

城市交叉口车辆速度与交通信号协同优化控制

王云鹏¹, 郭 戈^{2,3†}

(1. 大连理工大学 控制科学与工程学院, 辽宁 大连 116024; 2. 东北大学 流程工业综合自动化国家重点实验室, 沈阳 110819; 3. 东北大学秦皇岛分校 控制工程学院, 河北 秦皇岛 066004)

摘 要: 为了降低城市交通中的行车延误与燃油消耗, 针对人类驾驶车辆与自动驾驶车辆混合交通环境, 提出一种基于交通信息物理系统(TCPS)的车辆速度与交通信号协同优化控制方法. 首先, 综合考虑路口交通信号、人类驾驶车辆、自动驾驶车辆三者之间的相互影响, 设计一种适用于自动驾驶车辆与人类驾驶车辆混合组队特性的过路口速度规划模型; 其次, 针对车辆速度规划单一应用时的局限性, 即无法减少车辆路口通行延误且易出现无解情况, 提出一种双目标协同优化模型, 能够综合考虑车辆速度规划与路口交通信号控制, 同时降低车辆燃油消耗与路口平均延误. 由于双目标优化问题求解的复杂性, 设计一种遗传算法-粒子群算法混合求解策略. 基于 SUMO 的仿真实验验证了所提出方法的有效性.

关键词: 速度规划; 交通控制; 绿色驾驶; 交通信息物理系统; 双目标优化; 混合交通

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Joint optimization of vehicle speed and traffic signals at a signalized intersection

WANG Yun-peng¹, GUO Ge^{2,3†}

(1. School of Control Science and Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China; 2. State Key Laboratory of Synthetical Automation for Process Industries, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 3. School of Control Engineering, Northeastern University at Qinhuangdao, Qinhuangdao 066004, China)

Abstract: For the reducing of traffic delay and fuel consumption in urban traffic, a joint optimization method of vehicle speed and traffic signals based on transportation cyber physical systems (TCPS) is proposed for the mixed traffic environment of human-driven vehicles and autonomous vehicles. Firstly, considering the interaction among traffic signals, human-driven vehicles and autonomous vehicles, a speed planning model is developed suitable for the mixed group of human-driven vehicles and autonomous vehicles. Then, aiming at the limitation of vehicle speed planning in application, i.e., unable to reduce the vehicle delay and easy to occur no solution phenomenon, a bi-objective optimization model is proposed. Vehicle speed planning and traffic signal control are comprehensively integrated to meet the simultaneous reduction of vehicle fuel consumption and delay. For the complexity of the problem, a hybrid intelligent algorithm merging the genetic algorithm and the particle swarm optimization algorithm is designed. Finally, simulation experiments based on SUMO show the effectiveness of the proposed method.

Keywords: speed planning; traffic control; eco-driving; transportation cyber physical systems (TCPS); bi-objective optimization; mixed traffic

0 引 言

近年来, 汽车保有量迅速增长导致交通日益拥堵, 燃料消耗激增. 2016 年, 我国交通运输消耗石油 21 032 万吨, 占总消耗量的 37.3%^[1], 提高交通系统的运行效率迫在眉睫. 目前, 基于通信和控制技术的交通信息物理系统(transportation cyber physical systems, TCPS)受到了广泛关注. 其中: 智能车辆与智能交通

设施可实现车与车、车与交通设施之间的数据交互^[2]; 具有强大运算能力的云计算保证了多车辆与交通设施之间的大规模实时优化与协同控制. 基于 TCPS 技术的交通运行优化与控制研究主要有两种: 一是利用从信号灯、其他车辆和云端接收的交通数据对目标车辆进行最优规划, 得到最优参考速度轨迹并持续跟踪; 二是在交通信号控制中估计所有车辆

收稿日期: 2019-04-30; 修回日期: 2019-08-13.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61573077); 国家自然科学基金重点项目(U1808205).

责任编辑: 周彬.

†通讯作者. E-mail: geguo@yeah.com.

的行驶轨迹,基于车辆的行驶轨迹来进行交通信号优化控制,以减少路口的整体延误与燃油消耗。

目前对于路口车辆速度轨迹优化的研究较多。文献[3]提出了一种速度规划策略与约束,通过减少加速度变化与发动机空转降低燃油消耗;文献[4]设计了一种单车速度规划模型,并基于时间环策略将其扩展至整个车道的车辆;文献[5]给出了一种车辆组队在路口的速度规划策略,考虑了组队中部分车辆不主动跟踪最优速度轨迹的情况;文献[6]设计了一种针对汽油车辆与电动车辆混合组队的速度规划模型。但是,上述研究均没有考虑车辆间的相互影响。文献[7]基于改进A*算法,使用目标车辆周围的车辆状态以及交通信号来计算最优轨迹;文献[8]基于路口历史排队信息,提出了一种单车速度规划方法;文献[9]中使用冲击波模型来实时估计路口排队长度,给出了单车最佳减速/加速轨迹计算模型。然而,上述的模型均没有考虑车辆组队时带来的行驶限制,实际应用中不能保证组队在路口通过时的完整性。而基于车辆轨迹的交通信号优化控制研究,目前成果较少。文献[10]提出了一种信号配时优化策略,以最小化路口总能耗和延误,根据Nagel-Schreckenberg模型来估计车辆轨迹。进一步地,文献[11]提出了一种改进的信号配时优化模型,根据延误时长和车辆类型估计车辆能耗。然而,上述模型并没有考虑自动驾驶车辆与人类驾驶车辆混合交通情况。

对于复杂的交通场景,如饱和路口状态,协同考虑车辆速度规划与交通信号控制相对于单一方法能更好地提高通行效率并降低能耗与延误^[12]。文献[13]首先对车辆进行编队划分,然后对各车队领头车路口到达时间与交通信号配时进行协同优化;同样,文献[14]建立一种两阶段优化模型,交通信号为第一阶段优化,而领头车速度为第二阶段优化,通过比功率模型来估计车辆燃油消耗;文献[15]与文献[16]均采用了一种双层优化结构,不考虑车队划分,上层对交通控制信号以及各个车辆路口到达时间进行优化,下层基于最优控制实现各个车辆的燃油经济性。然而,上述研究中涉及的均为自动驾驶车辆,而未考虑人类驾驶与自动驾驶车辆混合情况。在纯自动驾驶环境中,所有车辆可以根据需求主动形成固定车队且保持较小的车间距,跟随车完全跟踪领头车。而在混合交通环境中,车辆间无法组成稳定的车队,人类驾驶车辆不会完全跟踪于领头车。与此同时,不受速度规划引导的人类驾驶车辆所形成的路口拥堵等,会对自动驾驶车辆的速度规划产生影响。

