

智能超表面赋能移动边缘计算研究综述

杨冬东¹, 李斌^{1,2}

(1. 南京信息工程大学计算机学院, 江苏 南京 210044; 2. 湖州市城市多维感知与智能计算重点实验室, 浙江 湖州 313000)

摘要: 移动边缘计算 (MEC, mobile edge computing) 通过将计算和存储能力从集中式数据中心下沉至网络边缘, 有效地满足了多种应用场景的需求, 已成为 6G 技术中的关键组成部分。然而, 在复杂环境中, 用户与 MEC 服务器之间的视距链路易受障碍物遮挡, 导致计算卸载能力受到显著的限制。将智能超表面 (RIS, reconfigurable intelligent surface) 引入 MEC 系统中, 能够优化无线传输环境, 为解决这一问题提供了有效的手段, 且已成为未来通信领域的重要研究方向。首先, 对 MEC 的基本概念与应用场景进行了概述, 并回顾了 RIS 的发展历程。接着, 详细探讨了 RIS 辅助 MEC 计算卸载的优化目标、研究方法以及应用场景。最后, 展望了未来 RIS 与 MEC 结合的研究趋势, 并结合通感算一体化、低空经济等前沿技术进行了深入分析, 旨在为相关领域的研究人员提供参考和启示。

关键词: 智能超表面; 移动边缘计算; 计算卸载; 资源分配

中图分类号: TN92

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-3750.2025.00473

Survey of reconfigurable intelligent surfaces-enabled mobile edge computing

YANG Dongdong¹, LI Bin^{1,2}

1. School of Computer Science, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China

2. Huzhou Key Laboratory of Urban Multidimensional Perception and Intelligent Computing, Huzhou 313000, China

Abstract: Mobile edge computing (MEC) has become a key technology in 6G by bringing computing and storage capabilities from centralized data centers to the network edge, effectively meeting the demands of multiple application scenarios. However, in the complex environments, the line-of-sight links between users and MEC servers are prone to being blocked by obstacles, significantly limiting offloading capabilities. Integrating reconfigurable intelligent surface (RIS) into MEC systems enhances the wireless signal transmission environment, thereby offering an effective solution to this challenge and positioning RIS-assisted MEC as an important research focus in future communication technologies. Firstly, the basic concepts and application scenarios of MEC were outlined, and the recent developments of RIS were reviewed. Then, the optimization objectives, research methods, and applications for RIS-assisted MEC systems were discussed in detail. Finally, the future research trend of combining RIS with MEC was envisioned and analyzed in-depth in combination with the advanced technologies such as integrated sensing, computation, and communication and low-altitude economy, aiming to provide valuable references and insights for researchers in related areas.

Key words: RIS, MEC, computation offloading, resource allocation

收稿日期: 2025-02-20; 修回日期: 2025-11-12

通信作者: 李斌, bin.li@nuist.edu.cn

基金项目: 湖州市城市多维感知与智能计算重点实验室开放课题资助项目 (No. UMPIC202403)

Foundation Item: The Open Research Program of Huzhou Key Laboratory of Urban Multidimensional Perception and Intelligent Computing (No. UMPIC202403)

0 引言

随着物联网技术的不断进步, 各类终端设备数量激增^[1], 到 2030 年, 物联网设备预计将达到约 1 000 亿台, 产生的数据量也呈指数增长^[2]。这些设备广泛应用于智慧城市、工业互联网、智能家居和医疗健康等多个领域, 极大地推动了社会经济的数字化转型。同时, 人工智能技术的快速进步, 使自动驾驶、增强现实、虚拟现实等计算密集型和时延敏感型应用得以迅速发展, 这对终端设备的计算和存储能力提出了更高的要求^[3]。尽管终端设备的处理能力在不断提升, 但面对海量数据的存储和实时处理需求, 单靠终端设备仍难以满足这些应用的高性能要求。此外, 高能耗任务的执行也受到设备能耗的限制。传统的云计算模式由于服务器与用户的物理距离较远, 在实时性和安全性方面存在显著的不足, 难以满足新兴应用对低时延和高可靠性的需求。为应对上述问题, 移动边缘计算 (MEC, mobile edge computing) 作为一种结合云计算和移动互联网优势的技术应运而生^[4]。MEC 通过在网络边缘部署计算资源, 使复杂任务可以在靠近用户的边缘服务器上处理, 从而有效地降低了任务执行时间, 减少了设备能耗, 提升了用户体验。

在实际应用中, MEC 已在智能交通、实时视频分析等领域展现出独特的优势。然而, 随着 MEC 的广泛部署, 研究人员发现终端设备与 MEC 服务器之间的视距链路 (LoS, line of sight) 容易受到建筑物、车辆等障碍物的遮挡, 导致任务卸载性能显著下降^[5]。为此, 智能超表面 (RIS, reconfigurable intelligent surface) 作为一种低成本、易部署的新兴技术, 逐渐成为提升 MEC 性能和实现绿色通信的重要手段^[6-8]。RIS 由大量可自由排列的反射单元组成, 每个单元通过调节相移来改变入射信号的幅度和相位, 从而动态地重构电磁环境, 改善信道质量。近年来, 众多学者通过理论分析和实验验证, 证明了 RIS 与 MEC 结合的高度可行性, 在提升通信效率、降低能耗方面展现出巨大的潜力。

在全球对 MEC 网络体系研究的支持下, RIS 辅助 MEC 计算卸载成了移动网络领域的研究热点。例如, 文献[9]以最小化加权总时延为优化目标, 联合设计 RIS 相移和用户卸载策略以优化 RIS 辅助 MEC 系统。进一步, 考虑到用户能耗限制, 文

献[10]以最大化能效为优化目标优化 RIS 辅助的 MEC 系统。尽管相关研究已取得了一定的成果, 但大多数研究都集中在 RIS 辅助 MEC 系统架构或实现算法上, 缺乏对 RIS 辅助 MEC 的理论分析, 且没有详细地讨论 RIS 辅助 MEC 在实际应用中所面临的问题和挑战。因此, 本文旨在通过总结现有研究成果, 分析 RIS 辅助 MEC 技术的差异、优势与不足, 为未来研究提供理论基础。此外, 本文还将探讨 RIS 辅助 MEC 在未来 6G 网络中的应用前景, 提出可能的研究方向和面临的挑战。

1 移动边缘计算

1.1 MEC 基本概念

2014 年, 欧洲电信标准化协会首次提出移动边缘计算的概念, 旨在将边缘计算引入移动网络架构中。随着研究推进, MEC 中“M”被进一步定义为多接入, 旨在将边缘计算扩展到 Wi-Fi 等非 3GPP 场景中^[11]。MEC 定义的变化主要聚焦于商业利益中的接入方式变化, 而对于移动通信场景的本质并未发生改变。近年来, 大多数研究仍围绕传统的移动边缘计算展开。

MEC 可以视为运行在移动网络边缘的云服务平台, 通过将部分业务处理和资源调度功能下沉到边缘, 提升服务性能并优化用户体验。通过在网络边缘部署计算、存储、网络和通信等资源, MEC 不仅减少了网络操作, 还降低了服务交付时延, 从而提高了整体服务质量^[12]。

相较于云计算, MEC 将云计算模式延伸到网络边缘, 弥补了云计算在数据存储实时性和安全性方面的不足。由于靠近用户, MEC 的优点十分显著, 即更低的时延, 更少的终端设备能耗以及更高的安全性。

1.2 MEC 架构

MEC 架构如图 1 所示, 包含云、边、端 3 层。最上层是具有海量计算资源的中心云服务器, 中间层包括配备边缘服务器的地面基站, 最底层是运行各类新兴应用的物联网设备。这种将中心云计算能力下沉至网络边缘的发展模式, 有效地弥补了云计算模式在边缘网络应用的缺失。

