

文章编号: 1001-0920(2012)08-1191-04

基于排队长度均衡的交叉口信号配时优化策略

齐 驰^{1,2}, 侯忠生¹, 贾 琰¹

(1. 北京交通大学 电子信息工程学院, 北京 100044; 2. 陆军航空兵学院 机载设备系, 北京 101123)

摘 要: 城市交通的快速发展和交通需求的不断增长, 使得城市交通拥堵日益严重, 由此造成的时间延误和经济损失越来越大. 鉴于此, 提出了基于排队长度均衡的交叉口信号配时优化策略, 根据排队长度均衡的控制思想, 实时动态调整各相位绿灯时间, 以达到排队长度均衡的控制目标, 保证了绿灯时间的充分利用. 通过近似动态规划方法的引入, 使得该算法具有自学习和自适应的特性, 不依赖于交通流模型. 仿真结果验证了算法的有效性.

关键词: 排队长度均衡; 近似动态规划; 信号配时

中图分类号: TP271

文献标识码: A

Optimal signal timing strategy based on the equilibrium of queue length

QI Chi^{1,2}, HOU Zhong-sheng¹, JIA Yan¹

(1. School of Electronics and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China; 2. School of Airborne Equipments, Army Aviation Institute of PLA, Beijing 101123, China. Correspondent: QI Chi, E-mail: qichii@126.com)

Abstract: With the rapid development of urban traffic and the increasing transportation demand, the traffic congestion becomes more and more serious so that the time delay and economic loss are more and more big. The optimal signal timing strategy is investigated for an urban intersection. According to the concept of queue length balanced controlling, the green time for each phase is adjusted dynamically to achieve the equilibrium of queue length and make full use of green time. Approximate dynamic programming is adopted so that the algorithm possesses the characteristics of self-learning and self-adaptation, independent of the traffic flow model. The simulation results show the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: equilibrium of queue length; approximate dynamic programming; signal timing

1 引 言

现行的交通信号控制策略大多基于交通流模型实现信号配时, 由于交通流自身具有的时变性、随机性、不确定性和干扰性严重等特点, 很难建立起精确的交通流数学模型. 但是如果过于简化交通流建模, 则无法实现信号配时的优化达到预期的控制效果. 其中, 对于过饱和交叉路口, 传统的控制策略倾向于效率较低的平均配时方案^[1], 而没有考虑性能优化的问题. 另外, 诸如 TRANSYT 和 SOAP 等常用的配时软件也无法很好地处理过饱和的交通状况. 针对这种情况, 学者们致力于信号最优化的研究^[2-4], 然而, 这些算法或是只考虑整个过饱和过程, 不能对单个周期进行优化; 或是采用离线的神经动态最优化算法, 虽然避免了在线学习的诸多问题, 但需要经常采用新的交通数据保持交通模型的有效性, 这也制约了算法的推

广应用.

近似动态规划 (ADP) 根据环境反馈的评价信号来获取近似的最优控制策略, 不依赖于被控对象的解析模型, 适于处理时变的复杂系统和动态变化的复杂任务^[4-6]. 目前在交通领域中, 近似动态规划在入口匝道控制的应用已经有所报道^[7-8], 但在城市交叉口控制方面的报道较少^[9]. 因此, 研究基于近似动态规划的交叉口信号配时策略, 具有重要的学术意义和实际应用价值.

本文提出了基于排队长度均衡的交叉口信号配时优化策略, 对各相位绿灯时间进行实时动态调整, 以达到排队长度均衡的控制目标. 此外, 为了减轻随机设定权值初始值对算法造成的影响, 本文提出了一种近似动态规划神经网络权值初始值复合修正方法, 提高了近似动态规划方法训练效率. 仿真结果验证了

收稿日期: 2011-01-16; 修回日期: 2011-05-13.

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(60834001).

作者简介: 齐驰(1982-), 男, 博士生, 从事神经网络、智能交通系统的研究; 侯忠生(1962-), 男, 教授, 博士生导师, 从事无模型自适应控制理论、数据驱动控制等研究.

算法的有效性.

2 排队长度均衡的信号交叉口控制思想

2.1 二相位交叉口模型

两相位信号配时方案适用于左转车流较小的情况,如图1所示.

