

## 异构密集网络下基于 POMDP 负载感知的负载均衡算法研究

唐伦 梁荣\* 张亚 陈前斌

(重庆邮电大学移动通信技术重点实验室 重庆 400065)

**摘要:** 针对异构密集网络场景中业务不确定性而引起的网络负载不均衡, 该文提出一种基于部分可测马尔科夫决策过程(POMDP)负载感知的负载均衡方法。该方法首先通过对系统用户在感知周期内数据包传输数量进行观察, 预测出下一周期系统可能出现的负载状态。其次根据负载感知结果动态调整小区范围扩展偏置值(DCRE), 以达到优化系统整体负载均衡性的目的。最后采用启发式算法近似求解, 能够快速得到次优解。仿真结果表明, 该方案能在异构密集网络下提高系统负载均衡性, 同时提升了系统吞吐量与系统资源利用率。

**关键词:** 异构密集网络; 负载均衡; 小区范围扩展; 部分可测马尔科夫决策过程

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2017)09-2134-07

DOI: 10.11999/JEIT161347

## Load Balance Algorithm Based on POMDP Load-aware in Heterogeneous Dense Cellular Networks

TANG Lun LIANG Rong ZHANG Ya CHEN Qianbin

(Key Laboratory of Mobile Communication Technology, Chongqing University of Post and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

**Abstract:** In order to solve the load imbalance problem caused by uncertainty of traffic in heterogeneous dense cellular networks, this paper proposes a load balance algorithm through small cell range expansion. The proposed algorithm is based on Partially Observable Markov Decision Process (POMDP). By observing the packets of system user during the perceptual cycle, the next cycle system possible load state can be dopted. Then, the Dynamic Cell Range Expansion (DCRE) offset value is dynamically adjusted to take action in advance, reaching the purpose of optimizing the system load balance. To solve the problem efficiently, a heuristic algorithm is used to approximate and quickly get the suboptimal solution. Simulation results show that the proposed method can achieve load balance optimization in dense hetrogeneous network, and improve the system user throughput and resource utilization rate.

**Key words:** Heterogeneous dense network; Load balance; Cell range expansion; Partially observable Markov decision process

### 1 引言

异构密集网络(Heterogeneous Dense Cellular Network, HDCN)的部署是在宏蜂窝保证基本覆盖, 针对网络热点地区进行网络扩容的小基站部署或者网络覆盖盲区进行网络补盲的一种密集网络架构<sup>[1,2]</sup>。随着数据业务的不断增加, 网络中的小基站数量也不断增加, 以提升网络的容量。由于小基站的密集化, 容量提升的同时也带来了各种影响网络

性能的问题, 如资源分配、干扰消除、用户接入、负载均衡等问题<sup>[3-6]</sup>。异构密集网络下的负载均衡问题主要是由于传统的宏基站(Macro Base Station, MBS)与小功率节点(Low Power Node, LPN)之间的发射功率差异和用户的小范围密集分布, 造成用户接入不均衡, 从而导致网络阻塞、掉话率高、系统资源利用率低等一系列问题。

小区范围拓展(Cell Range Expansion, CRE)<sup>[7]</sup>是3GPP提出的一种负载均衡方案: 用户在选择小区接入时, 会针对不同层基站的参考信号接收功率(Reference Signal Receiving Power, RSRP)附加不同的偏置值, 然后再根据加偏置后的最大值进行接入。现有的通过小区范围扩展的负载均衡方案大多考虑在测量负载基础上通过静态或动态的方式调整偏置值, 以实现小区范围扩展, 将过载小区边缘用

收稿日期: 2016-12-08; 改回日期: 2017-03-24; 网络出版: 2017-07-21

\*通信作者: 梁荣 524654213@qq.com

基金项目: 国家 863 计划项目(2014AA01A701), 国家自然科学基金(61571073)

Foundation Items: The National 863 Program of China (2014AA01A701), The National Natural Science Foundation of China (61571073)

户切换至范围扩展后的低负载小区，以实现负载均衡<sup>[8,9]</sup>。文献[10]基于 HPPP(Homogeneous Poisson Point Process)模型，建立一个不同基站密度的分层异构密集网络，通过调整 CRE 偏置值实现用户的接入均衡，以优化网络整体性能。但是其依然建立在每层基站都采用相同的偏置值的基础上。考虑到不同基站的位置、负载以及服务用户的信道质量的差异性，文献[11]提出了一种自适应偏置调整方案，该方案通过比较 MBS 边缘用户与每个 LPN 边缘用户的吞吐量性能调整 LPN 的偏置值，但是该方案并没有从系统整体的角度考虑 CRE 方案的性能。而考虑到通信网络中的传输时延以及偏置调整滞后等问题，基于测量负载基础的负载均衡方案很难保证偏置值的准确性与时效性，因此基于负载预测的 CRE 负载均衡方案需要进一步的研究。