MEC 凭借诸多优势, 已在多个领域展现出广泛的应用潜力。例如, 在智慧工厂、公共服务、智慧农业等领域均得到了有效应用。MEC 应用场景

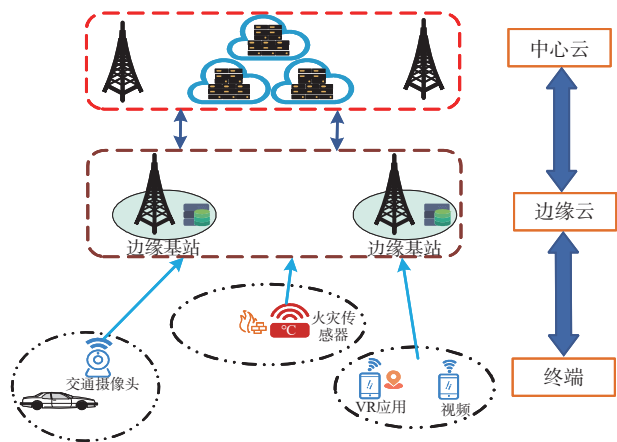


图1 MEC架构

见表1，总结了MEC在这些领域中的主要应用场景及带来的优势。

1.3 MEC计算卸载

MEC计算卸载技术通过将资源有限的终端设备的计算任务完全或部分卸载至邻近的边缘服务器，实现低时延、高能效的服务。相较于传统云计算，MEC将计算资源下沉至网络边缘（如基站、工厂网关），减少核心网负担并显著降低传输时延。以智能制造为例，MEC可将视觉检测任务卸载至车间边缘节点，时延从传统云的500 ms降至50 ms，满足了产线的实时质检需求。

作为MEC的核心技术，计算卸载研究主要聚焦于卸载决策方面，这决定了任务是否卸载、卸载的数量以及卸载的内容。在卸载系统中，MEC卸载策略如图2所示，决策结果通常分为两种：二元卸载和部分卸载。

1) 二元卸载：任务完全在本地或MEC服务器上执行，适用于简单任务，如传感器数据处理。

2) 部分卸载：任务可拆分为多个子任务，一部分本地计算，另一部分卸载至MEC服务器，适用于复杂任务，如视频分析和深度学习推理等。

卸载决策主要由用户能量消耗和计算任务时延决定。具体卸载决策受多方面因素影响，包括无线

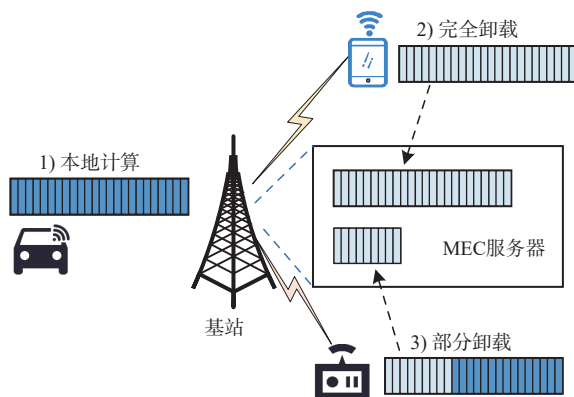


图2 MEC卸载策略

信道干扰、用户偏好、通信信道状况、设备的性能以及任务需求等。当前卸载决策常以时延、能耗以及权衡时延与能耗3个指标作为优化目标。

1) 以降低时延为目标的卸载决策：若用户将计算任务卸载至MEC服务器，则时延由4部分组成，即本地计算的时间、须卸载的数据传输到MEC服务器的时间、MEC服务器处理时间以及用户接收返回数据的时间，由于返回结果时间相对较小，可忽略不计。因此，将计算任务卸载至MEC服务器所产生的时延直接影响用户的服务质量。

2) 以降低能耗为目标的卸载决策：在MEC系统中，用户设备能耗主要由两部分组成，一是将须卸载数据传输到MEC服务器的传输能耗，二是用户设备本地计算能耗。考虑在一些场景中，MEC服务器能耗受限，许多学者也将MEC服务器能耗考虑在内。

3) 权衡时延与能耗为目标的卸载决策：对于复杂任务（如增强现实、虚拟现实、自动驾驶和实时视频分析等），时延和能耗都直接影响服务质量。因此，如何在卸载决策中兼顾时延和能耗，是提升系统性能的重要因素。

2 智能超表面应用与发展

RIS也称为可重构智能表面，由大量反射单元

表1

MEC应用场景

MEC功能	智慧工厂	智慧交通	公共服务	公共安全	智慧农业
计算能力	自动化控制决策	自动/辅助驾驶	远程医疗与检测	灾难救援与重建	自动化生产
存储能力	工业物联网管理	公共交通优化	智慧城市管理	本地数据存储	农业数据存储
网络优化	设备间通信优化	交通流量管理	城市网络优化	应急网络优化	农业数据传输优化
实时数据分析	生产流程优化	实时路况监测	智能监控与安防	灾害监测与响应	作物健康监测
本地内容缓存	工业数据缓存	公共交通优化	公共数据缓存	监控缓存与分析	作物数据缓存

构成，能够重新配置入射信号，并主动重构无线通信环境，因此成为无线通信领域的研究热点。由于其具备从根本上优化和重塑当前无线网络设计的潜力，全球众多研究机构已积极开展 RIS 的相关研究。2021 年，国家自然科学基金委员会信息科学部将“智能超表面辅助的移动通信理论与技术”列为重点研究领域。此外，RIS 也逐步从学术界走向产业界，2023 年，杭州亚运会期间，中国电信与中兴通讯携手应用 RIS 技术，为亚运场馆和亚运村提供了全覆盖的 5G 服务，极大地提升了赛事期间的网络体验。

2.1 RIS 应用

RIS 在无线通信中的作用包括信号增强、干扰抑制、功率补偿等，能够有效地提升各类通信场景中的网络性能。RIS 在无线通信中的应用如图 3 所示。

图 3(a)中，用户与基站之间直接链路严重受阻。在此情况下，部署在用户与基站之间的 RIS 可以通过被动反射绕过障碍物，形成虚拟 LoS，如式(1)所示。

$$\mathbf{h}_{\text{user} \rightarrow \text{BS}} = \mathbf{h}_{\text{user} \rightarrow \text{RIS}} \boldsymbol{\Theta} \mathbf{h}_{\text{RIS} \rightarrow \text{BS}} + \mathbf{h}_{\text{user} \rightarrow \text{BS}}^{\text{direct}} \quad (1)$$

其中， $\mathbf{h}_{\text{user} \rightarrow \text{RIS}} \in \mathbf{C}^{1 \times N}$ ， $\mathbf{h}_{\text{RIS} \rightarrow \text{BS}} \in \mathbf{C}^{N \times M}$ 和 $\mathbf{h}_{\text{user} \rightarrow \text{BS}}^{\text{direct}} \in \mathbf{C}^{1 \times M}$ 分别表示用户到 RIS，RIS 到基站，以及用户到基站的通信链路， $\boldsymbol{\Theta} = \text{diag}(e^{j\theta_1}, \dots, e^{j\theta_n}, \dots, e^{j\theta_N}) \in \mathbf{C}^{N \times N}$ 为 RIS 的相移矩阵， θ_n 表示第 n 个单元的相移。这一技术为易受阻碍的毫米波和太赫兹波通

信提供了技术支持，并有效地扩展了覆盖范围^[13]。图 3(b)展示了小区边缘用户面临的信道衰减和邻小区基站同信道干扰问题。通过在小区边缘部署 RIS 并设计相移，可以在提高期望信号功率的同时，有效抑制干扰。图 3(c)展示了一个 RIS 辅助的大规模设备到设备 (D2D, device-to-device) 通信系统，借助 RIS 的近无源特性，可以实现设备间低功耗通信，提高数据传输速率并降低设备间干扰^[14]。图 3(d)中，当窃听用户到基站的距离小于合法用户到基站或两者在相同方向时，传输速率将受到严重限制。RIS 可以通过调节基站的信号，使其与其他路径信号相加，从而增强合法用户的接收信号，同时抑制窃听用户的信号接收。

2.2 有源智能超表面

RIS 因能够改善无线网络环境而受到广泛关注，但在实际应用中存在显著的局限性。特别是在无线通信环境较好时，受到乘性衰落的影响，传统无源 RIS 几乎无法提供明显的性能增益。为了解决这一问题，有源 RIS 的概念被提出并迅速发展^[15]。与传统的无源 RIS 不同，有源 RIS 的每个反射单元都集成了低成本的功率放大器，可以放大并反射入射信号，从而进一步增强接收端的信号强度，显著提高通信质量。

