



5G QoS 架构下业务调度技术与展望

唐莹^{1,2}, 杨跃华²

(1. 电信科学技术研究院有限公司, 北京 100191;
2. 大唐联诚信息系统技术有限公司, 上海 200233)

摘要: 5G 网络的多元化业务需求推动了超可靠低时延通信 (ultra-reliable low-latency communication, URLLC) 与增强型移动宽带 (enhanced mobile broadband, eMBB) 的协同发展, 服务质量 (quality of service, QoS) 保障与业务调度技术成为解决异构业务资源竞争的核心。系统地梳理了 5G QoS 与业务调度的技术背景、核心原理及标准体系, 深入地分析了传统调度算法与智能优化方案的技术特性。通过对比不同发展时期业务调度的典型方案, 结合 3GPP 标准框架与实际应用场景, 揭示了深度强化学习驱动的动态资源分配在工业自动化、智能交通等领域的应用挑战与发展机遇。在此基础上, 从 URLLC 和 eMBB 根本性资源冲突的视角重新构建了业务调度技术的分类框架, 系统性地梳理了传统调度机制、新无线 (new radio, NR) 共存机制与智能调度之间的演进逻辑, 并结合 3GPP Release 15-19 的标准演进, 总结了其对业务调度策略的关键影响, 最终提出了面向 6G 的智能调度关键研究方向和结构化问题。

关键词: 5G; 服务质量; 业务调度; 优先级

中图分类号: TN915

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.DXKX250664

Advances and prospects of service scheduling under the 5G QoS architecture

Tang Ying^{1,2}, Yang Yuehua²

1. China Academy of Telecommunications Technology, Beijing 100191, China
2. Datang Liancheng Information System Technology Co., Ltd., Shanghai 200233, China

Abstract: The diversified service requirements of 5G networks drive the collaborative development of ultra-reliable low-latency communication (URLLC) and enhanced mobile broadband (eMBB), where the quality of service (QoS) assurance and service scheduling play the central roles in addressing heterogeneous resource competition. A comprehensive review of the technical background, core principles, and standard framework of 5G QoS and service scheduling was provided, with an in-depth analysis of both traditional scheduling algorithms and intelligent optimization approaches. By comparing representative scheduling schemes across different stages of evolution and linking them with 3GPP standards and real-world application scenarios, the challenges and opportunities of deep reinforcement learning-driven dynamic resource allocation in domains such as industrial automation and intelligent transportation were high-



lighted. Building upon this foundation, the taxonomy of radio resource scheduling from the perspective of the fundamental resource conflict between URLLC and eMBB was redefined. The evolutionary trajectory from conventional scheduling mechanisms and new radio(NR) coexistence schemes to intelligent scheduling was systematically reviewed and the pivotal impacts of 3GPP Releases 15 through 19 on service-oriented scheduling strategies were analyzed. Finally, the key research directions were outlined and the structured open problems for intelligent scheduling in the context of 6G were formulated.

Key words: 5G, QoS, service scheduling, priority

0 引言

随着移动通信技术的演进, 5G网络不仅是4G的简单升级, 更是面向未来全连接社会的基础设施。它被设计用于支持三大典型应用场景: 增强型移动宽带 (enhanced mobile broadband, eMBB)、超可靠低时延通信 (ultra-reliable low-latency communication, URLLC) 和海量机器类通信 (massive machine type communication, mMTC)^[1]。这三大场景各自拥有独特的业务特性和服务质量 (quality of service, QoS) 需求, 使5G网络必须具备高度灵活和智能的资源管理与业务调度能力。

首先, 传统的长期演进 (long term evolution, LTE) 技术中“尽力而为”网络服务模式已无法满足这种多元化的业务需求。如何在有限的网络资源下, 为不同业务提供差异化的服务质量保障, 成为5G网络面临的核心挑战。QoS管理和业务调度技术正是解决这一挑战的关键所在。

在5G MAC层核心机制中, 5G QoS架构相比4G发生了根本性变化, 其引入了更精细化的QoS参数体系; 采用了基于流的QoS管理机制, 能够实现端到端的服务质量保障; 结合网络切片技术, 实现了网络资源的逻辑隔离和专用化配置。同时, 深度包检测 (deep packet inspection, DPI)、机器学习分类、智能调度算法等先进技术的应用, 使流量识别和调度更精准高效。

综上所述, QoS和业务调度技术在新一代移动通信网络中发挥着至关重要的作用, 综合人工智能与大数据分析技术, 兼顾网络服务质量和系统稳定性问题, 将推动5G网络智能化和差异化服务能力的不断提升。

1 5G中QoS架构概述

5G在QoS架构上进行了重大革新, 旨在满足前所未有的多样化业务需求, 与4G LTE以尽力而为 (best effort) 为主的QoS保障模式相比, 5G QoS架构的核心目标是提供更精细、更灵活、更可编程的端到端QoS保障能力。

1.1 基于流的QoS

5G引入了QoS流 (QoS flow) 的概念作为最细粒度的QoS管理单位。每个QoS流都与一组特定的QoS参数相关联, 如5G QoS标识 (5G QoS identifier, 5QI)、分配与保留优先级 (allocation and retention priority, ARP)、最大比特率 (maximum bit rate, MBR)、保证比特率 (guaranteed bit rate, GBR) 等^[2]。这些参数共同定义了该业务流的时延、可靠性、带宽等性能要求。网络中的各个功能实体 (如用户面功能 (user plane function, UPF)^[3]、接入与移动管理功能 (access and mobility management function, AMF)、基站 (next generation node B, gNB) 等) 都通过这些QoS参数来识别和处理相应的业务流, 从而实现端到端的差异化服务。

其中, 5QI是QoS流最重要的标识符之一, 每个5QI值对应预定义或可配置的QoS特性, 如优

优先级、丢包率、时延要求等。例如, URLLC业务通常对应较低的5QI值(代表更高的优先级和更严格的要求), 而eMBB业务对应较高的5QI值^[2], 5QI使网络设备能够快速识别和应用相应的QoS策略。

ARP主要用于在网络拥塞时决定QoS流的接纳控制和资源预留。它确保高优先级业务(例如, 紧急通信或URLLC)能够优先建立连接或保留资源, 并在网络资源不足时, 优先保留现有连接。

