



专题：6G 通感算融合技术

基于无线感知辅助的车联网下行无线资源分配方法

贺智敏, 林育哲, 程宇杰, 闫实

(北京邮电大学网络与交换技术国家重点实验室, 北京 100876)

摘要: 在车联网 (vehicle-to-everything, V2X) 中, 感知与安全类数据的高速下发与共享对道路交通安全至关重要。然而, 车辆高速移动所引起的通信链路不稳定, 会导致现有的基于车辆位置信息上报的通信资源分配方法不再高效。为此, 提出了一种基于通信节点无线感知辅助的车联网下行无线资源分配方法。首先, 构建了通信与感知资源正交下的通信模式选择与无线资源分配联合优化问题; 之后, 为解决这一问题提出了基于 Delaunay 三角划分的分簇通信模式选择与基于改进图着色的资源分配策略, 以实现下行吞吐量的提升; 最后, 仿真分析了无线感知估计误差、车辆数量对算法性能的影响。仿真结果表明, 与传统方法相比, 所提算法在相同感知带宽资源占比下可获得更好的下行通信性能增益, 并能够承受更大的感知误差对性能的影响, 同时, 所提算法的计算复杂度较低, 可节省网络算力资源。

关键词: 车联网; 通感一体化; 下行链路; 资源分配; 分簇算法

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2022253

Downlink wireless resource allocation method of V2X based on wireless sensing assistance

HE Zhimin, LIN Yuzhe, CHENG Yujie, YAN Shi

State Key Laboratory of Networking and Switching Technology,
Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

Abstract: In vehicle-to-everything, the high-speed distribution and sharing of perception and safety data is crucial to road safety. However, the instability of communication links caused by high-speed vehicle movement will make the existing communication resource allocation methods based on vehicle location information reporting no longer efficient. Therefore, a downlink wireless resource allocation method based on wireless sensing assistance of communication nodes was proposed. Firstly, a joint optimization problem of communication mode selection and wireless resource allocation under the orthogonality of communication and sensing resources was constructed. Then, a communication mode selection based on clustering by Delaunay triangulation and a resource allocation strategy based on improved graph coloring to improve the downlink throughput was proposed to solve the problem of construction. Fi-

收稿日期: 2022-08-09; 修回日期: 2022-09-06

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61901044, No.U21A20444, No.61921003); 国家重点研发计划项目 (No.2021YFB2900200)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61901044, No.U21A20444, No.61921003), The National Key Research and Development Program of China (No.2021YFB2900200)

nally, the impact of wireless sensing estimation error and the number of vehicles on the performance of the algorithm was simulated and analyzed. Simulation results show that compared with traditional methods, the proposed algorithm can obtain better downlink communication performance gain under the same proportion of sensing bandwidth resources, and can withstand the impact of larger sensing errors on performance. At the same time, the computational complexity of the proposed algorithm is lower and the network computing resources can be saved.

Key words: V2X, integrated sensing and communication, downlink, resource allocation, clustering algorithm

0 引言

车联网 (vehicle-to-everything, V2X) 通过建立各车辆与路侧设施以及网络间的通信链路, 不仅为车辆提供了超越单车传感器视距限制的感知信息, 还能为乘客提供车载娱乐业务^[1]。然而, 为了达到 L4 级以上高精度、广范围的感知性能并支撑车载娱乐业务, 单个车辆需要从无线网络获得的下行数据将达到 250 Mbit/s^[2], 而目前已部署的 Sub-6G 低频 5G 网络在实际测试中车辆下行均值速率约为 500 Mbit/s, 资源利用率不高, 难以支撑高密度场景的高精度地图下载和车载娱乐业务^[3]。

造成该问题的主要原因是城区的环境复杂性以及车辆的高速移动性, 基站到车辆的通信链路难以一直保证较好的信道质量^[4]。因此产业界提出通过车辆分簇使车辆对网络 (vehicle to network, V2N) 链路质量较差的车辆形成由 V2N 链路和车辆对车辆 (vehicle to vehicle, V2V) 通信组成的高性能双跳传输方案, 能够有效提升下行性能^[5-7]。文献[5]提出了一种公平的自适应分簇方法, 基于车辆分布密度对道路路段进行自适应划分, 并选择靠近中心的车辆成为簇头, 仿真结果证明了车辆分簇对下行性能提升的有效性。文献[6]利用车辆间欧几里得距离, 建立了衡量车辆地理关系的相似性矩阵, 并基于该矩阵提出了 K 均值 (K -means) 的分簇方法, 与单层 V2N 相比, 下行传输性能有了显著提高。文献[7]提出了基于迭代自组织数据分析技术与算法 (iterative self-organizing data analysis technique algorithm, ISODATA) 的车辆分簇方法, 该方法扩展了传统

的 K -means 算法, 通过考虑车辆移动信息, 自适应更新每次迭代的簇的个数, 相比于传统的基于分段和 K -means 聚类的方法获得了更高的吞吐量。进一步地, 基于分簇所得的 V2N 与 V2V 链路所组成的两层网络架构, 产业界讨论了基于图着色^[8]、图论^[9]、强化学习^[10]等方法在通信链路资源分配的应用。文献[8]基于用户位置构建的干扰模型, 建立了所有通信链路的干扰图, 从而确定了满足链路通信需求的信干噪比约束下最多可复用的通信链路集, 以提高通信资源利用率。文献[9]利用图划分工具将高干扰的 V2V 链路划分为不同的组, 将频谱共享问题建模为一个加权的三维匹配问题。同时提出了一套算法, 包括基于基线图的资源分配算法、贪婪资源分配算法和随机资源分配算法, 以解决性能和复杂性的权衡问题。文献[10]提出了基于强化学习的资源分配算法, 以网络总吞吐量为奖励, 在 V2V 链路负载较低时拥有较好的性能增益。文献[11]则联合考虑了车辆通信模式选择和资源分配问题, 利用了基于深度 Q 网络 (deep Q -network, DQN) 的深度强化学习 (deep reinforcement learning, DRL) 框架, 为车辆选择直接通信模式或通过基站通信的模式以及分配资源块, 在一定程度上提升了通信链路的可靠性和吞吐量。

