

基于遗传算法的单交叉口信号优化控制

万 伟, 陈 锋

(中国科学技术大学自动化系, 合肥 230027)

摘要: 建立了一种单交叉口自适应优化配时模型。通过对本周期交通流数据线性预测下一周期各车道的排队长度, 以各相位绿灯结束时的排队长度最小作为优化目标, 建立多目标优化函数。通过采用理想点法, 运用遗传算法进行优化。仿真实验结果表明, 该方法优化后的配时方案能够反映各相位实际交通需求, 并具有很好的实时性。

关键词: 信号配时; 遗传算法; 多目标; 自适应优化; 排队长度

Optimal Control for Isolated Intersection Signal Based on Genetic Algorithm

WAN Wei, CHEN Feng

(Department of Automation, University of Science & Technology of China, Hefei 230027)

【Abstract】 A self-adaptive signal timing optimization model is conducted for a single intersection. In the model, the traffic flux of the next cycle is forecast with one of the current cycle. The vehicle queue length of every phase when green ending is adopted as one of the multiple control objectives. All the objectives are integrated into a target in the way of ideal point. The genetic algorithm is adopted in the paper. The simulation computing data shows the algorithm is effective and speedy.

【Key words】 signal timing; genetic algorithm; multiple objectives; self-adaptive optimization; queue length

传统的交通信号控制方法主要包括定时控制、多时段控制、感应或半感应控制。定时控制和多时段控制都属于离线控制, 离线控制系统简单、可靠, 但不能及时响应交通流的随机变化。感应控制虽然能实时响应交通流的变化, 但只能检测是否有车辆到达而无法统计到达数量^[1], 因此, 无法真正响应各相位的交通需求。

由于交通流的非线性、模糊性和不确定性, 交叉路口信号配时的优化问题一般可归结为非凸的非线性规划问题, 传统的数学方法还无法找到其全局最优解。遗传算法是一种基于自然选择和进化的搜索技术, 广泛应用于优化领域^[2]。用遗传算法解决路口优化配时时, 经常将路口的总延误时间、平均延误时间或路口通行量等单一目标进行优化^[3,4]。这种处理方法虽然能够使路口的控制目标在总体上达到最优, 但是从各个相位来看, 可能出现优化后的配时方案与各相位实际车流需求不一致的情况。因此, 有必要把每一相位作为优化的目标, 从多目标的角度考虑来路口配时的优化问题^[5]。

1 信号配时多目标优化模型

城市道路中典型的多车道十字路口交通流分布如图 1 所示。为了避免平面交叉路口上各个方向交通流之间的冲突, 通常采用分时通行的方法, 将一个周期内某个时段上通行的车流作为一个相位。交通工程技术人员根据长期摸索后总结出的适合该路口车辆放行的规律, 制定出相应的相位控制方案。因此, 在对路口进行优化控制时, 可将重点放在周期和绿灯信号时间上。

以图 1 所示 3 车道十字路口为例, 路口的相位方案可以用一个矩阵表示:

$$E = \{e_{ijk}\} \quad (1)$$

$$e_{ijk} = \begin{cases} 1 & \text{第 } j \text{ 方向第 } k \text{ 车道车流属于第 } i \text{ 相位} \\ 0 & \text{第 } j \text{ 方向第 } k \text{ 车道车流不属于第 } i \text{ 相位} \end{cases} \quad (2)$$

其中, i 为相位编号, $i=1,2,3,4$; j 为方向编号, $j=1,2,3,4$, 分别表示东、南、西、北 4 个方向; k 为车道编号, 沿车流方向从右向左依次为 1,2,3。



图 1 3 车道十字路口

采用如图 2 所示相位方案, 用矩阵表示为

$$E = \begin{bmatrix} 110 & 000 & 110 & 000 \\ 001 & 000 & 001 & 000 \\ 000 & 110 & 000 & 110 \\ 000 & 001 & 000 & 001 \end{bmatrix} \quad (3)$$

