

一种基于物理-社交感知和支付激励的 D2D 多播内容共享策略



富勤学 敖亮 杨莲新 吴岩

中国人民解放军陆军工程大学通信工程学院 南京 210007

摘要 面向大规模用户的多媒体业务尤其是在线视频业务正呈现爆炸式发展的态势,D2D(Device-to-Device)多播内容共享技术被认为是一种可以有效应对大规模用户海量数据分发的关键技术。但目前关于 D2D 多播内容共享的研究多集中在如何提高系统的能量有效性上,对于系统数据速率和的研究不多,而系统数据速率和是反映系统能否高效分发内容的一个重要指标。为了建立一个贴近实际场景的用户模型并实现高效内容分发以减轻基站负担并提高资源(频谱和能量)利用效率,文中提出一种基于物理-社交感知和支付激励的 D2D 多播内容共享策略。首先,根据实际场景的限制对 D2D 多播通信进行建模,把模型的应用场景扩大到人流集中的高速内容共享的“热点”地区和不利于基站直接传输数据(如抗震救灾时)的大规模搜救行动的“盲点”地区。随后,以有效降低基站负载和应对海量数据分发为目标,提出以多约束条件下系统等效数据速率和为目标函数的优化问题,通过引入支付机制激励用户作为簇头为其他用户提供共享内容,通过引入基于兴趣相似度的社交关系来提高资源利用效率并降低用户支付代价。最后,提出簇头选择-簇形成算法来求解上述问题。在簇头选择算法中,在考虑用户数据速率阈值限制的同时,引入基于用户兴趣相似度的社交关系;在簇形成算法中,采用了一种增益定义与“联盟”内涵高度契合的集中控制式的联盟形成博弈模型。仿真结果表明,与相关同类策略相比,所提策略在等效数据速率和与实际数据速率和两项指标上的性能得到了显著提高,同时证明了该策略适合大规模用户的网络。

关键词:物理-社交感知;支付激励;内容共享;场景扩展;联盟形成博弈

中图分类号 TN929.5

D2D Multicast Content Sharing Scheme Based on Physical-Social Awareness and Payment Incentive

FU Qin-xue, AO Liang, YANG Lian-xin and WU Yan

College of Communications Engineering, Army Engineering University of PLA, Nanjing 210007, China

Abstract Multimedia services, especially online video services, are explosively developing. D2D(Device-to-Device) multicast content sharing is considered as a key technology that can handle massive data delivery. However, most of the current researches on D2D multicast content sharing focus on how to improve the energy efficiency of the system, while there are few researches on the data rate sum of the system, which is an important index to reflect whether the system can efficiently distribute content. In order to establish a user model which is closer to the actual scene and implement efficient content delivery to alleviate the burden of Base Stations and improve the utilization efficiency of resources (spectrum and energy), this paper proposes a kind of D2D multicast content sharing scheme based on physical-social awareness and pay incentive. Firstly, D2D multicast communication is modeled according to the limitations of the actual scene, and the application scene of the model is expanded to the “hot spot” area with content sharing at high data rate where people are concentrated and the “blind spot” area at which the data cannot be easily transmitted directly by Base Stations in earthquake relief operations. Then, in order to effectively reduce the load of Base Stations and to cope with huge amounts of data delivery, this paper puts forward the optimization problem that the system equivalent data rate sum is regarded as an objective function under multiple constraints. In the objective function, the payment mechanism is introduced to encourage users to provide shared content for other users as cluster heads, and social ties based on similarity of interest are introduced to reduce user payment cost and improve resource utilization efficiency. Finally, a cluster head selection-cluster formation algorithm is proposed to solve this problem. In the cluster head selection algorithm, social ties based on similarity of user interest is introduced while considering the limit of user data rate threshold. In the algorithm of cluster formation, a coalition formation game of centralized control is adopted, in which the gain definition is highly consistent with the connotation of “coalition”.

到稿日期:2019-04-25 返修日期:2019-08-12 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:国家自然科学基金(61671474);江苏省杰出青年基金(BK20180028);江苏省优秀青年基金(BK20170089)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (61671474), Jiangsu Provincial Natural Science Fund for Outstanding Young Scholars (BK20180028) and Jiangsu Provincial Natural Science Foundation for Excellent Young Scholars (BK20170089).

通信作者:富勤学(fuqinxue99@163.com)

The simulation results show that the performance of the proposed scheme on the equivalent data rate sum and actual data rate sum is significantly improved compared with the relevant similar scheme, and it is also proved that the proposed scheme is suitable for large-scale user networks.

Keywords Physical-social awareness, Payment incentive, Content sharing, Scenario extension, Coalition formation game

1 引言

随着智能终端的广泛使用和多媒体业务尤其是在线视频业务的飞速发展,无线移动数据流量每年都以几何级数暴增。海量数据尤其是大量重复数据通过基站传输时,会给基站造成严重负担;同时,由于有限的服务带宽与快速增长的移动终端数目之间的矛盾,使得蜂窝网络的服务性能不断下降。作为降低基站负载、提高资源(频谱和能量)利用效率的一种有效技术,D2D多播内容共享受到了业界的广泛关注^[1-8]。

研究人员利用 D2D 多播通信实现内容共享,即按一定规则把用户分成若干簇,从每一簇中选出一个代表作为簇头,数据从基站传给簇头,再通过簇头把数据以多播方式传送到同一簇中的每一个用户,完成数据的内容共享。一般,将 D2D 多播分为簇头选择和簇形成两个过程^[9]。

某些智能终端使用较集中的热点地区,如演唱会、大剧院和商业中心等人员密集区,大量多媒体数据业务被重复下载,这种情况下利用 D2D 多播通信实现内容共享可最大限度地提高能量使用率和频谱使用率,同时卸载基站流量。另外,在抗震救灾等特殊环境下,即使附近有基站能正常工作,但特殊的地理环境和信道条件将导致部分位置的用户终端通过传统蜂窝通信无法正常接收数据,如果此时进行大规模搜救活动,大量用户就需要通过 D2D 多播方式获得所需要的数据。

在内容共享模式中引入社交属性可以提高系统性能^[1],因此,本文在簇头选择和簇形成两个过程中均引入社交关系。

用户因具有自私属性,并不愿意成为簇头,因此要完成 D2D 多播通信,需要引入激励机制激励用户成为簇头^[8]。另外,簇形成过程与联盟的形成过程具有相似性,因此可以利用联盟形成博弈理论来解决簇形成问题^[7]。

文献[4]对 D2D 单播和组播的内容传输性能进行了分析,提供了对其内容分发的深入理解;同时证明了选择多播内容分发模式可以提高蜂窝网络的内容传输效率。文献[3,10]在 D2D 多播通信时仅关注资源分配,没有考虑内容共享与分发,无法高效地实现蜂窝网络的流量卸载。文献[2,5-6,11]考虑了 D2D 多播内容共享与分发,但文献[5]只关注系统的时延和鲁棒性,文献[2,6,11]只关注能量效率,它们均未考虑基站流量卸载的重要指标——数据速率。文献[12]在 D2D 分簇时考虑了用户间的社交关系,引入代价机制克服用户的自私属性,在增加 D2D 分簇可实现性的同时提高了系统能量的有效性,但由于模型假设所有用户同时对同一数据文件感兴趣,限制了系统的应用范围;另外,该算法只适用于少量用户的场景,用户数较大时,其能量有效性接近随机算法。

为了扩展 D2D 多播内容共享的应用范围,建立更接近于实际场景的 D2D 多播通信模型,同时提高大规模用户内容共享的系统性能,本文提出一种基于物理-社交感知和支付激励的 D2D 多播内容共享策略。该策略的主要贡献如下。

1)扩展了基于簇头选择-簇形成的 D2D 多播内容共享的应用场景。该策略适用于大量用户在一个较小的地理范围内分享高速率数据的“热点”场景;也适用于抗震救灾等特殊地理环境下大规模搜救活动时的用户通信(“盲点”场景)。

2)D2D 多播模型引入支付机制激励用户作为簇头,为其他用户提供共享内容,引入基于兴趣相似度的社交关系来降低用户的支付代价并提高资源的利用效率。同时,其考虑了更多实际场景下的限制条件,能与现实场景更好地匹配。

3)将簇形成过程建模为联盟形成博弈模型,使用簇头选择-簇形成算法求解目标问题。由于在簇头选择算法和簇形成算法中分别对权重和系统增益这两个重要物理量的定义进行了改进,使其与模型中“多播”和“联盟”的内涵深度契合,同时把分布式算法变为集中式算法增强了系统可控性,因此与同类算法相比,本文所提算法使系统性能有了明显提升。

本文第 2 节介绍系统模型和问题形成;第 3 节说明簇头选择过程;第 4 节运用改进的基于联盟形成博弈的簇形成算法完成簇形成过程;第 5 节仿真结果和分析;最后总结全文。

