

基于卡尔曼滤波迭代学习的交通信号控制方法^{*}

贾光耀 闫飞

(太原理工大学电气与动力工程学院 太原 030024)

摘要: 由于城市交通流具有高度的复杂性,路网内存在的非重复性干扰会使迭代学习的交通控制系统动态性能变差。因此,提出了一种卡尔曼滤波器和迭代学习的交通信号复合控制方法,以进一步改善控制系统的鲁棒性和抗干扰能力。该控制方法首先利用卡尔曼滤波器对系统的状态进行观测,在含有随机噪声干扰的情况下,估计系统的最优状态;其次设计了带遗忘因子的迭代学习控制方法,遗忘因子可增强对大幅扰动的抗干扰能力,再通过迭代学习逐渐跟踪系统的参考轨迹;最后,对该算法的收敛性进行了数学证明,而仿真的实验结果也表明在扰动环境下利用提出的方法可以降低干扰对控制系统的影响,在一定程度上提高了道路通行能力、减少了交通拥堵。

关键词: 交通信号控制;迭代学习;遗忘因子;卡尔曼滤波器

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8010

Traffic signal control method based on iterative learning of Kalman filter

Jia Guangyao Yan Fei

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

Abstract: Because of the high complexity of urban traffic flow, the non-repetitive interference in the road network will degrade the dynamic performance of the iterative learning traffic control system. Therefore, a hybrid control method based on Kalman filter and iterative learning is proposed to further improve the robustness and anti-interference ability of the control system. Firstly, the Kalman filter is used to observe the state of the system, and the optimal state of the system is estimated under the condition of random noise. Secondly, an iterative learning control method with forgetting factor is designed, which can enhance the anti-interference ability of large disturbance, and then the reference trajectory of the system is gradually tracked by iterative learning. Finally, the convergence of the algorithm is proved mathematically, and the simulation results also show that the proposed method can reduce the influence of interference on the control system in the disturbance environment, and improve the road capacity and reduce traffic congestion to a certain extent.

Keywords: traffic signal control; iterative learning; Kalman filter; forgetting factor

0 引言

城市道路交叉口是城市路网交通流的集散地。车辆能否安全有序地通过交叉口,对路网的通畅性有重要影响。交叉口的信号控制确保了城市网络中交通流的有效运行,防止了交通拥堵。

目前,研究人员基于不同的理论,开发了许多城市道路交叉口信号控制方法。其中一类常用交通信号控制方法,是利用交通流模型以实现信号的配时。根据不同理论,李珊等^[1]提出一种DQN配时方法,用多层全连接神经网络实现最优信号配时,提高了控制效果。Safadi等^[2]将最优控制用所建立的模型中,提高了网络交通性能。牟海维

等^[3]把行人因素及车辆尾气排放因素加入Webster延误模型中,并通过改进粒子群算法求出最佳信号周期,提高了路网通行效率。而另外一类交通控制方法,则是降低了交通流模型的依赖程度。因为交通流存在着很明显的重复特性,所以交通拥堵也经常在同一时间和地点发生^[4]。如果能利用交通流的这种重复性对交叉口进行控制,则对于改善城市交通状况具有重要意义。对于系统存在的这种往复特性,Arimoto等^[5]提出的迭代学习控制能够以简单的方式处理复杂非线性、时变和未知系统的控制问题,并得到了广泛的应用。在交通控制领域中,侯忠生等^[6]首先在高速公路匝道中运用迭代学习控制方法,并给出了将迭代

收稿日期:2022-09-14

^{*} 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项目(201801D221191)资助

学习控制结合反馈控制策略的混合匝道控制策略,增强了系统的鲁棒性。Li等^[7]提出了无模型自适应迭代学习控制方案并用在高速公路和辅助道路控制中。而后Li等^[8]将无模型自适应迭代学习应用在城市交通流控制中。Huang等^[9]将交通分配与控制相结合,并采用迭代学习的方法来进行信号配时及控制。Yan等^[10-12]将迭代学习运用于具有多个交叉口的交通路网信号控制中,利用迭代学习对交叉口信号进行配时使路网各道路的车辆占有率可以跟踪上期望的车辆占有率,同时还将迭代学习信号应用于区域路网中,并分析了对宏观基本图的影响。而后闫飞等^[13]又对交通流模型进行了改进,提出一种非线性的交通流排队模型,并运用迭代学习对路网交叉口实现了较好的控制效果。上述采用迭代学习的信号配时方法中,主要是根据上一次的跟踪误差矩阵来调整下一次的控制输入矩阵,虽然使用该控制方案在迭代轴上对不同的批次控制效果显著,但是对实时的非重复性干扰问题,则无法进行有效处理。因此,如果能寻求一种方法降低或消除控制系统的噪声干扰影响,则具有十分重要的意义。

卡尔曼滤波常运用在线性系统中,通过综合考虑估计值和测量值,计算出系统状态的最优估计值,能有效地降低噪声干扰对系统的影响。Zenere等^[14]通过将卡尔曼滤波器和模型预测控制相结合,增强了该算法在预测阶段的鲁棒性。卢行远等^[15]提出了干扰抑制无模型自适应控制策略,并结合卡尔曼滤波原理,使该系统能有效地抑制测量扰动,获得更好的适应性。周文举等^[16]提出了迭代学习和卡尔曼滤波结合的相机控制方法,有效降低干扰影响。鉴于卡尔曼滤波器在不同控制方法中对噪声或干扰有着良好的抑制作用,本文研究了基于卡尔曼滤波迭代学习的交通信号控制方法。该方法主要针对路网内检测器自身存在的测量噪声及路网中其他因素造成的干扰问题,结合卡尔曼滤波和遗忘因子型迭代学习控制的优点,卡尔曼滤波器可以克服迭代学习无法有效处理非重复性干扰的缺点,对存在的非重复性噪声干扰进行抑制。而迭代学习控制则根据路网宏观交通流的重复特性进行学习,可以有效处理路网内存在的重复性干扰问题,较好地跟踪期望轨迹。最后仿真实验也表明该算法降低了噪声干扰对迭代学习系统的影响,同时也获得较好的控制效果。

