

## 移动智能边缘计算激励机制研究

骆淑云<sup>1</sup>, 温雨舟<sup>1</sup>, 徐伟强<sup>1</sup>, 朱升宏<sup>2</sup>

(1. 浙江理工大学, 浙江 杭州 310018; 2. 新华三技术有限公司, 浙江 杭州 310052)

**摘要:** 移动边缘计算作为新架构赋予了边缘端更强的计算、存储和通信能力, 但是需要合理的激励机制来提高边缘端用户提供资源的主动性。针对移动智能边缘计算的三大典型应用场景即计算卸载、边缘缓存和数据收集, 首先对不同应用场景下的激励机制进行研究, 然后从服务质量、网络质量和数据质量3个角度提出了移动智能边缘计算激励机制设计所要解决的核心科学问题, 最后深入分析了解决以上问题所面临的技术挑战, 并给出了对应的具体解决方案。

**关键词:** 激励机制; 移动智能边缘计算; 计算卸载; 边缘缓存; 数据收集

**中图分类号:** TN929

**文献标识码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.2096-3750.2019.00101

## Research on incentive mechanism for mobile intelligent edge computing

LUO Shuyun<sup>1</sup>, WEN Yuzhou<sup>1</sup>, XU Weiqiang<sup>1</sup>, ZHU Shenghong<sup>2</sup>

1. Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China

2. New H3C Technology Corporation, Hangzhou 310052, China

**Abstract:** As a new architecture, mobile edge computing gives edge users stronger capabilities of computing, storage and communication, but it needs reasonable incentives mechanism to motivate edge users to provide resources. In terms of the three typical scenarios of mobile intelligent edge computing: computation offloading, edge caching and data collection, the incentive mechanism in the above scenarios was studied at first, then the core scientific problems were proposed that need to be solved in the incentive mechanism design of mobile intelligent edge computing from three perspectives of service quality, network quality and data quality. Finally, the technical challenges in the process of solving the above problems were analysed deeply and the corresponding feasible solutions were given.

**Key words:** incentive mechanism, mobile intelligent edge computing, computation offloading, edge caching, data collection

### 1 引言

随着4G移动通信技术的成熟以及智能移动终端软/硬件的不断成熟, 产生了各种新型物联网服务。云计算技术使得用户能够获得更全面的服务和更庞大的虚拟可用资源, 进一步推动了新兴应用的发展, 如车联网、增强现实(AR, augmented reality)、智能电网和智能楼宇控制等, 出现了大量对时延敏

感、对带宽需求高的应用, 现有的云计算框架已经不能满足其对低时延、高带宽、位置自适应和终端移动性等性能的需求。因此, 研究学者们提出了移动边缘计算(MEC, mobile edge computing)的新架构, 利用边缘网络的资源, 使得云服务和数据资源能够更接近用户端<sup>[1]</sup>。

欧洲电信标准协会(ETSI, European Telecommunications Standards Institute)提出了基于5G

收稿日期: 2019-02-10; 修回日期: 2019-03-02

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No.61701444, No.U1709219); 浙江省重点研发计划(No.2018C01093)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundation of China (No.61701444, No.U1709219), The Key Research and Development Program Foundation of Zhejiang (No.2018C01093)

演进架构的 MEC 技术，能够深度融合移动接入网和互联网业务。2016 年 10 月，IEEE 和 ACM 正式成立了 IEEE/ACM Symposium on Edge Computing，组成了被美国国家基金会认可的学术论坛，对边缘计算的应用驱动和研究方向开展研究和探讨<sup>[2]</sup>。目前，我国各大企业也相当关注该技术，为促进边缘计算在各行业的数字化创新和行业应用的落地，由华为技术有限公司牵头的 6 家国内外企业于 2016 年 11 月在北京成立了边缘计算产业联盟（ECC，Edge Computing Consortium）<sup>[3]</sup>。据互联网数据中心（IDC，Internet Data Center）数据统计，到 2020 年联网终端设备将超 500 亿台；根据 ITU 最新报告，2020 年每人创建的数据量每秒将达 1.7 MB，未来在网络边缘侧进行分析、处理与存储的数据将超 50%。由此可见，MEC 作为云计算的补充技术，在物联网未来的发展中将成为核心技术，并成为未来工业格局的重要推手。

移动智能边缘计算的宗旨是在边缘网络的汇聚节点上增加 MEC 服务器，包括蜂窝网络基站、Wi-Fi 接入点与路由器等边缘网络融合点，使得这些融合点拥有更强大的网络、计算和存储功能。首先，MEC 服务器的计算功能可以进行实时数据处理和短周期数据分析，协助边缘移动终端完成计算量较大的任务，实现自主学习和自主优化。其次，MEC 服务器具有高速缓存功能，能够进行移动资源的本地存储和共享，通过数据与知识分享增强功能进行协作，实现自主决策和自主执行。最后，MEC 服务器具有高带宽接入功能，能够支持局域网高速数据传输，保证本地数据收集的实时性和可靠性。另外，MEC 服务器通过智能筛选数据源用户等级，能够实现自主连接和自主发现的大规模密集接入功能。

