



信息通信领域产学研合作特色期刊 十佳皖刊
第三届国家期刊奖百种重点期刊 中国科技核心期刊

ISSN 1009-6868
CN 34-1228/TN

中兴通讯技术

ZTE TECHNOLOGY JOURNAL

<http://tech.zte.com.cn>

2021年4月·第2期

专题：6G 愿景及技术挑战



《中兴通讯技术》第8届编辑委员会成员名单

顾问 侯为贵(中兴通讯股份有限公司创始人) 钟义信(北京邮电大学教授) 陈锡生(南京邮电大学教授)

主任 陆建华(中国科学院院士)

副主任 李自学(中兴通讯股份有限公司董事长) 糜正琨(南京邮电大学教授)

编委(按姓名拼音排序)

- | | | | |
|-----|-----------------|-----|-------------------------|
| 陈建平 | 上海交通大学教授 | 唐雄燕 | 中国联通网络技术研究院首席科学家 |
| 陈前斌 | 重庆邮电大学教授、副校长 | 陶小峰 | 北京邮电大学教授 |
| 葛建华 | 西安电子科技大学教授 | 王文博 | 北京邮电大学教授、副校长 |
| 管海兵 | 上海交通大学教授 | 王文东 | 北京邮电大学教授 |
| 郭庆 | 哈尔滨工业大学教授 | 王喜瑜 | 中兴通讯股份有限公司执行副总裁 |
| 洪波 | 中兴发展股份有限公司总裁 | 王翔 | 中兴通讯股份有限公司高级副总裁 |
| 洪伟 | 东南大学教授 | 卫国 | 中国科学技术大学教授 |
| 黄宇红 | 中国移动研究院副院长 | 吴春明 | 浙江大学教授 |
| 纪越峰 | 北京邮电大学教授 | 邬贺铨 | 中国工程院院士 |
| 江涛 | 华中科技大学教授 | 肖甫 | 南京邮电大学教授 |
| 蒋林涛 | 中国信息通信研究院科技委主任 | 解冲锋 | 中国电信研究院教授级高工 |
| 李尔平 | 浙江大学教授 | 徐安士 | 北京大学教授 |
| 李红滨 | 北京大学教授 | 徐子阳 | 中兴通讯股份有限公司总裁 |
| 李厚强 | 中国科学技术大学教授 | 续合元 | 中国信息通信研究院副总工 |
| 李建东 | 西安电子科技大学教授 | 薛向阳 | 复旦大学教授 |
| 李军 | 清华大学教授 | 薛一波 | 清华大学教授 |
| 李乐民 | 中国工程院院士 | 杨义先 | 北京邮电大学教授 |
| 李融林 | 华南理工大学教授 | 杨震 | 南京邮电大学教授、原校长 |
| 李少谦 | 电子科技大学教授 | 叶茂 | 电子科技大学教授 |
| 李自学 | 中兴通讯股份有限公司董事长 | 易芝玲 | 中国移动研究院首席科学家 |
| 林晓东 | 中兴通讯股份有限公司副总裁 | 张宏科 | 北京交通大学教授 |
| 刘健 | 中兴通讯股份有限公司高级副总裁 | 张平 | 中国工程院院士 |
| 刘建伟 | 北京航空航天大学教授 | 张卫 | 复旦大学教授 |
| 陆建华 | 中国科学院院士 | 张云勇 | 中国联通集团产品中心总经理 |
| 马建国 | 广东工业大学教授 | 赵慧玲 | 工业和信息化部通信科技委信息通信网络专家组组长 |
| 孟洛明 | 北京邮电大学教授 | 郑纬民 | 中国工程院院士 |
| 糜正琨 | 南京邮电大学教授 | 钟章队 | 北京交通大学教授 |
| 任品毅 | 西安交通大学教授 | 周亮 | 南京邮电大学教授 |
| 石光明 | 西安电子科技大学教授、副校长 | 朱近康 | 中国科学技术大学教授 |
| 孙知信 | 南京邮电大学教授 | 祝宁华 | 中国科学院半导体研究所研究员 |
| 谈振辉 | 北京交通大学教授、原校长 | | |

目次

中兴通讯技术 (ZHONGXING TONGXUN JISHU)
总第 157 期 第 27 卷 第 2 期 2021 年 4 月

专题：6G 愿景及技术挑战

- 专题导读 **01**
张平, 张建华
- 6G 网络的一些思考 **02**
杨峰义, 刘洋, 杨蓓
- 面向 6G 的智能物联网关键技术 **06**
Wai CHEN, 鲍媛媛
- 面向 6G 的车联网关键技术 **13**
郎平, 田大新
- 太赫兹技术发展及其应用于 6G 的挑战分析 **17**
刘利平, 菅梦楠, 陈艺骥
- 6G 背景下超奈奎斯特技术的机遇 **25**
王亚峰, 金婧, 王启星
- 一种基于公平性的
无人机基站通信智能资源调度方法 **31**
吴官翰, 赵建伟, 高飞飞
- 非线性波数域的高分辨扫频干涉层析成像 **37**
谢胜利, 蔡树银, 白玉磊

专家论坛

- 43** 6G: 继续体系结构的变革
李少谦
- 45** 对 6G 关键技术发展的思考
葛建华, 李靖

企业视界

- 49** 5G NR 定位技术及其部署方案
张诗壮, 李俊强, 陈诗军

技术广角

- 54** 面向移动用户的智能反射表面波束追踪与覆盖增强算法
郭雅婧, 章嘉懿, 鲁照华, 王明慧
- 60** 基于机器学习的无线网络流量预测与增长潜力评估
邢旭东, 高晖, 顾军

2021 年第 1—6 期专题计划及策划人

1. 视频技术和用户体验评测

华中科技大学教授 江涛
中兴通讯股份有限公司副总裁 陆平

2. 6G 愿景及技术挑战

中国工程院院士 张平
北京邮电大学教授 张建华

3. 边缘计算与算力网络

工信部通信科技委信息通信网络
专家组组长 赵慧玲

4. 高铁智能通信技术与应用

北京交通大学教授 艾渤

5. 低轨卫星通信技术与应用

哈尔滨工业大学教授 郭庆

6. 触觉通信技术

南京邮电大学教授 周亮

MAIN CONTENTS

ZTE TECHNOLOGY JOURNAL Vol. 27 No. 2 Apr. 2021

Special Topic: Vision and Technology Challenges of 6G

- Editorial **01**
ZHANG Ping, ZHANG Jianhua
- Reflections on 6G Networks **02**
YANG Fengyi, LIU Yang, YANG Bei
- Key Technologies of Internet-of-Intelligent-Things
Towards 6G **06**
Wai CHEN, BAO Yuanyuan
- Key Technologies of Internet of Vehicles System
Towards 6G **13**
LANG Ping, TIAN Daxin
- Development and Challenges of Terahertz Technology
for 6G Applications **17**
LIU Liping, JIAN Mengnan, CHEN Yijian
- Opportunity of Faster-than-Nyquist Technology
in 6G Era **25**
WANG Yafeng, JIN Jing, WANG Qixing
- Intelligent Resource Allocation Based on Fairness for
UAV Base Station Communications **31**
WU Guanhan, ZHAO Jianwei, GAO Feifei

- 37** High Resolution Swept-Source Optical Coherence
Tomography in Nonlinear Wavenumber Sampling
XIE Shengli, CAI Shuyin, BAI Yulei

Expert Forum

- 43** 6G: Continuation of 5G Architecture Transformation
LI Shaoqian
- 45** Reflections on Key Technology Developments of 6G
GE Jianhua, LI Jing

Enterprise View

- 49** 5G NR Positioning Technology and Its Deployment
Scheme
ZHANG Shizhuang, LI Junqiang, CHEN Shijun

Technology Perspective

- 54** Beam Tracking and Coverage Enhancement Algorithm
for Mobile Users with Intelligent Reflecting Surface
GUO Yajing, ZHANG Jiayi, LU Zhaohua, WANG
Minghui
- 60** Traffic Prediction and Growth Potential Evaluation in
Wireless Network Based on Machine Learning
XING Xudong, GAO Hui, GU Jun

期刊基本参数: CN 34-1228/TN*1995*b*16*66*zh*P*¥20.00*6500*13*2021-04

敬告读者

本刊享有所发表文章的版权, 包括英文版、电子版、网络版和优先数字出版版权, 所支付的稿酬已经包含上述各版本的费用。未经本刊许可, 不得以任何形式全文转载本刊内容; 如部分引用本刊内容, 须注明该内容出自本刊。



6G 愿景及技术挑战专题导读

专题策划人 张平



中国工程院院士，现任北京邮电大学信息与通信学院教授、网络与交换技术国家重点实验室主任；先后担任国家自然科学基金委员会首届国际合作咨询委员，信息学部第三、五、六届咨询委员，“973”计划“认知无线网络基础研究”项目首席科学家，“863”计划“网络与通信”主题专家，国家科技重大专项“新一代宽带无线移动通信网”总体组专家，IMT-Advanced 2020（5G）专家组成员，国家6G技术研发总体专家组专家；先后获国家科学技术进步奖特等奖1项、国家科学技术进步奖一等奖1项、国家技术发明奖二等奖3项、国家科学技术进步奖二等奖2项，2017年获首届全国创新争先奖，2018年获光华工程科技奖、何梁何利基金科学与技术进步奖等奖项。

专题策划人 张建华



现任北京邮电大学信息与通信学院教授、北京邮电大学-中国移动联合创新中心主任、中国IMT-2030（6G）工作组频率子组副组长、IMT-2020（5G）推进组频率子组副组长、科技冬奥重点实施专项总体组专家，曾担任ITU-R IMT-2020（5G）信道模型起草组主席，负责起草IMT-2020系统评估的信道模型国际标准；先后获国家杰出青年科学基金、优秀青年科学基金、教育部新世纪优秀人才等计划资助，曾获国家技术发明奖二等奖2项，以及中国通信学会科学技术奖一等奖、无线电管理科学技术一等奖、茅以升青年科技奖等奖项；发表论文200余篇，获国家授权发明专利50余项。

随着5G商业化的加速，6G逐渐成为全球各国着力部署的方向。早在2018年3月，中国工业和信息化部就宣布着手6G的研发工作。2019年11月，中国科技部会同国家发展改革委、工业和信息化部、教育部、自然科学基金委和中国科学院成立国家6G技术研发推进工作组，正式部署中国6G的研究工作。2020年3月4日，国际电信联盟（ITU）在国际移动通信工作组（WP5D）会议上，启动了面向2030年及未来6G的研究工作。这标志6G被正式纳入国际标准组织研究计划。

结合社会发展的新需求和新场景，展望未来全新蓝图并指明发展方向是6G研究初期的基础工作之一。目前，世界各国、各组织已经对6G的愿景、需求、关键技术等做了一定的研究。2019年9月，芬兰奥卢大学在其发布的白皮书中提到“6G Humanity”，展望了6G可以助力的、人类关切的一些领域，如教育创新、社会服务、城市化、工作生活转变、公平性和可持续发展等。2020年1月，ITU在2030网络报告中指出了未来可能的多种新业务，如云化工

业互联网、智能操作网络、数字孪生等，并指出安全、人工智能（AI）和多网络支持是带宽、时延之外的未来网络关键需求。2020年6月，北京邮电大学张平院士团队指出6G将实现从真实世界到虚拟世界的延续和拓展，信息交互的对象将从5G的人-机-物拓展至6G的人-机-物-灵。在“通信、计算、控制和意识的泛在化”理念下，6G时代将实现万物互联、信物融合，从而提高用户体验。本期专题旨在进一步探索、求证6G的蓝图是什么？什么技术可以使6G从蓝图变为现实？

在6G研究初期，积极探索热点及前沿技术，交流、探讨最新成果，也是组织本期专题的初衷。专题收录了来自高校、研究机构和企业7篇文章，分别从未来6G网络、面向6G的智能物联网关键技术、面向6G的车联网关键技术、太赫兹通信技术、超奈奎斯特技术等方面汇聚了该领域专家最新的研究成果和观点。希望本专题能给读者提供有益的启示和参考。在此，对各位作者的大力支持表示衷心的感谢。

DOI: 10.12142/ZTETJ.202102001
收稿日期: 2021-03-22

张平 张建华

2021年3月22日

6G 网络的一些思考

Reflections on 6G Networks



杨峰义 /YANG Fengyi, 刘洋 /LIU Yang, 杨蓓 /YANG Bei

(中国电信研究院, 中国 北京 102209)
(China Telecom Research Institute, Beijing 102209, China)

摘要: 业务需求的不断演进促使移动通信网络做出相应转变。6G 网络将成为一个能实现服务资源动态调整、计算资源合理分配、业务与网络深度协同的融合型网络。从 5G 网络发展和 6G 业务特征的角度阐述 6G 网络的发展趋势。预期 6G 网络将以网络与计算的深度融合为引擎, 向着云、网、边、端、用协同与融合的方向发展和演进, 实现全频域、全场景、全业务的灵活适配与资源协同。

关键词: 6G; 网络结构; 云网边端融合

Abstract: The continuous evolution of service requirements promotes corresponding changes of mobile communication network. 6G network will become an integrated network to realize dynamic adjustment of service resources, reasonable allocation of computing resources, and coordination of service and network. The development trend of 6G network from the perspectives of 5G network development and 6G service characteristics is introduced. It is expected that 6G network will take the deep integration of network and computing as the engine, develop and evolve in the direction of cloud, network, edge, user and application, and realize the flexible adaptation and resource collaboration of full frequency domain, full scenarios and full services.

Keywords: 6G; network architecture; cloud-network-edge-user convergence

DOI: 10.12142/ZTETJ.202102002

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20210401.1532.008.html>

网络出版日期: 2021-04-01

收稿日期: 2021-02-05

近两年, 随着 5G 标准的成熟和商业应用的逐步展开, 6G 迅速进入业界视野。很多机构和组织发布了与 6G 技术相关的白皮书, 为未来 6G 技术指标和技术应用指明了方向。然而, 目前 5G 尚处于商业应用的初级阶段, 5G 在支持各种垂直应用时仍存在很大的不确定性, 相关技术尚未成熟, 商业模式仍需要不断探索。任何一代系统在无线接入技术或网络架构方面, 都有着革命性的变化。移动通

信的发展具有延续性的特点。因此, 在探讨 6G 的同时, 我们更应该思考如何在 5G 的基础上, 有效地延续移动通信的发展, 同时持续吸收先进技术, 以不断提高移动网络的技术含量, 降低使用成本。

目前, 5G 管道化问题比较严重, 同时距离各种业务应用还太远, 且深受传统消费互联网的影响, 因此 5G 无法更好地支持各种垂直应用。在移动通信网络的研究中, 我们不能仅关

注如何将网络的管道指标再提高一个数量级, 而是要将网络与基础性的业务应用相结合, 以满足垂直应用的实际技术需求。

6G 网络是什么? 很显然, 它是未来 5G 应用的升级版。然而, 5G 网络的应用是不断发展变化的, 未来 6G 网络的应用仍需要不断探索。

1 典型 6G 应用

目前, 业界讨论比较多的 6G 愿

景主要集中在 3 个方面^[1-7]:

(1) 数字孪生

数字孪生是指,首先对物理世界中的实体进行建模,然后将模型映射到虚拟世界中,从而展现对应实体的全生命周期过程。数字孪生可应用于众多领域。基于物理世界,数字孪生能够生成一个数字化的孪生虚拟世界。通过引入人工智能(AI)和大数据分析,数字孪生可以进行多领域大量的物理模型建立、信息数据处理、多维度综合结果推演等。这将对基础通信系统的传输速率、实时性和连接规模提出新的挑战。同时,网络系统也将借助网络模块的数字孪生体进行网络性能的优化。

(2) 扩展现实(XR)与全息通信

作为 5G 的重要应用场景之一,虚拟现实(VR)与增强现实(AR)将在 6G 时代全面演进到 XR。得益于新的显示技术、传感和成像设备,以及低功耗专用处理器的飞速发展,可穿戴设备将使物理现实扩展到数字空间。此外,借助 XR 技术,全息 3D 投影技术可广泛应用于各个领域,例如医疗、娱乐、教育和工农业生产。基于对物理环境的捕捉和虚拟世界的高保真度,全息 XR 将与 AI、分布式云计算紧密结合,以满足无线网络的高性能需求——高传输速率、低时延、高可靠和高精度定位。

(3) 全域万物智联

在未来,6G 频谱将扩展到太赫兹。在覆盖的广度上,6G 将借助卫星通信、无人机通信,以及新空口技术等,来实现空、天、地、海全域无缝覆盖的通信网络和人、机、物全球业务层面的广域智能连接。因此,6G 网络需要与计算进行深度融合,以完成海量异构网络的融合接入和全时频空域资源的分配协作,进而满足 6G 空天地海与人机物全域无缝覆盖通信对智慧连

接、泛在连接和安全连接的需求。

2 从 5G 网络与应用角度看 6G

2.1 云网边端融合成为发展趋势

在 5G 时代,高速率和低时延是网络的主要技术特征,它们使无线接入的地位在整个移动通信网络中变得更高。这促进了移动边缘计算的发展,并使业务的产生、处理和应用都可以在本地完成。在 6G 应用中,接入侧的影响也会越来越深远,业务应用的速率和时延要求会越来越高,移动边缘计算的作用也会更加凸显。同时,随着业务应用对网络性能要求的不断提高,管道化的网络已不能有效支撑业务应用的发展。因此,我们必须对网络形态的改变和业务应用进行整体考虑,以满足接入侧边缘云、网、用融合的需求。云、网、用的融合不仅可以在统一的基础设施上同时实现基础网络能力、计算能力、业务处理能力,实现网络对业务应用的有效支持,还可以基于业务属性对网络形态或者技术参数进行调整。

在接入侧网络与计算能力提升的同时,未来很多终端的能力可以获得进一步优化。一些基础性的通用业务都可以卸载到边缘计算平台上。这将大大简化终端实现环节,降低业务实现难度和运营成本。届时,6G 网络将会在接入侧发展为云、网、边、端、用融合的一体化网络。

2.2 支持垂直应用的网络能力增强

在移动通信系统中,独立分隔的上下行链路通过频分双工(FDD)或者时分双工(TDD)实现双向通信。理论上,虽然空中接口的物理资源在上下行链路间的分配比可以灵活配置,但在工程实践中,这些分配比一旦被设定就很难改动。这是因为改动可能

会带来严重的系统内或者系统间干扰,从而导致网络性能降级,甚至系统瘫痪。过去,移动互联业务基本都是以下行速率为主,不存在动态调整资源配置比的需求。然而,在进入 5G 时代以后,各种垂直应用的业务不再以下行速率为主,例如高清视频直播、视频质量检测、视频监测控制等。上下行的资源配比就需要动态调整。

在 TDD 模式下,频谱资源是充足的。设置不同频段的上下行转换比就能轻松实现动态资源的配置。然而,在实际应用中,频谱资源往往是缺乏的,同时资源灵活配置的需求又是比较迫切的。为解决这一问题,我们需要寻找新的技术手段。此外,在一定范围的垂直应用环境(尤其是室内环境)中,链路损耗相对较小,用户数量较少,干扰问题不突出。在这种情况下,全双工技术成为一种有效的技术手段,可以用来提供服务。因此,我们可以将全双工技术与上下行资源配置比的动态调整结合起来,以灵活满足上行业务量的需求。

2.3 应用场景扩展

目前,5G 和 5G 增强技术的演进主要围绕增强移动宽带(eMBB)、海量机器类通信(mMTC)、超可靠低时延通信(URLLC)三大应用场景进行。然而,随着各类垂直应用的不断丰富,增强网络组合特性将会是下一个重要的技术演进方向。组合特性的演进可以使 5G 三大场景扩展为 6 个,甚至更多,以形成多边形的应用场景。这些典型的组合演进方向主要包括:(1) eMBB 与 URLLC 组合。这种组合可以满足高速率、高可靠环境的应用需求,比如 XR 类业务。(2) eMBB 与 mMTC 组合。这种组合可以满足密集场景下的高速数据需求,比如智慧工厂和智慧城市环境中的视频传感器。

(3) mMTC 与 URLLC 组合。这种组合可以满足工业控制过程中控制单元的信息传递需求。这些不同场景的组合技术有助于人们探索 6G 初期的技术路线和相关技术指标,为实现未来万物智联提供良好基础。

2.4 无线接入网络架构的演进

5G 网络的单位比特功耗远远低于 4G 网络,但由于工作频段的关系,在覆盖同样区域时,5G 网络的基站数量是 4G 基站的数倍,5G 网络的整体功耗远高于 4G 网络。此外,5G 网络并不能带来明显高于 4G 的业务收入。很显然,这样的发展是不可持续的。6G 时代无线网络的工作频率将向着更高的工作频段推进。传统的集中化组网方式将面临更大的挑战。因此,我们必须探索新型的无线网络架构,而不是在原有网络的基础上进行简单叠加。值得一提的是,在集中化组网架构的基础上,6G 与分布式组网模式的结合可以降低链路损耗,提高能量效率和频谱效率。当然,这一过程会存在基础设施和业务疏导方面的问题。因此,我们需要关注如何在多频段、多空口的环境下构建能够进行业务疏导的统一架构。

2.5 无线网络开放化

在全球运营商和制造商的共同努力下,无线网络白盒化、开放化逐步成为一个热门话题。虽然很多非技术因素使这个技术本身变得十分敏感,但是在面对垂直应用的需求时,白盒化/软硬解耦的解决方案无疑具有广阔的市场前景。垂直应用的场景强调的是服务提供快速、架构灵活可变、网络能力完全开放、网络与服务定制化等。然而,这些都不是传统产品的强项,而是对传统产业的新挑战。正视这一挑战并使之形成自主可控的优

势是我们的努力方向。

3 云、网、边、端协同与融合的 6G 网络

从 5G 开始,移动信息网络将逐步进入万物智联时代。万物智联意味着连接能够高效地适应业务应用,灵活地改变相关模式和参数,柔性地改变网络形态,并且具备足够的安全性。一方面,6G 网络架构的构建由新的业务需求与应用场景共同驱动,例如对传输速率、用户体验和全域无缝覆盖等的需求;另一方面,AI、大数据分析、云计算等新兴技术,为解决现有网络问题和应对未来网络挑战提供了新的思路。6G 将会以网络与计算的深度融合为引擎,突破传统针对个人通信设计的移动网络架构瓶颈,从云、网、边、端、用的协同与融合的角度出发,实现全频段、全场景、全业务的灵活适配与资源协同,最终实现一体化的网络架构目标。

3.1 多层次深度融合

6G 网络凭借强大的 AI 与大数据分析计算,将成为聚合云、网、边、端、用于一体的计算型、数据型网络。这种一体化的 6G 网络涉及以下几个层次的融合:

(1) 网元融合

随着移动网络功能云化程度的逐渐提升,网络功能正在由当前的接入、控制、转发“三朵云”的形态,逐步过渡到基于云原生的接入、转发和控制全融合的网络形态。在 6G 网络中,硬件方面可分别依托专用硬件平台、通用硬件平台、开源硬件平台等。采用不同程度的开源开放策略,将网元、网络功能、资源进行深度解耦,有助于构建面向定制化服务的通用、开放的网络架构,支持 6G 网络的可重构与即插即用,满足电信运营商对高效

可扩展网络、灵活多样化业务、开放行业生态的需求,进而促进垂直应用的业务发展。

(2) 资源协同

为支持智慧化业务的应用,网络层需要对应用层业务进行感知,以完成网络各部分计算资源的智能化和自动化的管理、调度和分配。在 6G 时代,网络也许会通过构建统一的云网融合操作系统,实现对物理机、虚拟机、容器等云网基础设施资源的统一纳管;构建统一的网络和应用编排系统,实现网络功能和业务应用的按需编排与调用;结合边缘计算和边缘人工智能能力,实现智能化的数据分析与治理。

(3) 端云协同

6G 将实现终端与网络的协同发展,利用边缘计算平台来满足众多智能终端和应用服务对计算、存储及服务的需求。泛在终端侧存在高智能、强算力、微服务的能力需求。端云协同可以将这一需求转移到边缘计算平台上,以降低 6G 泛在智能终端的制造成本和持有成本,进而有效提高 6G 应用与服务的普及率。端云协同的发展应以应用场景为导向。在云网边端深度融合、紧密协同的大背景下,业界不仅要加快端云协同标准体系的建设,还要从 6G 整体布局出发,以网络为基础,在中心云、边缘云与 6G 泛在智能终端协同的框架下进行研究与设计。

(4) 边缘 AI

边缘 AI 是指位于边缘基础设施中的 AI 能力。边缘相关资源的全系统数据的使用及其在整个部署环境中的共享,可以为边缘侧系统性能优化、业务质量保证等提供支持。这些数据可能包括关键的系统性能数据、业务数据、服务质量(QoS)/体验质量(QoE)参数等。在边缘 AI 领域中,用于建模、

学习、进一步预测和优化系统行为的指标还需要业界做进一步研究^[8]。

(5) 安全内生

在 6G 网络中,传统的“外挂式”和“补丁式”的网络安全机制将不再适用,需要升级为以安全内生为主导的安全体系架构^[9]。作为 6G 网络的典型特征,安全内生将渗透到网络的基础架构与空口设计、资源调度与协同、网元云化部署与运维、网络与业务应用能力融合的各个层级中。

3.2 网络对业务的适配

6G 网络架构将实现空、天、地、海全维度通信的资源协同,包括对全频谱资源的灵活使用和云网边缘资源的灵活调配,以及地面与非地面网络的深度融合^[10]。6G 网络的构建将基于微服务架构进行。对基本服务单元来说,网络不仅需要满足垂直行业的差异化需求,还要结合网络能力开放、云边协同以及智能化分析,来实现不同程度的能力开放与网业融合。6G 网络架构的主要特征是:能够开放业务需求和特征导入,拥有支持基于业务需求和业务特征定制的无线网络服务能力;能够对无线网络数据进行调用,具备无线资源感知的业务优化和增值能力。通过支持更高水平、更深程度、更广范围的网络开放能力来赋能 6G 千行百业,并基于强大的 AI 算法和数字孪生技术,业务应用与网络、计算、存储的协同优化将会逐步实现,智能内生也将随之实现。

同时,更多的新型应用对网络提出更高的要求。针对不同的业务需求,如何保障用户体验是 6G 通信系统需要解决的核心问题。一方面,移动通信网络内部存在对基于业务 QoS 感知的智能精细化资源适配的需求,而 5G 网络的整个 QoS 机制仍旧存在一些问题,例如:业务区分颗粒度较粗,优

化调整的周期较长,空口资源配置无法灵活适配网络与业务的实时动态变化等。另一方面,移动网络侧与业务传输侧割裂,导致业务在进行传输时无法与移动侧的网络能力较好地实时匹配,造成 QoE 下降。

因此,6G 网络一方面需要基于业务 QoS 智能感知的端到端通信机制,实现端到端通信网络与应用传输能力的一致性,减少端到端通信中的短板对用户负面影响的负面影响;另一方面需要实现业务应用与网络能力的深度融合,在端到端通信的各个节点引入 AI 与机器学习,借助数字孪生来辅助网络资源与业务需求的精准调配,在安全机制内建立精准测量、快速反馈与智能预调整的机制,真正做到端到端通信的网随业动。同时,网络能力开放接口可以支持网业协同的订阅与业务智能感知的标准化通信,以丰富电信运营商商业模式,繁荣 6G 网络业务协同发展。此外,在 6G 时代,通信网络将与算力网络相结合,实现算力节点与网络的动态变化与实时更新,并针对不同网络需求建立确定性服务的算力网络体系。

4 结束语

根据移动通信产业发展周期的特点,业界预期在 2030 年左右 6G 可以实现商用。目前,移动通信产业尚处于 5G 商用和 6G 研究的初步阶段。现阶段,构建面向 6G 的网络架构具有重要意义。本文中,我们从 5G 网络出发,探讨 6G 的技术发展路径和网络架构,并阐述云、网、边、端、用深度融合的一体化网络。我们相信,6G 网络将逐步经历概念成型、技术方案明晰、标准规范制定等过程,在成为协同、融合、一体化的网络后,将以新的架构形态来满足多频谱、全覆盖、全应用的网络要求。

参考文献

- [1] 陶飞,程颖,程江峰,等.数字孪生车间信息物理融合理论与技术[J].计算机集成制造系统,2017,23(8):1603-1611. DOI: 10.13196/j.cims.2017.08.001
- [2] 紫光展锐.6G:无界,有AI[R].2020
- [3] AAZHANG B, AHOKANGAS P, ALVES H, etc. Key drivers and research challenges for 6G ubiquitous wireless intelligence [R]. 2019
- [4] 刘超,陆璐,王硕,等.面向空地一体多接入的融合 6G 网络架构展望[J].移动通信,2020,44(6):116-120. DOI: 10.3969/j.issn.1006-1010.2020.06.017
- [5] ITU-T FG Net 2030. A blue print of technology, applications and market drivers towards the year 2030 and beyond [R]. 2019
- [6] 张琳峰,彭莉,龙彪,等.6G 核心网架构的研究方向探讨[C]//5G 网络创新研讨会(2020).北京,中国:TD 产业联盟,2020:5
- [7] University of Oulu. 6G white paper on validation and trials for verticals towards 2030's - 6G research visions, No. 4 [R]. 2020
- [8] University of Oulu. 6G white paper on edge intelligence - 6G research visions, No. 8 [R]. 2020
- [9] 刘杨,彭木根.6G 内生安全:体系结构与关键技术[J].电信科学,2020,36(1):11-20. DOI: 10.11959/j.issn.1000-0801.2020011
- [10] University of Oulu. White paper on broadband connectivity in 6G - 6G research visions, No. 10 [R]. 2020

作者简介



杨峰义, 中国电信研究院教授级高工、国家 6G 技术研发总体组专家、国家科技重大专项“新一代宽带无线移动通信网”总体组专家、国家重点研发计划“宽带通信与新型网络”总体组专家;长期从事移动通信领域的技术与开发工作;发表论文 10 余篇,出版专著 10 本。



刘洋, 中国电信研究院高级工程师;主要从事无线接入网开放等 5G/6G 关键技术标准化及研发工作;出版专著 3 本。



杨蓓, 中国电信研究院工程师;主要研究领域为 5G/6G 移动通信网络关键技术,包括接入网能力开放、边缘计算等。

面向 6G 的智能物联网 关键技术

Key Technologies of Internet-of-Intelligent-Things Towards 6G



Wai CHEN, 鲍媛媛 /BAO Yuanyuan

(中国移动研究院, 中国 北京 100053)
(China Mobile Research Institute, Beijing 100053, China)

摘要: 6G 技术将提供更高的速率、更多的连接, 以及更广的网络覆盖, 以满足在高度动态环境中的各类应用需求。人工智能 (AI) 是推动 6G 不断演进的核心技术, 而 6G 也将会使能一系列需要超低时延、超高可靠的智能物联网应用, 如未来智能交通系统、智慧城市等。围绕智能物联网实际应用需求, 梳理了智能物联网面临的技术挑战, 提出智能物联网涉及的重要技术领域, 包括新型机器学习范式、物联网知识图谱技术、异构协同计算架构等, 并对智能物联网的未来发展进行了展望。

关键词: 6G 移动通信; 智能物联网; 边缘智能; 机器学习; 知识图谱; 边缘计算

Abstract: 6G is expected to bring networking technologies with higher throughput, massive connections, and pervasive coverage in highly-dynamic environments to fulfill diverse application requirements. It is believed that artificial intelligence (AI) will be a central driver in the evolution towards 6G, and 6G will enable a new generation of Internet-of-Intelligent-Things (IIoT) applications that require ultra-low delay and ultra-high reliability, such as future intelligent transport systems (ITS) and smart cities. The technical challenges faced by the IIoT are discussed, and the important technical fields involved in the IIoT are put forward, including the new machine learning paradigm, the knowledge map technology of the Internet of things, and the heterogeneous collaborative computing architecture. The future development of IIoT is also predicted.

Keywords: 6G mobile communication; Internet-of-Intelligent-Things; edge intelligence; machine learning; knowledge map; edge computing

DOI: 10.12142/ZTETJ.202102003

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.tn.20210401.1502.003.html>

网络出版日期: 2021-04-01

收稿日期: 2021-02-18

和 4G 相比, 5G 通信系统的基于大规模多输入多输出 (MIMO)、网络切片等关键技术指标有了质的飞跃: 理论峰值传输速度可以达到 10 ~ 20 Gbit/s, 空口时延低至 1 ms。然而, 这些性能指标仍无法完全满足未来智慧城市的通信需求, 如远程医疗、增强现实等应用均要求空口时延小于 0.1 ms。为了满足未来智慧社会

的智能管理、高等级无人驾驶等需求, 世界各国竞相开展 6G 研究。6G 将会提供更高的速率、更多的连接、更广阔的网络覆盖。

在 6G 移动通信的众多场景中, 物联网是最为核心的应用。根据全球移动通信系统联盟 (GSMA) 预测, 2025 年全球网联设备总量将达到 250 亿台, 其中和智能制造、智慧办公楼宇、

精细规模农业等领域相关的设备量将达到 138 亿台, 首次超过消费级物联网的设备量。物联网设备量将会保持持续增长趋势。海量的物联网设备量和巨大的系统规模都决定了未来智能物联网应用的终极形态是完全自主化的。传统物联网应用形式大多都是状态监测、远程控制类的具有单一功能的产品, 应用范围受限, 智能程度低;

而未来智能物联网的应用形式应该会是多功能集成的物联网平台式产品，智能程度高，并可对物联网系统进行实时监测，能够在开放的环境中持续学习、进化，不断满足用户个性化的需求，提升服务质量，具体如图 1 所示。也就是说，在连接的基础上，未来物联网将更强调网联设备的智能，将会实现从传统物联网向智能物联网的演进，极大地拓宽物联网的应用范围。

智能物联网具有智能化、自主化和共享化的特征。物联网的智能化体现在：（1）节点有更强的感知能力；（2）能够实时处理多种类型的数据；（3）具有更快的处理速度和更高层次的理解能力；（4）通过节点交互创造出更多的应用场景。物联网的自主化体现在：在无人值守的应用环境中，具备极强的环境适应能力和自我管理的能力，可以依据现有环境进行自组织和自重构，主动处理环境中节点的故障、移动及迭代升级等动态变化，并学习服务对象的个性化特征。物联网

的共享化体现在：不仅能够实现节点间综合资源的共享，包括数据、知识、算力、通信、电力资源等，使物联网能及时处理更大规模的数据和更加复杂的任务，还可以通过资源共享来增强物联网的容错性，使任务处理变得更加可靠。

目前，云侧智能是物联网智能化的主要实现方式，但仍存在 3 个问题：

（1）传输时延较长。云侧智能将数据传输、汇总至集中式云计算中心以进行集群计算，这会造成较高的网络延迟，因此难以满足对实时性要求较高（10 ms 以内）的计算任务和应用需求。

（2）带宽占用较多。大规模原始数据上传至云计算中心需要占用大量带宽资源，这给有限的传输带宽带来巨大压力。（3）存在数据隐私风险和安全隐患。在数据传输的过程中，用户隐私数据有可能会被泄露，同时云端服务器上隐私数据也存在安全隐患。云侧智能方式并不适用于机会性、分布式、异构的未来物联网环境，因此边

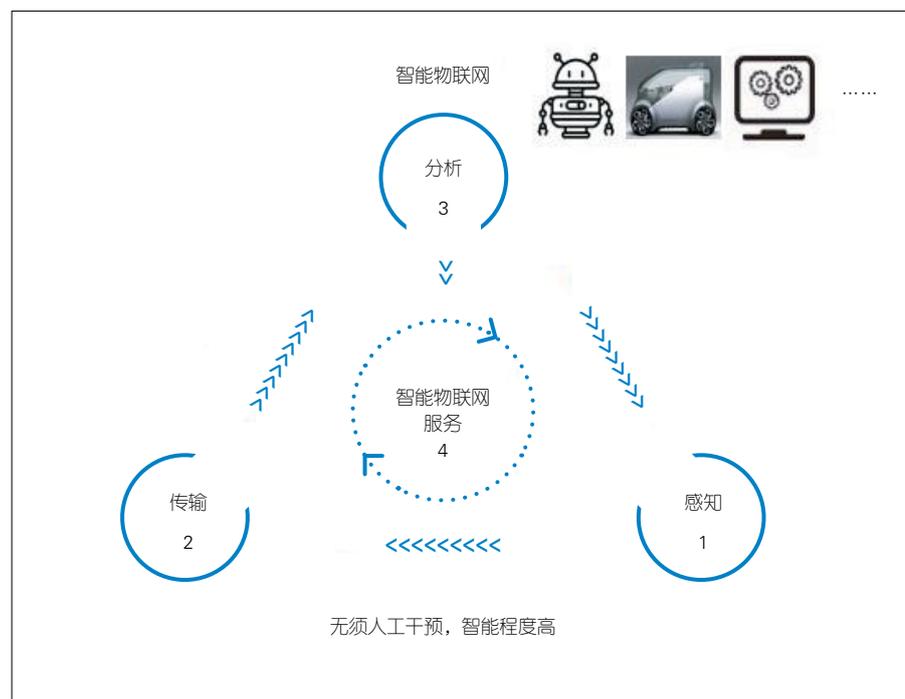
缘智能应运而生。

边缘智能是指将智能下沉至数据近端设备，在定制化硬件上而不是云计算中心部署人工智能算法。边缘智能具有如下优势：（1）从根本上解决数据隐私问题。用户隐私数据无须上传至公用云服务器，上传至边缘智能节点即可，这从根本上保护了数据隐私和数据安全。（2）缩短响应时间，提升处理效率。专用的边缘智能节点离数据产生端更近，极大地缩短了数据的传输时延，同时个性化的算法能够提升数据处理效率。因此，相对于云侧智能，未来智能物联网的实现方式将更多的智能下沉至边缘侧，依赖于边缘智能技术来更好地推动智能物联网的实现。

1 智能物联网的技术挑战

传统机器学习范式不足以支撑智能物联网应用的实现。目前的物联网应用大多基于局限性较大的传统机器学习范式，这存在如下问题：（1）在模型构建方面，通常需要大量的标注数据进行支撑，如果训练数据数量不足模型就无法得到充分训练，从而出现过拟合、泛化能力差的问题，严重影响准确率；（2）模型可解释性差，未来设备代替人类做决策，难以解释的推理过程容易产生不可预估的结果，且难以获得用户的信任；（3）在模型推理方面，深度学习需要进行大量的浮点运算，电能消耗量大，严重缩短受限设备的待机时间；（4）模型环境适应性差，封闭静态环境下获取的感知能力无法应对多样复杂的实际环境，尤其在训练假设未覆盖的数据空间，原模型容易造成漏判和错判，无法满足应用要求。

传统知识图谱技术不能满足智能物联网的要求。知识的完备性、先进性和准确性直接决定智能化水平，而



▲图 1 未来智能物联网系统架构

智能物联网目标是实现自主决策。知识图谱在提高物联网智能化方面发挥了重要作用，但传统知识图谱技术存在如下问题：（1）物联网场景的个性化特征显著，知识更新速度快，因此，目前基于知识和经验的手工构建图谱的方式无法满足智能物联网自主决策的需求；（2）现阶段物联网中的知识图谱普遍为静态知识图谱，而物联网场景是随时间变化的，这就要求知识图谱必须持续更新才能避免知识失效；（3）与互联网中知识图谱主要用于辅助检索不同，物联网知识图谱最大的价值在于指导设备的智能交互，这对知识的准确性要求更高，需要建立一套可信性评价机制来过滤图谱中的错误知识。

传统计算架构不能满足智能物联网的需求。以云计算为代表的传统计算架构尽管可以满足计算密集型的深度学习任务对算力和存储资源的需求，但并不适用于对时延、可靠性、隐私等较为敏感的物联网场景：（1）在计算模式方面，传统计算架构和云计算需要用户将大量数据传输至数据中心。这种集中式计算模式依赖于网络连接，产生的时延较高，且存在安全隐患。而无人车、实时语音翻译等对响应时间有极高要求的应用，更倾向于将计算能力部署在离数据源更近的位置。这样可以产生更快的网络响应，满足行业在实时业务、应用智能、安全隐私等方面的需求。（2）在计算资源虚拟化方面，多设备的接入带来了大量的计算资源和存储资源，但接入物联网的设备往往是异构的、空间相互独立且处于动态变化中的。这会造成闲散资源不能被及时发现与利用，从而带来资源使用效率较低、业务服务质量较差、设备运营维护成本较高等问题。（3）在计算任务分配方面，当前任务分配策略主要基于一些贪婪启发

式方法，存在任务切分粒度过大、不能自适应调整、难以与底层异构资源最优匹配等问题，无法满足应用任务丰富、动态变化的物联网应用场景。

2 智能物联网重点研究领域

在未来智能物联网的场景中，物联网设备需要智能地与外部环境进行交互，实时监测外部环境变化，在开放的环境中持续学习、进化，以不断满足用户个性化的需求，提升服务质量，从而对外部环境变化做出自主、智能地反馈。面对未来智能物联网的挑战，学习引擎需要对感知到的实时数据进行分析，以完成对环境状态的认知；决策引擎需要在已积累知识的基础上实现推理、预测等。学习引擎和决策引擎的实现需要异构协同计算架构的支撑，具体如图 2 所示。传统机器学习范式、知识图谱技术、计算架构不足以支撑智能物联网场景中的应用服务，因此需要新型机器学习、物联网知识图谱、异构协同计算架构等核心技术的支撑。

2.1 新型机器学习范式

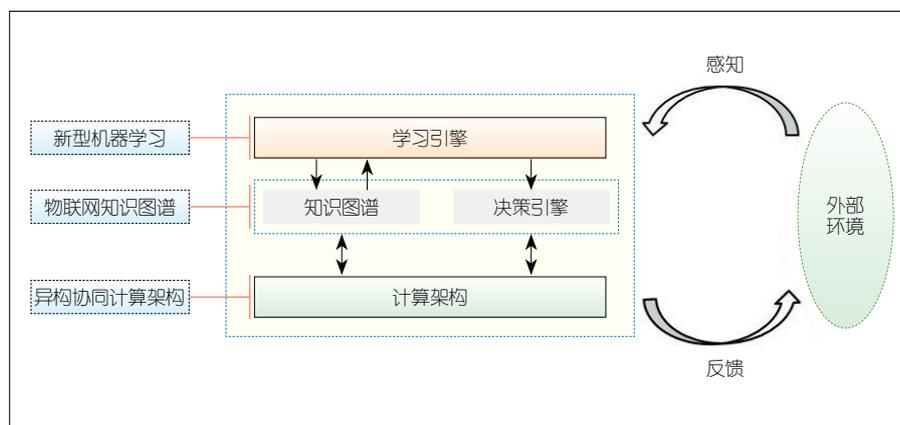
智能物联网应用的实现需要基于新型学习范式，而新型学习范式需要满足以下几方面：（1）能够在小样本数据的情况下快速完成模型构建；（2）

构建的模型具有可解释性，能够说明输出的合理性和安全性；（3）能够在计算资源、存储资源、能量受限的物联网设备上实现快速模型推理；（4）能够在数据分布、数据类别、外部环境等发生变化时，快速适应环境并实现模型更新调整，维持稳定的性能。

2.1.1 模型构建

（1）小样本学习。借鉴人类从少量标签数据、无标签数据中快速学习的能力，小样本学习能够基于少量样本建立较强泛化性模型。多伦多大学提出一种用于小样本学习的原型网络，利用浅层神经网络学习特征空间到原型空间的非线性映射，并基于原型空间中的距离函数实现小样本学习^[1]；文献[2]提出基于元学习的小样本学习方法，利用一个不依赖模型结构的元学习器，通过在多个相关任务上的迭代训练得到泛化能力强的模型，实现小样本学习；文献[3]提出通过生成式对抗网络生成新样本，实现数据增强，解决小样本的生成和分类问题。

（2）协作学习。协作学习通过设备与设备间的知识迁移，实现任务模型在无人干预时的自主重建。根据传递知识的类型，协作学习方法分为基于模型参数迁移、特征表示迁移和标签分布迁移 3 种机制。S. A. ROKNI 等^[4]



▲图 2 智能物联网重点研究领域

基于模型参数迁移提出一种动态环境下的自动学习方法,通过对齐源领域和目标领域的输入空间,使原来的协作模型可以被直接复用;A. AKBARI 等^[5]基于特征迁移提出一种表示特征提取方法,将源领域中优秀的特征迁移到目标领域,从而省去特征学习过程;S. A. ROKNI 等^[6]提出基于标签修正的标签分布迁移方法,通过迁移学习方法实现自动化数据标注,但这种方法会存在源模型预测失误、传播机制缺陷等负传播问题。随后,样本选择^[7]和蒸馏学习^[8]等改进方法被相继提出,以提升目标模型的准确率和训练效率。目前在协作学习的研究中,参与协作的设备需要具有完全一致的任务目标,但实际物联网中设备的任务可能部分重合或互相补充。这就需要更复杂的协作机制,使物联网在获取动态多样化的设备信息后,能够自主获取高层次的感知能力,以提供稳定可靠的应用服务。

(3) 知识驱动型学习。知识驱动型学习利用人类已掌握的先验知识,如科学规律、领域常识、语义嵌入、知识图谱、不确定性分析等,实现对数据驱动模型的特征空间、参数空间及输出空间的约束,加快模型的训练过程,降低训练样本需求,减少潜在违反常识的决策结果。S. RUSSELL 等^[9]提出利用自由落体公式、速度公式等物理定律,以及人为制定规则代替训练数据的方法,直接约束监督神经网络的输出空间;FANG Y. 等提出一种基于知识图谱的目标检测方法^[10],利用知识图谱修正模型的损失函数,结合图像特征和语义一致性提升目标检测准确率;WANG X. 等提出一种基于语义嵌入和知识图谱的零样本学习方法^[11],在不增加训练样本的情况下,基于知识图谱和语义嵌入知识,以已知类别的模型实现对未知类别模型的

