

求解多目标资源分配问题的改进蚁群优化算法

路秀英, 崔兴凯, 霍新丽

(河北农业大学 教务处, 河北 保定 071001)

摘 要: 多目标资源分配问题就是将有限资源分配到不同事件来获得预期目标. 建立了多目标资源分配问题的数学模型, 提出了一种有效求解该问题的改进蚁群优化算法: 设计了一种多目标资源分配问题的可行方案构建机制, 定义了蚁群优化算法中的信息素形式及其更新方式, 提出了一种新的概率选择形式; 通过以上改进有效地提高了蚁群优化方法的效率. 为了验证此方法的有效性, 将蚁群优化方法与混合遗传算法的实验结果进行了对比分析, 证明此方法优于混合遗传算法.

关键词: 蚁群优化; 多目标优化; 资源分配问题

中图分类号: TP202+.7

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2011)10-0087-04

Improved Ant Colony Optimization to Multi-objective Resource Allocation Problems

LU Xiu-ying, CUI Xing-kai, HUO Xin-li

(Dean's Office, Agricultural University of Hebei, Baoding 071001, China)

Abstract: The multi-objective resource allocation problem addresses the important issue which seeks to find the expected objectives by allocating the limited amount of resource to various activates. The mathematical model of multi-objective resource allocation problems is proposed, and an improved ant colony optimization algorithm is proposed to multi-objective resource allocation problems. In the proposed approach, the feasible solution construction mechanism is designed firstly, both the pheromone form and its updating rule are designed and a new probability selection method is proposed. All these works improve the performance of ant colony optimization algorithm. Effectiveness and efficiency of this algorithm was validated by comparing the result of this method with a hybrid genetic algorithm.

Key words: ant colony optimization; multi-objective optimization; resources allocation problem

1 引言

从 20 世纪 60 年代起, 多目标优化问题就一直得到越来越多的关注^[1]. 当存在多个目标时, 由于目标之间的冲突, 其中一个目标的最优解可能是其他目标的最差解^[2-4]. 针对这种情况, 不能简单地比较各个目标, 而应存在一个解的集合, 否则任何一个目标函数都不可能改进^[5-6].

资源分配问题, 通过分配不同活动资源来达到利润最大化或成本最小化^[7-8]. 设法从有限资源里找到若干任务的一个最优分配, 使取决于资源限制的所有目标得到优化^[9]. 最优解表示为利润最大化、成

本最小化或达到尽可能好的品质^[10-11].

启发式优化一直在蓬勃发展, 许多启发式方法如遗传算法、模拟退火、禁忌搜索都显示了它们在解决组合优化问题时的强大功能. 为了获得多目标资源分配问题的有效求解方法, 本文提出了一种改进蚁群优化算法.

2 问题描述

首先定义如下的基本符号:

i : 工作序号, $i = 1, 2, \dots, N$;

j : 员工序号, $j = 0, 1, 2, \dots, M$;

N : 工作量总数;

M : 员工总数;

c_{ij} : 将工作 i 分给员工 j 的工作成本;

e_{ij} : 将工作 i 分给员工 j 的工作效率.

决策变量:

$$X_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{将工作 } i \text{ 分配给员工 } j \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

目标函数为

$$\max \sum_{i=1}^N \sum_{j=0}^M e_{ij} X_{ij} \quad (1)$$

$$\min \sum_{i=1}^N \sum_{j=0}^M c_{ij} X_{ij} \quad (2)$$

约束条件为

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=0}^M j X_{ij} \leq M \quad (3)$$

$$\sum_{j=0}^M X_{ij} = 1 \quad \forall i \quad (4)$$

$$X_{ij} = 0 \text{ 或 } 1 \quad \forall i, j \quad (5)$$

目标函数(1)使所有工作的总效率最大化. 目标函数(2)使所有员工的总成本最小化. 约束条件(3)确保分配的员工数不超过总员工数. 约束条件(4)确保对工作 i 只分配一次.

