

# 基于椭球法的携能通信 OFDM 系统能效优化算法

蒋锐<sup>1,2</sup>, 项家璇<sup>1,2</sup>, 徐友云<sup>2</sup>

(1. 南京邮电大学通信与信息工程学院, 南京 210003; 2. 南京邮电大学通信与网络技术国家工程研究中心, 南京 210003)

**摘要:** 随着无线通信技术的快速发展, 无线接入设备日益增多, 但系统能耗也在不断增长。具备无线携能通信能力的正交频分复用 (Orthogonal frequency division multiplexing, OFDM) 系统可以有效提高系统能量效率。本文针对以系统能效为优化目标的资源分配问题, 提出了基于椭球法的携能通信 OFDM 系统能效优化算法。该算法采用椭球法对拉格朗日乘子进行更新, 可以有效加快算法收敛速度, 提升算法性能。仿真实验结果表明, 所提出基于椭球法的能效优化算法能有效解决以系统能效为优化目标的资源分配问题, 与次梯度法相比, 椭球法的收敛速度更快, 能够显著地降低算法复杂度。

**关键词:** 无线信息和能量同传; 正交频分复用; 功率分割; 能效优化; 椭球法

**中图分类号:** TN915      **文献标志码:** A

## Energy Efficiency Optimization for OFDM with SWIPT Based on Ellipsoid Method

JIANG Rui<sup>1,2</sup>, XIANG Jiaxuan<sup>1,2</sup>, XU Youyun<sup>2</sup>

(1. College of Telecommunications and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China; 2. National Engineering Research Center for Communication and Network Technology, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

**Abstract:** With the rapid development of wireless communication technology, the number of wireless access devices is increasing while the energy consumption of the system is also increasing. An orthogonal frequency division multiplexing (OFDM) system with wireless energy-carrying communication capability can effectively improve energy efficiency. Aiming at the problem of resource allocation with system energy efficiency as the optimization goal, an energy efficiency optimization algorithm for energy-carrying communication OFDM systems based on ellipsoid method is proposed. The algorithm uses ellipsoid method to update the Lagrange multiplier, which can effectively accelerate the convergence speed and improve the performance of the algorithm. Simulation results show that the proposed algorithm can effectively solve the resource allocation problem with system energy efficiency as the optimization objective. Compared with the subgradient method, the ellipsoid method has a faster convergence speed and can significantly reduce the complexity of the algorithm.

**Key words:** simultaneous wireless information and power transfer (SWIPT); orthogonal frequency division multiplexing (OFDM); power splitting; energy efficiency; ellipsoid method

## 引 言

通信技术发展日新月异,接入的无线设备也日益增多。如何提高通信设备能量效率,对于实现绿色通信和无线通信的可持续发展具有重要意义。射频(Radio frequency, RF)能量收集技术,能够将接收到的 RF 信号转换为电能,已经成为解决能量受限无线网络的一种有效方案<sup>[1]</sup>。基于 RF 信号在传递信息的同时又能携带能量的特点,无线信息和能量同传(Simultaneous wireless information and power transfer, SWIPT)技术被提出<sup>[2-4]</sup>。基于 SWIPT 技术的特点,其已经被广泛研究应用于非正交多址接入(Non-orthogonal multiple access, NOMA)<sup>[5]</sup>、设备到设备间通信(Device-to-device, D2D)<sup>[6]</sup>、大规模多输入多输出(Multiple input multiple output, MIMO)<sup>[7]</sup>等系统,用来降低系统的能耗。

Varshney<sup>[2]</sup>提出了一个理想的接收机,该接收机能够同时执行信息解调(Information decoding, ID)和能量收集(Energy harvesting, EH)。然而,在实际携能通信系统中,不可能对同一接收到的信号执行能量收集和信解调操作,因为对 RF 信号的 EH 操作会破坏信息的完整性。因此,在实际工作中,研究人员提出了两种接收机架构,即时间切换(Time switching, TS)和功率分割(Power splitting, PS)<sup>[8]</sup>。TS 接收机架构包括能量采集器、信息解码器以及转换开关。TS 接收机要求接收天线在 ID 和 EH 电路之间周期性变化,因此对时间同步的要求很高。PS 接收机架构包括能量采集器、信息解码器以及功率分配器。PS 将接收到的 RF 信号分为两个功率流,这两个功率流被分别送到能量采集器和信息解码器进行 EH 以及 ID 操作,所以,在 PS 接收机中, ID 和 EH 可以同时进行。理论上, PS 接收机可以实现信息速率和能量转换之间的最佳平衡<sup>[9]</sup>。

