

基于免疫遗传算法的区域交通自适应协调控制

刘智勇, 李水友

(五邑大学 信息学院, 广东 江门 529020)

摘要: 提出一种基于改进免疫遗传算法的城市区域交通自适应协调控制方法. 采用两层的递阶分布式结构; 分阶段和分级优化控制参数(周期、相位差和绿信比), 每个阶段长 5~30 分钟, 周期、相位差由区域控制级每个阶段优化一次, 绿信比由路口控制级每个周期优化一次; 采用最小化平均延误时间或平均停车次数等为性能指标. 周期、相位差和绿信比均采用改进的免疫遗传算法进行优化. 仿真结果表明本文提出的方法是可行而有效的.

关键词: 城市交通控制; 自适应控制; 免疫遗传算法; 最优化

中图分类号: U491.5; TP273.2 **文献标识码:** A

Immunity genetic algorithms based adaptive control method
for urban traffic network signal

LIU Zhi-yong, LI Shui-you

(School of Information, Wuyi University, Jiangmen Guangdong 529020, China)

Abstract: An improved immunity genetic algorithms (GA) based adaptive control method for urban traffic network signal is proposed. A two-level hierarchical distributed construction is adopted. The parameters are optimized hierarchically with an interval of 5~30 minutes. Cycle and offsets are optimized by central controller in each interval and splits are optimized by intersection controller in each cycle. For a given performance index, such as minimizing the mean vehicle delay or number of stops etc., an improved immunity GA is used to optimize the cycle, offsets and splits. Simulation results show that the new method proposed in this paper is feasible and efficient.

Key words: urban traffic signal control; adaptive control; immunity GA; optimization

1 引言 (Introduction)

在一个区域或整个城市范围内, 各路口交通信号的调整必将影响相邻路口的交通流, 因此, 从整个系统的战略目标出发, 根据交通量检测数据, 协调区域内各路口的交通信号配时, 有可能达到整体最优. 这就是区域交通的实时自适应协调控制问题^[1-3]. 显然, 它可归结为一个优化问题, 即在一定的目标函数(该目标函数比较复杂, 一般无法求得其导数)下, 寻找最优控制参数, 使目标函数达到最优, 于是求解优化问题成为求解该控制问题的关键. 遗传算法是一种全局优化算法, 它不需要目标函数的导数信息, 适合求解目标函数导数很难求或者不存在的优化问题^[4]. 正是具有这种优点, 新版交通信号配时软件 TRANSYT-7F^[5] 已将遗传算法用于优化. 但是, TRANSYT-7F 不是同时对周期长度、相位差、绿

信比和相序进行优化, 因此仍有可能错过全局最优值. 为此, 文献[6]提出了一种新的基于遗传算法的交通信号配时优化方法, 它综合了基于延误模型和基于带宽模型方法的优点, 能够同时对周期长度、绿信比、相位差和相序进行优化. 因此, 可以得到更好的优化效果. 然而, 实际应用表明^[1]: 普通遗传算法的收敛速度较慢, 难以满足区域交通控制的实时性要求.

免疫遗传算法(IGA)是对普通遗传算法的一种改进^[7], 它通过免疫算子利用了问题的特征信息, 故其收敛性能显著优越于普通遗传算法, 且理论上 IGA 概率 1 收敛. 而交通控制问题也存在一些特征信息可资利用, 故本文讨论采用改进的 IGA 求解城市区域交通实时自适应控制问题的方法. 其主要思想是: 采用两层的递阶分布式结构, 分阶段和分级优

化控制参数(周期、相位差和绿信比),每个阶段长5~30分钟,周期、相位差由区域控制级每个阶段优化一次,绿信比由路口控制级每个周期优化一次;采用最小化平均延误时间或平均停车次数等为性能指标.根据交通控制的特征抽取相应的基因座疫苗,采用改进的IGA对周期、相位差和绿信比进行优化.仿真结果表明该方法是可行而有效的.

2 改进的免疫遗传算法(Improved Immunity GA)

研究表明^[8,9],初始群体的分布性质严重影响整个算法的收敛性能.初始群体性质差,会使算法收敛速度慢,甚至不收敛.为了改善初始群体的性质,有必要对其生成方法进行研究.文献[8~10]对此进行了研究,并给出了几种初始群体的生成方法,其中文献[10]提出的小区间生成法能使初始个体均匀地分布在整个解空间上,并能保证随机产生的各个体间有明显的差距,从而保证了初始群体含有较丰富的模式,增强了搜索收敛于全局最优点的可能.仿真实验也证明^[10],该方法生成的初始群体性质优良,可大大加快算法的收敛速度,能很好地改善算法的收敛性质,故本文采用该方法产生初始群体.具体操作为:先把各待优化参数的取值范围分成群体总数个小区间,再在各小区间中分别随机生成一个初始个体.

