

# 基于智能反射面辅助的无人机无线供能网络吞吐量最大化算法

注：本刊原则上要求文章内容单栏 9 页内，双栏 7 页内！

[单击此处键入作者姓名] (不同单位的作者右上角用上标<sup>①②</sup> 区别不同单位)

例如：王二<sup>①②</sup> 张三<sup>\*②</sup> (通讯作者加上标 “\*” )

[单击此处键入作者单位名称,城市名,邮编] (相应作者单位前标上相应的上标<sup>①②</sup>)

例如：<sup>①</sup>(空军工程大学电讯工程学院 西安 710077)

<sup>②</sup>(复旦大学波散射与遥感信息国家教育部重点实验室 上海 200433)

此例中表明王二的单位既为<sup>①</sup>也为<sup>②</sup>，张三的单位为<sup>②</sup>

**摘 要：**为了解决城市场景中，无人机（UAV）与地面终端设备（GU）间易受到障碍物阻挡的问题，该文提出一种基于智能反射面（IRS）辅助的 UAV 供能通信网络吞吐量最大化算法。首先，在满足能量因果、IRS 相移、UAV 移动性等约束条件下，建立了一个联合 IRS 相移设计、GU 无线资源分配、UAV 飞行轨迹设计的多变量耦合优化模型。其次，通过块坐标下降法（BCD）将原非凸问题转换为三个易于处理的子问题，并通过三角不等式、引入松弛变量、连续凸近似（SCA）等方法，对子问题进行转化求解。通过数值仿真实验验证，与对比方案相比，该文所提出的算法可实现更高的系统总吞吐量。

**关键词：**智能反射面；无人机通信网络；无线资源分配

中图分类号：[单击此处键入中图分类号] 文献标识码：A 文章编号：

DOI: 10.11999/JEIT×××××××

## Throughput Maximization Algorithm for IRS-aided UAV Communication Networks with Wireless Energy Transfer

[单击此处键入作者姓名拼音] (不同单位的作者右上角用<sup>①②</sup> 区别不同单位)

例如：WANG Er<sup>①②</sup> ZHANG San<sup>②</sup> (本刊的中文通讯作者右上角加\*，英文不加)

[单击此处键入作者单位英文名称,城市名,邮编] (相应作者单位前标上相应的<sup>①②</sup>)

例如<sup>①</sup>(*Institute of Telecommunication Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China*)

<sup>②</sup>(*Key Laboratory of Wave Scattering and Remote Sensing Information, Fudan University, Shanghai 200433, China*)

**Abstract:** In order to mitigate the adverse effect of blockages between the unmanned aerial vehicle (UAV) and ground users (GUs), a throughput maximization algorithm for an Intelligent Reflecting Surface (IRS)-aided UAV communication network is proposed. First of all, considering the constraints of the energy causality, the IRS phase-shift, the UAV mobility, etc, a multi-variable coupling optimization problem is proposed with jointly optimizing the phase-shift of the IRS, the resource allocation of GUs, and the UAV trajectory. Second, the original non-convex problem is decomposed into three simpler sub-problems via the block coordinate descent (BCD), which are tackled by the triangle inequality, introducing the slack variables and successive convex approximation (SCA). Numerical results show that the proposed algorithm can achieve significant performance gains over the benchmarks.

**Key words:** Intelligent Reflecting Surface (IRS); Unmanned aerial vehicle (UAV) communications; Wireless

(在首页给出如下页脚信息)

收稿日期：××××-××-××；改回日期：××××-××-××；网络出版：××××-××-××

\*通信作者：张三 zhangsan@163.com

基金项目：基金 1，基金 2，基金 3

Foundation Items: Item1, Item2, Item3

## 1 引言

未来智慧城市的发展和大规模低功耗物联网技术的应用，将导致无线终端节点数量的激增。然而，复杂的通信环境以及终端用户能量受限等问题，将极大制约其发展。为此，无人机（Unmanned Aerial Vehicle, UAV）由于其高机动性和灵活性，在复杂的通信网络中得到了广泛的应用。目前针对 UAV 通信网络的研究已取得了很多有价值的结果，在文献[3]中，UAV 同时作为移动的数据收集站与能量供应站，通过联合优化 UAV 的时间分配和轨迹设计，最大化了多 UAV 无线供电网络中的最小上行数据收集速率。文献[4]研究了 UAV 最小能耗问题，并通过优化 UAV 悬停位置，达到这一目标。以上工作证实了 UAV 路径的合理设计是系统提升系统性能决定性因素之一。然而，在复杂的通信环境中，如城市建筑密集区，UAV 与地面用户（Ground Users, GUs）之间的直接链路可能会受到障碍物的遮挡，从而严重影响通信质量。

智能反射面（Intelligent Reflecting Surface, IRS）技术由于其低功耗、高能效、可重构传输环境等特点，正迅速受到学术界和工业界的广泛关注<sup>[1]</sup>。IRS 由一系列离散反射元件组成，每个反射元件都能独立地反射入射信号。在微处理器的控制下，所有反射元件可以调控其入射信号的振幅和相移，从而达到理想的多径效果<sup>[2]</sup>。为解决复杂环境中 UAV 与 GUs 间通信链路受阻问题，将 IRS 融入现有的 UAV 系统中将是有效的解决方案。文献[5]针对 IRS 辅助下的 UAV 通信网络，联合优化 IRS 相移和 UAV 飞行轨迹，研究了系统最大化安全速率问题。文献[6]研究了 IRS 辅助下的边缘计算（Mobile Edge Computing, MEC）场景，其中 UAV 作为空中的 MEC 服务器。仿真结果表明，IRS 的辅助可以有效降低系统总能耗。

