

基于 C-V2X 的网联车辆与交通信号协同优化方法

刘凯^{1,2}, 梅诗远¹, 晏国志², 杨作秀³

(1. 重庆大学国家卓越工程师学院, 重庆 401135; 2. 重庆大学计算机学院, 重庆 401331; 3. 上海引望智能技术有限公司, 上海 201206)

摘要: 针对传统交通中车辆与信号灯独立控制导致路口通行低效问题, 提出一种基于 C-V2X 的网联车辆与交通信号协同优化方法。设计涵盖感知、通信、决策和控制的闭环架构, 引入边缘智能赋能实时交通决策; 提出协同优化算法, 融合基于交通压力的信号相位调整策略和基于状态机的车辆速度引导策略, 实现信号相位与车速的协同优化。硬件实验与交通流模拟实验表明, 本文方法满足硬件部署与实时响应需求, 可有效降低交通路口车辆通行时间, 提升路口通行效率。

关键词: 车联网; C-V2X; 边缘智能; 协同优化

中图分类号: TP393.0

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2026032

Cooperative optimization method for connected vehicles and traffic signals via C-V2X

Liu Kai^{1,2}, Mei Shiyuan¹, Yan Guozhi², Yang Zuoxiu³

1. National Elite Institute of Engineering, Chongqing University, Chongqing 401135, China

2. College of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 401331, China

3. Shanghai Yinwang Intelligent Technology Co., Ltd., Shanghai 201206, China

Abstract: To address the inefficiency of intersections from independent control of vehicles and traffic signals in traditional transportation, a cooperative optimization method for connected vehicles and traffic signals via C-V2X (cellular vehicle-to-everything) was proposed. A closed-loop architecture integrating perception, communication, decision-making, and control was designed, leveraging edge intelligence to empower real-time traffic decision-making. A cooperative optimization algorithm, comprising a traffic pressure-based signal phase adjustment strategy and a state machine-based vehicle speed guidance strategy, was developed to achieve the collaborative optimization of signal phases and vehicle speeds. Hardware experiments and traffic flow simulation results demonstrate that the proposed method meets the requirements for hardware deployment and real-time response, effectively reducing vehicle travel time at intersections and improving traffic efficiency.

Keywords: Internet of vehicles, C-V2X, edge intelligence, cooperative optimization

0 引言

智能交通系统 (intelligent transportation system, ITS) [1] 融合了智能感知、信息通信与决策控制等技术, 旨在缓解交通拥堵、提升通行效率与安

全性, 实现交通流精细化管理与高效运转。在实际应用中, 提升交通效率主要依赖两种路径: 一是优化车辆行驶状态[2], 通过构建交通流模型等方法动态控制车辆速度, 减少车辆排队与拥堵时间; 二是

收稿日期: 2025-08-27; 修回日期: 2025-12-28

通信作者: 刘凯, liukai0807@cqu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.62472055)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No.62472055)

改进交通信号灯控制策略^[3], 基于局部车流特征调整信号灯相位与配时, 提升路口整体吞吐量。然而, 随着城市交通流量持续增长, 传统模式下车辆与信号灯的独立控制难以应对复杂多变的交通环境^[4], 导致路口车辆通行低效等问题日益突出, 成为智能交通系统全面发展的主要瓶颈。

蜂窝车联网 (cellular vehicle-to-everything, C-V2X)^[5]作为一种实现车辆与周围环境实时交互的无线通信技术, 凭借其低时延、高可靠与广覆盖等特性, 已成为推动传统单车智能向车路云协同快速演进的关键支撑技术^[6]。同时, 移动边缘计算 (mobile edge computing, MEC)^[7]依托部署在网络边缘节点的计算资源, 进一步为车联网环境下的实时决策提供了强大的数据处理能力。车联网环境下的边缘智能^[8]为网联车辆与交通信号的协同优化奠定了技术基础, 网联车辆与交通信号通过 C-V2X 通信实现信息实时交互, MEC 则通过边缘算力实现高效数据处理与决策生成^[9], 显著增强系统应对复杂交通场景的实时响应能力。然而, 网联车辆与交通信号在感知维度、优化目标及数据交互逻辑方面仍存在显著差异, 难以有效形成统一高效的协同决策机制。

在网联车辆速度引导与交通信号协同优化领域, 学术界已开展了多维度的探索与实践。早期研究多侧重于确定性优化范式, 例如, 文献[10]以降低能耗为核心目标, 利用上游路口相位信息构建生态驾驶策略, 在提升通行效能的同时实现了12%~14%的节能效果。文献[11]则通过构建车辆编队与干线信号的协同模型, 利用动态速度规划实现了路口的无停顿通行。在此基础上, 文献[12]引入混合整数线性规划技术, 通过协同优化车辆行驶轨迹与信号相位, 确保了网联车辆到达时刻与绿灯窗口的精确匹配。近年来, 以强化学习^[13]为代表的智能算法逐渐成为驱动车路协同技术^[14]演进的新动能。文献[15]尝试通过多智能体强化学习框架为车辆与信号灯设计独立奖励机制, 但在处理异构交通主体间的耦合决策方面仍显不足。文献[16]提出的多智能体深度强化学习分层架构虽能实现平稳行驶, 但其高昂的通信与计算负载限制了其在大规模路网中的实际应用。此外, 文献[17]虽利用分布式算法求解多目标协同问题, 但其多基于理想化仿真假设, 未充分考量真实物理环境下的资源约束。

现有研究在车辆与交通信号协同优化领域虽取得一定进展, 但仍存在一些局限: 一是现有协同策略缺乏动态适配的数据交互机制, 难以适配复杂场景中车辆与交通信号的异构决策逻辑, 导致协同效率低下; 二是未能实现资源约束与效率提升的动态平衡, 部分优化方法过度依赖通信与算力资源, 加剧车端与边缘端的资源负载, 而轻量化方案又以牺牲协同效果为代价; 三是现有方法多基于理想化仿真验证, 与现实场景脱节严重, 未充分考虑实际通信时延、计算资源限制等因素, 导致算法实际部署时难以满足实时性与可靠性需求。