然而, 上述车辆分簇与资源分配算法大多需要车辆上报自身位置信息, 当车辆处于不稳定的链路条件时, 获取车辆的移动信息往往存在较大误差, 导致传统方法的性能下降。幸运的是, 文献[12]与文献[13]总结的基站无线感知技术有望解决这个问题, 该技术通过占用一部分通信带宽资源, 从基站主动发射感知信号, 并基于接收的感知物体所反射



的回波信号,估计车辆移动信息。其中,文献[14]总结并分析了基站侧感知带宽资源分配与感知所估计的车辆移动信息的误差之间的关系,即分配资源越多,感知误差越小;反之,误差则越大。文献[15]则通过仿真证明了不同感知误差会在不同程度上影响后续车辆分簇的准确性,从而造成不同程度的通信性能下降。因此,在进行资源分配的过程中需要考虑感知通信资源配比的影响,即考虑通信感知资源正交且两者总资源不变的情况下,如何通过一定的资源配比方式达到通信性能增益的上限,从而真正发挥基站无线感知辅助通信增强的作用。针对上述问题,本文的主要贡献如下。

(1)考虑上述感知通信资源比对通信性能的影响,本文基于分配的感知带宽资源,建立了感知估计的误差模型,并构建了通信与感知资源正交下的通信模式选择与无线资源分配联合优化问题。

(2)为解决这一问题,本文提出基于 Delaunay 三角划分的车辆分簇方法来为车辆选择通信模式,以得到更多稳定视距传输的通信链路;之后,提出了一种改进的基于图着色的资源分配策略,通过空间距离相隔较远的通信链路间资源复用,实现下行吞吐量的提升。

(3)通过仿真分析了无线感知估计误差、车辆数量对算法性能的影响。仿真结果表明,所提资源分配方法在相同感知带宽资源占比下,相比传统基于分簇和图着色的资源分配算法可以获得更优的下行通信性能增益,并能够承受更大的感知误差对性能的影响。

1 系统模型

无线感知辅助的车联网下行业务场景如图 1 所示,其中 1 个通感一体化基站和 N 个车辆用户终端(vehicle user equipment, VUE)分布在该二维平面中,基站感知与通信下行的频谱资源共享,一共为 W^{total} 。同时考虑下行的两种通信模式:直连模式和中继模式。直连模式下基站将数据直接

通过 V2N 链路传输至 VUE;而中继模式下基站将数据传输至指定的 VUE,并由该 VUE 间接将数据传输至目标 VUE。其中 V2V 采用资源专用(overlay)模式^[16],即 V2V 链路 with V2N 链路共享资源池且资源正交。假设第 k 个 VUE 单位时间内需要的下行数据量为 D_k 。

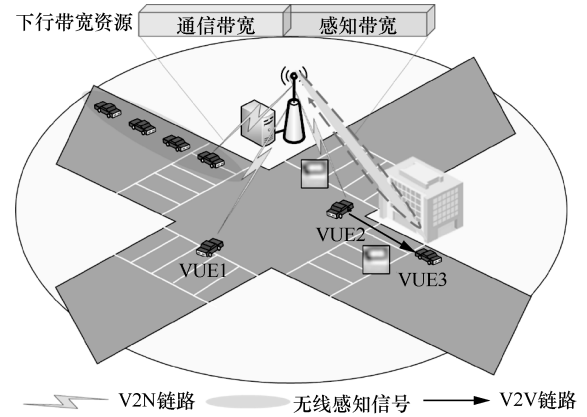


图 1 无线感知辅助的车联网下行业务场景

1.1 感知估计模型

根据通感一体化中的分配的感知带宽资源所能估计获得的距离感知精度^[14],VUE 的距离感知精度与分配的感知资源的关系可表示为:

$$\Delta l_k(W_1) = \frac{c}{2W_1\sqrt{2\gamma_k^{\text{sense}}}} \quad (1)$$

其中, c 表示光速,为 3×10^8 m/s, γ_k^{sense} 表示基站接收的通过 VUE k 反射回波的感知信号信噪比, W_1 表示分配给感知的频谱资源,假设 t 时刻 VUE k 的实际位置为 $l_k(t) \triangleq (x_k(t), y_k(t))$,其中 $(x_k(t), y_k(t))$ 表示 VUE k 在 t 时刻的坐标。通常感知所得误差为随机的,而中心极限定理表明,大量独立的随机变量之和的极限趋向于高斯分布。因此,假设 VUE k 在 t 时刻的坐标感知误差 $\Delta x_k(t, W_1)$ 、 $\Delta y_k(t, W_1)$ 服从均值为 0、标准差为 $\Delta l_k(W_1)$ 的高斯分布,则误差表示为:

$$\hat{l}_k(t, W_1) \triangleq (\Delta x_k(t, W_1), \Delta y_k(t, W_1)) \quad (2)$$

