·移动互联与通信技术· 文章编号：1000-3428(2019)03-0107-06 文献标志码：A 中图分类号：TN929

UDN 中基于 K-means 聚类算法的干扰协调方案

王振朝[1,2]，白莉莎[1]，宋伯尧[1]

（1. 河北大学 电子信息工程学院，河北 保定 071002；2. 河北省数字医疗工程重点实验室，河北 保定 071002）

摘 要： 针对超密集网络中低功率节点间的干扰问题，提出一种基于 K-means 聚类算法的时域干扰协调方案。根据节点的分布特点对其进行分类，计算每个类内的节点干扰并求和得到节点所受的总干扰。在此基础上，根据干扰最小化原则进行时域几乎空白子帧分配，以最大化系统局部吞吐量。仿真结果表明，相比基于广义干扰模型的干扰协调方案，该方案结果更精确，网络吞吐量更高。

关键词： 超密集网络；聚类分析；干扰模型；分布式系统；几乎空白子帧分配

中文引用格式： 王振朝，白莉莎，宋伯尧. UDN 中基于 K-means 聚类算法的干扰协调方案[J]. 计算机工程，2019，45(3)：107-112.

英文引用格式： WANG Zhenchao，BAI Lisha，SONG Boyao. Interference coordination scheme based on K-means clustering algorithm in UDN[J]. Computer Engineering，2019，45(3)：107-112.

Interference Coordination Scheme Based on K-means Clustering Algorithm in UDN

WANG Zhenchao[1,2]，BAI Lisha[1]，SONG Boyao[1]

（1. College of Electronic and Information Engineering，Hebei University，Baoding，Hebei 071002，China；
2. Key Laboratory of Digital Medical Engineering of Hebei Province，Baoding，Hebei 071002，China）

【Abstract】 Aiming at the problem of interference between low power nodes in Ultra-Dense Networks（UDN），a time-domain interference coordination scheme based on K-means clustering algorithm is proposed. According to the distribution characteristics，the nodes are classified，the interference of each class is calculated and the total interference is obtained. On this basis，Almost Blank Subframes（ABS） in time-domain are allocated according to the interference minimization principle to maximize the local throughput of the system. Simulation results show that the proposed scheme is more accurate and has higher network throughput than the interference coordination scheme based on generalized interference model.

【Key words】 Ultra-Dense Networks（UDN）；cluster analysis；interference model；distributed system；Almost Blank Subframes（ABS） allocation

DOI： 10.19678/j.issn.1000-3428.0051854

0 概述

随着智能移动终端的广泛应用，用户对通信系统容量以及数据传输速率的需求正在呈爆发式增长。基于此，长期演进技术升级版（Long Term Evolution-Advanced，LTE-A）系统中的异构网络应运而生[1-3]，其基本思想是在宏小区内引入大量低功率节点（SC），主要包括微基站、家庭基站、中继节点等，将它们部署在热点和盲点区域。

异构网络中 SC 的部署虽然增强了盲点的覆盖能力，提升了系统性能，但是，由于 SC 的发射功率比宏基站低很多，网络中的大部分用户仍然会选择从宏基站接入，从而引起小区负载失衡问题[4]。为解决该问题，异构网络系统引入小区范围扩展（Cell Range Extension，CRE）技术，通过对微基站设置功率偏置值，在 SC 发射信号功率较小的情况下，使得用户仍然可以接入其中。但是，CRE 技术的引入使小区扩展范围内的用户受到宏基站强烈的下行干扰，信号传输速率大幅下降。针对这一问题，3GPP 提出一种增强型小区干扰协调（enhanced Inter Cell Interference Coordination，e-ICIC）技术。其中，几乎空白子帧（Almost Blank Subframes，ABS）技术是针对异构网络中 SC 的一种时域干扰协调方法，其核心思想是通过合理分配时域资源来减少宏基站对 SC 的干扰，即通过使宏基站的一些传输子帧静止，达到减少宏基站对 SC 的层间干扰的目的。在 ABS 期间，SC 可以为那些分布在微小区边界并受到处于正常子帧期间的宏基站严重干

