

无人机辅助蜂窝网络中的无人机与用户协同缓存算法

张天魁¹, 陈超¹, 王子端¹, 杨鼎成²

(1. 北京邮电大学通信与信息工程学院, 北京 100876; 2. 南昌大学信息工程学院, 江西 南昌 330031)

摘 要: 针对无人机辅助蜂窝网络中的海量数据内容传输与无人机无线回程带宽受限这一矛盾, 提出了一种无人机与用户协同缓存算法。通过在无人机以及用户设备上部署存储设备, 将用户请求的热点内容缓存后进行共享分发, 以减少无人机回程链路资源与能量开销, 减轻业务负载并降低用户时延。以用户内容获取时延最小化为目标建立了无人机与用户缓存联合优化问题, 将其分解为无人机缓存子问题与用户缓存子问题, 并分别基于交替方向乘子法和全局贪婪算法进行求解, 通过迭代获得收敛的优化结果, 实现了无人机与用户的协同缓存。仿真结果表明, 所提算法能够有效降低用户的内容获取时延, 提升系统性能。

关键词: 边缘缓存; 无人机通信; 无人机辅助蜂窝网络; 协同缓存

中图分类号: TP393

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.2020029

Cooperative caching algorithm of UAV and user in UAV-assisted cellular network

ZHANG Tiankui¹, CHEN Chao¹, WANG Ziduan¹, YANG Dingcheng²

1. School of Communication and Information Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

2. School of Information Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China

Abstract: Aiming at the problem of mass data content transmission and limited wireless backhaul resource of UAV in UAV-assisted cellular network, a cooperative caching algorithm for cache-enabled UAV and user was proposed. By deploying caches on UAV and user device, the popular content requested by user was cached and delivered, which alleviated the backhaul resource and energy consumption of UAV, reduced the traffic load and user delay. A joint optimization problem of UAV and user caching was established with the goal of minimizing user content acquisition delay, and decomposed into UAV caching sub-problem and user caching sub-problem, which were solved based on alternating direction method of multiplier and global greedy algorithm respectively. The iterative way was used to obtain convergent optimization result, and the cooperative caching of UAV and user was realized. Simulation results show that the proposed algorithm can effectively reduce user content acquisition delay and improve system performance.

Key words: edge caching, UAV communication, UAV-assisted cellular network, cooperative caching

1 引言

凭借灵活的飞行特性以及良好的信道特征, 无人机 (UAV, unmanned aerial vehicle) 可作为空中基站提供通信服务。将无人机引入蜂窝网络, 可有效扩展系统容量, 缓解地面基站负载, 有望在通信恢

复、热点覆盖等场景发挥重要作用^[1]。在无人机辅助蜂窝网络中, 面对大量重复数据传输带来的流量拥塞, 主动缓存技术将流行度较高的热点内容提前存储在无人机等高用户更近的边缘节点上, 可有效缓解网络负载压力, 改善用户内容获取性能^[2]。因此, 结合边缘缓存的无人机辅助蜂窝网络成为当前

收稿日期: 2020-04-23; 修回日期: 2020-07-23

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61971060)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No.61971060)

的热点研究方向之一。

然而，面对网络中的海量多媒体内容，如何在有限的存储空间内缓存最合适的内容是需要解决的关键问题。文献[3]针对无人机具有缓存能力的场景采用基于预测的主动缓存方法，使用机器学习框架来预测用户请求分布模式，继而根据预测结果决定无人机缓存的内容。文献[4]分析了无人机辅助蜂窝网络的典型架构，并针对地面基站和无人机基站同时具备缓存能力的场景提出了一种基于内容分片协作传输的分布式缓存方法。文献[5]将无人机网络与设备间（D2D, device-to-device）通信结合实现内容分发。文献[6-7]研究了 D2D 缓存网络中的资源分配和缓存放置问题。文献[7]在无人机网络中引入 D2D 缓存，提出了一种缓解无人机能量受限问题的方法，该方法由无人机将热点内容发送给用户进行缓存，然后用户间通过 D2D 通信进行内容共享，以减少无人机与用户之间重复数据传输带来的无人机能量消耗。上述文献仅在无人机辅助蜂窝网络中研究基站与无人机协同缓存、无人机缓存以及用户缓存问题。

本文在无人机辅助蜂窝网络中同时在无人机以及用户设备上部署缓存，提出了基于边缘缓存的无人机与用户设备协同缓存网络模型。一方面，提

供通信服务的无人机可以携带缓存资源进行内容存储，当用户请求到达时，无人机直接从缓存中将内容发送给用户，不仅让用户更快速地获取内容，也能减少无线回程链路数据传输带来的资源与能量消耗；另一方面，引入 D2D 通信和用户缓存，用户存储的内容通过 D2D 通信更快捷地传输给附近用户，不仅有效扩展网络的覆盖范围，同时提升了系统的缓存容量，缓解无人机缓存空间受限和能量受限的问题，当无人机电量耗尽通信中断时，内容也能通过 D2D 通信在用户间分享、传输。针对无人机与用户设备同时具备缓存能力的场景，本文以最小化用户的内容获取时延为目标建立无人机与用户缓存联合优化问题，并提出了一种无人机与用户协同缓存算法，该算法首先基于交替方向乘法（ADMM, alternating direction method of multiplier）和全局贪婪算法分别对无人机缓存子问题和用户缓存子问题进行求解，然后采用迭代的方式联合优化无人机与用户的缓存内容，实现协同缓存。仿真结果表明，所提算法可有效降低用户的内容获取时延。