2 系统模型与问题形成

2.1 系统模型

如图 1 所示,考虑一个单小区构成的蜂窝场景,基站所覆盖的小区为用户比较集中的“热点”地区,或某些不适合直接进行蜂窝通信的“盲点”地区如抗震救灾现场。基站位于小区中心,小区内随机均匀分布 N 个初始用户,构成用户集合 $\mathcal{U} = \{u_1, \dots, u_i, \dots, u_N\}$ 。每个请求数据的用户可以选择使用 D2D 通信模式或传统蜂窝通信模式获得所需要的数据。当大量用户集中在一个人流密集的“热点”地区请求高速率数据,或者在“盲点”地区内进行大规模搜救活动而进行通信时,大流量和数据高重复的特性使得使用传统蜂窝通信不仅大大增加基站的负载,而且严重降低频谱利用率和能量利用率,当基站负载过大时,部分用户甚至无法正常通信。此时,用户需要分簇后再采用 D2D 多播通信模式,以完成簇内用户的数据传输。用户不能进入任何一个分簇时,将采用传统蜂窝通信模式,通过基站获得所需数据。对于“热点”地区,用户在通信时有时会考虑到隐私和安全问题,因此用户要接入多播通信系统,就需要通过系统的“信任关系认证”来确保新加入的用户对同一分簇的其他用户不会产生隐私和安全威胁。对于抗震救灾等“盲点”地区,通信时强调“应急性”,以最大数据速率接入最多的用户是该场景下通信要考虑的首要问题,因此隐私和安全问题退居次要地位,所有用户可以不经过“信任关系认证”直接接入系统。为了简化,本文假设接入系统的所有用户均不考虑隐私和安全问题(在所有场景下),考虑隐私和安全问题的用户将直接以传统蜂窝通信模式获得所需要的数据。

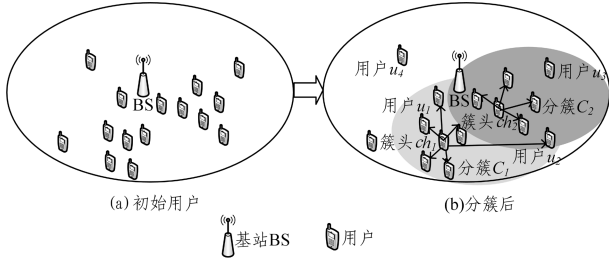


图1 初始用户及其分簇后的网络拓扑

Fig. 1 Initial user and network topology after clustering

假设用户分簇后每一簇选出一个代表作为簇头,所有簇头构成簇头集合 \mathcal{CH} , K 为簇头的总个数。初始用户中除簇头以外的其他用户构成数据请求者的集合 \mathcal{DR} , $\mathcal{U} = \mathcal{CH} \cup \mathcal{DR}$ 。每个簇由 1 个簇头和若干个簇成员构成,第 k 个簇 C_k 的簇成员构成的集合为 CM_k ,第 k 个簇 C_k 的簇头 $ch_k \in \mathcal{CH}$, $CM_k \in \mathcal{DR}$, $C_k = CM_k \cup ch_k$ 。基站把数据发送给簇头,再通过簇头以多播方式发送给数据请求者。基站和簇头之间使用传统蜂窝通信模式传递数据,簇头与簇成员之间以 D2D 多播通信模式传递数据。簇头向簇成员发送数据的信道采用原蜂窝网络使用的上行链路资源的一部分(该部分链路资源为系统单独分配给使用 D2D 模式下的用户使用),信道的分配由基站指定。假设分配给所有簇头使用的上行链路的最大信道个数为 N_{hth} ;所有上行链路的信道带宽相同,均为 W 。簇头发送数据时使用的是系统分配的蜂窝网络原有的独立正交的信道资源,因此干扰近似为 0。假设基站可以获得该小区内所有用户的信道状态信息(Channel State Information, CSI)。第 k 个簇的簇头向其所在簇的成员传输数据时发射功率为 p_k , $k=1,2,\dots,K$ 。由于簇头与簇成员之间采用蜂窝网络使用的上行链路资源的一部分进行通信,因此不考虑功率控制。系统分簇结束并初始化后,各个簇头的发射功率 p_k 处于不变状态;不能进入分簇而用传统蜂窝模式通信的用户,其功率控制按传统蜂窝通信的功率控制实施,不在考虑的范围。与文献[12]不同,以上模型没有要求所有的数据请求者在同一时间都请求相同的数据,所以大大扩展了上述模型的适用范围。

2.2 问题形成

用 $|\cdot|$ 表示集合中元素的个数,簇头个数受系统分配的最大信道个数 N_{hth} 制约,即初始用户最多只能分为 N_{hth} 个簇。另外,当分的簇过多时,使用 D2D 分簇多播并不能有效提升频谱利用效率和能量利用效率,因此分簇的个数需要小于某一设定值 N_{hth2} 。分簇个数或簇头个数 $|\mathcal{CH}|$ 应满足:

$$|\mathcal{CH}| \leq N_{\text{hth}} = \min\{N_{\text{hth1}}, N_{\text{hth2}}\} \quad (1)$$

其中, N_{hth} 表示簇头个数最终的上限阈值。一般来说,分簇后如果某个簇的成员个数过多,需要发送的数据量可能就会过大,就会导致这个簇的簇头消耗的能量过多,进而造成簇头“猝死”,所以假设每个簇的最大簇成员数不能超过一个上限阈值 N_{rth} ,第 k 个簇的簇成员个数 $|CM_k|$ 应满足:

$$|CM_k| \leq N_{\text{rth}} \quad (2)$$

其中 $k=1,2,\dots,K$, $K \leq N_{\text{hth}}$, K 为分簇的总个数。

信道模型需要同时考虑大尺度衰落和小尺度衰落(主要考虑瑞利衰落),则用户 u_i 和 u_j 之间的可达数据速率为:

$$R_{ij} = B \log_2 \left(1 + \frac{p_{ij} |h_{ij}|^2 d_{ij}^{-\alpha}}{BN_0} \right) \quad (3)$$

其中, B 为信道带宽, N_0 为信道的单边带功率谱密度, p_{ij} 为用户 u_i 向 u_j 发送数据时的功率, $d_{ij}^{-\alpha}$ 为大尺度衰落, d_{ij} 为两个用户的距离, α 为路径损耗因子, h_{ij} 为小尺度的瑞利衰落的随机变量 $h_{ij} \sim \mathcal{CA}(0,1)$, $|h_{ij}|^2 \sim \text{Exp}(1)$ [13]。因使用给定蜂窝网络的独立正交信道,干扰近似为 0,故用户接收信号时的 SINR(Signal To Interference Plus Noise Ratio)为:

$$\text{SINR} = \frac{p_{ij} |h_{ij}|^2 d_{ij}^{-\alpha}}{BN_0} \quad (4)$$

因接收信号需要达到一定信干噪比才能被正确接收解调,或者即使能够被解调,解调出的信号也因信干噪比达不到要求而无法识别,所以接收信号信干噪比需要满足:

$$\text{SINR} \geq \text{SINR}_{\text{th}} \quad (5)$$

其中, SINR_{th} 表示信干噪比的下限阈值。对应地,两个用户之间的可达速率需要满足下式[12]:

$$R_{ij} \geq R_{\text{th}} = B \log_2(1 + \text{SINR}_{\text{th}}) \quad (6)$$

因为分簇是为了降低基站负担,提高用户服务质量,如果用户接收数据的速率过低,即使能够勉强通信,但不能满足用户对基本服务质量的需求,则背离了分簇的初衷。所以要求用户接收数据的速率不小于某个下限服务阈值 R_{low} 。综上,假定只有数据发送用户 u_i (在 D2D 分簇系统即指簇头)与数据接收用户 u_j (在 D2D 分簇系统即指簇成员)之间的数据传输速率满足下式,用户 u_j 才能进入 D2D 分簇系统。

$$R_{ij} \geq R_0 = \max\{R_{\text{th}}, R_{\text{low}}\} \quad (7)$$

其中, R_0 表示簇头与进入分簇的用户间传输数据速率最终的下限阈值。

同一分簇的用户由于偏好不同,在同一时刻需要的数据将不同,若大量不同偏好的用户进入同一分簇则会导致簇头每次发送数据只能满足很少的用户,严重降低多播效率,从而偏离使用 D2D 分簇多播的初衷。为了解决这个问题,需要引入一种社交关系,这种社交关系可用用户的兴趣相似度表示[9]。同一场景下,同一簇内用户的兴趣相似度越大,请求传输同一内容的数据的可能性越大,整个系统的数据速率也就越大,因而尽可能选择与原簇内用户兴趣相似度大的用户进入分簇。然而,如果某一用户进入分簇前需要比较其与所有用户的相似度,就会导致计算数据量很大,因此某一用户要想进入 D2D 分簇系统,需将其兴趣相似度与某一选定的“标准用户”相比较,其兴趣相似度与“标准用户”接近则优先进入。假定该“标准用户”为簇头,这是因为簇成员请求的数据需要通过簇头传输,簇头的喜好决定了多播时传输用户需要的数据的概率,另外,簇头自身存储的数据也可以被直接传输,进一步降低了基站的负担,提高了系统资源的利用效率。

根据文献[12,14],由兴趣相似度定义的两个用户 u_i 与 u_j 之间的社交关系可由下式确定:

$$s_{ij} = \frac{\mathbf{J}_i \cdot \mathbf{J}_j}{|\mathbf{J}_i| |\mathbf{J}_j|} \quad (8)$$

