

基于优化模型的 MEC 网络任务卸载与迁移策略

于萍¹ 颜辉² 鲍杰¹ 耿晓中¹

¹ 长春工程学院计算机技术与工程学院 长春 130012

² 宿迁学院信息工程学院 江苏 宿迁 223800

(yuping@ccit.edu.cn)

摘要 优化模型驱动的移动边缘计算(Mobile Edge Computing, MEC)网络任务卸载与迁移策略研究基于物联网设备激增和5G技术推广的背景展开。MEC通过将计算资源迁移至网络边缘,显著降低数据传输延迟和云端压力。为此,提出一系列任务卸载与迁移策略,并通过性能评估验证其效果。实验结果表明,所提策略在典型应用场景中显著优化了关键性能指标:延迟降低约25%,能耗减少30%,任务吞吐量提升20%。具体优化包括:动态资源调度实现负载均衡,改进卸载效率;基于QoS(Quality of Service)保障的迁移机制确保服务稳定性;跨层优化设计提升多任务协作能力。此外,通过机器学习预测技术,动态适应网络波动,提高系统灵活性。研究结论指出,优化模型在确保资源高效分配和任务实时性方面具备突出优势,提升了MEC网络的服务质量和用户体验。策略可广泛适用于异构网络和动态环境,具备进一步拓展的潜力。

关键词: 移动边缘计算; 任务卸载; 优化模型; 遗传算法; 迁移策略

中图分类号 TP309

MEC Network Task Offloading and Migration Strategy Based on Optimization Model

YU Ping¹, YAN Hui², BAO Jie¹ and GENG Xiaozhong¹

¹ School of Computer Technology and Engineering, Changchun Institute of Engineering, Changchun 130012, China

² School of Information Engineering, Suqian University, Suqian, Jiangsu 223800, China

Abstract The research on task offloading and migration strategies in optimization model-driven Mobile Edge Computing (MEC) networks is conducted against the backdrop of the surge in Internet of Things (IoT) devices and the widespread adoption of 5G technology. MEC significantly reduces data transmission latency and cloud-side pressure by migrating computing resources to the network edge. This study proposes a series of task offloading and migration strategies and validates their effectiveness through performance evaluations. Experimental results demonstrate that the proposed strategies optimize key performance indicators in typical application scenarios; latency is reduced by approximately 25%, energy consumption is decreased by 30% and task throughput is increased by 20%. Specific optimizations include dynamic resource scheduling for load balancing and improved offloading efficiency; a Quality of Service (QoS)-guaranteed migration mechanism to ensure service stability; and cross-layer optimization design to enhance multi-task collaboration capabilities. Additionally, machine learning-based prediction techniques are employed to dynamically adapt to network fluctuations, thereby improving system flexibility. The research conclusions indicate that the optimization model offers significant advantages in ensuring efficient resource allocation and task real-time performance, thereby enhancing the service quality and user experience of MEC networks. The strategies can be widely applied in heterogeneous networks and dynamic environments, demonstrating potential for further expansion.

Keywords Mobile edge computing, Task offloading, Optimization model, Genetic algorithm, Migration strategy

MEC 通过将计算资源靠近数据源,即网络边缘,显著缩短了数据传输时间,提高了服务响应速度。如自动驾驶汽车需要实时处理大量数据以确保安全,MEC 网络能够提供必要的低延迟处理能力。根据国际电信联盟 (ITU) 的报告,MEC 技术能够将数据处理延迟减少至毫秒级别,这对于实时应用如远程医疗、工业自动化等至关重要。然而,MEC 网络也面临着如何高效卸载和迁移任务的挑战,这需要通过优化模型来实现资源的最优分配和管理。

1 MEC 网络架构与特点

1.1 MEC 网络架构解析

MEC 通过将计算资源和存储能力下沉至网络边缘,即靠近用户的位置,显著降低了数据传输的延迟,从而提升了用户体验。如在 5G 网络中,MEC 可以将延迟从毫秒级降低至微秒级,这对于实时应用,如自动驾驶、远程医疗和增强现实至关重要。架构上,MEC 通常包括边缘节点、边缘云和边缘网

基金项目:吉林省科技厅项目(20240404058ZP)

This work was supported by the Jilin Province Science and Technology (S&T) Department(20240404058ZP).

