

城市区域交通信号迭代学习控制策略

闫飞, 田福礼, 史忠科

(西北工业大学 自动化学院, 西安 710129)

摘要: 城市交通流具有复杂的非线性动态特性, 在交通控制中难以对其进行精确的数学建模; 同时, 以天为周期, 宏观交通流又呈现出明显的周期性特征. 鉴于此, 提出一种基于迭代学习的城市区域交通信号控制策略, 通过对交通信号的迭代控制, 使路段的平均占有率收敛于期望占有率, 从而使绿灯时间得到充分利用并防止交通拥堵的发生, 保证了交通流在路网中的高效平稳运行. 严格的理论推导证明了该方法的收敛性, 仿真结果验证了该方法的有效性.

关键词: 交通控制; 占有率; 迭代学习控制; 收敛性分析

中图分类号: U491

文献标志码: A

Iterative learning control strategy for traffic signal of urban area

YAN Fei, TIAN Fu-li, SHI Zhong-ke

(School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China. Correspondent: SHI Zhong-ke, E-mail: shizknwpu@126.com)

Abstract: The urban traffic flow has complex nonlinear dynamic behavior. It is very difficult to precisely model it in urban traffic control. Meanwhile, the macroscopic traffic flow appears apparent cyclical characteristics in one day cycle. Therefore, an iterative learning control strategy for signal timing of urban regional traffic is proposed. Through iterative control of the traffic signals, the average road occupancy rates in the regional traffic network achieve the desired ones. Thus, the green time is fully utilized and the traffic congestion is effectively prevented, which makes the traffic flow run more efficiently and smoothly in the network. With rigorous analysis, the proposed control scheme guarantees the asymptotic convergence along the iteration axis. The simulation results show the effectiveness of the proposed method.

Keywords: traffic control; occupancy rate; iterative learning control; convergence analysis

0 引言

交通信号控制是城市交通管理的重要手段, 合理的信号配时对交通流在路网中的高效平稳运行至关重要. 现有的区域交通信号控制策略大多依赖交通流模型进行信号配时^[1], 但随着控制路网规模的增大, 系统的在线计算量呈指数级增长, 因此对系统的实时性提出了严峻挑战. 为此, 学者们从多方面进行了研究, 如离线设计反馈调节器^[2-4]、简化交通流模型^[5-6]、采用快速优化算法^[7]等. 由于现实的交通流具有复杂的非线性动态特性, 很难对其建立精确的数学模型. 过分简化模型难以准确描述交通流的实际动态特性, 因此无法达到预期的控制效果; 而采用离线优化方法则无法实时响应随机变化的交通流状况. 同时, 宏观交通流又具有很强的重复运动特性, 如每天的交通流运行都可以认为是从凌晨很小的交通量开始, 在早上的7点至9点达到早高峰, 然后趋于平缓;

在中午12点至下午2点出现午高峰, 再趋于平缓; 直至下午5点到6点的晚高峰, 而交通拥堵通常也发生在相同的时间和相同的地点^[8]. 因此, 应该充分利用交通流本质上具有的这种重复性特点对交通信号实施控制, 使控制器在重复中不断“学习”进而提高其控制性能.

迭代学习控制(ILC)是一种新的控制算法^[9], 其专门针对具有重复运动性质的被控对象, 可在有限时间内完全跟踪任务. 它通过对被控系统控制尝试, 以系统的实际输出与期望输出轨迹的偏差信号修正不理想的控制信号, 从而产生一个新的控制信号, 使得系统跟踪性能得以提高^[10]. 迭代学习控制能够以较简单的方式处理有重复运动性质的非线性动态、时变和未知系统的控制问题, 且仅需要较少的先验知识和较少的计算量, 已广泛应用于坐标测量、数控加工、化工间歇过程等各种工程领域.

收稿日期: 2014-05-08; 修回日期: 2014-08-06.

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(61134004).

作者简介: 闫飞(1983-), 男, 博士生, 从事城市区域交通信号协调控制方法的研究; 田福礼(1962-), 男, 研究员, 博士生导师, 从事飞行力学与飞行控制、智能交通控制理论等研究.

在交通控制领域, 迭代学习控制已在快速路匝道控制和速度控制中得到应用^[11-12], 但在城市区域交通信号控制方面的应用却较少见诸文献. 为此, 本文利用宏观交通流的周期性特征, 提出了基于迭代学习的城市区域交通信号控制策略, 并对其收敛性进行了严格的数学证明, 最后的仿真结果验证了所提出方法的有效性.

