

车路协同感知技术研究进展及展望

伊笑莹¹, 芮一康^{1*}, 冉斌¹, 罗开杰¹, 孙虎成²

(1. 东南大学交通学院, 南京 211189; 2. 中国公路学会, 北京 100011)

摘要: 近年来, 我国自动驾驶研究逐步从聚焦于单车智能技术向车路协同技术转变, 为智能交通产业发展带来了重大机遇; 我国在车路协同感知领域的研究虽处于起步阶段, 但注重技术推动, 未来发展前景广阔。本文致力于深入探讨车路协同感知技术的发展动态, 梳理了车路协同感知基础支撑技术的特性和发展现状, 厘清了车路协同感知技术的研究进展, 探讨了其技术发展趋势, 并针对推动车路协同感知技术发展提出了一系列建议。研究表明, 车路协同感知技术正朝着多源数据融合方向发展, 主要集中在纯视觉协同感知技术优化、激光雷达点云处理技术升级、多传感器时空信息匹配与数据融合技术发展以及车路协同感知技术标准体系构建等方面。为进一步促进我国车路协同自动驾驶产业的迅速成长, 研究建议, 加大对多模态车路协同感知技术的研发投入、深化行业间的合作、制定统一的感知数据处理技术标准并加速技术应用普及, 以期推动我国在全球自动驾驶竞争中赢得主动, 推动自动驾驶行业稳定持续发展。

关键词: 自动驾驶; 车路协同感知; 多源数据; 激光雷达; 视频摄像机; 标准体系

中图分类号: U491.2 **文献标识码:** A

Vehicle–Infrastructure Cooperative Sensing: Progress and Prospect

Yi Xiaoying¹, Rui Yikang^{1*}, Ran Bin¹, Luo Kaijie¹, Sun Hucheng²

(1. School of Transportation, Southeast University, Nanjing 211189, China; 2. China Highway and Transportation Society, Beijing 100011, China)

Abstract: Recently, the autonomous driving industry in China has been gradually shifting its focus from individual-vehicle intelligence to vehicle–infrastructure cooperation. This shift has brought significant opportunities for the intelligent transportation industry. Although research on vehicle–infrastructure cooperative sensing is still in its early stage in China, it shows a strong dedication to technological innovation, indicating significant potentials for future growth. This study examines the development status of vehicle–infrastructure cooperative sensing and thoroughly explores the characteristics and status of core technologies that support vehicle–infrastructure cooperative sensing. It discusses ongoing advancements in this field, investigates future technology trends, and proposes a range of recommendations for further development. Research indicates that vehicle–infrastructure cooperative sensing is evolving toward the integration of multi-source data. Presently, its development directions mainly focus on the optimization of pure visual cooperative sensing, upgrades in LiDAR point cloud processing, advancements in multi-sensor spatiotemporal information matching and data fusion, as well as the establishment of a standards system for vehicle–infrastructure cooperative sensing technologies. To further boost the rapid growth of vehicle–infrastructure cooperation in China, increasing investment in the research and development of relevant

收稿日期: 2023-11-20; 修回日期: 2024-01-13

通讯作者: *芮一康, 东南大学交通学院副研究员, 研究方向为车路协同自动驾驶技术、智能网联交通技术; E-mail: 101012189@seu.edu.cn

资助项目: 中国工程院咨询项目“车路协同自动驾驶系统研究”(2022-XBZD-19); 国家自然科学基金项目(41971342); 江苏省研究生科研与实践创新计划项目(SJCX23_0073); 山东省重点研发计划项目(2020CXGC010118)

本刊网址: www.engineering.org.cn/ch/journal/sscae

technologies is advised. Enhancing partnerships among different industry sectors, establishing unified standards for processing perception data, and expediting the broad application of these technologies are also key recommendations. These strategies aim to position China advantageously in the global market of autonomous driving, contributing to the sustainable development of the industry.

Keywords: autonomous driving; vehicle–infrastructure cooperative sensing; multi-source data; LiDAR; video camera; standards system

一、前言

车路协同技术是现代交通系统的关键组成部分,近年来在全球范围内受到广泛关注。美国、日本等发达国家自 20 世纪 90 年代起就在这一领域开展相关研究,现已进入成熟发展阶段。美国发布了一系列涉及自动驾驶的政策,为车路协同技术的发展提供了坚实基础。我国积极布局自动驾驶领域,加强顶层设计,发布了《交通强国建设纲要》(2019 年)和《交通运输部关于促进道路交通自动驾驶技术发展和应用的指导意见》(2021 年),明确了车路协同技术的发展方向,进一步促进车路协同技术的研发和应用^[1]。

车路协同感知技术相较于单车自主感知具有显著优势,正成为未来交通发展的关键^[2]。车路协同感知技术通过整合车载和路侧的设备,有效弥补了单车智能的感知盲区,显著提升了信息的连贯性和准确度。尤其是在复杂的道路环境中,如视野受限的场景,车路协同感知技术能显著提高道路感知的准确性,为确保交通安全和提高通行效率发挥了重要作用^[3]。

为深入探讨车路协同感知技术的发展情况,本文介绍车路协同感知所需的基础支撑技术特性及发展现状,包括传感器技术、多传感器融合感知技术、通信技术与边缘计算技术等;探讨车路协同感知技术的分类及研究进展,解析未来发展趋势;最后,提出车路协同感知技术的发展建议,为车路协同感知技术领域的持续创新和发展提供参考。

二、车路协同感知基础支撑技术

(一) 传感器技术与多传感器融合感知技术

车路协同感知技术通常采用激光雷达、视频摄像机、毫米波雷达、超声波雷达等多种感知设备进行环境感知。按照传感器类别进行划分,可以分为光学传感器和非光学传感器,前者包括高清摄像机、红外摄像机、立体视觉摄像机、激光雷达等,

后者包括感应线圈、毫米波雷达、微波雷达等。

① 在传感器性能方面,激光雷达的测距精度、分辨率和角分辨率较高,测距精度通常可达厘米级,但成本偏高,测距精度易受光照、雨雾、环境、温度等影响。② 毫米波雷达的成本较低,检测效果不受天气、低光照等条件的影响,探测范围较远,穿透雨、雪、雾的能力较强,具有全天候工作的能力;但对非金属目标的识别能力较弱,在检测过程中易受到杂波干扰,对行人、非机动车等的探测精度较低^[4,5]。③ 视频摄像机可以全面识别视野范围内的物体,准确检测体积较小、反射波较弱的物体,弥补了激光雷达和毫米波雷达无法检测目标颜色的劣势,有利于车牌识别、车道线检测、车辆追踪等领域的研究。然而,视频摄像机对光影条件敏感,检测精度易受逆光、雨雪等天气条件的影响^[6],在目标深度信息获取方面存在一些局限。为解决上述难题,常见的处理方案是将摄像机和激光雷达的数据进行融合,解决深度探测和目标持续追踪问题,在一定程度上弥补使用单一传感器的劣势,为车辆提供更加精准、更广范围的感知信息^[7-9];该方案已得到广泛应用和验证。

