**摘 要**

**关键字：**

**ABSTRACT**

**KEY WORDS:**

**第一章、 绪论**

**1.1研究背景及意义**

随着移动通信技术的发展，第五代移动通信技术（5G, the fifth generation）逐步走入我们的生活。5G通信技术首次应用出现在2018年韩国平昌冬季奥运会上。主办方通过应用5G技术顺利地实现了体育赛事的在线直播，让观众可以通过网络流畅的观看比赛。根据国际电信联盟（ITU，International Telecommunication Union）公布的5G标准时间表，5G将在2020年开始全面商业化[1, ITU-R M.2083-0, IMT Vision - Framework and Overall Objectives of the Future Development of IMT for 2020 and Beyond (2015)]。5G网络从设计之初，就被考虑用来支持各种复杂的通信场景。第三代合作伙伴计划（3GPP，The Third Generation Partnership Project）将这些不同的场景分为三大类：增强型移动宽带（eMBB, enhance Mobile Broadband）、海量机器类型通信（mMTC, massive Machine Type Communication）和超可靠低延迟通信（URLLC, Ultra Reliable and Low Latency Communication）[2，3GPP TR 38.913, Study on Scenarios and Requirements for Next Generation Access Technologies (2017)]。

URLLC通信广泛应用于自动驱动、工业控制和其它一些延迟敏感系统。在5G通信系统中，对系统延迟和可靠性等指标具有严格的要求。3GPP组织对URLLC标准的关键要求是，保证下行和上行用户平面数据的延迟小于1ms，同时保持数据接收可靠性在99.999%[3，Soldani D, Guo Y J, Barani B, et al., 5G for Ultra-Reliable Low-Latency Communications, IEEE Network, vol.32,no.2, pp.6--7 (2018)]。如此严格的延迟要求就需要新的5G技术来满足。虽然现有的LTE网络能够实现可靠性目标，但是代价是要付出几十毫秒的时间延迟。这远远超出了URLLC的低时延要求。因此，延迟成为URLLC网络设计中的瓶颈，也是最亟需解决的问题。许多科研院校和科技公司已经提出了一些从工程上解决的方案以尽量降低延迟，如HARQ重传和免授权传输技术。然而，如何从理论角度分析时延的产生，并提出有效的资源分配策略，从而在保证传输时延的前提下，提高资源利用率是一个重要的研究课题。

随机网络演算（SNC，Stochastic Network Calculus）理论是延迟性能分析的有效工具。随机网络演算理论目前仍然在不断发展中，该理论的优点在于分析网络流量特性和评估系统通信性能[4， Jiang Y, Liu Y, Stochastic Network Calculus, Springer, London (2009)]。与排队论不同，随机网络演算理论允许以很小的概率违背期望的指标限值，利用这一特性可以更好地获得统计复用增益。随机网络演算理论具有丰富的网络流量分析模型，可以针对数据积压、时延、可靠性等指标对网络系统进行性能分析与评价[5, M. Fidler and A. Rizk, A Guide to the Stochastic Network Calculus, IEEE Communications Surveys & Tutorials, vol.17, no.1, pp.92--105]。通过分析导致时延产生的原因，针对关键因素进行优化，调整网络资源部署，从而满足URLLC场景下的性能的要求。

