



面向智能网联汽车的车路协同感知技术及发展趋势

张新钰 卢毅果 高鑫 黄雨宁 刘华平 王云鹏 李骏

Vehicle-road Collaborative Perception Technology and Development Trend for Intelligent Connected Vehicles

ZHANG Xin-Yu, LU Yi-Guo, GAO Xin, HUANG Yu-Ning, LIU Hua-Ping, WANG Yun-Peng, LI Jun

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.16383/j.aas.c230575>

您可能感兴趣的其他文章

智能网联车路云协同系统架构与关键技术研究综述

A Survey of Architecture and Key Technologies of Intelligent Connected Vehicle-road-cloud Cooperation System

自动化学报. 2022, 48(12): 2863–2885 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c211108>

智能汽车人机协同控制的研究现状与展望

Human-machine Cooperative Control of Intelligent Vehicle: Recent Developments and Future Perspectives

自动化学报. 2019, 45(7): 1261–1280 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c180136>

自动驾驶环境下交叉口车辆路径规划与最优控制模型

A Novel Autonomous Vehicle Trajectory Planning and Control Model for Connected-and-Autonomous Intersections

自动化学报. 2020, 46(9): 1971–1985 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c190002>

通信延时环境下基于观测器的智能网联车辆队列分层协同纵向控制

Observer-based Longitudinal Control for Connected and Automated Vehicles Platoon Subject to Communication Delay

自动化学报. 2023, 49(8): 1785–1798 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c210311>

基于平行测试的认知自动驾驶智能架构研究

An Intelligent Architecture for Cognitive Autonomous Driving Based on Parallel Testing

自动化学报. 2024, 50(2): 356–371 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c220820>

通信延时环境下异质网联车辆队列非线性纵向控制

Nonlinear Longitudinal Control for Heterogeneous Connected Vehicle Platoon in the Presence of Communication Delays

自动化学报. 2021, 47(12): 2841–2856 <https://doi.org/10.16383/j.aas.c190442>

面向智能网联汽车的车路协同感知技术及发展趋势

张新钰^{1,2} 卢毅果^{1,2,3} 高鑫^{1,2,4} 黄雨宁^{1,2,3} 刘华平⁵ 王云鹏⁶ 李骏^{1,2}

摘要 随着感知技术的不断发展以及智能交通基础设施的完善,智能网联汽车应用在自动驾驶领域的地位逐渐提升。自动驾驶感知从单车智能向车路协同迈进,近年来涌现出一批新的协同感知技术与方法。本文旨在全面阐述面向智能网联汽车的车路协同感知技术,并总结相关可利用数据及该方向的发展趋势。首先对智能网联汽车的协同感知策略进行划分,并总结了不同感知策略具备的优势与不足;其次,对智能网联汽车协同感知的关键技术进行阐述,包括车路协同感知过程中的感知技术与通信技术;然后对车路协同感知方法进行归纳,总结了近年来解决协同感知中感知融合(Perception fusion, PF)、感知信息选择与压缩(Perception selection and compression, SC)等问题的相关研究;最后对车路协同感知的大规模数据集进行整理,并对智能网联汽车协同感知的发展趋势进行分析。

关键词 智能网联汽车, 车路协同, 协同感知, 安全通信, 自动驾驶

引用格式 张新钰, 卢毅果, 高鑫, 黄雨宁, 刘华平, 王云鹏, 李骏. 面向智能网联汽车的车路协同感知技术及发展趋势. 自动化学报, 2025, 51(2): 233-248

DOI 10.16383/j.aas.c230575 **CSTR** 32138.14.j.aas.c230575

Vehicle-road Collaborative Perception Technology and Development Trend for Intelligent Connected Vehicles

ZHANG Xin-Yu^{1,2} LU Yi-Guo^{1,2,3} GAO Xin^{1,2,4} HUANG Yu-Ning^{1,2,3}
LIU Hua-Ping⁵ WANG Yun-Peng⁶ LI Jun^{1,2}

Abstract With the continuous development of perception technology and the improvement of intelligent transportation infrastructure, the status of intelligent connected vehicle applications in the field of autonomous driving has been gradually improved. Autonomous driving perception has progressed from single-vehicle intelligence to vehicle-road collaboration, and several new collaborative perception technologies and methods have emerged in recent years. The purpose of this paper is to comprehensively describe the vehicle-road collaborative perception technology for intelligent connected vehicles, and summarize the relevant available data and the development trend in this direction. Firstly, the collaborative perception strategies for intelligent connected vehicles are divided, and the advantages and shortcomings of different perception strategies are summarized; Secondly, the key technologies of collaborative perception for intelligent connected vehicles are elaborated, including the perception technology and communication technology in the process of vehicle-road collaborative perception; Then the vehicle-road collaborative perception methods are summarized, and the research related to solving the problems of perception fusion (PF), perception selection and compression (SC) in collaborative perception in recent years are summarized; Finally, the large-scale dataset of vehicle-road collaborative perception is organized, and the development trend of collaborative perception of intelligent connected vehicles is analyzed.

Key words Intelligent connected vehicles, vehicle-road collaboration, collaborative perception, secure communication, autonomous driving

Citation Zhang Xin-Yu, Lu Yi-Guo, Gao Xin, Huang Yu-Ning, Liu Hua-Ping, Wang Yun-Peng, Li Jun. Vehicle-road collaborative perception technology and development trend for intelligent connected vehicles. *Acta Automatica Sinica*, 2025, 51(2): 233-248

收稿日期 2023-09-14 录用日期 2024-03-29
Manuscript received September 14, 2023; accepted March 29, 2024
国家重点研发计划(2018YFE0204300), 国家自然科学基金(62273198, U1964203)资助

Supported by National Key Research and Development Program of China (2018YFE0204300) and National Natural Science Foundation of China (62273198, U1964203)

本文责任编辑 薛建儒

Recommended by Associate Editor XUE Jian-Ru

1. 清华大学汽车安全与节能国家重点实验室 北京 100084 2. 清华大学车辆与运载学院 北京 100084 3. 新疆大学软件学院 乌鲁

木齐 830000 4. 中国矿业大学(北京)人工智能学院 北京 100083
5. 清华大学计算机科学与技术系 北京 100084 6. 北京航空航天大学
交通科学与工程学院 北京 100083

1. State Key Laboratory of Automotive Safety and Energy, Tsinghua University, Beijing 100084 2. School of Vehicle and Mobility, Tsinghua University, Beijing 100084 3. School of Software, Xinjiang University, Urumqi 830000 4. School of Artificial Intelligence, China University of Mining and Technology-Beijing, Beijing 100083 5. Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084 6. School of Transportation Science and Engineering, Beihang University, Beijing 100083

汽车产业作为国民经济的支柱产业,其自身规模大、带动效应强、国际化程度高、资金技术人才密集,必将成为新一轮科技革命以及中国制造业转型升级的重要支柱^[1].近年来,随着车辆制造业迅速发展,通信技术及人工智能技术的逐渐介入,自动驾驶领域进入了蓬勃发展的时期.自动驾驶旨在提升道路交通安全性、流通性并降低人力成本.在自动驾驶场景中,车辆通过传感器感知周围环境并作出决策,其感知任务包括目标检测、跟踪和语义分割等^[2].然而,单一个体车辆的感知具有很大局限性,如远距离目标分辨率较低,容易被忽视,存在遮挡问题,对转角处的盲区信息、视距外的路况信息难以获取,这些问题很大程度上影响了自动驾驶的安全性及可靠性^[3-5].

因此,利用多个智能体进行协同感知以提升感知范围并增加感知鲁棒性逐渐成为一种研究趋势.车路协同,又称车路融合或协同感知,是一种利用周围其他智能网联汽车、智能基础设施或周围能通信的所有其他智能体辅助感知的一种自动驾驶技术^[6].如图1所示,协同感知中智能网联汽车和路端基础设施上均可配备多种传感器,如激光雷达(Light detection and ranging, LiDAR)、相机等,协同感知过程中,智能网联汽车与路端设备可以相互通信进行信息互补,相较个体感知而言具有更大感知范围.本文在后文中会多次提及智能网联汽车、智能道路基础设施等关键词,为方便起见,本文用智能体来指代智能网联汽车、智能道路基础设施和其他与智能网联汽车通信的智能设备.

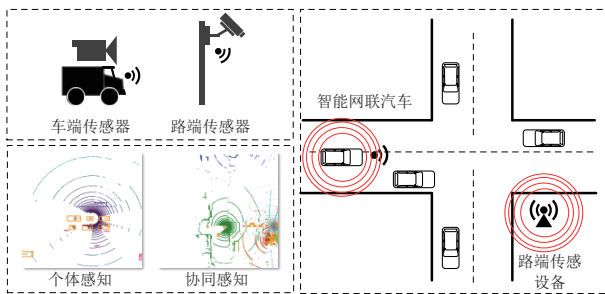


图1 车路协同示意图

Fig.1 Schematic diagram of vehicle-road collaboration

目前,已有研究^[6-14]针对车路协同进行了综述,但这些文章或对最新的车路协同进展未总结完善,或未重点提及面向智能网联汽车的协同感知技术,因此,研究者们迫切地需要面向智能网联汽车的协同感知技术的进展对近期工作进行总结.本文将从车路协同策略、车路协同感知关键技术和车路协同感知方法这三个角度分别对协同感知技术在智能网联汽车领域的发展进行阐述,同时介绍多个用于不

同协同感知任务的数据集,最后总结当前该领域内的问题与挑战.

1 车路协同策略

从协同对象上看,车路协同分为三种不同策略,智能网联汽车之间的相互协同:车-车(Vehicle to vehicle, V2V),道路智能基础设施协助智能网联汽车感知:车-基础设施(Vehicle to infrastructure, V2I)以及智能网联汽车与其他所有感知实体之间的协同:车-所有智能终端(Vehicle to everything, V2X)^[8].

在协同感知场景下,智能网联汽车可以获取到周围车辆传感器或路端设备的感知信息,这种感知信息可能以原始图像或点云数据的形式存在,也可能是原始数据经感知主体的算法网络提取后的抽象特征^[12].这些相邻智能网联汽车或路端设备的感知信息拥有多种视角,可以弥补当前车辆的感知盲点,如路口处设备的俯视视角能提供被遮挡的车辆或行人信息,转角处其他车辆的视角能提供转角处对于当前车辆而言的盲区信息.

从协同时间点看,车路协同策略则可分为早期协同、中期协同和后期协同.如图2所示,无协同时个体感知在单个车端设备上对图像或点云数据进行特征提取后解码得到预测结果,对远距离或遮挡情况适应差;早期协同传输原始数据并在当前车辆设备进行后续操作,感知精度高但计算量大;中期协同传输提取后的特征在当前车辆进行融合并获取预测结果,其较早期协同而言计算量减少但感知精度下降;后期协同直接对感知结果进行融合并在当前车辆进行后处理得到预测结果,计算量在三种策略中最低,同时感知精度也最低,但仍超过个体感知.

不同协同策略对带宽(传输速率)的需求、目标检测精度及算力评估如表1所示,协同传输的类型为点云数据,精度评估以Dair-V2X^[15]数据集为基准,对目标检测的平均精度(Average precision, AP)进行评估,通过GPU型号及推理速度:每秒帧数(Frames per second, FPS),同时结合Liu等^[14]在V2Xset^[16]数据集上实验得出的三种协同策略的乘加累积操作次数(Multiply accumulate operations, MACs),对算力需求进行评估.

