

蚁群算法与遗传算法的混合算法*

高 尚^{1,2}, 江新姿¹, 汤可宗¹

1. 江苏科技大学电子信息学院, 镇江 212003

E-mail: gao_shang@hotmail.com

2. 苏州大学江苏省计算机信息处理技术重点实验室, 苏州 215006

摘 要: 根据蚁群算法与遗传算法的特性, 提出了求解旅行商问题的混合算法。首先由遗传算法生成信息素分布, 然后由蚁群算法根据累计更新的信息素找出若干组解后, 再经过遗传算法的交叉、变异操作, 得到更有效的解。与模拟退火算法、标准遗传算法、蚁群算法和随机初始化的蚁群算法进行比较, 16 种混合算法效果都比较好, 其中交叉策略 B 和变异策略 B 的混合算法效果最好。

关键词: 蚁群算法, 遗传算法, 旅行商问题

Hybrid Algorithm Combining Ant Colony Optimization Algorithm with Genetic Algorithm

Gao Shang^{1,2}, Jiang Xinzi¹, Tang Kezong¹

1. School of Electronics and Information, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212003, P. R. China

E-mail: gao_shang@hotmail.com

2. Provincial Key Laboratory of Computer Information Processing Technology, Soochow University, Suzhou 215006, P. R. China

Abstract: By use of the properties of ant colony algorithm and genetic algorithm, a hybrid algorithm is proposed to solve the traveling salesman problems. First, it adopts genetic algorithm to give information pheromone to distribute. Second, it makes use of the ant colony algorithm to get several solutions through information pheromone accumulation and renewal. Finally, by using across and mutation operation of genetic algorithm, the effective solutions are obtained. Compare with the simulated annealing algorithm, the standard genetic algorithm, the standard ant colony algorithm, and statistics initial ant colony algorithm, all the 16 hybrid algorithms are proved effective. Especially the hybrid algorithm with across strategy B and mutation strategy B is a simple and effective better algorithm than others.

Key Words: Ant Colony Algorithm, Genetic Algorithm, Traveling Salesman Problem

1 引言(Introduction)

上世纪 50 年代中期创立了仿生学, 人们从生物进化的机理中受到启发, 提出了许多用以解决复杂优化问题的新方法, 如遗传算法、进化规划、进化策略等。蚁群算法是由意大利学者 Colnari A 和 Dorigo M 等人于 1992 年首先提出^[1], 目前国内外研究者用蚁群算法研究了旅行商问题、指派问题、调度问题等, 取得了一系列较好的实验结果^[2,3], 蚁群算法在电信路由优化^[4]、数据聚类分析^[5]、数据分类规则提取^[6]、武器目标分配^[7]、集合覆盖^[8]等方面效果也很好, 已显示出蚁群算法在求解复杂优化问题(特别离散性优化问题)方面的一些优越性, 证明它是一种很有发展前景的方法。遗传算法是由美国的 John Holland 教授于 1975 年首先提出的一类仿生型优化算法。它是以达尔文的生物进化论“适者生存、优胜劣汰”和孟德尔的遗传变异理论为基础, 模拟生物界进化过程。它具有大范围快速全局搜索能力, 但对系统中的反馈信息利用不够, 当求解到一定范围时往往做大量无谓的冗余迭代, 求精确解效率低。蚁群算法原理是一种正反馈机制, 但初期信息素匮乏, 求解速度慢。文[9-10]将是遗传算法与蚂蚁算法的融合, 采用遗传算法生

成信息素分布, 利用蚂蚁算法求精确解, 优势互补, 期望获得优化性能和时间性能的双赢, 并对其收敛性进行了讨论。本文将遗传算法与蚁群算法的混合来解决旅行商问题, 不仅仅采用遗传算法生成初始信息素分布, 在蚂蚁算法寻优中, 采用遗传算法的确交叉和变异的策略, 从而改善解的质量。通过与其他算法的对比测试, 说明其优越性。

2 基本蚁群算法和基本遗传算法(Basic Ant Colony Algorithm and Genetic Algorithm)

2.1 基本蚁群算法(Basic Ant Colony Algorithm)