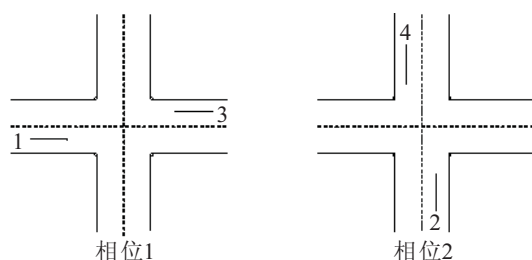


图1 两相位交叉路口示意图

两相位信号交叉口的主要动态可以描述为

$$l_1[k+1] = \max\{0, l_1[k] + Cq_1[k] - g_1[k]s_1\},$$

$$l_2[k+1] = \max\{0, l_2[k] + Cq_2[k] - g_2[k]s_2\},$$

$$l_3[k+1] = \max\{0, l_3[k] + Cq_1[k] - g_1[k]s_1\},$$

$$l_4[k+1] = \max\{0, l_4[k] + Cq_2[k] - g_2[k]s_2\},$$

$$L_1[k] = \max\{l_1[k], l_3[k]\} \text{ or } L_1[k] = l_1[k] + l_3[k],$$

$$L_2[k] = \max\{l_2[k], l_4[k]\} \text{ or } L_2[k] = l_2[k] + l_4[k],$$

$$C = g_1[k] + g_2[k], \quad e(k) = L_1[k] - L_2[k]. \quad (1)$$

其中: $l_i[k]$ ($i = 1, 2, 3, 4$) 为交叉口第 i 个进口在第 k 个周期的排队长度; $q_i[k]$ ($i = 1, 2, 3, 4$) 为交叉口第 i 个进口在第 k 个周期的输入交通流量 (veh/h), 通常服从泊松分布; $s_i[k]$ ($i = 1, 2, 3, 4$) 为交叉口第 i 个进口消散流量, 为常值 (veh/h); C 为信号周期 (s); $g_i[k]$ 为第 k 个周期内第 i 相位的有效绿灯时间 (s); $L_1[k]$ 为第 k 个周期相位 1 的排队长度; $L_2[k]$ 为第 k 个周期相位 2 的排队长度; $e(k)$ 为 2 个相位排队长度的差值; $\max(a, b)$ 为取 a, b 中较大的值.

注 1 本算法实现时两个相位的排队长度分别采用 $L_1[k]$ 取 $l_1[k]$ 和 $l_3[k]$ 中最大的值; $L_2[k]$ 取 $l_2[k]$ 和 $l_4[k]$ 中最大的值.

2.2 排队长度均衡的信号交叉口控制思想

排队长度均衡的信号交叉口控制思想是根据各相位排队长度实时动态分配绿灯时间, 保证绿灯时间得到充分利用. 简单来说, 应尽可能给排队长度较长的相位分配较多的绿灯时间, 避免出现相位排队长度不均衡, 即某些相位排队长度较少却占有较多绿灯时间, 而另外一些相位排队长度不断增长, 由于绿灯时间太短不能尽快消散.

按照上述排队长度均衡的控制思想, 两相位单信号交叉口的控制目标可以表述为

$$\min |L_1 - L_2| \text{ or}$$

$$\min \left\{ \left(L_1 - \frac{L_1 + L_2}{2} \right)^2 + \left(L_2 - \frac{L_1 + L_2}{2} \right)^2 \right\}. \quad (2)$$

其中: L_1 为相位 1 的排队长度, 可以取相位 1 中各进口车道排队长度的最大值, 也可以取相位 1 中各进口车道排队长度之和; L_2 为相位 2 的排队长度, 可以取相位 2 中各进口车道排队长度的最大值, 也可以取相位 2 中各进口车道排队长度之和.

3 基于排队长度均衡的二相位交叉口信号配时优化策略

3.1 交叉口信号配时优化策略

目前, 城市交叉口信号控制多采用定时控制方案, 无论各相位车流量如何变化, 均保持固定信号配时方案, 为每个相位分配固定的绿灯时间. 如果某个相位绿灯时间较长, 则该相位车辆排队长度较短, 或者排队很快消散, 造成绿灯时间没有充分利用; 其他相位由于绿灯时间较短, 无法满足该相位通行需求, 导致排队长度较长. 为此, 根据排队长度均衡的交叉口控制思想, 有必要合理地动态分配绿灯时间, 以保证过饱和状态结束时各支路的排队长度大致相等, 从而最大限度地利用绿灯时间.

