

一. 问题的提出

城市道路交通信号控制，是解决城市交通安全、提高道路通行能力的主要措施之一。信号控制的目的在于最大限度地提高交叉路口的使用效率，具体说来，就是对道路使用者来讲，要使延误、停车、排队尽可能小；对道路利用率来讲，要使交叉路口的通行能力尽可能大，以使得道路交通设施的利用率增加；从道路的畅通程度的角度出发，希望滞留量越小越好。通过对以上目标的组合优化，设计城市道路交通信号的实时控制算法。设计算法是需要考虑以下几个问题：

1. 单个交叉路口的（十字路口）的点控制数学模型，并设计算法。
 - 1) 综合考虑延误时间、停车次数和通行能力，提出目标函数。
 - 2) 考虑滞留车辆，提出目标函数。
 - 3) 根据目标函数设计算法。
2. 构造现状区域交叉路口交通信号实施控制的数学模型，并设计算法。
 - 1) 以延误时间、停车次数和通行能力为考虑目标，加入绿波控制协调相邻路口之间的交通信号控制。
 - 2) 考虑相邻路口之间驶出车辆和达到车辆之间的相互影响，计算道路的滞留车辆。
 - 3) 根据目标函数设计算法。
3. 构造现网络区域交叉路口交通信号实施控制的数学模型，并设计算法。
 - 1) 对现状区域进行扩展，考虑相邻路口之间驶出车辆和达到车辆之间的相互影响，计算道路的滞留车辆。
 - 2) 根据目标函数设计算法。
4. 利用Poisson 分布生成交通流序列。
5. 根据以上算法和产生的交通流数据，计算并给出单交叉路口点控制的实时信号配时方案
 - 1) 方案1：不固定周期，不固定配时
 - 2) 方案2：固定周期，不固定配时
 - 3) 方案3：固定周期，固定配时
 - 4) 对各方案进行比较
6. 根据产生的交通流数据和相应的实时算法，分别给出线状区域、网络区域实时配时方案，并比较和评价结果。
7. 给交通管理部门提出应用你所得结果的咨询和建议。

二. 模型假设

1. 假设车辆在交叉路口的各路口的达到率基本相同，左转比直走的车流量小，假设左转车道的到达率大约为本路口车辆到达率的30%以上，可根据具体情况调整；
2. 各路口车流数量的分布符合统计的泊松分布，即外界影响因素较小，路面不是特别拥挤的情况；
3. 右转车辆不影响交通信号的配时，右转车辆不计入车流量计算；
4. 绿灯放行时，驶出路口车流量在初始阶段为饱和流量，达到一定的时间后为此路口的进道口流量，因此驶出路口的车流量要大于各路口车辆达到率；
5. 对各相位的描述，如下图所示：

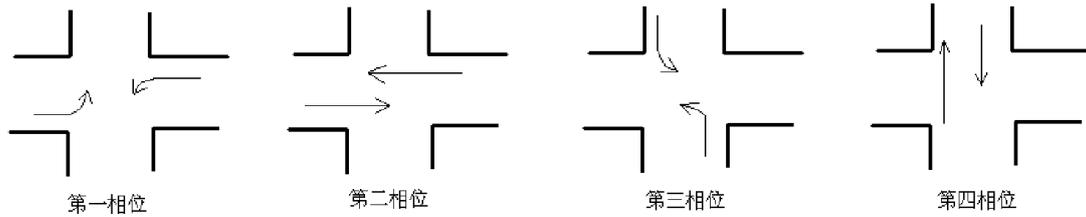


图 1 相位示意图

三. 单个交叉路口模型

单个交叉口模型的双向三车道交叉路口道路编号示意图：

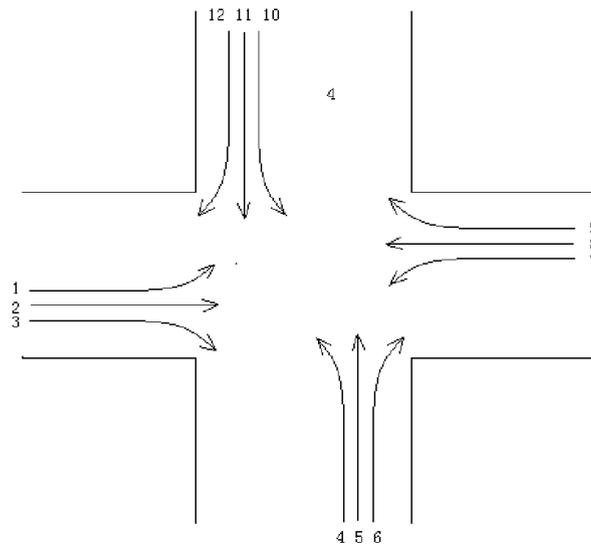


图2单交叉路口示意图

1. 方案一（综合指标模型）：

模型背景：对平面交叉口实行信号控制的基本目标是：用等色信号合理分配入口车道通行权，使路口有良好的秩序，减少或完全消除可能引起交通事故的冲突点，并使得路口的运行指标最好。在车辆稀疏的情况下，信号周期尽量短（但要大于信号最小周期），以免无通性全方向的等待车辆等待时间过长而造成较大的延误或排队。而在交通量大的情况下，加大信号周期（但不能大于最大信号周期）。模型还是以双向三车道交叉口为例。

1.1 参数定义：

信号的控制有多种评价指标^{[2] [16] [17]}：

1) 平均延误时间

$$D = \sum_{i=1}^n d_i = \frac{c(1.0 - t_i/T)^2}{2(1.0 - y_i) + \frac{(1 - \sum_{i=1}^n l_i/T)^2}{2 \times \sum_{i=1}^n l_i/T}}$$

式中 d_i 为第 i 个相位的平均延误时间(S)

n 为交叉路口的信号控制相位个数

t_i 为交叉口第 i 相位有效绿灯时间 (S)

l_i 为交叉口第 i 相位损失时间 (S)

y_i 为交叉口第 i 相位交通流量与饱和流量之比

T 为交叉口信号周期 (s).

其中, 参数 l_i 与信号相位方式与顺序的拓扑结构相关.

2) 车辆停车次数为

$$H = \sum_{i=1}^n h_i = 0.9 \times \left| (1.0 - \frac{t_i}{T}) / (1.0 - y_i) \right|$$

3) 道路的通行能力

$$Q = \sum_{i=1}^n q_i = (t_i / T) / (s_i \times 3600)$$

式中 s_i 为第 i 相位道路通行能力 (辆 / h).

指标 1 和 2 从道路使用者人的角度出发, 期望等待时间越短越好, 停车次数越少越好; 指标 3 从道路设施的利用率来看, 期望道路的使用率越高越好。以上三个评价指标分别从道路的角度和道路使用者人的角度对信号控制进行评价。

1.2 数学模型

以上对信号控制的评价是一个多目标优化问题, 为了对问题进行简化以确定三个目标权重的方式把它转化成单目标优化问题^[2]。

以减少相位转换的损失时间, 提高路口的通过率。所以参数采用以下数据:

$$w_i^1 = 2 \times s_i \times y_i \times (1.0 - Y)$$

$$w_i^2 = 1.1 \times s_i \times y_i \times (1.0 - Y) \times c$$

$$w_i^3 = (2/c) \times Y$$

其中 Y 为交叉口流量比, $Y = \sum_{i=1}^n y_i$

$$\begin{aligned} \min S(x_i, c) &= w_1 D + w_2 H - w_3 Q \\ &= \sum_{i=1}^n (w_i^1 d_i + w_i^2 h_i - w_i^3 q_i) \end{aligned}$$

约束:

$$20 \leq t_i \leq 60$$

$$0 \leq Y \leq 1$$

2. 方案二 (滞留车辆模型)^{[4][21]}:

模型背景： 本文以双向三车道交叉口(十字路口)为例，实现单点交叉路口的交通信号灯实时控制。从道路通畅角度出发，以滞留车辆数最少为实时控制的最优目标，这是单目标的优化模型，使交叉口点信号动态控制达到最优。

2.1 参数定义：

x ：周期编号；

i ：相位编号 ($i=1, 2, 3, 4$)；

j ：方向编号 (这里假设为东南西北四个方向)；

k ：车道编号，如图所示；

$t_{xjk}(i)$ ：表示第 x 个周期，第 i 相位的配时；

T_x ：表示第 x 个周期的时间；

$SA_{xjk}(i)$ ：表示第 x 个周期，第 i 相位， k 车道到达的车辆数；

$SM_{xjk}(i)$ ：表示第 x 个周期，第 i 相位， k 车道驶离路口的车辆数；

P ：表示交叉口的放行矩阵，其元素为 $P_k(i)$ ；

$P_k(i)$ ：同一个周期内，各交叉口的放行矩阵其元素为1或0，即取值为1时表示 k 车道车辆放行；取值为0时表示 k 车道车辆禁止放行；表1中是交通信号灯相位的各路道的通行阻塞矩阵；

	第1相位	第2相位	第3相位	第4相位
1	1	0	0	0
2	0	1	0	0
3	1	1	1	1
4	0	0	1	0
5	0	0	0	1
6	1	1	1	1
7	1	0	0	0
8	0	1	0	0
9	1	1	1	1
10	0	0	1	0
11	0	0	0	1
12	1	1	1	1

$u_{xk}(i)$ ：表示第 x 个周期，第 i 相位， k 车道单位时间内总流入车辆数；

$v_{xk}(i)$ ：表示第 x 个周期，第 i 相位， k 车道单位时间内总驶出车辆数；

$S_{xk}(i)$: 表示第x个周期, 第i相位, k车道总滞留车辆数;

$y_{xk}(i)$: 表示第x个周期, 第i相位, k车道的黄灯时间;

n : 表示交叉口的相位数;

则第x周期i相位时间段内到达的车辆数 $SA_{xk}(i)$:

$$SA_{xk}(i) = u_{xk}(i) * t_{xk}(i)$$

第x周期i相位时间段内驶离的车辆数 $SM_{xk}(i)$:

$$SM_{xk}(i) = v_{xk}(i) * t_{xk}(i) * P_k(i)$$

第x周期第k车道滞留的车辆数 $S_{xk}(i)$:

$$S_{xk}(i) = S_{x-1k}(i) + SA_{xk}(i) - SM_{xk}(i)$$

2.2 数学模型

单点交叉口的信号灯配时数学模型是一个单目标的优化模型, 在T时间里以滞留车辆数最少为目标函数, 该函数为:

$$\min S(x_i, t_i) = \sum_{x=1}^a \sum_{j=1}^4 \sum_{k=1}^9 \sum_{i=1}^4 (S_{x-1k}(i) + SA_{xk}(i) - SM_{xk}(i))$$

模型约束条件:

$$T = aT_x \quad (a \text{ 为周期 } T_x \text{ 的个数})$$

$$t_{xjk}(i) = t_x(i), \quad t_x(1) + t_x(1) + t_x(1) + t_x(1) + 3y = T_x$$

$$20 \leq t_x(i) \leq 60$$

$$\lambda(i) * T_x = t_x(i) + y(i)$$

3 模型实时算法

模型的两种方案都采用相同的实时算法, 优化算法有很多种, 其中有经典优化算法和现代优化算法。这里, 我们尝试使用两种算法对模型进行求解, 将结果进行比较, 得出有用的结论。

3.1 遗传算法 (针对方案 1)

我们使用遗传算法求解模型1。基于遗传算法(genetic algorithm, GA)的搜索技术在搜索难以理解、不规则和复杂空间的优化和机器学习方面是非常高效的。模拟达尔文的自然选择和生物进化中的“适者生存”法则, 这种算法在搜索空间中同时多点评估候选解的性能, 并能最终接近几乎任何类型目标的全局最优

解。在遗传算法中，十进制或其它类型一串字符称为染色体，而串的数字或位称为基因。基于十进制的编码能更直接地反映十进制数并能实现平滑搜索。

3.1.1 染色体编码

通常遗传算法的编码采用二进制编码。这里的优化模型中，由于有多个变量，且变量的取值为实数，为了交叉变异和编码的方便。染色体采用的是实数编码方式。根据数学模型产生染色体编码。

单点交叉数学模型（方案1）的染色体编码，染色体长度是4位：

$$p = [t_1, t_2, t_3, t_4]$$

t_i 代表各相位。

3.1.2 遗传操作

选择方法：初始种群产生后进行演化，在群体选择上采用轮盘赌和精英保留策略的混合选择策略，每次选择的精英保留约占群体数的10%。

交叉方法：交叉方法是保证群体多样性最重要的算子。交叉分为内交叉和双性交叉。这里使用的是混合交叉方法。例如：

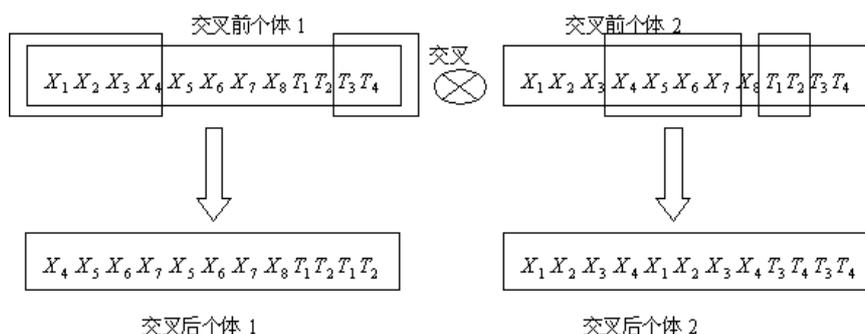


图3 交叉方法示意图

变异方法：变异是跳出局部最优值的重要算子，在演化后期，群体趋于同一性时，变异操作是保持多样性的最重要算子。

3.1.3 遗传算法流程

Step1: 种群规模 $PopSize$ ，产生初始群体 $Pop(k)$ ， $k = 0$ ，最大迭代次数 $MaxGeneration$ 。

Step2: 按遗传算法的方法， P_{cd} 为双性交叉概率， P_{cs} 自交叉概率，进行双性交叉和自交叉操作，得到 $CrossPop(k+1)$ ；通过变异操作得到群 $MutationPop(k+1)$ 。

