

# 基于混合供能和能量协作的异构网络能量效率优化算法

曹阳, 钟烨, 彭醇陵, 彭小峰

(重庆理工大学电气与电子工程学院, 重庆 400054)

**摘要:** 为降低异构蜂窝网络的基站能耗和同频干扰, 联合能量收集与能量协作提出一种以能量效率优化为目标的联合优化算法。首先, 考虑用户服务质量约束、蜂窝基站功率约束以及可再生能源收集约束, 构建联合资源分配的混合整数非线性规划问题。其次, 考虑到该问题是一个 NP-难问题, 难以直接求解, 结合固定变量法将复杂原问题分解成单独求解用户关联、功率分配、能量协作 3 个子问题, 分别利用拉格朗日对偶法、粒子群优化算法和匹配理论求解这 3 个子问题。最后, 通过收敛迭代算法, 联合以上 3 种算法求得原问题的最终解。仿真结果表明, 所提算法相较于对比算法在收敛性和能量效率上均有改善。

**关键词:** 异构网络; 能量效率; 拉格朗日对偶; 匹配理论; 粒子群优化算法

**中图分类号:** TN929.5

**文献标志码:** A

**DOI:** 10.11959/j.issn.1000-436x.2022042

## Energy efficiency optimization algorithm of heterogeneous networks based on hybrid energy supply and energy cooperation

CAO Yang, ZHONG Ye, PENG Chunling, PENG Xiaofeng

School of Electrical and Electronic Engineering, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China

**Abstract:** To reduce the base station energy consumption and co-channel interference in heterogeneous cellular networks, a joint optimization algorithm combined with energy harvesting and energy cooperation was proposed with the objective of energy efficiency optimization. First, a mixed-integer nonlinear programming problem for joint resource allocation was constructed considering the constraints of user service quality, the constraints of cellular base station power, and the constraints of renewable energy harvesting. Second, considering that the problem was an NP-hard problem which was difficult to solve directly, the complex original problem was decomposed into three subproblems, such as user association, power allocation, and energy cooperation, with the fixed-variable method, which were solved by using the Lagrangian pairwise method, particle swarm optimization algorithm, and matching theory, respectively. Finally, the final solution of the original problem was obtained by combining the above three algorithms through convergent iterative algorithms. The simulation results show that the proposed algorithm has improved convergence and system energy efficiency compared with the comparison algorithm.

**Keywords:** heterogeneous network, energy efficiency, Lagrangian duality, matching theory, particle swarm optimization algorithm

收稿日期: 2021-11-01; 修回日期: 2022-01-10

通信作者: 彭醇陵, chunlingp@163.com

**基金项目:** 重庆市科学技术局基金资助项目 (No.cstc2019jcyj-msxmX0233, No.cstc2017shmsA40019); 重庆市教育委员会基金资助项目 (No.KJQN201901125); 重庆市教委科学技术研究基金资助项目 (No.KJQN201901103); 重庆市高校创新研究群体基金资助项目 (No.CXQT21035); 巴南区科学技术局基金资助项目 (No.2019TJ07); 重庆理工大学科研启动基金资助项目 (No.2019ZD127)

**Foundation Items:** The Science and Technology Bureau Project of Chongqing (No.cstc2019jcyj-msxmX0233, No.cstc2017shmsA40019), The Education Commission Project of Chongqing (No.KJQN201901125), The Science and Technology Research Program of Chongqing Municipal Education Commission (No.KJQN201901103), Innovation Research Group of Universities in Chongqing (No.CXQT21035), The Bureau of Science and Technology Project of Banan District (No.2019TJ07), Research Start-up Fund of Chongqing University of Technology (No.2019ZD127)

## 0 引言

随着信息技术的快速发展,海量终端设备与数据流量呈现爆发式增长。为增加网络容量和覆盖范围,提高频谱利用率,异构蜂窝网络应运而生。然而,大量基站的部署使能耗与干扰问题日益凸显。如何降低异构蜂窝网络能耗和系统内同频干扰至关重要。

在异构网络系统,有效地进行资源分配和干扰管理是提高能量效率和降低干扰的关键。因此,面向能量效率和干扰管理的资源分配技术受到学术界广泛关注。文献[1]研究用户关联与功率分配的能量效率最大化问题,提出一种基于干扰抑制的辅助变量法,该算法优化用户关联与功率分配以减轻用户间的干扰,在提高用户吞吐量的同时改善能量效率。文献[2]研究非正交多址接入(NOMA, non-orthogonal multiple access)异构网络下行链路传输场景,为减少同层和跨出干扰,建立了用户服务质量和功率优化的资源分配问题,提出了一种凸松弛和 Dinkelbach 法将原问题转换为凸优化问题,该算法有效提高了能量效率。文献[3]针对密集的异构网络提出基于谱聚类用户分组算法和改进的 K-means 基站聚类分簇算法,有效地降低簇间干扰,提高了整体用户的吞吐量和能量效率。文献[4]针对密集异构中用户关联与功率分配优化问题,提出一种基于凸松弛的梯度法,分别求解用户关联和功率分配,有效减少同频干扰,提高系统能量效率。然而,上述研究未能从根本上解决能耗问题,随着能源资源日益稀缺,可再生能源的利用成为通信发展的必然趋势<sup>[5]</sup>。

近年来,联合能量收集与能量协作的混合供能技术得到大量关注。能量收集是缓解网络能量受限的关键技术。目前,已有大量研究在结合能量收集与能量协作等方面展开。在具有能量收集的异构网络研究中,文献[6]研究了双层的密集网络能量效率最大化问题,提出一种基于 Dinkelbach 的拉格朗日解耦算法,有效提高了射频用户的吞吐量和系统效率。文献[7]针对具有能量收集的密集基站网络,基于李雅普诺夫框架,提出联合优化功率分配与能量管理最大化能量效率法,在满足能量管理均衡上,提高了系统总体吞吐量,并优化能量效率。文献[8]针对具有能量收集与基站休眠网络,提出了基于拉格朗日乘子的广义 Benders 分解法,优化用户的发射功耗,降低了系统的能耗。

上述工作仅考虑固定的收集能量,但实际中收

集能量的分布并不均衡,为充分利用可再生能源,引入能量协作技术能够有效解决该问题。下列工作从能量协作角度展开研究。文献[9]研究了结合 NOMA 技术和能量协作的两层异构网络模型,通过优化用户关联和功率控制来最大化整个系统的能量利用效率,并提出了一种联合优化发射功率和用户关联的分步优化算法提高系统能量利用率,但该算法未考虑基站间可再生能源的分配问题。文献[10]考虑优化功率分配和能量管理优化混合供能异构网络的能耗,并提出一种元启发式的优化算法降低基站的平均功耗。文献[11]在具有能量协作的双层异构网络研究了能量成本和能耗的多目标优化问题,通过凸优化理论将其转换为 2 个单目标问题,提出一种变量替代的分布式算法,该方法有效降低了系统的能耗和能量成本。文献[12]研究了具有缓存的异构网络能耗最小化问题,提出一种低复杂度分层求解算法,通过优化用户带宽和能量协作机制,有效降低了系统功耗。但上述工作仅对功率分配和能量协作分开进行研究,很少考虑两者关联性,且主要优化目标集中在能耗上,很少考虑能量效率的优化。因此联合优化资源分配和能量协作,对提高系统能量效率具有重要意义。

基于上述文献工作,本文主要研究工作如下。

1) 建立了具有混合供能和能量协作的两层异构网络的下行链路传输模型。考虑到基站发射功率约束、用户服务质量约束和收集能量约束,研究了以最大化系统总能量效率为优化目标,联合优化用户关联、功率分配和能量协作的资源优化问题。

2) 考虑到该优化问题是一个混合整数非线性规划问题,不易直接求解,因此将该问题分解成用户关联、功率分配与能量协作的 3 个子问题。针对这 3 个子问题,结合固定变量法,分别利用拉格朗日对偶法、改进粒子群法和匹配算法求解。最后,通过收敛迭代算法,结合以上 3 种算法联合求解原优化问题得到系统能量效率的最终解。

