

自适应柯西变异人工鱼群算法及其应用

曲良东,何登旭

(广西民族大学 数学与计算机科学学院, 广西 南宁 530006)

摘 要: 利用鱼群搜到的信息和柯西分布的特点,提出一种自适应柯西变异人工鱼群算法,该算法克服了人工鱼漫无目的随机游动或在非全局极值点的大量聚集,显著提高了求解质量和运行效率.通过函数测试、理论分析和实例应用,表明该算法是可行的和有效的.

关键词: 人工鱼群算法;柯西变异;应用

中图分类号: TP18

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2010)10-0074-05

Artificial Fish-school Algorithm Based on Adaptive Cauchy Mutation and Its Applications

QU Liang-dong, HE Deng-xu

(College of Mathematics and Computer Science, Guangxi University for Nationalities, Nanning 530006, China)

Abstract: This paper presents an artificial fish-school algorithm based on adaptive Cauchy mutation. By adding best fish so far and Cauchy mutation operator to artificial fish school algorithm(AFSA) in evolution process, the ability of AFSA to break away from artificial fish stochastic moving without a definite purpose or heavy getting together round the local optimum solution is greatly improved. The proposed algorithm can greatly improve the ability of seeking the global excellent result, convergence property and accuracy. Several computer simulation results and theories show that the algorithm is significantly superior to basic AFSA.

Key words: artificial fish school algorithm; Cauchy mutation; application

1 引言

人工鱼群算法^[1-3] (Artificial Fish-school Algorithm, AFSA)是李晓磊等在前人对群体智能行为研究的基础上提出的一种新型仿生优化算法,它具备并行处理能力和全局搜索能力等方面的特点,已应用到用户检测器设计、优化神经网络等中.

基本 AFSA 虽然具有把握搜索方向和在一定程度上避免陷入局部极值的特性,但当一部分人工鱼处于漫无目的地随机移动或人工鱼在非全局极值点出现较严重聚集情况时,收敛速度将大大减慢,甚至也会陷入局部极值,搜索性能劣化;得到的是满意解,精度不高.

文献[2]给出了一种改进方法,但也有缺憾:变异采用随机初始化,没有很好利用当前人工鱼已搜到的状态信息;模拟退火串行搜索,优化过程长,效率低且参数多.

为此本文在基本 AFSA 中引入自适应柯西变异算子使人工鱼能有效摆脱局部极值的束缚,同时也能加快搜索速度,使算法最终快速收敛于全局极值,且得到高精度的解.

2 AFSA 和柯西变异

2.1 AFSA

在一片水域中,鱼往往能自行或尾随其他鱼找到营养物质多的地方,因而鱼生存数目最多的地方

一般就是本水域中营养物质最多的地方.人工鱼群算法根据这一特点,通过构造人工鱼来模仿鱼群的觅食、聚群、追尾及随机行为,从而实现寻优.

(1) 觅食行为:假定人工鱼当前状态为 X_i ,在其视野范围内随机选择一个状态 X_j ,当该状态的食物浓度大于当前状态时,则向该方向前进;反之,则重新随机选择状态 X_j ,判断是否满足前进条件;反复 Try _ number 次后,如果仍不满足前进条件,则随机移动一步.

(2) 聚群行为:设人工鱼当前状态为 X_i ,其视野范围内的伙伴中心位置为 X_c ,如果中心位置的食物浓度大于当前状态的食物浓度,且不太拥挤,则人工鱼向 X_c 位置前进;否则执行觅食行为.

(3) 追尾行为:设人工鱼当前状态为 X_i ,探索其视野范围内最优的一个伙伴 $X_{\max}$,如果其视野范围内的伙伴不太拥挤,且 $X_{\max}$ 位置的食物浓度又大于当前状态的食物浓度,则人工鱼向 $X_{\max}$ 位置前进;否则执行觅食行为.

(4) 随机行为:设人工鱼当前状态为 X_i ,在视野范围内随机选择一个状态 X_j ,目的就是想扩大搜索范围.

(5) 移动策略:对人工鱼当前所处的环境进行评价,即模拟聚群、追尾行为,然后选择食物浓度值较高的行为来执行,缺省行为为觅食行为.

(6) 约束行为:在寻优过程中,由于聚群行为、随机行为等操作,可能出现不是可行解的情况,这时需要加入相应的约束条件来调整.

(7) 公告板:用于记录历史最优鱼的状态和最优值.

