

基于 APG 合并及拓扑势优化的启发式用户关联策略

胡志蕊, 毕美华, 许方敏, 何美霖, 郑长亮

(杭州电子科技大学通信工程学院, 浙江 杭州 310018)

摘要: 针对去蜂窝网络的可扩展问题, 定义了网络可扩展度作为性能衡量指标, 设计了一种提高网络可扩展度的用户关联策略。该策略以网络耦合度最小和用户速率最大为优化目标。为了进一步降低求解该多目标优化问题的复杂度, 通过利用拓扑势函数建立网络耦合度和用户速率的关系, 提出了基于接入点簇 (APG) 合并及拓扑势优化的启发式算法。仿真结果表明, 所提策略以较小的用户速率损失为代价提高了去蜂窝网络的可扩展度。与传统策略相比, 用户速率损失 4.43% 时, 可扩展度可提高 9.59%; 与文献[10]的策略相比, 用户速率损失 4.99% 时, 可扩展度可提高 22.15%。

关键词: 去蜂窝网络; 用户中心网络; 可扩展性; 用户关联策略

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2022121

APG mergence and topological potential optimization based heuristic user association strategy

HU Zhirui, BI Meihua, XU Fangmin, HE Meilin, ZHENG Changliang

School of Communication Engineering, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China

Abstract: Aiming at the scalability problem of cell-free networks, the network scalable degree was defined as a performance index, and a user association strategy was designed to improve the network scalable degree. The proposed strategy was formulated as a multi-objective optimization problem of minimum network coupling degree and maximum user rate. To solve the optimization problem, topological potential function was introduced to establish the relationship between network coupling degree and user rate. Then, a heuristic algorithm based on access point group (APG) mergence and topological potential optimization was formed. Simulation results verify that the proposed strategy can improve the network scalable degree of cell-free networks at the cost of less rate loss. Compared with the traditional strategy, the network scalable degree is improved by 9.59% with 4.43% user rate loss. Compared with the strategy in ref.[10], the network scalable degree is improved by 22.15% with 4.99% user rate loss.

Keywords: cell-free network, user-centric network, scalability, user association strategy

0 引言

为满足 B5G/6G 的高速率需求及智能化需求,

无线网络中的服务节点将更加密集, 而服务节点密集化极大地增加了小区边缘用户数目及小区间干扰, 加剧了小区边缘用户性能差的问题。随着

收稿日期: 2021-12-21; 修回日期: 2022-04-18

基金项目: 浙江省自然科学基金资助项目 (No.LY22F010012, No.LY20F050004, No.LQ20F010007); 国家自然科学基金资助项目 (No.62101169); 江苏省新型光纤技术与通信网络工程研究中心开放研究课题基金资助项目 (No.SDGC2120); 毫米波国家重点实验室开放课题基金资助项目 (No.K202111)

Foundation Items: Zhejiang Provincial Natural Science Foundation of China (No.LY22F010012, No.LY20F050004, No.LQ20F010007), The National Natural Science Foundation of China (No.62101169), The Project of Jiangsu Engineering Research Center of Novel Optical Fiber Technology and Communication Network, Soochow University (No.SDGC2120), The Open Grant of State Key Laboratory of Millimeter Waves (No.K202111)

服务节点的不断增加，小区服务边界将成为限制蜂窝网络系统性能的瓶颈因素。为此，Ngo 等^[1]和 Nguyen 等^[2]提出了去蜂窝网络的概念。该网络中的所有接入点（AP, access point）使用相同的时频资源服务所有的用户，进而取消了小区划分，消除了概念上的边缘用户，可突破传统蜂窝网络因密集小区间干扰造成的性能瓶颈。已有研究表明^[3-4]，该网络架构在频谱效率和能量效率方面具有显著优势，得到了国内外研究学者的广泛关注，并被推荐为 6G 的候选网络架构^[5]。

在去蜂窝网络中，所有 AP 协同服务网络内的所有用户，因此需要大量的信息交互及信号处理。受 AP 信号处理能力及回程链路容量的限制，该网络架构无法支撑用户规模的大幅度增加，可扩展性较差。为了解决该问题，国内外学者开展了用户关联策略的研究，通过合理优化 AP 与用户间的连接关系，实现网络可扩展性的提高。目前，已有研究方案主要分为两类。1) 基于用户中心的用户关联策略^[6-7]。用户根据自身需求选择为其服务的 AP 簇（APG, AP group），而不需要所有 AP 为其服务。文献[8-9]在上述方案的基础上进一步限制 AP 服务的用户数，以适应有限的网络信息交互及数据处理条件，从而实现网络的可扩展。然而，新用户的接入将会不可避免地影响原网络用户与 AP 间的连接关系，导致该方式具有较高的复杂度及信息交互。2) 基于网络中心与用户中心相结合的用户关联策略^[10]。其以在 APG 内进行数据处理为出发点，首先预定义多个以网络为中心的 APG，然后用户根据需求选择为其服务的 AP，最后由被选 AP 所在的所有 APG 为其服务。该策略由各 APG 独立进行信号处理，保证了去蜂窝网络的可扩展性。然而，用户的变动将会引起该用户所涉及的 APG 内所有 AP 重新进行功率分配等，需要较高的信息交互。综上，现有用户关联策略仍不能较好地解决网络节点变动带来的高信号处理复杂度和高资源需求问题，网络可扩展性能有待提高。以上方案中各用户 APG 的选择相对独立，导致 AP 与用户间具有复杂的连接关系，进而影响网络可扩展性的提升。

为了解决上述问题，本文通过设计可扩展性的衡量指标，并以该指标为优化目标进行用户 APG 的联合优化，实现网络可扩展性的提升。具体地，本文设计网络可扩展度指标作为可扩展性

的衡量指标；在此基础上，提出了一种基于 APG 合并及拓扑势优化的启发式用户关联策略。该策略基于多目标优化理论设计一种启发式算法以实现网络可扩展度、网络服务质量及计算复杂度间的均衡。首先，构造网络耦合度指标，以此建立起网络可扩展度与 APG 间的数学关系，从而将提高网络可扩展度问题建模为最小化网络耦合度问题。其次，建立了网络耦合度最小和用户速率最优的多目标优化问题，以此寻求网络可扩展度与网络服务质量的均衡。另外，为避免求解多目标优化问题的高计算复杂度，借鉴拓扑势的思想^[11-12]，利用势函数建立网络耦合度与用户速率的联系，以此研究基于 APG 合并及拓扑势优化的启发式算法。

本文的主要贡献如下。1) 设计网络可扩展度指标，用于衡量节点变动带来的信号处理复杂度及资源需求，以此作为网络可扩展性能的衡量指标；2) 提供一种提高网络可扩展度的用户关联策略；3) 在数学方法上，借鉴拓扑势的思想，建立网络耦合度与用户速率间的关系，一定程度上避免了研究多目标优化问题带来的高计算复杂度。

本文中，斜体 a 表示变量，小写加粗字母 \mathbf{a} 表示向量，大写加粗字母 \mathbf{A} 表示矩阵； \mathbf{a}^H 表示向量 \mathbf{a} 的共轭转置， $\|\mathbf{a}\|$ 表示向量 \mathbf{a} 的欧氏范数， $\mathbb{E}\{a\}$ 表示变量 a 的期望； $|\mathcal{A}|$ 表示集合 \mathcal{A} 的大小， $\cup_i \mathcal{A}_i$ 表示集合 \mathcal{A}_i 的并集， $\cap_i \mathcal{A}_i$ 表示集合 \mathcal{A}_i 的交集； $\mathcal{A}(i)$ 表示集合 \mathcal{A} 的第 i 个元素； C_N^n 表示组合数。部分参数的含义如表 1 所示。

