



密集小蜂窝网络中基于用户接入的能效优化研究

王俊社¹, 蒋彤彤¹, 张 琛¹, 段 强²

(1. 河北科技大学 信息科学与工程学院, 石家庄 050000;

2. 宾夕法尼亚州立大学 信息科学与技术学院, 美国 帕克 16802)

摘 要: 为解决小蜂窝网络中基站密集部署导致能耗过高的问题, 提出一种基于用户接入的能效优化算法。根据基站邻接关系对小蜂窝网络中的基站进行分簇, 并引入合并因子均衡分簇规模。在此基础上, 结合用户接入速率与基站负载情况, 利用改进的混沌量子粒子群算法求解最佳用户连接矩阵, 同时依据网络流量变化实现基站开关的动态切换管理。仿真结果表明, 该优化算法在保障用户 QoS 的前提下, 能提升系统能效, 适用于 5G 无线网络。

关键词: 小蜂窝网络; 用户接入; 分簇; 基站休眠; 能效

开放科学(资源服务)标志码(OSID):



中文引用格式: 王俊社, 蒋彤彤, 张琛, 等. 密集小蜂窝网络中基于用户接入的能效优化研究[J]. 计算机工程, 2019, 45(12): 45-51, 70.

英文引用格式: WANG Junshe, JIANG Tongtong, ZHANG Chen, et al. Research on energy efficiency optimization based on user access in dense small cell network[J]. Computer Engineering, 2019, 45(12): 45-51, 70.

Research on Energy Efficiency Optimization Based on User Access in Dense Small Cell Network

WANG Junshe¹, JIANG Tongtong¹, ZHANG Chen¹, DUAN Qiang²

(1. College of Information Science and Engineering, Hebei University of Science and Technology, Shijiazhuang 050000, China;

2. College of Information Sciences and Technology, The Pennsylvania State University, Park 16802, USA)

[Abstract] To address the high energy consumption brought by dense deployment of base stations in Small Cell Network (SCN), this paper proposes an Energy Efficiency (EE) optimization algorithm based on user access. The algorithm divides adjacent base stations in SCN into a cluster, and introduces merge factors to balance the size of clusters. Based on clustering results as well as user access rate and base station loads, the algorithm uses an improved Chaotic Quantum Particle Swarm Optimization (CQPSO) algorithm to find the optimal user connection matrix. Thus, the dynamic switching management of base station switches can be implemented based on network traffic changes. Simulation results show that the proposed optimization algorithm can improve system energy efficiency while keeping QoS of users, which is applicable to 5G wireless network.

[Key words] Small Cell Network (SCN); user access; clustering; base station sleeping; Energy Efficiency (EE)

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0055107

0 概述

随着信息化时代的发展, 为更好地满足超高速率体验、超高用户密度、海量终端连接等应用场景的业务需求, 未来 5G 网络中小蜂窝基站 (Smallcell Base Station, SBS) 的部署密度将达到现有站点密度的 10 倍以上, 必然会出现一些类似负载均衡、干扰管理、能耗管理等问题^[1-2]。由于移动流量时空分布不均衡导致

的负载差异以及小区微型化和部署密集化造成的网间干扰, 能源浪费问题越来越严重, 如何进一步提高密集小蜂窝网络 (Small Cell Network, SCN) 的能效 (Energy Efficiency, EE) 成为无线网络的研究热点之一。提高小蜂窝网络能效可以从网络架构、基站密度、基站功耗等方面进行分析研究^[3]。本文提出一种聚类能效优化算法, 在基站自适应分簇的基础上, 结合用户接入情况对网络中的基站实施动态管理。

基金项目: 河北省高等学校科学技术研究项目 (ZD2016142)。

作者简介: 王俊社 (1960—), 女, 教授, 主研方向为通信网络; 蒋彤彤、张 琛, 硕士研究生; 段 强, 教授、博士。

收稿日期: 2019-06-04 **修回日期:** 2019-07-17 **E-mail:** 1248818674@qq.com

1 相关研究

在密集小蜂窝网络中,减少基站能耗是降低网络能耗的重要研究方向,早期网络能量效率的优化常采用基站休眠技术。文献[4]提出一种策略休眠机制,采用交替迭代方法解决了覆盖概率和唤醒时间约束下的多变量优化问题。文献[5]提出一种分布式基站开/关控制机制,依据构造的网络状态信息表,判定休眠或激活状态。文献[6]在基站休眠基础上,提出一种混合分布式基站唤醒算法,分别提出宏基站辅助和邻基站辅助法唤醒睡眠基站。文献[7]提出一种基于分簇的基站动态管理(Clustering-based Dynamic Management of Base Stations, CDM)算法,根据用户密度、网络负载量进行网络分簇,利用粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法确定基站休眠组合。目前,国内外关于网络能效问题的研究已由单一技术手段转变为多种技术融合的方式。文献[8]设计一种能量有效的统一框架,联合资源分配和基站休眠/唤醒问题,利用对偶分解理论求得优化问题的最佳解决方案。文献[9]以最小化开关切换成本为主要目标,在整个时间周期内,通过引入基站状态转移图实现基站状态转换成本与基站开关切换问题综合管理。