2 系统模型

无人机辅助蜂窝网络系统模型如图 1 所示，由一个宏基站（MBS, macro base station）、多个 UAV

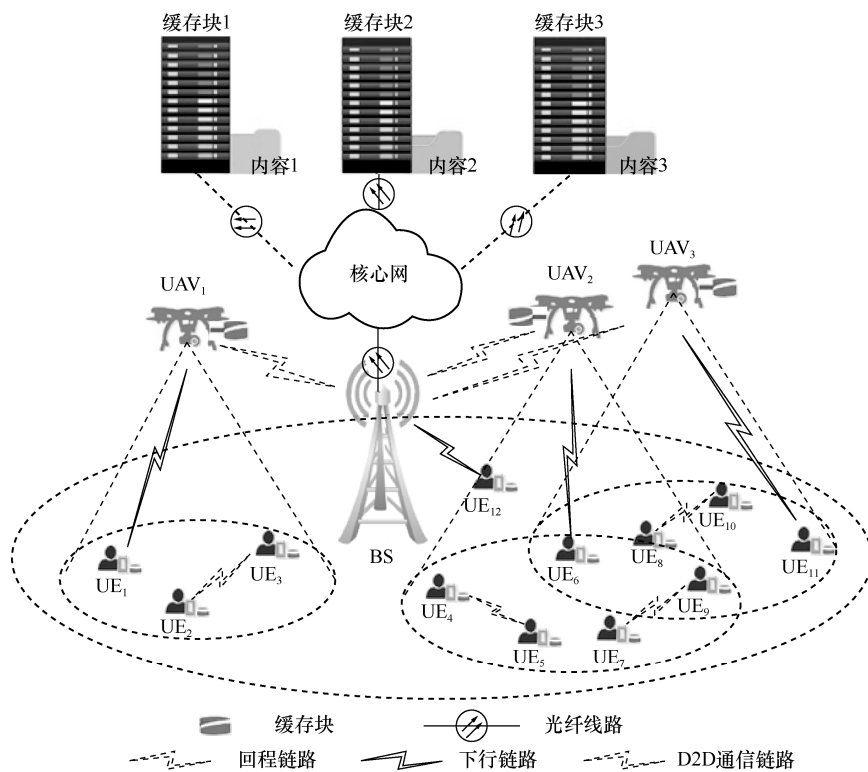


图 1 无人机辅助蜂窝网络系统模型

基站和多个用户构成。 b 表示 MBS, $\mathcal{K} = \{1, 2, \dots, K\}$ 表示 K 个 UAV, H 表示高度, $\mathcal{N} = \{1, 2, \dots, N\}$ 表示系统内请求数据内容服务的 N 个用户设备 (UE, user equipment)。宏基站通过提供高速数据传输的有线光纤线路连接到移动核心网。为了提供 UAV 与移动核心网之间的数据传输, UAV 与 MBS 之间通过容量受限的无线回程链路连接, 当 UAV 需要获取用户请求但未缓存的内容时, 可通过回程链路与 MBS 建立连接, 然后向核心网请求内容。

2.1 通信模型

接下来, 给出无人机地对空通信模型、宏基站与用户间通信模型以及用户间 D2D 通信模型。

定义无人机与用户间通信频段为 W_K , 基站与用户间通信频段为 W_B , 无人机与基站间回程链路带宽为 W_E , 为了减少干扰, 各频段相互正交。由于无人机部署在不同位置, 为了提高频谱利用率, K 个无人机重用频段 W_K 。假设 D2D 通信使用带内复用模式, 复用宏基站的上行频带资源, 通信频段为 W_N , 不同 D2D 通信间带宽相互正交, 不存在干扰, 但仍会受到使用该频段的蜂窝用户上行信号的干扰。

由于飞行和高度特性, 无人机与地面用户和基站之间的通信具有视距 (LoS, line of sight) 传输和非视距 (NLoS, no line of sight) 传输 2 种情况, 因此, 本文使用概率传输模型来模拟无人机地对空通信间的平均路径损耗^[8]。通过选取不同的信道参数, 该模型可以模拟不同地理环境下不同中心频率的地对空通信模型。

无人机 k 与用户 n 之间的 LoS 路径损耗 $l_{k,n}^{\text{LoS}}$ 以及 NLoS 路径损耗 $l_{k,n}^{\text{NLoS}}$ (单位都为 dB) 为

$$\begin{aligned} l_{k,n}^{\text{LoS}} &= \gamma_{\text{FS}} + \eta^{\text{LoS}} \\ l_{k,n}^{\text{NLoS}} &= \gamma_{\text{FS}} + \eta^{\text{NLoS}} \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $\gamma_{\text{FS}} = 20 \lg \frac{4\pi d_{k,n} f}{c}$ 为自由空间路径损耗; $d_{k,n}$ 为无人机 k 与用户 n 的距离; f 为载波频率; c 为光速; η^{LoS} 和 η^{NLoS} 分别为 LoS 和 NLoS 链路附加的路径损耗因子, 由于阴影衰落、反射和衍射, 非视距链路比视距链路具有更大的附加路径损耗。LoS 链路的概率取决于环境 (建筑物的密度和高度) 以及无人机和用户之间的仰角, 可表示为

$$\Pr(l_{k,n}^{\text{LoS}}) = \left(1 + X \exp(-Y[\phi_{k,n} - X])\right)^{-1} \quad (2)$$

$$\Pr(l_{k,n}^{\text{NLoS}}) = 1 - \Pr(l_{k,n}^{\text{LoS}}) \quad (3)$$

其中, X 和 Y 是取决于地理环境 (乡村、城镇、密集城镇等) 的常参数, $\phi_{k,n} = \sin^{-1}\left(\frac{H}{d_{k,n}}\right)$ 是无人机 k 与用户 n 之间的仰角。无人机 k 与用户 n 之间的平均路径损耗为

$$\bar{l}_{k,n} = 10^{-\frac{l_{k,n}^{\text{LoS}}}{10}} \Pr(l_{k,n}^{\text{LoS}}) + 10^{-\frac{l_{k,n}^{\text{NLoS}}}{10}} \Pr(l_{k,n}^{\text{NLoS}}) \quad (4)$$

