

6G 蜂窝物联网的大规模接入技术

田飞燕, 陈晓明, 钟财军, 张朝阳

(浙江大学信息与电子工程学院, 浙江 杭州 310027)

摘要: 为了实现万物互联, 6G 蜂窝物联网需要提供低功耗、巨连接和广覆盖的无线接入。通过对 6G 物联网中大规模接入技术的分析和研究, 特别是结合物联网业务的偶发特性, 设计了一个基于免授权随机接入协议的新型接入架构, 以促进在有限频谱资源内实现高效的大规模接入。所提接入架构包括两个阶段, 即联合激活检测与信道估计、数据传输。根据数据传输方向的不同, 可以分为上行数据传输和下行数据传输两种方案。由于大规模免授权随机接入情况下基站获取的信道信息具有不确定性, 同时考虑 6G 物联网设备的低功耗需求, 因此, 两种方案都以系统能量效率为优化目标, 分别设计了稳健的接入算法。仿真结果证明了所提方案的有效性和稳健性。

关键词: 6G; 蜂窝物联网; 大规模接入; 能量效率; 低功耗; 巨连接; 广覆盖

中图分类号: TN91

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2020.00151

Massive access technology in 6G cellular Internet of things network

TIAN Feiyan, CHEN Xiaoming, ZHONG Caijun, ZHANG Zhaoyang

College of Information Science and Electronic Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China

Abstract: To realize Internet of everything (IoE), the 6G cellular Internet of things (IoT) network need to provide wireless access with low power, massive connectivity and wide coverage. Through the analysis and research on the massive access technology in 6G cellular IoT network, especially in combination with the sporadic characteristics of IoT applications, a new access framework based on the grant-free random access protocol was designed to facilitate efficient massive access with limited spectrum resources. The proposed framework consisted of two phases. One was joint activity detection and channel estimation. The other was data transmission, which was divided into two categories, uplink data transmission and downlink data transmission, according to the different directions of data transmission. Due to the uncertainty of channel state information at the base station under the massive grant-free random access and considering the low power demand of 6G IoT devices, two robust uplink and downlink access algorithms were designed by maximizing the system energy efficiency. Extensive simulation results validate the effectiveness and robustness of the proposed algorithm.

Key words: 6G, cellular Internet of things, massive access, energy efficiency, low power, massive connectivity, wide coverage

1 引言

随着 5G 通信系统的商用, 我国部分信息技术公司、高校以及国外部分国家的研究人员已开启了一代移动通信网络 6G 技术的研发。国际电信联盟成

立了“网络 2030”焦点组, 旨在探索 2030 年以及未来的新兴网络需求和 5G 系统的预期进展。5G 网络把移动互联、大数据和智能学习等进行融合, 初步实现了人与人、人与物以及物与物之间的万物互联, 即物联网 (IoT, Internet of things)。6G 将会在 5G 的

收稿日期: 2020-01-22; 修回日期: 2020-02-16

基金项目: 国家重点研发计划资助项目 (No.2018YFB1801104), 国家自然科学基金资助项目 (No.61725104, No.61871344, No.61922071)

Foundation Items: National Key R&D Program of China (No.2018YFB1801104), Natural Science Foundation of China (No.61725104, No.61871344, No.61922071)

基础上进一步体现大规模、广覆盖、高速率和低功耗的特点,全面实现万物的智慧连接。部分研究人员将此 6G 愿景概括为“一念天地,万物随心”,包括智慧连接、深度连接、全息连接和泛在连接 4 个方面的含义^[1]。因此,为了实现万物的随心连接,6G 移动通信系统将基于空间信息论、压缩感知(CS, compressed sensing)的信号处理理论和人工智能等领域的基础理论,在继续发展可见光通信、非正交多址接入技术^[2]、大规模天线技术^[3-4]、认知无线电技术^[5-6]、新型电池与无线能量传输^[7-10]等已有的基础性关键技术的同时,还将发展全新的信道编码、太赫兹通信、基于人工智能的无线通信、星地融合通信等新兴技术^[11]。正是这些关键技术,使得 6G 移动通信系统具有通信频带更宽、频谱效率更高、连接容量更大、传输速率更快、网络时延更低、保密性更好、抗干扰能力更强、覆盖范围更广以及能量损耗更少等优势。然而,未来通信网络也面临着各种各样的技术挑战。新频段频谱的采用、虚拟现实、增强现实和全息体验等大流量应用的需求、上千亿部移动设备的互联、空天地海一体化的空间延伸等都将促使 6G 移动网络面临的难题发展为超高峰值速率、超海量设备接入、超广泛范围覆盖的需求和超高能耗的问题^[12]。本文从大规模、广覆盖和低功耗的角度出发,对 6G 蜂窝物联网的接入技术进行分析和研究。

在物联网时代,智慧城市、智慧交通、智慧医疗等多场景应用逐步走进人们的生活,海量的设备需要接入无线网络^[13]。因此,6G 蜂窝物联网要求在紧缺的频谱内支持超大规模设备的连接。对于传统的基于授权的随机接入方案,需经过 4 次握手达成许可后,设备才能向基站传输数据,在大规模连接场景中,该连接建立过程会导致信息处理时延过高。为了解决这个问题,6G 无线网络应继续沿用免授权的随机接入方案,一般来说,免授权随机接入是指用户设备无需与基站建立连接即可接入无线网络。因此,检测某一时刻哪些设备需要接入无线网络成为免授权随机接入的关键^[14-17]。一般而言,物联网数据流量通常情况下是偶发的,即在一个特定时隙内所有的潜在设备只有少部分处于激活状态,设备的激活信息是稀疏的。因此,采用基于稀疏理论的 CS 技术来检测激活设备成为必然^[15-17]。其中,近似消息传递(AMP, approximate message passing)是一种经典方法,其依靠激活设备发送的

导频序列来实现激活检测,并且激活检测和信道估计可以在基站基于同一个导频序列实现。文献[18]和文献[19]中,利用相同的导频序列实现设备激活检测和信道估计,从而得到考虑检测和估计代价下系统可达到的数据速率。类似地,文献[20]所提方案基于 AMP 算法通过将联合激活检测和信道估计的问题定义为一个 CS 测量向量问题来求解,之后利用获得的无线信道统计特性来分析错误检测和遗漏检测的概率。然而,由于导频序列的长度有限,基站不可避免地存在信道估计误差,为了缓解信道估计误差对系统性能的影响,应根据估计误差的特性设计具有稳健性的技术方案^[21]。文献[2]和文献[3]考虑了服从复高斯分布的信道估计误差,为非正交多址接入系统提供了综合的通信架构设计、性能分析和稳健性优化方案。同样,在考虑不完美信道状态信息的前提下,文献[22]提出了一种联合的导频和数据发射功率分配方案使得认知无线电多址接入网络上行链路的能量效率最大化;文献[23]从最大化系统权重和速率的角度出发,为多用户的多输入多输出(MIMO, multiple-input multiple-output)系统设计了一个线性预编码方案。但是,这些相关工作在设计稳健的传输方案时都没有考虑接入协议,实际上,接入协议如免授权随机接入,对稳健接入方案的性能有很大影响。

另外,终端数量的激增和高服务质量的通信需求导致能量消耗过高^[24]。从运营商的角度来看,5G 系统基站端的能耗已是 4G 系统的十几倍;物联网设备端也面对同样的问题,目前设备锂电池的容量有限,无法维持较高续航。未来 6G 系统的超海量连接无处不在,高能耗是必须解决的一个问题,因此,基于免授权的随机接入协议,从优化基站端和用户设备端能量效率的角度设计一个大规模接入方案是非常必要的。然而,一些相关工作如文献[19]和文献[25]都是以最大化和速率或最小化发射功率消耗为目标来提高免授权随机接入系统的服务质量,文献[26]和文献[27]尽管是从能量效率的角度设计功率分配算法,但是其研究工作都是基于完美的信道状态信息。如上所述,由于导频序列长度的限制,信道估计误差是不可避免的,当信道不完美时,如果数据传输速率大于信道容量就可能发生传输中断,故在设计稳健的传输方案时应考虑这一因素^[21]。部分文献在设计方案时考虑了信道误差,但是没有从能效的角度出发^[23],或者没有考虑免授权随机接入协

议的特性^[28]。而且,许多涉及能量效率的相关研究工作都只涉及基站端或用户端的能效,实际上两端的能耗问题都十分严峻,也就是说在设计算法时,各种实际因素和通信场景都应当给予综合考虑。

