



计算机工程
Computer Engineering
ISSN 1000-3428, CN 31-1289/TP

《计算机工程》网络首发论文

题目: C-V2X 通信中资源分配与功率控制联合优化
作者: 金久一, 邱恭安
DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0059152
网络首发日期: 2020-10-15
引用格式: 金久一, 邱恭安. C-V2X 通信中资源分配与功率控制联合优化. 计算机工程.
<https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0059152>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式 (包括网络呈现版式) 排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊 (光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊 (网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊 (网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物 (ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。



C-V2X 通信中资源分配与功率控制联合优化

金久一, 邱恭安*

(南通大学 信息与科学技术学院, 江苏 南通 226019)

摘要：在 C-V2X 通信中, Mode 4 使用基于感知的半持续调度 (SB-SPS) 算法进行资源分配。该算法始终以最大功率传输安全消息, 在高密度交通流状态下会导致系统的可靠性下降。提出一种基于深度强化学习 (DRL) 的联合资源分配与功率控制算法, 对 SB-SPS 算法进行优化。车辆对信道进行感知, 为安全消息选择干扰最小的子信道, 并根据信道状态自适应调整传输功率, 然后通过与环境交互学习的方式求解最优的子信道选择方案和功率控制方案。仿真结果显示, 相比于已有的 SB-SPS 优化算法, 所提算法在高密度公路场景下能够提高分组接收率 5%, 有效的提升了车间通信的可靠性。

关键词：C-V2X 通信; Mode 4; 资源分配; SB-SPS 算法; 功率控制; 深度强化学习

开放科学 (资源服务) 标识码 (OSID):



Joint Optimization of Resource Allocation and Power Control in C-V2X Communications

Jin Jiu-yi, Qiu Gong-an

(School of Information Science & Technology, Nantong University, Nantong 226019, China)

【Abstract】 In C-V2X communications, Mode 4 uses the Sensing Based Semi-Persistent Scheduling (SB-SPS) algorithm for resource allocation. This algorithm transmits messages with the maximum power, which will reduce the reliability of the system in the high-density traffic flow state. To optimize the SB-SPS algorithm, a joint resource allocation and power control algorithm based on deep reinforcement learning (DRL) is proposed. After sensing the channel, the vehicle selects the sub-channel with the least interference and adjusts the transmission power adaptively according to the channel state. Then, it solves the optimal sub-channel selection scheme and power control scheme by interactive learning with the environment. The simulation results show that compared with the existing SB-SPS optimization algorithms, the proposed algorithm can improve the packet reception ratio by 5% in high-density highway scenarios, effectively improving the reliability of vehicle-to-vehicle communication.

【Key words】 C-V2X communications; Mode 4; resource allocation; SB-SPS algorithm; power control; deep reinforcement learning

DOI:10.19678/j.issn.1000-3428.0059152.

0 引言

3GPP(the Third Generation Partnership Project) 在 Release14 中发布了 C-V2X (Celluar-Vehicle to Everything) 通信模式, 支持高可靠性、低时延以及高移动性的车间通信场景^[1]。在车联网中, 车辆使用 C-V2X 通信模式周期性的向周围邻居车辆广播协作感知消息 (Cooperative Awareness Message, CAM), 通告位置、方向、移动速度等车辆运动状态消息, 以保证道路交通安全^[2]。C-V2X 支持 Mode 3 和 Mode 4 两种不同的资源分配方式^[3]。在

基金项目：国家自然科学基金项目 (61771263)。

作者简介：金久一 (1996-), 男, 硕士研究生, 研究方向为车联网通信与资源分配; 邱恭安, 教授。

E-mail: 1281557682@qq.com



Mode 3 中, 车辆处于网络覆盖范围之内, 通过基站集中调度的方式分配资源。然而在 Mode 4 中, 网络覆盖范围之外的车辆自主选择资源传输 CAM, 拥有更好的拓展性。Mode 4 采用基于感知的半持续调度 (Sensing Based Semi-Persistent Scheduling, SB-SPS) 算法来进行资源分配, 车辆通过感知持续监测资源池中可用子信道的干扰等级, 为 CAM 选择干扰最小的子信道进行传输, 并对选择的子信道保留随机数目的传输次数, 提高了交通安全业务数据传输的可靠性^[4]。

