

基于车辆行为分析的车联网超可靠低时延通信关键技术

Vehicle Behavior Analysis Based Ultra-Reliable and Low-Latency Communication Technologies for Internet of Vehicles

张海霞 /ZHANG Haixia, 刘文杰 /LIU Wenjie, 薛彤 /XUE Tong, 梁聪 /LIANG Cong

(山东大学, 山东 济南 250061)
(Shandong University, Jinan 250061, China)



摘要: 为解决车辆高速移动性导致的车联网超可靠低时延通信 (URLLC) 性能下降问题, 提出了大数据驱动的车辆行为分析技术, 并阐述了基于车辆行为分析的移动管理技术、资源分配技术和信息安全技术。认为车辆行为分析技术是实现 URLLC 的基础, 移动管理技术是提高通信可靠性的重要手段, 资源分配技术是降低通信时延的有效方法, 信息安全技术是实现 URLLC 的前提和保障。

关键词: 车联网; URLLC; 车辆行为分析; 移动管理; 资源分配; 信息安全

Abstract: To alleviate the performance degradation of the Internet of Vehicles caused by the high-speed mobility of vehicles in terms of ultra-reliable low-latency communication (URLLC), the mobile management technologies, resource management technologies and information security technologies based on vehicle behavior analysis are proposed. To achieve this, the data of vehicle behavior is first analyzed as the basis. Based on the analysis, mobility management technologies are analyzed to improve communication reliability, resource allocation technologies are applied to reduce transmission delay, and information security technologies are proposed to assist the realization of URLLC.

Keywords: Internet of Vehicles; URLLC; vehicle behavior analysis; mobility management; resource allocation; information security

DOI: 10.12142/ZTETJ.202001004

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20200219.1552.004.html>

网络出版日期: 2020-02-19

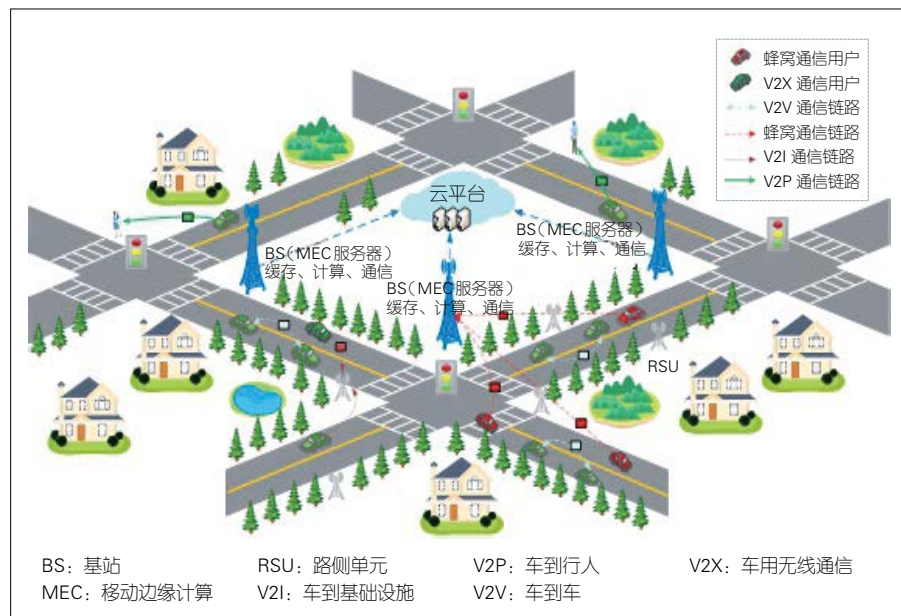
收稿日期: 2019-12-24

随着计算机技术、传感技术以及信息技术的发展, 车辆正在逐渐走向智能化和无人化。基于单个车辆的自动驾驶技术, 仅依靠自身所获取的传感数据和道路信息做出驾驶决策, 缺乏对非视距信息及整个网络动态变化的感知; 因此在车辆密集、障碍物阻挡等复杂交通环境下极易发生交通事故, 难以保证高效、安全的驾驶体验。

基金项目: 国家自然科学基金国际 (地区) 合作与交流项目 (61860206005)

车联网为解决这一问题提供了新的思路, 按照约定的通信协议和数据交互标准, 在车与 X (X 代表车、路、人、云等) 之间, 进行无线通信和信息交换的大系统网络 (如图 1 所示)。依靠与系统网络间的信息交互, 车辆能够获得非视距信息及网络动态变化信息, 以此增大车辆感知范围, 保障车辆安全行驶。其中, 超可靠低时延通信 (URLLC) 能够为车辆提供实时通信服务, 减少车辆制动与车控反应时间, 对保障车辆安全, 尤其是紧急事件、

