加速与实现：二维材料能否弥合神经形态硬件与人脑之间的鸿沟?

Xiwen Liu[1]*、Keshava Katti[1]*、Deep Jariwala[1]**。

单位：

[1]宾夕法尼亚大学电气与系统工程系，美国宾夕法尼亚州费城。

*共同第一作者。电子邮箱：xiwenliu@seas.upenn.edu、kattikes@seas.upenn.edu。

**通讯作者。电子邮箱：dmj@seas.upenn.edu。

进展与潜力：

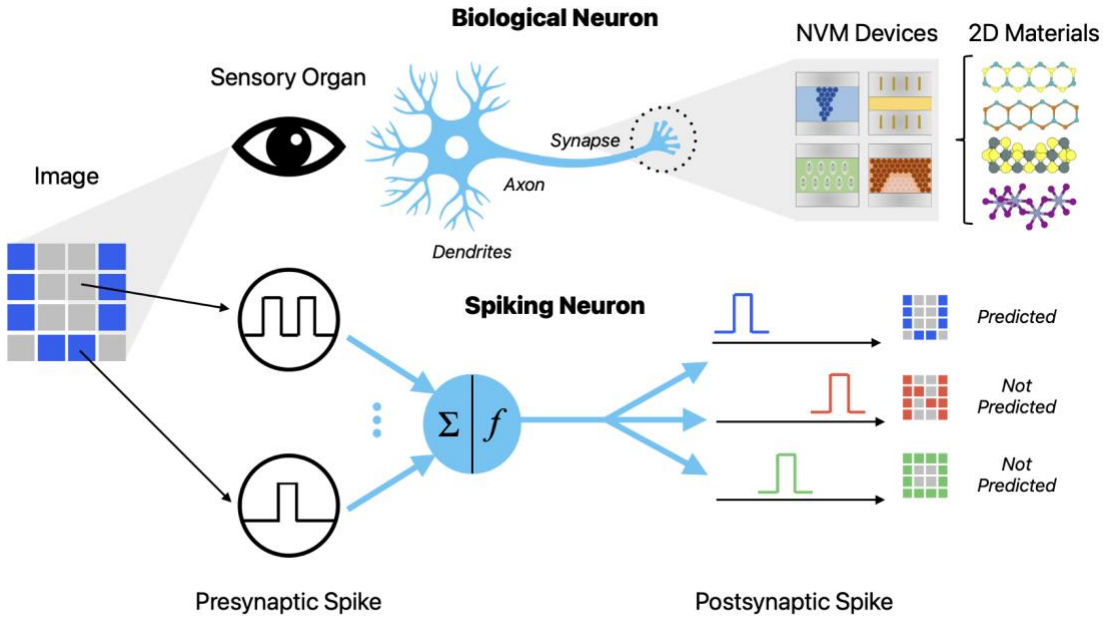
- 二维（二维）材料凭借其多样的电子结构、物理性质以及原子级薄的范德华结构，为超越冯·诺依曼计算架构范式的器件和系统带来了令人振奋的机遇；这些特性也使其易于与传统电子材料和基于硅的硬件集成。

- 利用二维材料已实现所有主要类别的非易失性存储器（NVM）器件，包括将其用作突触器件，应用于神经形态计算硬件。

- 二维材料的原子级薄结构及其优异的物理性质（如机械强度、电导率和热导率），以及栅极可调电子性质，为非易失性存储器器件和系统带来了性能优势与全新功能。然而，与现有材料和技术相比，其器件性能和变异性仍是实际应用面临的主要问题。

- 最终，二维材料作为一类新型电子材料的发展，尤其是其在神经形态电子学领域的应用，将取决于能否以薄膜形态实现可规模化合成，并获得所需的晶体质量、缺陷密度和相纯度。

图文摘要：



一句话总结：将二维材料集成到新兴存储器件中，可构建低功耗、栅极可调的模拟计算架构，既能加速现有机器学习算法，也能实现神经生物学功能，从而支持类脑学习。

关键词：神经形态计算、二维材料、异质结构、新兴存储器件、电阻式、相变、铁电、铁磁、交叉阵列、机器学习、深度学习、脉冲神经网络。

1. 引言 神经形态

形态计算广义上指利用非冯·诺依曼架构来模拟人脑所展现的学习能力。“冯·诺依曼架构”指任何一种存储程序计算机：由于指令提取和数据操作共用一条总线，两者可能无法同时进行，从而导致“冯·诺依曼瓶颈”。这一瓶颈描述了在独立的存储模块与计算模块之间传输数据所需耗费的大量能量和时间。随着现代机器学习模型不断发展，其数据密集型任务的需求也日益增长，这一瓶颈限制了计算系统执行此类任务的能力。此外，近期一份报告显示，在“过-参数化”情形下运行的高度复杂神经网络不会对训练数据中的虚假趋势过拟合，反而比复杂度较低的同类模型表现出更强的未见数据泛化能力 [1], 这促使模型参数数量自2015年以来逐年呈指数级增长，训练数据集的规模也自 1988 [2, 3]年以来呈指数级增长。特别是过去十年间，模型从 ResNet-50（$> 10^7$个模型参数）发展到生成式预训练变换器3（GPT-3）（$> 10^{11}$ 个模型参数），数据集则从 ImageNet（$\sim 10^6$ 张图像）发展到 JFT-3B（$> 10^9$ 张图像）。神经形态系统通过克服电子通信、时钟控制、热管理和电力输送方面的瓶颈[2], ，有望实现可扩展的硬件，使其能够跟上深度神经网络的指数级增长。因此，我们将神经形态计算的第一个主要方向定义为“加速”。致力于加速的神经形态系统旨在提升现有机器学习模型的运行速度和能量效率，往往能迅速产生影响。一个常见的例子是用于深度神经网络前向传播中向量-矩阵乘法（VMM）的交叉阵列。相比之下，我们将神经形态计算的第二个主要方向定义为“实现”，即在非冯·诺依曼架构中实现人类的神经生物学功能。第二个方向产生影响的时间会晚于第一个方向，但它代表着下一代机器学习模型的硬件实现；在脉冲神经网络（SNNs）、赫布学习和霍奇金-赫胥黎神经元模型等领域，相关研究已取得进展。

神经形态计算的加速与实现方法都需要开发专用硬件。可支持读取和写入的存储技术，历来可分为随机存取存储器（RAM）或闪存。RAM 是易失性的，这意味着它需要电源每隔几毫秒刷新一次存储状态，因此在神经形态应用中会产生过高的功耗 [4]。基于硅的闪存是电子行业中占主导地位的非易失性存储器（NVM）器件，但它在神经形态系统中的应用也存在诸多不足，包括编程速度慢、工作电压相对较高以及电耐久性差 [5]。此外，RAM 和闪存都基于电荷存储，可采用电容器、交叉耦合反相器或浮栅晶体管；目前，当横向尺寸缩小至 10 nm 以下时，它们都面临可扩展性方面的挑战。这两类存储器也都与计算单元分离，因此无法解决冯·诺依曼瓶颈。过去十年间，一类通常称为“新兴存储器件”的新型存储器日益受到关注，因为它们兼具静态随机存取存储器（SRAM）的快速开关速度、动态随机存取存储器（DRAM）的大存储密度和闪存的非易失性，同时还具备多比特／模拟存内计算能力。

新兴非易失性存储器件可分为四类：电阻式、相变、铁电和铁磁。电阻式器件具有电阻开关特性，即在电偏压作用下，通过导电细丝的形成或断裂，使器件电阻率在若干不同的稳定状态之间发生周期性变化 [6] （图 1ai）。对于双态电阻式器件，

