



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

基于边缘智能的车辆编队协同控制方法研究

李乐, 刘美芳, 陈荣, 魏思雨

引用本文

李乐, 刘美芳, 陈荣, 魏思雨. 基于边缘智能的车辆编队协同控制方法研究[J]. 计算机科学, 2024, 51(6): 384-390.

LI Le, LIU Meifang, CHEN Rong, WEI Siyu. [Study on Collaborative Control Method of Vehicle Platooning Based on Edge Intelligence](#) [J]. Computer Science, 2024, 51(6): 384-390.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[无人机辅助的高能效边缘联邦学习综述](#)

Survey of UAV-assisted Energy-Efficient Edge Federated Learning

计算机科学, 2024, 51(4): 270-279. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.231100084>

[数字孪生辅助边缘智能中基于联盟博弈的联合资源优化](#)

Coalition Game-assisted Joint Resource Optimization for Digital Twin-assisted Edge Intelligence

计算机科学, 2023, 50(2): 42-49. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.221100123>

[基于层级化数据记忆池的边缘侧半监督持续学习方法](#)

Hierarchical Memory Pool Based Edge Semi-supervised Continual Learning Method

计算机科学, 2023, 50(2): 23-31. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.221100133>

[基于负载特征的边缘智能系统性能优化](#)

Workload Characteristics Based Performance Optimization for Edge Intelligence

计算机科学, 2022, 49(11): 266-276. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.211000067>

[基于边缘智能的频谱地图构建与分发方法](#)

Construction and Distribution Method of REM Based on Edge Intelligence

计算机科学, 2022, 49(9): 236-241. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220400148>

基于边缘智能的车辆编队协同控制方法研究

李乐¹ 刘美芳¹ 陈荣¹ 魏思雨²

1 青岛海信微联信号有限公司 山东 青岛 266400

2 北京交通大学电子信息工程学院 北京 100044

(lile5@hisense.com)

摘要 随着通信技术及自动化控制技术的发展,智能网联汽车的自主控制方法,特别是混合编队下的控制方法已经成为无人驾驶技术研究的重要方向。由于车载处理器计算能力有限,为了减少控制策略输出的时延,提高车辆跟踪效果,提出了基于边缘智能的车辆编队协同控制方法。利用边缘服务器的强大计算能力和5G通信网络,设计了基于边缘智能的控制系统,将计算任务上传至云端,充分释放车载处理器的计算资源。对混合编队下的跟车场景进行了分析,设计了时空耦合场景下的车辆编队控制模型,利用MPC控制算法,建立了车辆动力学模型,通过模型预测、滚动优化与反馈校正为智能网联汽车提供控制策略计算服务。经MATLAB仿真实验及边缘计算虚拟平台实验验证,所提出的MPC控制算法在轨迹跟踪控制上表现良好,能够实时高效地为车辆提供安全控制策略。

关键词 边缘智能;车辆编队;协同控制;智能网联汽车

中图分类号 U491

Study on Collaborative Control Method of Vehicle Platooning Based on Edge Intelligence

LI Le¹, LIU Meifang¹, CHEN Rong¹ and WEI Siyu²

1 Qingdao Hisense Microunion Signal Co., LTD., Qingdao, Shandong 266400, China

2 School of Electronic and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China

Abstract With the development of communication technology and automatic control technology, the autonomous control method of intelligent and connected vehicles (ICV), especially the control method under hybrid platooning, has become an important direction of the research of unmanned driving technology. In order to reduce the delay of control strategy output due to the limitation of computing power of on-board processor, and improve vehicle tracking effect, a collaborative control method of vehicle platooning based on edge intelligence is proposed. Using the powerful computing power of edge server and 5G communication network, a control system based on edge intelligence is designed to upload computing tasks to the cloud and release the computing resources of the on-board processor. Based on the analysis of vehicle following scenario in hybrid platooning, a vehicle platooning control model in spatiotemporal coupling scenario is designed, and a vehicle dynamics model is established by using MPC control algorithm. Through model prediction, rolling optimization and feedback correction, control strategy calculation services are provided for intelligent and connected vehicle. The results of MATLAB simulation experiment and edge computing virtual platform experiment show that the proposed MPC control algorithm performs well in trajectory tracking control and can provide safety control strategy for vehicles in real time and efficiently.

Keywords Edge intelligence, Vehicle platooning, Cooperative control, Intelligent and connected vehicle

1 引言

随着人工智能、移动通信技术及自动化技术的发展,车辆逐渐向自动化、智能化、互联化方向发展。在物联网、车联网的发展、传感设备与路边基础设施的不断进步、通信技术逐渐向5G迈进等各项技术的不断演进下,智能网联汽车(Intelligent and Connected Vehicle, ICV)正从单车智能逐渐演进为编队协同智能,车辆编队控制方法研究成为智能交通系统的重要研究方向。传统的线性控制、PID控制算法等对系统

线性化有较高的要求,模型预测控制算法(Model Predictive Control, MPC)^[1]作为一种基于模型的优化算法,既可以应用于线性系统的控制,也可以应用于非线性系统的控制。它通过预测未来的状态和输出变量来计算最优的控制输入,并通过系统响应反馈校正控制输出,以达到最优控制的目的。车辆控制算法研究的不断深入,促使车辆编队的形式由简单的全ICV编队逐步演变为混合编队。混合编队的主要形式可以理解为道路上行驶的车辆由人工驾驶车辆和ICV两部分组成,通常由ICV跟随或学习领航的人工驾驶车辆的一系列

