

面向自动协同驾驶的多车编队任务分配策略

李长乐^{*①} 张云锋^① 张 尧^① 毛国强^{①②} 贾存兴^③

^①(西安电子科技大学综合业务网理论及关键技术国家重点实验室 西安 710071)

^②(悉尼科技大学电气与数据工程系 悉尼 2007)

^③(河北省高速公路京雄筹建处 雄安 071799)

摘 要: 自动驾驶的实现需要大量车载传感器的支持,然而,在有限车载计算资源条件下,由传感器所产生的庞大数据量使得自动驾驶任务的实时性难以满足,成为阻碍自动驾驶技术进一步发展的重要阻力。通过将驾驶任务进行协作处理,因而充分利用多个协作车辆的计算资源,自动协同驾驶成为解决该问题的新途径。而如何形成多车编队并实现编队中驾驶任务分配则是实现自动协同驾驶的关键。该文首先采用排队理论G/G/1模型建立一种普适性车辆编队网络拓扑分析模型,充分考虑编队内车辆间的任务协作能力和单个车辆的任务负荷,得出任务的处理时延和车辆系统中的平均任务数;其次,采用支持向量机(SVM)方法,基于车辆的负荷程度及处理能力将车辆的“空闲”、“繁忙”两状态进行分类,进而建立针对车辆协作任务分配的候选车辆集。最后,基于上述分析,该文提出面向多车编队协同驾驶的任务均衡策略——基于分类的贪婪均衡策略(C-GBS),以充分平衡编队内所有车辆的任务负荷并利用不同车辆的任务处理能力。仿真结果表明,该策略能够减小重负荷网络中的任务处理时延,有效提升自动驾驶车辆的任务处理效率。

关键词: 自动协同驾驶;多车编队;任务分配;排队论;支持向量机

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)01-0065-09

DOI: 10.11999/JEIT190557

Task Assignment Strategy for Platoons in Cooperative Driving

LI Changle^① ZHANG Yunfeng^① ZHANG Yao^①
MAO Guoqiang^{①②} JIA Cunxing^③

^①(State Key Laboratory of Integrated Services Networks, Xidian University, Xi'an 710071, China)

^②(School of Electrical and Data Engineering, University of Technology Sydney, Sydney 2007, Australia)

^③(Hebei Expressway Preparation and Construction Office for Beijing-Xiongan
Expressway, Xiongan 071799, China)

Abstract: Autonomous vehicles are equipped with multiple on-board sensors to achieve self-driving functions. However, a tremendous amount of data is generated by autonomous vehicles, which significantly challenges the real-time task processing. Through multiple-vehicle cooperation, which makes the best of vehicle onboard computing resources, autonomous and cooperative driving becomes a promising candidate to solve the aforementioned problem. In this case, it is vital for autonomous and cooperative driving to form a driving platoon and allocate driving tasks efficiently. In this paper, a more general analytical model is developed based on G/G/1 queueing theory to model the topology of platoons. Next, Support Vector Machine (SVM) method is adopted to classify the “idle” and “busy” categories of the vehicles in the platoon based on their computing load and task processing capacity. Finally, based on the analysis above, an efficient task balancing strategy of platoons in autonomous and cooperative driving called Classification based Greed Balancing Strategy (C-GBS)

收稿日期: 2019-07-25; 改回日期: 2019-11-28; 网络出版: 2019-11-29

*通信作者: 李长乐 clli@mail.xidian.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(U1801266), 陕西省重点研发计划项目(2018ZDXM-GY-038, 2018ZDCXL-GY-04-02), 陕西高校青年创新团队, 西安市科技计划项目(201809170CX11JC12)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (U1801266), The Key Research and Development Program of Shaanxi (2018ZDXM-GY-038, 2018ZDCXL-GY-04-02), The Youth Innovation Team of Shaanxi Universities, The Science and Technology Projects of Xi'an (201809170CX11JC12)

is proposed, in order to balance the task burden among vehicles and cooperate more efficiently. Extensive simulations demonstrate that the proposed technique can reduce the processing delay of driving tasks in platoons with high computing load, which will improve the processing efficiency in autonomous vehicles.

Key words: Autonomous and cooperative driving; Platoon; Task assignment; Queuing theory; Support Vector Machine (SVM)

1 引言

5G等先进通信技术和人工智能技术的突破,促使自动驾驶技术飞速发展。可以想象,在未来,随着驾驶员得到解放,旅行成为享受,更令人憧憬的是,交通事故将变得极其罕见,交通拥塞得到极大缓解,人类社会因此发生革命性的变化^[1]。然而,目前自动驾驶存在着诸多问题,最致命的问题莫过于自动驾驶车辆事故频发,处在自动驾驶发展前沿的企业,如谷歌、特斯拉都发生了严重的车辆碰撞^[2]。这主要是因为自动驾驶存在着目前难以解决的技术瓶颈,即交通环境复杂多变造成车辆需要感知、计算的数据量庞大,而单个车辆的通信资源及计算资源有限,无法满足海量数据的处理需求。如果车辆无法全面、准确并迅速地评估实时的交通环境变化,那么就很可能做出不合理的决策,甚至引发安全事故。针对海量数据与单车资源有限的矛盾,自动协同驾驶技术应运而生,自动协同驾驶的一种方案提出将一部分车辆需要完成的任务分担给云端设备或者边缘设备以缓解车辆负荷,即云计算、边缘计算^[3-6]等,然而,云计算场景中车辆与云端的距离较远,通信时延大。边缘计算场景中,一方面,边缘设备短时间内不可能大规模地部署,满足所需的密度要求;另一方面,车辆处在高速移动状态时,需要不断切换连接的边缘设备,这必然会影响通信的稳定性,产生交通隐患^[7]。