突发事故等情况下的行车安全具有重要意义。然而由于车辆自身的高速移动性, 一方面导致车辆通信信道变差, 车辆在网络间和小区间频繁接入和切换, 车载通信可靠性下降, 通信频繁中断; 另一方面, 车辆与核心网物理距离较远, 车辆在高速移动中请求的同一业务经由若干路边单元等基础设施转发, 导致网络资源重复配置, 引发网络拥塞等严重问题, 造成通信时延变大。此外, 在车联网开放式系统网络中, 车辆容易遭受信息窃取、恶



▲ 图1 车联网系统模型

意攻击、身份冒充等威胁，严重影响车联网通信安全。因此，选择和攻关核心技术搭建保障 URLLC 车联网通信具有重要意义。

在现有车联网 URLLC 研究中，全球学者主要进行了移动管理技术、资源分配技术和信息安全技术等方面的研究。在移动管理技术方面，文献[1]中，作者研究了车辆自组织网络（VANET）中城市及郊区道路下的路侧单元（RSU）部署问题，引入社交网络中心性的概念，以在给定部署预算约束下最大化 RSU 部署的中心性为优化目标，将该问题等价于“0-1”背包问题，提高了 RSU 部署的可靠性。文献[2]中，作者探索了车辆通信用户越区切换的问题，考虑到现有长期演进（LTE）系统无法满足车用无线通信（V2X）技术切换的要求，提出了一种基于双资源分配切换方案，为车辆提供足够大的区域进行交接，避免越区切换时链路中断。文献[3]中，为解决车辆移动性带来的频繁越区切换问题，作者将一群车辆用户分成主领导者、次领导者和追随者，提出了基于

感知的隐式资源分配算法和联合/半切换设备到设备（D2D）通信机制，同时为保持 V2X 群的稳定性，设计了次领导者选择和交换机制，提高了车辆切换时通信链路的可靠性。在资源分配技术方面，文献[4]中，作者针对车联网安全类关键信息业务的低时延需求，以在保证车到车（V2V）通信链路的时延违反概率（LVP）条件下最大化车到基础设施（V2I）通信链路的总容量为优化目标，基于有效容量理论，通过引入延时指数建立时延约束，利用分步求解方法进行资源分配和功率控制。文献[5]中，作者研究了云架构下联合车辆和 RSU 缓存的缓存放置策略，考虑到 V2V 通信、V2I 通信、车与云通信不同的内容检索时延，将缓存放置问题建模为优化问题，以满足车辆平均延迟需求，并通过凸优化和模拟退火方法有效地解决了该问题。文献[6]中，作者研究了车辆任务卸载的动态不确定导致的时延过大问题，以最小化平均卸载延时为优化目标，提出了基于多臂赌博机（MAB）理论的自适应学习任务卸载算法，进

一步降低了时延。在信息安全技术方面，文献[7]的作者研究了基于怀疑和决策的车辆贪婪行为检测策略，利用线性回归和模糊逻辑等算法制订合理的检测方案，可以有效提高检测车辆贪婪行为的准确性。文献[8]中，作者提出了一种基于社交的移动女巫攻击检测方案，首先根据攻击者能力高低划分4个不同威胁等级，然后利用移动用户异常联系人及假名更改行为区分女巫攻击者和普通用户，并利用隐马尔可夫半监督学习检测串通的移动用户，以此高精度地检测女巫攻击者。当消息发送者的位置公开时，往往会增加隐私泄露的风险，针对此问题，文献[9]的作者提出了一种在车辆社交网络中位置隐私保护的方法，其核心思想是利用消息发送区内可信赖的用户混淆原始发件人的位置，保护发件人的位置隐私，在此基础上，为鼓励自私用户加入位置混淆，进一步提出了基于车辆合作或不合作增加或减少社交联系的激励机制，有效保障了车辆隐私安全。

上述研究有效提高了车联网 URLLC 性能，却忽略了车联网中的海量异构数据及其背后的潜在价值。实际上，当前信息化手段和智能设备在城市中的应用，使得网络内积累了大量的车辆行为数据。通过分析这些数据，我们可以预测到车辆在未来时刻的行为信息，这一信息可以作为指导或者先验信息进行相应的移动管理、资源分配和安全传输，对车联网 URLLC 性能提升具有重要意义。

1 车辆行为分析技术

车辆的高移动性导致传统的被动式通信模式难以保证车联网超可靠低时延的信息传输。深入挖掘车联网内海量异构数据背后的潜在价值，可实现车辆行为空时特性的精准预测，进

而实现车辆移动性管理以及整个网络资源的预分配,保障超可靠、低时延的信息传输。对于车联网,车辆行为不仅包含车辆移动行为(如全球定位系统坐标、速度、加速度、时空交通流分布等),还须考虑车辆通信行为(如信号强度、服务类型、接入点、通信业务流量时空分布等),两者互相影响、密不可分。一方面,车辆的移动行为影响着车辆通信行为的时空分布特性,车辆多的地方通常通信行为也会增多;另一方面,车辆通信行为可以改变车辆的移动行为,如前方发生交通事故或道路拥挤,车辆间通过整个网络互传信息后,后续车辆改变行驶轨迹。因此,如何同时考虑车辆移动行为和通信行为,进而精确刻画车辆行为的时空特性,成为车联网研究最为关键的技术之一,也是其他关键技术的基础。

