

基于随机学习的异构蜂窝网络离散功率控制机制^①

王园园^② * * * * * 周一青^③ * * * * * 李永会 * * * * * 石晶林 * * * * * 田 霖 * * * * * 钱蔓藜 * * * * *

(* 中国科学院计算技术研究所 北京 100190)

(** 中国科学院大学 北京 100049)

(*** 移动计算与新型终端北京市重点实验室 北京 100080)

(**** 悉尼大学电子与信息工程学院 悉尼 NSW2006)

摘 要 针对宏基站和低功率小基站重叠覆盖共享频谱的异构网络中干扰抑制问题,提出了一种基于随机学习理论的基站下行离散功率控制机制,以便在保证宏基站传输的最低传输质量要求下,最大化网络满足传输质量要求的小基站传输个数。该方法将每个小基站作为随机学习自动机,维持一个概率向量用于传输功率选择。算法迭代过程中,小基站独立地基于自身选择的传输功率以及网络反馈的信息,即满足传输质量要求的小基站传输的个数,来更新概率向量,调整传输功率,直到系统达到均衡状态。仿真结果表明,基于随机学习的离散功率控制方法具有很好的收敛性和寻优性能,能有效提高系统可支持的满足传输质量要求的小基站传输数量,适用实际系统。

关键词 异构网络, 干扰抑制, 随机学习, 离散功率控制

0 引 言

在移动互联应用、智能终端的日益普及下,蜂窝网络整体容量亟需大的提升,热点和盲点亟需灵活的部署方案来完善覆盖。宏基站和低功率小基站重叠覆盖的异构网络成为一种提升蜂窝网络容量和覆盖的最为有效的解决方案^[1,2]。为了有效利用频谱和提升频谱效率,小基站通常与宏基站使用相同的授权频谱^[3],这种部署方式使得异构蜂窝网络的干扰场景更加复杂。系统干扰包括同层干扰如小基站间干扰,以及跨层干扰如小基站同宏基站间干扰等,如果不能有效控制,干扰将极大地降低异构蜂窝网络的性能^[3,4]。因此干扰抑制是部署异构蜂窝网络亟需解决的问题。

功率控制是频谱共享的异构蜂窝网络中抑制干

扰的一个重要机制,现有文献表明该机制已得到广泛研究^[5-9]。文献[5]提出了小基站自适应功率控制机制,小基站通过调节自己的传输功率抑制对宏基站用户的干扰,以满足宏基站用户的最低信号与干扰加噪声比 (signal-to-interference-noise ratio, SINR) 要求(本文中将以“SINR 要求”表示一个用户的最低传输质量要求)。但上述研究并没有考虑小基站传输之间的干扰。在小基站密集部署的情况下,该机制无法保证小基站传输的 SINR 要求^[3]。文献[6-9]综合考虑了小基站之间及小基站与宏基站之间的传输干扰,提出了基于非合作博弈的小基站功率调节机制。小基站调节传输功率以最大化个人效用,个人效用定义为小基站获得的传输容量减去传输对其他基站的干扰,进一步给出了不同的算法找到系统的纳什均衡点。文献[6,7]提出的机制最终不能完全保证宏基站用户的质量要求,文

① 863 计划(2015AA01A705)和国家自然科学基金(61571425)资助项目。
② 女,1986 年生,博士生;研究方向:无线资源管理,异构网络等;E-mail: wangyuanyuan@ict.ac.cn
③ 通讯作者,E-mail: zhouyiqing@ict.ac.cn
(收稿日期:2016-01-29)

献[8,9]提出的机制需要小基站与宏基站共享大量信息,增加了系统传输负担。进一步分析发现,文献[5-9]中提出的功率控制机制均会导致小基站的低效传输,这是因为使用文献[5-9]中提出的功率控制机制,无论小基站用户接收到的 SINR 是否满足其要求,小基站会持续以选定的功率进行传输。当小基站用户接收到的 SINR 显著低于最低传输质量要求时,这些传输对小基站用户的数据传输无益,反而对其他数据传输造成了额外干扰^[3,10]。此外,文献[5-9]中均假设传输功率为连续值,而实际系统中传输功率为离散值^[11]。因此本文综合考虑了宏基站与小基站的离散传输功率限制、用户传输质量要求以及整个网络的干扰状态,首先给出了网络中满足用户传输质量要求的可行传输功率解的必要条件,在此分析基础上定义了系统的优化目标为在保证宏基站用户的 SINR 要求下,最大化网络中满足 SINR 要求的同时传输的小基站传输的个数,并提出了基于随机学习机制的离散功率控制(stochastic learning based discrete power control, SLPC)机制^[12,13]。该机制将小基站作为学习机,通过对选择的传输功率和网络反馈信息的学习不断调整传输功率,以实现系统目标最大化。仿真结果表明,在网络密集部署情况下,使用 SLPC 算法的网络支持的满足传输质量要求的小基站传输数目达到了使用现有功率控制算法支持数目的两倍。