则感知估计出的 VUE k 位置可表示为:

$$\hat{l}_k(t, W_1) = l_k(t) + \hat{l}_k(t, W_1) \quad (3)$$

1.2 通信模型

通信模型包括两种下行通信模型：直连通信模型和中继通信模型。通信可分配的带宽资源为 $W_2 = W^{\text{total}} - W_1$ ，可分配给通信资源块（resource block, RB）的集合为 $M = \{1, \dots, m, \dots, M\}$ 。令 $M \times N$ 的分配矩阵 ρ 中的元素 $\rho_{m,j} \in \{0, 1\}$ 表示总带宽中第 m 个子频段是否被分配给 VUE j 进行通信。 $N \times N$ 维分簇结果矩阵 C 中的元素 $C_{j,k} \in \{0, 1\}$ 表示是否选择将 VUE k 作为 VUE j 的簇头，则通信模型如下。

(1) 直连通信模型。当基站选择直接通过 V2N 链路将数据传输至 VUE j 时，由于采用 overlay 模式，V2N 链路资源正交，分配 RB m 给 VUE j 进行 V2N 通信时，该链路信噪比可表示为：

$$\gamma_{j,m}^B = P_B g_{j,B} / \sigma^2 \quad (4)$$

其中， P_B 和 σ^2 分别表示 VUE j 发射功率和噪声功率， $g_{j,B}$ 表示信道功率增益。考虑到车辆的高移动性，本文假设 VUE 与基站仅可获得大尺度信道增益信息，包括路损与阴影衰落。当基站选择直接通过 V2N 链路将数据传输至 VUE j 时，分配的 RB m 可达速率表示为：

$$R_{j,m}^B = W \log(1 + \gamma_{j,m}^B) \quad (5)$$

其中， W 表示单个 RB 占用的带宽资源。

(2) 中继通信模型。当基站将数据通过中继模式传输至 VUE j ，假设基站选择将数据通过 VUE k 中继传输至 VUE j 。首先，基站将数据通过 V2N 链路直接传输至 VUE k ，则由式 (5) 可知，分配 RB m 给 VUE k 进行 V2N 通信时可达速率为 $R_{k,m}^B$ 。

之后，VUE k 将感知数据通过 V2V 链路传输至 VUE j ，为了提高资源利用率，V2V 链路之间可以进行资源复用，因此分配 RB m 给 VUE k 到 VUE j 进行 V2V 通信时，该链路的信干噪比可表示为：

$$\gamma_{k,j,m}^V = \frac{P_k g_{k,j}}{\sigma^2 + \sum_{k' \neq k} \sum_{j' \neq j} C_{k',j'} \rho_{m,j'} P_{k'} g_{k',j'}} \quad (6)$$

其中，分母的第二项表示分配给其他 V2V 链路相同 RB 时带来的干扰。因此，可达的 V2V 通信速率可表示为：

$$R_{k,j,m}^V = W \log(1 + \gamma_{k,j,m}^V) \quad (7)$$

在此模式下，感知数据需要经过两个链路的传输，因此通过中继模式传输的最大速率为该两个链路传输速率的最小值。假设分配给 V2V 的资源数为 M_1 ，则 V2V 链路可达速率为 $\sum_{m_1=1}^{M_1} R_{k,j,m_1}^V$ ，

而分配给 V2N 的资源数为 M_2 ，V2N 链路可达速率为 $\sum_{m_2=1}^{M_2} R_{k,m_2}^B$ ，则基站将数据通过中继模式传输至 VUE j 的可达速率可表示为：

$$R_j^V = \min \left(\sum_{m_1=1}^{M_1} R_{k,j,m_1}^V, \sum_{m_2=1}^{M_2} R_{k,m_2}^B \right) \quad (8)$$

2 问题建模

考虑到车辆的移动性会引起 V2V 和 V2N 链路建立的两跳网络不够稳定，导致后续链路资源分配算法的性能增益受损。因此，本文利用无线感知所得的车辆位置估计车辆的速度信息，并基于预测的一定时间后的车辆位置进行分簇来考虑移动性问题，进而为车辆选择通信模式，以建立稳定的通信链路；而后考虑链路的资源分配问题，使后续链路资源分配算法拥有更高的性能增益。

2.1 车辆分簇问题建模

在基站通过无线感知估计得到具有一定误差的 VUE k 位置信息 $\hat{l}_k(t, W_1)$ 后，可通过与前一时刻的车辆感知估计位置信息 $\hat{l}_k(t - \Delta t, W_1)$ 计算得到 t 时刻 VUE k 的估计速度，表示为：

$$\hat{v}_k(t, W_1) = \frac{\hat{l}_k(t, W_1) - \hat{l}_k(t - \Delta t, W_1)}{\Delta t} \quad (9)$$

假设车辆分簇时间间隔为 T ，则基站可以预测未来 $T/2$ 时刻的车辆位置为：

$$\bar{l}_k(t, W_1) = \hat{l}_k(t, W_1) + \hat{v}_k(t, W_1) \times T/2 \quad (10)$$

最后，网络基于所有车辆位置感知结果集合



$\bar{L}(t, W_1)$ 和 VUE 到基站的接收功率集合 $\mathbf{P}^r$ 对车辆进行分簇, 确定稳定的 V2V 和 V2N 链路。其中, t 时刻的分簇结果矩阵可表示为:

$$\mathbf{C}(\bar{L}(t, W_1), \mathbf{P}^r) = \text{Cluster}(\bar{L}(t, W_1), \mathbf{P}^r) \quad (11)$$