Step3: 对群体进行评价，是否满足算法停止要求，满足要求的停止；
 $k = k + 1$ ， $Pop(k) = MutationPop(k)$ ，回到步骤2。

3.2 并行穷举搜索法（针对方案2）

我们使用并行穷举搜索算法求解模型2。穷举搜索法是编程中常用到的一种

方法,通常在找不到解决问题的规律时对可能是解的众多候选解按某种顺序进行逐一枚举和检验。在时间允许的情况下,穷举搜索法总能够找到问题的最优解。并行算法,就是在并行机上用很多个处理器联合求解问题的方法和步骤。由于问题的复杂性,穷举搜索法消耗大量的时间,通过并行算法结合搜索就可以节省很多时间。

我们建立的优化模型有四个搜索空间,为了节省搜索时间,可供使用的并行系统具有一个共享存储器和P台处理机(多台PC机模拟,使用共享文件夹存储共享数据)。在实现并行搜索时,将搜索空间在各处理器上进行划分,在本优化问题中,空间划分的是信号配时的四个相位的区间。下面是算法的流程示意图:

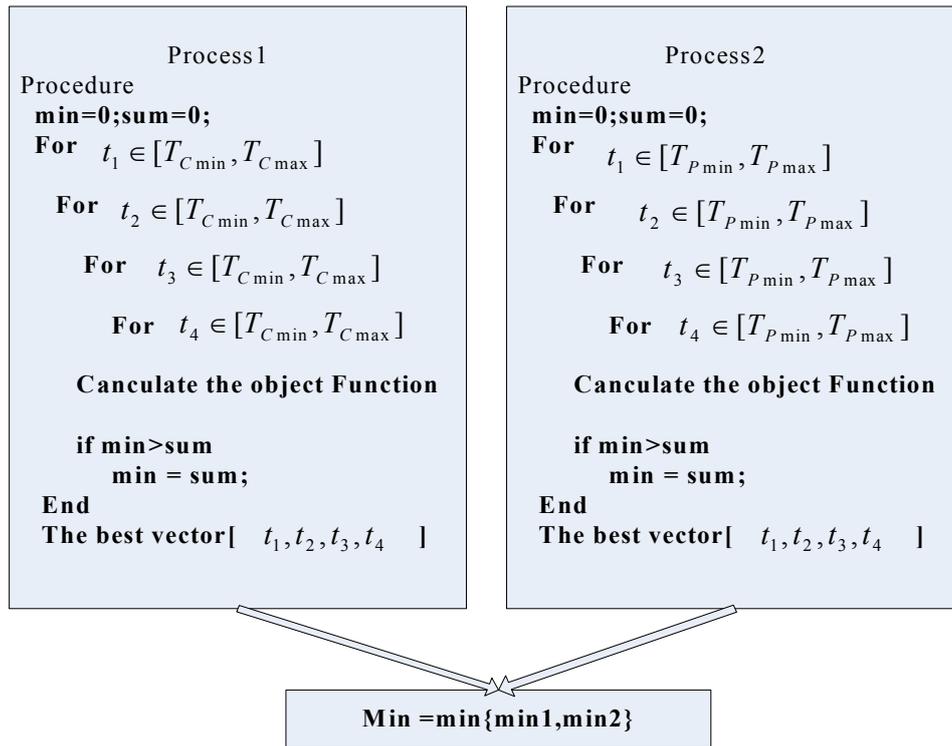


图4算法流程

三. 线性交叉路口模型

多个交叉路口(十字路口或丁字路口)线状区域:以如图所示的两个交叉路口为例。

线控也称干线协调控制、绿波控制。交通流具有连续运动的特点,若交通干线上几个距离较近的交叉口其控制信号不相关是,从上游驶出的车辆很有可能在下游又遇到红灯。交叉口之间的孤立控制方式难免造成频繁停车。若把这些交叉口在时间上连接起来协调控制,可形成一条滤波带,减少干线上车辆的停车次数和行车延误。线控的主要特点是对几个信号机设定共同的周期长和相对。交通实践表明,交叉口的相关性是有条件的,交叉口之间的间距不能超过 $900m^{[1]}$ 。这里假定车辆时速为 $10m/s$ 时,交叉口间距为 $900m$ 。

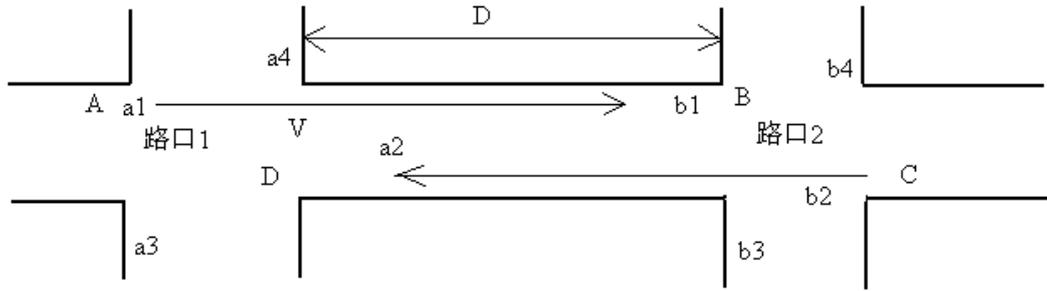


图 5 绿波控制示意图

1. 方案一（模型一）

1.1 模型描述

绿波效应的要求可以如下表述^[1]：

设普通车辆 t_0 时刻从 a_1 行驶到 b_1 时为 t_1 时刻。平均耗时 $t_1 - t_0 = d/v$ ，现要保证车辆从 a_1 处看到绿灯开始行驶，能够不间断的驶过第二个路口，同时要保证车辆从 b_1 处从看到绿灯开始行驶，能够不间断的驶过第一个路口，那么求每个路口亮绿灯的周期，和路口一，路口二亮绿灯起始的时间间隔。

分析 1：在初始时刻 t_0 ，交叉口 1 的初始相位绿灯时间； $t_0 + \Delta t$ 时刻，路口 2 的初始相位绿灯时间。

这里 $\Delta t = d/v$ 为两交叉口之间的相位差， d 为两交叉口之间的距离， v 为交叉口中间路段上车辆的平均速度。为了为实现双交叉口的协调控制，必须取 $T_1 = T_2$ 。因为路口 1 出来的车，经过 d/v 时间段后刚好在路口 2 遇到绿灯，为了保证这种情况一直延续下去，必须要路口 1，路口 2 的亮绿灯的周期保持一致，即路口 1 和路口 2 的信号周期必须保持一致，让两路口亮绿灯的起始时刻永远保持有 d/v 的时差。

通过以上分析可以确定：

- 1) 路口的相位差为 $(d/v - nT), n = 0, 1, 2, \dots$ 。
- 2) 两路口的周期是相等的。

分析 2：设整个道路塞满汽车，有一辆车 K t_0 时刻从 a_1 出发，刚好看到绿灯出发，开到 b_1 时为 t_1 时刻，路口 2 的 L2 必须要亮绿灯，保证车能继续前进。同时，在车 K 到达 b_1 的 t_1 时刻，有车 M 从路口 2 向路口 1 行驶，为了保证车 M 在经过 d/v 的时间间隔到达路口 1 时刻 t_2 也能刚好碰到绿灯，如图 2-2 的绿灯点亮示意图，可知路口 1 从 t_0 亮绿灯开始经过 $2d/v$ 时间间隔后又到了绿灯点亮时刻，故有：

$$nT = 2d/v, \quad n = 2, 3, \dots$$

从如下分析也可得到以上公式：设有一辆车 M 从路口 1 向路口 2 行驶，按分析 1 可知，路口 2 的 L2 必须滞后路口 1 的 L2 $2d/v$ 秒点亮绿灯，同时 M 车开始从路口 2 向路口 1 行驶，根据分析 1，路口 1 的 L2 必须在滞后路口 2 的 L2 $2d/v$ 秒后点亮绿灯。单从路口 1 来看，必然路口 1 的 L2 信号灯从点亮绿灯开始经过 $2d/v$ 的时间段后又点亮绿灯，这个时间段内路口信号灯经过了 n 个周期。

1. 2. 数学模型

$$\begin{aligned} \min S(x_i, c) &= \sum_{j=1}^l w_1 D + w_2 H - w_3 Q \\ &= \sum_{j=1}^l \sum_{i=1}^n (w^1_i d_i + w^2_i h_i - w^3_i q_i) \end{aligned}$$

约束： $nT = 2d/v, n = 2, 3, \dots, d = 900m, v = 10m/s, 80 \leq T \leq 120$

这样可以得到周期 T 可能的数值和该周期下的相位差，如下表所示：

编号	周期长度	相位差 (180-nT)
1	90	0

2. 方案二（模型二）^{[4][21]}

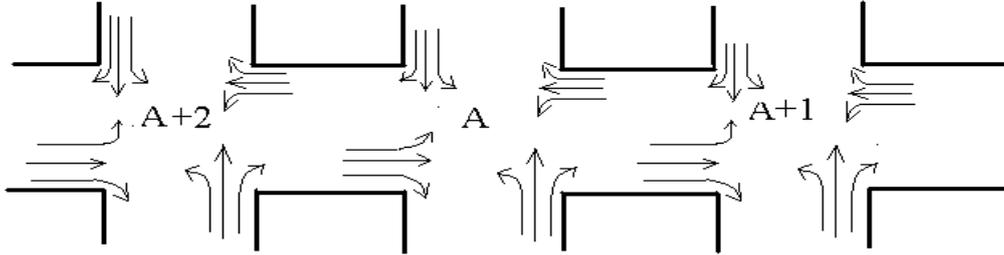


图 6 线状排列的交叉路口

2. 1 参数定义

l 为路口编号， $l = A, A+1, A+2$

x 为周期编号

j 为方向编号， $j = e, s, w, n$ ， 分别表示东南西北

k 为车道编号， $k = l, m, r$ ， 分别表示左转、直行、右转三个车道

u_{jk}^l 为 j 方向 k 车道单位时间的到达车辆

$v_{jk}^l(i)$ 为 j 方向 k 车道单位时间的驶出车辆

$S_{x l_1 l_2}^l$ 为路口 l_1 驶往路口 l_2 在第 x 周期内的滞留车辆，若 l_2 为空则为这个路口在第 x 周期内的滞留

SA_{xjk}^l 为在第 x 周期内从 j 方向到达 1 路口 k 车道的车辆

SM_{xjk}^l 为在第 x 周期内从 j 方向 k 车道驶出 1 路口的车辆

β_{jk} 为 j 方向 k 车道上的分流

2.2 数学模型

在第 x 个周期内 A 口的滞留：

假设路口 A+1 在第 $x + \Delta x^{A+1}$ 周期里往路口 A 驶入的车辆在第 x 周期到达路口

A，车辆数为： $v_{em}^{A+1}(2)t^{A+1}(2)P_2 + v_{sl}^{A+1}(3)t^{A+1}(3)P_3$

$$SA_{xem}^A = (v_{em}^{A+1}(2)t^{A+1}(2)P_2 + v_{sl}^{A+1}(3)t^{A+1}(3)P_3) \times \beta_{em}$$

$$SA_{xel}^A = (v_{em}^{A+1}(2)t^{A+1}(2)P_2 + v_{sl}^{A+1}(3)t^{A+1}(3)P_3) \times \beta_{el}$$

假设路口 A+2 在第 $x + \Delta x^{A+2}$ 周期里往路口 A 驶入的车辆在第 x 周期到达路口

A，车辆数为： $v_{wm}^{A+2}(2)t^{A+2}(2)P_2 + v_{nl}^{A+2}(3)t^{A+2}(3)P_3$

$$SA_{xwm}^A = (v_{wm}^{A+2}(2)t^{A+2}(2)P_2 + v_{nl}^{A+2}(3)t^{A+2}(3)P_3)\beta_{wm}$$

$$SA_{xwl}^A = (v_{wm}^{A+2}(2)t^{A+2}(2)P_2 + v_{nl}^{A+2}(3)t^{A+2}(3)P_3)\beta_{wl}$$

在第 x 周期从北和南车道到达 A 路口的车辆数为： $(u_{nl}^A + u_{nm}^A + u_{sl}^A + u_{sm}^A)T$

$$SA_{xsm}^A = (u_{nl}^A + u_{nm}^A + u_{sl}^A + u_{sm}^A)T \times \beta_{sm}$$

$$SA_{xsl}^A = (u_{nl}^A + u_{nm}^A + u_{sl}^A + u_{sm}^A)T \times \beta_{sl}$$

$$SA_{xnm}^A = (u_{nl}^A + u_{nm}^A + u_{sl}^A + u_{sm}^A)T \times \beta_{nm}$$

$$SA_{xnl}^A = (u_{nl}^A + u_{nm}^A + u_{sl}^A + u_{sm}^A)T \times \beta_{nl}$$

在第 x 周期内 A 路口的驶离车辆为：

$$SM_{xwl}^A = v_{xwl}^A(1)t^A(1) \quad SM_{xel}^A = v_{xel}^A(1)t^A(1) \quad SM_{xwm}^A = v_{xwm}^A(2)t^A(2)$$

$$SM_{xem}^A = v_{xem}^A(2)t^A(2) \quad SM_{xnl}^A = v_{xnl}^A(3)t^A(3) \quad SM_{xsl}^A = v_{xsl}^A(3)t^A(3)$$

$$SM_{xnm}^A = v_{xnm}^A (4)t^A (4) \quad SM_{xsm}^A = v_{xsm}^A (4)t^A (4)$$

$$S_x^A = SA_x^A - SM_x^A$$

在第 x 个周期内路口 A+1 驶往路口 A 的滞留:

$$S_{xA}^{A+1} = (u_{xem}^{A+1} + u_{xsl}^{A+1})T - v_{xem}^{A+1} (2)t^{A+1} (2) - v_{xsl}^{A+1} (3)t^{A+1} (3)$$