车路协同自动驾驶感知技术广泛应用的关键技术主要有视觉感知技术、激光雷达感知技术、毫米波雷达感知技术、多传感器融合感知技术 4 种,每种技术的特点和应用情况具体如下。

1. 视觉感知技术

视觉感知技术是一种应用范围广、对硬件要求较低的技术,已在交通环境监测中获得广泛应用。视觉传感器的成本较低,可以提供较为丰富的环境语义信息,如空间信息(形状、大小、距离)、运动信息(速度、时间)和语义信息(颜色、类型、车牌)等。通过分析视觉传感器捕获的图像特征,可以执行多种任务,如道路目标检测与跟踪、语义分割、障碍物检测、场景识别、车道线检测、道路裂缝检测等。

在视觉特征的提取方面,早期主要基于手工特征、传统特征来进行感知信息的识别和提取。手工

特征即通过领域专家或人为设计出的特征来提取图像中的信息。这些特征通常基于交通领域的先验知识和经验,用具有身份判别度的特征来描述,如图像中目标的边缘信息、色彩信息、车型和配饰等,以及更具有识别性的车身贴图、备胎、车内装饰、车身上的刮擦痕迹等外观信息。传统特征通常指通用和基本的特征,如图像的像素值、颜色直方图^[10]、梯度信息等。视觉方向梯度直方图特征在局部几何、光学变化上具有良好的不变性,广泛应用于自动分割人眼的虹膜图像、交通标态检测和车辆检测等领域。尺度不变特征转换对图像缩放、平移和旋转具有不变性^[11],对仿射失真、光照变化、噪声叠加、部分遮挡具有部分不变性,在特征匹配方面性能优越,成功用于描述图像的局部特征,也被广泛应用于文献检索工作中^[12]。

基于手工特征或传统特征的识别方法研究聚焦目标颜色信息和属性信息。在车辆颜色信息识别方面,可以利用首张图片以提取车辆的三维信息和色彩信息,进而实现车辆识别^[13];也可采用传统特征感知方法,使用颜色直方图和方向梯度直方图进行线性回归,构建用于车辆识别的三维边界框^[14]。然而,基于手工特征或传统特征的感知方法主要关注车辆颜色和形状的区别,容易误识别型号相同或外观高度相似的车辆。在实际应用中,传感器的视野、分辨率和环境光照条件都会对识别效果产生显著影响,因而在复杂场景中,难以保持良好的性能表现实现准确的环境感知。此外,基于特征的算法在面对多模态任务时,需要进行大量的特征工程计算工作,导致任务处理效率欠佳。

与基于手工特征或传统特征的识别方法相比,深度学习方法不需要基于人工选择/传统的特征进行分类和检测,而是可以自动从大量原始数据中学习、抽取出高维且抽象的特征,具备自适应学习能力,可处理更加复杂的任务。但深度学习方法需要通过大量数据进行网络训练,以提升模型的有效性和迁移性。典型的深度学习方法有:卷积神经网络、生成对抗网络^[15,16]、自编码器^[17]等。卷积神经网络广泛应用于图片分类、语义分割等任务,主要的网络模型有 AlexNet^[18]、GoogLeNet^[19]、ResNet^[20]等;应用网络模型显著提升了感知效果,为车路协同下的多模态感知奠定了基础。

环境因素会对视觉感知技术的效果发挥产生

重要影响,如光线强度、大气能见度^[21]、高动态范围变化(即在一个画面内同时存在的暗部和高亮部分)^[22,23]等。实现车路协同感知,需要视觉传感器具备更高的分辨率、拥有更广泛的动态检测范围,确保在各种环境下均能捕捉到清晰完整的车辆运行环境信息。随着视觉感知技术的发展,立体(3D)视觉逐渐应用到相机传感器中,使相机可以像雷达一样获取深度信息。实现深度检测的方法主要包括:基于3D视觉方法直接获取深度信息、利用结构光设备获取环境信息以及利用红外发射器计算光的往返时间的主动检测方法等^[24]。与稀疏传感器(如激光雷达)相比,3D视觉系统的优点是能够提供密集的深度图,但图案的纹理性较低,很难建立帧与帧之间的对应关系。

2. 激光雷达感知技术

激光雷达通过测量激光脉冲的往返时间计算车辆到物体的距离,在车路协同感知应用中发挥着重要作用。激光雷达的激光束散度较低,可以减少功率随距离的衰减,在阳光直射下的测量距离可达200 m;可以使用旋转镜来改变激光脉冲的方向,实现360度全覆盖^[25],最终生成激光雷达点云数据。激光雷达的点云特征提取包括数据预处理、目标特征提取、目标分类3个过程^[26]。数据预处理主要包括点云降采样、坐标转换、点云滤波等。目标特征提取主要包括点云区域分割和特征提取两个步骤,区域分割阶段主要完成点云的聚类,明确特征的模式分类(如直线、圆弧等),并确定属于该特征模式的区域及区域内的激光数据点集,以提取待分类目标;在特征提取阶段,主要选择多维特征对点云点数、距离、数据强度等进行提取,完成各特征参数的确定、特征点的提取以及特征值的计算。目标分类是将从点云数据中提取出的特征准确地归类为特定的目标类别的关键过程,这些类别可以包括车辆、行人、自行车、交通标志等。

点云数据预处理是确保数据质量和后续分析准确性的关键步骤,处理方法主要包括点云降采样、坐标转换和点云滤波等。①点云降采样通过利用体素网格降采样、均匀降采样和随机降采样等方法,旨在减少数据点的数量以降低计算复杂度和运算成本。②坐标转换的目的是对点云数据进行精确处理,以确保其在空间上与实际应用场景精准对齐。常用的转换方法包括齐次坐标转换、仿射变换和刚

体变换等。③ 点云滤波用于去除数据中的离群点和噪声, 进一步提升数据的质量和可用性, 主要方法包括直通滤波、统计滤波和半径滤波等。这些步骤的相互补充和集成, 为点云数据的高效处理和精确分析提供了坚实基础。目前, 激光雷达感知技术的目标特征提取方法主要有点云网格化法 (如 VoxelNet 方法^[27])、点云集合处理法 (如 PointNet 方法^[28]) 以及图表示法 (如 Point-GNN 方法^[29])。① 点云网格化法是将点云转换成网格, 再利用卷积神经网络进行特征提取的方法, 可以较好地提取点云邻域特征, 但因点云具有稀疏性、在网格上呈不均匀分布, 对部分不存在点云数据的网格进行计算时会带来一定的计算浪费。后续研究仍需不断改进点云网格化方法, 减少计算量, 提升运行速度。例如, 目前主流的点云网格化方法是基于 Voxel 的单阶段方法系列^[27]。该方法通过轻量级的 Voxel 特征提取、稀疏 3D 卷积等方式进行改善和更新, 取得了较好的效果, 已获得行业应用。② 点云集合处理法是利用深度学习方法, 直接从点云集合中进行点特征提取的方法, 可以支持以无序的点作为输入、利用神经网络来提取点云特征, 不需要将点云映射到网格。但是, 该方法通常需要迭代地对点进行采样和分组, 以创建一个点集表示, 致使在大型点云上重复分组和采样的计算成本偏高。目前, 点云集合处理法在大型数据集中的应用性不强。③ 图表示法是将点云表示为图形再进行特征提取, 可以利用边缘信息确定更复杂的特征, 保留原始点云中的信息, 并且支持在一次拍摄中检测多个目标。该方法思路较为新颖, 但结构较为复杂、计算量较大、准确率相对较低, 在目前的主流应用中较少, 实用性偏低。

