

含扰动迭代学习补偿的城市交通信号预测控制方法

褚跃跃, 闫 飞, 李 浦

(太原理工大学 电气与动力工程学院, 太原 030024)

摘 要: 城市交通流具有随机性, 导致存在诸多未知干扰, 在一定程度上影响了交通流模型的质量, 使得基于交通流模型的城市交通信号预测控制效果受到限制。已有城市交通信号预测控制方法大多是对控制目标和控制方法进行改进, 忽略了模型建立过程中由于城市交通流随机性而带来的扰动。针对该问题, 在宏观交通流模型的基础上建立路网路段模型, 通过模型预测控制对交叉口的排队长度进行控制, 同时利用城市路网交通流的周期性特征, 通过迭代学习对交通流预测模型中的未知重复扰动进行补偿, 以减少扰动对所建立路网路段模型的影响。在此基础上, 提出一种含扰动迭代学习补偿的城市交通信号预测控制方法, 有效结合迭代学习和模型预测控制的优势, 通过改变路口信号时长使路网内的车辆分布更加均匀, 提高路网最大通行能力。数学分析结果验证了该方法的收敛性。仿真结果表明, 相比固定配时和不含迭代补偿的模型预测控制2种方案, 在该方法下路网中车辆的平均停车次数分别减少23%和10%, 车辆平均延误时间分别缩短16%和8%, 车辆平均速度分别提高14%和5%。

关键词: 交通流模型; 模型预测控制; 迭代学习; 扰动补偿; 交通信号控制

开放科学(资源服务)标志码(OSID):



中文引用格式: 褚跃跃, 闫飞, 李浦. 含扰动迭代学习补偿的城市交通信号预测控制方法[J]. 计算机工程, 2023, 49(7): 305-312.

英文引用格式: CHU Y Y, YAN F, LI P. Urban traffic signal predictive control method with iterative learning compensation for disturbances[J]. Computer Engineering, 2023, 49(7): 305-312.

Urban Traffic Signal Predictive Control Method with Iterative Learning Compensation for Disturbances

CHU Yueyue, YAN Fei, LI Pu

(College of Electrical and Power Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China)

【Abstract】 The randomness of urban traffic flow leads to many unknown disturbances which affect the quality of traffic flow models to some extent and limit their effectiveness in urban traffic signal prediction and control. Most existing urban traffic prediction and control methods improve the control objectives during the model establishment process, ignoring the disturbances caused by the randomness of urban traffic flow. To address this issue, a road network segment model is established based on a macro traffic flow model, and the queue length at intersections is controlled through model predictive control. Concurrently, the periodic characteristics of urban road network traffic flow are utilized to compensate for unknown repetitive disturbances in the traffic flow prediction model through iterative learning, thereby reducing the impact of disturbances on the established road network segment model. On this basis, a predictive control method for urban traffic signals is proposed with iterative learning compensation for disturbances, by effectively combining the advantages of iterative learning and model predictive control. Changing the signal duration at the intersection enables a more uniform distribution of vehicles in the road network, whereby the maximum traffic capacity of the road network is improved. Mathematical analysis results verify the convergence of the method. The simulation results show that compared to the two schemes of fixed timing and model predictive control without iterative compensation, this method reduces the average number of stops of vehicles in the road network by 23% and 10% and average delay time of vehicles by 16% and 8%, respectively, while increasing the average speed of vehicles by 14% and 5%, respectively.

【Key words】 traffic flow model; model predictive control; iterative learning; disturbances compensation; traffic signal control
DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0065007

基金项目: 国家自然科学基金(61703300); 中国博士后科学基金(2019M651082); 山西省应用基础研究计划(201801D221191)。

作者简介: 褚跃跃(1998—), 男, 硕士研究生, 主研方向为迭代学习、城市交通信号控制; 闫 飞(通信作者), 副教授、博士; 李 浦, 硕士研究生。

收稿日期: 2022-06-16 **修回日期:** 2022-08-29 **E-mail:** 1321728542@qq.com

0 概述

日益严重的城市交通拥堵已经成为大中型城市的发展阻碍,而城市道路基础设施改建需要多方面协调。针对城市交通拥堵问题,有效的交通信号控制策略能够缓解交通压力,特别是在交通饱和的情况下,可以提高城市路网的通行效率。研究结果表明,在车流量较大的情况下,固定配时交通信号容易导致道路发生溢流现象,而根据当前道路通行状况实时改变的城市交通信号控制策略能够解决这一问题。

模型预测控制是20世纪70年代为解决工业实际控制问题而产生的,其主要通过预测模型、反馈校正和滚动优化3个步骤对传统工业问题进行控制,随后在其他领域也得到广泛应用。自文献[1]将模型预测控制用于交通信号控制以来,其已经在城市交通控制中取得了良好的效果,但是模型预测控制仍有很多不足之处,因此,诸多学者对其进行了优化和研究。当预测控制中控制时间步长变化时,模型预测控制的计算复杂度会提升很多,文献[2]通过将模型预测参数化的方式,在模型预测控制的性能只减少不到3%的同时使得计算复杂度降低很多。在大范围城市路网中,模型预测控制的计算量会成倍增加,不利于实际应用,因此,文献[3]提出一种动态的多智能体控制框架,其将集中式模型预测控制问题转变为易于解决的子问题,并且在理论上证明了该框架可以分布式迭代收敛,具有良好的拓展性,更加适用于城市复杂的交通环境。针对城市中的宏观交通流模型问题,文献[4]考虑了快速车辆和慢速车辆,对异质交通流模型的车流速度和密度进行细化,最后通过模型预测控制对可变限速和匝道流入流出量进行控制,大幅提高了城市路网的性能。城市路网规模庞大,针对模型计算量高这一问题,文献[5]提出了一个简化的宏观交通流模型,并且增加采样周期,在保证精度的前提下降低了计算复杂度,使得模型预测控制在大型城市路网中更加适用。

