

文章编号:1007-2780(2026)09-1325-14

基于时空一致性的协同感知鲁棒融合方法

李旭生^{1,2}, 马霞红^{1,2}, 蒋志昂^{1,2}, 李锦青^{1,2*}, 底晓强^{1,2,3*}

- (1. 长春理工大学 计算机科学技术学院, 吉林 长春 130022;
2. 长春理工大学 吉林省网络与信息安全重点实验室, 吉林 长春 130022;
3. 长春理工大学 信息化中心, 吉林 长春 130022)

摘要:针对车联网协同感知中局部证据质量下降,影响协同融合结果稳定性与可用性的问题,本文将融合过程建模为局部感知证据可靠性估计,提出一种基于时空一致性的协同感知鲁棒融合方法(STC-RF)。首先,利用目标存在热图构建低维语义证据;随后,综合跨车空间一致性、历史占用连续性和负向证据冲突,评估鸟瞰视图(BEV)栅格级局部证据可靠性,并将其作为偏置注入注意力中间融合过程,以连续调节不同协作者在各空间位置的融合贡献;进一步采用保守式历史占用更新,使历史时间参照持续参与融合过程,降低局部证据波动对协同结果时间连续性的影响。实验结果表明,在背景化证据退化条件下,所提方法将 AP@0.7 由 82.09% 提高至 86.20%,SSR 由 8.21% 降至 5.53%,CFNR 由 0.90% 降至 0.72%,说明该方法能够提升非理想协同感知条件下的融合稳定性。

关键词:车联网;协同感知;感知证据退化;时空一致性;鲁棒融合

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3724/CJLCD.2026-0144 **CSTR:**32172.14.CJLCD.2026-0144

A spatiotemporal consistency-based robust fusion method for collaborative perception

LI Xusheng^{1,2}, MA Xiahong^{1,2}, JIANG Zhiang^{1,2}, LI Jinqing^{1,2*}, DI Xiaoliang^{1,2,3*}

- (1. School of Computer Science and Technology, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China;
2. Jilin Province Key Laboratory of Network and Information Security, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China;
3. Information Center, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China)

Abstract: To address the issue of declining local evidence quality in Internet of Vehicles collaborative perception, which affects the stability and usability of collaborative fusion results, the fusion process is modeled as local perception evidence reliability estimation, and a spatiotemporal consistency-based robust fusion method(STC-RF) is proposed for collaborative perception. First, low-dimensional semantic evidence is constructed using a target existence heatmap. Subsequently, by comprehensively considering cross-vehicle spatial consistency, historical occupancy continuity, and negative evidence conflict, Bird's-

收稿日期:2026-07-29;修订日期:2026-08-16.

基金项目:吉林省科技发展计划(No. 20230301020ZD)

Supported by Jilin Provincial Science and Technology Development Plan (No. 20230301020ZD)

*通信联系人, E-mail:lijinqing@cust.edu.cn; dixiaoqiang@cust.edu.cn

Eye View (BEV) grid-level local evidence reliability is generated and injected as a bias into the intermediate fusion of attention to continuously adjust the fusion contributions of different collaborators at various spatial positions. Furthermore, a conservative historical occupancy update is adopted to ensure that the historical time reference continuously participates in the fusion process, reducing the impact of local evidence fluctuations on the temporal continuity of the collaborative results. Experimental results demonstrate that under the condition of background evidence degradation, the proposed method improves AP@0.7 from 82.09% to 86.20%, reduces SSR from 8.21% to 5.53%, and decreases CFNR from 0.90% to 0.72%, indicating that the method enhances the fusion stability under non-ideal collaborative perception conditions.

Key words: internet of vehicles; collaborative perception; perception evidence degradation; spatiotemporal consistency; robust fusion

1 引言

随着先进传感、智能成像与人工智能技术的发展,复杂场景下的环境感知能力不断提升^[1-4]。车联网协同感知通过共享多智能体感知信息拓展单车感知范围,是自动驾驶环境感知的重要发展方向。按信息共享层次,协同感知可分为早期融合、后期融合和中间特征融合^[5-7],其中中间特征融合兼顾通信开销与感知性能,已成为当前研究的主流范式^[8-10]。

然而,协同感知性能受外部协作者证据质量影响。局部遮挡、传感器退化、极端视角或人为扰动可能导致中间特征偏离真实环境状态^[11-12]。若融合过程缺乏局部可靠性调节,退化证据将削弱真实目标表征,降低协同感知的稳定性与可用性。

感知证据退化具有来源异质、空间局部和时间动态等特征。尽管自然质量下降与人为特征修改成因不同,但在中间融合层面均表现为真实目标区域的低响应。车辆级信誉判断难以适应局部、间歇性退化,并可能损失正常区域的有效信息,因此有必要在特定时刻和鸟瞰视图 (Bird's-Eye View, BEV) 栅格位置上评估局部证据可靠性^[13]。

为此,本文提出一种基于时空一致性的协同感知鲁棒融合方法 (STC-RF)。该方法以目标存在热图构建低维语义证据,综合跨车空间一致性、历史占用连续性和负向证据冲突估计局部证据可靠性,并将可靠性注入中间融合的注意力权重,在保留正常区域协作信息的同时限制局部不可靠证据的负面影响。进一步采用保守式历史占用更新,降低局部证据波动对协同结果时间连续性的影响。本文主要关注真实目标区域的感

知证据退化,主要贡献如下:

(1) 提出面向车联网协同感知中间融合的感知证据退化建模方法,将自然感知质量下降和人为局部特征扰动统一描述为真实目标区域证据质量下降,不依赖协作者恶意标签。

(2) 提出基于目标存在热图的时空一致性可靠性估计方法,综合跨车空间一致性、历史占用连续性和负向证据冲突,为不同协作者、不同 BEV 栅格位置上的局部证据构建连续可靠性表征。

(3) 设计可靠性感知注意力融合与保守式历史占用更新机制,将局部证据可靠性和历史时间参照持续纳入统一融合过程,降低局部证据波动对融合结果的影响,提高协同感知结果的鲁棒性与可用性。

2 相关工作

2.1 车联网协同感知

车联网协同感知通过多智能体共享传感器数据、检测结果或中间特征,提升单车环境感知能力。V2VNet 利用车-车通信聚合,以改善遮挡和远距离目标感知能力^[7]。OPV2V 构建了面向 V2V 感知的大规模仿真数据集,并提出注意力中间融合 (Attentive Intermediate Fusion) 流程,为协同感知算法比较提供了统一基准^[14-15]。V2X-Sim、DAIR-V2X 和 V2V4Real 等数据集进一步推动了车-车、车-路协同感知研究^[16-18]。

按照共享信息层次,协同感知方法可分为早期融合、后期融合和中间融合。早期融合直接共享原始点云或图像^[19],信息保留充分但通信开销较大;后期融合共享检测框,通信量较小但难以

充分利用深层语义信息;中间融合共享 BEV 特征,在性能和通信成本之间取得较好平衡^[15,20]。

2.2 基于热图的协同感知信息表征

在复杂道路环境感知任务中,全局上下文建模与多尺度特征融合能够增强模型对不同尺度目标及复杂场景语义信息的表征能力^[21];在协同感知中,空间置信图等低维语义表征进一步为不同区域的信息筛选与融合提供依据。Where2comm 通过空间置信图选择感知关键区域进行通信,以降低通信开销并保持感知性能^[22]。CoDriving 类方法进一步将感知置信信息与驾驶任务需求结合,使通信区域服务于下游驾驶决策^[23-24]。这类研究表明,BEV 热图能够作为空间语义证据,刻画不同区域的信息重要性^[22]。

