

面向用户的无人机辅助 MEC 网络性能优化

薛建彬, 武清清, 张海军*

(兰州理工大学 计算机与通信学院, 甘肃 兰州 730050)

摘要:针对具有高视距和高机动性特性的无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)辅助移动边缘计算(mobile edge computing, MEC)进行空-地高效数据通信系统中无人机能耗对通信质量造成直接影响和多用户多业务需求的问题,提出了一种在确保用户体验性的前提下最小化系统能耗的交替迭代优化算法,通过建立包含无人机轨迹、信道模型、本地计算模型、计算卸载模型和无人机能耗五个子模型的 UAV-MEC 网络系统,联合优化无人机轨迹、用户卸载量和无人机功率,对系统能耗进行了优化。通过仿真结果表明了在与已有基准方案相比较时,终端用户的计算能耗减少了35%,系统性的整体性能得到了显著改善。

关键词:移动边缘计算;无人机通信;用户 QoE;系统能耗;多业务需求

中图分类号:TN92 文献标志码:A 文章编号:1001-2486(2024)06-166-08

User-oriented UAV-aided MEC network performance optimization

XUE Jianbin, WU Qingqing, ZHANG Haijun*

(School of Computer and Communication, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: Aiming at the problem that the energy consumption of UAV (unmanned aerial vehicle) with high visual range and high maneuverability characteristics in the air ground efficient data communication system assisted by MEC (mobile edge computing) of UAV with high visual range and high mobility characteristics has a direct impact on the communication quality and multi-user and multi service requirements, an alternating iterative optimization method was proposed to minimize the system energy consumption on the premise of ensuring user experience. By establishing a UAV-MEC network system containing five sub models of UAV trajectory, channel model, local computing model, computing unloading model and UAV energy consumption, the UAV trajectory, user unloading volume and UAV power were jointly optimized. The system energy consumption was optimized. The simulation results show that compared with existing benchmark schemes, the computational energy consumption of end users reduce by 35%, and the overall performance of the system is improved.

Keywords: mobile edge computing; UAV communication; QoE of users; system energy consumption; multi-business requirement

随着移动通信设备和各类传感器技术的不断革新发展,海量的数据应运而生^[1]。由于移动终端有限的计算能力和电池容量,在终端上处理这些数据显然是不适宜的^[2-4]。

为了解决上述的算力和能耗问题,移动边缘计算(mobile edge computing, MEC)给广大研究者提供了一个可靠的解决思路^[5-6]。然而,当移动终端决定将其任务卸载到移动边缘端时,距离移动终端最近的边缘服务器可能不是最佳的选择,因为看似最佳的卸载服务器,其通信的信道环境由于较多的访问会出现堵塞、干扰等情况^[7-9],

这将不能满足远端用户任务的卸载需求。因此,设计一个适合任务卸载的更加有效的通信方案是必需的。近年来,无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)以其灵活的部署性和高效的空-地视距链路环境受到了无线通信领域专家的广泛关注^[10-11]。文献[12]考虑了一个空-地一体化的新移动边缘计算框架,展示了基于实际道路的计算能力和通信的显著性能的改进。关于无人机辅助通信的研究也已取得了不错的成果,例如有关无人机辅助 MEC 系统进行任务卸载的研究。文献[13]为了应对计算密集型任务,在减少用户能

收稿日期:2022-05-31

基金项目:甘肃省自然科学基金资助项目(20JR10RA182)

第一作者:薛建彬(1973—),男,甘肃会宁人,教授,博士,博士生导师,E-mail:xuejb@lut.edu.cn

*通信作者:张海军(1994—),男,甘肃静宁人,硕士研究生,E-mail:hjzmaster@163.com

引用格式:薛建彬,武清清,张海军.面向用户的无人机辅助 MEC 网络性能优化[J].国防科技大学学报,2024,46(6):166-173.

Citation:XUE J B, WU Q Q, ZHANG H J. User-oriented UAV-aided MEC network performance optimization [J]. Journal of National University of Defense Technology, 2024, 46(6): 166-173.

耗和提高计算能力的情况下优化了计算效率。类似地,在 UAV 辅助 MEC 通信系统的部分卸载和二元卸载模式下,优化了计算速率^[14],但是,该文献的约束条件太多,实用性不强。目前已有的研究成果表明了无人机作为空中基站的应用,为解决远端用户将任务卸载到近端服务器的通信链路不适宜的问题提供了非常好的解决办法^[15-19]。具体而言,文献[15]考虑了无人机的部署问题,通过调整无人机的位移方向和距离,达到服务小区中用户数量最多的空扇区域要求以解决空地通信链路问题,但是该研究没有考虑到边缘用户的体验质量(quality of experience, QoE)要求和系统的供能问题。文献[16]研究了固定翼无人机通过改变其高度进行通信的能效问题,但是缺少对无人机的轨迹优化问题的考虑,且在追求高能效的同时忽略了高通信速率和低延迟的要求。文献[17]针对无人机之间的干扰,基于几何规划(geometrical programming, GP)原理和连续凸逼近(successive convex approximation, SCA)技术提出了一种优化频谱效率的算法。与文献[17]类似的是,文献[18]考虑了 UAV 辅助 MEC 通信系统的安全性问题,但是没有考虑无人机轨迹的变化对系统的能效的影响。文献[19]设计了一种多无人机的 MEC 模型,研究了最小化平均任务响应时间问题,但是没有考虑多无人机运行的能耗问题。以上这些研究成果,均有意无意地忽略了能耗对通信质量造成的直接影响这一问题。然而,由于无人机自身尺寸限制,其能量有限,在“绿色通信”的大环境下,严重地影响了用户的体验质量。基于上述问题,目前已有一些研究者关注到了无人机能耗的问题。文献[20-21]中,研究者关注了无人机辅助无线通信网络的场景,通过联合优化无人机轨迹和卸载决策等影响变量,讨论了限制场景下的系统能耗问题。文献[22]中,研究者关注无人机执行任务时的飞行状态,在时延的能耗的约束下,联合优化任务分配比和无人机轨迹,降低用户终端的能耗。在文献[23]中,利用非线性有源自回归(nonlinear autoregressive exogenous, NARX)神经网络对无人机 MEC 的能耗进行时间序列预测。与文献[23]类似的是,文献[24]中的作者为了降低机器类通信(machine type communication, MTC)设备的能耗,设计了一种遵循 MEC 框架的自适应不连续接收(adaptive discontinuous reception, ADRX)算法,然而该算法的复杂度过高,不适合大范围推广。综上所述,以上研究成果中只关注了单一的用户需求,没有考