3) 仿真结果表明,与其他算法相比,所提算法在性能表现上具有较好的收敛性。在速率阈值约束、用户数量与基站数量的影响下,所提算法在能量效率方面具有更好的性能。

## 1 系统模型和问题建模

### 1.1 系统模型

考虑如图 1 所示的混合供能异构网络为系统模

型。该系统由一个宏基站、 $M$  个小基站以及  $N$  个用户组成。其中，每个基站都配备了一个可充电电池和能量收集装置，基站可依靠收集太阳能与风能供能，也可依靠智能电网供能，基站收集到的多余能量可通过智能电网转移给其他基站，实现能量的双向传递；整个传输过程考虑下行链路传输情况，假设宏基站与小基站能够同时服务多个用户，且基站之间共享整个传输频段，单个基站服务下的多个用户之间通过正交频分复用使用正交频谱资源。整个系统的信道衰落模型考虑平坦瑞利信道模型，并假设基站具有完美信道状态信息（CSI, channel state information）。

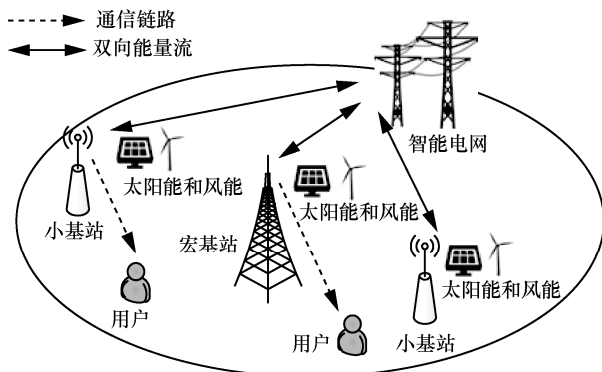


图 1 系统模型

令  $m \in \{1, 2, 3, \dots, M+1\}$  表示基站的集合，其中， $m=1$  为宏基站，其余为小基站。 $j \in \{1, 2, 3, \dots, N\}$  表示用户的集合，并且满足  $M+1 < N$ 。假设每个用户可以自适应选择关联的基站，令  $x_{jm}$  表示用户  $j$  与基站  $m$  的接入关系，若用户  $j$  接入基站  $m$ ，则  $x_{jm} = 1$ ，反之  $x_{jm} = 0$ 。每个用户在任意时间内只能连接一个基站，即满足  $\sum_{m=1}^{M+1} x_{jm} = 1$ 。

由于网络内存在多个频谱共享用户，用户间存在相互干扰。在下行传输过程中，用户的信号与干扰加噪声比（SINR, signal to interference plus noise ratio）为

$$\gamma_{jm} = \frac{x_{jm} P_{jm} |h_{jm}|^2}{\sum_{m'=1, m' \neq m}^{M+1} \sum_{j'=1}^N |h_{jm'}|^2 x_{j'm'} P_{j'm'} + \sigma^2} \quad (1)$$

其中， $\gamma_{jm}$  表示用户  $j$  与基站  $m$  的 SINR； $x_{jm}$  表示用户  $j$  与基站  $m$  的接入关系，若用户  $j$  接入基站  $m$ ，则  $x_{jm} = 1$ ，反之  $x_{jm} = 0$ ； $P_{jm}$  表示基站  $m$  对用户  $j$  的发射功率， $P_{j'm'}$  表示其他基站对用户  $j$  的发射功

率； $h_{jm}$  表示用户  $j$  与基站  $m$  关联的信道增益， $h_{jm'}(t)$  表示其他基站干扰的信道增益； $\sigma^2$  表示噪声功率； $x_{jm} P_{jm} |h_{jm}|^2$  表示用户  $j$  关联基站  $m$  接收到的有用信号强度， $\sum_{m'=1, m' \neq m}^{M+1} \sum_{j'=1}^N |h_{jm'}|^2 x_{j'm'} P_{j'm'}$  表示用户  $j$  受到来自其他基站用户的跨层同频干扰。

根据香农公式，用户  $j$  关联到基站  $m$  的传输速率为

$$\tau_{ij} = W \log(1 + \gamma_{jm}) \quad (2)$$

其中， $W$  表示系统的带宽。

每个基站由智能电网和可再生能源供电，并且基站之间可利用智能电网实现能量协作，即基站间可通过智能电网相互传递能量。令  $G_m$  表示基站  $m$  消耗电网的能量， $E_m$  表示基站  $m$  收集的能量， $\alpha \in [0, 1]$  表示 2 个基站之间的能量传递效率因子。则在整个传输过程中，基站的发射功率需满足

$$P_m \leq G_m + E_m + \alpha \sum_{m'=1}^{M+1} T_{m'm} - \sum_{m'=1}^{M+1} T_{mm'} \quad (3)$$

其中， $P_m = \sum_{j=1}^N x_{jm} P_{jm}$ ， $T_{mm'}$  表示转移给其他基站的能量， $T_{m'm}$  表示从其他基站接收的能量。

系统的整体能耗来自基站的发射功率和电路能耗。因此，系统消耗电网的能量为

$$\sum_{m=1}^{M+1} G_m = \zeta \sum_{m=1}^{M+1} P_m + \sum_{m=1}^{M+1} P_m^c - \sum_{m=1}^{M+1} E_m \quad (4)$$

其中， $\zeta$  表示发射功率放大因子， $P_m^c$  表示基站电路功耗， $\sum_{m=1}^{M+1} G_m$  表示整个系统消耗的电网能耗。

### 1.2 问题建模

考虑蜂窝用户通信速率约束、小蜂窝基站的最大发射功率约束、能量协作约束，建立以最大化通信系统的总能量效率为目标的优化问题。该优化问题可表示为

$$\text{P1: } \max \text{EE}(\mathbf{X}, \mathbf{P}, \mathbf{T}, \mathbf{G}) = \frac{\sum_{j=1}^N \sum_{m=1}^{M+1} x_{jm} \tau_{jm}}{\sum_{m=1}^{M+1} G_m}$$

$$\text{s.t. C1: } x_{jm} \in \{0, 1\}$$

$$\text{C2: } \sum_{m=1}^{M+1} x_{jm} = 1$$

$$\text{C3: } \sum_{m=1}^{M+1} x_{jm} \tau_{jm} \geq \tau_{\min}$$

$$\begin{aligned}
 \text{C4: } P_m &\leq G_m + E_m + \alpha \sum_{m=1}^{M+1} T_{m,m} - \sum_{m=1}^{M+1} T_{mm}, \\
 \text{C5: } 0 &< T_{m,m} < E_m - P_m \\
 \text{C6: } \sum_{j=1}^N x_{jm} P_{jm} &= P_m \\
 \text{C7: } G_m &\geq 0, T_{mm} \geq 0 \\
 \text{C8: } 0 &\leq P_m \leq P_{\max}
 \end{aligned} \tag{5}$$

其中,  $\mathbf{X}=[x_{jm}]$ ,  $\mathbf{P}=[P_{jm}]$ ,  $\mathbf{T}=[T_{mm}]$ 。C1 和 C2 表示用户关联约束; C3 表示用户最小通信速率约束; C4 和 C6 表示发射功率约束; C5 表示转移能量约束; C7 表示消耗的电网和转移的能量是非负值; C8 表示最大发射功率限制。

问题 P1 是一个混合整数非线性分式规划问题, 该问题包含的求解变量用户关联  $\mathbf{X}$ 、发射功率  $\mathbf{P}$  和能量协作  $\mathbf{T}$  是耦合的, 难以直接求解。为此, 将优化问题 P1 解耦为 3 个复杂层次较低的子问题。针对第一个用户关联子问题, 给定发射功率  $\mathbf{P}$  和能量协作  $\mathbf{T}$  两组变量, 求解用户关联  $\mathbf{X}$  一组变量。针对第二个功率分配子问题, 给定能量协作  $\mathbf{T}$  变量, 并在问题一求解  $\mathbf{X}$  的基础上, 求解发射功率问题。针对第三个能量协作的子问题, 在问题一、问题二获得的  $\mathbf{X}$ 、 $\mathbf{P}$  解的基础上, 优化能量协作子问题。最后, 联合 3 个子问题求解出问题 P1 的解。

## 2 用户关联与能量管理

由于问题 P1 的复杂性, 使其难以直接求解, 因此将问题分解成 3 个子问题。针对用户关联子问题, 利用拉格朗日对偶法求解; 针对功率分配子问题, 利用改进粒子群法求解; 针对能量协作子问题, 利用匹配算法求解。具体求解分析如下。

