



软件定义超蜂窝网络中的通信与计算协同优化

刘景初^{1,2*}, 周盛^{1,2}, 姜之源^{1,2}, 牛志升^{1,2}

1. 清华大学电子工程系, 北京 100084

2. 清华大学信息科学与技术国家实验室(筹), 北京 100084

* 通信作者. E-mail: liu-jc12@mails.tsinghua.edu.cn

收稿日期: 2017-02-15; 接受日期: 2017-04-01; 网络出版日期: 2017-08-23

国家重点基础研究发展计划(973)(批准号: 2012CB316000)和国家自然科学基金(批准号: 61461136004, 61571265, 91638204)资助项目

摘要 近年提出的云无线接入网, 通过集中化改善了小区为中心无线接入网在成本和灵活性方面的瓶颈. 但是, 云无线接入网需要通过前传网大范围汇聚带宽极高的前传采样, 造成了过高的建设与运营成本. 本文针对云无线接入网过度依赖前传通信资源的问题, 依据控制与数据分离的思想设计了一种软件定义超蜂窝网络新型架构, 并提出了在该架构下通过通信与计算协同的资源部署大幅降低前传汇聚带宽的具体方案. 首先基于排队论给出了虚拟基站池中计算资源统计复用增益与池规模的定量关系, 并依据统计复用增益边际效应迅速递减的性质得到了部署中等规模基站池更经济的指导方针. 然后基于图聚类框架针对基带处理功能分割部署问题给出了一种遗传算法, 该算法给出的分割方案可以根据设计偏好在前传带宽成本与计算代价间进行灵活折衷.

关键词 超蜂窝网络, 云无线接入网, 虚拟基站池, 前传网络, 基带功能分割

1 引言

1.1 研究背景

近年来, 随着以智能手机和平板电脑为代表的智能移动设备的普及, 各种移动应用大量涌现并日益参与移动用户的日常生活, 移动互联网流量也随之呈指数增加^[1], 给蜂窝移动通信网络带来了很大的压力. 为了应对增长的需求, 第五代蜂窝网络(5G)相比上一代系统需要具有1000倍的网络容量, 提供100倍的数据速率, 同时还需要承载10亿量级的终端数(包括智能移动设备与机器通信终端)和最低毫秒级的时延^[2]. 针对上述目标, 蜂窝移动网络正在经历长期的技术演进, 通过密集、协作和异构的新网络形态, 压缩小区面积, 拓宽可用频谱, 并吸纳更先进的传输技术.

引用格式: 刘景初, 周盛, 姜之源, 等. 软件定义超蜂窝网络中的通信与计算协同优化. 中国科学: 信息科学, 2017, 47: 1411-1434, doi: 10.1360/N112017-00036
Liu J C, Zhou S, Jiang Z Y, et al. Synergetic communication-and-computation optimization in software-defined hyper-cellular networks (in Chinese). Sci Sin Inform, 2017, 47: 1411-1434, doi: 10.1360/N112017-00036

在蜂窝移动网络的技术演进路径中, 传统以小区为中心的无线接入网实现方式逐渐成为一个比较主要的障碍. 在该方式中, 无线接入网的全部物理层、链路层、媒介接入层以及部分的上层协议栈处理功能, 均在站址处部署的基带处理单元 (base band unit, BBU) 中实现. BBU 与临近的射频处理模块一起被统称为基站. 因为物理部署分散, 每个基站需要单独进行建设维护且资源无法共享, 带来了巨大的建设成本 (CAPEX) 与运维成本 (OPEX). 同时基站与核心网网元和基站与基站间的通信流量由被称为回传网 (backhaul) 的网段承载. 因为回传网一般带宽受限, 也限制了协作通信时基站间的信息传递.

云无线接入网 (cloud radio access network, C-RAN)^[3] 是近年来出现的一种十分有潜力的无线接入网实现新方式. 不同于以小区为中心的无线接入网, 在 C-RAN 中射频信号在紧邻天线的射频拉远单元 (remote radio head, RRH) 处经过下变频与量化成为数字基带信号后, 直接送入前传网 (fronthaul) 进行远距离传输. 前传网将一定区域内各小区的数字基带信号汇总至数据中心, 在一个集中的处理平台中进行数字处理. 在 C-RAN 架构中站址处仅需要安装简单的 RRH 而避免了维护 BBU 及相应的供电和空调等设施, 因此站址的建设与运维成本可以大大降低; BBU 的处理功能汇总到数据中心后可以共享数据中心的基础设施, 通过规模优势进一步降低运维成本; 此外, 有赖于数据中心内部的高带宽, 不同小区间的协作通信得以大大简化. Lin 等^[4] 也于同时期提出了一种类似于 C-RAN 的无线接入云 (wireless network cloud, WNC) 架构.

1.2 相关工作

上述优势使得云无线接入网的概念受到了广泛关注. 文献 [5~7] 提出并分析了其主要架构元素并描述了丰富的应用场景. 文献 [8,9] 针对 C-RAN 在微小区场景中的应用进行了细化设计. 进一步, 文献 [10~13] 研究了 C-RAN 在软件定义无线电 (software-defined radio, SDR) 平台上的实现方案. 在这些方案中, BBU 所承担的计算任务通过软件的方式实现, 并在通用计算平台 (general-purpose platform, GPP) 上进行处理. 这部分软件一般被称作虚拟基站 (virtual base station, VBS). 相比于基于现场可编程逻辑阵列 (field-programable logic array, FPGA) 和数字信号处理器 (digital signal processor, DSP) 的专用处理平台, 在 GPP 上实现新的软件功能更加敏捷灵活, 对计算资源进行调度也更加方便. 此外, 通过计算虚拟化技术可使多个虚拟基站以虚拟基站池 (VBS pool) 的形式共享物理计算资源, 进一步提高资源调度灵活性并降低系统成本^[14].

云无线接入网具有诸多优点, 但是前传带宽是一个严重的瓶颈. 在 C-RAN 中, 数据中心覆盖的各小区产生或待发射的基带信号都需要由前传网负责传递. 考虑一个 20 MHz 的 LTE (long-term evolution) 小区, 单个天线单元在某一频点产生的基带信号需要消耗约 1 Gbps 的前传带宽^[15]. 现网中多天线、多载波和多小区的站址十分普遍, 因此进行大范围基带信号汇聚会占用海量带宽, 需要昂贵的前传基础设施支持. 考虑到未来网络将继续向密集化及宽频化演进, 这一瓶颈将愈发凸显.

在基带信号传输前对其进行压缩是减轻前传带宽压力的一种常用方法. 时域基带信号压缩算法简单且实时性好, 但是一般只能提供 2~3 倍的压缩率. 相比之下频域压缩效率更高, 例如文献 [16] 中提出的算法通过在 RRU 处增加时频变换、调制解调和空间预编码 (precoding) 等额外计算模块, 可获得最多 30 倍的压缩比. 但是频域压缩的相关研究一般没有考虑 RRU 处计算资源极端受限的事实: 因为尺寸和散热等机械限制, 现有 RRU 一般只能搭载有限的计算资源, 在信号处理之余进行复杂的压缩与解压缩处理十分困难. 此外, 基带计算任务一般具有严格的时延要求, 压缩与解压缩操作带来的额外延迟会减小其他计算任务的延时裕量.

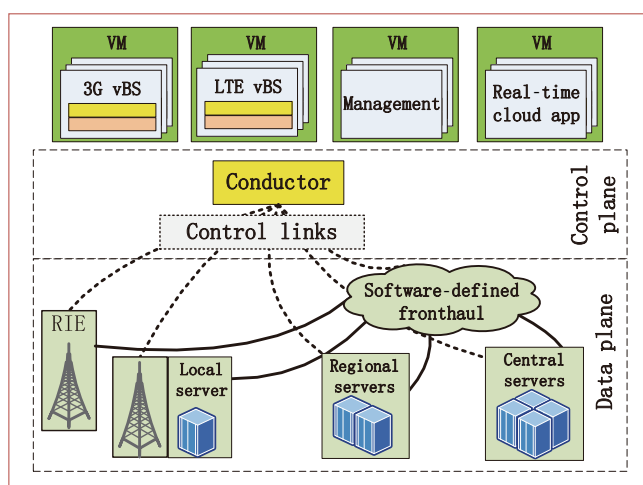


图 1 (网络版彩图) 软件定义超蜂窝网络架构示意图. VM: 虚拟基站; Conductor: 协调器; RfE: 射频接口设备
Figure 1 (Color online) Illustration of the software-defined hyper cellular architecture (SDHCN). VM: virtual machine; RfE: radio interface equipment

尽管现有基带信号压缩算法尚有待改进之处, 但已有相关研究提示了可以通过计算功能在网络中的合理部署压缩前传带宽. 实际上, C-RAN 研究的一个核心难点是通过对通信与计算的协同设计, 取得在一定性能需求和设计约束下最高效的资源配置方案. 为了实现通信与计算的协同, 近年来提出的超蜂窝网络^[17]是一种可以借鉴的架构. 超蜂窝网络通过对控制与业务信道进行适度分离实现了网络的柔性覆盖、资源的弹性匹配以及业务的适度服务, 达到了能效与资源同时优化的目的. 其中控制与数据分离的思想可以从通信资源扩展到计算资源, 实现通信与计算协同的资源配置.

1.3 内容概要

基于以上思路, 本文提出了一个控制与数据分离的软件定义超蜂窝网络 (software-defined hyper-cellular network, SDHCN) 架构, 并在此架构下提出了两种通过通信与计算的协同优化降低前传带宽的方案. 第 2 节首先介绍软件定义超蜂窝网络架构的构成. 第 3 节总结对虚拟基站池计算资源统计复用效应的建模分析成果, 给出通过合理控制池规模降低前传成本的方案. 第 4 节继续总结对基带功能分割的研究成果, 给出面向灵活分割的图聚类遗传算法和相关的仿真结果. 第 5 节对全文内容进行总结.

2 通信与计算协同的软件定义超蜂窝网络

本文提出的软件定义超蜂窝网络架构如图 1 所示, 相关工作已经发表在文献 [18, 19] 中. 该架构包含虚拟化的基础设施和软件定义的服务. 虚拟化的基础设施可以进一步分解为异构的数据平面物理资源与一个解耦的控制平面协调器. 协调器通过通信与计算的协同对数据平面异构物理资源进行虚拟化. 软件定义的服务基于虚拟资源构建. 注意协调器仅仅是逻辑集中的实体, 其物理上可通过层次化的结构实现以提高可扩展性.

2.1 数据平面

SDHCN 中的数据平面包含射频接口设备 (radio interface equipment, RIE)、软件定义前传网 (software-defined fronthaul) 和计算服务器 (servers).

射频接口设备: RIE 对射频信号和数字信号进行转换, 并负责一部分射频资源切割工作. 在下行方向, RIE 将基带采样信号转换为射频信号; 在上行方向, RIE 接收空中的无线电信号并将其转化为基带数字采样. RIE 中的射频链有别于传统射频链, 可以进行如中心频率重配置和休眠等重构操作, 但每个 RIE 的重构能力可能因为实现细节不同而有差异.

软件定义前传网: RIE、计算服务器和其他系统组件通过一个软件定义的包交换前传网连接. 该网络的物理层包含软件定义交换机和时间频率同步设备. 软件定义交换机由协调器统一管理以进行如构建转发表等控制操作. 基带处理功能产生的信息在该前传网络中基于包的形式进行传递, 因此可以动态调整虚拟基站和远端站址的逻辑连接关系. 同时为了降低开销, 包的传输通过虚电路的方式进行会话式管理.

计算服务器: 计算服务器负责所有数据平面的计算任务. 除了与通信有关的基带计算任务, 也可以承载应用层的计算任务, 形成边缘计算服务器 (edge server). 计算服务器并不是全集中的, 除了像公有云数据中心大规模聚集放置外, 还散布在站址处以处理时延严苛的任务, 或负责对某个区域进行小范围的计算任务汇聚. 各计算服务器计算能力可以不同, 例如, 因为站址处业务有限并且有物理限制相应的计算服务器处理能力有限, 区域计算服务器处理能力更强, 而数据中心中的计算服务器则具有很高的计算能力. 计算服务器也可以为了增加某些任务的处理效率在通用计算资源外配备硬件加速器.