1 交通流模型

本文使用的路网交通流模型是根据Gazis等^[17]提出的“存储转发”模型。假设相邻交叉口的车辆运行情况如图1所示,图中 o_1 和 o_2 代表两相邻交叉口; l 代表 o_1 和 $h_1 = Lb_1$ 间的路段; $b_1 = \|C\|$ 代表某一时刻驶入 $b_1 = Lb_1$ 的车辆数; t_l 代表某一时刻驶离 l 的车辆数; ξ_l 代表路段 l 上存在的扰动。

道路 l 上的车辆数 $x_l(k)$ 在第 k 个信号周期满足下式:

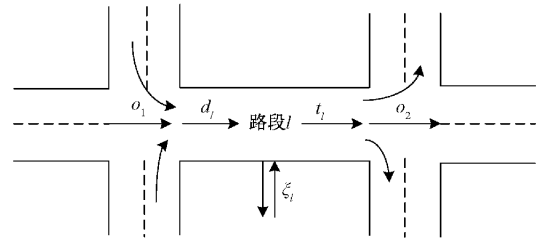


图1 路段交通流模型

$$x_l(k+1) = x_l(k) + d_l(k) - t_l(k) + \xi_l(k) \quad (1)$$

式中: T 为控制周期, $k = 0, 1, 2, \dots, K$ 为采样周期。

道路 l 上的输入车辆数 $d_l(k)$ 为来自上游道路的车辆数之和,即:

$$d_l(k) = \sum_{\omega \in I_{o_1}, i \in F_{o_1}} \tau_{\omega,l} s_{\omega} u_{\omega,i}(k) \quad (2)$$

式中: I_{o_1} 表示车辆流入交叉口 o_1 的全部支路; F_{o_1} 表示交叉口 o_1 的所有相位方案; $\tau_{\omega,l}$ 表示从上游道路 ω 进入交叉口 o_1 再流入道路 l 的转向率; s_{ω} 表示上游的各条道路 ω 的车辆最大流率; $u_{\omega,i}$ 表示交叉口 o_1 各相位对应的绿灯时长。

同理,在第 k 个信号周期,驶离路段 l 上的车辆数 $t_l(k)$ 为:

$$t_l(k) = \sum_{\gamma \in O_{o_2}, z \in F_{o_2}} \tau_{l,\gamma} s_{\gamma} u_{l,z}(k) \quad (3)$$

式中: O_{o_2} 表示流出交叉口 o_2 的全部支路; F_{o_2} 表示交叉口 o_2 的所有相位方案; $\tau_{l,\gamma}$ 表示车辆进入交叉口 o_2 并流入下游道路的转向率; s_{γ} 表示道路对应支路的车辆最大流率; $u_{l,z}$ 表示交叉口 o_2 各相位对应的绿灯时长。

本文中,假设信号周期与控制周期相同,那么交叉口 o 的不同相位、每个周期内总耗损时间 t_L 和信号周期 C ,满足以下条件:

$$\sum_{i \in F_o} u_{o,i}(k) + t_L = C \quad (4)$$

根据式(1)~(3)得出道路内累积车辆数为:

$$x_l(k+1) = x_l(k) + \sum_{\omega \in I_{o_1}, i \in F_{o_1}} \tau_{\omega,l} s_{\omega} u_{\omega,i}(k) - \sum_{\gamma \in O_{o_2}, z \in F_{o_2}} \tau_{l,\gamma} s_{\gamma} u_{l,z}(k) + \xi_l(k) \quad (5)$$

根据式(5)结合输出方程,城市网络的状态空间模型如式(6),具体的交通流建模推导过程参考文献[18]:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_n(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}_n(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}_n(k) + \boldsymbol{\xi}_n(k) \\ \mathbf{y}_n(k+1) = \mathbf{C}\mathbf{x}_n(k+1) + \boldsymbol{\eta}_n(k+1) \end{cases} \quad (6)$$

式中: \mathbf{C} 为对角矩阵且和道路容纳能力有关; $\boldsymbol{\xi}(k)$ 表示为系统过程噪声; $\boldsymbol{\eta}(k)$ 表示为测量噪声。假设 $\boldsymbol{\xi}(k)$ 和 $\boldsymbol{\eta}(k)$ 为高斯噪声,其协方差矩阵分别为 \mathbf{Q} 和 \mathbf{R} 。

2 卡尔曼滤波遗忘因子迭代学习控制方法

2.1 卡尔曼观测器

在随机噪声或不确定干扰环境下,卡尔曼观测器可以实现对系统真实状态的最优估计。卡尔曼观测包括预测和

更新两步:预测是指通过状态空间模型和当前时刻的测量数据对下一时刻进行先验估计,并进行不确定性的传递,以对先验误差的协方差进行估计;更新则是对系统的状态进行调整,结合先验估计值进行后验估计,得到最优状态估计值。

