

从 书 序

随着信息通信技术的飞速发展，第六代移动通信(6G)系统的研究与探索已在全球范围内如火如荼地展开。与第五代移动通信(5G)系统相比，6G 不仅延续了高速率、低时延和大规模连接的要求，还提出了全新的应用场景，如智能通信融合、通信感知一体化、具身智能等，进一步拓展了移动通信的服务范围，推动万物智联的实现。

为达成上述目标，6G 在基础理论研究、新型无线技术、新型网络技术、新型安全技术等方面需要进行全新的设计和创新，旨在构建全覆盖的空天地一体化网络，提供超高速率的传输能力、超低时延的通信体验，以及更高的能量效率和安全保障。近期，针对 6G 发展涌现出一系列理论和关键技术成果，包括语义信息论等基础理论研究的突破，卫星通信、智能超表面、太赫兹通信、毫米波雷达感知等关键技术的引入，标志着移动通信系统从传统的面向连接向面向智能的重大转变。

为推动 6G 系统的研究与发展，我们组织策划了这套“6G 信息通信网络丛书”。本丛书邀请通信领域的多位院士、专家组成编委会，分册由相关领域的专家撰写，内容涵盖 6G 的基础理论和核心关键技术。其中，语义信息论作为基础理论，深入探讨了语义信息度量和编码定理，为 6G 演进提供了重要的理论基础和技术路径。丛书对增强型无线空口技术、新型频谱技术、跨域融合技术、关键共性技术、新型网络架构、新型组网技术、低功耗绿色通信技术、先进网络技术，以及网络物理层安全技术等 6G 核心技术的研究成果进行了介绍。各分册均基于当前最新的研究进展，深入探讨了 6G 的发展方向，并强调了其在各行业的应用前景，具有鲜明的特色。

6G 的研究与发展是我国“十四五”规划的重要内容，是实现“数字中国”战略的关键支撑。本丛书的出版，正是为了推动 6G 研究的深入发展，汇聚全球智慧，促进技术与产业的深度融合，从而助力我国在 6G 领域的技术创新与产业发展，巩固我国在全球通信领域的领先地位。



主 编

中国工程院院士

前 言

随着通信技术的飞速发展，第六代移动通信(6G)已经成为学术界和工业界的研究热点。6G 不仅是第五代移动通信(5G)的延续和升级，更代表了一种全新的通信范式，旨在通过人机物的智能互联与协同共生，满足社会高质量发展的需求，实现通信、感知、计算与控制的深度融合。未来的 6G 将致力于可持续发展、泛在智能、安全性与弹性等方面，形成六大典型应用场景。除了延续 5G 的三大应用场景，即大规模通信、沉浸式通信和超可靠低延迟通信外，6G 还将新增感知通信一体化、泛在连接与 AI 通信一体化。这些新场景将感知、定位导航与 AI 引入通信网络，扩展了 6G 网络的服务能力，进而提升用户体验。鉴于 6G 对于超宽带容量、超低延迟以及极致覆盖范围的极致追求，新型频谱资源的开发利用，尤其是毫米波、太赫兹以及可见光频段的通信技术，已成为 6G 核心技术领域的焦点之一，吸引了全球行业界与学术界的广泛关注和深入研究。研究基于这些新型频谱资源的光通信技术，将为 6G 的演进与发展注入强大的动力与支撑。

光通信技术通过光波传输信息，凭借其高速率、大带宽和低干扰等显著优势，在现代通信领域占据重要地位。尽管光通信技术具有诸多优势，但光通信系统目前仍面临一些挑战，包括信道衰落、噪声干扰和系统复杂性等问题。通过引入 AI 技术，可以有效解决这些问题。近年来，AI 技术在信道估计、噪声抑制和系统优化等方面展现出巨大潜力。借助自适应信道建模、智能预均衡和后均衡、端到端优化通信等 AI 算法，光通信系统的性能将得到显著提升。利用深度学习模型，光通信系统能够自动学习并适应信道变化，优化传输参数，从而提高传输效率和可靠性。

在 6G 时代，智能光计算作为一项能够满足低延时、低功耗、高带宽需求并提升数据处理效率的关键技术，受到广泛关注。AI 技术的迅速发展依赖于强大的计算资源支持，但当前的计算能力面临根本性挑战。随着数据量的急剧增长，对计算效率和能源效率的要求不断提高。然而，传统架构中内存与处理器的物理分离，导致数据传输过程中产生巨大的时间成本和能源消耗。光计算技术凭借其独特优势，为克服这些瓶颈提供了新的解决方案。光计算通过光子而非电子来处理信息，具备高速、高带宽和大规模并行处理的能力。由于光子在传输过程中损耗较低，光计算能够实现更快的数据传输速率，这对于需要处理海量数据且要求快速响应的人工智能应用至关重要。此外，光计算的并行性显著提升了数据处理效

率,尤其在执行复杂算法和大规模计算任务时表现尤为突出。光计算有望在多方面解决当前 AI 技术发展面临的能耗和计算效率问题,成为未来 AI 计算硬件架构的主要实现途径之一。

