

文章编号: 1001-0645(2005)06-0490-05

# 广义分配问题的一种小生境遗传蚁群优化算法

陈云飞, 刘玉树, 范洁, 赵基海

(北京理工大学 信息科学技术学院计算机科学与工程系, 北京 100081)

**摘 要:** 提出一种小生境遗传算法与蚁群优化算法相结合的小生境遗传蚁群优化算法用于求解 NP 难的广义分配问题, 以避免经典求解算法存在的易陷于局部最优的缺陷. 以典型的广义分配问题——火力分配为例, 对该算法进行实验, 并将实验结果与其它算法进行分析比较. 结果表明: 新复合算法优化效率高, 运行时间短, 对其它的 NP 问题同样适用.

**关键词:** 小生境遗传算法; 蚁群优化算法; 广义分配问题

**中图分类号:** TP 301.6      **文献标识码:** A

## A Niching Genetic and Ant Colony Optimization Algorithm for Generalized Assignment Problem

CHEN Yun-fei, LIU Yu-shu, FAN Jie, ZHAO Ji-hai

(Department of Computer Science and Engineering, School of Information Science and Technology, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

**Abstract** A niching genetic and ant colony optimization (NGACO) algorithm is proposed for the NP hard generalized assignment problem. NGACO is based on the combination of niching genetic algorithm and ant colony optimization algorithm to avoid local optima which often reside in the results of classical methods. Moreover, an intensive study on how to use this algorithm in GAP is made. Some experiments were made on weapon-target assignment problem (a typical application of GAP). Experiments' results are compared with those obtained by using other classical optimization algorithms. The results demonstrated that NGACO has high performance and short runtime in solving weapon-target assignment problem, and is viable for other NP-hard problems.

**Key words** niching genetic algorithm; ant colony optimization algorithm; generalized assignment problem

广义分配问题 (generalized assignment problem, GAP) 应用于作战指挥决策、计算机和通讯网络分析、车辆路径规划以及生产规划等领域<sup>[1]</sup>. 该问题已经被证明是 NP 完全的<sup>[2]</sup>. 近年来出现的一些启发性智能方法如: 模拟退火、免疫算法、蚁群优

化算法等已经成功地应用于求解 NP 完全类问题. 然而, 面对各种问题的特殊性和复杂性, 每一种算法都表现出其自身的优势和缺陷, 多种算法进行融合和互补是优化算法的一个发展方向<sup>[3~8]</sup>. 丁建立等将简单遗传算法和最大最小蚂蚁 (max-min ant

收稿日期: 2004-06-11

基金项目: 国家部委预研项目 (11415133)

作者简介: 陈云飞 (1977-), 男, 博士生, E-mail: cyf\_990@hotmail.com; 刘玉树 (1941-), 男, 教授, 博士生导师.

©1994-2016 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

system)算法相结合提出了 GAAA算法<sup>[6]</sup>. 文献 [7] 中将简单遗传算法和改进的合作蚁群优化算法相结合作为两层嵌套的循环以获取优化分配方案.

Cheng X 等将简单遗传算法和蚂蚁网 (AntNet) 算法相结合, 提出遗传蚂蚁路径算法并用于网络路径规划中<sup>[8]</sup>. 但上述算法都是将简单遗传算法 (simple genetic algorithm, SGA) 和蚁群优化算法相结合, SGA 在进化代数不够大时容易陷入局部最优. 且在初始种群选取覆盖空间不足的情况下, 种群多样性差.

作者提出一种求解 GAP 问题的小生境遗传蚁群优化 (niching genetic & ant colony optimization NGACO) 算法.

