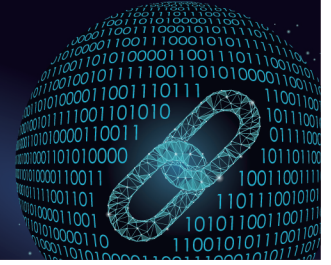




中国科技期刊卓越行动计划项目入选期刊

控制与决策

CONTROL AND DECISION



T-CPS下考虑人驾车行为影响的混行车辆协同控制

黄帅, 孙棣华, 赵敏

引用本文:

黄帅,孙棣华,赵敏. T-CPS下考虑人驾车行为影响的混行车辆协同控制[J]. *控制与决策*, 2024, 39(5): 1424–1432.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2023.0834>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

车辆跟随控制策略的状态可达集建模及验证方法

A modeling and verification method of state reachable set for vehicle following control strategy

控制与决策. 2021, 36(7): 1679–1685 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1562>

基于MCPDDPG的智能车辆路径规划方法及应用

The method and application of intelligent vehicle path planning based on MCPDDPG

控制与决策. 2021, 36(4): 835–846 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0460>

基于混合整数规划的智能网联车冲突区时序优化模型

Mixed integer programming model of scheduling for connected automated vehicles in a conflict zone

控制与决策. 2021, 36(3): 705–710 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0886>

区分交通流模式的混合服务路口信号控制策略

Signal control strategies of mixed service intersections to discriminate traffic flow patterns

控制与决策. 2021, 36(6): 1509–1515 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1520>

通信中断时的网联车辆协作自适应巡航控制

Cooperative adaptive cruise control of connected vehicles under communication interruption

控制与决策. 2021, 36(4): 933–939 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0837>

T-CPS下考虑人驾车行为影响的混行车辆协同控制

黄 帅^{1,2,3}, 孙棣华^{1,2†}, 赵 敏^{1,2}

(1. 重庆大学 自动化学院, 重庆 400030; 2. 重庆大学 信息物理社会可信服务计算教育部重点实验室, 重庆 400030; 3. 重庆邮电大学 先进制造工程学院, 重庆 400065)

摘要: 由于传统人驾车(traditional human-driven vehicles, HVs) 驾驶行为会受到驾驶员的心理和生理活动的不确定性影响, 可能使得车辆频繁地加减速, 进而导致混合交通条件下网联自动驾驶汽车 (connected and automated vehicles, CAVs) 很难快速跟踪此行为. 针对这一问题, 首先提出一种提前预测传统人驾车行为的组合神经网络. 在此基础上, 考虑通信时延和车辆运动学特性, 设计一种基于交通信息物理系统 (transportation-cyber physical system, T-CPS) 的混行车群内车辆协同控制策略, 使其能够快速跟踪上传统人驾车行为, 并对混行车群内网联自动驾驶汽车之间的串稳定性进行分析. 最后, 在混合交通条件下设置由1辆传统人驾车、1辆领头网联自动驾驶汽车和4辆跟随网联自动驾驶汽车形成的混行车群, 利用下一代交通仿真(next generation simulation, NGSIM) 车辆轨迹数据选出高质量传统人驾车状态, 并通过仿真实验验证所提协同控制策略的有效性和可行性. 由仿真实验结果可知, 所提协同控制策略可以保证所有的网联自动驾驶汽车能够快速跟踪上传统人驾车行为, 为解决新型混合交通带来的新问题提供一定的理论指导和借鉴.

关键词: 混合交通; 交通信息物理系统; 人驾车行为; 协同控制; 组合神经网络; NGSIM

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2023.0834

引用格式: 黄帅, 孙棣华, 赵敏. T-CPS下考虑人驾车行为影响的混行车辆协同控制[J]. 控制与决策, 2024, 39(5): 1424-1432.

Cooperative control of mixed vehicles considering influence of human-driven vehicles behavior under T-CPS

HUANG Shuai^{1,2,3}, SUN Di-hua^{1,2†}, ZHAO Min^{1,2}

(1. School of Automation, Chongqing University, Chongqing 400030, China; 2. Key Laboratory of Dependable Service Computing in Cyber Physical Society of Ministry of Education, Chongqing University, Chongqing 400030, China; 3. School of Advanced Manufacturing Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: Since the driving behavior of traditional human-driven vehicles (HV) is affected by the uncertainty of the driver's psychological and physiological activities, which will cause frequent acceleration and deceleration of vehicles, it is difficult to ensure that the subsequent connected and automated vehicles (CAVs) can quickly track this behavior under mixed traffic conditions. In response to this issue, this paper first proposes a combined neural network for predicting the driving behavior of traditional HVs in advance. On this basis, considering the communication time delay and vehicle kinematic characteristics, a cooperative control strategy among vehicles within a mixed vehicle group based on transportation cyber physical systems (T-CPS) is designed to quickly track on the traditional HV behavior. Meanwhile, the string stability between the CAVs in the mixed vehicle group is analyzed. Finally, under mixed traffic conditions, a mixed vehicle group consisting of 1 traditional HV, 1 leader CAV, and 4 following CAVs is set up. The next generation simulation (NGSIM) vehicle trajectory data is used to select high-quality traditional HV states. The effectiveness and feasibility of the proposed cooperative control strategy are verified through simulation experiments. The simulation results show that the proposed cooperative control strategy can ensure that all the CAVs can quickly track the traditional HVs behavior, which provides certain theoretical guidance and reference for solving the new problems brought by the new mixed traffic.

Keywords: mixed traffic; transportation cyber-physical system; behavior of human-driven vehicles; cooperative control; combined neural network; NGSIM

收稿日期: 2023-06-15; 录用日期: 2023-09-21.

基金项目: 国家重点研发计划项目(2021YFB2501000).

责任编辑: 郭戈.

†通讯作者. E-mail: d3sun@163.com.

0 引 言

近年来,网联自动车 (connected and automated vehicles, CAVs) 的发展已趋于成熟^[1-2], 网联自动车可以通过车车 (vehicle-to-vehicle, V2V) 通信技术和传感器感知技术实现车辆之间的互联互通, 为其提供更精确的周边车辆信息, 使其快速自动调控车辆自身的状态. 因此, 网联自动车受到学者和研究者们的广泛关注^[3-4]. 然而, 在技术、经济和环境等条件的限制下, 网联自动车还不能完全替代传统人驾车 (human-driven vehicles, HVs) 行驶在道路上, 未来的道路交通将是由 CAVs 与 HVs 共存形成的新型混合交通^[5-6].