在网络系统性能相关研究中,综合考虑基站休眠、网络负载、用户接入等因素能够有效提升系统性能。文献[10]联合基站开关和负载均衡设计,在密集异构网络的公平性约束下,提出一种分层迭代算法,以实现能效增益。文献[11]结合用户接入与基站休眠问题,利用量子粒子群优化(Quantum Particle Swarm Optimization, QPSO)算法求解多目标优化问题,实现用户性能和网络性能的权衡。文献[12]提出基于小区休眠的用户关联(User Association Based on Cell Sleeping, UAS)算法,依据构造的概率选择矩阵和干扰矩阵,实现用户关联和基站休眠的具体过程。上述文献均达到了提升系统能效的目的,但所提算法复杂度较高,若应用于密集小蜂窝场景,则复杂度会随着基站数量、约束条件的增加而加大。

分簇管理作为研究密集网络性能的有效工具,在降低管理复杂度,减小网络干扰等方面有着重要作用。文献[13]根据用户间所受干扰程度构造干扰拓扑图,在基站分簇的基础上同时对簇内的用户进行分组,尽可能降低簇内干扰,改善系统性能。文献[14]将分簇问题建模为 Max K-Cut 问题,依据构造的干扰权值矩阵,采用启发式算法将相互间干扰较小的基站划分到同一簇。以上文献中的分簇方法虽能在一定程度上减小簇内干扰,但随着网络部署密集化可能会出现频谱资源短缺的情况。而分簇的另一种方法是将相互间干扰较大的基站划分到同一簇,最小化簇间干扰。文献[15]提出基于密度改进的 K-means 分簇(Density-based Improved K-means Clustering, DKC)算法,定义分布密度和平均分布密

度完成初始分簇,根据覆盖半径调整初始分簇以确定最终分簇组合。文献[16]基于位置和负载计算基站间的相似性,依据相似矩阵形成基站集群,完成群内协调。文献[17]提出一种基于矩阵的分簇算法,将对所有可能的聚类形式的详细搜索转换为对小小区的顺序选择,降低分簇过程的复杂度。上述文献保证了资源的有效利用,降低了管理复杂度,但在分簇周期以及分簇规模等方面均考虑不充分。

本文结合网络流量变化与基站邻接关系,提出一种基于用户接入的聚类能效优化算法。该算法在不同时间段对网络中活跃基站采用不同分簇方式,并引入合并因子均衡分簇规模。对于用户接入的能效优化问题,通过混沌量子粒子群优化(Chaotic Quantum Particle Swarm Optimization, CQPSO)算法设计基站开关切换策略。

2 系统模型

本文构建双层异构网络下行链路模型,如图 1 所示。假设宏基站提供基本覆盖的小蜂窝网络内随机分布 K 个小基站和 N 个用户,系统总带宽为 B 。将文献[18]中控制与承载分离的概念引入网络结构中,网络中宏基站(Macrocell Base Station, MBS)控制用户接入过程及覆盖范围内 SBS 的休眠/唤醒。由于频谱资源有限,因此网络中所有基站采用同频部署方式。

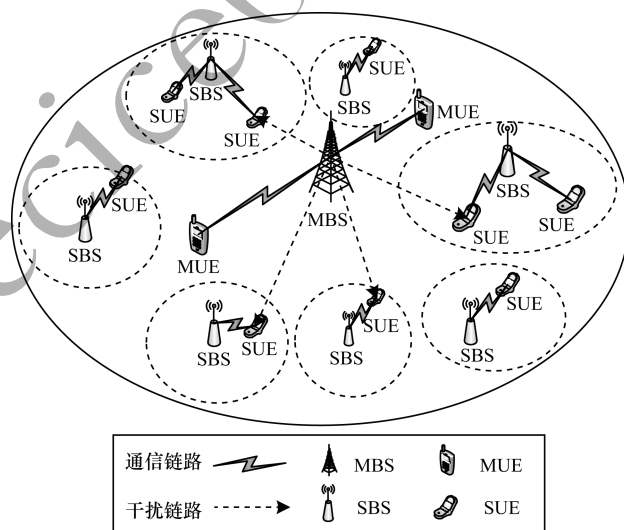


图 1 密集小蜂窝网络系统模型

为直观描述网络下行链路情况,以 l_k 表示基站 k 的工作/休眠状态($k=0$ 表示宏基站),当基站处于工作状态时, $l_k=1$; 当基站处于休眠状态时, $l_k=0$ 。定义连接矩阵表示用户与对应服务基站的连接关系,设定一个用户最多只能接入一个基站。

$$x_{k,n} = \begin{cases} 1, & BS_k \text{ 连接到 } U_n \\ 0, & BS_k \text{ 未连接 } U_n \end{cases} \quad (1)$$

在此网络中各基站处于工作状态时,均保持最大发射功率,忽略网络中 MUE 可能受到来自 SBS

的跨层干扰。因此, 网络内用户的接收信干噪比 (Signal to Interference plus Noise Ratio, SINR) 为:

$$\gamma_{kn} = \frac{p_k H_{kn}}{\sum_{g=0, g \neq k}^K p_g H_{gn} + N_0} \quad (2)$$

其中, p_k 为小基站 k 的发射功率, H_{kn} 为用户 n 与基站 k 之间的信道增益, p_g 为除小基站 k 以外包括宏基站在内的其他基站的发射功率, N_0 表示噪声功率。

