

# 一种求解旅行商问题的改进遗传算法<sup>①</sup>

张家善<sup>1,2</sup>, 王志宏<sup>1</sup>, 陈应显<sup>1</sup>, 林晓群<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(辽宁工程技术大学 工商管理学院, 葫芦岛 125000)

<sup>2</sup>(湛江师范学院 商学院, 湛江 524048)

**摘要:** 针对基本遗传算法存在容易“早熟”, 无法全局收敛的现象, 设计了一种新交叉算子和变异算子, 并在遗传算子构造中引入贪心控制策略. 新算子的引入丰富了种群的多样性, 提高了算法的全局搜索能力. 实例仿真表明, 改进遗传算法在迭代陷入局部最优时, 能在较短的时间内跳出局部最优, 继续寻找全局最优解.

**关键词:** 早熟; 遗传算子; 全局搜索; 仿真; 局部最优

## Improved Genetic Algorithm for Traveling Salesman Problem

ZHANG Jia-Shan<sup>1,2</sup>, WANG Zhi-Hong<sup>1</sup>, CHEN Ying-Xian<sup>1</sup>, LIN Xiao-Qun<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(College of Business Administration, Liaoning Technical University, Huludao 125000, China)

<sup>2</sup>(School of Business, Zhanjiang Normal University, Zhanjiang 524048, China)

**Abstract:** Premature convergence usually appears in basic genetic algorithm. So, new crossover and mutation operators are designed. Greedy strategy is introduced in construction of genetic operator. Diversity of population becomes Rich because of introduction of new operators. New algorithm improves the ability of global search. The simulation indicates that the improved genetic algorithm can jump out of local optimum in a short time, and continue seeking the optimum.

**Key words:** premature convergence; genetic operator; global search; simulation; local optimum

## 1 引言

旅行商问题 (Traveling Salesman Problem, TSP), 又称货郎担问题, 邮递员问题, 售货员问题. 问题简单描述为: 给定  $n$  个城市和两两城市之间的距离, 要求确定一条经过各城市当且仅当一次的最短路线. TSP 是一个典型的 NP(Non-deterministic Polynomial) 难题, 当城市数目较大时, 会产生所谓的“组合爆炸”问题.

遗传算法 (Genetic Algorithm, GA)<sup>[1-3]</sup>, 是模拟达尔文的遗传选择和自然淘汰的生物进化过程的计算模型, 它是由美国 Michigan 大学的 J.Holland 教授于 1975 年首先提出的. 遗传算法作为一种新的全局优化搜索算法, 具有简单通用、鲁棒性强、适于并行处理及应用范围广等特点<sup>[4]</sup>. 目前, 应用 GA 求解 TSP 问题也成为热点的研究方向.

## 2 遗传算法原理

遗传算法模拟了自然选择和自然遗传过程中发生的繁殖、交配和变异现象. 首先, 随机产生一组初始解, 称为“种群” (Population), 开始搜索过程. 种群中的每一个个体对应问题的一个解, 称为“染色体” (Chromosome). 染色体是一串符号, 比如一个二进制字符串, 这些染色体在后续迭代中不断进化. 在每一代中用“适应值” (Fitness) 来衡量染色体的好坏. 生成的下一代染色体称为“后代”. 后代是通过交叉 (Crossover) 或变异 (Mutation) 产生的. 新一代形成中, 根据适应值的大小选择后代, 淘汰部分后代, 从而保持种群大小是常数. 适应值高的染色体被选中的概率较高. 这样, 经过若干代之后, 算法收敛于最好的染色体, 即为问题的解.

① 基金项目: 国家自然科学基金 (50904032); 湛江师范学院青年基金 (QW0712)

收稿时间: 2011-12-14; 收到修改稿时间: 2012-02-16

遗传算法的实现步骤如下:

- (1) 选择编码策略, 把可行解集合转换染色体结构空间;
- (2) 定义适应函数, 便于计算适应值;
- (3) 确定遗传策略, 包括选择群体大小, 选择、交叉、变异方法以及确定交叉概率、变异概率等遗传参数;
- (4) 随机产生初始化群体;
- (5) 计算群体中的个体或染色体解码后的适应值;
- (6) 按照遗传策略, 运用选择、交叉和变异算子作用于群体, 形成下一代群体;
- (7) 判断群体性能是否满足某一指标或者达到预定迭代次数, 是则终止迭代; 否则返回(5), 或者修改遗传策略再返回(6).

