

## 基于人工鱼的全局优化文化算法

柴玉梅<sup>1</sup>, 陈阳<sup>1</sup>, 苏金<sup>2</sup>, 明奇<sup>1</sup>

(1. 郑州大学 信息工程学院, 河南 郑州 450001; 2. 武汉大学 信息管理学院, 湖北 武汉 430072)

**摘要:** 针对基本人工鱼算法存在多样性缺失、搜索后期收敛速度较慢和搜索精度不高等不足, 以及传统文化算法的框架模式, 提出了基于人工鱼的全局优化文化算法。算法中首先人工鱼进行跳跃式全局搜索, 当搜索过程较慢或处于停滞状态时, 采用高斯变异算子对最优值进行变异, 然后让人工鱼继续在全最优值的周围搜索, 可使结果精度更高。通过典型的基准测试函数和应用实例表明该算法收敛速度快、精度高, 可有效用于全局优化问题的解决。

**关键词:** 文化算法; 人工鱼算法; 局部搜索; 全局优化

**中图分类号:** TP181

**文献标识码:** A

### 0 引言

全局优化问题的解决主要有确定法和随机法。确定法包括非凸二次规划、一般凹极小化、网络优化、利普希茨优化和 D. C. 规划等传统的数学方法<sup>[1]</sup>, 这类方法的优化结果常常依赖于初始值的选取和具体的数学模型。随机法则包括近年来提出的各种仿生进化算法, 如遗传算法(GA)、微粒群算法(PSO)、文化算法(CA)和人工鱼算法(AFSA), 具有应用范围广、操作简单、稳定性强和不依赖于函数的具体形态等优点, 但也存在收敛较慢、多样性缺失及搜索后期滞后性导致精确度不高等不足<sup>[2]</sup>, 这些缺陷在有多多个局部极值的多态模型中表现尤为突出。

人工鱼算法<sup>[3]</sup>是李晓磊等人于2002年基于对鱼群行为研究而提出的一种寻优模式, 在解决实际优化问题时具有对初始值和参数的选择不敏感、稳定性强、简单、容易操作等优点。目前已经广泛应用于工程优化问题中<sup>[4]</sup>, 但仍然具有进化算法所固有的缺点。近年来混合算法已成为有效解决全局优化问题的一个重要趋势<sup>[1-2,5]</sup>。根据文化算法和人工鱼算法各自的特点, 笔者将 AFSA 结合一种全局探索策略嵌入到文化算法的种群空间, 提出了基于人工鱼的全局优化文化算法(AF-CA)。

### 1 文化算法

文化算法<sup>[6]</sup>是 Reynolds 提出的一个基于知识的进化模型, 包括种群空间、信念空间以及说明这两空间如何联系的协议。基本框架如图1所示。可以看出, 文化算法是一个双重进化体系, 微观层种群空间的知识通过接受操作传递到信念空间, 信念空间则根据一定行为规则进行比较优化形成种群经验, 这些种群经验经过更新操作后又反过来影响新一代种群的产生, 以指导种群空间得到更高的进化。从计算模型上来看, 种群空间支持任何基于群体的进化模型<sup>[3]</sup>, 如 GA、EP、EC 和近年来提出的 PSO 等。

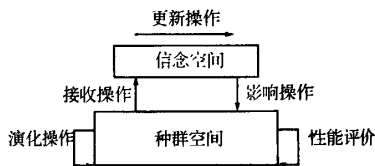


图1 CA的框架

Fig.1 The framework of CA

### 2 AF-CA 算法

#### 2.1 算法的主要思想

AF-CA 算法用基本的 AFSA 实现人工鱼感

收稿日期:2009-03-25; 修订日期:2010-05-27

基金项目:河南省自然科学基金资助项目(2009A520025)

作者简介:柴玉梅(1964-), 女, 河南郑州人, 郑州大学副教授, 硕士, 主要从事人工智能、自然语言处理等研究工作, E-mail:ieymchai@zzu.edu.cn.