当无人机 k 与用户 n 进行通信时, 下行链路传输速率为

$$R_{k,n} = W_{k,n} \text{lb} \left(1 + \frac{\bar{l}_{k,n} P_{\text{UAV}}}{\sum_{j \in \mathcal{K}, j \neq k} \bar{l}_{j,n} P_{\text{UAV}} + \sigma^2} \right) \quad (5)$$

其中, $W_{k,n}$ 为无人机 k 分配给用户 n 的下行频带资源, P_{UAV} 为无人机的发送功率, σ^2 为噪声功率。无人机 k 的回程链路传输速率为

$$B_{k,n} = z_{k,n} \text{lb} \left(1 + \frac{\bar{l}_{b,k} P_{\text{BS}}}{\sigma^2} \right) \quad (6)$$

其中, $z_{k,n}$ 为接入无人机 k 的用户 n 所分到的回程链路带宽, P_{BS} 为宏基站的发送功率。

针对地面基站, 根据 3GPP 标准^[9], 宏基站 b 与用户 n 之间的路径损耗 (单位为 dB) 为

$$l_{b,n} = 15.3 + 37.6 \lg(d_{b,n} [m]) \quad (7)$$

其中, $d_{b,n}$ 为宏基站 b 与用户 n 的距离。当宏基站 b 与用户 n 进行通信时, 下行链路传输速率为

$$R_{b,n} = W_{b,n} \text{lb} \left(1 + \frac{10^{-\frac{l_{b,n}}{10}} P_{\text{BS}}}{\sigma^2} \right) \quad (8)$$

其中, $W_{b,n}$ 为宏基站 b 分配给用户 n 的下行频带资源。

用户可与通信范围内的其他用户建立 D2D 链路进行内容传输。假设用户最大通信范围为 L , 用户 n 与 n' 之间的路径损耗 (单位为 dB) 为

$$l_{n,n'} = 28 + 40 \lg(d_{n,n'} [m]) \quad (9)$$

当用户 n 与 n' 进行通信时, 传输速率为

$$R_{n,n'} = W_{n,n'} \text{lb} \left(1 + \frac{10^{-\frac{I_{n,n'}}{10}} P_{\text{UE}}}{10^{-\frac{I_{n,n'}}{10}} P_{\text{UE}} + \sigma^2} \right) \quad (10)$$

其中, $W_{n,n'}$ 为用户 n 与 n' 的可用带宽, n'' 为与 n 共享频带的蜂窝上行用户, P_{UE} 为用户发送功率。

2.2 用户偏好模型

设网络中有 M 个内容, 分别用 $\mathcal{M} = \{1, 2, \dots, M\}$ 表示。不失一般性地, 本文假设所有内容大小相同, 用 S 表示, 此假设可以通过将具有各种大小的内容划分或组合为具有统一大小的内容数据分组得到。网络中的用户对于不同内容往往具有不同的偏好, 例如, 有些用户喜欢体育、娱乐类内容, 有些用户喜欢时政类内容等。因此, 本文使用用户偏好模型来模拟用户的内容请求分布^[10]。

设网络中有 A 个主题的内容属性, 例如体育、娱乐等, 用集合 $\mathcal{A} = \{\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_A\}$ 表示。 $g(m, \varepsilon_a)$ 为内容属性指示, $g(m, \varepsilon_a) = 1$ 表示内容 m 具有主题 ε_a 的属性, $g(m, \varepsilon_a) = 0$ 则表示没有, 不同用户具有不同的主题偏好, 用户 n 对主题 ε_a 的偏好可表示为

$$\omega(n, \varepsilon_a) = I(X(\varepsilon_a); V_j) = \lg \frac{p(X(\varepsilon_a) | V_j)}{p(X(\varepsilon_a))} \quad (11)$$

其中, V_j 表示用户 n 的历史内容请求, $X(\varepsilon_h)$ 表示所有内容中具有主题 ε_a 的内容的随机变量, $p(X(\varepsilon_a))$ 表示所有内容中具有主题 ε_a 的内容的概率, $P(X(\varepsilon_a) | V_j)$ 表示用户历史内容请求中具有主题 ε_a 的内容的概率。因此, 用户 n 对内容 m 的偏好为

$$c_{n,m} = \frac{\sum_{a \in \mathcal{A}} g(m, \varepsilon_a) \omega(n, \varepsilon_a)}{\sqrt{\sum_{a \in \mathcal{A}} g^2(m, \varepsilon_a)} \sqrt{\sum_{a \in \mathcal{A}} \omega^2(n, \varepsilon_a)}} \quad (12)$$

其中, $0 \leq c_{n,m} \leq 1$, $g(m, \varepsilon_a)$ 和 $\omega(n, \varepsilon_a)$ 越接近, 则用户 n 越喜欢内容 m 。

3 无人机与用户协同缓存算法

3.1 问题建模

为了缓解网络峰值流量期间的负载压力, 降低用户获取内容的时延, 无人机预先缓存部分热点内容, 当用户发来已缓存的内容请求时, 直接将内容副本发送给用户。每个用户设备具有一定容量的缓存块进行内容存储, 一方面, 满足自身的内容请求;

另一方面, 通过 D2D 通信将内容传输给附近用户进行共享, 以缓解无人机缓存空间受限的问题, 进一步降低用户获取内容的时延。

$y_{n,m}$ 为用户设备缓存指示, 用户 n 缓存内容 m , 则 $y_{n,m} = 1$; 否则 $y_{n,m} = 0$, 矩阵 $\mathbf{y} = [y_{n,m}]$ 表示所有用户的缓存情况。 $x_{k,m}$ 为无人机缓存指示, 无人机 k 缓存内容 m , 则 $x_{k,m} = 1$; 否则 $x_{k,m} = 0$, 矩阵 $\mathbf{x} = [x_{k,m}]$ 表示无人机的缓存情况。考虑到无人机的负载限制以及用户的空间限制, 无人机和用户缓存空间均是有限的。不失一般性地, 假设每个无人机以及用户的缓存容量都是相同的, 分别用 Q_K 和 Q_N 表示, 则 $\sum_{m \in \mathcal{M}} x_{k,m} \leq Q_K, \forall k \in \mathcal{K}, \sum_{m \in \mathcal{M}} y_{n,m} \leq Q_N, \forall n \in \mathcal{N}$, 且 $Q_K \leq M, Q_N \leq M$ 。