基于此,本文将从能效的角度设计 6G 蜂窝物联网的大规模接入框架,以支持低功耗、巨连接和广覆盖的无缝接入需求。本文的主要贡献如下。

1) 为 6G 蜂窝物联网设计了一种基于免授权随机接入的大规模接入框架。

2) 基于上、下行多接入特点,分别设计了能量有效的稳健接入算法,实现了能耗与性能两者的折中。

2 系统模型

系统模型如图 1 所示,考虑了一个时分双工(TDD, time division duplex)工作模式下基于免授权随机接入协议的 6G 蜂窝物联网小区。中心基站配备 M 根天线,利用相同的频谱资源为 N 个单天线物联网设备提供通信服务。由于物联网业务的偶发特性,在某一特定隙内仅有 K 个设备处于激活状态(即有数据收发),其中, K 远小于 N 。本文根据每个时隙内数据传输的方向分两种情况讨论:1) 上行多接入,激活设备向基站发送独特的导频序列进行激活检测与信道估计,随后激活设备发送数据给基站进行上行数据传输;2) 下行多接入,激活检测与信道估计后,基站发送广播信号给激活设备进行下行数据传输。定义第 n 个设备到基站的上行信道为 \mathbf{h}_n ,其服从复高斯分布 $\text{CN}(0, \beta_n \mathbf{I})$,其中, β_n 表示路径损耗。假设信道在一个时隙内保持不变,在时隙之间独立地衰落。由于 TDD 模式下的信道具有互易性,上行信道状态信息可以等效为下行信道状态信息,因此,基站到第 n 个设备的下行信道用 \mathbf{h}_n^H 表示。

2.1 联合激活检测与信道估计

为了使基站获得设备激活信息和相应的信道状态信息,本文基于 AMP 方法设计了一种联合激活检测与信道估计算法。一般在每个时隙的开始阶段,每个激活设备发送一段长度为 L 的特定导频序列 $\mathbf{u}_n=[u_{n,1}, \dots, u_{n,L}]^T$ 给基站,其中,导频符号服从零均值、单位方差的复高斯分布。定义第 n 个设备的状态标志为 α_n , $\alpha_n=1$ 表示第 n 个设备处于激活状态,否则处于休眠状态,其取值概率满足式(1)。



图1 系统模型

$$\begin{cases} \Pr(\alpha_n = 1) = \lambda_n \\ \Pr(\alpha_n = 0) = 1 - \lambda_n \end{cases} \quad (1)$$

一个时隙内的激活设备数可表示为 $K=|K|$, $K=\{n: \alpha_n=1, n=1, \dots, N\}$ 。此时,基站接收的导频符号 \mathbf{Y} 可以表示为

$$\mathbf{Y} = \sum_{n=1}^N \alpha_n \sqrt{\xi_n} \mathbf{u}_n \mathbf{h}_n^T + \mathbf{\Pi} \quad (2)$$

其中, ξ_n 代表导频发射能量,其为导频序列长度 L 和导频发射功率 p_n^p 的乘积。 $\mathbf{\Pi}=[n'_1, \dots, n'_M]$ 是基站的加性高斯白噪声(AWGN, additive white Gaussian noise),且对任意 m , n'_m 都服从高斯分布 $\text{CN}(0, \sigma^2 \mathbf{I})$ 。为了便于说明,令

$$\mathbf{g}_n = \alpha_n \sqrt{\xi_n} \mathbf{h}_n \quad (3)$$

定义式(4)为设备状态矩阵为

$$\mathbf{G} = [\mathbf{g}_1, \dots, \mathbf{g}_N]^T \in \mathbb{C}^{N \times M} \quad (4)$$

由于物联网业务的偶发特性,设备状态矩阵 \mathbf{G} 是行稀疏的,并且第 n 行服从如式(5)所示的伯努利高斯分布^[18]。

$$f(\mathbf{g}_n) = (1 - \lambda_n) \delta_0 + \lambda_n f(\sqrt{\xi_n} \mathbf{h}_n), \forall n \quad (5)$$

其中, $f(\cdot)$ 表示向量的分布函数, δ_0 是零点处的狄拉克函数。此时,基站接收的导频符号可以重写为如式(6)所示的形式。

$$\mathbf{Y} = \mathbf{U}\mathbf{G} + \mathbf{\Pi} \quad (6)$$

其中, $\mathbf{U}=[\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_N]$ 是导频序列矩阵。本文利用复杂度较低的基于 CS 理论的 AMP 算法从噪声信号 \mathbf{Y} 中恢复设备状态矩阵 \mathbf{G} ,从而使基站获得设备激活信息和信道状态信息。具体而言,设备状态矩阵 \mathbf{G} 的行向量可以由式(7)和式(8)两个迭代方程恢复。

$$\mathbf{g}_n^{t+1} = \eta_{t,n} ((R^t)^H \mathbf{u}_n + \mathbf{g}'_n) \quad (7)$$

$$R^{t+1} = Y - \mathbf{U}\mathbf{G}^{t+1} + \frac{N}{L} R^t \sum_{n=1}^N \frac{\eta'_{t,n}((R^t)^H \mathbf{u}_n + \mathbf{g}'_n)}{N} \quad (8)$$

其中, $t=0, 1, \dots$ 是迭代指数, \mathbf{g}'_n 表示设备 n 的信息 \mathbf{g}_n 在第 t 次迭代的估计值, $\eta_{t,n}(\cdot)$ 是近似设计的非线性降噪函数, 它是 \mathbf{g}'_n 基于有效观察 $(R^t)^H \mathbf{u}_n + \mathbf{g}'_n$ 的一个估计值, $\eta'_{t,n}(\cdot)$ 是 $\eta_{t,n}(\cdot)$ 的一阶导数, R^t 为对应的残差。在迭代更新中, 基站用每个设备的导频序列 \mathbf{u}_n 对残差 R^t 进行匹配滤波, 再利用降噪函数 $\eta_{t,n}(\cdot)$ 降噪, 最后更新残差。设置好初始值 $\mathbf{G}^0=0$, $R^0=Y$ 和合理的迭代次数后, 即可同时获得用户的活跃信息和信道状态信息。一旦 AMP 迭代收敛, 则第 n 个设备的状态就可以根据如下规则进行判断: 如果 $\mathbf{g}'_n \neq 0$, 那么设备 n 处于激活状态, 否则处于休眠状态。由于设备激活检测的误差在基站天线数足够大时趋近于零^[19], 因此, 可以假设设备检测是无差错的。当获得设备激活信息后, 相应的信道估计值可表示为

$$\hat{\mathbf{h}}_{i,k} = \frac{\mathbf{g}'_k}{\sqrt{\xi_k}}, \quad k \in \mathcal{K} \quad (9)$$

基于 AMP 算法的状态演进概念讨论该信道估计值的精度^[18]。用参数 τ_t 表示第 t 次迭代的状态, 根据如式(10)所示的方程演进。

$$\begin{aligned} \tau_{t+1}^2 &= \sigma^2 + \text{var} \left[\frac{N}{L} \mathbb{E}[(\eta_{t,n}(\mathbf{U}_n + (\tau_t^2 \mathbf{I})^{1/2} V) - \mathbf{U}_n) \right. \\ &\quad \left. (\eta_{t,n}(\mathbf{U}_n + (\tau_t^2 \mathbf{I})^{1/2} V) - \mathbf{U}_n)^H] \right] = \sigma^2 + \frac{N}{L} \mathbb{E} \left[\frac{\lambda_k \beta_k \xi_k \tau_t^2}{\beta_k \xi_k + \tau_t^2} \right] \end{aligned} \quad (10)$$

其中, V 服从零均值、单位方差的复高斯分布, 演进的初始状态为

$$\tau_0^2 = \sigma^2 + \text{var} \left[\frac{N}{L} \mathbb{E}[\mathbf{U}_n \mathbf{U}_n^H] \right] = \sigma^2 + \frac{N}{L} \mathbb{E}[\lambda_k \beta_k \xi_k] \quad (11)$$

当基站天线足够多且满足 $K < L$ 的条件时, 状态参数 τ_t^2 将收敛于

$$\tau_t^2 \approx \frac{\sigma^2}{1 - \frac{N}{L} \mathbb{E}[\lambda]} \approx \frac{\sigma^2}{1 - K/L} \quad (12)$$

其中, 信道估计值 $\hat{\mathbf{h}}_k$ 和信道估计误差 \mathbf{e}_k 分别服从分布如式(13)和式(14)所示。

$$\hat{\mathbf{h}}_k \sim \mathcal{CN} \left(0, \frac{\beta_k^2 \xi_k}{\beta_k \xi_k + \tau_\infty^2} \mathbf{I} \right) \Rightarrow (0, \rho_k \mathbf{I}) \quad (13)$$

$$\mathbf{e}_k \sim \mathcal{CN} \left(0, \frac{\beta_k \tau_\infty^2}{\beta_k \xi_k + \tau_\infty^2} \mathbf{I} \right) \Rightarrow (0, \sigma_{e,k}^2 \mathbf{I}) \quad (14)$$