其中, $\text{Cluster}(\cdot)$ 表示分簇函数。输出的分簇结果矩阵与分簇算法和输入的车辆位置信息 $\bar{L}(t, W_1)$ 以及 VUE 到基站的接收功率 $\mathbf{P}^r$ 有关。

2.2 资源分配问题建模

当分簇建立稳定的通信链路后, 对各个链路进行通信带宽资源的分配。由式 (8) 可知, 当分配给 V2V 与 V2N 的资源固定时, 调整配置比例可以使所达速率最大化, 其条件是 $\min$ 函数内两项数值的差值尽可能减小。由此推出, 当分配 RB m 给 VUE j 的中继模式传输时所达最大速率为:

$$R_{k,j,m}^{B+V}(W_1) = \frac{R_{k,j,m}^V(W_1) \times R_{k,m}^B}{R_{k,j,m}^V(W_1) + R_{k,m}^B} \quad (12)$$

考虑到表征通信模式的分簇结果矩阵 $\text{Cluster}(\bar{L}(t, W_1), \mathbf{P}^r)$, 最终分配 RB m 给车辆 j 进行下行传输时所达最大速率为:

$$R_{j,m}(W_1) = \rho_{m,j} \left[C_{j,j}(\bar{L}(t, W_1), \mathbf{P}^r) R_{j,m}^B + \sum_{k \neq j} C_{j,k}(\bar{L}(t, W_1), \mathbf{P}^r) R_{k,j,m}^{B+V}(W_1) \right] \quad (13)$$

为了能尽量提升系统所能支撑的业务数量, 考虑优化目标是最大化系统吞吐量, 车辆分簇与资源分配的优化问题建模如下。

$$\begin{aligned} \{W_1, \mathbf{C}, \boldsymbol{\rho}\} = & \arg\max \sum_j^N \min \left\{ \sum_m^M R_{j,m}(W_1), D_k \right\} = \\ & \arg\max \sum_j^N \min \left\{ \sum_m^M \rho_{m,j} \left[C_{j,j}(\bar{L}(t, W_1), \mathbf{P}^r) R_{j,m}^B + \right. \right. \\ & \left. \left. \sum_{k \neq j} C_{j,k}(\bar{L}(t, W_1), \mathbf{P}^r) R_{k,j,m}^{B+V}(W_1) \right], D_k \right\} \\ \text{s.t. C1: } & \sum_j C_{k,j} \leq 1 \\ \text{C2: } & \sum_j C_{j,j} \rho_{m,j} \leq 1 \\ \text{C3: } & C_{k,j} \in \{0, 1\}, \rho_{m,j} \in \{0, 1\} \\ \text{C4: } & k \in N, j \in N, m \in M \end{aligned} \quad (14)$$

其中, C1 表示传输模式选择约束, 即车辆不能同时选择进行 V2N 和分级传输模式, 以及不能同时通过不同车辆进行传输; C2 表示车辆 overlay 传输模式对 V2N 资源配置的约束, 即分配给 V2N 车辆的通信资源不能同时分配给其他任何车辆。

3 车辆分簇策略

目前车联网车辆分簇方式主要分为两类:

(1) 基于车辆间距离大小, 将样本集划分为指定数量的簇, 但难以处理城区车辆非均匀分布的散点成簇, 成簇不稳定; (2) 基于车辆密度进行分簇, 可以有效应对不均匀散点车辆成簇问题, 但未考虑车辆间链路影响, 会导致较多非视距通信车辆聚为同一个簇。为了综合两种分簇方式的优势, 本文提出了一种基于 Delaunay 三角划分的分簇策略, 以解决所考虑的二维平面内车辆分簇问题, 具体流程如下。

步骤 1 首先对已知所有车辆进行 Delaunay 三角划分以确定与当前车辆直接视距相连的其他车辆。划分过程利用了 Delaunay 三角的可扩展性质, 即在已 Delaunay 三角化的网格中加入点 P , 只需要删除所有外接圆包含此点的三角形, 并连接 P 与所有可见的点 (即连接后不会与其他边相交), 形成的网格仍是 Delaunay 三角网格。为了降低 Delaunay 三角划分的计算复杂度, 本文在传统的增量算法上对所有节点增加了预排序的步骤, 节点按序插入, 从而可以在每次节点插入后删除已确定的 Delaunay 三角, 减少检索外接圆包含此点的三角形的次数。

步骤 2 簇头选择。选择直接相连的车辆数最多、接收功率最高的车辆成为簇头。

步骤 3 分级网络拓扑形成。选择将与该簇头 j 直接相连且两者间曼哈顿距离 $Mdis(i, j)$ 小于 dis^{th} 的其他车辆 i 归为簇内。

步骤 4 重复步骤 2 和步骤 3, 直至所有车辆

完成分簇, 输出车辆分簇结果矩阵 C 。具体基于 Delaunay 三角划分的分簇算法如算法 1 所示。

算法 1 基于 Delaunay 三角划分的分簇算法

输入 感知估计位置 $\bar{L}(t, W_1)$ 、接收功率 P^r 、

车辆数 N

输出 车辆分簇结果矩阵 C

初始化网络拓扑矩阵 $C = 0_{N \times N}$ 、Delaunay 三角集 $\text{triangle} = \emptyset$ 、边集 $\text{edge} = \emptyset$ 、临时三角集 $\text{tritemp} = \emptyset$