基金项目： 河北省自然科学基金（F2014201168）。

作者简介： 王振朝（1958—），男，教授、博士，主研方向为下一代移动通信网；白莉莎（通信作者）、宋伯尧，硕士研究生。

收稿日期： 2018-06-19 **修回日期：** 2018-08-10 **E-mail：** blshbu@163.com

扰的用户进行服务。但是在大量存在 SC 的超密集网络(Ultra-Dense Networks,UDN)中,距离较近的 SC 同时服务于受干扰的用户时,会带来严重的层内干扰。因此,如何建立合理的干扰模型,尽可能准确地计算 SC 之间的干扰,并通过合理分配 ABS,最终达到系统干扰最小化、吞吐量最大化的目的,是如今亟需解决的问题之一。

目前,已有较多研究者对 UDN 中干扰模型的建立进行了研究。文献[5]建立一种简单的二进制干扰模型,该模型的基本思想是根据距离设定一个门限值,但其仅考虑门限值以内的 SC 对目标 SC 的干扰,忽略门限值以外的 SC 产生的干扰,导致结果存在较大误差。文献[6]对文献[5]干扰模型进行优化,其采用邻域的思想建立一个广义干扰模型,以目标 SC 为中心,根据距离的不同将其余 SC 分到不同的邻域内。虽然该广义干扰模型相对于二进制干扰模型提高了准确度,但其计算量较大,且仅计算了主邻域和次邻域的 SC 产生的干扰,忽略了距离较远的邻域。文献[7]针对异构蜂窝网络边缘用户受到的严重跨层干扰问题,提出一种基于功率控制的动态增强型小区间干扰协调方案,将 ABS 和宏基站最佳传输功率结合成低功率 ABS,根据网络的负载情况求出最佳的低功率 ABS 比率。该方案在保证系统吞吐量的同时,解决了受干扰用户的网络性能问题。文献[8]针对基站密集部署场景下存在大量中断用户以及资源利用率较低的问题,提出一种动态 ABS 分配算法,每个基站从周围的基站和用户接收反馈,并基于所接收的反馈选择其子帧分配。该算法提高了基站的资源利用率并降低了子帧分配的收敛时间。

本文在文献[6,8]研究成果的基础上,建立一种基于 K-means 聚类算法[9]的干扰模型,以准确计算 SC 之间的干扰,然后利用吞吐量和干扰之间的内在关系,将吞吐量最大化问题转化为干扰最小化问题,采用一种分布式算法以获得更合理的 ABS 分配方案。

1 基于 K-means 聚类算法的改进干扰模型

1.1 UDN 中 SC 的分布特点

作为 5G 的关键技术之一,超密集组网利用网络负载结构的特点,通过部署大量 SC,达到提升系统容量的目的。在实际应用中,SC 主要解决用户密集分布区域以及盲点区域的覆盖问题,因此,UDN 中的 SC 是随机分布的,且主要分布在学校、办公楼、商业大厦等人群比较集中的场所。UDN 中 SC 分布如图 1 所示。

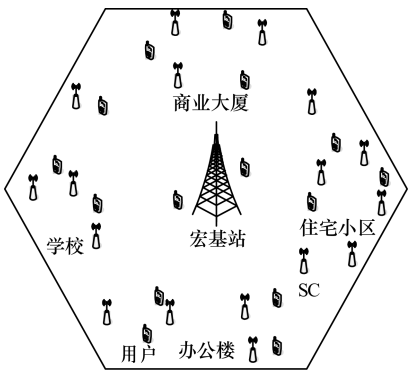


图 1 UDN 中 SC 分布示意图

虽然 SC 的分布具有一定的随机性,但并非无规律可循。根据图 1 可以看出,SC 的分布特点是全局分散、局部集中,即从单个宏小区的整体角度看,SC 的分布较分散,但从局部角度观察 SC,他们又集中分布在用户密集的区域。文献[6]的广义干扰模型以一个 SC 为中心,将剩余的 SC 根据离中心距离的不同分成许多不同的邻域。在实际应用中,该模型考虑到计算量的问题,往往忽略那些距离较远的 SC 产生的干扰,这样会大幅降低干扰准确度,且不符合 SC 的实际分布特点。