虑到不同应用下不同的业务需求,例如远用户的卸载以及下载需求会因为应用场景的不同而不一样,即没有考虑到针对不同通信环境的需求做出相应的解决措施。因此,为了满足远用户的服务需求,必须合理的分配资源。

针对以上研究成果暴露出的各种缺陷而造成用户 QoE 低下的问题,本文做出了以下改进。首先,为了防止用户任务中断,本文在无人机能耗的约束下保证了用户的信息传输需求,例如速率和可靠性需求。其次,无人机向用户提供服务时,由于用户间存在干扰,串行干扰消除技术比较复杂,非法用户不具备这项技术,不能准确捕获用户信息,为了确保用户信息的安全性,本文用户采用频分多址(frequency division multiple access, FDMA)的方式进行传输,利用用户间的相互干扰保证了用户的信息安全。综上所述,本文在保证用户 QoE 的情况下,建立了一个包含无人机轨迹、信道模型、本地计算模型、计算卸载模型和无人机能耗五个子模型的 UAV-MEC 网络系统,通过联合优化无人机轨迹、用户卸载量和无人机功率,基于块坐标下降法,提出了一种交替迭代优化算法对系统能耗进行了优化。

1 系统模型

系统模型如图 1 所示,无人机被部署为移动基站,为均匀分布在地面上 $10\text{ m} \times 10\text{ m}$ 的矩形区域内的用户提供卸载和下载服务。地面用户配备单天线,无人机配备双天线,即一根接收天线,一根发射天线。值得深思的是,目前不断更新升级的终端应用有不同的服务需求,固定部署基站已经不能满足复杂环境以及所有用户的服务需求。由此,本文利用无人机覆盖范围广、适应环境能力强的特点,将 MEC 装配在 UAV 上建立空中移动基站,为有着不同终端应用需求的用户提供服务。

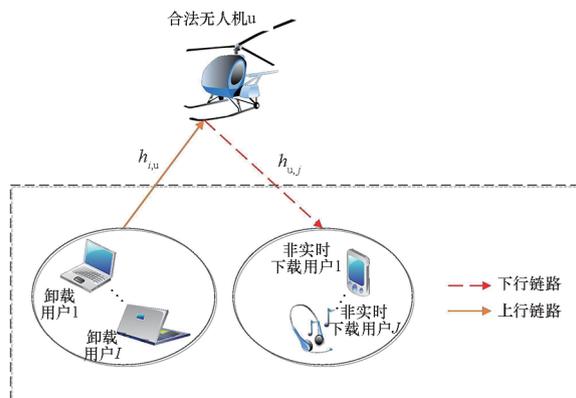


图 1 系统模型

Fig. 1 System model

本文假设卸载用户的集合为 $M = \{1, 2, \dots, i, \dots, I\}$, 为了方便无人机的轨迹优化, 本文将任务时间 T 等分为 N 个相同的时隙 τ , 每个时隙中卸载用户采用时分多址 (time division multiple access, TDMA) 的方式进行传输, 每个用户的上传时间设为 τ/I . 同时, 非实时下载用户的集合为 $R = \{1, 2, \dots, j, \dots, J\}$, 非实时下载用户不需要一直连续从无人机端下载任务, 只需要保证用户体验质量即可. 每个时隙 UAV 使用 TDMA 和 FDMA 的方式接收和下发数据. 在不丧失通用性的情况下, 地面卸载用户的坐标为 $w_i = (x_i, y_i)$, $i \in M$, 非实时下载用户的水平坐标为 $z_j = (x_j, y_j)$, $j \in R$. 无人机的飞行位置随时间变化, 假设 n 时隙下无人机的三维坐标为 $w_q = (q(n), H)$, 这里有:

$$q(n) = (x(n), y(n)), 0 \leq n \leq T \quad (1)$$

1.1 无人机轨迹

为了方便理解, 本文近似地将一个时隙内的无人机位置看作恒定不变, 假设无人机的最大飞行速度为 v_{\max} , 由此, 无人机飞行速度需要满足以下约束条件:

$$\|q(n) - q(n-1)\| \leq v_{\max} \tau \quad (2)$$

为了方便无人机下一轮调度, 无人机完成一轮任务后返回起始位置, 因此, 无人机轨迹需要满足条件:

$$q(0) = q(N) \quad (3)$$

1.2 信道模型

在时隙 $n \in [0, N]$ 中, 从 UAV 到用户的距离可以分别表示为:

$$d_i(n) = \sqrt{\|q(n) - w_i\|^2 + H^2}, i \in M \quad (4)$$

$$d_j(n) = \sqrt{\|q(n) - z_j\|^2 + H^2}, j \in R \quad (5)$$

在时隙 $n \in [0, N]$ 中, 从 UAV 到用户的信道功率增益遵循自由空间的路径损耗模型可以表示为:

$$h_{i,u}(n) = \frac{\beta_0}{d_i^2(n)}, i \in I \quad (6)$$

$$h_{u,j}(n) = \frac{\beta_0}{d_j^2(n)}, j \in J \quad (7)$$

其中, β_0 表示参考距离 $d = 1$ m 处的信道功率.