2.2 控制平面

协调器通过南向接口控制数据平面的物理资源, 具体控制功能包含射频接口管理、前传会话管理和位置感知计算管理. 数据平面的资源在专用的控制信道接收控制指令并向协调器汇报网络上下文信息. 控制信道既可以是是有线的 (控制网络侧资源), 也可以是无线的 (控制用户侧资源).

射频接口管理: 射频接口管理模块控制在 RIE 上传输的射频资源和传输功率. 虽然射频资源在 RIE 上传输, 但是可能依赖站址处的计算服务器来提供精细的射频资源管理, 或者通过软件定义的方式进行更灵活的虚拟化. 射频接口管理器可以有选择性地关闭 RIE 来减少系统能耗.

前传会话管理: 前传会话管理功能对软件定义交换机进行调度并对前传会话进行管理, 以此提供有一定服务质量保证的端到端前传服务. 该功能拥有一个业务需求数据库, 还能够感知软件定义交换机的容量、占用率和服务策略. 这些信息均通过控制信道进行定时更新. 基于上述信息, 前传会话管理模块可以指挥交换机预留链路和交换资源来保证服务质量.

位置感知计算: 位置感知计算功能根据计算任务与各地计算资源的匹配性调度计算服务器. 计算任务一般有一定的计算资源需求和时延需求; 同时不同地点的计算服务器也可能有不同的计算能力. 位置感知计算的目的是通过计算任务与资源的匹配实现实时性、资源占用率与能耗间的最优折衷. 为了完成此项工作, 位置感知计算功能模块需要获知计算任务的时延、资源需求、发生地点和目标地点等信息, 并考虑不同位置计算服务器的占用率和运营商的服务策略. 因为处理结果需要被发送到不同地点, 分配策略也取决于对应前传链路的服务质量.

控制平面的北向接口负责对资源进行虚拟化并整合为一个虚拟的基础设施. SDHCN 提供以下 3 种虚拟资源.

虚拟计算资源: 计算资源通过虚拟机的方式表达. 这些虚拟机和互联网公有云的虚拟机不同, 需要提供实时处理能力. 为此, 协调器调用位置感知计算模块对物理计算资源和计算任务进行匹配. 这些虚拟机有可能被动态地迁移到不同的物理计算服务器中, 以在变化的环境中维持性能.

虚拟前传资源: 虚拟前传资源以具有一定服务质量保证的端到端链路来呈现, 主要指标包括带宽和时延. 不同服务对于上述指标的需求可能大不相同. 例如, 基带处理任务需要 Gbps 量级的带宽和 100 μ s 尺度的时延; 而移动云计算服务需要 Mbps 量级的带宽和 10 ms 尺度的时延. 协调器依赖前传会话管理器来对异构的数据平面物理资源进行协同调度以满足上述需求.

虚拟射频资源: 调度器在射频接口管理功能的帮助下进行射频资源的虚拟化. 虚拟射频资源的表现形式为在某一地点以某信干噪比传输一定的时频资源块. 选取这种底层抽象的原因是: 底层抽象更易于构建软件定义的基带处理功能. 应用层服务使用更高层次的射频资源抽象有时更方便, 此时可以基于底层抽象构建高层射频资源.

2.3 软件定义服务

基于虚拟资源可以方便地部署各种软件定义服务. 服务提供商可以根据需求来申请和使用虚拟资源, 而不需要直接操作物理资源, 这可以极大地简化服务的构建和部署过程. 上述架构能支持的一种最基本服务就是虚拟基站, 运营商只需要请求相应的虚拟资源并部署虚拟基站软件, 一个与物理基站功能等同的基站就能够被轻松地部署到位. 其他的移动通信功能可以基于基站进一步构建. 当然, 该架构也能支持高级的无线通信功能, 包括动态调整虚拟基站池规模和基带功能分割的方式. 此外, 该架构还支持部署类似互联网公有云的应用层服务, 并提供更好的延时保障.

3 虚拟基站池的统计复用增益分析

云无线接入网中虚拟基站池的规模和计算资源统计复用增益正相关, 也与其覆盖范围内小区的前传网传输成本成正比, 因此通过调整虚拟基站池的规模, 可以在计算增益与前传网通信成本间进行不同的折衷. 本节总结笔者课题组对虚拟基站池中计算资源的统计复用效应的建模分析工作, 研究成果已经发表在文献 [20, 21] 中. 首先为异构虚拟基站池提出了一个会话 (session) 时间尺度的随机排队模型, 该模型考虑了基站池中计算资源与射频资源的双重约束和半动态的资源管理算法. 该模型构成一个连续时间的多维 Markov 链, 并具有一个乘积形式的稳态分布, 可以被用来分析实时业务和延时容忍业务下的统计复用增益. 为衡量基站池的通信服务质量, 随后给出了一种计算会话阻塞率的递归算法, 该算法将穷举算法的指数复杂度降至平方复杂度; 进一步, 对于规模很大的基站池给出了会话阻塞率的闭式表达式, 以进一步简化对服务质量的评估. 基于上述理论结果对不同规模虚拟基站池的统计复用增益进行了数值分析. 结果显示统计复用增益在基站池较小时随规模增加迅速, 但是其进一步增加的边际效应迅速递减; 在大池中递减速度指数约在池规模的 $\frac{3}{4}$ 与 $\frac{1}{2}$ 之间. 此外还对统计复用增益与负载率、服务质量要求的关系进行了定性分析.

3.1 虚拟基站池模型

本节介绍会话时间尺度的虚拟基站池 Markov 模型并推导其稳态概率. 如图 2 所示, 为保证模型的一般性, 假设其中有 V 类虚拟基站, 第 v 类 ($v = 1, 2, \dots, V$) 基站总共有 M_v 个. 每个第 v 类基站被分配有 K_v 单位的射频通信资源. 所有类别基站共享总量为 N 单位的计算资源来对用户会话进行

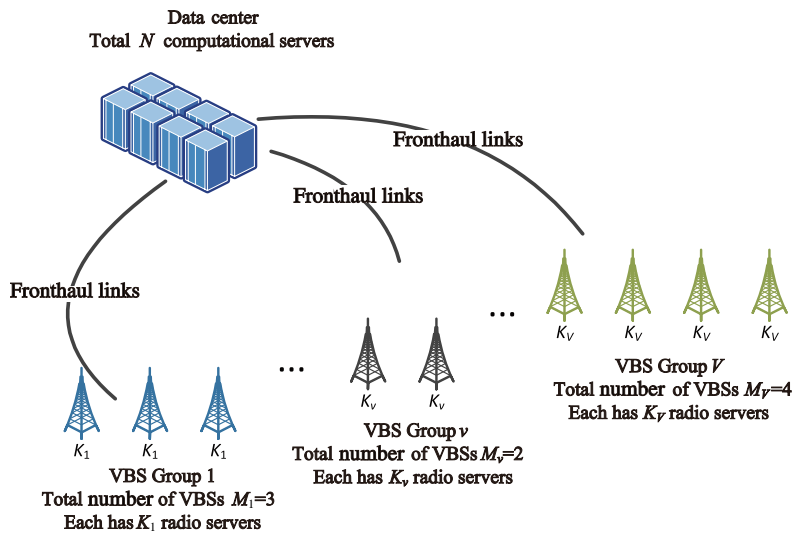


图 2 (网络版彩图) 异构虚拟基站池示意图. 虚拟基站按类别分为 V 组, 每组中各虚拟基站配备等量射频服务器, 各组虚拟基站在数据中心中共用 N 个计算服务器

Figure 2 (Color online) Illustration of a heterogeneous virtual base station (VBS) pool. VBSs are classified into V groups. VBSs in the same group have the same amount of radio servers, while VBSs from all groups share N computational servers in the data center

基带信号处理. 对于每个用户会话, 假设需要同时占用一个单位的射频通信资源和一个单位的计算资源¹⁾. 为简化表示, 下面用射频服务器 (radio server, or r-server) 和计算服务器 (computational server, or c-server) 来分别指代射频和计算资源.

3.1.1 会话模型与接入控制

到达: 假设在虚拟基站的覆盖范围内, 用户会话到达服从独立的 Poisson 随机过程. 显然, 在用户分布均匀的假设下, 一个虚拟基站内的总用户会话到达率正比于其覆盖范围面积. 本模型允许不同类型虚拟基站具有不同大小的覆盖面积, 故而也就具有不同大小的用户会话到达率, 第 v 类虚拟基站的总会话到达率为 λ_v .

服务: 进一步, 假设每个用户会话需要的服务量服从指数分布, 其中服务量可以根据应用场景做解读. 例如, 在语音通话场景中服务量可以被解释为通话时间, 而在蜂窝数据会话中则可以被解释为传输的总比特数. 需注意, 为每个会话配备的射频和计算资源能够持续保证其瞬时服务量需求被满足, 因此如果会话瞬时服务量需求低于峰值, 为其配备的物理资源则被闲置. 假设虚拟基站池的资源管理器为每类虚拟基站分配的服务能力是该类基站服务的总会话数的函数, 并且服务能力被各会话平分. 如果第 m 个 v 类虚拟基站在时间 t 时的会话数为 $U_{v,m}(t)$, 那么上面所描述的服务机制可以被表达为对于第 m 个 v 类虚拟基站, 其在 t 时刻的会话离去率可以被表示为函数 $f_v(U_{v,m}(t))$. 上述 Poisson 假设在需要检验随机性对系统性能影响的已有工作中被广泛使用 [22, 23].

接入控制: 为保证已接收的会话一直有足够的射频服务器和计算服务器, 需要在虚拟基站池中为新到达的会话施加接入控制. 对于来自于第 v 类虚拟基站的会话, 当且仅当服务它的虚拟基站中被占用的射频服务器数目小于 K_v , 且虚拟基站池中被占用的总计算服务器数目小于 N 时才允许介入, 否

1) 当然, 基带处理中也有与用户会话数无关的计算负载, 但是研究 [11] 指出绝大部分的计算负载还是逐用户的计算任务, 因此总计算量基本与用户会话数量成正比.

则将其阻塞.

3.1.2 稳态分布

在前面假设了第 m 个 v 类虚拟基站在时间 t 时的会话数为 $U_{v,m}(t)$, 基于到达和服务过程的 Markov 性, 很明显 $\mathbf{U}(t)$ 是一个多维 Markov 生灭过程; 结合系统的接入控制机制可以得到系统的状态空间:

$$\mathbf{U}(t) \in U = \left\{ \mathbf{u} \mid 0 \leq u_{v,m} \leq K_v, 0 \leq \sum_{v=1}^V \sum_{m=1}^{M_v} u_{v,m} \leq N, u_{v,m} \in \mathbb{N} \right\}, \quad (1)$$

其中 $\mathbf{u} = (u_{1,1}, \dots, u_{1,M_1}, \dots, u_{V,1}, \dots, u_{V,M_V})^T$ 是状态向量. 从状态 \mathbf{u}' 到状态 \mathbf{u}'' 的转移率为

$$q_{\mathbf{u}'\mathbf{u}''} = \begin{cases} \lambda_v, & \mathbf{u}'' - \mathbf{u}' = \mathbf{e}_{v,m}; \\ f_v(u'_{v,m}), & \mathbf{u}'' - \mathbf{u}' = -\mathbf{e}_{v,m}; \\ -\lambda_v - f_v(u'_{v,m}), & \mathbf{u}'' = \mathbf{u}'; \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \quad (2)$$

其中 $u'_{v,m}$ 是 \mathbf{u}' 的第 $\sum_{w=1}^{v-1} M_w + m$ 项, 且

$$\mathbf{e}_{v,m} = \left(0, \dots, 0, \underbrace{1}_{\text{第 } \sum_{w=1}^{v-1} M_w + m \text{ 项}}, 0, \dots, 0 \right)^T$$

是长度为 $\sum_{v=1}^V M_v$ 的列向量. 为了便于理解, 图 3 中给出了一个简单例子的状态转移示意图, 其参数为 $V = 1, M_1 = 2, K_1 = 3, N = 4, f_1(n) = n\mu_0$.