针对上述挑战, 本文提出了一种基于C-V2X的网联车辆与交通信号协同优化方法, 旨在结合C-V2X通信与边缘计算的优势优化交通决策。首先, 构建涵盖感知、通信、决策与控制的闭环控制体系, 并设计基于C-V2X的数据交互机制, 实现车端运动状态与边缘端相位信息的实时交互与高效处理。其次, 为解决异构交通要素的协同优化问题, 设计部署于边缘端的协同优化算法, 融合基于交通压力的信号相位调整策略与基于状态机的车辆速度引导策略, 通过边缘智能赋能实现相位与车速的联合决策。最后, 通过系统硬件实验与交通流模拟实验验证方案性能。实验结果表明, 本文方法满足系统部署与实时响应需求, 且较传统控制方法显著降低了交通流密集路口的车辆通行时间, 在提升路口通行效能方面具备良好的鲁棒性与实用价值。本文主要贡献总结如下。

1) 提出一种基于C-V2X的网联车辆与交通信号协同优化架构, 构建涵盖状态感知、通信传输、边缘决策和控制反馈的闭环控制体系; 设计基于C-V2X的数据交互机制, 实现车端运动状态与边缘端相位信息的实时数据交互与闭环反馈, 为异构交通要素的动态协同提供了架构支撑。

2) 设计一种基于边缘智能的协同优化算法, 在MEC中融合基于交通压力的信号相位调整策略和基于状态机的车辆速度引导策略, 前者通过量化交通压力优化相位状态, 后者依据信号相位与车辆状态引导车辆速度, 该算法可实现交通信号与车辆速度的实时协同优化。

3) 搭建仿真模拟与真实系统平台对本文方法进行性能评估。实验结果表明, 本文架构与方法相较于传统控制策略可有效降低车辆通行时延。此

外, 针对边缘端资源受限场景, 验证了算法的实时性与可部署性。

1 网联车辆与交通信号协同优化系统

1.1 系统架构

针对车联网环境下的通信带宽与计算负载挑战^[18], 本文设计基于 C-V2X 的网联车辆与交通信号协同优化架构, 引入边缘智能为网联车辆与交通信号提供实时决策支持, 系统场景及架构如图 1 所示。系统架构由车端与边缘端两部分组成, 其中, 车端由搭载车载单元 (on board unit, OBU) 的智能网联车辆构成, 边缘端由路侧单元 (road side unit, RSU)、智能信号灯与 MEC 服务器构成。系统在逻辑上划分为状态感知、网络传输、边缘决策和控制反馈 4 个层级, 依托 C-V2X 通信与边缘智能实现多源异构数据实时交互与计算, 构建起涵盖感知、通信、决策及控制的闭环反馈优化机制, 为复杂交通场景下的协同优化提供架构支撑。

状态感知层: 实现车端与边缘端的数据采集。车端通过 GPS、惯性测量单元 (inertial measurement unit, IMU)、激光雷达等传感器实时采集车辆运动数据; 边缘端同步采集当前信号相位状态, 经时空对齐预处理后, 为协同优化提供高精度数据基础。

网络传输层: 基于 C-V2X 协议构建低时延数据链路。车载 OBU 与边缘端 RSU 建立直连通信传输车辆状态数据, 并与信号状态数据一同经以太网上传至 MEC 服务器, 实现异构数据的毫秒级传输。

边缘决策层: 边缘计算输出决策指令。MEC 服务器内置协同优化算法, 综合路口车流压力、车辆行驶状态及信号相位数据, 实时解算建议车速与

信号配时方案, 并完成指令下发。

控制反馈层: 完成指令执行与状态反馈。车辆解析车速引导指令并通过 CAN 总线控制底盘行驶状态; 智能信号灯解析相位优化指令, 通过高精度继电器完成相位配时调整。系统状态更新后循环反馈至边缘端, 实现持续闭环优化。

1.2 数据模型

数据是协同优化系统架构运行的基础, 为实现系统对多源异构数据的高效传输与精准计算, 对车端与边缘端交互数据进行标准化建模, 构建了包含上行状态感知数据与下行决策指令数据的系统数据模型, 数据模型具体定义如下。

1) 上行状态感知数据

车辆运动状态数据: 联网车辆通过车载传感器 (轮速计、IMU、GPS 等) 采集自身运动状态数据, 定义车辆运动状态数据结构表示为 $V_{info,i} = \{VID_i, (x_i, y_i), v_i, a_i, \theta_i, t_{v,i}\}$ 。其中, VID_i 为车辆唯一标识符, 用于区分不同车辆; (x_i, y_i) 为 GNSS 定位坐标, 提供车辆位置信息; v_i 为轮速传感器实测瞬时速度; a_i 为 IMU 测量的纵向加速度; θ_i 为航向角, 反映车辆行驶方向; $t_{v,i}$ 为车辆信息时间戳, 确保多车数据的时间同步。

信号相位状态数据: 边缘端信号灯实时采集相位状态数据, 定义信号相位状态数据结构为 $L_{info,k} = \{LID_k, S_k, T_k, T_{cycle,k}, t_{l,k}\}$ 。其中, LID_k 为信号灯唯一标识符, 关联至具体路口和车道; S_k 为信号灯当前相位状态, 红灯 $S_k = R$, 绿灯 $S_k = G$; T_k 为当前相位剩余时间; $T_{cycle,k}$ 为信号灯周期时长, 为信号相位优化提供周期约束; $t_{l,k}$ 为信号灯信息时间戳, 确