正交频分复用(Orthogonal frequency division multiplexing, OFDM)是一种多载波技术,具有很强的抗衰落能力,并能提高频谱效率<sup>[10-12]</sup>。将 OFDM 技术与携能通信技术相结合,不仅能够实现信息的高速率传输,而且能够提高系统的能量利用率。Grover 等<sup>[13]</sup>研究了单用户 OFDM 信道的 SWIPT 接收机的性能,并给出了所考虑系统结构的速率和能量权衡的上界。Ng 等<sup>[14]</sup>提出了一个基于携能通信的 OFDM 多用户系统,分别研究了任意功率分割比例以及固定功率分割比例架构的接收机。研究表明,在干扰有限的情况下,采用 SWIPT 可以提高系统的能量效率。多天线接收器能提高系统容量,但并不会提高系统的能量效率。Lu 等<sup>[15]</sup>提出了一种基于携能通信的 OFDM 传感器网络,该网络的能效优化方案分为两个阶段:(1) 源传感器将信息发送给中继传感器和目标传感器,中继传感器选择部分子载波接收信息,而剩余子载波则用于收集能量;(2) 中继传感器利用第 1 阶段收集到的能量将信息转发给目标传感器<sup>[15]</sup>。此外,该团队<sup>[16]</sup>还研究了基于 OFDM 的 5G 系统能量效率优化问题,接收机利用 OFDM 部分子载波解码信息,利用剩余子载波获取能量。这样,接收机不需要配备分配器,通信系统的复杂性就不会增加,并通过联合优化子载波和功率分配,使系统能量效率最大化。Tang 等<sup>[17]</sup>研究了一个基于 TS 架构的能效优化问题,优化目标是系统的能量效率,同时满足了最大传输功率、最小信息速率和每个终端最小收获能量的约束。

上述对于具备无线携能通信能力的 OFDM 系统能效研究大多采用了类似的能效优化算法,并且采用次梯度法对拉格朗日乘子进行更新。然而次梯度法的收敛速度较慢且十分依赖于步长策略的选取,步长选择不当时甚至无法收敛。针对以上问题,本文提出基于椭球法的能效优化算法。该算法的复杂度与拉格朗日乘子维数密切相关,当拉格朗日乘子维数不高时,相较于次梯度法,该算法能取得更快的收敛速度,降低算法复杂度。

## 1 系统模型及问题建模

### 1.1 系统模型

考虑一个具备携能通信能力的 OFDM 下行链路点对点系统,如图 1 所示。该系统中发射机与接收

机均配备单天线。接收机在接收到从发射机发送信号的同时,会受到均值为0,方差为 $\sigma_a^2$ 加性高斯白噪声(Additive white gaussian noise, AWGN)的影响,此外,接收机还会接收到同频段的干扰信号,其方差为 $\sigma_i^2$ 。接收机采用PS架构,如图1所示包括了能量收集器、信息解调器和功率分配器。

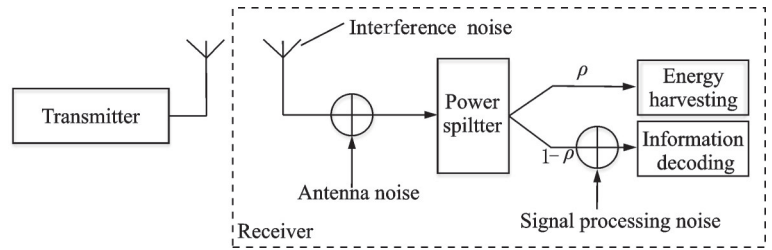


图1 系统模型  
Fig.1 System model

功率分配器按 $\rho, 1-\rho(0 < \rho < 1)$ 表示功率分割比例将信号分为两个功率流,分别送往能量收集端以及信息解调端进行处理。在信号处理过程中,信号解调端产生均值为0,方差为 $\sigma_s^2$ 的噪声,定义干扰信号与此信号处理噪声的比值为干噪比(Interference-to-signal processing noise ratio, INR)。此外,OFDM系统的总带宽为 $B$ 赫兹,子载波个数为 $n$ ,子载波带宽为 $W$ 。假设下行链路的信道增益可由反馈获得。

