

无人机辅助空中计算的轨迹和功率联合优化方法

李松^{①②} 李佳琦^① 王博文^① 陈瑞瑞^① 孙彦景^{①②} 张晓光^{*①}

^①(中国矿业大学信息与控制工程学院 徐州 221116)

^②(徐州市智能安全与应急协同工程研究中心 徐州 221116)

摘要: 无人机(UAV)辅助的空中计算(AirComp)系统为大范围、分布式数据的快速聚合提供了有效的解决方法。该文研究了通过无人机辅助空中计算系统联合轨迹规划与功率优化方法。UAV作为移动基站,通过调整其运动轨迹和地面传感器节点发射功率,实现AirComp系统聚合数据均方误差的最优化。在UAV轨迹、传感器功率限制下,联合优化UAV轨迹、去噪因子和传感器功率,使时间平均均方误差最小化。基于块坐标下降和逐次凸逼近方法,提出无人机飞行轨迹与功率联合优化算法,并通过仿真验证了所提算法的性能。

关键词: 空中计算; 轨迹规划; 功率控制; 无人机

中图分类号: TN929

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2022)YU-0001-08

DOI: 10.11999/JEIT230917

A Joint Optimization Method for Trajectory and Power of Unmanned Aerial Vehicle assisted Over-the-Air Computation

LI Song^{①②} LI Jiaqi^① WANG Bowen^① CHEN Ruirui^①
SUN Yanjing^{①②} ZHANG Xiaoguang^①

^①(School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)

^②(Xuzhou Engineering Research Center of Intelligent Industry Safety and Emergency Collaboration, Xuzhou 221116, China)

Abstract: The Unmanned Aerial Vehicle (UAV) assisted over-the-Air Computation(AirComp) system provides an effective solution for the fast aggregation of large-scale and distributed data. In this paper, a joint trajectory planning and power optimization method through UAV-assisted AirComp system is investigated. As a mobile base station, UAV is used to optimize the mean square error of the aggregated data of the AirComp system by adjusting its trajectory and transmitting power of the ground sensors. Under the limitations of UAV trajectory and sensor power, the UAV flight trajectory, the scaling factor and sensor power are jointly optimized to minimize the time-averaged mean square error. Based on the block coordinate descent and successive convex approximation methods, the joint optimization algorithm of UAV flight trajectory and power is proposed. Simulation results verify the performance of the proposed algorithm.

Key words: Over-the-Air Computation (AirComp); Trajectory planning; Power control; Unmanned Aerial Vehicle (UAV)

收稿日期: 2023-08-23; 改回日期: 2023-12-05; 网络出版: 2023-12-13

*通信作者: 张晓光 xiaoguangzh168@cumt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(62071472, 62101556), 中央高校基本科研业务费项目(2020ZDPYMS26), 江苏省自然科学基金(BK20200650, BK20210489), 江苏省未来网络科研基金(FNSRFP-2021-YB-12)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (62071472, 62101556), The Fundamental Research Funds for the Central Universities (2020ZDPYMS26), Natural Science Foundation of Jiangsu Province of China (BK20200650, BK20210489), Future Network Research Foundation of Jiangsu Province (FNSRFP-2021-YB-12)

1 引言

近年来,无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)凭借其自身的机动性辅助地面基础设施,在无线通信与数据收集等方面发挥了关键作用^[1]。例如,无人机作为移动节点在大规模物联网中进行信息传播和数据收集^[2]。此外,连接到通信网络的无人机可以充当飞行边缘服务器,以减少任务延迟并提高服务质量^[3,4]。在无人机辅助数据采集领域,已经有很多研究工作。文献^[5]考虑了多个无人机的轨迹和功率优化问题,以实现多个无人机群之间的干扰协调和最佳飞行策略。文献^[6]利用连续凸近似的方法研究了联合优化无人机航迹和无线电资源分配问题。

空中计算(over-the-Air Computation, AirComp)作为无线网络中一种通信计算融合的新手段,在联邦边缘学习和分布式数据聚合等应用中具有广泛应用潜力^[7]。与物联网中传统的通信和计算分离的方法不同,AirComp利用多址接入信道(Multiple Access Channel, MAC)的信道叠加特性,通过发射端预处理和接收端后处理,可计算多个无线设备传输数据的特定函数,例如均值、加权和、几何平均值、多项式和欧几里得范数^[8]。

AirComp可以分为模拟AirComp和数字AirComp。文献^[9]研究了发射功率设计,通过适当平衡信号和噪声引起误差之间的权衡,使衰落信道的平均均方误差(Mean-Square Error, MSE)最小。此外考虑到多天线设计,文献^[10]提出了一个用于多模态数据聚合的多输入多输出(Multiple-Input Multiple-Output, MIMO) AirComp框架,提出高移动性的MIMO的AirComp设计。文献^[11]提出中继结构的MIMO-AirComp设计。文献^[12]研究了用于大规模MIMO-AirComp的设计,采用了混合模拟和数字波束成形设计。

无人机辅助的AirComp可以共同利用无人机的可操作性和AirComp通信的计算融合性,并且UAV可以自由飞行改变数据聚合的位置,有效避免了在数据传输聚合时信道衰落和噪声对系统的影响。通过优化无人机的飞行轨迹,系统可以在每个时隙收集数据时实现估计函数和AirComp中目标函数的最佳MSE^[13]。在实际应用中,信道状态信息可以通过基站和物联网设备处的信道估计获得^[14]。但是UAV的高移动性使得信道估计往往存在误差,并降低AirComp的性能。在现有的研究中,很少有研究分析了不同框架下信道误差对AirComp性能的影响,仅有例如智能反射面辅助云无线电接入网^[15], UAV^[16]和联邦学习^[17]等的少量研究。