因此, 在无人机处接收到的传输速率和在用户 j 处接收的信号传输速率分别计算如下:

$$R_{i,u}[n] = B_i \log_2 \left(1 + \frac{p_i(n) h_{i,u}(n)}{\sigma^2 + \sum_{j=1}^J \lambda_j(n) p_j(n) h_u(n)} \right) \quad (8)$$

$$R_{u,j}[n] = B_j \log_2 \left(1 + \frac{h_{u,j}(n) p_j(n)}{\sigma^2 + \sum_{i=1}^I \lambda_i(n) p_i(n) h_{i,j}(n)} \right) \quad (9)$$

其中, $p_i(n)$ 和 $p_j(n)$ 分别表示用户的发射功率和无人机的发射功率, B_i 和 B_j 分别表示用户 i 和用户 j 的占用带宽, σ^2 是接收机处加性高斯白噪声 (additive white Gaussian noise, AWGN) 的功率, $h_u(n)$ 表示无人机自干扰损耗, $h_{i,j}(n)$ 表示卸载用户干扰损耗. 本文设定一个时隙最多可以有一个用户下载任务, 因此, 需要请求下载服务的用户需要满足以下约束条件:

$$\begin{cases} \sum_{n=1}^N \lambda_j(n) \leq 1 \\ \lambda_j(n) \in \{0, 1\} \\ \lambda_j(n) \geq 0 \end{cases} \quad (10)$$

如果 $\lambda_j(n) = 1$, 则 n 时隙用户 j 向 UAV 请求下载服务, 反之则不下载. 系统的总带宽设置为 B . 卸载用户和非实时下载用户采用 FDMA 方式进行数据传输, 因此, 在每个时隙中, 用户占用的带宽应满足约束条件: $B_i + \lambda_j(n) B_j \leq B$. 在本文中, 用户 QoE 的指标是吞吐量, 设用户 j 所需的最小数据速率为 R_{th} , 为了保证用户在下行链路中的数据速率要求, 下载用户需要满足约束条件: $R_{u,j}(n) \geq R_{th}$.

1.3 本地计算模型

根据文献[25], 在 n 时隙, 设用户 i 本地计算的的任务量为 $l_i^{loc}(n)$, 用户 i 本地计算的能耗 $E_i^{loc}(n)$ 可以表示为:

$$E_i^{loc}(n) = K C_i l_i^{loc}(n) f_i^2 \quad (11)$$

其中, K 表示用户 CPU 的有效开关电容, C_i 表示计算每比特任务所需的 CPU 周期数, f_i 表示用户终端 i 的计算能力. 由于用户的任务必须在时间 T 内完成, 应满足如下时延约束条件:

$$\sum_{n=1}^N l_i^{loc}(n) \leq \frac{T f_i}{C_i} \quad (12)$$

1.4 计算卸载模型

设 n 时隙下, 用户 i 卸载的任务量为 $l_i^{up}(n)$, 根据式(8), 用户 i 计算卸载的任务数和能耗可以分别表示如下.

$$l_i^{up}(n) = \frac{\tau}{I} B_i \log_2 \left(1 + \frac{h_{i,u}(n) p_i(n)}{\sigma^2 + \sum_{j=1}^J \lambda_j(n) p_j(n) h_u(n)} \right) \quad (13)$$

$$E_i^{up}(n) = \frac{p_i(n) \tau}{I} \quad (14)$$

由式(13)、(14)得出第 i 个用户的传输能耗为:

$$E_i^{\text{up}}(n) = \frac{\tau [2^{I^{\text{up}}(n)/(B_i\tau)} - 1] (\sigma^2 + \sum_{j=1}^J \lambda_j(n) p_j(n) h_u(n))}{h_{i,u}(n)}$$

$$= \frac{\tau (\sigma^2 + \sum_{j=1}^J \lambda_j(n) p_j(n) h_u(n))}{\beta_0 I} [2^{I^{\text{up}}(n)/(B_i\tau)} - 1] \times (H^2 + \|q(n) - w_i\|^2) \quad (15)$$

1.5 无人机能耗

在 n 时隙,设用户 i 卸载的任务量为 $l_i^{\text{up}}(n)$,无人机计算任务的能耗可以表示为:

$$E_i^c(n) = \kappa_{\text{ser}} C_i l_i^{\text{up}}(n) f_c^2 \quad (16)$$

其中, κ_{ser} 表示无人机搭载服务器的有效开关电容, f_c 表示边缘服务器的计算能力。

根据文献[26-27],无人机的飞行能耗依赖于飞行的速度,故在 n 时隙 UAV 飞行产生的推进能耗 $E^{\text{fly}}(n)$ 为:

$$E^{\text{fly}}(n) = \bar{\omega} \|v(n)\|^2 \quad (17)$$

其中, $\bar{\omega} = 0.5 m_{\text{uav}} \tau$, $v(n) = \frac{\|q(n+1) - q(n)\|}{\tau}$,

m_{uav} 表示无人机的质量。在 n 时隙,无人机需要将计算任务回传,由于回传任务量远远小于计算的任务量,所以本文将忽略回传所消耗的 UAV 能量。本文设 n 时隙 j 用户请求下载的任务量为 $l_j^{\text{down}}(n)$,根据香农公式, $l_j^{\text{down}}(n)$ 和 UAV 传输能耗可以分别表示为:

$$l_j^{\text{down}}(n) = \tau B_j \log_2 \left(1 + \frac{h_{u,j}(n) p_j(n)}{\sigma^2 + \sum_{i=1}^I p_i(n) h_{i,j}(n)} \right) \quad (18)$$

$$E_j^{\text{down}}(n) = \tau p_j(n) \quad (19)$$

根据式(18)、(19)可以得出:

$$E_j^{\text{down}}(n) = \tau \frac{[2^{I^{\text{down}}(n)/(\tau B_j)} - 1] (\sigma^2 + \sum_{i=1}^I p_i(n) h_{i,j}(n))}{h_{u,j}(n)} \quad (20)$$