在车联网中,车辆行为分析包含多源异构数据获取、多源异构数据传输、多源异构数据统一表征、车辆行为建模4个主要步骤(如图2所示)。

(1) 多源异构数据获取。

车联网中车辆具有高速移动性,致使整个网络拓扑处于实时变化当中,多源异构数据间的同步获取成为难点。为解决上述问题,可采用分布式协同调度的数据获取、面向特定环境的数据接入等技术,实现整体网络同种数据在不同地域上的同步获取。同时,还通过对网络实体各特性的统一刻画,实现在物理空间、网络空间的异构数据同步获取。

(2) 多源异构数据传输。

车辆的快速移动性、业务需求的差异性导致业务空时分布不均,多源异构数据传输过程中存在并发性、

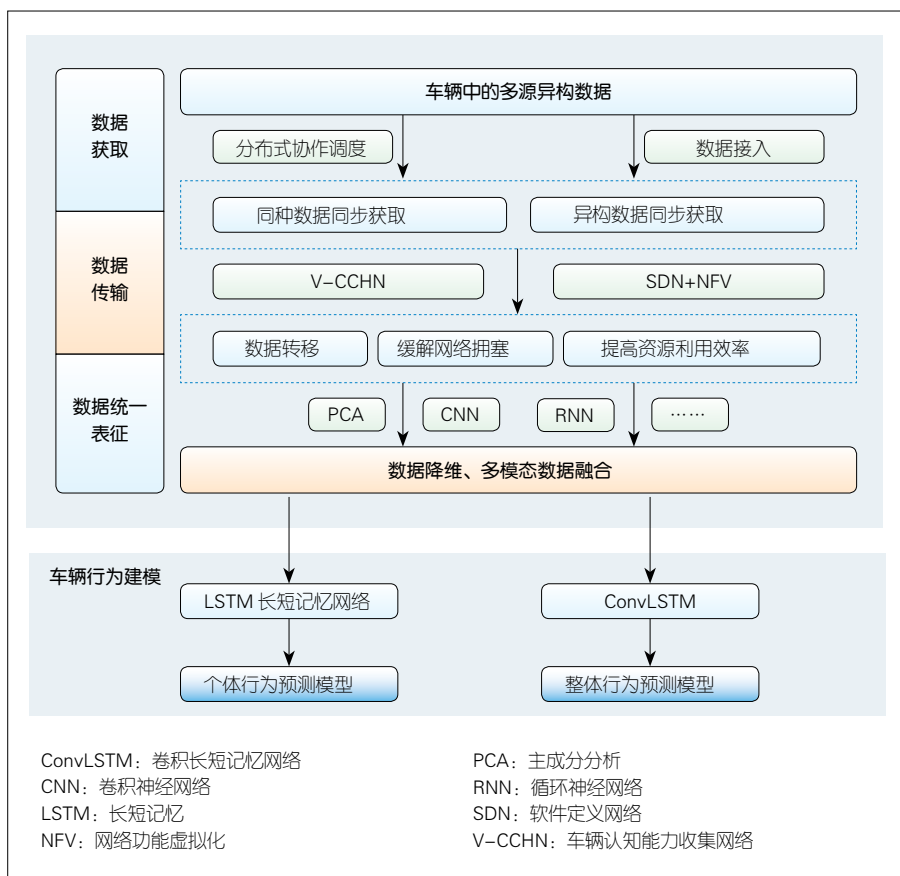
区域密集性等特征,极易引发网络拥塞甚至网络瘫痪等严重后果,造成数据传输频繁中断。为进行高效的多源异构数据传输,可利用车辆认知能力收集网络(V-CCHN)技术,将行驶的车辆作为数据载体,把数据从发送端转移到接收端,并利用认知无线电(CR)技术感知网络空闲频谱进行通信,以此缓解网络拥塞,增加频谱利用效率,提高数据成功传输率^[10]。

(3) 多源异构数据统一表征。

车联网中不仅包含数量众多的车辆,还有如基站、路边单元、传感器以及各种边缘智能设备等多种实体,这导致网络中存在大量不同格式的多源异构数据,极大增加了刻画车辆行为特征的难度。为有效处理海量异构数据,可采用主成分分析(PCA)等技术对多源异构数据进行降维,降低数据量。同时,采用不同的特征学习技术,如word2vec、卷积神经网络(CNN)、循环神经网络(RNN),对数据进行特征学习。在此基础上,考虑特征映射的非线性模型,并基于多层感知机构建栈式降噪自动编码器,对所有特征进行智能选择以及维数变化;基于实体间、数据间的关联关系,实现多源数据的本地融合,进而得到多源数据的统一特征表示,最终实现多模态数据的有效融合,减少所需处理的数据量,提高模型构建效率。