为了充分利用绿灯时间, 希望可以根据各相位排队长度动态设置绿灯时间, 以使各相位排队长度近似相等, 同时消散, 因此定义如下性能指标:

$$J(k) = \sum_{i=k}^{\infty} \gamma^{i-k} \alpha e^2[i]. \quad (3)$$

其中: α 为适当正常数, γ 为折扣因子, $e[i] = L_2[i] - L_1[i]$. 选择 $e[i]$ 和 $\dot{e}[i]$ 构成系统状态 $x[i]$, 其中 $\dot{e}[i] = (e[i] - e[i-1])/T$, T 为采样时间. 信号配时采用如下控制策略:

$$g_2[i] = g_2[i-1] + K \text{NN}_a(e[i], \dot{e}[i], W_a), \quad (4)$$

$$g_1[i] = C - g_2[i]. \quad (5)$$

其中: K 为增益; $\text{NN}_a(e[i], \dot{e}[i], W_a)$ 为 Action 神经网络输出, 记为 $u_a[i]$; W_a 为 Action 神经网络的权值向量; $\hat{J}[k]$ 为 Critic 模块输出的性能指标估计值; W_c 为 Critic 模块的权值向量. 交叉口信号配时控制系统结

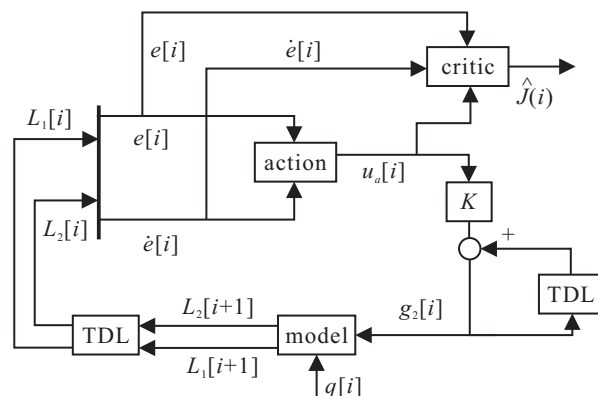


图2 基于排队长度均衡的信号配时优化策略结构

构如图2所示.

3.2 神经网络权值初始值复合修正方法

对于近似动态规划方法而言,对离线训练数据的预处理和对网络大小的缩减以降低其复杂性都是提高算法收敛速度的重要途径.而对于网络权值初始值的选取,一般做法是选取不同的初始值对网络进行训练;然后选取精度最高的网络供实际使用.这种方法带有任意性,有时也不一定找到较好的初始值.根据最优化理论可知,初始值的选择对于优化进程有重要的影响,不仅关系到收敛速度,而且关系到优化过程是否收敛.神经网络的训练常与最优化方法紧密结合^[10],因此,在神经网络的训练中也必须认真考虑权值初始值的选择.本文提出了一种近似动态规划神经网络权值初始值复合修正方法,由于Action模块训练算法的实质是根据Critic模块输出的性能指标的偏导来修正权值,权值初始值影响着网络的训练速度和收敛趋势.本节采用复合修正方法对Action模块、Critic模块权值初始值进行优化,具体步骤如下:

Step 1: 任取 p 组权值初始值,分别计算其在 q 步中性能指标 J 的结果.其中: p 为选取权值初始值的组数, q 为网络训练的步数.

Step 2: 比较性能指标 J 的大小,确定目标最大值对应的一组 X_h 和最小值的对应一组 X_l .

Step 3: 计算除 X_h 外其余 $p-1$ 组的形心 X_c ,由点 X_h 指向 X_c 的方向即为性能指标 J 下降的方向,在 X_h 和 X_c 连线的延长线上取点 X_r ,使 $X_r = X_c + \alpha_0(X_c - X_h)$, α_0 通常在 $1 \sim 1.3$ 内取值.

Step 4: 检验 X_r 点的可行性.若 $J(X_r) < J(X_h)$,则用 X_r 代替 X_h ,并组成新的复合形;如果不满足,则将 α_0 减小一半,重复 Step 3,再进行检验.

Step 5: 转至 Step 2,反复进行 r 次,直至达到预先设定的收敛要求为止,其中 r 为复合法运行的次数.

Step 6: 将求得的优化权值初始值代入 Action 模块和 Critic 模块神经网络中,对网络进行训练.