集合 \mathcal{F}_n 表示用户 n 缓存的所有内容, 即 $\mathcal{F}_n = \{m | y_{n,m} = 1, m \in \mathcal{M}\}$ 。集合 \mathcal{F}_k 表示无人机 k 缓存的所有内容, 即 $\mathcal{F}_k = \{m | x_{k,m} = 1, m \in \mathcal{M}\}$ 。当用户 n 请求内容 m 时, n 首先查看自身是否已缓存 m , 若已缓存, 则直接通过自身缓存获取; 若未缓存, 则向通信范围内的其他用户广播内容请求。若附近有用户缓存内容 m , 则 n 与该用户建立 D2D 链路获取该内容; 如附近无用户缓存内容 m , 则 n 根据最大信噪比方式接入无人机或宏基站。若接入的无人机已缓存 m , 则无人机直接将 m 传输给 n ; 若无人机未缓存 m , 则需通过无线回程链路由宏基站转发用户请求并回传给 n 。若用户接入宏基站, 则宏基站需向移动核心网请求内容 m , 再传输给用户 n 。由于宏基站通过大容量光纤链路连接到移动核心网, 本文不考虑基站与移动核心网之间传输内容的时延。因此, 当用户 n 请求内容 m 时, 根据用户以及无人机的缓存情况, 用户 n 获取内容 m 的时延 $D_{n,m}$ 可细分为下述 5 种情况。

1) 当用户 n 通过自身缓存获取内容 m 时, $m \in \mathcal{F}_n$, 则用户 n 可以无时延地获取所需内容, 即 $D_{n,m} = 0$ 。

2) 当用户 n 通过附近用户 n' 缓存获取内容 m 时, $m \notin \mathcal{F}_n \cap m \in \mathcal{F}_{n'}, n' = \{\arg \min d_{n,n'} : d_{n,n'} \leq L, y_{n',m} = 1\}$, 则 n 与 n' 建立 D2D 连接, 然后由 n' 将内容 m 发送给 n , 即 $D_{n,m} = \frac{S}{R_{n,n'}}$ 。

3) 当用户 n 通过无人机 k 的缓存获取内容 m 时, $m \notin \mathcal{F}_n \cap m \notin \mathcal{F}_{n'} \cap m \in \mathcal{F}_k, k = \{\arg \min d_{n,i} : i \in \mathcal{K} \cup \{b\}\}, n' = \{n' | d_{n,n'} \leq L, n' \in \mathcal{N} \setminus \{n\}\}$, 则 k 直

接从缓存将 m 通过下行链路发送给 n ，即

$$D_{n,m} = \frac{S}{R_{k,n}}。$$

4) 当用户 n 由无人机通过回程链路接入核心网获取内容 m 时，即 $m \notin \mathcal{F}_n \cap m \notin \mathcal{F}_{n'} \cap m \notin \mathcal{F}_k$ ，则 k 首先通过回程链路从核心网获得内容 m ，然后通过下行链路传输给用户，时延包括回程链路传输时延和下行链路传输时延，即 $D_{n,m} = \frac{S}{B_{k,n}} + \frac{S}{R_{k,n}}$ 。

5) 当用户 n 通过宏基站 b 获取内容 m 时，即 $m \notin \mathcal{F}_n \cap m \notin \mathcal{F}_{n'} \cap m \notin \mathcal{F}_k$ ， $b = \{\text{argmin}_{d_{n,i}} : i \in \mathcal{K} \cup \{b\}\}$ ，则 b 向核心网请求 m 后通过下行链路将 m 传输给用户，即 $D_{n,m} = \frac{S}{R_{b,n}}$ 。

根据上述分析，当用户进行内容请求时，不同的内容服务情况下用户获取内容的时延不同，使用用户接入指示 $u_{n,i}$ 表示用户获取内容服务的来源，其中 $i \in \mathcal{N} \cup \mathcal{K} \cup \{b\}$ ，用户 n 与 i 建立通信链路，则 $u_{n,i} = 1$ ；否则 $u_{n,i} = 0$ 。因此，用户的内容获取时延可表示为

$$D_{n,m} = u_{n,n'} y_{n',m} \frac{S}{R_{n,n'}} + u_{k,n} x_{k,m} \frac{S}{R_{k,n}} + u_{k,n} (1 - x_{k,m}) \left(\frac{S}{R_{k,n}} + \frac{S}{B_{k,n}} \right) + u_{b,n} \frac{S}{R_{b,n}} \quad (13)$$

为了提升用户的服务质量，降低内容获取时延，本文以最小化全网用户平均内容获取时延为目标建立无人机与用户缓存联合优化问题 P1。

$$\begin{aligned} \text{P1: } \min_{x,y} D &= \frac{1}{N} \sum_{m \in \mathcal{M}} \sum_{n \in \mathcal{N}} c_{n,m} D_{n,m} \\ \text{s.t. } \sum_{m \in \mathcal{M}} x_{k,m} &\leq Q_K, \forall k \in \mathcal{K} \\ \sum_{m \in \mathcal{M}} y_{n,m} &\leq Q_N, \forall n \in \mathcal{N} \\ x_{k,m} &\in \{0,1\}, \forall k \in \mathcal{K}, m \in \mathcal{M} \\ y_{n,m} &\in \{0,1\}, \forall n \in \mathcal{N}, m \in \mathcal{M} \end{aligned} \quad (14)$$