1 交通流模型及问题描述

1.1 交通流模型

本文采用的交通流模型是由 Gazis 和 Potts 最早提出的存储转发模型^[13], 该模型将一个周期内驶离路段的车流量用平均车流量计算, 从而有效避免了因红绿灯转换引入二进制数带来的复杂度增长问题, 在城市交通信号控制中得到了广泛应用^[14-16]. 具体建模过程如下.

假设两个相邻交叉口的路段为 z , 如图 1 所示.

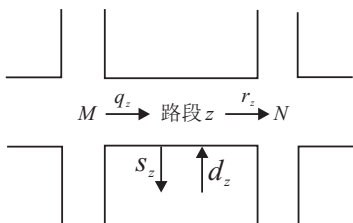


图 1 路段交通流运行示意图

图 1 中, M 和 N 是两个相邻的交叉口, q_z 是驶离交叉口 M 并进入路段 z 的输入流量, r_z 是驶离路段 z 进入交叉口 N 的输出流量, s_z 和 d_z 分别是驶出或驶入路段 z 的车流量. 根据守恒原则, 路段 z 的车辆数 x_z 满足方程

$$x_z(k+1) = x_z(k) + \Delta T [q_z(k) - s_z(k) + d_z(k) - r_z(k)]. \quad (1)$$

其中: ΔT 为控制周期, $k(k = 0, 1, \dots, K)$ 为采样间隔.

假设 $G_z(k)$ 为路段 z 的有效绿灯时间, 则 k 时刻路段 z 的输出流量为

$$r_z(k) = (G_z(k)/T)S_z. \quad (2)$$

其中: $G_z(k) = \sum_{i \in V_z} g_{j,i}(k)$, $g_{j,i}(k)$ 为交叉口 j 第 i 个相位的绿灯时长, V_z 为路段 z 具有通行权的相位集合; S_z 为路段 z 的饱和流量; T 为信号周期.

根据交通信号周期的定义, 每个交叉口各相位的绿灯时间 $g_{j,i}$ 、损失时间 L_j 和信号周期 T 应满足

$$\sum_{i \in F_j} g_{j,i} + L_j = T, \quad (3)$$

其中 F_j 为交叉口 j 的相位集合. 同时, 各相位的绿灯时间还应满足如下约束:

$$g_{j,i,\min} \leq g_{j,i} \leq g_{j,i,\max}, \quad i \in F_j, \quad (4)$$

$g_{j,i,\min}$ 和 $g_{j,i,\max}$ 分别为绿灯时间 $g_{j,i}$ 的最小值和最大值.

输入流量 $q_z(k)$ 为上游路段进入交叉口 M 并驶入路段 z 的车流量的总和, 即

$$q_z(k) = \sum_{w \in I_M} \tau_{w,z} r_w(k). \quad (5)$$

其中: I_M 为交通流驶入交叉口 M 的路段集合, $\tau_{w,z}$ 为交通流由路段 w 进入路段 z 的转向率. 假定驶出路段 z 的车流量 $s_z(k)$ 为定值, 且 $s_z(k) = t_{z,0} q_z(k)$, 车辆驶出率 $t_{z,0}$ 为已知常数.

整理式 (1) 中的各项可得到如下路段状态方程:

$$x_z(k+1) = x_z(k) + \Delta T \left[(1 - t_{z,0}) \sum_{w \in I_M} \frac{\tau_{w,z} S_w \left(\sum_{i \in V_w} g_{M,i}(k) \right)}{T} - \frac{S_z \left(\sum_{i \in V_z} g_{N,i}(k) \right)}{T} + d_z(k) \right]. \quad (6)$$

1.2 控制目标

控制目标是寻找合适的控制输入, 即各交叉口相位的绿灯时长, 使得整个区域交通网络内各条路段的实际占有率收敛于合理的期望占有率, 使绿灯时间得到充分利用并防止交通拥堵的发生, 从而保证整个网络的交通流处于高效平稳的运行状态.

1.3 模型的状态空间表达及条件假设

对一个任意拓扑结构和规模大小的路网的全部路段列写路段状态方程 (6), 同时令系统的输出为各条路段的平均占有率, 则可得到路网的状态空间方程

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) + \mathbf{E}\mathbf{d}(k), \\ \mathbf{y}(k+1) = \mathbf{C}\mathbf{x}(k+1). \end{cases} \quad (7)$$

其中: $\mathbf{x}(k) = [x_1(k), x_2(k), \dots, x_N(k)]^T$ 为状态向量 (所有路段的车辆数); $\mathbf{u}(k) = [u_1(k), u_2(k), \dots, u_N(k)]^T$ 为控制向量 (所有相位的绿灯时长); $\mathbf{d}(k) = [d_1(k), d_2(k), \dots, d_N(k)]^T$ 为状态扰动向量, N 为路网内的路段总数; 状态矩阵 \mathbf{A} 为单位矩阵, 输入矩阵 \mathbf{B} 的元素反映了路网的拓扑结构、相位、周期、饱和流量及转向率等特征; 输出矩阵 \mathbf{C} 为对角矩阵, 且其对角线元素 $c_{i,i} = 1/x_{i,\max}$, $i = 1, 2, \dots, N$, $x_{i,\max}$ 为路段 i 能容纳的最大车辆数.