2.2 柯西变异

2.2.1 柯西分布

柯西分布^[4]是概率论与数理统计中的一类常见分布,一维柯西分布概率密度函数为

$$f(x) = \frac{1}{\pi} \cdot \frac{t}{t + x^2}, -\infty < x < +\infty$$

当 $t = 1$ 时,称为标准柯西分布.图1是标准柯西和标准高斯分布概率密度函数曲线.

由图1可见柯西分布在原点处的峰值比高斯分布小,而两端长扁形状趋近于零的速度比高斯分布慢,如果在基本 AFSA 中对人工鱼状态采用柯西变异,它的扰动能力就比高斯变异能力强,人工鱼就更有可能会跳出局部极值,又能充分利用当前人工鱼搜到的状态信息,避免随机初始化的盲目性,提高搜索速度.

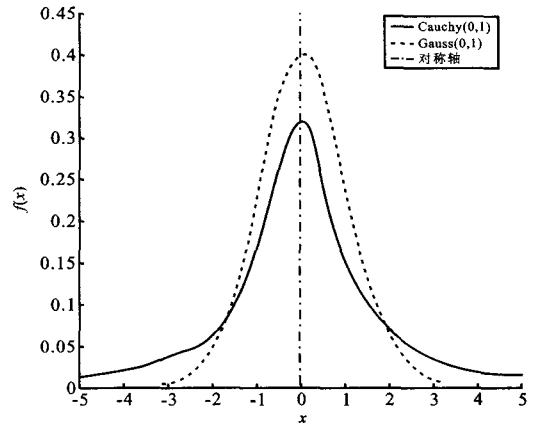


图1 标准柯西、高斯分布概率密度函数曲线

本文对人工鱼的状态 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ 进行自适应变异,定义如下:

$$X'_i = X_i + X_i * \text{Cauchy}(0,1) \quad (1)$$

式中, $\text{Cauchy}(0,1)$ 为标准柯西分布.

2.2.2 柯西分布随机数生成器

设 ξ 是 $[0,1]$ 上的服从均匀分布的随机变量,由随机变量生成函数定理^[4], $\text{Cauchy}(0,1)$ 的柯西分布的随机变量生成函数为 $\eta = \tan[(\xi - 0.5)\pi]$.

3 自适应柯西变异 AFSA(ACMAFSA)

ACMAFSA 的基本思想是当人工鱼陷入局部极值时,利用柯西分布的特点和公告板的信息,用历史最优鱼(即公告板中的最优鱼)替换当前种群中的最差鱼得到中间种群,对中间种群的人工鱼进行柯西变异来增加鱼群的多样性,有利于人工鱼跳出局部极值进行全局搜索,同时也提高了搜索速度.

在算法迭代过程中,种群迭代后将种群中最优鱼的状态的函数值与公告板进行比较,如果优于公告板,则取代公告板状态.当公告板在连续两次迭代过程中没有改变或变化极小时,此时看作鱼群搜优停滞,则启用柯西变异操作,称为自适应柯西变异.算法流程如下所示.

Step1 鱼群初始化:在可行域内随机生成 Np 条人工鱼,形成初始鱼群.

Step2 公告板赋初值:计算初始鱼群各人工鱼当前状态的函数值 y ,取 y 为最小值者进入公告板,并将此鱼位置状态也赋值给公告板.判断最优值是否达到了满意的误差界内 ($< \epsilon$),若满足,则执行 Step8,否则执行 Step3.

Step3 行为选择:各人工鱼分别模拟聚群行为和追尾行为,评价行动后的值,选择 y 值较小的行

为实际执行,缺省行为为觅食行为。

Step4 公告板更新:鱼群迭代后,如果鱼群最优鱼状态的 y 优于公告板的 y ,则更新公告板。

Step5 变异条件判断:若公告板的 y 值在连续两次迭代过程没有改变或变化极小($< \eta$),则执行 Step6;否则执行 Step7。

Step6 变异操作:用历史最优鱼替换当前群体的最差鱼形成中间种群,对中间种群的人工鱼按式(1)变异,计算变异后各状态的函数值与公告板比较,若优,则更新公告板。

Step7 终止条件判断:判断是否已达到预置的最大迭代次数 MaxIteration 或判断最优值是否达到了满意的误差界内($< \epsilon$),若不满足,执行 Step3,进行下一代鱼群优化过程;否则执行 Step8。