### 2.1 基于拉格朗日对偶分解的用户关联算法

本节采用拉格朗日对偶法求解用户关联子问题。用户选择关联的基站涉及基站的发射功率, 从而影响系统能耗。而传统的基于距离的贪婪算法虽简单易行, 但会对远端用户造成严重干扰, 影响能量效率。本节使用拉格朗日对偶法求解, 在考虑对其他用户的干扰下, 用户选择最优的基站, 保证系统获得更好的能量效率。

首先, 在给定基站发射功率  $\mathbf{P}$  和能量协作  $\mathbf{T}$  两组变量后, 不再考虑  $\mathbf{P}$  和  $\mathbf{T}$  相关的两组变量 C4、C5、C7、C8 的约束。优化问题简化为只需求解用户关联的一组变量  $\mathbf{X}$ 。因此, 原优化问题 P1 可以

重新表示为

$$\begin{aligned}
 \text{P2: } \max \text{EE}(\mathbf{X}) \\
 \text{s.t. } \text{C1, C2, C3, C6}
 \end{aligned} \tag{6}$$

由于  $x_{jm}$  是一个二进制变量, 优化问题 P2 是一个的离散的非凸问题, 为使问题易于求解, 将二进制变量  $x_{jm}$  看作连续的变量  $0 \leq x_{jm} \leq 1$ 。因此, 问题转换为求解连续的凸优化问题。

针对连续的凸优化问题, 本文使用拉格朗日对偶法求解。引入拉格朗日乘子  $\lambda_j$  和  $\theta_m$ , 将不等式约束条件转化为等式约束条件, 即离散的非凸问题转换为连续的凸优化问题。构建的 P2 的拉格朗日函数为

$$\begin{aligned}
 L(x, \lambda, \theta) = & \frac{\sum_{j=1}^N \sum_{m=1}^{M+1} x_{jm} \tau_{jm}}{\sum_{m=1}^{M+1} G_m} - \sum_{j=1}^N \lambda_j \left( \tau_{\min} - \sum_{m=1}^{M+1} x_{jm} \tau_{jm} \right) - \\
 & \sum_{m=1}^{M+1} \theta_m \left( \sum_{j=1}^N x_{jm} P_{jm} - P_m \right)
 \end{aligned} \tag{7}$$

其中,  $\lambda_j$  和  $\theta_m$  为非负数的拉格朗日乘子。

其对偶函数为

$$\begin{aligned}
 g(\lambda, \theta) = \max L(x, \lambda, \theta) \\
 \text{s.t. } \text{C1, C2}
 \end{aligned} \tag{8}$$

根据拉格朗日对偶定理, 优化问题 P2 可以改写为求解其对偶问题, 即求解  $\min g(\lambda, \theta)$ 。

进一步, 根据拉格朗日对偶法性质, 对拉格朗日求导, 结果为

$$\frac{\partial L(x, \lambda, \theta)}{\partial \sum_{m=1}^{M+1} x_{jm}} = \frac{\tau_{jm}}{\sum_{m=1}^{M+1} G_m} + \lambda_j \tau_{jm} - \theta_m P_{jm} \tag{9}$$

构建最优用户关联函数  $\text{EE}_{jm}$ 。分别计算用户  $j$  与其他基站每个基站  $m$  的用户关联函数  $\text{EE}_{jm}$ , 最优用户关联函数表示为

$$\text{EE}_{jm} = \frac{\tau_{jm}}{\sum_{m=1}^{M+1} G_m} + \lambda_j \tau_{jm} - \theta_m P_{jm} \tag{10}$$

用户选择关联函数值  $\text{EE}_{jm}$  最大的基站。根据用户关联函数, 用户选择最优基站的判别式为

$$x_{jm}^* = \begin{cases} 1, & m = m^* \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \tag{11}$$

其中,  $m^*$  为选择的基站  $\text{EE}_{jm}$  最大。

在求解  $\lambda_j$  和  $\theta_m$  拉格朗日乘子时，考虑使用次梯度迭代求解出最优的 2 个拉格朗日乘子。利用次梯度更新的乘子表示为

$$\lambda_j(t+1) = \left[ \lambda_j(t) - \delta(t) \left( \sum_{m=1}^{M+1} x_{jm} \tau_{jm} - \tau_{\min} \right) \right]^+ \quad (12)$$

$$\theta_j(t+1) = \left[ \theta_j(t) - \delta(t) \left( P_m - \sum_{j=1}^N x_{jm} P_{jm} \right) \right]^+ \quad (13)$$

其中，式(12)和式(13)的取值需要满足  $[a]^+ = \max\{a, 0\}$ ，即迭代结果需要与 0 进行比较，当迭代值大于 0 时，取值为正数的迭代值，当迭代值小于 0 时，取值为 0； $\delta(t)$  为拉格朗日乘子的更新步长， $t$  为迭代的次数。基于拉格朗日对偶分解的用户关联算法流程如图 2 所示，具体步骤如算法 1 所示。

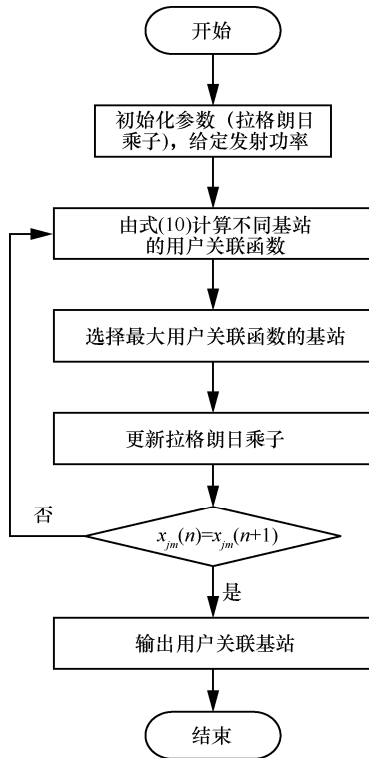


图 2 基于拉格朗日对偶分解的用户关联算法流程

**算法 1** 拉格朗日对偶分解的用户关联算法

**初始化** 发射功率  $P_m$ ，拉格朗日乘子  $\lambda_j$  和  $\theta_m$ ，最大迭代次数  $T_{\text{out}}$ ，更新步长  $\delta(t)$ ，用户速率阈值  $\tau_{\min}$ ，迭代参数  $t=1$

- 1) for  $1 < t < T_{\text{out}}$
- 2) for  $j = 1 : N$
- 3) 根据式(10)，用户  $j$  计算  $EE_{jm}$  结果，选择最大  $EE_{jm}$  值的基站，用户关联为  $x_{jm}(t)$ ；

- 4) 根据式(12)和式(13)，分别更新拉格朗日乘子  $\lambda_j$  和  $\theta_m$ ；
- 5) if  $x_{jm}(t) = x_{jm}(t+1)$ ，计算得到最优用户关联基站的结果  $x_{jm}^*$ ，退出迭代循环；
- 6) break
- 7) end if
- 8) end for
- 9) end for

**2.2 基于粒子群的功率分配算法**

在给定用户关联  $\mathbf{X}$  与能量协作  $\mathbf{T}$  后，求解功率分配的子问题。功率分配值会直接影响能量效率。传统的等功率分配法在用户数较少情况下，会造成功耗的浪费。在分数阶功率分配 (FTPA, fractional transmit power allocation) 算法中<sup>[9]</sup>，根据小区间干扰噪声比对用户分级，该方案的缺点在于远端用户将受到严重的蜂窝间干扰。粒子群优化算法由于其收敛速度快且具备高效的全局搜索能力，被广泛应用于非线性规划问题。考虑到标准粒子群优化算法在迭代速度和搜索精度上存在缺陷，本文利用改进的粒子群优化算法求解功率分配子问题。

在给定用户关联  $\mathbf{X}$  和基站能量协作  $\mathbf{T}$  的两组变量后，需要求解发射功率的一组变量  $\mathbf{P}$ 。原优化问题 P1 降维为求解一维功率分配问题 P3，改写为

$$\begin{aligned} \text{P3: } & \max EE(\mathbf{P}) \\ \text{s.t. } & C3, C4, C6, C8 \end{aligned} \quad (14)$$