驾驶行为来构成车辆混合编队。Monteil等^[2]通过异构智能驾驶员模型(the Heterogenous Intelligent Drivers Model)表示混合编队的行为来重点研究混合编队的线性稳定性和串稳定性。然而对于混合编队形式,由于人类驾驶行为具有不稳定性,对编队串稳定性的要求过于严格反而不符合工程实用性。本文将混合车辆编队分解成若干个子系统,每个子系统都存在一辆由人工驾驶的头车和若干辆跟随的ICV。通过这种方式降低计算成本,减轻通信负担。

随着各国对ICV的重视,目前全球支持网联的汽车约9000万辆,2025年预计突破10亿辆^[3]。据研究,每辆无人驾驶汽车每秒产生的数据量将高达约1GB^[4]。庞大的数据量给车载处理器的密集计算能力造成了极大的挑战,车辆控制策略的实时性要求难以保障^[5]。为了缓解车载处理器的计算压力,云计算技术应运而生,然而,要将数据传输到遥远的云平台处理器进行计算,会因通信性能等因素造成时延波动较大以及可靠性不足的问题^[6]。为了能够满足用户对计算结果及通信信息实时性、可靠性的要求,移动边缘计算技术(Mobile Edge Computing, MEC)得到了广泛关注。MEC技术主要利用计算与通信技术,在移动网络边缘上提供云计算能力和IT环境,将业务转向本地化服务,以降低时延^[7]。MEC技术促使云计算向低时延、高带宽的方向发展,在车联网的无线接入网侧发挥重要作用^[8]。边缘服务器为车载处理器分担计算压力,处理上传数据,生成控制策略并反馈给ICV。国内外对于MEC技术的研究具有多样性,主要可以概括为移动边缘架构研究^[9]、控制算法技术研究^[10]、通信可靠性问题研究^[11]等多方面。本文利用移动边缘计算(MEC)技术,采用MPC控制算法对车辆控制策略进行计算,计算过程由计算能力更加强大的云端边缘服务器进行,建立基于网络连通性的车辆编队,从而为车辆提供实时、可靠的控制策略。

2 边缘智能协同控制技术及框架

混合交通流环境下无人驾驶车辆周围驾驶环境复杂多变,多车通信下所需处理的数据量骤增,对车载处理器的实时计算提出了极大的挑战^[5]。车辆需要实时获得其他车辆的动态信息并得出智能控制决策,而利用边缘智能,结合高带宽、高可靠的5G技术,通过计算复杂的控制决策可以为车辆提供更低的计算时延。本文提出了一种基于边缘智能的车辆编队协同控制算法,利用5G和边缘计算为汽车自主控制提供实时的通信与计算服务。基于边缘智能的车辆编队控制架构如图1所示。该架构采用5G通信网络和基于边缘-车载的网络架构,由边缘层和车载层组成,基于MPC的控制算法被部署在边缘服务器上。边缘服务器一般被部署在路侧单元或基站上,5G网络为车辆提供到边缘服务器的通信服务。

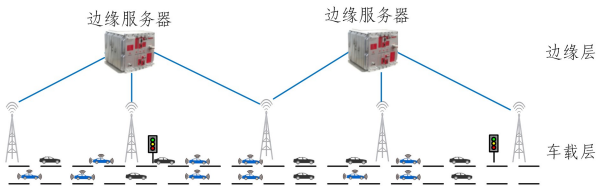


图1 基于边缘智能的控制系统结构

Fig.1 Structure of control system based on edge intelligence

边缘层是本文提出的基于边缘智能的车辆编队协同控制系统的核心,由若干边缘计算服务器和通信基础设施组成,每一个边缘服务器管理一部分区域,区域间可能存在重叠,以保证车辆跨服务区运行时计算任务的连续性。将执行列车控制决策计算的容器预先部署在边缘服务器中,当控制模型接收到5G网络传来的车辆数据时,自动为车辆计算最优控制动作,并将计算结果及时反馈给车辆。

车载层主要由车载通信系统及计算机模块组成。在车联网技术的支持下,车辆之间可以通过多跳直连通信进行数据交换,减轻通信基站的压力。车载层负责将控制输入数据进行整合,利用5G网络将其发送到边缘服务器并接收服务器解算后的控制策略,传递到车辆控制系统后做出控制动作,使得智能车辆具有通信、传感、简单计算、存储资源及自主控制等能力。本文设计的基于边缘智能的车辆编队协同控制方法计算框架如图2所示。

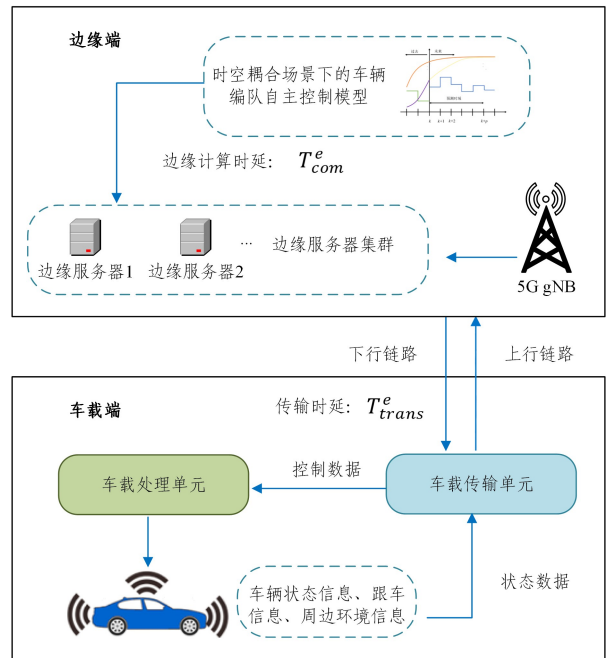


图2 基于边缘智能的车辆编队协同控制计算框架

Fig.2 Collaborative control computing framework for vehicle formation based on edge intelligence