首先根据已知系统模型 $x(k-1)$ 的基础上,来估计下一状态 $x(k)$ 的值为:

$$\hat{x}(k) = A\hat{x}(k-1) + Bu(k-1) \quad (7)$$

根据定义得到状态估计误差为:

$$\hat{e}(k) = x(k) - \hat{x}(k) \quad (8)$$

由式(8)可以得到误差协方差为:

$$\hat{P}(k) = E[\hat{e}(k)\hat{e}^T(k)] \quad (9)$$

对应于误差协方差为:

$$\hat{P}(k) = AP(k-1)A^T + Q \quad (10)$$

根据现在的状态估计结果和现在的测量结果,可以得到第 k 个信号周期的后验估计值,即:

$$\hat{x}(k) = \hat{x}(k) + K(y(k) - C\hat{x}(k)) \quad (11)$$

其中, K 代表卡尔曼增益,即:

$$K = \frac{\hat{P}(k)C^T}{\hat{C}\hat{P}(k)C^T + R} \quad (12)$$

更新第 k 个信号周期的误差协方差:

$$P(k) = (I - KC)\hat{P}(k) \quad (13)$$

由以上推导可知,卡尔曼滤波算法可以持续修正观测值和实际值之间的残差。当存在高斯噪声时,可以采用所推方法对噪声进行平滑滤波,增强系统的鲁棒性。

2.2 卡尔曼滤波遗忘因子迭代学习控制

根据上文所提出的卡尔曼观测器,可以得到系统当前时刻最优状态估计值,进而利用最优状态估计值设计出带遗忘因子的 P 型迭代学习控制器,遗忘因子的作用是当系统产生大幅扰动时,遗忘因子可消减扰动对系统的影响,以改善系统的鲁棒性。其控制示意图如图 2 所示。

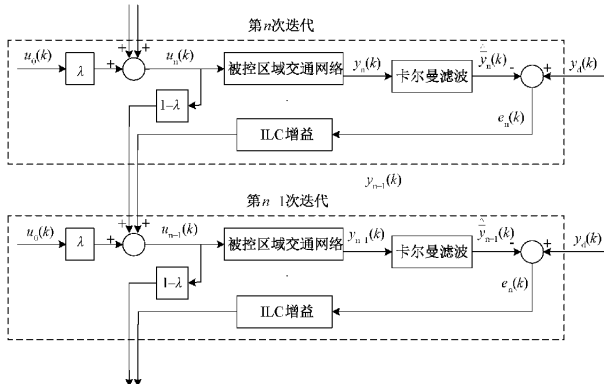


图 2 控制结构示意图

为了验证本文所提方法可行性,控制目标是尽可能使路口的各进口道排队长度趋于均衡。因为各路段的车辆排

队长度在某种层面上可以体现路段的车辆密度状况。而由 Daganzo 等^[19]根据宏观基本图理论提出的,交通路网内的车辆数匀质性越高,该路网通行能力越好。所以,如果找到合适的信号配时方案,提高路网内每条路段车辆的均匀性,则可以有效提高车辆的通行效率。

以任一具有四条进口道的交叉口为例,将该路口的三条进口道排队长度值同时与其余一条进口道排队长度作差。假设选取流入交叉口 o_1 的支路 1 内车辆排队长度作为参考,则可将交叉口 o_1 的其余支路车辆排队长度与支路 1 车辆排队长度相减值作为向量 $\hat{y}_{1,n}(k)$, 假设该交叉口在第 n 次迭代第 k 个信号周期 4 条进口道的车辆排队长度分别为 $\hat{y}_{1,1,n}(k), \hat{y}_{1,2,n}(k), \hat{y}_{1,3,n}(k), \hat{y}_{1,4,n}(k)$, 则该交叉口各路段车辆排队长度差值情况可描述为:

$$\hat{y}_{1,n}(k) = \begin{bmatrix} \hat{y}_{1,2,n}(k) - \hat{y}_{1,1,n}(k) \\ \hat{y}_{1,3,n}(k) - \hat{y}_{1,1,n}(k) \\ \hat{y}_{1,4,n}(k) - \hat{y}_{1,1,n}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{y}_{1,1,n}(k) \\ \hat{y}_{1,2,n}(k) \\ \hat{y}_{1,3,n}(k) \\ \hat{y}_{1,4,n}(k) \end{bmatrix} = D_1 \hat{y}_{1,n}(k) \quad (14)$$

交叉口 o_1 第 n 次迭代第 k 个信号周期的误差为:

$$e_{1,n}(k) = \hat{y}_{1,d}(k) - \hat{y}_{1,n}(k) \quad (15)$$

根据式(15)可以推导出整个网络的第 n 次迭代第 k 个信号周期的误差为:

$$e_n(k) = \hat{y}_d(k) - \hat{y}_n(k) \quad (16)$$

其中, $\hat{y}_d(k)$ 为交叉路口各个路段期望的排队长度误差向量;控制目标是在每一次迭代的过程中逐渐使误差 $e_n(k)$ 趋于最小值 0, 即:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} e_n(k) \rightarrow 0, \forall k \in [0, T] \quad (17)$$

3 问题描述及收敛性分析

3.1 基本假设

为方便,本节提到的 $x_n(k), y_n(k), \xi_n(k), \eta_n(k)$ 均为经卡尔曼滤波器修正过的值。

假设 1:在理想情况下,若给出期望输出 $y_d(k)$ 时,则存在唯一的一个有界控制输入 $u_d(k)$ 满足下式:

$$\begin{cases} x_d(k+1) = Ax_d(k) + Bu_d(k) \\ y_d(k+1) = Cx_d(k+1) \end{cases} \quad (18)$$

假设 2:系统满足相同的初始条件,即:

$$x_n(0) = x_d(0), y_n(0) = y_d(0) \quad (19)$$

假设 3:存在大于 0 的常数 b_ξ 和 b_η , 分别使状态扰动满足 $\max_{1 \leq n \leq \infty} \max_{1 \leq k \leq \infty} \|\xi_n(k)\| \leq b_\xi$ 和输出扰动满足 $\max_{1 \leq n \leq \infty} \max_{1 \leq k \leq \infty} \|\eta_n(k)\| \leq b_\eta$, 即两种扰动都有界。