利用复合法选择初始值的算法尤其适用于大样本训练集.因为对于小样本的训练集,神经网络一般不经常出现瘫痪或速度十分缓慢的情况,而大样本训练集往往会出现以上情况.利用复合修正法改变权值初始值的近似动态规划方法在一定程度上改善了网络的性能,提高了训练成功率,降低了因网络权值初始值的随机性而使训练结果不理想的可能.

4 仿真研究

为了简化模型,本节假设每个周期内积累的交通流近似为线性函数,且支路3和支路4的输入交通流量等于对立方向的交通流量.实际上,各支路的输

入交通流量为若干相对独立的随机过程,对于这种更一般的形式,将在以后讨论.仿真中,假设各支路的初始排队长度服从区间 $[0, 20]$ 的均匀分布,且支路3和支路4的输入交通流量等于对向的交通流量.图3给出了相位1和相位2的输入交通需求曲线.仿真中参数定义如表1所示.Action结构为 $N_{2:5:1}$,各神经元无偏量输入,激励函数为非对称S型函数;Critic结构为 $N_{3:7:1}$,各神经元无偏量输入,隐藏层激励函数为非对称S型函数,输出层激励函数为线形函数.两个神经网络的权值初始值均按复合修正方法选取.

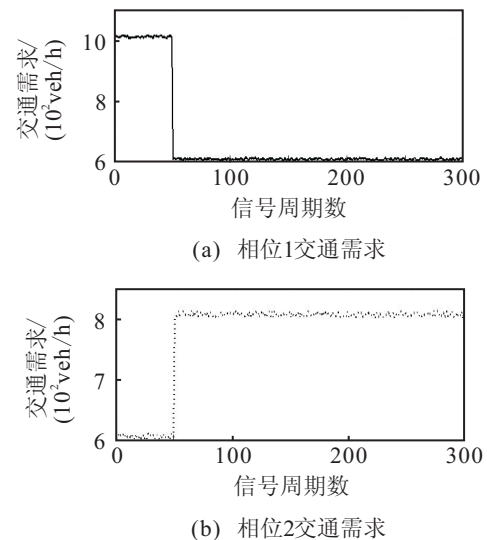


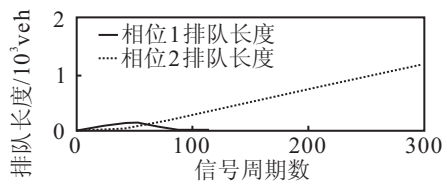
图3 交叉口交通需求

表1 仿真参数定义

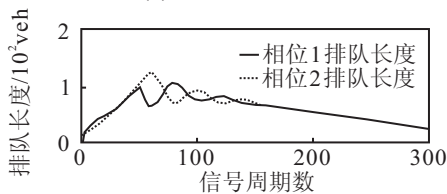
C	T	S_i	$L_1[0]$	$L_2[0]$	$g_1[0]$
70 s	70 s	1400 pcu/h	6 veh	2 veh	42 s
$g_2[0]$	K	α	γ	g_{min}	g_{max}
28 s	10	10	0.5	14 s	56 s

图4为基于固定信号配时策略、基于排队长度均衡的交叉口信号配时策略(随机设定权值)和基于排队长度均衡的交叉口信号配时策略(复合修正法设定权值)的各相位排队长度曲线.从图4可以看出,在固定信号配时策略下,一个相位排队长度大约在100个周期便已基本消散,而另外一个相位的排队长度呈持续增长趋势,绿灯时间没有得到合理的利用;基于排队长度均衡的交叉口信号配时策略,大约在50个周期处,两个相位排队长度几乎同时开始相似的消散过程;相对于随机设定权值的基于排队长度均衡的交叉口信号配时策略,复合修正法设定权值的交叉口信号配时策略,更快地实现了预期的均衡目标,在一定程度上改善了控制策略的性能.就“排队长度均衡”的控制目标而言,采用固定信号配时策略,一个相位的排队长度消散后保持不变,而另一个相位排队长度越

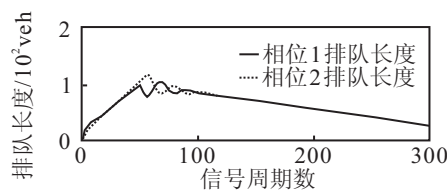
来越大,绿灯时间没有得到充分利用.采用基于排队长度均衡的交叉口信号配时策略,两个相位排队长度从第20个周期开始近似相等,实现了预期的均衡目标,也进一步表明了本文提出算法的有效性.