5G QoS架构概览如图1所示。核心网通过QoS流(以QoS流标识(QoS flow identifier, QFI)和5QI表征)定义业务的服务质量需求, 传递至接入网侧的媒体接入控制(media access control, MAC)调度器, 以实现基于优先级和资源分配的动态调度。物理层则通过信道质量指示(channel quality indicator, CQI)进行链路状态反馈, 从而支持自适应调度与链路控制。在用户面请求上行过程中, 终端通过用户设备(user equipment, UE)协议栈发起业务请求及服务质量需求, 信息上报至核心网与无线接入网(radio

access network, RAN)调度模块进行资源评估与QoS策略匹配, 之后由UPF执行包检测、头标识及码率控制等操作, 实现QoS请求的识别与转发。该过程完成了从终端到网络侧的端到端QoS请求上行, 为5G网络的动态资源分配与智能服务保障奠定基础。

在配置下行过程中, 数据首先由UPF进行包检测与头标记, 实现基于QoS流的识别与码率控制。随后, 核心网与RAN依据业务优先级与信道状态执行无线资源调度与动态资源分配。最终, UE根据调度指令完成数据的接收与处理, 从而实现差异化的服务质量保障。

1.2 网络切片

网络切片是5G架构的一个革命性特征, 是实现端到端QoS保障和业务定制化的基石^[4-5]。它超越了传统的虚拟化概念, 允许在同一个物理网络基础设施上创建多个逻辑上独立的、虚拟化的网络实例。

不同的网络切片可以被分配独立的网络功能实例、独立的计算和存储资源, 甚至可以在RAN中进行一定程度的无线资源(如带宽、调度优先

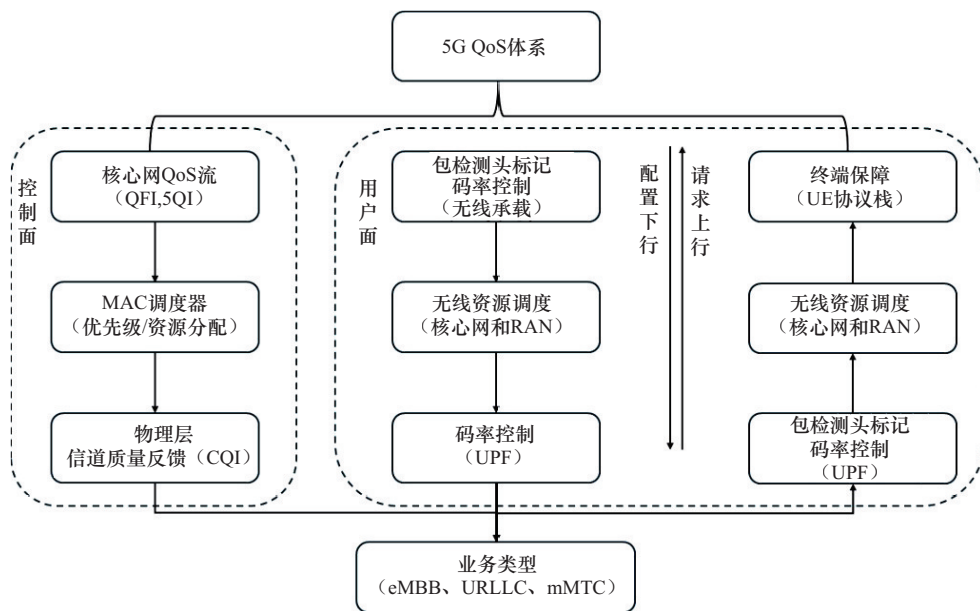


图1 5G QoS架构概览



级)的逻辑划分。例如,可以创建一个专门用于URLLC业务的切片,为其配置超低时延的调度策略和高可靠性的冗余机制;同时,可以创建另一个用于eMBB业务的切片,优化其高吞吐量大带宽传输^[6]。这种逻辑隔离有效地防止了不同业务类型之间的相互干扰,为高价值业务提供了专属的QoS保障。常见的3类标准切片及其典型QoS参数见表1。

每个切片都可以根据其业务特性,灵活地部署和配置不同的网络功能(如AMF、UPF等),甚至可以定制协议栈和传输路径。例如,URLLC切片可能会采用更轻量级的协议,减少处理开销以降低时延;eMBB切片则可能优化拥塞控制算法以提高吞吐量。在网络运行中,每个切片内部可独立配置QoS策略,包括5QI、ARP、分组时延预算(packet delay budget, PDB)、分组错误率(packet error rate, PER)等参数,并根据业务特点选择不同的调度算法,如,比例公平(proportional fair, PF)、最大-最小公平或基于深度强化学习(deep reinforcement learning, DRL)的自适应调度机制。为了确保服务等级协议(service level agreement, SLA)的落地,切片的时延、丢包率和可用性等SLA指标^[7]需要与具体的QoS流参数绑定,例如,URLLC切片中1 ms的时延预算会映射到5QI = 80的配置中。

网络切片不仅提供逻辑隔离能力,还直接影响无线资源调度策略的设计与执行。一方面,不同切片可绑定不同的QoS参数组合,使调度器在资源受限时能够在切片间实施差异化

优先级与抢占策略;另一方面,各切片的SLA要求(如时延、可靠性、可用性)会反向约束MAC层调度机制的选择,例如,URLLC切片通常需要支持迷你时隙与抢占式调度,而eMBB切片更强调连续调度带来的吞吐增益。此外,由于RAN侧通常采用“软隔离”方式,不同切片间的资源比例须动态调整,这进一步增加了调度算法在稳定性与公平性方面的设计难度。

通过与软件定义网络和网络功能虚拟化技术的结合,网络切片提供了高度的可编程性。运营商可以根据客户需求或业务变化,动态地创建、部署、管理和终止网络切片,实现了“网络即服务”的商业模式,极大地提升了网络运营的灵活性和效率。这种能力使5G能够为千行百业提供量身定制的网络服务,从而满足垂直行业对极致QoS和差异化服务的严格要求。

2 业务调度中的核心机制

在5G QoS架构下,业务调度的核心挑战源于URLLC与eMBB之间的根本性资源冲突。URLLC强调超低时延和高可靠性,要求调度决策具备高度确定性;eMBB更关注系统吞吐量和频谱效率,依赖连续、稳定的资源分配机制。这种时延与吞吐量、确定性与灵活性之间的矛盾决定了不存在统一最优的调度策略,各类调度算法本质上都是围绕上述冲突进行不同侧重点的权衡。早期研究主要基于确定性规则和队列理论,通过固定优先级或截止期约束保障时延敏感业务,在低负载场景中效果显著,但在