综上所述,AirComp系统在考虑信道误差的无人机辅助通信中的应用还没有得到很好的研究。为了提高通信速率和计算速率,以及保证AirComp的性能,研究无人机辅助的AirComp对无人机轨迹和传感器功率的联合优化非常重要。本文的主要研究工作如下:

(1) 建立了无人机辅助的AirComp系统模型,其中UAV作为基站,汇总来自地面传感器的数据。考虑了视距(Line Of Sight, LOS)和非视距(Non Line Of Sight, NLOS)链路,基于UAV轨迹和传感器功率的约束,建立了最小MSE的问题。

(2) 利用块坐标下降(Block Coordinate Descent, BCD)和逐次凸逼近(Successive Convex Approximation, SCA)方法对问题进行分解,将问题逐次转换为几个凸问题。每个问题都是利用2次优化方法单独解决的。通过联合优化UAV轨迹、去噪因子和地面传感器的发射功率近似求解,同时给出了相应的算法步骤。

(3) 仿真结果表明,本文算法具有良好的收敛性能,实现最小时间平均MSE,同时UAV可以自适应调整其轨迹。与其他的轨迹规划和功率优化方案相比,验证了本文算法的有效性。

2 系统模型

考虑如图1所示的空中计算系统模型,包括一组地面传感器 $\mathcal{K} \triangleq \{1, 2, \dots, K\}$ 和一个UAV,地面传感器和UAV均配备单天线。传感器 k 的水平坐标表示为 $\mathbf{w}_k = [x_k, y_k] \in \mathbb{R}^{1 \times 2}$,其中 x_k 和 y_k 分别表示传感器的横坐标和纵坐标。地面传感器位置固定,并且无人机已知传感器的位置信息。无人机飞行总时间为 T 并且传感器组一直发送数据,将总时间 T 分为 N 个时隙,即 $T/N = \delta$ 。时隙 n 的水平面投影轨迹为 $\mathbf{q}[n] = [x(n), y(n)] \in \mathbb{R}^{1 \times 2}, 0 \leq n \leq N$ 。无人机在地上以固定高度飞行,记作 H 。考虑到无人机的飞行轨迹和最大飞行速度 V_{\max} ,设计无人机的速度和起点终点轨迹约束为

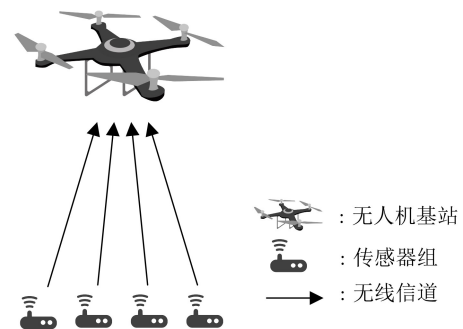


图1 无人机基站AirComp系统模型

$$\|\mathbf{q}[n] - \mathbf{q}[n-1]\|_2 \leq V_{\max} \delta, n = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

$$\mathbf{q}[0] = [x_0, y_0] \quad (2)$$

$$\mathbf{q}[N] = [x_N, y_N] \quad (3)$$

无人机与传感器的信道模型考虑LOS和NLOS两种情况。时隙 n 传感器 k 与无人机的LOS链路概率表示为： $P_{\text{los},k}[n] = 1/(1 + u \times \exp(-v(\phi - u)))$ ，其中 u 和 v 是环境参数， ϕ 表示仰角。NLOS链路的概率为 $P_{\text{nlos},k}[n] = 1 - P_{\text{los},k}[n]$ 。时隙 n 传感器 k 与无人机的信道增益表示为： $h_k[n] = \sqrt{\beta_k[n]} \tilde{h}_k[n]$ ，其中 $\tilde{h}_k[n]$ 表示为单位距离时的信道增益，为路径损耗，表示为

$$\beta_k[n] = \frac{P_{\text{los},k}[n] \beta_0}{d_k[n]^\alpha} + \frac{\gamma P_{\text{nlos},k}[n] \beta_0}{d_k[n]^\alpha} + \lambda[n] \quad (4)$$

其中， $\alpha \geq 2$ 是路径损耗指数， γ 是NLOS链路产生的额外衰减系数， $d_k[n] = \sqrt{H^2 + \|\mathbf{q}[n] - \mathbf{w}_k\|_2^2}$ 是时隙 n 传感器 k 与无人机之间的距离， $\lambda[n]$ 是信道的估计误差，服从均值是 $Ae^{A_d[n]}$ ，方差为0的正态分布。

空中计算通过在传感器处进行预处理，多个传感器同时发送预处理之后的数据，在无人机处对接收到的叠加数据进行后处理，得到各传感器采集数据的函数。以平均函数为例，在时隙 n 无人机计算的函数为

$$f[n] = \frac{1}{K} \sum_{k \in \mathcal{K}} \mathbf{s}_k[n] \quad (5)$$

其中， $\mathbf{s}_k[n]$ 为传感器 k 的传输符号。假设各传感器的传输符号相互独立，且分布服从零均值和单位方差，即： $\mathbb{E}(\mathbf{s}_k[n] \mathbf{s}_k^H[n]) = 1$ ， $\mathbb{E}(\mathbf{s}_k[n]) = 0$ ， $\mathbb{E}(\mathbf{s}_i[n] \mathbf{s}_j^H[n]) = 0, \forall i \neq j$ 。

