

自适应簇和学习算法的调度策略

孙 君,谷苏文

(南京邮电大学,江苏 南京 210003)

摘 要:提升用户的峰值速率和吞吐量性能一直以来是一个非常重要但同时又具有挑战性的问题。密集蜂窝网络中,采用了以用户为中心的自适应簇和基于学习算法高速缓存方法的调度方法,一定程度上可以改善用户的峰值速率和吞吐量性能;应用调度策略的网络中,以用户为中心的自适应簇方法能实现每个用户的能效吞吐量最大化。若小基站有很高的存储容量,常用的数据被储存在本地小基站的缓存器中,用户可以通过学习算法选择附近小基站中的一个来获得想要的数。当用户进行通信时,可计算出此时自适应簇的最大化归一化有效吞吐量,大于门限值时选择基于自适应簇的通信,否则采用基于学习算法的方法选择最优的小基站进行通信。这种新颖的网络架构能够为用户提供个性化的网络服务,提升用户的峰值速率和吞吐量性能。

关键词:以用户为中心;自适应簇;学习算法;泊松点过程

中图分类号:TP31

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2017)05-0092-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2017.05.020

Dispatching Strategy with Adaptive Clustering and Learning Algorithm

SUN Jun, GU Su-wen

(Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: With the development of mobile communication networks, enhancing peak rate and throughput performance for users has always been a very important but challenging issue. In a dense cellular network, a dispatching strategy which is based on user-centric adaptive clustering and a learning algorithm has been studied. A large and dense cellular network has been considered which has been modeled by a random network where the BSs' and UEs' locations are placed randomly, following Poisson Point Process (PPP) distributions. An adaptive clustering algorithm for user-centric has been described, which means generating a cell for each user, and all base stations within the district can provide services for user, it is proposed also to maximize each user normalized effective throughput. SBS are assumed to possess high storage capacity and to form a distributed caching network. Popular files are stored in local cache of SBS in its vicinity. The popularity profile of cached content is unknown and estimated using instantaneous demands from users within a specified time interval. When a user goes to communication, the effective throughput of normalization with user-centric adaptive cluster can be found. If the value is greater than the threshold, the network system will select adaptive communication; otherwise select the most use of excellent small base station to communicate with learning method. This novel network architecture can provide users with personalized network service, and enhance the peak rate and throughput performance for users.

Key words: user-centric; adaptive clustering; learning algorithm; Poisson Point Processes (PPP)

0 引 言

移动通信已经改变了人们的生活,这在人类工业革命的进化史上无疑是浓墨重彩的一笔,随着人们对高性能移动通信的不断追求,5G 移动通信系统的研发越来越受到重视。5G 移动通信系统是面向 2020 年以

后社会信息需求的无线通信系统,其支持业务总速率要达到 10 Gbit/s,空中接口频谱效率和功率效率相较于 4G 要提升 10 倍^[1]。这种移动数据流量与终端数量爆炸式的增长,对现有的移动通信系统提出了更大的挑战。通过现有研究可知,未来网络高系统容量的要求和终端用户数据速率 10 Gbit/s 的要求,在本地通

收稿日期:2016-06-14

修回日期:2016-09-21

网络出版时间:2017-03-13

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61271236)

作者简介:孙 君(1980-),女,硕士生导师,副研究员,研究方向为直通蜂窝技术、无线网络资源的管理策略和无线网络频谱理论研究等;谷苏文(1990-),女,硕士,研究方向为无线网络资源的管理策略和无线网络频谱理论研究、直通蜂窝技术 D2D 研究、超密集蜂窝网络抗干扰管理技术的研究等。

网络出版地址: <http://cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20170313.1547.094.html>