模型预测控制在城市交通中的控制效果与所建立的模型密切相关,随着5G的发展,更多的信息可以被实时传输与运用,为了使得交通信号能够更好地适应日益复杂的交通情况,文献[6]提出一种基于机器学习的预测模型,该模型不仅可以从历史数据中学习多种模型模式,还可以基于动态外部控制信号进行最优预测,最后用强化学习算法对交通信号进行控制。然而,城市交通流具有复杂性和随机性,存在诸多的未知干扰,在一定程度上影响了交通流模型的性能,最后影响控制效果,因此,对交通流中的未知扰动进行有效处理,能进一步提高模型预测控制在城市交通中的控制效率。

迭代学习控制(Iterative Learning Control, ILC)

是对同一参考轨迹进行重复跟踪,根据前一批次控制输入和跟踪误差来改变当前批次的控制输入,通过对重复性系统不断的学习调整,最终在有限时间内完全跟踪期望轨迹。文献[7]较早提出迭代学习控制的想法,随后文献[8]在1984年正式提出迭代学习控制算法并将其应用于机器人运动中,迭代学习控制对于重复任务的执行有着优异的控制效果。文献[9]将基于模型的Q-ILC应用于工业快速热处理中,解决了多变量非线性跟踪问题。文献[10]提出了边界迭代学习控制,解决了时变扰动的柔性系统中输入约束和外部干扰的问题。迭代学习已被成功应用到各种重复性控制系统中,而城市交通若以一天为周期则同样具有很强的重复性。城市快速路对缓解拥堵起着重要作用,文献[11-13]运用迭代学习控制的方法,考虑到快速路中的流量是由车辆密度和车辆运行速度来决定,通过控制入口路段的车辆密度,使得快速路的流量达到最大。文献[14]对快速路入口匝道进行无模型自适应预测控制,并针对快速路中的重复性扰动利用迭代学习前馈补偿器进行补偿,提高了快速路的通行效率。文献[15-17]利用城市工作日的早晚高峰有很强重复性这一特点,通过迭代学习控制路网交通信号与交通流重复性相适配,从而使车辆占有率达到均衡,降低了早晚高峰大面积拥堵的风险,有效提高了信号控制的效率。文献[18]为了更好地描述路段中车辆的排队情况而引入非线性交通流模型,对路网中的交通信号进行迭代学习控制,使得路网内的车辆分布更加均匀。迭代学习控制对于控制过程中的扰动不能及时处理,文献[19]根据模型预测可以对随机扰动进行处理,文献[19]根据模型预测可以对随机扰动进行处理,结合两者的优势,在城市交通中引入一种混合算法,仿真结果验证了该算法的有效性。虽然交通流具有复杂性,但是上述交通控制方法均能在一定程度上对路网宏观交通流中存在的未知扰动进行有效处理,从而获得了较好的交通控制效果。

本文在模型预测控制的基础上,鉴于城市交通流具有重复性的特点,对宏观交通流模型中的扰动进行迭代学习,提出一种含扰动迭代学习补偿的预测控制方法。该方法通过迭代学习对交通流预测模型中的未知干扰进行补偿,以克服交通流模型扰动对交通信号控制效果的影响。

1 交通流模型及问题描述

1.1 交通流模型

为提高预测控制效率,本文采用存储转发模型^[20],该模型避免了由于信号灯变换带来的离散问题,很多城市交通信号^[21-23]都是基于该模型进行优化控制的。路段交通流模型示意图如图1所示。

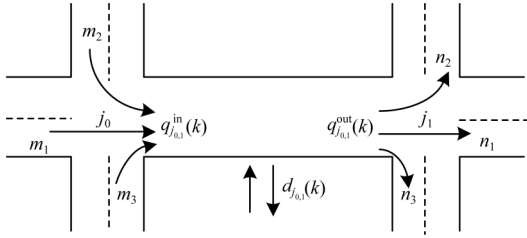


图1 路段交通流模型示意图

Fig.1 Schematic diagram of road traffic flow model

在图1中,结合路网内的车流量守恒原则,可得路段的车辆数满足式(1):

$$n_{j_{0,1}}(k+1) = n_{j_{0,1}}(k) + \Delta T [q_{j_{0,1}}^{\text{in}}(k) + d_{j_{0,1}}(k) - q_{j_{0,1}}^{\text{out}}(k)] \quad (1)$$

其中: ΔT 为控制周期; $n_{j_{0,1}}(k)$ 是第 k 个采样周期路段 $j_{0,1}$ 内的车辆数; $q_{j_{0,1}}^{\text{in}}(k)$ 为第 k 个采样周期路段 $j_{0,1}$ 的上游路段通过交叉口 j_0 流入路段 $j_{0,1}$ 的车流量; $q_{j_{0,1}}^{\text{out}}(k)$ 为第 k 个采样周期通过交叉口 j_1 流出路段 $j_{0,1}$ 的车流量; $d_{j_{0,1}}(k)$ 为第 k 个采样周期流入和流出路段 $j_{0,1}$ 的扰动车流量。输入流量可表示为:

$$q_{j_{0,1}}^{\text{in}}(k) = \sum_{m \in I_{j_0}} \tau_{m,j_0} q_m^{\text{out}}(k) \quad (2)$$

其中: I_{j_0} 为可以有车辆进入交叉口 j_0 的所有路段; τ_{m,j_0} 为路段 m 的车辆在交叉口 j_0 进入路段 $j_{0,1}$ 的转向率; $q_m^{\text{out}}(k)$ 为驶出路段 m 的车流量。输出流量可表示为:

$$q_{j_{0,1}}^{\text{out}}(k) = \frac{S_{j_{0,1}}}{T} \sum_{i \in V_{j_{0,1}}} u_{j_{0,1},i}(k) \quad (3)$$

其中: $u_{j_{0,1},i}(k)$ 为路网交叉口 j_1 第 i 个相位的绿灯时长; $V_{j_{0,1}}$ 为路段 $j_{0,1}$ 的具有通行权的相位集合; $S_{j_{0,1}}$ 为路段 $j_{0,1}$ 的饱和流量; T 为信号周期。