车边协同可以扩展车载处理器的算力,车辆将行车周边环境数据、跟车数据及自身状态数据发送到云端,利用边缘服务器执行具体的计算任务。该过程主要可以分为以下4个步骤:

(1)数据准备:车载处理器通过车车通信及传感器信息,将车辆位置和速度、周边环境数据、跟车数据进行预处理并通过5G网络上传到边缘云端。

(2)任务识别:边缘服务器根据接收到的数据将车辆自主运行控制任务建模为时空耦合场景下的车辆编队协同优化控制问题。该优化问题即为本次的计算任务。

(3)任务计算:根据计算任务,利用边缘计算技术完成车辆自主运行控制计算任务。

(4)任务交付:利用边缘服务器完成的车辆自主运行控制任务的计算结果需要传至车载端,同时清除边缘云端资源占用。

3 车辆编队协同控制方法原理及建模

3.1 车辆混合编队场景分析

道路上的车辆由于在行驶过程中存在一定随机性,因此通信车辆的行驶数据信息难以作为本车的可靠数据来源并加以利用。然而由于道路渠化、信号灯约束等条件,车辆的运行存在一定的可预测性^[12],且由于道路上有车道线的划分,因此同车道的车辆可以形成较为稳定的编队。

在车联网、物联网以及传感器技术逐渐成熟的背景下,车辆间可以通过以上技术实现车辆编队网络(Vehicle Platooning Network, VPN)^[13]。假设存在 N 种形式的车辆系统和 N 种形式的控制模块组成的混合车辆编队,则将车辆的混合编队形式分为图 3 所示 3 种情况。

场景 1:在多辆 ICV 中间只存在 1 辆人工驾驶车辆,且前一编队中的 ICV 未超过最大跟随车辆限制 N_{\max} (此处假设为 3),车辆 1,2,3 的头车为 Leader1,4 车的头车为 Leader2。

场景 2:连续多辆 ICV 的数量大于 N_{\max} ,此时将第 N_{\max} 辆 ICV 作为后续车辆的头车,即 Leader2,以此类推。1,2,3 车的头车为 Leader1,同时 3 车又是 4 车和 5 车的头车 Leader2。

场景 3:2 辆 ICV 中间存在多辆人工驾驶车辆时,则最后一辆人工驾驶车辆自动成为后一辆 ICV 的头车,3 的头车为距离它最近的人工驾驶车辆 Leader2。

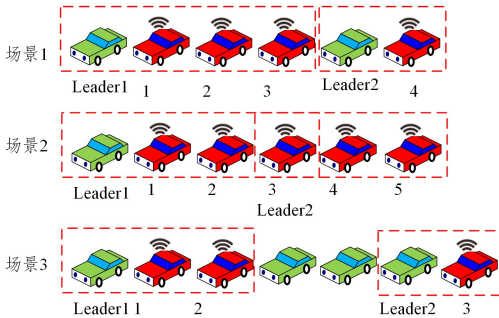


图 3 车辆编队场景分析

Fig. 3 Analysis of vehicle formation scene

3.2 基于 MPC 的车辆控制方法

MPC 是一种先进的控制算法,也被称为滚动时域最优控制,它在控制模式和算法方面已经非常成熟。与传统的最优控制方法相比,MPC 对模型的要求低,能够方便地进行在线计算。因此,它在解决实际场景中的非线性、耦合性、参数时变性和不确定性等问题上有明显的优势。其核心要素包括预测模型、滚动优化和反馈校正。MPC 通过预测模型对系统的行为进行建模,并通过滚动优化来获得当前时刻的最优控制力。同时,其利用反馈校正来实时调整控制信号,使系统的实际行为与预测行为更加一致。MPC 的结构图如图 4 所示。

图 4 中, y_r 为参考轨迹,即头车速度位置曲线; u 为控制输入,即车辆当前控制力; y 为实际输出,即车辆的实际速度和位置; y_m 为模型输出,即模型预测的车辆速度和位置; y_c 为预测输出,即模型反馈校正的车辆速度和位置。

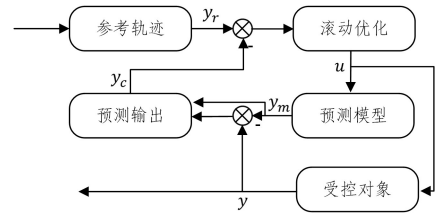


图 4 MPC 算法结构图

Fig. 4 Structure diagram of MPC algorithm

MPC 实现的过程中,需要利用预测模型、滚动优化和反馈校正机制来反复计算给定预测区间内的最优控制序列,以实现目标状态的准确跟踪^[14]。MPC 以数学模型为基础,能够同时考虑多样约束条件,具备较好的鲁棒性,因此在解决具有明确系统数学模型但存在一定干扰因素的控制问题时,具有较好的性能。

MPC 的基本时序图如图 5 所示。控制器在时刻 k 根据系统模型和实际测量的系统状态,计算出预测时域 p 内的最优控制序列,并将序列中的首个元素应用于时刻 k 的控制输入。在时刻 $k+1$,重复上述步骤,计算从 $k+1$ 到 $p+1$ 时刻的最优控制序列,并将序列中的第一个元素作为时刻 $k+1$ 的控制输入。整个过程持续循环,以实现滚动优化。