假设 1 在迭代过程中满足重复的初始重置条件, 即

$$\mathbf{x}_n(0) = \mathbf{x}_d(0), \quad \mathbf{y}_n(0) = \mathbf{y}_d(0), \quad \forall n. \quad (8)$$

其中: $\mathbf{x}_d(0)$ 为期望状态的初值, $\mathbf{y}_d(0)$ 为期望输出的初值, n 为迭代次数.

假设 2 存在唯一的控制输入 $\mathbf{u}_d(k)$ 使得系统 (7) 在有限的时间区间 $[0, K]$ 内完全跟踪上期望输出 $\mathbf{y}_d(k)$, 即

$$\begin{cases} \boldsymbol{x}_d(k+1) = \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_d(k) + \boldsymbol{B}\boldsymbol{u}_d(k) + \boldsymbol{E}\boldsymbol{d}_d(k), \\ \boldsymbol{y}_d(k+1) = \boldsymbol{C}\boldsymbol{x}_d(k+1), \end{cases} \quad (9)$$

其中 $u_d(k) \in [u_{\min}(k), u_{\max}(k)]$.

假设 3 对于系统 (7), 矩阵 CB 为满秩矩阵.

注 1 假设 1 要求在迭代过程中满足相同的初始条件, 实际中该假设不一定能严格满足, 但可以通过调整期望轨迹的初始值使其与实际值相一致^[17]; 假设 2 为系统的控制任务可以解决的合理假设.

2 基于迭代学习的城市区域交通信号控制及收敛性分析

为便于分析, 定义如下 λ -范数:

$$\|h(k)\|_\lambda = \sup_{k \in [0, K]} a^{-\lambda k} \|h(k)\|,$$

其中 $\lambda > 0$ 且 $a > 1$.

基于迭代学习的城市区域交通信号控制律如下:

$$u_{n+1}(k) = u_n(k) + \beta e_n(k+1). \quad (10)$$

其中: β 为迭代学习增益矩阵, $e_n(k+1) = y_d(k+1) - y_n(k+1)$ 为第 n 次迭代的跟踪误差.

交通信号各个相位的绿灯时长受行人过街时间、信号周期等因素的影响, 因此必须在一定的合理范围内取值, 即需要满足约束 (4) 使控制输入 $u(k) \in [u_{\min}(k), u_{\max}(k)]$, 这需要考虑系统 (7) 在输入受限时的收敛性问题.

在考虑输入受限情况下的收敛性问题之前, 先介绍一个重要的引理.

引理 1

$$\|u_d(k) - \text{sat}[u_n(k)]\| \leq \|u_d(k) - u_n(k)\|. \quad (11)$$

其中: $u_d(k) \in [u_{\min}(k), u_{\max}(k)]$; $\text{sat}[u_n(k)]$ 为控制输入 $u_n(k)$ 的饱和函数, 即

$$\text{sat}[u_n(k)] = \begin{cases} u_n(k), & u_{\min}(k) < u_n(k) < u_{\max}(k); \\ u_{\max}(k), & u_n(k) \geq u_{\max}(k); \\ u_{\min}(k), & u_n(k) \leq u_{\min}(k). \end{cases}$$

证明过程参见文献 [8].

迭代控制学习律 (10) 在考虑输入受限时应为

$$u_{n+1}(k) = \text{sat}[u_n(k)] + \beta e_n(k+1). \quad (12)$$

注 2 本文中 $\|\cdot\|$ 表示 1-范数, 即对于 $s \times t$ 的矩阵 M , 其元素记为 $m_{i,j}$, 则有 $\|M\| = \max_{1 \leq j \leq t} \sum_{i=1}^s |m_{i,j}|$.

