



智能超材料与超材料智能的前沿进展

吴南轩^{1,2,3}, 钱超^{1,2,3*}, 陈红胜^{1,2,3*}

1. 浙江大学-伊利诺伊大学厄巴纳香槟校区联合学院, 浙江大学极端光学技术与仪器全国重点实验室, 杭州 310027

2. 浙江大学信息与电子工程学院, 杭州 310027

3. 浙江大学杭州国际科创中心, 杭州 310027

* 联系人, E-mail: chaoq@intl.zju.edu.cn; hansomchen@zju.edu.cn

2025-11-30 收稿, 2026-02-11 修回, 2026-02-11 接受, 2026-02-12 网络版发表

国家重点研发计划(2022YFA1404704, 2022YFA1405200, 2022YFA1404902, 2022YFA1405201)和国家自然科学基金(62550050, 62422514, 62471432, U25A20520, 62475228)资助

摘要 超材料与人工智能的相互作用正形成两个双向耦合的新兴方向: 智能超材料与超材料智能。智能超材料是指通过智能算法实现按需设计和自适应电磁调控, 推动其在隐身、通信与成像等场景中应用; 超材料智能, 又称类脑超材料, 是以电磁波作为计算载体, 通过利用可调谐结构、非线性效应与多维度复用在电磁空间直接计算, 构造神经网络和数学算符的同素异形体, 实现光速推理、分析与信息处理。这两个方向共同推动超材料从单一功能器件向具备感知、决策与执行能力的超材料智能体演进。本文以“物理机制—算法协同—系统应用”架构为主线, 系统梳理两大方向的核心原理、方法体系与前沿进展, 重点分析两者在智能实现方式与系统目标上的差异, 进一步探讨在物理-数据一致性、器件可重构性与系统集成等方面的挑战, 并展望物理驱动的少样本与在线学习方法, 推动超材料走向可部署的智能工程化系统。

关键词 智能超材料, 类脑超材料, 逆向设计, 深度学习, 衍射神经网络

电磁波的产生、传播与调控是连接物理世界与信息世界的核心基础。经典电磁理论的建立奠定了无线通信、雷达与光电子技术的发展框架, 但长期以来, 天然材料在介电常数、磁导率与色散特性等方面的固有约束限制了电磁响应的自由调控。这些材料层面的瓶颈使得诸如负折射、完美吸收、超分辨成像与电磁隐身等功能在工程实现中面临显著挑战。21世纪初, 人工超材料(metamaterials)与超表面(metasurfaces)的提出, 为突破上述限制提供了新的物理路径。通过在亚波长尺度上设计人工结构单元, 超材料能够实现等效电磁参数的灵活调控, 从而赋予材料以天然介质所不具备的响应特性。这一突破使负折射的物理突破^[1]、完美透镜的实现^[2]、电磁隐身落地^[3]等在真实世界中成为可能, 并迅速成为现代电磁技术中的关键组成部

分^[4-9]。

近十年来, 人工智能的迅猛发展使得各领域的科学研究范式重塑^[10]。与此同时, 在超材料领域, 传统设计与调控方法长期依赖数值仿真与参数扫描, 计算成本高、设计周期长, 且难以应对复杂环境下的动态需求。而深度学习凭借其强大的非线性映射能力与模式识别能力, 能够从海量数据中自动提取复杂电磁行为的内在规律, 显著提升了超材料的设计效率与泛化能力^[11-13]。这种数据驱动方法能解决参数空间过大导致计算难以收敛的问题, 为电磁设计与调控注入了新的活力。在“AI for Science”理念推动下, 人工智能在超材料领域的应用(即AI for metamaterials)已成为一个快速发展的前沿方向, 涵盖快速仿真预测、逆向结构设计、跨频段/跨域映射、在线控制与场景感知等多个方

引用格式: 吴南轩, 钱超, 陈红胜. 智能超材料与超材料智能的前沿进展. 科学通报, 2026, 71: 6927–6944

Wu N, Qian C, Chen H. Frontiers of intelligent metamaterials and metamaterials intelligence (in Chinese). Chin Sci Bull, 2026, 71: 6927–6944, doi: [10.1360/CSB-2025-5852](https://doi.org/10.1360/CSB-2025-5852)

面^[7,14~19],形成了智能超材料(intelligent metamaterials)的研究体系.该范式以人工智能作为外部决策与优化工具,通过数据驱动方法实现超材料的高效设计与自适应调控,为复杂电磁环境下的功能实现提供了新的技术路径.

随着应用场景对响应速度、自适应能力与系统集成度的要求不断提高,单纯依赖外部计算单元对超材料进行离线设计或控制的模式正逐渐暴露出时延、复杂度与一致性方面的局限性.在这一背景下,研究者开始进一步探索将调控逻辑乃至部分信息处理能力更紧密地嵌入电磁系统本体的可能性,推动了一种新型物理智能形态的出现^[20],由此发展出区别于智能超材料的另一研究范式——“超材料智能(metamaterial intelligence)”(亦称类脑超材料).该方向不再将超材料视为人工智能的受控对象,而是尝试利用可调谐结构、非线性效应与多自由度复用,使材料或结构本身成为执行计算与推理任务的物理载体(metamaterials for AI)^[21~24],其理念可概括为“材料即计算”.近年来,随着相变材料、非线性光学材料、可重构结构以及多层衍射网络的进展,研究者发现超材料本身可以模拟神经网络的基本操作——包括矩阵乘法、卷积运算、激活函数乃至注意力机制——并以光速完成信息处理^[22,25,26].这类系统不依赖传统电子电路,而是以电磁场为信息载体,具备并行性强、能耗低、响应快等优势.尽管目前仍处于探索阶段,已有研究表明,超材料已不再仅能执行预设的电磁调控功能,而开始在一定程度上参与信息

处理过程,为光子神经形态计算、边缘感知与高速信息处理等方向提供了新的物理实现路径.

从更系统性的视角来看,“智能超材料”与“超材料智能”并非两条彼此割裂的技术路线,如图1所示,左侧代表人工智能,右侧代表超材料,两者通过电磁波实现信息交换,形象地体现了“AI for metamaterials”与“metamaterials for AI”在更高层次上融合出一种物理信息处理与电磁调控深度耦合的系统形态.本综述旨在系统梳理近年来“智能超材料”与“超材料智能”的研究进展,围绕“物理基础层—系统协同层—应用拓展层”的三层架构展开论述,全面呈现该领域的核心问题、关键技术与发展趋势,深入探讨智能超材料与类脑超材料的技术脉络与创新演进.两条路径在不同层面推动超材料系统收敛向统一的超材料智能体架构:前者增强系统在复杂环境中的感知、决策与调控能力,后者提升信息处理的速度、能效与物理内生性.二者的协同发展,使超材料不再仅是被动的电磁调控介质,而逐步演化为能够在特定任务场景下展现自适应与可重构行为的智能化系统单元.这一视角为理解当前智能超材料与超材料智能研究的内在联系提供了统一框架,同时也为其未来演进指明了可能方向.

1 智能超材料

随着微纳制造工艺以及高速电子控制系统的持续发展,超材料正从静态的单一功能器件逐步演变为具备动态重构能力的智能融合电磁系统.这一演进不仅

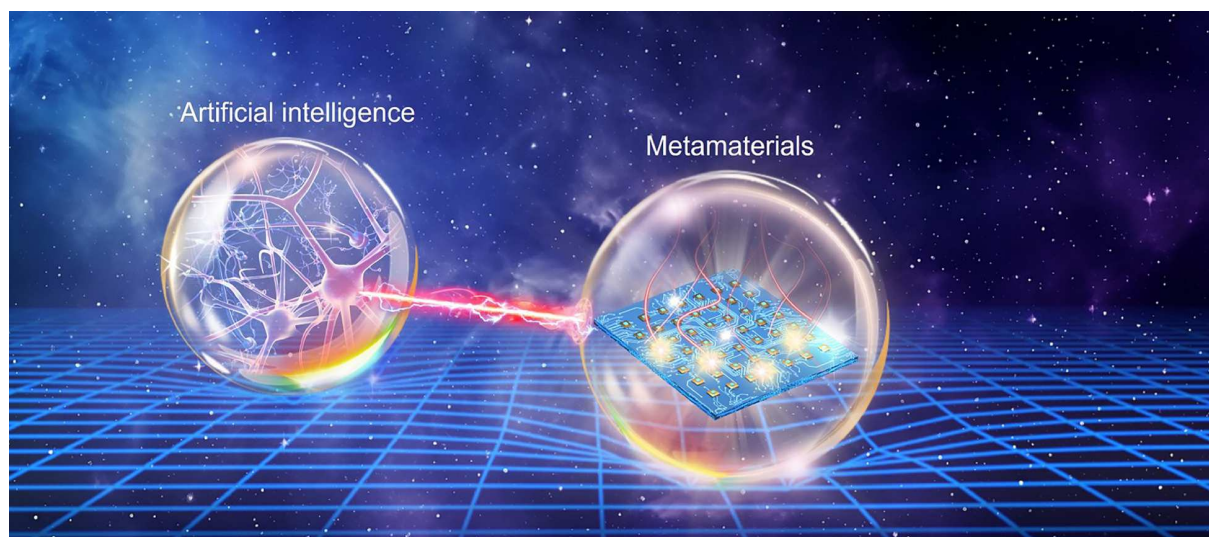


图1 超材料与人工智能之间的相互作用

Figure 1 The interaction between metamaterials and artificial intelligence

体现在性能提升层面,也反映在结构形态的变化上:通过模块化单元设计、片上集成电子控制以及分布式可编程架构,传统笨重的整体式结构逐步被轻量化、可扩展且易于重构的超表面阵列所取代。更重要的是,这一转变标志着电磁调控范式的根本性变化,即由以经验和数值仿真为主导的单元设计模式,迈向以数据驱动、算法协同和实时响应为核心的系统级智能化阶段。智能超材料的研究不再仅满足于“如何设计一个具有特定电磁响应的亚波长结构”,而更多转向构建具备动态自适应的综合性智能平台。研究人员也在研究智能超材料以形成通用的“感知—决策—执行—反馈”闭环架构^[20,27,28]:感知模块用于获取环境或电磁特征信息,决策模块基于学习算法生成调控策略,执行模块将策略映射为电学或光学控制信号,而反馈模块则对系统输出进行实时监测并完成闭环更新。为此,研究者需在物理基础、算法协同与系统集成三个层面建立深度融合的技术体系。本节将围绕这三层架构,系统梳理智能超材料的发展脉络,重点阐述人工智能在其中的关键作用,并为后续“类脑超材料”的讨论奠定理论与方法基础。

1.1 物理基础:可重构超表面

智能超材料的实现首先依赖于其物理层面的动态可重构能力。传统超表面通常由固定几何结构构成,仅能在预设频率下实现特定的波前调控功能,缺乏对环境变化的适应性。为突破这一限制,研究者通过在亚波长单元中集成可调谐元件,并结合外部激励手段,赋予超材料实时响应的物理基础,为智能系统提供执行的能力与状态可塑性。

从系统层面看,可重构单元不仅决定了超材料可实现的电磁调控功能上限,也直接定义了其可被调控、学习与优化的状态空间。对于面向智能调控的超材料系统而言,单元结构所具备的连续可调性、响应速度、稳定性与可重复性,构成了系统实现复杂调控行为的物理基础。换言之,这一层面的研究为后续引入算法决策与系统级自适应提供了“可执行”的物理接口,是超材料由静态功能器件迈向具备动态响应能力系统的前提。目前主流的调控机制主要包括电控、热控、光控以及机械调谐等类型^[29-32]。其中,电控方案因其响应速度快、调控精度高、易于与控制电路及智能算法集成,已成为当前智能超表面最广泛采用的技术路径。典型实现方式是在金属或介质谐振单元中嵌入变容二极