表 1 参数的含义

参数	含义
N, K, N_i	AP 数、用户数、AP 的天线数
\mathcal{N}, \mathcal{K}	AP 集合、用户集合
$\mathbf{X} = \{x_{i,k}\}$	用户与 AP 间的关联矩阵
\bar{N}_u, \bar{N}_p	AP 可服务的用户数上限，用户关联的 AP 数上限
g_k	用户 k 的主 AP
$\bar{\mathcal{G}}_k, \mathcal{G}_k$	用户 k 的 CAPG 及 APG
\mathcal{C}_i	不完全重叠的 APG
$\mathcal{U}_i, \mathcal{V}_i$	AP i 服务的用户集合，APG \mathcal{C}_i 服务的用户集合
\mathcal{T}_i	AP i 所属的 APG \mathcal{G}_k 集合
η_i, η	节点 i 变动下的网络可扩展度，网络可扩展度
κ	网络耦合度
$r_{i,k}, r_k$	用户 k 接收的来自 AP i 的速率，用户 k 的速率

1 系统模型

1.1 网络模型

去蜂窝用户中心网络结构如图 1 所示, 该网络包含 N 个具有 N_i 根天线的 AP、 K 个单天线用户及多个中心处理单元 (CPU, central processing unit)。其中, AP 及用户随机分布于二维空间 \mathbb{R}^2 内, 每个 AP 均通过回程链路连接到一个 CPU, 且多个 CPU 间互连以实现 AP 间的协作。用户由各 APG 内的 AP 协作为其服务, 且 AP 间采用全频率复用方式传输。假设前向链路传输无误差且 AP 可获得完全的信道状态信息。本文将 AP 和用户集合分别记为 $\mathcal{N} \triangleq \{1, \dots, N\}$ 和 $\mathcal{K} \triangleq \{1, \dots, K\}$ 。

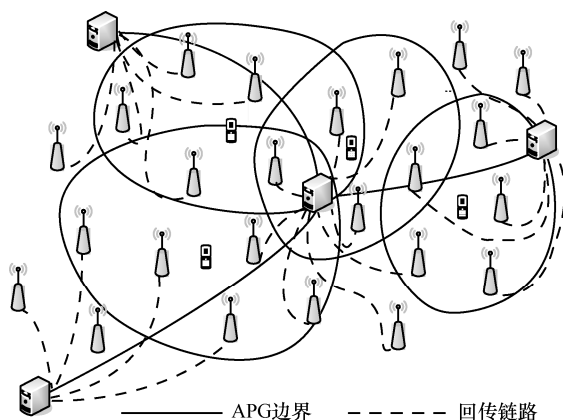


图 1 去蜂窝用户中心网络结构

采用关联矩阵 $\mathbf{X} = \{x_{i,k} | i \in \mathcal{N}, k \in \mathcal{K}\} \in \mathbb{R}^{N \times K}$ 表示用户与 AP 间的连接关系, 其元素 $x_{i,k}$ 表示为

$$x_{i,k} = \begin{cases} 1, & \text{用户 } k \text{ 接入 AP } i \\ 0, & \text{用户 } k \text{ 不接入 AP } i \end{cases} \quad (1)$$

那么, 用户 k 的 APG 表示为 $\mathcal{G}_k = \{i : x_{i,k} = 1, i \in \mathcal{N}\}$, AP i 服务的用户集合表示为 $\mathcal{U}_i = \{k : x_{i,k} = 1, k \in \mathcal{K}\}$ 。为了实现网络可扩展性, 假设 AP 可服务的用户数上限为 \bar{N}_u , 且用户关联的 AP 数上限为 \bar{N}_p , 即 $|\mathcal{U}_i| \leq \bar{N}_u$, $|\mathcal{G}_k| \leq \bar{N}_p$ 。另外, 本文将与用户 k 间速率最高的 AP 称为主 AP, 记为 g_k 。为了表述方便, 定义集合 $\mathcal{X} = \{\{g_k, g_k, k\}, k \in \mathcal{K}\}$ 。

1.2 信号模型

在发送端, AP i 发送给用户 t 的已调信号为 s_t 。该信号首先采用预编码向量 $\mathbf{w}_{i,t}$ 进行预处理, 然后以功率 $p_{i,t}$ 进行发送。假设 AP i 对其所关联用户的发送功率相同为 $p_{i,t} = \frac{p_{i,\max}}{\bar{N}_u} \triangleq p_i$, 其中 $p_{i,\max}$ 表示

AP i 的最大发送功率。因此, AP i 的发送信号为

$$\mathbf{x}_i = \sum_{t \in \mathcal{U}_i} \sqrt{p_i} \mathbf{w}_{i,t} s_t \quad (2)$$

设 $\mathbf{g}_{i,k} = d_{i,k}^{-\alpha} \mathbf{h}_{i,k} \in \mathbb{C}^{1 \times N_i}$ 表示 AP i 与用户 k 间的信道状态信息, 其中, $d_{i,k}$ 、 α 、 $\mathbf{h}_{i,k}$ 分别表示距离、路径损耗因子、小尺度衰落。小尺度衰落的元素独立同分布且服从均值为 0、方差为 1 的复高斯分布。用户 k 接收的来自 AP i ($i \in \mathcal{G}_k$) 的信号 $y_{i,k}$ 为

$$y_{i,k} = d_{i,k}^{-\alpha} \mathbf{h}_{i,k} \mathbf{x}_i + n_{i,k} = d_{i,k}^{-\alpha} \mathbf{h}_{i,k} \sum_{t \in \mathcal{U}_i} \sqrt{p_i} \mathbf{w}_{i,t} s_t + n_{i,k} \quad (3)$$

其中, $n_{i,k} \sim \text{CN}(0, \sigma_{i,k}^2)$ 表示用户 k 接收到的加性白高斯噪声。因此, 用户 k 的接收信号为 $y_k = \sum_{i \in \mathcal{G}_k} y_{i,k}$ 。

此外, 本文将信号处理相关技术做以下几点假设, 以降低研究用户关联策略的复杂度。1) AP 获得的信道状态信息 $\bar{\mathbf{h}}_{i,k}$ 是完全的, 即 $\bar{\mathbf{h}}_{i,k} = \mathbf{h}_{i,k}$; 2) 本文采用最大比合并算法对 s_k 进行预处理, 即 $\mathbf{w}_{i,k} = \frac{\bar{\mathbf{h}}_{i,k}^H}{\|\bar{\mathbf{h}}_{i,k}\|}$; 3) 鉴于去蜂窝网络结构具有信道硬化特性^[3-4], 本文忽略用户间干扰。基于以上假设, 式(3)简化为 $y_{i,k} = d_{i,k}^{-\alpha} \mathbf{h}_{i,k} \sqrt{p_i} \mathbf{w}_{i,k} s_k + n_{i,k}$, 则用户 k 接收的来自 AP i 的信息速率为

$$r_{i,k} = \text{lb} \left(1 + \frac{p_i d_{i,k}^{-2\alpha} \|\mathbf{h}_{i,k}\|^2}{\sigma_{i,k}^2} \right), \forall i \in \mathcal{G}_k \quad (4)$$

因此, 用户 k 的信息速率为

$$r_k = \text{lb} \left(1 + \left| \sum_{i \in \mathcal{G}_k} \frac{\sqrt{p_i} d_{i,k}^{-\alpha} \|\mathbf{h}_{i,k}\|}{\sigma_k^2} \right|^2 \right), \forall k \in \mathcal{K} \quad (5)$$

