

基于信息价值的合作感知服务中的冗余压缩策略

王睿家¹ 申振² 李俊杰² 丁磊^{1,2}

1 中国电子科技集团公司第三十六研究所 浙江 嘉兴 314033

2 西安电子科技大学通信工程学院 西安 710071

(wrj7327@163.com)

摘要 自动驾驶车辆(Connected and Autonomous Vehicles,CAVs)利用车联网万物(Vehicle-to-Everything,V2X)和6G网络数据实现合作感知服务(Cooperative Perception Service,CPS)。在实际交通系统中,会出现多个CAVs同时感知并分享同一对象的情况,导致在网络中交换了许多不相关的冗余信息,从而增加了额外的通信开销。为了解决这个问题,提出了一种基于信息价值(Value of Information,VoI)的冗余压缩策略。首先,通过数学方法来量化感知信息的价值;接着,当CAV向基站发送上传请求时,信息价值汇总到基站;然后,将CPS的满意度表示为基站控制下的一个最大化问题,并通过模拟退火(Simulated Annealing,SA)算法进行求解。该策略允许基站最优地控制CAV上传的信息,最大限度地提高CAV协作感知的效用,并最小化V2X网络中的冗余。仿真结果表明,与现有策略相比,该策略能有效降低目标冗余,使平均减少22.3%的传输延迟,使CPS质量提高21.6%。

关键词:CAV;6G;信息价值;冗余压缩策略;信息融合

中图分类号 TP391

Redundancy Compression Strategy in Cooperative Perception Services Based on Value of Information

WANG Ruijia¹, SHEN Zhen², LI Junjie² and DING Lei^{1,2}

1 The 36 Research Laboratory of China Electronics Technology Group, Jiaxing, Zhejiang 314033, China

2 School of Telecommunications Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China

Abstract Connected and Autonomous Vehicles(CAVs) leverage Vehicle-to-Everything(V2X) communication and 6G sensor data to enable Cooperative Perception Services(CPS). In road environments, multiple CAVs may simultaneously perceive and share information about the same object. This results in the exchange of significant amounts of irrelevant and redundant information within the V2X network, leading to additional communication overhead. To address this issue, a redundancy compression strategy based on the Value of Information(VoI) is proposed. Firstly, the value of perception information is quantified through mathematical methods. Then, when a CAV sends an upload request to the base station, the VoI is aggregated at the base station. Subsequently, CPS satisfaction is formulated as a maximization problem under the control of the base station, which is solved using a Simulated Annealing(SA) algorithm. This strategy enables the base station to optimally control the information uploaded by CAVs, maximizing the utility of cooperative perception and minimizing redundancy in the V2X network. Simulation results show that compared to existing strategies, the proposed approach effectively reduces target redundancy, achieving an average reduction in transmission delay by 22.3% and improving CPS quality by 21.6%.

Keywords CAV, 6G, Value of information, Redundancy compression strategy, Information fusion

1 引言

自动驾驶车辆(CAVs)借助车载传感器,例如雷达、摄像头等设备,检测周围物体,包括道路状况、其他车辆、障碍物和行人,以提升驾驶安全性,为乘客提供安全舒适的驾驶体验^[1]。然而,单车感知存在明显的局限性,如视线受限、感知范围有限或被建筑物等道路物体遮挡,导致车载传感器可能无法探测到所有物体,从而影响车辆的感知能力,进一步降低

驾驶的安全性和效率^[2-3]。因此,人们提出了合作感知服务(CPS)技术,重点关注多个对象之间的交互,以突破个体车辆感知的局限性^[4]。自动驾驶中的合作感知服务通过车辆到一切(V2X)通信实现,为超越单车感知的限制提供了一条有前景的途径。V2X通信使得连接的CAVs能够通过无线信息交换增强其感知能力,包括车辆(Vehicle-to-Vehicle,V2V)、路边基础设施(Vehicle-to-Infrastructure,V2I)和云网络(Vehicle-to-Network,V2N)之间的通信^[5]。在这样的系统中,

基金项目:国家自然科学基金面上项目(62371381)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(62371381).