蚂蚁个体之间是通过一种称之为外激素的物质进行信息传递, 从而能相互协作, 完成复杂的任务。蚂蚁在运动过程中, 能够在它所经过的路径上留下该种物质, 而且蚂蚁在运动过程中能够感知这种物质的存在及其强度, 并以此指导自己的运动方向, 蚂蚁倾向于朝着该物质强度高的方向移动。因此, 由大量蚂蚁组成的蚁群的集体行为便表现出一种信息正反馈现象: 某一路径上走过的蚂蚁越多, 则后来者选择该路径的概率就越大。蚂蚁个体之间就是通过这种信息的交流达到搜索食物的目的。蚁群算法首先成功应用于旅行商问题, 下面简单介绍其基本算法。

设有 m 个蚂蚁, 每个简单蚂蚁有以下特征: 它根

* 此项工作得到江苏省计算机信息处理技术重点实验室开放课题和江苏省青蓝工程项目资助。

据以城市距离和连接边上外激素的数量为变量的概率函数选择下一个城(设 $\tau_{ij}(t)$ 为 t 时刻边 $e(i, j)$ 上外激素的强度)。规定蚂蚁走合法路线, 除非周游完成, 不允许转到已访问城市, 有禁忌表控制(设 $tabu_k$ 表示第 k 个蚂蚁的禁忌表, $tabu_k(s)$ 表示禁忌表中第 s 个元素)。它完成周游后, 蚂蚁在它每一条访问的边上留下外激素。

初始时刻, 各条路径上的信息量相等, 设 $\tau_{ij}(0) = C$ (C 为常数)。蚂蚁 k ($k=1, 2, \dots, m$) 在运动过程中, 根据各条路径上信息量决定转移方向, $p_{ij}^k(t)$ 表示在 t 时刻蚂蚁 k 由位置 i 转移到位置 j 的概率, 即

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \cdot \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{s \in allowed_k} \tau_{is}^\alpha(t) \cdot \eta_{is}^\beta(t)} & \text{if } j \in allowed_k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

其中, $allowed_k = \{0, 1, \dots, n-1\} - tabu_k$ 表示蚂蚁 k 下一步允许选择的的城市, 与实际蚁群不同, 人工蚁群系统具有记忆功能, $tabu_k$ ($k=1, 2, \dots, m$) 用以记录蚂蚁 k 当前所走过的城市, 集合 $tabu_k$ 随着进化过程做动态调整。 η_{ij} 表示边弧 (i, j) 的能见度, 用某种启发式算法算出, 一般取 $\eta_{ij} = 1/d_{ij}$, d_{ij} 表示城市 i 与城市 j 之间的距离。 α 表示轨迹的相对重要性, β 表示能见度的相对重要性, ρ 表示轨迹的持久性, $1-\rho$ 理解为轨迹衰减度随着时间的推移, 以前留下的信息逐渐消失, 用参数 $1-\rho$ 表示信息消逝程度, 经过 n 个时刻, 蚂蚁完成一次循环, 各路径上信息量要根据以下式做调整:

$$\tau_{ij}(t+n) = \rho \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij} \quad (2)$$

$$\Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k \quad (3)$$

式中, $\Delta\tau_{ij}^k$ 表示第 k 只蚂蚁在本息循环中留在路径 ij 上的信息量, $\Delta\tau_{ij}$ 表示本次循环中路径 ij 上的信息量增量, L_k 表示第 k 只蚂蚁环游一周的路径长度, Q 常数。最常用的是 ant-cycle system 模型^[11]:

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{L_k} & \text{若第}k\text{只蚂蚁在本次循环经过}ij \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (4)$$

2.2 基本遗传算法(Basic Genetic Algorithm)