在 6G 时代，日益增长的通信需求推动通信频段向毫米波甚至太赫兹波发展。然而，这些高频信号面临着严重的路径损耗问题，传统的放大转发

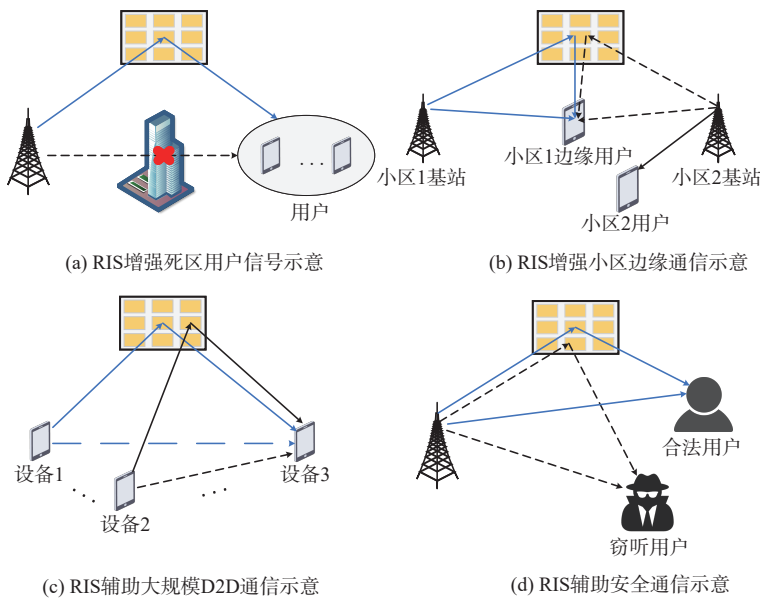


图3 RIS在无线通信中的应用

(AF, amplify and forward) 中继需要更强的放大能力来补偿信号衰减,但这会带来难以接受的噪声和干扰。同时,AF 中继在信号处理过程中难以确保波束方向的精确性,导致波束扩散和能量损耗,无法有效地支持高频段信号的高指向性需求。相比之下,有源 RIS 通过调节各单元配置,能够主动抑制非目标方向的干扰信号,优化信号传播途径。此外,通过对相位和幅度的精确控制,有源 RIS 能够更有效地将波束指向目标用户。这不仅提升了信号质量和覆盖范围,还显著地增强了系统的抗干扰能力和能效表现。

2.3 混合智能超表面

完全有源 RIS 的功耗和硬件成本较高,不适用于功率受限的 MEC 系统。为此,混合智能超表面应运而生。它在传统无源 RIS 的基础上加入了少量有源放大元件,使 RIS 中的部分单元既能反射又能放大入射信号。有源 RIS 的放大特性可以有效解决乘性衰落的问题,但单元数量较大时,为每个单元配备功率放大器,会极大地增加系统成本和功耗^[16]。混合 RIS 可以通过优化配置有源单元的比例,在系统性能和功耗之间达到很好的平衡^[17]。

2.4 可同时透射反射智能超表面

传统的 RIS 只能透射或反射入射信号,实现半空间覆盖,导致用户与基站必须分别位于 RIS 的同侧(反射型 RIS)或异侧(透射型 RIS),严重影响了 RIS 部署的灵活性^[18]。为克服这一局限性,将透射与反射功能结合的同时透射和反射智能超表面(STAR-RIS, simultaneously transmitting and reflecting reconfigurable intelligent surface)被提出。STAR-RIS 将接收的信号分为两部分,一部分射入反射空间,另一部分射入透射空间,使全空间覆盖成为现实^[19]。

STAR-RIS 的 3 种工作模式如图 4 所示,即能量分裂(ES, energy splitting)、模式切换(MS, mode switching)以及时间切换(TS, time switching)。

1) 能量分裂:所有单元处于反射和透射的叠加态,每个单元具有独立可调的信号幅度和相位控制。虽然此模式调节复杂度高,但可获得最佳的波束成形增益。

2) 模式切换:所有单元分为两组,一组工作在纯反射模式,另一组工作在纯透射模式。与能量分裂相比,模式切换更易实施。

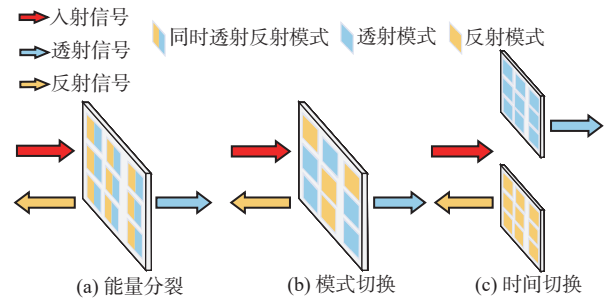


图4 STAR-RIS的3种工作模式

3) 时间切换:在这一模式下,整个 STAR-RIS 周期性交替于反射和透射状态,这种设计使反射信号和透射信号的通信优化可以独立进行。

在未来的无线网络中,STAR-RIS 具有广泛的应用场景。其中,最有潜力的应用之一是提升无线网络的覆盖面积和信号质量。尤其对于毫米波等高频段信号,由于其较差的穿透和绕射能力,STAR-RIS 部署于墙体或玻璃上能够显著地增强室内外的信号连通性。STAR-RIS 还可部署在飞机、汽车或墙体上,提供全方位的信号覆盖,这一点是传统 RIS 无法比拟的^[20]。

3 RIS 辅助 MEC 计算卸载

随着 MEC 逐渐成为解决终端设备计算资源受限问题的关键技术,提升 MEC 系统的通信和计算性能已经成为学术界和工业界的研究重点^[21]。近年来,RIS 作为一种新型的无线通信技术,得益于其低成本、低能耗且能够主动调控信道的优势,逐步被引入 MEC 系统中,以增强计算任务的卸载性能。与地面终端相比,安装在高层建筑表面的 RIS 能够有效地规避环境中的遮挡物,为基站与用户搭建虚拟 LoS。将 RIS 引入 MEC 系统具有以下潜在优势。

1) 扩大 MEC 覆盖范围:RIS 凭借其低成本、易部署的特性,可以根据通信需求和无线环境实现大范围的灵活部署,甚至可以部署在行人衣物等地方,从而扩大 MEC 系统的覆盖范围,增强通信链路的稳定性和可靠性。在建筑物严重遮挡的环境中,RIS 带来的增益尤为显著。

2) 提高效率并降低成本:由无源电磁元件构成的 RIS 在接收信号时无须模数/数模转换和功率放大器等耗能器件,因此,具备低功耗和低复杂度的特性,能够有效抑制噪声,并且更节能,符合绿色通信的要求。

3) 降低通信时延: RIS 优化后的信道环境可以提升数据传输的可靠性和效率, 减少了传输过程中的时延, 从而确保时延敏感型应用的计算卸载和响应的实时性。

尽管 RIS 具有诸多优势, 但在 MEC 系统中的应用仍面临一些限制, 极大地制约了实际部署。首先, 在一些场景中 (如森林等自然环境), 链路受阻严重, 且没有足够高的物体供 RIS 部署。此外, RIS 大多是静态部署, 限制了其在动态场景中的有效性。

以无人机为引领的低空经济是 6G 时代的一个新空间场景。将无人机 (UAV, unmanned aerial vehicles) 与 RIS 结合引入 MEC 系统中, 可以有效解决上述问题。一方面, 悬停在空中的 UAV 可以作为基站为地面用户提供高速率且无处不在的通信服务。另一方面, RIS 可以被搭载在 UAV 上, 借助 UAV 的高机动性实现 RIS 的动态部署, 使其在动态环境中仍能维持 RIS 与基站和终端设备保持 LoS。具体地, 集成 RIS 和 UAV 的 MEC 系统具有以下潜在优势:

1) 灵活性和鲁棒性。借助 UAV 的机动性, RIS 可以根据通信需求无线环境灵活部署。此外, 集成 RIS 和 UAV 的 MEC 系统能够适应各类场景。例如, 在自然灾害或紧急情况下, 传统通信设施容易受到破坏, 而 UAV-RIS 可以快速部署, 建立临时网络, 从而增强 MEC 系统的鲁棒性。

