

双自适应人工鱼群优化算法

徐建波¹, 戴月明¹, 严大虎²

(1 江南大学 物联网工程学院, 江苏 无锡 214122; 2 江南大学 人文学院, 江苏 无锡 214122)

摘 要: 针对人工鱼群算法在函数优化中存在易陷入局部最优、后期收敛速度过慢及寻优精度低等问题, 提出了双自适应人工鱼群优化算法。该算法结合基于冯诺依曼拓扑结构的高斯变异自适应人工鱼群算法和引入惯性权重的自适应人工鱼群算法, 在相同的自适应调整视野和步长方法下进行迭代寻优。同时引入人工鱼群交流机制, 更好地平衡了全局搜索与局部搜索之间的关系。仿真实验表明, 该算法有效地提高了寻优质量并且避免了人工鱼群出现早熟的现象。

关键词: 人工鱼群算法; 自适应; 高斯变异; 惯性权重; 交流机制

中图分类号: TP18

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2018)04-0053-05

Double Adaptive Artificial Fish Swarm Optimization Algorithm

XU Jian-bo¹, DAI Yue-ming¹, YAN Da-hu²

(1 Department of IOT Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;

2 Department of Humanities, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: The Artificial Fish Swarm Algorithm has some disadvantages such as falling into local optimum easily, slow convergence rate and low search accuracy. To solve these problems, this paper proposed a double adaptive artificial fish swarm optimization algorithm. Combining gauss mutation adaptive artificial fish swarm algorithm based on Von-neumann neighborhood and an adaptive artificial fish swarm algorithm with inertial weight, the algorithm uses same way that adapt visual and step adaptively to find the optimal solution. At the same time, the artificial fish swarm communication mechanism is introduced. This approach can keep balance between global exploration and local exploration. The simulation results show that the algorithm can effectively improve the quality of the search and avoid the phenomenon of precocious fish.

Key words: artificial fish swarm algorithm; adaptive; gauss mutation; inertia weight; communication mechanism

1 引言

人工鱼群算法 AFSA^[1] (Artificial Fish Swarm Algorithm, AFSA) 是一种智能的仿生优化算法。它具有较强的鲁棒性、优良的分布式计算机制、易于和其他方法结合等优点。该算法对初始值具有不敏感性并且收敛速度快、全局搜索性能好。近几年, AFSA 算法已经在应用中取得了较好的效果。

但 AFSA 算法存在易陷入局部极值、搜索精度

不高、收敛速度过慢以及算法在运行后期盲目性较大等缺点。对此许多学者提出了改进方法, 例如, 文献[2-3]中提出了采用自适应的方法来调整行为参数, 提高了寻优精度及收敛速度, 但此类方法易陷入局部最优, 不能增加人工鱼群的多样性。文献[4]中引入了高斯、柯西变异机制, 算法的收敛速度和最终的寻优精度都得到了一定的提高。文献[5] (Global Edition Artificial Fish Swarm Algorithm, GAFSA) 提出的全局版人工鱼群算法, 提高了运算速度。

结合以上的研究思路,本文提出了双自适应人工鱼群优化算法(Double adaptive artificial fish swarm optimization algorithm,DAFSA).

2 基本人工鱼群算法

2.1 相关定义

在一片水域中,鱼群较为密集的地方一般就是本水域中富含营养物质最多的地方,依据这一特点来模仿鱼群的觅食等行为,从而实现全局寻优.人工鱼个体的状态可表示为向量 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, 其中 $x_i (i = 1, \dots, n)$ 为欲寻优的变量;人工鱼当前所处位置的食物浓度表示为 $Y = f(\mathbf{X})$, 其中 Y 为目标函数值;人工鱼个体之间的距离表示为 $d_{ij} = \|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j\|$, visual 表示人工鱼的视野感知范围; step 表示人工鱼移动的最大步长; δ 为拥挤度因子.