信环境中可以通过超密集无线网络来满足,即提高无线网络容量中接入点密度。大量增加的接入点可部署在小小小区网络中,例如,个人室内接入点(femtocell,微微蜂窝基站)、室外覆盖接入点(picocell,微微蜂窝)、远距离无线接入点(Remote Radio Head,RRH)等等。这样的部署模式打破了传统的蜂窝控制通信模式,应运而生的是随机网络(Random Network, RN),在这种网络中移动台和基站是随机部署的,文献[2-5]对随机网络拓扑进行了详细的分析和研究。假设小基站和移动台的分布是相互独立的,且都服从泊松点过程,在这样的假设下,数学分析是可解析的,且可以应用统计理论来改善较大系统的可解析性,例如,可以获得整个系统的信号干扰噪声比(SINR)分布。再如,在文献[3]中,基于泊松点过程分析了衰落落在一般和特殊情况下时,一个随机网络的覆盖范围。由文献[6]可以看出,泊松点过程分布被当作通信环境最差的应用场景,且提供了目前蜂窝网络系统中性能的最小值。在此基础上,还假设小基站有一个很大的存储容量且形成一个分布缓存网络。常用文件被存储在本地小基站的缓存器中,所以用户可以在自适应簇中的小基站中选择一个,来获得自己想要的文件。而这样的下载损失由成本函数来捕获,该成本函数又依赖于所提出的随机存储策略。缓存内容的分布是未知的,使用特殊时段内的瞬时用户请求量对其分布进行估计,并通过最优化随机缓存策略来对成本函数进行估计。

在密集蜂窝网络中,针对每个用户生成以用户为中心的小区,小区内所有基站都能为该用户提供服务,提出了能够最大化每个用户归一化有效吞吐量的方法,该方法被称为以用户为中心的自适应簇方法。假设小基站有很高的存储容量,那么对于整个系统来说将形成一个缓存分布的网络。常用的数据被储存在本地小基站的缓存器中,用户可以从附近的小基站中选择一个来获得想要的文件。当用户进行通信时,可以最大化归一化有效吞吐量为标准,进行自适应簇和学习算法的调度。

1 系统模型

在系统模型中使用以下数学符号, B_Ω 表示系统中基站的集合, S_Ω 表示系统中所有的小基站的集合, U_Ω 表示系统中所有用户的集合。对于任意一台属于 U_Ω 的用户 i , s_i 为其默认连接的第一个小基站, U_s 为默认连接小基站 s 的用户集合,初始的用户集合 U_s , $U_s \subseteq U_\Omega$,为默认连接 s , $s \in S_\Omega$ 的用户, $S_i \subseteq S_\Omega$,为服务用户 i 的协作基站的集合。考虑一个大的密集蜂窝随机网络,在该网络中,基站、小基站和用户随机部署,分别

服从密度参数 λ_b 、 λ_s 和 λ_u 的泊松点过程分布。泊松点过程的实现是相互独立的,假设用户默认连接到他们的初始小基站, s_i 为用户 i 默认连接的初始小基站,它是距离用户最近的小基站,能提供最强的平均信号功率。同时假设小基站有很高的存储容量。在使用以上配置的情况下,每个小基站的覆盖区域为Voronoi区域^[3],如图1所示。

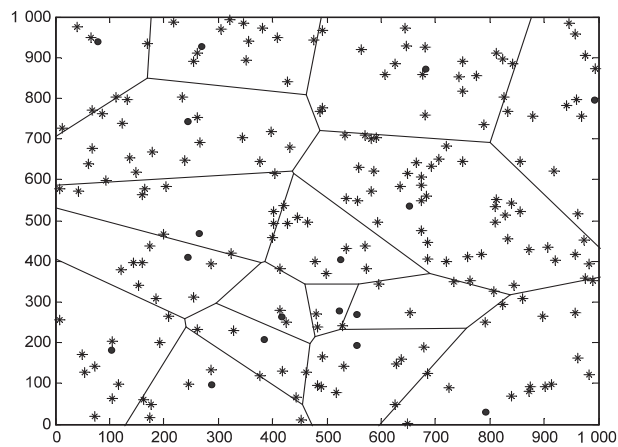


图1 Voronoi 区域(·代表小基站,*代表用户)