由于信道估计值和估计误差彼此相互独立, 信道的不确定性模型可以表示为^[21]

$$\mathbf{h}_k = \hat{\mathbf{h}}_k + \mathbf{e}_k \quad (15)$$

由式(13)至式(15)可看出, 当导频发射能量 ζ_k 趋近于无穷大时, 估计误差 \mathbf{e}_k 趋近于零, 则信道估计值 $\hat{\mathbf{h}}_k$ 近似等于真实值 \mathbf{h}_k 。因此, 可以通过增加导频发射功率和长度来提高信道估计精度。

2.2 上行数据传输

在上行多接入情况下, 激活设备发射导频序列后直接通过上行信道向基站发送数据信号, 基站接收的数据信号为

$$\mathbf{r} = \sum_{k \in \mathcal{K}} \sqrt{p_{u,k}} s_{u,k} \mathbf{h}_k + \mathbf{z} \quad (16)$$

其中, $p_{u,k}$ 为第 k 个激活设备的数据信号发射功率, $s_{u,k}$ 是对应的单位功率的数据信号, \mathbf{z} 是服从复高斯分布 $\mathcal{CN}(0, \sigma^2 \mathbf{I})$ 的 AWGN。随后, 基站利用接收向量 \mathbf{v}_k 从接收的混合信号中分离出第 k 个激活设备的信号, 则有

$$\mathbf{r}_k = \mathbf{v}_k^H \mathbf{r} = \mathbf{v}_k^H \sqrt{p_{u,k}} s_{u,k} \mathbf{h}_k + \mathbf{v}_k^H \sum_{n \in \mathcal{K}/k} \sqrt{p_{u,n}} s_{u,n} \mathbf{h}_n + \mathbf{v}_k^H \mathbf{z} \quad (17)$$

由此可以得出上行链路的信干噪比 (SINR, signal to interference-plus-noise ratio) $\gamma_{u,k}$ 以及对应的可达数据传输速率 $R_{u,k}$ 。

$$R_{u,k} = \log_2(1 + \gamma_{u,k}) = \log_2 \left(1 + \frac{p_{u,k} |\mathbf{v}_k^H \mathbf{h}_k|^2}{\sum_{n \in \mathcal{K}/k} p_{u,n} |\mathbf{v}_k^H \mathbf{h}_n|^2 + \sigma^2 \|\mathbf{v}_k\|^2} \right) \quad (18)$$

基于基本功率消耗模型, 可以近似表示上行多接入情况下每个激活设备在检测估计和上行数据传输两个阶段内总的功率消耗为

$$P_{\text{totu},k} = p_{c1,k} + p_{u,k} \quad (19)$$

其中, $p_{c1,k}$ 为常数, 是进行上行数据传输前设备的导频功率和电路耗散功率之和。第 k 个激活设备的能量效率 $\eta_{u,k}$ 定义为可达数据速率与总功耗的比值, 具体如式(20)所示。

$$\eta_{u,k} = \frac{R_{u,k}}{P_{\text{totu},k}} = \frac{\log_2(1 + \gamma_{u,k})}{p_{c1,k} + p_{u,k}} \quad (20)$$

由式(20)可以看出, 可达数据速率以及能量效

率均取决于上行数据发射功率和接收向量。因此，联合优化这两个系统参数对提升系统能效性能具有重要意义。

2.3 下行数据传输

在下行多接入情况下，在激活设备发射导频序列后，基站通过下行信道将数据信息广播给激活设备。基站的总发射信号可以表示为

$$s = \sum_{k \in \mathcal{K}} \mathbf{w}_k \sqrt{p_{d,k}} s_{d,k} \quad (21)$$

其中， \mathbf{w}_k 、 $p_{d,k}$ 和 $s_{d,k}$ 分别是第 k 个激活设备信号对应的发射波束、下行数据发射功率和数据信号。第 k 个设备的接收信号为

$$A_k = \mathbf{h}_k^H \sum_{k \in \mathcal{K}} \mathbf{w}_k \sqrt{p_{d,k}} s_{d,k} + z' \quad (22)$$

其中， z' 服从复高斯分布 $\text{CN}(0, \sigma^2)$ ，同样表示第 k 个设备的AWGN。因此，对于下行数据传输而言，第 k 个用户的SINR $\gamma_{d,k}$ 以及对应的可达数据传输速率 $R_{d,k}$ 可表示为

$$R_{d,k} = \log_2(1 + \gamma_{d,k}) = \log_2 \left(1 + \frac{p_{d,k} |\mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_k|^2}{\sum_{n \in \mathcal{K}/k} p_{d,n} |\mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_n|^2 + \sigma^2} \right) \quad (23)$$

同样地，根据功率消耗模型，下行数据传输需要的总功率为

$$P_{\text{totd}} = p_{c2} + \sum_{k \in \mathcal{K}} p_{d,k} \quad (24)$$

其中， p_{c2} 为常数，表示下行数据传输所需的导频发射功率和基站电路耗散功率之和。基站的能量效率为

$$\eta_d = \frac{\sum_{k \in \mathcal{K}} R_{d,k}}{P_{\text{totd}}} = \frac{\sum_{k \in \mathcal{K}} \log_2(1 + \gamma_{d,k})}{p_{c2} + \sum_{k \in \mathcal{K}} p_{d,k}} \quad (25)$$

由式(25)可以看出，数据发射功率和发射波束决定了可达数据速率，也对能量效率产生了影响。因此，为了提升系统性能，有必要联合优化这两个系统参数。

3 能量有效的上行稳健接入

结合上述理论分析可知，由于导频发射能量有限，基站只能获得部分信道状态信息，因此，需要设计稳健的方案实现大规模接入。为了满足6G蜂窝物联网对低功耗的要求，在进行上行数据传输

时，本文选择所有激活设备的能量效率的总和作为优化目标，一些基本的通信需求为约束条件，其可以表示为如式(26)所示的优化问题。

$$\begin{aligned} \text{OP1: } & \max_{\mathbf{p}_u, \mathbf{v}} \sum_{k \in \mathcal{K}} \eta_{u,k} \quad (26) \\ \text{s.t. C1: } & p_{u,k} \leq P_{m1,k} \\ \text{C2: } & \Pr \left\{ \sum_{n \in \mathcal{K}/k} p_{u,n} J_{u,k} \leq I_{\text{thu},k} \right\} \geq 1 - p_{\text{out}} \\ \text{C3: } & \|\mathbf{v}_k\|^2 \leq 1, \forall k \end{aligned}$$

\mathbf{p}_u 和 \mathbf{v} 分别是上行数据发射功率和接收向量的变量集，C1至C3分别为上行数据发射功率、干扰和接收向量约束。 $P_{m1,k}$ 是第 k 个设备数据发射功率的最大值， $J_{u,k} = |\mathbf{v}_k^H \mathbf{h}_n|^2$ 和 $I_{\text{thu},k}$ 分别表示干扰参数和可容忍的最大干扰阈值， p_{out} 表示中断概率。为了保证通信性能，每个激活设备的总干扰在考虑数据中断的场景中要满足一定的要求。

显然，目标函数对两个优化变量 \mathbf{p}_u 和 \mathbf{v} 不是联合凸的，也就是说很难在多项式时间内找到最优解。为了解决这个问题，本文将原优化问题OP1分解为两个可解的子问题：首先给定 \mathbf{v} ，优化 \mathbf{p}_u ；然后用得到的最优 \mathbf{p}_u^* 优化 \mathbf{v} ，最后迭代两个子问题得到次优解。

3.1 上行稳健接入的功率分配

由于在实际通信场景中存在信道不确定性，只能基于非相关噪声最差模型的标准界得出激活设备 k 上行SINR的下界^[9]。接收向量 \mathbf{v}_k 设置为最大比合并(MRC, maximum ratio combining)接收机，即 $\mathbf{v}_k = \hat{\mathbf{h}}_k$ 。基于以上假设，上行链路的SINR下界可以表示为

$$\begin{aligned} \gamma_{u,k} &= \frac{p_{u,k} |\mathbf{E}[\mathbf{v}_k^H \mathbf{h}_k]|^2}{\sum_{n \in \mathcal{K}/k} p_{u,n} \mathbf{E}[|\mathbf{v}_k^H \mathbf{h}_n|^2] + p_{u,k} \text{var}\{\mathbf{v}_k^H \mathbf{h}_k\} + \sigma^2 \mathbf{E}\|\mathbf{v}_k\|^2} \\ &= \frac{p_{u,k} \rho_k^2}{\sum_{n \in \mathcal{K}/k} p_{u,n} \beta_n \rho_k + p_{u,k} \beta_k \rho_k + \sigma^2 \rho_k} \quad (27) \end{aligned}$$

