

无人机辅助无线能量收集雾计算网络优化方法*

张立彤¹, 熊轲¹, 张煜²

¹(北京交通大学 计算机与信息技术学院, 北京 100044)

²(国网能源研究院有限公司, 北京 102209)

通讯作者: 熊轲, E-mail: kxiong@bjtu.edu.cn



摘要: 研究了无人机雾辅助无线能量收集网络,其中无人机(unmanned aerial vehicle,简称 UAV)作为可以移动的无线能量供应源和雾服务器,传感器设备可利用从 UAV 信号中所采集的能量完成本地计算任务或将计算任务卸载给 UAV 进行计算.系统目标是通过联合优化任务卸载调度,计算资源的分配和无人机飞行轨迹,在预定时间内完成给定计算任务和能量收集需求的前提下,最小化无人机的总能量消耗.为此,建立了多变量联合优化问题.由于该问题非凸,提出了一种基于连续凸近似(successive convex approximation,简称 SCA)的有效求解方法.仿真结果表明,利用该联合优化方法可以大大降低无人机能耗,其中,通过轨迹优化对 UAV 能耗的降低效果最为明显.另外,实验结果发现:给定任务完成时间越长,无人机的轨迹越长,随着传感器设备能量收集阈值的升高或能量收集效率的降低,无人机轨迹向传感器偏移得越明显.与传感器均匀分布相比,当传感器位置全部分布在某一侧时,无人机轨迹会向其所在方向偏移.

关键词: 无人机;无线能量收集;雾计算;轨迹优化

中文引用格式: 张立彤,熊轲,张煜.无人机辅助无线能量收集雾计算网络优化方法.软件学报,2019,30(Suppl.(1)):9-17.
<http://www.jos.org.cn/1000-9825/19002.htm>

英文引用格式: Zhang L, Xiong K, Zhang Y. UAV-assisted wireless energy harvesting fog computing network optimization method. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2019,30(Suppl.(1)):9-17 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/19002.htm>

UAV-assisted Wireless Energy Harvesting Fog Computing Network Optimization Method

ZHANG Li-Tong¹, XIONG Ke¹, ZHANG Yu²

¹(School of Computer and Information Technology, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

²(State Grid Energy Research Institute Co., Ltd., Beijing 102209, China)

Abstract: This paper investigates a fog-assisted wireless energy harvesting network, where the UAV acts as the mobile wireless energy source and the fog server to charge and provide computation service to the sensors simultaneously. With the harvested energy, the sensors complete their computation tasks locally or offload them to the UAV. For such a system, a total energy consumption minimization problem for the UAV by jointly optimizing the UAV's flying trajectory is formulated, the task offloading and CPU frequency subject to the tasks computing requirements and the energy harvesting requirements being satisfied. Since the problem is non-convex and with no known solution, an efficient solution method is designed on the basis of Successive convex approximation (SCA) method. Simulation results show that the UAV energy consumption can be greatly reduced by using our proposed design, and the trajectory plays a dominant factor on the energy consumption of the UAV. Moreover, the longer the given time, the longer the trajectory length of the UAV. Additionally, with the increasing of the sensors' energy harvesting threshold or the decreasing of the energy conversion efficiency, the trajectory shifts toward the sensors more obviously. Compared with the uniform distribution of sensors, when the sensors are distributed concentrated, the UAV should fly closer to the sensors.

Key words: UAV; energy harvesting; fog computing; trajectory optimization

* 基金项目: 中央基本科研业务费项目(2019JBM401)

Foundation item: Fundamental Research Funds for the Central Universities (2019JBM401)

收稿时间: 2019-09-15; 采用时间: 2019-10-24

在物联网中,一方面传感器所携带的能量有限,频繁人工更换电池费时费力,并且对于部署在恶劣环境(陡峭、有毒等)中的传感器,人工更换电池更是难以实现。射频(radio frequency,简称 RF)信号本身带有能量,可用来为低功耗设备充电^[1]。相比于风能、太阳能等自然能量收集方式,射频信号受天气因素影响较小且人为可控,因此能够提供相对稳定持续的供电。因此,RF 能量采集和无线 RF 能量传输已被认为是延长无线传感器网络寿命的有效解决方案^[2,3]。另一方面,随着时延敏感应用(例如 VR,自动驾驶等)的不断部署,给物联网设备的计算能力带来新的要求。若将数据传送到云端处理,较大的传输时延难以满足应用的实时需求。为此,工业界和学术界提出了雾计算模式,通过将计算任务迁移到网络边缘进行,可大大降低传输时延^[4-6]。与此同时,相对于部署大量固定网络基础设施,无人机具有部署成本低、应用场景广的特点,因此将在 5G/6G 网络中得到大量部署,在未来智慧农业、智慧牧场、智慧物流等领域发挥重要作用^[7]。