基于以上研究，本文提出一种基于部分可测马尔科夫决策过程(Partially Observable Markov Decision Process, POMDP)负载感知的小区范围扩展负载均衡方法。该方案首先基于离散马尔科夫调制过程(discrete-time Markov-Modulated Poisson Process, dMMPP)对用户业务进行建模，其次通过 POMDP 负载感知算法对基站负载资源占用状态进

行感知，最后通过基于负载感知的 CRE 负载均衡优化算法实现负载均衡。

## 2 系统模型

微微蜂窝(PicoCell)是异构密集网络中一种非常重要的小蜂窝类型，在传统的宏蜂窝网络中部署 PicoCell 能够有效地分摊宏蜂窝的业务，这里主要讨论的是 PicoCell 与 MacroCell 共存的异构密集网络场景，系统场景框图如图 1、图 2 所示。

设一个 Macrocell 有  $M$  个 Picocells，设基站集合为  $B$ ，记作  $B = \{0, 1, 2, \dots, m, \dots, M\}$ ，其中 0 代表该宏基站。设每个基站的用户列表表示为  $U = \{1, 2, \dots, y, \dots, Y\}$ 。在各个蜂窝小区间采用全频率复用方案，假定每个宏基站或小基站的可用带宽为  $Z$  (10 MHz 带宽下即为 50 个 PRB)。PRB 是资源分配的基本单元，带宽为 180 kHz。本文主要工作是密集场景下系统负载均衡优化，考虑到层间干扰和跨层干扰，本文默认使用几乎空白子帧(Almost Blank Subframe, ABS) 技术进行干扰消除，且将 ABS 比率设置为固定值 0.3(可根据需要调整)。

用户  $k$  与基站之间的平均可达速率可由香农容量公式得到：

$$v_{k,i} = \log_2(1 + \text{SINR}_{k,i}) \quad (1)$$

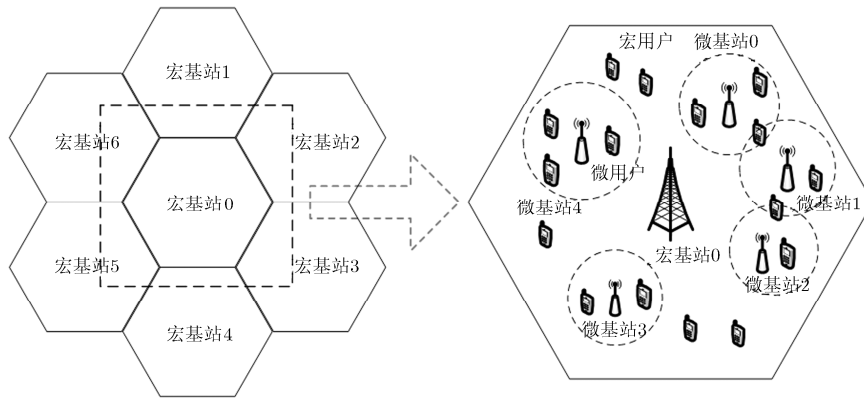


图 1 系统场景图

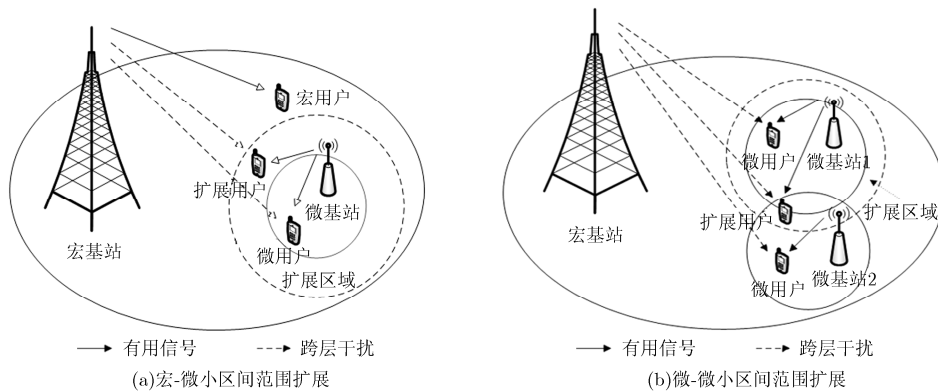


图 2 小区范围扩展示意图

异构密集网络下,  $\text{SINR}_{k,i}$  通常可定义为

$$\text{SINR}_{k,i} = p_i g_{k,i} / (I_{k,i} + \sigma^2) \quad (2)$$

其中,  $p_i$  表示基站  $i$  的发射功率,  $g_{k,i}$  表示用户  $k$  与基站  $i$  之间的信道增益(包含阴影衰落和路径损耗),  $I_{k,i}$  表示用户  $k$  在连接基站  $i$  时受到的干扰(包含跨层干扰和同层干扰),  $\sigma^2$  表示噪声功率。小区负载计算可表示为

$$\rho_i = \sum_{k \in U} \frac{V_k}{v_{k,i}} \quad (3)$$

其中,  $U$  为小区用户集合,  $V_k$  为用户  $k$  最低速率要求,  $v_{k,i}$  为用户  $k$  在小区  $i$  的平均速率。

