

文章编号: 1001-0920(2011)12-1891-04

## 改进遗传算法在城市交通诱导策略中的应用

于战科<sup>1,2</sup>, 张艳华<sup>3</sup>, 汪泽焱<sup>1</sup>, 倪明放<sup>2</sup>

(1. 解放军理工大学理学院, 南京 211101; 2. 解放军理工大学通信工程学院, 南京 210007; 3. 江苏省气象局防雷中心, 南京 210009)

**摘要:** 提出一种基于改进遗传算法, 并将其应用于城市交通诱导策略. 该算法采用邻近交叉策略增加种群的多样性, 采用贪婪前向变异策略增强算法的局部搜索能力, 并且采用稳态繁殖策略更好地保护适应度高的遗传个体. 在适应度函数的设计中考虑实际路网中的交叉口延误, 使所求最优路径更加贴近实时的交通状态. 数值实验结果表明, 所提算法的全局搜索能力和收敛速度均有显著提高.

**关键词:** 遗传算法; 城市交通诱导策略; 交叉算子; 变异算子; 适应度函数

**中图分类号:** TP18

**文献标识码:** A

## Improved genetic algorithm for urban traffic flow guidance strategy

YU Zhan-ke<sup>1,2</sup>, ZHANG Yan-hua<sup>3</sup>, WANG Ze-yan<sup>1</sup>, NI Ming-fang<sup>2</sup>

(1. Institute of Science, PLA University of Science and Technology, Nanjing 211101, China; 2. Institute of Communication Engineering, PLA University of Science and Technology, Nanjing 210007, China; 3. Lightning Protection Center, Meteorology Bureau of Jiangsu Province, Nanjing 210009, China. Correspondent: YU Zhan-ke, E-mail: jackty\_2004@163.com)

**Abstract:** This paper presents an improved genetic algorithm(IGA) and its application to urban traffic flow guidance strategy. By using a vicinity crossover technique and a greedy forward mutation technique, the population diversity is increased, and local search ability is strengthened. The steady-state reproduction is introduced to protect the optimized genetic individuals. Furthermore, the junction delay is introduced to the fitness function. The numerical results show that the improved algorithm has powerful ability of global searching and faster convergence speed.

**Key words:** genetic algorithm; urban traffic flow guidance strategy; crossover operator; mutation operator; fitness function

### 1 引言

基于动态信息的城市交通诱导策略是智能交通系统研究的一个重要方面, 通过向驾驶员提供基于实时交通信息的最佳行驶路径来诱导出行行为, 减少车辆在道路上的逗留时间, 从而实现交通流在路网中各个路段上的均衡分配<sup>[1-2]</sup>. 然而, 由于城市交通网络中路网对象的复杂与特殊、交通流的难以预测、路径诱导的实时性要求以及与交通控制系统相互耦合等特性, 使得基于精确交通流数学模型的城市交通诱导策略的实施十分困难. 因此, 近年来一些学者转而采用对模型要求较低的智能化方法来研究城市交通诱导问题, 其中遗传算法因为全局寻优和潜在的并行性特点而引起人们关注<sup>[3-5]</sup>. 但标准遗传

算法易陷入局部最优解, 出现“早熟收敛”的问题. 因此, 如何改进标准遗传算法以提高算法的效率成为研究的重点. 文献[4]提出了随机A\*算法, 解决了应用遗传算法进行动态路径诱导时如何产生初始种群的问题. 文献[5]提出了一种带交叉控制策略的改进遗传算法, 使交叉在一对适应度有一定差异的染色体之间进行, 增加种群的多样性, 对避免出现“早熟收敛”有一定效果. 本文提出了一种采用邻近交叉策略、贪婪前向变异策略和稳态繁殖遗传方式的改进遗传算法, 并将其应用于城市交通诱导策略. 将该改进算法在Matlab上进行实现, 并在交通网络上进行数值实验. 实验结果表明, 改进算法能较好地避免早熟现象, 收敛到最优解, 且收敛速度更快.

收稿日期: 2010-08-06; 修回日期: 2011-02-15.

基金项目: 国家自然科学基金项目(70971136); 解放军理工大学理学院青年科研基金项目(QN-SX-2009-06).