3 改进蚁群优化算法

蚁群优化算法模拟了蚂蚁的觅食行为: 通过信息素来交流食物源的信息, 而信息素隐藏于它们的移动中. 一只蚂蚁发现一个食物源时回到蚁穴, 当在较近的道路上的蚂蚁快速地返回至蚁穴时, 更多的信息素将存放在较短的道路上. 蚂蚁们根据自身所检测到的信息素的量来选择行驶的道路, 行走更频繁的道路会更有吸引力, 并且通过这种不断的自我加强行为, 这条道路使用将更加频繁. 人造蚂蚁不仅模拟这种学习行为, 还将使用额外的针对特定问题的启发式信息.

3.1 解的构造

多目标资源分配问题中一个可行且完整的解被认为是资源分配的一个排列. 解决方案中的每一部分称为状态, 将资源量 j 分配到第 i 个项目称为移动, 表示为 $V(i, j)$. 一个移动 V^k 将蚂蚁 k 从状态带 S_1 到状态 S_2 , 从而逐步完成部分解决方案. 一旦将资源量 j 分配到蚂蚁 k 解决方案中的第 i 个方案, 可利用的资源量必须更新, 并且根据新资源量, 所有不可行的移动必须纳入到由 Tabu_k 表示的禁忌中. Tabu_k 是蚂蚁 k 的存储器, 保存不可行分配的序号. 除了 Tabu_k , 蚂蚁 k 选择的所有移动都保存在存储

器里, 表示为 V^k . 蚂蚁 k 从当前状态移动到下一状态, Tabu_k 用来避免所需资源不可用的方案分配. 每次分配时, 将不可行分配添加至禁忌名单. 满足约束条件后, 每只蚂蚁都能得到可行的解.

3.2 启发式信息

与真实蚂蚁不同, 人造蚂蚁在分配资源给不同方案时, 纳入一些启发式信息, 与移动 $V(i, j)$ 相关的启发式信息表示为 η_{ij} . 这些信息由一种启发式方法来计算, 表明将资源量 j 分配到方案 i 的需求性. 每个移动的需求性可通过几种方法来评估. 由于所有蚂蚁的移动都由启发式信息计算, 将可能明显地降低算法效率, 因此应使用一种高效方法来计算启发式信息. 启发式信息的计算需结合考虑两方面: 计算效率与信息质量. 本文试着提出一种方法, 通过结合几个方面的基本原理来计算启发式信息. 本方案考虑每次移动对目标函数值的贡献, 移动 $V(l, j)$ 的部分贡献的第一个目标函数:

$$\eta_{l1} = \frac{1}{\epsilon + \sum_{i=1}^{l-1} \sum_{j=0}^M c_{ij} X_{ij}} \quad (6)$$

式中, ϵ 是一个较小的正数. 移动 $V(l, j)$ 的部分贡献的第二个目标函数如下计算:

$$\eta_{l2} = \sum_{i=1}^{l-1} \sum_{j=0}^M e_{ij} X_{ij} \quad (7)$$

本文建议用以下公式来计算总需求量 $V(l, j)$:

$$\eta_{ij} = \eta_{l1} \times \eta_{l2} \quad (8)$$

3.3 信息素更新机制

蚁群优化算法依赖于蚁群的协同合作. 在每次循环中, 每只蚂蚁从一个阶段移动到下一阶段, 重复应用节点转移规则直到已建立了候选解决方案的终点. 信息素的数量在下一个循环开始之前通过信息素更新规则不断更新, 根据单目标函数问题最初的蚁群优化演算法, 式(9)表示两侧信息素的更新数量:

$$\tau_{ij}(t) = (1 - \rho)\tau_{ij}(t-1) + \Delta\tau(t-1) \quad \forall i, j \quad (9)$$

$\rho \in (0, 1]$ 表述信息素的挥发率, $\tau_{ij}(t)$ 表示 ij 这侧的信息素数量. 实际情况下, 几乎所有蚂蚁将信息素的连续量都放置在经过的道路两侧, 而人造蚂蚁放置的信息素则与所构造解的质量相关. 针对所有目标函数不存在一个确切最优解, 基于这样一个事实, 全部不受支配的解或帕累托解都被认为是多目标函数的最优解. 假设所有不受支配的解具备同样的最优质量, 并且忽略所有支配解, 本文以下公式用来计算 $\Delta\tau(t+1)$:

$$\Delta\tau(t+1) = \begin{cases} +(t \times \delta) & \text{若 } X_i \text{ 是一个不受支配解} \\ -(t \times \delta) & \text{反之,} \end{cases} \quad (10)$$