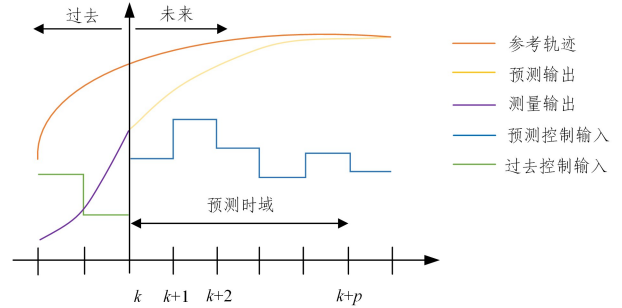


图 5 MPC 算法时序图

Fig. 5 Time sequence diagram of MPC algorithm

3.2.1 最优控制问题建模

考虑车辆混合编队,马路上存在 N 辆 ICV,每辆车都有追踪目标位置速度曲线的计算任务,即根据车辆当前状态量、跟车数据以及环境数据等信息,计算下一时刻的控制命令^[15]。行驶中的车辆的行驶状态通常会受到控制力(牵引/制动力)、基本阻力和附加阻力的影响。车辆的动力学方程如式(1)所示:

$$\begin{cases} \dot{x}_i(t) = v_i(t) \\ m_i \dot{v}_i(t) = u_i(t) - f_i^a(t) - f_i^b(t), i=1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (1)$$

$$f_i^a = m_i(c_0 + c_1 v_i + c_2 v_i^2)$$

$$f_i^b = m_i f_i^p = m_i(g \sin \theta_i + 0.004 D_f)$$

其中, $v_i(t)$ 为车辆 i 在 t 时刻的速度(m/s); $x_i(t)$ 为车辆 i 在 t 时刻的位置(m); m_i 为车辆 i 的质量(kg); u_i 为施加在车辆 i 上的控制力; f_i^a 为车辆受到的基本阻力(N); c_0, c_1 和 c_2 为基本阻力系数; f_i^b 为车辆受到的附加阻力(N); θ_i 为梯度角; D_f 为曲率。

为了减小车辆实际运动轨迹与目标位置速度曲线之间的偏差,本文引入变量 $\bar{v}_i(t)$ 和 $\bar{x}_i(t)$ 来表示车辆 i 在 t 时刻的

标称速度和位置。标称控制力 $\bar{u}_i(t)$ 可以通过计算得出,用于抵消基本阻力和附加阻力,使每辆车保持在平衡状态。定义车辆实际位置与标称位置之间的偏差为 $\hat{x}_i(t) = x_i(t) - \bar{x}_i(t)$, 车辆实际速度与标称速度之间的偏差为 $\hat{v}_i(t) = v_i(t) - \bar{v}_i(t)$, 车辆实际控制力与标称控制力之间的偏差为 $\hat{u}_i(t) = u_i(t) - \bar{u}_i(t)$ 。由式(1)线性化并以采样间隔 d 离散化后的误差动力学方程式如式(2)所示:

$$\begin{cases} \hat{x}_i(k+1) = \hat{x}_i(k) + \hat{v}_i(k)d + \frac{1}{2} \hat{u}_i(k) d^2 \\ \hat{v}_i(k+1) = \hat{v}_i(k) + \left(\frac{\hat{u}_i(k)}{m_i} - c_1 \hat{v}_i(k) - 2c_2 \bar{v}_i(k) \hat{v}_i(k) \right) d \end{cases} \quad (2)$$

其中, k 是离散时刻, $\hat{x}_i(k)$ 和 $\hat{v}_i(k)$ 是状态变量, $\hat{u}_i(k)$ 是要设计的控制变量, $\hat{v}_i(k) = \frac{\hat{u}_i(k)}{m_i} - c_1 \hat{v}_i(k) - 2c_2 \bar{v}_i(k) \hat{v}_i(k)$ 。设 $e_i(k) = [\hat{x}_i(k), \hat{v}_i(k)]^T$, 则式(2)可改写为式(3)所示形式。

$$e_i(k+1) = \mathbf{A}_i e_i(k) + \mathbf{B}_i \hat{u}_i(k) \quad (3)$$

$$\text{其中, } \mathbf{A}_i = \begin{bmatrix} 1 & d - \frac{1}{2}(c_1 + 2c_2 \bar{v}_i(t))d^2 \\ 0 & (1 - c_1 - 2c_2 \bar{v}_i(t))d \end{bmatrix}, \mathbf{B}_i = \begin{bmatrix} \frac{d^2}{2m_i} \\ \frac{d}{m_i} \end{bmatrix}。$$

车辆在实际运行场景中受到多个约束条件的限制,具体包括:

(1)安全约束。车辆在每一时刻的速度必须低于目标位置速度曲线给出的允许速度,该约束条件可表示为式(4):

$$0 \leq v_i(k) \leq \bar{v}_i(k) \quad (4)$$

其中, $\bar{v}_i(k)$ 为车辆 i 在 k 时刻的标称速度(m/s)。

(2)控制约束。实际的控制输入受到物理驱动器的限制,约束条件可以总结为式(5):

$$u_{i,\min} \leq u_i(k) \leq u_{i,\max}, i=1, 2, \dots, n \quad (5)$$

其中, $u_{i,\min}$ 为车辆 i 控制输入的最小值(N), $u_{i,\max}$ 为车辆 i 控制输入的最大值(N)。

(3)乘坐舒适度约束。车辆乘坐的舒适度即车辆乘客及驾驶员的主观感受,可以量化为式(6):

$$j_{i,\min} \leq \frac{u_i(k) - u_i(k-1)}{m_i d} \leq j_{i,\max}, i=1, 2, \dots, n \quad (6)$$