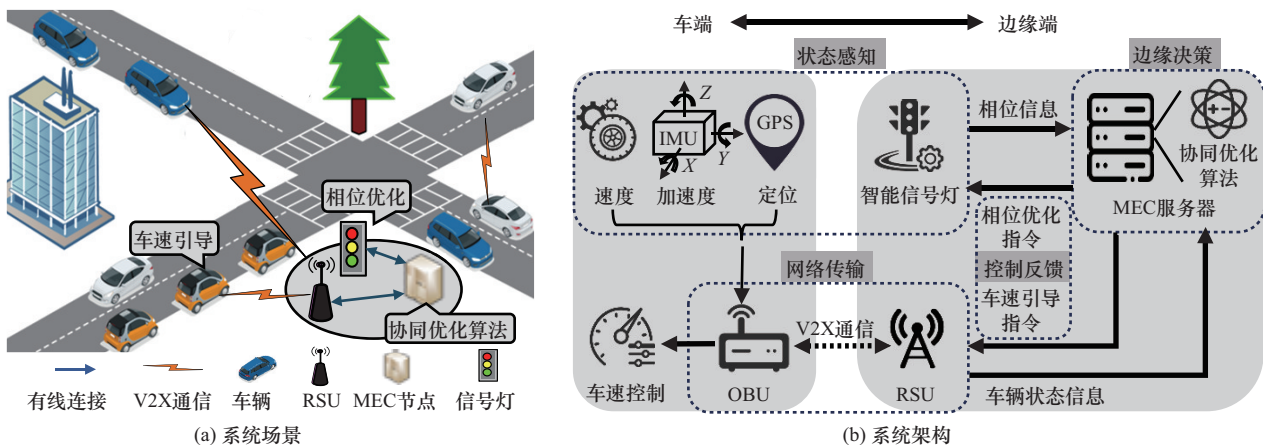


图1 基于 C-V2X 的网联车辆与交通信号协同优化系统场景与架构

保与车辆数据的时间对齐。

2) 下行决策指令数据

车速引导指令：通过 I2V 通信链路下发至车辆，数据结构表示为 $V_{cmd,i} = \{VID_i, v_{rec,i}, a_{rec,i}, lane_i\}$ 。其中， $v_{rec,i}$ 为建议引导车速， $a_{rec,i}$ 为建议加速度， $lane_i$ 为车辆匹配的车道编号。

相位优化指令：通过有线网络下发至信号灯控制器，其数据结构为 $L_{cmd,k} = \{LID_k, S_{opt,k}, T_{opt,k}\}$ 。其中， $S_{opt,k}$ 为优化后的信号灯相位状态， $T_{opt,k}$ 为优化后的相位剩余时间。

1.3 数据交互机制

本系统依托 C-V2X 通信协议构建车端与边缘端双向交互链路，通信范围内的异构设备统一采用标准消息帧格式封装数据，为车辆与交通信号的协同优化提供规范化信息载体。数据交互机制如图 2 所示，包含上行数据采集、边缘数据处理、下行决策控制及闭环反馈，形成完整的数据流闭环。

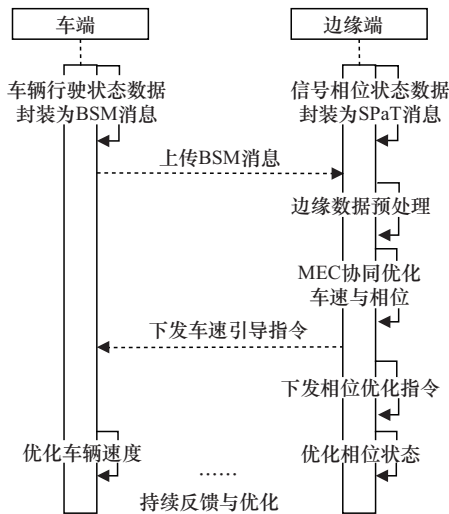


图2 数据交互机制

1) 上行数据采集：车辆运动状态数据 $V_{info,i}$ 封装为基本安全消息（basic safety message, BSM），由车端 OBU 通过 PC5 接口以 10 Hz 频率周期性广播。信号相位状态数据 $L_{info,k}$ 封装为信号相位与配时消息（signal phase and timing, SPaT），由边缘端 RSU 采用事件触发与周期广播机制不断发布，保障相位信息的实时更新。

2) 边缘数据处理：部署在边缘端的 MEC 服务器接收多源数据后，先进行数据预处理以保证后续算法计算的准确。①数据清洗：基于车辆动力学约束剔除异常噪声数据。②时空对齐：基于时间戳 $t_{v,i}$

和 $t_{l,k}$ 将车辆与交通信号数据统一至 MEC 系统时间基准。③关联映射：通过车辆位置 (x_i, y_i) 和航向角 θ_i 解算其在 MAP 地图中所在的车道 $lane_i$ ，将车辆与控制对应车道的信号灯相关联。

3) 下行决策控制：MEC 服务器融合多源数据后，基于协同优化算法同步生成两类决策指令，分别为结合车辆与信号状态生成的车速引导指令，以及依据车道压力动态调节绿灯时长的相位优化指令。两类指令分别下发至对应 ID 车辆与信号灯控制器，实现协同决策的实时响应。

4) 闭环反馈机制：车辆与信号灯执行决策指令后，更新后的状态数据再反馈至 MEC 服务器，形成数据的动态闭环反馈，驱动系统持续迭代优化。

在数据交互机制中，信号相位信息与车辆运动信息互为深度耦合的约束关系：信号相位依据车辆时空状态进行调整，车速参考信号相位时序进行优化。这一机制确立了以 MEC 为决策枢纽、C-V2X 为数据载体的协同优化模式，通过边缘智能对多源异构数据流进行毫秒级计算，实现车端与边缘端协同决策，为提升路口通行效率提供可靠的数据交互支撑。

2 算法设计

2.1 基于交通压力的信号相位调整策略

信号灯相位优化的目标在于根据实时交通情况动态调整信号灯相位及时间，实现路口车辆的高效通行。通过构建交通压力模型^[19]量化交通压力值，设计基于交通压力的信号相位调整策略，生成相位优化指令 $L_{cmd,k}$ ，实现信号灯的自适应优化，减少道路交通拥堵。

道路 w 拥有 n 条车道，由车辆信息与地图信息可构建每条车道的车辆队列 Q ，道路的交通压力定义为该道路实际车辆数与道路最大容纳车辆数的比值，交通压力 $P_{w,t}$ 为

$$P_{w,t} = \frac{\sum_i^n Q_i^{w,i}}{M_{w,max}} \quad (1)$$

其中， $Q_i^{w,i}$ 为 t 时刻道路 w 中车道 $lane_i$ 上的实时车辆数，由车辆位置 (x_i, y_i) 和航向角 θ_i 关联至对应车道进行统计； $M_{w,max}$ 为道路最大容量，基于道路长度与安全间距计算得出； $P_{w,t}$ 反映了道路中车辆分布的不平衡程度，当道路压力较大时，意味着车辆积压严重，需要调整信号灯以平衡道路车流量。

基于信号灯固有周期 $T_{\text{cycle},k}$ 与历史流量数据, 预设各方向剩余的基准绿灯时长 $T_{\text{base},k}$ 为

$$T_{\text{base},k} = f \frac{\bar{C}_{w,i}}{\sum_{i=1}^n \bar{C}_{w,i}} T_{\text{cycle},k} \quad (2)$$