知范围的局部寻优,再结合一种简单的全局跳跃策略进行全局搜索。为了成功脱离局部最优移向有希望解域,人工鱼群需要在信念空间中进行知识的共享,这些知识包括:最优解的位置、移动步长和有希望解域。虽然所有的人工鱼都向信念空间中贡献自己的知识,但是只有最优的人工鱼才能成为其余人工鱼学习的榜样。

针对基本人工鱼算法初期具有较快的收敛性,后期却往往收敛较慢的不足<sup>[4,7]</sup>,笔者受模拟退火算法<sup>[7]</sup>(SA)的启发引入全局退火温度 $T$ ,AF-CA算法运行初期人工鱼种群根据全局移动的随机性进行广泛的全局寻优,保证了搜索结果的多样性,随着 $T$ 的逐渐降低,算法后期则根据全局移动的方向性实现快速向最优值收敛。当搜索过程较慢或处于停滞状态时,笔者采用将搜索到的最优值进行高斯变异 $G(\min x_i, \delta)$ <sup>[8]</sup>( $\min x_i$ 表示第 $i$ 个变量的最优位置),然后让人工鱼在最优值的周围继续搜索,使搜索的结果更为精确。

目前各种文化算法<sup>[5-6]</sup>仅限在对较优解进化的基础上,AF-CA新增了通过演化个体的行为即人工鱼的步长来发现较优解,文献[9]表明显性信息比基因进化速度更快,甚至能主导整个进化过程。笔者将表型(Phenotype)进化和基因型(Genotype)进化充分结合从而能更快更好地促进较优解的产生。

## 2.2 算法的设计

### 2.2.1 种群空间和信念空间的定义及初始化

种群空间中每条人工鱼 $X$ 的定义为 $\langle x, x', \Delta, e \rangle$ ,初始位置 $x$ 随机分布于种群空间, $x'$ 为人工鱼上次所在位置, $\Delta$ 为人工鱼的步长, $e$ 为人工鱼移动方向。

信念空间定义为 $B = \langle E, N \rangle$ ,其中 $E$ 表示形势化知识, $N$ 表示规范化知识。根据初始种群中适应值的优劣,形势化知识 $E$ 初始化为种群中前30%个最优个体(本文的最优化均指最小化)。对于变量 $i$ ,规范化知识 $N_i = \langle NX_i, NS_i \rangle$ , $NX_i$ 和 $NS_i$ 分别表示 $E$ 中有希望解域和移动步长的范围, $NX_i = \langle I_i, L_i, U_i \rangle$ ,其中 $I_i = [l_i, u_i] = \{x | l_i \leq x \leq u_i, x \in R\}$ , $l_i$ 和 $u_i$ 分别是变量 $i$ 的最小值和最大值, $L_i = \min(f(x_i))$ , $U_i = \max(f(x_i))$ , $f(x_i)$ 是变量 $i$ 的适应值, $NS_i = \langle 0, \min(I_i)/t \rangle$ , $i = 1, \dots, n$ , $n$ 是变量的个数, $t$ 是人工鱼在视野范围内局部搜索的次数。

### 2.2.2 基于人工鱼的跳跃式全局搜索

对每一条人工鱼 $X$ 执行以下步骤。

(1)局部搜索:人工鱼 $X$ 进行 $t$ 次寻优找到局部较优解 $x^*$ 。如果人工鱼 $X$ 没有跳出它原来的感知范围,则随机从 $E$ 里选择一个较大的步长 $\lambda$ 作为其自身步长的榜样:

$$\Delta = \lambda + N(0, 1) \cdot \max(|\lambda - l|, |u - \lambda|) \quad (1)$$

其中, $l, u$ 分别是步长 $NS$ 的上限和下限。

如果人工鱼 $X$ 局部较优解 $x^*$ 的适应值优于 $E$ 中的某一个,那么 $X$ 的步长更新为:

$$\Delta = \sqrt{\sum_{j=1}^n (x'_j - x_j^*)^2} \quad (2)$$

其中, $n$ 为变量的数目。

同时记录 $x^*$ ,并用其适应值 $f(x^*)$ 及移动步长 $\Delta$ 替换 $E$ 中最差解。

(2)确定人工鱼 $X$ 全局移动的方向:令 $p = \exp(-1/T)$ ,如果 $N(0, 1) < p$ ,其移动方向是随机的;否则, $X$ 移向已知的方向,即用轮盘赌算法从形势化知识 $E$ 中选择一个位置 $x$ ,从 $x^*$ 到 $x$ 的方向作为 $X$ 的移动方向。