2 问题的建立与分析

本文的目标是在无人机轨迹、无线电资源(UAV 传输功率)和卸载任务量等方面的控制优化下,最大限度地降低用户能耗以及满足 QoE 要求。为了实现这一目标,本文联合优化了卸载策略、无人机 2D 轨迹、带宽分配和无人机发射功率。这里用户 i 的计算任务用集合 $L_i(n) = \{l_i^{\text{loc}}(n), l_i^{\text{up}}(n)\}$ 表示,基于此,卸载用户终端的

能耗问题可以描述为 $P1$:

$$P1: \min_{L_i(n), q(n), p_j(n)} \sum_{i=1}^I \sum_{n=1}^N (E_i^{\text{loc}}(n) + E_i^{\text{up}}(n)) \quad (21)$$

$$\text{s. t. } R_{u,j}(n) \geq R_{\text{th}} \quad (22)$$

$$\sum_{i=1}^I \sum_{n=1}^N E_i^c(n) + \sum_{n=1}^N E^{\text{fly}}(n) + \sum_{j=1}^J \sum_{n=1}^N \lambda_j(n) E_j^{\text{down}}(n) \leq E_{\text{max}} \quad (23)$$

$$\sum_{n=1}^N (l_i^{\text{loc}}(n) + l_i^{\text{up}}(n)) = L_{i\text{sum}} \quad (24)$$

$$\sum_{n=1}^N l_i^{\text{loc}}(n) \leq \frac{Tf_i}{C_i} \quad (25)$$

$$\begin{cases} q(1) = q_0 \\ q(N) = q_0 \end{cases} \quad (26)$$

$$\|q(n) - q(n-1)\| \leq v_{\text{max}} \tau \quad (27)$$

$$\sum_{n=1}^N p_j(n) \leq p_{\text{uav}} \quad (28)$$

$$p_j(n) \geq 0 \quad (29)$$

$$L_i(n) \geq 0 \quad (30)$$

约束(22)是用户最低速率约束;约束(23)是无人机能耗约束, E_{max} 表示无人机的总能量;约束(24)是用户 i 总任务量约束, $L_{i\text{sum}}$ 表示卸载用户 i 的总任务量;约束(25)是用户的时延约束;约束(26)、(27)是 UAV 的轨迹约束;约束(28)、(29)是无人机的功率约束, p_{uav} 为无人机总功率;约束(30)是任务量约束。

本节设计了一个交替迭代优化算法来解决优化问题,详见算法1,其中上标“(r)”“($r+1$)”分别表示第 r 、 $r+1$ 轮。优化问题分为四个子优化问题,细节如下所示。

算法1 交替迭代优化

Alg.1 Alternating iterative optimization

输入: $\lambda_j(n)$ 、 θ 、 $q(0)$ 、 σ^2 、 B_i 、 B_j 、 $r=0$

输出: $q^{(r+1)}(n)$ 、 $L_i^{(r+1)}(n)$ 、 $p_j^{(r+1)}(n)$

1. 开始迭代
2. 给定 $\{L_i^{(r)}(n), p_j^{(r)}(n)\}$ 解决问题 $P3$, 将最优解表示为 $q^{(r+1)}(n)$
3. 给定 $\{q^{(r+1)}(n), p_j^{(r)}(n)\}$ 解决问题 $P4$, 将最优解表示为 $L_i^{(r+1)}(n)$
4. 给定 $\{q^{(r+1)}(n), L_i^{(r+1)}(n)\}$ 解决问题 $P5$, 将最优解表示为 $p_j^{(r+1)}(n)$
5. $r = r + 1$
6. 直到下一次迭代的目标值与本次迭代的目标值之低于阈值 θ

2.1 无人机轨迹优化

给定用户计算任务量 $L_i(n)$ 、无人机发射功率 $p_j(n)$ ，无人机轨迹优化子问题可以表述为问题 P2。

$$P2: \min_{q(n)} \sum_{i=1}^I \sum_{n=1}^N \frac{\tau [2^{l_i^{up}(n) / (B_i \tau)} - 1] (\sigma^2 + \sum_{j=1}^J \lambda_j(n) p_j(n) h_u(n))}{I \beta_0} \times (\|q[n] - w_i\|^2 + H^2) \quad (31)$$

$$\text{s. t.} \quad \sum_{i=1}^I \sum_{n=1}^N \left[E_i^c(n) + \bar{\omega} \left\| \frac{q(n+1) - q(n)}{\tau} \right\|^2 + \frac{(2^{l_i^{down}(n)} - 1) (\sigma^2 + \sum_{i=1}^I p_i(n) h_{i,j}(n))}{\beta_0} \times (\|q[n] - z_j\|^2 + H^2) \right] \leq E_{\max} \quad (32)$$

$$\lambda_j(n) B_j \log_2 \left(1 + \frac{\beta_0 p_j(n)}{(\sigma^2 + \sum_{i=1}^I p_i(n) h_{i,j}(n)) (\|q(n) - z_j\|^2 + H^2)} \right) \geq R_{th} \quad (33)$$