遗传算法^[12]类似于自然进化, 通过作用于染色体上的基因寻找好的染色体来求解问题。与自然界相似, 遗传算法对求解问题的本身一无所知, 它所需要的仅是对算法所产生的每个染色体进行评价, 并基于适应值来选择染色体, 使适应性好的染色体有更多的繁殖机会。在遗传算法中, 通过随机方式产生若干个所求解问题的数字编码, 即染色体, 形成初始群体; 通过适应度函数给每个个体一个数值评价, 淘汰低适应度的个体, 选择高适应度的个体参加遗传操作, 经过遗传操作后的个体集合形成下一代新的种群, 对这个新种群进行下一轮进化。这就是遗传算法的基本原理。

3 蚁群算法与遗传算法的混合(Hybrid Algorithm Combining Ant Colony Optimization Algorithm with Genetic Algorithm)

3.1 混合算法的基本思想(Basic Notion of Hybrid Algorithm)

混合的思路是首先由遗传算法产生较优解, 较优的路径留下信息素, 其他不改变; 然后让蚂蚁按照蚁群算法, 完成一次遍历后, 再让蚂蚁作遗传算法的交叉操作和变异操作, 有可能经过交叉操作和变异操作的解不一定得到改善, 只有改善的蚂蚁路径, 才代替原来的路径。

另外这里作如下改进, 蚂蚁每次周游结束后, 不论蚂蚁搜索到的解如何, 都将赋予相应的信息增量, 比较差的解也将留下信息素, 这样就干扰后续的蚂蚁进行寻优, 造成大量的无效的搜索。改进的方法是, 只有比较好的解才留下信息素, 即只有当路径长度小于给定的值才留下信息素。为了充分利用各蚂蚁所走过的路径信息, 随时记录当前的最好解。也采用 MAX-MIN Ant System 技术^[13], 即路径上的信息素浓度被限制在 $[\tau_{\min}, \tau_{\max}]$ 范围内。

3.2 变异操作(Mutation Operation)

由路径 C_0 变异到另一条路径 C_1 , 常用的有以下几种策略, 这里假设有 n 个城市。

变异策略 A 在第 $1 \sim n$ 个访问的城市中随机地选取第 j_1 次和第 j_2 次访问的城市, 在路径 C_0 中交换第 j_1 次和第 j_2 次访问的城市, 其余不变, 此时的路径为 C_1 。比如 $C_0 = 2\ 3\ 4\ 1\ 5\ 7\ 9\ 8\ 6$, $j_1 = 2$ (第2次访问的城市是城市3), $j_2 = 7$ (第7次访问的城市是城市9), 则 $C_1 = 2\ 9\ 4\ 1\ 5\ 7\ 3\ 8\ 6$ 。

变异策略 B 在第 $1 \sim n$ 个访问的城市中随机地选取第 j_1 次访问的城市, 在路径 C_0 中交换第 j_1 次和第 j_1+1 次访问的城市, 其余不变, 此时的路径为 C_1 。比如 $C_0 = 2\ 3\ 4\ 1\ 5\ 7\ 9\ 8\ 6$, $j_1 = 2$, 则 $C_1 = 2\ 4\ 3\ 1\ 5\ 7\ 9\ 8\ 6$ 。

变异策略 C 也称逆转策略, 在第 $1 \sim n$ 个访问的城市中随机地选取第 j_1 次和第 j_2 次访问的城市, 在路径 C_0 中第 j_1 次到第 j_2 次访问的城市之间的子路径以反方向插入, 其余不变, 此时的路径为 C_1 。比如 $C_0 = 2\ 3\ 4\ 1\ 5\ 7\ 9\ 8\ 6$, $j_1 = 2$, $j_2 = 7$, 则 $C_1 = 2\ 9\ 4\ 7\ 5\ 1\ 3\ 8\ 6$ 。

变异策略 D 在第 $1 \sim n$ 个访问的城市中随机地选取第 j_1 次和第 j_2 次访问的城市, 假设 $j_1 < j_2$, 在路径 C_0 中将第 j_1 次访问的城市安排到第 j_2 次访问的城市之后, 其余不变, 此时的路径为 C_1 。比如 $C_0 = 2\ 3\ 4\ 1\ 5\ 7\ 9\ 8\ 6$, $j_1 = 2$, $j_2 = 7$, 则 $C_1 = 2\ 4\ 1\ 5\ 7\ 9\ 3\ 8$ 。