对车辆位置横坐标排序 $\text{point} = \text{sort}(\bar{L}(t, W_1))$

建立超级大三角 supertri 包围所有点集 point

$\text{tritemp} = \text{tritemp} \cup \text{supertri}$

for $i=1$ **to** N **do**

插入点 point_i

for $j=1$ **to** $\text{size}(\text{tritemp})$ **do**

获取该临时三角 tritemp_j 的外接圆 otter

if point_i 在外接圆 otter 右侧

$\text{triangle} = \text{triangle} \cup \text{tritemp}_j$

else if point_i 不在外接圆 otter 外侧

该三角 tritemp_j 非 Delaunay 三角,

从临时三角 tritemp 集中去除

tritemp_j

将该三角的 3 个边记录在边集

edge 中

tritemp 遍历完成后, 建立 point_i 与边集 edge 中出现 2 次及以上的边的新的临时三角, 并且并入 tritemp 中, 同时在 edge 中删除该边

所有点插入完成后, 在 Delaunay 三角集和边集中删除超级大三角顶点相关的三角和边

遍历 Delaunay 三角的边集 edge , 记录每个点相连的其他点数, 即该顶点的度 degree

while 存在车辆未归簇, 则在它们中 **do**

$\text{index} = \text{find}(\text{degree} == \max(\text{degree}))$

$\text{index} = \text{find}(P^r = \max(P^r(\text{index})))$

该车辆成为簇头 $C_{\text{index}, \text{index}} = 1$

遍历边集 edge , 将与簇头相连的车辆

$\text{edge}_{i, \text{index}} = 1$ 且 $M\text{dis}(i, \text{index}) \leq \text{dis}^{\text{th}}$ 归为簇成员
 $C_{i, \text{index}} = 1$

edge 删除归簇的边, degree 删除归簇点的度

return C

4 资源分配算法

针对上述建立的资源分配问题, 目前已有方法^[8-11]通常仅考虑通信链路复用时每通信链路分配的资源块大小是一样的, 难以满足双跳传输下不同的传输需求。为此, 本文基于复杂度较低的图着色^[8]的方法, 在建立 V2V 链路资源复用的基础上联合考虑了车辆分簇结果与传输需求相关的调度因子, 具体如下。

(1) 为所有 V2V 链路构建干扰图。首先, 基于 V2V 链路彼此的干扰关系, 构建干扰图 $G=(V, E)$, 其中集合 V 中的节点表示小区中的 V2V 链路, 集合 E 表示连接节点的边。节点之间的干扰值大小将决定两者之间是否存在边, 若 V2V 链路 i 和 V2V 链路 j 之间存在不可容忍的干扰, 则连接节点 i 和节点 j , 即 $e(i, j)=1$ 。为了保证 V2V 链路的可靠性, 可以通过链路的信干噪比约束来判断两者之间是否存在不可容忍的干扰, 该约束定义如下。

$$\gamma_i = \frac{Pg(d_i)}{\sum_{j=1, j \neq i}^K Pg(d_{i,j}) + \sigma^2} \geq \gamma_{\text{th}} \quad (15)$$

当该约束不成立时, 从干扰集 K 中去除最大干扰链路 j , 并建立节点 i 与节点 j 之间的边, 直到该约束成立。

(2) 对干扰图进行着色。图着色的思想为先为边最多的节点着色, 然后考虑边次多的节点, 根据当前节点和已着色节点间是否存在边来决定颜色, 目的是使具有强干扰(存在边)的两个节点分别着上不同颜色, 并使相同颜色的节点数量尽量相同, 依此类推, 直到所有节点着色。

(3) 基于图着色结果的 V2V 资源分配。假设每辆车初始下行需求为 $D_k = D_{\text{req}}$ 。考虑与传输需求



相关的调度因子 η_m ，该因子随着分配给该车的资源块增多而减小，从而实现分配的资源与传输需求相匹配。具体的改进的基于图着色的资源分配算法如算法 2 所示。

算法 2 改进的基于图着色的资源分配算法

输入 着色结果 colour、传输需求 D 、车辆数 N

输出 资源分配结果矩阵 ρ

基于着色结果 colour 确定每条 V2V 链路资源复用的 V2V 链路集合 K

估计每条 V2V 链路信干噪比

$$\gamma_k = \frac{Pg(d_k)}{\sum_{j=1, j \neq k}^K Pg(d_{k,j}) + \sigma^2}$$

得到一个资源块分配给该 V2V 链路所得速率

$$R_k = W \ln(1 + \gamma_k)$$

考虑到中继传输，得到一个资源块分配给车辆 k 通过该 V2V 链路和 V2N 链路中继传输可获得的速率 $R_k^{B+V} = \sum_{j=1, j \neq k}^N \frac{C_{k,j} R_k^B R_{j,m}^B}{R_k + R_{j,m}^B}$

得到每条 V2V 链路的调度因子 $\eta_k = D_k R_k^{B+V}$

对相同颜色的 V2V 链路的调度因子求和获得不同颜色的调度因子 η_{colour}

for $i=1$ **to** M **do**

index=find($\eta_{\text{colour}}=\max(\eta_{\text{colour}})$)

获得颜色为 index 的 V2V 链路集合 K^{index}

获得该集合链路发送信息的源车辆集 N^{index}

分配该资源块给 K^{index} 集合 V2V 链路

$\rho_{i, N^{\text{index}}} = 1$

更新 K^{index} 链路调度因子

$\eta_{K^{\text{index}}} = (D_{K^{\text{index}}} - R_{K^{\text{index}}}) R_{K^{\text{index}}}$

return ρ

5 仿真结果与分析

5.1 仿真参数

本文基于 MATLAB 平台,根据 3GPP TR 37.885

中对城区的描述搭建了场景模型^[17]。其中车辆随机分布在道路上,车速在[0,72] km/h 随机分布。仿真参数设置见表 1。同时 V2N 和 V2V 链路信道模型参考 3GPP TR 37.885 中第 6.2 节描述的视距(line-of-sight, LOS)和非视距(non-line-of-sight, NLOS)信道模型。