在城市路网中,交叉口的相位的绿灯时间 $u_{j,i}$ 、损失时间 L_j 和信号周期 T 应满足:

$$\sum_{i \in F_j} u_{j,i}(k) + L_j = T \quad (4)$$

其中: F_j 为交叉口 j 的相位集合。对于各个交叉口的绿灯时间 $u_{j,i}$,应满足如下约束条件:

$$u_{j,i}^{\min} \leq u_{j,i}(k) \leq u_{j,i}^{\max} \quad (5)$$

其中: $u_{j,i}^{\min}$ 和 $u_{j,i}^{\max}$ 分别为绿灯时间 $u_{j,i}(k)$ 的最小值和最大值。

令路网交叉口 j 的第 i 个进口路段的车辆排队数为 $x_{j,i}$,则交叉口的排队车辆数满足式(6):

$$x_{j,i}(k+1) = x_{j,i}(k) + \Delta T (q_{j,i}^{\text{arr}} - v_{j,i}) \quad (6)$$

其中: $q_{j,i}^{\text{arr}}$ 为车辆的到达率; $v_{j,i}$ 为车辆的消散率。 $v_{j,i}$ 的计算公式为:

$$v_{j,i}(k) = \frac{u_{j,i}(k)}{T} S_{j,i} \quad (7)$$

在本文中,为了便于后续的研究,假设路网中控制周期与信号周期相等,即 $T = \Delta T$,整理可得:

$$x_{j,i}(k+1) = x_{j,i}(k) + \Delta T q_{j,i}^{\text{arr}} - S_{j,i} u_{j,i}(k) \quad (8)$$

此处假设车辆的到达率近似等于路段的输入流量,可得:

$$q_{j,i}^{\text{arr}} = q_i^{\text{in}}(k) \quad (9)$$

因为路网内所有路段的车辆数可以写为式(1),所以整个路网的车辆数满足式(10):

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) + \mathbf{E}\mathbf{w}(k) \quad (10)$$

其中: $\mathbf{x}(k)$ 为状态向量,为路网交叉口路段内的车辆数; $\mathbf{u}(k)$ 为控制向量,为路段交叉口处的相位时长; $\mathbf{w}(k)$ 为路段中的扰动车流量,一般由路段周边的小区、停车场等场所进出的车流量产生; \mathbf{A} 为状态矩阵; \mathbf{B} 为输入矩阵,其由道路的信号周期、车流量转向比、饱和流量等因素决定; \mathbf{E} 为状态扰动系数矩阵。

1.2 控制目标

研究路网宏观基本图(Macroscopic Fundamental Diagram, MFD)理论可知,城市路网通行能力与路网内的密度密切相关^[24]。为了使路网在车辆数相同的情况下获得更好的通行能力,必须保证路网内的车辆具有匀质性。通过控制交叉口交通信号来改变道路车辆数,可以使得同一交叉口各个道路车辆数趋于平衡。路网内的车辆分布均匀可以避免大范围的交通拥堵,车辆的运行效率也会提高。以具有4个进口道的交叉口 j 为例,选择相邻进口中其中一个的车辆排队数为参考,逐一将相邻进口的车辆排队数之差作为系统的输出 $y(t)$,则可得:

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{y}}_j(k) &= [y_{2,1}(k), y_{3,2}(k), y_{4,3}(k), y_{1,4}(k)]^T = \\ &= \begin{bmatrix} x_2(k) - x_1(k) \\ x_3(k) - x_2(k) \\ x_4(k) - x_3(k) \\ x_1(k) - x_4(k) \end{bmatrix} = \\ &= \begin{bmatrix} -1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ x_3(k) \\ x_4(k) \end{bmatrix} = \mathbf{D}\tilde{\mathbf{x}}_j(k) \quad (11) \end{aligned}$$

其中: $\tilde{\mathbf{x}}_j(k) = [x_1(k), x_2(k), x_3(k), x_4(k)]^T$; $\mathbf{y}_{n,1}(k)$ 表示进口 n 对应的输出。

根据式(11)可得整个路网的输出方程为:

$$\mathbf{y}(k) = \mathbf{C}\mathbf{x}(k) \quad (12)$$

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} \mathbf{D}_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \mathbf{D}_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \mathbf{D}_N \end{bmatrix}$$

其中: $\mathbf{x}(k) = [\tilde{\mathbf{x}}_1(k), \tilde{\mathbf{x}}_2(k), \cdots, \tilde{\mathbf{x}}_N(k)]^T$; N 为交叉口个数; $\mathbf{y}(k) = [\tilde{\mathbf{y}}_1(k), \tilde{\mathbf{y}}_2(k), \cdots, \tilde{\mathbf{y}}_N(k)]^T$; \mathbf{C} 为输出矩阵。

结合式(10)与式(12)可以得到路网路段的状态空间方程组:

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) + \mathbf{E}\mathbf{w}(k) \\ \mathbf{y}(k) = \mathbf{C}\mathbf{x}(k) \end{cases} \quad (13)$$

2 含扰动迭代学习补偿的预测控制算法

2.1 预测控制器设计

根据式(13)中描述的路网道路排队车辆数差值

的状态空间方程组可知,道路排队车辆数差值的预测表达式为:

$$\hat{y}_i(k+1/k) = \mathbf{C}\mathbf{A}\mathbf{x}_i(k) + \mathbf{C}\mathbf{B}\mathbf{u}_i(k) + \mathbf{C}\mathbf{E}\mathbf{w}(k) \quad (14)$$

其中: i 表示迭代次数;符号 \wedge 表示预测值。

根据式(14)可进一步推断出输出向量的预测表达式为:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{G}\mathbf{x}_i(k) + \mathbf{H}\mathbf{U} + \mathbf{S}\mathbf{W}(k) \quad (15)$$