目前已有相关文献对 C-V2X 中的两种资源分配方式进行了研究。对于 Mode 3, 文献[5]提出了一种基于地理位置的资源分配方案, 该方案综合考虑车辆的速度、方向和位置, 为不同的安全消息分配不同的资源, 提高了系统的可靠性。对于 Mode 4, 文献[6-7]对 SB-SPS 算法进行了分析, 研究了不同传输参数对系统性能的影响。文献[8]针对 SB-SPS 算法的参数进行优化。文献[9]在 SB-SPS 算法的基础上提出一种资源交替选择算法, 车辆交替选择不同的两个资源直至重选计数器减至零, 减少数据包由于连续碰撞导致的系统性能下降。文献[10]研究了 SB-SPS 算法中碰撞概率和平均时延的权衡关系。文献[11]利用指数加权移动平均的方法对重选的资源进行优先级排序, 能够提升资源传输的可靠性。文献[12]对 SB-SPS 算法进行了优化, 根据行车方向将资源池划分为两个子资源池, 并让资源块携带位置相关信息, 减少了车辆之间的干扰, 降低了资源碰撞概率。但是上述文献中的 SB-SPS 算法始终以最大功率传输 CAM, 在高密度交通流状态下, 传输功率越大, 通信范围就越大, 竞争相同子信道的车辆就越多, 从而引发资源碰撞。因此, SB-SPS 算法有必要联合功率控制技术来解决这一问题。近年来功率控制技术广泛应用于无线通信的相关问题。文献[13]研究了 D2D 信道选择和功率控制策略, 为系统内的 D2D 用户选择合适的信道复用资源并分配最优的传输功率, 提升了系统的平均吞吐量。文献[14]为了协调 D2D 通信的相互干扰提出了一种基于博弈论的功率控制机制, 使得所有的 D2D 链路功率配置合理, 提高了整体的通信质量。文献[15]针对超密集网中严重的区间干扰, 提出了一种基于小区簇的功率控制优化方案, 降低了网络中的干扰, 提高了系统的吞吐量。

当前研究表明, 深度强化学习 (Deep Reinforcement Learning, DRL) 由于具备自主决策且学习速度快等优点, 可用于解决车联网中状态空间和动作空间较大的相关问题。文献[16]针对车间通信提出了一种基于 DRL 的分布式资源分配算法, 支持单播和广播场景。每个车辆被当作一个智能体, 根据信道的局部信息自主决策。文献[17]针对 C-V2X 中传输模式选择和资源分配的联合优化问题提出了一种基于 DRL 的资源分配算法, 保证 V2V 链路时延和可靠性的同时最大化 V2I 链路的总吞吐量。但是, 目前 DRL 还没有用于解决 C-V2X Mode 4 中的资源分配和功率控制的相关问题。

考虑到 C-V2X Mode 4 是资源自主选择模式, 在密度交通流状态下车辆无法获得基站反馈的传输功率控制指令, 提出一种基于 DRL 的联合资源分配与功率控制算法, 车辆从环境中自动提取特征, 构造一个神经网络作为函数逼近器去拟合信道状态, 然后根据信道状态自适应调整传输功率, 通过与环境的交互为 CAM 选择最优的子信道和传输功率, 提高了车间通信的可靠性。

1 系统模型

本文考虑一个双向六车道的公路车间通信模型, 资源分配方式为 Mode 4。Mode 4 采用单载波频分多址接入, 支持带宽为 10MHz 和 20MHz 的两类通信信道。信道在时域被划分为子帧, 在频域被划分为子信道。子信道由相同子帧中多个资源块 (Resource Block, RB) 组成, 所需要的 RB 数目与 CAM 大小和调制与编码方案 (Modulation and Coding Scheme, MCS) 有关^[18]。车辆在通信范围内从预分配好的资源池中自主选择干扰最小的子信道传输 CAM。车辆的工作模式为半双工。具体的系统模型如图 1 所示。