根据香农信道容量公式,接收机获得从发射机发送的信息速率为

$$R(P, \rho) = \sum_{i=1}^n (W \log_2(1 + P_i r_i)) \tag{1}$$

式中: $P_i$ 为第 $i$ 个子载波上分配的功率; $P_i r_i$ 为第 $i$ 个子载波接收端的信干噪比(Signal-to-interference-plus-noise ratio, SINR),其中

$$r_i = \frac{(1 - \rho)\theta |h_i|^2}{(1 - \rho)(\sigma_a^2 + \sigma_i^2) + \sigma_s^2} \tag{2}$$

式中 $\theta$ 为发射机与接收机间的路径损耗因素。同时,接收机收集的能量表示为

$$U_r(P, \rho) = \eta \left( \sum_{i=1}^n P_i \theta \rho |h_i|^2 + \sum_{i=1}^n \rho (\sigma_a^2 + \sigma_i^2) \right) \tag{3}$$

式(3)表示接收机可以从发射机信号、同频干扰信号以及噪声中收集能量,其中 $\eta(0 < \eta < 1)$ 表示接收端的能量转换效率。因此,系统的总功耗为

$$U_{total}(P, \rho) = P_C + \sum_{i=1}^n P_i - U_r(P, \rho) \tag{4}$$

式中: $P_C > 0$ 代表发射机处和接收机处的固定电路功耗之和,且为定值; $\sum_{i=1}^n P_i$ 表示发射机发射功率总和,该式表示接收机所收集的能量可以用来补偿系统的总功耗。

### 1.2 优化问题表述

对一个具备携能通信能力的OFDM下行链路点对点系统进行能效优化,根据能效的定义,即系统的总信息速率与系统能耗之间的比值,得到所要优化的目标函数为

$$U_{eff}(P, \rho) = \frac{R(P, \rho)}{U_{total}(P, \rho)} \tag{5}$$

因此,系统能效优化问题可以描述为

$$\left\{ \begin{array}{l} P_1: \max_{P, \rho} \frac{R(P, \rho)}{U_{\text{total}}(P, \rho)} \\ \text{s.t. } C_1: R(P, \rho) \geq R_{\min} \\ C_2: U_r(P, \rho) \geq P_{\min} \\ C_3: P_C + \sum_{i=1}^n P_i \leq P_{\text{sup}} \\ C_4: P_i \geq 0, \forall i \\ C_5: 0 \leq \rho \leq 1 \end{array} \right. \quad (6)$$

式中:约束条件  $C_1$  表示从系统信息速率角度出发,接收机信息速率应满足最小信息速率要求以保证通信质量;约束条件  $C_2$  表示接收机收集的能量必须满足接收机最小获取能量要求;约束条件  $C_3$  表示系统的消耗功率不应当超过系统的总功率,系统的消耗功率包括了信号发射功率和电路固定功率损耗,其中  $P_{\text{sup}}$  表示系统的总功率限制,  $P_C$  表示电路固定功率损耗;约束条件  $C_4$  和  $C_5$  分别表示信号功率以及功率分割因子的限制。 $P_1$  是一个分式形式的非凸优化问题,首先借助非线性分式规划将该目标函数进行转换。引入一个参数  $q$ ,将原来的分式形式的目标函数转换为一个等价减式形式的目标函数,两者具有相同的最优解<sup>[18]</sup>。因此,  $P_1$  问题可以转换为如下等价的问题

$$\left\{ \begin{array}{l} P_2: \max_{P, \rho} R(P, \rho) - qU_{\text{total}}(P, \rho) \\ \text{s.t. } C_1 - C_5 \end{array} \right. \quad (7)$$

### 1.3 拉格朗日对偶分解

$P_2$  仍是一个非凸优化问题。不过当系统子载波数目足够多且满足分时条件时,该问题可由拉格朗日对偶分解求解得到<sup>[19]</sup>。为了得到系统最大能效,可利用拉格朗日对偶方法和 Dinkelbach 方法求解。 $P_2$  的拉格朗日方程为

$$\begin{aligned} L(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, P, \rho) = & R(P, \rho) - qU_{\text{total}}(P, \rho) + \lambda_1(R(P, \rho) - R_{\min}) + \\ & \lambda_2(U_r(P, \rho) - P_{\min}) + \lambda_3(P_{\text{sup}} - P_C - \sum_{i=1}^n P_i) \end{aligned} \quad (8)$$

$P_2$  的拉格朗日对偶函数为

$$g(\lambda) = \max_{P, \rho} L(P, \rho, \lambda) \quad (9)$$

因此原问题可以转换为以下的对偶优化问题

$$\left\{ \begin{array}{l} \min_{\lambda} g(\lambda) \\ \text{s.t. } \lambda \geq 0 \end{array} \right. \quad (10)$$