基本遗传算法存在无法全局收敛的情况, 较为典型的是“早熟”<sup>[5]</sup>现象. 遗传算法“早熟”是指群体多样性遭到破坏, 算法搜索停滞不前, 最终收敛到一个局部最优解, 而无法收敛到全局最优解. 针对该问题, 学者们发表了很多有价值的文献. 如文献[6]通过引入算术交叉算子, 丰富了种群的多样性; 文献[7]采用种群多样性算子产生较好的初始种群分布, 并以该算子作为判断种群是否早熟收敛的依据. 文献[8]对遗传算法的选择、交叉、变异操作方法进行了改进, 采用最佳保留选择策略. 但就实例求解结果来看, 收效并不明显. 本文在遗传算子构造中引入贪心控制策略, 提出一种改进的交叉算子和变异算子, 以提高算法的全局搜索能力.

### 3 改进遗传算法

#### 3.1 编码

对 TSP 问题染色体编码, 为了突出编码的实际含义, 本文采用实数编码方式, 即路径表示. 它直接将一条路中的城市按城市编号顺次记录, 例如, 路径 8-6-4-7-5-2-1-3-8. 一条染色体表示一条合法的路径, 这些路径均为环路.

染色体适应度值定义为组成这个巡回路径的所有边长度之和的倒数. 如对染色体  $S_i: V_1-V_2-V_3-\dots-V_n$ , 其适应度值:

$$f(S_i) = \frac{1}{\sum_{i=1}^n d(V_i, V_{i+1})} \quad i=1, 2, \dots, n$$

#### 3.2 交叉算子的改进

把两个父代个体的部分结构加以替换重组而生成新个体的操作称为交叉. 通过交叉, 可以大大提高遗传算法的搜索能力. 在遗传算法中, 交叉算子因其全局搜索能力而起着核心作用, 是产生新个体的最主要方法, 它直接影响着算法的最终实现和性能. 本文设计一种新交叉方法, 如下:

选取父代 1 和父代 2, 不妨设父代 P1: 1 2 3 4 5 6 7 8; 父代 P2: 8 6 4 2 7 5 3 1.

依据父代 1 为所有城市建立邻居集  $V_n$ , 如城市 1 的邻居集  $V_1$  是 {2, 8, 3},  $|V_n|$  表示该邻居集的元素个数; 按以下步骤进行交叉操作:

(1) 将已访问城市列表为置空;

(2) 选取父代 1 的第一个城市为当前城市, 即得 1 X X X X X X X, 并把 1 加入已访问城市列表, 把它从它的邻居集中删除, 在例子中, 应该在 2, 3, 8 的邻居集中删除 1, 并把  $|V_2|, |V_3|, |V_8|$  分别减 1;

如: 城市 1 邻居集  $V_1 = \{2, 3, 8\}$ , 其中 2, 3, 8 对应的邻居集:

$$V_2 = \{1, 3, 4, 7\}, V_3 = \{2, 4, 5, 1\}, V_8 = \{1, 7, 6\}$$

$$\text{删除 1 后: } V_2 = \{1, 3, 4, 7\}, V_3 = \{2, 4, 5, 1\}, V_8 = \{1, 7, 6\}$$

(3) 若当前城市的  $|V_n|$  不为 0, 找出  $\min\{|V_k|\}$  (其中  $k$  为  $n$  的邻居且未加入已访问列表), 取对应的城市号为下一个访问城市  $n'$ , 如果  $\min\{|V_k|\}$  不惟一, 则找到  $L(n, k)$  最小 (即距当前城市最近) 的为下一个访问城市  $n'$ ; 若  $|V_n|=0$ , 则在未访问城市中找到  $L(n, k)$  最小的为下一个访问城市  $n'$ .

如:  $\min\{|V_2|, |V_3|, |V_8|\} = |V_8|$ , 故取  $n' = 8$ , 即得 1 8 X X X X X X.

(4) 把  $n'$  作为当前城市并加入已访问城市列表, 最后从它的邻居集中删除.

(5) 若未访问所有城市跳转到(3), 否则结束.

通过上述步骤, 得子代 C1: 1 8 6 5 4 3 2 7; 同理得子代 C2. 比较 P1、P2、C1、C2 的适应度值, 取出其中最优的两个染色体保存.

