

基于单纯形的改进全局人工鱼群优化算法

彭培真, 俞 毅, 王兆嘉, 蒋 珉

(东南大学 自动化学院 复杂工程系统测量与控制教育部重点实验室, 江苏 南京 210096)

摘 要:文中主要研究人工鱼群算法(AFSA)的优化问题。针对全局人工鱼群算法后期收敛速度慢、寻优精度低等缺点,在全局人工鱼群算法(GAFSA)的基础上,提出了一种改进的人工鱼群算法(MS_GAFSA)。该算法通过将全局人工鱼群算法与改进单纯形法相结合,以改善算法的收敛速度和寻优精度。MS_GAFSA 首先以 GAFSA 进行迭代,利用 GAFSA 前期快速收敛及跳出局部最优值的优点收敛至全局最优值附近,此时以所在点为起点构造单纯形,并切换到改进单纯形法继续优化,通过反射、扩张、收缩和紧缩将单纯形翻滚、变形,快速收敛并趋近最优值,直至满足一定的精度条件停止,取此时单纯形上最优顶点值为目标函数最优值。通过对一系列 benchmark 测试函数的计算和比较,证明了该方法确实寻优精度、收敛速度方面均有提升。

关键词:人工鱼群算法;全局优化;单纯形算法;数值仿真

中图分类号:TP202+.7

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2015)08-0075-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2015.08.016

Improved Global Artificial Fish Swarm Algorithm Based on Simplex Method

PENG Pei-zhen, YU Yi, WANG Zhao-jia, JIANG Min

(Key Laboratory of Measurement and Control of Complex Engineering of Ministry of Education,
School of Automation, South East University, Nanjing 210096, China)

Abstract:In order to overcome the drawbacks of Global Artificial Fish Swarm Algorithm (GAFSA), such as slow convergence and low precision optimization, a modified GAFSA (MS_GAFSA) is proposed, in which the modified simplex method is adopted to improve convergence precision and convergence rate. For GAFSA has a faster convergence in optimization of the early and the ability to recognize the local optimum value, a simplex is constructed based on the minimum given by GAFSA when the convergence turned to the stable point. Make the simplex move and roll by reflection, expansion and contraction. Compared the values of the simplex's vertexes, constructing a new simplex by the trend of function, and repeating the process till the result is accurate enough. The computational results on benchmark functions show that MS_GAFSA achieves higher performance, including convergence precision and convergence rate.

Key words:artificial fish swarm algorithm; global optimization; simplex method; numerical simulation

0 引 言

人工鱼群算法(Artificial Fish Swarm Algorithm, AFSA)是由李晓磊博士^[1]于2002年首次提出。李晓磊等通过研究鱼群的行为特点,并应用动物自治体的模型,提出了模拟鱼群算法的几种典型行为(觅食行为、聚群行为、追尾行为和随机行为)进行寻优的策略。AFSA是一种新型的群智能寻优策略,它具有鲁棒性强、全局收敛性好、对初值的敏感性小等优势,但也存在着寻优精度不高、后期收敛速度变慢等明显不

足^[2]。文献[3]提出了一种全局人工鱼群算法(Global Artificial Fish Swarm Algorithm, GAFSA)。在AFSA中,人工鱼只利用局部最优信息进行位置的更新,而没有利用全局最优信息。为了改进AFSA的性能,GAFSA将全局最优人工鱼的信息加入到位置更新公式中,效率有所提高,但在寻优过程的后期存在无效计算多并且无法设定收敛精度的问题。文献[4]是在人工鱼群的搜索过程中引进自适应步长和拥挤度因子,并对平坦区域的人工鱼加以扰动避免陷入局部最优,但仍然不能有效地解决寻优精度不高的问题。文献[5-9]

收稿日期:2014-09-17

修回日期:2014-12-24

网络出版时间:2015-07-21

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61374198)

作者简介:彭培真(1994-),女,研究方向为计算机优化仿真;蒋 珉,副教授,硕士研究生导师,研究方向为计算机优化仿真。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20150721.1439.028.html>