2) 广域覆盖。相较于仅使用 RIS 的 MEC, UAV 的引入能够进一步扩大系统的覆盖范围, 支持空对空、空对地等广域区域的通信。

3) 提高通信质量。UAV 可以根据用户需求和环境状况进行自主调度和路径规划, 提供高效的通信服务。

现有的研究工作主要集中在 RIS 辅助 MEC 系统的架构设计和优化策略上, 通过联合优化 RIS 相移和 MEC 任务卸载策略, 以提升通信速率、能量效率和时延等关键性能指标。为进一步推动这一领域的发展, 本节将深入探讨 RIS 辅助 MEC 任务卸载的现有研究, 并总结相关成果与挑战。

3.1 优化目标分析

1) 时延优化

在 RIS 辅助的 MEC 任务卸载场景中, 计算时延是核心优化目标, 即用户完成计算任务所需的时间^[9]。优化涉及平衡多个复杂因素, 例如, RIS 部署时要考虑终端设备与 MEC 服务器之间的相对位

置, 以兼顾覆盖范围和传输速率。同时, 合理划分计算任务和分配 MEC 的计算资源, 可以最大化计算资源利用率, 减少计算时延, 确保计算任务能够快速高效地完成^[22]。

2) 能耗优化

MEC 系统通过将计算资源下沉到网络边缘, 能够有效地保障电池供电设备的正常运行, 尤其是在终端设备能耗受限的情况下^[23]。终端设备的能耗主要包括传输能耗和计算能耗, 传输能耗与通信距离、发射功率及 RIS 配置相关, 而计算能耗则受终端设备计算能力和任务复杂度影响。通过合理优化任务卸载比例, 能够平衡传输和计算的能耗, 从而减少设备能耗, 延长设备工作时间, 提高系统可持续性和任务执行连续性^[24]。

3) 能量效率优化

在 RIS 辅助的 MEC 系统中, 能量效率常被定义为单位焦耳能量下所能完成的计算任务量^[25], 单位为 bit/J, 即

$$EE = \frac{L}{E} \quad (2)$$

其中, L_k^{loc} 表示用户 k 本地处理的计算任务量, L_k^{c} 表示用户 k 卸载至 MEC 服务器进行处理的计算任务量; E_k^{loc} 表示用户 k 本地计算产生的能耗, E_k^{off} 表示用户 k 卸载任务时产生的传输能耗。 $L = \sum_{k=1}^K (L_k^{\text{loc}} + L_k^{\text{c}})$ 为终端设备所完成的计算任务量之和, $E = \sum_{k=1}^K (E_k^{\text{loc}} + E_k^{\text{off}})$ 为终端设备本地计算以及传输能耗之和。能量效率的优化目标是在有限能量下, 通过优化 RIS 相移、任务卸载比例等以最大化终端设备和 MEC 服务器的工作效率, 从而提升整体系统的资源利用率和可靠性。

4) 公平性优化

在 MEC 系统中, 多终端设备共同执行计算任务时, 公平性变得尤为重要。公平性优化主要体现在两个方面, 一是确保终端设备在能耗方面相对均衡; 二是保证 MEC 服务器在资源分配上的公平性, 确保各设备能获得稳定的服务质量。文献[26]针对 RIS 辅助 MEC 系统多用户场景中的公平性优化, 提出一种最小-最大能耗的优化目标, 旨在使各设备计算任务完成时能耗相对均衡。文献[27]则通过最大-最小能效优化, 确保各设备之间的能效公平。公平性优化不仅关乎服务质量, 还直接影响系统的稳定性和可持续性。若资源分配过于集中, 可能导

致部分设备无法获得足够的资源,进而降低系统的整体性能。

5) 多目标优化

在 RIS 辅助 MEC 系统中,通常需要考虑多个相互冲突的优化目标,如时延、能耗等。不同目标间通常存在竞争关系,单一目标的优化可能导致其他目标的性能下降。多目标优化的核心在于权衡不同优化目标之间的关系,找到最优的平衡点。需要在确保某个目标最优的同时,在全局范围内实现多个目标的协调优化。例如,文献[28]研究了 RIS 辅助的无线电能传输的 MEC 系统,以最大化系统吞吐量和最小化能耗这两个冲突的指标为优化目标。为解决该问题,首先借助 Tchebycheff 方法将其转化为两个单目标优化的子问题并交替求解。随着人工智能技术的不断发展,深度强化学习方法也为多目标优化问题的求解提供了新的思路。Khan 等^[29]将时延与能耗的加权和作为优化目标,旨在最小化用户设备的能耗和时延。考虑到问题的复杂性,提出了一种基于演员-评论家算法的深度强化学习算法,并以时延与能耗的加权和为优化目标,通过调节权重来实现目标之间的平衡。

3.2 优化方法分析

在 RIS 辅助 MEC 的优化问题中,不同的优化方法能够应对不同的场景和需求。基于这些方法的研究,能够显著地提升 RIS 在 MEC 系统中的增益,同时在保证服务质量和降低能耗的前提下,实现最优的 RIS 配置和资源分配。以下探讨几种常见的优化方法及其特点。

3.2.1 凸优化

RIS 辅助 MEC 的优化问题通常涉及多个变量,例如, RIS 相移、任务卸载比例、上传功率等。对这些变量的联合优化,可以显著地提升系统的整体性能,但也加剧了优化问题的复杂性,使求解过程面临更高的挑战。为应对这一挑战,研究人员通常将复杂的优化问题转化为凸优化问题,利用 CVX 等数学工具来求解^[30]。凸优化问题的显著优势在于全局最优的唯一性,以及丰富的数值算法支持,可以有效地简化求解过程,确保模型的可解性与优化结果的高效性。因此,在 RIS 辅助 MEC 优化问题中,凸优化一直是受研究者青睐的主流解决方案,研究者将原始的非凸问题近似转化为凸问题,提高求解效率和优化效果。

在算法复杂度方面,凸优化算法的时间复杂度视具体方法而定,一般的凸优化问题算法复杂度为 $O(n^3)$,其中, n 表示问题变量的维度。对于小规模问题,时间开销较低,但当问题规模增大时,计算成本显著上升。在空间复杂度上,凸优化算法通常需要存储大量的变量、约束矩阵以及其他辅助变量,特别是在处理大规模问题时,空间复杂度也会相应增加,尤其是在实时求解和高维变量场景中,计算开销较大。

尽管凸优化在理论上提供了坚实的数学基础,并且在一些较为简单或静态的场景中表现良好,但在 RIS 辅助的 MEC 系统这样复杂、多变和高维的环境中,所涉及的优化问题通常高度非凸。并且随着系统规模的扩大,优化变量和约束条件也随之增加,使优化问题维度急剧上升,进一步提高了凸优化方法的求解难度。

3.2.2 深度强化学习

6G 的智能特性要求算法具备动态学习和自适应调度的能力,深度强化学习(DRL, deep reinforcement learning)逐渐成为解决 RIS 辅助 MEC 问题的一个重要方法。通过 DRL,系统能够不断适应环境变化,优化 RIS 相移、任务分配和计算资源配置,从而提升 RIS 在 MEC 系统中的性能,减少资源浪费,并降低计算时延和能耗。因此,未来 RIS 辅助 MEC 的优化算法需要结合这些特点,开发出更具动态适应性、资源利用率更高的优化策略,以应对 6G 环境中的挑战。

近年来,机器学习特别是强化学习的发展日新月异,并广泛应用于解决各种实际问题^[31]。强化学习作为一种基于奖励机制的自适应学习方法,已经引起了广泛的关注。然而,传统强化学习算法在面对高维状态空间时,通常会遇到计算和存储问题,这促使了 DRL 的出现^[32]。DRL 结合深度学习的强大特征提取能力和强化学习的决策能力,通过神经网络自动学习数据的有用特征。与传统方法依赖于表格存储状态-动作对不同,DRL 借助神经网络逼近,能够在高效地处理庞大的状态空间的同时,显著地降低存储需求。

然而,深度强化学习在时间和空间复杂度方面开销较大。其时间复杂度为 $O(T \times S \times A)$, T 为训练步数, S 和 A 分别表示状态和动作空间大小,复杂度主要来源于长时间的迭代训练。在优化大规模