其中:

$$\mathbf{Y} = [\hat{y}_i(k+1/k), \hat{y}_i(k+2/k), \dots, \hat{y}_i(k+P/k)]$$

$$\mathbf{U} = [\mathbf{u}_i(k), \mathbf{u}_i(k+1/k), \dots, \mathbf{u}_i(k+M/k)]^T$$

$$\mathbf{W}(k) = [\mathbf{w}(k), \mathbf{w}(k+1/k), \dots, \mathbf{w}(k+M/k)]^T$$

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{CB} & 0 & \dots & 0 \\ \mathbf{CAB} & \mathbf{CB} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{CA}^{P-1}\mathbf{B} & \mathbf{CA}^{P-2}\mathbf{B} & \dots & \mathbf{CB} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{G} = [\mathbf{CA}, \mathbf{CA}^2, \dots, \mathbf{CA}^P]^T$$

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} \mathbf{CE} & 0 & \dots & 0 \\ \mathbf{CAE} & \mathbf{CE} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{CA}^{P-1}\mathbf{E} & \mathbf{CA}^{P-2}\mathbf{E} & \dots & \mathbf{CE} \end{bmatrix}$$

因为控制目标是道路上车辆数均衡同时降低过饱和和溢出的风险,所以取二次性能指标,如下:

$$J = \frac{1}{2}(\mathbf{Y}_d - \mathbf{Y})^T \mathbf{Q}(\mathbf{Y}_d - \mathbf{Y}) + \frac{1}{2} \mathbf{U}^T \mathbf{R} \mathbf{U} \quad (16)$$

其中: $\mathbf{Y}_d = [\mathbf{y}_d(k+1), \mathbf{y}_d(k+2), \dots, \mathbf{y}_d(k+P)]^T$ 为期望的同一交叉口各道路排队车辆数差值向量; \mathbf{Q} 为输出误差权重矩阵; \mathbf{R} 为控制权重矩阵。

将式(15)代入式(16)并对其求偏导 $\frac{\partial J}{\partial \mathbf{U}} = 0$,可进一步得到:

$$\mathbf{U} = (\mathbf{H}^T \mathbf{Q} \mathbf{H} + \mathbf{R})^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{Q} [\mathbf{Y}_d - \mathbf{G}\mathbf{x}_i(k) - \mathbf{S}\mathbf{W}(k)] \quad (17)$$

为了保证控制效果,只有第1个序列值会用于实际的控制中,滚动优化控制量,因此,定义如下:

$$\boldsymbol{\omega} = [1, 0, \dots, 0](\mathbf{H}^T \mathbf{Q} \mathbf{H} + \mathbf{R})^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{Q}$$

最终可推导出控制律为:

$$\mathbf{u}_i(k) = \boldsymbol{\omega} \cdot [\mathbf{Y}_d - \mathbf{G}\mathbf{x}_i(k) - \mathbf{S}\mathbf{W}(k)] \quad (18)$$

对于交通流模型中存在的扰动 $\mathbf{W}(k)$,其事先未知,为了便于分析,可先引入扰动的估计值 $\hat{\mathbf{W}}(k)$,则控制律可重新写为:

$$\mathbf{u}_i(k) = \boldsymbol{\omega} \cdot [\mathbf{Y}_d - \mathbf{G}\mathbf{x}_i(k) - \mathbf{S}\hat{\mathbf{W}}(k)] \quad (19)$$

最终控制律[式(19)]可简写为:

$$\mathbf{u}_i(k) = \mathbf{K}_w \hat{\mathbf{W}}_i(k) + \mathbf{K}_x \mathbf{x}_i(k) + \mathbf{K}_d \mathbf{Y}_d \quad (20)$$

其中: $\mathbf{K}_w = -\boldsymbol{\omega} \cdot \mathbf{S}$; $\mathbf{K}_x = -\boldsymbol{\omega} \cdot \mathbf{G}$; $\mathbf{K}_d = \boldsymbol{\omega}$ 。

此时可将预测控制系统写为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_i(k+1) = (\mathbf{A} + \mathbf{B}\mathbf{K}_x) \mathbf{x}_i(k) + \mathbf{B}\mathbf{K}_w \hat{\mathbf{W}}_i(k) + \mathbf{E}\mathbf{w}(k) + \mathbf{B}\mathbf{K}_d \mathbf{Y}_d \\ \mathbf{y}_i(k) = \mathbf{C}\mathbf{x}_i(k) \end{cases} \quad (21)$$

令 $\mathbf{A}_0 = \mathbf{A} + \mathbf{B}\mathbf{K}_x$, $\mathbf{B}_1 = \mathbf{B}\mathbf{K}_w$, $\mathbf{B}_2 = \mathbf{B}\mathbf{K}_d$, 则式(21)可进一步简化为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_i(k+1) = \mathbf{A}_0 \mathbf{x}_i(k) + \mathbf{B}_1 \hat{\mathbf{W}}_i(k) + \mathbf{E}\mathbf{w}(k) + \mathbf{B}_2 \mathbf{Y}_d \\ \mathbf{y}_i(k) = \mathbf{C}\mathbf{x}_i(k) \end{cases} \quad (22)$$

2.2 迭代学习补偿算法引入

为了便于后续分析,定义误差为期望的车辆排队数量误差值与实际车辆排队数量误差值的差,即:

$$\mathbf{e}_i(k) = \mathbf{y}_d(k) - \mathbf{y}_i(k)$$

根据路网交通流的重复性特征,可对式(19)中引入的扰动估计值 $\hat{\mathbf{W}}(k)$ 进行对未知扰动 $\mathbf{W}(k)$ 的迭代学习补偿,迭代学习算法具体如下:

$$\hat{\mathbf{W}}_{i+1}(k) = \hat{\mathbf{W}}_i(k) + \mathbf{L}[\mathbf{e}_i(k+1) - \mathbf{e}_i(k)] \quad (23)$$

其中: \mathbf{L} 为学习增益。

2.3 收敛性分析

引理1 对于线性时变的动态系统 $\mathbf{z}(k+1) = \boldsymbol{\Phi} \cdot \mathbf{z}(k)$, 渐进稳定的充分条件为矩阵 $\boldsymbol{\Phi}$ 是稳定矩阵, 即 $|\lambda_i(\boldsymbol{\Phi})| < 1$ 。