其中, \mathbf{J}_i 和 \mathbf{J}_j 是 l 维向量,其中每个元素的取值范围为 $[0,1]$; $|\cdot|$ 表示向量长度。 \mathbf{J}_i 和 \mathbf{J}_j 是用户在 l 个兴趣关键词上的标准化兴趣度量,可被称为标准化兴趣向量。由文献[12,

14]可知,两个用户之间的社交关系 s_{ij} 可以按如下方式获得:首先,基站对一个具体场景确定 l 个不同的兴趣关键词,如音乐会场景下关键词为中国古代、爵士乐、欧洲古代、流行乐等,基站把关键词构成的信息列表发送给每个用户;每个用户收到该列表后,按照自身情况对应各关键词内容,确定自己的标准化兴趣向量,当各用户都把自己的标准化兴趣向量发给基站后,基站根据式(8)计算得到任意两个用户之间的社交关系。

为了激励用户与其他用户分享数据,引入支付激励机制^[15]。假设通过传统蜂窝通信获得数据时,用户获得每比特数据需要的支付代价为 c_0 元;而用户通过簇头获得数据时需要给簇头的支付代价为 c 元/比特。因每次发送数据时,簇内增加一个需要该数据的簇内用户并不消耗簇头额外的资源,故簇内用户与簇头的社交关系越大,支付代价就越小,因此假定每个与簇头有社交关系 s 的用户实际给簇头的支付代价变为 $(1-s)c$ 元/比特。由于基站“知道”系统所有用户的社交关系,因此由基站计价。从簇头得到数据的用户向基站支付“代价”后,基站再向簇头支付其传输数据的“代价”,“代价”可以是“实际费用”,也可以是等价数据流量的“虚拟费用”。另外,在“盲点”场景下,用户主动充当簇头,支付代价 $c=0$ 。

系统分簇时,如果簇头太集中,即簇头距离太近,就会使得部分离簇头较远的用户无法加入分簇系统中^[16],导致用户公平性变差;如果簇头让较远的用户加入分簇就要增大功率,则又会降低能量利用效率。因此设定任意两个簇 C_m 与 C_n ,它们簇头间的距离 d_{mn} 不小于 d_{th} ,即满足:

$$d_{mn} \geq d_{th} \quad (9)$$

系统分簇后,作为簇头的用户则作为中继给其他用户发送数据,当新的用户加入分簇后,簇头可能要增加功率才能使分簇系统正常通信,但簇头功率的增加是有限的,其最大值为 p_{max} ,即任一个簇头功率 p_k 满足^[12]:

$$p_k \leq p_{max}, k=1,2,\dots,K, K \leq N_{bth} \quad (10)$$

对于大量同时请求高速数据(不限于一种数据)的用户,如何分簇以最大限度地减轻基站负担,增加系统数据速率和,降低支付代价?若以“收入”为标准,将系统数据速率和统一到此标准上,则可定义一个单位时间 Δt 上的系统效能:

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N x_{ij} [c_0 \Delta t R_{ij} s_{ij} - c(1-s_{ij}) \Delta t R_{ij} s_{ij}] \quad (11)$$

其中, $x_{ij} \in \{0,1\}$ 。当 $x_{ij}=1$ 时表示用户 u_i 向用户 u_j 发送数据;当 $x_{ij}=0$ 时表示用户 u_i 没有向用户 u_j 发送数据。当 $x_{ij}=1$ 时,中括号里前一项表示用户 u_i 从 D2D 分簇系统得到的数据量折算成传统蜂窝通信中得到的数据量的等价收入,后一项是该用户真正支付给簇头的代价。式(11)表示系统在单位时间 Δt 内收到的数据折换成收入再减去代价后的等价收入。令 $c_t = c/c_0$ 表示相对代价,则该系统的效能公式变为:

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N x_{ij} c_0 \Delta t [R_{ij} s_{ij} - c_t(1-s_{ij}) R_{ij} s_{ij}] \quad (12)$$

当最大化系统效能以求解上述分簇问题时,常数 $c_0 \Delta t$ 并不影响最终分簇结果,因此最大化系统效能时除去常数 $c_0 \Delta t$,可以得到系统的目标函数如下:

$$\max \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N x_{ij} [R_{ij} s_{ij} - c_t(1-s_{ij}) R_{ij} s_{ij}] \quad (13)$$

其中,当 $x_{ij}=1$ 时, $R_{ij} s_{ij}$ 表示簇头发送数据时簇成员 u_j 得到的平均数据速率; $c_t(1-s_{ij}) R_{ij} s_{ij}$ 表示簇成员 u_j 向簇头支付

的实际相对代价 $c_t(1-s_{ij})$ 折算成数据速率后的等价速率损失。式(13)表示寻求合适的 $x_{ij} \in \{0,1\}$ 使得系统在将支付给簇头的代价折换成数据速率除去后,得到的等效数据速率和最大,即系统效能最大,定义这个系统效能为系统等效数据速率和。在最大化系统等效数据速率和的同时,实际上也最大化了系统的“收入”。相应地,当一个分簇 C_k 内簇头 ch_k 向簇内用户 u_i 提供数据时,用户 u_i 在 C_k 内的效能定义为:

$$\begin{aligned} U_{h_k, u_i} &= R_{h_k, u_i} s_{h_k, u_i} - c_t(1-s_{h_k, u_i}) R_{h_k, u_i} s_{h_k, u_i} \\ &= B \log_2 \left(1 + \frac{p_{h_k} |h_{h_k, u_i}|^2 d_{h_k, u_i}^{-\alpha}}{BN_0} \right) s_{h_k, u_i} [1 - c_t(1 - s_{h_k, u_i})] \end{aligned} \quad (14)$$

其中, p_{h_k} 为分簇 C_k 内簇头 ch_k 的发射功率。

另外,因为一个用户最多只能加入一个分簇,从一个簇头获取数据,所以有如下限制:

$$\sum_{i=1}^N x_{ij} \leq 1, x_{ij} \in \{0,1\}, j=1,2,\dots,N \quad (15)$$

考虑到式(1)、式(2)、式(7)、式(9)、式(10)和式(15)的限制,得到目标优化问题如下:

$$\begin{aligned} \max \quad & \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N x_{ij} [R_{ij} s_{ij} - c_t(1-s_{ij}) R_{ij} s_{ij}] \\ \text{s. t.} \quad & |\mathbf{CH}| \leq N_{bth} = \min\{N_{bth1}, N_{bth2}\} \\ & |\mathbf{CM}_k| \leq N_{rth}, k=1,2,\dots,K, K \leq N_{bth} \\ & R_{ij} \geq R_0 = \max\{R_{th}, R_{low}\} \\ & \text{其中, } d_{mn} \geq d_{th}, d_{mn} \text{ 为簇 } C_m \text{ 与 } C_n \text{ 的簇头间距离} \\ & m, n=1,2,\dots,K, \\ & p_k \leq p_{max}, k=1,2,\dots,K, K \leq N_{bth} \\ & \sum_{i=1}^N x_{ij} \leq 1, x_{ij} \in \{0,1\}, j=1,2,\dots,N \end{aligned} \quad (16)$$

目标优化问题实质上是 0-1 整数规划问题,该问题为 NP-hard,采用遍历搜索算法可以得到最优解,但算法的复杂度是初始用户数的指数函数,为了减轻基站负担,所以需要引入一种次优算法以降低计算复杂度;根据文献[12],当簇形成过程模型引入了代价和增益时,可以利用联盟形成博弈(Coalition Formation Game, CFG)理论求解得到次优解,由于本文在把问题建构成簇形成过程时,同样引入了代价和增益,因此可以考虑利用联盟形成博弈解决分簇问题。

3 簇头选择过程

为了选出合适的簇头,本节使用基于用户权重的簇头选择算法,以达到选为簇头的用户其用户权重最大的目的。为使目标函数最优,簇头选择过程中用户权重的定义不仅要考虑物理特性还要考虑社交关系。文献[10]虽然考虑了数据速率和社交关系,但并没有考虑每个用户数据速率和社交关系实际值的贡献;文献[12]虽然考虑了物理特性和社交关系,但其物理特性仅考虑了距离的阈值限制而未考虑距离的实际大小,而且没有考虑使用更能表征实际信道衰落特性的物理量-数据速率来表达物理特性,因此得到的性能不够理想。本文选择基于可达物理-社交权重(Achievable Physical-Social Weight, APSW)的簇头选择算法,其权重定义如下:

$$\begin{aligned} W_i &= \sum_{u_j \in U \setminus u_i} y_{ij} R_{ij} s_{ij} \\ \text{s. t.} \quad y_{ij} &= \begin{cases} 1, & R_{ij} \geq R_0 = \max\{R_{th}, R_{low}\} \\ 0, & R_{ij} < R_0 = \max\{R_{th}, R_{low}\} \end{cases} \end{aligned} \quad (17)$$