本书介绍了人工智能时代光通信和光计算的技术原理、需求、挑战和应用前景。全书共分为 11 章,第 1 章阐述智能光通信和光计算的基本概念,概述其发展趋势和应用场景,同时分析相关需求和面临的挑战;第 2 章介绍人工智能和机器学习的基本概念和发展历程,并介绍面向 6G 系统的人工智能算法;第 3 章给出了光通信的整体架构;第 4 章~第 7 章分别从光通信的信道建模、智能预均衡、后均衡及端到端优化方面,详细介绍人工智能在光通信系统中的应用;第 8 章~第 10 章则分别从光子集成片上、空间衍射光、蓄水池等方面具体介绍光计算的技术原理;第 11 章分析光计算在信号处理领域的典型应用。

本书的撰写得到了中华人民共和国科学技术部、国家自然科学基金委、上海市科学技术委员会、上海市教育委员会、广东省科学技术厅和鹏城实验室相关老师和课题组学生的大力帮助。同时感谢徐增熠、林显浩、张昊宇、李甫杰、姚力、周钰宁、卢芝蓝、罗志腾、陈超旭、朱一鸣、魏圆、李忠亚、王成熙、秦华远、何树泓、孙奥龙、邓旭宇、袁玉琴、董博宇、颜安、贾俊连、季洋、卞淇俊、邢思哲、周展宏、王添运、罗宇鸿和周伟等同学对本书撰写的支持与帮助。本书成稿时间较短,不足之处在所难免,诚恳希望广大读者多提宝贵意见,以便我们今后改进和提高。

目 录

丛书序

前言

第 1 章 绪论	1
1.1 6G 的发展趋势	1
1.2 6G 应用场景	2
1.3 6G 对智能光通信的需求与挑战	3
1.4 6G 对智能光计算的需求与挑战	4
1.5 本章小结	7
参考文献	7
第 2 章 人工智能与机器学习概述	9
2.1 人工智能与机器学习发展历程	9
2.1.1 早期探索：智能萌芽的曙光	9
2.1.2 挑战与反思：AI 寒冬的启示与转机	10
2.1.3 机器学习的复兴：从统计学习到深度学习的飞跃	10
2.1.4 深度学习的崛起：智能时代的全面到来	11
2.2 面向 6G 系统的人工智能算法	11
2.2.1 6G 系统的愿景与挑战	11
2.2.2 人工智能在 6G 系统中的应用	12
2.2.3 面向 6G 的人工智能算法研究现状	13
2.2.4 面临的挑战与未来展望	14
2.3 6G 光通信人工智能简介	14
2.3.1 基于人工智能算法的 6G 有线光通信系统	15
2.3.2 基于人工智能算法的 6G 无线光通信系统	16
2.4 前沿技术与发展趋势	19
2.4.1 智能调制格式识别	19
2.4.2 自适应信道均衡	19
2.4.3 基于端到端全局优化的智能光通信系统	20
2.5 本章小结	21
参考文献	21

第 3 章 光通信整体架构	25
3.1 面向 6G/F6G 的现代光通信系统	25
3.2 光通信基本架构	28
3.3 光互连通信架构	29
3.3.1 基于 IM/DD 技术的光互连系统架构	30
3.3.2 面向光互连的先进调制格式	31
3.3.3 面向超高速光互连的数字信号处理算法	36
3.4 面向 6G 的可见光通信架构	41
3.4.1 可见光通信系统基本架构	42
3.4.2 可见光通信链路	43
3.4.3 LED 可见光通信中的数字信号处理技术	43
3.5 毫米波太赫兹无线光融合接入架构	47
3.5.1 毫米波太赫兹通信系统基本架构	48
3.5.2 毫米波太赫兹链路	49
3.5.3 毫米波太赫兹信号生成的理论模型	51
3.5.4 毫米波太赫兹信号探测的理论模型	54
3.6 本章小结	58
参考文献	58
第 4 章 人工智能信道建模	62
4.1 光和无线网络的物理架构模型	62
4.1.1 发射端	62
4.1.2 信道	63
4.1.3 接收端	64
4.2 人工智能信道建模方法	64
4.2.1 MLP 信道建模	64
4.2.2 BiLSTM 网络信道建模	66
4.2.3 CGAN 信道建模	68
4.3 6G 光无线通信建模方法	71
4.3.1 TTHnet	71
4.3.2 MTTHnet	79
4.3.3 物理先验启发的集成学习水下可见光信道估计	82
4.3.4 无线光确定随机联合信道建模	87
4.4 毫米波太赫兹无线光融合建模方法	92
4.4.1 光纤-太赫兹融合建模方法	92
4.4.2 光-毫米波融合建模方法	97

4.5 本章小结	101
参考文献	101
第 5 章 人工智能预均衡技术	103
5.1 物理层预均衡问题	103
5.2 传统预均衡算法	104
5.2.1 硬件预均衡	104
5.2.2 软件预均衡	105
5.3 人工智能预均衡算法	110
5.3.1 基于聚类的 k 均值算法	111
5.3.2 神经网络基本原理	113
5.4 人工智能预均衡实现	114
5.4.1 基于 k 均值聚类算法感知决策的多带无载波幅相 VLC 系统非线性补偿	114
5.4.2 使用高斯核辅助 DNN 进行非线性预均衡	117
5.4.3 在 IM/DD PON 中使用 ANN 进行非线性预均衡	124
5.5 本章小结	129
参考文献	129
第 6 章 人工智能后均衡技术	131
6.1 物理层后均衡问题	131
6.2 传统后均衡算法	132
6.2.1 CMMA 盲均衡算法	133
6.2.2 LMSE 后均衡算法	135
6.2.3 RLS 后均衡算法	136
6.2.4 基于沃尔泰拉级数的非线性均衡算法	137
6.3 人工智能后均衡实现	138
6.3.1 基于 GK-DNN 的后均衡算法	138
6.3.2 基于双分支神经网络的 DBMLP 后均衡算法	145
6.3.3 基于 MIMO 多分支混合神经网络的后均衡算法	151
6.4 本章小结	159
参考文献	159
第 7 章 人工智能端到端优化通信技术	161
7.1 端到端模型架构	161
7.2 端到端优化关键算法	164
7.2.1 梯度下降和反向传播	164
7.2.2 生成对抗网络	165
7.2.3 迁移学习	167