作者简介: 于战科(1980-), 男, 讲师, 博士生, 从事智能计算、仿真分析等研究; 倪明放(1957-), 男, 教授, 博士生导师, 从事优化理论、智能计算等研究.

## 2 改进的遗传算法

### 2.1 交叉算子的改进

针对城市交通诱导策略设计了一种新型的邻近交叉算子. 与传统遗传算法只在相同点进行交叉的方法不同, 邻近交叉算子在邻近节点之间进行交叉, 可有效地增加种群多样性.

两条路径发生邻近交叉的条件是: 对于给定的邻近节点间的最大邻接距离, 从拓扑中去掉起点和讫点后, 这两条路径中仍存在不大于最大邻接距离的两对邻近节点. 若以上条件不满足, 交叉不发生.

邻近交叉的过程如下: 在满足交叉条件的路径中, 随机选取两条路径中不大于最大邻接距离的两对邻近节点, 这两对邻近节点分别将两条路径分成前后两个部分, 而后进行交叉, 并结合这两对邻近点间的邻近路形成两条新路径, 若生成的路径中产生环路, 则经去环处理后得到子代新个体.

下面以图 1(a) 所示的网络拓扑为例, 起点和讫点分别为 1 和 8, 最大邻接距离设为 3, 示意交叉过程.

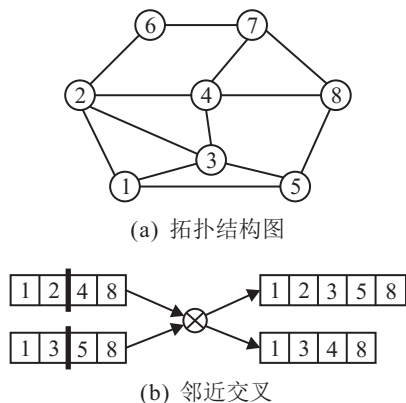


图 1 邻近交叉示意图

在图 1(b) 中, 两个父亲个体 1→2→4→8 和 1→3→5→8 去掉起点和讫点后, 父亲个体 1 中节点 2 和父亲个体 2 中节点 5 的邻接距离为 2, 其中 2→3→5 是一条邻近路. 父亲个体 2 中节点 3 和父亲个体 1 中节点 4 的邻接距离为 1, 满足交叉条件, 因此交叉后得到两条新路径 1→2→3→5→8 和 1→3→4→8.

### 2.2 变异算子的改进

采用贪婪前向变异策略对变异算子进行改进. 其中, 前向变异的过程为: 从路径中去掉起点和讫点后, 随机选取路径中一个关联边大于 2 的节点, 若此节点存在不属于路径后部的相邻节点, 则任选一节点后, 保留路径后部, 沿所选相邻节点开始按照随机 A\* 算法前向生成一条路径, 即为变异后个体. 下面仍以图 1(a) 所示的简单网络拓扑为例, 前向变异过程如图 2 所示. 若拓扑中路径个体 1→2→4→7→8 的变异点选择节点 4, 则前向变异生成路径个体为 1→3→4→7→8.

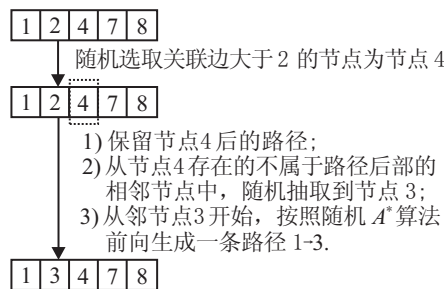


图 2 前向变异示意图

引入贪婪策略后的前向变异算子执行步骤如下:

Step 1: 初始化. 将变异计数器置 0, 设置最大变异次数为 20.

Step 2: 前向变异. 判断变异计数器是否大于最大变异次数, 若是, 则停止; 否则, 随机选取一条路径进行前向变异.

Step 3: 评价. 计算变异后新解的适应度, 若适应度提高, 则接受该解, 停止; 否则变异计数器加 1, 转 Step 2.

贪婪前向变异算子有两个优点: 一是前向变异操作简单, 易于实行; 二是加入贪婪策略后对解的局部搜索能力大大增强.

### 2.3 稳态繁殖

在遗传算法的运行过程中, 由于选择、交叉、变异算子会破坏当前群体中适应度最好的个体, 为了使当前群体中所有适应度最好的个体尽可能地保留到下一代群体中, 本文采用稳态繁殖法.