其中, W_i 为任一用户 $u_i \in \mathcal{N}$ 的权重; R_{ij} 和 s_{ij} 为用户 u_i 与用户 u_j 之间的可达速率和这两个用户的社交关系, R_{ij} 由式(3)给定, s_{ij} 在用户和基站交互数据后由基站计算得到。该权重定义不仅考虑了每个用户数据速率和社交关系实际值的贡献, 还考虑了实际物理信道对可达数据速率的限制, 既符合实际意义, 又有效提高了系统效能。另外, 由于上述模型对簇头个数和簇头间距离有所限制, APSW 算法需要满足式(1)和式(7)。同时综合文献[10, 12]中相关算法的优缺点, 可以得到如下的基于可达物理-社交权重的簇头选择算法。本文提出的基于可达物理-社交权重的簇头选择算法如算法1所示。

算法1 基于可达物理-社交权重的簇头选择算法(APSW)

1. 初始化, 向量 $\mathbf{CH} = []$ (\mathbf{CH} 表示簇头集合 \mathcal{CH} , \mathbf{CH} 向量为空, 表示无簇头加入), 给出网络拓扑、所有用户初始功率 P_0 、CSI、任意两个用户间的社交关系 s_{ij} , 同时给定参数 R_{th} , R_{low} , N_{hth} , N_{hth2} , d_{th} , N , α 。
2. 利用距离公式计算任意用户距离 d_{ij} , 利用式(1)、式(3)、式(7)分别得到 N_{hth} , R_{ij} , R_0 。
3. 利用式(17)计算每个用户权重 W_i , 得到权重的向量 \mathbf{W} , 逆序排列后得到向量 \mathbf{W}' , 并把 \mathbf{W}' 各元素在原向量 \mathbf{W} 中对应的位置序号构成的向量记为 \mathbf{De} , 取 \mathbf{De} 的第一个元素加入空向量 \mathbf{CH} , 删除向量 \mathbf{De} 的第一个元素。
4. while($(|\mathbf{CH}| < N_{hth}) \& \& (|\mathbf{De}| > 0)$)
5. if \mathbf{De} 的第一个元素对应的用户到 \mathbf{CH} 中任何元素对应用户的距离不小于 d_{th}
6. \mathbf{De} 的第一个元素加入向量 \mathbf{CH}
7. end if
8. 删除向量 \mathbf{De} 的第一个元素
9. end while

社交关系在用户和基站交互信息后, 由基站根据式(8)计算得到。用户网络拓扑 CSI 由基站获得, 其他参数由基站设置, 最后输出向量 \mathbf{CH} 各元素对应的初始点, 即选定的簇头。

算法复杂度分析: 先计算任意两个用户的可达速率 R_{ij} , 再选择簇头, 选择第 $m+1$ 个簇头时, 余下的用户要与已经加入 \mathbf{CH} 的簇头比较 m 次, 直到最终选定一个满足条件的用户加入分簇, 求和后可得最终的复杂度为 $O(N^2)$ 。

4 簇形成过程

4.1 联盟形成博弈模型

文献[12]利用基于联盟形成博弈的簇形成算法完成簇形成过程, 但由于该算法是分布式控制算法, 与集中式算法相比, 可控性较差, 不便于对资源进行统一管理和控制, 也不便于资源的优化配置; 另外, 由于该算法中系统增益定义为进入联盟的各个用户增益的最小值, 导致其增益的定义与“联盟增益的内涵”契合度不高, 因此优势没有得到充分发挥。下面对该联盟形成博弈算法进行改进, 得到改进的基于联盟形成博弈的簇形成算法, 从仿真结果可以看出该算法的有效性。

一个用户(数据请求者)想要加入一个分簇, 需要满足两个条件: 1) 该用户进入分簇后, 该分簇中每个用户(包括新加入分簇的用户)均有一个非负的效能增益; 2) 该用户进入分簇后, 整个分簇(包括该新加入的用户)的总增益大于 0。当两个条件均满足时, 该用户才能进入该分簇成为分簇成员。当多个符合上述条件的用户想要进入分簇时, 需要比较用户对该分簇的贡献, 即哪个用户的加入给整个分簇带来的增益越

大, 分簇则越倾向于接纳这个用户。

经以上分析可知, 簇形成过程与联盟形成博弈具有较大的相似性, 根据文献[12], 本文引入了代价和增益的簇形成过程, 可以利用联盟形成博弈理论进行建模和求解, 将簇形成过程建模为效用不可转移的联盟形成博弈。联盟形成博弈^[17]可以用 $(\mathcal{U}, \mathcal{C}, \mathcal{V})$ 表示, \mathcal{U} 表示博弈中所有参与者的集合, 这里是由初始用户的集合组成, 包括簇头和数据请求者集合, $\mathcal{U} = \mathcal{CH} \cup \mathcal{DR}$; 联盟结构 \mathcal{C} 被定义为 $\mathcal{C} = \{C_1, \dots, C_k, \dots, C_K\}$, 其组成元素 C_k ($k=1, 2, \dots, K$) 是一个联盟(即簇形成过程中的分簇), 满足 $\forall k' \neq k, C_k \cap C_{k'} = \emptyset, \bigcup_{k=1}^K C_k = \mathcal{U}$ 。 $\mathcal{V}(C_k)$ 表示 C_k 的联盟值, 是 $|C_k|$ 维向量组成的集合, 可以表示为:

$$\mathcal{V}(C_k) = \{v(C_k) \mid v(C_k) = (v_{u_i}(C_k))_{u_i \in C_k}\}$$

其中, $v(C_k)$ 是一个 $|C_k|$ 维向量, $v_{u_i}(C_k)$ 是向量 $v(C_k)$ 的一个元素, 表示参与者 u_i 在联盟 C_k 中的效能^[18]。

假设初始化联盟结构 $\mathcal{C}_0 = \{\mathcal{C}_1, \mathcal{C}_2\}$, $\mathcal{C}_1, \mathcal{C}_2$ 是由单个用户构成的单独联盟的集合, 其中 \mathcal{C}_1 由数据请求者的集合 \mathcal{DR} 组成, \mathcal{C}_2 由簇头的集合 \mathcal{CH} 组成。为了用联盟形成博弈理论解决簇形成问题, 下面定义几个概念。

定义1 一个转换 $\Delta_k(u_i)$ 为一个博弈参与者 u_i (数据请求者) 从联盟 $C_i \in \mathcal{C}_1$ 转移到联盟 $C_k \in \mathcal{C}_2$, 一个转换 $\Delta_k(u_i)$ 用数学定义表示为^[12]:

$$\Delta_k(u_i): C_i \rightarrow C_i \setminus u_i \text{ 且 } C_k \rightarrow C_k \cup u_i \quad (18)$$

定义2 一个转换 $\Delta_k(u_i)$ 的效能增益(以下简称增益) $g(\Delta_k(u_i))$ 为转换 $\Delta_k(u_i)$ 完成后, 进入联盟的所有用户(数据请求者)的增益的和。因为簇头消耗能量与内存换取用户的支付代价, 支出与收益抵消, 增益为 0, 对分簇结果没有影响, 在改进的基于联盟形成博弈的簇形成算法中不予考虑。

首先, 分析簇头多播时发送的数据速率与簇头到簇内用户可达速率(簇头到簇内用户的可达速率以下简称用户可达速率)的关系, 便于给出转换 $\Delta_k(u_i)$ 的增益的定义。对于 D2D 分簇多播通信, 簇头对分簇内所有用户的数据发送速率都是相同的, 因而簇头数据发送速率必须要保证簇头可以服务分簇中信道质量最差的用户, 即簇头数据发送速率要小于分簇内所有用户可达速率的最小值, 才能使得 D2D 分簇多播通信正常进行。为了充分利用系统资源, 假设簇头以已经进入分簇中的所有用户可达速率的最小值作为簇头的发送数据速率服务簇内各个用户。

情况1 当用户 u_i 从联盟(或分簇) C_i 进入联盟(或分簇) C_k 时, u_i 的可达速率不小于 (u_i 未进入时) 原联盟(或分簇) 的所有用户的可达速率的最小值。此时, 簇头不需要提高功率即可与用户 u_i 正常通信, 因而簇头功率不需要改变, 原分簇其他用户的效能不变^[12]。系统效能仅取决于用户 u_i 进入联盟(或分簇) C_k 后的效能, 根据式(14)和文献[12]有:

$$\begin{aligned} g(\Delta_k(u_i)) &= v_{u_i}(C_k \cup u_i) \\ &= B \log_2 \left(1 + \frac{P_{h_k} |h_{h_k, u_i}|^2 d_{h_k, u_i}^{-\alpha}}{BN_0} \right)_{S_{h_k, u_i}} [1 - \\ &\quad c_i (1 - S_{h_k, u_i})] \end{aligned} \quad (19)$$

情况2 当 u_i 从 C_i 离开进入 C_k 时, 用户 u_i 的可达速率小于原联盟(或分簇) C_k 所有用户的可达速率的最小值。此时, 按上文假设簇头以原簇内用户最小可达速率发送数据, 这个

数据速率高于用户 u_i 的可达速率,在功率不变的情况下,用户 u_i 无法达到这个最小速率,因此无法使簇头与用户 u_i 正常通信,要想改变这种情况,簇头 ch_k 的功率 p_{h_k} 需要提高到 p'_{h_k} [12] (使得用户 u_i 可达速率增大到未加入 C_k 时原簇内成员的最小可达速率,此时簇头 ch_k 的功率为 p'_{h_k})。虽然继续提高功率可以提高数据速率,但由于用户功率和用户电池能量均有限,不能满足持续增长,因此簇头 ch_k 的功率 p_{h_k} 提高到满足通信的最小条件(用户 u_i 可达速率增大到未加入 C_k 时原簇成员的最小可达速率)即可。其中, p'_{h_k} 由下式决定:

$$R_{C_k, g \min} = B \log_2 \left(1 + \frac{p'_{h_k} |h_{ki}|^2 d_{ki}^{-\alpha}}{BN_0} \right) \quad (20)$$

