

混合蚁群算法在车辆路径问题中的应用

张 潇, 王江晴

(中南民族大学计算机科学学院, 武汉 430074)

摘 要: 蚁群算法在求解车辆路径问题过程中存在搜索时间长、易于陷入局部最优解的问题。为此, 设计并实现一种混合蚁群算法。引入变异算子增强算法的全局搜索能力, 采用 2-opt 法优化阶段最优解的子路径。通过对信息素的挥发因子进行动态调整, 从而有效控制信息量的变化速度。实例仿真结果表明, 该算法具有较好的求解效率和寻优效果。

关键词: 车辆路径问题; 混合蚁群算法; 变异算子; 线路改进; 动态规划

Application of Hybrid Ant Colony Algorithm in Vehicle Routing Problem

ZHANG Xiao, WANG Jiang-qing

(School of Computer Science, South-central University for Nationalities, Wuhan 430074, China)

【Abstract】 Ant Colony Algorithm(ACA) has some short-comings such as its slow computing speed, and it is easy to fall in a local optimal. Based on the idea of ACA, a hybrid optimization algorithm for solving Vehicle Routing Problem(VRP) is proposed. The algorithm expands the scope of solution space and improves the global ability of the algorithm by importing mutation operator, optimizes the stage optimal solution further by combining 2-opt, and controls the rate of change in pheromone by adjusting configuration of parameters dynamically. Example simulation results show that this algorithm can get optimal resolution of VRP effectively and quickly.

【Key words】 Vehicle Routing Problem(VRP); hybrid Ant Colony Algorithm(ACA); mutation operator; line improvement; dynamic programming

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2011.24.063

1 概述

车辆路径问题(Vehicle Routing Problem, VRP)自提出以来, 已引起了研究者的广泛兴趣, 设计了多种求解算法。这些算法主要分为精确算法和近似算法。精确算法包括分支定界方法、动态规划方法等, 这类算法引入了严格的数学方法, 在求解中小规模 VRP 时优于近似算法, 但无法避免组合爆炸问题。最近邻算法、r-opt 算法, 以及禁忌搜索法、模拟退火算法^[1-2]及蚁群算法(Ant Colony Algorithm, ACA)等都属于近似算法。

在求解大规模 VRP 时, 这类算法通常可以在有限的时间里找到满意解或可行解, 这是精确算法难以达到的。蚁群算法是一种源于大自然的新型仿生类算法^[3], 它是受蚂蚁觅食行为的启发, 根据蚂蚁寻找从蚁巢到食物的最短路径时的搜索机制设计而成的一种算法。近年来, 许多国内外专家学者在蚁群算法的改进以及与其他算法混合等方面做了大量的研究工作^[4-5], 进一步提高了该算法的寻优能力、全局收敛性并拓宽了它的应用领域, 但仍存在容易陷入局部优化、搜索速度较慢等问题。

本文引入遗传算法中的变异算子, 结合线路改进算法中的邻域局部改进机制及 MAX-MIN 蚂蚁系统局部改进机制, 同时对算法参数进行分析与研究, 进一步改善了算法性能。

2 数学模型

有一个中心仓库, 拥有 K 辆车, 容量分别为 $q_k(k=1, 2, \dots, K)$; 现有 L 个客户有运输任务; 第 i 个客户点的货运量为 $g_i(i=0, 1, 2, \dots, L)$, 其中, 0 为中心仓库编号; $\max(g_i) \leq \max(q_k)$; 从客户 i 到 j 的运输成本为 c_{ij} 。要求每个客户都得到车辆的服务, 并且每个客户的需求仅能由某一辆车完成,

同时保证每条路径上的各客户的总需求量不超过此条路径配送车辆的容量。

数学模型如下:

$$\min Z = \sum_i \sum_j \sum_k c_{ij} x_{ijk} \quad (1)$$

s.t.

