



中国通信学会

CHINA INSTITUTE
OF COMMUNICATIONS

通信理论与信号处理领域 前沿报告

(2019年)

中国通信学会
2019年12月

版权声明

本前沿报告版权属于中国通信学会，并受法律保护。转载、摘编或利用其它方式使用本报告文字或者观点的，应注明“来源：中国通信学会”。违反上述声明者，本学会将追究其相关法律责任。

专家组和撰写组名单

专家组：

组长：

陆建华 中国科学院院士 通信理论与信号处理专业委员会

副组长：

郑宝玉 教授 通信理论与信号处理专业委员会副主任委员

阮秋琦 教授 通信理论与信号处理专业委员会副主任委员

成员(以姓氏笔划为序)：

姓名	单位	职务
张钦宇	哈尔滨工业大学（深圳）	通信理论与信号处理专业委员会副主任委员
张朝阳	浙江大学	通信理论与信号处理专业委员会副主任委员
周亮	南京邮电大学	通信理论与信号处理专业委员会副主任委员

撰写组(按单位排名)

单位	姓名
哈尔滨工业大学（深圳）	张钦宇
浙江大学	张朝阳
南京邮电大学	周亮

前 言

通信理论与信号处理内容作为 5G 时代最具潜力前沿技术的基础,已成为我国战略性新兴产业的重要发展方向,是目前跨领域、综合性的研究热点。

全球主要国家和地区政府高度重视以通信技术为核心的产业发展,将通信技术相关产业作为战略制高点,通过制定国家政策或通过立法推动产业发展。

目前我国已将通信技术相关产业上升到国家战略高度。通信技术相关产业政策持续利好,产业化进程逐步加快。随着把握信息技术升级换代和产业融合发展机遇,加快建设宽带、融合、安全、泛在的下一代信息网络,突破超高速光纤与无线通信、物联网、云计算、数字虚拟、先进半导体和新型显示等新一代信息技术,进一步推进了信息技术创新、新兴应用拓展和网络建设的互动结合,创新了产业组织模式,提高了新型装备保障水平,培育了新兴服务业态,为后续 5G 的大规模产业化及商业化奠定了基础。

根据中国通信学会组织各专业委员会开展前沿报告的工作安排,通信理论与信号处理专业委员会组织通信理论与信号处理产学研用各领域专家,撰写了《通信理论与信号处理领域前沿报告》。

本报告分析了全球发展态势和我国发展现状,对通信技术与产业发展态势和技术预见进行了预测,探讨了通信信号处理技术中的重大难题提出了技术和产业政策建议。报告内容涉及面广,可作为高校,研究机构以及通信,计算机,自动化,光子、电子,人工智能等学科的技术产业发展参考,也可作为政府部门制定政策的参考。

中国通信学会通信理论与信号处理专业委员会

副主任委员: 

2019 年 12 月

目 录

一、	前沿技术发展概述.....	1
二、	通信理论发展现状及方向.....	2
	(一) 超可靠低延迟通信.....	2
	1. 动态通信系统分析方法.....	2
	2. 5G/B5G 网络开放生态中的管理问题.....	3
	3. 超可靠低时延传输协议设计.....	3
	4. 控制信息和通信数据的协同优化.....	4
	5. 关键性应用中高可靠低时延通信的全要素实现.....	4
	(二) 智能通信与网络.....	5
	1. 人机物协同的感知与执行一体化框架.....	5
	2. 网络状态的智能分析与自主管控.....	5
	3. 网络运维与管理的智能决策与优化.....	6
	4. 以用户为中心的自适应任务重构.....	6
	5. 基于 AI/ML 技术的边缘智能技术.....	7
	6. 以智能体交互为代表的新服务.....	7
	(三) 跨模态通信.....	8
	1. 多模态数据的普适化感知及其表征模型.....	8
	2. 多模态数据的混合编码设计.....	8
	3. 多模态异构码流按需调度技术与传输协议设计.....	8
	4. 面向沉浸式体验的跨模态信号恢复与重建.....	9
	(四) 新型反向散射通信.....	9
	1. 不同新型反向散射通信中的信号检测方法.....	9
	2. 联合无线能量采集技术的反向散射网络.....	10
	3. 新型反向散射通信中的多址接入技术.....	10
	4. 新型反向散射通信中的安全技术.....	11
	(五) 量子通信与计算.....	11
	1. 密钥分发、隐形传态、惯性技术等量子通信相关技术研究.....	11
	2. 量子机器学习算法、量子经典算法等量子计算相关技术研究.....	12
	3. 量子网络和体系结构搭建.....	13
三、	通信信号处理技术研究动态与方向.....	13
	(一) 面向 B5G 多天线信号处理技术.....	13
	1. 导频设计、信道估计等多天线系统中的信道信息获取技术.....	14
	2. 预编码、空分多址传输等多天线系统中的上下行传输技术.....	14
	3. 多天线系统中的无线资源管理.....	15
	4. 透镜天线阵列、波束空间 MIMO 处理等关键性应用.....	15
	(二) 面向视频的点云压缩技术.....	15
	1. 面向三维可视化的点云数据组织方法.....	16
	2. 海量点云数据压缩方法.....	16
	3. 大规模点云数据实时预测与调度方法.....	16
	(三) 带核窗口的滑动离散傅立叶变换.....	17
	1. 窗函数选取.....	18
	2. 计算复杂度的上下限分析.....	18
	3. 技术应用.....	18
	(四) “模拟-数字信号”一体化压缩.....	19
	1. 失真率、码率与采样率之间的关系.....	19
	2. 联合采样和量化估计的信号恢复.....	19
	3. 冗余信号的感知与删除.....	20
	参考文献.....	21

