

一种改进的多目标蚁群优化算法

黄 坤, 吴 俊

(义乌工商职业技术学院, 浙江 义乌 322000)

摘 要: 提出了一种改进的多目标优化问题的蚁群算法. 算法选择进化算法的定义的时候, 种群中一定数量的个体信息来源作为中心的扩散, 多个中心点之间有一定的距离; 群体中的其他个体按照离源个体最近的距离的原则归属于其中一个信息素扩散源; 按照信息素扩散算法, 每一信息素扩散源中的个体获得源于中心点的信息素; 保留每一代群体中的中心点到下一代种群中, 确保了收敛性和维护种群的多样性. 最后利用多目标背包问题来测试算法的性能, 并与 MOA 和 NSGA-II 算法进行了分析比较. 结果表明, 该搜索效率高, 向真实 Pareto 前沿逼近效果好, 得到传播的多种解决方案, 是一个多目标优化问题的解决和有效的方法.

关键词: 多目标优化; 背包问题; 蚁群算法; 多目标蚁群算法

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2011)10-0181-03

An Improved Multi-Objective Ant Colony Optimization Algorithm

HUANG Kun, WU Jun

(Yiwu Industrial & Commercial College, Yiwu 322000, China)

Abstract: For the characteristics of multi-objective optimization problems is proposed for multi-objective optimization problems ant colony algorithm. Definition of evolutionary algorithms selected from the population when a certain number of individual sources as the center of pheromone diffusion, more than the distance between the centers of intervals; group of other individuals in accordance with the distance from the nearest source of the principle of individual ownership in one of the Pheromone diffusion source; each spread source of pheromone pheromone diffusion algorithm in accordance with the individual to obtain from the center of the pheromone; each generation groups in the center point to the next generation population retained to ensure convergence and maintenance groups Diversity. Finally, multi-objective knapsack problem to test algorithm performance, and with the MOA and the NSGA-II algorithm was simulated compared. Results show that the search efficiency, the true Pareto front approximation to good effect, to obtain the spread of a wide range of solutions, is a multi-objective optimization problem solving and effective method.

Key words: multi-objective optimization; knapsack problem; ant colony algorithm; multi-objective ant colony algorithms

1 引言

蚁群算法适合于求解离散空间中的组合优化问题,但在求解多目标函数优化问题时有一定困难. 因为解的多样性,多目标优化问题不但要求得的解能够收敛于 Pareto 前沿,还要求能有效地保持群体的多样性^[1-5]. 基本蚁群算法中信息素浓度高的地方,被选择的概率就大. 在对多目标优化问题求解时,蚂

蚁通过这种信息素交流方式,使所求得解集中在解空间里的某一区域内,不利于保持的群体多样性^[2].

针对这些问题,文献[2]提出了一种能对带有约束条件的多目标函数优化问题求解的蚁群算法. 文献[3]提出一种求解多目标优化问题的蚁群算法,并根据所求问题的特点提出了蚂蚁的两种行进策略,改进了信息素的更新方式,使得算法在保持 Pareto

解集的多样性的同时,又能快速得到 Pareto 前沿. 由于蚂蚁之间的信息素正反馈交流方式会使蚂蚁群体倾向于集中在可行空间内的某一区域,因此不利于多目标问题的求解^[3].

2 多目标问题

最优化处理指的是在一堆可能选择中找出某些目标的最优解的问题^[4]. 后面逐渐就形成了多目标优化问题 (Mult-objective Optimization Problem, MOP), 问题可用下面的形式来描述^[5]:

$$\max\{z_1=f_1(x), z_2=f_2(x), \dots, z_q=f_q(x)\} \quad (1)$$

$$\text{s. t. } g_i(x) \leq 0, i=1, 2, \dots, m \quad (2)$$

式中, $x \in R^n$ 为带有 n 个决策变量的变量, $f_i(x)$ 为目标函数, $g_i(x)$ 为 m 个不等式约束函数. 多目标优化问题和单目标优化问题相差非常大. 只有单个目标时, 人们求得最好解, 这个解是所有解里最好的. 但在有多个目标的时候, 因为目标之间存在相互冲突的现象, 在所有目标上不一定都是最优的解^[6]. 一个解可能是某个目标上最好的, 却是其他目标上最差的. 因此在有多个目标的时候, 一般存在一系列不能简单进行比较的解, 这种解就叫做 Pareto 最优解 (Pareto Optimal solutions) 或非支配解 (non-dominated solutions), 它们有这样一个特点: 在改进任何目标函数的时候没有办法不削弱至少一个其他目标函数. 给定一个判据空间 Z 中的非支配解, 在决策空间中它的原象点称为有效的或者非劣的^[13].