### 3 数学建模

#### 3.1 构造系统业务模型

本文假设每个输入的业务流都可以利用 dMMPP 过程进行建模。dMMPP 过程是一种比传统泊松过程更加适用的用于描述业务流到达规律的模型。文献[12]中证明了 dMMPP 模型可以准确地反映出网络流量变化的特征。dMMPP 过程可以被看作是一个马尔科夫随机游走过程(Markov Random Walk, MRW), 两个时间间隔服从泊松分布, 也就是说 dMMPP 过程可以被看成若干个到达率不同的泊松流的加权和。通过学习马尔科夫随机游走过程可以知道, 任意两个到达率不同的泊松流之间的转移概率满足马尔科夫性。若描述一个 dMMPP 过程的调制马尔科夫链共有  $N$  个状态, 则可以将此 dMMPP 过程看作  $N$  个不同到达率  $\lambda_n, n \in N$  的泊松流过程的加权和。一个 dMMPP 过程可以由一个调制马尔科夫链的状态转移矩阵  $\mathbf{P}$  和对应的泊松流到达率对角矩阵  $\mathbf{A}$  唯一表述。这两个矩阵定义方式为

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} p_{1,1} & p_{1,2} & \cdots & p_{1,M} \\ p_{2,1} & p_{2,2} & \cdots & p_{2,M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{M,1} & p_{M,2} & \cdots & p_{M,M} \end{bmatrix}, \mathbf{A} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \lambda_M \end{bmatrix}$$

其中,  $p_{i,j}$  表示由状态  $i$  (即第  $i$  个泊松流) 转移到状态  $j$  的概率,  $\lambda_i$  表示状态  $i$  的平均业务到达率。

使用 dMMPP 过程对业务进行建模过程中, 用  $T$  表示用于建模的业务流的总长度,  $\Delta t$  表示抽样间隔。在整个  $T$  周期长度以内, 数据包源源不断地到达, 在  $i$  个抽样间隔  $\Delta t$  内可以统计数据包的到达个数  $\rho_i$ ; 假设共有  $N = T/\Delta t$  个抽样间隔, 那么总共就对应着  $N$  个对应的到达包个数统计值  $\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_N$ , 在这  $N$  个统计值中, 按式(4)计算包数量为  $x$  的质量函数:

$$f(x) = \sum_{\forall \rho_i = x} \rho_i / (xN) \quad (4)$$

质量函数  $f(x)$  表示了业务的分布情况, 式(4)的直观意义指到达率为  $\lambda = x/\Delta t$  业务在整个  $T$  时长的范围内出现的概率。因此,  $f(x)$  可以使用 dMMPP 模型中不同到达率  $\lambda_i$  通过加权和的方式进行表示。反之, 可以通过逐步迭代的方式, 通过统计方式获得  $f(x)$ , 一步步地找出合适个数的  $\lambda$  来表示所研究的业务, 根据式(5):

$$p_{i,j} = n_{i,j} / \sum_{m=1}^M n_{i,m} \quad (5)$$

计算出由状态  $i$  转到状态  $j$  的概率。最终, 可计算出状态转移矩阵  $\mathbf{P}$  中所有元素。

#### 3.2 部分可测马尔科夫决策过程负载感知建模

在现有的通信网络中, 网络的负载变化具有随机性和波动性。如上一节所述, 本文通过 dMMPP 过程对用户业务进行建模, 用户数据包到达是服从  $\lambda_i$  泊松分布, 任意两个到达率不同的泊松流之间的转移概率满足马尔科夫性, 因此用户业务达到只与当前状态相关, 而基站负载是在负载统计周期内该基站下所有用户占用资源之和, 即基站负载实际是由基站下每个用户业务泊松流在不同决策时刻数据包到达数量相加得到, 此负载变化趋势只与当前状态相关。所以可以用部分马尔科夫决策过程通过对当前时刻系统业务到达情况进行观察, 感知出下一时刻系统业务到达情况, 进而判断系统负载状态。部分可测马尔科夫决策过程可以定义为 POMDP =  $(S, A, \Phi, P, P', O, R)$ , 其中  $S$  为系统状态空间,  $A$  为行动集合,  $\Phi$  为策略空间,  $P$  为系统状态转移概率空间,  $P'$  为观察值转移概率空间,  $O$  为观察值集合,  $R$  为回报函数。下面做具体介绍:

(1) 状态空间  $S$ :

$$S = \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n, \dots, \lambda_N\} \quad (6)$$

其中,  $\lambda_n$  表示 UE 的第  $n$  个业务状态。假设每个用户的业务都是以 dMMPP 过程建模, 由上文构建的业务模型可以得到每个用户的业务状态表示。

(2) 状态转移概率空间  $P$ : 第  $m$  个 UE 在决策时刻  $k-1$  到  $k$  的转移概率表示为

$$p_m(i, j) = \Pr\{s_m^k = j | s_m^{k-1} = i\} = p_m(\lambda_j | \lambda_i) \quad (7)$$

第  $m$  个 UE 业务状态转移概率矩阵为

$$\begin{bmatrix} p_m(\lambda_1 | \lambda_1) & p_m(\lambda_2 | \lambda_1) & \cdots & p_m(\lambda_N | \lambda_1) \\ p_m(\lambda_1 | \lambda_2) & \cdots & \cdots & p_m(\lambda_N | \lambda_2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_m(\lambda_1 | \lambda_N) & \cdots & p_m(\lambda_{N-1} | \lambda_N) & p_m(\lambda_N | \lambda_N) \end{bmatrix}$$

UE 业务状态转移概率可由上文业务模型转移概率矩阵得到。

(3)观察值集合  $O$ : 假设基站下用户数为  $U$ , 每个用户接入基站即有业务需要占用资源, 其中用户列表的更新与采取行动直接相关, 可表示为

$$U_{\text{up}} = y_k(a), \quad \forall a \in A \quad (8)$$

如果用户使用的业务不同, 传输的数据包大小相同速率不同, 相同时间内传输的数据包也不同, 占用的基站资源也就不同。通过观察每个 UE 在两个决策时刻间传输数据包的数量, 得到该 UE 的业务状态概率分布, 进而得到 UE 占用的基站资源。假设每种业务传输的数据包大小相同, 为  $\delta = 200$  bit。将观察值集合定义为

$$O_m^k = \{O_{m,1}^k, O_{m,2}^k, \dots, O_{m,u}^k, \dots, O_{m,U}^k\} \quad (9)$$

其中,  $O_{m,u}^k$  表示基站  $m$  下用户  $u$  对应的观察值(传输数据包数量)。则用户  $u$  在时间  $t$  内的观察值可表示为

$$O_{m,u}^k = \{n_t, t\} \quad (10)$$

其中,  $n_t$  表示基站  $m$  下用户  $u$  在决策时刻  $k$  观察到的数据包数量。

(4)观察值转移概率空间  $P'$ : 观察函数可表示为

$$o_u^k = \{o_u^k(\lambda_1), o_u^k(\lambda_2), \dots, o_u^k(\lambda_n), \dots, o_u^k(\lambda_N)\} \quad (11)$$

其中,  $o_u^k(\lambda_n)$  表示在决策时刻  $k-1$  到  $k$  内观察到用户  $u$  传输数据包的数量是由业务  $\lambda_n$  产生的概率分布。定义在决策时刻  $k-1$  与  $k$  之间时间段  $t$  内, 有观察值转移概率:

$$o_u^k(\lambda_n) = \Pr(O_{m,u}^k | \lambda_n) = \frac{(\lambda_n t)^{n_t} e^{-\lambda_n t}}{n_t!} \quad (12)$$

(5)信念空间: 信念空间是定义在系统状态空间  $S$  上的概率分布。根据当前系统状态, 行动和观察值得到下一时刻系统状态分布概率, 即信念状态, 组成的空间为信念状态空间。

$$\Gamma_{m,u}^k = \{\Gamma_{m,u}^k(\lambda_1), \Gamma_{m,u}^k(\lambda_2), \dots, \Gamma_{m,u}^k(\lambda_n), \dots, \Gamma_{m,u}^k(\lambda_N)\} \quad (13)$$

$$\Gamma_{m,u}^k(\lambda_n) \in [0, 1] \quad (14)$$

$$\sum_{n=0}^N \Gamma_{m,u}^k(\lambda_n) = 1 \quad (15)$$

其中,  $\Gamma_{m,u}^k$  表示用户  $u$  在基站  $m$  下决策时刻  $k$  时业务状态概率分布即信念状态。

信念状态空间更新(贝叶斯准则):