通过拉格朗日对偶分解将问题分为内层的最大化问题以及外层的最小化问题。内层的最大化问题借助外层给定的拉格朗日乘子,对于功率分割比  $\rho$ ,每次迭代前给定  $\rho$  的值,对于功率  $P_i$  则通过 KKT (Karush-Kuhn-Tucker) 条件求得其最优值;而外层的最小化问题主要依赖于拉格朗日乘子更新求解,这样就完成了一次算法迭代。

首先,为了求解内层问题,利用 KKT 条件,得到最优功率为

$$P_i^* = \left[ \frac{W(1 + \lambda_1)}{T_i \ln 2} - \frac{1}{r_i} \right]^+ \quad (11)$$

式中

$$T_i = q(1 - \eta\theta\rho|h_i|^2) - \lambda_2\eta\theta\rho|h_i|^2 + \lambda_3 \quad (12)$$

$[x]^+ = \max(0, x)$ ,这样就得到了子载波上的最优功率分配。

其次,对于外层最小化问题,需要对拉格朗日乘子进行更新。传统方法通常采用次梯度法进行求解,然而次梯度法收敛速度较慢且十分依赖于步长的选取,步长选择不当时甚至无法收敛。综上所述,本文提出利用椭球法来对拉格朗日乘子进行求解,从而提高收敛的速度并降低算法的复杂度。

## 2 本文优化算法

### 2.1 椭球法更新

椭球法的思想是使候选的 $\lambda$ 在一个封闭有界的集合内,每次更新产生一个割平面并去除约一半的候选区域,其更新过程如图2所示。在初始椭球 $\epsilon^k$ 的中心 $x^k$ 求次梯度向量 $g^k$ , $k$ 为迭代索引。新的椭球 $\epsilon^{k+1}$ 包含了原来椭球的一半,其中心为 $x^{k+1}$ ,这样就完成了一次更新,随着迭代的进行,候选集不断减小直到收敛到最优值<sup>[20]</sup>,可以说椭球法是二分法在多维问题上的一种推广。

一个中心为 $z$ ,形状取决于矩阵 $A$ 的椭球 $E$ 定义如下

$$E(A, z) \triangleq \{x | (x - z)^T A^{-1} (x - z) \leq 1\} \quad (13)$$

根据椭球法的更新思想,其更新过程如下

$$\tilde{g} = \frac{g^k}{\sqrt{(g^k)^T A^k g^k}} \quad (14)$$

$$z^{k+1} = z^k - \frac{1}{K+1} A^k \tilde{g} \quad (15)$$

$$A^{k+1} = \frac{K^2}{K^2 - 1} \left( A^k - \frac{2}{K+1} A^k \tilde{g} \tilde{g}^T A^k \right) \quad (16)$$

式中: $g^k$ 为目标函数的次梯度向量; $\tilde{g}$ 为次梯度向量的归一化; $k$ 为迭代索引; $K$ 为拉格朗日乘子 $\lambda$ 的维数。对于式(10)的对偶问题,首先根据初始值计算次梯度向量,并由式(14)将次梯度归一化。然后根据式(15,16)分别更新椭球的中心和形状,上述步骤不断重复直到该算法收敛至目标精度。

### 2.2 系统能效优化

综上所述,本文所提出的能效优化算法步骤如下。首先设置迭代算法的最大迭代次数和容忍误差精度,设定初次迭代能效为0,并初始化拉格朗日乘子。其次基于式(14~16)对拉格朗日乘子进行更新,直到收敛至目标精度,这样就得到了功率分配策略;最后根据功率分配策略判断迭代算法是否收敛,如果收敛则得到最优功率分配策略,反之该迭代算法不断重复直至收敛或者达到设定的迭代次数上限。详细步骤如下:

- (1) 初始化最大迭代次数 $L_{\max}$ 和迭代算法最大容忍误差 $\tau$ ;
- (2) 设置初始能效值 $q$ 为0,迭代索引 $i$ 为1;
- (3) 初始化拉格朗日乘子和椭球矩阵;
- (4) 重复步骤(5~11);
- (5) 重复步骤(6~8);
- (6) 根据式(11)得到 $P_i^*$ ;
- (7) 使用椭球法更新拉格朗日乘子;
- (8) 直到椭球法收敛至目标精度 $\epsilon$ ,跳出;
- (9) 得到功率分配策略 $\{P, \rho\}$ ;