本文旨在综合考虑车辆燃油经济性与路口通行

延误,对车辆速度轨迹与路口交通信号进行协同优化。道路中车辆被分为不受速度规划引导的单独行驶人类驾驶车辆与以自动驾驶车辆为领头车的车辆混合组队。在考虑交通信号与单独行驶人类驾驶车辆的影响下,通过速度规划为车辆混合组队提供最优速度参考轨迹以降低其燃油消耗。与此同时,在满足车辆混合组队不停车且不分裂通过路口的前提下,考虑所有车辆的行驶轨迹,设计整数规划模型对交通信号进行协同优化以降低路口平均延误。优化计算中,通过改进的跟驰模型对车辆行驶轨迹进行估计,利用遗传-粒子群混合算法对双目标协同优化进行求解。本文贡献如下:1)设计了一种用于自动驾驶车辆与人类驾驶车辆混合组队的过路口速度规划模型,考虑拥堵路口中单独行驶人类驾驶车辆与混合组队之间的相互影响;2)采用双目标协同优化结构对混合交通中车辆速度轨迹与路口交通信号进行协同优化,实现同时减少燃油消耗与路口延误。

1 系统建模

本文的研究目标是为自动驾驶车辆与人类驾驶车辆混合车流通过信号灯路口时提供最优速度参考轨迹以降低其燃油消耗,并协同优化交通信号降低路口所有车辆平均延误。首先,本节对优化中所涉及的交通场景以及车辆运动与油耗进行建模。

1.1 道路建模

如图1(a)所示,本文所研究的交通场景为城市独立信号灯十字路口。每个方向包括左转车道以及直行/右转车道两条驶入车道,以逆时针进行编号。将路口中车与车、车与交通设施之间通信的覆盖范围定义为十字路口控制范围,半径用 R 表示,其边界与各条驶入车道的交界点分别定义为各条驶入车道的起始点。本文假定4条直行车道为人类驾驶车辆与自动驾驶车辆混合交通流,自动驾驶车辆与人类驾驶车辆在其中随机混合。人类驾驶车辆在接近路口的过程中,如果前方同车道中没有自动驾驶车辆,则被视为不受速度规划引导的单独行驶车辆;如果前方同车道中有自动驾驶车辆,则自动驾驶车辆与人类驾驶车辆会被视为混合组队。在混合组队前方的车辆均为不受速度规划引导的人类驾驶车辆。值得注意的是,这里的混合组队并不会组成稳定而紧密的车辆编队,人类驾驶车辆不会完全跟踪自动驾驶车辆的行驶动作。混合组队的划分只是为了在车辆速度规划中,能够综合考虑自动驾驶车辆以及在其后方的其他车辆的燃油经济性。其中,自动驾驶车辆会接收最优参考速度轨迹并进行跟踪;混合组队中的人类驾驶车辆

会对自动驾驶车辆进行跟随行驶,即间接受到最优参考速度轨迹的影响。

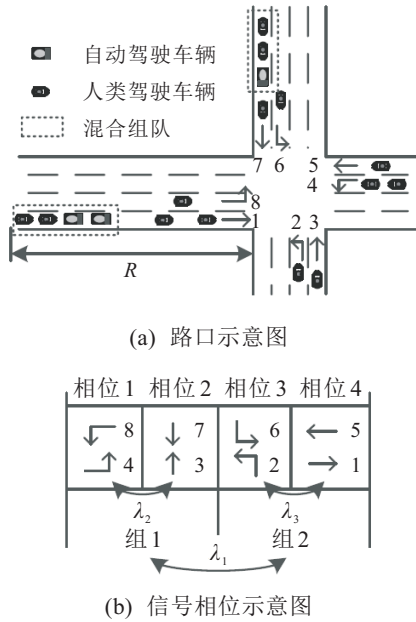


图1 交通场景示意图

1.2 交通信号建模

交通信号设计为四相位,如图1(b)所示. 相位1和相位2组成信号组1,相位3和相位4组成信号组2. $g_j (j = 1, 2, 3, 4)$ 为各相位时长. T_C 为信号周期时长. $\lambda_p (p = 1, 2, 3)$ 为相位切换顺序. λ_1 为0表示信号以组1开始, λ_1 为1表示信号以组2开始; λ_2 为0表示在组1中以相位1开始, λ_2 为1表示在组1中以相位2开始; λ_3 为0表示在组2中以相位3开始, λ_3 为1表示在组2中以相位4开始. 定义 $T_g^i (i = 1, 2, \dots, 8)$ 为某车道方向上绿色信号开始时间,由此得到

$$T_g^1 = T_g^8 = (1 - \lambda_1)(g_1 + g_2) + (1 - \lambda_3)g_3, \quad (1)$$

$$T_g^2 = T_g^3 = (1 - \lambda_1)(g_1 + g_2) + \lambda_3 g_4, \quad (2)$$

$$T_g^4 = T_g^5 = \lambda_1(g_3 + g_4) + (1 - \lambda_2)g_1, \quad (3)$$

$$T_g^6 = T_g^7 = (1 - \lambda_1)(g_3 + g_4) + \lambda_2 g_2. \quad (4)$$

1.3 车辆运动建模

本文对经典车辆跟驰模型^[17]进行改进,以对接近路口车辆纵向运动进行建模. 每条车道均定义沿该车道方向的一维坐标来描述车辆的纵向运动,车道的起始点定义为坐标原点. 首先对前后车相互影响下的车辆行驶特性描述如下: 设 $s_n(t)$ 、 $v_n(t)$ 以及 $a_n(t)$ 分别表示车辆 n 在时刻 t 的位置、速度与加速度,且满足

$$\begin{cases} \dot{s}_n(t) = v_n(t), \\ \dot{v}_n(t) = a_n(t), \\ a_n(t) = f(\Delta s_n(t), v_n(t), \Delta v_n(t)). \end{cases} \quad (5)$$

其中

$$f(\cdot) = \bar{a} \left[1 - \left(\frac{v_n(t)}{v_d} \right)^4 - \left(\frac{\Delta s_n^*(v_n(t), \Delta v_n(t))}{\Delta s_n(t)} \right)^2 \right], \quad (6)$$

$\Delta s_n(t)$ 与 $\Delta v_n(t)$ 分别为车辆 $n-1$ 与车辆 n 之间的相对距离与相对速度; \bar{a} 为车辆油门参数; v_d 为车辆惯常的巡航速度,对于自动控制器,通常 $v_d = v_{\max}$,而对于人类驾驶员,通常 $v_d < v_{\max}$; Δs_n^* 为期望车间距,表示为

$$\Delta s_n^* = s_0 + \max \left\{ \left(v_n(t) \cdot \Delta t^* + \frac{v_n(t) \cdot \Delta v_n(t)}{2\sqrt{\bar{a}_n \cdot a_n^d}} \right), 0 \right\}, \quad (7)$$

s_0 为最小安全车间距, Δt^* 为安全时距, a_n^d 为车辆制动参数. 如果混合组队领头车加速度轨迹可以确定,则可以通过上述模型估计整个混合组队的位置与速度轨迹.