1.1 早期协同

早期协同又称数据级协同,在早期协同策略中^[17-19],智能体间的传输对象是传感器获取的原始感知数据,如相机获取的图像数据、激光雷达(LiDAR)或毫米波雷达(Radar)获取的点云数据等.智能网联汽车从其他智能体处接收原始感知数据并对

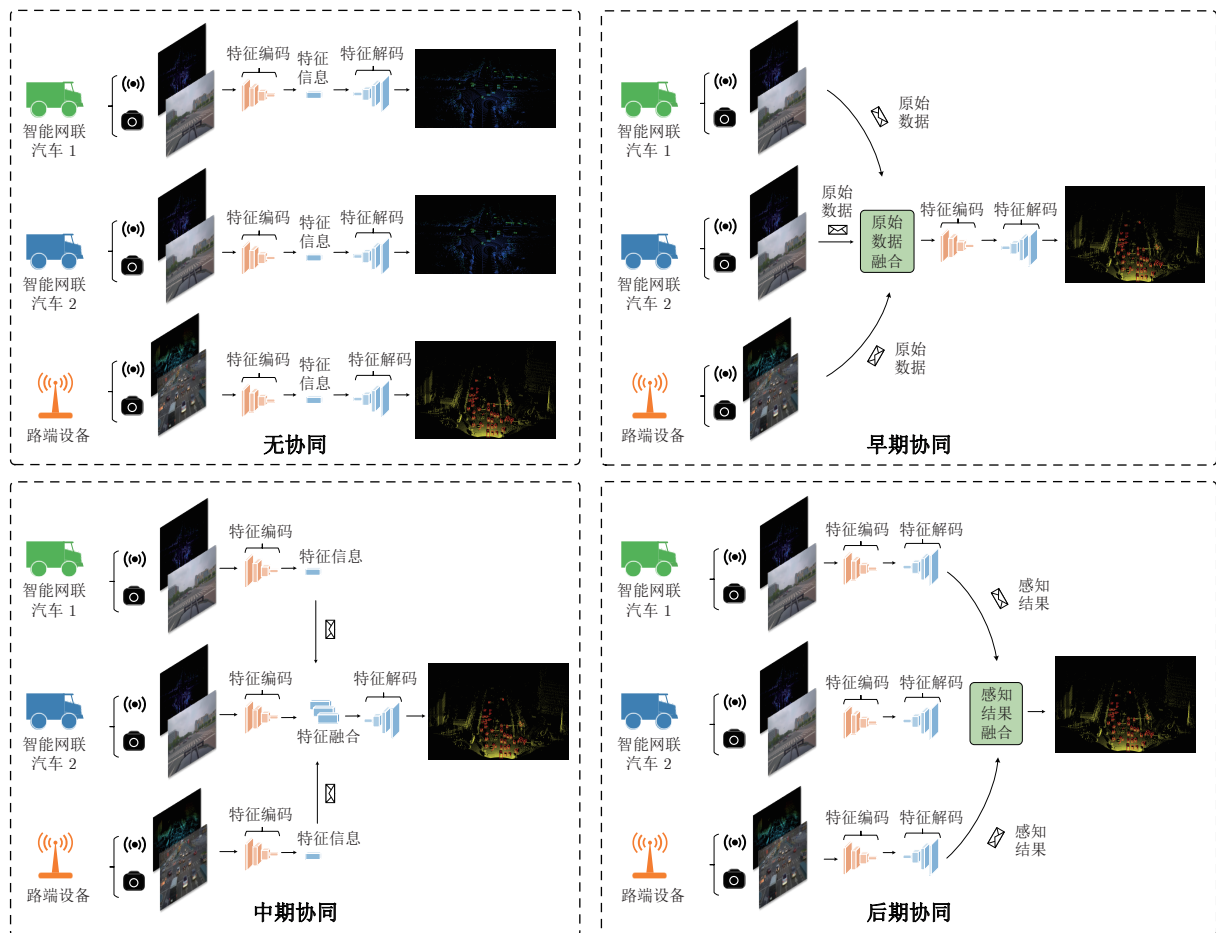


图 2 协同感知策略对比图

Fig. 2 Comparison chart of collaborative perception strategies

其进行坐标位姿的转换,使数据能与当前智能网联汽车所处地理位置及视角对应,转换后的数据将在输入模型前进行融合^[17].早期协同策略获取的来自周围智能体的原始感知数据具备信息密度大、信息丰富且全面的特点,能够从根本上解决远距离感知问题和遮挡问题^[9],但随之而来的是原始数据的庞大体量.在实际应用场景中,智能体搭载的边缘设备无法满足原始数据传输过程中的带宽需求.

1.2 中期协同

早期协同的种种弊端使得研究者们开始考虑如何减少传输数据量以满足自动驾驶场景下对高实时性的要求.中期协同策略^[16, 20-24]也称特征级协同策略,它对传输数据的完整性做出了一定妥协,各智能体在该策略下只传输由特征提取网络经过编码后得到的中间特征信息,这些信息在当前智能车辆处融合后用于检测、分割等感知任务^[25].中期协同策略由于只传输模型提取后的特征信息,对传输带宽的需求明显降低,能一定程度上满足自动驾驶场景下对实时性的需求.然而,经模型提取后的特征会

损失部分信息并引入噪声,在实验过程中的感知精度相对早期协同策略较低,并且不同智能体边缘设备部署的模型不尽相同,这也导致当前车辆在融合来自其他智能体的特征时存在一定困难^[26].

1.3 后期协同

后期协同(结果级协同)^[15, 19, 27-28]则是共享感知结果,各智能体向当前车辆传输其感知模型的输出结果,并在当前车辆处融合与后处理(如检测框的合并).后期协同策略拥有比前两者更低的带宽需求,但相对地,它对定位精度要求极高,对通信延迟的鲁棒性较差,并且受各智能体输出结果差异影响大,因此在实际感知精度上亦不如中期协同策略.

2 车路协同感知关键技术

2.1 感知技术

2.1.1 基于 LiDAR 的感知技术

LiDAR 是自动驾驶车辆常搭载的传感器之一,

表 1 不同协同策略传输性能分析
Table 1 Analysis on transmission performance of different collaborative strategies

策略	指标				
	带宽 (传输速率) 需求	精度/AP@50	算力评估		
早期协同	20 Mbps ~ 60 Mbps ^[19, 28]	60.8% ^[14]	FPS	2.63 ~ 3.45 ^[19]	
			GPU	Nvidia Quadro M4000	
			MACs	31.45 G ^[14] on V2Xset	
中期协同	10 Mbps ~ 20 Mbps ^[20]	V2VNet ^[22]	57.8% ^[14]	FPS	17.54 ~ 35.71 ^[16]
		V2X-ViT ^[16]	58.3% ^[14]	GPU	Tesla V100
		Where2comm ^[20]	59.1% ^[14]	MACs	60 ~ 200 G ^[14] on V2Xset
			FPS	2.56 ~ 3.23 ^[20]	
后期协同	3 Mbps ~ 5 Mbps ^[15]	56.8% ^[14]	GPU	GeForce GTX 1080 Ti	
			MACs	31.34 G ^[14] on V2Xset	

它可以提供丰富的空间信息, 如位置、大小、方向等^[30]. 如图 3 所示, 点云数据的协同感知需要原始点云数据和各智能车辆或路端设备的传感器位姿信息, 通过位姿信息对点云数据进行坐标转换、柱状化特征提取、融合与解码, 从而进行协同感知预测. LiDAR 生成的点云数据受外界光照条件影响小, 比普通相机更能适应夜间等低光照场景, 但远距离物体的点云数据非常稀疏, 并且被遮挡的物体返回的点云数量更少, 这也导致 LiDAR 对远距离目标的检测性能和对遮挡情况的适应性较差. 为此, Chen 等^[17] 提出一种早期协同策略以及稀疏点云对象检测方法进行低密度点云数据中的目标检测, 通过点云预处理和体素特征提取器提取点云特征, 并使用稀疏卷积中间层扩大点云数据的计算优势, 以协同感知技术实现对稀疏点云的有效利用. 基于 LiDAR 的协同感知能够获取其他智能车辆或路端设备的点云数据, 弥补 LiDAR 对远距离感知与遮挡情况鲁棒性不足的缺陷, 从而提升感知精度. Qiao 等^[31] 设计一个采用中期协同策略的轻量级协同感知框架, 利用空间特征融合模块和通道特征融合模块, 并在此基础上提出协同感知空间自适应特征融合模型, 在 OPV2V^[23] 数据集上的 Default CARLA Towns 车辆检测任务和 Culver City 域自适应任务上, 以及 CODD^[32] 数据集的车辆和行人检测任务上达到先进水平. 此外, 文献 [19, 31, 33-38] 也探讨了基于 LiDAR 的协同感知技术.

2.1.2 基于相机的感知技术

基于相机的协同感知在视角转换上存在一定难度, 现行的主流方法是将多个智能体获取的图像转换为鸟瞰视角 (Bird's eye view, BEV), 主要思想是将平面图像特征投影到 3D 空间中所有可能的深度, 然后聚合 3D 体素特征并将它们折叠成 BEV 特征. 图 4 展示了基于相机的协同感知流程, 基于相

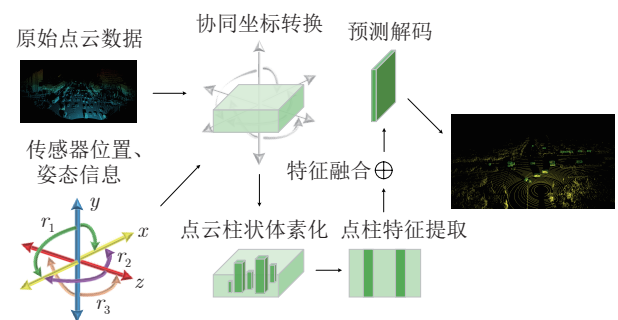


图 3 基于点云数据的协同感知方法

Fig. 3 Collaborative perception method based on point cloud data

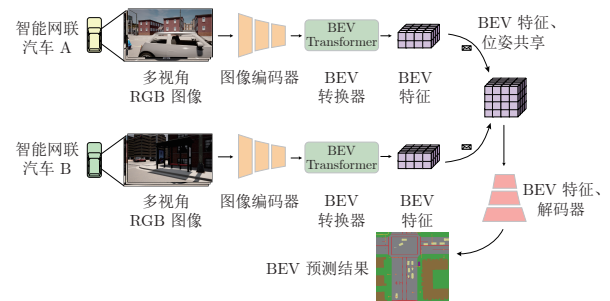


图 4 基于相机图像的协同感知方法

Fig. 4 Collaborative perception method based on camera image

机传感器的协同感知通过多视角 RGB 图像经编码器进行特征提取, 转换为 BEV 特征后相互协同传输并共享位姿信息, 融合特征并解码预测得到 BEV 预测结果. 文献 [39-43] 探索了如何基于相机进行协同感知.