由式(4)和式(5)可以看出, $r_{i,k}$ 和 r_k 成正比。因此, 寻找使 r_k 最优的 \mathcal{G}_k 等价于寻找 $|\mathcal{G}_k|$ 个使 $r_{i,k}$ 最优的 AP。

2 去蜂窝网络的可扩展问题

本节首先描述了文献[8]给出的网络可扩展性定义, 然后定义了网络可扩展度指标, 用于衡量网络节点变动带来的信号处理复杂度及资源需求, 并以此作为网络可扩展性的衡量指标。

定义 1 网络可扩展性^[8]。满足以下条件的去蜂窝网络具有可扩展性: 当用户数 $K \rightarrow \infty$ 时, 网络中每个 AP 在信道估计、信号发送与接收、回程信令交互、功率控制优化等方面均具有有限的复杂度和资源需求。

传统的去蜂窝网络架构中,每个 AP 需要为网络中的所有用户提供服务,显然该架构不满足定义 1 的网络可扩展性条件,因此不具备可扩展性。由定义 1 可知,限制 AP 服务的用户数是解决网络可扩展性问题最直接的方法。该方法应用到了多个文献中,且本文也通过构建 $|\mathcal{U}_i| \leq \bar{N}_u (i \in \mathcal{N})$ 限制条件来等价该方法。

网络中节点变动带来的其他网络节点的变动程度决定了所需信号处理复杂度及资源需求,进而决定了网络可扩展性。因此,为便于对网络可扩展性进行定量分析,本文使用网络中节点受牵连程度作为网络可扩展性的衡量指标,并将其定义为网络可扩展度。

定义 2 网络可扩展度。当网络中节点 i 变动时,网络中未受影响的节点数占总节点数的比例定义为节点 i 变动下网络可扩展度 η_i , 即

$$\eta_i = 1 - \frac{\sum_{j \in \mathcal{N}_i} |\mathcal{U}_j|}{\sum_{i \in \mathcal{N}} |\mathcal{U}_i|}, 0 \leq \eta_i \leq 1 \quad (6)$$

其中, \mathcal{N}_i 为节点 i 变动下网络中受影响的 AP 集合。那么,网络可扩展度 η 为

$$\eta = \mathbb{E}\{\eta_i, i \in \mathcal{N}\}, 0 \leq \eta \leq 1 \quad (7)$$

由定义 2 可知,当 $|\mathcal{U}_i| \rightarrow \infty (\forall i \in \mathcal{N})$ 时,网络可扩展度 η 为 0,表示网络不具备可扩展性;此外, $|\mathcal{N}_i|$ 越小, $|\mathcal{U}_j|$ 越小,则 η_i 越大,表示受节点变动影响的 AP 数越少,AP 服务的用户数越少,则网络可扩展度越强。

3 提高网络可扩展度的用户关联问题建模

由式(7)可以看出,网络可扩展度未与 APG 建立直接关系,故需对提高网络可扩展度的用户关联问题进行进一步转换。为此,本节构造网络耦合度指标,将提高网络可扩展度问题建模为最小化网络耦合度问题;同时,兼顾网络服务质量,建立网络耦合度最小和用户速率最优的多目标优化问题。

3.1 网络耦合度的定义

去蜂窝网络的协作特性导致 AP 间以及用户间具有复杂的连接关系,从而影响网络可扩展度 η 。而造成 AP 间及用户间复杂连接关系的根本原因在于,在基于用户中心思想的去蜂窝网络中,用户根据其需求独立选择为其服务的 APG,必然会出现同

一个 AP 属于多个 APG 的情况。该类 AP 的变动会引起所属 APG 及其所有相关联用户的变化。因此,本文采用 AP 相关联数目来表征 AP 间及用户间的关联度,并将其定义为网络耦合度 κ 。

$$\kappa = \begin{cases} \frac{\sum_{i \in \mathcal{N}} (|\bigcup_{G_k \in \mathcal{T}_i} \mathcal{G}_k| - 1)}{N(N-1)}, & N \geq 2 \\ 0, & N = 1 \end{cases} \quad (8)$$

其中, $\mathcal{T}_i = \{\mathcal{G}_k | k \in \mathcal{U}_i\}$ 表示 AP i 所属 APG 的集合。

3.2 网络可扩展度及网络耦合度间的关系

由网络可扩展度 η 及网络耦合度 κ 定义可知, $\mathcal{N}_i = \bigcup_{G_k \in \mathcal{T}_i} \mathcal{G}_k \setminus i$, η 与 κ 的大小成反比。 η 与 κ 的关系如图 2 所示,本文进一步对 η 与 κ 间的反比关系进行了仿真验证。因此,提高网络可扩展度问题可建模为最小化网络耦合度问题。

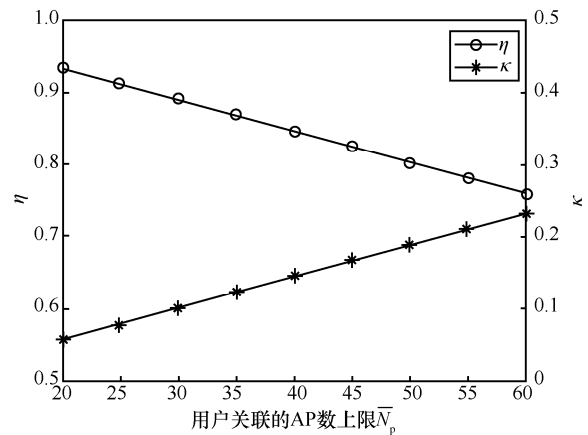


图 2 η 与 κ 的关系

3.3 基于网络耦合度的问题建模

好的服务质量通常是用户关联时考虑的首要目标。兼顾网络可扩展度及网络服务质量的关联问题可以建模为网络耦合度最小和用户速率最大的多目标优化问题,其数学模型可以描述如下。

目标 1 最小化网络耦合度

$$\begin{aligned} \text{P1: } \min_{\{x_{i,k}\}} \quad & \kappa \\ \text{s.t.} \quad & r_k \geq r_{k,\min}, \quad \forall k \in \mathcal{K} \\ & x_{i,k} \in \{0,1\}, \quad \forall k \in \mathcal{K}, i \in \mathcal{N} \\ & \sum_{k \in \mathcal{K}} x_{i,k} \leq \bar{N}_u, \quad \forall i \in \mathcal{N} \\ & 0 < \sum_{i \in \mathcal{N}} x_{i,k} \leq \bar{N}_p, \quad \forall k \in \mathcal{K} \end{aligned} \quad (9)$$

其中, $r_{k,\min}$ 为用户 k 的速率需求。

目标 2 最大化用户速率

$$\begin{aligned}
 \text{P2: } & \max_{\{x_{i,k}\}} r_k && \forall k \in \mathcal{K} \\
 \text{s.t. } & x_{i,k} \in \{0,1\}, && \forall i \in \mathcal{N} \\
 & \sum_{k \in \mathcal{K}} x_{i,k} \leq \bar{N}_u, && \forall i \in \mathcal{N} \\
 & 0 < \sum_{i \in \mathcal{N}} x_{i,k} \leq \bar{N}_p && (10)
 \end{aligned}$$

常规多目标优化方法可利用约束法将多目标问题转化为单目标问题进行求解，但会存在求解效率不高等缺点。同时，直接对以上多目标问题进行求解需要搜寻 $\left(\sum_{n=1}^{\bar{N}_u} C_N^n\right)^K$ 种可能的关联组合。在蜂窝网络中，如此高的复杂度是难以实现的。因此，本文设计了一种低复杂度的启发式用户关联策略。

