E-mail: jig@aircas.ac.cn
Website: www.cjig.cn
Tel: 010-58887035

中国图象图形学报
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

中图法分类号：　文献标识码：A　文章编号：1006-8961(XXXX)XX-0001-19

论文引用格式：Zhang Teng，Wang Cong，Miao Feng，Yang Yuchao. A review of neuromorphic materials and devices for computing-in-memory applications[J/OL]. Journal of Image and Graphics，XXXX：1-19. DOI：10.11834/jig.260090.（张腾，王聪，缪峰，杨玉超. 面向存算一体的神经形态材料与器件综述[J/OL]. 中国图象图形学报，XXXX：1-19. DOI：10.11834/jig.260090.）[DOI：10.11834/jig.260090]

面向存算一体的神经形态材料与器件综述

张腾[1]，王聪[2]，缪峰[3]，杨玉超[4]

1. 北京大学计算机学院，北京　100871；2. 南京大学物理学院，南京　210093；3. 南京大学智能科学与技术学院，南京　210093；4. 北京大学集成电路学院，北京　100871

摘　要：神经形态计算作为一种受生物神经系统启发的计算范式，旨在通过硬件手段突破传统冯·诺依曼架构的存算分离瓶颈，实现高效、低功耗及大规模并行处理能力。本文综述了面向存算一体应用的神经形态材料与器件的最新研究进展。首先，本文详细探讨了基于不同材料体系的物理机制与器件实现，包括成熟的硅基场效应器件，以及基于忆阻、相变、铁电、自旋和光电效应的新兴材料器件。这些器件利用电阻开关、极化翻转或光电耦合等内禀动力学特性，成功模拟了LTP/LTD突触可塑性及神经元积分-发放等关键生物功能。其次，文章系统阐述了人工突触与人工神经元的设计策略，涵盖了电学、光学及多物理场融合的器件结构及其在感知与计算中的具体应用。最后，本文从系统集成的角度，分析了突触-神经元协同单元、器件-算法协同优化设计以及大规模神经形态硬件系统在边缘计算、脑机接口和智能机器人等领域的应用前景。本综述旨在为构建下一代高能效、强自适应的类脑智能系统提供全面的材料基础与器件技术参考。

关键词：神经形态计算；存算一体；人工突触；人工神经元；新兴电子材料；类脑芯片

A review of neuromorphic materials and devices for computing-in-memory applications

Zhang Teng[1], Wang Cong[2], Miao Feng[3], Yang Yuchao[4]

1. State Key Laboratory of Multimedia Information Processing, School of Computer Science, Peking University, Beijing, 100871, China.; 2. Institute of Brain-Inspired Intelligence, National Laboratory of Solid-State Mi-crostructures, School of Physics, Collaborative Innovation Center of Advanced Microstruc-tures, Nanjing University, Nanjing, 210093, China.; 3. Institute of Brain-Inspired Intelligence, National Laboratory of Solid-State Mi-crostructures, School of Physics, Collaborative Innovation Center of Advanced Microstruc-tures, Nanjing University, Nanjing, 210093, China.; 4. Beijing Advanced Innovation Center for Integrated Circuits, School of Integrated Circuits, Peking University, Beijing, 100871, China.

Abstract: The advent of the big data era and the proliferation of artificial intelligence have exposed the fundamental limitations of the traditional von Neumann computing architecture. The physical separation between the central processing unit and memory units necessitates frequent data shuttling, leading to the severe "memory wall" bottleneck characterized by high latency and excessive energy consumption. In stark contrast, the biological brain exhibits remarkable computational efficiency, performing complex cognitive tasks such as pattern recognition, associative memory, and autonomous learning with an exceptionally low power budget of approximately twenty watts. This biological efficiency intrinsically stems from its

收稿日期：2026-02-08；**修回日期：**2026-03-13

基金项目：国家自然科学基金（62404007，92164302），北京市自然科学基金（L234026，L257010），国家重点研发计划（2023YFB4502200）

Supported by: National Natural Science Foundation of China (62404007, 92164302), Beijing Natural Science Foundation (L234026, L257010), National Key R&D Program of China (2023YFB4502200)

massive parallelism, event-driven processing, and the dense colocation of memory and computation. Consequently, neuromorphic computing—and specifically the development of computing-in-memory (CIM) architectures—has emerged as a pivotal frontier in post-Moore's Law electronics. This comprehensive review provides a holistic and detailed survey of the materials, devices, and system-level strategies currently driving the development of neuromorphic hardware, aiming to meticulously bridge the gap between fundamental material physics and brain-inspired intelligence. To realize this paradigm shift, extensive research has focused on the development of novel materials that can physically embody neuronal and synaptic dynamics at the hardware level. We first systematically analyze the state-of-the-art material systems utilized for these purposes, beginning with advanced silicon-based field-effect transistors, where optimizations in floating-gate allow for highly compact implementations of analog weight updates. Moving beyond traditional silicon, we deeply explore emerging non-volatile memory technologies. Memristive materials are highlighted for their highly scalable metal-insulator-metal structures, where the mechanisms of ion migration and conductive filament formation provide the non-volatile multi-level states necessary for high-density synaptic arrays. Similarly, phase-change materials exploit the reversible transition between amorphous and crystalline states via localized Joule heating, offering distinct advantages in array scalability and multi-bit storage despite challenges related to resistance drift. Furthermore, we investigate ferroelectric materials, which utilize the polarization reversal of ferroelectric domains to provide highly linear and symmetric weight updates with sub-nanosecond switching speeds and ultra-low switching energy. The integration of spintronic and magnetic materials is also discussed, leveraging electron spin dynamics and spin-transfer torque to achieve exceptional endurance. Optoelectronic materials are examined for their ability to couple optical and electrical signals, enabling ultra-fast signal transmission that mimics the high-dimensional connectivity of biological networks. Crucially, a central theme of this review is the paradigm shift from suppressing material non-idealities to actively exploiting intrinsic device dynamics. Physical complexities such as volatile relaxation, stochastic switching, and non-linear current-voltage characteristics are increasingly utilized as rich computational resources for implementing short-term memory, reservoir computing, and probabilistic learning rules. Building upon these fundamental material properties, the review elaborates on the engineering of artificial synapses and neurons, the two foundational pillars of neural networks. The artificial synapse, acting as the primary locus of learning and memory, is designed to regulate connection weights in response to external stimuli. We analyze the precise hardware implementation of essential bio-plasticity rules, including long-term potentiation, long-term depression, and spike-timing-dependent plasticity, across various device architectures ranging from two-terminal electrical memristors to complex multi-physics synapses. Complementary to synaptic memory, the artificial neuron serves as the non-linear processing engine. We review the physical realization of neuronal models, particularly the leaky integrate-and-fire model, using threshold switching mechanisms found in Mott insulators or volatile diffusive memristors. These devices dynamically mimic the accumulation of membrane potential and the subsequent generation of action potentials, enabling highly efficient event-driven processing where power is consumed strictly during spiking events. Beyond the engineering of individual devices, the realization of practical neuromorphic intelligence necessitates robust system integration and hardware-software co-design. This review extensively discusses the topology of crossbar arrays, where synaptic devices are strategically located at the crosspoints. This architecture enables highly parallelized vector-matrix multiplication in a single computational time step via the direct exploitation of Ohm's law and Kirchhoff's current law, drastically accelerating neural network inference and training. The transition to analog neuromorphic computing introduces significant challenges, notably the "reality gap" caused by device-to-device variability, cycle-to-cycle noise, and limited operational endurance. To effectively mitigate these pervasive issues and ensure the reliable execution of complex cognitive tasks, researchers are increasingly focusing on comprehensive hardware-algorithm co-design strategies. This involves the development of robust network architectures and adaptive learning algorithms that are inherently resilient to underlying hardware imperfections. By establishing a closed-loop optimization framework that seamlessly integrates device-level physical traits with system-level computational models, it becomes possible to significantly enhance the overall reliability and fault tolerance of the neuromorphic hardware. Such synergistic approaches are indispensable for translating the theoretical advantages of analog computing into tangible performance gains. Moreover, the relentless pursuit of these advanced computing architectures represents a deeply interdisciplinary endeavor, intrinsically uniting the latest breakthroughs in materials science, solid-state physics, and computational neuroscience. As the field continues to mature, the seamless convergence of these diverse scientific domains will be absolutely critical in overcoming the remaining technological barriers and establishing universally accepted testing standards. Finally, the review showcases the practical deployment of these integrated materials and devices in transformative applications. From highly energy-efficient edge computing nodes for the Internet of Things to adaptive brain-computer interfaces capable of real-time neurological signal decoding, and autonomous sensory-motor systems in advanced robotics, the potential of neuromorphic hardware is vast. In conclusion, the continued advancement of neuromorphic materials and devices represents a profound shift from rigid, clock-driven logic to adaptive, biologically inspired intelligence. By harnessing the rich underlying physics of emerging materials, researchers are successfully replicating the functional building blocks of the biological brain, paving the way for a future where computing-in-memory architectures enable sophisticated artificial intelligence systems that are autonomous, ultra-efficient, and deeply integrated with the physical world.

Key words: Neuromorphic Computing; Computing-in-Memory; Artificial Synapse; Artificial Neuron; Emerging Electronic Materials; Brain-inspired Chips

0 引　言

神经形态材料与器件旨在模拟生物神经系统的信息处理与计算方式，通过硬件手段赋予人工系统高效、低功耗和大规模并行处理能力，开发能够类神经元和突触功能的新型神经形态器件成为当前前沿研究的核心方向。基于传统硅基材料的神经形态器件和基于各类新兴材料与物理机理的新兴神经形态器件的引入为神经形态计算的创新提供了坚实基础。如图1所示，忆阻材料、相变材料、铁电材料、自旋材料与光电材料等，凭借其独特的物理机制（如电阻或极化的可调性、光电耦合能力等），能够实现对突触可塑性、神经元脉冲发放等生物功能的有效模拟。这些器件大多依赖材料本征的动力学和物理复杂性，在硬件层面具备高能效、强自适应性和大规模集成等核心技术特征。作为类脑计算体系的基础组件，基于新材料的神经形态器件不仅为人工神经网络和智能算法提供高效的物理实现途径，同时也推动了人工智能与神经科学的交叉融合，为未来新型智能计算系统的构建奠定了坚实的基础。

神经形态器件通过特殊的材料结构和电学响应，动态地模拟生物神经元的发放行为或突触的可塑性调节过程。例如，忆阻器通过调节器件内部离子迁移或缺陷分布，实现电导的连续变化，进而反映突触权重的长时程增强（LTP，Long-Term Potentiation）与长时程抑制（LTD，Long-Term Depression）；而光电神经形态器件则集成了光与电信号的耦合，能够模拟感知—传递—处理的神经信号流；其他如相变或铁电类器件，则利用材料状态的可逆变化实现多态存储和逻辑操作。

神经形态材料与器件主要具备以下关键技术特征：一是能效高，支持低电压、低功耗操作；二是具备优异的可塑性和多级电导调控，实现对突触权重的精细控制；三是规模可集成性强，可大面积制备，适于构建大规模神经网络阵列；四是支持非易失性和高可靠性存储。此外，部分创新型器件还融合了自适应学习、异质集成或三维堆叠等特性，进一步提升了模拟生物神经信息处理的能力。

神经形态材料与器件是类脑计算体系中的基础硬件单元，突破了传统冯·诺依曼结构在存算分离、功耗和并行度方面的瓶颈。它们能够实现计算与存储的深度融合（存算一体），直接面向神经网络算法底层提供快速、能效及低延迟的物理实现方案，为实现自主感知、联想记忆、模式识别和自学习等类脑智能功能提供了关键支撑，是推动新一代人工智能硬件技术革新的核心动力。

1 发展现状

1.1 硅基/场效应材料与器件

电荷是作为最典型的物理自由度，电荷的俘获或消除可以直接用于存储和擦除信息。基于该物理基础，设计的基于电荷的存储器，例如SRAM（Static Random Access Memory）、DRAM（Dynamic Random Access Memory）、Flash memory等已为当前存储、存内计算、神经形态计算提供了诸多方案的。设计基于电荷（Charged based）的存储核心是设计电荷存储媒介。虽然SRAM可以通过电路自锁特征，DRAM可以通过外加电容，实现电荷存储，但仍面临着高功

