

# 基于能效最大的无线供电反向散射网络资源分配算法

徐勇军<sup>1,2</sup>, 谷博文<sup>1</sup>, 陈前斌<sup>1</sup>, 林金朝<sup>1</sup>

(1. 重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065;  
2. 重庆邮电大学—伦敦布鲁内尔大学交叉创新研究院, 重庆 400065)

**摘 要:** 为缓解物联网节点数量增长带来的能耗问题, 提出了基于能效最大化的多载波无线供电反向散射网络资源分配算法。首先, 考虑发射功率门限和最小收集能量约束, 构建了发射功率、传输时间、反射系数和收集能量分配系数联合优化的多变量非线性资源分配模型。然后, 基于 Dinkelbach 方法和变量替换法, 将原非凸资源分配问题转化为凸优化问题。同时, 利用拉格朗日对偶理论获得解析解。仿真结果表明, 与纯反向散射算法和纯能量收集算法相比, 所提算法具有较好的能效。

**关键词:** 多载波通信; 无线供电反向散射通信; 资源分配; 能效最大化

**中图分类号:** TN918.82

**文献标识码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.1000-436x.2020132

## Energy efficiency maximization resource allocation algorithm in wireless-powered backscatter communication network

XU Yongjun<sup>1,2</sup>, GU Bowen<sup>1</sup>, CHEN Qianbin<sup>1</sup>, LIN Jinzhao<sup>1</sup>

1. School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China  
2. CQUPT-BUL Innovation Institute, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

**Abstract:** In order to alleviate the energy consumption problem caused by the increasing number of Internet of things (IoT) nodes, an energy-efficient (EE) maximization based resource allocation algorithm was proposed for multi-carrier wireless-powered backscatter communication network. Firstly, a multivariable and nonlinear resource allocation model was formulated to jointly optimize transmit power, transmission time, reflection coefficient, and energy-harvesting allocation coefficient, where the maximum transmit power constraint of the power station and the minimum harvested energy constraint at the backscatter device were considered. Then, the original non-convex optimization problem was transformed into a convex one which was solved by using Dinkelbach's method and the variable substitution approach. Furthermore, the analytical solution of the resource allocation problem was obtained based on Lagrange dual theory. Simulation results verify that the proposed algorithm has better EE by comparing it with the existing algorithm under pure backscatter mode and algorithm under the harvested-then-transmit mode.

**Key words:** multi-carrier communication, wireless-powered backscatter communication, resource allocation, energy efficiency maximization

收稿日期: 2020-04-09; 修回日期: 2020-06-16

通信作者: 谷博文, bwgu12@126.com

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61601071); 重庆市自然科学基金资助项目 (No.cstc2019jcyj-xfkxX0002); 重庆市研究生科研创新基金资助项目 (No.CYS20251, No.CYS20253)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundation of China (No.61601071), The Natural Science Foundation of Chongqing (No.cstc2019jcyj-xfkxX0002), The Graduate Scientific research innovation Project of Chongqing (No.CYS20251, No.CYS20253)

## 1 引言

随着物联网 (IoT, Internet of things) 技术的发展, 海量设备节点通过无线的方式接入物联网中, 从而导致整个通信系统的能耗增大。与此同时, 设备有限的电池容量与人们日益增长的速率需求之间的矛盾日益严峻<sup>[1-3]</sup>, 因此, 如何在提高传输速率的同时最大程度地减小网络能耗是一个亟待解决的关键问题。

近年来, 反向散射通信技术<sup>[4]</sup>和无线供电通信技术<sup>[5]</sup>的出现, 使解决上述问题变成了可能。具体来说, 反向散射通信允许反向散射节点调制和反射入射的射频波来传输数据, 而节点本身不对信号进行处理<sup>[4]</sup>。同时反向散射节点作为超低功耗的微型设备, 可以灵活地进行大规模的部署, 有效提升了网络覆盖范围。无线供电通信技术则缓解了物联网节点设备过于依赖电池供给的问题<sup>[5]</sup>, 从而使基于无线供电的反向散射通信成为学术界和工业界的研究热点。

资源分配是无线通信网络中的关键技术, 即通过动态调整发射功率来提高用户的服务质量<sup>[6]</sup>。目前, 对反向散射网络资源分配问题的研究已取得一些有价值的成果<sup>[7-15]</sup>。针对典型的反向散射网络, 文献[7]通过联合优化传输时间和传输功率使传输速率最大化。文献[8]通过优化反射系数、时间分配以及功率分配, 来最大化系统吞吐量。为提高频谱利用率, 文献[9-10]基于全双工方式接入的反向散射网络, 提出了联合优化传输时间、反射系数以及发射功率的资源分配算法, 使系统吞吐量最大化。基于非正交多址接入的反向散射网络, 文献[11]考虑了能量收集门限和信干噪比的约束, 通过联合优化反射时间和反射系数使系统吞吐量达到最大化。但上述工作都是针对传统的反向散射通信网络, 没有对能量利用做进一步的讨论。基于无线供电反向散射网络, 文献[12]提出了反向散射和收集-转发 2 种模式协作的资源分配方案来最大化传输速率。在相同网络场景下, 文献[13]研究了能量收集、反向散射和无线传输的最佳时间分配使吞吐量达到最大化。针对无线供电的认知反向散射网络, 文献[14]通过研究反向散射、能量收集与能量传输的资源分配算法来最大化系统吞吐量。然而, 上述工作主要集中在传输速率的提升, 没有综合考虑系统能耗的影响。为了平衡传输速率与系统能量消耗的关系, 文

献[15]基于无线供电反向散射网络, 提出了能效最大化的资源分配算法, 该算法优化了反射系数、传输时间和发射功率, 但并没有考虑对收集能量分配的联合优化, 而这对系统传输速率的提高有着重要的意义。此外, 部分研究采用的交替迭代算法和分块协调算法无法求得全局最优解。

为了提高设备运行周期和系统传输效率, 求得多参量全局最优解, 本文研究了基于无线供电的多载波反向散射通信网络资源分配算法, 主要贡献如下。

1) 建立了一个多载波无线供电反向散射通信系统模型。为了提高传输效率, 将信号传输分为反向散射通信阶段和数据传输阶段。考虑了发射功率约束和能量收集约束, 建立了一个多变量多约束的能效最大化资源分配问题。