施加正电压 V ＞V_{set}可实现低阻态（LRS），而施加负电压 V ＜V_{reset} 则可实现高阻态（HRS）（图 1bi）。相变存储器（PCM）利用相变材料中高电阻率非晶态与高导电性晶态之间的电学差异 [7]（图 1aii）。要改变相变器件的状态，需要施加高功率热脉冲，使材料在晶态和非晶态之间熔化并淬冷（图 1bii）。铁电器件利用铁电材料在偏置电压作用下产生极化所引起的电流或电阻变化 [8]（图 1aiii）。双态铁电器件需要施加电压 V ＞ +$V_{coercive}$ 以在铁电材料中诱导剩余极化 +P_r；并施加电压 V ＜ −$V_{coercive}$ 以在铁电材料中诱导剩余极化 −P_r（图 1biii）。铁磁器件包含两个铁磁层：一个是极化固定的参考层，另一个是可设定为某种极化的自由层 [8]（图 1aiv）。这两层可以处于平行或反平行状态，分别对应低阻态（LRS）和高阻态（HRS）（图 1biv）。

本综述聚焦于一类前景广阔的新兴非易失性存储器件，其中二维（2D）晶体构成关键组件；同时也关注完全由二维晶体及其范德华异质结构构成的器件。随着厚度仅为数个原子的稳定单晶石墨薄膜问世[9], ，人们开始寻找更稳定的二维材料，由此催生了新一代新兴存储器件。这些器件在保持低阈值电压（＜ 1 V）和长保持时间（＞ 10 年）的同时，能够实现更高的开关速度（＜ 10 ns）和更低的功耗（~10 pJ）[5]。二维材料有源层所带来的额外调控手段——栅极可调性——也是神经形态应用的一项令人振奋的优势，因为它催生了大量多态/模拟存储器件。本文旨在阐明二维材料如何造就更优的存储器件，并进一步推动下一代机器学习模型所需的架构与算法发展。随后，我们将展望神经形态计算的未来方向，并说明当前机器学习硬件与人脑之间仍有一道鸿沟亟待跨越。

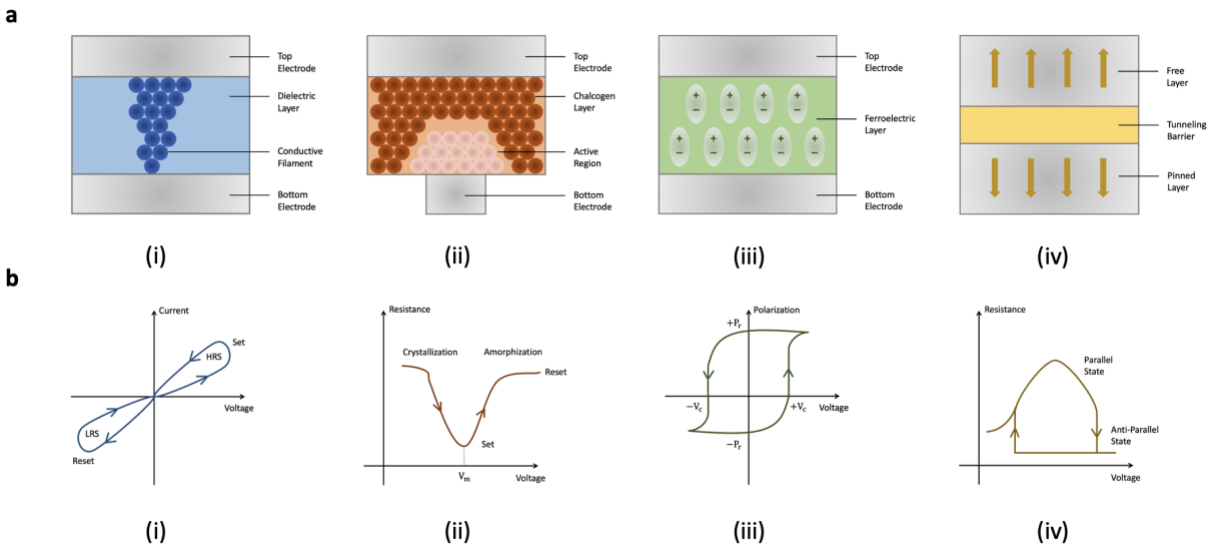


图1. 四种双端新兴存储器件。(a) 典型结构：(i) 处于低电阻（1位）状态且已形成导电细丝的电阻式器件；(ii) 处于高电阻（0位）非晶态的相变器件；(iii) 施加$V < -V_c$ in $-P_r$ （0位）状态的铁电隧道结；以及(iv) 处于高电阻（0位）反平行态的磁性隧道结。(b) 存储状态变化曲线：(i) 电阻式器件的电流-电压关系沿逆时针回线变化，在高电阻态和低电阻态之间切换；(ii) 相变器件的电阻-电压关系，显示从低电阻晶态到高电阻非晶态的转变；(iii) 铁电隧道结中极化-电压关系的逆时针滞回回线，在$+P_r$ 与$-P_r$ 极化态之间切换；以及(iv) 磁性隧道结中电阻-电压关系呈顺时针滞回变化，在低电阻平行态与高电阻反平行态之间切换。

2. 过去

人脑以高能效和低延迟处理复杂信息而闻名。它的表现优于任何计算机，尤其是在处理大量复杂信息的任务中，例如感知。这些优势很大程度上归功于大脑由神经元构成的密集网络，能够通过突触高效地传递信号。一些研究人员看到了利用电子技术模拟人脑系统的潜力。例如，Hodgkin 和 Huxley 使用一组指数方程，将鱿鱼神经轴突中由钠离子和钾离子携带的电流建模为等效电路1952 [10, 11] 。十年后，FitzHugh 和 Nagumo 通过模拟电气元件对神经膜中的阈值现象进行建模 [12, 13]。这些电子模型使研究人员能够研究和比较神经系统与电气系统，但并非为实际应用而设计[11]。神经形态工程是一个旨在通过硅电子学复制冯·诺依曼架构的领域。Carver Mead 于20世纪80年代末创造了这一术语，用来描述通过模拟电路和数字电路模仿神经系统中神经生物学要素的系统[14]。

现代神经形态硬件平台基于多种技术，包括互补金属氧化物半导体（CMOS）场效应晶体管（FET）、忆阻器和闪存（本质上是浮栅晶体管）等。神经形态硬件平台的一项关键特性是能够以“脉冲式”方式进行计算，也就是说，它们通过离散的活动脉冲处理数据，这与大脑中的神经元传递信息的方式相似。与通过连续比特流处理数据的传统数字电路相比，这些脉冲使神经形态硬件能够更高效地执行计算。该领域在架构层面的研究相当先进，但仍采用基于硅基 CMOS 的相同基础构件。例如，IBM 于 2014年开发的 TrueNorth 神经形态芯片拥有 4,096 个神经突触核心，每个核心包含 256 个神经元和 256 个用于与其他神经元通信的突触；在面部识别、碰撞规避和眼睛检测等任务中，其能效显著高于传统冯·诺依曼处理器，功耗仅需 65 mW [15]。TrueNorth 与传统冯·诺依曼处理器之间功耗差异显著，主要归因于 TrueNorth 采用异步事件驱动处理。在这种处理方式中，每个时间步只更新正在使用的神经元，而非持续更新所有神经元。2019年，曼彻斯特大学先进处理器技术（APT）小组开发了世界上速度最快的超级计算机 SpiNNaker，该计算机完全由神经形态核心构成 [16]。由 Brainchip 公司开发的 Akida 是首款商用神经形态硬件，自 2021 [17]，起上市；而英特尔的 Loihi 是一款先进的神经形态处理器，拥有 128 个核心，每个核心包含 1,024 个神经元，由英特尔开发，用于

在硅基 CMOS 技术中模拟脉冲神经网络[18]。该芯片采用英特尔的 14 纳米 CMOS 工艺制造，尺寸为 60 毫米^2，Loihi 是神经形态计算领域的一项重大进展，能够实时处理大量数据。Loihi 芯片的运行可分为三个主要组成部分：神经元、突触及其间的互连。首先，神经元接收输入，并根据输入通过激活函数生成输出脉冲，即“脉冲，”激活函数可编程执行阈值处理、滤波或非线性处理等各类任务。其次，突触用于存储并传递神经元之间的信息，还可编程设置不同的“权重，”以决定神经元之间连接的强度。第三，互连用于在神经元之间传递脉冲，并在突触中存储和检索权重。