$$\begin{aligned} \Gamma_{m,u}^k(\lambda_j) &= \Pr(\lambda_j | \Gamma_{m,u}^{k-1}, O_{m,u}^k) \\ &= \frac{\Pr(O_{m,u}^k | \Gamma_{m,u}^{k-1}, \lambda_j) \Pr(\lambda_j | \Gamma_{m,u}^{k-1})}{\Pr(O_{m,u}^k | \Gamma_{m,u}^{k-1})} \\ &= \frac{p_{m,u}^{\text{ob}}(\lambda_j) \sum_{\forall \lambda_i \in N} p_{m,u}(\lambda_j | \lambda_i) \Gamma_{m,u}^{k-1}(\lambda_i)}{\sum_{\forall \lambda_i \in N} p_{m,u}^{\text{ob}}(\lambda_j) \sum_{\forall \lambda_i \in N} p_{m,u}(\lambda_j | \lambda_i) \Gamma_{m,u}^{k-1}(\lambda_i)} \\ &= \frac{o_{m,u}^k(\lambda_j) \sum_{\forall \lambda_i \in N} p_{m,u}(\lambda_j | \lambda_i) \Gamma_{m,u}^{k-1}(\lambda_i)}{\sum_{\forall \lambda_i \in N} o_{m,u}^k(\lambda_j) \sum_{\forall \lambda_i \in N} p_{m,u}(\lambda_j | \lambda_i) \Gamma_{m,u}^{k-1}(\lambda_i)} \quad (16) \end{aligned}$$

则基站  $m$  资源占用状态可表示为

$$Z_m = \sum_{u=1}^U k_{u,n} \cdot \frac{\lambda_n \delta}{\log_2(1 + \text{SINR}_u)}, \quad \forall n \in [0, N] \quad (17)$$

$$\sum_{n=0}^N k_{u,n} = 1, \quad \forall n \in [1, U] \quad (18)$$

$$k_{u,n} \in \{0, 1\} \quad (19)$$

其中,  $k_{u,n}$  为用户信念状态指示变量。

(6)行动集合  $A$ : 通过 POMDP 感知系统下一时刻可能的状态, 判断出每个基站的负载状态, 然后采取相应的行动。本文采用小区范围扩展的方式, 通过对基站负载的感知进行不同 CRE 偏置值的选取, 寻找出合适的偏置值使得系统均衡性能最优作为下一周期的偏置配置。定义基站 CRE 偏置值集合为:  $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\}$ 。

小区范围扩展用户接入准则可表示为

$$i^* = \arg \max_{i=1, \dots, M} (\text{RSRP}_i + \theta_n) \quad (20)$$

其中,  $\text{RSRP}_i$  为用户接收到基站  $i$  的参考信号接收功率,  $\theta_n$  为小区范围扩展偏置值。

(7)回报函数  $R$ : 在采取相应的行动后, 系统将会得到一定的回报。本文以 Jain's fairness 指示负载均衡性:

$$I_{\text{JF}} = \left[ \frac{\left( \sum_{m \in B} \rho_m \right)^2}{N \cdot \sum_{m \in B} (\rho_m)^2} \right] \quad (21)$$

其中, 基站负载情况  $\rho_m$ , 因为用户列表更新与 CRE 偏置值选择  $x(\theta)$  直接相关, 可表示为

$$\rho_m^{x(\theta)} = Z_m^{x(\theta)} / Z_{\text{total}} \quad (22)$$

其中,  $Z_m^{x(\theta)}$  表示基站  $m$  资源占用情况,  $Z_{\text{total}}$  表示每个基站全部资源。

因此, 均衡目标就是最大化负载均衡指示  $I_{\text{JF}}$  时得到最优偏置值。

$$\max G(\rho^{x(\theta)}) = \frac{\left( \sum_{m \in B} \rho_m^{x(\theta)} \right)^2}{N \cdot \sum_{m \in B} (\rho_m^{x(\theta)})^2} \quad (23)$$

$$\rho_m^{x(\theta)} \in [0,1], \forall m \in B \quad (24)$$

其中,  $x(\theta)$  为偏置值选取,  $\rho_m^{x(\theta)}$  为小区  $m$  的负载状态。即回报函数可表示为

$$r(s,a) = \max G(\rho^{x(\theta)}) \quad (25)$$

POMDP 模型精确求解是一个很复杂的问题, 因为观察的不确定性使其计算复杂性大大增加。常见的 POMDP 问题求解思路有值迭代和策略迭代。由于大多数 POMDP 应用时都需要利用具体问题结构, 采取特定的近似算法。本文的思路就是采用启发式近似求解, 能够快速得到次优解。基于 POMDP 负载感知的 CRE 偏置调整算法如表 1 的算法 1 和表 2 算法 2 所示。