2) 由于上述模型含分式目标函数和多变量耦合关系, 很难直接获得解析解。首先, 利用 Dinkelbach 方法将目标函数转化为非分式问题, 并分解为多个单变量求解的子问题; 其次, 根据信号传输阶段解耦的子问题, 基于注水算法获得该阶段的最优功率分配因子; 再次, 将该最优值代入原问题; 最后, 利用变量替换方法, 将关于其他优化变量的资源分配问题转换为凸优化问题, 并利用拉格朗日对偶原理求得各变量的全局最优解。

3) 仿真结果表明, 所提算法具有较好的收敛性能。与传统纯反向散射通信算法、纯能量收集算法相比, 所提算法具有更好的能效。

## 2 系统模型

本文考虑由一个反向散射设备、一个接收器和一个基站组成的无线供电反向散射网络, 如图 1 所示。反向散射设备具有无线能量收集模块和反射电路。考虑系统传输时隙  $T_{\text{slot}}$ , 该时隙包括数据反射阶段  $T_{bc}$  和数据传输阶段  $T_{td}$ 。在数据反射阶段, 基站将信号发送到反向散射设备, 反向散射设备在反射信号给接收器的同时收集能量。在数据传输阶段, 将一部分收集能量用于反向散射设备向接收器的数据传输, 以提高传输质量。假设总带宽被划分为  $K$  个正交子载波, 每个子载波带宽为单位带宽。定义子载波集合为  $\forall k \in \mathcal{K} = \{1, 2, \dots, K\}$ , 每个子载波服从平坦衰落<sup>[16]</sup>。假设基站与接收器距离较远, 因此可以忽略它们之间的干扰。系统参数如表 1 所示。

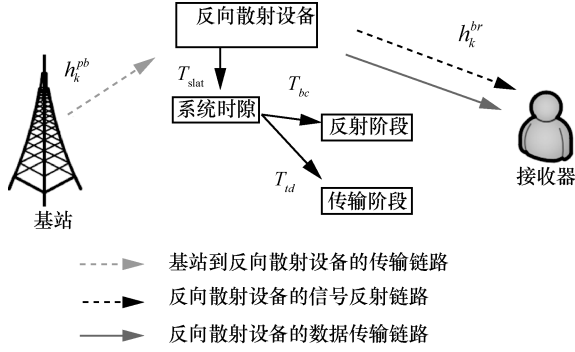


图 1 无线供电反向散射网络模型

表 1 系统参数

参数	含义
$\theta$	反射系数
$T_{slot}$	系统传输时隙
$R_{bc}$	反射数据速率
$\tau_{eh}$	能量收集时间
$K$	子载波的个数
$T_{bc}$	反向散射传输时间
$\rho$	收集能量分配系数
$P_{max}$	基站最大发射功率
$p_e$	反向散射设备接收端电路消耗功率
$h_k^{pb}$	基站到反向散射设备子载波 $k$ 上的信道增益
$p_k^{pb}$	基站到反向散射设备子载波 $k$ 上的发射功率
$\eta_E$	系统能效
$R_{td}$	数据传输速率
$E_{eh}$	设备收集能量
$\kappa$	能量转化效率
$T_{td}$	数据传输时间
$\eta$	能量收集的效率
$\sigma_k$	子载波 $k$ 上的背景噪声功率
$p_d$	反向散射设备发射端电路消耗功率
$h_k^{br}$	反向散射设备到接收器子载波 $k$ 上的信道增益
$P_k^{br}$	反向散射设备到接收器子载波 $k$ 上的传输功率

在  $T_{bc}$  期间，基站通过子载波  $k$  向反向散射设备发送信号  $s_k(t)$ ，满足  $\mathbb{E}[|s_k(t)|^2] = 1$ ，则反向散射设备接收到信号  $y(t)$  可表示为

$$y(t) = \sum_{k=1}^K \sqrt{p_k^{pb} h_k^{pb}} s_k(t) + n(t) \quad (1)$$

其中， $n(t)$  表示接收端的噪声，满足  $n(t) \sim \text{CN}(0, \sigma^2)$ 。

根据反向散射网络的反射特性<sup>[7-15]</sup>，通过反射系数  $\theta$  ( $0 < \theta \leq 1$ ) 将反向散射设备接收信号分为 2 个部分。其中， $\sqrt{\theta}y(t)$  表示反向散射传输的信号，剩余部分  $\sqrt{1-\theta}y(t)$  用于无线能量收集。因此，收集到的能量  $E_{eh}$  可以表示为

$$E_{eh} = \tau_{eh} \eta P_{pb} (1 - \theta) \quad (2)$$

其中， $P_{pb} = \sum_{k=1}^K p_k^{pb} h_k^{pb}$ 。

假设接收器可以对散射信号进行解码。定义每个子载波上的背景噪声功率为  $\sigma_k = \frac{\sigma^2}{K}$ 。考虑单位带宽，则从反向散射设备到接收器的反射数据可以表示为

$$R_{bc} = T_{bc} \sum_{k=1}^K \text{lb} \left( 1 + \frac{\theta p_k^{pb} h_k^{pb} h_k^{br}}{\sigma_k} \right) \quad (3)$$

在  $T_{td}$  期间，数据传输功率受限于分配的收集能量，传输功率需满足  $\sum_{k=1}^K P_k^{br} \leq \frac{\rho E_{eh}}{T_{td}}$ 。则在反向散射传输阶段，从反向散射设备到接收器的数据传输速率可表示为

$$R_{td} = \kappa T_{td} \sum_{k=1}^K \text{lb} \left( 1 + \frac{P_k^{br} h_k^{br}}{\sigma_k} \right) \quad (4)$$

因此，总数据速率可以表示为

$$R_{total} = R_{bc} + R_{td} \quad (5)$$

定义  $p_c = p_e T_{bc} + p_d T_{slot}$ ，考虑到电路功耗的影响，系统总功率消耗为

$$P_{sum} = T_{bc} \sum_{k=1}^K p_k^{pb} + T_{td} \sum_{k=1}^K P_k^{br} + p_c \quad (6)$$

由于能量收集可以补偿电路功耗，因此系统实际消耗为

$$P_{total} = T_{bc} \sum_{k=1}^K p_k^{pb} + T_{td} \sum_{k=1}^K P_k^{br} + p_c - E_{eh} (1 - \rho) \quad (7)$$