通信作者:李俊杰(z15639179762@163.com)

CAVs 收集环境的实时信息,并与道路上的其他车辆共享。具体来说,基于 V2X 的集体感知可以通过 V2V 和 V2I 的通信系统,将其感知信息上传到路边基础设施,或者 CAVs 定期与周围 CAVs 交换其感知信息,以便及时使用基本数据。

大量研究表明,基于 V2X 的 CP(Cooperative Perception)在自动驾驶领域具有巨大潜力,通过支持一系列丰富的车辆应用(例如避免拥堵、路径规划等),增强用户体验,提高道路安全性,改善空气质量和多样化交通应用,引发了大量的前沿创新^[6-7]。然而,在 CAVs 交换感知对象信息过程中,同一对象可能同时被多个 CAVs 分享,导致 V2X 网络中出现大量无关和冗余信息。如果没有任何协调,对同一对象的感知结果频繁通过网络传输,会给通信网络带来巨大负担,进一步影响合作感知服务的质量。在这方面,欧洲电信标准协会(ETSI)已经定义了 CPS 的标准^[8]。CPS 草案标准定义了集体感知消息(Collective Perception Message, CPM)的格式和 CPM 生成规则。这些规则规定了车辆应该适当生成新的 CPM 信息及其应该包含的信息。由于车辆不断分享大量的 CPM,因此需要控制 CPM 内容,以减少网络负载,同时提供足够的 CPM。

本文的研究重点是基于 V2X 通信的 CPS 的冗余缓解策略。CAVs 之间的信息共享,对于确保信息的新鲜度、及时性和实用性至关重要。对于每个 CAV,考虑其 CPM 内容的有用性并合理有效地过滤冗余信息是一个挑战。为了解决这个问题,提出了一个基于 VoI 的 CPS 冗余缓解策略。首先,量化了 CPS 中感知信息的价值。接着,当 CAV 向 BS 发送上传请求时,VoI 汇总到基站。然后,将 CPS 的满意度表示为基站控制下的最大化问题,并用 SA 算法进行求解。这使得基站能够使用最优策略来控制由 CAV 上传的信息,最大化 CPS 的效用,并最小化 V2X 网络中的冗余。最后,使用 SUMO-OMNET++-OMNET++ 模拟器实现和评估所提出的解决方案,并使用新的指标来评估 CAVs 共享的 CPM 内容的有效性,以避免过滤掉必要但可能价值较低的信息。仿真结果表明,与现有策略相比,该策略能有效降低目标冗余,使传输延迟平均减少 22.3%,CPS 质量提高 21.6%。

本文第 2 章中讨论了相关的工作;第 3 章详细地介绍了基于 VoI 的冗余缓解策略的系统模型;第 4 章通过一个模拟器来评估所提出的策略,并将其与其他策略进行比较;最后总结全文。

2 相关工作

在各种合作驾驶应用中,CPS 被认为是可以通过 CAVs^[9]提高道路安全性的新兴技术。由于 V2X 网络的资源有限,CAVs 彼此之间如何共享感知信息已成为车辆网络研究的焦点。具体来说,如果满足以下条件之一,CAV 将生成并传输 CPM:1)它能检测到一个新的对象;2)自其 CPM 中包含的最新信息以来,其位置或速度已分别改变了 4 m 或 0.5 m/s;3)最后一次将检测到的对象包含在 CPM 中是在 1 s (或更多)前。如果不满足上述条件,CAV 仍然每 1 s 产生一个 CPM。

针对 V2X 网络中的冗余数据缓解问题,ETSI 在文献中描述了多种可能的方法,如频率、动态性、距离角度、分类置信度、感知质量、效用和对对象自公告等。虽然 ETSI 提出了多种

策略来解决信息冗余问题,但它们的性能尚未得到全面的评价。文献[11]和文献[12]对这些规则进行了进一步的分析、评价和比较。结果表明,冗余缓解规则是在保持环境意识的同时降低通道负荷的有效工具。通过使用冗余缓解规则,可以控制信息冗余。然而,ETSI 提出的冗余缓解规则也存在一些缺点,所有冗余缓解规则都设置了静态阈值,而且并非所有 CAVs 都可以执行相同或相似的策略,这在实际应用中需要仔细考虑。