由于无人机可携带大容量电池和计算设备,可同时用作移动无线能量源和雾计算节点,因此本文将研究采用无人机作为移动无线能量源和雾节点的物联网优化设计。主要贡献在于,首先针对无人机雾辅助无线能量收集网络建立了地面传感器从无人机射频信号收集能量用于完成本地计算和任务上传的数学优化模型,目标是通过优化飞行轨迹、计算资源分配和任务卸载调度,在预定时间内完成给定计算任务和能量收集需求的前提下,最小化无人机的总能量消耗(包括计算能耗和飞行能耗);其次,由于所建立的优化问题非凸,基于 SCA 提出了一种低复杂度的有效求解方案;再次,实验表明了所提方案可以在满足用户计算和充电需求的前提下,大大降低无人机的能量消耗。在不同的系统参数下,得到了有效的轨迹优化。

1 相关工作

当前,无人机、雾计算和无线能量收集技术都得到了业界广泛关注,有大量的工作^[8-11]对它们分别进行了研究,只有少部分工作将三者在同一网络系统联合优化设计。文献[12]研究了无人机为多对设备到设备(D2D)通信对提供射频能量的网络中,D2D 对平均吞吐量最大化问题。文献[13]研究了将无人机作为移动无线能量源为地面能量接收器供能的网络中,最大化传输到所有接收器的能量问题。文献[14]研究了无人机辅助的能量与信息同传网络中,在保证能量用户需求的同时最大化信息用户的保密率问题。文献[15]研究了无人机无线通信网络中,无人机发射 RF 信号为用户充电,用户使用收集到的能量上传信息完成计算任务的模型下,最大化系统吞吐量问题。文献[16]研究了无人机辅助无线供电网络中,为地面已知位置传感器供能并帮助其完成计算任务场景下,所有设备的计算数据量加权和最大化问题。

本文与现有工作研究的主要不同可归纳为以下3点。(1) 系统设计目标不同:现有工作设计目标大多为最大化地面节点收集到的能量^[13]或最大化传感器计算数据量^[16]或最大化系统吞吐量^[12,15],考虑到无人机本身能量有限,且随着 5G 通信技术的发展,能耗问题越来越重要,本文设计目标是让无人机在完成充电和计算任务的前提下能耗最小;(2) 无人机类型和飞行速度约束不同:现有研究工作大多关注于固定翼无人机^[16,17]且允许无人机速率瞬间发生巨大变化,考虑到实际中无人机因机械惯性速度难以在极短时间内剧烈改变,本文研究了旋翼无人机且考虑了速度变化约束,因此更加贴近实际;(3) 传感器充电需求不同:现有工作^[14-17]只考虑了支持传感器计算的充电需求,未考虑维持其后期基本运行的充电需求,为更加接近实际,本文还考虑了完成计算任务以外的充电需求对系统设计的限制。

2 系统模型

本文研究如图 1 所示的无人机雾辅助无线能量收集网络,其中,无人机作为无线能量发射源为地面一组传感器供能,同时作为雾服务器计算传感器上传的数据,并且将结果返回传感器, K 个地面传感器表示为 $k \in \{1, \dots, K\}$,传感器需要在时间块 T 内完成数据计算和充电需求。将 T 分成 N 个时隙,每个时隙长度为 T/N 。由于每个时隙长度很短,在飞行高度固定的情况下,无人机的轨迹可表示为 $q_n = (x(n), y(n), H), n \in \{1, \dots, N\}$,其中, H 为无人机飞行高度。传感器的位置为 $q_k = (x(k), y(k), 0), k \in \{1, \dots, K\}$ 。允许传感器对数据进行分割,可将部分数据上传到无人机计算,剩余部分进行本地计算。传感器在无人机整个飞行时间内都可进行能量收集,在第 1~第

$N-1$ 个时隙内完成任务上传与计算.为避免干扰,多个传感器采用 TDMA 模式上传数据,每个传感器上传时间为 $\lambda = T/(N \cdot K)$.由于无人机的计算能力较强且发射功率较大,与现有大多数文献^[16,17]假设一样,本文亦忽略了无人机计算和结果反馈的时间.

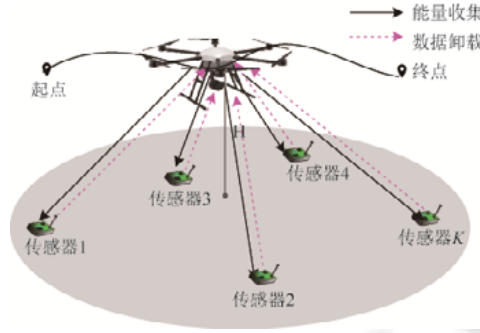


Fig.1 UAV-assisted wireless energy harvesting system

图 1 无人机辅助无线能量采集网络模型

2.1 能量收集模型

由于 LOS 链路存在,假设 β_0 为距离 1m 时的信道增益,无人机与第 k 个传感器之间的信道增益可以表示为

$$h_k[n] = \beta_0 / d_{k,n}^2 = \beta_0 (H^2 + \|q_u[n] - q_k\|^2), k \in \kappa, n \in N \quad (1)$$

其中, $d_{k,n}^2$ 为第 n 个时隙无人机与第 k 个传感器之间的距离.传感器 k 在第 n 个时隙收到的能量^[13]表示为

$$E_{k,r}[n] = \eta P_u h_k[n] T / N \quad (2)$$

$P_u h_k[n]$ 表示发射端发射的功率经过信道后到达接收端的功率, η 是能量转换效率.