### 1 GAP问题的数学描述

GAP 问题可分为两大类: 当问题的目标函数要求总耗费最少时, 可归纳为 min 型分配问题; 当寻求总效益最高时, 可归纳为 max 型分配问题. 这两种类型在一定条件下可以相互转化. 以  $I$  表示任务集 ( $I = \{i | i = 1, 2, \dots, n\}$ );  $J$  表示主体集 ( $J = \{j | j = 1, 2, \dots, m\}$ );  $b_j$  代表主体  $j$  占有的全部资源量;  $a_{ij}$  代表主体  $j$  完成任务  $i$  消耗的资源量;  $a_i$  代表任务  $i$  分配给主体  $j$  所得效益; 变量  $x_{ij}$  是决策变量,  $x_{ij} = 1$  代表将任务  $i$  分配给主体  $j$ ; 否则为 0. 假定  $a_{ij} \leq b_j$  且  $\sum_{i=1}^n a_{ij} > b_j$ , 则 max 型分配的数学模型为

$$\max f(x) = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n a_{ij} x_{ij}. \tag{1}$$

$$\text{s. t. : } \sum_{i=1}^n a_{ij} x_{ij} \leq b_j, \quad (j = 1, 2, \dots, m) \tag{2}$$

$$\sum_{j=1}^m x_{ij} = 1, \quad (i = 1, 2, \dots, n) \tag{3}$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\}. \quad (i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m) \tag{4}$$

### 2 GAP问题的小生境遗传蚁群优化算法设计

#### 2.1 NGACO中的小生境遗传算法设计

小生境遗传 (niching genetic, NG) 算法通过维护群体中小规模低适应度物种的生存, 保持了物种多样性, 避免进化过程中出现过早收敛和陷入局部最优. 而且 NG 算法能够在算法的一次搜索过程中得到目标函数多个极值点, 因而最终搜索到的优化

点不只在目标函数的一个峰值上, 而是在多个峰上都有分布. 上述优点使得该算法适合与其它优化算法结合.

基于共享机制的 NG 算法通过引入共享函数确定群体中个体之间的物种相似度, 对群体中聚集成小块的个体可以通过施加共享函数进行惩罚, 使其适应值减小, 从而维护群体中小规模低适应度物种生存. 共享函数为

$$G(X, Y) = \begin{cases} 1 - (d(X, Y) / d)^T & d(X, Y) < d \\ 0 & d(X, Y) \geq d \end{cases} \tag{5}$$

式中:  $d(X, Y)$  为任意两个不同个体  $X$  和  $Y$  之间的距离 (欧式距离或海明距离等);  $d$  为设定的距离参数;  $T$  为群体划分参数, 通常是一个正实数.

施加共享函数后个体的适应度称为共享适应度  $\tilde{W}(X)$ ,

$$\tilde{W}(X) = sW(X) \left( \sum_{i=1}^s G(X, Y_i) \right). \tag{6}$$

式中:  $s$  代表群体规模;  $X$  为群体中的任意个体;  $Y_i$  为群体中不同于  $X$  的其它任意个体;  $W(X)$  为施加共享函数前个体  $X$  的适应值, 通常为目标函数值 (如式 (1)).

NGACO 中的 NG 算法的实施流程如下:

步骤 1 初始化. 根据 GAP 问题的特性, 对初始种群和适应度函数进行合理设置. 染色体的编码方式采用十进制编码. 第  $t$  代的第  $i$  个个体  $x_t^i$  的染色体串为  $a_1^{k_1} a_2^{k_2} \dots a_n^{k_n}$ . 其中  $n$  为染色体的串长对应待分配任务总数, 基因位  $a_i^{k_i}$  代表分配给该任务的主体在主体集中的序号,

$$a_i^{k_i} = \begin{cases} 0 & \text{没有主体分配给第 } i \text{ 项任务} \\ k_i & \text{第 } k_i \text{ 个主体分配给第 } i \text{ 项任务} \end{cases},$$
$$k_i \in \{0, 1, 2, \dots, m\}.$$

在解空间的可行域中随机产生  $s$  个个体 ( $s$  为群体规模, 代表  $s$  种分配方案) 组成初始群体  $X_t = \{x_t^i | i = 1, 2, \dots, s\}$ .

步骤 2 共享函数和锦标赛挑选算子. 从  $x_t^1, x_t^2, \dots, x_t^s$  中随机挑选  $s'$  个个体并将其中共享适应度  $\tilde{W}(X)$  最高 (用公式 (5) (6) 求得) 的个体保留到繁衍组. 独立地重复上述过程  $s$  次, 以形成繁衍组  $x_t'^1, x_t'^2, \dots, x_t'^s$ .