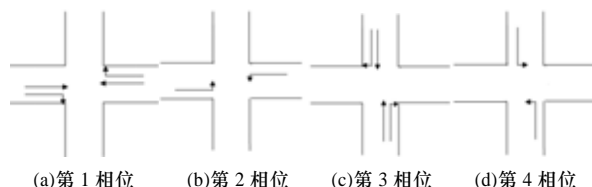


图 2 相位示意图

假设路口在连续 2 个周期时间内的路口车流量不发生变

作者简介: 万 伟(1980—), 男, 硕士研究生, 主研方向: 模式识别与智能控制; 陈 锋, 副教授

收稿日期: 2006-11-27 **E-mail:** walkerwv@mail.ustc.edu.cn

化,以排队长度作为优化的目标,则可写出如下离散方程:

$$P_{ijk}(n+1) = \begin{cases} P_{ijk}(n) + Cq_{ijk} - t_i s_{ijk} & P_{ijk}(n) + Cq_{ijk} > t_i s_{ijk} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

其中, t_i 为第 i 相位的放行时间; C 为周期时间。因为绿闪时间或黄灯时间一般都为固定值(3s~5s),所以可假设周期为红灯时间与绿灯时间之和,即

$$C = \sum_{i=1}^4 t_i \quad (5)$$

其中, q_{ijk} 为第 i 相位第 j 方向第 k 车道本周期内车辆到达率; s_{ijk} 为第 i 相位第 j 方向第 k 车道本周期内车辆离开率; $p_{ijk}(n)$ 为第 i 相位第 j 方向第 k 车道在第 n 周期绿灯结束时尚未放行完的排队长度,单位为辆。

结合式(1)~式(5),可以得到每一相位的总排队长度:

$$\begin{aligned} P_i &= \sum_{j=1}^4 \sum_{k=1}^3 P_{ijk}(n+1) e_{ijk} \\ &= \sum_{j=1}^4 \sum_{k=1}^3 \max\{P_{ijk}(n) + (\sum_{i=1}^4 t_i) * q_{ijk} - t_i s_{ijk}, 0\} * e_{ijk} \end{aligned} \quad (6)$$

式(6)中,车辆到达率是客观需求,无法由路口的信号配时进行调整,饱和流量亦为路口本身的属性,因此,可以通过配时 t_i 来控制排队长度 p_i 。系统的优化目标是尽量缩短各相位的排队长度,即使 $p_i (i \in [1,4])$ 尽量小,显然,此时 $\sum p_i$ 也取到最小值,即路口的通行量达到最大。

2 遗传算法设计

2.1 多目标优化方法

本文采用理想点法来实施多目标优化,它是评价函数法的一种^[6]。其要点是:

(1)先在目标空间确定一个理想点 Z_{id} ,它的分量可以是相应的单目标问题的最优解,可根据交通人员实际经验或主干道和非主干道交通流的需求,人为设定。

(2)构造距离函数

$$d(P, Z_{id}) = \|P - Z_{id}\| \quad (7)$$

$$P = [p_1(\bar{t}), \dots, p_i(\bar{t}), \dots, p_m(\bar{t})]^T \quad (8)$$

其中, P 为目标空间中可达域上的点(对应于可行设计点 \bar{t}); $p_i(\bar{t})$ 为第 i 个分目标函数值; \bar{t} 为待优化的目标矢量; m 为分目标函数的总数。

当理想点 Z_{id} 取 0 时,则可写成:

$$d(P, 0) = [\sum_{i=1}^m |k_i p_i(\bar{t})|^r]^{1/r} \quad (9)$$

其中, k_i 为权值,可根据各分目标的重要程度或设计者对各分目标的偏好赋予一个[0,1]之间的值; $r=2$ 时, d 为欧氏距离。

2.2 染色体编码

染色体形式为 $\bar{t} = \langle t_1 t_2 t_3 t_4 \rangle$, 其中, $t_i (i=1,2,3,4)$ 表示相位 i 的绿灯时间,范围在 $[t_{\min}, C_{\max}]$ 。染色体采用实数编码,由于路口周期一般不超过 150s,因此每个基因座设定为 3 位,基因长度为 $3 \times 4 = 12$ 位。如: $T = \langle 025040015040 \rangle$, 则第 1~第 4 相位的绿灯时间依次为: 25s, 40s, 15s, 40s。