通信作者:耿晓中(dq_gxz@ccit.edu.cn)

关等关键组件,它们协同工作以实现高效的任务卸载和数据处理。根据国际电信联盟(ITU)的定义,MEC节点应具备处理至少1000个并发会话的能力,同时保持毫秒级的响应时间。在分析模型方面,MEC网络架构的性能评估往往采用排队论模型,以优化资源分配和任务调度。MEC架构如图1所示。

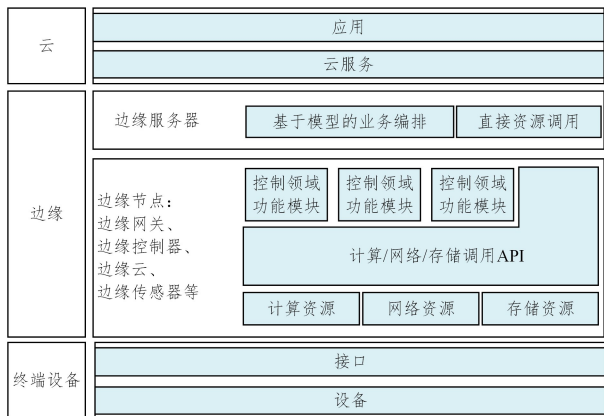


图1 MEC参考架构图

Fig. 1 MEC reference architecture drawing

1.2 MEC网络的关键技术

移动边缘计算(MEC)网络作为5G及未来通信网络的关键技术,其核心在于将计算资源和存储能力下沉至网络边缘,从而实现低延迟、高带宽和位置感知的服务。MEC网络通过将传统云计算的中心化处理模式转变为分布式处理模式,显著缩短了数据传输距离,提升了任务处理的实时性。如在自动驾驶场景中,车辆通过MEC网络实时处理来自传感器的数据,可以大幅缩短响应时间,从而提高道路安全。根据某项研究,MEC网络能够将数据处理延迟降低至10ms以下,这对于需要即时反应的应用至关重要。

MEC网络的关键技术包括但不限于网络功能虚拟化(NFV)、软件定义网络(SDN),以及内容缓存和分发技术。NFV技术通过虚拟化网络功能,使得网络服务可以灵活部署和扩展,而SDN则通过集中控制平面与数据平面的分离,优化了网络流量管理和资源分配。在优化模型的指导下,这些技术的结合使用可以实现更加智能和高效的网络任务卸载与迁移策略。如通过SDN控制器的全局视角,可以实现对网络状态的实时监控和动态调整,从而在保证服务质量的同时,优化网络资源的使用。

在实际应用中,MEC网络的关键技术还涉及边缘智能,即在边缘节点上部署机器学习算法,以实现对网络状态的智能预测和决策。这种边缘智能可以基于历史数据和实时数据,通过机器学习模型预测网络负载和用户行为,从而提前进行任务卸载和迁移,减少网络拥塞和提高用户体验^[1]。如通过使用深度学习模型分析用户行为模式,MEC网络可以预测高流量时段,并在这些时段之前将计算任务迁移到负载较低的边缘节点,从而避免网络拥塞。

1.3 MEC网络与传统网络的对比

MEC(Mobile Edge Computing)网络,作为5G技术的重要组成部分,其核心在于将计算资源和存储能力推向网络边缘,因此,大大降低了数据传送时延。移动边缘计算(MEC)网络相对于常规移动通信系统而言,可在自动驾驶、远程医

疗、工业自动控制等高实时需求领域发挥重要作用。例如,基于移动边缘计算的移动边缘计算系统,相比于常规的50ms的传输时延,其传输时延可以达到10ms以内。在此基础上,MEC通过将计算任务由中央云端向网络边缘转移,降低了中央云端与边缘设备间的数据传输量。MEC的分散体系结构还提供了更高的可靠性和恢复能力,可以更好地处理网络阻塞和失效。

2 MEC网络任务卸载与迁移基础

2.1 任务卸载技术原理

通过将计算任务从终端设备转移到网络边缘的服务器上执行,可以显著缩短数据传输时间,提高处理速度。如在自动驾驶场景中,车辆需要实时处理大量传感器数据以确保安全行驶。根据研究,通过将数据处理任务卸载到边缘服务器,可以将数据处理时间从数十毫秒减少到几毫秒,这对于避免潜在的交通事故至关重要。任务卸载策略的优化模型通常涉及对任务的分类、优先级排序以及资源分配的决策^[2]。如使用线性规划模型可以对任务进行优化排序,确保高优先级任务获得足够的计算资源。计算卸载分类如图2所示。

