# 智能超表面辅助车载边缘计算



# Reconfigurable Intelligent Surface-Enabled Vehicular Edge Computing

#### 刘文帅/LIU Wenshuai<sup>1</sup>, 李斌/LI Bin<sup>1,2</sup>

(1. 南京信息工程大学,中国南京 210044;

2. 网络与交换技术国家重点实验室(北京邮电大学),中国 北京 100876)
 (1. Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China;
 2. State Key Laboratory of Networking and Switching Technology (Beijing

University of Posts and Telecommunications), Beijing 100876, China)

DOI:10.12142/ZTETJ.202203011 网络出版地址: https://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20220616.1615.002.html 网络出版日期: 2022-06-17 收稿日期: 2022-05-18

摘要:车载边缘计算(VEC)是融合车联网与移动边缘计算的一种全新范式。针对障碍物遮挡对车联网中路边单元(RSU)服务性能的影响, 提出一种智能超表面(RIS)辅助的VEC部分任务卸载方案。首先,综合分析车辆移动性对系统的影响;其次,联合优化发射功率、卸载比例和 时段划分,旨在建立一个车辆最小平均速率最大化问题;最后,采用一种基于近端策略优化(PPO)的深度强化学习(DRL)方法求解该优化 问题。仿真结果表明,相比于随机时段划分策略,所提算法的最小平均速率和卸载比例分别提升了61.9%和46.8%。

关键词: RIS; 车载边缘计算; 深度强化学习; 任务卸载

Abstract: Vehicular edge computing (VEC) is a new paradigm of integrating the Internet of vehicles and mobile edge computing. To compensate the influence of obstacle occlusion on the service performance of road side units (RSUs) in the Internet of vehicles, a partial offloading scheme based on reconfigurable intelligent surface (RIS) is proposed. First, the mobility of vehicles is considered. Then, the minimum average-rate maximization of the vehicles is formulated. Finally, the proposed optimization problem is solved by proximal policy optimization (PPO) driven deep reinforcement learning (DRL) method. Simulation results show that the proposed algorithm improves the minimum average rate and offloading ratio by 61.9% and 46.8%, compared with the random time division strategy.

Keywords: RIS; vehicular edge computing; deep reinforcement learning; task offloading

▲ 前无线通信技术面临能耗高、覆盖低、无线信道不可控等问题,严重影响了通信服务质量。作为未来 6G的一项空口技术,智能超表面(RIS)得到了广泛关注<sup>11-2]</sup>。RIS由一组无源反射元件构成,可通过编程来实时调控各个反射单元,进而控制入射信道的幅值和相位,在功耗和部署成本上具有优势<sup>18]</sup>。RIS辅助通信的关键是使用超表面来改变无线传播环境,从而减轻多径衰落和视距阻塞的负面影响。

车载通信是智能交通系统不可或缺的组成部分,它允许 汽车与周围环境以及远程实体保持联系,并为车辆提供随时 随地的连接服务<sup>[4]</sup>。由于传播环境复杂,车辆与路边单元 (RSU)之间建立的传播链路质量很容易恶化<sup>[5-6]</sup>。在障碍物 遮挡的RSU服务暗区,利用RIS技术为行驶的车辆能够提供 间接的视距传输链路,将有望为高能效车载通信提供重要的 手段支撑。为了提高车载通信的连通性,文献[7]提出了一

基金项目: 国家自然科学基金(62101277); 江苏省自然科学基金 (BK20200822); 江苏省高校自然科学基金面上项目(20KJB510036); 网络与 交换技术国家重点实验室(北京邮电大学)开放课题资助项目(SKLNST-2021-1-14) 种面向高频段的RIS辅助架构,并综合考虑RIS的规模和运行模式,研究了RIS的最优部署问题。文献[8]提出了一种异构车联网,并使用联邦Q学习最小化网络开销。文献[9]研究了毫米波车联网上行链路速率最大化问题,借助RIS技术提高上行链路性能。文献[10]研究了离散相移约束下的上行链路速率加权和最大化问题,并分别为单用户和多用户场景提供解决方案。文献[11]提出了一个多RIS辅助的多车多天线通信系统,通过交替迭代算法优化发射机的波束成形矢量和每个RIS的相移,使车载通信服务质量达到最高。文献[12]研究了RIS辅助车联网的频谱共享问题,即多个车到车链路可以复用已被车到基础设施链路占用的频谱,使用中断概率作为评估车载通信可靠性的性能指标。