引理1的证明过程详见文献[25]。本文同时做出以下假设:

假设1 重复的迭代学习过程满足初始化条件, 即: $\mathbf{x}_i(0) = \mathbf{x}_{i+1}(0)$ (24)

对式(23)和式(24)进行整理可得:

定理1 对于交通流模型[式(13)], 在满足假设1时, 模型预测控制输入[式(20)]采用迭代学习律[式(23)]。当 $i \rightarrow \infty$ 时, 对于所有 $k \in [0, N]$, 满足 $|\lambda_i[\mathbf{I} - \mathbf{C}\mathbf{B}_1 \mathbf{L}(k)]| < 1$ 时 $\mathbf{e}_i(k)$ 收敛于0。

证明 由误差 $\mathbf{e}_i(k)$ 的定义可知:

$$\begin{aligned} \mathbf{e}_{i+1}(k+1) &= \mathbf{y}_d(k) - \mathbf{y}_{i+1}(k+1) = \mathbf{y}_d(k) - \mathbf{y}_i(k+1) + \\ &\quad \mathbf{y}_i(k+1) - \mathbf{y}_{i+1}(k+1) = \\ &\quad \mathbf{e}_i(k+1) - \mathbf{C}\Delta \mathbf{x}_i(k+1) \end{aligned} \quad (25)$$

其中: $\Delta \mathbf{x}_i(k) = \mathbf{x}_{i+1}(k) - \mathbf{x}_i(k)$ 。

根据式(22)可得:

$$\Delta \mathbf{x}_i(k+1) = \mathbf{A}_0 \Delta \mathbf{x}_i(k) + \mathbf{B}_1 \Delta \hat{\mathbf{W}}_i(k) \quad (26)$$

其中: $\Delta \hat{\mathbf{W}}_i(k) = \hat{\mathbf{W}}_{i+1}(k) - \hat{\mathbf{W}}_i(k)$ 。

将式(23)代入式(26)可得:

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{x}_i(k+1) &= \mathbf{A}_0 \Delta \mathbf{x}_i(k) + \mathbf{B}_1 \mathbf{L} \cdot \delta \mathbf{e}_i(k+1) = \\ &\quad \mathbf{A}_0^{k+1} \Delta \mathbf{x}_i(0) + \mathbf{A}_0^k \mathbf{B}_1 \mathbf{L} \cdot \delta \mathbf{e}_i(1) + \\ &\quad \mathbf{A}_0^{k-1} \mathbf{B}_1 \mathbf{L} \cdot \delta \mathbf{e}_i(2) + \dots + \mathbf{B}_1 \mathbf{L} \cdot \delta \mathbf{e}_i(k+1) \end{aligned} \quad (27)$$

其中: $\delta \mathbf{e}_i(k+1) = \mathbf{e}_i(k+1) - \mathbf{e}_i(k)$ 。

由假设1可知 $\Delta \mathbf{x}_i(0) = 0$, 因此, 式(27)可扩展为:

$$\begin{aligned} \mathbf{e}_{i+1}(0) &= \mathbf{e}_i(0) \\ \mathbf{e}_{i+1}(1) &= \mathbf{e}_i(1) - \mathbf{C}\mathbf{B}_1 \mathbf{L} \cdot \delta \mathbf{e}_i(1) \\ \mathbf{e}_{i+1}(2) &= [\mathbf{I} - \mathbf{C}\mathbf{B}_1 \mathbf{L}] \mathbf{e}_i(2) + \mathbf{C}\mathbf{B}_1 \mathbf{L} \mathbf{e}_i(1) - \\ &\quad \mathbf{C}\mathbf{A}_0 \mathbf{B}_1 \mathbf{L} \cdot \delta \mathbf{e}_i(1) \\ &\quad \vdots \\ \mathbf{e}_{i+1}(N) &= [\mathbf{I} - \mathbf{C}\mathbf{B}_1 \mathbf{L}] \mathbf{e}_i(N) + \\ &\quad \mathbf{C}\mathbf{B}_1 \mathbf{L} \mathbf{e}_i(N-1) - \\ &\quad \mathbf{C}[\mathbf{A}_0^{N-1} \mathbf{B}_1 \mathbf{L} \cdot \delta \mathbf{e}_i(1) + \\ &\quad \mathbf{A}_0^{N-2} \mathbf{B}_1 \mathbf{L} \cdot \delta \mathbf{e}_i(2) + \dots + \\ &\quad \mathbf{A}_0 \mathbf{B}_1 \mathbf{L} \cdot \delta \mathbf{e}_i(N-1)] \end{aligned} \quad (28)$$

式(28)可复合写为:

$$\mathbf{E}_{i+1} = \boldsymbol{\xi} \mathbf{E}_i \quad (29)$$

其中: $\mathbf{E}_i = [\mathbf{e}_i(0), \mathbf{e}_i(1), \mathbf{e}_i(2), \dots, \mathbf{e}_i(N)]^T$; $\boldsymbol{\xi}$ 为第 i 次迭代的 $N+1$ 维常数矩阵。 $\boldsymbol{\xi}$ 的计算公式如式(30)所示:

$$\boldsymbol{\xi} = \begin{bmatrix} \mathbf{I} & 0 & \dots & 0 \\ \mathbf{CB}_1 \mathbf{L}(0) & \mathbf{I} - \mathbf{CB}_1 \mathbf{L}(0) & \dots & 0 \\ \mathbf{CA}_0 \mathbf{B}_1 \mathbf{L}(0) & \mathbf{CB}_1 \mathbf{L}(1) - \mathbf{CA}_0 \mathbf{B}_1 \mathbf{L}(0) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{CA}_0^{N-1} \mathbf{B}_1 \mathbf{L}(0) & -\mathbf{CA}_0^{N-1} \mathbf{B}_1 \mathbf{L}(0) - \mathbf{CA}_0^{N-2} \mathbf{B}_1 \mathbf{L}(1) & \dots & \mathbf{I} - \mathbf{CB}_1 \mathbf{L}(N-1) \end{bmatrix} \quad (30)$$

