

增强现实场景下移动边缘计算资源分配优化方法研究

余韵, 连晓灿, 朱宇航, 谭国平*

(河海大学 通信与信息系统研究所, 南京市 211100)

(gptan@hhu.edu.cn)

摘要: 针对高速数据量及计算量所带来时延和终端设备能耗问题, 提出了一种在上行链路采用等功率分配的传输方案。首先, 依据增强现实(AugmentReality, AR) 业务的协作属性建立了针对 AR 特性的系统模型; 其次, 详细分析了系统帧结构, 建立以最小化系统消耗总能量为优化目标的约束条件; 最后, 在保障延迟和功耗满足约束的条件下, 建立了基于凸优化的移动边缘计算(Mobile Edge Computing, MEC)资源优化求解数学模型, 从而获得最优的通信和计算资源分配方案。与独立传输相比, 该方案在最大延迟时间分别为 0.1s 和 0.15s 时的总能耗降幅均为 14.6%。仿真结果表明, 在相同条件下, 与基于用户独立传输的优化方案相比较, 考虑用户间协作传输的等功率 MEC 优化方案能显著减少系统消耗的总能量。

关键词: 增强现实; 移动边缘计算; 资源分配; 协作计算迁移; 凸优化

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

Resource Allocation Optimization Research for Augmented Reality Applications Based on Mobile Edge Computation

YU Yun, LIAN Xiaocan, ZHU Yuhang, TAN Guoping*

(Communication and Information Systems Institute, He Hai University, Nanjing Jiangsu 211100, China)

Abstract: Aiming at the delay caused by high-speed data and calculation and the energy consumption of terminal equipment, a transmission scheme with equal power allocation in the uplink was proposed. Firstly, based on the collaborative properties of Augment Reality (AR) services, a system model for AR characteristics was established. Secondly, the system frame structure was analyzed in detail, and the constraints to minimize the total energy consumption of the system were established. Finally, under the condition that the delay and power consumption satisfy the constraints, a mathematical model of mobile edge computing (MEC) resource optimization based on convex optimization was established to obtain the optimal communication and computing resource allocation scheme. Compared with independent transmission scheme, the total energy consumption of the scheme with a maximum delay time of 0.1s and 0.15s is both 14.6%. The simulation results show that under the same conditions, compared with the optimization scheme based on user independent transmission, the equal power MEC optimization scheme considering cooperative transmission between users can significantly reduce the total energy consumed by the system.

Keywords: Augment reality; mobile edge computing; resource allocation; collaborative computing migration; convex optimization

0 引言

增强现实(Augment Reality, AR)应用程序正在日渐发展, 且受到越来越多的关注, 因为它能将计算机生成的数据和现实世界通过硬件设备结合在一起。AR 应用对延迟是极其敏

收稿日期: 2018-08-06; 修回日期: 2018-08-16; 录用日期: 2018-08-16。

基金项目: 中国科学院上海微系统与信息技术研究所无线传感网与通信重点实验室开放课题资助项目(2016001); 中央高校基本科研业务费专项资金资助系统(2015B18914)。

作者简介: 余韵(1995—), 女, 浙江杭州人, 硕士研究生, 主要研究方向: 移动边缘计算;

作者简介: 连晓灿(1992—), 女, 福建泉州人, 硕士研究生, 主要研究方向: 移动边缘计算、移动自组网;

作者简介: 朱宇航(1998—), 男, 安徽安庆人, 本科, 主要研究方向: 移动边缘计算;

作者简介: 谭国平(1975—), 男, 湖南澧县人, 副教授, 博士, CCF 会员, 主要研究方向: 移动自组网、无线多媒体通信、随网络优化与控制、网络信息论。

本刊网络出版时间 yyyy-mm-dd。本刊网络出版地址:

知网网络出版时间 yyyy-mm-dd hh:mm:ss。知网网络出版地址。

感的, 而且对计算和通信的要求都很高。并且, 在移动设备上执行 AR 应用时, 在对移动设备电池的消耗方面^[1-3], 一直无法满足用户的期望。为了解决这个问题, [3-6]已经提出了采用移动边缘计算的方法来解决目前遇到的问题, 用户将运行 AR 应用涉及到的大量数据的计算迁移到就近与基站相连的云服务器上执行, 同本地计算相比可节省本地能量的消耗, 与中央云计算相比, 可减少传输延迟时间。