因此，该功率优化的子问题可以表示为

$$\begin{aligned} \text{OP2: } & \max_{\mathbf{p}_u} \sum_{k \in \mathcal{K}} \frac{\log_2(1 + \gamma_{u,k})}{P_{\text{totu},k}} \quad (28) \\ \text{s.t. } & \text{C1, C2} \end{aligned}$$

分式规划(FP, fractional programming)可以研究最大化比值问题，并且要求比值的分子为凹函数，分母为凸函数，所有约束条件也为凸条件，3者任一

条件不满足都将没有低复杂度的解法^[29]。然而, OP2 中的分子不是凹函数, 很难找到复杂度低的全局可行解。因此, 本文将连续凸逼近 (SCA, sequential convex approximation) 的方法和 FP 结合, 把 OP2 的目标函数转变为可求解的近似问题^[30]。借助对数函数得到下界近似速率函数为^[31]

$$\log_2(1+\gamma) \geq a \log_2(\gamma) + b \quad (29)$$

并且有

$$a = \frac{\tilde{\gamma}}{1+\tilde{\gamma}}, b = \log_2(1+\tilde{\gamma}) - \frac{\tilde{\gamma}}{1+\tilde{\gamma}} \log_2(\tilde{\gamma}) \quad (30)$$

其中, $\tilde{\gamma} \geq 0$ 是一个辅助变量, 在最后一次迭代中等于 γ 的值。此时, OP2 的目标函数的下界可以表示为

$$\tilde{\eta}_u = \sum_{k \in \mathcal{K}} \frac{a_k \log_2(\gamma_{u,k}) + b_k}{p_{c1,k} + p_{u,k}} \quad (31)$$

令 $p_{u,k} = 2^{\lambda_k} x_k$, 将其代入式(27)后再代入式(31)可得

$$\tilde{\eta}_u = \sum_{k \in \mathcal{K}} \frac{o_k - q_k}{p_{c1,k} + 2^{\lambda_k}} \quad (32)$$

并且满足条件分别如式(33)和式(34)所示。

$$o_k = a_k x_k + 2a_k \log_2(\rho_k) + b_k \quad (33)$$

$$q_k = a_k \log_2(\rho_k (\sigma^2 + \beta_k 2^{\lambda_k} + \sum_{n \in \mathcal{K}/k} 2^{\lambda_n} \beta_n)) \quad (34)$$

此时, 下界 $\tilde{\eta}_u$ 的分子和分母对变量 x_k 来说分别为凹函数和凸函数, 当利用 FP 获得最优的 x_k 后, 则可以得出 $p_{u,k}$ 。

含中断概率的约束条件 C2 也需要转化为一个确定的凸形式以便获得可行解, 本文采用伯恩斯坦近似法来处理, 得到概率形式的约束为

$$\Pr \left\{ f_0(x) + \sum_{m=1}^M \chi_m f_m(x) \leq 0 \right\} \geq 1 - \epsilon \quad (35)$$

其中, $f_m(x)$ 表示变量 x 的仿射函数, χ_m 是一个随机变量, 取值范围为 $[-1, 1]$, 该约束可以近似为^[32]

$$f_0(x) + \sum_{m=1}^M \max[\mu_m^- f_m(x), \mu_m^+ f_m(x)] + \mathcal{F}(x) \leq 0 \quad (36)$$

其中, μ_m^- 和 μ_m^+ 的取值范围为 $[-1, 1]$, 函数 $\mathcal{F}(x)$ 展开为

$$\mathcal{F}(x) = \sqrt{2 \log \frac{1}{\epsilon}} \left(\sum_{m=1}^M \mathfrak{g}_m^2 f_m(x) \right)^{\frac{1}{2}} \quad (37)$$

其中, $\mathfrak{g}_m > 0$ 是个常数。OP2 中的 C2 可以按照伯恩斯坦方法进行近似, 结合上述理论, 将本文的干扰功率 J_k 设置为一个取值范围为 $[c_k, d_k]$ 的随机变量, 令

$$\delta_k = \frac{1}{2}(d_k - c_k), \epsilon_k = \frac{1}{2}(d_k + c_k) \quad (38)$$

同时定义 $f_0(x)$ 是变量 p_u 的函数, 即

$$f_0(x) = \epsilon_k p_n - I_{th,k}, f_m(x) = \delta_k p_n \quad (39)$$

在这种情况下, 中断概率约束 C2 可重写为

$$C2': \sum_{n \in \mathcal{K}/k} \left(\varphi_k p_n + \sqrt{2 \log \frac{1}{p_{out,k}}} |\mathfrak{g}_m \delta_k p_n| \right) \leq I_{th,k} \quad (40)$$

其中, $\varphi_k = \mu_m^+ \delta_k + \epsilon_k$ 。非凸约束 C2 已转化为确定的凸形式, 最后将 $p_{u,k} = 2^{\lambda_k} x_k$ 代入 C1 和 C2' 中可得

$$OP2': \max_x \tilde{\eta}_u \quad (41)$$

$$\text{s.t. } C1, C2'$$

为了得到联合功率分配的最优解, 本文利用拉格朗日对偶方法求解 OP2'^[33-35], 对应的拉格朗日函数可表示为

$$L(x, \ell_1, \ell_2) = \sum_{k \in \mathcal{K}} \frac{o_k - q_k}{p_{c1,k} + 2^{\lambda_k}} + \sum_{k \in \mathcal{K}} \ell_{1,k} (P_{m1} - 2^{\lambda_k}) + \sum_{k \in \mathcal{K}} \ell_{2,k} \left[I_{th,k} - \sum_{n \in \mathcal{K}/k} \left(\varphi_k 2^{\lambda_n} + \sqrt{2 \log \frac{1}{p_{out}}} |\mathfrak{g}_m \delta_k 2^{\lambda_n}| \right) \right] \quad (42)$$

其中, ℓ_1 和 ℓ_2 分别为约束 C1 和 C2' 的拉格朗日乘子。该函数的对偶问题可以利用典型的两步迭代优化算法求解, 即首先在当前确定的拉格朗日乘子下找到最优的 x , 再更新乘子直到结果收敛, 第一步采用梯度法求解最优的 x 。优化变量的值由拉格朗日函数 L 的梯度产生

$$x_k^i = x_k^{i-1} - t \frac{\partial L}{\partial x_k} \quad (43)$$

其中, x_k^i 是 x_k 第 i 次迭代的值, t 是较小的步长, $\partial L / \partial x_k$ 是拉格朗日函数 L 对 x_k 求偏导数, 如式(44)所示, 当达到收敛精度时迭代停止。

$$\frac{\partial L}{\partial x_k} = \frac{\tilde{A}_k (p_{c1,k} + 2^{\lambda_k}) - (o_k - q_k) (2^{\lambda_k} \ln 2)}{(p_{c1,k} + 2^{\lambda_k})^2} \quad (44)$$

其中, 满足等式成立如式(45)所示。

$$\tilde{A}_k = (a_k - \tilde{C}_k / \tilde{D}_k - \ell_{1,k} 2^{\lambda_k} \ln 2 - \ell_{2,k} I_k \ln 2) \quad (45)$$

$$\tilde{C}_k = a_k (\beta_k 2^{\lambda_k} + \sum_n 2^{\lambda_n} \beta_n)$$

$$\tilde{D}_k = \rho_k (\sigma^2 + \beta_k 2^{\lambda_k} + \sum_n 2^{\lambda_n} \beta_n)$$

每个设备的干扰为

$$I_k = \sum_{n \in \mathcal{K}/k} \left(\varphi_k 2^{\lambda_n} + \sqrt{2 \log \frac{1}{p_{out}}} |\mathfrak{g}_m \delta_k 2^{\lambda_n}| \right) \quad (46)$$

基于得到的最优 x_k , 用梯度法迭代更新当前的

拉格朗日乘子为

$$\begin{aligned} \ell_{1,k}^i &= [\ell_{1,k}^{i-1} - t'(P_{m1} - 2^{x_k})]^+ \\ \ell_{2,k}^i &= [\ell_{2,k}^{i-1} - t'(I_{\text{thu},k} - I_k)]^+ \end{aligned} \quad (47)$$

其中, $[x]^+$ 表示 $\max\{0, x\}$, t' 是较小的步长。同样, 该更新过程一直重复直到乘子收敛。若乘子收敛, 由于对偶问题的最优解就等于原问题的最优解, 此时即可得到最优的能量效率。否则, 继续进行下一轮的两步迭代。

3.2 接收向量设计

基于已经得到的最优 \mathbf{p}_u^* 来优化接收向量 \mathbf{v} 。该子问题可表示为

$$\begin{aligned} \text{OP3: } \max_{\mathbf{v}} \sum_{k \in \mathcal{K}} \eta_{u,k} \\ \text{s.t. C3} \end{aligned} \quad (48)$$