将 AFSA 与其他智能方法相结合,以提高算法精度,但由于随机搜索的存在,不能有效地提高收敛速度。目前人工鱼群算法已在各方面得到了广泛应用^[10-11]。

文中在 GAFSA 的基础上,提出了一种改进人工鱼群算法。基本思路是将 GAFSA 与改进单纯形法相结合,尽可能避免无效计算,从而提高收敛速度,改善寻优精度。

1 问题描述

文中仅考虑如下形式的变量边界约束的非线性复杂函数优化问题:

$$\min f(X), x_i \in [a_i, b_i], i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

其中, a_i 、 b_i 分别是变量 X 的上下限; n 为 X 的维数; $f(X)$ 为非线性函数。

除了普通的函数模型外,在实践中往往涉及到对多峰值函数寻优的问题。对多峰值函数的优化算法,如何确保获得全局最优解并搜索到尽可能多的局部极值,以及如何保持算法的稳定性,减少震荡,一直是受到关注的难点和热点。

2 基本人工鱼群算法和全局人工鱼群算法

AFSA 是利用 N 条人工鱼在 n 维空间搜索最优解的过程。如图 1 所示,一条虚拟人工鱼当前状态(即位置)为 X , 对应的函数值为 $f(X)$, Visual 为其视野范围,状态 X_v 为其在某时刻视点所在的位置。若该位置函数值优于当前值,则向该位置方向前进一步,到达状态 X_{next} ; 反之,则继续巡视当前视野范围内的其他位置。巡视的次数越多,对视野的状态了解得越全面,有助于做出更加正确的判断和行为决策。对于状态多或状态无限的环境不必全部遍历,允许人工鱼有一定不确定性的局部寻优,这对寻找全局最优是有帮助的。

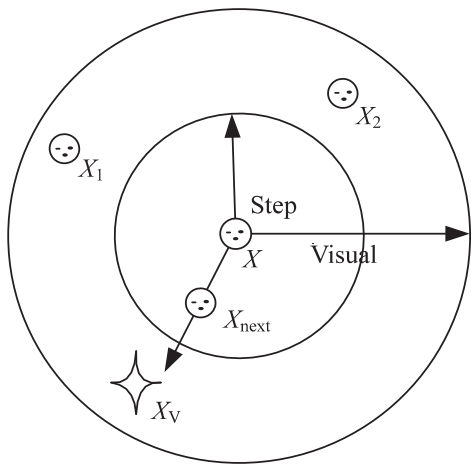


图 1 人工鱼的视野状态

通过对鱼类活动的研究,总结出四种行为应用到人工鱼群寻优算法中—觅食行为、聚群行为、追尾行

为、随机行为。这些行为在不同的条件下会相互转换。鱼类通过对四种行为的评价,选择最优行为来执行,以达到食物浓度更高的位置。

四种行为描述如下:

①觅食行为:设人工鱼当前状态为 X_i , 其目标函数值为 Y_i , 在其视野范围内随机选择一个状态 X_j , 其目标函数值为 Y_j 。若 $Y_i > Y_j$, 则向该方向前进一步, 即 X_{next} ; 反之, 再重新随机选择状态 X_j , 判断是否满足前进条件。这样反复尝试 try_number (try_number 为人工设定值) 次后, 若仍不满足前进条件, 则随机移动一步。

②聚群行为:设人工鱼的当前状态为 X_i , n_f 是视野范围内其他人工鱼的数量, X_c 是这些人工鱼的中心位置, $X_c = (\sum X_j) / n_f$ 。如果 $Y_c < Y_i$ 且 $Y_c \cdot n_f / Y_i < \delta$ (δ 为人工设定值), 这意味着在 X_c 附近有更多的食物且不太拥挤, 则向 X_c 方向前进一步, 否则将执行觅食行为。