其中, $R_{C_k, g \min}$ 表示用户 u_i 尚未进入分簇 C_k 时, 到其簇内用户的最小可达速率。

因 p'_{h_k} 受 p_{\max} 约束, 下面分两种子情况考虑转换 $\Delta_{ik}(u_i)$ 的增益 $g(\Delta_{ik}(u_i))$ 。

1) 当 $p'_{h_k} > p_{\max}$ 时, 用户 u_i 无法满足限制条件而不能进入分簇 [12], 假定 $g(\Delta_{ik}(u_i)) = -1$ 。

2) 当 $p'_{h_k} \leq p_{\max}$ 时, 簇头能与进入分簇的用户 u_i 正常通信。此时转换 $\Delta_{ik}(u_i)$ 的增益不仅取决于用户 u_i 在进入 C_k 后的效能, 还与簇头 ch_k 提高功率后, 原簇内成员的增益相关。根据式(14)和文献[12], 对于 $\forall u_j \in C_k \setminus \{ch_k\}$, 在用户 u_i 未进入 C_k 时, u_j 的效能为:

$$v_{u_j}(C_k) = B \log_2 \left(1 + \frac{p_{h_k} |h_{h_k, u_j}|^2 d_{h_k, u_j}^{-\alpha}}{BN_0} \right) s_{h_k, u_j} [1 - c_t (1 - s_{h_k, u_j})] \quad (21)$$

在用户 u_i 进入 C_k 后, u_j 的效能为:

$$v_{u_j}(C_k \cup u_i) = B \log_2 \left(1 + \frac{p'_{h_k} |h_{h_k, u_j}|^2 d_{h_k, u_j}^{-\alpha}}{BN_0} \right) s_{h_k, u_j} [1 - c_t (1 - s_{h_k, u_j})] \quad (22)$$

用户 u_i 在进入 C_k 后的效能为:

$$v_{u_i}(C_k \cup u_i) = B \log_2 \left(1 + \frac{p'_{h_k} |h_{h_k, u_i}|^2 d_{h_k, u_i}^{-\alpha}}{BN_0} \right) s_{h_k, u_i} [1 - c_t (1 - s_{h_k, u_i})] \quad (23)$$

因 $g(\Delta_{ik}(u_i))$ 定义为交换操作完成后, 进入分簇的所有用户的增益的和, 所以有:

$$g(\Delta_{ik}(u_i)) = v_{u_i}(C_k \cup u_i) + S_{\Delta_{u_j}} \quad (24)$$

其中, $S_{\Delta_{u_j}} = \sum_{u_j \in C_k \setminus \{h_k\}} (v_{u_j}(C_k \cup u_i) - v_{u_j}(C_k))$, $v_{u_i}(C_k)$, $v_{u_i}(C_k \cup u_i)$ 和 $v_{u_j}(C_k \cup u_i)$ 由式(21)~式(23)决定。综上, 有:

$$g(\Delta_{ik}(u_i)) = \begin{cases} v_{u_i}(C_k \cup u_i) + S_{\Delta_{u_j}} & p'_{h_k} \leq p_{\max} \\ -1, & p'_{h_k} > p_{\max} \end{cases} \quad (25)$$

除了转换 $\Delta_{ik}(u_i)$ 的增益 $g(\Delta_{ik}(u_i))$ 外, 转换 $\Delta_{ik}(u_i)$ 的实际发生还必须考虑转换 $\Delta_{ik}(u_i)$ 完成后所有用户(包括 u_i) 的最小增益 $g_{e \min}(\Delta_{ik}(u_i))$ 。

定义 3 转换 $\Delta_{ik}(u_i)$ 完成后, 所有用户的最小增益 $g_{e \min}(\Delta_{ik}(u_i))$ 为转换 $\Delta_{ik}(u_i)$ 完成后 C_k 内所有用户(包括用户 u_i) 的效能增益的最小值。下面分两种情况给出具体定义。

情况 1 对应于定义 2 的情况 1, 用户 u_i 进入分簇 C_k 后, 原簇内每个用户增益为 0, 用户 u_i 的增益为 $v_{u_i}(C_k \cup u_i)$, 所以转换 $\Delta_{ik}(u_i)$ 完成后最小增益 $g_{e \min}(\Delta_{ik}(u_i))$ 为:

$$g_{e \min}(\Delta_{ik}(u_i)) = \min\{v_{u_i}(C_k \cup u_i), 0\} \quad (26)$$

情况 2 对应于定义 2 的情况 2, 分两种子情况讨论最小

增益。

1) $p'_{h_k} \leq p_{\max}$ 时, 簇头的发射功率增大, 因而有:

$$g_{e \min}(\Delta_{ik}(u_i)) = \min\{M_{\Delta_{u_j}}, v_{u_i}(C_k \cup u_i)\} \quad (27)$$

其中, $M_{\Delta_{u_j}} = \min_{u_j \in C_k \setminus \{h_k\}} \{(v_{u_j}(C_k \cup u_i) - v_{u_j}(C_k))\}$ 。

2) $p'_{h_k} > p_{\max}$ 时, 用户 u_i 无法进入 C_k , 定义转换 $\Delta_{ik}(u_i)$ 完成后的最小增益为 -1, 即:

$$g_{e \min}(\Delta_{ik}(u_i)) = -1 \quad (28)$$

综合两种子情况, 有:

$$g_{e \min}(\Delta_{ik}(u_i)) = \begin{cases} \min\{M_{\Delta_{u_j}}, v_{u_i}(C_k \cup u_i)\}, & p'_{h_k} \leq p_{\max} \\ -1, & p'_{h_k} > p_{\max} \end{cases} \quad (29)$$

4.2 改进的基于联盟形成博弈的簇形成算法

在上述联盟博弈模型的基础上, 为了衡量不同转换 $\Delta_{ik}(u_i)$ 和 $\Delta_{jk}(u_j)$ 的优劣, 本文定义了偏好关系的概念。

定义 4 偏好关系 $>$ 为 [12]:

$$\Delta_{ik}(u_i) > \Delta_{jk}(u_j) \Leftrightarrow g(\Delta_{ik}(u_i)) \geq g(\Delta_{jk}(u_j)) \quad (30)$$

偏好关系说明如何从满足转换条件的用户中选出最佳的用户放入簇中。本文设计了一个基站集中控制的改进的基于联盟形成博弈的簇形成算法, 用来完成簇形成过程, 算法要符合实际场景, 因此要满足式(2)、式(7)、式(10)、式(15)。针对文献[12]的优缺点, 根据上述模型的限制条件, 得到改进的基于联盟形成博弈的簇形成算法(Improved Coalition Formation Game Algorithm, ICFGGA), 如算法 2 所示。

算法 2 改进的基于联盟形成博弈的簇形成算法

1. 给定与 APSW 算法相同的初始参数。
2. 由 APSW 算法给出的向量 **CH** 和向量 **DR** 分别表示簇头 \mathcal{CH} 和数据请求者 \mathcal{DR} , 簇头个数 K 及相关参数, 求出簇头和数据请求者的社交关系 s'_{ki} , 距离 d'_{ki} 和数据速率 R'_{ki} 。其中 $k=1, 2, \dots, K$ 表示簇头的序号, $i=1, 2, \dots, N-K$ 表示簇形成过程的用户(数据请求者)的序号。计算数据速率 R'_{ki} 使用初始功率 p_0' , $p_0' < p_0$ 。
3. 设置标志向量 **Clustersignal** 为 $1 \times K$ 维全 1 向量, 当其第 k 个元素 $\text{Clustersignal}_k = 0$ 时, 表示该分簇已经形成, 不再选择其他用户加入。 p'_{ki} 表示用户 u_i 加入分簇 C_k 后簇头 ch_k 的瞬时功率。设置输出功率向量 \mathbf{p}'_{out} 为 $1 \times K$ 维零向量, 算法最终输出的 \mathbf{p}'_{out} 的第 k 个元素即为簇头 ch_k 的输出功率。初始化联盟结构 \mathcal{C}_0 使之成为单用户联盟集合, 设置联盟结构 $\mathcal{C}_0 \rightarrow \mathcal{C}_{\text{now}} = \{\mathcal{C}_{\text{now}1}, \mathcal{C}_{\text{now}2}\}$, $\mathcal{C}_{\text{now}1} = \mathcal{C}_1$, $\mathcal{C}_{\text{now}2} = \mathcal{C}_2$ 。
4. while(($\mathcal{C}_{\text{now}1} \neq \emptyset$) & ($|\mathbf{Clustersignal}| \neq 0$))
5. $\forall i \in \{1, 2, \dots, N-K\}, \forall k \in \{1, 2, \dots, K\}$ 将初始增益 $g(\Delta_{ik}(u_i))$ 设为 0。
6. for 对于每一个 $C_k \in \mathcal{C}_{\text{now}2}$
7. if $\text{Clustersignal}_k \neq 0$
8. 求出已经进入 C_k 的用户中数据速率最小的用户 $u_{\text{ki}_{\min}}$ 及其数据速率 $R'_{\text{ki}_{\min}}$
9. 设置 $\mathcal{U}' = \emptyset$
10. for 对于每一个 $C_i \in \mathcal{C}_{\text{now}1}$
11. if 用户 u_i 从 C_i 进入 C_k 时 $R'_{ki} < R'_{\text{ki}_{\min}}$
12. 用式(20)计算 u_i 从 C_i 进入 C_k 后簇头新的发射功率 p'_k
13. 设置 $p'_{ki} = p'_k$, 其中, 功率 p'_{ki} 表示簇头 ch_k 向簇内用户发送数据时的功率。
14. end if