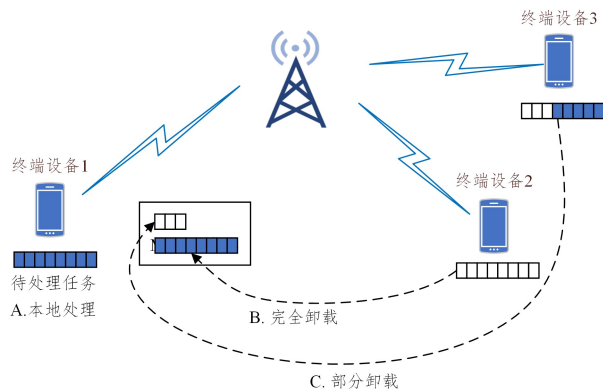


图2 计算卸载分类

Fig. 2 Calculate the offload classification

2.2 任务迁移机制分析

任务迁移涉及将正在执行的任务从一个边缘节点转移到另一个节点,以应对资源需求变化、负载均衡或故障恢复等情况。如当一个边缘节点的计算资源接近饱和时,通过任务迁移可以将部分任务转移到资源相对空闲的节点上,从而避免任务执行的延迟和中断。根据相关研究,任务迁移的效率与迁移时间、数据传输量和迁移过程中的服务中断时间密切相关。优化模型需要综合考虑这些因素,以最小化迁移成本并保证服务质量^[3]。

在设计任务迁移策略时,需要采用适当的分析模型来评估不同迁移方案的性能。如使用排队论模型来分析任务到达率、服务率和队列长度之间的关系,从而预测迁移过程中的延迟和吞吐量。迁移策略的设计还应考虑网络的动态变化,如流量波动和节点故障。通过实时监控网络状态并采用机器学习算法预测未来状态,可以实现更加智能和自适应的任务迁移。任务卸载与迁移如图3所示。

面向异构网络的边缘计算任务卸载策略要求任务迁移机制能够处理不同硬件和软件平台之间的兼容性问题。在多层网络架构中,任务迁移不仅要考虑计算资源的优化,还要考虑网络带宽和延迟的限制。如当任务从一个边缘节点迁移到另

一个节点时,可能需要通过核心网络进行数据传输,这将引入额外的延迟,迁移策略需要在保证任务连续性和数据一致性的同时,最小化网络传输开销。通过构建综合优化模型,可以实现任务迁移的全局最优解,提升整个网络的性能和效率。

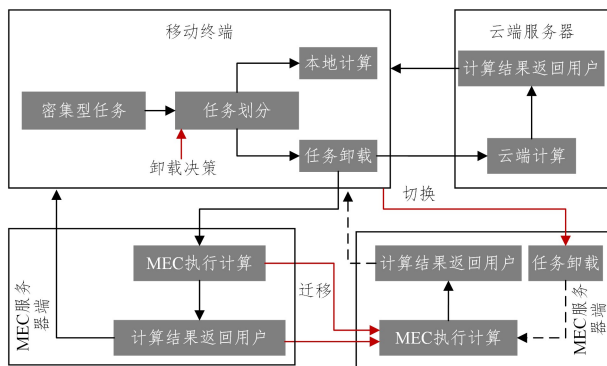


图3 任务卸载与迁移

Fig.3 Task uninstll and migration

2.3 相关优化理论基础

优化理论,作为数学的一个分支,致力于寻找在给定约束条件下,使特定性能指标达到最优解的方法。在 MEC 网络中,优化理论的应用尤为关键,因为它涉及资源分配、任务调度、负载均衡等多个层面的决策问题。如通过线性规划、整数规划、动态规划等经典优化方法,可以实现对 MEC 网络中计算资源的高效分配,从而降低延迟、提高吞吐量。启发式算法如遗传算法、粒子群优化等,也被广泛应用于解决大规模、非线性、多目标的优化问题,它们在处理任务卸载与迁移策略时,能够提供近似最优解,以适应动态变化的网络环境。