除了采用 CMOS 技术实现外，神经形态系统也已使用非易失性存储器技术构建。这些系统颇具吸引力，因为非易失性存储器器件的底层物理特性可直接关联到生物神经元和突触的某些属性，使单个非易失性存储器器件能够以不同的活动水平发挥神经元或突触的作用 [8, 19, 20]。此外，非易失性存储器器件通常为二端或三端器件；与 CMOS 技术相比，在模拟神经元相同生物属性时，其功耗要低得多。非易失性存储器技术还可排列成密集的突触交叉阵列，并在外围设置神经元。这是生物大脑的一项关键特征，使其有别于计算与存储单元相互分离的传统计算系统。交叉阵列架构有望以较小的物理占用空间存储大量数据，因此适用于构建需要复杂神经营养算法的大规模神经形态系统 [19]。此外，交叉阵列架构以能够利用基尔霍夫电流定律（KCL）快速执行向量-矩阵乘法（VMM）而著称[8]。在交叉阵列架构中的非易失性存储器器件上施加适当的电压，即可在一个时间步内完成向量-矩阵乘法，从而实现更高的计算吞吐量。具体而言，首先将输入矩阵编码为一系列电压，再将这些电压施加到交叉阵列中的字线上。随后测量流经忆阻器的电流（测量位置为位线），并据此计算输出矩阵的各个元素。向量-矩阵乘法对于深度学习算法尤为重要，因为这类算法会给冯·诺依曼数字系统带来巨大的计算负担。交叉阵列架构还可直接与来自传感器的模拟信号连接，因此适用于边缘计算和机器人技术等多种应用。

数值模拟表明，交叉阵列架构的速度和能效可比传统 CMOS 硬件平台高出数个数量级[21, 22]。交叉阵列架构也已在实体硬件中得到验证。例如，近期一份报告显示，包含 1,024 个非易失性存储器器件的集成阵列可用于灰度人脸分类，其能耗显著低于英特尔至强融核处理器（低 1,000 倍），且准确率与中央处理器（CPU）相当 [23]。另一份报告表明，由 MOS 晶体管上方的 HfO_2 忆阻器构成的忆阻器交叉阵列，可利用多达 128×64 个单元执行模拟向量矩阵乘法，用于信号处理、图像压缩和卷积滤波等应用 [24]。这些交叉阵列凭借 99.8% 的高器件良率以及多级稳定状态，可实现 5–8 位的输出精度。另一个实例是软硬件混合神经网络，其中集成了多达 204,900 个相变存储器突触 [25]。该网络在常用机器学习测试数据集上的泛化准确率可与基于软件的训练相当，吞吐量则比当前图形处理器（GPU）高出两个数量级。最后，另一项研究展示了利用扩散型忆阻器构建具有随机漏电积分发放（LIF）动力学和可调积分时间的人工神经元，

并展示了无监督突触权重更新和模式分类的实验依据 [26]。

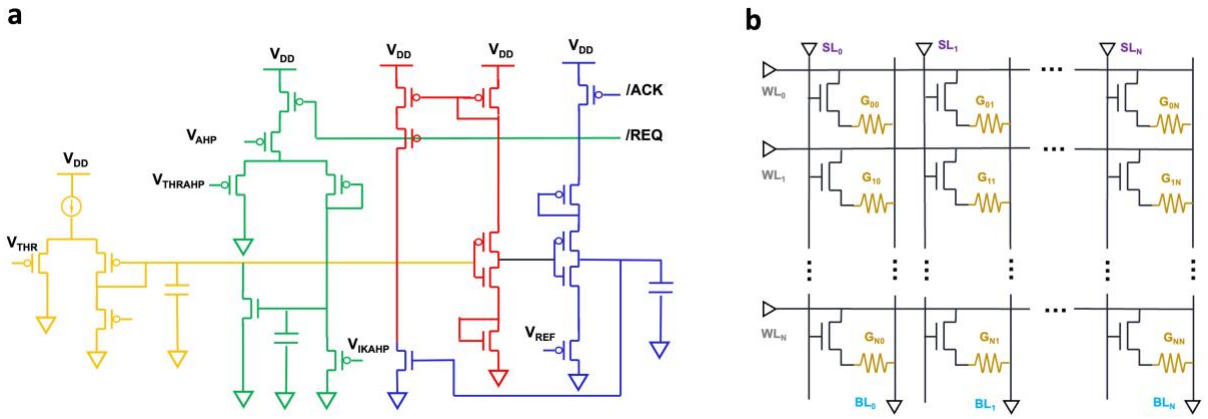


图 2. 互补金属氧化物半导体神经元电路与采用非易失性存储器的神经形态交叉阵列的并列比较。(a) 基于 CMOS 技术的积分发放神经元电路示意图。黄色子电路模拟神经元的漏电导；绿色子电路实现脉冲事件生成过程；红色子电路用于在不应期内重置神经元；蓝色子电路实现对脉冲的积分 [27]。(b) 采用非易失性存储器的神经形态交叉阵列示意图。SL 表示搜索线，WL 表示字线，BL 表示位线，G 表示非易失性存储器器件的电导，该电导可通过电信号进行动态编程。

3. 展示存储器单元的性

能是存内计算系统的关键因素。本节将回顾面向存内神经形态计算技术的二维存储器最新进展，包括器件性能、设计考量和潜在应用。根据工作机制，二维存储器可分为四大类：电阻式器件、相变器件、铁电器件和铁磁器件。评估二维存储技术性能时会考虑若干关键因素，包括数据写入或访问的速度（写入／访问时间）、数据存储时长（保持时间）、运行过程中消耗的功率／能耗、存储器开始退化前可进行的循环次数（循环耐久性）、存储器可执行的读取与写入操作之比（开关比）、存储多种数据状态的能力（多状态），以及根据需要扩展或缩放存储容量的能力（可扩展性）。

3.1. 电阻式器件 电阻式存储器，一种

也称为电阻式随机存取存储器（ReRAM）或电阻开关存储器，是一种利用电阻来存储和读取数据的非易失性存储器。先进且达到商业规模的 ReRAM 器件采用薄膜电阻材料，例如 TiO_x、TaO_x 或 HfO_x，施加电压即可使其在低阻态和高阻态之间切换。高阻态对应 0 位，低阻态对应 1 位，从而实现数据的存储和读取 [28]。与传统的非易失性存储器技术（如闪存）相比，ReRAM 具有多项优势

包括更高的存储密度、更快的读写速度、更高的耐久性以及更低的功耗。然而，ReRAM 在大规模应用中仍面临诸多挑战，包括电阻开关过程中的非线性和不对称性、器件间差异以及较低的开关比。此外，ReRAM 所需的高写入能量也是限制其应用的因素之一。

近期研究探讨了二维材料中的电阻开关在解决忆阻式随机存储器技术发展挑战方面的潜力 [29-31]。一些研究发现，夹在金属电极之间的单层 MoS_2 即使在低至 0.3 V 的工作电压下，也能实现稳定的非易失性电阻开关 [32]。然而，这些器件的耐久性为$< 10^3$ 次循环，且其电阻开关背后的机制尚未得到充分理解。为提高基于二维材料的忆阻式随机存储器的可靠性，另一项研究采用范德华异质结构堆叠电阻层和电极，使器件的耐久性达到10^7 次循环，并能够在高温下工作（> 600 K）[33]。此外，研究人员展示了采用二维WSe_2 晶体管和溶液加工WSe_2 阻变存储器构成的 1T-1R 存储单元的三维单片集成，为新兴计算系统中的三维嵌入式存储器带来了潜在应用前景 [34]。二维材料的变异性也一直是构建复杂应用所需高密度电子电路的一项挑战；但近期一项研究提出了一种制造高密度阻变存储器交叉阵列的方法，以六方氮化硼作为电阻开关材料，实现了 98% 的高良率，以及较低的循环间变异性（1.53%）和器件间变异性（5.74%） [35]。另一研究团队进一步开发了一种基于二维阻变存储器的交叉阵列架构，采用多晶$HfSe_2$ 和金属辅助范德华转移技术，实现了较低的开关电压（0.6 V）和能量（0.82 pJ）。据报道，该交叉阵列能够模拟突触权重可塑性，识别准确率高达 93.34%，能效也超过每瓦每秒 8 万亿次运算 [36]。