一个类似的随机背包问题^[24] 也被已有工作研究过, 该问题是传统背包问题的随机扩展. 具体来讲, 物品随机到达和离去背包并占用一定空间. 本节提出的模型等价于施加了具有坐标凸性的准入控制策略的随机背包. 但是, 已有工作的重点是找到可以最大化物品存储收益的准入策略, 而且受限问题复杂度, 一般仅求解维度很小的问题; 对比之下, 本部分成果的研究目标是计算系统的阻塞率而不是收益, 并且需要求解大规模虚拟基站池中的大维度问题.

Kaufman 在文献 [25] 中已经在更一般的条件中证明了 $\mathbf{U}(t)$ 的可逆性, 并具有乘积形式的稳态分布

$$\Pr \{ \mathbf{u} \} = P_0 \prod_{v=1}^V \prod_{m=1}^{M_v} \frac{\lambda_v^{u_{v,m}}}{\prod_{i=1}^{u_{v,m}} f_v(i)}, \quad (3)$$

其中,

$$P_0 = \Pr \{ 0, \dots, 0, \dots, 0 \} = \left(\sum_{\mathbf{u} \in U} \prod_{v=1}^V \prod_{m=1}^{M_v} \frac{\lambda_v^{u_{v,m}}}{\prod_{i=1}^{u_{v,m}} f_v(i)} \right)^{-1} \quad (4)$$

是零状态的概率, 该概率可以通过概率分布总和为 1 的性质导出. 从式 (3) 和 (4) 中可以看到, 任何一个状态 \mathbf{u} 在稳态分布下的概率正比于一系列项的乘积, 并且这些项仅取决于 \mathbf{u} 的参数值.

注释 1 上面的问题中假设服务量需求服从指数分布, 然而值得一提的是, Kaufman 在文献 [25] 中指出上述乘积形式的解适用于任何具有有理 Lapras 变换的服务量分布.

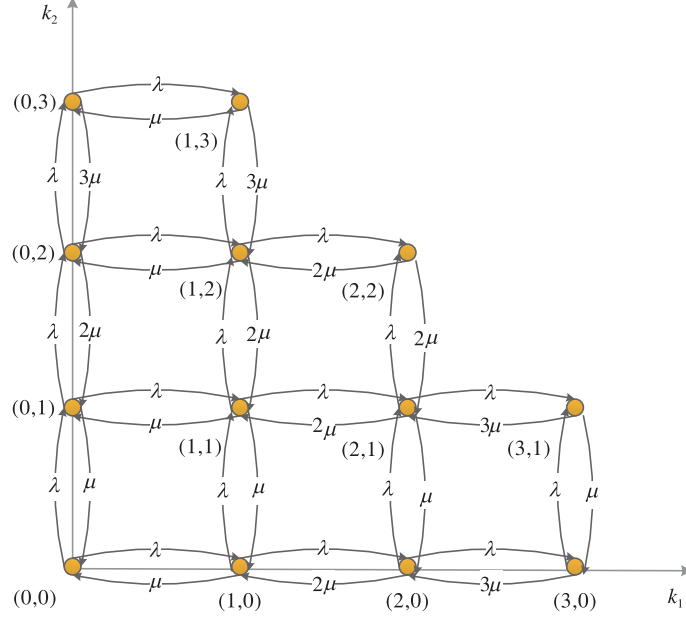


图 3 (网络版彩图) 双基站虚拟基站池的状态转移图. k_1 和 k_2 轴分别代表两虚拟基站的活跃会话数. $K = 3$, $N = 4$, $f_1(n) = n\mu_0$

Figure 3 (Color online) State transition illustration for a virtual base station (VBS) pool with two VBSs. Axis k_1 and axis k_2 denote the number of active sessions in the two VBSs, respectively. $K = 3$, $N = 4$, $f_1(n) = n\mu_0$

3.2 阻塞概率分析

3.2.1 穷举求解

对虚拟基站池施加的准入策略将导致会话的阻塞, 这些阻塞事件可以被归为互斥的两类: 射频阻塞事件 B_r 和计算阻塞事件 B_c . 其中, 射频阻塞为仅因为射频服务器不足造成的阻塞事件, 也就是说 $U_{v,m}(t^-) = K$ 且 $\sum_{v=1}^V \sum_{m=1}^{M_v} U_{v,m}(t^-) < N$, 而计算阻塞由计算服务器不足造成 (射频服务器也有可能同时不足), 也就是说 $\sum_{v=1}^V \sum_{m=1}^{M_v} U_{v,m}(t^-) = N$. 这里 t^- 代表会话到达之前的时刻. 根据上述定义, 显然射频阻塞与计算阻塞是互斥事件 $B_r \cap B_c = \emptyset$. 进一步, 定义射频与计算阻塞事件的并集为总体阻塞集合 $B = B_r \cup B_c$.

下面推导上面两种事件发生概率的表达式. 根据 PASTA 定律 [26], 阻塞率可以通过上面导出的稳态概率求得, 其中第 v 类虚拟基站的会话射频阻塞率为

$$P_v^{\text{br}} = \sum_{m=1}^{M_v} \frac{1}{M_v} \sum_{\mathbf{u} \in U_{\text{br}}^{v,m}} \Pr\{\mathbf{u}\} = P_0 \sum_{\mathbf{u} \in U_{\text{br}}^{v,1}} \prod_{w=1}^V \prod_{m=1}^{M_w} \frac{\lambda_w^{u_{w,m}}}{\prod_{i=1}^{u_{w,m}} f_w(i)}, \quad (5)$$

$$= P_0 \frac{\lambda_v^{K_v}}{\prod_{i=1}^{K_v} f_v(i)} \cdot \sum_{\mathbf{u} \in U_{\text{br}}^{v,1}} \left[\left(\prod_{w \neq v} \prod_{m=1}^{M_w} \frac{\lambda_w^{u_{w,m}}}{\prod_{i=1}^{u_{w,m}} f_w(i)} \right) \cdot \left(\prod_{m=2}^{M_v} \frac{\lambda_v^{u_{v,m}}}{\prod_{i=1}^{u_{v,m}} f_v(i)} \right) \right], \quad (6)$$

其中 $U_{\text{br}}^{v,m} = \{\mathbf{u} \mid u_{v,m} = K_v, u_{1,1} + \dots + u_{1,M_1} + \dots + u_{V,1} + \dots + u_{V,M_V} < N\}$, 另外式 (5) 因为式 (3) 对于各 v 对称, 所以成立: $\Pr\{\dots, u_{v,i}, \dots, u_{v,j}, \dots\} = \Pr\{\dots, u_{v,j}, \dots, u_{v,i}, \dots\}$.

类似地, 虚拟基站池中的计算阻塞率为

$$P^{\text{bc}} = \sum_{\mathbf{u} \in U_{\text{bc}}^N} \Pr\{\mathbf{u}\} = P_0 \sum_{\mathbf{u} \in U_{\text{bc}}^N} \prod_{v=1}^V \prod_{m=1}^{M_v} \frac{\lambda_v^{u_{v,m}}}{\prod_{i=1}^{u_{v,m}} f_v(i)}, \quad (7)$$

其中 $U_{\text{bc}}^N = \{\mathbf{u} \mid u_{1,1} + \dots + u_{1,M_1} + \dots + u_{V,1} + \dots + u_{V,M_V} = N, u_{v,m} \leq K_v\}$. 根据上面推导的射频和计算阻塞率公式, 第 v 类基站的总体阻塞率可以将两者相加得到

$$P_v^{\text{b}} = \Pr\{B\} = P_v^{\text{br}} + P_v^{\text{bc}}. \quad (8)$$

3.2.2 递归求解

理论上, 任何系统参数下的阻塞率均可以通过上面的穷举算法求解. 但是穷举算法具有指数复杂度, 因此对于规模很大的基站池将变得难以实现. 为了降低计算复杂度, 研究成果中给出了一种计算阻塞概率的递归解法. 首先引入了两个辅助函数以重新表达上面的阻塞概率, 并基于新表达给出了递归算法和其计算复杂度分析. 这两个辅助函数如下:

$$C(N, \mathbf{M}) = \sum_{\mathbf{u} \in U_{\text{bc}}^N} \prod_{w=1}^V \prod_{m=1}^{M_w} \frac{\lambda_w^{u_{w,m}}}{\prod_{i=1}^{u_{w,m}} f_w(i)}, \quad (9)$$

$$R(N, \mathbf{M}) = \sum_{\mathbf{u} \in (U_{\text{bc}}^N)^{\text{C}}} \prod_{w=1}^V \prod_{m=1}^{M_w} \frac{\lambda_w^{u_{w,m}}}{\prod_{i=1}^{u_{w,m}} f_w(i)}, \quad (10)$$

其中 $\mathbf{M} = (M_1, \dots, M_v, \dots, M_V)^{\text{T}}$, 集合 $(U_{\text{bc}}^N)^{\text{C}} = \{\mathbf{u} \mid u_{1,1} + \dots + u_{1,M_1} + \dots + u_{V,1} + \dots + u_{V,M_V} < N, u_{v,m} \leq K_v\}$ 是集合 U_{bc}^N 在集合 U 中的补集. 显然, $C(N, \mathbf{M})$ 与 $R(N, \mathbf{M})$ 分别正比于集合 U_{bc}^N 和 $(U_{\text{bc}}^N)^{\text{C}}$ 中所有事件的概率和. 因此, 阻塞概率表达式 (6) 和 (7) 可以被重新表达为

$$\begin{aligned} P_v^{\text{br}} &= P_0 \cdot \frac{\lambda_v^{K_v}}{\prod_{i=1}^{K_v} f_v(i)} R(N - K_v, \mathbf{M} - \hat{\mathbf{e}}_v), \\ P^{\text{bc}} &= P_0 \cdot C(N, \mathbf{M}), \\ P_0 &= R^{-1}(N + 1, \mathbf{M}), \end{aligned} \quad (11)$$

其中 $\hat{\mathbf{e}}_v = (0, \dots, 0, \overbrace{1}^{v\text{-th}}, 0, \dots, 0)^{\text{T}}$ 是长度为 V 的列向量. 根据 $C(N, \mathbf{M})$ 和 $R(N, \mathbf{M})$ 的定义, 可以获得下面的递归关系:

$$C(N, \mathbf{M}) = \begin{cases} \frac{\lambda_v^{N_2(v)}}{\prod_{i=1}^{N_2(v)} f_v(i)}, & \mathbf{M} = \hat{\mathbf{e}}_v; \\ \sum_{n=N_1(v)}^{N_2(v)} \frac{\lambda_v^n}{\prod_{i=1}^n f_v(i)} C(N - n, \mathbf{M} - \hat{\mathbf{e}}_v), & \mathbf{M} > \hat{\mathbf{e}}_v, \end{cases} \quad (12)$$

$$R(N, \mathbf{M}) = \begin{cases} 0, & N = 1; \\ R(N + 1, \mathbf{M}) - C(N, \mathbf{M}), & 1 < N < \mathbf{M}^{\text{T}} \mathbf{K} + 1; \\ \prod_{w=1}^V \left(\sum_{n=1}^{K_w} \frac{\lambda_w^n}{\prod_{i=1}^n f_w(i)} \right)^{M_w}, & N = \mathbf{M}^{\text{T}} \mathbf{K} + 1, \end{cases} \quad (13)$$

其中 $N_1(v) = \max[0, N - \sum_{w \neq v} M_w K_w - (M_v - 1)K_v]$, $N_2(v) = \min(K_v, N)$, $\mathbf{M}^T \mathbf{K} = \sum_{w=1}^V M_w K_w$. 根据上述递归关系, 可以通过递推方法计算任意系统参数下 $C(N, \mathbf{M})$ 和 $R(N, \mathbf{M})$ 的值. 具体来讲, 可以从任意 \hat{e}_v 开始根据式 (12) 递推计算 $C(N, \mathbf{M})$. 然后, 可以根据式 (13), 重用已经计算出的 $C(N, \mathbf{M})$, 从 $N = 0$ 或 $N = \mathbf{M}^T \mathbf{K} + 1$ 开始来递推计算 $R(N, \mathbf{M})$. 需注意式 (12) 中 \mathbf{M} 与 \hat{e} 的比较是逐元素的, 据此, 在非空池中 \mathbf{M} 应大于或等于 \hat{e} . 根据上述递归关系, 阻塞概率的计算复杂度可以如下面定理所述被降低到最多为池规模的二次方.

