

# 面向无人驾驶的边缘 高精地图服务

## Edge High-Precise Map Services for Autonomous Driving

唐洁/TANG Jie<sup>1</sup>, 刘少山/LIU Shaoshan<sup>2</sup>

(1. 华南理工大学, 广东 广州 510006;

2. 深圳普思英察科技有限公司, 广东 深圳 518000)

(1. South China University of Technology, Guangzhou 510006, China;

2. Shenzhen PerceptIn Technology Co., Ltd., Shenzhen 518000, China)



**摘要:** 高精度地图作为无人驾驶应用中辅助驾驶的重要手段, 在高精度定位、辅助环境感知、控制决策等方面发挥着重要作用。边缘计算将计算、存储、共享能力从云端延伸到网络边缘, 使用“业务应用在边缘, 综合管理在云端”的模式, 非常适合于部署更新频率高、实时服务延迟低、覆盖面积广的高精地图服务。结合众包的边缘地图服务已经成为高精地图更新的主要方式, 有着重要的应用前景。

**关键词:** 高精地图; 无人驾驶; 边缘计算; 众包

**Abstract:** High-precision map plays an important role in autonomous driving, and it is the important foundation for high-precision positioning, environmental perception and control decision. Edge computing extends computing, storage and data sharing from cloud to network edge thus it is very suitable for deploying high-precision map services. With the mode of "deployment in edge, management in cloud", edge high-precision map service can provide high update frequency, low real-time service delay and wide coverage area. Combined with crowdsourcing, edge high-precision map has become the applicable and promising solution for low-cost and high-precision map updating.

**Key words:** high-precision map; autonomous driving; edge computing; crowdsourcing

DOI: 10.12142/ZTETJ.201903009

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20190605.1604.004.html>

网络出版日期: 2019-06-05

收稿日期: 2018-12-15

无人驾驶作为目前人工智能行业最受关注的应用场景之一, 担当着革新汽车行业甚至是交通运输业未来的重要使命。无人驾驶能够真正地解放人类双手, 提高行车安全, 通过更普及的运力共享, 在缓解交通拥堵的同时可大大地减少对环境的污染。随着无人车的普及, 无人驾驶将成为未来智慧公共出行的主要方式, 是未来智慧城市的重要联结之一<sup>[1]</sup>。

在无人驾驶应用中, 高精地图

是其必不可少的实现基础。高精地图是对物理世界路况的精准还原, 通过道路信息的高精度承载, 利用超视距信息, 和其他车载传感器形成互补, 打破车身传感的局限性, 实现感知的无限延伸。以底层的高精度地图数据为基础, 在此之上叠加动态交通数据, 通过高速通信完成交通信息的实时更新以及驾驶预警推送, 为无人驾驶行车决策提供强有力的指导<sup>[2-3]</sup>。

相比于传统的电子地图, 高精

地图具有数据高精度、信息高维度以及高实时性的特点。随着感知范围的延伸和传感精度的提高, 高精度地图有能力构建更精确的定位、更广范围的环境感知、更完备的交通信息, 从而为无人驾驶提供感知、定位、决策等多种支持<sup>[4-5]</sup>。高精度地图不仅仅包含对道路静态元素 10~20 cm 厘米精度的三维表示, 如车道线、曲率、坡度和路侧物体等, 还包括了驾驶环境中各种动态信息, 如车道限速、车道关闭、道路

坑洼、交通事故等。此外,高精地图还发展出个性化驾驶支持,包括各种驾驶行为建议,如最佳加速点及刹车点、最佳过弯速度等,以提高无人驾驶的舒适度。

目前,全球图商以及无人驾驶车商,如百度、Google、高德、HERE、TomTom等已经组建了自有专业地图采集车队,通过配置有摄像头和激光雷达等设备的高精度地图采集车扫描获得街景图像数据和3D激光点云数据,经过后台的自动化建图流程,结合人工纠错与标注,最终形成多层次地图数据叠加的高精度地图,并进行发布。然而,自建专业采集车队极其昂贵、维护成本开销大且覆盖与更新面积有限,难以实现高精度地图生产的实时更新或修复自愈。地图众包是高精度地图生产与服务提供的新方向。利用(半)社会车辆在行驶过程中完成传感数据采集,通过边缘计算节点的数据清理、聚合和压缩等优化手段,可以将抽取过的关键感知数据推送至云端,在利用云端的强大算力使用多源数据完成对地图数据的更新,最

后再把增量更新与动态实时交通存储于边缘缓存,根据车辆的驾驶场景,完成对高精地图数据的推送与预取。由此可见,边缘高精地图服务是自动驾驶在边缘计算场景下的一大典型应用,在减少成本开销的同时,实现覆盖更为广泛的、更高频的、更实时的地图数据服务。

通过众包机制,利用多车传感在边缘计算端与云端进行协同,实现高精度地图的构建与实时更新;并通过边缘缓存向车辆实时发布高精度地图的动态层数据与静态更新,以辅助车辆的无人驾驶。这一未来无人驾驶典型应用需要解决3大方面的问题:(1)如何以边缘节点为中心,根据边缘智能感知的车辆动态分布进行感知任务分配,并对汇集的群智信息的时空有效性与数据质量进行评估和控制;(2)多车辆传感数据如何在边缘节点自动化地进行过滤、聚合、协商,以得出对交通态势的动态描述,抽取对静态更新的一致性感知结果,其中包括如何通过有序协作对感知数据进行动态融合,从而提高感知准确性、全

面性,减少信息冗余度;(3)根据感知数据的时空特征和车辆的分布规律,如何利用边缘环境中具有时空约束的服务数据缓存与分发,把确认后的地图更新与实时交通状况传播到其他相关车辆中,为无人驾驶服务提供细粒度、准确、高时效的数据基础。

## 1 高精地图

高精地图是高精度、高维度、高实时的地图数据综合。在数据精度上,相比电子地图米级的数据误差,高精地图的相对精度误差不超过20 cm。相比电子地图中简单的道路模型,高精地图包含了道路标志、车道边界、车道坡度、弯道曲率等多维度的丰富信息。同时,通过与车联网以及车到万物(V2X)等技术的结合,高精地图还将更新实时交通信息以及天气状况等。所有这些路况信息是高精地图辅助实现L3~L5级无人驾驶的基础。如图1所示,高精度地图在无人驾驶中发挥着重要作用。通过比对车载传感环境信息与高精地图信息,可以得到

