

基于数据-地理位置联合驱动的5G微基站 最优分配策略

张朝辉 李靖 韩璐珩

(西安电子科技大学数学与统计学院 西安 710126)

摘要 由于5G网络服务对峰值速率、时延和节点能耗效率的要求不断增加,为了高效地向用户提供资源,必须构建并解决所涉及的复杂优化问题,以便通过云网络分配资源,即通过大容量网络链路互连的分布式计算完成物理资源调度.通过5G微基站的最优部署,最优化分配网络资源(频谱、带宽、通信、计算等),5G微基站的密集部署保证了海量硬件通信设备的随机接入,尤其是边缘微基站增强了移动带宽以及低时延可靠通信.5G网络的微基站高密度部署、全覆盖网络特性满足了海量用户通信设备的接入以及通信数据的快速传输,但是由于多用户的不同需求以及海量数据的随机接入,很容易造成部分网络链路的堵塞以及微基站的负载过重,使得微基站的能量过早耗尽,从而导致网络中的部分微基站死亡.随着5G网络在车联网、物联网等智能网络的广泛应用,针对5G增强移动宽带网络,为了避免由于边缘微基站受损或者死亡造成的能量空洞现象,本文提出了一种基于数据-地理位置联合驱动的5G微基站最优分配策略.首先将地理位置相近的微基站聚类为一个蜂窝单元,并在每一个蜂窝单元中选择一个代表性的微基站负责单元内部的数据收集及转发.然后基于数据驱动,建立边缘网络最大覆盖、最小能耗的数学模型.最后使用启发式贪婪算法构建一条从核心网络宏基站到所有蜂窝单元中代表性微基站的最优数据传输路径.本文将5G网络资源分配问题归结为一个凸优化问题,通过最大化数据-地理位置联系优化分配策略的效用函数,在微基站和数据中心之间构建分布式的资源分配方案.在整个网络的运行过程中,考虑了网络数据流变化以及节点资源枯竭等问题,快速动态地完成微基站的最优配置策略.仿真结果表明本文所提算法相较于EEICS算法,在网络平均延迟、吞吐量、边缘网络寿命以及网络覆盖率等关键性能指标上分别改善了2.37%、12.9%、12.38%及9.74%.最终又进一步使用Friedman、Holm等统计学检验手段对仿真数据进行统计学分析.该研究主要从物理层角度改进了蜂窝网络单元的拓扑结构方式,构建了最优的蜂窝单元到核心网络区域宏基站的数据传输路径,优化了蜂窝单元内部以及蜂窝单元到核心基站的通信机制.将为5G网络物理层到虚拟网络层的映射关系提供数学逻辑基础,并服务于5G-V2X技术的智能交通系统,同时为6G网络的发展、城市智慧交通体系结构提供理论基础,具有重要的研究意义和应用价值.

关键词 5G微基站;数据-地理位置联合驱动;增强移动宽带网络;关键性能指标

中图法分类号 TN92 **DOI号** 10.11897/SP.J.1016.2022.01087

Data-Location-Joint-Driven Optimal Allocation Strategy for Micro Base Stations in 5G Networks

ZHANG Zhao-Hui LI Jing HAN Lu-Heng

(School of Mathematics and Statistics, Xidian University, Xi'an 710126)

Abstract As the 5G network services increasingly require the high demands of peak rate, time latency and node energy efficiency, one of the complex optimization problems must be constructed and solved to supply resources for users efficiently. In order to allocate the network resources through the cloud network, we must complete the physical layer resource scheduling through the high-capacity network link interconnection of distributed computing. Thereby, the network

resources (spectrum, bandwidth, communication, computing, etc.) are allocated optimally through the optimal configuration of 5G micro base stations (mBSs). The intensive deployment of mBSs ensures random access to massive amounts of hardware communications equipment. Especially, edge mBSs enhance the mobile bandwidth and reliable communication with short latency. The 5G network features of the high-density deployment of mBSs and the full coverage can meet the communication requirements of huge amounts of access of user devices and fast data transmission. However, due to the different demands of users and more random and huge amounts of data access, it is easy to cause part of the network link congestion and mBSs to suffer the heavy load. And thus, energy of mBSs is likely to be drained unnecessarily and quickly, which will lead to the death of some mBSs in the network. With the extensive application of 5G in intelligent networks such as vehicle-to-everything (V2X) communications and the internet of things, in enhanced Mobile Broadband (eMBB) 5G network, this paper proposes an optimal allocation strategy for 5G mBSs based on data-location-joint-driving to avoid energy holes caused by edge mBSs' damage or death. Firstly, we cluster the mBSs with adjacent geographical locations into a cellular unit and select a representative mBS to be responsible for the data collection and forwarding within the cellular unit. And then, we establish a mathematical model of maximum coverage and minimum energy consumption of edge network based on data-driving. Finally, the heuristic greedy algorithm is used to construct an optimal data-transmission path from the macro base station (MBS) of the core network to the representative mBS. This paper summarizes the resource allocation problem of the 5G network as a convex optimization problem, and then builds a distributed resource allocation strategy between mBSs and the data centers by maximizing the utility function of the optimal data-location-joint-driven allocation strategy. In the process of network operation, the optimal allocation strategy is implemented dynamically and quickly by considering the changes of network flow and resource exhaustion of the nodes in the network. Simulation results show that compared with EECS algorithm, the proposed algorithm achieves 2.37%, 12.9%, 12.38% and 9.74% improvement in key performance indicators (KPIs) which includes the network average delay, throughput, lifetime and the coverage rate of the edge networks, respectively. Moreover, we also use Friedman, Holm statistical testing methods to conduct the statistical analysis and verify the simulation data. This research mainly improves the cellular network unit topology from the view of the physical layer. By constructing the optimal data traffic transmission path between the cellular unit and the Acer station in the core network area, the communication mechanism within the cell and the core base station is optimized. The research of this paper will provide a mathematical logic basis for the mapping relationship between the physical layer and the virtual network layer of 5G network. The constructed systems will serve the intelligent transportation system based on 5G-V2X technology, and provide a theoretical basis for the development of 6G network and the architecture of urban intelligent transportation. Therefore, the research of this paper has important research significance and application value.

Keywords 5Gmicro base stations; data-location-joint-driven; enhanced mobile broadband; key performance indicators

1 引 言

5G 智能网络是一种无线接入网(Radio Access

Network,RAN),在数据传输方面优势明显,并且对现代社会发展的多样性需求提供了硬件以及软件支撑.5G网络的兴起对于人工智能(Artificial Intelligence,AI)技术的发展起到了很大的促进作用^[1],它是由

第三代合作伙伴计划(3rd Generation Partnership Project, 3GPP)定义的一种集群式蜂窝状通信网络系统^[2]. 5G 网络的管理系统可以认知不同的网络界面信息, 构建的虚拟化网络资源分配技术更是满足了不同网络的关键性能指标(Key Performance Indicators, KPIs)需求.

5G 网络是一种泛在的感知网络、自动化(自我管理及优化、网络配置参数的自动化)网络、集中式数据中心(Data Centers, DCs)网络^[3], 网络的协作感知形成了一种交互与服务订制、开放集成的生态系统, 这个生态系统满足多维度信息的收集、传输^[4]以及端到端(End to End, E2E)、设备到设备(Device to Device, D2D)的低时延传输^[1-5]. 如表 1 所示, 给出了 5G 网络相较于 4G 网络主要提升的性能指标^[5], 从中可以看出 5G 网络在通信延迟、移动性、带宽、设备接入量以及无线信号频率等 KPIs 上提升一个量级.