3 改进的多目标蚁群算法

3.1 信息源的选取与距离的确定

在每一代个体中选择一定数量的源, 种群规模和适应度函数决定源的个数. 从实验数据中得出, 源个体数通常选取种群规模的 $1/5$ 左右最适合. 确定源的个数以后, 源与源之间的距离也要确定, 本文以此设计了一个自适应的距离公式:

$$D_{\min}(t) = D_0 / T^\beta \quad (3)$$

式中, β 是调节中心点间隔距离随代数变化的, 从实验得出 β 通常取 $0.15 \sim 1$ 的值比较恰当, $D_{\min}(t)$ 为第 t 代源个体中心点之间的最小距离, D_0 为第一代源个体中心点之间的最小距离.

3.2 信息素的扩散

信息素扩散是蚁群能够找到最短路径的关键, 信息素扩散公式如下:

当 $R > S$ 时:

$$H_i(Y) = H_i^{\min} + H_i(Y_0) * ((R - S) / R) \quad (4)$$

当 $R \leq S$ 时:

$$H_i(Y) = H_i^{\min} \quad (5)$$

式中, R 表示源的扩散半径, S 表示源中心点 x 与 x_0 之间的距离, $H_i(Y)$ 表示源中心点 x_0 在染色体 x 处扩散的信息素, $H_i^{\min}$ 表示第 i 代染色体中最小信息素.

3.3 蚂蚁行进策略

对于离散空间优化问题, 蚂蚁的行进直接从解空间中的一个节点转移到另一个节点, 通过离散解空间点集上的跳变来实现. 这种行进方式不适合连续空间的寻优问题. 本文给蚂蚁规定了一个活动范围 R , 就是蚂蚁只能活动在半径为 R 的范围内. 当蚂蚁与目标点之间的距离超出其活动范围 R , 那么蚂蚁只能向目标点的方向移动一段距离为 R 的长度. 但蚂蚁在移动后, 无法直接到达目标点, 它还被一个随机扰动 α 影响. 扰动因子 α 的值影响算法的收敛, 比较大的 α 值利于增大搜索范围, 比较小的 α 值利于局部寻优. 所以本文在算法的开始阶段, 赋予 α 一个比较大的取值范围, 用来加大算法的搜索范围; 跟着迭代次数的增加, 可以线性地减小 α 的取值范围, 以加强算法的局部收敛能力.

3.4 多种群区域的演化策略

区别多目标优化与单目标优化, 解的定义是本质. 在单目标优化问题中, 一个解可能成为多目标优化问题中可一个接受的“不坏解”, 在单目标优化问题中, 因为任何两个解都能用它的目标函数值来比较优劣, 所以最优解序列是完全有序的. 对于相互冲突的目标需要人为的决策做出困难的折中, 保证了最终解在 Pareto 前沿分布均匀和多样性. 不同的子种群分别从不同的角度来进行区域演化, 第一个子种群求解第一个目标优化, 第二个子种群求解第二个目标优化, 第三个子种群同时优化前两个目标, 然后取其和的平均值.

3.5 算法流程

下面是算法 (QAMO) 的基本流程:

Begin:

$t := 0$;

对种群 $p(t)$ 初始化并设置参数;

选出 m 个信息素扩散源中心点, 并对所有个体的信息素初始化;

While(不满足就结束的条件)

$t := t + 1$;

(1) 根据适应值与信息素, 按一定的选择概率

从父种群 $p(t-1)$ 中选择个体,通过交叉、变异操作来产生种群 $p(t)$;

(2) 从 $p(t-1)$ 中的信息素扩散源中心点和 $p(t)$ 中选择新的 m 个信息素扩散源中心点,并运用信息素产生公式来更新源中心点的信息素;

(3) 运用信息素扩散公式来更新种群中属于各信息素扩散源个体的信息素;

End of While

End.