#### 4 性能仿真与结果分析

为了验证本文算法的有效性, 参照 3GPP 协议标准, 针对实际的密集网络的部署场景对实验仿真场景进行设计和介绍。表 3 为仿真参数设置。

仿真开始前, 为了对比不同接入算法的性能, 本文将最佳信干噪比(Best SINR)接入方案、固定偏置小区范围扩展(Fix Offests Cell Range Expansion, FO-CRE)接入方案和动态偏置小区范围扩展(Dynamic Cell Range Expansion, DCRE)作为基于 POMDP 负载感知的小区范围扩展(POMDP-DCRE)接入方案进行对比算法。通过这几种方案对比可以很好看出本方案的性能提升。根据前文所提的非实时性业务流模型“非实时视频流”业务模型, 在仿真开始的前 10 s 内完成流量建模过程, 可以得到状态转移矩阵和泊松流速率矩阵。如图 3 所示, 为流量模型建模完成后, 在接下来的连续 200 个测量周期内数据包到达的预测值与实际值的对比。通过比较可以看出所建业务模型与实际业务数据包到

表 1 基于 POMDP 的负载感知算法

算法 1 基于 POMDP 的负载感知算法

1. Initialize:  $I_{JF} = 0; \rho_{i,n} = 0; \theta_{i,n} = 0, \forall i \in [0, M];$
2. Input:  $O_m^k$ ; //输入观察值即数据包数量
3. Modeling traffic by dMMPP :  
 $p_m(i,j) \leftarrow \text{formula}(4),(5).$   
 //由业务模型得到系统状态转移概率空间
4. for  $\forall k \in U, n \in B$  do
5. Update  $o_u^k \leftarrow \text{formula}(12);$   
 //更新观察值转移概率空间
6. Update  $\Gamma_{m,u}^k \leftarrow \text{formula}(16);$   
 //更新信念状态
7. Through formula(17),(22),(23), get  $\rho_n, I_{JF}$  //得到基站负载与系统公平指示
8. end for

表 2 基于 POMDP 负载感知的小区范围扩展负载均衡算法

算法 2 基于 POMDP 负载感知的小区范围扩展负载均衡算法

1. Initialize:  $I_{JF} = 0; \rho_H = 0.7; \rho_L = 0.3; \theta_n = 0, \forall i \in [1, M]$
2. Input: RSRP $_{i,n}$  //由用户测量上报得到  
 $I_{JF}, \rho_n$  //由算法 1 得到
3. set  $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_L\}$  //设置偏置值集合
4. while(  $\rho_0 > \rho_H$  ) //判断宏基站负载
5. for  $\theta \in \Theta$  do
6.  $i^* = \arg \max_{i=1, \dots, M} (\text{RSRP}_{i,n} \pm \theta_{n,i})$
7. calculate  $\rho_0'$  by formula(17),(22).
8. end for
9. end while //宏基站卸载完毕
10. Update  $I_{JF}, \rho_n$  by formula(22),(23).
11. for  $\forall k \in U, n \in B$  do //小基站间负载均衡
12. if  $\rho_n > \rho_H \parallel \rho_n < \rho_L$
13. for  $\theta \in \Theta$  do
14.  $i^* = \arg \max_{i=1, \dots, M} (\text{RSRP}_{i,n} \pm \theta_{n,i})$
15. Use following formula to calculate  $\rho_n', I_{JF}$  :  
 formula(17),(21),(22),(23);
16. end for
17. Search for  $\theta_{n,i}$  maximizing  $I_{JF}$ .
18. end if
19. end for
20. end for

表 3 仿真参数设置

仿真参数	仿真值	仿真参数	仿真值
基站功率	宏-46 dBm, 微-30 dBm	用户移动模型	Random walk, 3 km/h
载波频率	2 GHz	用户数量	10,20,30,40,50/cell
系统带宽	10 MHz	业务模型	非实时视频业务流
站间距	宏-宏 500 m 宏-微-微 $\geq 40$ m	调度方式	PF 比例公平
基站密度	5,10,20,50 小基站/宏基站	用户要求最低速率	1 Mbps
信道模型	宏基站 UMA, 小基站 UMI	RSRP 偏置值范围	[0,15], $\theta_{FO}=10$ dB
基站高度	宏基站 35 m, 小基站 10 m	ABS 比例设置	0.3

达情况接近, 可以较为准确感知业务数据包到达情况。如图 4 所示, 对本文方案基站负载状态感知能力进行验证。在连续 20 个周期内对宏基站的负载状态实际值与预测值进行分析统计, 以得出方案对基站负载状态的感知能力。实际负载状态与感知负载状态在 20 个周期内的波动情况基本保持一致。

从图 5, 可以看出, 基于 Best SINR 的接入方案在用户接入时因为用户随机分布在热点区域附近, 部分用户离小基站很近接收到的信号更好因而选择接入小基站, 部分离小基站有一定距离的用户