2.2 行为描述

2.2.1 觅食行为

设人工鱼当前状态为 $\mathbf{X}_i$, 在其感知范围内随机选择状态 $\mathbf{X}_j$, 在求极小值问题中, 若 $Y_i > Y_j$, 则向 $\mathbf{X}_j$ 的方向前进一步; 反之, 则重新随机选择状态 $\mathbf{X}_j$, 判断是否满足前进条件; 这样反复尝试 try_number 次后, 如果仍不满足前进条件, 算法则执行缺省行为. 可以用式(1)表示.

$$\mathbf{X}_{i|next} = \mathbf{X}_i + \text{Rand}() \times \text{step} \times \frac{\mathbf{X}_j - \mathbf{X}_i}{\|\mathbf{X}_j - \mathbf{X}_i\|} \quad (1)$$

2.2.2 聚群行为

计算当前人工鱼邻域内(即 $d_{ij} < \text{visual}$) 的个体鱼的数目 n_f 及邻域内人工鱼群的中心位置 $\mathbf{X}_c$, 如果 $Y_c/n_f > \delta Y_i$, 则表示 $\mathbf{X}_c$ 处的食物浓度值 Y_c 较高, 且附近聚集的人工鱼较少, 此时满足人工鱼的移动条件, 故人工鱼向 $\mathbf{X}_c$ 的方向移动一步, 反之, 算法执行觅食行为. 可以用式(2)表示.

$$\mathbf{X}_{i|next} = \mathbf{X}_i + \text{Rand}() \times \text{step} \times \frac{\mathbf{X}_c - \mathbf{X}_i}{\|\mathbf{X}_c - \mathbf{X}_i\|} \quad (2)$$

2.2.3 追尾行为

探索当前邻域内(即 $d_{ij} < \text{visual}$) 食物浓度为最大值 $Y_{\max}$ 时的人工鱼 $\mathbf{X}_{\max}$, 如果 $Y_{\max}/n_f > \delta Y$, 则表明此时人工鱼 $\mathbf{X}_{\max}$ 处的周围不太拥挤, 故邻域内的人工鱼朝 $\mathbf{X}_{\max}$ 的方向前进一步; 否则算法执行觅食行为. 可以用式(3)表示.

$$\mathbf{X}_{i|next} = \mathbf{X}_i + \text{Rand}() \times \text{step} \times \frac{\mathbf{X}_{\max} - \mathbf{X}_i}{\|\mathbf{X}_{\max} - \mathbf{X}_i\|} \quad (3)$$

2.2.4 随机行为

随机行为的实现就是在视野中随机选择一个状态, 然后向该方向移动, 以避免陷入局部极值. 其实, 它是觅食行为的一个缺省行为. 可以用式(4)表示.

$$\mathbf{X}_{i|next} = \mathbf{X}_i + \text{Rand}() \times \text{visual} \quad (4)$$

3 双自适应人工鱼群优化算法

3.1 自适应人工鱼群算法

在基本的人工鱼群算法中, 人工鱼的视野范围和步长设定为常数, 这是两个非常重要的参数, 直接决定了寻优结果的精度. 根据文献[6]可知, 算法在寻优的不同时期, 对视野和步长的要求不同. 寻优前期需要较强的全局搜索能力, 后期则应该注重收敛的精度. 本文根据式(5)同时对两个改进的人工鱼群算法 VGAFA 和 WAAFA 的视野 Visual 和步长 Step 进行动态调整.

$$\begin{cases} \text{Visual} = \text{Visual} * a + \text{Visual}_{\min} \\ \text{Step} = \text{Step} * a + \text{Step}_{\min} \\ a = \exp(-30 * (t/T_{\max})) \end{cases} \quad (5)$$

式中, t 和 $T_{\max}$ 为当前迭代次数和最大迭代次数. 利用指数函数的性质, 视野和步长在迭代前期值较大, 可提高算法效率, 避免陷入局部最优; 随着迭代次数增加, 值逐渐减小, 以此达到提高寻优精度的目的.

3.2 基于冯诺依曼邻域结构的高斯变异自适应人工鱼群算法

人工鱼群算法通过邻域内的人工鱼不断地相互影响, 寻找最优解. 利用冯诺依曼的拓扑结构^[7]对邻域的结构重新定义, 这对人工鱼群算法的寻优质量将会产生重要的影响. 冯诺依曼拓扑结构中, 每个人工鱼的寻优结果只作用于其上、下、左、右的四个人工鱼, 这种结构保持了人工鱼的多样性, 一定程度上避免了人工鱼陷入早熟, 从整体来看, 收敛速度也得到了提高.