### 2.4 改进遗传算法的模式定理

下面推导改进遗传算法的模式定理.

设  $m(H, t)$  为  $t$  代种群中符合模式  $H$  的染色体个数,  $\delta(H)$  为模式  $H$  的长度,  $l$  染色体长度,  $\bar{f}$  为种群的平均适应度,  $f(H)$  为符合模式  $H$  的染色体平均适应度,  $P_c$  为交叉概率,  $P_m$  为变异概率,  $\gamma$  为染色体中关联边大于 2 的节点数,  $P_v$  为两条路径满足邻近交叉条件的概率.

符合模式  $H$  的染色体经选择操作和变异操作后, 生存的概率为

$$P_s \geq \frac{f(H)}{\bar{f}} \left( 1 - \frac{\delta(H)}{l} P_c P_v \right). \quad (1)$$

考虑变异操作的作用后, 符合模式  $H$  的染色体生存概率为

$$P_s \geq \frac{f(H)}{\bar{f}} \left( 1 - \frac{\delta(H)}{l} P_c P_v - (l-2) P_m \frac{\gamma}{l-2} \right) = \frac{f(H)}{\bar{f}} \left( 1 - \frac{\delta(H)}{l} P_c P_v - \gamma P_m \right). \quad (2)$$

采用稳态繁殖, 经过遗传算子作用后的种群模式  $H$  的数量为

$$m(H, t+1) \geq$$

$$1 + (m(H, t) - 1) \frac{f(H)}{f} \left( 1 - \frac{\delta(H)}{l} P_c P_v - \gamma P_m \right). \quad (3)$$

式(3)为改进遗传算法的模式定理,与SGA模式定理比较,具有如下特点:

1) 交叉操作放松了传统的对路径实数编码单点交叉的要求,提高了交叉成功的概率;

2)  $\gamma$ 越大,变异的概率越高,种群多样性越好,从而避免早熟;

3) 稳态繁殖能保证交叉和变异运算不会破坏适应度最好的个体,可加快算法的收敛速度。

### 3 改进遗传算法在城市交通诱导策略中的应用

#### 3.1 问题的数学表示

图  $G(V, E)$  表示交通网络拓扑。其中:  $V$  为路网节点(即交叉路口)集合,  $V = \{V_1, V_2, \dots, V_n\}$ ;  $E$  为交通网道路集合,  $E = \{E_{ij} | i, j \in V\}$ 。对  $G$  中的每一条边  $E_{ij}$  (即路段  $(V_i, V_j)$ ), 分别有一个表示该路段特性的路阻函数  $t(E_{ij})$  和一个表示该路段交叉口延误的函数  $d(E_{ij})$ 。  $t(E_{ij})$  表示在当前交通流量情况下, 车辆通过  $E_{ij}$  路段所需的时间;  $d(E_{ij})$  表示车辆通过  $E_{ij}$  路段时通过交叉口的时间延误。设  $T$  为路权, 记  $G$  中的路段  $E_{ij}$  的路权值为  $T(E_{ij})$ , 则有

$$T(E_{ij}) = t(E_{ij}) + d(E_{ij}). \quad (4)$$

定义  $P = (V_o, V_s)$  为从  $V_o$  到  $V_s$  的一条路径, 若  $P$  经过路段  $E_{ij}$ , 则记  $E_{ij} \in P$ 。

定义路径  $P$  关于路权  $T$  的度量值为

$$T(P) = \sum_{E_{ij} \in P} T(E_{ij}), \quad (5)$$

其中  $i, j \in V$  且  $i \neq j$ 。

城市交通诱导策略中最优路径的问题可描述为: 求一条从起点  $O$  到讫点  $D$  的路径  $P$ , 使得该路径的总路权  $T(P)$  最小, 即

$$\min \sum_{E_{ij} \in P} T(E_{ij}), \quad (6)$$

其中  $i, j \in V$  且  $i \neq j$ 。

#### 3.1.1 路段行驶时间的确定

路段行驶的时间按下式确定<sup>[6]</sup>:

$$t(E_{ij}) = t_0 [1 + \alpha (q(E_{ij})^\beta / c(E_{ij}))]. \quad (7)$$

其中:  $t(E_{ij})$  为路段  $(V_i, V_j)$  上的行驶时间, 单位为 min;  $t_0$  为路段  $(V_i, V_j)$  上零路阻, 即路段流量为零时, 自由行驶车辆所需时间, 单位为 min;  $q(E_{ij})$  为路段  $(V_i, V_j)$  上当前的交通量, 单位为辆/h;  $c(E_{ij})$  为路段  $(V_i, V_j)$  上当前的实际交通能力, 单位为辆/h, 即单位时间内路段实际可通行的车辆数;  $\alpha, \beta$  为阻滞系数<sup>[7]</sup>,