3.3 交叉操作(Cross Operation)

交叉的方法很多, 下面几种方法最常用:

交叉策略 A 在第二个串中随机选择一个交叉区域; 将 old2 的交叉区域加到 old1 前面(或后面), 删除 old1 中已在 old2 的交叉区中出现过的城市。例如两父串为: old1=1 2 3 4 5 6 7 8 9, old2=9 8 7 | 6 5 4 3 | 2 1, 若

交叉区域为: 6 5 4 3, 交叉后为: new1=6 5 4 3 1 2 7 8 9。

交叉策略 B 在第二个串中随机选择一个交叉区域; 将 old2 的交叉区域加到 old1 对应的位置, 删除 old1 中已在 old2 的交叉区中出现过的城市。例如两父串为: old1=1 2 3 4 5 6 7 8 9, old2=9 8 7 | 6 5 4 3 | 2 1, 若交叉区域为: 6 5 4 3, 交叉后为: new1=1 2 6 5 4 3 7 8 9。

交叉策略 C 在第二个串中随机选择一个交叉区域; 将 old2 的交叉区域加到 old1 的随机的位置, 删除 old1 中已在 old2 的交叉区中出现过的城市。例如两父串为: old1=1 2 3 4 5 6 7 8 9, old2=9 8 7 | 6 5 4 3 | 2 1, 随机产生城市 7, 则加入到城市 7 后, 若交叉区域为: 6 5 4 3, 交叉后为: new1=1 2 7 6 5 4 3 8 9。

交叉策略 D 在第二个串中随机选择一个交叉区域, 如交叉区域为: 6 5 4 3; 将 old2 的交叉区域加到 old1 的城市 6 的位置, 删除 old1 中已在 old2 的交叉区中出现过的城市。例如两父串为: old1=1 2 3 4 5 6 7 8 9, old2=9 8 7 | 6 5 4 3 | 2 1, 交叉后为: new1=1 2 6 5 4 3 7 8 9。

3.4 混合算法(Hybrid Algorithm)

解 TSP 问题的混合的算法如下:

步骤 1 利用遗传算法产生一个较优解, 在这个路径留下信息素;

步骤 2 $nc \leftarrow 0$, (nc 为迭代步数或搜索次数), 将 m 个蚂蚁置于 n 个顶点上;

步骤 3 将各蚂蚁的初始出发点置于当前解集中, 对每个蚂蚁 $k(k=1, 2, \dots, m)$, 按概率 p_{ij}^k 移至下一顶点 j , 将顶点 j 置于当前解集, 完成一次遍历;

步骤 4 根据交叉概率, 选择若干组解, 然后分组进行交叉的解, 若新的目标函数变好, 接受新值, 否则就拒绝;

步骤 5 根据变异概率, 判断是否变异, 变异后的目标函数变好, 接受新值, 否则就拒绝;

步骤 6 计算各蚂蚁的路径长度 $L_k(k=1, 2, \dots, m)$,

记录当前的最好解;

步骤 7 对路径长度 L_k 小于给定值的路径, 按更新方程(2)修改轨迹强度;

步骤 8 $nc \leftarrow nc + 1$;

步骤 9 若 $nc <$ 预定的迭代次数且无退化行为(即找到的都是相同解)则转步骤 2;

步骤 10 输出目前最好解。

4 仿真结果及分析(Simulation Results and Analysis)

为了检验算法的有效性, 分别选用 Oliver30(最好解为 423.7406)和 att48(TSP LIB 提供的最好解为 33522)作为实验例子来研究。并于基本蚁群算法、随机初始化蚁群算法(产生大量的路径如 100, 从中选择比较优的如 30 条, 使这些路径留下信息素)、基本遗传算法、模拟退火算法进行比较。