通信理论与信号处理方向属于信息科学的基础内容，借鉴以色列历史学家尤瓦尔·赫拉利在《未来简史》中的预测，通信技术与人类之间的关系主要经历三大阶段：首先是人类的工具，其次成为人类的助手，最后演变成人类的代理。总体而言，通信技术以通信系统为核心，以用户需求为指引，通过“理论创新、技术革新、应用翻新”三位一体的“摩尔定律”式的发展（如图 1 所示）。具体而言，通信理论主要包含三个部分：信息测度理论、信息处理理论、信息传输理论。通信服务依靠通信系统来实现，融合了通信理论与信号处理技术，通过端、链、网三个部分集成创新。

二、通信理论发展现状及方向

（一）超可靠低延迟通信

国际电信联盟(ITU)规定 URLLC 业务性能指标为空口时延达到 1ms,端到端时延小于 10ms,可靠性达到甚至高于 99.999%。在 5G/B5G 系统框架下，URLLC 对空口设计、信号处理、网络部署、控制/用户平面设计、协议栈设计等方面的研究带来了全新挑战，尤其亟待解决的是形式化释义时延指标、可靠性指标等多维性能指标之间的非线性关系，明析网络流量的高动态性、多业务对延迟的敏感性、以及控制信息（元数据）的随机性对确保超可靠低时延通信的影响，进而构建远距医疗、智慧城市等关键性应用中高可靠低时延通信的全要素体系架构。主要研究方向介绍如下：

1. 动态通信系统分析方法

随机网络演算、及时吞吐量等属于动态通信系统分析方法。随机性网络演算可以在最大可能保证网络需求的情况下提供随机服务边

界曲线，计算推导出网络性能的统计边界或者概论分布。及时吞吐量史在各自的截止日期之前交付的数据包的分数。这些理论被应用于综合服务网络的基本性能分析，并扩展到各种设置。

大规模 MIMO 依赖于极端空间分集的技术，能够创建大量的空间自由度，这使其成为支持超可靠传输的理想选择。基站或无线网络终端处的多个天线在物理层提供了有效的机制，以确保可靠和低延迟的通信。

2. 5G/B5G 网络开放生态中的管理问题

5G 无线网络将是由不同数量的智能和异构无线设备访问的不同大小，发射功率，回程连接，不同无线电接入技术（RAT）的网络层的混合体。与 4G 网络相比，这种架构增强以及高阶空间复用 MIMO 通信等先进的物理通信技术将为更多的同时用户提供更高的总容量，或更高的频谱效率。无线电资源和干扰管理将是多层和异构 5G 蜂窝网络中的关键研究挑战。单层网络中的传统无线资源和干扰管理方法（例如信道分配，功率控制，小区关联或负载均衡，甚至是为双层网络开发的一些网络）在这种环境下可能效率不高，需要重新审视干扰管理问题。

3. 超可靠低时延传输协议设计

基于无线帧结构优化的数据复制传输被认为是一种能够在保证时延情况下提供高可靠性的传输模式，该传输方式是指相同数据包在不同的资源上通过不同的链路分别在用户终端和基站间进行传输，从而利用不同链路的分集增益，在接收端接收到多个数据包来增加正确接收的概率。

4. 控制信息和通信数据的协同优化

超可靠和低延迟通信（URLLC）是第五代（5G）蜂窝网络中最重要的通信场景之一，其有望实现实时无线控制系统。最大的挑战之一是将 URLLC 和控制性能集成在一起，以最大限度地提高整体系统性能。从通信控制协同设计的角度出发可以很好地应对挑战，具体来说，可以在实际控制系统中部署 URLLC 的基本原则，来最大化整体系统性能。

5. 关键性应用中高可靠低时延通信的全要素实现

5G 网络面向万物互联，其中引入的 URLLC 是远程医疗、智慧城市、工业自动化、自动驾驶等垂直应用场景的关键需求。以远程医疗为例，从广义上来讲，它是研究怎样利用多种技术（如计算机、网络通讯与多媒体等）进行相关医疗服务，提供医学服务的一门学科。它的意义在于为地处边远地区或希望得到专家诊疗的病人提供优质的服务，而其需要的技术保障就包括高可靠、低时延。

与支持实时音频和视频通信的传统互联网不同，这些远程控制应用旨在提供实时控制和触觉反馈（例如，工业控制，远程驾驶或远程机器人手术）。触觉互联网的长期目标是实现全球技能共享。在广域核心网络中，由于中间数据中心/云，会产生额外的延迟。在这种情况下，总体延迟不仅取决于无线电接入网络，还取决于回程，无线核心网络和数据中心中的处理。例如，如果控制器和从机之间的距离是 3000 km，则传播延迟 D_g 约为 10 ms。为了解决这个问题，一个有希望的解决方案是部署智能 MEC 来预测控制器和从机的移动性，并提前传输它们的控制和反馈信息。