当优化变量为 \mathbf{v} 时, $\eta_{u,k}$ 的分母可视作常数, 该问题可由分式规划简化为整式规划, 即优化目标从最大化总的能量效率转变为给定功率下的最大化和速率。然而, OP3 对变量 \mathbf{v} 仍然是非凸的, 需要采用一些近似的方法进行转化。

事实上, 在不完美的信道状态信息下很难得到数据速率的精确表达式, 结合数据速率与均方误差 (MSE, mean square error) M_k 的关系和平均速率的下界为^[30]

$$E[-\log_2(M_k)] \geq -\log_2(E[M_k]) = \overline{R_{u,k}} \quad (49)$$

OP3 原始的非凸目标函数可转化为

$$\min_{\mathbf{v}} \sum_{k \in \mathcal{K}} \psi_k \log_2(\overline{M}_k) \quad (50)$$

$\psi_k = 1/P_{\text{totu},k}$, 平均 MSE \overline{M}_k 计算为

$$\begin{aligned} \overline{M}_k &= E\{M_k\} \\ &= E\{E[(\Gamma_k - s_{u,k})(\Gamma_k - s_{u,k})^H]\} \\ &= E\{\mathbf{v}_k^H (\hat{\zeta}_k + \sigma^2) \mathbf{v}_k - 2\Re\{\mathbf{v}_k^H \hat{\zeta}_k\} + 1\} \\ &= \mathbf{v}_k^H (\hat{\zeta}_k + \sigma^2) \mathbf{v}_k - 2\Re\{\mathbf{v}_k^H \hat{\zeta}_k\} + 1 \end{aligned} \quad (51)$$

其中, 满足条件为

$$\begin{aligned} \hat{\zeta}_k &= \sum_{k \in \mathcal{K}} p_{u,k} (\rho_k |\hat{\mathbf{h}}_k|^2 + \sigma_{e,k}^2) \\ \hat{\zeta}_k &= \sqrt{p_{u,k} \rho_k} \hat{\mathbf{h}}_k \end{aligned} \quad (52)$$

由于对数函数求和的形式比较难处理, 因此, 引入一个权重变量 ω_k 将原问题转化为权重和 MSE 最小化的问题, 即

$$\begin{aligned} \text{OP3': } \min_{\mathbf{v}, \omega} \sum_{k=1}^K \psi_k (\omega_k \overline{M}_k - \log_2(\omega_k)) \\ \text{s.t. C3} \end{aligned} \quad (53)$$

可以看出, OP3' 对变量 \mathbf{v} 和 ω 不是联合凸函数, 但是单独对每个变量为凸函数。因此, 需要利用块坐标下降法使得权重和 MSE 最小化, 即逐次优化每个变量, 同时控制其他变量不变, 直到结果收敛^[36]。需要注意的是, 代价函数取最小值当且仅当权重变量满足条件为^[37]

$$\omega_k = \overline{M}_k^{-1} \quad (54)$$

也就是说, 首先要设置权重变量的初值为 \overline{M}_k^{-1} , 再使用拉格朗日对偶法迭代优化接收向量 \mathbf{v}_k 。综上所述, 本文为 6G 蜂窝物联网设计的能量有效的上行稳健接入方案如算法 1 所示。

算法 1 能量有效的上行稳健接入方案

输入 $M, N, K, P_{m1,k}, \beta_k, \sigma^2, \rho_k, I_{\text{thu},k}, p_{\text{out}}$

输出 $p_{u,k}, \mathbf{v}_k$

- 1) 初始化: 选择合适的导频长度 L 、路径损失 β_k 、收敛精度 Δ 和精度参数 ϖ 。设置迭代指数 $i=0$, 为权重变量 ω_k 赋初值 \overline{M}_k^{-1} , $\tilde{\gamma}_k^0 = \gamma_k^0$, 并计算 a_k^0 和 b_k^0
- 2) 设置初始的 $\eta_u^0=0$, $\mathbf{x}^0 = \log_2(\mathbf{p}_u^0)$, l_1^0, l_2^0
- 3) 循环开始
- 4) 循环开始
- 5) 令 $i=i+1$
- 6) 根据式(43), 使用 \mathbf{x}^{i-1} 和当前的拉格朗日乘子 $\ell_1^{i-1}, \ell_2^{i-1}$ 计算 \mathbf{x}^i
- 7) 令 $\Delta_1 = \mathbf{x}^i - \mathbf{x}^{i-1}$
- 8) 当 $(\Delta_1 > \varpi)$ 时, 循环
- 9) 设置 $\mathbf{x}^{i-1} = \mathbf{x}^i$
- 10) 执行步骤 5~步骤 7
- 11) 结束
- 12) 根据式(47), 使用 l_1^{i-1}, l_2^{i-1} 和上述 \mathbf{x}^i 更新拉格朗日乘子
- 13) 令 $\Delta_2 = l_1^i - l_1^{i-1}$, $\Delta_3 = l_2^i - l_2^{i-1}$
- 14) 如果 $(\Delta_2 < \varpi \wedge \Delta_3 < \varpi)$
- 15) 最优功率 $\mathbf{p}_u^* = 2^{\mathbf{x}^i}$, $l_1^* = l_1^i$, $l_2^* = l_2^i$
- 16) 跳出循环
- 17) 结束
- 18) 执行步骤 9, 并设置 $l_1^{i-1} = l_1^i$, $l_2^{i-1} = l_2^i$
- 19) 令 $\tilde{\gamma}_k^i = \gamma_k^i$, 计算 a_k^i 和 b_k^i
- 20) 直到乘子收敛
- 21) 求解 OP3' 获得最优的接收向量 $\mathbf{v}^{*,i}$

- 22) 计算 η_u^i , 并令 $\Delta_4 = \eta_u^i - \eta_u^{i-1}$
- 23) 如果 ($\Delta_4 < \varpi$)
- 24) 跳出循环
- 25) 结束
- 26) 令 $\eta_u^{i-1} = \eta_u^i$
- 27) 直到 η_u 收敛

3.3 上行稳健接入的收敛性与复杂度分析

由于物联网设备有最大发射功率的限制, 系统总的能量效率是有界的。另外, 在每次迭代更新中, 第 $(i-1)$ 次迭代得到的解对第 i 次迭代也是可行的, 这意味着目标函数的最优值是非递减的, 只要选择合理的更新步长, 就能保证结果收敛。

算法 1 的计算复杂度取决于达到收敛所需迭代的次数以及每次迭代的复杂度, 在每次迭代中决定复杂度的主要步骤就是求解最优的 \mathbf{x}^* 和 \mathbf{v}^* 。由于两个子问题都被转化为凸优化问题, 其复杂度就与变量和约束条件的个数有关^[30]。在功率分配的子问题 OP2 中, 变量为 K 个, 约束为 $2K$ 个。设计接收向量的子问题 OP3 中, 每次迭代的复杂度阶数相当于传统的最小化权重 MSE 算法, 可近似为利用内点法求解一个二阶锥规划问题的复杂度^[38], 即 $O((KM)^3)$ 。尽管该算法相比于固定比例功率分配与 MRC 接收机的方案 (其计算复杂度为 $2K$) 更复杂, 但在具体实施中, 系统性能和计算复杂度应给予权衡考虑。算法 1 的收敛行为如图 2 所示, 由图 2 可以看出算法 1 可以在较少的迭代次数内就达到收敛, 说明了其具有可容忍的计算复杂度。

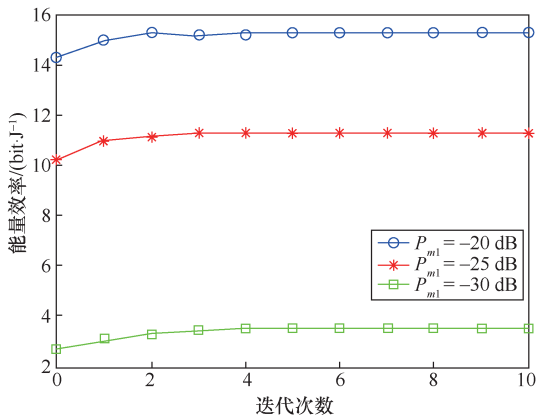


图 2 算法 1 的收敛行为

4 能量有效的下行稳健接入

基站得到不完美的下行信道信息后, 需要稳健的传输数据方案来保证系统性能。以基站的能量效

率为优化目标, 定义优化问题为

$$\begin{aligned}
 \text{OP4: } & \max_{\mathbf{p}_d, \mathbf{w}} \eta_d & (55) \\
 \text{s.t. C4: } & \sum_{k \in \mathcal{K}} p_{d,k} \leq P_{m2} \\
 \text{C5: } & \Pr \left\{ \sum_{n \in \mathcal{K}/k} p_{d,n} J_{d,k} \leq I_{\text{thd},k} \right\} \geq 1 - p_{\text{out}} \\
 \text{C6: } & \|\mathbf{w}_k\|^2 \leq 1, \forall k
 \end{aligned}$$