耗和受限扩展性问题。相比之下,基于在器件中设计电荷俘获层或浮栅层所构建的 Flash memory,能够通过电荷的被捕获并存储在特定的位置或能级中,实现易失或非易失的记忆。新材料的引入,相比硅基浮栅来说,为这种基于电荷俘获的存储器的电荷存储媒介和沟道材料提供了更多选择,在提高存储性能和拓展计算功能展现了优异前景。

基于电荷俘获的新材料器件设计主要可分为两类,一种是结合新材料作为沟道配合传统电荷或新材料作为电荷俘获媒介材料,比如金属、高 k 氧化物、氮化物、量子点、C_{60} 等,另一种是在新材料中引入缺陷设计或探索新的电荷俘获媒介,比如通过等离子体处理、激光辐照、设计离子栅、气体吸附、界面缺陷工程、界面氧化工程等。当电荷载流子通过栅极电压或其他方式(如光)注入离散陷阱状态或从离散陷阱状态释放时,FET 的阈值电压将发生变化(Tsai 等, 2023)。该过程类似于生物突触间的突触递质的传递,当大量的递质作用于后突触,往往带来长时可塑性变化(对应器件俘获大量电荷并处于一个非易失状态),而当少量的递质作用于后突触,带来短时可塑性变化(对应器件俘获少量电荷且极容易自发释放,处于一个易失状态)。电荷俘获效应的材料与器件所表现固有的动力学行为和记忆特性,近年来已经在新型存储和模拟突触可塑性种展现出卓越潜力,驱动研究人员不断探索新型电荷俘获材料和器件结构。

1.2　忆阻效应的材料与器件

基于忆阻(阻变)效应的阻变存储器(Resistive Random Access Memory, RRAM)是一种新型非易失性存储器,它具有简单的结构、高读写速度和低操作能量等优势,而且可以与 CMOS(Complementary Metal-Oxide-Semiconductor)工艺兼容,在存储级内存和边缘计算等领域具有广泛的应用前景(Ielmini and Pedretti, 2025)。阻变效应的来源包括导电细丝的形成和断裂、界面势垒的调控和缺陷移动带来的成分调制等(Li 等, 2020),其

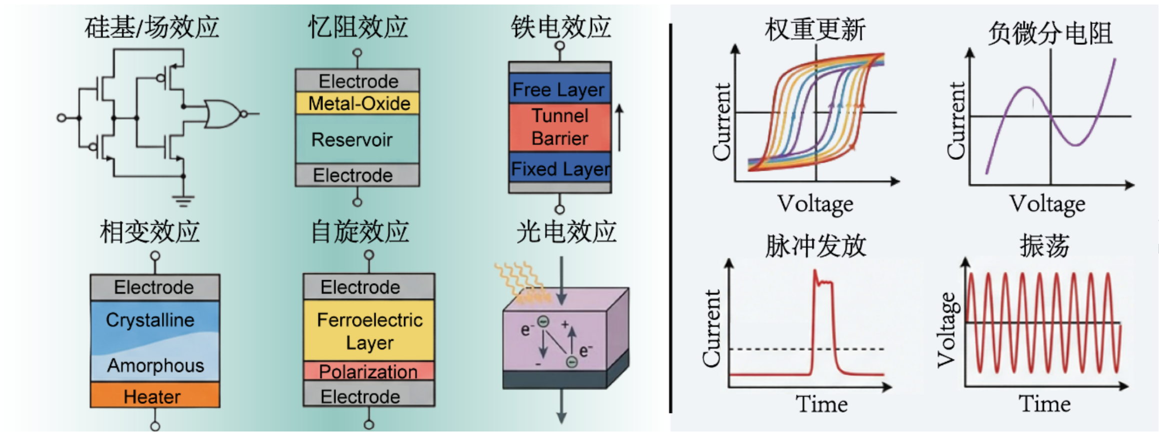


图 1　神经形态材料与器件。左:基于不同效应的材料器件,包括硅基/场效应、忆阻效应、自旋电子效应、相变效应、铁电效应和光电效应。右:模拟类脑功能,包括权重更新、负微分电阻、脉冲发放和振荡。

Fig. 1　Neuromorphic materials and devices. Left: Materials and devices based on different effects, including silicon-based/field-effect, memristive effect, spintronic effect, phase transition effect, ferroelectric effect, and photoelectric effect. Right: Simulating brain-like functions, including weight updates, negative differential resistance, spike firing, and oscillation.

中第一种阻变效应的阻变存储器被称为导电细丝型阻变存储器,得到了广泛的研究,并且有望实现大规模集成和商业化。根据不同阻变机制,导电细丝型阻变存储器可分为氧空位型忆阻器件

(oxide-based RRAM, OxRAM)和金属导电桥型忆阻器件(conductive-bridge RAM, CBRAM)两大类,下文将就它们的材料、阻变机制和研究进展等方面进行介绍。

氧空位型忆阻器件在整体上具有金属-绝缘体-金属结构,其中,绝缘层通常是过渡金属氧化物(如 Ta_2O_5、HfO_2、TiO_2)。对于刚制备好的氧空位型忆阻器件,通常需要先施加一次大电压来形成导电细丝,即让器件在电场诱导发生氧离子的迁移和聚集,从而在绝缘层中产生低阻通路,器件整体也从高阻态切换至低阻态。这个过程也被称作形成(Forming)。后续操作中,在一定的外加电信号下,导电细丝将在

热或者电池的驱动下部分断裂，器件从低阻态切换至高阻态，这个过程被称作复位（Reset）；而对于高阻态的器件，一定的电信号可以使导电细丝恢复至贯穿绝缘层的状态，器件将从高阻态切换至低阻态，这个过程被称作置位（Set）。在氧空位型忆阻器件的操作过程中，绝缘层中与氧通过化学键连接的金属或其他元素的价态发生变化，这种阻变机制被称为价态变化机制（valance change mechanism，VCM）。

金属导电桥型忆阻器件通常具有活性金属（如Ag、Cu）/电解质（如SiO_2）/惰性电极（如Pt）的结构。金属导电桥型忆阻器件的阻变机制如下：将活性金属电极相对于惰性金属电极电势更高时所加偏压视为正电压，则在一定正电压下，活性金属被氧化为阳离子并在电场的驱动下向对惰性电极移动，在得到电子后被还原并形成导电桥，这对应于置位过程；在一定负电压下，金属桥发生断裂，这对应于复位过程。在外加电信号的作用下，金属导电桥型忆阻器件类似于电解池，金属发生电化学反应，相应的阻变机制被称为电化学金属化（electrochemical metallization，ECM）机制。

1.3 相变效应的材料与器件

基于相变效应的神经形态材料与器件主要为相变存储器件（Phase Change Memory. PCM）。其主要由顶电极、底电极以及两者中间的相变材料构成。PCM中的相变材料通常为硫族化合物（Jhang 等，2024），典型成分是GST，即$Ge_2Sb_2Te_5$（Yamada 等，1991）等，这类材料在晶体状态下表现出低电阻，在非晶体状态下表现出高电阻，表现出了非易失性。除了非易失性，PCM还具有电导状态多（Yan 等，2021）、固有随机性（Lu 等，2020）、电导漂移（Lu 等，2022），电诱导性（Kuzum 等，2012）等特性，这些特性使得PCM成为用于实现神经形态功能的类脑器件。

为了克服数据存储容量有限的障碍，人们采用了多级单元（Multi-Level Cell，MLC）存储技术，这种技术可以在一个PCM单元中存储多个比特的数据。由于基于掺杂GST的PCM器件具有良好的热稳定性、高耐久性和较大的开关比，因此可以通过控制晶态与非晶态比例达到中间状态。与传统二进制存储不同，PCM单元的电导态可在晶体与非晶之间的连续转变中实现高分辨率编程。通过对写入脉冲宽度与幅值的精细调控，单个存储单元可稳定表达10级以上的离散电导值，从而实现在一个PCM单元存储多个比特的信息。与单级单元（Single-Level Cell，SLC）相比，使用MLC存储器可提高存储密度并减少每比特的开销。已有研究表明在40nm工艺节点下构建的128 Mb PCM芯片的单PCM单元可以存储12个电导状态，实现了十年级数据保持，耐久性也达到了5×10^8周期（He 等，2023）。

受生物大脑超高能效的启示，神经形态计算已成为当前研究热点。在典型生物系统中，行为的产生遵循事件驱动的信息处理范式：当外界刺激被感知并超过阈值后，离散事件被触发并异步传递至下一级神经元，以高效捕获并传输有用信息（Wan 等，2022）。类比到PCM，其低电导与高电导状态可通过精确脉冲轻松切换，且借助脉冲宽度与幅值调控，可在结晶相与非晶相之间获得稳定的中间电导状态。因而，生物刺激可映射为对PCM施加的脉冲序列，而突触权重则由器件电导直接表示（Tuma 等，2016）。与传统CMOS器件相比，PCM在神经启发计算中展现出更高的能效与集成度。除单PCM突触外，2-PCM互补结构因其在SET过程中的瞬时功耗可互相抵消，已被广泛用于实现突触功能：两个串联器件分别实现长期增强与长期抑制，从而在电路层面自然呈现尖峰时序依赖可塑性（Spike Timing Dependent Plasticity，STDP）。这一物理机制为构建高密度、低功耗、具有生物逼真学习规则的神经形态系统奠定了坚实基础。

综上所述，基于$Ge_2Sb_2Te_5$等硫族化合物的PCM凭借非易失性、多级电导可编程、固有随机性与电导漂移等特性，为高密度存储与神经形态计算提供了独特的器件级支撑。通过细粒度编程脉冲，单元电导可稳定划分十级以上离散状态，实现比特-级别的信息压缩；其固有随机性可以直接充当随机数源，显著降低片上训练与不确定性量化的能耗和时间；幂律漂移曲线又可天然映射为强化学习资格迹，实现无需额外电路的时序衰减算子。上述进展表明：通过材料-器件-电路-算法四层协同优化，PCM有望在低功耗边缘平台等应用场景中，形成高能效、高集成度且具备生物启发可塑性的核心硬件平台。

1.4 自旋效应的材料与器件

构建神经形态系统的关键在于实现硬件层面对神经元与突触功能的高效模拟。在神经元功能方面，器件需对输入信号展现出非线性响应，并具备低

功耗写入能力;突触则要求电导状态的连续可调、编程稳定性与热稳定性,以支持精确权重调控。在此背景下,自旋电子材料凭借其独特的物理机制——包括非易失性、自发振荡、随机性与可塑性——在模拟突触与神经元行为方面展现出天然优势(Grollier 等, 2020; Locatelli 等, 2014)。此外,自旋流、磁波、斯格明子等多样的信息传输机制也为神经形态系统的高密度、低功耗实现提供了物理支撑平台(Roy 等, 2024)。

在众多自旋器件中,磁隧道结(Magnetic Tunnel Junction, MTJ)是最为基础且广泛应用的基本元件。典 MTJ 结构由两层铁磁层(钉扎层与自由层)夹一层绝缘势垒材料(如 MgO)组成。其电阻状态由两层磁化层之间的相对磁化方向决定:平行态对应低电阻,反平行态对应高电阻,二者电阻差异通过隧道磁阻(Tunnel Magnetoresistance, TMR)比值衡量,室温下 TMR 值可超过 600%。MTJ 的状态可通过外部磁场或电流诱导的自旋转移矩自旋轨道矩调控,并以磁电阻方式读出。MTJ 器件具备非易失性、亚纳秒级开关速度、优异的循环耐久性($>10^{15}$ 次循环)和良好的 CMOS 工艺兼容性(Kum 等, 2020),是构建高性能神经形态系统的重要候选。MTJ 的磁化动力学使其可模拟多种神经元功能。自由层的磁矩进动实现类神经元的周期性振荡(Torrejon 等, 2017),磁畴壁的位移过程可模拟膜电位的积累与发放(Liu 等, 2024),而低能垒下的热激活翻转则展现出与生物神经脉冲的随机发放特性,与泊松分布相似(Borders 等, 2019)。