在目标分类方面, 一般采用机器学习方法来训练分类器, 以使系统能够自动识别和归类不同的物体。这些分类器包括传统的机器学习算法 (如支持向量机^[30]、随机森林等), 深度学习模型 (如卷积神经网络、循环神经网络等)。分类器会对从点云数据中提取的特征进行分析和处理, 并将物体准确地归类为预定义的目标类别之一。目标分类是激光雷达感知技术中的关键步骤, 为车路协同自动驾驶和环境感知系统提供了重要的信息, 以支持智能决策和控制。

目前, 激光雷达除本身工作原理的固有限制外, 还有很多工程问题 (如布置、噪声、标定、同步、畸

变、补偿、安全) 亟需解决。此外, 网络模型在嵌入式平台中的部署与优化也是一个亟待研究的问题。

3. 毫米波雷达感知技术

毫米波雷达具有天线波束窄、分辨率高、频带宽、抗干扰能力强等特点, 精度可达到毫米级^[31]。在检测过程中, 毫米波雷达通过发射毫米级波束, 实现对物体的快速定位。与激光雷达、摄像机等光学设备相比, 毫米波雷达在恶劣天气下的性能表现更好、成本较低、易于大规模生产, 目前已广泛应用于车载和路侧。但毫米波雷达采集的数据通常具有一定的噪声和杂波, 致使雷达数据会产生大量杂波, 因此, 需要研发高效的杂波检测技术, 以更准确地识别和消除干扰。例如, 调频连续波雷达在目标检测过程中容易受到杂波的影响。为解决这个问题, 研究人员改进了三帧差法, 通过应用压扩算法, 成功分离回波中的杂波和目标信号; 随后, 利用恒虚警率检测算法滤除回波中的杂波, 从而使在直线路段中的检测准确率达到 95.9%^[32]。因此, 通常需要在处理毫米波雷达数据之前使用过滤算法进行数据预处理, 以获得准确的物体点云数据, 这个预处理步骤对于提高目标检测的精度至关重要。

毫米波雷达感知技术与激光雷达感知技术都涉及点云数据的信号处理、目标检测等关键步骤, 但各自的工作原理与特性存在差异, 致使感知实施过程存在显著差异。毫米波雷达更多地利用电磁散射特性进行信号处理与目标检测, 而激光雷达则主要依赖 3D 坐标信息与反射强度来解读数据, 并进行运动畸变的纠正。在数据密集度方面, 毫米波雷达点云数据比激光雷达点云数据更为稀疏和分散, 导致处理这些数据的算法需要更加高效和简洁^[33]。毫米波雷达的这些特性使其在成本敏感的感知系统中特别有用, 以补充其他传感器的功能^[34]。随着深度学习技术的快速发展, 深度神经网络因其高效、准确等特性, 在特征训练与提取方面正日益超越传统的基于手工特征的识别方法。在毫米波雷达点云数据处理方面, 卷积神经网络能够自动提取点云数据特征, 省去了人工设计和选择特征的环节, 既提高了准确性又优化了处理流程。

4. 多传感器融合感知技术

多传感器融合感知是一个正在快速发展的研究领域, 通过有机组合不同来源 / 传感器的信息片段, 弥补了单一来源 / 传感器感知方法的缺陷, 提

升了感知性能。从多模态数据融合的传统分类角度来看，多传感器感知数据融合方法主要有数据层融合（前融合）、特征层融合（深度融合/中融合）和决策层融合（目标融合/后融合）。感知数据融合方法如图1所示，各融合方法情况如表1所示。数据层融合通过空间对齐将不同模式的原始传感器数据进行融合；特征层融合通过串联或元素乘法在特征空间中混合多模态数据；决策层融合将各模态模型的预测结果结合起来，做出最终决策^[35]。

感知数据融合方法还可以分为强融合和弱融合，这种分类通常应用于激光雷达和视频数据的融合中^[36]。其中，强融合中的每个小模块依赖于激光雷达点云数据，而不是相机数据。强融合方法又可以分为早期融合、深度融合、后期融合和不对称融合4类。①早期融合与传统的数据层融合不同，早期融合指多源数据既可以在数据层、也可以在特征层进行融合，而数据层融合仅能在原始数据层通过空间对齐和投影来融合每种模态数据；②深度融合方法主要在激光雷达分支的特征层进行多模态数据融合，但对于图像分支则在数据层和特征层进行多

模态数据融合；③后期融合直接融合每个模态结果，是一种利用多模态信息对最终方案进行优化的集成方法；④不对称融合将一个分支的目标级信息和其他分支的数据层或特征层信息进行融合，适用于处理具有不同权限的多模态分支数据。弱融合方法不直接从多模态各分支融合数据/特征/目标，而是使用基于规则的方法利用一种多模态数据作为监督信号、另一种模态感知进行指导。

总的来看，在车路协同多传感器融合感知技术的研究中，初期主要聚焦非光学传感器间的数据融合，现已发展成较为成熟的技术体系。非光学传感器通常采用数据层/决策层融合的方法^[37]，间接感知路面事件并对车辆行驶特性和交通状态进行综合分析。然而，由于缺乏光学传感器提供的视觉、车型、深度等信息，这种方法在实现路网范围的交通管理和精细化车辆控制方面存在一定的局限。近期研究逐渐将非光学传感器与光学传感器的数据进行融合，以实现更精确的环境感知和场景重建。例如，激光雷达与视觉传感器相结合，将激光雷达与视觉传感器的信息进行融合，不仅能够更有效地检测道路环