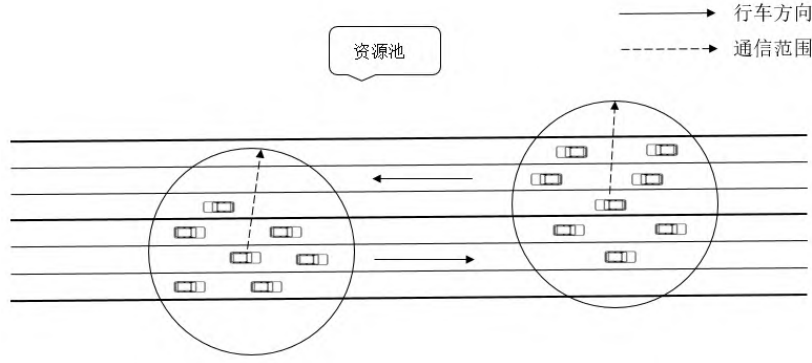


图 1 系统模型

Fig.1 System Model

假设 $M=\{1, 2, 3, \dots, M\}$ 表示车辆的集合, $N=\{1, 2, 3, \dots, N\}$ 表示资源池中由 RB 组成的子信道的集合, 其中 M 和 N 都是正整数。在高密度交通流状态下, 通信范围内的车辆数目急剧增加, 由于资源池中的子信道数目是固定的, 会导致两个或两个以上车辆同时选中相同子信道传输 CAM, 从而引发资源碰撞。当车辆 i 选择子信道 n 向车辆 j 传输 CAM 时, 接收端车辆 j 的信干噪比 (Signal to Interference plus Noise Ratio, SINR) 为

$$SINR_{ij}^n = \frac{P_i G_{ij}}{\sigma^2 + \sum_{k \in K_n} P_k G_{ik}} \quad (1)$$

其中, P_i 是车辆 i 的传输功率, G_{ij} 是车辆 i 和车辆 j 之间的信道增益, σ^2 是噪声功率, K_n 是与车辆 i 选择相同子信道传输 CAM 的干扰车辆集合, P_k 是干扰车辆 k 的传输功率, G_{ik} 是车辆 i 和干扰车辆 k 之间的干扰链路的信道增益。则车辆 i 传输 CAM 的数据速率由香农公式表示为

$$R_{ij}^n = W \log_2 (1 + SINR_{ij}^n) \quad (2)$$

W 是 10MHz 或 20MHz 的通信信道带宽。

为了避免车辆在高密度交通流状态下使用最大功率传输 CAM 引起资源碰撞, 需要在资源分配过程中联合功率控制技术来保证 CAM 传输的高性能要求。本文优化目标为最大化系统吞吐量, 综合考虑传输功率和接收端车辆 SINR 的约束条件, 优化目标如下所示。

$$\max R = \sum_{m \in M} \sum_{n \in N} W \log_2 (1 + SINR_{ij}^n) \quad (3)$$

$$s.t. \quad SINR_{ij}^n \geq SINR_{min}, \forall i, j \in M, \forall n \in N \quad (4)$$

$$0 < P_i \leq P_{max}, \forall i \in M \quad (5)$$

其中, R 表示系统的总吞吐量, P_{max} 表示车载通信终端的最大传输功率, $SINR_{min}$ 表示接收端车辆能够成功接收 CAM 的最小 SINR。

2 基于 DRL 的联合资源分配与功率控制算法

本文要解决的资源分配和功率控制联合优化问题包括子信道选择和功率控制。但是, C-V2X 通信中网络状态较多且变化很快, 并且随着车流密度的增加, 该问题的计算复杂度也会迅速增加。而 DRL 与环境交互时不需要任何先验信息, 通过不断的学习获得最优策略, 这对于动态时变的车联网环境来说尤为重要。因此, 提出一种基于 DRL 的联合资源分配与



功率控制算法来优化车间通信性能。在本节中，首先介绍了 DRL 的基本要素，并且分别定义了联合资源分配和功率控制的状态空间、动作空间和奖赏函数，然后利用 DQN 算法具体求解资源分配和功率控制联合优化问题。

2.1 DRL 基本要素

DRL 结合了强化学习的决策能力和深度学习的感知能力，包括五个基本要素，智能体、环境、状态、动作和奖赏。智能体不断地与环境进行交互，根据当前状态下采取动作受到的奖赏改变自己的下一动作，以最大化累计折扣奖赏的方式获得最优策略。对于本文要解决的资源分配和功率控制联合优化问题，将传输 CAM 的车辆作为智能体，Mode 4 的资源分配过程作为环境。下面分别定义状态空间、动作空间和奖赏函数。