4 启发式策略

本节介绍了拓扑势，分析了基于 APG 合并及拓扑势优化的启发式策略思想，并给出了基于该思想的初始化策略及更新策略。

4.1 拓扑势概述

拓扑势的概念是基于数据场理论提出的，用于描述网络节点间的相互作用^[11-12]。网络中的每个节点都可以看作一个场源，它在自身周围产生一个作用场，使网络中所有节点间存在相互作用力，由此在整个网络拓扑中形成一个势场，称为拓扑势场。节点受自身和近邻节点共同作用所具有的势即节点拓扑势。

拓扑势场的空间分布规律可以利用势函数进行描述。而势函数与节点属性、节点间距离、节点影响力等多种因素有关，且通常根据具体的网络特性进行建立。例如，对于节点间相互作用具有局域特性以及节点的影响能力随网络距离增长而快速衰减的网络，可采用高斯势函数来描述节点间相互作用，据此网络中任意节点 v_i 处的拓扑势 ψ_i 为

$$\psi_i = \sum_{j=1}^n \psi_{i,j} = \sum_{j=1}^n w_j e^{-\left(\frac{d_{i,j}}{\sigma}\right)^2} \quad (11)$$

其中， n 为网络节点数目； w_j 为节点 v_j 的质量，可映射为实际网络的某些属性，如节点的存储能力等； $d_{i,j}$ 为节点 v_i 和 v_j 间的距离； $\sigma > 0$ 为影响因子，用来控制节点间的相互作用力程， σ 值越大，单个节点的影响范围越大。

在无线通信网络中，拓扑势可用来表示 AP 与用户间的关系，其大小可表征 AP 对用户的吸引程度，以此作为用户选择 AP 的依据。该理论可作为

研究用户关联策略的一种有效方法和手段。同时，势函数的建立可综合考虑多种因素或指标，因此将拓扑势应用到用户关联策略研究中，可以有效解决用户关联策略的多性能间均衡问题。

4.2 所提策略的基本思想

由网络耦合度 κ 的定义可以看出，降低 κ 有 2 个途径：一是降低 APG 的数目；二是降低 AP 所属 APG 的数目。其中，第一个途径可通过合并不同用户的 APG 实现；第二个途径可通过 AP 退出 APG 的方式实现。然而，由于从用户性能的角度来看，用户所关联的 AP 越多越好，故 AP 退出 APG 时需权衡网络耦合度 κ 及用户速率 r_k 这 2 个矛盾指标。为此，本文借鉴拓扑势的思想，通过势函数建立网络耦合度及用户速率的联系，作为 AP 退出 APG 时的性能指标。因此，本文所提策略的主要思想为通过合并 APG 及优化拓扑势的方式，对各用户独立选择的候选 APG (CAPG candidate APG) $\bar{\mathcal{G}}_k (k \in \mathcal{K})$ 进行优化，获得满足网络耦合度及用户速率间均衡优化的用户 APG $\bar{\mathcal{G}}_k (k \in \mathcal{K})$ 。

首先，合并 APG。各用户 APG $\bar{\mathcal{G}}_k (k \in \mathcal{K})$ 之间会不可避免地出现重叠。定义 $\beta\{\mathcal{I}, \mathcal{J}\}$ 表示集合 \mathcal{I}, \mathcal{J} 间的重叠率，即

$$\beta\{\mathcal{I}, \mathcal{J}\} = \frac{2|\mathcal{I} \cap \mathcal{J}|}{|\mathcal{I}| + |\mathcal{J}|} \quad (12)$$

如果 $\mathcal{G}_k, \mathcal{G}_t (k, t \in \mathcal{K}, k \neq t)$ 间重叠率 $\beta\{\mathcal{G}_k, \mathcal{G}_t\}$ 较大，通过 $\mathcal{G}_k \cap \mathcal{G}_t$ 方式进行合并，可以避免大量重叠 AP 在不同 APG 内多次计算。另外，考虑到对用户性能的保障，APG 合并时要将与用户间性能最好的主 AP g_k 包含在内，即用户 k 和用户 t 的 APG \mathcal{G}_k 和 \mathcal{G}_t 更新为 $(\mathcal{G}_k \cap \mathcal{G}_t) \cup g_k \cup g_t \triangleq \mathcal{C}_l$ 。为了表述方便，定义集合 $\mathcal{Z} = \{\{\mathcal{C}_l, \mathcal{S}_l, \mathcal{V}_l\}, l\}$ ， $\mathcal{C}_l, \mathcal{S}_l, \mathcal{V}_l$ 分别表示合并后 APG、 \mathcal{C}_l 内主 AP 集合、 \mathcal{C}_l 服务的用户集合。

其次，优化拓扑势。综合考虑网络耦合度 κ 及用户性能 r_k ，AP i 与用户 k 间的拓扑势可以表示为

$$\psi_{i,k} = \exp\left[-\left(\frac{\kappa}{r_{i,k}}\right)^2\right]$$

基于该思想可得以下结论。

1) 当 AP 选择退出的 APG 时， $\max_{k \in \mathcal{V}_l} \{\psi_{i,k}\}$ 表示 APG \mathcal{C}_l 对 AP i 的挽留程度，其中 \mathcal{V}_l 表示 APG \mathcal{C}_l 服务的用户集合。AP i 在选择退出的 APG 时，应放弃对其挽留程度最小的 APG，即

$$\mathcal{C}_l = \arg \min_{\mathcal{C}_l \in \mathcal{T}_i} \left\{ \exp\left[-\left(\frac{\Delta \kappa'_i}{\max_{k \in \mathcal{V}_l} \{r_{i,k}\}}\right)^2\right] \right\} \quad (13)$$

其中,集合 \mathcal{T}'_i 表示 AP i 待退出 APG 的候选集, $\Delta\kappa'_i$ 表示 AP i 退出 APG \mathcal{C}_l 前后的网络耦合度的变化。
2) 当 APG 选择加入的 AP 时, $\min_{k \in \mathcal{V}} \{\psi_{i,k}\}$ 表示 AP i 对 \mathcal{C}_l 的吸引程度。 \mathcal{C}_l 在选择加入的 AP 时, 应选择对其吸引程度最大的 AP, 即

$$i^* = \arg \max_{i \in \mathcal{C}_l} \left\{ \exp \left(- \left(\frac{\Delta\kappa'_i}{\min_{k \in \mathcal{V}} \{r_{i,k}\}} \right)^2 \right) \right\} \quad (14)$$

假设 $\mathcal{D} = (\cap_{k \in \mathcal{B}_l} \bar{\mathcal{G}}_k) - \mathcal{C}_l$, $\bar{\mathcal{C}}_l$ 为

$$\bar{\mathcal{C}}_l = \begin{cases} \mathcal{D}, & \mathcal{D} \neq \emptyset \\ (\cup_{k \in \mathcal{V}} \bar{\mathcal{G}}_k) - \mathcal{C}_l, & \mathcal{D} = \emptyset \end{cases} \quad (15)$$

4.3 初始化策略

基于以上思想, 本文所提启发式策略的初始化步骤如下。

步骤 1 确定 $\bar{\mathcal{G}}_k$ 及 g_k , 同时初始化 $\mathcal{G}_k (k \in \mathcal{K})$ 。用户根据 $r_{i,k}$ 的大小筛选出 \bar{N}_p 个服务质量好的 AP 组成 $\bar{\mathcal{G}}_k (k \in \mathcal{K})$, 并将服务质量最好的 AP 作为用户的主 AP $g_k (k \in \mathcal{K})$, 即 $g_k = \arg \max_{i \in \mathcal{N}} \{r_{i,k}\}, \forall k \in \mathcal{K}$ 。

同时, \mathcal{G}_k 初始化为 $\mathcal{G}_k = \bar{\mathcal{G}}_k (k \in \mathcal{K})$ 。