(二) 智能通信与网络

人工智能（AI）和机器学习（ML）在学术界和工业界取得了突飞猛进的发展，并在不同应用需求中获得变现应用。将新兴无线通信传输技术、下一代移动网络技术和人工智能技术进行交叉融合，有助于在系统设计、网络运维和管理、用户体验提升等多个核心环节，获得既具学术价值又能面向民生应用的先进成果。此外，软件化网络和可编程网络的快速发展也推动了 AI/ML 技术在边缘基础设施(包括边缘云和雾环境)中实现网络自动化应用，进一步助力低能耗、高实时、强可靠要求下网络效能的提升。主要研究方向介绍如下：

1. 人机物协同的感知与执行一体化框架

在当前智能通信与网络的信息化需求分析的基础上，融合物联网、人机协同、人工智能等思想与理念，提出一种新型的系统设计模型——人机物协同的感知与执行一体化框架。人机物协同意味着利用局部网络或互联网等通信技术把传感器、机器、人员和物品等通过新的方式联系在一起，人脑和机器完全融为一体，辅之以物联网技术，解决了底层的信号采集、信号解析、信息互通、信息融合以及智能决策等关键技术问题。

在这个框架中，数据是基础，主要通过物联网感知来获得，利用人工智能对物联网数据进行挖掘，只能得到显性知识，而人类智慧则能把隐性知识发掘出来。更重要的是，如何利用这些知识进行有效的智能决策，并采取正确的行动，人的集成便显得至关重要。

2. 网络状态的智能分析与自主管控

利用人工智能和机器学习的手段，对网络状态智能分析和自主管控，是一项集成在网络状态感知中的功能，用于自动实施主动式故障

排除。这项技术，在减少干扰和误报的同时，还能通过准确的定位确定故障的原因，实现智能分析、自主管控，达到最佳的用户体验。通过机器学习，预设不同的报警规则，在网络状态出现违反预定义规则的时候，系统会及时发出警告。通过在管理节点中引入智能认知提升了网络状态管理的自主性和智能性，对提高网络管理效率和提升用户体验具有重要的意义。

3. 网络运维与管理的智能决策与优化

网络的运维与管理作为保障网络与业务正常、安全、有效运行而采取的运营管理活动，其与机器学习和人工智能的结合将为决策和优化环节带来更智能化、自动化的飞跃。人工智能技术的引入提升了通信大数据的分析、挖掘速度和管理效率，不仅使网络智能化变得更为现实，还给网络运营成本、效率和管理带来新的突破方向。在网络运维优化中引入人工智能技术，人工智能可根据网络承载、网络流量、用户行为和其他参数来不断优化网络配置，进行实时主动式的网络自我校正和优化，同时通过人工智能为复杂的无线网络和用户需求提供强大的决策能力，从而驱动网络的智能化转型。

4. 以用户为中心的自适应任务重构

传统的通信和软件网络已经越来越不能适应和满足用户的需要，在这种情况下应该以用户为中心，从用户的感受和需求出发，在任务的处理和分析的过程中，根据处理数据的特征和环境的变化自动调整处理方法，保持其他质量的同时提升决策分析，以取得最佳的处理效果。这种随着任务进程改变而改变的自我调节是对软件内部结构的一种调整，在维护软件现有功能的基础上，改善其质量、性能。

5. 基于 AI/ML 技术的边缘智能技术

边缘计算基于并融合人工智能和机器学习，催生了边缘智能的新形态。边缘智能是融合网络、计算、存储、应用核心能力的开放平台，并提供边缘智能服务，满足通信行业数字化的各种关键需求。将智能部署在设备边缘，可以使智能更贴近用户，更快、更好地为用户提供智能服务。边缘智能的机器学习可以减少对基于云计算的机器学习所需的云计算服务和支撑基础设施的依赖。开发人员通过构建一个机器学习的模型，对数据集进行训练，相较于人工编写代码，具有更好的计算效率，并且能够运行更加复杂的机器学习模型。智能设备上的机器学习处理通过实时处理和低延迟可以为开发人员提供即时结果。边缘智能技术能够对海量数据进行快速有效的分析，并做出实时决策，并进行快速响应。边缘智能将打通物联网应用之路的最后一公里。

6. 以智能体交互为代表的新服务

在人类生活中，根据环境变化不断学习新知识是一个重要的过程。智能体能够通过传感器感知其环境，并借助于执行器作用于该环境。智能体使得人机交互更加类人，参照人类信息输入输出通道的交互方式，以人为中心进行自然交互，并且让机器具有类似人一样观察、理解和表达情绪的情感交互能力。使用强化学习对智能体进行训练，训练后的智能体能在全新场景中进行交互，不仅是能被动观察环境学习，也能通过与环境和其它智能体的主动交互来学习。智能体的协作与交互，具有较强的问题解决能力，适合复杂任务的求解。智能体具有与环境的自主交互能力，智能体之间具有较强的协调能力，可以有效克服通讯困难，使得交互式计算更加智能化、更具自主性。