③追尾行为:设人工鱼的当前状态为 X_i , X_j 是 X_i 视野范围内食物浓度最大的伙伴之一。若满足 $Y_j < Y_i$ 且 $Y_j \cdot n_f / Y_i < \delta$, 意味着 X_j 附近有更多食物且不太拥挤, 则人工鱼向 X_j 前进一步, 否则执行觅食行为。

④随机行为:人工鱼在视野范围内随机锁定一点, 向该方向移动一步。

在 AFSA 中, 人工鱼将搜索到的最优值记录在公告牌上。人工鱼在搜索时将自身函数值与群体历史最优值进行比较, 不断刷新公告牌上的最优值, 通过多次迭代使公告牌上的值逐渐逼近函数最优值, 从而完成寻优。

在 AFSA 中, 由于人工鱼个体的行为都是局部寻优行为, 有时难以避免个体趋同和早熟现象, 从而陷入局部极值, 难以发现全局最优解。究其原因是在 AFSA 中, 人工鱼只利用局部最优信息进行位置更新。为了提高 AFSA 的全局搜索能力, 克服简单 AFSA 寻优精度低、易早熟等缺点, GAFSA 将全局最优人工鱼的信息加入人工鱼更新模式中。

GAFSA 中的参数以及人工鱼的行为与基本算法中一样, 另外加入新的定义 X_{best_af} , 即全局最优人工鱼的位置信息。

GAFSA 是用整个鱼群的中心位置和全局极值位置代替人工鱼的邻域中心位置和邻域极值位置, 从而减少了算法的计算量, 提高了运算速度。仿真结果表明, 该算法的优化性能优于基本人工鱼群算法。此算法的缺点是后期收敛慢, 进行了过多的无效计算, 且不能人为规定收敛精度。因此, 引入了改进单纯形法, 以加快收敛速度, 提高寻优精度。

3 基于单纯形的改进全局人工鱼群优化算法

在 GAFSA 中,参数的设置都是固定的,一般在优化初期具有较快的收敛性,而在后期接近全局最优值时,由于视野范围过大和随机行为,导致人工鱼在全局极值点附近徘徊,出现振荡行为,并且无效计算量较多,所以算法后期收敛较慢。文中针对 GAFSA 存在的不足,提出了一种基于单纯形的改进全局人工鱼群优化算法—MS_GAFSA。在 GAFSA 迭代过程中满足式(2)时切换至改进单纯形法,继续进行寻优。