MEC 中除了部署在边缘网络基础设施上的 MEC 服务器，另一类计算和存储资源分布在规模庞大、布局零散的边缘网络用户终端中，主要包括：1) 智能手机、个人电脑等用户终端；2) 摄像头、机顶盒等嵌入式设备；3) 车联网中的车辆以及私有的 Cloudlet 等具有分散性、多样性和灵活性的小型计算中心。该机会式可用资源不同于服务供应商提供的云资源，不具备长期可用性，尤其是移动终端资源，其所属权基本属于个人用户或私有企业，使得终端用户具有自私性。若要利用智能终端的网络、计算和存储资源，则需要设计合理的激励机制，不仅能够让更多多的用户愿意提供其终端资源，如

用户愿意将自身终端设备存储的媒体资源分享给其他移动用户，而且能够保证实时性和高带宽的应用需求，因此，移动智能边缘计算中的激励机制具有新的挑战。

MEC 体系架构如图 1 所示，物联网时代出现了各种需要实时控制和即时数据分析的新应用，如无人机、自动驾驶和车辆网等，需要毫秒级的低时延、服务器级的强大计算能力和安全级的可靠性。一方面，终端设备本身很难具备强大的计算能力，如在汽车上放置大型服务器会产生能耗、散热等问题，严重影响客户体验<sup>[4]</sup>。另一方面，将计算量卸载到远程云服务器会因网络带宽限制，导致高时延和不可承受的分组丢失错误率。因此，边缘计算卸载被认为是能够满足应用需求的、最具潜力的解决方案，主要是将庞大的计算任务卸载到终端设备附近的边缘服务器，为终端设备提供低时延、强大的计算能力。提供边缘计算服务需要消耗计算资源和网络资源，同时还会产生大量能耗，考虑边缘服务器的私有性，如果没有合适的激励机制，边缘服务器的所有者将不愿主动提供计算卸载服务，导致不可接受的时延甚至服务中断。

随着通信技术的不断发展，网络必须提供快速、可信赖的永久连接来处理持续暴涨的流量，但是，网络的可靠性和稳定性很难得到持续保证，边缘端与云端的暂时连接中断会极大地影响如虚拟现实、增强现实和远程医疗等应用的用户体验。边缘缓存可以有效解决以上问题，其主要思想是将流行文件如视频、图片和数据库等内容存储在靠近用户的网络边缘上，用户可以通过连接边缘服务器直接获取这些数据，从而减少了大量用户向云端请求重复数据的冗余回程链接。此外，边缘缓存不但可以部署在边缘服务器上，还可以使用容量不断扩大的移动用户设备，通过本地设备分享直接获得移动用户设备的存储内容<sup>[5]</sup>。考虑边缘服务器存储资源的有限性、边缘缓存过程中的通信网络开销和为保证数据安全所做的加密工作，如果没有合理的激励机制，边缘缓存服务器和移动用户则不愿意主动提供缓存服务，这将导致边缘缓存工作无法正常进行，使得上行链路严重拥塞，影响用户的使用体验。

目前，随着手持移动设备（如智能手机和可穿戴设备）、智慧城市中的摄像头和智能家居中的机顶盒等嵌入式设备数量的激增，每秒都在产生海量

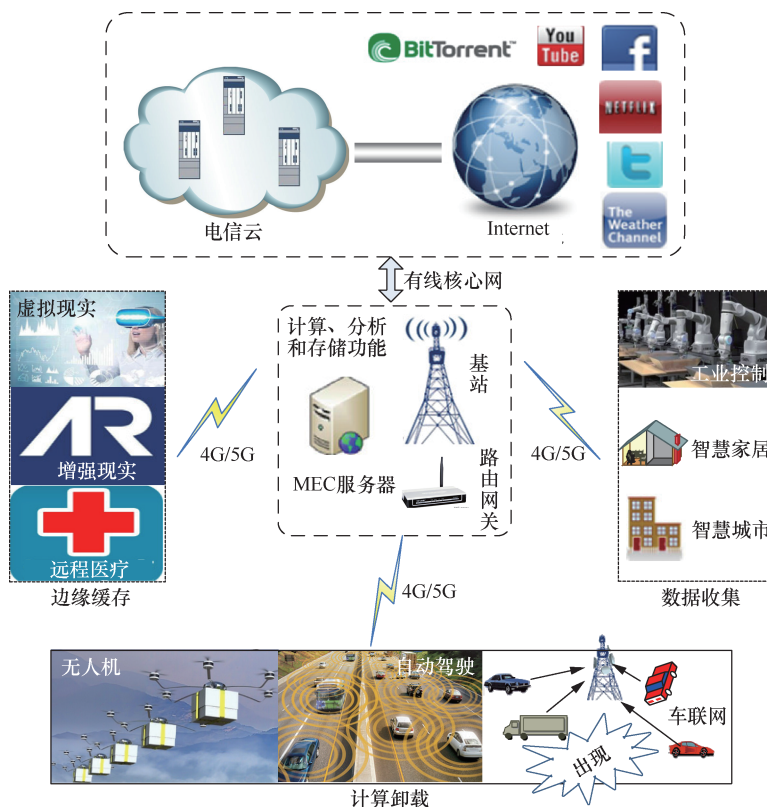


图1 MEC体系架构

数据<sup>[6]</sup>，如何高效收集数据并根据大数据分析进行实时反馈和决策是一项极具挑战的工作。边缘计算作为从物理世界到数字世界的桥梁，是数据的第一入口，移动用户通过将大量、实时和完整的数据上传到边缘服务器，经过数据过滤、分析和压缩处理后再上传到云端，可以大幅度节约网络资源并提高应用响应的时效性。考虑参与感知和上传数据需要消耗大量能量、带宽以及移动用户获取数据的时间成本等因素，若不制定有效的激励机制将很难有足够多的参与者来提供高质量、可靠的感知数据。因此，如何激励更多参与者加入数据收集工作中并提供高质量的数据，是促进物联网应用发展的关键问题。