表1 常见的3类标准切片及其典型QoS参数

切片类型	典型业务场景	典型5QI	PDB	PER	特性说明
eMBB	4K/8K视频、云游戏、AR/VR	2, 4, 8	150 ~ 300 ms	$10^{-3} \sim 10^{-6}$	高吞吐、中等时延
URLLC	远程控制、车联网安全、工业控制	80, 85	1 ~ 10 ms	10^{-5}	超低时延、高可靠
mMTC	大规模IoT传感器网络	9, 74	≥ 300 ms	10^{-1}	海量连接、低速率

多业务共存和动态信道条件下灵活性受限。随着eMBB业务规模扩大,研究逐步转向兼顾吞吐量与公平性的统计型调度方法,其频谱效率更高,但对URLLC等严格时延业务的保障能力有限。近年来,深度强化学习等智能调度方法被引入以提升复杂场景中的自适应能力,但训练复杂性、泛化性能及工程可落地性仍有待进一步研究。

2.1 QoS与业务分类

5G网络支持的业务类型远超以往,流量特性也呈现出前所未有的多样性。为了有效地管理这些流量,5G引入了更细粒度的QoS分类和标识机制。3GPP^[8]定义了QoS流的概念,并通过QoS参数(如5QI)来区分不同的业务类型及其QoS需求。

首先,eMBB业务主要关注高吞吐量和峰值速率。例如,4K/8K超高清视频直播、虚拟现实/增强现实(virtual reality / augmented reality, VR/AR)沉浸式体验、高速文件下载等。这些业务对带宽需求量大,但对时延和可靠性的要求相对宽松。在业务调度中,eMBB流量通常会根据信道条件进行调度,以最大化系统吞吐量和频谱效率。

其次,URLLC业务对端到端时延和可靠性有着极其严苛的要求。典型的应用包括工业自动化中的机器人协同、远程精确控制、自动驾驶中的车辆间通信、电网差动保护等。这些业务的数据量可能不大,但其对“准时”和“无误”的要求使它们在业务调度中具有最高优先级。

最后,mMTC业务主要服务于海量的低功耗、低速率设备,如智能传感器、智能抄表等。其特点是连接密度高、数据量小、时延不敏感,但对功耗要求极低。

这种业务特性差异导致三者资源占用上存在根本冲突:当URLLC业务到达时,若采用传

统的先来先服务调度,eMBB业务的传输会被延迟,导致速率下降;若优先调度URLLC,eMBB的资源占用率会降低,频谱效率受损;同时,mMTC的大量小数据包传输会增加信令开销,影响整体系统效率。研究表明^[9],在密集URLLC业务场景中,传统PF调度会导致eMBB速率下降,预定义5QI与QoS特性映射见表2,展示了不同业务类型对应的优先级、资源类型(保证比特率(guaranteed bit rate, GBR)与非保证比特率(non-guaranteed bit rate, Non-GBR)、PDB和PER)。在5G QoS架构下,业务调度的核心挑战源于URLLC与eMBB之间的根本性资源冲突。具体而言,URLLC强调超低时延和高可靠性,要求调度决策具备强确定性和即时性;而eMBB更关注系统吞吐量和频谱效率,依赖连续、稳定的资源分配机制。这种时延与吞吐量、确定性与灵活性之间的矛盾决定了不存在同时最优的统一调度策略。后续各类调度算法,实质上都是围绕如何在上述冲突中进行权衡而设计的不同解决方案。

2.2 调度机制的标准演进

从整体演进趋势来看,3GPP^[10]调度机制的标准化始终围绕新业务需求的出现与演进逐步推进。早期标准侧重于构建统一、灵活的无线接入与调度框架,以支撑多业务并存;随后,调度机制不断向更强的时延确定性、更精细的QoS区分以及对异构终端与新型接入场景的适配方向发展。随着网络规模和业务复杂度的持续提升,最新标准开始引入人工智能/机器学习(artificial intelligence / machine learning, AI/ML)等智能化手段,推动调度策略从基于规则和静态参数配置,向数据驱动、自适应决策的方向演进。

3GPP Release 15 (R15)作为5G新无线(new radio, NR)的起点,重点构建了面向多业务的基础架构,通过灵活的时隙结构和迷你时隙



调度机制，为低时延业务提供了更细粒度的调度时间尺度，使调度器能够在不完全打断eMBB传输的情况下快速响应URLLC需求。然而，该阶段的QoS保障仍主要依赖静态优先级和规则配置，调度策略在多业务共存场景中的动态适应能力有限。

在此基础上，R16和R17进一步扩展了调度机制以适应更复杂的业务场景。R16通过引入配置授权扩展和抢占式调度机制，显著提升了URLLC业务在高负载条件下的时延确定性，但代价是对eMBB业务连续性和频谱利用效率产生一定影响，从而加剧了调度策略在“时延保障与吞吐效率”之间的权衡复杂度。R17面向轻量化终端（reduced capability, RedCap）、集成接入与回传（integrated access and backhaul, IAB）以及非地面网络（non-terrestrial network, NTN）等新型应用场景，对调度机制进行了针对性扩展，使QoS管理对象从单一业务类型拓展至多能力终端和异构接入环境，调度器需要在多QoS流并存的条件下实现更精细的资源分配与优先级控制。

进入R18和R19所定义的5G演进（5G-Advanced）阶段，AI/ML被引入作为调度与资源管理的重要赋能手段，使调度策略具备从历史数据和运行状态中自适应学习的潜力，特别是在扩展现实（extended reality, XR）等新兴业务场景中展现出应用前景。然而，当前标准在AI模型稳定性、跨切片协同调度以及策略可解释性等方面仍缺乏统一解决方案。总体而言，R15至R19的调度机制演进体现了QoS支持从静态参数配置向动态、自适应决策转变的趋势，其核心目标始终是在多业务共存条件下平衡时延保障、系统吞吐量与实现复杂度，这也为后续调度算法和智能调度框架的设计奠定了标准基础。

表2 预定义5QI与QoS特性映射

5QI	典型业务类型	资源类型	优先级	PDB/ms	PER
1	会话语音	GBR	2	100	1×10^{-2}
2	实时视频（交互类）	GBR	4	150	1×10^{-3}
3	实时游戏	GBR	3	50	1×10^{-3}
4	非交互式视频（缓冲）	GBR	5	300	1×10^{-6}
5	IMS信令	GBR	1	100	1×10^{-6}
6	语音视频（可变比特率）	Non-GBR	6	300	1×10^{-6}
7	一般数据（TCP应用）	Non-GBR	7	100	1×10^{-3}
8	视频流（TCP）	Non-GBR	8	300	1×10^{-6}
9	网络浏览/文件下载	Non-GBR	9	300	1×10^{-6}

注：节选自3GPP TS 23.501^[8]