3.2 收敛性分析

本文使用的 λ 范数定义如下:

$$\|g(k)\|_\lambda = \sup_{k \in [0, K]} a^{-\lambda k} \|g(k)\| \quad (20)$$

其中, $\lambda > 0$ 和 $a > 1$ 。

在本文中, $\|\cdot\|$ 表示 1-范数, 即对 $s \times t$ 的矩阵 \mathbf{M} , 其元素标记为 m_{ij} , 则有:

$$\|\mathbf{M}\| = \max_{1 \leq j \leq t} \sum_{i=1}^s |m_{ij}| \quad (21)$$

交叉口信号的遗忘因子迭代学习控制律构造如下:

$$\mathbf{u}_{n-1}(k) = (1-\lambda)\mathbf{u}_n(k) + \lambda\mathbf{u}_0(k) + \mathbf{L}e_n(k+1) \quad (22)$$

在研究约束条件下的学习策略之前, 首先介绍一个重要性质:

引理 1: $\|\mathbf{u}_d(k) - \text{sat}[\mathbf{u}_n(k)]\| \leq \|\mathbf{u}_d(k) - \mathbf{u}_n(k)\|$

式中:

$$\text{sat}[\mathbf{u}_n(k)] = \begin{cases} \mathbf{u}_{\min}(k), \mathbf{u}_n(k) \leq \mathbf{u}_{\min}(k) \\ \mathbf{u}_n(k), \mathbf{u}_{\min}(k) \leq \mathbf{u}_n(k) \leq \mathbf{u}_{\max}(k) \\ \mathbf{u}_{\max}(k), \mathbf{u}_n(k) \geq \mathbf{u}_{\max}(k) \end{cases} \quad (23)$$

定理 1: 对于控制系统满足假设 1~3, 采用式(22)的迭代学习控制律, 且存在迭代学习增益 L 满足: $\|(1-\lambda)\mathbf{I} - \mathbf{LCB}\| \leq \rho < 1$, 则迭代学习在上述控制律下, 系统的跟踪误差在内收敛到一个界内:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \|e_n\| \leq b_d b_c \left(\frac{b_B \varepsilon_1}{1-\rho} \frac{1-a^{(1-\lambda)K}}{a^\lambda - a} + b_\xi \frac{1-a^{(1-\lambda)K}}{a^\lambda - a} \right) + b_\eta \quad (24)$$

证明: 由式(6)可以得到第 n 次迭代的状态方程为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_n(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}_n(k) + \mathbf{B}\text{sat}[\mathbf{u}_n(k)] + \boldsymbol{\xi}_n(k) \\ \mathbf{y}_n(k+1) = \mathbf{C}\mathbf{x}_n(k+1) + \boldsymbol{\eta}_n(k+1) \end{cases} \quad (25)$$

由式(18)和(25), 得:

$$\Delta \mathbf{x}_n(k) = \mathbf{x}_d(k) - \mathbf{x}_n(k) = \mathbf{A}\Delta \mathbf{x}_n(k-1) + \mathbf{B}\mathbf{u}_d(k-1) - \mathbf{B}\text{sat}[\mathbf{u}_n(k-1)] - \boldsymbol{\xi}_n(k) = \mathbf{A}\Delta \mathbf{x}_n(k-1) + \mathbf{B}[\mathbf{u}_d(k-1) - \text{sat}[\mathbf{u}_n(k-1)]] - \boldsymbol{\xi}_n(k) \quad (26)$$

根据假设 3, 对其两边取范数, 得:

$$\|\Delta \mathbf{x}_n(k)\| \leq a \|\Delta \mathbf{x}_n(k-1)\| + b_B[\|\mathbf{u}_d(k-1) - \text{sat}[\mathbf{u}_n(k-1)]\|] + b_\xi = a \|\Delta \mathbf{x}_n(k-1)\| + b_B \|\Delta \mathbf{u}_n(k-1)\| + b_\xi \quad (27)$$

式中: $a = \|\mathbf{A}\|$, $b_B = \|\mathbf{B}\|$ 。

$$\|\Delta \mathbf{x}_n(k)\| = \sum_{j=0}^{k-1} a^{k-1-j} [b_B \|\Delta \mathbf{u}_n(j)\| + b_\xi] \quad (28)$$

根据式(22)和(23), 得:

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{u}_{n+1}(k) &= \mathbf{u}_d(k) - \mathbf{u}_{n+1}(k) = (1-\lambda)\Delta \mathbf{u}_n(k) + \lambda\Delta \mathbf{u}_0(k) - \mathbf{L}e_n(k+1) \leq (1-\lambda)\Delta \mathbf{u}_n(k) + \lambda\Delta \mathbf{u}_0(k) - \\ &L[\mathbf{C}\mathbf{A}\mathbf{x}_d(k) + \mathbf{C}\mathbf{B}\mathbf{u}_d(k) - \mathbf{C}\mathbf{A}\mathbf{x}_n(k) - \mathbf{C}\mathbf{B}\text{sat}[\mathbf{u}_n(k)] - \\ &\mathbf{C}\boldsymbol{\xi}_n(k) - \boldsymbol{\eta}_{n+1}(k)] \leq (1-\lambda)\Delta \mathbf{u}_n(k) + \lambda\Delta \mathbf{u}_0(k) - \\ &L[\mathbf{C}\mathbf{A}\Delta \mathbf{x}_n(k) - \mathbf{C}\mathbf{B}[\mathbf{u}_d(k) - \text{sat}[\mathbf{u}_n(k)]] - \\ &\mathbf{C}\boldsymbol{\xi}_n(k) - \boldsymbol{\eta}_{n+1}(k)] \end{aligned} \quad (29)$$

