

激光与光电子学进展

异构网络中基于系统公平性和阻塞性对功率分配的一种动态规划算法

樊超^{1*}, 孙长印², 江帆²

¹西安邮电大学通信与信息工程学院, 陕西 西安 710121;

²西安邮电大学信息通信网络与安全重点实验室, 陕西 西安 710121

摘要 为解决双连接分流过程中资源利用率和由阻塞导致的资源浪费之间的矛盾, 考虑总功率约束下毫米波链路高间歇性情形以及异构网络链路之间的公平性, 以系统加权和速率最大化为优化目标, 将非凸问题建模为有界离散时间的马尔可夫决策过程, 提出一种具有阻塞预测的动态规划算法来解决微波毫米波并行连接的功率分配问题。仿真结果表明, 该算法通过对功率分配策略进行学习, 可以显著提升系统性能。

关键词 光通信; 异构网络; 功率分配; 动态规划; 系统公平性和链路阻塞

中图分类号 TN928

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1706003

A Dynamic Programming Algorithm for Power Allocation Based on System Fairness and Blocking in Heterogeneous Networks

Fan Chao^{1*}, Sun Changyin², Jiang Fan²

¹*School of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an, Shaanxi 710121, China;*

²*Shaanxi Key Laboratory of Information Communication Network and Security, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an, Shaanxi 710121, China*

Abstract To solve the contradiction between resource utilization and resource waste caused by congestion in the dual-connection offloading process, a dynamic programming algorithm with congestion prediction is proposed. Considering the high intermittent situation of millimeter wave links and fairness between heterogeneous network links under the constraint of total power, taking system weighting and rate maximization as the optimization goal, the non-convex problem is modeled as a finite-horizon discrete-time domain Markov decision process. The proposed algorithm is used to solve the power allocation problem in parallel connection of microwave and millimeter wave. The simulation results show that the algorithm can significantly improve the system performance by learning the power allocation strategy.

Key words optical communications; heterogeneous network; power allocation; dynamic programming; system fairness and link congestion

OCIS codes 060.2330; 350.4010; 200.3050

收稿日期: 2020-12-04; 修回日期: 2020-12-27; 录用日期: 2021-01-06

基金项目: 国家自然科学基金(61801382, 61871321, 62071377)、陕西省自然科学基金重点项目(2019JZ-06)、陕西省重点产业链项目(2019ZDLGY07-06)

通信作者: *1015775395@qq.com

1 引言

随着智能移动设备的爆炸式增长和普及,移动数据流量突然激增,使得当前的蜂窝通信系统日益过载^[1-2],这将不可避免地造成数据流量的阻塞和吞吐量的下降^[3]。然而,随着 5G 时代的到来,大规模多天线技术、毫米波通信和超密集网络的出现^[4],使得这些困扰将逐渐得以解决。在此过程中,尽管可以通过部署大量的毫米波基站(mm-wave BS)来提升系统容量,但是,由于毫米波自身的高频特性^[5],其对于阻塞的敏感性较高,特别是,当信号进行远距离非视距传输时,衰减会变得很严重,因此,毫米波的间歇性传输对于系统性能(如频效、谱效)的提升提出了严峻的挑战。

针对上述的挑战,业界从资源的最优分配等技术角度进行了各种研究。文献[6]以最大化系统的和速率为目标,在有限传输功率约束下,将最优功率分配问题转化为凸优化问题,并采用拉格朗日乘数法获得最优功率分配的表达式,提出了一种低复杂度的迭代注水算法。虽然该算法的收敛速度变快,但是其对系统性能的提升有限。为了提升该算法的性能,Yu等^[7]采用了固定功率分配的思想,提出了一种改进的迭代注水算法,该算法可以有效地解决当前用户的功率控制问题并提升了系统性能。Chen等^[8]针对上行链路,提出了一种循环功率控制的方法,通过求解多项式来确定用户的发射功率。Liu等^[9]通过将非凸目标函数转化为若干凸子问题,然后再通过不同的迭代算法对凸子问题进行迭代求解,最终得到原问题的解,但是只保证了宏蜂窝用户的服务质量。需要指出的是,上述文献都没有考虑到网络的负载问题以及系统之间的公平性。为此,在文献[10]中,作者提出了一种基于 Q 学习的 Round Robin 资源调度策略,该方案在保证毫微微小区和宏小区用户之间公平性的同时,也提高了小区边缘用户的吞吐量。文献[11]使用小区负载感知的协作多点(CoMP)技术,提出了比例公平(PF-PA)的功率分配算法,通过给信道状况良好的用户分配更多的功率,来提升系统的吞吐量。Liu等^[12]利用负载信息的博弈论,基于图着色算法进行了小区间的功率分配,该算法可以明显提高小区的平均吞吐量。同样,上述这些工作都没有考虑到毫米波通信过程中的链路阻塞问题,它们不能满足毫米波增强的异构网络场景的需要。