(4) 车辆行为建模。

车联网中须从整体和个体2方面对车辆行为进行同时建模。整体上,可以刻画网络车辆行为的时空特性,进而指导网络的宏观预部署;个体上,可对单个车辆行为进行精准刻画,最大地满足单个车辆的实时通信需求。为此,首先利用关联分析、刻画车辆移动行为与通信行为间的数学表达,在此基础上,针对个体,构建车辆的用户画像,包括其速度、加速度、信



▲ 图2 车辆行为分析技术路线图

号强度、业务请求等,并通过长短记忆网络(LSTM)神经网络构建个体行为时间的动态模型^[11],刻画个体车辆的空时特性;针对整体,利用历史数据,刻画车辆行为在时间上的周期性和近邻性,以及在空间上的相关性。通过将车辆行为变化映射为二维图像,采用卷积长短记忆网络(ConvLSTM)捕捉流量变化的空间相关性和时间上的周期性和近邻性^[12],构建整体车辆行为的空时动态变化模型,最终可实现对整体车辆行为、个体车辆行为精准预测。

2 移动管理技术

车联网系统中存在蜂窝网络、专用短程通信(DSRC)网络、蓝牙、无线局域网(WLAN)等多种复杂异构网络^[13]。车辆的高速移动特性会导致车辆通信在网络内和网络间频繁的接入和切换,需要进行有效的移动性管理,以免造成通信业务服务中断等严重后果。移动管理技术主要包括组网、接入和切换3个方面。图3为车联网移动管理技术路线。

(1) 组网技术。

路网的错杂交织性以及车辆集群性往往会导致车辆节点在地理空间中呈现强烈的不均匀分布特性,网络中存在大量的节点稀疏区域和少部分节点密集区域。组网技术的核心思想是:在考虑网络通信业务动态变化的基础上,合理地部署基站(BS)、RSU等基础设施,为车载终端提供无缝接入的网络布局,保证通信的服务质量^[14]。在车辆低密度区域,选择合适位置部署少量BS,即可保证网络连通性;而在车辆高密度的“热点”区域,仅依靠BS无法满足车辆用户海量业务需求,须额外部署成本较低并具备一定通信能力的RSU等基础设施,增加网络容量,增强网络覆盖以维持区域正常通信。

(2) 接入技术。

无线通信的媒体接入控制(MAC)子层向网络中的节点提供了物理寻址和信道接入控制,为上层提供快速、可靠的数据传输支持^[15]。由于车联网特殊的复杂通信环境,传统WLAN的MAC协议无法很好地应用于车联网,需要设计专门的MAC协议以保障车辆通信可靠性。其核心思想是:在车辆

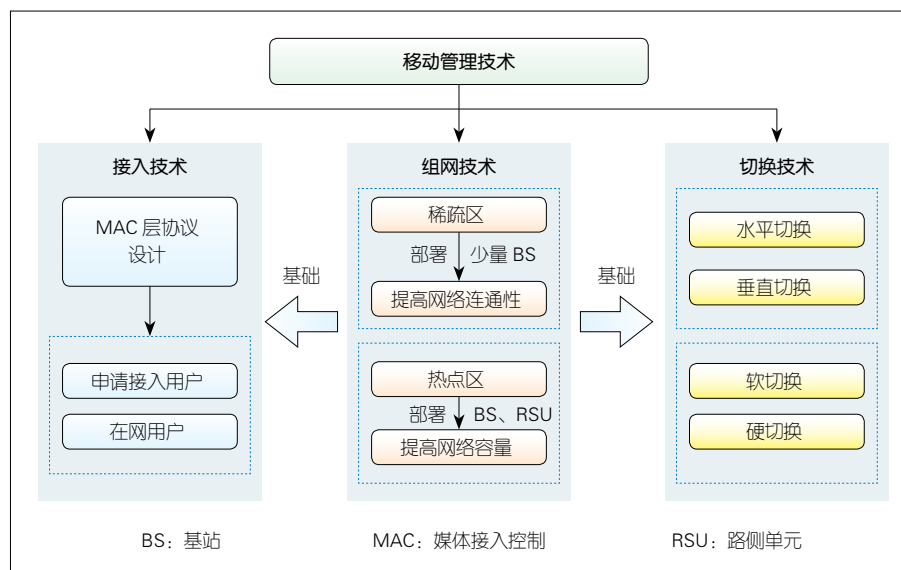
行为预测模型的基础上,预测车辆未来时刻的业务请求与接入网络。当车辆申请接入时,MAC层能够根据不同的业务特性和未来可能的网络拥塞状态,选择是否接受这一请求;对于在网用户,MAC层时刻分析每个通信节点的信道状态,并根据车辆行为变化,为其选择最佳的调制编码方案。以此有效地减少节点接入冲突,降低消息传输碰撞概率,保证通信可靠性。