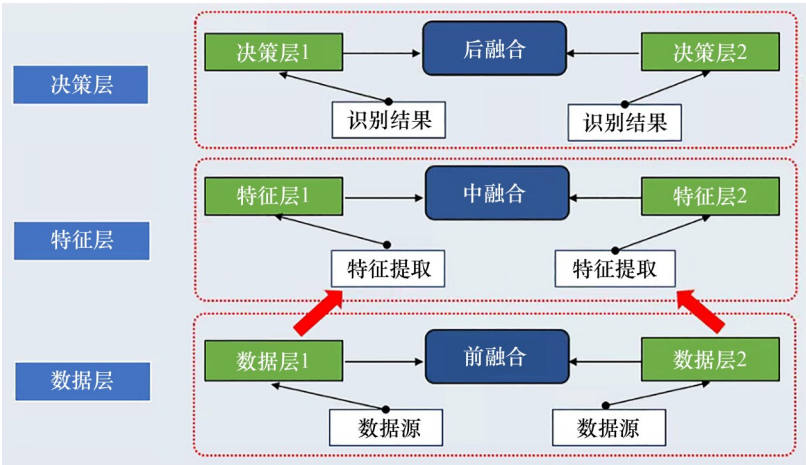


图1 感知数据融合方法示意图

表1 感知数据融合方法情况

融合方法	优点	缺点	方法
数据层融合	数据信息丰富、信息完整度高、融合精度高	数据处理耗时长、运算量大、实时性差、数据存在噪声或缺失	小波变换、代数法、主成分分析变换等
特征层融合	干扰数据少、数据处理速度较快、精度较高	特征处理和特征提取算法需要单独设计，准确性受特征提取模型影响较大	D-S证据理论、贝叶斯方法、聚类分析法、加权平均法、神经网络等
决策层融合	所需通信量小、容错能力强	精度较低、难以考虑原始数据特征、误判概率大	贝叶斯估计法、神经网络法、模糊集理论、可靠性理论等

境和识别事件,还能减少恶劣天气对视觉传感器精度的干扰,从而显著提升感知效果和精度。

随着道路智能化等级的提升,更多高精度的传感器将逐步布设在路侧基础设施上,逐步降低对自动驾驶车辆本身硬件的要求,形成车路多传感器融合的发展态势。新兴的多传感器融合技术在车路协同自动驾驶和其他领域中正发挥着越来越重要的作用,如激光雷达与红外数据的融合^[38]、红外与视频数据的融合^[39]、激光雷达与视频数据的融合^[6]等。深度学习方法在多传感器融合技术发展方面的应用前景广阔^[40],数据融合将逐渐成为目标跟踪、交通障碍物检测、交通状态估计、异常检测与行为预测等的应用趋势^[41]。

(二) 通信技术

通信是实现车路协同的基础,其可靠性直接影响道路交通与自动驾驶系统安全,尤其是在高通道负载和数据包碰撞频发时更为显著。基于蜂窝网络的车用无线通信技术(C-V2X)是车路协同感知的重要支撑技术之一。C-V2X是基于第三代合作伙伴计划(3GPP)的全球统一标准通信技术,也是基于第四代移动通信/第五代移动通信(4G/5G)等蜂窝网通信技术演进形成的车用无线通信技术,主要包含长期演进车用无线通信技术(LTE-V2X)和基于5G系统的车用无线通信技术(5G-V2X)两类技术。V2X技术是连接车辆与车、人、交通路侧基础设施和网络等周边事物的关键纽带。V2X技术借助各种无线通信技术,将车、路、人、云等交通参与要素有机联系在一起,为车路协同感知技术的发展提供重要支持。车路协同感知主要依靠V2X中的车路通信技术和车车(V2V)通信技术,实现车路多智能体间的信息交互与融合。

当前,车路通信技术的重点集中在数据同步、数据压缩方法、信息冗余性和通信负载占用的解决方法等方面^[42]。目前,已有研究提出了基于毫米波雷达信息价值的车路通信策略^[43],从超车环境下车辆速度和车间距离两个方面推导出车辆安全自动驾驶所需的数据传输速率^[44];设计了一种基于车路通信技术、适用于复杂道路环境的自动驾驶环境感知解决方案^[45],通过在车端和路端部署正态分布变换点云配准及数据融合算法,将由路侧多传感器系统构建的环境信息通过车路通信技术传递给自

动驾驶车辆,有效提高了自动驾驶汽车在交叉路口的环境感知能力。在通信负载问题的研究方面,针对欧洲电信标准协会制定的集体感知服务方案中的冗余感知消息较多、通道负载较大的问题,提出了一种改进方法以显著减少冗余和信道负载^[46],即计算被检测对象最后一次被纳入集体感知信息时的绝对位置、速度和检测时间,如果满足阈值条件,则生成一个新的传输指令。

总的来说,在当前的技术发展背景下,通信质量对车路协同感知技术的发展有着重要影响。利用通信网络进行车路感知信息的传输,可以实现感知数据的有效协同,避免由遮挡或障碍物造成的视野盲区,精确重建车辆的行驶环境,为自动驾驶车辆在预测、决策和控制过程中提供丰富的多源感知信息,从而显著提升自动驾驶的行车安全性。

(三) 边缘计算技术

为满足自动驾驶对车路感知的实时、精确需求,自动驾驶车辆需要装备高性能的计算设备,以实现环境的精确感知和理解。然而,高性能计算设备成本较高,并不适宜广泛部署在所有的车辆上。边缘计算作为一种新兴的技术范式,为应对本地化计算需求提供了一种新的解决方案。该技术采用分布式计算方法,利用边缘服务器进行主要的计算和数据处理任务,有效减少了中央处理中心的计算负荷和网络拥堵^[47]。边缘计算可以在网络的边缘进行数据处理,使云服务可以高效处理下游数据,同时支持物联网应用处理上游数据^[48,49]。通过运用边缘计算资源,应用轻量化融合感知优化算法,处理来自路侧和车侧感知设备的原始数据、特征信息,实现车路感知信息的融合与处理,可以在保持实时性和准确性的同时,有效降低成本,提升自动驾驶系统的整体效率和响应速度^[50,51]。

在车路协同自动驾驶与边缘计算技术结合的发展过程中,当前的研究重点如下。①边缘端处理信息的优先级问题。为高效完成来自车辆、路侧的数据处理任务,探讨最优的任务调度策略以确保信息的及时处理和传输,提出了基于时隙的车辆边缘计算体系结构,设计了两阶段启发式算法,有效实现协同感知^[52];提出了一种基于协同感知的任务分配方法,将任务调度问题表述为一个多目标的0,1整数线性规划,利用贪心启发式算法解决优化问题^[53]。

② 关注边缘计算设备在关键地点的最佳布置问题,以提高车路协同网络的覆盖范围和数据处理能力^[54]。为优化系统性能和响应速度,边缘计算设备的布置通常包括物理布局和计算资源的分配与管理。目前,已有研究在考虑边缘计算和物联网设备部署的影响因素后,提出了一种边缘计算设备的部署策略^[48];基于通信延迟需求,提出了一种移动边缘计算设备选择和重新定位系统^[55];在考虑网络设备和 workload 等因素后,提出了一种可在计算网络中使用的边缘节点选择方法^[56]。此外,区域协同优化方案也是重点研究内容,涉及在不同区域之间协调和优化资源,以实现更高效的信息交换和处理,进一步提高自动驾驶系统的效率,增强系统对复杂环境和突发状况的适应能力。