2.3 基于截止期的实时系统调度

在针对硬实时系统的调度研究中，基于截止期的调度算法是一类重要方法。该类方法的核心思想是将分组的剩余时延预算或松弛度作为主要度量依据，从而确保在有限的时间内尽可能多地满足业务的时延要求。代表性算法包括最早截止期优先（earliest deadline first, EDF）、最小松弛度优先（least laxity first, LLF）^[11]以及其与混合自动重传请求（hybrid automatic repeat request, HARQ）反馈机制结合的改进算法（HARQ-aware EDF/LLF）^[12]。

EDF和LLF作为经典调度算法，最初源于实时操作系统与实时调度理论，随后被引入无线通信领域以满足时延敏感业务的需求。EDF按照分组的截止期先后进行排序，优先为最早到达截止期的数据分配资源。这种方式能够在理论上保证系统在可调度条件下实现最优的时延性能，因此特别适用于URLLC业务。但是EDF并未考虑信道质量差异，可能导致资源分配效率不高。LLF基于“松弛度”的概念，即分组的剩余截止时间减去完成传输所需的最小时间。调度器优先服务松弛度最小的流量，从而在分组截止期极为紧迫的场景中进一步降低截止期违约率。与EDF相比，LLF更关注“余量不足”的数据分组，但其

在高负载下可能导致计算复杂度增加。在5G NR^[13]协议中, HARQ机制广泛应用于提高可靠性。当EDF/LLF与HARQ反馈结合时,调度器不仅考虑截止期,还会参考重传状态:若某些分组已进行多次重传且截止期临近,调度器会优先为其分配资源,从而提升总体成功率。这类方法兼顾了时延约束与链路层可靠性,适合在URLLC与eMBB共存的场景中部署。

在真实部署中, EDF/LLF的局限更突出。这类算法对信道质量差异不敏感,可能导致大量资源被分配给弱信道用户,从而造成整体频谱效率下降。当负载较高且URLLC到达密集时, 这个问题会被进一步放大。此外, EDF/LLF的实时排序开销会随用户数增加而快速上升, 甚至可能反向影响URLLC的调度及时性, 使其难以在大规模商用网络中直接使用。

2.4 经典队列调度

在蜂窝网络调度研究中, 经典队列类调度算法因其在早期移动通信系统中被广泛应用而备受关注。这类算法的核心思想是综合考量用户的信道状态和业务队列特性, 以实现资源分配在公平性和系统效率之间的平衡。其中, 最具代表性的算法包括比例公平调度(proportional fair, PF)^[14]、指数规则调度(EXP-PF)^[15]、最大时延加权违约概率调度(maximum-largest weighted delay first, M-LWDF)^[16]。

PF的核心思想是在最大化系统总体吞吐量的同时, 兼顾用户间的公平性。调度器通过比较用户的瞬时可支持速率与平均速率之比, 优先分配资源给相对欠缺服务但当前信道条件较好的用户。该方法复杂度低, 能显著提高系统频谱利用率, 但由于缺乏对时延和可靠性的直接约束, 对URLLC类业务的支持能力有限。为克服PF在时延敏感业务场景中的不足, EXP-PF在调度度量中引入了队列时延或队长的指数加权因子, 使在网络负载较重或存在突发流量时, 时延敏感用户

能够获得更高优先级, 从而降低丢包率和时延违约概率。该方法兼顾了频谱效率与时延保证, 被认为是eMBB与时延约束业务混合场景中的有效改进方案, 但涉及复杂的指数运算导致计算开销较大, 且性能对参数配置高度敏感, 难以在动态变化的网络环境中始终保持最优。M-LWDF进一步引入了业务的QoS参数(如违约概率门限), 在调度度量中结合了队列时延、链路条件以及业务优先级。这样能够在多业务混合场景中, 根据不同业务的SLA要求进行差异化处理。实践表明, M-LWDF在多业务共存, 尤其是URLLC与eMBB并存时, 可以有效地提升时延保障水平, 同时兼顾整体系统吞吐量, 但在网络重度过载时容易导致低优先级业务(如eMBB)饿死, 且高度依赖实时准确的信道质量反馈, 在高速移动或反馈时延较大的场景中鲁棒性较差。PF和M-LWDF双层调度算法在5G中的业务调度如图2所示, 展示了一个基于PF和M-LWDF双层调度算法^[17]在5G中的业务调度用例。可以看出, PF+M-LWDF在维持M-LWDF时延保障能力(尤其是对URLLC)的基础上, 更高效地提高了URLLC和视频业务的优先级, 实现了时延约束、吞吐量最大化和用户公平性之间的更优平衡。

在高密度URLLC场景中, PF及其变种难以满足严格的时延要求。由于这些算法依赖长期统计量(如平均速率、队列长度), 其调度决策往往滞后于URLLC的突发性需求, 超时违约风险增加。此外, 频繁出现URLLC到达时, 这些算法无法支持抢占调度, 系统可能需要依赖额外的低时延机制补充。

2.5 URLLC与eMBB共存调度

为了解决URLLC和eMBB的共存调度问题, 3GPP在5G NR标准中引入了一系列关键技术, 其中, 打孔(puncturing)机制是实现URLLC流量高优先级调度和低时延保障的核心手段^[18-19]。