通常, 在图像转换为 BEV 视图的过程中会存在信息丢失, 为此, Wang 等^[43] 提出一种 3D 检测框架, 设计了一个相机感知通道掩码模块, 该模块使用相机参数作为先验信息来增强融合功能, 用于解

决将 2D 特征投影到 3D 空间时的信息丢失问题。相较于 LiDAR 而言, 相机有着低成本的优势, 基于相机的协同感知能够有效降低大规模部署成本。协同感知的相机传感器拥有来自多个智能体的不同视点, 这在很大程度上解决了单相机在 3D 检测中的深度模糊问题, 弥补了相机与 LiDAR 在深度估计方面的差距^[44]。然而, 现有的实际应用场景大多使用 LiDAR 传感器以追求优越的感知精度, 相机相较于 LiDAR 仍然缺少竞争力。Hu 等^[42]提出一种新颖的基于相机协同的 3D 检测框架, 其初步实验结果表明, 在充分协同的情况下, 相机可能会在某些实际场景中超越 LiDAR, 这使得相机协同在一定程度上取代 LiDAR 具备了可能性。

2.1.3 基于传感器融合的感知技术

传感器融合可以结合多个传感器的信息, 比如毫米波雷达、相机、激光雷达等来实现对周围环境建模并感知, 从而提高感知系统在各种复杂情况下的可靠性^[45-46]。例如, 在车辆进行高速行驶或在行人出现时, 相机获取的图像数据可能会受到光照、遮挡等各种因素的影响, 此时毫米波雷达或激光雷达等其他传感器的数据可以提供补充信息, 从而提高自动驾驶系统的感知效果^[47-48]。然而, 单视点的传感器融合感知无法可靠且低成本地解决上述问题, 协同感知则融合了分布在周围环境中具有空间多样性的传感器信息, 以缓解单智能体中传感器融合的局限性, 文献^[24, 49-53]对基于传感器融合的协同感知进行了多方面的探索。Yu 等^[50]提出一种用于车辆-基础设施协同目标检测的激光雷达和相机的多阶段融合方法, 以车辆端点云和图像数据与基础设施端点云数据为输入, 在提取特征后, 通过区域建议网络和检测网络生成检测结果, 但该方法对于某些特殊情况下的感知仍存在不足。基于传感器融合的协同过程中会出现感知错位等问题, Du 等^[49]为此提出一种新的用于传感器融合的异步路侧时空同步方法, 设置多条虚拟检测线, 以匹配路侧毫米波雷达和相机对车辆的感知数据, 在一定程度上缓解了感知错位问题。

2.2 通信技术

在协作式智能网联交通系统中, 协同感知通常需要在无线通信的辅助下利用来自其他传感器信息的服务^[13]。其主要目的是连接智能网联汽车并共享数据, 通过车-车 (V2V)、车-基础设施 (V2I) 或者车-所有智能终端 (V2X) 通信共享原始传感器数据、预处理过的特征信息或感知结果。连接的车辆能够共享和接收来自任何其他具有协同感知功能设施的传感器信息。如图 5 所示, V2V 技术实现车与车之

间互联互通; V2I 技术将路端传感器提供的高视角感知信息用于当前车辆进行互补; V2X 技术则将智能网联汽车与周围所有通信设备连接以获得多方位传感信息。智能网联汽车能够提供不同通信方式的带宽范围和通信延迟, 如表 2 所示。

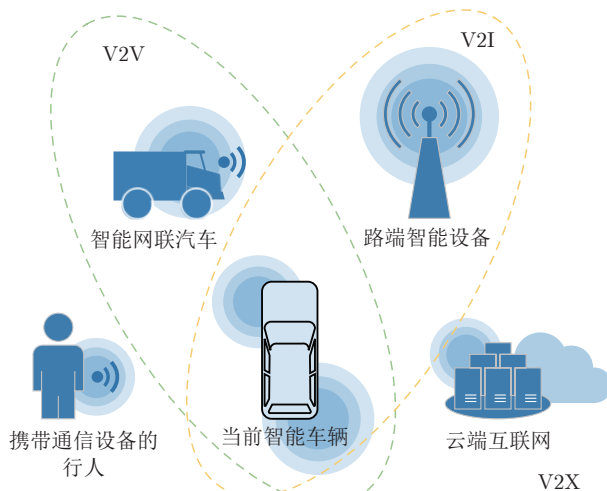


图 5 通信交互示意图

Fig. 5 Schematic diagram of communication interactions

表 2 智能网联汽车所具备的通信带宽

Table 2 Communication bandwidth of intelligent connected vehicles

通信方式	性能	
	车载通信传输带宽 (速率)	通信延迟
Wi-Fi	6 Mbps ~ 54 Mbps ^[54]	—
DSRC	3 Mbps ~ 27 Mbps ^[54-55]	< 5 ms ^[55]
5G	290 Mbps ~ 350 Mbps ^[56]	6 ms ~ 13 ms ^[56]

2.2.1 V2V 通信技术

通过 V2V 通信进行信息共享是智能网联汽车协同感知的一项重要技术, 它借助周围智能车辆获取的感知信息在复杂的交通环境中观察更广阔的范围并感知更多被遮挡的物体^[57]。在通信技术上的主要瓶颈之一是低延迟和低通信负载的精确数据共享, Song 等^[58]选择在后期融合来自不同智能网联汽车的数据, 在本地设备上处理感知信息, 然后共享数据, 如 3D 边界框、位置和姿态信息, 这最大限度地减少了通信网络的负担并且不依赖于连接的车载传感器的类型。但这些研究假设了理想情况下的通信, 在复杂的城市交通场景中, V2V 通信容易受到一系列因素的影响, 如车辆、建筑物等障碍物或天气影响, 这些因素可能导致通信有损, 有损通信导致的不完整或不准确的信息共享可能会损害 V2V 协作感知的有效性和效率。Li 等^[57]具体研究了有损

通信在 V2V 协同感知中的负面影响, 并提出感知修复网络用于通过有损通信恢复不完整的共享特征.

V2V 通信技术的有效性也取决于在有限的网络带宽内传输哪些数据以及如何使用聚合信息来建立对交通状况的连贯而准确的理解. Cui 等^[59] 开发了一个基于仿真模拟器 CARLA (Car learning to act) 的模拟框架, 设计了三种容易发生事故的场景, 并提出一种模型学习紧凑的通信表示以改善其驾驶决策, 其实验结果表明该模型极大程度地降低了视觉传感的安全隐患并提高了驾驶性能和通信效率.

2.2.2 V2I 通信技术

LiDAR 等传感器成本高昂且难以在实际应用中部署在每辆车上, 另一方面交通环境日益复杂, 联网自动驾驶仍然面临着很大的挑战, 自动驾驶汽车缺乏全局感知能力, 无法监控整体路况并准确检测周围物体, 存在很大的安全风险^[43]. 因此另一种解决方案是车辆-基础设施 (V2I) 协同, 在这种情况下, 相机和 LiDAR 传感器可以安装在路口处等共享交通环境中, 并提供整体的路况视图^[60].

基于新一代信息通信技术的车辆基础设施协同 V2I 可以有效解决其技术难题^[19, 37, 43, 50, 61-63]. Mo 等^[62] 构建了一个完整的、多层次的车辆协同感知框架, 利用新一代信息通信技术将车辆、基础设施和控制系统的信息集成在一起. 自车辆传感器捕获的数据和从基础设施设备接收的数据具有异步时间戳, 并且路端与车端设备之间的通信带宽有限. Yu 等^[37] 为解决路端设备和智能网联汽车传感器数据之间的时间异步问题提出特征流网络, 从特征流中嵌入的原始帧中提取丰富的时间相关性, 用以估计未来时相的路端设备特征并将其与车辆特征对齐, 使其适合于解决 V2I 通信中的时间异步挑战.

2.2.3 V2X 通信技术

不局限于车与车或车与基础设施之间的协同, V2X 通信将智能网联汽车与周围一切感知智能终端进行连接^[64], 可以使用直接短程通信 (Direct short-range communication, DSRC)^[65] 或蜂窝车联网 (Cellular-vehicle to everything, C-V2X)^[66-68]. DSRC 具有数据传输速率高、时延低、支持点对点或点对多点通信等优点, 以 5G 为代表的蜂窝网络则具有网络容量大、覆盖范围广等优点^[69]. C-V2X 能够在蜂窝网络下将车辆与其他实体连接起来, 并可选择共享感知内容, 包含的信息 (例如位置和速度) 可以帮助自动驾驶汽车更好地了解环境^[70]. C-V2X 通过向基站发送消息来连接不同智能网联汽车, 基站将消息发送到目标车辆, 该消息需要向基站发送和从基站发送的分配单元, 即物理资源块

(Physical resource blocks, PRBs). Hakim 等^[66] 设计了一种优化方法, 以联合分配物理资源块并选择要传输的消息, 以允许智能设备发送更多消息, 从而提高车辆的整体环境感知. Zaman 等^[67] 探究了 C-V2X 下激活区的不同设置对路边传感器单元通信的服务效率和可扩展性的影响, 他们设计了一个可以在任何 C-V2X 单元上运行的原型服务, 分别以一对多的方式作为服务提供商和用户进行操作, 从以应用程序为中心的角度, 观察激活区的不同设置如何影响服务效率, 为最佳解决方案提供了更小的搜索空间.

3 车路协同感知方法

本文依据车路协同中需着重解决的难点, 将车路协同的感知方法分为三大类: 感知融合 (Perception fusion, PF)、感知信息选择与压缩 (Perception selection and compression, SC)、安全协同通信与隐私保护 (Secure communication and privacy protection, SP). 表 3 汇总了车路协同感知方法, 从感知/通信、方法类型、方法特点、协同对象、图像/点云/融合和任务这六个维度对协同感知方法进行划分, 并总结了各方法具备的特点.

3.1 感知融合

无论是早期协同融合原始数据、中期协同融合特征信息, 还是后期协同融合感知结果, 其感知融合的方法都是研究人员关注的重点. 在自动驾驶场景中, 不同感知目标与传感器之间的距离不同, 导致其特征尺度也有差异, 针对这一点, Wang 等^[43] 引入了多尺度交叉注意 (Multi-scale cross attention, MCA) 模块, 根据车辆和基础设施之间的特征尺度相关性, 专注地融合多尺度特征, 应用交叉注意力来选择有用的多尺度特征并减轻校准噪声的负面影响. Lu 等^[71] 进一步考虑多尺度中间融合策略, 融合了能提供更详细的几何和语义信息的细粒度尺度特征, 和对位姿误差敏感度低、鲁棒性强的较粗粒度尺度特征, 获得了信息丰富且稳健的特征. Luo 等^[72] 对融合特征进行筛选, 利用融合特征对之间的依赖性对是否融合进行度量, 从而避免模型融合冗余特征. 此外, 文献 [15, 16, 31, 73-74] 也对车路协同过程中的融合过程进行讨论.

总而言之, 在协同感知过程中, 特征通道拼接的中间过程产生的特征会随着智能体数量的增加而不断增加计算成本, 有效的特征融合模型则可以改进特征选择和信息聚合, 进一步提升感知精度并减少计算成本, 以满足自动驾驶场景下对实时性的需求.