[7-8]的工作表明, 通过对通信资源和计算资源的分配进行联合优化, 可能在时延约束下显著降低移动能量消耗。他们的工作能在多个用户独立运行通用应用程序上应用。但是, AR 应用程序有其独特的性质, 所有的用户都可能上传和下载一部分相同的数据, 且其计算任务也在一个或多个服务器上共享。因此, 可以通过联合优化通信和计算资源来减少通信和计算开销^[9]。

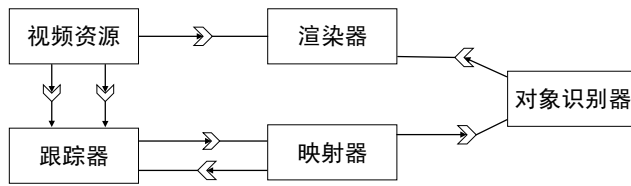


图1 AR 应用元件模型示意图

Fig. 1 Example of component-based model of AR application

AR 应用程序通过移动设备的屏幕和摄像头将一些计算机图像叠加到现实世界的影像中, 图 1 所示的框图说明了这一过程。完成这一过程需要五个组成部分^{[3]、[4]}: 1) 视频源, 它可以先从移动摄像机中获得原始的视频帧; 2) 跟踪器, 在当前环境下识别并跟踪用户的相对位置; 3) 映射器, 对当前所处环境建立一个模型; 4) 对象识别器, 识别当前环境中的已知物体; 5) 渲染器, 显示处理过的帧。视频源和渲染器组件必须在移动设备中执行, 而计算量最大的跟踪器、映射器和对象识别器组建所进行的计算可以卸载到云端进行。此外, 如果对任务进行卸载, 映射器和对象识别器可以从处在相同地理位置的所有用户设备中收集输入, 限制用户上行链路中传输的冗余信息。此外, 映射器和对象识别器计算的结果可以从云端组播到下行链路中所有同位置的用户。

在文中, 与以前的论文[7]和[8]不同, 文中明确地说明了 AR 应用程序的协作性, 以此来解决在延迟约束条件下, 通过通信和计算资源分配最大限度地减少移动能耗的问题^{[10]、[11]}。文献[9]中采用连续凸近似方法求解移动能耗最小化问题, 求解方式复杂。第一节介绍了系统模型。第二节描述了系统的帧结构, 第三节给出上行链路等功率传输方法并提出了一些约束条件。第四节提供了实验结果, 与连续凸近似方案进行性能比较^[9]。第五节对文中提出的模型进行了总结, 提出了未来的研究方向。

1 系统模型

本节中给出了 AR 场景下的移动边缘计算模型, 如图 2 所示^{[7]、[8]}。其中, 考虑一个基站下, 共有 K 个用户运行 AR 应用, 用户集合为 $K = \{1, 2, \dots, K\}$, 基站配有一个高计算能力的云服务器用于处理用户上传的数据。云端服务器连接到单天线基站, 通过频率平坦的衰落信道, 使用时分双工 (Time Division Duplexing, TDD) 为小区中的所有用户提供服务。在第一部分所介绍内容的基础上, 本文假设迁移的应用程序共享输入, 输出和计算任务, 它们与跟踪器, 映射器和对象识别器组件有关。本节具体介绍了传输过程中的协作性^[12]。

1.1 上行链路传输

当一个区域内用户 $k \in K$ 运行 AR 应用时, 要将待处理数据如对象识别的输入比特 D_k^u 发送至云服务器进行处理^[12],

假设其中有一部分输入比特 D_s^u 在各个用户的输入比特中是相同的, 这就意味着这部分数据可以由该区域中的所有用户协同传输, 而不需要多个用户重复上传。本文将这部分相同的输入比特称为共享输入比特 D_s^u , 且 $D_s^u \leq \min_k \{D_k^u\}$,

每个用户 k 协同传输部分共享输入比特 $D_{s,k}^u$, 且

$$\sum_{k=1}^K D_{s,k}^u = D_s^u. \quad \text{则每个用户 } k \text{ 独立上传的输入比特为}$$

$$\Delta D_k^u = D_k^u - D_{s,k}^u.$$

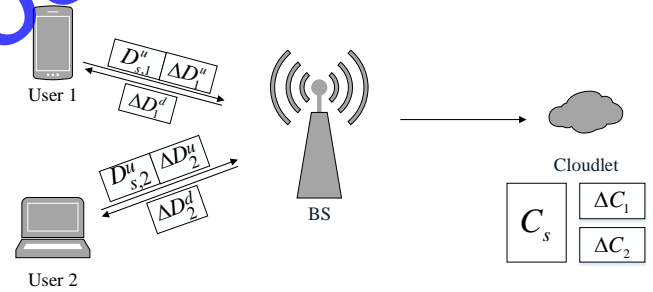


图2 AR 应用的移动边缘计算卸载和计算共享

Fig. 2 Mobile edge computation offloading and computing sharing in AR applications