本文借鉴热图作为空间证据层的思想,并不引入规划路径或闭环驾驶决策。目标存在热图作为低维空间语义证据,能够刻画不同协作者在不同位置对目标存在性的判断,为比较局部证据质量及开展可靠性感知、鲁棒融合提供基础。

2.3 协同感知鲁棒融合

上下文与时空信息可为复杂场景目标感知提供补充。已有研究分别将上下文协同建模用于航拍小目标检测^[25],并通过时空信息联合建模提升复杂背景下弱小目标感知能力^[26]。对于车联网协同感知,多智能体信息共享虽拓展了单车观测范围,但也带来外部证据质量不一致问题,因此除利用当前协作者间的空间信息外,历史观测的时间连续性也可作为当前感知的重要参照。

既有研究表明,人为篡改多智能体通信信息可能导致假阳性或假阴性;自然遮挡、稀疏观测和传感器异常同样可能形成不可靠局部证据。ROBOSAC 利用多机器人共识实现鲁棒协同感知^[12],MADE 通过半监督异常检测识别恶意协作者^[27],GCP 进一步利用时空相关性提升对隐蔽异常的检测能力^[28]。这说明,协同感知除提升精度外,还需要识别并限制不可靠外部信息的影响。

现有鲁棒协同感知方法多从协作者整体状态或异常识别角度抑制不可靠信息,但难以适应局部、间歇性的证据退化,且可能损失正常区域的有效信息。为此,本文将可靠性建模由协作者级细化至时空局部证据级,在特定时刻和 BEV 栅格位置上评估并调节不同协作者的融合贡献,

从而抑制低可靠区域并保留正常区域信息。

3 问题定义与感知证据退化模型

3.1 协同感知中间融合流程

本文将接收并融合多车感知信息的自车记为 ego 车辆,除 ego 车辆外,其余参与通信的车辆称为协作车辆,记为 CAV。

设当前时刻为 t ,共有 N 个智能体参与融合,第 i 个智能体的 BEV 栅格位置记为 $r=(u,v)$ 。 X_i^t 、 F_i^t 和 $\tilde{F}_i^t$ 分别表示局部观测、本地 BEV 特征及转换到 ego 坐标系后的 BEV 特征; H_i^t 和 $V_i^t(r)$ 分别表示目标存在热图和可见性掩码; O^t 与 $\hat{O}^t$ 分别表示历史占用记忆及运动补偿后的历史占用预测; $A_i(r,t)$ 、 $C_i(r,t)$ 和 $\alpha_i(r,t)$ 分别表示局部异常度、局部证据可靠性和注意力融合权重。

设某一时刻 t 下,ego 车辆周围共有 N 个协同智能体参与感知,其中第 i 个智能体的局部传感器观测为 X_i^t 。各智能体首先通过共享的特征提取网络得到 BEV 中间特征:

$$F_i^t = \phi(X_i^t), \quad (1)$$

式中: $\phi(\cdot)$ 为点云或多模态感知编码器, $F_i^t \in \mathbb{R}^{C \times H \times W}$ 为第 i 个智能体的 BEV 特征图, C 为通道数, H 、 W 分别为 BEV 特征图的空间尺寸。

多车感知信息融合依赖于不同坐标系下空间信息的有效对齐,而点云配准及其假设评估等研究为复杂场景中的空间对应关系估计提供了相关技术基础^[29]。根据车辆位姿信息,将各协作者的 BEV 特征转换到 ego 坐标系:

$$\tilde{F}_i^t = T_{i \rightarrow e}^t(F_i^t), \quad (2)$$

式中, $T_{i \rightarrow e}^t(\cdot)$ 表示由第 i 个智能体坐标系到 ego 坐标系的空间变换。

随后,融合模块在每个 BEV 栅格 r 上聚合来自不同智能体的特征。最终,检测头根据融合特征输出 3D 目标检测结果,如式(3)所示:

$$\begin{cases} F_{\text{fuse}}^t(r) = A(\tilde{F}_1^t(r), \tilde{F}_2^t(r), \dots, \tilde{F}_N^t(r)) \\ Y^t = \psi(F_{\text{fuse}}^t) \end{cases}, \quad (3)$$

式中: $A(\cdot)$ 表示中间融合函数, $\psi(\cdot)$ 为检测头, Y^t 为预测目标集合。

3.2 感知证据退化定义

本文关注真实目标区域的感知证据退化,即某一协作者在特定时刻和特定空间区域内提供

的目标证据发生质量下降,表现为目标响应减弱、证据缺失或目标区域背景化,从而可能削弱真实目标在融合特征中的表达并造成漏检。

设真实目标 b 在 BEV 空间中对应区域为 R_b 。对于某个受到污染的协作者 a ,其在目标区域上传的特征被篡改或退化为低响应特征:

$$\tilde{F}_a^i(r) \leftarrow G(\tilde{F}_a^i(r)), \quad r \in R_b, \quad (4)$$

式中, $G(\cdot)$ 为局部证据退化函数,可表示目标区域特征置零、背景替换或连续衰减。退化后的特征在目标区域呈现较低目标存在响应,可能降低融合后的目标存在概率。

根据局部目标证据的具体表现,本文采用以下 3 种退化模式:

(1) 完全缺失型退化:目标区域特征被置零,用于描述局部目标证据完全缺失的严重退化情况^[11-12]。

(2) 背景化退化:目标区域特征接近背景分布,描述目标证据被背景信息覆盖或错误背景化的情况。

(3) 渐进衰减型退化:目标响应随目标证据保留程度逐步减弱,用于描述局部感知证据质量连续下降。

上述退化既可由自然感知质量下降产生,也可由人为特征修改产生,本文不对其来源和协作者主观意图进行分类判定。

3.3 鲁棒融合目标与适用边界

本文的目标是在感知证据退化时尽可能保持真实目标在融合结果中的可检测性,不显著损害标准场景下的性能。具体包括:(1)降低受退化影响目标的漏检风险;(2)降低 ego 前方关键区域的漏检风险;(3)避免可靠性调制过度抑制正常协作信息;(4)提供可解释的局部可靠性和注意力变化可视化。

需要指出的是,当 ego 完全不可见、历史中从未出现目标,系统缺乏可靠目标存在证据,本文方法无法凭空恢复该目标。

4 时空一致性鲁棒融合方法

4.1 总体框架

本文方法的整体流程如下:(1)提取多车 BEV 中间特征并转换至 ego 坐标系;(2)生成各

协作者的目标存在热图和可见性掩码;(3)构建运动补偿后的历史占用记忆;(4)计算跨车空间一致性残差、历史时间一致性残差和负向证据冲突残差;(5)生成 BEV 栅格级局部证据可靠性;(6)将可靠性作为偏置注入注意力融合;(7)采用保守式历史占用更新保持短时感知连续性。

4.2 目标存在热图生成

为避免直接比较高维 BEV 特征带来的不稳定性,本文首先将每个协作者的中间特征映射为低维目标存在热图:

$$H_i' = g(\tilde{F}_i'), \quad (5)$$

式中: $g(\cdot)$ 为目标存在热图生成器, $H_i' \in [0, 1]^{H \times W}$ 表示第 i 个协作者在 BEV 栅格上的目标存在概率。本文约定 H_i' 表示目标存在热图,而 H 和 W 仅表示 BEV 特征图的高度与宽度。