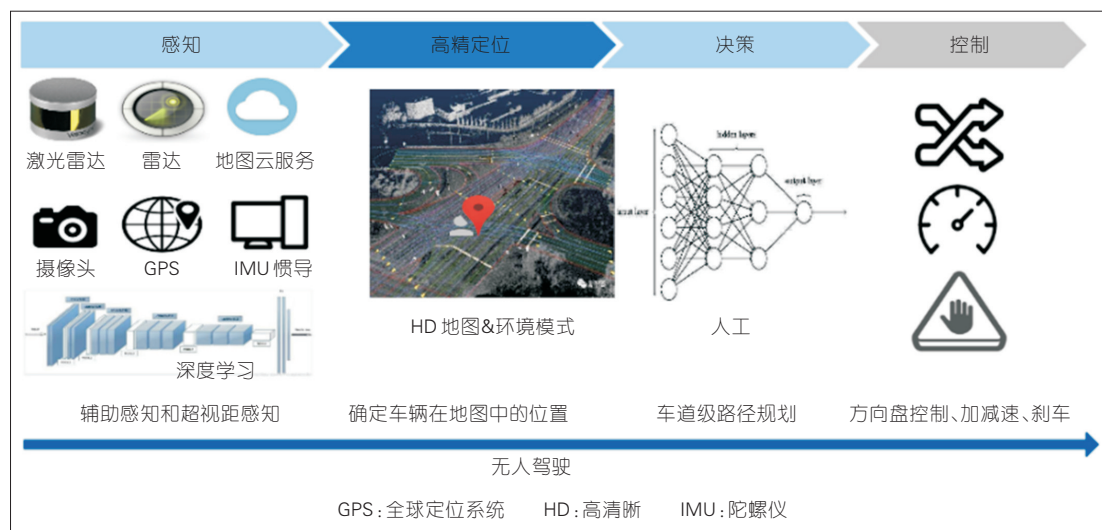


图1 高精度地图在无人驾驶中的作用

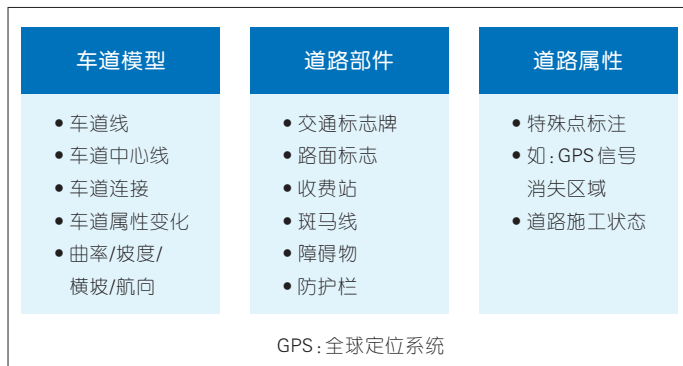
车辆在地图中的厘米级精确位置,实现车辆的高精度定位<sup>[6]</sup>。利用先验知识,高精地图信息可以辅助环境感知,从而降低车载环境感知的难度<sup>[7]</sup>。高精度地图现已精确到车道模型,可以预知前方多种道路信息,实现提前减速和避让,完成更有效的局部驾驶规划。通过5G等通信手段,结合V2X交互支持,可以实现超距离路况感知与预警,完成更智能、更实时的全局驾驶规划。

### 1.1 高精地图数据组织

高精度地图作为自动驾驶的必要支撑,在维持底层车道数据精确性的同时,必须具备进行动态路况信息实时更新的能力,并发展出基于车主不同驾驶习惯的个性化驾驶支撑能力。因此,高精地图需分为2个层级:最底层是静态高精地图层,需提前进行装载;上层是动态高精地图层,在行车过程中不断更新。

为了提升存储效率和可读性,静态高精地图在存储时又继续划分为矢量层和特征层。特征地图是对路面信息的准确刻画,主要驱动于高精度定位的需求,能够很好地完成地图道路匹配与定位。矢量地图是在特征地图基础之上进一步的抽象、处理和标注。它的容量更小,并能够通过其中的路网信息完成点到点的精确路径规划,这是高精度地图使能的一大途径。如图2所示,矢量层包含车道模型、道路部件、道路属性数据。这些语义元素被简化和抽取出来,补充到几何构建的道路结构中,形成新的矢量地图数据。其中,车道模型中包含了车道

图2  
高精地图静态层次内容



线、车道中心线、车道属性变化等信息,可以辅助车辆完成横向定位,并且执行交通规则,比如指导车辆在虚线区域内进行并线,在车道分离点前完成变道。通过对比车载传感数据与交通标志牌等道路部件信息,可以修正车辆纵向定位和航向。即便在没有检测到任何道路特征的情况下,也可以通过高精地图的航位推算进行短时间的推位置推算。车道模型中曲率、坡度、航向、横坡等数学参数,可以决策车辆准确的转向、制动、爬坡等行为。这部分数据因为道路翻新和维护出现频繁变化,需要有效地利用边缘群智感知进行更新。

动态高精地图层构建在静态层之上,增加了道路拥堵情况、施工情况、交通事故、交通管制情况、天气情况等动态交通信息。这些动态要素通过5G等通信手段在车车之间、车与边缘节点之间、多边缘节点之间进行收集、处理与发布,将及时地反映在高精地图上以辅助决策确保无人车行驶安全。

### 1.2 高精地图传感器类型

高精地图的生产依赖于多个传感器数据的融合。高精地图数据采

集时使用的传感器种类不一定与无人驾驶时使用的传感器相同。为保证L4或者L5无人驾驶的要求,高精地图生产需要的传感器主要包括图3中的几种类型。

- 光学摄像头。通过车载摄像头,可以捕捉车身周围交通环境的静态信息,通过对图片中关键交通标志、路面关键信息的提取,来完成对地图的初步绘制。目前,基于图像的深度学习方法发展远超过基于3D点云的深度学习方法,对于各种地物的提取具有较高的精确率和较低的召回率,可以非常清晰地提取道路边线和交通标识等信息。这些都是摄像头作为高精地图感知手段的重要优势。然而,摄像头传感要求外部环境光线充足,因此采集工作只能在白天进行<sup>[8]</sup>。

- 陀螺仪(IMU)。IMU配备有6轴运动处理组件,包含了3轴加速度和3轴陀螺仪,分别检测在上下、左右、前后这3个方向上的加速度和角速度信息,以此解算出物体的姿态,提供短时内较为准确的定位。但是,从加速度推算出运动距离需要经过2次积分,随着时间漂移所产生的误差将不断增大。因此,仅依赖IMU无法完成长时间的



▲图3 高精地图主要传感器类型

车辆位置精确预测,高精地图的生产往往需要精度较高的IMU,所使用的IMU价格一般在数万到几十万之间<sup>[9]</sup>。

- 轮测距器。车辆的前轮通常配备了轮测距器,分别记录左轮与右轮的总转数。通过分析每个时间段内左右轮的转数、向左右转动的角度等,可以推算出车辆前进的距离和位置。但是,不同的地面材质(如冰面与水泥地)上的转数对距离转换存在偏差。所以单靠轮测距器并不能精准预测无人车位置,但对于高精地图的制作不是必须的传感器。