1.2 云服务器处理过程

云服务器对用户上传的数据进行处理产生用户所需要的输出比特^[13]。云服务器处理用户 k 的输入比特 D_k^u 需要的 CPU 周期数为 C_k , 假设其中有一部分 CPU 周期数用于计算产生所有用户需要的输出比特上, 例如对用户重合的环境模型进行更新处理。本文将这部分 CPU 周期数称为共享 CPU 周期数 C_s , 且 $C_s \leq \min_k \{C_k\}$, 则有 $\Delta C_k = C_k - C_s$ 个 CPU 周期数是用于计算用户 k 单独需要的输出比特。

1.3 下行链路传输

部分输出比特需要传递给所有用户^[14]。例如,处于同一地理位置的用户需要映射器组件的输出比特来进行地图更新。为用模型来描述这一场景,本文假设 $D_s^d \leq \min_k \{D_k^d\}$ 输出比特可以多播方式发送给小区内的所有用户,同时 $\Delta D_k^d = D_k^d - D_s^d$ 个比特需要以单播方式发送给每个用户 k 。

2 系统传输处理过程

图3详细描述了系统的帧结构。如图3所示,在数据帧中,首先执行共享的通信和计算任务,然后执行传统的独立迁移任务,如下所述。

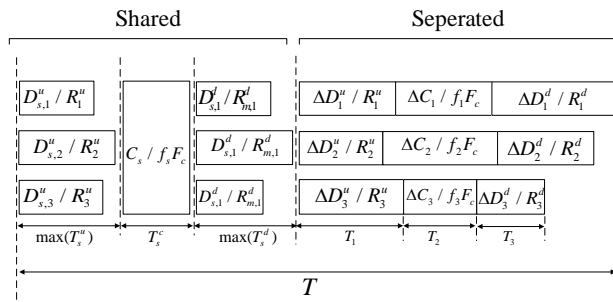


图3 K=3 时计算共享下的帧结构

Fig. 3 Data frame structure for computation sharing system with K=3 users

2.1 传输速率

假设信道状态在传输过程中保持不变,令 α_k 为用户 k 到基站间的信道增益, α_k 为其归一化数值,则上行数据传输速率如公式(1)所示:

$$R_k^u(P_k^u) = B^u \alpha_k \log_2 \left(1 + \frac{\alpha_k' P_k^u}{N_0 B^u \alpha_k} \right) \quad (1)$$

其中 P_k^u 是用户 k 的移动设备的发射功率, B^u 为分配给用户 k 的传输带宽,令 B^u 为上行传输总带宽,则 $\sum_{k=1}^K B_k^u = B^u$, N_0 为噪声功率谱密度。

对于共享输出比特 $D_{s,k}^d$,可以通过多播的方式发送给所有用户。则下行多播的数据传输速率如公式2所示:

$$R_{m,k}^d(P_m^d) = B^d \log_2 \left(1 + \frac{\alpha_k' P_m^d}{N_0 B^d} \right) \quad (2)$$

其中, P_m^d 为下行多播传输功率, B^d 为下行传输总带宽。

对于单独发送给用户 k 的输出比特 D_k^d ,则是通过单播的方式发送。则下行单播的数据传输速率如公式3所示:

$$R_k^d(P_k^d) = B^d \alpha_k \log_2 \left(1 + \frac{\alpha_k' P_k^d}{N_0 B^d \alpha_k} \right) \quad (3)$$

其中, P^d 为对应用户 k 的下行传输功率, B^d 为分配给用户 k 的下行传输带宽,且 $\sum_{k=1}^K B_k^d = B^d$ 。

2.2 传输和处理时间

定义用户 k 上传部分共享输入比特 $D_{s,k}^u$ 所需时间 T_s^u 为: $T_s^u = D_{s,k}^u / R_k^u(P_k^u)$ 。

云服务器执行共享 CPU 周期数所需时间 T_s^c 为: $T_s^c = C_s / (f_s F_c)$, 其中, F_c 为云服务器的总处理能力, f_s 为云服务器分配用于执行共享 CPU 周期数的比例因子。