其中, $\bar{C}_{w,i}$ 为车道 lane_i 的历史平均流量, f 为绿灯时长占周期的比例系数。基于剩余的基准绿灯时长和道路交通压力 $P_{w,t}$, 可优化信号灯的相位状态 $S_{\text{opt},k}$ 与剩余时间 $T_{\text{opt},k}$ 。如果经计算车辆当前状态可顺利通过前方路口, 信号灯保持为当前状态, 即 $S_{\text{opt},k} = S_k$, $T_{\text{opt},k} = T_k$; 如需优化, 则 $S_{\text{opt},k} = G$, 构建绿灯剩余时间优化模型为

$$T_{\text{opt},k} = T_{\text{base},k} + \alpha \max(0, t_{\text{wait}} - T_{\text{th}}) + \beta \max(0, P_{w,t} - P_{\text{th}}) \quad (3)$$

其中, t_{wait} 为当前车辆预计等待时间, T_{th} 为车辆等待时间的预设阈值; $P_{w,t}$ 是通过式(1)计算得到的该道路方向上的交通压力, P_{th} 为交通压力的预设阈值; α 和 β 为延长系数, 用于调节等待时间和交通压力超过阈值部分对绿灯延长时间的影响; $\max(0, \cdot)$ 表示只有为正值的部分才对绿灯延长时间产生贡献。该策略既保证了道路拥堵方向的优先通行, 也兼顾了其他方向等待时间的平衡。基于交通压力的信号相位调整策略如算法 1 所示。

算法 1 基于交通压力的信号相位调整策略

输入 所有车辆状态 $V_{\text{info},i}$, 信号灯当前状态 $L_{\text{info},k}$, 交通压力阈值 P_{th} , 等待时间阈值 T_{th}

输出 优化后的相位状态 $S_{\text{opt},k}$ 和剩余时间 $T_{\text{opt},k}$

- 1) 初始化 $S_{\text{opt},k} = S_k$, $T_{\text{opt},k} = T_k$
- 2) for 信号灯关联的每一条车道 lane_i do
- 3) 依据 $V_{\text{info},i}$ 更新车道的实时车辆数 $Q_i^{w,i}$
- 4) end for
- 5) 依据式(1)和式(2)计算道路交通压力 $P_{w,t}$ 和基准绿灯时长 $T_{\text{base},k}$
- 6) if $P_{w,t} > P_{\text{th}}$ 或 $t_{\text{wait}} > T_{\text{th}}$ then
- 7) 延长绿灯, 优化后相位 $S_{\text{opt},k} = G$
- 8) 依据式(3)计算绿灯优化时间 $T_{\text{opt},k}$
- 9) else
- 10) 保持当前状态 $S_{\text{opt},k} = S_k$, $T_{\text{opt},k} = T_k$
- 11) end if

2.2 基于状态机的车辆速度引导策略

车辆速度引导算法基于状态机模型^[20], 根据车端上传的 BSM 消息以及边缘端的 SPaT 信息, 计

算车辆最佳速度, 保证车辆行驶的舒适性、经济性与安全性。算法初始时定义了确保车辆驾驶舒适性的约束条件, 即最大加速度 a_{max} 和最小加速度 a_{min} ; 确保驾驶安全性的约束条件, 即信号传输与车辆响应所必需的安全时间 T_{safe} 和道路安全限速 v_{limit} 。在车辆状态机模型中, 车辆状态划分为 3 种: 巡航 (CRUISE)、变速 (TRANSITION) 和停车 (STOPPING), 车辆状态转移情况基于车端与边缘端的状态数据计算确定。

算法总体逻辑如下: MEC 服务器不断接收并解析 BSM 及 SPaT 消息, 获取车辆、信号灯的状态数据及路口地图信息。由车辆匹配车道 lane_i 关联的地图信息可确定路口停车线坐标 $(x_{\text{stop}}, y_{\text{stop}})$, 结合车辆定位坐标 (x_i, y_i) , 利用欧氏距离公式计算车辆至路口停车线的距离 d_i 为

$$d_i = \sqrt{(x_{\text{stop}} - x_i)^2 + (y_{\text{stop}} - y_i)^2} \quad (4)$$

在 CRUISE 状态下, 车辆以当前速度 v_i m/s 行驶, 此时到达前方路口所需时间 t_{arr} 为

$$t_{\text{arr}} = \frac{d_i}{\max(v_i, \varepsilon)} \quad (5)$$

其中, ε 为防止分母为 0 的极小常数。结合当前车速 v_i 、优化后的信号灯相位 $S_{\text{opt},k}$ 和剩余时间 $T_{\text{opt},k}$, 预测车辆到达路口停止线时的信号灯状态。当车辆处于 TRANSITION 状态下, 结合优化后的信号灯剩余时间 $T_{\text{opt},k}$ 、安全时间 T_{safe} 和道路安全限速 v_{limit} , 计算当前绿灯时间内车辆安全通过路口或平稳停车的目标速度 v_{tar} 为

$$v_{\text{tar}} = \min\left(v_{\text{limit}}, \frac{d_i}{T_{\text{opt},k} - T_{\text{safe}}}\right) \quad (6)$$

根据运动学基本原理, 可计算当前条件下理想加速度, 为保证车辆行驶的平稳性, 避免因车速突变影响驾驶体验, 实际建议加速度值应满足约束 $|a_{\text{rec},i}| \leq 2 \text{ m/s}^2$, 若计算结果超出约束, 则取边界值为

$$|a_{\text{rec},i}| = \min\left(2, \left|\frac{v_{\text{tar}}^2 - v_i^2}{2d_i}\right|\right) \quad (7)$$

结合当前速度与加速度, 计算下一个控制周期 Δt 后的建议车速为

$$v_{\text{rec},i} = \max(0, v_i + a_{\text{rec},i} \Delta t) \quad (8)$$

车辆状态机条件转移如图 3 所示, 车辆状态机

之间的转移条件及其物理含义阐述如下。当车辆状态为 CRUISE 巡航时,若满足条件①,即 $t_{arr} \leq T_{opt,k} - T_{safe}$ 且 $S_{opt,k} = G$,则车辆在当前绿灯时能安全通过路口,车辆保持 CRUISE;若满足条件②,即 $t_{arr} > T_{opt,k} - T_{safe}$ 或 $S_{opt,k} = R$,则车辆在当前绿灯不能通过路口或为红灯,车辆转为 TRANSITION。当车辆状态为 TRANSITION 变速时,若满足条件③,即 $t_{arr} > T_{opt,k} - T_{safe}$ 或 $S_{opt,k} = R$,则车辆当前不能通过,车辆保持 TRANSITION;若满足条件④,即 $v_{rec,i} \leq 0$,则建议车速为0,车辆转为 STOPPING;若满足条件⑤,即 $t_{arr} \leq T_{opt,k} - T_{safe}$ 且 $S_{opt,k} = G$,则车辆当前可通过,车辆转为 CRUISE。当车辆状态为 STOPPING 停止时,若满足条件⑥,即 $S_{opt,k} = R$,则当前仍为红灯,车辆保持 STOPPING;若满足条件⑦,即 $S_{opt,k} = G$,则转为绿灯,车辆转为 TRANSITION。