新型混合交通的出现为缓解交通拥堵提供了便利, 但同时也带来了一些新的交通问题. 一方面, 由于传统人驾车与网联自动车之间获取信息的不对称性以及驾驶行为的差异性, 导致异质车辆之间的稳定性难以保证. 对于异质车辆之间的稳定性问题, Gong 等^[7] 提出了一种传统人驾车与网联自动车混合的协同队列控制方法, 该方法能够确保混合车队的稳定性以及单个车辆的安全性; Zhou 等^[8] 为了确保网联自动车与传统人驾车之间的稳定性, 提出了一种分布式网联自动车跟驰控制方法, 仿真实验结果表明, 所提出的控制方法能够有效抑制车辆时走时停的情况以保证车辆稳定行驶; Chen 等^[9] 针对由网联自动车与传统人驾车组成的混合车队的稳定性问题, 提出了一种分布式协同方法, 并给出混合车队的稳定性条件, 仿真结果验证了在不同传统人驾车渗透率下所提方法的有效性. 然而, 以上研究仅仅考虑了网联自动车可以间接地引导传统人驾车的行驶状态, 使其能够提高交通效率, 但是却忽略了传统人驾车行驶频繁加减速行为对网联自动车的影响.

另一方面, 在混合交通场景下, 由于网联自动车的优势可以间接引导传统人驾车的驾驶行为, 同时异质车辆在行驶的过程中会不由自主地形成混行车群, 需考虑如何利用混行车群行为解决异质车辆之间难以交互等问题. 针对异质车辆的群体行为, Chen 等^[10] 在交叉口附近提出了一种由一个领头网联自动车与 n 个跟随的传统人驾车组成的混合车群, 并给出了基于混合车群的最优控制策略, 通过仿真实验验证了所提控制策略能够提高交叉口交通效率并减少燃油消耗. 然而, 该研究针对传统人驾车仅仅采用传统的跟驰模型, 对传统人驾车的假设太过于理想, 同时也没有从信息物理系统的视角去刻画网联自动车与传统人驾车之间离散信息和连续物理状态之间的耦合关系. 针对这一问题, Huang 等^[11] 为了确保由传统人驾

车与网联自动车组成的混合车群的稳定性, 将混合车群划分成多个子群 (一辆网联自动车为领头车与多个传统人驾车组成) 以便更精确地控制, 在此基础上从信息物理系统的视角提出了一种基于社会力的分布式协同方法, 仿真实验结果显示在不同扰动下, 所提方法都能确保混合车群的串稳定性. 然而, 针对这一研究, 未深入分析群体中传统人驾车驾驶行为的不确定性对网联自动车队的影响.

根据上述分析可知, 目前相关学者对混合交通中的一些问题已经开展了一些研究, 这些研究为交通的发展带来了一定的借鉴意义. 现有的研究主要假设车群中领头车追踪一个恒定的速度, 例如: Di 等^[12] 研究了混合车队中每一辆自动驾驶车如何快速跟踪上预先设定的领头车速度曲线; Santini 等^[13] 设定了领头车的速度为稳定状态, 为了使得整个队列能够快速达到稳定状态, 提出了一种基于一致性的车辆队列控制器, 使得队列中的车辆能够跟踪上头车的状态. 然而, 在真实的混合交通环境中, 领头车前面很容易出现传统人驾车. 传统人驾车是由驾驶员间接控制, 驾驶员的心理 (感觉、理解、判断、决定等) 及生理 (疲劳、紧张、害怕、反应迟钝等) 活动^[14] 的不确定性会对车辆进行频繁地制动, 导致传统人驾车的加速度和速度会出现不停地波动. 在混合交通条件下, 如果传统人驾车后面有一群网联自动车, 则传统人驾车的频繁加减速行为会影响其后面网联自动车驾驶的状态, 使其很难保持一致性, 以及难以跟踪传统人驾车的行为. 因此, 在混合交通条件下, 考虑领头车跟踪可变速度是值得研究的, 那么如何解决领头车能够跟踪上传统人驾车的频繁加减速行为 (可变速度) 是值得探索的.

鉴于此, 本文以一辆传统人驾车与多辆跟随的网联自动车形成的混合交通场景为研究对象, 重点分析该场景中传统人驾车频繁加减速行为对后面多辆网联自动车的一致性影响, 以及多辆网联自动车如何能够快速跟踪上传统人驾车频繁加减速行为. 在此基础上, 为了能够提前预测传统人驾车的行为, 采用一种组合神经网络的方法. 同时, 从交通信息物理系统的视角出发, 考虑通信时延和车辆运动学特性, 提出一种在多前车领导者跟随式通信拓扑结构下基于组合神经网络的混行车群多网联自动车跟踪控制策略. 在仿真实验中, 为了与实际更符合, 传统人驾车从下一代交通仿真 (next generation simulation, NGSIM) 车辆轨迹数据中选出, 这个数据包含了高质量的传统人驾车行为, 仿真实验验证了所提跟踪控制方法的有

效性和可行性.

1 问题描述及车辆运动学模型

1.1 问题描述及场景设计

本文给出一个单车道上由一辆传统人驾车与 $n + 1$ 辆网联自动车组成的混合车群,其中 $n + 1$ 辆网联自动车根据其优势又会自动形成网联自动车群,网联自动车群中的领头车通过安装的车载传感器获取前面传统人驾车的状态信息,并通过这些信息调整自身的状态.网联自动车群中跟随的网联自动车可以通过车车通信获取前面网联自动车和领头车的位置、速度和加速度等状态信息.通过获取的信息自动调控自身驾驶状态,使其网联自动车群中的多辆网联自动车能够快速跟踪上传统人驾车的行为.

假设1 当人驾车行为波动比较大时,领头网联自动车需要对这种行为进行学习和预测,以便快速跟踪上此行为.

假设2 领头网联自动车通过车载传感器能够精确获取前面传统人驾车的状态信息(例如,加速度、速度、位置、车间距等),并对这些信息进行高效地处理和存储.