的RIS或处理多个终端设备时，状态空间维度急剧增大，神经网络需要反复更新和优化，导致时间复杂度大幅上升。而空间复杂度则取决于神经网络的规模，包括层数和神经元数量，通常需要大量内存来存储网络参数和经验池。随着网络规模和状态空间的增大，空间开销也会迅速增长。

在RIS辅助MEC优化问题的研究中，学者们也倾向于使用深度强化学习方法进行求解。首先，随着MEC系统和RIS规模的不断扩大，基于深度学习的方法具有较好的可扩展性，可以通过并行计算和分布式训练适应更大规模的系统。其次，在实际应用中，通常需要在多个目标之间进行权衡，如最小化时延、最大化能效等，深度强化学习算法可以通过设置奖励机制平衡不同优化目标。

3.3 RIS辅助MEC场景分析

在RIS辅助MEC系统中，因为服务需求、地形、用户类型的不同，存在各类应用场景，本节详细介绍几种常见的应用场景。

3.3.1 RIS辅助MEC系统

RIS辅助MEC系统场景如图5所示。图5(a)展示了最经典的RIS辅助MEC场景，即用户与MEC服务器之间直接链路受严重阻碍。将RIS部署其间以构建虚拟LoS，辅助终端设备进行计算卸载。例如，文献[9]以加权总时延最小化为优化目标，联合优化RIS相移、任务卸载策略、MEC服务器计算资源分配以及上传功率，建立了一个多变量耦合的

非凸问题。借助块坐标下降(BCD, block coordinate descent)算法和拉格朗日乘子法将问题解耦并求解。文献[33]研究了能耗受限下RIS辅助终端设备进行计算任务卸载的场景，通过联合优化RIS相移和终端设备能量分配策略，建立了一个最大化总计算速率的问题。为解决这一问题，提出了一种基于DRL的双延迟深度确定性策略算法，仿真结果表明该算法明显优于其他基准算法。进一步，文献[34]将RIS应用于毫米波移动边缘计算中，在最低上传速率、最大功耗约束下构建了计算效率最大化问题，提出了一种基于惩罚不精确BCD的迭代算法，联合设计基站的混合波束赋形、RIS相移以及终端设备的资源分配。结果表明，相较于传统中继，RIS能够更好地在能效和能耗之间实现平衡。考虑传统RIS乘性衰落的缺陷，文献[35]研究了一种有源RIS辅助的速率分拆多址协议下的MEC系统，并提出了一种基于线性最小均方误差和块坐标下降法的高效迭代算法。考虑MEC系统中用户的移动性，文献[36]以能耗最小化为优化目标，将这一连续性的问题重构为一个马尔可夫决策过程，并借助柔性动作-评价算法设计RIS相移、任务卸载策略和计算资源分配等优化变量。

3.3.2 STAR-RIS辅助MEC系统

传统RIS仅能实现半空间覆盖，严重限制了RIS在MEC系统中的应用。为克服这一限制，学者们将STAR-RIS引入到MEC系统中，如图5(b)所示，

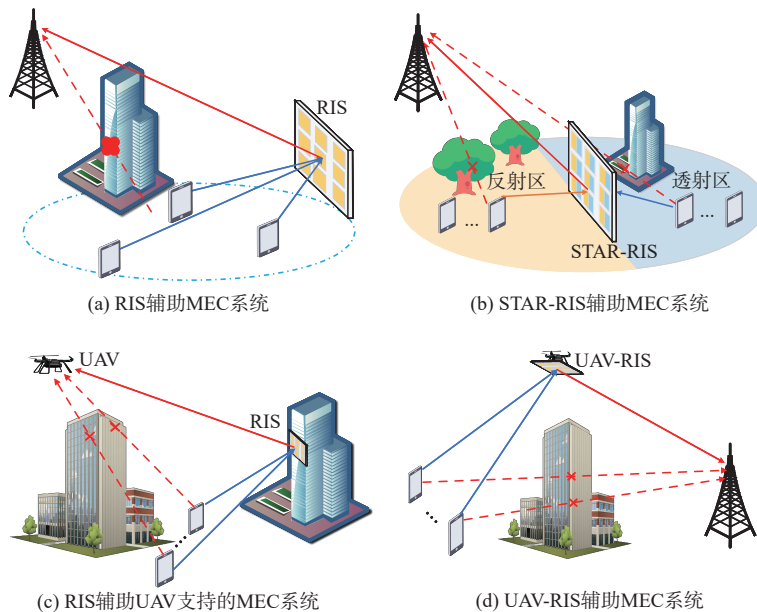


图5 RIS辅助MEC系统场景

借助同时透射反射的特性实现全空间覆盖。文献[37]研究了时间切换模式下 STAR-RIS 辅助的 MEC 系统，联合优化终端设备传输功率、卸载量以及 STAR-RIS 反射透射相移和时间分配，旨在最小化总能耗。仿真结果表明，相较于仅反射或透射 RIS，STAR-RIS 具有明显优势，且随着任务量的增大，性能提升更为显著。然而，一些学者指出，STAR-RIS 存在相移耦合约束，即各个单元的相移差仅能为 $\pi/2$ 或 $3\pi/2$ 。考虑该问题，文献[38]研究了模式切换下的 STAR-RIS 辅助的 MEC 系统，联合优化 STAR-RIS 相移、反射和透射幅度系数以及任务卸载策略等以最大化计算速率和。为了解决相移耦合约束以及模式切换额外引入的二元约束，提出了一种基于平滑的方法以减少收敛误差，并且相较于传统的基于惩罚的方法减少了局部最优解的出现。进一步，文献[3]研究了无线供电 MEC 系统中 3 种模式 STAR-RIS 的作用，并基于不同模式设计了不同的算法。针对能量分割，提出了一种基于惩罚方法、连续凸逼近和线性搜索方法的迭代算法，并将其扩展到模式切换和时间切换。

3.3.3 RIS 支撑的 UAV-MEC 系统

在 UAV 部署优化中，RIS 在复杂的城市环境中 and 受地形阻挡的区域中展现出广泛的应用潜力。RIS 通过调节无线信号的传播路径，可以显著地提升 UAV 通信链路的稳定性和传输效率。同时，UAV 还可以通过优化轨迹以扩大 RIS 的覆盖范围并增强链路^[39]。

UAV 与 RIS 的结合大致可分为两类，即固定式 RIS 和移动式 RIS^[40]。在固定式 RIS 中，如图 5(c)所示，无人机充当基站，利用 RIS 帮助 LoS 受阻的终端设备建立可靠的虚拟 LoS。而在移动式 RIS 场景中，如图 5(d)所示，UAV 搭载 RIS 进行飞行，RIS 能够动态调整位置，以满足不同环境中的通信需求。

在固定式 RIS 场景中，文献[25]以最大化计算任务量和计算能耗为优化目标，旨在提高 MEC 系统在非正交多址接入协议下的能量效率。在最大可容忍时延约束下，设计了一种基于 Dinkelbach 方法和块坐标下降法的双层迭代算法，联合优化任务分配策略、上传功率、RIS 相移以及 UAV 轨迹。考虑计算时延和各用户间公平性，以及多无人机之间的协作，文献[41]提出以各设备受 UAV 服务时长差异与计算时延加权和为优化目标，采用马尔可夫决策

过程优化计算卸载策略和无人机轨迹，并通过交替优化算法对 RIS 相移进行优化。此外，还设计了一种基于多智能体双延迟深度确定性策略梯度的 DRL 算法，以求最优解。

在移动式 RIS 场景中，文献[42]提出了一种飞行 RIS 辅助的 MEC 系统，搭载 RIS 的 UAV 被派遣到特定区域，辅助用户将计算任务卸载至附近的 MEC 服务器。以地面设备能耗和计算时延的加权和为优化目标，设计了一种基于深度确定性策略梯度的 DRL 算法，联合优化 UAV 轨迹、地面设备卸载策略以及 RIS 相移。为了进一步提升覆盖范围，文献[43]提出使用 STAR-RIS 替代传统 RIS，并联合优化 UAV 轨迹、上传功率和 STAR-RIS 相移等，设计了一种基于近端策略优化的 DRL 算法以最小化 UAV 飞行能耗和用户能耗的加权和。RIS 辅助 MEC 任务卸载研究见表 2。