4 实验结果与分析

为了与经典算法对比,本实验中各个背包问题的数据使用权威数据,数据来源于 Zitler 的主页 (<http://www.tik.ee.ethz.ch/~zitzler/testdata.html>). 实验硬件平台为 Pentium (R) CPU 2.4 GHz,1G RAM,编程软件为 Matlab7.1. 实验中选用背包个数分别为 2,3 和 4 个,物品数目分别为 250,500 和 750. 本文选择了典型的非支配排序遗传 (NSGA2)算法以及多目标蚁群算法 (MOA)与本文算法进行性能上的比较.

为了比较的公平性,本文算法 (QAMO)和 NSGA2 以及 MOA 算法采用相同的参数设置,而且在每组背包问题数据中均迭代相同的次数. 以图形化的方式给出了这两种方法生成的 Pareto 前沿,并对所得解分布性能以及散布范围、解的数量等作了对比分析. 实验针对 9 个背包问题分别运行 QAMO、MOA 和 NSGA2 各 100 次,并记录各算法每次运行函数 S 的值 (S 定义参见文献[7]). 图 1 给出了对背包问题 (2, 250) (2,500) (2,750) 某次实验得到的 Pareto 最优前端解的分布情况. 表 1 给出了三种算法均进行 100 次测量后在函数 S 上的平均比较结果.

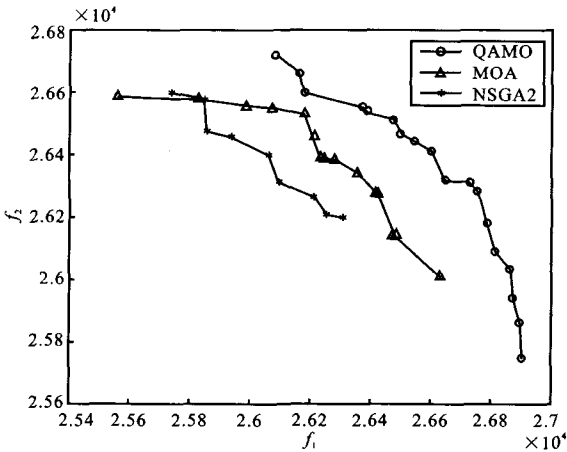


图 1 (2,750)背包问题

表 1 各算法 S 性能比较

MKP	S(NSGA2)	S(MOA)	S(QMOA)
2-250	7.211e07	8.231e07	8.995e07
2-500	3.231e08	3.331e08	3.784e08
2-750	6.965e08	7.201e08	7.442e08
3-250	6.823e11	6.899e11	6.987e11
3-500	5.112e12	5.311e12	5.498e12
3-750	1.701e13	1.721e13	1.800e13
4-250	5.131e15	5.191e15	5.201e15
4-500	7.201e16	7.219e16	7.876e16
4-750	3.600e17	3.677e17	3.921e17

图 1 给出了三种算法分别运行 100 代后非支配解的分布对比情况,从图 1 以及表 1 我们可以看出本文算法比 MOA 和 NSGA2 搜索空间更为广阔,寻找到的解质量更好. 这是因为本文算法进行了有效的改进. 一方面局部搜索能够勘测到未知区域中更多的可行解,从而维持解的多样性. 另一方面全局搜索则有助于进化方向向着 Pareto 最优前端进行,使得算法有效地收敛.

5 结束语

提出了多目标优化问题的蚁群算法,并与 MOA 和 NSGA-II 算法进行了分析比较. 结果表明,该算法是多目标优化问题的有效解决方法.