Step8 算法终止:输出最优解(即公告板中人工鱼状态和函数值)。

4 ACMAFSA 性能分析

4.1 实验仿真分析

为了检验本文提出的 ACMAFSA 性能,选取两

个典型的测试函数^[5-7]进行仿真实验。以下仿真均在 Matlab7.0 环境下运行。

(1) $f_1 = 0.5 + \frac{\sin^2 \sqrt{x_1^2 + x_2^2} - 0.5}{[1.0 + 0.001 * (x_1^2 + x_2^2)]^2}$,
 $-100 \leq x_1, x_2 \leq 100$

SchafferF6 函数,具有强烈振荡的二维多峰函数,在(0,0)处,有最小值 0。

(2) $f_2 = \frac{1}{4\,000} \sum_{i=1}^{30} x_i^2 - \prod_{i=1}^5 \cos \frac{x_i}{\sqrt{i}} + 1$, $-600 \leq x_i \leq 600$

Griewank 函数,高维多峰函数,在(0, ..., 0)处,有最小值 0。

对上述函数测试,参数设置如下: $Np = 100$, $Try_number = 30$, $\delta = 0.618$, $\eta = 10^{-4}$, $MaxIteration = 300$, f_1 、 f_3 的 $Visual = 1$, $Step = 0.05$ 。

为了消除随机干扰,我们对每个函数都随机生成 20 个初始鱼群分别用 AFSA 与 ACMAFSA 各自运行一遍,每次实验迭代 300 代。统计数据如表 1 所示。

表 1 两种算法运行 20 次的结果比较

函数	理论优值	算法	达到理论优值率	20 次求得的最优值的平均值	20 次求得的最优值的标准差
f_1	0	AFSA	0/20	0.111 295 499 106 11	0.078 401 929 657 71
		ACMAFSA	20/20	0	0
f_2	0	AFSA	0/20	0.148 401 127 391 71	0.119 720 885 719 26
		ACMAFSA	20/20	0	0

图 2、3 是上述两个函数用两种算法各运行 20 次求得的最优值平均值的常用对数随迭代次数变化的进化曲线。

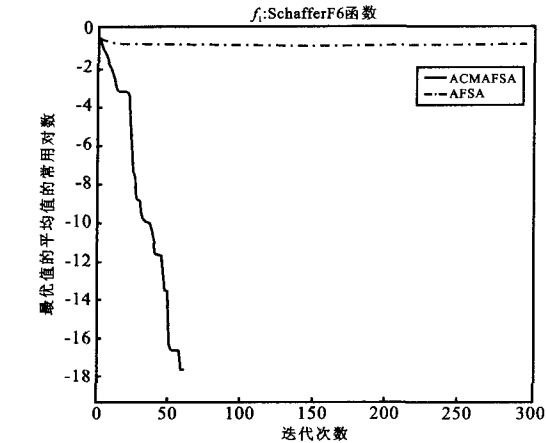


图 2 优化 SchafferF6 函数

从表 1 和图 2、3 可以看出对于 AFSA 来说,两个函数在它们各自的 20 次随机实验中均达不到收

敛要求($< \epsilon = 10^{-4}$),且精度很低,收敛速度慢;对于 ACMAFSA 来说,两个函数在它们各自的 20 次随机实验中都达到精度要求,且都是理论最优值(在 Matlab7.0 环境下),精度高,算法稳定;收敛速度快,其中 f_1 在 20 次优化过程中用的迭代次数最多的一次是在 62 代就达到理论最优值, f_2 用的最多的一次在 43 代达到理论最优值。比文献[5-7]给出的粒子群算法及其改进、遗传算法、差分进化算法及其改进、免疫算法及其改进的结果都要优,且迭代次数少了很多。

4.2 收敛性分析

在算法中,如果算法未能以指定精度搜索到全局最优解通常称之为不收敛,这种不收敛包括两种情况:

- (1) 鱼群陷入了局部极值不能摆脱,我们称为第一类不收敛,就是通常所说的早熟;
- (2) 鱼群中的某些个体虽然到达了全局最优解所在的邻域,由于随机性的作用,个体与最优解的距