表 1 5G 网络与 4G 网络 KPIs 比较

序号	指标	5G	4G
1	峰值速率/Gbps	10~20	1
2	E2E 延时/ms	1	10~100
3	移动性/(km/h)	500	350
4	频率/GHz	0.6~6, 28~95	0.7~2.6
5	连接数密度	$1 \times 10^6/\text{km}^2$	$1 \times 10^5/\text{km}^2$

5G 网络发展非常迅速, 基于 5G 微基站(micro Base Stations, mBSs)的高密度布置、多链路以及高移动性等特点, 其主要有三大应用场景(即网络切片): 增强移动宽带(enhanced Mobile Broadband, eMBB)、超可靠和低时延通信(ultra-Reliable and Low Latency Communication, uRLLC)以及海量机器类通信(massive Machine Type of Communication, mMTC). 另外, 5G 网络还有车联网(Vehicle-to-Everything, V2X)、物联网(Internet of Things, IOT)等应用特点^[6]. 因此, 5G 网络既从应用层面保证了不同智能网络如 V2X、IOT 的技术要求, 又从网络层面实现了不同应用场景逻辑上的应用隔离. 5G 网络三大应用场景的具体 KPIs 参数如表 2 所示^[7].

表 2 5G 网络三大应用场景(网络切片)的 KPIs 比较

序号	特点	eMBB	uRLLC	mMTC
1	吞吐量	高	低/中/高	低
2	E2E 延时	中等	极低	不要求
3	移动性	正常	高	低
4	连接数密度	高	中等	高
5	网络覆盖	全覆盖	区域覆盖	全覆盖

5G 网络的高密度 mBSs 部署、全覆盖网络特性满足了海量用户通信设备的接入以及通信数据的快速传输, 但是由于多用户的不同需求以及海量数据的随机接入, 很容易造成部分网络链路的堵塞以及 mBSs 的负载过重, 使得 mBSs 的能量过早耗尽, 从而导致网络中的部分 mBSs 死亡; 另一方面, 边缘网络中的一些 mBSs 可能会受到外部环境的影响, 如天气、人为破坏等因素, 导致损坏并死亡, 进而造成网络某处产生能量空洞现象. 同时, 能量空洞现象破坏了初始阶段构建的 5G 网络切片以及网络功能虚拟化(Network Function Virtualization, NFV), 导致网络无法执行软件定义化网络(Software Defined Networking, SDN)和虚拟化网络功能(Virtual Network Function, VNF)的协作配合^[8-9], 带宽、频谱、通信、计算等网络资源的虚拟分配受到很大的影响, 不利于 NFV 的有效完成. 另外, 5G 网络的物理层特性类似于无线传感器网络特性, 但 mBSs 的功能强于无线传感器节点. 从物理层角度出发, 为了满足海量数据传输的要求, 需要尽最大可能避免出现能量空洞现象, 构建健壮的网络链路.

5G 虚拟网络切片体系结构允许在共享的物理基础设施之上创建多个独立的虚拟网络, 为了满足每个切片层的应用程序、运营成本以及垂直服务, 每一个切片需要不同类型的资源以及能源. 现有的关于网络切片的成果^[1-2, 5-10]主要考虑的是虚拟网络资源的分配问题, 相应的能耗管理是一个尚未考虑的关键问题. 因此, 分析能源感知的 5G 网络物理层管理系统, 以能耗成本函数为目标, 以最优资源分配为约束条件, 建立一种联合体系结构, 研究在不可再生能源情况下的自适应最优能源分配问题是非常有必要性的.

基于以上分析, 本文拟考虑 5G 网络 eMBB 应用场景, 从 mBSs 的地理位置以及数据传输的特性出发, 基于数据层、网络层的要求, 从物理层角度对蜂窝网络中 5G mBSs 进行最优聚类分配, 建立从宏基站(Macro Base Station, MBS)到 mBSs 的最优数据传输路径以满足边缘 mBSs 的低能耗、高吞吐量、负载平衡等要求, 同时满足边缘网络最大覆盖面积的要求.

本文的贡献主要有以下几点:

(1) 针对 5G eMBB 应用场景, 综合考虑边缘网络 mBSs 以及核心网络 MBSs 的特性, 提出基于数据-地理位置联合驱动的 5G mBSs 最优分配策略, 联合优化了网络 E2E 延迟、吞吐量、边缘网络寿命、

边缘网络覆盖率(即数据通信拓扑中的 mBSs 数量与所有边缘网络区域中布置的 mBSs 数量的比值)等 KPIs.

(2) 针对建立的 NP-难多目标多约束优化问题,使用启发式贪婪算法近似求解全局最优解.同时,为多路径的 NP-难优化问题提供了一种有效的近似求解策略.

(3) 在缺少相关标准化协议的基础上定性描述了 5G 网络海量数据随机接入下的最优基站分配模式,为 5G 网络联合资源分配提供了新的研究思路.

本文第 1 节对 5G 网络以及本文的研究动机进行阐述;第 2 节综述 2019 年~2020 年 5G 网络资源分配优化的前沿性工作及成果;第 3 节为基于地理位置的 mBSs 最优聚类策略,综合考虑边缘网络 mBSs 的能量、边缘网络 mBSs 到核心网络 MBS 的距离以及邻居可通信 mBSs 数量等参数,从每一个蜂窝单元中选出一个最优代表性 mBS,该代表性 mBS 负责其蜂窝单元中数据的转发功能;第 4 节给出基于数据传输路径驱动的 mBSs 路由策略,构建多目标优化模型,使用启发式贪婪算法构建一种数据驱动下的从核心网络 MBS 到边缘网络 mBSs 的最小树路由拓扑;第 5 节为仿真部分,从网络延迟、网络吞吐量、边缘 mBSs 剩余能量以及边缘网络覆盖率等 KPIs 与已有的基站分配算法进行比较,并使用统计学分析手段验证本文所提算法的有效性;最后第 6 节总结本文的模型、算法以及 5G 网络的期望研究内容.

2 5G 网络资源分配研究现状

为了提升 5G 网络计算、通信的 KPIs,本文主要着力于边缘网络 mBSs 的最优分配策略,同时考虑了边缘 mBSs 与核心网络 MBS 的地理位置以及数据特性.结合现有的 5G 网络资源分配的研究现状,本文基于 5G 网络物理层以及虚拟网络层的应用,从以下 4 个方面总结了 2019 年~2020 年 5G 网络资源分配的一些前沿发展现状.

(1) 基于驱动优化的资源分配优化策略

在资源受限的情况下,基于数据、地理位置、软件、硬件驱动的网络资源分配优化算法更有利于计算、通信、频谱、带宽等资源的最优分配,近两年来已取得了很大的进展^[5,10-11].

Lin 等人^[10]提出将非正交多址(Non-Orthogonal Multiple Access, NOMA)技术应用到蜂窝网络中

无线通信硬件设备最优接入 mBSs 的分配方案.该方案基于数据驱动,首先通过预计算需接入 mBSs 的无线通信硬件设备之间的数据关联性,对网络中的无线通信硬件设备进行聚类配对,配对后的硬件设备之间进行通信,然后其中一个与 mBSs 通信从而减少链路的负载;其次,对于边缘 mBSs,由于其功率和频谱资源低于核心网络 MBS,故优先将其频谱资源分配给能耗较低的无线通信设备;仿真验证了该算法在数据传输效率方面的有效性.

针对大数据的智能传输,Chergui 等人^[11]提出了一个完整的智能切片框架来实现大数据驱动的动态切片资源配置方案,利用 mBSs 数字功能单元与无线信号功能单元的协作,完成高效的虚拟切片资源分配.文献^[5]针对 5G 网络切片的数据安全传输、链路安全问题提出了一种基于数据驱动的切片技术,该技术从逻辑层面安全、有效地分离了各切片以及各虚拟链路,保证了虚拟数据传输链路层的安全性.

(2) 基于网络切片、NFV 技术的资源分配优化策略

网络切片、NFV 技术在 5G 网络的垂直服务中应用颇多,近一两年来取得了很不错的理论成果^[8-9,12-20],其中文献^[9,12]对基于 NFV 技术、网络切片的资源配置研究进展进行了前沿性综述,为 5G 网络虚拟资源的分配技术研究提供了研究基础.