此外,具有非平庸磁拓扑结构的自旋材料为神经元功能的模拟提供了更丰富的物理载体(Fert 等, 2017)。磁畴壁和斯格明子可通过自旋转移矩或自旋轨道矩驱动产生稳定的运动行为。这些磁纹理具备拓扑保护特性,其动态行为可映射生物神经元的活动规律。例如,磁畴壁在纳米线中的推进过程可类比为神经元膜电位的累积过程,突变电阻模拟脉冲发放,而反向漏电流则实现自发复位(Sharad 等, 2012)。斯格明子作为亚 10 纳米级的磁性准粒子,其布朗运动行为与神经递质的扩散过程高度相似,其动力学由 Dzyaloshinskii-Moriya 相互作用决定,可通过界面反演对称性破缺实现调控。当斯格明子迁移时,其运动方程与神经元膜电位微分方程具备数学结构上的同构性(Iwasaki 等, 2013),为物理层级类脑模拟提供了理论支撑。进一步地,斯格明子在钉扎势场中的非线性响应特性,使其成为储备池计算等非传统计算模型的理想载体(Liang 等, 2024)。例如,基于斯格明子忆阻器与自旋振荡器的储备池网络可成功实现图像识别与复杂非线性时间序列预测等功能(Jiang 等, 2019)。

自旋忆阻器(Spintronic Memristor)是结合 MTJ 结构与忆阻行为的新型自旋突触器件,具备多状态存储能力与良好的非易失性,适用于实现融合学习学习与记忆的低功耗突触器件(Hu 等, 2024)。Wang 等人率先探索了具备忆阻行为的自旋存储单元,即自旋忆阻器,并实现了可编程的权重调控(Wang 等, 2009)。随后,Zhang 等人通过在自由层中引入单原子层 W,实现了热处理诱导 W 聚簇效应,从而获得稳定、近连续的多态调控(Zhang 等, 2021)。Zahedinejad 等人进一步提出利电可编程忆阻器动态调控自旋霍尔纳米振荡器之间的耦合强度,从而构建支持从异步到同步切换的振荡网络,并在储备池计算和振荡神经网络中验证其实用性(Zahedinejad 等, 2022)。

此外,低能垒 MTJ 的热激活行为为模拟神经突触中的固有随机性提供了可能。其状态在室温下呈现出自发、不可预测的磁化翻转行为,统计分布近似高斯,与神经递质传输的波动高度一致(Faisal 等, 2008)。这种物理随机性可为神经网络提供概率驱动的权重更新机制,在不引入额外随机数源的前提下实现能效与容错性的提升(Romera 等, 2018)。例如,Vincent 等人利用低能垒 MTJ 的随机翻转特性,实现了尖峰时序依赖可塑性(STDP)学习规则,仅需 1 bit 突触精度即可满足任务需求(Vincent 等, 2015)。Zheng 等人基于高斯分布响应特性的 MTJ 器件构建了连续吸引子神经网络,用于多模态输入下的高鲁棒信息融合(Zheng 等, 2020)。

尽管自旋神经形态器件取得显著进展,仍面临多层级协同优化挑战(Markovic′ 等, 2020)。材料层面需发展高 TMR 比与高自旋极化率的新型磁性材料;器件层面则需进一步降低操作能耗、优化磁电耦合机制以提升切换一致性;系统层面需突破三维集成中的互连瓶颈与抗干扰设计。随着拓扑绝缘体(Mellnik 等, 2014)、反铁磁材料(Wang 等, 2023a)等新兴体系的不断推进,未来自旋器件有望在能效与智能性方面进一步接近甚至超越生物神经

系统。例如,反铁磁材料的太赫兹磁动力学可支持高频神经信号模拟,其零净磁矩特性适合三维堆叠集成;斯格明子的拓扑保护性则带来良好的容错性与极高的密度集成潜力。这些新材料与新机制将拓展神经形态计算的物理边界,推动信息处理系统迈向纳秒级响应、毫瓦以下能耗、自主学习能力集成的智能计算新范式。

1.5 铁电效应的材料与器件

近年来,铁电器件凭借其极高的能效及良好的CMOS工艺兼容性,迅速成为神经形态器件领域的研究热点。尤其是基于铁电调控的类脑器件,因其独特的物理机制和优异的性能,展示出广阔的应用前景。铁电材料具有自发极化可控、非易失存储、低功耗翻转等特性,其极化动力学与生物突触的权重调节机制以及神经元的阈值激发过程高度相似,因而被认为是类脑器件理想的功能介质。目前,基于铁电效应的存储器主要包括铁电随机存取存储器(Ferroelectric RAM, FeRAM)、铁电隧穿结(Ferroelectric tunnel junction, FTJ)以及铁电场效应晶体管(Ferroelectric Transistors, FeFET)。这些器件依赖铁电极化状态的可切换性,已在数据存储与神经形态功能实现中展现出重要潜力(Kim and Lee, 2023)。在人工突触应用中,基于铁电电阻的器件不仅实现了大动态范围的输出信号,还具备优异的可控性。因此,铁电器件被认为是下一代类脑计算平台的重要候选。

FeRAM(Park 等, 2021)结构类似于传统DRAM,但因使用铁电材料代替绝缘层,从而具备非易失性。FeRAM不仅保持了传统RAM的快速访问特性,还因其无需刷新即可保持数据而提高了能效表现。基于HfO_2系列铁电材料的FeRAM已实现纳秒甚至亚纳秒级的极化切换(Lyu 等, 2019)。尽管如此,FeRAM在进一步缩小器件尺寸方面仍面临诸多挑战,尤其是感测裕度随器件缩小而降低。为应对该问题,需采用高剩余极化的铁电材料或发展三维堆叠结构。此外,FeRAM在读操作过程中存在破坏性,即需施加高于矫顽场的电压脉冲,可能导致数据翻转,因此读后需额外写回原数据。尽管当前器件已实现超过10^8次的耐久循环(Okuno 等, 2020),但仍需进一步优化其疲劳特性与稳定性。

FeFET通过在场效应晶体管中引入铁电材料,实现在单个器件中融合存储与逻辑功能。其三端结构支持高度互联的垂直三维堆叠,有望满足未来类脑系统对高密度、低功耗计算单元的需求。得益于读取端与编程端的分离,FeFET可实现在线学习和信号处理的同步进行,适用于多输入端扩展结构,如双栅FeFET(Lee 等, 2021)。该类器件通过多输入信号共同调制突触权重,可实现异步可塑性与更优记忆效果。优化权重更新的非线性与对称性是FeFET的重要研究方向。调整编程电压脉冲形状或幅值,是提升权重更新性能的常见手段。例如,(Hf, Zr)O_2基FeFET可实现大于1000的大动态范围,具有良好的可编程性(Zeng 等, 2021)。FeFET器件结构的多功能堆叠特性使其易于集成功能材料,例如光电层,从而实现类视觉感知。例如, MoS_2/BTO光电晶体管可通过波长响应进行颜色识别(Du 等, 2021)。此外,三端光电突触器件还能模拟多模态输入下的突触动态响应(Liu 等, 2022a)。例如,在a-In_2Se_3光电突触中(Liu 等, 2022b),电和光输入都可以诱导多种突触可塑性,包括短时程、长时程和异时程突触可塑性。此外,器件电导的弛豫时间可以由电信号和光信号调节。因此,该器件可应用于混合信号是具有可调动态的储层计算系统,并且是多传感器的。基于FeFET的突触还可集成压敏或摩擦电结构以实现触觉感知(Lee 等, 2020a),或结合导电聚合物以同时感知多巴胺等神经递质与光信号,从而构建多感觉神经系统(Lee 等, 2020b)。

FTJ是一种双端忆阻型人工突触器件,由两电极和介于其间的铁电势垒组成。其电导状态受控于铁电极化,模拟突触权重变化。目前常用的铁电材料包括钙钛矿型(如$BaTiO_3$, $BiFeO_3$, PZT)和萤石型(以HfO_2为代表)铁电体(Wen and Wu, 2020)。两者均展示出大动态范围、快速响应和低能耗等优点。尤其是萤石结构在极薄层下(<1nm)仍能保持稳健铁电性,并具良好CMOS兼容性(Park 等, 2023)。尽管FTJ结构简单、利于高密度集成,但其双端设计在读写过程中存在信号干扰问题,易引发误差。此外,由于写入和读取使用同一端口,难以实现功能扩展,成为制约其广泛应用的因素之一。铁电器件在神经形态功能实现方面展现出巨大潜力,目前已有诸多工作验证了基于FeRAM、FeFET、FTJ的类脑系统在图像识别、语言处理、无监督学习等任务中的优异表现(Gao 等, 2025; Cao 等, 2022; Luo 等, 2021; Aabrar 等, 2022; Wu 等, 2019)。

1.6 光电效应的材料与器件

光电材料与器件在类脑视觉系统中扮演关键角色,其核心功能是模拟视网膜对光信号的感知与电信号转化能力(Zhou 等, 2020)。依据作用机制,可分为三类:光电导效应、光伏效应与光热效应。光伏效应通过内建电场分离光生电子-空穴对,实现自发电流输出;光电导效应依赖光照增强自由载流子浓度,在外加电场驱动下产生光响应电流;光热效应则通过光吸收产生热致电性变化,涵盖热释电、塞贝克与辐射热机制(Koppens 等, 2014)。

这些机制在功能上高度对应生物视网膜的多层级结构。以感光、滤波与信号编码为例,生物视网膜中视杆/锥细胞负责捕捉光强与颜色,水平细胞通过侧向抑制实现边缘增强,双极细胞则区分正负信号,神经节细胞最终将其转化为稀疏脉冲输出。因此,构建具备前端预处理能力的类视网膜系统,需要材料与结构同时具备光响应多样性与神经态电特性。

为此,新型低维光电材料(如二维材料、一维纳米线、零维量子点)被广泛应用于类视网膜神经器件中(Mennel 等, 2020; Jang 等, 2020; Yang 等, 2020c; Wang 等, 2025; Yang 等, 2020d)。早期典型工作如硅基视网膜,借助固定电阻网络完成图像边缘增强与空间滤波,但受限于结构刚性与工艺偏差,难以灵活适应复杂输入特征。

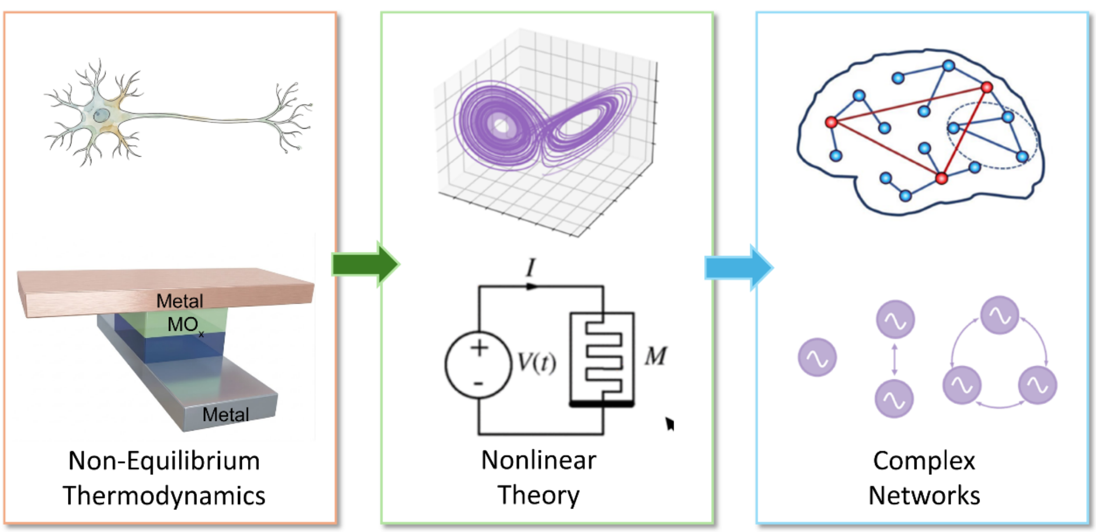
随着神经形态需求的提高,研究者逐步转向事件驱动的动态视觉感知机制。通过捕捉光强变化的极性和强度,并以异步事件形式输出,动态仿生视觉传感器有效压缩了视觉信息量,适用于高速动态场景(Zhou 等, 2023)。