为进一步地避免早熟现象的出现, 在改进邻域结构的基础之上, 引入了高斯变异机制. 在每次迭代后, 按照一定比例 ζ 选取出本次迭代的最差的 $[N \cdot \zeta]$ 条人工鱼, 其中 N 为人工鱼群总数. 并对其执行式(6)的变异行为.

$$\mathbf{X}_{i|next} = \frac{\mathbf{X}_i + \mathbf{X}_{\text{best}}}{2} + N(0, 1) \times \left(\frac{\mathbf{X}_{\text{best}} - \mathbf{X}_i}{2} \right) \quad (6)$$

式中, $N(0, 1)$ 为服从高斯分布的随机数函数, $\mathbf{X}_{\text{best}}$ 为当前迭代的局部最优解. 在执行完式(6)的行为后, 取较优值更新鱼群, 以生成下次迭代的人工鱼群.

3.3 引入惯性权重的自适应人工鱼群算法

为了避免人工鱼群在寻优过程中陷入局部最优,加强鱼群的多样性,在自适应人工鱼群算法上引入了惯性权重^[8],以期优化鱼群的行为. 惯性权重 ω_i 如式(7)所示.

$$\begin{cases} \omega_i = 0.6 * \exp(-\alpha * (1 - P_r(t))) + 0.3 \\ i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (7)$$

式中, $\hat{\omega} = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n]$ 为惯性权重向量, α 为常量,本文取 $\alpha = 10$. $P_r(t)$ 为 Log-Linear 模型,如式(8)所示.

$$\begin{cases} P_r(t) = \frac{\sum_m \exp(h_m(t))}{\sum_t \sum_m (\exp(h_m(t)))} \\ h(t) = \frac{\sum_{i=1}^n |f(x_i) - f_{avg}^t|}{N * \max_{1 \leq j \leq N} (|f(x_i) - f_{avg}^t|)} \end{cases} \quad (8)$$

式中, f_{avg}^t 表示 t 次迭代后人工鱼群的平均优化值; $f(x_i)$ 表示当前人工鱼的优化值; $h_m(t)$ ($m = 1, 2, \dots, M$)为提高多样性的功能函数. 优化后的鱼群行为具体如下:

觅食行为:

$$\mathbf{X}_{i|next} = \omega_i \mathbf{X}_i + (1 - \omega_i) \text{Rand}() \times \text{step} \times \frac{X_j - X_i}{\|X_j - X_i\|} \quad (9)$$

聚群行为:

$$\mathbf{X}_{i|next} = \omega_i \mathbf{X}_i + (1 - \omega_i) \text{Rand}() \times \text{step} \times \frac{X_c - X_i}{\|X_c - X_i\|} \quad (10)$$

追尾行为:

$$\mathbf{X}_{i|next} = \omega_i \mathbf{X}_i + (1 - \omega_i) \text{Rand}() \times \text{step} \times \frac{X_{max} - X_i}{\|X_{max} - X_i\|} \quad (11)$$

3.4 人工鱼群交流机制

VGAFA 和 WAAFA 两个单独的人工鱼群通过自身不断的迭代更新进行寻优. 人工鱼群交流机制目的在于两个鱼群每次迭代结束后进行最佳优化值的比较,选取出最佳的一个值作为两个鱼群当前迭代的共同的全局最优值,这个最佳值作为 DAAFA 的当前迭代最优值保留下来,然后每个鱼群将此最优值和自身的历史最优值进行比较,继续各自的寻优过程. 人工鱼群交流机制能够有效地达到两个种群间信息交流,共同进化寻优的目的.

3.5 双自适应人工鱼群优化算法步骤

本文所提出的 DAAFA 算法流程如下所示.

步骤 1:随机初始化 VGAFA 和 WAAFA 人工鱼状态以及相关参数,为 VGAFA 中的每条人工鱼构建冯诺依曼结构;

步骤 2:根据式(5)计算视野和步长;

步骤 3:通过执行式(6)和优化邻域的人工鱼行为来更新 VGAFA 中的人工鱼;

步骤 4:通过执行改进后的人工鱼行为,即式(9)~(11)来更新 WAAFA 中的人工鱼;

步骤 5:人工鱼群进行交流,比较 VGAFA 算法和 WAAFA 算法本次迭代得到的全局最优值大小,选取最佳的一个值,作为两个鱼群当前迭代的共同的全局最优值,参与下一次的迭代;

步骤 6:判断终止条件,如果达到了最大迭代的次数,则结束算法,否则跳转步骤 2.