根据香农定理得到小区内用户 n 与基站 k 之间的信道速率为:

$$R_{kn} = B_{kn} \ln(1 + \gamma_{kn}) \quad (3)$$

其中, B_{kn} 是基站 k 分配给用户 n 的带宽, 设定用户带宽根据基站所连接的用户数量分配, 即:

$$B_{kn} = \frac{B}{\sum_{n=1}^N x_{k,n}} \quad (4)$$

基于文献[19]中给出的基站总功耗与基站发射功率之间的线性关系表示单个基站的能耗, 基站 k 的功率消耗模型为:

$$p_k^k = \begin{cases} N_{\text{TRX}} p_c^k + \Delta_k p_k, & l_k = 1 \\ p_{\text{sleep}}^k, & l_k = 0 \end{cases} \quad (5)$$

其中, N_{TRX} 是基站的发射天线数量, p_c 是基站的固定功耗, Δ_k 是坡度因子, p_{sleep} 为基站 k 休眠时的功耗, p_{active} 表示基站工作时的功耗。

能效作为衡量节能效果的度量指标, 定义网络能量效率为网络整体的吞吐量与总功耗的比值^[20], 单位为 bit/J, 则当前网络的能效可以表示为:

$$\eta = \frac{C_T}{P_T} = \frac{\sum_{k=0}^K \sum_{n=1}^N x_{k,n} B_{kn} \ln(1 + \gamma_{kn})}{\sum_{k=0}^K (p_{\text{active}}^k l_k + p_{\text{sleep}}^k (1 - l_k))} \quad (6)$$

其中, C_T 和 P_T 分别表示网络内总吞吐量与总功耗。

本文研究目标为保证用户 QoS 的同时提升网络能效, 因此在网络能效优化问题中, 不仅要考虑用户连接矩阵取值的限制, 还要考虑用户最低传输速率的限制, 以保证用户基本的业务需求。整体方案通过最大化目标函数来求解用户连接矩阵, 以得到整个网络能效最优的基站状态指示变量。能效优化问题可以建模为:

$$\begin{aligned} \max & \left(\frac{\sum_{k=0}^K \sum_{n=1}^N x_{k,n} B_{kn} \ln(1 + \gamma_{kn})}{\sum_{k=0}^K (p_{\text{active}}^k l_k + p_{\text{sleep}}^k (1 - l_k))} \right) \\ \text{s. t. } & C_1: l_k = \{0, 1\} \\ & C_2: x_{k,n} = \{0, 1\} \\ & C_3: \sum_{k=0}^K x_{k,n} \leq 1 \\ & C_4: \sum_{n=1}^N x_{k,n} \leq N_{\text{max}} \\ & C_5: \sum_{k=0}^K x_{k,n} R_{kn} > R_{\text{target}} \end{aligned} \quad (7)$$

其中, $C_1 \sim C_2$ 表示矩阵取值限制, C_3 表示一个用户最多只能接入一个基站, C_4 表示基站最多可以连接的用户数量, C_5 表示用户最低速率的限制, R_{target} 表示用户的最低速率。当基站 k 负载 $\sum_{n=1}^N x_{k,n} > 0$ 时, 判定 $l_k = 1$; 否则为 0 表示可以将其休眠。

经上述分析发现, 优化问题为非线性混合整数优化问题, 变量间存在耦合关系, 并且优化问题的参与者数量相对较多, 通过穷举算法等直接求解的方式, 复杂度高且难度较大。因此, 本文在给定功率的情况下, 提出一种聚类能效优化算法。

3 基于用户接入的聚类能效优化算法

由于移动网络流量具有明显的时空不均性, 业务负载在一天中波动很大, 低负载时间段存在能源浪费的现象, 因此需要采取适当的基站管理措施才能有效解决网络能效问题。针对用户在时域和空域上的波动性以及基站大规模部署的现状, 算法首先在时域上根据流量负载曲线在每个时刻的斜率值及其负载变化情况划分时间段, 然后在空域上对基站进行合理分簇, 最后针对每个簇, 从用户接入的角度出发, 综合考虑用户 QoS 和网络能效两个指标, 利用优化算法对基站进行动态开关管理, 能够有效降低网络管理算法的复杂度。

3.1 分簇管理

3.1.1 分簇时间段划分

已知某地区一天中网络流量在 19:00—20:00 时达到峰值, 全天业务负载变化如图 2 所示。根据每个时刻点的负载值和每个时刻点的负载曲线斜率变化情况对全天进行时间段划分 (Time Divide, TD)。以一个时间段为一个分簇周期, 在一个周期内只在起始时刻对网络分簇, 其余时间保持分簇方式不变。在网络负载上升比较快的时刻, 对应时间段划分比较短, 以避免该时段内的分簇方式不适用于下一时间段。

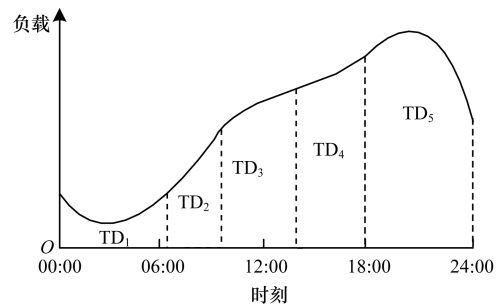


图 2 分簇时间段划分

3.1.2 基站分簇算法

分簇的整体思路是根据基站邻接关系和簇的规模, 将相互间干扰较大的基站划分到一个簇中。方案预先给定初始分簇数目, 从随机选择的第一个分簇中心开始, 依据选择概率函数挑选出 S 个初始分