步骤 3 交叉算子. 按交叉概率从繁衍组中选择父体进行交叉, 保留每对个体的两个交叉结果, 从而

形成群体  $x_i^{\prime\prime}, x_i^{\prime\prime}, \dots, x_i^{\prime\prime}$ .

交叉算子采用离散重组,如考虑如下含有 6 个基因位的 2 个个体:

父个体 1 6 5 4 3 4 9,

父个体 2 1 8 7 0 2 0.

子个体的每个基因可按等概率随机挑选父个体,重组之后子个体可为:

子个体 1 1 8 7 3 4 0,

子个体 2 1 5 4 3 2 9.

步骤 4 变异算子.按变异概率对  $x_i^{\prime\prime}, x_i^{\prime\prime}, \dots, x_i^{\prime\prime}$  进行变异扰动以形成下一代群体

$$X_{t+1} = \{x_{t+1}^i | i = 1, 2, \dots, s\};$$

扰动算子采用公式

$$X_{t+1}^{i(p)} = X_t^{i(p)} + N(0, \epsilon).$$

式中:  $X_t^{i(p)}$  为第  $t$  代第  $i$  个染色体的第  $p$  个基因位;  $N(0, \epsilon)$  是均值为 0, 方差为  $\epsilon$  的高斯噪声.

步骤 5 当前代数  $t$  达到最大循环次数  $t_{\max}$  则结束循环,保留遗传算法的运算结果,否则  $t++$ , 转向步骤 2.

步骤 6 将最终群体代入目标函数计算,求得目标函数的  $r$  个极值点.将这  $r$  个极值点所对应的染色体个体译码,得到  $r$  个主体和任务的分配方案,保留  $r$  个方案作为后期算法的输入.

## 2.2 NGACO 中的蚁群优化算法设计

蚁群优化算法最早是用于解决 TSP 问题,通过蚂蚁在信息素激励下的随机搜索,寻求环游所有城市的最短路径<sup>[9]</sup>.为了能将蚁群优化算法应用到 GAP 问题中,可以把 GAP 问题表示为一个二部图  $G = (V, U, E)$ . 对应于二部图一侧的  $n$  个节点,  $V$  是  $n$  个点的集合,表示  $n$  个任务;对于二部图的另一侧  $m$  个节点,  $U$  是  $m$  个点的集合,表示  $m$  个主体;  $E$  是连接任务节点和主体节点的边,  $E = \{e_{ij} | i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m\}$ . 若某项任务  $i$  被分配给主体  $j$ , 则任务  $i$  和主体  $j$  之间有边  $e_{ij}$  相连,否则无边.  $f_{ij}$  是边  $e_{ij}$  上的迹,如果任务  $i$  和主体  $j$  之间无边,则  $f_{ij} = 0$ . 二部图的多个边组成的一条可行路径,对应于 GAP 问题中任务集和主体集的一种分配方案,求 GAP 问题的最优解就是寻求二部图的一条最优路径.

NGACO 中的蚁群优化算法描述如下:

步骤 1 初始化.任务集和主体集之间信息素的初始分布为

$$f_{ij}(t_0) = f_0 + \Delta f. \quad (7)$$

式中:  $f_{ij}(t_0)$  为在初始时刻 ( $t_0 = 0$ ) 边  $e_{ij}$  上的迹;  $f_0$  为

信息素常数,为一个较小的正实数;

$$\Delta f = \sum_{k=1}^r \Delta f_{ij}^k, \quad (8)$$

$\Delta f_{ij}^k$  为第  $k$  条路径中边  $e_{ij}$  上的迹,  $r$  为小生境遗传算法输出的优化解的个数,对应初始的  $r$  条路径.

$$\Delta f_{ij} = \begin{cases} Q/a_j & \text{任务 } i \text{ 和主体 } j \text{ 之间有边} \\ 0 & \text{任务 } i \text{ 和主体 } j \text{ 之间无边} \end{cases}, \quad (9)$$

式中  $Q$  为调整系数.初始化将  $m$  个蚂蚁随机置于主体集的  $m$  个节点上,并设置禁忌表.