定理 1 由式 (7) 描述的交通系统满足假设 1 ~ 假设 3, 在迭代学习律 (12) 作用下, 若有 $\|I - CB\beta\| < 1$, 则系统 (7) 的输出沿迭代轴收敛于期望输出, 即

$$y_n(k) \rightarrow y_d(k), \quad n \rightarrow \infty, \quad k = 1, 2, \dots, K.$$

证明 对于任意给定的控制输入

$$u(k) \in [u_{\min}(k), u_{\max}(k)], \quad k \in \{1, 2, \dots, K\},$$

系统 (7) 中状态方程的解可表示为

$$x(k) = A^k x(0) + \sum_{j=0}^{k-1} A^{k-j-1} B \text{sat}[u(j)] + \sum_{j=0}^{k-1} A^{k-j-1} E d(j). \quad (13)$$

在任意时刻 $k \in \{1, 2, \dots, K\}$, 第 n 次和第 $n+1$ 次迭代时系统的状态分别为

$$x_n(k) = A^k x_n(0) + \sum_{j=0}^{k-1} A^{k-j-1} B \text{sat}[u_n(j)] + \sum_{j=0}^{k-1} A^{k-j-1} E d_n(j), \quad (14)$$

$$x_{n+1}(k) = A^k x_{n+1}(0) + \sum_{j=0}^{k-1} A^{k-j-1} B \text{sat}[u_{n+1}(j)] + \sum_{j=0}^{k-1} A^{k-j-1} E d_{n+1}(j). \quad (15)$$

由式 (12)、(14) 和 (15) 及假设 1, 有

$$\begin{aligned} x_{n+1}(k) - x_n(k) = & \sum_{j=0}^{k-1} A^{k-j-1} B \{\text{sat}[u_{n+1}(j)] - u_{n+1}(j)\} + \\ & \beta e_n(j+1) + \sum_{j=0}^{k-1} A^{k-j-1} E [d_{n+1}(j) - d_n(j)], \end{aligned} \quad (16)$$

即

$$\begin{aligned} x_{n+1}(k) - x_n(k) = & \sum_{j=0}^{k-1} A^{k-j-1} B \{\text{sat}[u_{n+1}(j)] - u_{n+1}(j)\} + \\ & \sum_{j=0}^{k-1} A^{k-j-1} B \beta e_n(j+1) + \\ & \sum_{j=0}^{k-1} A^{k-j-1} E [d_{n+1}(j) - d_n(j)], \end{aligned} \quad (17)$$

其中

$$\begin{aligned} \sum_{j=0}^{k-1} A^{k-j-1} B \beta e_n(j+1) = & \sum_{t=1}^k A^{k-t} B \beta e_n(t) = \\ & \sum_{t=0}^{k-1} A^{k-t} B \beta e_n(t) + A^{k-k} B \beta e_n(k) - A^k B \beta e_n(0) = \\ & B \beta e_n(k) + \sum_{j=0}^{k-1} A^{k-j} B \beta e_n(j). \end{aligned} \quad (18)$$

由式 (17) 和 (18) 及系统跟踪误差的定义, 有

$$\begin{aligned} e_{n+1}(k) = & y_d(k) - y_{n+1}(k) = \\ & (I - CB\beta)e_n(k) - C \sum_{j=0}^{k-1} A^{k-j} B \beta e_n(j) - \\ & C \sum_{j=0}^{k-1} A^{k-j-1} B \{\text{sat}[u_{n+1}(j)] - u_{n+1}(j)\} - \\ & C \sum_{j=0}^{k-1} A^{k-j-1} E [d_{n+1}(j) - d_n(j)] = \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & (I - CB\beta)e_n(k) - C \sum_{j=0}^{k-1} A^{k-j} B\beta e_n(j) - \\
 & C \sum_{j=0}^{k-1} A^{k-j-1} B \{ \text{sat}[u_{n+1}(j)] - u_d(j) \} - \\
 & C \sum_{j=0}^{k-1} A^{k-j-1} B \{ u_d(j) - u_{n+1}(j) \} - \\
 & C \sum_{j=0}^{k-1} A^{k-j-1} E [d_{n+1}(j) - d_n(j)]. \quad (19)
 \end{aligned}$$

在式(19)两边取范数,有

$$\begin{aligned}
 & \|e_{n+1}(k)\| \leq \\
 & \|(I - CB\beta)\| \|e_n(k)\| + \|C\| \|B\beta\| \sum_{j=0}^{k-1} \|A^{k-j}\| \|e_n(j)\| + \\
 & \|C\| \|B\| \sum_{j=0}^{k-1} \|A^{k-j-1}\| \| \text{sat}[u_{n+1}(j)] - u_d(j) \| + \\
 & \|C\| \|B\| \sum_{j=0}^{k-1} \|A^{k-j-1}\| \|u_d(j) - u_{n+1}(j)\| + \\
 & \|C\| \|E\| \sum_{j=0}^{k-1} \|A^{k-j-1}\| \|d_{n+1}(j) - d_n(j)\|. \quad (20)
 \end{aligned}$$