管、PIN二极管或射频开关,通过调节偏置电压改变局域等效电容或电感,从而实现对反射或透射波前的相位、幅度乃至偏振态的连续或离散可编程调控^[33,34]。该类方案在微波频段具有成熟的工程基础,适合构建大规模、快速响应的可编程阵列,是当前智能反射面与自适应隐身系统的重要硬件支撑。

在更高频段,材料本征特性的引入为可重构单元设计提供了新的自由度。相变材料(如二氧化钒(VO_2)与锗锑碲合金(GST))在红外与太赫兹波段表现出显著的介电常数突变行为,可在不同物态间实现高对比度、可重复且具非易失性的电磁响应切换,为低功耗光子器件及类脑计算架构提供了潜在硬件平台^[35,36]。此外,液晶材料凭借其对外加电场高度敏感的双折射特性,被广泛应用于可见光至近红外波段的动态调控,适合实现连续可调的相位与偏振控制^[37];相比之下,微机电系统(micro-electromechanical system, MEMS)通过机械位移或结构形变实现宏观尺度上的单元重构,在低损耗、高线性度以及柔性基底和大规模阵列方面具有独特优势,但其响应速度与长期可靠性仍受机械特性制约^[38]。

需要指出的是,随着智能超材料研究从单一功能验证逐步迈向复杂应用场景,单元层面“理想可调性”的设计目标正在发生转变。近年来,部分研究开始强调器件可重构性与算法协同设计的重要性,通过引入智能控制策略与系统级冗余设计,降低对单个单元精确响应的依赖,从而在存在制造误差、环境扰动和耦合效应的真实条件下,依然实现稳定可靠的电磁功能。这一趋势表明,可重构单元设计的角色正在从“精确实现预设电磁响应的器件”转变为“提供足够响应自由度和结构容错性的物理单元”。这种转变使超表面单元不再只是被动执行设计目标的最小构件,而成为支撑复杂调控策略和高维功能实现的基础物理单元,为更高层次的算法优化与系统协同预留了必要的物理自由度。

1.2 算法驱动:数据-物理双驱动逆向设计

在物理可调的自由度不断拓展的同时,智能超材料要真正实现“智能”,必须依赖算法层面与设计参数本身的深度协同。然而,随着可调谐单元数量的增加,系统自由度急剧上升,导致传统基于参数扫描或梯度优化的设计方法面临计算成本高、收敛困难、多物理场耦合复杂等挑战。在此背景下,智能超材料的核心科学问题逐渐从“设计一个满足特定响应的结构”转变为

“在高维解空间中高效搜索可行解并实现动态控制”。为应对这一转变,研究者提出了三类基础性建模任务,构成了智能超材料在物理层的理论支柱,为超材料智能应用提供决策机制和策略生成。

第一类是正向预测(forward prediction),即给定结构参数与工作条件,快速准确地计算其电磁响应。传统方法依赖解析模型(如Mie散射理论)或全波数值仿真(如finite-difference time-domain, finite element method),但在复杂三维结构或宽频带场景下计算代价极高^[17]。第二类是逆向设计(inverse design),即从目标电磁响应出发反推最优结构参数。由于该映射通常存在一对多甚至多对多的非唯一性,传统优化算法易陷入局部最优或生成不可行结构^[39]。第三类是光谱关联(spectral correlation),旨在挖掘不同频段、不同测量域(如近场与远场)之间的内在联系,通过跨域推理降低建模与实验成本^[40]。这三类任务相互支撑,共同推动智能超材料从静态功能器件向动态智能系统演进。如图2所示,多种神经网络架构已被成功应用于电磁建模与设计任务,形成了层次分明、高效准确的技术体系。在引入人工智能方法后,逆向设计不再只是寻找满足特定电磁响应的结构解,而逐渐演化成为一种面向目标与约束的决策过程。通过将物理规律嵌入学习模型,并结合数据驱动优化策略,算法不仅能够高维参数空间中快速定位可行解,还可在一定程度上权衡性能、鲁棒性与可实现性。这种“数据-物理”双驱动的设计范式,使得超材料系统在面对复杂目标时具备了类似决策系统的能力,为其后续实现自适应调控与闭环优化奠定了方法论基础,赋予了智能系统根据目标和环境选择下一步行动的能力。

多层感知机作为最早引入该领域的网络结构,擅长建模低维结构参数与光谱响应之间的非线性关系,显著加速了正向预测与逆向设计过程(图2(a))^[41]。卷积神经网络则能够有效捕捉超表面单元排布中的空间相关性(图2(b))^[42],适用于图像式输入输出映射的应用,如空间光场重建与超分辨率成像^[43,44]。对于涉及时间序列的任务,循环神经网络及其变体展现出独特优势,在动态波束赋形调控与历史状态记忆等场景中得到应用(图2(c))^[45-49]。

在各类AI方法中,逆向设计是最具挑战性也最具代表性的任务之一。为克服解空间非唯一性带来的困难,研究者发展出多种先进架构。例如,串联神经网络通过将前向预测网络与逆向生成网络联合训练,使逆

向模型对接代理模型,将目标响应与预测响应进行比对,从而确保输出结构的可行性(图2(d))^[50,51]。生成式模型(如变分自编码器与生成对抗网络)能够以概率形式描述结构空间,减少对大规模仿真数据的依赖,并探索潜在的结构流形^[52-55];更进一步,生成消除网络引入类似漏斗的筛选模块,通过剔除不符合物理规律的候选解,最终获得稳定、可控的设计结果(图2(e))^[56]。

面对日益多样化的应用场景,智能超材料还需具备快速迁移至新任务的能力。迁移学习为此提供了高效路径:通过将在某一频段或结构类型上训练的模型迁移到新任务中,可大幅降低重新训练成本,利用多场景复用的方法节省资源(图2(f))^[57,59-61]。此外,强化学习将“试错—奖励—策略更新”的机制引入超表面控制,使系统能够在未知环境中自主探索最优调控策略。该方法已被用于跨场景自适应通信、智能信道管理及可重构隐身系统中(图2(g))^[58,62-64]。进一步地,当应用场景扩展至超大尺寸结构时,设计复杂度成为另一瓶颈。传统端到端训练难以处理百万级自由度,且对计算资源要求极高。为此,Jia等人提出了知识继承网络(knowledge-inherited learning)框架^[65]。该方法采用“分而治之”策略:首先对小型子块进行独立训练并固化其局部智能,随后通过参数继承与边界协调机制将子块拼装为完整超表面。这一思路不仅大幅降低训练成本,还支持模块化制造与在线更新,非常契合工程化实现需求,为米级甚至更大尺度智能超表面的工程实现提供了可行路径。

尽管现有研究已展示了深度学习在超材料逆向设计与控制中的强大能力,但这类方法普遍依赖大规模标注数据与离线训练过程,与实际物理系统中频繁变化的工作环境、器件非理想性及制造偏差之间仍存在显著鸿沟。因此,未来的超材料智能亟需从“数据驱动的静态映射”转向具备在线更新、持续演化与少样本学习能力的智能机制,以实现模型与真实物理系统之间的动态一致性^[66-69]。通过将Kramers-Kronig因果关系等基本物理约束嵌入网络,模型能够自动避免违反能量守恒或因果性等“硬约束”的预测结果,引导神经网络生成符合物理一致性的结构,从而逃离“黑箱解”。同时,在动态隐身等任务中,该类物理信息神经网络还可结合时序建模,实现在毫秒级内调整散射图样以应对变化的探测信号,突破传统隐身斗篷仅适用于静态场景的局限。最后,尽管智能超材料在理论设计与仿真环境中展现出卓越性能,其走向实际应用仍面临一个

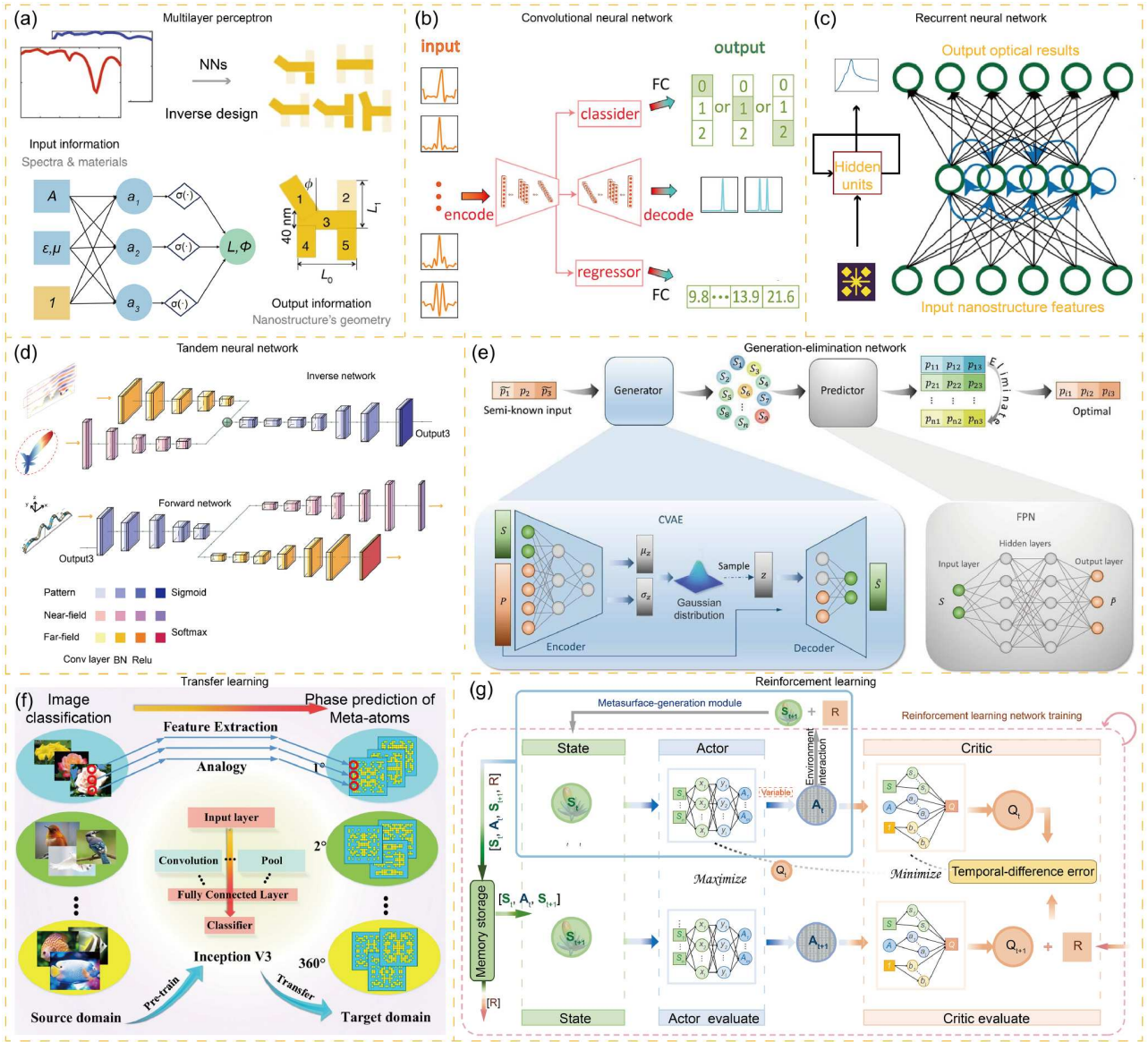


图 2 人工智能在超材料按需设计中的应用框架。该图系统展示了多种神经网络架构在电磁建模与设计中的角色。(a) 多层感知机用于逆向设计方法^[41]；(b) 卷积神经网络实现图像式输入输出映射^[42]；(c) 循环神经网络处理时间序列响应^[45]；(d) 串联网络构建闭环逆向设计流程^[50]；(e) 生成消除网络解决多解问题^[56]；(f) 迁移学习实现跨任务知识迁移^[57]；(g) 强化学习驱动的闭环控制架构^[58]