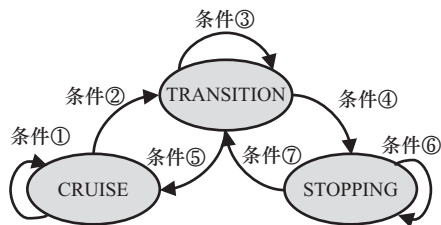


图3 车辆状态机条件转移

整个算法流程在车辆未到达目的地前不断循环,确保每个时刻均能根据最新路口信息和车辆状态实时调整车速。最后基于状态机模型决策出车辆状态、建议车速 $v_{rec,i}$ 和建议加速度 $a_{rec,i}$,将数据封装为车速引导指令 $V_{cmd,i}$ 下发至车辆。本文基于状态机的车辆速度引导策略伪代码如算法2所示。

算法2 基于状态机的车辆速度引导策略

输入 车辆状态 $V_{info,i}$, 信号状态 $S_{opt,k}$ 和 $T_{opt,k}$

输出 建议车速 $v_{rec,i}$ 和加速度 $a_{rec,i}$

- 1) 初始化约束参数 a_{max} 、 a_{min} 、 T_{safe} 、 v_{limit}
- 2) while 车辆未越过停止线 do
- 3) 依据式(4)和式(5)更新距离 d_i 和到达时间 t_{arr}
- 4) if 车辆状态 State = CRUISE then
- 5) if $t_{arr} > T_{opt,k} - T_{safe}$ 且 $S_{opt,k} = R$, then State 转为 TRANSITION
- 6) else 车辆状态保持不变
- 7) else if State = TRANSITION then

- 8) 依据式(6)~式(8)分别计算目标速度 v_{tar} 、建议加速度 $a_{rec,i}$ 及建议车速 $v_{rec,i}$
- 9) if 建议车速 $v_{rec,i} \leq 0$, then State 转为 STOPPING
- 10) else if $t_{arr} \leq T_{opt,k} - T_{safe}$ 且 $S_{opt,k} = G$, then State 转为 CRUISE
- 11) else if State = STOPPING then
- 12) if $S_{opt,k} = G$, then State 转为 TRANSITION, $a_{rec,i} = a_{max}$
- 13) end if
- 14) end while

3 实验与分析

3.1 交通流模拟实验

为验证本文方法在车流场景下的有效性,首先采用虚拟交通流生成方法开展交通流模拟实验,实验场景如图4所示。在T形路口场景中,边缘端 MEC 服务器中运行车辆映射脚本,每隔2s在5号车道入口处连续创建车辆对象 Car1_1至 Car1_8。映射车辆具备与 Car1 相同的初始运动状态,但在后续交通流模拟实验中均作为独立主体,依据优化策略更新自身的运动状态。该交通流模拟方法可使5号车道的车辆数从1辆动态累积至9辆,在数据层面实现对路口车流量增长场景的模拟。实验开始前,设定1号车道绿灯亮起时记为相位1,3号车道绿灯亮起时记为相位2,5号车道绿灯亮起时记为相位3,各相位初始时长均为12s,相位按照1→3→2的顺序循环交替。实验从距路口50m处开始信号相位循环,车辆驶离路口后,边缘端停止下发控制指令。

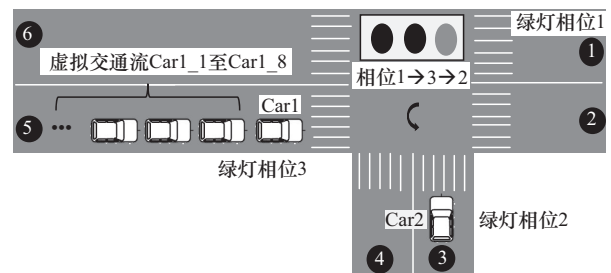
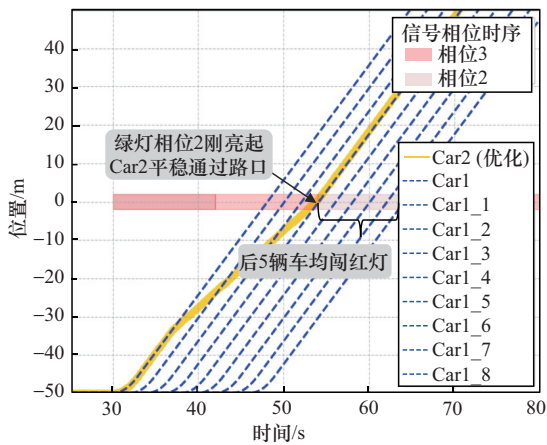


图4 交通流模拟实验场景

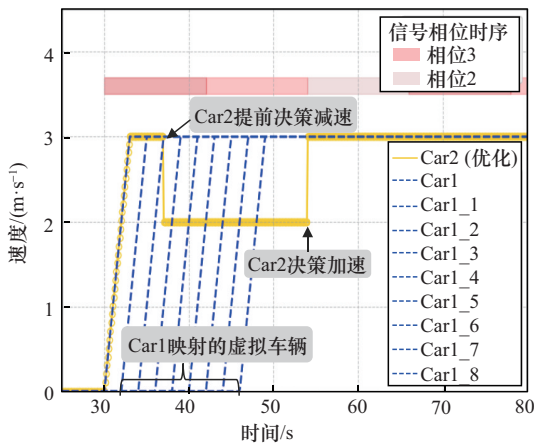
本实验选取基于信号灯信息的车速规划方法^[10]作为对比算法,该方法的核心逻辑是利用当前路口相位的状态及剩余时间,为网联车辆提供建议行驶速度区间,以引导车辆顺利通过路口。与本文协同优化方法不同,该对比算法仅针对单车轨迹