许多研究成果^[8,13-17]表明,在 5G NFV 网络的资源分配中,通过建立资源分配的数学规划模型并进行求解有很不错的效果. Fossati 等人^[13]基于网络切片技术提出了一种高效的多资源分配方案.该方案首先建立一个多资源分配数学模型,进而对构建的模型进行平均算子的有序加权,优化了模型的框架;其次,综合考虑了不同资源的公平分配方法,解决了切片之间公平共享多个资源(链路带宽、频谱、计算资源等)的问题. Chang 等人^[14]对于物理层映射的移动 NFV 网络给出了一种激励分配策略数学模型,该模型以用户关联的服务需求为对象,以 NFV 的收益最高为目标,构建物理链路 mBSs 无线信号功率的最优契约,从而实现了快速有效的网络资源分配.文献^[8]给出了一种分布式 5G 网络资源优化手段,建立的资源分配凸优化模型授权 5G 网络进行高效、动态地网络/服务部署和管理. Addad 等人^[15]构建了一种针对跨域 5G 网络的切片优化数学模型,该模型允许移动网络运营商根据用户需求有效地分配基层物理资源,使用启发式贪婪算法优

化切片部署时间以及执行时间,保证了 E2E 延迟和链路带宽,同时有效地处理了与 VNF 层相映射的 mBSs 的使用效率. Chiha 等人^[16]提出了一种基于网络切片成本分配的数学模型,该模型可用于对不同的 E2E 服务进行定价. 文献^[16]还进一步提出了一种资源分配算法和多维度 5G 虚拟功能相结合的模式,研究了 NFV 对核心网络部分的成本节约策略. Borylo 等人^[17]针对云网络中网络切片的延迟和能量感知等服务质量要求,通过有效的可配置启发式算法求解延迟和能耗的联合优化模型,满足了实际需求的 E2E 延迟以及能量感知要求,成功解决了如何向切片提供最优资源分配服务的问题.

网络切片的 NFV 智能化以及安全性也是衡量 5G 网络的 KPIs. Chuah 等人^[18]针对大数据的特性提出了一种智能 RAN 切片宽带接入架构框架,以促进跨行业的基础设施合作. 该框架从 RAN 切片的角度出发,降低了网络成本,并且提高了宽带的分配效率. 在此框架下,RAN 切片可以将无线接入转化为锚服务,切片不仅可以被现有的具有许可频谱的移动运营商所利用,而且还可以被包括固定无线接入初创企业、数字用户线路运营商和汇聚运营商在内的许多切片租户所利用,从而提高了所构建切片的应用普适性. Shahriar 等人^[19]对 5G 传输网络带宽压缩和多路传输进行可靠性分割,既保证了带宽、计算等资源的最优分配,又保证了资源分配的安全性能;另一方面,网络切片运行一段时间后,因为虚拟链路的损耗或者服务需求的改变需要动态地改变切片,这就需要重新配置网络切片的框架. 基于此,Pozza 等人^[20]提出了一种 5G 网络切片的重新配置策略,该策略以延迟和带宽分配为约束,由原切片建立一种可行的有序配置序列,以数据为中心动态迁移虚拟节点以及链路,服务了不同的网络需求.

(3) 基于 5G 物理层 mBSs 能耗自适应管理的资源分配优化策略

由于经济和业务发展的需要,提高能源效率已成为 5G 网络设计的关键支柱,相关的优化或减少能源消耗的解决办法,主要可分为以下几类:① 资源分配;② 网络规划和部署;③ 根据流量动态激活资源;④ 硬件设计;⑤ 改进系统运作(例如减少信号干扰);⑥ 用户协作;⑦ 使用绿色能源,并辅之以能源收集机制(也可用于从空中无线电信号收集能源)^[3-5].

能源消耗管理是 5G 移动网络部署和发展的一个关键考量因素,原因如下^[19-22]:① 由于大量部署

的 mBSs 和遗留的 2G、3G 和 4G 网络相关基础设施共存,移动网络连接的设备数量将不断增加,相应的网络密集化、能源消耗也在不断增加;② 不同服务的流量需求和异质性,例如:高数据速率、低延迟、宽带宽、高工作频率(可高达 60 GHz)、可靠性或连通性等;③ 更多的能源消耗意味着更多的能源供应成本,基础设备运营公司的运营支出增加,导致运营商的利润率降低,进而可能对消费者产生影响;④ 可持续发展的需要需要新的可再生能源和消费原则.

另外,从移动网络的发展史来看,移动网络的演变意味着能源消耗的增加. 然而,由于可持续发展的需要,二氧化碳排放量的增加以及使用化石燃料进行能源生产(例如火电)对气候变化影响的现实迫切需要改变. 为了保证移动通信的效率和能源可持续性,解决办法主要有:① 增加使用可再生能源;② 优化能源消耗机制(例如使用节能机制等). Liu 等人^[23]在移动边缘计算中提出了一种分布式路径规划与资源分配的联合优化策略,该策略引入了一种新型车载边缘移动机制,将路径规划和资源分配问题联合为混合整数非线性规划,利用分段线性逼近和线性松弛,将混合整数非线性规划转化为混合整数线性规划进行求解. 任杰等人^[24]利用基于云计算的深度神经网络,提出了一种面向边缘设备的分类调度策略,该调度策略通过协同移动物理设备和边缘服务器,利用边缘设备强大的计算能力,以用户期望为服务质量目标,完成边缘资源动态分配,同时降低了网络能耗.

(4) 基于实际应用的资源分配优化策略

5G 网络虚拟资源分配的最终目的是服务于实际应用. Wang 等人^[25]根据 V2X 交通工程的实例提出了一种基于 SDN 的在线流量测量与交通工程的联合优化思想,根据交通流量构建混合整数线性规划模型,以最大网络流负载为目标,生成可行的交通流量规则,用于测量流量矩阵,并通过启发式算法实现了动态高性能的交通测量和交通工程. Marinova 等人^[26]提出了一种基于多区域、云平台的 E2E 网络切片模型,该模型利用虚拟 SDN 和 NFV 增强器,结合实际应用测试机床,虚拟化一种可编程操作系统,用于评估 KPIs 的性能,如切片部署、管理和重新配置时间、延迟和服务质量特性. Yu 等人^[27]基于波分复用的地铁聚合网络建立了一种流量预测的动态 5G RAN 切片调整和迁移策略,基于地铁流量预测动态地迁移了切片中的虚拟 mBSs 以满足数据的动态传输,为交通流量的优化配置提供了应用基

础. 文献[28]提出了一种高效安全的 EEICS 大数据传输技术, 该算法的主要贡献是设计了蜂窝内部的安全数据传输机制, 对网络按照 mBSs 的距离分为多个不同的数据传输层, 每一层内部选择最优的 mBS 作为代表性 mBS, 在中继 mBS 选择部分主动选择最优的 mBS 作为中继 mBS, 有效控制了网络开销, 延长了网络的使用寿命.

为了更好地收集边缘网络的数据, 本文算法中的 mBSs 主要部署在边缘网络地带. 综合(1)~(4)的研究内容, 本文对 EEICS 进行了改进, 将所构建的物理层网络抽象为服务于边缘网络的单个网络切片, 在代表性 mBSs 选择阶段综合考虑 mBSs 的剩余能量、度数以及距离等因素, 基于数据-地理位置联合驱动优化了最优的数据通信链路.

3 基于地理位置驱动的蜂窝网络单元构建策略

本文主要研究 5G 网络 eMBB 应用场景. 类似于无线传感器网络, 在实际的 5G 网络中, mBSs 一般布置在边缘网络地带, 成本小且每个 mBS 具有相同的功能, 网络中的 MBS 功能强大, 且位置可调. 另外本文主要考虑 5G 通信网络的物理层问题, 即数据通信的最优链路, 暂未考虑链路安全问题. 综上所述, 我们做出以下假设.

假设 1. 在一个区域内随机部署 N 个 5G mBSs, 在核心网络区域布置一个可充电 MBS, 负责网络中所有数据的最终汇集.

假设 2. 每个 mBS 具有相同的通信半径.

假设 3. 邻居 mBSs 的信息可知.