随着软件定义网络（SDN， software defined network）和网络功能虚拟化(Network Function Virtualized)技术的快速发展，网络切片技术也应运而生。软件定义网络和网络功能虚拟化（NFV）是实现可编程和灵活传输网络的一个新型网络架构。软件定义网络[6, 纳多. 软件定义网络[M]. 人民邮电出版社, 2014.]技术允许网络服务提供商通过应用程序编程接口（API，Application Program Interface）控制其资源来引入网络可编程性。此外，软件定义网络技术采用OpenFlow协议来描述控制器与交换机之间的交互信息[7, 张笛, 李兴华, 刘海, 马建峰. SDN网络中面向服务的网络节点重要性排序方法[J]. 计算机学报, 2018, 41(11):206-218.]，从而实现了网络控制层面与转发层面的分离，为网络切片技术提供了更广阔的设备兼容性。网络功能虚拟化技术将原有的负责不同网络功能的物理设备转化为了虚拟化的网络功能（VNF，virtual network function），可以在传输网络的不同部分动态创建网络功能虚拟化基础设施，为网络资源的部署和分配提供了灵活性[8,王进文，张晓丽，李琦，吴建平，江勇.网络功能虚拟化技术研究进展[J].计算机学报,2019，42(2)，pp,185-206]。软件定义网络和网络功能虚拟化为网络切片技术的实现提供了可能。网络切片技术可以将服务内容传递给定制的软件进行处理，同时可以根据特定的服务需求动态分配硬件资源[9, J. Chen et al., “Batch Identifcation Game Model for Invalid Signatures in Wireless Mobile Networks,” IEEE. Trans. Mobile Comp., vol. 16, no. 6, 2017, pp. 1530–43.]。因此，网络切片技术为5G通信的网络部署和资源分配提供了一种可行的解决方案[10, M. Chen et al., “A 5G Cognitive System for Healthcare,”Big Data and Cognitive Computing, vol. 1, no. 1, 2017.DOI:10.3390/bdcc1010002]。此外，网络切片技术可以根据网络服务需求动态调度网络中的硬件资源，形成虚拟网络单元，从而支持不同的网络服务需求，实现网络硬件资源的复用。此功能可以提高不同的服务质量和网络资源利用效率。同时，网络切片可以集成和分配一些相互独立的网络资源，为低延迟、高可靠性的应用场景提供服务[11, S. Retal et al., “Content Delivery Network Slicing: QoE and Cost Awareness,”Proc. IEEE ICC 2017, Paris, France, May 2017]。

在5G网络应用中，如何根据不同场景的性能要求，为通信请求灵活的提供所需的资源，目前仍是一个比较前沿的问题。随着人工智能技术的兴起，大量的采用机器学习方法对网络资源进行分配的研究不断涌现[12,廖晓闽，严少虎，石嘉，谭震宇，赵钟灵，李赞.基于深度强化学习的蜂窝网资源分配算法，通信学报，vol.40,no.2,2019]。但目前5G网络仍未完全投入运营,对网络资源进行分配的网络切片策略还处于研究阶段。在这种情况下，缺乏大量的实际应用数据供有监督学习的智能算法进行训练。强化学习（RL，Reinforcement Learning）是一种不需要标记数据的学习方法，其算法思想是通过智能体与环境不断交互，获得反馈并调整动作以达到奖励值最大化[13，郭宪，方勇纯.深入浅出强化学习原理入门[M],电子工业出版社,2018]。已经广泛的应用在棋牌博弈、游戏比赛、机器人、自动驾驶等领域。在最复杂的棋类项目围棋比赛中战胜韩国李世石和中国柯洁的AlphaGo[14, Silver D , Huang A , Maddison C J , et al. Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search[J]. Nature, 2016, 529(7587):484-489.]其核心算法就是强化学习。当问题的复杂程度增加，环境的状态和动作的范围不断扩大，需要深度学习的方式来解决维度爆炸的问题。因此，深度强化学习（DRL，Deep Reinforcement Learning）结合了深度学习和强化学习的优点，成为了人工智能领域的新浪潮[15,刘全, 翟建伟, 章宗长, et al. 深度强化学习综述[J]. 计算机学报, 2018(1):1-27.]。

为了将通信时延降低在标准要求内，同时确保通信的可靠性，本文围绕URLLC场景下的性能分析与资源分配问题开展研究。首先，研究URLLC场景下的通信特点、用于分析性能的随机网络演算理论、网络切片技术和强化学习技术。其次，我们要研究5G网络URLLC场景的网络架构，了解其性能指标，根据网络架构的特点建立分析模型，根据网络模型中各个要素的实际意义，定义随机网络演算理论分析中需要的流量过程。依据随机网络演算中时延的分析方法，结合随机网络演算中的一些特性，得出时延边界。再者，针对URLLC场景的应用特点，为满足通信需求而通过网络切片的方式进行资源分配。通过强化学习方法制定网络切片的分配策略，设置合理的切片划分的激励函数，利用贪心算法的思想选择激励值最大的行为，根据系统当前状态与行为值的选择建立贝尔曼方程，利用马尔科夫决策过程迭代更新完成系统的资源分配优化策略，有效的提高了系统的资源利用率。最后，通过实验分析，得到了影响时延产生的主要因素，分析了在满足URLLC时延要求情况下，各个影响因素变量的合理范围值。为URLLC通信的网络部署提供了有价值的指导和借鉴意义。通过仿真实验，我们验证了基于强化学习的网络切片策略的有效性，从而为实际环境下URLLC通信的资源分配提供了一种可选择的方案。