2.2 地面节点卸载和本地计算模型

传感器收到能量后,可使用收集的能量将部分数据上传给无人机,其余实行本地计算方式.传感器在第 n 个时隙本地可计算的数据量为^[16]

$$M_{k,l}[n] = f_k[n] K \lambda / C \quad (3)$$

其中, $f_k[n]$ 是本地 CPU 频率, C 是每计算 1 比特的 CPU 转数.传感器本地计算消耗的能量为^[17]

$$E_{k,l}[n] = \gamma_c K \lambda [f_k[n]]^3 \quad (4)$$

γ_c 表示计算能耗系数.根据香农公式,传感器每一个时隙能够上传的数据量为

$$I_k[n] = B \lambda \cdot \log_2(1 + P_k[n] \cdot h_k[n] / \sigma^2) \quad (5)$$

$P_k[n]$ 表示第 k 个传感器在第 n 个时隙的发射功率, σ^2 表示噪声.传感器的卸载能耗为

$$E_{k,o}[n] = P_k[n] \lambda \quad (6)$$

2.3 无人机能耗模型

主要考虑无人机的两部分能耗,即计算能耗和飞行能耗.与式(4)相似,无人机的计算能耗可建模为

$$E_{comp}[n] = \gamma_c K \lambda [f_u[n]]^3 \quad (7)$$

其中, $f_u[n]$ 是无人机的 CPU 频率.旋翼无人机的飞行能耗可建模为^[18]

$$E_{fly}[n] = T / N \left((W^2 / (\sqrt{2} \rho A)) / \sqrt{\|v[n]\|^2 + \sqrt{\|v[n]\|^4 + 4V_h^4}} + 1/8 \cdot C_{D0} \rho A \cdot \|v[n]\|^3 \right) \quad (8)$$

其中,括号中第 1 项表示水平飞行能耗,第 2 项表示无人机垂直方向牵引能耗.可以看出,无人机水平速度越大,所需牵引力越大.其中, $W = mg$, 表示无人机的重力, m 为无人机的质量, g 为垂直方向重力加速度. ρ 是空气密度, A 表示无人机转子盘的面积, C_{D0} 是轮廓阻力系数,取决于转子叶片的几何形状. $V_h = \sqrt{W / (2\rho A)}$ 表示无人机悬停时的消耗.

3 问题的构建及算法设计

3.1 问题构建

对于上述系统,优化问题的数学建模如下:

$$(P_0): \min_{v, q_u, f_k, f_u, P_k, l_k} \sum_{n=2}^N E_{comp}[n] + \sum_{n=1}^N E_{fly}[n] \quad (9a)$$

$$\text{s.t} \quad \sum_{i=1}^n E_{k,l}[i] + \sum_{i=1}^n E_{k,o}[i] \leq \sum_{i=1}^n E_{k,r}[i], \quad k \in \kappa, n \in \mathbb{N} \quad (9b)$$

$$\sum_{n=1}^N E_{k,r}[n] - \left(\sum_{n=1}^N E_{k,l}[n] + \sum_{n=1}^N E_{k,o}[n] \right) \geq E_{end} \quad (9c)$$

$$\sum_{n=1}^N \lambda K f_k[n]/C + \sum_{n=1}^{N-1} l_k[n] = M_k, \quad k \in \kappa \quad (9d)$$

$$\sum_{i=2}^n \lambda K f_u[i]/C \leq \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^{n-1} l_k[j], n \in \mathbb{N} \quad (9e)$$

$$\sum_{i=2}^N K \lambda f_u[i]/C = \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^{N-1} l_k[j] \quad (9f)$$

$$\log_2(1 + P_k[n] h_k[n]/\sigma^2) \geq l_k[n]/(\lambda \cdot B), k \in \kappa, n \in \mathbb{N} \quad (9g)$$

$$q_u[n+1] - q_u[n] = v[n] \cdot (T/N) \quad (9h)$$

$$\|v[n+1] - v[n]\| \leq a_{\max} \cdot T/N \quad (9i)$$

$$\|v[n]\| \leq V_{\max} \quad (9j)$$

$$q_u[1] = q_0, q_u[N+1] = q_F \quad (9k)$$

$$l_k[N] = 0, f_u[1] = 0, P_k[N] = 0, l_k[n] \geq 0, P_k[n] \geq 0, f_k[n] \geq 0, f_u[n] \geq 0 \quad (9l)$$