15. 根据式(26)和式(29)计算 $g_{e \min}(\Delta_{ik}(u_i))$, 其中, 功率 p'_{h_k} 用 p'_{ki} 代入

16. if $g_{e \min}(\Delta_{ik}(u_i)) \geq 0$

17. 根据式(19)、式(25)计算 $g(\Delta_{ik}(u_i))$, 其中, 功率 p'_{h_k} 用 p'_{ki} 代入

18. end if

19. if $(g(\Delta_{ik}(u_i)) > 0) \& (|C_k| < N_{\text{rth}})$

20. $\mathcal{U}' = \mathcal{U}' \cup u_i$

21. end if

22. end for

23. if $\mathcal{U}' \neq \emptyset$

24. 求出用户 u_i^* 使 $\forall u_i \in \mathcal{U}'$ 有 $g(\Delta_{i^*k}(u_i^*)) \geq g(\Delta_{ik}(u_i))$

25. 用户 u_i^* 从 C_i^* 进入 C_k

更新联盟结构 $C_{\text{now}1} = C_{\text{now}1} \setminus C_i^*$

$$C_{\text{now}2} = (C_{\text{now}2} \setminus C_k) \cup C_k$$

$$C_{k'} = C_k \cup C_i^*$$

26. 簇头 ch_k 的发射功率为 p'_{ki^*}

27. 利用式(20)求出簇头功率变为 p'_{ki^*} 后的数据速率 R'_{ki^*}

28. 将 p'_{ki^*} 赋值给向量 \mathbf{p}'_{out} 的第 k 个元素

29. else

30. Clustersignal_k = 0

31. end if

32. end if

33. end for

34. end while

35. 将分簇系统中数据速率小于 R_0 的用户删除。

ICFGA 算法结束后输出最终的簇头功率和分簇结果。

4.3 改进的基于联盟形成博弈的簇形成算法的性能分析

命题 1 使用改进的基于联盟形成博弈的簇形成算法, 经过有限次迭代和一系列转换, 联盟结构 \mathcal{C}_0 最终可以收敛到确定的联盟结构 \mathcal{C} 。

证明: 改进的基于联盟形成博弈的簇形成算法使用集中式算法, 通过转换以如下方式将用户(数据请求者)逐个加入联盟结构 \mathcal{C} : 从待选用户(即 \mathcal{C}_1)中, 选出一个满足条件且增益最大的用户(数据请求者), 依次轮流加入到待选的各个联盟(即 \mathcal{C}_2), 每次每个联盟最多加入一个用户; 如果有满足条件的待选用户加入本次选中的联盟, 则从待选用户集合中将该用户删除; 如果本次没有满足条件的用户加入该联盟, 在簇内最大用户数 N_{rth} 和用户最大功率 p_{max} 的限制下, 下次也没有用户能够通过提高功率加入该联盟(因该分簇的簇头功率达到最大值或者簇内用户已经达到 N_{rth}), 因此该联盟已经形成, 不能再加入用户, 将该联盟从待选联盟中删除; 待选联盟按照次序完成一轮选择后, 再重复下一轮选择, 直到所有待选用户集合为 \emptyset 或者所有待选联盟集合为 \emptyset 。因为待选用户和待选联盟有限, 所以经过有限次迭代, 使用改进的基于联盟形成博弈的簇形成算法通过一系列转换联盟结构 \mathcal{C}_0 可以收敛到最终的联盟结构 \mathcal{C} 。

定义 5 一个联盟结构 $\mathcal{U} = \{C_1, \dots, C_i, \dots, C_L\}$ 是纳什稳定的条件是: 对于 $\forall C_i \in \mathcal{C}_1, \forall C_k \in \mathcal{C}_2$, 都有 $g(\Delta_{ik}(u_i)) \leq 0$ 或者 $g_{e \min}(\Delta_{ik}(u_i)) < 0$ 。

命题 2 经改进的基于联盟形成博弈的簇形成算法获得的联盟结构 \mathcal{C} 是纳什稳定的。

证明: 证明过程与文献[12]类似, 本文也分 $\mathcal{C}_1 = \emptyset$ 与 $\mathcal{C}_1 \neq \emptyset$ 两种情况来证明。当 $\mathcal{C}_1 = \emptyset$ 时, 所有用户经过若干次转换已经全部加入联盟结构 \mathcal{C} , 因此对于 $\forall i, \forall k$, 不存在任何新转换 $\Delta_{ik}(u_i)$ 的产生, 所以由改进的基于联盟形成博弈的簇形成算法获得的联盟结构 \mathcal{C} 是纳什稳定的。当 $\mathcal{C}_1 \neq \emptyset$ 时, 仍然存在数据请求者不能加入到联盟结构 \mathcal{C} , 假设联盟结构 \mathcal{C} 不是纳什稳定的, 则必然存在一个用户(数据请求者) u_i 和联盟 $C_i \in \mathcal{C}_1$ 、联盟 $C_k \in \mathcal{C}_2$, 使得当转换时, 有 $g(\Delta_{ik}(u_i)) > 0$ 且 $g_{e \min}(\Delta_{ik}(u_i)) \geq 0$, 此时用户 u_i 可以从联盟 C_i 加入到联盟 C_k , 这与已经收敛到联盟结构 \mathcal{C} 相矛盾, 所以当 $\mathcal{C}_1 \neq \emptyset$ 时, 联盟结构 \mathcal{C} 是纳什稳定的。综上, 由改进的基于联盟形成博弈的簇形成算法获得的联盟结构 \mathcal{C} 是纳什稳定的。

算法复杂度分析: 首先计算可达速率 R'_{ki} 。最差情况下, 每次选择加入一个联盟的有且只有一个用户, 但所有用户都满足条件, 因此所有用户的增益都需要被计算一次。下一次选择加入下一个联盟时减少一个比较的用户, 需要计算的用户也减少一个, 如此依次循环以选择联盟, 直到把所有用户都加入联盟结构 \mathcal{C} , 联盟结构 \mathcal{C} 中的联盟循环第二次时, 用户减少 K 个, 总共最多有 $\lceil N/K \rceil$ 次完整循环 ($\lceil \cdot \rceil$ 表示向上取整), 依次求和最终得到改进的基于联盟形成博弈的簇形成算法的计算复杂度为 $O(N^2)$ 。因此, 簇头选择-簇形成算法的总复杂度为 $O(N^2)$, 而文献[12]方法的计算复杂度为 $O(K(N-K))$, 两者在一个量级, 相差不大。在计算复杂度相差不大的情况下, 采用集中式控制算法可以增强系统的可控性, 降低分布式算法同步带来的同步设备复杂性, 使得改进的基于联盟形成博弈的簇形成算法比同类联盟形成博弈算法在解决簇形成问题上有更好的性能。

5 仿真结果与分析

仿真考虑一个边长为 500 m 的正方形单小区场景, 所有用户随机均匀地分布在小区内, 基站位于正方形的中心, 基站先选出簇头, 通过簇头把数据发送给请求数据的用户。信道模型同时考虑大尺度路径损耗和小尺度瑞利衰落。用户位置和用户间社交关系由基站给出, 任意两个用户之间的社交关系由基站接收用户的相关信息后根据式(8)计算得到。本文分别从系统等效数据速率和、系统实际数据速率和用户平均等效/实际数据速率和增量等几个方面分析策略对系统性能的影响。其中, 系统等效数据速率和定义为系统所有用户接收的等效数据速率的和, 等效数据速率定义为数据发送用户到数据接收用户的可达数据速率; 系统实际数据速率和定义为系统所有用户实际接收数据速率的和, 某个用户实际的接收数据速率定义为数据发送用户到这个用户的可达速率与这两个用户间社交关系的乘积; 用户平均等效/实际数据速率和增量定义为某一用户数下系统所有用户等效/实际数据速率和的平均值与初始参考用户数下系统所有用户等效/实际数据速率和的平均值的差值。具体仿真参数如下: 每个用户带宽 $B = 200$ kHz, 单边功率谱密度 $N_0 = -174$ dBm/Hz, 每个用户的初始功率 $p_0 = 0.2$ W, 信干噪比下限阈值 $SINR_{\text{th}} = 30$ dB 对应的数据速率阈值 $R_{\text{th}} = B \log_2(1 + SINR_{\text{th}})$, 下限服务阈值 $R_{\text{low}} = 2 \times 10^6$ b/s, 簇头个数上限阈值 $N_{\text{rth}} = 20$, 簇成员个