(3)全局搜索:用已经获得的步长 $\Delta$ 和方向 $e$ 进行一次全局跳跃。

$$x'_i = x_i + \Delta \cdot e_i, i = 1, \dots, n \quad (3)$$

### 2.2.3 基于高斯变异与文化变异的影响操作

(1)对变量的影响:①如果连续两代最优值无变化或无明显变化(相差小于等于 $10^{-6}$ )时,说明搜索过程较慢或处于停滞状态,此时将最优位置进行高斯变异。具体变异如下<sup>[8]</sup>:

$$x'_{j,i} = \min x_i + \delta \left( \sum_{i=1}^{12} r_i - 6 \right) \quad (4)$$

式中: $\min x_i$ 表示第 $t$ 代人工鱼第 $i$ 个变量的最优值; $\delta$ 取值0.1。

文献[8]已经证明高斯变异具有较好的局部搜索能力,对大量局部极小点的优化问题,能够高效、高精度地找到全局极小点,同时也大大提高算法的稳定性。

②否则,影响函数如下:

$$x'_{j,i} = \begin{cases} x'_{j,i} + 10^{-2} \times |(u'_i - l'_i) \times N(0, 1)|, & x'_{j,i} < l'_i \\ x'_{j,i} + 10^{-2} \times |(u'_i - l'_i) \times N(0, 1)|, & x'_{j,i} > u'_i \\ x'_{j,i} + 10^{-2} \times |(u'_i - l'_i) \times N(0, 1)|, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中, $x'_{j,i}$ 表示第 $t$ 代第 $j$ 个人工鱼的第 $i$ 个变量值; $u'_i$ 和 $l'_i$ 分别表示第 $t$ 代变量 $i$ 的上下限。

为了使变异的幅度不至过快,在传统文化算法的影响度基础上均乘以 $10^{-2}$ 。

(2)对步长的影响。人工鱼步长在每代进化后都会随之变小,从而提高人工鱼的搜索精度。

$$\Delta^{t+1} = \Delta^t - 10^{-2} \times N(0,1) \times |\Delta^t - \lambda| \quad (6)$$

式中,  $\lambda$  为第  $t$  代  $E$  中最优步长。

### 2.3 AF-CA 的算法描述

AF-CA 的伪代码如下:

```
{m = 1; // m 为迭代次数
Iniration(PC(Nc, Np))'; // 初始化群体空间
Iniration(B'); // 初始化信念空间
// 全局搜索. 每条人工鱼都按 AFSA 算法进行 d
// 次局部寻优, 找到的最优解为  $x^*$ .
Global search;
For i = 1 : N // N 为人工鱼的数量
{if (|| $x^* - x$ || < Visual)  $\Delta = \text{sqrt}(x'_i, x_i^*)$ ;
if ( $f(x^*) < f(x)$ )
{max(x) = x;  $f(x) = f(\text{max}(x))$ ; }
if ( $N(0,1) < \exp(-1/T)$ ) // 选择全局移动方向
 $e_i = (x'_i - x_i) / \text{sqrt}(x'_i, x_i)$ ; //  $x'_i$  为随机位置
else  $x'_i = \text{roulette selection}(x)$ 
 $e_i = (x'_i - x_i) / \text{sqrt}(x'_i, x_i)$ ; }
 $x_i = x_i + \Delta \cdot e_i$ ; // 人工鱼进行全局跳跃}
// 更新操作,  $N_x, N'$  分别表示人工鱼 X 和第 t
// 代人工鱼的规范化知识
if ( $N_x < \min(N')$ )  $\min(N') = N_x$ ;
else if ( $N_x > \max(N')$ )  $\max(N') = N_x$ ;
else if ( $N_x > \max(N')$ )  $\max(N') = N_x$ ;
// 影响新一代种群的产生
influence(P[Nc, Np])';
// 从 2Np 个人工鱼中选取较优的 Nc 个人工鱼作
// 为下一代种群, 公告板记录人工鱼的最优解
select(P[Nc, 2Np])';
// 判断算法是否结束
if (m < MaxIteration)
{m = m + 1;
T = T ·  $\beta$ ;
goto Global search; }
else end; }
```