状态空间：车辆需要知道资源池中子信道的干扰等级和传输 CAM 时的信道状态，于是 t 时刻的状态由子信道的干扰等级 I_t ，车辆之间的信道增益 G_t ，信道负载 L_t 和车流密度 D_t 组成，表示为 $s_t = \{I_t, G_t, L_t, D_t\}$ 。其中， $I_t = \{I_t^1, I_t^2, \dots, I_t^N\}$ ，分别表示资源池中每个子信道的干扰等级。

动作空间：车辆需要知道 CAM 选择的子信道和自适应的传输功率，于是 t 时刻的动作由 CAM 传输选择的子信道 C_t 和自适应的传输功率 P_t 组成，表示为 $a_t = \{C_t, P_t\}$ 。其中， $C_t = \{C_t^1, C_t^2, \dots, C_t^N\}$ ，表示车辆可能选择的子信道的集合。为了降低算法的复杂度和动作空间的大小，将传输功率离散化，分为 L 个等级，所以 $P_t = \{P_t^1, P_t^2, \dots, P_t^L\}$ 。

奖赏函数：奖赏函数表示优化目标，本文的优化目标是最大化系统吞吐量，因此 t 时刻的奖赏函数定义为

$$r_t = R = \sum_{m \in M} \sum_{n \in N} W \log_2(1 + \text{SINR}_{ij}^n) \quad (6)$$

2.2 基于 DQN 的联合资源分配与功率控制算法

DQN 作为 DRL 中的经典算法，目标是估计最优策略的 Q 值。该算法通过构造深度神经网络 (Deep Neural Networks, DNN) 来近似值函数，把 Q 表的更新问题转化为函数拟合问题，以此解决传统 Q 学习算法在高维连续方面的不足^[19]。DQN 分别利用式(7)和式(8)实现值函数的更新和逼近。

$$Q(s_t, a_t) = Q(s_t, a_t) + \alpha (r_t + \gamma \max_{a_{t+1}} Q(s_{t+1}, a_{t+1}) - Q(s_t, a_t)) \quad (7)$$

$$Q(s, a; \theta) \approx Q(s, a) \quad (8)$$

其中， s_t 和 a_t 分别表示智能体在 t 时刻的状态和动作， $Q(s_t, a_t)$ 表示 t 时刻在状态 s_t 下执行动作 a_t 的累计折扣奖赏， s_{t+1} 是下一时刻状态， a_{t+1} 是下一时刻状态的所有可能的动作， α 是学习率， γ 是折扣因子， r_t 是执行动作 a_t 之后的即时奖赏， θ 表示 DNN 的参数。

下面利用 DQN 算法具体求解资源分配和功率控制联合优化问题，提出一种基于 DQN 的联合资源分配与功率控制算法，该算法包括构造 DNN 和使用误差函数训练 DNN 两个步骤。算法框架如图 2 所示。

第一步，构造 DNN。考虑到研究的联合优化问题包括子信道选择和功率控制，因此构造的 DNN 包括输入层、子信道选择层、功率控制层和输出层。在 t 时刻，将在环境中观测到的状态 s_t 作为 DNN 的输入，经过子信道选择层和功率控制层，在输出层会输出一组数据，每一个数据都由 CAM 传输选择的子信道和自适应的传输功率组成，分别对应一种子信道选择方案和功率控制方案，选择最大 Q 值作为当前 Q 值，其所对应的子信道选择方案 C_t 和功率控制方案 P_t 作为 t 时刻的动作 a_t 。DNN 结构如图 3 所示。