$g(\cdot)$ 可以复用检测头的分类分支,也可以采用由卷积层、ReLU 激活和 Sigmoid 函数构成的轻量级占用预测头。目标存在热图不是退化检测结果,而是每个协作者对局部目标存在性的低维语义表达。相较于直接比较高维特征,热图具有更明确的物理含义,便于比较不同来源证据之间的空间和时间一致性。

4.3 可见性掩码与历史占用记忆

(1) 可见性掩码。

在协同感知中,某协作者对某一区域给出低响应并不一定意味着异常。若该区域处于其视野外或被严重遮挡,则低响应仅表示“没有证据”,不能被视为“反对目标存在的证据”。因此,本文引入可见性掩码,其由传感器视场、点云密度、射线遮挡关系或距离衰减函数近似得到^[7]。本文采用简化实现:

$$V_i'(r) = \begin{cases} 1, & d_i(r) < d_{\max} \parallel \rho_i(r) > \rho_{\min} \\ 0, & \text{其他情况} \end{cases}, \quad (6)$$

式中: $d_i(r)$ 为协作者 i 到栅格 r 的距离, $d_{\max}$ 为最大有效感知距离, $\rho_i(r)$ 为该区域点云密度, $\rho_{\min}$ 为最低可见密度阈值。

(2) 历史占用记忆。

为利用目标的时序连续性,本文维护 ego 坐标系下的历史占用记忆。由于 ego 车辆在连续帧之间发生运动,不同时刻的历史占用图不能直接在相同栅格位置进行比较。因此,首先根据 ego 车辆的位姿变化,将上一帧历史占用图变换至当

前时刻的 ego 坐标系:

$$\hat{O}^{t-1} = \text{Warp}(\hat{O}^{t-1}, \Delta p_{t-1 \rightarrow t}), \quad (7)$$

式中: $\Delta p_{t-1 \rightarrow t}$ 表示 ego 车辆从 $t-1$ 时刻到当前时刻 t 的位姿变化, $\text{Warp}(\cdot)$ 表示基于仿射变换的运动补偿操作。为抑制栅格级噪声,对补偿后的历史占用图进行空间最大池化平滑:

$$\hat{H} = \text{MaxPool}_{5 \times 5}(\hat{O}^{t-1}). \quad (8)$$

随后采用保守式递推更新策略融合当前占用与历史占用:

$$O_{\text{mem}}^t = \text{keep} \cdot \max(\beta \cdot \hat{H}, \hat{O}^t) + (1 - \text{keep}) \cdot \hat{O}^t, \\ \text{keep} = 1(\hat{H} > \tau_{\text{keep}}), \quad (9)$$

式中: β 为历史衰减系数, τ_{keep} 为历史保留阈值。该递推策略使历史信息以 β^k 的衰减权重隐式累积,近期出现过的目标在短时间内保持一定的历史记忆强度,同时避免被低置信度证据误删除。

4.4 局部证据可靠性计算

为分别刻画协作者证据与跨车共识、历史占用先验以及目标存在方向之间的冲突,定义空间一致性残差、时间一致性残差和负向证据冲突残差为:

$$e_i^{\text{sp}}(r, t) = V_i^t(r) |H_i^t(r) - \text{Median}_{j \neq i}(H_j^t(r))|, \\ e_i^{\text{temp}}(r, t) = V_i^t(r) |H_i^t(r) - \hat{O}^t(r)|, \\ e_i^{\text{era}}(r, t) = V_i^t(r) \max(0, \hat{O}^t(r) - H_i^t(r)). \quad (10)$$

在此基础上,对3类残差加权得到局部异常度,并通过单调映射生成 BEV 栅格级局部证据可靠性:

$$A_i(r, t) = \lambda_s e_i^{\text{sp}}(r, t) + \lambda_t e_i^{\text{temp}}(r, t) + \lambda_e e_i^{\text{era}}(r, t), \quad (11)$$

式中, λ_s 、 λ_t 、 λ_e 分别为空间一致性、时间一致性和负向证据冲突残差的权重。

3类残差采用加性加权方式综合为局部异常度。空间一致性残差 $e_i^{\text{sp}}(r, t)$ 衡量当前协作者与跨车群体证据之间的局部偏差;时间一致性残差 $e_i^{\text{temp}}(r, t)$ 衡量当前响应与历史占用状态之间的不连续性;负向证据冲突残差 $e_i^{\text{era}}(r, t)$ 刻画历史信息支持目标存在而当前协作者响应偏低的方向性冲突。3者分别从跨车共识、时间连续性和负向冲突3个互补维度刻画局部证据质量,并通过权重 λ_s 、 λ_t 和 λ_e 加权形成统一的局部异常度

$A_i(r, t)$ 。加性融合保证任一信号异常都会推高异常度,从而降低可靠性。将异常度转换为局部证据可靠性:

$$C_i(r, t) = \exp\left(-\frac{A_i(r, t)}{\tau}\right), \quad (12)$$

式中, τ 为温度系数。 $C_i(r, t)$ 越接近1,表示该协作者在该位置的证据越可靠。

需要强调的是, $C_i(r, t)$ 不表示车辆整体是否可信,而表示该车辆在当前时刻、当前 BEV 栅格位置提供的目标存在证据是否可靠。该设计不判断退化来源和协作者主观意图,可处理局部、间歇和区域化的证据退化。

4.5 可靠性感知注意力中间融合

原始注意力中间融合通常根据 query 和 key 的相似性计算协作者权重:

$$l_i(r, t) = q(r, t)^T k_i(r, t), \quad (13)$$

式中: $q(r, t)$ 表示 ego 或融合查询特征, $k_i(r, t)$ 表示第 i 个协作者的键特征, $l_i(r, t)$ 为原始注意力 logit。

本文将局部证据可靠性作为注意力偏置注入:

$$l_i^{(r, t)} = l_i(r, t) + \gamma \log(\epsilon + C_i(r, t)), \quad (14)$$

式中: γ 为可靠性调制强度, ϵ 为防止数值不稳定的小常数。随后计算注意力权重:

$$\alpha_i(r, t) = \frac{\exp(l_i^{(r, t)})}{\sum_{j=1}^N \exp(l_j^{(r, t)})}. \quad (15)$$

最终融合特征为:

$$F_{\text{fuse}}^t(r) = \sum_{i=1}^N \alpha_i(r, t) v_i(r, t), \quad (16)$$

式中, $v_i(r, t)$ 为第 i 个协作者的 value 特征。该设计保留了原始注意力机制对信息价值的自适应判断,同时利用可靠度抑制不可靠低响应证据。在正常区域,协作者仍可获得较高权重;在可疑目标区域,其权重被相应降低。

4.6 保守式占用更新

为缓解真实目标在短时证据退化下瞬时消失,本文采用保守式历史占用更新。首先由融合特征生成融合目标存在热图:

$$H_{\text{fuse}}^t = g_t(F_{\text{fuse}}^t), \quad (17)$$

其中, $g_t(\cdot)$ 为融合后占用预测头。然后更新历史占用记忆:

$$O'(r) = \begin{cases} \max(\beta \hat{O}'(r), H'_{\text{fuse}}(r)), & \hat{O}'(r) > \tau_{\text{keep}} \\ H'_{\text{fuse}}(r), & \hat{O}'(r) \leq \tau_{\text{keep}} \end{cases}, \quad (18)$$