由于网络环境高度动态变化,使用RIS辅助车联网仍面临着诸多挑战<sup>[13-14]</sup>。(1) RIS 与车辆之间距离的变化会影响 实时信道状态,同时车辆在区域内的滞留时间不同,这些均 使得RSU在优化通信质量的同时,还需要考虑车辆的移动 性;(2)在获取相同服务资源的情况下,滞留时间较长的车 辆的服务质量会有所下降,因此为尽可能保障服务的公平 性,该网络场景下的通信资源需要进行合理分配。未来的状态信息通常难以预知,RSU需要与车辆不断交换各种状态信息,根据即时状态信息进行在线决策。基于深度强化学习(DRL)的方法可以根据当前的环境状态进行决策,对环境的先验信息要求较低。文献[14]考虑到物联网设备能量与计算能力双重受限问题,提出了一种RIS辅助的无线供能移动边缘网络方案,利用双深度Q网络方法联合优化无线传能时隙分配、RIS相移和卸载决策,从而提升能量转移效率和通信效率。考虑到实际的RIS相移,文献[15]研究了联合车辆调度和RIS无源波束成形优化问题,通过深度强化学习和块坐标下降法使暗区车辆的最小可实现比特率达到最大。然而,这些工作对于车载边缘计算(VEC)中RIS辅助通信的研究尚不深入。

随着5G时代人工智能的不断发展,各种时延敏感性、计 算密集型的交通应用和服务不断涌现<sup>16</sup>,这给资源有限的设备 带来极大挑战。车辆自身的计算处理能力往往不强,难以实现 实时高效的数据处理。VEC作为一种新范式将车联网与移动边 缘计算两者融合,从而解决车辆自身计算能力受限问题<sup>17-18</sup>。 相较于传统移动边缘计算,VEC能为智能交通系统提供更方便 的服务,更适用于路边智能基础设施与移动性较强的车辆终 端,旨在为海量的交通应用提供随时随地的连接。在这种场景 下,更多的系统参数使传输方案的设计变得更难,部署RIS能 否带来性能增益还有待研究。基于以上考虑,本文提出了一种 基于近端策略优化(PPO)的计算卸载在线优化算法。

#### 1系统模型

RIS辅助VEC的系统模型如图1所示。在单向直行公路 场景中,车辆经过半径为r的覆盖暗区,借助RIS与RSU通 信。RIS由M个反射单元组成,是均匀线性阵列。RSU会配 备一个移动边缘计算(MEC)服务器。定义车辆、RIS反射 单元的集合为 $\forall k \in \mathcal{K} \triangleq \{1,2,\dots,K\}, \forall m \in \mathcal{M} \triangleq \{1,2,\dots,M\},$ 假设道路为x轴,车辆沿正方向行驶,车辆平均速度为 $v_k$ 。 对于车辆k,可用计算资源记为 $f_k$ 。将服务周期T等分为N个 时隙,则每个时隙的长度为 $\delta_t$ 。定义时隙集合为  $\forall n \in \mathcal{N} \triangleq \{1,2,\dots,N\},$ 时隙n内车辆位置为 $(x_k[n],y_k[n]),$ 车辆在暗区第1个时隙内产生数据量为 $L_k$ 的计算任务,车辆 保持在暗区内的时间可以计算为 $T_k = (\sqrt{r^2 - y_k[n]^2} - x_k[n])/v_k$ ,在 $T_k$ 内车辆需将计算任务处理完成。

#### 1.1 计算模型

所有车辆都采用部分卸载模式,即车辆 k 任务可分为两

部分:一部分任务 $\rho_k L_k$ 在本地处理,剩余任务 $(1 - \rho_k)L_k$ 卸 载到RSU上的MEC服务器计算。通常MEC服务器有强大的 计算能力,并且计算结果的数据量往往较小,因此本文忽略 了MEC服务器的计算时延和结果回传给车辆的时延。将任 一时隙划分为U个子时隙,假设每个时隙内车辆的位置保持 不变;将U个子时隙分为K个时段,每个时段内仅允许一个 车辆传输任务。时段k占时隙长度的比例为 $\alpha_k[n], \alpha_k[n]$ 也 被称为时段划分因子,且满足 $\sum_{k=1}^{K} \alpha_k[n] \leq 1$ 。

#### 1.2 通信模型

由于车辆与RSU之间有障碍物遮挡并且相隔距离很远, 因此它们之间无法建立直传链路。RSU可对高处的RIS反射 单元相移进行实时控制,在每个时段RIS可根据RSU的控制 信号来调整反射单元相移,以帮助车辆与RSU建立视距传 输 关 系 。 定 义 RIS 与 RSU 之 间 的 距 离 为  $d_{RS} = \sqrt{(x_R - x_S)^2 + (y_R - y_S)^2 + H_R^2}$ ,在时隙 n 内,车辆 k 与 RIS之 间的距离为 $d_{kR}[n] = \sqrt{(x_k - x_R)^2 + (y_k - y_R)^2 + H_R^2}$ ,则车辆 k-RIS链路和RIS-RSU链路之间的信道增益 $h_{kR}$ 和 $h_{RS}$ 可分别 表示为:

$$\boldsymbol{h}_{k,R}[n] = \sqrt{\frac{K_1}{K_1 + 1}} \, \bar{\boldsymbol{h}}_{k,R}[n] \sqrt{\gamma_0 d_{k,R}^{-2}[n]}, \qquad (1)$$

$$\boldsymbol{h}_{\rm R,S} = \sqrt{\frac{K_2}{K_2 + 1}} \, \bar{\boldsymbol{h}}_{k,\rm R} \sqrt{\gamma_0 d_{\rm R,S}^{-2}}, \qquad (2)$$

