



视角

工业物联网中 URLLC 的关键问题分析

汪晗¹, 刁磊¹, 王梦玲¹, 荣欣¹, 李佳珉^{1,2}, 尤肖虎^{1,2}

(1. 东南大学移动通信国家重点实验室, 江苏 南京 210096; 2. 紫金山实验室, 江苏 南京 211111)

摘要: 在 6G 物联网时代, 海量终端设备智慧互联, 发掘环境信息提高生活质量, 创造更加智能的世界。随着经济社会和工业的发展, 工业物联网 (industrial internet of things, IIoT) 中工业节点的数量以惊人的速度增长, 这些工业节点间实时传输交换信息, 对通信的时延和可靠性提出了更高要求。在有限的时频资源和严格的通信质量要求下, 为保证 IIoT 中海量终端的超可靠超低时延通信 (ultra-reliable and low-latency communication, URLLC), 需要从低时延、可靠性、能量效率、频谱效率和可拓展性等方面对存在的关键问题进行分析。在工业物联网场景下, 结合 URLLC 的特点和需求, 研究了工业物联网中通信的关键问题: 活跃用户检测、随机接入、资源分配和通算融合中的挑战和机遇, 对关键问题以及现有技术进行总结分析后, 提出了未来的研究方向。

关键词: 工业物联网; URLLC; 随机接入; 资源分配; 通算融合

中图分类号: TN914

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2022110

A survey of key issues of URLLC in industrial internet of things

WANG Han¹, DIAO Lei¹, WANG Mengling¹, RONG Xin¹, LI Jiamin^{1,2}, YOU Xiaohu^{1,2}

1. National Mobile Communications Research Laboratory, Southeast University, Nanjing 210096, China

2. Purple Mountain Laboratories, Nanjing 211111, China

Abstract: In the age of 6G internet of things, massive terminal devices are connected intelligently to explore environmental information to improve life quality and create a more intelligent world. With the development of economic society and industry, the number of industrial nodes in the industrial internet of things (IIoT) grows at an significant speed. The real-time transmission and exchange of information between these industrial nodes puts forward higher requirements for communication delay and reliability. Under limited time-frequency resources and strict communication quality requirements, in order to ensure ultra-reliable and low-latency communication (URLLC) of massive terminals in IIoT, it is necessary to analyze the existing key problems from the aspects of low delay, reliability, energy efficiency, spectrum efficiency and scalability. In the scenario of IIoT, combined with the characteristics and require-

收稿日期: 2021-11-02; 修回日期: 2022-03-09

通信作者: 李佳珉, jiaminli@seu.edu.cn

基金项目: 国家重点研发计划项目 (No.2021YFB2900300); 国家自然科学基金资助项目 (No.61971127, No.61871465, No.61871122)

Foundation Items: The National Key Research and Development Program (No.2020YFB1806600), The National Natural Science Foundation of China (No.61971127, No.61871465, No.61871122)



ments of URLLC, the key issues of communication in IIoT were studied, including challenges and opportunities in active user detection, random access, resource allocation and convergence of communication and computation. After summarizing and analyzing the key issues and existing technologies, the future research direction was proposed.

Key words: IIoT, URLLC, random access, resource allocation, convergence of communication and computation

0 引言

随着移动通信的发展, 物联网产业也在飞速发展和蓬勃兴起。正如文献[1]所述, 在移动通信从 1G 到 6G 的发展过程中, 1G 和 4G 聚焦于人与人之间的通信, 随着物联网的发展, 5G 开始着眼于人和物之间的通信。5G 中有 3 个典型的应用场景: 增强型移动宽带 (enhanced mobile broadband, eMBB), 超可靠超低时延通信 (ultra-reliable and low-latency communication, URLLC) 和大连接物联网 (massive machine-type communication, mMTC), 旨在为人和物之间提供高质量通信。然而 5G 不能满足未来新领域的需求, 例如在现代智慧工厂中, 大规模的自动化设备之间需要实现互联, 且不同类型的设备有不同的通信质量需求, 5G 的通信速率、容量和覆盖范围等还不足以支撑全应用通信。未来的 6G 通信致力于实现万物智能互联, 促进工业自动化的实现, 工业 4.0 即是 6G 的重要应用场景。

工业 4.0 包括智能工厂、智能生产和智能物流三大主题, 工业物联网 (industrial internet of things, IIoT) 就是其中的重要内容。6G IIoT 涵盖传感器、控制器和执行器等一系列工业节点^[2], 各种传感器、控制器或执行器在网络中互联, 采集环境信息, 互相交换数据, 实现工业监控、自动化和智能控制等智能运营, 且移动通信、信息处理等技术越来越多地融入工业生产的各个环节中, 使得工业物联网具有实时性、可靠性和安全性。随着工业化水平的提高, 工业物联网日趋复杂, 工业物联网中的设备数量急剧增加, 对时延和可靠性的需求越来越高, 未来物联网对 URLLC 的服务质量要求是达到 99.999 9% 的可靠性和 1 ms

内的传输时延, 高可靠低时延的应用也对工业物联网通信提出了更高要求, 具有 URLLC 需求的 IIoT 系统示意图如图 1 所示。

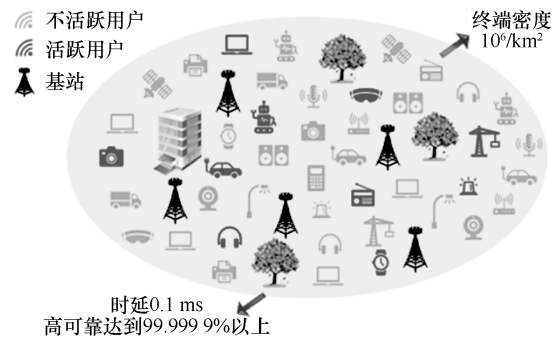


图 1 具有 URLLC 需求的 IIoT 系统示意图

目前, 已有一些文献对 IIoT 和 URLLC 进行了调研总结, 文献[3]研究了 IoT 中的资源分配问题, 但没有深入研究 URLLC 的影响。文献[4]揭示了工业物联网中的安全问题及相关技术, 工业物联网相比普通的物联网有特有的安全问题。文献[5]总结了在 IIoT 中边缘计算和边缘资源分配技术的应用。文献[6]阐述了分析和设计 URLLC 的整体框架, 研究了 URLLC 无线接入中的一系列基础问题。文献[7]研究了结合 mMTC 和 URLLC 的关键型任务物联网中解决可靠性、时延和可扩展需求的问题。文献[8]研究了免授权的 URLLC, 并讨论了大规模多输入多输出 (massive multi-input multi-output, mMIMO) 技术对免授权 URLLC 通信的辅助作用。文献[9]对 6G 无线通信系统 URLLC 中深度学习的应用面临的挑战进行了总结和分析。但以上文献都没有考虑海量终端的 IIoT 中的 URLLC 通信。

根据 B5G 的关键性能指标以及 6G 的预期指标^[10], 本文研究了 IIoT 中涉及频谱效率、能源效率、可靠性、低时延以及可扩展性的关键问题, 包括活跃

用户检测、随机接入、资源分配和通算融合。IIoT 是工业设备、数据和网络相互交织的,传感设备和嵌入式设备之间不断通信和交互以实时收集数据、处理数据,借环境感知信息产生更智能的决策^[10]。