进行优化，未考虑多车道优化目标耦合及真实场景资源受限。通过在相同交通流规模下对比两类方法的通行实验与停车时间，验证本文方法在交通流场景下的优化性能。

当采用基于信号灯信息的车速规划方法时，信号灯以固定的初始相位时长 12 s 运行，此时交通流位置与速度轨迹如图 5 所示。实验结果表明，3 号车道的 Car2 采取基于信号灯信息的车速规划方法，在靠近路口时提前减速，保证车辆可在绿灯相位 2 亮起瞬间平稳通过路口。未采取车速优化的 5 号车道上，Car1 出发驶向路口后，每隔 2 s 依次映射车辆 Car1_1 至 Car1_8 以相同动作跟随行驶。Car1 以当前速度行驶能在绿灯相位 3 期间通过路口，但在 54 s 时绿灯相位 3 转为红灯，车辆 Car1_4 至 Car1_8 均因盲目跟随 Car1 行驶导致闯红灯。若车辆停车等待下一绿灯相位 3 再通行，每辆车平均等待 24 s，考虑车辆启停操作，车流通行总时延大于 120 s，平均车辆时延超过 12 s。



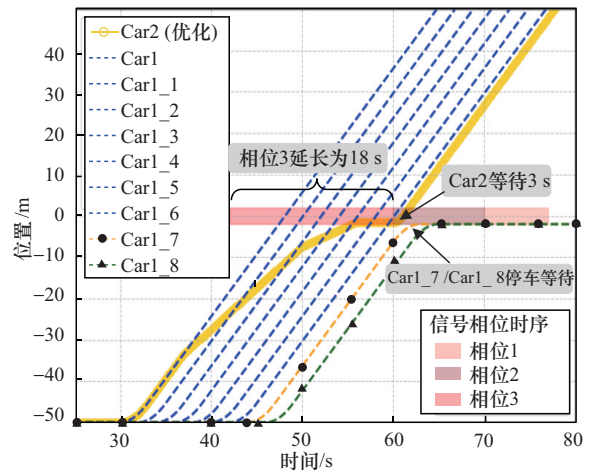
(a) 车辆位置轨迹



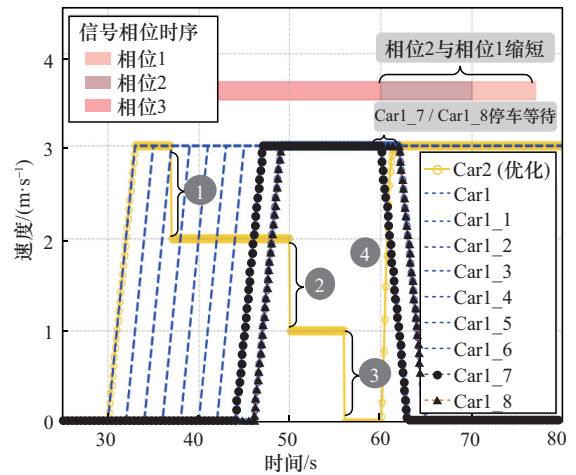
(b) 车辆速度轨迹

图 5 基于信号灯信息的车速规划方法下的交通流位置与速度轨迹

基于本文协同优化方法的交通流位置与速度轨迹如图 6 所示。在图 6(a)中，当车流量增加至 6 辆时，MEC 服务器计算出 5 号车道交通压力过大，基于协同优化算法将相位 3 时长从 12 s 延长至 18 s，同时调整相位 2 为 10 s、相位 1 为 8 s，最终仅 Car1_7 与 Car1_8 在路口停车等待，18 s 后相位 3 绿灯亮起，Car1_7 与 Car1_8 驶离路口，有效缓解了 5 号车道的交通压力。在图 6(b)中，边缘端基于优化后的相位状态实时引导 Car2 车速，其速度轨迹由两阶段优化转为四阶段优化，Car2 在 36 s 时采取一阶段减速，50 s 时采取二阶段减速，56 s 时采取三阶段路口停车等待 3 s，最后在 60 s 时采取四阶段加速驶离。实验中，Car2 通过路口时间增长 6 s，但 Car1 及车流的等待时间降至 36 s，所有车辆通行总时延降至 42 s，平均车辆时延仅 4.2 s。



(a) 车辆位置轨迹



(b) 车辆速度轨迹

图 6 协同优化方法下的交通流位置与速度轨迹

不同优化方法下的关键性能指标如表 1 所示。统计结果表明,相较于传统的基于信号灯信息的车速规划方法,本文方法在平均车辆时延、平均停车次数与平均行驶车速指标上均表现更佳,有效减少了拥堵道路的通行时延与停车次数,提高了平均行驶车速。

表 1 不同优化方法下的关键性能指标

性能指标	本文方法	基于信号灯信息的车速规划方法	指标变化
平均车辆时延/s	4.2	12.0	↓ 65%
平均停车次数/次	0.2	0.5	↓ 60%
平均行驶车速/(m·s ⁻¹)	2.8	2.1	↑ 33.3%

本文方法中的交通压力阈值 P_{th} 与等待时间阈值 T_{th} 是触发相位动态调整的关键参数。为评估阈值参数选取对系统性能的影响,设计实验在 [0.3, 0.8] 调整 P_{th} , 在 [5, 25] s 调整 T_{th} , 统计不同阈值参数 P_{th} 与 T_{th} 组合下的平均车辆时延如图 7 所示。实验结果表明,当阈值设定过小(如 $P_{th} < 0.4$ 且 $T_{th} < 10$ s) 时,系统对交通波动过于敏感,导致信号相位频繁切换,影响车辆正常通行;当阈值设定过大时,优化策略触发滞后,无法及时缓解车流积压,造成平均车辆时延增加。本文选取 $P_{th} = 0.5$ 与 $T_{th} = 15$ s 作为最优参数平衡点,在此配置下路口平均车辆时延达到最低值 4.2 s,充分证明了阈值参数选取对提升协同优化性能的重要性。

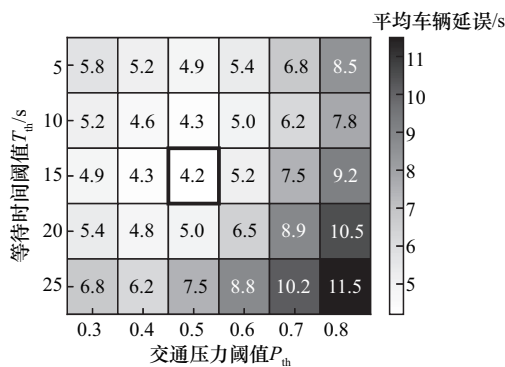


图 7 不同阈值参数 P_{th} 与 T_{th} 组合下的平均车辆时延

3.2 系统部署与性能验证

为评估算法在实际系统中的可行性与有效性,进一步在真实环境中搭建硬件系统开展算法性能评估。系统部署于重庆大学国家卓越工程师学院一处 T 形路口,如图 8 所示。车端采用基于百度 Apollo