考虑在密集蜂窝网络中,频率复用因子为1时,基于OFDM的下行链路传输。假设小基站和用户之间是单天线的,则用户 i 接收到的信号为:

$$y_i = \sqrt{P_{s_i}} h_{s_i,i} x_{s_i} + \sum_{s \neq s_i} \sqrt{P_s} h_{s,i} x_s + z_i \quad (1)$$

其中, $h_{s,i}$ 为小基站 s 与用户 i 之间复杂的信道系数; x_s 为小基站 s 以功率 P_s 进行复杂的符号传输; z_i 为随机的加性白噪声,方差为 σ_z^2 。

假设 $h_{s,i}$ 由两部分组成,即 $h_{s,i} = \sqrt{l_{s,i}} f_{s,i}$, $l_{s,i}$ 是路损, $f_{s,i}$ 是随机衰落变量,服从正态分布,有 $E(|f_{s,i}|) = 1$ 。为了使用随机网络的几何概率,考虑路损只依赖于距离,不考虑大规模阴影衰落。也就相当于只考虑路损的平均值,就如同文献[3]一样。则用户 i 和基站 s_i 之间的信号干扰噪声比(SINR)为:

$$\gamma_i(s_i) = \frac{P_{s_i} |h_{s_i,i}|^2}{\sum_{s \in S_{\Omega-s_i}} P_s |h_{s,i}|^2 + \sigma_z^2} \quad (2)$$

其中, $S_{\Omega-s_i}$ 为干扰小基站的集合。

式(2)考虑的是一个用户和单个小基站进行通信时的SINR,当通信基站选择为簇中的小基站集合时, S_i 为协作通信的小基站集合, $S_{\Omega-s_i}$ 为所有基站中除去协作基站的其他小基站的集合,则此时的一个用户和协作基站之间的SINR为:

$$\gamma_i(S_i) = \frac{\sum_{s \in S_i} P_s |h_{s,i}|^2}{\sum_{s \in S_{\Omega-s_i}} P_s |h_{s,i}|^2 + \sigma_z^2} \quad (3)$$

由式(3)可以看出,由于宏分集多个小基站协作通信的作用,增加了用户收到的平均信号的功率。另

外,协作小基站传输有用信号而非干扰信号,减少了小区间的信号干扰。但同时也注意到,宏分集协作传输是单用户通信技术。在多个小区中即使使用正交多播传输,当一个小基站簇服务一个用户时,它强占了所有的服务基站,这些基站就不能为其他用户分配可得资源。为克服这一问题,提出归一化有效吞吐量及高速缓存的方法。有效吞吐量定义为接收机能够成功译码的容量。SINR 阈值为 γ^* , 小于它则传输的数据不能被成功解码,译码。其数学表达式为:

$$G(S_i) = \log(1 + \gamma^*)(1 - p_i^o(\gamma^*, S_i)) \quad (4)$$

其中, $p_i^o(\gamma^*, S_i) = P\{\gamma_i(S_i) < \gamma^*\}$ 为用户 i 的 SINR 中断概率,它主要依赖于用户簇和 SINR 的分布。

之前提到,随着簇中小基站数目的增加,宏分集协作的性能会更好,但对于其他用户来说这些小基站的可得资源减少。由此提出归一化有效吞吐量(即每一个小基站的有效吞吐量),正如在文献[7-9]中定义的一样,如下所示:

$$C_i(S_i) = \frac{G_i(S_i)}{|S_i|} \quad (5)$$

其中, $C_i(S_i)$ 为平均的归一化有效吞吐量,所以它可以使容量和可得资源之间达到一个平衡。

由式(4)和式(5)可以看出,归一化有效吞吐量取决于簇中小基站的数目、信号干扰噪声比阈值 γ^* 和 SINR 中断概率。根据不同请求的不同服务质量, γ^* 可以依据不同的指标设计为不同的值。使用固定中断标准模型,使用该模型,给出最大的中断概率 p^* , 则相应的 SINR 阈值为:

$$\gamma^* = \max\{\gamma \mid p_i^o(\gamma, S_i) \leq p^*\} \quad (6)$$

所以,只要知道了 γ 和 SINR 中断概率 $p_i^o(\gamma, S_i)$ 的关系,通过设计指标即可得阈值 γ^* 。则可由式(4)和式(5)得归一化有效吞吐量。