步骤 2 任务节点选择策略.任一蚂蚁  $k$  按下式选择任务节点  $j$ ,

$$j = \begin{cases} \arg \{ \max_{j \in \text{tabu}_k} [f_{ij}(t) a_j^U] \} & \leq q \\ S & \text{其它} \end{cases}. \quad (10)$$

式中:  $q_0$  是预先设定的阈值参数,经验值取 0.9;  $q$  是均匀分布在 (0, 1) 内的随机数;  $\text{tabu}_k$  是  $t$  时刻已被分配给第  $k$  只蚂蚁的所有任务节点的集合,即为第  $k$  只蚂蚁的禁忌表;  $f_{ij}(t)$  是  $t$  时刻边  $e_{ij}$  上的迹;  $a_j$  是启发信息 (即为把任务  $i$  分配给主体  $j$  的效益);  $U$  是参数,代表启发信息的重要程度;  $S$  是任务集中的某个任务的序号,  $S$  的取值由以下概率决定:

$$P_{iS}^*(t) = \begin{cases} \frac{f_{iS}(t) Z_{iS}^U}{\sum_{j \in \text{tabu}_k} f_{iS}(t) Z_{iS}^U} & S \notin \text{tabu}_k \\ 0 & \text{其它} \end{cases}. \quad (11)$$

步骤 3 信息素局部更新.每只蚂蚁选择好下一个节点之后,就应用联机信息迹更新规则 (online pheromone update) 局部更新边  $e_{ij}$  上的迹.

$$f_{ij}(t+1) = (1 - J) f_{ij}(t) + J \Delta f, \quad (12)$$

式中  $J$  是一个常数,  $0 < J \leq 1$ .

步骤 4 节点分配完成检验.所有蚂蚁都选择好各自任务节点并局部更新信息迹之后,重新置于下一个未分配主体节点,转向步骤 2.

步骤 5 信息素全局更新.所有蚂蚁都遍历完所有任务节点后,就建了  $m$  个解,将这  $m$  个解代入目标函数计算局部最优解,并将最优的一个解  $F^e$  保留.应用脱机信息迹更新规则 (offline pheromone trail update) 全局更新所有边上的迹,脱机信息迹更新规则为

$$f_{ij}(t+1) = (1 - d) f_{ij}(t) + \Delta f_{ij}(t). \quad (13)$$

式中:  $0 < d \leq 1$  是控制信息迹的衰减过程参数;  $\Delta f_{ij}(t) = 1/F^e$ .

## 3 实验结果

为了测试算法的性能,以野战地域炮兵作战火

力优化分配为研究对象进行了实验,设定炮兵兵力为某一自行榴炮营,下辖 3 个连,每连 2 个排,以排为一个基本火力单元,共 6 个火力单元;榴炮营一次对 6 个目标进行射击,这 6 个目标的重要程度和一个火力单元对其一次射击的毁伤概率各不相同. 算法中遗传算法的迭代次数设为 20,交叉概率  $P_c=0.60$ ,变异概率  $P_m=0.01$ ,蚂蚁算法中各路径信息迹初值  $f_0$  设为 60,迹更新参数  $\alpha=0.1$ , $\beta=0.1$ ,迭代次数 10. 在 P4 1.7 G/256 M 微机上运行 50 次,独立实验的最优适应度和平均适应度曲线如图 1.

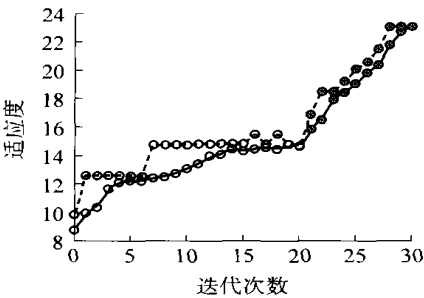


图 1 NGACO 算法的适应度逼近过程

Fig. 1 The curves of best fitness values and average fitness values

图中上方的虚线为最优适应度曲线,下方实线为平均适应度曲线,由空心圆所标识的曲线段为小生境遗传算法阶段,圆内有星型标识的曲线段为蚁群优化算法阶段.