上述模型没有引入信号灯信息,因此需要对其进行改进,以用于描述车辆在面对信号灯时的运动特性. 首先定义驾驶决策点: 以车道 i 为例,其驾驶决策点位于距离十字路口停车线 L_i^d 处,当车辆到达决策点时,会判断是否可以在当前信号相位通过路口. 如果当前为红灯且剩余时间大于 L_i^d/v_{\max} ,则车辆会选择减速至零并等待信号切换为绿灯;反之,则选择匀速接近路口. 类似地,如果当前为绿灯且剩余时间小于 L_i^d/v_{\max} ,则车辆会选择提前减速至零并等待下一个周期中的绿灯;反之,则选择继续匀速接近路口.

参数 $\theta_m(t)$ 用来描述车辆 m 在当前时刻 t 是否为驶入车道路口上游最接近停车线的车辆且已经通过决策点,参数 $\xi_m(t)$ 用来描述该车辆在经过决策点后是否要进行减速. $Q_m(t)$ 和 $\xi_m(t)$ 分别表示如下:

$$\theta_m(t) = \begin{cases} 1, & s_{m-1}(t) > R \text{ 且 } s_m(t) \in [R - L_i^d, R]; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (8)$$

$$\xi_m(t) = \begin{cases} 1, & t_m^{\text{DP}} + L_i^d/v_{\max} \in [T_g^i, T_g^i + g_i]; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (9)$$

其中: t_m^{DP} 为车辆 m 到达决策点的时间, $s_m(t_m^{\text{DP}}) = R - L_i^d$. 在式(8)中, $s_{m-1}(t) > R$ 表示车辆 m 的前方车辆 $m-1$ 在时刻 t 已经通过了路口,如果此时车辆 m 也通过了决策点,即 $s_m(t) \in [R - L_i^d, R]$,则车辆 m 的行驶仅受信号灯的影响而不考虑车辆间的相互作用. 在式(9)中,对已经通过决策点的车辆 m 作进一步判断,如果在其到达路口时交通信号为绿灯,则车辆不进行减速,反之则减速停车. 最终,改进的跟驰模型

中车辆加速度计算如下:

$$a_m(t) = h(\Delta s_m(t), v_m(t), \Delta v_m(t), \theta_m(t), \xi_m(t)). \quad (10)$$

其中

$$h(\cdot) = (1 - \theta_m(t)) \cdot f(\Delta s_m(t), v_m(t), \Delta v_m(t)) + \theta_m(t) \cdot (1 - \xi_m(t)) \cdot a_m^r. \quad (11)$$

这里 a_m^r 为车辆在路口因为红灯减速停车时的制动参数,由车辆在通过决策点时的速度以及决策点距离路口的位置计算得到,即 $a_m^r = v_m^2(t_m^{DP})/2L_i^d$. 当车辆没有通过决策点或虽然已经通过但是前方仍然有其他车辆时,车辆的行驶不考虑信号灯影响. 而当车辆已经通过决策点且前方没有其他车辆时,车辆的加速度根据信号灯信息来进行选择和计算.

1.4 车辆能耗模型

本文应用 VT-CPFM 模型^[18]来估计车辆的实时能耗率,有

$$F(t) = \begin{cases} \alpha_0 + \alpha_1 P(t) + \alpha_2 P^2(t), & P(t) \geq 0; \\ \alpha_0, & P(t) < 0. \end{cases} \quad (12)$$

其中: $\{\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2\}$ 为模型参数; $P(t)$ 为车辆实时功率,由车辆的速度与加速度确定,有

$$P(t) = \frac{R(t) + m \cdot a(t)(1.04 + 0.0025\varsigma^2)}{3600\eta} \cdot v(t). \quad (13)$$

这里 ς 为发动机传动比, η 为传动效率; m 为质量; $R(t)$ 为车辆阻力,表示为

$$R(t) = c_1 v^2(t) + c_2 mg + c_3 + mgG(t), \quad (14)$$

c_1 为风阻系数, c_2 与 c_3 为滚动摩擦系数, g 为重力加速度, $G(t)$ 为道路坡度.

2 车辆速度与交通信号双目标协同优化模型

本文所设计的双目标协同优化模型将在车流接近并通过路口的过程中同时优化其中混合车辆组队的速度轨迹与交通控制信号序列,以降低混合组队中车辆的燃油消耗和路口所有车辆的平均延误. 单独行驶的人类驾驶车辆由于不受速度规划引导,无法为其设计最优速度参考轨迹,只能通过交通信号优化来改善其路口通行. 与此同时,过路口速度规划模型仅能针对于混合组队中的车辆.

交通信号根据各车辆到达时间进行优化以降低路口整体通行延误,但是常常不能完全消除车辆红灯停车后再启动的情况. 车辆速度规划能够优化车辆

速度并改变其到达路口的时间,避免因为红灯信号导致的停车后再启动,以此改善车辆的燃油经济性. 然而,速度规划无法减少车辆通行延误,由于交通信号优化基于车辆匀速行驶的假设来估计其路口到达时间,速度规划可能会对优化后的交通信号产生负面影响. 如,为了避免在路口停车,主动降低某车辆的行驶速度并延迟其到达路口的时间,导致其后方跟随车辆无法按照原定计划在绿灯结束前到达路口,并只能停车等待下一个绿灯信号,造成较大的延误. 因此,为了同时提高车辆燃油经济性和降低路口平均延误,车辆速度规划与交通信号优化需要相互配合,组成一个双目标协同优化系统. 假定道路交通信息可以通过交通信息物理系统实时进行收集,则所有车辆的行驶轨迹均可以通过车辆运动模型进行估计,并用于双目标协同优化的计算中.

下面,首先给出混合车辆组队过路口速度规划模型设计.

2.1 过路口速度规划模型

自动驾驶车辆与人类驾驶车辆混合组队在通过信号灯路口的过程中,会因为交通信号红灯与同车道单独行驶车辆的路口拥堵而发生减速停车后再启动的情况,这将严重增加车辆的燃油消耗. 因此,速度规划的目的是提前设计混合组队的速度轨迹,尽量减少行驶过程中的速度变化.