(3) 切换技术。

切换技术是实现移动性管理的重要环节。切换技术要确保车载移动终端从网络中的一个连接点移动到另一个连接点时无缝且无损地与X连接^[16]。这个连接点在蜂窝网络中被称为BS,在WLAN网络中被称为接入点(AP)。产生切换的原因大致可分为3类:信号链路质量引起的切换、车辆移动终端与网络连接点距离引起的切换以及负载均衡引起的切换。车联网中,切换有多种分类方式,依据切换网络的不同,分为水平切换和垂直切换;依据链路建立和切换次序不同,分为软切换和硬切换^[17]。

水平切换是指在相同链路层技术下的不同接入点间的切换,如从一个BS到另一个BS的连接转移或从一个AP到另一个AP的连接转移;垂直切换是指在不同链路层技术下的接入网络间的切换,如从一个BS到另一个AP的连接转移。软切换即车辆从源小区转移到目的小区,会保持与源小区的连接,同时尝试与目的小区的连接;硬切换则指先断开当前连接,紧接着新建一个连接。

基于车辆行为分析的移动管理技术优势之一就是在提高通信可靠性的同时,满足用户差异化的服务请求,保证车辆在多网共存的环境下始终保持最佳连接。具体来说,首先对车辆历史行为数据进行分析,在宏观层面



▲ 图3 车联网移动管理技术路线

根据车流量密度及通信业务密度将区域划分为不同的等级,以此指导 BS 和 RSU 的部署。然后对车辆请求和网络状态进行实时分析,在综合考虑业务类型、车辆位置变化、网络拥挤状况的条件下,制定合理的信道接入策略,保障通信的可靠性。最后,在车辆移动过程中,实时监测和测量当前信道状况,若当前信道难以保障车辆需求,则进行合理的切换。

3 资源分配技术

车辆的高速移动性以及按时延的苛刻要求,给车联网中的资源管理带来巨大挑战。如何合理分配有限的无线通信资源、存储资源及计算资源以满足车辆超低时延通信需求是车联网中所要解决的关键问题之一。下面我们将重点介绍车联网中的无线通信资源分配技术(图4为车联网资源分配技术路线)、缓存技术以及边缘计算技术。

(1) 无线通信资源分配技术。

车联网中车辆通信既包括通过 Uu (基站与终端间的通信) 接口建立的远距离通信,又包括基于 PC5 (直连通信) 接口建立的车辆间近距离通信。

其中, PC5 接口可支持调度式资源分配方式(模式3)和终端自主式资源分配方式(模式4)。基于车辆行为分析的 URLLC 技术重点在于解决 V2I 通信与模式3 V2V 通信共存情况下的无线通信资源分配问题。在给定干扰(I)、车辆行为数据(D)后,系统可为车辆智能分配时间(t)、空间(s)、频率(f)、功率(p)和码域(c)等多维度无线通信资源,最大化车辆通信时延服务质量(QoS)需求,如公式(1)所示:

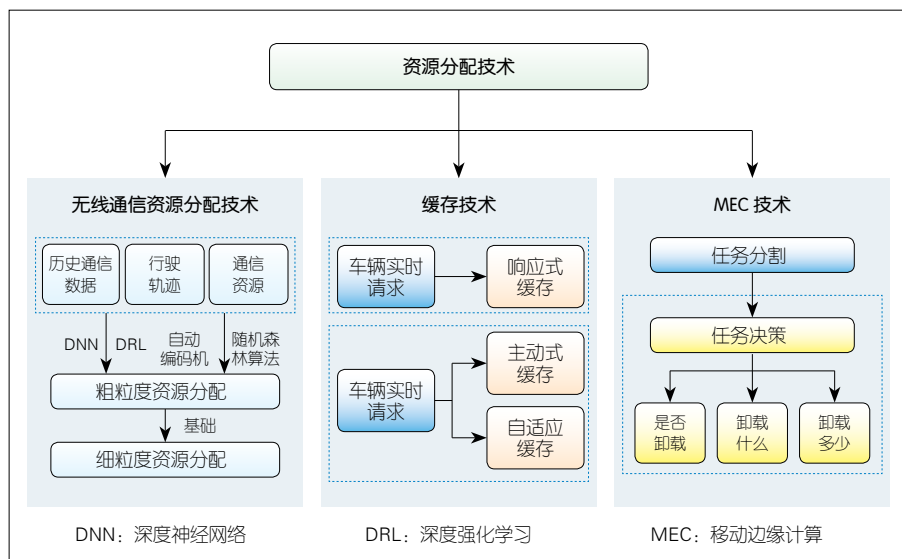
$$\begin{aligned} & P1: \text{given } I, D \\ & \max U(t, \tau, s, f, p, c) \\ & \text{subject to: } 0 < t_i \leq T_{i, \max}, \forall i \\ & 0 < \sum_i f_i \leq B_{\text{total}}, \forall i \\ & 0 < p_i \leq P_{i, \max}, \forall i \\ & 0 < \tau_i \leq \tau_{i, \max}, \forall i \end{aligned} \quad (1)$$