- 全球定位系统(GPS)。GPS作为使用最广的定位系统,在无人驾驶定位和高精地图制作中都发挥着举足轻重的作用。GPS使用4颗或更多卫星的位置(储存在星历中)计算出地面接收器与每颗卫星之间的距离,然后利用三维空间的三边测量法推算出车辆的位置。民用GPS的单点定位精度一般在米级,差分GPS通过增加一个参考基站的方法可提高定位精度至厘米级<sup>[10]</sup>。但是在复杂环境中,一旦出现信号阻挡的情况,GPS多路径反射(Multi-Path)的问题会导致几十厘米甚至几米的误差。同时GPS的定位频率较低,最高仅为10 Hz,目前

通常使用GPS和IMU连接组成惯性导航系统,利用低频率的GPS数据校准高频但易漂移误差的IMU数据,进而完成相对高频率、高精度的融合数据。

- 激光雷达(LiDAR)。激光雷达通过向目标物体发射一束激光,然后根据接收-反射的时间间隔确定目标物体的实际距离。根据距离以及激光发射的角度和感光测量数据,通过简单的几何变化即可推导出物体的三维空间位置信息和光强度信息。使用激光雷达能够快速获得道路及周边环境的三维点云数据和光强度信息,完成对检测到物体的初步判断。激光雷达的工作条件基本不受时间影响,白天黑夜都可以工作。但是,激光雷达对环境要求较高,在大雨、浓烟、浓雾、大雪等恶劣天气里都会受到很大的影响。同时,激光雷达并不能识别和理解交通标志牌、信号灯等内容,需要借助光学摄像头来捕捉并提取这

部分信息。最重要的是,激光雷达价格昂贵,尤其是高线束激光雷达的量产率比较低,价格居高不下,导致激光雷达的部署成本过高,难以落地。

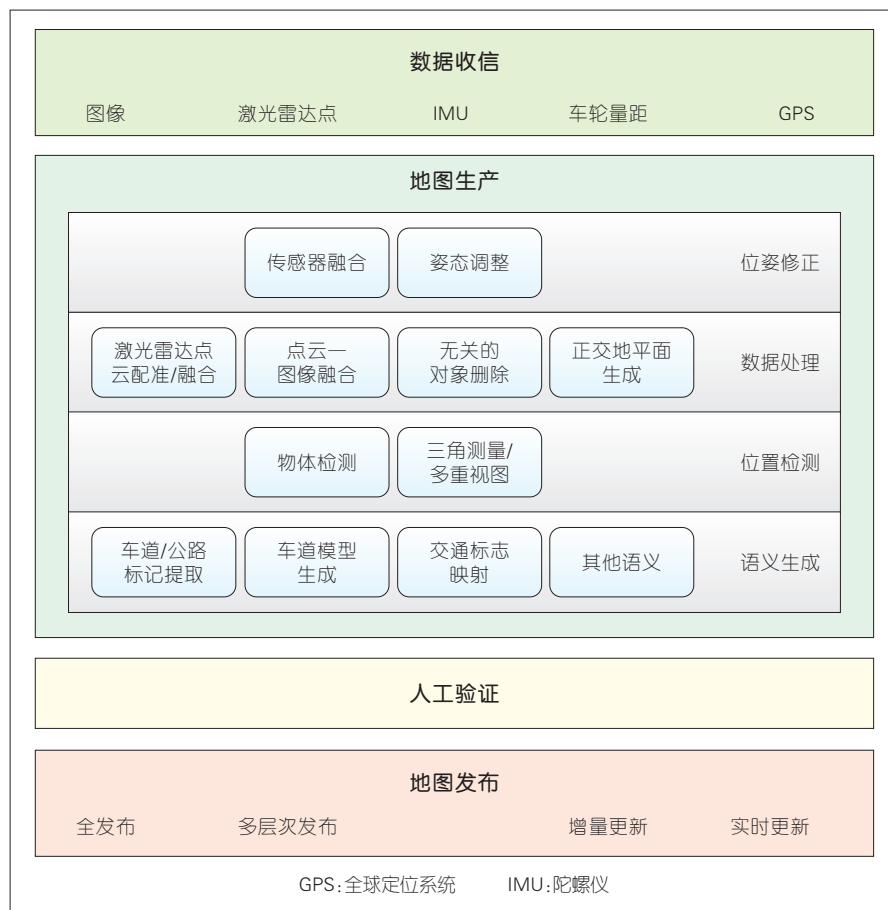
- 多传感器融合。如表1所示,单一传感器很难全天候工作,并且在实际应用中不同传感器有着不同的特性。比如,GPS传感器能够直接测量出每个时间点车辆的全局位姿,但是这些直接测量结果通常不会很精确。激光雷达和摄像头的每次采样测量结果均是在局部坐标系,但是两者包含了丰富且准确的局部测量信息,很多相对的位姿信息可以被抽取出来丰富地图的语义。因此,在制图中均采用多传感器融合的方法。多传感器数据融合就是把所有的车载传感器数据标定到统一的车辆坐标系(如x轴向前,y轴向左,z轴向上)上,并尽可能利用各种离散时空数据,计算出车辆每个时间点在全局坐标系下的三维位姿。一旦有了全局车辆的位姿信息,就可以完成各类传感数据局部测量结果融合。

## 2 高精地图的制作

如图4所示,高精度地图的构建由数据采集、地图生产、人工验

▼表1 各类传感器性能分析

	相机	激光雷达	毫米波雷达
目标检测	一般	优秀	优秀
识别精度	一般	优秀	一般
目标分类	优秀	一般	差
视野	优秀	优秀	一般
不良光线下表现	一般	优秀	优秀
不良天气下表现	差	一般	优秀



▲图4 高精地图生产流程

证、地图更新发布4个过程组成。

## 2.1 数据采集

目前主流的高精度地图数据采集可以分成3大阵营。其一,自由专业采集体系是图商利用自建的高精专业采集车进行上路采集。其二,行业采集生态是利用如物流车、出租车等车辆上的GPS、摄像头等回传实时的道路轨迹和路况信息,这也是现在导航地图中使用的交通动态信息采集方法之一。其三,众包模式。在自动驾驶时代,普及后的每辆无人驾驶车上的激光雷达、摄像头等传感器无时无刻都在采集道路信息。这些传感信息可以被用

来完成对高精地图的更新发现与实施。边缘地图更新就是利用众包在提供边缘地图服务的同时,收集服务车辆的传感数据,利用边缘智能完成对地图多层次数据的迭代。

第一阵营的代表是谷歌、百度等,他们拥有专业的地图测绘车车队,可完成封闭的集中式制图。目前,谷歌汽车已经完成了累积超过1 931 212.8 km的无人驾驶高精度地图测绘<sup>[1]</sup>。然而专业的地图采集车造价非常昂贵,成本达到800万元,相对精度在10 cm之内,这显然是单纯依靠摄像头提供视觉方案的众包模式所无法实现的。第三阵营的代表是Mobileye。Mobileye借助