显然，P1 为组合优化问题。

3.2 问题求解

为了更好地解决上述最优化问题，在较低复杂度情况下实现较高的优化性能，本文将问题进一步分解为 2 个子问题，即无人机缓存子问题和用户缓存子问题。

在已知的用户内容缓存 y 下，原优化问题 P1

可转化为关于无人机缓存的子问题 P2。

$$\begin{aligned} \text{P2: } \min_x D &= \frac{1}{N} \sum_{m \in \mathcal{M}} \sum_{n \in \mathcal{N}} c_{n,m} D_{n,m} \\ \text{s.t. } \sum_{m \in \mathcal{M}} x_{k,m} &\leq Q_K, \forall k \in \mathcal{K} \\ x_{k,m} &\in \{0,1\}, \forall k \in \mathcal{K}, m \in \mathcal{M} \end{aligned} \quad (15)$$

将无人机缓存变量进行松弛，转化为 $[0,1]$ 取值的连续变量，即 $x_{k,m} \in [0,1], \forall k \in \mathcal{K}, m \in \mathcal{M}$ ，则 P2 可转化为凸集上的凸优化问题，然后采用 ADMM 分布式优化各无人机缓存的内容。

P2 的增广拉格朗日函数为

$$\begin{aligned} L(x, \{\lambda_k\}) &= D + \sum_{k \in \mathcal{K}} \lambda_k \left(\sum_{m \in \mathcal{M}} x_{k,m} - Q_K \right) + \\ &\frac{\rho}{2} \sum_{k \in \mathcal{K}} \left(\sum_{m \in \mathcal{M}} x_{k,m} - Q_K \right)^2 \end{aligned} \quad (16)$$

其中， $\frac{\rho}{2} \sum_{k \in \mathcal{K}} \left(\sum_{m \in \mathcal{M}} x_{k,m} - Q_K \right)^2$ 为惩罚项， $\lambda_k, k \in \mathcal{K}$ 为拉格朗日乘子， ρ 为调整 ADMM 收敛速度的参数。

基于 ADMM^[11]，在每个迭代周期 t ，无人机 k 顺序优化其每一个缓存变量 $x_{k,m}$ ，然后更新拉格朗日乘子，如式(17)所示，直到用户内容获取时延 D 不再变化，得到 k 最终的缓存内容 x_k 。

$$\begin{cases} x_{k,1}^t = \arg \min_{x_{k,1} \in [0,1]} L(x_{k,1}, x_{k,2}^{t-1}, \dots, x_{k,M}^{t-1}; \lambda_k^{t-1}) \\ x_{k,2}^t = \arg \min_{x_{k,2} \in [0,1]} L(x_{k,1}^t, x_{k,2}, \dots, x_{k,M}^{t-1}; \lambda_k^{t-1}) \\ \vdots \\ x_{k,m}^t = \arg \min_{x_{k,m} \in [0,1]} L(x_{k,1}^t, \dots, x_{k,m}, \dots, x_{k,M}^{t-1}; \lambda_k^{t-1}) \\ \vdots \\ x_{k,M}^t = \arg \min_{x_{k,M} \in [0,1]} L(x_{k,1}^t, \dots, x_{k,M-1}^t, x_{k,M}; \lambda_k^{t-1}) \\ \lambda_k^t = \lambda_k^{t-1} + \rho \left(\sum_{m \in \mathcal{M}} x_{k,m}^t - Q_K \right) \end{cases} \quad (17)$$

对于式(17)中每个 $x_{k,m}$ 的最小化问题，由于此时 L 为包含约束条件的增广拉格朗日函数，该问题是一个无约束优化问题。对于无约束优化问题，本文采用梯度下降法对 ADMM 迭代过程中 $x_{k,m}$ 最小化问题进行求解。任意 $x_{k,m}$ 的最小化问题可表示为

$$\min_{x_{k,m}} L(x_{k,1}^t, \dots, x_{k,m-1}^t, x_{k,m}, x_{k,m+1}^{t-1}, \dots, x_{k,M}^{t-1}; \lambda_k^{t-1}) \quad (18)$$

式(18)的梯度为

$$\nabla L(x_{k,m}) = \lambda_k - \frac{S}{N} \sum_{n \in \mathcal{N}} \frac{c_{n,m} u_{k,n}}{B_{k,n}} + \rho \left(\sum_{g \in \mathcal{M}, g \neq m} x_{k,g}^i + x_{k,m} - Q_K \right) \quad (19)$$

其中, $\hat{t} = \begin{cases} t+1, & g < m \\ t, & g > m \end{cases}$ 。利用梯度根据 $x_{k,m}^p = x_{k,m}^{p-1} - l^{p-1} \nabla L(x_{k,m}^{p-1})$ 对 $x_{k,m}$ 进行迭代更新, 直到 $L(x_{k,m})$ 不再变化, 此时得到最佳的 $x_{k,m}^l$, 其中, p 为梯度下降迭代次数, l 为学习率, 为了避免出现振荡无法收敛的情况, 学习率以 $l^p = l^{p-1}(0.96^{p-1})$ 不断减小。

因此, 基于 ADMM 的无人机缓存过程包含两层迭代。外层迭代 $t-1 \sim t$ 为 ADMM 交替方向求解过程, 该过程顺序更新所有优化变量 x_k 以及拉格朗日乘子 λ_k ; 在每一个外层迭代 t 中, 均有 M 个内层迭代 p 用于求解 x_k 的每个优化变量 $x_{k,m}$ 。需要注意的是, 由于 $x_{k,m} \in [0,1]$, 所有内层迭代结束后, 需将 $x_{k,m}$ 固定为 $0 \sim 1$ 。同时, 所有外层迭代结束后, 需要在无人机缓存空间限制下进行去松弛, 将取值为 $0 \sim 1$ 的 $x_{k,m}$ 转化为 0 或 1 。求解流程如算法 1 所示。