从图 1 可以看出该算法的逼近过程. 整体上适

应度是不断增加的,小生境遗传算法的最优适应度值呈现阶梯状上升,每次阶跃的原因是在染色体中采用交叉和变异算子产生了新的适应度更高的个体. 但小生境遗传算法的适应度均值曲线却呈现与最优适应度不同的连续梯度曲线,这是由于选择和复制算法的作用,使得优质个体得以繁殖,劣质个体被淘汰,实现“优胜劣汰”. 还可以看出,在遗传算法的最后,适应度曲线基本不再增长,而且呈现小范围振荡趋势. 此时采用蚂蚁算法作为该后继处理阶段,适应度值得到较大提高,最优适应度最终提高的一个峰值不再增长,这是由于信息迹的作用,使得最终所有的蚂蚁都对任务和目标进行了同样的分配,因此,组内适应度均值也达到了同一峰值.

最后的实验结果是:第 1 个火力单元分配给 2 号目标;第 2 个火力单元分配给 5 号目标;第 3 个火力单元分配给 3 号目标;第 4 个火力单元分配给 1 号目标;第 5 个火力单元分配给 6 号目标;第 6 个火力单元分配给 4 号目标.

将新算法与简单遗传算法和蚂蚁算法相结合 (simple genetic and ant algorithm, GAAA)<sup>[7]</sup>,免疫算法与简单遗传算法相结合 (immunity system and simple genetic, ISGA)<sup>[4]</sup>,模拟退火算法 (simulated annealing, SA) 进行了实验比较分析,取 50 次独立实验的平均值,不同火力单元和目标条件下的 4 种算法的优化性能和时间性能如表 1 所示.

表 1 4 种算法的优化性能与时间性能比较

Tab. 1 Comparison of the best fitness values vs. runtimes

算法名称	最优适应度				运行时间 /s			
	50 个火力单元 / 50 个目标	80 个火力单元 / 80 个目标	100 个火力单元 / 80 个目标	120 个火力单元 / 100 个目标	50 个火力单元 / 50 个目标	80 个火力单元 / 80 个目标	100 个火力单元 / 80 个目标	120 个火力单元 / 100 个目标
	元 / 50 个目标	元 / 80 个目标	元 / 80 个目标	元 / 100 个目标	元 / 50 个目标	元 / 80 个目标	元 / 80 个目标	元 / 100 个目标
ISGA	233.568 7	330.421 1	298.211 2	453.942 3	36.671 5	52.921 7	70.427 9	90.679 9
GAAA	256.423 1	354.689 7	300.546 1	469.325 8	30.873 4	49.432 5	68.013 9	84.886 5
SA	177.651 1	267.823 4	229.653 2	399.574 2	40.854 1	63.813 7	76.647 9	115.523 4
NGACO	281.753 2	420.562 1	368.254 1	489.658 4	5.634 7	9.891 2	10.386 7	14.568 9

由表 1 中可以看出,新算法 (NGACO) 明显要优于其它 3 种算法,是一种求精解效率高,时间性能好的算法.

4 结 论

提出了一种蚂蚁算法和小生境遗传算法相结合的求解 GAP 问题的优化算法 NGACO. 该算法由两

部分组成,它的前期采用小生境遗传算法,利用其快速、全局收敛、搜索到目标函数的多个峰值等特性,生成初始任务和主体的多个分配方案;算法后期采用蚁群优化算法,在前期算法的基础上利用蚁群优化算法的并行、正反馈及求精解效率高等特性,对初始分配进一步求精,最终求得最优分配. 分析表明:

NGACO 算法无论是在优化性能还是在时间性能上

都取得了好的效果. 本文中算法对其它的 NP 问题同样适用.