2.3 确定适应度函数

优化目标是使各相位绿灯结束时未清完的排队长度最短,采用式(9)将多目标函数综合为一个性能指标,理想点 Z_{id} 取 0, r 取 2。考虑到目标函数为最小问题,采用遗传算法需要将其转换为最大问题。适应度函数如式(10):

$$\begin{aligned} fitness &= D - d(P, 0) = D - [\sum_{i=1}^4 |k_i p_i(\bar{t})|^2]^{1/2} \\ &= D - \{ \sum_{i=1}^4 [k_i \sum_{j=1}^4 \sum_{k=1}^3 \max\{P_{ijk}(n) + (\sum_{i=1}^4 t_i) * q_{ijk} - t_i s_{ijk}, 0\} * e_{ijk}]^2 \}^{1/2} \end{aligned} \quad (10)$$

其中, $k_i = f(p_i)$, $f(p_i)$ 为与第 i 相位排队长度相关的函数,一般车流量较大的主干道相位权值 k_i 取较大值,车流量较小的从相位权值 k_i 可以取较小值; $0 \leq f(p_i) \leq 1$; $t_{\min} < t_i < t_{\max}$; $4t_{\min} < C = \sum_{i=1}^4 t_i < C_{\max}$; D 为当前代种群中 d 所取到的最大值。

2.4 遗传操作

GA 主要包括 3 个基本操作^[7]:

(1)选择。选择是将上一代优良的个体选择到当前群体中,本文采用基于适应度值的轮盘赌选择法。计算第 n 代每个个体 t_i 的适应度值 $fitness(t_i^n)$, 则种群中第 k 个个体 t_k^n 被选中作为下一代的概率为

$$\frac{fitness(t_k^n)}{\sum fitness(t_i^n)} \quad (11)$$

(2)交叉。本文采用均匀交叉。具体操作是:随机产生一个与个体等长的 0-1 掩码,掩码中的片断表明了哪个父个体提供基因值。由于采用实数编码,因此在进行交叉的时候如果简单对某一位进行交叉,会出现无效染色体。如:

父个体 1: 025|100|030|045

父个体 2: 020|080|015|010

随机产生的 0-1 掩码为

011|100|100|110

其中, 1 表示使用父个体 1 提供的基因值; 0 表示使用父个体 2 提供的基因值。假设绿灯最大允许时间 $t_{\max} = 150s$, 则得到的子个体为:

子个体: 025|180|085|045

子个体的第 2 个基因值已经大于最大允许值,交叉后子个体成了无效染色体。为避免此情况发生,选择基因座作为交叉的单位。首先根据基因座的长度将掩码划分成 k 段,对每一段进行二进制求和,得出一个新掩码,再根据新掩码对父个体进行交叉。如在上例中,首先对掩码各段求和得到新掩码: 0 1 1 0, 然后进行交叉操作得到子个体: 020|100|030|110。

(3)变异。变异算子选择启发式变异,设个体 $\bar{t}_r = \langle t_1, \dots, t_k, \dots, t_m \rangle$ (m 为基因个数),第 k 个基因被选中进行变异, $\bar{t}_r = \langle t_1, \dots, t_k, \dots, t_m \rangle$ 为变异后产生的新个体。

$$t_k = \begin{cases} t_k + \Delta(fitness(\bar{t}_r), t_k) & \eta > 0.5 \\ t_k - \Delta(fitness(\bar{t}_r), t_k) & \eta \leq 0.5 \end{cases}$$

$$\Delta(fitness(\bar{t}_r), t_k) = t_k [1 - \delta \frac{(1 - \frac{fitness(\bar{t}_r)}{fitness_{\max}(\bar{t})})^2}{}]$$