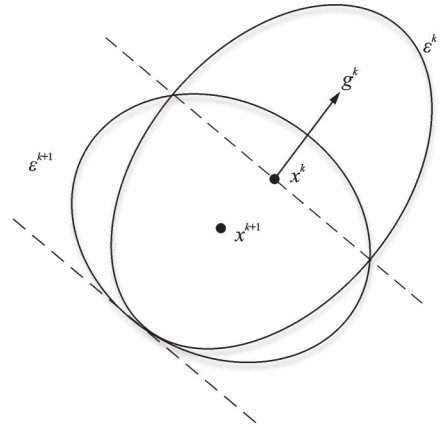


图2 椭球更新过程

Fig.2 Update process of the ellipsoid

(10) 如果  $R(P, \rho) - qU_{\text{total}}(P, \rho) < \tau$  那么算法收敛, 得到最优功率分配策略  $q^* = \frac{R(P, \rho)}{U_{\text{total}}(P, \rho)}$  跳到步骤(12);

(11) 否则  $q = \frac{R(P, \rho)}{U_{\text{total}}(P, \rho)}, i = i + 1$ , 跳到步骤(5);

(12) 直到算法收敛或者迭代索引达到最大值。

### 2.3 算法复杂度分析

为了更直观地说明算法性能, 下面将给出算法复杂度的分析。Dinkelbach 迭代算法的计算复杂度为  $O((1/\tau^2) \lg n)$ 。在每一次的迭代中, 基于次梯度法的能效优化算法经过  $O(RG/\epsilon)^2$  次更新后收敛于精度  $\epsilon$ , 基于椭球法的能效优化算法经过  $O(2K^2 \lg(RG)/\epsilon)$  次更新后达到收敛。其中  $R$  为初始点与最优解之间的二范数,  $G$  为次梯度限制条件。  $K$  为拉格朗日乘子数量。基于次梯度法和椭球法的拉格朗日乘子更新方法计算复杂度如表 1 所示。

表 1 算法复杂度比较

Table 1 Complexity comparison

算法	复杂度
Dinkelbach	$O((1/\tau^2) \lg n)$
Subgradient method	$O(RG/\epsilon)^2$
Ellipsoid method	$O(2K^2 \lg(RG)/\epsilon)$

从表 1 可以得到, 基于次梯度法的能效优化算法和基于椭球法的能效优化算法计算复杂度分别为  $O([(1/\tau^2) \lg n] (RG/\epsilon)^2), O([(1/\tau^2) \lg n] [2K^2 \lg(RG)/\epsilon])$ 。尤其需要注意的是, 椭球法的计算复杂度与拉格朗日乘子维数密切相关, 当拉格朗日乘子的维数不高时, 椭球法的计算复杂度将显著低于次梯度法。在本文中, 拉格朗日乘子维数为  $K = 3$ , 因此运用椭球法可以有效地降低算法的计算复杂度。

### 3 仿真实验与性能分析

表 2 参数设置

Table 2 Parameter setting

参数	值
Multipath fading distribution/dB	Rician fading with Rician factor 6
Channel path loss model	TGn path loss model <sup>[21]</sup>
Carrier center frequency/MHz	470
Total bandwidth of the system B/MHz	1
Number of subcarriers $n$	128
$R_{\min}/(\text{Mbit} \cdot \text{s}^{-1})$	10
Minimum required power transfer $P_{\min}/\text{dBm}$	0
Energy harvesting efficiency $\eta$	0.8
$P_{\text{sup}}/\text{dBm}$	50
Circuit power consumptions $P_c/\text{dBm}$	40
$\sigma_a^2, \sigma_s^2/\text{dBm}$	-128, -131

$$\alpha_k = \alpha \tag{17}$$

第 2 种是基于平方和步长策略的可变步长, 步长满足

$$\sum_{k=1}^{\infty} \alpha^2 k < \infty, \sum_{k=1}^{\infty} \alpha_k = \infty \tag{18}$$

第 3 种是基于衰减步长策略的可变步长, 步长满足

本节将对所提出的能效优化算法进行仿真实验。考虑一个具备携能通信能力的 OFDM 下行链路点对点系统, 发射机与接收机间的无线链路信道采用莱斯衰落信道建模, 在仿真过程中运用到的主要参数如表 2 所示。