式中, δ 为一个小正数, t 为当前循环数.与所有之前的不受支配解相比较,若当前循环的构造解为一个不受支配的解,每侧的信息素数量将增加 $t \times \delta$.相乘的原因在于,通过增加与 t 相对应的可行解的集合,我们发现不受支配的解更接近于最优的不受支配等级,即第 N 次循环的一些不受支配解可由第 $N+1$ 次循环的部分解支配.

3.4 选择概率

在蚁群算法的所有实施中,蚂蚁从当前状态 S_1 移动到下一个相邻的状态 S_2 ,选择以两个因素的结合为理论依据,即该移动的需求性与道路所经过的那一侧的信息素数量.采取并修改这些方法的原因有两点:简洁性,仅存在一个控制参数 α ,用来描述信息素数量与每次移动需求量的相对价值;计算效率,使用乘法运算而非乘方.蚂蚁 k 选择 ij 这一侧来行走基于以下概率:

$$P_{ij} = \frac{\alpha \times \tau_{ij} + (1 - \alpha) \eta_{ij}}{\sum_{i \notin \text{Tabu}_k} (\alpha \times \tau_{ij} + (1 - \alpha) \eta_{ij})}$$

$\forall i \notin \text{Tabu}_k$

4 实验结果

采用 Borland Delphi 7 程序实现了本文的改进蚁群算法,并在迅驰 1.80 GHz 的计算机上运行本程序.大量实验测试表明不同的参数值对算法行为的影响很大.本文提出以下通过实验得出来的经验来设定参数值:

$$A = 5 \times M, \max_iteration = N, \alpha = 0.5, \delta = 0.05/N, t_0 = 0.01, \rho = 0.3$$

这个问题分配 10 个员工到一组特定的四个工作,表 1 与表 2 给出预期的效率与成本,表 3 与表 4 表示了混合遗传演算法与蚁群演算法的帕累托解的一个实例.

表 1 预期成本 C_{ij}

工作 数量	员工数量										
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	42	39	47	33	79	77	73	85	81	93	97
2	46	55	37	56	88	83	91	133	98	122	135
3	37	44	69	57	73	60	33	68	87	89	101
4	47	79	89	65	91	81	121	105	97	87	121

表 2 预期效率 E_{ij}

工作 数量	员工数量										
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	1	38	43	51	55	57	59	66	73	81	96
2	1	50	56	60	63	68	74	81	88	96	103
3	1	46	50	58	65	78	89	93	101	106	111
4	1	61	68	73	80	84	89	98	103	111	121

表 3 混合遗传算法的非支配(帕累托)解

解 k	jX_{1j}	jX_{2j}	jX_{3j}	jX_{4j}	总成本	总效率
1	3	2	1	4	202	230
2	0	2	6	2	198	211
3	3	2	5	0	174	183
4	3	1	6	0	165	176
5	1	1	6	2	213	242
6	0	1	6	3	192	210

表 4 蚁群优化法的非支配(帕累托)解

解 k	jX_{1j}	jX_{2j}	jX_{3j}	jX_{4j}	总成本	总效率
1	3	2	1	3	176	223
2	1	2	6	0	153	181
3	3	2	0	0	151	106
4	1	1	6	1	203	235

图 1 表示蚁群算法支配了混合遗传演算法中 50% 的帕累托解(表 3 中的解 2、解 4 与解 6),并且混合遗传算法不支配蚁群算法的任一帕累托解.结果表明,在解决多目标资源分配问题上,本文的改进蚁群算法优于混合遗传演算法.