在传统的无线调度中, 一旦资源分配完成,

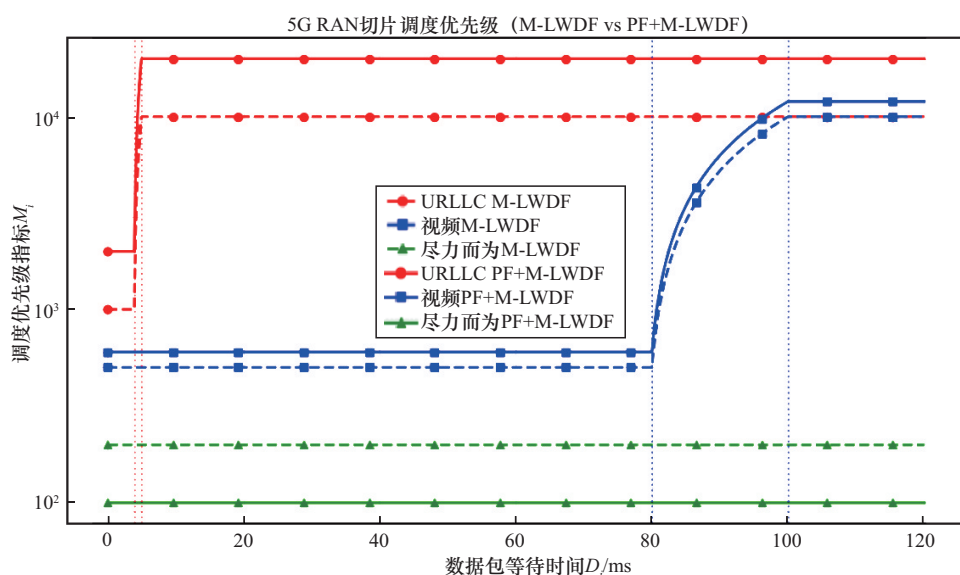


图2 PF和M-LWDF双层调度算法在5G中的业务调度

数据传输就会持续到其预定的传输时间间隔 (transmission time interval, TTI) 结束。对于 LTE^[20] 而言, 最小的 TTI 通常为 1 ms。如果 URLLC 业务在 eMBB 业务正在传输的子帧内突发到达, URLLC 必须等待该子帧传输完毕才能获得资源, 这显然无法满足其毫秒级的时延要求。

为了解决这个问题, 5G NR 引入了更短的传输时间间隔 (short transmission time interval, sTTI) 或迷你时隙 (mini-slot) 的概念, 使调度粒度可以小到 2 个、4 个或 7 个正交频分复用 (orthogonal frequency division multiplexing, OFDM) 符号, 从而显著地降低了时延^[2]。而打孔机制, 正是与 sTTI/迷你时隙紧密结合, 实现 URLLC 对 eMBB 流量的“插队”和“抢占”。3GPP^[21-22] 定义了 URLLC 与 eMBB 的共存架构, 提出打孔机制作为 URLLC 的紧急资源获取方式, 规定打孔的最小时间粒度为迷你时隙, 详细规范了 MAC 层的调度流程, 包括 URLLC 的优先调度规则、eMBB 的速率补偿机制, 定义了逻辑信道优先级 (logical channel prioritization, LCP) 参数, URLLC 的 LCP 值通常设置为 1 至 3, 高于 eMBB

的 5 至 7。3GPP 也规定了物理层对联合调度的支持, 包括 URLLC 的快速 HARQ 反馈机制、eMBB 的速率自适应算法, 提出 URLLC 的 HARQ 进程数至少为 8 个, 以支持低时延重传。

打孔是实现 URLLC 超低时延和高可靠性的有效手段, 确保关键业务的即时性和确定性, 为工业控制、自动驾驶等高价值应用提供了技术支撑。相较于固定资源分配, 打孔机制允许资源在 URLLC 和 eMBB 之间动态共享, 避免了资源闲置, 提高了频谱资源的利用效率。虽然打孔机制能够显著地缩短 URLLC 等关键业务的调度时延, 但频繁的打孔会削弱 eMBB 的连续调度增益, 造成速率明显下降。同时, eMBB HARQ 的传输结构在被打断后可能无法保持时序一致性, 使重传效率降低。如何在 URLLC 时延与 eMBB 吞吐之间取得更优权衡, 仍是当前网络中的关键工程挑战。

2.6 AI与多智能体协同调度

随着 5G/6G 网络架构的复杂化以及业务类型的多样化, 传统的启发式调度算法在面对动态信道环境、多切片共存和跨小区干扰时逐渐表现出局限性。近年来, AI 特别是 DRL 被广泛引入无

线资源调度领域^[23],以期在多维状态空间中实现接近最优的动态决策。

目前, AI在调度中的应用可分为单智能体强化学习调度、多智能体协同调度等发展阶段。首先,在单智能体强化学习的研究中,单小区场景中的调度器可被建模为智能体,核心思想是由一个中心化的智能体(通常部署在基站侧)对整个系统的资源分配进行决策。智能体通过获取全局状态信息(如信道质量、用户队列长度、QoS需求等),并结合DRL算法^[24](如深度Q网络(deep Q network, DQN)、深度确定性策略梯度(deep deterministic policy gradient, DDPG)、近端策略优化(proximal policy optimization, PPO)等)进行训练,从而在长期内优化网络性能指标。其中,基于值函数的方法(如DQN)结构相对简单、训练稳定性较好,但在连续动作空间和复杂约束场景中表达能力受限;基于策略梯度的方法(如DDPG、PPO)能够直接处理连续动作并适应多目标优化需求,但通常对超参数配置较为敏感,训练过程的稳定性与样本效率存在权衡。相关研究表明,单智能体DRL能够在保证URLLC等低时延服务约束的同时,提高eMBB用户的整体吞吐量^[25-26]。另外,该方法也被应用于车联网联合调度^[27]以及网络切片资源分配。但是,当网络规模扩大时,单智能体方

案的可扩展性和鲁棒性会因状态和动作空间急剧膨胀而受限。

因此,研究人员逐渐转向多智能体协同调度来解决这些问题。多智能体深度强化学习调度将调度决策分散到多个智能体中,每个智能体可以代表基站、用户或网络切片,独立学习并进行局部资源分配决策,同时通过协作或博弈实现整体性能优化。典型方法包括基于CTDE^[28]的MADDPG^[29],利用价值分解的QMIX^[30]与VDFP^[31],以及基于策略梯度的MAPPO^[32],这些算法均已在无线网络资源分配与干扰管理中得到应用。其中,MADDPG和MAPPO能够显式建模智能体间的协同关系,在仿真环境中通常具有较好的性能上限,但训练过程易受环境非平稳性影响;相比之下,基于价值分解的QMIX和VDFP在训练稳定性和可扩展性方面具有一定优势,但对智能体独立性假设的依赖可能限制其在强耦合场景中的性能表现。最近也有引入量子叠加优势的Q-ARDNS-Multi^[33]被提出,本文尝试模拟其在不同负载条件下的资源利用率和不同Q值下的响应时间,模拟Q-ARDNS-Multi业务调度性能指标如图3所示,可以看出Q-ARDNS算法下资源利用率和响应时间都有了明显的优化。