$$\sum_i g_i y_{ki} \leq q_k \quad \forall k \quad (2)$$

$$\sum_k y_{ki} = 1 \quad i = 1, 2, \dots, L \quad (3)$$

$$\sum_i x_{ijk} = y_{ki} \quad i, j = 0, 1, \dots, L; \quad \forall k \quad (4)$$

3 混合蚁群算法

3.1 变异算子的引入

3.1.1 交叉变异算子

在阶段解中随机选择 2 条子路径 r_i 和 r_j , 在 r_i 中随机选择一个客户点 m , 同理在 r_j 中随机选择一个客户点 n , 交叉互换 m 、 n 在 r_i 和 r_j 中的位置, 形成 2 个新的子路径。若新的子路径不满足车载容量限制, 则重新选择。

3.1.2 插入变异算子

在阶段解中随机选择 2 条子路径 r_i 和 r_j , 在 r_i 中随机选择一个客户点 m , 在 r_j 中随机选择一个位置点 s , 将客户点 m 插入到 s 位置, 形成 2 个新的子路径。若新的子路径不满足车载容量限制, 则重新选择。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目“复杂环境下动态车辆路径问题的建模与优化”(60842004)

作者简介: 张 潇(1986-), 男, 硕士研究生, 主研方向: 蚁群算法, 人工智能; 王江晴, 教授、博士

收稿日期: 2011-03-23 E-mail: zx156996098@126.com

3.2 线路改进

为了对所求得的路径进行进一步优化, 本文主要采用 2-opt 法优化阶段最优解的子路径。其方法如下: 以 (i, j) 、 $(i+1, j+1)$ 代替 $(i, i+1)$ 、 $(j, j+1)$, 交换后线路路径 $(i+1, i+2, \dots, j)$ 被反向。若交换后线路长度缩短, 则交换并更新线路。

3.3 信息素浓度的调整

在时刻 t 蚂蚁 k 由客户 i 转向客户 j 的概率 $p_{ij}^k(t)$ 为:

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{s \in allowed_k} [\tau_{is}(t)]^\alpha [\eta_{is}]^\beta} & j \in allowed_k \\ 0 & j \notin allowed_k \end{cases} \quad (5)$$

其中, $allowed_k$ 表示蚂蚁 k 可以往下移动的客户集; d_{ij} 为 i 到 j 的路径长度; η_{ij} 为经验知识(或能见度), 取 $\eta_{ij} = 1/d_{ij}$; α, β 是控制信息素浓度与可见度的重要参数, 且是非负的, 它们决定 $\tau_{ij}(t)$ 和 η_{ij} 对蚂蚁转移概率的影响。

本文选用全局更新规则对路径上的信息素进行更新:

$$\Delta\tau_{ij}^k(t, t+1) = \begin{cases} Q/H_k & \text{蚂蚁 } k \text{ 游历过 } (i, j) \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (6)$$

其中, $\Delta\tau_{ij}^k$ 表示蚂蚁 k 在本次遍历 $(t, t+1)$ 时间段中留在路径 $\langle i, j \rangle$ 上的信息素浓度; 信息素 Q 为常数; H_k 表示蚂蚁 k 在本次遍历中所走过的路径的长度。

为了防止算法陷入局部最优解, 将 τ_{ij} 限制在 $[\tau_{min}, \tau_{max}]$ 之间, 以有效避免某条路径上的信息素浓度远大于其他路径, 从而导致早熟收敛。算法中 τ_{min} 和 τ_{max} 的取值如下:

$$\tau_{max} = \frac{1}{2(1-\rho)} \frac{1}{L(S^{gb})}, \tau_{min} = \frac{\tau_{max}}{5} \quad (7)$$

其中, $\rho \in (0, 1)$, $(1-\rho)$ 为信息素浓度的衰减系数, ρ 为信息素的挥发因子; $L(S^{gb})$ 为全局最优解的路径长度。