则系统的能效可以表示为

$$\eta_E = \frac{R_{total}}{P_{total}} \quad (8)$$

本文的目标是在基站发射功率门限和收集能量约束下，通过对功率分配、时间分配、反射系数、能量收集分配系数的联合优化来使反向散射网络的能

效最大。定义  $V_k = \{T_{bc}, T_{td}, p_k^{pd}, p_k^{br}, \rho, \tau_{eh}, \theta\}$ ，则能效最大化模型建立为

$$\begin{aligned} & \max_{V_k} \eta_E \\ \text{s.t. } & C_1: \tau_{eh} \eta P_{pb} (1-\rho)(1-\theta) \geq P_c \\ & C_2: \rho \tau_{eh} \eta P_{pb} (1-\theta) \geq T_{td} \sum_{k=1}^K P_k^{br} \\ & C_3: T_{bc} + T_{td} = T_{\text{slot}} \\ & C_4: \sum_{k=1}^K p_k^{pb} \leq P_{\text{max}} \\ & C_5: \tau_{eh} \leq T_{bc} \\ & C_6: 0 < \theta \leq 1 \\ & C_7: 0 \leq \rho \leq 1 \\ & C_8: p_k^{pb} \geq 0, P_k^{br} \geq 0, T_{bc} \geq 0, T_{td} \geq 0, \tau_{eh} \geq 0 \quad (9) \end{aligned}$$

其中，约束条件  $C_1$  和  $C_2$  表示关于最小能量收集的约束，前者用于保障设备所收集的能量不小于其消耗的能量，后者用于限制数据传输的能量不超过分配的收集能量；约束条件  $C_3$  表示系统传输的时间；约束条件  $C_4$  表示限制每个子载波上的最大发射功率；约束条件  $C_5$  表示能量收集的时间不超过数据反向散射的时间。由于式(9)为多变量耦合形式的分式规划问题，该问题为非凸问题，难以求得解析解。

### 3 最优资源分配算法

基于 Dinkelbach 方法<sup>[16]</sup>，目标函数式(9)可以转换为如下形式。

$$\begin{aligned} & \max_{V_k} T_{bc} \sum_{k=1}^K \text{lb} \left( 1 + \frac{\theta p_k^{pb} h_k^{pb} h_k^{br}}{\sigma_k} \right) - \eta_E T_{bc} \sum_{k=1}^K P_k^{pb} + \\ & \quad \kappa T_{td} \sum_{k=1}^K \text{lb} \left( 1 + \frac{P_k^{br} h_k^{br}}{\sigma_k} \right) - \eta_E T_{td} \sum_{k=1}^K P_k^{br} - \\ & \quad \eta_E \{ p_c - \tau_{eh} \eta P_{pb} (1-\theta)(1-\rho) \} \\ \text{s.t. } & C_1 \sim C_8 \quad (10) \end{aligned}$$

由式(10)可得， $T_{td}$  期间的数据传输功率  $P_k^{br}$  仅受约束条件  $C_2$  约束。因此，本节首先求出最优的数据传输功率  $P_k^{br*}$  的闭式解，然后将其代入式(10)中，获得最优能量分配系数  $\rho^*$  的闭式解，最后通过适当的变量替换将非凸问题转换为凸问题，即可求得全局最优解。

#### 3.1 求解最优传输功率 $P_k^{br*}$

由于反向散射设备处的可用发射功率受分配

收集能量的限制，根据式(10)分解出关于数据传输功率  $P_k^{br}$  的子问题为

$$\begin{aligned} & \max_{P_k^{br}} \kappa T_{td} \sum_{k=1}^K \text{lb} \left( 1 + \frac{P_k^{br} h_k^{br}}{\sigma_k} \right) - \eta_E T_{td} \sum_{k=1}^K P_k^{br} \quad (11) \\ \text{s.t. } & C_2 \end{aligned}$$

定义  $\bar{h}_k^{br} = \frac{\sigma_k}{h_k^{br}}$ ，基于注水算法原理<sup>[17]</sup>，可以得到  $T_{td}$  阶段的最优发射功率为

$$P_k^{br} = \left[ \frac{\kappa}{\ln 2(\mu + \eta_E)} - \bar{h}_k^{br} \right]^+ \quad (12)$$

其中， $[x]^+ = \max(0, x)$ 。

基于卡罗需-库恩-塔克 (KKT, Karush-Kuhn-Tucker) <sup>[18]</sup> 条件，拉格朗日乘子  $\mu$  满足

$$T_{td} \sum_{k=1}^K \left( \frac{\kappa}{\ln 2(\mu + \eta_E)} - \bar{h}_k^{br} \right) = \rho \tau_{eh} \eta P_{pb} (1-\theta) \quad (13)$$

定义  $\bar{H}_{br} = \sum_{k=1}^K \bar{h}_k^{br}$ ，则  $\mu$  可以表示为

$$\mu = \frac{\kappa T_{td} K}{\ln 2 \{ \rho \tau_{eh} \eta P_{pb} (1-\theta) + T_{td} \bar{H}_{br} \}} - \eta_E \quad (14)$$

将式(14)代入式(12)中，可以得到等价的功率表达式为

$$P_k^{br*} = \frac{\rho \tau_{eh} \eta P_{pb} (1-\theta)}{K T_{td}} - \bar{h}_k^{br} + \frac{\bar{H}_{br}}{K} \quad (15)$$

**讨论** 式(15)提出了一个关于最优数据传输功率的闭式解。从式(15)可以得到，当能量分配系数  $\rho$  增大时，最优数据传输功率  $P_k^{br*}$  也会相应变大，故  $T_{td}$  阶段的数据速率  $R_{td}$  也会变大。如果反射系数  $\theta$  变大，则最优传输功率  $P_k^{br*}$  将变小，传输数据速率  $R_{td}$  将降低。但也意味着更多的可用数据信号将用于信号反射，相应反射数据速率  $R_{bc}$  增加。此外，当基站的传输信号功率  $P_{pb}$  变大时，最优数据传输功率  $P_k^{br*}$  也会增大。