尽管多智能体DRL在仿真环境中表现出较好

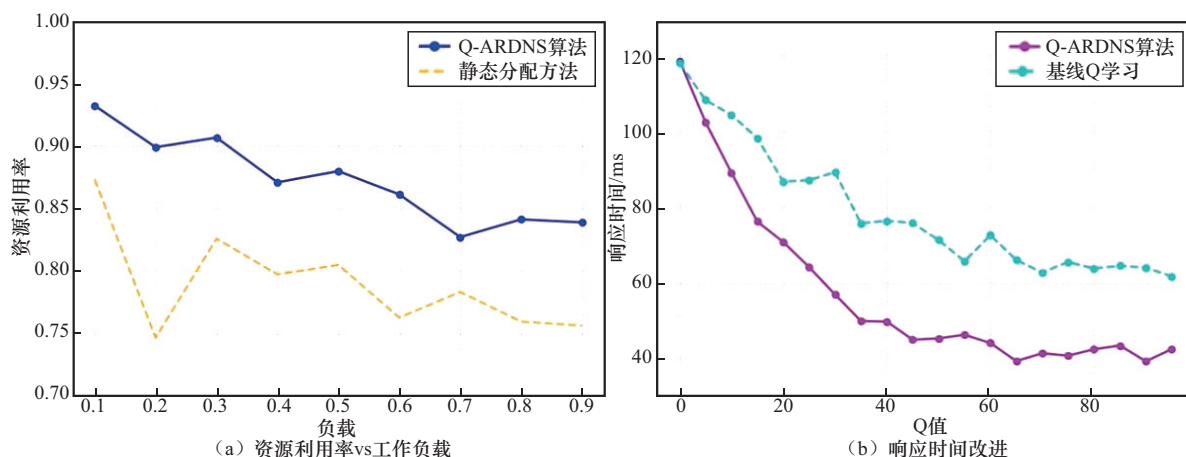


图3 模拟Q-ARDNS-Multi业务调度性能指标



的调度性能,但其在真实网络中的部署仍面临显著的工程挑战。从训练成本来看,多智能体DRL的样本复杂度进一步上升至 $10^6 \sim 10^7$ 量级,并对环境配置和超参数高度敏感。在算力需求方面,传统调度算法仅涉及简单排序或加权运算,决策时延通常低于 $10 \mu\text{s}$;相比之下,基于深度神经网络的调度策略在推理阶段通常需要完成 $10^5 \sim 10^7$ 次乘法运算,在多智能体协同场景中,推理时延可能达到百微秒甚至毫秒级,对边缘节点算力形成压力。此外,已有研究表明,当网络负载或信道统计特性发生变化时,DRL调度策略在未重新训练的情况下,其性能可能下降 $10\% \sim 30\%$,反映出其泛化能力仍有待提升。因此,在现阶段的实际系统中,智能调度更适合作为传统规则机制的补充,通过混合决策框架在性能增益与工程可行性之间取得平衡。

总的来说,目前能够在多小区多用户场景中实现分布式频谱与功率分配,并在保证低时延和高可靠性通信的同时提高系统吞吐量与用户公平性。然而,由于智能体间的非平稳性和信息交互开销,多智能体调度在训练稳定性和收敛效率方面仍面临挑战。

3 未来发展方向

随着AI/ML技术的深入应用,5G QoS管理正朝着更智能化、自动化的方向发展。边缘计算的引入也为QoS优化提供了新的思路 and 手段。面向未来,需要在技术创新、标准化和产业化等方面持续推进,以满足日益增长的多样化业务需求。未来智能调度的发展方向如图4所示,从体系结构角度系统地展示了QoS架构下业务调度的未来发展方向。整体上,该架构以“动态智能”为核心,将未来调度技术划分为AI驱动智能调度与云原生边缘智能调度两个相互关联的演进方向。在AI驱动智能调度路径下,调度功能进一步细分为多智能体分布式调度和面向6G架构

的协同调度,强调通过多智能体协作与跨层优化应对多业务共存和复杂网络状态带来的挑战;在云原生边缘智能调度路径下,调度机制依托微服务化架构和边云协同能力,将全局策略学习与局部快速决策相结合,其中,云侧负责跨小区、跨切片的长期策略优化与模型管理,边缘侧部署轻量级调度功能以满足低时延业务的实时需求。

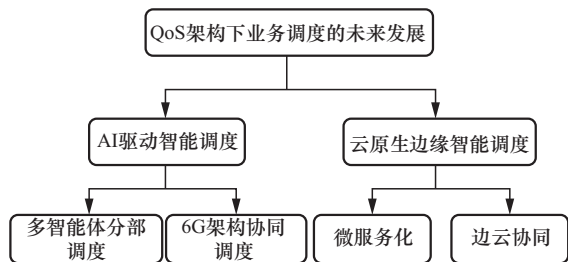


图4 未来智能调度的发展方向

3.1 智能调度的前沿探索与6G愿景

虽然已经有多种智能算法运用到业务调度中,但当前5G研究热点仍聚焦于利用DRL等AI/ML技术来优化URLLC和eMBB的共存调度^[34-35]。同时,未来的6G智能调度算法也已成为一个新的研究方向。

目前AI驱动的调度将从单智能体走向多智能体架构。在6G场景中,网络形态更加去中心化^[36],多个基站、边缘节点甚至无人机节点需要协同完成资源分配任务。多智能体强化学习能够通过分布式决策与协作提升全网资源利用率与用户体验。在深度学习方法层面,模型驱动与数据驱动的结合将成为主流。无模型强化学习(model-free RL)能够快速适应不同QoS场景,而模型辅助的强化学习(model-based RL)则借助预测模型提升训练样本效率和收敛速度^[37]。两者的结合不仅降低了对大规模仿真环境的依赖,还能在实际网络部署中提高调度策略的可解释性与稳定性。

6G愿景下的智能调度将与语义通信、通感

一体化和网络切片深度融合^[38]。为了满足超高清视频、VR/AR、车联网等场景的需要,未来的智能调度将更关注用户体验优化,相较于传统调度器仅依赖瞬时吞吐量或时延指标,未来的AI调度器将结合用户历史行为轨迹、业务需求模式与体验质量(quality of experience, QoE)反馈来动态地调整调度策略^[39],通过结合语义信息提取和跨层优化,调度器不仅能面向链路层的资源分配,还能在应用层实现跨域协同,从而在URLLC、eMBB与mMTC等多业务共存场景中实现更精细化的QoS保证。随着3GPP R18/19推动5G-A向智能化演进,AI/ML正逐步成为无线调度的重要手段。从6G愿景来看,调度机制将由规则驱动向具备持续学习与自适应能力的智能系统演进。然而,现有智能调度多依赖静态模型,在网络环境和业务负载变化时易出现策略退化。因此,AI/ML生命周期管理、策略漂移感知与在线更新机制,已成为连接5G-A与6G的关键研究问题。此外,面向6G的能效与可持续性需求,智能调度还须在时延、吞吐量与能耗之间实现多目标权衡。

综上所述,AI算法在调度领域的未来发展将朝着更智能化、自适应和协同化方向演进,通过强化学习、多智能体系统与QoE感知机制的融合,实现对复杂无线环境中资源优化与服务质量保障的动态平衡。