针对上述方案中存在的不足,本文综合考虑了异构网络之间的公平性以及毫米波链路的阻塞问题,并

将目标制定为该情形下的最大化系统加权和速率。由于该问题(包括一些变体)的非凸性,属于 NP-hard^[13]问题,在文献中此类问题的解决方法通常使用穷举搜索^[14],但是其时间复杂度较高且收敛困难,导致该方法很少被使用。为了有效解决上述问题,本文将用户在异构网络中的功率分配问题,建模为有界离散时间的马尔可夫决策过程(FDTMDP),提出动态规划算法用以解决此问题,通过动态地分配用户的发射功率,提高了 5G 系统中非视距传输的性能。

2 异构网络中功率分配策略

2.1 系统模型

本研究考虑 5G 无线通信中的一个简化场景,即单个用户在毫米波增强的异构网络中移动的模式,如图 1 所示。由于宏蜂窝基站的覆盖面积较大,故假设用户在任意时刻任意位置都可以接入到宏蜂窝网络。对于毫米波而言,由于大的路损和阻挡,覆盖范围有限,假设用户只能在部分位置访问到毫米波网络。在这种情况下,本研究采用的系统场景是由 L 个正方形位置组成,每个位置都在宏蜂窝网络的覆盖范围之内,并有 M ($M \leq L$) 个毫米波基站被随机抛洒到 L 个位置当中。采用块衰落信道模型,另外假设所有的基站和用户都配备有单天线^[15]。

基于以上系统场景,考虑上行链路进行信息传输的情形。同时,由于多点协作 CoMP 技术可以协调信息传输,为用户提供更高的速率,从而提升网络性能,因此,用户可以将信息同时发送到宏蜂窝基站和毫米波基站。根据宏蜂窝基站和毫米波基站两种链路的组合,用户可能有以下三种类型的信息传输模式:1)用户仅仅向宏基站发送信息;2)用户仅仅向毫米波基站传输信息;3)用户将信息发送到宏基站和毫米波基站。基于这三种不同情形,本研究将系统的加权和速率作为求解目标,这点会在后面进行详细描述。

基于上述分析,采用一个离散时隙系统 $t \in \{1, 2, \dots, T\}$,其中 T 是功率传输策略总的持续时间。在此期间,用户可以在 L 个位置上任意移动,其中 t 时刻的位置为 $l \in \{1, 2, \dots, L\}$,并且认为用户可以在任意位置连接到宏蜂窝网络,而毫米波网络的获取与其所在的位置有关。因此假设在位置 l 处,用户与毫米波基站之间的距离为 d ,而毫米波基站的视距传输(LOS)的阈值为 d_{th} ,则:当 $d \leq d_{th}$ 时,用户可以连接到毫米波基站,并无阻塞地进行 LOS 传输;而当 $d > d_{th}$ 时,用户则进行非视距(NLOS)传输,此时由于链路阻塞,用户

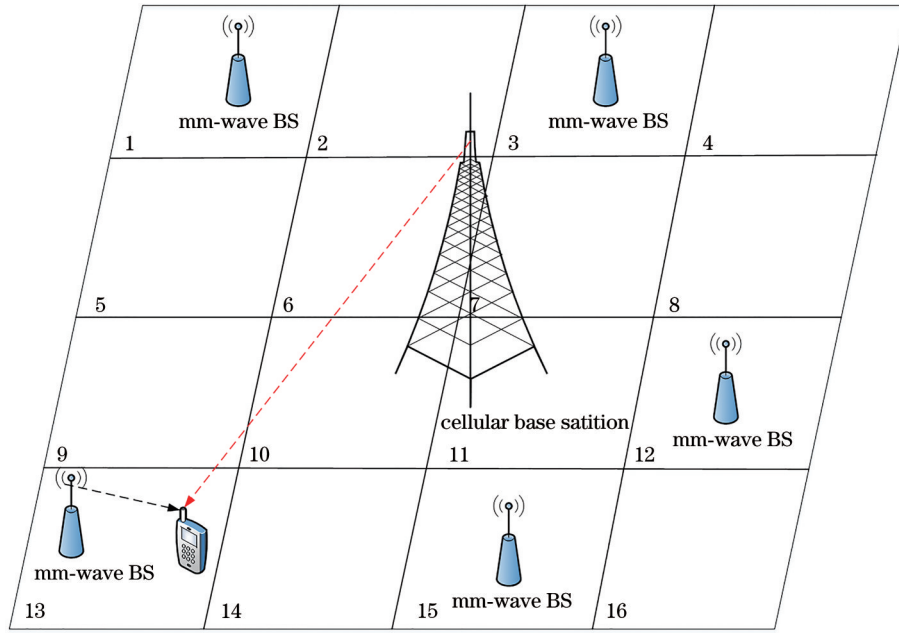


图 1 系统场景

Fig. 1 System scenario

不能连接到毫米波基站。因此,在 t 时刻位置 l 处,用户关于传输类型的选择和终端发射功率的分配必须做出决策,考虑到用户的移动性可以通过马尔可夫模型来描述,因此可以将用户在任意时刻的决策问题建模为有界离散时间的马尔可夫决策过程,通过求解马尔可夫决策过程,即可获得用户在任意时刻的传输决策。