交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 是影响遗传算法行为和性能的关键所在,直接影响算法的收敛性, P_c 、 P_m 过小或过大均不利于算法的收敛^[4].针对不同的优化问题,需反复实验来确定 P_c 和 P_m ,繁琐且工作量大,且也不易找到合适的最佳值.Srinivas等人提出了一种自适应遗传算法(AGA)^[11]: P_c 和 P_m 能够随适用度自动改变,当种群各个体适用度趋于一致或趋于局部最优时,使 P_c 和 P_m 增加,而当种群适用度比较分散时,使 P_c 和 P_m 减少.同时,对于适用度高于群体平均值的个体,对应于较低的 P_c 和 P_m ,使之得以保护进入下一代;而低于平均适用值的个体,则对应于较高的 P_c 和 P_m ,使之被淘汰.文献[4]对Srinivas等人提出的方法作了改进,提出按式(1)(2)改变 P_c 和 P_m ,以降低使进化走向局部最优解的可能性:

$$P_c = \begin{cases} P_{c1} - \frac{(P_{c1} - P_{c2})(f_{\max} - f')}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f' \geq f_{\text{avg}}, \\ P_{c1}, & f' < f_{\text{avg}}, \end{cases} \quad (1)$$

$$P_m = \begin{cases} P_{m1} - \frac{(P_{m1} - P_{m2})(f_{\max} - f)}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f \geq f_{\text{avg}}, \\ P_{m1}, & f < f_{\text{avg}}. \end{cases} \quad (2)$$

其中 $P_{c1} = 0.9$, $P_{c2} = 0.06$, $P_{m1} = 0.1$, $P_{m2} = 0.001$; f_{\max} , f_{avg} 分别是群体的最大和平均适应度值; f' 是要交叉的两个个体中较大的适应度值; f 是要变异个体的适应度值.不妨在IGA基础上引入AGA的思想,即在IGA的进化过程中按式(1)(2)自适应改变 P_c 和 P_m 的值.

为了保证各代种群中总会有目前为止最好的解,采用优先策略,把目前种群中最好的解直接复制到下一代中;为了保留更多的优良个体,采用跨世代精英选择策略进行选择操作.而且采用优先策略和跨世代精英选择策略,也可以改善算法的收敛性能^[12~14].

借助优生学原理,在进行交叉操作时,提高被交叉父代个体的质量,以期产生高质量的子代.具体操作为^[10]:从上代群体中随机选择两个个体,保留适应值大的(如二者适应值相同,则随机保留一个),再进行一次上述两两优选操作.对保留下来的两个个体进行交叉.

早熟收敛一直是GAs中存在的主要问题.J. Craig Potts等人认为,产生早熟收敛主要是由有效等位基因的缺失造成的^[15,16].由于杂交算子不会产生新的基因,而选择策略目的在于加快基因的收敛过程,这不可避免地会造成某一类基因在特定基因位上的比例下降,导致该基因位上的基因缺损.因此,为了预防早熟收敛,在有效基因未知的情况下,变异算子必须有能力保持同一基因位上等位基因的多样性,这样才有助于防止有效基因的缺失,从而能够最大限度地避免早熟收敛.文献[16]证明了传统的变异算子无法有效地保持同一基因位上等位基因的多样性,并将数字技术中的二元逻辑算子引入到GAs中,提出了二元变异算子:同或/异或.与传统的取反变异不同,二元变异操作需要两条“染色体”参与,例如:

$$\begin{array}{l} 01101011 \\ 11010001 \end{array} \Rightarrow \begin{array}{l} 01000101 \\ 10111010 \end{array} \quad \begin{array}{l} \text{“同或”运算} \\ \text{“异或”运算} \end{array}$$

二元变异保持了同一基因位上等位基因的多样性,有效地克服了早熟收敛,提高了遗传算法的优化速度.故本文采用二元变异算子进行变异操作.