表 3 车路协同感知方法汇总表
Table 3 Summary table of vehicle-road collaboration perception methods

方法	年份	感知/ 通信	方法类型			方法特点	协同对象	图像/点云/ 融合	任务
			PF	SC	SP				
Cooper ^[17]	2019	感知	√			稀疏点云检测	V2V	点云	检测
Who2com ^[85]	2020	通信		√		低带宽需求, 无监督学习	—	—	通信任务
When2com ^[86]	2020	通信		√		动态减少带宽需求, 无监督学习	—	—	通信任务
FRLCP ^[87]	2022	通信		√		低带宽需求, 强化学习	—	—	感知信息选择
MMW-RCSF ^[49]	2022	通信	√			传感器融合, 时空同步	—	—	标定任务
FPV-RCNN ^[24]	2022	感知	√			损失优化, 基于关键点	V2V	传感器融合	检测
Coopernaut ^[59]	2022	感知	√			端到端框架	V2V	点云	控制决策
CoBEVT ^[41]	2022	感知	√			注意力机制	V2V	图像	BEV 分割
V2XP-ASG ^[81]	2023	感知			√	场景生成, 对抗攻击	V2X	点云	检测
V2X-ViT ^[16]	2022	感知	√			位姿误差, 注意力机制, 自适应信息融合, 多尺度	V2X	点云	检测
MMVR ^[52]	2022	感知	√			多尺度, 图神经网络, 注意力机制	V2X	传感器融合	检测
DAIR-V2X ^[15]	2022	感知	√			时间补偿延迟融合, 时间异步鲁棒性	V2X	点云 图像	检测
CO ³ ^[35]	2023	感知	√			无监督学习	V2X	点云	检测
RCP-MSF ^[33]	2022	感知	√			鲁棒性增强, 低成本点云处理	V2X	传感器融合	检测
3D-Harmonic-Loss ^[88]	2023	感知				损失函数优化, 点云稀疏检测	V2X	点云	检测
Where2comm ^[29]	2022	通信		√		图神经网络, 低带宽需求, 特征压缩	—	点云、图像	检测
PCP6G ^[89]	2022	通信		√		新的数据传输类型, 特征压缩	—	点云	检测
H2-FED ^[90]	2022	通信			√	连接中断鲁棒性, 隐私保护计算, 联邦学习	V2X	—	通信任务
CoPEM ^[91]	2022	通信			√	感知错误建模	V2X	—	—
CAP-V2V ^[92]	2022	通信	√			多车协同路径规划	V2V	点云	路径规划
ERCPC ^[58]	2023	通信			√	位姿误差鲁棒性, 基于迭代最近点, 基于最佳传输	V2V	—	—
PCG-SF ^[93]	2022	通信	√			参数化协方差, 定位误差鲁棒性, 传感器融合	—	—	定位任务
VIMI ^[43]	2023	感知	√	√		多尺度, 注意力机制, 特征压缩	V2I	图像	检测
FFNet ^[37]	2023	感知			√	特征流预测, 延迟, 自监督学习	V2I	点云	检测
VICOD ^[50]	2022	感知	√			低延迟感知, 减少通信成本	V2I	传感器融合	检测
LCCP ^[57]	2023	感知			√	注意力机制, 不确定性感知, 有损通信下感知	V2V	点云	检测
UMC ^[94]	2023	感知	√	√		多尺度, 图神经网络, 新的协同感知评价指标	V2X	点云	检测
DeepAccident ^[95]	2024	感知				Transformer 架构, 端到端框架	V2X	图像	事故预测
CoCa3D ^[42]	2023	感知	√			仅相机协作	V2X	图像	检测
GevBEV ^[96]	2023	感知			√	不确定性感知, 空间高斯	—	点云	BEV 分割
CCPAV ^[66]	2023	通信		√		新的评分函数, 基站拥塞网络的优化方法	V2X	—	感知信息选择
SDVN-V2X ^[97]	2023	通信				路侧设备中心化	V2X	—	通信任务
Among Us ^[80]	2023	通信			√	对抗攻击抵御	—	点云	检测

3.2 感知信息选择与压缩

感知信息数据量过大会为传输过程带来负担, 因此, 研究者们通过对感知信息的选择^[24, 31]和压缩^[29, 40, 43, 75]来降低带宽负荷. 感知信息的选择通常以图神经网络 (Graph neural network, GNN) 的方式完成, 通过对图中节点之间的联系, 即边的权重大小来对待传输的感知信息进行筛选. Thornton 等^[76]使用图神经网络来细化特征, 采用了两种不同类型的数据筛选, 其一为距离筛选, 即删除所有估计位

置之间大于某个阈值距离对象之间的边; 另一种则是源筛选, 在假设所使用的对象检测器不会产生重复检测的情况下, 删除图中来自同一源车辆的检测之间的边. 应用筛选后, 将生成一个新的筛选图, 其边的数量相比于初始图减少, 通过这种细化方式可以选择性地聚合和嵌入相邻节点的特征来改进每个节点的特征.

感知信息压缩的过程通常发生在传输之前, 模型会对主干网络提取的特征信息进行压缩, 经协同

传输后在输出端解压缩. Chen 等^[20]同时对体素特征的压缩和空间特征的压缩进行实验,在空间特征和体素特征数据量分别为 72.1 MB 和 1.3 MB 的情况下,二者均能压缩至小于 1 MB,虽然空间特征能够使用高压缩比,但其融合后的感知精度仍不如使用体素特征融合后的结果,其原因可能是其空间特征缺乏多尺度信息. Wang 等^[43]引入了具有通道和空间压缩块的多尺度特征压缩模块,通过通道压缩和空间压缩,降低协同过程中传输带宽需求,之后在当前车辆端解压,并恢复多尺度特征,以减少传输特征的大小、提升传输效率. 图 6 展示了感知信息选择和压缩传输流程,感知信息通过图神经网络计算相关度匹配分数,并在传输前进行通道及空间维度的压缩,传输过程中按照匹配分数选择强相关性的特征传输并融合.

3.3 安全协同通信与隐私保护

通信是智能网联汽车之间进行信息交流与协同的关键环节,在此过程中,智能网联汽车与周围车辆、路端设备交互,传输感知信息和车辆运行相关参数,其中包括车辆的位姿信息. 然而,由于各种误差和不确定性,定位错误时常发生,即车辆在通信过程中传输的位置信息可能发生偏差或错误^[77]. 定位错误可能由多种因素导致,首先,车辆使用的传感器可能受到环境影响、设备故障或数据处理错误,导致获取的位置信息不准确^[35];其次,网络传输延迟和丢包也会影响位置信息传输的准确性^[78]. 当车辆在传输位姿信息时由于上述原因导致信息不准确,周围车辆在获取错误的位置信息后即会产生误导,从而导致决策和行动的不正确执行,这将增加

交通事故的风险,对行车安全产生威胁. 为应对传输错误位姿信息产生的安全风险, Wang 等^[79]研究了不确定性量化在自动驾驶场景下的应用,对定位错误风险进行评估并辅助决策. Gu 等^[33]、Huang 等^[68]研究和设计了路端智能传感器辅助车辆定位及姿态估计的方法和框架,一定程度上缓解了智能网联汽车定位错误带来的安全风险. 上述方法对于协同感知下定位的鲁棒性是否适用仍未可知,为此 Song 等^[58]设计了一种协同感知框架,提出两种基于迭代最近点 (Iterative closest point, ICP) 和最优传输理论的匹配算法,极大提升了定位的准确性和鲁棒性. 然而,该框架只考虑了协同传输过程中的定位问题,对传输前的故障无法处理. Mo 等^[62]则考虑到智能路侧设备可能出现短期感知故障,对传统卡尔曼滤波进行了改进,使得路侧智能设备在短期故障的情况下也能较准确地输出位置信息.

此外,通信过程也存在对抗攻击的风险. 对抗攻击是指针对协同感知通信过程的恶意行为,攻击者通常会有意设计或操纵数据和信息,引入人类不易察觉的噪声使模型判断发生错误,其目的是破坏协同感知系统的正常运行. 这种攻击可能会导致误导性的数据传输、信息泄露、决策错误等问题,对协同感知系统的可靠性和安全性构成威胁^[80].

对抗性攻击可分为白盒攻击与黑盒攻击. 白盒攻击拥有关于深度神经网络模型的完整信息;而黑盒攻击通常不如白盒攻击有效,黑盒攻击对被攻击模型的内部结构、训练参数、防御方法等一无所知,仅通过输入输出与模型进行交互. 一般情况下,防御对抗攻击是通过将对抗样本纳入训练阶段,即对抗训练. 但这种防御方式需要获取攻击者的输入样

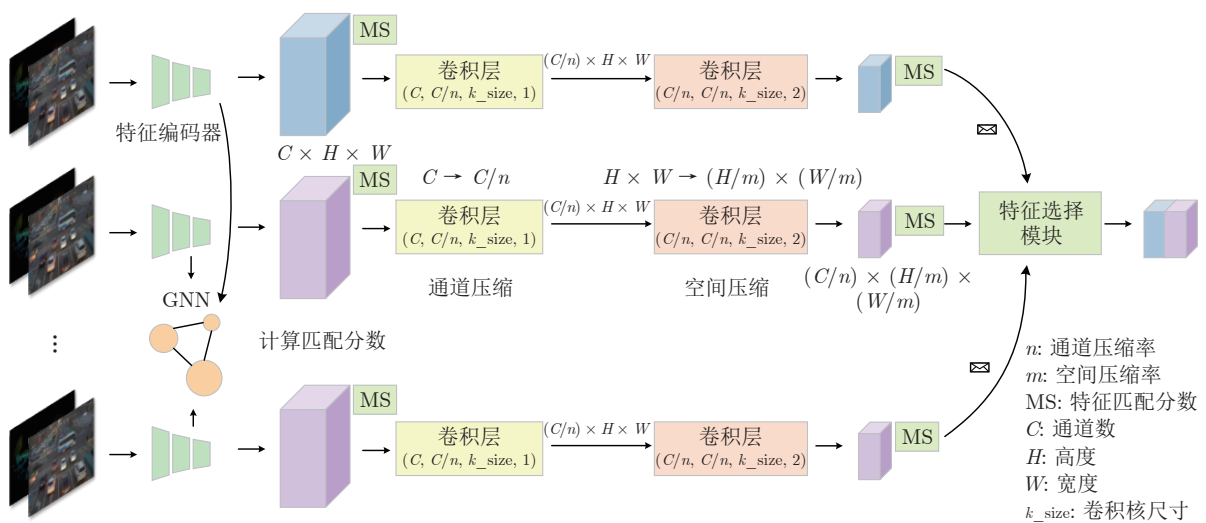


图 6 感知信息选择与压缩

Fig. 6 Perceptual selection and compression

本, 对于未知攻击者而言效果不佳. 为此, Li 等^[80]提出一种新的基于采样的防御策略用于应对未知的攻击者. 其核心思想在于: 如果与正确的对象进行协同, 感知结果将会优于与攻击者进行协同的结果. 该策略采用一种假说和验证框架, 通过比较来自队友随机子集和非协作感知的结果, 直到达成共识. 在该框架中, 选择更多正确协同对象的采样子集通常会获得更好的感知性能, 但这种策略需要较长的采样时间来拒绝与潜在的攻击者进行协同. 总而言之, 尽可能多地利用来自良性协同对象的感知信息, 在一定的计算成本下抵御对抗攻击者. 这种基于采样的防御策略, 可以提高感知系统的鲁棒性与可靠性, 从而应对未知攻击者带来的威胁.

针对对抗攻击的研究也需要数据作为支撑, Xi-ang 等^[81]为此提出第一个开放式对抗场景生成框架, 该框架可以为多种 V2X 感知系统生成具有挑战性的场景. 框架流程大致如下: 给定数据集中的初始场景, 首先搜索导致协同性能变差的对抗攻击者, 并构建对抗协同图, 之后以对抗性方式扰乱车辆位姿并重复上述过程, 以此生成具有挑战性的对抗攻击场景. 这种生成策略一定程度上解决了对抗场景数据缺乏的问题, 为 V2X 场景下的对抗攻击提供了研究基础.