根据引理1, 当 $|\lambda_i(\boldsymbol{\xi})| < 1$ 时, \mathbf{E}_i 收敛, 即 \mathbf{e}_i 收敛。

证毕。

由于城市中路口的交通信号周期是固定的, 且不同相位的绿灯时长需要考虑路人和驾驶员的等待情绪, 因此绿灯时长必须控制在一个合理的区间内。通过模型预测控制得到的绿灯时长应满足以下约束:

$$U_{j,i} \in [u_{j,i,\min}, u_{j,i,\max}], \forall i \in F_j \quad (31)$$

$$\text{s.t.} \sum_{i \in F_j} U_{j,i} + L_j = T \quad (32)$$

其中: $U_{j,i}$ 表示通过本文控制方法得到的绿灯时间; $U_{j,i}$ 和 L_j 分别为满足相位约束的绿灯时长和信号周

期内的损失时长。

3 仿真实验

本文选取太原市长风亲贤商圈区域路网进行仿真, 如图2所示, 所选区域路段结构简图如图3所示, 该区域共包含16个交叉口和38条道路, 道路车道数情况如表1所示。由于道路条件、驾驶员行为、文化等方面的差异, 因此采用由文献[26]针对我国信号交叉口而提出的车道饱和流量, 如表2所示, 然后根据HCM 2000手册估计道路饱和流量, 各路段具体的饱和车流量如表3所示, 最后搭建VISSIM和MATLAB仿真平台。



图2 太原市长风亲贤商圈路网

Fig.2 Taiyuan city Changfeng Qinxian business district road network

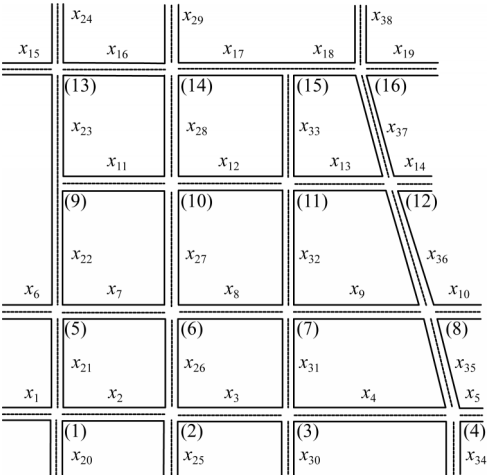


图3 太原市长风亲贤商圈路网结构简图

Fig.3 Diagram of road network structure of Taiyuan city Changfeng Qinxian business district

表1 各路段的车道数

Table 1 Number of lanes per section	
车道数	道路编号
双向5车道	$x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_{15}, x_{16}, x_{17}, x_{18}$
	$x_{19}, x_{30}, x_{31}, x_{34}, x_{35}, x_{36}, x_{37}, x_{38}$
双向4车道	$x_6, x_7, x_8, x_9, x_{10}, x_{20}, x_{21}, x_{22}, x_{23}$
	$x_{24}, x_{25}, x_{26}, x_{27}, x_{28}, x_{29}, x_{32}, x_{33}$
双向3车道	x_{12}, x_{13}
双向2车道	x_{11}, x_{14}

表2 不同车道的饱和车流量

Table 2 Saturated traffic flow in different lanes	
单位: (veh·h ⁻¹)	
车道类型	饱和车流量
直行车道	1 800
左转单车道	1 700
左转双车道	3 180
右转车道	1 800

表3 各路段的实际饱和车流量

Table 3 Actual saturated traffic flow of each section	
单位: (veh·h ⁻¹)	
路段	饱和车流量
$x_2, x_3, x_4, x_{16}, x_{17}, x_{18}, x_{31}, x_{35}, x_{36}, x_{37}$	3 210
$x_7, x_8, x_9, x_{21}, x_{22}, x_{23}, x_{26}, x_{27}, x_{28}, x_{32}, x_{33}$	2 676
x_{12}, x_{13}	2 134
x_{11}	1 406

本次仿真实验共采用以下3种交通信号控制方案作为对比:

1)固定配时方案。2个相位的绿灯时长之比约为1:1。

2)模型预测控制方案。根据交通流交叉口车辆排队模型[式(13)],取相同的控制目标,则预测模型同式(15),选取优化目标函数为:

$$\min J = \min \frac{1}{2} \left\{ \sum_{i=1}^N \|Y_d - Y\|_Q^2 + \sum_{i=1}^N \|U\|_R^2 \right\}$$

其中: $Y=[\hat{y}_i(k+1/k), \hat{y}_i(k+2/k), \dots, \hat{y}_i(k+P/k)]$; $U=[u_i(k), u_i(k+1/k), \dots, u_i(k+M/k)]^T$; $Y_d=[y_d(k+1), y_d(k+2), \dots, y_d(k+P)]^T$;符号^表示预测值。

3)本文所提含扰动迭代学习补偿的城市交通信号预测控制方案。

上述3种控制方案均采用如下仿真参数设置:不同路段车辆的转向率根据主干路和支路进行设置;信号交叉口有东西和南北2个相位;3种控制方案第1个信号周期均为固定配时,仿真时长均为3 600 s;为使路网尽快达到饱和状态,各路段输入流量如表4所示;在VISSIM参数设置不同的随机种子后,会改变不同时间段的输入车辆数,输入车辆数如图4所示。

表4 路网的输入流量

Table 4 Input traffic of road network	
单位: (veh·h ⁻¹)	
路口路段	输入流量
x_1, x_{15}	4 200
x_{30}	3 800
$x_5, x_{19}, x_{20}, x_{24}, x_{25}, x_{34}, x_{38}$	3 300
x_6, x_{10}, x_{29}	2 200
x_{14}	1 800