提供对活跃设备的精确估计是可靠接入协议的先决条件,尤其是在 IIoT 中,由于存在海量设备的零星传输^[11]、定时关闭以及突发故障^[12]等原因,精确的活跃设备估计成为需要解决的首要问题。同时因为海量设备通信导致的有限传输资源,需要基于已估计的活跃用户先进行资源的分配,初步降低接入过程中的冲突。然而在工业设备竞争接入网络的过程中,由于随机接入的随机性和不确定性,仍然较容易引起冲突碰撞问题^[13],导致数据包的重传进而增加时延,另外,由于海量终端的并行接入,容易导致接入网络过载问题^[14],进而影响可靠性,因此,冲突和过载对于具有高可靠和低延时通信要求的工业设备来说更是亟须解决的难题。在复杂庞大的 IIoT 中,各类资源的分配和管理机制对 IIoT 的运行也至关重要。在 URLLC 中,为了降低时延使用短块长通信。一方面,原有的基于无限块长速率表达式的资源分配优化方法不再最佳,而基于有限块长的速率表达式是带宽、信干噪比和块长等的复杂函数,难以根据该速率表达式进行资源分配的优化^[15]。虽然已有一些文献对有限块长可达速率表达式在准静态信道模型下进行了精确的估计和简化,但是该速率表达式依然是传输功率和带宽等的非凸非凹函数^[16],给资源优化带来了挑战。另一方面,相较于传统的通信服务,URLLC 对时延和可靠性都有着更高的要求,使用短块长通信虽然可以降低时延,但是译码错误概率将会提高。IIoT 中的海量设备又造成了频谱资源的紧缺和竞争,怎样在保证时延和可靠性的情况下,设计最佳的资源分配策略最大化能量和频谱等资源利用率仍是一个亟待解决的问题。

因此,本文在考虑 URLLC 的 IIoT 场景下,从活跃用户检测、接入协议中的竞争和过载以及

资源分配 3 个方面研究 IIoT 中的 URLLC 通信。在工业物联网中海量设备高可靠低时延的活跃性检测、随机接入和资源分配等通信问题需强大的算力支撑,通信和计算融合才能更好地解决移动通信系统中的关键问题^[17]。

1 活跃用户检测

1.1 活跃度估计的定义以及目标

在很多用户存在的 IIoT 场景中,为了支持海量连接和 URLLC 应用,引入了非正交多址接入(non-orthogonal multiple access, NOMA)和免授权接入^[18]。每个设备被分配一个特定的导频序列,所有活跃设备发送它们的导频序列,基站(base station, BS)则检测其关联设备的活跃度或估计它们的信道状态^[19-21]。因此,为了减少信令开销和提高设备的能量效率,需要识别活跃用户的集合并估计信道信息来进行相干检测^[22]。

一般而言,活跃度估计的问题包括系统中的用户总数、活跃用户的索引、冲突多重数^[13]。在工业物联网环境下,系统用户的总数一般会事先给定。冲突多重数的估计可以指导更高效的接入协议,提高整体性能^[23]。而活跃用户的索引对于设计资源分配的数量和设计过载控制的措施具有重要的意义^[13]。

1.2 工业物联网 URLLC 应用下的活跃度估计

相较于传统的活跃度估计问题,IIoT 场景下工业设备的应用多样性也给活跃度的估计带来了许多全新的问题,尤其是同时考虑 URLLC 的情况。

首先,工业物联网中可能同时存在面向设备的应用和面向内容的应用。面向设备的应用也叫有源随机接入,基站需要同时识别出用户以及发送的数据,这通常就需要给每个用户分配一个唯一的导频序列。面向内容的应用也叫无源随机接入,只需要了解发送的数据即可,但通常这些用户是共用导频资源池的且需要的是对全部数据的加权平均处理。面对这两种应用同时存在的复杂



场景,就需要设计一种基于异构需求的活跃度和数据统一检测框架,来同时识别出用户的唯一导频和同时对数据进行检测、融合处理,以降低重复检测的时延^[19,24]。

其次,为了实现 URLLC 性能,一般系统是采用的基于 NOMA 免授权随机接入方案,但大部分基于压缩感知(compressed sensing, CS)的活跃度检测算法只是利用了空间或 MIMO 天线的相关性检测某个时隙中的信号^[19-21],而忽略了用户的移动带来的时隙相关性。不过在 IIoT 场景下,某些设备应用缓慢变化或者保持不变是很有可能同时存在的,所以需要探索利用相邻时隙的相关性来降低计算复杂度从而降低时延^[25]。

最后,在活跃度检测中,对于未知先验信息的情况,常用的方法是假设泊松分布并迭代估计,这需要用户大量存在并且满足相互独立。但在 IIoT 下,一方面由于具体的应用场景下并不一定都存在满足要求数量的用户,另一方面独立性也并不能完全保障,所以可以在活跃度估计的时候把用户之间的相关性也考虑在内^[17]。

1.3 活跃度估计方法

常见的活跃度估计也就是稀疏估计算法,可以分为基于 CS 的方法和基于协方差的方法。采用 CS 的方法可以将问题简单的建模为单测量向量 CS 问题^[20],或者通过利用用户活跃度在某个维度(如时间、空间等)上的相干性,将该问题转变为联合多测量向量 CS 问题,通过结构性的稀疏性来简化问题^[22,26]。在多测量向量问题中,公共测量矩阵设计、联合稀疏信号恢复和信号联合稀疏支持恢复分别对应于基于 MIMO 的无授权随机接入中的导频序列设计、信道估计^[21,27]和设备活动性检测。协方差矩阵的方法则是利用在空域精确估计接收信号的协方差矩阵,比较适用于基站天线较多的情况^[22,28-31]。

其中,CS 的经典算法可以分为:贪婪算法,如正交匹配算法;混合范数优化方法,如最小绝

对值收敛和选择算子、套索算法;迭代方法,如近似消息传递(approximate message passing, AMP);还有稀疏贝叶斯算法(sparse Bayesian learning, SBL)^[22,26]。

同样,这些算法以及所带来的问题也适应于 IIoT 的具体实际中。近年来,针对这些算法所提出的问题,许多学者做出了比较新颖的研究。面对 IIoT 场景下多种应用同时存在的情况,文献[32]提出的基于结构化压缩感知的低复杂度结构化匹配追踪算法解决了瞬时活跃用户和动态活跃用户同时存在情况下的活跃用户估计问题。为了解决 mMIMO 下的高维问题,文献[33]在单个相干间隔中利用设备状态矩阵的稀疏性和低阶结构,将原始设备状态矩阵投影到低维空间。在此基础上,提出了一种耦合满列秩约束的联合活动检测和信道估计优化设计框架,以减小搜索空间,可以有效地降低估计所需导频序列。为了降低 CPU 负担,提高接入速度,文献[34]通过在无蜂窝小区的边缘计算和云计算两种架构下,利用空间域和角度域的稀疏性设计了一种基于结构化稀疏性的广义近似消息传递算法,再结合连续干扰消除(successive interference cancellation, SIC)进一步降低了活跃度和信道估计干扰。另外,文献[35-36]提出的基于导频和用户标识符的设计则采用了一些低复杂度的方法,也可以获得较好的估计精度。在向 6G 发展的过程中,为了利用智能等方式的泛化优越性,文献[37-38]提出的基于模型驱动的联合稀疏信号恢复方法将传统算法与深度学习相结合,与现有方法相比可以获得更高的估计精度和更短的计算时间,活跃度估计算法对比见表 1。

活跃用户估计以及信道估计一般是使用的相同的导频进行,为了更贴近 IIoT 的实际应用,还需要考虑实际信道建模的影响。文献[30]在 MIMO 系统下考虑用高斯混合分布来近似空间信道矩阵,并利用该先验特征推导出一种新的深度学习去噪器来提高检测性能。最后,为了提高实际应

表 1 活跃度估计算法对比

算法	文献	举例	优点	缺点
协方差算法	[28]	梯度下降算法	所需导频较短	需要大量天线
CS 算法	[20]	AMP、MAP	估计精度高	复杂度较高
贝叶斯算法	[22]	SBL	估计精度高	信道信息已知
深度学习算法	[37]	基于模型或数据方法	计算复杂度低	需要大量数据