除了 ETSI 标准化的规则外,还有其他研究工作采用了不同的方法。在文献[13]中,为了减少信道上的冗余目标信息,作者提出了一种概率数据选择方案,以抑制冗余传输。该方案允许 CAV 根据位置、车辆密度和道路几何形状信息自适应地调整每个被跟踪物体的传输概率。仿真结果表明,该方法最多可以减少 60% 的通信开销,同时保持系统的可靠性在所需的水平之上。文献[14]提出了一种上下文感知通信方案,用于控制 CPM 内容的选择和传输。作者考虑了无线电资源的使用和基础设施的可用性,以减少冗余信息的传输,并在提供足够的感知信息的同时,实现最佳的资源利用。

与基于 ETSI 工作类似的是,这些研究的冗余数据过滤由 CAVs 自行决定,每辆 CAV 根据所处场景来决定是否将目标信息纳入 CPM 中。基于概率的冗余缓解方案在一定程度上可以避免 ETSI 规则中要求所有 CAVs 执行相同方法的不可行性,但在交通密集场景中,感知质量较差的信息仍然有较大的概率被分享,从而降低了 CP 的服务质量。文献[12]的方法能够在不同的场景中提供良好的性能,但该方法无法考虑到其他 CAVs 的冗余缓解情况,因此在全体 CAVs 中缺乏综合考虑。这引发了一个严峻的问题,即 CAVs 虽然共享了 CPM,但无法评估 CPM 内容对其他 CAV 的实用性。如果对某个目标的所有感知信息都持悲观态度,根据规则过滤掉该目标的所有信息,会导致一些不可或缺的信息因不满足条件而被过滤掉,这在 CPS 中是不可接受的。

3 基于信息价值的冗余缓解策略

3.1 系统模型

考虑一个由基站覆盖和服务的道路交叉路口。从图 1 中可以看到,在十字路口遇到突发闯红灯现象时,由于遮挡的问题,CAV_b 无法第一时间观察到闯红灯车辆 Obj_b,继续行驶可能会发生碰撞;而 CAV_a 可以观察到 Obj_a 和 Obj_b 的信息,但是只有 Obj_b 的信息对 CAV_b 是有效的。CAV_a 选择信息共享时大概率会觉得 Obj_a 的信息价值大于 Obj_b 的信息价值而忽略掉 Obj_b 的信息,原因是 CAV_a 和 Obj_a 是同视角,而 Obj_b 的视角偏差较大,所以 Obj_b 的信息对于 CAV_a 的信息价值更大,这是不能接受的。由每辆 CAV 单独考虑所共享的 CPM 内容对其他车辆是否有用存在困难,因此将这个决策交由基站执行。

首先,对于车辆感知,每辆 CAV 都配备了一套车载传感器,如激光雷达、雷达、摄像头等。这些传感器具有不同的视角和范围,用于感知传感器组合视场内的对象,从而获取感知对象的数据,例如位置、速度、距离和视野。假设每个对象的感知信息大小是相同的。基站接收到 CAVs 发送的数据上传请求时,同时会进行感知对象信息的评估,该评估以感知信息的价值为衡量标准。基站会综合考虑所有 CAVs 的情况以及

V2X 通信网络的能力,制定冗余缓解策略,然后将策略下发给所有 CAVs。随后,将基于信息价值的感知任务满意度最大化为优化目标,求解得出冗余缓解策略,并在下一个时隙下发到 CAV,同时分配通信资源。CAV 根据冗余缓解策略将感知信息纳入 CPM 中,并上传到基站。整个工作分为两部分:首先,在车辆执行感知任务,并对感知信息质量进行量化;其次,在基站根据信息价值和通信能力制定冗余缓解策略。这一流程有效地协调了各个 CAVs 之间的数据上传,并确保了合作感知服务的高效性和可靠性。