模拟退火算法采用文献[14]的算法, 起始温度 $T=100000$, 终止温度 $T_0=1$, 退火速度 $\alpha=0.99$; 遗传算法程序采用 MATLAB 的遗传算法工具箱^[15], 参数如下: 染色体个数 $N=30$, 交叉概率 $P_c=0.2$, 变异概率 $P_m=0.5$, 迭代次数 100; 混合算法参数: $\alpha=1.5$, $m=30$, $\beta=2$, $\rho=0.9$, 混合算法分别采用 4 种交叉策略和 4 种变异策略组合起来 16 种方法进行比较。对各种算法测试 20 次, 结果如表 1 所示。图 1 是混合算法最好的解, 总路程为 423.7406。图 2 是解 att48 混合算法最好的解, 总路程为 33522。

从表 1 可以看出, 混合的 16 种组合大都比较, 特别交叉策略 B 和变异策略 B 的混合算法是最好的算法。交叉策略 B 比其他交叉策略效果好, 因为其他交叉策略将交叉区域加入到随机的位置, 有可能增加了部分差的解。在变异策略中, 变异策略 B 效果比较好, 其变异的幅度比较小, 避免出现比较差的解。

表 1 几种算法测试结果

| 算法 | | | Oliver30 | | | att48 | | |
|-----------|--------|--------|----------|----------|----------|-------|-------|-------|
| | | | 平均值 | 最好解 | 最差解 | 平均值 | 最好解 | 最差解 |
| 模拟退火算法 | | | 438.5223 | 424.6918 | 479.8312 | 34958 | 35176 | 40536 |
| 遗传算法 | | | 483.4572 | 467.6844 | 502.5742 | 38541 | 38732 | 42458 |
| 基本蚁群算法 | | | 450.0346 | 441.9581 | 499.9331 | 35876 | 36532 | 42234 |
| 随机初始化蚁群算法 | | | 423.7406 | 429.7032 | 432.4568 | 33780 | 35533 | 36534 |
| 混合算法 | 交叉策略 A | 变异策略 A | 439.4948 | 425.6490 | 456.7721 | 35036 | 35259 | 38588 |
| | | 变异策略 B | 441.9257 | 428.7296 | 455.2382 | 35230 | 35514 | 38459 |
| | | 变异策略 C | 437.0028 | 426.6002 | 446.2394 | 34837 | 35338 | 37698 |
| | | 变异策略 D | 438.7750 | 425.4752 | 455.2929 | 34979 | 35245 | 38463 |
| | 交叉策略 B | 变异策略 A | 438.9350 | 424.6354 | 457.9062 | 34991 | 35175 | 38684 |
| | | 变异策略 B | 431.4987 | 423.7406 | 447.6865 | 33798 | 33522 | 36821 |
| | | 变异策略 C | 435.4220 | 424.9003 | 447.3223 | 34711 | 35197 | 37790 |
| | | 变异策略 D | 439.4777 | 426.1972 | 465.9935 | 35035 | 35305 | 39367 |
| | 交叉策略 C | 变异策略 A | 444.1723 | 429.3803 | 459.4925 | 35409 | 35568 | 38818 |
| | | 变异策略 B | 438.5871 | 426.3076 | 455.5854 | 34964 | 35314 | 38488 |
| | | 变异策略 C | 440.4201 | 427.6016 | 454.8674 | 35110 | 35421 | 38427 |
| | | 变异策略 D | 439.5524 | 424.4643 | 461.7948 | 35040 | 35161 | 39012 |
| | 交叉策略 D | 变异策略 A | 439.0477 | 424.6727 | 451.8001 | 35000 | 35178 | 38168 |
| | | 变异策略 B | 436.0081 | 423.7406 | 460.6230 | 34758 | 35101 | 38913 |
| | | 变异策略 C | 438.8091 | 425.8201 | 455.4830 | 34981 | 35273 | 38479 |
| | | 变异策略 D | 436.4577 | 423.9490 | 457.3155 | 34794 | 35118 | 38634 |