算法 1 基于 ADMM 的无人机缓存方法

输入 系统参数 \mathcal{K} 、 \mathcal{N} 、 \mathcal{M}

输出 无人机缓存变量 x_k^*

- 1) while $|D(x_k^t) - D(x_k^{t-1})| < \varepsilon$ do
- 2) $t = t + 1$
- 3) for $m \in \mathcal{M}$ do
- 4) while $|L(x_{k,m}^p) - L(x_{k,m}^{p-1})| < \varepsilon$ do
- 5) $p = p + 1$
- 6) 计算梯度 $\nabla L(x_{k,m}^{p-1})$
- 7) 更新优化变量 $x_{k,m}^p = x_{k,m}^{p-1} - l^{p-1} \nabla L(x_{k,m}^{p-1})$
- 8) 更新学习率 $l^p = l^{p-1}(0.96^{p-1})$
- 9) end while
- 10) end for
- 11) for $m \in \mathcal{M}$ do
- 12) if $x_{k,m}^t \leq 0$ then $x_{k,m}^t = 0$
end if
if $x_{k,m}^t \geq 1$ then $x_{k,m}^t = 1$
end if
- 13) end for

14) 更新拉格朗日乘子 $\lambda_k^t = \lambda_k^{t-1} + \rho \left(\sum_{m \in \mathcal{M}} x_{k,m}^t - Q_K \right)$

15) end while

16) x_k^T 去松弛得到最优 x_k^* , T 为最大迭代周期

基于得到的无人机缓存内容 x , 原优化问题 P1 可转化为关于 y 的用户缓存子问题 P3。

$$\begin{aligned} \text{P3: } \min_y D &= \frac{1}{N} \sum_{m \in \mathcal{M}} \sum_{n \in \mathcal{N}} c_{n,m} D_{n,m} \\ \text{s.t. } \sum_{m \in \mathcal{M}} y_{n,m} &\leq Q_N, \forall n \in \mathcal{N} \\ y_{n,m} &\in \{0,1\}, \forall n \in \mathcal{N}, m \in \mathcal{M} \end{aligned} \quad (20)$$

该 0-1 整数规划问题属于复杂背包问题, 本文采用全局贪婪算法^[12]求解。在每一次贪婪决策中, 计算每个用户缓存每个内容减少的时延, 然后找出减小程度最大的用户和内容进行缓存, 该过程不断迭代, 直到所有用户缓存空间已满, 最终得到网络中每个用户最优的缓存内容。用户 n 缓存内容 m 将减小的时延可表示为

$$\Delta D(y_{n,m}) = D(y_{n,m} = 1) - D(y_{n,m} = 0) \quad (21)$$

具体算法流程如算法 2 所示。

算法 2 基于全局贪婪的用户缓存方法

输入 系统参数 \mathcal{K} 、 \mathcal{N} 、 \mathcal{M}

输出 用户缓存变量 y^*

- 1) while $\sum_{m \in \mathcal{M}} y_{n,m} < Q_N, \forall n \in \mathcal{N}$ do
- 2) 计算用户 n 缓存内容 m 减少的时延 $\Delta D(y_{n,m}) = D(y_{n,m} = 1) - D(y_{n,m} = 0)$, 得到 $\Delta D(y^s)$
- 3) 找到时延减小程度最大的一个用户内容对, $(n, m) = \arg \max_{y_{n,m}} \Delta D(y^s)$, 令 $y_{n,m} = 1$
- 4) $s = s + 1$
- 5) end while

3.3 算法流程

根据上述 2 个子问题的分析, 本文提出了一种无人机与用户设备协同缓存算法, 如算法 3 所示。

算法 3 无人机与用户协同缓存算法

输入 系统参数 \mathcal{K} 、 \mathcal{N} 、 \mathcal{M}

输出 无人机缓存变量 x^* 、用户缓存变量 y^*

- 1) 迭代周期 $\tau = 1$
- 2) 初始化无人机与用户随机缓存;

3) while $|D^\tau - D^{\tau-1}| < \varepsilon$ do

4) $\tau = \tau + 1$

5) 阶段 1, 无人机缓存

根据迭代周期 $\tau-1$ 得到的 $x^{\tau-1}$ 和 $y^{\tau-1}$, 每个无人机根据算法 1 更新此时最佳的缓存内容 x^τ

6) 阶段 2, 用户缓存

根据阶段 1 得到的 x^τ , 通过算法 2 更新所有用户此时最佳的缓存内容 y^τ

7) end while

算法 3 中, 首先, 根据系统的输入参数进行优化变量的初始化。然后, 在每一次迭代周期内依次更新无人机缓存和用户缓存: 无人机根据上一迭代周期得到的无人机与用户缓存结果通过算法 1 得到此时最佳的缓存内容, 继而用户根据更新的无人机缓存结果通过算法 2 得到此时最佳的缓存内容。该过程不断迭代, 直到优化目标全网用户平均内容获取时延不再降低。迭代结束后, 输出最终的无人机与用户缓存的结果。

本文所提算法在实际应用中需要无人机基站以及用户设备部署具有线速存取能力的存储设备。目前, TB 量级的存储设备质量为 200 g 左右, 适合部署在无人机中。片上存储芯片每平方厘米容量可达百兆字节量级, 适合集成在用户设备中。

需要指出的是, 本文所提算法可进一步推广到更一般的蜂窝网络场景, 应用广泛。在无人机移动场景中, 可以对不同位置无人机部署下的用户平均内容获取时延进行平均, 然后用于无人机和用户的协同缓存优化。在不同蜂窝网络场景中, 用户内容获取时延影响因素不同, 相应地, 通过修改式(13)的表达式, 可以将本文所提算法扩展到不同蜂窝网络场景中。