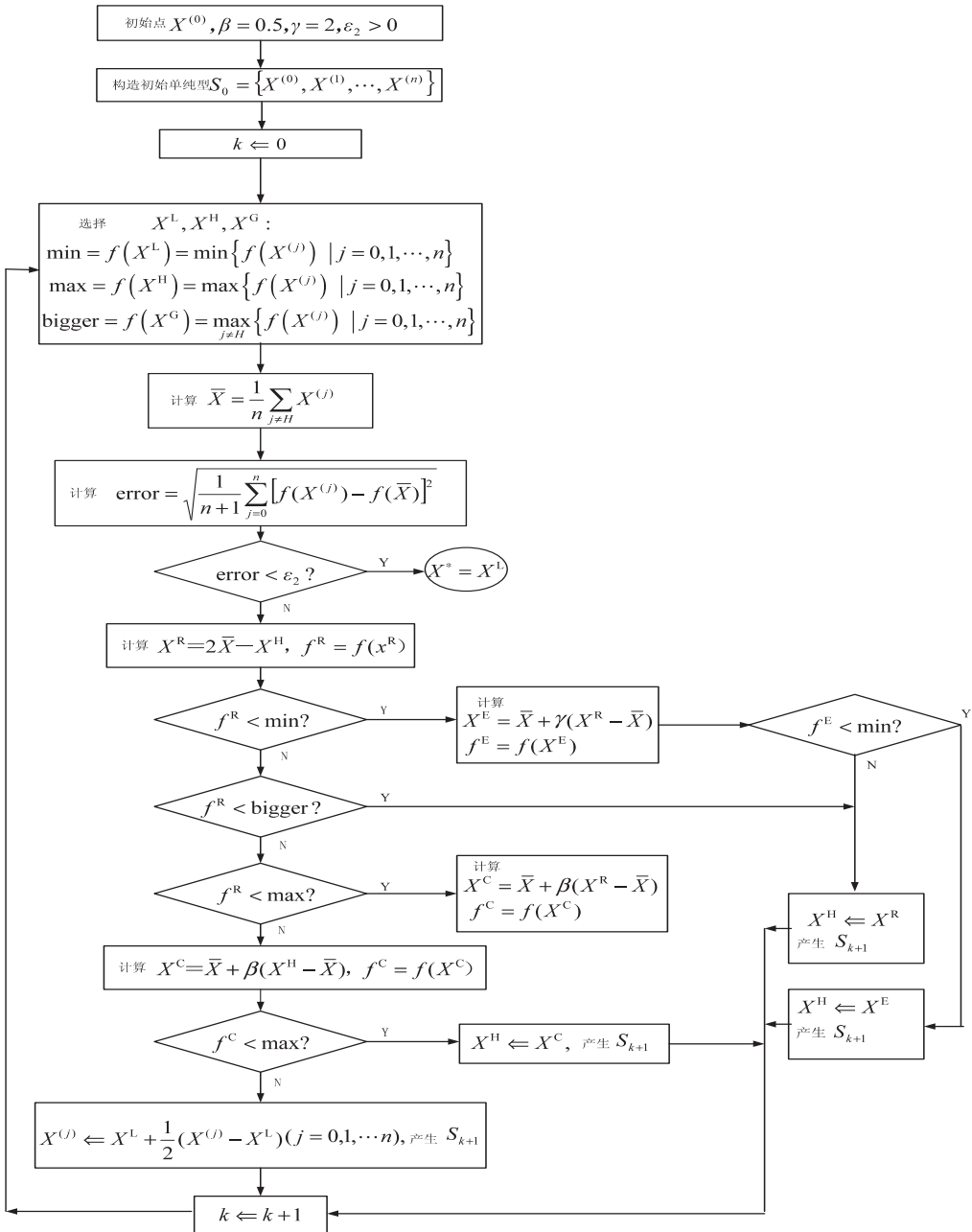


图 2 改进单纯形法流程

在图 2 中, $X^{(0)}$ 为给定初始点, S_k 为生成的第 k 个单纯形, X^L 、 X^H 和 X^G 分别为该单纯形中最好点、最坏点和次坏点(即这些点处的函数值是构成单纯形中 n

$|Y_i - Y_{i-10}| < \varepsilon_1$ (2)

式中, Y_i 是迭代次数为 i 时的全局最优解; Y_{i-10} 是迭代次数为 $i-10$ 时的全局最优解; ε_1 是人为规定的精度。

当 10 代内的最优解相差不超过 ε_1 时,可以认为 GAFSA 已迭代至全局最优点附近了。此时继续迭代的寻优速度减慢,寻优效率降低。为了加快收敛速度,切换至改进单纯形法^[12-13]进行寻优。

改进单纯形法寻优流程如图 2 所示。

+ 1 个顶点中函数值的最小者、最大者和次大者), X^H 为 X^H 的反射点, X^E 为扩张点, X^C 为收缩点, a 为步长。

将此时在 n 维空间里寻得的最优位置 $X_{\text{best_af}}$ 作为起始点 $X^{(0)}$ 构建单纯形,通过改进单纯形法的寻优规则对单纯形进行翻转、反射、扩张、收缩、紧缩等动作构建新的单纯形,并判断是否满足终止条件式(4)。如满足,则以单纯形上最好点 $f(X^{\text{L}})$ 作为寻得的最优值。经过反复测试发现,初始步长取 0.05,扩张因子 γ 取 2,收缩因子 β 取 0.5 时算法性能较好。