其中, $\gamma_0$ 是距离为1m时的信道功率增益。考虑到两条链路 均为视距路径,采用莱斯信道建模, $K_1$ 和 $K_2$ 为莱斯因子,



▲图1 RIS辅助车载边缘计算系统模型

$$\bar{\boldsymbol{h}}_{k,\mathrm{R}} \, \boldsymbol{\pi} \, \bar{\boldsymbol{h}}_{\mathrm{R,S}} \, \boldsymbol{\Pi} \, \boldsymbol{\mathcal{H}}_{\mathrm{R,S}} \, \boldsymbol{\Pi} \, \boldsymbol{\mathcal{H}}_{\mathrm{R,S}} \, \boldsymbol{\Pi} \, \boldsymbol{\mathcal{H}}_{\mathrm{R,S}} \, \boldsymbol{\Pi} \, \boldsymbol{\mathcal{H}}_{\lambda,\mathrm{R}}[n] = \left[ 1, \mathrm{e}^{-j\frac{2\pi}{\lambda} d\hat{\boldsymbol{\varphi}}_{k,\mathrm{S}}[n]}, \cdots, \mathrm{e}^{-j\frac{2\pi}{\lambda} d(M-1)\hat{\boldsymbol{\varphi}}_{k,\mathrm{S}}[n]} \right]^{\mathrm{T}}, \qquad (3)$$

$$\bar{\boldsymbol{h}}_{\mathrm{R,S}} = \left[1, \mathrm{e}^{-j\frac{2\pi}{\lambda}d\hat{\omega}_{2}}, \cdots, \mathrm{e}^{-j\frac{2\pi}{\lambda}d(M-1)\hat{\omega}_{M}}\right], \qquad (4)$$

其中, d为反射元件间距,  $\hat{\varphi}_{k,m}[n] = \frac{x_{R} - x_{k}}{d_{k,R}[n]}$ 和 $\hat{\omega}_{m} = \frac{x_{S} - x_{R}}{d_{R,S}}$ 分别表示时隙 n内车辆 k-RIS 链路和 RIS-RSU 信号到达角的 余弦。为方便讨论,本文假设信道状态信息已知。令  $\varphi_{k,m}[n] = -\frac{2\pi}{\lambda}d(m-1)\hat{\varphi}_{k,m}[n], \omega_{m} = -\frac{2\pi}{\lambda}d(m-1)\hat{\omega}_{m}, 考$ 虑车辆卸载传输采用时分多址协议,由式 (1)—(4)可 知,时隙 n内 RSU接收信号的信噪比为:

$$\Upsilon_{k}[n] = \frac{p_{k}[n] \left| \boldsymbol{h}_{k,\mathrm{R}}^{\mathrm{H}}[n] \boldsymbol{\Phi}_{k,m}[n] \boldsymbol{h}_{\mathrm{R,S}} \right|^{2}}{\boldsymbol{\sigma}^{2}}, \qquad (5)$$

其中,  $p_k[n]$ 为车辆的传输功率,  $\sigma^2$ 为信道中的高斯噪声功率,  $\Phi_{km}[n] \triangleq \operatorname{diag}\left(e^{i\phi_k[n]}\right) \in \mathbb{C}^{M \times M}$ 。此时, 车辆-RIS-RSU链路的总信道增益可以表示为:

$$\frac{\boldsymbol{h}_{k,\mathrm{R}}^{H}[n]\boldsymbol{\Phi}_{k,m}[n]\boldsymbol{h}_{\mathrm{R,S}}}{\gamma_{0}\sum_{m=1}^{M}\left|\left[\boldsymbol{h}_{\mathrm{R,S}}\right]_{m}\right\|\left[\boldsymbol{h}_{k,\mathrm{R}}[n]\right]_{m}\left|e^{j\left(\phi_{k,m}[n]+\varphi_{k,m}[n]+\omega_{m}\right)}\right.}{d_{k,\mathrm{R}}[n]d_{\mathrm{R,S}}[n]}\right|_{0}$$
(6)

由式(6)可知,当RSU的接收信号信噪比最大时,即:

$$\phi_{k,m}[n] = -(\varphi_{k,m}[n] + \omega_m)_{\circ}$$
<sup>(7)</sup>

依据香农公式,时隙n内车辆k的平均卸载速率为:

$$R_{k}[n] = \alpha_{k}[n]B\log_{2}(1+\Upsilon_{k}[n])_{\circ}$$
(8)