参考文献:

[1] 公茂果,焦李成,杨咚咚,等. 进化多目标优化算法研究[J],软件学报,2009,20(2):271-289.
[2] 张勇德,黄莎白. 多目标优化问题的蚁群算法研究[J]. 控制与决策,2005,20(2):170-173,178.
[3] 贺益君,陈德钊. 用于多目标优化的蚁群算法的构建及其应用[J]. 高技术通讯,2006,16(12):1241-1245.
[4] 刘璠,李敏强,林丹. 基于支配的多目标进化算法及自适应调整策略[J]. 计算机学报,2008,31(7):1063-1072.
[5] Zitzler E, Thiele L. Comparison of multi-objective evolutionary algorithms: empirical results [J]. IEEE Transaction on Evolutionary Computation, 2000, 8(2): 173-195.
[6] Fonseca C. M, Fleming P J. Multi-objective optimization and multiple constraint handling with evolutionary algorithms - partI: a unified formulation [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, & Cybernetics Part A:

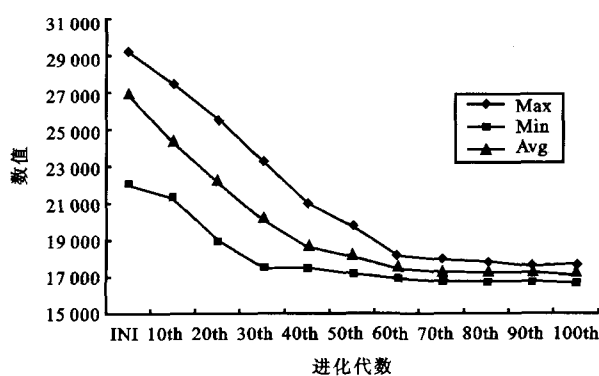


图3 适应度值比较

差值越来越小,最终将向某一值靠近.

表2 遗传运算结果

进化代数	最大值	最小值	平均值
初始化	28 760	20 430	25 650
10th	26 320	19 820	23 452
20 th	23 630	18 560	21 930
30 th	22 570	18 030	20 450
40 th	21 050	17 540	19 420
50 th	20 020	17 400	18 420
60 th	19 872	17 130	18 200
70 th	19 020	16 930	18 018
80 th	18 550	16 930	17 850
90 th	18 140	16 880	17 420
100 th	17 620	16 880	17 220

6 结束语

本文通过研究用遗传算法对不规则物体进行布局,提出了混合形状物体编码方法,设计选择算子使得每代的最佳个体直接参与下一代群体的选择过程,使得遗传算法将收敛于最优解. 为了避免早熟现象以及保持个体的多样性,本文的选择算子将父代

个体与子代新生成的个体放在一起,形成 $2n$ 个体空间,根据适应值大小进行递减排序,从中选出适应值较低的 n 个体作为下一代遗传的父代,在遗传算子运算中,通过两种方法变异,即改变物体摆放长边的方向或交换任意两个物体的摆放位置. 这样,我们对不同形状物体进行布局问题求解,最终能得到较好的布局结果. 通过选择了合适的遗传算子,本算法在优化过程中能够既加速了算法的收敛速度又避免陷入局部最优解.

参考文献:

[1] 周明,孙树栋. 遗传算法原理及应用[M]. 北京:国防工业出版社,2002.

[2] 王小平,曹立明. 遗传算法理论、应用与软件实现[M]. 西安:西安交通大学出版社,2005.

[3] 王金平,王玉新,曾维川,等. 基于遗传算法的布局求解[J]. 天津大学学报, 2005,34(3):307-311.

[4] 郭宏伟,袁俩,刘天亮,等. 基于布置点的矩形物体布局问题的遗传算法研究[J]. 技术交流:学术版,2004:40-43.

[5] 王金敏,喻宏波,姚遥. 矩形物体布局的构造算法[J]. 机械设计:专题论文,2000:23-25.

[6] 于洋,查建中,唐晓君. 一种混合全局寻优算法及其在布局中的应用[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2001,13(9):846-851.

[7] 唐坚刚,刘丛,张丽红. 基于改进遗传算法的不规则图形排样[J]. 计算机工程,2010(21):185-187.

[8] 罗梅,贾志娟. 模糊自适应参数调整的改进遗传算法[J]. 微电子学与计算机,2010(4):1-4

作者简介:

邱军林 男,(1977-),硕士研究生,讲师. 研究方向为人工智能技术.

作者简介:

黄 坤 男,(1977-),硕士,讲师. 研究方向为计算应用方面的研究.

吴 俊 女,(1979-),硕士,讲师. 研究方向为智能数据挖掘.

(上接第 183 页)

Systems & Humans, 1998 (28): 26-37.

[7] Deb K, Agrawal S, Pratap S, et al. Fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization: NSGA2[J]. LNCS, 2000, 849-859.