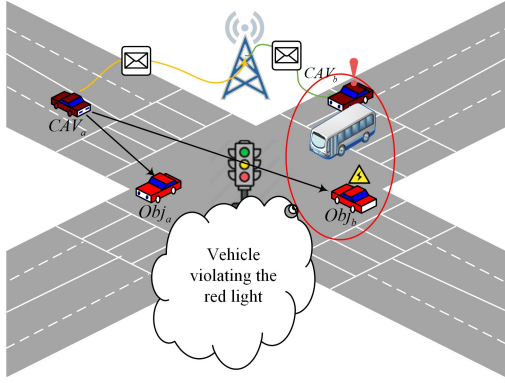


图1 基站覆盖并服务的道路交叉路口

Fig. 1 Road intersection covered and served by a base station

3.2 问题定式化

3.2.1 系统模型

通过考虑距离、视图和 AoI 等因素来量化车辆感知信息的价值。结合 V2X 通信条件,推导了一个数学函数来确定对 CPS 的满意度,并将此问题建模为一个最大化问题。

3.2.2 感知信息价值

在时隙 t , 时间窗口 τ 为 100 ms, RSU 覆盖范围内的每个 CAV 都参与合作感知服务。CAV 首先用车载传感器感知一组对象车辆的信息,包括位置、速度、长和宽,并为每个检测到的物体生成感知记录。CAV n 感知到对象 m 的信息记为 $h_{n,m} = \{d_x, d_y, v_x, v_y, l_x, w_x\}$, CAV n 感知到一组 M 个车辆的信息记为信息块 $H_n = \{h_{n,1}, \dots, h_{n,m}, \dots, h_{n,M}\}$ 。

然后对感知信息评估,从 3 个角度来定义 CP 中 CAV 感知信息的价值。感知对象的信息年龄为感知到信息的时间到上传信息的时间。CAV n 感知到对象 m 的时间记为 $t_{n,m}$, 在 t 时刻上传,把关于感知对象年龄的评级表示为:

$$r_{oam} = 1 - \frac{t - t_{n,m}}{\tau} \quad (1)$$

感知对象的距离为感知车辆与对象车辆之间的距离,用欧氏距离表示。利用 GPS 和雷达等车载传感器可以计算出感知距离 $d_{n,m} = \sqrt{d_x^2 + d_y^2}$ 。把关于感知对象距离的评级表示为:

$$r_{dm} = 1 - \frac{d - d_{n,m}}{d} \quad (2)$$

最后,对感知视窗进行评估。首先对感知视窗进行定义,感知 CAV n 的位置记为 (x_n, y_n) , 周围感知到的第 m 个对象车辆的位置和长宽记为: $(x_{objm}, y_{objm}, l_{objm}, w_{objm})$, $m \in \mathcal{M} = \{1, \dots, m, \dots, M\}$ 。

$$r_{FoVm} = 1 - \frac{\phi_{n,m}(t)}{\varphi_{n,m}(t)} \quad (3)$$

其中, $\phi_{n,m}(t)$ 是目标 m 被遮挡住的视窗之和, $\varphi_{n,m}(t)$ 是车辆

m 如果没有被遮挡的完全视窗,如图 2 所示。

式(1)–式(3)分别表示感知对象年龄越小,感知对象的信息越新鲜;感知对象距离感知车辆越近,感知到的信息越具体,并且合作感知服务越紧迫;对象车辆完全被感知到时,感知的视窗越大,感知就越具体,与之对应的感知信息价值就越高。相反,当感知目标越远,感知时间太久或者目标被遮挡时,目标的信息出现误差的可能性便越大,感知越模糊,价值也降之越低。

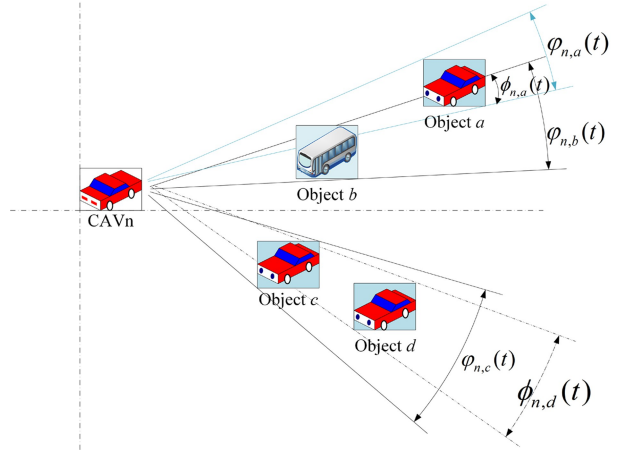


图2 CAV感知视窗示意图

Fig. 2 Schematic diagram of CAV perception window

在时隙 t , 将 CAV n 对对象车辆 m 的感知信息价值表示为:

$$C_{n,m}(t) = \frac{\omega_{oa} r_{oam} + \omega_d r_{dm} + \omega_{FoV} r_{FoVm}}{\omega_o + \omega_d + \omega_{FoV}} \quad (4)$$