7.3 基于波形级端到端优化的通信系统框架	168
7.4 基于符号级端到端优化的通信框架	169
7.5 基于比特级端到端优化的通信框架	171
7.6 本章小结	174
参考文献	175
第 8 章 光子集成片上光计算	176
8.1 片上光计算的分类与发展历程	176
8.1.1 片上光计算概述	176
8.1.2 基于平面光转换的片上光计算发展历程	177
8.1.3 片上光计算的分类	177
8.2 片上光计算的对比	181
8.3 片上光计算的应用场景	183
8.3.1 图像处理	184
8.3.2 信道均衡	184
8.3.3 搜索引擎优化	184
8.3.4 人工智能与机器学习	184
8.3.5 优化和决策问题	185
8.4 片上光计算的发展趋势	185
8.4.1 存储技术	186
8.4.2 制造误差校正	186
8.4.3 基于频率梳的波分复用光源	187
8.4.4 绝缘体上铌酸锂调制器	187
8.4.5 光子数模转换器	187
8.5 本章小结	188
参考文献	188
第 9 章 空间衍射光计算	193
9.1 空间衍射光计算发展历程	193
9.2 空间衍射光计算理论架构	195
9.2.1 神经网络基本数学算子的光学实现	195
9.2.2 衍射深度神经网络基本架构	196
9.3 空间衍射光计算的应用场景	198
9.3.1 数字图像处理	198
9.3.2 模式识别与人工智能	200
9.3.3 大规模高性能计算	201
9.3.4 三维空间感知	202

9.4 空间衍射光计算的实现	203
9.4.1 基于太赫兹相位板的实现	203
9.4.2 基于可见光相位板的实现	203
9.4.3 基于电光调制器的实现	203
9.4.4 片上空间衍射光计算实现	205
9.5 空间衍射光计算的性能对比	205
9.6 本章小结	208
参考文献	208
第 10 章 蓄水池光计算	210
10.1 蓄水池光计算发展历程	210
10.2 蓄水池光计算的架构	212
10.2.1 蓄水池的并行架构	212
10.2.2 蓄水池的串行架构	213
10.3 蓄水池光计算的应用场景	214
10.3.1 基于蓄水池光信号处理的信号均衡	215
10.3.2 基于蓄水池光计算的语音识别和时间序列预测	216
10.3.3 基于蓄水池光计算的调制格式识别	217
10.4 蓄水池光计算的具体实现	219
10.4.1 光子神经元的实现	220
10.4.2 光子突触可塑性	222
10.4.3 光子神经计算的实现	223
10.4.4 小结与展望	227
10.5 本章小结	228
参考文献	229
第 11 章 基于光计算的信号处理	232
11.1 基于矩阵线性光计算的信号处理	232
11.1.1 矩阵线性光计算在信号处理中的应用	232
11.1.2 基于矩阵线性光计算的色散损伤处理方案	233
11.1.3 用于多输入多输出恢复的光子神经网络	235
11.2 基于光计算的非线性信号处理	235
11.3 基于片上基础的光计算与光互连	237
11.4 本章小结	240
参考文献	241

第 1 章 绪 论

1.1 6G 的发展趋势

2023 年, 国际电信联盟无线电通信标准化组织(International Telecommunication Union-Radiocommunication Sector, ITU-R)发表的《ITU-R IMT-2030 框架解析与未来展望》(framework and overall objectives of the future development of IMT for 2030 and beyond)中详细介绍了第六代移动通信(6G)技术的未来发展趋势。

6G 将致力于进一步缩小数字鸿沟, 提供人人可负担的连接服务, 以建立更具包容性的信息社会。6G 支持泛在连接, 特别是为人口稀疏地区提供基础连接与宽带服务, 同时依托高效、低功耗技术, 减少温室气体排放, 积极应对气候变化, 助力实现当前和未来的可持续发展目标。通过促进连接、提升生产力和实现资源高效管理来推动创新, 6G 可以进一步改善用户体验, 进而转变经济和生活方式。6G 系统在设计时将考虑安全性和韧性, 确保在遇到自然灾害或人为破坏事件时能够继续运行并迅速恢复。同时, 6G 系统将采用透明且覆盖所有成员的标准化和互操作接口, 无论网络各部分来自相同还是不同供应商, 都能作为一个完整的互操作系统协同工作。6G 还将支持与非地面网络的紧密互联, 确保服务的连续性以及不同接入系统之间无缝切换的灵活性。