马尔可夫决策过程建模的几大要素为系统状态、用户行为动作,以及回馈代价设计,下文依次进行设计。

t 时刻,系统状态被定义为

$$s_t = (l, \bar{r}_t), \quad (1)$$

式中: l 是用户在 t 时刻的位置索引,可以通过 GPS 获得位置信息; $\bar{r}_t = (\bar{r}_t^c, \bar{r}_t^m)$ 是用户在 t 时刻传输的平均速率矢量,其中 \bar{r}_t^c 和 \bar{r}_t^m 分别表示用户传输给宏蜂窝网络和毫米波网络的平均速率。

用户在决策时刻 t 处的动作为 a_t , 该动作决定了用户在任意时刻是通过宏蜂窝网络或者毫米波网络(如果可以连接的话)进行传输,还是使用这两种网络共同传输,并且决定如何将用户设备(UE)的发射功率分配给这两种类型的网络。本研究假定用户做出决策所需的时间与时隙系统的时间间隔相同。因此,用户动作向量可表示为

$$a_t = (p_t^c, p_t^m), \quad (2)$$

式中: p_t^c 和 p_t^m 分别表示在 t 时刻分配给宏蜂窝和毫米波网络的功率。需要注意的是 p_t^c 或者 p_t^m 在某一

时刻可能等于 0, 分别对应两种情况: 1) 当位置 l 处没有毫米波基站或者在决策时刻只选择了宏蜂窝网络时, 即 $p_t^m = 0$; 2) 当位置 l 处有毫米波基站并且在决策时刻只选择了毫米波网络时, 即 $p_t^c = 0$ 。因此用户在任意决策时刻, 都应该满足

$$0 \leq p_t^c \leq p_t, \quad (3)$$

$$0 \leq p_t^m \leq p_t, \quad (4)$$

其中 p_t 是 t 时刻用户的发射功率。

在功率分配过程中, 当前时刻用户总的发射功率始终受到上行传输中最大功率的约束, 即分配给宏蜂窝系统、毫米波系统以及用户在任意时刻的总发射功率始终满足

$$p_t^c + p_t^m = p_t, \quad (5)$$

$$\begin{cases} p_t^c \leq p_{\max} \\ p_t^m \leq p_{\max} \\ p_t \leq p_{\max} \end{cases}, \quad (6)$$

其中 p_{\max} 是用户终端可以产生的最大功率。本文目的是研究上行链路中功率控制的策略, 当信号强度等因素变化时, 用户终端的发射功率始终在一定范围内动态变化。

在任意时刻 t , 用户的状态 s_t 和其动作向量 a_t 之间的关系可以用香农定理来描述, 即

$$r_t^j(p_t^j) = B_{u,j} \log \left(1 + \frac{|h_{u,j}|^2 p_t^j}{N_0} \right), j \in \{c, m\}, \quad (7)$$

式中: $B_{u,j}$ 分别表示用户与微波链路和毫米波链路之间的带宽; $h_{u,c}$ 是用户与宏基站之间的信道增益; $h_{u,m}$ 是用户与毫米波基站之间的信道增益; $r_i^j(\cdot)$ 表示当分配给宏蜂窝或者毫米波网络的功率为 p_i^j 时, 所产生的数据速率; N_0 是加性高斯白噪声的功率谱密度。同时, 本文考虑块衰落信道模型^[16-17], 即信道系数在一个时隙中保持恒定。

在 5G 通信系统中, 毫米波链路由于对于阻塞的敏感性较高, 因此在传输过程中可能会由于阻塞而导致通信中断。为了模拟现实中链路的阻塞情况, 引入基于距离的阻塞模型^[18]。据此模型, 在位置 l 处, 用户与毫米波基站的距离为 d , 假设毫米波基站的阻塞阈值为 d_{th} , 则阻塞概率 p_b 定义为

$$p_b = \begin{cases} 1, & \text{if } d \leq d_{th} \\ 0, & \text{if } d > d_{th} \end{cases} \quad (8)$$