其中, $j_{i,\min}$ 为车辆 i 的最小加速度(m/s^2), $j_{i,\max}$ 为车辆 i 的最大加速度(m/s^2)。

由于每辆车之间数据独立,因此可以独立计算各自的控制策略,进而车辆编队的协同控制就可以被描述为多个 MPC 优化问题,每辆车都可以跟边缘服务器组成自主决策系统。假设每辆 ICV 的 MPC 预测范围为 p , 则最优模型预测控制模型可以表述为:

$$\begin{aligned} \min_{\hat{u}_i(k+j)} \sum_{j=1}^{p-1} [& p_i CT_1 + q_i CT_2 + r_i CT_3 + s_i CT_4] \\ CT_1 = & \hat{x}_i^2(k+j) \\ CT_2 = & \hat{v}_i^2(k+j) \\ CT_3 = & \hat{u}_i^2(k+j) \\ CT_4 = & (\hat{u}_i(k+j) - \hat{u}_i(k+j-1))^2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{s. t. } e_i(k+1) = & \mathbf{A}_i e_i(k) + \mathbf{B}_i \hat{u}_i(k) - \bar{v}_i(k) \leq \hat{v}_i(k) \leq 0 \\ u_{i,\min} - \bar{u}_i(k) \leq & \hat{u}_i(k) \leq u_{i,\max} - \bar{u}_i(k) \\ m_i d j_{i,\min} - \bar{u}_i(k) \leq & \hat{u}_i(k) - \hat{u}_i(k-1) \leq m_i d j_{i,\max} - \bar{u}_i(k) \end{aligned} \quad (7)$$

其中, $\bar{u}_{i,k} = \hat{u}_i(k) - \hat{u}_i(k-1)$; p_i, q_i, r_i 和 s_i 为自定义的正权重值。目标函数(7)中的第一项和第二项分别表示列车实际位置与标称值的累计距离跟踪偏差、实际速度与标称值的累计速度跟踪误差,将其最小化,保证列车在外界干扰下实际位置速度曲线的跟踪精度;第三项为实际控制输入与标称控制力的累计偏差,可以视为能耗的指标;最后一项表示突然加速或减速的累计幅度,将其最小化可以提高乘坐舒适性。在实际的应用中,可以选择不同的 p_i, q_i, r_i 和 s_i 来实现安全、节能和舒适度之间的平衡。

3.2.2 最优控制策略求解

MPC 的最优控制策略利用滚动优化进行求解,即在预先指定的有限预测时域内,通过重复计算控制输入,在约束条件的限制下,优化给定的性能指标。在每个采样时刻,根据实测状态量,动态求解最优控制问题,将计算得出的序列值第一个元素应用于算法的控制输出,通过 5G 网络最终传输到车辆的控制系统。对应于式(7)提出的最优控制问题,每辆车将通过求解得到对应 p 个时刻的控制决策,但是只将当前时刻的下一时刻对应的控制决策传输到车辆系统。对于每辆 i , 未来 p 个时刻的系统状态 \mathbf{E}_i 和控制变量 \mathbf{U}_i 可以总结为式(8)和式(9):

$$\mathbf{E}_i = [e_i(k+1|k)^T e_i(k+2|k)^T \dots e_i(k+p|k)^T]^T \quad (8)$$

$$\mathbf{U}_i = [\hat{u}_i(k|k) \hat{u}_i(k+1|k) \dots \hat{u}_i(k+p-1|k)]^T \quad (9)$$

同时,根据离散化状态方程(3),未来 p 个控制周期的系统状态可以总结为式(10):

$$\begin{cases} e_i(k+1|k) = \mathbf{A}_i e_i(k) + \mathbf{B}_i \hat{u}_i(k) \\ e_i(k+2|k) = \mathbf{A}_i e_i(k+1|k) + \mathbf{B}_i \hat{u}_i(k+1|k) \\ \vdots \\ e_i(k+m|k) = \mathbf{A}_i^m e_i(k) + \sum_{i=0}^{m-1} \mathbf{A}_i^{m-1-i} \mathbf{B}_i \hat{u}_i(k+i|k) \end{cases} \quad (10)$$

综合式(8)~式(10),可以将矩阵转为如式(11)所示形式。

$$\mathbf{E}_i = \Phi_i e_i(k) + \Theta_i \mathbf{U}_i \quad (11)$$

$$\text{其中, } \Phi_i = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_i \\ \mathbf{A}_i^2 \\ \vdots \\ \mathbf{A}_i^p \end{bmatrix}, \Theta_i = \begin{bmatrix} \mathbf{B}_i & 0 & \dots & 0 \\ \mathbf{A}_i \mathbf{B}_i & \mathbf{B}_i & \dots & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{A}_i^{p-1} \mathbf{B}_i & \mathbf{A}_i^{p-2} \mathbf{B}_i & \dots & \mathbf{B}_i \end{bmatrix}。$$

因此,目标函数(7)又可以等效为式(12):

$$\min_{\mathbf{U}_i} \mathbf{J}_i = \mathbf{E}_i^T \bar{\mathbf{P}}_i \mathbf{E}_i + \mathbf{U}_i^T \bar{\mathbf{R}}_i \mathbf{U}_i + \mathbf{Z}^T \bar{\mathbf{S}}_i \mathbf{Z} \quad (12)$$