$$\begin{cases} q(1) = q_0 \\ q(N) = q_0 \end{cases} \quad (34)$$

$$\|q(n) - q(n-1)\| \leq v_{\max} \tau \quad (35)$$

考虑到式(33)的非凸约束,优化问题就无人机轨迹而言,既不是凹优化问题,也不是拟凹优化问题。接下来,本文通过 SCA 算法对无人机轨迹进行优化。式(33)可以转化为:

$$R_{u,j}^{(r)} \geq \mathcal{R}_{u,j}^{(r)} + I_{u,j}^{(r)} (\|q(n) - z_j\|^2 - \|q^{(r)}(n) - z_j\|^2) = R_{u,j}^{lb} \quad (36)$$

$$\text{其中, } \mathcal{R}_{u,j}^{(r)} = \log_2 \left(1 + \frac{\beta_0 p_j(n)}{d_j^2(n)} \times \frac{1}{\sum_{i=1}^I p_i(n) h_{i,j}(n) + \sigma^2} \right)$$

$$I_{u,j}^{(r)} = - \frac{\log_2 e}{1 + \frac{\beta_0 p_j(n)}{\beta_0 p_j(n)}} \times \frac{d_j^2(n) (\sum_{i=1}^I p_i(n) h_{i,j}(n) + \sigma^2)}{\beta_0 p_j(n) (\sum_{i=1}^I p_i(n) h_{i,j}(n) + \sigma^2)}$$

e 为无人机能量。

问题 P2 可以重新表述为:

$$P3: \min_{q(n)} \sum_{i=1}^I \sum_{n=1}^N \left\{ \tau [2^{l_i^{up}(n) / (B_i \tau)} - 1] (\sigma^2 + \sum_{j=1}^J \lambda_j(n) p_j(n) h_u(n)) / I \beta_0 \right\} (\|q[n] - w_i\|^2 + H^2) \quad (37)$$

$$\text{s. t.} \quad \sum_{i=1}^I \sum_{n=1}^N \left[E_i^c(n) + \bar{\omega} \left\| \frac{q(n+1) - q(n)}{\tau} \right\|^2 + \frac{(2^{l_i^{down}(n)} - 1) (\sigma^2 + \sum_{i=1}^I p_i(n) h_{i,j}(n))}{\beta_0} \times (\|q(n) - z_j\|^2 + H^2) \right] \leq E_{\max} \quad (38)$$

$$R_{u,j}^{lb} \geq R_{th} \quad (39)$$

现在,问题 P3 是一个凸优化问题,可以使用传统的凸优化方法或现有的优化工具箱(如 CVX)解决该问题。由于式(36)中的全局下界,问题 P3 的任何可行解对于 P2 也是可行的,但反之则不一定成立。因此,问题 P3 的最优目标值通常作为问题 P2 的下界。

2.2 用户卸载任务量优化

给定无人机轨迹 $q^*(n)$ 、无人机发射功率 $p_j(n)$,用户计算任务量 $L_i(n)$ 子问题可以表述为问题 P4。

$$P4: \min_{L_i(n)} \sum_{i=1}^I \sum_{n=1}^N \left\{ KC_i l_i^{loc}(n) f_i^2 + \frac{\tau (\sigma^2 + \sum_{j=1}^J \lambda_j(n) p_j(n) h_u(n))}{I h_{i,u}(n)} \times [2^{l_i^{up}(n) / (B_i \tau)} - 1] \right\} \quad (40)$$

$$\text{s. t.} \quad \begin{cases} \sum_{i=1}^I \sum_{n=1}^N \kappa_{ser} C_i l_i^{up}(n) f_i^2 + \sum_{n=1}^N E^{fly}(n) + \sum_{j=1}^J \sum_{n=1}^N \lambda_j(n) E_j^{down}(n) \leq E_{\max} \\ \sum_{n=1}^N (l_i^{loc}(n) + l_i^{up}(n)) = L_{i, \text{sum}} \\ \sum_{n=1}^N l_i^{loc}(n) \leq \frac{T f_i}{C_i} \\ L_i(n) \geq 0 \end{cases} \quad (41)$$

由于问题 P4 是一个典型的凸优化问题,可以通过标准凸优化技术进行求解。

2.3 无人机功率优化

给定无人机轨迹 $q^*(n)$ 、用户计算任务量 $L_i^*(n)$,无人机发射功率 $p_j(n)$ 的优化子问题可以表述为 P5。

$$P5: \min_{p_j(n)} \sum_{i=1}^I \sum_{n=1}^N \left\{ E_i^{loc}(n) + \frac{[2^{l_i^{up}(n) / (B_i \tau)} - 1] \tau \sigma^2}{I h_{i,u}(n)} + \frac{[2^{l_i^{up}(n) / (B_i \tau)} - 1] \tau \sum_{j=1}^J \lambda_j(n) p_j(n) h_u(n)}{I h_{i,u}(n)} \right\} \quad (42)$$

$$\text{s. t.} \quad \begin{cases} \sum_{i=1}^I \sum_{n=1}^N E_i^c(n) + \sum_{n=1}^N E^{fly}(n) + \sum_{j=1}^J \sum_{n=1}^N \lambda_j(n) \tau p_j(n) \leq E_{\max} \\ B_j \log_2 \left\{ 1 + \beta_0 p_j(n) / \left[(\sigma^2 + \sum_{i=1}^I p_i(n) h_{i,j}(n)) \times (\|q(n) - z_j\|^2 + H^2) \right] \right\} \geq R_{th} \\ \sum_{n=1}^N p_j(n) \leq p_{uav} \\ p_j(n) \geq 0 \end{cases} \quad (43)$$