其中,式(9b)表示传感器在前 n 个时隙消耗的能量不可超过当前时隙所收集能量;式(9c)表示传感器的总能量收集需求阈值约束;式(9d)表示每一个传感器的计算数据总量约束;式(9e)表示无人机计算比特约束,即无人机前 n 个时隙计算数据量不能超过所有传感器上传的数据量;式(9f)表示整个时间块内无人机的计算数据总量约束,即完成所有上传的数据计算;式(9g)是将式(5)中的等式转变为不等式,表示传感器上传数据时最小发射功率约束;式(9h)~式(9j)表示无人机速度和加速度约束;式(9k)规定无人机飞行的起点和终点;式(9l)表示优化变量的可行和边界约束。

由于式(8)关于变量 $v[n]$ 非凸,约束式(9b)和式(9c)中关于优化变量 q_u 非凸,且式(9g)中存在变量 $P_k[n]$ 和 q_u 间的除性耦合,故约束式(9g)非凸,因此,问题 P_0 是一个复杂的非凸问题.本文基于 SCA 提出了一种针对 P_0 的求解方法.

3.2 基于SCA的问题求解方法

SCA 算法的基本思想是从原问题的非凸可行解集 C 中构造出一个小的可行凸集 $C_i^* \in C$, 在该凸集下得到问题的一个最优解 x_i^* . 在每次优化迭代的过程中根据当前最优点找到下一次迭代方向,并构建一个新的可行凸集 C_{i+1}^* , 找到其最优解 x_{i+1}^* . 进行不断的更新迭代,逐步收敛至问题的一个优解.在每次迭代的过程中都是一个凸优化问题,可以通过复杂度较低的方法进行求解.为了将 P_0 转变为可解的凸问题,首先对式(9a)中无人机的飞行能耗 $E_{fly}[n]$ 进行处理,将其转化为一个凸函数.用变量 $V_a[n]$ 替换式(9a)中的 $\sqrt{\|v[n]\|^4 + 4V_h^4}$, 表示为

$$\overline{E_{fly}}[n] = T/N \left(\mu_1 / \sqrt{\|v[n]\|^2 + V_a[n]} + \mu_3 \cdot \|v[n]\|^3 \right) \quad (10)$$

为保证等价变换,需增加对松弛变量 $V_a[n]$ 的约束:

$$V_a[n]^2 \leq \|v[n]\|^4 + \mu_2 \quad (11a)$$

$$V_a[n] \geq \sqrt{\mu_2} \quad (11b)$$

其中, $\mu_1 = W^2/\sqrt{2}\rho A$, $\mu_2 = 4V_h^4$, $\mu_3 = 1/8 \cdot C_{D0}\rho A$. 由于式(10)依旧非凸,用松弛变量 $V_b[n]$ 替换 $\sqrt{\|v[n]\|^2 + V_a[n]}$ 可以得到:

$$\overline{E_{fb}}[n] = T/N(\mu_1/V_b[n] + \mu_3 \cdot \|v[n]\|^3) \quad (12)$$

同理,增加对松弛变量 $V_b[n]$ 的约束:

$$V_b[n]^2 \leq \|v[n]\|^2 + V_a[n] \quad (13a)$$

$$V_b[n] \geq \sqrt[4]{\mu_2} \quad (13b)$$

至此,目标式(9a)已经转化为凸函数.然而,式(11a)和式(13a)关于 $v[n]$ 非凸,因此采用 SCA 算法进行处理.对于第 l 次迭代中给定的 $v_l[n]$,有:

$$\|v[n]\|^4 + \mu_2 \geq \|v_l[n]\|^4 + \mu_2 + 4 \cdot (v_l[n]^3)^T \cdot (v[n] - v_l[n]) = f^{lb}(v[n]) \quad (14)$$

式(14)满足一阶泰勒展开式 $f^{lb}(v[n])$ 作为 $\|v[n]\|^4 + \mu_2$ 的下界,是关于 $v[n]$ 的线性函数,因此为凸.式(11a)可重写为

$$V_a[n]^2 \leq f^{lb}(v[n]) \quad (11a')$$

同理,对式(13a)进行一阶泰勒展开:

$$V_b[n]^2 \leq \|v_l[n]\|^2 + V_a[n] + 2 \cdot (v_l[n])^T \cdot (v[n] - v_l[n]) \quad (13a')$$

然而, P_0 中式(9b)、式(9c)依旧非凸,对于第 l 次迭代中给定的 $q_l[n]$,有:

$$h_k[n] \geq h_m[n] = \beta_0 \cdot (H^2 + 2\|q_l[n] - q_k\|^2 - \|q_u - q_k\|^2) / ((H^2 + \|q_l[n] - q_k\|^2)^2) \quad (15)$$

$$\overline{E_{k,r}}[n] = \eta P_u h_m[n] T / N \quad (16)$$

接着,对式(9g)进行处理,用松弛变量 $x_m[n]$ 替换 $\|q_u[n] - q_k\|^2$ 可得:

$$x_m[n] \geq \|q_u[n] - q_k\|^2 \quad (17)$$

$$\log_2(1 + (P_k[n] \beta_0) / (\sigma^2 \cdot (H^2 + x_m[n]))) \geq l_k[n] / (\lambda \cdot B), k \in \kappa, n \in \mathbb{N} \quad (18)$$

$$\log_2(1 + (P_k[n] \beta_0) / (\sigma^2 \cdot (H^2 + x_m[n]))) = \log_2((H^2 + x_m[n] + P_k[n] \cdot \beta_0 / \sigma^2) - \log_2(H^2 + x_m[n])) \quad (19)$$