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{j \neq H} X^{(j)} \tag{3}$$

$$\text{error} = \sqrt{\frac{1}{n+1} \sum_{j=0}^n [f(X^{(j)}) - f(\bar{X})]^2} < \varepsilon_2 \tag{4}$$

式中, \bar{X} 为当前单纯形的 $n+1$ 个顶点中去掉“最坏点” X^{H} 后的形心; $\varepsilon_2 > 0$ 为给定的精度指标,可人为规定以控制寻优精度。

MS_GAFSA 算法的流程如下:

- (1) 初始化一个数量为 N 、维数为 n 的人工鱼群,设定初始步长和视野范围;
- (2) 将人工鱼处函数值与鱼群历史寻得最优值进行比较,更新公告牌上的最优值;
- (3) 多次迭代,直至 10 代内寻得最优值相差小于 ε_1 ,切换到改进单纯形法;
- (4) 以当前寻得最优位置为初始点构造单纯形开始寻优,直至单纯形满足停止条件(4),并以此时单纯形上最优点作为最优解输出。

4 实验仿真

4.1 测试函数

为了验证改进全局人工鱼群算法的性能,文中通过对 34 个标准测试函数^[14]的寻优计算,比较 MS_GAFSA 和 GAFSA 的性能。根据仿真计算,发现 MS_GAFSA 的寻优精度和速度均有所提高。

下面给出采用 Schwefel's problem 1.2、Rosenbrok's valley、Axis parallel hyperellipsoid、Beale、Colville、Six Hump Camel back6 个基准测试函数的测试结果。测试软件平台为 MATLAB2013b,操作系统为 Windows8.1。

函数 1:Schwefel's problem 1.2 函数。

$$f_1(X) = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^i x_j \right)^2 \tag{5}$$

Schwefel's problem 1.2 中 $-65 \leq x_i \leq 65$,函数最优值为 $\min(f_1) = f_1(0, \dots, 0) = 0$ 。

函数 2:Rosenbrok's valley 函数。

$$f_2(X) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (1 - x_i)^2] \tag{6}$$

Rosenbrok's valley 中 $-2 \leq x_i \leq 2$,函数最优值为 $\min(f_2) = f_2(1, \dots, 1) = 0$ 。

函数 3:Axis parallel hyperellipsoid 函数。

$$f_3(X) = \sum_{i=1}^n ix_i^2 \tag{7}$$

Axis parallel hyperellipsoid 中 $-5.12 \leq x_i \leq 5.12$,函数最优值为 $\min(f_3) = f_3(0, \dots, 0) = 0$ 。

函数 4:Beale 函数。

$$f_4(X) = [1.5 - x_1(1 - x_2)]^2 + [2.25 - x_1(1 - x_2^2)]^2 + [2.625 - x_1(1 - x_2^3)]^2 \tag{8}$$

Beale 中 $-4.5 \leq x_i \leq 4.5$,函数最优值为 $\min(f_4) = f_4(3, 0.5) = 0$ 。

函数 5:Colville 函数。

$$f_5(X) = 100(x_2 - x_1^2)^2 + (1 - x_1)^2 + 90(x_4 - x_3^2)^2 + (1 - x_3)^2 + 10.1[(x_2 - 1)^2 + (x_4 - 1)^2] + 19.8(x_2 - 1)(x_4 - 1)^2 \tag{9}$$

Colville 中 $-10 \leq x_i \leq 10$,函数最优值为 $\min(f_5) = f_5(1, 1, 1, 1) = 0$ 。

函数 6:Six Hump Camel back 函数。

$$f_6(X) = 4x_1^2 - 2.1x_1^4 + \frac{1}{3}x_1^6 + x_1x_2 - 4x_2^2 + 4x_2^4 \tag{10}$$

Six Hump Camel back 中 $-5 \leq x_i \leq 5$,函数最优值为 $\min(f_6) = f_6(0.089\ 8, -0.712\ 6) = -1.031\ 6$ 。此函数为多峰值函数,有 6 个极值点。