在次梯度方法中步长的选择对于算法的收敛性能有着重要的作用, 步长选择过大容易导致不收敛, 步长选择过小则收敛变慢影响算法效率。步长的设定通常有 3 种选择策略, 包括固定的和可变的步长策略。

第 1 种是固定步长策略, 步长为 一个常数, 即

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \alpha_k = 0, \sum_{k=1}^{\infty} \alpha_k = \infty \quad (19)$$

在进行仿真实验的过程中,对次梯度法的3种步长策略分别进行了仿真,其运行时间如表3所示。从表3可见,次梯度法在不同步长策略情况下的运行时间分别为:固定步长策略95.239 s,平方可和步长策略2.453 s,衰减步长策略74.704 s。因此针对本系统模型而言,次梯度法中采用平方可和步长是最佳的。基于以上分析,本文次梯度法中采用了与文献[22]类似的步长策略,即基于平方可和步长策略的可变步长: $\psi(t) = \beta/t$ ,其中 $\beta$ 为一常数。

图3给出了两种算法的收敛性能曲线比较,设定此时的干噪比为30 dB。从图3可以发现随着迭代的进行,基于椭球法和次梯度法的两种能效优化算法,其能量效率均不断增大直至达到稳定。两种算法均在4次迭代之后达到收敛,但从图3可以看出,两种算法第1次迭代时能效均为初始值0,在第2次、第3次迭代后,基于椭球法的优化算法所取得的能效值远大于次梯度法,最终两种算法均收敛至相同的最优值。

表4给出了在同一台计算机上,使用相同仿真软件下两种算法的实际运行时间比较。从表4可以看出,基于椭球法的能效优化算法运行时间更短,也验证了对于上述两种算法的算法复杂度分析。

综合以上分析,表5给出两种算法的综合性能对比,包括迭代次数比较、算法复杂度比较以及实际运行时间比较。从表5可以看出,两种算法均在4次迭代之后达到收敛,但当拉格朗日乘子的维数不高(在本文中,拉格朗日乘子维数为 $K=3$ )时,椭球法的计算复杂度将显著低于次梯度法,而在同一台计算机上,基于椭球法的能效优化算法运行时间也明显更短。因此,基于椭球的能效优化算法能够有效降低算法复杂度,提升算法性能。

下面基于椭球法探讨影响系统能效的若干因素。图4给出了基于椭球法的能效优化算法中,干噪比对于系统能效的影响。本文设定接收机可以从干扰信号中获取能量。图4中分别给出了干噪比为10,20,30 dB时系统的能效变化。从图4中可以看出:随着干噪比的增大,系统能效逐渐减小。这说明虽然干扰信号能带来一部分的能量收益从而减小系统总能量消耗,但同时也使得系统信息传输速率降低,能量的收益并不能弥补信息速率的损失,进而使得系统能效减小。因此,在实际中为了提高系统能效,应当尽量减少干扰信号的影响。

图5给出了椭球法中,干噪比分别为10,20,30 dB时,系统固定功耗对系统最大能效的影响。首先

表3 不同步长策略情况下次梯度法运行时间  
Table 3 Run time of the subgradient method under different strategies

策略	运行时间/s
Constant step	95.239
Square summable step	2.453
Diminish step	74.704

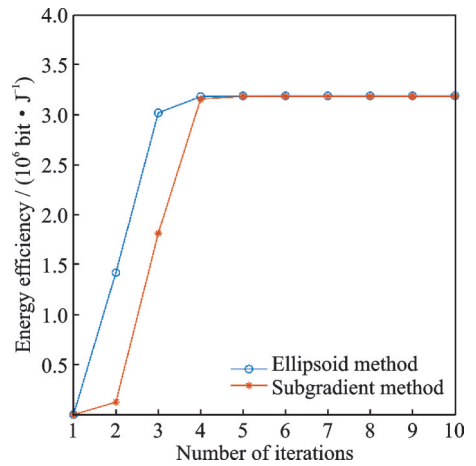


图3 算法收敛性  
Fig.3 Convergence of the algorithm

表4 两种算法运行时间  
Table 4 Run time of two algorithms

算法	运行时间/s
Subgradient method	2.453
Ellipsoid method	0.858

表5 两种算法性能对比

Table 5 Performance comparison of two algorithms

算法	迭代次数	复杂度	运行时间/s
Subgradient method	4	$O(RG/\epsilon)^2$	2.453
Ellipsoid method	4	$O(2K^2 \lg(RG)/\epsilon)$	0.858