从式(4)和式(6)可知,单个用户 i 的中断概率 $p_i^o(\gamma^*, S_i)$ 是评估归一化有效吞吐量的重要指标。在小基站位置确定的前提下,用户 i 与协作小基站之间的信道假设为瑞丽衰落模型,因此 $|h_{s,i}|^2$ 服从自由度为二均值 $l_{s,i}$ 的卡方分布。平均信道增益 $l_{s,i}$ 可以在小基站端获得。对于随机网络拓扑的实现,用户 i 使用宏分集协作通信时的 SINR 中断概率为:

$$p_i^o(\gamma^*, S_i) = 1 - \sum_{s \in S_i} \left(e^{-\frac{\gamma^* \sigma_s^2}{P_{s,i}}} \prod_{j \in S_i, j \neq s} \frac{P_{s,i} l_{s,i}}{P_{s,i} l_{s,i} - P_{j,i} l_{j,i}} \right) \times \prod_{k \notin S_i} \frac{P_{k,i} l_{k,i}}{P_{k,i} l_{k,i} \gamma^* + P_{s,i} l_{s,i}} \quad (7)$$

从式(7)可以看出,中断概率依赖于 $P_{s,i} l_{s,i}$, $\forall s$, 即用户 i 从小基站 $s \in S_\Omega$ 接收到的平均功率,所以它适合于任何形式的网络拓扑,任何的传输功率以及在路径损耗中把阴影衰落考虑在内的情况。虽然理论上要

求评估和了解小基站集合 S_Ω 中的所有小基站,但实际情况中使用有限的小基站作为折中。

2 以用户为中心的自适应簇

在协作通信无线蜂窝网络中,要实现全局的协作通信的难度很大。每个用户应该由有限的小基站进行协作服务。因此,簇对于协作通信来说非常重要,它能决定哪些基站服务于哪个用户。在以用户为中心的自适应簇的基础上,假设小基站有很高的存储容量且常用的数据被储存在本地小基站的缓存器中,当用户有通信请求时,可以从附近的小基站中选择一个来获得想要的信息。自适应簇即每个用户仅基于本地测量可以预定义自己的簇,用户之间的预定义是相互独立的。簇方案的目标是最大化归一化有效吞吐量,用户可以根据这一标准,预定义自己的簇^[10]。

$$S_i^* = \arg \max_{S_i} \frac{\log_2(1 + \gamma^*)(1 - p_i^o(\gamma^*, S_i))}{|S_i|} \quad (8)$$

正如前文讲过的,宏分集协作通信时,一个单用户 MIMO 技术,即服务了一个用户的资源,不能被任何协作中的小基站用来服务其他用户。因此几个小基站之间的协作限制了一定资源在网络中被其他用户的重复利用率。使用归一化有效吞吐量标准,可以平衡容量和资源可用率并且能够最大化每个用户的等效频谱效率,同时限制了簇的范围^[11]。中断概率 $p_i^o(\gamma^*, S_i)$ 由式(7)可得。使用宏分集协作通信,有效吞吐量依赖于相邻小基站的平均接收功率。对一个用户而言,将它从相邻小基站接收到的功率进行排序,并评估不同簇的性能。当路损只依赖于距离时,距离用户最近的小基站有最强的信号功率。所以距离近的小基站组成的簇是最好的簇的大小 $|S|$ 。因此,类比得出,如果 S_{\max} 代表最大的簇的大小,那么当解式(8)时,有唯一解 S_{\max} 。为了最大化每个用户的归一化有效吞吐量,每个用户有自己最优的簇大小,适应每个用户的信道条件。最终结果是簇之间会相互重叠,这样比非重叠的情况有更高的效率。当然与此同时需要付出相应的代价,即实施系统的复杂度较高^[12]。例如,协作通信包含相邻小区间的协作和信息的交互。使用完全自适应和重叠的簇,一个小基站可以同时属于两个不同的簇,这样,基站间的通信增加,资源共享变得较复杂,且对硬件要求高,小基站要有足够高容量的缓存器。