Figure 2 Typical application framework of artificial intelligence in smart metamaterials. This graph demonstrates the roles of various neural network architectures in electromagnetic modeling and design. (a) Multi-layer perceptrons for reverse design methods^[41]; (b) convolutional neural networks implement image-based input-output mapping^[42]; (c) recurrent neural network processing of time series responses^[45]; (d) series network constructing closed-loop reverse design process^[50]; (e) generate elimination networks to solve multi-solution problems^[56]; (f) transfer learning for cross-task knowledge transfer^[57]; (g) reinforcement learning-driven closed-loop control architecture^[58]

根本性挑战——不确定性。制造误差、环境扰动、模型简化以及测量噪声等因素，均会导致实际电磁响应偏离预期，严重削弱系统的鲁棒性与可靠性。尤其在动态调控场景中，微小的参数偏差可能通过非线性映射被显著放大，导致控制失效。为此，研究者开始将不确

定量化纳入智能超材料的设计闭环^[70]。基于贝叶斯深度学习的方法被引入，通过在神经网络输出端提供预测分布而非单一确定值，不仅可评估结果的可信度，还能指导系统在高不确定性区域采取保守策略或主动校准。这一范式转变标志着智能超材料从“追求最优

解”迈向“兼顾可靠性与适应性”，为自动驾驶感知、医疗成像等高安全等级应用奠定基础。这些工作表明，随着闭环控制与在线更新机制的引入，超材料系统中的部分感知与参数决策过程正逐步前移至物理调制层附近，使电磁响应的生成不再完全依赖外部集中式计算，而是在系统内部形成更紧密耦合的调控回路，将智能设计与执行验证功能一体化。

值得注意的是，此类智能超材料的核心优势并不仅在于设计阶段的智能化，而在于其调控策略可直接部署于物理系统运行过程中，从而实现在线感知与实时响应。这些方法在显著提升设计效率的同时，也逐步推动电磁设计从以仿真为核心的离线流程，向设计、预测与调控更加紧密耦合的系统模式演进。从这一意义上看，算法协同层并非简单的设计加速工具，而是承担着在物理约束下生成调控策略的角色，使超材料系统能够从“被动配置”走向“策略驱动”的调控模式。

1.3 系统集成：智能自适应器件

当可重构单元与算法策略进一步与传感、控制和反馈机制相结合时，智能超材料开始呈现出系统级自适应特征。此时，超材料不再仅根据预设指令执行调控，而是能够依据环境变化与系统状态动态更新其调控策略，形成感知—反馈—调控的闭环结构。这一转变标志着研究重心由单一功能实现，迈向具备环境响应能力的集成化智能系统，同时相关的工作也为超材料智能体系统能否在真实环境中达成感知变化、调整行为、保持目标等能力提供了参考。

智能超表面在隐身方向的突破已经形成从传统的静态结构迈向具有感知、决策与策略演化能力的“空间智能系统”的完整技术链。首先，智能隐身的里程碑始于深度学习驱动的自适应隐身斗篷方案，浙江大学钱超等人构建了无需人工干预的闭环系统，发表了智能超表面隐身的工作(图3(a))^[71]。通过实时感知散射信息并由神经网络预测最优相位分布，使超表面能够在入射方向变化与环境扰动下自动调整散射，从而保持稳定隐身。这项工作奠定了“隐身可以是主动调控系统而非静态器件”的核心思想。从单一的陆上隐身出发，进一步提出空—海两栖隐身斗篷利用随机演化学习(图3(b))^[72]，使系统能够在复杂环境噪声和介质差异下持续优化散射补偿策略，实现了具有“进化能力”的隐身体制。从平面的固定形状超表面出发，研究进一步探索自由曲面超表面的场景重塑能力，使超表面能够在

电磁场中实时构建等效散射体，从而实现“可定制幻象”：目标不仅可以“消失”，甚至可以“变成另一种物体”。这标志着超材料隐身从“消除信息”迈向“编辑信息”。随着应用场景拓展至空中、水中及界面过渡区域，隐身的核心挑战转向跨介质鲁棒性^[73]。进一步在基于波束赋形的隐身项目中，通过千级可重构全极化智能超表面，可构建具有感知-决策-控制-执行闭环的三维动态隐身系统，实现了对非静止目标在随机轨迹下高达93.3%的背景散射匹配度与70 ms级实时响应(图3(c))^[74]。在2025年所提出MetaSeeker中，首次将强化学习的自我对抗学习引入隐身系统，使超表面能够自主探索并构造高维隐身空间(图3(d))^[75]，实现对不同场景的自驱型优化，达成以空间为单位的隐身。与此同时，为解决传统模型在新频段、新任务、新结构下需重新训练的问题，即插即用跨场景隐身内核通过策略迁移与知识压缩，使智能隐身系统可以在新环境下快速适配且无需全网络训练，实现了真正意义上的“通用隐身模块”^[58]。在这些应用场景中，性能提升往往并非仅来自单一功能单元的优化，而更多源于调控机制、算法策略与物理传播过程之间的系统级协同。以AI算法作为性能瓶颈突破的利器，突破了传统隐身技术在维度、静态假设与环境适应性上的局限，为智能超表面在复杂电磁场景中的自主隐身应用提供了通用范式^[50,51,58,71~73,75~78]。这种系统级自适应能力，使智能超材料逐步具备在复杂场景中稳定运行的潜力，也为进一步探索将计算与决策过程内嵌于物理结构本体的研究方向提供了现实基础。

在隐身以外的领域中，可编程智能反射面(reconfigurable intelligent surface, RIS)被视为6G网络的关键使能技术，其核心价值在于通过动态调控反射相位，主动塑造无线传播环境^[79]。与以往依赖固定结构或单一维度调控的超表面不同，电磁超表面领域开始关注如何在真实任务中构建能够理解目标、生成策略并主动执行的智能电磁系统。其中具有代表性的，是基于智能时空超表面的索引调制通信框架。时空编码超表面进一步被用于构建面向真实多用户场景的空间-频率复用通信系统。基于数字超表面的空间-时间-频率调控能力，该系统通过多通道的时空编码矩阵，直接在自由空间中实现空间分复用与频率分复用，从而同时向多个用户实时传输不同的数据内容^[80]。该系统将时空调制超表面与内置的逆向设计智能相结合，使超表面能够针对不同场景需求自动生成时空编码序列，从而利用

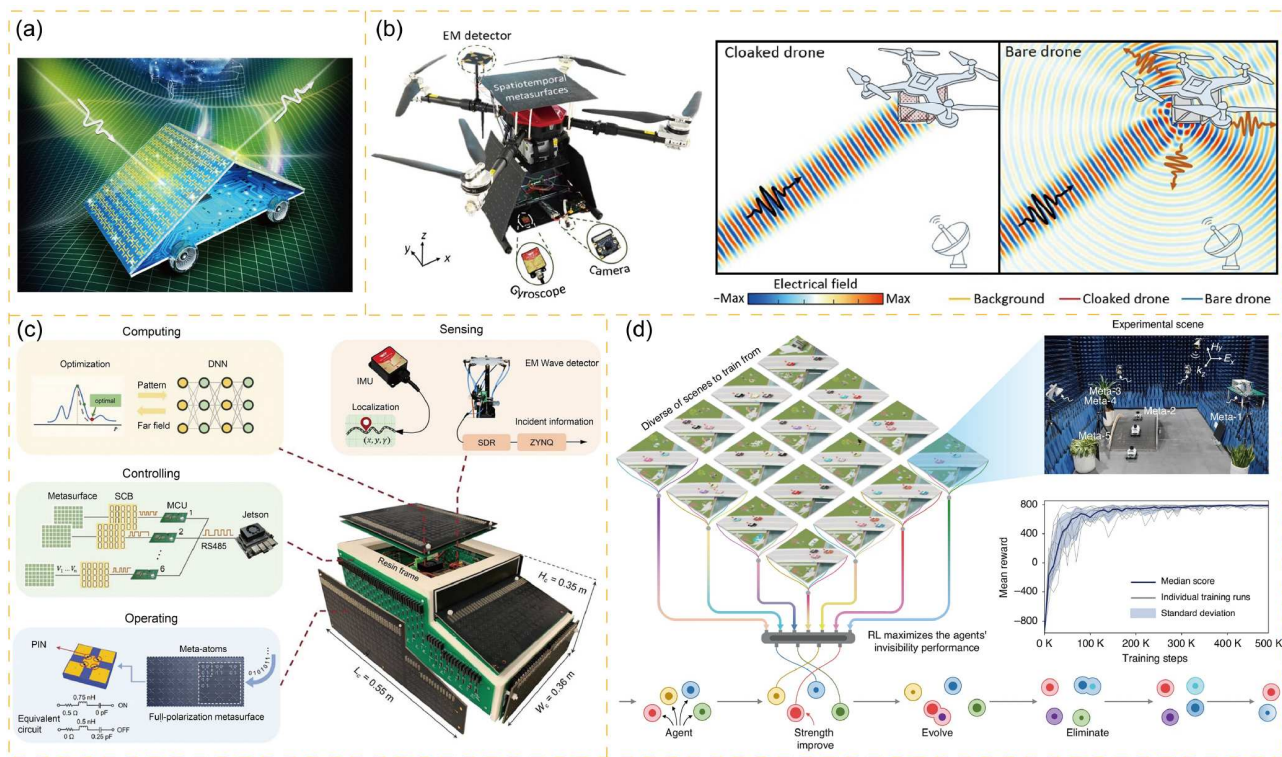


图3 智能自适应超表面的隐身研究。(a) 自适应深度学习隐身斗篷^[71]；(b) 空-海两栖隐身飞行器^[72]；(c) 三维智能隐身车辆系统^[74]；(d) 强化学习驱动的隐身空间自主构筑^[75]

Figure 3 Research on intelligent adaptive metasurface cloak. (a) Adaptive deep learning invisibility cloak^[71]；(b) air-sea amphibious stealth aircraft^[72]；(c) three-dimensional intelligent stealth vehicle system^[74]；(d) reinforcement learning-driven autonomous construction of stealth space^[75]

可编程谐波通道实现轻量、高效的索引调制通信。结合计算机视觉与轻量化神经网络，RIS系统已能实时识别用户位置、姿态及移动轨迹，并据此进行自适应波束赋形与资源分配。此类“感知-通信”融合架构已在室内外多径环境中完成验证，显著提升了覆盖均匀性与频谱效率(图4(a))^[12]。面临多用户、多模式的需求时，图4(b)^[81]所示的“智能可编程全空间超表面”通过多层控制架构实现反射、透射与双工模式的灵活切换，并联合现场可编程门阵列(field-programmable gate array, FPGA)进行相位与幅度的实时配置，可根据用户位置变化进行多路波束的动态管理。进一步的系统级智能体现在跨模态控制与语义感知能力的出现。另一种“语音控制可重构智能超表面”将边缘AI语音识别模块直接与可编程超表面耦合，实现了“人—机—电磁场”三者之间的自然接口。系统能够将语音指令转化为超表面相位图案，用于实时的无线能量传输、目标追踪与通信链路调节。与此同时，智能超材料也正向通感一体化的目标拓展。如图4(c)^[82]所示，“电磁全域可重构通感