其中, ω_{oa} , ω_d , ω_{FoV} 为每个评估的权重。对比同一感知对象的信息价值,基站选择信息价值最大的 CAV 来上传, $n' \in N_m$ 表示感知到车辆 m 的所有 AV 集合。

3.2.3 通信模型

将 V2X 系统总带宽划分为 S 个资源块, $s \in S$, 每一个带宽为 W 。假设每个 AV 最多只能分配到一个 RB。设 $a_{n,s} \in \{0, 1\}$, $a_{n,s} = 1$ 时, 表示第 s 个资源块分配给 CAV n , 否则 $a_{n,s} = 0$ 。在时隙 t , CAV n 的感知信息上传到 RSU 的传输速率表示为:

$$R_{n,BS} = W \log_2 \left(1 + \frac{a_{n,s} p_n |h_{n,s}(t)|^2}{\sum_{j=1, j \neq n}^N a_{j,s} p_j |h_{j,s}(t)|^2 + \sigma^2} \right) \quad (5)$$

其中, p_n 表示发射功率, $h_{n,s}(t)$ 表示信道增益, σ^2 表示噪声功率。那么, CAV n 上传时延表示为:

$$\tau_{n,RSU}(t) = \frac{\sum_{m \in H_n} e_{n,m} I}{R_{n,BS}(t)} \quad (6)$$

其中, I 是对象感知消息的数据大小; $e_{n,m} \in \{0, 1\}$ 定义 CAV n 的感知数据的选择, 对于感知对象 m , $e_{n,m} = 1$ 表示从感知 CAV n 的感知记录中选择感知对象 m 的信息上传。

基站和车辆都希望使用最小的带宽资源和时延来上传信息价值最大的数据, 因此把感知 CAV n 在时隙 t 的感知信息的满意度定义为:

$$U_{n,m}(t) = \lambda_1 \sum_{m \in M} e_{n,m} C_{n,m} + \lambda_2 (\tau^{\max} - \tau_{n,RSU}(t)) \quad (7)$$

这项工作的关键在于优化感知信息选择方案, 求解冗余缓解策略, 来使得感知任务的满意度最大化。数学表达式为:

$$\begin{aligned}
 & \max \sum_{n \in N_n} U_{n,m}(t) \\
 \text{s. t. } & \text{(a)} 1 \leq \sum_{n \in N} e_{n,m} \leq \epsilon, e_{n,m} \in \{0,1\}, \forall m \\
 & \text{(b)} \sum_{s \in S} a_{n,s} \leq 1, a_{n,s} \in \{0,1\}, \forall n \\
 & \text{(c)} \tau_{n,RSU} \leq \tau^{\max}, \forall n
 \end{aligned} \tag{8}$$

其中,式(8a)表示当同一目标被多个 CAV 感知到时,允许最少一个,最多 ϵ 个 CAV 将其纳入 CPM 中。 ϵ 随着 CP 中感知到目标 m 的 CAV 数量变化而变化, $\epsilon = \rho N_m$, ρ 为冗余缓解系数。式(8b)表示每辆 CAV 分配的资源块。式(8c)表示 CPM 传输时延在满足 CP 约束的最大时延范围内。在这个问题中,通过优化参数来调整基站的冗余缓解策略,旨在使用最小的带宽资源和时延上传信息价值最大的数据。

