

导读:随着 5G 市场的快速发展,通信学术界、产业界以及标准化组织均启动了 6G 在愿景、需求和技术上的研究。6G 一定是一个对 5G 不足不断增强并满足新的需求而顺势发展的系统,将在 5G 基础上全面支持整个世界的数字化,并结合人工智能等技术的发展,实现智慧的泛在可取、全面赋能万事万物。

6G 需要更多新技术、新思维,涉及相关理论、软硬件技术上的突破。为了促进 6G 通信技术交流,推动我国 6G 通信技术的发展,《电子技术应用》杂志 2022 年第 12 期推出“面向 6G 的关键技术”主题专栏,文章内容针对 6G 潜在关键技术展开讨论,本期重点围绕面向 6G 的区块链、分布式可信、确定性网络等关键技术展开探讨,期待为 6G 技术研究和提供有益的借鉴。



特约主编:朱雪田,北京邮电大学工学博士,教授级高级工程师,中关村国家自主创新示范区高端领军人才。长期从事 5G/6G 移动通信技术与业务创新研发工作,作为项目组长先后负责多个 5G/6G 领域的移动通信国家重大项目,发表学术论文超过 100 篇,发明专利 100 余项,个人专著 4 本。

基于分层强化学习框架的 6G 确定性网络技术研究*

邢燕霞¹, 胡兴洪²

(1. 中国电信股份有限公司研究院, 北京 102209; 2. 北京邮电大学 信息与通信工程学院, 北京 100876)

摘要:随着远程医疗、智慧工厂等时延敏感类业务的发展,对移动确定性网络的需求不断提高。3GPP R16 版本提出 5G 协同 TSN 的 5G TSC 网络架构,实现了移动网络的确定性服务。然而,5G TSC 网络架构依然面临许多技术问题:不支持联合业务调度、不支持广域网长距离传输、不支持应用协同等。因此,梳理 3GPP 支持移动确定性网络的推进过程,明确问题存在的原因,并面向 6G 网络给出基于人工智能算法的解决方案。

关键词:确定性网络;6G;5G TSC;强化学习

中图分类号:TN929.5;TP18

文献标识码:A

DOI:10.16157/j.issn.0258-7998.223371

中文引用格式:邢燕霞,胡兴洪. 基于分层强化学习框架的 6G 确定性网络技术研究[J]. 电子技术应用, 2022, 48(12): 1-4, 10.

英文引用格式: Xing Yanxia, Hu Xinghong. 6G deterministic network technology based on hierarchical reinforcement learning framework[J]. Application of Electronic Technique, 2022, 48(12): 1-4, 10.

6G deterministic network technology based on hierarchical reinforcement learning framework

Xing Yanxia¹, Hu Xinghong²

(1. China Telecom Corporation Limited Research Institute, Beijing 102209, China;

2. School of Information and Communication Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

Abstract: With the development of delay-sensitive services such as telemedicine and smart factories, the demand for mobile deterministic networks continues to increase. The 3GPP R16 version proposes the 5G TSC network architecture of 5G coordinated TSN, which realizes the deterministic service of the mobile network. However, the 5G TSC network architecture still faces many technical problems: not supporting joint service scheduling, not supporting long-distance WAN transmission, and not supporting application collaboration. Therefore, this paper sorts out the promotion process of 3GPP supporting mobile deterministic networks, clarifies the reasons for the existence of problems, and provides solutions based on artificial intelligence algorithms for 6G networks.

Key words: deterministic network; 6G; 5G TSC; reinforcement learning

* 基金项目:2020 年度国家重点研发计划“宽带通信与新型网络”专项(2020YFB1806700)

0 引言

随着工业制造、车联网、智能电网等时延敏感类业务的发展,对移动通信网络的实时性和确定性需求不断提高^[1]。例如,工业互联网的数据上传和控制指令下发、远程机器人手术、无人驾驶等,需要将端到端时延控制在 1~10 ms,将时延抖动控制在微秒级,但传统的网络只能将端到端时延减少到几十毫秒^[1]。因此,面向未来 6G 时代,提供“尽力而为”业务保障的传统网络,将逐步演进发展为可靠、安全、有界的确定性网络。