4 未来研究与技术挑战

随着 MEC 和 RIS 技术的不断发展，未来 RIS 辅助 MEC 系统将面临一系列新的技术挑战。为了适应复杂环境和日益增长的需求，研究者们正积极探索包括低空经济、通感算一体化 (ISCC, integrated sensing, computing, and communication) 等研究热点，为进一步提高 MEC 系统性能提供了新的思路 and 可能性。

4.1 RIS 辅助低空经济

在未来的研究中，RIS 辅助低空经济有望成为推动智能交通和无人机技术发展的关键技术之一^[44-45]。低空经济涵盖了无人机物流、空中交通管理、无人机通信等多个领域，这些领域对高效的通信和智能化管理提出了严苛的要求。随着无人机和空中移动设备在物流、运输、通信等领域的广泛应用，RIS 的引入将大幅度提高低空经济的通信效率和资源利用率。

未来的工作可以从以下几个方向展开：首先，如何在低空经济中高效地部署 RIS 以优化通信网络将是一个重要的研究领域。特别是在 RIS 与 UAV 等空中设备的协同工作模式下，如何根据实时环境条件动态调整 RIS 配置和无人机路径规划，以最大化覆盖范围和信号质量。例如，当 RIS 部署在无人机上时，随着无人机飞行，不可避免地会产生抖动^[46]，而当前研究很少将其考虑在内。其次，RIS

表2 RIS 辅助 MEC 任务卸载研究

工作	目标	场景	解决方法与贡献	效果
文献[9]	时延	RIS 辅助 MEC	借助BCD算法将问题分解,并设计了一种低复杂度的交替优化算法	降低20%
文献[33]	速率	RIS 辅助 MEC	利用双延迟深度确定性策略梯度算法优化 RIS 相移和终端设备能量分配策略	提升 43.69%
文献[34]	能效	RIS 辅助毫米波 MEC 系统	在最低速率、最大功耗约束下构建计算效率最大化问题,提出了一种基于惩罚性不精确BCD的有效迭代算法	提升 84%
文献[35]	速率	有源RIS辅助 RSMA-MEC 系统	研究了一种有源RIS辅助的速率分拆多址协议下的 MEC 系统,并提出了一种基于线性最小均方误差和BCD算法的高效迭代算法	提升 17.78%
文献[36]	能耗	RIS 辅助移动场景中的 MEC 系统	将优化问题重构为一个马尔可夫决策过程,并借助深度强化学习算法柔性动作-评价算法优化 RIS 离散相移、任务卸载策略等	降低 14%
文献[37]	能耗	时间切换 STAR-RIS 辅助 MEC 系统	提出了时间切换协议下 STAR-RIS 辅助的 MEC 系统,联合优化 STAR-RIS 配置,以及每个用户的发射功率和卸载数据大小以最小化所有用户的总能耗	降低 35%
文献[38]	速率	模式切换 STAR-RIS 辅助 MEC 系统	由于 STAR-RIS 相移耦合并且 MS 下幅度系数离散,提出了一种有效的基于平滑的方法来减小收敛误差,并提出了一种快速迭代算法来获得稳定点	提升 17%
文献[3]	计算量	3 种模式 STAR-RIS 辅助无线供电 MEC	以最大化计算量为优化目标,基于惩罚方法、连续凸近似和线性搜索方法联合优化能量传输时间、发射功率以及 3 种模式下 STAR-RIS 的配置	提升 50%
文献[25]	能效	RIS 辅助 UAV 支持的 NOMA-MEC	以 NOMA-MEC 的能量效率为目标,设计了基于 Dinkelbach 和 BCD 的迭代算法,联合优化任务分配、发射功率、RIS 相移和 UAV 轨迹	提升 10%
文献[41]	时延+公平性	RIS 辅助多 UAV 支持的 MEC 系统	为了最小化系统时延并保证地面用户之间的公平性,利用多智能体双延迟深度确定性策略梯度算法优化计算卸载策略和无人机的轨迹交替优化 RIS 相移	时延降低 13% 公平性提升 43.4%
文献[42]	能耗+时延	多 UAV-RIS 辅助 MEC 系统	以物联网设备能耗和计算时间加权和为目标,提出一种基于深度确定性策略梯度的算法协同规划无人机的轨迹以及 RIS 相移	能耗与时延加权和降低 18%

在低空经济中还可以应用于能源管理和任务调度,研究如何在保证通信质量的前提下降低系统能耗,提升整体效率,特别是在多无人机协同作业和飞行路径规划中,如何在最大化 RIS 增益的同时实现精准的资源调度和最优路径选择^[47]。再者,随着低空经济的广泛应用,安全性和隐私保护问题也将是未来研究的重点, RIS 链路增强和干扰抑制的能力也进一步确保了低空经济的安全发展^[48]。例如,在通信中,可以优化基站的波束赋形和 RIS 相移提升目标用户速率的同时降低窃听者的速率,达到增强物理层安全的效果。同样的,通过调节 RIS 相移可以实现通信链路的隐蔽化,防止窃听器探测到通信链路的存在,从而保护用户隐私^[49]。最后,随着 5G 及未来 6G 网络的推广, RIS 在低空经济中的应用将进一步与智能城市、自动驾驶等系统融合,形成更复杂的通信生态系统,如何解决这一系统中的互操作性和网络融合问题将是未来的挑战。

总体而言, RIS 辅助低空经济的发展将依赖于多学科的协作,包括通信技术、无人机技术、人工智能和智能交通系统的结合。未来的研究将在提升

效率、降低成本、提高安全性等方面取得重要突破,从而推动低空经济的广泛应用。

4.2 RIS 辅助通感算一体化

在 6G 的愿景下, ISCC 将迅速发展,成为支撑智能化社会和技术革新的核心框架^[50]。随着物联网、人工智能、自动驾驶等技术的不断发展,传统的通信网络已无法满足日益增长的多样化需求。6G 网络的目标是提供高速率通信、低时延和高可靠性,同时实现对环境的精确感知和任务的智能计算。因此, ISCC 应运而生。

在通感算一体化的框架中, RIS 作为一种革命性技术,能够极大地提升通信网络的质量,为感知和计算提供更强的支持^[51]。首先, RIS 能够提升信号质量和覆盖范围,确保复杂环境中通信的稳定性。例如,在城市或室内多障碍物环境中, RIS 可以通过优化电磁波传播路径,提升网络覆盖范围和信号强度,为感知任务提供更可靠的数据支持,进而增强计算任务的效率。其次, RIS 的引入可以更好地协调通信、感知和计算任务,提升整体系统性能。结合人工智能技术则能进一步提升 ISCC 系统

性能。在 ISCC 系统中，环境通常是动态变化的，如用户移动、网络波动等因素都会影响通信和感知的性能。人工智能技术，特别是深度学习和强化学习算法，能够实时感知环境变化并自动调整 RIS 配置以适应不同的通信需求和感知任务。

RIS 辅助 ISCC 主要挑战包括以下几个方面：首先，通信与感知之间的协调，RIS 在优化通信信号的同时，需要确保感知的精度，以实现通信和感知的同步优化，避免两者之间存在的干扰抑制问题。其次，由于 ISCC 涉及通信、感知和计算，RIS 需要实时适应不同的场景和环境，特别是在动态场景中（如自动驾驶、无人机巡航等），如何快速、精确地调整 RIS 以维持整体系统的性能和稳定性。考虑 ISCC 的复杂性，如何设计高效的算法以实现通信、感知和计算的协同优化，将是未来的一大难题。最后，在结合人工智能技术时，人工智能算法的有效性依赖于大量高质量的数据，而在 ISCC 系统中，这些数据的获取可能涉及用户隐私和数据安全问题。