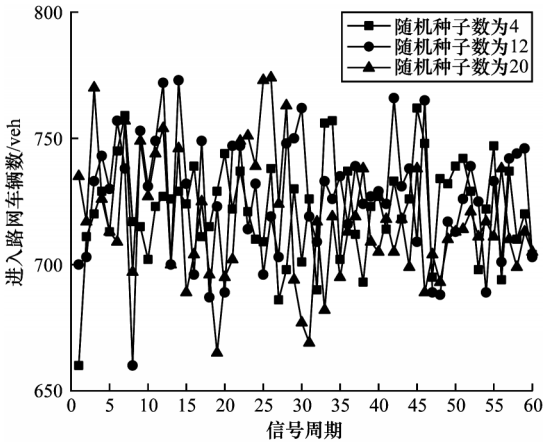


图4 不同时间段的输入车辆数

Fig.4 Number of input vehicles in different time periods

4 仿真结果分析

设置表5所示的不同状态随机扰动,迭代5次后得到的误差车辆数与随机误差车辆数如图5所示。从图5可以看出,通过对扰动进行迭代学习,迭代所得的补偿扰动与随机扰动相差不大。

表5 初始状态的随机扰动

Table 5 Random disturbances of initial state	
单位: veh	
描述	范围
低状态	[5,10]
中状态	[11,15]
高状态	[16,20]

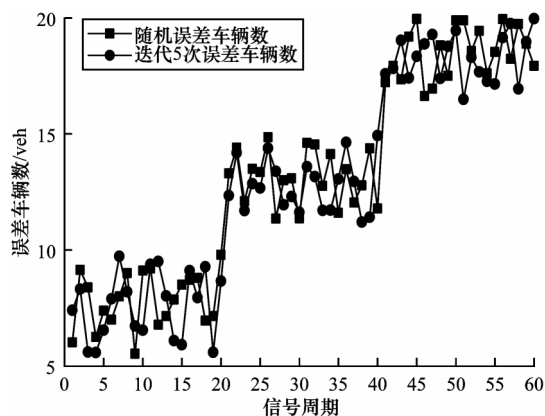


图5 随机扰动与迭代学习补偿扰动

Fig.5 Random disturbance and iterative learning compensation disturbance

图6所示为3种控制方案下路网中车辆的平均停车次数。从图6可以看出,在含迭代学习补偿的控制方案下,平均停车次数相比固定配时和模型预测控制2种方案分别减少23%和10%。

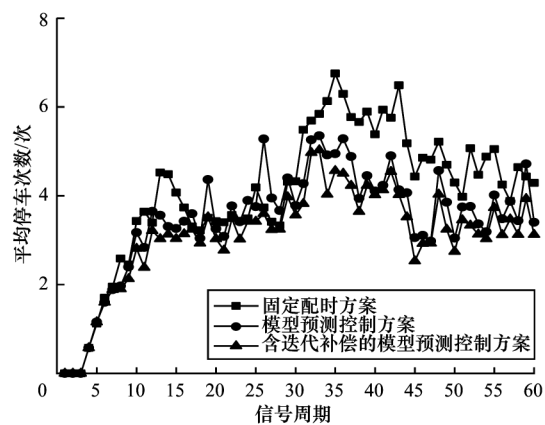


图6 3种控制方案下路网的平均停车次数

Fig.6 Average number of stops in the road network under three control schemes

图7所示为3种控制方案下路网车辆的平均延误时间。从图7可以看出,在含迭代学习补偿的控制方案下,路网车辆的平均延误时间相比固定配时和模型预测控制2种方案下的平均延误时间分别减少16%和8%。

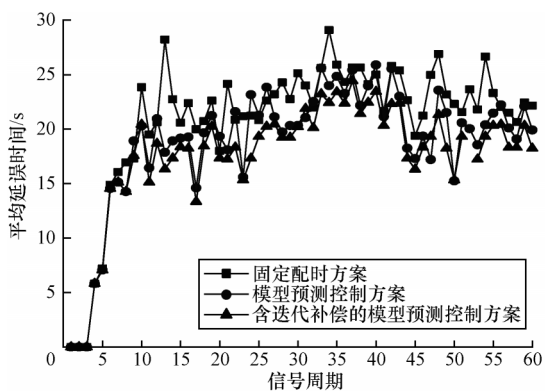


图7 3种控制方案下路网的平均延误时间

Fig.7 Average delay time in the road network under three control schemes

图8所示为3种控制方案下路网中的车辆平均速度。从图8可以看出,相比固定配时和模型预测控制2种方案,含扰动迭代学习补偿的预测控制方案下路网内车辆的平均速度分别提高了14%和5%。

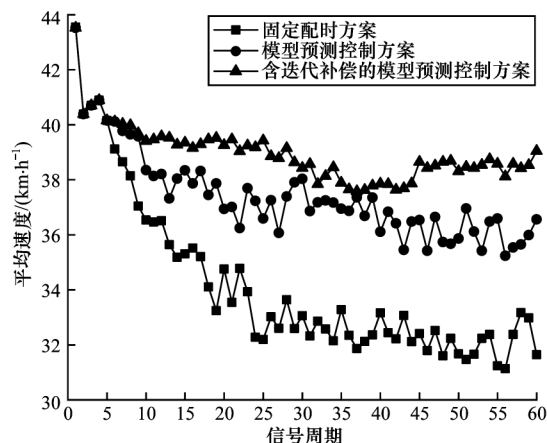


图8 3种控制方案下路网内的车辆平均速度

Fig.8 Average speed of vehicles in the road network under three control schemes

分析上述仿真结果可知,含扰动迭代学习补偿的城市交通信号预测控制方法通过对交通流模型中的重复扰动进行学习补偿,能有效提高交通信号的控制效率,使得路网的通行效率得到提升。