假设3 领头网联自动车具有很强的自学习能力,能够快速预测其前面传统人驾车的行为,以提前调控自身的驾驶行为.

假设4 混行车群长度需要满足车辆通信范围.

1.2 通信拓扑结构

假设网联自动车群行驶在一个单车道上,由于网联自动车具有车车(vehicle-to-vehicle, V2V)通信功能,网联自动车群中的领头车向其后面跟随的网联自动车发送信息,每辆跟随的网联自动车可以与其前面的网联自动车和领头车进行互联互通,即形成通信拓扑结构.通信拓扑结构主要描述车辆之间信息传递的关系,一般采用图论中的有向图进行描述^[15].

目前常用的通信拓扑结构有7种^[16],分别为前车跟随式(predecessor following type, PF)通信拓扑结构、前车-领导者跟随式(predecessor-leader following type, PLF)通信拓扑结构、双向式(bidirectional type, BD)通信拓扑结构、双向-领导者式(bidirectional-leader type, BDL)通信拓扑结构、双前车跟随式(two-predecessors following type, TPF)通信拓扑结构、双前车领导者跟随式(two-predecessors-leader following type, TPLF)通信拓扑结构和多前车领导者跟随式(multiple-predecessor-leader following type, MPLF)通信拓扑结构.为了更好地描述网联自动车之间的通

信连接和信息的传递关系,本文采用多前车领导者跟随式通信拓扑结构.

1.3 车辆运动学模型

基于多前车领导者跟随式通信拓扑结构设计混行车群中多辆网联自动车跟踪控制方案,本文采用运动学模型刻画车辆的运动状态^[17],网联自动车群中第 i 辆车的运动学模型可以描述为

$$\begin{cases} \dot{p}_i(t) = v_i(t), \\ \dot{v}_i(t) = a_i(t), \\ \dot{a}_i(t) = u_i(t). \end{cases} \quad (1)$$

其中: $p_i(t)$ 、 $v_i(t)$ 和 $a_i(t)$ 分别表示网联自动车群中第 i 辆车在 t 时刻的位置、速度和加速度; $\dot{a}_i(t)$ 表示网联自动车群中第 i 辆车的加加速度,即加速度的变化率,并作为第 i 辆车的控制输入; $u_i(t)$ 表示网联自动车群中第 i 辆车在 t 时刻的控制输入.类似地,网联自动车群中领头车的运动学模型可以表示如下:

$$\begin{cases} \dot{p}_0(t) = v_0(t), \\ \dot{v}_0(t) = a_0(t), \\ \dot{a}_0(t) = u_0(t). \end{cases} \quad (2)$$

其中: $p_0(t)$ 、 $v_0(t)$ 和 $a_0(t)$ 分别表示网联自动车群中领头车在 t 时刻的位置、速度和加速度; $\dot{a}_0(t)$ 表示领头车的加加速度,并作为领头车的控制输入; $u_0(t)$ 表示网联自动车群中领头车在 t 时刻的控制输入.

2 混行车群信息物理系统建模与控制

2.1 人驾车行为影响的混行车辆信息物理系统描述

交通信息物理系统(transportation cyber physical system, T-CPS)^[18]是将交通中的离散信息与连续物理信息通过通信技术、计算机技术和控制技术进行实时交互、协作、融合、处理和反馈等形成的一个复杂的交通系统.该系统也可以描述交通中物理实体与信息虚体之间的相互映射关系、信息的交互、反馈和执行,以及随时间通信拓扑的变化和物理实体的动态演化,为解决交通问题提供了一种新的技术手段.

网联自动车群中的跟随车辆都能够通过车车通信获取其他网联自动车和领头车的状态信息,从而自动调控自身的状态.为了更好地描述网联自动车群的行驶行为,本文从交通信息物理系统的视角刻画混行车群中传统人驾车与网联自动车群中领头车之间的信息交互,以及网联自动车群内领头车与跟随的网联自动车之间连续物理系统和离散信息系统之间的交互、融合、反馈与执行,如图1所示.

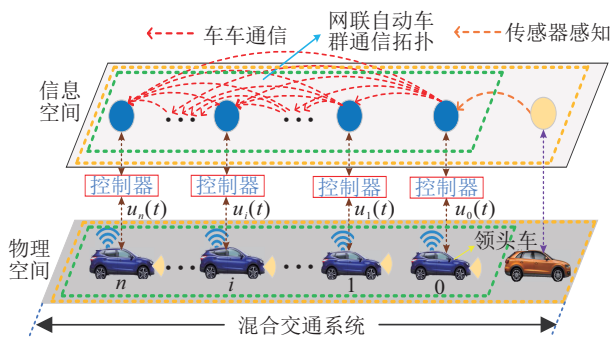


图 1 基于交通信息物理系统的混行车群行驶行为描述

图1揭示了基于交通信息物理系统的混行车群中传统人驾车与网联自动驾驶车群之间的行驶行为. 物理空间主要描述混行车群中的网联自动驾驶车群前方有一辆传统人驾车时的运动行为和车辆分布, 并且网联自动驾驶车群中的每一辆跟随的网联自动驾驶车和领头车通过从信息空间获取其他车辆的信息自动控制其自身的驾驶行为, 以确保网联自动驾驶车群中多辆网联自动驾驶车能够快速跟踪上传统人驾车的行为. 信息空间主要描绘了物理空间中的异质车辆在信息空间中的映射关系, 以及网联自动驾驶车在不同时段通过车车通信获取其他网联自动驾驶车和领头车状态信息时的通信拓扑, 而领头车则通过车载传感器获取前面传统人驾车状态信息时的拓扑结构. 网联自动驾驶车使用了多前车-领航者跟随式的通信拓扑结构, 即网联自动驾驶车群内每辆跟随的网联自动驾驶车能获取其前面所有网联自动驾驶车以及领头车的信息.

2.2 T-CPS下混行车群内领头CAV跟踪模型建立

在交通信息物理系统下, 物理空间中由于传统人驾车的频繁加减速行为难以直接控制, 会使得后面的网联自动驾驶车频繁加减速; 另外, 传统人驾车的频繁加减速行为很难使得其后的网联自动驾驶车对传统人驾车下一时刻的驾驶状态做出精确判断, 这会导致网联自动驾驶车群不能很好地跟踪上传统人驾车的驾驶行为. 然而, 网联自动驾驶车具有很强的学习能力, 能够根据学习前面传统人驾车的行为提前预测传统人驾车的驾驶状态, 通过预测的状态信息提前调控自身车辆的行驶行为.