3.2. 常规相变存储器中的相变器件

技术中，$Ge_2Sb_2Te_5$ （GST）等[7]，相变材料可通过施加垂直电压引发焦耳热，从而在高电阻非晶相与低电阻晶相之间快速、可逆地切换。与闪存相比，相变存储器虽然具备高速运行能力和较高的耐久性，但由于其开关机制依赖热诱导相变，编程时仍需相对较高的写入电流或电压。值得庆幸的是，二维材料在相变存储器中的应用为研究新型相变机制开辟了新的途径，并有望显著提升性能[30]。在相变存储器中使用二维材料的一项优势是其电导率高且热导率具有显著的各向异性，这有助于提升相变过程的速度和能效。2015 年的一份报告显示，在 GST 与底部电极加热器之间插入一层石墨烯后，相变存储器件的复位电流降低了 40%，而电阻仅略有增加；相比之下，未插入石墨烯层的对照器件则没有这一变化 [37]。能效提升被认为是因为石墨烯层在界面处充当了额外的热阻，有助于将相变过程中产生的热量限制在相变存储器的有源体积内。

除了将二维材料引入传统 GST 相变存储器件所能带来的性能提升外，对这些材料新相的探索与调控也为新型相变机制开辟了新的研究方向 [38]。2019年一项报告显示，在采用 $MoTe_2$ 和 $Mo_{1-x}W_xTe_2$，等二维材料的垂直器件中，沿薄膜厚度方向施加电场可导致

MX_2 材料从 2H相转变为一种称为 $2H_d$ 相的畸变瞬态结构 [39]。在这些器件中，观察到高阻态和低阻态之间的电阻开关可在 10 ns 内发生，且具有良好的重复性。此外，研究人员还展示了一种 $Al_2O_3/MoTe_2$ 堆叠式相变存储器，其开/关电流比为 10^6，编程电流低于 1 mA。近期另一项研究利用石墨烯底电极上的层状晶体二维 In_2Se_3 薄膜，并利用 β 相与 γ 相之间的可逆相变进行置位/复位编程，开发出一种新型相变存储器 [40]。在这些器件中，观察到高阻态和低阻态之间的电阻开关可在 50 ns 内重复发生，且稳定性可达 100 个循环。测得其开/关电流比为 50，编程电流高于 100 μA。除用于垂直相变存储器件外，二维相变材料也已应用于平面内器件。另一项研究表明，通过施加电场控制 Li+ 离子的迁移，可以可逆地调控 MoS_2 薄膜，从而引发局部 2H–1T'相变；局部 Li+ 离子浓度的增加或降低，会使材料在 2H（半导体）相与 1T′（金属）相之间转变 [41]。该器件还展现出高达 100 的开/关电流比，以及出色的耐久性和保持性，可达 40,000 个循环。此外，通过施加短电压脉冲，器件的电导可逐级调节，形成 200 多个状态，使其能够模拟突触增强和抑制行为。

3.3. 铁电器件：三种主要类型

的铁电存储器包括铁电随机存取存储器（FeRAM）、铁电场效应晶体管和铁电隧道结（FTJ）。FeRAM 由一晶体管一电容器（1T-1C）结构构成。FeRAM 的一大缺点是其采用破坏性读操作，这意味着执行读操作后需要重写其状态，类似于标准随机存取存储器需要不断刷新。相比之下，铁电场效应晶体管和铁电隧道结采用非破坏性读操作。铁电隧道结利用极化方向调节器件电阻，而铁电场效应晶体管则通过将铁电薄膜集成到金属氧化物半导体场效应晶体管的栅极堆叠结构中，把 FeRAM 的一晶体管一电容器结构整合到单个器件中。

二维材料所实现的第一类神经形态架构，是利用二维铁电薄膜铁电场效应晶体管或铁电隧道结的架构。在厚度为 ~4 nm 的 $CuInP_2S_6$ (CIPS) 中观察到铁电性后，[42], 一组研究人员构建了具有 Au/CIPS/Ti结构的铁电隧道结 [43]。他们的结果表明，二维铁电材料可以避免阻变存储器件中导电细丝的循环间和单元间变异较大这一问题；其 V_{set} 和 V_{reset} 的变异（σ/μ）分别仅为 5.3% 和 9.1%，为此提供了佐证。每个铁电隧道结都代表一个人工突触，其突触权重对应于器件电导；通过依次施加数量相等的正、负电压脉冲，可实现尖峰动作电位。另一项研究在厚度为 < 6 nm 的 SnS薄膜中发现了铁电性，并将其用于 Pt/SnS/Pt铁电隧道结 [44]。该器件采用类似策略，以器件电导产生动作电位，实现了 20.5 的高电导比（G_{max}/G_{min}），并具有 100 个电导状态。作者使用 NeuroSim+ 模拟由铁电隧道结组成的阵列，该阵列包含一个两层全连接神经网络 [45]。研究使用美国国家标准与技术研究院修订版（MNIST）数据集中的 16,000 张训练图像进行前向传播；该数据集由从零到九的手写数字构成。NeuroSim+ 不模拟硬件中的反向传播，而是在软件中完成所有梯度计算，然后将更新后的权重载入交叉阵列。该研究显示，经过 100 个训练轮次后，训练准确率达到 92.1%，表明所提出的铁电隧道结能够适当地量化神经网络权重，以供前向传播使用。

第二类器件是与非铁电二维有源层集成的铁电场效应晶体管和铁电隧道结。一项研究展示了一种基于 HZO/WS_2的铁电场效应晶体管，其中 WS_2 是二维沟道材料，可使器件实现较高的开关比 $\sim 10^5$ 和 $> 10\ \mu A$ [46]的突触后电流变化。近期一个采用二维 MoS_2 沟道的铁电场效应晶体管实例，展示了极高的开关比 $\sim 10^6$ 以及采用铁电 AlScN 时 0.3 V/nm 的归一化存储窗口[47], ; 另一实例则采用有机铁电材料聚偏二氟乙烯-三氟乙烯（PVDF-TrFE），显示其存储状态稳定，可保持至 10^7 次循环，能耗超低，仅为 1 fJ，且可执行超过 10^9 次突触操作，对应 10 年的器件寿命 [48]。

3.4. 铁磁器件：自旋电子学捕捉一

部分新兴器件利用电子固有的角动量，将电子视为带有强磁矩的小型条形磁铁 [49]。自旋铁磁器件可分为两类：磁性隧道结或自旋晶体管。磁性隧道结的功能层由两个铁磁电极及夹在其间的薄隧穿势垒构成。对磁性隧道结施加电压，可调控两个磁性层，使其处于平行（低阻态）或反平行（高阻态）状态。磁性隧道结是自旋转移力矩磁阻随机存取存储器（STT-MRAM）的基本构件。第二类铁磁器件是自旋晶体管。改变自旋晶体管中的栅极电压会改变自旋进动角，从而引起沟道中电流自旋极化的变化。