为解决上述问题,多车编队自动协同驾驶是一种具有前景的新途径。编队中的车辆协同驾驶,共享感知信息以扩大感知范围,协作处理海量数据以弥补单车感知与计算能力的不足。现有针对多车编队的研究主要包括编队的建模、碰撞避免、路径规划等。具体而言,基于多车编队的不同模型可以设计不同的控制方案,如文献^[8]针对具有刚性拓扑结构的多车编队,利用多重不确定性数学模型对节点建模,并提出一种分布式控制方法。文献^[9]基于非完整单周期动力学模型,提出了一种非相同增益的控制设计方案,实现多车编队的群体稳定均衡。针对多车编队的碰撞避免,文献^[10]研究分布式编队行驶中控制每辆车的位置,采用自组织映射(Self-Organizing Map, SOM)神经网络的方法根据需要改变队形,实现编队避障。文献^[11]采用柔性队形

实现碰撞避免。除此之外,文献^[12]作者结合生物启发神经网络(Biologically Inspired Neural Network, BINN)和SOM神经网络,设计了3维空间中多车编队的路径规划算法。文献^[13]中,作者利用自适应动态规划算法,解决了同种车辆组成的多车编队中的资源分配问题。文献^[14]将多车系统中的分布式状态估计描述为离散时间卡尔曼滤波问题,介绍了计算任意固定拓扑稳态观察增益的两种方法。

上述文献的主要目的是实现多车编队的稳定控制,而关于如何利用多车编队自动协同驾驶的优势,解决自动驾驶技术存在的瓶颈尚未被关注。因此,本文主要关注具有自动协同驾驶能力的多车编队行驶过程中需要处理的任务,提出了一种新型的多车编队任务分配策略。首先建立了系统模型,并依据该模型对多车编队的网络拓扑进行分析,接下来基于对车辆的分类,提出了具有良好性能的任务分配策略,最后通过仿真论证了该策略能够合理利用车辆的资源,缓解自动驾驶中感知和处理的数据量庞大引发的车辆负荷过重问题。

2 系统模型

2.1 系统模型概述

如图1所示,考虑具有相近目的地、相似行驶路径并且具备自动协同驾驶能力的车辆,即图1中车辆0—车辆 n ,组成一个车辆编队。编队需要具有可靠的网络拓扑,以保证编队中的车辆可以实时通信。另外,编队中的每辆车都具有一定的感知、计算能力,这为多车编队在行驶过程中处理各种任务提供了所需的资源。

编队行驶过程中,需要处理多种类型的任务。其中,有些任务需要车辆编队行驶前筹划,例如,路径规划等;有些任务是在编队行驶过程中因交通环境的变化随着时间离散出现,例如,获取交通拥堵信息实时更新行驶路径,感知邻近车辆和行人的动态避免发生碰撞,依据交通状况和交通环境进行车速调节、车辆间距控制,临时接到外部交付的任务更改编队目的地等。

上述每一项任务的处理都需要占用一定的计算资源和通信资源。为保证车辆编队任务迅速、准确完成,编队中的车辆必须具有实时处理与自己有关的任务的能力,除此之外,还需要为编队处理任务

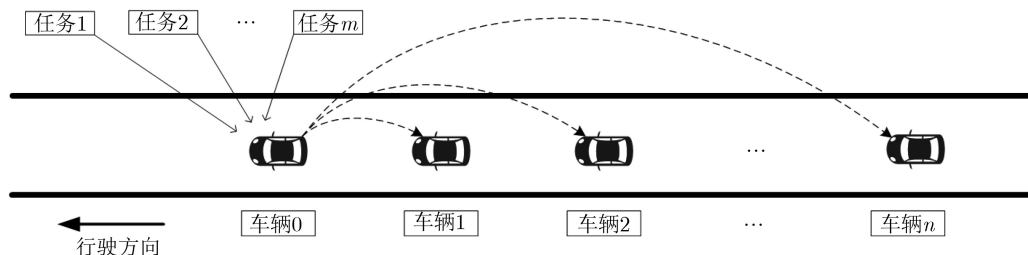


图1 自动协同驾驶的多车编队场景示意图

提供所需的资源。具体而言，当有涉及整个车队的任务出现时，需要挑选编队中的车辆处理该任务。如果将该任务分配到此此时负荷较重的车辆，那么该车辆的计算能力会受到极为严峻的挑战，而且不利于车辆编队资源的合理利用。比较理想的方式是将到达的任务分配给实时负荷较低的车辆，这样才能充分发挥车辆编队的协同优势，合理利用资源，有利于任务的及时解决。为达到该效果，进而实现车辆的负载均衡，需要设计合理的任务分配策略，这正是本文所关注的设计目标。

2.2 车辆编队通信网络排队模型

实现以安全的自动协同驾驶为目标的多车编队任务分配策略，必须对车辆编队的网络性能进行全面合理的建模分析。车辆编队的自动协同驾驶不同于单车自动驾驶，编队中的车辆首先需要形成一个较为可靠的网络拓扑，网络拓扑中的节点依靠稳定的通信协议实现实时通信。先进的通信技术的发展，为车辆编队中节点的通信提供了可靠的技术支撑。如，欧盟5G公私合作伙伴关系(The 5G Public Private Partnership, 5G PPP)发布的白皮书^[15]中显示，5G支持多车编队场景。文献^[16]关注了IEEE 802.11p在编队场景中的应用，而该协议正是专用短程通信(Dedicated Short Range Communications, DSRC)面向车载通信的基础。除此之外，蜂窝网、设备到设备(Device-to-Device, D2D)也是可以用于车辆间通信的技术，使用蜂窝网络进行数据传输时，数据传输的速率高、时延低。其中，长期演进(Long Term Evolution, LTE)在车辆通信场景的应用受到了国内外学者的关注，第3代合作伙伴计划(The 3rd Generation Partnership Project, 3GPP)团队在2016年开始的项目证明了LTE用于车际通信的可行性^[17]。在车辆高速移动场景下，由于蜂窝网络需要基站对数据进行转发，车辆需要经常切换连接基站，影响了通信链路的稳定性。为解决该问题，D2D技术被扩展用于支持车辆通信^[18]，该技术使车辆在高速移动场景下可以直接通信，这也能够提升网络容量。D2D技术为车辆编队在移动场景的通信提供了支撑。