根据(8)式, 当 $d \leq d_{th}$ 时, 链路不会被阻塞, 用户可以访问毫米波基站, 即 $p_b = 1$; 而当 $d > d_{th}$ 时, 由于

超过了毫米波基站的 LOS 传输阈值, 因此链路产生阻塞, 导致用户不能够访问毫米波基站, 即 $p_b = 0$ 。

在 t 时刻, 假如毫米波链路被阻塞, 如果用户仍然为毫米波网络分配功率, 则势必会导致资源浪费。为防止此类行为, 设计惩罚函数对其施加即时惩罚。惩罚函数定义为

$$g_l(s_t) = g_l(l_t, \bar{r}_t) = \begin{cases} g(p_i^m), & \text{if } p_b = 0 \\ 0, & \text{if } p_b = 1 \end{cases} \quad (9)$$

其中, $g(\cdot)$ 是一个非负非减函数, p_i^m 表示传输给毫米波链路的功率。

在马尔可夫决策过程的建模中, 不同状态之间的转换用转移概率来描述: 假设当前状态为 s_t , 用户采取的动作作为 a_t 后, 系统转移到下一状态 s_{t+1} , 则转移概率定义为 $p_r(s_{t+1}|s_t, a_t)$ 。由于在任意时刻 t 、位置 l 处, 阻塞概率 p_b 和数据传输速率 \bar{r}_t 之间是相互独立的, 因此转移概率等式可表示为。

$$p_r(s_{t+1}|s_t, a_t) = p_r((l_{t+1}, \bar{r}_{t+1})|(l_t, \bar{r}_t), a_t) = p_{l_{t+1}, l_t} p_r(\bar{r}_{t+1}(l_t, \bar{r}_t), a_t) = p_b p_r(\bar{r}_{t+1}(l_t, \bar{r}_t), a_t), \quad (10)$$

$$p_r(\bar{r}_{t+1}(l_t, \bar{r}_t), a_t) = \begin{cases} 1, & \text{if } \bar{r}_{t+1} = \left(1 - \frac{1}{K}\right)\bar{r}_t + \frac{1}{K}r_{t+1} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

式中: p_{l_{t+1}, l_t} 表示用户从 t 时刻到 $t+1$ 时刻的阻塞概率, 即 p_b ; K 是用户所经过的时间长度。本文假设用户从当前位置到下一位置是已经提前预知的, 其原因在于用户的移动模式可以从用户的历史数据中预测出来^[19]。

用户的策略就是智能体(agent)的行为, 是状态到动作的映射, 即 $\pi: S \rightarrow A$ 。根据策略, 在每个时隙 t , agent 会根据当前的状态来决定下一时刻的动作。用户的策略 π 定义为

$$\pi(a_t|s_t) = \{\phi_t(l_t, \bar{r}_t), \forall t \in \{1, 2, \dots, T\}, l_t \in \{1, 2, \dots, L\}\}, \quad (12)$$

式中 $\phi_t(l_t, \bar{r}_t)$ 是在 t 时刻从状态 s_t 到决策动作 a_t 的映射函数。策略 π 的集合表示为 Π 。如果在 t 时刻 agent 采用策略 π , 则其状态表示为 s_t^π 。

为了获得问题的最佳策略, 本研究将最大化系统的加权和速率作为优化目标。在优化过程中考虑宏蜂窝和毫米波网络之间的公平性, 以提高资源利用率, 从而有效增大网络容量和用户吞吐量。本文的优化模型设定为

$$\begin{aligned} \max_{\pi \in \Pi} E_s^\pi \left[\sum_{t=1}^T \omega_c r_t^c + \omega_m r_t^m - g_l(s_t) \right] \\ \text{s. t. Eqs. (5), (6), (7), and (8),} \end{aligned} \quad (13)$$

式中优化目标函数由三部分组成, 其中前两部分分别表示传输到宏蜂窝和毫米波系统的加权数据速

率, 第三部分是对用户进行不合理传输的惩罚, 如(9)式所示, 其中 ω_c 和 ω_m 分别表示微波和毫米波链路配置的比例公平因子, 它们的值可表示为

$$\begin{cases} \omega_c = (\bar{r}_t^c)^{-1} \\ \omega_m = (\bar{r}_t^m)^{-1} \end{cases} \quad (14)$$

式中: \bar{r}_t^c 和 \bar{r}_t^m 分别表示宏蜂窝和毫米波网络从起始时刻到当前时刻的平均数据速率, 更新公式为

$$\bar{r}_t^j = \begin{cases} \left(1 - \frac{1}{T}\right)\bar{r}_{t-1}^j + \frac{1}{T}r_t^j, & \text{link } j \text{ is used in } t \text{ slot} \\ \left(1 - \frac{1}{T}\right)\bar{r}_{t-1}^j, & \text{link } j \text{ is not used in } t \text{ slot} \end{cases}, \quad (15)$$