接种疫苗:对于个体 x ,对它接种疫苗是指按照先验知识来修改其某些基因位上的基因,使所得个

体以较大的概率具有更高的适应度. 假设种群 $c = (x_1, \dots, x_n)$, 对 c 接种疫苗是指在 c 中按比例 $\alpha (0 < \alpha \leq 1)$ 随机抽取 $n_\alpha = n\alpha$ 个个体进行操作.

免疫选择: 该操作分两步完成. 第 1 步是免疫检测, 即对接种了疫苗的个体进行检测, 若其适应度不如父代, 则该个体将被父代中所对应的个体所取代; 否则进行第 2 步处理. 第 2 步是退火选择, 即在当前子代种群 $E_k = (x_1, \dots, x_n)$ 中以概率 $P(x_i) = \frac{e^{f(x_i)/T_k}}{\sum_{i=1}^n e^{f(x_i)/T_k}}$ 选择个体进入新的父代种群, 其中 $f(x_i)$ 为 x_i 的适应度, $\{T_k\}$ 为趋于 0 的温度序列.

当群体进化的代数或者群体最大适应度值连续不变的代数达到预设的阈值或最大适应度值达到或接近期望值时, 则认为群体已包含了最佳个体.

改进的免疫遗传算法的具体运算步骤如下:

Step 1 分析具体问题, 确定决策变量 (即要优化的参数) 及其变化范围, 并在此基础上确定对应各变量的基因座长度和整个基因串的长度;

Step 2 选定种群大小 n ; 设定群体进化代数和最大适应度值连续不变代数的阈值;

Step 3 随机产生初始父代种群 A_1 ; 评价各个体, 并计算最大适应度和平均适应度, 记下父代的最优个体;

Step 4 根据先验知识抽取疫苗

Step 5 若当前种群中包含了最佳个体, 则结束算法; 否则进行下一步;

Step 6 对当前第 k 代父种群 A_k 进行交叉操作, 得到种群 B_k ;

Step 6.1 按(1)式计算个体的交叉概率 P_c ;

Step 6.2 进行交叉操作;

Step 6.3 评价新个体, 并计算新旧个体组成的群体的最大适应度和平均适应度, 记下最优个体, 进行选择操作, 得到种群 B_k ;

Step 7 对种群 B_k 进行变异操作, 得到种群 C_k ;

Step 7.1 按式(2)计算个体的变异概率 P_v ;

Step 7.2 进行变异操作;

Step 7.3 评价新个体, 并计算新旧个体组成的群体的最大适应度和平均适应度, 记下最优个体; 进行选择操作, 得到种群 C_k ;

Step 8 对种群 C_k 进行接种疫苗操作, 得到种群 D_k ;

Step 9 对种群 D_k 进行免疫选择操作, 得到新

一代父代 A_{k+1} , 返回 Step 5.

3 基于 IGA 的区域交通自适应协调控制 (IGA-based adaptive control method for urban traffic network signal)

采用两层的递阶分布式结构: 第 1 层是战术控制层, 即路口控制层; 第 2 层是战略控制层, 即区域控制层. 路口机之间通过现场总线通信, 路口机和区域机之间通过光纤或专线通信. 在交通控制中, 协调控制方案 (尤其是周期与相位差) 的变换间隔不能太小, 否则方案变换产生的集散波有可能造成交通紊流, 引起进一步的交通阻塞^[1,2]. 因此, 本文采用分阶段参数优化策略: 每个阶段长 5 ~ 30min, 根据交通网络具体情况确定实际长度; 每个阶段保持周期和相位差不变; 在每个阶段的最后一个周期, 根据本阶段前若干个周期的实时交通检测数据, 优化下一阶段的区域共用周期和各路口控制信号间的相位差, 并下达给路口机; 在每个周期结束前的若干秒, 根据实时交通检测数据和预测信息, 优化下一周期的绿信比.

控制参数的优化可分解为一个两级优化问题: 第 1 级优化周期和相位差, 在区域机上进行; 第 2 级优化绿信比, 在路口机上进行, 各路口机优化相应路口的绿信比. 先由第 1 级产生对应于周期和相位差的初始群体, 并进行遗传操作, 在第 1 级评价个体时启动第 2 级优化, 找出相应最优绿信比. 下面讨论基于免疫遗传算法的区域交通自适应协调控制算法的构造:

3.1 基于 IGA 的周期和相位差优化策略 (IGA-based optimization method for cycle and offset)