问题 P3 是非线性的分式优化问题，很难直接求解；且随着用户数的增加，其求解难度会增加。由于粒子群优化算法具有全局的搜索能力与较快的收敛特性，因此本文基于粒子群优化算法求解功率分配子问题。下面，分别给出标准粒子群优化算法和改进粒子群优化算法的求解分析。

**2.2.1 标准粒子群优化算法**

在标准粒子群优化算法中，每个粒子都可以看作一个可行解，由适应度函数计算每个粒子的适应度数值，获得种群粒子的全局最优位置  $\mathbf{gBest}$ ，以及局部最优位置  $\mathbf{pBest}$ 。其中， $x_{id}(t+1)$  为在  $d$  维空间中粒子  $i$  第  $k+1$  次迭代的位置， $v_{id}(t+1)$  为在  $d$  维空间中粒子  $i$  第  $k+1$  次迭代的速度。个体粒子依据全局最优解和局部最优解不断迭代更新个体的速度和位置<sup>[13]</sup>，可以表示为

$$\begin{aligned} v_{id}(t+1) &= wv_{id}(t) + c_1 \text{rand}(\mathbf{pBest}_{id}(t)) - \\ x_{id}(t+1) &= v_{id}(t+1) + x_{id}(t) \end{aligned} \quad (15)$$

$$x_{id}(t) + c_2 \text{rand}(\text{gBest}_{id}(t) - x_{id}(t)) \quad (16)$$

其中,  $i=1,2,\dots,Q$ ,  $d=1,2,\dots,D$ ;  $c_1$  为个体学习因子,  $c_2$  为群体学习因子, 标准粒子群优化算法中将  $c_1$  和  $c_2$  设置为较大的值, 能够加强全局的搜索能力, 避免陷入局部最优解;  $w$  为惯性权重, 会影响粒子收敛的快慢, 标准粒子群优化算法一般将权重设置为较大的有助于算法的全局搜索;  $\text{rand}$  为  $[0,1]$  的随机数。本文将粒子位置  $x_{id}$  抽象为功率分配优化问题中变量  $\mathbf{P}$  的一组可行解,  $d$  维空间表示用户数量, 即  $d=N$ 。粒子群优化算法的适应度函数即系统能量效率 EE, 可通过粒子群优化算法迭代求出系统能量效率的最优解。

### 2.2.2 改进粒子群优化算法

标准粒子群优化算法易陷入局部最优解, 且在维数较高和非线性函数求解时, 其算法的搜索精度不高、收敛速度较慢<sup>[14]</sup>。针对上述标准粒子群优化算法的缺陷, 本节进行了 2 个方面的改进, 构成了本节的改进粒子群优化算法。

1) 基于两阶段的动态轨迹策略。为提高粒子群优化算法的收敛速度, 本节采用了两阶段的动态轨迹策略。由于粒子速度  $v_{id}$  直接影响  $x_{id}$  粒子的动态位置, 选取合理的速度  $v_{id}$ , 有助于加快粒子群搜索速度, 减少算法的迭代次数。在粒子搜索前期, 粒子速度  $v_{id}$  应保持较大的值, 提高粒子全局的搜索能力, 能够有效减少后期搜索的迭代次数。在粒子搜索后期, 粒子速度应保持较小的值, 使粒子具有更好的局部搜索能力。改进的速度更新式为

$$\begin{aligned} \text{if } t < J, v_{id}(t+1) &= (\chi + \text{rand})[wv_{id}(t) + \\ &c_1 \text{rand}(\text{pBest}_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 \text{rand}(\text{gBest}_{id}(t) - x_{id}(t))] \\ \text{else } v_{id}(t+1) &= \text{rand}[wv_{id}(t) + c_1 \text{rand}(\text{pBest}_{id}(t) - \\ &x_{id}(t)) + c_2 \text{rand}(\text{gBest}_{id}(t) - x_{id}(t))] \end{aligned} \quad (17)$$

其中,  $\chi > 1$ ,  $t$  为迭代次数,  $J$  为设置的两阶段的迭代次数区间。在前期迭代搜索中, 保证其有更快的全局搜索能力; 在后期迭代搜索中, 保证其局部的搜索能力更强, 使粒子群始终处于高效搜索, 因此其收敛速度加快。

2) 基于两阶段的动态惯性权重策略。在粒子群优化算法中, 由于算法对惯性权重  $w$  非常敏感, 因此需要合理地控制惯性权重, 平衡算法在局部和全局的搜索能力。在标准粒子群中, 惯性权重为固定值, 其局部搜索能力较差; 线性递减权重策略提高了局部的搜索能力, 但容易陷入局部最优解, 其全

局搜索能力较差<sup>[14]</sup>。因此, 本文采用两阶段的动态惯性权重策略。在迭代前期, 控制  $w$  在较大的区间, 使其全局的搜索能力更强; 在迭代后期, 采用非线性递减的策略, 使其在局部的搜索能力更强。

$$\omega(t+1) = \begin{cases} 0.6 + 0.3\text{rand}, & t < J \\ 0.4 + 0.5 \left( \frac{t - T_{\text{out}}}{T_{\text{out}}} \right)^\beta, & t > J \end{cases} \quad (18)$$

其中,  $\beta$  为非线性系数,  $T_{\text{out}}$  为最大迭代次数。改进策略在前期具有更强的全局搜索能力, 在后期具有更强的局部搜索能力, 因此算法处于高效的搜索状态下, 其求解的精度更好。基于改进粒子群的功率分配算法流程如图 3 所示。具体步骤如算法 2 所示。

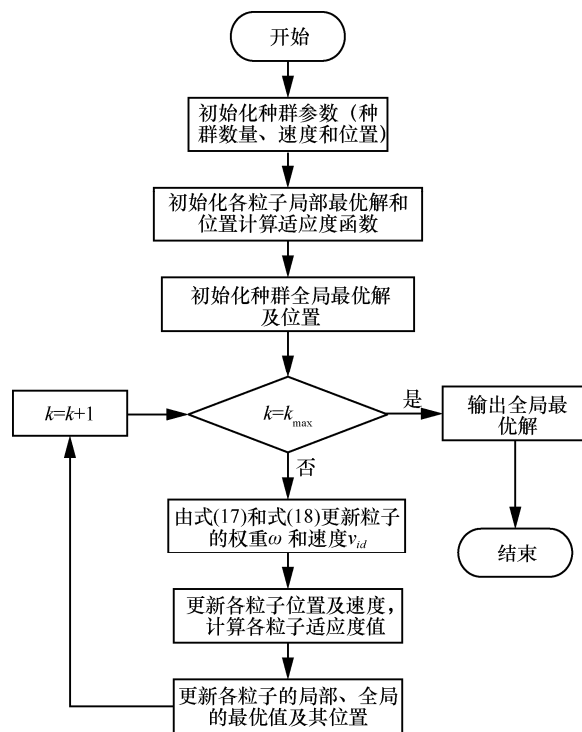


图 3 基于改进粒子群的功率分配算法流程

### 算法 2 基于改进粒子群的功率优化算法

**初始化** 粒子群的规模  $Q$ , 粒子算法最大迭代步骤  $T_{\text{out}}$ , 最大惯性权重  $w$ , 学习因子  $c_1$  和  $c_2$ , 粒子初始的位置  $x_{id}$  和速度  $v_{id}$

- 1) 设置  $\text{gBest}$  和  $\text{pBest}$  初值。设置发射功率  $\mathbf{P}$  约束条件, 判断粒子是否满足约束条件;
- 2) for  $t=1:1:T_{\text{out}}$
- 3) 粒子根据式(17)和式(18)更新权重  $w$  与速度  $v_{id}$ , 然后计算各粒子的  $\text{pBest}$ , 对计算的适应度进行比较, 找到最大的适应度数

值，将其作为当前全局种群的最优位置  $gBest$ ;

- 4) 根据式(15)和式(16)更新所有粒子速度  $v_{id}(t+1)$  与位置  $x_{id}(t+1)$ ;
- 5) 迭代次数  $t = t + 1$
- 6) end for
- 7) return 全局最优分配功率和能量效率