簇中心完成初始分簇,引入合并因子以均衡分簇规模,完成自适应分簇。

定义基站集合为样本集合 $E = \{e_1, e_2, \dots, e_K\}$, 基站分簇结果集合为 $Z = \{Z_1, Z_2, \dots, Z_S\}$, 簇内中心点基站的集合为 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_S\}$, 以 S 表示分簇的簇数, N_s 表示簇 Z_s 中基站数目, 以 $|Z_s|$ 表示簇 Z_s 的规模, 与簇内基站数量和分散程度有关。已知每个小基站坐标为 (x_k, y_k) , 任意两基站的欧氏距离可表示为:

$$d_{j,k} = \sqrt{(x_j - x_k)^2 + (y_j - y_k)^2} \quad (8)$$

分簇步骤具体如下:

步骤 1 选取初始分簇中心。设定基站分簇数目为 S , 随机选择一个基站作为第一个分簇中心, 依据选择概率依次确定其他 $S-1$ 个初始分簇中心。选择概率为:

$$pro(e_k) = \frac{[d(e_k, c_s)]^2}{\sum_{i=1}^K [d(e_i, c_q)]^2} \quad (9)$$

其中, $d(e_k, c_s)$ 表示待选基站与最近一个分簇中心之间的欧氏距离, 距离当前分簇中心越远的点被选为下一个分簇中心的概率越高, 为防止中心点偏移加快初始分簇中心的选取, 定义平均选择概率为:

$$\overline{pro} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K pro(e_k) \quad (10)$$

将所有选择概率大于平均选择概率的样本点集合作为轮盘赌算法的输入参数, 选出下一个分簇中心, 重复直至选出 S 个分簇中心。

步骤 2 初始分簇。针对每个样本 e_k , 根据式(8)分别计算到 S 个分簇中心的距离, 并将其分到距离最近的分簇中心所在的簇, 重复直至分簇完成。

步骤 3 均衡分簇规模。由于分簇过程可能会出现簇的规模差距较大, 因此引入合并因子 α , 合并因子与簇的规模和基站间相对位置有关, 簇中心距离越近, 规模越小, 合并因子越大, 当两个簇间 α_{sq} 大于阈值 Λ 时, 则将两个簇进行合并。

$$\alpha_{sq} = \frac{2|Z_s| \cdot |Z_q|}{|Z_s| + |Z_q|} \times \frac{1}{\frac{d(c_s, c_q)}{\sum_{p \in C} d(c_s, c_p)}} \quad (11)$$

步骤 4 计算新的分簇中心。针对每个新簇 Z_s , 根据式(12)重新计算分簇中心 c_s^{new} , 之后根据式(13)计算簇内误差平方和 SSE , 判断其是否收敛, 若收敛则完成分簇; 否则重复上述步骤直至收敛。

$$c_s^{\text{new}} = \frac{1}{N_s} \sum_{k=1}^{N_s} e_k, e_k \in Z_s \quad (12)$$

$$SSE = \sum_{s=1}^S \sum_{k=1}^{N_s} |e_k - c_s^{\text{new}}|^2, e_k \in Z_s \quad (13)$$

当网络状态出现变化时, 可以根据新增小基站与当前已有分簇中心的距离, 选择加入合适的簇, 因此该方案能够适应网络的动态变化。

3.2 基站动态开关管理

3.2.1 基于用户接入的基站休眠算法

由优化问题式(7)可知, 每一簇内的能效优化问题可转化为带有 0-1 整数规划的混合优化问题。本文利用引入混沌搜索序列的 CQPSO 算法, 依据改进的能效函数以及 QoS 限制的适应度函数, 求得最佳用户连接矩阵。基于用户接入的基站休眠算法步骤具体如下:

步骤 1 初始化粒子种群。定义种群中粒子数目为 H , 每个粒子代表搜索空间中的一个解, 已知网络中有 N 个用户, 对应粒子群的维度为 N , 定义第 h 个量子粒子的空间位置如下:

$$Y_h = \begin{bmatrix} |\cos \theta_{h1}| & |\cos \theta_{h2}| & \dots & |\cos \theta_{hn}| & \dots & |\cos \theta_{hN}| \\ |\sin \theta_{h1}| & |\sin \theta_{h2}| & \dots & |\sin \theta_{hn}| & \dots & |\sin \theta_{hN}| \end{bmatrix} \quad (14)$$

其中, $\theta_{hn} = 2\pi \text{rand}()$ 表示量子旋转角度, 空间中每个粒子都有正弦和余弦两个位置参数, 分别对应量子态 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 的概率幅。