1.2 改进干扰模型建立

针对广义干扰模型存在的问题,本文根据 SC 的分布特点,将相对集中且距离较近的 SC 分为一类,然后分别计算不同类内的 SC 对目标 SC 产生的干扰。

为实现对 SC 的快速分类,本文将机器学习中的聚类算法引入到干扰模型的建立中。聚类算法根据相似度的不同将一组数据对象分为若干类,每一类都有一个相应的聚类中心,类内的数据对象相似度较高,类间的数据对象相似度较低。K-means 算法是一种经典的聚类算法,本文利用该算法对 SC 进行聚类并建立干扰模型。将所有 SC 作为一个数据集合,根据距离相似度的不同对此数据集合进行聚类分析,以达到提高干扰精确度并降低计算复杂度的目的。

假设在一个孤立宏小区中,有 n 个 SC 随机分布,首先将所有的 SC 表示为一个数据集合的形式,$X=\{x_1,x_2,\cdots,x_i,\cdots,x_n\}$,然后对该组数据集合进行 K 类划分,每一个类的划分用 $c_j(j=1,2,\cdots,K)$ 表示。本文干扰模型要求 K 值的选取符合 SC 的实际分布特点,同时聚类中心的位置也决定了最终计算结果的干扰准确度。因此,选取合理的 K 值非常关键,K 值的大小决定了干扰模型的有效性和复杂性。在已有理论研究中,通常通过一种迭代的过程来确定最佳聚类数 K_{opt}[10]。在该过程中,先假定一个聚类有效性指标,用指定的聚类算法对数据集进行不

同 K 值下的聚类,然后计算不同 K 值的聚类有效性指标,通过比较各指标值大小以确定最佳的聚类数 K_{opt}。但是在样本数据很大时,该方法会使计算复杂度急剧增加。

基于以上分析,综合考虑计算复杂度和实际工程应用,本文采用一种临近合并思想来确定最佳 K 值。具体实现步骤如下:

1)根据 SC 的实际分布情况,将一个宏小区内人群分布密集的区域平均分成 K 个扇形区域。

2)检查每个扇形区域内是否有孤立节点出现,若有孤立节点,将其合并到最近的扇形区域。

3)经过合并后得到新的 K 值,将此值作为聚类分析的最佳聚类数 K_{opt}。

K-means 聚类算法基本流程如图 2 所示。

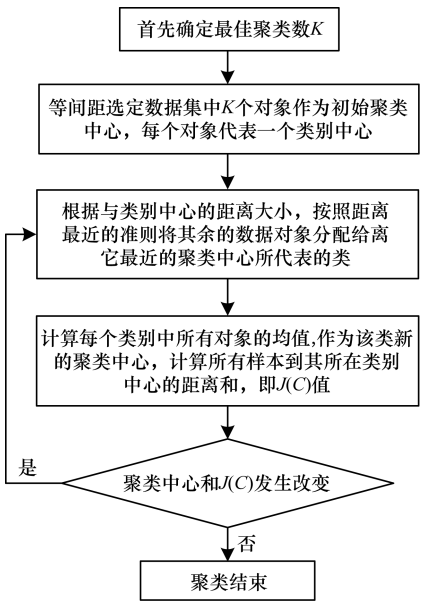


图 2　K-means 算法流程

确定 K 值后,等间距选择 K 个点作为每个类的初始类中心 $\mu_j(j=1,2,\cdots,K)$。由于物理上的空间距离是影响干扰大小的主要因素,因此选用二维空间欧氏距离作为相似度度量和距离判定准则,根据式(1)计算 K 个类的类内各点到类中心的总距离。

$$J(C)=\sum_{j=1}^{K}\sum_{x_i\in c_j}|x_i-\mu_j|=\sum_{j=1}^{K}\sum_{i=1}^{n}a_{ij}|x_i-\mu_j| \quad (1)$$