假设 4. mBSs 的初始能量相同, 每个蜂窝单元有一个代表性 mBS 负责数据的转发功能, 其余非代表性 mBSs 称为成员 mBSs.

假设 5. mBSs 具有压缩数据、数据转发功能且功率可调.

假设 6. 核心网络 MBS 可移动.

假设 7. 网络传输一次数据为一轮, 网络运行一轮动态更新一次.

假设 8. 网络中无恶意攻击型设备.

假设 9. 硬件通信设备为手机、电脑等, 可通过蓝牙或其他装置互相通信.

基于以上假设, 我们进行模型的建立以及求解.

3.1 mBSs 的能耗模型

本文采用如下的 mBS 通信能耗模型^[29]:

一个 mBS 传输 l 比特数据的能耗是

$$E_{tr} = \begin{cases} l \cdot E_{elec} + l \cdot \epsilon_{fs} \cdot d^2, & d \leq d_0 \\ l \cdot E_{elec} + l \cdot \epsilon_{mp} \cdot d^4, & d > d_0 \end{cases} \quad (1)$$

一个 mBS 接收 l 比特数据的能耗是

$$E_{rx} = l \cdot E_{elec} \quad (2)$$

其中,

$$d_0 = \sqrt{\frac{\epsilon_{fs}}{\epsilon_{mp}}} \quad (3)$$

ϵ_{fs} 表示自由空间下单位距离传输数据的放大器能耗, d 表示数据通信距离, E_{elec} 代表 mBS 收发 1 个单位数据包所消耗的能量, l 代表一个数据包的大小, ϵ_{mp} 代表多路衰减模型下单位距离传输数据的放大器能耗.

3.2 网络最优蜂窝单元数量分配算法

选择最优的蜂窝单元数量 N_{opt-CH} 可以获得基站能量的最大利用率. 本文首先构建最优的蜂窝网络单元, 其数量计算如下.

假设网络中有 k 个蜂窝单元, N 个 mBSs, 每个 mBS 聚合 1 比特数据的能耗为 E_{da} , $d_{CH-MBSs}$ 表示蜂窝单元到核心网络 MBSs 的期望距离, $\frac{N}{k}$ 表示蜂窝单元中平均 mBSs 的数量.

每一个代表性 mBS 的能耗由三部分组成: 接收蜂窝单元内部数据的能耗、发送数据的能耗以及聚合数据的能耗. 假设每一个 mBS 产生 l 比特数据包, 在自由空间模型下每一个代表性 mBS 收集其蜂窝单元内数据的能耗为 $\left(\frac{N}{k} - 1\right) \cdot l \cdot E_{elec}$, 聚合这些数据的能耗为 $\frac{N}{k} \cdot l \cdot E_{DA}$, 发送聚合后的数据包的能耗为 $l \cdot E_{elec} + l \cdot \epsilon_{fs} \cdot d_{CH-MBSs}^2$, 则在自由空间模型下蜂窝单元代表性 mBS 消耗的能量为

$$E_{CH} = \left(\frac{N}{k} - 1\right) \cdot l \cdot E_{elec} + \frac{N}{k} \cdot l \cdot E_{DA} + l \cdot E_{elec} + l \cdot \epsilon_{fs} \cdot d_{CH-MBSs}^2 \quad (4)$$

在自由空间模型中, 假设蜂窝单元中最优的代表性 mBS 的位置为 $d_{CH}(x, y)$, 核心网络 MBS 的位置坐标为 (a, b) . 为了计算代表性 mBSs 的最优位置以及最优数量, 我们首先建立蜂窝单元 mBSs 到核心 MBS 的距离平方的期望

$$E[d_{CH-MBSs}^2] = \iint ((a-x)^2 + (b-y)^2) d_{CH}(x, y) dx dy \\ = \iint \frac{(a-x)^2 + (b-y)^2}{S} dx dy \quad (5)$$

其中, S 是 mBSs 分布的边缘网络面积.

一个 mBS 每一轮产生 m 个数据包, 则蜂窝单元内一个成员 mBS 每一轮的能耗为

$$E_{\text{members}} = m \cdot E_{\text{elec}} + m \cdot \epsilon_{fs} \cdot d_{\text{CH-members}}^2 \quad (6)$$

其中, $d_{\text{CH-members}}$ 表示蜂窝单元内一个成员 mBS 到代表性 mBS 的距离。

蜂窝单元内每一个成员 mBS 到代表性 mBS 的距离平方的期望是

$$E[d_{\text{CH-members}}^2] = \iint (x^2 + y^2) d(x, y) dx dy = \frac{L^2}{2\pi k} \quad (7)$$

每一个蜂窝单元的能耗为

$$E_{\text{cellular}} = E_{\text{CH}} + \frac{N}{k} E_{\text{members}} \quad (8)$$

则每一轮的总能耗为

$$\begin{aligned} E_{\text{round}} &= k \cdot E_{\text{cellular}} \\ &= l \cdot (2 \cdot N \cdot E_{\text{elec}} + N \cdot E_{\text{da}} + \\ &\quad k \cdot \epsilon_{fs} \cdot d_{\text{CH-MBSs}}^2 + N \cdot \epsilon_{fs} \cdot d_{\text{CH-members}}^2) \quad (9) \end{aligned}$$

由式(9)求得每轮最小能耗下的 k 值即为最优蜂窝单元的数量:

$$N_{\text{opt-CH}} = \left\lceil \frac{\sqrt{N}}{\sqrt{2\pi}} \cdot \frac{L}{d_{\text{CH-MBS}}} \right\rceil \quad (10)$$

同理, 对于多路衰减模型空间中的最优蜂窝单元数量为

$$N_{\text{opt-CH}} = \left\lceil \frac{\sqrt{N}}{\sqrt{2\pi}} \cdot \sqrt{\frac{\epsilon_{fs}}{\epsilon_{mp}}} \cdot \frac{L}{d_{\text{CH-MBSs}}} \right\rceil \quad (11)$$

本文建立的最优蜂窝单元数量计算算法如算法 1 所示。

算法 1. 最优蜂窝单元数量计算算法.

输入: $Node_i \{ \} = \text{NULL}$, 存活 mBSs 数 N , 存活 mBSs v_i 位置 $(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, N$, 核心网络 MBS 位置 $S(a, b)$, v_i 的邻居 mBSs 信息集合 $Neighbor_{v_i} \{ \}$, mBSs 通信半径 r

1. FOR $i=1, 2, \dots, N$
2. IF $time \neq 0$
3. IF $d \leq d_0$
4. 计算蜂窝单元 mBSs 到 MBS 的距离平方的期望

$$\begin{aligned} E[d_{\text{CH-MBSs}}^2] &= \iint ((a-x)^2 + (b-y)^2) d_{\text{CH}}(x, y) dx dy \\ &= \iint \frac{(a-x)^2 + (b-y)^2}{S} dx dy, \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} E_{\text{round}} &= k \cdot E_{\text{cellular}} \\ &= l \cdot (2 \cdot N \cdot E_{\text{elec}} + N \cdot E_{\text{DA}} + k \cdot \epsilon_{fs} \cdot d_{\text{CH-MBSs}}^2 + \\ &\quad N \cdot \epsilon_{fs} \cdot d_{\text{CH-members}}^2), \end{aligned}$$

$$N_{\text{opt-CH}} = \left\lceil \frac{\sqrt{N}}{\sqrt{2\pi}} \cdot \frac{L}{d_{\text{CH-MBSs}}} \right\rceil$$

5. ELSEIF $d > d_0$

$$N_{\text{opt-CH}} = \left\lceil \frac{\sqrt{N}}{\sqrt{2\pi}} \cdot \sqrt{\frac{\epsilon_{fs}}{\epsilon_{mp}}} \cdot \frac{L}{d_{\text{CH-MBSs}}} \right\rceil$$