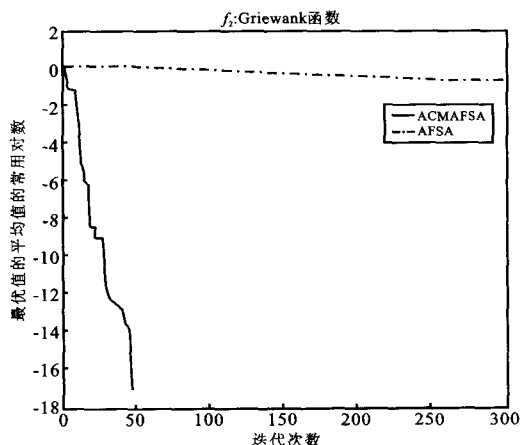


图3 优化 Griewank 函数

离不能满足精度要求,我们称为第二类不收敛。

以图4所示的一维函数为例,假设某一时刻鱼群所有个体到达了函数的某个局部极值点 x_3 的附近,但是还没有任何个体进入全局区域 $[x_1, x_2]$,假设算法参数 $Np = 100$, $Try_number = 30$, $Visual = 5$, $Step = 0.1$, $x_3 = 100$, $\epsilon = x_6 - x_5 = 10^{-4}$, $x_3 - x_2 = 99$, $x_3 - x_1 = 101$, $x_3 - x_4 = 2$,那么在基本AFSA中,由于 $Step = 0.1$,人工鱼永远跳不出来,陷入早熟;而在ACMAFSA中由于柯西变异的作用,鱼群经过一次变异至少有一个个体进入区域 $[x_1, x_2]$ 的概率为

$$P_1 = 1 - (1 - \bar{p}_1)^{Np} = 0.2730$$

其中

$$\bar{p}_1 = \int_{-99}^{-101} \frac{1}{\pi} \cdot \frac{1}{1 + \left(\frac{y}{x_3}\right)^2} \cdot \frac{1}{|x_3|} dy = 0.0032 \quad (2)$$

也就是说如果仅仅依靠柯西变异大约平均4代的进化,就至少有一个个体从局部极值进入全局极值区域 $[x_1, x_2]$ 。

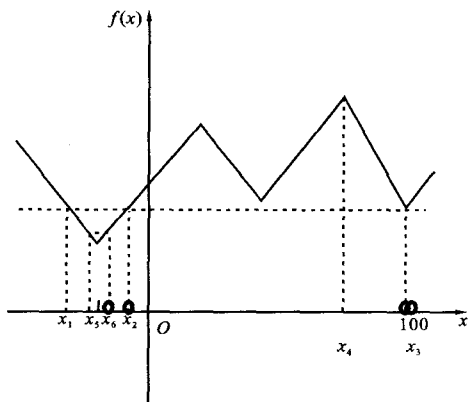


图4 示例函数

设鱼群中的某个个体经过有限次的游动后进入全局的子域 $[x_1, x_2]$ 并位于 x_6 附近,此时收敛精度对应的区域为 (x_5, x_6) ,其他个体也都未进入区域 (x_5, x_6) 。由于个体执行的是聚群与追尾行为的最优者,而 x_6 处个体在模拟追尾行为时一定执行的是觅食行为,它进入区域 (x_5, x_6) 的概率为

$$P_2 \geq \bar{p}_2 + (1 - \bar{p}_2) \cdot \bar{p}_2 + \dots + (1 - \bar{p}_2)^{Try_number} \cdot \bar{p}_2 = 0.0154 \quad (3)$$

其中

$$\bar{p}_2 = \frac{\epsilon}{2Step} = \frac{x_6 - x_5}{2Step} = 0.0005 \quad (4)$$

因此最差大约平均需要65代进化此个体就能进入收敛精度对应的区域,由于鱼群的并行性实际运行的代数会比65少得多。

4.3 参数分析

在ACMAFSA中,各参数会对算法有一定的影响:

(1) 参数 Np :由式(2)也可看出 Np 越大 p_1 也越大,有利于鱼群摆脱局部极值,但是太大的话,花费的计算代价就越高。一般取50~200。

(2) 参数 Try_number :影响觅食行为中的随机行为。较小时随机行为突出,有利于全局搜索,但在局部精细搜索中代价就高,从式(3)也可以看出 P_2 小。

(3) 参数 δ :较小时觅食和随机行为突出,有利于全局搜索。一般取黄金分割0.618。

(4) 参数 η :决定柯西变异,越大越容易满足变异条件。

(5) 参数 $Visual$ 和 $Step$: $Visual$ 和 $Step$ 越大越容易发现全局极值点,但精度下降;反之,人工鱼的搜索细化明显,但容易陷入局部极值点。从式(4)、(3)可以看出 $Step$ 越大, $\bar{p}_2$ 、 P_2 越小,对局部精细搜索不利。一般当搜索区域大时, $Visual$ 和 $Step$ 就大些;搜索区域小时, $Visual$ 和 $Step$ 就小些。