## 2 国内外研究和应用现状

在MEC中，由于边缘计算服务器和边缘终端的私有性、趋利性，需要根据不同的应用需求设计合理的激励机制，以促使边缘端资源所有者愿意为边缘计算的三大典型应用场景包括计算卸载、边缘缓存和数据收集提供资源。

### 2.1 计算卸载

在计算卸载场景中的激励机制设计方面，主要

考虑如何使边缘服务器愿意消耗计算能力和能量等资源，主动提供计算卸载。Jin等<sup>[7]</sup>提出了一种在移动设备和微云中进行资源交易的激励兼容拍卖机制，在有效激励微云提供计算卸载服务的同时，满足了移动用户的服务需求。Liu等<sup>[8]</sup>通过建立云服务运营商和边缘服务器所有者之间的Stackelberg博弈，以最大化双方各自效用为目标来激励边缘服务器所有者提供高质量的计算卸载服务。Zhang等<sup>[9]</sup>设计了一种多维支付合约来激励雾节点提供计算卸载，考虑了节点的恶意性问题。Chen等<sup>[10]</sup>解决了在计算卸载场景中激励用户设备提供中继服务的问题，提出了Tarco的两阶段拍卖模型，实现了中继效用最大化并兼顾了节点的真实性和用户的个人理性。为保证边缘计算卸载具有低时延特性，Tiwary等<sup>[11]</sup>通过设计非合作广泛博弈模型使边缘服务器达到效用最大化的同时，能够提供最小响应时延。考虑边缘服务器的计算资源有限，无法满足计算卸载需求，Sourav等<sup>[12]</sup>关注微云计算卸载超负荷运行的情况，设计了非合作连续核心博弈理论模型来激励轻负载微云参与计算卸载，同时接收超负载微云即将到达的任务。但是，以上激励机制的设计没有考虑MEC服务器和移动智能终端之间的计

算资源供求关系,也忽略了卸载任务之间的相关性,这将严重影响物联网应用包括响应时间、反馈结果正确率等的服务质量。

## 2.2 边缘缓存

现有的激励机制主要考虑边缘服务器和边缘移动终端两部分的存储资源如何利用和优化问题,但是没有和移动智能终端所处的网络状态和缓存内容的多样性服务需求相结合。

### 2.2.1 移动边缘服务器提供的边缘缓存

当移动边缘服务器部署在私有的网关、Wi-Fi接入点或微云等小型计算中心时,需要设计合适的激励机制以促使边缘服务器所有者主动提供资源。Zheng等<sup>[13]</sup>设计了具有收敛性和可扩展性的Stackelberg博弈,用于激励边缘节点进行主动缓存。Xu等<sup>[14]</sup>设计了一个反向拍卖博弈来激励边缘节点相互协作提供缓存服务,以降低绿色城市的能耗。Zhu等<sup>[15]</sup>综合考虑了小基站提供缓存服务的开销和移动终端用户的社交因素,通过设计一个社交群组效用使得博弈最大化,同时激励小基站和用户设备提供缓存服务。

### 2.2.2 用户设备提供的边缘缓存

在用户设备提供缓存服务的场景中,由于移动用户存在明显的个人理性、自私性等特征,因此,设计合理的激励机制显得尤为重要。Shang等<sup>[16]</sup>通过设计两阶段Stackelberg博弈,激励用户利用D2D技术将自身存储的受欢迎内容分享给其他用户。Yi等<sup>[17]</sup>提出了一种基于社交关系的D2D内容分享和主动缓存,综合考虑了功率控制、信道分配、链路调度和激励设计。Chen等<sup>[18]</sup>通过设计Stackelberg博弈获得基站消耗最小化和用户收益最大化的均衡解来激励用户进行主动缓存。Yang等<sup>[19]</sup>基于马尔可夫决策过程设计了一种动态激励机制来激励用户参与分发数据,该机制能应对链路失效等异常情况。Wang等<sup>[20]</sup>提出了一种内部合同模型,使得用户自身效用最大化的同时,令移动网络运营商的支出最小化,从而激励用户参与边缘缓存。考虑用户提供边缘缓存的持续性,He等<sup>[21]</sup>提出了一种综合积分机制,根据历史内容记录、当前数据传输速率和预期奖励积分,使内容提供者持续提供高速率缓存数据。Tian等<sup>[22]</sup>考虑用户移动性对边缘缓存性能的影响,通过设计一种基于移动特性的激励机制来激励用户持续提供边缘缓存服务。

## 2.3 数据收集

由于本地数据收集涉及物联网应用的用户位置信息、时效性和安全隐私等问题,考虑该应用场景下现有的激励机制对以上因素的影响,并给出了有效的解决方案。但是,研究者们没有关注数据源用户的等级差异性,也未全面考虑影响数据质量因素的动态性和多样性。