为了解决上述问题, 本文通过使用机器学习的方法, 让混行车群中网联自动驾驶车的领头车提前预测传统人驾车的下一时刻状态, 领头车根据此状态提前调控自身的行为, 使其能够快速跟踪上传统人驾车的驾驶行为. 同时, 在信息空间, 领头车将自身的状态信息传递给后面的网联自动驾驶车, 以确保整个网联自动驾驶车群在受到传统人驾车频繁加减速行为的情况下仍然能够快速跟踪上传统人驾车的驾驶状态. 另外, 根据以

往相关学者对跟驰模型的研究认为, 跟随车辆的状态与前车的加速度和速度有关, 跟随车如果能够获取前车的加速度和速度信息就可以对车辆自身状态进行调控^[19].

根据上述描述, 设计网联自动驾驶车群中领头车的控制器, 具体过程可以表示如下.

1) 获取传统人驾车的状态信息.

由于传统人驾车不具有网联功能, 网联自动驾驶车无法通过车车通信获取传统人驾车的状态信息, 只能通过网联自动驾驶车上安装的车载传感器获取传统人驾车的状态信息. 因此, 在本文设定的场景中网联自动驾驶车群中的领头车根据安装的车载传感器获取前面人驾车的加速度、速度等状态信息, 并对这些信息进行处理和存储, 使其能够为领头车学习前面传统人驾车的行为提供信息数据, 以确保领头车能够跟踪上传统人驾车的驾驶行为.

2) 传统人驾车行为预测.

由于网联自动驾驶车是将计算机、信息和控制等技术进行有效的集成, 网联自动驾驶车内部已经嵌入各种机器学习算法, 具有实时高效的学习能力, 根据学习的状态, 可以进行高精度预测, 使其能够提前调控自身车辆的状态. 因此, 利用网联自动驾驶车的优势, 混行车群中的网联自动驾驶车群内领头车根据车载传感器获取前方传统人驾车的状态信息, 基于这些信息数据, 领头车采用提出的组合神经网络模型对传统人驾车进行学习, 并对传统人驾车在 $t + 1$ 时刻的状态进行预测, 根据预测的状态信息调整当前车辆自身的行为, 使其能够快速跟踪传统人驾车的驾驶行为. 本文提出的组合神经网络模型是将改进的小波神经网络模型 (wavelet neural network, WNN) 与长短期记忆神经网络模型 (long short-term memory neural network, LSTM) 相结合, 该模型不仅能够避免传统神经网络模型出现局部最小和过拟合, 同时也能够提高模型的预测精度. LSTM 可以通过 t 时刻前 N 步的输入实现 $t + 1$ 时刻的输出, 并且可以解决梯度消失的问题, 改进后的小波神经网络具有收敛速度快、稳定性好的优点. 所提出的新模型根据两种方法预测值之间的差异是否满足定义的阈值进行加权组合, 以获得新的预测值, 然后在 3 个预测值中选择误差最小的作为最终预测结果. 所提出的模型的具体实现步骤参见文献^[20].

3) 建立领头网联自动驾驶车跟踪模型.

根据网联自动驾驶车群中领头车预测出的 $t + 1$ 时刻传统人驾车的加速度 $\hat{a}_{HV}(t + 1)$ 和速度 $\hat{v}_{HV}(t + 1)$, 将

这些信息输入到领头车的控制系统中,并设计领头车跟踪控制器,以确定领头车的行驶状态,具体的表达形式如下:

$$\begin{cases} u_0(t+1) = k_{a,0}(\hat{a}_{HV}(t+1) - a_0(t)) + \\ \quad k_{v,0}(\hat{v}_{HV}(t+1) - v_0(t)), \\ a_0(t+1) = a_0(t) + \int_t^{t+1} u_0(t)dt, \\ v_0(t+1) = v_0(t) + a_0(t+1)\Delta t, \\ p_0(t+1) = p_0(t) + v_0(t)\Delta t + 0.5a_0(t+1)\Delta t^2. \end{cases} \quad (3)$$

2.3 混行车群内CAVs协同控制

根据交通信息物理系统对混行车群的描述,跟随的网联汽车在信息空间通过车车通信获取领头车及其前面多辆网联汽车的状态信息,根据获取的这些信息结合多前车领导者跟随式通信拓扑结构,设计网联汽车群中第*i*辆网联汽车协同控制器如下:

$$\begin{aligned} u_i(t) = & k_p \left(\sum_{j=1}^{i-1} (p_j(t-\tau) - p_i(t-\tau) - (i-j)v_i(t-\tau) \cdot \right. \\ & \left. TH - (i-j)L - S) \right) + k_p(p_0(t-\tau) - p_i(t-\tau) - \\ & i \cdot v_i(t-\tau) \cdot TH - i \cdot L - S) + \\ & k_v \left(\sum_{j=1}^{i-1} v_j(t-\tau) - v_i(t-\tau) \right) + \\ & k_v(v_0(t-\tau) - v_i(t-\tau)) + \\ & k_a \left(\sum_{j=1}^{i-1} a_j(t-\tau) - a_i(t-\tau) \right) + \\ & k_a(a_0(t-\tau) - a_i(t-\tau)). \end{aligned} \quad (4)$$

其中: k_p 、 k_v 和 k_a 表示网联汽车的控制增益; $p_j(t)$ 、 $v_j(t)$ 和 $a_j(t)$ 分别表示网联汽车群中第*j*辆车的位置、速度和加速度; $p_0(t)$ 、 $v_0(t)$ 和 $a_0(t)$ 分别表示网联汽车群中领头车的位置、速度和加速度; τ 表示网联汽车之间信息传递的通信时延;TH表示前后两车的车头时距; L 表示车辆的长度; S 表示安全停车距离。