1 系统模型及优化问题定义

1.1 系统模型描述

考虑一个由宏基站及小基站构成的异构蜂窝网络区域。宏基站 B_0 处于宏小区中心,为宏小区内用户提供接入服务。宏小区内有一个热点地区, N 个小基站 $B_i (1 \leq i \leq N)$ 部署在热点地区内为地区内用户提供接入服务。小基站与宏基站可以通过光纤回程链路通信^[1]。小基站与宏基站使用相同的频谱。宏基站用户及小基站用户均匀分布在对应区域内。网络模型如图 1 所示。本系统中,假设在一个传输单元上(一个传输单元为一块时频资源),每个基站最多只向一个用户进行数据传输。

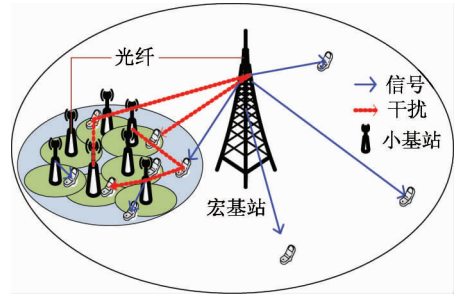


图 1 异构蜂窝网络系统模型

本系统考虑离散传输功率场景。我们假设宏基站及小基站最大传输功率分别为 $q_{\max}^m$ 和 $q_{\max}^s$, 最小传输功率均为 0。宏基站传输功率被均匀划分为 L^m 个离散功率值,其集合为 $Q^m = \{0, q_{\max}^m/(L^m - 1), \dots, q_{\max}^m\}$ 。小基站传输功率被均匀划分为 L^s 个离散功率值,其集合为 $Q^s = \{0, q_{\max}^s/(L^s - 1), \dots, q_{\max}^s\}$ 。在一个传输单元内, U_0 及 $U_i (1 \leq i \leq N)$ 分别表示宏基站 B_0 及小基站 B_i 调度的用户。 B_0 根据宏基站的功率控制策略从 Q^m 中选择其传输功率 q_0 , $B_i (1 \leq i \leq N)$ 从 Q^s 中选择其传输功率 q_i 。用户 $U_i (0 \leq i \leq N)$ 接收信号的 SINR 可以表示为

$$\gamma_i = \frac{g_{i,i} \cdot q_i}{\sigma^2 + \sum_{j=0, j \neq i}^N g_{i,j} \cdot q_j} \quad (1)$$

其中, σ^2 表示系统热噪声功率; $g_{i,j} (0 \leq i, j \leq N)$ 表示用户 U_i 与基站 B_j 间信道增益。此处我们假设信道增益仅考虑信道的慢衰落特性^[14], 包括路径损耗和阴影衰落。

以 $\Gamma_i (0 \leq i \leq N)$ 表示用户 U_i 的 SINR 要求, 为保证传输质量, 用户 U_i 接收到的 SINR γ_i 需要满足

$$\gamma_i \geq \Gamma_i \quad (2)$$

1.2 可行传输功率解分析

考虑用户接收信号 SINR 要求, 我们需要分析系统是否存在可行的传输功率解, 即所有基站在规定的范围内选择传输功率是否存在传输功率组合, 使得 $\forall U_i (0 \leq i \leq N)$ 均满足式(2)。为方便分析, 做如下定义:

- 向量 $\mathbf{q} = (q_0, q_1, \dots, q_N)$ 表示基站传输功率向量, 元素 q_i 表示基站 B_i 的传输功率值, 其中 $q_0 \in Q^m, q_i \in Q^s, \forall 1 \leq i \leq N$; 向量 $\mathbf{q}_{\max} = (q_{\max}^m, q_{\max}^{s,1}, \dots, q_{\max}^{s,N})$

$\cdots, q_{\max}^{s,N}$) 表示系统基站最大传输功率向量, 其中 $q_{\max}^{s,1} = \cdots = q_{\max}^{s,N} = q_{\max}^s$ 。定义 $\mathbf{Q}$ 表示系统基站传输功率向量集合。