定理1 (见参文 [21]) 上述递归算法总计算复杂度上界为

$$C \leq \left[(\max_v K_v)^2 + \max_v K_v \right] \cdot |\mathbf{M}|^2. \quad (14)$$

3.2.3 大池近似

对于十分大的虚拟基站池, 上面推导出的平方计算复杂度算法依旧有可能变得过于复杂. 为了处理这种情况, 本文对大虚拟基站池给出了一个闭式的阻塞率近似表达式. 首先定义辅助变量: 使得 $\tilde{U}_{w,m}$ 为 $N \geq \mathbf{M}^T \mathbf{K}$ 时第 m 个 w 类虚拟基站中的会话数. $\mu_w = \mathbb{E}[\tilde{U}_{w,m}]$, $\sigma_w^2 = \text{Var}[\tilde{U}_{w,m}]$. 同时, 使 $\tilde{S}_{\mathbf{M}} = \frac{1}{|\mathbf{M}|} \sum_{w=1}^V \sum_{m=1}^{M_w} \tilde{U}_{w,m}$, $\tilde{S}_{M_w} = \frac{1}{M_w} \sum_{m=1}^{M_w} \tilde{U}_{w,m}$, 基于上述符号, 可以得到大池下的阻塞率近似公式.

定理2 (大池阻塞率近似 [21]) 对于 $N > |\mathbf{M}| \mu$, 第 v 类虚拟基站的会话阻塞率为

$$\lim_{|\mathbf{M}| \rightarrow \infty} P_v^{\text{b}} = \frac{1}{\sqrt{2\pi} |\mathbf{M}| \sigma^2} \cdot \frac{1}{e^{\alpha^2/2} - 1} + \tilde{P}_v^{\text{br}}, \quad (15)$$

其中 $\mu = \sum_{w=1}^V \beta_w \mu_w$, $\sigma^2 = \sum_{w=1}^V \sigma_w^2$, $\beta_w = \lim_{|\mathbf{M}| \rightarrow \infty} \frac{M_w}{|\mathbf{M}|}$; $\alpha = \frac{N - |\mathbf{M}| \mu}{\sqrt{|\mathbf{M}|} \sigma}$ 是归一化的计算服务器预留量; \tilde{P}_v^{br} 是 $N > \mathbf{M}^T \mathbf{K}$ 时第 v 类虚拟基站中的总会话阻塞概率.

注释2 只要 $\tilde{U}_{v,m}$ 的一阶和二阶矩已知, 会话阻塞率可以代入式 (15) 直接求得.

注释3 阻塞率式 (15) 可以被解耦为两项, 第 1 项反映了计算资源不足引发的阻塞事件, 而第 2 项反映了射频资源不足引发的阻塞事件. 因此在大虚拟基站池中射频与计算不足对阻塞的贡献是解耦的.

3.3 统计复用增益分析

因为多个虚拟基站共享同一批计算资源, 很自然相比非池化方式可以通过统计复用节省部分计算资源. 下面总结对统计复用增益的理论分析. 首先对大基站池中计算资源的利用率进行渐进分析.

定理3 (大池利用率极限 [21]) 当计算服务器充足 (计算服务器数量大于等于射频服务器数量, $N \geq \mathbf{M}^T \mathbf{K}$), 且基站池规模 $|\mathbf{M}| \rightarrow \infty$ 时, 计算资源的利用率收敛于一个小于 1 的常数,

$$\lim_{|\mathbf{M}| \rightarrow \infty} \eta \triangleq \frac{\sum_{w=1}^V \sum_{m=1}^{M_w} \tilde{U}_{w,m}}{N} \xrightarrow{\text{a.s.}} \frac{|\mathbf{M}| \mu}{N} < 1. \quad (16)$$

上述定理指出当虚拟基站池充分大时, 有 $1 - \eta$ 比例的计算资源是冗余的, 这个比例可以看作是统计复用带来的计算资源节省的上限. 因此, 可以利用计算资源利用率与大虚拟基站池中极限利用率 η 之差来刻画剩余的统计复用增益:

定义1 (剩余统计复用增益) 虚拟基站池中剩余统计复用增益为

$$g_r \triangleq \frac{N}{\mathbf{M}^T \mathbf{K}} - \eta. \quad (17)$$

需注意, 尽管统计复用效应为减小计算资源预留提供了可能, 但也具有副作用, 会使得总阻塞率 P^b 有所提升 (如式 (15)). 因此, 统计复用增益和系统的服务质量存在折衷关系, 且只要服务质量的恶化不是很显著, 这种折衷就是有益. 根据定理 2, 可以导出以下引理来直接刻画服务质量恶化的显著性, 并给出不同规模基站池的近似统计复用增益.

引理1 (临界折衷点) 当 $|\mathbf{M}| \rightarrow \infty$ 时, 能够保证对所有 v 类虚拟基站都有 $P_v^b \leq \bar{P}_v^{\text{br}} + \delta$ ($\delta \approx 0$) 的最小相对计算资源数量 α^* 为

$$\alpha^* = \sqrt{2 \ln \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi} |\mathbf{M}| \sigma^2 \delta^2} + 1 \right)}. \quad (18)$$

在数值结果中将看到, 这里给出的临界折衷点实际上是阻塞率开始随着计算资源数量减少而迅速提升的点. 在此临界折衷点, 剩余的统计复用增益为

$$g_r^* = \frac{N - |\mathbf{M}| \mu}{\mathbf{M}^T \mathbf{K}} = \sigma \frac{\alpha^* \sqrt{|\mathbf{M}|}}{\mathbf{M}^T \mathbf{K}} \in \frac{\alpha^*}{\sqrt{|\mathbf{M}|}} \cdot \left[\frac{\sigma}{\max_v K_v}, \frac{\sigma}{\min_v K_v} \right], \quad (19)$$

据此可知 g_r^* 约正比于 $\frac{\alpha^*}{\sqrt{|\mathbf{M}|}}$. 需注意 α^* 也是池规模 $|\mathbf{M}|$ 的函数, 因此 g_r^* 并不一定正比于 $\frac{1}{\sqrt{|\mathbf{M}|}}$, 但下面两个极端场景将有助于理解 g_r^* 与池规模的关系.

极端场景 1: 如果 $|\mathbf{M}|$ 不是很大, 能够保证 $\sqrt{2\pi} |\mathbf{M}| \sigma^2 \delta^2 \ll 1$ 且 $\sqrt{|\mathbf{M}|} \ll \frac{1}{\delta^2}$, 那么 α^* 约为常数,

$$\alpha^* \approx \sqrt{2 \ln \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi} |\mathbf{M}| \sigma^2 \delta^2} \right)} = \sqrt{\ln \left(\frac{1}{2\pi \sigma^2} \right) + \ln \left(\frac{1}{\delta^2} \right) + \ln \left(\frac{1}{|\mathbf{M}|} \right)} \approx \sqrt{\ln \left(\frac{1}{2\pi \sigma^2 \delta^2} \right)}. \quad (20)$$

在此场景中, $g_r^* \propto |\mathbf{M}|^{-1/2}$, 其随池规模 $|\mathbf{M}|$ 下降缓慢. 当然, 因为剩余统计复用增益最大为 1, 一个较小的 $|\mathbf{M}|$ 已经能够提供可观的增益.

极端场景 2: 如果 $|\mathbf{M}|$ 很大, 能够保证 $\sqrt{2\pi} |\mathbf{M}| \sigma^2 \delta^2 \gg 1$, 这时注意到 $\lim_{x \rightarrow 0} \ln(1+x) \approx x$, 可以得到

$$\alpha^* \approx \sqrt{2 \frac{1}{\sqrt{2\pi} |\mathbf{M}| \sigma^2 \delta^2}} \propto |\mathbf{M}|^{-1/4}. \quad (21)$$

此时 $g_r^* \propto |\mathbf{M}|^{-3/4}$, 这意味着剩余统计复用增益的减小在大池下有所加速.

注释4 从式 (18) 中可见, 临界点的位置与虚拟基站种类 v 无关. 这表示虚拟基站池的异构性对阻塞率的影响在大池下消失.

上述理论结果可以被应用到具体的场景中计算相应参数. 具体地说, 需要获得会话数的一阶矩和二阶矩信息. 下面分别总结针对实时业务和延时容忍业务的参数推导结果.

3.3.1 实时业务

对于语音通话类的实时业务, 活跃会话会带来恒定速率的计算负载. 因此, 在会话到达时为每个会话预留专用的计算服务器和射频服务器以保证一定的服务质量. 在此场景下服务需求等价于服务时长, 此时长在会话被接收后就不再取决于资源调度策略. 因为这个原因, 可以将离去率函数简单地表示为 $f_v(i) = i\mu_0$. 这里服务质量目标是保证第 v 类虚拟基站的总阻塞概率低于一个阈值 P_v^{bth} . 显然,

在计算资源充足时 ($N > \mathbf{M}^T \mathbf{K}$), 不同虚拟基站中的会话动态数随机变量相互独立, 因此射频阻塞率 \tilde{P}_v^{br} 为

$$\tilde{P}_v^{\text{br}} = \frac{a_v^{K_v}}{K_v!} \left(\sum_{i=0}^{K_v} \frac{a_v^i}{i!} \right)^{-1} \leq P_v^{\text{bth}} \approx 0, \quad (22)$$

其中 $a_v = \lambda_v / \mu_v$. 此外, $\tilde{U}_{v,m}$ 的一二阶矩有如下近似:

$$\mathbb{E} [\tilde{U}_{v,m}] = \frac{\sum_{i=0}^{K_v} i \frac{a_v^i}{i!}}{\sum_{i=0}^{K_v} \frac{a_v^i}{i!}} = \frac{a \sum_{i=0}^{K_v-1} \frac{a_v^i}{i!}}{\sum_{i=0}^{K_v} \frac{a_v^i}{i!}} = a_v \left(1 - \frac{a_v^{K_v}}{K_v!} \left(\sum_{i=0}^{K_v} \frac{a_v^i}{i!} \right)^{-1} \right) \approx a_v, \quad (23)$$

$$\mathbb{E} [\tilde{U}_{v,m}^2] = \frac{\sum_{i=0}^{K_v} i^2 \frac{a_v^i}{i!}}{\sum_{i=0}^{K_v} \frac{a_v^i}{i!}} = \frac{a_v \sum_{i=0}^{K_v-1} (i+1) \frac{a_v^i}{i!}}{\sum_{i=0}^{K_v} \frac{a_v^i}{i!}} = \frac{a_v (\sum_{i=0}^{K_v-1} \frac{a_v^i}{i!} + a_v \sum_{i=0}^{K_v-2} \frac{a_v^i}{i!})}{\sum_{i=0}^{K_v} \frac{a_v^i}{i!}} \approx a_v + a_v^2, \quad (24)$$

进而 $\mu_v \approx a_v$, $\sigma_v^2 \approx a_v$.

3.3.2 延时容忍业务

对于数据服务等延时容忍类业务, 资源调度器可以机会性地将总服务能力在各会话间进行分配. 这里假设基站池为第 v 类基站预留了恒定的服务速率 $f_v(i) = \mu_v$ 并且使用比例公平调度算法以将服务速率平均分配到活跃会话中. 尽管该假设给出了一个服务器共享模型, 实际上也可以被等价为一个有相同到达和服务率的 Markov 排队模型. 注意因为会话需要占用一定数量的射频资源进行信令通信, 新的会话会因为射频信令通道不足而被拒绝, 不论是否还有数据通道剩余. 此外, 很多延时容忍类业务具有最低服务速率需求, 这也限制了同一个虚拟基站能够同时服务的会话总数.