其中, η 、 δ 为 [0,1] 内均匀分布的随机数; $fitness(\bar{t}_r)$ 为第 n 代种群中染色体 \bar{t}_r 的适应度值, $fitness_{\max}(\bar{t})$ 为第 n 代中最大的适应度值。利用启发式变异,对于适应度大的个体, $\Delta(fitness(\bar{t}_r), t_k)$ 以较大的概率趋于 0, 可以在较小范围内搜索,起到保护优良染色体的作用,而对于适应度值小的个体,则搜索范围较大,实现自适应寻找搜索域。

为防止非成熟收敛,在变异概率上选择自适应变异概率:

$$P(n) = 0.001 + NG * \lambda$$

其中, $P(n)$ 为第 n 代的变异率; NG 为到目前代为止连续没有出现更优解的代数; λ 为变异率提高的系数,该系数决定了连续没有出现更优解的代数的阈值。即如果 $NG \rightarrow 1/\lambda$ 时, $P(n) = 1$, 可认为此时已进入早熟状态,群体停止进化,必须强制进行变异操作,使算法跳出早熟状态。

3 仿真实验

本文根据合肥市百花井路口的实测数据,在 VC.NET 开发环境下进行仿真计算。遗传算法的参数设置如下:种群大小

为 80, 最大进化代数数为 250, 交叉概率为 0.6, 变异概率提高系数 λ 取 30, 即如果连续有 30 代都没有出现更优解则种群以概率 1 进行变异。绿灯最小时间设为 10s, 最大周期设为 150s。各相位在红灯结束时未清除完的排队长度理想值取 0, 即 $Z_{id}=(0,0,0,0)$, 权值 k 取 1。各车道入口流量、出口流量、上一周期绿灯结束时未清除完的排队长度数据如表 1。

表 1 路口实测数据

		入口流量 (辆·h ⁻¹)	出口流量 (辆·s ⁻¹)	剩余排队 长度/辆
东进口	右转	350	1	0
	直行	850	0.8	2
	左转	250	0.6	1
南进口	右转	100	1	0
	直行	710	0.8	3
	左转	200	0.6	0
西进口	右转	404	1	0
	直行	800	0.8	2
	左转	150	0.6	0
进口	右转	250	1	0
	直行	1 061	0.8	7
	左转	460	0.6	3

从表 1 中可以看到该路口的直行车道的车流都处于过饱和状态, 每次绿灯结束时还有已经排队的车辆尚未清除完。取连续 3 个周期时间内, 各车道在上一周期绿灯结束时未清除完的车辆数的平均值作为上一周期没有清除完的剩余排队长度。路口的相位方案如图 1 所示, 相位方案矩阵如式(1)。优化前各相位的排队长度总和如表 2。遗传算法连续运行 10 次, 各次优化统计结果如表 3 所示。

表 2 优化前各相位排队长度

	相位 1	相位 2	相位 3	相位 4
排队长度/辆	4	1	10	6

表 3 10 次优化结果

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
适应度	8	8	8	8	8	8	6	8	8	8
最佳个体开始出现 的代数	21	22	38	52	25	45	21	33	26	18
配时	相位 1	46	47	46	47	47	51	47	47	46
	相位 2	19	19	18	19	18	19	22	18	20
	相位 3	62	61	59	60	62	60	70	61	61
	相位 4	21	23	21	22	23	23	10	23	22
周期	148	150	144	148	150	149	153	149	150	142
排 队 长 度	相位 1	0	0	0	0	0	0	1	0	0
	相位 2	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	相位 3	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	相位 4	0	0	0	0	0	0	1	0	0

从表 3 的结果中可以看到, 最优排队长度除了第 7 次出现 1 0 0 1 之外, 其他各次排队长度为 0, 这说明算法每次都能收敛到最优值。从各次优化后的配时来看, 1、3 相位的绿灯时间比 2、4 相位的绿灯时间长, 这与实际路口 1、3 相位车流量大而 2、4 相位车流量小相吻合, 说明采用理想点法对各相位的排队进行多目标优化, 能够很好地实现各相位绿灯时间根据实际车流进行合理分配。各次演化过程开始出现最优个体的代数在 20~50 之间, 说明算法具有很好的收敛速度。