(三) 跨模态通信

听、看、触、嗅、味等多模态信息通过无线通信系统传输至接收端，并在接收端重现，将为用户带来更极致的互动体验和更丰富的场景体验。然而，不同模态信息的感知机理不同，缺乏跨模态信息获取和表征的统一模型；音频、视频、触觉、嗅觉等信号之间性能指标差异显著，传输保障难度加剧；音频、视频、触觉、嗅觉等信号的表现形式各异，以沉浸式体验为目的的综合展现方法还有待突破。因此，跨模态通信研究中仍存在诸多开放性课题有待解决。主要研究方向介绍如下：

1. 多模态数据的普适化感知及其表征模型

多模态表征学习在多模态数据的利用中起着不可或缺的作用，其目的是缩小不同模态之间的异质性差距。研究发现，将多模态数据投射到一个公共空间中，就可在推理过程中出现所有模态的情况，这个公共空间即为表征模型。

2. 多模态数据的混合编码设计

由于无线传感器网络在可用带宽和能量方面有很大的限制，难以使多个模态数据同时进行传输，需要对多模态数据混合编码，即压缩数据，有助于提高传输效率。如使用 z 编码将多维感知数据映射到使用单个数据包传输的一维二进制流中，可在不增加消息传递延迟的前提下，降低能量和带宽，与已知的 LEC(以及自适应 LEC)、FELACS 等方案相比，具有更好的压缩比、节能和流率。

3. 多模态异构码流按需调度技术与传输协议设计

为打破网络结构僵化、IP 单一承载等问题，有研究引进一种网络

各层功能多模态呈现的网络架构，即支持交换模式、互联方式、传输协议等的多模态呈现。通过设计传输协议（体现为面向各种业务、场景、功能等需求的各种网络协议）并运用码流按需调度技术，提高网络服务的多元化能力和对于用户需求的个性化适应能力。

4. 面向沉浸式体验的跨模态信号恢复与重建

在保证理想信道的传输条件下，将接收端的跨模态信号尽可能还原成发送信号，即确保两者的相似度，实现沉浸式体验。

（四）新型反向散射通信

双站反向散射、环境反向散射、基于全双工的反向散射技术、转型反向散射技术等新型反向散射通信逐渐兴起，它能够有效保证低功耗甚至零功耗的同时提供低速率的通信，因此被视为未来物联网的关键通信技术之一。但要确保上述优势，在无线能量采集、接收方信号检测和传感器多址接入等方面仍存在诸多亟待解决的瓶颈难题。主要研究方向如下：

1. 不同新型反向散射通信中的信号检测方法

新型反向散射技术利用现有系统的无线信号来获取能量并进行通信，接收方要检测到传感器反射的信号并恢复其信息。环境反向散射技术中加载信息用反射和不反射的方式，对应的无线信道是高斯信道叠加相乘的形式，和传统的点到点无线信道截然不同。全双工场景下，接收天线会收到发射天线发送的强自干扰信号（如图 2 所示）。

当前对于全双工场景下、多径无线信道场景下、多天线或多标签接入场景下的反向散射信号检测都是空白，均有待研究。

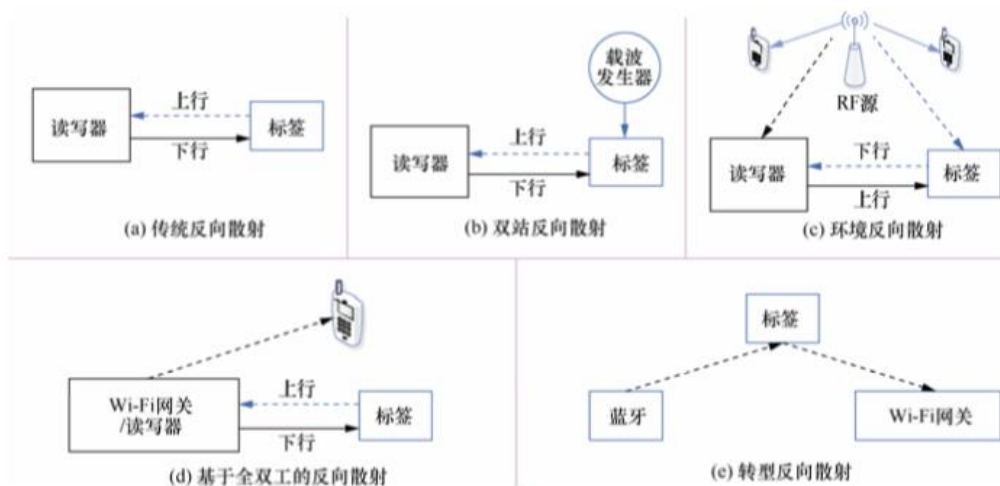


图 2 各种反向散射通信技术

2. 联合无线能量采集技术的反向散射网络

对于物联网，为了提升其信息处理能力和传输能力，未来有一部分节点需要能源供给。如何在保证网络信息有效传输的同时降低网络能量消耗并延长网络的工作时间是未来物联网发展面临的问题。能量收集(EH)技术将是一个重要手段。它可从环境、人体运动或机械运动中收集能量，将其转化为电能作为无线网络、智能设备和可穿戴设备等的能量补充。自然界中存在着各种能源，目前可利用的能源有光能、风能、振动能、热能和射频(RF)信号能量。来自射频信号的能量具有其独特的优势，它不受天气等环境影响，其发射和接收都可以人为控制，可提供稳定持续的能量来源。