为了推导该场景中的统计参数, 首先定义 $a_v = \lambda_v / \mu_v$ 为虚拟基站的负载率并定义下述辅助函数:

$$\begin{aligned} A(a, K) &= \sum_{i=0}^K a^i = \frac{1 - a^{K+1}}{1 - a}, \\ A'_a(a, K) &= \left(\sum_{i=0}^K a^i \right)'_a = \sum_{i=1}^K i a^{i-1} = \frac{1 - (K+1)a^K + K a^{K+1}}{(1-a)^2}, \\ A''_a(a, K) &= \left(\sum_{i=0}^K a^i \right)''_a = \sum_{i=2}^K i(i-1) a^{i-2}. \end{aligned} \quad (25)$$

根据上述定义, $\tilde{U}_{v,m}$ 的一二阶矩可以被表示为

$$\mathbb{E} [\tilde{U}_{v,m}] = \frac{\sum_{i=1}^{K_v} i a_v^i}{\sum_{i=0}^{K_v} a_v^i} = \frac{a_v A'_a(a_v, K_v)}{A(a_v, K_v)}, \quad (26)$$

$$\mathbb{E} [\tilde{U}_{v,m}^2] = \frac{\sum_{i=1}^{K_v} i^2 a_v^i}{\sum_{i=0}^{K_v} a_v^i} = \frac{\sum_{i=1}^{K_v} i a_v^i + \sum_{i=2}^{K_v} i(i-1) a_v^i}{\sum_{i=0}^{K_v} a_v^i} = \frac{a_v A'_a(a_v, K_v) + a_v^2 A''_a(a_v, K_v)}{A(a_v, K_v)}. \quad (27)$$

同前面类似, 当计算资源充足时 ($N > \mathbf{M}^T \mathbf{K}$), 有如下关系:

$$\tilde{P}_v^{\text{br}} = \frac{a_v^{K_v}}{\sum_{i=0}^{K_v} a_v^i} = \frac{a_v^{K_v}}{A(a_v, K_v)}. \quad (28)$$

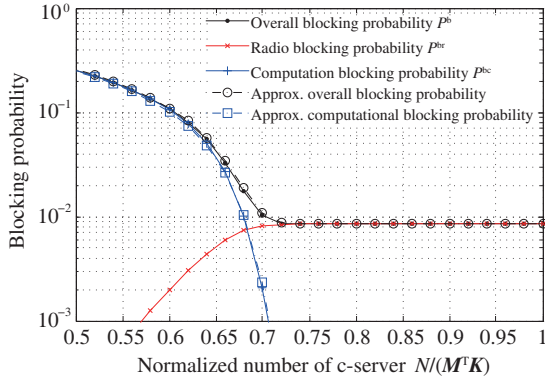


图 4 (网络版彩图) 实时业务会话阻塞率相对于归一化计算服务器预留量的变化曲线. $M_1 = 40$, $a_1 = 20$, $P_1^{\text{bth}} = 1\text{E}-2$, $K_1 = 30$

Figure 4 (Color online) Blocking probability vs. normalized amount of c-server reservation for real-time traffic. $M_1 = 40$, $a_1 = 20$, $P_1^{\text{bth}} = 1\text{E}-2$, $K_1 = 30$

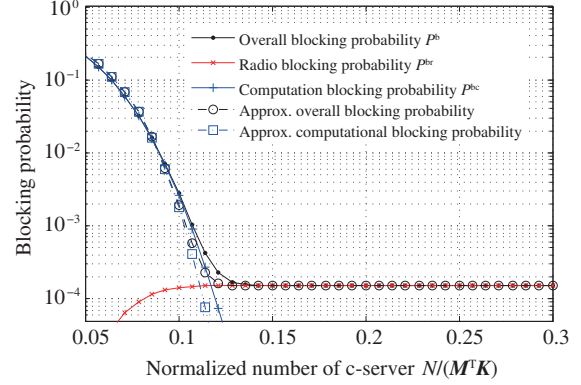


图 5 (网络版彩图) 延时容忍业务会话阻塞率相对于归一化计算服务器预留量的变化曲线. $M_1 = 100$, $a_1 = 0.5$, $P_1^{\text{bth}} = 5\text{E}-4$, $K_1 = 10$

Figure 5 (Color online) Blocking probability vs. normalized amount of c-server reservation for delay-tolerant traffic. $M_1 = 100$, $a_1 = 0.5$, $P_1^{\text{bth}} = 5\text{E}-4$, $K_1 = 10$

尽管上述公式已经足够计算虚拟基站池的相关性能参数, 但是计算过程比较繁琐. 为了进一步简化公式, 假设对于所有类别 v 都能保证 K_v 足够大以至于 $K_v^2 a_v^{K_v} \rightarrow 0$ ²⁾. 在这种情况下有

$$A(a, K) \approx \frac{1}{1-a}, \quad A'_a(a, K) \approx \frac{1}{(1-a)^2}, \quad A''_a(a, K) \approx \frac{2}{(1-a)^3}. \quad (29)$$

应用式 (29) 可以将式 (26) 和 (27) 简化为

$$\text{E}[\tilde{U}_{v,m}] \approx \frac{a_v}{1-a_v}, \quad \text{E}[\tilde{U}_{v,m}^2] \approx \frac{a_v}{1-a_v} + \frac{2a_v^2}{(1-a_v)^2}. \quad (30)$$

因此, $\mu_v \approx \frac{a_v}{1-a_v}$, $\sigma_v^2 \approx \frac{a_v}{1-a_v} + \frac{a_v^2}{(1-a_v)^2}$.

3.4 数值结果

本节利用上面推导的递归算法和大池近似公式给出阻塞率与统计复用增益的数值结果, 并对结果进行分析解读.

3.4.1 基本特性

图 4 中展示了递归精确算法和大池近似算法给出的虚拟基站池服务实时业务的会话阻塞率, 图 5 给出了虚拟基站池服务延时容忍业务时的阻塞率. 图表的 x 轴对无池化情况所需计算资源进行了归一化. 如图 4 和 5 所示, 两组图线的趋势接近, 这之前关于大池阻塞率仅与会话动态的一二阶矩有关的论断吻合. 因此, 下面仅给出实时业务的结果, 相应的结论也适用于延时容忍业务.

从图 4 和 5 中可以观察到一些阻塞率的基本特性: (1) 当计算资源充足时, 计算阻塞率 P^{bc} 很低; 总体阻塞率被射频阻塞率 P^{br} 所主导, 总体阻塞率取值在预期阈值附近 P^{bth} ; (2) 当计算服务器数量从其最大值 $M^T K$ 降低时, 计算阻塞率迅速上升同时射频阻塞率轻微下降, 其综合效应是出现临界点效应, 在点右侧阻塞率变化平坦, 左侧阻塞率迅速上升; (3) 如果进一步降低计算服务器数量, 计算阻

2) 这个假设的实际性在于当 $a_v < 1$ 时, $a_v^{K_v}$ 随 K_v 指数下降, 因此对于很大的 K_v 取值 $K_v^2 a_v^{K_v}$ 将趋近于 0.

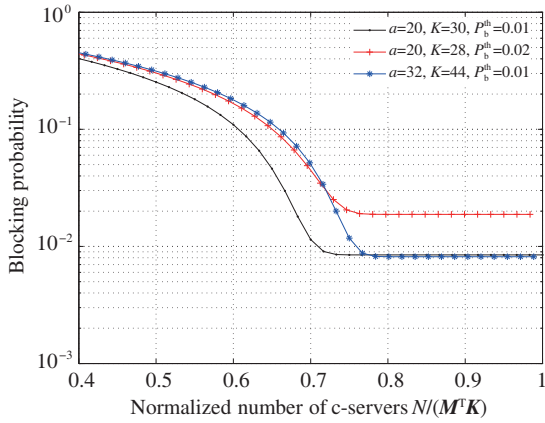


图 6 (网络版彩图) 多种业务量和服务质量需求下实时业务会话阻塞率相对于归一化计算服务器预留量的变化曲线. 池规模: $M = 40$

Figure 6 (Color online) Blocking probability vs. normalized amount of c-server reservation for real-time traffic with different traffic load and quality of service requirements. Pool size: $M = 40$

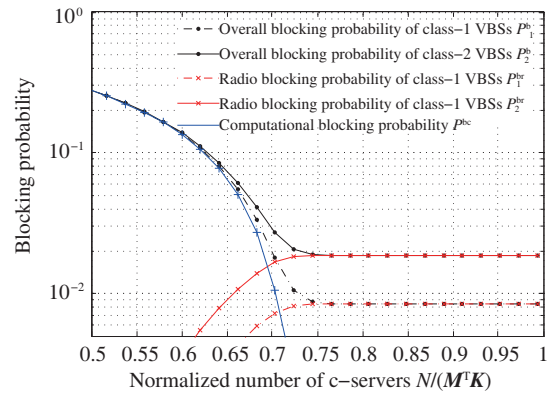


图 7 (网络版彩图) 异构虚拟基站池中实时业务会话阻塞率相对于归一化计算服务器预留量的变化曲线. $M = [20, 20]$, $\alpha = [20, 20]$, $P^{bth} = [1E-2, 2E-2]$, $K = [30, 28]$

Figure 7 (Color online) Blocking probability vs. normalized amount of c-server reservation for real-time traffic in heterogeneous virtual base station pools. $M = [20, 20]$, $\alpha = [20, 20]$, $P^{bth} = [1E-2, 2E-2]$, $K = [30, 28]$

塞率迅速上升, 同时射频阻塞率将迅速降低, 其对总阻塞率的影响逐渐消失. 总体阻塞率将被计算阻塞率主导并饱和在概率 1. 如图 4 和 5 所示, 在临界点附近可以节省 20% 的计算资源, 而带来的阻塞率提升仅有 10^{-4} , 这证明了统计复用增益的存在. 图 4 和 5 中也给出了近似的阻塞率曲线, 与精确值很接近, 符合预期.

3.4.2 业务负载和服务质量要求

图 6 给出了不同业务负载量与服务质量要求对阻塞率的影响. 从图中可见服务质量要求决定了最低的阻塞率 (图线右侧“平台”的高度), 而负载量决定了临界点的位置和阻塞率向概率 1 饱和的速度.

3.4.3 虚拟基站异质性

图 7 给出了具有两类虚拟基站的异构基站池中阻塞率的变化曲线. 这两类虚拟基站拥有相同数量的基站和业务负载, 但是其服务质量需求和预留的射频服务器数量有所不同. 从图线中可以看到与同构情况相似的基本变化特性, 但是也可以观察到两类虚基站阻塞率的变化有些许区别: 当计算资源充足时, 两者的阻塞率分别接近预设的阻塞率阈值, 总阻塞率被射频阻塞率主导; 当计算资源逐渐减少时, 两条曲线汇总到同一条曲线, 这是因为总阻塞率逐渐被计算阻塞率所主导.

