



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 115277567 B

(45) 授权公告日 2024. 01. 16

(21) 申请号 202210747007.4

(22) 申请日 2022.06.29

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 115277567 A

(43) 申请公布日 2022.11.01

(73) 专利权人 北京科技大学
地址 100083 北京市海淀区学院路30号
专利权人 北京科技大学顺德研究生院

(72) 发明人 陈月云 邓韬玉 陈广 杜利平
韩双双

(74) 专利代理机构 北京市广友专利事务所有限
责任公司 11237
专利代理师 张仲波 付忠林

(51) Int. Cl.
H04L 47/125 (2022.01)
H04L 41/0893 (2022.01)
H04L 67/12 (2022.01)

(56) 对比文件

CN 114521023 A, 2022.05.20
WO 2022121097 A1, 2022.06.16
US 2022123803 A1, 2022.04.21
CN 113543176 A, 2021.10.22
CN 113727371 A, 2021.11.30
CN 113810908 A, 2021.12.17
CN 114285862 A, 2022.04.05
WO 2021207748 A2, 2021.10.14

Zheng Chu; Pei Xiao; Mohammad Shojafar;
De Mi; Juquan Mao; Wanming Hao. Intelligent
Reflecting Surface Assisted Mobile Edge
Computing for Internet of
Things. IEEE. 2020, 全文.

梁应敞; 谭俊杰; Dusit Niyato. 智能无线通
信技术研究概况. 通信学报. (第07期), 全文.

审查员 徐滢

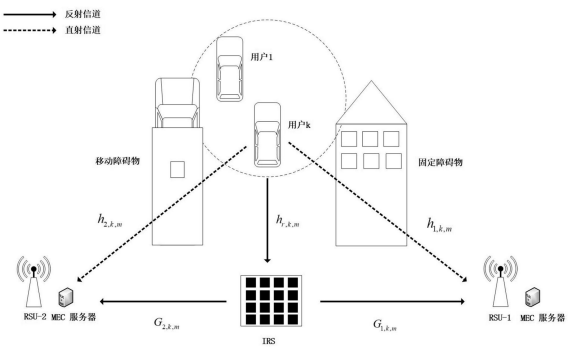
权利要求书2页 说明书9页 附图1页

(54) 发明名称

一种智能反射面辅助的车联网多MEC卸载方
法

(57) 摘要

本发明公开了一种智能反射面辅助的车联网多MEC卸载方法, 包括: 构建引入智能反射面IRS的多移动边缘计算MEC协同车联网场景; 基于多MEC协同车联网场景, 构建多MEC分集卸载模型, 将车联网用户性能、IRS状态以及卸载选择建模为一个优化问题; 通过联合优化本地计算能力、用户发射功率、IRS相位以及卸载RSU的选择, 最大化总处理比特数; 对于所述卸载模型, 基于解耦的思想, 计算得到最优卸载方案。本发明的技术方案可以解决车联网用户经常移动到信号质量不佳的小区边缘, 导致卸载链路变差, 卸载效率降低的问题。



1. 一种智能反射面辅助的车联网多MEC卸载方法,其特征在于,包括:

构建引入智能反射面IRS的多移动边缘计算MEC协同车联网场景;

基于所述多MEC协同车联网场景,构建多MEC分集卸载模型,将车联网用户性能、IRS状态以及卸载选择建模为一个优化问题;通过联合优化本地计算能力、用户发射功率、IRS相位以及卸载RSU的选择,最大化总处理比特数;

对于所述卸载模型,基于解耦的思想,计算得到最优卸载方案;

在引入IRS的多MEC协同车联网场景中有多配备了MEC服务器的路边单元RSU,在两RSU覆盖范围交界处的一定范围内随机分布了多个智能车辆用户;用户的任务可在本地执行或卸载至RSU的MEC服务器中执行;两RSU连线中点位置部署了一个智能反射平面;用户的任务卸载阶段采用时分多址;

所述路边单元RSU包括第一RSU和第二RSU;

最大化总处理比特数的问题表示为:

$$\begin{aligned} & \max_{f_{k,m}, p_{k,m}, \varphi_{k,m}, \Theta_{k,m}} \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M C_{total} \\ s.t. \quad & C1: \alpha \xi \tau f_{k,m}^3 + p_{k,m} \tau \leq E_{\max}, \forall k \in [1, K], \forall m \in [1, M] \\ & C2: 0 \leq p_{k,m} \leq p_{\max} \\ & C3: 0 \leq f_{k,m} \leq f_{\max} \\ & C4: \varphi_{k,m} \in \{0, 1\} \\ & C5: \Theta_k = \text{diag}[e^{j\phi_{k,m,1}}, \dots, e^{j\phi_{k,m,N}}], \forall n \in [1, N] \\ & C6: |e^{j\phi_{k,m,n}}| = 1, \phi_{k,m,n} \in [0, 2\pi] \end{aligned}$$

其中, C_{total} 为第k个用户在第m个时隙中能够处理的总比特数, $C_{total} = C_{local} + C_{offload}$, C_{local} 为第k个用户在第m个时隙中能够在本地处理的总比特数, $C_{offload}$ 为第k个用户在第m个时隙中能够通过任务卸载完成处理的比特数; $p_{k,m}$, $f_{k,m}$ 分别表示第k个用户在第m个时隙中的发射功率与本地计算能力, K为两RSU覆盖范围交界处的一定范围内随机分布的智能车辆用户总数; M为每个用户被分配的时隙总数; $E_{\max}$ 为每个用户在单个时隙中消耗能量的上限, $\varphi_{k,m}$ 为卸载选择因子, $\varphi_{k,m} \in \{0, 1\}$, 当 $\varphi_{k,m} = 1$ 时, 表示用户将任务卸载到第一RSU, 当 $\varphi_{k,m} = 0$ 时, 表示用户将任务卸载到第二RSU; $\Theta_{k,m}$ 为IRS相移矩阵; C1表示用户每个时隙中用于本地计算和发射卸载任务的总能量限制, τ 为每个时隙的长度, α 为任务的计算复杂度, ξ 为用户计算能耗参数; C2和C3分别为发射功率 $p_{k,m}$ 和用户本地计算能力 $f_{k,m}$ 的定义域, $p_{\max}$ 表示发射功率最大值, $f_{\max}$ 表示用户本地计算能力最大值; C4表示卸载选择因子 $\varphi_{k,m}$ 的取值为0或1; C5和C6定义了智能反射面的相移矩阵及其约束, N为智能反射面的反射单元总数, $\phi_{k,m,n}$ 为第k个反射单元在第m个用户的第n个时隙时的相位;