3.2 云原生与边缘智能的结合

5G网络架构的另一大范式转变是其向云原生(cloud native)和边缘计算(edge computing)的演进^[40]。这两种技术相辅相成,将对未来的业务调度和QoS保障产生深远影响,尤其是在满足URLLC等对时延极端敏感的业务需求方面。

传统的网络架构中,核心网通常是集中式的,调度和控制功能也通常集中在数据中心。然而,对于URLLC业务(如工业自动化控制指令、自动驾驶车辆间通信),任何毫秒级的额外时延

都可能带来严重后果。通过将部分调度功能、网络控制逻辑,甚至部分UPF下沉到5G边缘云(edge cloud)或直接部署在gNB侧,可以极大地缩短数据和控制指令的传输路径。这意味着调度决策不再需要往返于遥远的中心云,从而显著地减少了决策时延和数据传输时延。例如,本地分流机制允许流量在边缘直接分流,避免绕行核心网,为URLLC提供了最短路径和最低时延保障。这种“调度即服务”的理念,将使URLLC的即时性和快速响应能力得到前所未有的提升。

云原生架构的核心思想是将网络功能解耦为一系列独立的、可部署的微服务,并运行在容器中,由容器编排平台进行管理。这意味着调度器本身可以作为一个独立的微服务,被快速部署、弹性伸缩。当需要引入新的调度算法(如基于AI/ML的智能调度算法)或对现有算法进行升级时,无须停机整个基站或网络,只须更新相应的微服务即可。这种敏捷性使网络能够快速响应新的业务需求和网络优化目标,实现持续的集成与交付,从而更快地适应不断变化的市场需求。

边缘计算环境^[41]不仅提供了低时延的计算能力,也为分布式智能提供了平台。AI/ML模型可以在边缘节点上进行训练和部署,实现对局部无线环境和流量模式的实时感知和优化调度。同时,通过边缘节点之间的轻量级协同或与中心云的协调,可以实现更高层次的全局优化,避免局部最优导致的整体次优。

在云原生架构逐步引入RAN的背景下,调度功能正向云-边协同的分布式智能演进。3GPP R18/R19所支持的网络切片与边缘计算为边缘侧部署轻量级调度智能体提供了基础,但受限于算力与时延约束,复杂模型难以直接用于实时决策。在XR、RedCap等新型业务场景中,调度机制须进一步融合应用层QoE感知与跨层优化。此外,多切片多智能体协同调度虽具有潜在优势,



但仍面临非平稳性、信令开销和隐私风险等挑战,亟须探索规则机制与智能调度相结合的混合框架。

通过云原生与边缘智能的深度结合,5G网络将构建一个分布式的、智能化的、高响应性的调度控制平面,为各种严苛的业务场景提供可靠和高效的QoS保障。

4 结束语

本文系统地梳理了5G QoS架构下业务调度技术的发展脉络,从URLLC与eMBB资源冲突的本质出发,对传统调度算法、标准演进机制以及智能调度方法进行了深入分析。研究表明,不同调度策略在时延保障、系统吞吐量与公平性之间存在固有权衡,尚不存在统一最优方案。随着人工智能与通信技术的深度融合,基于深度强化学习的智能调度为复杂场景中的资源优化提供了新的思路,但其在工程可落地性、泛化能力及系统复杂度方面仍面临挑战。未来,结合云原生架构与边缘智能的分布式调度体系,将成为支撑6G网络高效运行的重要方向。后续研究需要重点关注智能调度与传统规则机制的融合设计、多智能体协同优化以及跨层联合调度方法,以实现多业务场景中服务质量保障与资源利用效率的动态平衡。

参考文献:

- [1] Zhang W H, Derakhshani M, Zheng G, et al. Constrained risk-sensitive deep reinforcement learning for eMBB-URLLC joint scheduling[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2024, 23(9): 10608-10624.
- [2] Prasad R, Sunny A. QoS-aware scheduling in 5G wireless base stations[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2024, 32(3): 1999-2011.
- [3] 薛强, 杨世标, 缪一民, 等. 5G UPF与固网BNG的融合思路、方案及实践[J]. 数字通信世界, 2024(10): 42-46.
Xue Q, Yang S B, Miao Y M, et al. Convergence idea, scheme and practice of 5G UPF and fixed network BNG[J]. Digital Communication World, 2024(10): 42-46.
- [4] Aslam U. Designing flexible scheduling algorithm for 5G[J]. International Journal of Advanced Engineering, Management and Science, 2025, 11(1): 90-108.
- [5] Yassin M, Diego W, Imadali S. Demo abstract: 5G end-to-end open source network with traffic prioritization mechanism[C]// Proceedings of the IEEE INFOCOM 2019-IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS). Piscataway: IEEE Press, 2019: 973-974.
- [6] 马帅, 杨博涵, 羊峰波, 等. 5G多路冗余传输技术综述[J]. 电信科学, 2024, 40(5): 1-22.
Ma S, Yang B H, Yang F B, et al. Overview of 5G multi-channel redundant transmission technology[J]. Telecommunications Science, 2024, 40(5): 1-22.
- [7] 刘惜君, 黄蓉, 王笃炎. 5G网络切片SLA监控及保障研究[J]. 信息通信技术, 2023, 17(1): 64-70.
Liu X W, Huang R, Wang D Y. Research on SLA monitoring and guarantee for 5G network slicing[J]. Information and Communications Technologies, 2023, 17(1): 64-70.
- [8] 3GPP TS 23.501: 2024 System architecture for the 5G System (5GS)[S].
- [9] Anand A, de Veciana G, Shakkottai S. Joint scheduling of URLLC and eMBB traffic in 5G wireless networks[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2020, 28(2): 477-490.
- [10] 3GPP TS 38.300: 2018 NR; Overall description; Stage-2[S].
- [11] Liu C L, Layland J W. Scheduling algorithms for multiprogramming in a hard-real-time environment[J]. Journal of the ACM, 1973, 20(1): 46-61.
- [12] Zhao J, Wang T, Tong H N, et al. Deadline-aware hybrid HARQ scheme for multi-devices deterministic transmission over 5G-TSN systems[C]//Proceedings of the 2023 International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP). Piscataway: IEEE Press, 2023: 511-516.
- [13] 3GPP TS38.321: 2020 Medium access control (MAC) protocol specification[S].
- [14] Kelly F P, Maulloo A K, Tan D H. Rate control for communication networks: shadow prices, proportional fairness and stability[J]. Journal of the Operational Research Society, 1998, 49(3): 237-252.
- [15] Shakkottai S, Stolyar A L. Scheduling for multiple flows sharing a time-varying channel: the exponential rule[J]. Translations of the American Mathematical Society-Series 2, 2002, 207: 185-202.
- [16] Andrews M, Kumaran K, Ramanan K, et al. Providing quality of service over a shared wireless link[J]. IEEE Communications Magazine, 2001, 39(2): 150-154.