Zheng等<sup>[23]</sup>设计了一种基于用户数据覆盖范围的合理预算激励机制来获得数据的最大覆盖率。Peng等<sup>[24]</sup>设计了一种基于用户地理位置信息的数据质量感知激励机制来避免收集低质量数据,从而为服务器节省不必要的开销。Li等<sup>[25]</sup>考虑人流密集区域因收集数据过多而产生资源浪费的问题,设计了一种算法来保证距离过近的两个用户不能同时获得收益,提高了数据质量并降低了能耗。

针对移动用户网络传输的不确定性,重点考虑数据收集过程中的时效性问题。Zhan等<sup>[26]</sup>考虑数据收集的时间敏感性,根据感知数据的时间戳进行具有数据优先级的激励机制设计。Zhang等<sup>[27]</sup>在数据收集场景中考虑用户动态到达和离开等实际问题,设计了一种在线激励机制来满足用户的动态性需求。Zhao等<sup>[28]</sup>设计了一种在线拍卖模型,服务器根据用户在线提交的感知策略,在截止时间前选择用户并使其完成特定数量的任务,使得总支出最小化。

数据隐私安全是数据收集过程中必须考虑的问题。Zhang等<sup>[29]</sup>针对用户通过添加数据噪声提高隐私安全等级而带来的数据质量下降问题,设计了一种REAP激励机制来调和用户隐私和服务器数据质量之间的矛盾,补偿用户受到的隐私威胁。Wang等<sup>[30]</sup>针对用户自身信息被服务器恶意使用的安全威胁,提出了一种基于区块链的隐私保护激励机制,通过矿工介入和K-匿名隐私保护方法有效提高了用户个人信息的安全性。Lin等<sup>[31]</sup>针对目前拍卖激励机制设计中广泛存在的用户出价隐私泄露问题,提出了两种基于拍卖理论的隐私保护激励机制框架,能够有效保障用户的出价隐私。

## 3 移动智能边缘计算激励机制设计的核心科学问题

为解决计算卸载、边缘缓存和数据收集三大应用场景中存在的激励问题,以服务质量、网络质量和数据质量为切入点,根据智能应用需求的不同目标,提

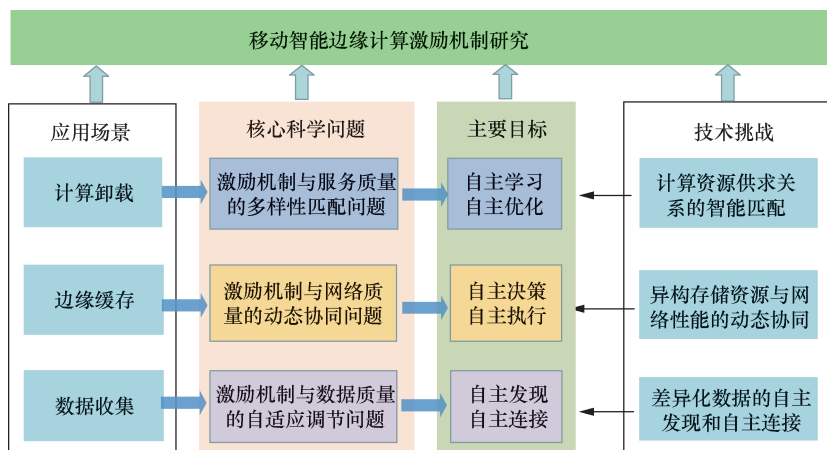


图2 应用场景、核心科学问题、主要目标和技术挑战

出3个核心科学问题以及对应的技术挑战,应用场景、核心科学问题、主要目标和技术挑战如图2所示。

### 3.1 激励机制与服务质量的多样性匹配问题

移动智能边缘计算中边缘服务器和移动终端的计算能力存在差异,如用户终端的本地计算能力通常比边缘服务器计算能力弱,当用户终端发起计算卸载任务时,智能终端如果能够提前自主学习附近计算资源的供求关系,则可以进一步提高计算任务的协作完成效率。若智能终端能够根据以往计算任务的发起模式预测将来计算任务的到达模式,则智能终端可以进一步自主优化本地计算任务和远程卸载任务的调度方案,提高完成计算任务的服务质量。为满足无人机、自动驾驶和车联网等新兴应用的计算需求,如何结合服务质量的多样性需求和智能终端的自主学习、自主优化性能设计更合理的激励机制来提高边缘有限计算资源的利用率,是边缘智能化发展亟待解决的问题。此类关于服务质量的问题已经成为服务提供商重点考虑的问题,必须得到充分重视。

### 3.2 激励机制与网络质量的动态协同问题

现有边缘计算中的边缘缓存方案主要关注缓存的内容和用户的位置信息,忽略了数据传输过程中的网络质量,由于边缘计算中网络类型的多样性,如LTE网络、Wi-Fi、DTN等,需求不同的数据在异构网络中的传输性能不同,因此,激励用户提供存储资源的方案需要和用户所处的网络状态协同。另外,网络质量不仅包含网络带宽、网络容量和各无线接口吞吐量,还包括网络稳定性、网络覆盖范围等。在AR和虚拟现实应用中,用户可以选择采用Wi-Fi或者LTE网络上传图片数据,但是

