自旋分裂力矩驱动的人工神经元：通过合成反铁磁耦合实现自复位

Badsha Sekh[1], Hasibur Rahaman[1], Ravi Shankar Verma[2], Ramu Maddu[1], Kesavan Jawahar[1] 和 S.N. Piramanayagam[1,*]

[1]南洋理工大学物理与数学科学学院，新加坡南洋连路 21 号，邮编 637371

[2]印度理工学院鲁尔基分校，印度北阿坎德邦鲁尔基，邮编 247667

*通讯作者：prem@ntu.edu.sg

摘要

自旋电子人工神经元是实现高能效神经形态计算（NC）的重要构建模块。然而，目前大多数实现方案都依赖对称性破缺外部面内磁场（H_X）来驱动神经元运行，这限制了其可扩展性和硬件实用性。我们通过实验展示了一种基于交替磁体/合成反铁磁耦合（SAF）的自旋电子神经元，该器件利用面外自旋（σ_Z）极化的自旋分裂力矩，无需外部H_X。该神经元器件还具有由内置交换耦合促成的固有自复位功能。此外，我们验证了所提出的器件在脉冲神经网络（SNN）应用中的性能，在 MNIST 和 N-MNIST数据集上分别达到 95.99% 和 94.36% 的测试准确率。这些结果证明了所提出的自旋电子神经元在硬件方面的可行性与兼容性，凸显了其在紧凑、可扩展且高能效的神经形态计算系统中的应用潜力。

尽管过去十年间人工智能（AI）迅速发展，但由于器件微缩进程放缓，以及大数据搬移成本高昂（即所谓的冯·诺依曼瓶颈）[1]，计算效率的进一步提升正日益受到限制。类脑计算作为一种新兴计算范式应运而生，具有功耗低、运行速度快和大规模并行等关键优势。近年来，研究人员利用电阻式开关存储器[2,3],、相变存储器[4,5],、铁电存储器[6,7],和自旋电子器件[8,9] 等潜在构建模块，模拟人脑的基本组成元素，如神经元和突触，以构建神经形态计算硬件。特别是，自旋电子器件凭借其非易失性、高速运行，以及利用自旋轨道力矩（SOT）效应实现的高能效畴壁运动，在硬件实现方面展现出广阔前景。尽管模拟突触功能已取得显著进展，但在人工神经元中实现高能效的泄漏积分发放能力仍是一项挑战。为解决这一问题，近期研究通过微磁模拟展示了基于磁斯格明子[12,13] 的人工神经元[10,11] 。然而，室温稳定性、斯格明子霍尔效应[14],和斯格明子随机动力学[15]等实际限制，阻碍了其在大规模神经形态计算中的应用。作为替代方案，研究人员探索了包括纳米振荡器[16,17],、基于畴壁的铁磁体[18,19] 等在内的不同材料平台。尽管如此，现有的大多数神经元设计仍依赖外部磁场或额外电路来实现复位操作，这会增加系统复杂度和功耗。

在此背景下，合成反铁磁体（SAF）[20–23]具有强反铁磁层间耦合，可提供一种可行的解决方案。典型的合成反铁磁堆叠由底部铁磁（FM）层和顶部铁磁层组成，前者作为软层，后者作为硬层，两层通过内禀层间交换场（H_{ex}）实现反铁磁耦合。因此，H_{ex} 会在动作电位发放后驱动自由层的磁化恢复至静息状态，从而模拟生物神经元中动作电位的复位。然而，传统的基于合成反铁磁体的神经元[24–26] 通常需要较强的外部辅助磁场，才能在积分过程中可靠地诱发磁化翻转，这限制了其在大规模神经形态阵列中的实际扩展能力。

总的来说，这些研究凸显了神经元设计的必要性：设计应紧凑、无需外场、能效高且能够自复位，同时不牺牲可扩展性。在这方面，交替磁体[27] 作为潜在的 σ_Z 自旋极化来源，日益受到关注；它们能够实现确定性的磁化翻转[28,29] ，且无需任何外部 H_X，从而突破传统自旋电子神经元面临的一项重要瓶颈。在寻找合适的交变磁性材料时，二氧化钌凭借其独特的能带结构脱颖而出，成为颇具前景的候选材料。在 RuO_2，中，两个磁性亚晶格上的钌原子周围的氧原子具有不同的局部环境，由此产生的对称性破缺[30] 带来了自旋劈裂电子能带。当我们沿某一特定方向向交替磁体施加电荷电流时，费米面的移动可能会因自旋劈裂效应（SSE）而产生具有奇数时间反演对称性的横向自旋流。与自旋霍尔效应[31] （SHE）不同，此时的自旋极化方向与奈尔矢量一致。由于 RuO2 (101) 的奈尔矢量朝 z 方向倾斜，由此产生的具有倾斜σ_Z 分量[32]的自旋劈裂诱导力矩将打破磁畴壁对称性，从而实现无需外场的确定性磁化翻转。