从纵向来看,图5验证了图4的正确性,即在同一固定功耗下,信号干噪比越大,系统所能达到的最大系统能效越小。其次,从图5中可以得出随着固定功耗增加,系统最大能效减小。这是由于固定功耗的增加导致系统总功耗的增加,而信息速率没有改变,进而降低能效。因此在实际中尽量减小固定功耗也能有效地提高系统能效。

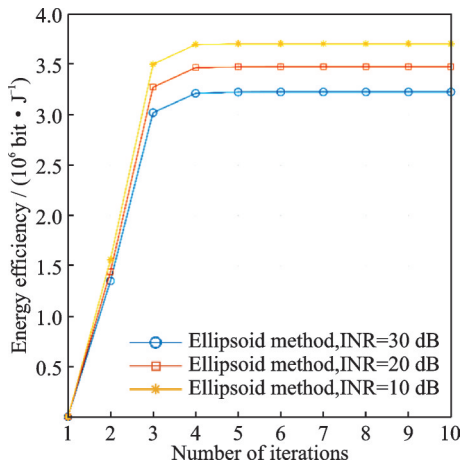


图4 椭球法中不同干噪比对于能效影响

Fig.4 Effect of different INRs on energy efficiency in ellipsoid method

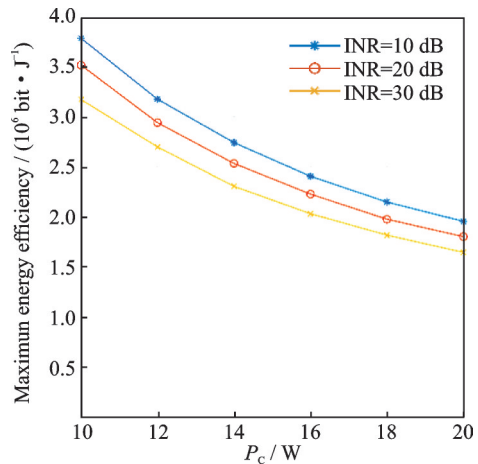


图5 固定功耗对于最大能效影响

Fig.5 Effect of fixed power consumption on maximum energy efficiency

图6展示了干噪比为10 dB时,  $\rho$  对于系统最大能效的影响。与固定功率分割因子,如  $\rho = 0.5$  相比,取得最优功率分割因子  $\rho = \rho^*$  时,系统获得了更大的能效,这是因为此时系统最佳分配了用于信息解调和能量收集的信号功率流比例。当功率分割因子  $\rho = 1$  时,系统的最大能效为0,这是因为此时系统将接收到的射频信号全部用于能量收集而没有进行信息解调,此时的系统信息速率和系统能效均为0。因此在实际中采用本方案选取功率分割因子比采用固定功率分割因子的方案能取得更大的系统能效。

#### 4 结束语

本文面向具备无线携能通信能力的 OFDM 下行链路系统模型,提出了以系统能效为优化目标,同时考虑若干约束条件的资源分配问题。该问题通过迭代算法和拉格朗日对偶方法求解。在对拉格朗日乘子进行更新时,本文提出基于椭球法的能效优化算法来提高算法收敛速度和稳定性。仿真实验结果表明,本文所提算法能够有效地解决该能效优化问题,相比于次梯度法,椭球法收敛更快、算法复杂度更低。

#### 参考文献:

[1] LU X, WANG P, NIYATO D, et al. Wireless networks with RF energy harvesting: A contemporary survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2014, 17(2): 757-789.  
 [2] VARSHNEY L R. Transporting information and energy simultaneously[C]//Proceedings of IEEE Int Symp Inf Theory (ISIT).