4 仿真结果与分析

仿真基于半径 500 m 的蜂窝小区, 无人机飞行高度为 300 m, D2D 通信范围为 50 m, 宏基站、无人机与用户发送功率分别为 43 dBm、30 dBm、23 dBm, 噪声功率谱密度为 -174 dBm/Hz, 宏基站、无人机、D2D 以及回程链路带宽分别为 10 MHz、20 MHz、20 MHz、20 MHz, 网络中的内容大小为 10 Mbit/s。

为了验证所提算法的有效性, 本文采用以下 2 种算法进行对比分析。1) 随机缓存: 每个无人机

或者用户随机选择缓存内容, 直到缓存空间已满。2) 最大流行度缓存: 每个无人机或者用户缓存网络中内容流行度最高的内容, 直到缓存空间已满。

4.1 所提算法的收敛性及最优性分析

为了验证所提算法的收敛性与最优性, 图 2 给出了小规模网络场景下所提算法迭代次数与时延的关系。无人机数量 $K=1$, 用户数量 $N=5$, 内容数量 $M=8$, 无人机缓存空间 $Q_K=4$, 用户缓存空间 $Q_N=1$ 。可以看出, 在小规模场景下, 所提算法在迭代 10 次以内可以达到收敛。当迭代 10 次时, 所提算法得到的结果 (0.022 66) 非常接近遍历搜索得到的全局最优解 (0.022 42), 差距约为 1.07%。这表明所提算法可在较低复杂度情况下得到具有较小差距的近似最优解, 实现较高的优化性能。

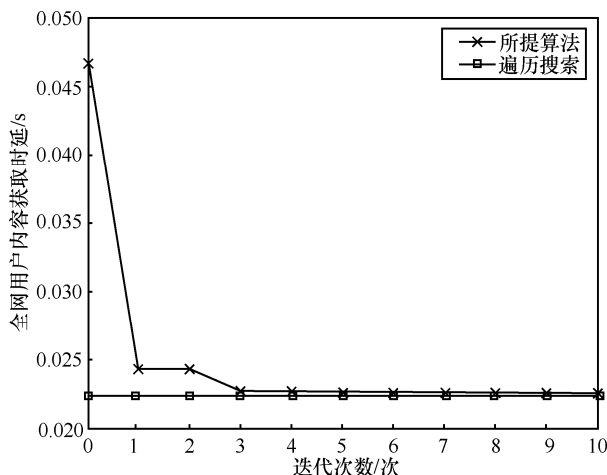


图 2 小规模网络场景下所提算法迭代次数与时延的关系

4.2 无人机与用户协同算法有效性分析

图 3 展示了 $K=3$ 、 $M=80$ 场景下无人机与用户均无缓存、无人机有缓存、无人机与用户均有缓存这 3 种情况下的时延性能。与无人机与用户均无缓存 ($Q_K = Q_N = 0$) 相比, 无人机有缓存 ($Q_K = 40$) 在 $N=60$ 情况下可降低约 18% 的用户时延, 这表明在无人机上部署缓存, 可有效降低用户时延; 通过无人机与用户协同缓存 ($Q_K = 40, Q_N = 5$), 可继续降低约 30% 的用户时延, 这说明在用户设备上进行缓存, 与无人机缓存相互配合, 可大幅提升系统时延性能。当用户缓存空间增加至 $Q_N=10$ 时, 时延性能增益进一步增加。因此, 通过上述不同缓存情况下的时延性能对比可以看出, 本文

提出的无人机与用户协同缓存算法可有效提升系统的时延性能。

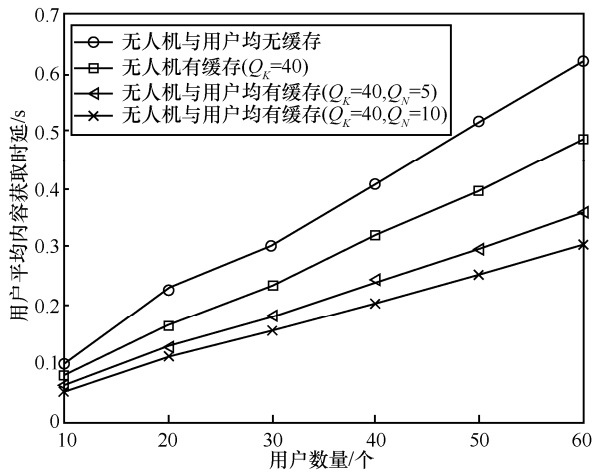


图3 时延性能分析

4.3 缓存空间对时延性能的影响分析

图4和图5给出了不同无人机和用户缓存空间下所提算法、随机缓存算法以及最大流行度算法的时延性能对比结果，其中 $K=3$ 、 $M=80$ 。图4为不同无人机缓存空间下时延性能随着用户数目变化曲线。可以看出，无人机缓存空间由20增加至40后，缓存内容也随之增加，3种算法的用户平均内容获取时延均下降，所提算法的时延最小。图5为不同用户缓存空间下时延性能随着用户数目变化曲线。可以看出，相对于随机缓存与最大流行度缓存，所提算法在 $Q_N=5$ 以及 $Q_N=10$ 时的时延均处于最低水平。图4和图5的仿真结果表明，随着用户数量的增加，所有算法的时延均有所上升，但所提算法时延一直小于对比算法，且随着网络规模的增大，所提算法的时延性能优势更加明显。