对上述式子两边取范数, 得:

$$\|\Delta \mathbf{u}_{n+1}(k)\| \leq \|(1-\lambda)\mathbf{I} - \mathbf{LCB}\| \cdot \|\Delta \mathbf{u}_n(k)\| + \lambda \|\Delta \mathbf{u}_0(k)\| + h_1 \|\Delta \mathbf{x}_n(k)\| + b_1 \quad (30)$$

式中: $h_1 = Lb_c a$, $b_c = \|\mathbf{C}\|$, $b_1 = Lb_c b_\xi + Lb_\eta$ 。

对式(28)取 λ 范数, 得:

$$\begin{aligned} \|\Delta \mathbf{x}_n(k)\|_\lambda &\leq \sup_{k \in [0, K]} a^{-\lambda k} \sum_{j=0}^{k-1} a^{k-1-j} [b_B \|\Delta \mathbf{u}_n(j)\| + \\ &b_\xi] \leq a^{-1} b_B \sup_{k \in [0, K]} \sum_{j=0}^{k-1} a^{-\lambda k} a^{\lambda j} a^{k-1} \sup_{k \in [0, K]} a^{-\lambda j} \|\Delta \mathbf{u}_n(j)\| + \\ &b_\xi \frac{1-a^{(1-\lambda)K}}{a^\lambda - a} \leq \|\Delta \mathbf{u}_n(k)\|_\lambda b_B \frac{1-a^{(1-\lambda)K}}{a^\lambda - a} + \\ &b_\xi \frac{1-a^{(1-\lambda)K}}{a^\lambda - a} \end{aligned} \quad (31)$$

再对式(30)取 λ 范数, 得:

$$\|\Delta \mathbf{u}_{n+1}(k)\|_\lambda \leq \|(1-\lambda)\mathbf{I} - \mathbf{LCB}\| \cdot \|\Delta \mathbf{u}_n(k)\|_\lambda + \lambda \|\Delta \mathbf{u}_0(k)\|_\lambda + h_1 \|\Delta \mathbf{x}_n(k)\|_\lambda + b_1 \quad (32)$$

把式(32)代入式(31)中, 得:

$$\begin{aligned} \|\Delta \mathbf{u}_{n+1}(k)\|_\lambda &\leq (\|(1-\lambda)\mathbf{I} - \mathbf{LCB}\| + \\ &h_1 b_B \frac{1-a^{(1-\lambda)K}}{a^\lambda - a}) \cdot \|\Delta \mathbf{u}_n(k)\|_\lambda + \lambda \|\Delta \mathbf{u}_0(k)\|_\lambda + \\ &h_1 b_\xi \frac{1-a^{(1-\lambda)K}}{a^\lambda - a} + b_1 \end{aligned} \quad (33)$$

当 λ 趋于无穷大时, 根据定理 1 得:

$$\|(1-\lambda)\mathbf{I} - \mathbf{LCB}\| + h_1 b_B \frac{1-a^{(1-\lambda)K}}{a^\lambda - a} \leq \rho < 1 \quad (34)$$

根据式(33), 得到如下结论:

$$\begin{aligned} \|\Delta \mathbf{u}_{n+1}(k)\|_\lambda &\leq \rho \|\Delta \mathbf{u}_n(k)\|_\lambda + \varepsilon_1 \leq \\ &\rho^{n-1} \|\Delta \mathbf{u}_0(k)\|_\lambda + \frac{\varepsilon_1(1+\rho^{n-1})}{1-\rho} \end{aligned} \quad (35)$$

式中: $\varepsilon_1 = \lambda \|\Delta \mathbf{u}_0(k)\|_\lambda + h_1 b_\xi \frac{1-a^{(1-\lambda)K}}{a^\lambda - a} + b_1$, 当 $n \rightarrow \infty$ 时, 得到如下结果:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \|\Delta \mathbf{u}_{n+1}(k)\|_\lambda \leq \frac{\varepsilon_1}{1-\rho} \quad (36)$$

根据式(28)和(35), 得:

$$\|\Delta \mathbf{x}_n(k)\| \leq \frac{b_B \varepsilon_1}{1-\rho} \frac{1-a^{(1-\lambda)K}}{a^\lambda - a} + b_\xi \frac{1-a^{(1-\lambda)K}}{a^\lambda - a} \quad (37)$$

根据式(25), 有:

$$\mathbf{e}_n(k) = \mathbf{D}\mathbf{C}\Delta \mathbf{x}_n(k) - \boldsymbol{\eta}_n(k) \quad (38)$$

根据式(36), 对式(37)取范数并求极限, 得:

$$\begin{aligned} \lim_{n \rightarrow \infty} \|e_n(k)\| &\leq b_d b_c \left(\frac{b_B \varepsilon_1}{1-\rho} \frac{1-a^{(1-\lambda)K}}{a^\lambda - a} + \right. \\ &\left. b_\xi \frac{1-a^{(1-\lambda)K}}{a^\lambda - a} \right) + b_\eta \end{aligned} \quad (39)$$

式中: $b_d = \|\mathbf{D}\|$ 。

由上述证明可以看出, 当系统存在的扰动有界时, 系统的跟踪误差 $e_n(k)$ 随着迭代的进行最终收敛到一个界内。

4 仿真研究

4.1 仿真参数设置

为了进一步验证所研究的考虑扰动的卡尔曼滤波迭代学习交通信号控制方法的有效性,本文选取了义乌市某区域(如图 3 所示)的局部路网作为仿真测试路网,路网的结构简图如图 4 所示,并通过 MATLAB 和 VISSIM 端口相连构成的平台进行实验。