3.4 参数动态控制

信息素的挥发因子 ρ 的大小直接影响算法的全局搜索能力及其收敛速度, 本文在迭代过程中, 根据迭代次数动态设立不同值:

$$\rho = \begin{cases} 0.5 & NC \leq nc/3 \\ 0.7 & nc/3 < NC \leq 2nc/3 \\ 0.9 & 2nc/3 < NC \leq nc \end{cases} \quad (8)$$

其中, NC 为迭代次数; nc 为算法设定的初始迭代次数。

4 算法设计

算法描述如下:

- Step1 初始化参数 α 、 β 、 ρ 、 Q 等。
for $i=1$ to $cities$ do //cities 为客户数量
for $j=1$ to $cities$ do $\tau_{ij}(t)=\tau_{ij}(0)$
- Step2 for $k=1$ to $ants$ do //ants 为蚂蚁的数量
{if 满足约束条件
选择下一个客户; 更新禁忌表和车辆载重量。
else 返回配货中心。}
- for $k=1$ to $ants$ do
计算 $length_k$;
// $length_k$ 为第 k 只蚂蚁的寻优路径长度
寻找阶段最优解。
- Step3 对阶段最优解实施变异操作;
用线路改进算法优化阶段最优解的子路径;
评价并更新阶段最优解。
- Step4 for each $edge_{ij}$ // $edge_{ij}$ 为每条边
do {更新各路径上信息素};

对 τ_{ij} 设置相应的上下界限。

Step5 $NC=NC+1$;

动态调整信息素的挥发因子 ρ ;
评价并更新当前最优解。

Step6 if $NC \leq nc$

转 Step2。

Step7 算法结束, 输出最优路径及路径长度。

5 实例仿真

限于篇幅, 选取部分实验数据罗列, 并对实例进行分析和结果比较。

参数设置: $\alpha=1, \beta=3, Q=1.0$, 每条路径的初始值 $\tau_{ij}(0)=1.0$ 。

实例 1 有 8 个客户点和 1 个配货中心的配送系统, 各客户点的需求给定。配货中心只有 2 辆车用于配送, 每辆车的限载容量皆为 8 吨, 配货中心与各客户点的距离以及各客户点需求见参考文献[6](其中, 0 表示配货中心)。要求合理安排车辆的行驶路线, 使总运行费用最少, 即总运输里程最少。

通过本文算法随机求解 8 次, 计算结果如表 1 所示, 其中 4 次得到的最短路径: $0 \rightarrow 1 \rightarrow 2 \rightarrow 6 \rightarrow 0 \rightarrow 4 \rightarrow 5 \rightarrow 3 \rightarrow 8 \rightarrow 7 \rightarrow 0$, 最短路径长度为 270 km。

表 1 不同算法的求解结果比较

算法	最优路径长度/km	最优解概率/(%)	平均计算时间/s
ORL 算法	270	38	1.9
遗传算法	276	0	7.0
蚁群算法	270	25	3.1
混合蚁群算法	270	51	1.2

为了验证算法有效性, 将本文所求得解与 ORL 算法[6]、遗传算法、基本蚁群算法进行比较, 从表 1 中的实验数据可以看出, 本文算法求出的最优解概率以及平均计算时间都优于其他 3 种算法, 表明其具有较好的寻优效率和求解速度。

实例 2 以参考文献[7]中的测试集为例。该测试集中有 20 个城市, 包含 19 个客户点及一个配货中心, 配货中心只有 4 辆车(其中, 0 为供货中心, 它的配送量代表车载限量)。

本文算法计算得到的最短路径是: $0 \rightarrow 9 \rightarrow 15 \rightarrow 5 \rightarrow 13 \rightarrow 0 \rightarrow 19 \rightarrow 3 \rightarrow 4 \rightarrow 7 \rightarrow 6 \rightarrow 12 \rightarrow 0 \rightarrow 8 \rightarrow 14 \rightarrow 17 \rightarrow 1 \rightarrow 0 \rightarrow 18 \rightarrow 2 \rightarrow 10 \rightarrow 11 \rightarrow 16 \rightarrow 0$, 最短路径长度 42.11 km(见图 1)。