通常  $\alpha, \beta$  的取值分别为:  $\alpha = 0.15, \beta = 4$ 。

#### 3.1.2 交叉口延误分析

近几十年来,随着国内外交通控制系统的不断发展,很多学者也提出了各种信号交叉口的延误模型,如:克莱顿模型、韦伯斯特模型、修正的韦伯斯特模型、阿克塞立科模型和HCM模型等,这些模型在不同的交通控制需求条件下具有重要的研究价值和实际应用意义。

当进口饱和度较小时,各进口道上车辆的平均延误可根据修正的韦伯斯特公式计算,即

$$d(E_{ij}) = 0.9 \left[ \frac{T(1 - \lambda^2)}{2(1 - \lambda X)} + \frac{X^2}{2Q(1 - X)} \right]. \quad (8)$$

其中:  $d(E_{ij})$  为交叉口  $i$  与  $j$  相邻进口道上车辆的平均延误,  $T$  为周期长度,  $\lambda$  为进口道有效绿灯时间/周期长度;  $Q$  为进口道交通量;  $X$  为饱和度。

由于当进口饱和度较大时,韦伯斯特公式的计算结果偏大,建议用下式计算进口道延误:

$$d = d_1 + d_2, \quad (9)$$

$$d_1 = 0.38T \frac{(1 - \lambda)^2}{(1 - \lambda X)}, \quad (10)$$

$$d_2 = 173X^2 [(X - 1) + \sqrt{(X - 1)^2 + 16X/S}]. \quad (11)$$

其中:  $d_1$  为均匀延误;  $d_2$  为过饱和延误,即随机到达的增量延误以及由于周期失效引起的附加延误;  $S$  为饱和流量单位为 veh/s。一般认为,韦伯斯特公式的适用范围为饱和度  $X = 0 \sim 0.66$ 。本文在饱和度  $X = 0 \sim 0.66$  时采用韦伯斯特公式;当饱和度  $X > 0.66$  时采用  $d = d_1 + d_2$ 。

#### 3.2 种群初始化

考虑到遗传算法和动态网络的性质,本文采用随机  $A^*$  算法得到算法的初始种群<sup>[4]</sup>。

#### 3.3 编码方法

由于在路径诱导算法中的基因是路网节点,而节点的排列顺序正是所要求的路径,对此,本文采取有序的实数编码方式<sup>[8]</sup>。需要说明的是,因为该路径是不定长的,所以染色体编码也是不定长的。

#### 3.4 适应度函数

定义适应度函数  $f$  为从  $O$  到  $D$  所经过所有路段的总路权的倒数,即

$$f = \frac{1}{\sum_{E_{ij} \in P} T(E_{ij})}. \quad (12)$$

因此路权值小的个体适应度高。

#### 3.5 选择操作

选择操作采用比例选择法。设种群大小为  $N$ , 个体  $i$  被选择的概率

$$p(i) = f(i) / \sum_{i=1}^{i=N} f(i). \quad (13)$$

交叉操作采用邻近交叉策略, 变异操作采用贪婪前向变异策略, 而且在算法的每次遗传过程中均采用稳态繁殖策略.

### 4 数值实验

下面分析改进遗传算法的有效性及其效率. 数值实验在如图 3 所示的部分交通网络上完成.