#### 3.2 求解最优能量分配系数 $\rho$

将  $P_k^{br*}$  代入式(10)中，定义  $\bar{T} = \bar{h}_k^{br} K T_{td}$ ，可以得到关于收集能量分配系数  $\rho$  的子问题为

$$\begin{aligned} & \max_{\rho} \kappa T_{td} \sum_{k=1}^K \text{lb} \left( \frac{\bar{T}}{K} + \frac{\rho \tau_{eh} \eta P_{pb} (1-\theta)}{\bar{T}} \right) - 2 \eta_E \rho \tau_{eh} \eta P_{pb} (1-\theta) \\ \text{s.t. } & C_1, C_7 \quad (16) \end{aligned}$$

其中,  $\bar{K} = \sum_{j=1}^K \frac{h_j^{br}}{h_k^{br} K}$ 。

定义函数  $F_K(\rho) = \kappa T_{td} \text{lb} \left( \bar{K} + \frac{\rho \tau_{eh} \eta P_{pb} (1-\theta)}{\bar{T}} \right) - \frac{2\eta_E \rho \tau_{eh} \eta P_{pb} (1-\theta)}{K}$ 。

为了得到能量分配系数  $\rho$  的闭式解, 首先提出以下命题。

**命题 1** 对于任何给定的系统参数和优化变量, 所定义函数  $F_K(\rho)$  中最优能量分配系数  $\rho^*$  为

$$\rho^* = \max \left\{ 0, \min \left( \rho_0, 1 - \frac{P_c}{\tau_{eh} \eta P_{pb} (1-\theta)} \right) \right\} \quad (17)$$

其中,  $\rho_0 = \frac{\bar{T}}{\tau_{eh} \eta P_{pb} (1-\theta)} \left( \frac{\kappa}{2 \ln 2 h_k \eta_E} - \bar{K} \right)$  表示函数  $F_K(\rho)$  关于变量  $\rho$  的驻点。

**证明** 见附录。

**讨论** 命题 1 的目的是提出一个闭式表达式(17), 以得到最优收集能量分配系数。当满足条件  $0 \leq \rho_0 < 1 - \frac{P_c}{\tau_{eh} \eta P_{pb} (1-\theta)}$  时, 最优能量分配系数  $\rho^*$

会随着能量收集时间  $\tau_{eh}$  增大而减小, 也就是说收集的能量将更多 (甚至全部) 地用于电路消耗而不是数据传输。如果维持一个较高的能量分配系数, 便意味着反向散射设备在  $T_{bc}$  期间将减少能量收集的时间  $\tau_{eh}$ , 系统则需要在有限的时间收集足够的能量, 即减少信号反射系数  $\theta$  或增加基站的信号功率  $P_{pb}$ , 但上述措施将进一步降低系统能效; 当条件  $\rho_0 \geq 1 - \frac{P_c}{\tau_{eh} \eta P_{pb} (1-\theta)}$  成立时, 最优能量分配系数

$\rho^*$  会随着能量收集时间  $\tau_{eh}$  的增大而增大, 假设电池容量充足, 则  $\tau_{eh}^* = T_{bc}$ 。从而, 将为  $T_{td}$  阶段数据传输提供更多的能量, 与此同时, 如果来自基站的信号功率  $P_{pb}$  增加, 能量分配系数也会增加, 这也说明了更高能效的可能性。

### 3.3 求解其他参数最优值

由于能量分配系数  $\rho \geq 0$ , 则可用的信号反射系数  $\theta$  必须满足

$$\theta \leq 1 - \frac{P_c}{T_{bc} \eta P_{pb}} \quad (18)$$

将式(15)和式(17)代入式(10)中, 优化问题就可以转变为以下关于时间分配和功率分配的优化问题, 即

$$\begin{aligned} \max_{T_{bc}, T_{td}, P_{k,1}^{pb}, P_{k,2}^{pb}, \theta, d_k^{td}} & T_{bc} \sum_{k=1}^K \text{lb} \left( 1 + \frac{\theta P_{k,1}^{pb} h_k^{pb}}{h_k^{br}} \right) + \kappa T_{td} \sum_{k=1}^K \text{lb} (\bar{K} + d_k^{td}) - \\ & \eta_E T_{bc} \eta P_{pb} (1-\theta) - \eta_E T_{bc} \sum_{k=1}^K P_{k,1}^{pb} + \eta_E P_c \\ \text{s.t. } & C_4, C_9 : 0 \leq \theta \leq 1 - \frac{P_c}{T_{bc} \eta P_{pb}} \\ & C_{10} : T_{bc} \eta P_{pb} (1-\theta) - P_c \geq \bar{T} d_k^{td} \end{aligned} \quad (19)$$

其中,  $d_k^{td} > 0$  表示数据传输阶段信噪比的下限。基于约束条件  $C_{10}$  的约束关系, 可得出反射系数  $\theta \leq 1 - \frac{P_c + \bar{T} d_k^{td}}{T_{bc} \eta P_{pb}}$ 。因此, 约束条件  $C_9$  和  $C_{10}$  可以合并为约束条件  $C_{10}$ 。

定义  $D_k^{td} = T_{td} d_k^{td}$ 、 $P_{k,1}^{pb} = T_{bc} P_{k,1}^{pb}$  和  $P_{k,2}^{pb} = \theta P_{k,1}^{pb}$ , 将优化问题转换为

$$\begin{aligned} \max_{T_{bc}, T_{td}, P_{k,1}^{pb}, P_{k,2}^{pb}, D_k^{td}} & T_{bc} \sum_{k=1}^K \text{lb} \left( 1 + \frac{P_{k,2}^{pb} h_k^{pb}}{T_{bc} h_k^{br}} \right) + \kappa T_{td} \sum_{k=1}^K \text{lb} \left( \bar{K} + \frac{D_k^{td}}{T_{td}} \right) - \\ & \eta_E \eta \left( \sum_{k=1}^K P_{k,1}^{pb} h_k^{pb} - \sum_{k=1}^K P_{k,2}^{pb} h_k^{pb} \right) - \eta_E \sum_{k=1}^K P_{k,1}^{pb} + \eta_E P_c \\ \text{s.t. } & C_4 : \sum_{k=1}^K P_{k,1}^{pb} \leq T_{bc} P_{\max} \\ & C_{10} : \eta \left( \sum_{k=1}^K P_{k,1}^{pb} h_k^{pb} - \sum_{k=1}^K P_{k,2}^{pb} h_k^{pb} \right) \geq \bar{h}_k^{br} K_k^{td} + P_c \end{aligned} \quad (20)$$