在在时隙 n 无人机的接收信号表示为

$$y[n] = \sum_{k \in \mathcal{K}} b_k[n] h_k[n] \mathbf{s}_k[n] + e[n] \quad (6)$$

其中， $b_k[n] \in \mathbb{C}$ 表示传感器 k 的发射预编码系数， $e[n] \sim \mathcal{CN}(0, \sigma^2)$ 表示加性高斯白噪声(Additive white gaussian noise, AWGN)。由于各传感器功率受限，考虑传感器 k 的发射功率约束为

$$\mathbb{E}(|b_k[n] \mathbf{s}_k[n]|^2) = |b_k[n]|^2 \leq P_{k, \max} \quad (7)$$

其中， $P_{k, \max} > 0$ 是传感器 k 的最大发射功率。此外每个传感器具有如式(8)的平均发射功率约束

$$\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |b_k[n]|^2 \leq \bar{P}_k \quad (8)$$

为了使约束不是无意义的，则有 $\bar{P}_k < P_{k, \max}$ 。

为了减少噪声对系统的影响，引入去噪因子 $\eta[n]$ 。在无人机接收到信号 $y[n]$ 时，无人机感兴趣函数的估计平均值表示为

$$\hat{f}[n] = \frac{y[n]}{K \sqrt{\eta[n]}} \quad (9)$$

3 问题建模

空中计算的目标是在接收端恢复出采集时感兴趣的函数。在现有的AirComp系统的研究中，广泛采用MSE作为量化信号失真的指标，那么在时隙 n 处对应的MSE为： $\text{MSE}[n] = \mathbb{E}[\|\hat{f}[n] - f[n]\|^2]$ 。本文的目标是最小化估计函数 $\hat{f}[n]$ 和期望函数 $f[n]$ 之间的MSE，即

$$\begin{aligned} \text{MSE}[n] &= \mathbb{E}[\|\hat{f}[n] - f[n]\|^2] \\ &= \frac{1}{K^2} \mathbb{E} \left[\left(\frac{y[n]}{\sqrt{\eta[n]}} - \sum_{k \in \mathcal{K}} \mathbf{s}_k[n] \right)^2 \right] \\ &= \frac{1}{K^2} \left(\sum_{k \in \mathcal{K}} \left(\frac{b_k[n] h_k[n]}{\sqrt{\eta[n]}} - 1 \right)^2 + \frac{\sigma^2}{\eta[n]} \right) \end{aligned} \quad (10)$$

其取决于传输信道 $\{\mathbf{s}_k[n]\}$ 、信号误差和噪声。

为了便于分析，每个传感器只控制其功率，令 $b_k[n] = \frac{\sqrt{p_k[n]} h^\dagger[n]}{|h[n]|}$ ，其中 $p_k[n] > 0$ 定义为传感器 k 在时隙 n 的发射功率。因此MSE表示为

$$\begin{aligned} \text{MSE}[n] &= \frac{1}{K^2} \left(\sum_{k \in \mathcal{K}} \left(\frac{\sqrt{p_k[n]} |h_k[n]|}{\sqrt{\eta[n]}} - 1 \right)^2 + \frac{\sigma^2}{\eta[n]} \right) \\ &= \frac{1}{K^2} \left(\sum_{k \in \mathcal{K}} \left(\sqrt{\frac{p_k[n] \beta_0}{\eta[n]}} \varpi_k[n] - 1 \right)^2 + \frac{\sigma^2}{\eta[n]} \right) \end{aligned} \quad (11)$$

其中， $\varpi_k[n] = \sqrt{P_{\text{los_ave},k}[n] d_k[n]^{-\alpha} + \lambda[n] / \beta_0}$ ，传输链路表示为 $P_{\text{los_ave},k}[n] = P_{\text{los},k}[n] + \gamma P_{\text{nlos},k}[n]$ 。

因此时间 N 的AirComp系统的时间平均MSE表示为

$$\overline{\text{MSE}} = \frac{1}{N} \sum_{n \in \mathcal{N}} \text{MSE}[n] \quad (12)$$

本文通过联合优化传感器发射功率 $\{p_k[n]\}$ 、去噪因子 $\{\eta[n]\}$ 和UAV轨迹 $\{\mathbf{q}[n]\}$ ，最小化时间平均MSE。优化问题表述为

$$\left. \begin{aligned} & \min_{p_k[n], \mathbf{q}[n], \eta[n]} \overline{\text{MSE}} \\ & \text{s.t. } 0 \leq p_k[n] \leq P_{k, \max}, \forall k, \forall n, \\ & 0 \leq \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N p_k[n] \leq \bar{P}_k, \forall k, \\ & \eta[n] \geq 0, \forall n \\ & \|\mathbf{q}[n] - \mathbf{q}[n-1]\|_2 \leq V_{\max} \delta, \forall n \\ & \mathbf{q}[0] = [x_0, y_0] \\ & \mathbf{q}[N] = [x_N, y_N] \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

$$\left. \begin{aligned} & \min_{\{p_k[n]\}} \sum_{n \in \mathcal{N}} \sum_{k \in \mathcal{K}} \left(\sqrt{\frac{p_k[n] \beta_0}{\eta[n]}} \varpi_k[n] - 1 \right)^2 \\ & \text{s.t. } 0 \leq p_k[n] \leq P_{k, \max}, \forall k, \forall n, \\ & 0 \leq \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N p_k[n] \leq \bar{P}_k, \forall k, \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