式(19)中第 2 项非凸,对其采用一阶泰勒展开得到其下界,对于第 l 次迭代中给定的 $x_{ml}[n]$,有:

$$\log_2(1 + P_k[n] \beta_0 / (\sigma^2 \cdot (H^2 + x_m[n]))) \geq \log_2(H^2 + x_m[n] + P_k[n] \cdot \beta_0 / \sigma^2) - r_k^{up}[n] = R_k^{lb}[n], k \in \kappa, n \in \mathbb{N} \quad (20)$$

其中, $r_k^{up}[n] = \log_2(H^2 + x_{ml}[n]) + (x_m[n] - x_{ml}[n]) / (H^2 + x_{ml}[n])$. 通过对 P_0 中目标函数的变换以及对非凸约束式(9b)、式(9c)、式(9g)的处理, P_0 可以重写为:

$$(P'_0): \min_{v, q_u, f_k, f_u, P_k, k, V_a, V_b, x_m} \sum_{n=2}^N E_{comp}[n] + \sum_{n=1}^N \overline{E_{fb}}[n],$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^n E_{k,l}[i] + \sum_{i=1}^n E_{k,o}[i] \leq \sum_{i=1}^n \overline{E_{k,r}}[i], k \in \kappa, n \in \mathbb{N},$$

$$\sum_{n=1}^N \overline{E_{k,r}}[i] - \left(\sum_{n=1}^N E_{k,l}[i] + \sum_{n=1}^N E_{k,o}[i] \right) \geq E_{end},$$

$$\log_2(H^2 + x_m[n] + P_k[n] \cdot \beta_0 / \sigma^2) - r_k^{up}[n] \geq l_k[n] / (\lambda \cdot B), k \in \kappa, n \in \mathbb{N},$$

$$(17), (11a'), (11b), (13a'), (13b), (9d) - (9f), (9h) - (9l).$$

至此, P_0 已转化为凸问题 P'_0 , 因此可以用标准凸方法求解.

4 仿真与结果分析

采用的仿真参数以及无人机飞行能耗模型参数^[13-18]见表 1.

Table 1 Parameter settings

表 1 参数设置

名称	表示	取值	名称	表示	取值	名称	表示	取值
噪声	σ^2	10^{-8}	计算能耗系数	γ_c	10^{-24}	无人机最大飞行速度	V_{\max}	10m/s
距离 1m 信道增益	β_0	-30dB	无人机质量	m	4kg	无人机转子盘面积	A	0.18m ²
带宽	B	40MHz	重力加速度	g	9.8m/s ²	轮廓阻力系数	C_{d0}	0.08
能量转换效率	η	0.6	空气密度	ρ	1.225kg/m ³	无人机最大飞行加速度	a_{\max}	2m/s ²

1. 算法有效性验证

从图 2(a)可以看出,针对无人机飞行轨迹、计算资源分配以及卸载调度的优化都可有效降低无人机总能耗,但通过轨迹优化带来的增益最为显著.这是由于无人机的飞行能耗数量级远远大于计算能耗.故图 2(b)、图 2(c)研究不同轨迹方案对无人机飞行能耗的影响.图 2(b)显示 $T=8s$ 时优化轨迹与基准方案的轨迹,图中圆点轨迹表示无人机悬停在(10,10)位置,直线轨迹表示无人机匀速由(0,0)飞至(20,0),半圆轨迹表示无人机匀速沿半圆轨迹飞行,最上面一条为优化轨迹.由图 2(c)可以看出,在采用的能耗模型及参数下,无人机的飞行能耗随着时间的增长而变大,但所提优化方案的能耗始终是最小的.说明通过无人机的轨迹优化能够大大降低无人机在完成任务时的飞行能耗.由于实际无人机的体积小,机载能量有限,因此本研究对于无人机的能耗优化是十分有意义的.