步骤 2 粒子适应度函数。种群中每个粒子都对应一种可行解, 解的优劣通过适应度函数体现, 优化算法的解不仅要保证效率最大化, 还要满足约束条件。基于此, 设计粒子适应度函数为:

$$f(h) = \eta - \alpha \sum_{n=1}^N (R_{\text{target}} - R_n) \quad (15)$$

其中, α 表示用户最低传输速率约束的惩罚因子。

步骤 3 粒子位置更新。在种群进化过程中粒子根据旋转因子 $U(\theta_{hn})$ 不断完成位置更新, 经过 t 次迭代, 根据粒子所在位置适应度, 定义粒子 h 的最优位置为 $p_h(t) = \{p_{h1}(t), p_{h2}(t), \dots, p_{hN}(t)\}$, 群体最优位置为 $p_g(t) = \{p_{g1}(t), p_{g2}(t), \dots, p_{gN}(t)\}$, 在每次迭代中, 粒子 h 的空间位置 y_{hn} 更新如下:

$$\begin{aligned} y_{hn}(t+1) &= \text{abs}(U(\theta_{hn}) \cdot y_{hn}(t)) = \\ &= \text{abs}(y_{hn}(t) \times \cos(\theta_{hn}(t+1)) - \\ &\quad \sqrt{1 - y_{hn}(t)^2} \times \sin(\theta_{hn}(t+1))) \\ \theta_{hn}(t+1) &= \theta_{hn}(t) + \Delta\theta_{hn}(t+1) \\ \Delta\theta_{hn}(t+1) &= \omega\theta_{hn}(t) + c_1 \text{rand}() \cdot \Delta\theta_l + c_2 \text{rand}() \cdot \Delta\theta_g \end{aligned} \quad (16)$$

其中, t 表示种群粒子迭代搜索次数, θ_{hn1} 与 θ_{gn} 分别为粒子 h 自身最优旋转角度和群体最优旋转角度, $\Delta\theta_{hn}(t+1)$ 表示量子幅角增量, $\theta_{hn}(t+1)$ 表示 $t+1$ 次迭代时的量子旋转角度, c_1 和 c_2 分别为控制粒子向自身历史经验和整个群体历史经验的学习因子, ω 是控制粒子全局搜索与局部搜索能力的权重因子。

步骤 4 混沌搜索。为避免算法陷入局部最优, 利用混沌序列的随机性、遍历性和对初值敏感的特性, 在种群陷入早熟收敛时进行混沌搜索, 本文采用遍历性更好的 Tent 混沌映射方程, 表达式为:

$$z_{n+1} = \begin{cases} 2z_n, 0 \leq z_n \leq 0.5 \\ 2(1 - z_n), 0.5 < z_n \leq 1 \end{cases} \quad (17)$$

设定迭代 t 次时,粒子 y_h 的适应度为 $f_h(t)$,群体最优适应值为 $f_g(t)$,粒子群的平均适应度为:

$$f_{avg}(t) = \frac{1}{H} \sum_{h=1}^H f_h(t) \quad (18)$$

将优于平均适应度的粒子适应度均值记为 $f_{avg}(t)$,粒子收敛程度指标为:

$$\Delta(t) = |f_g(t) - f_{avg}(t)| \quad (19)$$

若 $\Delta(t)$ 达到混沌搜索阈值时,随机产生一个 N 维向量 $z_0(t) = [z_{01}, z_{02}, \dots, z_{0N}]$,其中 $z_{0n} \in (0, 1)$,以 $z_0(t)$ 为初值,根据 Tent 混沌方程式分别迭代数次得到 l 个 N 维向量,据此可得到 l 个问题的解。

$$q_i(t) = p_g(t) \pm \lambda v_{i-1} z_i(t) \quad (20)$$

其中, $\lambda = 0.5$ 为收缩因子, v_i 初值为 1,保证搜索精细化,在这 l 个解中选定最优的解记为 $q_g(t)$,比较 $q_g(t)$ 和 $p_g(t)$,更新粒子的全局最优解,重复迭代直至达到最大次数 t_{max} 。

步骤 5 解空间变换。在种群进化过程中粒子位置为非整数值,要将粒子位置映射到相应优化问题的解空间中才更具实际意义。设 $[a_h, b_h]$ 为粒子 h 在任一维度的定义域,已知宏小区内宏基站编号为 0,小基站编号为 $1 \sim K$ 之间的正整数,对应设定 $a_h = 1, b_h = K + 1$,解空间变量为 $[Y_{hn}^c, Y_{hn}^s]^T$ 。

$$Y_{hn}^c = \frac{1}{2} [b_h(1 + \cos \theta_{hn}) + a_h(1 - \cos \theta_{hn})]$$

$$Y_{hn}^s = \frac{1}{2} [b_h(1 + \sin \theta_{hn}) + a_h(1 - \sin \theta_{hn})] \quad (21)$$

当迭代次数达到阈值时,按照解空间变换原则将群体最优转化到连接矩阵 X 中,之后依据矩阵元素关闭无用户接入的基站,网络中宏基站因承担控制功能始终处于工作状态,不存在休眠状态。

3.2.2 基站唤醒策略

基站休眠与唤醒是一个动态切换的过程,在网络低负载时,适当地关闭基站能够达到提升能效的目的,而在高负载时,就需要适当唤醒基站,以卸载高负载基站的流量。本文在已有研究基础上,结合分簇方案提出一种基于位置与负载的基站唤醒策略。