三、车路协同感知技术研究进展

车路协同感知技术作为自动驾驶领域的关键技术之一,通过融合自动驾驶车辆与道路基础设施之间的数据,显著提高了感知系统的效能和准确性。车路协同感知技术按照数据共享及协作的不同阶段可以划分为前期协同技术、中期协同技术和后期协同技术^[57]。接下来,将详细介绍车路协同感知技术在不同阶段的研究进展。

(一) 前期协同感知技术

前期协同感知技术也称为数据级协同/早期协同技术,关键在于将车辆和路侧设施采集的原始数据进行综合融合。这一阶段的特点是智能体(如自动驾驶车辆)接收来自其他智能体(如其他车辆或路侧传感器)的原始传感器数据,并将这些数据与自身采集的数据结合起来以获得全面的数据信息,进而使感知精度更高。目前,利用点云的不规则性和聚集性,对智能体采集的点云数据进行了融合感知,如协同3D目标检测系统模型^[58]、基于3D点云的协同感知模型^[59],通过对激光雷达数据进行重构和空间连接,实现了点云数据的融合预测,取得了比数据后融合更好的效果。此外,提出了一种车路协同感知系统,通过基础设施与一定区域内的多车信息交互共享车辆原始数据,合并车辆的视图信息,形成完整车辆视图,提升了多车感知方法的可扩展性和高效性^[60]。

然而,前期协同感知技术涉及大量原始数据,而原始数据中不可避免地包含一定的噪声,致使数据处理的复杂性增加;再加上,数据量较大,数据处理需要较多的计算资源,尤其是在边缘计算场景中,限于计算能力,实时处理和融合如此庞大的数据集变得更加困难。这就要求开发更高效的数据处理算法,以优化数据传输、减少延迟,在保证精度的同时降低对计算资源的需求。

(二) 中期协同感知技术

中期协同感知技术也称为特征级协同感知技术,优化了前期协同感知过程中的数据处理方式。在这一阶段,各智能体首先对采集的原始数据进行语义特征提取,然后将提取后的信息与自身的感知数据进行特征融合,最后做出更准确的预测和决策^[61]。在中期协同感知的过程中,特征提取的作用不仅是减少数据量,还在于提高数据的质量和相关性。通过筛选出具有代表性和重要性的特征,智能体可以更有效地理解和响应周围环境,但特征提取过程可能会导致原始数据中重要信息丢失以及产生不必要的信息冗余,削弱决策的准确性甚至带来计算资源的浪费,因此,选择合适的特征提取算法十分关键。目前,已有研究提出了一种基于点云特征的协同感知框架^[62],利用特征级融合来实现端到端的3D目标检测,有效实现了数据压缩且可以部署在路侧以快速进行边缘计算。也有研究提出了一种协同空间特征融合方法^[63],根据特征图提供的新的语义信息量来定义特征图权重,进行更有针对性的融合,显著提高了自动驾驶汽车的检行测精度和扩大了有效检测范围。

(三) 后期协同感知技术

后期协同感知技术也称为目标级协同感知技术,对网络输出层的信息进行融合,实现各智能体之间的检测信息共享与协作。在后期协同的实施过程中,每个智能体都独立地训练各自的网络模型,并将模型输出结果相互共享。这种方法允许每个智能体专注于其特定的数据处理任务,从而更高效地利用各自的计算资源^[64]。车辆或智能体接收来自其他智能体的输出结果并进行空间变换,再将感知结果合并,这种合并策略的优势在于其相对简单和节省带宽,无需传输大量的原始数据。

在后期协同感知技术的研究方面,研究人员分别利用雷达和摄像机进行目标检测,再对结果进行融合^[65,66];通过将后融合与前融合结合以实现数据融合,利用单一传感器得到检测结果后再与另一传感器的原始数据进行融合,如利用相机图像进行目标检测后,再与激光雷达数据融合对结果进行验证。此外,有研究先利用激光雷达检测目标,再将点云目标映射到图像上^[67-69],实现图像信息与激光雷达信息的融合。

后期协同感知技术仍存在一定的局限性。各智能体的输出数据可能包含噪声、不完整或片面,进而致使感知能力整体下降^[70]。虽然后期协同感知在资源使用、带宽占用方面更为高效,但在确保高质量感知和决策方面没有前期协同感知、中期协同感知有效。未来研究仍需要探索更先进的数据处理和融合算法,以提高后期协同中单个输出的准确性和完整性。

整体来看,车路协同感知技术的发展逐步由单一协同方法向多种策略协同感知发展,以提升整体感知性能、保持带宽和资源高效使用。这种综合方法旨在充分利用早期协同感知、后期协同感知方法的优势,实现更高效、更精确的数据处理与融合。通过结合早期协同感知的数据丰富性与后期协同感知在数据处理和传输效率上的优势,可以开辟一条新的发展道路。早期协同感知阶段提供的详细原始数据包含较多环境信息,为系统打下了坚实基础,有助于深入理解周围的交通状况和潜在挑战。同时,后期协同感知技术高效的数据处理和优化的传输策略,能够加速数据的处理流程,减少带宽占用,从而在保持数据质量的同时提高整体系统的运行效率。例如,研究人员设计了一种在波动网络带宽条件下有效利用网络资源的多方式协同感知方法^[71],通过共享原始车辆数据、特征数据和目标数据三部分,实现了对数据资源的自适应信息传输。

综合协同感知策略还可以通过智能算法优化数据的选择和压缩,进一步减轻网络负担,提高数据传输的实时性。通过智能筛选关键信息,并在必要时进行实时的数据压缩和解压,可以确保仅传输最关键的信息,从而降低对网络资源的需求,确保系统的响应速度和准确性。通过不断优化和整合多种先进的协同感知技术,未来的智能交通系统将更加高效、安全地应对复杂多变的交通环境。

四、车路协同感知技术发展趋势

(一) 纯视觉协同感知技术的优化

摄像头采集及处理技术的显著进步为车路协同感知系统提供了更为精细的视觉数据,纯视觉协同感知技术正快速发展。然而,在车辆与路侧基础设施的协同过程中,实时且准确地在不同视野和分辨率下对齐图像特征并提取目标信息的任务,仍然严重依赖于先进的软件模型。面对不同环境条件下的海量数据处理和多样化场景样本,纯视觉感知技术在实现高级识别功能时比多传感器融合方法面临更大的挑战。这需要技术路径能够应对复杂性和挑战性问题,严格进行数据处理和分析。随着软硬件技术的不断演进,未来将出现更高效、更可靠的纯视觉协同感知技术,特别是在处理复杂的车路协同场景和多变环境条件下的图像识别方面。