### 3 算法仿真结果

通过 6 个基准函数和一个实例分别对算法的收敛速度和全局搜索性能进行验证. 为了和文献[7, 4] 进行比较, 本文参数设置如下: 迭代次数 MaxIteration 为 40 (仅针对实验 1), 人工鱼个数  $N = 50$ , 拥挤度因子  $\rho = 11.09$ , 觅食次数 = 10, 全局退火温度  $T = 50$ , 退火速率  $\beta = 0.832$ , 局部搜索次数  $t = 3$ , 对于函数  $f_2$  的人工鱼视野 Visual = 200, 人工鱼步长 Step = 100; 对于函数  $f_3$  和  $f_4$  的人工鱼视野

Visual = 20, 人工鱼步长 Step = 10; 其余函数的人工鱼视野 Visual = 2.85, 人工鱼步长 Step = 1.5.

在高斯变异阶段, 在试验中如果控制变异偏移量  $\eta$  取值太小, 人工鱼将很可能陷入局部极值, 搜索过程也将过早处于停滞状态; 反之, 则高斯变异的效果不明显, 变异将失去意义. 结果表明的合适取值为 0.01.

#### 3.1 基准测试函数

将 6 个基准函数分为两组进行实验, 实验 1 是针对函数  $f_1, f_2, f_3$  连续运行 10 次所得函数全局最小值的平均值做的分析, 如图 2 所示. 为了便于比较, 每幅图的纵坐标均采用平均最优值对数的相反数来表示, 其中  $F(x)$  表示为平均最优值,  $m$  表示为迭代次数. 表 1 列出了 AF-CA 与基本 AFSA 和文献[7] SA-AFSA 算法进行比较的结果. 实验 2 是本文算法对被测函数  $f_4, f_5, f_6$  连续运行若干次所得最小值的平均值以及最小迭代次数, 与基本 AFSA 和文献[4] AAFSA-Powell 全局优化算法进行比较, 结果见表 2.

表 1 3 种算法分别运行 10 次的平均最小值  
Tab. 1 The mean best of the three algorithms  
for running 10 times

函数	基本 AFSA	文献[7]	AF-CA
$f_1(x)$	0.007 863 5	$7e-10$	$7.126 1e-12$
$f_2(x)$	0.008 694 2	$2.756e-7$	$5.68e-08$
$f_3(x)$	0.009 7	—	$8.41e-05$

$f_1(x_1, x_2) = x_1^2 + x_2^2 - 10[\cos(2\pi x_1) + \cos(2\pi x_2)] + 20$ ,  $-5.12 \leq x_1, x_2 \leq 5.12$ , 取最小值的点和最小值分别是:  $f_1(x_1, x_2)_{\min} = f_1(0, 0) = 0$ .

$f_2(x_1, x_2) = 1/4 000(x_1^2 + x_2^2) - \cos(x_1) \cos(x_2/\sqrt{2}) + 1$ ,  $-600 \leq x_1, x_2 \leq 600$ . 取最小值的点和最小值分别是:  $f_2(x_1, x_2)_{\min} = f_2(0, 0) = 0$ .

$f_3(x_1, x_2) = 0.5 + \frac{\sin^2 \sqrt{x_1^2 + x_2^2} - 0.5}{[1 + 10^{-3} \times (x_1^2 + x_2^2)]^2}$ ,  $-100 \leq x_1, x_2 \leq 100$ . 取最小值的点和最小值分别是:  $f_3(x_1, x_2)_{\min} = f_3(0, 0) = 0$ .

$f_4(x_1, x_2) = 4 + 4.5x_1 - 4x_2 + x_1^2 + 2x_2^2 - 2x_1x_2 + x_1^4 - 2x_1^2x_2$ ,  $-100 < x_1, x_2 < 100$ . 最小值是:  $f_4(x_1, x_2)_{\min} = -0.513$ .

