

二群协同的人工鱼群优化算法

张创业,莫愿斌,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:针对基本人工鱼群算法(AFSA)收敛速度较慢,精度较低的缺点,提出二群协同的人工鱼群算法(TSCAFSA)。该算法采用并行的拓扑结构和正反馈的信息交流方式。搜索时,将两个 AFSA 群作为两个独立进化的群同时进行搜索同时相互跟踪对方的全局最优解。通过协同进化,正反馈机制和当前得到的最优解来指导二个种群进化的方式,TSCAFSA 获得较快的收敛速度和比较精确的求解精度。基于典型的函数和实例测试的结果都证明了该算法较基本的 AFSA 收敛速度较快、精度较高。

关键词:优化算法;人工鱼算法;协同;进化;搜索

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2009)11-0038-04

Two Swarms Cooperative Artificial Fish - Swarm Optimization Algorithm

ZHANG Chuang-ye, MO Yuan-bin, HE Deng-xu

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

Abstract: In order to overcome the drawback of artificial fish - swarm algorithm(AFSA), such as being subject to falling into local optimization and being poor in performance of precision, Two Swarms Cooperative Artificial Fish - Swarm Algorithm(TSCAFSA) is presented. In TSCAFSA, parallel topology and positive feedback of information communication were used, and two AFSA swarms are regarded as two independent swarms to search optimum and tracked the other swarms' global optimum. Guided by using cooperative evolution, positive feedback strategy and present optimum, TSCAFSA has good property in rate of convergence and the precision of solution. Several benchmark functions and an engineering example results showed that compare with AFSA, TSCAFSA converge faster and achieve more precision solution.

Key words: optimization algorithm; AFSA; collaborative; evolution; search

0 引言

人工鱼群算法(Artificial Fish Swarm Algorithm, AFSA)是李晓磊等^[1,2]通过对鱼群生活习性的观察于2002年提出的一种新的随机搜索算法,具有并行性、简单性、全局性、快速性和跟踪性等特点。但人工鱼群算法也存在不足:算法仅获取系统的满意解域,对于精确解的获取还需进行改进;算法在寻优过程中由于随机进行的觅食行为,存在迂回搜索的问题,减缓了系统满意解域的获取速度。此外,文献[3]也指出 AFSA 在应用中有以下不足:(1)当寻优的区域较大或处于变化

平坦的区域时,收敛于全局的最优解速度减慢、搜索性能劣化;(2)算法一般在优化初期具有较快的收敛性,后期却往往收敛较慢;(3) AFSA 具有把握搜索方向和在一定程度上避免陷入局部最优的特性,但当一部分人工鱼处于漫无目的地随机移动或人工鱼群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,使得搜索精度也大大降低。为了提高 AFSA 后期的收敛速度和搜索精度,文中利用协同进化的思想和正反馈机制,提出了二群协同的人工鱼群优化算法。

1 人工鱼算法与协同进化

1.1 人工鱼群算法行为描述

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 ,在求极小值问题中,如果 $X_i > X_j$,则向 X_j 方向前进一步;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

收稿日期:2009-02-16;修回日期:2009-05-04

基金项目:广西民族大学人才引进科研启动项目(200702YJ14)

作者简介:张创业(1980-),男,湖南常德人,硕士,研究方向为智能信息处理与应用;莫愿斌,博士,硕士生导师,研究方向为智能信息处理与应用;何登旭,教授,研究方向为智能优化算法、人工神经网络。

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 , 探索当前邻域内(即 $d_{i,j} < \text{Visual}$) 的伙伴数目 n_f 及中心位置, $Y_c/n_f > \delta Y_i$, 表明伙伴中心有较多的食物并且不太拥挤, 则朝伙伴的中心位置方向前进一步; 否则执行觅食行为。