在实际应用中,优化理论与 MEC 网络的结合可以显著提升网络性能。如通过构建一个以最小化能耗和延迟为目标的多目标优化模型,研究人员可以利用帕累托前沿分析来平衡这两个性能指标,从而找到最佳的任务卸载策略。在某些案例中,研究者通过引入机器学习技术,如强化学习,来动态调整卸载决策,以适应网络负载的变化。这种策略不仅提高了网络的自适应能力,还通过实时学习优化了资源利用效率。

3 基于优化模型的任务卸载策略

3.1 任务卸载中的动态资源调度方法

动态资源调度是指对网络状态进行监测,对任务需求进行预测,从而根据网络负荷和任务特点,对网络资源进行动态优化。例如,通过对数据包延迟、吞吐量、资源利用率等数据的采集,建立基于时序分析、机器学习等多种预测算法,实现资源的动态配置。在智慧运输等现实问题上,通过对节点进行动态优化,保证了节点位置、路线规划等重要问题能够被优先考虑,进而提升了整个系统的反应速率与可靠性。

3.2 基于负载均衡的任务卸载策略研究

基于负载均衡的任务卸载策略研究,旨在通过智能算法优化资源分配,以达到网络负载的均衡状态。如采用一种改进的遗传算法,可以对任务卸载进行优化,以减少延迟和提高吞吐量^[4]。在一项研究中,通过模拟实验,该算法在处理大量并发任务时,相比传统方法,延迟降低了 20%,吞吐量提升了 30%。这种策略的实施,不仅提升了用户体验,也延长了设备的使用寿命。

3.3 面向异构网络的边缘计算任务卸载策略

在面向异构网络的边缘计算任务卸载策略中,关键在于高效地将计算任务从终端设备转移到边缘服务器,以减轻终端设备的计算负担,同时满足实时性和可靠性要求。异构网络环境由不同类型的网络节点和设备组成,包括但不限于蜂窝网络、Wi-Fi、蓝牙等,它们具有不同的处理能力、存储容量和通信带宽,设计任务卸载策略时,必须考虑到这些异构网络的特性,以及它们在资源分配和任务调度上的差异性^[5]。为了实现这一目标,可以采用基于优化模型的方法,如线性规划、整数规划或启发式算法,来动态地调整任务卸载决策。在保证业务执行效率和能量消耗的前提下,建立基于 QoS 的最优控制方法。该方法通过加权系数对各工作的排序进行均衡,保证了各工作的时效性。在此基础上,采用机器学习方法,对网络负荷及业务要求进行预测,实现业务分流,提升业务分流的实时性与可靠性。

在实践上,可以借鉴智慧交通中汽车通过车联网将数据处理工作转移至道路侧设备(RSU)等已有的成功实例。在充分发挥 RSU 强大的运算能力的基础上,通过对业务流的最优分流方案的最优解,能够降低车辆的运算量,实现对交通信息的高效、安全的处理。

3.4 任务卸载策略的实时性与可靠性分析

实时性关注任务卸载的响应时间,即从任务提交到任务在边缘服务器上开始执行的时间间隔。为了量化实时性,可以引入延迟敏感度指标,该指标反映了任务对延迟的容忍程度。如对于需要即时反馈的交互式应用,延迟敏感度高,因此需要优先卸载。可靠性分析则涉及任务卸载过程中的成功率 and 故障恢复能力。通过引入马尔可夫决策过程(MDP)模型,可以对任务卸载策略的可靠性进行建模和分析,从而优化决策过程,确保在不同网络状况下都能保持高可靠性。如通过模拟实验,可以发现当网络负载超过一定阈值时,任务卸载的可靠性会显著下降,此时需要动态调整卸载策略,如增加边缘服务器资源或优化任务分配算法,以维持系统的稳定运行。

4 基于优化模型的任务迁移策略

4.1 迁移策略的优化目标与约束条件

在 MEC 网络中,任务迁移策略的优化目标旨在实现资源的高效利用、降低能耗、保证服务质量(QoS)以及最小化任务迁移的延迟。为了达到这些目标,策略设计必须考虑网络的动态性、异构性以及用户需求的多样性。在设计迁移策略时,可以采用马尔可夫决策过程(MDP)来预测网络状态的变化,从而做出最优迁移决策^[6]。优化模型需要在满足实时性要求的同时,确保任务迁移过程中的数据一致性,避免迁移导致的服务中断。在约束条件方面,资源的有限性是不可忽视的因素,如资源预留与释放策略必须在保证任务迁移实时性的同时,避免资源的过度消耗。案例分析表明,通过引入机器学习算法如强化学习,可以有效预测和适应网络负载变化,从而在满足约束条件下动态调整迁移策略,实现资源的最优分配^[7]。