式中, τ_{keep} 为历史保留阈值。通过保留近期可靠目标痕迹, 缓解局部证据突然退化导致的目标瞬时消失。当后续持续缺乏可靠支持时, 历史响应随衰减逐渐消失。

4.7 训练目标

按照实际实现, 所有实验模型均采用由三维目标检测损失、Dense Focal Loss 和 Clean Consistency Loss 构成的训练目标:

$$L = L_{\text{det}} + \mu L_{\text{occ}} + \eta L_{\text{trust}}, \quad (19)$$

式中: L_{det} 为 3D 检测损失, 包括分类损失、边界框回归损失和方向损失, 用于优化最终检测结果; L_{occ} 为目标存在热图监督损失; L_{trust} 为可靠度约束损失, 用于在训练阶段已知污染区域时, 约束污染协作者在对应区域输出较低的局部可靠度, 并保持正常区域具有较高可靠度; μ 和 η 分别为热图监督损失和可靠度约束损失的权重系数。

5 实验设计与评价指标

5.1 实验平台与数据集

实验基于 OpenCOOD 协同感知框架实现, 采用仿真数据集 OPV2V^[14], 包含多车辆协同感知场景、车辆位姿、点云数据和 3D 目标标注, 适合用于评估 V2V 协同感知算法^[15-16]。

基础检测器选用 PointPillar^[30]。协同融合基线选用注意力中间融合^[14]。在协同感知鲁棒性研究中, 仿真数据集是当前学界的主流选择^[12,27-28]。本文沿用这一评测范式, 以保证与已有鲁棒协同感知方法的可比性。

5.2 对比方法

为验证所提方法在标准协同感知场景和感知证据退化场景下的有效性, 本文设置多类主对比方法。No Fusion 仅使用 ego 车辆自身信息; Attentive Fusion 为 OPV2V 提出的原始注意力中间融合方法^[14]; Attentive Fusion under Degradation 表示在局部证据退化条件下运行的原始注意力融合基线; V2X-ViT^[8]用于比较不同协同融合结构的性能。STC-RF 为本文提出的完整方法。

5.3 感知证据退化场景设置

在不改变实验设置的前提下, 本文采用完全缺失型、背景化和渐进衰减型 3 种感知证据退化模式。

(1) 完全缺失型证据退化(Zero)。

在真实目标区域内将协作者的 BEV 特征置零:

$$\tilde{F}'_a(r) = 0, \quad r \in R_{\text{atk}}. \quad (20)$$

该设置用于模拟局部目标证据完全缺失的严重退化情况。

(2) 背景化证据退化(Background)。

从同一帧无目标背景区域采样特征替换真实目标区域特征:

$$\tilde{F}'_a(r) = \tilde{F}'_a(r_{\text{bg}}), \quad r \in R_{\text{atk}}. \quad (21)$$

该设置用于模拟目标证据被背景信息覆盖或错误背景化的情况。

(3) 渐进衰减型证据退化(Fade)。

将原目标特征与背景特征进行线性插值:

$$\tilde{F}'_a(r) = \zeta \tilde{F}'_a(r) + (1 - \zeta) \tilde{F}'_a(r_{\text{bg}}), \quad (22)$$

式中, $\zeta \in 0, 1$ 为目标证据保留系数。 ζ 越小, 原目标证据保留越少、退化越严重。 ζ 表示退化严重程度的独立测试, 而非时间上的连续退化过程。

(4) 退化来源无关性说明。

感知证据退化可能来自自然感知质量下降, 也可能来自人为特征修改。为说明两类来源在融合层面的等价低响应表现, 渐进衰减可在热图层表示为:

$$H'_a(r) \leftarrow \zeta H'_a(r), \quad r \in R_{\text{atk}}. \quad (23)$$

式(23)仅用于说明融合层面的低响应近似。本文不判断协作者主观意图, 也不将该设置表述为对真实传感器退化的完整复现。

5.4 评价指标

(1) 平均精度。

采用自动驾驶 3D 检测常用指标 AP@0.3、AP@0.5 和 AP@0.7 评价检测性能, 对应 IoU 阈值分别为 0.3、0.5 和 0.7。

(2) 退化场景目标漏检率。

为统一衡量不同场景中的目标漏检情况, 引入退化场景目标漏检率(SSR):

$$\text{SSR} = N_{\text{miss}} / N_{\text{gt}}, \quad (24)$$

式中: N_{miss} 为基于中心点距离近似匹配后未被检测到的真实目标数量; N_{gt} 为真实目标总数, 匹配

阈值设为3 m。在标准协同感知场景下,SSR退化为基准漏检率;在感知证据退化场景下,SSR表示相同评价协议下的目标漏检率。

(3) 关键区域漏检率。

为衡量感知证据退化条件下 ego 前方关键区域目标的漏检风险,定义关键区域漏检率(CFNR):

$$CFNR = N_{miss}^{cri} / N_{obj}^{cri}, \quad (25)$$

式中: N_{miss}^{cri} 为关键区域内漏检目标数量, N_{obj}^{cri} 为关键区域内真实目标数量。本文可将 ego 前方 0~30 m、横向 -10~10 m 区域定义为关键区域。

(4) 鲁棒性能下降。

定义标准协同感知场景与证据退化场景之间的平均精度下降量(ARD):

$$ARD = AP_{clean} - AP_{attack}. \quad (26)$$

ARD 越小,表示模型在证据退化场景下的性能下降越少。

(5) 局部可靠性分离度。

为验证局部可靠性是否能够区分正常证据和局部退化证据,定义局部可靠性分离度(TSD):

$$TSD = E[C_{normal}] - E[C_{polluted}]. \quad (27)$$

TSD 越大,说明方法越能在局部区域区分可靠证据和局部退化证据。

6 实验结果与分析

本文实验基于 OpenCOOD 框架和 OPV2V 数据集完成。以中间特征融合为基础,所有 STC-RF 相关变体均采用相同训练配置(15 epochs,初

始学习率 0.002) 训练,并在 OPV2V 测试集上评估。

6.1 标准协同感知场景下的检测性能

本文比较不同方法在标准协同感知场景下的检测性能,以验证时空可靠性调制对协同感知性能的影响。

由表 1 可见,STC-RF 在此场景下未造成性能损失。STC-RF 相比 Baseline(Attentive Fusion) 的 AP@0.5 和 AP@0.7 均有提升;SSR 与 CFNR 均下降。这说明可靠性调制不会过度抑制协作者信息。

表 1 标准协同感知场景下不同方法的检测性能

Tab.1 Detection performance of different methods in standard collaborative perception scenes

方法	AP@0.3/ %	AP@0.5/ %	AP@0.7/ %	SSR/ %	CFNR/ %
Baseline	93.04	92.69	87.80	5.03	0.57
STC-RF	94.74	94.17	88.11	3.89	0.32

6.2 不同感知证据退化模式下的鲁棒性

在感知证据退化场景下,比较不同方法在完全缺失型(Zero)、背景化(Background)和渐进衰减型(Fade)3种退化模式下的检测性能与漏检指标。

由表 2 可见,在背景化证据退化下,比较 Baseline 可看出背景化低响应证据会削弱真实目标的融合表达。STC-RF 在相同条件下提高了 AP@0.5、AP@0.7,并降低了 SSR、CFNR。