为了减小方案变换对交通流造成的干扰, 周期和相位差不宜变化太大. 在实施控制时, 周期最终还是要转化为周期增量, 相位差最终还是要转化为提前或推迟协调相位起始时间若干秒, 因此, 直接优化周期和相位差, 还不如直接以周期增量和提前或推迟协调相位起始时间若干秒的形式间接优化周期和相位差方便. 而且, 周期以周期增量形式, 相位差以提前或推迟协调相位起始时间若干秒的形式参加优化, 一方面缩小了可行解空间, 另一方面, 也便于控制周期、相位差的变化范围. 因此, 在参数优化时, 周期以增量形式给出, 而相位差以提前或推迟协调相位起始时间若干秒的形式给出. 从而周期、相位差的优化问题可描述为:

$$\max F, \quad (3)$$

$$-t_{idmax} \leq t_{id} \leq t_{idmax}, \quad i = 2, \dots, N_i, \quad (4)$$

$$\max \{-\Delta C_{max}, C_{min} - C\} \leq \Delta C \leq \min \{\Delta C_{max}, C_{max} - C\}, \quad (5)$$

$$t_{id}, \Delta C \text{ 为整数}. \quad (6)$$

其中 F 为目标函数, 与系统的性能指标有关; i 为路口编号; t_{id} 为路口 i 协调相位起始时间推迟的秒数, t_{idmax} 为其容许极限, 若 $t_{id} < 0$, 则表示提前协调相位起始时间; ΔC 为周期增量, ΔC_{max} 为其容许极限; N_i 为区域路网的机控路口数, 且设路口 1 为基准路口. t_{idmax} , ΔC_{max} 限制相位差、周期变化的幅度, 其取值不宜过大, 可在 $[10, 30]$ 范围内取值.

设 $f_i (i = 1, \dots, N_i)$ 为比例因子, 且 f_1 对应于周期增量, $f_i (i = 2, \dots, N_i)$ 对应于路口 i 的协调相位起始时间推迟的秒数, 则周期增量为

$$\Delta C = \max \{-C_{max}, C_{min} - C\} + \text{int} \{ [\min \{\Delta C_{max}, C_{max} - C\} - \max \{-\Delta C_{max}, C_{min} - C\}] \times f_1 \}. \quad (7)$$

周期长度为

$$C_N = C + \Delta C. \quad (8)$$

协调相位起始时间推迟的秒数为

$$t_{id} = \text{int} [(t_{idmax} + t_{idmax}) \times f_i] - t_{idmax}. \quad (9)$$

以比例因子 f_i 为决策变量, 则可应用第 1 小节的免疫遗传算法求解最优比例因子 f_i^* , 进而由式 (7) 和式 (8) 得出最优周期 C^* , 由式 (9) 得出最优协调相位起始时间推迟的秒数 t_{id}^* .

在控制参数的优化过程中, 适应度 (目标函数) 取为区域交通系统性能指标的相反数或其本身, 它的计算是遗传算法中最费时间的部分, 而且性能指标的计算也比较复杂, 因此, 在实时区域交通控制中, 加快性能指标计算的速度是非常必要和迫切的. 为了保证算法的实时性, 把性能指标的大部分计算交给路口机完成: 每个路口机计算各自小区的性能指标, 然后上传给区域机并保存在特定的存储空间; 区域机在计算系统的性能指标时, 以查表方式读出各小区的性能指标, 并把它们累加起来, 从而得到整个系统的性能指标. 小区由路口和跟它相邻的所有路口之间的连线 (路段) 所构成. 并且在遗传算法得到新群体时, 只计算新个体的性能指标值, 而原有个体的性能指标值从存储器取出. 性能指标的计算步骤为:

Step 1 遗传算法得到新群体后, 把新个体解码值传递给相关路口机;

Step 2 对每个新个体的解码值, 路口机根据

交通量计算围绕它的小区的性能指标; 然后上传给区域机;

Step 3 对每个新个体, 区域机累加各小区的性能指标值得到区域交通系统的性能指标值; 并保存这些性能指标值.

英国 TRL 的研究结果表明^[1,2], 只要围绕每一个路口的小区能够取得一个接近整体最小值的性能指标值, 那么整个路网范围的性能指标值也是接近其整体最小值的. 因此, 以对应于小区性能指标最小值点的基因作为相应基因座的疫苗, 无疑是合理的. 但周期增量、协调相位起始时间推迟秒数的容许值较大时, 抽取这种疫苗的计算量仍很大. 在交通控制中, 每次变换配时方案, 尤其是改变信号周期与相位差, 都会对交通流的运行产生干扰. 因此, 不妨假设周期增量, 协调相位起始时间推迟秒数均取 0 时, 交通系统能够获得较好的效益. 故可以把对应于 0 的基因作为各自基因座的疫苗.