步骤 2 APG 合并。CPU 将重叠率超过 β_0 的 APG \mathcal{G}_k 和 \mathcal{C}_l 合并为 \mathcal{C}_l , 并对其进行更新。本文采用“迭代-更新”方式实现 APG 合并。在 \mathcal{C}_l 的一次迭代过程中, 首先, 计算 \mathcal{C}_l 与 \mathcal{Y} 中各 \mathcal{G}_k 的重叠率, 其中 \mathcal{Y} 表示还未参与合并的 APG 集合; 然后, 选择重叠率最高且超过 β_0 的 APG 与 \mathcal{C}_l 进行合并, 并对 \mathcal{C}_l 和 \mathcal{Y} 进行更新, 继续下一次迭代, 直至 \mathcal{Y} 中无满足条件的 \mathcal{G}_k 。具体如算法 1 所示。

算法 1 APG 合并算法

输入 $\mathcal{X} = \{\{\mathcal{G}_k, g_k, k\}, k \in \mathcal{K}\}$

输出 更新后的 $\mathcal{X} = \{\{\mathcal{G}_k, g_k, k\}, k \in \mathcal{K}\}$,

合并后的 APG 集合 $\mathcal{Z} = \{\{\mathcal{C}_l, \mathcal{S}_l, \mathcal{V}_l\}, l\}$

初始化 $\beta_0 > 0, l = 0, \mathcal{Y} = \mathcal{X}, \mathcal{Z} = \emptyset$

- 1) while $\mathcal{Y} \neq \emptyset$
- 2) $l = l + 1, \mathcal{Z}(l) = \mathcal{Y}(l), \mathcal{Y} = \mathcal{Y} \setminus \mathcal{Y}(l), \beta_{j_0} = 1$
- 3) while $\beta_{j_0} > \beta_0$ 且 $\mathcal{Y} \neq \emptyset$
- 4) 根据式(12)计算 $\beta = \{\beta_j, j = 1, \dots, |\mathcal{Y}|\}$,
 $\beta_j = \beta\{\mathcal{Z}(l)(1), \mathcal{Y}(j)(1)\}$
- 5) $j_0 = \arg \max_{j=1, \dots, |\mathcal{Y}|} \{\beta_j\}$
- 6) if $\beta_{j_0} > \beta_0$

$$7) \quad \mathcal{S}_l = \{\mathcal{Z}(l)(2), \mathcal{Y}(j_0)(2)\}$$

$$\mathcal{C}_l = \mathcal{Z}(l)(1) \cap \mathcal{Y}(j_0)(1) \cup \mathcal{S}_l$$

$$\mathcal{V}_l = \{\mathcal{Z}(l)(3), \mathcal{Y}(j_0)(3)\}$$

$$8) \quad \text{更新 } \mathcal{X}, \mathcal{Y}, \mathcal{Z}$$

$$\mathcal{X}(m) = \{\mathcal{C}_l, g_m, m\}, \text{ 其中 } m = \mathcal{Y}(j_0)(3)$$

$$\mathcal{Y} = \mathcal{Y} \setminus \mathcal{Y}(j_0)$$

$$\mathcal{Z}(l) = \{\mathcal{C}_l, \mathcal{S}_l, \mathcal{V}_l\}$$

$$9) \quad \text{end if}$$

$$10) \quad \text{end while}$$

$$11) \quad \mathcal{Z} = \{\mathcal{Z}, \mathcal{Z}(l)\}$$

$$12) \quad \text{end while}$$

步骤 3 AP 选择其退出的 APG。如果 AP 所关联的 AP 数目超过 N_0 或其关联用户数超过 \bar{N}_u , 即 $(|\cup_{g_k \in \mathcal{T}'_i} \mathcal{G}_k| - 1) > N_0 (i \in \mathcal{N})$ 或 $|\mathcal{U}_i| > \bar{N}_u (i \in \mathcal{N})$, 则 AP i 通过以下方法选择退出的 APG。

1) 筛选出未将其作为主 AP 的 APG, 作为待退出 APG 的候选集 \mathcal{T}'_i , 即 $\mathcal{T}'_i = \mathcal{T}_i \setminus \{g_k | g_k = i\}$ 。

2) 根据式(13), 在 \mathcal{T}'_i 中选择退出的 APG。

步骤 4 用户性能验证。对于通过步骤 2 及步骤 3 后 \mathcal{G}_k 发生变化的用户 k , 即 $k \in \mathcal{V}_l, l \in \{l | \mathcal{C}_l \neq 1\}$, 验证 APG 变更后是否仍能满足其速率需求。若不满足, 根据式(14)选择加入 APG 的 AP, 此时 \mathcal{V}_l 表示 APG 内性能需求未得到满足的用户集合; 直至满足用户的速率需求, 则初始化用户接入完成。

4.4 更新策略

网络节点状态的变化导致用户与 AP 间信道状态发生变化, 因此需要更新 APG。本节分别针对 AP 开启或关闭、用户加入或退出 4 种情形, 给出了所提启发式策略的更新策略。

1) AP 开启。AP 采用“先选后退”的方法选择 APG, 具体过程如下: 首先由该 AP 选择与其信息速率最强的 \bar{N}_u 个用户; 然后 AP 加入这些用户所属的 APG; 最后根据 4.3 节中的步骤 3 确定 AP 要加入的 APG。

2) AP 关闭。AP 关闭可能导致其所在 APG 内用户性能无法得到满足, 此种情况属于 AP 退出 APG, 可通过 4.3 节中的步骤 4 验证并更新用户关联的 APG。

3) 用户加入。首先用户筛选出与其信息速率最强的 AP 作为主 AP; 然后在主 AP 所在的多个 APG 中选择为其提供最优性能的 APG; 最后采用 4.3 节中的步骤 4 验证并更新 APG。

4) 用户退出。仅对该用户与其 APG 进行连接释放, 不对其他 APG 进行更新。

5 性能分析及仿真验证

5.1 计算复杂度分析

本文以策略所需浮点运算次数表征其计算复杂度。由于所提策略中初始化策略比更新策略具有更高的计算复杂度，因此本节仅对所提初始化策略的计算复杂度进行分析。

在所提初始化策略中，步骤1可采取快速排序方法筛选 $\bar{\mathcal{G}}_k (k \in \mathcal{K})$ ，则其复杂度为 $\mathcal{O}(KN \lg N)$ ；步骤2中两次循环次数分别为 $|\mathcal{Z}|$ 和 $|\mathcal{V}_l| (l=1, \dots, |\mathcal{Z}|)$ ，那么其复杂度为 $\mathcal{O}\left(\sum_{l=1}^{|\mathcal{Z}|} \sum_{m=1}^{|\mathcal{V}_l|} \left(K - \sum_{n=1}^{l-1} |\mathcal{V}_n| - m\right)\right)$ ；假设需执行步骤3的AP集合为 \mathcal{N}_1 ，则其复杂度为 $\mathcal{O}\left(\sum_{i \in \mathcal{N}_1} \left(\sum_{\mathcal{G}_i \in \mathcal{T}_i} |\mathcal{V}_i| + 2|\mathcal{V}_i|\right)\right)$ ；假设需执行步骤4的用户集合为 \mathcal{K}_1 及各用户选取AP的次数为 $N_t (t=1, \dots, |\mathcal{K}_1|)$ ，则其复杂度为 $\mathcal{O}\left(\sum_{t=1}^{|\mathcal{K}_1|} \sum_{s=1}^{N_t} |\bar{\mathcal{C}}_s|\right)$ 。由于集合大小 $|\mathcal{N}_1|$ 和 $|\mathcal{K}_1|$ 的上限分别为 K 和 N ，次数 $N_t (t=1, \dots, |\mathcal{K}_1|)$ 的上限为 \bar{N}_p ，且满足 $\sum_{t=1}^{|\mathcal{K}_1|} |\mathcal{V}_t| = K$ ，因此，所提初始化策略的计算复杂度上限为 $\mathcal{O}(KN \lg N + K^2 + KN \bar{N}_p)$ 。