自旋电子学领域已发现二维材料及相应异质结构在铁磁器件中的许多应用。例如，基于二维材料的功能层有望缓解隧穿势垒控制、热稳定性和稳健性方面的问题；这些问题是阻碍磁性隧道结性能和尺寸缩放进一步提升的关键障碍[50]。具体而言，一项理论研究表明，采用石墨烯基隧穿势垒的磁性隧道结可实现 100% 的隧道磁阻（TMR）比 [51]。然而，石墨烯基磁性隧道结在实验中展现出的最高 TMR 比仍仅为 31% [52]。其他二维材料也被用作隧穿势垒，包括六方氮化硼、MoS_2, 和 WS_2, ; 其中六方氮化硼展现出最高的 TMR 比，为 6% [53]。后两种过渡金属二硫族化合物虽显示出潜力，但迄今实现的 TMR 比最高仅为 0.7% [49]。另一方面，二维铁磁材料集成到自旋电子器件后表现更佳。近期一项报告展示了一种磁性隧道结，其采用四层二维磁性 CrI_3 隧穿势垒、石墨烯接触层和六方氮化硼封装层，在 2 K 下实现了 19,000% 的 TMR 比 [54]。其他铁磁异质结构包括 FGT/h- BN/FGT（其中 FGT 指 Fe_3GeTe_2, ）以及 VSe_2/MoS_2/VSe_2, ; 前者在 4.2 K 下实现了 160% 的实验 TMR 比，后者则在理论上预测于 300 K 下实现 846% 的 TMR 比 [55, 56]。与磁性隧道结相比，集成二维材料的自旋晶体管研究有限，其中最引人注目的是一种采用 graphene/CrI_3/graphene 异质结构有源层的双栅自旋隧穿场效应晶体管（sTFET），其电导比约为 400% [57]。

由于二维材料在自旋电子器件中的应用仍处于起步阶段，[49], 文献中这类铁磁存储器件的应用仍然有限，但其有望带来更好的可扩展性、更高的隧道磁阻比、更长的自旋寿命、更高效的自旋注入以及更长的自旋扩散长度，这些只是其潜在优势中的一部分 [58]。迄今为止，大多数基于自旋电子学的神经形态系统都使用交叉阵列中的磁性隧道结来执行向量-矩阵乘法。一项研究报道了在离线神经网络中进行推理，该网络预先使用 MATLAB 训练；研究者设计了自己的基于自旋转移力矩的非线性神经元，并采用软限幅激活函数[59]。据报道，该架构完成一次字母识别任务的能耗为 ~650 fJ，但未报告推理

准确率。这些研究者既没有将磁性隧道结与二维材料集成，也没有其他相关研究对此作出普遍报道，这表明二维材料与自旋电子学相结合用于神经形态应用的优势尚未实现。

4. 问题：上

述章节介绍了近年来基于二维材料、用于神经形态计算架构的非易失性存储器件所取得的主要进展。尽管已取得重大进展，但仍面临若干重大技术挑战，且这些挑战主要存在于材料层面。虽然单个器件层面的演示成果令人瞩目，但任何复杂的微电子系统都需要数量级更高的器件规模[60]。要从器件设计迈向架构设计，此类非易失性存储器件和突触器件必须在单器件以外的规模上得到验证。然而，在大规模合成方面，尽管石墨烯、MoS_2，和 WS_2 [61-63], 等一些二维材料已实现大规模合成，但其晶体质量和缺陷密度仍远未达到理想的可控水平。即使对于石墨烯这类元素二维材料，直到最近才实现了媲美外延硅和 III-V 族晶体的晶体质量[64]。对于六方氮化硼和金属硫族化合物等二元二维材料——它们是上述大多数阻变存储器和相变存储器演示的基础——其质量控制仍远未达到理想水平。此外，具有内禀晶态到晶态相变特性，或表现出铁电性或铁磁性的二维材料，至少都是二元化合物（例如 MoTe2、In2Se3、CrI_3），而且在许多情况下甚至是三元/四元化合物，例如铁锗碲、CIPS 等。二元、三元和四元 III-V 族及 II-VI 族半导体的研究经验表明，若要为这类二维类似物实现理想的组分、晶体质量和缺陷控制，同样会面临不小的挑战；考虑到当前通过化学气相沉积（CVD）和分子束外延（MBE）技术进行二维硫族化合物气相合成的研究现状，挑战甚至可能更大。不过，对于最终取得成功，前景仍然十分乐观。

对于基于二维材料的阻变存储器器件，超薄二维层所具有的低开关电压是一项优势。然而，与如今已实现商业化、且位于图 3a 理想区域的三维氧化物忆阻器相比，所有已展示器件的耐久性较低（$< 10^6–10^7$ 次循环），使其处于明显的竞争劣势。对于相变存储器器件，即使有源材料只有原子级厚度，较大的写入电流仍然带来挑战。不过，与 GST 等传统三维硫族化合物相比，二维硫族化合物相变材料的一个潜在优势在于，其中许多材料在电场作用下会发生晶相到晶相的转变，而非需要通过大电流实现的温度驱动转变。这种相变所涉及的原子移动也极少（例如，$Mo_{1-x}W_xTe_2$ 2H 向 $2H_d$ 相的转变），却可能带来极大的电阻率变化，从而使器件性能达到图 3b 中的理想区域。然而，此类器件的耐久稳定性、尺寸缩放和多态可编程性鲜有研究，因此仍是研究与开发的潜在方向。

基于二维材料的铁电和铁磁器件在适用于神经形态架构方面面临一系列独特挑战。铁电随机存取存储器、铁电场效应晶体管和铁电隧道结均具有快速的读写速度（$<$ 1–5 ns）、较长的保持时间（$>$ 10 年）、出色的耐久性（$>10^7–10^{14}$ 次循环）以及相对较低的写入能量（$<$ 5–30 fJ）[60]。然而，尺寸缩放仍是一项核心挑战，它可能导致功耗下限降低、数据存储密度上限提高；这两项关键器件特性决定了神经形态系统的效率。厚度为1 nm 的Zr掺杂HfO_2 极化有限，开关比也低至10，这可能是退极化场和表面相关效应所致[65]。开关行为不佳、剩余极化较低，以及制造过程中晶格匹配生长衬底的设计复杂，

这些问题仍是阻碍薄膜铁电体在神经形态器件中有效实现的障碍。将二维材料用作铁电器件的有源层或许能提升其可扩展性，但无法缩小传统块体铁电体的尺寸，其厚度可达数百纳米。此外，图3c显示，大多数基于二维材料的铁电器件耐久性为$< 10^5$，无法满足神经网络的高运行需求。因此，大多数基于二维材料的铁电非易失性存储器件仍远未达到理想状态，尽管仍有理由保持乐观，下一节将对此进行详细阐述。

以有限数量的报告为例，这些报告展示了基于二维材料自旋电子器件的神经形态架构；除此之外，铁磁突触器件的效能还受到若干关键限制。如图3d所示，其中最显著的限制仍是二维磁性材料的工作温度极低，以及其稳定性不足。虽然 CrI_3 基 MTJ 的隧道磁阻比高达 19,000%，其 Fe_3GeTe_2/h-BN/Fe_3GeTe_2基器件的隧道磁阻比也达到 160%，无疑令人振奋，但它们的工作温度分别为 2 K 和 4.2 K，因此并不实用。此外，采用 Fe_3GeTe_2 或 VSe_2 的铁磁异质结构存在稳定性问题，因为这些材料暴露在空气中会迅速氧化；若制造工艺过程中化学残留物随后留在衬底上，甚至可能导致此类器件的隧道磁阻比降低 [66]。较低的隧道磁阻比会降低神经形态系统执行模拟运算的精度，这与铁电器件中沟道电导范围较小所带来的问题相似。这两种情况都可能增加模数转换器（ADCs）的成本 [60]。除非在发现新型二维磁性材料方面取得突破，否则上述原因将使任何基于二维材料的 MTJ 器件都无法达到图3d中所示的理想区域。