3.4.4 统计复用增益

研究成果中还利用前面得到的公式对虚拟基站池中的统计复用增益进行了量化研究. 图 8 中给出了不同规模虚拟基站池中阻塞率随计算资源的变化曲线, 并用竖线标出了临界点和池极限. 随着池规模的增加, 阻塞率曲线 (和临界点) 被推向图线左侧; 但是临界点离池极限越近, 临界点向其推进

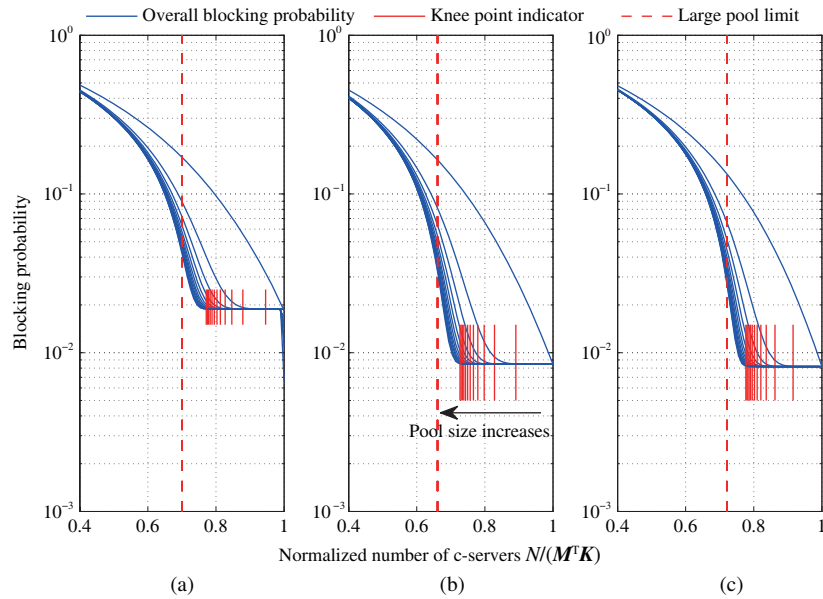


图 8 (网络版彩图) 实时业务会话阻塞率相对于归一化计算服务器预留量的和池规模的变化曲线. 竖实线标出了临界点位置, 竖虚线标出了大池极限

Figure 8 (Color online) Blocking probability vs. normalized amount of c-server reservation with different pool size. Vertical solid lines mark out the critical tradeoff points. Vertical dashed lines mark out the large pool limit. (a) $a=20$, $K=28$, $P^{\text{bth}}=0.02$; (b) $a=20$, $K=30$, $P^{\text{bth}}=0.01$; (c) $a=32$, $K=44$, $P^{\text{bth}}=0.01$

的速度越慢. 这说明了统计复用增益的边际效应递减. 通过对比图线也可以发现负载量和服务质量要求对阻塞率和统计复用增益的影响.

图 9 中也给出了临界点位置随池规模变化的曲线. 可以发现, 中等规模的虚拟基站池已经可以达到相当大的统计复用增益; 而边际增益递减迅速, 因此需要规模巨大的虚拟基站池才能接近大池极限. 这些发现说明中等规模的虚拟基站池与大基站池相比, 能够在更小的前传网络带宽成本下获得差不多的统计复用增益, 因此是一个更经济的选择.

通过对比图 9(a) 和 (b), 可以看到更严苛的服务质量需求可以增加统计复用增益. 这是因为一方面, 为了降低阻塞率需要预留更多的射频服务器, 同时提升计算资源需求上限 $M^T K$; 而另一方面, 平均的计算服务器占用量维持在 $|M|/\mu$ 不变. 因此服务质量需求越严苛, 空闲的计算服务器比例越高, 统计复用增益越高. 另一方面, 可以看到业务量越高, 临界点数值越大统计复用增益越小. 这个观察提示在动态变化的业务量下, 需要动态调整池规模以维持统计复用增益³⁾.

4 基带计算功能分割部署分析

实际上, 基带处理的收/发功能就是逐层在信号中去掉/增加冗余度用以抵抗传输中的噪音和干扰. 全集中式的云无线接入网因为传输了冗余度最高的基带采样, 因此需要消耗最大的带宽; 与此相比, 基带信号的压缩希望使用额外的计算能力来透明地去除/还原上述冗余信息. 基于以上观察, SDHCN 支持将基带处理功能灵活地分布在射频远端和集中处理端, 一方面减小前传网上传输的冗余信息, 另一方面避免增加额外的计算量. 课题组的研究成果中为基带分割提出了一种基于图的分析框架, 相关工

3) 对于池规模的动态调整, 可以通过动态配置前传网络的路由结构, 将基带信号送到不同规模的数据中心达到.

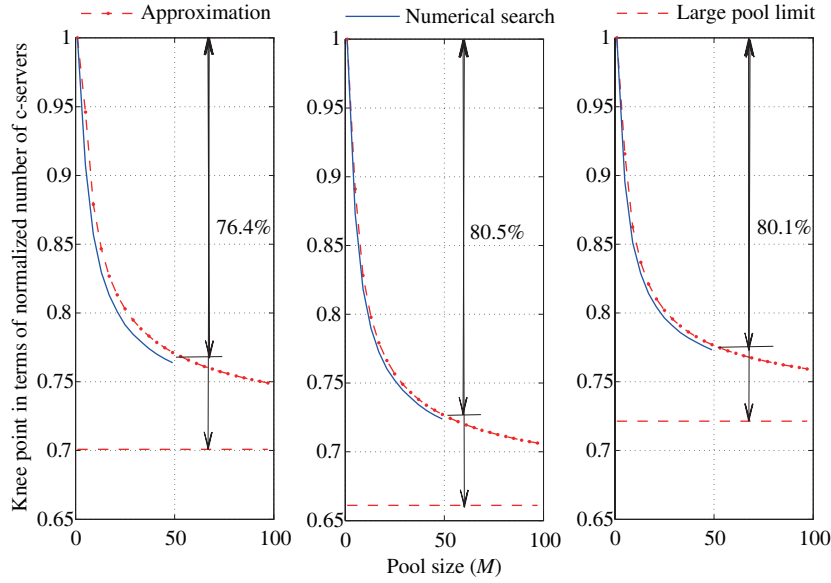


图 9 (网络版彩图) 临界点随池规模的变化曲线. 实线标出了临界点位置精确值, 点划线标出了临界点位置近似值, 虚线标出了大池利用率极限. 图中标出了池规模为 50 时的统计复用增益相比于最大增益的比例

Figure 9 (Color online) Critical tradeoff point vs. pool size. The solid lines mark the exact value while the dotted lines mark out the approximation. The dashed lines mark out the large pool limit. The ratio between the multiplexing gain with a pool size of 50 and the large pool limit is also shown. (a) $a=20, K=28, P^{bth}=0.02$; (b) $a=20, K=30, P^{bth}=0.01$; (c) $a=32, K=44, P^{bth}=0.01$

作已经发表于文献 [27] 中. 如图 10 所示, 基带收发信机的处理结构被映射为一张有向图, 基带功能的分割可被建模为该图上的图聚类问题. 进而, 研究成果提出了一个具有定制适应性函数和突变模块的遗传算法来求解该图聚类问题. 仿真结果显示该算法可以有效降低前传成本, 并且协作传输和严苛的延时约束会导致更集中化的分割方案.

4.1 基带功能分割模型

4.1.1 基带处理有向图

基带处理结构被表示为一个有向图 $G = (V, E)$. 每个节点 $v \in V$ 代表一个不可分的基带处理功能模块, 如快速 Fourier 变换 (FFT) 和多输入多输出 (MIMO) 检测; 每个有向边 $e \in E$ 代表了不同节点间的一条逻辑连接. 为每一个节点根据其处理复杂度函数 $\gamma: V \rightarrow \mathbb{R}$ 分配一个节点权重, 每个边按其前传带宽函数 $\omega: E \rightarrow \mathbb{R}$ 也分配一个边权重. 注意节点中有源节点 (无入边) 和宿节点 (无出边). 每条从源到宿的路径代表了一条完整的基带处理链⁴⁾.

因为协作多点传输 (coordinated multi-point, CoMP) 或多用户 MIMO 等协作处理操作可能引入基带处理功能单元间的信息交互, 上述的有向图中可能存在环, 后面会看到这些环的存在会对基带功能的分割产生很大的影响. 当然, 还是可以假设图中没有因基带处理功能抽象不当带来的自环.

4.1.2 功能分割与图聚类

基于上述表示, 基带功能的分割方案可以被表示为图聚类方案 $\xi: V \rightarrow \mathbb{Z}$, 该方案将图中的节点分

4) 因为对多用户的并行处理源节点和宿节点之间可能存在多条路径.

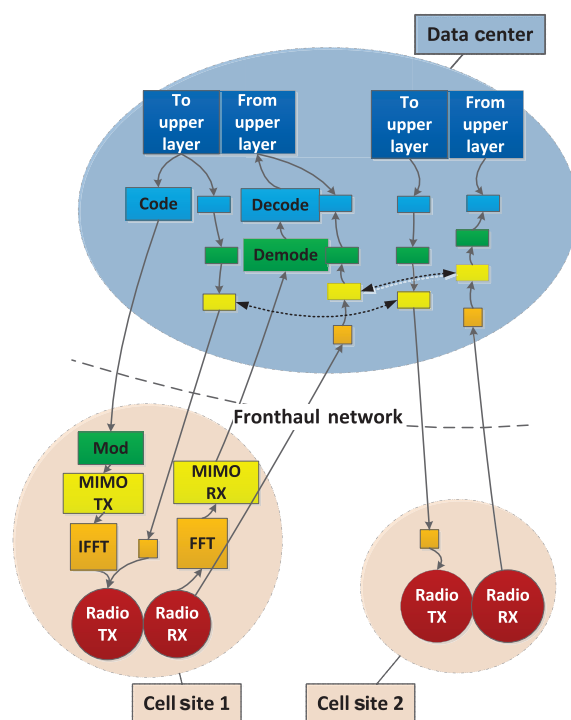


图 10 (网络版彩图) 基带功能的灵活分割示意图

Figure 10 (Color online) Illustration for the flexible splitting of baseband functions

配给不同的聚类中. 在本模型中聚类具有明确的物理意义: 不同的聚类代表不同的物理地点 (如站点或数据中心), 而同一聚类中的基带处理功能被放置在同一个物理地点中. 因此, 不同聚类间的边代表了需要在前传网上传递的信息流.

图聚类问题研究如何通过图节点归组最优化某种成本/收益指标. 图聚类的常见目标是将“接近”或“类似”的节点归为一组. 为了处理基带功能分割的特殊需求, 对应图聚类的目标同时反映了基带功能的计算成本和在不同地点间传输信息的前传成本.

具体来说, 首先定义了一对成本指标. 第 1 个指标为计算成本 $c_c(i; \xi)$, 其中 i 是聚类的标号, ξ 是被考虑的聚类方案. 计算成本是为了反映在某个物理地点实现基带处理功能的成本, 因此应与聚类内的总节点复杂度有关. 此外, 在不同地点实现同一功能有可能引入不同的成本⁵⁾, 因此聚类方案应该允许不同的成本特性. 第 2 个指标为前传成本 $c_f(i, j; \xi)$, 其中 i 和 j 是相连的两个聚类的标号. 前传成本是为了反映在不同物理地点间传递信息的前传带宽成本, 因此其应该是聚类间有向边总权重的函数. 从本节开始的分析可以看出, 计算成本和前传带宽成本在基带功能分割的框架下是一对矛盾的目标, 因此, 不同的聚类方案会导致不同的计算与前传成本折衷.

本节介绍的模型的另一个重要特性是延时约束, 这是因为基带处理功能一般有很严苛的处理实时性要求. 本节假设一条路径中的每一个节点会引入一个额外的时延 $d(v, p; \xi)$, 其中 v 是节点的标号, 而 p 是正在被考察的路径. 这个延时函数反映了基带任务的处理和排队时延. 任何可行的聚类方案都应该保证路径的总延时小于一个预定义的上限: $d(p; \xi) = \sum_{v \in p} d(v, p; \xi) < D(p)$.

5) 例如, 因为尺寸、供电等原因在远端站址处实现计算功能一般比数据中心代价高.

4.2 图聚类遗传算法

聚类方案可以通过离散取值的向量 $\xi \in \mathbb{Z}^N$ 表示, 其中 N 是基带计算模块的总数. ξ 的第 k 项代表第 k 个节点的聚类标号. 基于上面的表示, 图聚类问题的代价函数可以被 ξ 参数化并转化为以下双目标组合优化问题:

$$\min_{\xi} \sum_i c_c(i; \xi), \sum_i \sum_j c_f(i, j; \xi) \quad \text{s.t.} \quad d(p; \xi) = \sum_{v \in p} d(v, p; \xi) < D(p). \quad (31)$$

上述优化问题给出解析解十分困难, 因此利用遗传算法进行近似求解. 遗传算法的基本元素是子代选择、交叉遗传和突变模块. 一个典型的遗传算法一般初始化一个具有一组基因的种群, 算法接下来迭代将上述 3 个模块应用在初始种群中, 直到算法收敛或者满足终止条件. 从计算方面考察, 遗传算法可以被看作通过隐含的并行算法同时考察多组解以寻求更好的解. 尽管遗传算法可以被应用到许多问题中, 其结果好坏取决于对上述 3 个模块是否进行了比较好的定制化. 因此对上面的图聚类算法定制了一个遗传算法.