确定性网络技术已成为当今学术界和产业界研究和关注的热点之一,各大标准组织均设立了专门的工作组进行相关技术的推进,包括:

(1)IEEE 设立时间敏感网络(Time-Sensitive Networking, TSN)工作组,用于解决二层网络的确定性问题。在 IEEE 802.1 标准框架下,制定了围绕时间同步、流量整形、资源预留等多项关键技术的协议族。目前,TSN 主要应用于汽车控制领域、工厂内网、智能电网等场景^[2]。

(2)IETF 设立确定性网络(Deterministic Networking Working, DetNet)工作组,致力于解决三层网络的确定性问题,并与 TSN 工作组合作,定义了二层网络和三层网络的通用框架。DetNet 借鉴了 TSN 的机制和架构,通过实现时钟同步、资源预留、多径路由等技术,为三层数据提供确定性的延迟、抖动、丢包以及高可靠性保障。目前,DetNet 主要应用于专业和家用音频/视频、车载多媒体、工业控制系统,以及 TSN 工作组考虑的应用^[1]。

(3)由于 TSN 技术不能提供广域网和无线场景下的确定性保障,而 5G 具备部署灵活、移动性支持等优势,在自动巡检、机器人等工业领域具有广泛的应用前景。因此,3GPP 在 R16 中引入了 TSN 技术,提出 5G 时间敏感通信网络(Time-Sensitive Communication, TSC),支持移动网络的确定性^[3];在 R17 中进一步增强了网络架构,支持 UE-UE 的确定性^[4];在 R18 中开始了 DetNet 的研究,以支持三层网络的确定性。

(4)国内标准组织(例如 CCSA、ITM-2030、确定性工

业联盟等组织)均在开展确定性相关的研究和产业推进。

本文基于 3GPP 提出的 5G 与 TSN 协同网络,分析其提供的功能和存在的问题,并面向 6G 网络提出相应的解决方案。

1 5G 确定性网络现状及存在问题

本节将针对 3GPP 提出的 5G TSC 架构进行分析,比较不同版本提供的功能,并指出现存的关键问题。

在 R16 中,5GS(5G System)作为 TSN 的网桥与外部系统集成来实现数据转发的确定性,从而实现 5G UE 与 TSN 网络的互通。基于 5G QoS 的完善架构,5GS 接收 TSN 相关的确定性资源请求后,QoS 的管理框架向网络侧及无线侧转发 TSN 的资源需求并实现,系统架构如图 1 所示。其中,TSN AF 作为 5GS 与 TSN 之间协议及消息的转换器;DS-TT 和 NW-TT 作为 TSN 的入口和出口,用于 TSN 系统与 5G 系统之间的用户平面和控制平面互操作。

R16 采用多种关键技术,以实现端到端确定性转发保障。例如,通过双 PDU 会话等机制实现可靠性传输;通过(g)PTP 协议保证 DS-TT 和 NW-TT 与 TSN 域保持时间同步。

在部分行业应用中,多个 5G 终端之间需要确定性转发机制,但不需要部署完整的 TSN 网络。因此,为了匹配行业需求,R17 在 R16 的基础上制定了具有内生确定性的转发机制,实现了 UE-UE 的确定性通信服务。具体而言,R17 引入 5G LAN 机制,实现 UPF 内/间的 UE-UE 的确定性转发能力,无需通过 UPF 外接 TSN 网络,系统架构如图 2 所示。其中,AF 代替 TSN AF,用于接收外部的确定性业务需求;引入 TSCTSF 模块,用于管理 5GS 内的确定性转发,无需外接 TSN CNC(Centralized Network Configuration)。

虽然 R17 实现了 5GS 的内生确定性,但 5G 与 TSN 的协同网络依然面临如下技术难题:

(1)5G 与 TSN 的协同网络不支持非周期性业务。

实际上,TSN 也不支持非周期性业务调度。TSN 通过

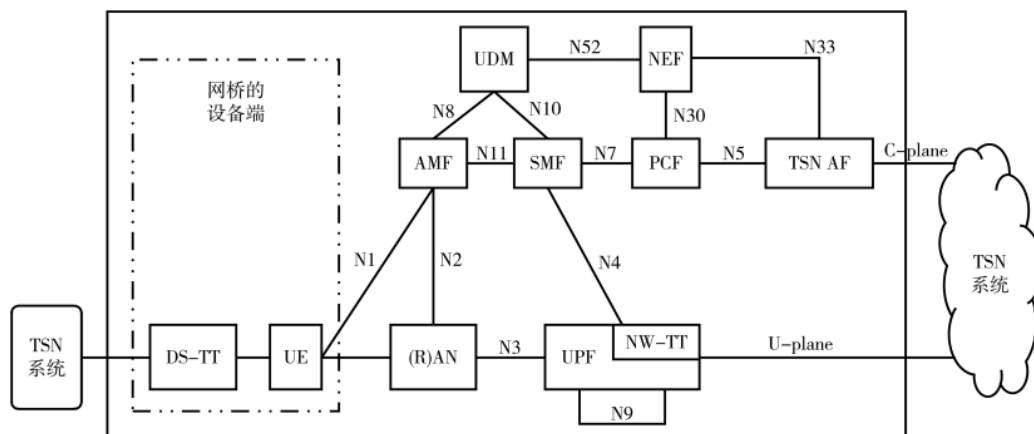


图 1 3GPP R16 定义的 5G TSC 网络架构

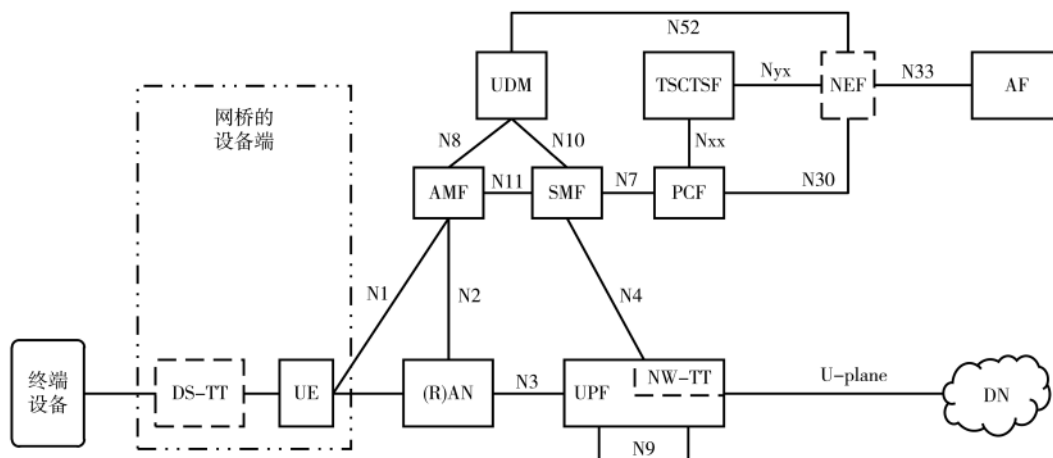


图2 3GPP R17 定义的 5G TSC 网络架构

802.1Qbv 的保护带策略与 802.1Qbu 的帧抢占策略,在周期性业务与非周期性业务的混合传输中优先传输周期性业务。这限制了非周期性业务中时延敏感流的确定性保障,并造成了带宽资源的浪费^[2]。

(2)5G 与 TSN 的协同网络不支持跨广域网长距离的确定性通信。

由于 TSN 网络是基于二层网络的确定性技术,因此 R16 和 R17 的 TSC 架构仅实现了二层网络的确定性传输,不能实现跨广域网长距离的确定性通信。

(3)5G 与 TSN 的协同网络不支持应用协同。

5G TSC 架构只定义了 CNC 的功能,没有明确 CUC (Centralized User Configuration) 的部署,没有拉通与应用之间的接口,导致仅能依靠人工配置 CNC 的端口参数,严重影响了效率和时效性。