记

$$\begin{aligned}
 \kappa := \max \{ \|A^{k-j}\|, k \in [0, K], j \in [0, K] \} = \\
 \max \{ \|A^{k-j-1}\|, k \in [0, K], j \in [0, K] \}, \quad (21)
 \end{aligned}$$

由式(20)和引理1可得

$$\begin{aligned}
 & \|e_{n+1}(k)\| \leq \\
 & \|(I - CB\beta)\| \|e_n(k)\| + \kappa \|C\| \|B\beta\| \sum_{j=0}^{k-1} \|e_n(j)\| + \\
 & 2\kappa \|C\| \|B\| \sum_{j=0}^{k-1} \|u_d(j) - u_{n+1}(j)\| + \\
 & \kappa \|C\| \|E\| \sum_{j=0}^{k-1} \|d_{n+1}(j) - d_n(j)\|. \quad (22)
 \end{aligned}$$

在式(21)两边同乘 $a^{-\lambda k}$, $\lambda > 1$, 并取上确界,有

$$\begin{aligned}
 & \sup_{k \in [0, K]} a^{-\lambda k} \|e_{n+1}(k)\| \leq \\
 & \|(I - CB\beta)\| \sup_{k \in [0, K]} a^{-\lambda k} \|e_n(k)\| + \\
 & \kappa \|C\| \|B\beta\| \sup_{k \in [0, K]} a^{-\lambda k} \sum_{j=0}^{k-1} \|e_n(j)\| + \\
 & 2\kappa \|C\| \|B\| \sup_{k \in [0, K]} a^{-\lambda k} \sum_{j=0}^{k-1} \|u_d(j) - u_{n+1}(j)\| + \\
 & \kappa \|C\| \|E\| \sup_{k \in [0, K]} a^{-\lambda k} \sum_{j=0}^{k-1} \|d_{n+1}(j) - d_n(j)\|, \quad (23)
 \end{aligned}$$

即

$$\begin{aligned}
 & \|e_{n+1}(k)\|_\lambda \leq \\
 & \|(I - CB\beta)\| \|e_n(k)\|_\lambda + \\
 & \kappa \|C\| \|B\beta\| \|e_n(j)\|_\lambda \sum_{j=0}^{k-1} a^{-\lambda(k-j)} +
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 & 2\kappa \|C\| \|B\| \|u_d(j) - u_{n+1}(j)\|_\lambda \sum_{j=0}^{k-1} a^{-\lambda(k-j)} + \\
 & \kappa \|C\| \|E\| \|d_{n+1}(j) - d_n(j)\|_\lambda \sum_{j=0}^{k-1} a^{-\lambda(k-j)} \leq \\
 & \|(I - CB\beta)\| \|e_n(k)\|_\lambda + \\
 & \kappa \|C\| \|B\beta\| \|e_n(j)\|_\lambda \frac{a^{-\lambda}(1 - a^{-\lambda k})}{1 - a^{-\lambda}} + \\
 & 2\kappa \|C\| \|B\| \|u_d(j) - u_{n+1}(j)\|_\lambda \frac{a^{-\lambda}(1 - a^{-\lambda k})}{1 - a^{-\lambda}} + \\
 & \kappa \|C\| \|E\| \|d_{n+1}(j) - d_n(j)\|_\lambda \frac{a^{-\lambda}(1 - a^{-\lambda k})}{1 - a^{-\lambda}}. \quad (24)
 \end{aligned}$$

由式(23)可知,当 $\lambda \rightarrow \infty$ 时,有

$$\|e_{n+1}(k)\|_\lambda \leq \|(I - CB\beta)\| \|e_n(k)\|_\lambda, \quad (25)$$

因此,当 $\|(I - CB\beta)\| < 1$ 时,有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \|e_n(k)\|_\lambda = 0. \quad (26)$$

进一步,由 $\sup_{k \in [0, K]} \|e_n(k)\| \leq a^{\lambda K} \|e_n(k)\|_\lambda$ 证得

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \sup_{k \in [0, K]} \|e_n(k)\| = 0. \quad (27)$$

定理得证. \square

通过迭代学习律(12)计算得到的各交叉口相位的绿灯时间没有考虑信号的周期约束,即式(3).为了使迭代学习后同一交叉口各相位的绿灯时间能够满足信号的周期约束,在迭代学习的基础上对每个交叉口求解如下优化问题:

$$\begin{aligned}
 & \min \sum_{U_{j,i}} \sum_{i \in F_j} (u_{j,i} - U_{j,i})^2; \\
 & \text{s.t.} \sum_{i \in F_j} U_{j,i} + L_j = T, \\
 & U_{j,i} \in [u_{j,i,\min}, u_{j,i,\max}], \forall i \in F_j. \quad (28)
 \end{aligned}$$

其中: $u_{j,i}$ 为迭代学习控制器计算得到的绿灯时间, $U_{j,i}$ 为满足周期约束的绿灯时间.