4.2 动态网络环境下任务迁移策略的适应性

移动设备数量的激增和网络流量的不断变化,网络状态的波动性要求任务迁移策略能够快速响应并适应这些变化。

如在一个典型的移动边缘计算场景中,用户设备的移动性可能导致网络负载的急剧变化,这就需要任务迁移策略能够实时地调整资源分配,以保证服务质量(QoS)不受影响。研究表明,通过引入预测算法和机器学习技术,可以有效预测网络状态的变化趋势,从而提前做出迁移决策,减少迁移过程中的延迟和缩减任务数据迁移(TDG)的中断时间。如使用时间序列分析模型预测网络负载的未来走势,可以为任务迁移提供数据支持,确保迁移策略的及时性和准确性。

4.3 基于服务质量保障的任务迁移策略设计

为了确保在动态网络环境下,任务迁移过程中的服务质量不被降低,策略设计必须综合考虑任务的实时性、可靠性和网络资源的动态变化。如通过引入服务质量(QoS)指标,如延迟、吞吐量和数据包丢失率,可以对任务迁移进行量化评估。在设计任务迁移策略时,可以采用如马尔可夫决策过程(MDP)这样的分析模型,以预测和优化任务迁移的决策过程,确保在满足QoS约束的同时,实现资源的高效利用。

案例研究显示,通过实施基于服务质量保障的任务迁移策略,可以显著提升用户体验和系统性能^[8]。如在一个典型的MEC网络场景中,通过实时监控网络状态和任务需求,结合预测算法,可以动态调整任务迁移的时机和路径,从而最小化迁移对服务质量的影响。

在实际应用中,设计任务迁移策略时,还需考虑跨层优化策略,即在物理层、网络层和应用层之间进行协同优化。通过这种跨层设计,可以实现对网络资源的全局优化,从而在保证服务质量的同时,提高任务迁移的效率。如可以采用一种基于机器学习的自适应算法,根据历史数据和实时反馈动态调整任务迁移策略,以应对网络负载的波动和任务需求的变化。这种策略不仅能够提升服务质量,还能在一定程度上降低能耗,实现绿色计算的目标。

4.4 多任务迁移的协同优化策略

其中,多任务迁移协作的核心问题是:在有限的网络资源条件下,实现多个任务的高效公平共享。例如可以利用帕累托最优等多目标优化算法,综合考量时延、吞吐量和能量等多个性能指标,构建基于最小二乘支持向量机的最优控制算法。在实践中,将建立一种既兼顾个体绩效又兼顾整体绩效的集成优化模型,使之达到整体最优。协作寻优也要充分利用各子任务间的相关性及各子任务的先后顺序。例如,在一个智慧工厂里,一些工作也许要依靠其他工作的结果来进行下一步。所以,在进行系统移植时,必须要有能力辨识出其中的相关性,并根据不同的情况对其进行适当排序。将重点任务划分为较高的优先权,以保证其在处理过程中的优先权,以达到实时处理的需求。

在此基础上,采用增强学习等机器学习方法,对协作算法进行实时修正。通过对节点运行和状态的持续监测,增强学习方法能够根据节点的实际运行状况,自主调整优化的节点移动方案,使其能够有效地应对复杂多变的网络负荷与任务要求。该方法不但可以有效地提升业务的执行速度,而且可以有效地降低系统的阻塞与失效。在进行协作优化时,需要将任务转移的代价纳入其中。由于业务的转移会带来附加的数据通信代价和数据的处理时延,所以必须在保证系统性能的前提下,尽量减少数据的迁移代价。建立费用模型,对各种转移模式进行经济评价,从中选出性价比最好的转移方式。