对于所述卸载模型,基于解耦的思想,计算得到最优卸载方案,包括:

对于卸载模型,基于解耦的思想,首先优化IRS相移矩阵;然后将相移矩阵代入原问题后求解发射功率和用户本地计算能力;对于卸载选择因子,将问题在 $\varphi_{k,m} = 1$ 与 $\varphi_{k,m} = 0$ 时分

别求解,经比较后选择最大处理比特数较大的卸载方案;

所述优化IRS相移矩阵,包括:

根据三角不等式得到每个IRS单元的最佳相位为:

$$\varphi_{k,m,n} = \arg(h_{k,m}) - \arg(b_{k,m}[n])$$

其中, $\varphi_{k,m,n}$ 为第k个反射单元在第m个用户的第n个时隙时的相位, $\arg(*)$ 指相位因子, $h_{k,m}$ 为当前直射径信道状态, $b_{k,m}[n]$ 为IRS第n个反射单元, $b_{k,m} = \text{diag}(G_{k,m}) h_{r,k,m}$, 其中, $h_{r,k,m}$ 为第k个用户到IRS的信道状态信息, $G_{k,m}$ 表示从IRS到RSU的信道状态信息;

将相移矩阵代入原问题后求解发射功率和用户本地计算能力,包括:

在得到相移矩阵的优化结果后,设 $S = |h_{k,m} + G_{k,m} \Theta_{k,m} h_{r,k,m}|^2$, 将S代入原问题得:

$$\begin{aligned} \max_{f_{k,m}, p_{k,m}} \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M & \left(\frac{\tau f_{k,m}}{\alpha} + \tau B \log_2 \left(1 + \frac{p_{k,m} S}{\sigma^2} \right) \right) \\ \text{s.t.} \quad C1: & \alpha \xi \tau f_{k,m}^3 + p_{k,m} \tau \leq E_{\max}, \forall k \in [1, K], \forall m \in [1, M] \\ C2: & 0 \leq p_{k,m} \leq p_{\max} \\ C3: & 0 \leq f_{k,m} \leq f_{\max} \end{aligned}$$

其中, B, σ^2 分别为信道带宽和噪声功率;

将变量 $p_{k,m}$ 用变量 $f_{k,m}$ 表示后,该问题等价于下式:

$$\begin{aligned} \max_{f_{k,m}} \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M & \left(\frac{\tau f_{k,m}}{\alpha} + \tau B \log_2 \left(1 + \frac{|h_{k,m} + G_{k,m} \Theta_{k,m} h_{r,k,m}|^2 E_{\max}}{\sigma^2 \tau} \right) \right. \\ & \left. - \frac{|h_{k,m} + G_{k,m} \Theta_{k,m} h_{r,k,m}|^2 \alpha \xi}{\sigma^2} f_{k,m}^3 \right) \\ \text{s.t.} \quad C2: & 0 \leq E_{\max} / \tau - \alpha \xi f_{k,m}^3 \leq p_{\max}, \forall k \in [1, K], \forall m \in [1, M] \\ C3: & 0 \leq f_{k,m} \leq f_{\max} \end{aligned}$$

得到等价问题的解析解为: $\frac{\tau}{\alpha} = \frac{3\tau B v f_{k,m}^2}{\ln 2(1+u-v f_{k,m}^3)}$;

$$\text{其中, } v = \frac{|h_{k,m} + G_{k,m} \Theta_{k,m} h_{r,k,m}|^2 \alpha \xi}{\sigma^2}, \quad u = \frac{|h_{k,m} + G_{k,m} \Theta_{k,m} h_{r,k,m}|^2 E_{\max}}{\sigma^2 \tau};$$

经比较后选择最大处理比特数较大的卸载方案,包括:

分别求出卸载至第一RSU和第二RSU时的总处理比特数,比较卸载至第一RSU和卸载至第二RSU两种情况的总处理比特数,其中更大的值即为所求最大的总处理比特数,根据卸载情况确定卸载决策因子 $\varphi_{k,m}$ 的值,得到卸载方案。

一种智能反射面辅助的车联网多MEC卸载方法

技术领域

[0001] 本发明涉及车联网技术领域,特别涉及一种智能反射面辅助的车联网多移动边缘计算MEC卸载方法。

背景技术

[0002] 车联网 (IoV) 用户由于其高移动性的特点,会频繁地经历移动到小区边缘处的情况。传统蜂窝覆盖的小区中心与边缘处信号质量差距很大,这导致了启用移动边缘计算 (MEC) 的车联网用户的任务卸载业务经历波动甚至服务中断。6G期望实现稳定、无缝切换的服务质量,为了解决这个问题,现有研究主要关注于通过物理层技术提升小区边缘的信号质量,如6G无小区技术。

[0003] 在引入多MEC的车联网任务卸载场景中,现有研究对车联网移动性的关注大多集中于轨迹预测或负载均衡,以避免在小区边缘执行切换任务或降低MEC的压力。然而未来车联网业务量进一步增加,各种安全、娱乐服务覆盖车辆行驶的每分每秒,移动到小区边缘就停止任务卸载会带来服务质量的频繁波动。因此,在提升信号质量的同时,如果针对小区边缘处通信、计算资源的特点,设计分集卸载策略,选择信道状态更好的路边单元 (RSU) 进行卸载,能够更充分地利用频谱资源,进一步提升服务质量。

[0004] 而现有技术主要存在以下缺点:

[0005] 1) 现有技术对小区边缘用户卸载服务的忽视,无法保证高移动性车联网用户卸载服务的稳定性和连续性。

[0006] 2) 现有技术通过智能反射面 (IRS) 辅助卸载提升任务卸载的性能与可靠性,但没有针对智能反射面的特性提出新型多MEC协同卸载策略,使IRS无法在任务卸载中发挥最佳性能。