数上限阈值 $N_{th} = 80$, 簇头距离下限阈值 $d_{th} = 80$ m, 路径损耗因子 $\alpha = 3$, $c_r = 0.95$, 用户功率最大值 $p_{max} = 2$ W。

为了比较算法的性能, 引入其他 5 种算法。这 6 种算法均采用簇头选择算法+簇形成算法的模式。簇头选择过程使用基于可达物理-社交权重的簇头选择算法, 簇形成过程使用改进的基于联盟形成博弈的簇形成算法, 因此算法 APSW+ICFGA 是第一种算法, 即本文提出的算法。为比较簇头选择算法, 引入基于可达物理权重 (Achievable Physical Weight, APW) 的簇头选择算法。APW 算法是在计算权重时只考虑数据速率值和实际物理信道对可达数据速率的限制, 而不考虑社交的簇头选择算法, 所以第 2 种方法为 APW+ICFGA。第 3 种方法为完全随机的簇头选择算法+完全随机的簇形成算法 (Full Random+Full Random Cluster Formation Algorithm, FR+FRCA), 此方法按照随机方式选择簇头, 簇头选择之后, 其他用户完全按照随机方式加入每个簇头所在的簇中, 仅加入一个限制条件, 即可达速率要满足式(7)的限制, 因为数据速率不满足此条件无法正常通信。第 4 种方法为受限的随机簇头选择算法+受限的随机簇形成算法 (Limited Random+Limited Random Cluster Formation Algorithm, LR+LRCFA), 该算法在第 3 种算法的基础上, 加入了式(1)、式(2)、式(7)、式(9)的限制条件来进行随机分簇。第 5 种方法为文献[12]提出的 SMW+CFG 算法 (参数 $d_1 = 50$ m, $d_2 = 40$ m), 其中, SMW 为同时考虑距离约束和社交关系的簇头选择算法, CFG 为基于联盟博弈的簇形成算法, 其系统增益仅考虑系统成员中增益的最小值。第 6 种方法为在文献[12]提出的 SMW+CFG 算法的基础上, 对联盟形成博弈算法 CFG 的联盟增益定义按 ICFGA 算法进行改进后的算法, 称为 SMW+ICFG 算法, 联盟增益的定义由各个用户的最小增益变为所有用户的增益和。

图 2 给出了不同算法下系统等效数据速率和随初始用户数的变化曲线。可以看出, 相同用户数下, APSW+ICFGA 算法的等效数据速率和大于其他 5 种算法, 由于簇头选取和簇内用户选取的随机性, FR+FRCA 算法的等效数据速率和小于其他 5 种算法, 说明 APSW+ICFGA 算法相比其他算法在等效数据速率和上性能得到了显著提升。总体来看, 6 种算法的数据速率和都随着初始用户数目增加而不断增大, 这是因为随着初始用户数目增加, 进入分簇系统的用户数增加, 所以数据速率和增大。在相同用户数目下, APSW+ICFGA 算法和 APW+ICFGA 算法的等效数据速率和相差不大, 大于其他 4 种算法, 这是因为这两种算法在簇头选择算法上应用了上述模型的限制条件, 在簇形成算法中均采用了改进的基于联盟形成博弈的簇形成算法。在相同用户数目下, APSW+ICFGA 算法的等效数据速率和大于 APW+ICFGA 算法, 这说明了引入社交关系的有效性。LR+LRCFA 算法比 FR+FRCA 算法的数据速率和要大, 说明了上述模型中限制条件的有效性。另外, SMW+ICFG 算法数据速率和比 SMW+CFG, FR+FRCA, LFR+LRCFA 算法的数据速率和均更大, 这是因为其对文献[12]中的基于联盟形成博弈的簇形成算法 CFG 的联盟增益定义进行了改进, 使

得算法更符合联盟博弈增益的内涵, 因此性能得到很大提升。

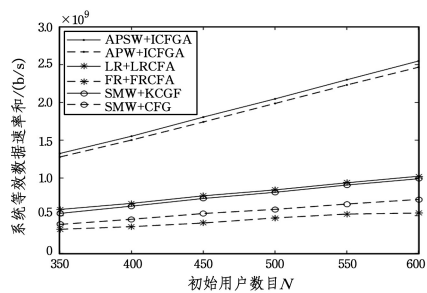


图 2 系统等效数据速率和随初始用户数的变化曲线

Fig. 2 Curve of system equivalent data rate sum with initial number of users

图 3 给出了分簇结束后不考虑支付代价的情况下, 不同算法的系统实际数据速率和随初始用户数的变化曲线。不同算法下, 系统实际数据速率和随初始用户数的变化趋势与图 2 相似, 在相同用户数目下, APSW+ICFGA 算法仍然是所有算法中实际数据速率和最高的算法, 这说明本文所提算法相比其他算法在实际数据速率和性能上有显著提高, 因而在实际系统中可以最大限度地减轻基站负担, 同时能够有效应对海量数据的分发。

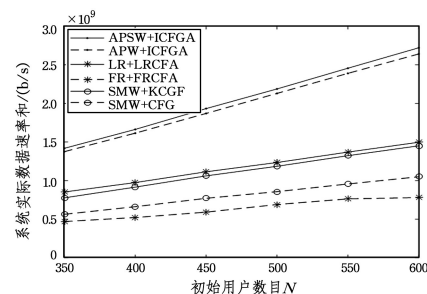


图 3 系统实际数据速率和随初始用户数变化曲线

Fig. 3 Curve of system actual data rate sum with initial number of users

图 4 给出了应用 APSW+ICFGA 算法时用户平均等效数据速率和增量与用户平均实际数据速率和增量随初始用户数的变化曲线。可以看出, 相同用户数目下, 用户平均实际数据速率和增量大于用户平均等效数据速率和增量。因此, 相同用户数目下, 用户平均实际数据速率和大于平均等效数据速率和。同时还可以看出, 随着初始用户数目的增加, 用户平均等效数据速率和增量与用户平均实际数据速率和增量均随之增加, 当增加到某一值时开始下降。这说明随着同一分簇内的用户数不断增加, 簇头周围用户的密度不断提高, 资源利用率不断提高, 用户平均等效数据速率和与用户平均实际数据速率和也都不断增加。但当用户数增加到 $N_{th} \times N_{hbh}$ 附近时, 无论用户数怎么增加, 也没有新的用户能够满足加入分簇系统的条件, 分簇系统内的用户数不再改变, 所以用户平均等效数据速率和与平均实际数据速率和开始下降。仿真结果证明: 当用户数目不超过 $N_{th} \times N_{hbh}$ 时, 用户数目越多系统效能越好。因而当 $N_{th} \times N_{hbh}$ 值足够大时, 本文所提算法适用于大规模用户的网络。

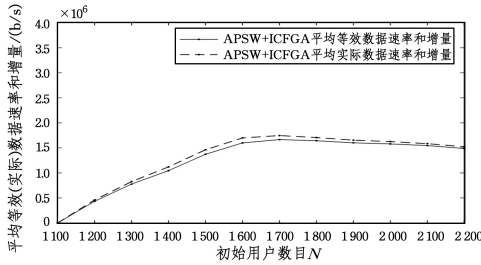


图4 APSW+ICFGA 算法的用户平均等效数据速率和增量与用户平均实际数据速率和增量随初始用户数的变化曲线

Fig. 4 Curve of user average equivalent data rate increment and user average actual data rate increment with initial number of users for APSW+ICFGA algorithm

图5给出了不同算法下系统等效数据速率和随不同最终下限数据速率阈值 R_0 的变化曲线。可以看出,4种算法的系统数据速率和随最终的下限数据速率阈值 R_0 的增加而不断减少,这说明用户间数据传输速率最终的下限阈值 R_0 越大,能够进入分簇系统的用户数越少,系统等效数据速率和就越小。当 R_0 小于某个值时,4种算法的系统等效数据速率和下降均较慢,当大于这个值时4种算法的系统等效数据速率和均快速下降,说明大部分用户数据速率位于这个值附近。因此,对数据传输速率要求越高的场景如召开视频会议,系统等效数据速率和就越低。对于相同的最终下限数据速率阈值 R_0 ,上述4种曲线中 APSW+ICFGA 算法的性能依然是最好的。由于用户之间社交关系具有随机性,当不断提高数据速率下限阈值 R_0 超过某个固定值时,偶尔在个别孤点上 APW+ICFGA 算法与 APSW+ICFGA 算法的性能几乎一样甚至略有超过,但此时 R_0 较大,导致系统性能不佳,系统一般不在这种情况下工作。

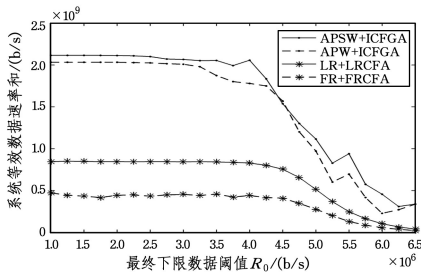


图5 系统等效数据速率和随最终下限数据速率阈值 R_0 的变化曲线

Fig. 5 Curve of system equivalent data rate sum with final lower threshold R_0 of data rate