以直行车道 i 为例,设自动驾驶车辆与人类驾驶车辆混合组队由 N_i 辆车组成,首先给出过路口速度规划目标函数

$$\min_{a_1(t), t_h} J_i = \sum_{n \in N_i} \int_{t_0}^{t_h} F_n(v_n(t), a_n(t)) dt. \quad (15)$$

其中: $a_1(t)$ 为混合组队领头车加速度轨迹; t_0 为混合组队领头车进入路口控制范围的时间,即速度规划起始时间; t_h 为混合组队尾车通过路口的时间,即速度规划结束时间,同为待确定的值. 求解上述目标函数,得到领头车最优加速度轨迹 $a_1^*(t)$,其积分即为混合车辆组队的最优速度参考轨迹.

在上述优化目标函数的求解中,混合组队中每辆跟随车速度与加速度均是基于模型(5)~(11)对应领头车加速度取值迭代计算得到,并以此计算实时油耗. 仅将领头车的加速度与速度规划结束时间作为待优化变量,虽然可以显著减少计算负担,但是当推广至多个混合组队时,由于需要求解多个连续变量随时间变化的最优曲线,当优化时域较长、组队中车辆数量较多时,求解通常需要很长的时间,影响规划的实时性. 因此,为了便于实际应用,本文提出一种时间

分段的速度规划近似求解模型。

实际应用中,速度规划得到的最优参考速度轨迹需要自动驾驶系统来进行跟踪,因此最优轨迹中加速度便不应该变化非常频繁。在一定的时间长度内,加速度应该保持不变以方便跟踪,且在一个路段内,车辆大部分的行驶应该是保持匀速,以保证行车舒适性。因此,时间分段的速度规划近似求解包括下面的过程:首先,在速度规划起始时刻 t_0 ,设混合组队的领头车初始速度为 v_0 ,根据模型(5)~(7)对混合车辆组队前方的所有单独行驶车辆的运动轨迹进行估计,得到路口单独行驶车辆的排队信息,路口单独行驶车辆最大排队长度 s_q 以及到达最大排队长度的时间 t_q 。然后,对混合车辆组队不施加任何控制,估计混合组队领头车以初始速度匀速接近路口后的轨迹。如果,混合车辆组队因为单独行驶车辆排队而停车,或者混合车辆组队无法在当前绿色窗口内全部通过路口,则混合车辆组队的速度轨迹需要被优化。

如图 2 所示,混合车辆组队的速度轨迹被分为 4 个阶段:1) 从时刻 t_0 到 t_1 以一个恒定的加速度 a_1 加速或减速至新速度 v_c ;2) 从时刻 t_1 到 t_q 以速度 v_c 保持匀速接近路口;3) 从时刻 t_q 到 t_2 以一个恒定的加速度 a_2 加速或减速至初始速度 v_0 ;4) 从时刻 t_2 到 t_h 以速度 v_0 保持匀速行驶。

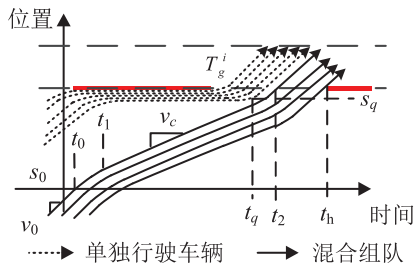


图 2 近似优化模型下混合组队车辆与单独行驶车辆位置轨迹示意图

根据上述设定,混合车辆组队过路口速度规划问题被转换为有 5 个决策变量(a_1, a_2, t_1, t_2, t_h)的非线性优化问题:

$$\begin{aligned} \min J_i = & \int_{t_0}^{t_1} F_1(v_1(a_1, t), a_1)dt + \int_{t_1}^{t_q} F_1(v_c, 0)dt + \\ & \int_{t_q}^{t_2} F_1(v_1(a_2, t), a_2)dt + \int_{t_2}^{t_h} F_1(v_0, 0)dt + \\ & \sum_{n=2}^{N_i} \int_{t_0}^{t_h} F_n(v_n(t), a_n(t))dt. \end{aligned} \quad (16)$$

其约束如下:

$$\dot{s}_n(t) = v_n(t), \dot{v}_n(t) = a_n(t), \quad n = 1, 2, \dots, N_i; \quad (17)$$

$$a_n(t) = f(\Delta s_n(t), v_n(t), \Delta v_n(t)), \quad n = 2, 3, \dots, N_i; \quad (18)$$

$$v_0 + a_1(t_1 - t_0) = v_c, \quad v_c + a_2(t_2 - t_q) = v_0; \quad (19)$$

$$s_0 + v_0(t_1 - t_0) + 0.5a_1(t_1 - t_0)^2 + v_c(t_q - t_1) \leq s_q; \quad (20)$$

$$t_h \leq T_g^1 + g_4, \quad s_N(t_h) \geq R + s_1(t_0); \quad (21)$$

$$0 < v_c \leq v_{\max}, \quad t_q \leq t_2 < t_h, \quad t_0 \leq t_1 < t_q; \quad (22)$$

$$a_{\min} \leq a_1 \leq a_{\max}, \quad a_{\min} \leq a_2 \leq a_{\max}. \quad (23)$$

其中:式(17)和(18)为车辆运动学约束;式(19)为第 2 阶段匀速速度与第 1、第 3 阶段加速度之间的关系;式(20)为单独行驶车辆排队对混合组队的约束;式(21)为绿色信号时长对混合组队的约束,即保证组队中最后一辆车可以在绿灯信号结束前通过路口;式(22)和(23)为决策变量的上下界。

通过目标函数(16)优化计算得到各决策变量的最优值($a_1^*, a_2^*, t_1^*, t_2^*, t_h^*$),即领头车在各行驶阶段最优加速度值以及切换时间。进一步对其积分便可得到整个混合车辆组队的分段最优参考速度轨迹,即

$$v_{d,1}^* = \begin{cases} v_0 + a_1^*t, & t \in [t_0, t_1^*]; \\ v_c, & t \in [t_1^*, t_q]; \\ v_c + a_2^*t, & t \in [t_q, t_2^*]; \\ v_0, & t \in [t_2^*, t_h^*]. \end{cases} \quad (24)$$

2.2 交通信号优化模型

仅从车辆混合组队局部的角度来看,上节中速度规划模型可以有效减少燃油消耗,但无法在整体上降低路口的车辆平均延误。并且实际规划效果受路口单独行驶车辆拥堵和交通信号的限制较大,即可能出现混合组队不能在一个绿灯信号时长中整体通过路口的情况(优化模型(16)无解)。为了弥补速度规划模型的不足,引入另一个目标,即通过调整路口交通信号相位顺序以及配时来减少路口车辆通行延误,并确保混合组队在通过路口时不发生分裂。