图 7 展示了正常通信、发生定位错误和存在对抗攻击时的协同感知情景. 正常通信: 当前车辆可

以获取视野盲区中的行人信息. 定位错误: 传输的位置信息错误导致车辆制动延迟. 对抗性攻击: 攻击者对协同数据进行篡改导致智能车辆获取了错误的感知信息.

得益于数据资源数量与多样性的增加, 车路协同感知能够基于大规模数据提升智能网联汽车的感知性能和行驶安全性^[82]. 虽然协同感知普适性高且潜力巨大, 但也带来了与隐私相关的新问题. 其一是智能网联汽车捕获的数据中包含了参与交通系统的成员的海量个人信息, 直接共享原始数据会造成隐私的泄露; 其二是智能网联汽车大都来自不同的组织或公司, 为了保护商业机密, 不同代理方之间的数据共享可能会被禁用, 从而阻碍更大规模的协同^[83-84].

用于隐私保护的常规手段是采取联邦学习. 联邦学习提出一种分布式学习方案, 有望实现不同车辆之间数据资源的安全共享. Tian 等^[98]提出由车载 Transformer 和联邦式车载 Transformer 组成的智能车辆 Transformer 分层结构, 提供了一种多模态数据统一表示、隐私保护计算和协同的解决方案. Song 等^[99]提出一种资源受限条件下的联邦学习框架, 为联邦学习模型在车端设备的部署提供了可能. 在此基础上, 他们提出 FedBEVT (Federated learning bird's eye view perception Transformer)^[100], 使客户能够在不共享数据的情况下协同

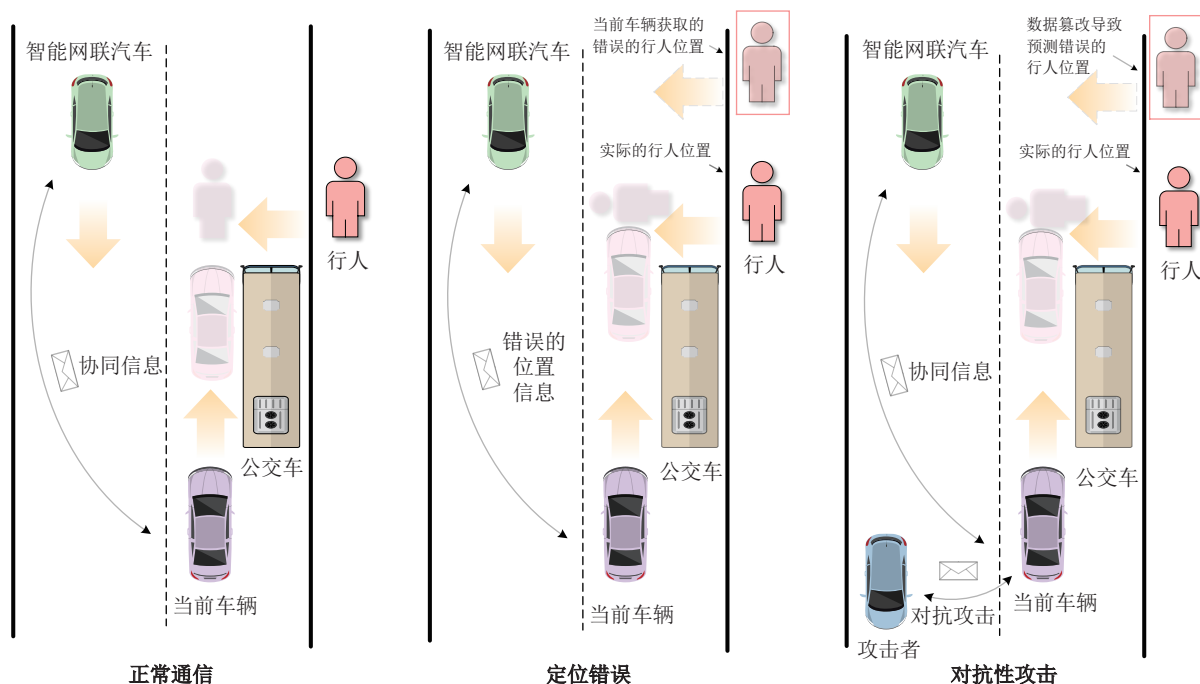


图 7 协同感知中的安全性问题

Fig. 7 Security issues in collaborative perception

训练 BEV 感知模型。

由于隐私受限,交互的数据不能直接用于模型训练, Song 等^[90]提出一种处理分层异质性的联邦学习框架,该框架利用车载网络中连接的公共交通代理的数据进行学习,而不影响用户数据的隐私。此外,该框架采用了路边单元和云端聚合来解决框架架构不同聚合层的异质性,通过车辆通信和分层聚合有效地传播模型参数。实验结果表明,该方法可以很好地平衡学习精度和稳定性。

4 大规模车路协同数据集

目前的车路协同数据可分为仿真模拟数据和真实场景数据,其中仿真模拟数据采集成本低,但缺乏真实场景所具备的各种环境因素;真实场景数据采集成本高昂,仅有个别数据集^[15, 101-103]从真实场景中采集。表 4 对数据集的采集场景和采集数据形式进行了整理。

V2X-Sim^[104]: V2X-Sim 是由上海交通大学和纽约大学共同制作的仿真模拟车路协同数据集,通过 CARLA 和城市交通流模拟 (Simulation of urban mobility, SUMO) 联合仿真来模拟真实路况下的交通状况。为记录相关数据,模拟的车端装有 LiDAR、RGB 相机和深度相机,路端设备也具有相同配置,能够收集点云、RGB 图像等多种数据。该数据集可以支持协同感知场景下的 3D 目标检测、目标跟踪、BEV 语义分割任务。该数据集中包含 100 种场景,总共 10 000 帧,每个场景中有 25 辆智能车辆和路

端传感设备作为感知主体进行采样,划分了 37 200 个样本作为训练集,验证集和测试集样本数均为 5 000。该仿真具备多个路口场景,并在路口处配有路端传感设备,能够模拟遮挡和远距离感知等车路协同任务重点关注的场景。

DAIR-V2X^[15]: 清华大学人工智能产业研究院、百度公司、清华大学计算机科学与技术系和中国科学院大学联合发布了名为 DAIR-V2X 的数据集,这是车路协同自动驾驶 (Vehicle-infrastructure cooperative autonomous driving, VICAD) 领域的第一个大规模、多模态、多视图数据集。它包含在十字路口场景中捕获的 71 254 个 LiDAR 帧和 71 254 个相机帧,这些数据是由搭载了传感器的车辆在经过路口时收集产生的。该数据集涵盖 10 km 的城市道路、10 km 的高速公路、28 个十字路口和 38 km² 的驾驶区域,这些区域具有多种天气和光照情况。该数据集可以支持基于 RGB 图像或点云的 3D 协同目标检测和跟踪任务。

OPV2V^[23]: OPV2V 是一个用于车辆感知的大规模开放模拟数据集,它包含 70 多种场景、11 464 帧数据和 232 913 个带注释的 3D 车辆检测框,该数据集通过 CARLA 仿真模拟了 8 个城镇和洛杉矶卡尔弗城的数字城镇,并使用 OpenCDA 来生成数据集。在传感器配置方面,模拟的每辆智能网联汽车会配备 4 个能够覆盖周围全视野范围的相机和 LiDAR 传感器用于收集 RGB 图像和点云数据。OPV2V 支持基于相机或 LiDAR 传感器的协同 3D

表 4 车路协同感知数据集汇总表
Table 4 Summary of vehicle-road collaboration perception datasets

数据集	年份	制作单位	场景	传感器	支持任务	数据量
DAIR-V2X ^[15]	2022	清华大学人工智能产业研究院、百度公司、清华大学计算机科学与技术系和中国科学院大学	城市道路、高速公路 (包含多种天气场景)、十字路口	相机、雷达	检测、跟踪	71 254 帧
V2X-Sim ^[104]	2022	纽约大学 AI4CE 实验室 & 上海交通大学 MediaBrain 团队	交叉路口	相机、雷达	检测、跟踪、分割	47 200 帧
CoopInfo ^[19]	2022	英国华威大学华威制造集团智能汽车小组	T 型路口	相机	检测	20 000 帧
CODD ^[32]	2022	英国华威大学华威制造集团智能汽车小组	路口场景、环岛场景	雷达	检测、跟踪	5 000 帧
IPS300+ ^[101]	2022	清华大学 & 北京万集科技	交叉路口	相机、雷达	检测、跟踪	14 198 帧
OPV2V ^[23]	2022	加州大学洛杉矶分校移动实验室	T 型路口、交叉路口	相机、雷达	检测、跟踪、分割	11 464 帧
V2XSet ^[10]	2022	加州大学洛杉矶分校 & 德克萨斯大学奥斯汀分校 & 谷歌研究院 & 加州大学默塞德分校	十字路口、街区中段和入口坡道	雷达	检测	11 447 帧
DOLPHINS ^[105]	2022	清华大学电子工程系 & 北京交通大学电子信息工程学院	十字路口、丁字路口、陡坡道、高速公路入口匝道和山路 (包含多种天气场景)	相机、雷达	检测、跟踪	42 376 帧
V2X-Seq ^[103]	2023	清华大学智能产业研究院 & 百度公司	城市道路、十字路口	相机、雷达	跟踪、轨迹预测	225 000 帧
V2V4Real ^[102]	2023	加州大学洛杉矶分校	高速公路、城市道路	相机、雷达	检测、跟踪、域自适应	60 000 帧

目标检测、BEV 语义分割、目标跟踪和预测任务。

V2XSet^[16]: V2XSet 是一个用于 V2X 感知的大规模数据集, 该数据集使用 CARLA 和 OpenCDA 联合仿真制作, 并模拟添加现实世界噪声。数据集中有 11 447 帧, 共 33 081 个样本, 划分训练集 6 694 个, 验证集和测试集数量分别为 1 920 个和 2 833 个。

DOLPHINS^[105]: DOLPHINS 是一个具备丰富场景环境的协同自动驾驶数据集, 其场景包括城市交叉口、丁字路口、陡坡道、高速公路入口坡道和山路, 并包含几种常见的动态天气。其数据拥有多种模态和多个视点, 在智能车辆端和路端均配备 LiDAR 和 RGB 相机, 每个视点记录了超过 42 376 帧的图像和点云数据, 包含物体的检测框信息以及地理位置信息, 并且根据每个物体在点云中反射的激光点数量将其划分成三个检测难度级别。DOLPHINS 支持的任务包括 2D 目标检测、3D 目标检测以及协同感知。

5 问题与挑战

车路协同在未来的自动驾驶领域有着广泛的发展前景, 本节将从模型与数据优化、对研究场景的考量、车路协同的发展趋势三个方面分析该领域的问题与挑战。

5.1 模型与数据优化

在协同策略上, 后续研究应考虑如何将早期协同和后期协同策略相融合, 以建立基于混合协同的感知系统, 扩大感知范围。此外, 如何设计合理的通信触发机制以节省带宽并结合图像数据进一步提高协同感知精度也是值得讨论的课题。目前的研究重点集中在关键的空间区域感知上, 如何将研究扩展到时间维度并确定关键时间戳, 探索最佳的协同时机以降低更多成本可能是未来的研究热点。在数据方面, 目前大量数据集是模拟生成的, 一些方法在现实世界中的泛化能力仍然未知, 一些方法无法模拟现实的协同感知挑战, 例如异步和位置误差, 这可能会削弱模型在这些噪声下的鲁棒性。同时, 针对恶劣天气或光照条件等不同领域的感知鲁棒性研究也需要相应的数据支持。