其中忽略了常数项 $\sigma^2/\eta[n]$ 。每个传感器之间没有耦合，所以将式(17)分解为 K 个子问题，分别对 $p_k[n]$ 求解，使每个传感器的MSE最小，问题转化为

$$\left. \begin{aligned} & \min_{\{p_k[n]\}} \sum_{n \in \mathcal{N}} \left(\sqrt{\frac{p_k[n] \beta_0}{\eta[n]}} \varpi_k[n] - 1 \right)^2 \\ & \text{s.t. } 0 \leq p_k[n] \leq P_k, \forall k, \forall n, \\ & 0 \leq \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N p_k[n] \leq \bar{P}_k, \forall k \end{aligned} \right\} \quad (18)$$

问题式(18)转化为一个凸线性约束的2次规划问题，采用传统的凸优化解决方案就可以求解。

4.3 无人机飞行轨迹求解

本节通过给定优化变量去噪因子 $\{\eta[n]\}$ 和传感器发射功率 $\{p_k[n]\}$ ，对问题进行求解得到最优的UAV轨迹 $\{\mathbf{q}[n]\}$ 。由于目标函数的非凸性难以求解，因此做出定义

$$f_k[n] = \frac{p_k[n] \beta_0}{\eta[n]} \varpi_k^2[n] \quad (19)$$

$$g_k[n] = \frac{2\sqrt{p_k[n] \beta_0}}{\sqrt{\eta[n]}} \varpi_k[n] \quad (20)$$

那么UAV飞行轨迹求解表述为

$$\left. \begin{aligned} & \min_{\{\mathbf{q}[n]\}} \sum_{n \in \mathcal{N}} \sum_{k \in \mathcal{K}} (f_k[n] - g_k[n]) \\ & \text{s.t. } \|\mathbf{q}[n] - \mathbf{q}[n-1]\|_2 \leq V_{\max} \delta, \forall n \\ & \mathbf{q}[0] = [x_0, y_0] \\ & \mathbf{q}[N] = [x_N, y_N] \end{aligned} \right\} \quad (21)$$

其中忽略了常数项 $\sigma^2/\eta[n]$ 和1。由于式(19)和式(20)对于 $\mathbf{q}[n]$ 不是凸函数，而且 $P_{\text{los},k}[n]$ 和 $\lambda[n]$ 对 $\mathbf{q}[n]$ 的耦合更为复杂，所以整个问题使一个非凸问题难以求解。为此提出一个近似求解方案，考虑到目标采用迭代优化的方法找到最优的UAV飞行轨迹 $\{\mathbf{q}[n]\}$ ，同时 $P_{\text{los},k}[n]$ 和 $\lambda[n]$ 都是 $\mathbf{q}[n]$ 的函数，那么引入一个约束条件

$$\|\mathbf{q}^r[n] - \mathbf{q}^{r-1}[n]\|_2 \leq \Delta \quad (22)$$

$\{\mathbf{q}^r[n], \forall n\}$ 是第 r 次迭代中UAV的飞行轨迹，即 $\mathbf{q}[n]$ 在每次迭代的过程中总是小于一个阈值。 Δ 足够小， $P_{\text{los},k}[n]$ 和 $\lambda[n]$ 就近似不变， $P_{\text{los},k}^r[n] \approx P_{\text{los},k}^{r-1}[n]$ ， $\lambda^r[n] \approx \lambda^{r-1}[n]$ 。问题中 $P_{\text{los},k}[n]$ 和 $\lambda[n]$ 对

虽然式(13)的约束条件都是凸的，但是优化变量发射功率 $\{p_k[n]\}$ 、去噪因子 $\{\eta[n]\}$ 和UAV轨迹 $\{\mathbf{q}[n]\}$ 在不同的时隙高度耦合，因此目标函数具有非凸性，没有直接、高效的求解方法。为了解决问题，本文考虑采用BCD和SCA方法进行求解。

4 问题求解

本节通过使用BCD和SCA技术对优化问题式(13)进行求解。具体来说，本文用一个迭代优化的算法解决问题式(13)，通过给定优化变量发射功率 $\{p_k[n]\}$ 、去噪因子 $\{\eta[n]\}$ 和UAV轨迹 $\{\mathbf{q}[n]\}$ 中的两个，求解另外一个变量，直至问题收敛。

4.1 去噪因子求解

本节通过给定优化变量发射功率 $\{p_k[n]\}$ 和UAV轨迹 $\{\mathbf{q}[n]\}$ ，对问题进行求解得到最优的去噪因子 $\{\eta[n]\}$ 。此时问题表述为

$$\min_{\{\eta[n]\} > 0} \sum_{n \in \mathcal{N}} \left(\sum_{k \in \mathcal{K}} \left(\sqrt{\frac{p_k[n] \beta_0}{\eta[n]}} \varpi_k[n] - 1 \right)^2 + \frac{\sigma^2}{\eta[n]} \right) \quad (14)$$

该问题可以解耦为 N 个子问题，那么第 n 个问题写作

$$\min_{\eta[n] > 0} \sum_{k \in \mathcal{K}} \left(\sqrt{\frac{p_k[n] \beta_0}{\eta[n]}} \varpi_k[n] - 1 \right)^2 + \frac{\sigma^2}{\eta[n]} \quad (15)$$