3 基于学习算法的高速缓存

假设 k_x 表示位于某处的用户在 $[0, \tau]$ 时间内的请求数, $X_x^{(l)}$ 表示用户 x 的第 l 路请求, λ_x 表示单位时间内的平均请求数。每个用户独立请求 B 个比特大小

的数据文件,文件来自 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_N\}$ 中;对应数据文件的概率分布为 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_N\}$, 且 $\sum_{i=1}^N p_i = 1$ 。假设是平稳时间过程,在随机网络拓扑中,请求文件是否能够直接由簇中小基站之一进行服务依赖于请求文件在本地缓存中的可用性。缓存的性能依赖于小基站的密度、缓存大小、用户的请求率以及缓存策略^[13]。假设小基站可以缓存 M 个文件,每一个大小为 B 比特。小基站之间缓存的内容是相互独立且同分布的,则依据 $\Pi = \{\pi_i; f_i \in F, i = 1, 2, \dots, N\}$, 生成 M 个独立同分布函数。 d 为用户与最远的协作小基站之间的距离, y 为簇中的小基站,用户位于 x 处,则与用户通信的小基站的集合表示为:

$$N_d \triangleq \{y \in S_\Omega: \|y - x\| < d\} \quad (9)$$

缓存问题包含最小化由于请求文件的不可用而产生的时间开销。位于 x 处的用户从文件集合 F 中请求数据文件,数据文件的概率分布为 P 。不失一般性,考虑位于原点处的用户 $o \in U_\Omega$ 。位于原点位置 o 处的用户请求文件不可用的表达式为:

$$T(\Pi, P) \triangleq \frac{B}{R_0} E \sum_{i=1}^N [1\{f_i \notin N_d\} 1\{\text{请求 } f_i\}] \quad (10)$$

其中, R_0 为基站到用户的速率; $\frac{B}{R_0}$ 为基站到用户传输时间的开销; $f_i \notin N_d$ 为事件 f_i 没有存储到 N_d 中的任何一个小基站; $1\{A\}$ 表示若发生 A 事件,则为1,否则为0。

用 $T(\Pi, P)$ 表示“下载损耗”,其目标就是最小化,即:

$$\min_{\Pi \geq 0} T(\Pi, P) \quad (11)$$

约束条件为:

$$\sum_{i=1}^N \pi_i = 1 \quad (12)$$

其中, $\pi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, N$ 。

在式(10)中, $E \sum_{i=1}^N 1\{f_i \notin N_d\} 1\{\text{请求 } f_i\}$ 可以写为:

$$\begin{aligned} & E_{n_s} \sum_{i=1}^N E_1 \{ \text{请求 } f_i \} \Pr \{ f_i \notin N_d \mid N_d \mid = n_s \} \\ & \stackrel{(a)}{=} E_{n_s} \sum_{i=1}^N [\Pr \{ f_i \notin a, \forall a \in N_d \}]^n p_i \\ & \stackrel{(b)}{=} \sum_{i=1}^N E_{n_s} (1 - \pi_i)^{n_s} p_i \\ & \stackrel{(c)}{=} E \sum_{i=1}^N \sum_{j=0}^{\infty} (1 - \pi_i)^{jM} e^{-\lambda_s \pi \gamma^2} \frac{(\lambda_s \pi \gamma^2)^j}{j!} p_i \\ & = \sum_{i=1}^N \text{用户数据} p_i \end{aligned}$$

其中, $\Phi \triangleq \lambda_s \pi \gamma^2 [1 - (1 - \pi_i)^M]$ 在以上的表达式中,(a)来自于随机缓存策略,独立于用户。(b)是有固定缓存大小 M 时的表达式;当 n_s 代表半径为 γ 的圆中的小基站数目,当它是均值为 $\lambda_s \pi \gamma^2$ 的 PPP 过程时,为公式(c)。由此得到定理1。