其中, $\mathbf{Z} = \mathbf{F}_1 \mathbf{U}_i - \mathbf{F}_{2,i}$, 加权矩阵 $\bar{\mathbf{P}}_i = \text{diag}\{p_i, q_i, \dots, p_i\}$, $q_i\}_{2p \times 2p}$, $\bar{\mathbf{R}}_i = \text{diag}\{r_i, \dots, r_i\}_{p \times p}$, $\bar{\mathbf{S}}_i = \text{diag}\{s_i, \dots, s_i\}_{p \times p}$ 。其余参数如下所示:

$$\mathbf{F}_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots \\ -1 & 1 & 0 & \dots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & -1 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{F}_{2,i} = \begin{bmatrix} \hat{u}_i(k-1) \\ 0 \\ \dots \\ 0 \end{bmatrix}$$

将式(11)代入式(12),目标函数可以等效为式(13):

$$\mathbf{J}_i = \mathbf{U}_i^T \mathbf{H}_i \mathbf{U}_i + 2\mathbf{U}_i^T \mathbf{G}_i \quad (13)$$

其中, $\mathbf{H}_i = \mathbf{\Theta}_i^T \bar{\mathbf{P}}_i \mathbf{\Theta}_i + \bar{\mathbf{R}}_i + \mathbf{F}_i^T \bar{\mathbf{S}}_1 \mathbf{F}_i$, $\mathbf{G}_i = \mathbf{\Theta}_i^T \bar{\mathbf{P}}_i \mathbf{\Phi}_i \mathbf{e}_i(k) - \mathbf{F}_i^T \bar{\mathbf{S}}_1 \bar{\mathbf{F}}_{2,i}$ 。此外,原优化问题(7)中约束条件的第二项可以表示为:

$$-\bar{\mathbf{V}}_i(k) \leq \mathbf{F}_3 \mathbf{E}_i \leq 0 \quad (14)$$

$$\text{其中, } \mathbf{F}_3 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & \cdots & \cdots & \cdots & 0 & 1 \end{bmatrix}。$$

将 $\mathbf{E}_3 = \mathbf{\Phi}_i \mathbf{e}_i(k) + \mathbf{\Theta}_i \mathbf{U}_i$ 代入式(14),则该约束条件可以等价:

$$\mathbf{F}_3 \mathbf{\Theta}_i \mathbf{U}_i \leq -\mathbf{F}_3 \mathbf{\Phi}_i \mathbf{e}_i(k) \quad (15)$$

$$-\mathbf{F}_3 \mathbf{\Theta}_i \mathbf{U}_i \leq \mathbf{F}_3 \mathbf{\Phi}_i \mathbf{e}_i(k) + \bar{\mathbf{V}}_i \quad (16)$$

同样地,原优化问题(7)中约束条件的第三、四项可以表示为:

$$\mathbf{U}_i \leq \mathbf{U}_{i,\max} - \bar{\mathbf{U}}_i \quad (17)$$

$$-\mathbf{U}_i \leq \bar{\mathbf{U}}_i - \mathbf{U}_{i,\min} \quad (18)$$

$$\mathbf{F}_1 \mathbf{U}_i \leq m_i d \mathbf{J}_{i,\max} - \mathbf{F}_1 \bar{\mathbf{U}}_i + 2\mathbf{F}_{2,i} \quad (19)$$

$$-\mathbf{F}_1 \mathbf{U}_i \leq \mathbf{F}_1 \bar{\mathbf{U}}_i - 2\mathbf{F}_{2,i} - m_i d \mathbf{J}_{i,\min} \quad (20)$$

因此,原优化问题便可以转化为标准的二次型规划问题:

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{U}_i} \mathbf{J}_i \\ & \text{s. t. } \begin{bmatrix} \mathbf{F}_3 \mathbf{\Theta}_i \\ -\mathbf{F}_3 \mathbf{\Theta}_i \\ \mathbf{I}_P \\ -\mathbf{I}_P \\ \mathbf{F}_1 \\ -\mathbf{F}_1 \end{bmatrix} \mathbf{U}_i \leq \begin{bmatrix} -\mathbf{F}_3 \mathbf{\Theta}_i \mathbf{e}_i(k) \\ \mathbf{F}_3 \mathbf{\Theta}_i \mathbf{e}_i(k) + \bar{\mathbf{V}}_i \\ \mathbf{U}_{i,\max} - \bar{\mathbf{U}}_i \\ \bar{\mathbf{U}}_i - \mathbf{U}_{i,\min} \\ m_i d \mathbf{J}_{i,\max} - \mathbf{F}_1 \bar{\mathbf{U}}_i + 2\mathbf{F}_{2,i} \\ \mathbf{F}_1 \bar{\mathbf{U}}_i - 2\mathbf{F}_{2,i} - m_i d \mathbf{J}_{i,\min} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (21)$$

约束条件中的变量如下所示:

$$\bar{\mathbf{V}}_i = [\bar{v}_i(k+1), \dots, \bar{v}_i(k+p)]_{p \times 1}^T \quad (22)$$

$$\mathbf{U}_{i,\max} = [u_{i,\max}, \dots, u_{i,\max}]_{p \times 1}^T \quad (23)$$

$$\mathbf{U}_{i,\min} = [u_{i,\min}, \dots, u_{i,\min}]_{p \times 1}^T \quad (24)$$

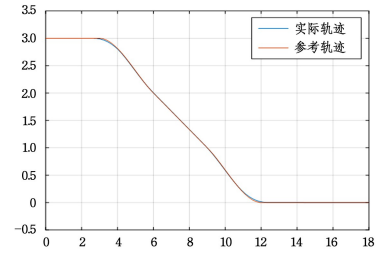
$$\bar{\mathbf{U}}_i = [\bar{u}_i(k), \dots, \bar{u}_i(k+p-1)]_{p \times 1}^T \quad (25)$$

$$\mathbf{J}_{i,\max} = [j_{i,\max}, \dots, j_{i,\max}]_{p \times 1}^T \quad (26)$$