4 仿真及分析

4.1 仿真设计和参数设置

为了准确评估性能,采用 SimuLTE 模拟器进行了模拟^[16]。该模拟器结合 SUMO 流量模拟器^[17]和 OMNET++ 网络模拟器,能够全面模拟信息交换和节点移动性。选取了一个道路交叉路口作为模拟场景。每辆 CAV 都配备了 GPS、360°雷达和激光雷达传感器,最大感知范围设定为 100m。RSU 的覆盖范围达到了 500m。首先,通过 Matlab 对优化问题进行求解,得出了冗余缓解策略。然后,将这些策略输入 SimuLTE 模拟器中进行评估。模拟了不断增加的 CAV 数量的场景,以全面评估 CPM 数据包传输的平均时延和平均感知信息质量的表现。这样的评估有助于深入了解提出的基于信息价值的冗余缓解方案在不同情境下的性能表现,并为实际应用提供了重要参考。

4.2 优化算法求解结果评估和分析

在 Matlab 中采用了多种优化算法来解决式(8)的问题,并对它们的收敛速度和目标函数最大值进行了比较。这些优化算法包括 DBO, SA, MVO 和 EWOA。仿真结果如图 3 所示,可以看出,SA 算法的效果最佳,其收敛速度最快,并且达到了目标函数的最大值。因此,选择使用 SA 算法来求解冗余缓解策略,并将其输入到 SimuLTE 模拟器中与其他方案进

行对比。

这一分析过程不仅可以帮助确定最优的优化算法,还可提供关于冗余缓解策略的深入理解,并为最终的系统设计实现提供指导。

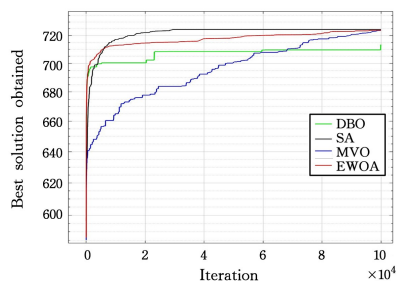


图 3 目标函数随迭代次数的变化

Fig. 3 Variation of the objective function with the number of iterations

4.3 不同策略的评估和分析

1) 不同方案数据包平均传输时延对比

在 Matlab 中获得最优的冗余缓解策略后,对所提出的方法进行了网络性能评估。分别比较了 3 种方案。(1)基线:在该方案中,不控制数据的冗余,所有 CAVs 感知到的对象信息全部纳入 CPM 进行传输;(2)随机方案:对于每个感知信息,CAVs 以相同的概率选择是否将其加入 CPM 进行上传;(3)信息价值优先级上传方案:根据文献[8]给出的冗余缓解策略和文献[11]的研究工作,设定一定的信息价值阈值,将价值较高的感知信息加入 CPM 进行上传。

随着合作感知服务中车辆数量的增加,同一目标被多个车辆感知到的可能性也会增加,从而导致网络中出现大量的冗余信息。分别测试了 ρ 为 0.3, 0.5, 0.7 时,CPM 的平均传输时延。如图 4 所示,当没有控制时,CPM 的平均传输时延会迅速增加。相比其他几种方案,提出的方法能够有效降低 CPM 的平均传输时延,与基于值的优先级上传相比,减少了 22.3%。分别比较 ρ 为 0.3, 0.5, 0.7 时的冗余缓解性能,发现通过冗余缓解策略的过滤,可以有效地消除网络中的冗余信息,从而提高网络的性能和效率。