在算法层面，基于二维材料的器件在神经形态计算中的应用几乎没有超出使用交叉阵列进行多层感知机（MLP）前向传播的范畴。NeuroSim+ 仿真通过在软件中执行所有梯度计算并导出更新后的权重，实现离位训练。虽然 NeuroSim+仅实现了梯度下降（GD），但其较新的版本 MLP+NeuroSimV3.0 提供了随机梯度下降（SGD）、自适应矩估计（Adam）以及 Polyak动量的一种变体（重球法）；然而，所有这些优化方法及相关加速技术仍然仅在软件中实现[67]。因此，NeuroSim+ 得出的准确率结果只能说明器件能够恰当地量化神经网络权重，而更广泛的交叉阵列架构能够正确执行用于前向传播的向量-矩阵乘法（VMM）。然而，这种硬件 VMM 运算并不包含非线性计算，因为 NeuroSim+并未仿真 Sigmoid函数的外围电路。下一代神经形态系统应摆脱基于推理的方法，转而采用梯度下降（GD）或随机梯度下降（SGD）等反向传播技术进行原位执行，从而为完全由硬件构成的高效学习系统铺平道路。

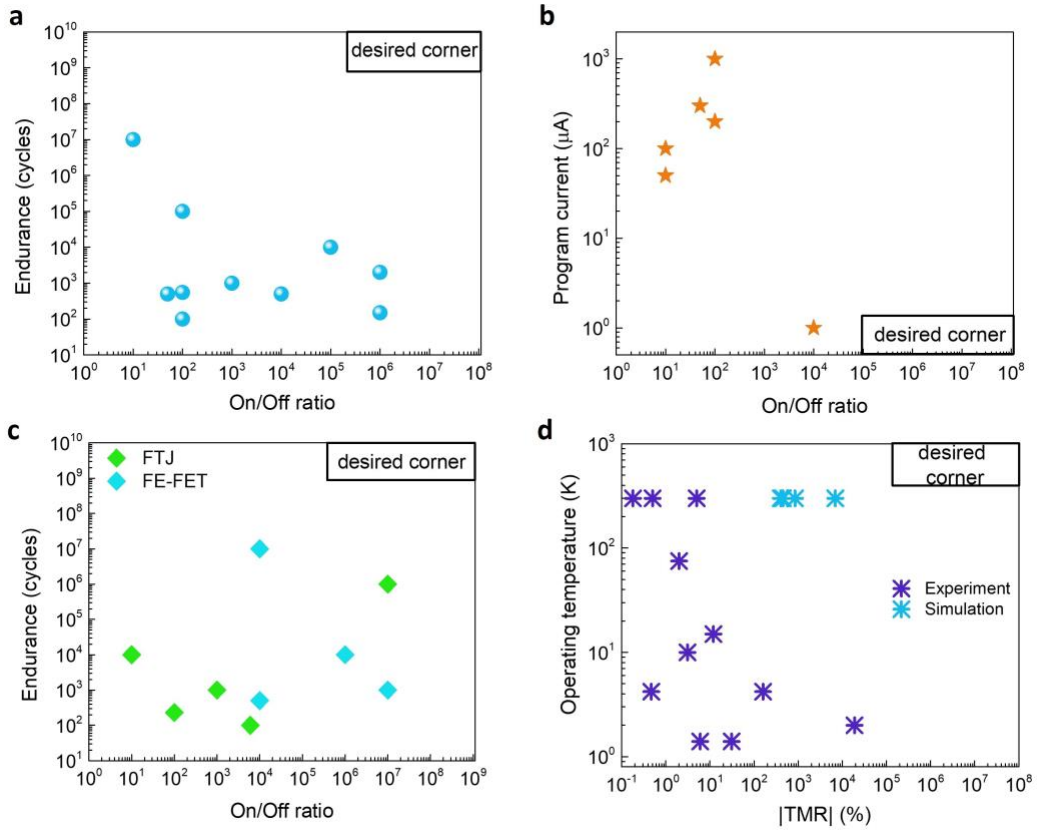


图 3. 基于二维材料的阻变存储器、相变存储器、磁阻随机存取存储器和铁电随机存取存储器技术的角图。**(a)** 基于二维材料的阻变存储器器件的循环耐久性与开关比[32-36，68-71]。（**b)** 基于二维材料的相变存储器器件的编程电流与开关比[37, 39, 40, 72-74]。（c）基于二维材料的磁阻随机存取存储器器件的隧穿磁阻（TMR）比绝对值与工作温度[52-56，75-79]。（d）基于二维材料的铁电随机存取存储器器件的循环耐久性与开关比[43, 44, 47, 48, 80-84]。

5. 可能性：关键 b

二维材料在非易失性存储器和神经形态器件中的优势，主要源自其一项物理特性：原子级薄厚度。这一特性为大多数器件带来了两项性能优势：电压缩放和栅极可调性。电压缩放虽然至关重要且不可或缺，但不可避免地会损害阻变存储器器件的耐久性和可靠性。因此，在可预见的未来，基于二维材料的阻变存储器器件不太可能超越氧化物基阻变存储器。然而，基于二维材料的栅极可调忆阻器和忆晶体管或许能带来独特的功能优势，尽管其器件缩放以及集成至高密度阵列的可行性尚未得到展示[85]。对于基于二维材料的相变存储器器件，也可以提出类似的论点。尽管如此，相变存储器领域仍有更广阔的发展空间，因为二维材料的种类不断扩展，这意味着对二维材料中电驱动晶态到晶态相变的探索，在未来几年仍应是一个活跃的研究方向。

铁电器件领域在缩小铁电薄膜厚度方面投入了大量精力，氧化铪锆已在 1 nm 尺度实现铁电性 [65], , 但表面相关效应和增强的退极化场最终阻碍了传统

铁电体进一步缩小尺寸，无法突破这一基本厚度极限 [60]。相反，近来已发现种类繁多的二维材料具有铁电性质，包括 SnTe、In_2Se_3, SnS 和 CIPS [86-89], ，它们不仅能让铁电存储器件实现更大幅度的尺寸缩放，还因层内耦合强、层间相互作用弱而更易与衬底集成 [60]。此外，非铁电二维材料（如 MoS_2, 石墨烯和 WSe_2, ）作为铁电器件的有源层时表现出优异性能，同时也有助于实现低维器件，并且往往能与传统铁电材料良好结合，构成栅极堆叠结构。这些二维沟道有助于缓解铁电场效应晶体管因铁电层-沟道界面处的电荷陷阱而面临的可靠性问题；这些陷阱常导致电荷注入和信息丢失 [60]。类似地，以本征铁电二维半导体作为沟道材料的铁电半导体场效应晶体管（FeS-FET），解决了传统铁电场效应晶体管中遇到的许多界面问题和铁电介质去极化问题 [90]。因此，对具有理想带隙、掺杂特性和迁移率的铁电半导体开展研究，仍将是一个活跃的研究领域。同样，二维材料磁性隧道结及其他磁存储器件也是一个前景广阔的研究方向，尤其是寻找在环境温度及 > 300 K 下具有化学稳定性的新型二维材料。

在架构层面，前文提到的所有神经形态架构都仅实现了脉冲增强和抑制。然而，近期一项研究报告展示了针对基于实际化的神经形态计算的二维材料器件所进行的最全面仿真，揭示了为脉冲神经网络进行低能耗原位训练的令人振奋的可能性 [91]。作者不仅构建了一种采用二维石墨烯沟道和 PVDF-TrFE 铁电材料的铁电场效应晶体管，还利用该器件构建了远程监督方法（ReSuMe）中的突触组件。该方法通过应用 Widrow-Hoff规则，为脉冲神经网络的监督学习而开发。尽管这项演示通过在基于二维材料的铁电场效应晶体管中对脉冲神经网络进行原位训练而令人印象深刻，但这些器件本身仍相当初级。尽管如此，它也带来了一个引人遐想的可能性：如果能按上述讨论优化材料和器件，那么由基于二维材料的非易失性存储器器件构成的神经网络架构无疑将成为可能，并为整个领域的硬件设计带来范式转变。

总之，二维材料为非易失性存储器器件及基于其实现的神经形态计算带来了令人振奋的新可能。由于具有原子级厚度和范德华特性，它们确实展现出功能性能和系统级集成方面的优势。尤其是，一些二维材料在相变存储器和铁电存储器件方面具有显著优势，有望超越所有现有竞争者。然而，在材料质量达到预期水平、能够确保器件在大规模应用中具备可靠性能和低变异性之前，对于将这类基于二维材料的器件应用于冯·诺依曼数字计算中的标准非易失性存储器，或用于模拟神经形态计算的任何实用系统，都应抱持审慎态度。