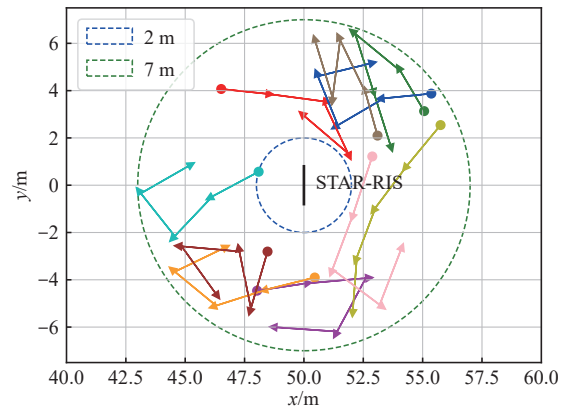
4.3 RIS 朝向优化

尽管 RIS 在 MEC 系统中能够带来巨大的性能增益，但许多研究表明，RIS 增益与信号的入射角和出射角有关^[52]，如下所示：

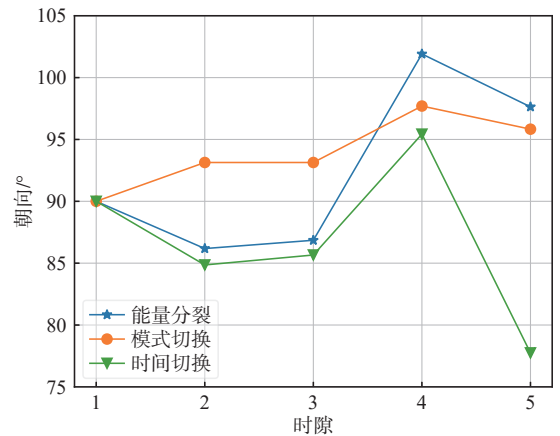
$$\xi_k = D_m^2 F(\alpha_{k,R}^{AOD}, \beta_{k,R}^{AOD}) F(\alpha_{k,R}^{AOA}, \beta_{k,R}^{AOA}) \theta \quad (3)$$

其中， D_m 表示 RIS 的最大方向性增益， $\alpha_{k,R}^{AOD}$ 和 $\beta_{k,R}^{AOD}$ ($\alpha_{k,R}^{AOA}$ 和 $\beta_{k,R}^{AOA}$) 分别表示用户（MEC 服务器）与 RIS 之间的方位角和俯角， F 表示 RIS 的归一化功率辐射模式。但在 RIS 辅助 MEC 系统中，很少有研究考虑这一因素，考虑在实际情况下，用户分布不均匀，这会使 RIS 在实际部署中的增益不理想。

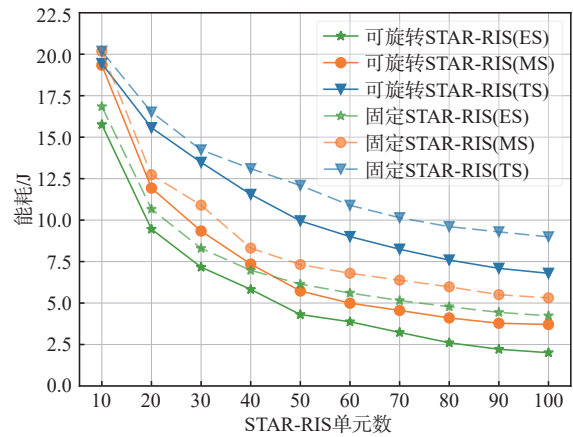
在动态场景中，即使 RIS 部署在最优位置，随着用户的移动，RIS 的实际增益也可能无法得到保证^[53]。针对这种问题，可旋转 RIS 提供了解决方案。通过动态调节 RIS 的朝向，可以优化通信环境，最大限度地提高卸载效率并改善整体网络性能。相比于固定的 RIS，旋转方案能够大幅度地提升系统性能。可旋转 STAR-RIS 辅助移动用户计算卸载如图 6 所示，图 6(a)和(b)展现了 STAR-RIS 不停地调节朝向以适应用户的移动以及任务需求的变化，图 6(c)展现了可旋转的 STAR-RIS 相较于固定 STAR-RIS 在降低能耗方面的优越性，进一步提高了 MEC 系统的灵活性和效率。



(a) 用户移动轨迹



(b) STAR-RIS 各时隙朝向



(c) 可旋转与固定 STAR-RIS 性能对比

图 6 可旋转 STAR-RIS 辅助移动用户计算卸载

5 结束语

随着 RIS 和 MEC 技术的快速发展，二者的结合为无线通信和计算提供了全新的解决方案。RIS 通过优化无线信道来降低时延并提升网络覆盖，为 MEC 系统的性能增强提供了巨大潜力，尤其在复

杂环境和高需求场景中。然而，实际应用中仍面临诸如动态环境适应、能效优化和安全性等挑战。未来，RIS辅助MEC将扩展至低空经济和通感算一体化等前沿领域。如何高效部署RIS、协调动态环境中的资源调度将是关键的研究方向。随着5G及未来6G的推广，RIS将在智能城市和绿色通信等领域发挥重要作用，推动更高效、智能的通信生态系统的形成。总之，RIS与MEC的结合不仅提升了现有技术的性能，也为未来技术创新提供了广阔的前景。

参考文献:

- [1] 杨守义, 陈怡航, 张双玲, 等. 面向未来移动通信的移动边缘计算研究综述[J]. 郑州大学学报(工学版), 2024, 45(4): 1-10, 29.
YANG S Y, CHEN Y H, ZHANG S L, et al. Research of mobile edge computing for future mobile communications: a review[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2024, 45(4): 1-10, 29.
- [2] 胡恒, 金凤林, 郎思琪. 移动边缘计算环境中的计算卸载技术研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(14): 60-74.
HU H, JIN F L, LANG S Q. Survey of research on computation offloading technology in mobile edge computing environment[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(14): 60-74.
- [3] QIN X T, SONG Z Y, HOU T W, et al. Joint resource allocation and configuration design for STAR-RIS-enhanced wireless-powered MEC[J]. IEEE Transactions on Communications, 2023, 71(4): 2381-2395.
- [4] LINTHICUM D S. Connecting fog and cloud computing[J]. IEEE Cloud Computing, 2017, 4(2): 18-20.
- [5] ELMOSSALLAMY M A, ZHANG H L, SONG L Y, et al. Reconfigurable intelligent surfaces for wireless communications: principles, challenges, and opportunities[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2020, 6(3): 990-1002.
- [6] WU Q Q, ZHANG R. Towards smart and reconfigurable environment: intelligent reflecting surface aided wireless network[J]. IEEE Communications Magazine, 2020, 58(1): 106-112.
- [7] DAI Y Y, GUAN Y L, LEUNG K K, et al. Reconfigurable intelligent surface for low-latency edge computing in 6G[J]. IEEE Wireless Communications, 2021, 28(6): 72-79.
- [8] WU Q Q, ZHANG S W, ZHENG B X, et al. Intelligent reflecting surface-aided wireless communications: a tutorial[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(5): 3313-3351.
- [9] BAI T, PAN C H, DENG Y S, et al. Latency minimization for intelligent reflecting surface aided mobile edge computing[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(11): 2666-2682.
- [10] LI Z Y, CHEN M, YANG Z H, et al. Energy efficient reconfigurable intelligent surface enabled mobile edge computing networks with NOMA[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2021, 7(2): 427-440.
- [11] MAO Y Y, 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.
- [12] ABBAS N, ZHANG Y, TAHERKORDI A, et al. Mobile edge computing: a survey[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 5(1): 450-465.
- [13] LIU Y, CHEN M, PAN C H, et al. Channel tracking for RIS-aided mmWave communications under high mobility scenarios[J]. IEEE Communications Letters, 2023, 27(5): 1397-1401.
- [14] PENG Z J, LI T S, PAN C H, et al. RIS-aided D2D communications relying on statistical CSI with imperfect hardware[J]. IEEE Communications Letters, 2022, 26(2): 473-477.
- [15] ZHANG Z J, DAI L L, CHEN X B, et al. Active RIS vs. passive RIS: which will prevail in 6G?[J]. IEEE Transactions on Communications, 2023, 71(3): 1707-1725.
- [16] NGO Q T, PHAN K T, MAHMOOD A, et al. DRL-based secure beamforming for hybrid-RIS aided satellite downlink communications[C]//Proceedings of the 2022 IEEE International Conference on Communication, Networks and Satellite (COMNETSAT). Piscataway: IEEE Press, 2023: 432-437.
- [17] 邓志祥, 戴陈庆, 张志威. 混合可重构智能表面和人工噪声辅助的物理层安全通信[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(8): 3155-3164.
DENG Z X, DAI C Q, ZHANG Z W. Physical layer security for hybrid reconfigurable intelligent surface and artificial noise assisted communication[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2024, 46(8): 3155-3164.
- [18] XU J Q, LIU Y W, MU X D, et al. STAR-RISs: simultaneous transmitting and reflecting reconfigurable intelligent surfaces[J]. IEEE Communications Letters, 2021, 25(9): 3134-3138.
- [19] MU X D, LIU Y W, GUO L, et al. Simultaneously transmitting and reflecting (STAR) RIS aided wireless communications[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(5): 3083-3098.
- [20] AHMED M, WAHID A, LAIQUE S S, et al. A survey on STAR-RIS: use cases, recent advances, and future research challenges[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(16): 14689-14711.
- [21] HU X Y, MASOUIROS C, WONG K K. Reconfigurable intelligent surface aided mobile edge computing: from optimization-based to location-only learning-based solutions[J]. IEEE Transactions on Communications, 2021, 69(6): 3709-3725.
- [22] HUANG A, QU L, KHABBAZ M J. Latency-aware computation offloading in multi-RIS-assisted edge networks[J]. IEEE Open Journal of the Communications Society, 2024, 5: 1204-1221.
- [23] YANG Y, HU Y L, GURSOY M C. Energy efficiency of RIS-assisted NOMA-based MEC networks in the finite blocklength regime[J]. IEEE Transactions on Communications, 2024, 72(4):