在某一簇时间段内,当有新用户请求接入网络时,用户并不能够检测到处于休眠状态的基站。所提策略根据新用户与簇中心基站的距离以及簇内活跃基站的负载情况,为用户选择合适的接入基站。当出现新用户未找到合适的活跃基站或某一簇内基站存在业务负载情况大于门限值的情况时,则唤醒用户邻近基站,减轻部分基站过重的负载。在此过程中不进行基站休眠处理,只有到达下一个切换时间点时,再重新分簇活跃基站,以继续执行休眠算法,由此形成网络节点的动态开关处理。

经上文阐述,本文提出的聚类能效优化算法大致分为分簇、休眠与唤醒 3 个阶段,该算法具体步骤如算法 1 所示。

算法 1 基于用户接入的聚类能效优化算法

输入 分簇数目 S , 粒子数目 H , 粒子维度 N , 最大迭代次数 t_{max} , 用户最低速率 R_{target} , 学习因子 c_1, c_2 , 权重系数 ω

输出 用户连接矩阵 X

1. 对全天进行分簇时间段划分
2. 在 TD_i 处切换时间点, 对网络中所有活跃基站进行分簇管理 $Z = [Z_1, Z_2, \dots, Z_s]$
3. For ($s = 1: S$)
 - 簇内运行 CQPSO 算法
 4. 关闭簇内无用户接入的小基站
 5. 设置: 任一新用户接入网络
 6. 根据新用户距簇中心的距离, 将所有簇排序 $C_i = [c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{is}]$
 7. While ($i < S$)
 - 选定序列 C_i 中的簇 c_{i1}
 - 预判簇 c_{i1} 内基站能提供给新用户的最大速率为 $R_{c_{i1}}$
 8. If ($R_{c_{i1}} > R_{target}$)
 - 用户接入提供速率最大的基站
 - 计算簇内各基站的负载情况 $L_{c_{i1}} = [L_{i1}, L_{i2}, \dots, L_{is}]$
 9. 返回: 选定簇 c_{i1} 及簇内基站负载 $L_{c_{i1}}$
 10. else $i = i + 1$
 11. If $R_{c_{i1}} < R_{target}$ 或 $L_{ij} > L_{max}, L_{ij} \in L_{c_{i1}}$
 - 唤醒新用户邻近基站
 12. 输出用户连接矩阵, 在下一个切换时间点前保持分簇方式不变, 不再休眠任何基站

4 仿真结果与分析

4.1 仿真参数

通过 Matlab 仿真平台对本文算法进行实验验证。设置仿真场景为宏基站覆盖范围内 $300 \text{ m} \times 300 \text{ m}$ 的方形区域, 区域内随机分布 50 个小基站和若干用户, 小基站覆盖半径为 20 m, 所能容纳的最大用户数量为 10。信道增益为 $H = Ad^{-q}$, 其中 $A = 0.097$ 和 $q = 4$ 分别表示阴影衰落指数和路径损耗常数。设定 CQPSO 算法中, 学习因子 $c_1 = c_2 = 1.4971$, 权重系数 $\omega = 0.798$, 混沌迭代次数 $l_{max} = 50$ 及最大迭代次数 $t_{max} = 100$ 。系统仿真参数设置如表 1 所示。基站功耗模型参数设置如表 2 所示。

表 1 系统仿真参数设置

仿真参数	参数值
系统带宽/MHz	10
宏基站发射功率/dBm	43
小基站发射功率/dBm	21
用户最低传输速率/(Kb · s ⁻¹)	100
噪声功率谱密度/(dBm · Hz ⁻¹)	-174

表 2 基站功耗模型参数设置

功耗参数	宏基站	小基站
发射天线数量	6	2
固定功耗/W	130.0	6.8
坡度因子	4.7	4.0
休眠功耗/W	75.0	4.3

4.2 结果分析

为验证能效优化算法的有效性,本节针对优化算法中的基站分簇管理算法和基站动态开关策略分别与已有的基站分簇算法、休眠算法进行对比实验,评价算法性能的指标主要有轮廓系数、基站群的系统能效、用户 SINR 的累计分布,涉及到的比较算法为 PSO 算法、CDM 算法^[7]、QPSO 算法^[11]、UAS 算法^[12]和 DKC 算法^[15]。

图 3 为本文基站分簇算法与 DKC 算法下的轮廓系数对比。以由凝聚度和分离度决定的轮廓系数作为评价聚类程度的指标。

$$\chi = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \frac{b_k - a_k}{\max(a_k, b_k)} \quad (22)$$

其中, a 是样本 e_k 和同簇内其他样本的平均距离, b 是样本 e_k 和最近簇内所有样本的平均距离。轮廓系数越趋于 1, 表示聚类程度越好。由图 3 可知, 两种算法整体轮廓系数随分簇数量的变化而变化, 本文算法在聚类程度上较对比算法有明显提升, 原因在于 DKC 算法选定分布密度大于平均分度密度的点作为簇中心, 在给定分簇数量的情况下, 可能会出现簇内分布较分散的情况, 而本文在给定分簇数量的前提下, 对分簇规模的差异进行均衡处理, 调整初始分簇结果。因此, 本文算法较对比算法有更好的聚类效果。