对编队的网络性能进行评估分析时，时延是网络性能的重要指标。真实的自动驾驶环境中，大部分任务都存在严格的时延要求，满足时延要求是保证安全行驶的必要条件。例如，自动驾驶车辆在协同碰撞避免过程中变换车道、调整速度等对时延的要求为100 ms；实现超车时为避免与前车以及迎面驶来的车辆碰撞，需要保证时延在10 ms以内；自动驾驶车辆通过传感器和摄像头的数据传输实现视野共享是避免障碍物影响视距的有效手段，这一应用能够容忍的时延上限为50 ms^[15]。本文所要解决的科学问题即为在满足时延等指标要求前提下，如何综合考虑自动协同驾驶编队内车辆的计算能力和任务负荷，通过合理的任务分配策略实现编队中车辆驾驶任务及负荷的均衡。

为有效分析具有自动协同驾驶能力的车辆编队内不同车辆的实时负荷程度及任务处理能力，本文首先建立了基于排队论的网络排队分析模型，以实现契合真实场景的网络性能分析。传统的车辆网络性能分析中，通常假设车辆业务到达时间间隔服从指数分布，车辆服务时间服从泊松分布，即将车辆的网络模型近似为M/M/1。但是在真实的环境中，一方面，交通状况瞬息万变，车辆的业务到达具有很大的不确定性，泊松分布只是较为少见的一种情况。另一方面，对于负责车辆编队任务分发的节点，服务过程就是任务分配的决策及转发过程，这一过程需要根据编队中每个车辆状态的实时变化动态地决定如何进行任务分配，通信链路具有很大的随机性。因此，传统的M/M/1具有局限性，不能满足多车编队多变的网络拓扑建模需求，本文旨在探寻一种既包含泊松过程也包含非泊松过程的更具普适性的业务到达模型。

如图2所示，首先对中心车辆，即车辆0建模。其中，车辆0为编队中进行任务分配的中心车辆，从 m 个任务源接收到任务后，采用合理的任务分配策略在 n 个车辆中选取执行任务的车辆，并进行任务的转发。一方面，中心车辆的业务到达过程即为接收外部数据的过程，中心车辆作为队列中最主要的感知节点，交通状况的瞬息万变导致其在行驶过

程中接收到的外部数据包含多个不同种类的数据,任务到达具有极大的不确定性。另一方面,中心车辆的服务过程即为选取执行任务的车辆并将任务转发至该车辆的过程,编队中车辆状态的实时变化导致中心车辆与边缘车辆的通信链路具有很大的随机性,因此,对于编队的中心车辆,需要将任务到达过程和服务过程采取更具普适性的建模方式。本文将中心车辆建模为G/G/1,即任务到达中心车辆的过程和中心车辆的服务过程均服从一般分布,一般分布即可以为任意分布,并采用均值和方差两个参数进行描述^[19]。如图2所示, $\mu_{a,i}, \sigma_{a,i}^2, i = 1, 2, \dots, m$, 分别表示任务到达过程的均值和方差, $\mu_{s,j}, \sigma_{s,j}^2, j = 1, 2, \dots, n$, 分别表示中心车辆服务过程的均值和方差。该模型全面考虑了真实交通环境的不确定性以及中心车辆进行任务转发过程中编队车辆的高动态性和通信链路的随机性。

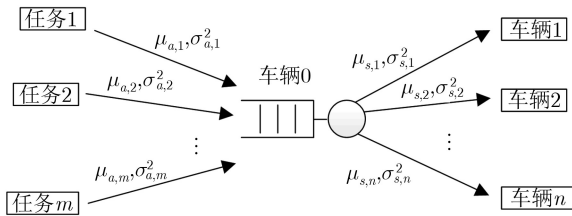


图2 车辆编队网络拓扑建模

接下来对边缘车辆建模。一方面,边缘车辆的业务到达过程即接收中心车辆转发业务的过程,依据前文分析,中心车辆与边缘车辆的通信链路存在不确定性,有些业务经过中心车辆处理后失去了泊松性质,同时,边缘车辆作为重要的感知节点,接受到的外部数据也包含不同种类,边缘车辆的业务到达因此具有随机性,该过程也应建模为一般分布。另一方面,边缘车辆的业务处理过程即解决接收到的任务的过程,该过程是在车辆本地进行的,而车辆的业务处理速率通常较为稳定,因此,可以将边缘车辆的业务处理过程建模为更便于处理的泊松过程。综上所述,将边缘车辆建模为G/M/1,即任务的到达间隔时间序列服从一般分布,其均值和方差为上述的 $\mu_{s,j}, \sigma_{s,j}^2, j = 1, 2, \dots, n$ 。任务的服务时间序列服从负指数分布^[20],第j辆车服务时间分布的参数为 μ_j 。

2.3 编队中车辆状态模型

对于具有自动协同驾驶能力的车辆编队,合理的任务分配策略需要实现编队中车辆的负载均衡,即把新到达的任务尽可能分配给“空闲”状态的车辆,避免出现某些车辆的负载过大导致任务处理不能满足时延要求,而衡量车辆能否在时延要求内完

成任务的处理就成为了设计任务分配策略必须解决的问题。为了不失一般性,本文假设车辆编队中的车辆并非完全相同的,每个车辆的任务处理速率具有个体差异。为全面估计车辆实时处理任务的能力,本文选取车辆的任务处理速率和车辆的实时任务数量两个参数对车辆的状态进行描述。车辆的任务处理速率能够表示车辆处理能力的高低,车辆的实时任务数量能够表示车辆在具体某个时刻负荷的严重程度。如果中心车辆分发任务时选取了处理能力最强且现有任务数量最少的车辆,则新任务就能够最快完成处理,这就是任务分发策略的最优解,但是这种分发策略需要中心车辆实时获知车队中所有车辆任务数量的多少,会加重中心车辆的负荷,对编队的网络性能也有苛刻的要求。为了缓解这一困难,本文依据车辆的任务处理速率和车辆的实时任务数量两个衡量指标,将车辆分为两类,处理能力较强且实时任务数量较少的车辆分类为“空闲”,其余分类为“繁忙”。编队中的每辆车都可以自主判断自身状态为“空闲”或“繁忙”,中心车辆存有每辆车初始状态的数据,当且仅当编队中的边缘车辆“空闲”或“繁忙”状态发生变化时,车辆将状态的变化上传至中心车辆,中心车辆对车辆状态数据进行更新,该方法能够有效缓解车辆编队的通信负荷和计算负荷。对于任意一个边缘车辆j,采用一个3元组 $(\mu_j, N_j, s_j), s_j \in \{-1, 1\}$,进行描述。其中,车辆的任务处理时间分布参数 μ 反应车辆处理速率,平均任务数量 N 表示车辆负荷严重程度,还引入参数 s 表示车辆当前状态, $s_j = -1$ 表示车辆j处于“繁忙”状态, $s_j = 1$ 表示车辆j“空闲”。