进一步地,二维材料异质结结构因其范德华堆叠特性,不仅在物理上可类比视网膜分层组织,还能在电学上实现双极细胞的极性反转行为,如正负光响应、边缘提取等(Zhang 等, 2022; Liao 等, 2022)。通过能带调控与静电调节,这类结构支持宽波段、高选择性的图像感知,为遥感、多模态处理等提供了硬件基础(Wang 等, 2020, 2021; Pi 等, 2022)。

同时,混合维结构(如 0D/2D/1D 组合)进一步引入局部电信号耦合机制,模拟水平细胞的反馈行为,从而在低照度或高噪场景下增强边缘感知与运动目标跟踪功能(Yang 等, 2024c, b)。为了面向实际应用部署,研究者提出了“互补双通路类脑视觉感知”架构,并研制出全球首款神经拟态视觉芯片“天眸芯”(Yang 等, 2024d)。该芯片融合视觉前端感知、动态响应与边缘推理功能,在极端光照与实时处理场景下展现出低功耗、高带宽压缩比与高鲁棒性等优势。

1.7 从材料物理特性到神经形态行为

在后摩尔时代,芯片算力的突破愈发依赖器件



内禀的物理动力学。如图 2(左)所示,生物神经元的复杂行为可以映射到非平衡热力学体系中。器件智能化的核心源于其物理状态方程对计算过程的直接映射。在这种物理体系下,时间非局部性体现在电路中,即器件内部物理状态变量(如温度、相变面积比例)反映了外界刺激的历史,并表达为可电

学测量的电阻。由此，忆阻器概念可被重新定义为桥接器件内部非平衡态物理动力学与外在电路参量的桥梁，其时间复杂度取决于表达器件内部状态变量的数目。这种复杂动力学源于相变区间内电导与热导的双非线性变化。

为了描述这种复杂的物理行为，如图 2(中)所示，我们需要引入高阶非线性理论。忆阻器不仅是高度抽象的实际物理器件，更预示着新的基础电路理论。当忆阻器偏置在特定稳定点下，电流波动将引起内部状态变量及输出电压的波动。当波动的能量积分呈现负定情况时，器件工作在混沌边缘区间，如图 1 中著名的洛伦兹混沌吸引子相图所示。局部有源理论完美解释了这一现象，并指出生物 Hodgkin - Huxley 神经元同样工作在混沌边缘。这种在理论上与生物神经元高度相似的非线性动力学器件，构成了我们计算系统的核心单元。

图 2. 从热力学到复杂网络。非平衡态热力学(左)：展示了生物神经元与固体微电子器件(如金属-氧化物结构)在能量耗散与物质输运上的物理基础。非线性理论 (中)：描述了通过非线性动力学系统(如混沌吸引子)和忆阻器电路模型建立的数学关联。复杂网络 (右)：展示了在大脑皮层层级结构和相互耦合的振荡器网络中实现的系统级类脑计算。

Fig. 2 From Thermodynamics to Complex Networks. Nonequilibrium Thermodynamics (left): illustrates the physical basis of energy dissipation and mass transport in biological neurons and solid-state microelectronic devices (such as metal-oxide structures). Nonlinear Theory (middle): describes the mathematical connections established through nonlinear dynamic systems (such as chaotic attractors) and memristor circuit models. Complex Networks (right): demonstrates system-level neuromorphic computing realized in the hierarchical structure of the cerebral cortex and interconnected oscillator networks.

单个高阶复杂度物理器件即代表一个复杂的微分方程。如图 2(右)所示，通过电阻、电容等物理参量进行耦合，可以将器件的内禀动力学转化为网络的群体动力学，形成具有深度拓扑连接的复杂网络，产生空间复杂度。在这种基于热力学的高阶非线性振荡器网络中，拓扑结构可通过集成电路技术实现高密度集成。系统的计算能力将不再是各个单元的简单相加，而是表现出软件和硬件强耦合的“涌现”现象。基于前述的单个动力学节点与耦合振荡下的复杂网络模式，能够构建出层次化的类脑计算网络，利用耦合物理微分方程直接进行模拟计算，用以解决复杂的决策与非线性系统预测问题。

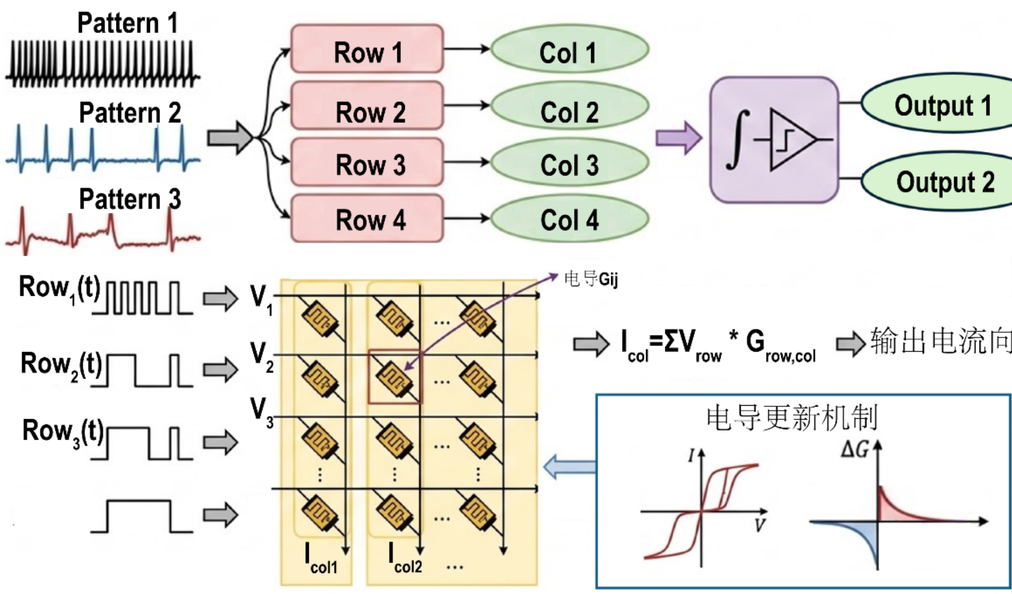
2 潜在技术突破点

在生物神经系统中，突触数量(10^{14} 个)远超神经元数量(10^{11} 个)，神经元与突触协同作用，实现了高效的信息传输、并行处理与自适应学习能力，承担了 90% 以上的信息处理与学习功能。受此启发，神经形态计算应运而生，旨在以类脑结构与机制构建新一代低功耗、高并发度的智能计算体系。与传统冯·诺依曼架构相比，神经形态计算通过“存算融合”有效缓解了数据搬移瓶颈，在边缘智能、图像识别、自动驾驶、类脑机器人等场景中展现出广阔应用前景。

如图 3 所示，神经形态器件作为构建类脑计算硬件的核心支撑，其性能直接决定了系统的整体效率与智能化水平。其中，人工突触作为“连接矩阵”，不仅主导了网络的权重存储和可塑性调控，也在很大程度上复刻了大脑的学习与记忆功能。近年来，依托材料科学与纳米工艺的突破，涌现出多种新型神经形态突触器件，如忆阻器、相变器件、铁电器件、突触晶体管等，其在器件尺寸、电导调控精度、能耗控制和集成能力等方面不断取得进展。同时，光突触与多物理融合突触等新兴架构也逐步发展，具备更丰富的感知响应与调控自由度。为神经形态系统的多模态信息处理提供了物理基础，也拓展了人工突触的

图 3 神经形态突触在计算中的典型应用。上：不同的输入模式通过映射，再经过积分-发放处理，实现最终的分类输出。下：以忆阻器交叉阵列为例的硬件实现，通过基尔霍夫定律实现向量-矩阵乘法，并配以权重更新机制的示意图。

Fig. 3 Typical applications of neuromorphic synapses in computation. Top: Different input patterns are mapped and then processed to achieve the final classification output. Bottom: Hardware implementation using memristive cross array as an example, illustrating vector-matrix multiplication through Kirchhoff's



laws, along with a schematic diagram of a weight update mechanism.

功能边界。

除了神经形态突触器件之外，硬件神经网络的低功耗与高密度实现离不开新型电子器件对神经元复杂功能的高保真模拟。越来越多的新型物理机制被用于人工神经元的实现，包括基于 Mott 绝缘体相变、阈值开关效应以及自旋输运相关的磁隧道结(MTJ)等。这些器件因其独特的动态响应和高非线性，被认为有望超越 CMOS 器件瓶颈，赋予神经形态系统以更接近生物大脑的响应和适应性（Yang 等，2020a）。

此外，单一物理机制的神经形态器件已难以满足复杂类脑计算的多样化需求。多物理融合神经形态神经元的研究应运而生，尤其是以光学和光电机制为主的人工神经元结构，因其独特的高速响应、低能耗和高带宽等特性，逐渐成为新一代神经形态计算设备的重要方向。人造光感知神经元可以通过将忆阻器与光传感组件串联，或者采用光致相变的开关型器件来构建（Wu 等，2020；Chen 等，2022）。在传统的 CMOS 方案中，光电二极管实现光电转化，并通过电容累积光生电荷，当积累电荷使电容两端电位超过神经元的阈值电压时，神经元便会产生一个脉冲输出。忆阻器型光感知神经元则采用分压结构，将光致相变的阈值器件用于实现输出脉冲的发放。通过将电阻型光电传感器作为振荡神经元的负载电阻，然后与莫特相变阈值器件串联，便可调控输出脉冲的振荡频率，实现对光信号的感知并将其转化为对应的脉冲输出，实现了从光子信息向脉冲频率的有效转化(Zhou 等，2023)。

上述以光学和光电核心的神经形态人工神经元结构，通常还结合了忆阻效应、铁电效应等多种材料物理机制共存。例如，忆阻器件为系统带来非易失性存储和权值调控能力，兼具突触可塑性模拟功能；铁电材料则因其极化翻转和高速开关性能，能够为时序脉冲响应、瞬态记忆等复杂信息处理提供物理基础。多物理机制的融合，使得人工神经元既能模拟生物突触/神经元的多态、复杂动态，又能以极低的功耗和高密度实现大规模并行运算。与此同时，器件运作过程可产生生物可类比的脉冲发放、可塑性调节、短时/长时记忆等多级响应特征。例如，利用光信号产生的电流通过忆阻单元调控输出，不仅实现了可重构、可调权重的突触功能，还极大拓展了神经形态器件对输入信号种类、多重物理变量的可感知、可响应空间。这种多物理融合的器件结构，更贴近生物神经系统中多模态（如光、热、电、机械等）信号融合处理模式，为实现异构输入、高维协同、复杂场景下的感知学习与决策提供了基础硬件条件(Dang 等，2024)。

3 产业应用场景

湖南大学李梓维、潘安练团队报道了一个 5×6 像素的视觉传感系统，用于实时模拟遗忘曲线映射

的光感图像。研究人员通过微结构诱导生长法，结合化学气相沉积定点定位制备了单层 MoS_2 半导体阵列，基于器件独特的光电流环路和特征波长光电响应差异的特性，在红绿蓝三色光刺激下，记录到了光致短程增强、长程记忆和成对脉冲促进的典型突触行为。除此之外，还展示了利用关联图像恢复模糊且不完整记忆的能力，成功地模仿了人类关联记忆和逻辑推理的智能行为（Huang 等，2023）。

清华大学唐建石、吴华强团队研制了具有多模态的感存算一体化光电忆阻器阵列，搭建了单片集成的感内计算原型系统，用于处理多阶视觉任务。其中基于 TiOx/ZnO 的新型光电忆阻器具有电学忆阻器、动态光电忆阻器和非易失性光电忆阻器模式，这些模式可以通过光电激励引发的电荷密度分布变化来进行有效调控。在图像传感预处理任务中，利用非易失性光电忆阻器模式可以将图像识别率从 85.7% 提升至 97.6%；在高阶认知任务中，利用阵列协同工作演示了多目标定位追踪，在模拟环境噪声的干扰下，通过多次训练依然可以实现 96.1% 的准确率；在此基础上，首次构建了基于全光电忆阻器的储备池计算系统，在人体运动识别任务中以极低能耗实现了 91.2% 的准确率（Huang 等，2025）。

斯坦福大学鲍哲南团队开发了一款电子皮肤，并在小鼠身上进行了测试，这块电子皮肤通过一根电线连接到小鼠的体感皮层，当电子皮肤被触摸时，它会向大脑发送电信号，随后通过人造突触传递到小鼠腿部的坐骨神经，导致肢体抽搐（Wang 等，2023b）。