### 2.3 基于匹配理论的能量协作算法

在给定用户关联  $X$  和功率分配  $P$  后，求解能量协作子问题。在具有能量收集的异构网络中，由于可再生能量的分布不均衡，不同基站发射功率  $P_m$  存在差异，导致部分基站收获的能量较少不足以维持基站功耗。而部分基站收获过多的能量，造成资源的浪费。为此，引入能量协作。能量协作是有效解决可再生能量分布不均衡的重要技术<sup>[15]</sup>，将过剩能量通过智能电网分享给其他基站，以提高系统的能量效率。

当给定用户关联和发射功率的两组变量后，只需求解能量协作的一组变量。原优化问题 P1 可以退化为优化问题 P4

$$\begin{aligned} \text{P4: } & \max EE(T) \\ \text{s.t. } & C4, C5, C7 \end{aligned} \quad (19)$$

能量协作子问题是一个整数组合优化问题。考虑到该问题涉及整数组合与连续约束的组合问题，本文利用多对多匹配理论来求解。

匹配理论是研究分散式资源分配的有效解决工具，能够将复杂的资源分配问题转换为简单的分布式问题<sup>[16]</sup>。现有研究中，已有很多针对匹配理论求解无线网络的 D2D 优化问题，证明匹配理论具有快速收敛和稳定配置结果的特点。根据匹配理论，需要定义基站的两组类别。在本文能量协作中，基站可分类为能量过剩和能量不足两类。依据匹配理论，基站需要与其他基站设置相互对应的效用函数即偏好度。由于在能量传输过程中会有能量损耗，偏好度函数的设置不同会影响算法的收敛和复杂度，同时会影响收集能量的利用率。因此设置合适的偏好度函数能够有效降低收集能量的损耗、提高系统的能量利用率。

根据匹配理论基本原理<sup>[12]</sup>，首先将基站分为两类集合，其中集合  $A^+ = \{m^+ \in M \mid E_m - P_m - P_m^c > 0\}$  表示在满足自身功耗下能量过剩的基站集合，即能量输出方； $A^- = \{m^- \in M \mid E_m - P_m - P_m^c < 0\}$  表示收集能量不足以维持自身功耗的基站集合，即能量接

收方。依据匹配双边效益原则<sup>[12]</sup>，建立两类基站之间相互对应的效用函数（偏好度），其两类集合的匹配如图 4 所示。在集合  $A^+$  内的每个基站分别对应集合  $A^-$  内的所有基站，且都有与之对应的偏好度列表。集合  $A^-$  内的基站与集合  $A^+$  内的基站也有各自的偏好度。匹配的前提首先要根据基站的偏好度大小来匹配对应的基站完成能量协作。偏好度根据基站的发射功率  $P_m$  和收集能量  $E_m$  建立。集合  $A^+$  内的基站对集合  $A^-$  内的基站偏好度表示为

$$P(A^+, A^-) = \alpha T_{mm'}, m^- \in A^- \quad (20)$$

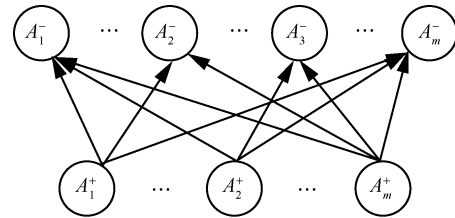


图 4 两类基站的多对多匹配

当基站  $m^-$  向集合  $A^+$  内的基站发送能量请求时，集合  $A^+$  内的基站根据式(20)的偏好度排序，将选择排序最高的基站，并接收其请求，将能量传递给基站  $m^-$ 。

集合  $A^-$  内的基站对集合  $A^+$  内的基站偏好度表示为

$$P(A^-, A^+) = E_m - P_m - P_m^c, m^+ \in A^+ \quad (21)$$

基站  $m^-$  根据式(21)的偏好度排序，选择集合  $A^+$  内偏好度最高的基站  $m^+$ 。

式(19)采用基于匹配理论的能量协作算法求解，其流程如图 5 所示，具体步骤如算法 3 所示。

#### 算法 3 基于匹配理论的能量协作算法

**初始化** 将所有的基站分类为集合  $A^+$  和集合  $A^-$ ，发射功率  $P_m$ ，固定用户关联  $x_{jm}$ ，基站收集的能量  $E$ ，最大迭代次数  $T_{out}$

- 1) 分别计算集合  $A^+$  内的每个基站对集合  $A^-$  内的所有基站的偏好度，根据式(20)计算偏好度，按照计算的值进行排序；
- 2) 分别计算集合  $A^-$  内的每个基站对集合  $A^+$  内的所有基站的偏好度，根据式(21)计算偏好度，根据结果值进行排序；
- 3) for  $1 < n < T_{out}$
- 4) 集合  $A^+$  内的基站  $m$ ，选择在集合  $A^-$  中偏好度最大的基站完成能量协作；
- 5) if 集合  $A^-$  基站  $m$  获得了需求的能量或

- 集合  $A^+$  基站  $m$  完成分享能量;
- 6) 从集合  $A^-$  或  $A^+$  将  $m$  基站移除;
- 7) end if
- 8) repeat 步骤 1)和步骤 2);
- 9) 更新集合  $A^-$  和集合  $A^+$ ;
- 10) if 集合  $A^-$  或者  $A^+$  为空集;
- 11) break
- 12) end if
- 13) end for

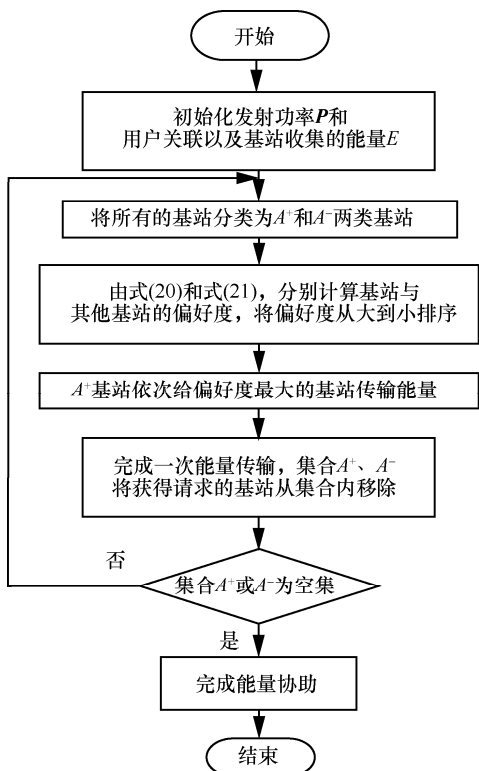


图 5 基于匹配理论的能量协作算法流程

如上所述, 通过固定变量法将优化问题 P1 分解成用户关联、功率分配和能量协作这 3 个较低复杂度的子问题。利用拉格朗日对偶法得到用户关联  $X$  的解析; 利用改进的粒子群得到功率分配  $P$  的解; 利用匹配算法得到能量协作  $T$  的解。上述算法分别获得变量的可行解。最后, 通过收敛迭代算法, 联合以上 3 种算法求得系统能量效率的最终解。

联合用户关联、功率分配与能量协作 (JUPE, joint user association, power control and energy cooperation) 的算法流程如图 6 所示, 具体步骤如算法 4 所示。

**算法 4 JUPE 算法**

初始化 基站的发射功率, 基站收集的能量,

收敛阈值  $\varepsilon$ , 最大迭代次数  $I_{out}$

- 1) while  $1 < t < I_{out}$
- 2) 在给定发射功率和收集的能量后, 根据算法 1 求解用户关联;
- 3) 在获得用户关联后, 根据算法 2 更新基站的功率分配;
- 4) 在获得用户关联和功率分配的结果, 根据算法 3 进行基站的能量协作运算;
- 5) if  $|EE(t+1) - EE(t)| \leq \varepsilon$   
算法收敛, 当求得最优的用户关联、发射功率解和能量协作解时, 退出循环;
- 6) break
- 7) 更新  $X=[x_{jm}]$ ,  $P=[P_{jm}]$ ,  $T=[T_{mm}]$ ;
- 8) end if
- 9) end while