车辆k通过RSU覆盖暗区的平均卸载速率可以表示为:

$$\bar{R}_{k} = \sum_{n=1}^{\left[T_{k}, \delta_{i}\right]} R_{k} [n]_{\circ}$$
(9)

为简化问题,本文对任一车辆经过暗区所需的时隙数进 行上取整操作。

#### 1.3 问题描述

本文面向系统中车辆的服务公平性,通过联合设计时段 分配因子、任务卸载比例、RIS相移使所有车辆的最小卸载 速率达到最高,因此优化问题可表述为:

$$\max_{\mathbf{x}, \Psi, p, \rho} \min_{k} \bar{R}_{k}$$
s.t. C1:  $\left| e^{j\phi_{k, n}[n]} \right| = 1, \forall k \in \mathcal{K}, n \in \mathcal{N}, m \in \mathcal{M}$ 
C2:  $\alpha_{k}[n] \in \left\{ 0, \frac{1}{U}, \frac{2}{U}, \cdots, \frac{U-1}{U}, 1 \right\}, \forall k \in \mathcal{K}, n \in \mathcal{N}$ 
C3:  $\sum_{k=1}^{K} \alpha_{k}[n] \leq 1, \forall n \in \mathcal{N}$ 
C4:  $0 \leq \rho_{k} \leq 1, \forall k \in \mathcal{K}$ 
C5:  $\bar{R}_{k}T_{k} \geq (1-\rho_{k})L_{k}, \forall k \in \mathcal{K}$ 
C6:  $\frac{\rho_{k}L_{k}C_{k}}{f_{k}} \leq T_{k}, \forall k \in \mathcal{K}$ 
C7:  $0 \leq p_{k}[n] \leq p_{\max}, \forall k \in \mathcal{K}, n \in \mathcal{N}_{o}$ 
(10)

其中,  $\alpha = \{\alpha_k[n], \forall k \in \mathcal{K}, n \in \mathcal{N}\}, \Psi = \{\phi_m[n], \forall m \in \mathcal{M}, n \in \mathcal{N}\}, p = \{p_k[n], \forall k \in \mathcal{K}, n \in \mathcal{N}\}, \rho = \{\rho_k, \forall k \in \mathcal{K}\}$ 。约束C1表示RIS相移的恒模约束,约束C2用于限制时段划分因子取值,约束C3用于保证时段划分因子之和不超过1,约束C4用于限制本地计算比例,约束C5和C6表示在通过暗区时间 $T_k$ 内车辆k需处理完所有任务,约束C7表示传输功率限制。

# 2 基于PPO的时段划分与卸载算法

问题(10)是一个多变量高度耦合且存在整型变量NP-hard的问题,求解该问题具有很大挑战性。系统中多数状态信息需要在每个时隙内完成即时交换,而现有的凸优化理论设计复杂度高,难以保证决策的实时性。本节提出基于PPO的深度强化学习算法以用于寻求时段划分因子,在给定时段划分决策下,基于凸优化方法处理传输功率与卸载比例。

#### 2.1 RIS相移优化

根据公式(7)和公式(8),可得出RIS最优相移 $\Psi$ 为:  $\phi_{k,m}[n] = -(\varphi_{k,m}[n] + \omega_m[n]), \forall n \in \mathcal{N}, k \in \mathcal{K}, m \in \mathcal{M}_{\circ}(11)$ 

#### 2.2 传输功率与卸载比例优化

给定时段划分策略α和RIS相移Ψ,则式(10)可写为:

$$\max_{p,\rho} \min_{k} R_{k}$$
s.t. C4:  $0 \leq \rho_{k} \leq 1$ ,  $\forall k \in \mathcal{K}$   
C5:  $\bar{R}_{k}T_{k} \geq (1 - \rho_{k})L_{k}$ ,  $\forall k \in \mathcal{K}$   
C6:  $\frac{\rho_{k}L_{k}C_{k}}{f_{k}} \leq T_{k}$ ,  $\forall k \in \mathcal{K}$   
C7:  $0 \leq \rho_{k}[n] \leq \rho_{\max}$ ,  $\forall k \in \mathcal{K}$ ,  $n \in \mathcal{N}_{\circ}$  (12)

热点专题

上述问题是关于*ρ*和*p*的凸优化问题,可以借助凸优化 软件(例如CVX)进行求解。

#### 2.3 基于PPO的时段划分策略

给定Ψ、ρ和p时,式(10)可描述为:

 $\max_{k} \min_{k} \bar{R}_{k}$ 

s.t. C2: 
$$\alpha_k[n] \in \left\{0, \frac{1}{U}, \frac{2}{U}, \cdots, \frac{U-1}{U}, 1\right\}, \forall k \in \mathcal{K}, n \in \mathcal{N}$$
  