令 $\gamma[n] = 1/\sqrt{\eta[n]}$ ，那么式(15)就可以转化为一个凸2次优化问题，通过使其1阶导数为0，可以得到问题式(15)的最优解

$$\eta^*[n] = \left(\frac{\sigma^2 + \sum_{k \in \mathcal{K}} (p_k[n] \beta_0 \varpi_k^2[n])}{\sum_{k \in \mathcal{K}} \sqrt{p_k[n] \beta_0} \varpi_k[n]} \right)^2 \quad (16)$$

4.2 传输功率求解

本节通过给定优化变量去噪因子 $\{\eta[n]\}$ 和UAV轨迹 $\{\mathbf{q}[n]\}$ ，对问题进行求解得到最优的传感器发射功率 $\{p_k[n]\}$ 。此时的优化问题表述为

$\mathbf{q}[n]$ 的耦合就可以解耦。同时引入一个松弛变量 $S = \{\mathbf{s}_k[n] = \|\mathbf{q}[n] - \mathbf{w}_k\|_2^2, \forall k, \forall n\}$ ，问题表述为

$$\left. \begin{aligned} & \min_{\{\mathbf{q}[n]\}, \{\mathbf{s}_k[n]\}} \sum_{n \in \mathcal{N}} \sum_{k \in \mathcal{K}} \left(\frac{p_k[n] \beta_0}{\eta[n]} \left(\frac{P_{\text{los_ave},k}[n]}{(H^2 + \mathbf{s}_k[n])^{\frac{\alpha}{2}}} + \frac{\lambda[n]}{\beta_0} \right) - g_k[n] + 1 \right) \\ & \text{s.t. } 0 \leq \mathbf{s}_k[n] \leq \|\mathbf{q}[n] - \mathbf{w}_k\|_2^2, \forall k, \forall n \\ & \quad \|\mathbf{q}[n] - \mathbf{q}[n-1]\|_2 \leq V_{\text{max}} \delta, \forall n \\ & \quad \mathbf{q}[0] = [x_0, y_0]; \\ & \quad \mathbf{q}[N] = [x_N, y_N] \\ & \quad \|\mathbf{q}[n] - \mathbf{q}^r[n]\|_2 \leq \Delta, \forall n \end{aligned} \right\} \quad (23)$$

这样式(23)的第1项是凸函数，仅有 $-g_k[n]$ 不是 $\mathbf{q}[n]$ 的凸函数，但是 $\|\mathbf{q}[n] - \mathbf{w}_k\|_2^2$ 的凸函数。那么任意凸函数的1阶泰勒展开都是全局下界，因此对于给定局部点 $\{\mathbf{q}^r[n], \forall n\}$ 的 $g_k[n]$ 全局下界 $\hat{g}_k^{\text{lb}}[n]$ 为

$$g_k[n] \geq g_k^r[n] + \nabla \mathbf{q}[n] g_k[n] |_{\mathbf{q}[n]=\mathbf{q}^r[n]} (\|\mathbf{q}[n] - \mathbf{w}_k\|_2^2 - \|\mathbf{q}^r[n] - \mathbf{w}_k\|_2^2) \triangleq \hat{g}_k^{\text{lb}}[n] \quad (24)$$

其中 $\nabla \mathbf{q}[n] g_k[n] |_{\mathbf{q}[n]=\mathbf{q}^r[n]}$ 表示为

$$\nabla \mathbf{q}[n] g_k[n] |_{\mathbf{q}[n]=\mathbf{q}^r[n]} = \frac{-\alpha P_{\text{los_ave},k}[n] \sqrt{p_k[n] \beta_0}}{2 \sqrt{\eta[n]} \sqrt{P_{\text{los_ave},k}[n] (H^2 + \|\mathbf{q}[n] - \mathbf{w}_k\|_2^2)^{(\alpha+4)/2} + \lambda[n] / \beta_0 (H^2 + \|\mathbf{q}[n] - \mathbf{w}_k\|_2^2)^{\alpha+2}}}$$

在式(23)的约束 $\mathbf{s}_k[n] \leq \|\mathbf{q}[n] - \mathbf{w}_k\|_2^2$ 中 $\|\mathbf{q}[n] - \mathbf{w}_k\|_2^2$ 是 $\mathbf{q}[n]$ 的凸函数，在给定的局部点 $\{\mathbf{q}^r[n], \forall n\}$ 进行泰勒展开得到

$$\|\mathbf{q}[n] - \mathbf{w}_k\|_2^2 \geq \|\mathbf{q}^r[n] - \mathbf{w}_k\|_2^2 + 2(\mathbf{q}^r[n] - \mathbf{w}_k)^T (\mathbf{q}[n] - \mathbf{q}^r[n]) \quad (25)$$

对于给定的局部点 $\{\mathbf{q}^r[n], \forall n\}$ 问题转化为

$$\left. \begin{aligned} & \min_{\{\mathbf{q}[n]\}, \{\mathbf{s}_k[n]\}} \sum_{n \in \mathcal{N}} \sum_{k \in \mathcal{K}} \left(\frac{p_k[n] \beta_0}{\eta[n]} \left(\frac{P_{\text{los_ave},k}[n]}{(H^2 + \mathbf{s}_k[n])^{\frac{\alpha}{2}}} + \frac{\lambda[n]}{\beta_0} \right) - \hat{g}_k^{\text{lb}}[n] + 1 \right) \\ & \text{s.t. } 0 \leq \mathbf{s}_k[n] \leq \|\mathbf{q}^r[n] - \mathbf{w}_k\|_2^2 + 2(\mathbf{q}^r[n] - \mathbf{w}_k)^T (\mathbf{q}[n] - \mathbf{q}^r[n]), \forall k, \forall n \\ & \quad \|\mathbf{q}[n] - \mathbf{q}[n-1]\|_2 \leq V_{\text{max}} \delta, \forall n \\ & \quad \mathbf{q}[0] = [x_0, y_0] \\ & \quad \mathbf{q}[N] = [x_N, y_N] \\ & \quad \|\mathbf{q}[n] - \mathbf{q}^r[n]\|_2 \leq \Delta, \forall n \end{aligned} \right\} \quad (26)$$