应用趋势方面, 随着人工智能(artificial intelligence, AI)和机器学习(machine learning, ML)技术的快速发展, 智能将在 6G 系统各个方面得到应用, 为智慧城市和智慧社区建设提供支撑。未来的连接设备将支持上下文感知, 从而实现人类、机器和环境之间更直观、高效的交互。数据计算资源的泛在使用也将在 6G 系统中得到进一步扩展。数据处理将从网络基础设施扩展到网络云和接近数据源的设备, 从而支持无处不在的智能, 提升实时响应和数据传输能力。同时, 6G 将通过多感官交互、物理世界与数字世界的深度融合, 为用户提供身临其境的体验。6G 还支持将现实世界复制到数字虚拟世界中, 借助 AI、传感和计算等先进技术实现精确的实时表现或数字孪生。此外, 6G 将支持智能制造和工业自动化, 为智慧工业应用提供关键技术支撑, 大幅提高生产效率, 同时还能提供更加便捷的医疗服务, 例如, 远程监测、远程诊断、远程医疗援助和远程康复等。

技术趋势方面, 6G 的发展需要新型关键技术的推动和支撑, 例如, AI、超维度天线(extreme multiple input multiple output, E-MIMO)、非正交多址接入(non-

orthogonal multiple access, NOMA)、智能反射面(reconfigurable intelligent surface, RIS)、扩展现实(extended reality, XR)和轨道角动量(orbital angular momentum, OAM)等。6G 将利用低于 1GHz 和高于 100GHz 的频段范围,其中,低频段用于提供广域覆盖的网络基础设施,中频段可在广域覆盖与容量之间实现平衡。6G 还需研究 100GHz 以上频段的技术可行性,探索新型频谱资源以满足未来通信需求,包括开发新频段、创新频谱技术和完善频谱共享机制,以支持大规模部署。6G 将在全球范围内协调频谱资源,确保其顺利部署与全球互操作性,具体包括制定统一的频谱分配和管理政策,促进跨国界频谱共享和使用。

从上述发展趋势不难看出,6G 将推动技术、应用和社会的全面进步,为未来通信网络的持续发展提供坚实基础。

1.2 6G 应用场景

如图 1.1 所示,根据下一代移动通信网络(Next Generation Mobile Networks, NGMN)联盟发布的《面向 IMT-2030 的 ITU-R 框架》,未来 6G 将面向可持续性、泛在智能、安全性与弹性、连接未连接的区域四大方向,形成六大典型应用场景。其中,有三大应用场景发展自现有的 5G 网络,包括源于大规模机器类型通

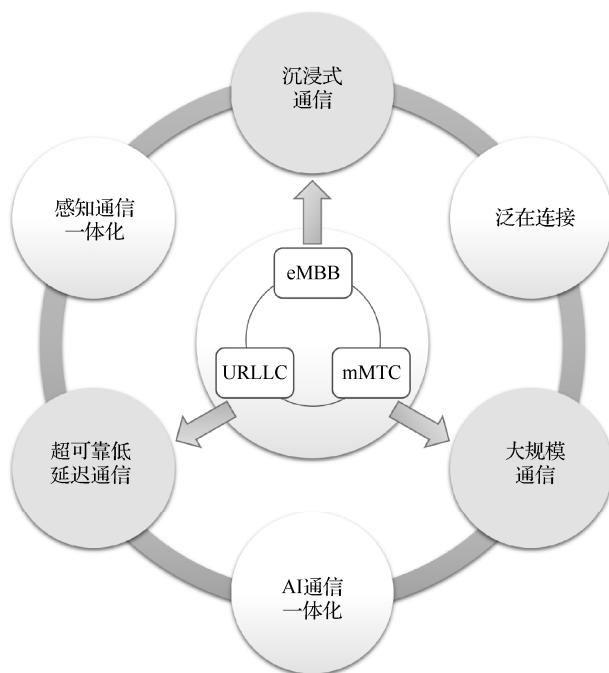


图 1.1 根据 IMT-2030 绘制的 6G 网络六大典型应用场景

信(massive machine-type communications, mMTC)的大规模通信,发展自增强型移动宽带(enhanced mobile broadband, eMBB)的沉浸式通信,以及扩展超高可靠性与超低时延业务的超可靠低延迟通信(ultra reliable & low latency communication, URLLC)。继承自 5G 网络的应用场景,旨在进一步提升信道的频谱效率、信道容量、通信速率,并降低延迟。另外三大应用场景对现有通信网络功能形成补充,包括感知通信一体化、泛在连接与 AI 通信一体化,在通信网络中引入感知、定位导航与人工智能(AI)。新增应用场景拓展了 6G 网络的服务能力,能够提升用户的使用体验。

上述应用场景的具体服务见表 1.1。

表 1.1 6G 网络六大应用场景及具体服务内容

应用场景	服务内容
沉浸式通信	对应 5G 网络的增强型移动宽带(eMBB)场景,提供如扩展现实(extended reality, XR)、全息通信等强互动性视频体验,涵盖城市、乡村等多种环境
超可靠低延迟通信	对应 5G 网络的超可靠低延迟通信(URLLC),服务对可靠性和延迟有更严格要求的场景。例如,工业环境机器交互、紧急服务、远程医疗、电力传输等
大规模通信	对应 5G 网络的大规模机器类型通信(mMTC),服务涉及大量设备与传感器连接的场景。例如,智能城市、车联网、环境监测、农业生产等领域
泛在连接	服务目前尚未覆盖通信网络的地区,增强偏远及人口稀少地区的网络连接性,助力弥合数字鸿沟
AI 通信一体化	服务分布式计算及 AI 应用,例如,自动驾驶、医疗辅助设备等,为 AI 应用提供低延迟、高可靠性、高局域流量的网络服务
感知通信一体化	服务大面积、多维度感知系统,提供环境及其他已连接、未连接设备的空间信息,例如,辅助导航、活动检测、移动跟踪、环境监测等