IBM 于 2014 年发布了 TrueNorth 芯片，一个 TrueNorth 芯片包含 4096 个核心，每个核心模拟 256 个神经元，总共约 100 万个神经元，芯片支持每秒万亿次脉冲操作，功耗仅有 70mW。2019 年，清华大学施路平团队发布了异构融合的类脑计算芯片——“天机”，并基于此芯片展示了自行车的自平衡、目标探测跟踪、自动避障、语言理解控制、自主决策等功能（Pei 等，2019）。

如图 4 所示，人工神经元除了在神经形态计算和类脑芯片系统中扮演核心运算单元的角色，还正逐渐成为新一代理想“感知单元”，赋能对外界复杂信息（包括视觉、触觉、温度、听觉等多模态信号）以及生理信号（如心电、脑电、肌电等）的智能处理与融合（Zhu 等，2016）。与传统传感器和信号处理芯片相比，基于神经形态器件的感知单元不仅能够在硬件层面实现高效、低延迟、强鲁棒性的实时信息融合和特征提取，还具备突触可塑性、时序记忆、多模态融合等仿生特性，极大扩展了人工神经元在物联网、智能机器人、人机界面、智慧医疗等领域的应用边界与深度。各类感受器接收到外界信息后，产生传感记忆，在注意和反复记忆下演化为短时或长时程记忆。人工突触器件的短时和长时可塑性支持其与传感器结合来实现感知记忆。忆阻器与传感器串联，如 Zhu 等人实现的触觉记忆（Zhu 等，2016）和 Chen 等人的视觉记忆（Chen 等，2018），均证明了忆阻器件在此领域的应用。

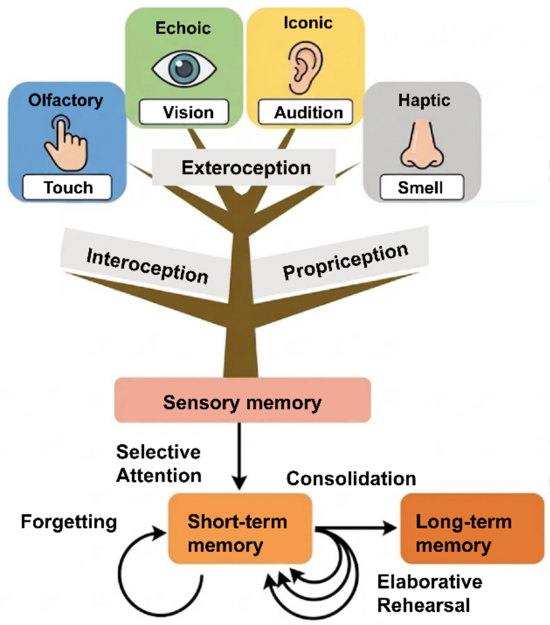


图 4　神经形态神经元在感知计算中的典型应用概念图。上：涵盖外感受(触觉、视觉、听觉、嗅觉)、内感受和本体感受。下：从感觉记忆通过选择性注意转化为短期记忆，再经过精细复述和整合转化为长期记忆的过程，同时包含遗忘机制。

Fig. 4　Conceptual diagram of typical applications of neuromorphic neurons in perceptual computing. Top: Exteroception (touch, vision, audition, smell), interoception, and proprioception. Bottom: The process from sensory memory to short-term memory through selective attention, and then to long-term memory through detailed rehearsal and integration, while also including forgetting mechanisms.

另一方面，神经形态感知计算系统通过将外界信号脉冲化编码来仿生神经活动。Tan 等人提出了一种压力感知神经元，将压力信号通过电路转为光

脉冲,再由忆阻器转换为电流脉冲,实现了压力到脉冲编码,尽管用到了大量电路,不算高效(Tan 等,2020)。Zhang 等人则更直接地将压电传感器与人工神经元结合,实现了高效的压力信号脉冲编码(Zhang 等,2020)。在信号分析领域,Liu 等人基于 TiN/HfOx/TaOy/TiN 忆阻器阵列实现了高速神经信号识别与癫痫活动检测(Liu 等,2020),而 Shi 等人使用 Au/CuOx/Au 忆阻器阵列构建了高效的脉冲分选系统,极大节省了芯片面积和功耗(Shi 等,2021)。VO 忆阻神经元作为生理信号处理的先锋方案,尤其引人关注。Yuan 等人(Yuan 等,2023)提出了一种基于 VO2 忆阻器的神经形态生理信号处理系统,强调了其在下一代人机接口中的应用潜力。VO2 忆阻器固有的非线性动态响应能力与忆阻调控特性,使人工神经元可以对实时生理信号(如微弱心电、脑电等)进行自适应转换与去噪、边缘检测及特征提取。聚焦 VO2 材料,Yuan 等(2022)进一步提出了可校准的 VO2 外延薄膜神经元,能够自主调节激发阈值,实现多感知通路的融合编码,是多模态、脉冲化神经形态感知系统的又一典型代表。Duan 等(2022)则首次实现了基于多物理融合人工神经元对触觉与温度信号的双模感知。该神经元结合了压阻和热阻材料,器件可同时感知机械压力和温度变化,通过神经形态脉冲以编码方式输出多样性感知信号。其系统不仅能区分单一或复合信号,还能在硬件层面原位完成复杂特征提取与信号融合计算,真正实现了“感知-运算-决策”三位一体的神经形态融合模式。

从学理到应用,人工神经元已证明其在多源信号智能融合中的效能与前景。首先,在人机接口和物联网前端,利用神经形态感知单元可实时进行多信号边缘预处理与特征检测,极大减轻了后端计算压力,提升了感知精度和系统反应速率。其次,神经形态感知神经元可直接原位实现事件驱动、无监督学习与自适应决策,有效克服传统算法易受噪声干扰、适应性差、能耗高等缺陷。此外,神经形态感知单元内禀的可塑性与方案多样化,使其可根据环境变化或应用需求,实现灵敏度、响应速度等关键性能参数的硬件级动态调控,为智能终端自适应进化与可持续智能提供了基础。尽管神经形态人工神经元在感知领域取得长足进展,但其实现产业化和规模化应用仍面临包括材料可靠性、器件工艺一致性、多物理建模与协同算法开发、环境适应性调优等多维度挑战。比如 VO2 等新材料的生长工艺、结构调控及大面积均匀性控制;多模态信号输入下动态容错与协同处理效率如何进一步优化;如何结合先进的算法(如无监督自适应学习、神经动力学建模等)赋予原位学习和长期自主进化能力等,都是未来需要聚焦的前沿科学与技术问题。可以预见,随着集成材料科学、神经动力学、微纳工艺和智能算法的持续进步,人工神经元作为智能感知单元,将深化推动脑机接口、人工智能终端、智慧医疗与新一代自主机器人的多感官感知与认知体系发展,进而实现更贴近生物、更加智能高效的信息处理新范式。

在新型计算架构的发展中,人工神经元器件被视为突破传统冯·诺依曼架构瓶颈的核心构件。以 Mott 器件、阈值开关器件和磁隧道结为代表的人工神经元,凭借事件驱动、强非线性、天然并行性等特性,在构建神经形态计算系统、提升特定计算任务的能效和运算复杂度方面展现出独特的优势。与传统 CMOS 数字逻辑单元以时钟驱动、序列操作和高能耗为特征的计算模式相比,硬件人工神经元单元通过多物理机制的协同作用,实现了对神经网络动力学、复杂时序处理、多模态信息整合等计算过程的高效模拟。

在脉冲神经网络(Spiking Neural Network,SNN)中,人工神经元作为核心计算单元可以实现时空脉冲信息的事件驱动式发放等计算任务。通过对外部输入脉冲的积分,神经元在超过阈值后输出发放脉冲,实现了动作电位的模拟。相比传统数字神经网络,SNN 更适合高效处理具有时间相关性的动态信号,如语音识别、时间序列预测和动态环境模式捕捉等,这在人工神经元硬件的加持下表现得尤为突出(Shi 等,2025;Boybat 等,2018;Pei 等,2025)。最新研究表明,基于 Mott 器件或 OTS(Ovonic Threshold Switching)器件构建的硬件神经元阵列可原位实现复杂脉冲传递、时间相关塑性学习和高并发信号解码,有效提升了包括动态手写体识别、时空事件检测等典型任务的能效比与实时响应能力(Yuan 等,2022;Sboev 等,2021;Duan 等,2020)。

人工神经元阵列与人工突触联合构建的神经形态硬件,能够实现大规模并行计算,特别适合高维度、数据相关性强的场景需求。利用 Mott 或 OTS 器件高度非线性、阈值清晰的发放特性,可以在阵列层

面实现逐点或块状的逻辑运算、稀疏矩阵乘法、聚类分析等基础计算功能（Wang 等，2018；Levi 等，2018）。例如，在全硬件实现的神经形态卷积网络结构中（Yao 等，2020），前端由突触阵列实现加权累加，后端由神经元阵列完成积分判别与激活，将高通量特征提取与决策逻辑融为一体。从实验结果看，这类系统在图像识别、特征提取和复杂模式分割等任务中可以实现远低于传统数字逻辑架构的能耗，并具备精细时序调控与自适应输入阈值等能力（Wang 等，2018；Levi 等，2018）。OTS 神经元器件因其高非线性使神经元激活函数逼近理想脉冲型，在软硬结合的神经形态算法与电路实现中有效降低了噪声干扰、提升了并行推理的稳定性。

除基础模块外，人工神经元在特殊计算领域展现了独特效能。在组合优化领域，神经元的振荡—同步特性已被证明可以原位加速遗传算法、Hopfield 网络等求解器的收敛。利用 Mott 或 MTJ 神经元构建的振荡器网络，器件间电信号耦合诱发自发同步，能够映射最大割、旅行商等 NP 难问题，将全局优化任务转为物理自组织过程，大幅提升解空间搜索速度和结果分布多样性（Yang 等，2020b；Dutta 等，2021）。在随机计算和蒙特卡罗方法中，MTJ 神经元提供了受控概率性发放机制，可为概率推理、采样计算和随机微分方程求解提供物理真随机源。这类神经元芯片已被用于硬件贝叶斯推断机和智能机器人决策模块，极大降低了随机序列模拟的能耗和复杂度。此外，利用 OTS 和 Mott 器件的动力学分化，也可实现混沌等高阶动力学特性，扩宽了计算体系的功能边界（Yang 等，2024a）。

在边缘计算和物联网等新兴应用场景下，低功耗、高集成密度的人工神经元显现出巨大的实用价值。Mott 与 OTS 神经元天生具备事件触发、待机超低功耗和异步处理能力，能够实现在传感端、终端侧的本地实时数据预处理和快速判断。例如在自适应信号侦测、故障诊断、环境信号多模判别等应用中，基于神经元阵列的事件流计算体系通过本地脉冲集成和判别，极大减少了数据搬移与中心算力消耗，为大规模分布式智能系统打下了坚实硬件基础（Levi 等，2018）。MTJ 神经元因具备非易失性和优异的抗辐射性能，非常适合恶劣环境下的持续智能计算，例如航天器智能自主管理、嵌入式控制等领域。相关研究表明，这些硬件阵列在不依赖外部时钟、低电压驱动情况下，可实现 ms 级响应延迟和 nJ 级典型计算能耗，明显优于当前主流数字/存算分离方案。

面向高层次的类脑计算应用，人工神经元器件为实现更多元、更复杂的神经计算模型提供了物理层能力。一方面，OTS 等非线性神经元可直接实现可编程的复杂激活函数，支持递归结构和多时空尺度信息融合，大幅度提升循环神经网络、残差网络等高级神经网络在硬件平台的实时性和能耗效率。另一方面，基于 MTJ 物理噪声的概率神经元模型已被成功用于实现自注意力机制硬件加速器，使复杂因果推理和快速自适应成为可能。最新进展还表明，异质集成的神经元单元通过软硬协同设计，可以实现近似生物神经环路的自组织分区、任务调度与自适应学习，有望推动智能计算系统实现更大自主性和适应性（Wang 等，2018）。