4.2 测试结果及讨论

算法执行时各参数设置如下:人工鱼数量为 20,拥挤度为 8,最大迭代次数为 100,尝试次数为 50,视野范围为 2.5,初始步长为 0.7。实验中 f_5 的 ε_1 取 10^{-5} , ε_2 取 10^{-6} ,其他函数 ε_1 取 10^{-4} , ε_2 取 10^{-5} 。

测试结果如表 1 所示。

表 1 测试结果

	MS_GAFSA 最优值	MS_GAFSA 函数调用次数	GAFSA 最优值	GAFSA 函 数调用次数
f_1	3.284 1e-05	193 342	2.175 5e-03	157 423
f_2	1.296 2e-02	115 408	3.988 9	118 614
f_3	1.871 2e-06	153 289	1.411 5e-03	169 730
f_4	9.413 9e-05	69 219	9.413 9e-05	147 570
f_5	4.164 2e-08	101 853	2.010 7e-02	159 642
f_6	-1.031 6	183 463	-1.022	246 852

从表 1 中可以看到,在调用优化函数次数(可以反映收敛速度)相差不大的情况下,对于测试函数 f_1 、 f_2 、 f_3 、 f_5 和 f_6 ,MS_GAFSA 的最优值都要优于 GAFSA 的最优值,尤其是 f_2 、 f_3 和 f_5 的改进效果比较明显。除了 f_1 外,其他函数的 MS_GAFSA 调用次数均小于 GAFSA 的调用次数,减少了无效计算,提高了收敛速度。这说明文中提出的 MS_GAFSA 在寻优精度、收敛速度方面

较 GAFSA 均有提升。

5 结束语

文中针对 GAFSA 后期无效计算多、无法设定收敛精度的问题,利用改进单纯形法进行了改进设计。当 GAFSA 迭代至后期时,如满足式(2),则切换至改进单纯形法继续寻优,得到了 MS_GAFSA,并通过标准测试函数对 GAFSA 和 MS_GAFSA 进行了仿真计算。从实验结果的对比可以看出,MS_GAFSA 能够有效避免原算法后期的随机无效计算,提高了收敛速度,同时寻优精度也有所提高,表明了 MS_GAFSA 的有效性和可行性。理论上讲,可以将任何一种经典优化方法(例如,最速下降法、共轭梯度法、Powell 法等)与 GAFSA 相结合,以加快收敛速度,提高寻优精度。但考虑到算法的复杂度,还是采用不需要计算函数导数值的方法为好。另外,式(2)中的数字 10 是通过对 34 个标准测试函数的寻优计算而得到的经验值。实践结果表明,取在 8~10 寻优效果较好。

参考文献:

[1] 李晓磊.一种新型的智能优化方法—人工鱼群算法[D].杭州:浙江大学,2003.

[2] 江铭炎,袁东风.人工鱼群算法及其应用[M].北京:科学出版社,2012.

[3] Jiang M Y, Cheng Y M, Yuan D F. Improved artificial fish swarm algorithm[C]//Proc of 5th international conference on natural computation. [s. l.]:[s. n.],2009:281-285.

[4] 黄华娟,周永权.改进型人工鱼群算法及复杂函数全局优

化方法[J].广西师范大学学报:自然科学版,2008,26(1):194-197.

[5] 曲良东,何登旭.一种混沌人工鱼群优化算法[J].计算机工程与应用,2010,46(22):40-42.

[6] Zhu K C, Jiang M Y. Quantum artificial fish swarm algorithm [C]//Proceedings of the 8th world congress on intelligent control and automation. [s. l.]:[s. n.],2010:1-5.

[7] 刘佳,刘丽娜,李靖,等.基于模拟退火算法的改进人工鱼群算法研究[J].计算机仿真,2011,28(10):195-198.

[8] Jiang M Y, Cheng Y M. Simulated annealing artificial fish swarm algorithm [C]//Proc of 8th world congress on intelligent control and automation. [s. l.]:[s. n.],2010:1590-1593.