然而，上述工作并没有考虑 IRS 以及 GUs 的能源受限问题。事实上，虽然 IRS 以其低功耗的特性为人熟知，当反射单元数量的提升，便不再可以忽略 IRS 的能耗<sup>[7]</sup>。传统能源供应方案为 IRS 供电不仅会增加维护成本，而且会限制 IRS 部署的灵活性，因此无线能量收集（Wireless Energy Harvesting, WEH）技术可能成为上述问题的解决方案。综上所述，本文基于城市环境中，提出了一种新型的 IRS 辅助的 UAV 通信系统，通过适当部署 IRS，以解决 UAV 与 GUs 间通信链路受阻问题。同时，IRS 与 GUs 可以利用 WEH 从

---

UAV 的射频信号中收集能量。本文的主要贡献点如下：

- (1) 首先，本文研究了 IRS 辅助下 UAV 无线供能通信模型，通过联合优化 IRS 的相移、GU<sub>s</sub> 的发射功率和时间分配以及 UAV 路径规划，最大化系统总吞吐量。
- (2) 其次，本文提出了一种基于块坐标下降法（Block Coordinate Descent, BCD）的资源分配算法来求解上述耦合且非凸的问题。其中，通过引入松弛变量、一阶泰勒表达式和连续凸近似（Successive Convex Approximation, SCA）的方法将非凸的子问题转化为凸问题进而求解。
- (3) 最后，数值仿真证明了本文所提出的算法具有较好的收敛性，并且与对比算法相比，可实现更高的总吞吐量。

## 2 系统模型及问题描述

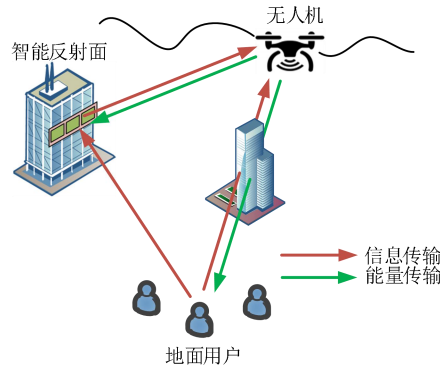


图 1 IRS 辅助的 UAV 供能通信网络

如图 1 所示，本文在城市复杂通信场景下，构建了 IRS 辅助的 UAV 无线供能通信模型。由于在城市环境中，UAV 与 GU<sub>s</sub> 间链路会受到障碍物的阻挡而影响通信性能，本文通过合理部署 IRS 从而建立多条虚拟的链路来改善遮挡问题。系统中包含  $M$  个单天线 GU<sub>s</sub>，1 个单天线 UAV 和 1 个含  $K$  个反射元件的 IRS。GU<sub>s</sub> 和 IRS 从 UAV 发射的射频信号中收集能量以维持运行。假设 UAV 有固定飞行高度  $H_U$  以及飞行周期  $T$ ，为了方便分析， $T$  被等分为  $N$  个时隙，每个时隙长度为  $\delta$ 。定义 UAV 在第  $n$  时刻的水平坐标为  $\mathbf{q}[n] = [x_u[n], y_u[n]]^T, n \in \mathcal{N} = \{1, \dots, N\}$ 。将第  $m$  个 GU 表示为  $\text{GU}_m$ ，其水平坐标表示为  $\mathbf{w}_m = [x_m, y_m]^T, \forall m \in \mathcal{M} = \{1, \dots, M\}$ ，IRS 的水平坐标以及高度表示为  $\mathbf{w}_r = [x_r, y_r]^T$  和  $H_R$ 。考虑到受限的飞行能力，UAV 应满足以下移动约束：

---

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

$$\mathbf{q}[1] = \mathbf{q}_I, \mathbf{q}[N] = \mathbf{q}_F \quad (2)$$

其中,  $V_{\max}$  表示 UAV 水平最大飞行速度,  $\mathbf{q}_I$  和  $\mathbf{q}_F$  分别表示 UAV 初始位置与最终位置。为了便于分析, 本文假设 IRS 使用均匀线性阵列 (Uniform Linear Array, ULA)。每个反射元件能够调整入射信号的相位后进行反射。在第  $n$  时隙, IRS 的相移矩阵可以表示为  $\mathbf{\Theta}_m[n] = \text{diag}\{e^{-j\theta_{m,1}[n]}, \dots, e^{-j\theta_{m,K}[n]}\}$ , 其中  $\theta_{m,k}[n] \in [0, 2\pi), k \in \mathcal{K} = \{1, \dots, K\}$  是第  $k$  个反射元件的调制相移。

出于实际考虑, 不同节点之间的信道根据其相应的传播环境进行建模。由于 UAV 和 IRS (U-R) 之间的信号传播始终存在于清晰的空域中, 因此本文中 U-R 链路采用视距 (Line-of-sight, LoS) 信道模型<sup>[8]</sup>。同时, 考虑到 GUs 部署于地面, 周围存在的局部散射, IRS 和 GUs 之间的 (R-G) 链路采用了莱斯信道模型<sup>[9]</sup>。针对 UAV-GU (U-G) 链路, 本文考虑两种情况, 首先考虑通信环境为复杂的城市场景, U-G 链路受遮挡严重, 故假设 UAV 和 GU 之间不存在 LoS 链路, 因此, U-G 链路采用瑞利信道模型<sup>[10]</sup>。此时, 第  $n$  时隙处 U-R、R-G 和 U-G 链路之间的信道增益  $\mathbf{h}_{UR}[n] \in \mathbb{C}^{K \times 1}$ ,  $\mathbf{h}_{RG,m}[n] \in \mathbb{C}^{K \times 1}$  和  $h_{UG,m}^{\text{Ray}}[n]$  可分别表示为:

$$\mathbf{h}_{UR}[n] = \sqrt{\beta_0 D_{UR}^{-2}[n]} \left[ 1, e^{-j\frac{2\pi}{\lambda} \Delta\phi_{UR}[n]}, \dots, e^{-j\frac{2\pi}{\lambda} (K-1) \Delta\phi_{UR}[n]} \right]^T \quad (3)$$

$$\mathbf{h}_{RG,m}[n] = \sqrt{\beta_0 D_{RG,m}^{-\alpha}} \left( \sqrt{\frac{\kappa}{1+\kappa}} \mathbf{h}_{RG,m}^{\text{LoS}} + \sqrt{\frac{1}{\kappa+1}} \mathbf{h}_{RG,m}^{\text{NLoS}}[n] \right) \quad (4)$$

$$h_{UG,m}^{\text{Ray}}[n] = \sqrt{\beta_0 D_{UG,m}^{-\beta}} \tilde{h}_m[n] \quad (5)$$

同时, 考虑非城市通信场景下 U-G 链路信道状况, 即 UAV 与 GUs 间不受障碍物影响, 此时, U-G 链路将建模为 LoS 信道模型<sup>[11]</sup>, 其信道增益  $h_{UG,m}^{\text{LoS}}[n]$  可表示为:

$$h_{UG,m}^{\text{LoS}}[n] = \sqrt{\beta_0 D_{UG,m}^{-2}}[n] \quad (6)$$

其中  $\beta_0$  表示单位距离下信道功率增益。U-R、R-G 和 U-G 链路在  $n$  时隙时的距离分别为

$$D_{UR}[n] = \sqrt{\|\mathbf{q}[n] - \mathbf{w}_r\|^2 + (H_U - H_R)^2}, \quad D_{RG,m} = \sqrt{\|\mathbf{w}_r - \mathbf{w}_m\|^2 + H_R^2} \quad \text{和}$$

$$D_{UG,m} = \sqrt{\|\mathbf{q}[n] - \mathbf{w}_m\|^2 + H_U^2}, \forall m, n. \quad 2、\alpha、\beta \text{ 分别是 U-R、R-G 和 U-G 链路上的路损指数。}\lambda \text{ 为载}$$

波波长， $\Delta$ 为天线间距离， $\varphi_{UR}[n] = \frac{x_u[n] - x_r}{D_{UR}[n]}$ 为 U-R 链路信号离开角的余弦值， $\varphi_{RG,m} = \frac{x_r - x_m}{D_{RG,m}}$ 为 R-G

链路信号到达角的余弦值， $\kappa$ 为莱斯指数， $\mathbf{h}_{RG,m}^{\text{LoS}} = \left[ 1, e^{-j\frac{2\pi}{\lambda}\Delta\varphi_{RG,m}}, \dots, e^{-j\frac{2\pi}{\lambda}(K-1)\Delta\varphi_{RG,m}} \right]^T$ 表示为 R-G 链路中的

LoS 部分， $\mathbf{h}_{RG,m}^{\text{NLoS}}[n]$ 表示为非视距（Non Line-of-sight, NLoS）部分，其服从均值为0 方差为1的循环对称复高斯分布。 $\tilde{h}_m[n]$ 表示为随机散射指数，其同样服从均值为0 方差为1的循环对称复高斯分布。

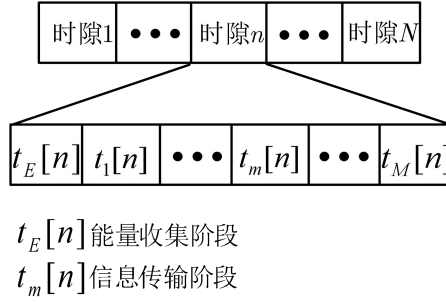


图 2 时隙分配

如图 2 所示，所提出的系统采用先收集能量后传输信息（Harvest-Then-Transmit, HTT）策略，即在第  $n$  时隙中，IRS 和 GUs 首先通过  $t_E[n]$  时段从 UAV 的射频信号中收集能量。 $E_{G,m}[n] = \eta P_0 t_E[n] |h_{UG,m}[n]|^2$  和  $E_R[n] = \eta P_0 t_E[n] \|\mathbf{h}_{UR}[n]\|^2$  分别表示  $\text{GU}_m$  与 IRS 收集的能量，其中  $0 \leq \eta \leq 1$  表示能量转化效率， $P_0$  表示 UAV 的固定发射功率。随后  $\text{GU}_m$  利用收集的能量在 IRS 辅助的下以时间  $t_m[n]$  上行传输信息。因此，在第  $n$  时隙中  $\text{GU}_m$  的可实现速率表示为：

$$R_m[n] = t_m[n] \log_2 \left( 1 + \frac{P_m[n] |\mathbf{h}_{UR}^H[n] \mathbf{\Theta}_m[n] \mathbf{h}_{RG,m}[n] + h_{UG,m}[n]|^2}{\sigma^2} \right) \quad (7)$$

其中， $P_m[n]$  表示  $\text{GU}_m$  在第  $n$  时隙的发射功率， $\sigma^2$  背景噪声功率。

本文目标为通过联合优化 IRS 相移矩阵， $\text{GU}_m$  的发射功率以及传输时间和 UAV 飞行轨迹，最大化系统总吞吐量。综上所述，最大化系统总吞吐量优化问题可建模为：

$$\begin{aligned}
& \max_{\Theta, \mathbf{P}, \mathbf{t}_E, \mathbf{t}_m, \mathbf{q}} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M R_m[n] \\
& \text{s.t.} \quad \text{C1: } \sum_{n=1}^N P_m[n] t_m[n] \leq \sum_{n=1}^N E_{G,m}[n], \quad \forall m, \quad \text{C2: } K \mu \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M t_m[n] \leq \sum_{n=1}^N E_R[n], \\
& \quad \text{C3: } t_E[n] + \sum_{m=1}^M t_m[n] \leq \delta, \quad \forall n, \quad \text{C4: } 0 \leq \theta_{m,k}[n] < 2\pi, \quad \forall m, n, k, \\
& \quad \text{C5: } t_m[n], t_E[n] \geq 0, \quad \forall m, n, \quad \text{C6: } P_m[n] \geq 0, \quad \forall m, n, \\
& \quad \text{C7: } \|\mathbf{q}[n+1] - \mathbf{q}[n]\| \leq V_{\max} \delta, \quad \forall n, \quad \text{C8: } \mathbf{q}[1] = \mathbf{q}_I, \mathbf{q}[N] = \mathbf{q}_F, \forall m, n.
\end{aligned} \tag{8}$$