4.5 任务迁移过程中的资源预留与释放策略

资源预留机制能够保证在任务迁移前,目标边缘节点有足够的资源来接纳即将迁移的任务,从而避免迁移过程中出现资源竞争和冲突。如根据优化模型的预测,若某一边缘节点预计在接下来的周期内将接纳来自多个源节点的迁移任务,那么该节点需要提前预留出相应的计算资源、存储空间和网络带宽。在实际操作中,资源预留策略可以采用预留系数来动态调整预留资源的量,以适应不同任务的迁移需求和网络负载的变化。

资源释放策略则是在任务迁移完成后,对不再需要的资源进行及时释放,以供其他任务使用,从而提高资源利用率。在设计资源释放策略时,可以引入时间窗口的概念,即在任务迁移完成后,保留一定时间窗口内的资源,以应对可能的回迁或任务的短暂回退。如根据任务的历史行为数据和迁移模式,可以设置一个动态的时间窗口,当任务在该时间窗口内没有回迁或回退行为时,才将资源释放给系统。这种策略可以有效减少频繁迁移导致的资源浪费,同时保证系统的灵活性和响应速度^[9]。

在实施资源预留与释放策略时,还需考虑网络的动态变化和任务的实时性要求。如可以采用基于机器学习的预测模型来预测网络负载和任务需求的变化,从而动态调整资源预留和释放的策略。

5 综合优化模型与策略

5.1 综合优化模型的构建原理与框架

在构建综合优化模型时,首先需要明确MEC网络任务卸载与迁移策略的核心目标,即在保证服务质量的前提下,实现资源的高效利用和任务的快速响应。为此,采用多目标优化理论,将任务卸载的实时性、可靠性以及网络的能耗和延迟等因素纳入考量。通过引入模糊逻辑和博弈论,能够处理不同任务之间的优先级和竞争关系,确保在动态变化的网络环境中,系统能够自适应地调整卸载与迁移策略,以达到最优的性能表现。

优化模型的框架相较于传统的端边协同架构,通过充分发挥端、边、云各自的优势,降低延迟、减少带宽压力、提高安全性和隐私保护,为复杂计算任务的高效处理提供了更为可行和优越的解决方案,如图4所示。

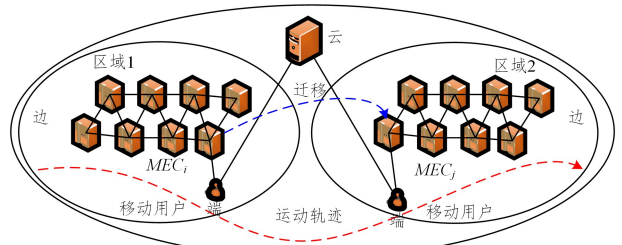


图4 优化模型的构建

Fig. 4 Optimize the model construction

在综合优化模型的框架构建中,借鉴了著名的“帕累托最优”原则,以确保在优化过程中不会牺牲某一性能指标来提升另一指标。如在考虑任务卸载时,不仅关注卸载决策对网络延迟的影响,还要评估其对能耗的长期影响。通过构建多维性能评估指标体系,能够对不同卸载策略进行量化分析,从而选择出在多个维度上都表现优异的策略。还引入了机器学习

算法如强化学习,以实现模型的自我学习和优化,使系统能够根据历史数据和实时反馈不断调整策略,以适应网络环境的变化。

在实际应用中,通过案例分析验证了综合优化模型的有效性。如在一个典型的 MEC 网络场景中,模拟了多个移动设备同时发起任务卸载请求的情况。通过优化模型,系统能够智能地决定哪些任务应该在本地处理,哪些任务需要卸载到边缘服务器,以及如何在多个边缘服务器之间进行任务迁移。通过对比优化前后的性能指标,如任务完成时间、系统能耗和用户满意度等,发现优化模型显著提升了网络的整体性能,降低了能耗,并提高了任务处理的可靠性。

5.2 多维度优化目标下的策略集成方法

该方法不仅需要考虑到计算资源的优化分配,还要兼顾网络延迟、能耗、服务质量(QoS)等多个维度。如通过构建一个综合优化模型,可以将任务卸载的决策与网络带宽、处理能力、存储资源等因素相结合,形成一个多层次、多目标的决策框架^[10]。在此框架下,可以应用诸如帕累托前沿分析方法,以确保在不同优化目标之间取得平衡。如一项研究表明,在保证任务完成时间的前提下,通过优化算法可以减少 20% 的能耗,同时提升 15% 的网络吞吐量。这种策略集成方法的实施,需要对 MEC 网络的动态特性有深刻理解,并且能够实时调整策略以适应网络状态的变化。