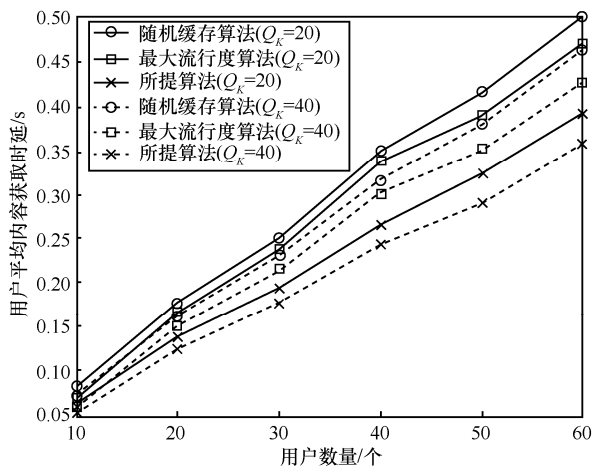


图4 无人机缓存空间对时延性能的影响 ($Q_N=5$)

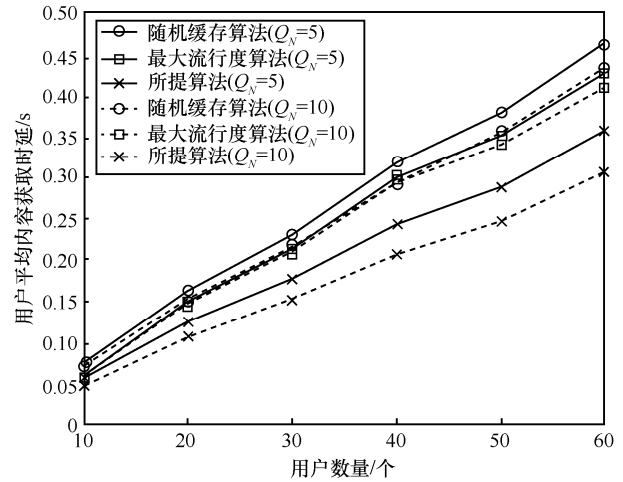


图5 用户缓存空间对时延性能的影响 ($Q_k=40$)

5 结束语

本文提出了一种无人机辅助蜂窝网络中的无人机与用户协同缓存算法，通过在无人机与用户设备上同时部署缓存来降低用户获取内容的时延。所提算法通过无人机缓存决策与用户缓存决策的优化迭代，实现了无人机与用户的协同缓存优化。在每一迭代周期内，分别基于ADMM与全局贪婪算法得到当前无人机与用户缓存的内容。仿真结果表明，所提算法可以有效降低用户获取内容的时延。

参考文献:

- [1] SHARMA V, BENNIS M, KUMAR R. UAV-assisted heterogeneous networks for capacity enhancement[J]. IEEE Communications Letters, 2016, 20(6): 1207-1210.
- [2] 张天魁, 单思洋, 许晓耕, 等. 信息中心网络缓存技术研究综述[J]. 北京邮电大学学报, 2016, 39(3):1-15.
ZHANG T K, SHAN S Y, XU X G, et al. Survey on caching techniques of information centric networking[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2016, 39(3):1-15.
- [3] CHEN M Z, MOZAFFARI M, SAAD W, et al. Caching in the sky: proactive deployment of cache-enabled unmanned aerial vehicles for optimized quality-of-experience[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2017, 35(5): 1046-1061.
- [4] ZHAO N, YU F R, FAN L, et al. Caching unmanned aerial vehicle-enabled small-cell networks: employing energy-efficient methods that store and retrieve popular content[J]. IEEE Vehicular Technology Magazine, 2019, 14(1): 71-79.
- [5] HUANG W, YANG Z, PAN C, et al. Joint power, altitude, location and

bandwidth optimization for UAV with underlaid D2D communications[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2019, 8(2): 524-527.

- [6] ZHANG L, XIAO M, WU G, et al. Efficient scheduling and power allocation for D2D-assisted wireless caching networks[J]. IEEE Transactions on Communications, 2016, 64(6): 2438-2452.
- [7] ZHANG T K, FANG X Y, LIU Y W, et al. D2D-enabled mobile user edge caching: a multi-winner auction approach [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(12): 12314-12328.
- [8] XU X L, ZENG Y, GUAN Y L, et al. Overcoming endurance issue: UAV-enabled communications with proactive caching[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2018, 36(6): 1231-1244.
- [9] AL-HOURANI A, KANDEEPAN S, JAMALIPOUR A. Modeling air-to-ground path loss for low altitude platforms in urban environments[C]//2014 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). Piscataway: IEEE Press, 2014: 2898-2904.
- [10] 3GPP. Evolved universal terrestrial radio access (E-UTRA); further advancements for E-UTRA physical layer aspects: TR 36.814-920[S]. (2017)[2020-04-23].
- [11] FAN H M, ZHANG T K, LOO J, et al. Caching deployment algorithm based on user preference in device-to-device networks[C]//2017 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-6.
- [12] ZHENG Z J, SONG L Y, HAN Z, et al. A stackelberg game approach to proactive caching in large-scale mobile edge networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(8): 5198-5211.
- [13] KANGASHARJU J, ROBERTS J, ROSS K W. Object replication strategies in content distribution networks[J]. Journal of Computer Communications, 2002, 25: 376-383.

[作者简介]



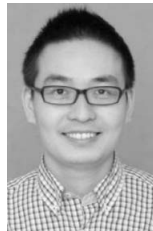
张天魁 (1980-), 男, 黑龙江哈尔滨人, 博士, 北京邮电大学教授、博士生导师, 主要研究方向为应急通信网络技术、无人机通信网络、移动边缘计算与缓存、未来网络融合与管理、大规模天线与协作通信、无线资源管理技术等。



陈超 (1995-), 女, 江苏南京人, 北京邮电大学硕士生, 主要研究方向为边缘缓存与无人机通信。



王子端 (1996-), 男, 河北石家庄人, 北京邮电大学硕士生, 主要研究方向为无人机通信、非正交多址接入技术与边缘缓存。



杨鼎成 (1985-), 男, 江西樟树人, 博士, 南昌大学教授、硕士生导师, 主要研究方向为无人机通信、无线资源管理。