(a) 固定信号配时方案

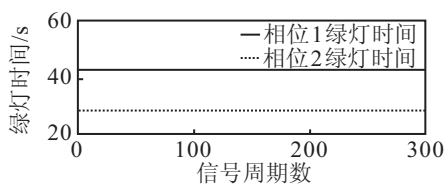


(b) 基于排队长度均衡的信号优化配时策略(随机设定权值)

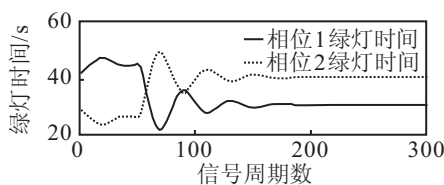


(c) 基于排队长度均衡的信号优化配时策略(复合修正法)

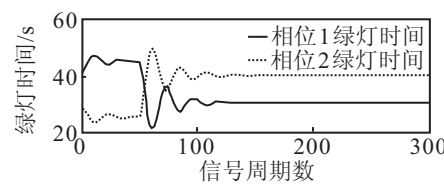
图4 各相位排队长度曲线



(a) 固定信号配时方案



(b) 基于排队长度均衡的信号优化配时策略(随机设定权值)



(c) 基于排队长度均衡的信号优化配时策略(复合修正法)

图5 各相位绿灯时间曲线

图5为基于固定信号配时策略、基于排队长度均衡的交叉口信号配时策略(随机设定权值)和基于排队长度均衡的交叉口信号配时策略(复合修正法设定权值)的各相位绿灯时间曲线.对比图4和图5中基于排队长度均衡的交叉口信号配时策略的各相位排队

长度和绿灯时间曲线,可以发现当某一相位的排队长度较大时,相应的绿灯时间也逐渐加大,直到两个相位的排队长度近似相等.相对于随机设定权值的基于排队长度均衡的交叉口信号配时策略,复合修正法设定权值的交叉口信号配时策略更快地实现了预期的均衡目标,控制性能更好.

5 结论

本文提出了一种基于排队长度均衡的交叉口信号配时优化策略,可以根据实时车流信息实现绿灯时间的自适应调整.当某相位输入流量变大或变小时,相应的相位绿灯时间也相应增大或者减小,克服了定时控制不能随流量的变化而分配绿灯时间的缺点.此外,为了减轻随机设定权值初始值对算法造成的影响,提出了一种近似动态规划神经网络权值初始值复合修正方法,提高了近似动态规划方法训练效率.仿真结果验证了算法的有效性.

参考文献(References)

- [1] Allsop R E. Delay at a fixed time traffic signal I: Theoretical analysis[J]. Transportation Science, 1972, 6(3): 260-285.
- [2] Elahi S M, Radwan A E, Goul K M. Knowledge-based system for adaptive traffic signal control[J]. Transportation Research Record, 1991, 1324(1): 115-122.
- [3] Chang T H, Lin J Y. Optimal signal timing for an oversaturated intersection[J]. Transportation Research, 2000, 34(6): 471-491.
- [4] 许静. 基于神经网络最优化的交通控制技术[D]. 北京: 中国科学院自动化研究所, 2007: 32-42. (Xu J. Traffic control based on neural optimization[D]. Beijing: Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, 2007: 32-42.)
- [5] Liu D R. Approximate dynamic programming for self-learning control[J]. Acta Automatica Sinica, 2005, 31(1): 13-17.
- [6] Lewis F L, Vrabie D. Reinforcement learning and adaptive dynamic programming for feedback control[J]. IEEE Circuits and Systems Magazine, 2009, 9(3): 32-50.
- [7] Bai X R, Zhao D B, Yi J Q, et al. Ramp metering based on on-line ADHDP (λ) controller[C]. Proc of 2008 Int Joint Conf on Neural Networks(IJCNN 2008). Hong Kong: IEEE Press, 2008: 1847-1852.
- [8] Xu J, Yu W S, Wang F Y. Ramp metering based on adaptive critic designs[C]. Proc of 9th Int IEEE Conf on Intelligent Transportation Systems. Toronto: IEEE Press, 2006: 1531-1536.

(下转第1200页)