其中,$a_{ij}=\begin{cases}1, x_i\in c_j\\ 0, x_i\notin c_j\end{cases}$。

聚类的最终目标是使各类的总距离之和 $J(C)=\sum_{j=1}^{K}J(c_j)$ 达到最小。

聚类前后 SC 的分布如图 3 所示。对 SC 进行聚类分析的最终目的是用聚类中心(用黑色圆点表示)对目标 SC(用三角形表示)产生的干扰近似代替每个类内的其他节点(用圆圈表示)产生的干扰,以减小分析逐个节点干扰所产生的计算复杂度,为下一步计算系统总干扰做准备。

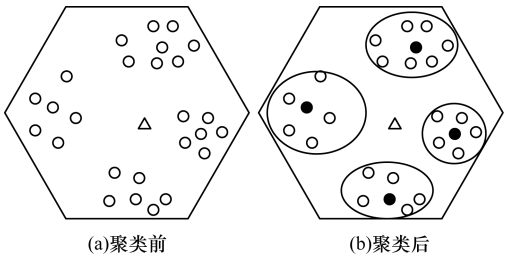


图 3　聚类前后 SC 分布示意图

1.3　总干扰计算

利用本文基于 K-means 聚类的干扰模型计算总干扰,具体步骤如下:

1)将宏小区中除目标 SC 之外的剩余节点作为一组数据对象,利用 K-means 算法对该组数据进行聚类分析,得到 K 个簇。

2)计算类中心 μ_j 对目标 SC 产生的干扰,用得到的结果近似代替类内其余各节点对目标 SC 的干扰。

3)将得到的类中心对目标 SC 的干扰乘以类内节点的个数,即可得出每个类内所有节点对目标 SC 产生的总干扰。

4)将 K 类的干扰相加,得到整个宏小区内的总干扰。

2　干扰最小化算法

设在密集分布的两层异构网络中,其中一个宏小区内覆盖着 $n+1$ 个运行在同一频段的 SC,用 $SC_j(j=0,1,\cdots,n)$ 表示一组低功率节点。为降低跨层干扰,首先宏基站将一些子帧设置为 ABS,在 ABS 期间宏基站基本不传送数据,同时 SC 可以调度其受干扰的用户进行数据传输[11]。在上述过程中,本文不考虑宏基站和 SC 之间的跨层干扰。

2.1　干扰分析

当网络中只存在 SC 之间的层内干扰时,根据香农公式可得 SC_j 的吞吐量为:

$$R_j=B\cdot \mathrm{lb}\left(1+\frac{P_j d_j^{-\theta}}{\sum_{i\in N;t_i=t_j,i\neq j}P_i d_{ij}^{-\theta}+N_0}\right) \quad (2)$$

其中,B 是系统带宽,N_0 是环境中的固有噪声,θ 是路径损耗指数,P_i、P_j 分别表示 SC_i、SC_j 的信号传输功率,t_i、t_j 分别表示 SC_i、SC_j 选择的 ABS 时隙,$t_i=t_j$ 表示在 2 个不同的低功率节点选择同一时隙传输信号时会出现干扰,$i\in N$ 且 $i\neq j$ 表示除节点本身之外的其他节点都会对本节点产生干扰,d_j 和 d_{ij} 分别表示 SC_j 到其服务的用户之间的距离以及 SC_i 到 SC_j 之间的距离。

由式(2)可以看出,香农公式涉及的变量较多,采用集中方式直接最大化吞吐量较为困难,原因是

在大规模或高密度网络中收集所有 SC 的信息是不可行的。近年来,有较多研究者考虑到网络吞吐量与干扰之间的内在关系[12-14],认为较低的干扰程度会带来相对较高的吞吐量,这种方式只需交换局部信息就可实现更大的网络吞吐量。