其中, \mathbf{p}_d 和 \mathbf{w} 分别为下行数据发射功率和发射波束的变量集, C4~C6 分别为数据发射功率、干扰和发射波束约束。 P_{m2} 是基站总的的数据发射功率的最大值, $J_{d,k} = |\mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_k|^2$ 和 $I_{\text{thd},k}$ 分别表示干扰参数和可容忍的最大干扰阈值。由于信道状态信息不是完美的, 数据传输过程中随时可能发生中断, 因此, 有必要考虑每个激活设备的总干扰在中断场景中需满足的要求。

类似地, 由于 OP4 中目标函数对优化变量 \mathbf{p}_d 和 \mathbf{w} 不是联合凸的, 本文将原优化问题 OP4 分解为两个可解的子问题, 以便在较低的复杂度下找到可行解, 即首先给定 \mathbf{w} , 优化 \mathbf{p}_d ; 然后用求得的最优 \mathbf{p}_d^* 优化 \mathbf{w} , 最后迭代两个子问题得到次优解。

4.1 下行稳健接入的功率分配

由于在实际的通信场景中无法获得准确的数据速率, 需要利用非相关噪声最差模型的标准界得出激活设备 k 下行 SINR 的下界^[19]。故将发射波束 \mathbf{w}_k 设置为最大比传输 (MRT, maximum ratio transmission) 波束, 即 $\mathbf{v}_k = \hat{\mathbf{h}}_k$, 从而得到下行链路的 SINR 下界为

$$\begin{aligned}
 \gamma_{d,k} &= \frac{p_{d,k} \mathbb{E}[\mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_k]^2}{\sum_{n \in \mathcal{K}/k} p_{d,n} \mathbb{E}[\mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_n]^2 + p_{d,k} \text{var}\{\mathbf{h}_k^H \mathbf{w}_k\} + \sigma^2} \\
 &= \frac{p_{d,k} \rho_k^2}{\sum_{n \in \mathcal{K}/k} p_{d,n} \beta_k \rho_n + p_{d,k} \beta_k \rho_k + \sigma^2} & (56)
 \end{aligned}$$

因此, 该功率分配的子问题可表示为

$$\begin{aligned}
 \text{OP5: } & \max_{\mathbf{p}_d} \frac{\sum_{k \in \mathcal{K}} \log_2(1 + \gamma_{d,k})}{P_{\text{totd}}} & (57) \\
 \text{s.t. } & \text{C4, C5}
 \end{aligned}$$

与上行数据传输方案类似, 令 $p_{d,k} = 2^{\gamma_k}$ 并结合 FP 与 SCA 方法, 将 OP5 的目标函数转化为

$$\tilde{\eta}_d = \frac{\sum_{k \in \mathcal{K}} o'_k - q'_k}{p_{c2,k} + \sum_{k \in \mathcal{K}} 2^{\gamma_k}} & (58)$$

其中，满足条件为

$$o'_k = a_k y_k + 2a_k \rho_k \quad (59)$$

$$q'_k = a_k \log_2(\sigma^2 + \beta_k \rho_k 2^{y_k} + \sum_{n \in \mathcal{K}/k} 2^{y_n} \beta_k \rho_n) \quad (60)$$

此时，下界 $\tilde{\eta}_d$ 的分子和分母对变量 y_k 来说分别为凹函数和凸函数，因此，可以利用 FP 中的经典算法即 Dinkelbach 算法^[29]进行求解，引入变量 Ω ，将目标函数的分式表达式转化为整式表达式，即

$$\sum_{k \in \mathcal{K}} (o'_k - q'_k) - \Omega(p_{c2,k} + \sum_{k \in \mathcal{K}} 2^{y_k}) \quad (61)$$

其次，概率约束 C5 的转化也同理，可得等价的凸形式 C5'，最终得到凸优化问题

$$\begin{aligned} \text{OP5'}: \max_{\mathbf{y}, \Omega} \sum_{k \in \mathcal{K}} (o'_k - q'_k) - \Omega(p_{c2,k} + \sum_{k \in \mathcal{K}} 2^{y_k}) \\ \text{s.t. C4, C5'} \end{aligned} \quad (62)$$

利用拉格朗日算法和 Dinkelbach 算法对 OP5' 进行求解。首先，初始化迭代次数 $n=0$ ，变量 $\Omega_n=0$ ，在此取值下用拉格朗日对偶函数法求解，使得目标函数满足约束条件且取最大值的最优解 \mathbf{y}^* ；随后，用当前的 Ω_n 和 \mathbf{y}^* 计算目标函数值；最后，更新 $\Omega_{n+1}=\tilde{\eta}_d(\mathbf{y}^*)$ ，迭代次数 $n=n+1$ 。以上 3 步反复循环直到目标函数值满足精度要求。循环跳出时则获得最优 \mathbf{y}^* ，从而可以得出 \mathbf{p}_d^* 。

4.2 发射波束设计

基于已得到的最优 \mathbf{p}_d^* ，发射波束 \mathbf{w} 的优化定义为

$$\begin{aligned} \text{OP6}: \max_{\mathbf{w}} \eta_d \\ \text{s.t. C6} \end{aligned} \quad (63)$$

类似 OP3 的转化，OP6 原始的非凸目标函数可转化为

$$\min_{\mathbf{w}} \sum_{k \in \mathcal{K}} \psi' \log_2(\bar{M}'_k) \quad (64)$$

其中， $\psi' = 1/P_{\text{totd}}$ ，平均 MSE \bar{M}'_k 计算为

$$\begin{aligned} \bar{M}'_k &= \mathbb{E}\{M'_k\} \\ &= \mathbb{E}\{\mathbb{E}[(r_k A_k - s_k)(r_k A_k - s_k)^H]\} \\ &= \mathbb{E}\{r_k^H (\zeta'_k + \sigma^2) r_k - 2\Re\{r_k^H \zeta'_k\} + 1\} \\ &= r_k^H (\hat{\zeta}'_k + \sigma^2) r_k - 2\Re\{r_k^H \hat{\zeta}'_k\} + 1 \end{aligned} \quad (65)$$

并且满足

$$\begin{aligned} \hat{\zeta}'_k &= p_{d,k} \rho_k |\hat{\mathbf{h}}_k \mathbf{w}_k|^2 + \sum_{n \in \mathcal{K}/k} p_{d,k} (\rho_k |\hat{\mathbf{h}}_k \mathbf{w}_n|^2 + \sigma_{e,k}^2) \\ &= \sqrt{p_{d,k} \rho_k} \hat{\mathbf{h}}_k \mathbf{w}_k \end{aligned} \quad (66)$$

其中， r_k 为设备端接收机。最后，引入权重变量 ω'_k 处理对数函数的求和形式，将原问题转化为权重和 MSE 最小化的问题，即

$$\text{OP6'}: \min_{\mathbf{w}, \omega'} \sum_{k \in \mathcal{K}} \psi'_k (\omega'_k \bar{M}'_k - \log_2(\omega'_k)) \quad (67)$$

s.t. C6

OP6' 对变量 \mathbf{w} 和 ω' 仍然不是联合凸函数，再利用块坐标下降法最小化权重和 MSE。需要注意的是，代价函数取到最小值当且仅当权重变量满足条件为

$$\omega'_k = \bar{M}'_k^{-1} \quad (68)$$

并且，设备端接收机满足条件为^[37]

$$r_k = \hat{\zeta}'_k (\hat{\zeta}'_k + \sigma^2)^{-1} \quad (69)$$

首先为权重变量和设备接收机设置初值，再使用拉格朗日对偶法迭代优化发射波束 \mathbf{w}_k 。综上所述，为 6G 蜂窝物联网设计的能量有效的下行稳健接入方案如算法 2 所示。

算法 2 能量有效的下行稳健接入方案

输入 $M, N, K, P_{m2}, \beta_k, \sigma^2, \rho_k, I_{\text{thd},k}, p_{\text{out}}$