其中， $\Theta = \{\Theta_m[n], \forall m, n\}$ ， $\mathbf{P} = \{P_m[n], \forall m, n\}$ ， $\mathbf{t}_E = \{t_E[n], \forall n\}$ ， $\mathbf{t}_m = \{t_m[n], \forall m, n\}$ ，

$\mathbf{q} = \{\mathbf{q}[n], \forall n\}$ 。约束 C1 和 C2 分为表示 GU<sub>m</sub> 和 IRS 的能量收集约束，C3 表示时间约束，C4 表示 IRS 相移约束，C7 和 C8 表示 UAV 移动约束。由于目标函数与约束中多处存在变量耦合，因此优化问题 (8) 难以被最优求解。

### 3 优化问题转换及求解

由于优化问题 (8) 存在变量之间的耦合与非凸性，难以用传统凸优化方式直接求解。为解决这一问题，本文通过基于 BCD 资源优化方法，将原问题解耦为 3 个易于求解的子问题，通过对子问题之间进行交替优化，最终求解原问题。

#### 3.1 IRS 相移矩阵优化

首先固定变量  $\mathbf{P}$ 、 $\mathbf{t}_E$ 、 $\mathbf{t}_m$  和  $\mathbf{q}$ ，问题 (8) 转变为关于变量  $\Theta$  的子问题  $\forall m, n$ ：

$$\begin{aligned}
& \max_{\Theta_m[n]} |\mathbf{h}_{UR}^H[n] \Theta_m[n] \mathbf{h}_{RG,m} + h_{UG,m}[n]|^2 \\
& \text{s.t.} \quad \text{C4.}
\end{aligned} \tag{9}$$

根据三角不等式，问题 (9) 的目标函数满足如下条件：

$$\begin{aligned}
& |\mathbf{h}_{UR}^H[n] \Theta_m[n] \mathbf{h}_{RG,m} + h_{UG,m}[n]| \\
& \stackrel{(a)}{\leq} |\mathbf{h}_{UR}^H[n] \Theta_m[n] \mathbf{h}_{RG,m}| + |h_{UG,m}[n]|.
\end{aligned} \tag{10}$$

由不等式 (10) 可以看出，当 (a) 取等号时，子问题 (9) 可以取到最大值。与文献<sup>[12]</sup>中的方法类似，通过控制 IRS 相移矩阵，将其反射链路与直射链路相位进行对齐，从而得到最优反射相移：

$$\theta_{m,k}^*[n] = \theta_{0,m}[n] - \arg(h_{UR,k}^H[n]) - \arg(h_{RG,m,k}[n]), \forall k, m, n, \tag{11}$$

其中,  $\theta_{0,m}[n] = \arg(h_{UG,m}[n])$  为 U-G 链路的相位,  $h_{UR,k}^H[n]$  为 U-R 链路信道向量  $\mathbf{h}_{UR}^H[n]$  的第  $k$  个元素,  $h_{RG,m,k}$  为 R-G 链路信道向量  $\mathbf{h}_{RG,m}$  第  $k$  个元素。

### 3.2 功率和传输时间优化

求解 IRS 变量  $\Theta$  后, 问题 (8) 关于变量  $\mathbf{P}$ 、 $\mathbf{t}_E$  和  $\mathbf{t}_m$  的子问题可构建为:

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{P}, \mathbf{t}_E, \mathbf{t}_m} \quad & \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M t_m[n] \log_2 \left( 1 + \frac{P_m[n] \xi_m[n]}{\sigma^2} \right) \\ \text{s.t.} \quad & \text{C1, C2, C3, C5, C6,} \end{aligned} \quad (12)$$

其中,  $\xi_m[n] = |\mathbf{h}_{UR}^H[n] \Theta_m[n] \mathbf{h}_{RG,m}| + |h_{UG,m}[n]|^2$ 。此时 C2 中存在两变量的乘积  $P_m[n] t_m[n]$ , 因此, 子问题 (12) 仍然是一个非凸的问题。为解决这一问题, 引入松弛变量  $\mathbf{E} = \{E_m[n] = P_m[n] t_m[n], \forall m, n\}$ , 子问题 (12) 可转化为:

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{E}, \mathbf{t}_E, \mathbf{t}_m} \quad & \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M t_m[n] \log_2 \left( 1 + \frac{E_m[n] \xi_m[n]}{t_m[n] \sigma^2} \right) \\ \text{s.t.} \quad & \widetilde{\text{C1}}: \sum_{n=1}^N E_m[n] \leq \sum_{n=1}^N E_{G,m}[n], \quad \forall m, \\ & \widetilde{\text{C6}}: E_m[n] \geq 0, \quad \forall m, n, \\ & \text{C2, C3, C5.} \end{aligned} \quad (13)$$

由于透视变换不改变原函数的凹凸性<sup>[14]</sup>, 因此问题 (13) 的目标函数与

$f(E_m[n]) = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \log_2 (1 + E_m[n] \xi_m[n] / \sigma^2)$  具有相同的凹凸性, 由于  $f(E_m[n])$  是关于  $E_m[n]$  的凹函数,