数据上传到网络融合点(基站或路由网关)时,其上行可用吞吐量有限。因此,无论数据通过何种渠道到达融合点,都需要优化并行传输的用户数量,以免造成网络拥塞。为了更好地将激励机制应用于现实生活中,研究激励机制与网络质量的动态协同问题显得尤为重要。

### 3.3 激励机制与数据质量的自适应调节问题

在数据收集场景下,用户是否能够提供高质量的数据源是智能家居、智慧城市和工业控制等物联网应用的关键假设。早期工作往往会忽视数据源的可靠性,认为只要场景中愿意参与的用户都能够提供应用所需要的数据即可,然而在现实生活中,很多不法分子会上传恶意数据以获取利用其他用户数据的权利。此外,数据质量不仅和数据源相关,还和数据传输过程中的网络状态相关。因此,如何通过智能技术对收集的数据进行分析并进行及时反馈、如何设计合理的激励机制以实现数据可靠性,同时保证数据收集的时效性,显得尤为重要。为解决以上问题,并且为应用系统提供更精准的激励效果,研究数据质量自适应调节的激励机制势在必行。

## 4 移动智能边缘计算激励机制设计的技术挑战及解决方案

### 4.1 计算资源供求关系的智能匹配

目前,由于计算卸载方面的激励机制没有充分利用智能终端对供求关系自主学习和任务调度自主优化等优势,面对多样化的计算任务需求,如何在确保服务质量的前提下,设计基于计算资源供求关系的智能激励机制是移动智能边缘计算服务面临的重要挑战。同时,如何通过边缘大数据分析感

知用户计算任务发起模式并将激励机制融合到计算任务卸载调度方案中，是计算卸载场景下激励机制设计面临的挑战。

为应对以上挑战，提出了一种基于服务质量的多样性智能匹配激励机制，基于供求关系的计算卸载架构如图 3 所示。在边缘计算的无人驾驶场景中，移动车辆的计算量需求大，但其自身计算能力有限，需要借助周边部署的边缘服务器进行计算协助，最佳方式是移动终端将部分计算任务卸载到邻近的边缘服务器，然后将任务结果实时反馈给车辆，以便车辆进行及时反馈。因此，多个 MEC 服务器提供计算卸载服务，移动车辆需要决定将计算任务卸载到哪些 MEC 服务器进行计算协助，以便能在第一时间反馈结果，本文提出的智能匹配算法采用动态定价方式解决计算资源供求关系的均衡问题。

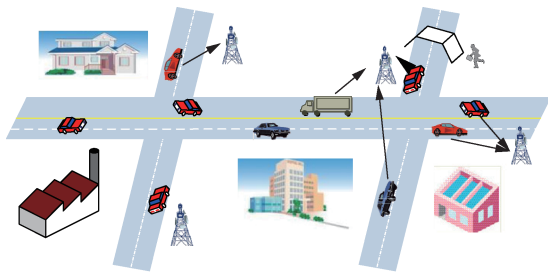


图 3 基于供求关系的计算卸载架构

由于计算资源的提供者和需求者呈多对多模式，因此，采用双边拍卖模型设计与服务质量多样性匹配的激励机制。双边拍卖与一般拍卖不同，一般拍卖是一个卖者面对多个买者，竞争只存在于买者之间；而双边拍卖是众多卖者面对众多买者，既有买者之间的竞争，也有卖者之间的竞争。只要买者的出价比卖者高，则交易成功，因此时效性高、收敛速度快。基于计算资源供求关系的需求，双边拍卖博弈中的参与者包括计算资源提供者（即 MEC 服务器）、计算资源需求者（即智能移动终端）和拍卖管理者（即第三方服务提供商）。MEC 服务器中的智能决策器可以通过预测计算任务到达模式和卸载任务的相关性，实现计算资源供求关系自主学习，从而达到对计算卸载任务调度的自主优化决策。

本文提出的基于服务质量的多样性智能匹配激励机制主要根据车辆的运动轨迹预测计算任务到达模式，从而推算计算卸载的需求。通过设计历史惩罚函数可以对预测模型进行及时的正向反馈，并能够自适应地调整计算资源的供求关系。在移动

终端方面，车辆根据自身的计算任务和计算任务的时延需求进行报价，使得移动终端能够最快获得任务结果。在 MEC 服务器端，根据本地的计算资源和发布的计算卸载任务进行报价，使得现有的计算资源能够获得最大收益。若移动终端的出价比某个 MEC 服务器高，则计算任务就可以下达和执行，并做出实时反馈。

#### 4.2 异构存储资源与网络性能的动态协同

为了达到激励机制与网络质量动态协同，如何为缓存内容需求不同的用户和处于不同网络状态的用户提供合理的激励机制，让其能够更合理地设定缓存需求来满足融合点接口的上行容量限制，是边缘缓存应用场景中的重要挑战。如何利用分布式模式识别技术对用户缓存内容和所处的网络状态进行建模，使得激励机制能够让用户上传缓存数据的速率和网络质量相协同，也是必须重视的一个挑战。