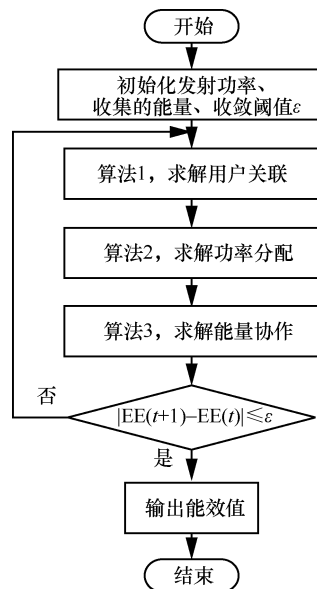


图 6 JUPE 算法流程

**2.4 计算复杂度分析**

本文提出的能量效率优化算法复杂度主要由用户关联、功率分配和能量协作 3 个部分组成, 具体复杂度分析如下。解决用户关联问题利用基于拉格朗日对偶法。该算法的复杂度主要由用户、基站数量和更新参数等组成。其中用户数量为  $N$ , 基站数为  $M+1$ , 拉格朗日参数为  $K$ , 那么其复杂度分别为  $O(M+1)$ 、 $O(N)$ 、 $O(K)$ ,  $U_{max}$  为外层最坏情况的收敛迭代次数。因此该算法最大的复杂度为  $O(U_{max}(N(M+1)K))$ 。

基于改进的粒子群优化功率分配算法中, 其复杂

度主要与粒子群规模  $Q$ 、粒子群维度  $d$  (本文设置的粒子群维度与用户数相等, 即  $d=N$ ) 以及外层的迭代次数  $T_{out}$  有关。每次迭代过程中包含速度  $v_{id}$ 、惯性权重  $w$  和粒子位置  $x_{id}$  的更新。因此改进的粒子群优化算法的最大时间复杂度为  $O(T_{out}QN)$ 。

在基于匹配理论的能量协作算法中, 随着基站数量的增加, 算法复杂度也会增加。匹配算法的求解过程是一个线性的运算, 其复杂度与集合  $A^+$  和  $A^-$  内的基站数量呈正相关。其中  $A_1$  表示集合  $A^+$  的基站数量,  $A_2$  表示集合  $A^-$  的基站数量。偏好度计算的复杂度为  $O(A_1A_2)$ , 匹配过程包括外层迭代  $A_1$  和内层迭代  $A_2$  次数, 都与基站数相关, 在最差情况下, 需要遍历完所有的基站。因此匹配算法最大的复杂度为  $O(2A_1A_2)$ 。

最后利用迭代收敛算法 JUPE 来最大化 P1 问题的能量效率。其中算法外层收敛迭代最大次数为  $I_{out}$ , 内层为依次求解用户关联、功率分配和能量协作问题, 因此该算法的最大复杂度为

$$O(I_{out}((U_{max}(N(M+1)K))+(T_{out}QN)+(2A_1A_2))) \quad (22)$$

在多个对比方案中, UPE-DES、UPE-LDPSO 和 UPE-NLPSO 的最大计算复杂度与本文 JUPE 算法的最大复杂度相同; UPE-SPSO 复杂度为  $O((N(M+1))+(T_{out}QN)+(2A_1A_2))$ , 虽然低于本文算法, 但其精度不高; UPE-FTPA 和 UPE-EP 最大复杂度为  $O((N(M+1))+(2A_1A_2))$ , 虽然复杂度较低, 但相比于本文算法, 其能量效率性能较差。本文 JUPE 算法中引入粒子群优化算法和迭代收敛法, 增加了算法的复杂性, 但改进的粒子群优化算法能够加快算法的收敛速度、提高算法的搜索精度, 有效地提高能量效率。

### 3 性能仿真与结果分析

本节通过仿真验证算法的有效性。假设异构网络中存在 4 个小基站和一个宏基站, 宏基站和小基站的小区半径分别为 100 m 和 20 m, 用户  $N=30$  均匀分布在基站周围, 带宽归一化为 1, 速率阈值为 1 bit/(s·Hz)。信道衰落模型包含瑞利衰落和路径损耗。仿真参数如表 1 所示。

将 JUPE 算法与其他算法进行对比, 在单一环节中利用不同的算法, 从而形成具有差异性的联合资源分配方案。在用户关联部分, 将算法 1 与贪婪算法 (min-距离) 进行了对比; 在功率分配部分, 将算

法 2 与标准粒子群优化 (SPSO, standard particle swarm optimization) 算法<sup>[13]</sup>、基于线性递减的粒子群优化 (LDPSO, linear decline weight particle swarm optimization) 算法<sup>[14]</sup>以及基于非线性权重粒子群优化 (NLPSO, nonlinear linear decline weight particle swarm optimization) 算法<sup>[14]</sup>、等功率 (EP, equal power) 分配算法<sup>[17]</sup>和 FTPA<sup>[18]</sup>进行了对比; 在能量协作部分, 将算法 3 与基于能耗的 DES 算法<sup>[12]</sup>进行了对比。具体的联合资源分配算法如表 2 所示。

表 1 仿真参数

参数	数值
小区半径/m	100
噪声/(dBm·Hz <sup>-1</sup> )	-174
带宽/MHz	10
宏基站路径损失	128.1+37.6lgd
小基站路径损失	140.7+36.7lgd
宏基站最大发射功率/dBm	33
小基站最大发射功率/dBm	30
电路功耗/W	10
功率放大系数 $\zeta$	$\frac{1}{38\%}$
基站的能量传输效率 $\alpha$	0.7~0.9
能量收集/dBm	30~40
粒子群规模	40
最大迭代次数 $T_{out}$	100
惯性权重 $\omega$	$\omega_{min} = 0.3, \omega_{max} = 0.7$
学习因子	$c_1 = 2, c_2 = 0.5$

表 2 资源分配算法

算法	用户关联	功率分配	能量协作
JUPE	算法 1	算法 2	算法 3
UPE-DES	算法 1	算法 2	DES
UPE-SPSO	贪婪算法	SPSO	DES
UPE-LDPSO	算法 1	LDPSO	DES
UPE-NLPSO	算法 1	NLPSO	DES
UPE-FTPA	贪婪算法	FTPA	DES
UPE-EP	贪婪算法	EP	—

图 7 给出了基站个数对系统能耗的影响。从图 7 中可以看出, 随着基站个数的增加, 系统能耗有所增加, 这是因为基站越多, 电路功耗也就越大。当传递效率  $\alpha=1$  时, 系统能耗最低, 这是因为在传输过程中, 不存在阻抗造成能量损耗。另外, 本文所

提的 JUPE 算法 ( $\alpha \in [0.7, 0.9]$ ) 在能耗上低于 UPE-DES 算法。相比 UPE-DES 算法, 本文 JUPE 算法中偏好度优先选择  $\alpha$  最大的基站, 因此能量优先传递给  $\alpha$  最大的基站, 减少能量传递过程的损耗。另一方面, JUPE ( $\alpha = 0$ ) 的能耗最高, 因为其不采用能量协作技术, 收集的能量不能在基站而是相互传递, 造成了可再生能源的浪费。因此本文 JUPE 算法相较于 DES 算法在能量协作上具有更好的性能。

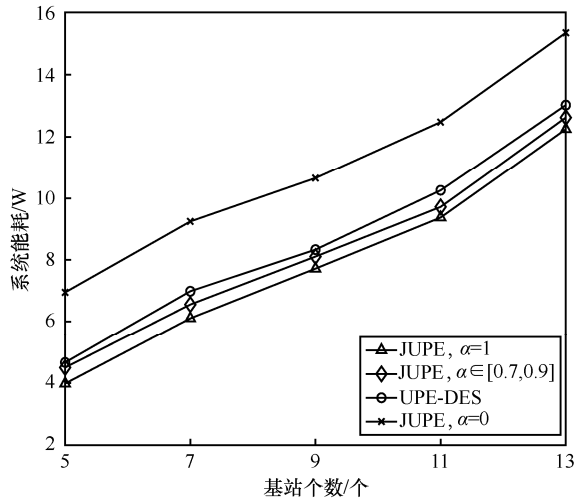


图 7 基站个数对系统能耗的影响

各算法能量效率的性能收敛曲线如图 8 所示。从图 8 中可以看出, 虽然 UPE-EP 和 UPE-FTPA 收敛速度很快, 但其系统效率不高。而本文 JUPE 算法在能量效率的性能上明显优于 UPE-SPSO、UPE-NLPSO、UPE-LDPSO, 具有较快的收敛速度和更高的搜索精度。在收敛性上, JUPE 迭代次数为 50 次, UPE-NLPSO 迭代次数为 68 次, UPE-LDPSO 迭代次数为 70 次, UPE-SPSO 迭代次数为 72 次。JUPE 算法收敛性能优于其他算法, 这是因为迭代性能主要受功率分配算法影响, 在 JUPE 算法中, 改进的粒子群功率分配算法对惯性权重进行了改进, 在搜索前期提高了粒子群在全局的搜索能力, 避免了陷入局部解的缺陷; 在搜索后期提高了粒子在局部的搜索精度, 因此得到的能量效率更高。另一方面, 改进的轨迹策略提高了粒子搜索的速度, 因此算法的收敛速度加快。