3 串稳定性分析

下面给出网联汽车群在受到传统人驾车驾驶行为影响时的串稳定性条件^[21-22],具体的串稳定性分析如下。

定义1 设 $y(t)$ 为传统人驾车的加速度波动或速度波动, $G(s)$ 为网联汽车群内第*i*-1辆网联汽车的输出 $y_{i-1}(t)$ 与第*i*辆网联汽车的输出 $y_i(t)$ 之间的传递函数,可以表示为

$$G(s) = \frac{Y_i(s)}{Y_{i-1}(s)}. \quad (5)$$

如果满足条件

$$\sup |G_i(s)| = \sup |G_i(j\omega)| \leq 1, \quad 1 \leq i \leq N, \quad (6)$$

对于 $\omega > 0$ 的所有频率都成立,则网联汽车群内网联汽车之间的串稳定性是可以保证的。

网联汽车群在受到传统人驾车随机性驾驶行为影响时,网联汽车群中的第*i*辆网联汽车的控制输入 $U_i(s)$ 到位置 $P_i(s)$ 的传递函数可以表示为

$$\frac{P_i(s)}{U_i(s)} = \Psi_i(s)\Xi_i(s) = \frac{1}{s^2(T_i s + 1)} e^{-\tau_i s}, \quad (7)$$

$$\Omega_i(s) = \frac{A_i(s)}{U_i(s)} = \frac{1}{T_i s + 1}, \quad (8)$$

$$\Theta_i(s) = \frac{P_i(s)}{A_i(s)} = \frac{1}{s^2}. \quad (9)$$

其中: $P_i(s)$ 、 $U_i(s)$ 和 $A_i(s)$ 表示第*i*辆网联汽车位置 $p_i(t)$ 、控制输入 $u_i(t)$ 和加速度 $a_i(t)$ 的拉普拉斯变换; $\Psi_i(s) = \frac{1}{s^2(T_i s + 1)}$ 表示第*i*辆网联汽车动力学的拉普拉斯变换, T_i 表示时间常数; $D_i(s) = e^{-\tau_i s}$ 表示通信时延的拉普拉斯变换, τ_i 表示第*i*辆网联汽车的通信时延。

定理1 对于任意给定的 $\omega > 0$ 和 $0 < i < N$,推导出*N*辆网联汽车串稳定的充分条件为

$$\begin{cases} h_i \leq h_{\min}, \quad h_{\min} = \sup \left| \frac{\sqrt{1 - |H(j\omega)|^2}}{\omega} \right|, \\ k_p > 0, \quad k_v > 0, \quad k_a > 0. \end{cases} \quad (10)$$

证明 为了确保网联汽车之间的状态误差能够收敛到零,一个网联汽车的控制器的控制器可以写为

$$K_i(s) = k_p + k_v + k_a. \quad (11)$$

其中: $K_i(s)$ 表示控制律的拉普拉斯变换; k_p 、 k_v 和 k_a 分别表示网联汽车的位置、速度和加速度的控制增益。

给出第*i*辆网联汽车的车头时距传递函数为

$$H_i(s) = 1 + h_i s, \quad (12)$$

则网联汽车群中第*i*-1辆网联汽车与第*i*辆网联汽车加速度的传递函数能够被表示为

$$\Lambda_i(s) = \frac{A_i(s)}{A_{i-1}(s)} = \frac{1}{H_i(s)} \frac{\Xi_i(s) + \Psi_i(s)\Xi_i(s)K_i(s)}{1 + \Psi_i(s)\Xi_i(s)K_i(s)}. \quad (13)$$

设 $s = j\omega$,对于任意的 $\omega > 0$,如果满足

$$\sup |\Lambda_i(s)| = \sup |\Lambda_i(j\omega)| \leq 1, \quad (14)$$

则网联汽车群内的网联汽车之间的串稳定性是能够被确保的。

基于式(11)~(14),可以获得如下方程:

$$A_i(j\omega) = \frac{1}{1 + h_i j\omega} \cdot \frac{e^{-\tau_i j\omega} + \frac{1}{(j\omega)^2(T_i j\omega + 1)} e^{-\tau_i j\omega}(K_i(j\omega))}{1 + \frac{1}{(j\omega)^2(T_i j\omega + 1)} e^{-\tau_i j\omega}(K_i(j\omega))} \quad (15)$$

为了确保混行车群的串稳定,式(15)可以表示为

$$|A_i(j\omega)| = \left| \frac{1}{1 - (h_i \omega)^2} \right| |II(j\omega)|^2 \leq 1, \quad (16)$$

其中

$$II(j\omega) = \frac{e^{-\tau_i j\omega} + \frac{1}{(j\omega)^2(T_i j\omega + 1)} e^{-\tau_i j\omega}(K_i(j\omega))}{1 + \frac{1}{(j\omega)^2(T_i j\omega + 1)} e^{-\tau_i j\omega}(K_i(j\omega))} \quad (17)$$

基于式(17),对于任意给定的 $\omega > 0$ 和 $0 < i < N$,可以获得 N 辆网联汽车串稳定的充分条件

$$\begin{cases} h_i \leq h_{\min}, \\ h_{\min} = \sup \left| \frac{\sqrt{1 - |II(j\omega)|^2}}{\omega} \right|, \\ k_p > 0, k_v > 0, k_a > 0. \end{cases} \quad (18)$$

由此得证. □

4 仿真实验

4.1 实验设计

下面给出一个仿真实验,具体为:混合交通条件下一个单车道上由1辆传统人驾车、1辆领头网联汽车和4辆跟随的网联汽车自由地形成一个混行车群,这些车辆一起向着同一个方向行驶,其中领头网联汽车和4辆跟随的网联汽车自主地形成一个网联汽车群,传统人驾车在这个车群的前面.为了领头网联汽车能够更好地学习传统人驾车的行为,传统人驾车的行驶状态从下一代交通仿真(next generation simulation, NGSIM)轨迹数据中选出,在仿真过程中混行车群内所有网联汽车的初始位置和速度随机给出,其他初始参数设置如表1所示.