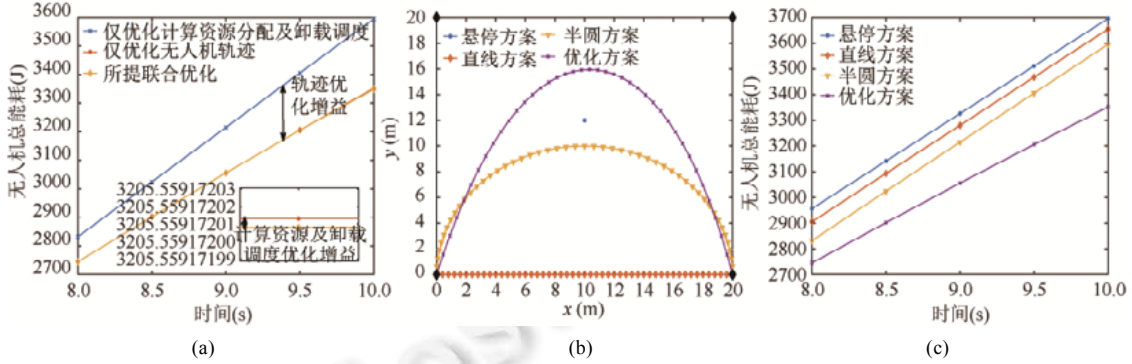


Fig.2 Effectiveness of the optimization algorithm

图 2 优化算法有效性

2. 算法收敛性

图 3 显示 $T=8s$ 、 $9s$ 、 $10s$ 时,算法的收敛情况.可以看出,算法可以在几次迭代内即可收敛.

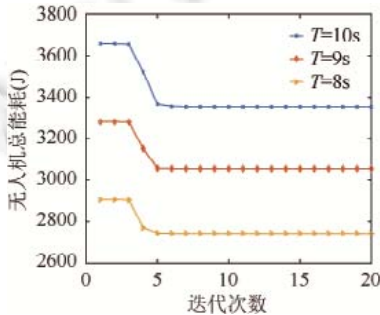


Fig.3 Algorithm convergence

图 3 算法收敛性

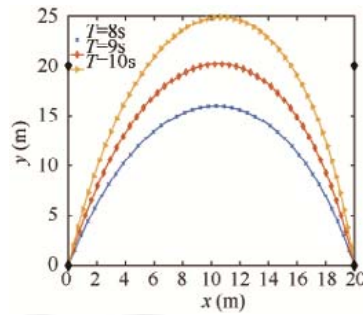


Fig.4 Optimized UAV trajectory at different T values

图 4 不同 T 取值下无人机优化轨迹

3. 系统关键参数 T 、 E_{end} 、 q_k 的影响

图 4 展示了 4 个传感器分别位于 $[0,0]$ 、 $[0,20]$ 、 $[20,20]$ 、 $[20,0]$, $T=8s$ 、 $9s$ 、 $10s$ 时优化的无人机的轨迹,无人机的起点和终点规定为 $[0,0]$ 、 $[20,0]$,无人机发射功率为 $0.2W$.计算数据量 $M_k=[1 \times 10^4, 1.5 \times 10^4, 1.5 \times 10^4, 1 \times 10^4]$,充电需求 $E_{end}=[0.2 \times 10^{-5}, 0.3 \times 10^{-5}, 0.3 \times 10^{-5}, 0.2 \times 10^{-5}]$.可观察到,随着 T 的增大,无人机飞行偏移更多,原因是,在规定的时间内无人机需保持空中飞行,所以轨迹更长一些,但为保证完成传感器计算及充电任务不会偏离更远.此外,随着 T 的增大,尽管无人机飞离传感器更远,但由于可用时间变长,亦能完成任务.图 5(a)给出了传感器 3 在不同的能量收集阈值下无人机的轨迹变化.可以看出,传感器 3 能量收集需求越高,无人机向其偏移更多.图 5(b)表示无人机能耗随传感器 3 能量收集阈值的变化趋势.能量收集阈值增加,无人机偏移增大,无人机总能耗随之增大.图 5(c)表示传感器 3 处信道功率增益累计随能量阈值的变化情况.可以看出,传感器 3 能量收集需求越大,无

人机移近传感器 3 越多,也就是说,此时通过优化无人机轨迹改善了传感器 3 的信道条件,从而保证了满足其计算和能量收集需求.

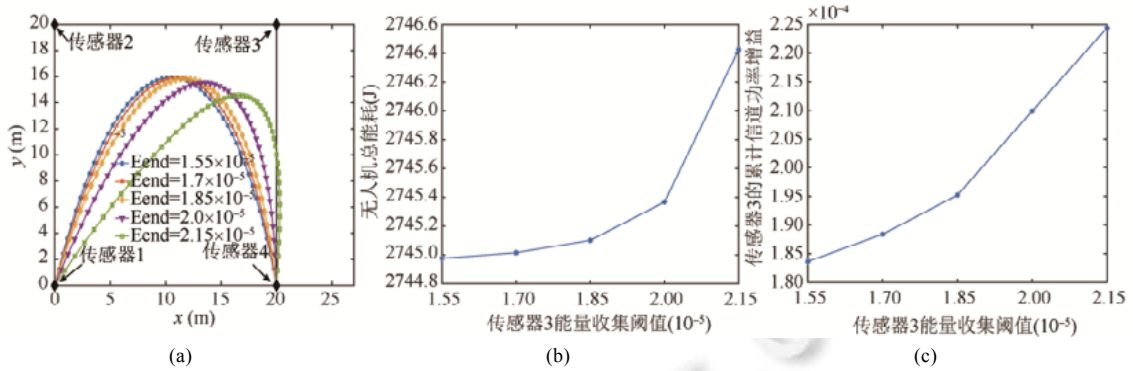


Fig.5 Impact of different energy harvesting thresholds on the system

图 5 能量收集阈值对系统的影响

图 6 表示不同的传感器位置分布对系统的影响, $T=10s, E_{end}=[2 \times 10^{-5}, 2 \times 10^{-5}, 2 \times 10^{-5}, 2 \times 10^{-5}]$,无人机的发射功率为 1W.