直接求解优化问题P1和P2的复杂度与关联组合数 $\left(\sum_{n=1}^{\bar{N}_u} C_N^n\right)^K$ 成正比；且当 $N \gg n$ 时，组合 C_N^n 的复杂度为 $\mathcal{O}(N^n)$ ，故直接求解P1和P2的方法的复杂度为 $\mathcal{O}(N^{\bar{N}_u K})$ 。可见，与直接求解的方法相比，所提策略大大降低了计算复杂度。

5.2 网络可扩展度分析

假设所提初始化策略中步骤1~步骤4的网络

耦合度分别为 $\kappa_1 \sim \kappa_4$ ，那么， κ_1 为传统用户关联策略的网络耦合度， κ_4 为所提策略的网络耦合度；且假设步骤1~步骤4中AP i 的 \mathcal{T}_i 集合为 $\mathcal{T}_i^1 \sim \mathcal{T}_i^4$ 。经过步骤2，假设AP i 所属 $\mathcal{G}_k \in \mathcal{T}_i$ 与 \mathcal{G}_l 合并为 \mathcal{C}_i ，合并后的 \mathcal{G}_k 和 \mathcal{G}_l 记为 \mathcal{G}'_k 和 \mathcal{G}'_l ， \mathcal{T}_i 元素及大小变化有以下3种情况：1) 若 $i \notin \mathcal{C}_i$ ，则 $\mathcal{T}_i^2 = \mathcal{T}_i^1 \setminus \mathcal{G}_k$ ，故 $|\mathcal{T}_i^2| < |\mathcal{T}_i^1|$ ；2) 若 $i \in (\mathcal{G}_k \cap \mathcal{G}_l)$ ，则 $|\mathcal{G}'_k| \leq |\mathcal{G}_k|$ ，因此 \mathcal{T}_i 元素大小 $|\mathcal{G}'_k \cup \mathcal{G}'_l| \leq |\mathcal{G}_k \cup \mathcal{G}_l|$ ；3) 若 $i \notin \mathcal{G}_i$ ， $i = g_k$ 且 $g_l \notin \mathcal{G}_k$ ，则 $\mathcal{G}'_k = (\mathcal{G}_k \cap \mathcal{G}_l) \cup g_k \cup g_l$ ，因此 $|\mathcal{G}'_k| = |\mathcal{G}_k \cap \mathcal{G}_l| + 2$ ，而去蜂窝网络中 $|\mathcal{G}_k| \gg 1$ ，故可近似为 $|\mathcal{G}'_k| \leq |\mathcal{G}_k|$ 。由网络耦合度的定义式(8)可看出，以上情况均降低了网络耦合度，即 $\kappa_2 \leq \kappa_1$ 。经过步骤3，不满足条件的AP需退出一个或几个APG，故 $|\mathcal{T}_i^3| \leq |\mathcal{T}_i^2|$ 。显然， $\kappa_3 \leq \kappa_2 \leq \kappa_1$ 。经过步骤4，AP i 有可能被选择加入 \mathcal{C}_i ，故 $|\mathcal{T}_i^4| \geq |\mathcal{T}_i^3|$ ；而由式(15)可以看出，若 $\bar{\mathcal{G}}_k \in \mathcal{T}_i^1$ ，则AP i 加入的 \mathcal{C}_i 满足 $\{\mathcal{C}_i \setminus \mathcal{S}_i\} \subseteq \bar{\mathcal{G}}_k$ ，且去蜂窝网络中 $|\mathcal{S}_i|$ 可忽略，因此 $\kappa_4 \leq \kappa_1$ 。故所提策略降低了网络耦合度 κ 。又由于 η 与 κ 成反比，故所提策略可提高网络可扩展度。

下面，以图3为例分析所提策略的网络可扩展度。图3表示 $\mathcal{G}_k (k \in \mathcal{K})$ 经过APG合并及拓扑势优化处理的变化过程。经过APG合并，图3(a)中的 $\bar{\mathcal{G}}_1$ 和 $\bar{\mathcal{G}}_2$ 进行合并并且更新为图3(b)中的 \mathcal{G}_1 和 \mathcal{G}_2 ；经过拓扑势优化，AP2退出 \mathcal{G}_3 、 \mathcal{G}_4 、 \mathcal{G}_6 ，更新后的APG如图3(c)所示。假设AP2发生变动，图3(a)中受影响的AP有12个，由式(6)计算网络可扩展度为 $\eta_2 = 0.51$ ；而图3(c)中受影响的AP有4个，网络可扩展度为 $\eta_2 = 0.79$ 。与图3(a)相比，图3(c)具有更高的可扩展度，因此，所提策略提高了网络可扩展度。需要说明的是，由于AP变动主要影响其所属APG内AP间的信令交互及信号处理，故受AP变动影响的 \mathcal{N}_i 仅考虑了AP i 所属APG内的AP。

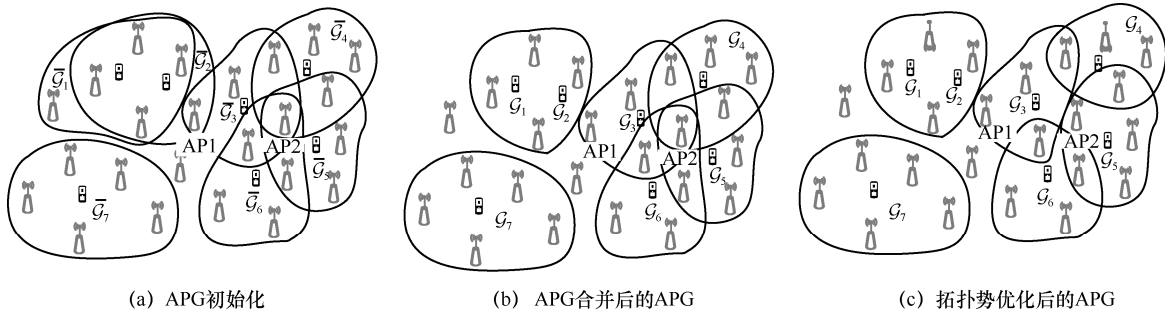


图3 $\mathcal{G}_k (k \in \mathcal{K})$ 经过 APG 合并及拓扑势优化处理的变化过程

5.3 仿真结果与分析

本节对所提策略的性能进行了仿真验证，并将其与以下 2 种策略进行比较。1) 文献[6]所提的基于用户中心的策略（下文简称为传统策略），即由用户根据其需求独立选择各自 APG，等价于仅执行所提策略的步骤 1；2) 文献[10]所提的基于网络中心与用户中心相结合的策略。

本文采用两区域嵌入技术^[10]模拟去蜂窝网络。考虑直径为 2.5 km 的圆形区域 \mathcal{A} 以及直径为 1 km 的圆形区域 \mathcal{B} ，并且 2 个区域的中心点位置相同。用户关联策略执行过程中考虑区域 \mathcal{A} 内所有节点，但仅统计区域 \mathcal{B} 内节点的性能。该方案可消除蜂窝网络的边界效应，用于模拟去蜂窝网络，原因在于区域 \mathcal{B} 内节点实质上可看作平稳分布的样本，不受边界影响，而边界效应只影响 \mathcal{A} 区域边界的用户。仿真中，考虑区域 \mathcal{A} 内均匀分布有 625 个四天线 AP 和 125 个单天线用户，则平均有 100 个 AP 和 20 个用户落入区域 \mathcal{B} ，及 525+105 个“充数”节点落入区域 \mathcal{A} 及区域 \mathcal{B} 之