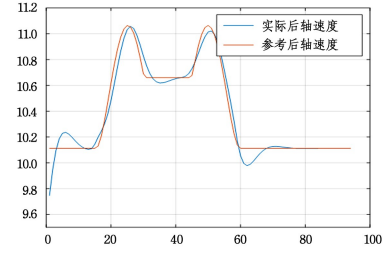
$$\mathbf{J}_{i,\min} = [j_{i,\min}, \dots, j_{i,\min}]_{p \times 1}^T \quad (27)$$

4 边缘云平台搭建及仿真

为了测试本文提出的基于 MPC 的车辆编队控制系统的性能,我们利用 MATLAB 对算法进行了仿真验证。假设道路上有 3 辆车组成的混合编队,头车为人工驾驶车辆,车 1、车 2 为 ICV,利用边缘智能达到协同控制的目的。给定车辆参考速度和参考位置的初始偏差为 $[-0.4, -0.55]$ (m/s) 和 $[3, 6]$ (m)。在基于 MPC 的跟踪控制模型下,两辆 ICV 的位置速度曲线如图 6、图 7 所示。由图中可以看出,追踪效果在通讯效果等的影响下略有差异,但所有车辆都能快速跟踪到头车的目标速度曲线,表明本文提出的 MPC 控制算法在轨迹跟踪方面有出色的表现。



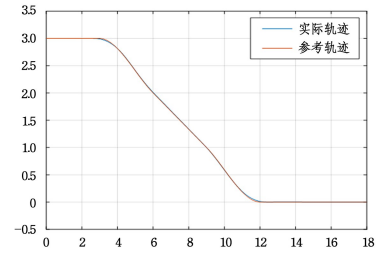
(a) 轨迹图



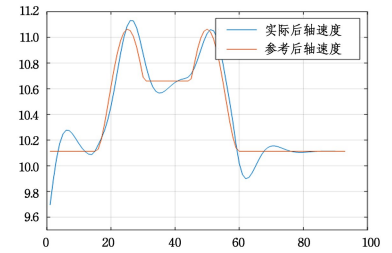
(b) 速度图

图 6 车 1 位置速度跟踪曲线

Fig. 6 Position and speed tracking curve of car 1



(a) 轨迹图



(b) 速度图

图 7 车 2 位置速度跟踪曲线

Fig. 7 Position and speed tracking curve of car 2

同时,为了测试本文提出的边缘-车载架构下协同控制系统的整体性能,搭建了基于 KubeEdge 的边缘计算虚拟平台并进行仿真实验。KubeEdge 作为一个开源系统,以 Kubernetes(K8s)为基础架构构建云边节点,同时支持在各个节点上安装部署具体应用^[16],能够充分满足本文的应用场景。平台的搭建主要分为两部分,部署 K8s 集群、设置边缘节点并加入集群。

在平台集群配置好之后,需要在集群节点上创建 Docker 容器,并在这些容器中部署有关算法模型,以实现应用程序在边缘云端的运行。首先需要准备 DockerFile 文件构建 Docker 镜像,其次执行 Docker 命令生成镜像,这时执行“docker images”就可以展示已创建的镜像信息。在镜像信息完成创建之后,就可以创建容器、安装相应的算法模型并运行。

按照上述方法,构建 KubeEdge 框架下的车辆编队协同控制计算系统架构,构建两个边缘节点,在服务器上布置基于

MPC的车辆协同控制算法,计算控制策略。除此之外,为了模拟与车辆端的通信,将5G通信制式融入基于KubeEdge的协同计算架构中。利用5G通信模组,同时电脑端安装其配套的驱动和端口控制软件,使电脑实现5G通信模拟。对仿真平台的参数进行设置后,假设道路上有4辆车,每辆车的追踪间隔在 $[10,12]$ (m)之间,车辆通过车车通信获得其他车辆的位置并接受边缘服务器提供的控制策略。具体架构如图8所示。

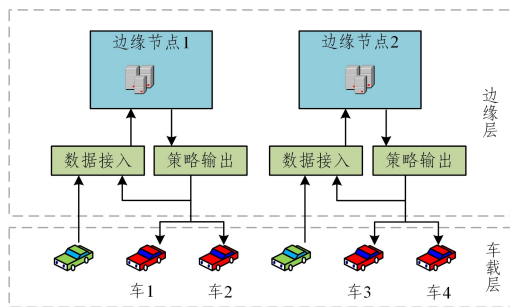


图8 基于KubeEdge的边缘智能协同计算架构

Fig.8 Edge intelligent collaborative computing architecture based on KubeEdge

在边缘节点的服务器上部署MPC控制算法,在数据接入时根据参考轨迹以及约束参数,为车辆计算控制策略并输出。每个边缘节点服务车辆数的极限值各不相同,均以通信质量、服务器计算能力为准。

在上述平台及通信架构下,为了测试本文提出的边缘-车辆架构下协同控制服务的稳定性,测试从车辆发送请求到从边缘云端接受控制策略之间的时间延迟,如图9、图10所示。从图中可以看出,控制策略发送时间间隔平均约为75.078ms,即车辆从发送任务请求到任务执行结束的平均时延为75.078ms。本文方法能够保障控制策略的实时性,表现出较高的可靠性。