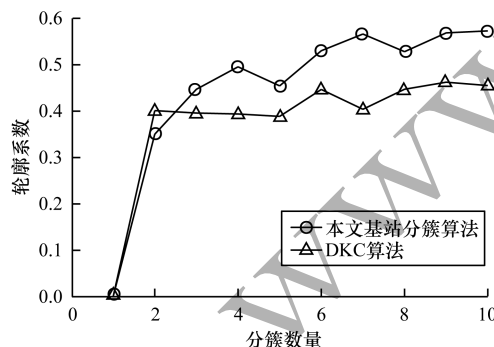


图 3 轮廓系数随分簇数量的变化情况

图 4 为本文 CQPSO 算法与 QPSO 算法、PSO 算法的系统能效对比。通过合理设置学习因子和权重因子、引入量子行为、引入混沌搜索序列等方法都可以有效避免算法陷入局部最优的情况。可以看出, 在 3 种算法下系统能效随着迭代次数的增加均有所增加, 且分别在经过 20 次 ~ 30 次、30 次 ~ 40 次、

50 次 ~ 60 次迭代后最终达到收敛状态, 观察发现 CQPSO 算法相对于其他两种算法能效收敛值有明显提高, 其原因在于本文引入的混沌序列在已有局部最优解的基础上, 进一步搜索其邻域空间, 增加了种群位置的多样性。由此可见, 经过本文优化算法的迭代求解, 系统能效得到提升, 实现了预期的优化目标。

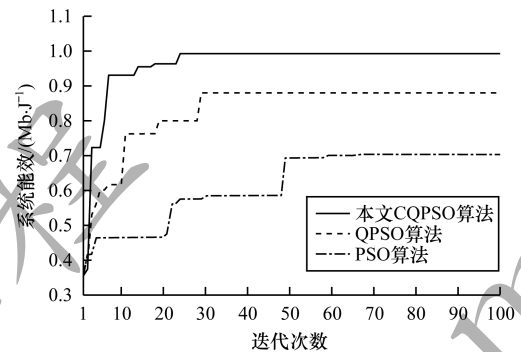


图 4 系统能效随迭代次数的变化情况

图 5 为本文能效优化算法与 CDM 算法、UAS 算法的用户 SINR 累计分布函数 (Cumulative Distribution Function, CDF) 值对比。可以看出, 各算法下用户的平均 SINR 从低到高分别为 9.2 dB、12.5 dB、14.7 dB, 对应 CDM 算法、UAS 算法及本文算法, 可见在 3 种算法中, 本文算法与已有算法相比在 SINR 性能方面有明显优势。原因在于 UAS 算法基于吞吐量设计用户关联效用函数, 而后休眠部分轻载或空闲基站, 这就可能会造成用户转移过程中受到的干扰影响, 影响用户质量, 而本文提出的能效优化算法以保证每个用户 QoS 为约束条件, 并且改进了 CDM 算法中 PSO 算法优化能效问题, 优化效果有明显提升。因此, 本文算法较对比算法在用户 QoS 方面更具优越性。

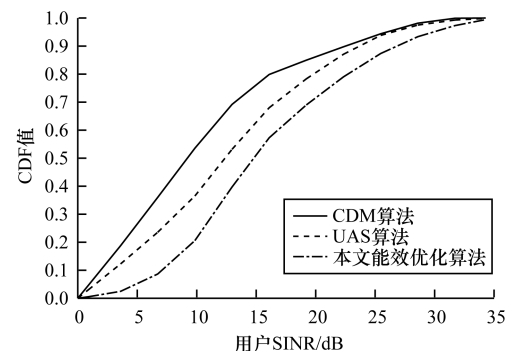


图 5 用户 SINR 累积分布函数值对比结果

图 6 显示了本文能效优化算法与 CDM 算法、UAS 算法的系统能效随用户数量的变化情况。可以看出, 3 种算法的网络能效随着网络中用户数量的增加而增加, UAS 算法未考虑网络分簇情况, 在密集网络场景下, 迭代求解复杂度较高, 在一定程度上会影

响优化问题的求解。基于分簇的CDM算法容易陷入优化问题的次优解,而本文算法针对密集部署的网络场景,对网络进行分簇管理,引入混沌序列避免局部最优。因此,本文算法较对比算法有更好的节能效果,更适用于5G无线网络。

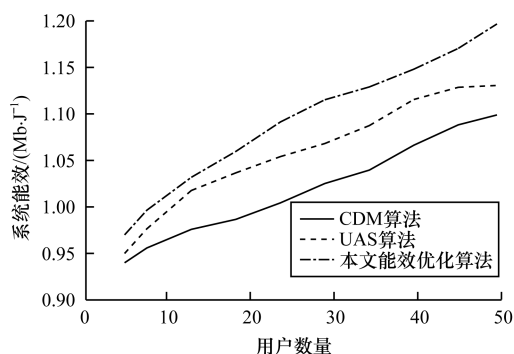


图6 系统能效随用户数量的变化情况

5 结束语

本文在密集小蜂窝网络的场景下,提出一种基于用户连接的聚类能效优化算法,根据网络流量变化与基站邻接关系,在某个时间段内对网络中活跃基站进行初始分簇,并对分簇规模进行均衡调整。在分簇完成后联合用户接入研究能效优化算法,解决了用户接入问题与休眠基站组合问题。实验结果表明,相比现有节能算法,本文算法在系统能效、用户QoS等方面具有明显优势,更适用于5G无线网络。但本文能效优化算法在基站开关切换过程中存在切换成本高的问题,因此后续将运用节能技术(如基站协作等)进一步降低基站开关切换成本,使其能够更好地应用于5G无线网络。