在第 x 个周期内路口 A+2 驶往路口 A 的滞留:

$$S_{xA}^{A+2} = (u_{xwm}^{A+2} + u_{xnl}^{A+2})T - v_{xwm}^{A+2} (2)t^{A+2} (2) - v_{xnl}^{A+2} (3)t^{A+2} (3)$$

目标函数:
$$\min(S_x^A + S_{xA}^{A+1} + S_{xA}^{A+2})$$

$$\text{约束条件: } 3y^{A+j} + \sum_{i=1}^4 t^{A+j} (i) = T \quad j = 0,1,2,3,4$$

$$20 \leq t^{A+j} (i) \leq 60$$

3. 模型实时算法

线控交叉路口模型的实时算法以单点控制模型的算法为模板。两种方案都采用相同的实时算法，我们仍然使用两种算法对模型进行求解，并且根据线控交叉路口的特定对算法进行改进，加速其收敛速度。

3.1 改进的遗传算法（方案 1）

传统的遗传算法在实际应用中有不足，很容易发生早熟，陷入局部最优解，甚至无法收敛。因此，在这里应用了一种加速收敛算子的遗传算法，这种方法可以加速种群收敛。文献[2]对遗传算法的变异概率的最优选取问题进行了分析和研究，定义和结论如下：

定义：个体 $C_0 \in Tree(F, T)$ ， N 代表 C_0 的节点数量。定义如下几类： $\Omega_0^{(1)}$ 、 $\Omega_0^{(2)}$ 、 \dots 、 $\Omega_0^{(i)}$ ，其中 $\Omega_0^{(i)} = \{C | C \in B(0), f(C) < f(C_0), H(CC_0) = i\}$ ， $\Omega_0^{(i)}$ 为 C_0 的 i 位改进子空间， $H(CC_0) = i$ 为汉明距离。

定理：个体 C_0 突变为 C_1 进入 i 个节点的改进子空间的概率 $P(C_1 \in \Omega_0^{(i)})$ 在变异概率 $P_m = i/N$ 时取到最大。

推论：在搜索后期， C_0 变异有所改进的概率近似等于使 C_0 突变后进入 1 位

改进子空间的概率，即 $P=i/N$ 时最优。在遇到局部最优（设 C_0 达到局部最优）时，对 C_0 进行为数不多的位数改变不能使子代有所改进，即此时变异概率 P 应该大于某个 r/N 时才能使 C_0 有所改进。本文中的变异方式为树中节点的多点突变，因此有汉明距离 $H(CC_0)=i$ ， i 为节点突变的个数。

变异策略可以描述如下：

(1) 汉明距离 $H(CC_0)=i$ 时，有 i 个节点突变，根据以上的定理和推论可以得到，变异概率 $P_m=i/N$ 时，变异后的个体适应度高于原始个体适应度的概率达到最大。

(2) 演化过程中，对群体中的每个个体都将采用动态的变异概率 P_m 。变异后的 C 适应度强于 C_0 的适应度时，则 C_0 变为 C ；否则 C_0 不变。

这种策略使变异后的个体朝有利于进化的方向发展的可能性增大，且使变异后的种群优于变异前。特别是当群体进化陷入早熟或收敛于局部最优时，可以帮助群体维持多样性，跳出局部最优，寻找全局最优解。后面的实验证明，这种方法有效加速了算法的收敛性。

3.2 混合搜索法（方案 2）

如果用并行搜索解答我们建立的两个交叉路口模型，它的搜索变量为单点模型的两倍，搜索空间是单点的 n 倍， n 等于另一交叉路口的搜索空间数，这种复杂度是成指数增长的。因此必须采用一种新的混合搜索策略，通过确定的解初始范围，以该范围为主要搜索空间进行搜索。

混合搜索方法描述：

- (1) 首先并行的以随机方法产生 n 组问题解为编码的随机序列。
- (2) 计算该 n 组问题解的目标函数值，取出最优的一组解，每个处理器对应一个最优序列。
- (3) 在每个处理器上以最优的解序列为基点，确定各变量的搜索范围。
- (4) 按照确定的搜索空间，在各处理器上使用穷举搜方法索进行搜索。
- (5) 比较各处理器得到的最优解序列，取最优的序列为最优解。

四. 网状交叉路口模型

多个交叉路口（十字路口或丁字路口）网络区域：以如图所示的五个交叉路口为例。

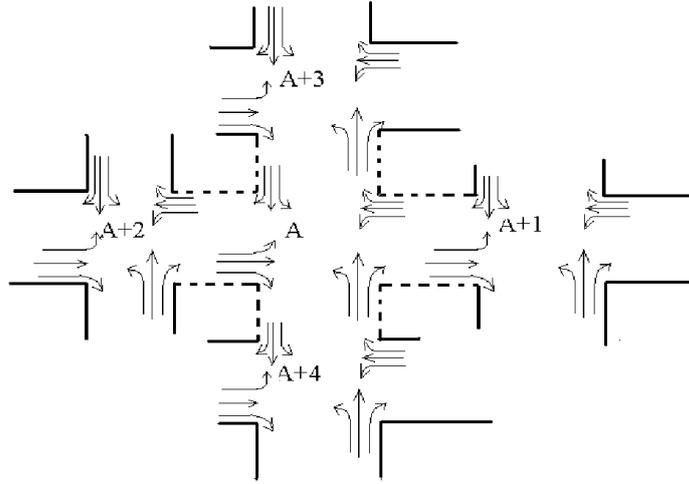


图 7 网状排列的交叉路口

此方案模型为 mn 交通网络模型，是指交通网络系统是由 m 条东西向(横向)和 n 条南北向(纵向)道路交叉而形成，且这 mn 交叉口相互制约、相互联系、相互影响，形成一个动态系统。从 mn 网络中任意抽取一个具有代表性的网络区域交叉路口(如图 3.1)：从 mn 网络中选取一个以路口 A 为中心，与之交通状况密切相关的四个路口分别记作 $A+1$ ， $A+2$ ， $A+3$ ， $A+4$ 。此模型优化各个路口各个相位的绿信比，从而改善这个网络的交通性能。

1. 参数定义

$t^{A+j}(i)$ 为路口 $A+j$ 一个周期内 i 相位的绿灯时间

$\lambda^{A+j}(i)$ 为路口 $A+j$ 一个周期内 i 相位的绿信比

$SM_{e,w}^{x,A+1}$ 为第 x 周期内，由东至西驶离路口 $A+1$ 的车辆数目

$SM_{s,n}^{x,A+1}$ 为第 x 周期内，由南至北驶离路口 $A+1$ 的车辆数目

$SM_{w,e}^{x,A+2}$ 为第 x 周期内，由西至东驶离路口 $A+2$ 的车辆数目

$SM_{n,e}^{x,A+2}$ 为第 x 周期内，由北至东驶离路口 $A+2$ 的车辆数目

$SM_{n,s}^{x,A+3}$ 为第 x 周期内，由北至南驶离路口 $A+3$ 的车辆数目

$SM_{e,s}^{x,A+3}$ 为第 x 周期内，由东至南驶离路口 $A+3$ 的车辆数目

$SM_{s,n}^{x,A+4}$ 为第 x 周期内，由南至北驶离路口 $A+4$ 的车辆数目

$SM_{w,n}^{x,A+4}$ 为第 x 周期内，由西至北驶离路口 $A+4$ 的车辆数目

$SM^{x,A}$ 为第 x 周期内，路口 A 驶离的总车辆数

$S^{x,A}$ 为第 x 周期内，路口 A 滞留的总车辆数

2. 数学模型

(1) 如果相邻两个交叉路口的距离在一定的范围之内，那么相邻两交叉路口的交通状况就会互相影响。如果距离相差太远，那么将失去网络区域交通信号实时控制的意义。文献^[22]指出当到达相邻路口车流行驶时间 t 大于三倍周期长 T 时，相位差对控制效果将失去效果。在此模型当中，我们假设路口 $A+1, A+2, A+3, A+4$ 到路口 A 的车流行驶时间满足此要求，分别为 $t_{A+1}, t_{A+2}, t_{A+3}, t_{A+4}$ 。

(2) 在此模型中，我们假设每个路口的信号灯周期固定，相邻路口的信号灯周期相同，并取 $T = 120s$ 。因为在网络区域控制中，各个路口的周期长为定值时，该网络模型比较便于协调控制。

(4) 各个相邻路口驶向路口 A 的车辆在路口 A 各自按预先给定的比例实行分流，在实际应用当中，这些分流比值可以按照具体路口的路况进行调整。在此模型当中，我们假设路口 A 各方向的分流比(从左到右表示左、中)：(e)0.2, 0.5; (w)0.4, 0.3; (n)0.1, 0.6; (s)0.5, 0.4。

主要目标优化函数取一个周期内，路口 A 所滞留的车辆数；次优化目标函数取一个周期各方向绿灯结束后，路口 $A+1, A+2, A+3, A+4$ 驶向路口 A 车道上的滞留车辆数之和，即：

$$\begin{aligned} \min S_1 &= SM_{e,w}^{x-x_1,A+1} + SM_{s,n}^{x-x_1,A+1} + SM_{w,e}^{x-x_2,A+2} \\ &+ SM_{n,e}^{x-x_2,A+2} + SM_{n,s}^{x-x_3,A+3} + SM_{e,s}^{x-x_3,A+3} + SM_{s,n}^{x-x_4,A+4} \\ &+ SM_{w,n}^{x-x_4,A+4} - SM^{x,A} + S^{x-1,A} \\ \min S_2 &= SM_{e,w}^{x,A+1} + SM_{s,n}^{x,A+1} + SM_{w,e}^{x,A+2} + SM_{n,e}^{x,A+2} \\ &+ SM_{n,s}^{x,A+3} + SM_{e,s}^{x,A+3} + SM_{s,n}^{x,A+4} + SM_{w,n}^{x,A+4} \end{aligned}$$

目标函数：

$$\min(S_1 + S_2)$$

约束条件：

$$3y^{A+j} + \sum_{i=1}^4 t^{A+j}(i) = T \quad j = 0,1,2,3,4$$

$$20 \leq t^{A+j}(i) \leq 60$$

$$\lambda^{A+j}(i) \times T = t^{A+j}(i)$$

3. 模型实时算法

面控交叉口是线控交叉路口模型的扩展，由于每多一个交叉口，搜索的空间成指数增长，因此面控交叉模型的实时算法不能像单点控制模型或者线控交叉路口模型那样使用传统的搜索方法，必须使用快速收敛的并行算法。

3.1 改进的遗传算法

改进的遗传算法与线控交叉路口模型的遗传算法是相同的, 是基于加速收敛的变异策略的遗传算法, 其流程为:

Step1: 种群规模 $PopSize$, 产生初始群体 $Pop(k)$, $k=0$, 最大迭代次数 $MaxGeneration$ 。

Step2: 按遗传算法的方法, P_{cd} 为双性交叉概率, P_{cs} 自交叉概率, 进行双性交叉和自交叉操作, 得到 $CrossPop(k+1)$;

Step3: 通过变异策略的两种方法, 变异后的个体适应度强于原个体的适应度时则变异; 否则不变, 最终操作得到群 $MutationPop(k+1)$ 。

Step4: 对群体进行评价, 是否满足算法停止要求, 满足要求的停止; $k=k+1$, $Pop(k) = MutationPop(k)$, 回到步骤2。

五. 交通流分布的随机序列产生方案

1. 任意分布的离散随机数模拟方法^[23]

设随机变量 X 的分布规律为

$$P\{X = x_i\} = p_i, \quad i = 0, 1, 2, \dots;$$

令 $P(0) = 0, P(n) = \sum_{i=0}^n p_i, n = 1, 2, \dots$, 将 $\{P(n)\}$ 作为 $[0, 1]$ 的分点。

若随机变量 $R \sim U[0, 1]$, 有

$$P\{P(n-1) < R \leq P(n)\} = P(n) - P(n-1) = p_n, n = 1, 2, \dots$$

令 $\{P(n-1) < R \leq P(n)\} = \{X = x_i\}$, 则有

$$P\{X = x_n\} = p_n, n = 1, 2, \dots$$

可以推导出 X 随机数具体的操作过程:

STEP1: 每产生一个区间 $[0, 1]$ 的均匀分布随机数 r 。

STEP2: 若 $P(n-1) < R \leq P(n)$, 则令 X 取值 x_n

例如: 离散型随机变量 X 的分布规律

X	0	1	2	3
$p(x)$	0.3	0.2	0.3	0.2
$\sum < p(x)$	0	0.5	0.8	1

设 r_1, r_2, \dots, r_N 是区间 $[0, 1]$ 上均匀分布的随机数, 令

$$x_i = \begin{cases} 0 & 0 \leq r_1 \leq 0.3 \\ 1 & 0.3 < r_1 \leq 0.5 \\ 2 & 0.5 < r_1 \leq 0.8 \\ 3 & 0.8 < r_1 \end{cases}$$

则 x_1, x_2, \dots, x_N 是具有 X 分布规律的随机数。

2. 交通流数据的统计分布(泊松分布)