间。为实现文献[10]中的策略，假设区域 \mathcal{A} 内均匀分布 100 个点，以此作为基于网络中心所形成的 APG 的中心点。

仿真中，假设 AP 服务的用户数上限 \bar{N}_u 为 10，用户的最小速率需求为 10 bit/(s·Hz)，信噪比为 20 dB，AP 与用户间的路径损耗因子 α 为 2。下文中若无特殊说明，重叠率上限 β_0 为 0.7，AP 所关联的 AP 数目上限 N_0 为 60。

不同策略的 APG 对比如图 4 所示。图 4 中 * 表示 AP，不同灰色线条的多边形表示不同用户的 APG 范围，即用户 APG 是该用户所处多边形内所有 AP 的集合。为了更加清晰地显示，图 4 中未标出用户位置。由图 4 可以看出，传统策略中各用户 APG 间错综复杂，关联度较高；文献[10]策略中各用户 APG 范围变大，进一步增加了 APG 间的关联度；所提策略通过对传统策略进行 APG 合并及拓扑势优化，使不同 APG 间的关联度明显降低。

3 种策略的用户总速率、网络可扩展度 η 和网络耦合度 κ 的对比如图 5 所示。同时， η 与 κ 间的

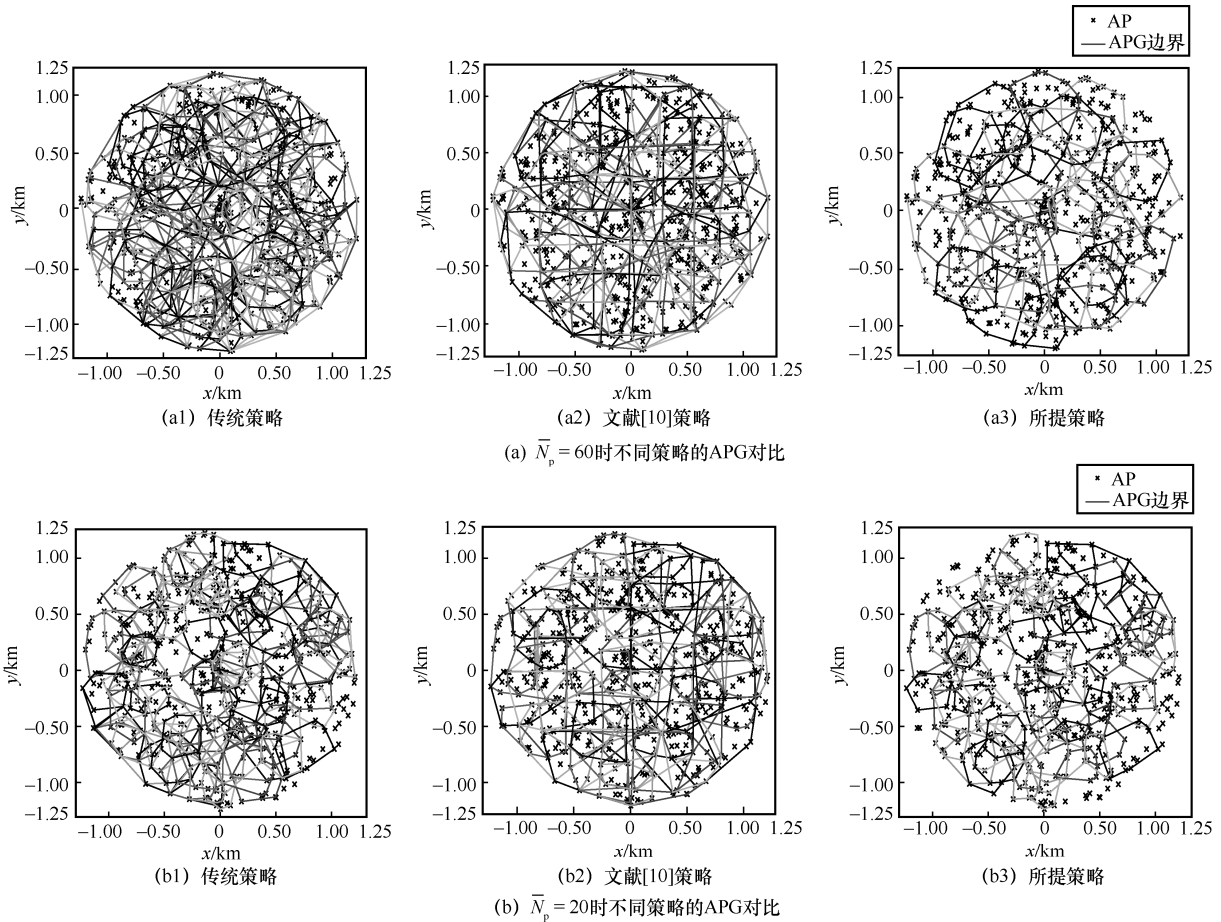


图 4 不同策略的 APG 对比

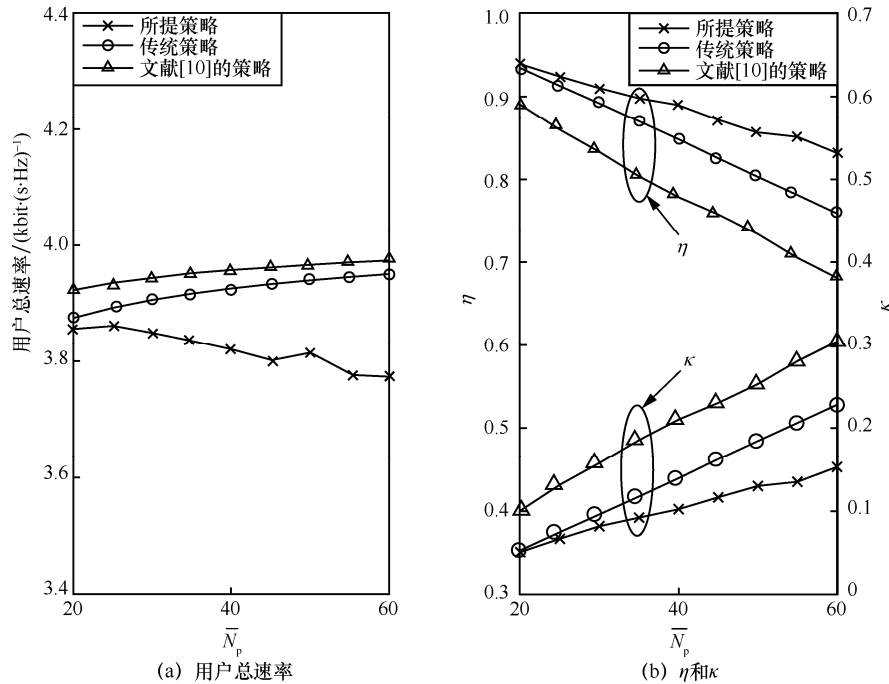


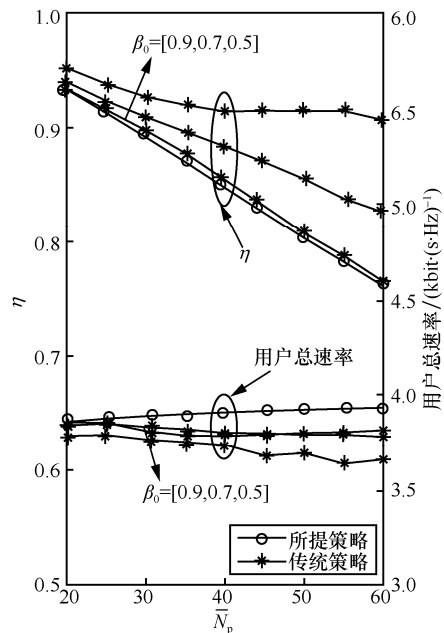
图 5 3 种策略的用户总速率、 η 和 κ 的对比

反比关系也在图 5 得到进一步验证。由图 5 可知，通过降低 κ 来提高 η 是可行的。此外，由图 5 可以得出以下结论。1) 与传统策略及文献[10]的策略相比，所提策略有较小的用户总速率损失，但网络可扩展度 η 最好。以 $\bar{N}_p=60$ 为例，相对于传统策略，所提策略 η 提高了 9.59%，用户总速率降低了 4.43%；相对于文献[10]的策略，所提策略 η 提高了 22.15%，用户总速率降低了 4.99%。可见，所提策略采用的 APG 合并及 AP 退出 APG 的思想有效地提高了网络可扩展度 η ；且由于在 AP 选择待退出 APG 时，兼顾了用户总速率，采用的拓扑势优化实现方式降低了由此带来的用户总速率损失。2) 随着用户关联 AP 数上限 \bar{N}_p 的增大，所提策略的用户总速率有较小幅度的下降， η 降低；且相比传统策略，所提策略的 η 提升程度增大，如 \bar{N}_p 为 40、60 时， η 分别提高了 4.90%、9.59%，性能提升的差距提高了约一倍。出现这种现象的原因在于， \bar{N}_p 的增大增加了用户间 APG 的关联程度，导致 η 降低；且增加了用户间 APG 重叠率 $\beta > \beta_0$ 的概率，进而增加了 APG 合并及拓扑势优化的执行次数，从而增大了 2 种策略间 η 的差距；但同时增大了与用户间性能较好 AP 被剔除 APG 的概率，导致所提策略的用户总速率随 \bar{N}_p 的增大呈小幅下降。

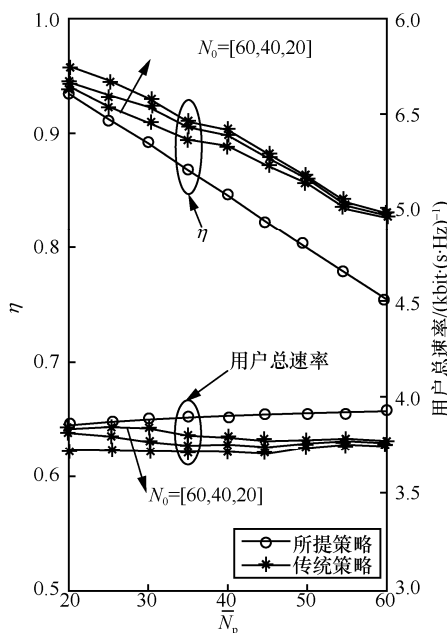
所提策略中重叠率门限 β_0 和 AP 所关联 AP 数上限 N_0 对性能的影响如图 6 所示。由图 6 可以看出， β_0 和 N_0 对性能的影响有以下 2 个特点。第一，随着 β_0 或 N_0 的减小， η 提高，用户总速率降低。 β_0 或 N_0 的减小增加了 APG 合并和 AP 退出 APG 的概率，进而降低了 κ ，从而提高了 η ，降低了用户总速率。第二，随着 \bar{N}_p 的增大， β_0 的影响度增加， N_0 的影响度降低。以 \bar{N}_p 为 40 和 60 为例， $\beta_0 = 0.5$ 和 $\beta_0 = 0.9$ 间 η 的差距由 5.97% 增大到 14.17%，用户总速率差距由 47 bit/(s·Hz) 增大到 155 bit/(s·Hz)；而 $N_0=20$ 和 $N_0=60$ 间 η 的差距由 1.4% 减小到 0.4%，用户总速率差距由 76 bit/(s·Hz) 减小到 29 bit/(s·Hz)。

6 结束语

本文设计了网络可扩展度指标作为网络可扩展性的衡量指标，并以此为基础提出了一种提高网络可扩展度的用户关联策略。所提策略以网络耦合度及用户速率为优化目标，采用提出的基于 APG 合并及拓扑势优化的启发式算法进行求解。仿真结果表明，所提策略以较小的用户速率损失为代价，提高了去蜂窝网络的可扩展度。



(a) β_0 对性能的影响



(b) N_0 对性能的影响

图 6 所提策略中 β_0 和 N_0 对性能的影响

参考文献：

[1] NGO H Q, ASHIKHMIN A, YANG H, et al. Cell-free massive MIMO versus small cells[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(3): 1834-1850.
 [2] NGUYEN L D, DUONG T Q, NGO H Q, et al. Energy efficiency in cell-free massive MIMO with zero-forcing precoding design[J]. IEEE Communications Letters, 2017, 21(8): 1871-1874.