下面进行交通信号优化模型的设计。首先,设车道 i 中所有车辆集合为 C_i 。各车辆在路口的延误,可以通过真实行程时间与期望行程时间的差值来定义,即

$$de_m = (t_h - t_0) - \frac{s_m(t_h) - s_m(t_0)}{v_m(t_0)}, \quad m \in C_i. \quad (25)$$

其中: $s_m(0)$ 为车辆 m 初始位置; $s_m(t_h)$ 为车辆 m 在速度规划结束时的最终位置,根据车辆运动模型计算得到。如果车辆在整个速度规划时域($t_h - t_0$)内以初始速度 $v_m(t_0)$ 保持匀速通过路口,则 $de_m = 0$;如果车辆在路口停车,则 $de_m > 0$ 。

对所有车辆行驶延误进行累加,得到交通信号优

化模型的目标函数

$$\min E = \sum_i \sum_{m \in C_i} de_{m,i}. \quad (26)$$

将初始时刻 t_0 后的完整信号循环中的相位时长 g_j ($j = 1, 2, 3, 4$) 与相位阶次 λ_p ($p = 1, 2, 3$) 作为决策变量进行优化. 同时, 交通信号优化模型的约束如下:

$$g_1 + g_2 + g_3 + g_4 = T_C; \quad (27)$$

$$g_1 + g_2 = g_3 + g_4; \quad (28)$$

$$g_{\min} \leq g_j \leq g_{\max}, \quad j = 1, 2, 3, 4. \quad (29)$$

2.3 双目标协同优化模型

综上所述, 车辆速度轨迹与路口交通信号双目标协同优化模型如下:

$$\min \left\{ \sum_{i=1,3,5,7} J_i, E \right\}. \quad (30)$$

约束由式(17)~(23)与(27)~(29)两部分合并而成.

3 双目标协同优化求解

由于双目标协同优化的复杂性与非凸性, 本文采用一种遗传算法与粒子群算法混合的启发式算法 (GA-PSO) 对问题进行求解. 为了更好地协调两个优化目标, 通过权值因子 ϑ_1 与 ϑ_2 对两目标进行无量纲处理. 因此, 目标函数(30)转换成如下形式:

$$\min J = \vartheta_1 \sum_{i=1,3,5,7} J_i + \vartheta_2 E. \quad (31)$$

特别地, 在求解中, 车辆速度轨迹的优化受到路口交通信号优化的限制. 当在某一信号配时下, 通过领头车速度轨迹的调整无法使自动驾驶车辆与人类驾驶车辆混合组队在路口避免停车, 或者无法在一个绿灯时长保持组队通过路口时, 即速度规划模型无解的情况, J_i 将取一个很大的正数.

在求解过程中, 基于车辆运动模型的车辆轨迹估计与基于启发式算法的优化计算相互嵌套. 每当得到新遗传个体(即新的路口信号配时), 算法首先根据信号配时, 通过车辆运动模型估计所有单独行驶车辆的轨迹. 然后, 根据单独行驶车辆排队特性以及过路口速度规划模型, 得到各混合组队的最优参考速度轨迹与车辆总能耗. 最后根据延误计算公式得到路口车辆总延误, 并通过目标函数计算这组解的重要性. 完整的求解流程如下所示:

Step 1: 预设遗传迭代总次数 T , 种群规模 B , 优化模型约束(17)~(23)与(27)~(29);

Step 2: 根据约束(27)~(29), 随机产生 B 组遗传个体(交通信号配时), 组成初始种群;

Step 3: 基于车辆运动模型(5)~(11), 分别得到各遗传个体下所有单独行驶车辆的行驶轨迹;

Step 4: 利用 PSO 算法分别求解各遗传个体下的速度规划问题(16), 得到各混合组队最优参考速度轨迹与总燃油消耗, 并根据延误公式(26)计算得到路口车辆总延误;

Step 5: 根据适应度函数(31), 分别评价并标记各遗传个体;

Step 6: 评判所有遗传个体, 如果到达最大迭代总次数 T , 则输出最优个体及其代表的最优解, 并停止计算, 否则进入 Step 7;

Step 7: 以适应度函数值为依据选择再生个体, 并对其交叉变异生成下一代新个体, 汇总得到新一代种群, 迭代次数加 1, 并返回 Step 3.

4 实验验证

本节对所设计的车辆混合组队过路口速度规划模型与双目标协同优化模型进行验证. 基于 SUMO 仿真软件^[19] 搭建路口微观交通场景, 道路最高限速为 70 km/h. 各相位初始时长为 30 s; 信号循环长度为 120 s; 初始相位顺序, 1 → 2 → 3 → 4; 单相位长度约束 $g_{\min} = 10$ s, $g_{\max} = 60$ s; 路口控制范围半径为 2000 m; 车辆加速度限制 $a_{\max} = 3$ m/s², $a_{\min} = -5$ m/s². 车辆油耗模型参数设定见文献[18].

实验中, 将固定巡航速度下的无优化实验作为对比基准, 其中车辆混合组队领头车设定的固定巡航速度为 $v_0 = 60$ km/h. 首先在欠饱和路口场景下, 单独验证混合组队过路口速度规划模型的有效性. 因为当路口单独行驶车辆的通行接近饱和时, 会存在速度规划模型无解的情况. 然后在过饱和路口场景下, 验证协同优化模型的有效性.

4.1 速度规划模型实验

首先选择单车道进行实验以验证本文混合组队过路口速度规划模型的有效性. 路口车辆通行行为欠饱和状态, 即初始信号配时满足自动驾驶车辆与人类驾驶车辆混合组队保持编队通过路口的要求.