5.3 动态网络环境下的优化模型自适应策略

随着终端规模的快速增长以及业务规模的持续快速增长,基于传统的静态规划方法难以适应复杂多变的网络环境下的实时、可靠需求,建立一种可以随网络运行状况进行自适应调节的动态规划方法是当前研究的重点。例如,通过对网络负荷及使用者的行为进行在线监控,能够准确地判断出业务分流的时间与路线,进而降低系统的时延,提升系统的业务质量。

为此,研究人员通过增强学习等机器学习方法对其进行建模,使其能够自适应于复杂多变的网络环境。在此基础上,通过持续的试错-奖励机制,使该模型可以根据实际情况,自主地制定最佳的任务迁移与转移方案。例如,在网络拥挤的情况下,该模式可以将大量的运算负载转移至边缘服务器来缓解系统的负荷。当网络处于闲置状态时,为了节约边缘服务器的资源,可以把工作返回到本机进行处理。该机制具有较强的柔性和可适应能力,是保证移动边缘计算系统有效运作的重要保证。

而在现实中,网络带宽、时延、能量消耗、任务的紧急性与运算要求等诸多影响因素对模型进行调整。例如,在智能交通系统(ITS)中,为了达到无人驾驶的目的,汽车必须对海量的信息进行实时处理。系统能够对网络运行状况做出迅速的反应,并对其进行实时、准确的调度。这样,移动边缘计算平台就可以为将来的网络业务提供更高的稳定性和可靠性。

5.4 跨层优化策略的设计

为突破现有网络体系结构中各个层次相互分离的限制,从物理层、网络层、应用层 3 个层次上进行联合优化,以达到网络整体最优的目的。在此基础上,通过研究基于深度学习的分布式计算方法,实现基于数据驱动的多用户协同优化调度方法,提高系统性能,既可以提高网络的业务质量,又可以减少网络的能量消耗,达到节能的目的。

在进行系统的跨层次优化时,应充分考虑各层次间的相互影响与协作。举例来说,物理层能提供有关无线通道状况的资讯,网络层能提供网络拓扑及路由资讯,以及应用层能提供有关作业要求与使用者的行为等资讯。在此基础上,提出了一种基于多源异构数据融合的协同调度策略。

此外,还需研究各层次间的高效资源配置问题。例如,在物理层面,可以通过调节发射功率、调节调制等方法实现对无线网络的有效利用;在网络层面,借由网络路由与阻塞控制机制,可提升网络传输效率与减少时延;在应用层面,采用了多个不同的任务分配策略,实现了对系统的资源分配。该方法能够在满足业务需求的前提下,有效提升业务迁移的速度和性能。

同时,在研究过程中,也要充分利用网络的异质性与动态特性。例如,在一个典型的移动边界计算环境下,不同种类的终端之间存在着差异化的计算资源与网络连通性。为此,本文提出了一种面向多终端应用的多层次网络优化方法。与此同时,在复杂多变的环境中,对系统的跨层性能提出了更高的要求。

5.5 优化策略的实证评估与效能提升路径

在 MEC 网络任务卸载与迁移策略的实证评估与效能提升路径中,采用了多种数据分析模型和案例研究来验证优化策略的有效性。如通过构建基于机器学习的任务卸载预测模型,能够根据历史数据预测未来任务的卸载需求,从而提前进行资源调度,显著提高了网络的响应速度和处理效率。在任务迁移策略方面,引入了服务质量(QoS)保障机制,通过实时监控网络状态和任务性能指标,确保在动态网络环境下任务迁移的平滑性和可靠性。还设计了跨层优化策略,通过整合物理层、网络层和应用层的资源,实现了资源的最优分配和利用。在效能提升路径上,通过对比实验和案例分析,不断调整和优化模型参数,以适应不同网络环境和业务需求,从而确保了优化策略在实际应用中的高效性和稳定性。