5 ACMAFSA 应用实例

为进一步验证本文的ACMAFSA的有效性,将其应用到一个非线性状态空间系统中,该模型^[8]形式如下:

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} x_1(t+1) \\ x_2(t+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \theta_1 x_1(t) \\ \theta_2 x_1^2(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ u(t) \end{bmatrix}, \\ y(t) = \theta_3 x_2(t) - \theta_4 x_1^2(t), \\ x_1(0) = 1, x_2(0) = 1, \\ t = 0, 1, 2, \dots, 50 \end{cases}$$

其中输入为 $u(t)$, 输出为 $y(t)$, $\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4$ 是待估参数.

可以归结为对性能指标函数 $f = \sum (\hat{y}_i - y_i)^2$ (y_i 为系统的真实输出, $\hat{y}_i$ 为搜索参数下的模型输出) 的优化问题, 它是一个非线性、多极值函数. 根据模型特点, 参数 θ_1, θ_2 必须小于 1, 否则发散. 本文在估计时, 输入 $u(t)$ 用正弦函数 $\sin(t)$, 在一个周期内采样 50 个输入输出对, 算法参数设置 Visual = 0.1, Step = 0.01, 最大迭代次数 200, 其他参数设置同前. 系统参数估计结果如表 2 所示.

表 2 非线性系统参数估计

参数	θ_1	θ_2	θ_3	θ_4	f
真实值	0.5	0.3	1.8	0.9	0
文献[8]结果	0.491 6	0.301 41	1.843 2	0.926 7	0.049 3
ACMAFSA 结果	0.492 2	0.302 0	1.799 9	0.925 3	6.9157e-006

由此可见 ACMAFSA 估计的结果也是相当有效的.

6 结束语

本文充分利用公告板中的历史最优鱼和柯西变异的优点, 提出自适应柯西变异人工鱼群算法, 用不同的测试函数对 ACMAFSA 和 AFSA 进行了仿真试验及实例应用研究, 并对收敛性和参数进行理论分析, 结果表明 ACMAFSA 提高了收敛速度、求解精度, 算法更加稳定.

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] 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.

[3] 曲良东, 何登旭. 改进的人工鱼群算法及其在近似求导中的应用[J]. 微电子学与计算机, 2009, 26(5): 122-125.

[4] 王梓坤. 概率论基础及其应用[M]. 北京: 科技出版社, 1979.

[5] 郑小霞, 钱锋. 一种改进的微粒群优化算法[J]. 计算机工程, 2006, 32(15): 25-27.

[6] 吴红亮, 王耀南, 周少武, 等. 双群体伪并行差分进化算法研究与应用[J]. 控制理论与应用, 2007, 24(3): 453-458.

[7] 左兴权, 李士勇. 一种新的免疫进化算法及其性能分析[J]. 系统仿真学报, 2003, 15(11): 1607-1609.

[8] 姜波, 王秉文. 基于遗传算法的非线性系统模型参数估计[J]. 控制理论与应用, 2000, 17(1): 150-152.

作者简介:

曲良东 男, 硕士. 研究方向为智能优化算法设计与分析和人工神经网络.

何登旭 男, 教授. 研究方向为智能优化算法设计与分析和人工神经网络.

(上接第 73 页)

[3] 郑海洋, 宿红毅, 李毅. 分布式视频点播网络统计调度策略及负载均衡研究[J]. 计算机工程与应用, 2005, 8(16): 165-167.

[4] 刘楠, 付先平, 张维石. 基于 .NET 的视频点播系统的设计与实现[J]. 计算机工程, 2006, 32(24): 213-215.

[5] 基于 P2P 的视频点播系统综述[J]. 计算机学报, 2010, 33(4): 613-621.

[6] 毕敬, 朱志良, 铁鸣. 基于 Web services 的分布式企业信息整合模型[J]. 计算机工程, 2008, 34(12): 280-282.

作者简介:

朱晓辉 男, (1976-), 硕士, 讲师. 研究方向为计算机软件与理论.

陈苏蓉 女, (1977-), 硕士, 讲师. 研究方向为计算机应用.