因此, 问题 (13) 的目标函数对于  $\mathbf{E}$  和  $\mathbf{t}_m$  是联合凹函数。同时, 问题 (13) 的约束均为仿射约束, 此时子问题 (13) 是一个凸优化问题, 可以被凸优化工具包求解, 如 CVX。

### 3.3 UAV 飞行轨迹优化

在优化上述变量后, 原问题 (8) 关于 UAV 飞行变量  $\mathbf{q}$  仍然是非凸的。本节以 U-G 链路为瑞利信道模型进行求解, LoS 信道模型可用相同方法进行分析。为了便于求解, 这里引入两个松弛变量  $\mathbf{x} = \{x_m[n], \forall m, n\}$ , 其中  $x_m[n] = D_{UG,m}[n]$  和  $\mathbf{y} = \{y[n], \forall n\}$ , 其中  $y[n] = D_{UR}[n]$ , 此时, 原问题 (8) 关

于变量  $\mathbf{q}$ 、 $\mathbf{x}$  和  $\mathbf{y}$  可转化为子问题：

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{q}, \mathbf{x}, \mathbf{y}} \quad & \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M t_m[n] \log_2 \left( 1 + \gamma_m[n] \left| \frac{U_m[n]}{x_m^{(\beta/2)}[n]} + \frac{I_m[n]}{y[n]} \right|^2 \right) \\ \text{s.t.} \quad & \text{C9: } D_{UG,m}[n] \leq x_m[n], \quad \forall m, n, \\ & \text{C10: } D_{UR}[n] \leq y[n], \quad \forall n, \\ & \text{C1, C2, C7, C8,} \end{aligned} \quad (14)$$

其中  $\gamma_m[n] = P_m[n] / \sigma^2$ ,  $U_m[n] = \sqrt{\beta_0} |\tilde{h}_m[n]|$ ,  $I_m[n] = \sqrt{\beta_0} \sum_{k=1}^K |h_{RG,m,k}[n]|$ 。已知，子问题 (14) 在最优条件下，约束 C9 和 C10 将满足等式约束，否则可通过降低  $x_m[n]$  和  $y[n]$  来进一步提升子问题 (14) 的目标函数值，因此，引入松弛变量后，原问题的最优解不变。通过以上转化后，观察到子问题 (14) 的目标函数是凸函数，并且约束 C1、C2、C9 和 C10 不是凸集，所以子问题 (14) 仍然难以被直接求解。因此，下文将通过对子问题 (14) 进行适当转化，进而得到其易于求解的近似问题。已知凸函数的一阶泰勒展开可得到其全局线性下界，所以在展开点  $x_{0,m}[n], \forall m, n$  和  $y_0[n], \forall n$  上，对子问题 (14) 的目标函数做一阶泰勒展开可得：

$$\begin{aligned} & \log_2 \left( 1 + \frac{\gamma_m[n] U_m^2[n]}{x_m^\beta[n]} + \frac{2\gamma_m[n] U_m[n] I_m[n]}{x_m^{(\beta/2)}[n] y[n]} + \frac{\gamma_m[n] I_m^2[n]}{y^2[n]} \right) \\ & \geq \log_2 M_{0,m}[n] + \frac{M_{1,m}[n]}{M_{0,m}[n] \ln 2} (x_m[n] - x_{0,m}[n]) + \frac{M_{2,m}[n]}{M_{0,m}[n] \ln 2} (y[n] - y_0[n]), \end{aligned} \quad (15)$$

$$\text{其中 } M_{0,m}[n] = 1 + \frac{\gamma_m[n] U_m^2[n]}{x_{0,m}^\beta[n]} + \frac{2\gamma_m[n] U_m[n] I_m[n]}{x_{0,m}^{(\beta/2)}[n] y_0[n]} + \frac{\gamma_m[n] I_m^2[n]}{y_0^2[n]},$$

$$M_{1,m}[n] = - \left( \frac{\gamma_m[n] \beta U_m^2[n]}{x_{0,m}^{(\beta+1)}[n]} + \frac{\gamma_m[n] \beta U_m[n] I_m[n]}{x_{0,m}^{(\beta/2+1)}[n] y_0[n]} \right), \quad M_{2,m}[n] = - \left( \frac{2\gamma_m[n] I_m^2[n]}{y_0^3[n]} + \frac{2\gamma_m[n] U_m[n] I_m[n]}{y_0^2[n] x_{0,m}^{(\beta/2)}[n]} \right).$$

同样，再次对约束 C1、C2、C9 和 C10 的右侧进行一阶泰勒展开，可得：

$$E_{G,m}[n] \geq \eta P_0 t_E[n] |\tilde{h}_m[n]|^2 \left( \frac{\beta_0}{x_{0,m}^\beta[n]} - \frac{\beta_0 \beta}{x_{0,m}^{(\beta+1)}[n]} (x_m[n] - x_{0,m}[n]) \right) \triangleq E_{G,m}^{\text{lb}}[n], \quad (16)$$

$$E_R[n] \geq K \eta P_0 t_E[n] \left( \frac{\beta_0}{y_0^2[n]} - \frac{2\beta_0}{y_0^3[n]} (y[n] - y_0[n]) \right) \triangleq E_R^{\text{lb}}[n], \quad (17)$$

