

机器对机器通信中一种基于能量效率与系统容量的 多目标无线资源管理算法

徐少毅* 高 帅

(北京交通大学电子信息工程学院 北京 100044)

摘 要: 机器对机器(M2M)通信和设备到设备(D2D)通信都是5G中的关键技术。而M2M通信特别需要考虑提高设备的能量效率(EE)以延长设备的生存周期。该文将M2M技术与D2D技术相结合,考虑M2M设备使用D2D技术进行通信,同时M2M设备复用蜂窝网络中的人对人(H2H)通信的频谱资源。为了同时保证两种系统的服务质量(QoS)需求,建立了最大化M2M的能量效率,最大化H2H系统容量和,以及最小化M2M系统对H2H系统干扰的多目标优化问题(MOOP)。为了解决该问题,采用惩罚函数的方法将二进制变量松弛约束,进而采用凹凸过程(CCCP)方法将非凸的单目标优化问题转化为凸优化问题,并最终通过加权切比雪夫算法得到原多目标优化问题的Pareto最优解。通过与传统的加权和算法进行比较,仿真结果证明了该算法的有效性。

关键词: 机器对机器; 人对人; 多目标优化问题; 凹凸过程; 加权切比雪夫

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2019)12-2817-09

DOI: 10.11999/JEIT181168

Energy Efficiency and System Capacity Based Multi-Objective Radio Resource Management in M2M Communications

XU Shaoyi GAO Shuai

(School of Electronics and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: Machine-to-Machine (M2M) and Device-to-Device (D2D) communications are both key technologies in the Fifth Generation (5G) mobile communication systems. In M2M communications, the Energy Efficiency (EE) especially needs to be improved to extend the life cycle of the M2M equipment. In this paper, the M2M and D2D technologies are combined and the D2D technology is used to realize M2M transmission. At the same time, M2M users are allowed to reuse spectrum resources with Human-to-Human (H2H) devices in the cellular networks. To guarantee the Quality of Service (QoS) of these two systems simultaneously, a Multi-Objective Optimization Problem (MOOP) is then formulated to maximize the sum throughput of H2H systems, and the sum EE of M2M systems and to minimize the interference from M2M communications to H2H networks. To solve this MOOP, the penalty function method is firstly adopted to relax the original binary variables, and then the ConCave-Convex Procedure (CCCP) method is used to convert the non-convex single-objective problems into convex problems. Finally, the weighted Tchebyshev algorithm is utilized to obtain the Pareto solution of the original MOOP. By comparing with the traditional weighted sum method, the effectiveness of the proposed method is proved by simulation results.

Key words: Machine-to-Machine (M2M); Human-to-Human (H2H); Multi-Objective Optimization Problem (MOOP); ConCave-Convex Procedure (CCCP); Weighted Tchebyshev

1 引言

机器对机器(Machine-to-Machine, M2M)通

信,也称为机器类型通信(Machine Type Communication, MTC),是5G网络中物联网应用场景下的关键技术之一,该技术最大的特点是不需要人为干涉,因此可以应用到多种场景中^[1]。这些应用场景由大量的移动设备组成,不同的设备有不同的服务质量(Quality of Service, QoS)需求,它们会造成巨大的能量消耗,因此提升设备的能量效率是该场景下的重要课题。

现有研究主要涉及M2M技术的挑战以及提高设备能效的方法。文献[2]设计了统一M2M寻呼机制,

收稿日期: 2018-12-19; 改回日期: 2019-07-24; 网络出版: 2019-08-22

*通信作者: 徐少毅 shyxu@bjtu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61571038), 国家科技重大专项(2016ZX03001011-004), 中央高校基本科研业务费专项资金(2016JBZ003) Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China(61571038), The Important National Science & Technology Specific Projects of China(2016ZX03001011-004), The Fundamental Research Funds for the Central Universities (2016JBZ003)

在此基础上得到了最优的非连续接收循环周期。文献[3]提出了一种下行正交频分多址蜂窝网场景下联合大规模接入控制和资源分配的方案,最小化MTC设备及其合作者的总能量消耗。文献[4]也考虑了最小化MTC设备总的能量消耗,但是增加了时延作为额外的约束条件。文献[5]考虑了M2M与人对人(Human-to-Human, H2H)设备共存的上行异构网络场景,并提出了基于用户关联的算法来最大化MTC设备的整体能效。在资源分配方法中,文献[6]研究了在单载波频分多址接入场景中进行基于能效的上行资源分配。文献[7]结合了M2M类型设备与设备到设备(Device-to-Device, D2D)类型设备,然后通过干扰图表的匹配算法对频谱资源进行管理。

一般而言, MTC技术与以人为主体的通信(Human Type Communication, HTC)技术有所不同,当这两种设备在同一蜂窝网中共存且共同竞争频谱资源时, HTC的通信质量必定受到MTC的影响。因此,如何在保证MTC设备的QoS要求下不影响HTC设备的通信性能是现阶段急需解决的一个重要问题。同时,不同的M2M设备具有不同的QoS要求,目前对多服务类型M2M设备的研究并不多。同时,现有研究大多关注单目标问题的优化,很少有工作关注HTC与MTC共存系统中的多目标优化问题(Multi-Objective Optimization Problem, MOOP)。基于以上讨论,本文考虑MTC设备与HTC设备组成的异构网络, MTC设备复用HTC设备的上行传输资源。M2M设备以簇的形式组合在一起,簇头与簇成员之间以D2D技术进行通信,从而产生更有效的资源共享方案。为了反映实际中多QoS需求的场景,本文考虑了3类具有不同时延和数据传输速率需求的MTC设备,分别是紧急报警类型(Emergency Alerting, EA)的设备、常规监控类型(Regular Monitoring, RM)的设备以及智能电表类型(Smart Metering, SM)的设备[8]。为了同时保证M2M以及H2H两系统的服务质量需求,本文同时优化了干扰场景中上行链路MTC设备的能效和, HTC设备的信道容量和, 以及MTC设备对eNB的干扰和最小化, 并且同时将MTC设备和HTC设备的QoS需求作为约束条件。为了解决这个多目标优化问题, 首先结合罚函数方法将原问题中的二进制约束条件进行松弛, 然后使用凹凸过程(ConCave-Convex Procedure, CCCP)将非凸的单目标优化问题转化为凸优化问题, 最后使用加权切比雪夫(Weighted Tchebyshev)算法进行多目标优化问题的求解并得到了系统的Pareto最优解[9]。