表1 初始参数设置

参数	值	参数	值
仿真时间 T/s	20	传统人驾车数量	1
仿真步长 $\Delta t/s$	0.1	车头时距 TH/s	1
通信时延 τ/s	0.1	车辆长度 L/m	4
安全停车距离 S/m	3	最大加速度 $a_{\max}/(m/s^2)$	4
总的车辆数	6	最小加速度 $a_{\min}/(m/s^2)$	-4
网联汽车数量	5	预测步长 N	5

由于网联汽车群内的领头车需要学习传统人驾车的行为,以提前预测传统人驾车的加速度和速度

来提前自动调控自身的状态,网联汽车群中领头车的控制参数与其他车辆的控制参数有所不同.根据定理1和仿真实验经验,给出领头车和跟随网联汽车的控制参数,如表2所示.

表2 车辆控制参数设置

领头CAV控制参数	值	跟随CAVs控制参数	值
$k_{a,0}$	0.3	k_a	0.001
$k_{v,0}$	5	k_v	4.25
		k_p	0.19

传统人驾车行为难以直接控制,会影响网联汽车群的驾驶行为,为了能够准确地刻画和描述传统人驾车的驾驶行为,本文从NGSIM开源数据集中选取us101-0805am-0820am-第3车道-车辆ID_677作为传统人驾车的驾驶行为,这个数据能够提供精确的车辆位置、速度、加速度和车辆长度等信息,以100ms(0.1s)采集一次数据,共计1062个数据,大约106s左右的采集时间.由于这些数据是以“英尺”为单位进行采集的,需要将这些数据转化为国际单位“米”.为了更好地训练神经网络模型,将这些数据的80%作为训练集,20%作为测试集验证所提出的组合神经网络方法的预测性能.神经网络模型是采用 t 时刻前5步的状态预测 $t+1$ 时刻的状态.为了验证所提出的组合神经网络的优势,给出3种评价指标.

4.2 评价指标

为了评价所使用的组合神经网络对传统人驾车行为预测的精度和优越性,给出3种评价指标.3种评价指标分别为平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、均方误差(mean square error, MSE)和均方根误差(root mean square error, RMSE),这些值越小说明神经网络预测模型的预测精度越高.3种评价指标的具体计算公式为

$$MAE = \frac{1}{M} \sum_{t=1}^M |HV_{\text{predict}}^t - HV_{\text{real}}^t|, \quad (19)$$

$$MSE = \frac{1}{M} \sum_{t=1}^M |HV_{\text{predict}}^t - HV_{\text{real}}^t|^2, \quad (20)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{t=1}^M |HV_{\text{predict}}^t - HV_{\text{real}}^t|^2}. \quad (21)$$

其中: HV_{predict}^t 为神经网络模型的预测值, HV_{real}^t 为从NGSIM数据中选取的传统人驾车的真实值, M 为预测值个数.采用3种神经网络模型针对传统人驾车的加速度和速度预测结果分别计算3种不同神经网络预测模型的3种评价指标,如表3和表4所示.

表3 不同神经网络模型的加速度预测精度比较

	MAE	MSE	RMSE
WNN	0.5652	0.6657	0.8159
LSTM	0.2805	0.1730	0.4160
组合神经网络	0.1468	0.0718	0.2679

表4 不同神经网络模型的速度预测精度比较

	MAE	MSE	RMSE
WNN	0.1567	0.0520	0.2279
LSTM	0.1086	0.0256	0.1599
组合神经网络	0.0814	0.0170	0.1305

表3和表4显示了不同神经网络模型对加速度和速度预测结果的精度比较.从表3中可以看出,组合神经网络模型加速度预测结果的MAE、MSE和RMSE是最低的,说明组合神经网络模型对加速度预测的精度是最高的.相似的,从表4中也可以看出,组合神经网络模型对速度预测结果的MAE、MSE和RMSE也是最低的,进一步说明组合神经网络模型的预测精度是最高的.因此,本文中的网联汽车群内领头车采用组合神经网络模型对传统人驾车的行为进行提前预测,将预测结果实时传递给车辆的控制单元,使其提前调控自身车辆的状态,并将调整后的状态通过车车通信技术再实时传递给网联汽车群内跟随的网联汽车,使得网联汽车群能够快速跟踪上传统人驾车的行为变化,从而解决传统人驾车对混行车群行驶状态的影响.

4.3 结果分析与讨论

混行车群中的传统人驾车和网联汽车的加速度、加速度误差、速度和速度误差变化曲线如图2~图5所示.

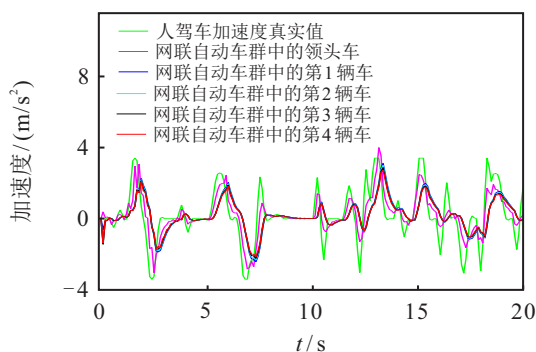


图2 混行车群中异质车辆加速度跟踪

图2显示了混行车群中传统人驾车和网联汽车的加速度变化曲线.从图2中可以看出,在真实数据中传统人驾车的加速度波动变化很大,这说明传统人驾车的驾驶行为受到驾驶员的心理和生理活动的不确定性影响,在真实环境中这种行为难以实时精确估计和预测.在本文中,通过网联汽车群中的

领头车安装的车载传感器获取前面传统人驾车的状态信息数据,在每一步仿真过程中,根据这些历史信息数据采用所提出的组合神经网络模型对传统人驾车下一时刻的加速度和速度状态进行预测,并将预测结果代入式(3)来调节网联汽车群中领头车的行驶状态.图2中的紫色曲线表示网联汽车群中领头车的加速度,可以看出领头车的加速度变化趋势基本上能够跟踪上传统人驾车的加速度状态;同时,传统人驾车驾驶行为的波动比较大,而领头车又是根据传统人驾车状态的历史数据进行学习来预测未来时刻传统人驾车的加速度和速度,以提前调控自身车辆的状态,由于传统人驾车的行驶状态时刻都在发生变化,领头车的加速度与传统人驾车的加速度也会存在一定的误差波动,如图3所示.