经过变量代换, 优化问题转变为一个可求解凸优化问题。因此, 使用拉格朗日对偶分解原理可以求得优化问题式(20)的解析解。定义  $Y_k = \{T_{bc}, T_{td}, P_{k,1}^{pb}, P_{k,2}^{pb}, D_k^{td}, \alpha, \beta_k\}$ , 则拉格朗日表达式为

$$\begin{aligned} L(Y_k) = & T_{bc} \sum_{k=1}^K \text{lb} \left( 1 + \frac{P_{k,2}^{pb} h_k^{pb}}{T_{bc} h_k^{br}} \right) + \kappa T_{td} \sum_{k=1}^K \text{lb} \left( \bar{K} + \frac{D_k^{td}}{T_{td}} \right) - \\ & \eta_E \sum_{k=1}^K P_{k,1}^{pb} - \eta_E \eta \left( \sum_{k=1}^K P_{k,1}^{pb} h_k^{pb} - \sum_{k=1}^K P_{k,2}^{pb} h_k^{pb} \right) + \\ & \eta_E (P_e T_{bc} + P_d T_{\text{slot}}) + \alpha \left( T_{bc} P_{\max} - \sum_{k=1}^K P_{k,1}^{pb} \right) + \\ & \sum_{k=1}^K \beta_k \eta \left( \sum_{k=1}^K P_{k,1}^{pb} h_k^{pb} - \sum_{k=1}^K P_{k,2}^{pb} h_k^{pb} \right) - \\ & \sum_{k=1}^K \beta_k (K \bar{h}_k^{br} D_k^{td} + P_e T_{bc} + P_d T_{\text{slot}}) \end{aligned} \quad (21)$$

其中,  $\alpha$  和  $\beta_k$  是约束条件  $C_4$  与  $C_{10}$  的非负拉格朗日乘子。式(21)可以重新描述为

$$L(Y_k) = \sum_{k=1}^K L_k(Y_k) + \frac{\eta_E P_d T_{\text{slot}}}{K} - \beta_k p_d T_{\text{slot}} \quad (22)$$

其中,

$$L_k(Y_k) = T_{bc} \text{lb} \left( 1 + \frac{p_{k,2}^{pb} h_k^{pb}}{T_{bc} \bar{h}_k} \right) + \kappa T_{id} \text{lb} \left( \bar{K} + \frac{D_k^{td}}{T_{id}} \right) - \eta_E \{ p_{k,1}^{pb} + \eta (p_{k,1}^{pb} h_k^{pb} - p_{k,2}^{pb} h_k^{pb}) \} + \frac{\eta_E P_e T_{bc}}{K} + \frac{\alpha T_{bc} P_{\max}}{K} - \alpha p_{k,1}^{pb} - \beta_k (K \bar{h}_k^{br} D_k^{td} + p_e T_{bc}) + \beta_k \eta \left( \sum_{k=1}^K p_{k,1}^{pb} h_k^{pb} - \sum_{k=1}^K p_{k,2}^{pb} h_k^{pb} \right) \quad (23)$$

对于给定的能效  $\eta_E$ , 式(21)的对偶问题为

$$\begin{aligned} \min_{\alpha, \beta_k} D(\alpha, \beta_k) \\ \text{s.t. } \alpha \geq 0, \beta_k \geq 0 \end{aligned} \quad (24)$$

其中, 对偶函数为

$$D(\alpha, \beta_k) = \max_{Y_k} L(Y_k) \quad (25)$$

通过式(24)和式(25)可以看出, 对偶分解将原问题转换为两层优化问题: 内层循环求解最优变量解析解, 外层迭代更新拉格朗日乘子  $\alpha$  和  $\beta_k$ 。定义  $\bar{\beta}_k = \beta_k - \frac{\eta_E}{K}$ , 根据 KKT<sup>[18]</sup> 条件, 可以得到  $p_{k,2}^{pb}$  和  $D_k^{td}$  的解析解, 即

$$p_{k,2}^{pb*} = T_{bc} \left[ \frac{1}{\ln 2 \eta h_k^{pb} \bar{\beta}_k} - \frac{\bar{h}_k^{br}}{h_k^{pb}} \right]^+ \quad (26)$$

$$D_k^{td*} = T_{id} \left[ \frac{\kappa}{\ln 2 \beta_k \bar{h}_k^{br} K} - \bar{K} \right]^+ \quad (27)$$

定义  $U_k = \{T_{bc}, T_{id}, p_{k,1}^{pb}, \alpha, \beta_k\}$ , 将式(26)和式(27)代入式(23)中, 则有

$$\begin{aligned} \bar{L}_k(U_k) &= \kappa T_{id} \text{lb} \left( \frac{\kappa}{\ln 2 \beta_k \bar{h}_k^{br} K} \right) - T_{bc} \text{lb} (\ln 2 \eta \bar{h}_k^{br} \bar{\beta}_k) + \\ &\eta_E T_{bc} \left( \frac{1}{\ln 2 \beta_k} - \eta \bar{h}_k^{br} \right) - p_{k,1}^{pb} h_k^{pb} \eta \eta_E - \eta_E p_{k,1}^{pb} - \\ &\alpha p_{k,1}^{pb} - \frac{\kappa T_{id}}{\ln 2} + \bar{K} T_{bc} \beta_k + \beta_k \eta \sum_{k=1}^K p_{k,1}^{pb} h_k^{pb} - \beta_k T_{bc} \cdot \\ &\sum_{k=1}^K \left( \frac{1}{\ln 2 \beta_k} - \eta \bar{h}_k^{br} \right) + \frac{\eta_E P_e T_{bc}}{K} + \frac{T_{bc} P_{\max} \alpha}{K} - \beta_k p_e T_{bc} \end{aligned} \quad (28)$$

基于梯度下降方法, 令  $t$  表示迭代次数,  $\Delta T$ 、 $\Delta p$ 、 $\Delta \alpha$  和  $\Delta \beta$  表示相应的迭代步长, 则可以对优化变量和拉格朗日乘子通过式(29)~式(33)进行更新。

$$T_{bc}^{t+1} = T_{\text{slot}}^{t+1} - T_{id}^{t+1} \quad (29)$$

$$T_{id}^{t+1} = \left[ T_{id}^t - \Delta T \frac{\partial \bar{L}_k}{\partial T_{id}} \right]^+ \quad (30)$$

$$p_{k,1}^{pb,t+1} = \left[ p_{k,1}^{pb,t} - \Delta p \frac{\partial \bar{L}_k}{\partial p_{k,1}^{pb}} \right]^+ \quad (31)$$

$$\alpha^{t+1} = \left[ \alpha^t - \Delta \alpha \frac{\partial \bar{L}_k}{\partial \alpha} \right]^+ \quad (32)$$

$$\beta_k^{t+1} = \left[ \beta_k^t - \Delta \beta \frac{\partial \bar{L}_k}{\partial \beta_k} \right]^+ \quad (33)$$