图3描述的是车道中所有车辆位置轨迹曲线. 如图3(a)所示, 混合车辆编队在领头车带领下匀速接近路口, 由于在红灯时到达路口且路口存在单独行驶车辆排队拥堵, 混合车辆编队减速后停车. 在信号灯切换为绿灯并且单独行驶车辆排队消散后, 才启动加速并通过路口. 而通过速度规划模型设计最优速度轨迹进行引导, 混合车辆编队在进入路口影响范围后主动进行减速, 如图3(b)所示, 随后以新的巡航速度 9 m/s 匀速接近路口, 在信号灯转为绿灯, 且路口单独行驶车辆排队已经通过路口后, 紧随已经加速至初始速度的单独行驶车辆通过路口. 在未优化的情况下,

混合车辆组队有大约40%的时间是在路口停车,而在速度规划的情况下,混合车辆组队有大约80%的时间是保持匀速行驶,如图4所示。

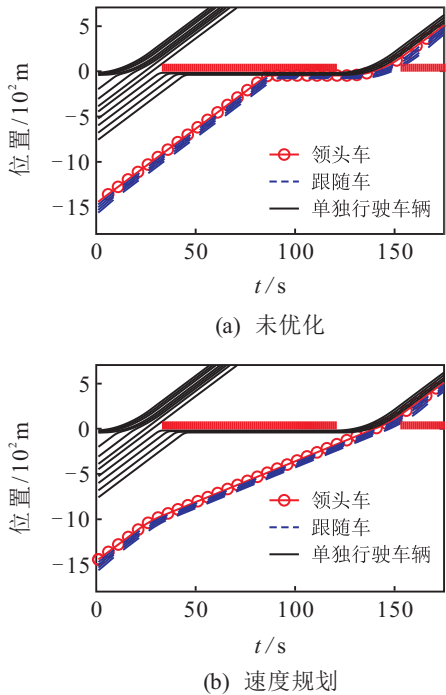


图3 车辆位置轨迹

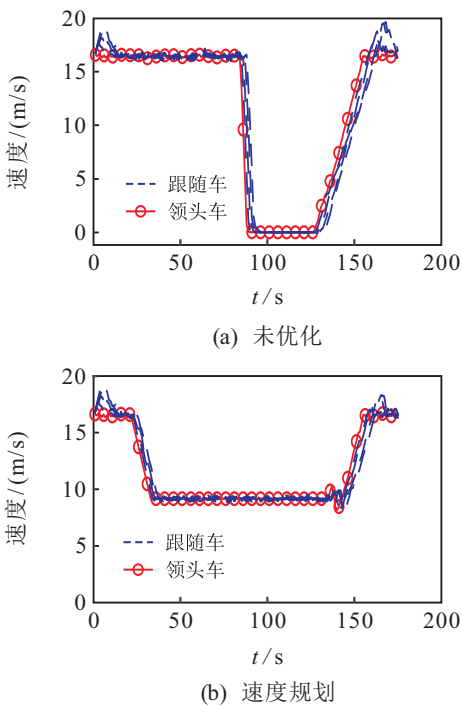


图4 混合组队车辆速度轨迹

车辆行驶中,速度的波动会带来额外的燃油消耗.从图5可以看出,混合车辆组队在无优化情况下的总油耗为831 mL,而在速度规划模型的最优参考速度轨迹引导下总油耗为626 mL,减少了24.6%.车道中所有车辆在无优化的情况下总能耗为1498 mL,而在速度优化的作用下,总油耗为1293 mL,平均减

少了13.7%.在无优化情况下的燃油消耗累计曲线中,有一段垂直的曲线,表示混合车辆组队在路口停车时,发动机空转时的燃油消耗状态.此时,混合车辆组队消耗大约180 mL燃油,而前进的距离为零.由此可见,避免混合车辆组队在通过路口的过程中停车,将会大幅降低车辆燃油消耗。

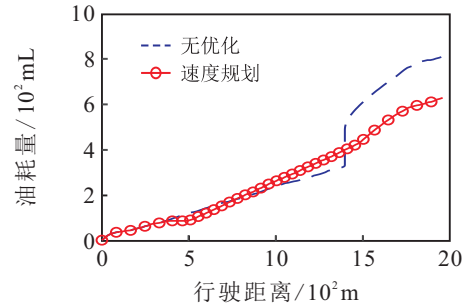


图5 混合组队累积油耗对比

值得关注的是,从实验结果对比可以看出,速度规划能够在不发生通行延误和速度损失的前提下,提高车辆燃油经济性.在两种实验中,车道中所有车辆通过路口的时间都在约150s处,没有额外通行延误.而且通过路口后的最终速度均为进入路口控制范围时的初始速度,没有速度损失,由此表明了本文速度规划模型的有效性。

4.2 协同优化模型实验

本节在完整路口场景下,验证双目标协同优化模型的有效性,其中车道1与车道7为饱和通行状态. $t_0 = 20\text{ s}$ 为速度规划起始时刻,协同优化后的各相位新配时为 $g_1 = 18\text{ s}, g_2 = 27\text{ s}, g_3 = 35\text{ s}, g_4 = 40\text{ s}$,顺序调整为 $1 \rightarrow 2 \rightarrow 4 \rightarrow 3$.信号循环起始与结束分别在30s与150s.

以车道1为例进行结果分析,其中车辆通行行为饱和状态,即初始信号配时无法保证混合车辆组队整体通过路口.由于本文中车辆速度规划模型在饱和和交通场景下单独使用会无解,这里采用文献[9]中的速度规划策略进行实验对比.如图6(a)所示,如果在速度规划约束中不考虑混合车辆组队完整性,则计算得到的最优参考速度轨迹在饱和交通环境下会造成混合车辆组队的分裂.组队中部分跟随车无法在同一个绿灯窗口通过路口,而是被迫在路口停车,等待下一个绿灯.由图7(a)可知,虽然整个混合组队在领头车的带领下已经采取了提前减速策略,以一个较低的巡航速度7.5 m/s接近路口.但是由于路口通行饱和,混合车辆组队产生了分裂,部分跟随车因为红灯,需要减速停车.反观图6(b),在双目标协同优化的作用下,路口预设信号配时被调整.车道1对应的相位4被提前,且时长变为35s,因此混合车辆组队能够不分

裂通过路口. 如图7(b), 混合车辆组队的速度由最开始的16.67 m/s只需轻微减速至13 m/s, 便可以以此速度接近路口并通过路口. 由于信号配时优化的协同作用, 混合车辆组队可以用更大的巡航速度接近路口, 因此其整体速度波动也相对较小.