表 2 不同感知证据退化模式下的鲁棒性比较($\zeta=0.25$)

Tab.2 Robustness comparison of different methods under different perception evidence degradation modes ($\zeta=0.25$)

方法	退化模式	AP@0.3/%	AP@0.5/%	AP@0.7/%	SSR/%	CFNR/%
Baseline	完全缺失型(Zero)	88.85	88.37	82.53	7.56	1.34
Baseline	背景化(Background)	87.92	87.55	82.09	8.21	0.90
Baseline	渐进衰减型(Fade)	88.08	87.71	82.46	8.03	0.87
STC-RF	完全缺失型(Zero)	92.82	92.29	86.16	5.01	0.67
STC-RF	背景化(Background)	92.73	92.18	86.20	5.53	0.72
STC-RF	渐进衰减型(Fade)	92.54	92.01	85.89	5.23	0.50

进一步对比 3 种退化模式:完全缺失型退化使目标区域响应完全消失,STC-RF 仍能将 SSR 控制在 5.01%;背景化退化将目标区域替换为背

景分布,STC-RF 的 AP@0.7 为 86.20%;渐进衰减型退化保留部分目标证据,STC-RF 的 CFNR 为 3 种模式中最低 0.50%。这些结果表明,本方

法能够缓解局部证据缺失,局部可靠性估计也能限制背景化与低响应证据对融合结果的削弱。

图 1 比较了背景化和渐进衰减型证据退化下

的核心指标。STC-RF 在保持较高检测精度的同时降低了 SSR 和关键区域漏检率,说明本方法能有效限制退化证据对融合结果的负面影响。

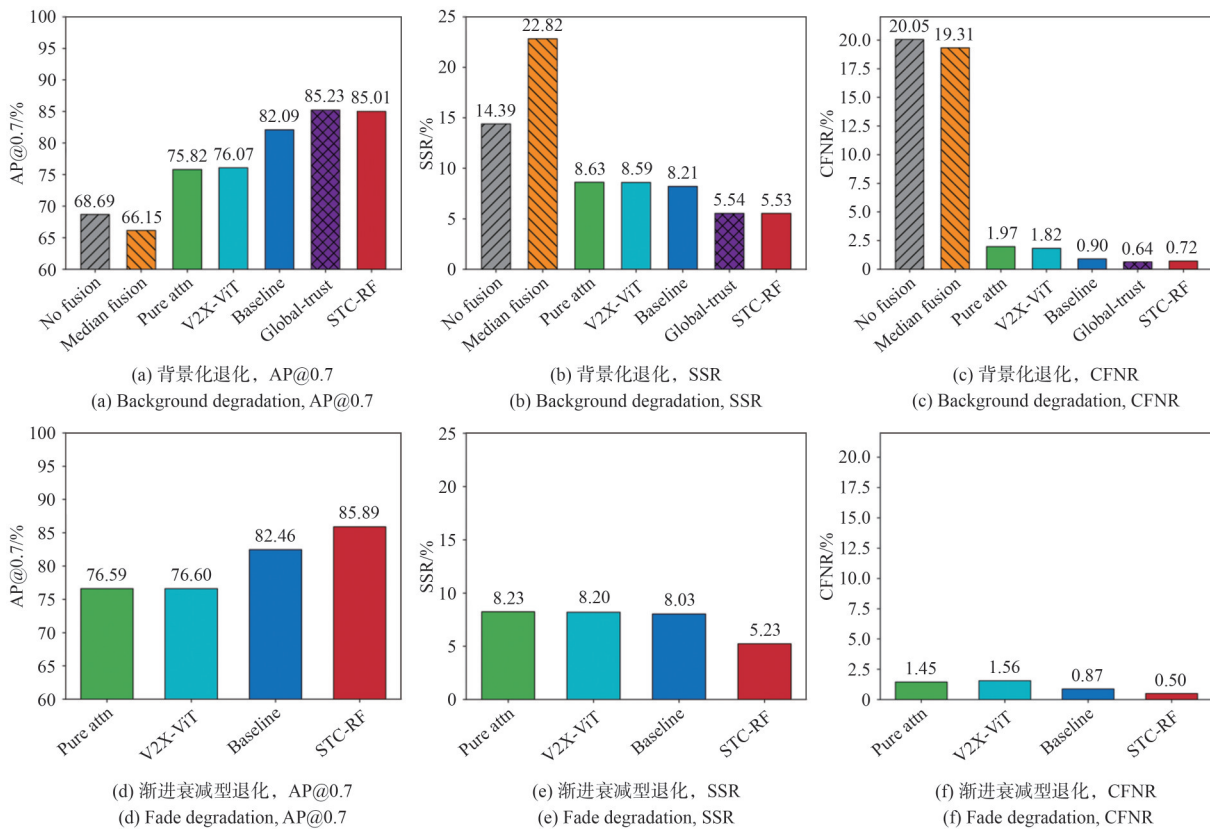


图 1 不同证据退化模式下各方法鲁棒性对比

Fig. 1 Robustness comparison of different methods under different evidence-degradation modes

图 2 给出了背景证据退化下不同方法的精确率-召回率曲线。与基线方法相比,STC-RF 在较宽召回区间内保持更高精确率,表明本方法不仅

改善单一阈值下的 AP 指标,也提升了检测置信度排序的整体稳定性。

6.3 退化来源无关性分析

退化来源无关性分析用于验证本文方法对协作者恶意标签的依赖性。本文采用渐进衰减型(Fade)退化近似局部感知质量下降。

由表 3 可见,STC-RF 相比 Baseline 提升了 AP@0.5 和 AP@0.7,并降低了 SSR 和 CFNR,

表 3 渐进衰减型证据退化(Fade)下的性能比较

Tab. 3 Performance comparison of different methods under gradual evidence attenuation degradation (Fade)

方法	AP@0.3/ %	AP@0.5/ %	AP@0.7/ %	SSR/ %	CFNR/ %
Baseline	88.08	87.71	82.46	8.03	0.87
STC-RF	92.54	92.01	85.89	5.23	0.50

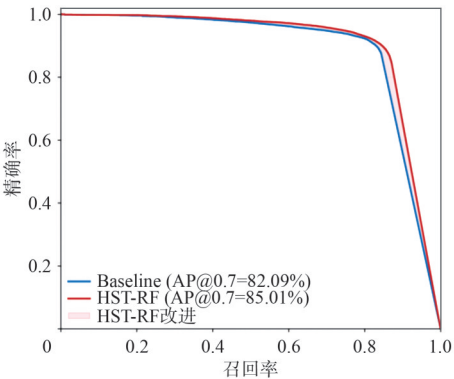


图 2 背景化证据退化下的 P-R 曲线对比

Fig. 2 Precision-recall curves of different methods under background-replacement evidence degradation

表明局部证据可靠性建模能够有效抑制低响应证据对融合结果的影响。

6.4 不同证据退化严重程度下的性能变化

为分析方法对不同退化严重度的适应能力,设置不同的目标证据保留系数。 ζ 越小表示原目

标证据保留越少、退化越严重。

由表4可见,随着目标证据保留系数增大,STC-RF的AP逐步提升,SSR和CFNR逐步下降。这说明STC-RF对不同证据退化严重度均具有较稳定的适应能力。

表4 不同目标证据保留系数下的性能比较(Fade)