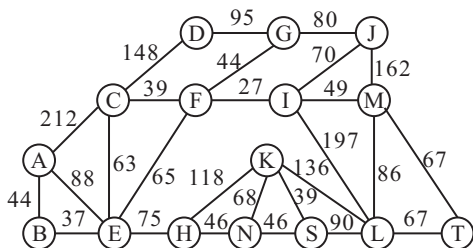


图 3 部分交通网络图

图 3 中, 路段上的数字代表根据路权计算公式计算得到的该路段路权, 城市交通诱导策略考虑路径总路权最小. 将改进遗传算法与传统遗传算法进行比较, 主要比较两种算法的优化结果、达到最优解的最小代数、达到最优解的平均代数、收敛到最优解的平均用时. 算法测试在 Matlab 7.1 上实现, 均采用相同的软硬件环境, 即 CPU 为 Pentium 4 2.8 G, 内存为 1 G, OS 为 Windows Xp, 使用相同的测试数据.

#### 4.1 参数设置

算法参数设置如表 1 所示.

表 1 算法参数设置

	传统遗传算法	改进遗传算法
种群规模	60	60
交叉算子	单点交叉 交叉概率 0.9	邻近节点交叉 交叉概率 0.9, 最大邻接距离为 3
变异算子	单点变异 变异概率 0.01	贪婪前向变异 变异概率 0.01, 最大变异次数为 20
终止条件	代数 > 500 或最优个体 在 20 代内无变化	代数 > 500 或最优个体 在 20 代内无变化
运行次数	20	20

为避免遗传算法的随机性, 对每个算例在相同环境下运行 20 次, 再进行数据分析.

#### 4.2 路径诱导结果

基于改进遗传算法和传统遗传算法交通诱导策略的部分路径诱导结果如表 2 所示.

表 2 部分 OD 对的路径诱导结果

编号	起讫对 OD	传统遗传算法	改进遗传算法
1	A→G	A→E→F→G	A→B→E→F→G
2	C→T	C→F→I→M→T	C→F→I→M→T
3	D→L	D→G→F→I→L	D→G→F→I→M→L
4	E→T	E→F→I→M→T	E→F→I→M→T

由表 2 可知, 在对 4 个问题的求解过程中, 改进遗传算法全部能搜索到最优路径, 而传统遗传算法只在问题 2 和问题 4 中搜索到最优路径, 在问题 1 和问题 3 中收敛于局部优化解. 实验结果表明了改进遗传算法的有效性, 以及改进遗传算法有效避免了传统遗传算法早熟收敛的不足, 提高了算法收敛到全局最优解的概率.

#### 4.3 算法性能比较

以表 2 中的问题 1 为例, 对两种算法的性能进行比较, 结果如表 3 所示.

表 3 算法的性能比较

	传统遗传算法	改进遗传算法
达到最优解的最小代数	72	28
达到最优解的平均代数	89.7	36.3
收敛到最优解平均用时/s	10.08	4.86

由表 3 可知, 在 20 次运算过程中, 改进遗传算法达到最优解的平均代数为 36.3, 最好一次出现在第 28 代, 收敛到最优解平均用时 4.86 s; 而传统遗传算法达到最优解的平均代数为 89.7, 最好一次出现在第 72 代, 收敛到最优解平均用时 10.08 s. 实验结果表明改进遗传算法收敛代数明显减少, 收敛速度和局部搜索能力都有明显提高.

### 5 结 论

城市交通诱导策略是智能交通系统研究的一个重要方向, 针对传统遗传算法存在早熟收敛和局部搜索能力弱等不足, 提出一种改进遗传算法. 该算法从交叉算子、变异算子和适应度函数等方面对传统遗传算法进行改进, 并将其应用于城市交通诱导策略中. 数值实验结果表明, 改进遗传算法能较好地避免早熟现象, 而且收敛代数明显减少, 收敛速度和运行效率都有明显提高.

#### 参考文献(References)

- [1] 杨兆升. 城市交通流诱导系统[M]. 北京: 中国铁道出版社, 2004.  
(Yang Z S. Urban traffic flow guidance system[M]. Beijing: China Railway Publishing House, 2004.)
- [2] Eiichi T, Hiroshi S. Intelligent transportation system based dynamic vehicle routing and scheduling with variable travel times[J]. Transportation Research, Part C: Emerging Technologies, 2004, 12(3): 235-250.
- [3] 景灵, 黄席樾, 潘娅. 基于遗传算法的动态路径诱导[J]. 重庆大学学报: 自然科学版, 2002, 25(4): 30-33.  
(Jing L, Huang X Y, Pan Y. Dynamic route guidance system based on genetic algorithm[J]. J of Chongqing University: Natural Science, 2002, 25(4): 30-33.)