图 9 给出了各算法吞吐量的性能收敛曲线。从图 9 中可以看出, JUPE 迭代次数为 50 次, 低于 UPE-SPSO 的 72 次、UPE-NLPSO 的 68 次、UPE-LDPSO 的 70 次。在吞吐量性能上, JUPE 明显高于其他对比算法。这是因为功率分配算法是影

响系统吞吐量的主要因素。JUPE 中改进的粒子群优化算法相较于 SPSO、NLPSO、LDPSO 等粒子群优化算法, 在收敛性上能更快收敛; 相较于 EP、FTPA 等功率分配算法, 则具有更高的搜索精度。一方面, 改进的粒子群优化算法通过对速率更新公式的改进提高了粒子群的搜索速度, 通过对权重公式的改进提高了粒子群的搜索精度; 另一方面, 改进的粒子群优化算法能够在满足用户服务质量的需求下, 搜寻合适的功率分配值, 有效降低用户间的干扰, 从而提升系统的吞吐量。因此在能量效率和吞吐量这两方面的验证中, 本文算法相比其他算法在收敛速度和寻优精度上有优越性。

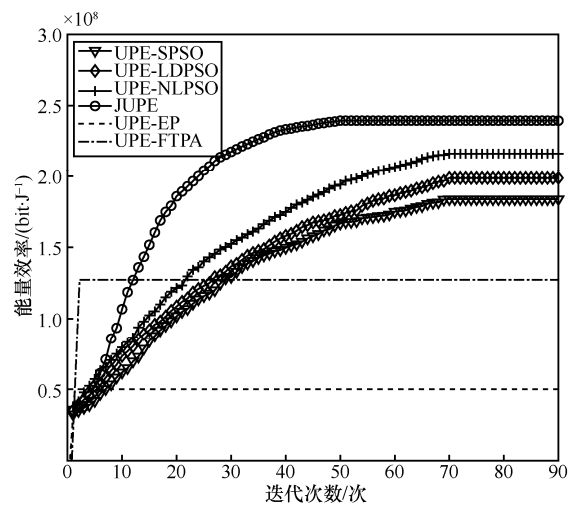


图 8 各算法能量效率的性能收敛曲线

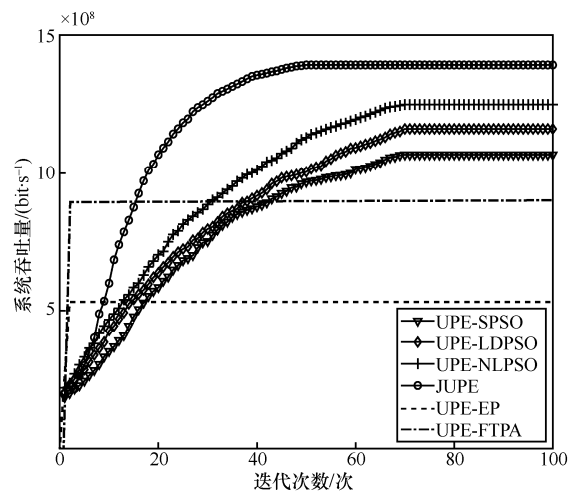


图 9 各算法吞吐量的性能收敛曲线

图 10 给出了速率阈值对能量效率的影响。仿真结果表明, 随着速率阈值的增加, 6 种算法的能量效率曲线都为下降趋势。因为速率阈值的提高会

使基站发射更大的功率来满足用户的服务质量需求，而发射功率的提高会造成系统能耗的增加。由于速率阈值增加后，发射功率将增加，这会对信道较差用户造成干扰，影响吞吐量。因此所有曲线的能量效率都为下降趋势。由图 10 可知，JUPE 算法在其能量效率性能上明显优于其他算法。在速率阈值指标中，系统效率主要受功率分配算法影响。在经典的资源分配算法 UPE-EP、UPE-FTPA 中，由于速率阈值增加，算法不能满足用户服务质量需求，造成部分用户出现通信中断，因而系统效率明显下降。而本文算法 2 中改进粒子群优化算法的性能优于其他功率分配算法。这是因为改进粒子群优化算法具有更高的搜索精度，在满足用户速率阈值的约束下，节省发射功耗，有效降低对信道较差用户的干扰，因此 JUPE 算法性能优于其他算法。

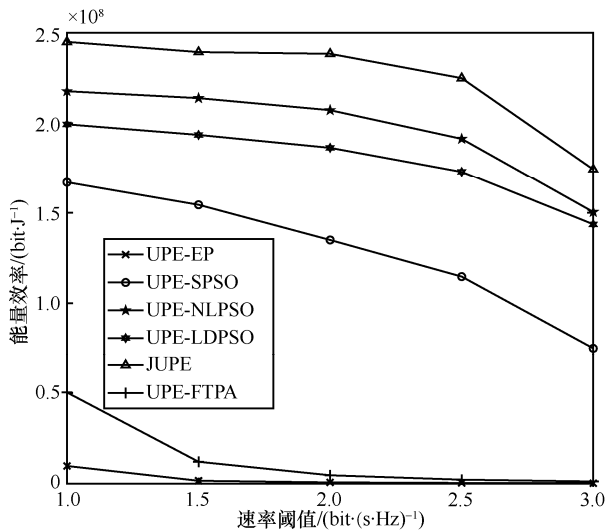


图 10 速度阈值对能量效率的影响

用户个数对系统能耗的影响如图 11 所示。从图 11 中可以看出，能量效率随着用户个数的增加而提高，因为用户个数的增加，其系统获得的吞吐量增加，所以能量效率随之提高。另一方面，当用户个数增加后，用户间的干扰影响随之增加，因此需要有效地控制各基站间的发射功率，减少用户间的干扰。用户指标的性能主要受用户关联和功率分配算法影响。图 11 表明，JUPE 算法的能量效率明显优于其他算法，一方面，算法 1 采用拉格朗日算法，相较于贪婪算法，仅选择距离最近基站，忽略用户间信号干扰造成的能量效率影响。而算法 1 从用户能量效率层面进行求解，选择更优的基站关联，用户能够获得更高的吞吐

量。另一方面，在功率分配中，改进的粒子群优化算法相较于 EP、FTPA 和标准粒子群优化算法具有更高的能量效率。这是因为，随着用户个数的增加，不同用户的信道增益变得复杂。而 EP、FTPA 功率分配算法不能有效解决不同信道用户的功率分配。而 NLPSO、LDPSO、SPSO 算法虽然寻优精度高于 EP 和 FTPA 算法，但不及 JUPE 算法。这是因为 JUPE 算法通过对惯性权重和速率更新改进，能够提高粒子搜索精度，针对复杂的信道条件用户，能够减少信道较差用户的同频干扰，有效提高系统吞吐量，从而提高能量效率。因此 JUPE 能够适于密集的用户场景。