式中: $j \in \{c, m\}$ 。

功率分配问题[(13)式]由于具有非凸性, 即

NP-hard, 很难用传统方法来解决。为此, 本文提出具有阻塞预测的动态规划算法来解决异构网络中的功率分配问题。该算法的最大优点是从阻塞模型中探索并从环境中学习, 从而避免了直接预测阻塞概率带来的复杂性和困难性。

2.2 一种功率分配的动态规划算法

(13) 式是有界离散时间马尔可夫决策过程 (MDP) 的标准问题, 通过求解最优值, 用户即可获得一组最优的动作集合, 实现系统加权和速率的最

大化。为此, 本文使用动态规划算法来解决此问题。

求解 MDP 问题最重要的一点是确定最优方程 (或 Bellman 方程)^[20]。在状态 s_t 下, 使用 $v(s_t)$ 表示用户从 t 到 T 时间段内的最大预期总收益。Bellman 方程定义为

$$v(s_t) = \max_{a_t} \{Q(s_t, a_t)\}, \quad (16)$$

式中对于任意的 $l \in L, p_l^c + p_l^m = p_l, Q(s_t, a_t)$ 定义为

$$\begin{aligned} Q(s_t, a_t) &= \omega r_t - g_t(s_t) + \underbrace{\sum_{l_{t+1} \in \{1, 2, \dots, L\}} p_l(s_{t+1}|s_t, a_t) v_{t+1}(s_{t+1})}_{\text{cost for the current}} = \underbrace{\omega_c r_t^c + \omega_m r_t^m}_{\text{cost for the current}} - g_t(s_t) + \\ &\quad \underbrace{\sum_{l_{t+1} \in \{1, 2, \dots, L\}} p_l((l_{t+1}, \bar{r}_{t+1})|(l_t, \bar{r}_t), a_t) v_{t+1}(l_{t+1}, \bar{r}_{t+1})}_{\text{exp ected future cost start from } t+1} = \\ &\quad \frac{1}{\bar{r}_t^c} r(p_l^c) + \frac{1}{\bar{r}_t^m} r(p_l^m) - g_t(s_t) + \sum_{l_{t+1} \in \{1, 2, \dots, L\}} p_b v_{t+1}(l_{t+1}, \bar{r}_{t+1}). \end{aligned} \quad (17)$$

根据定义的 Bellman 方程, 本文提出具有阻塞预测的动态规划算法来解决功率分配问题。动态规划算法是将一复杂问题分解成若干简单子问题, 通过从后往前的逐步迭代搜索到全局最优解的优化算法。依据动态规划算法能在全局范围求

解整个过程中最优解的特点, 为了能够让系统的吞吐量最大, 在用户整个移动过程中运用动态规划算法, 对用户设备的发射功率进行动态控制。所提具有阻塞预测的动态规划算法的求解过程如图 2 所示, 该算法分为两个阶段: 最优策略计算阶段

Algorithm 1: Dynamic Programming Based Algorithm

```

1: Optimal Policy Calculation Phase:
2: Set  $v_{T+1}^c, v_{T+1}^m(l, p), v_{T+1}^m(l, p), \forall l \in \{1, 2, \dots, L\}, p \in [0, p_{\max}]$ 
3: Set  $t := T$ 
4: while  $t \geq 1$  do
5:   for  $l \in \{1, 2, \dots, L\}$  do
6:     Set  $\bar{r}_t := 0$ 
7:     while  $\bar{r}_t \leq R$  do
8:       Calculate  $Q_t(s_t, a), \forall a \in \{p_l^c, p_l^m\}$  using Eq. (17)
9:       Set  $\phi^*(l, \bar{r}_t) := \arg \max_{a \in a_t} Q_t(s_t, a)$ 
10:      Set  $v_t(l, p) := Q_t(s_t, \phi^*(l, \bar{r}_t))$ 
11:      Set  $\bar{r}_t := \bar{r}_t + \sigma$ 
12:     end while
13:   end for
14:   Set  $t := t - 1$ 
15: end while
16: The optimal policy  $\pi^*$  is generated for the following power distribution phase.
17: Power Distribution Phase:
18: Set  $t := 1$ 
19: while  $t \leq T$  do
20:    $l$  is determined from GPS, the distance  $d$  to the mm-wave BS is generated if it is accessed.
21:   Set action  $p_t^m$  according to  $\pi^*$  (the optimal policy)
22:   Compute  $p_t^c = p_t - p_t^m$ 
23:   Compute the total throughput  $r(p_t) = r(p_t^c) + r(p_t^m)$ 
24:   Set  $t := t + 1$ 
25: end while