表 1 仿真参数设置

参数	值
载波频率/GHz	3.5
带宽 W^{total} /MHz	100
分簇时间间隔 T /s	10
车辆数/辆	[10,20,30,40,50]
基站发射功率/dBm	49
车辆发送功率/dBm	23
噪声功率/dBm	-114
V2V 链路 SINR 阈值 γ_{th} /dB	5
三角划分距离约束 dis^{th} /m	100

5.2 仿真结果

不同感知带宽资源估计的平均距离误差如图 2 所示,仿真了车辆数为 50 的情况下,不同感知带宽资源估计的平均距离误差。仿真结果表明,随着分配的感知带宽资源等比增加,平均距离感知误差递减,且每增加相等的感知带宽资源,误差降低的幅度减小,将 100 MHz 的下行带宽资源全部分配给感知,所能获得的平均距离感知误差约为 0.15 m。

不同感知资源下估计误差对分簇性能增益的影响如图 3 所示,仿真了无线感知资源分别为 4 MHz 和 0.6 MHz 情况下,感知结果对分簇性能增益的影响。结合图 2 结果分析,分配 4 MHz 的感知资源比分配 0.6 MHz 的感知资源所估计的平均距离误差更低,因此分簇所得通信链路更稳定,在分簇时间间隔内性能增益更高。其中所提基于 Delaunay 三角划分的分簇算法性能最优,且与基于具有噪声的基于密度的聚类方法(density-based spatial clustering of applications with noise, DBSCAN)的分簇算法一样,所得 V2V 链路较为稳定,受 V2V 可靠性约束变化的

影响较小;而基于 K -means 的分簇算法性能最差, 由于所得 V2V 链路不稳定, 受 V2V 可靠性约束变化的影响较大。

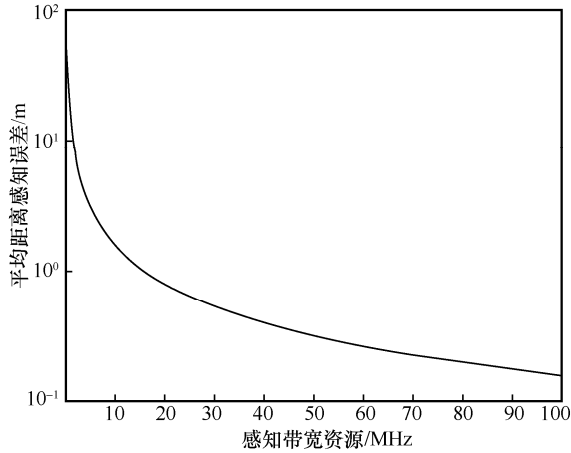


图2 不同感知带宽资源估计的平均距离误差

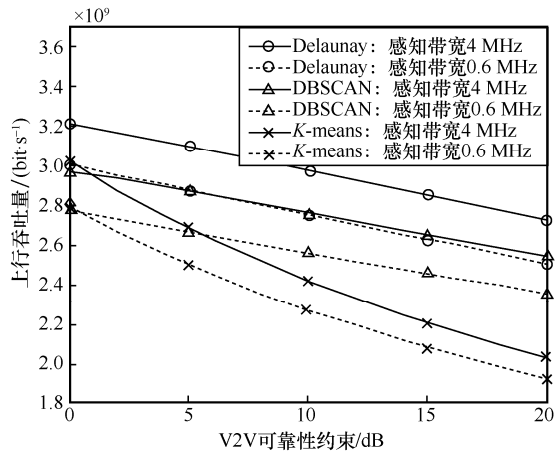


图3 不同感知资源下估计误差对分簇性能增益的影响

为了体现本文所提算法在节约网络算力资源的基础上依然可以获得较好的性能增益, 本文对比了文献[11]中联合考虑车辆分簇与资源分配的分布式 DRL 方案, 并增加了基于贪心算法的资源分配方案, 该方案每次进行 RB 分配时执行如下步骤。

步骤 1 将每条传输链路分别分配给一个空集。

步骤 2 计算该 RB 分配给各链路集所能传输的数据量并记录最大值 $D_{\max}^{\text{real}}$ 。

步骤 3 找到当两集相并时, 分配 RB 所能传

输数据量最大的并集。

步骤 4 若数据量传输大于 $D_{\max}^{\text{real}}$, 则并上这两个集合, 更新每条链路剩余的传输需求, 并重复步骤 2 和步骤 3。

步骤 5 否则, 将 RB 分配给所能传输的数据量为 $D_{\max}^{\text{real}}$ 的链路集合。

不同车辆数下联合不同分簇和资源分配策略性能如图 4 所示, 结果表明, 分布式 DRL 方案联合考虑了车辆分簇与资源分配, 性能最优; 所提资源分配算法性能优于经典空间划分以及基于图着色的资源分配方案, 且性能逼近贪心算法。当采用长期演进 V2X (long term evolution V2X, LTE-V2X) 中基于空间划分的资源分配算法时, 相比不分簇方案, 基于 Delaunay 三角划分、DBSCAN 以及 K -means 的分簇方法在车辆数达到 50 辆时所达性能增益分别为 15.14%、10.59% 和 5.88%。