1.3 6G 对智能光通信的需求与挑战

在未来 6G 无线通信网络中,传统通信技术将与智能领域深度融合。华为 2021 年发布的《6G: 无线通信新征程》中提到,6G 网络将在 5G 网络的基础上新增人工智能和感知两大应用场景。而“普惠智能”是未来移动通信网络迈向新一代的三大关键驱动力之一。在未来 6G 端到端移动通信系统中,将实现原生 AI 支持,在系统设计阶段就考虑并优化对人工智能和机器学习的适配能力。2022 年,中国移动研究院发布《6G 可见光通信技术白皮书》,其中强调可见光通信(visible light communication, VLC)有望成为 6G 网络中提升网络性能和用户体验

的关键技术，并列举了潜在的智能可见光通信场景，例如，交通管理系统中利用照明设施与车灯组成的智能交通系统、由室内照明设备组成的智能照明系统、建筑间的智能楼宇系统等。通过与照明系统融合，可见光通信可提供通信、定位、导航等服务，实现通信感知一体化。

2022 年，Sung-Hyun Oh 等研究了基于深度神经网络(deep neural network, DNN)的室内定位系统，在仿真实验中实现 0.0898m 的定位误差，远优于传统三角定位法 0.3m 的定位误差，且处理时间控制在亚毫秒量级^[1]。Tung Lam Pham 等于 2020 年探索了基于深度学习的可见光车联网系统，采用基于 AI 的解码器与纠错方案，在城市路面环境和高速公路环境下分别实现最高 2.2dB 和 9.0dB 的性能增益^[2]。Higor Camporez 等利用遗传算法与其他机器学习分类器，减少可见光通信系统中的切换次数，从而降低切换对 VLC 系统整体性能的影响。相比传统基于功率的切换方法，该方法的切换次数减少了 42.47%^[3]。Hafiz M. Asif 等发现，根据系统信噪比的不同，基于 DNN 的非正交多接入(non-orthogonal multiple access, NOMA)可见光通信系统与采用传统最大似然法的系统相比，探测误差实现 20%~30%的性能增益^[4]。此外，国际上还有研究组针对可见光可重构智能表面(RIS)开展研究，利用超材料等结构^[5]实现大范围光束调控，无须借助透镜提高接收信号强度。本书作者团队针对可见光通信系统中 AI 参与的信号处理开展了大量研究，在信号均衡等领域做出一定贡献^[6-8]。然而，实现 6G 智能可见光通信仍面临以下挑战。

(1) 可见光通信技术目前尚未成熟完善，缺乏统一技术标准，在非标准化系统中部署人工智能算法，不仅会影响算法对不同任务的适应性，还会增加系统开发难度。

(2) 可见光信道较为复杂。除器件本身带来的非线性效应外，环境中信号光的反射及环境光等因素都会影响系统表现。需要在系统中有效管控这些干扰，降低其造成的不利影响。

(3) 可见光通信器件制造成本低，但引入人工智能后，系统复杂度和造价均会上升。以基于人工智能的信道编码为例，需权衡编码性能和编码引入的计算开销及硬件算力，实现系统性能和成本的平衡。

1.4 6G 对智能光计算的需求与挑战

随着通信技术的飞速发展，6G 已成为学术界和工业界的热门研究领域。6G 不仅是 5G 的延续和升级，更代表一种全新的通信范式，旨在提供超高速率、超低延迟、超高可靠性和智能化的通信服务。在此背景下，智能光计算作为能够满足低延迟、低功耗、高带宽需求，且能提高数据处理效率的重要技术，受到广泛

关注。然而,实现 6G 对智能光计算的需求和挑战并存。本节主要从人工智能、赋能通信感知一体化、微波光子信号处理等方面,详细探讨 6G 对智能光计算的需求及其面临的挑战。

近年来,以光子为物理载体的光计算架构不断被提出。这类架构通过光在自由空间或介质中传输时产生的幅度、相位等光学特性的变化实现特定功能的计算。光计算大致可以分为三类:光学可编程信号处理器^[9-12]、光学伊辛机^[13-15]和光学神经网络^[16-18]。光学可编程信号处理器可用于实现各种自定义功能模块,如微波光子信号处理、光学带宽可调滤波器等。光学伊辛机主要用于高效求解电路设计、路径优化等 NP 难(NP-hard)组合优化问题。光学神经网络则能够构建人工神经网络(artificial neural network, ANN)不同算法架构中的线性矩阵计算、非线性函数激活等基本算子,从而实现光脉冲神经网络、光学卷积神经网络等。

人工智能(AI)是 6G 的核心技术之一。随着 AI 技术的不断进步,AI 计算中的浮点运算量呈指数级增长,同时带来能耗问题。庞大的计算需求对现有电子处理器造成了巨大压力,迫切需要研究新的硬件架构模式,解决摩尔定律增速与算力需求增速不匹配的矛盾。光学传输具有大带宽、低损耗、低延迟、低功耗和高度并行的优势,因此,光计算有望从多方面解决当前 AI 技术发展面临的能耗和计算效率问题,成为未来 AI 计算硬件架构的主要实现方式之一^[19]。