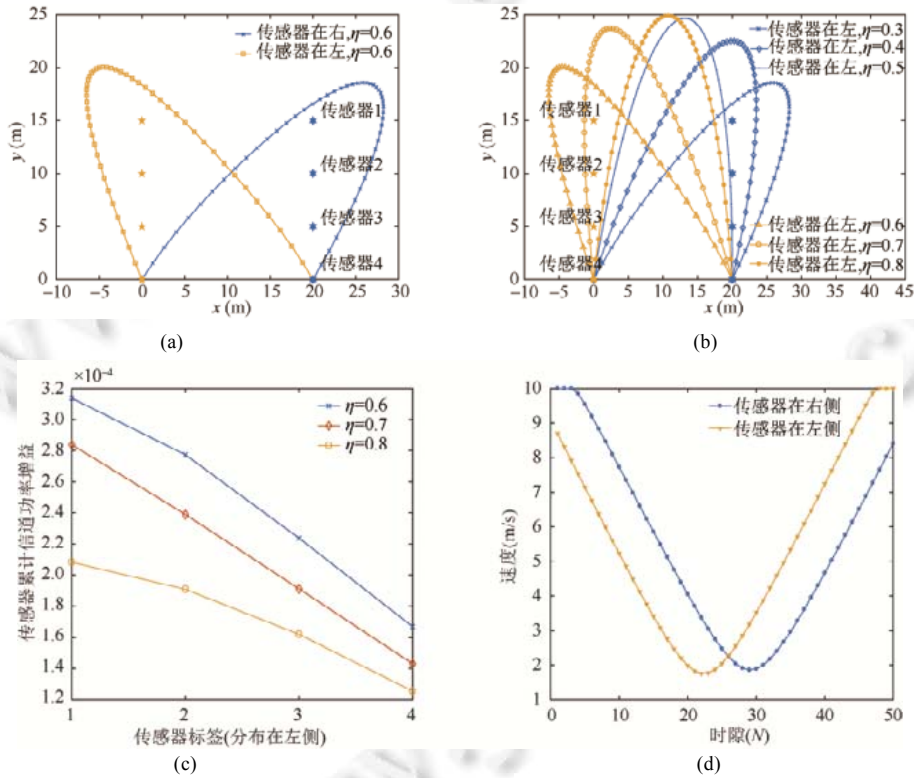


Fig.6 Influence of ground sensors position on system

图 6 传感器位置对系统的影响

与图 4 中传感器位置均匀分布相比,当传感器全部分布在同一侧时,为满足传感器充电及计算需求,无人机会向传感器所在方向偏移,通过缩短与传感器之间的距离建立更好的信道状态.图 6(b)表示能量转化效率 η 取值分别为 0.6、0.7、0.8 时无人机的优化轨迹,可以看出,无论传感器分布在哪一侧,随着 η 的降低,无人机向传感器偏移得越多.图 6(c)表示传感器全部分布在左侧场景中,不同 η 下优化得到的每一个传感器累计信道功率增

益.可以看出,能量转化效率越低,为了在有限时间内帮助传感器达到计算和充电需求,通过优化得到的信道条件越好.实验结果得出,传感器分布在右侧情况下, η 分别为 0.6、0.7、0.8 时无人机的能耗对应地为 3 360.699 3、3 355.903 9、3 352.549 7(J).传感器分布在左侧情况下, η 分别为 0.6、0.7、0.8 时无人机的能耗对应地分别为 3 358.878 4、3 353.674 9、3 352.002 1(J).即随着 η 的增大,无人机偏移程度减小,无人机的总能耗随之减小.图 6(d) 表示 $\eta=0.6$ 时传感器分布在起点(左)侧和终点(右)侧的速度对比.可以看到,传感器分布在终点侧情况下,由于无人机在最初的几个时段距离传感器较远,会以最大速度飞向传感器所在方向而在最后阶段离终点较近则速度较小.传感器分布在起点侧则相反,无人机在起飞时离传感器较近,速度较小,但为了能在规定时间内飞到终点,最后几个时段速度较大.

5 结 论

本文研究了无人机雾辅助无线能量收集网络的优化设计,其中无人机模型采用了旋翼式,其作为雾服务器兼能量源节点,在给定时间内帮助地面传感器完成计算和充电任务.本文构建了一个无人机能量消耗最小化问题,对于这个复杂的非凸问题,基于 SCA 设计了一种有效的求解方法.仿真结果表明,在不同的参数设定及不同的传感器分布场景下,无人机可以通过轨迹优化为传感器提供服务,与基准方案相比,本文设计的方案可以显著降低无人机本身的能量消耗.