- 矩阵 $\mathbf{G}$ 为归一化的信道增益矩阵, $\mathbf{G}$ 中共有 $(N+1) \times (N+1)$ 个元素, 元素 $G_{i,j}$ 定义为

$$G_{i,j} = \begin{cases} \frac{g_{i,j}}{g_{i,i}}, & i \neq j \quad 0 \leq i, j \leq N \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

- 向量 $\boldsymbol{\eta} = (\eta_0, \eta_1, \cdots, \eta_N)$ 为归一化的噪声向量, 其元素定义为 $\eta_i = \Gamma_i \cdot \sigma^2 / g_{i,i}$;

- 对角矩阵 $\boldsymbol{\Gamma} = \text{diag}(\Gamma_0, \Gamma_1, \cdots, \Gamma_N)$ 表示系统基站的 SINR 要求矩阵。

基于以上的定义, 式(2)可以表示为如下矩阵-向量形式:

$$\mathbf{q}^T \geq \boldsymbol{\Gamma} \mathbf{G} \mathbf{q}^T + \boldsymbol{\eta}^T \quad (4)$$

定义 1 当传输功率向量 $\mathbf{q} \in \mathbf{Q}$ 且使得式(4)成立, 则该传输功率向量 $\mathbf{q}$ 为系统的可行传输功率解。

定理 1 以下条件是该系统存在可行的传输功率解的必要条件:

- (1) $\rho(\boldsymbol{\Gamma} \mathbf{G}) < 1$;
- (2) $(\mathbf{I} - \boldsymbol{\Gamma} \mathbf{G})^{-1} \boldsymbol{\eta}^T \leq \mathbf{q}_{\max}^T$ 。

证明: 根据无线系统基站与用户间的信道增益关系, 可以合理认定 $\boldsymbol{\Gamma} \mathbf{G}$ 为非负不可约矩阵^[8,15], 进一步, 根据 Perron-Frobenius 定理^[16], 文献[15]给出了当系统中基站传输功率可取大于 0 的任意连续值的情况下, 系统中存在满足式(4)的非负的传输功率解的充分必要条件为 $\rho(\boldsymbol{\Gamma} \mathbf{G}) < 1$ (文献[15]引理 1.1 与定理 2.1)。本文系统中, 基站传输功率为离散值, 因此, $\rho(\boldsymbol{\Gamma} \mathbf{G}) < 1$ 是本系统存在可行传输功率解的必要条件。

文献[15]中定理 2.2 进一步给出, 传输功率可取大于 0 的任意连续值的情况下, 如果系统存在非负的传输功率解, 即 $\rho(\boldsymbol{\Gamma} \mathbf{G}) < 1$, 则 $\mathbf{q}^* = (\mathbf{I} - \boldsymbol{\Gamma} \mathbf{G})^{-1} \boldsymbol{\eta}^T$ 为可行解向量且是所有可行解向量中最小的, 即任何满足式(4)的连续传输功率解 $\bar{\mathbf{q}}$ 均满足 $\bar{\mathbf{q}} \geq \mathbf{q}^*$ 。考虑到基站传输功率限制, $\mathbf{q}^* = (\mathbf{I} - \boldsymbol{\Gamma} \mathbf{G})^{-1} \boldsymbol{\eta}^T \leq \mathbf{q}_{\max}^T$ 是本系统存在可行传输功率的必要条件。

基于以上的分析, 本定理得证。

1.3 优化问题定义

考虑用户接收信号的 SINR 要求, 定理 1 给出了系统存在可行传输功率解的必要条件。当定理 1 中的两个条件不能被同时满足时, 系统仅可以支持部分传输满足用户的最小 SINR 要求。基于以上分析, 我们定义系统的最优化问题为在满足宏基站用户的传输质量要求的前提下, 通过优化小基站的传输功率, 最大化系统能够支持的满足传输质量要求的小基站传输的个数。最优化函数定义如下:

$$\max_{\mathbf{q}} I_0 \cdot \sum_{i=1}^N I_i \quad (4a)$$

$$\text{s. t. } q_i \in Q^s, \forall 1 \leq i \leq N \quad (4b)$$

其中 I_i 指示用户 U_i 接收信号是否可以满足其 SINR 要求 $\Gamma_i, \forall i (0 \leq i \leq N)$, I_i 定义如下:

$$I_i = \begin{cases} 1, & \gamma_i \geq \Gamma_i \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