3. 新型反向散射通信中的多址接入技术

与传统的无线网络业务模型不同，物联网类无线应用具有低数据生成率、高数据多样性、短数据分组长、高用户密度等特点，要求其通信体制具有低功耗、广覆盖、低设备成本等方面的优势，海量物联网设备所产生的突发网络访问请求极容易造成空中接口的拥塞。

非正交多址接入技术的主要思想是在不显著增加接收机复杂度

的前提下，主动引入程度可控的多用户间干扰，打破资源分配中的正交性的限制，以增加系统同时接入的用户数目。与此同时，由于需要保证不同资源块之间的正交性以免造成多用户间干扰，传统的正交多址接入技术要求接收到的不同用户信号之间相互同步。因此，需要采用新型多址接入技术的无线基站对不同用户的信号发送时刻进行精确控制，以保证到达基站接收端的多用户信号之间相互对齐。

4. 新型反向散射通信中的安全技术

由于无线信道的广播特性，如何防止传输的信息被窃听、被干扰是安全方面的关键问题，各种新型反向散射通信技术也面临同样的安全挑战。

(五) 量子通信与计算

量子信息技术主要包括两个领域：量子通信和量子计算。前者主要研究如何利用量子介质的信息传递功能进行通信，后者主要研究量子计算机和适合于量子计算机的量子算法。鉴于量子信息技术跨学科性质，如何利用量子通信与计算，通过研究密钥分发、量子计算算法等相关技术，以实现安全、快速的信息编码、计算和传输，仍是当前量子信息技术中重点研究课题。主要研究方向如下：

1. 密钥分发、隐形传态、惯性技术等量子通信相关技术研究



图 3 基于 QKD 的量子通信保密系统

量子密钥分配 (QKD) 以量子态为信息载体，基于量子力学的测

不准关系和量子不可克隆定理，通过量子信道使通信收发双方共享密钥，是密码学与量子力学相结合的产物。QKD 技术在通信中并不传输密文，只是利用量子信道传输密钥，将密钥分配到通信双方（如图 3 所示）。目前，根据信号源的不同，量子密钥分配大概可分为三类：一是基于单量子的量子密钥分配方案；二是基于量子纠缠对的量子密钥分配方案；三是基于单量子与量子纠缠对的混合量子密钥分配方案。

2. 量子机器学习算法、量子经典算法等量子计算相关技术研究

量子计算是一种遵循量子力学规律调控量子信息单元进行计算的新型计算模式。对照于传统的通用计算机，其理论模型是通用图灵机；通用的量子计算机，其理论模型是用量子力学规律重新诠释的通用图灵机。从可计算的问题来看，量子计算机只能解决传统计算机所能解决的问题，但是从计算的效率上，由于量子力学叠加性的存在，目前某些已知的量子算法在处理问题时速度要快于传统的通用计算机。

量子算法是一系列量子逻辑门的顺序组合，是一个实际问题从数据输入（量子态的初始化）到数据输出（即测量）完整的解决方案。量子体系模拟算法主要是根据具体的量子体系，模拟其动力学演化的性质，偏重于物理。目前，主要的量子算法可归类于量子搜索算法和 Fourier 变换两大类算法，其他方法都与这两个算法有关系，如 Shor 的大数分解算法、Deutsch-Jozsa 算法等。Shor 算法展示了量子计算机的优势，它可以在多项式步骤里分解一个大数，而相应的经典算法则需要指数多的步骤。但是随着大数据技术的发展，以 Grover 搜索算法为代表的量子搜索算法很可能是量子计算主要和重要的量子算法。

随着大数据和机器学习技术的发展，人们将量子计算与机器学习结合起来提出了许多量子机器学习算法。比如，对于决策树的分类方

法，可以直接将经典信息熵替换为量子熵，从而通过使用量子熵作为启发信息，同时运用 Grover 搜索算法完成节点的搜索，便可以得到量子决策树分类方法。其他量子机器学习算法还有量子聚类分析、量子神经网络、量子模式匹配算法、通过量子手段来研究概率近似正确模型等。

3. 量子网络和体系结构搭建

量子网络是通过量子节点来产生、处理和存储量子信息，利用飞行比特作为量子信道来传递量子信息的全量子信息处理与传输网络系统。量子网络不仅是实现长距离、网络式量子通信的基础，还可实现可扩展的分布式量子计算机，并应用于凝聚态多体系统的量子演化模拟。因此，量子网络是以量子通信、量子计算和量子模拟为中心的量子调控研究的核心课题。目前的量子网络有：基于腔 QED 系统的量子网络、基于冷原子系综的量子网络等。