表征,实现新任务模型构建。

2.1.2 模型推理

(1) 模型压缩。在模型准确率损失可接受的前提下,模型压缩通过减少神经网络中冗余参数、精简网络结构等方法,实现对模型尺寸的压缩以及推理计算的加速,进而降低深度学习模型物联网终端侧部署的门槛。HE Y. 等^[12]寻找卷积核中若干的几何中位数点,并以此为样本中心修剪邻域内的卷积核;WAN D. W. 等^[13]通过对权重的二值化与输入的三值化处理,大幅压缩模型尺寸,同时通过采用位运算进一步提高计算效率;TAN M. X. 等^[14]提出神经网络架构搜索技术,通过优化网络架构空间,引入终端内存压力、计算时延至模型优化过程,实现自主轻量化神经网络设计。未来的研究将会聚焦于整合已验证的有效技术、将多种技术人工或自动地组合成一个整体,以实现更高效的模型压缩结果。现有的模型压缩研究也会更快地下沉至生产过程中。另外,之后也会有更多针对特定场景、特定任务的模型压缩研究成果。

(2) 持续学习。持续学习是一种能够克服传统机器学习中“灾难性遗忘”的问题(指一旦使用新的数据集去训练已有的模型,该模型将会失去对原数据集识别的能力),且在新环境中能够不断吸收新知识、保留旧知识的学习机制。2017 年 LI Z. Z. 和 D. HOIEM 提出了一种不需要旧数据就能完成持续学习的方法^[15]。该算法中,部分新类样本首先利用旧模型打上旧类数据的伪标签,然后和新样本数据一起训练以实现模型的持续更新。S. A. REBUFFI 等^[16]在同年提出了一种经典的 iCaRL 持续学习算法,将特征学习与分类器解耦,并借助样本点集和知识蒸馏等方式完成模型的持续学习。

多伦多大学提出了一种基于注意力机制的类增小样本学习方法^[17],在持续学习阶段引入注意力机制,并设计了一种基于注意力吸引因子的网络结构,利用元学习思想,在不需要旧类数据的前提下,实现了基于小样本新类数据的持续学习。TAO X. Y. 等^[18]提出了一种基于小样本的类增学习方法,基于神经气体网络和拓扑结构,实现无需大量样本的新类学习。当前的持续学习技术大部分是指多任务类增学习,即通过使已学习的旧类样本在新类训练中不再出现,来检验模型对抗遗忘的能力。在实际应用中,新、旧类别的样本是交叉出现的,模型应在避免遗忘的基础上,具有自我巩固的能力。

2.2 物联网知识图谱

在智能物联网中,设备将不再局限于被动接受控制,而是像人一样能够基于数据进行自动化的场景分析、数据处理和系统配置,依据掌握的知识智能地发起与其他设备的交互,通过彼此间的协作完成复杂的场景任务。为了实现这个要求,除了赋予设备自学习能力外,还需要设备能够像人的大脑一样对知识进行表达和存储。知识图谱作为推动人工智能发展的核心驱动技术之一,提供了一种从海量数据中抽取结构化知识并利用图分析进行关系挖掘的手段^[19]。知识图谱可以对知识进行有效组织,为设备的智能协作提供一个共同的知识模型,从而实现设备之间知识共享和语义互通,最终支持设备的智能思考与自主决策。

2.2.1 知识图谱自动化构建

针对现有知识图谱构建技术普遍存在的效率低、限制多、拓展性差等问题,一些学者已经尝试通过自然语言处理技术自动地从多模态的异构数

据中提取出实体、属性以及实体间的相互关系,在此基础上形成网络化的知识表达并完成知识图谱的构建。碎片化的农业百科数据能够自动识别农业领域实体,并抽取出城市与气候的影响关系、气候与植物的种植关系等三元组关系。CHEN Y. Z. 等^[20]构建面向智慧农业的知识图谱及其应用系统,支撑农业领域的信息检索、智能问答、辅助决策等应用。LI L. F. 等^[21]以大规模电子病历为数据源,利用命名实体识别、实体关系抽取和图嵌入等技术自动化地构建医疗知识图谱,将其应用于智能问诊、病历质量评估、医生诊疗辅助等智慧医疗应用。该图谱包含疾病、症状等 9 个类别的 22 508 个实体,以及 579 094 条实体关系。刘瑞宏等^[22]以结构化、半结构化的网络数据和非结构化的产品文档、故障案例文档等为数据源,构建电信领域知识图谱,将电信网络领域零散的专家经验及产品、案例知识和故障数据有效关联,并应用知识图谱推理技术,进行网络故障智能诊断,辅助解决网络运维领域的故障问题。

2.2.2 知识图谱持续更新

静态知识图谱缺乏持续更新能力,无法为动态改变的场景提供准确的知识推理。针对此问题,研究者尝试将知识图谱与时间信息关联,形成随时间动态更新的语义网络,以提升知识的先进性。YOU S. J. 等^[23]通过向知识图谱的三元组中增加时间维度信息,将静态知识图谱升级为动态时序知识图谱,并结合长短期记忆(LSTM)神经网络学习智能家居中用户动态变化的行为习惯,以进一步预测物联网设备状态的变化,指导设备的自主决策。基于电子病历构建临床领域时序知识图谱,陈德华等^[24]通过对实例和关系进行序列化扩展,得到一定时间段内

按照时间排序的三元组列表,来表达病程发展随时间变化的时序特性,并结合 LSTM 序列学习技术预测时序图谱中实体之间的链接,以支撑疾病的诊断和并发症的挖掘等应用。

2.2.3 知识图谱可信性验证

知识图谱可信性验证是对知识图谱中每个三元组所表达知识的可信程度进行评估,以提高知识图谱表达精度。以 TransE^[25]为代表的知识图谱向量化表示模型的提出,为更多知识图谱的研究和应用创造了条件。一些研究者尝试将知识可信性评估嵌入知识图谱实体和关系的向量学习过程中,以提升知识图谱节点和关系向量表征精度,并在此基础上获得图谱中每个三元组的置信度评分。XIE R. B. 等^[26]提出一种基于置信度的知识表示学习算法,该模型在 TransE 的目标函数中增加了三元组的置信度评分,并且在训练的过程中利用实体与实体之间的所有路径信息,动态地学习三元组的置信度以及实体和关系的向量表示,以进一步发现知识图谱中潜在的错误知识。JIA S. B. 等^[27]提出了一种知识图谱置信度评估模型,增加了基于实体初度、入度、路径深度等信息计算的实体关联强度,将实体关联强度与基于路径信息计算的可信度值联合输入至交叉熵的神经网络中进行融合,得到三元组可信性的综合评价值。ZHAO Y. 等^[28]利用知识图谱中的实体类型信息以及实体描述信息分别计算三元组置信度值,通过对两者进行加权,最终得到三元组整体的置信度。

2.3 异构协同计算

异构协同计算聚焦于利用边缘侧异构计算资源执行深度学习任务,具体包含 3 个关键技术:异构协同计算架构模式、资源虚拟化技术,以及异

构资源图与任务图智能匹配的资源分配机制。

2.3.1 异构协同计算架构

异构协同计算架构主要包括中心化架构、去中心化架构、混合模式。中心化架构即以边缘服务器为中心执行深度学习任务,将边缘数据中心作为数据生产者和消费者的中继。应用服务可以直接在边缘完成响应,并返回终端设备^[29]。去中心化架构即通过设备协作训练模型自组网,借助区块链技术为边缘计算提供新的可信计算范式。区块链技术一方面可以评估边缘服务器平台的安全,另一方面可以通过白名单、数字证书等进行服务安全性验证,最终确保终端可从安全的去中心化边缘服务端获取安全的服务^[30]。混合模式即包括端边、边云、端边云等在内的多种协作模式。该模式的网络层级一般可以分为终端层、边缘计算层、云计算层。其中,终端层主要完成各种物联网设备原始数据收集及上报;边缘计算层分布在终端设备与计算中心之间,可以是智能终端设备本身也可以被部署在网络连接中;云计算层仍然是最强大的数据处理中心,它可以完成边缘计算层无法处理分析的任务^[31]。

2.3.2 资源虚拟化

单一设备上的有限资源不足以完成智能物联网的计算密集型任务,因此需要充分利用多个设备上的闲散资源。物联网端侧设备往往具有异构特征,且处在动态变化中。为实现设备资源的充分利用及统一调度,需要对异构设备资源进行软件定义及虚拟化抽象,构建边缘资源池,以实现对底层设备资源的动态感知与协同。资源虚拟化技术主要用来解决异构设备资源服务能力描述的问题,其最终目标

是打破异构硬件之间的界限,实现对多种多样的物理设备的资源感知、抽象和虚拟化^[32],并将其映射到可被平台调度的逻辑设备上的虚拟资源节点中。软件定义技术可以将设备虚拟和抽象成计算、存储等服务能力节点,从而实现资源的统一管理和编排,促进跨异构物联网设备的资源调度,提高物联网设备端的整体服务能力^[33]。

2.3.3 计算任务智能分配

计算任务智能分配的方式主要有两种:数据并行方式和模型并行方式。数据并行方式是将训练数据集进行切分,搭载完整模型的分布式设备,并利用不同数据集进行训练。以联邦学习为例,其设计目标是在保障大数据交换时信息安全及数据安全隐私的前提下,多参与方或多计算节点之间只上传各自数据子集训练出的模型参数而非原始数据,从而开展高效率的机器学习^[34]。模型并行的方式是将模型进行切分,从而共享全部数据集^[35]。这两种方式在物联网场景下均面临任务切分粒度过大、难以与底层异构资源最优匹配等问题,且任务划分维度固定,难以满足应用任务丰富、动态变化的物联网应用场景。WU Q. 等^[36]提出一种基于图卷积网络的智能任务分配算法。该算法包含资源子图构建、计算任务图分解,以及基于图匹配算法的系统性能预测等方面,对上实现深度学习任务的细粒度分解,对下实现异构边缘计算资源的统一管理和任务的智能分配,实现深度学习模型的高效训练和推理,提高资源利用率和整体系统性能。

3 未来研究展望

(1) 重视强化学习理论。未来智能物联网场景对模型可靠性、可解释性要求很高。相对于可解释性差的深

度学习,具有强逻辑性和强可解释性的强化学习更具优势。强化学习强调有机体如何在环境给予的奖励或惩罚的刺激下,逐步形成对刺激的预期,产生能获得最大利益的习惯性行为。不同于其他学习范式,强化学习不要求预先给定任何数据,而是通过接收环境对动作的反馈获得学习信息并更新模型参数。在未来的研究中,多智能体强化学习将是重点研究方向,同时强化学习与知识图谱、迁移学习等相关技术的有机结合是构建快速学习能力的关键。

(2) 重视领域知识价值。数据是知识的外延和具象化,知识是数据的内涵和抽象化。数据驱动有助于对细节的把握,知识驱动更有助于对全局的认知,因此需要将数据驱动和知识驱动融合起来,探索由全局到局部的渐进式学习机制。

(3) 重视多设备资源协同。针对物联网设备资源受限问题,目前业界利用模型压缩、小样本学习等方法在单一设备层面解决高效学习问题。但物联网中有海量设备,而不同级别设备又具有不同的数据资源、计算能力、领域知识。因此,如何有效协同多设备资源完成计算任务是一个很有潜力的方向。在多设备协同学习中,设备之间可能存在合作、竞争等多种关系,因此需要考虑借助博弈论、多智能体等理论尝试对多设备协同学习问题进行研究及建模,以便达到最优组合。

(4) 重视人机增强智能。人是物联网应用环境中的一部分,在设备学习过程中应该充分发挥人这一高级智能体的作用。人机交互的方式可以帮助设备构建反馈回路,实现智能水平的提升。另外,我们还需要借鉴人脑的学习机理,构建受脑启发的学习范式和计算模型。

4 结束语

智能物联网是 6G 最为核心的应用领域,它对处理时延、功耗、数据隐私保护等提出更高要求。智能物联网的实现依赖于边缘智能技术的进一步发展。本文首先对智能物联网带来的技术挑战进行了讨论,其次对智能物联网涉及的重要技术领域进行了梳理与分析,包括新型机器学习范式、物联网知识图谱技术、异构协同计算等,最后对智能物联网未来发展进行了展望和总结。

参考文献

- [1] JAKE S, SWERSKY K, ZEMEL R. Prototypical networks for few-shot learning [C]//Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS). Long Beach, CA, USA: ACM, 2017: 4077-4087
- [2] FINN C, ABEEEL P, LEVINE S. Model-agnostic meta-learning for fast adaptation of deep networks [C]//ICML '17: Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning. Sydney, Australia: ACM, 2017: 1126-1135
- [3] ALI-GOMBE A, ELYAN E, SAVOYE Y, et al. Few-shot classifier GAN [C]//2018 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). Rio de Janeiro, Brazil: IEEE, 2018: 1-8. DOI:10.1109/IJCNN.2018.8489387
- [4] ROKNI S A, GHASEMZADEH H. Autonomous sensor-context learning in dynamic human-centered Internet-of-Things environments [C]. 2016 IEEE/ACM international conference on computer-aided design (ICCAD). Austin, TX, USA: IEEE, 2016: 1-6
- [5] AKBARI A, JAFARI R. Transferring activity recognition models for new wearable sensors with deep generative domain adaptation [C]//Proceedings of the 18th International Conference on Information Processing in Sensor Networks. New York, NY, USA: ACM, 2019: 85-96. DOI: 10.1145/3302506.3310391
- [6] ROKNI S A, GHASEMZADEH H. Synchronous dynamic view learning: A framework for autonomous training of activity recognition models using wearable sensors [C]//IPSN '17: Proceedings of the 16th ACM/IEEE International Conference on Information Processing in Sensor Networks. New York, NY, USA: ACM, 2017: 79-90. DOI: 10.1145/3055031.3055087
- [7] BAO Y Y, MA L Q, CHEN W. SSL: synchronous self-paced learning for Internet-of-things devices [C]//Proceedings of the 1st ACM International Workshop on Smart Cities and Fog Computing. New York, NY, USA: ACM, 2018: 13-18. DOI: 10.1145/3277893.3277898
- [8] KONG D Q, BAO Y Y, CHEN W. Collaborative

- learning based on centroid-distance-vector for wearable devices [J]. Knowledge-based systems, 2020, 194: 105569. DOI: 10.1016/j.knsys.2020.105569
- [9] STEWART R, ERMON S. Label-free supervision of neural networks with physics and domain knowledge [EB/OL]. (2016-09-18)[2021-02-10]. <https://arxiv.org/abs/1609.05566>
- [10] FANG Y, KUANG K, LIN J, et al. Object detection meets knowledge graphs [C]//Proceedings of the Twenty-Sixth International Joint Conference on Artificial Intelligence. Melbourne, Australia: International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization, 2017: 1661-1667. DOI: 10.24963/ijcai.2017/230
- [11] WANG X L, YE Y F, GUPTA A. Zero-shot recognition via semantic embeddings and knowledge graphs [C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, UT, USA: IEEE, 2018: 6857-6866. DOI: 10.1109/CVPR.2018.00717
- [12] HE Y, LIU P, WANG Z W, et al. Filter pruning via geometric Median for deep convolutional neural networks acceleration [C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Long Beach, CA, USA: IEEE, 2019: 4335-4344. DOI: 10.1109/CVPR.2019.00447
- [13] WAN D W, SHEN F M, LIU L, et al. TBN: convolutional neural network with ternary inputs and binary weights [M]//Computer Vision-ECCV 2018. Cham, Switzerland: Springer International Publishing, 2018: 322-339. DOI: 10.1007/978-3-030-01216-8_20
- [14] TAN M X, CHEN B, PANG R M, et al. Mnas-Net: platform-aware neural architecture search for mobile [C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Long Beach, CA, USA: IEEE, 2019: 2815-2823. DOI: 10.1109/CVPR.2019.00293
- [15] LI Z Z, HOIEM D. Learning without forgetting [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2018, 40(12): 2935-2947. DOI: 10.1109/TPAMI.2017.2773081
- [16] REBUFFI S A, KOLESNIKOV A, SPERL G, et al. iCaRL: incremental classifier and representation learning [C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, HI, USA: IEEE, 2017: 5533-5542. DOI: 10.1109/CVPR.2017.587
- [17] REN M, LIAL R, FETAYA E, et al. Incremental few-shot learning with attention attractor networks [C]//Proceedings of the Advances in Neural Information Processing Systems. USA: IEEE, 2019: 5276-5286
- [18] TAO X Y, HONG X P, CHANG X Y, et al. Few-shot class-incremental learning [C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle, WA, USA: IEEE, 2020: 12180-12189. DOI: 10.1109/CVPR42600.2020.01220
- [19] 符山, 吕艾临, 闫树. 知识图谱的概念与应用 [J]. 信息通信技术与政策, 2019, (5): 10-13
- [20] CHEN Y Z, KUANG J, CHENG D, et al. AgriKG: an agricultural knowledge graph and its applications [C]//Proceedings of DASFAA. Chiang Mai, Thailand, 2019: 533-537
- [21] LI L F, WANG P, YAN J, et al. Real-world data medical knowledge graph: construction and applications [J]. Artificial intelligence in medicine, 2020, 103: 101817. DOI: 10.1016/j.artmed.2020.101817
- [22] 刘瑞宏, 谢国强, 苑宗港, 等. 基于知识图谱的智能故障诊断研究 [J]. 邮电设计技术, 2020, (10): 30-35
- [23] YOU S J, LI X T, CHEN W. Intelligent prediction for device status based on IoT temporal knowledge graph [C]//2020 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC). Chongqing, China: IEEE, 2020: 560-565. DOI: 10.1109/ICCC49849.2020.9238860
- [24] 陈德华, 殷苏娜, 乐嘉锦, 等. 一种面向临床领域时序知识图谱的链接预测模型 [J]. 计算机研究与发展, 2017, 54(12): 2687-2697
- [25] ANTOINE B, NICOLAS U. Translating embeddings for modeling multi-relational data [C]//Proceedings of Neural Information Processing Systems (NeurIPS). 2013: 2787-2795
- [26] XIE R B, LIU Z, LIU F, et al. Triple trustworthiness measurement for knowledge graph [EB/OL]. (2017-05-09)[2021-01-27]. <https://arxiv.org/abs/1705.03202>
- [27] JIA S B, XIANG Y, CHEN X J, et al. Triple trustworthiness measurement for knowledge graph [C]//Proceedings of the 28th International Conference on World Wide Web, 2019: 2865-2871
- [28] ZHAO Y, FENG H L, GALLINARI P. Embedding learning with triple trustiness on noisy knowledge graph [J]. Entropy, 2019, 21(11): 1083. DOI: 10.3390/e21111083
- [29] 施巍松, 孙辉, 曹杰, 等. 边缘计算: 万物互联时代新型计算模型 [J]. 计算机研究与发展, 2017, 54(5): 907-924
- [30] 张云勇, 程刚, 安岗, 等. 区块链在电信运营商的应用 [J]. 电信科学, 36(5): 1-7. DOI: 10.11959/j.issn.1000-0801.2020151
- [31] 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. DOI: 10.1109/COMST.2017.2705720
- [32] FARACI G, LOMBARDO A. An NFV approach to share home multimedia devices [C]//2017 IEEE Conference on Network Softwareization (NetSoft). USA: IEEE, 2017: 1-6
- [33] HU P F, CHEN W, HE C M, et al. Software-defined edge computing (SDEC): principle, open IoT system architecture, applications, and challenges [J]. IEEE Internet of Things journal, 2020, 7(7): 5934-5945. DOI: 10.1109/JIOT.2019.2954528
- [34] LIM W Y B, LUONG N C, HOANG D T, et al. Federated learning in mobile edge networks: a comprehensive survey [J]. IEEE communications surveys & tutorials, 2020, 22(3): 2031-2063. DOI: 10.1109/COMST.2020.2986024
- [35] WANG X F, HAN Y W, LEUNG V C M, et al. Convergence of edge computing and deep learning: a comprehensive survey [J]. IEEE communications surveys & tutorials, 2020, 22(2): 869-904. DOI: 10.1109/COMST.2020.2970550
- [36] QU W, DING X L, YANG K, et al. IDEC: intelligent distributed edge computing system architecture enabling deep learning across heterogeneous IoT devices [C]//2020 IEEE 6th International Conference on Computer and Communications (ICCC). Chengdu, China: IEEE, 2020: 926-933. DOI: 10.1109/ICCC51575.2020.9345083

作者简介



Wai CHEN, 国家特聘专家, 中国移动研究院首席科学家; 拥有 30 多年前瞻技术研究经历, 主要研究领域为机器智能、边缘计算、下一代车联网及智能交通; 在车路协同 V2X、机器智能和边缘计算等方面发表论文 100 余篇, 并出版了

1 本关于车辆通信和网络的著作, 拥有 36 项美国专利。



鲍媛媛, 中国移动研究院高级研究员; 主要研究领域为机器智能、边缘计算; 已发表论文 40 余篇。

面向 6G 的车联网关键技术

Key Technologies of Internet of Vehicles System Towards 6G



郎平 / LANG Ping, 田大新 / TIAN Daxin

(北京航空航天大学, 中国 北京 102206)
(Beihang University, Beijing 102206, China)

摘要: 从场景定义、性能指标等多个方面介绍了 6G 技术的研究情况, 分析了 6G 赋能下智能车联网系统的发展方向。6G 车联网系统的关键技术覆盖全域感知决策、空天地一体化通信、多层次边缘智能、数字孪生交通、边缘服务安全五大方面。6G 新技术赋能的车联网系统, 将进一步推动出行智能化、服务泛在化、管控全局化的新时代智能交通愿景的实现。

关键词: 6G; 智能交通; 车联网系统; 关键技术

Abstract: The research advancement of 6G technology from aspects of scenario and performance is introduced, and the development direction of intelligent Internet of Vehicles (IoV) system enabled by 6G is analyzed. 6G key technologies for the IoV system cover five aspects: large-scale sensing and decision, space-air-ground integrated communication, multi-layer edge intelligence, digital twin traffic, and edge service security. The 6G empowered IoV system will promote the realization of intelligent travel, ubiquitous service, and global control of the novel intelligent transportation system.

Keywords: 6G; intelligent transportation system; Internet of Vehicles system; key technology

DOI: 10.12142/ZTETJ.202102004

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20210402.0900.002.html>

网络出版日期: 2021-04-02

收稿日期: 2021-02-23

随着技术的进步, 移动通信的发展经历了 1G 时代的模拟语音通话、2G 时代的数字语音和文本消息、3G 时代的多媒体传输以及 4G 时代的网络移动互联。2019 年 10 月 31 日, 中国 5G 正式商用, 将移动通信从人与人之间的连接演进到人与物、物与物的全场景连接, 并将服务对象由个人 / 公众拓展到了垂直行业。按照移动通信技术“使用一代、建设一代、研发一代”的规律, 在 5G 应用之初, 6G 相关研

发也已开始。在 5G 全场景连接的基础上, 6G 将进一步实现万物互联, 并建立多层次、全覆盖的无缝连接。作为通信、交通、汽车等多个行业融合交叉的关键领域, 车联网系统正借助于新一代信息通信技术发展、部署^[1]。中国在 2019 年发布的《交通强国建设纲要》中明确提出, 要在 2035 年实现“现代化综合交通体系基本形成”“城市交通拥堵基本缓解”“无障碍出行服务体系基本完善”“基本实现交通治理体系和治理能力现代化”的远景目标。在 5G 的部署与 6G 的使能下, 车联网技术势必会推动大数据、人工智能、区块链、数字孪生、超级计算

等新技术与交通、汽车等行业的深度融合, 让智能交通与自动驾驶产业迸发新的活力。面向 6G 的应用愿景, 本文中我们将重点探讨与展望车联网相关领域的关键技术趋势。

1 6G 与车联网

2019 年 6 月, 中国工业和信息化部组织成立了 6G 研究组 (后更名为 IMT-2030 推进组), 推动 6G 的相关研究。同年 11 月, 科技部等 6 部门召开了 6G 技术研发工作启动会, 宣布成立国家 6G 技术研发推进工作组和总体专家组, 正式开启中国 6G 研究工作。2020 年 2 月, 国际电信联盟 (ITU)

基金项目: 国家自然科学基金 (61822101、62061130221、U20A20155); 北京市自然科学基金 (L191001)

无线电部门正式启动面向 2030 及 6G 的研究工作,初步形成 6G 研究时间表。截至目前,6G 仍处于探索阶段,相关应用场景、性能指标与关键技术还未有统一、明确的定义。本文中,我们结合现有的各项研究内容,探讨 6G 技术及其与车联网的关系。

5G 时代,ITU 确定了增强型移动宽带(eMBB)、超可靠低时延通信(URLLC)与海量机器类通信(mMTC)三大应用场景。6G 时代,这些应用场景将得到极大的增强和扩展^[2-3]。在场景的增强上,6G 将在 5G 的基础上进一步增大带宽、拓展连接,支撑智慧城市、高清传输、自动驾驶等应用的不断部署。同时,在场景的扩展上,6G 将进一步实现全覆盖的移动宽带场景与智能跨领域场景,包括空天地全覆盖的网络通信、增强扩展现实与全息通信、数字孪生与智能移动平台等。为支撑这些增强与扩展的应用场景,6G 网络将在 5G 基础上显著提升网络性能。综合现有的研究,6G 的预期性能指标与 5G 指标对比的信息如表 1 所示^[2,4,5]。

作为 5G 重要的应用场景之一,车联网建立了车与车、车与路、车与人以及车与云平台之间广泛、稳定的连接,实现了一系列车载信息娱乐、交通安全保障与交通效率提升的典型应用场景。未来,车联网还将进一步促进自动驾驶技术的发展与进步,推

动多种复杂场景下自动驾驶技术的早日落地^[6]。当前,应用于 5G 车联网的新空口车用无线通信(NR V2X)标准已经基本完成。这些标准的实施将有效促进车辆编队、高级驾驶、远程驾驶等高等级驾驶技术的实现。6G 时代,借助于通信性能的提升,智能车联网技术将会得到进一步的发展:在全连接的车-路-云智能感知与协同决策下,交通系统的安全性及效率将进一步提升;在空天地一体化通信的支持下,全场景下的无人驾驶技术有望得到实现;网络边缘智能水平的提高将推动低成本轻量级智能汽车的大规模应用;城市级全域覆盖的数字孪生系统将实现数据驱动的交通智能决策与管理;高性能网络下的区块链部署将有效增加全链路的安全保障与协同能力,让公众能够更放心地使用新技术,感受出行的安全与便利。最后,基于车联网的智能交通系统将为社会主义现代化强国建设提供全面的服务和保障,让人民享有更加美好的交通服务。

2 面向 6G 的车联网关键技术展望

2.1 人工智能使能的全域多维感知决策技术

目前,车联网技术的应用已从最初的信息娱乐演进到车车、车路信息交互条件下的安全保障与效率提升。

“聪明的车”与“智慧的路”相结合

的车联网部署模式的建立,使得汽车不再是交通环境下的孤立个体。但这种简单交互层面的协调连接在中国高度动态混杂的交通运行环境下,仍难以以为自动驾驶汽车提供足够的感知与决策扩展。因此,未来 6G 全场景自动驾驶汽车的智能化和安全性的提升,不仅仅依赖于单个车辆的智能感知水平和主动安全技术的提升,还需要从全局角度协同增强车-路-云多个维度上的感知决策能力。

随着 6G 人工智能技术的进一步发展,车联网将在深度学习、多传感器融合等方法的使能下形成车辆、路侧、云端的全场景一体化感知决策架构。同时,结合 6G 车-路-云高性能通信能力,车联网形成多视角、全方位目标协同感知体系。对于多场景的目标特征信息,利用深度学习重识别技术进行多视角特征的深度关联与匹配,能够实现不同场景目标的跨境追踪,以掌握目标运动状态、轨迹等信息。进一步地,利用 6G 车联网通信建立车-路-云全时空、跨区域数据共享和信息交互机制,能够实现车-路-云一体化协同感知;结合全局多维数据,能够完成协同化的车路行为决策,增强智能汽车的驾驶安全,有效降低自动驾驶汽车部署成本,提高交通运行效率。

2.2 空天地一体化高性能网联通信技术

借助于网联通信技术,车联网系统实现了车-路-云的广泛连接,使智能车辆不仅可以“眼观六路”,还可以“耳听八方”。目前,在中国相关部门与企业的大力推广下,蜂窝车用通信(C-V2X)技术已成为国际上广泛采纳的车联网通信技术。美国也已收回原本分配给传统专用短程通信(DSRC)技术的频谱,转而分配给 C-V2X 技术。C-V2X 技术具体包括

▼表 1 6G 与 5G 的关键性能指标对比

| 性能指标 | 5G | 6G | 性能提升 |
|--------|-----------------------------|----------------------------|--------|
| 峰值速率 | 20 Gbit/s | ≥ 1 Tbit/s | ≥ 50 倍 |
| 用户体验速率 | 0.1 Gbit/s | 1 Gbit/s | 10 倍 |
| 时延 | 1 ms | 0.1 ms | 10 倍 |
| 移动性 | 500 km/h | 1 000 km/h | 2 倍 |
| 连接密度 | 100 万个/km ² | ≥ 1 000 万个/km ² | ≥ 10 倍 |
| 流量密度 | 10 Mbit/(s·m ²) | 1 Gbit/(s·m ²) | 100 倍 |
| 能量效率 | 1 倍 | 100 倍 | 100 倍 |
| 频谱效率 | 1 倍 | ≥ 3 倍 | ≥ 3 倍 |

当前正在应用的基于 4G 的长期演进 (LTE)-V2X 和 2020 年已基本完成标准化的基于 5G 的 NR-V2X 技术。这些技术虽然极大地促进了车与车、车与路之间的高效连接,但仍较强烈地依赖于基础设施的部署。在没有车联网基础设施部署的偏远地区,车辆只能基于车与车间的自组织网络进行通信,难以享受一体化网络所提供的全方位应用服务。

基于天基多层次网(包括高轨卫星、中低轨卫星以及临空平台等)、地面蜂窝多层次网(包括宏蜂窝、微蜂窝等)以及气球和无人飞行器的设施,6G 将组成多重形态立体异构空地融合的通信网络^[5,7]。借助于这种网络架构,车联网通信将进一步实现包含统一空口传输协议和组网协议的服务化网络,满足车辆在不同部署和多样化环境下的全场景、高性能网联通信需求,实现车联网应用服务的无缝漫游与无感知切换。此外,未来 6G C-V2X 还可能实现毫米波波段、可见光通信(VLC)以及太赫兹通信下的大规模多输入多输出(MIMO)技术^[2],进而支持海量实时交通数据环境下的全交通场景系统级协同。这些新技术不仅提高了传输性能,还提供了定位、传感和 3D 成像能力,为 C-V2X 引入了丰富的新频谱资源,进一步满足自动驾驶的高性能通信需求。

2.3 海量数据下的多层级边缘智能技术

目前,在创建车联网先导区和建设交通强国等政策的推动下,各类车路智能化技术正扩大部署。在未来大规模部署的环境下,智能交通系统的局部车路终端每天都将产生吉字节甚至太字节级的数据,并汇聚形成海量的实时数据。受限于成本与空间,自动驾驶汽车等智能车辆难以在本地部署大量资源来处理这些数据,而云计

算又面临着通信传输延迟高、数据处理实时性低等问题。通过将传统网络中心的部分计算与存储资源迁移到靠近车辆与路侧终端的网络边缘,边缘计算技术能够为各类终端提供低延迟、高实时的计算存储服务^[8-9]。但面对车联网环境下的海量数据处理需求,现阶段的边缘计算技术仍难以实现异构设备间的智能化处理与协同式服务。

在未来的发展中,云计算与边缘计算不是相互竞争而是相互依存的关系^[2]。两者的相辅相成,将形成一种“边缘-区域-中心”体系下的多层级服务连续体。其中,边缘计算保证了数据生成时的预处理、态势分析和实时决策,进而在区域级节点的协同下实现异构信息的融合与优化,最终在云计算支撑下实现跨领域数据分析、城市级交通运行态势识别和行为预测,满足不同车联网场景的应用需求。此外,6G 的人工智能技术将进一步与边缘计算相整合,形成多层级环境下的边缘智能技术,实现边缘预训练数据处理、分布式人工智能、实时模型训练以及学习驱动下的通信管理等^[10],支撑车路动态分布式的协同计算服务,助力全天候、全场景的交通控制与自动驾驶部署。

2.4 数字孪生驱动的交通决策与管理技术

利用数字化手段,数字孪生技术将物理世界中的独立真实客体映射到虚拟世界中,形成数字世界中模拟、重构的虚拟实体。这种映射能够在各类垂直应用场景下,实现智能体在虚实空间的实时互动。在这一环境下,我们能够不受时空限制地探索、监测控制虚拟世界中的现实状态,并通过数字孪生体的动态表征来观察变化或检测问题,从而在虚拟环境下动态模拟真实世界中系统性难题的求解过程。

中国交通运输部在 2019 年发布的《数字交通发展规划纲要》中明确指出:

“数字交通是数字经济发展的重要领域,是以数据为关键要素和核心驱动,促进物理和虚拟空间的交通运输活动不断融合、交互作用的现代交通运输体系。”因此,在发展理念上,数字孪生技术与中国的数字化交通发展高度吻合。作为智能交通的前沿技术,目前交通系统的数字孪生实践,仍聚焦于数字孪生概念下的交通管理和交通服务,与同步可视决策、全局智能管理的数字孪生交通系统仍存在着一定的差距。

基于 6G 系统的实时精确感知、多模态终端、泛在通用计算、实时预测控制以及多源数据融合等特性^[7],数字孪生驱动下的智能交通系统将在新一代信息技术、地理信息技术、仿真建模技术与交通运输的深度融合下迎来新的发展,即利用真实城市交通所构建的全局映射模型,持续推动数字化交通设施、可视化交通运行与智能化交通管理建设。首先,在系统感知层面,车联网与自动驾驶的大规模应用将推动车载和路侧摄像头、毫米波雷达以及激光雷达等传感设备的广泛部署,实现交通系统全域覆盖的感知体系。同时,在信息传输上,6G 车联网将有能力承载系统级的海量数据传输与交互,形成网络化的传输体系。进一步地,“边缘-区域-中心”的多层级智能计算体系将使能城市级的交通大脑平台。依托于虚实系统间的实时交互与同步运行,这一平台将完成复杂模型推演与数据分析,持续优化交通运行状态,实现孪生数据驱动的智能交通决策与控制,助力建成数字交通新形态。

2.5 区块链保障的边缘可信与协同技术

在海量交通数据下,随着多层级

边缘智能服务的不断部署与应用,车联网系统下的车载和路侧终端设备将自身的复杂计算任务迁移至边缘侧进行智能处理,以提高任务执行效率,降低终端自身的成本,实现敏捷部署与快速应用。但在这种终端与边缘间或边缘相互间的底层海量数据交互过程中,往往涉及各类用户的隐私与敏感数据,因此系统必须要保障数据传输与处理的安全可信,促进边缘及区域间的高效协同运行。随着接入设备需求的不断增长以及认证流程的日益频繁,传统的集中式认证结构面临着巨大的风险和压力^[2]。

作为一种新兴的去中心化安全防护与数据共享技术,区块链技术恰好能够整合多层次边缘智能的强大计算能力,建立车联网边缘的内生安全保障机制。但区块链引入的全网共识机制将极大地增加网络的传输开销。当前的车联网网络条件还难以满足其大规模部署要求,并限制了技术的应用。面向 6G,车联网系统的网络性能将得到大幅提高,网络传输能力将不再是区块链技术部署与实施的瓶颈。通过区块链技术和车联网边缘智能系统的整合,区块链的安全保障能力将与边缘环境下的先进性能相互补充,进一步提高车联网系统的安全性与隐私保护能力,促进区域资源充分利用,有效防范恶意节点攻击,提供安全可信的边缘协同服务,从而实现多层次边缘智能下的安全传输、高效认证与共享协同。

3 结束语

作为车联网系统中连接车辆、路侧设施、行人以及云平台的重要桥梁,通信技术在 4G 时代支撑了 C-V2X 车联网技术的初步应用,并将在 5G 时代稳步推进车联网的大规模应用。6G 技术将进一步与人工智能、大数据、区块链等技术融合,形成全域覆盖下的大规模场景互联,进一步推动通信与汽车、交通等行业的融合交叉发展。作为这一多行业交叉融合下的焦点领域,车联网必将在 6G 的赋能下迅速发展,持续推动中国智能交通的创新发展,助力出行智能化、服务泛在化、管控全局化的新时代智能交通愿景的形成。

参考文献

- [1] TIAN D X, ZHOU J S, WANG Y P, et al. Channel access optimization with adaptive congestion pricing for cognitive vehicular networks: an evolutionary game approach [J]. IEEE transactions on mobile computing, 2020, 19(4): 803-820. DOI: 10.1109/TMC.2019.2901471
- [2] YOU X H, WANG C X, HUANG J, et al. Towards 6G wireless communication networks: vision, enabling technologies, and new paradigm shifts [J]. Science China information sciences, 2020, 64(1): 1-74. DOI: 10.1007/s11432-020-2955-6
- [3] 6G Flagship. Key drivers and research challenges for 6G ubiquitous wireless intelligence [EB/OL]. (2020-02-16)[2021-02-18]. <https://www.6gchannel.com/items/key-drivers-and-research-challenges-for-6g-ubiquitous-wireless-intelligence/>
- [4] 赛迪智库无线电管理研究所. 6G 概念及愿景白皮书 [R/OL]. (2020-06-05)[2021-02-17]. <http://www.ccidwise.com/plus/view.php?aid=16087&tyid=3>
- [5] ALSHARIF M H, KELECHI A H, ALBREEM M A, et al. Sixth generation (6G) wireless networks: vision, research activities, challenges and potential solutions [J]. Symmetry, 2020, 12(4): 676. DOI: 10.3390/sym12040676
- [6] IMT-2020(5G) 推进组. C-V2X 白皮书 [R/OL]. (2018-06-22) [2021-02-17]. <http://www.imt-2020.cn/zh/documents/download/82>
- [7] 大唐移动通信设备有限公司. 6G 愿景与技术趋势白皮书 [R/OL]. (2020-12-29) [2021-02-18]. <http://www.datangmobile.cn/>
- [8] ETSI. Multi-access edge computing (MEC) [EB/OL]. (2020-07-10)[2021-02-14]. <https://www.etsi.org/technologies/multi-access-edge-computing>
- [9] ZHOU J S, TIAN D X, WANG Y P, et al. Reliability-optimal cooperative communication and computing in connected vehicle systems [J]. IEEE transactions on mobile computing, 2020, 19(5): 1216-1232. DOI: 10.1109/TMC.2019.2907491
- [10] 6G Flagship. 6G White paper on edge intelligence [EB/OL]. (2020-05-10)[2021-02-18]. <https://www.6gchannel.com/items/6g-white-paper-edge-intelligence>

作者简介



郎平, 北京航空航天大学在读博士研究生; 主要研究方向为车联网与边缘计算; 已发表论文 3 篇。



田大新, 北京航空航天大学交通科学与工程学院副院长、教授、博士生导师; 主要研究方向为智能交通、车联网、边缘计算与群体智能; 主持国家自然科学基金、国家重点研发计划等纵向科研项目 10 余项; 获“青年长江学者”称号, 获国家自然科学基金优秀青年科学基金资助, 获国家科学技术进步奖二等奖 2 项; 发表论文 110 余篇, 出版专著 4 本、译著 1 本, 获授权发明专利 20 余项。

太赫兹技术发展及其应用于 6G 的挑战分析

Development and Challenges of Terahertz Technology for 6G Applications

刘利平 / LIU Liping^{1,2}, 菅梦楠 / JIAN Mengnan^{1,2}, 陈艺戩 / CHEN Yijian^{1,2}

(1. 移动网络和移动多媒体技术国家重点实验室, 中国 深圳 518055;
2. 中兴通讯股份有限公司, 中国 深圳 518057)

(1. State Key Laboratory of Mobile Network and Mobile Multimedia Technology, Shenzhen 518055, China;
2. ZTE Corporation, Shenzhen 518057, China)



摘要: 作为 6G 潜在技术之一, 太赫兹技术对数据速率提升、超密集连接、低时延传输等具有积极作用。首先阐述了太赫兹技术的传播特性和信道建模方法。根据传播特性确定了大尺度、小尺度和微尺度 3 个维度的太赫兹应用场景。接着, 针对太赫兹特殊的频谱特性, 设计了物理层波形、调制编码、超大规模多输入多输出 (UM-MIMO), 以及媒体接入控制 (MAC) 层波束管理方案。最后, 关注了适用于太赫兹频段的智能超表面 (RIS) 技术, 探讨了 RIS 关键使能技术与方案设计。

关键词: 太赫兹; 传播模型; 应用场景; 基带处理; 智能超表面

Abstract: As one of the potential technologies for 6G system, terahertz technology facilitates data-rate improvement, ultra-dense connection and low-latency transmission. The propagation characteristics and channel modeling methods of terahertz band are studied in this paper. Based on the special spectrum characteristics of terahertz, three kinds of terahertz application scenarios including macro-scale, micro-scale and nano-scale are analyzed. Then, potential schemes to design physical layer waveform, modulation and coding, ultra-massive multiple-input multiple-output (UM-MIMO), and media access control (MAC) layer beam management in terahertz system schemes are given. Finally, the reconfigurable intelligent surface (RIS) technology is introduced which is applicable to the terahertz frequency. The key enabling technologies and solutions for RIS are discussed.