6. ENDELSEIF
7. ENDF
8. ENDF
9. ENDFOR

输出: 最优蜂窝单元数量 $N_{\text{opt-CH}}$

算法 1 的复杂度: 算法 1 对所有节点遍历了一遍, 求出了最优蜂窝单元数量, 故其复杂度为 $O(N)$ 。

3.3 蜂窝单元中代表性 mBSs 的选择方法

第 3.2 节已经求得了最优蜂窝单元的数量, 接下来需要遴选出每个蜂窝单元中的最优代表性 mBS, 以满足蜂窝单元内部的数据收集、存储以及转发功能。在蜂窝单元代表性 mBS 的选择中, 本文综合考虑了 mBSs 的剩余能量、可通信 mBSs 的数量以及成员 mBSs 距离代表性 mBS 的距离。首先, 根据以上几种因素计算每个 mBS 作为蜂窝单元代表性 mBS 的候选值; 然后, 在满足边缘网络覆盖率至少达到 90% 的条件下, 按照候选值的高低, 从蜂窝单元候选 mBSs 中选择合适的 mBS 做为代表性 mBS。这是一种求解局部最优解的方法。

首先计算 mBS v_i 作为代表性 mBS 的候选值

$$CH_{\text{Candidate-}i} = \rho \cdot \frac{E_{\text{Remain-}i}}{E_{\text{Initial}}} + \beta \cdot \frac{Deg_{\text{max}}}{Deg_i} + \gamma \cdot \frac{Dis_{i-\text{MBSs}}}{Dis_{\text{max-MBSs}}} \quad (12)$$

其中, $\rho > \beta > \gamma > 0$ 且 $\rho + \beta + \gamma = 1$; $E_{\text{Remain-}i}$ 表示 v_i 的剩余能量; E_{Initial} 代表网络中所有 mBSs 的初始能量; Deg_{max} 表示网络中可通信的 mBSs 最大数量; Deg_i 表示 v_i 可通信 mBSs 的数量; $Dis_{i-\text{MBSs}}$ 表示 v_i 到核心网络 MBS 的距离; $Dis_{\text{max-MBSs}}$ 表示 mBSs 到核心网络 MBS 的最大距离。

注 1. 参数 ρ, β, γ 的配置主要依赖于 eMBB 应用场景, 本文以解决边缘网络的能量空洞问题为主要目标, 故 ρ 的取值应大于 β 和 γ ; 另外, 为了最大限度解决 mBSs 负载平衡问题, 节点的度又是另外一个重要参数, 进而在对 β 取值时考虑了此因素, 故而 β 的取值大于 γ 。

记蜂窝单元代表性 mBS 的候选集合为 $Candidate_CH \{ \}$, 蜂窝单元代表性 mBS 集合 $List_CH \{ \}$ 。按照式(12)计算好候选值之后, 对候选集合按照候选值从高到低依次进行排序, 然后使用遴选法按照边缘网络覆盖率至少达到 90%, 依次从候选集合中选择最优 mBS 加入蜂窝单元, 从而建立 $List_CH \{ i, i=1, \dots, N_{\text{opt-CH}} \}$ 。

设置 $List_CH \{ \} = \text{NULL}$, 如果满足

$$\frac{Node_num_ber_{\text{Candidate_CH}[j] \cup \text{Candidate_CH}[j] \cup \dots \cup \text{Candidate_CH}[k]}}{N}$$

$100\% \geq 90\%$ 且 $|N \{ i, j, \dots, k \}| = N_{\text{opt-CH}}$, 则 $List_CH \{ \} \leftarrow List_CH \{ i, j, \dots, k \}$ 。

代表性 mBS 遴选算法具体如算法 2 所示。

算法 2. 最优蜂窝单元中代表性 mBS 选择算法.

输入: 蜂窝单元集合 $List\ CH\{\} = NULL$, 存活 mBSs 数 N , 存活 mBS v_i 位置 (x_i, y_i) , $i=1, 2, \dots, N$, 核心网络 MBS 位置 $S(a, b)$, mBS v_i 的邻居 mBSs 信息集合 $Neighbor_{v_i}\{\}$, mBSs 通信半径为 r

1. FOR $i=1$ to N

2. 计算 mBS v_i 作为蜂窝单元代表的候选值

$$CH_{Candidata-i} = \rho \cdot \frac{E_{Remain-i}}{E_{Initial}} + \beta \cdot \frac{Deg_{max}}{Deg_i} + \gamma \cdot \frac{Dis_{i-MBSs}}{Dis_{max-MBSs}},$$

3. ENDFOR

4. FOR $i=1$ to N

5. $n = +1$

6. FOR $j=i+1$ to N

7. IF $n \neq N_{opt-CH}$

8. IF mBS v_i 边缘覆盖面积 $< 90\%$

9. 选择下一个 mBS v_j

10. ENDIF

11. ENDIF

12. ENDFOR

13. ENDFOR

输出: $List\ CH\{i, j, \dots, k\}$

算法 2 的复杂度: 算法 2 首先计算了每一个 mBS 成为蜂窝单元的代表性 mBS 的候选值, 该过程对所有 mBSs 遍历了一次, 复杂度为 $O(N)$; 然后对网络中的每一个 mBS 按照候选值进行排序选择出代表性 mBSs, 该过程对 mBSs 遍历了两次, 故复杂度为 $O(N^2)$; 从而算法 2 的复杂度为 $O(N+N^2)$.

4 构建蜂窝单元代表性 mBS 到核心网络 MBS 的最优数据传输链路

为了降低算法的复杂性, 蜂窝单元内部的通信方式为单向直接通信, 即成员 mBSs 直接将收集到的数据发送给蜂窝单元代表性 mBS. 单元内部数据收集、传输并聚合完成之后, 代表性 mBS 需要将数据传送给核心网络 MBS. 从核心网络 MBS 出发使用贪婪算法构建到代表性 mBS 的多跳路径通常有以下 3 种: (1) 路径中只有代表性 mBS; (2) 路径中只有成员 mBSs; (3) 代表性 mBS、成员 mBSs 均可以作为中继 mBSs 出现在路径中. 为了加强 mBSs 的负载均衡, 我们选择第 (3) 种混合路径模型进行数据传输.

基于以上分析, 本文建立如下最大覆盖、最小能耗的整数非线性规划数学模型:

$$\text{Max } N = |List\ CH[i]| \cup |List\ CH[j]| \cup \dots \cup |List\ CH[k]| \quad (13)$$

$$\text{Min } E = \sum_{k=1}^R E_{round-k} \quad (14)$$

$$\text{s. t. } C_1: |N\{i, j, \dots, k\}| = N_{opt-CH} \quad (15)$$

$$C_2: E_{round-k} \geq 0, \forall k=1, 2, \dots, R \quad (16)$$

$$C_3: Candinata_CH\{i\} \neq NULL, \forall i=1, 2, \dots, N \quad (17)$$

$$C_4: List\ CH\{i\} \neq NULL, \forall i=1, 2, \dots, N_{opt-CH} \quad (18)$$

$$C_5: 0 < Deg_{CH-i} < \left\lceil \frac{N}{N_{opt-CH}} \right\rceil, i=1, 2, \dots, N_{opt-CH} \quad (19)$$

其中, R 为网络运行轮数, N 代表所构建数据传输拓扑中的 mBSs 个数, $E_{round-k}$ 表示第 k 轮的能耗, N_{opt-CH} 代表最优蜂窝单元个数, $List\ CH\{i\}$ 表示蜂窝单元 i 的集合, Deg_{CH-i} 表示蜂窝单元 i 的 mBSs 数量.

注 2. 式 (13) 表示蜂窝单元的并集 mBSs 数量最多, 满足边缘网络的最大覆盖要求; 式 (14) 表示全网的能耗目标最低; 式 (15) 为蜂窝单元的最优数量约束; 式 (16) 表示第 k 轮的能耗约束; 式 (17)、(18) 为代表性 mBSs 的集合非空约束; 式 (19) 为每个蜂窝单元的成员数量约束, 保证每个蜂窝单元的成员数量适中, 以满足数据的负载均衡.