3 车辆编队中网络拓扑的分析

3.1 中心车辆的分析

时延是衡量网络性能的重要指标,考虑上文提出的车辆编队系统模型,对于处于中心车辆的任务,其主要时延来源为排队时延,因此本文选择任务在中心车辆的排队时延作为中心车辆分析中的评价指标。根据作者关于排队论建模等理论已有的研究^[21],并参考相关文献^[22],本文对中心车辆进行分析,将外部任务到达总速率的均值和方差表示为 μ_a, σ_a^2 ,则满足

$$\mu_a = \sum_{i=1}^m \mu_{a,i} \quad (1)$$

$$\sigma_a^2 = \alpha \sum_{i=1}^m p_i \sigma_{a,i}^2 + 1 - \alpha \quad (2)$$

其中, m 表示外部任务总数量, $\mu_{a,i}$ 表示第*i*个任务

到达速率的均值, $\sigma_{a,i}^2$ 表示第*i*个任务到达速率的方差, α 表示凸集成权重, 可以由式(3)、式(4)得到^[21]

$$\alpha = [1 + 4(1 - \rho)^2(v - 1)]^{-1} \quad (3)$$

$$v = \left(\sum_i p_i^2 \right)^{-1} \quad (4)$$

其中, ρ 表示网络利用率, p_i 表示任务*i*的到达速率均值和总的任务到达速率均值的比例, 可以表示为

$$p_i = \frac{\mu_{a,i}}{\mu_a} \quad (5)$$

基于上述分析, 中心车辆的服务过程即选择执行任务的车辆并将任务转发至该车辆的过程。假设中心车辆转发至边缘车辆*j* ($j = 1, 2, \dots, n$) 过程的速率均值为 $\mu_{s,j}$, 方差为 $\sigma_{s,j}^2$, 则中心车辆服务速率的均值 μ_s 满足

$$\mu_s = \sum_{j=1}^n q_j \mu_{s,j} \quad (6)$$

其中, q_j 为中心车辆转发至第*j*辆车的任务数量占总任务数量的比例, 如果已知中心车辆到边缘车辆*j*的传输速率方差 $\sigma_{s,j}^2$, 则中心车辆的服务速率方差满足

$$\sigma_s^2 = \frac{1}{q_j}(\sigma_{s,j}^2 - 1) + 1 \quad (7)$$

根据排队网络分析^[19], 计算出外部任务在中心车辆的排队时延为

$$E[WT_0] = \frac{\rho(\sigma_a^2 + \sigma_s^2)g}{2\mu_s(1 - \rho)} \quad (8)$$

其中,

$$g = \begin{cases} \exp \left[-\frac{2(1 - \rho)}{3\rho} \frac{(1 - \sigma_a^2)^2}{\sigma_a^2 + \sigma_s^2} \right], & \sigma_a^2 < 1 \\ 1, & \sigma_a^2 > 1 \end{cases} \quad (9)$$

本文对中心车辆建立了G/G/1模型并通过分析任务的到达过程和服务过程计算得到任务在中心车辆的排队时延。假设任务的处理时延门限为 T_t , 则可以计算出任务在中心车辆转发至边缘车辆*j*后, 对边缘车辆处理时延要求 T_j 变为

$$T_j = T_t - E[WT_0] \quad (10)$$

3.2 边缘车辆的分析

考虑本文提出的车辆编队系统模型, 对于边缘车辆, 其处理的任务数量是判断其处于“空闲”或者“繁忙”状态的重要参考, 因此, 本文选择边缘车辆系统中的平均任务数作为边缘车辆分析的评价指标。根据任务到达序列一般分布的均值 $\mu_{s,j}$ 和方

差 $\sigma_{s,j}^2$, 可以根据实际交通环境确定任务到达序列的分布函数 $F(t)$, $t \geq 0$, 记任务平均到达间隔时间 $0 < \frac{1}{\lambda} = \int_0^\infty t dF(t)$, λ 为常数。假定 $N(t)$ 表示时刻*t*边缘车辆系统中的任务数, N_n^- 表示第*n*个任务到达时, 车辆系统中已有的任务数量(不包括任务*n*)。根据G/M/1排队模型^[23], 定义状态转移概率 P_{ij} 为

$$P_{ij} = P \{ N_{n+1}^- = j | N_n^- = i \} \quad (11)$$

其中, $N_n^- = i$ 表示第*n*个任务到达时系统内的任务数量为*i*个。则当 $j \leq i + 1 \leq 1$ 时, 即任务*n*到达时系统空闲, 任务*n + 1*到达时系统中没有任务等待, 有

$$P_{ij} = \int_0^\infty (1 - e^{-\mu t})^{1-j} e^{-j\mu t} dF(t) \quad (12)$$

当 $1 \leq j \leq i + 1$, 且 $i \geq 1$ 时, 任务*n*到达时和任务*n + 1*到达时系统均处在繁忙状态, 有

$$P_{ij} = \int_0^\infty \frac{(\mu t)^{i+1-j}}{(i+1-j)!} e^{-\mu t} dF(t) \quad (13)$$

当 $j < 1 < i + 1$ 时, 任务*n*到达时系统为繁忙状态, 任务*n + 1*到达时系统为空闲状态, 有

$$P_{ij} = \int_0^\infty \int_0^t e^{-\mu y} \frac{\mu(\mu y)^{i-1}}{(i-1)!} \left(\frac{1}{j} \right) [1 - e^{-\mu(t-y)}]^{1-j} e^{-j\mu(t-y)} dy dF(t) \quad (14)$$