用户 k 接收到多播的共享输出比特 D_s^d 所需时间 T_s^d 为: $T_s^d = D_s^d / R_{m,k}^d(P_m^d)$ 。

同理可得,用户 k 独立上传剩余的比特数 ΔD_k^u 所需时间 T_1 为: $T_1 = \Delta D_k^u / R_k^u(P_k^u)$ 。

云服务器执行用户 k 单独的 CPU 周期数所需时间 T_2 为: $T_2 = \Delta C_k / (f_k F_c)$, 其中, f_k 为云服务器分配用于执行不同用户 k 的独立 CPU 周期数的比例因子,且 $\sum_{k=1}^K f_k \leq 1$ 。

用户 k 接收到单播的输出比特数 ΔD_k^d 所需时间 T_3 为: $T_3 = \Delta D_k^d / R_k^d(P_k^d)$ 。

由上可知,在该系统内,用户 k 进行移动边缘计算所需要的延迟时间 T 为:

$$T = \max_k (T_s^u) + T_s^c + \max_k (T_s^d) + (T_1 + T_2 + T_3) \quad (4)$$

2.3 传输能量消耗

用户进行移动边缘计算产生的能耗在于上行数据传输和下行数据接收。

用户 k 由于上行数据传输产生的能量为:

$$E_k^u(D_{s,k}^u) = \left(\frac{D_{s,k}^u + \Delta D_k^u}{R_k^u(P_k^u)} \right) (P_k^u) \quad (5)$$

用户 k 由于下行数据接收产生的能量为:

$$E_k^d(P_k^d, P_m^d) = \left(\frac{\Delta D_k^d}{R_k^d(P_k^d)} + \frac{D_s^d}{R_{m,k}^d(P_m^d)} \right) I_k^d \quad (6)$$

其中, I_k^d 是用户 k 每秒捕获下行数据所消耗的能量。

3 上行等功率分配

考虑每个用户上行传输功率为一个固定值, 用户 k 的上下行带宽与其信道增益成比例变化^[15], 设优化变量包括用户 k 上传的部分共享输入比特数 D_k^s , 云服务器分配用于执行共享 CPU 周期数的比例因子 f_s , 云服务器分配用于执行不同用户 k 的独立 CPU 周期数的比例因子 f_k , 基站对应于用户 k 的下行传输功率 P_k^d 和用于多播的下行功率 P_m^d 。

考虑以下最优化问题^[16]:

$$\begin{aligned} \min_z \quad & \sum_{k \in K} E_k^u(D_{s,k}^u) + E_k^d(P_k^d, P_m^d) \\ \text{s.t.} \quad & T \leq T_{\max}, \\ & \sum_{k \in K} f_k \leq 1; 0 \leq f_s \leq 1; f_k \geq 0, \forall k \in K, \\ & \sum_{k \in K} D_{s,k}^u = D_s^u; \\ & \sum_{k \in K} P_k^d \leq P_{\max}^d; P_m^d \leq P_{\max}^d; P_k^u \leq P_{\max}^u, \forall k \in K \end{aligned} \quad (7)$$

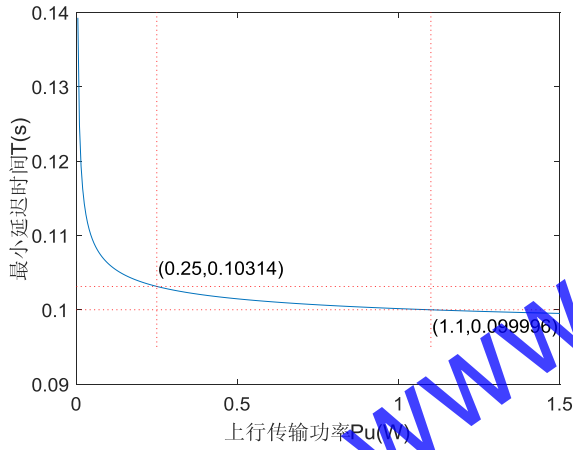


图4 上行传输功率与最小延迟时间关系图

Fig. 4 Uplink transmit power versus the minimum delay time

4 仿真与性能分析

本节给出了基于移动边缘计算, 在采用上行传输等功率分配方法的情况下, 利用 AR 应用的协作特性得到用户终端总能耗最小化的结果。考虑一个小区内, 有 8 个用户正在运行 AR 应用, 用户随机分布在小区内, 无线信道满足瑞利衰落^[17]。仿真参数设置由表 1 给出。