图 3 与图 4 是变异率提高系数分别为 1/30 和 1/80 所对应的适应度进行曲线。从二者的比较可见, 适应度提高系数也影响算法的收敛速度。当系数 $\lambda=1/30$ 时, 从第 21 代开始收敛; 当 $\lambda=1/80$ 时, 从 77 代才开始收敛, 收敛速度比 $\lambda=1/30$ 时慢, 这是因为在适应度持续没有进化到更优值的代数相同的情况下, 系数越大, 变异概率就越大, 从而保证了进化过

程中种群的多样性。同时, 由于采用了启发式变异, 即使种群经过多代都没有进化而需要大规模变异时, 具有高适应度值的优良个体可以小幅度变异, 以继续保持它们对种群的贡献, 而低适应度值的个体大幅度变异, 使种群能快速进化到最优。

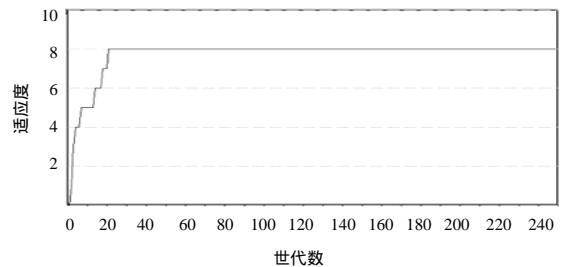


图 3 历代适应度进行曲线($\lambda=1/30$)

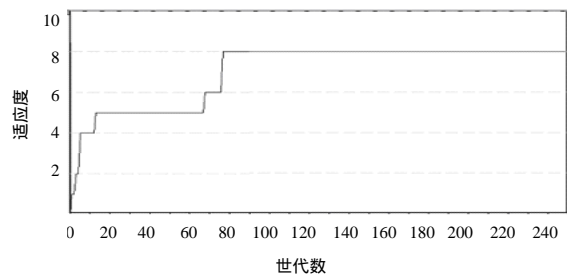


图 4 历代适应度进行曲线($\lambda=1/80$)

4 结论

本文提出的实时信号配时方法将每一相位的通行能力都作为优化的目标, 优化结果能够反映出各相位车流对绿灯时间的需求, 既能保证路口总通行能力最大, 又能保证每一相位上的排队长度最短。在利用遗传算法进行优化时, 采用实数编码、自适应的变异概率和启发式变异, 仿真实验结果表明了算法能够满足交通信号优化控制实时性的要求, 优化结果对于提高路口通行能力具有明显的效果。本文讨论的是 4 相位 3 车道的路口, 所提出的方法同样适应于其他多相位多车道的路口优化控制。对于多交叉路口的网络控制, 可以在本方法的基础上作进一步的研究。

参考文献

- 刘智勇. 智能交通控制理论及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2003.
- 王小平, 曹立明. 遗传算法理论、应用与软件实现[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002.
- 张宗华, 张伟, 赵霖. 利用遗传算法实现交通控制系统优化的方法[J]. 计算机工程, 2003, 29(12): 53-55.
- 常云涛, 彭国雄. 基于遗传算法的城市干道协调控制[J]. 交通运输工程学报, 2003, 3(2): 106-112.
- 万绪军, 陆化普. 实时自适应交通信号控制优化理论模型[J]. 交通运输工程学报, 2001, 1(4): 60-66.
- Fonseca C M, Flemming P J. Multi-objective Optimization and Multiple Constraint Handling with Evolutionary Algorithms II: Application Example[R]. Dept. of Automatic Control and Systems Eng., University of Sheffield, Sheffield, UK, 1995.
- Yarushkina N G. Genetic Algorithms for Engineering Optimization: Theory and Practice[C]//Proc. of IEEE International Conference on Artificial Intelligence Systems. 2002.