4.2.1 自然解编码与聚类种子节点

遗传算法的一个核心问题是如何将问题的解表达为一组基因 (也就是染色体), 这个过程被称为解编码. 好的编码方案应该使得交叉遗传和突变模块较容易生产合法的后代. 这里直接使用聚类向量 ξ 作为编码. 此方案的优势在后面介绍交叉遗传和突变时将更明显. 注意在聚类过程中维持某些节点的类标不变, 这是因为某些节点只有被放置在某些物理位置时才有意义⁶⁾. 在后文中将称这些节点为聚类种子节点, 因为聚类方案根据这些节点的初始分配位置初始化.

4.2.2 线性组合的适定性函数

算法的另一个要点是如何依据一个适定性函数评价不同的解. 因为此处有两个 (有可能矛盾) 的优化目标, 为了在两个代价之中进行折衷, 对其进行线性组合形成一个单独的代价项. 另外, 为了将路径时延也纳入考量, 将硬约束转化为代价函数中的一个惩罚项. 如果时延约束被违背, 该惩罚项取值会比较大. 这样的设计会使得交叉遗传和突变操作大大简化. 根据上面的描述有下面的适定性方程:

$$F(\xi; \alpha, \beta) = -\alpha \sum_i c_c(i; \xi) - (1 - \alpha) \sum_i \sum_j c_f(i, j; \xi) - \beta \sum_p (d(p; \xi) - D(p))^+, \quad (32)$$

其中 $0 \leq \alpha \leq 1$ 是折衷系数, $\beta > 1$ 是惩罚因子, $(\cdot)^+$ 是非负规范化函数.

4.2.3 扩算交叉遗传

在算法中选取扩散交叉遗传法. 这个交叉遗传方法以等概率从其父代中选取基因. 在自然解编码下, 扩散交叉遗传法能够自然从合法父代中产生合法的子代.

4.2.4 基于图的突变

突变可以帮助种群中的染色体脱离局部最优点. 基于问题的结构, 定制了一个基于图的突变函数. 首先定义 0-1 邻接矩阵 C , 其中 $C(i, j)$ 当且仅当节点 i 和 j 相连时为 1. 基于 C 可以定义一个可行突

6) 例如射频收发信机只有放置在远端站址才有意义.

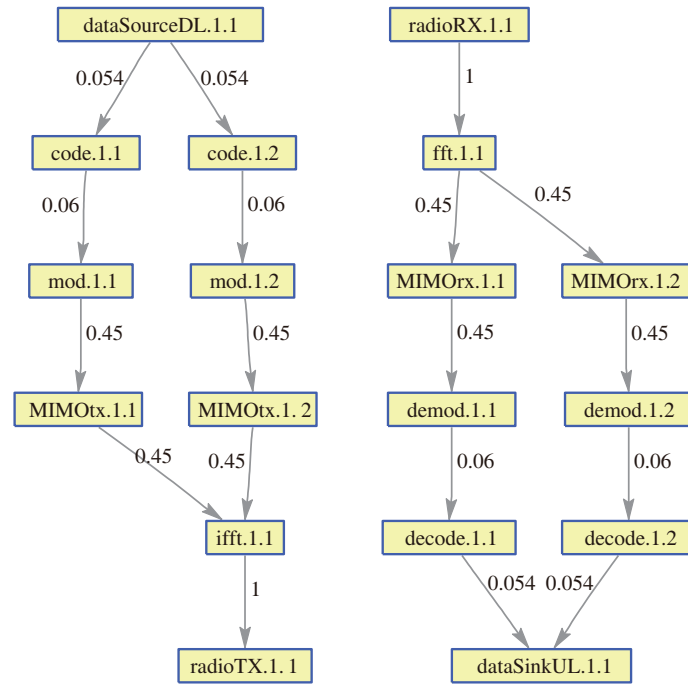


图 11 (网络版彩图) 仿真中使用的简化基带处理结构

Figure 11 (Color online) The simplified baseband processing structure used in simulation

变集 $A(i) = \{\xi(j) \mid C(i, j) = 1, j \text{ 是聚类种子}\}$, 该集合给出了节点 i 连接的所有聚类. 综上基于图的突变函数是: 染色体的位点 i 从 $A(i)$ 中随机选取一个值进行突变. 通过这种方法可以避免比较“坏”的解, 因为将节点放到未连接的聚类的突变只会增加总代价.

4.3 仿真结果

4.3.1 仿真参数

在仿真中使用的基带处理结构如图 11 所示, 两个小区分别使用了两组上述结构. 注意上述结构仅是实际物理层处理结构的简化, 仅仅在其中包含了最重要的上下行处理功能. 其他处理功能, 如资源映射/解映射、信道估计和扰码都被忽略. 此外, 节点复杂度和边权重均是对现实生活中现象的近似. 如果需要实际应用上述模型, 上述模型参数都需要进行细调.

在图 11 中, 基带处理功能节点根据其类别、其所属逻辑小区和所属子处理链所决定. 举例来说, 节点 MIMOTx.1.2 是第 1 个小区中第 2 个 (共两个) 下行处理链路的 MIMO 发射机. 每个节点根据其计算复杂度被分配了节点权重, 并在表 1 中列出. 表中取值基于文献 [11] 中的经验结果.

边权重也在图 11 中标出, 该权重反映了处理功能节点间信息流的多少. 举例来说, 每一个 MIMOrx 节点具有一个来自 FFT 节点的权重为 0.45, 这是因为本处假设循环前缀和控制信令占用了 10% 的开销, 去除这些开销后的信息在两个处理链中平分. 此外, 经过调制/解调节点的边权重会急剧增加/降低, 这是因为本处假设 30 bit 的复基带采样被转化为或转化自 4 bit 的星座点映射码本 (16-QAM). 在协作多点传输情况下, 相邻的 MIMO 模块中被循环加入交互连接 (例如 MIMOTx.n.2—

表 1 节点权重
Table 1 Node weights

Index	Node	Weight	Index	Node	Weight
1	radioTX	0	7	mod	0.1
2	radioRX	0	8	demod	0.1
3	fft	1	9	code	0.1
4	ifft	1	10	decode	2
5	MIMOTx	0.5	11	sourceDL	0
6	MIMOrx	0.5	12	sinkUL	0

表 2 计算代价函数 $c_c(i, \xi)$
Table 2 Computational cost function $c_c(i, \xi)$

Cell site	Data center
$2^{\sum_{\xi(v)=i} \gamma(i)}$	0

表 3 前传代价函数 $c_f(i, j, \xi)$
Table 3 Fronthaul cost function $c_f(i, j, \xi)$

Cluster	Cost
Inside cell sites	0
Inside data center	0
Between cell sites	$4^{\sum_{\xi(e)=(i,j)} \omega(e)}$
Between cell sites and data center	$2^{\sum_{\xi(e)=(i,j)} \omega(e)}$

表 4 延时函数 $d(p; \xi)$
Table 4 Delay function $d(p; \xi)$

Cell site	Data center
$\sum_{v \in p} (\gamma(v) \sum_{\xi(w)=\xi(v)} \gamma(v))$	0

MIMOTx.(n+1).2)⁷⁾.

假设计算和前传开销符合表 2 和 3 中的指数形式. 因为数据中心中的集中计算资源成本相对较低, 假设数据中心中的计算成本为零. 此外, 因为节点内部信息传递不需要利用前传网络, 节点内部的前传开销为零. 远端站址和数据中心间的前传成本高于远端站址之间的前传开销, 这是因为一般网络中的前传网络一般都面向汇聚信息而做优化. 此外, 假定聚类内部的基带计算任务平分计算资源, 因此节点时延可以被表示为对应节点权重和聚类内总节点权重的乘积 (表 4).

其他重要的仿真参数如表 5 所示. 注意这里所使用的初始化函数也是基于图的, 也就是说将节点初始化到其所连接的种子节点所在的聚类中. 为了避免 α 的动态范围过小, 在图中将计算和前传代价相对其最大值进行缩放.

7) 协作多点传输引入的交互边权重等于MIMO和FFT的边权重.

表 5 其他算法参数

Table 5 Other algorithm parameters

Parameter	Value
Population	20
Init. function	Graph-based init.
Seed nodes	RadioTx, radioRx, sourceDL, sinkUL
Selection function	Roulette
Crossover function	Dispersive
Mutation function	Graph-based (Probability 0.4)
Delay penalty	10

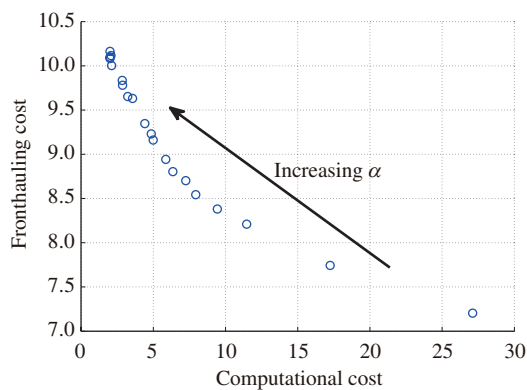
图 12 (网络版彩图) 前传与计算代价的折衷关系。
 $D(p) = 30$

Figure 12 (Color online) Tradeoff between computational and fronthauling cost. $D(p) = 30$

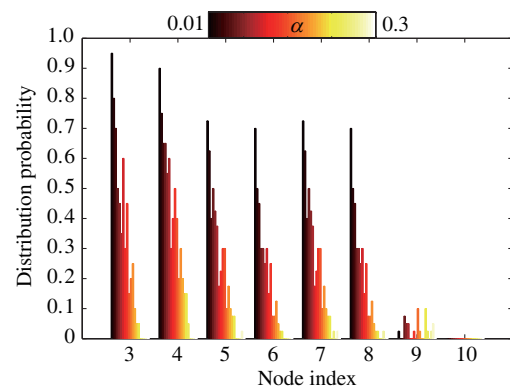
图 13 (网络版彩图) 不同 α 取值得到的分割方案特性。
 $D(p) = 30$

Figure 13 (Color online) Profiles of different splitting scheme resulted from different values of α . $D(p) = 30$

4.3.2 计算与通信代价之间的折衷

通过调整参数 α , 可以在计算与前传代价间达到不同的折衷. 图 12 给出了使用参数 $\alpha \in [0.01, 0.3]$ 时的平均计算和前传代价 (10 次仿真), 可以很清楚地看到两者的折衷关系: 当 α 增加时, 计算代价降低同时前传代价升高. 为了分析上述折衷如何达成, 还在图 13 中给出了不同折衷点对应的聚类策略, x 轴代表节点标号, y 轴代表该节点被分配在远端站址的概率. 当 α 增加时 (颜色变暖), 在远端站址部署计算功能的成本增加, 因此节点的部署更多地被集中到数据中心, 这样计算代价得以降低, 但是前传成本会相应增加. 另外需注意, 不论 α 如何取值, 信道解码模块一直是在数据中心聚类中的, 这是因为这类节点具有很高的计算复杂度, 将其放在远端站址会引入过大的延时惩罚. 这个结果为在实际网络部署时对计算复杂度高的模块进行集中化放置提供了依据.