图 3 义乌市某区域路网

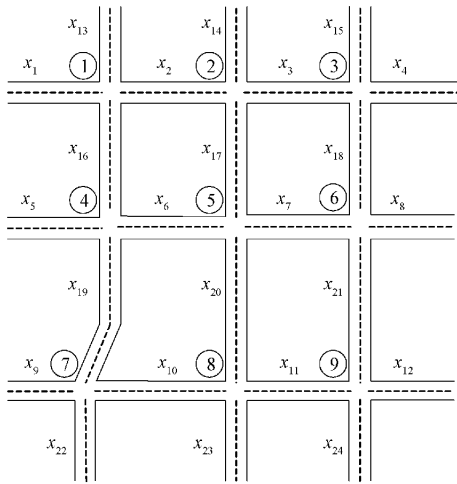


图 4 义乌市某区域的路网简图

该区域包括 9 个路口和 24 条双向车道,表 1 给出了路网的单车道数情况,由 HCM200 技术说明书可以计算出单向通行道路的饱和流量约为 1 800 veh/h。考虑实际中存在的道路环境等诸多因素,再由 HCM 技术说明书和仿真路网结合,得出仿真道路的饱和流量计算公式 C_D 为:

$$C_D = C_B \cdot W_1 \cdot W_2 \cdot W_3 \cdot W_4 \quad (40)$$

式中: C_B 表示理想环境下的车辆最大流量; W_1 表示路段宽度调整系数,此次仿真取 0.75; W_2 表示侧向净空调整系数,此次仿真取 0.8; W_3 表示行车视距调整系数,此次仿真

取 0.8; W_4 表示路段其他调整系数,此次仿真取 0.7。计算出仿真中的路段最大流量如表 2。

表 1 各道路车道数

道路情况	路段编号
双向 2 车道	$x_5, x_6, x_7, x_8, x_9, x_{10}, x_{11}, x_{12}, x_{13}, x_{14}, x_{16}, x_{17}, x_{19}, x_{20}, x_{22}, x_{23}$
双向 3 车道	x_1, x_2, x_3, x_4
双向 4 车道	$x_{15}, x_{18}, x_{21}, x_{24}$

表 2 路段的最大流量值 (veh/h)

道路情况	最大流量值
2 车道	1 210
3 车道	1 814

本次路网仿真实验采用了 4 种交通号控制方案进行,控制方案如下:

1) 固定配时:依据韦伯斯特方法计算出路网内固定配时方案,绿信比为 1 : 1。

2) 迭代学习控制:根据式(6)所描述的交通流模型,以交叉口对应进口道的车辆排队长度均衡为目标,采用 P 型迭代学习控制律,得到相对应信号绿灯的时长 $u_n(k)$ 为:

$$u_{n+1}(k) = u_n(k) + L e_n(k + 1) \quad (41)$$

3) 反馈辅助迭代学习控制:根据式(6)所描述的交通流模型,以交叉口对应进口道的车辆排队长度均衡为目标,在迭代学习控制的基础上加入反馈项,进一步提升系统抗干扰性能,得到相对应信号绿灯的时长 $u_n(k)$ 为:

$$u_{n+1}(k) = u_n(k) + L_1 e_n(k + 1) + L_2 e_{n+1}(k) \quad (42)$$

式中: L_1 和 L_2 为学习增益。

4) 基于卡尔曼滤波的遗忘因子型迭代学习控制:采取本文所研究的控制策略。

仿真的配置如下:因现实城市道路中,路口的直行车辆一般要大于左转和右转车辆,所以不同交叉口的直行:左转:右转向率设为 3 : 1 : 1;路网的信号配时均设为两相位,仿真步长设为 120 s;每次仿真的总时间均为 3 600 s;干扰为路口检测器的测量噪声及路网内其他因素造成的干扰,设为大小相同的高斯噪声,设置幅值为车辆数的 25%;迭代学习次数为 20 次。根据计算得出的饱和流量(如表 2),此次实验路网的输入流量占比由表 3 给出,车流输入值由表 4 给出;其他参数均为 VISSIM 缺省值。

表 3 输入流量与最大流量比值 %

时段/min	占饱和流量百分比
0~20	0.8
20~40	1
40~60	0.9

表4 路网的起始输入流量 (veh/h)

路段编号	0~20	20~40	40~60
x_{13}, x_{22}	800	1 200	1 000
$x_9, x_{12}, x_{14}, x_{23}$	1 000	1 400	1 200
x_5, x_8	1 200	1 600	1 400
x_1, x_4, x_{15}, x_{24}	1 600	2 000	1 800

4.2 仿真结果分析

本次实验通过 VISSIM 软件中设置不一样的随机种子数来对每日流入路网的车辆进行仿真,进入路网的车辆数如图5;结合第3节中的控制目标,利用仿真实验得到固定配时,迭代学习控制,反馈辅助迭代学习控制和基于卡尔曼滤波遗忘因子迭代学习控制4种不同控制方案下的效果图。