不同品牌大量级的车载摄像头获取数据来源,并针对自动驾驶情景,将重点放在路上的各种导流标志、方向标识、信号灯等,依靠这些建立的路标,从微观上在行驶过程中为车辆提供指引。

未来在无人驾驶发展和应用中,3种模式将长期共存。地图采集车高昂的造价限制了地图数据大范围、高频率的采集更新,因此这部分数据将作为高精地图基础数据。在此之上,物流车等半社会化商用车和私用车将以众包模式实现对高精度地图数据的补充和更新;而边缘地图服务正是基于此种应用需求,在网络侧完成对众包车辆对道路多源描述的整合。

## 2.2 地图生产

地图生产主要涉及位姿修正、数据预处理、位置检测和语义生成4个环节<sup>[2]</sup>。这一过程将会利用激光点云识别技术、深度学习图像识别技术以及大数据的处理能力等实现多种传感数据的自动融合、识别、语义标注等。一般来说,采集的设备越精密,采集的数据越完整,需要算法修正的不确定性就越大,像Google、HERE等公司已有低分辨率的母图做基础,只需要叠加更多立体图层和语义层。相反,如果采集的数据误差越大,就越需要依赖算法弥补数据的缺陷,对算法要求更高。在边缘地图服务中,来自不同车辆的传感信息本身就存在着各自的误差。同时,不同的传感数据描述通常是对同一事件的抽象,这就对传感数据的边缘抽象、融合、处理

水平提出了较高要求。

### 2.3 人工验证

人工验证这一环节由人工完成。自动化验证的数据还不能达到百分百的准确,需要人工再进行最后一步的确认和完善。

### 2.4 地图更新发布

地图更新发布主要针对静态地图层的道路的修改和动态地图层的突发路况、交通事故等。最终形成的地图更新可在云平台决策之后经由边缘节点和车间通信进行内容的分发。

## 3 边缘场景下的高精地图服务

由于高精度地图对数据更新提出了很高的要求,实时更新和实时同步是高精度地图应用过程中绕不开的2大问题。为了解决这2点,云平台是高精地图所不可或缺的。但是,云平台在高精地图中的直接应用面临2个难点:(1)实时更新、数据同步的困难;(2)云平台制图能力的有限性,包括但不限于数据收集、运算、交互、分发等。因此,高精地图生产与服务更需要从云-边缘-端的角度推进,在分散云中心计算压力的同时,还要强化云-边缘-端之间的联系以及网络侧本身的计算、收集与发布能力。

因此,从高精地图的产品形态和服务方式的角度,通过边缘计算服务对高精地图数据进行实时更新与分发是一种可行的方式。根据边缘计算产业联盟的定义,边缘计算

是在靠近设备或数据源头的网络边缘侧,融合网络、计算、存储、应用核心能力的开放平台,就近提供边缘智能服务,以满足行业数字化在敏捷联接、实时业务、数据优化、应用智能、安全与隐私保护等方面的关键需求<sup>[13-14]</sup>。基于边缘计算的高精地图服务包括地图生产和地图发布2部分内容。边缘地图生产服务通过实时收集各车的行驶数据来增强交通时态的收集密度,扩充道路情况信息的感知范围,并通过感知数据的预处理实现有效的内容提取和无关语义去除等。边缘地图发布服务通过边缘缓存能力进行地图数据发布,将大大地缓解数据更新的缓存开销和到达延迟,实现更贴近用户的数据服务和行车预警。

高精地图对于地图数据处理有着特殊的要求:一是低时延,在车辆高速运动过程中,要实现动态地图中的碰撞预警功能,通信时延应当在4 ms以内;二是高可靠性,高精度地图服务于无人驾驶,相较于普通数据处理,高精地图的传感数据处理需要更高的可靠性。与此同时,车辆的高速运动以及可预见的传感数据量爆发,对于时延和可靠性的要求也将越来越高。边缘计算在局域内即可实现对实时传感数据的聚集、分析与抽取,一方面将分析所得结果以极低延迟(通常是毫秒类)传送给区域内的其他车辆,一方面将抽取后的信息推送至云端,以便地图云完成对更新的决策。通过利用边缘计算的位置特征,地图数据就可实现就近存储,因此可有效降低时延,非常适合于动态高精地

图中防碰撞、事故警告等时延标准要求极高的业务类型。同时,边缘计算能够精确地实时感知车辆移动,提高通信的时效与安全。在此方面,德国已经研发了数字高速公路试验台来提供交通预警服务,该试验台用于在长期演进(LTE)环境下在同一区域内进行车辆预警消息的发布<sup>[15]</sup>。相比集中式高精地图服务,边缘高精地图服务拥有以下的特性:

- 低时延。边缘高精地图服务利用V2X等近距离通信技术来提升行车安全与交通效率。目前边缘节点有效范围内的主要通信方式是专用短程通信(DSRC)、蜂窝通信(LTE-V2X)、5G-V2X。5G网络延迟可以达到毫秒级,峰值速率可达10~20 Gbit/s,连接密度可以达到100万/千米<sup>2</sup>,可保障大规模行车场景下的4 ms碰撞预警时间。这使得驾驶反馈更加迅速,改善了用户安全与用户体验。

- 低负载。由于边缘地图服务更靠近车辆,更适合捕获和分析传感地图数据中的关键信息,可就近在本地进行数据聚合处理,将校验、简化、抽取过的传感信息上传至云端,这将极大地降低核心网的数据传输压力,大大减少网络堵塞。

- 基于位置的内容感知。边缘地图服务节点能实时获取车辆位置相关数据,并使用获得的时空信息对边缘缓存内容进行自适应感知和调整,根据当前行车环境下的车辆分布与内容流行度分布,实现了快速的基于位置的地图应用部署,极大地提高无人驾驶用户的地图服

务使用体验。

- 低成本。边缘高精地图服务不需要专用的地图采集车,通过众包的方式实现对高精地图生成与维护的任务分解,制图成本将大大地降低。

#### 4 边缘高精地图生产

利用感知数据在时空维度存在的潜在模式或相关性,在云地图中心的协调下对边缘节点内的地图生产过程进行优化,根据区域地图特性和实时车流分配感知任务,从而实现边缘资源在地图生产上的动态配置,提高路况感知的效率。因此,大规模地图数据感知的众包任务集确定、传感数据处理是边缘地图生产服务中亟待解决的问题。这一问题主要面临的挑战包括:

(1)如何根据感知数据的时空相关性及车辆的动态分布选择兼具代表性和可行性的感知任务集,即如何进行感知任务分配。

(2)如何对大规模的车辆感知数据进行汇聚和分析,控制众包数据的采集维度、采集频度、采集品类等,都将对最终多维度地图数据的生成产生重大影响。

(3)高精地图相对普通地图拓扑结构更复杂,信息维度更高;相对电子地图,高精度地图精确到厘米,精确度提升2个单位量级。如何在边缘节点完成高精地图裸数据的信息去噪、抽取、处理与标注等操作,都对边缘节点数据利用有限算力进行数据(预)处理自动化提出了更高的要求。

(4)由于参与地图感知任务的

大都为非专业的(半)社会车辆,其行驶轨迹取决于实际需求,因此感知资源将出现时空分布不均匀的现象,影响整体感知质量。为了在边缘节点通过挖掘感知数据的潜在特征和车辆的分布规律进行感知数据的质量评估和控制,就必须考虑如何在降低信息冗余度的同时提高信息完整性与准确性。

#### 5 边缘高精地图内容分发

高精度地图的数据分发需求可达3~4 GB/km,在全球移动数据流量复合年均增长率为47%的场景下,移动通信网络的数据传输延迟将严重限制无人驾驶应用的普及。无人驾驶车辆虽然可以从云端实时获取相关位置的高精度地图数据,但这种数据获取具有相当严格的时空约束。边缘计算基于位置感知提供服务,相近时空内的无人驾驶车辆对于地图数据的服务需求存在广泛的相似性。路径重合的行驶车辆具有相同的地图数据需求,这些时间上离散的地图数据可以通过“边缘缓存+车辆间内容分享”的方式进行地图数据的分发,并且车辆可以通过边缘缓存预取未来途经路段的地图数据,提前完成超距感知和长距离规划;因此,边缘智能协调下的边缘缓存及车间地图内容分享将成为实现高效的地图数据服务的重要途径。基于行驶场景和车辆移动的边缘地图数据缓存和分发方法,通过学习车辆的地图服务请求规律和移动规律智能地进行地图数据缓存,并根据车辆的实时地图数据请求分布、情景预测以及物理位置分

布协调多层次的地图数据分发。为实现此目标,需要解决以下几个重要问题:

(1)车辆的地图数据内容需求,在边缘缓存侧完成数据的层次化分发与预取。

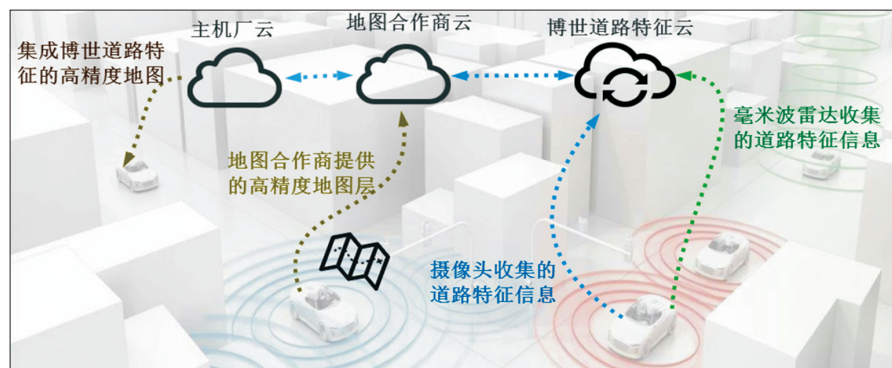
(2)根据车辆出行情景分布的时空变化动态地调整边缘缓存内容,并结合数据编码和数据压缩等技术进一步提高边缘缓存的数据存储能力。

(3)车辆之间如何通过直接通信进行地图内容数据的再分发,最终满足所有车辆的数据需求,以保证服务质量。

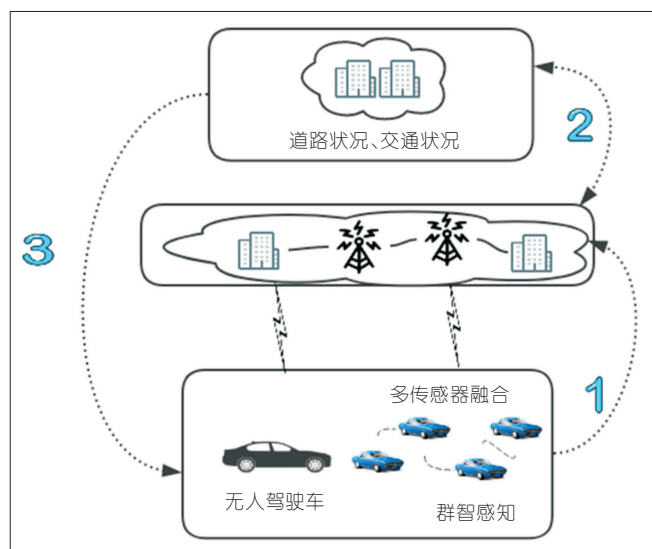
#### 6 参考框架

图5给出了博世高精地图系统示意图。博世地图系统会根据地图数据采集任务进行智能调度,向摄像头和毫米波雷达设备下发采集任务,并通过云端控制完成采集成果自动上传。上传到博世道路特征云的数据,需进行自动化处理,自动地识别其中的有效信息(如道路指示牌、限速标志、车道线标志、交通信号灯等)。所形成的特征内容与地图合作商(如高德、四维)提供的高精地图图层(矢量数据层)进行叠加,形成内容完整的静态高精地图,再由主车厂商在车身上进行前装发布。这里利用了众包机制完成了对特征图层的构建,但是这样的事前行为无法对发生的地图变化进行更新,同时也无法利用边缘服务实现对无人驾驶的数据支持。

为支持安全高效的智能驾驶服务,我们给出了如图6所示的边缘



▲图5 博世高精地图系统示意图



◀图6 边缘高精地图服务参考框架

高精地图服务参考框架。第1部分,利用多车群智协作来实现感知数据的采集与动态地图信息的有效传播,快速的交通信息施放构成“超视距感知”,可辅助车辆进行实时驾驶决策和短期规划。第2部分,大规模的车辆感知数据在边缘端进行汇聚、分析、感知质量判断与控制,完成感知任务调度以实现全区域内的传感能力覆盖,并进行边缘地图自动化制图。此阶段的目的是构建多维度的地图更新要素,并交由云端决策。借助边缘地图服务的高效数据缓存与分发,利用增量更新技术,实现(半)小时级的增量发布。

第3部分,云端汇总全局环境的认知结果和更新要素,通过与云地图数据库进行自动差分比对,可快速定位需要更新的内容,完成对地图内容的迭代。迭代后的地图版本或以前装的形式,或以边缘缓存增量发布的形式装载至无人驾驶车辆,以支持车辆在全局感知下进行中长期规划。