$$-x_m^2[n] \leq x_{0,m}^2[n] - 2x_{0,m}[n]x_m[n], \quad (18)$$



$$-y^2[n] \leq y_0^2[n] - 2y_0[n]y[n], \quad (19)$$

将上述变换带入子问题（14）中，并简化后可得：

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{q}, \mathbf{x}, \mathbf{y}} \quad & \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \frac{t_m[n] M_{1,m}[n]}{M_{0,m}[n] \ln 2} x_m[n] + \frac{t_m[n] M_{2,m}[n]}{M_{0,m}[n] \ln 2} y[n] \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{n=1}^N P_m[n] t_m[n] \leq \sum_{n=1}^N E_{G,m}^{\text{lb}}[n], \quad \forall m, \\ & K\mu \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M t_m[n] \leq \sum_{n=1}^N E_R^{\text{lb}}[n], \\ & D_{UG,m}^2[n] + a_{0,m}^2[n] - 2a_{0,m}[n]a_m[n] \leq 0, \quad \forall m, n, \\ & D_{UR}^2[n] + b_0^2[n] - 2b_0[n]b[n] \leq 0, \quad \forall n, \\ & \text{C7, C8,} \end{aligned} \quad (20)$$

此时由于具有线性的目标函数与仿射约束，子问题（20）是一个凸优化问题，可被标准凸优化求解器 CVX 求解。为了保证问题（20）对子问题（14）具有较好的近似效果，此处采用 SCA 在每次迭代中多次逼近原问题。

### 3.4 算法分析

综上所述，基于 BCD 的资源优化算法如表 1 所示。所提出算法的总计算复杂度主要取决于步骤 3）、4）、5），分别为  $\mathcal{O}\{KMN\}$ ， $\mathcal{O}\{(MN)^{3.5}\}$ ， $\mathcal{O}\{L_1(MN)^3\}$ ，其中  $L_1$  是每次迭代中 SCA 过程的逼近次数。因此，所提出算法的总计算复杂度为  $\mathcal{O}\{(KMN + (MN)^{3.5} + L_1(MN)^3) \ln(1/\varepsilon)\}$ ，其中  $\varepsilon$  为收敛精度。接下来，对所提出算法的收敛性进行证明。此处将问题（8）的目标函数值记为  $\psi$ ，问题（20）的目标函数记为  $\psi_{\text{lb}}$ ，在第  $l$  次迭代中可得到如下关系：

$$\begin{aligned} & \psi(\boldsymbol{\Theta}^{(l-1)}, \mathbf{P}^{(l-1)}, \mathbf{t}_E^{(l-1)}, \mathbf{t}_m^{(l-1)}, \mathbf{q}^{(l-1)}) \\ & \stackrel{(b)}{\leq} \psi(\boldsymbol{\Theta}^{(l)}, \mathbf{P}^{(l-1)}, \mathbf{t}_E^{(l-1)}, \mathbf{t}_m^{(l-1)}, \mathbf{q}^{(l-1)}) \\ & \stackrel{(c)}{\leq} \psi(\boldsymbol{\Theta}^{(l)}, \mathbf{P}^{(l)}, \mathbf{t}_E^{(l)}, \mathbf{t}_m^{(l)}, \mathbf{q}^{(l-1)}) \\ & \stackrel{(d)}{=} \psi_{\text{lb}}(\boldsymbol{\Theta}^{(l)}, \mathbf{P}^{(l)}, \mathbf{t}_E^{(l)}, \mathbf{t}_m^{(l)}, \mathbf{q}^{(l-1)}) \\ & \stackrel{(e)}{\leq} \psi_{\text{lb}}(\boldsymbol{\Theta}^{(l)}, \mathbf{P}^{(l)}, \mathbf{t}_E^{(l)}, \mathbf{t}_m^{(l)}, \mathbf{q}^{(l)}) \\ & \stackrel{(f)}{\leq} \psi(\boldsymbol{\Theta}^{(l)}, \mathbf{P}^{(l)}, \mathbf{t}_E^{(l)}, \mathbf{t}_m^{(l)}, \mathbf{q}^{(l)}) \end{aligned} \quad (21)$$

其中 (b) 和 (c) 的成立, 是由于  $\Theta^{(l)}$ ,  $\mathbf{P}^{(l)}$ ,  $\mathbf{t}_E^{(l)}$  和  $\mathbf{t}_m^{(l)}$  的更新是对子问题 (9) 和 (12) 的最优求解, (d) 的成立是因为通过一节泰勒展开后, 子问题 (20) 和 (14) 在一阶泰勒展开点可得到相同目标函数值, (e) 的成立是由于  $\mathbf{q}^{(l)}$  的更新是对子问题 (20) 的最优求解, (f) 的成立是由于子问题 (20) 的目标函数是子问题 (14) 的下界。综上可知, 在每次迭代中,  $\Psi$  是单调递增的, 且  $\Psi$  具有有限的上界, 因此可证明所提出的 BCD 资源分配算法的收敛性[13]。

表 1 基于 BCD 的资源分配算法

初始化系统参数: $\Theta^{(0)}$ , $\mathbf{P}^{(0)}$ , $\mathbf{t}_E^{(0)}$ , $\mathbf{t}_m^{(0)}$ , $\mathbf{q}^{(0)}$ , $\psi^{(0)}$ ; 设置最大迭代次数 $L_{max}$ ;	
设置收敛精度 $\varepsilon > 0$ ; 迭代次数 $l = 0$ ;	
1) <b>Repeat</b>	
2) 设置迭代次数 $l = l + 1$ ;	
3) 根据给定的 $\mathbf{P}^{(l-1)}$ , $\mathbf{t}_E^{(l-1)}$ , $\mathbf{t}_m^{(l-1)}$ , $\mathbf{q}^{(l-1)}$ , 通过式 (11) 更新 $\Theta^{(l)}$ ;	
4) 根据给定的 $\Theta^{(l)}$ 和 $\mathbf{q}^{(l-1)}$ , 通过求解问题 (13) 得到 $\mathbf{P}^{(l)}$ , $\mathbf{t}_E^{(l)}$ 和 $\mathbf{t}_m^{(l)}$ ;	
5) 根据给定的 $\mathbf{P}^{(l)}$ , $\mathbf{t}_E^{(l)}$ , $\mathbf{t}_m^{(l)}$ 和 $\Theta^{(l)}$ , 通过求解问题 (20) 得到 $\mathbf{q}^{(l)}$ ;	
6) <b>Until</b> $ \psi^{(l)} - \psi^{(l-1)}  \leq \varepsilon$ 或者 $l \geq L_{max}$ ;	
7) 结束并输出结果。	