D-KIT 平台改装的智能网联无人车,单车集成一台车载通信设备 OBU、一台 RS-LiDAR-16 激光雷达、一台 Sony IMX291 高清 RGB 摄像头(分辨率为 1 920 像素×1 080 像素),以及支持 RTK 高精度定位的组合惯导等设备,并搭载 NVIDIA DRIVE AGX Orin 车载计算单元,预置 Apollo 7.0 与 Auto-ware 自动驾驶软件框架。边缘端集成路侧通信设备 RSU、智能信号灯及边缘计算服务器,MEC 服务器硬件配置为 Intel i7-8700 CPU 和 NVIDIA RTX3060 GPU,软件层面部署 Ubuntu18.04.6 LTS 操作系统,并基于 Python 3.10.19 环境开发协同优化算法。OBU 与 RSU 均搭载中信科智联的 DMD3A C-V2X 车规级模组,支持构建基于 LTE-V2X 的直连通信链路。

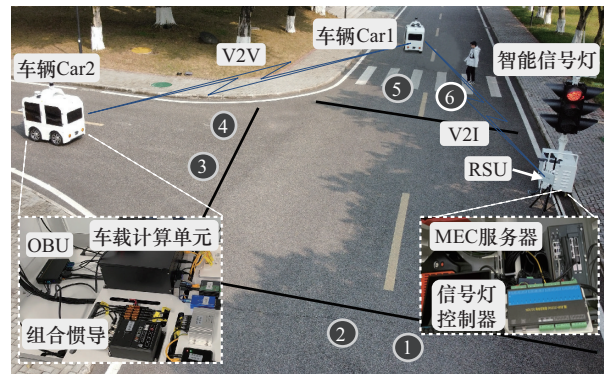


图 8 基于 C-V2X 的网联车辆与交通信号协同优化系统实验场景

为直观验证本文算法对车辆通行状态的优化效果,基于图 8 所示场景开展车辆轨迹对比实验。实验设定 Car1 采用本文方法,Car2 采用 3 m/s 恒速巡航策略,两车初始位置均距路口 180 m,以相同初始状态同时驶向路口,实验车辆的位置与速度轨迹如图 9 所示。在图 9(a)中,Car2 在红灯时段(周期 12 s)行驶至路口附近执行急刹操作,其轨迹在路口处(纵轴 0 处)呈现水平直线,表明车辆产生了约 9 s 的停车等待时间。相比之下,Car1 依据车速引导指令分别在距路口约 35 m 和 15 m 处减速,最终于绿灯亮起时刻平滑通过路口。在图 9(b)中,Car2 在行驶至 60 s 处时遇红灯急刹车减速至 0,并在路口停车 9 s 后加速驶离,显著增加了能源消耗与车辆时延。Car1 在边缘端指令引导下,分别于 48 s 和 60 s 时阶梯式调整车速至 2 m/s 和 1 m/s,顺利规避无效的停车等待。硬件实验表明,边缘端的协同决策确保车辆轨迹提前优化,减少停车次数或

等待时间，体现了本文方法在提高通行效率方面的有效性及其在真实硬件系统中部署的可行性。

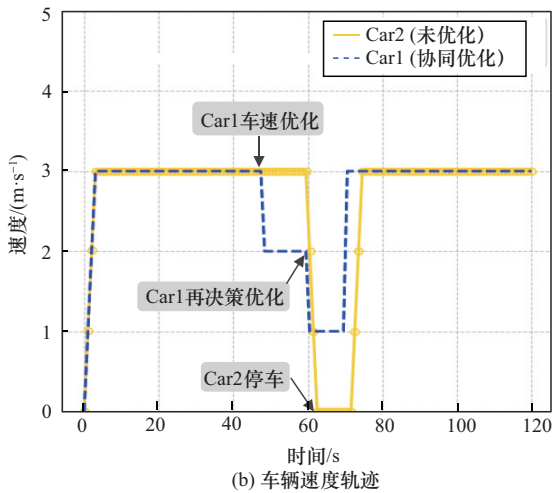
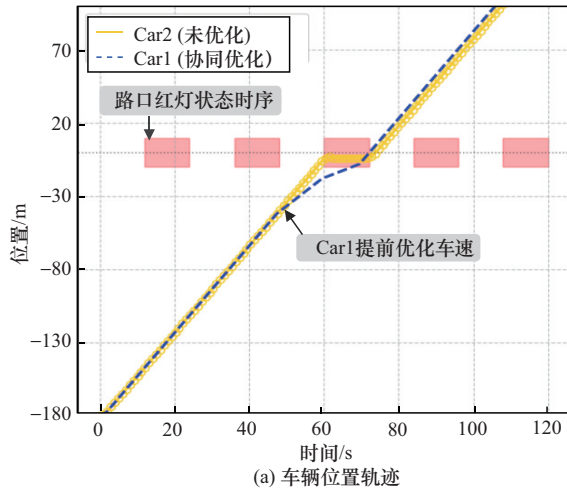


图9 实验车辆位置与速度轨迹

为验证本文系统在真实物理环境下的实时响应能力，在硬件实验平台上针对网联车辆与边缘设备进行硬件计算与网络通信时延测试。针对协同优化系统进行200帧连续数据交互实测，统计各阶段数据处理时延如图10所示，包含上行通信（车端→边缘端）、边缘计算与下行通信（边缘端→车端）的全链路数据处理。实验结果显示，系统端到端闭环总平均时延为68.96 ms，满足系统应用的实时性要求。从分段性能来看，通信链路呈现非对称特征，上行通信平均时延（35.15 ms）因传输数据载荷更大且存在信道竞争，略高于下行通信平均时延（26.83 ms）。边缘计算平均耗时仅为6.97 ms（占总时延约10%），有力验证了本文方法的轻量化优势，证明系统可在真实交通场景下实现毫秒级实时响应。