由于上述优化模型是 NP-难问题, 我们使用如算法 3 所示的启发式贪婪算法进行近似求解.

算法 3. 最优数据通信链路构建算法.

输入: 最优数据通信链路 $Data\ Trans\{\} = NULL$, 存活 mBS v_i 位置 (x_i, y_i) , $i=1, 2, \dots, N$, 存活 mBSs 数 N , 核心网络区域基站 MBS 的位置 $S(a, b)$, mBSs v_i 的邻居 mBSs 信息集合 $Neighbor_{v_i}\{\}$, mBSs 通信半径 r

1. FOR 所有 mBSs,

2. 计算

$$T(v_i) = \begin{cases} \left(\frac{p}{1-p \cdot (R \cdot \text{mod}(1/p))} \right), & v_i \in G \\ 0, & v_i \notin G \end{cases}$$

3. IF $\text{rand}(v_i) < T(v_i)$

4. 选择 $v_i \in List\ CH\{1, 2, \dots, N_{opt-CH}\}$

5. ENDIF

6. ENDFOR

7. 网络运行一轮 do

8. WHILE 轮数 $< R$ do

9. FOR $i=1$ to N do // 蜂窝单元选择

10. IF $v_i \in List\ CH\{1, 2, \dots, N_{opt-CH}\}$

11. DECLARE v_i 为蜂窝单元代表性 mBSs

12. ENDFOR

```

13.   ENDFOR
14.   FOR  $i=1$  to  $N_{opt-CH}$  do //蜂窝单元构建
15. 代表性 mBS 给每个邻居 mBS 发布自己的位置等信息
16.   FOR  $j=1$  to  $N$  do
17.     IF  $Dis_{j-CH(i)} < Dis_{j-CH(others)}$ 
18.       NODE  $v_j$  加入  $CH(v_i)$ 
19.     ENDFOR
20.   ENDFOR
21. ENDFOR
22. FOR  $i=1$  to  $N_{opt-CH}$  //最优数据通信链路构建
23.   FOR  $j=1$  to  $N$ 
24.     使用贪婪算法构建从  $v_i$  到核心网络
      MBS 的最优路径
25.     IF  $v_i$  的中继 mBSs 为  $v_j$ 
26.       node  $v_i.parent \rightarrow node v_j$ 
27.     ENDFOR
28.   ENDFOR
29. ENDFOR
30. Rounds = +1
31. ENDWHILE

```

输出:最优数据通信链路

其中, $T(v_i)$ 表示 mBS v_i 是否成为代表性 mBS 的阈值, p 是代表性 mBSs 在所有 mBSs 中所占的百分比, R 是网络运行轮数, $R \cdot \text{mod}(1/p)$ 代表本次循环中当选代表性 mBSs 的个数, G 表示本次循环中未当选代表性 mBSs 的集合。

算法 3 的复杂度:算法 3 中首先按照阈值方式选择代表性 mBSs, 复杂度为 $O(N)$; 其次, 按照算法 2 选择出每一份蜂窝网络中 d 代表性 mBSs, 该步骤复杂度为 $O(N+N^2)$; 然后为构建蜂窝单元阶段, 复杂度为 $O(N^2)$; 最后为最优通信链路构建阶段, 使用贪婪算法对所有 mBSs 进行了两次遍历, 该过程复杂度为 $O(N^2)$. 所以算法 3 的总体复杂度为 $O(2N+3N^2)$.

5 仿真实验

本节从边缘网络的寿命、网络平均延迟、网络吞吐量、负载平衡以及边缘网络覆盖率等网络 KPIs 出发, 将本文提出的基于数据-地理位置联合驱动的 mBSs 分配算法与基于能量感知的 EEICS 大数据传输算法、只基于数据驱动的 mBSs 分配算法(建立从 MBSs 到所有边缘 mBSs 的数据通信最小树拓扑)以及只基于地理位置驱动的 mBSs 分配算法(直接

建立代表性 mBSs 与 MBSs 的通信链路)进行多次重复实验仿真比较, 定义网络传输一次数据为一轮, 网络运行一轮动态更新一次。

本文仿真参数如表 3 所示。

表 3 仿真参数

参数	数值
边缘网络大小	300×300 m
核心网络 MBS 位置	(0, 0)
mBSs 数量	300
mBSs 初始能量/J	2
链路延迟/s	1e-11
数据包大小	1000 bits/个
数据包产生率	1 packet/s
mBSs 通信半径	32 m
mBSs 每秒聚合数据包数	200 kbps
E_{elec}	50 nJ/bit
E_{da}	5 nJ/bit/unit
p	5%
ϵ_{fs}	10 pJ/bit/m ²
ϵ_{mp}	0.0013 pJ/bit/m ⁴

5.1 网络寿命

网络寿命的仿真比较图如图 1 所示. 从图 1 中可以看出, 本文提出的基于数据-地理位置联合驱动的 5G mBSs 分配策略的网络寿命明显优于 EEICS 以及只基于数据或地理位置驱动的分配算法. 当第一个 mBS 死亡时, 本文所提算法的寿命为 8015 轮, EEICS 为 7514 轮, 数据驱动算法为 4520 轮, 地理位置驱动算法为 4026 轮. 当有 10 个 mBSs 死亡时, 本文所提算法的寿命周期为 10 526 轮, EEICS 为 8074 轮, 数据驱动的为 7835 轮, 地理位置驱动的为 7726 轮. 本文所提算法的网络寿命与 EEICS 相比提升了 30.36%, 这是因为本文所提算法在蜂窝单元构建时均衡考虑了能耗等参数的影响, 通过选择代表性 mBS 作为中继节点来转发数据, 降低了同

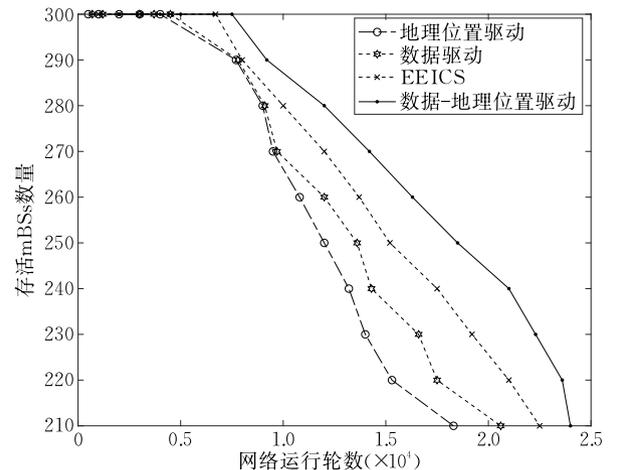


图 1 网络寿命

一个蜂窝单元的数据冗余,建立了最优蜂窝结构,并在最终的数据传输阶段建立了混合型数据传输路径,将网络中剩余能量较多的 mBSs 加入数据传输路径,从而降低了 mBSs 的能耗,延迟了 mBSs 的死亡时间。

5.2 网络平均延迟

数据传输的实时性是 5G 网络的重要性能指标,延迟越低,数据传输的实时性越强。如图 2 所示,可以看出,同样的仿真环境下本文所提算法的延迟明显低于 EEICS 算法的延迟,因为我们从蜂窝单元到核心基站建立了最优的混合路径,从而有效地降低了数据的传输延迟。