5.2 车路协同未来的研究场景

在不同场景下, 单车智能与车路协同感知的适用性会有所差异, 后续对车路协同的研究也应选择特定的场景以适配协同感知技术实际落地。

5.2.1 半封闭场景

在港口、矿山等半封闭场景下, 路线复杂程度

较低、行人干扰少、车辆行驶速度慢, 但同时也会出现特定的突发状况 (如矿山场景下存在碎石等障碍物), 在这些半封闭场景下部署车路协同系统能有效规避突发状况。这些场景允许仅在特定地点 (如码头、采矿场地、矿山道路和巷道拐角处等) 安放智能路端感知设备, 降低风险的同时也能缩减部署成本。对于此类半封闭场景下的协同感知研究, 在后续的应用上是可行的。其他类别的半封闭场景, 如农业自动驾驶场景、机场场景等, 这些场景通常地势平坦, 较少出现遮挡等问题, 且场景范围大, 通常作业车辆较少, 在这类场景下部署路端智能感知设备成本高昂并且收益较低, 因此不建议在此类场景下研究协同感知。

5.2.2 开放场景

在如农村道路、居民区等开放场景下, 受部署成本及隐私安全等因素影响, 协同感知实际落地较为困难。农村道路通常地处偏远, 且来往车辆稀疏, 协同感知依赖于车与车、车与路端设备之间的交互, 在农村道路场景下两种交互方式均受到一定限制, 很大程度上影响了车路协同感知的有效性; 而在居民区等涉及人员隐私的场所, 相机等路端感知设备的部署可能会带来公民隐私信息泄露的风险, 引发难以预判的后果, 因此在这类场景下进行车路协同研究需充分了解相关法律法规, 并对采集的数据采取必要的安全保护措施。

5.2.3 低速场景

车路协同中数据的交互存在一定延迟, 在城市交叉路口、停车场等低速场景下, 协同感知中的交互延迟对自动驾驶车辆决策的影响相对较低。城市交叉路口场景下, 车辆往来密集度高, 搭载智能感知设备的联网汽车数量多, 车辆间的交互能够有效利用于感知遮挡目标与视距外目标^[106]。同时, 路口场景下部署的路端感知设备可以最大程度地获取高视角感知信息与智能网联汽车进行交互^[107]。停车场场景下, 车辆移动速度慢, 行驶过程中遮挡情况多、环境光照强度低, 在此场景下设置路端设备能有效避免因视野盲区导致的碰撞事故, 并且可以通过针对性调整路端设备感知算法以适应低光照环境, 有效弥补智能网联汽车对复杂环境的感知不足。此外, 路口场景与停车场场景空间尺度小, 在这类场景中部署路端感知设备的成本也相对较低。

5.2.4 高速场景

一些诸如高速公路、快速路等驾驶场景不适合部署车路协同系统, 如前所述, 车辆与路端设备的交互存在延迟, 在高速场景下的延迟将被放大, 对于高实时性需求的自动驾驶系统而言, 延迟后的感

知结果将不再可靠. 再而高速公路、快速路等路段属长距离直线路段, 在此场景下部署路端设备成本高昂, 不符合实际需求.

5.3 发展趋势

车路协同感知的发展与进步离不开单车智能感知, 未来对于车路协同的研究与应用需侧重对场景的理解与分析, 在某些半封闭或者车辆高密度场景下, 采取车路协同的感知方式可以在一定成本范围内有效提升智能网联汽车的安全性及可靠性; 在一些全开放式的大范围场景或高速场景下, 单车智能是一种较经济的智能驾驶方案. 因此, 未来对于单车智能与车路协同技术的研究需齐头并进, 确保在各个场景下自动驾驶的安全性及可靠性. 此外, 车路协同感知的发展也离不开第三方对基础设施建设的支持, 车路协同自动驾驶技术创新白皮书《面向自动驾驶的车路协同关键技术与展望》针对政府投资建设高等级智能道路提出具体、可持续的部署方案建议, 而基础设施建设对车路协同的发展至关重要, 在这种大环境下车路协同的研究前景也将愈发广阔.

6 结束语

车路协同感知是目前智能网联汽车发展中的关键技术之一, 在智能网联汽车领域具有重要意义, 它为未来交通环境的智能化和安全性提供了有力支持. 本文详细阐述了车路协同感知技术, 涵盖了协同策略、感知技术以及通信技术等多个方面, 并介绍了近期对协同感知技术的多个研究重点; 此外, 本文也总结了协同感知任务所需的大规模数据集, 为研究者提供了重要的数据来源. 同时, 本文也点明了后续研究中的困难与挑战. 随着交通环境的复杂化, 如何获取大规模数据并保护车辆用户隐私、如何对协同的安全性考量、如何选择合适的车路协同部署场景都是未来研究的重点.

References

- Li Ke-Qiang, Dai Yi-Fan, Li Sheng-Bo, Bian Ming-Yuan. State-of-the-art and technical trends of intelligent and connected vehicles. *Journal of Automotive Safety and Energy*, 2017, 8(1): 1-14
(李志强, 戴一凡, 李升波, 边明远. 智能网联汽车 (ICV) 技术的发展现状及趋势. *汽车安全与节能学报*, 2017, 8(1): 1-14)
- Feng D, Haase-Schütz C, Rosenbaum L, Hertlein H, Gläser C, Timm F, et al. Deep multi-modal object detection and semantic segmentation for autonomous driving: Datasets, methods, and challenges. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2021, 22(3): 1341-1360
- Yoshihara Y, Morales Y, Akai N, Takeuchi E, Ninomiya Y. Autonomous predictive driving for blind intersections. In: Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Vancouver, Canada: IEEE, 2017. 3452-3459
- Zhang C, Steinhauser F, Hinz G, Knoll A. Traffic mirror-aware POMDP behavior planning for autonomous urban driving. In: Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Aachen, Germany: IEEE, 2022. 323-330
- Wang K, Zhou T Q, Li X C, Ren F. Performance and challenges of 3D object detection methods in complex scenes for autonomous driving. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2023, 8(2): 1699-1716
- Pilz C, Ulbel A, Steinbauer-Wagner G. The components of cooperative perception—A proposal for future works. In: Proceedings of the IEEE International Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC). Indianapolis, USA: IEEE, 2021. 7-14
- Bai Z W, Wu G Y, Barth M J, Liu Y K, Sisbot E A, Oguchi K, et al. A survey and framework of cooperative perception: From heterogeneous singleton to hierarchical cooperation. arXiv preprint arXiv: 2208.10590, 2022.
- Cui G Z, Zhang W L, Xiao Y Q, Yao L, Fang Z P. Cooperative perception technology of autonomous driving in the internet of vehicles environment: A review. *Sensors*, 2022, 22(15): Article No. 5535
- Ren S L, Chen S H, Zhang W J. Collaborative perception for autonomous driving: Current status and future trend. In: Proceedings of the 5th Chinese Conference on Swarm Intelligence and Cooperative Control. Shenzhen, China: Springer, 2022. 682-692
- Sun P P, Sun C H, Wang R M, Zhao X M. Object detection based on roadside LiDAR for cooperative driving automation: A review. *Sensors*, 2022, 22(23): Article No. 9316
- Yu G Z, Li H, Wang Y P, Chen P, Zhou B. A review on cooperative perception and control supported infrastructure-vehicle system. *Green Energy and Intelligent Transportation*, 2022, 1(3): Article No. 100023
- Han Y S, Zhang H, Li H F, Jin Y, Lang C Y, Li Y D. Collaborative perception in autonomous driving: Methods, datasets, and challenges. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, 2023, 15(6): 131-151
- Ding Fei, Zhang Nan, Li Sheng-Bo, Bian You-Gang, Tong En, Li Ke-Qiang. A survey of architecture and key technologies of intelligent connected vehicle-road-cloud cooperation system. *Acta Automatica Sinica*, 2022, 48(12): 2863-2885
(丁飞, 张楠, 李升波, 边有钢, 童恩, 李志强. 智能网联车路云协同系统架构与关键技术研究综述. *自动化学报*, 2022, 48(12): 2863-2885)
- Liu S, Gao C, Chen Y, Peng X Y, Kong X H, Wang K, et al. Towards vehicle-to-everything autonomous driving: A survey on collaborative perception. arXiv preprint arXiv: 2308.16714, 2023.
- Yu H B, Luo Y Z, Shu M, Huo Y Y, Yang Z B, Shi Y F, et al. DAIR-V2X: A large-scale dataset for vehicle-infrastructure cooperative 3D object detection. In: Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New Orleans, USA: IEEE, 2022. 21329-21338
- Xu R S, Xiang H, Tu Z Z, Xia X, Yang M H, Ma J Q. V2X-ViT: Vehicle-to-everything cooperative perception with vision transformer. In: Proceedings of the 17th European Conference on Computer Vision. Tel Aviv, Israel: Springer, 2022. 107-124
- Chen Q, Tang S H, Yang Q, Fu S. Cooper: Cooperative perception for connected autonomous vehicles based on 3D point clouds. In: Proceedings of the IEEE 39th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS). Dallas, USA: IEEE, 2019. 514-524
- Ye E, Spiegel P, Althoff M. Cooperative raw sensor data fusion for ground truth generation in autonomous driving. In: Proceedings of the IEEE 23rd International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). Rhodes, Greece: IEEE, 2020. 1-7
- Arnold E, Dianati M, de Temple R, Fallah S. Cooperative per-