$f_5(x_1, x_2) = -(4x_1^2 - 2.1x_2^2 - 0.4\cos(3\pi x_1) - 0.6\cos(4\pi x_2))$ ,  $-5 < x_1, x_2 < 5$ . 最小值是:  $f_5(x_1, x_2)_{\min} = -1.031 628$ .

$f_6(x_1, x_2) = 10^3[(x_1 - 1)^2 + (x_2 - 2)^2] + 1$ ,  $-2.08 \leq x_1, x_2 \leq 2.08$ . 最小值是:  $f_6(x_1, x_2)_{\min} = 1$ .

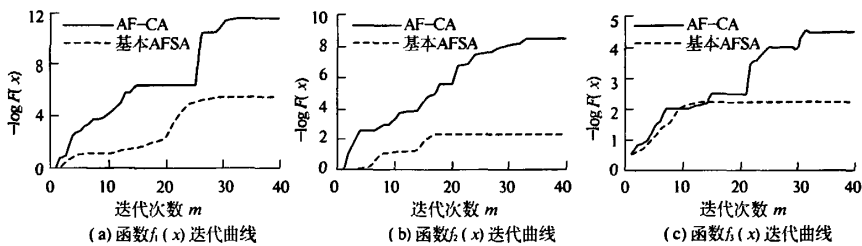


图 2 前 3 个函数的  $F(x)$  进化曲线

Fig. 2 The evolution curve of average minimum for the three functions

表 2 3 种算法平均迭代次数比较

测试函数	基本 AFSA		文献[4] (AAFSA - Powell)		AF - CA	
	平均迭代数	平均最优值	平均迭代数	平均最优值	平均迭代数	平均最优值
$f_4(x)$	178	-0.513 392 495 513 33	18	-0.513 403 000 000 00	16	-0.513 400 209 653 70
$f_5(x)$	259	-1.031 627 904 091 95	49	-1.031 628 300 000 00	39	-1.031 628 110 298 81
$f_6(x)$	1 603	1.000 002 874 329 04	279	1.000 000 000 000 00	56	1.000 000 005 659 13

通过图 2 可以看出,AF - CA 不仅在算法初期能快速收敛,而且在精确度上都较基本 AFSA 有明显提高.特别是图 2 (c), $f_3$  是具有强烈震荡的多峰函数,在大量试验过程中,AF - CA 即使陷入局部较优解 0.009 7,也可以快速跳出从而找到全局较优解.

另外我们发现 AF - CA 对 $f_4(x)$ 和 $f_5(x)$ 无论在收敛速度还是在求解精确度上均优于文献[4, 7]和基本的 AFSA.对于 $f_6(x)$ 虽然没有达到精确的值,可是结果比基本的 AFSA 还是优了 3 个数量级,达到了理论最优值,但是 AF - CA 的平均迭代次数却比基本的 AFSA 减少了 1 547 次.

3.2 实例应用

笔者引用了文献[1]中的实际生活问题来证明 AF - CA 的有效性.文献[1]采用 DE - PSO 算法计算煤气设施的最优容积,优化模型描述如下:  
 $f(x_1, x_2)_{\min} = 61.8 + 5.72x_1 + 0.262\,3[(40 - x_1) \cdot$

$$\ln(\frac{x_2}{200})]^{-0.85} + 0.087(40 - x_1) \ln(\frac{x_2}{200}) + 700.23x_2^{-0.75}.$$

约束条件: $17.5 \leq x_1 \leq 40, 300 \leq x_2 \leq 600$ .

文献[1]的算法和 AF - CA 算法结果比较如表 3 所示.

表 3 实例应用比较

测试结果	文献[1] (DE - PSO)	AF - CA
最优解点	(17.5, 600)	(17.5, 600)
最优解	169.844 0	169.843 8
平均迭代次数	9.9	7.8

从表 3 来看,本文算法和文献[1]算法虽然找到了相同的最优解点(17.5, 600),可是无论在最优解的精度还是进化迭代次数上均优于文献[1].