3) 追尾行为:设人工鱼当前状态为 X_i , 探索当前邻域内(即 $d_{i,j} < \text{Visual}$) 的伙伴中 Y_i 适应度值最大的伙伴 X_j , 如果 $Y_j/n_f > \delta Y_i$, 表明伙伴 X_j 的状态具有较高的食物浓度并且其周围不太拥挤, 则朝伙伴 X_j 的方向前进一步; 否则执行觅食行为。如果 $n_f = 0$, 也执行觅食行为。

1.2 协同进化思想

在协同进化方法的研究中, Axelrod^[4] 和 Miller^[5] 在研究重复囚徒困境时最早提出协同进化遗传算法, 并采用协同进化遗传算法去进化他们的策略; Shi 和 Krohling^[6] 提出过一种基于两个 PSO 协同进化的求解极大极小值的算法。协同进化的原理^[7~10], 可以解释为, 算法采用多个种群, 或将一个种群分为多个部分, 各种群在各自独立进化的同时相互间共享和交互信息, 各种群不仅利用从外界获得的信息指导自身的搜索, 同时还把探索得到的经验与其他种群分享, 从而使整个系统协同进化, 直至获得最优解。

2 二群协同的人工鱼群优化算法

2.1 算法原理

文中提出了一种二群并行进化, 具有正反反馈机制的二群协同人工鱼群优化算法(TSCAFSA)和协同进化模型。算法模型采用二群并行的拓扑结构和正反反馈的信息交流方式, 将两个 AFSA 种群作为两个独立进化的种群, 同时对整个解空间进行搜索。通过采用评价机制, 正反反馈机制, 让二个 AFSA 种群互相跟踪对方的全局最优解, 通过评价解的优劣, 选取二个种群中的最优解来指导二个种群的进化。通过实时信息迁移与知识共享, 全面提高算法的收敛效率、求解精度和全局搜索性能。改变了主(Master)-从(Slave)式 MCPSO 协同模型^[11]中信息交流只限于主群与从群, 而在从群之间没有信息交流的状况。

将评价机制, 正反反馈与实时信息共享机制说明如下:

(1) 评价机制。AFSA 种群之间对各自搜索的结果按适应度选取最优解。

(2) 正反反馈与实时信息共享机制。采用信息双向传递方式, 如一个 AFSA 种群获得最优解, 则将获得最优解复制给其它种群, 其它种群将该最优解作为它

的最优解, 指导下一步搜索, 做到实时的信息共享。

2.2 算法步骤

步骤 1 参数初始化。设置个体数, 整个算法最大迭代次数, AFSA 的 Visual, Step, Try_number, δ 等。

步骤 2 种群初始化。在问题可行解空间中随机产生 N 个个体作为初始 AFSA1 群 $X(0)$ 和 AFSA2 群 $X_1(0)$, 且令 $X(0) = X_1(0)$ (为验证算法的全局收敛性能而设定; 如分置不同区域, 理论上效果应更好)。

步骤 3 对每个个体计算其初始适应度值。

步骤 4 比较各个体的初始适应度值, 记录其自身最优值和群体最优标号。

步骤 5 种群 AFSA1 进行聚群行为。

步骤 6 种群 AFSA1 进行追尾行为。

步骤 7 种群 AFSA2 进行聚群行为。

步骤 8 种群 AFSA2 进行追尾行为。

步骤 9 对二个种群的当前最优解进行评价, 进行正反反馈操作。

步骤 10 迭代次数加 1; 检查是否满足算法终止条件, 若否, 转至步骤 5; 若是, 则求出最优解。

3 数值仿真

为验证算法的有效性, 运用了优化计算中的 Ackley、Griewank、Rosenbrock 函数来验证。三个函数分别取三十维、十维、五维。采用基本 AFSA 及混合 TSCAFSA 两种方法对每个函数随机进行 10 次独立实验。以下仿真均在 Matlab6.5 下编程实现。测试函数、参数设置如下。

3.1 测试函数

函数自变量的取值范围与最优点分析如下:

(1) Ackley 函数。

$$f_1(x) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e; x_i \in [-30, 30]$$