本文提出以共享因子 n 作为用户进行计算迁移程度的指标, n 是共享比特与总比特的比值, $n=0$ 时用户进行独立计算迁移, $n=1$ 时, 所有比特均为共享比特, 用户进行完全共享的计算迁移。

4.1 以最小化延迟时间为目标函数

本文中首先以最小化延迟时间为目标函数, 对共享因子 $n=0$ 即用户独立进行计算迁移的情况进行仿真, 采用等功率分配方法, 得到使用不同上行传输功率时系统能够达到的最小延迟时间。仿真结果如图 4 所示。

由图 4 可知, 采用等功率分配方法, 要使延迟时间约束在 0.1s 内, 上行传输功率至少需要满足 1.1W; 当延迟时间约束在 0.15s 内时, 以较小的上行传输功率就可以满足传输要求。本文中考虑用户上行传输功率最大为 0.25w, 由图可知, 延迟时间约束至少为 0.104s。

表1 实验仿真参数设置

Tab. 1 Simulation parameter setting

仿真参数	仿真数值	单位
用户数 k	8	
噪声功率谱密度 N_0	1×10^{-10}	
共享因子 n	{0,0.1,...,1}	
上下行信道总带宽 B^u 、 B^d	1×10^8	Hz
上行用户最大传输功率 P_{\max}^u	0.25	W
下行基站最大传输功率 P_{\max}^d	20	W
云计算能力 F_c	10^{11}	CPU 周期/s
下行用户接收数据能量 I_k^d	0.625	J/s
每个用户需上传数据量 D_k^u	10^6	bit
每个用户需接收数据量 D_k^d	10^6	bit

若考虑文献[9]中的模型, 以最小化延迟时间为目标函数, 可以得到采用不同共享因子时系统能够达到的最小延迟时间的仿真结果, 如图 5 所示。

由 5 图可知, 在相同仿真条件下, 文献[9]中将上行传输功率作为优化参数, 带宽平均分配, 在共享因子 $n=0$ 时, 可使延迟时间约束在 0.1s 内。

4.2 以最小化用户总能耗为目标函数

以最小化用户总能耗为目标函数, 在 3.1 节的基础上, 分别对延迟时间约束为 $T=0.1s$ 和 $T=0.15s$ 的情况下进行仿真。仿真时, 采用了连续凸近似方法和上行等功率传输方法进行对比, 图 6 和图 7 分别是延迟时间约束为 $T=0.1s$ 和 $T=0.15s$ 下的仿真对比图。

由图 6 可知, 当最大延迟时间限制为 0.1s 时, 考虑用户上行传输功率最大为 0.25w 的情况下, 当上行传输功率控制在 0.25w 内时, 共享因子 $n=0$ 的情况下采用上行等功率分配方法是无法满足传输要求的。当传输功率递减时, 总能耗也递减, 但在延时时间约束下, 共享因子较小时, 总数据量较大的情况无法满足传输要求。

由图 7 可知, 当最大延迟时间限制为 0.15s 时, 采用上行等功率分配方法, 用户传输功率均为 0.05w 时, 与文献[9]中的连续凸近似方法的总能耗较为接近。但当上行传输功率取较小的值时, 例如上行传输功率为 0.005w 时, 采用上行等