基于以上分析,本文考虑节点间的距离是影响干扰程度的主要因素,定义一个以节点间距离为参数的干扰等级来描述 SC 之间的层内干扰。参照文献[12]的研究成果,将干扰等级定义为:

$$I_n=\sum_{i=1}^{n}\delta(t_m,t_n)\cdot d_{ij}^{-\theta} \tag{3}$$

其中,$\delta(t_m,t_n)=\begin{cases}1,m=n\\0,m\neq n\end{cases}$是一个指示函数,$m=n$ 时表示 2 个 SC 在宏基站的同一个 ABS 时隙期间为不同的用户服务,此时 SC 之间会产生干扰,否则干扰不存在。

采用本文干扰模型,对于任意一个低功率节点 SC_j,在其利用 ABS 时隙为用户进行服务时所受到的来自其他 SC 的干扰 I_j 可以表示为:

$$I_j=\sum_{i=1}^{k}n_i\cdot\delta(t_m,t_n)\cdot d_{\mu_{ij}}^{-\theta} \tag{4}$$

其中,$n_i(i=1,2,\cdots,k)$表示每个类中的 SC 数量。文献[6]中的广义干扰模型的干扰程度表述如式(5)所示。

$$I_n=\sum_{m\in J_n^0}\alpha_0(d_{nm})\cdot\delta(t_n,t_m)+\sum_{m\in J_n^1}\alpha_1(d_{nm})\cdot\delta(t_n,t_m)+\cdots+\sum_{m\in J_n^k}\alpha_k(d_{nm})\cdot\delta(t_n,t_m) \tag{5}$$

其中,α_k 定义为 $\alpha_k(d_{nm})=\left(\frac{d_{nm}}{d_\tau^0}\right)^{-k\theta}$,其是关于 SC 之间的距离 d_{nm}的权重函数,J_n^k 表示第 k 邻域。

在式(5)中,当 $k=2$ 时,仅考虑主邻域和次邻域中的节点产生的干扰。式(5)的计算复杂度高于式(4),且根据式(5)计算的干扰精确度远低于式(4)。经过对比分析可以看出,本文干扰模型计算表达式更简单,且得到的干扰更准确。

2.2 ABS 时隙的分布式分配方案

受文献[6]ABS 分配方案的启发,文本将一个 ABS 分成 T 个连续相等的时隙间隔,ABS 时隙集合表示为 $\Gamma=\{1,2,\cdots,T\}(T<n)$,然后将$SC_i$ 接入的时隙表示为 $t_j(t_j\in\Gamma)$。由于考虑的场景中资源有限,因此可用时隙的个数在理论上要小于 SC 的个数。本文参照文献[6],基于第 1.2 节提出的改进干扰模型,从干扰程度最小化的角度出发,通过一种分布式 ABS 时隙分配方案以实现局部吞吐量最大化。

ABS 时隙分配方案的实现步骤为:首先SC_j 随机选择一个 ABS 时隙为用户服务,然后根据本文干扰模型确定每个用户接入时隙时所产生的干扰,按照干扰程度最小化的原则进行迭代计算,最终确定 ABS 的分配方案。具体如下:

步骤 1 初始化:首先初始化循环迭代值 $k=0$($k=0,1,2,\cdots,K_{\max}$),对于任意一个节点SC_i,采用 K-means 聚类算法建立其干扰模型,SC_i 随机选择 ABS 的一个时隙 $t_i^0\in\Gamma$ 进行信号传输。

步骤 2 从所有的低功率节点中随机选择一个 SC_j,剩余节点保持状态不变。

步骤 3 SC_j 依次尝试每个时隙 $t_j'\in\Gamma$,并根据本文干扰模型,利用式(4)计算相应的干扰等级。

步骤 4 SC_j 根据式(6)选择是否更新时隙,若更新时隙,则返回步骤 3,否则结束循环。

$$t_j^{k+1}=\operatorname{argmin} I_j(t_j',t_j^k),\forall t_n'\in\Gamma \tag{6}$$