- [17] Hu F, Qiu J H, Chen A D, et al. 5G RAN slicing resource allocation based on PF/M-LWDF[C]//Proceedings of the 2024 4th International Conference on Computer Communication and Artificial Intelligence (CCAI). Piscataway: IEEE Press, 2024: 431-436.
- [18] Sun H P, Yang J, Su J H, et al. Joint resource scheduling for co-existence of URLLC and eMBB in 5G wireless networks[C]//Proceedings of the 2021 Computing, Communications and IoT Applications (ComComAp). Piscataway: IEEE Press, 2021: 53-58.
- [19] Abdelsadek M Y, Gadallah Y, Ahmed M H. Resource allocation of URLLC and eMBB mixed traffic in 5G networks: a deep learning approach[C]//Proceedings of the GLOBECOM 2020 - 2020 IEEE Global Communications Conference. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-6.
- [20] Fu W H, Kong Q L, Tian W X, et al. A QoS-aware scheduling algorithm based on service type for LTE downlink[C]//Proceedings of the 2nd International Conference on Computer Science and Electronics Engineering (ICCSEE 2013). Amsterdam: Atlantis Press, 2013.
- [21] 3GPP TS 38.214: 2020 NR; Physical layer procedures for data[S].
- [22] 3GPP TR 38.901:2020 Study on channel model for frequency range 2[S].
- [23] 邢剑卿, 王笃炎, 陈华旺, 等. 基于 AI 和大数据的 5G 切片业务负荷分析、预测及调度方案[J]. 数据通信, 2025(3): 12-16.
Xing J Q, Wang D Y, Chen H W, et al. 5G slicing service load analysis, prediction and scheduling solution based on AI and big data[J]. Data Communications, 2025(3): 12-16.
- [24] Zhang C Y, Patras P, Haddadi H. Deep learning in mobile and wireless networking: a survey[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2019, 21(3): 2224-2287.
- [25] Elsayed M, Erol-Kantarci M. AI-enabled radio resource allocation in 5G for URLLC and eMBB users[C]//Proceedings of the 2019 IEEE 2nd 5G World Forum (5GWF). Piscataway: IEEE Press, 2019: 590-595.
- [26] Liu Z R, Li Y, Wu Y C, et al. Learning to optimize resource allocation in dynamic wireless environments: embracing the new while engaging the old[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2025, 24(9): 7346-7359.
- [27] He Y, Zhao N, Yin H X. Integrated networking, caching, and computing for connected vehicles: a deep reinforcement learning approach[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(1): 44-55.
- [28] Foerster J N, Assael Y M, de Freitas N, et al. Learning to communicate with deep multi-agent reinforcement learning[C]//Proceedings of the 30th International Conference on Neural Information Processing Systems. 2016: 2145-2153.
- [29] Lowe R, Wu Y, Tamar A, et al. Multi-agent actor-critic for mixed cooperative-competitive environments[C]//Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. New York: ACM Press, 2017: 6382-6393.
- [30] Rashid T, De Witt C S, Faruqhar G, et al. QMIX: Monotonic value function factorisation for deep multi-agent reinforcement Learning[C]//Proceedings of the 35th International Conference on Machine Learning. 2018: 6846-6859.
- [31] Sunehag P, Lever G, Gruslys A, et al. Value-decomposition networks for cooperative multi-agent learning based on team reward[J]. Proceedings of the Third International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems-Volume 1, 2018: 2085-2087.
- [32] Bayen A, Gao J X, Velu A, et al. The surprising effectiveness of PPO in cooperative multi-agent games[C]//Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems 35. Neural Information Processing Systems Foundation, Inc. (NeurIPS). 2022: 24611-24624.
- [33] De Sousa U G. Q-ARDNS-Multi: a multi-agent quantum reinforcement learning framework with meta-cognitive adaptation for complex 3D environments[J]. V1. arXiv (2025-06-02) [2025-09-20]. arXiv: 2506. 03205
- [34] Sun Y H, Peng M G, Zhou Y C, et al. Application of machine learning in wireless networks: key techniques and open issues[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2019, 21(4): 3072-3108.
- [35] 史娜娜, 魏彬, 李爱华, 等. 5G-Advanced 核心网运行智能架构演进、关键技术及应用研究[J]. 电信科学, 2024, 40(12): 146-162.
Shi Y Y, Wei B, Li A H, et al. Research on the evolution, key technologies, and applications for AI enabled 5G-Advanced core network running[J]. Telecommunications Science, 2024, 40(12): 146-162.
- [36] Hu J W, Liu G, Ma Z, et al. Low-complexity resource allocation for uplink RSMA in future 6G wireless networks[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2024, 13(2): 565-569.
- [37] Alcaraz J J, Losilla F, Zanella A, et al. Model-based reinforcement learning with kernels for resource allocation in RAN slices[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2023, 22(1): 486-501.
- [38] Dang S P, Amin O, Shihada B, et al. What should 6G be?[J]. Nature Electronics, 2020, 3(1): 20-29.
- [39] Jiang Y Z, Zhang X J, Zhong X F, et al. A dynamic resource



scheduling algorithm based on traffic prediction for coexistence of eMBB and random arrival URLLC[C]//Proceedings of the 2024 IEEE 24th International Conference on Communication Technology (ICCT). Piscataway: IEEE Press, 2024: 253-258.

- [40] 肖琛, 牟云飞. 5G网络下边缘计算任务卸载优化策略研究[J]. 软件, 2025, 46(5): 175-177.

Xiao C, Mu Y F. Research on optimization strategy of edge computing task offload in 5G network[J]. Computer Engineering & Software, 2025, 46(5): 175-177.

- [41] Taleb T, Samdanis K, Mada B, et al. On multi-access edge computing: a survey of the emerging 5G network edge cloud architecture and orchestration[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2017, 19(3): 1657-1681.

[作者简介]



唐莹 (2002-), 男, 电信科学技术研究院硕士生、大唐联诚信息系统技术有限公司工程师, 主要研究方向为无线通信、智能算法。



杨跃华 (1975-), 男, 大唐联诚信息系统技术有限公司高级工程师、移动通信产品线副总工程师, 主要研究方向为智能技术在无线通信中的应用。