```

图 2 具有阻塞预测的动态规划算法代码

Fig. 2 Code of dynamic programming based algorithm with blocking prediction

和功率分配阶段。在最优策略计算阶段,通过从 $t = T$ 到 $t = 1$ 进行反向递归来计算最优策略,其中 R 是平均数据速率的最大值, $\sigma > 0$ 是平均速率的颗粒度。在功率分配阶段,每个时隙内根据第一阶段学习所生成的最优策略确定传输到宏蜂窝网络和毫米波网络的功率。

3 仿真结果与分析

对上述提出的基于动态规划算法(DPA)的功率分配方案的性能进行验证,并将此算法与固定功率分配(FPA)和随机功率分配(RPA)算法进行比较,以评估DPA的性能。

对照算法选用基于文献[21]中的算法。固定功率分配的核心思想是,在任意时刻 t , 用户的发射功率为 p_t , 并且当用户可以接入到毫米波网络时, 满足

$$p_t^m = p_t \text{ and } p_t^c = 0. \quad (18)$$

随机功率分配意味着当可以访问到毫米波网络时, 用户发送给毫米波基站的功率服从某种分布, 满足

$$\begin{cases} p_t^m = \text{rand}(m, s) \\ p_t^c = p_t - p_t^m \end{cases}, \quad (19)$$

式中: m 和 s 分别是发射功率的均值和方差, $\text{rand}(\cdot)$ 是服从均值为 m 和方差为 s 的随机截断分布。

仿真场景选用 4×4 的正方形网格, 如图 1 所示, 因此 L 等于 16。将毫米波基站的数量设为 M , 随机抛洒在 L 个位置当中, 下文中, M 的值默认为 4, 有特殊说明的除外。由于当前智能手机的最大发射功率为 25 dBm, 故将用户的发射功率均匀量化为 15 dBm~25 dBm, 量化间隔为 1 dBm。用户与毫米波基站之间的距离服从截断分布, 生成用户与毫米波基站之间的距离范围为 [10 m, 50 m]。同时假设毫米波基站的阻塞阈值 d_{th} 为 40 m。在功率传输期间其时间间隔假设为 1 s, 这与时隙系统的间隔完全相同。惩罚函数定义为 $g(p_t^m) = 2p_t^m$ 。本文使用的信道衰落模型类似于文献[22], 根据基站和用户之间的距离分布生成路径损耗, 然后将其截断为不同均值和标准差的正态分布。仿真过程中使用的系统带宽为 100 MHz。本文使用 Python 2.7 完成仿真。

图 3 给出了三种算法在 NLOS 场景下吞吐量随时间的变化曲线, 即毫米波链路可能会被阻塞的情况。从图中可以看出, 在 t 等于 30 s 以后, RPA 算法的性能要优于 FPA 方案, 这主要是因为 RPA 方案

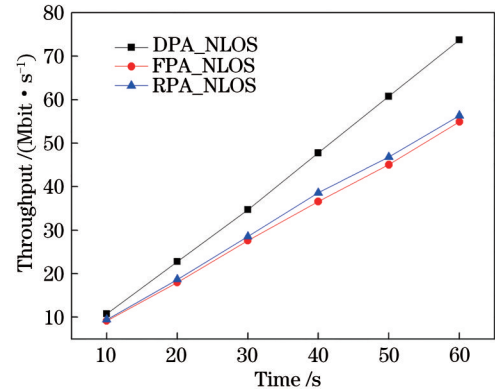


图 3 不同算法下的吞吐量对比

Fig. 3 Comparison of the user-generated throughput under different algorithms

中分配给毫米波基站的功率有更多的机会达到最优功率分配。与 FPA 和 RPA 相比, 在相同条件下 DPA 算法所产生的吞吐量更大, 并且时间越长, 增益越大, 性能改善越明显。

图 4 显示了毫米波链路可能被阻塞的 NLOS 场景和绝不会被阻塞的 LOS 场景下用户吞吐量随时间的变化曲线。从图中可以看出, 在 DPA 算法中, agent 被训练时在不影响系统利用率(例如吞吐量)的情况下, 并不会消耗这些传输功率, 这样就可以为微波传输留下更多的能量, 因此不管是在 LOS 场景还是在 NLOS 场景中, 所提 DPA 算法的性能都明显高于 FPA 和 RPA 算法。此外, 这三种算法在 LOS 场景中的性能都要优于 NLOS 场景, 这是因为在 NLOS 场景中, 传输给毫米波基站的功率可能会因链路阻塞而浪费。