其中, B_{total} 表示系统总带宽, $P_{i, \max}$ 表示用户的最大功率约束, $\tau_{i, \max}$ 表示用户的最大时延约束。解决上述无线通信资源分配的核心问题通常分为无线通信资源预分配、无线通信资源实时动态分配2步。在无线通信资源预分配中,借助车辆行为相关数据,利用自动编码

机、随机森林算法以及深度神经网络等学习技术,提取车辆对业务请求的空时特征,对车联网中的用户应用业务和车辆轨迹等数据进行分析,实现对某一区域无线通信资源的精准预分配。预分配资源很难满足用户时延 QoS 需求,因此需进一步执行资源实时动态分配,利用强化学习,分析历史数据中该区域其他车辆用户所使用的频谱、功率等无线通信资源对该车辆用户以及系统效益的影响,指导无线通信资源细粒度实时动态分配。

(2) 缓存技术。

缓存技术是车联网系统实现低时延通信的重要手段。其核心思想是:在分析车辆行为的基础上,将车辆请求量高的内容从中央服务器复制到近车辆的基础设施(如基站、路边单元等)中,拉近车辆与请求内容的距离^[18]。当车辆请求文件时,只须从距离近的基础设施中获取,而不经核心网,极大减少了文件传输时延。根据缓存机制的不同,缓存可分为主动缓存、被动缓存和自适应缓存3种方式。主动缓存是指在分析车辆行为的基础上,预测车辆未来可能的路径,将车辆请求内容提前放置在概率最高路径的基础设施上,当车辆到达下一基础设施时,可直接获得请求文件,通过这一方式可实现内容实时化、定制化配置;被动缓存则指当车辆到达基础设施覆盖范围内后,基础设施根据车辆实际请求,从核心网获取文件;自适应缓存则涉及到缓存内容的更新,由于基础设施存储容量有限,为提高缓存效率,可根据内容请求的实时变化,用请求量高的文件替代请求量低的文件。主动缓存和自适应缓存对车辆行为预测有较高的要求:对于主动缓存,车辆行为预测的准确性直接决定了系统性能,如果缓存命中,则可极大地降低通信时延;反之,不仅会因请求重



▲ 图4 车联网资源分配技术路线

传而导致通信时延增加,而且造成较高的资源配置成本。对于自适应缓存,最典型的应用场景为车辆用户请求内容具有较强的周期性和规律性,路边基础设施在分析车辆请求规律的基础上,根据车辆用户现有请求内容变化,提前更新缓存内容。

(3) 移动边缘计算(MEC)技术。

MEC技术是车联网系统降低任务处理时延的重要途径。相较于传统云计算网络,MEC把具有计算、存储、通信功能的服务器部署在网络边缘,使边缘接入网络具有任务处理本地化能力^[19],拉近车辆与云平台的距离,极大减少车辆任务处理时延。对于车联网而言,MEC技术的关键在于任务分割及卸载决策。随着光学雷达、高清摄像头在车联网领域的广泛应用,车辆不仅产生的业务类型多,而且单个业务的数据量大。庞大繁多的任务加重了单个服务器的工作负荷,往往会导致任务拥塞、任务卸载中断,再加上车辆固有的高速移动性缩短了车辆在单个服务器的滞留时间,对服务器计算能力以及任务处理时间提出了更加严格的要求,进一步增加了任务卸载中断概率;因此任务分割与卸载决策在车联网中就显得尤为重要:任务分割是指根据任务属性,将任务分割成可以在不同设备上独立执行的子任务;卸载决策则包括了车辆决定是否卸载,卸载什么及卸载多少。在预测车辆行为的基础上,根据边缘服务器的实际处理能力,建立公式(2)所示的最小化时延相关优化问题。

$$\begin{aligned}
 &P2: \text{given } Q, P_{rio}, C_l, C_m, C_e, C_t \\
 &\min U(\tau, Q_1, Q_2, Q_3) \\
 &\text{subject to: } R_i \geq \gamma \\
 &\quad r_i \leq \eta \\
 &\quad r_i^e \leq r_e \leq r_c \\
 &\quad Q_1^i + Q_2^i + Q_3^i = Q^i \quad (2)
 \end{aligned}$$

其中, Q 是系统总任务量, Q_1, Q_2, Q_3 表示卸载时本地终端、MEC服务器以及云中心服务器需要处理的数据量,代表着本地、MEC服务器以及云中心计算能力,是系统传输能力,上述优化问题的各约束条件分别为:用户服务质量基本需求,系统单位时间内传输任务量受限于网络通信资源,本地终端、MEC服务器、云中心服务器的计算能力的差异,系统所有任务仅被执行一次。通过上述处理,易得出在所路经的每个服务器应该卸载多少任务量,可极大地提高卸载成功率,降低任务处理时延。