一体超表面”通过集成散射调控、辐射、吸收与雷达探测等多项功能，使单一结构能够在不同任务间快速切换并保持高效性能。例如，在无人机导航中，它可以既作为反射式定位标靶，又作为通信节点；在室内感知中，它既可用于能量供给，又可用于多路径环境的散射整形。这类多功能耦合结构显著提升了系统层面的资源利用效率，是迈向智慧空间的关键步骤。

具备多传感、多输入理解能力的交互式“感知—通信”融合架构已在室内外多径环境中完成验证，显著提升了覆盖均匀性与频谱效率。然而，随着阵列规模扩大，单元间电磁耦合效应急剧增强，传统独立单元建模方法失效。针对此问题，图神经网络被运用在大尺寸超表面的正向电磁计算当中以显式建模空间依赖关系^[83]。更进一步，大规模的智能超表面的智能实现将不再依赖外部AI控制，逐渐体现出“内在自主性”。如图4(d)^[84]所示，利用类神经元超表面，系统能够在无迭代、无人工参与的前提下实现对无线通道的自动调节与稳定管理。其内部反馈机制使器件能在信道波动、遮挡或多

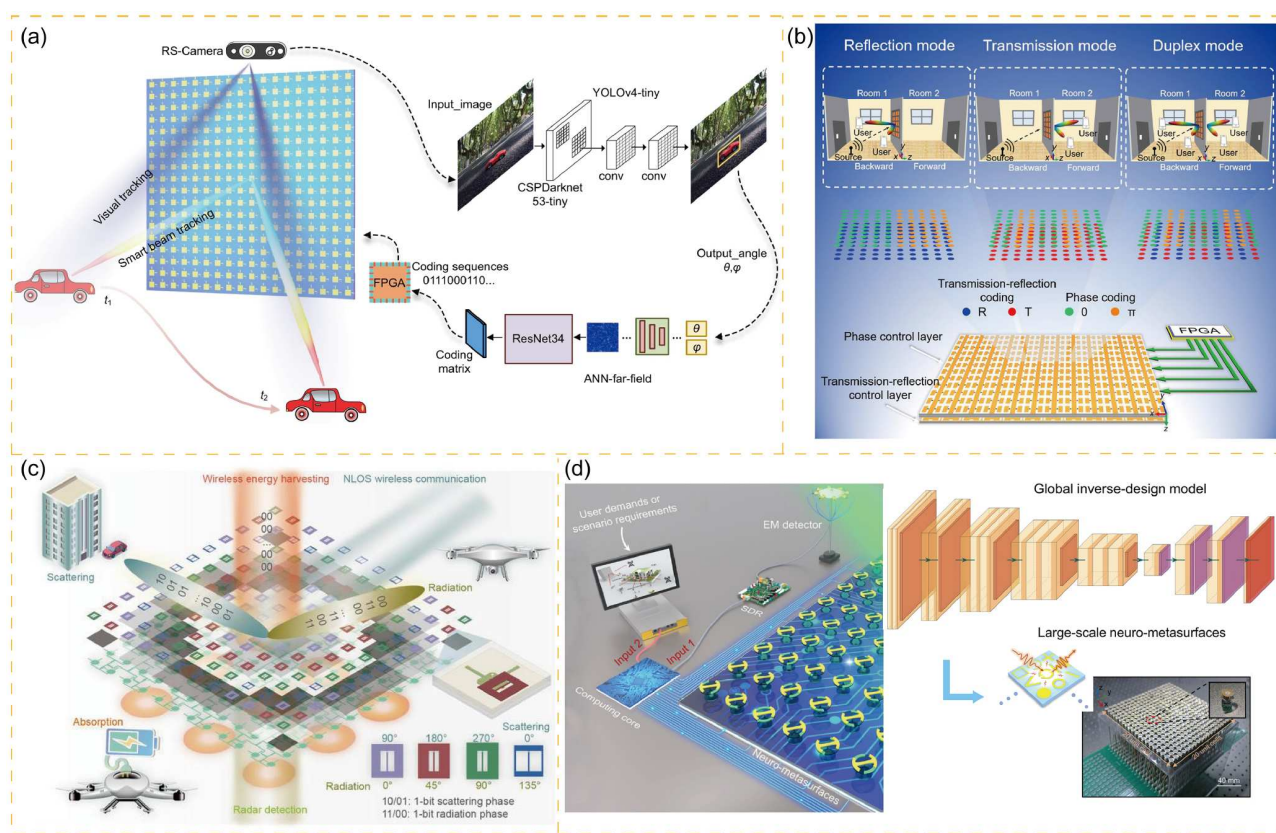


图4 智能超材料的其他应用研究. (a) 目标跟踪和无线通信集成系统^[12], (b) 智能可编程多用户无线通信系统^[81], (c) 通感一体化可重构智能超表面^[82], (d) 大尺寸类神经元表面实现动态无线通道管理^[84]

Figure 4 Application research of intelligent metamaterials. (a) Integrated system for target tracking and wireless communication^[12]; (b) intelligent programmable multi-user wireless communication system^[81]; (c) integrated intelligent superstructure with perception and control^[82]; (d) dynamic wireless channel management achieved on large-sized neuron-like surfaces^[84]

路径变化下仍保持目标散射模式, 表现出生物稳态般的自适应能力. 这一方向意味着智能超表面正从“可控器件”迈向具有感知-响应闭环的“物理智能化”. 其价值不再仅是“控制电磁波”, 而在于构建一种具备环境感知、不确定性管理、自适应决策以及物理一致性保障的电磁系统框架. 未来的通信、感知、无人系统乃至智慧空间, 都可能将智能超表面作为不可或缺的基础设施, 其应用边界也将随技术体系的成熟而不断外延.

2 超材料智能

“智能超材料”主要体现为利用人工智能辅助结构设计、调控策略与系统控制; 而“超材料智能”, 又称类脑超材料(neuro-metamaterials), 则代表了智能电磁系统甚至是AI计算领域的一次范式跃迁^[5,85]. 在这一方向中, 深度学习不再仅作为外部算法工具, 而是向微结构、电磁波传播及相应器件的功能求助, 使超材料本

身成为一种具备内在计算能力的类神经系统(图5), 进行计算加速^[86]. 类脑超材料的工作流程并非简单的“输入—输出”映射, 而是通过结构设计、波传播与反馈机制共同构成的物理计算链路. 输入电磁信号在多层或非均匀超材料中传播时, 其幅度、相位与模式分布被逐级调制, 实现等效加权与非线性映射; 随后, 经由结构耦合或外部反馈形成稳定输出状态, 对应分类、识别或决策结果. 该过程无需传统电子乘加运算, 其计算能力直接由电磁传播物理实现, 使系统具备低时延、高并行度与能效优势. 不同应用场景下, 通过调节结构参数或反馈策略, 可在同一物理平台上实现多种功能复用.

该思想源于对深度神经网络计算本质的重新审视: 在传统电子实现中, 矩阵乘法与非线性激活由硅基芯片执行, 连接权重通过梯度下降进行优化; 而在类脑超材料中, 亚波长单元的空间排布及其电磁响应特性共

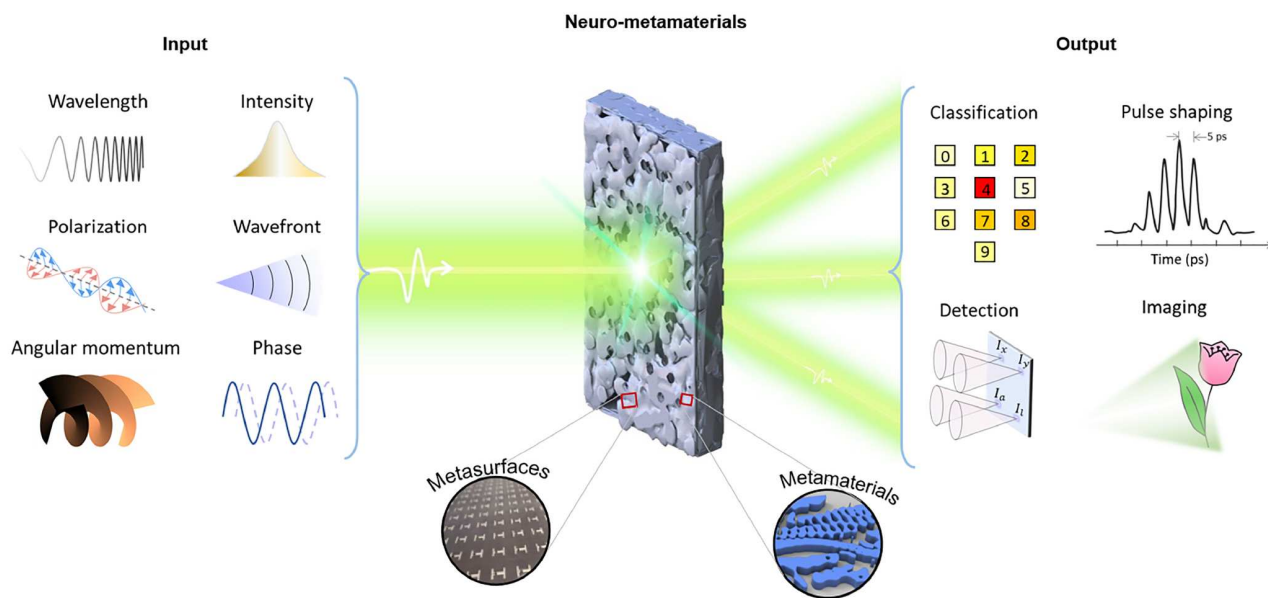


图5 类脑超材料的架构。该图展示了从输入光场(波长、强度、偏振、角动量、相位、波前)到输出任务(分类、成像、识别、脉冲整形)的完整信息处理链条

Figure 5 Schematic diagram of the workflow of brain metamaterials. This figure shows the complete information processing chain from the input light field (wavelength, intensity, polarization, angular momentum, phase, wavefront) to the output task (classification, imaging, recognition, pulse shaping)

同构成了可编程的“物理权重”，光场或电磁波在自由空间或介质中的传播过程天然完成了线性变换(如卷积或全连接运算)，而材料的非线性响应或后处理检测机制则模拟了激活函数的作用，最终的输出场分布直接对应神经网络的推理结果。利用庞大的透镜和滤镜系统完成信号处理任务就是最简单的光学类比计算的例子，使用凸透镜对置于焦平面上的任意图像进行傅里叶变换，基于傅里叶光学的此类模拟信号处理器速度更快，因为光速远大于电子的漂移速度^[87]。而在此系统的基础上，更加灵活的超材料提供了一个多功能且微型化的平台，能够将处理系统规模大幅缩小至波长尺度，并支持多种功能性处理器。由此，原本需由GPU耗时执行的大规模并行计算，可在电磁波穿越超材料的瞬间以接近光速完成，同时具备极低能耗与高度并行性。更重要的是，此类计算无需依赖电子信号转换，而是直接在物理结构中实现信息处理，使得超材料从被动的“可控器件”转变为自主的“可计算系统”^[88,89]。

因此，类脑超材料的本质并非简单的可调谐光子器件，而是一种能够执行前馈推理、时序响应、非线性映射与并行处理的人工神经系统的物理化身。从更广义的系统视角看，这类研究并非旨在替代通用电子

计算平台，而是通过将特定信息处理任务直接映射到电磁传播与结构响应过程中，缩短算法决策与物理执行之间的距离，形成真正的电磁智能体。它标志着研究者的关注从向AI求助的“人工智能赋能超材料”逐步移向为AI赋能的“超材料实现人工智能”的根本转变。本节将围绕“物理基础层—系统协同层—应用拓展层”的三层架构，系统阐述类脑超材料的研究进展，揭示其从结构设计、算法融合到实际应用的完整演进路径，最终推动信息物理智能体的高速并行处理、低功耗推理与物理内生计算。

2.1 物理基础: 类脑计算的多元物理机制

类脑超材料之所以能够超越传统调控器件，成为具备内在智能的物理系统，根本在于其物理实现机制已从单一的线性响应拓展为涵盖可调谐性、非线性与多自由度复用的综合体系^[90]。这一转变使得超材料不仅能够模拟神经网络中的线性层，还能实现激活、门控、记忆乃至动态演化等类脑功能，从而在物理层面完整复现人工神经网络的核心计算范式。

线性变换是类脑超材料的基础能力，通过亚波长单元的空间排布与相位编码，超表面可在透射或反射过程中对入射场执行加权叠加、空间卷积或傅里叶变

换等操作,而自由空间传播本身则天然对应矩阵乘法.早期的衍射式神经网络(D²NN)即利用多层静态衍射屏构建前馈网络^[88,91],在毫米波或太赫兹频段实现了无源分类与成像.然而,纯线性系统缺乏非线性激活机制,无法解决线性不可分问题,限制了其表达能力.