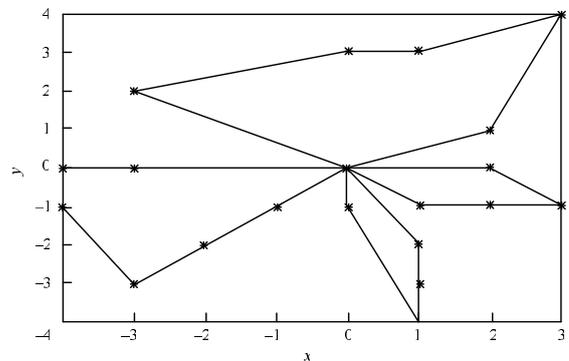


图 1 本文算法的车辆路径情况

比较文献[7-9]中得到的最优路径长度分别为 41.86 km、42.32 km(见图 2)、44.09 km(见图 3), 解的质量上相对文献[7]有退步, 但是仔细计算文献[7]中的子路径: $(0 \rightarrow 2 \rightarrow 10 \rightarrow 11 \rightarrow 16 \rightarrow 7 \rightarrow 5 \rightarrow 15 \rightarrow 9 \rightarrow 0)$ 上的缺货量的和为 9.5, 大于车辆最大的限载量 9, 可见为不满足约束条件的一组解。再观察其次

优解 42.31 km, 为满足约束条件的解, 而本文中的最优解为 42.11 km. 说明了本文算法能够在满足约束条件的基础上求得一个最优化的解。

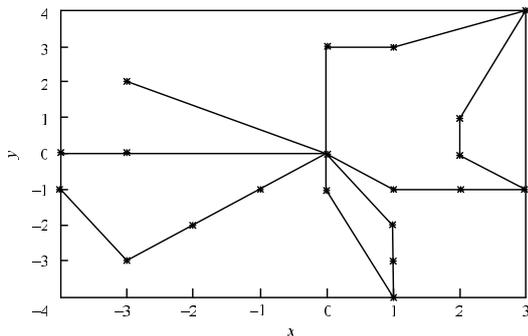


图2 文献[8]算法的车辆路径情况

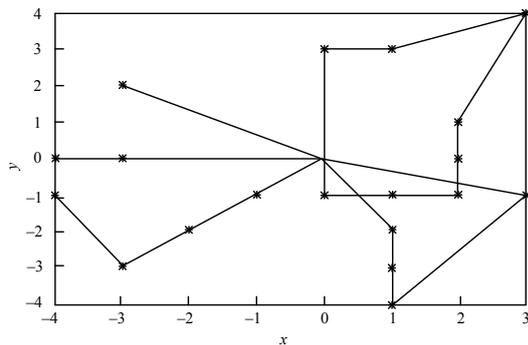


图3 文献[9]算法的车辆路径情况

通过对上述实例进行分析与结果比较, 本文算法具有比相关文献中算法更强的搜索全局最优解的能力, 同时, 在收敛性以及求解速度上也有较好的效果, 是一种有效的改进算法。

6 结束语

针对蚁群算法存在的问题, 本文提出一种混合蚁群算法。

该算法将蚁群算法和遗传算法相结合, 增强了蚁群算法的寻优能力, 提高了算法的运算速度, 也一定程度上避免算法造成停滞现象。算法对信息素的挥发因子 ρ 进行动态的调整, 有效地控制了信息量的变化速度; 引入 MAX-MIN 蚂蚁系统的局部改进机制和线路改进算法, 防止了算法陷入局部最优解。仿真实验及其对比结果表明, 本文算法具有较好的搜索全局最优解的能力。