条件(式(4b))表示小基站的传输功率需要在离散功率值集合 Q^s 中选择。从优化目标(式(4a))可以看到, 仅有当宏用户 U_0 接收 SINR 满足质量要求, 即 $I_0 = 1$ 且至少一个小基站用户接收 SINR 满足质量要求时, (式(4a))才为正值。

系统最优化函数(式(4))的最优解可以通过穷尽搜索方法获得。尝试小基站传输功率的所有组合, 可以获得使系统目标最优的传输功率组合。

2 基于随机学习的离散功率控制

尽管穷尽搜索可以找到系统最优化问题的最优解, 但穷尽搜索需要集中式控制, 具有 $(L^s)^N$ 的计算复杂度且要求基站之间交互大量控制信息, 因此不适用于实际系统。考虑到大量小基站部署的随机性, 受文献[12,13]中随机学习机制的启发, 本文中我们提出一个基于随机学习机制的小基站功率控制算法。

2.1 算法描述

随机学习体是自适应的决策制定实体, 能够通过个体动作与环境交互结果的学习找到对个体最优的动作^[17]。将随机学习应用于本系统中, 每一个小基站 $B_i (1 \leq i \leq N)$ 作为一个独立学习体, 定义其

动作集合,动作选择概率向量,奖励函数及概率更新机制如下:

(1) 动作集合:本系统中定义小基站 B_i 的动作为选择一个传输功率,因此小基站有 L^s 个可选的动作,动作集合为 Q^s 。

(2) 动作选择概率向量:基于动作集合定义,动作选择概率向量定义为 $\mathbf{p}_i(k) = (p_{i,1}(k), p_{i,2}(k), \dots, p_{i,L^s}(k))$, 其中 $p_{i,l}(k)$ ($1 \leq l \leq L^s$) 代表小基站 B_i 在时刻 k 选择第 l 个传输功率的概率,且 $\sum_{l=1}^{L^s} p_{i,l}(k) = 1$ 。

(3) 奖励:基于系统的最优化目标(式(4)),我们定义在时刻 k ,小基站 B_i 获得的动作奖励如下:

$$r_i(k) = \frac{I_0(k) \sum_{j=1}^N I_j(k)}{N} \quad (6)$$

其中, $I_j(k)$ 的定义如式(5)所示。在时刻 k , 当 U_0 接收到的 γ_0 不能满足其 SINR 要求 Γ_0 , 即 $\gamma_0(k) < \Gamma_0$ 时, $I_0(k) = 0$, 则小基站得到的奖励为 0; 当 U_0 接收 SINR 要求得到满足, 即 $\gamma_0(k) \geq \Gamma_0$ 时, $I_0(k) = 1$, 则小基站得到的奖励同系统中满足传输 SINR 要求的小基站的个数成正比。

小基站通过调节下行发射功率以获得最大的奖励,从而使得:(i) 宏用户的 SINR 要求得到满足;(ii) 在(i)得到满足的情况下,系统中满足传输的 SINR 要求的小基站传输的个数最大化。式(6)的定义同系统最优化目标(式(4))是一致的。式(6)中的归一化操作是由随机学习机制决定的,学习体奖励取值需在 0 到 1 之间^[17,18]。

(4) 概率更新机制:本系统中,小基站 B_i 传输功率概率更新机制定义如下:

$$\mathbf{p}_i(k+1) = \mathbf{p}_i(k) + \lambda r_i(k) (\mathbf{e}_{l_i} - \mathbf{p}_i(k)) \quad (7)$$

其中, $0 < \lambda < 1$ 为学习速率, $r_i(k)$ 为小基站获得的奖励, $\mathbf{e}_{l_i}$ 为具有 L^s 个元素且第 l_i 个元素为 1 的单位向量,其中 l_i 表示小基站 B_i 在时刻 k 选择的功率为传输功率集合 Q^s 中的第 l_i 个传输功率。概率更新机制(式(7))是线性动作奖励机制(L_{R-I})^[17,18], 该机制的特点为:对小基站而言,当选择的传输功率获得正奖励时,即 $r_i(k) > 0$, 则在下一时刻选择该传输功率的概率将增加,相应地,选择其他传输功率

的概率将减小;而当选择的传输功率获得奖励为零时,即 $r_i(k) = 0$, 则在下一时刻选择传输功率的概率保持不变。 L_{R-I} 是 ε -最优的并且具有好的收敛特性^[17,18]。

具体地,在一个传输单元上,本文提出的离散功率控制(SLPC)算法步骤如下:

(1) 初始化:时刻 k 为 0,小基站 B_i 的传输功率概率分布为均匀分布,即 $p_{i,l}(0) = 1/L^s, \forall 1 \leq i \leq N, 1 \leq l \leq L^s$;

(2) 在时刻 $k(k > 0)$, 每个小基站 B_i 根据其当前时刻的传输功率选择概率向量 $\mathbf{p}_i(k)$ 选择传输功率 $q_i(k)$, 并使用该功率进行数据传输;

(3) 所有调度用户 $U_i(0 \leq i \leq N)$, 基于接收到的 SINR 及自身 SINR 要求根据式(5)计算其 I_i , 完成计算后小基站用户将其 I_i 反馈给小基站并转发给宏基站 B_0 。 B_0 根据式(6)计算系统奖励并广播给所有小基站;

(4) 每个小基站根据式(7)中的概率更新机制更新其传输功率选择概率向量 $\mathbf{p}_i(k)$;

(5) 对小基站 $B_i(1 \leq i \leq N)$, 其传输功率选择概率向量 $\mathbf{p}_i(k)$ 中有一个元素 $p_{i,l}(1 \leq l \leq L^s)$ 趋近于 1, 如大于 0.99^[12,18], 则该算法停止;否则,重复步骤(2) - (5);

(6) 当前述学习过程停止后, $\forall B_i(1 \leq i \leq N)$, 如果 B_i 传输功率不为 0 但 $I_i = 0$, 则该小基站本次选择不进行传输,此步骤可以进一步降低不必要的传输,提高其他满足传输要求用户的速率。

2.2 算法收敛性分析

本节将分析文中提出的 SLPC 算法的收敛性。文献[18]中作者对基于线性动作奖励机制(L_{R-I})的随机学习算法的收敛性进行了分析,指出如果随机学习系统中的学习体获得的奖励值相同,且用户采取的动作选择概率更新机制为线性动作奖励机制(L_{R-I}), 则随机学习系统最终会收敛到系统的纳什均衡点(定理 3.2 及定理 4.1)。

在本系统中,由式(6)定义可知,在时刻 k , 每个小基站用户将获得相同的奖励值,即 $r_i(k) = r_j(k), \forall 1 \leq i, j \leq N$, 该奖励值由系统中宏基站用户及所有小基站用户的信号接收质量情况共同决

定。同时 SLPC 算法中小基站使用的概率更新机制为线性动作奖励机制 L_{R-I} (式(7))。基于前面的分析可得,提出的 SLPC 算法总是可以收敛到系统的一个纳什均衡点。

3 实验结果及性能分析

本节通过仿真实验评价提出的 SLPC 算法的收敛性以及算法的寻优性能,以及算法的收敛速度。算法性能将与文献[8]中提出的保护宏基站传输的分布式功率控制 (cellular protected distributed power control, CDPC) 机制以及穷尽搜索机制进行比对。其中穷尽搜索机制为系统性能的最高限。

3.1 仿真场景

实验中构建了由一个宏基站和提供热点地区覆盖的多个小基站组成的双层蜂窝网络。如图 2 所示, N 个小基站均匀部署在一个面积为 $D_c^2 \text{ m}^2$ 的室内热点地区内 (如大型商场等), 热点地区中心距离宏基站 $D_H \text{ m}^{[8]}$ 。部署的小基站均处于激活状态。宏基站与小基站用户在热点地区内外均随机部署。

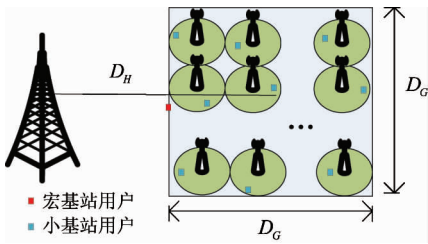


图 2 仿真系统模型

系统仿真参数如表 1 所示。假设小基站用户的最小 SINR 要求可以取 $[5, 20] \text{ dB}$ 中的任意值。

3.2 SLPC 算法收敛性

我们首先考虑一个简单的场景,假设热点区域内只有 4 个小基站传输数据,且仅有 4 个可选的传输功率,功率集合为 $\{0, 333.33 \text{ mW}, 666.66 \text{ mW}, 1000 \text{ mW}\}$, 设小基站顺次编号为 1, 2, 3, 4。使用穷尽搜索方法可得最优化问题 (式(4)) 的最优传输功率解为 $\mathbf{q} = \{666.66 \text{ mW}, 0, 333.33 \text{ mW}, 0\}$, 即在满足宏基站用户 SINR 要求下,系统中还可以支持 2