三、通信信号处理技术研究动态与方向

（一）面向 B5G 多天线信号处理技术

B5G 下多天线技术将主要向无蜂窝 Massive MIMO、波束空间 Massive MIMO 和大型智能表面 (ILS) 方向发展。相较于 5G 下的大规模 MIMO，B5G 下的多天线技术在传播模型、信号处理、资源分配等方面均存在实质性差异。为此，如何以实现极高比特率，超低延迟，高能效，抗堵塞能力和无线充电等多样化需求为目标，在未来 B5G 系统框架下设计多天线技术方案，是目前亟待解决的关键问题。主要技术介绍如下：

1. 导频设计、信道估计等多天线系统中的信道信息获取技术

因为导频序列设计和导频位置设计与信道估计算法具有较大的相关性，导频序列的传输方式将对信道估计的性能产生较大影响。根据导频序列排列方式的不同，导频插入结构通常分为三种类型：块状导频类型、梳状导频类型和格状导频类型。导频序列需要跟踪信道频率选择特性和时变特性来获取信道状态信息，然后通过内插、滤波等方法获取整个频段以及全部时间段的信道信息。

现有的信道估计算法主要集中在导频辅助的信道估计，MIMO-OFDM 系统的信道估计与传统的单天线 OFDM 具有很大的继承关系，在算法上也有许多共通之处。这类算法具有计算复杂度低、信道估计准确度高等优点。

2. 预编码、空分多址传输等多天线系统中的上下行传输技术

多用户预编码的核心在于发射端根据获取的信道状态信息对发射信号进行预处理，将用户间的干扰预消除掉，从而实现多用户通信。脏纸编码(DPC)由于可以达到多天线广播信道的容量域，是最优的预编码策略。然而，随着天线数的增多，确定最优编码顺序和最优相关矩阵所需的高复杂度严重限制了 DPC 在大规模 MIMO 系统中的实现。研究表明，在大规模 MIMO 系统中，线性预编码(如 MF、ZF)可以在低复杂度的情况下获得很好的性能。大规模 MIMO 的性能很大程度上取决于基站是否能精确获取当前上下行链路的信道状态信息(CSI)。因此，在多用户大规模 MIMO 系统中，简单易实现，复杂度低的线性预编码成为了最佳选择，并备受关注。

3. 多天线系统中的无线资源管理

大规模 MIMO 的天线部署较长期演进(LTE)系统中的 4（或 8）根天线增加一个量级以上，在同一时频资源上，利用基站侧大规模天线部署所提供的空间自由度，可以增加同时服务的用户数，提升频谱资源在多个用户之间的多路复用能力、用户链路的频谱效率、由此明显提升总的频谱效率；与此同时，利用基站大规模天线数量部署所提供的分集增益和阵列增益，每个用户与基站之间通信的链路可靠性提高，功率效率也得到显著提升。主要技术介绍如下：

4. 透镜天线阵列、波束空间 MIMO 处理等关键性应用

MIMO 信道模型建模复杂，传统的 MIMO 模型中每个散射簇的延时、到达角和离开角相同。通常簇和散射径的数目是有限的。在同一个簇中的多径组成通常是相关的，这样减少了有效的散射数目。但是在许多情况下，大的空间分辨率将有可能导致簇的分裂。面对当前对空间信道的讨论，对大规模 MIMO 信道建模十分必要。可通过如透镜天线阵列、波束空间 MIMO 处理对 MIMO 信道进行了精细而准确的建模，并应用于链路级或者系统级仿真平台中，才能对新技术进行贴近实际的性能评估，得出有价值的评估结果。

（二）面向视频的点云压缩技术

点云技术主要利用巨量的点所记录的三维位置信息以及色彩、材质等其他信息，灵活方便地表达三维物体或场景的空间结构及表面属性，主要应用于 3D 激光扫描、文化遗产数字建模等场景中。就目前研究而言，点云数据量的增长速度已远远超出计算机硬件处理能力的更新速度，海量点云数据的存储和传输成为制约点云数据应用的瓶颈。

为此，如何针对海量点云数据制定压缩存储标准，降低点云数据存储成本，提高传输速率，成为亟需解决的难题。主要技术介绍如下：

1. 面向三维可视化的点云数据组织方法

点云数据的组织应用主要包括管理使用和索引两部分。管理使用包含三种存储方式：在磁盘外存人工管理点云数据采用文件管理方式；文件和关系数据库混合方式；采用数据库管理空间信息数据。

索引现状依据于不同的分割方式可分为规则分割法，对象分割法，组合索引技术三类。规则分割法是将空间按照某种规则的分割方法分成均匀的单元，而后将空间中每个实体相应的分配到一个或者多个单元中，对象分割法就是利用采用一定形状的几何体，并利用一定的方法对空间进行剖分。由于单独的索引技术或多或少都存在一定的缺陷以及局限性，为了克服单个索引结构造成的弊端，组合型的索引技术将不同的索引组合在一起，取长补短。