用的可靠性,信道分布还应该考虑极端情况和高阶效应^[13]。

1.4 存在的问题和未来研究方向

目前,虽然很多学者对活跃用户检测的问题进行了不同算法方面的研究,但在具体通信应用场景方面仍然有很多亟待研究的方向和需要解决的问题。

1.4.1 传统算法的问题和研究方向

由于在 URLLC 场景下用户短块码传输的特点,导频的长度将进一步缩短,为了在有限导频的情况下获得较高的检测准确率,需要具体设计导频序列降低活跃用户导频之间的相关性,并基于导频序列进行检测算法的研究。另外,在实际通信场景中,用户的活跃状态通常会存在时间或空间上的连续性,如果能够根据这些信息对用户的活跃状态进行提前预测,能够提升检测的精度和降低计算时延,具体实现可以基于深度学习等智能方案进行提前预测。

1.4.2 智能方案的问题和研究方向

目前的智能研究方案主要偏向于基于模型的方案研究,但该方法在仿真过程中是基于很多理想假设以及简化操作的,在实际场景中部署困难较大。而基于数据的智能方案如果无法构建合理的模型进行稀疏特征的提取,往往需要收集大量的数据进行离线训练。因此,在实际使用中,如何结合模型和数据训练两者的优点从而实现从仿真到应用的转换也是一个重要的研究问题。

1.4.3 实际通信场景的问题和研究方向

活跃用户检测问题作为免授权随机接入过程

的一小部分主要是为了降低对接入资源的需求。但在实际 IIoT 研究背景下,现有的研究大部分只是对活跃度、信道以及数据检测方面进行了估计,但却没有考虑由于资源有限,在进行接入冲突解决之后对活跃用户检测产生的影响。尤其是在 URLLC 中,更需要将活跃用户检测与整个随机接入中成功传输的过程同时考虑才能对其端到端的传输时延进行分析。另外,由于系统中存在的各种非理想因素等,如何利用或者减少其影响也是实际需要考虑的问题。

2 随机接入

随机接入过程是工业设备接入网络的关键环节,分为基于竞争和非竞争两种接入过程,在非竞争接入过程中,工业设备被分配专用的前导码资源进行接入,对海量设备接入是不切实际的,而在竞争接入过程中,工业设备在有限的前导码池中随机选择前导码资源发送给基站,可以缓解资源受限和时延问题。然而,由于海量设备的接入资源受限,除了需要考虑在随机接入之前的活跃用户检测降低资源竞争的问题,还需要进一步考虑在随机接入之后的资源竞争情况下的冲突过载问题,从而提高资源的利用率。以下针对海量终端竞争随机接入过程中的高可靠低时延问题和解决方案进行了分析。

2.1 随机接入在 URLLC 中存在的问题

大量工业设备基于竞争的随机接入(random access, RA),一方面,虽然可以在随机接入的初始环节通过活跃用户检测降低不活跃用户的资



源占用,但实际上在海量 IIoT 的 URLLC 场景下,零星小数据包仍然是远远超过可用资源的,因此在有限前导码资源上的竞争传输会带来严重的冲突碰撞问题,从而导致大量数据重传过程而带来的高传输时延问题;另一方面,海量终端的并行传输会导致随机接入网中的过载和拥塞问题,使得系统容量和传输效率大为降低,显著降低接入性能。因此,对于工业物联网中大规模设备的 URLLC 接入,克服随机接入信道(random access channel, RACH)的冲突和过载是非常必要的,本文总结并分析了解决随机接入过程中的竞争和过载控制问题。

2.2 随机接入过程中的竞争接入

2.2.1 问题描述和解决方案

在基于竞争的随机接入过程中,工业设备随机地选取前导序列并发送给基站,因而基于竞争的随机接入会因为不同的设备选择了相同的前导序列发生冲突导致接入失败。因此,合理的前导码传输设计是解决竞争接入冲突的方案。常用的解决冲突问题的有基于聚类的前导码资源的动态划分和混合自动重传请求(hybrid automatic repeat request, HARQ)。

(1) 基于聚类的前导码分配方案

在该方案中,工业设备首先根据时延容忍性、位置或服务质量(quality of service, QoS)需求等进行聚类,再分配前导码资源。例如,在文献[39-42]提出将可用的基于竞争的随机接入前导码根据需求智能动态地划分为多个不重叠的前导码组,为具有不同优先级的设备提出了不同的随机接入过程成功机会,即对优先级高的分组分配更多的前导码资源,减少优先级高的冲突碰撞。

(2) 基于 HARQ 的方案

在该方案中,工业设备完成初始上行传输后,基站处理信号并反馈确认字符/否定确认字符(acknowledge character/negative acknowledge character, ACK/NACK),设备在接收到 NACK

时重新发送相同的数据包,否则传输成功^[43]。然而,该方案引入了额外的时延,因为机器类型通信(machine type communication, MTC)在执行再传输之前需要等待反馈,这是由 HARQ 往返时间决定的,即从传输开始到处理其反馈的周期的持续时间^[44]。改进的方案有提高可靠性的 K -重复方案^[35]和减少时延的主动 HARQ 方案^[45-46]等方案。

2.2.2 存在的问题和未来研究方向

近年来,随着工业设备逐渐增多,基于聚类和混合自动重传等接入技术,在海量设备的接入过程中依然存在大量冲突问题。为了满足大规模接入的需求,作为 5G 无线系统的关键启用技术,大规模 MIMO 是一种很有前途的技术^[47-50]。在文献[51]中提出了一种新的 RA 协议,利用大规模 MIMO 的信道硬化来解决碰撞问题。文献[29]考虑了无授权接入协议和大规模 MIMO 技术,将压缩感知作为一种很有前途的碰撞解决方法。文献[52]研究了一种称为超级前导码的前导码设计,以减少接入碰撞。文献[53]提出了一种碰撞解决协议以解码来自经历前导码碰撞的多个设备的信号。因此,在未来,将无授权的随机接入与大规模 MIMO 相结合是解决接入碰撞的有效方案,能有效利用无线电资源,提高容量和能效。

2.3 随机接入过程中的过载接入

2.3.1 问题描述和解决方案

大量的工业设备及其同时随机接入的性质会导致 RACH 的拥塞,使得接入网络过载,并会对人与人(human to human, H2H)通信产生破坏性影响。3GPP 明确提出了 6 种方案解决机器与机器(machine to machine, M2M)通信设备海量接入时引起的过载控制问题^[54],接入过载方案性能比较对比见表 2。

(1) 接入级别禁止(access class barring, ACB)方案

在该方案中,基站可以控制机器设备并行接入网络的流量。在 ACB 中,基站根据服务需求和

表 2 接入过载方案性能对比

RA 方案	接入时延	接入成功率	能量效率	QoS 保障
ACB 方案	不定	较高	中等	较高
退避方案	较低	较低	较低	无
动态资源分配方案	中等	中等	中等	无
时隙随机接入方案	较低	高	高	较低
RA 资源分割方案	较高	中等	中等	无
基于寻呼的方案	中等	中等	中等	无

服务紧急情况定义了几个类，每个类都被分配给一个禁止因子和一个禁止时间^[55]。在执行随机接入过程之前，一个设备将随机生成一个从 0 到 1 不等的值。只有当该值小于禁止因子时，才能允许设备接入网络。否则，它需要等待一个与相应的禁止时间成正比的随机时间来进行重传输^[55-56]。

(2) 退避方案

在该方案中，如果工业设备在第一次接入尝试中失败，则要等待预定的时间再重新接入，该时间称为退避时间^[57]。该方案在短的退避时间重新接入会导致碰撞冲突过大，长的等待时间虽然会增加接入成功概率，但会导致时延过大，因此需要合理选择退避因子。