[9] 古明家,宣士斌,廉侃超,等.基于蚁群和人工鱼群算法融合的 QoS 路由算法[J].计算机技术与发展,2009,19(7):145-148.

[10] 张昀,于舒娟,王静.基于鱼群算法的无线传感网簇内信号盲检测[J].计算机技术与发展,2014,24(12):16-19.

[11] 黄光球,苏锦旗.基于人工鱼群算法的高级综合生产计划优化研究[J].微机发展(现更名:计算机技术与发展),2015,15(10):49-51.

[12] 蒋珉,柴干,王宏华,等.控制系统计算机仿真[M].第2版.北京:电子工业出版社,2012.

[13] 陈国初,俞金寿.单纯形微粒群优化算法及其应用[J].系统仿真学报,2006,18(4):862-865.

[14] Rahnamayan S, Tizhoosh H R, Salama M M A. Opposition-based differential evolution[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation,2008,12(1):64-79.

(上接第 74 页)

based on grey system theory combined with directed graph [C]//Proc of ICIG. Qingdao:IEEE,2013:180-185.

[9] 牛力丕,毛士艺,陈炜.基于 Hausdorff 距离的图像配准研究[J].电子与信息学报,2007,29(1):35-38.

[10] Zhang Jianxun, Liu Yu. Medical image registration based on wavelet transform using Hausdorff distance[J]. Transactions on Edutainment,2012,7145:248-254.

[11] 王靖,朱梦宇,赵保军,等.基于小波和改进型 Hausdorff 距离的遥感图像配准方法[J].电子学报,2006,34(12):2167-2169.

[12] 汪亚明.图像匹配的鲁棒型 Hausdorff 方法[J].计算机辅助设计与图形学学报,2002,14(3):238-241.

[13] 周志强,汪渤.一种基于鲁棒 Hausdorff 距离的目标匹配算法[J].计算机应用,2009,29(1):86-88.

[14] 蒋新土,吕岳.基于改进的加权 Hausdorff 距离的图像匹

[15] 高晶,孙继银,刘婧.基于邻域灰度信息的 Hausdorff 距离图像匹配方法[J].计算机应用,2011,31(3):741-744.

[16] 杨兵,刘永才,田金文,等.基于新的加权 Hausdorff 距离的图像匹配[J].红外与激光工程,2007,36(5):751-753.

[17] Sim D G, Kwon O K, Park R H. Object matching algorithms using robust Hausdorff distance measures[J]. IEEE Transactions on Image Processing,1999,8(3):425-429.

[18] 徐遵义,晏磊,宁书年,等.基于 Hausdorff 距离的海底地形匹配算法仿真研究[J].计算机工程,2007,33(9):7-9.

[19] 张良国,吴江琴,高文,等.基于 Hausdorff 距离的手势识别[J].中国图象图形学报: A 辑,2002,7(11):1144-1150.

[20] 陈飒,吴一全.基于 Contourlet 域 Hausdorff 距离和粒子群的多源遥感图像匹配[J].测绘学报,2010,39(6):599-604.

基于单纯形的改进全局人工鱼群优化算法

作者：[彭培真](#)，[俞毅](#)，[王兆嘉](#)，[蒋琰](#)，[PENG Pei-zhen](#)，[YU Yi](#)，[WANG Zhao-jia](#)，[JIANG Min](#)

作者单位：[东南大学 自动化学院 复杂工程系统测量与控制教育部重点实验室](#), 江苏 南京, 210096

刊名：[计算机技术与发展](#)

英文刊名：[Computer Technology and Development](#)

年，卷(期)：2015(8)

引用本文格式：[彭培真](#).[俞毅](#).[王兆嘉](#).[蒋琰](#).[PENG Pei-zhen](#).[YU Yi](#).[WANG Zhao-jia](#).[JIANG Min](#) [基于单纯形的改进全局人工鱼群优化算法](#)[期刊论文]-[计算机技术与发展](#) 2015(8)