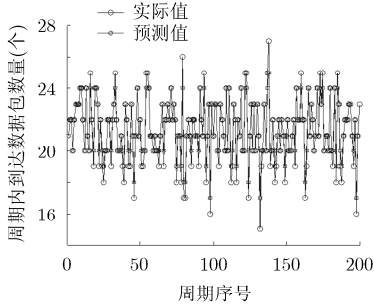


图 3 连续 200 个测量周期内数据包到达情况实际值与测量值比较

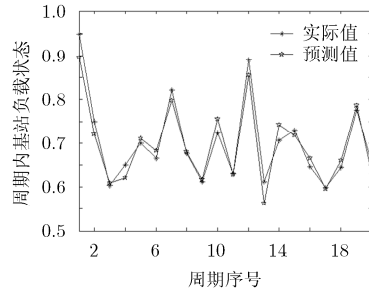


图 4 连续 20 个周期宏基站负载状态实际值与预测值比较

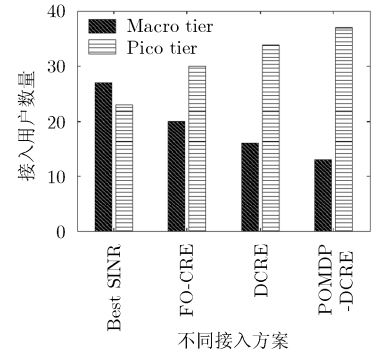


图 5 不同方案用户接入情况比较

接收到宏基站的信号更好所以选择接入宏基站。这与基站发射功率和用户与基站之间的距离有直接关系。而在 FO-CRE 和 DCRE 方案中，由于小基站采取了范围扩展方式，一部分用户接入了小基站中，降低了宏基站的接入用户量。在本文所提方案 POMDP-DCRE 中，由于采取了 POMDP 负载感知结合 DCRE 的方式，因此用户更多地被均衡到了小基站中，更大程度降低了宏基站接入负载。

图 6 为 4 种用户接入方案随着用户数量增加网络负载均衡性指示的变化。从图中可以看出，4 种方案随着用户数量的增加系统负载均衡性都会有明显提升。Best SINR 方案和 FO-CRE 方案前期变化缓慢，用户增加到一定数量后负载均衡性才会有明显提升但性能仍然大幅低于另外两种方案。对比算法 FO-CRE 和 DCRE 算法中均不包含负载感知步骤，而本文提出的 POMDP-DCRE 算法是在 DCRE 算法基础上进行的改进，加入了 POMDP 负载感知 load-aware 过程，通过仿真分析可以看出 POMDP-DCRE 算法是占有优势的。综合这 4 种方案可以看出，本文提出的 POMDP-DCRE 方案在系统负载均衡性能方面更好。

图 7，为 4 种方案随用户数量增加在系统整体吞吐量上的变化比较。前期用户较少时 4 种方案系统整体吞吐量很接近，用户根据不同接入方案都能

得到最佳接入。FO-CRE, DCRE 和 POMDP-DCRE 3 个方案随着用户数量的增加，系统整体吞吐量都会有大幅提升，因为都采取了小区范围扩展技术大量用户接入小基站中，小基站的资源得到了合理的利用。而相较于另外两种方案，因为采用了基于 POMDP 的负载感知，在选取偏置时有更好的准确性和时效性，本文提出的 POMDP-DCRE 方案在满足系统整体均衡性提升的同时系统吞吐量也有所提升。

图 8 为 4 种方案在随用户数数量增加时系统资源利用率的变化情况对比。相同系统用户数量下不同接入方案对系统资源利用率越高说明用户接入越合理，负载均衡性越好。当系统用户较少时，用户均可以选择最优基站接入，不同方案系统资源利用接近；随着用户数量增加，Best SINR 接入方案下资源利用率上升缓慢，对比其他 3 种接入方案，都采取了负载均衡措施，因此随着用户数量增加用户在系统中合理接入，系统资源利用率都有明显提升。在相同情况下，本文所提出的 POMDO-DCRE 方案具有负载感知过程使得用户接入更加合理，系统资源利用率得到进一步提升。