2. 海量点云数据压缩方法

随着每个三维模型的数据量越来越大以及人们对使用电脑通过网络访问模型的需求，许多海量点云数据压缩方法被采用，例如基于三维网络压缩、基于三角剖分压缩、基于四叉树的曲面数据压缩等。

3. 大规模点云数据实时预测与调度方法

随着三维扫描技术的快速发展以及扫描精度的不断提高，采样点数目增长迅速，点云数据的规模不断扩大，点模型的复杂度也越来越高。但是计算机的内存资源和数据处理能力是有限的，无法将海量三维点云数据一次性载入内存中进行绘制处理。

研究发现，有以下对大规模点云数据进行实时渲染的方法：(1) 可见性剔除技术。漫游时根据当前视点位置获得场景中各物体间的遮

挡关系，通过剔除场景中的不可见物体来提高绘制速度。(2)采用模型分割和模型简化方法来有效地减少绘制的面片数、降低模型复杂度。它根据视点参数来选择满足条件的不同细节层次，从而有效降低了场景绘制所需的数据量。(3)基于分块的调度技术。通过减少系统一次性处理的数据量，在数据处理的同时进行数据预调度，最大可能地利用系统资源，提高绘制效率。

点云数据调度过程中，先确定此时视点与屏幕的距离，然后根据距离来确定相应分辨率的点云 LOD 层级，接下来在此基础上计算当前层级各节点是否在视锥体内部，如果确定某节点存在于视锥体的内部，则根据该节点 ID 编码检索其在数据库中的点云数据，并读入内存（整个过程如图 4 所示）。

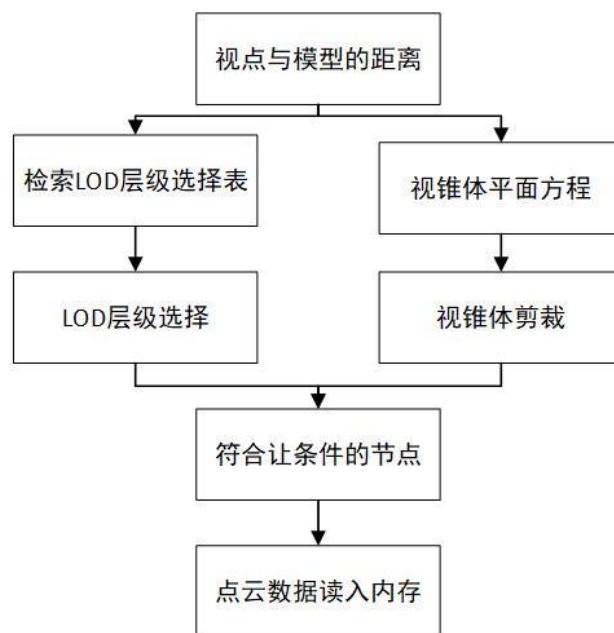


图 4 点云内外调度方法

(三) 带核窗口的滑动离散傅立叶变换

滑动离散傅里叶变换(SDFT)是一种通过采样点前一步开始的 n 点 DFT 来快速计算相同信号从该采样点开始的 n 点 DFT 的信号处理方法，可在计算量大大降低的同时分析连续实时信号频谱。通常 DFT

会利用窗函数来减少频谱信息泄露，而在 SDFT 中，窗函数会破坏其滑动特性。因此，如何将窗函数包含在 SDFT 中，同时保持计算效率是目前亟需解决的难题。主要技术介绍如下：

1. 窗函数选取

在时域上看，加窗其实就是将窗函数作为调制波，输入信号作为载波进行振幅调制。需要频率分辨率高时，使用旁瓣少的窗口，如汉宁窗，而矩形窗旁瓣太多，泄漏太大，无法抑制泄漏；在需要幅值准确时，可以使用平顶窗。对于过程时间小于窗口的暂态信号或冲击波形，信号开始和结束处本身就是零，不存在截断引起的泄露，不需要加窗抑制，只需用矩形窗即可。对于连续的周期性波形，可以结合不同的窗口获得所关注的结果。

2. 计算复杂度的上下限分析

移位离散傅里叶变换有与 DTF 同样的物理含义，但二者所分析的信号频率具有移位关系，可以通过 DTF 来作上下限分析。在计算一维离散傅里叶变换（DFT）时间复杂度是 $O(N*N)$ 。利用对称性和周期性，将 N 点分解为两个 $N/2$ 点的 DFT，这样两个 $N/2$ 点总的计算量只是原来的一半，这样可以继续分解下去，将 $N/2$ 再分解为 $N/4$ 点等。这样其计算量可以减少为 $(N/2)\log_2 N$ 次乘法和 $N\log_2 N$ 次加法。

3. 技术应用

在海量音频中，应用快速傅里叶变换和快速傅里叶逆变换，可以根据需要，对输入的音频信号按照特定的频段进行单独的增益或衰减。参量均衡器不划分固定的波段，可对任意一个频率点进行控制。数字视频信号的压缩基于数据冗余和视觉冗余，傅里叶变换实现线性系统分析使得视频数据量得以极大的压缩，有利于传输和存储。利用跨模