表 1 仿真参数配置

热点地区中心与宏基站距离 (D_H)	200m
热点地区边长 (D_c)	50m
系统带宽 (M)	10MHz
基站最大传输功率 ($q_{\max}^m, q_{\max}^s$)	宏基站:46dbm 小基站:30dbm
宏基站用户最小 SINR 要求 (Γ_0)	12.5dB
小基站用户最小 SINR 要求 (Γ_i)	$[5, 20] \text{ dB}$
信道增益模型	文献[19]
热噪声功率密度	-174dBm/Hz
学习速率 (λ)	$0.15^{[13]}$

个小基站同时传输,且满足小基站用户的 SINR 要求。图 3 给出了算法执行过程中任意一个小基站传输功率选择概率的变化曲线。可以看到该基站的传输功率选择概率向量经过约 180 次迭代从 $\{1/4, 1/4, 1/4, 1/4\}$ 演变为 $\{0, 0, 1, 0\}$, 也就是该基站最终将以 666.66mW 传输。仿真中,其他小基站也有类似的概率向量演进结果。同时,基于小基站的编号顺序,小基站的功率传输向量最终收敛到最优解 $\mathbf{q} = \{666.66 \text{ mW}, 0, 333.33 \text{ mW}, 0\}$ 。

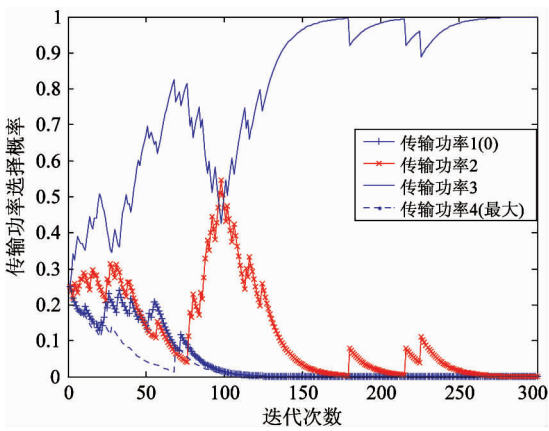


图 3 算法执行过程中任一用户传输功率选择概率变化曲线 ($N = 4, L = 4$)

图 4 给出了算法执行过程中小基站接收到的奖励值的变化曲线。奖励值最终收敛到 1/2。由式(6)中奖励值的定义可知,小基站传输功率满足了宏基站用户及 2 个小基站用户传输的 SINR 要求,同最优解一致。

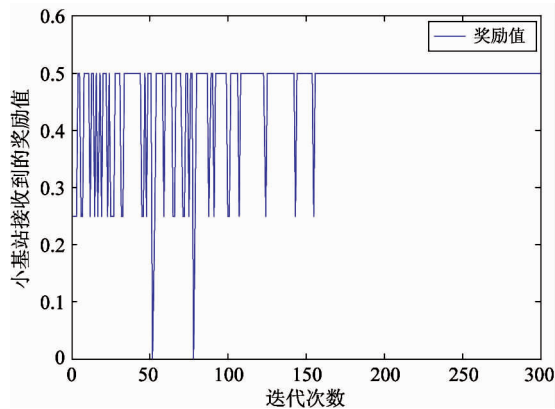


图4 算法执行过程中小基站收到的奖励值变化曲线 ($N = 4, L = 4$)

3.3 SLPC 算法性能

图5给出了随着小基站部署密度增大,不同算法下系统中支持的满足最低服务质量要求的小基站传输的平均个数。平均值是通过更改小基站用户在小基站覆盖范围内的位置来计算的。

图5显示,提出的SLPC算法性能优于CDPC算法,并且随着部署小基站数目增加性能增益更大。这是因为使用CDPC算法,当算法收敛时,不管小基站的传输功率是否满足用户质量需求,小基站都将以收敛到的功率持续传输。当小基站用户的最低传输质量要求无法满足时,传输对小基站用户无益,且会造成对系统其他用户的额外干扰,从而造成更多的传输不能满足最低质量传输要求。小基站部署越密集,基站间干扰越严重,CDPC算法性能越低。