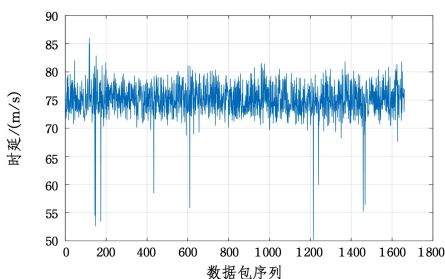


图9 数据包延迟时间分布

Fig.9 Time distribution of data packet delay

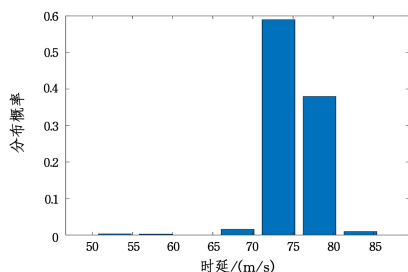


图10 数据包延迟时间概率分布

Fig.10 Time probability distribution of data packet delay

当车载处理器的计算延迟大于边缘计算架构下的任务执行延迟(车载处理器到边缘服务器的通信时间加边缘服务器的计算时间)时,基于本文提出的边缘智能协同控制,可以通过车载与边缘的协同计算,充分降低任务执行时延,从而保障控制策略输出的实时性,提高算法追踪效果。

结束语 本文针对车辆混合编队形式下车辆自主控制计算量巨大导致计算时延过长,影响控制策略输出的实时性问题,提出了一种基于边缘智能的车辆编队协同控制方法,通过基于5G与边缘计算的协同计算架构为车载控制器提供控制策略,使得车辆在执行控制任务时能够更加准确和高效。在控制算法上,提出了一种时空耦合场景下的MPC车辆控制算法,为车辆提供时空耦合场景下的车辆编队协同控制服务。该算法通过求解多重约束条件下的多目标优化问题,能够在最小化追踪偏差的同时,做到车辆行驶安全性、舒适性和节能性最大化。通过MATLAB仿真实验证明了MPC控制算法的有效性。同时,搭建了基于建KubeEdge框架下的车辆编队协同控制计算系统架构,在仿真云平台下对本文提出的车辆协同控制方法进行仿真实验,可以看出本文提出的控制方案能够有效保障控制策略输出的实时性。值得注意的是,ICV数量的增加造成了数据量的增长。随着任务数据量的增加,由于受到无线网络信道的带宽限制影响,边缘计算的任务执行总时延会因为通信时延的增加逐渐超过本地计算总时延。在此基础上,可以选择增加服务器密度以减轻通信信道压力,或者将计算任务置于本地进行计算。具体选择何时在本地车载处理器计算,何时卸载至云端服务器计算,即控制策略的卸载问题,需要进一步研究与探讨。

参考文献

- [1] LIANG Z C,ZHANG H,ZHAO J,et al. Trajectory tracking control of unmanned vehicles based on adaptive MPC[J]. Journal of Northeastern University(Natural Science),2020,41(6): 835-840.
- [2] MONTEIL J,BOUROCHE M,LEITH D J. L2 and L ∞ Stability Analysis of Heterogeneous Traffic With Application to Parameter Optimization for the Control of Automated Vehicles [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology,2018, 27(3):934-946.
- [3] Xinhua,Sadie consultant. The development report of the connected vehicle industry[EB/OL]. [https://max. book118. com- html201908038116017073002040. shtm](https://max.book118.com/html/201908038116017073002040.shtm).
- [4] HUI N,WU J,ZHOU Y Q,et al. Future Vehicular fog computing networks [J]. Telecommunications Science, 2020,36(6): 14-27.
- [5] LI X,BAO L Y,DING H W,et al. MAC layer scheduling strategy of roadside units based on MEC server priority service[J/OL]. [http://www. joca. cn/CN/10. 11772/j. issn. 1001-9081. 2023050556](http://www.joca.cn/CN/10.11772/j.issn.1001-9081.2023050556).
- [6] LV 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.

- [7] MA X T. Research on resource allocation and scheduling optimization in vehicle platooning networks[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2022.
- [8] LV Z, QIAO L, CAI K, et al. Big data analysis technology for electric vehicle networks in smart cities[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 22(3): 1807-1816.
- [9] LI Q Y, YI HAO, SUN Y X. A 5G intelligent connected vehicle service platform based on mobile edge computing for collaborative driving [J]. South Forum, 2022, 53(11): 24-26, 32.
- [10] SONG I, TAM P, KANG S, et al. DRL-Based Backbone SDN Control Methods in UAV-Assisted Networks for Computational Resource Efficiency[J]. Electronics, 2023, 12(13): 2984.
- [11] HUANG M T, YI Y H, ZHANG G L. Service Caching and Task Offloading for Mobile Edge Computing-Enabled Intelligent Connected Vehicles [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University (Science), 2021, 26(5): 670-679.
- [12] SUN X, ANSARI N. EdgeIoT: Mobile edge computing for the Internet of Things[J]. IEEE Communications Magazine, 2016, 54(12): 22 -29.
- [13] SINGH R, SALUJA D, KUMAR S. Graphical approach for V2V connectivity enhancement in clustering-based VANET[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2021, 10(6): 1217-1221.
- [14] GUO Y, SONG X P, LIANG R L. Simulation analysis on stability of network of connected vehicle platooning under unreliable network environment[J]. Electronic Design Engineering, 2021, 29(15): 77-82.
- [15] GE L H, ZHAO Y, ZHOU S R, et al. Motion Control of Autonomous Vehicles Based on Offset Free Model Predictive Control Methods[J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 2022, 144(11): 11003.
- [16] SEONGHYUN K, TAEHONG K. Local Scheduling in Kube-Edge-Based Edge Computing Environment[J]. Sensors, 2023, 23(3): 1522.



LI Le, born in 1984, master, engineer. His main research interests include railway signal control system and edge computing.



CHEN Rong, born in 1988, postgraduate, engineer. His main research interests include railway signal control system and edge intelligence.

(责任编辑:何杨)