5 结束语

本文根据城市路网宏观交通流的周期性特征,通过迭代学习控制补偿交通流预测模型中的未知扰动,提出一种含扰动迭代学习补偿的城市交通信号预测控制方法。该方法能够有效减少交通流预测模型中重复扰动对预测控制的影响,提高预测的准确性,从而保证模型预测控制的有效性。仿真和数学分析结果验证了该方法的高效性与收敛性。本文中迭代补偿主要针对交通流中的重复扰动,下一步将对随机扰动进行处理,从而使预测结果更加准确。

参考文献

- [1] DE SCHUTTER B, DE MOOR B. Optimal traffic light control for a single intersection[J]. European Journal of Control, 1998, 4(3): 260-276.
- [2] JESCHKE J, DE SCHUTTER B. Parametrized model predictive control approaches for urban traffic networks[J]. IFAC-PapersOnLine, 2021, 54(2): 284-291.
- [3] DE OLIVEIRA L B, CAMPOGOGARA E. Multi-agent model predictive control of signaling split in urban traffic networks[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2010, 18(1): 120-139.
- [4] DEO P, DE SCHUTTER B, HEGYI A. Model predictive control for multi-class traffic flows[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2009, 42(15): 25-30.
- [5] LIN S, DE SCHUTTER B, XI Y, et al. A simplified

- macroscopic urban traffic network model for model-based predictive control[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2009, 42(15): 286-291.
- [6] LI S, LIU Y, QU X. Model controlled prediction: a reciprocal alternative of model predictive control[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2022, 9(6): 1107-1110.
- [7] UCHIYAMA M. Formation of high-speed motion pattern of a mechanical arm by trial[J]. Transactions of the Society of Instrument and Control Engineers, 1978, 14(6): 706-712.
- [8] ARIMOTO S, KAWAMURA S, MIYAZAKI F. Bettering operation of robots by learning[J]. Journal of Robotic Systems, 1984, 1(2): 123-140.
- [9] LEE J H, LEE K S. Iterative learning control applied to batch processes: an overview [J]. Control Engineering Practice, 2007, 15(10): 1306-1318.
- [10] HE W, MENG T T, HE X Y, et al. Iterative learning control for a flapping wing micro aerial vehicle under distributed disturbances[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2019, 49(4): 1524-1535.
- [11] HOU Z S, XU J X, YAN J. An iterative learning approach for density control of freeway traffic flow via ramp metering[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2008, 16(1): 71-97.
- [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 Transactions on Vehicular Technology, 2007, 56(2): 466-477.
- [13] 侯忠生, 晏静文. 带有迭代学习前馈的快速路无模型自适应入口匝道控制[J]. 自动化学报, 2009, 35(5): 588-595. HOU Z S, YAN J W. Model free adaptive control based freeway ramp metering with feedforward iterative learning controller[J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(5): 588-595. (in Chinese)
- [14] 张茂帅, 侯忠生. 带有迭代学习外环的快速路入口匝道无模型自适应预测控制[J/OL]. 控制理论与应用: 1-11 [2022-05-05]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1240.tp.20211231.1322.022.html>. ZHANG M S, HOU Z S. Model free adaptive predictive ramp control for freeway with iterative learning outer-loop [J/OL]. Control Theory & Applications: 1-11 [2022-05-05]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1240.tp.20211231.1322.022.html>. (in Chinese)
- [15] 闫飞, 田福礼, 史忠科. 城市区域交通信号迭代学习控制策略[J]. 控制与决策, 2015, 30(8): 1411-1416. YAN F, TIAN F L, SHI Z K. Iterative learning control strategy for traffic signal of urban area[J]. Control and Decision, 2015, 30(8): 1411-1416. (in Chinese)
- [16] YAN F, TIAN F, SHI Z. An extended signal control strategy for urban network traffic flow[J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2016, 445: 117-127.
- [17] YAN F, TIAN F L, SHI Z K. Iterative learning approach for traffic signal control of urban road networks [J]. IET Control Theory & Applications, 2017, 11(4): 466-475.
- [18] 闫飞, 李浦, 阎高伟, 等. 考虑交通流非线性特性的交通信号迭代学习控制策略[J]. 自动化学报, 2021, 47(9): 2238-2249. YAN F, LI P, YANG W, et al. An iterative learning control strategy for traffic signals considering nonlinear characteristics of traffic flow[J]. Acta Automatica Sinica, 2021, 47(9): 2238-2249. (in Chinese)
- [19] 闫飞, 李浦, 续欣莹. 基于迭代学习与模型预测控制的交通信号混合控制方法[J]. 控制理论与应用, 2021, 38(3): 339-348. YAN F, LI P, XU X Y. Hybrid traffic signal control method based on iterative learning and model predictive control[J]. Control Theory & Applications, 2021, 38(3): 339-348. (in Chinese)
- [20] GAZIS D C, POTTS R B. The oversaturated intersection [EB/OL]. [2022-05-05]. <https://trid.trb.org/view.aspx?id=115237>.
- [21] DIAKAKI C, PAPAGEORGIOU M, ABOUDOLAS K. A multivariable regulator approach to traffic-responsive network-wide signal control[J]. Control Engineering Practice, 2002, 10(2): 183-195.
- [22] 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: Emerging Technologies, 2010, 18(5): 680-694.
- [23] KOUVELAS A, ABOUDOLAS K, PAPAGEORGIOU M, et al. A hybrid strategy for real-time traffic signal control of urban road networks[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2011, 12(3): 884-894.
- [24] 闫帅明, 卜旭辉, 朱盼盼, 等. 一种数据丢包情况下的交叉口排队长度均衡控制方法[J]. 计算机工程, 2021, 47(1): 21-29. YAN S M, BU X H, ZHU P P, et al. A queue length balance control method for intersection in the case of data packet dropout[J]. Computer Engineering, 2021, 47(1): 21-29. (in Chinese)
- [25] 郑大钟. 线性系统理论[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002. ZHENG D Z. Linear system theory[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2002. (in Chinese)
- [26] SHAO C, RONG J, LIU X. Study on the saturation flow rate and its influence factors at signalized intersections in China[J]. Procedia-Social and Behavioral Sciences, 2011, 16: 504-514.

编辑 吴云芳