[0007] 3) 现有技术车联网用户卸载的小区固定,不关注协助计算的路边单元 (RSU) 与MEC的选择,导致卸载链路随着用户移动波动明显。

发明内容

[0008] 本发明提供了一种智能反射面辅助的车联网多MEC卸载方法,以解决车联网用户经常移动到信号质量不佳的小区边缘,导致卸载链路变差,卸载效率降低的技术问题。

[0009] 为解决上述技术问题,本发明提供了如下技术方案:

[0010] 一方面,本发明提供了一种智能反射面辅助的车联网多MEC卸载方法,所述智能反射面辅助的车联网多MEC卸载方法包括:

[0011] 构建引入智能反射面IRS的多移动边缘计算MEC协同车联网场景;

[0012] 基于所述多MEC协同车联网场景,构建多MEC分集卸载模型,将车联网用户性能、IRS状态以及卸载选择建模为一个优化问题;通过联合优化本地计算能力、用户发射功率、IRS相位以及卸载RSU的选择,最大化总处理比特数;

[0013] 对于所述卸载模型,基于解耦的思想,计算得到最优卸载方案。

[0014] 进一步地,在引入IRS的多MEC协同车联网场景中有多个配备了MEC服务器的路边单元RSU,在两RSU覆盖范围交界处的一定范围内随机分布了多个智能车辆用户;用户的任务可在本地执行或卸载至RSU的MEC服务器中执行;两RSU连线 midpoint 位置部署了一个智能反射平面;用户的任务卸载阶段采用时分多址。

[0015] 进一步地,所述路边单元RSU包括第一RSU和第二RSU。

[0016] 进一步地,最大化总处理比特数的问题表示为:

$$[0017] \quad \max_{f_{k,m}, p_{k,m}, \varphi_{k,m}, \Theta_{k,m}} \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M C_{total}$$

$$[0018] \quad \text{s.t. } C1: \alpha \xi \tau f_{k,m}^3 + p_{k,m} \tau \leq E_{\max}, \forall k \in [1, K], \forall m \in [1, M]$$

$$[0019] \quad C2: 0 \leq p_{k,m} \leq p_{\max}$$

$$[0020] \quad C3: 0 \leq f_{k,m} \leq f_{\max}$$

$$[0021] \quad C4: \varphi_{k,m} \in \{0, 1\}$$

$$[0022] \quad C5: \Theta_k = \text{diag}[e^{j\phi_{k,m,1}}, \dots, e^{j\phi_{k,m,N}}], \forall n \in [1, N]$$

$$[0023] \quad C6: |e^{j\phi_{k,m,n}}| = 1, \phi_{k,m,n} \in [0, 2\pi]$$

[0024] 其中, C_{total} 为第k个用户在第m个时隙中能够处理的总比特数, $C_{total} = C_{local} + C_{offload}$, C_{local} 为第k个用户在第m个时隙中能够在本地处理的总比特数, $C_{offload}$ 为第k个用户在第m个时隙中能够通过任务卸载完成处理的比特数; $p_{k,m}$, $f_{k,m}$ 分别表示第k个用户在第m个时隙中的发射功率与本地计算能力, K为两RSU覆盖范围交界处的一定范围内随机分布的智能车辆用户总数; M为每个用户被分配的时隙总数; $E_{\max}$ 为每个用户在单个时隙中消耗能量的上限, $\varphi_{k,m}$ 为卸载选择因子, $\varphi_{k,m} \in \{0, 1\}$, 当 $\varphi_{k,m} = 1$ 时, 表示用户将任务卸载到第一RSU, 当 $\varphi_{k,m} = 0$ 时, 表示用户将任务卸载到第二RSU; $\Theta_{k,m}$ 为IRS相移矩阵; C1表示用户每个时隙中用于本地计算和发射卸载任务的总能量限制, τ 为每个时隙的长度, α 为任务的计算复杂度, ξ 为用户计算能耗参数; C2和C3分别为发射功率 $p_{k,m}$ 和用户本地计算能力 $f_{k,m}$ 的定义域, $p_{\max}$ 表示发射功率最大值, $f_{\max}$ 表示用户本地计算能力最大值; C4表示卸载选择因子 $\varphi_{k,m}$ 的取值为0或1; C5和C6定义了智能反射面的相移矩阵及其约束, N为智能反射面的反射单元总数, $\phi_{k,m,n}$ 为第k个反射单元在第m个用户的第n个时隙时的相位。

[0025] 进一步地,对于卸载模型,基于解耦的思想计算得到最优卸载方案,包括:

[0026] 对于卸载模型,基于解耦的思想,首先优化IRS相移矩阵;然后将相移矩阵代入原问题后求解发射功率和用户本地计算能力;对于卸载选择因子,将问题在 $\varphi_{k,m} = 1$ 与 $\varphi_{k,m} = 0$ 时分别求解,经比较后选择最大处理比特数较大的卸载方案。

[0027] 进一步地,所述优化IRS相移矩阵,包括:

[0028] 根据三角不等式得到每个IRS单元的最佳相位为:

$$[0029] \quad \phi_{k,m,n} = \arg(h_{k,m}) - \arg(b_{k,m}[n])$$

[0030] 其中, $\phi_{k,m,n}$ 为第k个反射单元在第m个用户的第n个时隙时的相位, $\arg(*)$ 指相位因子, $h_{k,m}$ 为当前直射径信道状态, $b_{k,m}[n]$ 为IRS第n个反射单元, $b_{k,m} = \text{diag}(G_{k,m}) h_{r,k,m}$, 其

中, $h_{r,k,m}$ 为第 k 个用户到 IRS 的信道状态信息, $G_{k,m}$ 表示从 IRS 到 RSU 的信道状态信息。

[0031] 进一步地, 将相移矩阵代入原问题后求解发射功率和用户本地计算能力, 包括:

[0032] 在得到相移矩阵的优化结果后, 设 $S = |h_{k,m} + G_{k,m} \Theta_{k,m} h_{r,k,m}|^2$, 将 S 代入原问题得:

$$[0033] \quad \max_{f_{k,m}, p_{k,m}} \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \left(\frac{\tau f_{k,m}}{\alpha} + \tau B \log_2 \left(1 + \frac{p_{k,m} S}{\sigma^2} \right) \right)$$

$$[0034] \quad \text{s. t. } C1: \alpha \xi \tau f_{k,m}^3 + p_{k,m} \tau \leq E_{\max}, \forall k \in [1, K], \forall m \in [1, M]$$

$$[0035] \quad C2: 0 \leq p_{k,m} \leq p_{\max}$$

$$[0036] \quad C3: 0 \leq f_{k,m} \leq f_{\max}$$

[0037] 其中, B, σ^2 分别为信道带宽和噪声功率;

[0038] 将变量 $p_{k,m}$ 用变量 $f_{k,m}$ 表示后, 该问题等价于下式:

$$[0039] \quad \max_{f_{k,m}} \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \left(\frac{\tau f_{k,m}}{\alpha} + \tau B \log_2 \left(1 + \frac{|h_{k,m} + G_{k,m} \Theta_{k,m} h_{r,k,m}|^2 E_{\max}^k}{\sigma^2 \tau} \right) \right. \\ \left. - \frac{|h_{k,m} + G_{k,m} \Theta_{k,m} h_{r,k,m}|^2 \alpha \xi}{\sigma^2} f_{k,m}^3 \right)$$

$$[0040] \quad \text{s. t. } C2: 0 \leq E_{\max} / \tau - \alpha \xi f_{k,m}^3 \leq p_{\max}, \forall k \in [1, K], \forall m \in [1, M]$$

$$[0041] \quad C3: 0 \leq f_{k,m} \leq f_{\max}$$

$$[0042] \quad \text{得到等价问题的解析解为: } \frac{\tau}{\alpha} = \frac{3\tau B v f_{k,m}^2}{\ln 2(1 + u - v f_{k,m}^3)};$$

$$[0043] \quad \text{其中, } v = \frac{|h_{k,m} + G_{k,m} \Theta_{k,m} h_{r,k,m}|^2 \alpha \xi}{\sigma^2}, \quad u = \frac{|h_{k,m} + G_{k,m} \Theta_{k,m} h_{r,k,m}|^2 E_{\max}}{\sigma^2 \tau}。$$

[0044] 进一步地, 经比较后选择最大处理比特数较大的卸载方案, 包括:

[0045] 分别求出卸载至第一RSU和第二RSU时的总处理比特数, 比较卸载至第一RSU和卸载至第二RSU两种情况的总处理比特数, 其中更大的值即为所求最大的总处理比特数, 根据卸载情况确定卸载决策因子 $\varphi_{k,m}$ 的值, 得到卸载方案。

[0046] 再一方面, 本发明还提供了一种电子设备, 其包括处理器和存储器; 其中, 存储器中存储有至少一条指令, 所述指令由处理器加载并执行以实现上述方法。

[0047] 又一方面, 本发明还提供了一种计算机可读存储介质, 所述存储介质中存储有至少一条指令, 所述指令由处理器加载并执行以实现上述方法。

[0048] 本发明提供的技术方案带来的有益效果至少包括:

[0049] 1) 本发明引入智能反射面IRS, 并针对IRS的特性提出新型多MEC协同卸载策略, 与现有技术相比, 可以更充分地发挥IRS性能, 丰富车联网卸载策略, 提升车辆用户卸载效率。

[0050] 2) 本发明采用多MEC分集卸载策略能够减少用户信道状态波动带来的卸载性能下降, 与现有技术相比较, 此技术根据信道状态选择卸载的RSU可提升卸载链路质量与稳定性, 提升小区边缘车辆用户卸载服务质量。

附图说明

[0051] 为了更清楚地说明本发明实施例中的技术方案,下面将对实施例描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0052] 图1是引入智能反射面的多MEC协同车联网场景示意图;

[0053] 图2是用户总处理比特数关于IRS反射单元数的变化示意图。

具体实施方式

[0054] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚,下面将结合附图对本发明实施方式作进一步地详细描述。

[0055] 第一实施例

[0056] 针对车联网用户经常移动到信号质量不佳的小区边缘,导致卸载链路变差,卸载效率降低的问题,本实施例提供了一种智能反射面辅助的车联网多MEC卸载方法,该方法可以由电子设备实现,该方法可以在智能反射面的辅助下,令小区边缘用户根据信道状态选择附近的路侧单元进行任务卸载,以提升卸载链路质量。将车联网用户性能、IRS状态以及卸载RSU选择建模为一个优化问题,旨在通过共同优化本地计算能力、用户发射功率、IRS相位以及卸载RSU的选择,最大程度地增加用户总处理比特数。该方法的执行流程包括以下步骤:

[0057] S1,构建引入智能反射面IRS的多移动边缘计算MEC协同车联网场景;

[0058] 具体地,在本实施例中,引入智能反射面的多MEC协同车联网场景如图1所示。其中包括了两个配备了MEC服务器的路边单元,在两RSU覆盖范围交界处的一定范围内随机分布了K个智能车辆用户。用户的任务可以在本地执行或卸载至路侧的MEC服务器中执行。然而,这些用户无论卸载到哪个RSU都属于小区边缘的位置,传输距离较远并且存在障碍物遮挡等情况,信道条件较差。因此,我们在两RSU连线的中点位置部署了一个智能反射平面,用户可以通过直射径和IRS径的叠加改善信道状态。为了避免计算卸载过程中各用户间的干扰,用户的任务卸载阶段采用时分多址(Time Division Multiple Access, TDMA),每个时隙的长度为 τ 。每个用户均被分配了M个时隙以传输或者本地执行任务。其中, $h_{1,k,m}$, $h_{2,k,m}$ 分别为第k个用户的第m个时隙中到RSU-1和RSU-2的直射径信道状态信息。 $h_{r,k,m}$ 为第k个用户到IRS的信道状态信息,从IRS到RSU-1和RSU-2的信道状态信息为 $G_{1,k,m}$ 和 $G_{2,k,m}$ 。