其中, y 为任务*n*到达时排队等待的($i - 1$)个任务全部被服务后队列变为空所需的时间。依据系统的平衡方程, 可知

$$p = \sum_{i=[j-1]^+}^\infty p_i^- P_{ij} \quad (15)$$

$$\sum_{j=0}^\infty p_j^- = 1 \quad (16)$$

其中, $[x]^+ = \max(0, x)$ 。当系统的占用率 ρ 满足 $\rho = \frac{\lambda}{\mu} < 1$ 时, 稳态分布为

$$p_j^- = \begin{cases} 1 - \delta, & j = 0 \\ (1 - \delta)\delta^j, & j \geq 1 \end{cases} \quad (17)$$

其中

$$z = \int_0^\infty e^{-\mu(1-z)t} dF(t) \quad (18)$$

δ 为式(18)在(0, 1)内的唯一解。当 $\rho = \frac{\lambda}{\mu} < 1$, 且任务到达时间间隔分布 $F(t)$ 不为格分布时, 极限 $\{p_j, j \geq 0\}$ 存在且与初始条件无关

$$p_j = \begin{cases} 1 - \rho, & j = 0 \\ \rho p_{j-1}^-, & j \geq 1, j \text{ 为整数} \end{cases} \quad (19)$$

则对于负责处理任务的车辆,系统中的平均任务数为

$$N = \sum_{j=0}^{\infty} jp_j = \frac{\rho}{1-\delta} \quad (20)$$

4 多车编队任务分配策略

4.1 策略概述

具有安全可靠的自动协同驾驶能力的车辆编队在任务处理时必须满足任务的时延要求,为达到该目标,车辆编队需要实现负载均衡,避免某些车辆负载过重阻塞任务处理,产生安全隐患。良好的任务分配策略是实现车辆编队负载均衡的必要条件。现实场景中,交通状况瞬息万变,车辆的任务种类繁多,而且任务的产生具有不确定性,此外,编队中车辆实时状态的快速变化提高了负载均衡的实现难度,如何综合考虑任务产生的不确定性及车辆状态的实时变化,并建立有效的任务分配策略是非常具有挑战性的问题。

基于对系统模型网络拓扑的分析,本文提出了一种新型的多车编队任务分配策略:基于分类的贪婪均衡策略(Classification based Greed Balancing Strategy, C-GBS)。该策略依据多车编队的通信网络模型,基于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)将车辆的状态分为“繁忙”与“空闲”,并根据车辆的实时状态建立候选车辆集,然后改进贪婪算法对多车编队行驶过程中外部到达的任务进行分配。该策略能够尽可能实现车辆编队的负载均衡并满足任务的时延要求,提高系统效率和安全性能。

4.2 基于SVM的车辆状态分类

根据多车编队的系统模型及对编队中车辆的网络拓扑分析,本文基于SVM对车辆状态分类。以车辆采样点处理能力为横坐标,任务数量为纵坐标,将车辆的样本数据画在2维坐标中,基于该样本中车辆的不同状态,分类策略需要寻找鲁棒性最佳的分界线对样本集进行划分。假设此分界线方程为

$$\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b = 0 \quad (21)$$

其中, $\mathbf{w} = (w_1; w_2)$ 为分界线的2维法向量,决定了分界线的方向, b 决定了分界线的位置。根据SVM的基本原理^[24],可以得出对车辆状态分类时需要解决的问题如下

$$\min_{\mathbf{w}, b} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \quad (22)$$

$$\text{s.t. } s_j(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_j + b) \geq 1, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (23)$$

其中, n 表示车辆编队中进行任务处理的车辆数量, s_j 表示样本集中第 j 辆车的状态, $s_j = -1$ 表示车辆

j 处于“繁忙”状态, $s_j = 1$ 表示车辆 j “空闲”。对式(22)、式(23)引入拉格朗日乘子,得到其拉格朗日函数并分别对 $\mathbf{w}$ 和 b 求偏导,令偏导数等于0,则进一步可以得到原问题的对偶问题如下

$$\begin{aligned} \max_{\alpha} & \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j \right) \\ \text{s.t. } & \sum_{j=1}^n \alpha_j y_j = 0 \\ & \alpha_i \geq 0, \alpha_j \geq 0, \quad i, j = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (24)$$

该问题可以采用常见的二次规划问题算法求出 α , 解得 $\mathbf{w}$ 和 b , 从而得到分界线

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b = \sum_{j=1}^n \alpha_j y_j \mathbf{x}_j^T \mathbf{x} + b \quad (25)$$

4.3 基于分类的贪婪均衡策略(Classification based Greed Balancing Strategy, C-GBS)

依据对系统模型的分析及车辆状态的分类,本文提出的任务分配策略首先定义多车编队的任务集 T 和车辆集 V

$$T = \{t_i | i = 1, 2, \dots, m\} \quad (26)$$

$$V = \{v_j | j = 1, 2, \dots, n\} \quad (27)$$

其中, m 是多车编队的任务到达数量, n 是可用于任务处理的车辆数。对于每个需要处理的任务 t_i , 可以表示为

$$t_i = \{T_i, \text{size}_i\} \quad (28)$$

其中, T_i 表示任务 t_i 实时的时延要求,即从现在开始,任务在多长时间被处理完成是有效的。 size_i 表示任务的预估大小。车辆集 V 中的每辆车 v_j 表示为

$$v_j = \{\mu_j, N_j, s_j\} \quad (29)$$

其中, μ_j 表示车辆的处理速率, N_j 表示车辆此时正在处理的任務数量, s_j 描述车辆此时的状态, $s_j = -1$ 表示车辆 j 处于“繁忙”状态, $s_j = 1$ 表示车辆 j “空闲”。同时,根据每辆车的状态 s_j 定义候选车辆集 V_1 用于存储处于“空闲”状态的车辆

$$V_1 = \{v_k | v_k \in V, s_k = 1\} \quad (30)$$

基于以上定义,为了在负载均衡的条件下实现任务的低时延快速处理,本文依据对多车编队的建模和分类,改进贪婪算法,设计了面向多车编队的基于分类的贪婪均衡策略(Classification based Greed Balancing Strategy, C-GBS),具体算法如表1所示。