由于问题 $P5$ 是一个典型的凸优化问题,可以通过标准凸优化技术(如 CVX)进行求解。

3 仿真分析

本节通过数值分析来证明本文所提算法的有效性,考虑了两个卸载用户($I=2$)和两个非实时下载用户($J=2$),四个用户在 $10\text{ m} \times 10\text{ m}$ 的矩形地面区域内随机均匀分布,其坐标分别为 $w_1(0,10,0)$, $w_2(10,0,0)$, $z_1(10,10,0)$, $z_2(5,10,0)$ 。为了方便下次服务调度以及节省无人机能耗,本文假设无人机进行完一轮任务后会返回其起始位置,以便下一次服务调度,无人机的飞行高度保持不变,设置为 $H=150\text{ m}$ 。假设任务时间 $T=5\text{ s}$,用户在持续时间为 T 的连续时间段内共享相同的通信频带,设置时隙数 $N=20$ 。本文设置两卸载用户的任务量分别为 $L_{1\text{sum}}=2\,743\text{ kbit}$, $L_{2\text{sum}}=2\,339\text{ kbit}$,两下载用户的最小数据速率为 $R_{\text{th}}=10\text{ kbit/s}$,其余仿真参数设置如表 1 所示。

表 1 主要仿真参数

Tab. 1 Main simulation parameters

参数	数值	参数	数值
C_1	1 000	K	10^{-28}
C_2	3 000	κ_{ser}	10^{-28}
σ^2/dBm	-90	m_{uav}/kg	1.8
E_{max}/kJ	250	f_c/GHz	10
$v_{\text{max}}/(\text{m/s})$	26	B_j/kHz	10
β_0/dB	-60	B_i/kHz	30
B/kHz	40	$R_{\text{th}}/(\text{kbit/s})$	10
f_i/GHz	1		

接下来,将从能耗性能方面以本文所设计方案与下列四种基准方案进行比较。

1) 只优化用户计算任务量:维持无人机在起始位置盘旋,无人机功率以及带宽分配不变,优化每个时隙中用户的任务分配。

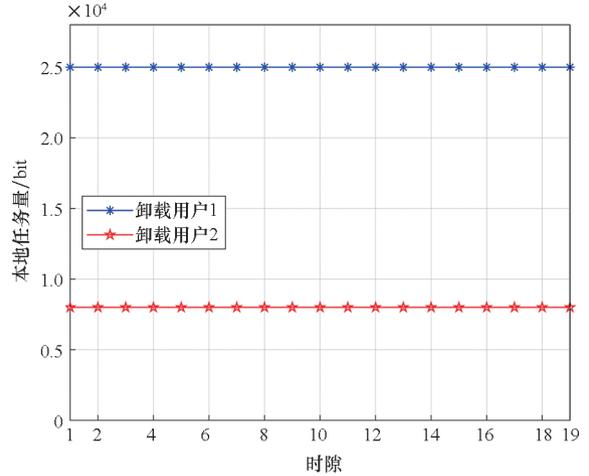
2) 只优化无人机轨迹:每个时隙的用户任务分配比不变,无人机功率以及带宽分配不变,利用本文所提算法优化无人机轨迹。

3) 基本轨迹(直线):无人机呈直线轨迹服务用户,优化其他变量。

4) 文献[27]方案:连续圆飞行轨迹。

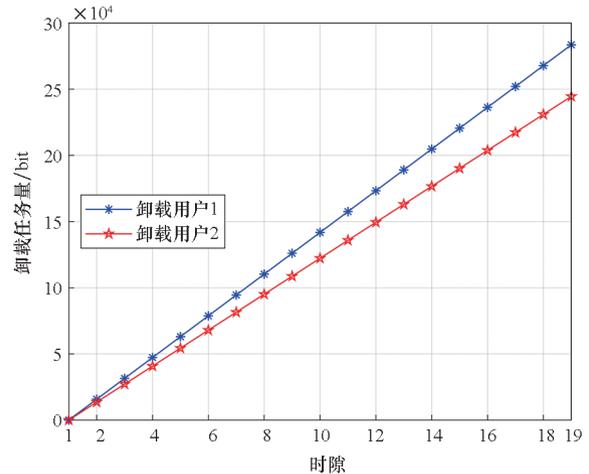
图 2 为 $T=5\text{ s}$ 时卸载用户在本地和服务器的计算任务量在不同时隙的变化情况。考虑到实际卸载用户尺寸受限、低功耗以及计算能力有

限的特点,如图 2 所示,卸载用户在自身计算能力允许的情况下,尽可能地在本地计算任务,因此,卸载用户 1 在任务量不大于 25 kbit 的情况下,会将全部的任务本地计算,多余的任务卸载到 MEC 服务器,同理,卸载用户 2 在任务量不大于 8.33 kbit 的情况下,会全部本地计算。



(a) 本地任务量随时隙的变化

(a) Change of local task quantity with time slot



(b) 卸载任务量随时隙的变化

(b) Change of offloading task quantity with time slot

图 2 任务量随时隙的变化

Fig. 2 Change of task quantity with time slot

与图 3 无人机轨迹结合可以看出,在 $T=2.75\text{ s}$ 之前,非实时下载用户 2 向无人机请求下载任务,为了提高非实时下载用户的体验质量,满足下行传输速率要求,同时降低两用户的能耗,无人机向靠近非实时下载用户 2 的方向移动,在服务非实时下载用户 2 期间,无人机在找到最佳服务位置后,轨迹便不再移动,空中悬停服务时间为 2.25 s 。在 $T=2.75\text{ s}$ 之后,非实时下载用户 1 向无人机请求任务下载,无人机向偏向非实时下载用户 1 的方向移动。从无人机的整体飞行轨迹来看,无人机移