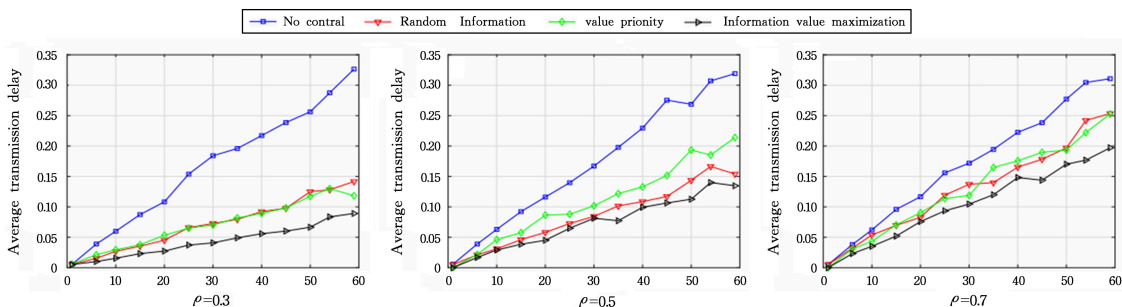


图 4 CPM 平均传输时延随 CAV 数量变化图

Fig. 4 Variation of CPM average transmission delay with the number of CAVs

2) 不同方案上传信息价值平均值对比

CAVs 将 CPM 上传到基站后,基站接收到的信息质量会因信息价值的不同而有所差异。对比了 4 种方案在将感知信息上传到基站后的平均信息价值,如图 5 所示,纵坐标是平均信息质量,随系统中车辆的数量而变化。该方案相比于基线和随机方案,能够显著提升上传信息的质

量。尽管与信息价值优先级方案相比,该方案可能会有一定的信息价值损失,但是它能够有效降低传输时延。该方案性能优于基线和随机方案,并且接近于信息价值优先级方案,这是因为其考虑了每个 CAV 的冗余缓解情况以及 CAVs 分享的 CPM 内容对其他 CAV 的有用性。这样可以避免过滤掉一些价值低但不可或缺的信息,虽然会在一定程度

上损失信息质量,但在可接受范围内。对比发现, ρ 为0.3, 0.5,0.7时,冗余缓解的性能较为稳定。

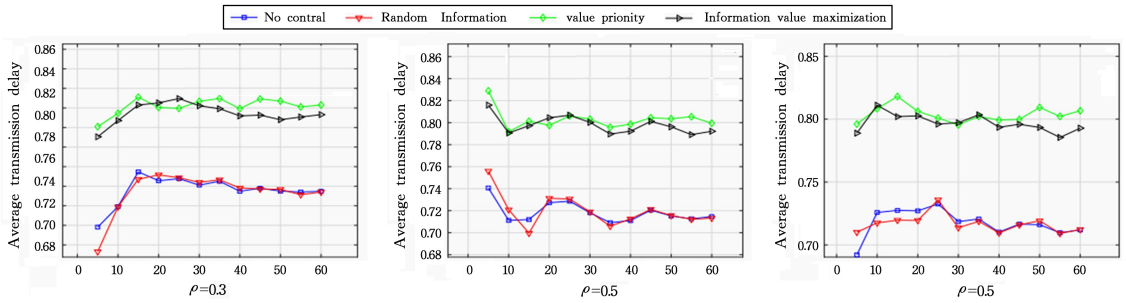


图5 上传信息的平均价值随CAV数量变化图

Fig. 5 Variation of the average value of uploaded information with the number of CAVs

3)不同方案对目标上传信息价值的均值和方差对比

对CAVs分享的CPM内容对其他CAV的有用性进行了评估,以避免过滤掉一些虽然价值较低但不可或缺的信息。将方案与信息价值优先级方案进行了比较,对基站接收到的每个目标的信息价值进行求和,并计算所有目标信息价值的均值和方差。如图6所示,相比信息价值优先级方案,该方法

可能会有一定的平均信息价值损失,但与此同时,目标上传信息价值的方差也会降低。这是因为其牺牲了一些较高价值的信息,将一些价值不高但必须分享的目标信息纳入CPM,以确保CP服务的质量。当以一个很低的 ρ 值来过滤时,这个效果会更好,性能提高了21.6%。随着冗余缓解阈值的增高,效果也会越来越差。

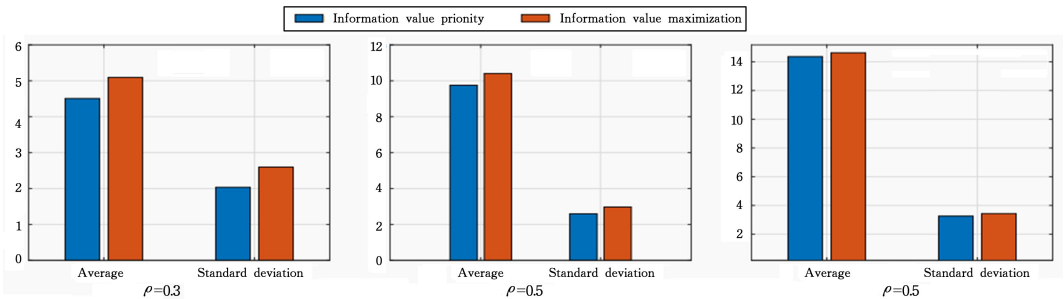


图6 被分享的目标的信息价值的均值和方差对比

Fig. 6 Comparison of the mean and variance of the information value of shared targets