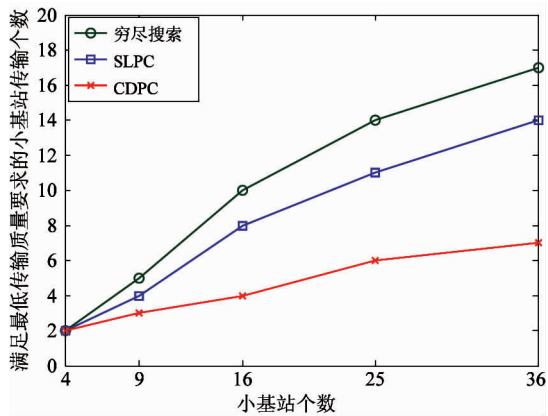


图5 不同算法下,满足最低传输质量要求的小基站传输平均个数对比 ($L = 8$)

图5同样显示,当小基站个数较少时,SLPC算法性能接近穷尽搜索算法性能,随着小基站个数增多,性能差距增大。这种性能表现同2.3节中的算法收敛性分析是相对应的,SLPC算法在执行过程中会收敛到系统的本地最优,不一定能找到系统全局最优解。

图6比较了在不同小基站数目,以及不同传输功率数目下,SLPC算法收敛时所需迭代次数。从图中我们可以看出,对给定的基站数目,可选的传输功率数目越多,算法收敛所需的迭代次数对应增加。因为功率传输数目越多,基站传输功率组合越多,算法执行过程中基站学习的样本空间越大,因此算法收敛所需的迭代次数也增大。同样,给定传输功率数目,随着区域内部署小基站数目增加,算法收敛所需的迭代次数也增大。

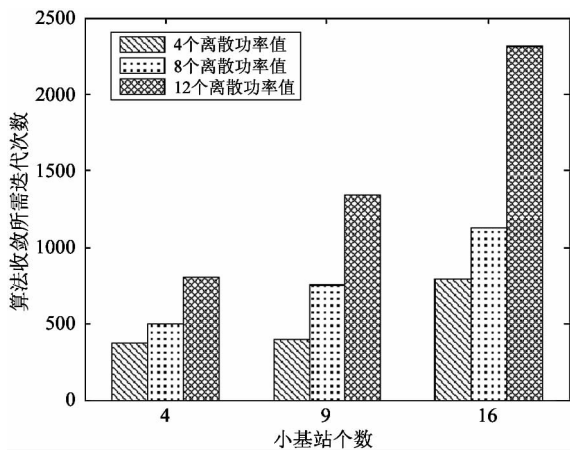


图6 不同小基站数目,不同传输功率数目下,SLPC算法收敛所需迭代次数比较

4 结 论

本文提出了一种新型频谱共享的异构蜂窝网络的下行功率控制机制。本文首先基于网络中宏蜂窝及小蜂窝用户的传输功率限制和传输SINR要求,分析了给出异构蜂窝网络中存在可行传输功率解的必要条件。进而定义了系统的最优化目标为在满足宏基站传输的SINR要求的前提下,最大化网络中满足传输SINR要求的可同时传输的小基站个数。文中提出一种基于随机学习技术的离散功率控制机制。每个小基站基于自己选择的传输功率,以及网

络给予的指示宏基站及小基站用户传输质量要求的满意度的反馈信息,调整传输功率直到系统达到均衡状态。仿真结果验证了提出算法的收敛性与寻优性。当小基站部署密度大时,SLPC 算法可以支持的满足最低传输质量要求的小基站传输个数是其他算法支持的 2 倍。

随机学习机制可以应对变化的环境,在不断的动作-反馈过程中学习,调整自己的行为以最大化自己的奖励。同时带来的缺点是收敛速度较慢。下一步研究考虑,修正概率更新函数,并且概率更新考虑历史奖励信息,以提高算法收敛性能。同时针对本场景,可以进一步分析系统离散功率个数对系统性能的影响,从而指导实际系统规划。

参考文献

- [1] Hoydis J, Kobayashi M, Debbah M. Green small-cell networks. *IEEE Vehicular Technology Magazine*, 2011, 6(1): 37-43
- [2] Zhou Y, Liu H, Pan Z, et al. Two-stage cooperative multicast transmission with optimized power consumption and guaranteed coverage. *IEEE JSAC on SEED*, 2014, 32(2): 274-284
- [3] Zhou Y, Liu L, Du H, et al. An overview on intercell interference management in mobile cellular networks: from 2G to 5G. In: *Proceedings of the 14th IEEE International Conference on Communication System*, Macau, China, 2014. 217-221
- [4] Zhou Y, Liu H, Pan Z, et al. Spectral and energy efficient two-stage cooperative multicast for LTE-A and beyond. *IEEE Wireless Magazine*, 2014, 4(4): 34-41
- [5] Morita M, Matsunaga Y, Hamabe K. Adaptive power level setting of femtocell base stations for mitigating interference with macrocells. In: *Proceedings of the IEEE Vehicular Technology Conference*, Ottawa, Canada, 2010. 1-5
- [6] Zhang J, Hong P, Xue K. A novel power control scheme for femtocell in heterogeneous networks. In: *Proceedings of the IEEE Consumer Communications and Networking Conference*, Las Vegas, USA, 2012. 802-806
- [7] Tai M H, Tran N H, Do C T, et al. Power control for interference management and QoS guarantee in heterogeneous networks. *IEEE Communications Letters*, 2015, 19