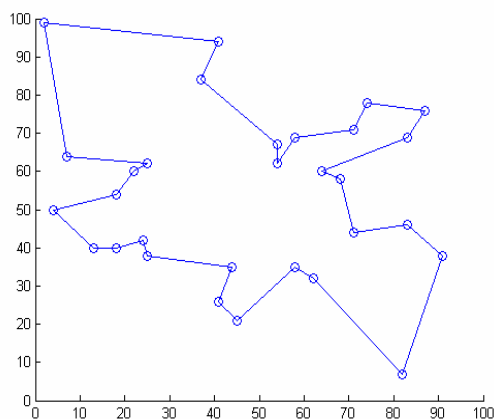


图1 用混合算法解 Oliver30 的 TSP 最好的解

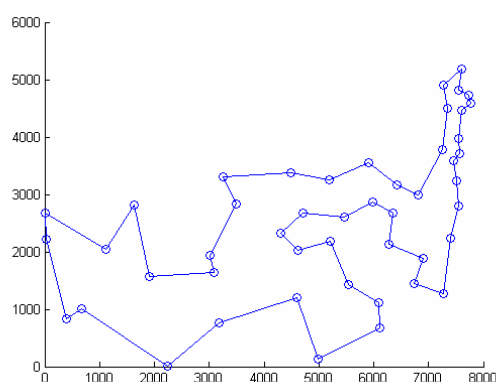


图2 用混合算法解 att48 的最好的解

5 结论(Conclusion)

利用蚁群算法和遗传算法特性,提出的混合算法可以显著提高计算效率,具有较大的实用价值。蚁群算法研究处于初期,还有许多问题值得研究,如算法的收敛性、理论依据等。本文用混合算法解决了离散性优化问题,对于连续性优化问题有待于进一步研究。

参考文献(References)

- [1] Colorni A, Dorigo M, Maniezzo V. An investigation of some properties of an ant algorithm: Proc. Of the Parallel Problem Solving from Nature Conference (PPSN'92). Brussels, Belgium: Elsevier Publishing,1992, 509-520.
- [2] 吴庆洪, 张纪会, 徐心和. 具有变异特征的蚁群算法[J]. 计算机研究与发展, 1999, 36(10): 1240-1245.
- [3] 马良, 项培军. 蚂蚁算法在组合优化中的应用[J]. 管理科学学报, 2001, 4 (2): 32-37.
- [4] Gunes M, Sorges U, Bouazizi I. ARA the ant colony based routing algorithm for MANETs: Proceedings International Conference on Parallel Processing Workshops. Uuncouver, B C, Canada, 2002:79-85.
- [5] Lumer E, Faieta B. Diversity and adaptation in populations of clustering ants: Proc of the 3 Conf On Simulation of Adaptive Behavior: MIT Press, 1994:499-508.
- [6] Parpinelli R S, Lopes H S, Freitas. Data mining with an Ant Colony optimization algorithm[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(4):321-332.
- [7] Lee Zne Jung, Lee ChouYuan, Su ShunFeng.An immunity based ant colony optimization algorithm for solving weapon-target assignment problem [J]. Applied Soft Computing Journal, 2002, 2(1):39-47.
- [8] Silva De A, Ramalh R M. Ant system for the set covering problem.IEEE International Conference on Systems,Man, and Cybernetics, Tucson, AZ USA, 2001.
- [9] 丁建立, 陈增强, 袁著祉.遗传算法与蚂蚁算法的融合[J]. 计算机研究与发展, 2003, 40(9): 1351-1356.
- [10] 丁建立, 陈增强, 袁著祉.遗传算法与蚂蚁算法融合的马尔可夫收敛性分析[J].自动化学报, 2004, 30(4): 629-634.
- [11] Dorigo M, Maniezzo V. Colorni A. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents [J]. IEEE Trans. On System,Man and Cybernatics,1996,26(1):28-41.
- [12] 王凌. 智能优化算法及其应用. 北京: 清华大学出版社, 2001: 195-211.
- [13] Stutzle T, Hhoos H. The MAX-MIN ant system and local search for the traveling salesman problem: Proceedings of the IEEE Interna tional Conference on Evolutionary Computation(ICEC'97). Indianapolis, USA, 1997:309-314.
- [14] 康立山, 谢云, 尤矢勇等. 模拟退火算法.北京: 科学出版社, 1994: 150-151.
- [15] 高尚.基于 MATLAB 遗传算法优化工具箱的优化计算[J]. 微型电脑应用, 2002, 18(8): 52-54.