C3:  $\sum_{k=1}^{K} \alpha_k[n] \leq 1, \forall n \in \mathcal{N}_{\circ}$ 

$$(13)$$

该问题是一个整数优化问题,寻找时段划分策略α的最 优解较为困难。本章节提出基于PPO的时段分配在线优化方 案,首先介绍DRL中马尔科夫决策过程(MDP)的基本要 素,然后阐述基于PPO的时段划分方法。

#### 2.3.1 MDP基本要素定义

在本文场景中,RSU不需要任何关于环境的先验信息, 环境状态转移概率未知,且状态信息需要即时获取,可建模 为无模型、无转移概率的MDP。具体而言,在某个时间步t, 环境处于状态s(t),代理执行动作a(t),环境转移到可行的 后继状态s(t+1),代理接收奖励r(t),随后t增加1。代理通 过观察s(t+1)与r(t+1)来调整自身策略,不断训练使得累 积奖励达到最大。将一个时隙作为一个时间步,下面对状态 空间、动作空间和奖励函数进行分别定义。

(1) 状态空间定义:

$$S(t) = \left\{ s(t)|s(t) = \left\{ L(t), \boldsymbol{d}_{\mathrm{R}}(t), \boldsymbol{f}(t) \right\} \right\},$$
(14)

其中,  $L(t) = [L_1(t), \dots, L_K(t)]^T$ ,  $d_R(t) = [d_{1,R}(t), \dots, d_{K,R}(t)]^T$ ,  $f(t) = [f_1(t), \dots, f_K(t)]^T$ 。

(2) 动作空间定义:

$$A(t) = \{a(t)|a(t) = \boldsymbol{\alpha}[n], \forall n \in \mathcal{N}\},$$
(15)

其中,  $\alpha[n] = [\alpha_1[n], \dots, \alpha_k[n]]^T$ , 表示时间步*t*对应时隙*n* 的时段划分因子向量。为便于处理,设置子时隙数*U*为较大 的整数值,同时可近似地将 $\alpha_k[n]$ 作为连续变量处理。

(3) 奖励函数定义:

$$r(t) = \begin{cases} \min_{k} \bar{R}_{k} - P_{1}\lambda - P_{2}\mu, & \text{if } n \mod \varepsilon = 0\\ \min_{k} R_{k}[n], & \text{otherwise} \end{cases},$$
(16)

 $R_kT_k, 0$ ,  $P_1$ 和 $P_2$ 为惩罚因子,构成对不满足任务处理约束的惩罚。

### 2.3.2 基于PPO的时段划分算法

考虑新动作策略和旧动作策略之间的关系,PPO方法设 置了一种新的目标函数,将动作值稳定在近端范围内,使新 动作策略的更新可以参照旧动作策略。该方法不仅具有动态 决策的优势,还可以快速确定模型的正确优化方向。动作网 络根据状态输出动作,与环境交互;评价网络根据状态计算 状态价值,估计动作的优劣。

设新、旧动作网络的参数分别为 $\theta$ 和 $\theta_{\text{old}}$ ,评价网络的参数为 $\xi$ ,定义每个时间步t的优势函数为:

$$\hat{A}(t) = \sum_{i=0}^{\Gamma-t^{-1}} (\gamma \lambda)^i \hat{\delta}(t+i), \qquad (17)$$

其中,  $\gamma$ 为折扣因子,  $0 \le \lambda \le 1$ 是一个广义优势估计 (GAE)系数,  $\hat{\delta}(t) = r(t) + \gamma \cdot v(t+1) - v(t)_{\circ}$ 

动作网络θ的目标函数使用如下形式:

$$L^{\text{CLIP}}(s(t), a(t); \theta) = \mathbb{E}\left[\min\left(\frac{\pi_{\theta}(a(t)|s(t))}{\pi_{\theta_{\text{ads}}}(a(t)|s(t))}\hat{A}(t), \\ \operatorname{clip}\left(\frac{\pi_{\theta}(a(t)|s(t))}{\pi_{\theta_{\text{ads}}}(a(t)|s(t))}, 1 + \epsilon, 1 - \epsilon\right)\right)\hat{A}(t)\right], \quad (18)$$

其中,  $\epsilon$ 是用于控制截断范围的限制参数,其值较小,决定 新旧策略之间的差异。目标函数(18)使用剪切概率比,可 降低训练难度,被认为是一种优秀的方法。在训练过程中, PPO算法将状态s(t)输入新动作网络,并输出相应动作a(t)后,从环境中得到奖励r(t)与下一状态s(t+1),此时向回 放记忆单元中存入一个完整的经验(s(t),a(t),r(t),s(t+1)), 随后将s(t+1)输入到新动作网络,直到经验池满。RSU通 过与环境交互不断地更新动作网络 $\theta$ 与评价网络 $\xi$ ,优化自 身策略逐渐使奖励值与目标函数达到最大。总的来说,基于 PPO的任务卸载算法如下:

# 算法1. 基于PPO的任务卸载算法

输入:最大回合数 $E_p$ ,每回合最大时间步 $S_{max}$ ,学习率lr,限制参数 $\epsilon$ ,GAE参数 $\lambda$ ,评价网络参数 $\xi$ 输出:动作网络参数 $\theta$ 1.初始化动作网络参数 $\theta$ ,评价网络参数 $\omega$  2. FOR episode←1 TO Ep DO 3. 初始化:  $(x_k[1], y_k[1])$ 、 $L_k$ 、 $c_k$ 、RSU高度 $H_s$ 、RIS高度 $H_s$ 4. FOR  $t \leftarrow 1$  TO  $S_{max}$  DO 5. 从环境中获取状态s(t) 6. 使用 $\pi_{\theta}$ 根据状态选择动作s(t)7. 根据a(t),求解 $\rho$ 、p、 $\Psi$ 8. 计算下一状态s(t+1) 9. 根据公式(16)计算奖励r(t) 10. 存储经验(s[t],a[t],r[t],s[t+1]) 11. END FOR 12. FOR  $t \leftarrow 1$  TO  $\Gamma$  DO 13. 计算Â(t) 14. END FOR 15. 更新动作网络 $\theta$ ,更新评价网络 $\xi$ ,更新 $\theta_{ad} \leftarrow \theta$ 16. 清理经验数据 17. END FOR

#### 3 仿真结果与分析

本节在 Python 3.6和 Pytorch 环境下对所提算法进行仿真 验证。假设 RSU 暗区半径为 200 m, 车辆出发于 *x* 轴负半轴 一侧边界, 沿 *x* 轴正方向行驶, 车辆 *y* 坐标随机生成该边界 上的合理值。 RIS 部署于 (0, 200, 70) m, RSU 的位置为 (0, 500, 20) m, 服务周期 *T* = 20 s, *U* = 200, 时隙数 *N* = 40, 任务数据量  $L_k \in [10^6, 8 \times 10^6]$  bits, 单位比特平均计算次数  $c_k \in [300, 500]$  cycles/bit, 噪声功率  $\sigma^2 = -110$  dBm,  $K_1 =$  $K_2 = 10$  dB, 信道增益  $\gamma_0 = -30$  dB。 PPO 训练参数如表 1 所示。

图2对比了PPO与AC(Actor-Critic)方法在同等学习 率与随机数序列下的奖励值收敛曲线。由图2可知,当回 合数增加到500时,PPO方法呈现收敛。与之对比的AC方 法虽初期奖励值略高,但收敛到的奖励值与PPO有较大差 异。这表明PPO是一种能够快速适应动态环境的DRL 算法。

当系统中车辆数K =10时,图3对比了PPO、AC与随机 分配3种算法下车辆最小速率随RIS元素数变化的情况。可 以看出,随着RIS元素数增加,3种算法的最小速率均提升 显著。其中,本文所提的基于PPO的卸载算法目标值最大, AC算法与之相比有一定差距,且随着RIS元素数变化,这 种差距渐进增加。随机分配方法性能有较大跳跃,并不是一 种适合于实际场景的算法。

图4给出了系统中车辆数对不同方案所得传输速率最小

值的影响。在RIS元素 N =40时,通过所提PPO算法与优势 行动者-评论家(A2C)算法、随机分配策略的性能比较可 以看出,所提PPO算法与A2C算法两者的性能差距较小。 因而,对于A2C这种改进的AC方法,PPO算法也能保持一 定的优势。相比于随机分配算法,所提PPO算法与A2C算 法分别获得了61.9%与48.8%的性能提升。

图5给出了 RIS 元素数量对任务卸载情况的影响。在车辆数*K* =10的情况下,随着 RIS 元素数量的增加,任务卸载比例呈现上升趋势,这说明 RIS 元素数量的增加能够对通信质量产生积极作用,使得系统能够传输更多任务。由图5可知,所提 PPO 算法的任务卸载比例最高,这说明 PPO 对车载终端的服务效果最佳,有助于减小车载终端自身的计算负载。相比于均等分配,本文所提 PPO 算法的卸载比例提升了

#### ▼表1 近端策略优化算法参数

参数	取值
隐藏层数	3
$GAE-\lambda$	0.95
数据重用次数 $n_r$	8
折扣因子γ	0.9
优化器	Adam
截断比ε	0.2
每回合最大时间步 $S_{\rm max}$	40
学习率Ir	$4 \times 10^{-5}$
惩罚因子P1	105
惩罚因子 $P_2$	10 <sup>5</sup>