## 7 相关工作

边缘高精地图服务是无人驾驶产生之后,在高精地图需求之下驱动生成的新方向。但是,前人已经在边缘计算协同、边缘缓存和交通

数据感知等领域积累了大量的研究成果。

### 7.1 边缘计算

欧洲电信标准化协会(ETSI)在2015年发布边缘计算白皮书,首次将边缘计算定义为:“通过在移动网边缘部署通用服务器,从而为无线接入网提供IT服务环境和云计算能力”<sup>[16]</sup>,并已完成对边缘计算平台架构、计算需求、应用程序标准接口的定义。第3代合作伙伴计划(3GPP)将边缘计算列入未来5G时代的关键技术,在3GPP的标准化架构中将边缘计算的需求作为重要设计元素,给出了边缘计算的业务连续方案和流量疏导方案<sup>[17]</sup>。

在边缘节点上如何进行计算任务的高效卸载和计算协同,是计算在边缘下沉时亟待解决的重要问题。通过边缘-云之间的计算协同,在网络边缘对部分紧急任务进行卸载和计算,对于紧急程度较低的、算力要求高的任务再上传到云数据中心进行处理<sup>[18-19]</sup>,可降低核心网络的计算能耗,提供对关键应用的响应能力。文献[20-21]中,作者列举了边缘计算的具体应用场景,并讨论了在计算卸载过程中可能存在的问题。文献[22]中,作者以实现通信、计算、存储3类基础资源的有效共享为目的,提出了5G移动通信架构下多级计算协同的边缘计算模型。文献[23]中,作者对边缘计算下的任务卸载问题进行了建模,通过高可靠的任务卸载算法,以多用户下的边缘资源分配模型为基础,对边缘节点的计算资源、频谱资



源、缓存资源进行统一分配和优化。文献[24-25]中,作者分别以实现边缘计算卸载的时延最小化或者端设备功率损耗最小化为目标,进行相应约束条件下的单用户场景和多用户场景下的计算卸载。上述研究为我们求解边-云协同的传感制图框架奠定了理论基础。

## 7.2 边缘缓存

边缘缓存把数据缓存到网络边缘<sup>[26]</sup>,可以有效地提高网络频谱利用效益,缓解无线网络的资源紧张。边缘缓存可以提供时延更低、可靠性更高的数据服务。数据存储更靠近用户;因此,用户请求可不必经过复杂的网络传输交由核心网处理,可直接由边缘缓存节点处理并回传给用户,将大大地减少回程数据链路传输所需的时间,分载回程网络流量。文献[27]中,作者把车联网下的车辆服务数据缓存建模为整数线性规划问题,以优化缓存内容的预先放置,但是它的模型是基于未来路径已知的假设,这对于实际的无人驾驶场景通常难以实现。文献[28]针对5G网络应用,利用收集到的用户情境信息(如浏览历史、位置信息),通过边缘智能(如机器学习)来预测服务数据在未来时刻的时空分布,预先将流行度高的内容缓存到边缘节点,实现用户数据服务体验的提升。出于相同的目的,文献[29]中,作者以一阶马尔可夫模型对车辆移动轨迹进行预测,并使用熵来量化预测结果的不确定性,以此为基础确定预先缓存方案。文献[30]的作者提出了一种多

层次的协作缓存方法,将缓存内容边缘放置问题建模为最优化问题,以设备容量、链路容量、缓存容量等为参数求解缓存内容在边缘节点的分布。在缓存数据分发方向,文献[31]的作者提出首先将热门请求数据随机缓存在移动设备上,然后使用索引编码对数据进行广播分发,可同时满足多用户的内容需求。文献[32-33]的作者提出利用移动设备间的设备到设备(D2D)直通,进行内容的分发与共享。文献[34]对用户的信息需求模式进行了分析,认为5G网络数据请求具有一定的可预测性,利用这种可预测性在感知应用情境的同时,制定面向社交网络的边缘缓存。上述边缘缓存的研究并考虑无人驾驶的应用场景,直接应用于高精地图数据缓存时效果可能难以保证。

## 7.3 实时交通数据感知

实时准确的交通数据是改善城市交通状况的信息基础,无人驾驶场景中以信息进行决策,实时交通数据感知显得更加重要。文献[35]中,作者提出利用车辆的高速移动性和多种传感信息进行全局环境感知,把采集到的数据直接汇聚到云中心进而提供智慧交通、智慧城市等数据服务。但是此框架下均限定车辆以特定模式进行数据采集,且传感数据类型简单。文献[36]中,作者构建了一个可以覆盖全路网的交通信息动态更新模型,自动地完成交通信息数据的收集、聚合、处理和传输。文献[24-25]中,作者利用外部数据、车间协作等信息评估交

通状况、感知交通拥塞程度。进一步地,文献[37]中,作者提出在车辆通过车间协作完成交通状况感知之后,还利用线性最小二乘法对下一阶段进行预测,求解短期交通状况的变化情况。文献[20]中,作者提出在发生交通拥堵时,对异常交通流量进行分布式聚类,实现感知数据的聚合。上述研究试图解决交通信息的多节点协作感知,但并未讨论感知信息的发布施效,并未闭环感知-服务-反馈环节。文献[38]中,作者提出一种预警传播机制,根据事故的严重程度将警告信息约束在相应的兴趣区域范围内。文献[39]提出了一个车载信息传输协议,通过此协议车辆向下游车辆查询前方实时交通状况。面向未来无人驾驶环境中,文献[23]中,作者提出了名为CarSpeak的协作感知与通信系统为无人驾驶提供实时数据支持。它利用八叉树结构来存储3D点云数据可实现车间感知数据共享时自适应的多分辨率选择。此外,它还还为车间感知数据共享提供了一种数据接入控制协议,通过竞争实现信道资源分配。文献[40]中,作者提出利用车辆到车辆(V2V)通信来获知交通事件信息,并结合自身评估信息的时空相关性,做出相应的驾驶行为调整以缓解交通拥塞。

## 8 结束语

边缘计算将服务下沉到了网络边缘,这为高精地图提供了业务本地化和业务近距离部署的条件。边缘地图服务更加靠近车辆和数据,

可以很大程度地减少网络交互和服务交付的时延,有效地满足无人驾驶超低时延的需求。相比云端集中式的地图数据处理,边缘地图节点配置的业务计算支撑和地图数据存储,可在时空有效范围内对传感数据进行处理、分析、缓存、发布,并推送有价值的处理结果至云地图中心完成后续决策。这可以极大地节省了链路数据资源,提高地图服务业务效率,支持更优的用户体验。因此,边缘高精地图服务是无人驾驶今后实现普及的基础支撑。值得注意的是:高精地图服务应该具备全路况的地图提供能力,不仅要覆盖高速公路这种相对简单的路况,更应该覆盖复杂路况区域,比如旧城区、多口路口等等。这些区域干扰因素更多,需要更加准确地理解周边环境,这部分的边缘制图能力才是高精地图真正的挑战所在。同时,随着无人驾驶的逐步普及,为应对各类突发状况,高精地图需要更多的半动态数据以及动态数据,这大大提高了在边缘地图服务中对数据实时性的要求。不同层次领域的地图数据时效不同,例如道路的几何形状很少会发生变化,不需要进行实时更新,而交通信息则是实时更新。因此,未来需要进一步地定义更高效的(半)自动化的边缘地图制作流程,以完成对地图的更新和对无人驾驶的辅助。