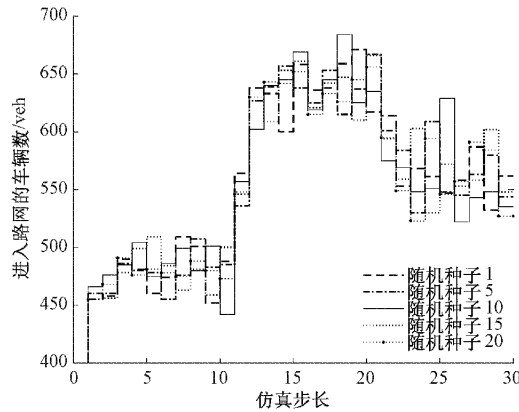


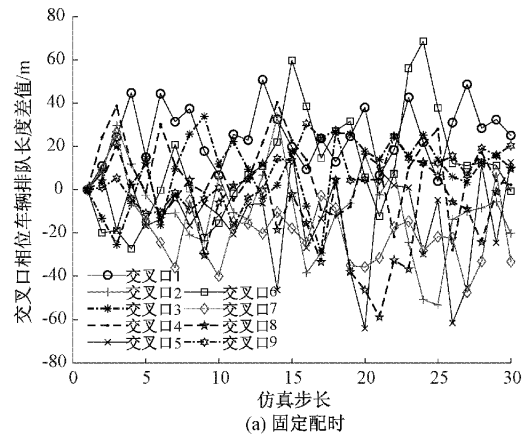
图5 VISSIM中不同随机种子数的进入路网车辆数

表5表示4种不同控制方案下的性能指标。图6(a)~(d)表示4种不同控制方案下的各交叉口两相位的实际车辆排队长度之差。由图6可以看到,迭代学习控制方案虽相比固定配时方案控制效果明显,但受扰动的影响抖动较大,控制效果较差。反馈辅助的迭代学习控制由于加入了反馈项,相比迭代学习控制抖动幅度有所减小,但控制效果仍不理想。相比上述两种方法,基于卡尔曼滤波迭代学习的交通信号控制方法抖动较小,有效地降低了扰动对系统控制性能的影响,也更有效地使车辆密度趋于均衡,控制效果最好。图7表示4种控制方案下的路网内平均延误状况,可以看出卡尔曼滤波迭代学习的交通信号控制方法相比于其他3种控制方法平均延误时间最小,同时结合表5,得出本文所研究方法的车辆平均延误时间较固定配时、迭代学习控制和反馈辅助迭代学习控制分别降低18.0%、11.3%和7.6%。图8表示路网内的平均车辆停车次数,同样卡尔曼滤波迭代学习的交通信号控制方法相较于其他3种控制方法停车次数明显减少,再根据表5,得出车辆的平均停车次数较其他3种控制方案分别降低19.0%、9.0%和5.8%。图9表示4种不同控制方案的车辆平均速度,同样可看出卡尔曼滤波迭代学习的交通信号配时方案的车辆平均速度

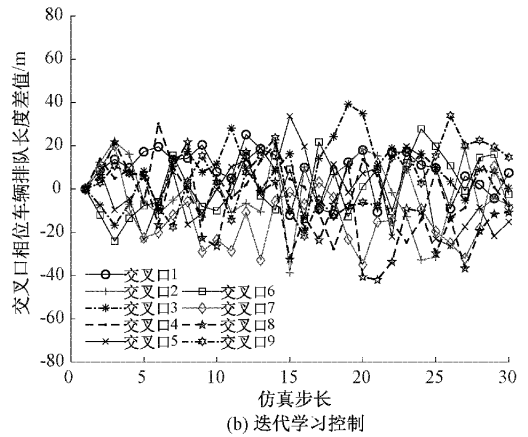
也要略微高于其他3种控制方法,结合表5,得出车辆平均速度较其他3种控制方案分别提高8.1%、4.1%和2.3%。根据以上结果对比情况可以较明显地看到基于卡尔曼滤波的遗忘因子迭代学习控制方案车辆通行效率最高,主要原

表5 路网的性能指标对比

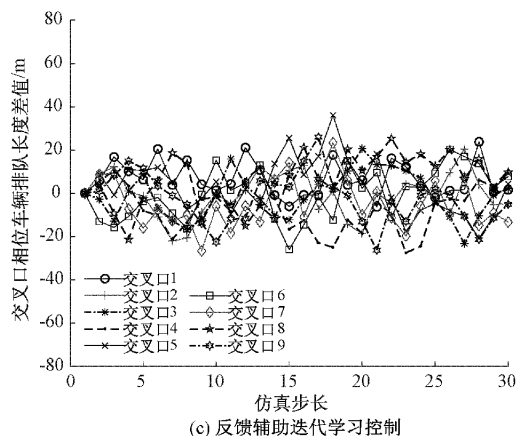
性能指标	固定配时	迭代学习控制	反馈辅助迭代学习	本文方法
平均延误时间/s	56.25	51.97	49.87	46.10
平均停车次数	1.99	1.77	1.71	1.61
平均速度/(km·h ⁻¹)	32.95	34.23	34.82	35.62