Ackley 是一个具有大量局部最优点的多峰函数, 全局最小值为 $f_1(x) = 0$, 在 $x = (0, \dots, 0)$ 处获得, 搜索范围为 $[-30, 30]$ 。

(2) Griewank 函数。

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2 / 4000 - \prod_{i=1}^n \cos(x_i / \sqrt{i}) + 1$$

$$x_i \in [-50, 50]$$

最优点为 $x = (0, \dots, 0)$, 最优值为 0, 搜索范围为 $[-50, 50]$ 。

(3) Rosenbrock 函数。

$$f_3(x) = \sum_{i=1}^n 100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2$$

$x \in [-2.048, 2.048]$

$f_3(x)$ 当 $x = (1, \dots, 1)$ 时, 函数全局最优值为 0。

3.2 人工鱼群的参数设置

人工鱼群的参数设置: Visual = 2.5, Step = 0.3, Try_number = 20, Friend_number = 20, δ 取当代最优值, 函数的最大进化代数 $M = 1000$, 种群个数 $N = 20$ 。

3.3 仿真结果与分析

(1) 图形分析。

下面是基本的 AFSA 算法 (图 1~图 3 中的 afsa) 和文中所提出的 TSCAFSA 算法 (图 1~图 3 中的 coafsaafsa) 的平均最优适应度与迭代次数的关系。Rosenbrock 函数进化到 1000 代, 为图形清晰可辨仅提供前 50 代演示。

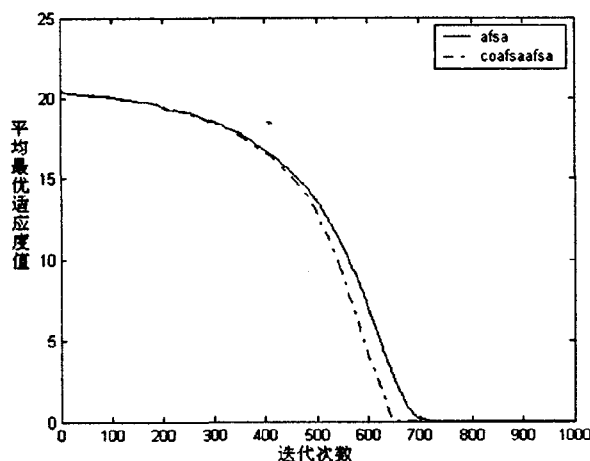


图 1 Ackley 函数收敛示意图 (30 维)

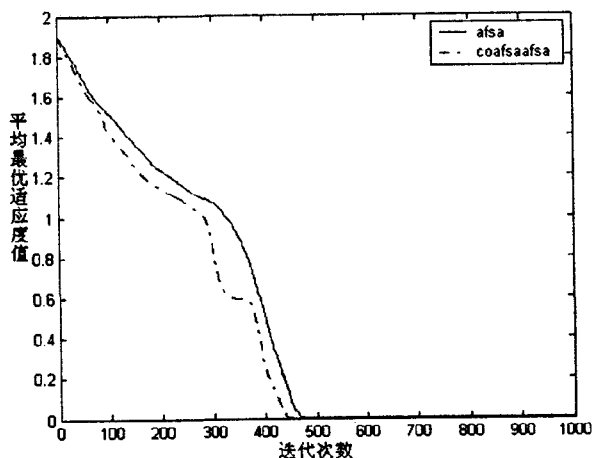


图 2 Griewank 函数收敛示意图 (10 维)

(2) 数据分析。

从图中可以看出, TSCAFSA 算法在收敛速度上有所提高。在实验中, TSCAFSA 算法在 1000 代内每次都能获得较满意的收敛速度, 具有逃离局部最优的能力。而基本的 AFSA 算法由于自身的缺陷收敛速度较