考虑到用户的公平性且不失一般性,本文采用轮询算法进行用户调度,即各用户被分配到资源的优先级以及被分配到资源的概率都是相同的,按照某个特定的周期进行循环调度。

2.3 复杂度分析

传统二进制干扰模型虽然计算简单,但需要根据距离预先设置门限值,且计算的干扰误差较大。本文干扰模型相比二进制干扰模型,能更精确地计算干扰程度。文献[6]的广义干扰模型计算复杂度较高,且计算复杂度和干扰准确度之间难以取得折中,也不符合实际应用。本文干扰模型相比广义干扰模型虽然增加了聚类分析步骤,但是其计算得到的干扰准确度明显提高。目前,K-means 聚类算法已经被广泛应用,相对广义干扰模型,本文干扰模型复杂度较低,且计算的干扰准确度较高。

3 仿真结果与分析

本次仿真的场景设置在半径 $R=500$ m 的模拟圆形孤立区域,其中,包含 1 个宏基站,低功率节点随机分布,节点数量可按要求设定,系统带宽为 10 MHz,中心频率为 2.3 GHz。采用 Matlab2014a 仿真平台对二进制干扰模型、广义干扰模型以及本文干扰模型进行模拟仿真,并对结果进行分析比较。

在仿真过程中,为降低计算量同时不失一般性,本文仅考虑广义干扰模型的主邻域和次邻域。受文献[15-17]启发,进行 3 组仿真,参数设置如表 1 所示。其中,SC 的数量分别设置为 0、20、40、60、80、100、120、140、160、180、200。

表 1 仿真参数设置

参数名称	参数设置
小区布局	孤立小区
小区半径/m	500
系统带宽/MHz	10
宏基站发射功率/dB	43
微基站发射功率/dB	23
路径损耗指数	3
环境固有噪声/(dBm·Hz^{-1})	-170

首先将 SC 数量作为一个参考变量,重复进行多次实验,对比不同干扰模型下的干扰以及系统在不同干扰协调方案下的吞吐量大小。然后固定 SC 数量不变,对比不同 SC 分布特点下本文模型的性能。具体为:在确定一个 SC 的数量值后,保持数量不变,随机改变 SC 的分布情况,重复执行 10 000 次,每执行一次分别得出一个总干扰值和一个系统吞吐量值,将得到的结果取平均值,从而得出一个比较稳定的实验结果,然后改变 SC 的数量,重复上述实验步骤。

3 种干扰模型所得到的干扰和系统吞吐量与 SC 数量之间的关系分别如图 4、图 5 所示。

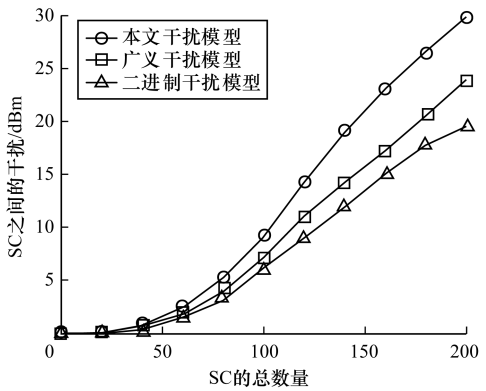


图 4　3 种模型干扰程度与 SC 数量的关系对比

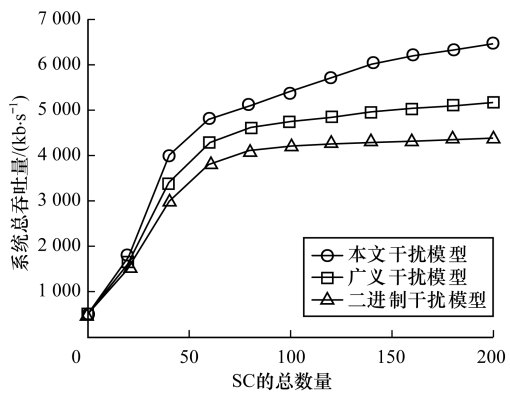


图 5　3 种模型系统吞吐量与 SC 数量的关系对比

由图 4 可以看出,当 SC 数量较小时,3 个干扰模型所计算的干扰差别很小。随着 SC 数量的增大,相比广义干扰模型与二进制干扰模型,本文干扰模型所得干扰较大。原因是随着 SC 数量的增多,SC 之间的干扰越来越严重,由二进制干扰模型和广义干扰模型所得到的误差越来越大,而本文干扰模型考虑了所有 SC 产生的干扰,其得到的干扰更加准确,且 SC 数量越多,本文模型优势越明显。