### 5 结束语

针对异构密集网络部署场景下业务不确定性引

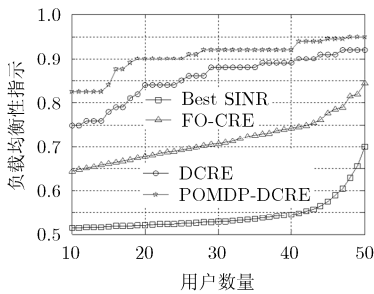


图 6 不同方案系统负载均衡性指示比较

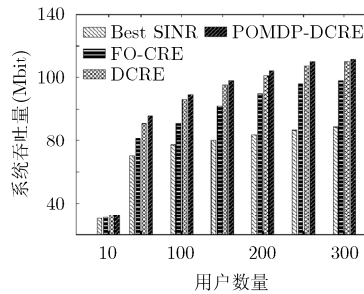


图 7 不同方案系统吞吐量比较

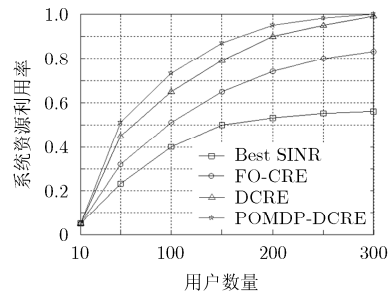


图 8 不同方案系统资源利用率比较

起的负载不均衡问题, 本文提出了一种基于 POMDP 负载感知的负载均衡方法。该方法通过对系统用户在感知周期内数据包传输数量进行观察, 预测出下一周期系统可能出现的负载状态, 动态调整 CRE 偏置值, 达到优化系统负载均衡性的目的。仿真结果表明, 本文提出的 POMDP-DCRE 方案能在异构密集网络下提高系统负载均衡性, 同时提升了系统吞吐量与系统资源利用率。

### 参 考 文 献

- [1] HAO Peng, YAN Xiao, Y N Ruyue, *et al.* Ultra dense network: Challenges, enabling technologies and new trends[J]. *China Communications*, 2016, 13(2): 30-40.
  - [2] YUNAS S F, VALKAMA M, and NIEMELA M. Spectral and energy efficiency of ultra-dense networks under different deployment strategies[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2015, 53(1): 90-100. doi: 10.1109/MCOM.2015.7010521
  - [3] JIANG H L, TONG E, LI Zhihang, *et al.* A power adjustment based eICIC algorithm for hyper-dense HetNets considering the alteration of user association[J]. *Science China Information Sciences*, 2015, 58(8): 1-15.
  - [4] CHEN S, XING C, and FEI Z. Distributed resource allocation in ultra-dense networks via belief propagation[J]. *China Communications*, 2015, 12(11): 79-91. doi: 10.1109/CC.2015.7365891.
  - [5] QIU J, WU Q, XU Y, *et al.* Demand-aware resource allocation for ultra-dense small cell networks: An interference-separation clustering-based solution[J]. *Transactions on Emerging Telecommunications Technologies*, 2016, 27(8): 1071-1086.
  - [6] JIN Y, QIU L, and LIANG X. Small cells on/off control and load balancing for green dense heterogeneous networks[C]. IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), New Orleans, LA, USA, 2015. IEEE. 2015: 1530-1535. doi: 10.1109/WCNC.2015.7127695.
  - [7] YASIR B A, SU G, and BACHACHE N. Range expansion for pico cell in heterogeneous LTE-A cellular networks[C]. International Conference on Computer Science and Network Technology, Changchun, China, 2012: 1235-1240. doi: 10.1109/ICCSNT.2012.6526147
  - [8] SASIKUMAR R, ANANTHANARAYANAN V, and RAJESWARI A. An intelligent pico cell range expansion technique for heterogeneous wireless networks[J]. *Indian Journal of Science and Technology*, 2016, 9(9).
  - [9] MOON S, KIM B, MALIK S, *et al.* Interference management with cell selection using cell range expansion and ABS in the heterogeneous network based on LTE-advanced[J]. *Wireless Personal Communications*, 2015, 81(1): 151-160.
  - [10] JIANG Haiqi. System utility optimization of cell range expansion in heterogeneous cellular networks[C]. 2016 8th IEEE International Conference on Communication Software and Networks (ICCSN), Beijing, China, 2016: 412-417. doi: 10.1109/ICCSN.2016.7586694.
  - [11] NAKAZAWA S, MATSUOKA S, and OTSUKA H. Adaptive control CRE and its throughput performance in HetNet[J]. *IEICE Communications Express*, 2015, 4(4): 117-122.
  - [12] YU T C and SILVESTER J A. A four-state DMPP for characterizing multimedia traffic with short-term and long-term correlations[C]. IEEE International Conference on Communications, IEEE, Ottawa, Canada, 1999: 880-885 vol.2. doi: 10.1109/ICC.1999.765400.
- 唐 伦: 男, 1973 年生, 教授, 博士, 主要研究方向为新一代无线网络、异构蜂窝网络等。
- 梁 荣: 男, 1989 年生, 硕士生, 研究方向为密集蜂窝网络容量覆盖与负载均衡。
- 张 亚: 男, 1990 年生, 硕士生, 研究方向为软件定义无线网络、网络虚拟化。
- 陈前斌: 男, 1967 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为个人通信、多媒体信息处理与传输、下一代移动通信网络、异构蜂窝网络等。