2 系统模型

如图1所示, 本文考虑一个上行的单小区网

络, 在小区中随机分布着 M 个传统的HTC设备以及 J 个簇, 每个簇里有 $N_j(j \in J)$ 个MTC设备, 所以一个小小区中总的上行链路数为 $M + \sum_{j \in J} N_j$ 个。本文假设MTC设备以D2D的方式通信, 每个簇的中心有一个机器类型的簇头(Machine Type Cluster Head, MTCH)负责接收和转发数据包到eNB。 n_j 代表第 j 个簇的MTC设备的集合, MTC设备与HTC设备共享 $\mathcal{K} = \{\infty, \in, \dots, \mathcal{K}\}$ 个子载波。另外由于HTC设备需要比MTC设备更高的传输功率, 假设它们以正交方式使用所有的频谱资源。不失一般性, 本文假设一个簇内的MTC设备共享不同的子载波, 因此簇内干扰带来的影响可以忽略, 但是, HTC小区与MTC小区之间以及MTC设备簇之间可以复用相同频率, 因此存在小区间以及簇之间的干扰。

假设eNB获取了所有设备的信道状态信息, 干扰链路服从瑞利衰落, 则第 m 个HTC设备的信干噪比(Signal to Interference plus Noise Ratio, SINR)可以描述为

$$\text{SINR}_m^k = \frac{p_m^k h_m^k}{\sum_{j \in J} \sum_{n \in N} p_n^k h_{n(m),j}^k + \sigma^2} \quad (1)$$

假分配给单个设备的子载波都具有相同的传输功率, 式(1)中分母的第1部分表示来自与第 m 个HTC设备共享子载波的所有MTC设备对eNB的干扰, σ^2 表示加性高斯白噪声(Additive White Gaussian Noise, AWGN)的方差。同理, 第 n 个MTCH的瞬时信干噪比可以表示为

$$\begin{aligned} \text{SINR}_n^k &= \frac{p_n^k h_{n(n),j}^k}{\sum_{m \in M} p_m^k h_{m(n)}^k + \sum_{j' \in J \setminus \{j\}} \sum_{\tilde{n} \in N} p_{\tilde{n},j'}^k h_{\tilde{n}(n),j'}^k + \sigma^2} \end{aligned} \quad (2)$$

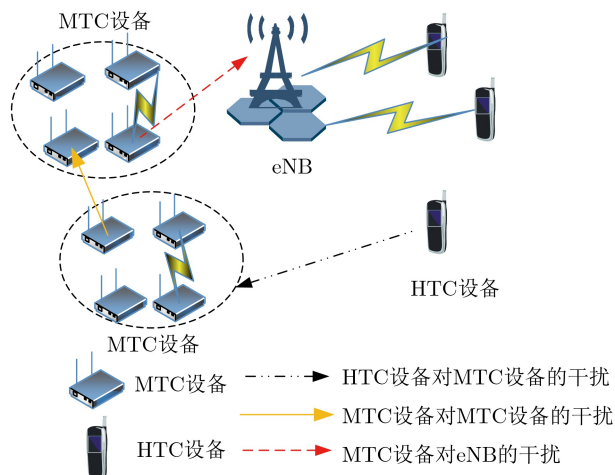


图1 系统模型

式(2)中分母的第1部分代表HTC设备对第 n 个MTCH的干扰，第2部分代表MTCH受到不同簇中与其使用相同频带的MTC设备的干扰。

3 问题构造

为了均衡MTC设备与HTC设备的性能，本文构造了一个多目标优化的数学模型，并采用一个可以有效获取Pareto最优解的加权切比雪夫算法来解决此问题。使用加权切比雪夫算法的先决条件是要找到各个单目标问题各自的理想点，因此首先讨论并解决各个单目标优化的问题，从而来激励多目标优化问题的求解并最终实现系统整体性能的最优。

3.1 MTC设备的能效和最大化

对于上行网络中大规模MTC设备性能的优化，第1个优化目标是最大化MTC设备的能效和，如式(3)所示

$$\begin{aligned} \max_{p_n, \alpha} \sum_{n=1}^N e_n &= \max_{p_n, \alpha} \sum_{j \in J} \sum_{n=1}^N \frac{\sum_{k=1}^K \alpha_{n,j}^k R_n^k}{P_n} \\ &= \max_{p_n, \alpha} \sum_{j \in J} \sum_{n=1}^N \frac{\sum_{k=1}^K \alpha_{n,j}^k W \log_2(1 + \text{SINR}_n^k)}{\sum_{k=1}^K \alpha_{n,j}^k p_n^k + p_c} \end{aligned}$$

s.t.

$$\text{C1: } \sum_{k \in \mathcal{K}} \alpha_{n,j}^k p_n^k \leq P_{U_n}, p_n^k \geq 0, \forall j \in J, \forall n \in \mathcal{N}$$

$$\text{C2: } \sum_{k \in \mathcal{K}} \beta_m^k p_m^k \leq P_{U_m}, p_m^k \geq 0, \forall m \in \mathcal{M}$$

$$\begin{aligned} \text{C3: } \sum_{m \in \mathcal{M}} \beta_m^k p_m^k h_{m(n)}^k + \sum_{j' \in J \setminus \{j\}} \sum_{\tilde{n} \in \mathcal{N}} \alpha_{n,j'}^k p_{\tilde{n}}^k h_{n(n),j'}^k \\ \leq I_{\text{th},m}^k, \forall k \in \mathcal{K} \end{aligned}$$

$$\text{C4: } \sum_{j \in J} \sum_{n \in \mathcal{N}} \alpha_{n,j}^k p_n^k h_{n(m),j}^k \leq I_{\text{th},h}^k, \forall k \in \mathcal{K}$$

$$\text{C5: } \sum_{k \in \mathcal{K}} \alpha_{n,j}^k d_n \leq D_{\text{th}} \Rightarrow \sum_{k \in \mathcal{K}} \alpha_{n,j}^k r_n^S \geq \max(r_n^{\text{SP}}, \overline{r_n^{\text{SP}}}), \forall j \in J, \forall n \in \mathcal{N}$$

$$\text{C6: } \sum_{k \in \mathcal{K}} \beta_m^k R_m^k \geq R_{\text{th}}, \forall m \in \mathcal{M}$$

$$\text{C7: } \sum_{n \in \mathcal{N}} \alpha_{n,j}^k \leq 1, \forall k \in \mathcal{K}, \sum_{m \in \mathcal{M}} \alpha_{n,j}^m \leq 1, \forall j \in J, \forall n \in \mathcal{N}$$

$$\text{C8: } \alpha_{n,j}^k \in \{0, 1\}, \beta_m^k \in \{0, 1\}, \forall j \in J, \forall n \in \mathcal{N}, \forall m \in \mathcal{M} \quad (3)$$

这里 $\sum_{k=1}^K \alpha_{n,j}^k R_n^k$ 代表第 n 个MTC设备的传输速率， W 是子信道的带宽， P_n 是每个MTC设备的