其中,

$$\frac{\partial \bar{L}_k}{\partial \alpha} = p_{k,1}^{pb} + \frac{T_{bc} P_{\max}}{K}$$

$$\frac{\partial \bar{L}_k}{\partial p_{k,1}^{pb}} = \beta_k \eta h_k^{pb} - \eta_E - \frac{\eta \eta_E h_k^{pb}}{K} - \alpha$$

$$\frac{\partial \bar{L}_k}{\partial \beta_k} = \bar{K} T_{bc} - \frac{T_{bc}}{\ln 2 \beta_k} - \frac{\kappa T_{id}}{\ln 2 \beta_k} - \frac{\eta_E T_{bc}}{\ln 2 \beta_k^2} -$$

$$\frac{\beta_k T_{bc}}{\ln 2 \beta_k^2} - \beta_k p_e T_{bc}$$

$$\frac{\partial \bar{L}_k}{\partial T_{id}} = \text{lb} \left( \ln 2 \eta \bar{h}_k^{br} \bar{\beta}_k \right) - \frac{\eta_E}{\ln 2 \beta_k} +$$

$$\eta_E \eta \bar{h}_k^{br} - \kappa \text{lb} \left( \frac{\ln 2 \beta_k \bar{h}_k^{br} K}{\kappa} \right) - \frac{\kappa}{\ln 2} + \bar{K} \bar{h}_k^{br} K \beta_k +$$

$$\beta_k \sum_{k=1}^K \left( \frac{1}{\ln 2 \beta_k} - \eta \bar{h}_k^{br} \right) - \frac{\eta_E P_e}{K} - \frac{\alpha P_{\max}}{K} + \beta_k p_e$$

基于  $p_{k,1}^{pb}$  和  $p_{k,2}^{pb}$  的关系, 令最优反射系数

$\theta^* = \frac{p_{k,2}^{pb*}}{p_{k,1}^{pb*}}$ 。此外, 在  $T_{bc}$  期间, 基站的最优分配功

率  $p_k^{pb*} = \frac{p_{k,2}^{pb*}}{T_{bc} \theta^*}$ 。同样地, 在  $T_{id}$  期间, 根据式(15)

和式(17), 可以分别计算最优数据分配功率  $P_k^{br*}$  和最优能量分配系数  $\rho^*$ 。基于梯度迭代的联合资源分配优化算法如算法 1 所示。

**算法 1** 基于梯度迭代的联合资源分配优化算法  
初始化系统参数:  $K, T_{\text{slot}}, \sigma_k, h_k^{pb}, h_k^{br}, p_e, p_d,$

$P_{\max}, \kappa, \eta;$

定义算法收敛精度  $\ell$  以及外层最大迭代收敛次数  $T_{\max}$ ;

初始化外层迭代次数  $t=0$ , 初始化能效  $\eta_{EE}=0$ ;

- 1) 循环
- 2) 开始给定系统能效  $\eta_E$ , 求解优化问题式(20)
- 3) 输出当前的最优变量  $T_{bc}^t, T_{id}^t, D_k^{d,t}, p_{k,1}^{pb,t}, p_{k,2}^{pb,t}$

$$4) \text{ 如果 } T_{bc}^t \text{lb} \left( 1 + \frac{p_{k,2}^{pb,t} h_k^{pb}}{T_{bc}^t \bar{h}_k} \right) + \kappa T_{id}^t \text{lb} \left( \bar{K} + \frac{D_k^{d,t}}{T_{id}^t} \right) -$$

$$\eta_E \left\{ p_{k,1}^{pb,t} + \eta(p_{k,1}^{pb,t} h_k^{pb} - p_{k,2}^{pb,t} h_k^{pb}) \right\} + \frac{\eta_E (p_e T_{bc}^t + p_d T_{slot})}{K} < \ell$$

成立

5) 则令 Flag=1, 更新  $T_{bc}^* = T_{bc}^t, T_{id}^* = T_{id}^t, p_{k,1}^{pb*} = p_{k,1}^{pb,t}, p_{k,2}^{pb*} = p_{k,2}^{pb,t}, D_k^{d*} = D_k^{d,t}$ , 然后输出并返回

6) 否则令 Flag=0, 并且  $t = t + 1$

7) 更新能效为

$$\eta_E = \frac{T_{bc}^t \text{lb} \left( 1 + \frac{p_{k,2}^{pb,t} h_k^{pb}}{T_{bc}^t \bar{h}_k} \right) + \kappa T_{id}^t \text{lb} \left( \bar{K} + \frac{D_k^{d,t}}{T_{id}^t} \right)}{p_{k,1}^{pb,t} + \eta(p_{k,1}^{pb,t} h_k^{pb} - p_{k,2}^{pb,t} h_k^{pb}) - \frac{p_e T_{bc}^t + p_d T_{slot}}{K}}$$

8) 结束并循环

9) 直到 Flag=1 或者  $t = T_{\max}$

10) 输出式(9)和式(20)中所需的优化变量  $T_{bc}^*, T_{id}^*, D_k^{d*}, p_{k,1}^{pd*}, p_{k,2}^{pd*}, \theta^*, p_k^{pd*}, \tau_{eh}^*, T_{bc}^*, \rho^*, P_{k,1}^{br*}$

### 3.4 计算复杂度分析

本文考虑多载波反向散射网络, 提出了联合优化发射功率、时间分配、能量分配系数、信号反射系数的能效最大化的资源分配算法。首先, 由于系统为  $K$  个子载波确定最优的分配方案, 此时需要  $\mathcal{O}(K)$  次运算。假设外层拉格朗日迭代次数和内层优化求解迭代次数分别为  $T$  和  $I$ , 根据式(34)~式(38), 迭代更新需要  $\mathcal{O}(TK)$  次运算, 内层迭代次数  $I$  是迭代次数  $\mathcal{O}(IK)$  的多项式函数。所以算法的总计算复杂度为  $\mathcal{O}(TIK^3)$ 。通过选择合适的步长, 对偶算法可以很快取得收敛。