3.2 基于 IGA 的绿信比优化算法 (IGA-based optimization method for split)

路口绿信比优化问题可描述为:

$$\max F \quad (10)$$

$$\text{s. t. } t_1 + t_2 = t_5 + t_6, \quad (11)$$

$$t_3 + t_4 = t_7 + t_8, \quad (12)$$

$$t_1 + t_2 + t_3 + t_4 = C - t_T, \quad (13)$$

$$t_i \geq t_i, \quad i = 1, 2, \dots, 8, \quad (14)$$

$$t_i \text{ 为整数, } i = 1, 2, \dots, 8. \quad (15)$$

其中 F 为目标函数, 与路口的性能指标有关, i 为交通流编号 (按 NEMA 信号机标准编号, 如图 1 所示); t_i, t_i 分别为路口交通流 i 的绿时和最小绿时; C 为周期长度; t_T 为一个信号周期内总的过渡过程时间. 不妨设东西向为主道路方向, 南北向为次道路方向. 则主次道路最小绿时分别为 $t_{main} = \max \{t_1 + t_2, t_5 + t_6\}$, $t_{cross} = \max \{t_3 + t_4, t_7 + t_8\}$. 如图 2 所示, 先将一个周期内的纯绿时除去主次道路最小绿时后按比例因子 f_5 分配给主次道路, 即:

$$t_{main} = t_{main} + \text{int} [(C - t_{main} - t_{cross} - t_T) \times f_5], \quad (16)$$

$$t_{cross} = C - t_T - t_{main}. \quad (17)$$

其中 int 表示四舍五入取整. 再把主次道路纯绿时除去相应交通流最小绿时后按比例因子 $f_1 \sim f_4$ 分配给各支交通流, 即:

$$t_{2i-1} = t_{2i-1} + \text{int} [(t_{main} - t_{2i-1} - t_{2i}) \times f_i], \quad i = 1, 2, \quad (18)$$

$$t_i = t_{\text{main}} - t_{i-1}, i = 2, 4, \quad (19)$$

$$t_{2i-1} = t_{2i-1} + \text{int}[(t_{\text{cross}} - t_{2i-1} - t_{2i}) \times f_i], i = 3, 4, \quad (20)$$

$$t_i = t_{\text{cross}} - t_{i-1}, i = 6, 8. \quad (21)$$

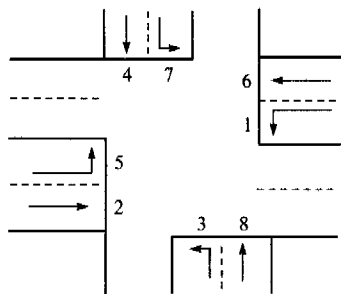


图 1 NEMA 相位-车流对应关系
Fig. 1 NEMA phase-traffic flow

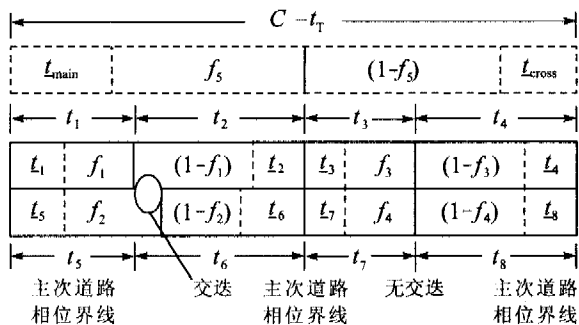


图 2 比例分配角码示意图
Fig. 2 Prorate decode sketch map

如果主道路禁止相位交迭,则 $f_1 = f_2$, 可省略 f_2 ; 如果次道路禁止相位交迭,则 $f_3 = f_4$, 可省略 f_4 . 如果主道路只设一个相位,则 $f_1 = f_2 = f_5$, 可省略 f_1, f_2 ; 如果次道路只设一个相位,则 $f_3 = f_4 = 1 - f_5$, 可省略 f_3, f_4 .

以比例因子 f_i 为决策变量, 则可应用第 1 小节的免疫遗传算法求解最优比例因子 f_i^* , 进而由式 (16) ~ (21) 得出各支交通流的最优绿时 t_i^* .