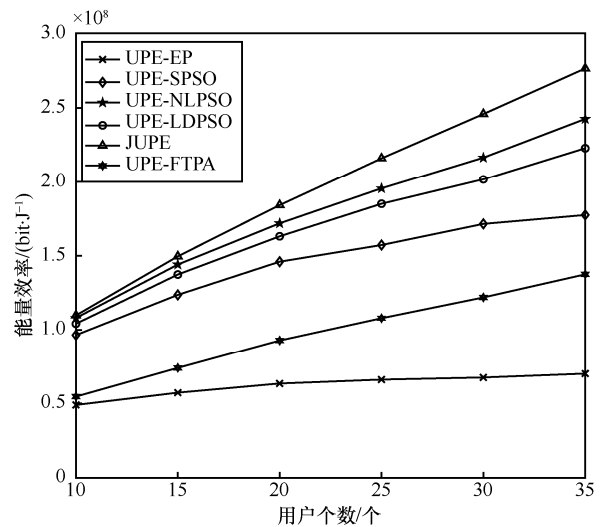


图 11 用户个数对能量效率的影响

图 12 给出了基站个数对能量效率的影响曲线。从图 12 中看出，随着基站个数的增加，各算法的能量效率都呈下降趋势，因为基站的电路功耗增加，能量效率随之减小。仿真表明，具有能量协作的 3 种方案的能量效率明显优于不具有能量协作( $\alpha=0$ )的 3 种方案。因为能量协作能有效地利用可再生能源，将多余的能量传递给其他基站使用。而非能量协作的方案中可再生能源被浪费，因此其需要消耗来自电网的能耗，降低了能量效率。JUPE 在能量效率性能上明显优于 UPE-SPSO 和 UPE-FTPA，这是因为算法 1 采用拉格朗日算法，相较于 UPE-SPSO、UPE-FTPA 算法中的贪婪算法，用户选择能量效率更优的基站关联，因而能量效率更优。算法 2 采用改进的粒子群优化算法，相较于 UPE-SPSO、UPE-FTPA 算法中的标准粒子群法和 FTPA 算法，改进的粒

子群优化算法具备更高的搜索精度，因此能够获得更优的能量效率。算法 3 采用偏好度匹配算法，相较于 UPE-SPSO 的 DES 算法具有更低的能耗，因而能量效率更优，具有更好的性能表现。JUPE 算法在用户关联、功率分配和能量协作 3 个方面具有更好的性能，因此在能量效率性能上具有更优的表现。虽然随着基站数量的增加，能量效率优势不再明显，但是综合考虑，JUPE 算法性能明显优于其他算法，更适于高密度的基站场景。

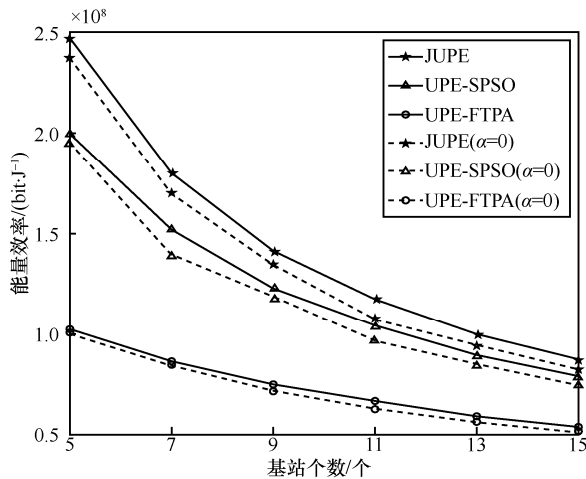


图 12 基站个数对能量效率的影响

#### 4 结束语

本文针对具有能量收集和能量协作的两层异构网络的资源分配问题展开研究。考虑到用户的服务质量约束、蜂窝基站功率约束以及可再生能源收集约束，建立了以能量效率最大为目标的资源分配优化问题。考虑到该问题难以直接求解，利用变量替代法将原问题分解成单独求解用户关联、功率分配、能量协作 3 个子问题。然后，分别利用拉格朗日对偶法、改进粒子群法和匹配算法求解这 3 个子问题。利用收敛迭代算法获得原问题的最终解析。仿真结果表明，相比于对比算法，所提算法具有更快的收敛性能和更好的搜索精度，能够有效提高能量效率。

#### 参考文献:

[1] 李国权, 徐勇军, 陈前斌. 基于干扰效率多蜂窝异构无线网络最优基站选择及功率分配算法[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(4): 957-964.  
LI G Q, XU Y J, CHEN Q B. Interference efficiency-based base station selection and power allocation algorithm for multi-cell heteroge-

neous wireless networks[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2020, 42(4): 957-964.  
[2] 徐勇军, 谢豪, 陈前斌, 等. 基于不完美 CSI 的异构 NOMA 网络能量效率优化算法[J]. 通信学报, 2020, 41(7): 131-140.  
XU Y J, XIE H, CHEN Q B, et al. Energy efficiency optimization algorithm for heterogeneous NOMA network based on imperfect CSI[J]. Journal on Communications, 2020, 41(7): 131-140.  
[3] 王雪, 刘京, 孙佳妮, 等. 基于谱聚类的异构蜂窝超密集网络高能量效率资源分配算法[J]. 通信学报, 2021, 42(7): 162-175.  
WANG X, LIU J, SUN J N, et al. Spectral clustering-based energy-efficient resource allocation algorithm in heterogeneous cellular ultra-dense network[J]. Journal on Communications, 2021, 42(7): 162-175.  
[4] FANG F, YE G S, ZHANG H J, et al. Energy-efficient joint user association and power allocation in a heterogeneous network[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(11): 7008-7020.  
[5] OLWAL T O, DJOUANI K, KURIEN A M. A survey of resource management toward 5G radio access networks[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2016, 18(3): 1656-1686.  
[6] LI B, DAI Y H, DONG Z C, et al. Energy-efficient resources allocation with millimeter-wave massive MIMO in ultra dense HetNets by SWIPT and CoMP[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(7): 4435-4451.  
[7] XU B Q, ZHU P C, LI J M, et al. Joint long-term energy efficiency optimization in C-RAN with hybrid energy supply[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(10): 11128-11138.  
[8] ALQASIR A M, KAMAL A E. Cooperative small cell HetNets with dynamic sleeping and energy harvesting[J]. IEEE Transactions on Green Communications and Networking, 2020, 4(3): 774-782.  
[9] XU B Y, CHEN Y, CARRIÓN J R, et al. Resource allocation in energy-cooperation enabled two-tier NOMA HetNets toward green 5G[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2017, 35(12): 2758-2770.  
[10] EUTTAMARAJAH S, NG Y H, TAN C K. Energy-efficient joint power allocation and energy cooperation for hybrid-powered comp-enabled HetNet[J]. IEEE Access, 2020, 8: 29169-29175.  
[11] HAN D S, LI S J, PENG Y F, et al. Energy sharing-based energy and user joint allocation method in heterogeneous network[J]. IEEE Access, 2020, 8: 37077-37086.  
[12] YIN F F, ZENG M Y, ZHANG Z L, et al. Coded caching for smart grid enabled HetNets with resource allocation and energy cooperation[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(10): 12058-12071.  
[13] TANG J, LIU G, PAN Q T. A review on representative swarm intelligence algorithms for solving optimization problems: applications and trends[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2021, 8(10): 1627-1643.  
[14] 郝少伟, 李勇军, 赵尚弘, 等. 基于改进粒子群优化算法的多载波 NOMA 功率分配策略[J]. 电子学报, 2020, 48(10): 2009-2016.  
HAO S W, LI Y J, ZHAO S H, et al. Multicarrier NOMA power allo-

cation strategy based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2020, 48(10): 2009-2016.

- [15] SHENG M, ZHAI D S, WANG X J, et al. Intelligent energy and traffic coordination for green cellular networks with hybrid energy supply[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(2): 1631-1646.
- [16] GU Y N, SAAD W, BENNIS M, et al. Matching theory for future wireless networks: fundamentals and applications[J]. IEEE Communications Magazine, 2015, 53(5): 52-59.
- [17] XU G Z, LIU A, JIANG W, et al. Joint user scheduling and antenna selection in distributed massive MIMO systems with limited backhaul capacity[J]. China Communications, 2014, 11(5): 17-30.
- [18] SAITO Y, KISHIYAMA Y, BENJEBBOUR A, et al. Non-orthogonal multiple access (NOMA) for cellular future radio access [C]//Proceedings of 2013 IEEE 77th Vehicular Technology Conference. Piscataway: IEEE Press, 2013: 1-5.

#### [作者简介]



曹阳（1977-），男，重庆人，博士，重庆理工大学教授、硕士生导师，主要研究方向为智能电网、通信理论等。



钟焯（1997-），男，重庆人，重庆理工大学硕士生，主要研究方向为智能电网、混合供能通信系统等。



彭醇陵（1989-），女，四川广安人，博士，重庆理工大学讲师，主要研究方向为无线通信、信息能量同传、协作通信、无线资源管理等。



彭小峰（1980-），男，重庆人，重庆理工大学高级实验师，主要研究方向为无线电电子学。