图6给出了应用 APSW+ICFGA 算法时系统等效数据速率和随簇成员数上限阈值 N_{th} 的变化曲线。可以看出,对于不同的簇头上限值 N_{th} , N_{th} 越大,可能的簇头数越多,簇成员选择进入使自己增益越大的分簇的几率越大,系统等效数据速率和越大。 N_{th} 越大,系统等效数据速率和增量越小,最后增量趋于0。另外, N_{th} 越大,资源利用效率越低,所以对于一个 N_{th} 值固定的系统, N_{th} 存在一个满足最大系统增益的最小值,也就是系统最佳的 N_{th} 值。对于固定的簇头上限值 N_{th} , 曲线先随簇成员上限阈值 N_{th} 的增加而增大,这是因为平均每个簇的用户数大于簇成员上限阈值 N_{th} 时,

簇成员上限阈值 N_{th} 越大,可以容纳的簇成员越多,所以数据速率和越大;当簇成员上限阈值 N_{th} 超过某个值时,无论上限阈值 N_{th} 多大,系统等效数据速率和不再增加,这是因为簇成员上限阈值 N_{th} 增大到每个簇的平均最小用户数(初始用户数除以簇头数上限阈值 N_{th})附近时,所有满足条件的用户都已经加入分簇系统,在用户数不变的条件下,无论簇成员上限阈值 N_{th} 多大,都没有更多的用户进入分簇系统,因此等效数据速率和不再增加。这说明要使分簇系统效率最大,簇成员上限阈值 N_{th} 至少应该大于每个簇的平均最小用户数。

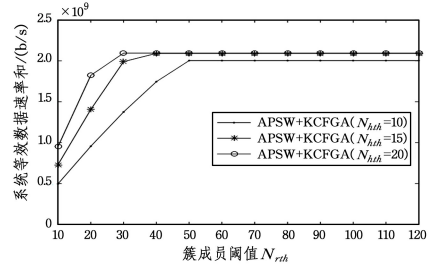


图6 APSW+ICFGA 算法的系统等效数据速率和随簇成员数上限阈值 N_{th} 的变化曲线图

Fig. 6 Curve of system equivalent data rate sum with upper threshold N_{th} of number of cluster members for APSW+ICFGA algorithm

图7给出了不同场景下应用 APSW+ICFGA 算法系统等效数据速率和随初始用户数的变化曲线。场景为不考虑信任关系的抗震救灾的“盲点”场景、不考虑信任关系的人流密集的“热点”场景和考虑信任关系的人流密集的“热点”场景。由于实际的“热点”场景需要考虑信任关系,导致部分用户因不能通过“信任关系认证”而无法进入多播通信系统,所以不考虑信任关系的“热点”场景比考虑信任关系的“热点”场景的系统等效数据速率和要高。另外,由于“盲点”场景中用户主动充当簇头,激励机制中用户给簇头的支付代价为0,由系统等效数据速率和的定义可知,相同条件下不考虑信任关系的“盲点”场景比不考虑信任关系的“热点”场景的系统等效数据速率和要高。从图7可以看出,对于系统等效数据速率和,实际“盲点”场景比考虑信任关系的实际“热点”场景性能更好,能够满足为尽量多的用户提供尽量大的数据速率的要求,这充分说明相比应用在人流密集的“热点”场景,本文算法更适用于抗震救灾的“盲点”场景。

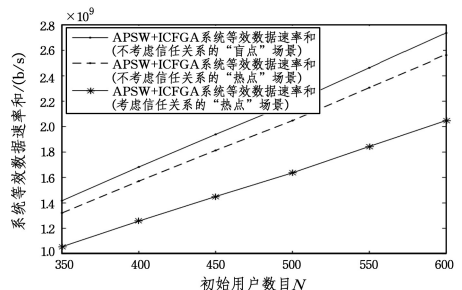


图7 不同场景下 APSW+ICFGA 算法系统等效数据速率和随初始用户数的变化曲线

Fig. 7 Curve of system equivalent data rate sum with initial number of users in different scenes for APSW+ICFGA algorithm

结束语 本文以有效应对大规模用户的海量数据分发为目标,通过引入实际场景限制建立贴近实际的用户模型,将应用场景的范围进行了扩展。通过引入支付激励机制和基于兴趣相似度的社交关系建立多条件限制下以系统等效数据速率和目标函数的优化问题,该问题是一个 0-1 整数规划问题,是 NP-hard 问题,为了平衡计算复杂度和系统性能,本文提出簇头选择-簇形成算法。在簇头选择过程中,引入了社交关系,同时考虑了用户数据速率的下限阈值,与相关算法相比,其性能得到了较大提升;在簇形成过程中,使用改进的基于联盟形成博弈的簇形成算法,由于改进了增益的定义并采用集中式控制,使得最终系统等效数据速率和得到极大提升。仿真结果表明,就簇头选择-簇形成算法而言,在性能上 APSW+ICFGA 算法比同类算法更好,而且随用户数的增加,该算法的用户平均等效数据速率与平均实际数据速率均明显增加,因此 APSW+ICFGA 算法适用于大规模用户的海量数据分发,且用户数越多系统性能越好(在用户数不超过 $N_{rth} \times N_{hth}$ 的条件下)。APSW+ICFGA 算法依赖于基于兴趣相似度的社交关系的准确获取,利用相关算法得到的基于兴趣相似度的社交关系越精准,APSW+ICFGA 算法越高效。对于支付代价而言,代价越低,系统增益越大;然而太低的代价又无法保证用户积极充当簇头为其他用户服务,如何平衡两者的关系是下一步研究需要解决的问题。另外,在 D2D 多播内容共享中,隐私和安全是一个重要问题,如何在用户之间引入信任机制以达到系统在完成高效内容共享的同时实现安全可控,也是下一步研究的重点方向。

参 考 文 献

- [1] WU D,ZHOU L,CAI Y M. Social-aware rate based content sharing mode selection for D2D content sharing scenarios[J]. IEEE Transactions on Multimedia,2017,19(11):2571-2582.
- [2] WANG D Y,LAN Y W,ZHAO T Z, et al. On the design of computation offloading in cache-aided D2D multicast networks [J]. IEEE Access,2018,6:63426-63441.
- [3] CHITHRA R,BESTAK R,PATRA S K. Efficient resource allocation for network-assisted multi-link device-to-device communication[J]. International Journal of Communication Systems, 2017,30(7):e3169.
- [4] XU Y L,LI X J,ZHANG J. Device-to-device content delivery in cellular networks: multicast or unicast[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology,2018,67(5):4401-4414.
- [5] ZHU Y Q,QIN X Q,ZHANG P. An efficient multicast clustering scheme for D2D assisted offloading in cellular networks [C]//2018 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC). IEEE,2018:480-484.
- [6] XU Y L,JIANG S M,WU J S. Towards energy efficient device-to-device content dissemination in cellular networks[J]. IEEE Access,2018,6:25816-25828.
- [7] LI Z,CHEN X,ZHANG Y, et al. Fuzzy mathematics and game theory based D2D multicast network construction[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics,2019,30(1):13-21.
- [8] CHEN Y C,HE S B,HOU F, et al. An efficient incentive mechanism for device-to-device multicast communication in cellular networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018,17(12):7922-7935.
- [9] ZHANG L K. The research of secrecy-oriented adaptive clustering scheme and transmitting mechanism[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecom,2016.
- [10] ZHANG G P,YANG K,CHEN H H. Socially aware cluster formation and radio resource allocation in D2D networks[J]. IEEE Wireless Communications,2016,23(4):68-73.
- [11] LI Y,ZHOU F Q,FENG L, et al. Energy efficient device-to-device clustering method in wireless communication network[C]// 2016 16th International Symposium on Communications and Information Technologies (ISCIT). Qingdao,China. IEEE,2016: 53-57.
- [12] YANG L X,WU D,XU S M, et al. Social-energy-aware user clustering for content sharing based on D2D multicast communications[J]. IEEE Access,2018,6:36092-36104.
- [13] SINGH S,DHILLON H S,ANDREWS J G. Offloading in heterogeneous networks: modeling, analysis, and design insights[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications,2013,12(5): 2484-2497.
- [14] ZHANG Y R,PAN E T,SONG L Y, et al. Social network aware device-to-device communication in wireless networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14(1): 177-190.
- [15] HE J Z,WANG H B,ZHANG T. Incentive and selection for D2D content sharing:a comprehensive scoring mechanism[C]// 2016 IEEE 13th International Conference on Signal Processing (ICSP). IEEE,2016.
- [16] WANG F. Improvement of Cluster Head Selection in Wireless Sensor Network Clustering Protocol LEACH [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China,2008.
- [17] LI Y,JIN D P,YUAN J, et al. Coalitional games for resource allocation in the device-to-device uplink underlying cellular networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2014,13(7):3965-3977.
- [18] YANG L X,CHEN H L,WU D, et al. Energy-efficient resource sharing for device-to-device communications based on coalition formation game[J]. Journal of Signal Processing,2014,30(11): 1309-1314.



FU Qin-xue, born in 1980, Ph.D candidate. His main research interests include social-aware D2D communications, D2D resource management and game theory.