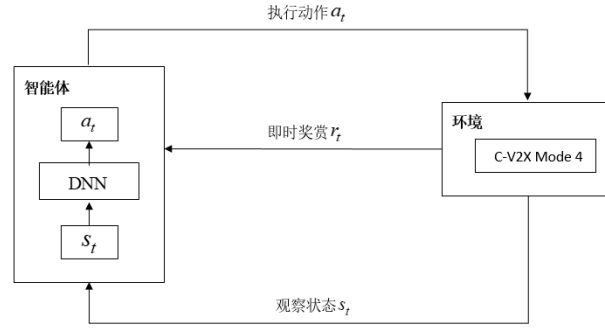


图 2 基于 DQN 的联合资源分配与功率控制算法

Fig.2 Joint resource allocation and power control algorithm based on DQN

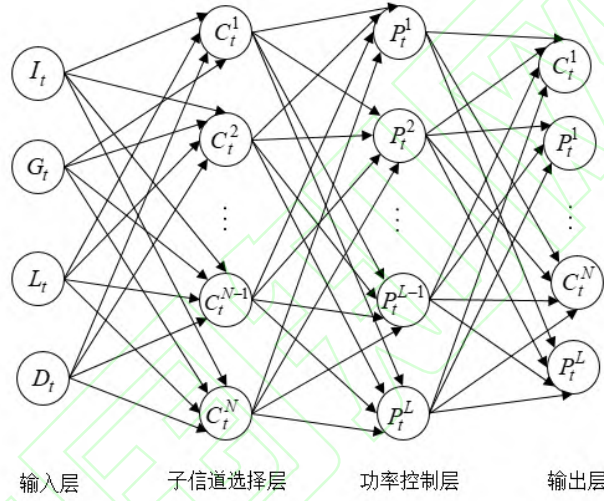


图 3 DNN 结构

Fig.3 DNN structure

第二步，利用误差函数训练 DNN，实现网络参数的更新。DQN 中存在主网络和目标网络两个结构相同参数不同的网络。 $Q(s_t, a_t; \theta)$ 表示主网络的输出，用来计算当前 Q 值， $Q(s_{t+1}, a_{t+1}; \theta^-)$ 表示目标网络的输出，用来计算目标 Q 值。其中 θ 和 θ^- 分别是主网络和目标网络的参数。在执行 t 时刻的动作 a_t 之后，由式(6)得到即时奖励 r_t ，转移到下一个状态。在 $t+1$ 时刻，与 t 时刻采取同样的方法，将在环境中观测到的状态 s_{t+1} 重新输入 DNN，利用式(9)求出目标 Q 值，然后根据式(10)构建误差函数。最后通过随机梯度下降法最小化损失函数来反向更新主网络的参数 θ ，如式(11)所示。每隔一定次数的迭代将主网络的参数 θ 复制给目标网络的参数 θ^- 以降低两者之间的相关性^[20]。

$$TargetQ = r_t + \gamma \max_{a_{t+1}} Q(s_{t+1}, a_{t+1}; \theta^-) \quad (9)$$

$$L(\theta) = E[(TargetQ - Q(s_t, a_t; \theta))^2] \quad (10)$$

$$\nabla_{\theta} L(\theta) = \frac{\partial L(\theta)}{\partial (\theta)} = E[(TargetQ - Q(s_t, a_t; \theta)) \frac{\partial Q(s_t, a_t; \theta)}{\partial \theta}] \quad (11)$$



在选择动作时，为了避免局部最优，DQN 利用了 ϵ -greedy 策略，即以 ϵ 的概率随机选取行为探索环境，以 $1-\epsilon$ 的概率选择动作当前 Q 值最大的动作。为了消除数据之间的关联性，DQN 采用了经验回放机制，即在学习过程中建立一个经验池，将一段时间内与环境交互的样本储存在经验池里，产生训练数据。每次训练 DNN 时，从经验池里随机抽取小批量的样本更新神经网络的参数，不断重复直至损失函数收敛，使车辆找到最优的子信道选择策略和功率控制策略。

最后分析一下本文算法的时间复杂度，由于本文是利用 DQN 解决资源分配和功率控制联合优化问题，算法的时间复杂度取决于误差函数训练 DNN 这一过程。根据构造的 DNN 可知，算法的时间复杂度为 $O(m \times n_1 \times n_2)$ ，其中 m 是 DNN 的输入， n_1 为子信道选择层神经元的数目， n_2 为功率控制层神经元的数目。

3 仿真与性能分析

本节对所提算法进行仿真分析以验证其优越性，为了更好的分析所提算法的性能，本文将与文献[9]中的资源替代选择 (RAS) 算法和文献[11]中指数加权平均 (WEA) 算法进行对比。仿真对比场景为高密度交通流的公路场景，在长度为 4 km 的双向六车道上，车辆的平均速度为 60 km/h，平均车流密度是 150v/km，表示公路上每千米的车辆数目为 150，车辆在公路上服从空间泊松分布。CAM 频率为 10 Hz，信道带宽为 10 MHz。MCS 为 6，接收端车辆成功接收 CAM 的最小 SINR 为 4.4 dB。DQN 的学习率为 0.01，折扣因子为 0.9，探索概率为 0.1，经验池大小为 3000，每次抽取的小批量样本数目为 8。具体的仿真参数见表 1。