适用条件：车流密度不大，其他外界干扰因素基本上不存在，即车流是随机的。泊松分布的规律公式：

$$P[N(t) = K] = \frac{(\lambda t)^K}{K!} e^{-\lambda t}, \quad K = 0, 1, 2, \dots;$$

式中： $P[N(t) = K]$ — 在计数间隔 t 内到达 K 辆车的概率；

λ — 平均到车率(辆/s)；

t — 每个计数间隔持续的时间(s)

按照上述的方法，我们选取参数 $\lambda = 2, t = 1$ ，表示车辆的平均到达率为 2 辆/s，产生泊松分布的模拟的交通数据流如下：

表 1 交通车流模拟数据

时间	车辆	时间	车辆	时间	车辆	时间	车辆	时间	车辆	时间	车辆
1	3	42	1	83	2	124	2	165	2	206	1
2	0	43	0	84	1	125	2	166	1	207	1
3	1	44	4	85	4	126	2	167	3	208	4
4	0	45	2	86	1	127	2	168	1	209	1
5	3	46	2	87	1	128	3	169	1	210	1
6	3	47	0	88	0	129	2	170	1	211	3
7	4	48	2	89	2	130	1	171	1	212	2
8	0	49	3	90	0	131	1	172	1	213	2
9	2	50	4	91	1	132	1	173	3	214	5
10	5	51	4	92	2	133	3	174	0	215	2
11	3	52	1	93	2	134	2	175	1	216	3
12	3	53	0	94	3	135	5	176	1	217	2
13	2	54	0	95	2	136	4	177	1	218	1
14	1	55	1	96	0	137	3	178	1	219	0
15	5	56	4	97	0	138	1	179	5	220	2
16	1	57	2	98	0	139	2	180	2	221	2
17	3	58	3	99	4	140	5	181	0	222	2
18	2	59	3	100	1	141	1	182	2	223	3
19	2	60	1	101	3	142	1	183	0	224	2
20	2	61	1	102	2	143	1	184	2	225	3
21	3	62	2	103	4	144	2	185	2	226	2

22	0	63	2	104	1	145	1	186	2	227	0
23	3	64	1	105	3	146	3	187	5	228	5
24	1	65	1	106	1	147	2	188	2	229	0
25	1	66	1	107	3	148	1	189	0	230	3
26	0	67	2	108	0	149	0	190	0	231	0
27	4	68	1	109	5	150	3	191	2	232	4
28	2	69	1	110	1	151	3	192	3	233	2
29	0	70	2	111	0	152	1	193	1	234	3
30	3	71	0	112	0	153	0	194	5	235	1
31	4	72	4	113	5	154	4	195	2	236	1
32	1	73	2	114	2	155	4	196	3	237	0
33	0	74	2	115	1	156	4	197	2	238	1
34	2	75	6	116	3	157	3	198	1	239	1
35	0	76	1	117	1	158	2	199	5	240	2
36	1	77	1	118	0	159	4	200	2	241	0
37	1	78	2	119	5	160	1	201	2	242	1
38	5	79	1	120	4	161	3	202	1	243	1
39	1	80	0	121	1	162	2	203	0	244	3
40	2	81	0	122	0	163	2	204	2	245	0
41	3	82	2	123	3	164	1	205	3	246	1
247	1	248	3	249	2	250	2	251	1		

将得到的模拟的交通数据流用统计表示后如下图：

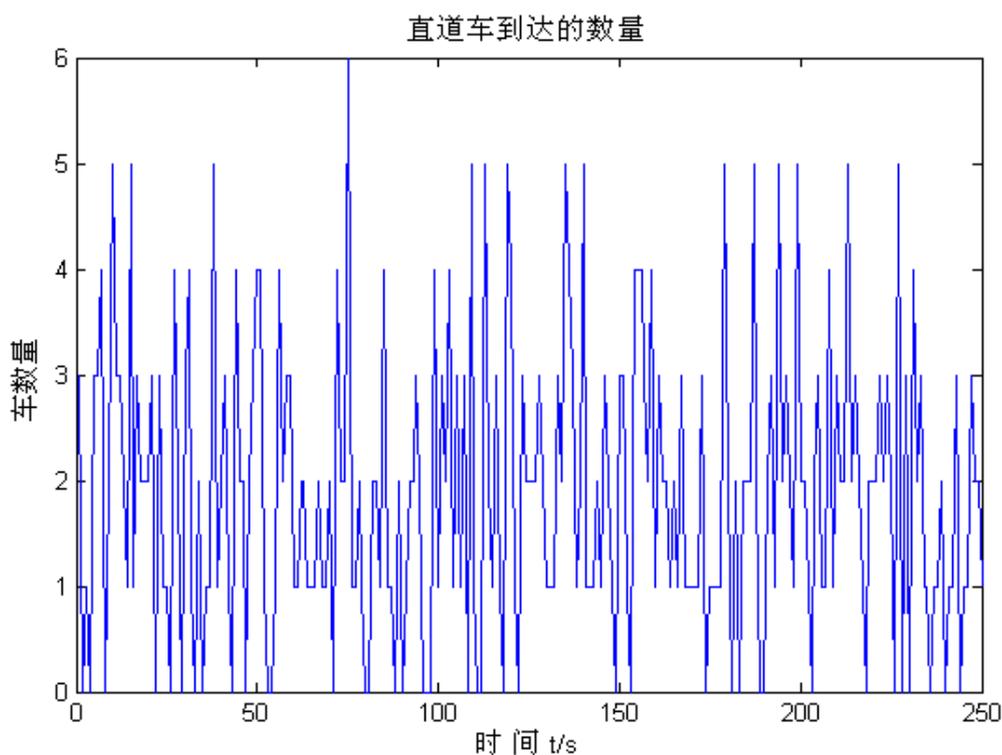


图 8 模拟交通数据流

从图中的模拟数据统计信息可以看出，数据流的纵轴分布围绕在 2 辆上下浮

动，在 2 辆附近的数据较密集。这与我们的参数选取为 $\lambda = 2, t = 1$ 相对应，验证了随机数序列的模拟方法是正确有效的。模拟的交通流序列数据可以认为是符合交通车流的真实观测数值。

六. 单交叉口模型求解

1 方案一（综合目标模型）

1.1 非固定周期

遗传算法参数设置：编码方式采用实数编码，染色体长度为 4（相位数），产生初始种群时限定每个基因值的范围在 20 到 60 之间， $20 \leq t_i \leq 60$ ，计算函数值的公式为 $d = w_1 D + w_2 H - w_3 Q$ ，具体含义模型中均有介绍，适应度函数为 $f(i) = m_sum - d_i, m_sum$ 为函数值的最大值。产生新一代种群的时候，选择操作采用经典的轮盘赌方式产生子代个体，交叉概率取 $Pc = 0.8$ ，变异概率取 $Pm = 0.3$ 。对于 $\lambda = 0.14$ 和 $\lambda = 0.07$ 运行 5 次产生实验数据如下：

	y_1	y_2	y_3	y_4	y	t_1	t_2	t_3	t_4	D	H
1	0.1556	0.2727	0.1333	0.3030	0.8646	26	57	21	59	18.173	3.458
2	0.1556	0.2727	0.1333	0.3030	0.8646	22	52	20	59	18.225	3.568
3	0.1556	0.2727	0.1333	0.3030	0.8646	22	41	20	55	18.399	3.633
4	0.1556	0.2727	0.1333	0.3030	0.8646	21	45	22	54	18.219	3.553
5	0.1556	0.2727	0.1333	0.3030	0.8646	21	53	21	56	18.247	3.593
6	0.0889	0.1212	0.0667	0.1212	0.3980	42	57	28	60	17.791	3.014
7	0.0889	0.1212	0.0667	0.1212	0.3980	22	23	24	60	17.963	3.159
8	0.0889	0.1212	0.0667	0.1212	0.3980	21	39	31	60	17.857	3.084
9	0.0889	0.1212	0.0667	0.1212	0.3980	21	54	30	60	17.965	3.242
10	0.0889	0.1212	0.0667	0.1212	0.3980	21	42	23	56	17.840	3.247

1.2 固定周期方案(周期 cycle=100 秒)

遗传算法参数设置：编码方式采用实数编码，染色体长度为 4（相位数），产生初始种群时限定第一个基因值在 20 和 60 之间，后面的基因在 20 和 cycle 减去前面基因和的范围内，最后一个基因位的基因值等于 cycle 减去前面所有基因值之和。计算函数值和适应度值的函数与不定周期时采用的公式一致。产生子代个体时采用的选择、交叉、变异操作以及交叉概率和变异概率也与不定周期计算时候采用参数一直。对于 $\lambda = 0.14$ 和 $\lambda = 0.07$ 运行 5 次产生实验数据如下：

	y_1	y_2	y_3	y_4	y	t_1	t_2	t_3	t_4	d	H
1	0.1556	0.2727	0.1333	0.3030	0.8646	21	19	15	45	18.047	1.953
2	0.1556	0.2727	0.1333	0.3030	0.8646	18	24	16	42	17.923	1.765

3	0.1556	0.2727	0.1333	0.3030	0.8646	21	18	23	38	17.863	1.610
4	0.1556	0.2727	0.1333	0.3030	0.8646	20	24	16	40	17.974	1.790
5	0.1556	0.2727	0.1333	0.3030	0.8646	18	26	16	40	17.892	1.634
6	0.0889	0.1212	0.0667	0.1212	0.3980	29	31	30	9	17.742	1.740
7	0.0889	0.1212	0.0667	0.1212	0.3980	18	24	16	42	17.674	1.589
8	0.0889	0.1212	0.0667	0.1212	0.3980	21	18	23	38	17.589	1.383
9	0.0889	0.1212	0.0667	0.1212	0.3980	21	19	15	45	18.047	1.953
10	0.0889	0.1212	0.0667	0.1212	0.3980	18	24	16	42	17.923	1.765

1.3 固定配时方案

固定配时方案，取 $t_1 = 29, t_2 = 17, t_3 = 30, t_4 = 15$ 带入 $d = w_1D + w_2H - w_3Q$ ，对于 $\lambda = 0.14$ 和 $\lambda = 0.07$ 产生实验数据如下表

	y_1	y_2	y_3	y_4	y	t_1	t_2	t_3	t_4	d	H
1	0.1556	0.2727	0.1333	0.3030	0.8646	29	17	30	15	17.84	3.5
2	0.0889	0.1212	0.0667	0.1212	0.3980	29	17	30	15	16.96	3.01

结果分析

a) 固定周期实时配时方案与固定配时方案的比较：从实验数据可以看出，采用遗传算法来求解单交叉路口固定周期内车辆停留时间最短模型，最小停车次数都在 2 次左右，而固定配时方案的最小停车次数都在 3 次以上，在这个车辆停留时间最短的模型中，平均最小停车次数所占的比重最大，由此可见，平均最小停车次数越小，车辆停留最短时间就越少。因此，固定周期的实时配时方案比固定配时方案要更有优势，更能起到好的效果。

周期不固定的实时配时方案与固定配时方案的比较：实验数据表明，采用遗传算法求解单交叉路口不定周期车辆停留时间最短的模型时，虽然和固定配时的平均停车延误 D 和平均最小停车次数 H 在数值上差不多,但是从实验数据上看，周期不固定的配时方案周期长，因此在同样长的时间内，不固定周期的实时配时方案能取得更好的效果。

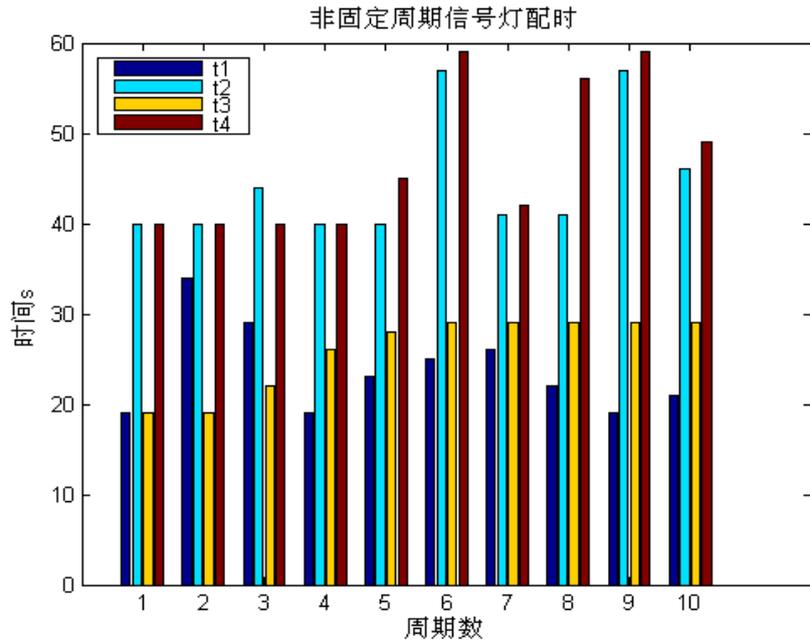


图9 方案1 非固定周期信号灯配时

2.方案二（最小滞留车辆模型）

单点交叉口控制的方案2模型是以周期内的最小滞留车辆数为最优目标。该模型的求解使用了并行穷举搜索算法，这种算法的效率不高，但精度很高，能够保证找到全局最优解，由于单点控制模型的搜索变量只有四个配时，因此，采用并行穷举搜索算法是完全可行的。根据模型的限制条件确定并行的搜索范围：

$T \cdot \lambda_{\min} < t_i < T \cdot \lambda_{\max}$ ， $(i=1,2,3,4)$ ， λ_i 代表该相位时间的绿信比例。交叉口的驶出量为0.65/s(假设交叉口有足够条件的通行能力)，驶入交叉口的车流量采用上一章得到的车流量模拟序列。下面的表格中是算法计算得到的数据