功率方法得到的用户总能耗是小于文献中[9]中连续凸近似方法的用户总能耗,并且是能够满足传输需求的。

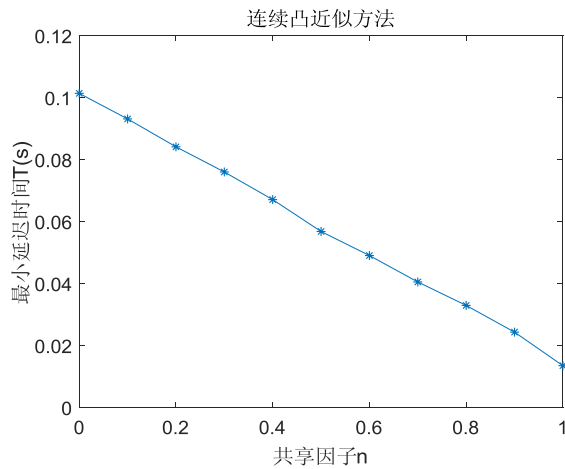


图5 共享因子与最小延迟时间关系图

Fig. 5 Sharing factor versus the minimum delay time

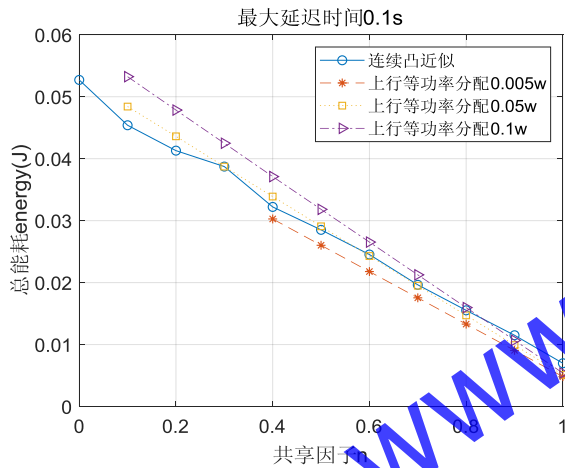


图6 最大延迟时间为 0.1s 时, 共享因子与总能耗关系

Fig. 6 Sharing factor versus the sum-energy consumption when maximum time delay is 0.1s

由图 6 和图 7 的对比图可以发现,随着 n 的增大,采用不同的上行等功率传输得到的用户总能耗差距在不断减小,这是由于用户总能耗与上行传输功率和传输比特数成正比。在上行数据传输考虑共享因子的情况下,用户需要传输的比特数随 n 的增大而减小。因此,当 n 不变时,用户传输的比特数不变,随着上行传输功率的增大,总能耗增大;当上行传输功率不变时,随着 n 的增大,用户传输的比特数减小,总能耗减少;综合两个因素,随着 n 增大时,用户传输比特数减少,增大功率带来总能耗的增大效果越来越不明显。

同时,采用上行等功率分配方法的情况下,只需要求解器进行一次求解就可以得到最优化结果,而采用连续凸近似的方法,需要通过多次迭代求解来逼近最优结果,通过仿真发现,在精度 $\varepsilon=10^{-4}$ 的情况下,通常迭代次数在 1 至 30 次之间,即采用连续凸近似方法的求解时间是采用上行等功率分配方法的倍数关系。

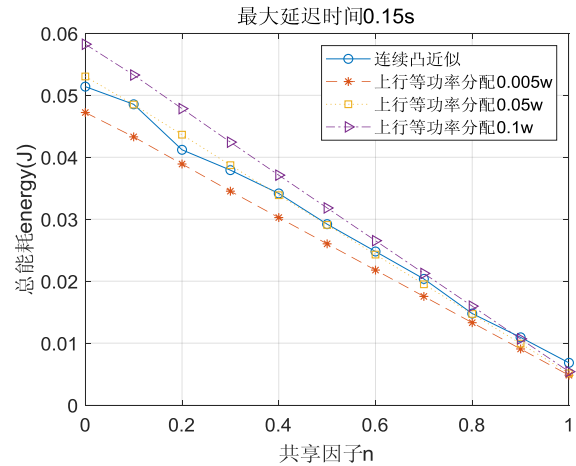


图7 最大延迟时间为 0.15s 时, 共享因子与总能耗关系

Fig. 7 Sharing factor versus the sum-energy consumption when maximum time delay is 0.15s

5 结语

本文针对 AR 场景中存在的协作传输特性,在基于移动边缘计算情况下,将带宽与信道增益相结合,对用户带宽进行分配,并采用上行链路等功率传输方法建立最小化用户总能耗优化函数,通过该凸优化问题进行求解,得到最优的资源分配方案。与用户独立进行移动边缘计算相比,用户协作传输方案可明显减少用户设备总能耗,同时,在采用上行链路等功率传输方法的情况下,与连续凸近似相比可减少系统运算时间,且在一定的延迟要求下,以较小的功率满足传输要求。