(二) 激光雷达点云处理技术的提升

在车路协同感知技术的发展中,激光雷达因其较高的精度、与相机的互补性等优势,发挥着至关重要的作用。随着技术进步,结合激光雷达与图像数据的融合已成为提升车路协同感知系统性能的关键途径。尽管如此,激光雷达技术发展面临的主要挑战包括:在不同环境条件下的高效数据采集,如环境光、高透明度物体及特定天气条件的干扰;激光雷达系统的校准精确度和稳定性存在不足;大规模点云数据的有效预处理、分割和特征提取能力不足。未来,激光雷达感知技术的研究将专注于提升点云数据质量、增强环境感知能力和优化数据处理方法,以显著提升车路协同感知系统的性能,尤其是在系统的整体效能和稳定性方面,推动该技术向更高水平发展。

(三) 多传感器时空信息匹配和数据融合技术的发展

目前,在车路协同感知技术领域,多传感器数据融合技术准确同步复杂环境中的时空信息至关重要。尽管现有的数据融合方法在降低时空信息匹配错误率和增强场景适应性方面取得了一定进展,但仍未达到理想水平。未来,将专注于提升融合感知技术在车路协同系统中的性能,进一步提高传感器硬件水平以保证数据的准确性和可靠性,增强数据

采集的精度，并且不断优化数据融合算法以实现复杂场景下车路多源感知信息的有效匹配。通过技术改进和创新，将促使模型在保持高精度度和实时性的同时，更有效地集成到路侧边缘计算设备中。这不仅为车路协同决策和控制系统提供了强大的数据支持，而且将大幅提升整个系统的性能和可靠性，进而推动车路协同感知技术的整体发展。

（四）车路协同感知技术标准体系的构建

虽然我国高度重视车路协同技术的发展，但其标准化进程及实际应用的落地仍然处于起步阶段。事实上，健全的标准化体系是车路协同感知技术进一步发展的必要条件。目前，车路协同感知技术的应用主要限于示范区域及特定局部路段，规模与发展范围存在局限性。然而，随着相关标准的制定和技术成熟度的不断提升，车路协同感知技术将逐步从试验性质的区域拓展至更广泛的应用领域。这一发展趋势预示着整个产业发展将产生显著的集聚效应，进而推动相关技术和产业的综合进步。

五、车路协同感知技术发展建议

（一）研究并优化单一模态感知技术，提升单一模态感知精度

单一模态感知技术是多模态感知技术的基础。单一模态感知技术以视觉感知、激光雷达感知技术为主，需进一步丰富视觉数据，提供多样化的模型学习场景，并研究训练速度快、轻量化的深度学习算法；开发有效性更好的点云采集方法，提升点云数据校准精度与稳定性，着力于特征工程，从激光雷达点云数据中提取更合适的感知特征，用于交通感知，以提升单一模态的感知精度。

（二）开发多模态感知信息匹配方法，完善车路协同感知关键技术

车路协同感知技术可以结合视觉、激光雷达、雷达等多种模态的数据，较显著提升交通感知能力。车路协同感知关键技术的完善主要包括软件与硬件两方面：在软件方面，需进一步针对不同传感器产生的数据，开发先进的信息匹配方法，并建立统一的信息转换标准，以确保多模态数据之间的一致性和协同性；在硬件方面，开发高性能的硬件加速器

和相匹配的轻量级算法，以提高多模态数据的处理速度和效率。

（三）明确产业发展方向，积极组建产业合作联盟

车路协同感知技术体系建设涉及标准建设、技术研发、基础设施、产业布局、应用服务等领域，产业的发展方向应集中于建设智慧化道路基础设施、构建车路感知信息交互平台、培育车路协同服务产品。在此基础上，以近期行动部署与中长期战略规划为引领，以试点示范工程为发力点，结合人才、资金扶持政策，持续推进车路协同感知技术的发展进程。充分发挥行业协会在政府与企业之间的桥梁和纽带作用，积极打造车路协同感知产业平台，充分集合多行业发展力量。通过建立产业联合体，在应用场景、技术标准、商用示范等领域达成产业共识，促成产业共建。

（四）制定统一的感知数据处理技术标准，充分发挥试点示范作用

协同多方行业管理部门，结合行业发展情况，加快修订车路协同感知数据标准化处理方法与融合技术评价标准，发挥标准规范在车路协同关键技术、核心产品和功能应用方面的引领作用。在试点示范工程中推进车路协同感知技术的实践探索，充分验证技术方案的可靠性，系统评估技术方案的安全风险。充分发挥试点示范工程对行业发展的引领示范效应，将商业化发展作为试点示范的主题在全国范围进行广泛探索，扩大产业规模。加强与金融领域协同合作，探索适用于车路协同感知技术发展的投融资模式，激发产业活力。

利益冲突声明

本文作者在此声明彼此之间不存在任何利益冲突或财务冲突。

Received date: November 20, 2023; **Revised date:** January 13, 2024

Corresponding author: Rui Yikang is an associate research fellow of the School of Transportation, Southeast University. His major research fields include vehicle-infrastructure cooperative autonomous driving technology, and intelligent networked transportation technology. Email: 101012189@seu.edu.cn

Funding project: Chinese Academy of Engineering project “Research on Vehicle-Infrastructure Cooperative Autonomous Driving Systems” (2022-XBZD-19); National Natural Science Fund Project (41971342); Postgraduate Research & Practice Innovation Program of Jiangsu Province (SJCX23_0073); Key R&D Program Project in Shandong Province (2020CXGC010118)