(8): 1402-1405

- [8] Chandrasekhar V, Andrews J G, Muharemovic T, et al. Power control in two-tier femtocell networks. *IEEE Transaction on Wireless Communication*. 2009, 8(8): 4316-4328
- [9] Wang H, Wang J, Ding Z. Distributed power control in a two-tier heterogeneous network. *IEEE Transaction on Wireless Communication*, 2015, 14(12): 6509-6523
- [10] Garcia V, Zhou Y, Shi J L. Coordinated multipoint transmission in dense cellular networks with user-centric adaptive clustering. *IEEE Transaction on Wireless Communication*, 2014, 13(8): 4297-4308
- [11] The 3rd Generation Partnership Project (3GPP). Technical Report 36.814 V 9.0.0. Further advancements for E-UTRA physical layer aspects. 2010
- [12] Tseng L, Chien F, Zhang D, et al. Network selection in cognitive heterogeneous networks using stochastic learning. *IEEE Communications Letters*, 2013, 17(17): 2304-2307
- [13] Xu Y, Wang J, Wu Q, et al. Opportunistic spectrum access in unknown dynamic environment: a game-theoretic stochastic learning solution. *IEEE Transaction on Wireless Communication*, 2012, 11(4): 1380-1391
- [14] Han Z, Niyato D, Saad W, et al. *Game Theory in Wireless and Communication Networks: Theory, Models and Applications*. UK: Cambridge University Press, 2011. 202-245
- [15] Chiang M, Han P, Lan T, et al. Power control in wireless cellular networks. *Foundation and Trends in Networking*, 2007, 2(4): 381-533
- [16] Horn R, Johnson C. *Matrix Analysis*. UK: Cambridge University Press. 1985. 517-547
- [17] Narendra K S, Thathachar M A L. Learning automata - a survey. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics*, 1974, 4(4): 323-334
- [18] Sastry P S, Phansalkar V. Decentralized learning of Nash equilibria in multi-person stochastic games with incomplete information. *IEEE Trans Syst Man and Cybern*, 1994, 24(5): 769-777
- [19] International Telecommunications Union-Radio (ITU-R). M.2135. Guidelines for evaluation of radio interface technologies for IMT Advanced. 2008

A stochastic learning based discrete power control scheme for heterogeneous cellular networks

Wang Yuanyuan^{* ** ****}, Zhou Yiqing^{* ** ****}, Li Yonghui^{****}, Shi Jinglin^{* ** ****}, Tian Lin^{* ****}, Qian Manli^{* ****}

(^{*} Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190)

(^{**} University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049)

(^{***} Beijing Key Laboratory of Mobile Computing and Pervasive Device, Beijing 100080)

(^{****} School of Electrical and Information Engineering, University of Sydney, Sydney NSW2006)

Abstract

To mitigate the interference in the heterogeneous cellular networks (HetNets) with a large number of low power small cells sharing the same frequency spectrum with the macrocells, a stochastic learning technique based downlink discrete power control (SLPC) scheme was proposed to maximize the number of simultaneous small cell transmissions satisfying the transmission quality requirements under the circumstance of guaranteeing the transmission quality requirements of macrocell users. The SLPC scheme regards each small cell base station as a stochastic learning automaton and maintains a probability vector to select the transmitting power. During the learning process, each small cell base station independently updates its probability vector and transmitting power to adjust its transmit power towards a Nash equilibrium point according to its selected transmit power and the feedback from the network, which indicates the number of simultaneous small cell transmissions satisfying the transmission quality requirements. The simulation results show that the proposed scheme has the excellent performance in convergence and optimization and can greatly increase the number of simultaneous small cell transmissions that can be supported in the networks. It is suitable for practical systems.

Key words: heterogeneous networks, interference mitigation, stochastic learning, discrete power control