(3) 动态资源分配方案

在该方案中，基站根据由工业设备引起的接入网的负载级别^[14]，在时域或频域动态分配物理随机接入信道（physical random access channel, PRACH）资源^[58]。然而，为设备分配更多的 PRACH 随机接入资源将减少数据传输可用的物理上行共享信道（physical uplink shared channel, PUSCH）资源^[59]，在实施此解决方案时需要考虑这种权衡。

(4) 时隙随机接入方案

在该方案中，信道按时间轴被划分为多个时隙^[60]，为每个工业设备提供了一个专用的 RA 机会，并在分配给它的接入时隙^[53]中执行 RA。然而，在海量的 IIoT 场景中，因为每个设备的 RA 周期

的持续时间将非常大，该方法会导致非常高的接入时延。

(5) RA 资源分割方案

在这种方法中，不同的资源被分配到 M2M 通信设备和 H2H 通信设备上，以避免 RA 拥塞对 H2H 设备的影响。RA 资源可以通过将可用的前导码资源分割为 M2M 和 H2H 设备来完成，也可以通过为 M2M 和 H2H 设备^[29,53]分配不同的 RA 时隙来完成。

(6) 基于寻呼的方案

上述所有方案都属于基于推的方法，即 RA 请求是由设备随机完成的^[61]。然而，在基于拉的方法中，设备仅在从基站接收到寻呼消息后才执行 RA 请求^[61]。为了减少这种方法中的寻呼负载数量，可以按照组寻呼方法^[53]将许多工业设备聚类在一起。

2.3.2 存在的问题和未来研究方向

在传统的方案中，禁止因子、退避因子以及资源分配等方面的设计，还需要结合有效的方法。机器学习（machine learning, ML）作为一种很有前途的人工智能技术，提供了有效的解决方案^[62]。在参考文献[63-64]中，提出了深度强化学习（deep reinforcement learning, DRL）算法优化 ACB 因子，以减少工业设备的拥塞和整体时延。文献[65-66]提出 Q-learning 为每个 MTC 设备分配唯一的时隙以及合适的基站，减少在同一个 RACH 并行传输的可能，最小化接入拥塞。文献[67]提出利用强化学习根据优先级动态分配资源，优化无线接



入网性能。在未来, ML 将是解决无线网络接入问题的潜在工具, 能够实现高效连接和拥塞控制, 如基于 DRL 的智能体直接使用网络度量来探索网络条件, 并动态地做出适当的控制决策, 以实现最佳的长期性能用于解决 RACH 过载问题。

3 资源分配

3.1 资源分配定义

通信网络的资源包括频谱资源、计算资源、时隙资源、存储资源、接入链路、功率和导频等, 资源分配就是指对通信系统中有限的资源进行合理的配置, 以使用最少的资源消耗, 获得最大化的性能收益。

3.2 考虑 URLLC 下 IIoT 中进行资源分配的必要性

3.2.1 IIoT 的复杂性和资源有限性之间的矛盾

在 IIoT 系统中, 有不同型号、不同功能的设备, 各设备对于可靠性和时延的要求也不同, 随着接入网络的工业设备急剧增加, 系统中需要处理的数据量也在急剧增加, 但在实际的工业场景中, 时间、能量、带宽和计算资源是有限的, 如何对 IIoT 中有限的资源进行分配以降低时延、提高传输可靠性、减少通信开销和提高能量利用率是一个具有挑战性而有意义的问题^[68]。

3.2.2 高可靠低时延传输的需求

在 IIoT 中进行资源分配是实现高可靠低时延传输的关键环节。一方面, 高可靠低时延的工业应用在物理层的数据包传输需要有限的短块长内完成, 在有限的块长下, 数据传输将会产生错误, 因此需要进行资源分配的设计降低译码错误率^[69]; 另一方面, 数据包是否可以高可靠低时延地到达不仅取决于信干噪比 (signal to interference plus noise ratio, SINR), 而且依赖于分配的时频资源。对于给定的 SINR, 通过增加数据包的传输间隔, 传输错误率将大大降低^[70]。传输错误率以及端到端时延和资源分配高度相关, 为了在传输错误率和时延限制下优化资源分配

问题, 需要使用数学工具来建立可达速率、传输错误率、时延以及时频空等多维资源之间的关系并基于此进行优化。

3.3 资源分配问题优化

在文献[3]中虽然对物联网中的资源分配问题进行了综合阐述, 但关注的重点不是高可靠低时延的通信。在 URLLC IIoT 的资源分配问题中, 涉及到了频谱效率、传输错误率、能量效率以及安全性优化等问题, 需将可靠性需求和时延需求转化为资源优化的限制来实现资源分配。URLLC IIoT 资源分配文献汇总见表 3。

3.3.1 最大化频谱效率

频谱资源管理就是要充分利用可用频谱, 在最大化频谱资源利用率时, 减少频域信道上的碰撞和干扰。文献[69]利用 mMIMO 技术的信道硬化和有利传播特点来支持 URLLC IIoT 中的无线传输, 首先推导了 mMIMO 中不完美信道状态信息下的最大比合并接收机和迫零接收机可达速率闭合表达式的下界, 由于短包传输, 该下界相当于传统的香农容量减去一个小惩罚项。在此基础上提出一种低复杂度算法来联合优化导频的数据传输功率, 在时延和每个用户传输速率的限制下, 通过联合优化每个设备的导频和数据的传输功率来最大化设备的加权和速率。由于速率下界表达式的非凸性, 无法对该问题求得全局最优解。因此需要首先对该速率表达式下界进行估计, 并将原来的优化问题转化为一系列的几何程序问题进行求解。

为了保证 URLLC, 上行和下行的资源分配需要联合考虑, 文献[71]联合优化上行链路 (uplink, UL) 和下行链路 (downlink, DL) 的资源配置和时延项来最小化支持 URLLC 的总带宽。首先, 提出 URLLC 中的统计复用队列模式, 不同设备的数据包在一个基站的排队缓冲区等待, 并证明了一个统计复用队列的需求服务率小于所有单个队列的需求服务率之和; 接着, 优化了上行和下

表 3 URLLC IIoT 资源分配文献汇总

序号	文献	优化目标	约束条件	优化算法	优势和不足
1	[69]	最大化设备加权 和速率	时延、用户 QoS	几何程序问题求解	算法收敛快, 但对有限块长的速率表达式和 SINR 表达式进行了近似估计带来误差
2	[71]	最小化上行和下行 总带宽	端到端时延和丢包率	两步算法	联合考虑上行和下行传输, 但只考虑了本地通信场景下的优化
3	[72]	最大化频谱效率	可靠性、时延	迭代算法	针对可用频谱分布在不连续的频段这一问题, 提高了系统频谱效率和用户公平性, 但只适用于周期的数据包到达模型
4	[73]	最小化错误概率	时延	基于扰动的 迭代算法	算法复杂度低, 但考虑的无人机辅助中继的特殊场景, 无人机本身的续航能力、计算和通信能力有限
5	[74-75]	最小化错误概率	可靠性、能量、时延	图论和迭代算法	对 4 种下行多址传输策略的资源分配进行了优化, 但是在设备数多于两个时优化算法的可拓展性还有待提高
6	[76]	最大化能量效率	时延、解码错误概率	非凸问题转化	提升了的 URLLC 的能量效率, 但是假设没有强的小区内/间干扰
8	[77]	最大化安全能量效率	最小安全可达速率	凸优化	考虑了 URLLC 中的安全性问题, 但使用凸优化的方法复杂度较高