参考文献

- [1] 冉斌, 谭华春, 张健, 等. 智能网联交通技术发展现状及趋势 [J]. 汽车安全与节能学报, 2018, 9(2): 119–130.
Ran B, Tan H C, Zhang J, et al. Development status and trend of connected automated vehicle highway system [J]. Journal of Automotive Safety and Energy, 2018, 9(2): 119–130.
- [2] 张毅, 姚丹亚, 李力, 等. 智能车路协同系统关键技术与应用 [J]. 交通运输系统工程与信息, 2021, 21(5): 40–51.
Zhang Y, Yao D Y, Li L, et al. Technologies and applications for intelligent vehicle–infrastructure cooperation systems [J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2021, 21(5): 40–51.
- [3] 王鲲, 张珠华, 杨凡, 等. 面向高等级自动驾驶的车路协同关键技术 [J]. 移动通信, 2021, 45(6): 69–76.
Wang K, Zhang Z H, Yang F, et al. Key technology of vehicle–infrastructure coordination for high-level autonomous driving [J]. Mobile Communications, 2021, 45(6): 69–76.
- [4] 贾子永, 任国全, 李冬伟, 等. 基于激光雷达深度信息和视觉 HOG 特征的车辆识别与跟踪方法 [J]. 装甲兵工程学院学报, 2017, 31(6): 88–95.
Jia Z Y, Ren G Q, Li D W, et al. Vehicle detection and tracking method based on LIDAR depth information and visual HOG fusion feature [J]. Journal of Academy of Armored Force Engineering, 2017, 31(6): 88–95.
- [5] 龙学军, 谭志国, 高枫. 多传感器融合路侧感知技术应用现状分析 [J]. 中国交通信息化, 2021 (10): 137–140.
Long X J, Tan Z G, Gao F. Analysis of application status of multi-sensor fusion roadside sensing technology [J]. China ITS Journal, 2021 (10): 137–140.
- [6] 皮任东. 基于路侧激光雷达和摄像头融合的目标轨迹追踪方法研究 [D]. 济南: 山东大学(硕士学位论文), 2022.
Pi R D. Research on object tracking method based on fusion of roadside LiDAR and camera [D]. Jinan: Shandong University (Master's thesis), 2022.
- [7] 安鑫, 蔡伯根, 上官伟. 车路协同路侧感知融合方法的研究 [J]. 测控技术, 2022, 41(2): 1–12, 35.
An X, Cai B G, Shangguan W. Vehicle road cooperative roadside perception fusion method [J]. Measurement & Control Technology, 2022, 41(2): 1–12, 35.
- [8] 姚海敏, 冯霏, 陈建华. 基于高精度地图及多传感器融合定位的车路协同应用实践 [J]. 测绘地理信息, 2022, 47(3): 65–69.
Yao H M, Feng F, Chen J H. Practical application of vehicle–road cooperation based on high precision map and multi-sensor fusion positioning [J]. Journal of Geomatics, 2022, 47(3): 65–69.
- [9] 邢吉平. 基于多源数据融合的城市路网交通流量估计方法研究 [D]. 南京: 东南大学(博士学位论文), 2021.
Xing J P. Study on the urban network volume estimation based on multisource data fusion [D]. Nanjing: Southeast University (Doctoral dissertation), 2021.
- [10] Swain M J, Ballard D H. Color indexing [J]. International Journal of Computer Vision, 1991, 7(1): 11–32.
- [11] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91–110.
- [12] Anjulan A, Canagarajah N. Object based video retrieval with local region tracking [J]. Signal Processing: Image Communication, 2007, 22(7–8): 607–621.
- [13] Woessler R. Fast extraction of traffic parameters and reidentification of vehicles from video data [C]. Shanghai: The 2003 IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems, 2003.
- [14] Zapletal D, Herout A. Vehicle re-identification for automatic video traffic surveillance [C]. Las Vegas: 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2016.
- [15] Goodfellow I, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative adversarial networks [J]. Communications of the ACM, 2020, 63(11): 139–144.
- [16] Creswell A, White T, Dumoulin V, et al. Generative adversarial networks: An overview [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2018, 35(1): 53–65.
- [17] Bank D, Koenigstein N, Giryas R. Autoencoders [M]// Rokach L, Maimon O, Shmueli E. Machine Learning for Data Science Handbook. Cham: Springer International Publishing, 2023: 353–374.
- [18] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84–90.
- [19] Szegedy C, Liu W, Jia Y Q, et al. Going deeper with convolutions [C]. Boston: 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2015.
- [20] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Deep residual learning for image recognition [C]. Las Vegas: 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016.
- [21] Li H, Sima C, Dai J, et al. Delving into the devils of bird's-eye-view perception: A review, evaluation and recipe [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2023.
- [22] Kumar V R, Eising C, Witt C, et al. Surround-view fisheye camera perception for automated driving: Overview, survey & challenges [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023.
- [23] Strobel M, Döttling D. High dynamic range CMOS (HDRC) imagers for safety systems [J]. Advanced Optical Technologies, 2013, 2(2): 147–157.
- [24] Hansard M, Lee S, Choi O, et al. Time-of-flight cameras: Principles, methods and applications [M]. London: Springer London, 2013.
- [25] Warren M E. Automotive LIDAR technology [C]. Kyoto: 2019 Symposium on VLSI Circuits, 2019.
- [26] 李欣, 李京英. 基于激光雷达点云多特征提取的车辆目标识别算法 [J]. 传感器与微系统, 2020, 39(10): 138–141.
Li X, Li J Y. Vehicle target recognition algorithm based on multi-feature extraction of LiDAR point cloud [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2020, 39(10): 138–141.
- [27] Zhou Y, Tuzel O. VoxelNet: End-to-end learning for point cloud based 3D object detection [C]. Salt Lake City: 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018.
- [28] Charles R Q, Hao S, Mo K C, et al. PointNet: Deep learning on point sets for 3D classification and segmentation [C]. Honolulu: 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017.