Keywords: terahertz; propagation model; application scenario; baseband signal processing; reconfigurable intelligent surface

DOI: 10.12142/ZTETJ.202102005

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20210402.0959.004.html>

网络出版日期: 2021-04-02

收稿日期: 2021-02-25

在未来 6G 网络中, 增强现实、五感通信、万物互联等智能服务要求数据速率有千倍提升, 以实现低时延、高可靠、可扩展的无缝连接^[1]。作为 6G 潜在的基础技术, 太赫兹是指 100 GHz ~ 10 THz 的频段资源, 它被业界评为“改变未来世界的十大技术”之一^[2]。太赫兹具有连续可用的大带宽, 将有助于构建 6G 短距离、高速率的传输系统, 支持超高速率的数据传输, 满足超密集设备的连接需求, 增

强网络连接的可靠性, 并支撑高效率的终端网络^[3-4]。

2020 年, 国际电信联盟 (ITU) 启动 6G 研究工作。其中, 太赫兹技术发展及其在 6G 中的应用与挑战成为一个研究热点。此外, 美国联邦通信委员会 (FCC) 将对 95 GHz ~ 3 THz 进行为期 10 年的开放性测试; 欧盟制定了 Horizon 计划并已启动多项针对太赫兹频段的研究项目; 日韩等国也相继开展了对太赫兹器件和无线通信技术

的研究^[5]。太赫兹架构的设计和和相关硬件器件的研发是太赫兹技术发展的重点。由于缺乏有效的太赫兹波产生和检测技术, 目前业界对太赫兹的研究仍处于探索阶段。本文中, 我们针对太赫兹的传输特性、应用场景、基带处理和相关智能超表面 (RIS) 技术进行分析研究。

1 太赫兹传输特性

如图 1 所示, 太赫兹处于毫米波

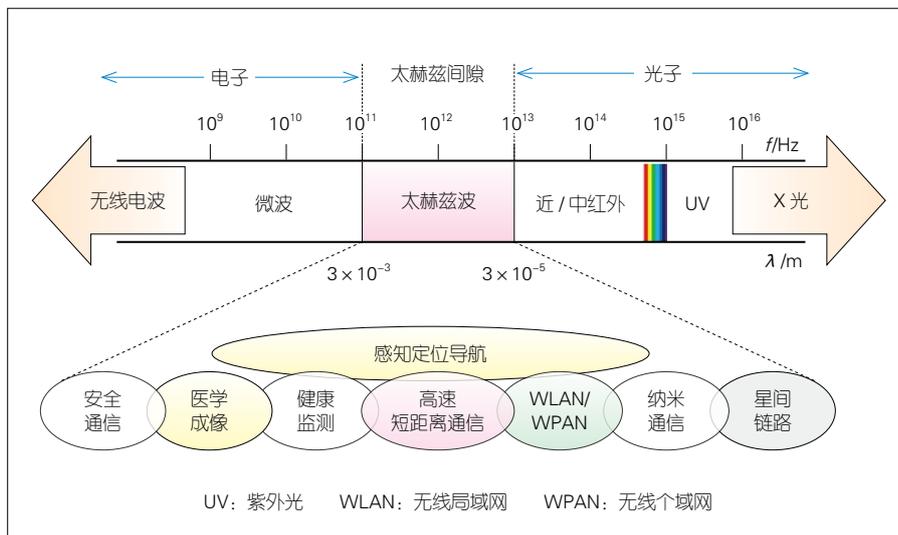
和红外光波之间，属于电子和光子的过渡区域。相比于毫米波，太赫兹具有频率更高、带宽更大、路径损耗大、分子吸收严重、漫散射丰富和波束极窄的特点。与毫米波存在宽带波束偏移现象不同，太赫兹存在波束宽带约束现象^[5]。

1.1 传播模型分析

频率的提高使传播路径损耗明显增大，室外通信在受到雨雾天气影响时也会带来额外损耗。此外，发射机功放功率低、低噪声放大器噪声系数高、高增益天线设计加工难度大等都极大地限制了太赫兹波的传输范围。太赫兹的典型应用场景是短距离通信。通过与多天线技术结合，太赫兹可借助极窄波束来克服路径衰落问题和扩展传播距离。

太赫兹的波长会引起分子吸收现象。这是因为太赫兹波长接近灰尘、雨、雪和大气中的气体分子尺寸，大气气体造成的共振会导致特定频段受到分子吸收的影响。在长距离的高频传输中，分子吸收损耗甚至会超过传播路径损耗。由于水蒸气衰减是分子吸收的主要原因之一，因此雨和云雾对太赫兹衰减的影响是不可忽略的。此外，对流层对太赫兹衰减的主要影响是折射效应^[6-7]。

太赫兹波段存在的噪声包括乘法器和混频器的热噪声、振荡器的相位噪声，以及由分子吸收产生的噪声等。由于各类分子的共振频率不同，噪声的功率谱密度会存在多个吸收峰值。分子吸收噪声仅在太赫兹信号传输时出现。我们可以利用这一性质来设计新型调制和信道编码。分子吸收效应导致多个路径损耗峰，这意味着会存在多个处于路径损耗峰之间的频谱窗口。表 1 分析了 0.1 ~ 1.03 THz 频段的频谱窗口及其对应的可用带宽^[3]。



▲图 1 基于块的混合编码框架

▼表 1 0.1 ~ 1.03 THz 频谱窗口及其对应的可用带宽

| 频谱范围 /THz | 连续可用带宽 /GHz | 频谱范围 /THz | 连续可用带宽 /GHz |
|-------------|-------------|-------------|-------------|
| 0.1 ~ 0.2 | 100 | 0.49 ~ 0.52 | 40 |
| 0.2 ~ 0.27 | 70 | 0.52 ~ 0.66 | 123 |
| 0.27 ~ 0.32 | 50 | 0.66 ~ 0.72 | 60 |
| 0.33 ~ 0.37 | 35 | 0.72 ~ 0.84 | 142 |
| 0.38 ~ 0.44 | 65 | 0.84 ~ 0.94 | 47 |
| 0.44 ~ 0.49 | 56 | 0.94 ~ 1.03 | 58 |

随着传播距离的增加，频谱窗口会变窄。为了获得更好的传输性能，短距离传输可以使用太赫兹，而长距离传输则采用中低频传输。针对不同频谱窗口，我们应当充分利用衰落平坦的频段来分段制定传输策略，并通过智能共享信道来实现对太赫兹大带宽、非连续频段的利用。

1.2 太赫兹信道建模

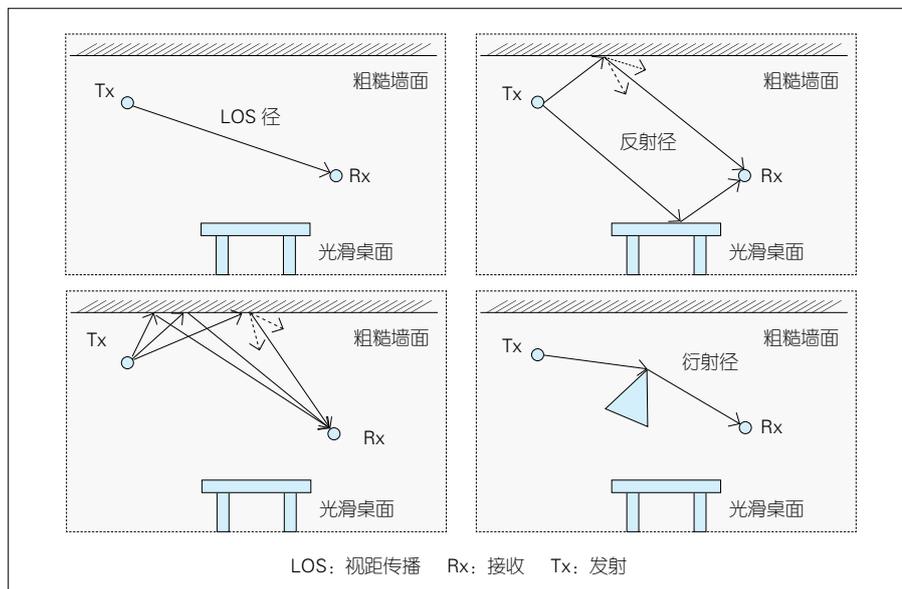
1.2.1 确定性信道模型

基于传播理论，确定性信道模型首先需要传播环境的详细几何信息，然后才可以准确地捕获电磁波传播以进行精确建模。

射线追踪 (RT) 方法利用了几何光学原理。太赫兹的极短波长使通过射线光学方法进行精确信道建模成为可能。太赫兹波在传播过程中容易受

到空间物体的阻挡，存在传播衰落和分子吸收问题。如图 2 所示，微粒特性使太赫兹波拥有多种传播路径：视距传播 (LOS)、反射、漫散射和衍射等^[8-9]。与太赫兹入射波相比，低频下的光滑表面则呈现出粗糙的特点。漫反射径能量甚至超过镜面反射径能量。在散射测量中我们可以观察到反向散射波瓣。

时域有限差分 (FDTD) 方法能够借助数值方式来求解麦克斯韦方程，并且使用迭代方式来更新模拟区域。这种方法不仅可以很好地解决太赫兹中粗糙表面带来的复杂漫散射问题，还可以对小范围场景进行建模。然而，为了准确捕获太赫兹传播的几何特征，FDTD 方法除了需要应对极高的计算复杂度外，还需要确定材料特性，开发 3D RT 模拟器，分析时变特性等。



▲图 2 太赫兹传播路径分析

1.2.2 统计信道模型

统计信道建模方法通过随机分布对信道参数进行建模。常用的参数包括路径增益、到达方向、延迟、路径衰减和耦合等。该类方法借助经验信道测量的统计方式对太赫兹信道进行建模，避免了确定性信道建模的高计算复杂度。对此，一种广泛应用的处理方法为：用抽头延迟线公式来表征无线传输，并为路径参数（如到达角方向、到达时间和复路径增益）指定统计分布。统计信道建模需要满足时间展宽效应分析、群集行为建模、时空联合建模等要求。

1.2.3 混合信道模型

混合信道建模方法是确定性方法和统计方法的组合，旨在寻求准确性和复杂度之间的平衡。其中，随机分布和射线追踪混合方法（SSRTH）随机放置散射体，并使用 RT 技术对多径传播进行跟踪和建模，以构建基于几何的随机信道模型；RT-FDTD 混合方法使用 FDTD 来分析靠近复杂不连续点的区域，同时使用 RT 方法来跟

踪区域中不包含的射线，以解决 RT 方法在复杂不连续点区域中的不准确问题。如何实现在 FDTD 和 RT 方法之间的平稳转换并融合边界结果是当前亟待解决的问题。

2 太赫兹应用场景

未来 6G 网络中太赫兹系统的可能应用包括无线通信、认知、传感、成像、定位和导航等，如图 3 所示。本节将重点分析太赫兹技术在未来 6G 无线通信中的应用场景。

2.1 大尺度应用场景

太赫兹可应用于传输距离大于 100 m 的室外场景，包括回传 / 前传链路、太空应用、车载网络等。由于室外太赫兹传播容易受到水蒸气、雨、云雾等因素的影响，因此在设计时需要预留额外的链路增益。

超密集网络部署和多点传输协作驱动大容量无线回程链路的发展。因此，太赫兹无线回传应运而生。国际移动通信（IMT）2020 和下一代通信系统都要求前传链路的传输容量必须

远大于 10 Gbit/s，而太赫兹可以很好地满足这一要求。由于存在极高的传输损耗和器件限制，因此太赫兹在应用于室外回传 / 前传等时需要配备高增益指向性天线。

未来车与车、车与基础设施通信的大带宽连接，要求无人驾驶汽车具有实时信息服务和数据批量下载的能力。虽然太赫兹是支持车载网络通信的可靠技术，但它仍需要满足车辆调度、自主链路建立、区域间车辆控制切换、地图规划，以及太赫兹频谱的有效利用等需求。

为了满足空间通信网络的需求，我们可以使用太赫兹频谱资源以获得超高数据速率和较低能耗。将太赫兹应用于仅考虑自由空间损耗的卫星应用场景^[10]可以摆脱分子衰落等因素带来的衰减，并扩大可连续利用的频谱带宽。尽管如此，太赫兹目前仍然面临着高增益极窄定向波束难以对准的问题。

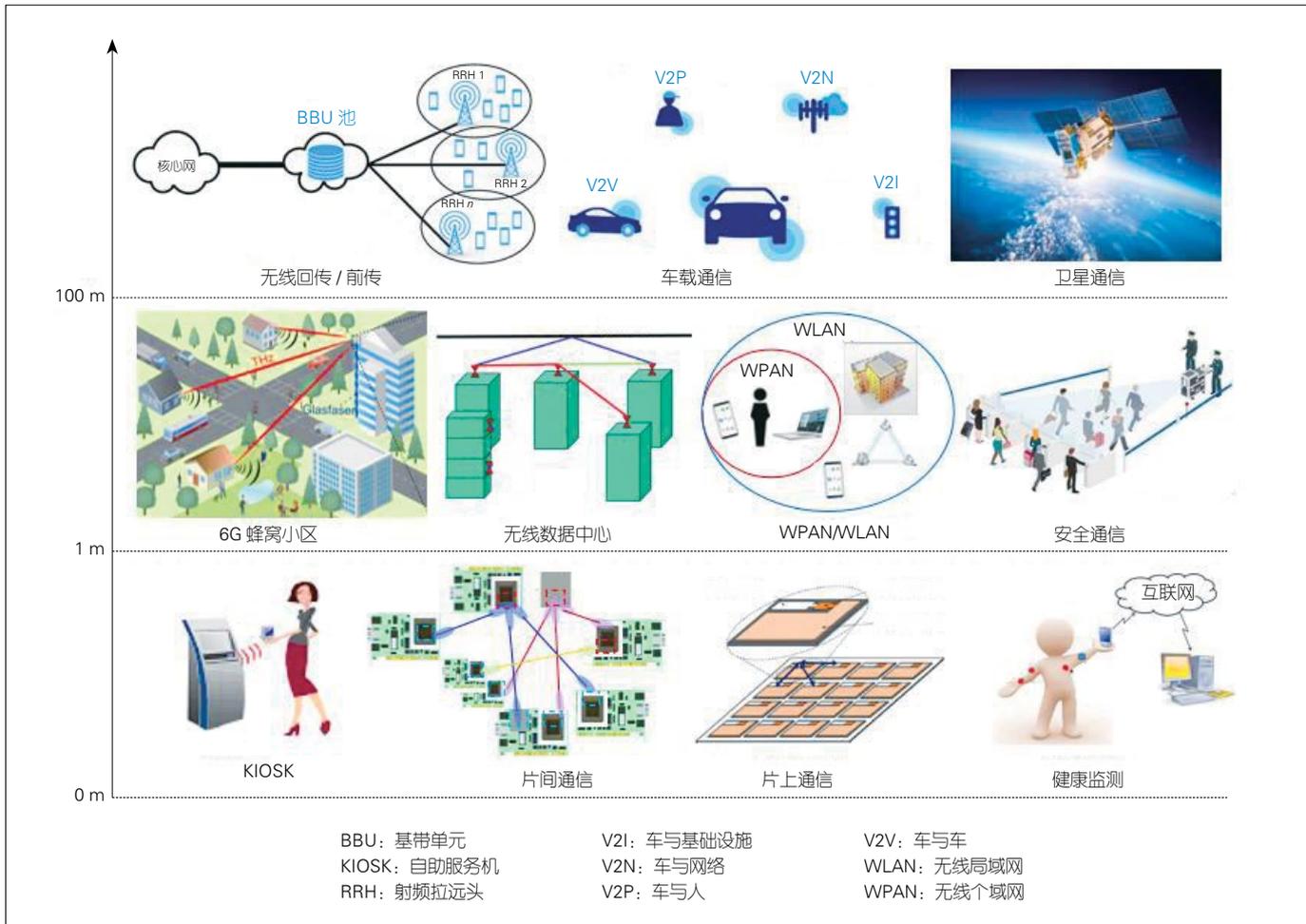
2.2 小尺度应用场景

小尺度应用场景是指太赫兹技术在 1 ~ 100 m 传播距离的应用场景。

太赫兹频段通信可用于 6G 蜂窝小区，在 10 m 的覆盖范围内能够提供超高速率的数据通信，并实现超高速有线网络与无线设备之间的无缝连接。此外，太赫兹还适用于室内和室外场景，可以支持静态和移动用户通信。

传统数据中心面临着复杂度、可靠性、功耗、维护成本、空间占用等多方面的挑战。引入无线太赫兹链路，并在数据中心内提供可重新配置的路由，可以增强系统的灵活性，并在不减少带宽的情况下降低布线成本。

太赫兹在实现超高速有线网络与个人无线设备之间的无缝高速互连时，能够提供太比特无线局域网（WLAN）、高清全息视频会议等服务^[11]。无线个



▲图3 太赫兹应用场景分析

域网 (WPAN) 可以通过太赫兹建立附近设备间的太比特每秒链路, 在室内桌面等范围支持个人设备之间的超高速率数据传输。

在小尺度应用场景中, 太赫兹通信可以实现超宽带安全通信链路, 相关应用主要包括无人爆炸物探测、有毒气体检测、雷达通信和极窄波束防窃听等。

2.3 微尺度应用场景

通信距离小于 1 m 的微尺度通信是太赫兹通信的特色应用, 它可以有效避免由太赫兹波段高路径衰减和分子衰减带来的负面影响。

自助服务机 (KIOSK) 系统要

求终端具有高速率数据传输能力。KIOSK 可以将大量数据下载到用户终端, 并在火车站、购物中心等公共区域提供服务。用户与自助服务终端之间的距离通常小于 10 cm。在进行微尺度通信时, 太赫兹需要满足近距离传输范围和点对点 (P2P) 网络拓扑要求。

高速太赫兹无线链路可以连接多个印制电路板 (PCB), 也可以连接设备内部同一 PCB 上的芯片。通过平面纳米天线, 太赫兹可以实现无线片上网络的可扩展形式, 创建超高速链路, 以满足面积受限和通信密集片上场景的严格要求 [12]。

由于太赫兹波长与分子尺寸接近, 我们可以通过纳米传感器来监测胆固

醇、癌症生物标志物等, 还可以通过构造纳米传感器网络来收集有关用户的健康数据。通过纳米传感器与微型设备之间的无线接口, 可以实现健康数据的上报 [13]。与伽马射线等健康检测方法相比, 太赫兹健康监测具有更高的安全性。

3 太赫兹基带处理算法

太赫兹存在功率放大器非线性、同相/正交 (I/Q) 不平衡、相位噪声严重等问题。此外, 当前的物理层主要是针对 52.6 GHz 以下频谱进行优化的, 对太赫兹频段的优化比较少。因此, 太赫兹相应的器件设计优化和基带处理算法仍需要进一步研究。

3.1 波形设计

在进行太赫兹频段的波形设计时，我们应考虑太赫兹的特有性质，例如路径损耗极高、信道稀疏、时间扩展严重、延迟扩散大、载波频率偏移、相位噪声高、多普勒频移扩展变大等。这对带外发射等指标提出了更高的要求。此外，我们还需要充分考虑随距离变化的频谱窗口，以获得适用于特定传输距离的太赫兹波形。

由于太赫兹频段存在信道多径扩展的特点，多载波波形仍是太赫兹波形设计的重点。太赫兹通信系统面临相位噪声高、硬件受限严重的问题。这使得能够与现有系统更兼容的正交频分复用（OFDM）波形具有广阔的应用前景。其中，加窗 OFDM 采用具有平滑边缘的非矩形脉冲形状来改善 OFDM 波的频谱形状，带外泄露相对较低，是太赫兹频段重要的波形之一。为了进一步克服太赫兹多载波波形的高峰均功率比（PAPR），我们可以采用选择性映射、部分传输序列和选择合适码本等方法。

单载波正交幅度调制（QAM）^[14]可以降低频率偏移灵敏度、相位噪声和 PAPR，还可以通过频率均衡器降低信号处理的复杂度。然而，单载波 QAM 仅适用于全带宽方案。对此，载波聚合可能是一种解决方案，但会带来灵活性受限的问题。这是因为载波聚合有着更多的信令开销和更为复杂的处理过程。

单载波离散傅里叶变换（DFT）扩展 OFDM（DFT-s-OFDM）波形可以将单载波的低 PAPR 和多载波频域的资源灵活分配结合起来，但该方法面临着由相邻符号间过渡不连续造成的大量带外泄露等问题。特定码字 DFT-s-OFDM^[15]采用旁瓣较低的滤波器以抑制 DFT-s-OFDM 符号尾部泄露。在符号尾部生成特定码字是一种可行

的太赫兹单载波波形设计方案。表 2 给出了几种太赫兹波形的对比分析。

分析距离与太赫兹频谱窗口之间的关系对波形设计十分重要。由于单个频谱窗口带宽约为几十吉赫兹，因此我们可以将每个频谱窗口划分为一组子带来进行多宽带传输。为对抗频率选择性衰落并改善 SINR，子带信息符号可以通过一系列极短脉冲来表示。其中，极性随机化脉冲可提供更强的抗干扰能力，并有助于优化超宽带通信的频谱形状。针对多用户场景，子带中心频段将被分配给长距离和高要求的用户，子带边缘频段将被分配给小区中心和低要求的用户，以保证边缘用户传输性能，实现多用户传输和容量提升。

在帧结构设计中，一般循环前缀（CP）持续时间是固定的，并且是根据最坏情况来设计的。这会对时延扩展小的用户造成负面影响，这一点在时延扩展大的太赫兹通信中尤为严重。为此，一种解决方案是：使用内部保护间隔来替换 CP，使保护间隔和数据

传输的总持续时间固定，同时两者的比率可以灵活变动，如图 4 所示。内部保护间隔可以动态扩展以处理时序未对准问题，在不影响帧持续时间的情况下，为远近用户配置不同的保护间隔，从而避免符号间干扰。

3.2 调制编码

太赫兹功率放大器在饱和区工作时会产生高水平失真。高 PAPR 问题在太赫兹频率内表现得尤为突出。复杂基带信号包络的缓变会降低对功率放大器的线性要求。低复杂度的低包络变化调制是太赫兹调制的优先选择。

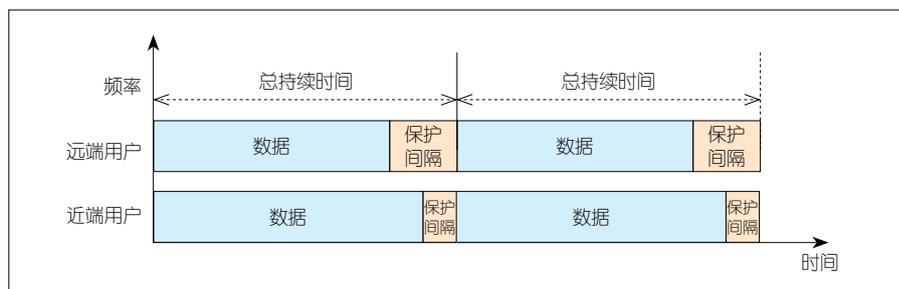
$\pi/4$ 正交相移键控（QPSK）是 QPSK 和偏置正交相移键控（OQPSK）的折中，它允许的最大相变为 135° 。经过带通滤波的 $\pi/4$ QPSK 信号的包络波动比带通 QPSK 信号小。 $\pi/4$ QPSK 旁瓣功率衰减速率比 QPSK 快，并且具有更高频谱效率。此外，基于相同设计方法的 $\pi/4$ 二进制相移键控（BPSK）也是一种低包络变化的信号调制方法。低阶调制在大带宽太赫兹

▼表 2 太赫兹波形对比分析

| 指标 | W-OFDM | DFT-s-OFDM | UW-DFT-s-OFDM | SC-QAM |
|--------|--------|------------|---------------|--------|
| PAPR | 高 | 低 | 低 | 低 |
| 相位噪声补偿 | 中 | 高 | 最高 | 高 |
| 带外泄露 | 高 | 低 | 最低 | 低 |
| 复杂度 | 高 | 高 | 最高 | 低 |
| 频谱灵活性 | 高 | 高 | 高 | 低 |
| 后向兼容 | 最优 | 优 | 优 | 差 |

DFT-s-OFDM: 离散傅里叶变换扩展正交频分复用
PAPR: 峰均功率比
SC-QAM: 单载波正交幅度调制

UW-DFT-s-OFDM: 特定码字 DFT-s-OFDM
W-OFDM: 加窗正交频分复用



▲图 4 帧结构设计

通信中受到更多关注。

太赫兹频段严重的器件损伤和相位噪声可能会给传输带来不利影响。因此,研究降低相位噪声影响的调制方案是十分必要的。振幅移相键控属于线性调制,它的星座点被限制在一组同心环上,对非线性失真的敏感度较低。这有利于消除功率放大器的非线性失真。

针对太赫兹微尺度通信,基于上百飞秒长脉冲的通断键控(OOK)开关设计^[16]是一种可行的调制方案。该方法以静默方式来传输逻辑0信号,使用初始化前同步码和恒定长度的数据包来区分静默与非静默状态,对纳米器件之间的严格同步要求较低,能够避免分子吸收噪声带来的干扰,有效减少高频短脉冲下的复杂同步过程带来的干扰。

为设计低复杂度信道编码方案,我们需要研究传输速率与解码时间之间的权衡关系。编码方案需要充分分析太赫兹多分子吸收和多径衰落,并根据网络条件动态设置最佳编码权重。目前,IEEE 802.15.3e(电气与电子工程师协会标准)针对252~325 GHz的频率范围制定了前向纠错(FEC)方案,并指出在极高数据速率下FEC在硬件实现中具有很大的优势。

3.3 超大规模多输入多输出(UM-MIMO)技术

UM-MIMO能够解决太赫兹通信距离短的问题,进而提升太赫兹通信网络的可达容量。

表面等离极化激元(SPP)波属于受限电磁波,它常出现在金属和电介质间由电荷的整体振荡产生的界面上,其波长远小于自由空间波长。石墨烯SPP波通常适用于频率高于1 THz的通信场景。等离子体超材料天线在100 GHz~1 THz频段下可能会替代

传统天线。SPP波在石墨烯中的传播特性取决于结构尺寸和费米能量。动态调整限制因子能够使天线阵列谐振频率可调。

在UM-MIMO波束赋形中,大量纳米天线集成为小尺度阵列,同时高增益窄波束指向最强的传播路径,以补偿极高的路径衰减。在太赫兹波段,基于码本的混合波束赋形策略是可能的解决方案之一。该方案的过程大致包括:首先选择传输窗口,进行预扫描和用户分组,然后进行距离感知多载波传输,精确模拟波束赋形,最后选择天线子阵列,进行功率分配和混合波束成形。

在UM-MIMO空间复用中,我们可以将超大规模天线阵列划分为不同的子阵列。子阵列的数量、天线元素数目、星座图之间的权衡都有助于实现不同的传输目标。在短距离通信时,天线元素级空间复用更有优势。在长距离传输时,子阵列的数量需要根据实际需求来配置。基于空域太赫兹信道存在多条不相关传播路径的特点,通过空间多路复用可以提高用户数据的传输速率。

利用太赫兹传输多窗口可以实现更高的系统容量。等离子体纳米天线的谐振频率可调性使多传输窗口的协同应用成为可能。这种方法的基本思路是:首先以虚拟方式将纳米天线阵列分成多个子阵列,然后独立地调整每个子阵列元素的动态复电导率,可以使子阵列元素在不同的中心频率上工作,最后通过选择特定元素或交错方式来创建不同频率的虚拟子阵列^[17]。

3.4 波束管理

太赫兹波长短的特点使得在小面积内集成大量天线成为可能。虽然太赫兹波束极窄,但容易产生波束指向误差。由于射频链路数量受限且太赫

兹器件不成熟,因此部分具有混合波束赋形的连接结构更具有潜力。

太赫兹信道具有天然稀疏特性,可以通过两步波束子集优化和线性波束搜索来减少搜索空间。对此,一种可行的方案为:通过压缩感知等稀疏信号处理方法来减少波束选择的训练负担。具有较低复杂度的正交匹配追踪(OMP)算法、近似消息传递(AMP)算法都是候选方法。在波束极窄的情况下,原子范数超分辨率压缩感知的方法^[18]能够提升波束训练性能。此外,数据驱动波束选择方法可以降低波束管理的复杂度。数据模型双驱动的深度学习方法可以将无线传输模型和深度学习的优点进一步结合,是一种待挖掘的波束训练方法。

用户的移动性会导致太赫兹波束空间发生快速变化。因此,利用时变信道时间相关性的信道追踪方法是研究方向之一。基于先验信息的波束追踪方案通过实际用户运动模型,来挖掘基站与用户之间的物理方向时间变化规律,并利用先前时隙中获得的波束空间信道来预测时变波束空间信道。智能波束追踪方案^[19]借助机器学习的训练和预测过程,并利用过去信道状态信息(CSI)来有效地预测未来波束方向和用户CSI,使波束追踪精度得到进一步提升。

由于太赫兹信号衰减严重且衍射能力较弱,因此太赫兹出现阻塞的概率远高于毫米波波束。对此,我们可以采用基站间协作的方案来应对波束阻塞。越区切换和阻塞预测是这种方案的主要手段。该方案构造序列标记并解决相关问题,利用监督学习等方法来获取阻塞发生时下一次最可能切换的基站信息,以防止由阻塞导致的突然链路断开。太赫兹信道的多径特性使得波束间协作成为解决波束阻塞问题的另一种思路。基于这种思路的

方案可以建立针对 LOS 和（非视距传播）NLOS 路径的波束对列表。当检测到堵塞时，系统将首先选择一个新波束对，然后立即进行切换。RIS 的引入不仅使得改变传输环境和获得期望路径成为可能，还使波束协调方案的可行性得到进一步提升。当多个 RIS 协同工作时，可靠传输波束对将获得进一步增强。这使得波束协同方案在解决波束阻塞问题时更加具有吸引力。

4 RIS 技术

无线信道是一种不可控的随机连接，本身具有一定的不可靠性。此外，环境通常也会对通信效率产生负面影响。随着智能无线电磁环境概念的提出，控制无线环境成为超越传统通信的可行方法。这为无线通信系统增加了新的自由度。

RIS 由特殊设计的超材料单元按照一定规则排列组成，是一种具有可编程电磁特性的二维薄层人工电磁表面。改变 RIS 阵子的电磁特性可以控制无线电波的散射、反射和折射，克服多径衰落和自然环境无线传播的负面影响。无需复杂的编译码和射频处理，RIS 技术就可实现对入射电磁波的定向反射，并形成振幅、相位、频率可控的电场。

全球有不少高校和企业开展了对 RIS 技术的研究工作。例如，东南大学崔铁军院士团队和麻省理工大学 H. BALAKRISHNAN 教授团队等均对基于 RIS 的 6G 超大规模无线发射机、新型无线中继、智能电磁墙等新应用展开了深入研究^[20-22]。欧洲远程教学创作与销售网联盟（ARIADNE）正在通过 RIS 先进连接技术来探究 100 GHz 以上的 D 波段频率。

4.1 RIS 优势分析

RIS 技术不仅具有低成本、大面

积、易部署、连续表面、强兼容性、全双工的优点，还具有频谱效率增强、无源被动反射和全频段工作的突出特点^[23]。将 RIS 应用于太赫兹频段是未来的技术发展趋势。

太赫兹信号容易受到阻挡物干扰，同时严重的分子吸收和路损衰减会影响太赫兹信号的可靠性。对此，RIS 能够通过重新配置无线传播环境来补偿功率损耗，以克服非视距限制，进而构建智能可控的无线环境。RIS 技术可以显著增加复用层数和容量，提高异构网络的服务质量，改善移动边缘计算的延迟性能。

将 RIS 密集地分布在室内和室外空间中会对太赫兹覆盖空洞产生积极作用。具体来说，RIS 可以在用户与服务基站（或接入点）之间创建虚拟视线链接，以克服局部空洞问题，改善恶劣的传播环境。这种方法具有低成本和环境友好的优点。

太赫兹衰减严重的缺点限制了其覆盖范围，这使太赫兹面临小区边缘用户服务差和多小区同频干扰的问题。对此，我们可以将 RIS 部署在小区边缘，通过被动波束赋形来提高目标信号功率并抑制干扰，进而实现覆盖范围扩大和动态用户追踪。

对希望降低电磁干扰的场景（如医院、机场等），RIS 不仅可以通过智能控制无线环境来控制多径，还可以通过有效干扰控制来降低电磁辐射水平。作为发射机应用时，RIS 可以降低对射频链路和模数转换器/数模转换器（ADC/DAC）的高需求。这将有助于应对目前太赫兹面临的硬件技术难题。

此外，RIS 还可用于太赫兹频段的定位、感知，以及其他新场景。RIS 的极大阵子数目可以显著提高空间分辨率，从而获得超高定位精度^[24-25]。例如，RIS 不仅可以用于无人机太赫

兹通信，提升无人机网络性能，还可以用于增强太赫兹物联网场景，构建智能无线传感器网络。

4.2 RIS 关键技术分析

RIS 引入了从基站到 RIS、从 RIS 到用户的分段信道，具有不同于大规模 MIMO 的信道特征。根据实际网络的几何结构、超表面面积和工作波长等，RIS 包括近场工作模式和远场工作模式^[26]。这两种工作模式的信道具有不同的特征。这给 RIS 信道的表征与简化带来了新的挑战。双偏振反向散射信道模型和空间散射信道模型是 RIS 常用的模型。从发射机到 RIS，再到接收机，这一过程的路径损耗非常高。对这一损耗进行合理建模是十分必要的。

获取 RIS 与收发机之间的信道状态信息对基站主动波束赋形、RIS 被动波束赋形、安全传输，以及被动信息传输等至关重要。被动 RIS 不具备信号处理能力，且单元数量多导致下行链路反馈开销巨大。这可能会导致 I/Q 不平衡、相位噪声、放大器非线性等问题。因此，设计反馈开销友好的鲁棒信道估计方案是非常有必要的。由于太赫兹信道散射径比较丰富，并且受分子吸收影响严重，因此在设计信道估计算法时需要对此加以考虑。太赫兹信道稀疏特性为信道估计带来了便利。信道缺秩、双结构化稀疏等性质可以用来进行低导频开销的信道估计。同时，RIS 分块^[27]、信道估计和波束匹配协同方案可以适配更实际的应用场景。

RIS 独特的可编程特性为波束赋形提供了极大的便利。信道的分段特性需要对基站的主动波束赋形和 RIS 的被动波束赋形进行联合设计。对此，基本的处理思路为：从信号处理的角度出发，将波束赋形设计问题转化为

特定目标的优化问题,如使接收功率和数据速率达到最大化,使发射功率达到最小化等。此外,基于数据和数据模型双驱动的人工智能为 RIS 无线通信波束赋形的设计带来了新的处理方法。降维与分块是衡量波束赋形精度和计算复杂度的有效方法。集中式和分布式 RIS 部署与组网设计是下一步的研究方向。

5 结束语

探索新频段是 6G 研究的重点方向。随着新场景的引入和垂直行业的发展,探索太赫兹频段的高效利用方式显得愈加重要。探究太赫兹特殊频段特性、设计太赫兹基带处理算法、研究太赫兹与其他新技术的结合、发展新一代超高速率通信系统都是未来研究的重点。

参考文献

- [1] YANG P, XIAO Y, XIAO M, et al. 6G wireless communications: vision and potential techniques [J]. *IEEE network*, 2019, 33(4): 70–75. DOI: 10.1109/MNET.2019.1800418
- [2] 周泽魁, 张同军, 张光新. 太赫兹科学与技术 [J]. *自动化仪表*, 2006, (3): 1–6
- [3] HUQ K M S, BUSARI S A, RODRIGUEZ J, et al. Terahertz-enabled wireless system for beyond-5G ultra-fast networks: a brief survey [J]. *IEEE network*, 2019. DOI: 10.1109/MNET.2019.1800430
- [4] 彭琳, 段亚娟, 别业楠. B5G 毫米波和太赫兹技术的背景、应用和挑战 [J]. *中兴通讯技术*, 2019, 25(3): 82–86. DOI: 10.12142/ZTETJ.201903011
- [5] TAN J, DAI L. THz precoding for 6G: applications, challenges, solutions, and opportunities [EB/OL]. (2020-05-21)[2021-01-29]. <http://arxiv.org/abs/2005.10752>
- [6] ITU. ITU-R R. P. 676–5: attenuation by atmospheric gases [EB/OL]. (2001-02-13)[2021-01-29]. <https://www.itu.int/rec/R-REC-P.676-5-200102-S/en>
- [7] ITU. ITU-R P. 838–3: specific attenuation model for rain for use in prediction methods [EB/OL]. (2005-03-08)[2021-01-29]. <https://www.itu.int/rec/R-REC-P.838/en>
- [8] JU S H, SHAH S H A, JAVED M A, et al. Scattering mechanisms and modeling for terahertz wireless communications [C]//2019 IEEE International Conference on Communications (ICC). Shanghai, China: IEEE, 2019: 1–7. DOI: 10.1109/ICC.2019.8761205
- [9] RAPPAPORT T S, XING Y C, KANHERE O, et al. Wireless communications and applications above 100 GHz: opportunities and challenges for 6G and beyond [J]. *IEEE access*, 2019, 7: 78729–78757. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2921522
- [10] HWU S U, DESILVA K B, JIH C T. Terahertz (THz) wireless systems for space applications [C]//2013 IEEE Sensors Applications Symposium Proceedings. Galveston, TX, USA: IEEE, 2013: 171–175. DOI: 10.1109/SAS.2013.6493580
- [11] WANG C, LU B, LIN C X, et al. 0.34–THz wireless link based on high-order modulation for future wireless local area network applications [J]. *IEEE transactions on terahertz science and technology*, 2014, 4(1): 75–85. DOI: 10.1109/TTTHZ.2013.2293119
- [12] YALGASHEV O. Towards nanoscale interconnect for system-on-chip [D]. Tashkent University of Information Technology, 2015
- [13] AKYILDIZ I F, JORNET J M, HAN C. Terahertz band: next frontier for wireless communications [J]. *Physical communication*, 2014, 12: 16–32. DOI: 10.1016/j.phycom.2014.01.006
- [14] SAHIN A, YANG R, LA SITA F, et al. A comparison of SC-FDE and UW DFT-s-OFDM for millimeter wave communications [C]//2018 IEEE International Conference on Communications (ICC). Kansas City, MO, USA: IEEE, 2018: 1–7. DOI: 10.1109/ICC.2018.8422672
- [15] SAHIN A, YANG R, BALA E, et al. Flexible DFT-S-OFDM: Solutions and challenges [J]. *IEEE communications magazine*, 2016, 54(11): 106–112. DOI: 10.1109/mcom.2016.1600330cm
- [16] JORNET J M, AKYILDIZ I F. Femtosecond-long pulse-based modulation for terahertz band communication in nanonetworks [J]. *IEEE transactions on communications*, 2014, 62(5): 1742–1754. DOI: 10.1109/TCOMM.2014.033014.130403
- [17] SARIEDDEEN H, ALOUINI M S, AL-NAF-FOURI T Y. An overview of signal processing techniques for terahertz communications [EB/OL]. (2020-05-27)[2021-01-29]. <https://arxiv.org/abs/2005.13176v1>
- [18] TSAI Y, ZHENG L, WANG X D. Millimeter-wave beamformed full-dimensional MIMO channel estimation based on atomic norm minimization [J]. *IEEE transactions on communications*, 2018, 66(12): 6150–6163. DOI: 10.1109/TCOMM.2018.2864737
- [19] GUO Y Q, WANG Z H, LI M, et al. Machine learning based mmWave channel tracking in vehicular scenario [C]//2019 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops). Shanghai, China: IEEE, 2019: 1–6. DOI: 10.1109/CCW.2019.8757185
- [20] TANG W K, DAI J Y, CHEN M Z, et al. MIMO transmission through reconfigurable intelligent surface: system design, analysis, and implementation [J]. *IEEE journal on selected areas in communications*, 2020, 38(11): 2683–2699. DOI: 10.1109/JSAC.2020.3007055
- [21] ARUN V, BALAKRISHNAN H. RFocus: beamforming using thousands of passive antennas [C]//17th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation (NSDI' 20). Santa Clara, CA, USA: USENIX, 2020: 1047–1061
- [22] SUBRT L, PECHAC P. Intelligent walls as autonomous parts of smart indoor environments [J]. *IET communications*, 2012, 6(8): 1004. DOI: 10.1049/iet-com.2010.0544
- [23] 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. DOI: 10.1109/MCOM.001.1900107
- [24] HU J Z, ZHANG H L, DI B Y, et al. Reconfigurable intelligent surface based RF sensing: design, optimization, and implementation [J]. *IEEE journal on selected areas in communications*, 2020, 38(11): 2700–2716. DOI: 10.1109/JSAC.2020.3007041
- [25] ZHANG H B, ZHANG H L, DI B Y, et al. Towards ubiquitous positioning by leveraging reconfigurable intelligent surface [J]. *IEEE communications letters*, 2021, 25(1): 284–288. DOI: 10.1109/LCOMM.2020.3023130
- [26] GARCIA J C B, SIBILLE A, KAMOUN M. Reconfigurable intelligent surfaces: bridging the gap between scattering and reflection [J]. *IEEE journal on selected areas in communications*, 2020, 38(11): 2538–2547. DOI: 10.1109/JSAC.2020.3007037
- [27] JIAN M N, ZHAO Y J. A modified off-grid SBL channel estimation and transmission strategy for RIS-assisted wireless communication systems [C]//2020 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC). Limassol, Cyprus: IEEE, 2020: 1848–1853. DOI: 10.1109/IWCMC48107.2020.9148537

作者简介



刘利平, 中兴通讯股份有限公司无线软件算法研发中心副主任; 负责 4G/5G 无线基带系统方案的设计和开发工作, 具有 10 余年无线通信技术研究 and 产品研发经验; 拥有多项蜂窝移动通信授权专利。



管梦楠, 中兴通讯股份有限公司无线算法部技术预研工程师; 主要研究领域为 6G 技术预研; 发表论文 8 篇。



陈艺骥, 中兴通讯股份有限公司技术预研资深专家、青年领军人才、深圳市地方级领军人才; 主要研究领域为 6G 技术预研; 发表论文 10 篇, 获授权专利 50 项。



6G背景下 超奈奎斯特技术的机遇

Opportunity of Faster-than-Nyquist Technology in 6G Era

王亚峰/WANG Yafeng¹, 金婧/JIN Jing², 王启星/WANG Qixing²

(1. 北京邮电大学, 中国 北京 100876;

2. 中国移动研究院, 中国 北京 100032)

(1. Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China;

2. China Mobile Research Institute, Beijing 100032, China)

摘要:超奈奎斯特技术是未来6G的关键技术之一。简要介绍超奈奎斯特技术的技术原理、实现方案和技术应用。结合目前的研究进展,探寻超奈奎斯特技术在未来6G中的应用前景,并对该技术的发展做出展望。

关键词:超奈奎斯特技术;符号间干扰;6G

Abstract: Faster-than-Nyquist (FTN) technology is regarded as one of the key technologies of 6G in the future. The technical principle, implementation scheme, and application of the FTN technology are briefly introduced. Combined with the current research progress, the application prospect of FTN technology in 6G era is explored, and the future development of FTN technology is predicted.