4 结论

针对人工鱼算法的不足以及传统文化算法的特点,提出了基于人工鱼的全局优化文化算法,主要用于全局优化问题的求解.算法中利用模拟退火中全局温度的控制实现了算法初期搜索种群的多样性和后期全局搜索的方向性,另外笔者也尝试采用显性信息和基因共同进化指导最优解的搜索,仿真结果表明,AF - CA 能快速收敛,全局搜索能力也较强,在求解全局优化问题上具有一定的可行性.目前仅针对无约束的优化,以后的研究方向还可拓展应用到约束优化范围.

参考文献:

[1] PANT M, THANGARAJ R, GROSAN C, et al. Hybrid differential evolution - Particle Swarm Optimization algorithm for solving global optimization problems [C]//Intelligent Systems Design and Applications, Brazil. Berlin: Springer Verlag, 2007; 285 - 289.

[2] RADHA T, MILLIE P, AJIH A, et al. Hybrid evolutionary algorithm for solving global optimization problems [C]//Proceedings of the 4th International Conference on Hybrid Artificial Intelligence Systems, Spain, Belin: Springer Verlag, 2009; 310 - 318.

[3] 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.

- [4] 黄华娟,周永权. 求解全局优化问题的混合人工鱼群算法[J]. 计算机应用, 2008, 28(12): 3062 - 3065.
- [5] CHEN C H, LIU Y C, LIN C J, et al. A hybrid of cooperative particle swarm optimization and cultural algorithm for neural fuzzy networks[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part C, 2009, 39(1): 238 - 245.
- [6] REYNOLDS R G. An introduction to cultural algorithm[C]//Proceedings of the 3rd Annual Conference on Evolutionary Programming, California. Washington: IEEE Press, 1994: 131 - 139.
- [7] 张梅凤,邵诚,甘勇,等. 基于变异算子与模拟退火混合的人工鱼群优化算法[J]. 电子学报, 2006, 34(8): 1381 - 1385.
- [8] 谢祥云. 序种群引论[M]. 北京: 科学出版社, 2001: 314 - 316.
- [9] LUMSDEN C J, WILSON E O. Genes, Mind and Culture[M]. Cambridge: Harvard University Press, 1981: 208 - 209.

## Cultural Algorithm based on Artificial Fish for Global Optimization

CHAI Yu - mei<sup>1</sup>, CHEN Yang<sup>1</sup>, SU Jin<sup>2</sup>, MING Qi<sup>1</sup>

(1. School of Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 2. School of Information Management, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

**Abstract:** Aiming at the shortcomings of artificial fish algorithm and the traditional framework of cultural algorithm, we propose a Cultural Algorithm based on Artificial Fish (AF - CA). Firstly artificial fish jumps for global search in this algorithm. When the search process is slow or in stagnant state, we employ gaussian mutation operator on the optimal value. Experimental results show that the algorithm is superior to basic AFSA and similar algorithms in quality and efficiency.

**Key words:** cultural algorithm; artificial fish swarm algorithm; local search; global optimization

(上接第 105 页)

- [10] 金焯,马小骏,樊隽. NS 仿真器中多路径路由选择机制的实现及仿真研究[J]. 计算机应用, 2002, 22(10): 64 - 66.
- [11] 何伟,薛素静,孔梦荣. 一种实用的 P2P 文件共享系统访问控制框架[J]. 郑州大学学报:工学版, 2006, 27(3): 93 - 97.
- [12] 郭磊,王斌强,陈庶樵. 一种面向关键节点的多路径路由算[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(26): 119 - 121.

## Multi - paths Routing Algorithm based on Hotlinks

SONG Jia - you<sup>1</sup>, ZHAO Dan - dan<sup>1,2</sup>, CHENG Dong - nian<sup>2</sup>, SU Jin<sup>3</sup>, MENG Hai - cheng<sup>1</sup>

(1. School of Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 2. National Digital Switching System Engineering & Technological Search Center, Zhengzhou 450002, China; 3. School of Information Management, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

**Abstract:** A new multi - paths routing algorithm has been proposed, which solves the problem of congestion caused by overload of links and provides a better environment compared with the traditional technology. This method will call the routing mechanism when the links appear overloads, and transmit the data by changing to another path or sending it in parallel. Simulation results show that the algorithm can improve the throughput, decrease the packet loss ratio, and achieve a new network load balance finally.

**Key words:** hot links; multi - path; route; congestion control