针对以上挑战，首先提出了缓存内容的模式识别方法，缓存基于内容的模式识别分类如图 4 所示，根据存储资源对实时性的需求可以分为实时性内容和非实时性内容。在第二层，系统对收集的信息进行标识，目的在于用不同标准衡量不同信息对整个存储资源的有效利用率。具体而言，新鲜度表示信息的更新时间，敏感度表示信息是否涉及非法内容，复用率表示内容的下载热门程度，准确度和相似度分别表示数据信息的有效性和相关性。在第三层，基于上述标识体系给收集的信息分配标签，依次进行如下操作：1) 根据复用率决定是否存储该内容，目的在于只存储热门程度较高的内容，从而提高存储资源的利用率；2) 基于数据相似度进行重复内容的过滤，以节约存储资源；3) 对比内容新鲜度，用新鲜内容替换同类型即将过期的内容，从而增加缓存内容的有效性。

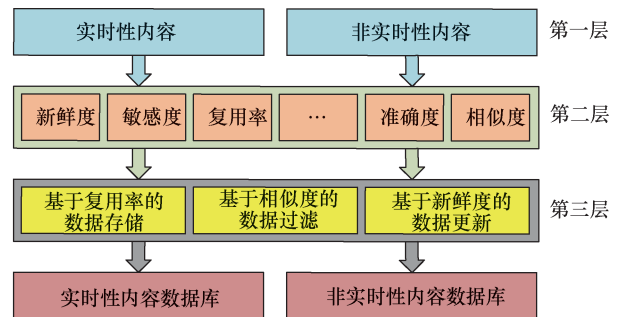


图 4 缓存基于内容的模式识别分类

基于不同网络类型所支持的网络性能，提出了

一种移动边缘异构网络的网络质量描述与建模方法，网络类型与网络质量的对应关系如表 1 所示。

1) 蜂窝网络：对移动性支持较好，覆盖范围广，用户可以随时接入以保证时效性；用户直接和基站通信，因此安全性得到保障；相对于其他网络，其发射功率更低，能耗更少，但其劣势是经济性低，流量费用高。2) Wi-Fi：带宽较大，一般为免费接入，因此稳定性和经济性能得到保障。3) DTN：主要采取存储—携带—转发通信模式，因此，能够克服间断网络中数据传输的中断问题，可以随时将数据传输给邻居节点，灵活性高。4) P2P 和 D2D：这两种通信模式的思想类似，都是使终端可以不经过网络实现终端间直连。P2P 采用 WLAN 技术，而 D2D 采用蜂窝技术，因此，两者都具有较好的通信灵活性。基于对网络类型和网络质量的定性对应关系建模，可以为后续动态协同激励机制中用户的网络选择和流量控制提供理论依据。

表 1 网络类型与网络质量的对应关系

网络质量	时效性	稳定性	灵活性	安全性	能耗性	经济性
蜂窝网络	√			√	√	
Wi-Fi		√				√
DTN			√			
P2P			√			
D2D			√			

根据缓存资源的实时性需求和异构网络性能的差异性，本文设计了一种存储资源与网络性能的动态协同激励机制，其核心思想为：基于缓存内容的模式分类和对异构网络质量的建模，设计以 MEC 服务器为中心的 Stackelberg 博弈模型，从用户网络质量、参与成本（提供数据的代价）和网络总吞吐量限制 3 个方面综合考虑，研究在面对边缘异构网络中不同类型网络的网络质量时，激励机制如何通过对异构网络汇聚流量进行分析，从而实现基于网络质量的动态协同激励机制。具体分为如下 3 个步骤。

1) 在 MEC 服务器上行总吞吐量限制下，研究异构网络的流量分配方案，即每个网络的用户容量需要根据应用需求确定。

2) 服务器告知用户能够给出的总补偿值  $R$  和每个任务所需的数据特性，如数据的时效性、带宽需求等，此过程关注的是服务器与用户之间的博弈。

3) 用户根据总补偿值  $R$  和任务的数据特性，决定使得自身效用最大化的任务策略，同时考虑汇聚流量的限制，此过程关注的是用户之间的博弈。

### 4.3 差异化数据的自主发现和自主连接

移动智能边缘计算的数据收集场景面临着一系列技术挑战，主要包括：1) 如何通过机器学习技术根据用户上传的数据来自主发现可靠数据源用户，从而在第一时间避免恶意数据侵入网络；2) 如何将用户的历史背景信息引入激励机制设计中，通过历史数据的模式分类，使得 MEC 服务器可以锁定收集低质量数据的原因是数据源问题还是网络传输问题，从而实现自主连接和数据的自动过滤。

为解决以上技术挑战，本文首先提出了一种数据质量的描述和建模方法，用于数据的前期预处理，利用回归模型分析影响数据质量的因素，从而根据收集的数据对用户进行分级。数据质量的建模流程如图 5 所示，本文提出的数据质量建模方法分别从以下两个维度分析影响数据质量的因素，并基于此对数据源用户进行等级划分，从而实现数据源用户级别的自主发现。