(a) 固定配时



(b) 迭代学习控制



(c) 反馈辅助迭代学习控制

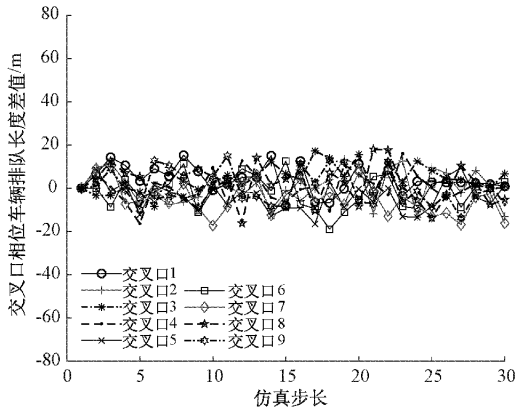


图 6 4 种控制方案下各交叉口对应道路的排队长度差值

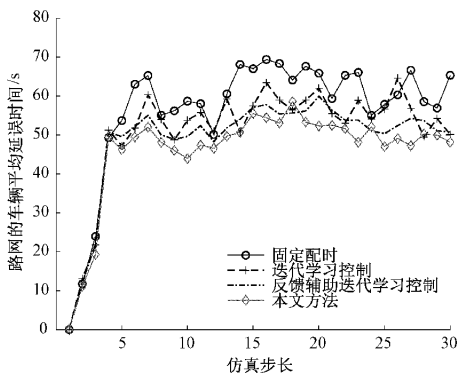


图 7 4 种控制方案下的车辆平均延误时间

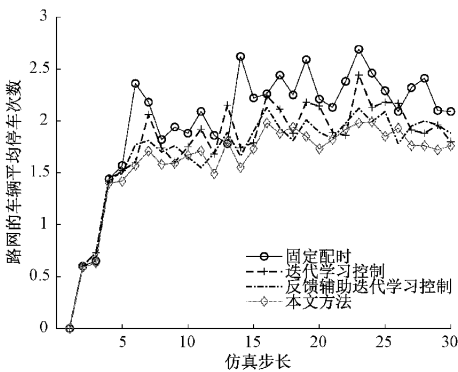


图 8 4 种控制方案下的车辆平均停车次数

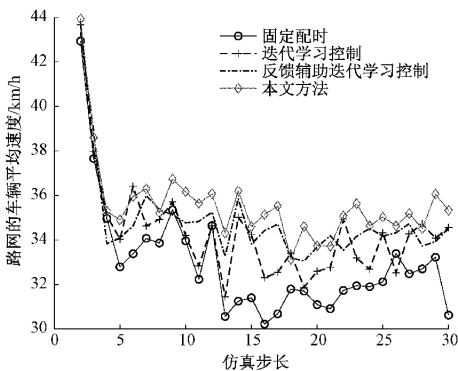


图 9 4 种控制方案下的车辆平均速度

因是卡尔曼滤波器有效地降低了干扰对控制系统的影响,使迭代学习的车流数据更接近真实值,而遗忘因子又增大了对大幅度扰动的抗干扰能力,进而得到更好的控制效果。

5 结 论

对于迭代学习应用在交通系统的控制中,非重复性的干扰会使控制系统的动态性能变差的问题。本文提出了基于卡尔曼滤波迭代学习的交通信号控制方法。该算法分别吸取了卡尔曼滤波和遗忘因子型迭代学习控制的优点,既对系统状态进行了最优估计,又对每一批次车流数据进行迭代学习。最后通过对义乌市某区域路网为例进行实验仿真。实验结果表明,本文所提方法消减非重复干扰效果较好,可以提高路口对应道路的车辆排队长度均衡度,从而缓解交通拥堵,改善整个网络的运行效率。因此,为了适应日益复杂的城市路网交通控制,迭代学习结合其他方法的混合控制方法将会有更大的研究价值。

参考文献

- [1] 李珊,任安虎,白静静. 基于 DQN 算法的倒计时交叉口信号灯配时研究[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(10): 91-97.
- [2] SAFADI Y, HADDAD J. Optimal combined traffic routing and signal control in simple road networks: an analytical solution[J]. Transportmetrica A: Transport Science, 2021, 17(3): 308-339.
- [3] 牟海维,戚先锋,刘彦昌,等. 单交叉口多目标联合优化的信号配时研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(9): 62-68.
- [4] GENDERS W, RAZAVI S. Asynchronous n-step Q-learning adaptive traffic signal control[J]. Journal of Intelligent Transportation Systems, 2019, 23(4): 319-331.
- [5] ARIMOTO S, KAWAMURA S, MIYAZAKI F. Bettering operation of robots by learning[J]. Journal of Robotic Systems, 1984, 1(2):123-140.
- [6] 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.
- [7] LI Z X, JIN S T, MEI J. MFAILC Based Density Balance Control for Freeway and Auxiliary Road System [J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2022, 20(6): 1772-1784.
- [8] LI D, HOU Z S. Urban traffic control based on model free adaptive iterative learning control scheme [C]. 2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference(ITSC), IEEE, 2019: 2926-2931.
- [9] HUANG W, VITI F, TAMPÈRE C M J. An iterative

- learning approach for signal control in urban traffic networks[C]. 16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2013), IEEE, 2013; 468-473.
- [10] YAN F, TIAN F L, SHI Z K. An extended signal control strategy for urban network traffic flow[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2016, 445(1): 117-127.
- [11] 闫飞,田福礼,史忠科. 城市交通信号的迭代学习控制及其对路网宏观基本图的影响[J]. 控制理论与应用, 2016, 33(5): 645-652.
- [12] YAN F, TIAN F L, SHI Z K. Effects of iterative learning based signal control strategies on macroscopic fundamental diagrams of urban road networks [J]. International Journal of Modern Physics, C. Physics and Computers, 2016, 27(4):1650045.
- [13] 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.
- [14] ZENERE A, ZORZI M. Model predictive control meets robust Kalman filtering [J]. IFAC-PapersOnLine, 2017, 50(1): 3774-3779.
- [15] 卢行远,侯忠生. 基于改进卡尔曼滤波器的扰动抑制无模型自适应控制方案[J]. 控制理论与应用, 2022, 39(7): 1211-1218.
- [16] 周文举,费敏锐,王海宽,等. 基于迭代学习和卡尔曼滤波的相机精确抓拍控制方法[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(5): 1044-1051.
- [17] GAZIS D C, POTTS R B. The oversaturated intersection[C]. Proceedings of the 2nd International Symposium on the Theory of Road Traffic Flow. Paris: Organization for Economic Cooperation and Development, 1965: 221-237.
- [18] 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.
- [19] DAGANZO C F, GEROLIMINS N. An analytical approximation for the macroscopic fundamental diagram of urban traffic[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2008, 42(9):771-781.

作者简介

贾光耀,硕士研究生,主要研究方向为城市交通信号控制、迭代学习控制等。

E-mail:inspireyao9818@163.com

闫飞(通信作者),博士,副教授,主要研究方向为城市交通信号控制、迭代学习控制、智能交通系统等。

E-mail:yanfei@tyut.edu.cn