总功耗，包括使用子载波消耗的功率以及固定电路功率 p_c 。约束条件C1与C2分别限制了分配给每个MTC设备和HTC设备的传输功率。C3引入干扰门限值 $I_{\text{th},m}^k$ 来约束MTCH在子信道 k 上所受到的干扰，C4意味着MTC设备对eNB在同一子信道上的干扰门限不能超过 $I_{\text{th},h}^k$ 。C5要求每个MTC设备的时延不能超过各自的参考门限 D_{th} ，这里直接依照文献[8]将其转化为3种不同类型MTC设备的速率约束。C6约束条件则保证每个HTC设备最小传输速率不能低于 R_{th} 。C7中 $\alpha_{n,j}^k$ 代表第 j 个簇中MTC设备 n 的子信道分配因子，若分配成功则赋值为1，否则赋值为0。C7不仅约束了在一个簇内每个子信道只能分配给一个MTC设备，还约束了MTC设备的资源复用因子不超过1，即一个MTC设备只能复用一個HTC设备的频率资源。C8表示 $\alpha_{n,j}^k$ 与 β_m^k 的取值都是二进制离散型变量。

3.2 HTC设备的信道容量和最大化

本文第2个优化目标函数是最大化HTC设备的上行信道容量和，即

$$\begin{aligned} \max_{p_m, \beta} \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K \beta_m^k R_m^k \\ = \max_{p_m, \beta} \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K \beta_m^k W \log_2(1 + \text{SINR}_m^k), \end{aligned} \quad (4)$$

s.t. C1~C8

在MTC与HTC共存的场景中，式(3)和式(4)这两个目标函数是相互竞争的，因此需要考虑并均衡两系统之间的干扰。

3.3 MTC设备对eNB的干扰最小化

本文将HTC设备的额外功率消耗表示为基站从MTC设备接收的干扰总和，在确保了HTC设备的传输速率与MTC能效的前提下，构造一个最小化HTC设备额外能量消耗的目标函数对一个实际系统来说是有必要的。具体公式如式(5)所示：

$$\begin{aligned} \min_{p_n} \sum_{k \in \mathcal{K}} \sum_{j \in J} \sum_{n \in \mathcal{N}} \alpha_{n,j}^k p_n^k h_{n(m),j}^k \\ \text{s.t. C1} \sim \text{C8} \end{aligned} \quad (5)$$

3.4 多目标优化问题

上述3个目标函数都是为了优化不同的性能而建立的单目标优化问题，在相同的参数设置下，这些不同的目标函数可能无法同时达到各自的最优点，有时候甚至会相互冲突。因此，本文从多目标的视角设计系统问题并通过Pareto最优解的概念获得一个合理的资源分配结果

$$\left. \begin{aligned}
& \text{MOOP1: } \max \sum_{j \in J} \sum_{n=1}^N \frac{\sum_{k=1}^K \alpha_{n,j}^k W \log_2(1 + \text{SINR}_n^k)}{\sum_{k=1}^K \alpha_n^k p_n^k + p_c} \\
& \max \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K \beta_m^k W \log_2(1 + \text{SINR}_m^k) \\
& \max - \sum_{k \in K} \sum_{j \in J} \sum_{n \in N} \alpha_{n,j}^k p_{n,j}^k, h_{n(m),j}^k \\
& \text{s.t. } \text{C1} \sim \text{C8}
\end{aligned} \right\} (6)$$

4 算法设计

本文采用加权切比雪夫方法将多目标优化问题转换为一个易求解的单目标优化问题, 继而求得 Pareto 最优解。先给出定义1。

定义1 若满足对任意的点 $i = 1, 2, \dots, k$, 都满足 $U_i^o = \max_{\mathbf{x}} U_i(\mathbf{x}) | \mathbf{x} \in \mathbf{X}$, 则将 $U^o \in \mathbf{Z}$ 称作该系统的理想点。

为了简化问题的形式, 这里将第 y 个目标函数定义为 $U_y(p_n, p_m, \alpha, \beta)$, $y \in 1, 2, 3$, 而将各个单目标进行单独优化求解得到的理想点定义为 U_y^o 。在此小节中, MTC设备的能效和, HTC设备的信道容量和以及eNB受到的干扰3个单目标函数对应的理想点先被求解出来作为参考点, 再配合加权切比雪夫算法最终获得频谱资源分配方案的 Pareto 最优解。

4.1 MTC能效和的理想点

当只考虑优化MTC设备的能效和时, 待优化问题表示为

$$\begin{aligned}
& \max_{\mathbf{p}, \alpha} \sum_{j \in J} \sum_{n=1}^N \frac{\sum_{k=1}^K \alpha_{n,j}^k W \log_2(1 + \text{SINR}_n^k)}{\sum_{k=1}^K \alpha_n^k p_n^k + p_c}, \\
& \text{s.t. } \text{C1} \sim \text{C8}
\end{aligned} \quad (7)$$

式(7)与其约束构成一个非凸的优化问题。本文使用结合了惩罚函数的松弛法则^[10], 将 $\alpha_{n,j}^k = 0$ 与 $\alpha_{n,j}^k = 1$ 包含在对应的约束条件 $0 \leq p_n^k \leq \alpha_{n,j}^k P_{U_n} \forall n, k, j$ 中, 这相当于对于原约束条件增加了一个惩罚因子。同理对于 $\beta_m^k = \{0, 1\}$ 来说将其转化为 $0 \leq p_m^k \leq \beta_m^k P_{U_m}, \forall m, k$ 。由此变量 $\alpha_{n,j}^k$ 与变量 β_m^k 就可以从式(7)中移除掉, 并且约束C8转化为式(8)

$$\left. \begin{aligned}
& \text{C8'} : 0 \leq \alpha_{n,j}^k \leq 1, 0 \leq \beta_m^k \leq 1, \forall n, j, m, k \\
& \sum_j \sum_n \sum_k (\alpha_{n,j}^k - (\alpha_{n,j}^k)^2) \geq 0 \\
& \sum_m \sum_k (\beta_m^k - (\beta_m^k)^2) \geq 0
\end{aligned} \right\} (8)$$