值得强调的是，人工神经元电路通过结构层级优化与系统异构集成，能够在保证计算通用性的基础上，充分释放各类器件的物理特性。例如，OTS 阵列担当高速门限判别单元，MTJ 提供概率变换和长期状态保持，Mott 器件则完成大带宽高精度积分与发放，三种机制协同实现高效异步计算、逻辑推理和事件驱动信号处理，适用于从低码率信息处理到高通量神经群体模拟的广泛计算任务。

神经形态硬件系统采用事件驱动的工作机制，仅在输入变化时消耗能量，因此在边缘计算中有广阔应用前景。例如，基于忆阻器的神经形态芯片在图像识别任务中可实现低于 1μJ/分类的能耗，比传统 GPU 低 2-3 个数量级（Davies 等，2018）。这种特性使其特别适合物联网终端设备，如智能摄像头、可穿戴设备等。英特尔的 Loihi 芯片已成功应用于实时手势识别，延迟小于 10ms，功耗仅约 50mW 。边缘设备常面临光照变化、遮挡等动态环境挑战。神经形态视觉传感器（如动态视觉传感器）通过异步像素级事件输出，避免了传统摄像头帧间冗余。结合脉冲神经网络，系统能持续学习适应环境变化，而无需完整模型重训练。神经形态系统的本地处理能力可减少数据上传需求。IBM 的 TrueNorth 芯片实现了片上学习，使智能门锁等设备能在不传输原始数据的情况下完成人脸识别。此外，脉冲信号的离散特性天然适合差分隐私等安全机制，为医疗边缘设备提供了隐私保护新思路。在脑机接口应用中，脑机接口要求系统能实时解析复杂神经信号，神经

形态硬件为此带来了突破性进展。传统BCI系统受限于冯·诺依曼架构的延迟和功耗。神经形态芯片如BrainScaleS通过模拟电路直接实现神经元动力学,可将神经信号处理延迟降至亚毫秒级(Pehle等,2022)。

此外,神经形态硬件在医疗健康领域展现出独特价值,特别是在实时生理信号分析和便携式诊断设备中。癫痫预警系统需要持续分析生理信号,传统数字系统因功耗限制难以长期植入。Yuan等人提出了一种基于VO2忆阻器的高效能神经形态生理信号处理系统,利用忆阻器的易失性及正负对称阈值开关特性,构建了稀疏脉冲异步编码器在保持高保真度的同时显著降低数据冗余,为忆阻器在神经形态计算中的应用提供新范式(Yang等,2024a)。神经形态硬件为机器人带来了类人的感知-决策-执行能力,特别是在动态不确定环境中。传统机器人视觉受限于帧率与功耗。德国TU Munich开发的四足机器人采用事件相机和神经形态处理器,可在1m跌落时于20ms内调整姿态,功耗不足5W(Milde等,2017)。类似地,触觉神经形态传感器(如TACO芯片)通过脉冲频率编码压力变化,使机械手能像人类一样感知抓握力度和纹理。神经形态系统的在线学习能力使机器人能适应新任务。相比深度强化学习,这种方法不需要预训练或仿真环境迁移。神经形态硬件支持分布式群体智能。

4 发展趋势

神经形态材料与器件在多个领域展现出巨大潜力。在实时模式识别方面,这类系统能够高效处理视频流、音频信号等时序数据;在自适应控制领域,其在线学习能力使得系统能够快速适应环境变化;在神经形态传感应用中,与传感器的直接集成实现了从感知到决策的快速响应。

未来研究将聚焦于以下几个方向:开发新型功能材料,实现更接近生物神经系统的高效计算;探索更先进的集成工艺,提高计算密度和能效比;发展专有的设计自动化工具,降低神经形态芯片的设计门槛;研究新型学习范式,充分挖掘混合单元的计算潜力。特别是,将深度学习原理与脉冲神经网络相结合,有望开辟类脑计算的新范式。神经形态材料与器件集成单元与系统代表了类脑计算的一个重要前沿方向,通过紧密耦合基本计算功能,为实现高效智能处理提供了创新解决方案。尽管在材料、器件和系统集成方面仍存在挑战,但快速发展的技术正在不断缩小与生物神经系统之间的差距。随着材料科学、器件物理和系统架构的协同进步,这种受生物启发的计算范式有望在未来计算架构中扮演重要角色,为此,需要进一步加强器件-电路-算法的软硬件协同设计。

硬件-算法闭环优化的协同设计是提升类脑计算系统性能的关键。传统方法通常先设计算法再映射到硬件,而协同设计则强调在算法开发阶段就考虑硬件约束。突触和神经元器件的非理想特性(如非线性、不对称性、噪声等)会显著影响系统性能。联合优化方法通过在算法训练阶段引入器件模型,使算法能够适应硬件特性。例如,在训练过程中模拟突触器件的电导变化范围限制,可以提高算法在真实硬件上的泛化能力。Y. Lu等人利用电化学存储器在编程脉冲数量与幅值调控下表现的本征线性/非线性特性,实现了基于脉冲训练的原位乘法物理实现,完成两向量外积的全并行原位计算与存储。该方案不仅能大幅加速神经网络训练中的权重梯度计算,相比传统硬件实现还可显著降低时间复杂度、延迟及数据处理能耗(Lu等,2025)。类脑计算系统的能效瓶颈主要来自计算单元与存储单元之间的数据搬运。计算-存储一体化设计通过将计算功能嵌入存储阵列(如存内计算),大幅减少了数据移动(Ambrogio等,2018)。这种设计特别适合SNN的局部连接特性,可以实现极高的能效比。生物神经系统具有天然的时空稀疏性:只有少数神经元在特定时间发放脉冲。硬件-算法协同优化可以充分利用这一特性,通过事件驱动计算和稀疏连接设计降低功耗(Davies等,2018)。例如,动态功率管理技术可以根据神经元活动情况调整供电电压,显著提高能效。

最后,硬件系统的可靠性与鲁棒性设计是保证其走向产业应用的关键,类脑计算硬件系统面临器件涨落、噪声干扰、老化退化等多种可靠性挑战。鲁棒性设计是确保系统稳定运行的关键。纳米尺度器件不可避免存在制造涨落。补偿方法包括:1)校准技术,通过测量和调整偏置电压补偿器件差异;2)冗余设计,使用多个器件并行工作并通过投票机制提高可靠性;3)自适应学习,使系统能够在线调整

参数适应器件特性（Alibart 等，2013）。Yuan 等人针对神经元型器件涨落，通过引入校准电阻优化了器件间一致性，并采用缩放电阻适配不同传感器的电阻水平，从而实现了多模态感知——能够将光照、温度、压力和曲率信号编码为脉冲。该系统成功应用于手指曲率监测，实现了手势分类（Yuan 等，2022）。类脑计算系统需要处理器件噪声和环境干扰。增强鲁棒性的方法包括：1）脉冲编码，利用脉冲时序而非幅度传递信息，对幅度噪声不敏感；2）群体编码，通过多个神经元的协同工作提高信噪比；3）随机共振，有意引入适量噪声增强弱信号检测能力。随着使用时间增加，器件性能会逐渐退化。管理策略包括：1）在线监测，实时跟踪关键参数变化；2）动态重映射，将计算任务迁移到性能较好的器件；3）自修复算法，通过调整网络连接补偿失效器件。面向器件-算法协同设计的类脑计算系统代表了下一代智能计算的重要方向。通过网络架构创新、学习算法开发、硬件-算法闭环优化以及可靠性设计等多方面的协同进步，类脑计算系统有望在能效比、实时性和自适应能力等方面超越传统计算架构，为边缘计算、物联网、机器人等应用领域带来革命性变革。

5 结 语

神经形态材料与器件的研究正站在从“物理模拟”迈向“智能涌现”的关键节点。忆阻、相变、自旋、铁电及光电等多种物理效应的深度挖掘，不仅有望从底层突破了冯·诺依曼架构的能效瓶颈，更在硬件层面赋予了人工系统类脑的动态演化与时空关联处理能力。神经形态硬件技术的发展将不仅有助于算力的提升，进一步对于物理实体与认知算法的深度同构产生深远影响。随着“器件-电路-算法-系统”全栈协同设计的日趋成熟，我们不仅能构建出超低功耗的边缘智能终端，更将推动进入一个感知与计算无缝融合、机理与智能和谐统一的新范式，为实现真正意义上的通用人工智能奠定坚实的物理根基。

参考文献

Aabrar K A，Kirtania S G，Lu A，Khanna A，Chakraborty W，San Jose M，Yu S and Datta S，2022. A thousand state superlattice（sl）fefet analog weight cell. In 2022 IEEE Symposium on VLSI Technology and Circuits（VLSI Technology and Circuits），242 – 243.［DOI：10.1109/VLSITechnologyandCir46769.2022.9830333］

Alibart F，Zamanidoost E and Strukov D B，2013. Pattern classification by memristive crossbar circuits using ex situ and in situ training. Nature Communications，4(1)：2072［10.1038/ncomms3072］

Ambrogio S，Narayanan P，Tsai H，Shelby R M，Boybat I，Di Nolfo C，Sidler S，Giordano M，Bodini M，Farinh N Caet al.，2018. Equivalent-accuracy accelerated neural-network training using analogue memory. Nature，558（7708）：60 – 67［DOI：10.1038/s41586-018-0180-5］

Borders W A，Pervaiz A Z，Fukami S，Camsari K Y，Ohno H and Datta S，2019. Integer factorization using stochastic magnetic tunnel junctions. Nature，573(7774)：390 – 393［DOI：10.1038/s41586-019-1557-9］

Boybat I，Le Gallo M，Nandakumar S，Moraitis T，Parnell T，Tuma T，Rajendran B，Leblebici Y，Sebastian A and Eleftheriou E，2018. Neuromorphic computing with multi-memristive synapses. Nature Communications，9（1）：2514［DOI：10.1038/s41467-018-04933-y］

Cao R，Zhang X，Liu S，Lu J，Wang Y，and Jiang H，et al.，2022. Compact arti ficial neuron based on anti-ferroelectric transistor. Nature Communications，13（1）：7018［DOI：10.1038/s41467-022-34774-9］

Chen C，He Y，Mao H，Zhu L，Wang X，and Zhu Y，et al.，2022. A photoelectric spiking neuron for visual depth perception. Advanced Materials，34(20)：2201895［DOI：10.1002/adma.202201895］

Chen S，Lou Z，Chen D and Shen G，2018. An artificial flexible visual memory system based on an UV-motivated memristor. Advanced Materials，30(7)：1705400［DOI：10.1002/adma.201705400］

Dang B，Zhang T，Wu X，Liu K，Huang R and Yang Y，2024. Reconfigurable in-sensor processing based on a multi-phototransistor – one-memristor array. Nature Electronics，1 – 13［DOI：10.1038/s41928-024-01280-3］

Davies M，Srinivasa N，Lin T H，Chinya G，Cao Y，and Choday S H，et al.，2018. Loihi：A neuromorphic manycore processor with on-chip learning. IEEE Micro，38(1)：82 – 99［DOI：10.1109/MM.2018.112130359］

Du J，Xie D，Zhang Q，Zhong H，Meng F，and Fu X，et al.，2021. A robust neuromorphic vision sensor with optical control of ferroelectric switching. Nano Energy，89：106439［DOI：10.1016/j.nanoen.2021.106439］

Duan Q，Jing Z，Zou X，Wang Y，Yang K，and Zhang T，et al.，2020. Spiking neurons with spatiotemporal dynamics and gain modulation for monolithically integrated memristive neural networks. Nature Communications，11（1）：3399［DOI：10.1038/s41467-020-17215-3］

Duan Q，Zhang T，Liu C，Yuan R，Li G，and Jun Tiw P，et al.，2022. Arti ficial multisensory neurons with fused haptic and temperature perception for multimodal in-sensor computing. Advanced Intelligent Systems, 4(8):2200039 [DOI: 10.1002/aisy.202200039]

Dutta S, Khanna A, Assoa A S, Paik H, Schlom D G, and Toroczkai Z, et al., 2021. An ising hamiltonian solver based on coupled stochastic phase-transition nano-oscillators. Nature Electronics, 4(7): 502 - 512 [DOI: 10.1038/s41928-021-00616-7]

Faisal A A, Selen L P and Wolpert D M, 2008. Noise in the nervous system. Nature Reviews Neuroscience, 9(4): 292 - 303 [DOI: 10.1038/nrn2258]