#### 参考文献

- [1] 刘少山,唐洁.第一本无人驾驶技术书[M].北京:电子工业出版社,2017  
 [2] NEDEVSCHI S, POPESCU V, DANESCU R, et al. Accurate Ego-Vehicle Global Localization at

- Intersections through Alignment of Visual Data with Digital Map[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2013, 14(2): 673-687. DOI:10.1109/tits.2012.2228191  
 [3] 贺勇.基于高精地图的GPS导航方法研究[D].上海:上海交通大学,2015  
 [4] SUGANUMA N, UOZUMI T. Precise Position Estimation of Autonomous Vehicle Based on Map-Matching[C]//2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Germany: IEEE, 2011: 296-301. DOI:10.1109/IVS.2011.5940510  
 [5] LI H, NASHASHIBI F, TOULMINET G. Localization for Intelligent Vehicle by Fusing Mono-Camera, Low-Cost GPS and Map Data [C]//13th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems. Portugal: IEEE, 2010: 1657-1662. DOI:10.1109/ITSC.2010.5625240  
 [6] RESS C, ETEMAD A, KUCK D, et al. Electronic Horizon—Providing Digital Map Data for ADAS applications [J]. Madeira, 2008, (3):40-49  
 [7] LEVINSON J, MONTEMERLO M, THRUN S. Map-Based Precision Vehicle Localization in Urban Environments [M]. Cambridge: MIT Press, 2007  
 [8] SCHREIBER M, KNÖPPEL C, FRANKE U. LaneLoc: Lane Marking Based Localization Using Highly Accurate Maps[C]//2013 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Australia: IEEE, 2013: 449-454. DOI:10.1109/IVS.2013.6629509  
 [9] GUO H Z, MEGURO J I, KOJIMA Y, et al. Automatic Lane-Level Map Generation for Autonomous Robotic Cars and Advanced Driver Assistance Systems Using Low-Cost Sensors[C]//IEEE International Conference on Robotics & Automation ICRA. China: IEEE, 2014  
 [10] SUTARWALA B Z. GIS for Mapping of Lane-Level Data and Re-Creation in Real Time for Navigation [D]. Riverside: University of California (Master's thesis), 2010  
 [11] BENDER P, ZIEGLER J, STILLER C. Lanelets: Efficient Map Representation for Autonomous Driving[C]//2014 IEEE Intelligent Vehicles Symposium Proceedings. USA:IEEE, 2014: 420-425. DOI:10.1109/IVS.2014.6856487  
 [12] JIAO J L. Machine Learning Assisted High-Definition Map Creation[C]//2018 IEEE 42nd Annual Computer Software and Applications Conference (COMPSAC). Japan: IEEE, 2018: 367-373. DOI:10.1109/COMPSAC.2018.00058  
 [13] SHI W S, CAO J, ZHANG Q, et al. Edge Computing: Vision and Challenges[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2016, 3(5): 637-646. DOI:10.1109/ijot.2016.2579198  
 [14] 施巍松,孙辉,曹杰,等.边缘计算:万物互联时代新型计算模型[J].计算机研究与发展,2017,54(5): 907-924. DOI:10.7544/issn1000-1239.2017.20160941  
 [15] AHMED A, AHMED E. A Survey on Mobile Edge Computing[C]//2016 10th International Conference on Intelligent Systems and Control (ISCO). India: IEEE, 2016: 1-8  
 [16] European Telecommunications Standards Institute (ETSI). Mobile-Edge Computing Introductory Technical White Paper [EB/OL]. (2018-09-03) [2019-00-00]. https://portal.etsi.org/portals/0/tbpages/mec/docs/mobile-edge\_computing\_-\_introductory\_technical\_

- white\_paper\_v1%2018-09-14.pdf  
 [17] 3GPP. Procedures for the 5G System (Release 15): 3GPP TR 23. 502[S]  
 [18] MENDEZ D, LABRADOR M A. Density Maps: Determining Where to Sample in Participatory Sensing Systems[C]//2012 Third FTRA International Conference on Mobile, Ubiquitous, and Intelligent Computing. Canada, 2012: 35-40. DOI:10.1109/MUSIC.2012.14  
 [19] SONG Z, NGAI E, MA J, et al. Incentive Mechanism for Participatory Sensing under Budget Constraints[C]//2014 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). Turkey: IEEE, 2014: 3361-3366. DOI:10.1109/WCNC.2014.6953116  
 [20] DORNBUSH S, JOSHI A. Street Smart Traffic: Discovering and Disseminating Automobile Congestion Using VANET's[C]//2007 IEEE 65th Vehicular Technology Conference - VTC2007-Spring. Ireland: IEEE, 2007: 11-15. DOI:10.1109/VETECS.2007.15  
 [21] ZHANG Q, ZHAO J H. A Model for Automatic Collection and Dynamic Transmission of Traffic Information Based on VANET[C]//2012 15th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems. USA: IEEE, 2012: 373-378. DOI:10.1109/ITSC.2012.6338711  
 [22] TERROSO-SAEENZ F, VALDES-VELA M, SOTOMAYOR-MARTINEZ C, et al. A Cooperative Approach to Traffic Congestion Detection with Complex Event Processing and VANET[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2012, 13(2): 914-929. DOI:10.1109/tits.2012.2186127  
 [23] KUMAR S, SHI L, AHMED N, et al. Carspeak: A Content-Centric Network for Autonomous Driving[C]//Proceedings of the ACM SIGCOMM 2012 Conference on Applications, Technologies, Architectures, and Protocols for Computer Communication. USA: ACM, 2012: 259-270  
 [24] BAUZA R, GOZALVEZ J. Traffic Congestion Detection in Large-Scale Scenarios Using Vehicle-To-Vehicle Communications [J]. Journal of Network and Computer Applications, 2013, 36(5): 1295-1307. DOI: 10.1016/j.jnca.2012.02.007  
 [25] GRAMAGLIA M, CALDERON M, BERNARDOS C J. ABEONA Monitored Traffic: VANET-Assisted Cooperative Traffic Congestion Forecasting[J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2014, 9(2): 50-57. DOI:10.1109/mvt.2014.2312238  
 [26] LIU D, CHEN B Q, YANG C Y, et al. Caching at the Wireless Edge: Design Aspects, Challenges, and Future Directions[J]. IEEE Communications Magazine, 2016, 54(9): 22-28. DOI:10.1109/mcom.2016.7565183  
 [27] MAURI G, GERLA M, BRUNO F, et al. Optimal Content Prefetching in NDN Vehicle-To-Infrastructure Scenario [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(3): 2513-2525. DOI:10.1109/tvt.2016.2580586  
 [28] ZEYDAN E, BASTUG E, BENNIS M, et al. Big Data Caching for Networking: Moving from Cloud to Edge [J]. IEEE Communications Magazine, 2016, 54(9): 36-42. DOI:10.1109/