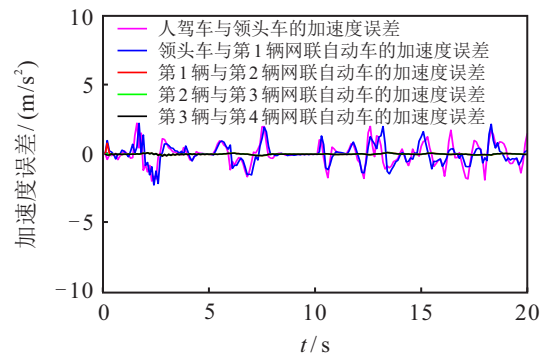


图3 混行车群中异质车辆间加速度误差

网联汽车群中跟随的网联汽车在信息空间根据车车通信获取领头车的状态信息来调整自身车辆的状态,使其能够快速跟踪上领头车状态及传统人驾车的行为.从图2中也可以看出,网联汽车群中跟随的网联汽车能够快速跟踪领头车的加速度变化,这是因为网联汽车具有快速的响应和自动调控能力,进一步说明通过使用所提出的跟踪控制算法,网联汽车群能够快速跟踪传统人驾车的驾驶行为,同时也验证了所提出的跟踪控制算法的有效性和可行性.

图3表示混行车群中车辆之间加速度的误差波动变化.从图3中可以看出,传统人驾车与网联汽车群中的领头车之间的加速度误差波动较大,大约在 $-2 \sim 2$ 之间波动,这是因为领头车为了快速跟踪传统人驾车的状态,采用组合神经网络模型提前预测传统人驾车的状态来调整自身的状态,而传统人驾车驾驶行为的波动又比较大,往往会导致领头车不能实时跟踪传统人驾车的行为,进而会使得传统人驾车与领头车之间出现较大的误差波动.同时,由于网联汽车群中的第1辆网联汽车只能获取领头车状态,这会导致第1辆网联汽车不能很好地跟踪领头

车的驾驶行为,因此,网联自动车群中的领头车与第1辆网联自动车之间的加速度误差也会出现较大波动.另外,网联自动车群中的第1辆网联自动车后面其他网联自动车能够实时获取领头车和其前面网联自动车的状态信息,根据获取的这些实时信息实时调控自身车辆的状态,从图3中可以看出,他们之间加速度误差在零附近波动,这也能够说明所提出的跟踪控制方法能够抑制由传统人驾车行为引起的网联自动车群中车辆之间加速度误差的波动,进一步说明网联自动车群中车辆能够跟踪前面车辆的驾驶行为.

图4显示了混行车群中传统人驾车和网联自动车的速度变化曲线.从图4中可以看出,传统人驾车速度大致在 $10\text{m/s}\sim 16\text{m/s}$ 之间波动,时而加速又时而减速,这说明传统人驾车驾驶行为很容易受到生理和心理活动的不确定性产生的波动影响.因此,在这种情况下很难对传统人驾车的状态做出精确判断,混合交通条件下会严重影响混行车群行驶的一致性,进一步导致交通效率下降.针对这一问题,通过所提出的跟踪控制方法可以确保网联自动车群中的车辆快速跟踪前面的车辆状态.

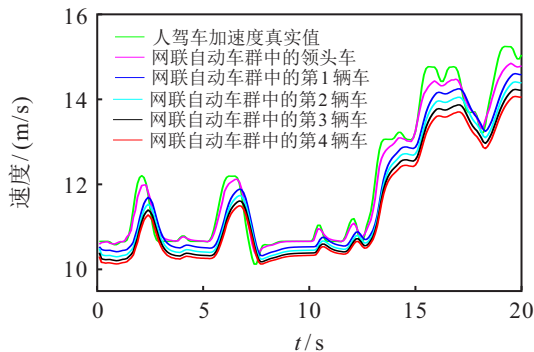


图4 混行车群中异质车辆速度跟踪

从图4中可以看出,网联自动车群中的领头车能够快速跟踪上传统人驾车的速度,网联自动车群中跟随的网联自动车也能快速跟踪上前面车辆的速度,进一步验证了本文所提跟踪控制方法的有效性,也为解决混合交通条件下由传统人驾车行为引起的交通效率下降提供了一种新思路.

图5显示了混行车群中车辆之间的速度误差曲线.从图5中可以看出,车辆之间的速度误差在 $-0.5\text{m/s}\sim 0.5\text{m/s}$ 之间波动,这也说明这一误差可以满足实际的需求.混行车群中传统人驾车与网联自动车群中领头车之间以及网联自动车群中的领头车与第1辆网联自动车之间的速度误差波动比较大,这是因为领头车的速度是根据自身的加速度决定的,而领头车的加速度则是通过组合神经网络模型预测传统人驾车的加速度和速度来进行提前调整的,如

果在某些时刻预测不准确则会导致加速度的波动变大,进而使得速度的波动也会变大.相似的,由于网联自动车群中的第1辆网联自动车只能获取网联自动车群中领头车的速度信息,导致网联自动车群中的第1辆网联自动车不能精准地跟踪领头车的状态,因此,领头车与第1辆网联自动车之间的速度误差也会出现一定的波动.此外,网联自动车群中的其他跟随的网联自动车可以获得领头车和其前面多辆网联自动车的状态信息,根据这些信息调控自身车辆的状态.从图5中也可以看出,网联自动车群中的第1辆车与第2辆车之间、第2辆车与第3辆车之间,以及第3辆车与第4辆车之间的速度误差接近于零,这也说明在所提出的组合神经网络方法的基础上,基于T-CPS的混行车群多车跟踪控制方法是有效且可行的.

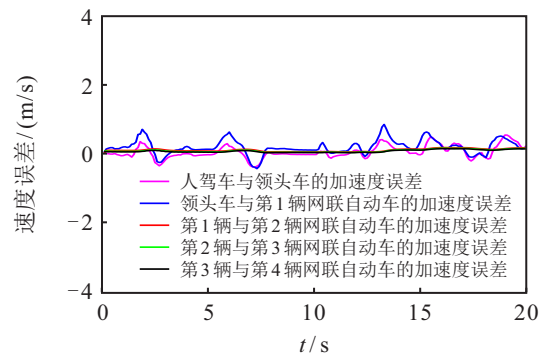


图5 混行车群中异质车辆间速度误差

5 结论

本文主要关注混行车群中传统人驾车驾驶行为对其后网联自动车群的影响,以及网联自动车如何快速跟踪传统人驾车行为这一问题.为解决此问题,首先提出了一种组合神经网络方法提前预测传统人驾车驾驶行为;然后,考虑通信时延和车辆运动学特性,提出了一种在多前车领导者跟随式通信拓扑结构下基于交通信息物理系统的混行车群中多网联自动车跟踪控制策略.由仿真实验结果可知,本文提出的跟踪控制策略可以保证网联自动车群中所有网联自动车快速跟踪上传统人驾车的行为.