行传输的带宽分配, 联合优化 UL 和 DL 传输的带宽和时延来最小化保证端到端延时和整体丢包率的带宽。其中, 端到端的时延包括上行和下行的传输时延、排队时延和回传时延。总的丢包率包括数据在上行和下行传输中的丢失以及超出排队时延的丢包。

文献[72]考虑可用的频谱可能在不相邻的频段中被分割, 而不同频段的信道受到来自周围网络的干扰的影响也不同。此外, 信道状态信息(channel state information, CSI)被假定为不可用, 因此需要仅根据拓扑信息和信道统计信息分配资源。为了解决密集智能工厂场景中的这一挑战, 作者提出了一种基于图论方法新的资源分配方法。在 URLLC 系统中, 设计了一种新颖、快速的迭代算法实现资源分配, 该系统中只有对周期性数据包到达模式的统计 CSI。通过与两种基准分配方案的性能比较, 证明该算法能有效提升频谱效率, 并且利用可共享网络的概念, 设计了一种新的策略, 将 SIC 成功融合到算法中。

3.3.2 最小化传输错误率

在对通信传输可靠性要求较高的 IIoT 应用,

如自动驾驶和工业自动化场景, 要求在有限的通信资源下最小化传输错误率。文献[73]考虑了在 URLLC 需求下无人机使能的中继系统传输信令信息问题, 使用了有限块长的可达数据速率表达式, 在时延需求的限制下联合优化块长分配和无人机的位置来最小化解码错误概率, 提出了一种新的基于扰动的迭代算法来解决这一优化问题。仿真结果表明, 所提出的算法能够实现性能与穷举搜索方法相同, 并且显著优于现有算法。

文献[74]研究了在工业自动化场景下的资源分配问题, 中心控制器给两个设备(一个机器人、一个制动器)传输不同的数据包, 同时考虑正交多址接入(orthogonal multiple access, OMA)和中继辅助的传输, 在机器人可靠性和时延需求限制的前提下联合优化块长和资源分配来最小化制动器的错误概率。文献[65,75]的研究基础上提出制动器离控制器较远, 但机器人可以在控制器和制动器之间移动, 考虑 OMA、NOMA、中继辅助和协作 NOMA 策略的资源优化问题。对以上策略, 在机器人可靠性需求、总的能量限制和时延限制下联合优化块长和功率分配来最小



化译码错误概率。结果证明,中继辅助的传输优于 OMA 传输,当块长有限时, NOMA 策略性能良好。

3.3.3 最大化能量效率

在物联网中,不仅传感器、控制器等终端以及存储、计算平台本身有大量能量消耗,而且射频通信过程也会有大量能量消耗,整个系统的能量消耗十分巨大。另外,许多终端设备都是使用电池供电,要保证高可靠和低时延的通信连接,更加需要注重能量效率的提升。在短包传输时的可达速率是关于带宽和传输功率的非凸非凹函数。因此,在 URLLC 资源优化配置中不可避免地存在非凸约束。文献[76]考虑一个具有传输时延和解码错误概率约束的一般资源分配问题,并证明了在原可行域的凸子集中可以找到全局最优解。然后通过一个例子说明如何找到全局最优解,该问题通过优化天线配置、带宽分配和功率控制,在时延和可靠性约束下最大化能源效率。

文献[77]研究了超高可靠性和低时延的安全节能的物联网网络,首先提出一个最优化问题使之最大化基于新的容量公式的安全能量效率。然后寻找一个逼近原难解代价函数,并应用凸优化方法求解近似问题。

3.4 未来的问题和研究方向

在 URLLC IIoT 的资源分配中仍有一些问题值得深入思考并可将其作为未来的研究方向。

3.4.1 控制信令开销问题

由于在 URLLC 中使用短包传输,控制信令和信道估计开销不能过大,如果更多的资源用于信道估计那么将获得更加准确的信道信息,然而用于数据传输的资源减少了,因此需要将控制信令、信道估计和短包传输联合设计优化。

3.4.2 技术辅助 URLLC 问题

mMIMO、毫米波、网络切片和可见光通信技术可以辅助 URLLC 传输,但也将带来新的问题,

毫米波通信和可见光通信的覆盖范围小, mMIMO 的使用也可能会影响能量效率。

3.4.3 联合优化问题

IIoT 是一个庞大而复杂的系统,在优化谱效的同时,可能会造成能效的降低,而追求能量效率的同时,可能会造成传输错误率的提高,因此还要对谱效、能效、传输错误率等系统性能进行权衡,解决多目标的联合优化问题。

4 通算融合

随着工业物联网设备数量的激增,以及增强现实、实时在线游戏、超高清等计算密集型应用的不断增加,给数据处理、可扩展性和资源分配带来了巨大挑战,为了解决活跃性检测、随机接入和资源分配等通信问题以满足高可靠低时延的需求,需要强大的算力支撑。从过往的研究结果中可以发现,在系统层面对通信与计算进行融合之后,能够降低对移动通信容量上的需求,并提升系统对业务的支撑能力。因此,通信与计算融合已成为工业物联网中可持续发展的一种有前景的解决方案^[17]。

4.1 云计算和边缘计算

4.1.1 云计算

云计算是分布式计算技术的一种,是网络“云”将巨大的数据计算处理程序拆分成无数个较小的子程序,再交由多部服务器所组成的庞大系统经搜寻、计算分析之后将处理结果回传给用户,通过使计算分布在大量分布式计算机上,快速实现复杂的数据处理和计算任务。工业物联网系统通常由大量异构节点设备组成,通过异构有线和无线网络互连。大量分布的异构工业设备组成边缘网络,实时采集工业数据并传输到集中式云服务中心进行计算和控制,这就是物联网中的云计算服务。然而,随着工业物联网的发展,与传统的以吞吐量为导向的无线通信不同,工业物联网中的一系列应用对可靠性和时延有较高要求。面

对数以亿计的可编程工业物联网设备,传统的云计算服务往往存在较大的往返时延和较差的服务质量,难以满足工业物联网海量数据传输和处理的 URLLC 需求^[78]。

4.1.2 边缘计算

随着工业设备的激增,越来越多的研究者对雾计算和边缘计算展开广泛研究。虽然雾计算和边缘计算是由不同组织提出的,但他们的主要思想和性能是一致的,两者之间在本质上没有区别,本文主要介绍边缘计算。

边缘计算一般指移动边缘计算(mobile edge computing, MEC),是利用分布在数据源与云计算中心之间路径上的计算、存储和网络资源,对部分数据进行分析和处理的一种新的计算范式^[79]。文献[80]提出通过在接入网中部署具有计算、存储和通信能力的 MEC 服务器,能够解决云计算造成的过度时延和网络拥塞问题。在边缘计算系统中,具有足够计算能力的边缘设备不仅可以向云服务器请求内容和服务,还可以对源数据进行局部预处理,执行计算卸载、缓存、存储和处理等操作,并将计算结果或预处理后的数据上传到云计算中心。

相较于传统的云计算,边缘计算的优势如下。

- 降低时延:由于处理和存储能力接近终端,通信时延可以显著减少。
- 减少带宽:对于带宽紧缺的应用程序和计算密集型应用程序,在移动边缘网络基础设施中部署边缘服务器可以节省高达 67% 的运营成本^[81]。
- 提高能效:边缘计算能显著节省能源消耗。
- 近距离服务:由于边缘服务器离终端更近,利用 D2D(device to device)通信技术可以降低无线接入网的业务负载。
- 利用环境信息:部署在无线接入网不同位置的 MEC 服务器可以获取详细的环境信息(包括网络级信息、设备级信息),可以更

有效地分配网络资源,提高用户体验。

文献[81-82]对边缘计算系统的网络性能和计算能力展开研究,其中文献[82]在物联网下对边缘计算系统和云计算系统进行对比研究,结果表明,与传统的集中式云计算相比,边缘计算具有更好的时延性能、可扩展性和可靠性。因此,边缘计算在支持 URLLC 的大规模接入网络中应用广泛。