#### 参考文献:

- [1] Chu P C, Beasley J E. A genetic algorithm for the generalised assignment problem [J]. Computers and Operations Research, 1997, 24( 1): 17– 23.
- [2] Sahin S, Gonzalez T. P-complete approximation problems [J]. Journal of the ACM, 1995, 23( 3): 555 – 565.
- [3] Lee Z J, Lee C Y, Su S F. An immunity-based ant colony optimization algorithm for solving weapon-target assignment problem [J]. Applied Soft Computing Journal, 2002, 2( 1): 39– 47.
- [4] 王 凌. 智能优化算法及其应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2001. 154– 159.  
Wang Ling. Intelligent optimization algorithm with application [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2001. 154– 159. (in Chinese)
- [5] Yang J G, Li B Z, Xiang Q. Immune genetic algorithm for optimal design [J]. Journal of Donghua University, 2002, 19( 4): 16– 19.
- [6] 丁建立, 陈增强, 袁著祉. 遗传算法和蚂蚁算法的融合 [J]. 计算机研究与发展, 2003, 40( 9): 1351– 1356.  
Ding Jianli, Chen Zengqiang Yuan Zhuzhi. On the combination of genetic algorithm and ant algorithm [J]. Journal of Computer Research and Development, 2003, 40( 9): 1351– 1356. (in Chinese)
- [7] Li M, Wang H, Li P. Tasks mapping in multi-core based system: Hybrid ACO& GA approach [EB/O L]. [http // ieeexplore. ieee. org /ie15 /8985 /28526 /01277556. pdf](http://ieeexplore.ieee.org/ie15/8985/28526/01277556.pdf), 2003-10-21/2004-03-16.
- [8] Cheng X, Hou Y B. A study of genetic ant routing algorithm [EB/OL]. [http // ieeexplore. ieee. org /xplore /toclogin. jsp? url= /ie15 /8907 /28159 /01259839. pdf](http://ieeexplore.ieee.org/xplore/toclogin.jsp?url=/ie15/8907/28159/01259839.pdf), 2003-11-05/2004-03-16.
- [9] Dorigo M, Gambardella L M. Ant colony system: A cooperative learning approach to the traveling salesman problem [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1997, 1( 1): 53– 66

(上接第 478 面)

① 对于结构化比较好的非产品模型数据采用 XML 技术进行;

② 对于非结构化的产品模型数据, 采用 XML 和 STEP 相结合的方法.

数据交换的各种方法均以车辆动力系统协同仿真为例进行了验证, 结果表明这种交换策略是有效的. 但是由于数据交换标准和各软件工具转换功能还不完善, 还有很多问题需要进一步的研究, 如数据交换后的几何模型还原、特征信息的查询等.

#### 参考文献:

- [1] Ronald F, Phokion G, Renee J, et al. Data exchange Semantics and query answering [A]. Proceedings of ICDT [C]. Siena: Springer Verlag, 2003. 207– 224.
- [2] BM S. Co-simulation boosts vehicle design efficiency at ford [J]. Computer-Aided Engineering, 1999, 8(7): 8.
- [3] 高曙明, 何发智. 分布式协同设计技术综述 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2004, 16(2): 149– 157.  
Gao Shuming, He Fazhi. Survey of distributed and collaborative design [J]. Journal of Computer Aided Design & Computer Graphics, 2004, 16( 2): 149– 157. (in Chinese)
- [4] 洪清泉. 基于虚拟样机技术的动力传动建模与仿真 [D]. 北京: 北京理工大学机械与车辆工程学院, 2003.  
Hong Qingquan. Powertrain modelling and simulation based on virtual prototyping [D]. Beijing: School of Mechanical and Vehicular Engineering, Beijing Institute of Technology, 2003. (in Chinese)
- [5] Tucker J, Alcorn W, Kaplan K. Development of XML industry standards for information exchange and commerce [A]. Proceedings of IEEE International Symposium on Electronics and the Environment [C]. Fairmont: IEEE, 2004. 281– 286.
- [6] Martin H. A modular XML implementation method for STEP [EB/OL]. [http // www. steptools. com, 2004-03-08/2004-07-09](http://www.steptools.com,2004-03-08/2004-07-09).