2.1 非固定周期

	第一相位			第二相位			第三相位			第四相位			总的车辆滞留
	东	西	t_1	南	北	t_2	东	西	t_3	南	北	t_4	
第一周期	1	1	19	8	8	40	3	3	19	16	16	40	0
第二周期	8	8	29	14	14	44	11	11	22	17	17	40	0
第三周期	9	9	19	13	13	40	13	13	26	14	14	40	0
第四周期	11	11	23	14	14	40	14	14	28	18	18	45	20
第五周期	13	13	27	20	20	50	14	14	28	21	21	45	17
第六周期	6	6	25	23	23	57	14	14	29	29	29	59	9
第七周期	9	9	26	16	16	41	14	14	29	17	17	42	11
第八周期	11	11	22	16	16	41	14	14	29	22	22	56	4
第九周期	8	8	19	16	16	57	14	14	29	18	18	59	4
第十周期	7	7	21	11	11	46	14	14	29	22	22	49	7

2.2 固定周期

以固定周期 100s 为例。

	第一相位			第二相位			第三相位			第四相位			总的车辆滞留
	东	西	t_1	南	北	t_2	东	西	t_3	南	北	t_4	
第一周期	2	2	54	8	8	14	2	2	10	13	13	22	0
第二周期	7	7	22	13	13	22	16	16	28	17	17	28	0
第三周期	9	9	20	13	13	22	21	21	36	13	13	22	0
第四周期	5	5	12	8	8	14	30	30	48	16	16	26	10
第五周期	5	5	12	11	11	18	30	30	48	13	13	22	20
第六周期	2	2	12	9	10	16	38	38	60	7	7	12	13
第七周期	4	4	12	11	11	18	37	38	60	6	6	10	9
第八周期	4	4	12	11	11	18	30	30	48	13	14	22	20
第九周期	1	1	12	11	11	18	34	34	54	10	9	16	19
第十周期	2	2	12	7	7	12	40	40	64	22	7	12	24

2.3 固定配时方案

固定周期 100s, $t_1 = 29, t_2 = 17, t_3 = 30, t_4 = 15$, 黄灯时间 9s 为例。

	第一相位			第二相位			第三相位			第四相位			总的车辆滞留
	东	西	t_1	南	北	t_2	东	西	t_3	南	北	t_4	
第一周期	1	1	29	7	7	17	3	3	30	9	9	15	3
第二周期	5	5	29	10	10	17	7	7	30	9	9	15	6
第三周期	5	5	29	8	8	17	5	5	30	9	9	15	7
第四周期	3	3	29	7	7	17	9	9	30	9	9	15	8
第五周期	4	4	29	9	9	17	2	2	30	9	9	15	7
第六周期	5	5	29	10	10	17	8	8	30	9	9	15	17
第七周期	6	6	29	6	6	17	3	3	30	9	9	15	8
第八周期	3	3	29	9	9	17	4	4	30	9	9	15	15
第九周期	8	8	29	10	10	17	14	14	30	9	9	15	24
第十周期	7	7	29	10	10	17	11	11	30	9	9	15	36

结果评价

单点交叉口信号控制模型的方案 2, 模型以总滞留车辆数作为信号实时配时的评价指标。我们计算了三种情况: 不固定周期的配时方案, 固定周期的配时方案和固定配时方案, 分别对其进行评价和比较。

- a) 不固定周期的配时方案数据表明: 随着周期的推移, 车辆的总滞留数增长后又再次减少, 结果趋于稳定。在前三个周期的滞留车辆数为 0, 在滞留车辆数增大后, 通过调整相位的配时使滞留车辆数又减少, 从而整个控制系统能

够正常收敛。从配时的结果中可以看到，左转车流量是直道流量的 30%左右，因此动态分配时间总是第一、三相位较短，第二、四相位较长，充分说明配时方案的合理性。

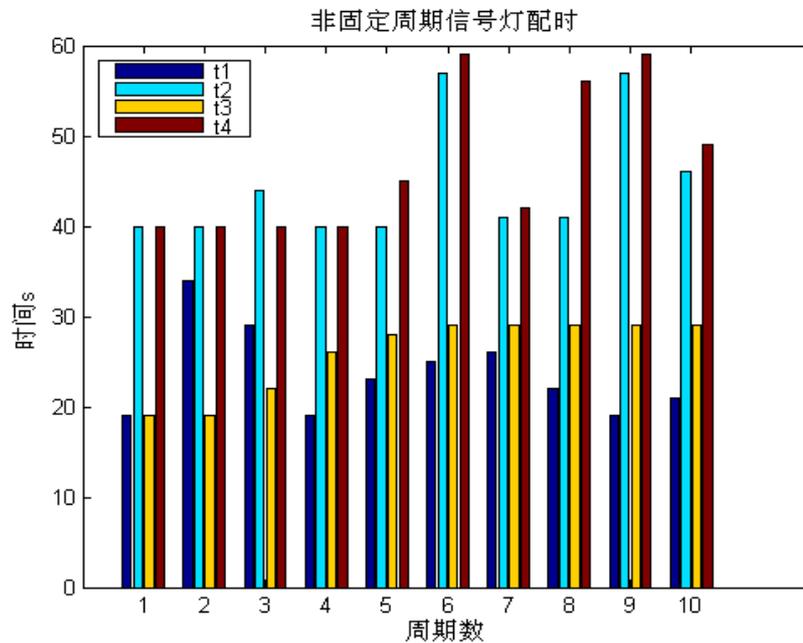


图 9 方案 2 非固定周期信号灯配时

- b) 固定周期的配时方案数据表明：随着周期的推移，车辆的总滞留数缓慢增长后又再次减少然后再增加。在前三个周期的滞留车辆数为 0（与不固定周期的配时方案相同），在滞留车辆数增大后，调整能力稍差于不固定周期的配时方案，以至于滞留车辆数减少后再次增加，由于采集的数据有限，未知其十周期后的效果。
- c) 固定配时方案数据表明：在第一个周期就开始有滞留车辆，接下去的每个周期它的总滞留数缓慢增长，而且由于是固定的信号灯配时，系统无法具有调整能力，无法改变滞留车辆增多的情况。因此，总滞留数缓慢增长后不会明显减少，最后将增加到系统无法承受。

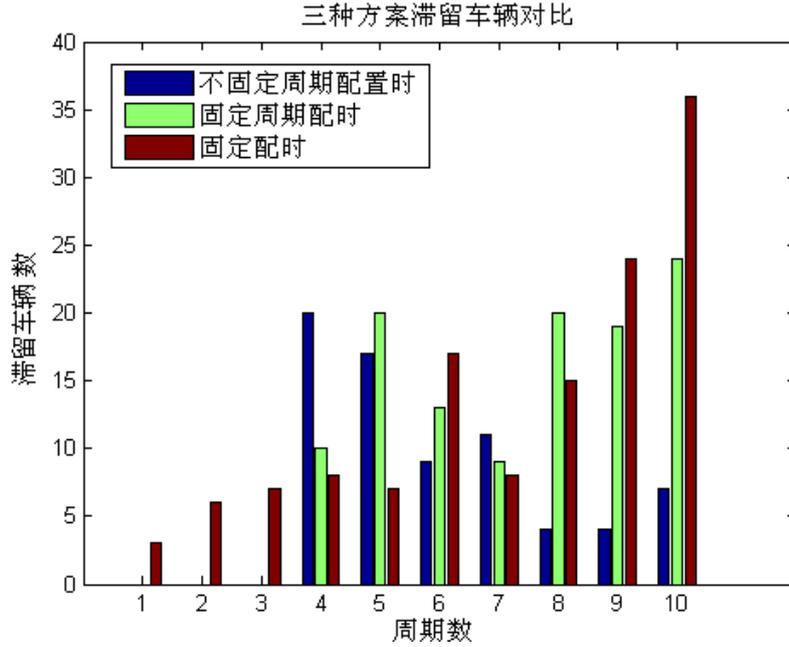


图 10 滞留车辆对比

从几个方案的数据图表比较中可以得到,不固定周期的和固定周期的配时方案明显优于固定配时方案,而不固定周期方案又优于固定周期方案,因此,不固定周期方案在单点控制中的效果最好。

模型算法分析

a) 该模型是以最小滞留车辆数为目标函数,多约束条件的单目标优化模型。对于给定的解空间 D , 都可以计算出目标函数的数值,模型的可计算性很强。

计算本模型的采用的是并行穷举搜索算法,其复杂度为 $O(m^2 \cdot n^2)$, 其中 m ,

n 分别为交叉口循环的范围; 因此,整个算法的复杂度为 $O(m^2 \cdot n^2)$ 。从实际的使用情况看,使用三台 PC 同时运行处理数据,可以实现并行算法,运行一个周期的等待的时间不超过 2s,因此该算法在求解模型时仍然是可行的,能够得到较好的结果。

b) 算法的运行性能: 一个周期的运行时间为 2s; 运行十个周期的总时间约为 20s。每次运行都可以保证得到模型的最优或者次优解。

七. 线性交叉口模型求解

1.方案一（遗传算法求解）

滤波的时两个路口的周期相等并且绿信比相等。通过滤波操作可得配时方案为固定周期配时方案,固定周期为 90s。

遗传算法参数设置:

染色体的长度 $chromlength = 8$,由两部分组成,前半为路口 1 的四个相位的配时,后半为路口 2 的四个相位的配时方案,交叉概率 $Pc = 0.8$,采用改进的变

异策略，可以加速遗传算法的收敛速度，具体方法为：

①对于前 3 个染色体产生随机数 $point$ ，从分别设置变异概率 $P_m = j / chromlength$ ， $j = point, point-1, \dots, 1$ ，对于每个 P_m 分别进行变异，每次变异后计算函数的适应度值是否有改进，如果有改进则停止，进行下一个种群的循环；如果没有改进，则复原变异前的个体。

②如果对于所有的 P_m 都没有改进适应度值的话，就令 $P_m = 1 / chromlength$ ，将变异的结果作为最终结果。对于 5 到 7 位的染色体，重复①②

t_1 到 t_4 为路口 1 的配时方案， t_5 到 t_8 为路口 2 的配时方案， d 为最小停留时间， H 为最小停车次数。对应 $\lambda = 0.1$ 时和 $\lambda = 0.07$ 得到实验数据如下表：

	t_1	t_2	t_3	t_4	t_5	t_6	t_7	t_8	d	H
1	22	24	30	14	22	24	30	14	1.551	1.782
2	20	25	29	16	20	25	29	16	1.607	1.846
3	20	27	27	16	20	27	27	16	1.649	1.905
4	22	25	29	14	22	25	29	14	1.581	1.819
5	21	24	29	16	21	24	29	16	1.604	1.849
6	20	23	30	17	20	23	30	17	1.602	1.844
7	20	26	28	16	20	26	28	16	1.637	1.892
8	20	25	28	17	20	25	28	17	1.603	1.852
9	20	23	30	17	20	23	30	17	1.576	1.815
10	20	24	29	17	20	24	29	17	1.578	1.819

遗传算法运行时间和迭代次数结果表如下：

λ	迭代数	平均迭代代数	运行时间(秒)	平均运行时间(秒)	最小停留时间	最小停车次数
0.1	53	61	3	3.4	1.551	1.782
0.1	102	61	6	3.4	1.646	1.902
0.1	117	61	6	3.4	1.649	1.905
0.1	14	61	1	3.4	1.581	1.819
0.1	19	61	1	3.4	1.604	1.849
0.07	53	32.4	3	2	1.458	1.676
0.07	30	32.4	2	2	1.527	1.758
0.07	56	32.4	3	2	1.48	1.712
0.07	11	32.4	1	2	1.529	1.767
0.07	12	32.4	1	2	1.488	1.714

结果评价

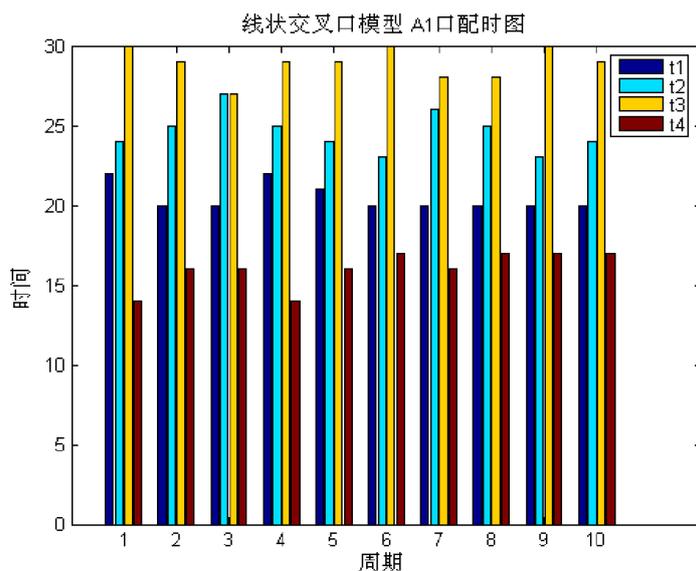


图 11 线控模型 A1 口配时

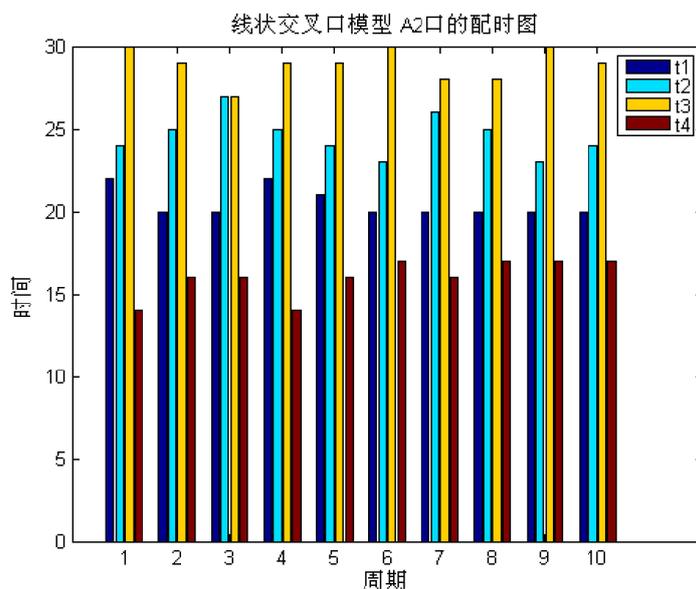


图 12 线控模型 A2 口配时

从实验数据来看，采用遗传算法来求解固定周期内车辆停留时间最短模型，由于参数相关文献和生活中的实际情况，所得到的配时方案比较接近于现实生活中的真实情况，而得到的最短车辆停留时间很小，完全可以满足真实生活中交通状态的需要。因此可以认为，用遗传算法来求解固定周期车辆停留时间最短模型取得了良好的效果，从仿真结果证明建立此种模型的正确性。