神经网络运行过程涉及大量矩阵运算,这些运算可以通过光的传播过程等效实现。在人工神经网络的发展过程中,光学神经网络引入了光学线性矩阵乘法、光学非线性函数、光学卷积等基本运算单元^[19]。其中,线性矩阵运算作为神经网络的核心运算单元,承担大部分计算任务。与传统电子架构相比,光学线性矩阵计算在计算速度、信号处理、计算密度和能耗等方面展现出显著优势。光学线性矩阵计算根据其工作原理和实现方式,主要分为三类:基于片上相干原理^[20]、基于波分复用技术^[8]以及基于空间光结构^[21]。除了线性矩阵计算,非线性激活函数也是神经网络中不可缺少的基本运算单元。目前已有研究报道了两种主要的光学非线性激活函数器:一种基于光-电-光(O-E-O)转换^[22],另一种为全光型^[21]。此外,片上集成是光学神经网络微型化的重要发展方向,近年来得到广泛关注。片上集成光学神经网络可基于马赫-曾德尔干涉仪(Mach-Zehnder interferometer, MZI)、微环谐振器(micro ring resonator, MRR)/波分复用(wavelength division multiplexing, WDM)系统、亚波长衍射结构以及其他类型单元设计实现。

尽管已取得一定进展,但光学神经网络仍面临诸多局限和挑战。目前已报道的光计算及光学神经网络系统大多仍采用光电混合框架,相较于理想全光计算架构,其处理速度、功耗、计算量等性能参数均有所下降^[19]。而片上集成全光架构面临巨大挑战,低功耗、低非线性产生阈值、高响应速度的片上集成全光非线性计算单元实现难度很大,非线性层引入的光功率损耗问题也不容忽视,限制了

神经网络层数的进一步加深。同时,光芯片的优势受限于光电接口速率,未来需要进一步提高光电接口的性能,包括转换效率、速率、功耗等^[23]。

可重构智能表面(RIS)作为 6G 关键技术之一,面临感知和计算能力不足的问题,仍需依赖基站控制,难以实现大规模部署。波达角(direction of arrival, DOA)估计通过阵列信号处理技术测量射频信号的角度方向,典型算法如多信号分类(multiple signal classification, MUSIC)算法。该算法需要大量射频电路来接收多通道信号,经下变频和高速采样,再进行数字信号处理。由于硬件和算法的复杂性以及庞大的数据量,传统信号处理系统的延迟、功耗和成本显著增加。因此,急需开发新的计算范式,以取代电子处理器,更高效地处理射频信号,实现低延迟、高性能和低成本的 DOA 估计。针对这一需求,研究者提出超分辨率衍射神经网络(super-resolution diffractive neural network, S-DNN)^[24],用于在宽带频率范围内进行全光 DOA 估计,且突破了瑞利衍射极限。S-DNN 直接处理空间电磁波,无需传统射频电路、模数转换器(analog to digital converter, ADC)和数字信号处理,可以实现光速级 DOA 估计。S-DNN 只需一次快拍,即可提供比 MUSIC 算法更高的角度分辨率,且对输入噪声具有更强的鲁棒性。此外,研究人员还将 S-DNN 的 DOA 估计能力应用于 RIS,为其提供用户角度信息,从而实现低延迟、低功耗的通信感知一体化。

6G 时代,无线网络、物联网(internet of things, IoT)和云服务的快速拓展对底层射频系统的电子带宽、处理速度和功耗提出了迫切挑战^[25]。光学可编程信号处理器为微波光子信号处理提供了紧凑、低延迟且兼具有成本效益的解决方案^[26]。微波光子学(microwave photonic, MWP)利用光子器件来处理或传输微波信号。借助光子技术,可以提高信号处理的速度和带宽。近年来,光子集成技术的发展极大地减小了 MWP 系统的尺寸、重量和功率,同时增强了系统鲁棒性和功能性。已有研究演示了任意射频波形生成^[27]、实时延迟波束成形^[28]和瞬时频率测量^[29]等应用。

尽管 MWP 已经取得显著进展,但集成的 MWP 系统在执行同时满足芯片级集成、高保真度和低功耗要求的超高速模拟信号处理任务时,仍面临诸多挑战。理想的光子平台应配备低驱动电压、宽带宽和高线性度的电光调制器,以有效地将微波信号转换为光信号,同时需支持多功能的低损耗信号处理,以进一步处理光域中的转换信号^[26]。迄今,多数 MWP 应用已在硅光子学中得到验证^[9,30],这得益于其低成本、可大规模制造的特性和功能设备的广泛可用性。然而,硅基于自由载波的调制机制,固有地存在非线性电光响应、大载流子吸收损耗、有限的响应速度及不理想的功率处理等问题,导致在硅基 MWP 系统中,信号保真度、功耗、工作带宽和信噪比之间的关键权衡成为亟待解决的重要问题。

1.5 本章小结

未来 6G 网络将在 5G 网络的基础上进一步拓展,新增泛在连接、智能通信与通信感知一体化三大应用场景,全面提升用户体验。泛在连接可实现设备间无缝连接,智能通信将通过先进的人工智能技术优化通信效率,而通信感知一体化将整合感知与通信功能,提供更具智能化的服务。目前,6G 可见光通信面临技术成熟度、信道复杂性和成本效益的挑战,借助 AI 和机器学习优化系统性能,能够实现传统通信技术与智能领域的深度融合,从而提升网络整体效能。智能光计算技术凭借大带宽、低延迟、低功耗的优势,在人工智能、通信感知一体化和微波光子信号处理等领域为 6G 提供有力赋能。然而,这项技术也面临片上集成全光架构等难题,需要通过进一步的技术突破和创新来克服。