Fert A, Reyren N and Cros V, 2017. Magnetic skyrmions: advances in physics and potential applications. Nature Reviews Materials, 2(7): 1 - 15 [DOI: 10.1038/natrevmats.2017.31]

Gao J, Chien Y C, Huo J, Li L, Zheng H, and Xian Hget al., 2025. Reconfigurable neuromorphic functions in antiferroelectric transistors through coupled polarization switching and charge trapping dynamics. Nature Communications, 16(1): 1 - 11 [DOI: 10.1038/s41467-025-59603-7]

Grollier J, Querlioz D, Camsari K, Everschor-Sitte K, Fukami S and Stiles M D, 2020. Neuromorphic spintronics. Nature Electronics, 3(7): 360 - 370 [DOI: 10.1038/s41928-019-0360-9]

He L, Li X, Xie C and Song Z, 2023. In-memory computing based on phase change memory for high energy efficiency. Science China Information Sciences, 66(10): 200402 [DOI: 10.1007/s11432-023-3789-7]

Hu H, Wang K, Li W, Zuo C, Tang R and Dong K, 2024. Spin - orbit torque-induced memristor in Ta/GdFeCo/Ta structures for neuromorphic computing. Journal of Magnetism and Magnetic Materials, 589: 171582 [DOI: 10.1016/j.jmmm.2023.171582]

Huang H, Liang X, Wang Y, Tang J, Li Y, and Du Y, et al., 2025. Fully integrated multi-mode optoelectronic memristor array for diversified in-sensor computing. Nature Nanotechnology, 20(1): 93 - 103 [DOI: 10.1038/s41565-024-01794-z]

Huang M, Ali W, Yang L, Huang J, Yao C, and Xie Y, et al., 2023. Multifunctional optoelectronic synapses based on arrayed mos2 monolayers emulating human association memory. Advanced Science, 10(16): 2300120 [DOI: 10.1002/advs.202300120]

Ielmini D and Pedretti G, 2025. Resistive switching random-access memory (RRAM): Applications and requirements for memory and computing. Chemical Reviews [DOI: 10.1021/acs.chemrev.4c00845]

Iwasaki J, Mochizuki M and Nagaosa N, 2013. Current-induced skyrmion dynamics in constricted geometries. Nature Nanotechnology, 8(10): 742 - 747 [DOI: 10.1038/nnano.2013.176]

Jang H, Liu C, Hinton H, Lee M H, Kim H, and Seol M, et al., 2020. An atomically thin optoelectronic machine vision processor. Advanced Materials, 32(36): 2002431 [DOI: 10.1002/adma.202002431]

Jhang W C, Chien Y S and Hsu C C, 2024. Nonvolatile bipolar resistive switching char-acteristics of aluminum oxide grown by thermal oxidation processes. Semiconductor Science and Technology, 39(7): 07LT01 [DOI: 10.1088/1361-6641/ad4f08]

Jiang W, Chen L, Zhou K, Li L, Fu Q, and D Yuet al., 2019. Physical reservoir computing using magnetic skyrmion memristor and spin torque nano-oscillator. Applied Physics Letters, 115(19) [DOI: 10.1063/1.5115183]

Kim I J and Lee J S, 2023. Ferroelectric transistors for memory and neuromorphic device applications. Advanced Materials, 35(22): 2206864 [DOI: 10.1002/adma.202206864]

Koppens F, Mueller T, Avouris P, Ferrari A, Vitiello M S and Polini M, 2014. Photodetectors based on graphene, other two-dimensional materials and hybrid systems. Nature Nanotechnology, 9(10): 780 - 793 [DOI: 10.1038/nnano.2014.215]

Kum H S, Lee H, Kim S, Lindemann S, Kong W, and Qiao K, et al., 2020. Heterogeneous integration of single-crystalline complex-oxide membranes. Nature, 578(7793): 75 - 81 [DOI: 10.1038/s41586-020-1939-z]

Kuzum D, Jeyasingh R G, Lee B and Wong H S P, 2012. Nanoelectronic programmable synapses based on phase change materials for brain-inspired computing. Nano Letters, 12(5): 2179 - 2186 [DOI: 10.1021/nl201040y]

Lee H R, Lee D and Oh J H, 2021. A hippocampus-inspired dual-gated organic artificial synapse for simultaneous sensing of a neurotransmitter and light. Advanced Materials, 33(17): 2100119 [DOI: 10.1002/adma.202100119]

Lee K, Jang S, Kim K L, Koo M, Park C, and Lee S, et al., 2020. Artificially intelligent tactile ferroelectric skin. Advanced Science, 7(22): 2001662 [DOI: 10.1002/advs.202001662]

Lee Y R, Trung T Q, Hwang B U and Lee N E, 2020. A flexible artificial intrinsic-synaptic tactile sensory organ. Nature Communications, 11(1): 2753 [DOI: 10.1038/s41467-020-16606-w]

Levi T, Nanami T, Tange A, Aihara K and Kohno T, 2018. Development and applications of biomimetic neuronal networks toward brainmorphic artificial intelligence. IEEE Trans-actions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 65(5): 577 - 581 [DOI: 10.1109/TCSII.2018.2824827]

Li Y, Fuller E J, Sugar J D, Yoo S, Ashby D S, and Bennett C H, et al., 2020. Filament-free bulk resistive memory enables deterministic analogue switching. Advanced Materials, 32(45): 2003984 [DOI: 10.1002/adma.202003984]

Liang X, Tang J, Zhong Y, Gao B, Qian H and Wu H, 2024. Physical reservoir computing with emerging electronics. Nature Electronics, 7(3): 193 - 206 [DOI: 10.1038/s41928-024-01133-z]

Liao F, Zhou Z, Kim B J, Chen J, Wang J, and Wan T, et al., 2022. Bioinspired in-sensor visual adaptation for accurate perception. Nature Electronics, 5(2): 84 - 91 [DOI: 10.1038/s41928-022-00713-1]

Liu K, Dang B, Zhang T, Yang Z, Bao L, and Xu L, et al., 2022. Multilayer reservoir computing based on ferroelectric α-In_2Se_3 for hierarchical information processing. Advanced Materials, 34(48): 2108826 [DOI: 10.1002/adma.202108826]

Liu K, Zhang T, Dang B, Bao L, Xu L, and Cheng C, et al., 2022. An optoelectronic synapse based on α-In_2Se_3 with controllable temporal dynamics for multimode and multiscale reservoir computing. Nature Electronics, 5(11): 761 - 773 [DOI: 10.1038/s41928-022-00847-2]

Liu L, Wang D, Wang D, Sun Y, Lin H, and Gong X, et al., 2024. Domain wall magnetic tunnel junction-based artificial synapses and neurons for all-spin neuromorphic hardware. Nature Communications, 15(1): 4534 [DOI: 10.1038/s41467-024-48631-4]

Liu Z, Tang J, Gao B, Yao P, Li X, and Liu D, et al., 2020. Neural signal analysis with memristor arrays towards high-efficiency brain - machine interfaces. Nature Communications, 11(1): 4234 [DOI: 10.1038/s41467-020-18105-4]

Locatelli N, Cros V and Grollier J, 2014. Spin-torque building blocks. Nature Materials, 13(1): 11 - 20 [DOI: 10.1038/nmat3823]

Lu Y, Li X, Yan B, Yan L, Zhang T, and Song Z, et al., 2022. In-memory realization of eligibility traces based on conductance drift of phase change memory for energy-efficient reinforcement learning. Advanced Materials, 34(6): 2107811 [DOI: 10.1002/adma.202107811]

Lu Y, Li X, Yan L, Zhang T, Yang Y, and Son Zget al., 2020. Accelerated local training of CNNs by optimized direct feedback alignment based on stochasticity of 4 mb C-doped Ge2Sb2Te5 PCM chip in 40 nm node. 2020 IEEE International Electron Devices Meeting (IEDM), 36 - 3. [DOI: 10.1109/IEDM13553.2020.9371910]

Lu Y, Yang Z, Tao Y, Cai L, Zhang T, and Yan L, et al., 2025. Energy-efficient online training with in situ parallel computing on electrochemical memory arrays. Advanced Intelligent Systems, 2401068 [DOI: 10.1002/aisy.202401068]

Luo Y, Luo Y C and Yu S, 2021. A ferroelectric-based volatile/non-volatile dual-mode buffer memory for deep neural network accelerators. IEEE Transactions on Computers, 71(9): 2088 - 2101 [DOI: 10.1109/TC.2021.3122872]

Lyu X, Si M, Shrestha P, Cheung K and Ye P, 2019. First direct measurement of sub-nanosecond polarization switching in ferroelectric hafnium zirconium oxide. 2019 IEEE International Electron Devices Meeting (IEDM), 15 - 2. [DOI: 10.1109/IEDM19573.2019.8993509]

Markovic' D, Mizrahi A, Querlioz D and Grollier J, 2020. Physics for neuromorphic computing. Nature Reviews Physics, 2(9): 499 - 510 [DOI: 10.1038/s42254-020-0208-2]

Mellnik A R, Lee J, Richardella A, Grab J L, Mintun P J, and Fischer M H, et al., 2014. Spin-transfer torque generated by a topological insulator. Nature, 511(7510): 449 - 451 [DOI: 10.1038/nature13534]

Mennel L, Symonowicz J, Wachter S, Polyushkin D K, Molina-Mendoza A J and Mueller T, 2020. Ultrafast machine vision with 2d material neural network image sensors. Nature, 579(7797): 62 - 66 [DOI: 10.1038/s41586-020-2038-x]

Milde M B, Blum H, Dietmüller A, Sumislawska D, Conradt J, and Indiver Giet al., 2017. Obstacle avoidance and target acquisition for robot navigation using a mixed signal analog/digital neuromorphic processing system. Frontiers in Neurorobotics, 11: 28 [DOI: 10.3389/fnbot.2017.00028]

Okuno J, Kunihiro T, Konishi K, Maemura H, Shuto Y, and Sugaya F, et al., 2020. SOC compatible 1T1C FERAM memory array based on ferroelectric $Hf_{0.5}Zr_{0.5}O_2$. 2020 IEEE Symposium on VLSI Technology, 1 - 2. [DOI: 10.1109/VLSITechnology18217.2020.9265063]

Park J Y, Choe D H, Lee D H, Yu G T, Yang K, and Kim S H, et al., 2023. Revival of ferroelectric memories based on emerging fluorite-structured ferroelectrics. Advanced Materials, 35(43): 2204904 [DOI: 10.1002/adma.202204904]

Park M H, Kwon D, Schroeder U and Mikolajick T, 2021. Binary ferroelectric oxides for future computing paradigms. MRS Bulletin, 1 - 9 [DOI: 10.1557/s43577-021-00210-4]

Pehle C, Billaudelle S, Cramer B, Kaiser J, Schreiber K, and Stradmann Y, et al., 2022. The brainscales-2 accelerated neuromorphic system with hybrid plasticity. Frontiers in Neuroscience, 16: 795876 [DOI: 10.3389/fnins.2022.795876]

Pei J, Deng L, Song S, Zhao M, Zhang Y, and Wu S, et al., 2019. Towards artificial general intelligence with hybrid tianjic chip architecture. Nature, 572(7767): 106 - 111 [DOI: 10.1038/s41586-019-1424-8]

Pei Y, Yang B, Zhang X, He H, Sun Y, and Zhao J, et al., 2025. Ultra robust negative differential resistance memristor for hardware neuron circuit implementation. Nature Communications, 16(1): 48 [DOI: 10.1038/s41467-024-55293-9]

Pi L, Wang P, Liang S J, Luo P, Wang H, and Li D, et al., 2022. Broadband convolutional processing using band-alignment-tunable heterostructures. Nature Electronics, 5(4): 248 - 254 [DOI: 10.1038/s41928-022-00747-5]

Romera M, Talatchian P, Tsunegi S, Abreu Araujo F, Cros V, and Bortolotti P, et al., 2018. Vowel recognition with four coupled spin-torque nano-oscillators. Nature, 563(7730): 230 - 234 [DOI: 10.1038/s41586-018-0632-y]

Roy K, Wang C, Roy S, Raghunathan A, Yang K and Sengupta A, 2024. Spintronic neural systems. Nature Reviews Electrical Engineering, 1 - 16 [DOI: 10.1038/s44287-024-00107-9]