参考文献

- [1] SHOAIB H, JAFFRY S W. A Survey of Augmented Reality[C]. Proceedings of the 2015 International Conference on Virtual and Augmented Reality, New York: ACM, 2015:73-82.
- [2] FAN P, WANG J, ZHENG Z, et al. Toward Optimal Deployment of Communication-Intensive Cloud Applications[C]. Proceedings of the 2011 International Conference on Cloud Computing. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2011:460-467.
- [3] MAHMUD M R, AFRIN M, RAZZAQUE M A, et al. Maximizing quality of experience through context-aware mobile application scheduling in cloudlet infrastructure[J]. Software—practice & Experience, 2016, 46(11):1525-1545.
- [4] JAIN P, MANWEILER J, CHOUDHURY R R. OverLay: Practical Mobile Augmented Reality[C]. Proceedings of the 2015 International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services. New York: ACM, 2015:331-344.
- [5] LUKOSCH S, ALEM L, ALEM L, et al. Collaboration in Augmented Reality[J]. Computer Supported Cooperative Work, 2015, 24(6):515-525.
- [6] GAI K, QIU M, ZHAO H, et al. Dynamic energy-aware cloudlet-based mobile cloud computing model for green computing[J]. Journal of Network & Computer Applications, 2016, 59(C):46-54.
- [7] MARSCH P, ROST P, FETTWEIS G. Application driven joint uplink-downlink optimization in wireless communications[M]. Berlin: Workshop on Smart Antennas, 2009:361-368.

- [8] SARDELLITTI S, SCUTARI G, BARBAROSSA S. Joint optimization of radio and computational resources for multicell mobile cloud computing[C]. Proceedings of the 2014 International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications. Piscataway, NJ: IEEE, 2014:89-103.
- [9] AL-SHUWAILI A, SIMEONE O. Energy-Efficient Resource Allocation for Mobile Edge Computing-Based Augmented Reality Applications[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2017, PP(99):398-401.
- [10] GESUALDO S, FRANCISCO F, LORENZO L. Parallel and Distributed Methods for Constrained Nonconvex Optimization—Part I: Theory[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65(8):1929-1944.
- [11] CANNELLI L, FACCHINEI F, KUNGURTSEV V, et al. Asynchronous Parallel Algorithms for Nonconvex Big-Data Optimization. Part II: Complexity and Numerical Results[EB/OL]. [2017-1-19], <https://arxiv.org/pdf/1701.04900.pdf>.
- [12] 孟凤娇, 钟志军, 蔡玉俊, 等. 基于路由算法均衡物联网传感器节点能耗的分析研究[J]. 物联网技术, 2016, 6(6):38-40. (MENG F J, ZHONG Z J, CAI Y J, et al. Analysis and Research on Equilibrium Energy Consumption of IoT Sensor Nodes Based on Routing Algorithm[J]. Internet of Things technology, 2016, 6(6):38-40.)
- [13] 郭丹. 基于移动云计算技术的移动设备能耗优化研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2014. (GUO D. Research on Energy Consumption Optimization of Mobile Devices Based on Mobile Cloud Computing Technology[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2014.)
- [14] 黎二荣. 移动云计算环境下即时通讯框架的研究与实现[D]. 北京: 中国地质大学, 2014. (LI E R. Research and Implementation of Instant Messaging Framework in Mobile Cloud Computing Environment[D]. Beijing: China University of Geosciences, 2014.)
- [15] GAO D Y, NING R, SHERALI H D. Solutions and optimality criteria for nonconvex constrained global optimization problems with connections between canonical and Lagrangian duality[M]. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 2009, 45(3):473-497.
- [16] BOYD, VANDENBERGHE, FAYBUSOVICH. Convex Optimization[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2006, 51(11):1859-1859.
- [17] DEMESTICHAS P, GEORGAKOPOULOS A, KARVOUNAS D, et al. 5G on the Horizon: Key Challenges for the Radio-Access Network[J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2013, 8(3):47-53.

This work is partially supported by the Wireless Sensor Network and Communication Key Laboratory Open Project Fund of Shanghai Institute of Microsystem and Information Technology Chinese Academy of Science(2016001), the Fundamental Research Funds for the Central University(2015B18914).

YU Yun, born in 1995, master candidate. Her research interests include mobile edge computing.

LIAN Xiaocan, born in 1992, M.S. candidate. Her research interests include mobile edge computing, mobile ad hoc networks.

ZHU Yuhang, born in 1998, B.S. candidate. His research interests include mobile edge computing.

TAN Guoping, born in 1975, Ph. D., professor. His research interests include ad hoc networks, wireless multimedia