GAE:广义优势估计



▲图2 训练收敛曲线



▲图3 RIS元素数对目标值的影响



▲图4 车辆数量对最小速率的影响

46.8%, A2C算法的卸载比例提升了33.2%。

# 4 结束语

本文提出了一种 RIS 辅助 VEC 的部分任务卸载方案, 为车辆无法与 RSU 直接通信提供了计算服务,首先分析了 车辆移动性,将时延容忍约束下的最小速率最大化问题建 模为马尔科夫决策过程,其次结合深度强化学习与凸优化 方法,设计了基于 PPO 的时段分配与任务卸载算法。仿真 结果验证了所提方案在计算卸载方面的可行性与优越性, 验证了 RIS 作为中继在改善无线通信环境方面具有显著 作用。



#### 参考文献

- [1] 赵亚军, 菅梦楠. 6G 智能超表面技术应用与挑战 [J]. 无线电通信技术, 2021, 47(6): 679-691. DOI: 10.3969/j.issn.1003-3114.2021.06.002
- [2] 田辉, 倪万里, 王雯, 等. IRS 辅助的边缘智能系统中基于数据重要性感知的资源分配[J]. 北京邮电大学学报, 2020, 43(6): 51-58. DOI: 10.13190/j. jbupt.2020-162
- [3] LI Z Y, CHEN M, YANG Z H, et al. Energy efficient reconfigurable intelligent surface enabled mobile edge computing networks with NOMA [J]. IEEE transactions on cognitive communications and networking, 2021, 7(2): 427– 440. DOI: 10.1109/TCCN.2021.3068750
- [4] ZHAO L, YANG K Q, TAN Z Y, et al. Vehicular computation offloading for industrial mobile edge computing [J]. IEEE transactions on industrial informatics, 2021, 17(11): 7871–7881. DOI: 10.1109/TII.2021.3059640
- [5] 陈山枝, 葛雨明, 时岩. 蜂窝车联网(C-V2X)技术发展、应用及展望 [J]. 电信科 学, 2022, 38(1): 1-12. DOI: 10.11959/j.issn.1000-0801.2022007
- [6] LIU Y J, WANG S G, ZHAO Q L, et al. Dependency–aware task scheduling in vehicular edge computing [J]. IEEE Internet of Things journal, 2020, 7(6): 4961–4971. DOI: 10.1109/JIOT.2020.2972041
- [7] OZCAN Y U, OZDEMIR O, KURT G K. Reconfigurable intelligent surfaces for the connectivity of autonomous vehicles [J]. IEEE transactions on vehicular technology, 2021, 70(3): 2508–2513. DOI: 10.1109/ TVT.2021.3060667
- [8] XIONG K, LENG S, HUANG C, et al. Intelligent task offloading for heterogeneous V2X communications [J]. IEEE transactions on intelligent transportation systems, 2020, 22(4): 2226–2238. DOI: 10.1109/TITS.2020. 3015210
- [9] DAMPAHALAGE D, SHASHIKA MANOSHA K B, RAJATHEVA N, et al. Intelligent reflecting surface aided vehicular communications [C]// Proceedings of 2020 IEEE Globecom Workshops GC Wkshps. IEEE, 2020: 1–6. DOI: 10.1109/GCWkshps50303.2020.9367569
- 10] DAMPAHALAGE D L, MANOSHA K B S, RAJATHEVA N, et al. Weightedsum-rate maximization for an reconfigurable intelligent surface aided vehicular network [J]. IEEE open journal of the communications society, 2021, 2: 687–703. DOI: 10.1109/OJCOMS.2021.3069253
- [11] SHABIR M W, NGUYEN T N, MIRZA J, et al. Transmit and reflect beamforming for max-min SINR in IRS-aided MIMO vehicular networks [J]. IEEE transactions on intelligent transportation systems, 2022: 1–7. DOI: 10.1109/TITS.2022.3151135
- [12] CHEN Y B, WANG Y, ZHANG J Y, et al. QoS-driven spectrum sharing for reconfigurable intelligent surfaces (RISs) aided vehicular networks [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2021, 20(9): 5969–5985. DOI: 10.1109/TWC.2021.3071332