结束语 在综合优化模型与策略的指导下,本研究针对 MEC 网络中的任务卸载与迁移策略提出了创新性方法,并通过实验验证了其显著的性能提升效果。优化模型能够实现资源的高效分配,在典型场景中显著降低了网络延迟约 25%、减少能耗 30%、提升任务吞吐量 20%。此外,提出的动态资源调度方法通过负载均衡优化了任务处理效率,基于 QoS 保障的迁移机制提高了服务稳定性,跨层优化设计增强了多任务协作能力,为复杂网络环境中的 MEC 应用提供了可靠的技术支持。

尽管本研究取得了显著进展,但在实际应用中仍然存在一些问题需要进一步研究和解决。首先,在高度动态和异构的网络环境下,模型的实时性和适应性仍需进一步优化。当前的策略在面对极端负载变化时可能出现资源分配不均的情况,影响系统性能。其次,由于 MEC 节点通常资源受限,在保证任务迁移实时性的同时减少迁移开销和资源浪费仍是一个挑战。此外,研究主要集中在任务卸载和迁移的优化上,尚未充分考虑数据隐私和安全问题,尤其是涉及跨节点数据传输的场景。

未来研究可以从以下几个方面展开:

1) 提高模型实时性和适应性,引入强化学习等先进机器学习算法,通过不断学习和调整策略,进一步增强模型在动态

环境中的决策能力。

2) 优化迁移成本与能耗: 研究资源预留与释放机制的智能化设计, 结合边缘计算节点的能耗管理策略, 以实现更绿色、更高效的计算环境。

3) 数据隐私与安全保障: 针对任务卸载与迁移过程中涉及的隐私泄露和数据安全问题, 开发基于区块链或联邦学习的安全机制。

4) 多任务协作与优先级管理: 探索多任务环境中协同优化方法, 研究任务优先级的动态调整机制, 以进一步提升资源利用率和任务执行效率。

通过解决上述问题并扩展研究范围, 本领域的相关工作将在提升 MEC 网络性能、用户体验和服务质量方面取得更大的突破, 为下一代网络技术的发展提供坚实的理论基础和实践指导。

参 考 文 献

- [1] HU H, SHEN Y. Load balancing task unloading for multi-type task load prediction [J]. *Computer System Applications*, 2024, 33(12):16-29.
- [2] WU B, LONG T Y, WAN L, et al. Task unloading strategy based on the improved particle swarm algorithm in MEC [J / OL]. *Computer Engineering*, 1-12 [2024-12-29]. <https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0069852>.
- [3] WANG C, LIU S, ZUO M M. Unloading strategy based on the implicit quantile network [J / OL]. *Computer Engineering*, 1-11 [2024-12-29]. <https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0069929>.
- [4] ZHU Y, JIANG X. Based on cloud edge collaboration [J / OL]. *Radio Engineering*, 1-21 [2024-12-29]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1097.tn.20241010.0924.004.html>.
- [5] HOU J R, QU Y W. Research on semi-migration unloading

mode based on mobile edge computing [J]. *Journal of Yunnan University for Nationalities (Natural Science Edition)*, 2024, 33(6):746-752.

- [6] CHEN K. Energy efficiency optimization based on depth-determined policy gradient in MEC network [J]. *Fire and Command and Control*, 2024, 49(7):44-49.
- [7] XU F, NING X, AN S, et al. Low-orbit satellite network for MDRL [J]. *Journal of Xi'an University of Technology*, 2024, 44(3):395-404.
- [8] DENG H N, YE A Y, LIU Y N, et al. An online task unloading mechanism for privacy perception in mobile edge computing [J]. *Journal of Information Security*, 2023, 8(4):126-138.
- [9] KONG X S, YUAN J. Blockchain moving edge computing unloading model based on the bird flock artificial fish flock algorithm [J]. *Electronics*, 2024, 37(8):26-33.
- [10] CHEN L. Reinforcement learning-based task unloading and resource allocation in the MEC network [J]. *Journal of Wuhan University (Engineering Edition)*, 2024, 57(3):363-371.



YU Ping, born in 1980, Ph.D candidate, associate professor, master supervisor, young reserve talents in Jilin Province, is a member of CCF(No. B3844G). Her main research interests include mobile edge computing, artificial intelligence, big data and computer applications.



GENG Xiaozhong, born in 1972, Ph.D, professor, master supervisor, young reserve talents in Jilin Province. Her main research interests include artificial intelligence and brain computer interface.