Sboev A, Vlasov D, Rybka R, Davydov Y, Serenko A and Demin V, 2021. Modeling the dynamics of spiking networks with memristor-based STDP to solve classification tasks. Mathematics, 9(24): 3237 [DOI: /10.3390/math9243237]

Sharad M, Augustine C, Panagopoulos G and Roy K, 2012. Spin-based neuron model with domain-wall magnets as synapse. IEEE Transactions on Nanotechnology, 11(4): 843 - 853 [DOI: 10.1109/

TNANO.2012.2202125]

Shi T, Gao L, Zhou R, Tian Y, Chen P, and Ding Y, et al., 2025. Fully memristive spiking neural network for energy-efficient graph learning. Science Advances, 11(19): eadv2312 [DOI: 10.1126/sciadv.adv2312]

Shi Y, Ananthakrishnan A, Oh S, Liu X, Hota G, and Cauwenberghs G, et al., 2021. High throughput neuromorphic brain interface with CuO_x resistive crossbars for real-time spike sorting. 2021 IEEE International Electron Devices Meeting (IEDM), 16 - 5. [DOI: 10.1109/IEDM19574.2021.9720712]

Tan H, Tao Q, Pande I, Majumdar S, Liu F, and Zhou Y, et al., 2020. Tactile sensory coding and learning with bio-inspired optoelectronic spiking afferent nerves. Nature Communications, 11(1): 1369 [DOI: 10.1038/s41467-020-15105-2]

Torrejon J, Riou M, Araujo F A, Tsunegi S, Khalsa G, and Querlioz D, et al., 2017. Neuromorphic computing with nanoscale spintronic oscillators. Nature, 547(7664): 428 - 431 [DOI: 10.1038/nature23011]

Tsai M Y, Huang C T, Lin C Y, Lee M P, Yang F S, and Li M, et al., 2023. A reconfigurable transistor and memory based on a two-dimensional heterostructure and photoinduced trapping. Nature Electronics, 6 (10) : 755 - 764 [DOI: 10.1038/s41928-023-01034-7]

Tuma T, Pantazi A, Le Gallo M, Sebastian A and Eleftheriou E, 2016. Stochastic phase-change neurons. Nature Nanotechnology, 11(8): 693 - 699 [DOI: 10.1038/nnano.2016.70]

Vincent A F, Larroque J, Locatelli N, Romdhane N B, Bichler O, and Gamrat C, et al., 2015. Spin-transfer torque magnetic memory as a stochastic memristive synapse for neuromorphic systems. IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems, 9(2): 166 - 174 [DOI: 10.1109/TBCAS.2015.2414423]

Wan T, Ma S, Liao F, Fan L and Chai Y, 2022. Neuromorphic sensory computing. Science China Information Sciences, 65: 1 - 14 [DOI: 10.1007/s11432-021-3336-8]

Wang C Y, Liang S J, Wang S, Wang P, Li Z, and Wang Z, et al., 2020. Gate-tunable van der waals heterostructure for reconfigurable neural network vision sensor. Science Advances, 6(26): eaba6173 [DOI: 10.1126/sciadv.aba6173]

Wang D, Tang R, Lin H, Liu L, Xu N, and Sun Y, et al., 2023. Spintronic leaky-integrate-fire spiking neurons with self-reset and winner-takes-all for neuromorphic computing. Nature Communications, 14(1): 1068 [DOI: 10.1038/s41467-023-36728-1]

Wang S, Jiang C, Yu Y, Zhang Z, Quhe R, and Yang R, et al., 2025. Tellurium nanowire retinal nanoprosthesis improves vision in models of blindness. Science, 388(6751): eadu2987 [DOI: 10.1126/science.adu2987]

Wang S, Wang C Y, Wang P, Wang C, Li Z A, and Pan C, et al., 2021. Networking retinomorphic sensor with memristive crossbar for brain-inspired visual perception. National Science Review, 8 (2): nwaa172 [DOI: 10.1093/nsr/nwaa172]

Wang W, Jiang Y, Zhong D, Zhang Z, Choudhury S, and Lai J C, et al., 2023. Neuromorphic sensorimotor loop embodied by monolithically integrated, low-voltage, soft e-skin. Science, 380(6646): 735 - 742 [DOI: 10.1126/science.ade0086]

Wang X, Chen Y, Xi H, Li H and Dimitrov D, 2009. Spintronic memristor through spin-torque-induced magnetization motion. IEEE Electron Device Letters, 30(3): 294 - 297 [DOI: 10.1109/LED.2008.2012270]

Wang Z, Joshi S, Savel'Ev S, Song W, Midya R, and Li Y, et al., 2018. Fully memristive neural networks for pattern classification with unsupervised learning. Nature Electronics, 1(2): 137 - 145 [DOI: 10.1038/s41928-018-0023-2]

Wen Z and Wu D, 2020. Ferroelectric tunnel junctions: modulations on the potential barrier. Advanced Materials, 32 (27) : 1904123 [DOI: 10.1002/adma.201904123]

Wu Q, Dang B, Lu C, Xu G, Yang G, and Wang J, et al., 2020. Spike encoding with optic sensory neurons enable a pulse coupled neural network for ultraviolet image segmentation. Nano Letters, 20(11): 8015 - 8023 [DOI: 10.1021/acs.nanolett.0c02892]

Wu T Y, Huang H H, Chu Y H, Chang C C, Wu M H, and Hsu C H, et al., 2019. Sub-nA low-current HZO ferroelectric tunnel junction for high-performance and accurate deep learning acceleration. IEEE International Electron Devices Meeting (IEDM), 6 - 3. [DOI: 10.1109/IEDM19573.2019.8993565]

Yamada N, Ohno E, Nishiuchi K, Akahira N and Takao M, 1991. Rapid-phase transitions of GeTe-Sb_2Te_3 pseudobinary amorphous thin films for an optical disk memory. Journal of Applied Physics, 69(5): 2849 - 2856 [DOI: 10.1063/1.348620]

Yan L, Li X, Zhu Y, Yan B, Lu Y, and Zhang T, et al., 2021. Uncertainty quantification based on multilevel conductance and stochasticity of heater size dependent C-doped $Ge_2Sb_2Te_5$ PCM chip. IEEE International Electron Devices Meeting (IEDM), 28 - 2. [DOI: 10.1109/IEDM19574.2021.9720555]

Yang J Q, Wang R, Ren Y, Mao J Y, Wang Z P, and Zhou Y, et al., 2020. Neuromorphic engineering: from biological to spike-based hardware nervous systems. Advanced Materials, 32(52): 2003610 [DOI: 10.1002/adma.202003610]

Yang K, Duan Q, Wang Y, Zhang T, Yang Y and Huang R, 2020. Transiently chaotic simulated annealing based on intrinsic nonlinearity of memristors for efficient solution of optimization problems. Science Advances, 6 (33) : eaba9901 [DOI: 10.1126/sciadv.aba9901]

Yang K, Wang Y, Tiw P J, Wang C, Zou X, and Yuan R, et al., 2024. High-order sensory processing nanocircuit based on coupled VO_2 oscillators. Nature Communications, 15(1): 1693 [DOI: 10.1038/s41467-024-45992-8]

Yang Y, Liang S J and Miao F, 2024. Pixel-correlated computing for detecting and tracking targets in dim lighting. Nature, 7: 191-192

[DOI: 10.1038/s41928-024-01125-z]

Yang Y, Liu G, Li P, Zhang M, Wang J, and Hu W, et al., 2020. High-performance broadband tungsten disulfide photodetector decorated with indium arsenide nanoislands. Physica Status Solidi (A), 217(17): 2000297 [DOI: 10.1002/pssa.202000297]

Yang Y, Pan C, Li Y, Yangdong X, Wang P, and Li Z A, et al., 2024. In-sensor dynamic computing for intelligent machine vision. Nature Electronics, 7(3): 225 - 233 [DOI: 10.1038/s41928-024-01124-0]

Yang Y, Wang X, Wang C, Song Y, Zhang M, and Xue Z, et al., 2020. Ferroelectric enhanced performance of a GeSn/Ge dual-nanowire photodetector. Nano Letters, 20(5): 3872 - 3879 [DOI: 10.1021/acs.nanolett.0c01039]

Yang Z, Wang T, Lin Y, Chen Y, Zeng H, and Pei J, et al., 2024. A vision chip with complementary pathways for open-world sensing. Nature, 629(8014): 1027 - 1033 [DOI: 10.1038/s41586-024-07358-4]

Yao P, Wu H, Gao B, Tang J, Zhang Q, and Zhang W, et al, 2020. Fully hardware-implemented memristor convolutional neural network. Nature, 577(7792): 641 - 646 [DOI: 10.1038/s41586-020-1942-4]

Yuan R, Duan Q, Tiw P J, Li G, Xiao Z, and Jing Z, et al., 2022. A calibratable sensory neuron based on epitaxial VO_2 for spike-based neuromorphic multisensory system. Nature Communications, 13(1): 3973 [DOI: 10.1038/s41467-022-31747-w]

Yuan R, Tiw P J, Cai L, Yang Z, Liu C, and Zhang T, et al., 2023. A neuromorphic physiological signal processing system based on VO_2 memristor for next-generation human-machine interface. Nature Communications, 14(1): 3695 [DOI: 10.1038/s41467-023-39430-4]

Zahedinejad M, Fulara H, Khymyn R, Houshang A, Dvornik M, and Fukami S, et al., 2022. Memristive control of mutual spin hall nano-oscillator synchronization for neuromorphic computing. Nature Materials, 21(1): 81 - 87 [DOI: 10.1038/s41563-021-01153-6]

Zeng B, Liu C, Dai S, Zhou P, Bao K, and Zheng S, et al., 2021. Electric field gradient-controlled domain switching for size effect-resistant multi-level operations in HfO_2-based ferroelectric field-effect transistor. Advanced Functional Materials, 31(17): 2011077 [DOI: 10.1002/adfm.202011077]

Zhang X, Cai W, Wang M, Pan B, Cao K, and Guo M, et al., 2021. Spin-torque memristors based on perpendicular magnetic tunnel junctions for neuromorphic computing. Advanced Science, 8(10): 2004645 [DOI: 10.1002/advs.202004645]

Zhang X, Zhuo Y, Luo Q, Wu Z, Midya R, and Wang Z, et al., 2020. An artificial spiking afferent nerve based on mott memristors for neurorobotics. Nature Communications, 11(1): 51 [DOI: 10.1038/s41467-019-13827-6]

Zhang Z, Wang S, Liu C, Xie R, Hu W and Zhou P, 2022. All-in-one two-dimensional retinomorphic hardware device for motion detection and recognition. Nature Nanotechnology, 17(1): 27 - 32 [DOI: 10.1038/s41565-021-01003-1]

Zheng Q, Mi Y, Zhu X, Yuan Z and Xia K, 2020. Anticipative tracking with the short-term synaptic plasticity of spintronic devices. Physical Review Applied, 14(4): 044060 [DOI: 10.1103/PhysRevApplied.14.044060]

Zhou F and Chai Y, 2020. Near-sensor and in-sensor computing. Nature Electronics, 3(11): 664 - 671 [DOI: 10.1038/s41928-020-00501-9]

Zhou Y, Fu J, Chen Z, Zhuge F, Wang Y, and Yan J, et al., 2023. Computational event-driven vision sensors for in-sensor spiking neural networks. Nature Electronics, 6(11): 870 - 878 [DOI: 10.1038/s41928-023-01055-2]

Zhu B, Wang H, Liu Y, Qi D, Liu Z, and Wang H, et al, 2016. Skin-inspired haptic memory arrays with an electrically reconfigurable architecture. Advanced Materials, 28(8): 1559 - 1566 [DOI: 10.1002/adma.201504754]

作者简介

张腾，男，助理研究员，研究方向为新一代集成电路与智能计算系统。E-mail: tengzhang@pku.edu.cn

杨玉超，男，教授，研究方向为存算一体芯片、类脑计算、脑机接口。E-mail: yuchaoyang@pku.edu.cn

王聪，男，特聘研究员，研究方向为存算一体芯片技术、类脑计算硬件与神经网络算法交叉、高效智能系统与应用。E-mail: cong@nju.edu.cn

缪峰，男，教授，研究方向为低维材料的量子调控、新原理电子器件、类脑感知与计算。E-mail: miao@nju.edu.cn