参考文献(References)

- [1] Cai M C, Xu Q, Chen C Y, et al. Formation control with lane preference for connected and automated vehicles in multi-lane scenarios[J]. *Transportation Research, Part C: Emerging Technologies*, 2022, 136: 103513.
- [2] Guo G, Zhao Z W, Zhang R. Distributed trajectory optimization and fixed-time tracking control of a group of connected vehicles[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(2): 1478-1487.
- [3] Ma G Q, Wang B Q, Ge S S. Robust optimal control of connected and automated vehicle platoons through

- improved particle swarm optimization[J]. *Transportation Research, Part C: Emerging Technologies*, 2022, 135: 103488.
- [4] 李永福, 郭昌强, 朱浩, 等. 考虑车辆跟驰作用和通信时延的网联车辆队列轨迹跟踪控制[J]. *自动化学报*, 2021, 47(9): 2264-2275.
(Li Y F, Wu C Q, Zhu H, et al. Trajectory tracking control for connected vehicle platoon considering car-following interactions and time delays[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2021, 47(9): 2264-2275.)
- [5] 黄帅, 孙棣华, 赵敏. 多切入机制下基于信息物理系统的混合车群协同控制[J]. *控制与决策*, 2024, 39(1): 17-25.
(Huang S, Sun D H, Zhao M. CPS-based mixed vehicle group cooperative control with multiple cut-in maneuvers[J]. *Control and Decision*, 2024, 39(1): 17-25.)
- [6] Huang S, Sun D H, Zhao M, et al. Consensus-based distributed cooperative control for mixed vehicle group systems with packet losses and information uncertainty in the vicinity of traffic signal light[C]. 2021 IEEE International Intelligent Transportation Systems Conference. Indianapolis, 2021: 19-22.
- [7] Gong S Y, Du L L. Cooperative platoon control for a mixed traffic flow including human drive vehicles and connected and autonomous vehicles[J]. *Transportation Research, Part B: Methodological*, 2018, 116: 25-61.
- [8] Zhou Y, Ahn S, Wang M, et al. Stabilizing mixed vehicular platoons with connected automated vehicles: An H-infinity approach[J]. *Transportation Research, Part B: Methodological*, 2020, 132: 152-170.
- [9] Chen J Z, Liang H, Li J, et al. A novel distributed cooperative approach for mixed platoon consisting of connected and automated vehicles and human-driven vehicles[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2021, 573: 125939.
- [10] Chen C Y, Wang J W, Xu Q, et al. Mixed platoon control of automated and human-driven vehicles at a signalized intersection: Dynamical analysis and optimal control[J]. *Transportation Research, Part C: Emerging Technologies*, 2021, 127: 103138.
- [11] Huang S, Sun D H, Zhao M, et al. SFM-based modeling and string stability analysis of mixed vehicle groups with distributed cooperative method from cyber-physical perspective[J]. *Nonlinear Dynamics*, 2023, 111(5): 4395-4423.
- [12] Di Vaio M, Fiengo G, Petrillo A, et al. Cooperative shock waves mitigation in mixed traffic flow environment[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2019, 20(12): 4339-4353.
- [13] Santini S, Salvi A, Valente A S, et al. A consensus-based approach for platooning with intervehicular communications and its validation in realistic scenarios[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, 66(3): 1985-1999.
- [14] 郭雪斌, 潘晓东. 驾驶员心理生理反应特性与行车安全[J]. *交通与运输*, 2005(2): 88-90.
(Guo X B, Pan X D. The reaction characteristic of driver's psychology and physiology to traffic safety[J]. *Traffic & Transportation*, 2005(2): 88-90.)
- [15] Guo G, Yang D Q, Zhang R. Distributed trajectory optimization and platooning of vehicles to guarantee smooth traffic flow[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2023, 8(1): 684-695.
- [16] Dai Y L, Yang Y W, Zhong H M, et al. Stability and safety of cooperative adaptive cruise control vehicular platoon under diverse information flow topologies[J]. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2022, 2022: 4534692.
- [17] Li Y F, Tang C C, Li K Z, et al. Nonlinear finite-time consensus-based connected vehicle platoon control under fixed and switching communication topologies[J]. *Transportation Research, Part C: Emerging Technologies*, 2018, 93: 525-543.
- [18] 孙棣华, 李永福, 刘卫宁, 等. 交通信息物理系统及其关键技术研究综述[J]. *中国公路学报*, 2013, 26(1): 144-155.
(Sun D H, Li Y F, Liu W N, et al. Research summary on transportation cyber physical systems and the challenging technologies[J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2013, 26(1): 144-155.)
- [19] Tang T Q, He J, Yang S C, et al. A car-following model accounting for the driver's attribution[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2014, 413: 583-591.
- [20] Huang S, Sun D H, Zhao M, et al. Short-term traffic flow prediction approach incorporating vehicle functions from RFID-ELP data for urban road sections[J]. *IET Intelligent Transport Systems*, 2023, 17(1): 144-164.
- [21] Xing H T, Ploeg J, Nijmeijer H. Padé approximation of delays in cooperative ACC based on string stability requirements[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2016, 1(3): 277-286.
- [22] Guo G, Li P, Hao L Y. A new quadratic spacing policy and adaptive fault-tolerant platooning with actuator saturation[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(2): 1200-1212.

作者简介

黄帅(1990—), 男, 讲师, 博士, 从事智能交通系统、交通信息工程与控制等研究, E-mail: huangs316@163.com;

孙棣华(1962—), 男, 教授, 博士生导师, 从事智能交通系统、交通信息工程与控制等研究, E-mail: d3sun@163.com;

赵敏(1980—), 女, 教授, 博士生导师, 从事智能交通系统、交通信息工程与控制等研究, E-mail: zhaomin@cqu.edu.cn.