Keywords: faster-than-Nyquist technology; inter-symbol interference; 6G

DOI: 10.12142/ZTETJ.202102006

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20210408.0903.002.html>

网络出版日期: 2021-04-08

收稿日期: 2021-02-25

自5G大规模商用以来,以超大规模物联网、智慧交通和远程医疗为代表的新型业务在各大行业产生了深远的影响。在产业升级和行业变革的飞速发展中,海量的数据传输需求对现有的通信体系提出巨大挑战,这势必会促进未来6G网络的研发。6G^[1]将会在5G的基础上融合更多领域的技术,能够提供更高的传输速率、更低的传输时延、更深更广的覆盖,从而有更广泛、更多样化的应用场景。

更高的传输速率是6G的关键性能指标之一,这对现有技术提出新挑战。由于毫米波、太赫兹和可见光等在实际应用中存在诸多限制,同时超

大规模天线无论是在实现上还是在能效方面都面临着严峻挑战,加之传统的星座调制方案很难实现较高的频谱效率,因此,以高频谱利用率为优势的超奈奎斯特(FTN)技术有望成为6G的潜在关键技术。FTN技术通过人为引入符号间干扰(ISI)来实现符号间距压缩,可以在相同带宽下传输更多的符号。通过采样技术和信号设计,FTN技术可以极大地提升系统容量。FTN技术凭借高频谱效率和大容量的技术优势,可以满足6G对高传输速率业务的需求。

1 FTN系统

传统通信技术都尽量避免ISI,而

FTN技术却能够利用ISI。FTN技术打破符号间正交特性,使得相邻符号混叠,从而获得在有限带宽下传输更多比特信息的能力。FTN采样系统包括FTN传输^[2]、高频谱效率频分复用(SEFDM)^[3]和重叠X域复用(OVX-DM)^[4]。本节就FTN系统展开相应的介绍。

1.1 FTN技术

FTN技术是一种非正交传输方式,它通过人为地引入更加复杂的ISI来实现更快的传输速率。奈奎斯特研究结果表明,带宽限于 $1/2T$ 赫兹的脉冲不能以比 $1/T$ Baud更快的码元速率传输。研究普遍假定,更快的传

输速率将增加检测器的错误率。而 J. B. ANDERSON 等却发现,即使脉冲传输速率提升 25%,检测器的错误率也不一定增加^[2]。

单载波 FTN 信号的表达式如公式(1)所示:

$$s(t) = \sqrt{E_s} \sum_{n=0}^{N-1} x_n h(t - n\tau T), \quad (1)$$

其中, x_n 为发送符号序列, N 为序列长度, E_s 为每符号平均能量。 $h(t)$ 为能量归一化的脉冲成形波形, 满足 $\int_{-\infty}^{\infty} h^2(t) dt = 1$ 。 τT 为发送符号间隔时间。 τ 为压缩因子, 通常满足 $0 < \tau \leq 1$ 。 当且仅当 $\tau = 1$ 时, FTN 信号成为传统的正交传输信号。 图 1 展示了奈奎斯特信号和 FTN 信号 ($\tau = 0.8$) 的时域波形图。 由图 1 中可知, FTN 信号相较于奈奎斯特信号压缩了符号间距。 同时, FTN 信号引入了 ISI, 这使得相应的 FTN 信号检测变得更加复杂。

引入 ISI 使得 FTN 相关的信号检测变得非常困难, 因此在接收端对 FTN 信号进行均衡处理变得十分重要。 图 2 是一种 FTN 信号的收发流程方案。

1.2 SEFDM 技术

在传统的多载波调制系统中, 正交频分复用 (OFDM) 技术凭借出色性能占据绝对地位。 然而, 伦敦学院大学教授 I. DARWAZEH 于 2003 年提出了 SEFDM^[3]。 SEFDM 信号不具有子载波正交特性, 即载波间隔 $\Delta B < \frac{1}{T}$ 。 该技术通过损失子载波正交性来实现频谱压缩, 从而节约大量的频谱资源。 如图 3 所示, 与 OFDM 信号相比, SEFDM 信号的子载波更加紧凑。 这使得 SEFDM 技术在未来 6G 中具有广阔的应用前景。

一个基带 SEFDM 的时域信号可以用公式(2)表示:

$$x(t) = \frac{1}{\sqrt{T}} \sum_{n=0}^{N-1} s_n e^{j2\pi\Delta f t}, \quad (2)$$

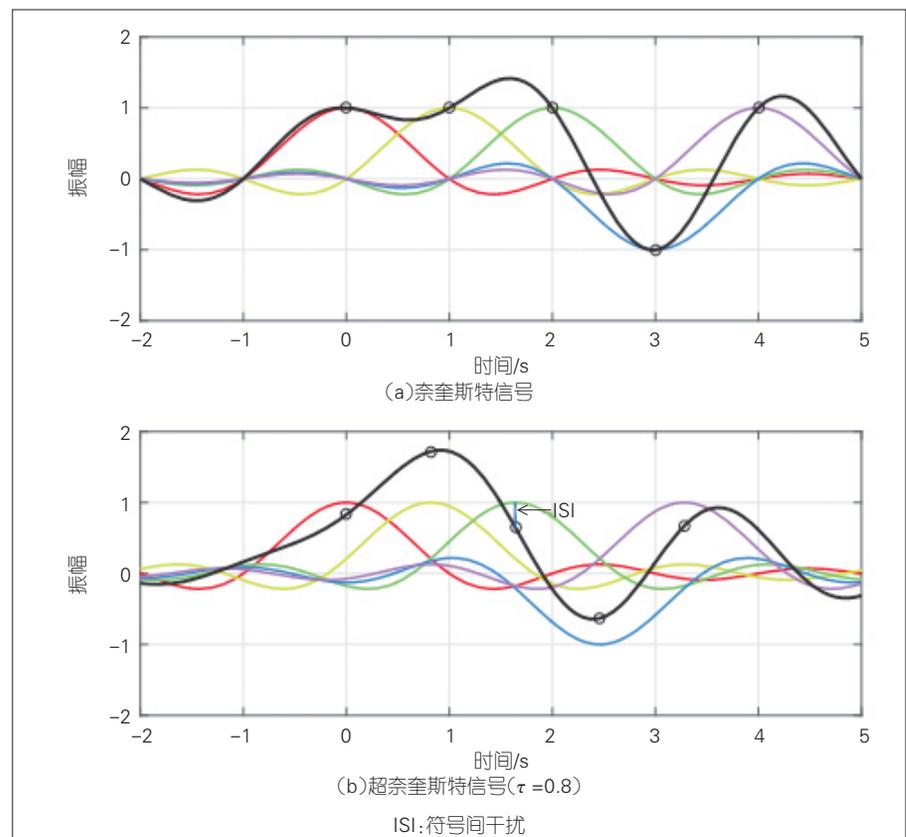
其中, s_n 表示第 n 组数据流。 Δf 是 SEFDM 系统的子载波间隔, 满足 $\Delta f = \frac{\alpha}{T}$, $\alpha < 1$ 。 其中, α 是带宽压缩因子, 它表示带宽压缩程度。

图 4 展示了一种 SEFDM 信号的收发过程。 SEFDM 信号的非正交特

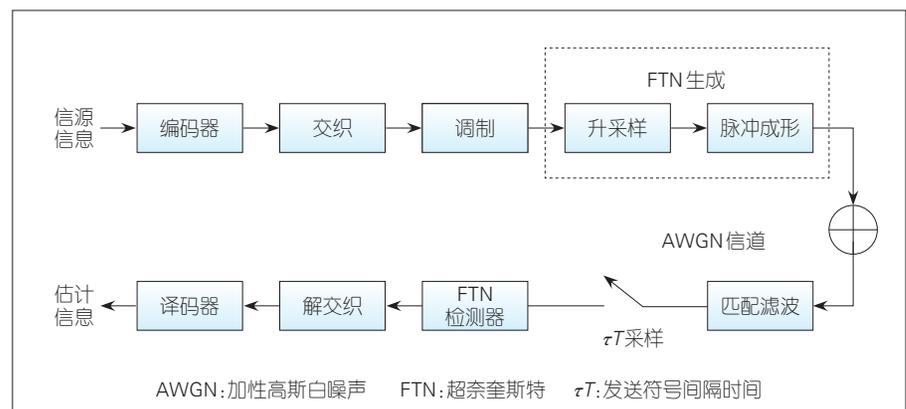
性引入了严重的载波间干扰, 这使得 SEFDM 信号的检测变得非常复杂。

1.3 OVXDM 技术

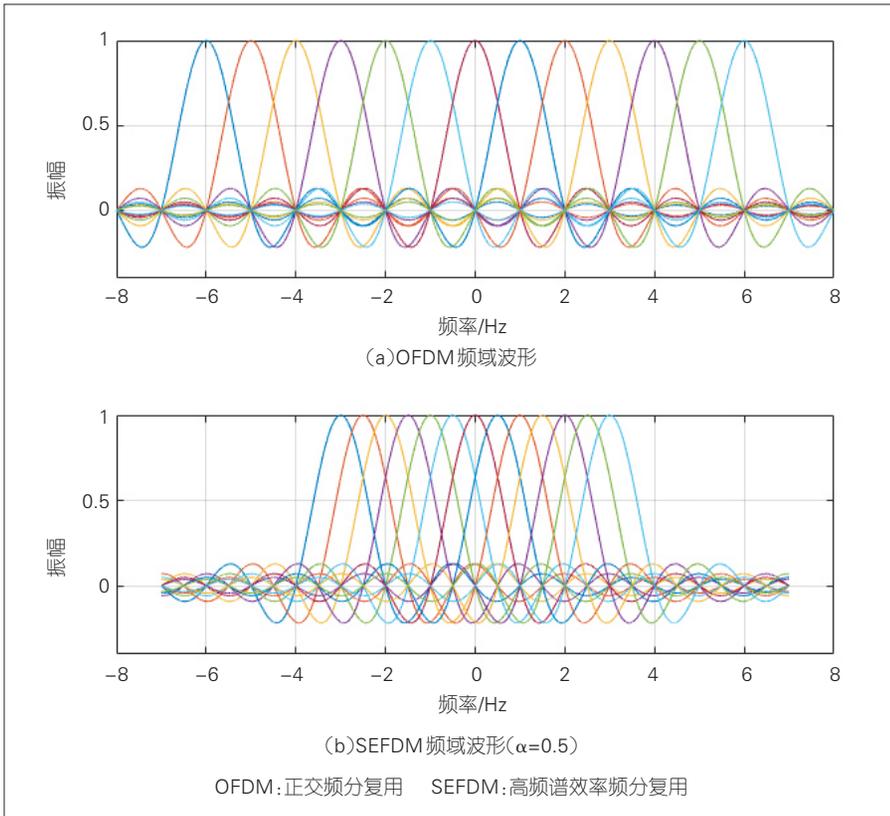
OVXDM 编码技术是基于北京邮电大学李道本教授提出的重叠复用原理^[4]发展而来的。 OVXDM 突破了相邻符号之间的重叠会在符号周期内带来干扰的限制。 通过传输符号



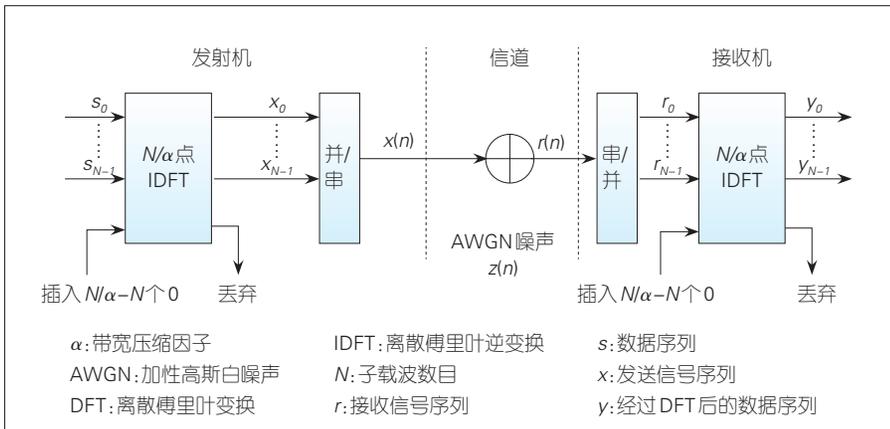
▲图1 奈奎斯特信号和超奈奎斯特信号的时域波形比较



▲图2 一种FTN信号的收发流程



▲图3 OFDM信号和SEFDM信号频域波形比较



▲图4 一种SEFDM信号的收发过程

在复用波形上的加权移位和重叠，OVXDM 最终可实现高编码增益。OVXDM 编码模型如图5所示。

从图5可知,在编码过程中,模型首先将每一个传输符号中的信息内容映射到每一个复用波形上,然后将携带信息的复用波形进行移位和相互叠加,最终实现 OVXDM 编码。OVXDM 信号的生成过程可以表示为

公式(3):

$$s(x) = \sqrt{E_s} \sum_{n=0}^{N-1} x_n g(x - n\Delta X), \quad (3)$$

其中, x_n 表示传输符号。 $g(x)$ 表示复用波形,即时间有限的脉冲响应函数 $g(t), t \in (0, T)$, 或者表示限带脉冲响应函数 $G(f), f \in (0, B)$ 。相邻符号之间的移位间隔为 ΔX , 且 $\Delta X = X/K(X$

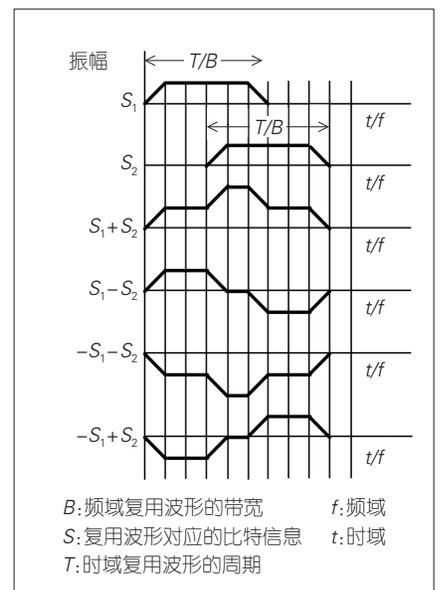
表示复用波形持续时间 T 或者带宽 B, K 代表重叠复用系数)。

OVXDM 编码其实是一种波形卷积过程,其模型如图6所示。在OVXDM 编码中,由于移位间隔远小于复用波形的宽度,OVXDM 编码的输出序列之间会产生严重的重叠。重叠重数越多,频谱效率越高,相应的译码状态数越多,译码算法的复杂度也就越高。这种编码的实质是以牺牲复杂度为代价来换取系统容量的提升。一般来说,OVXDM 中的 X 可以是 T , 即重叠时域复用(OVTDM), 也可以是 F , 即重叠频域复用(OVFD M)。

1.3.1 OVTDM

假设存在信息序列 $u = [u_0, u_1, \dots, u_{N-1}]^T, u_n \in \{-1, +1\}$, 我们用复用波形 $h(t)$ 来实现相邻符号之间的移位和加权。OVTDM 编码处理是信息序列 u 和复用波形 $h(t)$ 之间的卷积运算。它可以用公式(4)来表示:

$$x(t) = \sum_{n=0}^{N-1} h(t - nT_s) u_n, \quad (4)$$



▲图5 重叠X域复用编码模型(K=2)

其中, N 为序列长度, $h(t)$ 是周期为 T 的复用波形。 $T_s = T/K$, 表示 OVTDM 相邻符号之间的移位间隔。 $\mathbf{x}(t)$ 表示发送的 OVTDM 符号序列, 其维数为 $(N + K - 1) \times 1$ 。

在加性高斯白噪声(AWGN)信道上传输之后, 接收信号可以用公式(5)来表示:

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{x}(t) + \mathbf{n}(t) = \sum_{n=0}^{N-1} h(t - nT_s) u_n + \mathbf{n}(t), \quad (5)$$

其中, $\mathbf{n}(t)$ 是时域中均值为0、方差为 σ^2 的AWGN。

由于移位和加权过程可以转换为传输比特与复用波形的卷积, 因此, 公式(5)可以用矩阵来表示, 具体如公式(6)所示:

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{H}(t) \mathbf{u} + \mathbf{n}(t) = \begin{bmatrix} h_0(t) & 0 & \dots & 0 \\ h_1(t) & h_0(t) & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & h_0(t) & 0 \\ h_{K-1}(t) & \vdots & \vdots & h_0(t) \\ 0 & \ddots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & h_{K-1}(t) \end{bmatrix}_{(N+K-1) \times N} \times \begin{bmatrix} u_0 \\ u_1 \\ \vdots \\ u_K \\ \vdots \\ u_{N-2} \\ u_{N-1} \end{bmatrix}_{N \times 1} + \begin{bmatrix} n_0(t) \\ n_1(t) \\ \vdots \\ n_K(t) \\ \vdots \\ n_{N+K-3}(t) \\ n_{N+K-2}(t) \end{bmatrix}_{(N+K-1) \times 1}, \quad (6)$$

其中, $\mathbf{n}(t)$ 表示长度为 $N+K-1$ 的序列, $\mathbf{H}(t)$ 表示维度为 $(N + K - 1) \times N$ 的编码矩阵。图7是约束长度为 K 的OVTDM波形卷积编码器模型。

1.3.2 OVFDM

OVFDM 发送符号的重叠和移位, 如图8所示。OVFDM系统采用带限复用波形 $H(f)$, $f \in (0, B)$, 其中 B 是 $H(f)$ 的带宽。发送符号由 $\mathbf{U} =$

$(u_1, u_2, \dots, u_L)^T$ 来表示, 其中 L 是数据帧的长度, $(\cdot)^T$ 表示转置。相邻符号之间的频率间隔是 $f\Delta = B/K$ Hz, 其中 K 表示重叠复用系数。

发射信号的频域波形如公式(7)所示:

$$S(f) = \sum_{l=1}^L u_l H(f - (l - 1) f\Delta). \quad (7)$$

这里, $S(f)$ 也可以用公式(8)来表示:

$$S(f) = \mathbf{U}^T \mathbf{H}(f) = (u_1, u_2, \dots, u_L) \begin{bmatrix} h_1(f) \\ h_2(f) \\ \vdots \\ h_L(f) \end{bmatrix}, \quad (8)$$

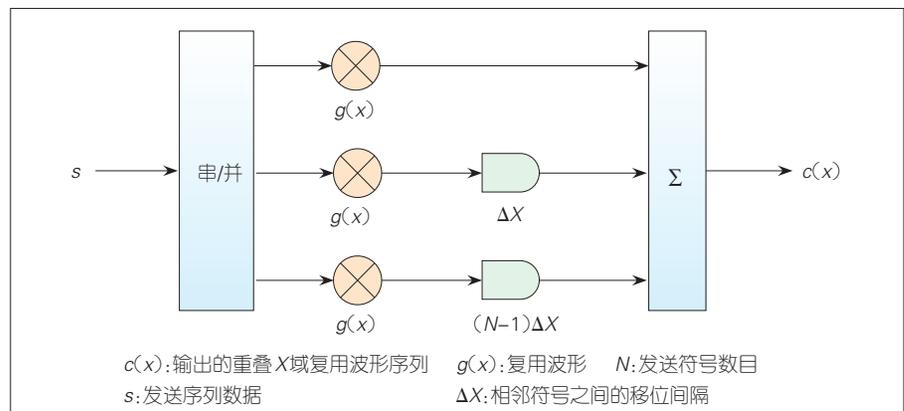
其中, $h_m(f) = H(f - (m - 1) f\Delta)$, $m \in \mathbb{Z}^+$ $r(t) = s(t) + w(t), \quad (9)$

(\mathbb{Z}^+ 表示正整数集)。在AWGN信道上, 接收的OVFDM信号频谱波形由 $H(f)$ 来表示。

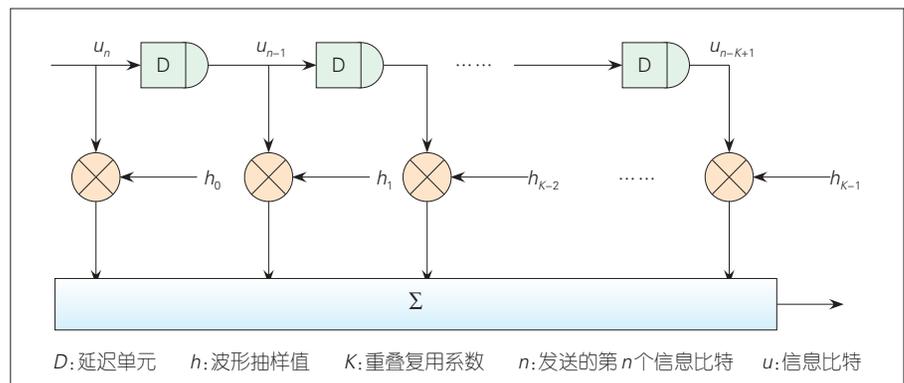
2 检测方案

在FTN系统中, 人为引入ISI使得信号检测变得非常复杂。传统适用于奈奎斯特系统的检测算法将很难再适用。为了获得最佳检测效果, 人们一般采用最大似然序列检测(MLSD)算法。虽然这类算法能获得最优的译码性能, 但是这类算法的计算复杂度会随着编码约束长度的增加呈指数增长。这限制了MLSD在实际工程中的应用。因此, 开发快速检测算法是FTN信号检测的关键。

以FTN为例, 在接收端的信号 $r(t)$ 可以用公式(9)来表示:



▲图6 重叠X域复用卷积编码模型



▲图7 重叠时域复用的波形卷积编码器模型

其中, $s(t)$ 为FTN信号, $w(t)$ 为AWGN。

在接收信号经过匹配滤波器和过采样后, 系统会得到离散信号 y_m , 如公式(10)所示:

$$y_m = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)h^*(t - k\tau T_0)dt + w'_m, \quad (10)$$

其中, y_m 和 w'_m 分别表示接收端第 m 个采样信号和高斯白噪声 $w(t)$ 经过匹配滤波器之后所引入的噪声序列。

由于接收信号 R 是滤波器系数

和传输数据符号的卷积结果, 因此公式(10)可以改写为公式(11):

$$Y = H \cdot X + W' = \begin{bmatrix} h_{1,1} & \cdots & h_{1,k} \\ \vdots & & \vdots \\ h_{N,1} & \cdots & h_{N,1} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_N \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w'_1 \\ \vdots \\ w'_N \end{bmatrix}, \quad (11)$$

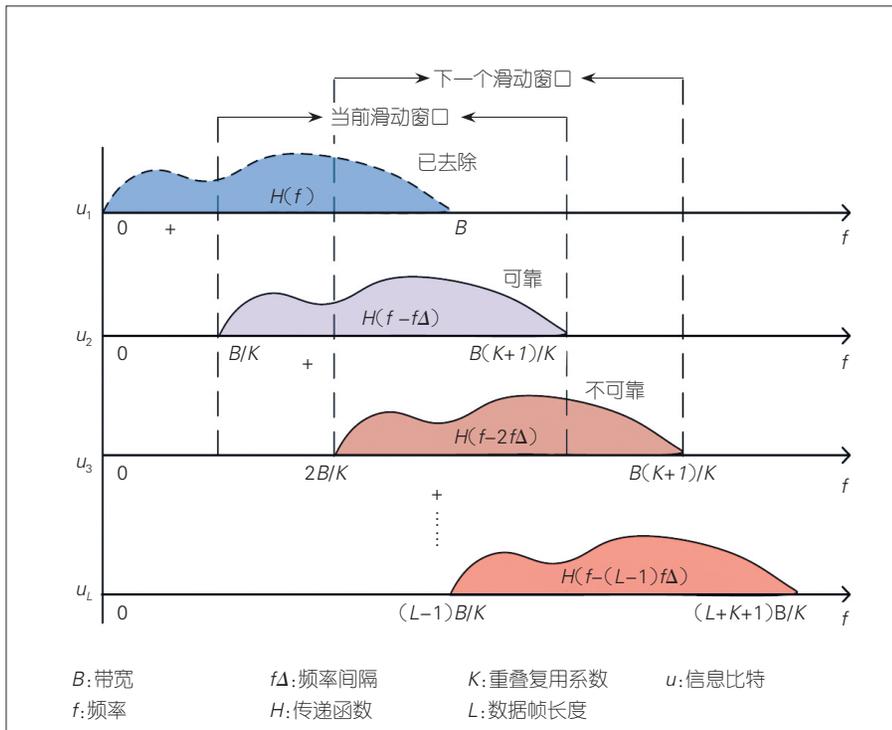
其中, X 是传输的信号, W' 表示相关噪声, H 表示FTN传输过程中引入的ISI矩阵。当系统中没有ISI时, 干扰矩阵将变为单位矩阵。

由于ISI矩阵 H 的结构满足To-

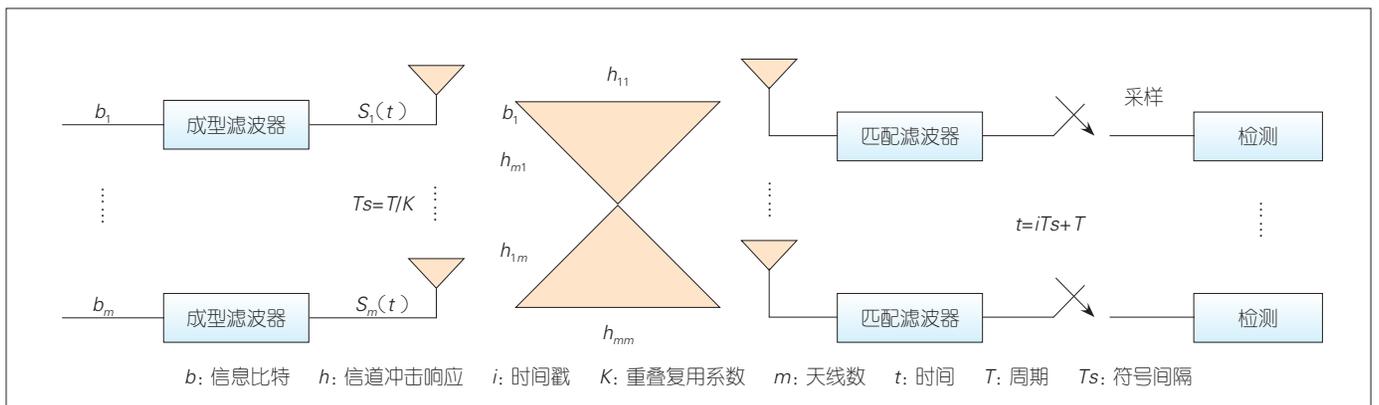
eplitz矩阵要求, 因此可以采用正交三角(QR)分解等方式来构造预编码矩阵, 以满足信号检测的要求。结合FTN信号的特点, 该矩阵也可以等效为准多输入多输出(MIMO)系统模型, 并利用相应的MIMO检测算法来消除ISI。这些用于MIMO的线性算法也可以用于FTN系统的信号检测。然而, 这些算法在使用时会暴露出缺点: 矩阵运算复杂度会随着检测数据规模的增大而急剧增大。因此, 结合实际情况来选择合适的算法是非常重要的。

在现有检测算法的基础上对MLSD进行改良, 并对结构进行优化, 可使系统复杂度得到进一步降低。例如, 在对SEFDM信号检测时, 使用基于排序QR分解的最小均方误差(MMSE-SQRD)就可以实现很好的检测效果^[6]。

在OVXDM的快速检测算法方面, 研究者在原有Fano算法、Stack算法的基础上提出了新的快速检测算法。文献[7]提出了一种基于递归神经网络(RNN)的OVTDM次优快速译码算法。该算法结合OVTDM系统编码过程的数学模型, 推导出了基于梯度下降法的译码算法, 并设计了基于梯度更新规则的RNN解码器。仿真结果表明, 该算法具有较好的性



▲图8 重叠频域复用发送符号的重叠和移位



▲图9 多输入多输出重叠时域复用系统模

能。文献[8]提出了一种基于双向序列译码的OVTDM双向Viterbi算法。该算法在进行解码操作时,可以从相应网格的两端同时开始,并在网格的中间停止。仿真结果表明,与Viterbi算法相比,双向维特比译码(BVA)算法的译码时间可减少一半左右。此外,多比特滑动堆栈译码(SSD)算法^[9]、多信号联合检测(MSJD)算法^[10]等新型检测算法在OVXDM快速检测方面均取得了不错的效果。此外,FTN技术也可以和深度学习相结合,利用神经网络结构来拟合其信号特点,以有效降低检测的复杂度。

3 技术应用

FTN技术不仅可以与MIMO、信道编码等多种技术相结合,也可以同光通信、太赫兹等技术相结合。例如,FTN与MIMO相结合可以进一步提高频谱效率^[11]。图9给出了MIMO-OVTDM的系统模型,它是OVTDM与MIMO信道的结合。

信源数据流通过串并变换被分配到M根发射天线上。假设每根发射天线上的发送符号数均为L,OVTDM的重叠重数为K。 $b_m(l)$ 为第m根发射天线上的第l符号。 $g(t)$ ($t \in [0, T]$)为发送端成型滤波器的波形,且满足 $\int_{-\infty}^{+\infty} g^2(t)dt = 1$ 。符号间隔为 $T_s = T/K$ 。

MIMO-OVTDM的第r根接收天线上的信号如公式(12)所示:

$$y_r(t) = \sum_{m=1}^M \sum_{l=0}^{L-1} h_{rm} b_m(l) g(t - lT_s) + n_r(t), \quad (12)$$

其中, $n_r(t)$ 是第r根接收天线上的噪声信号,其均值为0,方差记为 σ_r^2 。假设接收端的匹配滤波器的波形为 $g(T-t)$,则第r根接收天线上的接收

信号在经过匹配滤波器的第 iT_s 时隙时的采样输出可表示为公式(13):

$$y_r(iT_s) = \sum_{m=1}^M \sum_{l=0}^{L-1} h_{rm} b_m(l) \int_{iT_s}^{iT_s+T} g(t-lT_s) g(t-iT_s) dt + \int_{iT_s}^{iT_s+T} n_r(t) g(t-iT_s) dt. \quad (13)$$

对应的信道容量如公式(14)所示:

$$I(X, Y) = \log_2 \left(\frac{\det(\tilde{H}\tilde{H}^H + \sigma^2\hat{R})}{\det(\sigma^2\hat{R})} \right) = \log_2 \left(\det \left(I + \frac{\tilde{H}\tilde{H}^H}{\sigma^2\hat{R}} \right) \right). \quad (14)$$

由此可见,与单一MIMO系统相比,MIMO-OVTDM信道容量得到了大大提升。

4 结束语

FTN技术是一种极具潜力的6G关键技术。本文介绍了FTN技术的原理和实现方法,并就FTN信号的特点和检测方案展开说明,最后探讨了FTN技术在未来6G中的应用前景,进一步阐述其性能优势。

致谢

本研究由北京邮电大学-中国移动研究院联合创新中心资助,在此表示感谢。

参考文献

[1] 赛迪智库无线管理研究所. 6G概念及愿景白皮书 [N]. 中国计算机报, 2020-05-11(8)
 [2] ANDERSON J B, RUSEK F, OWALL V. Faster-than-Nyquist signaling [J]. Proceedings of the IEEE, 2013, 101(8): 1817-1830
 [3] CHORTI A, KANARAS I, RODRIGUES M R D, et al. Joint channel equalization and detection of spectrally efficient FDM signals [J]. IEEE international symposium on personal indoor & mobile radio communications, 2010: 177-182. DOI: 10.1109/PIMRC.2010.5671644
 [4] 李道本. 重叠复用原理下加性白高斯噪声信道的容量 [J]. 北京邮电大学学报, 2016, 39(6):

1-10

[5] ZHANG H, CHEN Y, LI D, et al. Low-complexity sliding window block decoding using bit-flipping for OFDM systems [J]. IEEE access, 2017, 5: 25171-25180
 [6] WANG Y, ZHOU Y, GUI T, et al. Efficient MMSE-SQRD-based MIMO decoder for SEFDM-based 2.4 Gbit/s-spectrum-compressed WDM VLC system [J]. IEEE photonics journal, 2016, 8(4): 1-9
 [7] HU Y, WANG Y, WANG H. A decoding method based on RNN for OvTDM [J]. China communications, 2020, 17(4): 1-10
 [8] WANG H, WANG Y, HU Y. Bidirectional viterbi decoding algorithm for OvTDM [J]. China communications, 2020, 17(7): 183-192
 [9] LIN P, WANG Y, LI D. Multi-bit sliding stack decoding algorithm for OVXDM [J]. China communications, 2018, 15(4): 179-191
 [10] LIN P, WANG Y, LI D. A low-complexity multiple-signal joint decoding for overlapped X domain multiplexing signaling [J]. IET communications, 2018, 12(11): 1273-1282. DOI: 10.1049/iet-com.2017.1402
 [11] MCGUIRE M, DIMOPOULOS A, SIMA M. Faster-than-Nyquist single-carrier MIMO signaling [C]//2016 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps). Washington, DC, USA: IEEE, 2016: 1-7. DOI: 10.1109/GLOCOMW.2016.7848906

作者简介



王亚峰,北京邮电大学教授、博士生导师;主要研究领域为无线通信和信息论;主持和参与基金项目10余项;发表论文100余篇。



金婧,中国移动研究院高级研究员,高级工程师;主要研究方向为无线传输基础理论、分布式MIMO技术、智能超表面等。



王启星,中国移动研究院未来移动技术研究所副所长;长期从事4G/5G/6G无线接入关键技术研究;主要研究方向为协作传输、MIMO技术、感知通信等。

一种基于公平性的无人机 基站通信智能资源调度方法

Intelligent Resource Allocation Based on Fairness for UAV Base Station Communications

吴官翰/WU Guanhan¹, 赵建伟/ZHAO Jianwei¹, 高飞飞/GAO Feifei²

(1. 火箭军工程大学, 中国 西安 710038;

2. 清华大学, 中国 北京 100084)

(1. Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710038, China)

(2. Tsinghua University, Beijing 100084, China)



摘要:空天地一体化网络是未来6G的关键内容。结合高精度波束赋形,无人机(UAV)的视距链路(LoS)可很好地作为空天地一体化网络的补充,但地面用户与基站间的相对运动极易造成信道容量失衡。提出一种噪声深度确定性策略梯度(Noisy-DDPG)方法。该方法以最大化通信公平性和系统容量为目标,利用DDPG优化分配方案,通过调整奖励函数策略参数来实现公平性和信道容量的平衡;通过在策略网络中利用可学习参数噪声进行扰动,得到更合理的分配方案。仿真实验验证了该算法的有效性。

关键词:无人机基站;资源调度;DDPG;公平通信;参数噪声

Abstract: The space-air-ground integrated network is an important part of the future 6G, which can be well complemented by the unmanned aerial vehicle's (UAV) line-of-sight (LoS) link combined with high-precision beamforming. However, the random channel characteristics of mobile users can easily cause channel capacity imbalance. In this paper, the Noisy-Deep Deterministic Policy Gradient (Noisy-DDPG) is proposed. To maximize communication fairness and system capacity, the Deep Deterministic Policy Gradient (DDPG) is used to optimize the allocation strategy. Besides, fairness and channel capacity are differently emphasized by adjusting the reward function policy parameters. Moreover, the learnable parameter noise is used to disturb the policy network to obtain a more reasonable allocation plan. Finally, various simulation results to verify the effectiveness of the algorithm are proposed.

Keywords: UAV base station; resource allocation; DDPG; fair communication; parameter noise

DOI: 10.12142/ZTETJ.202102007

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20210401.1717.011.html>

网络出版日期: 2021-04-02

收稿日期: 2021-02-19

研究表明,预计到2030年,以固定基站为主的5G移动通信将无法满足不同增长的数据业务需求,大量新生业务将产生海量数据资源,物理世界与数字世界之间的界限将更为模糊^[1]。在此背景下,集中式的数据处理中心将承受更为巨大的压力,遥远的云端服务器也不利于满足远端用户低时延的数据处理需求。

无人机作为移动载体,可搭载5G/超5G(B5G)通信基站或边缘服务器,并结合高精度的波束赋形形成指向性强、增益高的窄波束,以减少邻居干扰,有效克服毫米波及以上频段射频信号衰减巨大这一现实问题^[2-3]。将无人机基站作为未来空天地一体化网络的中间节点,卸载部分用户通信与计算任务,成为一种具有潜力的

组网方式^[4]。在一个无人机小区中,用户的随机移动将带来不可预知的动态拓扑结构,基站单一的带宽、功率分配策略往往会造成小区内信道容量失衡。一种合理的通信资源分配机制能够有效提升用户通信的公平性,并最大化系统平均信道容量。

近年来,人工智能在自动控制、目标识别、语义识别等领域大放异

彩,极大地推动了各行业的进步与发展。将人工智能与通信技术有机结合,是未来5G和6G的一个发展方向。深度强化学习(DRL)^[5-7]具有强大的特征提取和多维决策能力,能够针对通信资源多维度的特点,做出最明智的动作决策,为无人机基站资源调度决策提供了可能^[8-10]。现有研究大多集中于无人机路径规划、系统信道容量优化等方面,以满足用户最低服务质量(QoS)需求,但未考虑用户通信的公平性需求^[8]和移动通信本身巨大的能量消耗^[9]。

为解决信道容量失衡的问题,本文提出了一种基于公平性的噪声深度确定性策略梯度(Noisy-DDPG)无人机基站功率、带宽调度方法,在传统DDPG基础上结合可学习参数噪声扰动方式进行前期探索,使噪声方差依据梯度下降自适应调整;通过将训练好的策略模型用于无人机基站通信的实时部署,为任意分布的地面用户提供合理的通信资源分配方案。和传统DDPG训练方式相比,Noisy-DDPG表现出更优秀的性能:在达到相同公平指数条件下可以获得更高的系统平均信道容量。

1 系统模型与问题建模

如图1所示,在边长为 D 的正方形区域内,我们将单无人机基站悬停在目标区域上空,从功率和带宽两个维度,对 N 个运动的地面用户进行动态资源调度,在满足用户公平通信的同时最大化平均信道容量。我们定义 P_{total} 和 B_{total} 分别为无人机基站总发射功率和可用带宽,以频分复用方式对用户进行带宽分配,在保证公平性的同时最大化平均信道容量。

1.1 空地信道模型

在不同的部署环境下,搭载阵列

天线的无人机在空中对用户 n 进行信号传输。视距(LoS)链路的概率为:

$$P_n^{\text{LoS}}(t) = \frac{1}{1 + ae^{-b(\arcsin(\frac{h}{d_n(t)}) - a)}}, \quad (1)$$

其中, a 、 b 为环境相关参数, h 为无人机部署高度, $d_n(t)$ 为 t 时刻无人机到用户 n 的距离。

由于LoS和非视距(NLoS)链路下的路径损耗存在差异,我们通常使用 $L_n^{\text{LoS}}(t)$ 和 $L_n^{\text{NLoS}}(t)$ 分别表示 t 时刻无人机到用户 n 的LoS与NLoS路径损耗:

$$L_n^{\text{LoS}}(t) = 20\log\left(\frac{4\pi f_c d_n(t)}{c}\right) + \xi_{\text{LoS}}, \quad (2)$$

$$L_n^{\text{NLoS}}(t) = 20\log\left(\frac{4\pi f_c d_n(t)}{c}\right) + \xi_{\text{NLoS}}, \quad (3)$$

其中, f_c 为信号载频, c 为光速, ξ_{LoS} 和 ξ_{NLoS} 分别为LoS与NLoS链路下的附加损耗。

t 时刻无人机到用户 n 的路径损耗可以表示为:

$$L_n(t) = P_n^{\text{LoS}}(t)L_n^{\text{LoS}}(t) + (1 - P_n^{\text{LoS}}(t))L_n^{\text{NLoS}}(t). \quad (4)$$

我们定义无人机基站对用户 n 的发射功率为 $P_n(t)$,带宽分配为 $B_n(t)$ 。由于采用了5G高指向性的波束赋形和干扰抑制技术,用户间的邻居干扰影响可以忽略。 t 时刻该用户的信道容量可表示为:

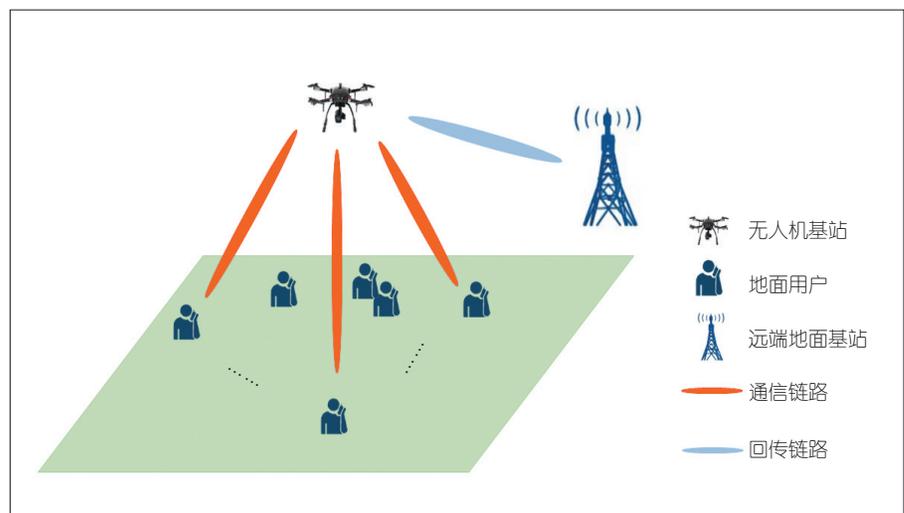
$$C_n(t) = B_n(t)\log\left(1 + \frac{P_n(t)}{L_n(t)B_n(t)n_0}\right), \quad (5)$$

$$C_{\text{mean}}(t) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N C_n(t), \quad (6)$$

其中, n_0 表示高斯白噪声的功率谱密度, $C_{\text{mean}}(t)$ 为 t 时刻所有用户的平均信道容量,每个用户的信道容量为 $P_n(t)$ 与 $B_n(t)$ 的函数。

1.2 问题建模

当无人机基站对用户分配带宽、发射功率时,均等的分配方案会使边缘用户长期处于较低信道容量;而最大化系统总吞吐量的方式又可能会导致资源分配不公平,即基站只向最近的用户分配绝大部分带宽和功率以换取较高信道容量,而其他用户则陷入较低信道容量的困扰。公平通信是指在保证每个用户满足最低通



▲图1 无人机基站辅助通信场景

信需求下,尽量减少因远近效应带来的信道容量差异。我们通常用公平指数来衡量这种差异:

$$f(t) = \frac{\left(\sum_{n=1}^N f_n(t)\right)^2}{N \left(\sum_{n=1}^N f_n^2(t)\right)}, \quad (7)$$

$$f_n(t) = \frac{C_n(t)}{\sum_{n=1}^N C_n(t)}, \quad (8)$$

其中, $f(t)$ 表示 t 时刻通信系统的公平指数, $f(t) \in [0,1]$, $f(t)$ 越大代表该分配方案下用户的理论信道容量差异越小。在公平性准则下,最大化系统信道容量可定义优化目标为:

$$\max f(t), C_{\text{mean}}(t), \quad (9)$$

$$\text{s.t.} \sum_{n=1}^N P_n(t) = P_{\text{total}}, \quad (10)$$

$$\sum_{n=1}^N B_n(t) = B_{\text{total}}, \quad (11)$$

$$B_n(t) \geq B_{\text{min}}. \quad (12)$$

公式(10)、(11)为总资源的约束,公式(12)为每个用户的最小带宽需求。值得注意的是,由于基站到每个用户的路径损耗不同,无人机在保证公平通信时势必会在资源分配上略微向边缘用户倾斜,从而提升其信道容量;但是从整个通信系统来看,这可能会影响平均信道容量的提升。因此,公平指数 $f(t)$ 和平均信道容量 C_{mean} 无法同时达到最大化,在不同场景下便需要考虑不同的侧重。

2 基于 Noisy-DDPG 的资源调度算法

传统方法可采用遗传算法、粒子

群算法、模拟退火算法等启发式算法解决以上的问题,但这一类算法一般用于通信资源实时调度,在每个时隙间隔均需要针对不同拓扑进行迭代。这不仅需要较多的计算开销,还需要大量的时间成本,不利于有实时性需求的优化。DRL是利用训练有素的神经网络模型,完成当前状态到最佳决策动作的直接映射,在实时控制决策方面具有优良特性。利用DRL的泛化能力能够处理未训练过的类似状态。

2.1 资源调度的MDP模型

强化学习是建立在马尔可夫决策过程(MDP)基础之上,通过优化 (s_t, a_t, r_t, s'_t) 轨迹、最大化Bellman方程得到的累积奖励。其中, s_t 为 t 时刻状态, a_t 为决策动作, r_t 为采取动作后的单步奖励, s'_t 为采取动作后转移到的下一个状态。MDP通常由 (S, A, P, R, γ) 进行定义, S 为状态空间, A 为动作空间, P 为状态转移矩阵, R 为奖励空间, γ 为折扣因子(代表智能体对未来奖励的重视程度)。

在无人机基站辅助通信的场景中,我们将一个回合内所有用户随机运动的过程建模为MDP模型。这样可以保证在公平指数较高的情况下,系统的平均信道容量可以实现最大化。具体来说,用户终端将与无人机基站进行关联,并将自身位置信息通过上行链路导频或全球定位系统(GPS)上传给无人机,无人机再依据自身位置计算出到用户 n 的直线距离。状态的定义需要包含此时区域内的拓扑情况,于是状态 s_t 可定义为:

$$s_t = (d_1, d_2, \dots, d_N). \quad (13)$$

$d_i, i \in [1, 2, \dots, N]$ 为用户 i 到无人机的直线距离,动作 a_t 表示在 t 时刻针对 s_t 状态下的通信资源分配策略:

$$a_t = (P_n, B_n), n \in [1, 2, \dots, N], \quad (14)$$

$$\text{s.t.} \sum_{n=1}^N P_n = P_{\text{total}}, \quad (15)$$

$$\sum_{n=1}^N B_n = B_{\text{total}}, B_n \geq B_{\text{min}}. \quad (16)$$

为了满足公平通信条件下最大化平均信道容量的需求,同时遵循总功率和带宽的分配条件,输出的动作需要满足公式(15)、(16)的约束。我们用 r_t 来描述无人机基站对当前拓扑状态下资源分配策略的奖励得分。由于 $f(t)$ 和 $C_{\text{mean}}(t)$ 这两个指标无法同时达到最大化,为满足不同场景下对公平通信的需求,在训练模型时我们用参数 λ 表示对公平指数不同程度的侧重:

$$r_t = f(t)C_{\text{mean}}(t) + \lambda f(t). \quad (17)$$

2.2 DDPG算法

深度Q网络(DQN)算法开创了DRL先例,即用神经网络解决无限维的状态映射问题。传统DQN这类基于价值的强化学习算法只能处理离散有限的动作空间,而DDPG算法利用Actor-Critic模式和确定性策略梯度的方式解决了连续动作空间输出的问题。

DDPG算法中定义了4个神经网络结构,Actor现实网络和Actor目标网络的结构相同,Critic现实网络和Critic目标网络的结构相同。作为策略网络,Actor网络用来为当前状态输出决策动作;作为评估网络,Critic网络用来评价Actor输出的策略,拟合 $Q(s_t, a_t)$ 函数,并用 θ^* 、 θ^{*prime} 分别表示Actor现实网络参数和目标网络参数, θ^o 和 θ^{oprime} 分别表示Critic现实网络参数和目标网络参数。对于Critic网络的更新,我们定义其损失函数为:

$$J(\theta^Q) = \frac{1}{N_s} \sum_i [r_i + \gamma Q'(s_{i+1}, \mu'(s_{i+1} | \theta^{\mu'}) | \theta^Q) - Q(s_i, a_i | \theta^Q)]^2, \quad (18)$$

其中, N_s 是从经验回放池中采样的数据批次大小, $\mu'(s_{i+1} | \theta^{\mu'})$ 为 Actor 网络对下一个状态的策略估计。以梯度下降的方式来更新 Critic 可以使其对 Q 值的评估更加准确。而 Actor 网络则采用梯度上升的方式更新如下

$$\nabla J(\theta^{\mu}) = \frac{1}{N_s} \sum_i \nabla_a Q(s, a | \theta^Q) \Big|_{s=s_i, a=\mu(s_i)} \nabla_{\theta^{\mu}} \mu(s_i | \theta^{\mu}). \quad (19)$$

2.3 Noisy-DDPG 算法

在 DRL 的训练过程当中, 通常需要在训练前期添加一定的不确定性来丰富经验, 探索更充分的样本空间, 以使智能体学习更加全面。当前, DDPG 通常采用给输出的动作施加衰减的高斯噪声来进行探索。相比于在策略网络的输出中添加噪声的方式, 在神经网络权重中添加参数化噪声能够实现更加全面的探索^[5]。

我们将一种可学习的策略噪声添加到 Actor 的全连接层以实现探索与利用, 结合这种策略噪声的算法被称为 Noisy-DDPG。具体来说, 不同于文献[5]中通过衡量添加噪声前后策略的差异来调整噪声方差, 在策略网络中添加自适应参数噪声方法中的参数可以通过梯度下降进行学习, 从而实现端到端调整。简而言之, Actor 网络不仅需要学习网络参数, 还需要学习生成噪声的方差:

$$\chi_k = \omega \chi_k + b. \quad (20)$$

对于神经网络中的线性单元部分如公式(20)所示, χ_s 和 χ_k 分别表示

输入输出, ω 为权重矩阵, b 为偏置向量, 施加参数化噪声后可表示为:

$$\chi_k = (\mu_{\omega} + \sigma_{\omega} \odot \varepsilon_{\omega}) \chi_s + \mu_b + \sigma_b \odot \varepsilon_b. \quad (21)$$

公式(21)将 ω 和 b 分别用噪声数值来参数化, $\omega \sim \mathcal{N}(\mu_{\omega}, \sigma_{\omega})$, $b \sim \mathcal{N}(\mu_b, \sigma_b)$, ε_{ω} 和 ε_b 为采样的高斯噪声 $\varepsilon_{\omega, b} \sim \mathcal{N}(0, I)$ 。此时, 神经网络需要通过学习噪声的均值和方差来自适应调整, 并且重参数化的方式保证网络可微。

在采样高斯噪声方面, 如果将每个神经网络参数作为独立高斯噪声进行采样, 计算开销会随着网络规模的增大而迅速增加。相比于独立噪声, 这种分解高斯噪声的方式不仅减少了噪声采样数量, 还能在神经元数目较多时减少计算开销。具体来说, 将上一层神经元数量设为 s , 下一层的神经元数量设为 k , 每个神经元分别生成一个独立的单位高斯噪声, 即为 $\varepsilon_i, i \in [1, 2, \dots, s]$, $\varepsilon_j, j \in [1, 2, \dots, k]$ 。此时, 神经网络参数中添加的噪声可表示为:

$$\varepsilon_{\omega} = f(\varepsilon_j) f(\varepsilon_i^T), \quad (22)$$

$$\varepsilon_b = f(\varepsilon_j), \quad (23)$$

其中, $f(x) = \text{sgn}(x) \sqrt{|x|}$ 。在定义 Actor 网络结构时, 我们将含噪声方式的全连接层放在靠近输出层的位置, 以便输出含噪动作。

3 仿真实验及对比分析

本次实验中, 动作噪声是在输出的动作上直接加入不断衰减的高斯噪声, 并使其满足公式(15)、(16)的约束, 以形成合法决策。我们通过在训练前期引入动作的不确定性来获取更加多样性的经验样本。参数噪