作

者

简 介

- [13] KONG L, HE J G, Al Y, et al. Channel modeling and analysis of reconfigurable intelligent surfaces assisted vehicular networks [C]//Proceedings of 2021 IEEE International Conference on Communications Workshops. IEEE, 2021: 1–6. DOI: 10.1109/ICCWorkshops50388.2021.9473681
- [14] LI A C, LIU Y, LI M, et al. Joint scheduling design in wireless powered MEC IoT networks aided by reconfigurable intelligent surface [C]// Proceedings of 2021 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC Workshops). IEEE, 2021: 159–164. DOI: 10.1109/ICCCWorkshops52231.2021.9538853
- [15] AL-HILO A, SAMIR M, ELHATTAB M, et al. Reconfigurable intelligent surface enabled vehicular communication: joint user scheduling and passive beamforming [J]. IEEE transactions on vehicular technology, 2022, 71(3): 2333–2345. DOI: 10.1109/TVT.2022.3141935
- [16] 尉志青, 马昊, 张奇勋, 等. 感知-通信-计算融合的智能车联网挑战与趋势 [J]. 中兴通讯技术, 2020, 26(1): 45-49. DOI: 10.12142/ZTETJ.202001010
- [17] KU Y J, BAIDYA S, DEY S. Adaptive computation partitioning and offloading in real-time sustainable vehicular edge computing [J]. IEEE transactions on vehicular technology, 2021, 70(12): 13221–13237. DOI: 10.1109/TVT.2021.3119585
- [18] ZHANG J, GUO H Z, LIU J J, et al. Task offloading in vehicular edge computing networks: a load-balancing solution [J]. IEEE transactions on vehicular technology, 2020, 69(2): 2092–2104. DOI: 10.1109/ TVT.2019.2959410

**刘文帅**,南京信息工程大学在读硕士研究生;主 要研究领域为智能超表面技术、移动边缘计算。



**李斌(通信作者)**,南京信息工程大学副教授;主 要研究领域为无人机通信、移动边缘计算、智能 超表面技术;主持和参与科研项目近10项,获江 西省自然科学奖一等奖1项;发表论文30余篇, 获授权发明专利5项。

#### ➡上接第57页

beyond [J]. IEEE journal on selected areas in communications, 2022, 40(6): 1728–1767. DOI: 10.1109/JSAC.2022.3156632

- [5] BUZZI S, GROSSI E, LOPS M, et al. Foundations of MIMO radar detection aided by reconfigurable intelligent surfaces [J]. IEEE transactions on signal processing, 2022, 70: 1749–1763. DOI: 10.1109/TSP.2022.3157975
- [6] WANG F Z, LI H B, FANG J. Joint active and passive beamforming for IRSassisted radar [J]. IEEE signal processing letters, 2022, 29: 349–353. DOI: 10.1109/LSP.2021.3134899
- [7] HE Y H, CAI Y L, MAO H, et al. RIS-assisted communication radar coexistence: joint beamforming design and analysis [J]. IEEE journal on selected areas in communications, 29:349–353. DOI: 10.1109/JSAC.2022. 3155507
- [8] WANG X Y, FEI Z S, HUANG J X, et al. Joint waveform and discrete phase shift design for RIS-assisted integrated sensing and communication system under Cramer-Rao bound constraint [J]. IEEE transactions on vehicular technology, 2022, 71(1): 1004–1009. DOI: 10.1109/TVT.2021. 3122889
- [9] JIANG Z M, RIHAN M, ZHANG P C, et al. Intelligent reflecting surface aided dual-function radar and communication system [J]. IEEE systems journal, 2022, 16(1): 475–486. DOI: 10.1109/JSYST.2021.3057400
- [10] YAN S C, CAI S, XIA W C, et al. A reconfigurable intelligent surface aided dual-function radar and communication system [C]//Proceedings of 2022 2nd IEEE International Symposium on Joint Communications & Sensing. IEEE, 2022: 1–6. DOI: 10.1109/JCS54387.2022.9743509
- [11] WEI T, WU L L, MISHRA K V, et al. Multiple IRS-assisted wideband dualfunction radar-communication [C]//Proceedings of 2022 2nd IEEE International Symposium on Joint Communications & Sensing. IEEE, 2022: 1–5. DOI: 10.1109/JCS54387.2022.9743502
- [12] LIU R, LI M, LIU Y, et al. Joint transmit waveform and passive beamforming design for RIS-aided DFRC systems [J]. IEEE journal of selected topics in signal processing, 2022, 1. DOI: 10.1109/jstsp.2022. 3172788
- [13] LIU R, LI M, SWINDLEHURST A L. Joint beamforming and reflection design for RIS-assisted ISAC systems [EB/OL]. [2022-05-25]. https:// arxiv.org/abs/2203.00265

作者简介

**刘让**,大连理工大学在读博士研究生;主要研究 方向为通感一体化、智能超表面、符号级预编码。



**罗泓昊**,大连理工大学在读本科生;主要研究方向为通感一体化和智能超表面。



**李明**,大连理工大学教授、信息与通信工程学院院长;主要研究领域为无线通信系统中的信号处理技术,涵盖了通感一体化、智能超表面、毫米波通信、大规模多入多出系统和物理层安全通信等诸多应用场景;2018年获辽宁省自然科学奖二等奖、辽宁省通信学会学术论文一等奖,2017年获辽宁省自然科学学术成果奖一等奖,2019年获辽宁省自然科学学术成果奖三等奖;发表论文

100余篇,获授权专利5项。