在式(26)中目标函数是联合 $\{\mathbf{q}[n]\}$ 和 $\{\mathbf{s}_k[n]\}$ 求解最优MSE，是一个凸的2次约束2次规划问题，采用一些求解器可以成功求解。

4.4 总体算法

综上所述，整体算法分解为3个子问题并分别对3个变量进行求解，通过交替迭代的方法找到问题的次优解。本文的详细求解步骤如[算法1](#)所示。

关于算法的初始化方案，无人机的初始飞行轨迹 $\{\mathbf{q}^0[n]\}$ 按照均匀速度 V 从起点 $\mathbf{q}[0]$ 向终点 $\mathbf{q}[N]$ 飞行，即 $\mathbf{q}[0] = [x_0, y_0]$ ， $\mathbf{q}[N] = [x_N, y_N]$ ， $\|\mathbf{q}[n] - \mathbf{q}[n-1]\|_2 = V\delta, n = 1, 2, \dots, N$ 。每个传感器的初始功率设置为全功率输出，即 $p_k^0[n] = \bar{P}_k$ 。

5 仿真结果

本节通过数值仿真的结果证明该算法的有效性。考虑一个地面传感器组，有 K 个传感器，其中 $K = 20$ ，其分为两个集群，即A和B各有10个传感

器，其峰值功率 $\{P_k[n]\}$ 相同，并且在(150,450)和(550,250)附近随机分布。UAV假设的飞行高度 $H = 100$ m，UAV的最大飞行速度设置为15 m/s。每个时隙的长度 δ 为0.5 s，满足 $V_{\text{max}} \delta \ll H$ 。假设参考距离的信道增益 $B_0 = -40$ dB，噪声功率大小为 $\sigma^2 = -80$ dBm。收敛精度 $\xi = 10^{-4}$ 。为说明算法性能，本节将本文算法和以下两种参考算法进行性能比较：(1)功率固定算法：传感器按照最大平均功率发射信号，即 $p_k[n] = \bar{P}_k$ ；UAV轨迹依据最小化时间平均MSE准则采用SCA方法得到；(2)固定轨迹算法：UAV按照初始化方案中的轨迹飞行，即按照均匀速度从起点 $\mathbf{q}[0]$ 向 $\mathbf{q}[N]$ 飞行，传感器发射功率依据最小化时间平均MSE准则采用凸优化方法得到。

[图2](#)展示了飞行时间 $T=200$ s 传感器峰值发射功率 $P_k = 5.5 \times 10^{-3}$ W 时，该算法的收敛性。可以看出计算得到的时间平均MSE在迭代中不断地下

算法1 无人机飞行轨迹与功率优化算法

定义无人机飞行时间 N ; 传感器的最大发射功率 $\{P_k[n]\}$; 传感器的平均发射功率 $\{\bar{P}_k[n]\}$; 收敛精度 ξ ; 环境参数 u 和 v ; 误差幅度参数 A 。

(1) 定义 $r = 0, R^0 = 1$; 初始化无人机的飞行轨迹 $\{q^0[n]\}$; 传感器初始发射功率 $\{p_k^0[n]\}$;

(2) 循环

(3) $r = r + 1$

(4) 利用 $\{q^{r-1}[n]\}$ 和 $\{p_k^{r-1}[n]\}$, 根据式(16)求解 $\{\eta^r[n]\}$ 并且更新 $\{\eta[n]\}$;

(5) 利用 $\{q^{r-1}[n]\}$ 和 $\{\eta^r[n]\}$, 根据式(18)求解 $\{p_k^r[n]\}$ 并且更新 $\{p_k[n]\}$;

(6) 利用 $\{\eta^r[n]\}$ 和 $\{p_k^r[n]\}$, 根据式(26)求解 $\{q^r[n]\}$ 并且更新 $\{q[n]\}$;

(7) 根据式(10)和式(11)计算 \overline{MSE}^r , 并赋值 $R^r = \overline{MSE}^r$;

(8) 若 $(R^r - R^{r-1}) / R^r \leq \xi$, 认为算法收敛, 退出循环;

(9) 问题得以求解得到次优解: 去噪因子 $\{\eta[n]\}$, 传感器发射功率 $\{p_k[n]\}$ 和UAV最优飞行轨迹 $\{q[n]\}$;

降, 并且在17次之后成功收敛。这说明该算法在联合优化发射功率 $\{p_k[n]\}$ 、去噪因子 $\{\eta[n]\}$ 和UAV轨迹 $\{q[n]\}$ 方法求解的有效性。