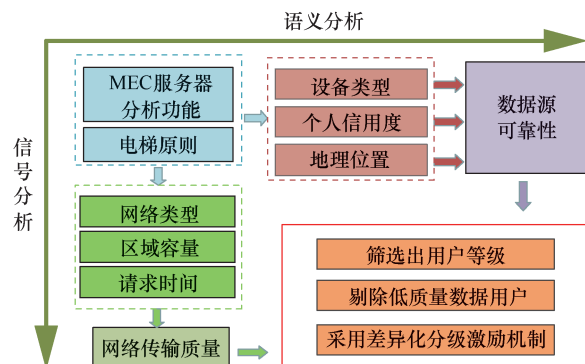


图 5 数据质量的建模流程

1) 信号分析下的影响因素：当收集数据汇集到 MEC 服务器时，MEC 服务器通过上、下文感知技术识别数据质量，并分析影响数据质量的原因。数据质量主要受网络传输性能和数据源本身的影响。当 MEC 服务器收到的数据信号无法被解码得到原始数据时，说明传输过程中的分组丢失率很大，从而说明问题出现在数据网络传输过程中。具体原因需要根据数据上、下文信息进行分析，如网络类型、区域容量和请求时间等。同时，为了保证应用的实时性需求，分析方案必须遵循“电梯原则”，即必须在限定的时间内得出分析结果。

2) 语义分析下的影响因素：当用户数据信号被

成功解码后,可以从语义角度分析数据的质量。由于不同应用对数据质量的衡量标准不同,因此,针对数据源的可靠性,分析各个应用普遍存在的影响因素,如设备类型、个人信用度和地理位置等。通过数据挖掘技术,推算影响数据质量的具体原因。

3) 用户等级划分技术:在充分考虑横、纵两个维度下数据质量影响因素的基础上,为用户划分等级,在第一时间剔除低质量数据用户,以免增加网络负担。同时,引入时间因素,如在不同时间段内用户提供的数据质量会发生动态变化,设计动态更新的用户等级划分技术。

本文进一步提出了差异化分级激励机制实现自主连接到性价比较高的数据源用户,差异化分级激励机制基本思想如图 6 所示。该机制的基本思想是从数据质量的角度出发,MEC 服务器对前期收集的数据进行学习,采用数据挖掘中的聚类识别技术分析数据质量,并推算影响数据质量的具体原因。利用强化学习技术对用户进行动态筛选,确定参与任务的候选用户集合,根据应用需求划分用户等级。在此基础上,综合考虑用户参与任务的竞标价进行用户选择和报酬定价,使得性价比高的用户可以最先成为胜出者。

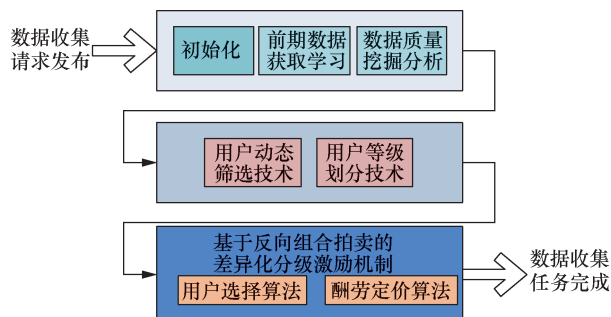


图 6 差异化分级激励机制基本思想

考虑用户参与的主动性,本文提出的差异化分级激励机制采用反向拍卖模型,具体实施步骤如下:1) 首先应用系统发布任务需求,即需要用户提供哪些数据;2) 用户收到任务需求命令后,结合自身条件上报自己可参与的任务集合和完成任务所需要的最低报酬;3) MEC 服务器在收集用户属性信息后,运行用户选择算法和酬劳定价算法,得出指定哪些用户去完成哪些任务,并给出用户完成任务得到的报酬;4) 被选中的用户汇报任务结果给 MEC 服务器;5) 系统根据用户上传的信息给出相应的报酬。

## 5 结束语

本文针对移动智能边缘计算的 3 个主要应用场景即计算卸载、边缘缓存和数据收集,首先总结了不同应用场景下激励机制的应用现状,在此基础上提出了 3 个核心科学问题和智能应用需求的主要目标。其次分析了解决这些问题面临的挑战,并利用智能技术给出对应的解决方案。移动智能边缘计算技术下合理的激励机制能够为新兴的物联网应用提供强有力的性能保证。

## 参考文献:

- [1] HU Y, PATEL M, SABELLA D, et al. Mobile edge computing—a key technology towards 5G[R]. ETSI White Paper, 2015.
- [2] 边缘计算产业联盟, 工业互联网产业联盟. 边缘计算架构 2.0 白皮书[R]. 2017. Edge Computing Consortium, Industrial Internet Industry Alliance. Edge computing architecture 2.0 white paper[R]. 2017.
- [3] 边缘计算产业联盟. 边缘计算产业联盟白皮书[R]. 2016. Edge Computing Consortium. White paper of edge computing consortium[R]. 2016.
- [4] WANG X J, NING Z L, WANG L. Offloading in Internet of vehicles: a fog-enabled real-time traffic management system[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(10): 4568-4578.
- [5] MAO Y N, YOU C S, ZHANG J, et al. A survey on mobile edge computing: the communication perspective[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2017, 19(4): 2322-2358.
- [6] 施魏松, 刘芳, 孙辉, 等. 边缘计算[M]. 北京: 科学出版社, 2018. SHI W S, LIU F, SUN H, et al. Edge computing[M]. Beijing: Science Press, 2018.
- [7] JIN A L, SONG W, ZHUANG W. Auction-based resource allocation for sharing Cloudlets in mobile cloud computing[J]. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing, 2018, 6(1): 45-57.
- [8] LIU Y, XU C Q, ZHAN Y F, et al. Incentive mechanism for computation offloading using edge computing: a stackelberg game approach[J]. Computer Networks, 2017, 129(2): 399-409.
- [9] ZHANG Y, TRAN N H, NIYATO D, et al. Multi-dimensional payment plan in fog computing with moral hazard[C]//IEEE International Conference on Communication Systems. IEEE, 2016: 1-6.
- [10] CHEN L, WU J G, ZHANG X X, et al. Tarco: two-stage auction for D2D relay aided computation resource allocation in HetNet[J]. IEEE Transactions on Services Computing, 2017(99): 1.
- [11] TIWARY M, PUTHAL D, SAHOO K S, et al. Response time optimization for cloudlets in mobile edge computing[J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, 2018: 81-91.
- [12] SOURAV M, GOUTAM D, ELAINE W. Computation offloading in optical access cloudlet networks: a game-theoretic approach[J]. IEEE Communications Letters, 2018, 22(8): 1564-1567.
- [13] ZHENG Z J, SONG L Y, ZHU H, et al. A stackelberg game approach to proactive caching in large-scale mobile edge networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(8): 5198-5211.
- [14] XU Q C, SU Z, ZHENG Q H, et al. Secure content delivery with edge