则优化问题式(8)可以重新定义为

$$\left. \begin{aligned}
& \max_{\mathbf{p}, \alpha} \sum_{n=1}^N \frac{\sum_{k=1}^K W \log_2(1 + \text{SINR}_n^k)}{\sum_{k=1}^K p_n^k + p_c} \\
& \text{s.t.} \\
& \text{C1} : \sum_{k \in K} p_n^k \leq P_{U_n}, 0 \leq p_n^k \leq \alpha_n^k P_{U_n}, \forall n \in \mathcal{N} \\
& \text{C2} : \sum_{k \in K} p_m^k \leq P_{U_m}, 0 \leq p_m^k \leq \beta_m^k P_{U_m}, \forall m \in \mathcal{M} \\
& \text{C3} : \sum_{m \in \mathcal{M}} p_m^k h_{m(n)}^k + \sum_{j' \in J \setminus \{j\}} \sum_{\tilde{n} \in N} p_{\tilde{n},j'}^k h_{\tilde{n}(n),j'}^k \leq I_{\text{th},m}^k \\
& \quad \forall k \in K \\
& \text{C4} : \sum_{j \in J} \sum_{n \in N} p_{n,j}^k, h_{n(m),j}^k \leq I_{\text{th},h}^k, \forall k \in K \\
& \text{C6} : \sum_{k \in K} r_m^k \geq R_{\text{th}}, \forall m \in \mathcal{M} \\
& \text{C5, C7, C8'}
\end{aligned} \right\} (9)$$

根据参考文献^[10], 可以证明本文采用的松弛方法是可行的。设式(9)的拉格朗日函数的优化问题可以表示为 $\max_{\mathbf{p}, \alpha} \min_{\lambda} L(\mathbf{p}, \alpha, \lambda)$, 则其对偶问题可以写作 $\min_{\lambda} \max_{\mathbf{p}, \alpha} L(\mathbf{p}, \alpha)$ 。由其弱对偶性^[11]可得

$$\max_{\mathbf{p}, \alpha} \min_{\lambda} L(\mathbf{p}, \alpha, \lambda) \leq \min_{\lambda} \max_{\mathbf{p}, \alpha} L(\mathbf{p}, \alpha, \lambda) \quad (10)$$

定义 $\theta(\lambda) = \max_{\mathbf{p}, \alpha} L(\mathbf{p}, \alpha, \lambda)$, 则有

$$\begin{aligned}
\theta(\lambda^*) &= \min_{\lambda} \theta(\lambda^*) = \min_{\lambda} \max_{\mathbf{p}, \alpha} L(\mathbf{p}, \alpha, \lambda) \\
&\leq \max_{\mathbf{p}, \alpha} L(\mathbf{p}, \alpha, \lambda)
\end{aligned} \quad (11)$$

由式(11)可知, 假设 $\sum_j \sum_n \sum_k (\alpha_{n,j}^k - (\alpha_{n,j}^k)^2) \geq 0$ 等号成立, 则 $L(\mathbf{p}, \alpha, \lambda) = \min_{\lambda} L(\mathbf{p}, \alpha, \lambda)$, 则式(11)可转变为

$$\min_{\lambda} \max_{\mathbf{p}, \alpha} L(\mathbf{p}, \alpha, \lambda) \geq \max_{\mathbf{p}, \alpha} \min_{\lambda} L(\mathbf{p}, \alpha, \lambda) \quad (12)$$

将式(10)与式(11)对比之后可得 $\min_{\lambda} \max_{\mathbf{p}, \alpha} L(\mathbf{p}, \alpha, \lambda) = \max_{\mathbf{p}, \alpha} \min_{\lambda} L(\mathbf{p}, \alpha, \lambda)$, 继而可推知 $\theta(\lambda^*) = \min_{\lambda} \theta(\lambda)$ 。此外由于 $\theta(\lambda)$ 是关于 λ 的递减函数, 则有当 $\lambda > \lambda^*$ 时, $\theta(\lambda)$ 都与式(7)等价。而当 $\sum_n \sum_k (\alpha_n^k - (\alpha_n^k)^2) > 0$ 时, 在最优点时 $\theta(\lambda^*)$ 趋向于负无穷, 这与式(11)中 $\theta(\lambda^*)$ 有下边界相违背, 因此只存在 $\sum_j \sum_n \sum_k (\alpha_{n,j}^k - (\alpha_{n,j}^k)^2) = 0$ 的情形, 即当式(7)的拉格朗日问题中的 λ 足够大时, 本文所提带有额外松弛条件的问题与原问题完全等价。

但式(9)依然是非凸的优化问题, 因此采用与文献^[12]相似的方法将式(9)中的最大化问题转换为一个等价的但更易求解的问题, 即

$$\left. \begin{aligned} & \max_{\mathbf{p}, \boldsymbol{\alpha}} \sum_{n=1}^N Y_n \\ & \text{s.t. } Y_n \leq \frac{\sum_{k=1}^K R_n^k}{P_n}, \forall n \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

定理1 如果 $(\mathbf{p}^*, \boldsymbol{\alpha}^*, \mathbf{Y}^*)$ 是式(13)的最优解, 那么存在一组变量 $\boldsymbol{\rho}^* = (\rho_1^*, \rho_2^*, \dots, \rho_N^*)$ 使得 $\boldsymbol{\rho} = \boldsymbol{\rho}^*$ 以及 $\mathbf{Y} = \mathbf{Y}^*$ 是式(14)的最优解

$$\max_{\mathbf{p}, \boldsymbol{\alpha}} \sum_{n=1}^N \rho_n \left(\sum_{k=1}^K R_n^k - Y_n P_n \right) \quad (14)$$

定理1的证明可参考文献[12]。其中, 当 $\mathbf{p}, \boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\rho}, \mathbf{Y}$ 分别达到各自的最优点时, 满足式(15)的条件:

$$\rho_n = \frac{1}{P_n}, \sum_{k=1}^K R_n^k - Y_n P_n = 0, \forall n \quad (15)$$

然而, 由于干扰项的存在, 式(14)得到的仍是非凸的优化问题。本文采用了凹凸过程方法, 把原始的非凸问题转变为两个凸函数或凹函数之差, 然后通过1阶泰勒公式对其进行近似求解, 如式(16)所示

$$\max_{\mathbf{p}, \boldsymbol{\alpha}} \mathbf{f}(\mathbf{p}, \boldsymbol{\alpha}) - \mathbf{g}(\mathbf{p}, \boldsymbol{\alpha}) \quad (16)$$

这里的 $\mathbf{f}(\mathbf{p}, \boldsymbol{\alpha})$ 与 $\mathbf{g}(\mathbf{p}, \boldsymbol{\alpha})$ 分别为

$$\begin{aligned} \mathbf{f}(\mathbf{p}, \boldsymbol{\alpha}) = & \sum_{n=1}^N \rho_n W \log_2 \left(\sum_{j \in J} \sum_{\tilde{n} \in N} p_n^k h_{\tilde{n}(n), j}^k \right. \\ & \left. + \sum_{m \in M} p_m^k h_{m(n)}^k + W \sigma^2 \right) \end{aligned} \quad (17)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{g}(\mathbf{p}, \boldsymbol{\alpha}) = & \sum_{n=1}^N \rho_n W \log_2 \left(\sum_{j' \in J \setminus \{j\}} \sum_{\tilde{n} \in N} p_{\tilde{n}, j'}^k h_{\tilde{n}(n), j'}^k \right. \\ & \left. + \sum_{m \in M} p_m^k h_{m(n)}^k + W \sigma^2 \right) \\ & + \sum_{n=1}^N \rho_n Y_n \left(\sum_{k=1}^K p_n^k + p_c \right) \end{aligned} \quad (18)$$