参 考 文 献

- [1] Oh S-H, Kim J-G. AI-based positioning with input parameter optimization in indoor VLC environments [J/OL]. *Sensors*, 2022, 22(21): 8125. DOI: <https://doi.org/10.3390/s22218125>.
- [2] Pham T L, Shahjalal M, Bui V, et al. Deep learning for optical vehicular communication [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 102691-102708.
- [3] Camporez H, Costa W, Segatto M, et al. AI-driven enhancements for handover in visible light communication systems [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2024: 1-12.
- [4] Asif H M, Affan A, Tarhuni N, et al. Deep learning-based next-generation waveform for multiuser VLC systems [J/OL]. *Sensors*, 2022, 22(7): 2771. DOI: <https://doi.org/10.3390/s22072771>.
- [5] Ndjiongue A R, Ngatched T M N, Dobre O A, et al. Toward the use of re-configurable intelligent surfaces in VLC systems: Beam steering [J]. *IEEE Wireless Communications*, 2021, 28(3): 156-162.
- [6] Niu W, Xu Z, Liu Y, et al. Key technologies for high-speed si-substrate LED based visible light communication [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2023, 41(11): 3316-3331.
- [7] Xu Z, Shi J, Niu W, et al. Transfer learning strategy in neural network application for underwater visible light communication system [J/OL]. *Sensors*, 2022, 22(24): 9969. DOI: <https://doi.org/10.3390/s22249969>.
- [8] Shi J, Huang O, Ha Y, et al. Neural network equalizer in visible light communication: State of the art and future trends [J]. *Frontiers in Communications and Networks*, 2022, 3: 824593.
- [9] Pérez D, Gasulla I, Crudgington L, et al. Multipurpose silicon photonics signal processor core [J]. *Nature Communications*, 2017, 8(1): 636.
- [10] Liu W, Li M, Guzzon R S, et al. A fully reconfigurable photonic integrated signal processor [J/OL]. *Nature Photon*, 2016, 10(3): 190-195. DOI: <https://doi.org/10.1038/nphoton.2015.281>.
- [11] Zhuang L, Roeloffzen C G H, Hoekman M, et al. Programmable photonic signal processor chip for radiofrequency applications [J]. *Optica*, 2015, 2(10): 854-859.
- [12] Bogaerts W, Pérez D, Capmany J, et al. Programmable photonic circuits [J]. *Nature*, 2020,

- 586(7828): 207-216.
- [13] Marandi A, Wang Z, Takata K, et al. Network of time-multiplexed optical parametric oscillators as a coherent Ising machine [J]. *Nature Photonics*, 2014, 8(12): 937-942.
- [14] McMahon P L, Marandi A, Haribara Y, et al. A fully programmable 100-spin coherent Ising machine with all-to-all connections [J]. *Science*, 2016, 354(6312): 614-617.
- [15] Hamerly R, Inagaki T, McMahon P L, et al. Experimental investigation of performance differences between coherent Ising machines and a quantum annealer [J]. *Science Advances*, 2019, 5(5): eaau0823. DOI:10.1126/sciadv.aau0823.
- [16] Tait A N, Nahmias M A, Shastri B J, et al. Broadcast and weight: An integrated network for scalable photonic spike processing [J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2014, 32(21): 3427-3439.
- [17] Chakraborty I, Saha G, Sengupta A, et al. Toward fast neural computing using all-photonic phase change spiking neurons [J]. *Scientific Reports*, 2018, 8(1): 12980.
- [18] Katumba A, Freiberger M, Laporte F, et al. Neuromorphic computing based on silicon photonics and reservoir computing [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics*, 2018, 24(6): 1-10.
- [19] 陈蓓, 张肇阳, 戴庭舸, 等. 光学神经网络及其应用[J]. *激光与光电子学进展*, 2023, 60(6): 0600001.
- [20] Shen Y, Harris N C, Skirlo S, et al. Deep learning with coherent nanophotonic circuits [J]. *Nature Photonics*, 2017, 11(7): 441-446.
- [21] Zuo Y, Li B, Zhao Y, et al. All-optical neural network with nonlinear activation functions [J]. *Optica*, 2019, 6(9): 1132-1137.
- [22] George J K, Mehrabian A, Amin R, et al. Neuromorphic photonics with electro-absorption modulators [J]. *Optics Express*, 2019, 27(4): 5181-5191.
- [23] 符庭钊, 孙润, 黄禹尧, 等. 片上集成光学神经网络综述(特邀)[J]. *中国激光*, 2024, 51(1): 0119002.
- [24] Gao S, Chen H, Wang Y, et al. Super-resolution diffractive neural network for all-optical direction of arrival estimation beyond diffraction limits [J]. *Light: Science & Applications*, 2024, 13(1): 161.
- [25] Ilderem V. The technology underpinning 5G [J]. *Nature Electronics*, 2020, 3(1): 5-6.
- [26] Feng H, Ge T, Guo X, et al. Integrated lithium niobate microwave photonic processing engine [J]. *Nature*, 2024, 627(8002): 80-87.
- [27] Khan M H, Shen H, Xuan Y, et al. Ultrabroad-bandwidth arbitrary radiofrequency waveform generation with a silicon photonic chip-based spectral shaper [J]. *Nature Photonics*, 2010, 4(2): 117-122.
- [28] Zhu C, Lu L, Shan W, et al. Silicon integrated microwave photonic beamformer [J]. *Optica*, 2020, 7(9): 1162-1170.
- [29] Tao Y, Yang F, Tao Z, et al. Fully on-chip microwave photonic instantaneous frequency measurement system [J]. *Laser & Photonics Reviews*, 2022, 16(11): 2200158.
- [30] Zhang W, Yao J. Photonic integrated field-programmable disk array signal processor [J]. *Nature Communications*, 2020, 11(1): 406.