图3展示了在不同飞行时间, 不同传感器峰值发射功率约束下UAV的飞行轨迹。可以看到在飞行时间 $T = 90$ s, UAV近似以最短路径飞行, 难以充分采集数据。随着飞行时间的增加, 即 $T = 115$ s时, 可以看出UAV自适应地调整并且扩大飞行轨迹, 逐渐靠近之前未靠近的传感器。当飞行时间进一步增大, 即 $T = 160$ s时, 可以看到UAV充分靠近了两个传感器集群。同时在飞行时间相同, 而两个集群的传感器峰值功率不同时, 仿真得到的两个不同的UAV轨迹, 是因为UAV在飞行过程中越靠近一个传感器集群就会远离其他的传感器集群, 为了得到最佳的AirComp性能, 就会靠近峰值功率更低的传感器集群, 这就说明了利用UAV可以提高AirComp的性能。

图4展示了在集群A和集群B发射功率相同、噪

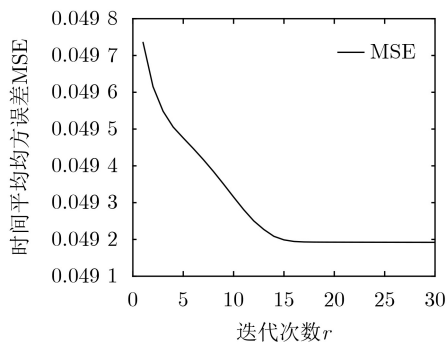


图2 时间平均均方差迭代图

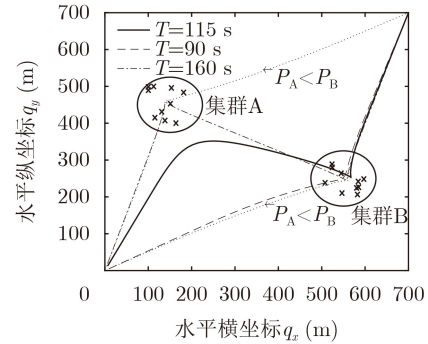


图3 不同飞行时间的UAV飞行轨迹

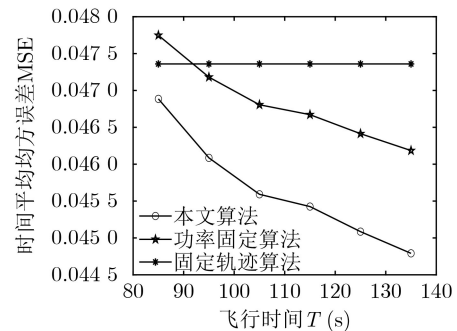


图4 时间平均MSE与飞行时间的关系

声功率相同时, 3种不同方案下不同飞行时间的平均MSE。可以看出本文提出的算法具有最小的时间平均均方差, 且随着飞行时间的增大时间平均MSE逐渐减小。因为随着UAV飞行时间的增加, 其能够飞到AirComp系统中最优的收集数据的位置, 并且可以悬停更长的时间, 更有利于数据传输。这说明该算法实现了传感器发射功率和UAV与传感器链路距离之间的动态平衡, 联合传感器发射功率和无人机飞行轨迹的重要性。

图5展示了不同算法下, 噪声对时间平均均方差MSE的影响。图中表明, 所有的方案中时间平均MSE都随着噪声的增大而增大, 在低噪声功率下, 本文提出的算法明显优于其他两种方案, 同时在高噪声功率下信号被完全影响, 但是由于算法

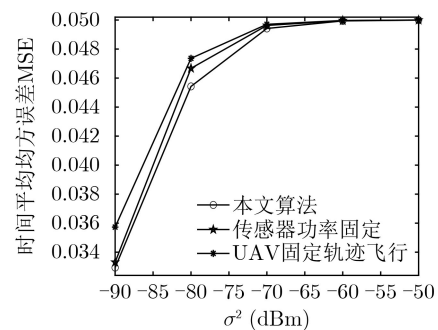


图5 时间平均MSE与噪声功率的关系

提出的去噪因子, 并且UAV根据传感器功率动态的调整飞行轨迹, 展示出的抗噪性能更强。所以本文提出的算法在传感器功率优化和UAV轨迹优化方案之间的性能更好。

图6展示了不同算法下, 信道估计误差对时间平均均方误差MSE的影响。图6表明, 在信道估计误差较小时, 所有的方案AirComp都基于稳定, 在信道估计误差进一步增大后, 本文所提方案能够保持AirComp的稳定, 其他两种方案都有明显的性能下降。当信道估计误差超过信道本身时, AirComp的性能被完全损害, 虽然时间平均MSE下降, 但通信完全受阻。因为本文对LOS和NLOS都进行了建模, 并且提出近似求解方案, 降低了误差对系统的影响。所以本文提出的算法在有信道估计误差的情况下能够进一步保障AirComp的通信性能, 具有良好的可靠性。

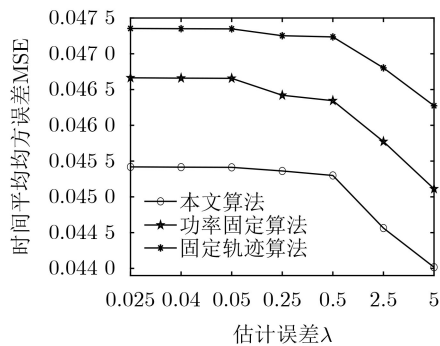


图6 时间平均MSE与信道估计误差的关系

6 结论

本文提出UAV搭载基站进行辅助AirComp的系统。UAV作为移动基站聚合地面传感器的分布式数据的平均函数, 在非完美信道状态信息和视距链路不确定的情况下, 对AirComp系统进行辅助计算。研究了最小化AirComp系统的时间平均MSE, 通过联合优化UAV轨迹、去噪因子和地面传感器的发射功率, 利用BCD和SCA技术, 提出了一种迭代求解的有效求解算法。仿真结果表明了本算法的收敛性与可靠性。问题进而可以扩展到多UAV场景下, 进行AirComp的数据聚合。