- ception for 3D object detection in driving scenarios using infrastructure sensors. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, **23**(3): 1852–1864
- 20 Chen Q, Ma X, Tang S H, Guo J D, Yang Q, Fu S. F-cooper: Feature based cooperative perception for autonomous vehicle edge computing system using 3D point clouds. In: Proceedings of the 4th ACM/IEEE Symposium on Edge Computing. Arlington, Virginia: ACM, 2019. 88–100
- 21 Wei S G, Du Y, Chai L G. Interactive perception-based multiple object tracking via CVIS and AV. *IEEE Access*, 2019, **7**: 121907–121921
- 22 Wang T H, Manivasagam S, Liang M, Yang B, Zeng W Y, Urtasun R. V2VNet: Vehicle-to-vehicle communication for joint perception and prediction. In: Proceedings of the 16th European Conference on Computer Vision. Glasgow, UK: Springer, 2020. 605–621
- 23 Xu R S, Xiang H, Xia X, Han X, Li J L, Ma J Q. OPV2V: An open benchmark dataset and fusion pipeline for perception with vehicle-to-vehicle communication. In: Proceedings of the International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Philadelphia, USA: IEEE, 2022. 2583–2589
- 24 Yuan Y S, Cheng H, Sester M. Keypoints-based deep feature fusion for cooperative vehicle detection of autonomous driving. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, **7**(2): 3054–3061
- 25 Kim Y, Hwang S, Bahk S. A study on the feature-level perception sharing of autonomous vehicles. In: Proceedings of the IEEE VTS Asia Pacific Wireless Communications Symposium (APWCS). Seoul, Korea: IEEE, 2022. 109–111
- 26 Xu R S, Li J L, Dong X Y, Yu H K, Ma J Q. Bridging the domain gap for multi-agent perception. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). London, United Kingdom: IEEE, 2023. 6035–6042
- 27 Allig C, Wanielik G. Alignment of perception information for cooperative perception. In: Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Paris, France: IEEE, 2019. 1849–1854
- 28 Shi S Y, Cui J H, Jiang Z H, Yan Z Y, Xing G L, Niu J W, et al. VIPS: Real-time perception fusion for infrastructure-assisted autonomous driving. In: Proceedings of the 28th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. Sydney, Australia: ACM, 2022. 133–146
- 29 Hu Y, Fang S H, Lei Z X, Zhong Y Q, Chen S H. Where2comm: Communication-efficient collaborative perception via spatial confidence maps. In: Proceedings of the 36th Annual Conference on Neural Information Processing Systems. New Orleans, USA: Curran Associates, Inc., 2022. 4874–4886
- 30 Creß C, Bing Z S, Knoll A C. Intelligent transportation systems using roadside infrastructure: A literature survey. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2024, **25**(7): 6309–6327
- 31 Qiao D H, Zulkernine F. Adaptive feature fusion for cooperative perception using LiDAR point clouds. In: Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). Waikoloa, USA: IEEE, 2023. 1186–1195
- 32 Arnold E, Mozaffari S, Dianati M. Fast and robust registration of partially overlapping point clouds. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, **7**(2): 1502–1509
- 33 Gu B, Liu J X, Xiong H Y, Li T T, Pan Y L. ECPC-ICP: A 6D vehicle pose estimation method by fusing the roadside lidar point cloud and road feature. *Sensors*, 2021, **21**(10): Article No. 3489
- 34 Bai Z W, Wu G Y, Barth M J, Liu Y K, Sisbot E A, Oguchi K. PillarGrid: Deep learning-based cooperative perception for 3D object detection from onboard-roadside LiDAR. In: Proceedings of the IEEE 25th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). Macao, China: IEEE, 2022. 1743–1749
- 35 Chen R J, Mu Y, Xu R S, Shao W Q, Jiang C H, Xu H, et al. CO³: Cooperative unsupervised 3D representation learning for autonomous driving. In: Proceedings of the Eleventh International Conference on Learning Representations. Kigali, Rwanda: ICLR, 2023.
- 36 Wang J Y, Zeng Y, Gong Y. Collaborative 3D object detection for automatic vehicle systems via learnable communications. arXiv preprint arXiv: 2205.11849, 2022.
- 37 Yu H B, Tang Y J, Xie E Z, Mao J L, Yuan J R, Luo P, et al. Vehicle-infrastructure cooperative 3D object detection via feature flow prediction. arXiv preprint arXiv: 2303.10552, 2023.
- 38 Shi H B, Hou D Z, Li X Y. Center-aware 3D object detection with attention mechanism based on roadside LiDAR. *Sustainability*, 2023, **15**(3): Article No. 2628
- 39 Hussain M, Ali N, Hong J E. Vision beyond the field-of-view: A collaborative perception system to improve safety of intelligent cyber-physical systems. *Sensors*, 2022, **22**(17): Article No. 6610
- 40 Marez D, Nans L, Borden S. Bandwidth constrained cooperative object detection in images. In: Proceedings of the SPIE 12276, Artificial Intelligence and Machine Learning in Defense Applications IV. Berlin, Germany: SPIE, 2022. 128–140
- 41 Xu R S, Tu Z Z, Xiang H, Shao W, Zhou B L, Ma J Q. CoBEVT: Cooperative bird's eye view semantic segmentation with sparse transformers. In: Proceedings of the 6th Conference on Robot Learning. Auckland, New Zealand: CoRL, 2022. 989–1000
- 42 Hu Y, Lu Y F, Xu R S, Xie W D, Chen S H, Wang Y F. Collaboration helps camera overtake LiDAR in 3D detection. In: Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Vancouver, Canada: IEEE, 2023. 9243–9252
- 43 Wang Z, Fan S Q, Huo X L, Xu T D, Wang Y, Liu J J, et al. VIMI: Vehicle-infrastructure multi-view intermediate fusion for camera-based 3D object detection. arXiv preprint arXiv: 2303.10975, 2023.
- 44 Fan S Q, Wang Z, Huo X L, Wang Y, Liu J J. Calibration-free BEV representation for infrastructure perception. In: Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Detroit, USA: IEEE, 2023. 9008–9013
- 45 Cui Y D, Chen R, Chu W B, Chen L, Tian D X, Li Y, et al. Deep learning for image and point cloud fusion in autonomous driving: A review. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, **23**(2): 722–739
- 46 Zhang Xin-Yu, Zou Zhen-Hong, Li Zhi-Wei, Liu Hua-Ping, Li Jun. Deep multi-modal fusion in object detection for autonomous driving. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2020, **15**(4): 758–771
(张新钰, 邹镇洪, 李志伟, 刘华平, 李骏. 面向自动驾驶目标检测的深度多模态融合技术. *智能系统学报*, 2020, **15**(4): 758–771)
- 47 Rossi V, Testolina P, Giordani M, Zorzi M. On the role of sensor fusion for object detection in future vehicular networks. In: Proceedings of the Joint European Conference on Networks and Communications & 6G Summit (EuCNC/6G Summit). Porto, Portugal: IEEE, 2021. 247–252
- 48 Wang L, Zhang X Y, Song Z Y, Bi J F, Zhang G X, Wei H Y, et al. Multi-modal 3D object detection in autonomous driving: A survey and taxonomy. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2023, **8**(7): 3781–3798
- 49 Du Y C, Qin B H, Zhao C, Zhu Y F, Cao J, Ji Y X. A novel spatio-temporal synchronization method of roadside asynchronous MMW radar-camera for sensor fusion. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, **23**(11): 22278–22289
- 50 Yu H, Zhao Y S, Zou Y, Li Q, Yu H Y, Ren Y L. Multistage fusion approach of LiDAR and camera for vehicle-infrastructure cooperative object detection. In: Proceedings of the 5th World Conference on Mechanical Engineering and Intelligent Manufacturing (WCMEIM). Ma'an shan, China: IEEE, 2022. 811–816
- 51 Zha Y Y, Shangguan W. Beyond-line-of-sight perception en-

- hancement via information interaction in connected autonomous driving environment. In: Proceedings of the China Automation Congress (CAC). Xiamen, China: IEEE, 2022. 1809–1814
- 52 Zhang H, Luo G Y, Cao Y Z H, Jin Y, Li Y D. Multi-modal virtual-real fusion based transformer for collaborative perception. In: Proceedings of the IEEE 13th International Symposium on Parallel Architectures, Algorithms and Programming (PAAP). Beijing, China: IEEE, 2022. 1–6
- 53 Zheng S W, Xie C, Yu S H, Ye M, Huang R Y, Li W H. A robust strategy for roadside cooperative perception based on multi-sensor fusion. In: Proceedings of the International Conference on Sensing, Measurement & Data Analytics in the Era of Artificial Intelligence (ICSMD). Harbin, China: IEEE, 2022. 1–6
- 54 Singh P K, Nandi S K, Nandi S. A tutorial survey on vehicular communication state of the art, and future research directions. *Vehicular Communications*, 2019, **18**: Article No. 100164
- 55 Zeadally S, Guerrero J, Contreras J. A tutorial survey on vehicle-to-vehicle communications. *Telecommunication Systems*, 2020, **73**(3): 469–489
- 56 Lu Ying. Intelligent networked vehicle system design based on 5G communication technology. *Agricultural Machinery Using & Maintenance*, 2023(8): 27–29
(路莹. 基于 5G 通信技术的智能网联汽车系统设计. 农机使用与维修, 2023(8): 27–29)
- 57 Li J L, Xu R S, Liu X Y, Ma J, Chi Z C, Ma J Q, et al. Learning for vehicle-to-vehicle cooperative perception under lossy communication. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2023, **8**(4): 2650–2660
- 58 Song Z Y, Wen F X, Zhang H L, Li J. A cooperative perception system robust to localization errors. In: Proceedings of 2023 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Anchorage, Alaska, USA: IEEE, 2023. 1–6
- 59 Cui J X, Qiu H, Chen D, Stone P, Zhu Y K. Coopernaut: End-to-end driving with cooperative perception for networked vehicles. In: Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New Orleans, USA: IEEE, 2022. 17231–17241
- 60 Bai Z W, Wu G Y, Qi X W, Liu Y K, Oguchi K, Barth M J. Infrastructure-based object detection and tracking for cooperative driving automation: A survey. In: Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Aachen, Germany: IEEE, 2022. 1366–1373
- 61 Wang Y H, Sun W, Liu C X, Cui Z Y, Zhu M X, Pu Z Y. Cooperative perception of roadside unit and onboard equipment with edge artificial intelligence for driving assistance [Online], available: <https://rosap.ntl.bts.gov/view/dot/60635>, September 14, 2023
- 62 Mo Y H, Zhang P L, Chen Z J, Ran B. A method of vehicle-infrastructure cooperative perception based vehicle state information fusion using improved Kalman filter. *Multimedia Tools and Applications*, 2022, **81**(4): 4603–4620
- 63 Zhu Yong-Xin, Li Yong-Fu, Zhu Hao, Yu Shu-You. Observer-based longitudinal control for connected and automated vehicles platoon subject to communication delay. *Acta Automatica Sinica*, 2023, **49**(8): 1785–1798
(朱永新, 李永福, 朱浩, 于树友. 通信延时环境下基于观测器的智能网联车辆队列分层协同纵向控制. 自动化学报, 2023, **49**(8): 1785–1798)
- 64 Bai Z W, Wu G Y, Barth M J, Liu Y K, Sisbot E A, Oguchi K. Cooperverse: A mobile-edge-cloud framework for universal cooperative perception with mixed connectivity and automation. arXiv preprint arXiv: 2302.03128, 2023.
- 65 Morgan Y L. Notes on DSRC & WAVE standards suite: Its architecture, design, and characteristics. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2010, **12**(4): 504–518
- 66 Hakim B, Sorour S, Hefaida M S, Alasmay W S, Almotairi K H. CCPAV: Centralized cooperative perception for autonomous vehicles using CV2X. *Ad Hoc Networks*, 2023, **142**: Article No. 103101
- 67 Zaman M, Saifuddin M, Razzaghpour M, Fallah Y P. Performance analysis of V2I zone activation and scalability for C-V2X transactional services. In: Proceedings of the IEEE 96th Vehicular Technology Conference (VTC2022-Fall). London, United Kingdom: IEEE, 2022. 1–5
- 68 Huang Z L, Chen S K, Pian Y Z, Sheng Z H, Ahn S, Noyce D A. CV2X-LOCA: Roadside unit-enabled cooperative localization framework for autonomous vehicles. arXiv preprint arXiv: 2304.00676, 2023.
- 69 Lv Pin, Xu Jia, Li Tao-Shen, Xu Wen-Biao. Survey on edge computing technology for autonomous driving. *Journal on Communications*, 2021, **42**(3): 190–208
(吕品, 许嘉, 李陶深, 徐文彪. 面向自动驾驶的边缘计算技术研究综述. 通信学报, 2021, **42**(3): 190–208)
- 70 Lee S, Jung Y, Park Y, Kim S. Design of V2X-based vehicular contents centric networks for autonomous driving. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, **23**(8): 13526–13537
- 71 Lu Y F, Li Q H, Liu B A, Dianati M, Feng C, Chen S H, et al. Robust collaborative 3D object detection in presence of pose errors. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). London, United Kingdom: IEEE, 2023. 4812–4818
- 72 Luo G Y, Zhang H, Yuan Q, Li J L. Complementarity-enhanced and redundancy-minimized collaboration network for multi-agent perception. In: Proceedings of the 30th ACM International Conference on Multimedia. Lisboa, Portugal: Association for Computing Machinery, 2022. 3578–3586
- 73 Wang J, Luo G Y, Yuan Q, Li J L. F-transformer: Point cloud fusion transformer for cooperative 3D object detection. In: Proceedings of the 31st International Conference on Artificial Neural Networks. Bristol, UK: Springer, 2022. 171–182
- 74 Wang J D, Wang Z D, Yu B, Tang J, Song S L, Liu C, et al. Data fusion in infrastructure-augmented autonomous driving system: Why? Where? And how? *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, **10**(18): 15857–15871
- 75 Yang D, Yang K, Wang Y, Liu J, Xu Z, Yin R, et al. How2comm: Communication-efficient and collaboration-pragmatic multi-agent perception. In: Proceedings of the 2023 Conference on Neural Information Processing Systems. New Orleans, USA: Curran Associates, Inc., 2023. 25151–25164
- 76 Thornton S, Flowers B, Dey S. Multi-source feature fusion for object detection association in connected vehicle environments. *IEEE Access*, 2022, **10**: 131841–131854
- 77 Miller A, Rim K, Chopra P, Kelkar P, Likhachev M. Cooperative perception and localization for cooperative driving. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Paris, France: IEEE, 2020. 1256–1262
- 78 Lei Z X, Ren S L, Hu Y, Zhang W J, Chen S H. Latency-aware collaborative perception. In: Proceedings of the 17th European Conference on Computer Vision. Tel Aviv, Israel: Springer, 2022. 316–332
- 79 Wang K, Wang Y, Liu B J, Chen J L. Quantification of uncertainty and its applications to complex domain for autonomous vehicles perception system. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, **72**: Article No. 5010217
- 80 Li Y M, Fang Q, Bai J M, Chen S H, Xu J F, Feng C. Among us: Adversarially robust collaborative perception by consensus. In: Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Paris, France: IEEE, 2023. 186–195
- 81 Xiang H, Xu R S, Xia X, Zheng Z L, Zhou B L, Ma J Q. V2XP-ASG: Generating adversarial scenes for vehicle-to-everything perception. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). London, United Kingdom: IEEE, 2023. 3584–3591
- 82 Wang S, Li C Y, Ng D W, Eldar Y C, Poor H V, Hao Q, et al. Federated deep learning meets autonomous vehicle perception: Design and verification. *IEEE Network*, 2023, **37**(3): 16–25
- 83 Ahmed M, Raza S, Mirza M A, Aziz A, Khan M A, Khan W