► 下转第 81 页

的一个重要领域。面向 5G 的边缘计算提供无线通信网络与互联网的融合应用平台,开拓新的业务领域,增加新的收入。可靠的 5G 网络接入能力、灵活可控的网络和平台能力、分布广泛的边缘基础设施是运营商切入边缘计算的重要抓手。通过规模优势降低使用成本,运营商能够以专业的网络运维和管理能力、更加开放的平台能力在边缘场景提供经济高效的网络服务。

面向 5G 的边缘计算,运营商天然具备网络能力,并体现了连接的价值。运营商需要积极拓展平台能力,实现“大中台”的部署,不断提升

控制的价值。未来,运营商还需要引领行业能力,推动生态繁荣和云网协同,发挥融合和开放的价值。

针对 5G 边缘基础设施规划,建议采用点面结合,针对地市核心/骨干汇聚机房,“全面”启动基础设施储备,并基于通用硬件平台和用户面下沉,发挥网络+内容的协同优势,快速构建边缘计算能力;针对站“点”机房,则按需进行资源规划,深入理解行业,拓展 5G 边缘新兴业务,建立新的产业链和生态圈。

#### 参考文献

- [1] 3GPP. Technical Specification Group Services and System Aspects; System Architecture for the 5G System; Stage 2 (Release 15):V15.1.0:

3GPP TS 23.501 [S]. 2018

- [2] 3GPP. Technical Specification Group Services and System Aspects; Procedures for the 5G System; Stage 2 (Release 15):V15.1.0: 3GPP TS 23.502 [S]. 2018  
 [3] 中国移动边缘计算技术白皮书[R]. 中国移动边缘计算开放实验室, 2019  
 [4] ETSI. Mobile Edge Computing (MEC) Terminology[EB/OL].(2016-12-23)(2019-04-20). [http://www.etsi.org/deliver/etsi\\_gs/MEC/001\\_099/001/01.01.01\\_60/gs\\_MEC001v010101p.pdf](http://www.etsi.org/deliver/etsi_gs/MEC/001_099/001/01.01.01_60/gs_MEC001v010101p.pdf)

#### 作者简介



马洪源,中国移动通信集团设计院有限公司网络所高级咨询设计师;主要从事网络咨询、规划和工程设计工作,在移动通信核心网、NFV、IMS、5G、边缘计算等领域积累了丰富的咨询设计和研究经验;发表论文 10 余篇。

#### ← 上接第 67 页

- mcom.2016.7565185  
 [29] ABANI N, BRAUN T, GERLA M. Proactive Caching with Mobility Prediction under Uncertainty in Information-Centric Networks [C]//Proceedings of the 4th ACM Conference on Information-Centric Networking. USA: ACM, 2017: 88-97  
 [30] POULARAKIS K, TASSIULAS L. Code, Cache and Deliver on the Move: A Novel Caching Paradigm in Hyper-Dense Small-Cell Networks [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2017, 16(3): 675-687. DOI: 10.1109/tmc.2016.2575837  
 [31] LI X, WANG X, LI K, et al. Collaborative Hierarchical Caching for Traffic Offloading in Heterogeneous Networks[C]// Communications (ICC), 2017 IEEE International Conference on. USA: IEEE, 2017: 1-6  
 [32] JI M, CAIRE G, MOLISH A F. Wireless Device-to-Device Caching Networks: Basic Principles and System Performance[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2016, 1(34): 176-189. DOI: 10.1109/JSAC.2015.2452672  
 [33] JIANG J, ZHANG S, LI B, LI B. Maximized Cellular Traffic Offloading via Device-to-Device Content Sharing. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2015, 34(1): 82-91. DOI:10.1109/JSAC.2015.2452493  
 [34] BASTUG E, BENNIS M. Living on the Edge:

The Role of Proactive Caching in 5G Wireless Networks[J]. IEEE Communications Magazine, 2014, 8(52): 82-89

- [35] HULL B, BYCHKOVSKY V, ZHANG Y, et al. CarTel: A Distributed Mobile Sensor Computing System[C]//Proceedings of the 4th International Conference on Embedded Networked Sensor Systems. USA: ACM, 2006: 125-138  
 [36] ZHANG Q, ZHAO J H. A Model for Automatic Collection and Dynamic Transmission of Traffic Information based on VANET[C]// Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2012 15th International IEEE Conference on. USA: IEEE, 2012: 373-378. DOI: 10.1109/ITSC.2012.6338711  
 [37] FERNANDO T, MERCEDES V, CRISTINA S, et al. A Cooperative Approach to Traffic Congestion Detection with Complex Event Processing and VANET. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2012, 13(2): 914-929. DOI:10.1109/TITS.2012.2186127  
 [38] REZAEI F, NAIK K, NAYAK A, et al. Effective Warning Data Dissemination Scheme in Vehicular Networks for Intelligent Transportation System Applications[C]//16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2013). Netherlands: IEEE, 2013: 1071-1076. DOI: 10.1109/ITSC.2013.6728374  
 [39] DIKAIKOS M D, FLORIDES, A, NADEEM T, IFTODE L. Location-Aware Services over Vehicular Ad-Hoc Networks using Car-to-

Car Communication[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2007, 25(8): 1590-1602

- [40] KNORR F, BASELT D, SCHRECKENBERG M, et al. Reducing Traffic Jams Via VANETs[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2012, 61(8): 3490-3498. DOI:10.1109/tvt.2012.2209690

#### 作者简介



唐洁,华南理工大学计算机科学与工程学院副教授,IEEE 无人驾驶学术委员会秘书长;目前研究方向为无人驾驶中的边缘计算和大数据计算系统;曾参与国家自然科学基金、广东省科技重大专项等课题;已发表论文 30 余篇。



刘少山,深圳普思英赛科技有限公司创始人兼 CEO、IEEE 无人驾驶学术委员会常务副主席、IEEE 高级会员等;目前研究方向为无人驾驶与机器人系统;已编写教材 2 本,发表论文 20 余篇,拥有专利 100 余项。