非线性是突破线性瓶颈的核心,需要指出的是,类脑超材料中所涉及的“非线性响应”并非单一物理机制的结果,而通常来源于多种因素的协同作用.一类非线性源于结构层面的波动耦合与多层干涉,即使在线性材料条件下也可形成非线性映射关系^[92];第二类来自材料本征非线性特性,如光学克尔效应(Kerr)、相变材料或二维材料引入的非线性响应^[93];第三类则通过外部可调单元或反馈回路引入等效非线性,例如二极管、变容器件或增益反馈电路等^[94].当前类神经元行为通常体现为上述机制在系统层面的综合效果.当超表面集成Kerr介质、相变材料(如VO₂)或二维半导体时^[95],输出场对输入强度的依赖关系被引入,从而在物理层面模拟神经元的阈值行为^[96,97].例如,石墨烯基超表面在近红外波段可实现光强触发的散射突变,形成类似ReLU的“光控开关”^[98];微波频段则可通过加载变容二极管的谐振单元,利用偏置电压调控 Q 值与增益,产生可控非线性^[29].与传统神经网络依赖数字电路实现非线性不同,类脑超材料中的非线性本身即源于材料响应、结构耦合或外部调控单元的物理机制.这种“计算即物理过程”的特性,使得超材料体系天然具备高并行度与低功耗优势,也进一步强化了其作为物理智能实体的系统级潜力.

动态可重构性则赋予系统训练与演化能力,数字编码超表面通过MEMS、液晶或电致变色材料实现毫秒级相位刷新,使“物理权重”可实时更新^[99,100].多自由度复用技术大幅提升了信息承载能力,通过同时调制波长、偏振、轨道角动量或入射角,单一超表面可并行执行多个独立任务^[101].扭曲衍射网络利用空间扰动耦合不同模式,在同一结构中存储多幅全息图^[102];偏振复用设计则可对左右旋圆偏振光分别编码^[103].这种高维编码虽增加了设计复杂度,却为多任务学习与安全通信开辟了新维度.

这些内禀物理特性的引入,使得超材料系统在无需复杂外部控制的情况下,能够在特定条件下表现出更高阶的响应关联性,为调控与信息处理的智能协同提供了物理层支撑.综上,类脑超材料的物理基础已从静态线性平台发展为融合非线性、可调谐性与多路复

用的综合体系.正是这三者的协同,使得电磁波在穿越材料的过程中不仅能完成线性投影,还能经历激活、选择、记忆与反馈,最终实现“结构即网络,传播即计算”的类脑智能范式.从系统视角看,这些多元物理机制为超材料系统提供了可演化的内部状态空间,使其不仅能够执行外部指令,还可在物理层面对输入信息进行变换与表征,是构建超材料内生计算能力的关键基础,解决智能系统如何在物理层面存储、变换和演化信息的问题.

2.2 算法协同:超材料智能的精准构造

类脑超材料的目标并非仅仅在给定目标响应下寻得一个满足条件的结构——那是传统逆向设计所解决的问题.相反,这一领域的核心课题是如何借助算法与可编程物理机制,将材料构造成能够担任特定算子或功能模块的执行角色,并具备记忆、门控、非线性及稳定性的物理计算载体,使超材料系统能够在物理层面组织和调度计算能力,完成具有实际意义的信息处理任务,构建可被编程和调度的物理计算单元集合体.它们需要直接将算符、动力学、可训练参数与物理可实现性耦合起来,保证材料在物理传播过程中能实现预期的矩阵运算、激活函数与时序动力学.通过端到端训练、物理可微建模或在线调节策略,算法直接作用于结构参数、耦合关系或调制规则,使超材料在物理传播过程中完成特定映射任务.这一过程本质上是将抽象的计算目标转译为可由物理系统实现的传播与响应模式.

物理约束下的拓扑/拓扑优化类算法以麦克斯韦方程为硬约束,通过灵活的设计参数化和梯度下降在高维结构空间内搜索,使材料本身逼近一个线性或弱非线性算子(例如某种矩阵乘法、卷积核等)^[104].与传统拓扑优化主要关注频谱特性或场分布等静态指标不同,计算化拓扑优化更强调结构在多个输入态下所体现的整体输入-输出映射关系.相关研究通过将这一功能性目标嵌入以麦克斯韦方程为约束的可微传播框架中,实现了对光学逻辑与算子行为的直接物理构造(图6(a))^[105].专门设计的纳米光子结构可以将编码为复杂数学函数的输入波形进行处理并完成函数的计算,为开发基于芯片的模拟光学计算机和计算元件提供了途径.这种“算子优先”的拓扑优化可产生高度非直观但在物理上可实现的运算单元,适用于需要高保真线性变换的光子矩阵运算器件^[106].机器学习的引入显著

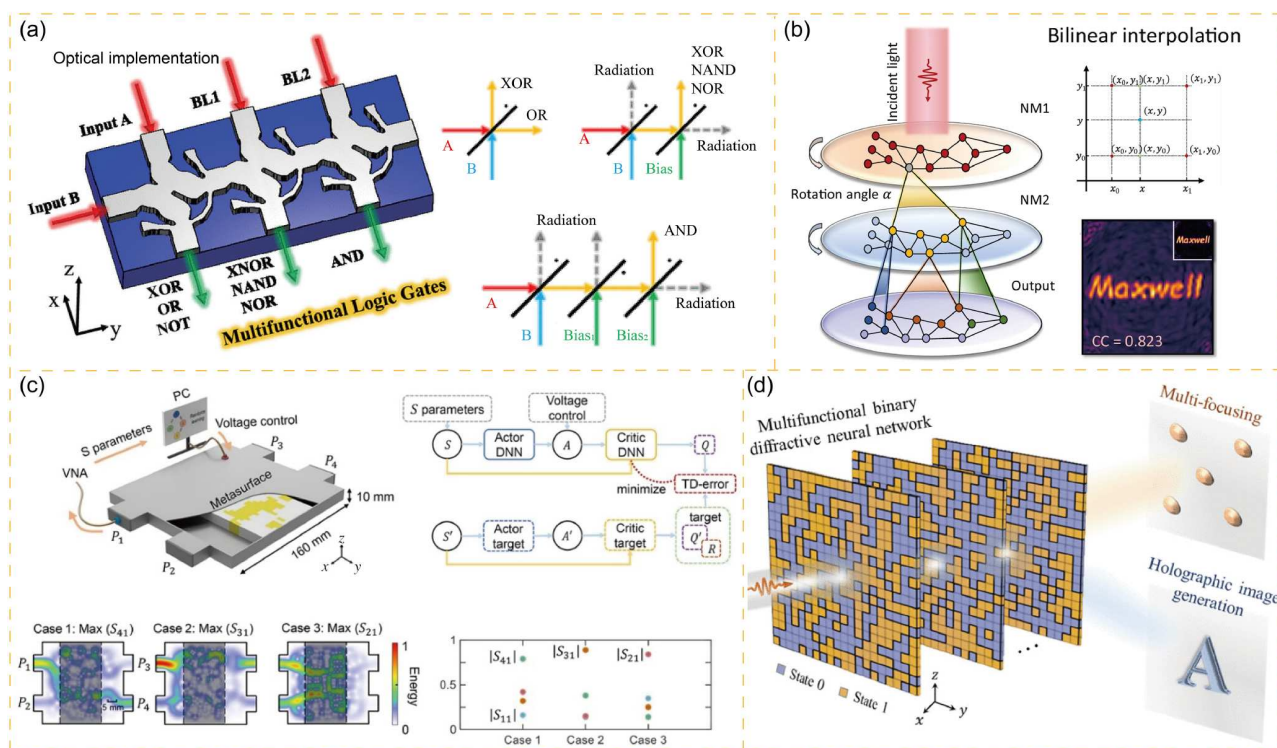


图6 超材料智能的研究进展. (a) 利用拓扑优化框架实现全光逻辑门^[105]; (b) 扭曲衍射神经网络实现超高密度全息存储^[102]; (c) 在线强化学习的可重构矩阵运算器^[64]; (d) 二元级联衍射网络^[110]

Figure 6 Research progress in metamaterial intelligence. (a) Implement all-optical logic gates using a topology optimization framework^[105]; (b) twisted diffraction neural network for ultra-high density holographic storage^[102]; (c) reconfigurable matrix arithmetic unit for online reinforcement learning^[64]; (d) binary cascaded diffraction network^[110]

提升了效率, 变分自编码器(VAE)与生成对抗网络(GAN)可学习结构-响应间的高维映射, 在未见任务下快速生成可行解^[107]; 而嵌入物理约束的代理模型则有效缓解了“仿真-实物”之间的域偏移问题^[108]. 随着光学计算需求的提升, 生成式与非相关传播模型成为扩展功能容量的重要手段. 尤其是扭曲衍射神经网络(图6(b))^[102], 通过引入无相关结构与多旋转角度耦合, 使单一器件支持多维度全息复用, 极大拓展了光学计算与存储的容量上限. 这类生成式模型通过对非平稳传播路径的编码, 实现了传统DNN难以覆盖的物理非线性映射. 而对于动态场景, 静态逆向设计显然不足, 在线学习与强化学习(reinforcement learning, RL)促进了超材料智能的自适应调控. 此类算法将超材料视为智能中枢, 利用环境交互(探测到的散射、链路质量等)作为奖励信号, 实时更新控制策略或权重. 与静态逆向设计不同, RL强调策略演化与探索——例如在动态隐身或多用户资源分配中, RL能在无完备先验的情况下在线学习最优动作序列(图6(c))^[64]. 这种方法使器

件具备“可演化”与长期自适应能力, 是构建可持续运行物理智能系统的核心. 此类方法虽依赖大量试错, 却使超材料具备在线学习与策略演化能力, 迈向“可演化硬件”^[57,109]. 离散衍射网络(图6(d))^[110]展示了物理层神经网络的另一种路径: 通过可切换的二元状态与多层透射式结构, 系统可以在不同模式之间快速重构, 实现多功能光学计算. 它将硬件态函数化, 使超材料具备类似语义层级的“模式切换”能力, 是从结构化光学向可编程深度网络的关键跃迁.

算法不再是设计工具, 而成为定义超材料智能属性的核心机制, 使材料从被动响应体跃迁为具备计算与决策能力的“物理智能单元”. 拓扑优化提供高精度物理解, 机器学习实现高效泛化解, 强化学习赋予环境交互能力——共同构成了类脑超材料的“算法协同层”. 算法协同层在超材料智能中承担着将计算任务嵌入物理结构的角色, 使得类脑功能不再依赖传统电子硬件, 而是以内生于材料与传播过程的方式得以实现, 赋予超材料智能功能组织与计算结构成形的能力.