由图 5 可以看出,SC 数量较少时,3 种干扰模型下的系统吞吐量差别不大,随着 SC 数量的增加,各模型系统吞吐量均呈现上升趋势,但是本文模型上升幅度最大。原因是不同干扰模型所计算的干扰准确度不同,本文模型计算的干扰最准确,通过 ABS 分配方案提升系统吞吐量的效果最好,且在超密集网络中,本文干扰模型能进一步提升系统的吞吐量。

设置相同数量的 SC 随机均匀分布或簇状分布,通过本文干扰协调方案和文献[6]基于广义干扰模型的干扰协调方案所得到的系统吞吐量对比如图 6 所示,其中,SC 的数量为 200。从图 6 可以看出,在 SC 均匀分布的情况下,本文方案与文献[6]方案吞吐量差别不大,但是在 SC 呈簇状分布时,本文方案的吞吐量比文献[6]方案提高了约 50% 。而在实际应用中,SC 的分布呈局部集中型,更符合簇状分布特点,因此,本文干扰协调方案能够进一步提升超密集网络的性能。

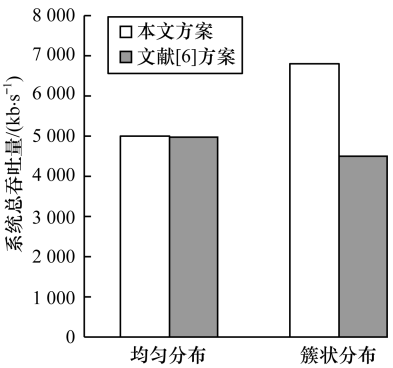


图 6　不同 SC 分布状态下 2 种方案的吞吐量对比

4　结束语

本文建立一种基于 K-means 聚类算法的改进干扰模型,采用近似转化思想,用聚类中心代替类内节点计算干扰。在此基础上,根据干扰最小化的原则,提出一种分布式 ABS 时隙分配方案,以提升系统吞吐量。仿真结果表明,相比基于二进制干扰模型和广义干扰模型的干扰协调方案,该方案计算的干扰更精确,系统吞吐量更高,计算复杂度更低。本文将机器学习中经典的 K-means 聚类算法应用到 UDN 干扰协调方案设计中,但是 K-means 算法本身仍存在不足,如当节点数量较大时,算法收敛速度会变慢,下一步将从 K-means 算法优化的角度探究更高效的干扰协调方案。

参考文献

[1] ELSAWY H, HOSSAIN E. Two-tier HetNets with cognitive femtocells: downlink performance modeling and analysis in a multichannel environment[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2014, 13(3): 649-663.

[2] AN J, YANG K, WU J, et al. Achieve sustainable ultra-dense heterogeneous networks for 5G[J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(12): 84-90.