## 4 仿真结果与分析

本节针对多载波无线供电反向散射网络对所提算法进行仿真分析。为验证所提算法的能效性, 本文分别对比了传统纯反向散射算法<sup>[7]</sup>和传统纯能

量收集算法<sup>[12]</sup>。假设基站到反向散射设备的最大距离和反向散射设备到接收器的最大距离分别为 6.2 m 和 1 m<sup>[4]</sup>。基站的天线增益和反向散射设备的天线增益设置为 6 dBi<sup>[4]</sup>。信道模型为  $d_k^{-\chi}$ , 其中  $d_k$  是发射端和接收端之间的距离,  $\chi = 3$  是路径损耗指数<sup>[15]</sup>, 其他仿真参数如表 2 所示。

表 2 仿真参数

参数	参数值
$\kappa$	0.6
$\eta$	0.6
$K$	3
$T_{slot}/s$	1
$p_d/mW$	0.01
$p_e/mW$	0.1
$\sigma_n/W$	$1 \times 10^{-10}$
$P_{\max}/W$	1

图 2 给出了不同子载波个数下系统的能效收敛性能。从图 2 可以看出, 系统能效随着迭代次数的增加逐渐增加, 在经过大约 5 次迭代之后趋于收敛, 具有较好的收敛性。同时随着子载波个数的增加, 系统能效也随之增加, 其原因在于随着子载波个数的增加, 可利用的频谱资源增加。同时正交频分多址接入技术可消除不同载波间的干扰。因此, 传输效率增加, 从而能效增加。

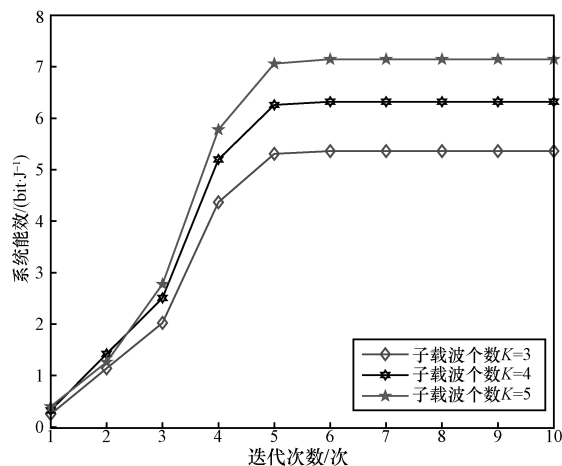


图 2 不同子载波个数下系统的能效收敛性能

图 3 给出了不同信道状态下系统的能效收敛性能。从图 3 可以看出, 所提算法在经过较少次的迭代后趋于收敛。同时基站到反向散射设备距离越近, 系统具有的能效越好, 其原因在于发送端与接收端距离越小, 传输信道的增益越高, 从而数据传输速率越高。

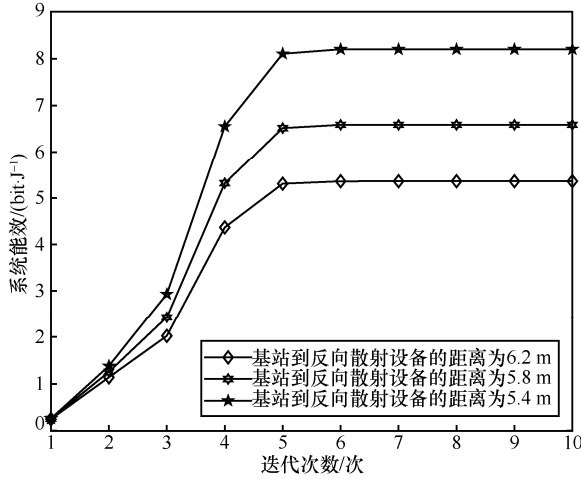


图 3 不同信道状态下系统的能效收敛性能

图 4 给出了不同算法下系统能效与基站功率门限的关系。从图 4 可以看出，随着基站功率门限的不断增大，3 种算法的能效也随之增大且逐一收敛。具体来讲，传统纯反向散射算法的能效最低，而本文所提算法具有最好的能效。其原因在于传统纯反向散射算法仅是将收集的能量用来补偿设备消耗，这使得能量利用率低下。此外，传统纯能量收集算法则需要先在传输数据前，消耗一定的时间来收集能量，这影响了数据传输的效率。而本文所提算法的传输模式为复合传输模式，兼具反向散射以及能量收集模式的优点。

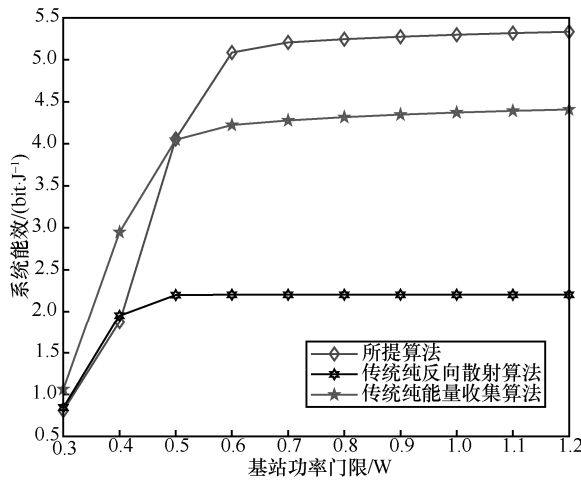


图 4 不同算法下系统能效与基站功率门限的关系

图 5 给出了不同算法下系统能效的收敛性能。由图 5 可知，随着迭代次数的增加，3 种算法的能效也在逐渐增加。此外，所提算法在收敛后具有最大的能效，而传统纯反向散射算法的能效最小。其原因在于，传统纯能量收集算法需要一个专用的时

隙来收集能量，然后才能进行数据传输。此外，传统纯反向散射算法则无法进一步利用收集能量进行数据传输。而本文所提算法结合了二者的优势，充分利用了时间和无线能量来使提升系统能效。