- 2275-2291.
- [24] YANG Y Z, GONG Y, WU Y C. Energy-sensitive binary offloading for reconfigurable-intelligent-surface-assisted wireless-powered mobile-edge computing[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(7): 11593-11605.
- [25] QIN X T, SONG Z Y, HOU T W, et al. Joint optimization of resource allocation, phase shift, and UAV trajectory for energy-efficient RIS-assisted UAV-enabled MEC systems[J]. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 2023, 7(4): 1778-1792.
- [26] WAN Z X, JIANG W H, NIE J T, et al. Min-max fairness based joint optimal design for IRS-assisted MEC systems[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(8): 11949-11963.
- [27] SHI L Q, YE Y H, ZHENG G, et al. Computational EE fairness in backscatter-assisted wireless powered MEC networks[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2021, 10(5): 1088-1092.
- [28] ZARGARI S, TELLAMBURA C, HERATH S. Energy-efficient hybrid offloading for backscatter-assisted wirelessly powered MEC with reconfigurable intelligent surfaces[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2023, 22(9): 5262-5279.
- [29] KHAN S, AVGERIS M, GASCON-SAMSON J, et al. EMDTORA: energy-aware multi-user dependent task offloading and resource allocation in MEC using graph-enabled DRL[J]. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 2025, 9(3): 1453-1469.
- [30] ADIONEL GUIMARAES D, FARIA FLORIANO G H, SILVESTRE CHAVES L. A tutorial on the CVX system for modeling and solving convex optimization problems[J]. *IEEE Latin America Transactions*, 2015, 13(5): 1228-1257.
- [31] AKROUT M, BELLILI F, MEZGHANI A, et al. On the out-of-distribution evaluation of ML-based end-to-end communications systems[C]//*Proceedings of the ICC 2024 - IEEE International Conference on Communications*. Piscataway: IEEE Press, 2024: 962-967.
- [32] ARULKUMARAN K, DEISENROTH M P, BRUNDAGE M, et al. Deep reinforcement learning: a brief survey[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2017, 34(6): 26-38.
- [33] XU J P, AI B, WU L N, et al. Deep reinforcement learning for computation rate maximization in RIS-enabled mobile edge computing[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(7): 10862-10866.
- [34] YU X B, YU K, HUANG X, et al. Computation efficiency optimization for RIS-assisted millimeter-wave mobile edge computing systems[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2022, 70(8): 5528-5542.
- [35] LI Z, CHEN P C, JIANG J, et al. Sum computational bits maximization for active RIS-assisted MEC system with RSMA[C]//*Proceedings of the 2023 International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP)*. Piscataway: IEEE Press, 2024: 1085-1090.
- [36] LI B, QIAN Z, FEI Z S. SAC-based computation offloading for reconfigurable intelligent surface-aided mobile edge networks[J]. *China Communications*, 2024, 21(6): 261-270.
- [37] ZHANG Q, WANG Y H, LI H, et al. Resource allocation for energy efficient STAR-RIS aided MEC systems[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2023, 12(4): 610-614.
- [38] LIU Z R, LI Z Z, WEN M W, et al. STAR-RIS-aided mobile edge computing: computation rate maximization with binary amplitude coefficients[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2023, 71(7): 4313-4327.
- [39] XU Y, ZHANG T K, ZOU Y X, et al. Reconfigurable intelligence surface aided UAV-MEC systems with NOMA[J]. *IEEE Communications Letters*, 2022, 26(9): 2121-2125.
- [40] YIN Z S, CHENG N, LUAN T H, et al. DT-assisted multi-point symbiotic security in space-air-ground integrated networks[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2023, 18: 5721-5734.
- [41] WANG S M, SONG X Q, SONG T C, et al. Fairness-aware computation offloading with trajectory optimization and phase-shift design in RIS-assisted multi-UAV MEC network[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(11): 20547-20561.
- [42] LI L P, GUAN W Q, ZHAO C, et al. Trajectory planning, phase shift design, and IoT devices association in flying-RIS-assisted mobile edge computing[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(1): 147-157.
- [43] AUNG P S, NGUYEN L X, TUN Y K, et al. Aerial STAR-RIS empowered MEC: a DRL approach for energy minimization[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2024, 13(5): 1409-1413.
- [44] LIU X, YU Y F, LI F, et al. Throughput maximization for RIS-UAV relaying communications[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(10): 19569-19574.
- [45] ADAM A B M, WAN X Y, ELHASSAN M A M, et al. Intelligent and robust UAV-aided multiuser RIS communication technique with jittering UAV and imperfect hardware constraints[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(8): 10737-10753.
- [46] GAO R F, CHEN Y, HU Y D, et al. Towards UAV aerial base station networking robustness: a jitter-aware antenna selection perspective[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(10): 15866-15871.
- [47] TIAN J, WANG D, ZHANG H X, et al. Service satisfaction-oriented task offloading and UAV scheduling in UAV-enabled MEC networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, 22(12): 8949-8964.
- [48] DING Y, FENG Y Q, LU W D, et al. Online edge learning offloading and resource management for UAV-assisted MEC secure communications[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2023, 17(1): 54-65.
- [49] 卢汉成, 王亚正, 赵丹, 等. 智能反射表面辅助的无线通信系统的物理层安全综述[J]. *通信学报*, 2022, 43(2): 171-184.
- LU H C, WANG Y Z, ZHAO D, et al. Survey of physical layer se-

curity of intelligent reflecting surface-assisted wireless communication systems[J]. Journal on Communications, 2022, 43(2): 171-184.

- [50] LIU X B, WANG X R, ZHAO X W, et al. Energy-minimization resource allocation for FD-NOMA enabled integrated sensing, communication, and computation in PloT[J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2024, 11(6): 5863-5877.
- [51] LI H C, MU X D, LIU Y W, et al. STAR-RIS-aided integrated sensing, computing, and communication for Internet of robotic things[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(20): 32514-32526.
- [52] CHENG Y J, PENG W, HUANG C W, et al. RIS-aided wireless communications: extra degrees of freedom via rotation and location optimization[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(8): 6656-6671.
- [53] XU S Q, GUO H Y, DONG W, et al. Optimal elevation and azimuth rotation for RIS-assisted wireless transmission[J]. IEEE

Communications Letters, 2024, 28(12): 2909-2913.

[作者简介]



杨冬东(2001-), 男, 南京信息工程大学计算机学院硕士生, 主要研究方向为智能超表面、移动边缘计算。



李斌(1987-), 男, 博士, 南京信息工程大学计算机学院副教授、硕士生导师, 主要研究方向为智能通信与计算融合、智能反射面技术。