其中, $\mathbf{p}, \boldsymbol{\alpha}$ 都是 $K \times N$ 的矩阵。为了获得 $\mathbf{g}(\mathbf{p}, \boldsymbol{\alpha})$ 的泰勒级数, 需要求出 $\mathbf{g}(\mathbf{p}, \boldsymbol{\alpha})$ 的梯度表达式

$$\begin{aligned} \nabla \mathbf{g}(\mathbf{p}, \boldsymbol{\alpha})_{nk} = & \sum_{\substack{\tilde{n}=1 \\ \tilde{n} \neq n}}^N \frac{\rho_{\tilde{n}} W h_{\tilde{n}(n)}^k}{\ln 2 \left(\sum_{\substack{l=1 \\ l \neq \tilde{n}}}^K p_l^k h_{l(\tilde{n})}^k + p_m^k h_m^k + W \sigma^2 \right)} + \rho_n Y_n \end{aligned} \quad (19)$$

对 $\mathbf{g}(\mathbf{p}, \boldsymbol{\alpha})$ 进行1阶泰勒逼近, 得到 $\mathbf{g}(\mathbf{p}^{t-1}, \boldsymbol{\alpha}^{t-1}) + \nabla_{\mathbf{p}} \mathbf{g}^T(\mathbf{p}^{t-1}, \boldsymbol{\alpha}^{t-1})(\mathbf{p} - \mathbf{p}^{t-1})$, 这里 t 代表迭代次数。选择一个初始可行点, 则有

$$\begin{aligned} & \max_{\mathbf{p}, \boldsymbol{\alpha}} \mathbf{f}(\mathbf{p}, \boldsymbol{\alpha}) - \mathbf{g}(\mathbf{p}^{t-1}, \boldsymbol{\alpha}^{t-1}) - \nabla_{\mathbf{p}} \mathbf{g}^T(\mathbf{p}^{t-1}, \boldsymbol{\alpha}^{t-1}) \\ & \quad \cdot (\mathbf{p} - \mathbf{p}^{t-1}), \\ & \text{s.t. } C1 \sim C8' \end{aligned} \quad (20)$$

这里 \mathbf{p}^{t-1} 与 $\boldsymbol{\alpha}^{t-1}$ 是式(20)在第 $t-1$ 次迭代的解。 $\nabla_{\mathbf{p}}$ 和 $\nabla_{\boldsymbol{\alpha}}$ 分别代表对 \mathbf{p} 与 $\boldsymbol{\alpha}$ 的梯度计算。因为 $\mathbf{g}(\mathbf{p}, \boldsymbol{\alpha})$ 是个凹函数, 所以得到式(21)

$$\mathbf{g}(\mathbf{p}, \boldsymbol{\alpha}) \leq \mathbf{g}(\mathbf{p}^{t-1}, \boldsymbol{\alpha}^{t-1}) + \nabla_{\mathbf{p}} \mathbf{g}^T(\mathbf{p}^{t-1}, \boldsymbol{\alpha}^{t-1})(\mathbf{p} - \mathbf{p}^{t-1}) \quad (21)$$

依据这个特性, 可以得到式(22)

$$\begin{aligned} & \mathbf{f}(\mathbf{p}^{t+1}, \boldsymbol{\alpha}^{t+1}) - \mathbf{g}(\mathbf{p}^{t+1}, \boldsymbol{\alpha}^{t+1}) \\ & \geq \mathbf{f}(\mathbf{p}^{t+1}, \boldsymbol{\alpha}^{t+1}) - \mathbf{g}(\mathbf{p}^t, \boldsymbol{\alpha}^t) - \nabla_{\mathbf{p}} \mathbf{g}^T(\mathbf{p}^t, \boldsymbol{\alpha}^t)(\mathbf{p}^{t+1} - \mathbf{p}^t) \\ & = \max_{\mathbf{p}, \boldsymbol{\alpha}} \mathbf{f}(\mathbf{p}, \boldsymbol{\alpha}) - \mathbf{g}(\mathbf{p}^t, \boldsymbol{\alpha}^t) - \nabla_{\mathbf{p}} \mathbf{g}^T(\mathbf{p}^t, \boldsymbol{\alpha}^t)(\mathbf{p} - \mathbf{p}^t) \\ & \geq \mathbf{f}(\mathbf{p}, \boldsymbol{\alpha}) - \mathbf{g}(\mathbf{p}^t, \boldsymbol{\alpha}^t) - \nabla_{\mathbf{p}} \mathbf{g}^T(\mathbf{p}^t, \boldsymbol{\alpha}^t)(\mathbf{p} - \mathbf{p}^t) \\ & = \mathbf{f}(\mathbf{p}^t, \boldsymbol{\alpha}^t) - \mathbf{g}(\mathbf{p}^t, \boldsymbol{\alpha}^t) \end{aligned} \quad (22)$$

从式(22)的推导可以看出, 当 $\mathbf{p} = \mathbf{p}^t$ 以及 $\boldsymbol{\alpha} = \boldsymbol{\alpha}^t$ 时等号成立, 该问题具有紧致的下边界, 这时CCCP方法收敛到一个局部最大值, 由此可得原问题最大值的次优解。

4.2 HTC信道容量和的理想点

当只考虑优化HTC设备的信道容量和时, 原问题可以被重新定义为

$$\max_{\mathbf{p}_m, \boldsymbol{\beta}} \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K R_m^k, \quad \text{s.t. } C1 \sim C8' \quad (23)$$

由式(23)可知HTC的信道容量只与 p_n^k, β_n^k 有关, 且干扰场景下 $\sum_{k=1}^K R_m^k$ 的Hesse矩阵依旧是负定的, 因此它是一个凹函数。考虑到约束条件C1到C8'构成一个凸集合, 因此式(23)是一个标准的凸优化问题, 可以采用传统的凸优化方法对其进行求解。本文采用拉格朗日乘子法结合K.K.T条件求解式(23)。

4.3 最小化干扰的理想点

$$\min_{\mathbf{p}_n} \sum_{k \in K} \sum_{j \in J} \sum_{n \in N} p_{n,j}^k, h_{n(m),j}^k, \quad \text{s.t. } C1 - C8' \quad (24)$$

目标函数式(24)是最小化eNB受到MTC设备的干扰之和, 可知该目标函数是线性函数, 约束集是凸集, 所以这里采用与上一节同样的拉格朗日乘子法求解其理想点, 这里不再对该算法进行赘述。