动轨迹是多方向的直线运动,这是由于无人机能耗有限,直线飞行可以降低自身飞行能耗。

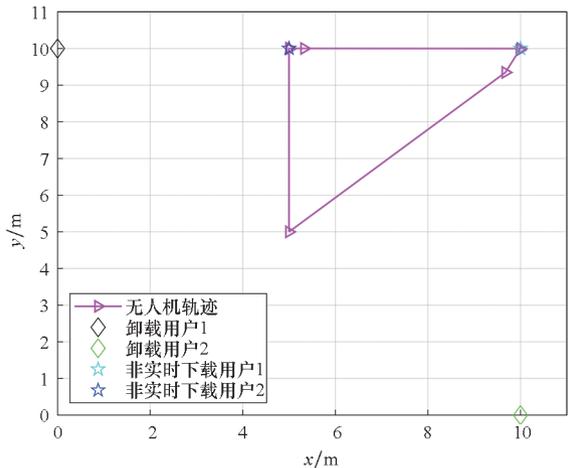


图 3 无人机轨迹

Fig. 3 Trajectory of UAV

图 4 显示了 $T = 5$ s 时在算法迭代优化的过程中多用户终端的能耗变化。由算法 1 可知,本文基于块坐标下降法设计的交替迭代优化算法的终止条件是大于最大迭代次数或前后两次目标函数的值小于阈值,则可以判定算法收敛。图 4 表明了在第 1 次迭代的过程中,用户终端能耗急剧下降,在第 2~4 次迭代的过程中,用户终端能耗下降缓慢,并逐渐趋于稳定,充分说明了算法的有效性。在第 4 次迭代之后,用户终端能耗的数值趋于收敛,由整个算法迭代过程可以看出,所设计的算法能达到快速收敛的效果,且算法复杂度低,从而有着很强的实用性。

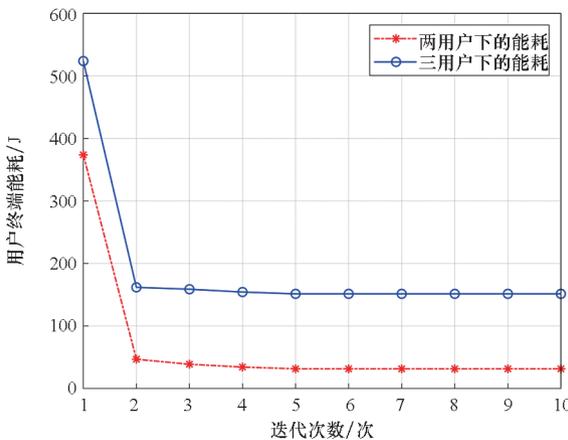


图 4 终端能耗随迭代次数的变化

Fig. 4 Variation of terminal energy consumption with iteration number

能耗与任务时间如图 5 所示,可以看出,用户终端能耗随着任务时间的增大而降低。这是 TDMA 传输的一个显著特点, T 越大,用户终端的

卸载时间就越长,且无人机的位置移动就越微小,从而无人机与用户之间的距离就越近,信道条件就越好。因此,终端用户的卸载能耗就呈下降趋势。而且,图中还显示了能耗随着时间的变化,其下降速率越来越慢,最后趋向于收敛。这是因为本文的信道噪声较大,信道质量差,本地计算的能耗远小于卸载能耗,一般情况下,本地计算时延大于任务卸载的时延,所以在任务比较紧急的情况下,用户会优先选择卸载任务到服务器,以满足任务的时延需求。因此,如图 5 所示,在任务时间比较充足的情况下,用户为了降低自身能耗,首先选择本地卸载,这也解释了任务时间长能耗低的原因。因此用户终端的能耗变化趋势会随着时长 T 的增大而趋于收敛。

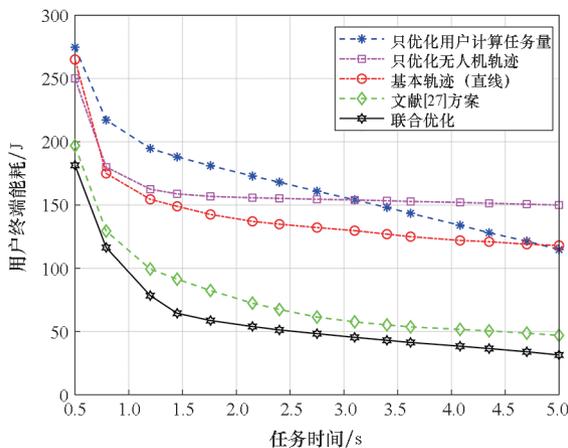


图 5 能耗与任务时间

Fig. 5 Energy consumption and task time

从只优化用户计算任务量的曲线可以看出,任务时间越长,越有进行任务量分配的必要性,而随着任务时间的增加,任务更利于本地执行,这对降低用户终端能耗有着极大的影响。对比基本轨迹(直线)和文献[27]方案,两者的能耗随任务时间的变化曲线显示出了文献[27]方案要优于基本轨迹(直线)下的系统性能,这是因为连续圆轨迹下的调度性更好,基本轨迹调度则差一些。由图 5 整体的趋势可以得出,本文的优化方案在降低用户终端能耗方面的性能显著优于其他四个基准方案,具体的通过对比可以得出本文方案的系统性能提升了 35%。

4 结论

基于地面远用户的 QoE,本文研究了一个 UAV-MEC 网络。利用无人机的灵活部署性,在考虑无人机能耗和保证非实时下载用户体验质量以及信息保密容量的同时,通过一种交替迭代优化算法,联合优化了无人机轨迹、用户卸载量、无

人机功率。仿真结果表明,本文所提算法能够快速收敛,并且在与已有研究成果比较的情况下,本文所提的方案有 35% 的系统性能提升。

参考文献 (References)