第 2 章 人工智能与机器学习概述

本章深入探讨人工智能与机器学习技术在 6G 系统中的应用。主要介绍人工智能与机器学习的发展历程、面向 6G 系统设计的人工智能算法、人工智能在 6G 光通信领域的应用，以及人工智能在通信技术领域的最新进展。人工智能与机器学习技术在 6G 系统中发挥着重要作用，具有推动未来通信系统发展的应用潜力。

2.1 人工智能与机器学习发展历程

人工智能(AI)和机器学习(ML)作为当今科技领域的重要组成部分，已在多个行业展现出巨大潜力，并得到广泛应用^[1,2]。本节将从发展历史、主要里程碑和未来趋势等方面，详细探讨人工智能与机器学习的发展历程。

2.1.1 早期探索：智能萌芽的曙光

沃伦·麦卡洛克(Warren McCulloch)和沃尔特·皮茨(Walter Pitts)于 1943 年提出人工神经网络的概念^[3]。他们构建的模型通过模拟神经元的基本功能，试图解释大脑的工作机制。这一工作被认为是机器学习的早期雏形，为后来的神经网络研究奠定了基础。

人工智能的概念最早可以追溯到 20 世纪 50 年代。1950 年，英国数学家阿兰·图灵(Alan Turing)在《计算机机械与智能》一文中提出著名的图灵测试^[4]，用以判断机器是否具有智能。图灵认为，如果一台机器在测试中的表现与人类的表现无法区分，那么可以认为这台机器是有智能的^[5]。

1956 年，达特茅斯学院的约翰·麦卡锡(John McCarthy)组织了一次关于人工智能的学术会议，这次会议被认为是人工智能正式诞生的标志。参加会议的还有马文·闵斯基(Marvin Minsky)、克劳德·香农(Claude Shannon)和内森·罗切斯特(Nathaniel Rochester)等知名学者。会议上，学者共同探讨了如何通过计算机来模拟人类的智能行为，由此开创了人工智能研究的新领域。

2.1.2 挑战与反思：AI 寒冬的启示与转机

20 世纪 60 至 70 年代，人工智能的研究主要集中在符号主义和规则系统^[6]。符号主义者认为，智能可以通过操作符号系统来实现。因此，早期的 AI 研究主要致力于开发基于规则的系统，这些系统依赖预先编写的规则进行推理和决策^[7]。专家系统是这一时期的重要成果之一，其借助知识库和推理引擎，模拟专家在特定领域的决策过程^[8]。例如，MYCIN 系统用于医疗诊断，DENDRAL 系统用于化学分析。

然而，在这一时期，AI 研究遭遇了前所未有的挑战。基于规则的专家系统虽然能在特定领域内取得一定成果，但面对复杂多变的现实环境时却显得力不从心。此外，技术瓶颈、资金短缺以及社会认知的局限性等因素也限制了 AI 的进一步发展。这一时期被称为“AI 寒冬”，它不仅是对 AI 研究的一次严峻考验，也促使学界对 AI 的研究发展方向进行深刻反思。

正是在这样的背景下，AI 研究者开始寻求新的突破点。他们意识到，仅仅依靠符号逻辑和规则系统无法实现真正的人工智能。于是，开始将目光投向数据驱动的方法，即机器学习领域，这为 AI 的后续发展埋下了伏笔。

2.1.3 机器学习的复兴：从统计学习到深度学习的飞跃

20 世纪 80 年代中期，随着计算能力的提升和反向传播算法的提出，神经网络重新受到研究者的关注。反向传播算法由大卫·鲁梅尔哈特(David Rumelhart)、杰弗里·辛顿(Geoffrey Hinton)和罗纳德·威廉姆斯(Ronald Williams)于 1986 年提出^[9]，使多层神经网络的训练成为可能，解决了此前单层神经网络无法处理复杂问题的限制^[10]。

这一时期，神经网络在语音识别、字符识别等领域取得一定成果，激发了学术界对机器学习的研究兴趣。同时，计算机硬件的发展也为神经网络的应用提供了支撑，推动了这一领域的快速进步^[11]。

20 世纪 90 年代，支持向量机(support vector machine, SVM)、隐马尔可夫模型(hidden Markov model, HMM)等统计学习方法逐渐成为主流。这些方法基于统计学原理，通过分析大量数据来建立预测模型^[12]。

支持向量机由弗拉基米尔·瓦普尼克(Vladimir Vapnik)和阿列克谢·切尔沃年基斯(Alexey Chervonenkis)于 20 世纪 60 年代提出，但直到 20 世纪 90 年代才得到广泛应用。SVM 通过找到最优决策边界来实现数据分类，在处理高维数据时表现尤为出色。隐马尔可夫模型则被广泛应用于语音识别(voice recognition)和自然语言处理(natural language processing, NLP)等领域，通过对序列数据的统计分析实现预测和识别。