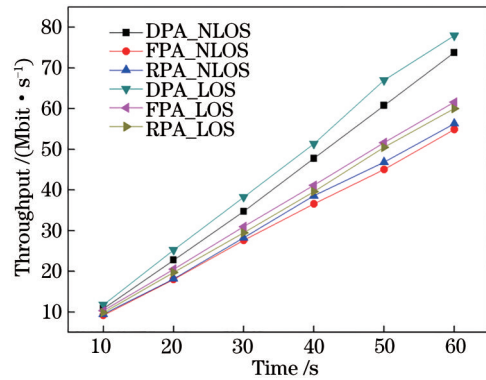


图 4 不同传输场景下的吞吐量比较

Fig. 4 Comparison of the throughput in different transmission scenarios

为了评估所提方案中吞吐量随毫米波基站数量增加的变化情况, 绘制图 5。从图中可以看出, 随着部署的毫米波基站数量的增加, 这三种方案中用

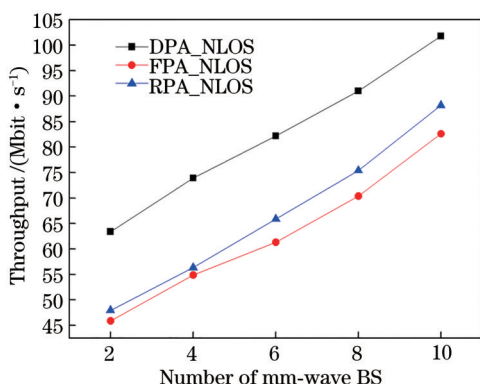


图5 不同数量的毫米波基站所对应的吞吐量

Fig. 5 Number of mm-wave BS versus throughput

户的吞吐量性能都显著提升。这是因为当部署更多数量的毫米波基站时,用户有更大的概率访问到这些毫米波基站,并且在相同的指标下,毫米波基站的吞吐量明显大于蜂窝基站的吞吐量,因此DPA算法的性能明显高于FPA算法和RPA算法。

为了评估所提算法相比于FPA和RPA算法时间复杂度的优势,分析这三种算法的时间复杂度,绘制了这三种算法的归一化运行时间,如图6所示。首先,DPA算法主要分为两个阶段,最优策略计算阶段和功率分配阶段,从图2中的Algorithm 1可以清楚地看出其时间复杂度为 $O(|R||T||L|/\sigma)$ 。然而最优策略计算阶段可以通过离线学习来产生最优策略,因此其时间复杂度不予考虑,在功率分配阶段中,其时间复杂度随着持续时间线性变化,即 $O(|T|)$ 。其次,RPA算法主要是服从均值为 m 和方差为 s 的随机截断分布,因此其时间复杂度为 $O\{|T|\log[m+s-(m-s)]\}=O\{\log(2s)|T|\}$;最后,在FPA算法中,每次分配给毫米波基站的功率都

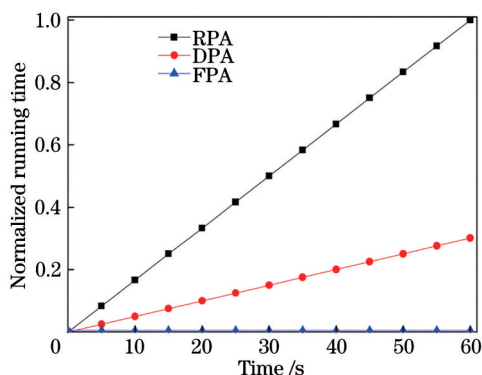


图6 不同算法的归一化运行时间对比

Fig. 6 Comparison of normalized running time of different algorithms

是一个定值,因此其算法的时间复杂度是常数级别的,即 $O(1)$ 。从图中也可以看出三种算法按照时间复杂度从小到大排序为 $FPA < DPA < RPA$ 。

4 结 论

研究了用户在由微波和毫米波组成的异构网络中的功率分配问题,并将该问题建模为有界离散时间的马尔可夫决策过程。考虑到异构网络中毫米波的链路阻塞情况以及不同类型网络的公平性问题,本研究将系统的加权和速率最大化作为求解目标,提出一种具有阻塞预测的动态规划算法来解决此问题,实现了系统吞吐量的最大化和资源利用率的提升。通过仿真分析,最终证实所提方案能显著提升系统性能。考虑到该算法在最优策略计算阶段,需要从后往前进行反向递归,因此其时间复杂度有待优化。在下一阶段的研究中,可以考虑利用强化学习方法DQN(deep Q-learning network)来改进该算法,从而提升系统的整体性能。