输出 $p_{d,k}, \mathbf{w}_k$

- 1) 初始化：选择合适的导频长度 L 、路径损失 β_k 、收敛精度 Δ 和精度参数 ϖ 。设置迭代指数 $i=0$ ，为权重变量 ω_k 和用户端接收机 r_k 赋初值， $\tilde{\gamma}_k^0 = \gamma_k^0$ ，并计算 a_k^0 和 b_k^0
- 2) 设置初始的 $\eta_d^0=0$ ， $\mathbf{y}^0 = \log_2(\mathbf{p}_d^0)$ ， ℓ_3^0 ， ℓ_4^0 ；设置 Dinkelbach 迭代指数 $n=0$ ， $\Omega_n=0$ ，同时，令 $\tilde{\eta}_d$ 的分子为 $f(\mathbf{y})$ ，分母为 $g(\mathbf{y})$
- 3) 循环开始
- 4) 循环开始
- 5) 用拉格朗日对偶法处理 OP5' 的目标函数，同理算法 1 的步骤 4~步骤 20，得到最优 $\mathbf{y}^{*,n}$
- 6) 令 $F(\Omega_n) = f(\mathbf{y}^{*,n}) - \Omega_n g(\mathbf{y}^{*,n})$
- 7) 更新 $\Omega_{n+1} = f(\mathbf{y}^{*,n}) / g(\mathbf{y}^{*,n})$
- 8) 令 $n=n+1$
- 9) 直到 $F(\Omega_n)$ 收敛
- 10) 得到最优发射功率 $\mathbf{p}_d^* = 2^{\mathbf{y}^{*,n}}$
- 11) 求解 OP6' 获得最优的接收向量 $\mathbf{w}^{*,i}$
- 12) 计算 η_d^i ，并令 $\Delta_5 = \eta_d^i - \eta_d^{i-1}$
- 13) 如果 $(\Delta_5 < \varpi)$
- 14) 跳出循环
- 15) 结束
- 16) 令 $\eta_d^{i-1} = \eta_d^i$
- 17) 直到 η_d 收敛

4.3 下行稳健接入的收敛性与复杂度分析

算法 2 与算法 1 的区别在于算法 2 使用了 Dinkelbach 方法, 这里只分析该方法的收敛速率与复杂度, 其余方法的收敛性与复杂度同理上行接入方案, 不再赘述。Dinkelbach 算法通过引入辅助变量 Ω , 将原始的分式规划转化为整式规划, 整体的计算复杂度取决于该辅助问题的收敛速率和复杂度。显然, Dinkelbach 算法主要的复杂度在于 Ω 的更新步骤, 将更新等式重写为

$$\Omega_{n+1} = \frac{f(\mathbf{y}^*)}{g(\mathbf{y}^*)} = \Omega_n - \frac{f(\mathbf{y}^*) - \Omega_n g(\mathbf{y}^*)}{-g(\mathbf{y}^*)} = \Omega_n - \frac{F(\Omega_n)}{F'(\Omega_n)} \quad (70)$$

由此可以看出, Dinkelbach 算法可等价于利用牛顿法求解凸函数 $F(\Omega)$, 而牛顿法的复杂度取决于辅助函数 F 的变量个数和约束条件个数, 当辅助函数为凸函数时, 根据标准凸分析可知, 辅助问题的计算复杂度是关于变量个数和约束数 (均为 $K+1$) 的多项式, 其可在有限的迭代次数内收敛。同样地, 尽管算法 2 的计算复杂度相比于固定比例功率分配与 MRT 发射波束的方案 ($2K$) 更高, 但算法 2 的系统性能得到了改善。综合考虑, 该算法的复杂度尚可容忍。

5 仿真结果

通过仿真结果来验证本文提出的 6G 蜂窝物联网大规模接入方案的有效性和稳健性。主要的系统参数设置为: $M=32$, $N=1\ 000$, $K=16$, $\sigma^2=1$, $L=500$, $I_{\text{th},k}=I_{\text{thd},k}=0.001\ \text{W}$, $p_{\text{out}}=0.1$ 。

首先, 检验本文提出的算法 1 与固定比例功率分配和传统的 MRC 接收向量算法相比的性能增益、算法 2 与功率平均分配和传统的 MRT 发射波束算法相比的性能增益。算法 1 的性能增益、算法 2 的性能增益分别如图 3、图 4 所示, 由图 3 和图 4 可知, 算法 1 和算法 2 的能量效率具有明显优势。随着上行最大数据发射功率 P_{m1} 和下行最大数据发射功率 P_{m2} 的增大, 4 种算法的能量效率都呈现先增大再减小的变化趋势。但是算法 1 和算法 2 相比各自的对比算法, 能量效率的峰值都更大, 且取到峰值所需的 P_{m1} 和 P_{m2} 都更小。本文设计的算法 1 和算法 2 通过对上行链路以及下行链路通信的功率分配、基站接收向量设计和发射波束设计, 在仿真结果中所取的整个 $P_{m1}(-30\sim-5\ \text{dB})$ 和 $P_{m2}(-15\sim15\ \text{dB})$ 变化范围内都显示出绝对优势, 尤

其是在 P_{m1} 和 P_{m2} 取值较小时, 优势更明显。值得指出的是, 6G 蜂窝物联网的设备通常体型较小, 如智能手机、智能手表、平板电脑、便携电脑等, 其电池容量有限, 对上行数据发射功率的限制很大, 出于节能的目的, 基站的总发射功率也应当尽可能小, 这种情况下算法 1 和算法 2 能很好地发挥优势。

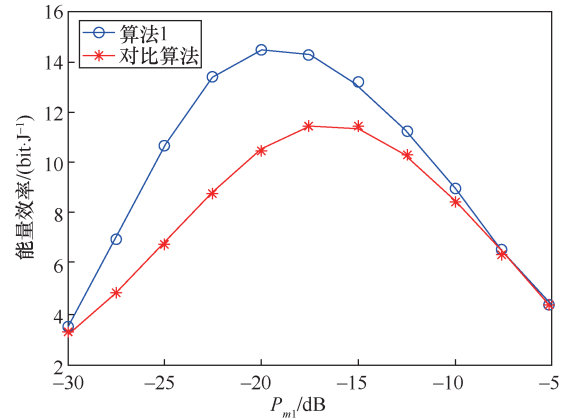


图 3 算法 1 的性能增益

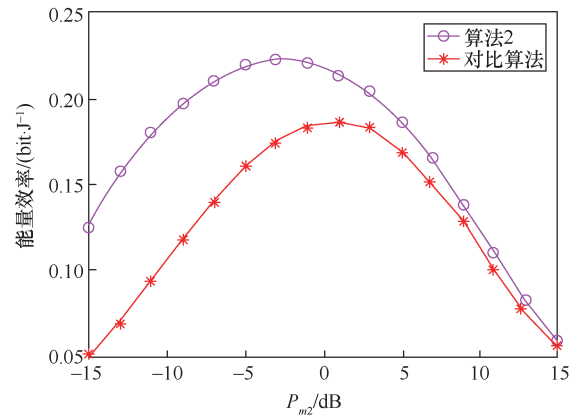


图 4 算法 2 的性能增益

中断概率对所提算法性能的影响如图 5 所示。由于算法 1 和算法 2 中断概率约束的表达式在形式上完全一致, 某一变量变化引起的变化趋势也相同, 因此, 本文针对上行数据传输的情况进行了探索。从图 5 中可以看出, 系统能量效率随着中断概率 p_{out} 的增大而增加。根据前文的理论分析, 这一点很容易理解, 中断概率越低, 表示通信需求越严格, 在同等条件下满足更严格的约束条件系统的性能也就越差。当通信质量的需求较高时, 可以通过放宽干扰阈值 I_{th} 来改善性能。因此, 选择合适的 p_{out} 和 I_{th} 来实现服务保真度和系统性能的权衡很有必要。总之, 本文提出的算法有可能实现实际应用情况下 6G 蜂窝物联网的大规模接入。

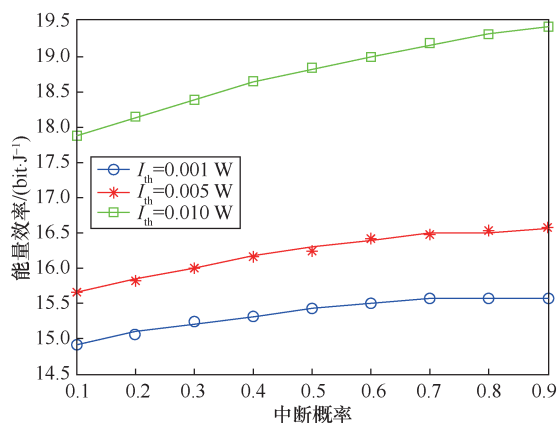


图5 中断概率对所提算法性能的影响

6 结束语

为了满足海量低功耗物联网设备接入网络的需求,本文基于免授权随机接入协议为数据流量具有偶发性的6G蜂窝物联网设计了一个接入架构,即在上行或下行数据传输前,先利用CS方法进行联合激活检测与信道估计。考虑信道信息的不确定性和物联网设备的低功耗要求,本文以能量效率为优化目标,提出了具有稳健性的大规模接入算法,并验证了其可行性和实用性,该技术有望应用于6G物联网无缝覆盖的网络社交、网络商务、移动共享等数据服务中。另外,该技术可以结合更加高效的接入协议^[39]或设备的激活检测算法进行进一步研究。