3 仿真研究

为验证基于迭代学习的城市区域交通信号控制策略的有效性,本文通过 VISSIM 软件使用文献[18]中的测试路网进行仿真研究.该路网模型由6个交叉口、13条路段构成,每条路段均为单向双车道,如图2

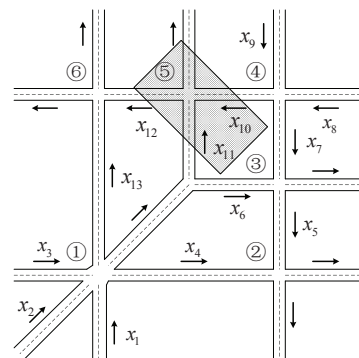


图2 测试路网

所示. 不同路段间的转向率见文献 [18]. 路段长度 x_2 为 650 m、 x_4 和 x_{13} 为 1000 m, 其余路段均为 500 m.

其他仿真参数设置如下:

1) 交通构成、车速分布、驾驶员驾驶特性等参数均为缺省值; 由 VISSIM 软件中路段饱和流量的设置方法可知, 在上述参数取缺省值时单车道的饱和流量值为 2000 veh/h.

2) 各交叉口信号周期 $T = 120$ s; 交叉口 1 的损失时间 $L_1 = 12$ s, 交叉口 2~交叉口 6 的损失时间 $L_i = 8$ s, $i = 2, 3, \dots, 6$. 车辆的平均长度为 6.7 m, 控制周期 $\Delta T = 120$ s, 仿真时间 $T_s = 1200$ s.

由图 2 可以确定输入矩阵 B 的构成. 以交叉口 5 为例, 车辆驶入交叉口 5 的路段有 10 和 11, 因此定义状态向量 $\mathbf{x}_5 = [x_{10}, x_{11}]^T$, 控制向量 $\mathbf{u}_5 = [u_{10}, u_{11}]^T$, 则与交叉口 5 相关的矩阵 B 中的元素为

$$B_{55} = \Delta T \begin{bmatrix} -S_{10}/T & 0 \\ 0 & -S_{11}/T \end{bmatrix},$$

$$B_{54} = \Delta T \begin{bmatrix} \tau_{8,10}(S_8/T) & \tau_{9,10}(S_9/T) \\ 0 & 0 \end{bmatrix},$$

$$B_{51} = \Delta T \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ \tau_{1,11}(S_1/T) & \tau_{2,11}(S_2/T) & \tau_{3,11}(S_3/T) \end{bmatrix}.$$

其中: B_{55} 决定驶离路段 \mathbf{x}_5 的车辆数, $B_{51}(B_{54})$ 决定驶入路段 \mathbf{x}_5 的车辆数.

按照上述方法可以依次写出其余交叉口对应的输入矩阵 B 中的元素, 将上述已知参数代入即可得到输入矩阵 B . 输出矩阵 C 的对角元素 $c_{i,i}$ 分别为

$$c_{2,2} = 1/194, c_{4,4} = c_{13,13} = 1/298, c_{i,i} = 1/149,$$

$$i = 1, 3, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12.$$

根据定理 1 的收敛条件 $\|I - CB\| < 1$ 和假设 3, 迭代学习增益矩阵 β 可由下式计算得到 $\beta = (CB)^{-1}$.

模拟如下 3 种不同的交通情形: 1) 情形 1, 正常状态; 2) 情形 2, 过饱和状态; 3) 情形 3, 交通流量随时间动态变化. 路网各起始路段的输入流量取值见表 1.