TSCAFSA 算法慢。

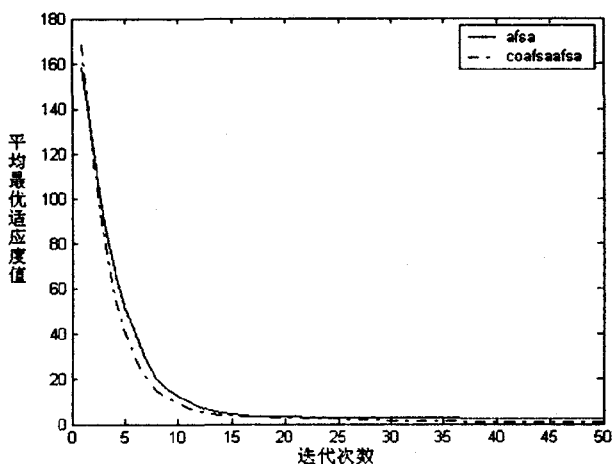


图 3 Rosenbrock 函数收敛示意图 (5 维)

为进一步分析其求解精度, 以最优适应度、平均适应度二个指标来进行比较。从表 1~表 3 中可知, 在 1000 代内, TSCAFSA 在最优适应度、平均适应度上比基本的 AFSA 要好, 在最优适应度上也有较高的精度。

表 1 Ackley 函数测试时的仿真结果

算法	最优适应度	平均适应度
AFSA	9.842479764898826e-004	0.001807118689865
TSCAFSA	2.074370559266292e-004	9.604145422670741e-004

表 2 Griewank 函数测试时的仿真结果

算法	最优适应度	平均适应度
AFSA	7.084608677487836e-009	4.532295443393508e-007
TSCAFSA	2.555844424989573e-011	1.445918654807699e-008

表 3 Rosenbrock 函数测试时的仿真结果

算法	最优适应度	平均适应度
AFSA	4.999705083927656e-007	1.546907259753966
TSCAFSA	1.569660284597700e-008	0.116319725505494

4 应用实例

为进一步验证算法有效性, 将 TSCAFSA 算法用到一个实例优化设计模型^[3]中, 该实例设计要求在外载荷一定时, 推力最小, 即运动最灵敏。优化数学模型描述如下:

$$\min(\alpha, \beta, \epsilon, p_0) = \frac{2k(K\epsilon)^{1/2}}{\left[\left(\frac{p_0 + p\cos\alpha}{\sin\beta} + \frac{p\sin\alpha}{2\cos\beta}\right)\frac{1}{z}\right]^{1/2}}$$

$$[2p_0z + p\left(\frac{\cos\alpha}{\sin\beta} + \frac{\sin\alpha}{\cos\beta}\right)]$$

$$\text{s. t. } 30^\circ \leq \alpha \leq 90^\circ, 30^\circ \leq \beta \leq 60^\circ, 0.3 \leq \epsilon \leq 1,$$

$$40 \leq p_0 \leq 80$$

其中: α 是负荷 p 与水平轴夹角, β 是导轨 V 形槽半角, ϵ 是表面硬度系数, p_0 是初安装负荷, k 是滚动摩擦系数, K 是许用应力, p 是运动件上全部负荷, z 是滚珠

个数。

算法参数采用文献[3]中的选定参数: $p = 50N$, $k = 0.01mm$, $K = 0.5N/mm^2$, $z = 4$ 。除采用文献[3]的 $Visual = 9.5$, $Step = 0.125$, 其他参数设置同 3.2。

TSCAFSA 算法独立进行 20 次, 每次 500 代。文献[3]的优化参数值分别是: $\alpha = 30.0528^\circ$, $\beta = 59.9984^\circ$, $\epsilon = 0.3$, $p_0 = 40.0005$, 推力 $T = 0.6825$, 最优值 0.6825。TSCAFSA 算法的优化结果是: $\alpha = 30.0^\circ$, $\beta = 59.9984^\circ$, $\epsilon = 0.3$, $p_0 = 40.0005$, 推力 $T = 0.5064$, 最优值都是 0.50646916681778(N), 比文献[3]的结果好。由此看出, TSCAFSA 算法比较稳定, 精度较高, 优化结果比较理想。