调整绿信比时, 有维持不变, 减小和增大 3 种情况, 而 SCOOT 系统的运行实践表明: 维持不变的调整约占总调整次数的 2/3, 其它两种各占 1/6 左右^[2]. 因此, 可认为对应于当前周期各相位绿信比的基因具有较高的适应度, 以它作为各自基因座的疫苗是合理的.

4 交通量预测 (Traffic prediction)

如图 3 所示, 在路口各个车道的出口处各安装一组环形线圈检测器, 用来检测车辆到达和车速; 在路口左转和直行车道的入口处各安装一环形线圈检测器, 用来检测车辆到达和排队的存在; 在路口各车道停车线上游 50 ~ 80 米处各安装一组线圈, 用来检

测车辆到达和车速以及排队是否达到最大队长.

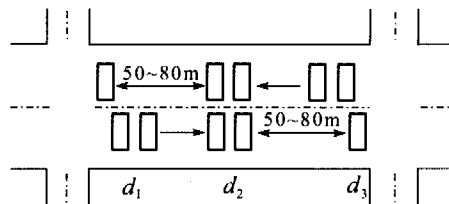


图 3 检测器安装示意图

Fig. 3 Detector install sketch map

本文对交通流量预测不作详细讨论, 下面给出一个基于神经网络的交通流量预测模型:

$$q_3(t, N) = NN(q_3(t - N, M), q_2(t - t_{d2}, M), q_1(t - t_{d1}, M)). \quad (22)$$

其中: $q_1(t, M) = [q_1(t) q_1(t - 1) \dots q_1(t - M + 1)]^T$ 为检测器 d_1 处的交通流量; $q_2(t, M) = [q_{21}(t) q_{22}(t) q_{21}(t - 1) q_{22}(t - 1) \dots q_{21}(t - M + 1) q_{22}(t - M + 1)]^T$ 为检测器 d_2 处的交通流量, $q_{21}(t), q_{22}(t)$ 分别为左转、直行交通流量, M 是数据源长度; $q_3(t, k) = [q_{31}(t) q_{32}(t) q_{31}(t - 1) q_{32}(t - 1) \dots q_{31}(t - M + 1) q_{32}(t - M + 1)]^T$ 为检测器 d_3 处的交通流量, $q_{31}(t), q_{32}(t)$ 分别为左转、直行交通流量, k 为 M 或 N ; t_{d1}, t_{d2} 分别是 d_1, d_2 到 d_3 的自由旅行时间; N 是预测步数, 且 $0 < N \leq \min\{t_{d1}, t_{d2}\}$.

为了进一步改善模型失配和外界干扰的影响, 提高控制器的鲁棒性, 有必要用实测数据来校正交通量的预测值, 从而构成闭环预测. 用上一周期交通量的实测值和预测值之差对本周期的预测值进行反馈校正:

$$q_3(t, N) = \hat{q}_3(t, N) + (\bar{q}_3(t_{\text{Last}}, N) - \hat{q}_3(t_{\text{Last}}, N)). \quad (23)$$

其中, $\hat{q}_3(t, N)$ 是由神经网络 (22) 得到的预测值; $\bar{q}_3(t_{\text{Last}}, N), \hat{q}_3(t_{\text{Last}}, N)$ 分别是上一周期的实测值和预测值, t_{Last} 是上一周期的预测时间.

不同交通条件下的交通模式可能有所差别, 用同一个神经网络来预测可能很难满足精度要求, 可以采用多个不同的神经网络来分别预测早高峰、晚高峰、平峰和工作日、周末、节假日时的交通流量. 为跟踪交通流变化, 用实时交通检测数据从新训练并定期更新神经网络.

5 性能指标 (Performance index)

目标函数是控制参数优化的基准, 而它与性能指标有关. 本文给出以下几个性能指标:

1) 延误时间指标.

路口 i 的延误时间指标:

$$F_i^d = \sum_{t=t_0}^{t_1} \sum_{j=1}^M \eta_{ij} p_{ij}(t), \quad (24)$$

系统平均延误时间指标:

$$F^d = (\sum_{i=1}^N F_i^d) / Q. \quad (25)$$

其中, Q 是该周期内放行的车辆总数; η_{ij} 是路口 i 第 j 支交通流计算延误时间时的权值; t_0, t_1 分别是该周期的起始和结束时间; $p_{ij}(t)$ 是路口 i 第 j 支交通流在 t 时刻的队长, 按下式计算:

$$p_{ij}(t) = \begin{cases} p_{ij}(t-1) + a_{ij}(t), & \text{时间 } t \text{ 不是绿灯时间,} \\ \max\{p_{ij}(t-1) + a_{ij}(t) - s_{ij}, 0\}, & \text{时间 } t \text{ 是绿灯时间.} \end{cases} \quad (26)$$

其中, $a_{ij}(t)$ 是路口 i 第 j 支交通流在第 t 秒内到达的车辆数, s_{ij} 是其车队消散率.