	时段/s	x_1	x_2	x_3	x_8	x_9
情形 1	0~1200	1100	1800	1200	1600	1000
情形 2	0~1200	2200	3000	2400	2800	2000
	0~400	1100	1800	1200	1600	1000
情形 3	400~800	2200	3000	2400	2800	2000
	800~1200	700	1200	800	1000	600

分如下两种情况进行仿真: 1) 固定配时方案, 其中各交叉口相位的绿灯时间根据 Webster 优化程序计算得到^[19]; 2) 基于迭代学习的控制方案. 为了减小初始迭代误差, 仿真中以固定配时方案为迭代学习控制的初始输入. 为了研究在不同期望占有率下交通流在路网中的运行效率, 分别取各路段的期望占有率 $O_{cs} = 0.2, O_{cs} = 0.28, O_{cs} = 0.3$ 进行仿真. 不同控制策

略下交通流的运行效率可通过车辆的平均延误时间 (s)、平均停车次数、平均速度 (km/h) 和驶离路网的车辆数 (veh) 等指标进行评价. 表 2~表 4 给出了第 15 次迭代时 3 种情形的仿真结果.

表 2 正常状态下路网的运行效率比较

评价指标	固定配时	迭代学习控制		
		$O_{cs} = 0.2$	$O_{cs} = 0.28$	$O_{cs} = 0.3$
延误时间	85.29	81.44	67.88	68.80
停车次数	7.53	4.04	2.84	3.03
平均速度	31.64	32.30	34.82	34.64
驶离车辆数	1753	1756	1826	1824

表 3 过饱和状态下路网的运行效率比较

评价指标	固定配时	迭代学习控制		
		$O_{cs} = 0.2$	$O_{cs} = 0.28$	$O_{cs} = 0.3$
延误时间	166.84	165.54	161.76	163.68
停车次数	23.59	22.62	22.18	22.76
平均速度	20.97	21.74	22.24	22.01
驶离车辆数	2176	2188	2201	2195

表 4 输入流量动态变化时路网的运行效率比较

评价指标	固定配时	迭代学习控制		
		$O_{cs} = 0.2$	$O_{cs} = 0.28$	$O_{cs} = 0.3$
延误时间	126.55	122.28	119.95	121.21
停车次数	14.17	12.62	12.58	12.91
平均速度	26.76	27.24	27.52	27.37
驶离车辆数	1933	1955	1997	1981

由表 2~表 4 的仿真结果可看出: 在迭代学习 15 次后, 期望占有率 $O_{cs} = 0.28$ 时路网的运行效率最高; 当期望占有率 $O_{cs} < 0.28$ 或 $O_{cs} > 0.28$ 时, 路网的运行效率开始降低. 如当 $O_{cs} = 0.2$ 或 $O_{cs} = 0.3$ 时, 路网运行的各项指标均变差但仍优于固定配时方案; 同时, 当路网交通流量增大时, 迭代学习控制的效果在减弱. 交通流量为正常状态和动态变化时迭代学习控制的效果优于过饱和状态, 因此, 可以通过给定合理的期望占有率来改善迭代学习控制策略的控制效果. 给定的期望占有率过低会使绿灯时间得不到充分利用, 从而降低路网的使用效率; 反之, 当交通流量较大时过高的期望占有率会使等待车辆不能在有效绿灯时间内完全放行, 进而造成交通拥堵和延误增加.

图 3 给出了当 $O_{cs} = 0.28$, 迭代 15 次, 起始路段输入流量动态变化时路段 10 和 12 的实际占有率变化曲线. 交叉口 4 与起始路段 8 和 9 相连, 且路段 8 的输入流量较大, 因此交叉口 4 和 5 的绿灯配时不合理易造成路段 10 和 12 产生拥堵.

由图 3 可以看出, 当 $t > 400$ s 时, 由于路段 8 的输入流量的增大导致路段 10 和 12 的交通流量相应增大, 在固定配时方案下, 路段 10 和 12 的最大占有率分别增至 0.35 和 0.39, 而经过 15 次迭代学习后迭代学习控制策略下两条路段的实际占有率基本维持在 0.28 左右或以下. 因此, 在交通流量较大时, 迭代学习控制器可通过多次迭代学习控制使路段的实际占有率逼近期望占有率, 从而避免产生拥堵.