为了解决上述问题,传统方法(例如基于可满足性模理论的网络演算方法^[15])通常需要建立复杂模型,具有较高的计算复杂度。然而,在复杂的网络环境中,网络状态是动态变化的,难以建立精确的模型;并且通信需求是实时性的,不支持大量的计算损耗。而人工智能算法近些年在各个领域发展迅速,具有灵活性、动态性等特点。因此,借助人工智能算法提高通信网络的确定性保障能力将有可能成为未来确定性网络的发展趋势。

2 6G 确定性网络发展方向

本节将逐一探讨上述问题,并给出面向 6G 网络的解决方案。

5G 与 TSN 协同网络在资源协同方面,基于 5G 服务质量索引为相应业务配置 QoS 模板,实现 TSN 业务流到 QoS 流的映射^[16]。由于 TSN 不支持非周期性业务流的调度,因此,5G 与 TSN 协同网络同样不支持非周期性业务的确定性通信保障。

面向 6G 时代,通信网络的每个节点应具备一定的感知能力和计算能力^[7],用于获取网络状态和制定调度策略,以实现在大规模网络下快速、灵活的资源调度和

流量整形,从而满足确定性传输需求。

在 TSN 调度领域,由于传统算法的静态建模和计算复杂度较高,导致在某个网络节点故障时,无法快速地适应网络变化。并且随着网络规模的增加,集中式制定路径将变得更加困难。基于上述原因,文献[8]提出了联合路径规划和流量调度的人工智能算法。但文献[8]仅按照 QoS 优先级进行流量调度,没有考虑业务流与时延约束之间的深层次关系。

针对 5G 与 TSN 的协同网络不支持非周期性业务问题,本文提出面向 6G 的分层强化学习框架。该框架基于分布式模型解决了周期业务流和非周期业务流的联合调度和路径规划问题。在分布式模型下,每个网络节点都是决策主体,需要一定的存储能力和计算能力,符合 6G 网络对网络节点的期望。

本文提出的分层强化学习框架分为两层:第一层为基于图卷积网络(Graph Convolution Network, GCN)的 Q-learning 模型,通过 GCN 估计当前网络节点相邻节点的 Q 值,然后基于玻尔兹曼探索策略确定数据流的下一节点;第二层为 DQN 模型,为网络节点中每一个队列估计价值,然后基于价值判断当前时刻相应队列是否打开,也就是确定当前时刻的门控列表(Gate Control List, GCL)。除此之外,采用经验回放技术,使得神经网络在训练过程中打破不同训练样本之间的相关性。分层强化学习框架如图 3 所示。

图卷积网络与传统卷积网络(如卷积神经网络)不同,能够处理具有广义拓扑结构的数据,并深入发掘其特征规律^[9],因此,图卷积网络常用于提取不规则网络的特征数据,例如交通网络、通信网络等。基于 GCN 的 Q-learning 模型是指以 GCN 估计通信网络中每个节点的 Q 值, Q 值的大小表示每个节点处理数据流的能力。如果仅依赖 Q 值选择路径会导致业务流总在两个 Q 值较大的网络节点之间摇摆。因此,本文考虑节点的处理能力与距离目标节点的跳数组成的联合价值,以实现每

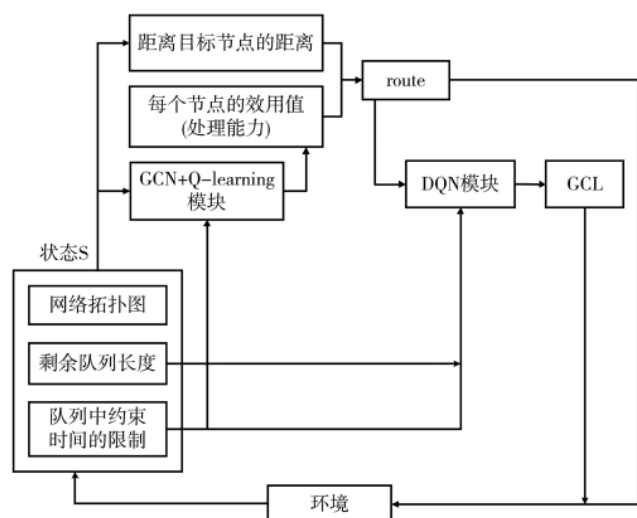


图3 分层强化学习框架

个业务流的下一节点都是朝向目标节点的,处理能力较强的节点。与此同时,玻尔兹曼探索策略避免了业务流拥塞在最大联合价值的节点上,而是按照联合价值的概率分布选择下一节点。当不同业务流到达下一节点时,基于业务类型和时延约束选择不同的优先级队列。