4 仿真实验分析

4.1 实验设计

为了验证本文提出的 DAAFA 算法寻优能力,选取了 10 个经典的测试函数,具体如下:

f_1 :sphere 为单峰函数,最优值为 0.

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2, x \in [-5.12, 5.12]$$

f_2 :step 为阶跃函数,最优值为 0.

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^n ([x_i + 0.5])^2,$$

$$x_i \in [-100, 100]$$

f_3 :rastrigin 是多峰函数,最优值为 0.

$$f_3(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10],$$

$$x_i \in [-5.12, 5.12]$$

f_4 :griewank 为多峰函数,最优值为 0.

$$f_4(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1,$$

$$x_i \in [-600, 600]$$

f_5 :ackely 为多峰函数,最优值为 0.

$$f_5(x) = -20 \exp\left[-0.2 \sqrt{\frac{1}{30} \sum_{i=1}^{30} x_i^2}\right] -$$

$$\exp\left[\sqrt{\frac{1}{30} \sum_{i=1}^{30} \cos 2\pi x_i}\right] + 20 + e,$$

$$x_i \in [-32, 32]$$

f_6 :schaffer 为多峰函数,最优值为 0.

$$f_6(x) =$$

$$\sum_{i=1}^{n-1} (x_i^2 + x_{i+1}^2)^{0.25} [\sin^2(50(x_i^2 + x_{i+1}^2)^{0.1}) + 1],$$

$x_i \in [-100,100]$

f_7 :ellipse 为单峰函数,最优值为 0.

$$f_7(x)=\sum_{i=1}^n10^{\frac{4(i-1)}{n-1}}x_i^2,x_i\in[-5,5]$$

f_8 :cigar 为单峰函数,最优值为 0.

$$f_8(x)=x_1^2+10^4\sum_{i=2}^nx_i^2,x_i\in[-5,5]$$

f_9 :tablet 为单峰函数,最优值为 0.

$$f_9=10^4x_1^2+\sum_{i=2}^nx_i^2,x_i\in[-5,5]$$

f_{10} :salmon 为多峰函数,最优值为 0.

$$f_{10}(x)=-\cos\left(2\pi\sqrt{\sum_{i=1}^nx_i^2}\right)+0.1\sqrt{\sum_{i=1}^nx_i^2}+1$$

$x_i\in[-100,100]$

为验证 DAAFSa 算法性能,将 DAAFSa 算法与 AFSA^[1]、IAFSa^[9]、MCAFSa^[10]、GAFSa^[5]进行了对比.

对比算法的相关参数设置分别参照对应的参考文献,本文提出的 DAAFSa 算法的相关参数设置为: $\delta=0.618$, $visual_{max}=range/4$, $step_{max}=visual_{max}/8$, $\alpha=10$, $visual_{min}=0.001$, $step_{min}=0.0002$,其中 range 为搜索的最大范围值.人工鱼群的总量为 100,最大迭代次数为 2000,个体鱼的维度设置为 30 维.每个测试函数独立运行 10 次.

4.2 实验结果及分析

通过实验得出为函数 $f_1\sim f_{10}$ 的测试结果数据如表 1~10 所示.

表 1 Sphere 函数测试数据表

测试函数	算法	最佳优化值	平均优化值	最差优化值	标准差
sphere	AFSA	3.20e+000	3.44e+000	3.74e+000	1.84e-001
	IAFSa	2.78e+001	3.97e+001	4.79e+001	6.41e+000
	MCAFSa	2.14e+001	3.41e+001	5.26e+001	1.05e+001
	GAFSa	9.96e-001	1.24e+000	1.35e+000	1.13e-001
	DAAFSa	3.48e-016	2.05e-015	7.31e-015	2.29e-015

表 2 Step 函数测试数据表

测试函数	算法	最佳优化值	平均优化值	最差优化值	标准差
step	AFSA	1.69e+004	2.46e+004	2.91e+004	3.29e+003
	IAFSa	1.48e+004	1.88e+004	2.24e+004	2.32e+003
	MCAFSa	1.65e+004	2.30e+004	2.66e+004	3.34e+003
	GAFSa	1.98e+004	2.40e+004	3.07e+004	3.31e+003
	DAAFSa	0.00e+000	0.00e+000	0.00e+000	0.00e+000