#### 3.3 变异算子的改进

变异操作也是增加种群多样性, 提高局部搜索能力的一种进化手段. 适度的变异, 既能保持种群内个体的多样化, 又能提高算法的效率. 对种群中个体进行变异操作, 操作方法如下:

(1) 取变异次数  $n/10$  (其中  $n$  为节点数);

- (2) 随机生成两个不同的自然数  $n_1, n_2 > 1$ , 且  $n_1 - n_2 < n/5$ ;
  - (3) 在最优个体的编码  $S$  中, 将第  $n_1$  位和第  $n_2$  位编码逆序排列;
  - (4) 重复(2)、(3)  $n/10$  次, 生成新的编码  $S'$  ;
  - (5) 若  $S'$  优于  $S$ , 则保存  $S'$  , 否则保持  $S$
- 改进算法的操作流程如下:

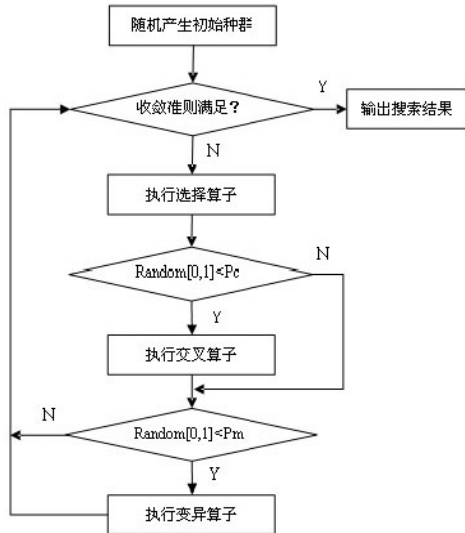


图 1 改进算法操作流程

#### 4 实例仿真

本文采用中国旅行商问题(CTSP)在 Matlab 7.0.环境下进行仿真, 并和基本遗传算法进行比较。

参数的选定如下: 初始种群规模  $popnum=100$ , 交叉概率  $Pc=0.9$ , 变异概率  $Pm=0.05$ . 最大进化代数  $gens=1000$ . 基本算法和改进算法参数设置相同, 分别将本实例运行 50 次, 从中取出较优的 10 次结果加以比较, 如表 1.

表 1 基本算法和改进算法运行结果对照

序号	基本遗传算法	改进遗传算法
1	15460	15415
2	15745	15480
3	15871	15736
4	15457	15381
5	15743	15590
6	15621	15471
7	15634	15482
8	15449	15381

9	15478	15454
10	15452	15381

整体来看, 改进遗传算法的求解结果明显好于基本遗传算法. 基本遗传算法的 10 次求解平均值为 15591, 最优解为 15449; 改进遗传算法的 10 次求解平均值为 15477.1, 较基本算法提高了 0.73%, 其中有 3 次获得最优解 15381, 较基本算法显著改善. 其进化曲线如图 3 所示, 基本算法在第 192 代即达到最优, 进化终止, 较快的陷入了局部最优. 改进算法在第 631 代达到最优, 此前先后几次陷入局部最优, 但由于本文设计的交叉算子和变异算子的引入, 使得算法在较短的时间内摆脱了局部最优解, 继续进化. 最终得到最优路径:

6-5-16-4-2-8-9-10-7-13-12-14-15-1-29-31-30-27-28-26-25-24-20-21-22-18-3-17-19-23-11, 即呼和浩特—太原—台北—石家庄—上海—长春—哈尔滨—济南—沈阳—杭州—合肥—南昌—福州—北京—贵阳—拉萨—昆明—乌会木齐—成都—西宁—兰州—银川—广州—海口—南宁—武汉—天津—郑州—长沙—西安—南京, 如图 2 所示. 最优路径长度 15381, 优于文献 9 的最优结果 15512 和文献 10 的最优结果 15437.

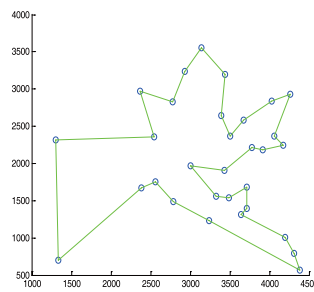


图 2 路径结果图

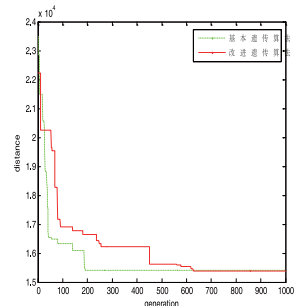


图 3 算法的进化过程

表 2 是几种算法运行 CTSP 的结果, 可见本文算法所求最优解优于其他算法.