 [3] CHEN Z, BJÖRNSON E. Channel hardening and favorable propagation in cell-free massive MIMO with stochastic geometry[J]. IEEE Transactions on Communications, 2018, 66(11): 5205-5219.

[4] CHEN Z, BJOERNSON E. Can we rely on channel hardening in cell-free massive MIMO? [C]//Proceedings of 2017 IEEE Globecom Workshops. Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-6.
 [5] YOU X H, WANG C X, HUANG J, et al. Towards 6G wireless communication networks: vision, enabling technologies, and new paradigm shifts[J]. Science China (Information Sciences), 2021, 64(1): 1-74.
 [6] BUZZI S, D'ANDREA C. Cell-free massive MIMO: user-centric approach[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2017, 6(6): 706-709.
 [7] BUZZI S, D'ANDREA C, ZAPPONE A, et al. User-centric 5G cellular networks: resource allocation and comparison with the cell-free massive MIMO approach[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(2): 1250-1264.
 [8] BJÖRNSON E, SANGUINETTI L. Scalable cell-free massive MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Communications, 2020, 68(7): 4247-4261.
 [9] CHEN S F, ZHANG J Y, BJÖRNSON E, et al. Structured massive access for scalable cell-free massive MIMO systems[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(4): 1086-1100.
 [10] INTERDONATO G, FRENGER P, LARSSON E G. Scalability aspects of cell-free massive MIMO[C]//Proceedings of 2019 IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-6.
 [11] HAN R, FENG C Y, XIA H L. Optimal user association based on topological potential in heterogeneous networks[C]//Proceedings of 2013 IEEE 24th Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications. Piscataway: IEEE Press, 2013: 2409-2413.
 [12] ZHANG T K, XU H Z, LIU D T, et al. User association for energy-load tradeoffs in HetNets with renewable energy supply[J]. IEEE Communications Letters, 2015, 19(12): 2214-2217.

[作者简介]



胡志蕊 (1987-)，女，山东德州人，博士，杭州电子科技大学讲师，主要研究方向为协作通信、资源分配、信能同传技术。

毕美华 (1981-)，女，山东济宁人，博士，杭州电子科技大学副教授，主要研究方向为光与无线融合接入、新型光接入网系统的物理层安全、可重构的智能数据中心网络系统、IMDD/相干光传输系统中的新型均衡算法等。

许方敏 (1980-)，女，浙江瑞安人，博士，杭州电子科技大学讲师，主要研究方向为小区间干扰抑制、无线资源管理、MIMO 建模及干扰删除等。

何美霖 (1986-)，女，湖南衡阳人，博士，杭州电子科技大学讲师，主要研究方向为 NOMA、多速率编码、多用户信息论和无线通信等。

郑长亮 (1980-)，男，河北唐山人，博士，杭州电子科技大学讲师，主要研究方向为无线通信、移动通信等。