- [1] SALEM A, SALONIDIS T, DESAI N, et al. Kinaara: distributed discovery and allocation of mobile edge resources[C]//Proceedings of the IEEE 14th International Conference on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems (MASS), 2017: 153–161.
- [2] WANG Y C, ZHU H, HEI X H, et al. An energy saving based on task migration for mobile edge computing [J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2019, 2019: 133.
- [3] VHORA F, GANDHI J. A comprehensive survey on mobile edge computing: challenges, tools, applications [C]//Proceedings of the Fourth International Conference on Computing Methodologies and Communication (ICCMC), 2020: 49–55.
- [4] SIRIWARDHANA Y, PORAMBAGE P, LIYANAGE M, et al. A survey on mobile augmented reality with 5G mobile edge computing: architectures, applications, and technical aspects[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2021, 23(2): 1160–1192.
- [5] MAO Y Y, YOU C S, ZHANG J, et al. A survey on mobile edge computing: the communication perspective [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2017, 19(4): 2322–2358.
- [6] WANG S, ZHANG X, ZHANG Y, et al. A survey on mobile edge networks: convergence of computing, caching and communications[J]. IEEE Access, 2017, 5: 6757–6779.
- [7] FANG J, SHI J M, LU S B, et al. An efficient computation offloading strategy with mobile edge computing for IoT[J]. Micromachines, 2021, 12(2): 204.
- [8] ELGENDY I A, ZHANG W Z, ZENG Y M, et al. Efficient and secure multi-user multi-task computation offloading for mobile-edge computing in mobile IoT networks [J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2020, 17(4): 2410–2422.
- [9] ZHANG Y, FU J Q. Energy-efficient computation offloading strategy with tasks scheduling in edge computing [J]. Wireless Networks, 2021, 27(1): 609–620.
- [10] 陈新颖, 盛敏, 李博, 等. 面向 6G 的无人机通信综述[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(3): 781–789.
CHEN X Y, SHENG M, LI B, et al. Survey on unmanned aerial vehicle communications for 6G [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2022, 44(3): 781–789. (in Chinese)
- [11] CONG J Y, LI B, GUO X Z, et al. Energy management strategy based on deep Q-network in the solar-powered UAV communications system [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops), 2021: 1–6.
- [12] ZHOU Z Y, FENG J H, TAN L, et al. An air-ground integration approach for mobile edge computing in IoT[J]. IEEE Communications Magazine, 2018, 56(8): 40–47.
- [13] YOU C S, ZHANG R. 3D trajectory optimization in Rician fading for UAV-enabled data harvesting [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(6): 3192–3207.
- [14] ZHOU F H, WU Y P, HU R Q, et al. Computation rate maximization in UAV-enabled wireless-powered mobile-edge computing systems [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2018, 36(9): 1927–1941.
- [15] WANG Z, DUAN L J, ZHANG R. Adaptive deployment for UAV-aided communication networks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(9): 4531–4543.
- [16] MILLER J, ULUDAG S. Energy-efficiency framework for fixed-wing UAV communications with variable altitude [C]//Proceedings of the 2021 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops), 2021: 1–6.
- [17] CAI X S, KOVÁCS I Z, WIGARD J, et al. On the scheduling and power control for uplink cellular-connected UAV communications [EB/OL]. (2023–02–26) [2024–06–13]. <https://arxiv.org/pdf/2107.11738v1>.
- [18] LU W D, DING Y, GAO Y, et al. Resource and trajectory optimization for secure communications in dual unmanned aerial vehicle mobile edge computing systems [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(4): 2704–2713.
- [19] CHAO Y H, CHUNG C H, HSU C H, et al. Satellite-UAV-MEC collaborative architecture for task offloading in vehicular networks [C]//Proceedings of the 2020 IEEE Globecom Workshops, 2020: 1–6.
- [20] JEONG S, SIMEONE O, KANG J. Mobile edge computing via a UAV-mounted cloudlet: optimization of bit allocation and path planning [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(3): 2049–2063.
- [21] 姚叶, 崔岩. 空地协同下移动边缘计算系统的联合多无人机轨迹和卸载策略优化[J]. 通信技术, 2020, 53(9): 2195–2199.
YAO Y, CUI Y. Joint multi-UAV trajectory and offloading strategy optimization of MEC system under air-ground cooperation [J]. Communications Technology, 2020, 53(9): 2195–2199. (in Chinese)
- [22] XIONG J Y, GUO H Z, LIU J J. Task offloading in UAV-aided edge computing: bit allocation and trajectory optimization [J]. IEEE Communications Letters, 2019, 23(3): 538–541.
- [23] ALZAGHIR A, ABDELLAH A R, KOUCHERYAVY A. Predicting energy consumption for UAV-enabled MEC using machine learning algorithm [C]//Proceedings of the Internet of Things, Smart Spaces, and Next Generation Networks and Systems: 21st International Conference, 2021: 297–309.
- [24] WU J Y, YANG B, WANG L, et al. Adaptive DRX method for MTC device energy saving by using a machine learning algorithm in an MEC framework [J]. IEEE Access, 2021, 9: 10548–10560.
- [25] WANG Y T, SHENG M, WANG X J, et al. Mobile-edge computing: partial computation offloading using dynamic voltage scaling [J]. IEEE Transactions on Communications, 2016, 64(10): 4268–4282.
- [26] HU Z Z, ZENG F Z, XIAO Z, et al. Computation efficiency maximization and QoE-provisioning in UAV-enabled MEC communication systems [J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2021, 8(2): 1630–1645.
- [27] 冯建新, 栾帅帅, 刘俊梅, 等. 一种高吞吐量的无人机轨迹规划方法 [J]. 计算机工程, 2021, 47(1): 172–181.
FENG J X, LUAN S S, LIU J M, et al. An unmanned aerial vehicle trajectory planning method with high throughput [J]. Computer Engineering, 2021, 47(1): 172–181. (in Chinese)