定理1:对于高速缓存策略,平均的下载损耗可表示为:

$$T(\Pi, P) = \frac{B}{R_0} \left[\sum_{i=1}^N \exp \{ -\lambda_s \pi \gamma^2 [1 - (1 - \pi_i)^M] \} p_i \right] \quad (13)$$

以优化该公式为目标,致力于分析练习时间以获得很好的常用文件概率的分布^[14]。实际上,常用文件概率的分布是未知的,所以必须对其进行估计。估计的常用文件的概率分布为 $\hat{P} = \{p_1, p_2, \dots, p_N\}$, 且相应的下载损耗为 $T(\Pi, \hat{P})$, 则式(11)变为:

$$\min_{\Pi > 0} T(\Pi, \hat{P}) \quad (14)$$

约束条件为:

$$\sum_{i=1}^N \pi_i = 1, \pi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, N$$

解式(14)的方法与解式(11)不太一样。采用 $\overline{\Pi}^*$ 和 Π^* 分别代表式(11)和式(14)的最优解,且使用 $\overline{\Pi}^*$ 时的吞吐量为 $\bar{T} = T(\overline{\Pi}^*, P)$, 可以由此分析下载损耗的不同,即 $\overline{T}^* - T^*$ 当对于常用文件的分布概率知道的比较好时,此时的下载损耗最小表示为 $T^* = T(\Pi^*, P)$ 。

4 调度方案

用户进行请求通信时的系统方案如图2所示。

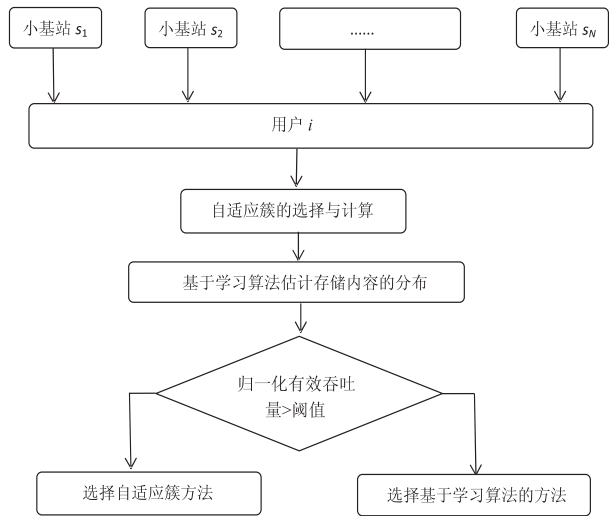


图2 系统调度方案

当用户进行通信请求时,可计算出自适应簇的最大化归一化有效吞吐量,如果该值大于阈值,则选择基

于自适应簇的方法进行通信,否则用户运用基于学习算法的方法选择最优的小基站进行通信,这种新颖的网络架构能够为用户提供个性化的网络服务,提升用户的峰值速率和吞吐量性能。

5 结束语

与传统的移动通信系统理念不同,5G 系统研究将不仅仅把点到点的物理层传输与信道编译码等经典技术作为核心目标,而是从更广泛的多点、多用户、多天线、多小区协作组网作为突破的重点,力求在体系构架上寻求系统性能的大幅提高。在密集蜂窝网络中,采用以用户为中心的自适应簇和基于学习算法的高速缓存调度方法,使得新颖的网络架构能够在一定程度上改善用户的峰值速率和吞吐量性能。

参考文献:

- [1] IMT-2020(5G)推进组. 5G 愿景与需求白皮书[M]. 出版地不详;出版者不详,2014.
- [2] Akoum S, Jr R W H. Multi-cell coordination: a stochastic geometry approach[C]//Proceedings of IEEE 13th international workshop on SPAWC. [s. l.]: IEEE, 2012: 16–20.
- [3] Andrews J G, Baccelli F, Ganti R K. A tractable approach to coverage and rate in cellular networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2011, 59(11): 3112–3134.
- [4] Dhillon H S, Ganti R K, Baccelli F, et al. Modeling and analysis of k-tier downlink heterogeneous cellular networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2012, 30(3): 550–560.
- [5] Huang K, Andrews J G. A stochastic-geometry approach to coverage in cellular networks with multi-cell cooperation[C]//Proceedings of IEEE GLOBECOM. [s. l.]: IEEE, 2011: 1–5.
- [6] Andrews J G. Seven ways that HetNets are a cellular paradigm shift[J]. IEEE Communications Magazine, 2013, 51(3): 136–144.
- [7] Park J, Song E, Sung W. Capacity analysis for distributed antenna systems using cooperative transmission schemes in fading channels[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2009, 8(2): 586–592.
- [8] Lopez-Perez D, Guvenc I, De I R G, et al. Enhanced inter-cell interference coordination challenges in heterogeneous networks[J]. IEEE Wireless Communications, 2011, 18(3): 22–30.
- [9] Garcia V, Lebedev N, Gorce J M. Capacity-fairness tradeoff using coordinated multi-cell processing[C]//Proceedings of IEEE VTC Fall. [s. l.]: IEEE, 2011: 1–5.
- [10] Marsch P, Fettweis G. Static clustering for Cooperative Multi-Point (COMP) in mobile communications[C]//Proceedings of IEEE ICC. [s. l.]: IEEE, 2011: 1–6.
- [11] Ji M, Caire G, Molisch A F. Optimal throughput-outage tradeoff in wireless one-hop caching networks[C]//Proceedings of IEEE international symposium on information theory. [s. l.]: IEEE, 2013: 1461–1465.
- [12] 曲桦, 栾智荣, 赵季红, 等. 基于软件定义的以用户为中心的 5G 无线网络架构[J]. 电信科学, 2015, 31(5): 36–40.
- [13] 董爱先, 王学军. 第 5 代移动通信技术及发展趋势[J]. 通信技术, 2014, 47(3): 235–240.
- [14] 尤肖虎, 潘志文, 高西奇, 等. 5G 移动通信发展趋势与若干关键技术[J]. 中国科学: 信息科学, 2014, 44(5): 551–563.
- [15] 武明虎, 李然, 陈瑞, 等. 利用视频非局部相似性的分布式压缩感知重构[J]. 信号处理, 2015, 31(2): 136–144.
- [16] 练秋生, 王小娜, 石保顺, 等. 基于多重解析字典学习和观测矩阵优化的压缩感知[J]. 计算机学报, 2015, 38(6): 1162–1171.
- [17] Yonina C E, Helmut B. Block-sparsity: coherence and efficient recovery[C]//IEEE international conference on acoustics, speech and signal processing. Taipei, China: IEEE, 2009: 2885–2888.
- [18] He L H, Carin L. Exploiting structure in wavelet based Bayesian compressive sensing[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(9): 3488–3497.
- [19] 练秋生, 田天, 陈书贞, 等. 基于变采样率的多假设预测分块视频压缩感知[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(1): 203–208.
- [20] 刘艳红. 分布式视频编码中基于块的运动补偿插值边信息估计算法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2010.

(上接第 91 页)

子学报, 2011, 39(7): 1651–1662.

- [6] Do T T, Chen Y, Nguyen D T, et al. Distributed compressed video sensing[C]//16th IEEE international conference on image processing. [s. l.]: IEEE, 2009: 1393–1396.
- [7] Prades-Nebot J, Ma Y, Huang T. Distributed video coding using compressive sampling[C]//Picture coding symposium. [s. l.]: IEEE, 2009: 1–4.
- [8] Kang L W, Lu C S. Distributed compressive video sensing[C]//International conference on acoustics, speech and signal processing. [s. l.]: IEEE, 2009: 1169–1172.
- [9] Chen H W, Kang L W, Lu C S. Dictionary learning-based distributed compressive video sensing[C]//Picture coding symposium. [s. l.]: IEEE, 2010: 210–213.
- [10] Mun S, Fowler J E. Block compressed sensing of images using directional transforms[C]//16th IEEE international conference on image processing. [s. l.]: IEEE, 2009: 3021–3024. 万方数据