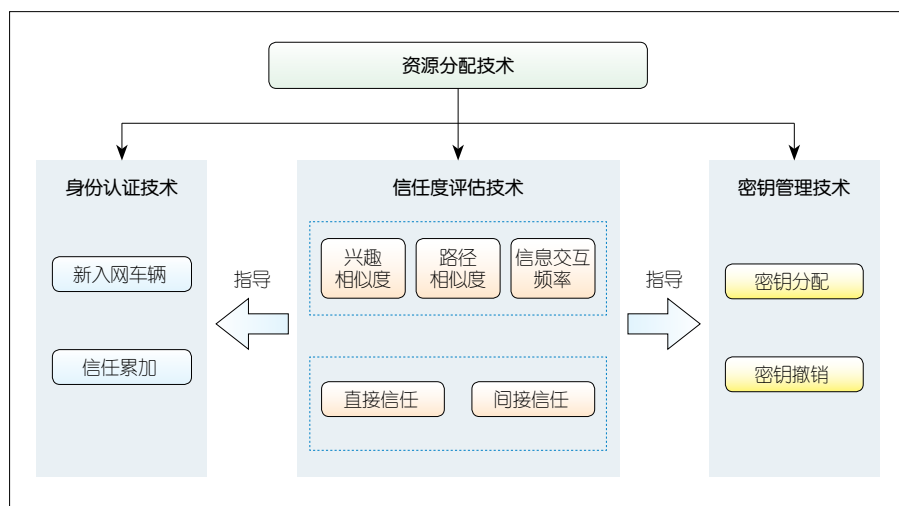
鉴于车联网中通信、缓存和计算资源的相互耦合性,在车辆行为分析的基础上,量化这3种资源的折中关系,从而联合优化通信资源、存储资源与计算资源,达到动态适配车辆用户不同时延服务质量需求,将是未来重要研究方向。

4 信息安全技术

车联网是一个开放式的通信网络,车辆的身份信息、行驶路线及安全密钥等隐私数据容易遭受非法者的恶意窃取,增加了车辆通信的安全隐患;因此,确保网络信息安全是保证

车辆超可靠低时延通信的基础和前提。信息安全技术主要包括车辆信任评估技术、密钥管理技术及身份认证技术等,具体如图5所示。

一般来说,信任是指“根据他人预期的行为而选择接受风险的意愿”,在车辆社交网络(VSN)中,信任度越高的车辆,其传输消息的可靠性越高^[20];信任度低的车辆则存在潜在的消息窃取、恶意攻击等风险。因此,信任度评估体系对信息安全传输有着至关重要的作用。为刻画VSN的车辆信任度,可在分析车辆行为的基础上,从车辆间的直接信任度和间接信任度2个方面建立车辆信任评估体系:利用图论将网络中的所有车辆映射为图的顶点,并引入大数据分析技术,挖掘车辆的兴趣相似度、移动路径相似度及信息交互频率等行为特性,以此赋予边不同的权重。车辆的直接信任度即对应顶点之间边的权重,车辆的间接信任度即顶点连线权重的乘积累加和。在信任度评估体系的基础上,可进行合理的密钥管理和身份认证等操作。密钥管理主要体现在密钥分配和密钥撤销2个方面。密钥分配将密钥优先分发给VSN中信任度高的车辆;密钥撤销则涉及到检测恶意篡改信息、



▲ 图5 车联网信息安全技术路线

伪造虚假消息、女巫攻击等降低车辆信任度的行为,然后撤销其证书。身份认证是指当新的车辆加入网络进行通信时,首先需要核实该车辆的身份,一个车辆的系统认证是已有通信网络内的车辆对它信任的结果,只有当该车辆的系统认证高于某一阈值时才能加入通信。

5 结束语

在互联网信息的背景下,实现智能驾驶与网络互联的“车联网”应运而生。本文中,我们着重分析了保障车联网超可靠低时延通信的车辆行为分析技术、移动管理技术、资源分配技术与信息安全技术,为车联网的部署提供了理论借鉴。