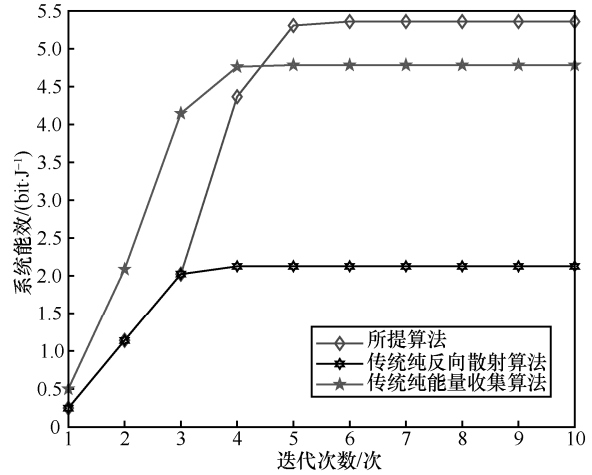


图 5 不同算法下系统能效的收敛性能

### 5 结束语

基于多载波无线供电反向散射网络，在满足发射功率门限和能量因果关系的条件下，本文对基站发射功率、反射系数、能量分配系数、传输时间分配问题进行联合优化，以追求网络能效最大化；针对提出优化问题建立相应模型，利用 Dinkelbach 理论和变量替换方法，将原始问题转化为易于求解的凸优化问题；基于拉格朗日对偶原理求得全局最优解，并对算法进行了复杂度分析。仿真验证了所提算法具有较好的收敛性和能效。

### 附录 命题 1 的证明

证明 由于式(21)是凸函数，因此不可能在变量  $\rho$  取值范围内直接获得目标函数的单调趋势，因此在做出判断之前，需先求得其驻点  $\rho_0$ ，则有

$$\frac{\partial F_k(\rho_0)}{\partial \rho_0} = 0 \tag{34}$$

经计算可得

$$\rho_0 = \frac{\bar{T}}{\tau_{ch}\eta P_{pb}(1-\theta)} \left( \frac{\kappa}{2\ln 2 \bar{h}_k \eta_E} - \bar{K} \right) \tag{35}$$

显然，函数  $F_k(\rho)$  在  $[0, \rho_0]$  上单调增加。根据约束条件  $C_7$ ，可得  $\rho = \max\{0, \min(\rho_0, 1)\}$ 。

另一方面, 根据约束条件  $C_1$ , 可得  $\rho$  满足

$$\rho \leq 1 - \frac{P_c}{\tau_{eh} \eta P_{pb} (1 - \theta)}.$$

结合上述 2 个条件, 即可证明所提命题。

证毕。

### 参考文献:

- [1] LI D. Capacity of backscatter communication with frequency shift in Rician fading channels[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2019, 8(6): 1639-1643.
- [2] XU Y J, LI G Q, YANG Y, et al. Robust resource allocation and power splitting in SWIPT enabled heterogeneous networks: a robust minimax approach[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(6): 10799-10811.
- [3] BOHLI A, BOUALLEGUE R. How to meet increased capacities by future green 5G networks: a survey[J]. IEEE Access, 2019(7): 42220-42237.
- [4] NGUYEN V H, DINH T H, LU X, et al. Ambient backscatter communications: a contemporary survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2018, 20(4): 2889-2922.
- [5] WU F H, YANG D C, XIAO L, et al. Energy consumption and completion time tradeoff in rotary-wing UAV enabled WPCN[J]. IEEE Access, 2019(7): 79617-79635.
- [6] 徐勇军, 杨洋, 刘期烈, 等. 认知网络干扰效率最大稳健功率与子载波分配算法[J]. 通信学报, 2020, 41(1): 84-93.  
XU Y J, YANG Y, LIU Q L, et al. Robust power and subcarrier allocation algorithm for cognitive network based on interference efficiency maximization[J]. Journal on Communications, 2020, 41(1): 84-93.
- [7] LIU X L, GAO Y, HU F Y. Optimal time scheduling scheme for wireless powered ambient backscatter communications in IoT networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(2): 2264-2272.
- [8] MA Z, HE C, RAO Y Y, et al. Time-and power-splitting strategies for ambient backscatter system[J]. IEEE Access, 2019(7): 40068-40077.
- [9] YANG G, YUAN D D, LIANG Y C, et al. Optimal resource allocation in full-duplex ambient backscatter communication networks for wireless-powered IoT[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(2): 2612-2625.
- [10] XIAO S, GUO H Y, LIANG Y C. Resource allocation for full-duplex-enabled cognitive backscatter networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(6): 3222-3235.
- [11] YANG G, XU X Y, LIANG Y C. Resource allocation in NOMA-enhanced backscatter communication networks for wireless powered IoT[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2019, 9(1): 117-120.
- [12] LYU B, DINH T H, YANG Z. User cooperation in wireless-powered backscatter communication networks[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2019, 8(2): 632-635.
- [13] RAMEZANI P, JAMALIPOUR A. Optimal resource allocation in backscatter assisted WPCN with practical energy harvesting model[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(12): 12406-12410.
- [14] LYU B, GUO H Y, YANG Z, et al. Throughput maximization for hybrid backscatter assisted cognitive wireless powered radio networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 5(3): 2015-2024.
- [15] YE Y H, SHI L Q, HU R Q, et al. Energy-efficient resource allocation for wirelessly powered backscatter communications[J]. IEEE Communications Letters, 2019, 23(8): 1418-1422.
- [16] DINKELBACH W. On nonlinear fractional programming[J]. Manage Science, 1967, 13(7): 492-498.
- [17] TASKOU S K, RASTI M. Fast water-filling method for sum-power minimization in OFDMA networks[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2017, 24(7): 1058-1062.
- [18] BOYD S, VANDENBERGHE L. Convex optimization[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004.

### [作者简介]



徐勇军(1986-), 男, 湖北赤壁人, 博士, 重庆邮电大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为反向散射通信、异构无线网络传输技术等。



谷博文(1996-), 男, 新疆昌吉人, 重庆邮电大学硕士生, 主要研究方向为反向散射通信、异构无线网络、边缘计算等。



陈前斌(1967-), 男, 四川南充人, 博士, 重庆邮电大学教授、博士生导师, 主要研究方向为无线通信与网络。



林金朝(1966-), 男, 四川蓬溪人, 博士, 重庆邮电大学教授、博士生导师, 主要研究方向为无线通信传输技术、BAN 与信息处理技术等。