声是直接扰动神经网络参数, 使网络通过学习自适应调整噪声参数。

3.1 实验参数设置

本次实验仿真模拟的是城市环境, 主要参数设置为: $D = 2 \text{ km}$, $N = 10$, $a = 9.61$, $b = 0.28$, $\xi_{\text{LoS}} = 1 \text{ dB}$, $\xi_{\text{NLoS}} = 20 \text{ dB}$, $n_0 = 10^{-17} \text{ W/Hz}$, $P_{\text{total}} = 1 \text{ W}$, $B_{\text{total}} = 50 \text{ MHz}$, $B_{\text{min}} = 1 \text{ MHz}$, $f_c = 2 \text{ GHz}$ 。基于该算法训练策略模型时, 我们将无人机基站设置在坐标为(1 000, 1 000, 500)的目标区域上空, 进行 $L = 1 000$ 个回合的迭代训练。每个训练回合包含 $T = 300$ 个阶段, 即在每个阶段所有用户都能随机运动到一个新的位置, 并将自身位置上传给无人机。在训练过程中, 当每个回合开始时, 我们都初始化环境, 并在目标区域内随机生成 N 个用户分布。无人机计算每个用户到自己的距离并生成初始状态 s_0 , 然后通过 Actor 网络生成的分配策略, 与环境交互得到单步奖励 r_t 。由于分配策略需要包含功率分配和带宽分配信息, 这里采用了不同方式输出动作分量:

$$P_n = \text{softmax}(\chi_p) P_{\text{total}}, \quad (24)$$

$$B_n = (B_{\text{total}} - NB_{\text{min}}) \text{softmax}(\chi_b) + B_{\text{min}}, \quad (25)$$

其中, χ_p 和 χ_b 分别表示功率分配输出层和带宽分配输出层的预激活变量, 并由 softmax 激活函数归一化输出。公式(25)保证了在带宽分配时, 每个用户的最小带宽需求 B_{min} 能得到满足。

3.2 实验结果及对比分析

为满足不同场景对公平指数的要求, 可在训练前设置不同的参数 λ 。 λ 越大, 通信的公平性越能得到重视, 用户之间的理论信道容量差异则越

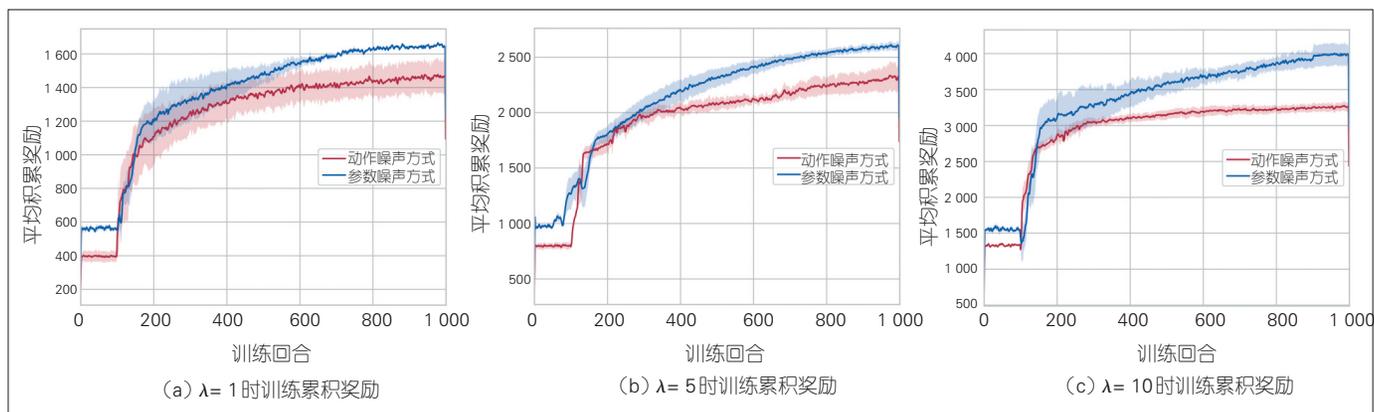
小。但过大的 λ 则会导致无人机基站减少对通信系统信道容量的考虑,在追求高公平指数的同时在一定程度上忽略了系统内部资源合理调度对平均信道容量的影响。因此,在设置 λ 时需要调整好对信道容量公平性与系统平均信道容量的侧重关系。

图2为训练累积奖励变化情况,

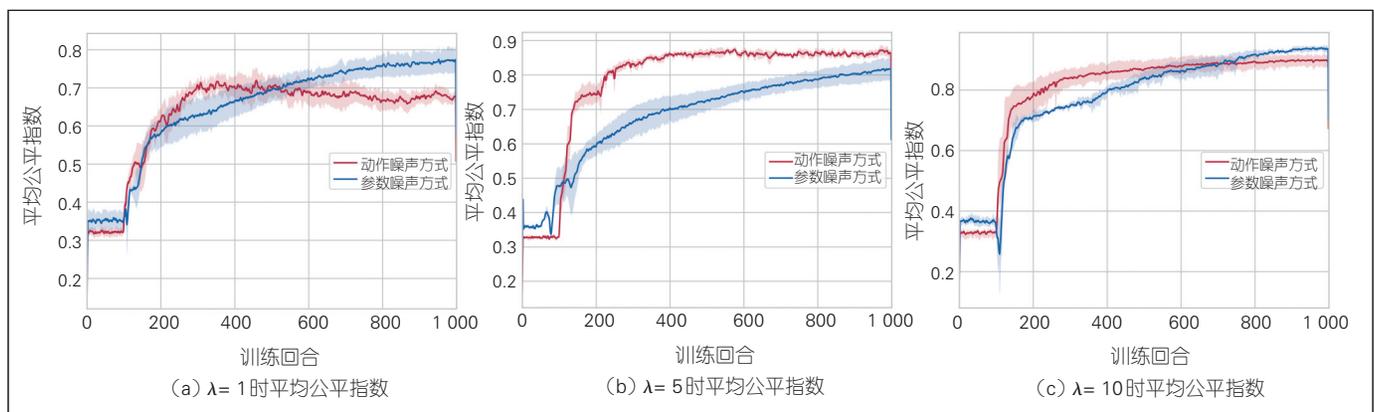
图3与图4分别为在不同 λ 时收敛到的平均公平指数的变化情况和平均信道容量的变化情况。图2—4都反映了在 $\lambda=1、5、10$ 时,无人机基站对通信系统公平性和平均信道容量的不同侧重。从图2可以发现,在所有 λ 下,参数噪声训练方式相对于传统动作噪声方式能收敛到更高的累积

奖励,从而验证了所提方法的优越性。

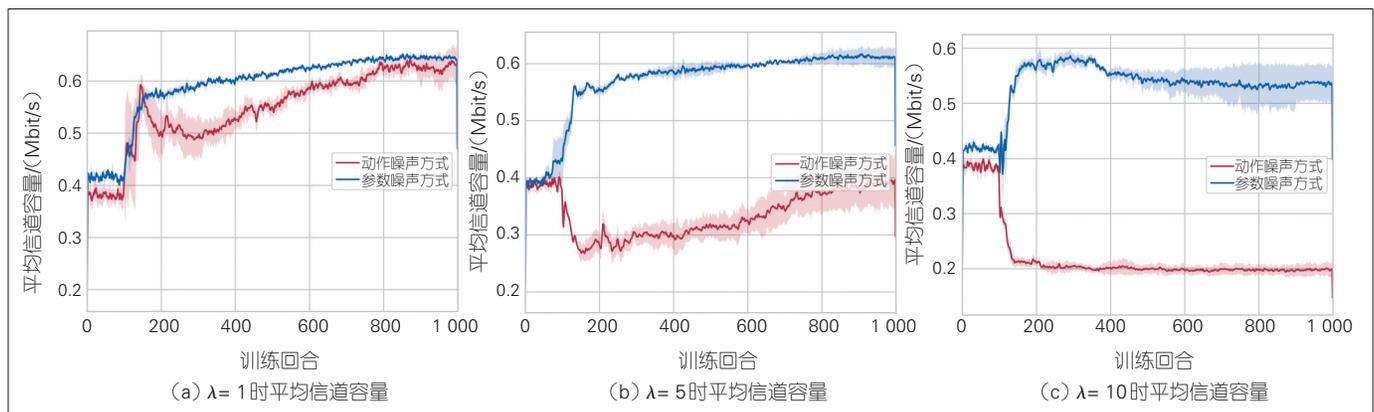
在图3和图4中, $\lambda=1$ 时参数噪声方式的公平指数最终收敛到0.79,平均信道容量收敛到0.65 Mbit/s,动作噪声 DDPG 方式的公平指数收敛到0.68,平均信道容量收敛到0.64 Mbit/s。分析实验后我们发现:在训练后期,



▲图2 训练过程回合累积奖励对比



▲图3 训练过程回合平均公平指数对比



▲图4 训练过程平均信道容量对比

动作噪声方式的公平指数有所下降,而平均信道容量有所回升。这是因为在训练后期,该方式放松了对公平指数的追求,将通信资源倾向于距离较近的用户,以公平性的下降换取平均信道容量的提升。反观参数噪声DDPG方式,各项指标提升均较为稳定。 $\lambda=5$ 时参数噪声DDPG方式的公平指数最终收敛到0.84,平均信道容量收敛到0.62 Mbit/s,而动作噪声DDPG方式的公平指数最终收敛到0.87,平均信道容量收敛到0.43 Mbit/s。可以发现,此时动作噪声的方式更倾向于追求公平指数带来的奖励,而忽略了系统内部资源合理调度对平均信道容量的影响。这导致动作噪声方式所收敛的累积奖励低于参数噪声方式,而参数噪声方式却能在保持公平指数的同时保证了平均信道容量的大小,很好地平衡了两者的关系。在 $\lambda=10$ 时,两种方式均倾向于公平指数带来的高回报:参数噪声方式公平指数最终收敛到0.94,平均信道容量收敛到0.55 Mbit/s;动作噪声方式公平指数收敛到0.90,平均信道容量收敛到0.21 Mbit/s。因为追求高公平指数,两种方式在平均信道容量上均会有所降低。但是参数噪声方式显然在分配方面更加合理,在达到相同公平指数的前提下能够保证更好的平均信道容量,从而可以带来更高的收益。

4 结束语

针对未来空天地一体化网络中无人机辅助通信的多维资源调度公平性问题,本文提出了一种名为Noisy-DDPG的资源分配策略模型训练方法。这种方法适用于无人机搭载5G大规模天线阵列辅助地面移动

通信的场景。在不同公平性需求下,通过调节奖励函数参数 λ 来实现公平指数与平均信道容量不同程度侧重,以使多维通信资源分配得更加合理高效。在模型训练时,采用一种可学习的自适应分解高斯噪声对输出策略进行扰动,使DDPG算法能够在训练中进行更深层次的探索。相比于传统动作噪声的探索方式,本文所提的方法能够获得更好的效果,仿真实验也进一步验证了方法的有效性。

致谢

本文的部分研究成果和撰写指导得到火箭军工程大学贾维敏教授的帮助与鼓励,在此谨致谢意!

参考文献

- [1] YOU X H, WANG C X, HUANG J, et al. Towards 6G wireless communication networks: vision, enabling technologies, and new paradigm shifts [J]. Science China information sciences, 2021, 64(1): 110301. DOI: 10.1007/s11432-020-2955-6
- [2] MOZAFFARI M, SAAD W, BENNIS M, et al. Drone small cells in the clouds: design, deployment and performance analysis [C]//2015 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). San Diego, CA, USA: IEEE, 2015: 1-6. DOI: 10.1109/GLOCOM.2015.7417609
- [3] LI B, FEI Z S, ZHANG Y. UAV communications for 5G and beyond: recent advances and future trends [EB/OL]. (2019-06-11) [2021-01-22]. <https://arxiv.org/abs/1901.06637>
- [4] MISHRA D, NATALIZIO E. A survey on cellular-connected UAVs: design challenges, enabling 5G/B5G innovations, and experimental advancements [EB/OL]. (2020-03-14) [2021-01-23]. <https://arxiv.org/abs/2005.00781>
- [5] PLAPPERT M, HOUTHOOFT R, DHARIWAL P, et al. Parameter space noise for exploration [C]//Proceedings of International Conference on Learning Representations (ICLR). Vancouver, BC, Canada: ICLR, 2018
- [6] FORTUNATO M, AZAR M G, PIOT B, et al. Noisy networks for exploration [C]//Proceedings of International Conference on Learning Representations (ICLR). Vancouver, BC, Canada: ICLR, 2018
- [7] MNH V, KAVUKCUOGLU K, SILVER D, et al. Playing Atari with deep reinforcement learning [C]//27st Conference on Neural Informa-

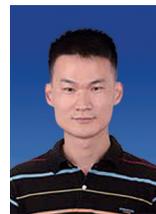
tion Processing Systems (NIPS). Lake Tahoe, Nevada, USA: NIPS, 2013: 1-9

- [8] GHANA VI R, KALANTARI E, SABBAGHIAN M, et al. Efficient 3D aerial base station placement considering users mobility by reinforcement learning [C]//2018 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). Barcelona, Spain: IEEE, 2018: 1-6. DOI: 10.1109/WCNC.2018.8377340
- [9] LIU C H, CHEN Z, TANG J, et al. Energy-efficient UAV control for effective and fair communication coverage: a deep reinforcement learning approach [J]. IEEE journal on selected areas in communications, 2018, 36(9): 2059-2070. DOI: 10.1109/jsac.2018.2864373
- [10] ZHANG Y, MOU Z Y, GAO F F, et al. UAV-enabled secure communications by multi-agent deep reinforcement learning [J]. IEEE transactions on vehicular technology, 2020, 69(10): 11599-11611. DOI: 10.1109/TVT.2020.3014788

作者简介



吴官翰,火箭军工程大学在读硕士研究生、酒泉卫星发射中心助理工程师;主要研究方向为深度强化学习、无人机通信组网等。



赵建伟,火箭军工程大学讲师;主要研究方向为5G/B5G、无人机通信组网、深度强化学习等。



高飞飞,清华大学自动化系副教授、IEEE Fellow、国家自然科学基金委优秀青年项目获得者,担任多本知名刊物的编委;主要从事通信原理和智能信号处理技术在无线通信中的应用研究;获2018年中国通信学会青年科技奖、2017年中国通信学会自然科学奖二等奖(排名第1);发表论文160余篇。



非线性波数域的高分辨扫频干涉层析成像

High Resolution Swept-Source Optical Coherence Tomography in Nonlinear Wavenumber Sampling

谢胜利/XIE Shengli, 蔡树银/CAI Shuyin, 白玉磊/BAI Yulei
(广东工业大学, 中国 广州 510006)
(Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

摘要: 提出一种用于波数扫频干涉技术的超分辨层析重构方法, 该方法适用于波数非线性采样情形。通过在非线性波数域中构造干涉频谱稀疏优化模型, 在此基础上采用干涉频谱矩阵优化方法分离混叠层析干涉信号的相位场, 解决因光源扫频带宽有限而导致的层析分辨能力不足问题。数值仿真计算出本文方法的层析分辨率为 $3.8 \mu\text{m}$, 在光源同等带宽前提下, 比传统变换域方法提升了 87%。双层结构材料轮廓重构实验验证了本文方法的有效性。

关键词: 波数非线性扫频; 层析分辨率; 相位测量

Abstract: A method to show high resolution in swept-source optical coherence tomography is proposed. The method can handle the case of nonlinear wavenumber sampling. By constructing the sparse optimization model of interference spectrum in nonlinear wavenumber domain, the phase-field of aliasing tomography interference signal is separated by interference spectrum matrix optimization method. Therefore, the problem of poor depth resolution owing to limited light source bandwidth can be addressed. Computer simulation numerically confirmed that the depth resolution of our method is refined to be $3.8 \mu\text{m}$. The simulated result shows that the depth resolution is improved by 87%, compared to the traditional transform method. Furthermore, a profile measurement on the double slice sample verified the effectiveness of the presented method.

Keywords: wavenumber nonlinear scanning; depth resolution; phase measurement

DOI: 10.12142/ZTETJ.202102008

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20210401.1514.006.html>

网络出版日期: 2021-04-01

收稿日期: 2021-02-25

波数扫频干涉是一种体块测量技术, 通过在时间轴上对单色光的波数进行线性调频, 并使用全场干涉和相衬方法, 实现透明/半透明材料内部的三维位移场测量^[1-2]。借助于傅里叶域锁模技术, 单色光波数的扫频速率可达 400 kHz ^[3], 相衬方法中的位移传感比例系数可达 10^6 数量级, 位移测量灵敏度高达纳米级^[4]。

波数扫频干涉技术能对材料内部在复杂动态载荷下的力学性能进行有效表征, 是未来光测力学重要发展方向。为此, 许多学者相继开展了波数扫频干涉技术在复合材料力学性能分析方面的应用研究, 如高分子材料内部在动态载荷下的三维形变场分布测量^[5]、玻璃纤维复合材料内部在静态载荷下的应变场表征^[6]等。

在上述应用研究过程中, 学者们普遍发现波数扫频干涉在面向多层

复杂结构材料测量时存在层析分辨能力不足的缺点。早在 2003 年, 波数扫频干涉技术提出者 J. M. HUNTLEY 发现, 波数扫频干涉技术的层析分辨率与光波数扫频带宽呈反比^[1]。为获得材料内部更高分辨率的层析测量结果, 光源波数的扫频带宽需要足够宽, 如需要采用波数扫频带宽高达 $9.8 \times 10^5 \text{ m}^{-1}$ 的高端激光器, 层析分辨率为 $3.2 \mu\text{m}$ ^[7]。波数扫频带宽的扩展会产生 4 个关键问题: (1) 超宽带

基金项目: 国家自然科学基金(61705047, 61727810)

光源造价昂贵,体积庞大,不利于波数扫频干涉技术的实用化;(2)在超宽带光源条件下,波数关于扫频时间的高阶泰勒级数展开项不能忽略,非线性影响严重,并会导致干涉相位失真,位移场测量精度降低^[2];(3)需要专门设计光路以消除宽带光源导致的色散影响,但这会导致光路结构复杂^[8];(4)层析分辨率始终面临光源硬件瓶颈问题,提升有限。

在波数扫频干涉测量中,位移场的解算是通过波数域干涉信号做傅里叶变换完成的。从信号处理角度来看,实际应用中的傅里叶变换不可避免地会遇到测量数据截断,即需要对测量数据加窗。此时,信号的频谱会卷积窗函数,从而会导致相邻谱峰发生严重混叠。这也是波数扫频干涉层析分辨率受限的根本原因。为解决上述超宽带光源带来的问题,学者们从干涉信号解调角度出发,尝试从根本上提升层析分辨率。2015年,K. KITAGAWA 提出用于解调干涉信号序列的非线性优化方法^[9]。该方法本质上是在时间域中对干涉信号的参数进行直接解算,因此能避免傅里叶变换窗函数的卷积效应,有望提高波数扫频干涉的层析分辨率。在 K. KITAGAWA 思路的基础上,中国学者 ZHANG Y. 等提出了干涉频谱非线性优化方法。相比于传统的傅里叶变换,该方法使得层析分辨率提高 1 倍^[10]。非线性优化方法的收敛性依赖于初始值。为克服这个缺点,我们提出了干涉矩阵谱分解方法,在无须预先获取波数域干涉信号频率、相位等参数初始值的前提下,进一步提升层析分辨率(可提升 2 倍)^[11]。值得注意的是,上述非线性优化方法和干涉矩阵谱分解均要求干涉信号等间距采集。然而,因波数与波长之间的倒数关系,光源波数输出序列呈

现出非线性的特点,这使得干涉信号采样过程呈现出非等间距的特点。为使用上述的层析分辨率提高算法,需要对波数域干涉信号进行插值,将干涉信号的非等间距采样转化为等间距采样。但是,插值处理会对干涉信号起到平滑作用,易丢失干涉信号高频信息。高频信息的丢失意味着材料内部深度区域无法清晰成像。另外,由于未考虑测量噪声结构特点,插值在强散斑噪声情况下容易导致干涉信号失真。目前,尚未有相关文献报道直接用于非等间距采样下的层析分辨率提高方法。

本文提出一种非等间距采样下的干涉频谱计算新方法,该方法能在使用波数非线性扫频和无须更改波数扫频干涉测量系统的前提下,较大幅度提升波数扫频干涉的层析分辨率。计算机仿真给出了该方法的层析分辨率数值解,实验模拟的双层结构材料轮廓测量结果验证了该方法的有效性。

1 波数扫频干涉测量原理

设材料内部由 M 个界面层构成,每个界面层之间的光学折射率均不同。当激光照射到材料内部 M 个界面层时,会发生反射,而反射信号相互叠加后在数码相机像平面上成像并产生干涉信号^[12]:

$$I(x, y, k) = \sum_{p=1}^M I_p(x, y) + 2 \cdot \sum_{p=1}^{M-1} \sum_{q=p+1}^M \sqrt{I_p(x, y) \cdot I_q(x, y)} \cdot \cos [2 \cdot k \cdot \Lambda_{pq}(x, y)]. \quad (1)$$

在公式(1)中, (x, y) 为空间坐标; k 为激光波数; 下标 p, q 分别代表界面层 S_p 和 S_q ; I 为反射光强; Λ_{pq} 为界面层 S_p 和 S_q 之间的光程差,代表材料内部轮廓和受外力载荷下的变形信息, Λ_{pq}

为待求解参数。波数扫频干涉测量需要对波数 k 进行时间调谐,以便于在时间轴上增加新的观测信息,用于解算光程差 $\Lambda(x, y)$, 即:

$$\begin{cases} I(x, y, n) = \sum_{p=1}^M I_p(x, y) + 2 \cdot \sum_{p=1}^{M-1} \sum_{q=p+1}^M \sqrt{I_p(x, y) \cdot I_q(x, y)} \cdot \cos \{2\pi \cdot f_{pq}(x, y) \cdot [k(n) - k(1)] + \phi_{pq}(x, y)\} \\ f_{pq}(x, y) = \frac{\Lambda_{pq}(x, y)}{\pi} \\ \phi_{pq}(x, y) = 2k(1) \cdot \Lambda_{pq}(x, y) \end{cases} \quad (2)$$

在公式(2)中, $n = 1, 2, \dots, N$ 为数码相机在波数扫频过程中的拍摄序列索引值; $\Delta k = k(N) - k(1)$ 为光波数扫频带宽。公式(2)中的干涉频率 f_{pq} 和相位项 ϕ_{pq} 均包含待求解的光程差信息,且映射关系为比例关系。由于干涉频率项的比例系数仅为 $1/\pi$, 而干涉相位项的比例系数 k_0 数量级为 10^6 , 测量灵敏度高。故波数扫频干涉技术采用相位测量方式以实现材料载荷下的轮廓场或形变场重构。

公式(2)中的波数 $k(n)$ 分布为非等间距。考虑到插值本身所带来的影响,我们不考虑插值处理,而采用非等间距傅里叶变换计算干涉相位^[8]:

$$\tilde{I}_{FT}(x, y, f) = \sum_{n=1}^N I(x, y, n) \cdot \exp \{j \cdot 2\pi f \cdot [k(n) - k(1)]\}. \quad (3)$$

在公式(3)中, f 表示傅里叶变换域中的频率点。由于干涉信号为周期信号,其频谱理论上为离散谱,相位谱在谱峰位置的数值即为干涉相位。受窗函数卷积运算影响,式(3)由原来的狄拉克 δ 函数变为辛格 sinc 函数,这会导致干涉主瓣变宽。此时,相邻干涉谱峰易发生混叠,层析分辨率降低。另外, sinc 函数也会导致干涉旁瓣的存在、相位测量精度的降低。尽管可以通过加汉宁窗压制干

涉旁瓣,但这会导致干涉主瓣拓宽1倍,进而破坏层析分辨率。

2 基于频谱稀疏性的干涉相位重构

由前文可知,干涉频谱理论上为离散谱,它在频域上具有稀疏的特点。本文中,我们利用干涉频谱的稀疏特征,并采用最小二乘法在波数域中构建如下优化模型:

$$\min \sum_{n=1}^N \left\{ \left| I(x, y, n) - \left| \tilde{I}_{LSA}(x, y, f) \right| \cdot \cos \left\{ 2\pi f \cdot [k(n) - k(1)] + \Phi(x, y, f) \right\} \right|^2 \right\} \quad (4)$$

$$\Phi(x, y, f) = \tan^{-1} \left[\frac{\text{Re} [\tilde{I}_{LSA}(x, y, f)]}{\text{Im} [\tilde{I}_{LSA}(x, y, f)]} \right]$$

在公式(4)中,Re和Im分别表示复数的实部和虚部, $\tilde{I}_{LSA}(x, y, f)$ 表示待估算的干涉频谱。由式(4)可知,当干涉频谱在干涉频率外的其他频率区域存在幅值与相位时,那么误差方程中必然会引入新的正弦波,这会导致误差变大。因此,式(4)所估算的干涉频谱接近真实线谱,避免了变换域算法中的窗函数卷积运算,解决了干涉频谱混叠所导致的层析分辨能力不足的问题。式(4)优化模型不需要波数 $k(n)$ 等间距采样,适用于波数非线性扫频的情形。

为求解上述优化问题,考虑某个空间位置 (x, y) 下的特定频率点 f_l ,将式(4)展开为干涉频谱稀疏优化矩阵模型:

$$\min \left\| \begin{bmatrix} I(1) \\ I(2) \\ \vdots \\ I(N) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ \cos \{ 2\pi f_l [k(2) - k(1)] \} & \sin \{ 2\pi f_l [k(2) - k(1)] \} \\ \vdots & \vdots \\ \cos \{ 2\pi f_l [k(N) - k(1)] \} & \sin \{ 2\pi f_l [k(N) - k(1)] \} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{I}_{LSA}(f_l) \cos [\Phi(f_l)] \\ \tilde{I}_{LSA}(f_l) \sin [\Phi(f_l)] \end{bmatrix} \right\| \quad (5)$$

设公式(5)中的系数矩阵为 \mathbf{A}_l ,包含

干涉幅频和相频的待求解参数向量为 \mathbf{X}_l ,那么对于每个频率点 f_l 下的最优估计可由矩阵最小二乘算法得到。对所有频率点都做上述处理,可以得到向量 $\mathbf{X}(f_l)$, $l=1, 2, \dots, L$ 的序列值。通过计算向量的模长,可以重构出干涉幅频 $|\tilde{I}_{LSA}(x, y, f_l)|$ 。由于所提方法计算的干涉幅频能量集中,旁瓣干扰较少,因此容易分辨出相邻谱峰位置并得到该位置处的干涉频率 f_{pk} 。谱峰识别分辨过程相当于沿深度方向对材料内部界面层进行定位。在此基础上,我们可计算出点 (x, y) 处某个深度位置的干涉相位场:

$$\phi = \tan^{-1} \left[\frac{-X_2(f_{pk})}{X_1(f_{pk})} \right] \quad (6)$$

公式(6)中,实数 X_1 和 X_2 分别对应向量 \mathbf{X} 中的两个元素。从上述优化过程可看出,文中所提的方法无须迭代初始值,因此在实际测量中无须预先获取材料内部的粗略结构信息,算法收敛性和实用性均较强。

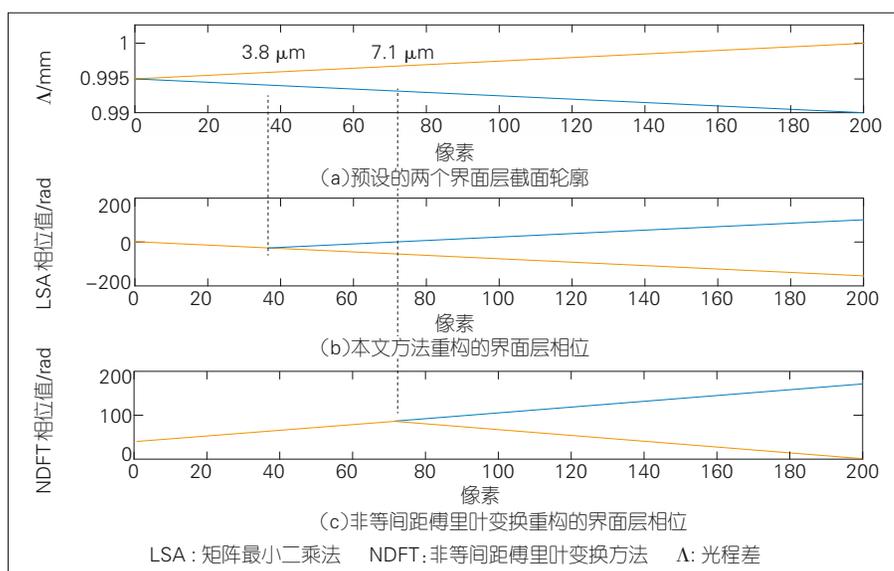
3 计算机仿真

在波数扫频干涉中,层析分辨率

对应于干涉主瓣的半高宽度^[2]。对于非等间距傅里叶变换,层析分辨率数值可通过计算sinc函数的主瓣半高宽度所得,如公式(7)。对于本文所提方法,因稀疏优化后的干涉主瓣数学方程难以建模,其层析分辨率需通过数值方法来确定。本节中,我们通过计算机仿真数值计算本文方法的层析分辨率,并对比该方法和非等间距傅里叶变换的层析分辨能力。

$$\delta z_{FT} = \frac{\pi}{\Delta k} \quad (7)$$

仿真中的光源参数可以参照BS-785-1 (SUPERLUM Co. Ltd.)^[13]中的信息:中心波长为785 nm,波长扫频带宽为50 nm。通过换算可得波数扫频带宽 $\Delta k = 5.10 \times 10^5 \text{ m}^{-1}$ 。仅考虑B-Scan(截面)情形,我们模拟深度方向上由两个界面层所构成的被测材料,如图1(a)所示。其中,界面层轮廓建模为两个倾斜方向相反的直线,界面层之间的距离从0 μm 增至20 μm 。仿真中添加的高斯白噪声用于模拟数码相机采集过程中所产生的背景噪声。图1(c)为非等间距傅里叶变换重构的相位分布(解包裹后)。根



▲图1 仿真结果

据公式(2),该相位值可反映为两个界面层的轮廓。对比图1(a)可知,当界面层之间的距离小于 $7.1\ \mu\text{m}$ 时,非等间距傅里叶变换重构的两个界面层的相位混叠为单个相位值。于是,在本次仿真中可确定,非等间距傅里叶变换的层析分辨率为 $7.1\ \mu\text{m}$ 。将 $\Delta k = 5.10 \times 10^5\ \text{m}^{-1}$ 代入到公式(7)中,可得非等间距傅里叶变换层析分辨率理论值($6.2\ \mu\text{m}$)。图1(b)为使用本文方法重构的界面层相位分布。类似于图1(c)的分析过程,当界面层之间的距离小于 $3.8\ \mu\text{m}$ 时,使用本文方法重构的界面层相位与实际轮廓情况不符,因此我们可确定该仿真中的干涉频谱最小二乘法层析分辨率为 $3.8\ \mu\text{m}$ 。仿真结果表明,与非等间距傅里叶变换相比,本文所提的方法在波数非线性扫频前提下,使层析分辨率提高87%。

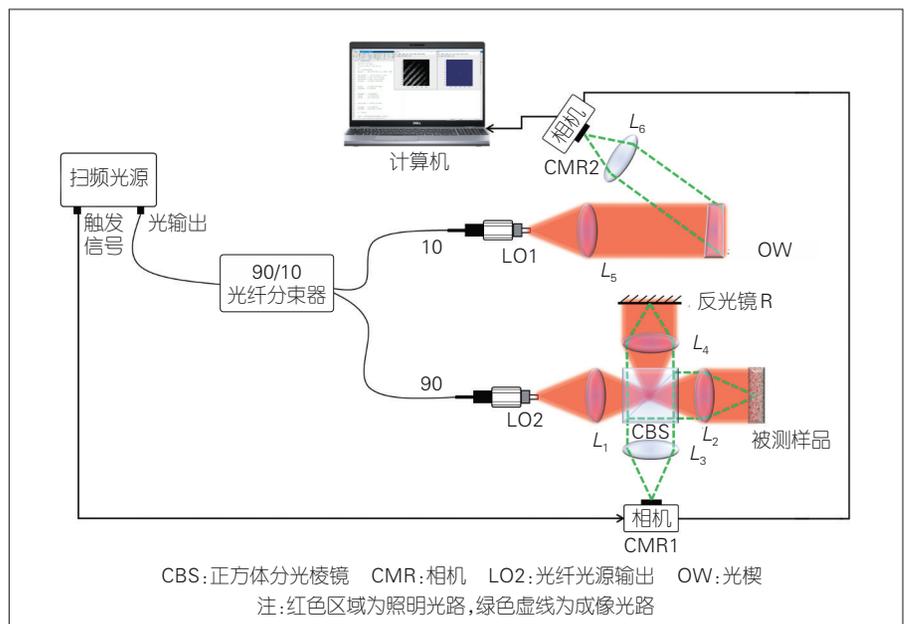
4 实验验证

图2为我们搭建的波数扫频干涉测量系统原理图,其中扫频光源型号为计算机仿真中采用的BS-785-1(SUPERLUM Co. Ltd.),数码相机为近红外互补金属氧化物半导体(CMOS)相机。由光纤光源输出(LO2)、透镜组 $L_1 \sim L_4$ 、正方体分光棱镜

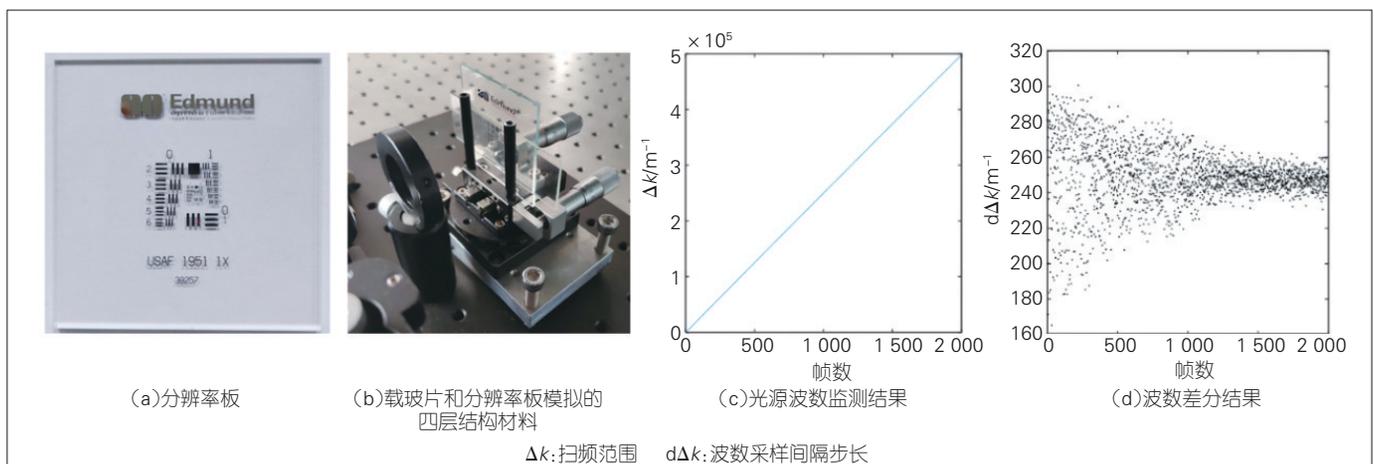
(CBS)、反射镜R和相机(CMR1)构成的迈克尔逊式干涉仪光路,可以用于测量材料内部的轮廓或形变场。由LO1、透镜组 L_5 和 L_6 、光楔(OW)和相机CMR2构成的斐索式干涉仪光路用于实时监测扫频光源的波数输出^[8],监测结果可为非等间距傅里叶变换和本文方法提供自变量 k 信息。通过光源的触发信号进行同步触发,两个相机在光波数扫频过程中共拍摄了2 000张干涉条纹图像。

如图3(b)所示,实验中我们将

USAF 1951级分辨率板与载玻片放置于样品载物台上,然后调整千分尺加载头,以使分辨率板和载玻片之间的间隙保持在约为 $6\ \mu\text{m}$ 。分辨率板和载玻片组成的整体可用于模拟双层结构材料。本次实验的目的是比较非等间距傅里叶变换方法和本文所提的方法,以明确哪一个能分辨出载玻片和分辨率板之间的间隙。图3(c)为通过斐索式干涉仪光路监测得到的光源波数输出序列,差分处理后可得到波数采样间隔步长,如图3(d)



▲图2 波数扫频干涉测量系统



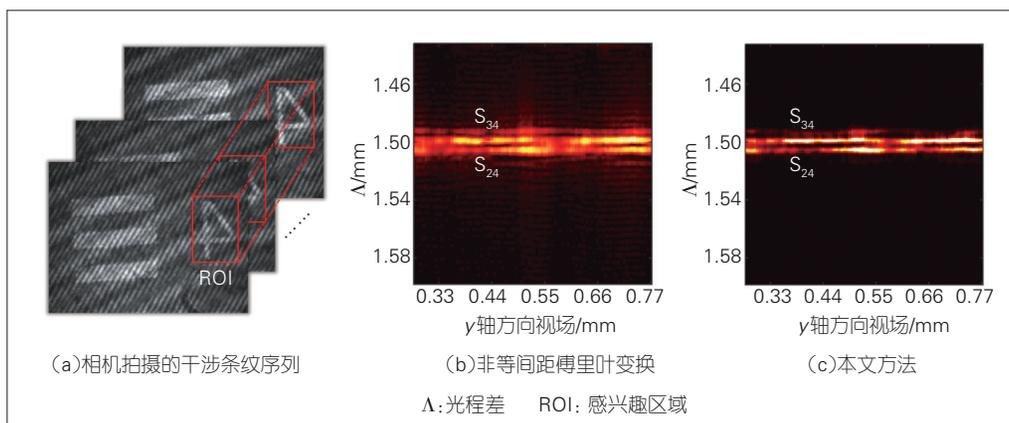
▲图3 被测件及波数监测结果

所示。图3(c)中的波数扫频范围监测结果为 $\Delta k = 5.10 \times 10^5 \text{ m}^{-1}$ ，与该光源带宽和中心波长参数所计算的理论值相吻合。从图3(d)结果中可看出，光波数采样间隔呈现散点图状态，并非固定于某个值。这证明光源波数扫频过程中存在非线性现象，且该现象在波数起始扫频阶段较为严重。为方便以下讨论，玻璃后表面记为 S_2 ，USAF 1951级分辨率板前后表面分别记为 S_3 和 S_4 。根据前文介绍的分辨率板和载玻片之间微米级间隙距离，我们重点考虑干涉谱峰 S_{24} 和 S_{34} 情况。图4(a)为CMR1相机拍摄到的2000张干涉条纹序列，选取如图所示的感兴趣区域(ROI)，再依据式(3)对该区域上的每个像素点沿波数轴做非等间距傅里叶变换，可得到波数非线性扫频下的干涉频谱。图4(b)为 $x = 1 \text{ mm}$ 处的截面结果，从图中可看出因 S_{24} 和 S_{34} 之间的间距接近于非等间距傅里叶变换的分辨率 $6.2 \mu\text{m}$ ，干涉谱峰 S_{24} 和 S_{34} 接近混叠。这表明该分辨率下，非等间距傅里叶变换只能粗略定位到界面层 S_{24} 和 S_{34} 。根据本文方法计算的干涉频谱如图4(c)所示，其稀疏性好于非等间距傅里叶变换。更好的稀疏性意味着干涉主瓣宽度较窄且旁瓣峰值较低。因此，采用本文方法后，在原先接近干涉谱峰混叠的地方能清晰分辨出 S_{24} 和 S_{34} 。该组实验结果证实，本文所提方法的分辨率高于非等间距傅里叶变换。

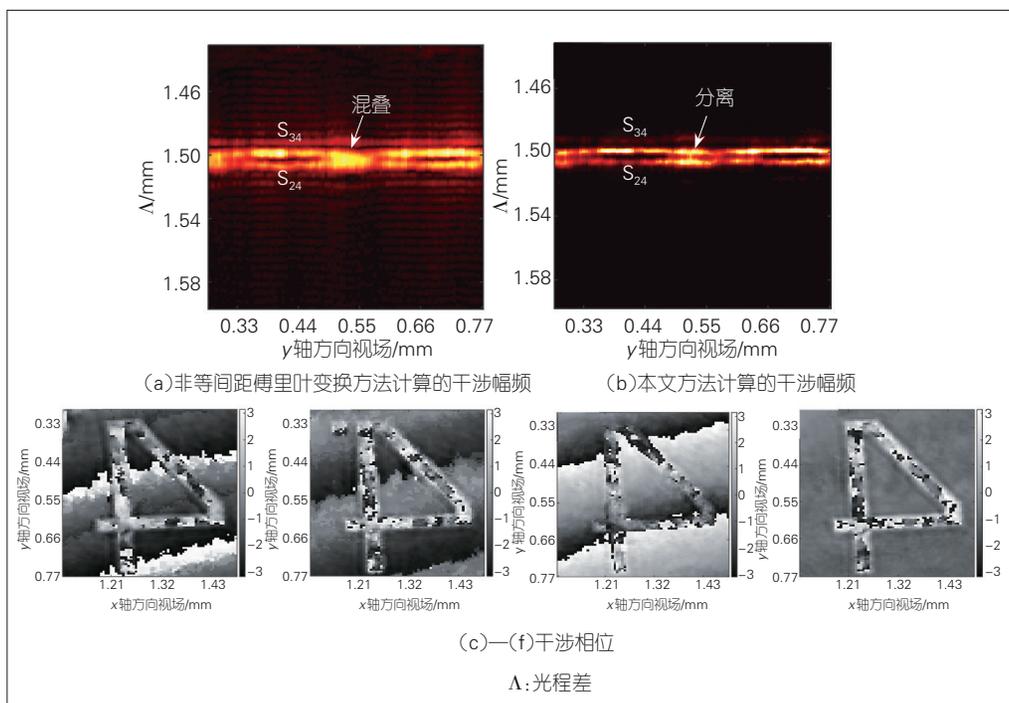
为进一步考察本文所

提方法在改进层析分辨能力方面的效果，我们截取前1700个点的干涉信号。此时，波数扫频带宽缩减为 $4.23 \times 10^5 \text{ m}^{-1}$ 。非等间距傅里叶变换层析分辨率降为 $7.41 \mu\text{m}$ 。该值大于分辨率板和载玻片之间的间距，因此在干涉频谱上会出现谱峰 S_{24} 和 S_{34} 完全混叠为单峰的情形，如图5(a)所示。通过提取峰值处的干涉相位值，可得 S_{24} 和 S_{34} 的全场包裹相位分布，如图5(c)、(d)所示。其中图5(c)代表 S_{24} ，图5(d)代表 S_{34} 。根据图3(b)

中的被测件放置情况，载玻片后表面与分辨率板后表面之间存在倾角；而为校准成像系统的性能，分辨率板前后表面之间的倾角几乎不存在。因此， S_{24} 包裹相位值会跨越多个 2π 周期，而 S_{34} 包裹相位值会停留在某个相位值附近。另外，由于分辨率板图案在玻璃基底上镀铬，光波无法穿透图案照射到玻璃基底上，而带有图案部分的分辨率板前后表面以及它们与载玻片后表面之间均无法产生干涉信号；因此，带有图案“4”的相位值是



▲图4 干涉条纹及 $x=1 \text{ mm}$ 截面处的干涉频谱



▲图5 干涉幅频和相位解算结果

随机分布的。从图5(c)、(d)结果可看出, S_{24} 和 S_{34} 的包裹相位场因谱峰完全混叠而导致变化相差不大。这表明非等间距傅里叶变换层析分辨率较低, 无法实现 S_{24} 和 S_{34} 的轮廓场重构。图5(b)为采用本文方法计算出的 S_{24} 和 S_{34} 干涉谱峰情况, 从图中可看出原先混叠的干涉谱峰已成功分离。图5(e)、(f)为在本文方法计算的在干涉谱峰处所提取的 S_{24} 和 S_{34} 包裹相位场, 其中 S_{24} 在无图案处的相位值跨越了约2个 2π 周期。由此可估算出玻璃后表面与分辨率板后表面的光程差变化最大值恰好为光源的中心波长, 即 785 nm ; 而 S_{34} 在无图案处的相位值绝大部分集中在“0”附近, 这也证实分辨率板前后表面几乎无倾角。根据计算机仿真结果, 并考虑到层析分辨率(约为 $4\text{ }\mu\text{m}$), 该实验验证了本文方法能成功应用于间隙为 $6\text{ }\mu\text{m}$ 的界面层轮廓重构。综上所述, 实验结果证实本文方法能在波数非线性输出下, 有效提高波数扫频干涉测量的层析分辨率。

5 结束语

波数扫频干涉测量技术因具备全场、动态、高灵敏测量特点, 成为前沿的内部力学量演化原位表征技术之一。然而受光源带宽上限的限制, 波数扫频干涉测量的层析分辨率较低, 无法分辨出材料内部间距小于 $5\text{ }\mu\text{m}$ 的界面层。本文从信息处理角度出发, 提出一种适用于波数非线性扫频下的层析分辨率提高方法。借助干涉频谱稀疏特点, 该方法构造出干涉频谱稀疏优化模型, 并采用干涉频谱矩阵最小二乘完成稀疏优化, 实现高分辨层析相位重构。在无须任何先验信息的前提下, 该方法解决了因光源扫频带宽有限而导致的层析分辨能力不足的问题。计算机仿真

数值计算出本文方法的层析分辨率为 $3.8\text{ }\mu\text{m}$, 在光源同等带宽的前提下, 比传统方法提升了 87% 。实验结果验证了本文方法能有效提升波数扫频干涉的层析分辨能力和相位测量精度。另外, 本文方法无须更改波数扫频干涉测量系统硬件, 且层析分辨率改善方式简单有效, 因此有望在将来取代基于传统傅里叶变换的扫频干涉信号解调方法。未来, 我们将尝试将其应用于多层复杂结构材料内部的微米级层间间距界面层形变全场测量。

参考文献

- [1] RUIZ P D, ZHOU Y Z, HUNTLEY J M, et al. Depth-resolved whole-field displacement measurement using wavelength scanning interferometry [J]. *Journal of optics A: pure and applied optics*, 2004, 6(7): 679-683. DOI: 10.1088/1464-4258/6/7/004
- [2] RUIZ P D, HUNTLEY J M, WILDMAN R D. Depth-resolved whole-field displacement measurement by wavelength-scanning electronic speckle pattern interferometry [J]. *Applied optics*, 2005, 44(19): 3945-3953
- [3] BIEDERMANN B R, WIESER W, EIGENWILLIG C M, et al. Dispersion, coherence and noise of Fourier Domain Mode Locked (FDML) lasers [J]. *CLEO/Europe - EQEC 2009 - European conference on lasers and electro-optics and the European quantum electronics conference*, 2009: 1. DOI: 10.1109/CLEO-EQEC.2009.5192900
- [4] TAN J, BAI Y L, DONG B, et al. Phase noise reduction in wavelength scanning interferometry using a phase synthesis approach [J]. *Optics communications*, 2020, 475: 126295. DOI: 10.1016/j.optcom.2020.126295
- [5] CHAKRABORTY S, RUIZ P D. Measurement of all orthogonal components of displacement in the volume of scattering materials using wavelength scanning interferometry [J]. *Journal of the optical society of America a optics image science & vision*, 2012, 29(9): 1776-1785
- [6] LIU Y, DONG B, BAI Y, et al. Perspective measurement of the out-of-plane displacement and normal strain field distributions inside glass fibre-reinforced resin matrix composite [J]. *Strain*, 2015, 51(3): 198-205. DOI: 10.1111/str.12133
- [7] DAVILA A, HUNTLEY J M, PALLIKARAKIS C, et al. Wavelength scanning interferometry using a Ti: Sapphire laser with wide tuning range [J]. *Optics and lasers in engineering*, 2012, 50(8): 1089-1096. DOI: 10.1016/j.optlaseng.2012.02.005
- [8] XU J X, LIU Y F, DONG B, et al. Improvement of the depth resolution in depth-resolved

wavenumber-scanning interferometry using multiple uncorrelated wavenumber bands [J]. *Applied optics*, 2013, 52(20): 4890-4897

- [9] KITAGAWA K. Surface and thickness profile measurement of a transparent film by three-wavelength vertical scanning interferometry [J]. *Optics letters*, 2014, 39(14): 4172-4175
- [10] ZHANG Y, BAI Y L, XU J X, et al. Effective improvement of depth resolution and reduction of ripple error in depth-resolved wavenumber-scanning interferometry [J]. *Optics and lasers in engineering*, 2015, 66: 58-63. DOI: 10.1016/j.optlaseng.2014.08.009
- [11] BAI Y L, HE Y M, BAO H, et al. Eigenvalue decomposition and least squares algorithm for depth resolution of wavenumber-scanning interferometry [J]. *Journal of the optical society of America a optics image science & vision*, 2015, 32(7): 1352-1356. DOI: 10.1364/JOSAA.32.001352
- [12] DÁVILA A. Wavelength scanning interferometry using multiple light sources [J]. *Optics express*, 2016, 24(5): 5311-5322. DOI: 10.1364/oe.24.005311
- [13] Superluminescent diodes [EB/OL]. [2021-02-22]. <https://www.superlumdiodes.com/>

作者简介



谢胜利, 广东工业大学教授, IEEE Fellow; 主要研究领域为盲信号处理及其在光学检测中的应用; 先后主持国家自然科学基金重点项目等20余项, 以第1完成人获得9项国家级/省部级科研成果奖; 发表论文200余篇。



蔡树银, 广东工业大学在读硕士研究生; 主要研究领域为波数扫频干涉测量应用研究。



白玉磊, 广东工业大学副教授; 主要研究领域为波数扫频干涉信号处理; 先后主持国家级科研项目1项、省部级科研项目2项, 获得2项省部级科研成果奖; 发表论文10余篇。



6G: 继续体系结构的变革

6G: Continuation of 5G Architecture Transformation

李少谦 / LI Shaoqian

(电子科技大学, 中国 成都 611731)
(University of Electronic Science and Technology of China,
Chengdu 611731, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202102009

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20210401.1502.004.html>

网络出版日期: 2021-04-01

收稿日期: 2021-02-25

摘要: 6G 将是 5G 无线移动通信体系结构变革的延续与深化。以增强宽带与万物互联为应用驱动的网络, 必然会从陆地蜂窝移动通信网向全域接入的无线通信网发展。5G 开始了移动通信体系结构的变革, 但还无法满足未来需求, 因此它仅是变革的开端, 需要不断改进。在全域接入的无线通信网中, 有诸多全域接入架构技术需要 6G 去探索。

关键词: 6G; 网络体系结构; 万物互联

Abstract: 6G will be the continuation and deepening of the 5G wireless mobile communication architecture reformation. The application-driven network, which enhances broadband and interconnects all things, will inevitably develop from terrestrial cellular mobile communication networks to wireless communication networks with global access. 5G has started the transformation of mobile communication architecture, but it cannot meet the needs of the future, so it is only the beginning of change and needs continuous improvement. Among the wireless communication networks with global access, many global access architecture technologies need 6G to explore.