#### 4 数值仿真及分析

在本节中, 为验证所提出算法的可行性与优越性, 选取单一优化 UAV 轨迹 (随机 IRS 相移) 和单一优化 IRS 相移 (UAV 选用初始轨迹) 作为对比。在系统设置上, 选取  $M = 3$ ,  $\mathbf{q}_1 = [0, 0]^T \text{m}$ ,  $\mathbf{q}_F = [500, 500]^T \text{m}$ ,  $\mathbf{w}_r = [0, 350]^T \text{m}$ ,  $\mathbf{w}_1 = [100, 50]^T \text{m}$ ,  $\mathbf{w}_2 = [400, 300]^T \text{m}$ ,  $\mathbf{w}_3 = [300, 450]^T \text{m}$ ,  $H_U = 30 \text{ m}$ ,  $H_R = 15 \text{ m}$ ,  $\delta = 1 \text{ s}$ ,  $V_{\max} = 50 \text{ m/s}$ ,  $P_0 = 40 \text{ dBm}$ ,  $\beta_0 = -50 \text{ dB}$ ,  $\lambda = 0.1$ ,  $\Delta = \lambda / 2$ ,  $\kappa = 2$ ,  $\alpha = 2.8$ ,  $\beta = 3.5$ ,  $\eta = 0.8$ , 噪声功率谱密度为  $-174 \text{ dBm/Hz}$ , 其余变量将在下文仿真中给出。

图 3 展示本文所提出算法优化后的 UAV 轨迹。当 U-G 链路为瑞利衰落模型时, 飞行时间充足条件下 ( $N = 50$ ), UAV 倾向以直线形式抵达 IRS 和 GUs, 并在每个 IRS 和 GU 上方悬停一定时间。这是因为 UAV 靠近传输节点以减少路径损耗, 同时有利于能量传输和信息收集。在飞行时间不足时 ( $N = 20$ ),

UAV 仍然可以发挥其移动性尽量靠近 IRS 以提高传输效率。当 U-G 链路为 LoS 信道模型时, UAV 不再倾向靠近 IRS。这是因为在 U-G 链路具有较好的信道环境下, UAV 从 U-G 链路可获得比 IRS 辅助的反射链路更多的性能收益。因此, IRS 辅助的 UAV 系统更加适用于 U-G 链路受阻场景下。

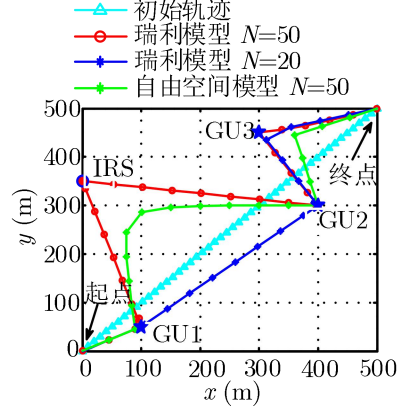


图 3 不同参数下 UAV 轨迹

图 4 给出了不同情况下系统总吞吐量与迭代次数的关系。随着迭代次数增加, 系统总吞吐量随之升高并最终收敛。由图可知, 所有算法可以在 4 次迭代后收敛到唯一值, 说明所提出基于 BCD 的资源分配算法具有良好的收敛性。

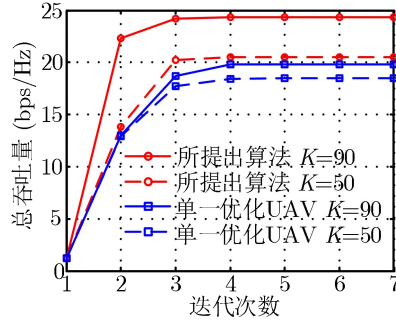


图 4 算法收敛性验证

图 5 给出了使用 SCA 对原函数的逼近结果。由于一阶泰勒展开只能保证近似函数在展开点与原函数相等, 而不能保证在整体定义域内对原函数有较好的拟合程度, 因此本文采用 SCA 在每一次迭代中对原子问题 (14) 进行多次逼近。如图 5 所示, 近似值为子问题 (20) 最优条件下的目标函数值, 将其最优解代入子问题 (14) 可得到准确值。可以看到, 通过 SCA 后, 近似值与准确值可以保持在很小的误差范围, 说明一节泰勒展开后的近似函数在通过 SCA 后, 可以很好的逼近原问题, 验证了所提出算法的合理性。

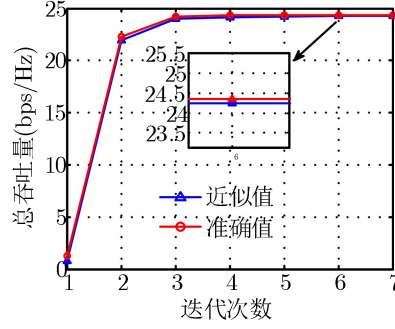


图 5 SCA 逼近程度验证

图 6 给出了不同算法下，系统总吞吐量与 IRS 元件数量的关系。随着 IRS 元件数量提升，所提出算法的总吞吐量提升速度高于单一优化 IRS 方法实现的总吞吐量。这是因为所提出算法通过发挥 UAV 移动性，使得 UAV 靠近 IRS 与 GU 来获得更好的信道条件。同时，可以发现单一优化 UAV 的方法所获得的总吞吐量和 IRS 元件数量间没有明确关系，这是由于随机优化 IRS 相移不能保证信号在 UAV 处对齐合并，甚至相互抵消。综上所述，与单一优化方法相比，所提出算法通过联合优化 IRS 相移与 UAV 轨迹，可以实现更好的性能。