本课题依托于国家自然科学基金面上项目《5G超密集接入网智能动态资源分配及其优化方法研究》，项目编号：61872044，是5G超密集接入网智能动态资源分配及其优化方法问题中的子问题，目的在于为通信时延的降低提供理论依据和优化方向，为智能动态资源分配方法进行前期预研，以提供一种既满足性能需求又提高资源利用率的解决方案。

**1.2国内外研究现状**

随着自动驾驶、无人机控制等时延敏感通信应用的发展，URLLC通信原来越受行业关注。今年来，国内外学者围绕着URLLC的时延与可靠性等性能指标进行研究，提出了很多的性能评价方法与实施方案。针对网络部署与资源分配问题，以网络切片为技术手段的实现方式正在5G标准中敲定。

**1.2.1 URLLC通信技术研究现状**

由于URLLC的标准尚未制定完成，许多研究者对URLLC的设计提出了不同的解决方案。总所周知，URLLC场景对于时延和可靠性的要求是极高的，所以许多学者将研究重点放在了如何设计和实现URLLC通信以满足性能要求。

Jimmy和他的同事们提出了一种无需干预的物理层接口，将多种不同的协议接口整合为一个整体，提高了接口的兼容性。并且设计了一种分析架构。这种架构不但可以用传统的模型来分析可靠性，还可以分析特定技术的延迟概率分布,通过这种方式，他们能够根据延迟和可靠性来评价一个集成通信系统的性能。[16, J. J. Nielsen, R. Liu and P. Popovski, Ultra-Reliable Low Latency Communication Using Interface Diversity, IEEE Transactions on Communications \textbf{66}(3), pp.1322-1334 (2018)]。

为了降低无线接口与互联网通信时的抖动，并且保证端到端的低时延，Delgado R A, Lau K, Middleton R H等人提出了一种新的多入多出（MIMO，Muiltiple-input-multiple-output）级联控制器，该控制器的优点是解决了控制节点的数据流分割问题。[17, Delgado R A, Lau K, Middleton R H, et al., Networked Delay Control for 5G Wireless Machine-Type Communications Using Multiconnectivity, IEEE Transactions on Control Systems Technology \textbf{99}, pp.1--16 (2018)]

Jaya Rao和Sophie Vrzic提出了一种采用包复制（PD, Packet Duplication）方法来满足延迟和可靠性要求的方法。该PD技术生成多个实例，并在多个不相关的通道中同时发送它们，接收端根据信道情况选择最佳的分组，以达到更好的传输可靠性。这种PD技术可以在不增加无线接入网（RAN，Radio Access Network）复杂性的情况下提供一种经济有效的解决方案。[18, Rao J, Vrzic S, Packet Duplication for URLLC in 5G: Architectural Enhancements and Performance Analysis, IEEE Network \textbf{32}(2), pp.32--40 (2018)]。

1.2.2 网络性能评价问题研究现状

1.2.3 网络资源分配问题研究现状

1.2.4 强化学习问题研究现状

====SDN那本书，可以在第二章的编写时候用上，先浏览再放起来=====

====下面的内容留着，以备用=====================

结合URLLC通信特点，利用随机网络演算理论分析了影响时延产生的主要因素。以及如何通过网络切片技术对

**URLLC场景下性能分析与网络分片关键技术研究**

**2.1 高可靠低时延场景关键技术指标**

**2.2 网络性能分析关键技术研究**

**2.3 网络分片关键技术研究**

**2.4 强化学习方法**

**URLLC场景下的性能分析**

**3.1 URLLC场景下的时延分析**

**3.2 URLLC场景下的可靠性分析**

**URLLC场景下的网络分片策略研究**

**4.1 URLLC场景下的网络分片模型**

**4.2 基于强化学习方法的网络分片策略**

**4.3 网络分片算法实现**

**实验结果与分析**

**5.1 URLLC场景下的性能分析**

**5.2 URLLC场景下的网络分片性能分析**

**结论与展望**

**6.1 结论**

**6.2 展望**