参考文献

- [1] YANG Chungang. A unified design of spectrum, energy, and cost efficient ultra-dense small cell networks [C]//Proceedings of International Conference on Wireless Communications and Signal Processing. Washington D. C., USA; IEEE Press, 2015: 1-4.
- [2] XIAO Zhu, LI Shuangchun, CHEN Xiaochun, et al. A load-balancing energy consumption minimization scheme in 5G heterogeneous small cell wireless networks under coverage probability analysis [J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2017, 31(7): 1-21.
- [3] SUN Yumei. Analysis of energy efficiency of small cell networks [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2016. (in Chinese)
孙玉梅. 小蜂窝网络能量效率的分析 [D]. 南京: 南京邮电大学, 2016.
- [4] LIU Chang, NATARAJAN B, XIA Hongxing. Small cell base station sleep strategies for energy efficiency [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(3): 1652-1661.
- [5] WANG Q, ZHENG J. A distributed base station on/off control mechanism for energy efficiency of small cell networks [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Communications. Washington D. C., USA; IEEE Press, 2015: 1-6.
- [6] LI Da, ZHOU Wen'an, LIU Jianlong, et al. A hybrid-distributed base station wake-up algorithm in dense heterogeneous cellular networks [C]//Proceedings of International Conference on Broadband and Wireless Computing, Communication and Applications. Berlin, Germany; Springer, 2017: 352-362.
- [7] SHI Feng, GENG Xuan. A cluster-based base station management algorithm in ultra-dense networks [J]. Telecommunication Engineering, 2017, 57(11): 1295-1300. (in Chinese)
石峰, 耿烜. 一种超密集网络基站分簇管理算法 [J]. 电讯技术, 2017, 57(11): 1295-1300.
- [8] GHAAZZAI H, FAROOQ M J, ALSHAROA A, et al. Green networking in cellular HetNets: a unified radio resource management framework with base station on/off switching [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(7): 5879-5893.
- [9] YU Nuo, MIAO Yuting, MU Lan, et al. Minimizing energy cost by dynamic switching on/off base stations in cellular networks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2016, 15(11): 7457-7469.
- [10] JIN Yinghao, QIU Ling, LIANG Xiaowen. Small cells on/off control and load balancing for green dense heterogeneous networks [C]//Proceedings of Wireless Communications and Networking Conference. Washington D. C., USA; IEEE Press, 2015: 1530-1535.
- [11] ZHU Yutao, ZENG Zhimin, ZHANG Tiankui, et al. An energy efficient user association scheme based on cell sleeping in LTE heterogeneous networks [C]//Proceedings of 2014 International Symposium on Wireless Personal Multimedia Communications. Washington D. C., USA; IEEE Press, 2014: 1-5.
- [12] NI Junhong, GUO Haoran, GUO Haohan, et al. An user association algorithm based on cell sleeping in ultra-dense heterogeneous networks [J]. Study on Optical Communications, 2018(4): 56-60. (in Chinese)
尼俊红, 郭浩然, 郭浩晗, 等. 超密集异构网中基于小区休眠的用户关联算法 [J]. 光通信研究, 2018(4): 56-60.
- [13] YANG Ji, ZHOU Pengguang. Group-based intra-clustering resource allocation in ultra-dense networks [J]. Microelectronics and Computer, 2018, 35(4): 37-41. (in Chinese)
杨季, 周朋光. 超密集网络中基于簇内用户分组的资源分配算法 [J]. 微电子学与计算机, 2018, 35(4): 37-41.
- [14] YAO Wen, LI Jinru, TAN Bowen. Interference management scheme based on clustering in ultra dense network [J]. Science Technology and Engineering, 2018, 18(2): 270-273. (in Chinese)
姚稳, 李金茹, 谭博文. 超密集网络中基于分簇的干扰管理方案 [J]. 科学技术与工程, 2018, 18(2): 270-273.

(下转第70页)

(上接第 51 页)

- [15] LI Wenchao, ZHANG Jing. A cluster-based resource allocation scheme with QoS guarantee in ultra-dense networks [J]. IET Communications, 2018, 12(7): 861-867.
- [16] SAMARAKOON S, BENNIS M, SAAD W, et al. Dynamic clustering and on/off strategies for wireless small cell networks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 15(3): 2164-2178.
- [17] SENO R, OHTSUKI T, JIANG W, et al. A low-complexity cell clustering algorithm in dense small cell networks [J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2016(1): 262.
- [18] ZHANG Jianmin, XIE Weiliang, YANG Fengyi. Architecture and solutions of 5G ultra dense network [J]. Telecommunications Science, 2016, 32(6): 36-43. (in Chinese)
- 张建敏, 谢伟良, 杨峰义. 5G 超密集组网网络架构及实现 [J]. 电信科学, 2016, 32(6): 36-43.
- [19] AUER G, GIANNINI V, DESSET C, et al. How much energy is needed to run a wireless network? [J]. IEEE Wireless Communications, 2012, 18(5): 40-49.
- [20] ZHANG Yuli, XU Yuhua, SUN Youming, et al. Energy efficiency of small cell networks: metrics, methods and market [J]. IEEE Access, 2017, 5: 5965-5971.

编辑 陆燕菲