5 结束语

针对 AFSA 具有较强的全局收敛能力而后期收敛较慢的特点, 提出了一种二群协同的人工鱼群优化算法和协同进化模型。相比基本的 AFSA 算法, 实验结果表明, TSCAFSA 算法具有较强的避免局部最优能力, 具有较快收敛速度和较高求解精度, 是有效的。

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] 李晓磊, 路飞, 田国会, 等. 组合优化问题的人工鱼群算法应用[J]. 山东大学学报: 工学版, 2004, 34(5): 64-67.
- [3] 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: 1381-1385.
- [4] Axelrod R. The Evolution of Strategies in the Iterated Prisoner's Dilemma[M]//Genetic Algorithms and Simulated Annealing. [s.l.]: [s.n.], 1987: 32-41.
- [5] Miller J H. The Coevolution of automata in the repeated prisoner's dilemma[J]. Journal of Economics Behavior and Organization, 1996(29): 87-112.
- [6] Shi Y, Krohling R. Co-evolutionary particle swarm optimization to solving min-max problems[C]//Proc IEEE Congress on Evolutionary Computation. Honolulu, Hawaii: [s.n.], 2002: 1682-1687.
- [7] 王凌, 刘波. 微粒群优化与调度算法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2008.
- [8] 曾建潮, 崔志华. 微粒群算法[M]. 北京: 科学出版社, 2004: 21-108.
- [9] 熊敏, 刘玉树. 基于协同进化遗传算法的地域选取方法[J]. 计算机技术与发展, 2006, 16(6): 174-176.
- [10] 王书宇, 李龙澍, 汪群山. 改进的协同进化遗传算法在机器博弈中的应用[J]. 计算机技术与发展, 2008, 18(12): 4-7.
- [11] 李菲菲, 姚坤, 刘希玉. 一种多微粒群协同进化算法[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(22): 44-46.

(上接第 37 页)

由表中的实验结果可以看出, 相比之下, K-means 和 SVM 相结合的方法在分类精度上有一定的提高, 表明了新方法的可行性, 总体上取得了较好的分类效果。

6 结束语

文中针对非监督和监督分类模型在文本分类中的局限性, 提出了 K-means 和 SVM 结合的文本分类方法, 并探讨了支持向量机中误差惩罚系数 C 和核宽度 σ 的确定问题。实验结果表明这种方法的可行性, 它不但改善了无监督分类方法的效果, 同时也避免了有监督分类方法中需要人工标识训练样本的过程。文中的实验是在一定的人工干预下进行的, 对所选的文本进行了一定的筛选, 为了能使新方法更好地应用到实际, 还需要更进一步的研究。

参考文献:

- [1] Sebastiani F. Machine Learning in Automated Text Catego-

- zation[J]. ACM Computing Surveys, 2002, 34(1): 11-13.
- [2] 熊忠阳, 黎刚, 陈小莉, 等. 文本分类中词语权重计算方法的改进与应用[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(5): 187-189.
- [3] Garcia-Escudero L A, Gordaliza A. Robustness Properties of K-Means and Trimmed K-Means[J]. Journal of the American Statistical Association, 1999, 94(8): 956-969.
- [4] 索红光, 王玉伟. 一种用于文本聚类的改进 k-means 算法[J]. 山东大学学报, 2008, 43(1): 60-61.
- [5] Dhillon I S, Modha D S. Concept decompositions for large sparse text data using clustering[J]. Machine Learning, 2001, 42(1): 143-175.
- [6] 田盛丰. 基于核函数和学习算法[J]. 北方交通大学学报, 2003, 27(2): 1-3.
- [7] 朱树先, 张仁杰. 支持向量机核函数选择的研究[J]. 科学技术与工程, 2008, 8(16): 4513-4515.
- [8] 郑小霞, 钱锋. 高斯核支持向量机分类和模型参数选择研究[J]. 计算机工程与应用, 2006(1): 77-79.
- [9] 饶文碧, 柯慧燕. Web 文本分类技术研究及其实现[J]. 计算机技术与发展, 2006, 16(3): 117-118.