目前已有不少研究将通信和计算融合,基于边缘计算或雾计算解决通信问题。文献[83]中提出了一种高层次的系统架构,可以利用边缘计算和通信资源来实现 5G 生态系统。文献[17]提出一种异构通信和分层计算网络体系结构,分析了基于雾计算的移动通信网络中不同级别的通信和计算能力。文献[1]分析了基于通信、计算和缓存融合的 6G 网络的关键实现技术。文献[84]利用深度学习的方法在支持 6G 的工业物联网中将控制、通信和计算进行集成设计。

4.2 考虑 URLLC 下 IIoT 中的边缘计算

随着 MEC 研究的深入,研究者不再局限于仅仅利用 MEC 来解决云计算架构带来的时延和网络拥塞问题,越来越多的研究人员正在考虑利用 MEC 实现更多支持工业物联网的功能,如数据预处理、应用开发、本地服务提供、接入设备管理等。IIoT 与 MEC 的集成将大大降低时延,提高带宽利用率,从而更好地实现 IIoT 中工业设备 URLLC 的要求,提升用户体验和整体网络性能。

近年来出现了大量基于 MEC 的工业物联网平台,文献[85]提出一种面向数据的 MEC 框架,易于实现,适用于一些小型和简单的物联网场景(如智能家居)。但在工业物联网中,面对越来越多的连接设备和更高的业务需求,这种移动性差、灵活性差的框架并不适合。因此,文献[86]结合虚拟化技术,提出一种面向工业物联网的 MEC 框架。

4.3 计算资源分配问题

虽然边缘计算在 IIoT 中应用广泛,但是由于



边缘设备的计算和存储能力有限,经常会发生数据卸载以平衡系统的整体负载,这会导致额外的传输时延和能量消耗,MEC 服务器上的计算资源分配问题也会影响任务的执行时延。在利用边缘计算降低端到端时延的同时,如何有效地管理工业物联网中的通信和计算资源仍是资源分配中的一大难题。

目前已经有很多研究者针对不同优化目标对工业物联网中计算资源的分配问题进行研究。边缘计算文献汇总见表 4,文献[87]提出了一种基于 MEC 的工业物联网分层 ML 任务分配框架,该框架考虑了 ML 模型的复杂性、数据质量、设备级别和 MEC 服务器的计算能力以及通信带宽,将任务时延降至最低。文献[88]研究了工业物联网网络的通信和计算问题,提出了一种基于第二跳无线中继和离散粒子群优化算法的 3 层优化框架,以降低时延和能耗。文献[89]研究了数据处理任务和挖掘任务的多跳计算卸载问题,提出了一种以经济成本最小为目标的基于区块链的工业物联网的多跳协同分布式计算卸载算法,该算法将数据处理任务和挖掘任务结合在一起。文献[90]研究了工业物联网中 MEC 的联合功率控制和计算资源分配的动态资源管理问题,同时考虑任务生成的动态性和连续性,提出一种基于深度强化学习的动态资源管理算法。文献[91]利用 DRL 解决边缘计算中的调度问题,提出了一种基于双深度 Q 网络框架的深度智能调度算法。由此可见,智能学习的方法对于解决计算资源分配问题的推进作用。

表 4 边缘计算文献汇总

文献	优化目标	方法
[87]	最小化任务时延	机器学习
[88]	降低时延和能耗	3 层优化框架
[89]	最小化运营成本	分布式算法
[90]	最小化任务的长期平均时延	深度强化学习
[91]	提高服务质量	深度强化学习

4.4 未来研究方向

此外,为了使边缘设备和边缘服务器能够以更高的数据处理性能和更低的时延执行更复杂的任务,可以将边缘智能应用于工业物联网的边缘,实现边缘设备和服务器的智能化,这已经成为工业物联网中边缘计算的发展趋势^[79]。

5 结束语

针对 URLLC 的需求,IIoT 场景中仍有许多关键问题需要解决。本文对 IIoT 中 URLLC 的活跃用户检测、随机接入、资源分配和通算融合问题进行了阐述,并对未来研究中可能存在的问题和方向进行了总结分析,这对 IIoT 中 URLLC 进一步的研究具有重要意义。

参考文献:

- [1] ZHOU Y Q, LIU L, WANG L, et al. Service-aware 6G: an intelligent and open network based on the convergence of communication, computing and caching[J]. Digital Communications and Networks, 2020, 6(3): 253-260.
- [2] GONG Y K, YAO H P, WANG J J, et al. Edge intelligence-driven joint offloading and resource allocation for future 6G industrial internet of things[J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2022: 1.
- [3] LI X M, XU L D. A review of internet of things—resource allocation[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(11): 8657-8666.
- [4] YU X J, GUO H Q. A survey on IIoT security[C]//Proceedings of 2019 IEEE VTS Asia Pacific Wireless Communications Symposium (APWCS). Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-5.
- [5] LIN Z F, LIU J Q, XIAO J C, et al. A survey: resource allocation technology based on edge computing in IIoT[C]//Proceedings of 2020 International Conference on Communications, Computing, Cybersecurity, and Informatics (CCCI). Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-5.
- [6] POPOVSKI P, STEFANOVIĆ Č, NIELSEN J J, et al. Wireless access in ultra-reliable low-latency communication (URLLC)[J]. IEEE Transactions on Communications, 2019, 67(8): 5783-5801.
- [7] POKHREL S R, DING J, PARK J, et al. Towards enabling critical mMTC: a review of URLLC within mMTC[J]. IEEE Access, 2020, 8: 131796-131813.
- [8] DING J, NEMATİ M, POKHREL S R, et al. Enabling grant-free URLLC: an overview of principle and enhancements by massive MIMO[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(1): 384-400.