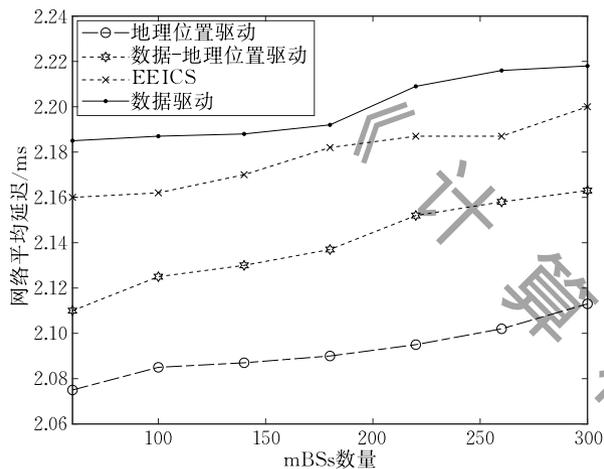


图 2 网络平均延迟

从图 2 还可以看出,几种算法的网络平均延迟均随着网络中 mBSs 数量的增加而增加。这是因为 mBSs 数量的增加导致了数据量以及拓扑中中继 mBSs 的数量增加,进而增加了网络延迟。另一方面,由于蜂窝单元 mBSs 到核心网络区域基站的通信方式为单向直接传播,仅考虑了 mBSs 之间的距离因素,因此基于地理位置驱动的 mBSs 分配算法的网络平均延迟最低,但其代价是网络寿命较低。而本文主要针对 eMBB 应用场景,该场景对时延要求不敏感。基于此,我们综合考虑了网络开销。

5.3 边缘网络覆盖率

边缘网络覆盖率可以反映边缘网络的数据收集传输的准确性,覆盖率越高则表示收集、传输的数据具有更高的健壮性,有利于核心网络 MBS 分析出准确可靠的信息。如图 3 所示,给出了网络运行 10 000 轮以及 20 000 轮之后的边缘网络覆盖率,由此可以看出本文所提算法在网络运行一段时间后仍具有较高的边缘网络覆盖率,表明本文算法在数据传输的健壮性方面的优于其他算法。

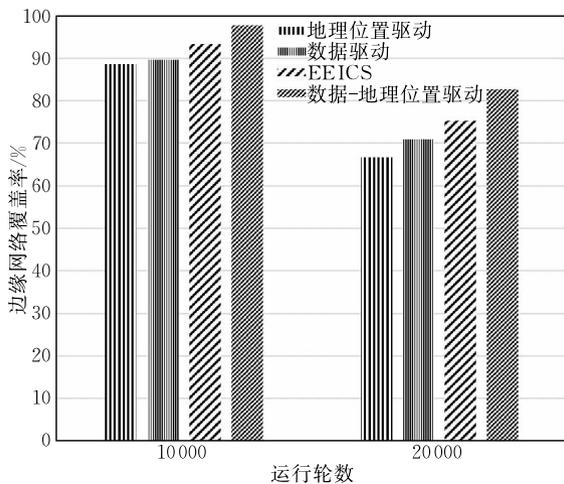


图 3 边缘网络覆盖率

5.4 网络吞吐量

在 eMBB 应用场景中,网络吞吐量是一个重要性能指标。吞吐量越高,5G 网络可以承受的外部设备连接数密度、峰值速率就越高。本文将基于数据-地理位置联合驱动的算法与 EEICS 算法、只基于数据驱动的算法和只基于地理位置驱动的算法进行了网络平均吞吐量的仿真比较。

如图 4 所示,可以看出,本文所提算法在 200 个 mBSs 以及 300 个 mBSs 数量下均有较高的网络吞吐量,表明本文所提算法在没有帧丢失的情况下,网络能够以更大数据速率接收并转发数据,这是因为本文同时考虑了 mBSs 的地理位置以及数据传输的特性,建立了最优的网络资源分配与调度模型,提升了网络的频谱效率、设备接入量以及蜂窝网络的总吞吐量。

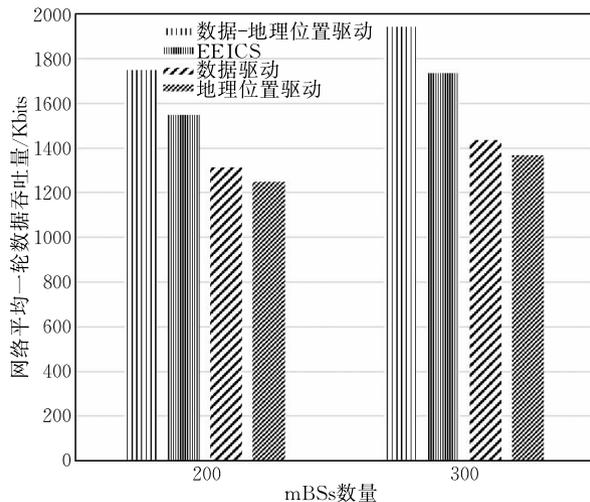


图 4 网络一轮的平均数据吞吐量

5.5 算法的统计学分析

为了充分比较实验结果的公平性和性能改进

的显著性,本文对不同方法性能进行了如下统计学分析。

(1) Friedman 检验

应用 Friedman 检验获得 EEICS、只基于数据或地理位置驱动算法以及本文提出的基于数据-地理位置联合驱动算法分别在网络寿命和网络平均延迟方面的秩均值,结果如表 4 所示。

表 4 Friedman 检验

算法	网络寿命	网络平均延迟
地理驱动	1.00	1.00
数据驱动	2.04	4.00
EEICS	2.96	3.00
数据-地理位置驱动	4.00	2.00

网络寿命越长,表明该算法越好。根据上表结果,基于数据-地理位置联合驱动算法优于其余三种算法;网络平均延迟越短,表明该算法越好。根据上述结果,基于地理驱动的算法较好,而基于数据-地理位置联合驱动算法排名第二。

(2) Holm 检验

为了进一步检验基于数据-地理位置联合驱动算法是否显著优于其他三种算法,我们采用 Holm 检验,结果如下。

① 网络寿命

只考虑网络寿命,应用 Holm 检验,取 $\alpha=0.1$,结果如表 5 所示。

表 5 网络寿命 Holm 检验

i	算法	调整后 p 值	α/i	假设
3	地理驱动	2.7E-6	0.0333	拒绝
2	数据驱动	0.00018	0.05	拒绝
1	EEICS	0.07074	0.1	拒绝

上述结果表明,取 $\alpha=0.1$ 时,在只考虑网络寿命的情况下,本文提出的基于数据-地理位置联合驱动算法与其他三种算法在统计学意义下具有显著性差异,即基于数据-地理位置联合驱动算法明显优于其他三种算法。

② 网络平均延迟

只考虑在网络平均延迟,应用 Holm 检验,取 $\alpha=0.05$,结果如表 6 所示。

表 6 网络平均延迟 Holm 检验

i	算法	调整后 p 值	α/i	假设
3	地理驱动	6.4E-7	0.0167	拒绝
2	数据驱动	2.2E-5	0.025	拒绝
1	EEICS	0.00016	0.05	拒绝

上述结果表明,在只考虑网络平均延迟的情况下,基于数据-地理位置联合驱动算法在四种算法中明显排名第二,仅次于基于地理位置驱动算法,与其他两种算法在统计学意义下具有显著性差异。

6 结束语

本文通过改进蜂窝聚类单元的构造方式以及蜂窝单元到核心网络的数据传输最优路径,改进了 EEICS 算法,并将其应用到 5G mBSs 的最优分配方案中,优化了蜂窝单元内部以及蜂窝单元到核心基站的通信机制。仿真结果表明,本文所提算法在边缘网络寿命、E2E 延迟、网络吞吐量、边缘网络覆盖率等方面均具有良好的性能。

基于本文 5G 物理层的资源分配研究成果,下一步我们将致力于设计基于网络切片、VNF 技术的 5G NFV 资源分配模型,其中网络切片对其每个 VNF 都有一个资源需求向量。拟构建一个协同的虚拟切片系统,并将资源分配归结为一个凸优化问题,通过最大化整个切片系统的效用函数,在切片和数据中心之间形成分布式的资源分配解决方案。在切片运行过程中,考虑 SDN 控制的网络流变化以及虚拟节点资源枯竭等问题,及时快速地完成基于 SDN 协作的 VNF 切片迁移策略以及多个 KPIs(网络的运行支出成本、E2E 延迟、能耗、数据传输效率、吞吐量等)下的网络资源最优调度与分配策略。