参考文献:

- [1] 赵亚军, 郁光辉, 徐汉青. 6G移动通信网络: 愿景、挑战与关键技术[J]. 中国科学: 信息科学, 2019, 49(8): 963-987.
ZHAO Y J, YU G H, XU H Q. 6G mobile communication networks: vision, challenge, and key technologies[J]. Scientia Sinica (Informationis), 2019, 49(8): 963-987.
- [2] CHEN X M, ZHANG Z Y, ZHONG C J, et al. Fully non-orthogonal communication for massive access[J]. IEEE Transactions on Communications, 2018, 66(4): 1717-1731.
- [3] CHEN X M, ZHANG Z Y, ZHONG C J, et al. Exploiting multiple-antenna techniques for non-orthogonal multiple access[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2017, 35(10): 2207-2220.
- [4] TIAN F Y, CHEN X M. Multiple-antenna techniques in nonorthogonal multiple access: a review[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2019, 20(12): 1665-1697.
- [5] CHEN X M, CHEN H H, MENG W X. Cooperative communications for cognitive radio networks—from theory to applications[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2014, 16(3): 1180-1193.
- [6] LYU L, CHEN J, NI Q. Cooperative non-orthogonal multiple access in cognitive radio[J]. IEEE Communications Letters, 2016, 20(10):

2059-2062.

- [7] CHEN X M, WANG X M, CHEN X F. Energy-efficient optimization for wireless information and power transfer in large-scale MIMO systems employing energy beamforming[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2013, 2(6): 667-670.
- [8] CHEN X M, YUEN C, ZHANG Z Y. Wireless energy and information transfer tradeoff for limited feedback multi-antenna systems with energy beamforming[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2014, 63(1): 407-412.
- [9] CHEN X M, ZHANG Z Y, CHEN H H, et al. Enhancing wireless information and power transfer by exploiting multi-antenna techniques[J]. IEEE Communications Magazine, 2015, 53(4): 133-141.
- [10] CHEN X M, NG D W K, CHEN H H. Secrecy wireless information and power transfer: challenges and opportunities[J]. IEEE Wireless Communications, 2016, 23(2): 54-61.
- [11] 黄欣荣. 改变未来世界的6G网络新技术[J]. 新疆师范大学学报(哲学社会科学版), 2019.
HUANG X R. 6G network new technology changing the future world[J]. Journal of Xinjiang Normal University (Edition of Philosophy and Social Sciences), 2019.
- [12] 张小飞, 徐大专. 6G移动通信系统: 需求、挑战和关键技术[J]. 新疆师范大学学报(哲学社会科学版), 2019.
ZHANG X F, XU D Z. The 6th generation mobile communication systems: requirement, challenge, and key technology[J]. Journal of Xinjiang Normal University (Edition of Philosophy and Social Sciences), 2019.
- [13] PALATTELLA M R, DOHLER M, GRIECO A, et al. Internet of things in the 5G era: enablers, architecture, and business models[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2016, 34(3): 510-527.
- [14] DU Y, CHENG C, DONG B, et al. Block-sparsity-based multiuser detection for uplink grant-free NOMA[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 17(12): 7894-7909.
- [15] SENEL K, LARSSON E G. Grant-free massive MTC-enabled massive MIMO: a compressive sensing approach[J]. IEEE Transactions Communications, 2018, 66(12): 6164-6175.
- [16] WANG B, DAI L, ZHANG Y, et al. Dynamic compressive sensing-based multi-user detection for uplink grant-free NOMA[J]. IEEE Communications Letters, 2016, 20(11): 2320-2323.
- [17] DU Y, DONG B, ZHU W, et al. Joint channel estimation and multiuser detection for uplink grant-free NOMA[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 7(4): 682-685.
- [18] LIU L, YU W. Massive connectivity with massive MIMO-part 1: device activity detection and channel estimation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(11): 2933-2946.
- [19] SHAO X D, CHEN X M, ZHONG C J, et al. A unified design of massive access for cellular Internet of things[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(2): 3934-3947.
- [20] CHEN Z, SOHRABI F, YU W. Sparse activity detection for massive connectivity[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2018, 66(7): 1890-1904.
- [21] WANG J, PALOMAR D P. Worst-case robust MIMO transmission with imperfect channel knowledge[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(8): 3086-3100.
- [22] CUI M, HU B, TANG J. Energy-efficient joint power allocation in uplink massive MIMO cognitive radio networks with imperfect CSI[J].

- IEEE Access, 2017, 5: 27611-27621.
- [23] FRITZSCHE R, FETTWEIS G P. Robust sum rate maximization in the multi-cell MU-MIMO downlink[C]//IEEE Wireless Communication and Networking Conference (WCNC). IEEE, 2013: 3180-3184.
- [24] EDLER T, LUNDBERG S. Energy efficiency enhancements in radio access networks[J]. Ericsson Review, 2004, 81(1): 42-51.
- [25] GUO K, GUO Y, FODOR G, et al. Uplink power control with MMSE receiver in multi-cell MU-massive-MIMO systems[C]//IEEE International Communication Conference (ICC). IEEE, 2014: 5184-5190.
- [26] GE X, HUANG X. Energy-efficient optimization for MIMO-OFDM mobile multimedia communication systems with QoS constraints[J]. IEEE Transactions Vehicular Technology, 2014, 63(5): 2127-2138.
- [27] MIAO G. Energy-efficient uplink multi-user MIMO[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12(5): 2302-2313.
- [28] ZARAKOVITIS C C, NI Q, SPILLOTIS J. Energy-efficient green wireless communication systems with imperfect CSI and data outage[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2016, 34(12): 3108-3126.
- [29] ZAPPONE A, JORSWIECK E. Energy efficiency in wireless networks via fractional programming theory[J]. Foundations and Trends in Communications and Information Theory, 2015, 11(3-4): 185-396.
- [30] BOYD S, VANDENBERGHE L. Convex optimization[M]. England: Cambridge University Press, 2004.
- [31] PAPANDRIOPOULOS J, EVANS J. Low-complexity distributed algorithms for spectrum balancing in multi-user DSL networks[C]//IEEE ICC. IEEE, 2006: 3270-3275.
- [32] XU W, WANG X, ALSHOMRAN I. SINR-constrained power minimization in MISO interference channel with imperfect CSI: a Bernstein approximation approach[C]//IEEE Globecom. IEEE, 2013.
- [33] CHEN X M, JIA R D, NG D W K. On the design of massive non-orthogonal multiple access with imperfect successive interference cancellation[J]. IEEE Transactions on Communications, 2019, 67(3): 2539-2551.
- [34] TANG J, SO D K C, ALSUSA E, et al. Resource efficiency: a new paradigm on energy efficiency and spectral efficiency tradeoff[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2014, 13(8): 4656-4669.
- [35] ZHANG H, JIANG C, BEAULIEU N C. Resource allocation in spectrum-sharing OPDMA femtocells with heterogeneous services[J]. IEEE Transactions on Communications, 2014, 62(7): 2366-2377.
- [36] BERTSEKAS D P. Nonlinear programming[M]. 2nd edition. Massachusetts: Athena Scientific, 1999.
- [37] SHI Q, RAZAVIYAYN M, LUO Z Q, et al. An iteratively weighted

MMSE approach to distributed sum-utility maximization for a MIMO interfering broadcast channel[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(9): 4331-4340.

[38] YE Y. Interior point algorithms: theory and analysis[M]. America: John Wiley and Sons, 1997.

[39] CHEN X M, NG D W K, YU W, et al. Massive access for 5G and beyond[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020.

[作者简介]



田飞燕 (1997-), 女, 山西晋城人, 浙江大学信息与电子工程学院信息与通信工程系在读博士生, 主要研究方向为蜂窝物联网、大规模接入和稀疏信号处理等。



陈晓明 (1982-), 男, 江苏苏州人, 浙江大学信息与电子工程学院信息与通信工程系研究员、博士生导师, 主要研究方向为 5G/6G 关键技术、物联网理论与技术和智能无线通信。



钟财军 (1982-), 男, 浙江绍兴人, 浙江大学信息与电子工程学院信息与通信工程系教授、博士生导师, 主要研究方向为无线通信、通信信号处理以及人工智能在无线通信系统中的应用。



张朝阳 (1973-), 男, 湖北黄冈人, 浙江大学信息与电子工程学院信息与通信工程系教授、博士生导师, 主要研究方向为新一代无线通信与智能网络、感知—通信—计算协同融合、网络信息论与新型编译码和分布式感知、学习与优化。