参 考 文 献

- [1] Agiwal M, Roy A, Saxena N, et al. Next generation 5G wireless networks: a comprehensive survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2016, 18(3): 1617-1655.
- [2] Liao W X, Li M, Salinas S, et al. Energy-source-aware cost optimization for green cellular networks with strong stability[J]. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing, 2016, 4(4): 541-555.
- [3] Liao W X, Li M, Salinas S, et al. Optimal energy cost for strongly stable multi-hop green cellular networks[C]//2014 IEEE 34th International Conference on Distributed Computing Systems, June 30-July 3, 2014, Madrid, Spain. New York: IEEE Press, 2014: 62-72.
- [4] Gelabert X, Legg P, Qvarfordt C, et al. Small cell densification requirements in high capacity future cellular networks[C]//2013 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC), June 9-13, 2013, Budapest, Hungary. New York: IEEE Press, 2013: 1112-1116.
- [5] Chen L, Yang Q. Analysis of spectrum occupation and perspectives of 5G network[J]. Study on Optical Communications, 2016(6): 68-71.
陈亮, 杨奇. 5G网络中无线频谱资源分配的进展分析[J]. 光通信研究, 2016(6): 68-71.
- [6] Su X, Liu B, Zhu X P, et al. Low-complexity

- iterative approximated water-filling based power allocation in an ultra-dense network[J]. *Entropy*, 2016, 18(5): 158.
- [7] Yu W, Ginis G, Cioffi J M, et al. Distributed multiuser power control for digital subscriber lines[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2002, 20(5): 1105-1115.
- [8] Chen C S, Shum K W, Sung C W, et al. Round-robin power control for the weighted sum rate maximisation of wireless networks over multiple interfering links[J]. *European Transactions on Telecommunications*, 2011, 22(8): 458-470.
- [9] Liu G, Zhao H S, Shao H X, et al. Power control algorithm in heterogeneous network based on iterative approximation[J]. *Computer Engineering*, 2018, 44(9): 95-100.
刘岗, 赵杭生, 邵鸿翔, 等. 基于迭代近似的异构网络功率控制算法[J]. *计算机工程*, 2018, 44(9): 95-100.
- [10] Wen B, Gao Z B, Huang L F, et al. A Q-learning-based downlink resource scheduling method for capacity optimization in LTE femtocells[C]//2014 9th International Conference on Computer Science & Education, August 22-24, 2014, Vancouver, BC, Canada. New York: IEEE Press, 2014: 625-628.
- [11] Wu J J, Zeng J, Su X, et al. Joint CoMP and power allocation in ultra dense networks[C]//2017 Wireless Telecommunications Symposium (WTS), April 26-28, 2017, Chicago, IL, USA. New York: IEEE Press, 2017: 1-5.
- [12] Liu L, Garcia V, Tian L, et al. Joint clustering and inter-cell resource allocation for CoMP in ultra dense cellular networks[C]//2015 IEEE International Conference on Communications (ICC), June 8-12, 2015, London, UK. New York: IEEE Press, 2015: 2560-2564.
- [13] Luo C Q, Guo S Y, Guo S, et al. Green communication in energy renewable wireless mesh networks: routing, rate control, and power allocation [J]. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 2014, 25(12): 3211-3220.
- [14] Qian L P, Zhang Y J, Huang J W, et al. MAPEL: achieving global optimality for a non-convex wireless power control problem[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2009, 8(3): 1553-1563.
- [15] Wang Y T, Yang S H, Li Z, et al. Design of compound free space optical/millimeter wave antenna for communication[J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(12): 1206001.
王一婷, 杨苏辉, 李卓, 等. 用于通信的自由空间光/毫米波复合天线设计[J]. *光学学报*, 2019, 39(12): 1206001.
- [16] Zhang Q Q, Kassam S A. Finite-state Markov model for Rayleigh fading channels[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1999, 47(11): 1688-1692.
- [17] Akdeniz M R, Liu Y P, Samimi M K, et al. Millimeter wave channel modeling and cellular capacity evaluation[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2014, 32(6): 1164-1179.
- [18] Shi Z, Sun C Y, Jiang F, et al. Block-aware power allocation based on Q-Learning in millimeter-wave network[J]. *Computer Engineering*, 2020, 46(12): 185-192.
施钊, 孙长印, 江帆, 等. 毫米波网络中基于 Q-Learning 的阻塞感知功率分配[J]. *计算机工程*, 2020, 46(12): 185-192.
- [19] Im Y, Wong C J, Ha S, et al. AMUSE: empowering users for cost-aware offloading with throughput-delay tradeoffs[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2016, 15(5): 1062-1076.
- [20] Bellman R, Lee E. History and development of dynamic programming[J]. *IEEE Control Systems Magazine*, 1984, 4(4): 24-28.
- [21] Mismar F B, Evans B L, Alkhateeb A, et al. Deep reinforcement learning for 5G networks: joint beamforming, power control, and interference coordination[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2020, 68(3): 1581-1592.
- [22] Bai T Y, Heath R W. Coverage and rate analysis for millimeter-wave cellular networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2015, 14(2): 1100-1114.