致谢：D.J. 和 X.L. 感谢 Intel RSA 提供的支持。K.K. 感谢美国国家科学基金会（NSF）研究生研究奖学金计划（GRFP）的支持，研究员编号：2022338725。

作者贡献：所有作者共同构思了稿件的结构和内容。K.K. 和 X.L. 在 D.J. 的指导下完成了大部分写作和文献调研。所有作者均阅读、评论并修改了稿件。

利益冲突：作者声明不存在利益冲突。

参考文献与注释

1. Belkin, M. 等，调和现代机器学习实践与经典偏差-方差权衡。《美国国家科学院院刊》，2019年，116(32)：15849-15854页。2. Bernstein, L. 等，可自由扩展和重构的深度学习光学硬件。《Scientific Reports》，2021年，11(1)：3144页。3. Villalobos, P. 和 A. Ho，训练数据集规模趋势。2022年；来源：https://epochai.org/blog/trends-in-training-dataset-sizes。4. Zahoor, F.、T.Z. Azni Zulkifli 和 F.A. Khanday，阻变随机存取存储器（RRAM）：材料、开关机制、性能、多电平单元（MLC）存储、建模与应用综述。《Nanoscale Research Letters》，2020年，15(1)：90页。5. Rehman, M.M. 等，基于二维材料的 RRAM 器件十年发展：综述。《科学技术与先进材料》，2020年，21(1)：147-186页。6. Lanza, M. 等，阻变器件研究的推荐方法。《先进电子材料》，2019年，5(1)：1800143页。7. Burr, G.W. 等，相变存储器技术。《真空科学与技术杂志 B 辑》，2010年，28(2)：223-262页。8. Ielmini, D. 和 H.S.P. Wong，利用阻变器件进行存内计算。《自然·电子学》，2018年，1(6)：333-343页。9. Novoselov, K.S. 等，原子级薄碳膜中的电场效应。《科学》，2004年，306(5696)：666-669页。10. Hodgkin, A.L. 和 A.F. Huxley，钠离子和钾离子通过 Loligo 巨型轴突膜所携带的电流。《生理学杂志》，1952年，116(4)：449-472页。11. Smith, L.S. 神经形态系统：过去、现在与未来。载于《脑启发认知系统》2008。2010年。纽约，纽约州：Springer New York。12. FitzHugh, R.，神经膜中阈值现象的数学模型。《数学生物物理学通报》，1955年，17(4)：257-278页。13. Nagumo, J.、S. Arimoto 和 S. Yoshizawa，模拟神经轴突的有源脉冲传输线。《IRE 汇刊》，1962年，50(10)：2061-2070页。14. Mead, C.，神经系统的模拟 VLSI 实现。1989年：Kluwer / Springer US。15. Akopyan, F. 等，TrueNorth：65 毫瓦百万神经元可编程神经突触芯片的设计与工具流程。《IEEE 集成电路与系统计算机辅助设计汇刊》，2015年，34(10)：1537-1557页。16. Yan, Y. 等，SpiNNaker 2 原型机上的高效基于奖励的结构可塑性。《IEEE 生物医学电路与系统汇刊》，2019年，13(3)：579-591页。17. Vanarse, A. 等，用于电子鼻数据编码与分类的可部署于硬件的神经形态解决方案。《传感器》，2019年，19，DOI：10.3390/s19224831。18. Davies, M. 等，Loihi：具有片上学习功能的神经形态众核处理器。《IEEE 微》，2018年，38(1)：82-99页。19. Chakraborty, I. 等，利用非易失性存储器技术实现高效神经形态计算的路径。《应用物理评论》，2020年，7(2)：021308页。20. Sebastian, A. 等，用于存内计算的存储器件及其应用。《自然-纳米技术》，2020年，15(7)：529-544页。21. S. Yu，利用新兴非易失性存储器进行神经启发计算。《IEEE 汇刊》，2018年，106(2)：260-285页。22. Chen, P.Y.、X. Peng 和 S. Yu，NeuroSim：用于在线学习中神经启发架构基准测试的电路级宏模型。《IEEE 集成电路与系统计算机辅助设计汇刊》，2018年，37(12)：3067-3080页。23. Yao, P. 等，使用电子突触进行人脸分类。《自然·通讯》，2017年，8(1)：15199页。24. Li, C. 等，利用大型忆阻器交叉阵列进行模拟信号与图像处理。《自然·电子学》，2018年，1(1)：52-59页。25. Ambrogio, S. 等，利用模拟存储器实现等精度的加速神经网络训练。《自然》，2018年，558(7708)：60-67页。26. Wang, Z. 等，采用无监督学习进行模式分类的全忆阻神经网络。《自然·电子学》，2018年，1(2)：137-145页。27. Chicca, E. 等，用于构建自主认知系统的神经形态电子电路。《IEEE 汇刊》，2014年，102(9)：1367-1388页。

28. Wong, H.S.P., et al., 金属–氧化物RRAM. 《IEEE 汇刊》, 2012年. 100(6): p. 1951-1970. 29. Bertolazzi, S., et al., 基于石墨烯及相关二维材料的非易失性存储器. Advanced Materials, 2019年. 31(10): p. 1806663. 30. Yin, L., et al., 面向存内计算的新型二维存储器件. Advanced Materials, 2021年. 33(29): p. 2007081. 31. Chiang, C.-C., et al., 二维材料的存储器应用. 《应用物理评论》, 2021年. 8(2): p. 021306. 32. Ge, R., et al., 原子忆阻器：过渡金属二硫属化物原子层中的非易失性电阻开关. 《纳米快报》, 2018. 18(1): p. 434-441. 33. Wang, M., et al., 基于层状二维材料的稳健忆阻器. 《自然·电子学》, 2018. 1(2): p. 130-136. 34. Sivan, M., et al., 面向未来单片三维嵌入式存储器集成的全WSe(2) 1T1R电阻式随机存取存储器单元. 《自然通讯》, 2019. 10(1): p. 5201. 35. Chen, S., et al., 面向人工神经网络的高密度忆阻器交叉阵列中二维材料的晶圆级集成. 《自然·电子学》, 2020. 3(10): p. 638-645. 36. Li, S., et al., 基于二维二硒化铪的晶圆级忆阻器交叉阵列，用于高能效神经网络硬件. Advanced Materials, 2022. 34(25): p. 2103376. 37. Ahn, C., et al., 以石墨烯为热阻挡层的高能效相变存储器. 《纳米快报》, 2015. 15(10): p. 6809-6814. 38. Li, W., X. Qian, and J. Li, 二维材料中的相变. 《自然综述：材料》, 2021. 6(9): p. 829-846. 39. Zhang, F., et al., 垂直MoTe2和Mo1–xWxTe2基电阻式存储器中的电场诱导结构相变. Nature Materials, 2019. 18(1): p. 55-61. 40. Choi, M.S., et al., 层状In2Se3晶体薄膜中的电驱动可逆相变. Advanced Materials, 2017. 29(42): p. 1703568. 41. Zhu, X., et al., 用于神经形态计算的MoS2器件中的离子调制和离子耦合效应. Nature Materials, 2019. 18(2): p. 141-148. 42. Liu, F., et al., CuInP2S6超薄薄片中的室温铁电性. 《自然·通讯》, 2016. 7(1): p. 12357. 43. Li, B., et al., 基于二维铁电材料CuInP2S6的电子突触. 《先进电子材料》, 2020. 6(12): p. 2000760. 44. Kwon, K.C., et al., 面内铁电一硫化锡及其在铁电模拟突触器件中的应用. ACS Nano, 2020. 14(6): p. 7628-7638. 45. Chen, P.Y., X. Peng, and S. Yu. NeuroSim+：用于突触器件和阵列架构基准测试的集成器件到算法框架. 见2017年IEEE国际电子器件会议（IEDM）. 2017年. 46. Chen, L., et al., 基于铁电Hf0.5Zr0.5O2和二维二硫化钨的范德华突触晶体管. 《先进电子材料》, 2020. 6(6): p. 2000057. 47. Liu, X., et al., 后CMOS兼容的氮化铝钪/二维沟道铁电场效应晶体管存储器. 《纳米快报》, 2021. 21(9): p. 3753-3761. 48. Tian, B., et al., 基于有机铁电聚合物的稳健人工突触. 《先进电子材料》, 2019. 5(1): p. 1800600. 49. Ahn, E.C., 面向自旋电子器件的二维材料. npj《二维材料与应用》, 2020. 4(1): p. 17. 50. Chen, E., et al., 自旋转移矩随机存取存储器的进展与未来展望. 《IEEE磁学汇刊》, 2010. 46(6): p. 1873-1878. 51. Karpan, V.M., et al., 石墨和石墨烯作为理想自旋过滤器. 《物理评论快报》, 2007. 99(17): p. 176602. 52. Martin, M.-B., et al., 基于石墨烯自旋过滤膜的磁性隧道结中用于自旋电子学的亚纳米原子层沉积. ACS Nano, 2014. 8(8): p. 7890-7895. 53. Piquemal-Banci, M., et al., 采用单层六方氮化硼隧穿势垒的磁性隧道结. 《应用物理快报》, 2016. 108(10): p. 102404. 54. Song, T., et al., 自旋过滤范德华异质结构中的巨隧道磁阻. 《科学》, 2018. 360(6394): p. 1214-1218. 55. Wang, Z., et al., 基于Fe3GeTe2/hBN/Fe3GeTe2范德华异质结构的隧穿自旋阀. 《纳米快报》, 2018. 18(7): p. 4303-4308. 56. Zhou, J., et al., VSe2/MoS2磁性隧道结中的大隧穿磁阻. ACS Applied Materials & Interfaces, 2019. 11(19): p. 17647-17653.