[3] COSOVIC M,TSITSIMELIS A,VUKOBRATOVIC D,et al. 5G mobile cellular networks:enabling distributed state estimation for smart grids[J]. IEEE Communications Magazine,2017,55(10):62-69.
[4] 姜来为,沙学军,吴宣利,等. 异构网络中几乎空白子帧存在时干扰协调方法[J]. 哈尔滨工业大学学报,2016,48(11):14-19.
[5] ZHENG J,CAI Y,LU N,et al. Stochastic game-theoretic spectrum access in distributed and dynamic environment[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology,2014,64(10):4807-4820.
[6] YAO K,WU Q,XU Y,et al. Distributed ABS-slot access in dense heterogeneous networks:a potential game approach with generalized interference model[J]. IEEE Access,2017,5:94-104.
[7] 黄鹏,黄晨,廖薪棋,等. HetNet 中基于功率控制的动态增强小区间干扰协调方案[J]. 计算机工程,2016,42(12):102-107.
[8] OZAWA M,OHTSUKI T. Improvements of femto-base station resource utilisation and ABS assignment convergence for dynamic ABS assignment[J]. IET Communications,2017,11(3):370-376.
[9] 王千,王成,冯振元,等. K-means 算法研究综述[J]. 电子设计工程,2012,20(7):21-24.
[10] 贾瑞玉,宋建林. 基于聚类中心优化的 k-means 最佳聚类数确定方法[J]. 微电子学与计算机,2016,33(5):62-66.
[11] KAMEL M I,ELSAYED K. ABSF offsetting and optimal resource partitioning for eICIC in LTE-advanced:proposal and analysis using a nash bargaining approach[C]//Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Communications. Washington D. C.,USA:IEEE Press,2013:430-437.
[12] XU Y,WU Q,SHEN L,et al. Opportunistic spectrum access with spatial reuse:graphical game and uncoupled learning solutions[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications,2013,12(10):4814-4826.
[13] OO T Z,TRAN N H,SAAD W,et al. Offloading in HetNet:a coordination of interference mitigation,user association,and resource allocation[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing,2017,16(8):2276-2291.
[14] 张秀宁,谈振辉,徐少毅,等. 增强的小区间干扰协调技术综述[J]. 铁道学报,2013,35(2):51-65.
[15] FRATU O,VULPE A,CRACIUNESCU R,et al. Small cells in cellular networks:challenges of future HetNets[J]. Wireless Personal Communications,2014,78(3):1613-1627.
[16] YAN Z,ZHOU W,CHEN S,et al. Modeling and analysis of two-tier HetNets with cognitive small cells[J]. IEEE Access,2017,5:2904-2912.
[17] ZOU S,LIU N,PAN Z,et al. An enhanced almost blank sub-frame management for efficient eICIC in non-uniform HetNets[J]. Journal of Southeast University,2017,33(1):14-21.

编辑 吴云芳

(上接第 106 页)

[7] GONZALEZ A J,HELVIK B E. Characterization of router and link failure processes in UNINETT's IP backbone network[J]. International Journal of Space-based and Situated Computing,2013,2(1):3-11.
[8] JIANG H,WANG Y,GONG L,et al. Availability-aware survivable virtual network embedding in optical datacenter networks[J]. IEEE/OSA Journal of Optical Communications and Networking,2015,7(12):1160-1171.
[9] GUO T,WANG N,MOESSNER K,et al. Shared backup network provision for virtual network embedding[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Communications. Washington D. C.,USA:IEEE Press,2011:1-5.
[10] YU M,YI Y,REXFORD J,et al. Rethinking virtual network embedding:substrate support for path splitting and migration[J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review,2008,38(2):17-29.
[11] KHAN M M A,SHAHRIAR N,AHMED R,et al. Multi-path link embedding for survivability in virtual networks[J]. IEEE Transactions on Network and Service Management,2016,13(2):253-266.
[12] MARKOPOULOU A,IANNACCONE G,BHATTACHARYYA S,et al. Characterization of failures in an IP backbone[C]//Proceedings of IEEE Joint Conference on Computer and Communications Societies. Washington D. C.,USA:IEEE Press,2004:2307-2317.
[13] FISCHER A,BOTERO J F,BECK M T,et al. Virtual network embedding:a survey[J]. IEEE Communications Surveys and Tutorials,2013,15(4):1888-1906.
[14] 程祥,张忠宝,苏森,等. 基于粒子群优化的虚拟网络映射算法[J]. 电子学报,2011,39(10):2240-2244.
[15] MENGER K. Zur allgemeinen Kurventheorie[EB/OL]. [2017-12-05]. http://matwbn.icm.edu.pl/ksiazki/fm/fm10/fm1012.pdf.
[16] KARGER D R,LEVINE M S. Finding maximum flows in undirected graphs seems easier than bipartite matching[C]//Proceedings of the 30th ACM Symposium on Theory of Computing. New York,USA:ACM Press,1998:69-78.
[17] ZEGURA E W,CALVERT K L,ACHARJEE S B. How to model an internetwork[C]//Proceedings of INFOCOM'96. Washington D. C.,USA:IEEE Press,1996:594-602.

编辑 吴云芳