参考文献

- [1] 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. doi: 10.11999/JEIT210789. doi: 10.11999/JEIT210789. CHEN Xinying, SHENG Min, LI Bo, *et al.* Survey on unmanned aerial vehicle communications for 6G[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2022, 44(3): 781–789. doi: 10.11999/JEIT210789.
- [2] ZHAN Cheng and ZENG Yong. Completion time minimization for multi-UAV-enabled data collection[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(10): 4859–4872. doi: 10.1109/TWC.2019.2930190.
- [3] LI Mushu, CHENG Nan, GAO Jie, *et al.* Energy-efficient UAV-assisted mobile edge computing: Resource allocation and trajectory optimization[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(3): 3424–3438. doi: 10.1109/TVT.2020.2968343.
- [4] CHAKARESKI J, NAQVI S, MASTRONARDE N, *et al.* An energy efficient framework for UAV-assisted millimeter wave 5G heterogeneous cellular networks[J]. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 2019, 3(1): 37–44. doi: 10.1109/TGCN.2019.2892141.
- [5] SHEN Chao, CHANG T H, GONG Jie, *et al.* Multi-UAV interference coordination via joint trajectory and power control[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020, 68: 843–858. doi: 10.1109/TSP.2020.2967146.
- [6] SAMIR M, SHARAFEDDINE S, ASSI C M, *et al.* UAV trajectory planning for data collection from time-constrained IoT devices[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(1): 34–46. doi: 10.1109/TWC.2019.2940447.
- [7] ZHU Guangxu, XU Jie, HUANG Kaibin, *et al.* Over-the-air computing for wireless data aggregation in massive IoT[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2021, 28(4): 57–65. doi: 10.1109/MWC.011.2000467.
- [8] GOLDENBAUM M, BOCHE H, and STAŃCZAK S. Harnessing interference for analog function computation in wireless sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(20): 4893–4906. doi: 10.1109/TSP.2013.2272921.
- [9] CAO Xiaowen, ZHU Guangxu, XU Jie, *et al.* Optimized power control for over-the-air computation in fading channels[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(11): 7498–7513. doi: 10.1109/TWC.2020.3012287.
- [10] ZHU Guangxu and HUANG Kaibin. MIMO over-the-air computation for high-mobility multimodal sensing[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(4): 6089–6103. doi: 10.1109/JIOT.2018.2871070.
- [11] JIANG Miao, LI Yiqing, ZHANG Guangchi, *et al.* Joint beamforming optimization in multi-relay assisted MIMO over-the-air computation for multi-modal sensing data aggregation[J]. *IEEE Communications Letters*, 2021, 25(12): 3937–3941. doi: 10.1109/LCOMM.2021.3120182.
- [12] ZHAI Xiongfei, CHEN Xihan, XU Jie, *et al.* Hybrid beamforming for massive MIMO over-the-air computation[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2021, 69(10): 7811–7824. doi: 10.1109/TCOMM.2021.3098182.

- 2021, 69(4): 2737–2751. doi: [10.1109/TCOMM.2021.3051397](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2021.3051397).
- [13] YANG Kai, JIANG Tao, SHI Yuanming, *et al.* Federated learning via over-the-air computation[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2020, 19(3): 2022–2035. doi: [10.1109/TWC.2019.2961673](https://doi.org/10.1109/TWC.2019.2961673).
- [14] YOO T and GOLDSMITH A. Capacity and power allocation for fading MIMO channels with channel estimation error[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(5): 2203–2214. doi: [10.1109/TIT.2006.872984](https://doi.org/10.1109/TIT.2006.872984).
- [15] YU D, PARK S H, SIMEONE O, *et al.* Optimizing over-the-air computation in IRS-aided C-RAN systems[C]. 2020 IEEE 21st International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications (SPAWC). Atlanta, USA, 2020: 1–5. doi: [10.1109/SPAWC48557.2020.9154243](https://doi.org/10.1109/SPAWC48557.2020.9154243).
- [16] JUNG H and KO S W. Performance analysis of UAV-enabled over-the-air computation under imperfect channel estimation[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2022, 11(3): 438–442. doi: [10.1109/LWC.2021.3130002](https://doi.org/10.1109/LWC.2021.3130002).
- [17] ZHU Guangxu, DU Yuqing, GÜNDÜZ D, *et al.* One-bit over-the-air aggregation for communication-efficient federated edge learning: Design and convergence analysis[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, 20(3): 2120–2135. doi: [10.1109/TWC.2020.3039309](https://doi.org/10.1109/TWC.2020.3039309).
- 李 松: 男, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为工业物联网、边缘计算等.
- 李佳琦: 男, 硕士生, 研究方向为空中计算.
- 王博文: 男, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为地下空间无人机应急网络、工业物联网、社交物联网.
- 陈瑞瑞: 男, 讲师, 硕士生导师, 研究方向为涡旋电磁波通信、无人机通信、智能通信.
- 孙彦景: 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为无线通信与组网、工业物联网.
- 张晓光: 女, 教授, 硕士生导师, 研究方向为应急通信、智能感知与精确定位、机器故障诊断.

责任编辑: 余 蓉