算法的停止条件为达到最大迭代数或最小停留时间小于期望值 1.75，因为目标函数的函数值为最小停留时间，属于极小化问题，固函数值越小的时候个体越优，所以当函数值小于期望值时候，算法停止。实验数据如上表所示。

从实验数据可以看出，当 $\lambda = 0.1$ 的时候，算法普遍运行时间和迭代次数都比 $\lambda = 0.07$ 时候大，表明单位时间到达车辆数量多的时候，最小停留时间和最小停车次数都会稍微大一些，正好说明最小停留时间和最小停车次数与单位时间到达车辆数呈线性关系，而且是正比例关系。

模型算法分析

- a) 算法的可计算性：由算法运行时间和迭代次数结果表可以看出，算法对于 $\lambda = 0.1$ 的平均迭代数为 61 代，算法的平均运行时间为 3.4 秒，而最小停留时间为 1.551 秒，由此可见，用遗传算法来计算这个模型具有很快的速度和很好的结果值，显示出了良好的可计算性。
- b) 算法的复杂度：本算法的种群规模 $n=400$ ，最大迭代数 $m=300$ ，染色体的长度为 $len=8$ ，相对于 n 和 m ， t 的值太小，固算法主要的时间花费函数值的就算上，在循环过程中染色体长度造成的时间花费远远小于种群规模 n 和最大迭代数对算法的影响，因此算法的复杂度为 $O(n*m)$ 。

2. 方案 2（最小滞留模型）

线性交叉口信号控制的方案 2 模型，以总滞留车辆数作为信号实时配时的目标函数的。我们使用混合搜索算法对该模型进行求解。混合搜索算法的初始参数

设置：每个变量的产生随机数的范围是： $n < t_{ji} < m, \sum_{i=1}^8 t_{ji} = 120, (i = 1, 2, 3, 4); j$

代表路口，模型的实例中有三个路口 ($j = 1, 2, 3$)。实现流程：(1) 首先随机选取设定范围的 2000 组配时编码数据，计算各组配时的目标函数值，选择最优的那组配时编码 $[t_{11}, t_{12}, t_{13}, t_{14}, t_{21}, t_{22}, t_{23}, t_{24}, t_{31}, t_{32}, t_{33}, t_{34}]^{best}$ ；(2) 确定并行的搜索范

围： $t_{ji} - \Delta h < t_{ji} < t_{ji} + \Delta h, (j = 1, 2, 3; i = 1, 2, 3, 4)$ ，共有 9 个配时变量进行算法迭代，等到迭代取出最优解，多个周期最优的配时就是最佳的配时方案。A1 的驶出量为 0.65/s，A2 的驶出量为 0.652/s，A 的驶出量为 1.2/s(假设 A 口有足够条件的通行能力)，驶入交叉口的车流量采用上一章得到的车流量模拟序列。下面的表格中是算法计算得到的数据：

A 口的滞留配时情况表

周期	t_1	t_2	t_3	t_4	车辆滞留在 A 口
第一周期	30	34	26	30	0
第二周期	24	46	21	29	8
第三周期	20	46	14	40	10
第四周期	26	45	18	31	9
第五周期	27	47	20	26	9
第六周期	28	46	13	33	8
第七周期	22	47	17	35	9
第八周期	23	47	25	25	8
第九周期	21	47	22	31	4
第十周期	27	47	23	25	3

A1 交叉口和 A2 交叉口的配时情况表

	A1 交叉口	A2 交叉口	

周期	t_1	t_2	t_3	t_4	t_1	t_2	t_3	t_4	车辆总滞留数 (A1+驶入 A1 的通行 道路滞留量)
第一周期	23	47	22	29	21	50	17	34	0
第二周期	26	53	19	22	31	38	15	37	10
第三周期	16	64	19	21	21	55	16	28	10
第四周期	25	52	20	23	28	50	12	30	12
第五周期	17	60	21	22	26	48	17	29	10
第六周期	16	62	20	22	18	55	13	34	8
第七周期	26	50	24	21	15	60	16	30	9
第八周期	15	64	21	22	24	54	17	27	10
第九周期	19	52	27	23	22	59	13	27	4
第十周期	25	51	21	24	30	52	12	28	4

结果分析

- a) 线性交叉口信号控制模型的方案 2, 模型侧重点在于评价交叉口之间的影响, 以总滞留车辆数作为信号实时配时的评价指标。以三个交叉口的中间 A 交叉口的滞留车辆数为研究对象, A1 和 A2 在各自周期的两个相位上有两条分流驶向 A 交叉口, 在东西向上的流量可以认为是由 A1 和 A2 提供, 而南北向车流可以按照统计分布的车流量计算。为了简化研究对象, 作出适合的评价, 我们认为 A1、A2、A 具有相同周期, 周期固定 (可以为经验值)。

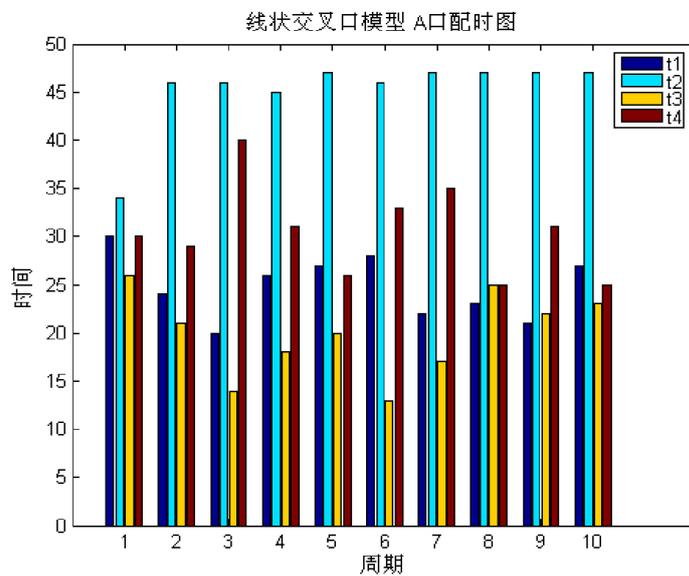


图 11 线控模型 A 口配时

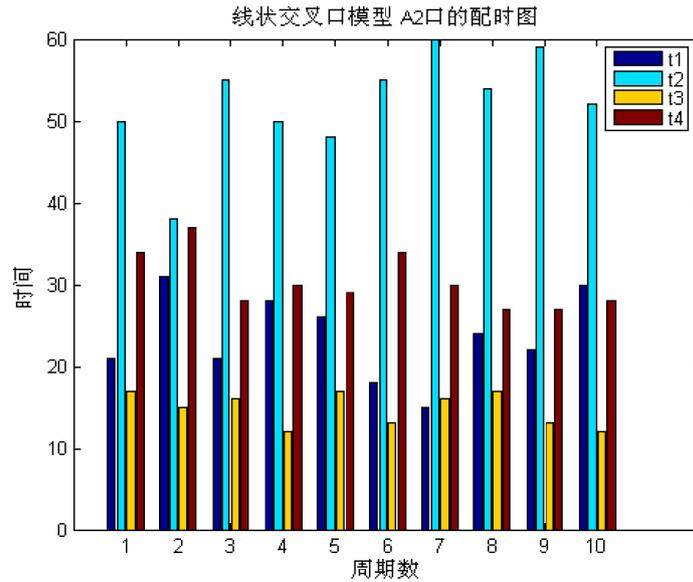


图 12 线控模型 A2 口配时

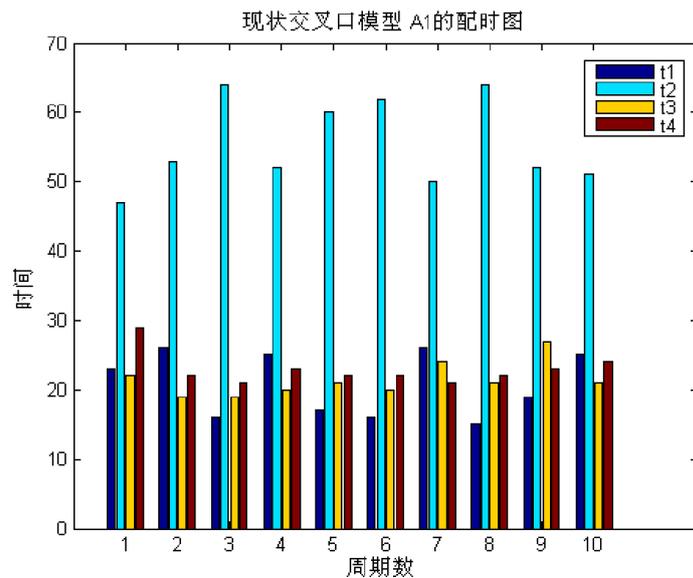


图 13 线控模型 A1 口配时

- b) 从数据结果中可以看出，随着周期的推移，车辆的总滞留数和 A 交叉口滞留数在增长后又再次减少，结果趋于稳定，整个控制系统能够正常收敛。从配时的结果中发现，由于认为直道的流量大于了左转车流量，因此动态分配时间总是第一、三相位较短，第二、四相位较长，这种结果符合实际情况；动态配时能够保证在某一个交叉口的滞留数不激增，这样其余的交叉口不会因为之间的流量关联导致系统的总滞留车辆数增大，最后达到不可控的情况，数据表明，配时方案是合理的。

模型算法分析

- a) 该模型是以最小滞留车辆数为目标函数，多约束条件的单目标优化模型。对于给定的解空间 D，都可以计算出目标函数的数值，模型的可计算性很强。

计算本模型的采用的是混合搜索算法，它由两个步骤组成，第一步为随机生成数列，取其中的最优解，复杂度为 $O(N)$ ， N 代表序列的长度；第二步为穷举循环搜索，其复杂度为 $O(m^3 \cdot n^3 \cdot v^3)$ ，其中 m ， n ， v 分别为三个交叉口循环的范围；算法的消耗时间在第二步，因此，整个算法的复杂度为 $O(m^3 \cdot n^3 \cdot v^3)$ ，这样看来，算法的复杂度过高，运行效率降低。但从实际的使用情况看，由于我们使用三台 PC 同时运行处理数据，实现并行算法，运行一个周期的等待的时间不超过 10s，因此该算法在求解模型时仍然是可行的，能够得到较好的结果。

算法的运行性能：一个周期的运行时间为 3s~10s；运行十个周期的总时间约为 60s。每次运行都可以保证得到模型的最优或者次优解。

八. 网络交叉口模型（5 个单点交叉口组合）

网络交叉实时控制涉及到至少 5 个交叉路口，所以计算起来数据量非常大，而遗传算法具有并行计算，全局寻优的有点，因而十分适合采用遗传算法来解决此类问题。用遗传算法求解，假设固定周期 $\text{cycle}=120$ 秒。

遗传算法参数设置：编码方式采用实数编码，染色体长度为 20（5 个路口 \times 4 个相位），产生初始种群时候确定每个基因值都要满足 2 个条件：①范围在 5 到 60 之间，②第 i 位的基因值等于周期减去第 i 位前面 3 位的基因值， $i=3, 7, 11, 15, 19$ 。计算函数值的公式在数学模型中有详细公式，固在此不再赘述。搜索最优个体时采用极小化模式，即函数值越小，个体越优，也就是说，函数值最小的个体就是要搜索的最优个体。产生子代个体时候选择操作采用经典的轮盘赌选择方式，交叉概率取 $P_c=0.8$ ，交叉后的染色体仍要满足条件②。为了加快遗传算法的收敛速度，采用改进的变异策略，具体方法为：(1)对当前代的每个个体分别以变异概率 i_0/N 、 $(i_0-1)/N$ 、.....、 $1/N$ 从大到小进行变异（ N 为染色体长

度），如果该个体进入了 j 位改进子空间，即存在某个 j ($1 \leq j \leq i_0$)，使得该个体的适应度值有所改进，则终止继续变异；(2)否则再以变异概率 $1/N$ 进行一次变异，将变异结果作为该个体变异后的取值；(3)染色体满足条件②。采用此种改进变异策略，能加快遗传算法的收敛速度。算法运行十个周期，得到实验数据如下：

A 口的滞留情况

周期	t_1	t_2	t_3	t_4	车辆滞留在 A 口	相邻路口车辆滞留数
第一周期	18	32	30	40	0	0
第二周期	20	31	31	38	0	18
第三周期	20	33	31	36	0	26
第四周期	21	31	31	37	7	29
第五周期	20	32	33	35	5	32
第六周期	21	30	35	34	19	47