结束语 本文提出了一种基于信息价值的冗余缓解方法,旨在最大程度地利用有限的带宽资源来减少传输时延,同时确保上传的数据具有最大的信息价值。采用SA算法求解最优的冗余缓解策略,以提高CPM的有效性,减少冗余信息,降低网络负载,并考虑了CAV分享的CPM内容对其他CAV的影响,从而提高了CP服务的质量。通过仿真验证了该方法的有效性,结果表明,与现有策略相比,该策略能有效降低目标冗余,将平均传输延迟降低22.3%,使CPS质量提高21.6%。

参考文献

- [1] CHEN S, HU J, SHI Y, et al. Vehicle-to-everything (V2X) services supported by LTE-based systems and 5G[J]. IEEE Communications Standards Magazine, 2017, 1(2): 70-76.
- [2] MASI S, XU P, BONNIFAIT P, et al. Augmented perception with cooperative roadside vision systems for autonomous driving in complex scenarios[C]// 2021 IEEE International Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC). IEEE, 2021: 1140-1146.
- [3] HUANG T, LIU J, ZHOU X, et al. V2x cooperative perception for autonomous driving: Recent advances and challenges[J]. arXiv: 2310. 03525, 2023.
- [4] CAILLOT A, OUERGI S, VASSEUR P, et al. Survey on cooperative perception in an automotive context[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(9): 14204-14223.
- [5] ZHOU H, XU W, CHEN J, et al. Evolutionary v2x technologies toward the internet of vehicles: Challenges and opportunities [C]// Proceedings of the IEEE, 2020: 308-323.
- [6] HUSSAIN R, ZEADALLY S. Autonomous cars: Research results, issues, and future challenges[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2018, 21(2): 1275-1313.
- [7] YOON D D, AYALEW B, ALI G M N. Performance of decentralized cooperative perception in v2v connected traffic[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 23(7): 6850-6863.
- [8] ETSI. Vehicular Communications; Basic Set of Applications; Analysis of the Collective Perception Service(CPS); ETSI, ETSI Technical Report TR 103 562[R]. 2019.
- [9] ESKANDARIAN A, WU C, SUN C. Research advances and challenges of autonomous and connected ground vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 22(2): 683-711.
- [10] ETSI. Vehicular Communications; Basic Set of Applications; Collective Perception Service(CPS); ETSI, ETSI Technical Report TS 103 324[R]. 2023.
- [11] DELOOZ Q, WILLECKE A, GARLICHES K, et al. Analysis and evaluation of information redundancy mitigation for v2x collective perception[J]. IEEE Access, 2022, 10: 47076-47093.

- [12] THANDAVARAYAN G, SEPULCRE M, GOZALVEZ J. Generation of cooperative perception messages for connected and automated vehicles[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(12):16336-16 341.
- [13] HUANG H, LI H, SHAO C, et al. Data redundancy mitigation in v2x based collective perceptions[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 13405-13418.
- [14] CHTOUROU A, MERDRIGNAC P, SHAGDAR O. Context-aware content selection and message generation for collective perception services[J]. *Electronics*, 2021, 10(20):2509.
- [15] ABDEL-AZIZ M K, PERFECTO C, SAMARAKOON S, et al. Vehicular cooperative perception through action branching and federated reinforcement learning [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2021, 70(2):891-903.
- [16] Simulte - lte user plane simulation model for inet(omnetpp.org) [EB/OL]. <https://simulte.omnetpp.org/faq.html>, 2024.
- [17] KRAJZEWICZ D. Traffic simulation with sumo-simulation of urban mobility [M] // *Fundamentals of Traffic Simulation*. 2010:269-293.



WANG Ruijia, born in 1992, engineer. His main research interest is communication countermeasures.



LI Junjie, born in 2001, postgraduate. His main research interest is communication engineering.