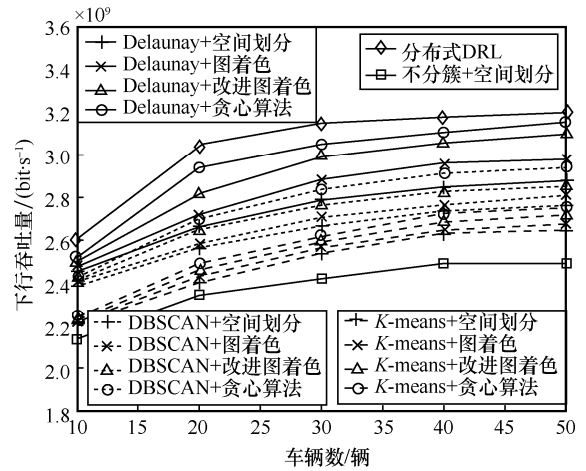


图4 不同车辆数下联合不同分簇和资源分配策略性能

车辆数达到 50 辆时不同资源分配算法的迭代过程如图 5 所示, 可见 DRL 相比其他算法需要多次迭代才可收敛至相对稳定的性能。不同资源分配算法一次迭代典型复杂度如图 6 所示, 其中基于空间划分的资源分配算法事先规定了不同区域间资源复用策略, 因此时间复杂度仅与资源块分配过程相关, 为 $O(M \log(N))$; 基于



图着色的资源分配算法则增加了图着色的过程, 且每次资源分配需要检索图着色所得资源复用的链路, 因而复杂度为 $O(N^2+MN\log N)$; 所提算法则在上述检索过程基础上仅更新了该链路的调度因子, 因而复杂度同为 $O(N^2+MN\log N)$; 贪心算法每次进行资源分配时都需要重新更新资源复用策略, 因而复杂度为 $O(MN^2\log N)$; 分布式 DRL 基于 DQN 框架, 每次迭代需要更新神经网络参数, 令 $|w|$ 表示每个智能体 (车辆) 的网络参数数目, 则复杂度为 $O(N|w|)$ 。结果表明, 相比贪心算法和分布式 DRL 算法, 所提资源分配算法在保证性能逼近的基础上可以大幅减少算力开销。

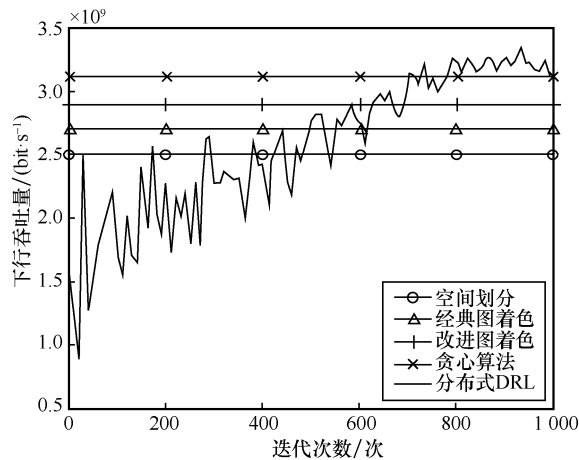


图5 车辆数达到50时不同资源分配算法的迭代过程

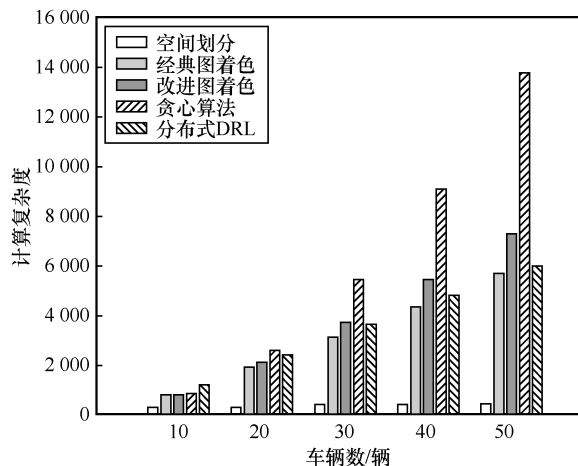


图6 不同资源分配算法一次迭代典型复杂度

不同感知资源配比下不同分簇方式可达下行吞吐量如图7所示, 考虑本文针对的感知和通信共享资源的场景, 即感知和通信的总带宽资源恒定100 MHz的情况下, 对比了不同感知资源配比下不同分簇算法所能达到的通信性能增益。