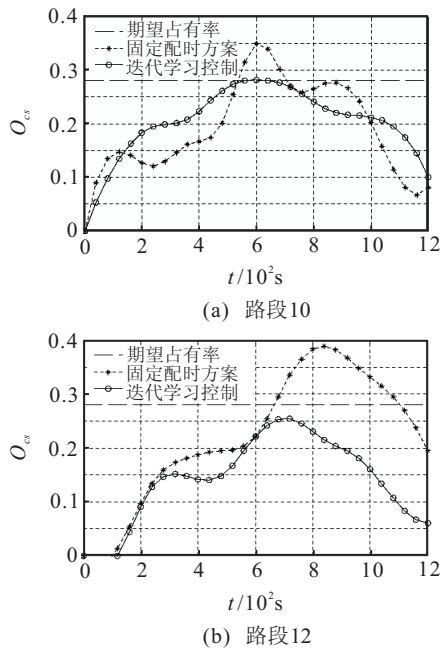


图3 输入流量动态变化时路段10和12的实际占有率

4 结论

本文利用宏观交通流的重复性特点,提出了一种基于迭代学习的城市区域交通信号控制策略.该方法不需要建立系统精确的数学模型,仅依靠系统的输入输出参数设计控制器,从而避开对复杂交通流进行建模的问题.根据给定路网的期望占有率,通过对交通信号的迭代控制,使路网的实际占有率逐步逼近期望占有率,从而确保绿灯时间得到充分利用并防止交通拥堵的发生.仿真结果验证了该方法的有效性.

参考文献(References)

- [1] Qi C, Hou Z S, Jia Y. Optimal signal timing strategy based on the equilibrium of queue length[J]. Control and Decision, 2012, 27(8): 1191-1194.
- [2] Diakaki C. Integrated control of traffic flow in corridor road networks[D]. Chania: Technical University of Crete, 1999.
- [3] Diakaki C, Papageorgiou M, Aboudolas K. A multivariable regulator approach to traffic responsive network-wide signal control[J]. Control Engineering Practice, 2002, 10(1): 183-195.
- [4] Diakaki C, Dinopoulou V, Aboudolas K, et al. Extensions and new applications of the traffic-responsive urban control strategy: Coordinated signal control for urban networks[J]. Transportation Research Record, 2003, 1856: 202-211.
- [5] Lin S, De Schutter B, Xi Y, et al. An efficient model-based method for coordinated control of urban traffic networks[C]. Proc of the 2010 IEEE Int Conf on Networking, Sensing and Control. Chicago: IEEE Press, 2010: 8-13.
- [6] Lin S, De Schutter B, Xi Y, et al. Efficient network-wide model-based predictive control for urban traffic networks[J]. Transportation Research Part C, 2012, 24(9): 122-140.
- [7] Lin S, De Schutter B, Xi Y, et al. Fast model predictive control for urban road networks via MILP[J]. IEEE Trans on Intelligent Transportation System, 2011, 12(3): 846-856.
- [8] Zhongsheng Hou, Jianxin Xu, Jinwen Yan. An iterative learning approach for density control of freeway traffic flow via ramp metering[J]. Transportation Research Part C, 2008, 16(1): 71-97.
- [9] Arimoto S, Kawamura S, Miyazaki F. Better operation of robots by learning[J]. J of Robotic Systems, 1984, 1(2): 123-140.
- [10] 孙明轩, 黄宝健. 迭代学习控制[M]. 北京: 国防工业出版社, 1999: 1-6.
(Sun M X, Huang B J. Iterative learning control[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 1999: 1-6.)
- [11] Zhongsheng Hou, Jianxin Xu. Freeway traffic density control using iterative learning control approach[C]. The 6th IEEE Int Conf on Intelligent Transportation Systems. Shanghai: IEEE Press, 2003: 2-15.
- [12] Hou Z S, Xu J X, Zhong H W. Freeway traffic control using iterative learning control-based ramp metering and speed signaling[J]. IEEE Trans on Vehicular Technology, 2007, 56(2): 466-477.
- [13] Gazis D C, Potts R B. The oversaturated intersection[C]. Proc of the 2nd Int Symposium on Traffic Theory. London, 1963: 221-237.
- [14] Kosmatopoulos E, Papageorgiou M, Bielefeldt C, et al. International comparative field evaluation of a traffic-responsive signal control strategy in three cities[J]. Transportation Research Part A, 2006, 40(5): 399-413.
- [15] Aboudolas K, Papageorgiou M, Kosmatopoulos E. Store-and-forward based methods for the signal control problem in large-scale congested urban road networks[J]. Transportation Research Part C, 2009, 17(2): 163-174.
- [16] Aboudolas K, Papageorgiou M, Kouvelas A, et al. A rolling-horizon quadratic-programming approach to the signal control problem in large-scale congested urban road networks[J]. Transportation Research Part C, 2010, 18(5): 680-694.
- [17] Sun M X, Wang D W. Initial shift issues on discretetime iterative learning control with system relative degree[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2003, 48(1): 144-148.
- [18] Oliveira L B d, Camponogara E. Multi-agent model predictive control of signaling split in urban traffic networks[J]. Transportation Research Part C, 2010, 18(1): 120-139.
- [19] Webster F V. Traffic signal settings[Z]. London: Road Research Laboratory, 1958.

(责任编辑: 孙艺红)