参 考 文 献

- [1] Huang Y, Xu X, Li N, et al. Prospect of 5G intelligent networks. *IEEE Wireless Communications*, 2020, 27(4): 4-5
- [2] Yaqoob M, Gemikonakli O, Ever E. Modelling heterogeneous future wireless cellular networks: An analytical study for interaction of 5G femtocells and macro-cells. *Future Generation Computer Systems—The International Journal of eScience*, 2021, 114: 82-95
- [3] 3GPP. Revised SID New Study Item Proposal RAN-Centric Data Collection and Utilization for NR. RP-182105, 2019
- [4] Anonymous. Framework for Evaluating Intelligence Levels of Future Networks Including IMT-2020 ITU-T Y. 3173, 2020
- [5] Loghin D, Cai S, Chen G, et al. The disruptions of 5G on data-driven technologies and applications. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2020, 32(6): 1179-1198
- [6] Qu K, Zhuang W, Ye Q, et al. Traffic engineering for service-oriented 5G networks with SDN-NFV integration. *IEEE Network*, 2020, 34(4): 234-241

- [7] Tipantuna C, Hesselbach X. Adaptive energy management in 5G network slicing: Requirements, architecture, and strategies. *Energies*, 2020, 13(15): 1-27
- [8] Halabian H. Distributed resource allocation optimization in 5G virtualized networks. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2019, 37(3): 627-642
- [9] Wang Jin-Wen, Zhang Xiao-Li, Li Qi, et al. Network function virtualization technology: A survey. *Chinese Journal of Computers*, 2019, 42(2): 415-436(in Chinese)
(王进文, 张晓丽, 李琦等. 网络功能虚拟化技术研究进展. *计算机学报*, 2019, 42(2): 415-436)
- [10] Lin K, Li C, Rodrigues J J P C, et al. Data-driven joint resource allocation in large-scale heterogeneous wireless networks. *IEEE Network*, 2020, 34(3): 163-169
- [11] Chergui H, Verikoukis C. Big data for 5G intelligent network slicing management. *IEEE Network*, 2020, 34(4): 56-61
- [12] Yang S, Li F, Trajanovski S, et al. Recent advances of resource allocation in network function virtualization. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 2021, 32(2): 295-314
- [13] Fossati F, Moretti S, Perny P, et al. Multi-resource allocation for network slicing. *IEEE-ACM Transactions on Networking*, 2020, 28(3): 1311-1324
- [14] Chang Z, Zhang D, Hamalainen T, et al. Incentive mechanism for resource allocation in wireless virtualized networks with multiple infrastructure providers. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2020, 19(1): 103-115
- [15] Addad R A, Bagaa M, Taleb T, et al. Optimization model for cross-domain network slices in 5G networks. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2020, 19(5): 1156-1169
- [16] Chiha A, Van der Wee M, Colle D, et al. Network slicing cost allocation model. *Journal of Network and Systems Management*, 2020, 28(3): 627-659
- [17] Borylo P, Tornatore M, Jaglarz P, et al. Latency and energy-aware provisioning of network slices in cloud networks. *Computer Communications*, 2020, 157: 1-19
- [18] Chuah T C, Lee Y L. Intelligent RAN slicing for broadband access in the 5G and big data era. *IEEE Communications Magazine*, 2020, 58(8): 69-75
- [19] Shahriar N, Taeb S, Chowdhury S R, et al. Reliable slicing of 5G transport networks with bandwidth squeezing and multi-path provisioning. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 2020, 17(3): 1418-1431
- [20] Pozza M, Nicholson P K, Lugones D F, et al. On reconfiguring 5G network slices. *IEEE Journal of Selected Areas in Communications*, 2020, 38(7): 1542-1554
- [21] Lee J, Ko H, Kim J, et al. Data: Dependency-aware task allocation scheme in distributed edge clouds. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(12): 7782-7790
- [22] Zhang S, Liang Y, Ge J, et al. Provably efficient resource allocation for edge service entities using hermes. *IEEE-ACM Transactions on Networking*, 2020, 28(4): 1684-1697
- [23] Liu Y, Li Y, Niu Y, et al. Joint optimization of path planning and resource allocation in mobile edge computing. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2020, 19(9): 2129-2144
- [24] Ren Jie, Gao Ling, Yu Jia-Long, Yuan Lu. Energy-efficient deep learning task scheduling strategy for edge device. *Chinese Journal of Computers*, 2020, 43(3): 440-452 (in Chinese)
(任杰, 高岭, 于佳龙, 袁璐. 面向边缘设备的高能效深度学习任务调度策略. *计算机学报*, 2020, 43(3): 440-452)
- [25] Wang X, Deng Q, Ren J, et al. The joint optimization of online traffic matrix measurement and traffic engineering for software-defined networks. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2020, 28(1): 234-247
- [26] Marinova S, Lin T, Bannazadeh H, et al. End-to-end network slicing for future wireless in multi-region cloud platforms. *Computer Networks*, 2020, 177: 1-10
- [27] Yu H, Musumeci F, Zhang J, et al. Dynamic 5G RAN slice adjustment and migration based on traffic prediction in WDM metro-aggregation networks. *Journal of Optical Communications and Networking*, 2020, 12(12): 403-413
- [28] Wang A, Shen J, Vijayakumar P, et al. Secure big data communication for energy efficient intra-cluster in WSNs. *Information Sciences*, 2019, 505: 586-599
- [29] Heinzelman W B, Chandrakasan A P, Balakrishnan H. An application-specific protocol architecture for wireless microsensor networks. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2002, 1(4): 660-670



ZHANG Zhao-Hui, Ph. D., lecturer, M. S. supervisor. His research interests include resource allocation in 5G networks, traffic engineering, etc.

LI Jing, Ph. D., professor, Ph. D. supervisor. Her research interests include multi-agent systems, etc.

HAN Lu-Heng, M. S. candidate. Her research interest is cyber-physical systems.

Background

In recent two years, resource allocation optimization algorithms in 5G virtual networks have made great achievements. 5G networks need to provide end-to-end connectivity, directly supporting verticals, including radio connectivity, wired connectivity and computing resource delivery allocation, exploiting system and network virtualization technologies. The research of micro base stations (mBSs) allocation in physical layer provides a reliable technical support for the research of virtual layer network. The problem studied in this paper belongs to the resource allocation in 5G networks, and the research belongs to the field of computer networks.

Some top international journals, such as “IEEE Journal on Selected Areas in Communications”, “IEEE Transactions on Mobile Computing”, “IEEE/ACM Transactions on Networking”, “ACM Transactions on Internet Technology”, “IEEE Transactions on Communications”, “IEEE Transactions on Wireless Communications” and several other journals have reported a lot of results about resource allocation in 5G network, and some results have been applied in practical applications. However, up till now there is not yet a unified resource allocation protocol framework, and there are still many problems need to be studied.

Based on data-location jointed driving, this paper proposes an optimal allocation strategy for 5G mBSs to avoid the energy holes caused by edge mBSs' damage or death. The intensive deployment of 5G mBSs ensures random access to massive amounts of hardware devices communications.

Especially, we enhance mobile broadband, as well as the reliable and low latency communications for edge networks.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 61673014). This research provides a mathematical logic basis for the resource allocation mapping relationship between the physical layer and the virtual layer of 5G network, and can be a reference for the development of 5G+ and 6G network, which is of great research significance. Reasonable allocation of virtual resource (spectrum, bandwidth, communication, computing and other resource) can provide better network resource service frame for users.

Members of the project team have published 5 SCI papers of correlation network algorithm from 2019 to 2020, including: (1) Modified Least Squares Algorithm for Three-Dimensional Target Location Based on Wireless Communication Base Stations, (2) Data Aggregation in Heterogeneous Wireless Sensor Networks by using Local Tree Reconstruction Algorithm, (3) A Link-adding strategy for improving robustness and traffic capacity in large-scale wireless sensor networks, (4) M optimal routes hops strategy: Detecting sinkhole attacks in wireless sensor networks, and (5) Optimal tree-clustering energy-efficient algorithm for secure big data transmission in WSNs.

The results of this paper mainly solve the problem of optimal resource allocation in the project.