态信号稀疏性，降低信号进行傅里叶变换的长度，使传输信号具有良好数据压缩比，也使计算傅里叶变换的时间大大缩短。跨模态信号中，傅里叶变换提供具有语义指导的视觉显著性研究和提取方法。

(四) “模拟-数字信号”一体化压缩

为了实现对模拟信号的处理、通信和存储，传统做法是经过信号的采样与量化把模拟信号转换为比特序列。但研究表明，当信号的能量在其频谱占用率上分布不均匀时，或信号精度有特定要求时，可以利用低于奈奎斯特速率的采样率来获得最佳信号表示。受此启发，模数压缩技术应运而生。其核心思想是将采样与量化进行联合优化，且其瓶颈难题在于如何根据信号频谱特性以及精度要求，联合设计采样频率和量化步长，从而满足最佳失真率、码率等性能指标。主要技术介绍如下：

1. 失真率、码率与采样率之间的关系

由公式可知， $\text{码率} = \text{取样频率} \times \text{量化精度} \times \text{声道数}$ 。波形信号在传输和放大的过程中信号发生形状改变，信号经过处理都可能产生一定的失真。采样定理要求采样频率大于信号频率两倍才能避免失真。

2. 联合采样和量化估计的信号恢复

对于数字调制问题的采样及重建，数字调制信号的恢复不需要重建波形，而只要恢复原码元序列即可。因此，对于这种信号的采样及重建问题可以超越传统的香农采样定理的限制，以更低的频率采样，在频谱有混叠的情况下恢复码元序列。具有量化噪声特性的数据时，应选取恰当的基函数，既能精确的表示真实信号，又使得量化噪声与该组基尽可能的正交。有利于消除量化噪声的影响，恢复信号。

3. 冗余信号的感知与删除

由于移动环境下存在很多影响视频感知的因素，因此人眼对视频的感知存在冗余。**JND** 模型可以用来感知冗余信号，根据混合矩阵的特性，进行冗余信息判别与删除，并最终使每个通道仅保留对其影响最大的源成分。

参考文献

- [1]. D. Feng et al., "Toward Ultrareliable Low-Latency Communications: Typical Scenarios, Possible Solutions, and Open Issues," *IEEE Vehicular Technology Magazine*, vol. 14, no. 2, pp. 94-102, June 2019. 【超可靠低时延通信】
- [2]. Popovski P, Stefanovic C, Nielsen J J, et al. Wireless Access in Ultra-Reliable Low-Latency Communication (URLLC), *IEEE Transactions on Communications*, vol. **, no. **, pp. ***, ***, 2019. 【大规模 MIMO】
- [3]. Feng D, She C, Kai Y, et al. Towards Ultra-Reliable Low-Latency Communications: Typical Scenarios, Possible Solutions, and Open Issues, *IEEE Vehicular Technology Magazine*, vol. **, no. **, pp. ***, 2019. 【**【** 远距医疗、智慧城市、工业自动化、自动驾驶等关键性应用中高可靠低时延通信的全要素实现**】**】
- [4]. K. B. Letaief, W. Chen, Y. Shi, J. Zhang and Y. A. Zhang, "The Roadmap to 6G: AI Empowered Wireless Networks," *IEEE Communications Magazine*, vol. 57, no. 8, pp. 84-90, August 2019. 【智能通信】
- [5]. M. Mueller, A. Arzt, S. Balke, M. Dorfer and G. Widmer, "Cross-Modal Music Retrieval and Applications: An Overview of Key Methodologies," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 36, no. 1, pp. 52-62, Jan. 2019. 【跨模态技术】
- [6]. J. Lv, B. Song, J. Guo, X. Du, and M. Guizani, "Interest-Related Item Similarity Model Based on Multimodal Data for Top-N Recommendation," *IEEE Access*, vol. **, pp. 12809-12821, 2019. 【多模态数据的普适化感知及其表征模型】
- [7]. N. Van Huynh, D. T. Hoang, X. Lu, D. Niyato, P. Wang and D. I. Kim,

- "Ambient Backscatter Communications: A Contemporary Survey," IEEE Communications Surveys & Tutorials, vol. 20, no. 4, pp. 2889-2922, Fourth quarter 2018. 【反向散射通信】
- [8]. E. S. Jang et al., "Video-Based Point-Cloud-Compression Standard in MPEG: From Evidence Collection to Committee Draft," IEEE Signal Processing Magazine, vol. 36, no. 3, pp. 118-123, May 2019. 【点云压缩】
- [9]. Z. Rafii, "Sliding Discrete Fourier Transform with Kernel Windowing," IEEE Signal Processing Magazine, vol. 35, no. 6, pp. 88-92, Nov. 2018. 【滑动离散傅里叶变换】
- [10]. A. Kipnis, Y. C. Eldar and A. J. Goldsmith, "Analog-to-Digital Compression: A New Paradigm for Converting Signals to Bits," IEEE Signal Processing Magazine, vol. 35, no. 3, pp. 16-39, May 2018. 【模数压缩】

中国通信学会

地址：北京市海淀区万寿路 27 号院 8 号楼

邮政编码：100840

联系电话：010-68209072、68209071

传真：010-68209074

网址：<https://www.china-cic.cn/>