表 3 Rastrigin 函数测试数据表

测试函数	算法	最佳优化值	平均优化值	最差优化值	标准差
rasirigin	AFSA	2.06e+002	2.46e+002	2.66e+002	1.64e+001
	IAFSa	2.51e+002	2.90e+002	3.09e+002	1.65e+001
	MCAFSa	1.48e+002	1.95e+002	2.18e+002	2.26e+001
	GAFSa	1.13e+002	1.28e+002	1.42e+002	9.95e+000
	DAAFSa	9.24e-014	4.79e-013	1.79e-012	5.29e-013

表 4 Griewank 函数测试数据表

测试函数	算法	最佳优化值	平均优化值	最差优化值	标准差
griewank	AFSA	3.42e+002	4.75e+002	5.59e+002	6.63e+001
	IAFSa	1.39e+002	1.79e+002	2.12e+002	2.47e+001
	MCAFSa	5.97e+001	1.50e+002	2.18e+002	4.34e+001
	GAFSa	3.50e+002	5.31e+002	6.26e+002	7.97e+001
	DAAFSa	0.00e+000	1.11e-017	1.11e-016	3.51e-017

表 5 ackely 函数测试数据表

测试函数	算法	最佳优化值	平均优化值	最差优化值	标准差
ackely	AFSA	1.71e+001	1.84e+001	1.96e+001	8.56e-001
	IAFSa	1.79e+001	1.89e+001	1.97e+001	5.51e-001
	MCAFSa	1.81e+001	1.88e+001	1.93e+001	3.87e-001
	GAFSa	1.62e+000	1.80e+000	2.00e+000	1.30e-001
	DAAFSa	1.50e-005	2.77e-004	4.95e-004	2.12e-004

表 6 schaffer 函数测试数据表

测试函数	算法	最佳优化值	平均优化值	最差优化值	标准差
Schaffer	AFSA	2.17e+002	2.25e+002	2.35e+002	5.20e+000
	IAFSa	2.41e+002	2.69e+002	2.83e+002	1.17e+001
	MCAFSa	2.11e+002	2.35e+002	2.46e+002	1.11e+001
	GAFSa	1.76e+002	2.12e+002	2.26e+002	1.69e+001
	DAAFSa	3.84e-016	3.15e-015	7.46e-015	2.18e-015

表 7 ellipse 函数测试数据表

测试函数	算法	最佳优化值	平均优化值	最差优化值	标准差
Ellipse	AFSA	1.58e+003	1.88e+003	2.07e+003	1.88e+002
	IAFSa	6.28e+003	1.08e+004	1.49e+004	2.43e+003
	MCAFSa	3.32e+003	5.93e+003	8.55e+003	1.76e+003
	GAFSa	2.02e+002	3.59e+002	4.41e+002	7.25e+001
	DAAFSa	2.25e-016	2.17e-015	3.57e-015	1.10e-015

表 8 cigar 函数测试数据表

测试函数	算法	最佳优化值	平均优化值	最差优化值	标准差
Cigar	AFSA	2.51e+004	3.00e+004	3.50e+004	3.33e+003
	IAFSa	2.17e+005	3.33e+005	4.42e+005	6.23e+004
	MCAFSa	5.64e+004	2.87e+005	4.34e+005	1.43e+005
	GAFSa	1.06e+004	1.23e+004	1.44e+004	1.24e+003
	DAAFSa	3.48e-016	2.05e-015	7.31e-015	2.29e-015

表 9 tablet 函数测试数据表

测试函数	算法	最佳优化值	平均优化值	最差优化值	标准差
Tablet	AFSA	6.37e+001	7.39e+001	8.62e+001	7.40e+000
	IAFSA	1.33e+002	1.46e+002	1.58e+002	8.79e+000
	MCAFSA	1.05e+002	1.34e+002	1.60e+002	1.90e+001
	GAFA	4.41e-002	1.08e-001	1.82e-001	4.28e-002
	DAAFSA	1.97e-015	3.75e-015	5.80e-015	1.47e-015

表 10 salmon 函数测试数据表

测试函数	算法	最佳优化值	平均优化值	最差优化值	标准差
Salmon	AFSA	2.25e+001	2.43e+001	2.56e+001	1.04e+000
	IAFSA	1.62e+001	1.80e+001	1.97e+001	1.32e+000
	MCAFSA	1.87e+001	2.01e+001	2.22e+001	1.10e+000
	GAFA	3.50e+000	4.43e+000	5.70e+000	6.04e-001
	DAAFSA	2.59e-016	2.03e-015	4.91e-015	1.45e-015

由以上 10 张表可以看出,经过 10 个测试函数得出的结果,DAAFSA 算法的最佳优化值、平均优化值、最差优化值、标准差都明显优于其他 4 个对比算法.表 2 中 DAAFSA 的测试结果均为 0,这是由数字表示精度不足导致的.鉴于对维度的考虑,本算法测试了当人工鱼的维度为 15 维时,是否会对本文提出的 DAAFSA 算法的性能有所影响,实验结果如表 11 所示.