2.3 应用拓展: 高效计算推理

随着类脑超材料在物理计算与结构组织方面的不断发展, 其应用已从原理验证逐步扩展至具备实际任务意义和系统级智能的信息推理与处理场景. 超材料能够在光学与微波通道中直接执行推理、识别、存储、逻辑运算与智能交互, 形成了覆盖多频段、多尺度、多任务的“物理计算生态”. 这种基于超材料物理过程的计算方式, 为突破传统电子计算在速度与功耗上的限制提供了新的可能, 进一步使虚拟智能体走向具有物理实现的任务表现与外显智能行为的新阶段.

在光场生成方面, 神经超材料系统(图7(a))^[86]通过在两层多模式超表面上构建空间特征映射, 可将兔子的动作序列转换为多个对象的动态全息视频, 实现了基于纯物理传播的时序建模能力. 相比传统计算全息, 该方法无需电子计算资源, 为未来的光速增强现实技术(augmented reality, AR)、沉浸显示与光物联网奠定基础^[111]. 在光速逻辑运算方面, 衍射神经网络逻辑门(图7(b))^[112]利用平面波作为输入, 通过多层衍射网络实现“与、或、异或”等逻辑操作. 该体系突破了电子逻辑的带宽限制, 为构建新型光子化计算核心提供了可能. 在高速智能感知场景中, 无扫描3D识别系统(图7(c))^[113]利用先验衍射网络实时校正多种畸变, 使系统在手势识别、动作捕捉等任务中无需扫描即可实现全向感知. 其结构开放、能耗低, 适用于机器人、虚拟现实(virtual reality, VR)输入端与动态光学监测. 而如图7(d)^[114]所示, 可编程多层全空间非线性神经网络能实现纳秒级的延迟, 在图像分类和实时人体姿态识别任务中展现出卓越的分类能力, 以低延迟、高速、低功耗和灵活的非线性激活为特点, 在安全筛查、医疗康复、人机交互及众多其他领域具有巨大潜力. 更进一步, 可编程人工智能机的提出标志着类脑超材料进入系统集成时代. 由多层透射式可调编码超表面与FPGA协同运行的全衍射式深度神经网络可实时调节网络权重, 并在图像识别、RL控制、通信信道编解码中实现光速推理, 是迈向“空间化光子AI芯片”的关键示范^[115]. 在更底层的电磁结构层面, 智能超材料不仅能够实现空间大尺度协同推理, 还可以通过紧凑、可编程的物理单元实现“片上神经计算”. 基于表面等离子体结构的可编程神经网络, 为微波频段提供了一种全新的物理计算基底. 通过在平行耦合的人工表面极化激元单元中嵌入变容二极管, 其“突触权值”可直接

由加在单元上的偏置电压进行编程; 同时, 通过在输出端检测入射强度并反馈至放大器, 可在物理层面实现可调激活函数, 从而构建真正意义上的“全模拟神经元”^[116]. 从系统角度看, 这类研究并非意在构建通用计算平台, 而是在特定任务约束下, 将部分信息处理过程直接映射到电磁传播与结构响应之中, 从而减少物理过程与算法决策之间的接口与时延, 为构建具备计算与推理能力的超材料高效信息处理系统提供了现实路径.

综上所述, 类脑超材料的应用已超越单一功能演示, 进入系统级集成阶段. 其已逐步跳出“功能器件”的范畴, 成为计算、通信、感知、存储与智能交互的统一物理平台, 其最终形态将可能演化为未来空间智能基础设施的核心构件, 将人工智能的计算范式“落地于物理世界”, 使电磁硬件具备主动决策与环境交互的能力. 这一趋势预示着一个新时代的到来: 电磁系统不再只是工具, 而是智能环境的一部分, 是智能社会的重要参与者.

3 结语

智能超材料与超材料智能的发展正逐步从功能叠加走向系统协同, 其核心挑战也相应转向如何在物理约束下实现调控、信息处理与系统集成之间的高效耦合. 这一转变标志着超材料系统开始从单一功能器件演进为具备感知、响应与决策能力的超材料智能体雏形. 未来的超材料智能体系亟需引入在线学习与持续演化机制, 使其能够在运行过程中根据环境扰动、任务变化及器件状态自适应更新调控策略, 从而突破传统离线设计与静态控制范式的局限.

数据与物理之间的脱节已成为制约超材料智能发展的关键瓶颈. 尽管端到端训练在仿真中表现优异, 但高维全波仿真成本极高, 导致训练集稀疏且偏向特定工况; 而神经网络对电磁场的非局域性、色散效应和边界依赖建模能力有限, 常在实物验证时出现严重性能衰减. “跨域一致性”并非仅指训练数据与真实物理系统之间的偏差问题, 而是一个更具工程内涵的综合概念. 其一体现在仿真数据、训练模型与真实电磁响应之间的一致性; 其二也涉及器件制造误差、参数漂移及批次可重复性对模型有效性的影响; 其三还包括算法输出与硬件执行之间在时间尺度和物理约束上的匹配问题. 这些因素共同决定了超材料智能系统能否在真实环境中实现稳定、可预测的感知与响应行为.

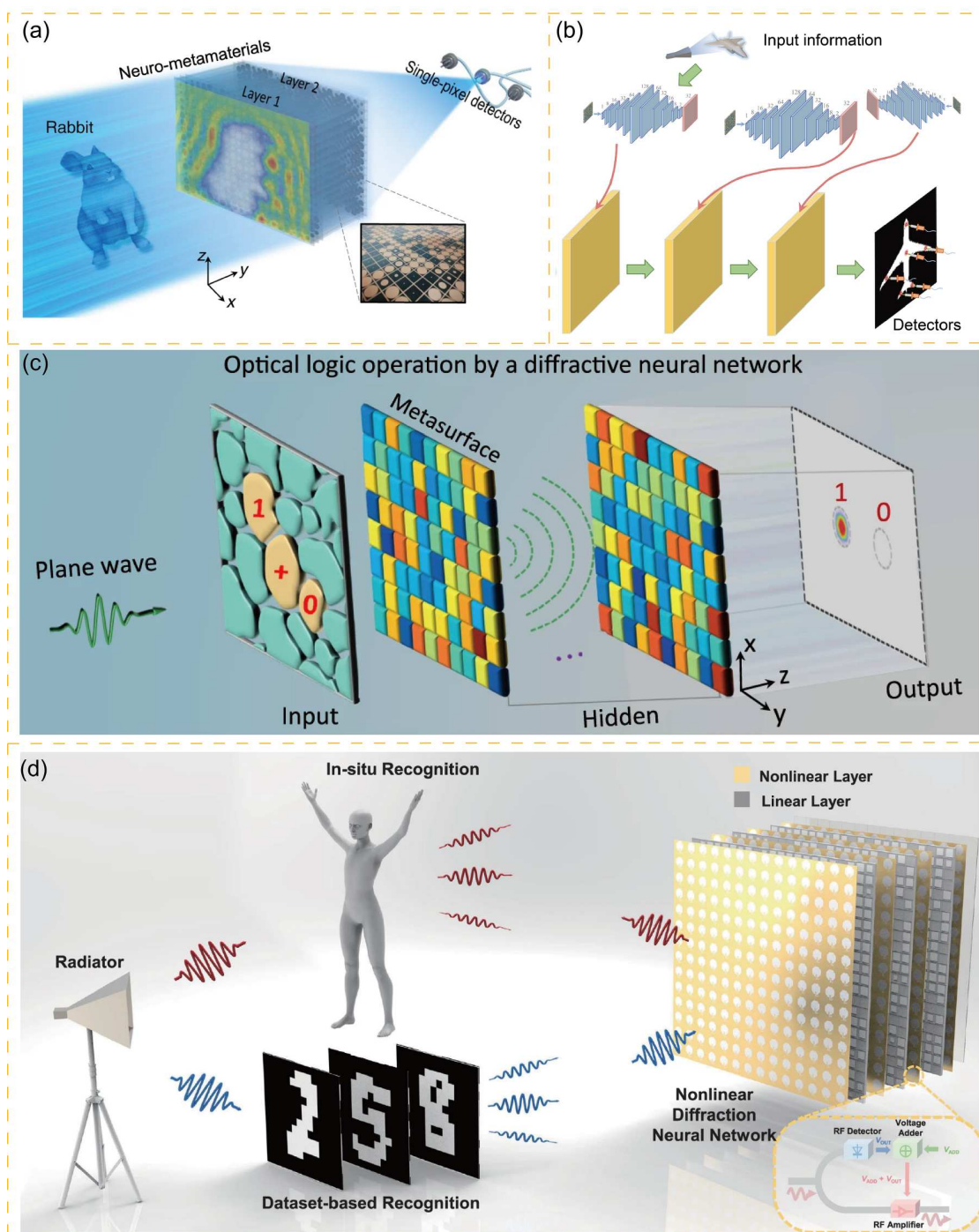


图7 超材料智能的应用. (a) 动态神经超材料的光场幻象生成^[86]; (b) 基于衍射神经网络的光学逻辑操作^[112]; (c) 先验衍射网络实现3D目标的全向识别与畸变校正^[113]; (d) 多层非线性衍射神经网络实现实时图像与姿势识别^[114]

Figure 7 Applications of metamaterial intelligence. (a) Generation of light field illusions for dynamic neural metamaterials^[86]; (b) optical logic operations based on diffraction neural networks^[112]; (c) prior diffraction network for omnidirectional recognition and distortion correction of 3D targets^[112]; (d) real-time image and posture recognition using multi-layer nonlinear diffraction neural networks^[114]

尤其在类脑超材料中，微小的制造偏差经非线性传播后可能被放大，使系统鲁棒性大打折扣。目前所谓“可

微设计”，多数仍依赖简化传播模型，距离真实物理尚有差距。其次，逆向设计仍陷于“黑箱困境”。算法能给

出高性能结构,却无法解释为何有效.研究员们尝试将 Kramers–Kronig 关系或能量守恒作为约束,以提升结果合理性,逐步形成普适的可解释框架.只有建立几何、耦合与计算行为之间的映射理论,才能使得智能超材料脱离“试错工具”的定位.器件层面的瓶颈则更为现实,光学频段内缺乏高速、低损耗、强非线性的可调材料,而现有液晶或相变方案响应慢、效率低,依赖非线性光调制的结构能耗大;大规模数字编码阵列则受制于串扰、功耗与控制复杂度.更关键的是,当前多数系统仍停留在孤立演示阶段,缺乏与传感、通信或控制体系的协同接口,限制了超材料智能化向工程化系统的扩展.

类脑超表面系统、扭曲衍射网络等初步工作已证明,材料可在无外部干预下实现简单自适应,但这离

“自组织智能”仍有巨大鸿沟.因此,为实现“全物理智能”系统,需逐步达成超表面与智能的融合发展:发展物理可信的小样本设计方法、构建具备基础非线性与记忆能力的光子神经元单元、探索与现有通信或成像系统的混合架构.从更宏观的视角看,智能超材料与超材料智能的融合正在推动一种全新的超材料智能体形态的形成.在这一范式中,物理空间不再只是信息传输的通道,而成为信息处理与决策的载体.真正具有工程价值的突破,或许并不在于构建更复杂的“物理神经网络”,而在于厘清哪些智能功能必须由物理实现,哪些仍需电子系统协同完成.其长期目标并非复现电子人工智能的全部能力,而是在电磁调控与感知任务中形成具备不可替代优势的系统级实体智能,从而推动超材料技术从实验室演示迈向可部署的工程体系.