C-GBS算法中,第(1)步初始化候选车辆集 V_1 和第(6)步更新 V_1 , 是基于对车辆状态进行的分

表1 C-GBS算法

输入：车辆集 V ，任务集 T

输出：结果集 S

- (1) 基于对车辆状态的分类，初始化候选车辆集 V_1 和结果集 S ；
- (2) 遍历任务集 T ，选取 T 中时延门限 T_i 最小的任务 t_i ，对其进行分配；
- (3) 选择候选车辆集 V_1 中的第1辆车 $v_{k,1}$ ，根据 $v_{k,1}$ 的处理速率和任务 t_i 的size，估计 $v_{k,1}$ 处理任务 t_i 所需的时间 $\tau_{i,1}$ ，并令 $\tau_i = \tau_{i,1}, \kappa = 1$ ；
- (4) 遍历候选车辆集 V_1 ，依次计算 V_1 中每辆车 v_k 处理任务 t_i 所需时间 $\tau_{i,k}$ ，若 $\tau_{i,k} < \tau_i$ ，则令 $\tau_i = \tau_{i,k}, \kappa = k$ ；
- (5) 遍历 V_1 完成后，将任务 t_i 分配给 V_1 中的第 κ 辆车处理；
- (6) 更新车辆 v_k 的状态，更新候选车辆集 V_1 ，更新任务集 T 并更新结果集 S 记录每项任务的处理情况；
- (7) 返回第(2)步，继续执行，直到任务全部完成。

类，确保任务分配给空闲状态的车辆，实现较为理想的负载均衡。第(2)步选择时延要求最小的任务进行分配是为了优先处理紧急的任务，避免任务超出时延要求引发安全事故。算法输出的结果集 S 记录了任务处理的详细信息，包括每项任务的处理结果和处理延时等，便于车辆编队获取有效反馈。

5 性能仿真与分析

多车编队在时延要求内解决外部到达的任务是安全行驶的必要条件。因此，本节主要采用系统在不同繁忙程度下完成外部到达任务的总时延考察C-GBS任务分配策略的性能，并与随机分配策略进行了比较。仿真时，选取相同参数对C-GBS任务分配策略和随机分配策略进行对比。仿真场景如图1所示，考虑不同规模的多车编队在自动协同驾驶过程中遇到不同数量的任务，选取车辆编队中负责任务处理的车辆数 $n = 2, 5, 10, 20$ 。仿真图的横坐标为系统繁忙率 ρ ，该参数是车辆编队处在繁忙状态的平均时间，可以计算为外部任务到达率的总和与多车编队中负责任务处理车辆的处理速率总和的比值，其变化范围为 $(0, 1)$ 。系统繁忙率能够反映不同规模车队的系统负荷程度， ρ 较小时反映系统负荷较低时的任务总时延， ρ 较大时反映了系统高负荷状态下的任务总时延。仿真中，任务总时延是外部任务进入车辆编队系统直至任务被处理完成花费的平均时间，具体包括两部分：外部任务进入多车编队系统后排队等待的时延，以及负责该任务的车辆处理花费的时间。3GPP中规范的5G技术支撑V2X应用场景，采用如毫米波等底层传播技术，可实现车辆间数据传输时延在毫秒级^[25]，因此本文忽略了数据传输时延。定义车辆编队中车辆处理速率的平均值为 μ ，定义1个时隙等于外部到达任务在处

理速率为 μ 的车辆系统中的平均处理时延。具体仿真结果如图3。

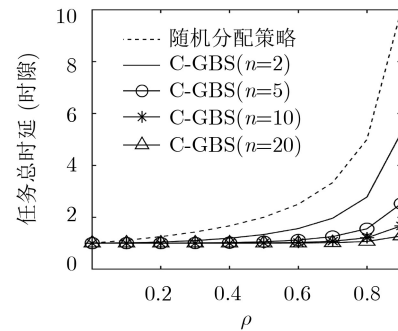


图3 不同分配策略的任务总时延

图3中，采用随机分配策略进行任务分配的任务总时延仅与系统繁忙率 ρ 有关，而与编队中的车辆数目 n 无关，即采用随机分配策略时，不同车辆数目的任务总时延对应同一条曲线。当系统繁忙率 ρ 较小，即车辆编队负荷较低时，本文提出的C-GBS的任务总时延略小于随机分配策略。随着车辆编队的系统繁忙率 ρ 的提升，随机分配策略的任务总时延迅速增大，而C-GBS不论车辆数量多少，其任务总时延增加均比随机分配策略的趋势平缓，基本维持在较低水平。真实场景中，交通环境复杂多变，车辆编队需要感知并处理的数据量庞大，系统大部分时间处于中度或重度负荷状态，依据图3可以发现，此时随机分配策略的任务总时延较大，难以保证任务迅速处理，存在安全隐患。而本文提出的C-GBS在重负荷网络下依然能将任务总时延维持在较低水平，相比之下具有良好的性能。当编队中车辆数目增大时，采用随机分配策略的任务总时延与系统繁忙率 ρ 的关系保持不变，即增加编队的车辆数目并不能有效缓解任务的总时延。而比较图3中 n 分别为2, 5, 10, 20时的曲线可以发现，采用C-GBS时，随着车辆编队中负责任务处理的车辆数量 n 增大，高负荷网络的任务总时延能够进一步降低。为了更加直观的比较两种任务分配策略下的任务总时延，本文进一步仿真了随机分配策略的任务总时延 T_1 与C-GBS的任务总时延 T_2 在不同系统繁忙率下的比值关系。

图4给出了随机分配策略的任务总时延 T_1 与C-GBS的任务总时延 T_2 在不同车辆数和不同系统繁忙率下的比值关系。可以发现，系统繁忙率 ρ 较低的情况下，随机分配策略的任务总时延是C-GBS的任务总时延的1~2倍，随着 ρ 的增加，随机分配策略的任务总时延与C-GBS的任务总时延比值越来越大，且编队中的车辆数越多，比值增加的趋势越快。这是由于随着编队中车辆数目的增加，C-GBS