表 11 15 维测试数据表

函数\算法	AFSA	IAFSA	MCAFSA	GAFA	DAAFSA
sphere	3.60e-001	6.63e-001	6.54e-002	8.87e-003	1.20e-015
step	1.24e+003	5.57e+002	3.20e+002	2.95e+003	3.80e+000
rastrigin	7.07e+001	7.10e+001	5.07e+001	1.65e+001	3.11e-013
griewank	1.57e+002	5.22e+000	3.07e+000	2.07e+002	1.11e-017
ackely	2.11e+000	8.45e+000	1.24e+001	1.99e-001	1.70e-004
schaffer	9.58e+001	8.36e+001	8.94e+001	4.09e+001	1.63e-015
ellipse	2.09e+002	6.21e+002	4.10e+002	1.01e+001	1.07e-015
cigar	2.91e+003	3.79e+003	2.06e+002	7.94e+001	1.52e-015
tablet	1.69e+001	4.26e+001	4.09e+001	2.04e-004	1.20e-015
salmon	1.43e+001	5.13e+000	9.14e+000	1.23e+000	1.83e-015

表 11 中展示的结果是不同算法经过不同测试函数得出的平均优化值.由表 11 中的数据可得,DAAFSA 算法在不同维度的情况下,测试结果依然优于其他 4 个对比算法,算法寻优能力优势明显.由此可以看出,DAAFSA 算法跳出局部极值以及全局搜索能力得到明显加强,寻优精度显著提高,鲁棒性得到提升.

5 结束语

针对人工鱼群优化算法存在的易早熟,易陷入

局部最优等缺点,在协同进化的思想作用下,提出双自适应人工鱼群优化算法.将两个基于 AFSA 改进的算法,即 VGAFSA 算法和 WLAFA 算法同时进行寻优,并引入种群交流机制,使这两个算法相互影响、共同优化,以期达到增加算法全局性,改善解的质量的目的.仿真实验结果表明,DAAFSA 算法能够有效摆脱局部极值的束缚,对高维度的问题能够较好地求解,算法寻优能力以及寻优精度得到较大提高,鲁棒性更强.

参考文献:

[1] 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.

[2] 刘彦君,江铭炎.自适应视野和步长的改进人工鱼群算法[J].计算机工程与应用,2009,45(25):35-37,47.

[3] 陈广洲,汪家权,李传军,等.一种改进的人工鱼群算法及其应用[J].系统工程,2009,27(12):105-110.

[4] Yanbin G, Lianwu G, Tingjun W. Triaxial accelerometer error coefficients identification with a novel artificial fish swarm algorithm[J]. Journal of Sensors, 2015 (1):1-17.

[5] 王联国,洪毅,施秋红.全局版人工鱼群算法[J].系统仿真学报,2009,21(23):7483-7486,7502.

[6] 朱旭辉,倪志伟,程美英.变步长自适应的改进人工鱼群算法[J].计算机科学,2015,42(2):210-216,246.

[7] 王联国,洪毅.基于冯·诺依曼邻域结构的人工鱼群算法[J].控制理论与应用,2010,27(6):775-780.

[8] Zhehuang H, Yidong C. Log-Linear model based on behavior selection method for artificial fish swarm algorithm[J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2015(1):1-10.

[9] 王联国,洪毅,赵付青,等.一种改进的人工鱼群算法[J].计算机工程,2008,34(19):192-194.

[10] 廖孝勇,李尚键,孙康华,等.一种基于膜计算的改进人工鱼群算法[J].小型微型计算机系统,2014,35(5):1142-1146.

作者简介:

徐建波 男,(1993-),硕士研究生.研究方向为人工智能、数据挖掘. E-mail:18206191834@163.com.

戴月明 男,(1964-),硕士,副教授.研究方向为人工智能、软件工程.

严大虎 男,(1974-),副教授.研究方向为教育信息化、企业信息化.