- [9] SALH A, AUDAH L, SHAH N S M, et al. A survey on deep learning for ultra-reliable and low-latency communications challenges on 6G wireless systems[J]. *IEEE Access*, 2021(9): 55098-55131.
- [10] VAEZI M, AZARI A, KHOSRAVIRAD S R, et al. Cellular, wide-area, and non-terrestrial IoT: a survey on 5G advances and the road towards 6G[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 1028, PP(99): 1.
- [11] GUO M Q, GURSOY M C. Distributed sparse activity detection in cell-free massive MIMO systems[C]//*Proceedings of 2019 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP)*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-5.
- [12] MUMTAZ S, ALSOHAILY A, PANG Z B, et al. Massive internet of things for industrial applications: addressing wireless IIoT connectivity challenges and ecosystem fragmentation[J]. *IEEE Industrial Electronics Magazine*, 2017, 11(1): 28-33.
- [13] VILGELM M, MURAT GÜRSU H, KELLERER W. Random access protocols for industrial internet of things: enablers, challenges, and research directions[EB]. 2021.
- [14] SHARMA S K, WANG X B. Toward massive machine type communications in ultra-dense cellular IoT networks: current issues and machine learning-assisted solutions[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2020, 22(1): 426-471.
- [15] ZHAO X Y, CHEN W, POOR H V. Achieving extremely low-latency in industrial internet of things: joint finite blocklength coding, resource block matching, and performance analysis[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2021, 69(10): 6529-6544.
- [16] POLYANSKIY Y, POOR H V, VERDU S. Channel coding rate in the finite blocklength regime[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2010, 56(5): 2307-2359.
- [17] ZHOU Y Q, TIAN L, LIU L, et al. Fog computing enabled future mobile communication networks: a convergence of communication and computing[J]. *IEEE Communications Magazine*, 2019, 57(5): 20-27.
- [18] LIM G, JI H, SHIM B. Hybrid active user detection for massive machine-type communications in IoT[C]//*Proceedings of 2018 International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC)*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1049-1052.
- [19] FENGLER A, HAGHIGHATSHOAR S, JUNG P, et al. Non-Bayesian activity detection, large-scale fading coefficient estimation, and unsourced random access with a massive MIMO receiver[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2021, 67(5): 2925-2951.
- [20] MEI Y K, GAO Z, WU Y P, et al. Compressive sensing-based joint activity and data detection for grant-free massive IoT access[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022, 21(3): 1851-1869.
- [21] LIU L, YU W. Massive connectivity with massive MIMO—part I: device activity detection and channel estimation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, 66(11): 2933-2946.
- [22] DJELOUAT H, LEINONEN M, JUNTITI M. Spatial correlation aware compressed sensing for user activity detection and channel estimation in massive MTC[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2022(99): 1.
- [23] DING J, QU D M, LIU P, et al. Machine learning enabled preamble collision resolution in distributed massive MIMO[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2021, 69(4): 2317-2330.
- [24] SHAO X D, CHEN X M, NG D W K, et al. Cooperative activity detection: sourced and unsourced massive random access paradigms[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020, 68: 6578-6593.
- [25] XIAO J L, DENG G, NIE G F, et al. Dynamic adaptive compressive sensing-based multi-user detection in uplink URLLC[C]//*Proceedings of 2018 IEEE 29th Annual International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-6.
- [26] WU L T, SUN P, WANG Z B, et al. Joint user activity identification and channel estimation for grant-free NOMA: a spatial-temporal structure-enhanced approach[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(15): 12339-12349.
- [27] SENEL K, LARSSON E G. Grant-free massive MTC-enabled massive MIMO: a compressive sensing approach[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2018, 66(12): 6164-6175.
- [28] DJELOUAT H, LEINONEN M, RIBEIRO L, et al. Joint user identification and channel estimation via exploiting spatial channel covariance in mMTC[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2021, 10(4): 887-891.
- [29] CHEN Z L, SOHRABI F, YU W. Multi-cell sparse activity detection for massive random access: massive MIMO versus cooperative MIMO[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2019, 18(8): 4060-4074.
- [30] SHAO X D, CHEN X M, QIANG Y Y, et al. Feature-aided adaptive-tuning deep learning for massive device detection[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2021, 39(7): 1899-1914.
- [31] HAGHIGHATSHOAR S, JUNG P, CAIRE G. Improved scaling law for activity detection in massive MIMO systems[C]//*Proceedings of 2018 IEEE International Symposium on Information Theory*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 381-385.
- [32] WANG B C, DAI L L, MIR T, et al. Multi-user detection based on structured compressive sensing for uplink grant-free NOMA[EB]. 2016.
- [33] SHAO X D, CHEN X M, JIA R D. A dimension reduction-based joint activity detection and channel estimation algorithm for massive access[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020, 68: 420-435.
- [34] KE M L, GAO Z, WU Y P, et al. Massive access in cell-free massive MIMO-based internet of things: cloud computing and edge computing paradigms[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2021, 39(3): 756-772.
- [35] CHEN S F, ZHANG J Y, JIN Y, et al. Wireless powered IoE for 6G: massive access meets scalable cell-free massive MIMO[J]. *China Communications*, 2020, 17(12): 92-109.
- [36] CHENG L, LIU L, CUI S G. A covariance-based user activity detection and channel estimation approach with novel pilot design[C]//*Proceedings of 2020 IEEE 21st International Workshop*



- on Signal Processing Advances in Wireless Communications. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-5.
- [37] CUI Y, LI S C, ZHANG W Q. Jointly sparse signal recovery and support recovery via deep learning with applications in MIMO-based grant-free random access[EB]. 2020.
- [38] ZHANG J, HE H T, WEN C K, et al. Deep learning based on orthogonal approximate message passing for CP-free OFDM[C]//Proceedings of ICASSP 2019 - 2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway: IEEE Press, 2019: 8414-8418.
- [39] LIU J, AGIWAL M, QU M, et al. Online control of preamble groups with priority in massive IoT networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(3): 700-713.
- [40] ASTUDILLO C A, DE ANDRADE T P C, DA FONSECA N L S. Allocation of control resources with preamble priority awareness for human and machine type communications in LTE-Advanced networks[C]//Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-6.
- [41] ASTUDILLO C A, DE ANDRADE T P C, DA FONSECA N L S. Impact of preamble-priority-aware downlink control signaling scheduling on LTE/LTE-A network performance[C]// Proceedings of 2017 IEEE 86th Vehicular Technology Conference. Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-5.
- [42] VILGELM M, GÜRSU H M, KELLERER W, et al. LATMAPA: load-adaptive throughput-maximizing preamble allocation for prioritization in 5G random access[J]. IEEE Access, 2017(5): 1103-1116.
- [43] VANGELISTA L, CENTENARO M. Performance evaluation of HARQ schemes for the internet of things[J]. Computers, 2018, 7(4): 48.
- [44] SESIA S, TOUFIK I, BAKER M. LTE - the UMTS long term evolution[M]. Chichester, UK: John Wiley & Sons, Ltd., 2011.
- [45] MAKKI B, SVENSSON T, CAIRE G, et al. Fast HARQ over finite blocklength codes: a technique for low-latency reliable communication[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(1): 194-209.
- [46] GÖKTEPE B, RYKOVA T, FEHRENBACH T, et al. Feedback prediction for proactive HARQ in the context of industrial internet of things[C]//Proceedings of GLOBECOM 2020 - 2020 IEEE Global Communications Conference. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-7.
- [47] DE CARVALHO E, BJÖRNSON E, SØRENSEN J H, et al. Random access protocols for massive MIMO[J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(5): 216-222.
- [48] DE CARVALHO E, BJÖRNSON E, SØRENSEN J H, et al. Random pilot and data access in massive MIMO for machine-type communications[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(12): 7703-7717.
- [49] BJÖRNSON E, DE CARVALHO E, SØRENSEN J H, et al. A random access protocol for pilot allocation in crowded massive MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(4): 2220-2234.
- [50] DING J, QU D M, JIANG H, et al. Virtual carrier sensing-based random access in massive MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 17(10): 6590-6600.
- [51] BJÖRNSON E, DE CARVALHO E, LARSSON E G, et al. Random access protocol for massive MIMO: strongest-user collision resolution (SUCR)[C]//Proceedings of 2016 IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2016: 1-6.
- [52] JIANG H, QU D M, DING J, et al. Multiple preambles for high success rate of grant-free random access with massive MIMO[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(10): 4779-4789.
- [53] BAI L, LIU J X, YU Q, et al. A collision resolution protocol for random access in massive MIMO[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2021, 39(3): 686-699.
- [54] SOLTANMOHAMMADI E, GHAVAMI K, NARAGHI-POUR M. A survey of traffic issues in machine-to-machine communications over LTE[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2016, 3(6): 865-884.
- [55] PAN Q, WEN X M, LU Z M, et al. Cluster-based group paging for massive machine type communications under 5G networks[J]. IEEE Access, 2018, 6: 64891-64904.
- [56] HE Y X, REN G L, LIANG S. Spatial group based access class barring for massive access in M2M communications[J]. IEEE Communications Letters, 2021, 25(3): 812-816.
- [57] ALTHUMALI H D, OTHMAN M, NOORDIN N K, et al. Dynamic backoff collision resolution for massive M2M random access in cellular IoT networks[J]. IEEE Access, 2020(8): 201345-201359.
- [58] ALI M S, HOSSAIN E, KIM D I. LTE/LTE-A random access for massive machine-type communications in smart cities[J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(1): 76-83.
- [59] MIUCCIO L, PANNO D, RIOLO S. Joint congestion control and resource allocation for massive MTC in 5G networks based on SCMA[C]//Proceedings of 2019 15th International Conference on Telecommunications (ConTEL). Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-8.
- [60] YU Y, YUAN L Y. Study on slotted random multi-access protocol with two-dimensional probability[C]//Proceedings of 2019 IEEE International Conference on Computer Science and Educational Informatization. Piscataway: IEEE Press, 2019: 244-250.
- [61] CHENG M Y, LIN G Y, WEI H Y, et al. Overload control for machine-type-communications in LTE-advanced system[J]. IEEE Communications Magazine, 2012, 50(6): 38-45.
- [62] TANG F X, KAWAMOTO Y, KATO N, et al. Future intelligent and secure vehicular network toward 6G: machine-learning approaches[J]. Proceedings of the IEEE, 2020, 108(2): 292-307.
- [63] CHEN Z Q, SMITH D B. Heterogeneous machine-type communications in cellular networks: random access optimization by deep reinforcement learning[C]//Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-6.
- [64] MOON J, LIM Y. Access control of MTC devices using reinforcement learning approach[C]//Proceedings of 2017 Interna-