表 1 仿真参数

Table 1 Simulation parameters

参数	取值
信道带宽	10 MHz
CAM 频率	10 Hz
MCS	6
SINR 最小值	4.4 dB
最大传输功率	23 dB
信道传播模型	WINNER+B1
噪声功率	-110 dBm
学习率	0.01
探索概率	0.1
折扣因子	0.9
经验池大小	3000
小批量样本数目	8

由于车辆传输的 CAM 是安全消息，因此要保证高可靠低时延的车间通信，使用分组接收率(Packet Reception Ratio, PRR)和更新时延(Update Delay, UD)作为性能指标。PRR 定义为通信范围内车辆成功接收的 CAM 数目与发送的全部 CAM 数目的比值。UD 定义为通信范围内车辆成功接收两个 CAM 的时间间隔，表示接收端车辆 CAM 的更新时间。

图 4 对比了车间距离分别为 100m、200m 和 300m 时，本文提出算法 PRR 与车流密度的关系。从图中可以看出，当车间距离一定时，随着车流密度的增大，车间干扰更加严重，PRR 逐渐减小。当车流密度一定时，随着车间距离的增大，PRR 呈下降趋势，且车间距离越大，PRR 的下降趋势也越快。

图 5 对比了在高密度交通流状态下 CAM 大小分别为 190Byte 和 300Byte 时，三种算法的 PRR 与车间距离的关系，此时的车流密度为 150v/km。从图中可以看出，当 CAM 的大小从 190Byte 增加至 300Byte 时，PRR 逐渐减小，这是因为更大的 CAM 传输时子信道需要占用更多的 RB，导致资源池中的子信道数目减少，降低了系统性能。还可以看出，车间距离



越大 PRR 越小，这是因为随着车间距离的增加，干扰车辆的数目也相应增加，会产生更高的信道干扰，降低 SINR，使得成功接收的 CAM 数目降低，因此导致 PRR 减小。相比于 RAS 算法和 WEA 算法，本文提出算法的 PRR 性能更好，这是因为在 DQN 中，车辆不断与环境交互，将子信道选择方案和功率控制方案同时作为输出动作优化车间通信性能，为 CAM 选择最优的子信道和传输功率，确保 CAM 的可靠传输。比如，当 CAM 的大小为 190Byte 且车间距离为 300m 时，本文算法的 PRR 为 90%，相比于 RAS 算法和 WEA 算法的 85%和 88%分别提高了 5%和 2%。

图 6 对比了三种算法的 UD 与车间距离的关系。从图中可以看出，随着车间距离的增加，三种算法的 UD 均增加，但是本文算法的 UD 在三种算法性能最好。这是因为 UD 表示接收端车辆成功接收两个 CAM 时间间隔，这与 PRR 的性能有关，PRR 越大 UD 则越小，而本文算法的 PRR 性能相比较其它两种算法更好，因此 UD 的性能也最好。比如，当车间距离为 200m 时，本文提出算法中车辆每隔 3.9ms 就正确更新一次 CAM，而 RAS 算法和 WEA 算法的 UD 为 4.5ms 和 4.2ms，分别降低了 0.6ms 和 0.3ms。