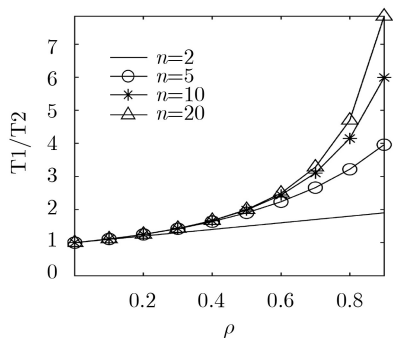


图4 不同分配策略的处理时延比值关系图

可以更好地实现任务分配的均衡,缓解系统繁忙率增大和任务数量增加对车辆负荷的影响。

图5显示了不同分配策略在编队中车辆数目不同时系统资源利用率。本文中的系统资源利用率即编队中所有车辆均正在处理任务的概率,此概率高说明编队能够充分利用多车协作处理任务的优势,直观上看,如果车辆编队中的部分车辆较为繁忙,而其余车辆较为空闲,则编队的资源利用率较低。

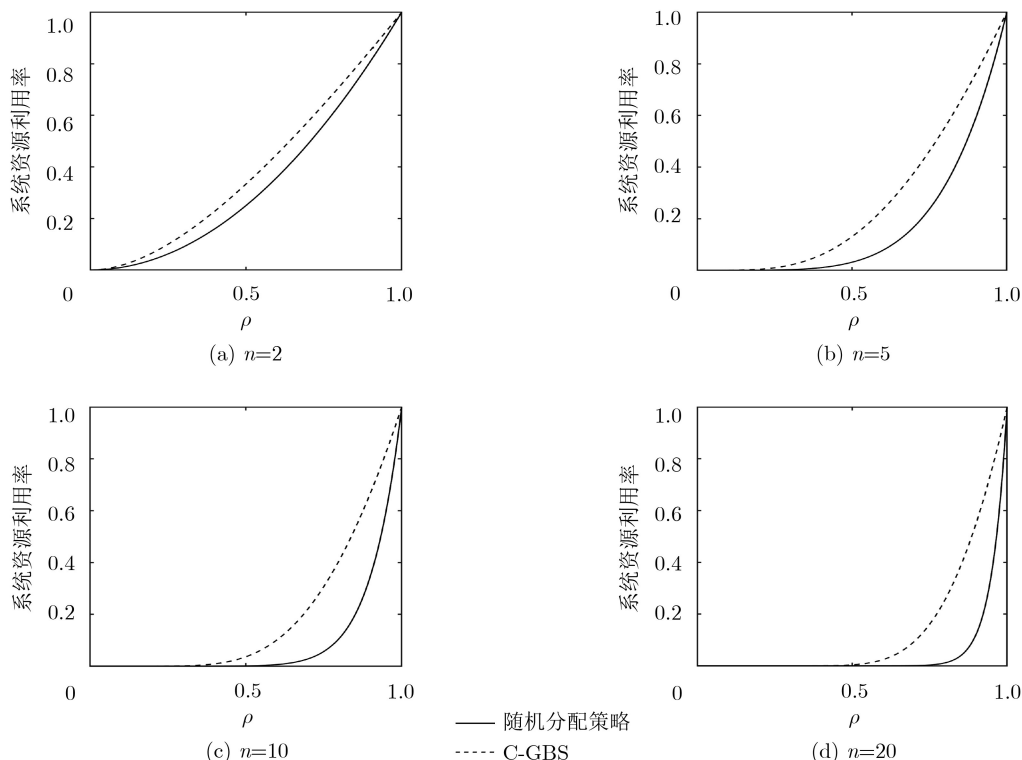


图5 不同分配策略的系统资源利用率

参考文献

- [1] CESARI G, SCHILDBACH G, CARVALHO A, et al. Scenario model predictive control for lane change assistance and autonomous driving on highways[J]. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, 2017, 9(3): 23–35. doi: 10.1109/ITS.2017.2709782.
- [2] CHANG L and DORMEHL L. 6 self-driving car crashes

从图5可以看出,低负荷时编队不需要所有车辆处理任务,所以资源利用率较低。高负荷时,C-GBS资源利用率高于随机分配策略,且随着车辆数目的增加差距越来越大。

6 结束语

本文提出了一种多车编队在自动协同驾驶时的任务分配策略,该策略在不依靠边缘设备与云端设备的情况下,基于对车辆编队网络拓扑的建模和车辆状态的分类,在任务分配过程中选出实时性能最优的车辆。仿真结果表明,该策略能够充分利用多车编队的车辆协同优势,缓解自动驾驶中感知和处理的数据量庞大引发的车辆负荷过重问题,进而提高车辆编队的安全性和可靠性。本文在研究中并没有考虑多车编队与边缘设备以及云端设备的协同问题,例如将一些对时延不敏感的任务交付边缘设备与云端设备处理,则能够在保证车辆行驶安全的前提下,进一步提高车辆编队的任务处理性能。这将是下一步的工作。

that tapped the brakes on the autonomous revolution[EB/OL]. <https://www.digitaltrends.com/cool-tech/most-significant-self-driving-car-crashes/>, 2018.

- [3] SU Zhou, HUI Yilong, XU Qichao, et al. An edge caching scheme to distribute content in vehicular networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(6): 5346–5356. doi: 10.1109/TVT.2018.2824345.