[0059] 令 $p_{k,m}$, $f_{k,m}$ 分别表示第k个用户在第m个时隙中的发射功率与本地计算能力。而 $E_{\max}$ 为每个用户在单个时隙中消耗能量的上限,则每个用户在单个时隙中的能量约束为:

$\alpha \xi \tau f_{k,m}^3 + p_{k,m} \tau \leq E_{\max}$; 其中, α 为任务的计算复杂度(cycles/bit), ξ 为用户计算能耗参数,与芯片相关。

[0060] 则第k个用户在第m个时隙中可以在本地处理的总比特数为:

$$C_{local} = \frac{\tau f_{k,m}}{\alpha}$$

[0062] 通过引入智能反射面,用户到RSU的传输信道在直射径的基础上叠加了经过IRS的

反射径,改善了信道状态。因此,用户k在第m个时隙中向RSU-1和RSU-2卸载的上行传输速率分别为:

$$[0063] \quad R_{1,k,m} = B \log_2 \left(1 + \frac{p_{k,m} |h_{1,k,m} + G_{1,k,m} \Theta_{1,k,m} h_{r,k,m}|^2}{\sigma^2} \right)$$

$$[0064] \quad R_{2,k,m} = B \log_2 \left(1 + \frac{p_{k,m} |h_{2,k,m} + G_{2,k,m} \Theta_{2,k,m} h_{r,k,m}|^2}{\sigma^2} \right)$$

[0065] 其中, B, σ^2 分别为信道带宽和噪声功率, Θ_1, Θ_2 分别为向RSU-1和RSU-2卸载时的IRS相移矩阵。其中

$$[0066] \quad \Theta = \text{diag}[e^{j\phi_1}, \dots, e^{j\phi_N}]$$

$$[0067] \quad |e^{j\phi_n}| = 1, \phi_n \in [0, 2\pi], \forall n \in [1, N]$$

[0068] 智能反射面共有N个反射单元, ϕ_n 为第n个反射单元的相位。通过改变 ϕ_n , 智能反射面可以调整反射径的相位, 以达到与直射径叠加或抵消的效果。

[0069] 由于结果数据量远小于任务数据量, 而RSU的发射功率远大于车辆的发射功率, 下行传输时延将远小于上行传输时延。因此, 可以忽略下行传输时延。

[0070] S2, 基于所述多MEC协同车联网场景, 构建多MEC分集卸载模型, 将车联网用户性能、IRS状态及卸载选择建模为一个优化问题; 通过联合优化本地计算能力、用户发射功率、IRS相位以及卸载RSU的选择, 最大化总处理比特数;

[0071] 需要说明的是, 为了提升任务卸载的稳定性和服务质量, 并充分利用用户处于两小区交界处的特点, 我们引入一个卸载选择因子 $\varphi_{k,m} \in \{0, 1\}$, 根据信道状态信息选择卸载目标, 在对比用户当前到两RSU的信道状态后, 选择更优的RSU进行任务卸载, 当 $\varphi_{k,m} = 1$ 时表示用户将任务卸载到RSU-1, 当 $\varphi_{k,m} = 0$ 时表示用户将任务卸载到RSU-2。则一个时隙内能够传输到卸载目标RSU的总比特数为:

$$[0072] \quad C_{\text{transmit}} = \tau(\varphi_{k,m} R_{1,k,m} + (1 - \varphi_{k,m}) R_{2,k,m})$$

[0073] 其中, $R_{1,k,m}, R_{2,k,m}$ 分别为第k个用户在第m个时隙时向RSU-1和RSU-2卸载的上行传输速率。

[0074] 由于MEC算力强大, 且一个时隙内上传的任务量较小, 我们忽略MEC处理任务的时间。又因为下行传输时延可以忽略, 则一个时隙内通过任务卸载完成处理的比特数为:

$$[0075] \quad C_{\text{offload}} = C_{\text{transmit}}$$

[0076] 在此基础上, 用户还可以通过联合优化发射功率与本地计算能力, 在任务卸载和本地计算间分配有限的能量, 达到最大化总处理比特数的目标。

[0077] 因此, 最大化总处理比特数的问题可以表示为:

$$[0078] \quad \max_{f_{k,m}, p_{k,m}, \varphi_{k,m}, \Theta_{k,m}} \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M C_{\text{total}}$$

$$[0079] \quad \text{s. t. } C1: \alpha \xi \tau f_{k,m}^3 + p_{k,m} \tau \leq E_{\max}, \forall k \in [1, K], \forall m \in [1, M]$$

$$[0080] \quad C2: 0 \leq p_{k,m} \leq p_{\max}$$

$$[0081] \quad C3: 0 \leq f_{k,m} \leq f_{\max}$$

$$[0082] \quad C4: \varphi_{k,m} \in \{0,1\}$$

$$[0083] \quad C5: \Theta_k = \text{diag}[e^{j\phi_{k,m,1}}, \dots, e^{j\phi_{k,m,N}}], \forall n \in [1, N]$$

$$[0084] \quad C6: |e^{j\phi_{k,m,n}}| = 1, \phi_{k,m,n} \in [0, 2\pi]$$

[0085] 其中, C_{total} 为第k个用户在第m个时隙中能够处理的总比特数, $C_{\text{total}} = C_{\text{local}} + C_{\text{offload}}$; $p_{k,m}$, $f_{k,m}$ 分别表示第k个用户在第m个时隙中的发射功率与本地计算能力; $E_{\max}$ 为每个用户在单个时隙中消耗能量的上限; 卸载选择因子为 $\varphi_{k,m} \in \{0,1\}$, 当 $\varphi_{k,m} = 1$ 时表示用户将任务卸载到RSU-1, 当 $\varphi_{k,m} = 0$ 时表示用户将任务卸载到RSU-2; $\Theta_{k,m}$ 为IRS相移矩阵; C1表示用户每个时隙中用于本地计算和发射卸载任务的总能量限制, τ 为每个时隙的长度, α 为任务的计算复杂度, ξ 为用户计算能耗参数; C2和C3分别为发射功率 $p_{k,m}$ 和用户本地计算能力 $f_{k,m}$ 的定义域, $p_{\max}$ 表示发射功率最大值, $f_{\max}$ 表示用户本地计算能力最大值; C4表示卸载选择因子 $\varphi_{k,m}$ 可以取值为0或1; C5和C6定义了智能反射面的相移矩阵及其约束, N为智能反射面的反射单元总数, $\phi_{k,m,n}$ 为第k个反射单元在第m个用户的第n个时隙时的相位。