57. Jiang, S., et al., 基于二维范德华异质结构的自旋隧穿场效应晶体管. 《自然·电子学》, 2019. 2(4): p. 159-163. 58. Hu, G. and B. Xiang, 二维自旋电子学的最新进展. Nanoscale Research Letters, 2020. 15(1): p. 226. 59. Fan, D., et al., STT-SNN：一种基于自旋转移力矩、用于低功耗人工神经网络的软限幅非线性神经元. IEEE Transactions on Nanotechnology, 2015. 14(6): p. 1013-1023. 60. Chen, L., et al., 用于神经形态计算的二维材料铁电存储器. Neuromorphic Computing and Engineering, 2022. 2(2): p. 022001. 61. Yamaguchi, H., et al., 高均匀性300毫米晶圆级单层和多层化学衍生石墨烯薄膜沉积. ACS Nano, 2010. 4(1): p. 524-528. 62. Yang, H., et al., 通过聚合物辅助沉积实现厚度精确控制的二硫化钼薄膜可规模化合成. Chemistry of Materials, 2017. 29(14): p. 5772-5776. 63. Schram, T., et al. 具有后端工艺兼容性的300毫米晶圆二硫化钨晶体管. 见2017年第47届欧洲固态器件研究会议（ESSDERC）. 2017年. 64. Chen, Y., et al., 超薄III–V族半导体单晶的普适生长. 《自然·通讯》, 2020. 11(1): p. 3979. 65. Cheema, S.S., et al., 直接在硅上生长的超薄薄膜中增强的铁电性. 《自然》, 2020. 580(7804): p. 478-482. 66. Elahi, E., et al., 由二维材料构成的自旋阀磁性隧道结简述. Journal of Physics D: Applied Physics, 2022. 55(42): p. 423001. 67. Luo, Y., X. Peng, and S. Yu, MLP+NeuroSimV3.0：通过器件到算法优化提升片上学习性能. 国际神经形态系统会议（ICONS '19）论文集, 2019：p. 文章1，1–7. 68. Cheng, P., K. Sun, and Y.H. Hu, 1T相二硫化钼纳米片的忆阻行为与理想忆阻器. 《纳米快报》, 2016. 16(1): p. 572-576. 69. Qian, K., et al., 用于柔性电阻式存储应用的六方氮化硼薄膜. Advanced Functional Materials, 2016. 26(13): p. 2176-2184. 70. Standley, B., et al., 石墨烯基原子尺度开关. 《纳米快报》, 2008. 8(10): p. 3345-3349. 71. Bessonov, A.A., et al., 用于可印刷电子学的层状忆阻和忆容开关. Nature Materials, 2015. 14(2): p. 199-204. 72. Jiao, F., et al., 用于精确神经形态计算的单原子二维相变存储器. Applied Materials Today, 2020. 20: p. 100641. 73. Ding, K., et al., 用于低噪声长寿命存储器编程的可靠二维相变. Frontiers in Nanotechnology, 2021. 3. 74. Zhu, X., et al., 用于神经形态计算的MoS(2)器件中的离子调制和离子耦合效应. Nature Materials, 2019. 18(2): p. 141-148. 75. Cobas, E.D., et al., 金属铁磁体–多层石墨烯–铁磁体结中的室温自旋过滤. ACS Nano, 2016. 10(11): p. 10357-10365. 76. Dankert, A., et al., 通过化学气相沉积多层二硫化钼实现自旋极化隧穿. ACS Nano, 2017. 11(6): p. 6389-6395. 77. Lin, H., et al., Fe3GeTe2/MoS2/Fe3GeTe2范德华异质结构中的自旋阀效应. ACS Applied Materials & Interfaces, 2020. 12(39): p. 43921-43926. 78. Iqbal, M.Z., et al., NiFe/WS2/Co结中的室温自旋阀效应. Scientific Reports, 2016. 6(1): p. 21038. 79. Zhou, H., Y. Zhang, and W. Zhao, 采用1T-CrTe2电极的范德华磁性隧道结中的可调隧道磁阻. ACS Applied Materials & Interfaces, 2021. 13(1): p. 1214-1221. 80. Wu, J., et al., 通过巨势垒高度调制实现铁电范德华异质结中的高隧穿电阻效应. 《自然·电子学》, 2020. 3(8): p. 466-472. 81. Wang, H., et al., 具有铁电性的二维SnSe薄膜及其生物逼真突触应用. Nanoscale, 2020. 12(42): p. 21913-21922. 82. Xue, F., et al., 通过调制端控制的巨铁电电阻开关，用于低功耗神经形态存内计算. Advanced Materials, 2021. 33(21): p. 2008709. 83. Zhang, S., et al., 具有Hf(1-x)Zr(x)O(2)栅极结构的低电压工作二维MoS(2)铁电存储晶体管. Nanoscale Research Letters, 2020. 15(1): p. 157. 84. Lipatov, A., et al., 光电钼二硫化物（MoS2）—铁电存储器. ACS Nano, 2015. 9(8): p. 8089-8098.

85. Sangwan, V.K. and M.C. Hersam，神经形态纳米电子材料。《自然-纳米技术》，2020年。15(7)：第517-528页。86. Fei, Z., et al.，二维金属的铁电开关。《自然》，2018年。560(7718)：第336-339页。87. Yuan, S., et al.，MoTe2在原子单层极限下的室温铁电性。《自然·通讯》，2019年。10(1)：第1775页。88. Chang, K., et al.，在原子厚度 SnTe中发现稳健的面内铁电性。《科学》，2016年。353(6296)：第274-278页。89. Zhou, Y., et al.，层状材料中α-In2Se3纳米薄片的面外压电性和铁电性。《纳米快报》，2017年。17(9)：第5508-5513页。90. Si, M., et al.，铁电半导体场效应晶体管。《自然·电子学》，2019年。2(12)：第580-586页。91. Chen, Y., et al.，用于脉冲神经网络监督学习的石墨烯–铁电晶体管，作为互补突触。npj《二维材料与应用》，2019年。3(1)：第31页。