强化学习是一种学习如何从环境的状态映射到执行的策略以使得奖励最大化的学习机制,适用于决策控制领域,例如自动驾驶、机器人等领域。深度强化学习是强化学习与深度神经网络的结合,提高了强化学习的状态表示能力。DQN模型^[10]是深度强化学习模型中应用最广泛的模型之一,具有良好的可扩展性。本文中DQN模型的状态包括:当前网络节点中每个队列的剩余长度、每个队列全部业务流的时延约束、每个队列全部业务流的下一路由。通过考虑这些状态,DQN模型输出每个队列的估计价值,表示当前时刻打开相应队列所能收获的价值,涵盖了时延约束的紧迫性、下游节点的拥塞程度。然后设置一个超参数阈值,当队列价值大于阈值时,打开相应队列,由此得到当前时刻每个网络节点的门控列表。超参数阈值的大小与通信网络的结构和规模有关。

传统的流量调度方法为每个网络节点配置循环门控列表^[11],以使所有周期性业务的时延约束得到满足。然而,非周期性业务的数量和流量大小在不同的循环周期总是不同的,导致循环门控列表仅支持周期性业务调度,不支持非周期性业务调度。相较于传统方法,本文提出的强化学习方法能够找到不同情景下使整体环境处于最优状态的门控列表。这意味着:本文提出的强化学习方法能够在不同的周期内,基于非周期性业务的流量状态,找到符合当前整体流量状态的门控列表,从而实现周期性业务与非周期性业务的联合调度。

本文专注于解决面向6G网络的联合流量调度问题,提出了较为详尽可用的方法。对于其他问题,本文在此给出面向6G网络可能的发展方向:

(1)3GPP在R18中,开展了将DetNet引入TSC架构的研究。由于DetNet能够实现3层网络的确定性传输,并与TSN有相似之处,因此,6G与DetNet协同网络将有可能实现广域内生,支持跨广域网长距离的确定性通信。

(2)针对5G与TSN协同网络不支持应用协同的问题,通过在转发层面部署智能感知模型,感知数据需求,然后上传CNC,实现自动化端口配置。其中,智能感知模型实现CUC收集用户需求的功能。智能感知模型可由深度学习模型构建,深度学习可以层次化地提取数据特征,从而更灵活地实现业务特征的精确感知。

3 结论

确定性网络将远程医疗、智能工厂等时延敏感类业务变为可能,使得各大标准组织纷纷对确定性网络展开研究。其中,3GPP协同TSN与5G系统,实现了移动通信的确定性服务。然而,5G TSC网络架构依然面临许多技术问题:不支持非周期性业务、不支持广域网长距离传输、不支持应用协同等。因此,本文面向6G网络提出基于人工智能的解决方案,包括一个多层强化学习框架用于解决联合业务调度和路径规划问题。本文提出的多层强化学习框架由基于GCN的Q-learning模型和DQN模型组成,分别用于实现路径规划和获得门控列表。该框架适用于大规模通信网络,具有动态、易配置等特点。除此之外,本文给出了其他问题面向6G网络的发展方向。

面向6G时代,确定性网络将逐渐成熟并广泛应用。在技术发展方面,确定性网络将从不同网络层次、不同传输介质的独立发展模式,走向跨域融合、协同调度的联合发展模式,实现广域内生确定性、跨域调度确定性等能力。在业务发展方面,确定性网络可以与网络切片技术结合,打造用户可感知、体验可监控、能力可定制的确定性网络切片框架;同时基于确定性网络的能力开放架构支持确定性数据转发业务面向第三方伙伴的合作开放,有助于实现与OT域更加紧密的联系。