Keywords: 6G; network architecture; interconnection of everything

6G 是什么? 6G 的核心技术是什么? 全球业界都在研讨这两个问题, 力争在 2023 年前达成共识后开展技术标准的研究。

毫无疑问, 与 5G 相比, 6G 应该有更快的速率、更广的覆盖, 且更加智能、安全、节能。但 6G 网络与技术如何才能达到这样的目标? 唯有继续进行 5G 无线移动网络体系结构的变革!

一个巨系统体系的建立和变革是具有革命性的。

半个世纪前, 互联网体系的建立, 开创了全球数字化信息互联互通时代; 陆地移动通信蜂窝结构的创立, 开始了全球个人通信的普及。

早在 20 多年前, 人们在讨论 3G 标准时, 就认识到要实现在任何时间、地点, 与任何人的通信, 仅靠地面通

信系统是不行的, 还需要天地一体化通信系统的支撑, 因此人们试图将卫星通信纳入移动通信标准体系。在讨论 4G 标准时, 人们进一步认识到要在人与人之间实现任何一种媒体的通信, 仅靠陆地蜂窝移动系统是不行的, 还须将广域的蜂窝系统与有线域、局域、个域、空天域系统融为一个网络。当时, 这些设想都无法实现, 因为这涉及移动通信的重大体系结构的变革。体系结构的变革需要两大驱动力: 迫切的应用需求和变革所需的技术经济能力。在 3G/4G 标准建立时, 这些驱动力都不存在, 理想之花无法结出现实之果。因此, 3G/4G 仅聚焦于无线通信传输的宽带化技术, 而将体系结构的发展留给了未来。

随着移动通信体系结构变革两大

驱动力的出现, 5G 开始了移动通信网络的体系结构变革。一方面, 随着全球信息化的高速发展, 移动通信迫切需要从人与人的互联服务转向物与物的互联服务。面对未来万物互联的巨大需求, 以人的信息交流为核心的移动通信体系结构无法满足以感知和控制为核心的万物互通新需求。而唯有变革才能满足这一新需求。另一方面, 随着集成电路、软件、人工智能、移动互联网、中低轨卫星通信等技术的高速发展, 以及信息通信技术的深度融合, 通信网络开始走向软件化、智能化、互联网化、天地一体化, 变革所需的技术经济条件开始具备。

以增强宽带和万物互联为应用驱动, 5G 开始将技术焦点从传输转向网络架构。面向万物互联的服务化接入

网与核心网架构变革是5G的技术核心，其意义十分重大。5G仅是变革的开始，目前许多探索并不尽如人意，离满足未来的需求还差很远，这需要不断改进^[1]。

6G将是5G移动通信体系结构变革的延续与深化。以增强宽带与万物互联为应用驱动的网络，必然要从陆地蜂窝移动通信网向全域接入的无线通信网发展。这样的网络应是以广域移动网为核心，将有线域、局域、个域、空天海域融为一体，实现频谱、功率、时空资源全域优化，以及人与物信息无缝互联的全域接入互联分层网。新的体系结构应实现多域系统的架构统一，使万物信息能够快捷互联互通。各域系统须针对不同需求，进行技术分层，从而实现功能互补。

在6G全域接入的无线通信网中，有诸多全域接入架构技术需要人们去探索，如：

(1) 增强宽带与万物互联如何有效地进行架构分层？如何有效地进行功能与应用的分层和控制？全域切片

在实践中是否可行？

(2) 如何建立地面与空天系统统一接入架构？技术与应用如何实现优势互补？天地技术与平台如何实现互相支撑？

(3) 广域与局域、宽带与窄带、低频与高频如何统一架构？如何简化网络结构？如何进行功能协同？如何提高频谱与功率效率？如何实现资源按需分配？

(4) 公众万物互联与行业万物互联如何实现分层结构与控制？如何建立满足公网与专网不同需求的技术体系？如何实现公网与专网不同需求的分级运维？

(5) 如何针对不同需求对高安全、高可靠技术进行分级定义？如何构建高安全、高可靠分级分层技术架构与控制体系？

(6) 频谱资源分配与管理如何满足人们增强宽带与万物互联的不同需求？如何满足公网与专网的不同需求？

今天，移动通信网络已是巨系统，

无论是产业与应用规模，还是技术复杂度，都居全球信息产业的首位。一个巨系统体系结构的变革将会循序渐进地持续很长时间，因此6G也无法完成这个变革。6G在此变革中的技术目标仍将是有限的，技术与应用都不可能一蹴而就。

参考文献

- [1] 李少谦. 万物互联, 任重道远[J]. 中兴通讯技术, 2020, 26(4): 38-39. DOI: 10.12142/ZTE.TJ.202004008

作者简介



李少谦，电子科技大学教授、博导，IEEE Fellow，通信抗干扰技术国家级重点实验室主任，国家新一代宽带无线移动通信网重大专项总体组成员，工业和信息化部通信科学技术委员会委员；四川省学术与技术带头人，国务院政府特殊津贴获得者；主要研究方向为无线与移动通信技术；主持完成了30余项国家级科研项目，获国家、国防和省部级科技奖8次；发表论文200余篇，出版专著多部，获授权专利70余项。



对 6G 关键技术发展的思考

Reflections on Key Technology Developments of 6G

葛建华 /GE Jianhua, 李靖 /LI Jing

(西安电子科技大学, 中国 西安 710071)
(Xidian University, Xi'an 710071, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202102010

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20210407.0921.004.html>

网络出版日期: 2021-04-07

收稿日期: 2021-02-20

摘要: 以 5G 为基础, 6G 将构建空天地海泛在通信网络, 并采用多种先进技术来进一步提升系统容量、能量与频谱效率、可靠性以及传输时延等核心技术指标。作为非正交传输技术的代表, 超奈奎斯特传输 (FTNs) 不仅可以实现频谱资源的高效利用, 还可与多种 6G 候选关键技术进行联合设计来提升系统核心技术指标, 因此极具应用潜力。

关键词: 6G; 非正交传输; 超奈奎斯特传输

Abstract: 6G will build an air-space-ground-sea ubiquitous communication network based on 5G, and employ a variety of advanced technologies to achieve further improvements in some core technical indicators such as system capacity, energy and spectral efficiency, reliability, and transmission delay. As a representative non-orthogonal transmission design scheme, faster-than-Nyquist signaling (FTNs) can realize the efficient utilization of spectrum resources, and be combined with a variety of 6G candidate key technologies to improve the core technical indicators of the system. Therefore FTNs has great application potential.

Keywords: 6G; non-orthogonal transmission; faster-than-Nyquist signaling

香农经典信息论为 70 余年来通信技术的发展奠定了理论基础。多输入多输出 (MIMO) 信道不仅具有经典香农信息论所涉及的时间和频率自由度, 还具有空间自由度, MIMO 无线传输已成为当代 4G 和 5G 提升系统容量和频谱效率的最为有效的核心手段^[1]。

围绕“增强宽带、万物互联”的发展理念, 5G 通过引入增强移动宽带 (eMBB)、超可靠低时延通信 (URLLC) 和增强机器类通信 (eMTC) 等场景, 首次将垂直行业应用纳入公众移动通信系统。除了采用大规模 MIMO 和非正交多址接入 (NOMA) 来提升系统容量和大连接能力以外, 5G 还采用了更短的时隙调度单位、重复发送、多连接等 URLLC 相关技术来降低无线传输时延, 提高可靠性。可以预计,

未来 6G 将以 5G 为基础, 采用空天地海泛在通信网络, 使用新频谱、多极化超大规模天线、大规模分布式协作 MIMO、NOMA 和高精度定位等技术, 以发展覆盖范围更广、传输速率更高、可靠性更高、时延更小的无线传输系统, 从而构建更新一代的普适性、智慧化、全业务移动信息基础设施。

6G 移动通信能否进一步改善系统容量、能量与频谱效率、可靠性与传输时延等核心技术指标, 是学术界和工业界普遍关心的一个问题。

1 未来 6G 核心技术指标与性能提升手段

为实现 6G 系统的愿景, 满足未来通信需求, 人们需要考虑的核心技术指标大致有:

(1) 更高的频谱效率与能量效率

5G 移动通信系统引入了多用户 MIMO, 将系统的频率利用率提升到一个新的高度。增加基站的天线数并形成多极化超大规模 MIMO, 可使未来 6G 系统的频谱利用率进一步提高。但当基站天线阵列部署的物理尺寸受限时, 过于密集的天线部署将存在严重的互耦效应, 相关 MIMO 信道容量存在理论极限。

无蜂窝系统消除了传统蜂窝构架在小区频率复用方面的限制, 其小区频率复用因子等于 1, 可实现真正意义上的跨小区、全动态的频率资源调配, 从而为构建资源调配灵活、频谱利用率更高的 6G 移动通信系统带来全新的可能。

(2) 更高的可靠性与更低的时延
5G 新空口 (NR) 首次将超可靠与低时延技术指标引入公众移动通信

系统。一方面,为将无线传输时延降低至 1 ms 以下,系统引入了更短的时隙结构、免许可接入认证,以及移动边缘计算等技术;另一方面,为将无线数据包差错概率降低至 10^{-6} 以下,系统又引入了时域或频域重复发送、多点发送或多连接等。这些操作未能从网络信息论的角度寻求传输时延、可靠性及传输速率的最优平衡,因此在网络拓扑优化和资源有效利用等方面仍有一定的性能提升空间。

(3) 超高峰值速率

面向未来,人们对移动互联网的流量应用、万物互联的速率需求也将越来越大。因此,能让人们随时随地享受高速率、低时延的连接是 6G 系统必须具备的。

5G 移动通信系统使用的是 6 GHz 以下频段,这些频段非常拥挤,且可用带宽有限。基于此,5G 正在考虑使用大带宽的毫米波频段。6G 系统将采用新频谱和通信手段,进一步提升峰值速率。学者们普遍认为,应用于星间骨干链路的无线激光通信、毫米波太赫兹通信和可见光通信等技术可能应用于 6G 场景的新频段通信,因此这些方面值得探索研究。

(4) 更宽覆盖

5G 移动通信系统的覆盖范围受限,无法有效地解决海洋、森林、沙漠等人口稀少地区,以及地震、火灾和泥石流等应急场景下的通信难题。充分利用地面移动通信的大容量传输能力,结合天基网络的广域覆盖优势,构建星地深度融合的天地互联网络系统,能够实现 6G 无处不在的宽带连接。

6G 宽带通信系统将实现星地深度融合通信网络,提供“随时、随地、随心”的通信体验。这不仅解决了偏远地区和无人区的通信问题,还能为每位客户提供服务,实现智慧连接、深度连接、全息连接和泛在连接。

2 6G 候选关键技术

为实现未来 6G 核心技术指标,从网络通信角度出发,我们概括了以下的候选关键技术:

(1) 星地深度融合

6G 将集成地面移动通信网络和卫星互连网络。借助智能移动性管理技术,6G 可以在陆、海、空、天、地等多种复杂场景中提供高速互联服务,实现全球覆盖、按需服务、随遇接入、安全可信的网络通信能力^[2]。

6G 要实现地面网络与卫星网络间的宽带可靠通信,需要强大的物理层通信链路作为支撑。物理层通信链路主要包括星间链路、星地馈电链路和星地用户链路 3 种类型。星间链路距离远,激光通信是其主要的发展方向;星地馈电链路经过地球表面大气层时容易受到云、雾、降雨和大气湍流等天气因素的严重影响,高效能的新型激光通信和激光/微波混合传输是其未来的发展方向;星地用户链路将主要采用 Ka 高频段和多波束技术来实现卫星对地面用户的大容量通信。

(2) 新频段通信

与中、低频段(6 GHz 以下)相比,毫米波和太赫兹频段的电波传播路径损耗显著增加,但频谱资源非常丰富。太赫兹频谱通信具有频谱资源带宽大、传输时延低、传输速率高等优势,是未来 6G 移动通信系统极具吸引力的宽带通信技术。超大规模天线阵列是解决毫米波与太赫兹传播距离受限问题的有效手段。

(3) 超大规模天线

把太赫兹、可见光的新增频谱用于 6G 移动通信系统,意味着运营商能以更多天线系统传播信息,从而获得更大的吞吐量。超大规模天线技术可提供很大的空间分集,将成为提升 6G 移动通信系统频谱效率的关键技术。

将太赫兹频谱引入 6G 移动通信

系统,会增大系统的频谱跨度。实现大频谱跨度的大规模阵列天线是 6G 需解决的一大难题。

(4) 智能反射表面(IRS)

通过控制在无线传播环境中的亚波长人工合成超材料的电磁特性,IRS 技术使电磁波入射超材料时,能够获得预期的反射信号或透射信号,以达到控制信号的幅度、频率、相位、极化特性,实现干扰协调、波束形成与信号补盲、非线性频谱搬移,并解决高频信号绕射传播^[3]问题。与传统的无线中继技术相比,IRS 无须对信号进行再生和重传。IRS 采用能量消耗少的无源反射,在全双工模式下,能够以低成本方式实现频谱效率和能量效率的提高。

(5) 大规模分布式协作 MIMO 与无蜂窝网络

分布式 MIMO 拓展了经典 MIMO 的应用范畴:从单小区蜂窝基站扩展到多小区蜂窝基站场景,并以分布式多用户 MIMO 形式构成无蜂窝移动网络。分布式 MIMO 在同一时频资源下,为所有接入设备提供服务,无须小区间频率规划,即可实现系统资源全维度动态利用。因此,分布式 MIMO 可以有效改善系统资源配置的灵活性,大幅度提升无线资源利用率。然而,面对未来 6G 网络庞大的天线规模,分布式 MIMO 的天线单元处于不同的地理位置,这将成为分布式 MIMO 及无蜂窝无线网络应用的关键性挑战。

(6) 高效大容量的多址接入与传输

多址接入的核心问题是如何在有限的资源内接入更多用户。不同于传统的正交多址接入(OMA)技术,NOMA 技术可以在相同的资源上传输多个用户的信号,从而获得比 OMA 更大的容量和更多的用户连接数。一方面,NOMA 技术支持免调度随机接入,减少了信令开销,因此可为海量

连接场景下的低时延通信提供保障；另一方面，6G 使用太赫兹等高频段进行通信，电磁波的强方向性使得用户的信道高度相关，为 NOMA 技术的使用提供了便利。此外，超大规模天线 MIMO 产生的定向波束可以带来大的天线阵列增益和小的波束间干扰，而在每个波束上使用 NOMA 技术服务多个用户，有助于 6G 超高带宽和大规模连接^[4-5]。

(7) 人工智能与无线通信的结合

未来 6G 网络需要应对爆炸性的移动数据流量增长和海量的设备连接，而对这些海量数据进行实时管控会导致高的复杂度和时延开销。因此，如何有效感知业务特性、精确监测控制网络资源、动态分配无线资源成为 6G 网络中的重要问题。在 6G 网络的应用层和网络层引入人工智能，使得网络更加智能化，这将是管控海量无线大数据的必要途径^[6]。

此外，6G 需要支持大规模用户、大规模天线和多频段混合传输，传统物理层传输技术将面临性能、复杂度和效率的多重挑战。这为人工智能技术应用于无线物理层提供了可能^[7-8]。一方面，在复杂的通信场景下，信道环境很难用严格的数学模型来描述，因此有必要在没有确定信道模型的条件对物理层算法进行设计；另一方面，6G 中的物理层信号接收与检测是一个高维优化问题，实际中难以求解，此时可采用基于深度学习的信道估计和信号检测方法（该方法尤其适用于准静态衰落信道）。

综上所述，未来 6G 网络的关键候选技术主要有：星地融合、太赫兹通信、多极化超大规模天线、无蜂窝网络、大规模智能反射面、非正交多址接入及传输和基于人工智能的无线通信与网络技术等。下面我们介绍一种能有效提高系统频谱利用率的非正交传输

波形——超奈奎斯特传输（FTNs）。该技术可与上述多种技术结合，实现更加高效的信息传输。

3 非正交传输波形 FTNs

根据基带信号的压缩方式，FTNs 可分为单载波超奈奎斯特（SC-FTNs）和多载波超奈奎斯特（MC-FTNs）。其中，SC-FTNs 是在时域对信号进行压缩后发送，MC-FTNs 是在频域/时域对信号进行压缩后发送。由于 FTNs 频谱利用率高，它已成为长距离光纤、第二代卫星数字视频广播（DVB-S2）、可见光通信等应用的备选方案。然而，FTNs 频谱效率的提升是以更加严重的符号间干扰作为代价的。当 FTNs 与 MIMO、NOMA 等结合时，如何更合理地利用 FTNs 的特点来支撑更高效、更大容量的传输将是一个有意义的研究课题。

3.1 性能限（Mazo 界和容量分析）

1975 年，美国贝尔实验室学者 Mazo 提出^[9]，对于采用 sinc 脉冲的 FTNs 系统，将符号传输周期压缩至奈奎斯特周期的 0.802 倍时，符号间的最小欧式距离不会发生改变，该压缩率被称为 Mazo 界。此后，有学者将 sinc 函数扩展至升余弦函数，阐述了不同滚降系数下的 Mazo 界，证明了 FTNs 系统带来的容量性能提升。随后，将单输入单输出（SISO）SC-FTNs 场景下的分析方法推广至 MIMO MC-FTNs 场景后，Mazo 界和系统容量增益也同样得到了说明。

在实际中，FTNs 系统可采用两种脉冲成形函数：一是选择典型函数，如高斯、根升余弦、汉明等；二是设计特定的脉冲，并且可以通过误码性能、FTNs 容量和实现复杂度等来对脉冲成形方法进行评估。对一个特定的 SISO/MIMO FTNs 系统，使得误码性能

最优的成形滤波器不一定能使系统容量最大。因此，如何折中考虑容量和误码率性能、优化成形滤波器的设计是一个重要问题。

3.2 收发机设计中的关键技术问题

3.2.1 发射机设计

(1) 波形产生

由于 MC-FTNs 子载波缺乏正交性，因此它无法像正交频分复用（OFDM）信号一样，直接利用逆快速傅里叶变换（IFFT）来实现。现有研究主要通过通过对输入的符号序列进行处理，再利用 IFFT 来产生 MC-FTNs 信号。MC-FTNs 波形产生主要包括基于扩展 IFFT 点数和基于多路并行 IFFT 的两种方式，其中后者具备更高的设计灵活度和更快的硬件处理速度。在不同的压缩因子下，可通过对每路 IFFT 运算的点数进行优化设计，来进一步降低系统实现复杂度。当 MC-FTNs 与 MIMO 技术进行联合设计时，如何充分利用多天线的分集和复用优势，并以灵活、高效的方式产生 MIMO MC-FTNs 波形，也是重要的研究内容。

(2) 峰均比（PAPR）降低

由于 FTNs 信号波形之间存在符号间干扰，相邻波形彼此叠加，因此会带来较高的 PAPR。PAPR 过高将会使信号在传输时进入功率放大器的非线性区域，造成信号失真，从而对通信系统性能产生严重影响。尤其是在 MC-FTNs 系统中，信号的 PAPR 不仅会受到时频域压缩因子的影响，而且还会受到不同脉冲成形波形的影响。截至目前，能够兼顾信号 PAPR、频谱效率和误码性能的 FTNs 系统设计方法还没有定论。在众多的可能方案中，基于预编码的设计方法不仅可以降低 PAPR，还可以和接收机检测算法进行联合设计以降低接收复杂度，因此该

方法极具应用前景。

3.2.2 接收机设计

(1) 信道估计

通常, 现有的单/多载波系统利用导频插入对信道进行估计。在 FTNs 系统中, 符号和子载波之间不再保持正交。如果沿用传统的导频结构和信道估计算法, 那么插入的导频势必会被周围的数据符号所干扰, 从而降低信道估计的精确度。因此, 重新设计导频插入方式和信道估计算法是非常有必要的。目前, 已有的 FTNs 系统信道估计技术主要是针对静态多径信道, 并基于均衡或者预编码技术来实现的。动态多径估计问题, 如时变和双选择性衰落信道中的信道估计将更具挑战性。

(2) 信号检测

随着时间或子载波间隔压缩比的增大, 由 FTNs 引入的符号间干扰 (ISI) 会更加严重。这使得接收端的信号检测面临挑战: 一是大压缩比将导致形成 ISI 的干扰符号的数量增多。如果使用传统性能最优的检测算法, 如最大似然 (ML) 估计或最大后验概率 (MAP) 算法, 那么接收端的复杂度将会随干扰符号个数呈指数增长。二是波形之间的不正交导致接收匹配滤波后的采样序列受到色噪声的影响, 这也对检测算法的性能造成了影响。因此, 能够平衡复杂度与性能的次优检测算法是近年来 FTNs 领域的研究热点。

接收端的简化检测算法主要可分为两类: 一是仅位于接收端的符号检测/均衡技术, 二是联合发射端预编码的检测技术。前者无须对 FTNs 系统发射端做任何改变, 仅对下采样后的接收信号进行处理便可消除码间干扰。其主要思想是通过均衡器与信道译码器的软信息交互, 进行联合检测, 以消除 ISI, 从而获得更高的性能增益。

可以考虑的软输入软输出 (SISO) 算法包括串行干扰消除 (SIC) 算法、软输出维特比算法 (SOVA) 和各种简化最大后验 (MAP) 算法等。当联合考虑发射端预编码时, 可利用预编码技术对调制后符号进行处理, 改变发射信号特性及频谱特征, 并在接收机做相应的解码。这种方法性能优良, 复杂度低, 但是依赖于 FTNs 系统特性。因此, 需要一种不依赖于 FTNs 系统特性且复杂度低、性能优良的抗码间干扰检测算法。

(3) 基于深度学习的 FTNs 接收机

在无线通信领域, 目前已有学者将信道译码、信道估计、信号检测等与深度学习相结合, 提出了基于深度学习的通信接收机架构。相比于传统的通信接收机, FTNs 系统的 ISI 更严重。因此, 针对 FTNs 系统的高检测复杂度问题, 深度学习等人工智能工具值得人们深入探讨。尤其是在将子载波间隔和符号间隔同时进行压缩的 MC-FTNs 多天传输场景下, 当 ISI 和 ICI 共存, 并且存在不同天线接收信号的干扰时, 利用深度学习将 FTNs 接收机进行一体化训练, 也许是一种很好的解决思路。

4 结束语

本文中, 我们从 6G 核心技术指标与性能提升方法出发, 总结了 6G 候选关键技术, 并给出了一种可与多种技术进行联合设计的非正交传输波形 FTNs, 以更有效地利用宝贵的频谱资源。可以预计, 未来 6G 核心技术指标如系统容量、能量与频谱效率、可靠性以及传输时延的进一步提升, 以多种技术的联合设计为基础, 且伴随着系统部署复杂度的上升。因此, 寻求系统性能和部署成本的折中, 是未来 6G 系统设计中的主要挑战。

参考文献

- [1] 尤肖虎. Shannon 信息论与未来 6G 技术潜能 [J]. 中国科学: 信息科学, 2020, 50(9): 1377-1394
- [2] 尤肖虎, 尹浩, 邹贺铨. 6G 与广域物联网 [J]. 物联网学报, 2020, 4(1): 3-11
- [3] YUAN J D, NGO H Q, MATTHAIU M. Towards large intelligent surface (LIS)-based communications [J]. IEEE transactions on communications, 2020, 68(10): 6568-6582
- [4] ZHU L, XIAO Z, XIA X G, et al. Millimeter-wave communications with non-orthogonal multiple access for B5G/6G [J]. IEEE access, 2019, 7: 116123-116132. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2935169
- [5] CELIK A, CHAABAN A, SHIHADA B, et al. Topology optimization for 6G networks: a network information-theoretic approach [J]. IEEE vehicular technology magazine, 2020, 15(4): 83-92. DOI: 10.1109/MVT.2020.3017152
- [6] KATO N, MAO B M, TANG F X, et al. Ten challenges in advancing machine learning technologies toward 6G [J]. IEEE wireless communications, 2020, 27(3): 96-103. DOI: 10.1109/MWC.001.1900476
- [7] MATTHAIU M, YURDUSEVEN O, NGO H Q, et al. The road to 6G: ten physical layer challenges for communications engineers [J]. IEEE communications magazine, 2021, 59(1): 64-69. DOI: 10.1109/MCOM.001.2000208
- [8] 张平, 牛凯, 田辉, 等. 6G 移动通信技术展望 [J]. 通信学报, 2019, 40(1): 141-148
- [9] MAZO J E. Faster-than-Nyquist signaling [J]. Bell system technical journal, 1975, 54(8): 1451-1462

作者简介



葛建华, 西安电子科技大学教授、博士生导师, 陕西省“三五人才工程”入选者, 享受国务院政府特殊津贴; 主要从事 5G/B5G 移动通信的宽带无线传输技术、面向特殊行业应用的空地/空空无线自组网传输等技术的研究工作; 曾主持和参与国家重点研发计划、“863”计划和国家科技重大专项等 10 余项国家级项目, 并多次获得国家、省部级奖励。



李靖, 西安电子科技大学教授、博士生导师, 中国电子学会高级会员; 主要从事 5G/B5G 移动通信的宽带无线传输技术、人工智能与无线通信的融合研究; 曾主持和参与国家科技重大专项、国家自然科学基金和“863”计划等多项国家级项目, 并获得陕西省科学技术奖二等奖 1 项。



5G NR 定位技术及其部署方案

5G NR Positioning Technology and Its Deployment Scheme

张诗壮 /ZHANG Shizhuang
李俊强 /LI Junqiang
陈诗军 /CHEN Shijun

(中兴通讯股份有限公司, 中国 深圳 518057)
(ZTE Corporation, Shenzhen 518057, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202102011
网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20210407.0917.002.html>

网络出版日期: 2021-04-07
收稿日期: 2021-02-10

摘要: 提出了5G新空口(NR)在不同场景下的定位网络部署方案和定位技术部署方案。其中,定位网络部署包括基于核心网部署的架构和基于本地计算部署的架构。5G不同场景下的定位技术部署包括室外单站的往返时间(RTT)+到达角(AOA)方案部署、室外多站的RTT方案部署、室内室分环境的上行信号到达时间差(UL-TDOA)部署,以及室内室分+融合定位的QCell+X无线定位等。这些技术和方案能为5G时代的定位部署带来重要参考价值。

关键词: 5G; 定位技术; 部署方案

Abstract: The location network deployment scheme and positioning technology deployment of 5G new radio (NR) in different scenarios are put forward. Positioning network deployment includes the overall architecture of core network and local deployment. 5G positioning technology deployment in different scenarios includes outdoor single station round trip time (RTT) + angle of arrival (AOA) scheme deployment, outdoor multi-RTT scheme deployment, indoor distributed environment up-link time difference of arrival (UL-TDOA) deployment, indoor distributed + integrated positioning Qcell + X wireless positioning. These technologies and solutions can bring great reference value for the positioning development in 5G era.

Keywords: 5G; positioning technology; deployment scheme

1 5G 定位特点

在信息社会中,对位置的精确描述已经成为各行各业的基本要求。据估算,有60%~80%的信息与空间信息密切相关。位置信息已经成为整个社会信息流的重要组成部分。同时,智能手机已经成为人类生活中不可或缺的一部分,并为用户的位置服务提供了终端设备基础。随着5G网络建设的不断推进,各垂直行业对室内定位的需求日益迫切,例如智慧工厂、智慧医院、智慧停车场等室内定位典型应用场景^[1-3]。定位能力是5G核心能

力之一。5G网络覆盖一体化有助于实现高精度定位。这将进一步为企业创造价值,为千行百业的客户提供更高水平的服务。

5G包含新的编码方式、波束赋形、大带宽、大规模天线阵列、毫米波频谱等一系列关键技术。其中,大带宽和天线阵列技术为高精度的距离和角度测量提供了基础。5G将实现更加密集的组网,基站密度也会显著提高。这将有利于实现多基站协作和高精度定位。Rel-16标准包含增强型小区标识(ECID)、多站往返时间(Multi-RTT)、下行离开角测量法(DL-AOD)、下行信号到达时间差(DL-TDOA)、上行信号到达时间差(UL-TDOA)、上行到达角(UL-AOA)等一系列定位

方法^[2]。这些定位方法具有亚米级的定位精度,从而可大大拓展定位技术的应用场景。

总的来说,随着5G系统的建设,精确的位置服务能力将得到进一步增强。在实现5G网络覆盖的同时,位置服务将进一步改善消费者的生活,并为各行业带来更大的经济效益。

2 5G 新空口(NR)定位技术

2.1 5G NR 定位标准化进程

Rel-9—Rel-11的通信系统定位主要基于时间测量的观测到达时间差(OTDOA)、UL-TDOA和小区标识(CID),定位精度不高,一般在50~150m。这个阶段属于长期

基金项目:国家重点研发计划(2016YFB0502001、2016YFB0502003)

演进 (LTE) 低精度定位阶段。在该阶段的基础上, Rel-12—Rel-14 提出了更高精度的要求, 并给出了多种定位技术融合的方案, 使定位精度达到 10 ~ 100 m。Rel-15—Rel-16 不仅提出了 5G 利用多输入多输出 (MIMO) 的多波束特性来进行定位增强, 同时还定义了基于蜂窝小区的 RTT、DL-TDOA、到达角 (AOA)、离开角 (AOD) 等定位技术, 使定位精度达到 3 ~ 10 m。文献 [4] 对这些定位技术的特点、上行定位和下行定位的优劣势等做了具体分析。由于 R16 的定位精度还不能满足一些工业物联网应用场景的需求, 因此 Rel-17 将进一步把室内定位的精度提升到厘米级。

2.2 Rel-16 定位技术

在 2020 年 6 月冻结的 Rel-16 版本中, 第三代合作伙伴 (3GPP) 定义了室内定位场景, 明确了 5G 定位的定位精度和端到端定位时延: 水平维和垂直维的定位精度均小于 3 m (区域内 80% 用户), 端到端时延小于 1 s。针对这一精度和时延, 3GPP 采用的主要定位技术包括 DL-TDOA、UL-TDOA、UL-AOA 和 Multi-RTT。这些技术所能达到的定位精度和条件如表 1 所示。

2.2.1 Multi-RTT

到达时间差 (TDOA) 定位技术需要用户和基站保持同步。对于非服务基站来说, 要保持高精度同步是比较困难的。Multi-RTT 是 5G R16 上行定位和下行定位结合的定位方法, 具有较高的定位精度, 可基于用户设备 (UE) 和多个基站 (或信号收发点) 来互发参考信号, 并根据 UE 接收信号与发送信号的时间差、gNB 接收信号与发送信号的时间差, 以及 UL-AOA 等数据来确定 UE 的位置。该定位方法虽然需要同时配置上下行参考

信号, 但是不会受到站间同步精度的影响。RTT 算法将基站到 UE 的传输时间分解成两个部分, 并基于这两个部分的测量结果来计算 RTT^[2]。

如图 1 所示, RTT 的流程要求 UE 和发射结点 (基站) 都测量 TOA。对于下行信号, 基站用基站本地时钟记录发射时间 t_0 , 终端用终端的本地时钟测量下行信号的到达时间 t_1 ; 对于上行信号, 终端用终端的本地时钟记录发射时间 t_2 , 基站用基站的本地时钟测量上行信号的到达时间 t_3 。最终系统测得的双程时间为 $(t_3 - t_0) - (t_2 - t_1)$ 。其中, 接收信号相对于发送信号的时间差为 $t_3 - t_0$, gNB 对应的时间差为 $t_2 - t_1$ 。由于 gNB 和 UE 的接收信号与发送信号的时间差均为相对时间差, 并且两者的参考时钟均为终端和基站的本地时钟, 因此, RTT 定位技术不要求

基站和终端保持同步。

2.2.2 NR-TDOA (上行/下行)

5G R16 定义了上行和下行 TDOA 的定位方法。以下行为例, 该方法的基本思想是: 首先让 UE 接收不同基站的下行定位参考信号 (PRS), 使之与本地产生的已知 PRS 序列做相关运算; 然后寻找首达径来估计到达时间, 并计算不同基站的到达时间与参考基站的到达时间差 (RSTD); 最后采用高斯-牛顿算法、CHAN 算法等算法解出 UE 的位置坐标。在 3G 阶段, 3GPP 就已经引入 TDOA 方法。由于 LTE 和 5G 是同步系统, 因此 TDOA 定位方法在 4G、5G 阶段得到了持续改进。这使高精度 TDOA 定位方法的商用成为可能。

TDOA 的定位方法需要基站之间

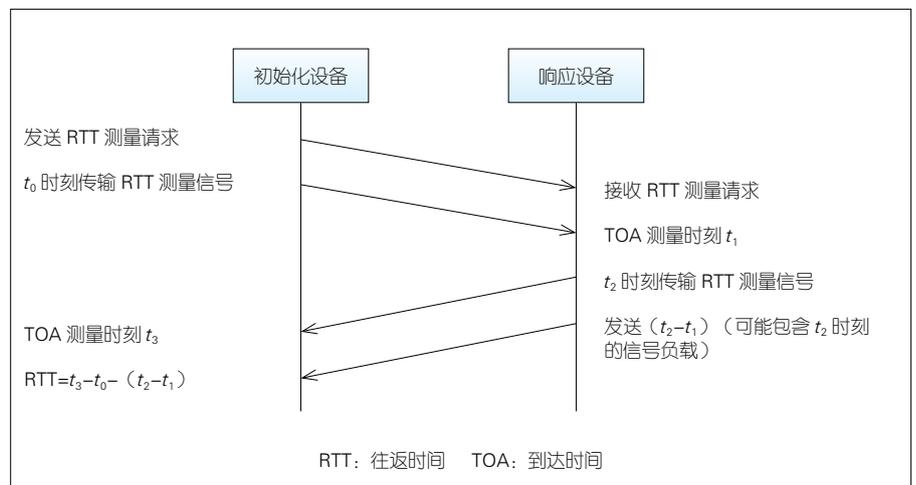
▼表 1 5G 定位基站精度

| 定位技术 | 水平维定位精度 (区域内 80% 用户) /m | 条件 |
|-----------|-------------------------|--|
| DL-TDOA | FR1: <3 | 1. DL-TDOA 和 UL-TDOA 均假设基站间是严格同步的 2. 发送带宽: FR1 为 50 ~ 100 MHz; FR2 为 400 MHz |
| | FR2: <1 | |
| UL-TDOA | FR1: <3 | |
| | FR2: <2 | |
| UL-AOA | FR1: <2 | |
| Multi-RTT | FR1: <2 | |
| | FR2: <1 | |

DL-TDOA: 下行信号到达时间差
FR: 频率范围

RTT: 往返时间
UL-AOA: 上行到达角

UL-TDOA: 上行信号到达时间差



▲图 1 RTT 交互示意图

保持同步,但不要求基站和终端之间保持同步。当把两个基站作为中心点时,用户位置到两个中心点的差就会构成一个双曲线。如果存在另外一个由基站和参考基站构成的双曲线,那么两个双曲线的交点就是用户的位置。UL-TDOA 的定位原理和 DL-TDOA 相同,两者的主要区别是:UE 需要发射上行参考信号,由基站端来测量时间差。

2.2.3 ECID

ECID 定位方法是对 CID 进行增强的方法,它将服务小区的基站位置作为用户的位置。ECID 定位方法跟基站的覆盖范围有关,定位精度比较低,但仍具有一些优点:(1)容易实现,成本较低,并且适用于所有蜂窝网络;(2)手机侧无须做任何硬件修改,网络侧不需要增加新的网络实体。基于这些优点,ECID 定位方法经常在其他定位方法失败时被作为辅助定位方法使用。

为了进一步提高 CID 方法的精度,3GPP 提出一些新举措,比如,结合扇区天线的方向性将定位区域缩小到某个方向范围内,或者结合时间量(TA)、参考信号接收功率(RSRP)将用户位置缩小到以基站为中心的同心圆内。因此,ECID 也可以和 RTT、TOA、AOA 方法融合,以减小用户的位置误差^[5]。

2.2.4 AOA

UL-AOA 定位技术需要在每个蜂窝小区站点上放置天线阵列。由于每个接收天线到发射天线的距离不同,因此不同接收天线的信号之间存在相位差。借助相位差信息,我们可以确定终端发送信号相对于蜂窝基站信道的 AOA。同时,多个蜂窝基站均可测量同一个终端信号的 AOA。利用基站坐标和 AOA,我们就可以得到多个

射线方程,这些射线方程的交点就是终端的位置。

AOA 是基于角度的定位方法,它可以在仅有两个基站的情况下定位用户位置。当与 RTT 测量相结合时,该方法只需要一个基站就可以完成用户定位。虽然 AOA 定位方法不要求同步,但是它需要基站配备较大规模的天线阵列,以获得较为准确的角度信息。由于使用的频段不同,AOA 使用的天线阵列和形态也不相同,这将影响测角精度。此外,天线阵列的天线数目、用户与基站之间的距离等因素都会影响 AOA 定位方法的精度。

3 5G NR 定位产品化部署方案

3.1 5G 定位部署网络架构

(1) 基于核心网的 5G 定位网络架构

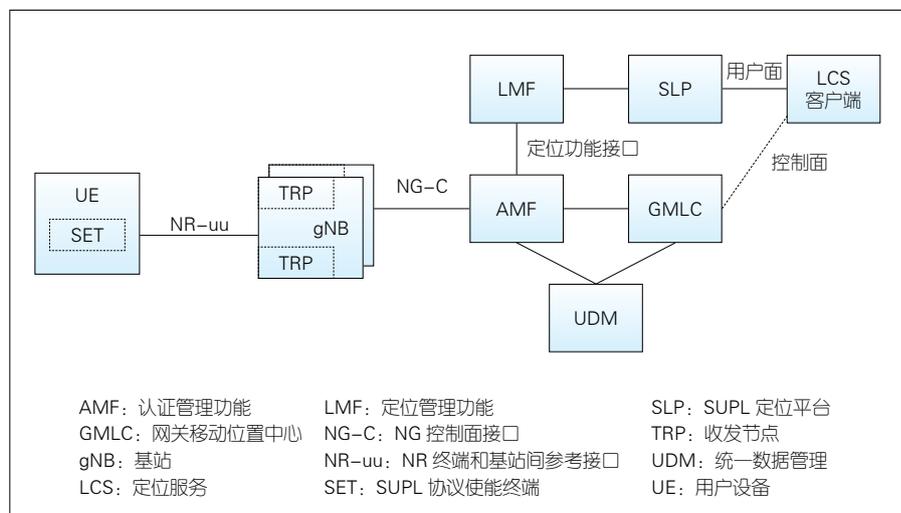
如图 2 所示,5G 定位网络架构是 3GPP 定义的标准定位网路架构^[6]。该网络架构的主要特点是通过核心网定位管理功能(LMF)、认证管理功能(AMF)、统一数据管理(UDM)等多个网元来执行位置服务业务操作。5G 定位网络架构适用于普通消费者业务,它是面向用户(To C)的定位网

络架构。To C 定位网络架构能够满足控制面板和用户面的定位需求,不仅支持手机号/IP 多媒体子系统(IMS),还支持 3GPP 定义的所有定位方法,例如 RTT、DL-TDOA、UL-TDOA、AOA 等。

然而,To C 定位网路架构也存在一些局限性。例如,定位数据因被保存在核心网中而不能满足企业对定位数据保密性的要求,定位流程相对较复杂,定位系统部署成本较高等。

(2) 基于本地计算的 5G 定位网络架构

对于面向业务(To B)的应用,我们可采用本地计算部署定位服务网络架构,具体如图 3 所示。该网络架构的主要特点是:可以通过手机号/IP 进行定位,且定位的方式与 3GPP 定义的所有定位方式相同,如 RTT、DL-TDOA、UL-TDOA、AOA 等。该架构支持终端终结(MT)、终端发起(MO)等定位服务方式,可满足企业对定位数据进行本地管理的要求。移动边缘计算(MEC)的基于定位的服务(LBS)具有定位管理功能(LMF)等部分网元功能。这种本地计算定位架构可实现定位数据本地化,符合 To B 客户对定位数据的管理要求。该架构可以进一步简化定位流程,降低部



▲图 2 新空口网路部署总体方案

署成本，从而推动大多数 To B 应用场景的落地。除了图 3 所示的架构外，本地计算架构还有其他方案，例如把核心网网元 LMF 直接下沉部署在本地网络架构中。然而，由于定位流程没有变化，因此这种架构在定位流程和数据的本地化方面仍然存在不足。

3.2 5G 定位技术部署

(1) 室外单站场景下的定位技术部署

据统计，在近 30% 的蜂窝网场合中，手机只能收到一个基站的信号。这种情况无论是在室内单站还是在室外单站都是比较常见的。此外，5G 大规模 MIMO 基站已经成为常规硬件设施，具备高精度角度估计的硬件基础。因此，单站 RTT 技术成为这种场景的高精度定位技术。