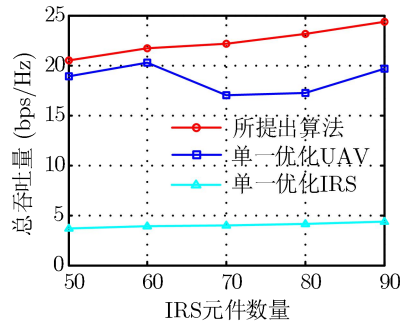


图 6 总吞吐量与 IRS 元件数量的关系

## 5 结论

本文研究了 IRS 辅助的 UAV 无线供能通信系统下资源分配问题。考虑了 IRS 和 GU 的能量因果、IRS 相移和 UAV 移动性等约束，建立了多变量耦合的系统最大化总吞吐量问题。通过 BCD 方法将原问题分解为 3 个易于处理的子问题，并利用三角不等式、引入松弛变量、一阶泰勒展开和 SCA 方法对子问题进行求解。数值仿真表明，所提出算法具有良好的收敛性，且可以有效地提高系统总吞吐量。

---

## 参 考 文 献

- [1] 徐勇军, 高正念, 王茜竹, 周继华, 黄东. 基于智能反射面辅助的无线供电网络鲁棒能效最大化算法[J]. 电子与信息学报, doi: 10.11999/JEIT210714.  
XU Yongjun, GAO Zhengnian, WANG Qianzhu, ZHOU Jihua, HUANG Dong. Robust Energy Efficiency Maximization Algorithm for Intelligent Reflecting Surface-aided Wireless Powered-communication Networks[J]. Journal of Electronics and Information Technology, doi: 10.11999/JEIT210714.
- [2] WU Qingqing, ZHANG Rui. Beamforming Optimization for Wireless Network Aided by Intelligent Reflecting Surface With Discrete Phase Shifts[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2020, 68(3): 1838-1851. doi: 10.1109/TCOMM.2019.2958916.
- [3] LUO Weiran, SHEN Yanyan, YANG Bo, *et al.* Joint 3-D Trajectory and Resource Optimization in Multi-UAV-Enabled IoT Networks With Wireless Power Transfer[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(10): 7833-7848. doi: 10.1109/JIOT.2020.3041303.
- [4] YANG Zhaohui, XU Wei, SHIKH Bahaei Mohammad. Energy Efficient UAV Communication With Energy Harvesting[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(2): 1913-1927 doi: 10.1109/TVT.2019.2961993.
- [5] FANG Sisai, CHEN Gaojie, LI Yonghui. Joint Optimization for Secure Intelligent Reflecting Surface Assisted UAV Networks[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2021, 10(2): 276-280. doi: 10.1109/LWC.2020.3027969.
- [6] MEI Haibo, YANG Kun, SHEN Jun, *et al.* Joint Trajectory-Task-Cache Optimization With Phase-Shift Design of RIS-Assisted UAV for MEC[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2021, 10(7): 1586-1590. doi: 10.1109/LWC.2021.3074990.
- [7] ZOU Yuze, GONG Shimin, XU Jing, *et al.* Wireless Powered Intelligent Reflecting Surfaces for Enhancing Wireless Communications[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2020, 69(10): 12369-12373. doi: 10.1109/TVT.2020.3011942.
- [8] LI Jingyi, XU Sai, LIU Jiajia, *et al.* Reconfigurable Intelligent Surface Enhanced Secure Aerial-Ground Communication[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2021, 69(9): 6185-6197. doi: 10.1109/TCOMM.2021.3086517.
- [9] RANJHA Ali, KADDOUM Georges. URLLC Facilitated by Mobile UAV Relay and RIS: A Joint Design of Passive Beamforming, Blocklength, and UAV Positioning[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(6): 4618-4627. doi: 10.1109/JIOT.2020.3027149.
- [10] CAO Xuelin, YANG Bo, HUANG Chongwen, *et al.* Reconfigurable Intelligent Surface-Assisted Aerial-Terrestrial Communications via Multi-Task Learning[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2021, 39(10): 3035-3050. doi: 10.1109/JSAC.2021.3088634.
- [11] XIE Lifeng, XU Jie, ZHANG Rui. Throughput Maximization for UAV-Enabled Wireless Powered Communication Networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(2): 1690-1703. doi: 10.1109/JIOT.2018.2875446.
- [12] WU Qingqing, ZHANG Rui. Intelligent Reflecting Surface Enhanced Wireless Network via Joint Active and Passive Beamforming[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(11): 5394-5409. doi: 10.1109/TWC.2019.2936025.
- [13] YANG Gang, DAI Rao, LIANG Ying-chang. Energy-Efficient UAV Backscatter Communication With Joint Trajectory Design and Resource Optimization[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, 20(2): 926-941. doi: 10.1109/TWC.2020.3029225.
- [14] BOYD S and VANDENBERGHE L. Convex Optimization[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004.

## 作者简介部分

[单击此处键入作者姓名]：[单击此处键入作者性别]，[单击此处键入出生年]年生，[单击此处键入职称]，[单击此处键入研究方向]。

注：作者简介每一位结束后的标点为半角的“.”，而不是句号；研究生请写清楚具体阶段，如硕士生、博士生，毕业后拿到学位以后，才能写硕士、博士等！

---