4.3.3 协作通信的影响

协作通信处理模块对算法结果有很大的影响. 仿真中也对比了协作多点传输存在与否的情况, 10 次仿真结果的平均值在图 14 中给出. 可以看到, 在有协作多点传输模块时基带处理功能会更多地被放置在数据中心. 此现象的原因是, 协作多点传输功能在 MIMO 处理模块间引入了很多交互链

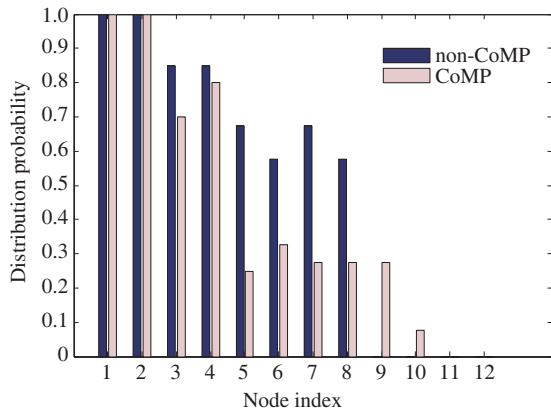


图 14 (网络版彩图) 协作多点传输 (CoMP) 对聚类结果的影响. $\alpha = 0.05$, $D(p) = 30$

Figure 14 (Color online) The influence of coordinated multi-point transmission (CoMP). $\alpha = 0.05$, $D(p) = 30$

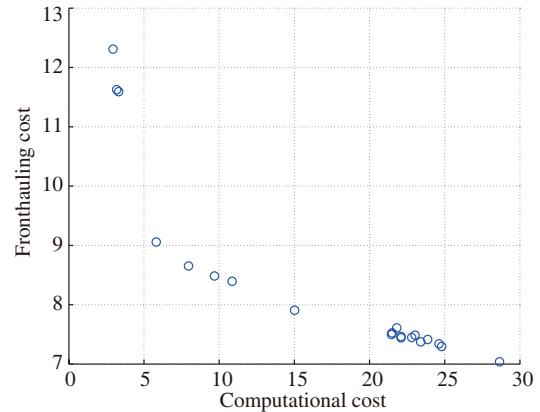


图 15 (网络版彩图) 延时约束对聚类结果的影响. $\alpha = 0.01$

Figure 15 (Color online) The influence of different delay constraints. $\alpha = 0.01$

接, 因此分散放置会在远端站址间引入大量的信息交互, 抬升了前传带宽代价. 在实际网络中, 有时并不是所有的射频资源都会被用来进行协作多点传输操作, 在此时可以通过混合协作与非协作模块, 将协作 MIMO 模块集中放置, 而非协作 MIMO 模块放置在远端站址, 以减小总带宽代价.

4.3.4 延时约束的影响

研究成果中也考察了延时约束的影响, 结果见图 15, 包含了延时约束从 1 ~ 20 时的平均计算机延时代价 (10 次仿真平均). 从图中可见, 不同的延时阈值会导致不同的折衷关系: 阈值较低时分布式放置会易于产生高的延时惩罚, 因此得到的聚类方案更倾向于集中化; 相反, 延时约束比较宽松时, 则可以将更多的计算功能放置在远端站址.

5 结论

本文总结了针对软件定义超蜂窝网络中通信与计算协同优化的研究成果. 软件定义超蜂窝网络结合了控制与数据分离的思想和云无线接入网集中化的特点, 通过逻辑集中的控制层匹配异构资源, 并利用资源虚拟化简化服务的开发和部署. 在此架构下给出了基站池规模调整和基带功能动态分割两种降低前传带宽的优化策略. 基站池规模分析基于随机排队系统理论和极限分析, 给出了池规模与计算资源统计复用增益的折衷关系, 并给出了低前传成本的基站池部署策略; 针对基带动态功能分割, 提出了一个图聚类模型和对应的定制化遗传算法, 可以在各种计算、带宽和延时代价下给出高效的功能分割方案. 上面两种策略均通过在计算功能部署和前传传输间的折衷达到了优化资源配置的目的.

参考文献

- 1 Cisco Corporation. Cisco visual networking index: global mobile data traffic forecast update 2013–2018. 2013. <http://www.cisco.com/c/en/us/solutions/collateral/service-provider/visual-networking-index-vni/mobile-white-paper-c11-520862.html>
- 2 Andrews J G, Buzzi S, Choi W, et al. What will 5G be? IEEE J Sel Area Commun, 2014, 32: 1065–1082

- 3 China Mobile Research Institute. C-RAN: The road towards green RAN (version 3.0), 2014. <http://labs.chinamobile.com/cran/wp-content/uploads/2014/06/20140613-C-RAN-WP-3.0.pdf>
- 4 Lin Y, Shao L, Zhu Z, et al. Wireless network cloud: architecture and system requirements. *IBM J Res Dev*, 2010, 54: 38–49
- 5 NGMN Alliance. Suggestions on potential solutions to C-RAN. 2013. http://www.ngmn-ic.info/uploads/media/NGMN_CRAN_Suggestions_on_Potential_Solutions_to_CRAN.pdf
- 6 Simeone O, Maeder A, Peng M, et al. Cloud radio access network: virtualizing wireless access for dense heterogeneous systems. *J Commun Netw*, 2016, 18: 135–149
- 7 Nguyen V, Do T X, Kim Y. SDN and virtualization-based LTE mobile network architectures: a comprehensive survey. *Wirel Pers Commun*, 2016, 86: 1401–1438
- 8 Namba S, Matsunaka T, Warabino T, et al. Colony-RAN architecture for future cellular network. In: *Proceedings of the Future Network & Mobile Summit, Berlin, 2012*. 1–8
- 9 Sundaresan K, Arslan M Y, Singh S, et al. FluidNet: a flexible cloud-based radio access network for small cells. *IEEE/ACM Trans Netw*, 2016, 24: 915–928
- 10 Zhu Z B, Gupta P, Wang Q, et al. Virtual base station pool: towards a wireless network cloud for radio access networks. In: *Proceedings of the 8th ACM International Conference on Computing Frontiers, Ischia, 2011*
- 11 Bhaumik S, Chandrabose S P, Jataprolu M K, et al. CloudIQ: a framework for processing base stations in a data center. In: *Proceedings of the 18th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, Istanbul, 2012*. 125–136
- 12 Yang Q, Li X, Yao H, et al. BigStation: enabling scalable real-time signal processing in large mu-mimo systems. In: *Proceedings of the ACM SIGCOMM 2013 Conference, Hong Kong, 2013*. 399–410
- 13 Wu W F, Li L E, Panda A, et al. PRAN: programmable radio access networks. In: *Proceedings of the 13th ACM Workshop on Hot Topics in Networks, New York, 2014*. 6
- 14 Zhou S, Zhao T, Niu Z S, et al. Software-defined hyper-cellular architecture for green and elastic wireless access. *IEEE Commun Mag*, 2016, 54: 12–19
- 15 CPRI Corporation. CPRI specification v6.0: Interface specification. 2013. http://www.cpri.info/downloads/CPRI_v_6_0_2013-08-30.pdf
- 16 Lorca J, Cucala L. Lossless compression technique for the fronthaul of LTE/LTE-Advanced cloud-RAN architectures. In: *Proceedings of the IEEE 14th International Symposium and Workshops on a World of Wireless, Mobile and Multimedia Networks, Madrid, 2013*. 1–9
- 17 Niu Z S, Zhou S, Zhou S D, et al. Energy efficiency and resource optimized hyper-cellular mobile communication system architecture and its technical challenges. *Sci Sin Inform*, 2012, 42: 1191–1203 [牛志升, 周盛, 周世东, 等. 能效与资源优化的超蜂窝移动通信系统新架构及其技术挑战. *中国科学: 信息科学*, 2012, 42: 1191–1203]
- 18 Liu J, Zhao T, Zhou S, et al. CONCERT: a cloud-based architecture for next-generation cellular systems. *IEEE Wirel Commun*, 2014, 21: 14–22
- 19 Liu J, Xu S, Zhou S, et al. Redesigning fronthaul for next-generation networks: beyond baseband samples and point-to-point links. *IEEE Wirel Commun*, 2015, 22: 90–97
- 20 Liu J, Zhou S, Gong J, et al. On the statistical multiplexing gain of virtual base station pools. In: *Proceedings of 2014 IEEE Global Communications Conference, Austin, 2014*. 2283–2288
- 21 Liu J, Zhou S, Gong J, et al. Statistical multiplexing gain analysis of heterogeneous virtual base station pools in cloud radio access networks. *IEEE Trans Wirel Commun*, 2016, 15: 5681–5694
- 22 Borst S. User-level performance of channel-aware scheduling algorithms in wireless data networks. *IEEE/ACM Trans Netw*, 2005, 13: 636–647
- 23 Son K, Kim H, Yi Y, et al. Base station operation and user association mechanisms for energy-delay tradeoffs in green cellular networks. *IEEE J Sel Area Commun*, 2011, 29: 1525–1536
- 24 Ross K W, Tsang D H K. The stochastic knapsack problem. *IEEE Trans Commun*, 1989, 37: 740–747
- 25 Kaufman J. Blocking in a shared resource environment. *IEEE Trans Commun*, 1981, 29: 1474–1481
- 26 Wolff R W. Poisson arrivals see time averages. *Oper Res*, 1982, 30: 223–231
- 27 Liu J, Zhou S, Gong J, et al. Graph-based framework for flexible baseband function splitting and placement in C-RAN. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Communications, London, 2015*. 1958–1963

Synergetic communication-and-computation optimization in software-defined hyper-cellular networks

Jingchu LIU^{1,2*}, Sheng ZHOU^{1,2}, Zhiyuan JIANG^{1,2} & Zhisheng NIU^{1,2}

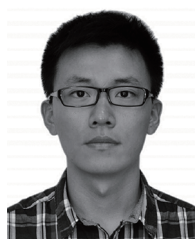
1. Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

2. Tsinghua National Laboratory for Information Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China

* Corresponding author. E-mail: liu-jc12@mails.tsinghua.edu.cn

Abstract Recently, the cloud radio access network (C-RAN) architecture has been proposed to enhance the cost effectiveness and flexibility of traditional cell-centric radio access networks. However, the massive fronthaul bandwidth required to centralize baseband computations in C-RAN results in extremely high costs. This paper summarizes our previous efforts toward solving this problem. We proposed the software-defined hyper-cellular network (SDHCN) based on the control/data separation principle. Under the proposed SDHCN framework, we studied two mechanisms that can greatly reduce fronthaul costs through the joint deployment of communicational and computational resources. First, we quantitatively characterized the relationship between the size of virtual base station (VBS) pools and the gains from computational statistical multiplexing by using queueing theory. We then showed that the marginal gain diminishes quickly with a growing pool size. Therefore, it is most economical to deploy mid-sized VBS pools. Finally, we proposed a genetic algorithm for baseband function splitting within a graph-clustering framework. This algorithm provides splitting schemes that can flexibly achieve different tradeoffs between fronthaul and computational costs based on different design preferences.

Keywords hyper-cellular network, cloud radio access network, virtual base station pool, fronthaul, baseband function splitting



Jingchu LIU was born in 1990. He received his B.S. degree in electronic engineering from Tsinghua University, China, in 2012. He is currently a Ph.D. student in the Department of Electronic Engineering, Tsinghua University. His research interests include cloud-based wireless networks, network data analytics, and green wireless communications.



Sheng ZHOU was born in 1983. He received his B.E. and Ph.D. degrees in electronic engineering from Tsinghua University, Beijing, China, in 2005 and 2011, respectively. From January to June 2010, he was a visiting student at the Wireless System Lab, Department of Electrical Engineering, Stanford University, Stanford, CA, USA. He is currently an associate professor with the Department of Electronic Engineering, Tsinghua University. His research interests include cross-layer designs for multiple-antenna systems, cooperative transmission in cellular systems, and green wireless communications.



Zhiyuan JIANG was born in 1987. He received his B.E. and Ph.D. degrees in electronic engineering from Tsinghua University, Beijing, China, in 2010 and 2015, respectively. From 2015 to 2016, he worked with Ericsson Research. Since November 2016, he has been a postdoctoral research fellow at the Niulab Electronic Engineering Department of Tsinghua University. His main research interests include multiuser MIMO systems, optimization, and optimal controls.



Zhisheng NIU was born in 1964. He graduated from Beijing Jiaotong University, China, in 1985, and received his M.E. and D.E. degrees from the Toyohashi University of Technology, Japan, in 1989 and 1992, respectively. He is currently a professor at the Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing, China. He is also a guest chair professor at Shandong University, China. His research interests include queueing theory, traffic engineering, mobile internet, radio resource management of wireless networks, and green communication and networks.