4.4 完全Pareto最优解求解

尽管上面已经分别求出了3个单目标优化问题各自的最优解, 但是在多目标优化问题中, 多个单目标优化问题并不是总能同时获得其最优解。因此, 为了获得原始多目标优化问题的Pareto最优解, 本文采用加权切比雪夫算法求解。采用与前文相同的方法, 即将目标函数定义为式(25)

$$\left. \begin{aligned} & \max_{\mathbf{p}_n, \mathbf{p}_m, \alpha, \beta} \sum_{n=1}^N Y_n, \\ & \text{s.t. } C1 \sim C8', Y_n \leq \frac{\sum_{k=1}^K R_n^k}{P_n}, \forall n \end{aligned} \right\} \quad (25)$$

此处引入权重因子 ϕ_y , 这里设定权重因子之和 $\sum_{y=1}^3 \phi_y=1$, 并且有 $y \in 1, 2, 3$ 。依据文献[8]提出的权重函数 $\phi_1(\rho) = (1 - e^{s\rho})/(1 - e^s)$, s 是一个大于1的参数, 需求因子 ρ 为MTC设备需求的子载波总数与整个网络带宽的比值。则3个目标函数的权重分别对应为 $\phi_1 = \phi_1(\rho)$, $\phi_2 = 1 - \phi_1(\rho) - \phi_3$, $\phi_3 = \phi_3(\rho)$, 则原多目标优化模型MOOP1可以重新写作式(26)

$$\text{MOOP2: } \min_{\mathbf{p}_n, \mathbf{p}_m, \alpha, \beta} \max_{y=1, 2, 3} \left\{ \phi_y \left(1 - \frac{U_y(\mathbf{p}_n, \mathbf{p}_m, \alpha, \beta)}{U_y^o} \right) \right\}, \quad (26)$$

s.t. $C1 \sim C8'$

引入辅助变量 τ 使得多目标问题转化为MOOP3

$$\left. \begin{aligned} & \text{MOOP3: } \min_{\mathbf{p}_n, \mathbf{p}_m, \alpha, \beta, \tau} \\ & \text{s.t. } C1 \sim C8' \\ & C9: \phi_1 \left(1 - \frac{\sum_{n=1}^N Y_n}{U_1^o} \right) \leq \tau \\ & C10: \phi_2 \left(1 - \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^K R_m^k}{U_2^o} \right) \leq \tau \\ & C11: \phi_3 \left(1 - \frac{\sum_{k \in K} \sum_{j \in J} \sum_{n \in N} h_{n(m), j}^k}{U_3^o} \right) \leq \tau \\ & C12: Y_n \leq \frac{\sum_{n=1}^N R_n^k}{P_n} \forall n \end{aligned} \right\} \quad (27)$$

本文使用拉格朗日乘子法解决MOOP3的优化问题, 拉格朗日函数表达式为 $\mathcal{L}(\Omega, \mathbf{p}, \alpha, \beta, \tau)$, 则与拉格朗日函数对应的拉格朗日对偶问题为

$$\max_{\Omega} \min_{\{\mathbf{p}, \alpha, \beta, \tau\}} \mathcal{L}(\Omega, \mathbf{p}, \alpha, \beta, \tau) \quad (28)$$

将式(28)中的拉格朗日对偶问题分解为嵌套循环进行迭代求解。其中内循环是在给定拉格朗日乘子的条件下更新变量 $\mathbf{p}, \alpha, \beta, \tau$, 在外循环中更新向量 Ω 中的各个乘子, 内外循环迭代过程可描述为

(1) 内循环: 在给定乘子向量 Ω 初始值的条件

下, $\min \mathcal{L}$ 是一个非凸优化问题并且难以求解, 这里先将该问题解耦为两个凹函数之差

$$\mathcal{L}(\mathbf{p}, \alpha, \beta, \tau) = \mathcal{L}_{\text{vex1}}(\mathbf{p}, \alpha, \beta, \tau) - \mathcal{L}_{\text{vex2}}(\mathbf{p}, \alpha, \beta) \quad (29)$$

其中, $\mathcal{L}_{\text{vex1}}(\mathbf{p}, \alpha, \beta, \tau)$ 与 $\mathcal{L}_{\text{vex2}}(\mathbf{p}, \alpha, \beta)$ 分别为

$$\begin{aligned} & \mathcal{L}_{\text{vex1}}(\mathbf{p}, \alpha, \beta, \tau) \\ & = \tau + \pi_1 \left[\phi_1 \left(1 - \frac{\sum_{n \in N} Y_n}{U_1^o} \right) - \tau \right] \\ & + \pi_2 \left[\phi_2 \left(1 - \frac{\sum_{m \in M} \sum_{k \in K} R_m^k}{U_2^o} \right) - \tau \right] \\ & + \pi_3 \left[\phi_3 \left(1 - \frac{\sum_{k \in K} \sum_{j \in J} \sum_{n \in N} p_{n, j}^k h_{n(m), j}^k}{U_3^o} \right) - \tau \right] \\ & + \mathcal{L}'_{\text{vex1}}(\mathbf{p}, \alpha, \beta, \tau) \end{aligned} \quad (30)$$

$$\begin{aligned} & \mathcal{L}'_{\text{vex1}}(\mathbf{p}, \alpha, \beta, \tau) \\ & = \sum_{n=1}^N \kappa_n Y_n \left(\sum_{k=1}^K p_n^k + p_c \right) \\ & + \sum_{n=1}^N \xi_n \left(\sum_{k \in K} p_n^k - P_{U_n} \right) \\ & + \sum_{m=1}^M \zeta_m \left(\sum_{k \in K} p_n^k - P_{U_m} \right) \\ & + \sum_{k \in K} \varrho^k \left(\sum_{m \in M} p_m^k h_{m(n)}^k \right) \\ & + \sum_{j' \in J \setminus \{j\}} \sum_{\tilde{n} \in N} p_{\tilde{n}, j'}^k h_{\tilde{n}(n), j'}^k - I_{\text{th}, m}^k \\ & + \sum_{k \in K} \delta^k \left(\sum_{j \in J} \sum_{n \in N} p_{n, j}^k h_{n(m), j}^k - I_{\text{th}, h}^k \right) \\ & + \sum_{m \in M} \nu_m (R_{\text{th}} - \sum_{k \in K} r_m^k) \\ & + \sum_{j \in J} \sum_{n \in N} \sum_{k \in K} (\eta_n^k \alpha_{n, j}^k - \eta_n^k) \\ & + \sum_{m \in M} \sum_{k \in K} (\zeta_m^k \beta_n^k - \zeta_m^k) \\ & + \pi_4 \sum_{j \in J} \sum_n \sum_k (\alpha_{n, j}^k)^2 + \pi_5 \sum_m \sum_k (\beta_m^k)^2 \\ & - \sum_{n \in N} (\kappa_n + \mu_n) W \log_2 \left(\sum_{j \in J} \sum_{\tilde{n} \in N} p_n^k h_{\tilde{n}(n), j}^k \right) \\ & + \sum_{m \in M} p_m^k h_{m(n)}^k + W \sigma^2 \end{aligned} \quad (31)$$

$$\begin{aligned} \mathcal{L}_{\text{vex2}}(\mathbf{p}, \boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}) = & \pi_4 \alpha_n^k + \pi_5 \beta_n^k - \sum_{n=1}^N (\kappa_n + \mu_n) \\ & \cdot W \log_2 \left(\sum_{j' \in J \setminus \{j\}} \sum_{\tilde{n} \in N} p_{\tilde{n}, j'}^k h_{\tilde{n}(n), j'}^k \right. \\ & \left. + \sum_{m \in M} p_m^k h_{m(n)}^k + W \sigma^2 \right) \end{aligned} \quad (32)$$