参考文献

- [1] 紫金山实验室,华为,北京邮电大学,等.未来网络白皮书:确定性网络技术体系[R].2021.
- [2] 李宗辉,杨思琪,喻敬海,等.时间敏感网络中确定性传输技术综述[J].软件学报,2021,33(11):4334-4355.
- [3] 3GPP.System architecture for the 5G system; stage 2(release 16);3GPP TS 23.501 V16.13.0,2022-6[S].2022.
- [4] 3GPP.System architecture for the 5G system; stage 2(release 17);3GPP TS 23.501 V17.5.0,2022-6[S].2022.
- [5] FINZI A.Integration of SMT-based scheduling with RC network calculus analysis in TTEthernet networks[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation,2019.
- [6] 李卫.面向工业自动化的5G与TSN协同关键技术[J].工程科学学报,2022,44(6):1044-1052.

(下转第10页)

- device authentication for cross-domain industrial IoT[J].IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(5): 942-954.
- [6] GORLA P, CHAMOLA V, HASSIJA V, et al. Network slicing for 5G with UE state based allocation and blockchain approach[J]. IEEE Network, 2021, 35(3): 184-190.
- [7] RATHI V K, CHAUDHARY V, RAJPUT N K, et al. A Blockchain-enabled multi domain edge computing orchestrator[J]. IEEE Internet of Things Magazine, 2020, 3(2): 30-36.
- [8] SAMDANIS K, COSTA-PEREZ X, SCIANCALEPORE V. From network sharing to multi-tenancy: the 5G network slice broker[J]. IEEE Communications Magazine, 2016, 54(7): 32-39.
- [9] NOUR B, KSENTINI A, HERBAUT N, et al. A Blockchain-based network slice broker for 5G services[J]. IEEE Networking Letters, 2019, 1(3): 99-102.
- [10] ZANZI L, ALBANESE A, SCIANCALEPORE V, et al.

NSBchain: a secure blockchain framework for network slicing brokerage[C]//ICC 2020-2020 IEEE International Conference on Communications(ICC). Dublin, Ireland: IEEE, 2020: 1-7.

- [11] JIANG M, XENAKIS D, COSTANZO S, et al. Radio resource sharing as a service in 5G: a software-defined networking approach[J]. Computer Communications, 2017, 107: 13-29.

(收稿日期: 2022-11-04)

作者简介:

梁亚从(1994-), 通信作者, 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 6G 安全、分布式信任, E-mail: liangyacong@cictmobile.com。

夏旭(1980-), 男, 硕士研究生, 高级工程师, 主要研究方向: 5G/6G 核心网架构、空天一体技术等。

包施晗(1992-), 男, 博士研究生, 主要研究方向: 后 5G 内生安全、隐私保护。



扫码下载电子文档

(上接第 4 页)

- [7] 林奕琳. 6G 网络潜在关键技术研究综述[J]. 移动通信, 2021, 45(4): 120-127.
- [8] Liu Yang, Wei Yifei, YU F, et al. Joint routing and scheduling optimization in time-sensitive networks using graph convolutional network-based deep reinforcement learning[J]. IEEE Internet of Things Journal(Early Access), 2022.
- [9] Wu Zonghan, Pan Shirui, Chen Fengwen, et al. A comprehensive survey on graph neural networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2020, 32(1): 4-24.
- [10] VAN HASSELT H, GUEZ A, SILVER D. Deep reinforcement learning with double q-learning[C]//Proceedings of

the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2016: 2094-2100.

- [11] GAVRILUT V. Scheduling in time sensitive networks(TSN) for mixed-criticality industrial applications[C]//Proceedings of IEEE International Workshop on Factory Communication Systems, 2018.

(收稿日期: 2022-09-16)

作者简介:

邢燕霞(1972-), 女, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向: 移动通信网络架构和关键技术、网络运营和管理。

胡兴洪(2000-), 男, 硕士, 主要研究方向: 移动通信网络架构和关键技术、人工智能技术应用。



扫码下载电子文档

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所