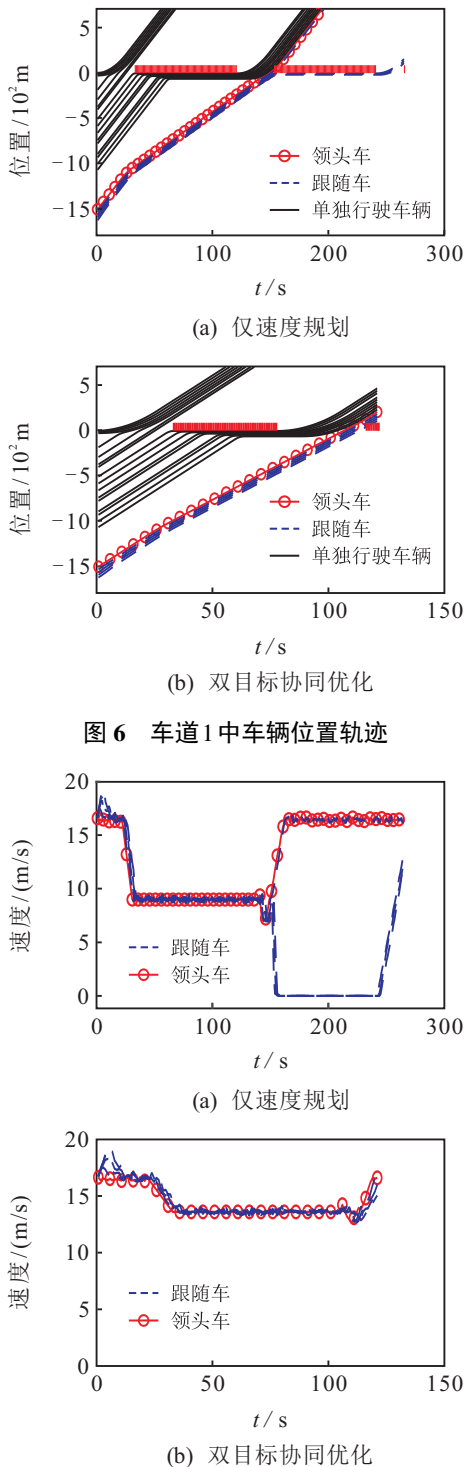


图7 车道1中混合组队车辆速度轨迹

本文双目标协同优化在降低车辆燃油消耗方面的性能表现如图8所示. 对于混合组队中的领头车, 虽然文献[9]的策略同样可以保证其不停车通过路口, 但是需要做出较大的减速. 这一过程中燃油消耗

为143 mL. 而协同优化实验中, 由于绿色窗口的提前, 使得领头车可以采用更少的减速即可满足需求, 燃油消耗仅为94 mL, 相对减少量为34.3%. 对于跟随车4, 文献[9]中的策略无法使其避免停车, 因此其燃油消耗高达211 mL. 而在协同优化实验中, 其燃油消耗仅为85 mL, 相对减少量到达59.7%. 最终, 在文献[9]的策略下, 混合车辆组队的总油耗为923 mL, 而在本文的协同优化模型下, 总油耗为449 mL, 综合减少量为51.3%. 车道1中所有车辆在仅速度规划的情况下总能耗为2421 mL, 而在协同优化的作用下, 总油耗为1947 mL, 平均减少了19.6%.

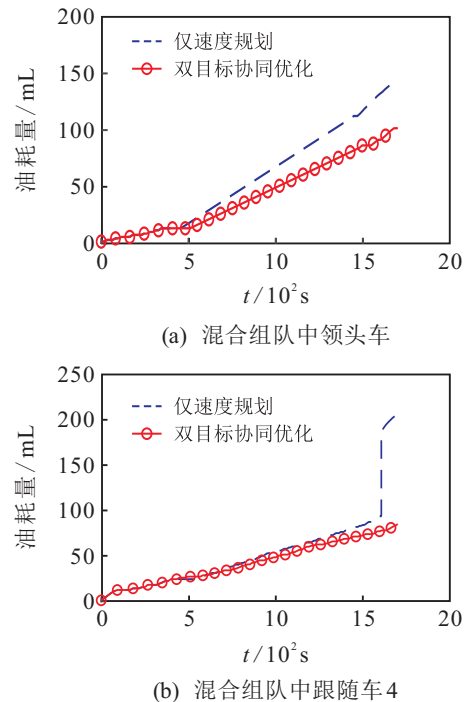


图8 车道1中单车累积能耗对比

图9为3条车道中对应的车辆轨迹曲线. 车道7同样为饱和通行状态, 对应的相位3顺序延后且时长增加至40 s. 车道7中所有车辆在仅速度规划的情况下总能耗为2821 mL, 而在协同优化的作用下, 总油耗为2247 mL, 平均减少了20.3%. 其中混合车辆组队的速度由最开始的16.67 m/s经过轻微减速后变为13.7 m/s, 并以此速度接近路口, 实现顺利不停车且未分裂通过路口. 车道5对应的相位1时长缩短至18 s. 车道5中所有车辆在仅速度规划的情况下总能耗为259 mL, 而在协同优化的作用下, 总油耗为260 mL, 效果基本相同. 其中混合车辆组队的速度由最开始的16.67 m/s经过减速后变为9.5 m/s, 并以此速度接近并通过路口. 车道3对应的相位2时长缩短至27 s. 车道3中所有车辆在仅速度规划的情况下总能耗为348 mL, 而在协同优化的作用下, 总油耗为

320 mL, 平均减少了8%。其中混合车辆组队的速度由最开始的16.67 m/s经过减速后变为8.8 m/s, 并以此速度接近并通过路口。各车道实验结果对比汇总如表1所示。值得注意的是, 车道5中车辆总燃油消耗在速度规划模型下与在协同优化模型下基本相同。原因在于, 车道5中的车辆距离路口均较近, 在信号循环开始之前便基本已经到达路口。由于相位1已经是循环中第一顺位, 优化中只能改变相位1的时长而不能提前其起始时间, 因此对于相位1时长的优化无法使得车道5中的车辆避免停车。与此同时, 由于相位1的时长缩短, 导致后续相位2的起始时间提前(从60s提前至48s), 这对于车道3中的车辆速度轨迹优化有正面作用, 即无需减速至更低的速度便可以不停车通过路口。

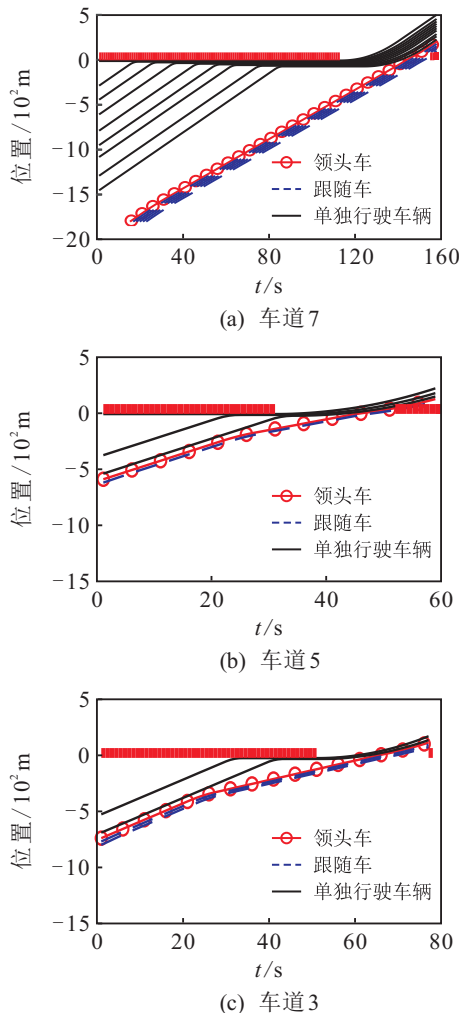


图9 各车道对应的车辆轨迹

下面对双目标协同优化模型在改善路口车辆通行延误方面的性能结果进行统计分析。将多次实验中各车道单车延误时间均值进行对比, 如图10所示。可以看出, 双目标协同优化模型相对于速度规划单一应用有着更好的性能, 能够在保证车辆有更好燃