- [4] AISSIOUI A, KSENTINI A, GUEROUI A M, *et al.* On enabling 5G automotive systems using follow me edge-cloud concept[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(6): 5302–5316. doi: [10.1109/TVT.2018.2805369](https://doi.org/10.1109/TVT.2018.2805369).
 - [5] TRAN T X, HAJISAMI A, PANDEY P, *et al.* Collaborative mobile edge computing in 5G networks: New paradigms, scenarios, and challenges[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2017, 55(4): 54–61. doi: [10.1109/MCOM.2017.1600863](https://doi.org/10.1109/MCOM.2017.1600863).
 - [6] LUAN T H, CAI L X, CHEN Jiming, *et al.* Engineering a distributed infrastructure for large-scale cost-effective content dissemination over urban vehicular networks[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2014, 63(3): 1419–1435. doi: [10.1109/TVT.2013.2251924](https://doi.org/10.1109/TVT.2013.2251924).
 - [7] SU Zhou, HUI Yilong, and GUO Song. D2D-based content delivery with parked vehicles in vehicular social networks[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2016, 23(4): 90–95. doi: [10.1109/MWC.2016.7553031](https://doi.org/10.1109/MWC.2016.7553031).
 - [8] LI S E, GAO Feng, LI Keqiang, *et al.* Robust longitudinal control of multi-vehicle systems-a distributed h-infinity method[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2018, 19(9): 2779–2788. doi: [10.1109/TITS.2017.2760910](https://doi.org/10.1109/TITS.2017.2760910).
 - [9] JAIN A, GHOSE D, and MENON P P. Multi-vehicle formation in a controllable force field with non-identical controller gains[J]. *IET Control Theory & Applications*, 2018, 12(6): 802–811.
 - [10] LI Xin and ZHU Daqi. An adaptive SOM neural network method for distributed formation control of a group of AUVs[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 65(10): 8260–8270.
 - [11] LIU Yuanchang and BUCKNALL R. A survey of formation control and motion planning of multiple unmanned vehicles[J]. *Robotica*, 2018, 36(7): 1019–1047. doi: [10.1017/S0263574718000218](https://doi.org/10.1017/S0263574718000218).
 - [12] ZHU Daqi, CAO Xiang, SUN Bing, *et al.* Biologically inspired self-organizing map applied to task assignment and path planning of an AUV system[J]. *IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems*, 2018, 10(2): 304–313. doi: [10.1109/TCDS.2017.2727678](https://doi.org/10.1109/TCDS.2017.2727678).
 - [13] GODFREY G A and POWELL W B. An adaptive dynamic programming algorithm for dynamic fleet management, II: Multiperiod travel times[J]. *Transportation Science*, 2002, 36(1): 40–54. doi: [10.1287/trsc.36.1.40.572](https://doi.org/10.1287/trsc.36.1.40.572).
 - [14] VIEGAS D, BATISTA P, OLIVEIRA P, *et al.* Discrete-time distributed Kalman filter design for formations of autonomous vehicles[J]. *Control Engineering Practice*, 2018, 75: 55–68. doi: [10.1016/j.conengprac.2018.03.014](https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2018.03.014).
 - [15] The 5G Infrastructure Public Private Partnership (5G PPP). 5G PPP white paper on automotive vertical sectors[EB/OL]. <https://5g-ppp.eu/wp-content/uploads/2014/02/5G-PPP-White-Paper-on-Automotive-Vertical-Sectors.pdf>, 2015.
 - [16] PENG Haixia, LI Dazhou, ABBOD K, *et al.* Performance analysis of IEEE 802.11p DCF for multiplatooning communications with autonomous vehicles[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2017, 66(3): 2485–2498. doi: [10.1109/TVT.2016.2571696](https://doi.org/10.1109/TVT.2016.2571696).
 - [17] 3GPP. Study on LTE-based V2X services[EB/OL]. <https://portal.3gpp.org/desktopmodules/Specifications/SpecificationDetails.aspx?specificationId=2934>.
 - [18] PIRO G, ORSINO A, CAMPOLO C, *et al.* D2D in LTE vehicular networking: System model and upper bound performance[C]. The 7th International Congress on Ultra Modern Telecommunications and Control Systems and Workshops, Brno, Czech Republic, 2015: 281–286.
 - [19] WHITT W. The queueing network analyzer[J]. *The Bell System Technical Journal*, 1983, 62(9): 2779–2815. doi: [10.1002/j.1538-7305.1983.tb03204.x](https://doi.org/10.1002/j.1538-7305.1983.tb03204.x).
 - [20] DAVIS J L, MASSEY W A, and WHITT W. Sensitivity to the service-time distribution in the nonstationary erlang loss model[J]. *Management Science*, 1995, 41(6): 1107–1116. doi: [10.1287/mnsc.41.6.1107](https://doi.org/10.1287/mnsc.41.6.1107).
 - [21] LI Changle, ZHANG Yao, LUAN T H, *et al.* Building transmission backbone for highway vehicular networks: Framework and analysis[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2018, 67(9): 8709–8722. doi: [10.1109/TVT.2018.2844471](https://doi.org/10.1109/TVT.2018.2844471).
 - [22] WHITT W. Approximating a point process by a renewal process, I: Two basic methods[J]. *Operations Research*, 1982, 30(1): 125–147. doi: [10.1287/opre.30.1.125](https://doi.org/10.1287/opre.30.1.125).
 - [23] RAY W D. Basic queueing theory[J]. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A*, 1988, 151(3): 550–684.
 - [24] AVIDAN S. Support vector tracking[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(8): 1064–1072. doi: [10.1109/TPAMI.2004.53](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2004.53).
 - [25] MOLINA-MASEGOSA R and GOZALVEZ J. LTE-V for sidelink 5G V2X vehicular communications: A new 5G technology for short-range vehicle-to-everything communications[J]. *IEEE Vehicular Technology Magazine*, 2017, 12(4): 30–39. doi: [10.1109/MVT.2017.2752798](https://doi.org/10.1109/MVT.2017.2752798).
- 李长乐: 男, 1976年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为网联网控无人驾驶、智能网联汽车超视距感知、交通大数据分析及应用、大规模网络技术、高动态网络技术等。
- 张云锋: 男, 1996年生, 硕士生, 研究方向为车辆编队、协同驾驶。
- 张尧: 男, 1993年生, 博士生, 研究方向为车联网、边缘计算、无线传感器网络。
- 毛国强: 男, 1974年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为智能交通技术、车联网、智慧公路与智能网联驾驶、下一代移动通信系统(5G)关键技术研发、物联网、无线定位技术等。
- 贾存兴: 男, 高级工程师, 研究方向为公路与水路运输、建筑科学与工。