参考文献

- [1] Christofides N, Mingozzi A, Toth P. Exact Algorithms for the Vehicle Routing Problem Based on Spanning the Shortest Path Relaxation[J]. *Mathematical Programming*, 1981, 20(1): 255-282.
- [2] Gendreau M, Hertz A, Laporte G. A Tabu Search Heuristic for the Vehicle Routing Problem[J]. *Management Science*, 1990, 40(10): 1276-1290.
- [3] Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. The Ant System: Optimization by a Colony of Cooperating Agents[J]. *IEEE Transactions on Systems*, 1996, 26(1): 1-26.
- [4] Lee Chou-Yuan, Lee Zne-Jung, Lin Shih-Wei, et al. An Enhanced Ant Colony Optimization(EACO) Applied to Capacitated Vehicle Routing Problem[J]. *Applied Intelligence*, 2010, 32(1): 88-95.
- [5] 王志勇, 韩旭, 许维胜. 基于改进蚁群算法的纳什均衡求解[J]. *计算机工程*, 2010, 36(14): 166-168.
- [6] 陈卫东, 王佳. 基于混合蚁群算法的物流配送路径优化[J]. *计算机工程与设计*, 2009, 30(14): 3383-3385.
- [7] 刘志硕, 申金升, 关伟. 车辆路径问题的混合蚁群算法设计与实现[J]. *管理科学学报*, 2007, 10(3): 15-22.
- [8] 于芹. 基于蚁群算法的物流车辆路径优化问题的研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2008.
- [9] 程满中. 蚂蚁算法在车辆路径问题中的研究[D]. 武汉: 中南民族大学, 2008.

编辑 陆燕菲

(上接第 189 页)

参考文献

- [1] Webb A R. 统计模式识别[M]. 王萍, 杨培龙, 罗颖昕, 译. 2版. 北京: 电子工业出版社, 2004.
- [2] Wang Liwei, Wang Xiao, Zhang Xuerong, et al. The Equivalence of Two Dimensional PCA and Line-based PCA[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2005, 26(1): 57-60.
- [3] Zhang Daoqiang, Zhou Zhihua. (2D)²PCA: Two-directional Two-dimensional PCA for Efficient Face Representation and Recognition[J]. *Neurocomputing*, 2005, 69(1-3): 224-231.
- [4] 范燕, 郑宇杰, 吴小俊, 等. 对称 LDA 及其在人脸识别中的应用[J]. *计算机工程*, 2010, 36(1): 201-202.
- [5] Sanayha W, Rangsaneri Y. Relevance Weighted (2D)2LDA Image Projection Technique for Face Recognition Application[C]//Proc. of the 6th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Telecommunications and Information Technology. [S. l.]: IEEE Press, 2009: 663-667.
- [6] Li Zhifeng, Tang Xiaou. Nonparametric Discriminant Analysis for Face Recognition[J]. *Pattern Analysis Machine Intelligence*, 2009, 31(4): 755-761.
- [7] 张旭, 曹健, 刘玉树. 二维非参数化判别分析方法中的人脸识别算法研究[J]. *北京理工大学学报*, 2010, 30(4): 437-440.
- [8] 黄亮, 赵宇明. 一种自适应的非参数判别分析方法[J]. *微计算机信息*, 2009, 25(1): 256-258.
- [9] Li Ming, Yuan Baozong. 2-D-LDA: A Statistical Linear Discriminant Analysis for Image Matrix[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2005, 26(5): 527-532.
- [10] Zhai Junhai, Bai Chenyan, Zhang Sufang. Face Recognition Based on 2DPCA and Fuzzy-rough Technique[C]//Proc. of the 9th Int'l Conference on Machine Learning and Cybernetics. Qingdao, China: [s. n.], 2010.
- [11] 郭瑞, 张淑玲, 汪小芬. 人脸识别特征提取方法和相似度匹配方法研究[J]. *计算机工程*, 2006, 32(11): 225-227.

编辑 张正兴