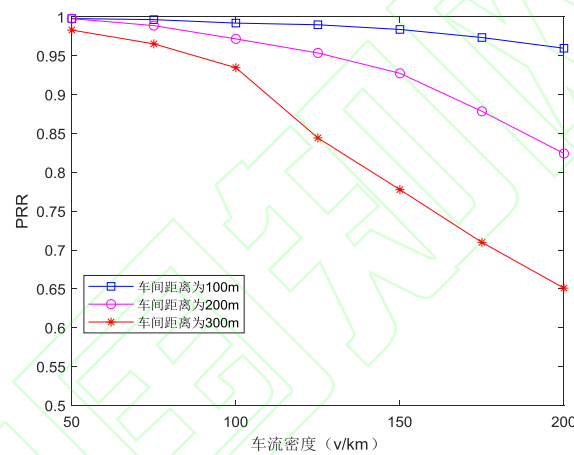
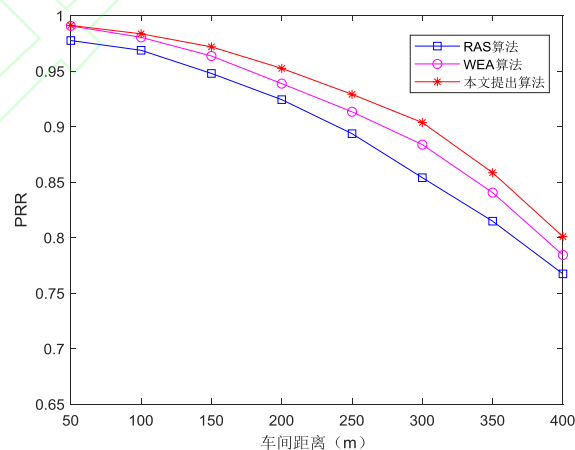
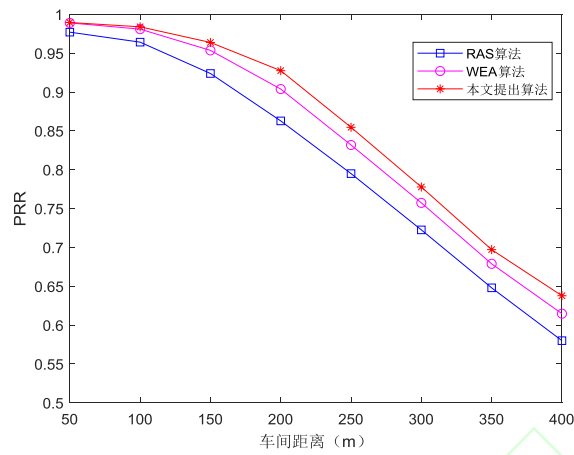


图 4 不同车间距离下 PRR 与车流密度的关系

Fig.4 Relationship between PRR and traffic density at different vehicle-to-vehicle distances



(a) CAM 大小为 190Byte



(b)CAM 大小为 300Byte

图 5 PRR 与车间距离的关系

Fig.5 Relationship between PRR and vehicle-to-vehicle distances

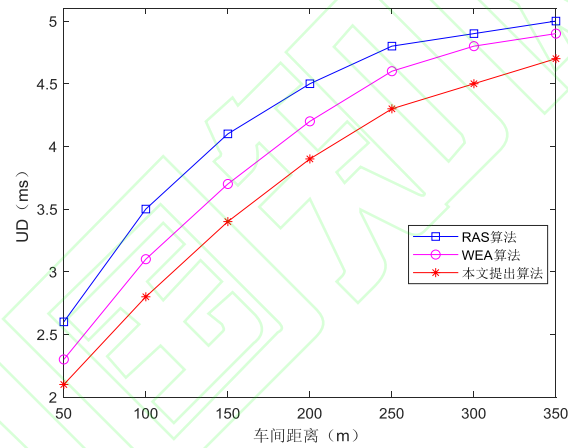


图 6 UD 与车间距离的关系

Fig.6 Relationship between UD and vehicle-to-vehicle distances

4 结束语

本文针对 C-V2X Mode 4 场景下的资源分配和功率控制联合优化问题,提出了一种基于 DQN 的联合资源分配与功率控制算法。通过构造 DNN 车辆能够从环境中自动获取信道状态,通过迭代学习为 CAM 选择最优子信道和传输功率。仿真结果,本文算法与基准算法相比不仅能够提高系统的 PRR,还能加快 CAM 的更新频率,提高了车间通信的可靠性,可以应用于基站覆盖范围受限的高密度交通流短距离车间通信场景。下一步是联合资源自主选择模式和资源调度分配模式,进行混合资源分配模式的研究,并在真实仿真模型中对比算法性能。

参考文献

- [1] 3GPP, "Evolved Universal Terrestrial Radio Access (E-UTRA) and Evolved Universal Terrestrial Radio Access Network (E-UTRAN); Overall description; Stage 2 (v14.3.0, Release 14)," 3GPP, Tech. Rep. 36.300, June 2017.
- [2] Bazzi A, Masini B M, Zanella A, et al. On the performance of IEEE 802.11 p and LTE-V2V for the