表1 实验结果对比汇总

	车道编号			
	1	3	5	7
初始相位长度/s	30	30	30	30
优化后相位长度/s	35	27	18	40
仅速度规划总油耗/mL	2421	348	259	2821
协同优化总油耗/mL	1947	320	260	2247
油耗减少比例/%	19.6	8	-0.4	20.3

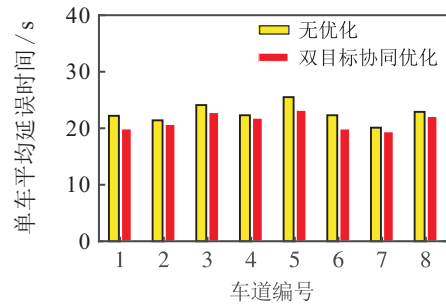


图10 各车道单车平均延误时间对比

油经济性的前提下, 减少路口单车平均延误时间, 平均减少量在4%左右。

5 结论

本文针对城市交叉口交通运行优化与控制问题, 提出了一种基于交通信息物理系统(TCPS)的车辆速度规划与交通控制信号协同优化方法。针对人类驾驶车辆与自动驾驶车辆混合交通环境, 综合考虑了交通信号与路口单独行驶车辆对车辆组队通行的影响, 提出了一种用于自动驾驶车辆与人类驾驶车辆混合组队的过路口速度规划模型。针对速度规划单一应用时的局限性, 基于双目标协同优化有效整合混合车辆组队速度轨迹规划与路口交通信号优化, 实现同时降低车辆的燃油消耗与平均通行延误。基于SUMO的仿真实验表明了本文模型的有效性, 各车道中车辆总燃油消耗最高可减少20.3%, 而路口单车平均延误可减少4%。需要指出的是, 本文模型仅针对于独立信号灯路口, 无法应用于连续多信号灯路口, 因此上述问题将是未来研究的重点。

参考文献(References)

[1] 中华人民共和国国家统计局. 中国统计年鉴2018[R]. 北京: 中国统计出版社, 2018: 189-190. (National Bureau of Statistics. China statistical yearbook 2018[R]. Beijing: China Statistics Press, 2018: 189-190.)

[2] Karagiannis G, Altintas O, Ekici E, et al. Vehicular networking: A survey and tutorial on requirements, architectures, challenges, standards and solutions[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2011, 13(4): 584-616.

- [3] Asadi B, Vahidi A. Predictive cruise control: Utilizing upcoming traffic signal information for improving fuel economy and reducing trip time[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2011, 19(3): 707-714.
- [4] Stebbins S, Hickman M, Kim J, et al. Characterising green light optimal speed advisory trajectories for platoon-based optimisation[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2017, 82(3): 43-62.
- [5] Chen W Q, Liu Y, Yang X G, et al. Platoon-based speed control algorithm for ecodriving at signalized intersection[J]. *Transportation Research Record*, 2015, 2489(4): 29-38.
- [6] He X Z, Wu X K. Eco-driving advisory strategies for a platoon of mixed gasoline and electric vehicles in a connected vehicle system[J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2018, 63(59): 907-922.
- [7] Kamalanathsharma R K, Rakha H. Leveraging connected vehicle technology and telematics to enhance vehicle fuel efficiency in the vicinity of signalized intersections[J]. *Journal of Intelligent Transportation Systems*, 2016, 20(1): 33-44.
- [8] He X Z, Liu H X, Liu X B. Optimal vehicle speed trajectory on a signalized arterial with consideration of queue[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2015, 61(8): 106-120.
- [9] Yang H, Rakha H, Ala M V. Eco-cooperative adaptive cruise control at signalized intersections considering queue effects[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2017, 18(6): 1575-1585.
- [10] Zhao J F, Li W, Wang J M, et al. Dynamic traffic signal timing optimization strategy incorporating various vehicle fuel consumption characteristics[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(6): 3874-3887.
- [11] Li W, Ban X G. Connected vehicles based traffic signal timing optimization[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2018, 112(1): 1-13.
- [12] Fayazi S A, Vahidi A, Luckow A. Optimal scheduling of autonomous vehicle arrivals at intelligent intersections via milp[C]. *American Control Conference*. Seattle: IEEE, 2017: 4920-4925.
- [13] Yu C H, Feng Y H, Liu H X, et al. Integrated optimization of traffic signals and vehicle trajectories at isolated urban intersections[J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2018, 112(5): 89-112.
- [14] Feng Y H, Yu C H, Liu H X. Spatiotemporal intersection control in a connected and automated vehicle environment[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2018, 89(21): 364-383.
- [15] Xu B, Ban X G, Bian Y G, et al. Cooperative method of traffic signal optimization and speed control of connected vehicles at isolated intersections[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2019, 20(4): 1390-1403.
- [16] Hou Y F, Seliman S M S, Wang E S, et al. Cooperative and integrated vehicle and intersection control for energy efficiency (CIVIC-E²)[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2018, 19(7): 2325-2337.
- [17] Hennecke A, Helbing D, Treiber M. Congested traffic states in empirical observations and microscopic simulations[J]. *Physical Review E*, 2000, 62(2): 1805-1824.
- [18] Rakha H, Ahn K, Moran K, et al. Virginia tech comprehensive power-based fuel consumption model: Model development and testing[J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2011, 16(7): 492-503.
- [19] Krajzewicz D. *Fundamentals of traffic simulation*[M]. New York: Springer, 2010: 269-293.

作者简介

王云鹏(1991—),男,博士生,从事车路协同优化控制的研究, E-mail: yunpengwang0306@163.com;

郭戈(1972—),男,教授,博士生导师,从事网联车辆协同控制、智能交通系统、共享出行系统优化与控制等研究, E-mail: geguo@yeah.com.

(责任编辑: 齐 霖)