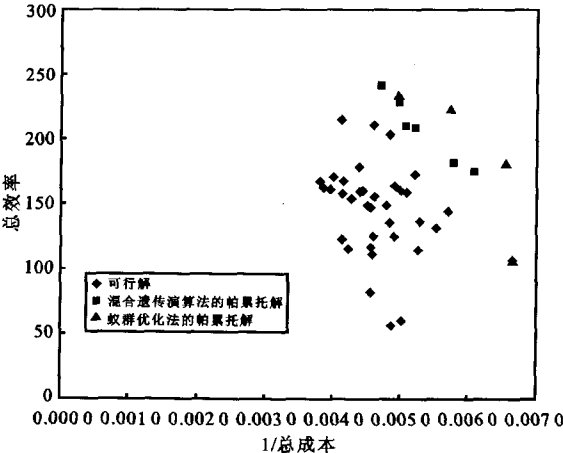


图 1 混合遗传算法与蚁群优化算法的比较

5 结束语

本文提出了一种有效求解多目标资源分配问题

的改进蚁群优化算法:设计了一种多目标资源分配问题的可行方案构建机制,定义了蚁群优化算法中的信息素形式及其更新方式,提出了一种新的概率选择形式;通过以上改进有效地提高了蚁群优化方法的效率。

参考文献:

- [1] Hou Y C, Chang Y H. A new efficient encoding mode of genetic algorithms for the generalized plant allocation problem [J]. *Journal of Information Science and Engineering*, 2004(20):1019-1034.
- [2] Matthias Ehrgott, Kathrin Klamroth, Christian Schwehm. An MCDM approach to portfolio optimization [J]. *European Journal of Operational Research*, 2004, 155(3):752-770.
- [3] Dai Y S, Xie M, Poh K L, et al. Optimal testing-resource allocation with genetic algorithm for modular software systems [J]. *Journal of Systems and Software*, 2003(66):47-55.
- [4] Osman M S, Abo Sinna M A, Mousa A A. An effective genetic algorithm approach to multi-objective resource allocation problems [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2005(163):755-768.
- [5] Lin Chiming, Gen Mitsuo. Multi-objective resource allocation problem by multistage decision-based hybrid genetic algorithm [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2007(187):574-583.
- [6] Shyu S J, Lin B M T, YIN P Y. Application of ant colony optimization for no-wait flow shop scheduling problem to minimize the total completion time[J]. *Computer and Industrial Engineering*, 2004(47):181-193.
- [7] Shyu S J, Yin P Y, Lin B M T, et al. An ant colony optimization algorithm for the minimum weight vertex cover problem[J]. *Annals of Operations Research*, 2004(131):283-304.
- [8] Yin P Y. Ant colony search algorithm for optimal polygonal approximation of plane curves [J]. *Pattern Recognition*, 2003(36):1783-1797.
- [9] Solimanpur M, Vrat P, Shankar R. Ant colony optimization algorithm to the inter-cell layout problem in cellular manufacturing[J]. *European Journal of Operational Research*, 2004(157):592-606.
- [10] Maniezzo V. Exact and approximate nondeterministic tree-search procedures for the quadratic assignment problem [J]. *INFORMS Journal on Computing*, 1999(11):358-369.
- [11] Yin Peng yeng, Wang Jing yu. Ant colony optimization for the nonlinear resource allocation problem [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2006(174):1438-1453.

作者简介:

路秀英 女,(1977-),硕士,助教.研究方向为计算机应用技术.

崔兴凯 女,(1978-),本科,实验师.研究方向为计算机应用.

霍新丽 女,(1981-),硕士研究生,工程师.研究方向为计算机通信.

(上接第 86 页)

- [4] Azhar Quddus, Paul Fieguth, Otman Basir. Adaboost and support vector machines for white matter lesion segmentation in MR images[C]// *Proceedings of the 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference*. China: Shanghai, 2005.
- [5] Dinggang Shen, Christos Davatzikos. HAMMER: hierarchical attribute matching mechanism for elastic registration [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2002,21(1):1421-1439.
- [6] Songyang Yu, Dzung L Pham, Dinggang Shed, et al. Automatic segmentation of white matter lesions in T1-weighted brain MR images[C]// *Biomedical Imaging Proceedings IEEE USA*. Washington, 2002:253-256.

作者简介:

芮波 男,(1986-),硕士研究生.研究方向为图像处理、数据挖掘和CBIR.

张道强 男,(1978-),教授,博士生导师.研究方向为机器学习、模式识别、数据挖掘和图像处理.