依据上面的描述可知， $\min(\mathbf{p}, \boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta})$ 在凸集约束下符合两个凸函数的差分过程函数，因此这里依旧可以采用CCCP方法来求解，具体求解过程与上文相似，不再赘述。

(2) 外循环：因为拉格朗日对偶函数具有不可微分的特点，因此在给定的 $\mathbf{p}, \boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}, \tau$ 下可以采用子梯度法求解各个拉格朗日乘子。

由上述的分析可知，式(27)是联合CCCP方法与拉格朗日对偶方法进行求解的，此优化问题的求解步骤主要分为3步：第1步是使用Dinkelbach方法更新目标函数 Y (在式(25)中定义)直到 $Y = 0$ ；第2步是更新拉格朗日乘子；第3步是采用CCCP方法进行泰勒逼近求解。这3步相互嵌套循环。本文所提算法由 $JNK + MK$ 个决策变量组成，由式(9)的约束条件可知，本算法的复杂度为 $O((JNK + MK)^3(2JNK + 2MK + 2JN + 2M + 2K))$ 。

5 仿真设计

5.1 仿真参数

假设所有MTC设备与HTC设备在一个单小区内共存，其中HTC设备与基站直接通信，MTC设备分布在3个簇内。每个簇的中心有一个簇头与基站进行上行通信，MTC设备只需与各个簇头进行通信，单个簇中的MTC设备分别复用不同的HTC设备的频率资源。本文设定HTC设备的用户数与单个簇中MTC设备的用户数相等，假设链路的信道增益服从瑞利衰落，其他仿真参数如表1所示^[1,4]。

5.2 结果分析

图2仿真了干扰环境下各个多目标函数与需求因子 ρ 的关系，并对计算得到的能效值、信道容量以及干扰值作了归一化处理。3个簇内的MTC设备分别对应3种服务EA, RM和SM, MTC与eNB之间的干扰目标函数权重系数为0.33，当MTC设备的需求因子 ρ 由0.3变化至0.9时，归一化后的能效，信道容量以及干扰都发生了变化，其中MTC设备的能效随着 ρ 的提高逐渐增大。与之相反，归一化后的HTC设备的信道容量随着 ρ 的增大而减少。此外，MTC与HTC的归一化的干扰值是由0.737降低至0.725，即干扰逐渐增大。

表1 仿真参数

仿真参数	参数值
小区半径	500 m
簇半径	100 m
噪声功率谱密度	-174 dBm/Hz
每个簇内的MTC设备个数 N_j	10
每个小区的HTC设备个数 M	10
MTC的传输功率上限 PU_n	15 dBm
HTC的传输功率上限 PU_m	23 dBm
子信道个数 K	50
单位子信道带宽 W	180 kHz
簇1内MTC设备速率/时延约束	320 kbps/20 ms
簇2内MTC设备速率/时延约束	1000 kbps/40 ms
簇3内MTC设备速率/时延约束	200 kbps/3000 ms
HTC设备最小传输速率 R_{th}	1 Mbit/s
电路功率消耗 P_c	0.1 W
参数 s	3.0

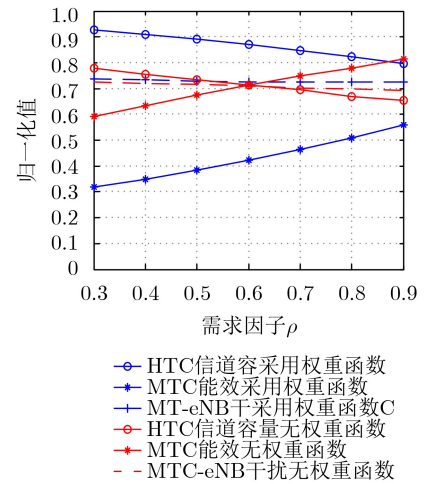


图2 干扰场景下多目标函数与需求因子的关系

图3讨论了权重函数中不同的参数因子 s 下MTC能效与HTC信道容量变化的趋势，设定MTC与eNB的干扰目标权重为0.33。可以看出，对于不同的参数因子 s ，随着权重因子 ρ 的变化，使用加权切比雪夫算法得到的各个目标函数的变化趋势大致相同，这证明了该权重函数以及本文提出的优化算法的合理性。另一方面，当参数因子 s 为4时，MTC能效与HTC信道容量的变化幅度比 s 为3以及 s 为2时变化更平缓。

图4给出了在不同的用户数 N 下本文所提的多目标优化算法的有效性，这里设定权重因子 $\phi_1 = \phi_2 = \phi_3 = 0.33$ 。由图4中可以看出，随着用户数 N 的增大，MTC与HTC的理想点值以及采用本文所提的算法的最优值都处于增长趋势，而MTC对