Tab. 4 Performance comparison of different methods under different target-evidence retention coefficients (Fade)

ζ	方法	AP@0.3/%	AP@0.5/%	AP@0.7/%	SSR/%	CFNR/%
0	Baseline	87.80	87.40	81.77	8.29	1.01
0	STC-RF	92.25	91.75	85.39	5.38	0.56
0.25	STC-RF	92.54	92.01	85.89	5.23	0.50
0.50	STC-RF	93.44	92.94	86.77	4.71	0.38
0.75	STC-RF	94.15	93.59	87.51	4.26	0.33

图3展示了目标证据保留系数 ζ 变化时STC-RF的性能趋势。随着 ζ 增大,目标区域特征保留增多,AP指标逐步提升,SSR和CFNR整

体下降,说明方法对不同退化严重度具有稳定的适应能力。不同 ζ 是独立测试条件,不表示车辆行驶过程中的连续时间变化。

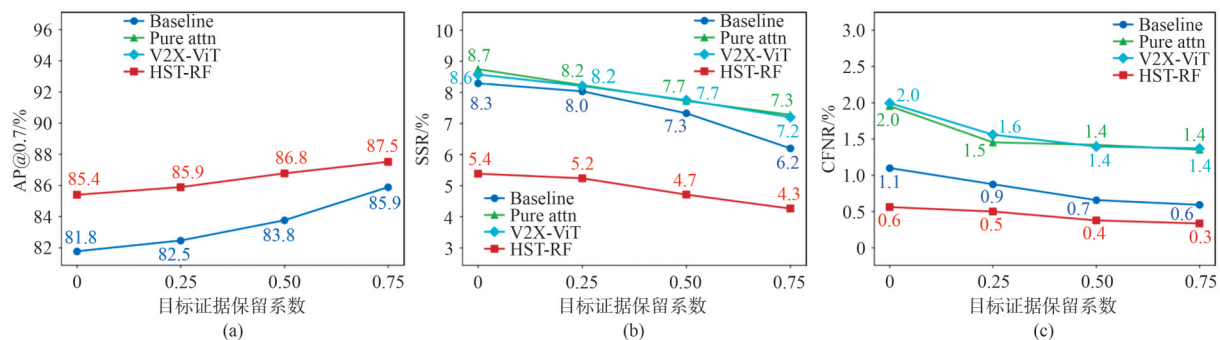


图3 不同目标证据保留系数下STC-RF的性能变化趋势。(a) AP@0.7随目标证据保留系数的变化趋势;(b) SSR随目标证据保留系数的变化趋势;(c) CFNR随目标证据保留系数的变化趋势。

Fig. 3 Performance trends of STC-RF under different target-evidence retention coefficients. (a) AP@0.7 versus target-evidence retention coefficient; (b) SSR versus target-evidence retention coefficient; (c) CFNR versus target-evidence retention coefficient.

6.5 消融实验

为分析各子模块贡献,本文在背景化证据退

化下设计多组消融变体,结果见表5。

与Baseline相比,所有STC-RF变体的AP@0.7

表5 背景化证据退化下的STC-RF消融实验结果($\zeta=0.25$)

Tab. 5 Ablation results of STC-RF under background-replacement evidence degradation ($\zeta=0.25$)

方法	空间一致性	历史占用记忆	负向证据冲突	AP@0.3/%	AP@0.5/%	AP@0.7/%	SSR/%	CFNR/%
Baseline	×	×	×	87.92	87.55	82.09	8.21	0.90
STC-RF w/o Memory	✓	×	✓	92.64±0.40	92.20±0.40	86.02±0.38	7.96±0.30	1.58±0.07
STC-RF w/o Era	✓	✓	×	92.02±0.38	91.64±0.39	86.52±0.45	8.66±0.27	1.62±0.08
STC-RF w/o Spatial	×	✓	✓	92.53±0.36	92.05±0.35	86.21±0.33	8.31±0.23	1.77±0.11
STC-RF	✓	✓	✓	92.73±0.36	92.18±0.37	86.20±0.52	5.53±0.29	0.72±0.08

均由 82.09% 提升至 86.02%~86.52%，说明热图引导的时空一致性建模对检测精度整体有效。在漏检指标方面，完整 STC-RF 的 SSR 和 CFNR 分别为 5.53% 和 0.72%，均低于去除任一子模块后的结果，表明 3 类一致性信息具有不同的功能侧重，其联合配置能够在保持整体检测性能的同时进一步降低目标漏检风险。

从各子模块的作用看，不同一致性信息对评价指标的贡献不同。去除负向证据冲突模块(w/o Era)后，AP@0.7 为 86.52%，与完整 STC-RF 的 86.20% 接近，但 SSR 提升 3.13%，CFNR 提升 0.9%。这表明，负向证据冲突模块的主要作用是降低真实目标在局部低响应证据影响下发生漏检的风险。

其原因在于，负向证据冲突采用具有方向性的残差 $\max(0, \hat{O}_i' - H_i')$ ，主要响应“历史占用或其他时空证据支持目标存在，但当前协作者目标响应明显偏低”的情况。因此，该模块能够针对可能削弱真实目标表达的负向证据进行降权，其效果更直接地反映在 SSR 和 CFNR 等漏检相关

指标上，而 AP 反映的是整体检测排序性能，两者并不要求同步变化。由此可见，3 类一致性信息具有不同的功能侧重，联合作用能兼顾整体检测性能和目标漏检风险。

6.6 可视化分析

为直观展示 STC-RF 的工作机制，本文在 OPV2V 验证集上选取典型协同场景进行可视化分析。图 4 表明，背景化证据退化使协作车辆在真实目标区域的热图响应明显降低；图 5 显示，历史占用记忆仍能保留近期目标痕迹。进一步地，图 6 显示，低可靠区域与局部证据退化区域基本重合；图 7 表明，可靠性调制能显著抑制低可靠区域的注意力权重，而正常区域保持较高水平。

图 4 展示了 ego(a) 与 CAV1(b) 在 ego 坐标系下的目标存在热图。ego 热图在 BEV 前方真实目标区域保持清晰的高响应簇；CAV1 在背景化证据退化下，对应区域的响应明显降低并接近背景。这种“跨车共识支持目标存在而某车局部响应偏低”的方向性差异，为负向证据冲突和一致性评分提供了直接证据。

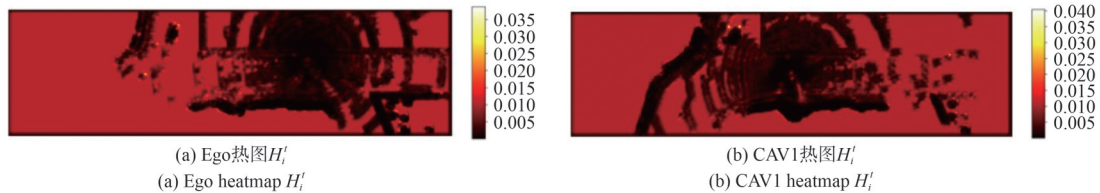


图 4 各协作者目标存在热图 H_i'

Fig. 4 Objectness heatmaps of collaborators

图 5(a) 为时空记忆(Spatio-Temporal Memory)模块更新后的当前占用记忆，图 5(b) 为当前 ego 热图与占用记忆的差异。保守式更新策略在退化帧下仍保留近期目标痕迹，缓解单帧证据退化导致的目标瞬时消失；差异图在 CAV1 局部证据退化区域呈现明显负响应，说明当前观测与历史记