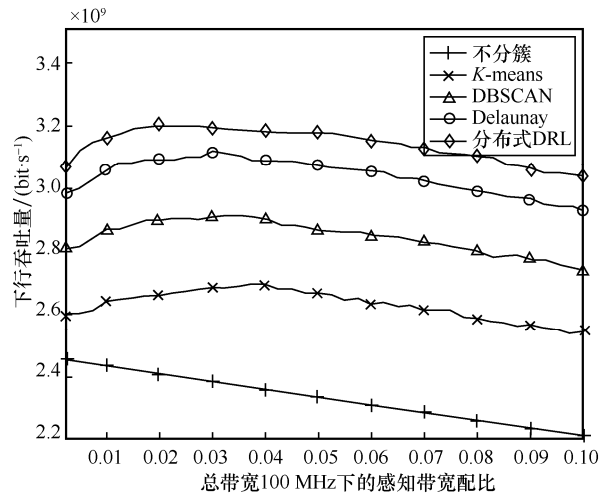


图7 不同感知资源配比下不同分簇方式可达下行吞吐量

图7表明, 当感知资源分配较小时, 感知估计所得位置误差较大, 分簇带来的性能增益远不如不分簇时的性能; 而随着感知资源分配增加, 感知估计误差降低, 分簇带来的性能增益逐步提升; 当感知资源超出一定阈值时, 估计精度无法带来更有效的通信性能增益, 反而占用更多的频谱资源, 最终使得通信性能骤降。不同分簇算法的仿真结果表现不尽相同, 其中基于 K -means 算法对感知资源占比表现更为敏感, 在感知分配带宽为4 MHz时达到通信性能峰值; 基于 DBSCAN 密度聚类的方法则在感知分配带宽为3.5 MHz时达到通信性能峰值; 所提基于 Delaunay 三角划分的分簇算法更为稳定, 对感知误差相对没那么敏感, 在感知分配带宽为3 MHz, 即感知资源配比为3.0%时达到通信性能峰值; 分布式 DRL 算法在感知分配带宽约为2 MHz, 即感知资源配比为2.0%时达到通信性能峰值。

6 结束语

车联网日益增长的业务需求对有限的频谱资源提出了更高的需求,而车辆移动性引起的通信链路不稳定,会导致现有的基于车辆位置信息上报的通信资源分配方法不再高效。为了提高频谱资源分配的有效性,本文提出了一种基于通信节点无线感知辅助的车联网下行无线资源分配方法,通过基站无线感知技术估计出车辆的移动信息,进而提出了基于 Delaunay 三角划分的分簇方法,并改进了基于图着色的资源分配算法,最后讨论了通信感知资源正交情况下两者资源占比对下行性能的影响。仿真结果表明,随着感知资源配比的增加,系统下行吞吐量呈现先增后减的趋势,所提资源分配方法相比传统基于分簇和图着色的资源分配算法能承受更差的感知性能,在感知资源占比为 3.0% 时达到了最优的下行通信性能增益。

参考文献:

- [1] KIM S W, LIU W, ANG M H, et al. The impact of cooperative perception on decision making and planning of autonomous vehicles[J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 2015, 7(3): 39-50.
- [2] 3GPP. Study on enhancement of 3GPP support for 5G V2X services: TR 22.886 V16.2.0[S]. 2018.
- [3] 全球移动通信系统协会, 中国信息通信研究院. 中国 5G 垂直行业应用案例 2021[EB]. 2021.
GSMA, CAICT. Application case of 5G vertical industry in China 2021[EB]. 2021.
- [4] ZHIOUA G E M, TABBANE N, LABIOD H, et al. A fuzzy multi-metric QoS-balancing gateway selection algorithm in a clustered VANET to LTE advanced hybrid cellular network[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 64(2): 804-817.
- [5] GARBISO J, DIACONESCU A, COUPECHOUX M, et al. Fair self-adaptive clustering for hybrid cellular-vehicular networks[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 22(2): 1225-1236.
- [6] KHAN H, SAMARAKOON S, BENNIS M. Enhancing video streaming in vehicular networks via resource slicing[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(4): 3513-3522.
- [7] WANG T Y, CAO X, WANG S W. Self-adaptive clustering and load-bandwidth management for uplink enhancement in heterogeneous vehicular networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(3): 5607-5617.
- [8] 何朵奇, 王斌, 季文君, 等. LTE 网络下基于图着色理论的 D2D 分簇资源分配方案[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2015, 35(6): 44-50.
HE D Q, WANG B, JI W J, et al. D2D clustering resource allocation scheme based on graph-coloring underlying LTE networks[J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2015, 35(6): 44-50.
- [9] LIANG L, XIE S J, LI G Y, et al. Graph-based resource sharing in vehicular communication[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(7): 4579-4592.
- [10] LIANG L, YE H, LI G Y. Spectrum sharing in vehicular networks based on multi-agent reinforcement learning[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2019, 37(10): 2282-2292.
- [11] ZHANG X R, PENG M G, YAN S, et al. Deep-reinforcement-learning-based mode selection and resource allocation for cellular V2X communications[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(7): 6380-6391.
- [12] ZHANG A, RAHMAN M L, HUANG X J, et al. Perceptive mobile networks: cellular networks with radio vision via joint communication and radar sensing[J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2021, 16(2): 20-30.
- [13] ZHANG Q X, WANG X N, LI Z H, et al. Design and performance evaluation of joint sensing and communication integrated system for 5GmmWave enabled CAVs[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2021, 15(6): 1500-1514.
- [14] LUONG N C, LU X, HOANG D T, et al. Radio resource management in joint radar and communication: a comprehensive survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2021, 23(2): 780-814.
- [15] GUO J, YANG C Y. Impact of prediction errors on high throughput predictive resource allocation[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(9): 9984-9999.
- [16] MASMOUDI A, MNIF K, ZARAI F. A survey on radio resource allocation for V2X communication[J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2019, 2019: 2430656.
- [17] 3GPP. Study on LTE support for vehicle to everything (V2X) services: TR 22.885 V14.0.0[S]. 2016.



[作者简介]



贺智敏（1999- ），男，北京邮电大学网络与交换技术国家重点实验室硕士生，主要研究方向为车联网通信感知一体化和资源管理。



程宇杰（2000- ），男，北京邮电大学网络与交换技术国家重点实验室硕士生，主要研究方向为车联网络车路协同和数据融合。



林育哲（1998- ），男，北京邮电大学网络与交换技术国家重点实验室硕士生，主要研究方向为通信感知一体化、车联网系统级仿真。



闫实（1988- ），男，博士，北京邮电大学网络与交换技术国家重点实验室副教授，主要研究方向为通信感知计算融合关键技术。