eNB的干扰最优值降低了4%，即随着 N 的增大，eNB受到的干扰之和随之增加。

在图5中将本文采用的加权切比雪夫算法与传

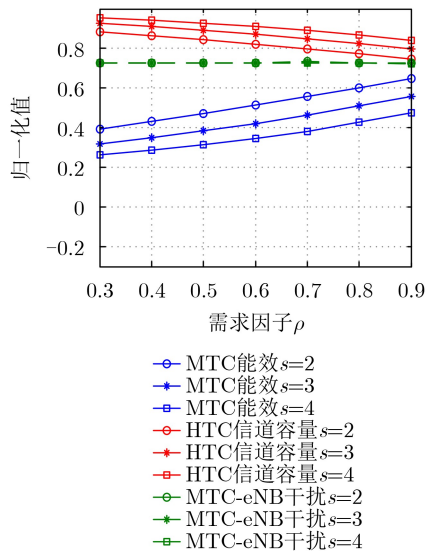


图3 不同的参数因子 s 对3个多目标函数优化值的影响

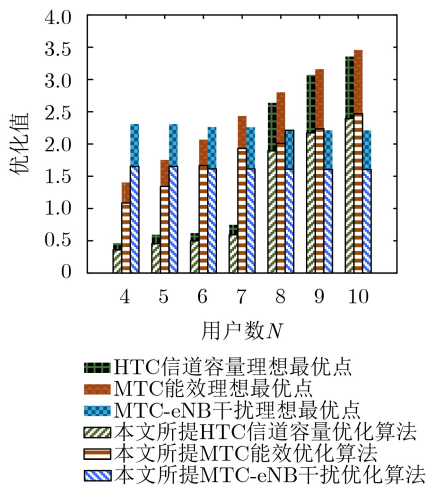


图4 多目标函数优化值与HTC用户数 N 的关系

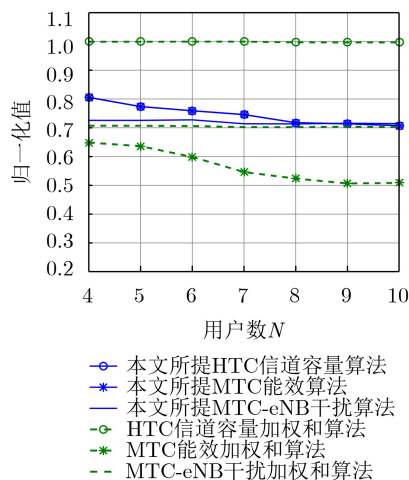


图5 3个目标函数的归一化值与用户数 N 的关系

统的加权和算法性能进行比较，权重因子设定为 $\phi_1 = \phi_2 = \phi_3 = 0.33$ ，并将3个目标的算法进行归一化处理。由图中可以看出，当采用加权切比雪夫算法时，MTC对eNB的干扰的归一化值降低了2%。与之相比，对于不同的用户数，采用加权和算法时，HTC设备的信道容量最优值接近其理想点值1，比采用加权切比雪夫算法得到的HTC设备优化性能要高很多，但其MTC设备的优化性能却比采用加权切比雪夫算法的性能低很多。

6 结论

本文将M2M与D2D通信方式相结合，讨论了使用D2D技术进行通信的M2M设备和H2H设备构成的异构系统中由于MTC设备复用HTC设备的资源带来的干扰问题。为了同时保证两系统的服务质量需求，将问题建模为一个多目标优化问题，为了获得3个目标函数之间的折中，本文首先提出了基于惩罚因子的带宽分配方法将带宽分配因子进行松弛，然后利用凹凸过程方法将原非凸的单目标优化问题转化为凸优化问题求解，最后结合加权切比雪夫算法将干扰场景下的多目标优化问题转化为加权的单目标优化问题，并得到了原多目标优化问题的Pareto最优解。仿真结果表明本文提出的优化算法可以均衡干扰场景中MTC设备与HTC设备之间的性能，并且可以通过调控权重系数降低eNB受到的干扰，具有实际参考意义。

参考文献

- [1] XIA Nian, CHEN H H, and YANG C S. Radio resource management in machine-to-machine communications—A survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2018, 20(1): 791–828. doi: [10.1109/COMST.2017.2765344](https://doi.org/10.1109/COMST.2017.2765344).
- [2] CHANG C W and CHEN J C. UM paging: Unified M2M paging with optimal DRX cycle[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2017, 16(3): 886–900. doi: [10.1109/TMC.2016.2575835](https://doi.org/10.1109/TMC.2016.2575835).
- [3] HUANG Jun, XING Congcong, SHIN S Y, et al. Optimizing M2M communications and quality of services in the IoT for sustainable smart cities[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Computing*, 2018, 3(1): 4–15. doi: [10.1109/TSUSC.2017.2702589](https://doi.org/10.1109/TSUSC.2017.2702589).
- [4] ZHANG Guopeng, LI Ao, YANG Kun, et al. Optimal power control for delay-constraint machine type communications over cellular uplinks[J]. *IEEE Communications Letters*, 2016, 20(6): 1168–1171. doi: [10.1109/LCOMM.2016.2535145](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2016.2535145).
- [5] TIAN Hui, XU Youyun, XU Kui, et al. Energy-efficient user association in heterogeneous networks with M2M/H2H

- coexistence under QoS guarantees[J]. *China Communications*, 2015, 12(Suppl): 93–103. doi: [10.1109/CC.2015.7386157](https://doi.org/10.1109/CC.2015.7386157).
- [6] AIJAZ A, TSHANGINI M, NAKHAI M R, *et al.* Energy-efficient uplink resource allocation in LTE networks with M2M/H2H co-existence under statistical QoS guarantees[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2014, 62(7): 2353–2365. doi: [10.1109/TCOMM.2014.2328338](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2014.2328338).
- [7] HAMDOUN S, RACHEDI A, and GHAMRI-DOUDANE Y. Radio resource sharing for mtc in lte-a: An interference-aware bipartite graph approach[C]. 2015 IEEE Global Communications Conference, San Diego, USA, 2015: 1–7. doi: [10.1109/GLOCOM.2015.7417719](https://doi.org/10.1109/GLOCOM.2015.7417719).
- [8] XU Shaoyi and GAO Shuai. Multi-objective optimization for balancing energy efficiency and channel capacity for machine type communications in LTE networks[C]. The IEEE 28th Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications, Montreal, Canada, 2017: 1–5. doi: [10.1109/PIMRC.2017.8292578](https://doi.org/10.1109/PIMRC.2017.8292578).
- [9] NG D W K, LO E S, and SCHOBBER R. Multiobjective resource allocation for secure communication in cognitive radio networks with wireless information and power transfer[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2016, 65(5): 3166–3184. doi: [10.1109/TVT.2015.2436334](https://doi.org/10.1109/TVT.2015.2436334).
- [10] KHAMIDEHI B, RAHMATI A, and SABBAGHIAN M. Joint sub-channel assignment and power allocation in heterogeneous networks: An efficient optimization method[J]. *IEEE Communications Letters*, 2016, 20(12): 2490–2493. doi: [10.1109/LCOMM.2016.2597147](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2016.2597147).
- [11] BOYD S and VANDENBERGHE L. *Convex Optimization*[M]. Cambridge, United Kingdom: Cambridge University Press, 2004: 215–273.
- [12] XU Lukai, YU Guanding, and JIANG Yuhuan. Energy-efficient resource allocation in single-cell OFDMA systems: Multi-objective approach[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2015, 14(10): 5848–5858. doi: [10.1109/TWC.2015.2443104](https://doi.org/10.1109/TWC.2015.2443104).

徐少毅：女，1975年生，副教授，研究方向为无线资源管理。

高 帅：男，1994年生，硕士生，研究方向为无线资源管理。