第七周期	21	33	30	36	9	51
第八周期	20	34	30	36	18	55
第九周期	20	34	30	36	8	60
第十周期	20	34	32	34	7	69

A1,A2,A3,A4 口的配时情况

周期	A1 交叉口				A2 交叉口			
	t_1	t_2	t_3	t_4	t_1	t_2	t_3	t_4
第一周期	27	49	39	5	27	55	21	17
第二周期	29	53	20	18	12	70	20	18
第三周期	14	53	37	16	20	55	20	25
第四周期	29	53	27	11	30	41	16	33
第五周期	19	45	29	27	28	66	16	10
第六周期	16	59	23	22	24	58	23	15
第七周期	15	39	36	30	29	60	23	8
第八周期	29	57	31	3	11	43	18	48
第九周期	12	55	27	27	27	59	23	11
第十周期	21	52	27	20	21	68	18	13
周期	A3 交叉口				A4 交叉口			
	t_1	t_2	t_3	t_4	t_1	t_2	t_3	t_4
第一周期	22	25	27	46	21	27	37	35
第二周期	23	24	25	48	23	27	33	37
第三周期	22	24	24	50	25	23	35	37
第四周期	22	32	30	36	21	23	40	36
第五周期	22	22	23	53	21	22	43	34
第六周期	24	26	24	46	23	20	31	46
第七周期	29	20	23	48	22	22	24	52
第八周期	23	28	25	44	30	21	42	27
第九周期	22	23	27	48	22	26	24	48
第十周期	21	27	33	39	22	21	32	45

结果评价

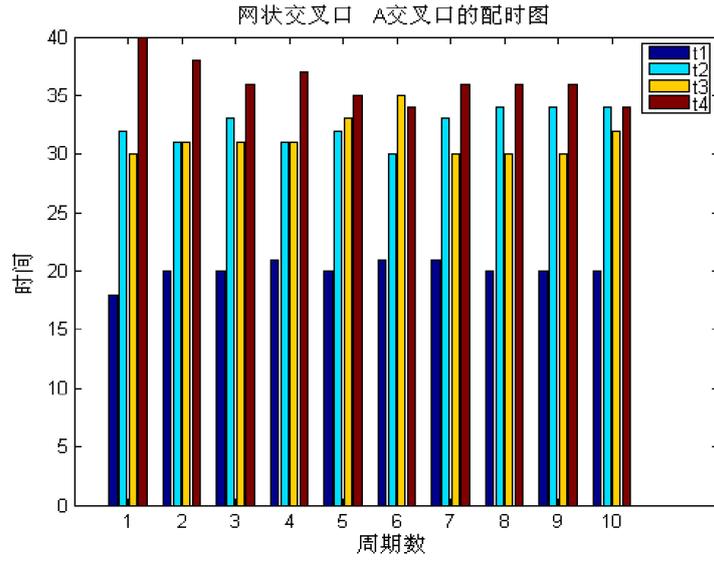


图 14 面控模型 A 口配时

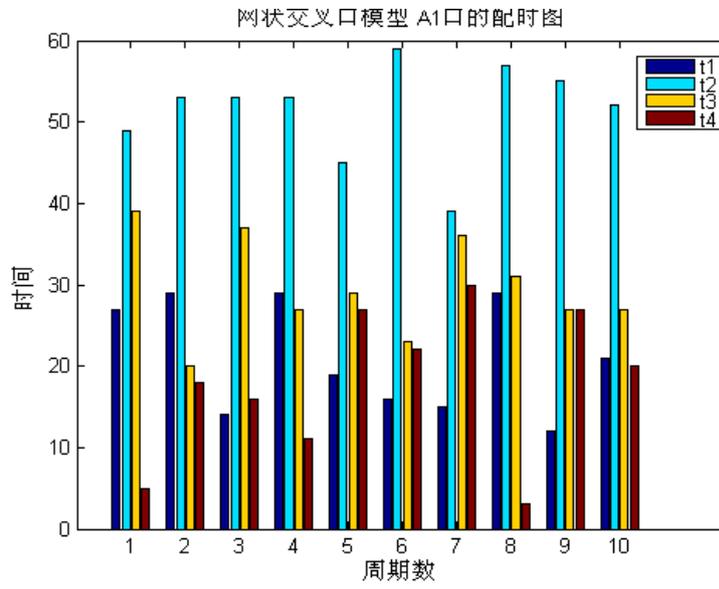


图 15 面控模型 A1 口配时

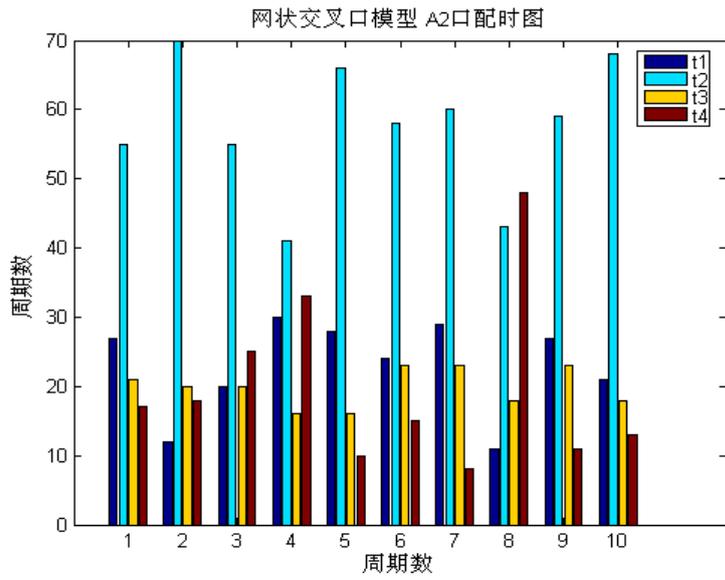


图 14 面控模型 A2 口配时

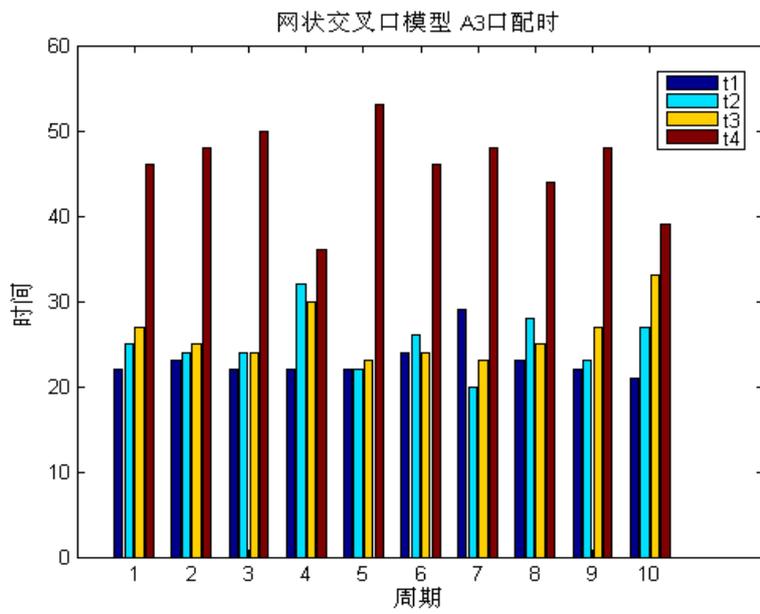


图 15 面控模型 A3 口配时

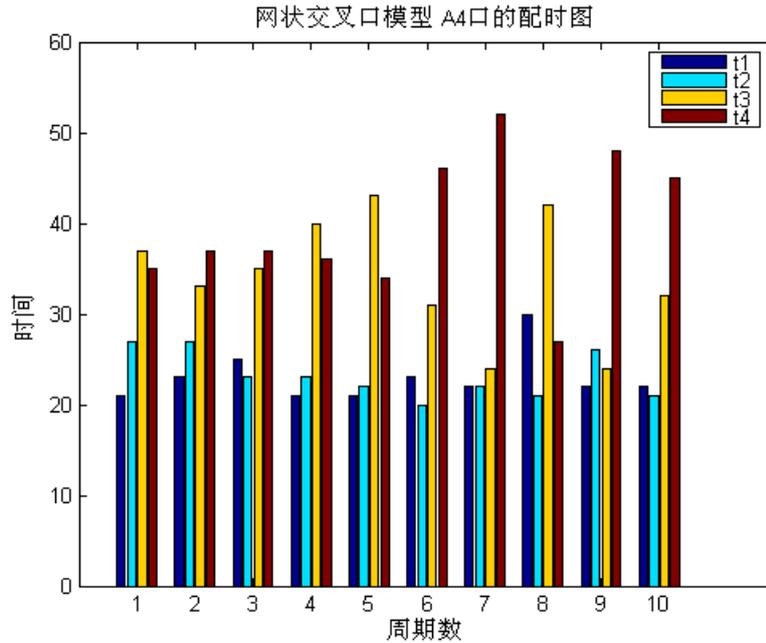


图 16 面控模型 A4 口配时

对于网络区域的实时配时控制，由于设计到的路口多达 5 个以上，因此设计的模型为处于网络区域中心的路口滞留车辆数量最少的优化模型。而采用遗传算法来求解此模型是基于计算的数据量比较大的原因。从得到的十个周期的实验数据来看，每个相位的配时基本都在一个很小的范围内波动，这就说明了算法的稳定性，而每个相位的配时也基本符合现实生活的真实数据，并且十个周期内基本上没有很多的车辆滞留在网络区域的中心路口，表明算法取得了良好的结果。采用遗传算法的并行计算能力，又很好地解决了算法的时间问题，因此，可以说，用遗传算法来求解网络区域实时配时中网络中心路口滞留车辆数量最少模型是可行的，高效的。

模型算法分析

- a) 算法的可计算性：由 A 口的配时和车辆滞留数量来看，前 3 个周期车辆滞留量均为 0，表明此种配时使得交通状况良好，前 10 个周期中最大的滞留量范围都在 20 以内，表明算法得到的结果是良好的。从算法的运行时间来看，取种群规模和最大迭代数均为 1000 时，全部运行 1000 代所需时间也在 10 秒以内，体现出遗传算法高度的并行计算能力。综合从计算速度和得到的最终结果来看，本算法有着很好的可计算性。
- b) 算法的复杂度：取种群规模 $n=1000$ 和最大迭代数 $m=1000$ ，而染色体长度为 20，固每次循环迭代中，染色体长度对算法花费造成的影响可以忽律不计，算法主要的工作是循环迭代，搜索函数值最小的个体，因此时间花费主要是在以最大迭代数 m 为外层循环数，种群规模 n 为内层循环数的循环上，所以算法的复杂度为 $O(n*m)$ 。

九. 模型评价

1. 模型评价

1.1 单个交叉路口的点控制模型

多目标综合评价模型从道路使用者角度和道路利用率两个角度进行分析，使用了三个目标函数：平均延误时间、车辆停车次数和道路通行能力。考虑因素比较全面。

路口车辆滞留模型，以滞留最小作为目标函数，实现了一个单目标的评价模型。虽然只有一个目标函数，但是滞留车辆这个函数综合考虑了道路通行能力和停车次数两方面的因素，既简化了计算又考虑了道路多方面的因素。

1.2 多个交叉路口的线控制模型

利用绿波控制作为约束条件，把单交叉路口的点控制模型与绿波控制结合起来，巧妙的实现多个交叉路口的线控制模型。利用绿波控制计算周期和相位差，利用点控制模型计算路口信号灯在这个周期里的配时方案。

以滞留量最小为目标函数的线控制模型，细化各路口车流量之间关系，计算它们之间的影响，模型易于理解，与点控制一样这个模型也是考虑了多方面因素的单指标评价模型，在没有缺少应考虑因素的前提下简化了计算。

1.3 多个交叉路口的面控制模型

以滞留车辆数作为目标函数，把线控制模型进行扩展方便的实现了多个交叉路口的面控制模型，解决了点与面之间的关系。

2. 改进模型

2.1. 交通流序列产生方案

泊松分布适用条件为车流密度不大，其他外界干扰因素基本上不存在，即车流是随机的。只用泊松分布产生出来的交通流序列，过于特殊，不能代表实际路面的交通序列状况，应当加入其他函数产生不同路面状况下的交通序列流^[7]。

二项分布：
$$P(x) = C_n^x p^x (1-p)^{n-x}, n=1,2,3,\dots$$

适用条件：车流拥挤，自由行驶车辆不多。

负二项分布：
$$P(x) = C_{x+k-1}^{k-1} p^k (1-p)^x, x=1,2,3,\dots$$

适用条件：车流疏密相间，具有高方差。

2.2. 损失时间的计算

在我们的模型中损失时间包括黄灯时间和车辆启动时间，在每个模型中以常量的形式给定。但是首先损失时间是一个与信号相位方式与顺序的拓扑结构相关的变量，应当随交通信号控制方案的改变而改变。其次，损失时间还同路口车辆的型号有关，大车、小车、中型车的启动延时都是不一样的，即损失时间还同当时路面车流的车型比例有关。所以，在我们的模型中损失时间的计算过于简单。