在进行室外单站场景下的定位技术部署时，基站发射 PRS 信号，终端发射信道探测参考 (SRS) 信号。该方案首先通过 RTT 来获得基站和终端之间的距离信息；然后通过基站的大规模 MIMO 来测量终端 SRS 信号的 UL-AOA，以得到角度信息；最后通过距离信息和 AOA 来计算出终端位置，具体如图 4 所示。

值得一提的是，当同时有多个基站信号覆盖时，我们可以综合多个 RTT+AOA 方程使定位精度得到进一步提高。

(2) 室外多站场景下的定位技术部署

在室外的多站场景下，小区可观测到一定的基站数目 (大于 3 个)。此时可以通过 UE 和多个基站 (信号收发点) 互发参考信号，以测得多个 RTT 值，进而实现定位。当观测基站的数量超过 4 个时，我们还可采用 DL-TDOA 带内定位网技术来实现大容量高精度定位^[7]。

以多站 RTT 为例，在进行室外多站场景下的定位技术部署时，终端与 3 个基站互发参考信号，以测量接收端到发送端的时间差并获得 RTT。最终 3 个圆的交点即为终端位置，具体如图 5 所示。多站 RTT 技术对系统的同步要求较低。目前，由于 5G 蜂窝网基站的同步时间精度为 100 ns ~ 2 us，因此室外多站场景比较适合采用 RTT 技术来实现高精度定位。

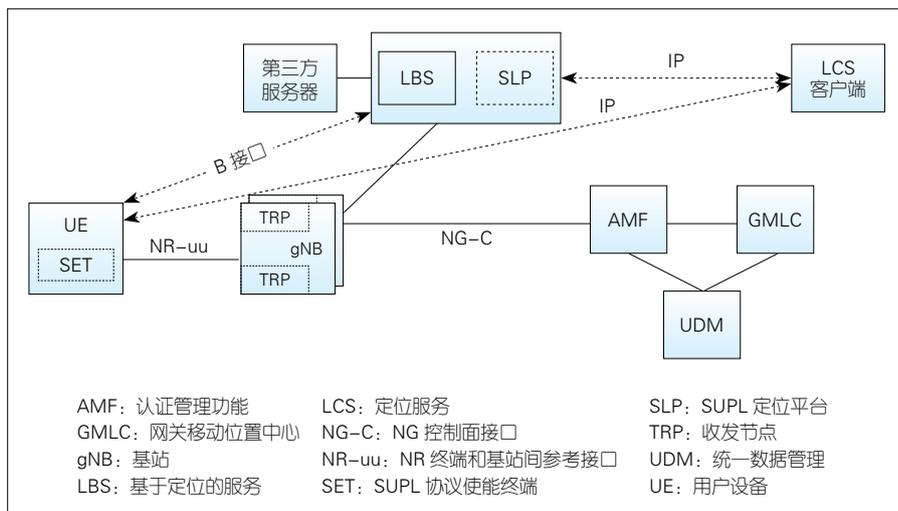
(3) 室内室分场景下的定位技术部署

在室内室分的场景下，一般基站射频单元的布置距离为 20 ~ 30 m。大多数场合都能满足终端信号被多个射频单元接收的条件。因此，我们可以

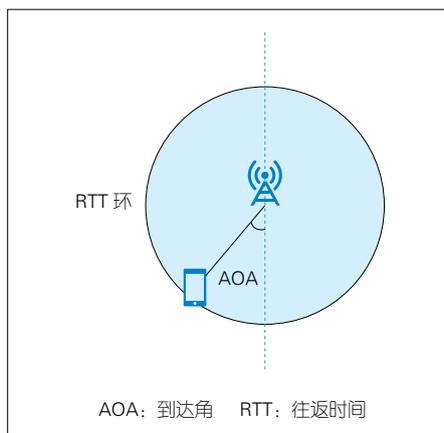
通过基站测量的 UL-TDOA 来评估定位结果。

在进行室内室分场景下的定位技术部署时，UL-TDOA 使用多个基站来测量从 UE 发送的上行参考信号。该方案的基本定位原理与 DL-TDOA 定位方法类似，即通过计算多个双曲线交点来求解 UE 的位置坐标。两者的区别是：DL-TDOA 定位方法测量的是下行参考信号到 UE 的时间差，而 UL-TDOA 测量的是上行参考信号到基站的时间差。由于 UL-TDOA 技术对同步也有较高的要求，因此，室分系统需要在射频单元之间借助一定方式来消除同步误差。

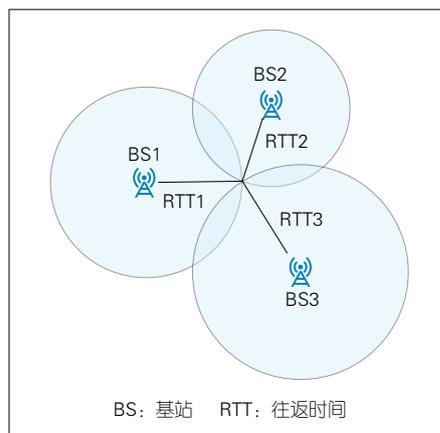
UL-TDOA 定位技术的最大优点是



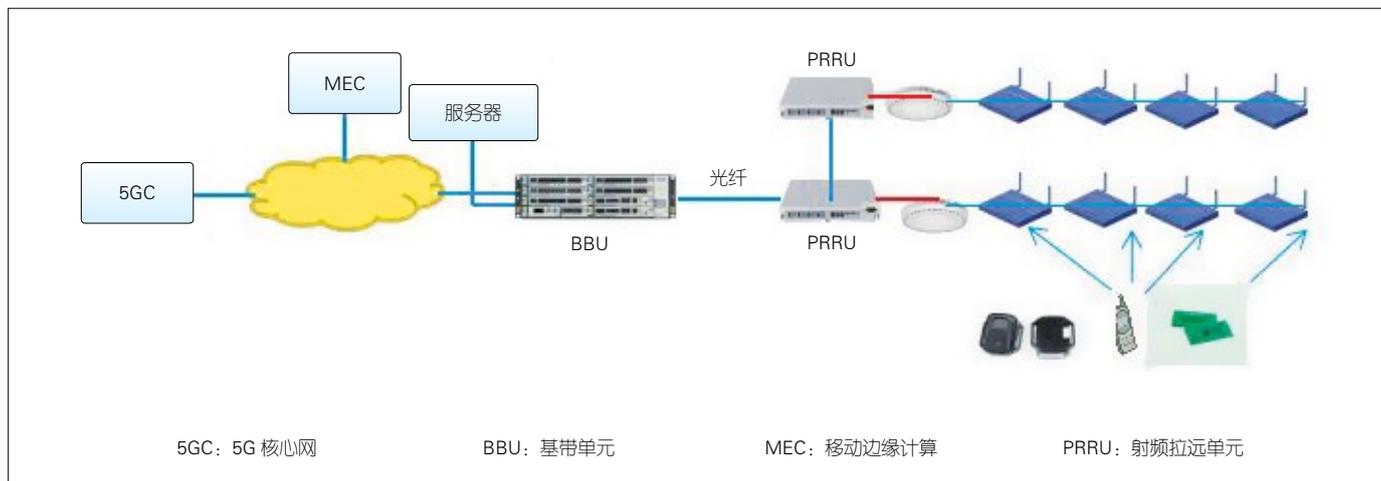
▲图 3 本地部署总体架构



▲图 4 RTT+AOA 技术



▲图 5 室外多站 RTT



▲ 图 6 Qcell+X 技术部署

能够兼容目前市场上的 5G 手机，即无须对手机做改动就可以实现 5G 高精度定位。与其他定位技术相比，UL-TDOA 定位技术在产业链方面具有巨大优势。

(4) 室内室分 +X 融合定位技术部署

为了解决各种场景的室内定位问题，除了通信网定位技术外，市场上也出现了各种丰富的定位技术，例如蓝牙、超宽带 (UWB)、WiFi 等。这些定位技术在市场上都占有一定规模。为了充分利用这些现有的定位系统来满足每个厂家和用户的需求，Qcell+X (X 为蓝牙、UWB 等) 技术方案采用与定位设备融合的方法来进一步提高定位精度，增加系统的灵活性，以便应对更加复杂的室内场景。Qcell+X 的技术部署如图 6 所示。

在室分 +X 的融合定位系统中，Qcell 不仅可以为 X 设备供电、配置定位、回传信息、融合定位数据等，还可以实现各种形态的组网方式。通过充分融合蓝牙、UWB、WiFi 等设备的强大且灵活的定位能力，室内室分 +X 融合定位技术可满足不同场景的需求，例如低成本亚米级别的蓝牙 AOA 定位和厘米级别的 UWB 定位等。

4 结束语

本文系统地阐述了未来 5G 定位网络的总体架构和相关的定位技术部署。针对 To C 和 To B 两种不同的需求，本文提出了两种不同的网络架构以适应不同的应用场景，并针对 Rel-16 协议确定了不同场景下的定位技术部署方案。这些定位技术的部署方案将推动 5G 高精度定位技术在各种行业中的部署应用。

致谢

本论文的研究得到中兴通讯股份有限公司曹长江、黄河、陈大伟 3 位工程师的帮助，对他们谨致谢意！

参考文献

- [1] 中国移动. 室内定位白皮书 [EB/OL]. [2021-01-28]. <https://www.vzoo.com/doc/13785.html>
- [2] 3GPP. Study on NR positioning support: 3GPP TR 38.855 [S]. 2019
- [3] 徐法祿. 5G 室内分布: 数字化转型之道 [J]. 中兴通讯技术, 2020, 26(6): 43-49. DOI: 10.12142/ZTETJ.202006010
- [4] 欧阳俊, 陈诗军, 黄晓明, 等. 面向 5G 移动通信网的高精度定位技术分析 [J]. 移动通信, 2019, 43(9): 13-17
- [5] 3GPP. Details of NR positioning techniques: 3GPP R1-1810152 [S]. 2018
- [6] 3GPP. Stage 2 functional specification of user equipment (UE) positioning in NG-RAN: 3GPP TS 38.305 V16.0.0 [S]. 2020
- [7] 陈诗军, 王慧强, 陈强, 等. 带内高精度定位网系统及其关键技术 [J]. 电子科学技术, 2017, 4(1): 93-100

作者简介



张诗壮，中兴通讯股份有限公司无线研究院 RAN 研发中心副主任，高级工程师；主要研究方向为 4G/5G 系统架构设计；先后主持和参加基金项目 2 项，获 2016 年国家科技进步奖特等奖等奖项；发表论文 5 篇，申请专利 10 余项。



李俊强，中兴通讯股份有限公司标准预研算法工程师；主要研究领域为无线定位算法和传感器定位算法的预研与实现、多径信号仿真分析等；参与国家自然科学基金项目 1 项；申请专利 3 项。



陈诗军（通信作者），中兴通讯股份有限公司高精度定位技术总工程师，教授级高工；主要研究方向为高精度定位网技术、融合定位技术、无线信道仿真、MIMO 等；主持制定国家和行业标准 10 余项，主持国家科技重大专项等 20 余项，获得省级科技奖等 10 余项；发表论文 30 余篇，申请专利 100 余项。



面向移动用户的智能反射表面 波束追踪与覆盖增强算法

Beam Tracking and Coverage Enhancement Algorithm for Mobile Users with Intelligent Reflecting Surface

摘要:虽然智能反射表面(IRS)单元可以通过改变相移和反射系数来增强系统性能,但是用户运动和时延等未知因素使反射波束无法准确覆盖用户。为此,提出一种面向移动用户的波束追踪与覆盖增强算法。首先,根据用户的初始位置、运动方向和速度等信息,估算IRS的目标覆盖区域;然后,对IRS单元进行分组,并设计不同分组单元的反射相移使反射波束指向目标区域的相邻位置,进而实现对用户可能位置的有效覆盖;最后,采用注水算法分配由基站(gNB)发射在IRS不同分组单元上的波束功率,实现对目标区域覆盖的增强。

关键词:毫米波;IRS;相位设计;增强覆盖

Abstract: Although intelligent reflecting surface (IRS) unit can enhance system performance by changing phase shift and reflection coefficient, unknown factors such as user motion and time delay make the reflected beam still unable to accurately cover the user. To this end, the target coverage area of the IRS based on the user's historical position and speed information is first estimated. Then the IRS units are grouped and the reflection phase shifts of different grouping units are designed, making the reflected beam point to the adjacent position of the target area to achieve complete coverage of the target area. Finally, the water-filling algorithm is used to allocate the power of the gNB beams, which are transmitted on different IRS grouping units, to enhance the coverage of the target area.

Keywords: millimeter-wave; intelligent reflecting surface; phase shift design; coverage enhancement

郭雅婧/GUO Yajing¹

章嘉懿/ZHANG Jiayi¹

鲁照华/LU Zhaohua²

王明慧/WANG Minghui³

(1. 北京交通大学,中国 北京 100044;

2. 中兴通讯股份有限公司,中国 深圳 518057;

3. 中国电子学会,中国 北京 100036)

(1. Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China;

2. ZTE Corporation, Shenzhen 518057, China;

3. Chinese Institute of Electronics, Beijing 100036, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202102012

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20200628.1055.002.html>

网络出版日期: 2020-06-28

收稿日期: 2020-05-25

毫米波(mmWave)技术是5G网络的关键技术之一^[1-3]。通过利用mmWave频段上的大带宽,5G网络能够实现每秒千兆比特的通信速率^[4]。然而,mmWave通信仍然面临一个关键挑战:与在较低频段上的路径衰减相比,mmWave信号的路径损耗要大得多^[5]。为了补偿mmWave系统的严重路径损耗,通常会使用大型天线阵列来实现显著的波束成形增益,以进行数据传输^[6]。

高方向性使mmWave通信容易受到遮挡物的影响,而遮挡物在室内

和密集的城市环境中是大量存在的。由于mmWave信号的波束宽度窄、穿透能力弱,很小的障碍物(如人体)都会严重干扰链路^[7]。为了解决这一问题,有些研究者使用中继来克服遮挡问题,并尝试扩大mmWave信号的覆盖范围^[8-10]。然而,采用中继的方式具有成本高、耗能大的缺点。为了更好地解决mmWave通信的遮挡问题,智能反射表面(IRS)被提出。作为一种极具应用前景的绿色通信技术,IRS可以在不大幅增加系统能耗的条件下,主动调节入射信号的传播方

向。具体而言,IRS拥有由大量可重新配置的无源元件组成的平面阵列,其中每个元件都能够不受入射信号影响独立地产生一定的相移和实时配置反射系数,与连接的智能控制器共同改变反射信号的传播,在视线链路受到障碍物干扰时,辅助网络建立可靠的mmWave连接^[11]。因此,IRS可以在低成本、低功耗的条件下显著提高mmWave通信系统的性能。

目前,由IRS辅助的无线通信已经引起学术界广泛关注^[12-13]。关注的重点在于,通过联合优化基站(gNB)

的有源波束成形矢量和 IRS 的无源反射,来实现不同的性能优化目标。在利用由 IRS 辅助的多天线接入点 (AP) 为单用户服务的场景中,文献 [14] 通过联合优化有源和无源波束成形来最大程度地提高用户处接收信号的功率。在给定信干噪比的情况下,文献 [15] 通过优化有源和无源波束成形来最小化 AP 处的总发射功率。此外,文献 [16] 和文献 [17] 先后提出,通过联合优化发射功率来提高通信系统的频谱效率 (SE) 和能量效率 (EE) 等性能。

虽然目前已经有很多文献对由 IRS 辅助的通信系统的性能进行分析和优化,但是在直射路径中断后,由 IRS 辅助的 gNB 对用户进行波束追踪的研究仍然缺乏。另外,由于 IRS 控制信号的时延和用户运动等,经 IRS 反射的波束无法准确与用户对齐。对此,本文提出一种面向移动用户的波束追踪与覆盖增强算法,首先设计 IRS 的相移以完成对用户的追踪覆

盖,然后通过分配 gNB 的发射功率来实现覆盖区域的信号增强。

1 系统模型

如图 1 所示,本文使用多输入单输出的系统。其中,IRS 由 N_i 个单元构成,以辅助从多天线 gNB 到单天线用户的通信。实际上,每个 IRS 单元都配有一个控制器,该控制器通过单独的链路 with gNB 通信,以协调和交换有关的信道和控制信息,并为入射信号调整 IRS 单元的反射相移。鉴于 mmWave 信道的稀疏性和严重的路径损耗,本文忽略经 IRS 两次或更多次反射的信号,仅考虑经 IRS 单次反射的信号。

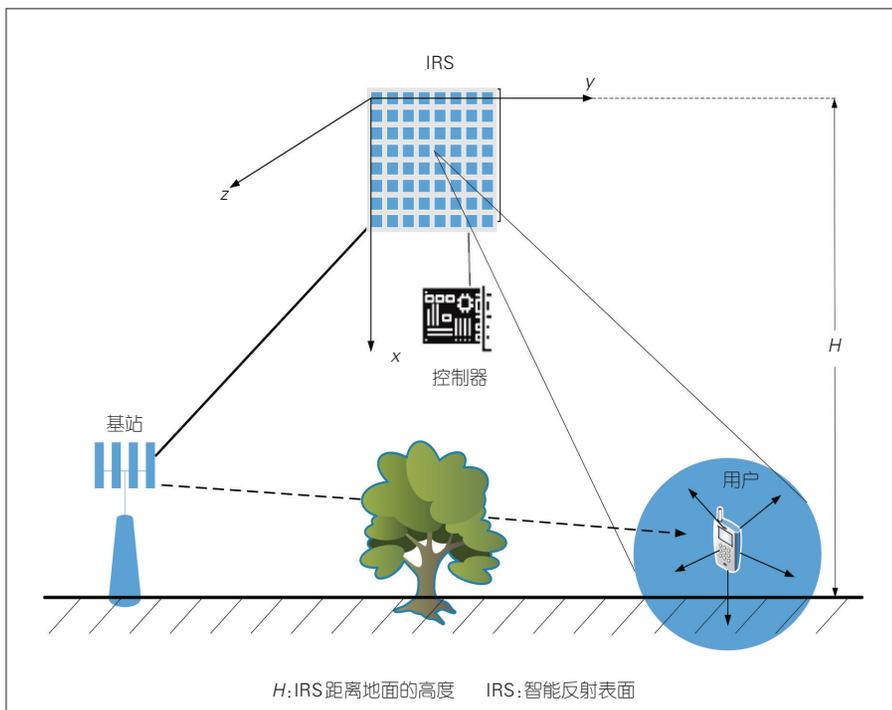
本文主要考虑下行链路通信,重点探讨下行链路通信对移动用户的波束追踪覆盖与信号增强。在该研究场景中,由于受到遮挡等影响,用户设备 (UE) 与 gNB 的通信链路会发生中断,设备仅通过 IRS 的反射波束进行辅助通信。我们定义 IRS 距离地

面的高度为 H ,同时用 $g \in C^{N_i \times M}$ 、 $h_{r,k}^u \in C^{1 \times N_i}$ 来分别表示从 gNB 到 IRS、从 IRS 到 UE 的基带等效信道。IRS 的每个单元都可从 gNB 接收发射信号。我们定义 $\varphi = [\varphi_1, \dots, \varphi_{N_i}]^T$ 为 IRS 的反射矩阵系数,其中 $\varphi_i = \beta_i e^{j\theta_i}$, $\theta_i \in [0, 2\pi)$ 、 $\beta_i \in [0, 1]$ 分别表示 IRS 第 i 个单元的相移和幅度反射系数。通常 IRS 不使用发射器模块,仅对接收信号进行相位偏移,随后把信号反射给目标用户。考虑到 IRS 没有发射电路模块,在本文中,我们将 IRS 的幅度反射系数设置为 1。

当 gNB 与 UE 的通信链路中断后, gNB 根据 UE 链路中断前的位置和速度信息来计算需要 IRS 辅助通信的目标覆盖区域 D 。该目标覆盖区域是以用户历史位置为中心点、在信号处理时延内的用户位移 (速度 \times 处理时延) 为半径的区域。由于 mmWave 具有易被遮挡和被吸收的特性,因此,通过 IRS 进行覆盖的区域仅由直射路径确定 (散射路径与直射路径相比可忽略)。经过 IRS 反射单元的 gNB-IRS-UE 组合信道是 gNB-IRS 信道、IRS 反射和 IRS-UE 信道的级联: $h_r * \varphi * g = \varphi h_r * g$ 。我们定义 $\Psi = [\psi_1, \dots, \psi_{N_i}]$ 为 gNB-IRS 和 IRS-UE 的串联信道,其中 $\psi_i \triangleq h_{r,i} * g_i$ 。经 IRS 反射单元的反射信号的复合 gNB-IRS-UE 信道响应为 $h_r^u \varphi g = \varphi \psi$ 。其中, φ 是 IRS 单元的相移, $\psi = \text{diag}(h_r^u) \cdot g$ 是相应的复合信道。IRS 单元的相移如公式 (1) 所示:

$$\varphi_i = e^{j\pi \sin\theta_i [(m-1)\cos\phi_i + (n-1)\sin\phi_i]} \quad (1)$$

因此,每个 gNB-IRS-UE 有效信道的增益是 $|\varphi \psi|^2$ 。在 IRS 覆盖区域中, UE 处接收到的信号为: $y =$



▲图1 系统模型

$\sqrt{P} \varphi \psi + n$ 。相应地, UE处接收信号的功率为: $\gamma = |\varphi \psi|^2 P$ 。

在IRS目标覆盖区域中,为了最大化UE信号的接收功率,在gNB总发射功率受限的条件下,我们需要联合优化由gNB发射在IRS不同子阵列上的信号功率和在IRS处的相移。对应地,最大化目标覆盖区域下的信道容量的问题(P1)如公式(2)~(5)所示:

$$(P1): \underset{P_k, \varphi_k}{\text{maximize}} \sum_{k=1}^{S_x \cdot S_y} \log_2 \left(1 + \frac{|\varphi_k \psi_k|^2 \cdot P_k}{d_k^2 \cdot \sigma^2} \right), \quad (2)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{k=1}^{S_x \cdot S_y} P_k \leq P, \quad (3)$$

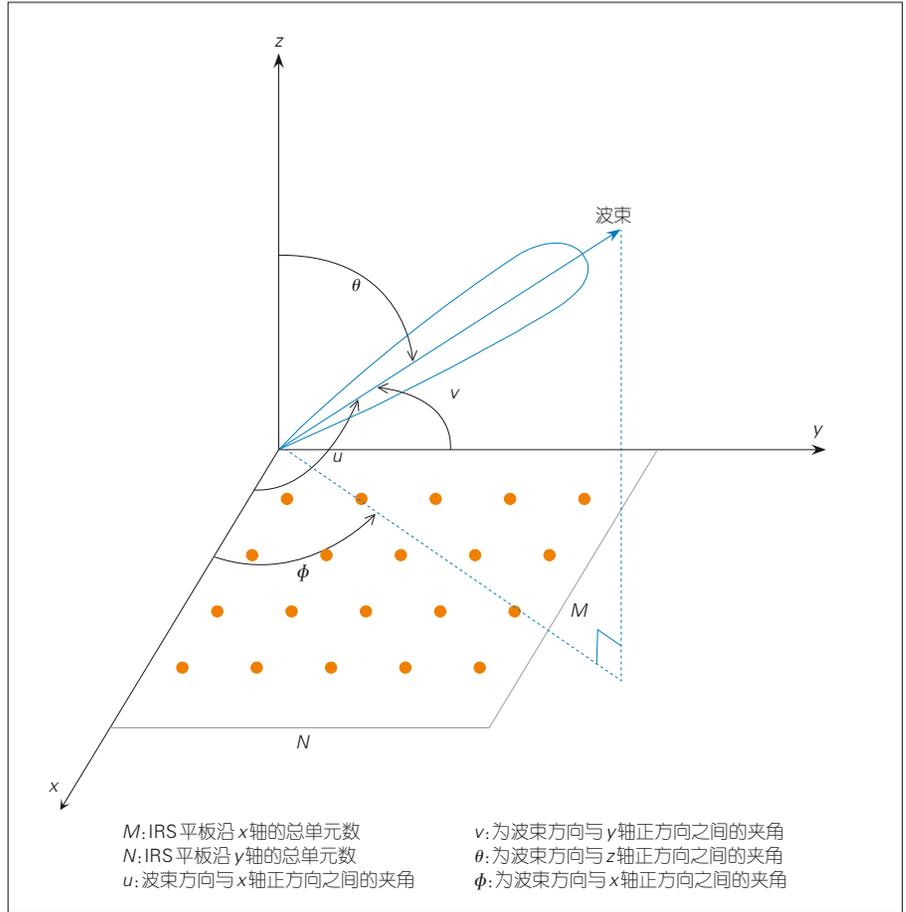
$$P_k \geq 0, k = 1, 2, \dots, S_x \cdot S_y, \quad (4)$$

$$0 \leq \varphi_k \leq 2\pi, \forall k = 1, \dots, N_i. \quad (5)$$

虽然所有约束条件都是凸的,但是关于 P 和 φ 的目标函数是非凸的,即问题(P1)是非凸优化问题。本文中,我们将在接下来的两节内容中分别提出IRS相移设计和gNB功率分配算法,以求解交替优化和解决(P1)问题。

2 IRS分组及相移设计算法

如图1所示, IRS面板距离地面的高度为 H ,同时我们以IRS的左上角为坐标原点,以竖直边为 x 轴、水平边为 y 轴,并使 z 轴垂直于 xy 平面,来建立空间坐标。IRS面板共有 $N_i = M \times N$ 个单元,其中 M, N 分别表示IRS平板沿 x, y 轴的总单元数。为了获得不同宽度的波束,我们将大型面板阵列单元分为多个子阵列,并使它们指向不同的位置,每次按需启动适当的IRS单元。gNB可以计算并获得



▲图2 空间角坐标系示意图

目标覆盖区域相对于IRS面板坐标系的区域位置坐标 $D = [x_{\min}, x_{\max}] \times [y_{\min}, y_{\max}]$ 。对于目标区域 D ,假设用户在地面运动,根据图2所示的几何结构,可以获得公式(6):

$$\begin{cases} \theta = \arctan \frac{\sqrt{x^2 + y^2}}{H} \\ \phi = \arctan \frac{y}{x} \end{cases} \quad (6)$$

如图2所示,我们引入一对空间角 (u, v) 来解耦传统的仰角与方位角 (θ, ϕ) ,并定义 u 为波束方向与 x 轴正方向之间的夹角, v 为波束方向与 y 轴正方向之间的夹角。由 (u, v) 与 (θ, ϕ) 之间的几何关系可得公式(7):

$$\begin{cases} \cos u = \sin \theta \cos \phi \\ \cos v = \sin \theta \sin \phi \end{cases} \quad (7)$$

将公式(7)代入公式(1),可获得公式(8):

$$\varphi_i = e^{j\pi[(m-1)\cos u_i + (n-1)\cos v_i]} \quad (8)$$

根据公式(6)和(7),可以获得公式(9):

$$\begin{cases} u = \arccos \frac{x}{\sqrt{x^2 + y^2 + H^2}} \\ v = \arccos \frac{y}{\sqrt{x^2 + y^2 + H^2}} \end{cases}, \quad (9)$$

其中, $x, y \in \mathbf{R}, u, v \in [0, \pi]$ 。在高度 H 固定的情况下, (x, y) 和 (u, v) 之间的转换是一一对应的。对于任意目标

区域D,我们始终可以在空间角坐标中找到其空间角度的范围,并由此可获得在空间角坐标系下目标覆盖区域的坐标范围 $\bar{D} = [u_{\min}, u_{\max}] \times [v_{\min}, v_{\max}]$ 。

以IRS沿x轴方向的相移设计为例,目标覆盖区域的波束宽度为 $\Delta_x = \cos u_{\min} - \cos u_{\max}$,单个IRS单元可实现的3 dB波束宽度为 $w_i = \sqrt{\frac{3}{2}} \frac{\lambda}{\pi b \cos(\delta_i)}$ 。其中,b表示每个单元的宽度, δ_i 表示gNB发射波束到IRS单元的入射角。当将IRS面板单元分为多个子阵列时,3 dB波束宽度将随着子阵列IRS组合单元宽度的增加而变窄。为了获得能够覆盖目标区域的期望波束宽度,我们设计IRS单元相移,以使不同子阵列的反射波束指向目标覆盖区域的相邻位置。假设每个子阵列所包含的单元数为 M_s ,则每个子阵列的波束宽度为 $w_x = \sqrt{\frac{3}{2}} \frac{\lambda}{\pi M_s b \cos(\theta_i)}$ 。相应地,IRS单元

可沿x轴划分成 $S_x = \left\lfloor \frac{M}{M_s} \right\rfloor$ 个子阵列。沿x轴的波束宽度不小于 Δ_x ,需满足公式(10):

$$w_x \times \left\lfloor \frac{M}{M_s} \right\rfloor \geq \Delta_x \quad (10)$$

IRS的单元数越多,可获得的增益就越高。因此,我们选择满足公式(10)的最大 M_s 值作为每个子阵列的单元数。在划分好子阵列后,我们为每个子阵列单元设计相应的相移,以覆盖整个目标区域。第i个子阵列的IRS单元的转向角如公式(11)所示:

$$a_{x,i} = c_x - \frac{w_x \cdot S_x}{2} + \frac{w_x \cdot (2i - 1)}{2}, \quad i = 1, \dots, S_x \quad (11)$$

相应地,由IRS单元生成的相移如公式(12)所示:

$$\varphi_x[(i-1)M_s + m] = e^{j\pi[(i-1)M_s + m]a_{x,i}}, \quad 1 \leq i \leq S_x, 1 \leq m \leq M_s \quad (12)$$

同理,沿y轴方向由各个IRS单元生成的相移如公式(13)所示:

$$\varphi_y[(l-1)N_s + n] = e^{j\pi[(l-1)N_s + n]a_{y,l}}, \quad 1 \leq l \leq S_y, 1 \leq n \leq N_s \quad (13)$$

由于沿x轴和沿y轴的相移是独立的,因此,我们可以将它们直接相乘,就可以获得每个单元的相位偏移 $\varphi = \varphi_x \otimes \varphi_y$ 。

3 gNB 功率分配算法

gNB采用频分多址或时分多址的方式,来区分发送在不同IRS子阵列的波束^[18]。在IRS单元划分子阵列且相移 φ 确定的情况下,要实现目标覆盖区域下信道容量最大化还需要对gNB进行恰当的功率分配。基于IRS相移设计,我们将(P1)问题化简为(P2)问题。为使经IRS反射的波束具有不同的功率,且波束功率能够随不同位置处UE出现概率的增大而增大,本文采用注水算法解决(P2)中的功率分配问题,如公式(14)–(16)所示。

$$(P2): \underset{P_k}{\text{maximize}} \sum_{k=1}^{S_x \cdot S_y} \log_2 \left(1 + \frac{|\varphi_k \psi_k|^2 \cdot P_k}{d_k^2 \cdot \sigma^2} \right), \quad (14)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{k=1}^{S_x \cdot S_y} P_k = P, \quad k = 1, 2, \dots, S_x \cdot S_y \quad (15)$$

$$P_k \geq 0, k = 1, 2, \dots, S_x \cdot S_y \quad (16)$$

由于 $\log_2(1 + \gamma)$ 是非凸函数,因

此,优化问题(P2)是非凸优化问题。对此,我们可采用拉格朗日乘法来求得全局最优解,如公式(17)所示:

$$L(\lambda, P_1, P_2, \dots, P_{S_x \cdot S_y}) = \sum_{k=1}^{S_x \cdot S_y} \log_2 \left(1 + \frac{|\varphi_k \psi_k|^2 \cdot P_k}{d_k^2 \cdot \sigma^2} \right) + \lambda \left(\sum_{k=1}^{S_x \cdot S_y} P_k - P \right) \quad (17)$$

$$\text{同时,} \quad \frac{\partial L}{\partial P_k} = \sum_{k=1}^{S_x \cdot S_y} \left[\frac{1}{\frac{|\varphi_k \psi_k|^2 \cdot P_k}{d_k^2 \cdot \sigma^2} + P_k} \cdot \frac{1}{\ln 2} \right]$$

λ ,我们令 $\frac{\partial L}{\partial P_k} = 0$,则有公式(18):

$$P_k^* = \left(\frac{1}{\lambda} - \frac{d_k^2 \cdot \sigma^2}{|\varphi_k \psi_k|^2} \right)^+ \quad (18)$$

在注水算法的最佳功率分配下,目标覆盖区域能够达到的最大信道容量如公式(19)所示:

$$C_{u,k}^* = \frac{1}{S_x \cdot S_y} \sum_{k=1}^{S_x \cdot S_y} \log_2 \left(1 + \frac{|\varphi_k \psi_k|^2 \cdot P_k^*}{d_k^2 \cdot \sigma^2} \right) \quad (19)$$

4 仿真结果与分析

图3是在UE历史位置为(10,10)、运动速度为3 m/s的情况下,IRS的波束覆盖与增强的效果图。图3中,横坐标表示UE位置的x坐标,纵坐标表示UE位置的y坐标,xy平面内每点处的颜色表示此位置的波束增益值。由图3仿真结果可以看出,本文提出的IRS相移设计和gNB功率分配能够显著提高IRS对UE运动区域波束覆盖的增益。

在图4—5中,实线表示在注水功

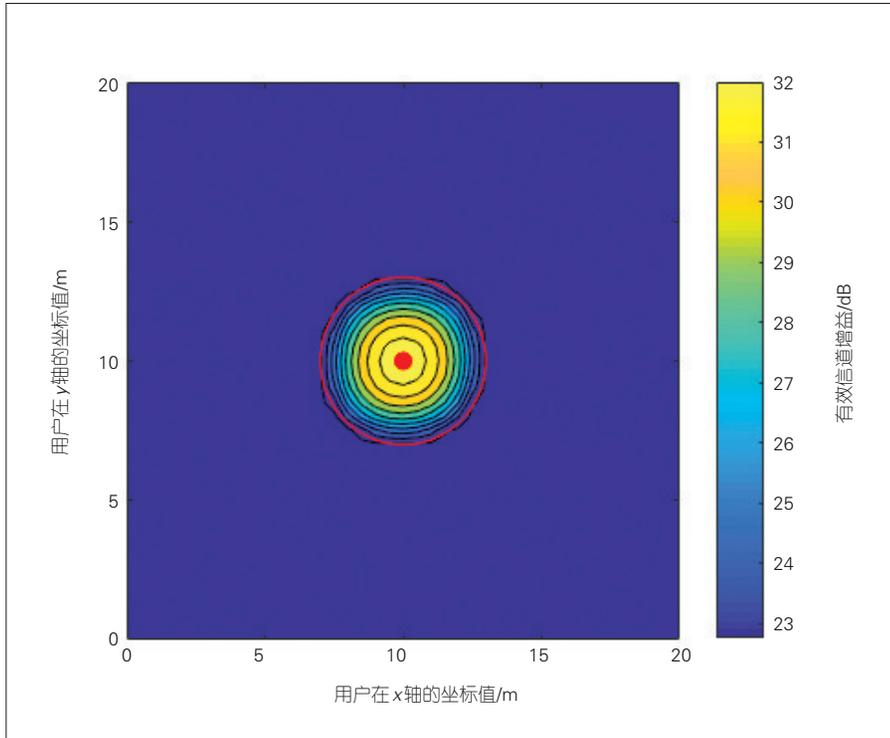
率分配算法下的波束覆盖范围内可实现的信道容量,虚线表示在平均功率分配下覆盖范围内的信道容量。

图4比较了不同IRS距地高度对IRS波束追踪覆盖的影响。在不同的场景中,如室内、体育馆和商业街

区,我们需要根据UE普遍高度和运动特性来选择合适的IRS安装高度,以使IRS达到最佳性能。由图4可知,当gNB总发射功率为15W时,在注水功率分配算法下的信道容量提高了7%,即我们实现了7%的覆盖增

强。因此,在采用相移设计算法完成波束覆盖的基础上,与平均功率分配相比,注水功率分配算法可提高目标区域的信道容量,实现覆盖增强。

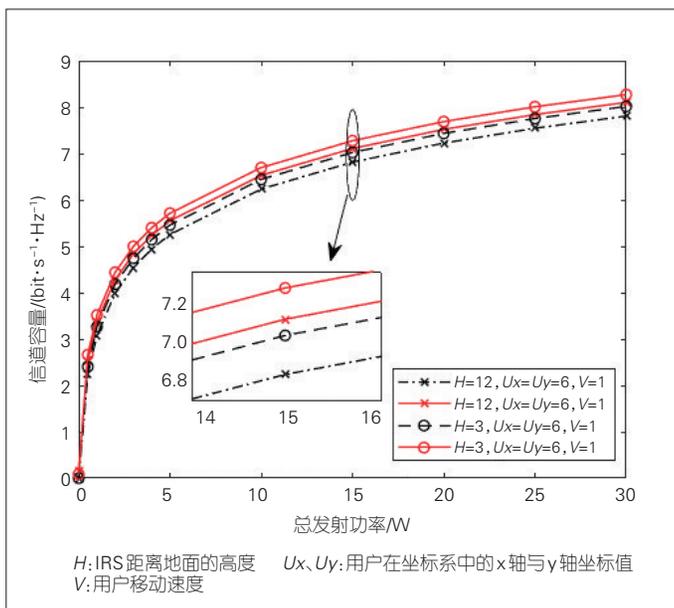
图5比较了不同UE运动速度对IRS用户覆盖的影响。由不同UE运动速度下的仿真结果可以看出,UE运动速度越大,覆盖区域内的波束增益越小。这是因为UE运动速度越大,在信号处理时延内UE产生的位移就越大,目标覆盖区域也会越大。这意味着需要更多的波束来实现对目标区域的覆盖。然而,每个波束分配到的功率会随波束数目的增多而减小。相应地,整个覆盖区域内获得的波束增益就会减小。因此,虽然覆盖性能会随UE运动速度的增加而下降,但是采用注水功率分配算法可实现平均7%~10%的性能提升。



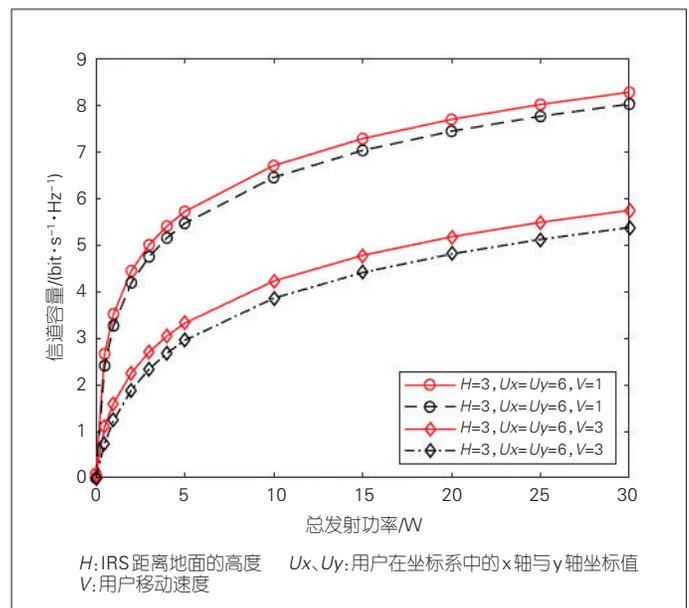
▲图3 基于相移设计与功率分配算法的智能反射表面波束覆盖增强图

5 结束语

由于 mmWave 具有易被遮挡的特性,因此需要利用 IRS 辅助 gNB 来保障 UE 服务链路的连续性。本文中,我们提出联合使用 IRS 相移设计



▲图4 基于功率分配算法的智能反射表面高度对覆盖影响



▲图5 基于功率分配算法的用户速度对智能反射表面覆盖影响

和gNB功率分配算法来增强UE运动范围的波束覆盖,同时提高mmWave通信对遮挡的鲁棒性,进而满足UE对通信服务的需求。尽管如此,IRS的波束覆盖在很多方面仍有进一步提升的空间,例如不同的相移设计与功率分配算法、IRS同时服务多用户、IRS仅有有限离散相位等,这些都将是未来研究的方向。

参考文献

[1] RAPPAPORT T S, MURDOCK J N, GUTIERREZ F. State of the art in 60 GHz integrated circuits and systems for wireless communications [J]. Proceedings of the IEEE, 2011, 99(8): 1390–1436. DOI: 10.1109/JPROC.2011.2143650

[2] RANGAN S, RAPPAPORT T S, ERKIP E. Millimeter-wave cellular wireless networks: potentials and challenges [J]. Proceedings of the IEEE, 2014, 102(3): 366–385. DOI: 10.1109/JPROC.2014.2299397

[3] 彭琳, 段亚娟, 别业楠. B5G毫米波和太赫兹技术的背景、应用和挑战 [J]. 中兴通讯技术, 2019(3): 82–86. DOI: 10.12142/ZTETJ.201903011

[4] MEZZAVILLA M, ZHANG M, POLESE M, et al. End-to-end simulation of 5G mmWave networks [J]. IEEE communications surveys & tutorials, 2018, 20(3): 2237–2263

[5] SHAFI M, ZHANG J, TATARIA H, et al. Microwave vs. millimeter-wave propagation channels: key differences and impact on 5G cellular systems [J]. IEEE communications magazine, 2018, 56(12): 14–20. DOI: 10.1109/MCOM.2018.1800255

[6] DAI L, WANG B, PENG M, et al. Hybrid precoding-based millimeter-wave massive MIMO-NO-MA with simultaneous wireless information and power transfer [J]. IEEE journal on selected areas in communications, 2018, 37(1): 131–141. DOI: 10.1109/USAC.2018.2872364

[7] PETROV V, KOMAROV M, MOLTCHANOV D, et al. Interference and SINR in millimeter wave and terahertz communication systems with blocking and directional antennas [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2017, 16(3): 1791–1808. DOI: 10.1109/TWC.2017.2654351

[8] XU S M, YANG N, HE B, et al. Coverage analysis of relay assisted millimeter wave cellular networks with spatial correlation [EB/OL]. [2020–05–15]. <https://arxiv.org/abs/1912.12096>

[9] JIANG L S, JAFARKHANI H. MmWave amplify-and-forward MIMO relay networks with hybrid precoding/combining design [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2020, 19(2): 1333–1346. DOI: 10.1109/TWC.2019.2953032.

[10] NIU Y, DING W G, WU H, et al. Relay-assisted and QoS aware scheduling to overcome blockage in mmWave backhaul networks [J]. IEEE transactions on vehicular technology, 2019, 68(2): 1733–1744. DOI: 10.1109/TVT.2018.2890308

[11] BASAR E, DI RENZO M, DE ROSNY J, et al. Wireless communications through reconfigurable intelligent surfaces [J]. IEEE access, 2019, 7: 116753–116773. DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2935192

[12] ZHANG L, CHEN X Q, LIU S, et al. Space-time-coding digital metasurfaces [J]. Nature communications, 2018, 9(1): 1–11. DOI: 10.1038/s41467-018-06802-0

[13] ZHAO J. A survey of intelligent reflecting surfaces: towards 6G wireless communication networks [EB/OL]. [2020–05–15]. <https://arxiv.org/abs/1907.04789>

[14] WU Q, ZHANG R. Intelligent reflecting surface enhanced wireless network: joint active and passive beamforming design [C]//2018 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). Abu Dhabi, United Arab Emirates: IEEE, 2018: 1–6. DOI: 10.1109/GLOCOM.2018.8647620

[15] WU Q, ZHANG R. Intelligent reflecting surface enhanced wireless network via joint active and passive beamforming [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2019, 18(11): 5394–5409. DOI: 10.1109/TWC.2019.2936025

[16] PARK P, ERGEN S C, FISCHIONE C, et al. Wireless network design for control systems: a survey [J]. IEEE communications surveys & tutorials, 2017, 20(2): 978–1013. DOI: 10.1109/COMST.2017.2780114

[17] WANG D, BAI B, ZHAO W, et al. A survey of optimization approaches for wireless physical layer security [J]. IEEE communications surveys & tutorials, 2018, 21(2): 1878–1911. DOI: 10.1109/COMST.2018.2883144

[18] ZHENG B X, WU Q Q, ZHANG R. Intelligent reflecting surface-assisted multiple access with user pairing: NOMA or OMA? [J]. IEEE communications letters, 2020. DOI: 10.1109/LCOMM.2020.2969870

作者简介



郭雅婧, 北京交通大学在读硕士研究生; 主要研究方向为智能超表面、智能波束管理等; 发表论文1篇, 申请专利1项。



章嘉懿, 北京交通大学教授、德国洪堡学者、IEEE 通信学会亚太地区杰出青年学者, 曾入选中国科协“青年人才托举工程”; 研究方向为大规模MIMO、智能无线通信; 发表论文100余篇, 获授权发明专利9项。



鲁照华, 中兴通讯股份有限公司资深技术工程师; 长期从事无线通信网络物理层关键技术研究; 申请专利近千项。



王明慧, 中国电子学会助理工程师、项目负责人; 研究方向为信息与通信工程, 主要从事电子信息交叉领域课题研究、科技项目管理、学术活动策划组织等工作, 先后承担了多个国家部委的科技交流及人才举荐项目; 发表核心期刊论文2篇, 获授权国家发明专利2项。



基于机器学习的无线网络流量 预测与增长潜力评估

Traffic Prediction and Growth Potential Evaluation in Wireless Network Based on Machine Learning

摘要: 提出一个基于机器学习的无线网络流量预测及流量增长潜力评估方案。该方案分析蜂窝网络中的实际业务流量数据在时间维度上的变化规律,并借助高斯过程的机器学习方法来预测业务变化趋势,从短期角度为运营商的网络优化部署提供指导。基于极限梯度提升(XG-Boost)机器学习框架,建立网络中其他运营数据与业务流量的多维映射关系,应用改进的量子粒子群算法进一步寻找蜂窝小区所能承载的流量上限,从长期角度为网络优化部署提供指导,提升网络流量水平、释放流量增长潜力。

关键词: 机器学习;移动网络数据分析;流量预测;流量增长潜力评估

Abstract: A wireless network traffic prediction and traffic growth potential evaluation scheme based on machine learning is proposed. Based on the actual traffic data in the cellular network, this scheme analyzes the change rule in the time dimension and uses the machine learning method of Gaussian process to predict the trend of traffic, which provides guidance for the network optimization deployment of operators in the short term. Based on the eXtreme Gradient Boosting (XGBoost) machine learning framework, the multi-dimensional mapping relationship between other operation data and traffic in the network is established, and the revised quantum particle swarm optimization algorithm is applied to further find the upper limit of traffic that the cellular cell can carry, so as to provide guidance for network optimization deployment from a long-term perspective, improve the network traffic level, and release the traffic growth potential.