2) 停车次数指标.

路口 i 的停车次数:

$$F_i^s = \sum_{j=1}^M \beta_{ij} \sum_{t=t_0}^{t_1} S(a_{ij}(t)), \quad (27)$$

系统的平均停车次数:

$$F^s = (\sum_{i=1}^N F_i^s) / Q. \quad (28)$$

其中, β_{ij} 是路口 i 第 j 支交通流计算停车次数时的权值; 而

$$S(a_{ij}(t)) = \begin{cases} a_{ij}(t), & \text{第 } t \text{ 秒不是绿灯时间或存在排队,} \\ 0, & \text{第 } t \text{ 秒是绿灯时间且不存在排队.} \end{cases} \quad (29)$$

6 仿真结果 (Simulation result)

美国联邦公路局资助开发的 CORSIM^[17] 是一个优秀的微观仿真模型. 本文以 CORSIM 为平台, 对基于免疫遗传算法的区域交通协调控制算法在一个四路口区域网络上进行了仿真: 如图 4 所示, 东西向为主干线方向, 南北向为次干线方向; 各路段均是两车道; 各路口均采用四相位控制, 且饱和流量均取为 $s = 1800 \text{ veh/h}$, 最大排队长度为 50 veh . 仿真持续时间为 600 s , 黄灯、全红时间分别为 $3 \text{ s}, 2 \text{ s}$, 车辆平均起动时间为 2 s , 且不考虑行人和公交车辆的影响. $\Delta C_{\max} = t_{id\max} = 20$, 周期相位差的优化间隔为 10 分钟, 种群大小为 100 , 中止进化代数为 300 , 最大适用度值连续不变的代数为 50 , 最大适用度的期望值为 0 . 在仿真过程中, 以车辆平均延误时间为性能指标来优化信号配时方案, 且各权值均取为 1 ,

其仿真结果如表 1 所示.

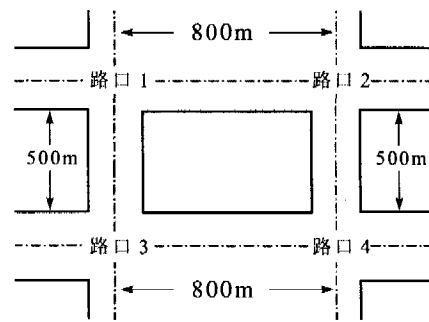


图 4 简单的 4 路口区域网络示意图

Fig. 4 Simple four-intersection traffic network sketch map

表 1 新方法与时控制方法比较

Table 1 Comparison between new algorithm and timing control algorithm

交通量 (veh/h)	延误时间/(s/veh)		停车次数/(%)	
	本文方法	定时控制	本文方法	定时控制
8000	56.5	59.6	103	115
9000	70.6	85.8	115	128
10000	98	120	128	143
11000	120	156	143	159
12000	145	197	158	173
13000	187	240	173	187
14000	235	284	185	193
15000	286	326	189	194
16000	359	376	192	198

从仿真结果可以看出, 新方法的车辆平均延误时间, 车辆平均停车次数等性能指标均显著优于定时控制, 具有较好的控制效果.

参考文献 (References):

[1] 刘智勇著. 智能交通控制理论及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2003.
(LIU Zhiyong. Intelligent Traffic Theory and Its Application [M]. Beijing: Science Press, 2003.)

[2] 乐寿长主编. 道路交通控制[M]. 长沙: 湖南科学技术出版社, 1995.
(LE Shouchang. Road Traffic Control [M]. Changsha: Hunan Science & Technology Press, 1995.)

[3] 李水友. 城市区域交通实时自适应控制算法研究[D]. 广东江门: 五邑大学, 2003.
(LI Shuiyou. Research of adaptive control method for urban traffic network signal [D]. Jiangmen, Guangdong: Wuyi University, 2003.)