2.3. 绿波控制

在计算线性信号控制时方案一是在原来单交通口综合目标方案中加入绿波控制。绿波控制考虑的因素较少，对问题的设计过于简单，未考虑实际交通流的

特点, 这种情况下做出结果与实际情况相差过远^[11]。而且在这个模型中, 为了简化计算, 我们固定了两交叉路口之间的距离, 不具有一般性。

十. 建议

1 交通流量预测模型和方法建议

1.1 流量预测的意义

城市交通流具有复杂性、时变性和随机性, 如何实时准确的预测交通流量是实现智能交通诱导及控制的前提。

交通信息分为静态信息和动态信息, 静态信息(路网规模、质量、通行能力、设施分布等)易于获得且维护工作量小; 动态信息(路网的交通流量、行程时间、拥挤程度、停车厂的利用情况等)的检测、处理、预测发布的难度大, 但动态信息又是关键数据, 是城市交通智能化的重要基础和核心内容。将动态交通信息与道路模型结合起来建立的动态交通信息——交通流量预测模型, 将更准确及时地预测交通动态变化情况, 为动态导航提供更有利的依据。

交通量预测是以预测科学的理论和方法为基础, 以运输系统对对象的预料科学。它涉及预测学和交通运输技术经济学等科学, 其目的在于通过一定的科学方法推算出相应区域内路网中各个路段上未来时间段上的交通流量, 为公路网的规划提供最基本的依据。因为公路网发展中的投资重点在于交通流量的预测的准确性和可靠性。如何准确的把握交通发展的客观规律, 提高交通流量预测的可靠性, 一直是交通预测者所作的工作重点。

十字路口是交通网络的瓶颈, 其交通通向量的大小直接决定了网络通行能力。过去很多的流量预测的方法只关注该道路上过去的交通流量, 而事实上路口各个方向上的交通流量不仅和自身过去的交通流量有关而且和其他方向过去交通量以及交通信号灯的配时方案都有关。

1.2 流量预测现有模型和方法

目前为止, 人们已经提出了多种交通流预测的模型和方法, 主要有: (1)基于线性系统理论的方法。如时间序列预测方法、卡尔曼滤波法和模糊回归预测法等; (2)基于知识发现的智能模型预测方法, 如非参数回归预测法、神经网络预测法和支持向量机预测法等; (3)基于非线性系统理论的方法。如应用小波分析的方法、基于突变理论的方法、分形预测法以及基于混沌理论的预测方法等; (4)基于组合的预测方法包括有两种方法的组合以及多种方法的综合等; (5)基于交通模拟的预测方法, 例如应用交通模拟、动态交通分配等方法^[22]。

1.3 基于神经网络交通流预测

按已有研究成果来看, 要解决交通流的诱导问题就必须解决动态和随机的交通量在路段和交叉路口的分配问题。即所谓的“实时动态交通分配”。这一理论的主要功能是: 预测交通运输系统状况、提供道路引导系统、引导车辆在最佳现路上行驶、为出行者提供出发时间和选择方式、提供诱导系统与交通控制系统的相互联系、为先进的交通管理系统和先进的交通信息系统提供重要的理论基础。为了有效的解决这一理论问题, 将交通面控设施与神经网络相结合, 设计实际用户最优和预测用户最优动态交通分配算法。

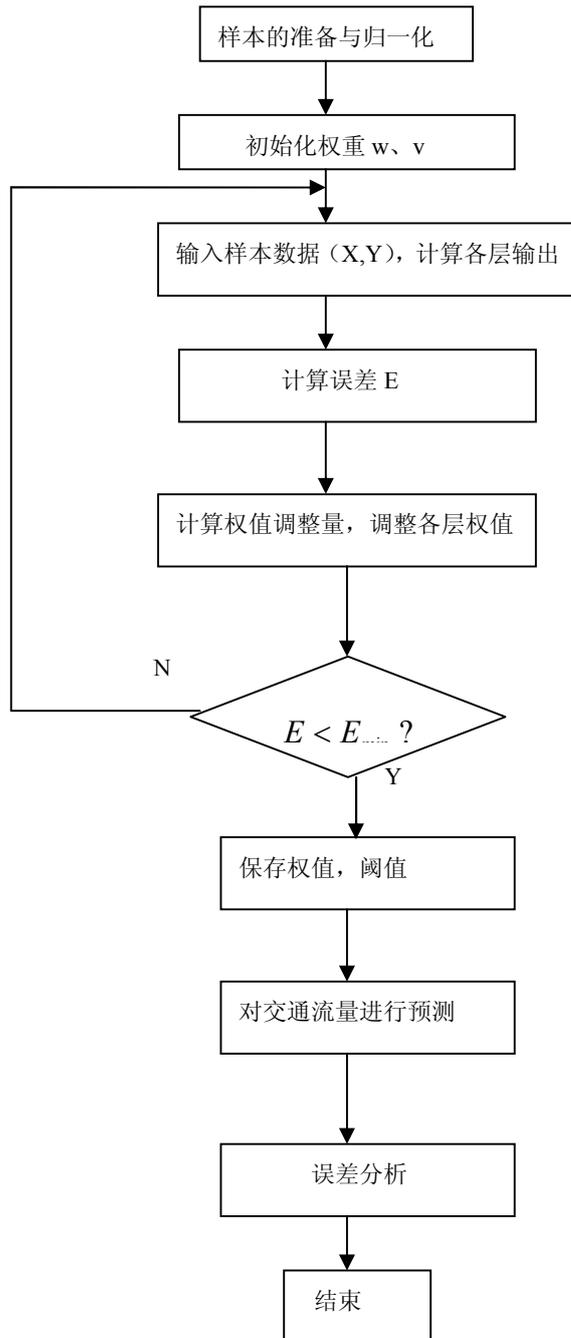
神经网络是一种新兴的数学建模方法, 它具有识别复杂非线性系统的特性,

比较适合于交通流量和形成时间的预测。在一个神经网络模型中，除去输入输出变量外，核心的变量就是各层之间的连接权重。这些权重可以通过大量历史数据确定。当一个神经网络模型“学习”得到输入和输出变量的关系后，即可用于对给定输入的预测。迄今为止，已有多种不同的神经网络模型被应用于短期交通流量的预测，例如反向传播(BP)神经网络，径向基函数(RBP)神经网络，时间迟滞(TDNN)神经网络和时间迟滞性循环(TLRN)神经网络等。

一个交叉路口上的交通流量与前几个时段的交通流量有着必然的联系，同时一个交叉路口是某个多个交叉路口(网状区域)中的一个部分，某个交叉路口的交通状况必然受到上下游交叉路口的交通状况的影响，所以某个交叉路口上的交通流量势必与相连交叉路口前几个时段的交通流量有着内在的联系。这样就可以利用上下游交叉路口几个时段的交通流量预测路段未来时段的交通流量。

利用 BP 神经网络预测交通流量分为三大步骤：第一步为训练样本的准备和归一化；第二步为神经网络的训练；第三步利用训练后的神经网络对交通流量进行预测。由于交通流量的数值较大，应对其进行一定的预处理，可以采用极值化或等比变换。通过这些变化可以有效的缩短神经网络训练时间，从而加快网络的收敛速度。

因此交通流量预测软件一般由四个模块组成，它们是样本录入与预处理模块、样本训练模块、交通流量预测模块和误差分析模块。



交通流量预测流程图

1.4 现有流量预测模型的不足和可能改进方向

另外，智能交通系统需要的是道路范围的交通状态预测，但目前的交通状态预测方法多数为单一断面的预测方法，较少考虑相邻多个断面(包括不同路线)的相互联系。仅通过各断面交通状态的简单综合不能反应道路网断面在空间上的分布联系。实际上，由于处于同一道路网，许多道路断面的交通状态是相互影响的，有必要看成一个整体来考虑，进行道路网多个断面交通状态同时预测方面的研究。

对于每个模型，我们在预测过程中都是假定交通流服从一定的条件，无论大小的给定交通量，均在路网中各路段进行分配，但是实际情况并非等同于给定流

量，这样就使模型的应用范围造成了局限。

另外，每个算法有其优点就必然存在一定的不足，这是不可避免的问题。而且，可能在一定的计算时期之内，该算法并不能得到处理该问题的最优解，但是只要它能够在要求的时间内得到该问题的可行解，我们就认为达到了我们的控制要求。另外，我们也可以尝试将多种算法结合起来运用，各自取长补短，以达到更好的控制路面交通状况的目的。

比如，BP 算法依梯度下降搜索法可以保证在有限次搜索后快速找到全局最优；而遗传算法的全局寻优能力，可防止陷入局部极小点。我们可以把两者有机地结合起来建立遗传—神经网络优化计算模型，既利用了遗传算法能并行计算且能快速、全局搜索的优点，解决了神经网络固有的搜索速度慢且易陷局部早熟的缺点，又利用了神经网络描述问题能力强，对不完全信息具有良好的适应性的优点，弥补了遗传算法编码困难的缺点，可以进行有效的流量预测。

在本文中，我们提出了一些交通信号配时模型(分固定周期和不固定周期)，也提出了一些解决这些数学模型的优化算法，并根据一些交通性能评价函数对得到的交通信号配时方案进行评价。从数据上来看，得到的解都是令人比较满意的。我们可以根据现实路口不同的车辆到达率，不同的路面静态状况，将这些模型以及对应的优化算法应用于实际之中，并就实际应用得到的情况对模型和算法再进行改进，从而达到理论与实际的统一协调。

2 数据处理方法的建议

随着交通科技的发展，交通设施性价比不断提高。在道路上安装大量交通流状态参数获取装置已称为现实，获得道路断面交通状态(交通流量、速度、占有率等)并进行交通状态的分析和短时预测，有助于提高人们的出行质量，充分发挥现有交通设施的利用效率。

在路面车辆行驶状况良好，特别是车流量稀疏的地区，按照传统的数据处理方法给出的交通信号配时方案可以同时满足及时性和准确有效性这两个指标。但在路面交通状况不理想，甚至产生大堵塞的路段，检测器检测到的将是海量的数据，如果我们采用传统的数据处理方法，必然达不到控制路面状况的及时性要求。如果我们加大检测器的采样周期，那么中央处理器得到的数据会大大减少，但此时得到的最优绿信比的有效性也会大大降低。对此，我们尝试将一些现代优化算法运用到数据处理过程中。每个算法有其优点就必然存在一定的不足，这是不可避免的问题，另外，可能在一定的计算时期之内，该算法并不能得到处理该问题的最优解，但是只要它能够在要求的时间内得到该问题的可行解，我们就认为达到了我们的控制要求。另外，我们也可以尝试将多种算法结合起来运用，各自取长补短，以达到更好的控制路面交通状况的目的。

参考文献：

- [1] 董友才，双交叉口交通流实时优化控制方案的研究[D]，上海交通大学，2007。
- [2] 徐勋倩，黄卫，单路口交通信号多相位实时控制模型及其算法，控制理论与应用，22(3)：413-416，2005。
- [3] 陈琳，刘翔，孙优贤，单交叉路口交通流的通用多相位智能控制策略，浙江大学学报(工学版)，40(11)：1947-1950，2006。
- [4] 李建斌，高成修，城市道路网络多交叉路口交通信号实时优化控制模型与算

- 法, 系统工程, 22(10): 70-74, 2004。
- [5] 刘瑛, 李跃武, 规划法优化单个交叉口配时, 湖南交通科技, 28(1): 78-79, 2002。
- [6] 杨锦冬, 杨东援, 城市信号控制交叉口信号周期时长优化模型, 同济大学学报, 29(7): 789-794, 2001。
- [7] 冯兴乐, 丁岳伟, 多交叉路口车流模拟软件的设计, 上海理工大学学报, 22(4): 339-342, 2000。
- [8] 汤志浩, 郭洪林, 交通信号实时控制优化模型与算法, 宁波职业技术学院学报, 11(5): 12-17, 2001。
- [9] 贺国光, 崔岩, 王桂珠, 单个交叉路口到车服从泊松分布条件下控制动态响应的仿真研究, 系统工程, 20(5): 65-70, 2002
- [10] 勾丽杰 郑玉兴, 遗传算法在城市单交叉路口信号动态控制中的研究及应用, 辽宁省交通高等专科学校, 8(3): 29-32, 2006
- [11] 谷远利, 于雷, 邵春福, 相邻交叉口相位差优化模型及仿真, 吉林大学学报(工学版), 38(增刊): 53-58, 2008
- [12] 李灵犀, 高海军, 王飞跃, 两相邻路口交通信号的协调控制, 自动化学报, 29(6): 948-952, 2003。
- [13] 朱胜华, 胡福乔, 施鹏飞, 平面交叉路口交通信号控制策略研究, 计算机工程与应用, 26: 211-214, 2003。
- [14] 谭惠丽, 张超英, 刘慕仁, 孔令江, 主干道十字交叉路口交通流研究, 广西师范大学学报, 21(4): , 2003
- [15] 金春霞, 王慧, 基于路网的城域多路口交通模糊控制, 公路交通科技, 19(3): 106-109, 2002
- [16] 伍建国, 平面交叉口控制策略及仿真系统研究[D], 西安公路交通大学, 2000
- [17] 王晓薇, 基于GA的交通信号自适应模糊控制研究及仿真软件开发[D], 浙江大学, 2004
- [18] 吴明晖, 黄辉先, 付寿昌, 吴翼, 平面交叉路口信号优化控制模型, 测控技术, 24(4): 74-75, 2005
- [19] 王春侠, 平面交叉路口多相位交通信号控制系统设计, 陕西工学院学报, 20(4): 4-5, 2004
- [20] 朱胜华, 胡福乔, 施鹏飞, 平面交叉路口信号灯自动配时方案的优化算法, 交通于计算机, 20(4): 3-7, 2002
- [21] 邹倩颖, 王绪本, 城市交通信号灯网络化控制及优化配时问题, 计算机工程与应用, 19: 222-225, 2004
- [22] 薛珊荣, 徐吉谦, 陈敏尧. 城市交通工程与街道规划设计, 中国建筑工业出版社, 1988: 293
- [23] 韩中庚, 数学建模竞赛——获奖论文精选与点评, 北京: 科学出版社, 2007.