Keywords: machine learning; mobile network data analysis; traffic prediction; traffic growth potential evaluation

邢旭东/XING Xudong¹

高晖/GAO Hui¹

顾军/GU Jun²

(1. 北京邮电大学可信分布式计算与服务教育部重点实验室,中国 北京 100876;
2. 中兴通讯股份有限公司,中国 深圳 518057)
(1. Key Laboratory of Trustworthy Distributed Computing and Service, Beijing University of Posts and Telecommunications, Ministry of Education, Beijing 100876, China;
2. ZTE Corporation, Shenzhen 518057, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202102013

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20210402.1133.006.html>

网络出版日期: 2021-04-02

收稿日期: 2021-02-08

随着无线设备数量的飞速增长,移动用户对更高性能无线服务的需求正在逐年上升。在这样的背景下,5G应运而生。更密集的组网、更快的速率、更低的时延和更可靠的移动性保障是5G的特点^[1]。随着5G商业化进程的逐步推进,物联网、云计算、大数据等领域将呈现裂变式发展态势,逐步形成5G产业生态,为行

业升级提供强劲动力。

近年来,在无线网络流量预测和流量增长潜力挖掘等领域中,基于人工智能和机器学习等方法的研究引起了学术界和产业界的极大关注^[2]。无线网络流量预测方法是指,将网络流量随时间的变化视作一个时间序列,根据过往的流量变化规律来预测未来的变化趋势,并将预测流量与当前流量之间的差异作为流量增长潜力的量化结果^[3-4]。典型的时间序列预测方法包括差分整合移动平均自

回归模型(ARIMA)^[5]、季节性ARIMA^[6]等。在对规律不明显、构成成分复杂的时间序列进行预测时,传统方法的预测性能已经明显下降。因此,人们需要寻找新的方法来应对复杂的流量模式。得益于硬件计算能力的极大提升,当前业界也在尝试使用深度学习模型来预测网络流量。例如,文献[7]首先对流量数据做栅格化预处理,然后以栅格为单元,利用堆叠自编码器(SAE)提取栅格流量在不同历史时刻的特征,并利用这些特

基金项目:中兴通讯产学研合作基金(2018ZTE 01-01-06)

征训练长短期记忆(LSTM)网络,最终实现对栅格单元的网络流量预测。然而,自定义栅格忽视了单个蜂窝小区的流量浮动,这导致深度学习模型容易出现过拟合现象。鉴于此,本文提出一种基于机器学习的可解释性强、泛化性能好的流量预测方法,从短期角度指导网络优化部署。

长期来看,对网络流量增长潜力的评估能够有效解决网络的优化部署问题。蜂窝网络流量的波动意味着小区的负载也会随之波动。如果小区的历史指标经常处于高负载状态,就说明其覆盖范围内的数据传输需求高于网络本身的负载水平。这意味着该小区具有较大的运营收益潜力。为此,运营商通常会实施网络扩容,在满足用户需求的同时扩大收益。反之,如果网络的业务量没有达到相对较高的收益水平,增长受到抑制,则需要收集多种指标数据,分析具体原因,并制定相应的优化策略,以提升网络流量,释放流量增长潜力^[8]。因此,在充分挖掘大量蜂窝网络业务数据的基础上,本文设计一种基于机器学习的获取无线网络高价值状态的通用方法,从长期角度释放网络流量增长潜力。同时,本文以现网中的实际业务数据为基础,从小区流量的短期变化趋势与长期增长潜力两个方面考虑,围绕蜂窝网络流量指标来设计解决方案。在小区流量短期预测方面,本文提出基于高斯过程(GP)的流量预测方案。基于高斯过程对物理资源块(PRB)利用率预测的研究^[9],本文进一步综合考虑分组数据汇聚协议(PDCP)服务数据单元(SDU)下行流量、PRB利用率等指标,将各指标的历史时刻流量作为输入,采用高斯过程核函数分别对其短期、长期变化趋势等因素进行拟合建模,并将模型预测的流量变化趋势作

为输出。在小区流量长期增长潜力评估方面,本文首先分析其他网络指标对流量指标的影响情况,即建立其他指标与流量指标之间的映射关系;其次,调整其他指标的取值使流量指标最大化,即基于该映射关系挖掘蜂窝网络的高价值状态。

1 流量预测及增长潜力评估的问题描述

本节分别对流量预测和流量增长潜力评估两部分内容进行数学描述,首先将其抽象为数学问题,然后分析相应的难点并提出解决思路。

1.1 基于高斯过程的业务流量预测

根据无线网络历史时刻的流量数据来预测未来时刻的流量,可以为网络优化提供相应的指导。基于高斯过程的流量预测的数学表达式如公式(1)所示:

$$\begin{aligned} \min L(y_{t+1}, f(\mathbf{Y})) \\ \text{s.t. } \mathbf{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_t)^T, \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $y_{t+1} \in \mathbf{R}$ 代表未来时刻流量值, $\mathbf{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_t)^T \in \mathbf{R}^{t \times 1}$ 代表历史时刻流量。我们定义 $\hat{y}_{t+1} = f(\mathbf{Y})$ 代表基于历史时刻预测的 $t+1$ 时刻的流量。 $L(\bullet)$ 代表损失函数,用以衡量真实值与预测值之间的差距,并反映预测精度。均方误差等函数可以作为损失函数使用。流量预测的难点在于如何寻找合适的 $f(\bullet)$ 。因此,本文提出基于高斯过程的流量预测方案,用以捕捉日、周、月流量周期模式,进而准确预测业务流量。

1.2 基于XGBoost方法的多元流量增长潜力评估

实现流量增长潜力评估需要应对两个主要挑战:(1)建立网络流量

指标与其他业务指标之间的多元映射关系,以量化不同指标对网络流量的影响;(2)基于多元映射关系来挖掘高价值状态信息,即当多元映射关系返回的流量达到最大时,需要明确其他指标的取值状态。

假设存在一个总数据条目为 N 的数据集 $\mathbf{S} = \{(\mathbf{x}^{(1)}, y^{(1)}), \dots, (\mathbf{x}^{(i)}, y^{(i)}), \dots, (\mathbf{x}^{(N)}, y^{(N)})\}$, 其中, $\mathbf{x}^{(i)} = (x_1^{(i)}, \dots, x_j^{(i)}, \dots, x_D^{(i)})$ 代表其他 D 个网络指标组成的特征向量, $y^{(i)}$ 代表下行蜂窝网络流量的标量值。有监督学习实际上可以解决优化问题 $\min \sum_{i=1}^N J(y^{(i)}, F(\mathbf{x}^{(i)}))$ 。其中, $F(\bullet)$ 是网络业务指标与下行流量指标之间的映射关系,即机器学习模型; $J(\bullet)$ 是优化目标函数,它由衡量真实流量值 $y^{(i)}$ 和模型输出 $F(\mathbf{x}^{(i)})$ 之间的误差与模型 $F(\bullet)$ 的复杂度叠加组成。模型复杂度越高,越容易出现过拟合现象,因此,优化的目标是同时最小化模型的推测误差和模型的复杂度。

在给定机器学习模型 $F(\bullet)$ 的前提下,挖掘网络高价值状态相当于解决优化问题 $\max F(\mathbf{x})$ 。其中, \mathbf{x} 表示一组包含各个网络指标取值的特征向量。

2 流量预测及增长潜力评估方案

2.1 基于高斯过程的流量预测

高斯回归过程作为后深度学习时代的统计建模工具,天然地拥有数据驱动和清晰的模型解释性等特点。因此,本文基于高斯回归过程设计一种无线流量预测方法。

针对流量预测,我们将已有的历史时刻 PDCP SDU 流量数据和 PRB 利用率数据划分为训练数据集和测试数据集。在训练数据集中,输入为前

t 时刻的流量(或PRB利用率),即 $Y = (Y(1), Y(2), \dots, Y(k)) \in \mathbf{R}^{1 \times k}$ 。其中, $Y(k) = (y_1^k, y_2^k, \dots, y_t^k)^T \in \mathbf{R}^{t \times 1}$, t 代表时间, k 代表训练样本数。相应的标签则为下一时刻的流量 $Y_{t+1} = (y_{t+1}^1, y_{t+1}^2, \dots, y_{t+1}^k) \in \mathbf{R}^{1 \times k}$ 。我们的目标是,当给定新的测试数据集的前 t 时刻流量 $Y^* = (y_1^*, y_2^*, \dots, y_t^*) \in \mathbf{R}^{t \times 1}$ 时,能够求解出其下一时刻的流量值 $y_{t+1}^* \in \mathbf{R}$,其中 $*$ 代表测试数据集。高斯过程存在随机变量的集合,这个集合中任意两个随机变量都服从联合高斯分布。高斯随机过程有两个核心参数:均值与协方差函数。针对高斯过程的机器学习方法,文献[9]假设训练集与测试集均服从联合高斯分布,那么有:

$$\begin{pmatrix} Y_{t+1} \\ Y_{t+1}^* \end{pmatrix} \sim N \left(\begin{pmatrix} m(Y) \\ m(Y^*) \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \Sigma(Y, Y) & \Sigma(Y, Y^*) \\ \Sigma(Y^*, Y) & \Sigma(Y^*, Y^*) \end{pmatrix} \right) \quad (2)$$

公式(2)中, $m(Y) = E[Y] = (E(y_1^1), E(y_2^2), \dots, E(y_t^k)) \in \mathbf{R}^{1 \times k}$, $\Sigma(Y, Y) \in \mathbf{R}^{k \times k}$ 为协方差矩阵, $\Sigma_{i,j} = \text{cov}(y_i^i, y_j^j)$ 为 $\Sigma(Y, Y)$ 的第 i 行、第 j 列元素值。

$$\begin{aligned} m(t) &= \begin{pmatrix} m(Y) \\ m(Y^*) \end{pmatrix}, \Sigma(t) = \\ & \begin{pmatrix} \Sigma(Y, Y) & \Sigma(Y, Y^*) \\ \Sigma(Y^*, Y) & \Sigma(Y^*, Y^*) \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (3)$$

公式(3)中, $t = (1, 2, \dots, t)$ 表示序列的时间索引, $m(t) \in \mathbf{R}^{1 \times (k+1)}$ 表示训练集与测试集的联合高斯分布的数学期望, $\Sigma(t) \in \mathbf{R}^{(k+1) \times (k+1)}$ 表示协方差。高斯过程由数学期望及协方差函数决定。一些具有特定形式的协方差函数称为核函数,如径向基核函数、

指数核函数、二次有理核函数等^[9]。因此,求解流量集合高斯联合分布就是求解其数学期望及核函数。

在高斯过程中,我们需要选取合适的核函数,以捕获相应的流量周期模式。基于对流量数据的研究,我们将专家经验内嵌于高斯过程中,以有效提升算法精度。综合考虑无线通信中的日、周、月周期模式,以及动态偏差和残留噪声,我们提出一种新的核函数。该核函数是以下4个常用核函数之和,即 $\Sigma = \Sigma_1 + \Sigma_2 + \Sigma_3 + \Sigma_4$ 。

(1)长周期核。应用周期核函数来拟合PRB利用率以及PDCP SDU流量中的长周期模式,以表征长期趋势,例如月周期模式。该核函数的表达式如公式(4)所示,其中 y_i, y_j 分别代表第 i, j 时刻的数据。 l_1 的值可以人为设定,以控制函数随时间变化的快慢。 λ_1 为周期长度,表示一个月中采集到的数据点数。

$$\Sigma_1 = \exp \left(-\frac{1}{l_1^2} \sin^2 \frac{\pi(y_i - y_j)}{\lambda_1} \right) \quad (4)$$

(2)短周期核。该核函数的表达式与长周期核函数相同,如公式(5)所示。通过改变一些参数,该核函数可以拟合PRB利用率以及PDCP SDU流量中的短周期模式,即可以用于表征数据中的周周期和日周期趋势。

$$\Sigma_2 = \exp \left(-\frac{1}{l_2^2} \sin^2 \frac{\pi(y_i - y_j)}{\lambda_2} \right) \quad (5)$$

(3)有理式核。有理式核变化平滑,它不仅可以拟合数据中不规则变化的成分,还可以拟合PRB利用率以及PDCP SDU流量中的动态变化成分。该核函数的表达式如公式(6)所示。其中, α, l_3 共同控制核函数随时间变化的快慢。

$$\Sigma_3 = \exp \left(1 + \frac{(y_i - y_j)^2}{2l_3^2} \right)^{-\alpha} \quad (6)$$

(4)噪声核函数。该核函数主要用于建模残留的噪声,其表达式如公式(7)所示:

$$\Sigma_4 = \exp \left(-\frac{(y_i - y_j)^2}{2l_4^2} \right) \quad (7)$$

在配置完核函数之后,基于贝叶斯理论,我们可以通过最大化超参数的对数似然函数来求解高斯联合分布的数学期望及核函数^[9],如公式(8)所示:

$$\begin{aligned} \log P(y_{t+1}^* | Y^*, m(t), \Sigma(t)) &= \\ & -\frac{1}{2} \log |\Sigma(t)| - \frac{1}{2} (y_{t+1}^* - \\ & m(t))^T \Sigma(t)^{-1} (y_{t+1}^* - m(t)) \end{aligned} \quad (8)$$

公式(8)的常用求解方法包括拟牛顿法、随机梯度下降法、共轭梯度法等。在获得高斯联合分布模型后,便可以实现对无线流量的预测。

2.2 基于XGBoost的多元流量潜力评估建模

为了量化网络中不同指标对流量增长潜力的长期联合影响,我们采用XGBoost框架来建立潜力评估模型。XGBoost的基本模型是决策树,它通过不断建立新的二叉树来拟合原有集成模型的输出与真实数据之间的残差,以逐步提升模型的拟合性能。建立多维流量潜力评估模型的目标是使一个目标分数最小化,具体描述过程如下:

假设需要建立 K 个基本模型,那么在建立第 t 个基本模型时,优化目标如公式(9)所示:

$$\min Obj^{(t)} = \sum_{i=1}^N \left[l(y^{(i)}, \hat{y}_{t-1}^{(i)} + f_t(x^{(i)})) + \sum_{k=1}^{t-1} \Omega(f_k) \right], \quad (9)$$

其中, $f(\cdot)$ 代表基本的决策树模型, $\mathbf{x}^{(i)}$ 表示训练集 \mathbf{S} 中的样本特征(用户数、资源利用率等网络指标数据), $y^{(i)}$ 是特征 $\mathbf{x}^{(i)}$ 对应的网络流量数据。 $\hat{y}_{t-1}^{(i)} = \sum_{k=1}^{t-1} f_k(\mathbf{x}^{(i)})$ 表示由前 $t-1$ 个基本模型组成的集成模型的推断值。 $\Omega(f)$ 是模型的复杂程度, 它的定义如公式(10)所示^[10]:

$$\Omega(f) = \gamma T + \frac{\lambda}{2} \sum_{j=1}^T w_j, \quad (10)$$

其中, T 表示二叉树的叶子节点总数。叶子节点数越多, 叶子权重越大, 模型复杂程度越高。 γ, λ 为惩罚因子, 用于控制模型复杂度对目标函数的影响程度。 $\sum_{k=1}^{t-1} f_k(\cdot)$ 表示已经建好的前 $t-1$ 棵二叉树模型, $f_t(\cdot)$ 则是第 t 轮迭代中建立的新模型。根据文献[10]中对目标函数(9)的推导过程, 我们可以获得每一轮迭代所得到的二叉树模型的最优目标函数值 $Obj^{(t)}$ 和每个叶子节点最优叶子权重 w_j^* , 如公式(11)和(12)所示:

$$Obj^{(t)} = -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^T \frac{G_j^2}{H_j + \lambda} + \gamma T, \quad (11)$$

$$w_j^* = -\frac{G_j}{H_j + \lambda}, \quad (12)$$

其中, G_j 和 H_j 分别表示第 $t-1$ 轮迭代的目标函数 $Obj^{(t-1)}$ 在第 j 个叶子节点上对 $\hat{y}_{t-1}^{(i)}$ 所求的一阶梯度和二阶梯度。公式(11)和(12)给出了新建二叉树模型对应的最佳目标分数与叶子权重值。事实上, 在生成新的二叉树的过程中, XGBoost 采用的是基于贪婪策略的建模方式, 它仅仅关注一个叶子节点是否会分裂成两个新的叶子节点。在选择合适的网络指标作为节点分裂判决条件的情况下, 原

有叶子节点中的输入特征 $\mathbf{x}^{(i)}$ 将会被分拆至两个新生成的叶子节点中。这意味着叶子权重和目标函数值将根据公式(12)与(11)进行更新。当旧叶子节点分裂为两个新叶子节点时, 我们定义 $Gain$ 为目标函数的变化量, 如公式(13)所示:

$$Gain = \frac{G_L^2}{H_L + \lambda} + \frac{G_R^2}{H_R + \lambda} - \frac{G^2}{H + \lambda} - \gamma, \quad (13)$$

其中, $G = G_L + G_R, H = H_L + H_R, G$ 和 H 分别表示新的左右分支的一阶梯度和二阶梯度。选择不同的网络指标和不同的判决阈值会得到不同的 $Gain$ 值。为了获得最小化目标函数值 $Obj^{(t)}$, 当存在大于 0 的 $Gain$ 值时, XGBoost 会从中选择最大 $Gain$ 值所对应的网络指标的阈值作为判决条件, 以完成节点分裂过程和更新叶子权重, 直至获得树模型的最大深度。此时的决策树模型包含能够使目标分数最小化的树结构和相应的叶子权重。

XGBoost 在每一轮迭代中都会建立一个基本二叉树模型。当达到最大迭代次数 K 后, XGBoost 将得到一个完整的模型 $F(\cdot) = \sum_{k=1}^K f_k(\cdot)$ 。在使用模型时, 我们给定一组蜂窝网络的指标向量 \mathbf{x} 。将并行地输入整体模型中的每一个基本模型, 从而获取每个基本模型的叶子权重 $f_k(\mathbf{x})$ 。所有叶子权重的累加值 $F(\mathbf{x})$ 即为整个模型的输出结果。

2.3 基于群体智能优化的网络最优运营状态挖掘

建立网络流量潜力评估模型不仅需要构建诸多下行业务指标与下行流量指标之间的映射关系, 还需要明确不同网络指标的取值对流量产生的影响。调整各个指标的取值使

潜力评估模型给出流量最大化的推断结果, 目的是获取小区的高价值运营状态 \mathbf{x}^* 和流量上限 y^* , 即 $\mathbf{x}^* = \arg \max F(\mathbf{x}), y^* = F(\mathbf{x}^*)$ 。本文中, 我们提出一种基于量子行为粒子群优化^[11]的改进量子粒子群优化(RQP SO)算法, 以获得对多元回归模型的最优化搜索求解。该算法的思想是在特征空间中初始化 M 个随机的粒子 \mathbf{x}_m , 其中 $1 \leq m \leq M$ 。在第 s 轮迭代中, $\mathbf{x}_m(s) = (x_{m,1}(s), \dots, x_{m,d}(s), \dots, x_{m,D}(s))$ 。评价粒子当前“携带”的网络指标组合优劣的方式是: 将 $\mathbf{x}_m(s)$ 输入 2.2 节中使用网络业务数据训练的 XGBoost 模型中, 得到的输出值 $F(\mathbf{x}_m(s))$ 将作为评价粒子 $\mathbf{x}_m(s)$ 的指标。由于目标是解决最大化问题, 因此, 粒子所对应的 $F(\mathbf{x}_m(s))$ 值越大, 其所处的位置越优于其他粒子。在迭代过程中, 算法始终维护所有粒子的个体历史最优指标组合 $\mathbf{P}_m(s) = (P_{m,1}(s), \dots, P_{m,d}(s), \dots, P_{m,D}(s))$ (粒子在前 s 轮迭代中的最优组合)、对 XGBoost 模型输出的值 $F(\mathbf{P}_m(s))$ 、所有粒子中 $F(\mathbf{P}_m(s))$ 最大的全局最优粒子 $\mathbf{G}(s) = (G_1(s), \dots, G_d(s), \dots, G_D(s))$ 和与之对应的前向推断流量 $F(\mathbf{G}(s))$ 。

在每轮迭代中, RQP SO 算法会根据当前每个粒子的个体历史最优 $\mathbf{P}_m(s)$ 和全局最优 $\mathbf{G}(s)$, 计算对应的吸引子 $\mathbf{p}_m(s) = (p_{m,1}(s), \dots, p_{m,d}(s), \dots, p_{m,D}(s))$ 。对于 $\mathbf{p}_m(s)$ 中的每一个网络业务指标, 我们有:

$$p_{m,d}(s) = \varphi_{m,d}(s) \cdot P_{m,d}(s) + (1 - \varphi_{m,d}(s)) \cdot G_d(s). \quad (14)$$

在公式(14)中, $\varphi_{m,d} \sim U(0, 1)$ 。

$U(0, 1)$ 表示服从0~1的均匀分布。不同粒子在达到历史最优和全局最优时具有各自的倾向权重。粒子 $x_m(s)$ 携带的每个网络指标值 $x_{m,d}(s)$ 是基于基本量子粒子群优化(QPSO)算法迭代过程的。它表示粒子在运动过程中受到 $p_{m,d}(s)$ 的吸引,如公式(15)所示:

$$X_{i,j}(s+1) = p_{i,j}(s) \pm \alpha \cdot |p_{i,j}(s) - X_{i,j}(s)| \cdot \ln[1/u_{i,j}(s)], \quad (15) \\ + \beta \cdot |C_j(s) - X_{i,j}(s)| \cdot Rn(s)$$

其中, $X_{i,j}(s+1)$ 代表在新一轮迭代中候选关键指标的更新结果。 $p_{i,j}(s)$ 是算法迭代过程中的吸引子,它由整个粒子群中最优个体的关键指标组合与个体在过去搜索到的最优关键指标组合共同决定。 $X_{i,j}(s)$ 是上一轮迭代候选关键指标组合, $u_{i,j}(s)$ 是一个服从0~1均匀分布的随机变量, $C_j(s)$ 表示所有粒子个体历史最优的平均值, $Rn(s)$ 是一个服从标准正态分布的随机变量, α, β 是算法的两个收缩系数。最优的候选解将作为算法输出的最优运营状态。由于候选解是流量潜力的上限,因此,所有候选解将向着目标函数最大的方向进行搜索。当达到最大迭代次数 T 时,算法将跳出循环,并把输出的全局最优网络业务指标组合 $G(T) = (G_1(T), \dots, G_d(T), \dots, G_D(T))$ 作为优化结果。将 $G(T)$ 输入2.2节中的XGBoost模型后,得到的输出 $F(G(T))$ 将作为对应的最优下行流量值。

3 基于网管数据的实验

本节采用的数据集由某运营商在中国的真实数据组成。采样时间跨度为2018年10月15日—2019年1月15日,采样粒度为24 h/d。每个小

区共有2 232条记录,每条记录均包含平均激活用户设备(UE)数、PDCP层平均速率、平均信道质量指示(CQI)、下行PDCP SDU数据量等指标。我们从中随机抽取80%的数据作为训练数据,并将剩余20%的数据作为测试数据。结合相关网络运营方面的专家经验,本研究从现有数据集包含的指标中遴选网络下行流量指标和其他6种不同业务行为的指标,即 $D = 6$ 。这些指标分别是平均激活UE数、物理下行共享信道(PDSCH)利用率、下行PDCP层平均速率、平均CQI、下行64正交振幅调制(QAM)占比、下行PRB满负荷时间和下行PDCP SDU数据量。

3.1 基于高斯过程的流量预测仿真

实验中,我们采用MATLAB中的基于高斯过程的机器学习包(GPML)进行建模,利用高斯过程对PRB利用率和下行PDCP SDU流量进行预测。本实验分别利用单小区的300 h历史时刻的PRB利用率和下行PDCP SDU流量数据,来预测下一个小时的数据。预测结果基本符合真实数据的变化趋势。该模型对突变比较明显的缺乏一定的适应性,但对变化平稳的数据具有很高的预测精度。从平均绝对百分比误差(MAPE)来看,基于高斯过程建立的模型对PDCP SDU流量数据和PRB利用率的预测性能分别为0.3551和0.2068,而基于ARIMA建立的模型在这两个指标上的表现分别是0.4015和0.3081。由此可见,高斯过程预测模型的表现要优于ARIMA模型。

3.2 多元流量增长潜力建模

我们利用开源XGBoost框架^[11]建立多元流量潜力评估模型,使用拟合优度($R2$)指标来评价模型性能。 $R2$ 的定义如公式(16)所示:

$$R2 = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}, \quad (16)$$

其中, y_i, \hat{y}_i 分别表示真实标签与模型输出, \bar{y} 是数据集中真实流量值的平均值。拟合优度能够反映数据集自身的波动对模型预测结果的影响,其取值范围为0~1。拟合优度越接近1,模型的拟合能力越强,数据的波动对模型预测的影响就越小。在图1中,灰色虚线表示最优的拟合优度。随着集成模型中基本模型数量的不断增加,训练集曲线和测试集曲线均逐步逼近最优值。当基本模型的数量超过80时,两条曲线已基本收敛。这说明XGBoost框架在此蜂窝网络数据集上已达到拟合极限。

3.3 最优运营状态挖掘

充分拟合数据的机器学习模型能够量化不同网络业务指标对网络下行流量的影响。本文中,我们测试多种群体智能算法在多元回归模型上的搜索性能,使用RQPSO算法从基于XGBoost量化的模型中挖掘最优网络运营状态,并将基本粒子群算法(PSO)和QPSO算法作为对照。3种算法各迭代60次,它们的收敛过程如图2所示。

由图2可知,PSO算法在早期的收敛速度较快,但在10次迭代之后,该算法的搜索基本陷入停滞状态。QPSO算法的收敛速度慢于RQPSO算法,在同样的迭代次数内没有获得相对较优的优化结果。RQPSO算法在前30次的迭代中搜索速度较快,在迭代末期逐步收敛在28 GB左右。因此,RQPSO算法的优化结果在3种算法中是最优的。与QPSO算法相比,带有混合量子搜索行为的RQPSO算法能够充分发掘流量评估模型潜力,

得到最高的网络流量潜力值和与之对应的高价值运营状态。在高价值运营状态下的各个网络指标的取值如图3所示。

3.4 网络优化指导

以基于机器学习方法得到的蜂窝网络运营高流量价值(流量潜力上限状态)为参考,我们列举一些评估流量增长潜力的实例。图4中的两张子图分别展示不同蜂窝小区在某单位时段内的各网络指标的真实统计值与机器学习方法得到的高价值状态的对比。其中,蓝色雷达图表示由机器学习方法得到的蜂窝网络运营高流量价值状态,红色雷达图表示实际的运营数据值。高价值状态的各项指标依次是:流量潜力上限为27.94 GB,平均激活用户数为42, PDSCH资源利用率为96%,下行PD-CP层平均速率为72 Mbit/s,平均CQI为14,下行64QAM调制占比为81%,下行PRB满负荷时间为2 391 s。

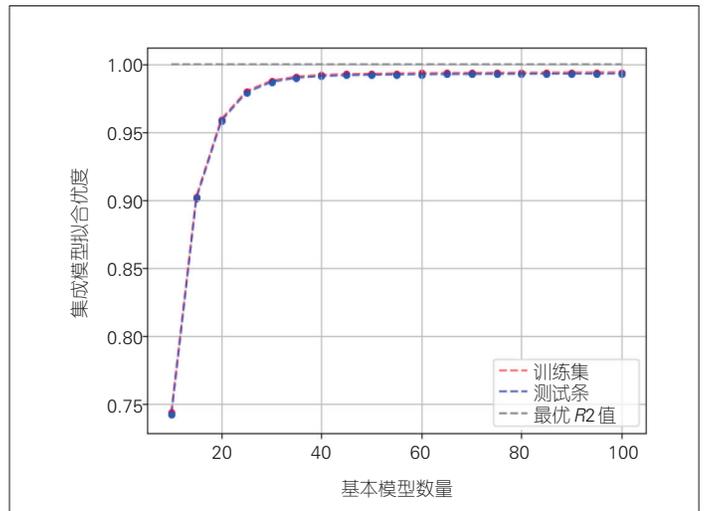
在图4(a)中,网络实际流量为16.15 GB,比上限流量少了约12 GB。用户数、PDSCH利用率和PRB满负荷时间基本相同。平均CQI为11,比最优状态低3个等级。下行64QAM调制占比仅为28%,与最优状态相比,差距较大。下行速率为38 Mbit/s,差距也较大。总的来说,流量增长潜力受到抑制的原因在于当前蜂窝网络的整体覆盖能力偏弱。因此,我们应当分析造成弱覆盖的具体原因,并进行相应优化,以释放流量增长潜力。

在图4(b)中,网络实际流量约15.02 GB(比最优状态的流量少了约13 GB),平均CQI为14,下行64QAM调制占比为85%,这说明覆盖质量好。用户数、PDSCH利用率和下行PRB满负荷时间等其他指标,与最优状态相比,差距较大。总的来说,流

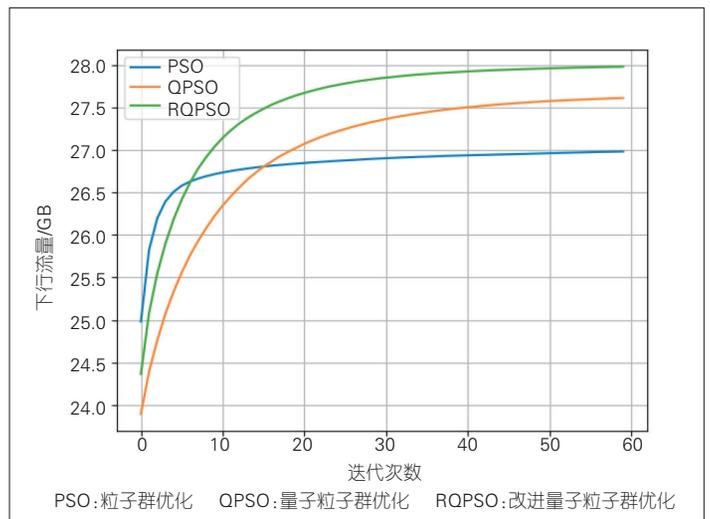
量差距较大的主要原因在于该小区覆盖范围内的激活用户数量较少。如果网络长时间处于这种状态,就需要运营商加大业务推送力度,增加新用户来提升流量,从而释放流量增长潜力。

4 结束语

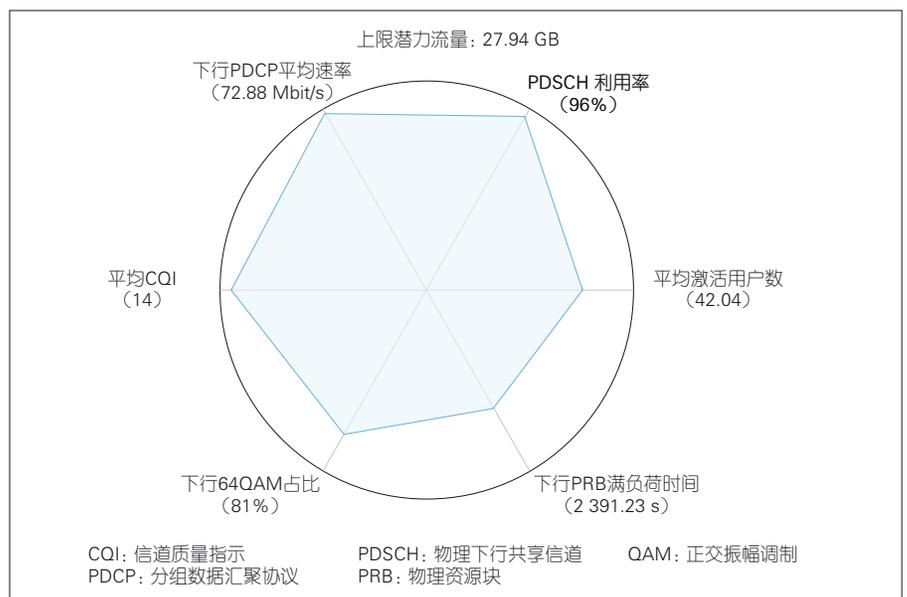
本文提出一个基于机器学习的无线网络流量预测和流量潜力评估方案。与传统方法相比,高斯过程回归的无线流量预测



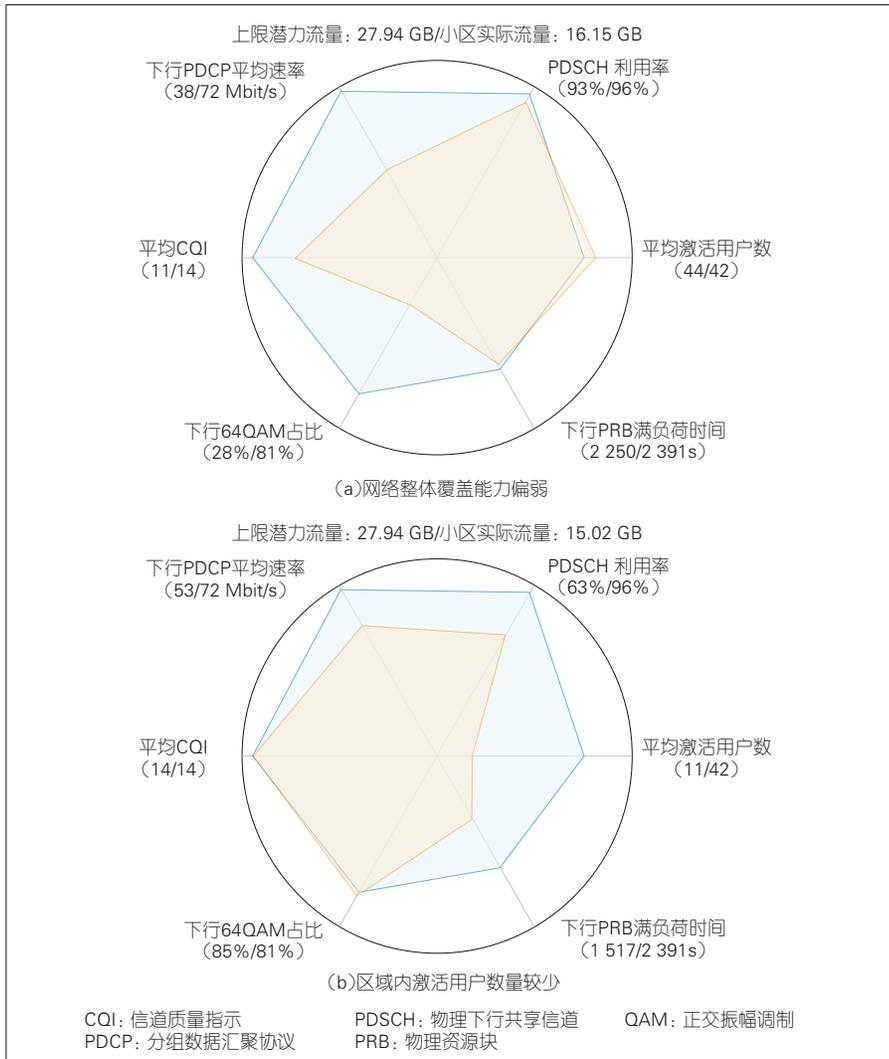
▲图1 拟合优度随基本模型数量的变化



▲图2 群体智能算法的优化结果



▲图3 由改进量子粒子群优化算法得到的潜力上限状态



▲图4 真实数据与流量潜力上限状态的对比

方法能够显著提高预测精度,从短期角度指导网络优化部署。同时,流量增长潜力评估方案可以量化其他指标与流量的关系,构建多维映射模型。本文提出的RQPSO算法能够对多维映射模型进行最大化求解,从长期角度指导网络优化部署,更好地为运营商提供网络优化量化指导,从而提高运营商的经济效益。

致谢

本研究得到中兴通讯产学研合作基金的资助。感谢项目负责人北京邮电大学许文俊教授。北京邮电

大学项目组团队中的童伟强、林元杰、蒲俊林、郑远、黄春雷、胡卓尔等对本文的研究工作做出大量贡献,在此谨致谢意。

参考文献

[1] IMT-2020 (5G)推进组. 5G愿景与需求白皮书 [EB/OL]. (2014-05-28) [2021-01-20]. <http://www.imt2020.org.cn/zh/documents/1>

[2] 吕惠. 中国电信发布人工智能发展白皮书 [J]. 计算机与网络, 2019, (13): 15

[3] LI R, ZHAO Z, ZHOU X, et al. The prediction analysis of cellular radio access network traffic: from entropy theory to networking practice [J]. IEEE communications magazine, 2014, 52(6): 234-240. DOI: 10.1109/MCOM.2014.6829969

[4] YANG S, KUIPERS F A. Traffic uncertainty models in network planning [J]. IEEE communications magazine, 2014, 52(2): 172-177. DOI: 10.1109/MCOM.2014.6736759

[5] ZHANG M, FU H, LI Y, et al. Understanding urban dynamics from massive mobile traffic data

[J]. IEEE transactions on big data, 2017, 5(2): 266-278. DOI: 10.1109/TBDATA.2017.2778721

[6] SHU Y, YU M, YANG O, et al. Wireless traffic modeling and prediction using seasonal ARIMA models [J]. IEICE transactions on communications, 2005, 88(10): 3992-3999

[7] WANG J, TANG J, XU Z, et al. Spatiotemporal modeling and prediction in cellular networks: a big data enabled deep learning approach [C]//IEEE INFOCOM 2017-IEEE Conference on Computer Communications. Atlanta, GA, USA: IEEE, 2017: 1-9. DOI: 10.1093/etcom/e88-b.10.3992

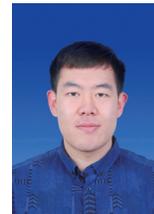
[8] 李一, 杨雨苍, 李菲, 等. 基于用户感知的FDD LTE网络扩容方法研究 [J]. 邮电设计技术, 2018, (3): 54-58. DOI: 10.12045/j.issn.1007-3043.2018.03.012

[9] RASMUSSEN C E. Gaussian processes in machine learning [C]//Summer School on Machine Learning. Berlin, Heidelberg, Germany: Springer, 2003: 63-71

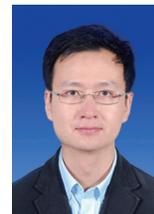
[10] CHEN T, GUESTRIN C. Xgboost: a scalable tree boosting system [C]//The 22nd ACM Sigkdd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. San Francisco, CA, USA: ACM, 2016: 785-794

[11] SUN J, FENG B, XU W. Particle swarm optimization with particles having quantum behavior [C]//IEEE 2004 Congress on Evolutionary Computation. Portland, OR, USA: IEEE, 2004, 1: 325-331

作者简介



邢旭东,北京邮电大学可信分布式计算与服务教育部重点实验室在读硕士研究生;研究方向为机器学习、深度学习算法在无线网络大数据分析中的应用。



高晖,北京邮电大学信息与通信工程学院副教授;主要从事5G/B5G物理层新理论及关键技术、无线大数据及人工智能等方面的研究;主持并参与多个国家自然科学基金、国家重点研发计划等项目;发表论文160余篇,申请专利

20余项。



顾军,中兴通讯股份有限公司高级方案架构师;主要从事4G/5G无线组网方案及性能方面的研究工作;发表论文5篇,申请专利20余项。

《中兴通讯技术》杂志（双月刊）投稿须知

一、杂志定位

《中兴通讯技术》杂志为通信技术类学术期刊。通过介绍、探讨通信热点技术，以展现通信技术最新发展动态，并促进产学研合作，发掘和培养优秀人才，为振兴民族通信产业做贡献。

二、稿件基本要求

1. 投稿约定

- (1) 作者需登录《中兴通讯技术》投稿平台：tech.zte.com.cn/submission，并上传稿件。第一次投稿需完成新用户注册。
- (2) 编辑部将按照审稿流程聘请专家审稿，并根据审稿意见，公平、公正地录用稿件。审稿过程需要1个月左右。

2. 内容和格式要求

- (1) 稿件须具有创新性、学术性、规范性和可读性。
- (2) 稿件需采用 WORD 文档格式。
- (3) 稿件篇幅一般不超过 6 000 字（包括文、图），内容包括：中、英文题名，作者姓名及汉语拼音，作者中、英文单位，中文摘要、关键词（3 ~ 8 个），英文摘要、关键词，正文，参考文献，作者简介。
- (4) 中文题名一般不超过 20 个汉字，中、英文题名含义应一致。
- (5) 摘要尽量写成报道性摘要，包括研究的目的、方法、结果/结论，以 150 ~ 200 字为宜。摘要应具有独立性和自明性。中英文摘要应一致。
- (6) 文稿中的量和单位应符合国家标准。外文字母的正斜体、大小写等须写清楚，上下角的字母、数据和符号的位置皆应明显区别。
- (7) 图、表力求少而精（以 8 幅为上限），应随文出现，切忌与文字重复。图、表应保持自明性，图中缩略词和英文均要在图中加中文解释。表应采用三线表，表中缩略词和英文均要在表内加中文解释。
- (8) 所有文献必须在正文中引用，文献序号按其在文中出现的先后次序编排。常用参考文献的书写格式为：
 - 期刊 [序号] 作者. 题名 [J]. 刊名, 出版年, 卷号 (期号): 引文页码. 数字对象唯一标识符
 - 书籍 [序号] 作者. 书名 [M]. 出版地: 出版者, 出版年: 引文页码. 数字对象唯一标识符
 - 论文集中析出文献 [序号] 作者. 题名 [C]// 论文集编者. 论文集名 (会议名). 出版地: 出版者, 出版年 (开会年): 引文页码. 数字对象唯一标识符
 - 学位论文 [序号] 作者. 题名 [D]. 学位授予单位所在城市名: 学位授予单位, 授予年份. 数字对象唯一标识符
 - 专利 [序号] 专利所有者. 专利题名: 专利号 [P]. 出版日期. 数字对象唯一标识符
 - 国际、国家标准 [序号] 标准名称: 标准编号 [S]. 出版地: 出版者, 出版年. 数字对象唯一标识符
- (9) 作者超过 3 人时，可以感谢形式在文中提及。作者简介包括：姓名、工作单位、职务或职称、学历、毕业于何校、现从事的工作、专业特长、科研成果、已发表的论文数量等。
- (10) 提供正面、免冠、彩色标准照片一张，最好采用 JPG 格式（文件大小超过 100 kB）。
- (11) 应标注出研究课题的资助基金或资助项目名称及编号。
- (12) 提供联系方式，如：通讯地址、电话（含手机）、Email 等。

3. 其他事项

- (1) 请勿一稿多投。凡在 2 个月（自来稿之日算起）以内未接到录用通知者，可致电编辑部询问。
- (2) 为了促进信息传播，加强学术交流，在论文发表后，本刊享有文章的转摘权（包括英文版、电子版、网络版）。作者获得的稿费包括转摘酬金。如作者不同意转摘，请在投稿时说明。
- (3) 编辑部地址：安徽省合肥市金寨路 329 号凯旋大厦 1201 室，邮政编码：230061。
- (4) 联系电话：0551-65533356，联系邮箱：magazine@zte.com.cn。
- (5) 本刊只接受在线投稿，欢迎访问本刊投稿平台：tech.zte.com.cn/submission。

中兴通讯技术

(ZHONGXING TONGXUN JISHU)

办刊宗旨:

以人为本, 荟萃通信技术领域精英
迎接挑战, 把握世界通信技术动态
立即行动, 求解通信发展疑难课题
励精图治, 促进民族信息产业崛起

双月刊 1995 年创刊 总第 157 期

2021 年 4 月 第 27 卷 第 2 期

主管: 安徽出版集团有限责任公司

主办: 时代出版传媒股份有限公司

深圳航天广宇工业有限公司

出版: 安徽科学技术出版社

编辑、发行: 中兴通讯技术杂志社

总编辑: 王喜瑜

主编: 蒋贤骏

执行主编: 黄新明

责任编辑: 徐烨

编辑: 杨广西、卢丹、朱莉、任溪溪

设计排版: 徐莹

发行: 王萍萍

外联: 卢丹

编务: 王坤

《中兴通讯技术》编辑部

地址: 合肥市金寨路 329 号凯旋大厦 1201 室

邮编: 230061

网址: tech.zte.com.cn

投稿平台: tech.zte.com.cn/submission

电子信箱: magazine@zte.com.cn

电话: (0551)65533356

传真: (0551)65850139

发行方式: 自办发行

印刷: 合肥添彩包装有限公司

出版日期: 2021 年 4 月 10 日

中国标准连续出版物号: ISSN 1009-6868
CN 34-1228/TN

定价: 每册 20.00 元