- cooperative awareness of connected vehicles[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(11): 10419-10432.
- [3] Molina masegosa R, Gozalvez J. LTE-V for Sidelink 5G V2X Vehicular Communications: A New 5G Technology for Short-Range Vehicle-to-Everything Communications[J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2017, 12(4): 30-39.
- [4] Nabil A, Kaur K, Dietrich C, et al. Performance analysis of sensing-based semi-persistent scheduling in C-V2X networks[C]//2018 IEEE 88th Vehicular Technology Conference (VTC-Fall). IEEE, 2018: 1-5.
- [5] Kim J, Lee J, Moon S, et al. A Position-based Resource Allocation Scheme for V2V Communication[J]. Wireless Personal Communications, 2017, 98(1): 1-18.
- [6] Gonzalez-Martin M, Sepulcre M, Molina-Masegosa R, et al. Analytical models of the performance of C-V2X mode 4 vehicular communications[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 68(2): 1155-1166.
- [7] Molina-Masegosa R, Gozalvez J, Sepulcre M. Configuration of the C-V2X Mode 4 Sidelink PC5 Interface for Vehicular Communications[C]//2018 14th International Conference on Mobile Ad-Hoc and Sensor Networks (MSN). IEEE, 2018: 43-48.
- [8] Bazzi A, Cecchini G, Zanella A, et al. Study of the Impact of PHY and MAC Parameters in 3GPP C-V2V Mode 4[J]. IEEE Access, 2018, 6(7): 1685-1698.
- [9] Jung S Y, Cheon H R, Kim J H. Reducing Consecutive Collisions in Sensing Based Semi Persistent Scheduling for Cellular-V2X[C]//2019 IEEE 90th Vehicular Technology Conference (VTC2019-Fall). IEEE, 2019: 1-5.
- [10] Wang X, Berry R A, Vukovic I, et al. A fixed-point model for semi-persistent scheduling of vehicular safety messages[C]//2018 IEEE 88th Vehicular Technology Conference (VTC-Fall). IEEE, 2018: 1-5.
- [11] Abanto-Leon L F, Koppelaar A, de Groot S H. Enhanced C-V2X Mode-4 subchannel selection[C]//2018 IEEE 88th Vehicular Technology Conference (VTC-Fall). IEEE, 2018: 1-5.
- [12] YU Xiang, CHEN Xiao Dong, Wang Zhen, et al. Resource allocation algorithm of vehicular network based on LTE-V2X[J/OL]. Computer Engineering: 1-7[2020-08-03]. <https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0056935>. (in Chinese)
余翔, 陈晓东, 王政等. 基于 LTE-V2X 的车联网资源分配算法[J/OL]. 计算机工程: 1-7[2020-08-03]. <https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0056935>.
- [13] QIAN Zhi Hong, TIAN Chun Sheng, WANG Xing, et al. Research on channel selection and power control strategy in D2D network[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2019, 41(10): 2287-2293. (in Chinese)
钱志鸿, 田春生, 王鑫等. D2D 网络中信道选择与功率控制策略研究[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(10): 2287-2293.
- [14] Huang J, Huang S, Xing C C, et al. Game-theoretic power control mechanisms for device-to-device communications underlying cellular system[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(6): 4890-4900.
- [15] XU Chang Biao, WU Jie. Power optimization control scheme based on clustering in ultra-dense networks[J]. Computer Engineering, 2019, 45(01): 55-60. (in Chinese)
徐昌彪, 吴杰. 超密集网中基于分簇的功率优化控制方案[J]. 计算机工程, 2019, 45(01): 55-60.
- [16] Ye H, Li G Y, Juang B H F. Deep reinforcement learning based resource allocation for V2V communications[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(4): 3163-3173.
- [17] Zhang X, Peng M, Yan S, et al. Deep reinforcement learning based mode selection and resource allocation for cellular V2X communications[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019.



-
- [18] Toghi B, Saifuddin M, Mahjoub H; et al. Multiple Access in Cellular V2X: Performance Analysis in Highly Congested Vehicular Networks[C]//2018 IEEE Vehicular Networking Conference (VNC). IEEE, 2018:1-8.
- [19] Arulkumaran K, Deisenroth M P, Brundage M, et al. Deep reinforcement learning: A brief survey[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2017, 34(6): 26-38.
- [20] LIU Jian Wei, GAO Feng, LUO Xiong Lin. Review of deep reinforcement learning based on value function and policy gradient[J]. Chinese Journal of Computers, 2019, 42(6): 1406-1438. (in Chinese)
刘建伟, 高峰, 罗雄麟. 基于值函数和策略梯度的深度强化学习综述[J]. 计算机学报, 2019, 42(6): 1406-1438.