- nodes to save caching resources for mobile users in green cities[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(6): 2550-2559.
- [15] ZHU K L, ZHI W T, CHEN X, et al. Socially motivated data caching in ultra-dense small cell networks[J]. IEEE Network, 2017, 31(4): 42-48.
- [16] SHANG B D, ZHAO L Q, CHEN K C, et al. An economic aspect of device-to-device assisted offloading in cellular networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(4): 2289-2304.
- [17] YI C Y, HUANG S W, CAI J. An incentive mechanism integrating joint power, channel and link management for social-aware D2D content sharing and proactive caching[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2018, 17(4): 789-802.
- [18] CHEN Z Q, LIU Y Y, ZHOU B, et al. Caching incentive design in wireless D2D networks: a Stackelberg game approach[C]//IEEE International Conference on Communications. IEEE, 2016: 1-6.
- [19] YANG Z, TIAN H, FAN S S, et al. Dynamic incentive design in content dissemination process through D2D communication[J]. IEEE Communications Letters, 2017, 21(8): 1799-1802.
- [20] WANG R, ZHANG J, LETAIEF K B. Incentive mechanism design for cache-assisted D2D communications: a mobility-aware approach[C]//IEEE 18th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications. IEEE, 2017: 1-5.
- [21] HE J Z, WANG H B, ZHANG T. Incentive and selection for D2D content sharing: a comprehensive scoring mechanism[C]//IEEE International Conference on Signal Processing. IEEE, 2016: 1208-1213.
- [22] TIAN F, LIU B, XIONG J, et al. Movement-based incentive for cellular traffic offloading through D2D communications[C]//IEEE International Symposium on Broadband Multimedia Systems and Broadcasting. IEEE, 2016: 1-5.
- [23] ZHENG Z Z, WU F, GAO X F, et al. A budget feasible incentive mechanism for weighted coverage maximization in mobile crowdsensing[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2017, 16(9): 2392-2407.
- [24] PENG D, WU F, CHEN G H. Data quality guided incentive mechanism design for crowdsensing[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2018, 17(2): 307-319.
- [25] LI J, CAI Z P, WANG J B, et al. Truthful incentive mechanisms for geographical position conflicting mobile crowdsensing systems[J]. IEEE Transactions on Computational Social Systems, 2018, 5(2): 324-334.
- [26] ZHAN Y F, XIA Y Q, LIU Y, et al. Incentive-aware time-sensitive data collection in mobile opportunistic crowdsensing[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(9): 7849-7861.
- [27] ZHANG J W, WANG X, GAN X Y, et al. A novel online incentive mechanism under budget constraint for crowdsourcing systems[C]//International Conference on Wireless Communications and Signal Processing. IEEE, 2017: 1-6.
- [28] ZHAO D, MA H D, LIU L. Frugal online incentive mechanisms for mobile crowd sensing[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(4): 3319-3330.
- [29] ZHANG Z K, HE S B, CHEN J M, et al. REAP: an efficient incentive mechanism for reconciling aggregation accuracy and individual privacy in crowdsensing[J]. IEEE Transactions on Information Forensics & Security, 2018, 13(12): 2995-3007.
- [30] WANG J Z, LI M R, HE Y H, et al. A blockchain based privacy-preserving incentive mechanism in crowdsensing applications[J]. IEEE Access, 2018(6): 17545-17556.
- [31] LIN J, YANG D J, LI M, et al. Frameworks for privacy-preserving mobile crowdsensing incentive mechanisms[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2018, 17(8): 1851-1864.

## [作者简介]



骆淑云(1986-),女,浙江金华人,博士,浙江理工大学讲师,主要研究方向为智能边缘计算与网络经济。



温雨舟(1995-),男,江苏苏州人,浙江理工大学硕士生,主要研究方向为移动边缘计算与任务调度。



徐伟强(1975-),男,浙江杭州人,博士,浙江理工大学教授,主要研究方向为无线网络与工业互联网。



朱升宏(1968-),男,浙江杭州人,新华三技术有限公司副总裁、高级工程师,主要研究方向为云计算、大数据、大互联、大安全的数字化解决方案和产品研发。