[0086] 用户总处理比特数关于IRS反射单元数的变化如图2所示。

[0087] S3, 对于所述卸载模型, 基于解耦的思想, 计算得到最优卸载方案。

[0088] 具体地, 在本实施例中, 上述S3具体为: 针对上述卸载模型, 基于解耦的思想, 提出了一种该场景下时序解耦的新型交替求解算法。TDMA中每个时隙只分配给一个用户, 分配给用户间的资源是解耦的, 因此只需分别优化所提问题的单个时隙, 再将各项求和即可得到原问题的解。由于所提问题的特点是时序的解耦性和非凸性, 因此解决所提优化问题时首先将问题根据时隙解耦, 解耦后问题的每一项对于各变量并不是联合凸的, 我们将原问题的每一项分解为两个凸的子问题并交替求解。首先优化IRS相移矩阵, 然后将相移矩阵代入原问题后求解发射功率和用户本地计算能力。对于卸载选择因子, 我们将问题在 $\varphi_{k,m} = 1$ 与 $\varphi_{k,m} = 0$ 时分别求解, 经比较后选择最大处理比特数较大的卸载方案。

[0089] 具体优化求解过程如下:

[0090] S31, 智能反射面相移矩阵优化。

[0091] 智能反射面的各反射单元可以调整输入IRS信号的相位, 而最终到达RSU的IRS径信号与直射径信号的相位相同时, 两路信号幅值叠加, 信道状态最佳。因此, 卸载至RSU-1时, 相移矩阵的优化问题如下:

$$[0092] \quad \max_{\Theta_{1,k,m}} |h_{1,k,m} + G_{1,k,m} \Theta_{1,k,m} h_{r,k,m}|^2$$

$$[0093] \quad \text{s.t.} |e^{j\phi_{k,m,n}}| = 1, \phi_{k,m,n} \in [0, 2\pi]$$

[0094] 为了求解上述问题, 我们令

$$[0095] \quad |h_{1,k,m} + G_{1,k,m} \Theta_{1,k,m} h_{r,k,m}| = |h_{1,k,m} + \theta_{1,k,m} b_{1,k,m}|$$

[0096] 其中, $b_{1,k,m} = \text{diag}(G_{1,k,m}) h_{r,k,m}$, $\theta_{k,m} = [\theta_{k,m,1}, \dots, \theta_{k,m,N}] = [e^{j\phi_{k,m,1}}, \dots, e^{j\phi_{k,m,N}}]$, $|\theta_{k,m,n}| = 1$ 。然后, 根据三角不等式, 可以得到该问题的上界

$$|h_{1,k,m} + \theta_{1,k,m} b_{1,k,m}| \leq \sum_{n=1}^N |h_{1,k,m}| + |\theta_{1,k,m} b_{1,k,m}[n]|$$

[0097]

$$= \sum_{n=1}^N |h_{1,k,m}| + |b_{1,k,m}[n]|$$

[0098] 其中, $b_{1,k,m}[n]$ 为 $b_{1,k,m}$ 的第 n 个反射单元。则相位因子的上界为:

$$[0099] \quad \varphi_{k,m,n} = \arg(h_{1,k,m}) - \arg(b_{1,k,m}[n])$$

[0100] 其中, $\arg(*)$ 指相位因子。将 $\varphi_{k,m,n}$ 代入 $\theta_{1,k,m}$ 中, 得到卸载至RSU-1时的最佳IRS信道状态信息 $\theta_{1,k,m} b_{1,k,m}$ 以及 $|h_{1,k} + \theta_{1,k} b_{1,k}|$ 的值。卸载至RSU-2时的相移矩阵优化同理, 故在此不再赘述。

[0101] S32, 用户发射功率及计算能力优化。

[0102] 在得到相移矩阵的优化结果后, 设 $S_1 = |h_{1,k,m} + G_{1,k,m} \Theta_{1,k,m} h_{r,k,m}|^2$, $S_2 = |h_{2,k,m} + G_{2,k,m} \Theta_{2,k,m} h_{r,k,m}|^2$ 。仍以卸载至RSU-1为例, 将 S_1 代入原目标函数可得:

$$[0103] \quad \max_{f_{k,m}, p_{k,m}} \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \left(\frac{\tau f_{k,m}}{\alpha} + \tau B \log_2 \left(1 + \frac{p_{k,m} S_1}{\sigma^2} \right) \right)$$

$$[0104] \quad \text{s.t. } C1: \alpha \xi \tau f_{k,m}^3 + p_{k,m} \tau \leq E_{\max}, \forall k \in [1, K], \forall m \in [1, M]$$

$$[0105] \quad C2: 0 \leq p_{k,m} \leq p_{\max}$$

$$[0106] \quad C3: 0 \leq f_{k,m} \leq f_{\max}$$

[0107] 通过观察该问题, 可以发现当目标函数取得最大值时限制条件C1一定会取等号, 即 $\alpha \xi \tau f_{k,m}^3 + p_{k,m} \tau = E_{\max}$ 。所以, 根据 $p_{k,m} = E_{\max} / \tau - \alpha \xi f_{k,m}^3$, 将变量 $p_{k,m}$ 用变量 $f_{k,m}$ 表示后, 该问题可以等价于下式:

$$[0108] \quad \max_{f_{k,m}} \sum_{k=1}^K \sum_{m=1}^M \left(\frac{\tau f_{k,m}}{\alpha} + \tau B \log_2 \left(1 + \frac{|h_{1,k,m} + G_{1,k,m} \Theta_{1,k,m} h_{r,k,m}|^2 E_{\max}}{\sigma^2 \tau} \right) \right. \\ \left. - \frac{|h_{1,k,m} + G_{1,k,m} \Theta_{1,k,m} h_{r,k,m}|^2 \alpha \xi}{\sigma^2} f_{k,m}^3 \right)$$