表 2 几种算法结果比较

算法名称	最优路径长度	最优路径迭代次数
基本蚁群算法	15810	246
or-opt 方法[10]	15437	—
文献 9 算法	15512	—
基本遗传算法	15449	192
本文算法	15381	631

(下转第 191 页)

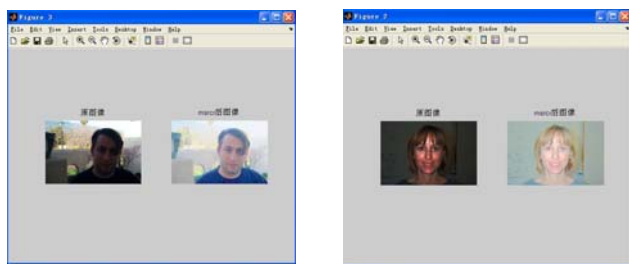


图 10 部分实验结果

### 参考文献

- 1 王进军,王汇源.解决人脸识别光照问题的预处理方法综述.电气电子教学学报,2008(12):44-46.
- 2 卢晓菁,陈锻生.一种人脸图像光照补偿的新方法.小型微型计算机系统,2008,(10):5-7.
- 3 Edwin H. The retinex theory of color vision. Scientific American,1977,237(6):108-129.
- 4 Jobson D, Rahman Z, Woodell GA. Properties and Performance of a Center/Surround Retinex. IEEE Trans. on Image Processing,1997,6(3):451-462.
- 5 Jobson D, Rahman Z, Woodell G A. A multi scale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes. IEEE Trans. on Image Processing, 1997,6(7):965-976.
- 6 Rahman Z, Jobson DJ, Woodell G A. Multi-scale Retinex for Color Image Enhancement. Proc. of International Conference on Image Processing. Lausanne, Switzerland, 1996. 1003-1006.
- 7 Land EH. An alternative technique for the computation of the designator in the retinex theory of color vision. Proc. of the National Academy of Science of the United States of America, 1986,83(10):3078-3080.
- 8 史延新.一种基于 Retinex 理论的图像增强算法.电子科技,2007,(12):32-35.
- 9 李冠章,鲁琴,罗武胜,李沛.彩色图像的亮度-色度非线性重组.计算机工程与应用,2010,46(25):178-180.

(上接第 194 页)

### 5 结语

本文针对基本遗传算法存在容易“早熟”，无法全局收敛的现象，设计一种新交叉算子和变异算子，丰富了种群的多样性，提高了算法的全局搜索能力。实例仿真表明，改进遗传算法在迭代陷入局部最优时，能通过本文设计的选择、交叉、变异等遗传操作，在较短的时间内跳出局部最优，继续寻找全局最优解。相比较于基本算法，改进算法在求解质量上有了很大提高。

### 参考文献

- 1 Holland JH. Adaptation in Natural and Artificial System. Ann Arbor: University of Michigan Press, 1975.
- 2 Goldberg DE. Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning. Massachusetts: Addison-Wisley, Reading, 1989.
- 3 Michalewicz ZZ. Genetic Algorithms data Structures Evolution Programs. New York: Springer-Verlag, 1994.
- 4 袁晓辉,刘冠蓉.一种用于函数优化的改进混合遗传算法.武汉理工大学学报(信息与管理工程版),2002,6:15-17.
- 5 朱凤龙,邓辉文.改进交叉算子和变异算子抑制 GA 算法早熟.科学技术与工程,2010,6(2):1540-1542.
- 6 曳永芳,杜永清,等.一种抑制早熟收敛的改进遗传算法.山西师范大学学报(自然科学版),2010,2:24-28.
- 7 林锐浩,陈晓龙.基于种群多样性指导的遗传算法.计算机工程与设计,2005,26(11):3100-3103.
- 8 巩固,郝国生,等.一种改进的抑制早熟收敛的遗传算法.计算机与数字工程,2009(5):6-10.
- 9 杨忠,鲍明,等.求解中国旅行商问题的新结果.数据采集与处理,1993,3:177-182.
- 10 胡大伟,刘贵英.基于空间填充曲线和 or-opt 搜索求解旅行商问题.长安大学学报(自然科学版),2007,3:85-88.