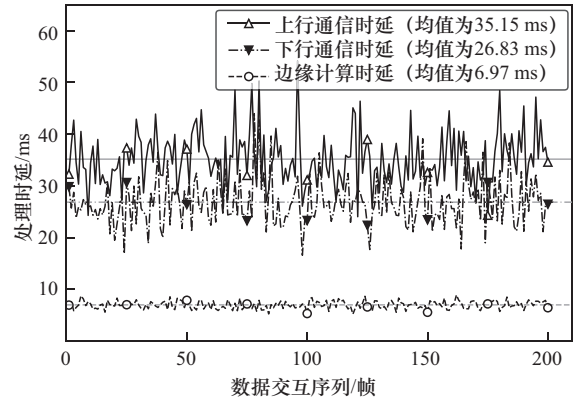


图10 协同优化系统各阶段数据处理时延

4 结束语

本文面向城市路口交通效率优化场景，研究了基于C-V2X的网联车辆与交通信号协同优化方法。首先，提出一种涵盖状态感知、通信传输、边缘决策与控制反馈的协同优化架构，设计基于C-V2X的数据交互机制实现车端与边缘端的实时信息交互。其次，设计一种基于边缘智能的协同优化算法，通过深度融合基于交通压力的信号相位调整策略与基于状态机的车辆速度引导策略，实现车辆速度与信号相位的实时动态联合决策。仿真实验与系统部署验证结果表明，本文架构与方法相较于传统优化方法，可显著降低车辆通行时间，提升路口通行效率，同时满足实时性与可部署性要求。

参考文献：

[1] Elassy M, Al-Hattab M, Takruri M, et al. Intelligent transportation systems for sustainable smart cities[J]. *Transportation Engineering*, 2024, 16: 100252.

[2] Carlson R C, Papamichail I, Papageorgiou M. Integrated feedback ramp metering and mainstream traffic flow control on motorways using variable speed limits[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2014, 46: 209-221.

[3] Zhai C J, Luo F, Liu Y G, et al. Adaptive control of isolated intersections based on sequential signal-stage optimisation[J]. *Proceedings of the Institution of Civil Engineers - Transport*, 2021, 174(3): 170-181.

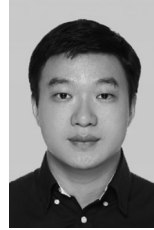
[4] Xu B, Ban X J, Bian Y G, et al. Cooperative method of traffic signal optimization and speed control of connected vehicles at isolated intersections[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2019, 20(4): 1390-1403.

[5] 陈山枝, 葛雨明, 时岩. 蜂窝车联网(C-V2X)技术发展、应用及展望[J]. *电信科学*, 2022, 38(1): 1-12.

Chen S Z, Ge Y M, Shi Y. Technology development, application and prospect of cellular vehicle-to-everything (C-V2X)[J]. *Telecommunications Science*, 2022, 38(1): 1-12.

- [6] Yan G Z, Liu K, Liu C H, et al. Edge intelligence for Internet of vehicles: a survey[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2024, 70(2): 4858-4877.
- [7] 吕品, 许嘉, 李陶深, 等. 面向自动驾驶的边缘计算技术研究综述[J]. 通信学报, 2021, 42(3): 190-208.
Lyu P, Xu J, Li T S, et al. Survey on edge computing technology for autonomous driving[J]. Journal on Communications, 2021, 42(3): 190-208.
- [8] Yan G Z, Liu K, Liu C H, et al. To optimize edge-intelligent cooperative perception in heterogeneous vehicular networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2025. DOI:10.1109/TMC.2025.3647708.
- [9] Liu K, Liu C H, Yan G Z, et al. Accelerating DNN inference with reliability guarantee in vehicular edge computing[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2023, 31(6): 3238-3253.
- [10] Mandava S, Boriboonsomsin K, Barth M. Arterial velocity planning based on traffic signal information under light traffic conditions[C]// Proceedings of the 2009 12th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems. Piscataway: IEEE Press, 2009: 1-6.
- [11] Wang P W, Jiang Y L, Xiao L, et al. A joint control model for connected vehicle platoon and arterial signal coordination[J]. Journal of Intelligent Transportation Systems, 2020, 24(1): 81-92.
- [12] 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: 89-112.
- [13] Wang M N, Xiong X, Kan Y H, et al. UniTSA: a universal reinforcement learning framework for V2X traffic signal control[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(10): 14354-14369.
- [14] He W X, Li H F, Zhi X, et al. Overview of V2V and V2I wireless communication for cooperative vehicle infrastructure systems[C]// Proceedings of the 2019 IEEE 4th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC). Piscataway: IEEE Press, 2019: 127-134.
- [15] Guo J Y, Cheng L, Wang S. CoTV: cooperative control for traffic light signals and connected autonomous vehicles using deep reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023, 24(10): 10501-10512.
- [16] Huang H, Hu Z Q, Li M Y, et al. Cooperative optimization of traffic signals and vehicle speed using a novel multi-agent deep reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(6): 7785-7798.
- [17] Le V A, Malikopoulos A A. Distributed optimization for traffic light control and connected automated vehicle coordination in mixed-traffic intersections[J]. IEEE Control Systems Letters, 2024, 8: 2721-2726.
- [18] 李方伟, 张海波, 王子心. 车联网中基于MEC的V2X协同缓存和资源分配[J]. 通信学报, 2021, 42(2): 26-36.
Li F W, Zhang H B, Wang Z X. V2X collaborative caching and resource allocation in MEC-based IoV[J]. Journal on Communications, 2021, 42(2): 26-36.
- [19] Zoabi R, Haddad J. A modified pressure model for max-pressure traffic signal control[C]// Proceedings of the 2024 European Control Conference (ECC). Piscataway: IEEE Press, 2024: 3370-3377.
- [20] Bae S H, Joo S H, Pyo J W, et al. Finite state machine based vehicle system for autonomous driving in urban environments[C]// Proceedings of the 2020 20th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS). Piscataway: IEEE Press, 2020: 1181-1186.

[作者简介]



刘凯 (1984-), 男, 四川成都人, 博士, 重庆大学教授、博士生导师, 主要研究方向为车联网、自动驾驶、边缘智能等。



梅诗远 (2002-), 男, 江西南昌人, 重庆大学硕士生, 主要研究方向为车联网、智能交通系统。



晏国志 (1999-), 男, 陕西汉中, 重庆大学博士生, 主要研究方向为车联网、边缘智能等。



杨作秀 (2000-), 女, 重庆人, 上海引望智能技术有限公司软件开发工程师, 主要研究方向为车联网、智能交通系统。