$$[0109] \quad \text{s.t. } C2: 0 \leq E_{\max} / \tau - \alpha \xi f_{k,m}^3 \leq p_{\max}, \forall k \in [1, K], \forall m \in [1, M]$$

$$[0110] \quad C3: 0 \leq f_{k,m} \leq f_{\max}$$

$$[0111] \quad \text{设上述问题的目标函数为 } F(f_{k,m}), \text{ 令 } u = \frac{|h_{1,k,m} + G_{1,k,m} \Theta_{1,k,m} h_{r,k,m}|^2 E_{\max}}{\sigma^2 \tau},$$

$$v = \frac{|h_{1,k,m} + G_{1,k,m} \Theta_{1,k,m} h_{r,k,m}|^2 \alpha \xi}{\sigma^2}。 \text{ 则目标函数的一阶, 二阶导数分别为}$$

$$[0112] \quad F'(f_{k,m}) = \frac{\tau}{\alpha} - \frac{3\tau B v f_{k,m}^2}{\ln 2(1 + u - v f_{k,m}^3)}, \quad F''(f_{k,m}) = -\frac{6\tau B v \ln 2(1 + u) f_{k,m} + 3\tau B v^2 \ln 2 f_{k,m}^4}{(\ln 2)^2 (1 + u - v f_{k,m}^3)^2}$$

[0113] 其中, $F''(f_{k,m}) \leq 0$ 恒成立, 所以目标函数 $F(f_{k,m})$ 是凸函数。又因为 s.t. 条件C2, C3 显然为凸, 因此, 问题可以在 $F'(f_{k,m}) = 0$ 时取得最优解:

$$[0114] \quad \frac{\tau}{\alpha} = \frac{3\tau B v f_{k,m}^2}{\ln 2(1+u - v f_{k,m}^3)}$$

[0115] S33,基于上述,对于每个用户的每个时隙,根据用户到RSU-1的信道状态,首先通过相移矩阵优化求得智能反射面相移矩阵,代入原问题后再通过求解凸优化问题优化用户发射功率及计算能力,得到该时隙内的总处理比特数。同理求出任务卸载至RSU-2时的总处理比特数,比较卸载至RSU-1和卸载至RSU-2两种情况的总处理比特数,其中更大的值即为所求最大的总处理比特数,同时根据卸载情况可以确定卸载决策因子 $\varphi_{k,m}$ 的值,从而用 $\varphi_{k,m}$ 动态选择卸载RSU。

[0116] 综上,本实施例为了解决车联网用户经常移动到信号质量不佳的小区边缘,导致卸载链路变差,卸载效率降低的问题,提出了一种智能反射面辅助的车联网多MEC分集卸载策略,在该新型卸载策略中,通过引入IRS提高传输质量和任务卸载速率,并通过对比相邻两小区的信道状态,选择信道状态更好的RSU进行卸载,以降低直射径和IRS的反射径两条信道状态波动对卸载效率的影响,从而实现小区边缘车辆用户处理比特数的最大化。而且对信号以及卸载选择的主动调控,可以提升小区边缘车联网用户卸载链路的质量及稳定性。

[0117] 第二实施例

[0118] 本实施例提供一种电子设备,其包括处理器和存储器;其中,存储器中存储有至少一条指令,所述指令由处理器加载并执行,以实现第一实施例的方法。

[0119] 该电子设备可因配置或性能不同而产生比较大的差异,可以包括一个或一个以上处理器(central processing units,CPU)和一个或一个以上的存储器,其中,存储器中存储有至少一条指令,所述指令由处理器加载并执行上述方法。

[0120] 第三实施例

[0121] 本实施例提供一种计算机可读存储介质,该存储介质中存储有至少一条指令,所述指令由处理器加载并执行,以实现上述第一实施例的方法。其中,该计算机可读存储介质可以是ROM、随机存取存储器、CD-ROM、磁带、软盘和光数据存储设备等。其内存储的指令可由终端中的处理器加载并执行上述方法。

[0122] 此外,需要说明的是,本发明可提供为方法、装置或计算机程序产品。因此,本发明实施例可采用完全硬件实施例、完全软件实施例或结合软件和硬件方面的实施例的形式。而且,本发明实施例可采用在一个或多个其中包含有计算机可用程序代码的计算机可用存储介质上实施的计算机程序产品的形式。

[0123] 本发明实施例是参照根据本发明实施例的方法、终端设备(系统)、和计算机程序产品的流程图和/或方框图来描述的。应理解可由计算机程序指令实现流程图和/或方框图中的每一流程和/或方框、以及流程图和/或方框图中的流程和/或方框的结合。可提供这些计算机程序指令到通用计算机、嵌入式处理机或其他可编程数据处理终端设备的处理器以产生一个机器,使得通过计算机或其他可编程数据处理终端设备的处理器执行的指令产生用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的装置。

[0124] 这些计算机程序指令也可存储在能引导计算机或其他可编程数据处理终端设备

以特定方式工作的计算机可读存储器中,使得存储在该计算机可读存储器中的指令产生包括指令装置的制造品,该指令装置实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能。这些计算机程序指令也可装载到计算机或其他可编程数据处理终端设备上,使得在计算机或其他可编程终端设备上执行一系列操作步骤以产生计算机实现的处理,从而在计算机或其他可编程终端设备上执行的指令提供用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的步骤。

[0125] 还需要说明的是,在本文中,诸如第一和第二等之类的关系术语仅仅用来将一个实体或者操作与另一个实体或操作区分开来,而不一定要求或者暗示这些实体或操作之间存在任何这种实际的关系或者顺序。术语“包括”、“包含”或者其任何其他变体意在涵盖非排除性的包含,从而使得包括一系列要素的过程、方法、物品或者终端设备不仅包括那些要素,而且还包括没有明确列出的其他要素,或者是还包括为这种过程、方法、物品或者终端设备所固有的要素。在没有更多限制的情况下,由语句“包括一个……”限定的要素,并不排除在包括所述要素的过程、方法、物品或者终端设备中还存在另外的相同要素。