忆存在冲突，为时间一致性评分提供了稳定参照。

图 6 展示了综合跨车空间一致性、历史占用连续性与负向证据冲突后，协作车 CAV1 在 BEV 栅格上的局部证据可靠性。高可靠性区域(接近 1, 红色)覆盖正常目标位置，局部证据退化区域则呈现较低可靠性，说明一致性评分能够定位局



图 5 历史占用记忆与热图差异

Fig. 5 Historical occupancy memory and heatmap difference



图6 协作者局部证据可靠性

Fig. 6 Local reliability map of collaborator

部不可靠证据的空间范围,为注意力调制提供细粒度指导。

图7(a)为经可靠性调制后的注意力权重,图7(b)为原始注意力权重。对比可见,在局部低

可靠区域,调制后的注意力权重被显著降低,而正常区域变化较小。该可靠性感知(Reliability-aware)调制在保留可靠协作者贡献的同时,限制局部退化证据对融合结果的影响。

可视化结果说明:(1)目标存在热图与历史占用记忆,能够为感知证据退化提供可解释的时空参照;(2)局部可靠性估计能够定位不可靠低响应区域;(3)可靠性感知注意力融合能够限制退化证据对最终检测结果的负面影响。历史占用记忆保留近期目标痕迹,从机制上为后续可靠观测恢复提供短时感知缓冲。

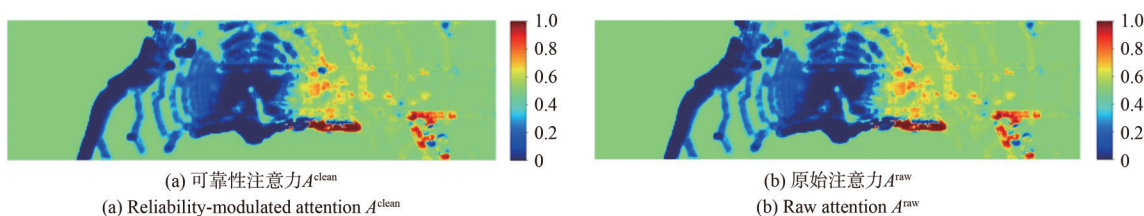


图7 可靠性调制后的注意力权重与原始注意力权重

Fig. 7 Reliability-modulated attention weights versus raw attention weights

6.7 真实数据集零样本迁移验证

为验证所提STC-RF方法在真实场景中的泛化能力,本文在V2V4Real真实数据集上进行了零样本迁移实验。模型为直接在V2V4Real测试集上进行推理与定性分析,未进行任何微调。

由图8(a)和图8(b)可见,调制后的注意力在空间分布上更加集中于高置信区域,表明可靠性估计机制在真实数据上仍能发挥预期的调制作用。BEV检测结果如图8(c)所示。在零样本迁移条件

下,模型仍能保持较好的检测精度,预测框与真值框在位置和朝向上具有较高的重合度。图8(d)通过对所有协同车辆的热图在CAV维度取最大值聚合得到。可以观察到,模型仍能准确定位主要目标区域,亮斑分布与真实车辆位置基本吻合,说明点柱网络的特征提取能力具有跨域泛化性。

结果表明,STC-RF的核心组件在真实数据上均能产生合理的行为输出,验证了方法的跨域鲁棒性。

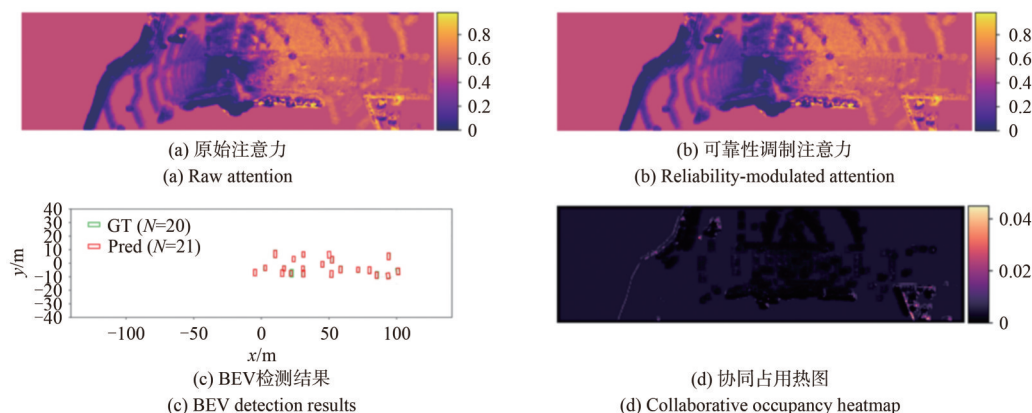


图8 V2V4Real真实数据集上的零样本迁移稳定性可视化

Fig. 8 Qualitative visualization of zero-shot transfer on V2V4Real dataset

7 结 论

本文针对车联网协同感知中间特征融合中的感知证据退化问题,提出一种基于时空一致性的协同感知鲁棒融合方法。该方法不直接判断协作者是否恶意,而是在 BEV 栅格层面估计局部感知证据可靠性。

通过目标存在热图、跨车空间一致性、历史占用连续性和负向证据冲突,本文方法能够定位局部低可靠证据区域,并将可靠性作为注意力偏置注入中间特征融合,从而降低退化证据对真实目标表达的削弱。同时,保守式历史占用更新能

够在当前证据突然降低时保留近期目标痕迹,缓解目标瞬时消失。

实验结果表明,所提方法在完全缺失型、背景化和渐进衰减型等感知证据退化条件下均能提高检测性能并降低漏检风险,且未明显损害标准协同感知场景下的性能。该机制能够提升非理想协同感知条件下的融合稳定性,并为后续可靠观测恢复和下游决策提供短时感知缓冲。本文实验主要在 OPV2V 仿真数据集上完成,验证了方法在完全缺失型、背景化和渐进衰减型等感知证据退化条件下的有效性。由于真实场景中难以采集带标注的攻击/退化样本,仿真验证是当前协同感知鲁棒性研究的主流范式。

参 考 文 献:

- [1] ZHANG L Y, ZHANG C, ZHANG L, *et al.* A dual-mode LiDAR system enabled by mechanically tunable hybrid cascaded metasurfaces [J]. *Light: Science & Applications*, 2025, 14(1): 287.
- [2] XU S F, LIU B S, YI S C, *et al.* Analog spatiotemporal feature extraction for cognitive radio-frequency sensing with integrated photonics [J]. *Light: Science & Applications*, 2024, 13(1): 50.
- [3] DUN X, ZHANG J, CHEN F S, *et al.* Neural array meta-imaging [J]. *eLight*, 2025, 5(1): 33.
- [4] ZHANG Z L, KONG L Y, ZHANG L H Y, *et al.* Structured light meets machine intelligence [J]. *eLight*, 2025, 5(1): 26.
- [5] 凡浩,李永. 基于特征对齐的异质协同感知架构与算法[J]. 计算机应用研究, 2025, 42(5): 1433-1438.
FAN H, LI Y. Feature alignment based heterogeneous cooperative perception architecture and algorithm [J]. *Application Research of Computers*, 2025, 42(5): 1433-1438. (in Chinese)
- [6] XU R S, TU Z Z, XIANG H, *et al.* CoBEVT: cooperative bird's eye view semantic segmentation with sparse transformers [C]//*Proceedings of the 6th Conference on Robot Learning*. Auckland: PMLR, 2023: 989-1000.
- [7] WANG T H, MANIVASAGAM S, LIANG M, *et al.* V2VNet: vehicle-to-vehicle communication for joint perception and prediction [C]//*Proceedings of the 16th European Conference on Computer Vision (ECCV)*. Glasgow: Springer, 2020: 605-621.
- [8] XU R S, XIANG H, TU Z Z, *et al.* V2X-ViT: vehicle-to-everything cooperative perception with vision transformer [C]. 17th European Conference on Computer Vision. Tel Aviv: Springer, 2022: 107-124.
- [9] YAZGAN M, GRAF T, LIU M. A survey on intermediate fusion methods for collaborative perception categorized by real world challenges [C]//*Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. Jeju Island: IEEE, 2024: 2226-2233.
- [10] YUAN Y S, CHENG H, SESTER M. Keypoints-based deep feature fusion for cooperative vehicle detection of autonomous driving [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, 7(2): 3054-3061.
- [11] ZHANG Q Z, JIN S W, ZHU R Y, *et al.* On data fabrication in collaborative vehicular perception: attacks and countermeasures [C]//*Proceedings of the 33rd USENIX Conference on Security Symposium*. Philadelphia: USENIX Association, 2024: 353.
- [12] LI Y M, FANG Q, BAI J M, *et al.* Among us: adversarially robust collaborative perception by consensus [C]//*Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*. Paris: IEEE, 2023: 186-195.
- [13] 张名芳,刘颖,马健,等. 基于点云时空特征补偿网络的智能网联车辆协同感知[J]. 汽车工程, 2024, 46(12):

- 2279-2289.
- ZHANG M F, LIU Y, MA J, *et al.* Collaborative perception based on point cloud spatio-temporal feature compensation network for intelligent connected vehicles [J]. *Automotive Engineering*, 2024, 46(12): 2279-2289. (in Chinese)
- [14] XU R S, XIANG H, XIA X, *et al.* OPV2V: an open benchmark dataset and fusion pipeline for perception with vehicle-to-vehicle communication [C]//*Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Philadelphia: IEEE, 2022: 2583-2589.
- [15] XU R S, GUO Y, HAN X, *et al.* OpenCDA: an open cooperative driving automation framework integrated with co-simulation [C]//*Proceedings of the IEEE International Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*. Indianapolis: IEEE, 2021: 1155-1162.
- [16] LI Y M, MA D K, AN Z Y, *et al.* V2X-Sim: multi-agent collaborative perception dataset and benchmark for autonomous driving [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2022, 7(4): 10914-10921.
- [17] YU H B, LUO Y Z, SHU M, *et al.* DAIR-V2X: a large-scale dataset for vehicle-infrastructure cooperative 3D object detection [C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New Orleans: IEEE, 2022: 21329-21338.
- [18] XU R S, XIA X, LI J L, *et al.* V2V4Real: a real-world large-scale dataset for vehicle-to-vehicle cooperative perception [C]//*Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Vancouver: IEEE, 2023: 13712-13722.
- [19] 王秉路, 靳杨, 张磊, 等. 基于多传感器融合的协同感知方法[J]. 雷达学报(中英文), 2024, 13(1): 87-96.
WANG B L, JIN Y, ZHANG L, *et al.* Collaborative perception method based on multisensor fusion [J]. *Journal of Radars*, 2024, 13(1): 87-96. (in Chinese)
- [20] LI Y M, REN S L, WU P X, *et al.* Learning distilled collaboration graph for multi-agent perception [C]//*Proceedings of the 35th International Conference on Neural Information Processing Systems*. Online: Curran Associates Inc., 2021: 2261.
- [21] 邬开俊, 张治瑞, 汪滢, 等. 全局感知与多尺度特征融合的城市道路语义分割[J]. 光学精密工程, 2025, 33(14): 2262-2277.
WU K J, ZHANG Z R, WANG Y, *et al.* Urban road semantic segmentation with global awareness and multi-scale feature fusion [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2025, 33(14): 2262-2277. (in Chinese)
- [22] HU Y, FANG S H, LEI Z X, *et al.* Where2comm: communication-efficient collaborative perception via spatial confidence maps [C]//*Proceedings of the 36th International Conference on Neural Information Processing Systems*. New Orleans: Curran Associates Inc., 2022: 352.
- [23] LIU G J, HU Y, XU C X, *et al.* Toward collaborative autonomous driving: simulation platform and end-to-end system [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2025, 47(8): 6566-6584.
- [24] LEI Z X, REN S L, HU Y, *et al.* Latency-aware collaborative perception [C]//*Proceedings of the 17th European Conference on Computer Vision (ECCV)*. Tel Aviv: Springer, 2022: 316-332.
- [25] 杨璐霞, 刘泽凯, 张红瑞, 等. 基于上下文协同感知的航拍小目标检测算法[J]. 液晶与显示, 2025, 40(9): 1308-1320.
YANG L X, LIU Z K, ZHANG H R, *et al.* Aerial small target detection algorithm based on context collaborative perception [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2025, 40(9): 1308-1320. (in Chinese)
- [26] 李士刚, 王维佳, 朱圣杰, 等. 基于时空三维卷积网络的复杂背景下红外弱小目标检测方法[J]. 液晶与显示, 2025, 40(11): 1688-1699.
LI S G, WANG W J, ZHU S J, *et al.* Detection method for infrared dim and small targets under complex backgrounds via a spatio-temporal three-dimensional convolutional network [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2025, 40(11): 1688-1699. (in Chinese)
- [27] ZHAO Y H, XIANG Z, YIN S, *et al.* MADE: malicious agent detection for robust multi-agent collaborative perception [C]. 2024 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Abu Dhabi: IEEE, 2024: 13817-13823.

- [28] TAO Y H, HU S K, HU Y, *et al.* GCP: guarded collaborative perception with spatial-temporal aware malicious agent detection [J]. *IEEE Transactions on Dependable and Secure Computing*, 2026, 23(4): 9535-9548.
- [29] 余四豪, 盖绍彦, 达飞鹏. 面向点云配准的RANSAC假设评估度量方法研究[J]. *中国光学(中英文)*, 2025, 18(3): 487-498.
- YU S H, GAI S Y, DA F P. Improved RANSAC hypothesis evaluation metrics for point cloud registration [J]. *Chinese Optics*, 2025, 18(3): 487-498. (in Chinese)
- [30] LANG A H, VORA S, CAESAR H, *et al.* PointPillars: fast encoders for object detection from point clouds [C]// *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Long Beach: IEEE, 2019: 12689-12697.

作者简介:



李旭生,男,博士研究生,2019年于山东交通学院获得学士学位,主要从事车联网安全、智能感知与鲁棒信息融合等方面的研究。E-mail: lixusheng@mails.cust.edu.cn



底晓强,男,博士,教授,2014年于长春理工大学获得博士学位,主要从事网络与信息安全方面的研究。E-mail: dixiaoqiang@cust.edu.cn



李锦青,女,博士,教授,2014年于长春理工大学获得博士学位,主要从事网络与信息安全方面的研究。E-mail: lijinqing@cust.edu.cn