- U, et al. A survey on vehicular task offloading: Classification, issues, and challenges. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, 2022, **34**(7): 4135–4162
- 84 Qayyum A, Usama M, Qadir J, Al-Fuqaha A. Securing connected & autonomous vehicles: Challenges posed by adversarial machine learning and the way forward. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2020, **22**(2): 998–1026
- 85 Liu Y C, Tian J J, Ma C Y, Glaser N, Kuo C W, Kira Z. Who2com: Collaborative perception via learnable handshake communication. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Paris, France: IEEE, 2020. 6876–6883
- 86 Liu Y C, Tian J J, Glaser N, Kira Z. When2com: Multi-agent perception via communication graph grouping. In: Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle, USA: IEEE, 2020. 4105–4114
- 87 Abdel-Aziz M K, Perfecto C, Samarakoon S, Bennis M, Saad W. Vehicular cooperative perception through action branching and federated reinforcement learning. *IEEE Transactions on Communications*, 2022, **70**(2): 891–903
- 88 Zhang H L, Mekala M S, Yang D F, Isaacs J, Nain Z, Park J H, et al. 3D harmonic loss: Towards task-consistent and time-friendly 3D object detection on edge for V2X orchestration. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, **72**(12): 15268–15279
- 89 Wang J, Guo X Y, Wang H D, Jiang P, Chen T Y, Sun Z M. Pillar-based cooperative perception from point clouds for 6g-enabled cooperative autonomous vehicles. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2022, **2022**: Article No. 3646272
- 90 Song R, Zhou L G, Lakshminarasimhan V, Festag A, Knoll A. Federated learning framework coping with hierarchical heterogeneity in cooperative ITS. In: Proceedings of the IEEE 25th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). Macao, China: IEEE, 2022. 3502–3508
- 91 Piazzoni A, Cherian J, Vijay R, Chau L P, Dauwels J. CoPEM: Cooperative perception error models for autonomous driving. In: Proceedings of the IEEE 25th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). Macao, China: IEEE, 2022. 3934–3939
- 92 Zhang S Y, Wang S, Yu S, Yu J J Q, Wen M W. Collision avoidance predictive motion planning based on integrated perception and V2V communication. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, **23**(7): 9640–9653
- 93 Andert E, Shrivastava A. Accurate cooperative sensor fusion by parameterized covariance generation for sensing and localization pipelines in CAVs. In: Proceedings of the IEEE 25th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). Macao, China: IEEE, 2022. 3595–3602
- 94 Wang T H, Chen G, Chen K, Liu Z F, Zhang B, Knoll A, et al. UMC: A unified bandwidth-efficient and multi-resolution based collaborative perception framework. In: Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Paris, France: IEEE, 2023. 8153–8162
- 95 Wang T Q, Kim S, Ji W X, Xie E Z, Ge C J, Chen J S, et al. DeepAccident: A motion and accident prediction benchmark for V2X autonomous driving. In: Proceedings of the 38th AAAI Conference on Artificial Intelligence. Vancouver, Canada: AAAI, 2024. 5599–5606
- 96 Yuan Y S, Cheng H, Yang M Y, Sester M. Generating evidential BEV maps in continuous driving space. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2023, **204**: 27–41
- 97 Li Z D, Yu T, Suzuki T, Sakaguchi K. Building an SDVN framework for RSU-centric cooperative perception with heterogeneous V2X. In: Proceedings of the IEEE 20th Consumer Communications & Networking Conference (CCNC). Las Vegas, USA: IEEE, 2023. 1–7
- 98 Tian Y L, Wang J G, Wang Y T, Zhao C, Yao F, Wang X. Federated vehicular transformers and their federations: Privacy-preserving computing and cooperation for autonomous driving. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2022, **7**(3): 456–465
- 99 Song R, Liu D, Chen D Z, Festag A, Trinitis C, Schulz M, et al. Federated learning via decentralized dataset distillation in resource-constrained edge environments. In: Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). Gold Coast, Australia: IEEE, 2023. 1–10
- 100 Song R, Xu R S, Festag A, Ma J Q, Knoll A. FedBEVT: Federated learning bird's eye view perception transformer in road traffic systems. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2024, **9**(1): 958–969
- 101 Wang H N, Zhang X Y, Li Z W, Li J, Wang K, Lei Z, et al. IPS300+: A challenging multi-modal data sets for intersection perception system. In: Proceedings of the International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Philadelphia, USA: IEEE, 2022. 2539–2545
- 102 Xu R S, Xia X, Li J L, Li H Z, Zhang S, Tu Z Z, et al. V2V4Real: A real-world large-scale dataset for vehicle-to-vehicle cooperative perception. In: Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Vancouver, Canada: IEEE, 2023. 13712–13722
- 103 Yu H B, Yang W X, Ruan H Z, Yang Z W, Tang Y J, Gao X, et al. V2X-seq: A large-scale sequential dataset for vehicle-infrastructure cooperative perception and forecasting. In: Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Vancouver, Canada: IEEE, 2023. 5486–5495
- 104 Li Y M, Ma D K, An Z Y, Wang Z X, Zhong Y Q, Chen S H, et al. V2X-Sim: Multi-agent collaborative perception dataset and benchmark for autonomous driving. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, **7**(4): 10914–10921
- 105 Mao R Q, Guo J Y, Jia Y K, Sun Y X, Zhou S, Niu Z S. DOLPHINS: Dataset for collaborative perception enabled harmonious and interconnected self-driving. In: Proceedings of the 16th Asian Conference on Computer Vision. Macao, China: Springer, 2022. 495–511
- 106 Azfar T, Li J L, Yu H K, Chen R L, Lv Y S, Ke R M. Deep learning-based computer vision methods for complex traffic environments perception: A review. *Data Science for Transportation*, 2024, **6**(1): Article No. 1
- 107 Cai X Y, Jiang W T, Xu R S, Zhao W Q, Ma J Q, Liu S, et al. Analyzing infrastructure LiDAR placement with realistic LiDAR simulation library. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). London, United Kingdom: IEEE, 2023. 5581–5587



张新钰 清华大学车辆与运载学院高级工程师。主要研究方向为智能驾驶和多模态信息融合。

E-mail: xyzhang@tsinghua.edu.cn

(ZHANG Xin-Yu Senior engineer at the School of Vehicle and Mobility, Tsinghua University. His research interest covers intelligent driving and multimodal information fusion.)



卢毅果 新疆大学软件学院硕士研究生。主要研究方向为计算机视觉和语义分割。

E-mail: yiguolu@stu.xju.edu.cn

(LU Yi-Guo Master student at School of Software, Xinjiang University. His research interest covers computer vision and semantic segmentation.)



高鑫 中国矿业大学(北京)人工智能学院博士研究生. 主要研究方向为模式识别, 多模态融合和图像处理. 本文通信作者.

E-mail: bqt2000405024@student.cumtb.edu.cn

(GAO Xin Ph.D. candidate at School of Artificial Intelligence, China University of Mining and Technology-Beijing. His research interest covers pattern recognition, multimodal fusion and image processing. Corresponding author of this paper.)



黄雨宁 新疆大学软件学院硕士研究生. 主要研究方向为目标检测及其在计算机视觉中的应用.

E-mail: 107552204759@stu.xju.edu.cn

(HUANG Yu-Ning Master student at School of Software, Xinjiang University. Her research interest covers object detection and its applications in computer vision.)



刘华平 清华大学计算机科学与技术系教授. 主要研究方向为智能机器人感知, 智能机器人学习与控制.

E-mail: hpliu@tsinghua.edu.cn

(LIU Hua-Ping Professor at the Department of Computer Science and Technology, Tsinghua Uni-

versity. His research interest covers intelligent robot perception, intelligent robot learning and control.)



王云鹏 中国工程院院士, 北京航空航天大学交通科学与工程学院教授. 主要研究方向为协同车辆基础设施系统和智能交通控制.

(WANG Yun-Peng Academician of Chinese Academy of Engineering, professor at the School of Transportation Science and Engineering, Beihang University.

His research interests covers cooperative vehicle infrastructure systems and intelligent transportation control.)



李骏 中国工程院院士, 清华大学车辆与运载学院教授. 主要研究方向为智能网联汽车, 自动驾驶, 发动机结构设计和智能化参数设计.

E-mail: junliqh@163.com

(LI Jun Academician of Chinese Academy of Engineering, professor at the School of Vehicle and Mobility, Tsinghua University. His research interest covers intelligent connected vehicles, autonomous driving, engine structure design and intelligent parameter design.)