参考文献

- [1] WANG Z Y, ZHENG J, WU Y Y, et al. A Centrality-based RSU Deployment Approach for Vehicular Ad Hoc Networks[C]//2017 IEEE International Conference on Communications (ICC). Paris, France: IEEE, 2017: 1–5. DOI:10.1109/icc.2017.7996986
- [2] YE C L, WANG P, WANG C, et al. Mobility Management for LTE-Based Heterogeneous Vehicular Network in V2X Scenario[C]//2016 2nd IEEE International Conference on Computer and Communications (ICCC). Chengdu, China: IEEE, 2016: 2203–2207. DOI:10.1109/comppcomm.2016.7925091
- [3] CHANG Y H, LIU H H, WEI H Y. Group-Based Sidelink Communication for Seamless Vehicular Handover[J]. IEEE Access, 2019, (7): 56431–56442. DOI:10.1109/access.2019.2913462
- [4] GUO C T, LIANG L, LI G Y. Resource Allocation for Low-Latency Vehicular Communications: an Effective Capacity Perspective[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2019, 37(4): 905–917. DOI:10.1109/jsac.2019.2898743
- [5] MA J C, WANG J H, LIU G, et al. Low Latency Caching Placement Policy for Cloud-Based VANET with both Vehicle Caches and RSU Caches[C]//2017 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps). Singapore, Singapore: IEEE, 2017: 1–6. DOI:10.1109/glocomw.2017.8269203
- [6] SUN Y X, GUO X Y, SONG J H, et al. Adaptive Learning-Based Task Offloading for Vehicular Edge Computing Systems[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(4): 3061–3074. DOI:10.1109/tvt.2019.2895593
- [7] MEJRI M N, BEN-OTHMAN J. GDVAN: A New Greedy Behavior Attack Detection Algorithm for VANETs[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2017, 16(3): 759–771. DOI:10.1109/tmc.2016.2577035
- [8] ZHANG K, LIANG X H, LU R X, et al. Exploiting Mobile Social Behaviors for Sybil Detection[C]//2015 IEEE Conference on Computer Communications (INFOCOM). Hong Kong, China: IEEE, 2015: 271–279. DOI:10.1109/infocom.2015.7218391
- [9] YING B D, NAYAK A. A Distributed Social-Aware Location Protection Method in Untrusted Vehicular Social Networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(6): 6114–6124. DOI:10.1109/tvt.2019.2906819
- [10] DING H C, LI X H, CAI Y, et al. Intelligent Data Transportation in Smart Cities: A Spectrum-Aware Approach[J]. ACM Transactions on Networking, 2018, 26(6): 2598–2611. DOI:10.1109/tnet.2018.2871667
- [11] HOU L, LEI, ZHENG K, et al. A Q-Learning-Based Proactive Caching Strategy for Non-Safety Related Services in Vehicular Networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(3): 4512–4520. DOI:10.1109/jiot.2018.2883762
- [12] ZHANG C T, ZHANG H X, QIAO J P, et al. Deep Transfer Learning for Intelligent Cellular Traffic Prediction Based on Cross-Domain Big Data[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2019, 37(6): 1389–1401. DOI:10.1109/jsac.2019.2904363
- [13] MACHARDY Z, KHAN A, OBANA K, et al. V2X Access Technologies: Regulation, Research, and Remaining Challenges[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2018, 20(3): 1858–1877. DOI:10.1109/comst.2018.2808444
- [14] YANG Q, ZHU B H, WU S E. An Architecture of Cloud-Assisted Information Dissemination in Vehicular Networks[J]. IEEE Access, 2016, (4): 2764–2770. DOI:10.1109/access.2016.2572206
- [15] LIANG L, PENG H X, LI G Y, et al. Vehicular Communications: A Physical Layer Perspective[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(12): 10647–10659. DOI:10.1109/tvt.2017.2750903
- [16] ZHENG K, ZHENG Q, CHATZIMISIOS P, et al. Heterogeneous Vehicular Networking: a Survey on Architecture, Challenges, and Solutions[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2015, 17(4): 2377–2396. DOI:10.1109/comst.2015.2440103
- [17] ABBOD K, OMAR H A, ZHUANG W H. Interworking of DSRC and Cellular Network Technologies for V2X Communications: A Survey[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(12): 9457–9470. DOI:10.1109/tvt.2016.2591558
- [18] LIU T, ZHOU S, NIU Z S. Joint Optimization of Cache Allocation and Content Placement in Urban Vehicular Networks[C]//2018 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). Abu Dhabi, United Arab Emirates: IEEE, 2018: 1–6. DOI:10.1109/globecom.2018.8647913
- [19] ABBAS N, ZHANG Y, TAHERKORDI A, et al. Mobile Edge Computing: A Survey[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 5(1): 450–465. DOI:10.1109/jiot.2017.2750180
- [20] WANG X J, NING Z L, ZHOU M C, et al. Privacy-Preserving Content Dissemination for Vehicular Social Networks: Challenges and Solutions[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2019, 21(2): 1314–1345. DOI:10.1109/comst.2018.2882064

作者简介



张海霞, 山东大学控制科学与工程学院教授、博士生导师; 主要研究方向为智能通信与网络、资源管理、空时处理技术、移动边缘计算、智能通信技术; 先后主持国家及省部级项目 10 余项, 获得省部级科学技术奖 5 项; 发表论文 80 余篇。



刘文杰, 山东大学控制科学与工程学院在读博士研究生; 主要研究方向为车辆移动建模、边缘缓存; 发表论文 2 篇。



薛彤, 山东大学控制科学与工程学院在读博士研究生; 主要研究方向为资源管理、网络切片。



梁聪, 山东大学信息科学与工程学院在读博士研究生; 主要研究领域为图像分类、卷积神经网络训练策略及损失函数研究、基于深度学习的时序数据建模、深度学习可解释性研究; 参与多项国家重点研发计划及国家自然科学基金项目; 发表论文 4 篇。