[0126] 最后需要说明的是,以上所述是本发明优选实施方式,应当指出,尽管已描述了本发明优选实施例,但对于本技术领域的技术人员来说,一旦得知了本发明的基本创造性概念,在不脱离本发明所述原理的前提下,还可以做出若干改进和润饰,这些改进和润饰也应视为本发明的保护范围。所以,所附权利要求意欲解释为包括优选实施例以及落入本发明实施例范围的所有变更和修改。

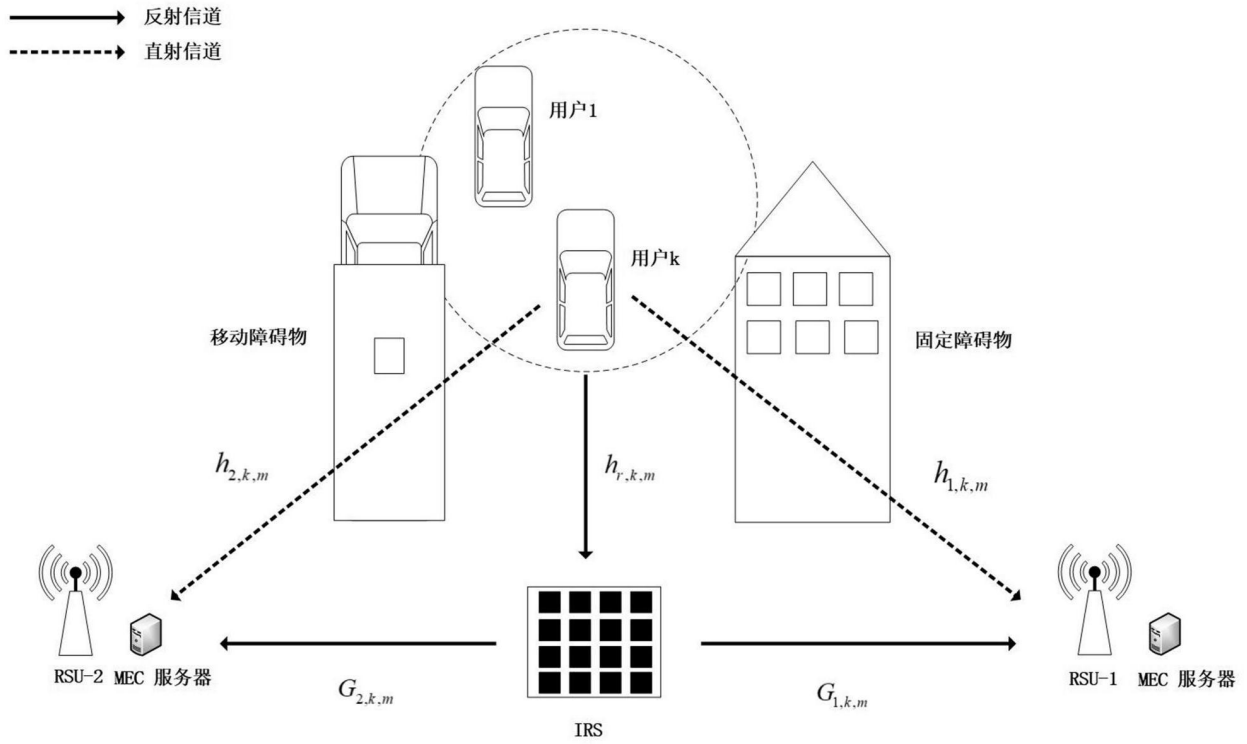


图1

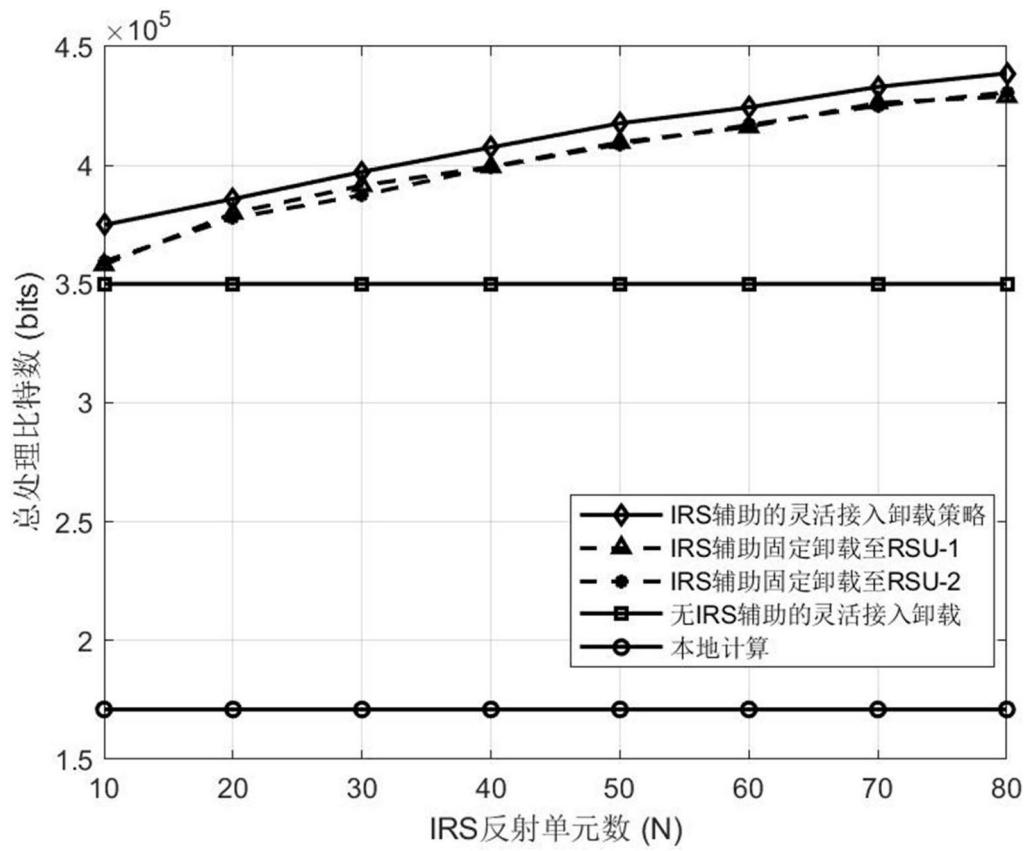


图2