References:

- [1] Xiong K, Chen C, Qu G, Fan P, Letaief K. Group cooperation with optimal resource allocation in wireless powered communication networks. *IEEE Trans. on Wireless Communications*, 2017,16(6):3840–3853.
- [2] Liu J, Xiong K, Fan P, Zhong Z. RF Energy harvesting wireless powered sensor networks for smart cities. *IEEE Access*, 2017,5(99):9348–9358.
- [3] Gao JC, Zhao YS, Chen MJ, Chen ZH. Resource allocation strategy based on RF energy harvesting in heterogeneous networks. *Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition)*, 2019,31(2):214–220 (in Chinese with English abstract).
- [4] Zheng H, Xiong K, Fan P, Zhong Z, Letaief K. Fog-assisted multiuser SWIPT networks: Local computing or offloading. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019,6(3):5246–5264.
- [5] Mao Y, You C, Zhang J, Huang K, Letaief K. A survey on mobile edge computing: The communication perspective. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2017,19(4):2322–2358.
- [6] Zhang KY, Gui XL, Ren DW, Li J, Wu J, Ren DS. Survey on computation offloading and content caching in mobile edge networks. *Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software*, 2019,30(8):2491–2516 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/5861.htm> [doi: 10.13328/j.cnki.jos.005861]
- [7] Xu D, Li W, Wang AW, Fan HN, Gong XQ, Chen XJ, Fang DY. UAV data collection method based on data value. *Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software*, 2017,28(12):3206–3222 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/5248.htm> [doi: 10.13328/j.cnki.jos.005248]
- [8] Yang F, Xu W, Zhang Z, Guo L, Lin L. Energy efficiency maximization for relay-assisted WPCN: Joint time duration and power allocation. *IEEE Access*, 2018,6:78297–78307.
- [9] Zhang G, Shen F, Yang Y, Qian H, Yao W. Fair task offloading among fog nodes in fog computing networks. In: *Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Communications (ICC)*. 2018.
- [10] Deng R, Lu R, Lai C, Luan T, Liang H. Optimal workload allocation in fog-cloud computing toward balanced delay and power consumption. *IEEE Internet of Things Journal*, 2016,3(6):1171–1181.
- [11] Zhang S, Zeng Y, Zhang R. Cellular-enabled UAV communication: Trajectory optimization under connectivity constraint. In: *Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Communications (ICC)*. 2018.
- [12] Wang H, Wang J, Ding G, Wang L, Tsiftsis T, Sharma P. Resource allocation for energy harvesting-powered D2D communication underlying UAV-assisted networks. *IEEE Trans. on Green Communications and Networking*, 2018,2(1):14–24.

- [13] Xu J, Zeng Y, Zhang R. UAV-enabled wireless power transfer: Trajectory design and energy optimization. *IEEE Trans. on Wireless Communications*, 2018,17(8):5092–5106.
- [14] Hong X, Liu P, Zhou F, Guo S, Chu Z. Resource allocation for secure UAV-assisted SWIPT systems. *IEEE Access*, 2019,7: 24248–24257.
- [15] Xie L, Xu J, Zhang R. Throughput maximization for UAV-enabled wireless powered communication networks. In: *Proc. of the Vehicular Technology Conf. (VTC Spring)*. 2018,6(2):1690–1703.
- [16] Zhou F, Wu Y, Hu R, Qian Y. Computation rate maximization in UAV-enabled wireless-powered mobile-edge computing systems. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2018,36(9):1927–1941.
- [17] Zhou F, Wu Y, Sun H, Chu Z. UAV-enabled mobile edge computing: Offloading optimization and trajectory design. In: *Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Communications (ICC)*. 2018.
- [18] Sun Y, Xu D, Ng D W K, Dai L, Schober R. Optimal 3D-trajectory design and resource allocation for solar-powered UAV communication systems. *IEEE Trans. on Communications*, 2018,67(6):4281–4298.

附中文参考文献:

- [3] 高锦程,赵宜升,陈梦嘉,陈忠辉.基于射频能量收集的异构网络资源分配策略.重庆邮电大学学报(自然科学版),2019,31(2): 214–220.
- [6] 张开元,桂小林,任德旺,李敬,吴杰,任东胜.移动边缘网络中计算迁移与内容缓存研究综述.软件学报,2019,30(8):2491–2516. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/5861.htm> [doi: 10.13328/j.cnki.jos.005861]
- [7] 徐丹,李伟,王安文,范浩楠,龚晓庆,陈晓江,房鼎益.基于数据价值的无人机数据收集方法.软件学报,2017,28(12):3206–3222. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/5248.htm> [doi: 10.13328/j.cnki.jos.005248]



张立彤(1995—),女,硕士,河北秦皇岛人,主要研究领域为无人机,能量收集,雾计算.



张煜(1983—),男,博士,高级工程师,主要研究领域为无线中继,雾计算,边缘计算.



熊轲(1981—),男,博士,教授,博士生导师,CCF 专业会员,主要研究领域为人工智能+5G/6G 网络,绿色物联网,无人机网络,雾计算,基于机器学习的网络设计.