- [4] 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.
(WANG Xiaoping, CAO Liming. *Genetic Algorithm - Theory, Application and Software Realization* [M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2002.)
- [5] University of Florida. *TRANSYT - 7F* [EB/OL]. Gainesville: University of Florida McTrans Center, 2005. 12. 28 [2003. 12. 30]. <http://mctrans.ce.ufl.edu/featured/TRANSYT-7F/>.
- [6] PARK B, MESSER C J, URBANIK T II. Enhanced genetic algorithm for signal timing optimization of oversaturated intersections[J]. *Transportation Research Record* 1727, 2000, 32 - 41.
- [7] JIAO L C, WANG L. A novel genetic algorithm based on immunity[J]. *IEEE Trans Systems, Man and Cybernetics*, 2000, 30(5): 552 - 561.
- [8] ZALZALA A M, FLEMING P J. *Genetic Algorithms in Engineering Systems* [M]. London: The Institution Electrical Engineers, 1997.
- [9] 吴斌, 吴坚, 涂序彦. 快速遗传算法研究[J]. 电子科技大学学报, 1999, 28(1): 49 - 53.
(WU Bin, WU Jian, TU Xuyan. Research of fast genetic algorithm[J]. *J of UEST of China*, 1999, 28(1): 49 - 53.)
- [10] 高玮. 改进的快速遗传算法及其性能研究[J]. 系统工程与电子技术, 2003, 25(11): 1427 - 1430.
(GAO Wei. An improved fast-convergent genetic algorithm and its performance study[J]. *System Engineering and Electronics*, 2003, 25(11): 1427 - 1430.)
- [11] SRINIVAS M, PATPAIK L M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms[J]. *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics*, 1994, 24(4): 656 - 667.
- [12] 彭宏, 王兴华. 具有 Elitist 选择的遗传算法的收敛速度分析[J]. 科学通报, 1997, 42(2): 144 - 147.
(PENG Hong, WANG Xinghua. Analysis of convergence for genetic algorithm with Elitist selection [J]. *Chinese Science Bulletin*, 1997, 42(2): 144 - 147.)
- [13] EIBEN A E, ARTS E H L, VAN HEE K M. Global convergence of genetic algorithms: a Markov chain analysis [C]// H P Schwefel, R Manner. *Parallel Problem Solving From Nature*. Berlin: Springer-Verlag, 1990, 4 - 12.
- [14] RUDOLPH G. Convergence analysis of canonical genetic algorithms[J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1994, 5(1): 96 - 101.
- [15] POTTS J C, TERRI, D G, SURYA, B Y. The development and evolution of an improved genetic algorithm based on migration and artificial selection[J]. *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics*, 1994, 24(1): 73 - 86.
- [16] 杨启文, 蒋静坪, 张国宏. 遗传算法优化速度的改进[J]. 软件学报, 2001, 12(2): 270 - 275.
(YANG Qiwen, JIANG Jingping, ZHANG Guohong. Improving optimization speed for genetic algorithms[J]. *J of Software*, 2001, 12(2): 270 - 275.)
- [17] Federal Highway Administration. *TSIS* [EB/OL]. Gainesville: University of Florida McTrans Center, 2005. 12. 28 [2003. 12. 30]. <http://mctrans.ce.ufl.edu/featured/tsis/>.
- [18] 刘智勇, 李水友. 城市交通信号的 ANN 自校正预测控制[J]. 控制理论与应用, 2003, 20(6): 933 - 937.
(LIU Zhiyong, LI Shuiyou. Artificial neural networks self-tuning predictive control for traffic signals[J]. *Control Theory & Applications*, 2003, 20(6): 933 - 937.)
- [19] 王凌. 智能优化算法及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社; 施普林格出版社, 2001.
(WANG Ling. *Intelligent Optimization Algorithms with Applications* [M]. Beijing: Tsinghua University Press; Springer, 2001.)
- [20] 李海民, 吴成柯. 自适应变异遗传算法及其性能分析[J]. 电子学报, 1999, 27(5): 90 - 92.
(LI Haimin, WU Chengke. Genetic algorithm with adaptive mutation probability and analysis of its property [J]. *Acta Electronica Sinica*, 1999, 27(5): 90 - 92.)

作者简介:

刘智勇 (1961—), 男, 博士, 教授, 研究领域为智能交通控制, 模式识别与智能系统, E-mail: zliu@wyu.cn;

李水友 (1978—), 男, 硕士, 研究领域为智能控制, 城市交通控制系统, E-mail: syli7884@163.com.