- tion (CVPR), 2017.
- [29] Shi W J, Rajkumar R. Point-GNN: Graph neural network for 3D object detection in a point cloud [C]. Seattle: 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020.
- [30] SebalD D J, Bucklew J A. Support vector machines and the multiple hypothesis test problem [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2001, 49(11): 2865–2872.
- [31] 郭泉成, 黄梓健, 刘乐, 等. 汽车自动驾驶传感器发展 [J]. 科技与创新, 2023 (16): 19–22.
Guo Q C, Huang Z J, Liu L, et al. Development of automobile automatic drive sensor [J]. Science and Technology & Innovation, 2023 (16): 19–22.
- [32] 杨路, 周文豪, 余翔, 等. 一种抑制杂波的高精度车载雷达目标检测方法 [J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(10): 145–151.
Yang L, Zhou W H, Yu X, et al. High-precision vehicle radar target detection method with clutter suppression [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(10): 145–151.
- [33] Zhang G, Chi G, Zhang Y, et al. Push the limit of millimeter-wave radar localization [J]. ACM Transactions on Sensor Networks, 2023, 19(3): 1–21.
- [34] 石晏丞, 李军. 汽车自动驾驶领域的传感器融合技术 [J]. 装备机械, 2021 (3): 1–6, 12.
Shi Y C, Li J. Sensor fusion technology in field of automotive autonomous driving [J]. The Magazine on Equipment Machinery, 2021 (3): 1–6, 12.
- [35] 葛宇, 杜春晖, 李亚杰, 等. 大数据环境下多维传感器数据融合算法研究 [J]. 现代电子技术, 2021, 44(7): 28–31.
Ge Y, Du C H, Li Y J, et al. Research on multi-dimensional sensor data fusion algorithm in big data environment [J]. Modern Electronics Technique, 2021, 44(7): 28–31.
- [36] Cui Y D, Chen R, Chu W B, et al. Deep learning for image and point cloud fusion in autonomous driving: A review [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(2): 722–739.
- [37] 张雯靓. 基于多源信息的高速公路交通事件检测方法研究 [D]. 南京: 东南大学(硕士学位论文), 2018.
Zhang W L. Research on freeway traffic incident detection method based-on multi-source information [D]. Nanjing: Southeast University (Master's thesis), 2018.
- [38] 刘树伟, 梁聪聪. 基于红外技术与激光雷达的新能源汽车无人驾驶障碍检测 [J]. 应用激光, 2022, 42(9): 97–104.
Liu S W, Liang C C. New energy vehicle driverless obstacle detection based on infrared technology and LiDAR [J]. Applied Laser, 2022, 42(9): 97–104.
- [39] 汪勇, 张英, 廖如超, 等. 基于可见光、热红外及激光雷达传感的无人机图像融合方法 [J]. 激光杂志, 2020, 41(2): 141–145.
Wang Y, Zhang Y, Liao R C, et al. UAV image fusion method based on visible light, infrared light and lidar sensors [J]. Laser Journal, 2020, 41(2): 141–145.
- [40] Fayyad J, Jaradat M A, Gruyer D, et al. Deep learning sensor fusion for autonomous vehicle perception and localization: A review [J]. Sensors, 2020, 20(15): 4220.
- [41] Zhang M J, Liang H W, Zhou P F. UGV-UAV cooperative 3D multi-object tracking based on multi-source data fusion [C]. Hefei: 2023 IEEE International Conference on Unmanned Systems (ICUS), 2023.
- [42] Chen H, Liu J, Wang J, et al. Towards secure intra-vehicle communications in 5G advanced and beyond: Vulnerabilities, attacks and countermeasures [J]. Vehicular Communications, 2023, 39: 100548.
- [43] Wu P, Ding L Q, Wang Y, et al. V2V-assisted V2I MmWave communication for cooperative perception with information value-based relay [C]. Madrid: 2021 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM), 2021.
- [44] Sakaguchi K, Fukatsu R. Cooperative perception realized by millimeter-wave V2V for safe automated driving [C]. Kyoto: 2018 Asia-Pacific Microwave Conference (APMC), 2018: 180–182.
- [45] Duan X T, Jiang H, Tian D X, et al. V2I based environment perception for autonomous vehicles at intersections [J]. China Communications, 2021, 18(7): 1–12.
- [46] Thandavarayan G, Sepulcre M, Gozalez J. Redundancy mitigation in cooperative perception for connected and automated vehicles [C]. Antwerp: 2020 IEEE 91st Vehicular Technology Conference (VTC2020-Spring), 2020.
- [47] Zhang X J, Debroy S. Resource management in mobile edge computing: A comprehensive survey [J]. ACM Computing Surveys, 55(13s): 291.
- [48] Shao Z L, Huang C, Li H. Replica selection and placement techniques on the IoT and edge computing: A deep study [J]. Wireless Networks, 2021, 27(7): 5039–5055.
- [49] Han Y G, Wang Z S. Reinforcement learning scheduling research for edge servers [C]. Xi'an: 2023 6th International Conference on Computer Network, Electronic and Automation (ICCNEA), 2023.
- [50] 蔡创新, 高尚兵, 周君, 等. 车路视觉协同的高速公路防碰撞预警算法 [J]. 中国图象图形学报, 2020, 25(8): 1649–1657.
Cai C X, Gao S B, Zhou J, et al. Freeway anti-collision warning algorithm based on vehicle-road visual collaboration [J]. Journal of Image and Graphics, 2020, 25(8): 1649–1657.
- [51] Zhang M, Wang S, Gao Q. A joint optimization scheme of content caching and resource allocation for Internet of vehicles in mobile edge computing [J]. Journal of Cloud Computing, 2020, 9(1): 33.
- [52] Wei Y K, Zhang J X. A vehicular edge computing-based architecture and task scheduling scheme for cooperative perception in autonomous driving [J]. Mathematics, 2022, 10(18): 3328.
- [53] Zaki A M, Elsayed S A, Elgazzar K, et al. Multi-vehicle task offloading for cooperative perception in vehicular edge computing [C]. Rome: ICC 2023 —IEEE International Conference on Communications, 2023.
- [54] Bahrami B, Khayyambashi M R, Mirjalili S. Edge server placement problem in multi-access edge computing environment: Models, techniques, and applications [J]. Cluster Computing, 2023, 26(5): 3237–3262.
- [55] Ho J. Systems and methods for mobility aware multiaccess edge computing device selection and relocation: US11431597 [P]. 2022-08-30.
- [56] Benassi W R, O'Brien W. Systems and methods for edge site selection and metrics capture: US20220210034 [P]. 2022-06-30.
- [57] Han Y S, Zhang H, Li H F, et al. Collaborative perception in autonomous driving: Methods, datasets, and challenges [J]. IEEE

- Intelligent Transportation Systems Magazine, 2023, 15(6): 131–151.
- [58] Arnold E, Dianati M, de Temple R, et al. Cooperative perception for 3D object detection in driving scenarios using infrastructure sensors [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(3): 1852–1864.
- [59] Chen Q, Tang S H, Yang Q, et al. Cooper: Cooperative perception for connected autonomous vehicles based on 3D point clouds [C]. Dallas: 2019 IEEE 39th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS), 2019.
- [60] Zhang X M, Zhang A L, Sun J C, et al. EMP: Edge-assisted multi-vehicle perception [C]. New Orleans: The 27th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, 2021.
- [61] Wang T H, Manivasagam S, Liang M, et al. V2VNet: Vehicle-to-vehicle communication for joint perception and prediction [C]. Glasgow: Computer Vision-ECCV 2020, 2020.
- [62] Chen Q, Ma X, Tang S H, et al. F-cooper: Feature based cooperative perception for autonomous vehicle edge computing system using 3D point clouds [C]. Arlington: The 4th ACM/IEEE Symposium on Edge Computing, 2019.
- [63] Guo J D, Carrillo D, Tang S H, et al. CoFF: Cooperative spatial feature fusion for 3D object detection on autonomous vehicles [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(14): 11078–11087.
- [64] Liu H S, Ren P F, Jain S, et al. FusionEye: Perception sharing for connected vehicles and its bandwidth-accuracy trade-offs [C]. Arlington: 2019 16th Annual IEEE International Conference on Sensing, Communication, and Networking (SECON), 2019.
- [65] Hwang S, Kim N, Choi Y, et al. Fast multiple objects detection and tracking fusing color camera and 3D LIDAR for intelligent vehicles [C]. Xi'an: 2016 13th International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence (URAI), 2016.
- [66] Wu T E, Tsai C C, Guo J N. LiDAR/camera sensor fusion technology for pedestrian detection [C]. Kuala Lumpur: 2017 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC), 2017.
- [67] Zhang F H, Clarke D, Knoll A. Vehicle detection based on LiDAR and camera fusion [C]. Qingdao: 17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2014.
- [68] Hwang J P, Cho S E, Ryu K J, et al. Multi-classifier based LIDAR and camera fusion [C]. Bellevue: 2007 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference, 2007.
- [69] Cho K, Baeg S H, Lee K, et al. Pedestrian and car detection and classification for unmanned ground vehicle using 3D LiDAR and monocular camera [C]. Orlando: SPIE Defense, Security, and Sensing, 2011.
- [70] Ambrosin M, Alvarez I J, Buerkle C, et al. Object-level perception sharing among connected vehicles [C]. Auckland: 2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC), 2019.
- [71] Xie Q, Zhou X B, Qiu T, et al. Soft actor-critic-based multilevel cooperative perception for connected autonomous vehicles [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(21): 21370–21381.