- tional Conference on Information Networking (ICOIN). Piscataway: IEEE Press, 2017: 641-643.
- [65] BELLO L M, MITCHELL P, GRACE D. Application of Q-learning for RACH access to support M2M traffic over a cellular network[C]//Proceedings of European Wireless 2014; 20th European Wireless Conference. VDE2014: 1-6.
- [66] MOHAMMED A H, KHWAJA A S, ANPALAGAN A, et al. Base station selection in M2M communication using Q-learning algorithm in LTE-A networks[C]//Proceedings of 2015 IEEE 29th International Conference on Advanced Information Networking and Applications. Piscataway: IEEE Press, 2015: 17-22.
- [67] SHI Y, SAGDUYU Y E, ERPEK T. Reinforcement learning for dynamic resource optimization in 5G radio access network slicing[C]//Proceedings of 2020 IEEE 25th International Workshop on Computer Aided Modeling and Design of Communication Links and Networks. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-6.
- [68] 胡江祺. 工业物联网中动态资源分配机制的研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2019.
- HU J Q. Research on dynamic resource allocation scheme in industrial Internet of Things[D]. Xi'an: Xidian University, 2019.
- [69] REN H, PAN C H, DENG Y S, et al. Joint pilot and payload power allocation for massive-MIMO-enabled URLLC IIoT networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 38(5): 816-830.
- [70] SHE C Y, YANG C Y, QUEK T Q S. Radio resource management for ultra-reliable and low-latency communications[J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(6): 72-78.
- [71] SHE C Y, YANG C Y, QUEK T Q S. Joint uplink and downlink resource configuration for ultra-reliable and low-latency communications[J]. IEEE Transactions on Communications, 2018, 66(5): 2266-2280.
- [72] LIBRINO F, SANTI P. Resource allocation and sharing in URLLC for IoT applications using shareability graphs[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(10): 10511-10526.
- [73] PAN C H, REN H, DENG Y S, et al. Joint blocklength and location optimization for URLLC-enabled UAV relay systems[J]. IEEE Communications Letters, 2019, 23(3): 498-501.
- [74] REN H, PAN C H, DENG Y S, et al. Resource allocation for URLLC in 5G mission-critical IoT networks[C]//Proceedings of ICC 2019 - 2019 IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-6.
- [75] REN H, PAN C H, DENG Y S, et al. Joint power and blocklength optimization for URLLC in a factory automation scenario[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 19(3): 1786-1801.
- [76] SUN C J, SHE C Y, YANG C Y, et al. Optimizing resource allocation in the short blocklength regime for ultra-reliable and low-latency communications[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(1): 402-415.
- [77] ZHAO J, ZHU W P. Power allocation and scaling law analysis for secured and energy efficient URLLC IoT networks[J]. Physical Communication, 2021, 45: 101293.
- [78] CHALAPATHI G S S, CHAMOLA V, VAISH A, et al. Industrial Internet of Things (IIoT) Applications of Edge and Fog Computing: A Review and Future Directions[Fog/Edge Computing for Security, Privacy, and Applications, 2021: 293-325.
- [79] QIU T, CHI J C, ZHOU X B, et al. Edge computing in industrial Internet of Things: architecture, advances and challenges[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2020, 22(4): 2462-2488.
- [80] SATYANARAYANAN M, BAHL P, CACERES R, et al. The case for VM-based cloudlets in mobile computing[J]. IEEE Pervasive Computing, 2009, 8(4): 14-23.
- [81] WANG S, ZHANG X, ZHANG Y, et al. A survey on mobile edge networks: convergence of computing, caching and communications[J]. IEEE Access, 2017, 5: 6757-6779.
- [82] EL-SAYED H, SANKAR S, PRASAD M, et al. Edge of things: the big picture on the integration of edge, IoT and the cloud in a distributed computing environment[J]. IEEE Access, 2018, 6: 1706-1717.
- [83] MARKAKIS E K, KARRAS K, SIDERIS A, et al. Computing, caching, and communication at the edge: the cornerstone for building a versatile 5G ecosystem[J]. IEEE Communications Magazine, 2017, 55(11): 152-157.
- [84] XU H S, WU J, LI J H, et al. Deep-reinforcement-learning-based cybertwin architecture for 6G IIoT: an integrated design of control, communication, and computing[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(22): 16337-16348.
- [85] KEKKI S, FEATHERSTONE W, FANG Y, et al. MEC in 5G networks[EB]. 2018.
- [86] HOU X W, REN Z Y, YANG K, et al. IIoT-MEC: a novel mobile edge computing framework for 5G-enabled IIoT[C]//Proceedings of 2019 IEEE Wireless Communications and Networking Conference. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-7.
- [87] YANG B, CAO X L, LI X F, et al. Mobile-edge-computing-based hierarchical machine learning tasks distribution for IIoT[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(3): 2169-2180.
- [88] ZHAO Z C, ZHAO R, XIA J J, et al. A novel framework of three-hierarchical offloading optimization for MEC in industrial IoT networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(8): 5424-5434.
- [89] CHEN W H, ZHANG Z, HONG Z C, et al. Cooperative and distributed computation offloading for blockchain-empowered industrial Internet of Things[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(5): 8433-8446.
- [90] CHEN Y, LIU Z Y, ZHANG Y C, et al. Deep reinforcement learning-based dynamic resource management for mobile edge computing in industrial Internet of Things[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(7): 4925-4934.
- [91] WU J J, ZHANG G L, NIE J Q, et al. Deep reinforcement learning for scheduling in an edge computing-based industrial Internet of Things[J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2021, 2021: 8017334.



[作者简介]



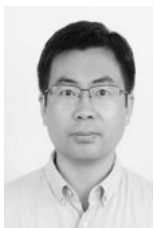
汪晗（1998- ），女，东南大学信息科学与工程学院硕士生，主要研究方向为高可靠低时延的通信接入。



荣欣（2000- ），女，东南大学信息科学与工程学院硕士生，主要研究方向为高可靠低时延的通信接入。



刁磊（1996- ），男，东南大学信息科学与工程学院硕士生，主要研究方向为高可靠低时延通信下的活跃用户检测。



李佳珉（1983- ），男，博士，东南大学信息科学与工程学院副教授，主要研究方向为密集分布式 MIMO 技术、毫米波大规模 MIMO 技术、卫星通信技术（空天地海一体化）、基于多目标优化及人工智能的未来移动通信理论。



王梦玲（1997- ），女，东南大学信息科学与工程学院硕士生，主要研究方向为高可靠低时延通信下的导频分配。



尤肖虎（1962- ），男，博士，东南大学移动通信国家重点实验室主任，紫金山实验室副主任，主要研究方向为无线与移动通信系统、现代数字信号处理等。