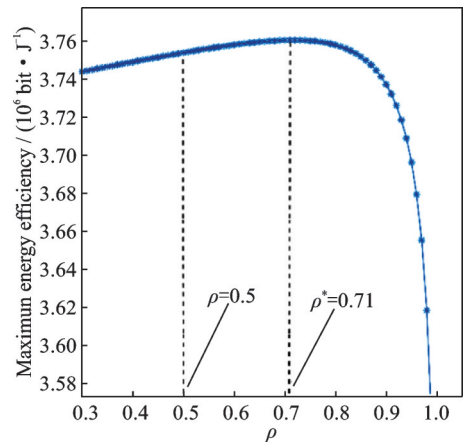


图6 功率分割因子  $\rho$  对最大能效的影响

Fig.6 Effect of power splitting factor  $\rho$  on maximum energy efficiency



- [S.l.]: IEEE 2008: 1612-1616.
- [3] PERERA T D P, JAYAKODY D N K, SHARMA S K, et al. Simultaneous wireless information and power transfer (SWIPT): Recent advances and future challenges[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2018, 20(1): 264-302.
- [4] PERERA T D P, JAYAKODY D N K, PITAS I, et al. Age of Information in SWIPT-enabled wireless communication system for 5 GB[J]. *IEEE Wireless Communications*, 2020, 27(5): 162-167.
- [5] LEE C, JANG G, CHO S. Energy-efficient adaptive directional queue-stable stochastic scheduling for SWIPT in NOMA[C]// *Proceedings of International Conference on Information Networking (ICOIN)*. [S.l.]: IEEE, 2020: 76-79.
- [6] YANG H, YE Y, CHU X, et al. Resource and power allocation in SWIPT-enabled device-to-device communications based on a nonlinear energy harvesting model[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2020, 7(11): 10813-10825.
- [7] DONG G N, ZHANG H X, YUAN D F et al. Downlink achievable rate of massive mimo enabled swipt systems over rician channels[J]. *IEEE Communications Letters*, 2018, 22(3): 578-581.
- [8] ZHANG R, HO C K. MIMO broadcasting for simultaneous wireless information and power transfer[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2013, 12(5): 1989-2001.
- [9] ZHOU X, ZHANG R, HO C K. Wireless information and power transfer: Architecture design and rate-energy tradeoff [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2013, 61(11): 4754-4767.
- [10] ARMSTRONG J. OFDM for optical communications[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2009, 27(3): 189-204.
- [11] MAHMUD M H, HOSSAIN M M, KHAN A A, S et al Performance analysis of OFDM, W-OFDM and F-OFDM under Rayleigh fading channel for 5G wireless communication[C]// *Proceedings of International Conference on Intelligent Sustainable Systems (ICISS)*. [S.l.]: IEEE, 2020: 1172-1177.
- [12] DE FIGUEIREDO F A P, ANICETO N F T, SEKI J, et al. Comparing f-OFDM and OFDM performance for MIMO systems considering a 5G scenario[C]// *Proceedings of 2019 IEEE 2nd 5G World Forum (5GWF)*. [S.l.]: IEEE, 2019: 532-535.
- [13] GROVER P, SAHAI A. Shannon meets tesla: Wireless information and power transfer[C]// *Proceedings of IEEE International Symposium on Information Theory*. [S.l.]: IEEE, 2010: 2363-2367.
- [14] NG D W K, LO E S, SCHÖBER R. Wireless information and power transfer: Energy efficiency optimization in OFDMA systems[C]// *Proceedings of IEEE Transactions on Wireless Communications*. [S.l.]: IEEE, 2013: 6352-6370.
- [15] LU Weidang, XU Xiaohan, HUANG Guoxing, et al. Energy efficiency optimization in SWIPT enabled WSNs for smart agriculture[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2021, 17(6): 4335-4344.
- [16] LU Weidang, FANG Shanzhen, HU Su, et al. Energy efficiency optimization for OFDM based 5G wireless networks with simultaneous wireless information and power transfer[J]. *IEEE Access*, 2018, 6(1): 75937-75946.
- [17] TANG J, LUO J, LIU M Q, et al. Energy efficiency optimization for NOMA with SWIPT[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2019, 13(3): 452-466.
- [18] DINKELBACH W. On nonlinear fractional programming[J]. *Management Science*, 1967, 13(7): 492-498.
- [19] YU Wei, LUI R. Dual methods for nonconvex spectrum optimization of multicarrier systems[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2006, 54(7): 1310-1322.
- [20] BOYD S. EE392o course notes stanford univ[EB/OL]. [2023-01-09]. <http://www.stanford.edu/class/ee392o>.
- [21] IEEE. IEEE P802.11, Wireless lans. tgn channel models[S]. [S.l.]: IEEE, 2004.
- [22] LIN Xiao, MIKAEL J, STEPHEN P B. Simultaneous routing and resource allocation via dual decomposition[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2004, 52(7): 1136-1144.

#### 作者简介:



蒋锐(1985-),通信作者,男,博士,副教授,研究方向:无线能量传输、移动通信系统等, E-mail: j\_ray@njupt.edu.cn。



项家璇(1998-),男,硕士研究生,研究方向:无线能量传输。



徐友云(1966-),男,博士,教授,研究方向:无线能量传输、移动通信系统等。

(编辑:陈瑒)