参考文献

- Shelby R A, Smith D R, Schultz S. Experimental verification of a negative index of refraction. *Science*, 2001, 292: 77–79
- Pendry J B. Negative refraction makes a perfect lens. *Phys Rev Lett*, 2000, 85: 3966–3969
- Pendry J B, Schurig D, Smith D R. Controlling electromagnetic fields. *Science*, 2006, 312: 1780–1782
- Schurig D, Mock J J, Justice B J, et al. Metamaterial electromagnetic cloak at microwave frequencies. *Science*, 2006, 314: 977–980
- Silva A, Monticone F, Castaldi G, et al. Performing mathematical operations with metamaterials. *Science*, 2014, 343: 160–163
- Qian C, Lin X, Yang Y, et al. Multifrequency superscattering from subwavelength hyperbolic structures. *ACS Photonics*, 2018, 5: 1506–1511
- Huang C, Zappone A, Alexandropoulos G C, et al. Reconfigurable intelligent surfaces for energy efficiency in wireless communication. *IEEE Trans Wireless Commun*, 2019, 18: 4157–4170
- Rasmus E. J, Samel A. All-dielectric cylindrical metasurfaces for enhanced directional scattering. *Prog Electromagn Res*, 2025, 183: 1–8
- Qian C, Yang Y, Hua Y, et al. Breaking the fundamental scattering limit with gain metasurfaces. *Nat Commun*, 2022, 13: 4383
- LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. *Nature*, 2015, 521: 436–444
- Qian C, Tian L, Chen H. Progress on intelligent metasurfaces for signal relay, transmitter, and processor. *Light Sci Appl*, 2025, 14: 93
- Li W, Ma Q, Liu C, et al. Intelligent metasurface system for automatic tracking of moving targets and wireless communications based on computer vision. *Nat Commun*, 2023, 14: 989
- Li L, Zhao H, Liu C, et al. Intelligent metasurfaces: control, communication and computing. *eLight*, 2022, 2: 7
- Qian C, Chen H. A perspective on the next generation of invisibility cloaks—Intelligent cloaks. *Appl Phys Lett*, 2021, 118: 180501
- Ozdogan O, Bjornson E, Larsson E G. Intelligent reflecting surfaces: physics, propagation, and pathloss modeling. *IEEE Wireless Commun Lett*, 2019, 9: 581–585
- Zhang X G, Sun Y L, Yu Q, et al. Smart Doppler cloak operating in broad band and full polarizations. *Adv Mater*, 2021, 33: 2007966
- Hegde R S. Deep learning: a new tool for photonic nanostructure design. *Nanoscale Adv*, 2020, 2: 1007–1023
- So S, Badloe T, Noh J, et al. Deep learning enabled inverse design in nanophotonics. *Nanophotonics*, 2020, 9: 1041–1057
- Huan-Chu H, Jie W, Shuang C, et al. Antenna-on-Display (AoD) for wireless mobile devices: retrospect and prospect. *Prog Electromagn Res*, 2025, 183: 91–106
- Qian C, Kaminer I, Chen H. A guidance to intelligent metamaterials and metamaterials intelligence. *Nat Commun*, 2025, 16: 1154
- Waldrop M M. The chips are down for Moore’s law. *Nature*, 2016, 530: 144–147
- Wu B, Zhang W, Zhou H, et al. Chip-to-chip optical multimode communication with universal mode processors. *Photonix*, 2023, 4: 37
- Caulfield H J, Dolev S. Why future supercomputing requires optics. *Nat Photon*, 2010, 4: 261–263
- Zhou H, Dong J, Cheng J, et al. Photonic matrix multiplication lights up photonic accelerator and beyond. *Light Sci Appl*, 2022, 11: 30
- Liu J, Wu Q, Sui X, et al. Research progress in optical neural networks: theory, applications and developments. *Photonix*, 2021, 2: 5
- Fu T, Zhang J, Sun R, et al. Optical neural networks: progress and challenges. *Light Sci Appl*, 2024, 13: 263

- 27 Sun A, Xing S, Deng X, et al. Edge-guided inverse design of digital metamaterial-based mode multiplexers for high-capacity multi-dimensional optical interconnect. *Nat Commun*, 2025, 16: 2372
- 28 Saifullah Y, Wu N, Wang H, et al. Deep learning in metasurfaces: from automated design to adaptive metadevices. *Adv Photon*, 2025, 7: 034005
- 29 Zhu X, Qian C, Li E, et al. Negative conductivity induced reconfigurable gain metasurfaces and their nonlinearity. *Phys Rev Lett*, 2024, 133: 113801
- 30 Yao Y, Shankar R, Kats M A, et al. Electrically tunable metasurface perfect absorbers for ultrathin mid-infrared optical modulators. *Nano Lett*, 2014, 14: 6526–6532
- 31 Xu Q, Su X, Zhang X, et al. Mechanically reprogrammable Pancharatnam–Berry metasurface for microwaves. *Adv Photon*, 2022, 4: 016002
- 32 Saifullah Y, Wang H, Qian C, et al. Metamaterials for water waves: theory, design, and applications. *Adv Funct Mater*, 2026, 36: e21623
- 33 Lu H, Zhao J, Zheng B, et al. Eye accommodation-inspired neuro-metasurface focusing. *Nat Commun*, 2023, 14: 3301
- 34 Wen E, Yang X, Sievenpiper D F. Real-data-driven real-time reconfigurable microwave reflective surface. *Nat Commun*, 2023, 14: 7736
- 35 Guo T, Zhang Z, Lin Z, et al. Durable and programmable ultrafast nanophotonic matrix of spectral pixels. *Nat Nanotechnol*, 2024, 19: 1635–1643
- 36 Hosseini P, Wright C D, Bhaskaran H. An optoelectronic framework enabled by low-dimensional phase-change films. *Nature*, 2014, 511: 206–211
- 37 Wu X Y, Feng H Y, Wan F, et al. An ultrathin, fast-response, large-scale liquid-crystal-facilitated multi-functional reconfigurable metasurface for comprehensive wavefront modulation. *Adv Mater*, 2024, 36: 2402170
- 38 Arbabi E, Arbabi A, Kamali S M, et al. MEMS-tunable dielectric metasurface lens. *Nat Commun*, 2018, 9: 812
- 39 Jia Y, Fan Z, Qian C, et al. Dynamic inverse design of broadband metasurfaces with synthetical neural networks. *Laser Photonics Rev*, 2024, 18: 2400063
- 40 Chen J, Qian C, Zhang J, et al. Correlating metasurface spectra with a generation-elimination framework. *Nat Commun*, 2023, 14: 4872
- 41 Malkiel I, Mrejen M, Nagler A, et al. Plasmonic nanostructure design and characterization via Deep Learning. *Light Sci Appl*, 2018, 7: 60
- 42 Zhao J, Zhang H, Chong M Z, et al. Deep-learning-assisted simultaneous target sensing and super-resolution imaging. *ACS Appl Mater Interfaces*, 2023, 15: 47669–47681
- 43 Cheng J, Li R, Wang Y, et al. Inverse design of generic metasurfaces for multifunctional wavefront shaping based on deep neural networks. *Optics Laser Tech*, 2023, 159: 109038
- 44 An S, Zheng B, Shalaginov M Y, et al. Deep convolutional neural networks to predict mutual coupling effects in metasurfaces. *Adv Opt Mater*, 2022, 10: 2102113
- 45 Sajedian I, Kim J, Rho J. Finding the optical properties of plasmonic structures by image processing using a combination of convolutional neural networks and recurrent neural networks. *Microsyst Nanoeng*, 2019, 5: 27
- 46 Li Q, Zhang D, Yan K. A solar irradiance forecasting framework based on the CEE-WGAN-LSTM model. *Sensors*, 2023, 23: 2799
- 47 Deng W, Xu Z, Wang J, et al. Long short-term memory neural network for directly inverse design of nanofin metasurface. *Opt Lett*, 2022, 47: 3239–3242
- 48 Yan R, Wang T, Jiang X, et al. Efficient inverse design and spectrum prediction for nanophotonic devices based on deep recurrent neural networks. *Nanotechnology*, 2021, 32: 335201
- 49 Hughes T W, Williamson I A D, Minkov M, et al. Wave physics as an analog recurrent neural network. *Sci Adv*, 2019, 5: eaay6946
- 50 Wu N, Jia Y, Qian C, et al. Pushing the limits of metasurface cloak using global inverse design. *Adv Opt Mater*, 2023, 11: 2202130
- 51 Zhen Z, Qian C, Jia Y, et al. Realizing transmitted metasurface cloak by a tandem neural network. *Photon Res*, 2021, 9: B229
- 52 Ma W, Cheng F, Xu Y, et al. Probabilistic representation and inverse design of metamaterials based on a deep generative model with semi-supervised learning strategy. *Adv Mater*, 2019, 31: 1901111
- 53 Bond-Taylor S, Leach A, Long Y, et al. Deep generative modelling: a comparative review of VAEs, GANs, normalizing flows, energy-based and autoregressive models. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2022, 44: 7327–7347
- 54 Liu Z, Zhu D, Rodrigues S P, et al. Generative model for the inverse design of metasurfaces. *Nano Lett*, 2018, 18: 6570–6576
- 55 Xiao C, Wu N, Hong Z, et al. Intelligent adaptive broadband metasurface with multilayer generative network. *Adv Theor Sim*, 2025, 8: e01063
- 56 Lin P, Qian C, Zhang J, et al. Enabling intelligent metasurfaces for semi-known input. *PIER*, 2023, 178: 83–91
- 57 Zhu R, Qiu T, Wang J, et al. Phase-to-pattern inverse design paradigm for fast realization of functional metasurfaces via transfer learning. *Nat Commun*, 2021, 12: 2974
- 58 Wu N, Qian C, Wang Z, et al. Accelerating cross-scenario metasurface adaptability with plug-and-play kernel. *Adv Funct Mater*, 2025, 35: 2502678
- 59 Zhang J, Qian C, Fan Z, et al. Heterogeneous transfer-learning-enabled diverse metasurface design. *Adv Opt Mater*, 2022, 10: 2200748
- 60 Fan Z, Qian C, Jia Y, et al. Transfer-learning-assisted inverse metasurface design for 30% data savings. *Phys Rev Appl*, 2022, 18: 024022
- 61 Huang C, Jia Y, Li M, et al. Attention-guided transfer learning for robust cross-frequency metasurfaces design. *Laser Photonics Rev*, 2026, 20:

e02298

- 62 Lu H, Zhu R, Wang C, et al. Soft actor–critic-driven adaptive focusing under obstacles. *Materials*, 2023, 16: 1366
- 63 Badloe T, Kim I, Rho J. Biomimetic ultra-broadband perfect absorbers optimised with reinforcement learning. *Phys Chem Chem Phys*, 2020, 22: 2337–2342
- 64 Wang Z, Chen M, Qian C, et al. Reconfigurable matrix multiplier with on-site reinforcement learning. *Opt Lett*, 2022, 47: 5897
- 65 Jia Y, Qian C, Fan Z, et al. A knowledge-inherited learning for intelligent metasurface design and assembly. *Light Sci Appl*, 2023, 12: 82
- 66 You G, Qian C, Tan S, et al. Driving deep-learning-based metasurface design with Kramers-Kronig relations. *Phys Rev Appl*, 2024, 22: L041002
- 67 Sol J, Prod'homme H, Le Magoarou L, et al. Experimentally realized physical-model-based frugal wave control in metasurface-programmable complex media. *Nat Commun*, 2024, 15: 2841
- 68 Zhang J, Qian C, You G, et al. Harnessing the missing spectral correlation for metasurface inverse design. *Adv Sci*, 2024, 11: 2308807
- 69 Li S, Li S, Liu J, et al. A compact tunable microstrip bandpass filter with tuning range and bandwidth enhancement. *PIER Lett*, 2023, 111: 103–110
- 70 Zhang J, Qian C, Chen J, et al. Uncertainty qualification for metasurface design with amendatory Bayesian network. *Laser Photonics Rev*, 2023, 17: 2200807
- 71 Qian C, Zheng B, Shen Y, et al. Deep-learning-enabled self-adaptive microwave cloak without human intervention. *Nat Photonics*, 2020, 14: 383–390
- 72 Qian C, Jia Y, Wang Z, et al. Autonomous aeroamphibious invisibility cloak with stochastic-evolution learning. *Adv Photon*, 2024, 6: 016001
- 73 Jia Y, Qian C, Fan Z, et al. *In situ* customized illusion enabled by global metasurface reconstruction. *Adv Funct Mater*, 2022, 32: 2109331
- 74 Wang Z, Qian C, Lin P, et al. 3D intelligent cloaked vehicle equipped with thousand-level reconfigurable full-polarization metasurfaces. *Adv Mater*, 2024, 36: 2400797
- 75 Wu B, Qian C, Wang Z, et al. MetaSeeker: sketching an open invisible space with self-play reinforcement learning. *Light Sci Appl*, 2025, 14: 211
- 76 Shi Y, Cao X, Li S, et al. Invisible cloak design and application of metasurfaces on microwave absorption and RCS reduction. In: Li L, Shi Y, Cui T J, eds. *Electromagnetic Metamaterials and Metasurfaces: From Theory to Applications*. Singapore: Springer Nature, 2024. 287–350
- 77 Cai T, Zheng B, Lou J, et al. Experimental realization of a superdispersion-enabled ultrabroadband terahertz cloak. *Adv Mater*, 2022, 34: 2205053
- 78 Hua Y, Qian C, Chen H, et al. Experimental topology-optimized cloak for water waves. *Mater Today Phys*, 2022, 27: 100754
- 79 Trichopoulos G C, Theofanopoulos P, Kashyap B, et al. Design and evaluation of reconfigurable intelligent surfaces in real-world environment. *IEEE Open J Commun Soc*, 2022, 3: 462–474
- 80 Zhang L, Chen M Z, Tang W, et al. A wireless communication scheme based on space- and frequency-division multiplexing using digital metasurfaces. *Nat Electron*, 2021, 4: 218–227
- 81 Hu Q, Zhao J, Chen K, et al. An intelligent programmable omni-metasurface. *Laser Photonics Rev*, 2022, 16: 2100718
- 82 Mu Y, Han J, Xue H, et al. Electromagnetic all-in-one radiation-scattering reconfigurable intelligent metasurface. *Natl Sci Rev*, 2025, 12: nwaf470
- 83 Wu O, Qian C, Fan Z, et al. General characterization of intelligent metasurfaces with graph coupling network. *Laser Photonics Rev*, 2025, 19: 2400979
- 84 Fan Z, Qian C, Jia Y, et al. Homeostatic neuro-metasurfaces for dynamic wireless channel management. *Sci Adv*, 2022, 8: eabn7905
- 85 Khoram E, Chen A, Liu D, et al. Nanophotonic media for artificial neural inference. *Photon Res*, 2019, 7: 823–827
- 86 Qian C, Wang Z, Qian H, et al. Dynamic recognition and mirage using neuro-metamaterials. *Nat Commun*, 2022, 13: 2694
- 87 Cederquist J, Lee S H. Coherent optical feedback for the analog solution of partial differential equations. *J Opt Soc Am*, 1980, 70: 944–953
- 88 Lin X, Rivenson Y, Yardimci N T, et al. All-optical machine learning using diffractive deep neural networks. *Science*, 2018, 361: 1004–1008
- 89 Weng J, Ding Y, Hu C, et al. Meta-neural-network for real-time and passive deep-learning-based object recognition. *Nat Commun*, 2020, 11: 6309
- 90 Reck M, Zeilinger A, Bernstein H J, et al. Experimental realization of any discrete unitary operator. *Phys Rev Lett*, 1994, 73: 58–61
- 91 Veli M, Mengu D, Yardimci N T, et al. Terahertz pulse shaping using diffractive surfaces. *Nat Commun*, 2021, 12: 37
- 92 Luo Y, Zhao Y, Li J, et al. Computational imaging without a computer: seeing through random diffusers at the speed of light. *eLight*, 2022, 2: 4
- 93 Wuttig M, Bhaskaran H, Taubner T. Phase-change materials for non-volatile photonic applications. *Nat Photon*, 2017, 11: 465–476
- 94 Cui T J, Qi M Q, Wan X, et al. Coding metamaterials, digital metamaterials and programmable metamaterials. *Light Sci Appl*, 2014, 3: e218
- 95 Li G, Zhang S, Zentgraf T. Nonlinear photonic metasurfaces. *Nat Rev Mater*, 2017, 2: 17010
- 96 Zuo Y, Li B, Zhao Y, et al. All-optical neural network with nonlinear activation functions. *Optica*, 2019, 6: 1132–1137
- 97 Wang T, Sohoni M M, Wright L G, et al. Image sensing with multilayer nonlinear optical neural networks. *Nat Photon*, 2023, 17: 408–415
- 98 Vermeulen N. Perspectives on nonlinear optics of graphene: opportunities and challenges. *APL Photonics*, 2022, 7: 020901
- 99 Goi E, Chen X, Zhang Q, et al. Nanoprinted high-neuron-density optical linear perceptrons performing near-infrared inference on a CMOS chip. *Light Sci Appl*, 2021, 10: 40

- 100 Gu Z, Ma Q, Gao X, et al. Direct electromagnetic information processing with planar diffractive neural network. *Sci Adv*, 2024, 10: eado3937
- 101 Wang X, Wu J, Wang R, et al. Reconstructing polarization multiplexing terahertz holographic images with transmissive metasurface. *Appl Sci*, 2023, 13: 2528
- 102 Fan Z, Qian C, Jia Y, et al. Holographic multiplexing metasurface with twisted diffractive neural network. *Nat Commun*, 2024, 15: 9416
- 103 Park C, Jeon Y, Rho J. 36-Channel spin and wavelength co-multiplexed metasurface holography by phase-gradient inverse design. *Adv Sci*, 2025, 12: 2504634
- 104 Phan T, Sell D, Wang E W, et al. High-efficiency, large-area, topology-optimized metasurfaces. *Light Sci Appl*, 2019, 8: 48
- 105 He L, Zhang F, Zhang H, et al. Topology-optimized ultracompact all-optical logic devices on silicon photonic platforms. *ACS Photonics*, 2022, 9: 597–604
- 106 Mohammadi Estakhri N, Edwards B, Engheta N. Inverse-designed metastructures that solve equations. *Science*, 2019, 363: 1333–1338
- 107 Zheng L, Karapiperis K, Kumar S, et al. Unifying the design space and optimizing linear and nonlinear truss metamaterials by generative modeling. *Nat Commun*, 2023, 14: 7563
- 108 Zhelyeznyakov M, Frösch J, Wirth-Singh A, et al. Large area optimization of meta-lens via data-free machine learning. *Commun Eng*, 2023, 2: 60
- 109 Liao D, Wang C, Zhu X, et al. Global designed angle-multiplexed metasurface for holographic imaging enabled by the diffractive neural network. *PIER*, 2025, 183: 81–90
- 110 Jia Y, Lu H, Fan Z, et al. High-efficiency transmissive tunable metasurfaces for binary cascaded diffractive layers. *IEEE Trans Antennas Propagat*, 2024, 72: 4532–4540
- 111 Xu Y, Wu B, Jin H, et al. Multimodality image segmentation embedded with metasurface encoder. *Annalen der Physik*, 2024, 536: 2400017
- 112 Qian C, Lin X, Lin X, et al. Performing optical logic operations by a diffractive neural network. *Light Sci Appl*, 2020, 9: 59
- 113 Huang M, Zheng B, Li R, et al. Real-time all-directional 3D recognition and multidistortion correction via prior diffraction neural networks. *Adv Photon*, 2025, 7: 056005
- 114 Ning Y M, Ma Q, Xiao Q, et al. Multilayer nonlinear diffraction neural networks with programmable and fast ReLU activation function. *Nat Commun*, 2025, 16: 10332
- 115 Liu C, Ma Q, Luo Z J, et al. A programmable diffractive deep neural network based on a digital-coding metasurface array. *Nat Electron*, 2022, 5: 113–122
- 116 Gao X, Ma Q, Gu Z, et al. Programmable surface plasmonic neural networks for microwave detection and processing. *Nat Electron*, 2023, 6: 319–328

Summary for “智能超材料与超材料智能的前沿进展”

Frontiers of intelligent metamaterials and metamaterials intelligence

Nanxuan Wu^{1,2,3}, Chao Qian^{1,2,3*} & Hongsheng Chen^{1,2,3*}¹ ZJU-UIUC Institute, State Key Laboratory of Extreme Photonics and Instrumentation, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China² College of Information Science and Electronic Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China³ ZJU-Hangzhou Global Science and Technology Innovation Center, Hangzhou 310027, China* Corresponding authors, E-mail: chaoq@intl.zju.edu.cn; hansomchen@zju.edu.cn

The interaction between artificial intelligence and metamaterials has recently evolved into two bidirectionally coupled research paradigms, namely intelligent metamaterials and metamaterial intelligence. Intelligent metamaterials primarily exploit data-driven algorithms, such as deep learning and reinforcement learning, to enable on-demand inverse design, adaptive electromagnetic modulation, and robust performance optimization under complex environments, thereby accelerating applications in wireless communication, sensing, imaging, and electromagnetic stealth. In contrast, metamaterial intelligence—also referred to as brain-inspired or neuro-metamaterials—aims to embed computation and information processing capabilities directly into the physical structure of metamaterials, treating electromagnetic waves themselves as carriers for computation. By leveraging tunable architectures, intrinsic or effective nonlinearities, and multiplexed degrees of freedom, these systems can perform inference, analysis, and signal processing at the speed of wave propagation within the electromagnetic domain.

Although conceptually distinct, these two directions are deeply interconnected and together drive metamaterials beyond static, single-function components toward a new class of systems with integrated sensing, decision-making, and actuation capabilities, herein referred to as metamaterial intelligent agents. Unlike conventional intelligent systems that rely on centralized digital processors and a sequential “sense–compute–act” workflow, metamaterial intelligent systems emphasize physical-level intelligence, where perception, computation, and modulation are co-localized and executed *in situ* through wave–matter interactions. This paradigm offers inherent advantages in latency, parallelism, and energy efficiency, while enabling tight spatiotemporal coupling between electromagnetic environments and adaptive system responses.

This review adopts a unified “physical mechanisms–algorithmic synergy–system applications” framework to systematically survey recent progress in both intelligent metamaterials and metamaterial intelligence. Key advances in inverse design, programmable and reconfigurable metasurfaces, and learning-assisted electromagnetic control are first reviewed, followed by emerging efforts on brain-inspired metamaterials, photonic neural networks, and space–time–coded metasurfaces that demonstrate computation performed directly by physical structures. Particular attention is paid to clarifying the fundamental differences between algorithm-driven structural optimization and physics-based *in situ* computation, in order to resolve conceptual ambiguities across the field.

Despite rapid development, several challenges hinder the practical realization of metamaterial intelligent agents, including inconsistencies between data-driven models and physical hardware, limited device reconfigurability, fabrication tolerances, and system-level integration constraints. Looking forward, the field must advance toward physically informed few-shot and online learning strategies, as well as tighter co-design of materials, algorithms, and hardware platforms. Ultimately, the convergence of intelligent metamaterials and metamaterial intelligence is expected to establish metamaterials as deployable, task-oriented physical intelligent systems, opening new opportunities for next-generation electromagnetic sensing, communication, imaging, and stealth technologies.

intelligent metamaterial, neuro-metamaterial, inverse design, deep learning, diffraction neural networkdoi: [10.1360/CSB-2025-5852](https://doi.org/10.1360/CSB-2025-5852)