在这项工作中，我们首次利用交替磁体的自旋分裂特性，通过整合两种自旋源——交替磁性 RuO_2 和 Pt 自旋轨道力矩层——展示了一种无需任何 H_X 的、基于 SAF 的自旋电子神经元。施加面内电荷电流（J_C）后，由两种不同但协同的机制产生的自旋轨道力矩促使磁化在 H_X = 0 Oe 下翻转。首先，由于传统的自旋霍尔效应（ SHE ），Pt 层产生 σ_Y 自旋极化，从而产生类阻尼（DL）力矩。其次，RuO_2中会出现一种依赖晶体角度的 σ_Z极化自旋分裂力矩。施加电流脉冲期间，RuO2 和 Pt 产生的综合力矩与 SAF 的H_{ex} 相抗衡。一旦累积力矩超过H_{ex} 和翻转场,，软层（红紫色自旋）便会发生确定性磁化反转，如图 1a 示意图所示。这种磁化反转对应于神经元的积分活动。关闭输入电流后，软层由于H_{ex} 恢复至初始磁构型，模拟了复位功能。

在本研究中，为通过实验实现上述现象，我们首先在混合气体环境（12 sccm 氩气和 8 sccm 氧气）下，在单晶 Al_2 (101) 衬底上溅射制备 RuO_2薄膜。Al_2O_3 (1-102) 衬底上的Θθ-2Θ 2θ XRD 数据（图 1b）证实了 RuO_2 薄膜的外延生长。

表1： 不同薄层的完整合成反铁磁堆叠详情（层厚度单位为 nm）。

样品	沉积堆叠
S1	Al_2O_3/RuO_2(18)/Pt(1.4)/钴(0.5)/Pt(0.5)/钴(0.5)/Ru(2.5)/[钴(0.5)/Pt(0.8)]$_{\times 2}$/Ru(2)
S2	Al_2O_3/钌O_2(18)/铂(1.3)/钴(0.5)/铂(0.8)/钴(0.5)/钌(2.6)/[钴(0.5)/铂(0.8)]$_{\times 2}$/钌(2)
S3	Al_2O_3/RuO_2(18)/铂(1.3)/钴(0.4)/镍(0.95)/钴(0.4)/钌(2.30)/[钴(0.4)/铂(0.8)]$_{\times 4}$/钌(2)
S4	Al_2O_3/RuO_2(18)/铂(1.3)/钴(0.4)/镍(1)/钴(0.4)/钌(2.35)/[钴(0.4)/铂(0.8)]$_{\times 4}$/钌(2)
S5	Al_2O_3/RuO_2(18)/铂(1.4)/钴(0.4)/镍(1)/钴(0.4)/钌(2.35)/[钴(0.4)/铂(0.8)]$_{\times 4}$/钌(2)

此外，我们制备了一系列合成反铁磁堆叠（表1），以获得最佳的H_{ex}，并降低磁化翻转场；其中，在外延生长的RuO_2 (101)层上加入铂作为额外的自旋轨道力矩源。这里，底部钌层充当软层，而上层充当硬层。图1c展示了薄膜样品（S5）具有代表性的磁光克尔效应（MOKE）磁滞回线，表明其具有显著的垂直磁各向异性（PMA）。补充信息S1提供了所有其他样品的MOKE测量结果及振动样品磁强计法（VSM）结果，证实整个样品系列均具有稳健的垂直磁各向异性。

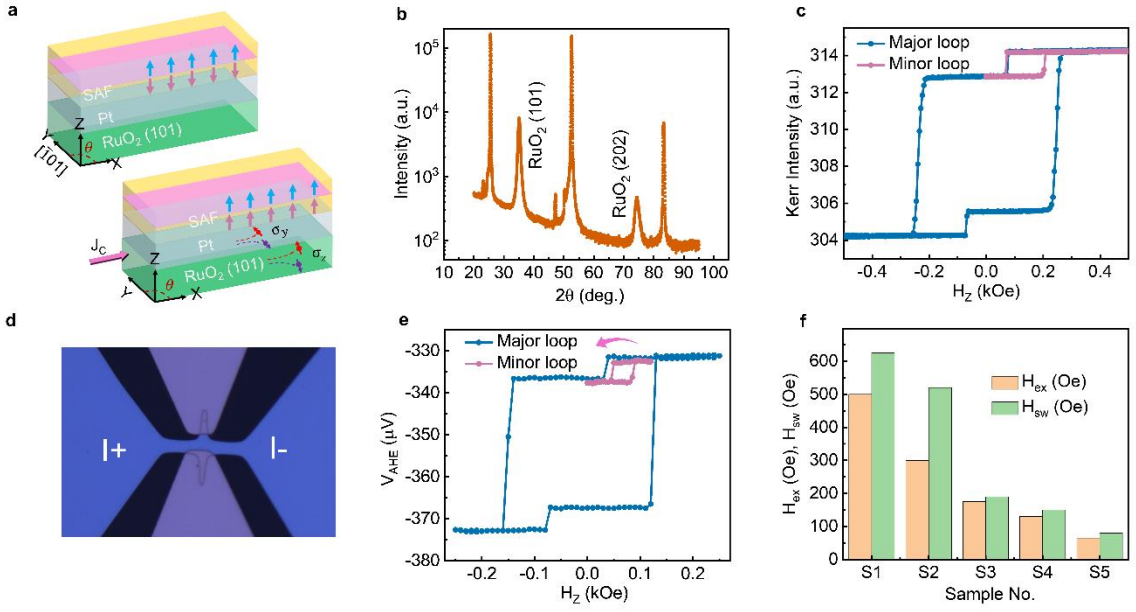


图1. 合成反铁磁自旋电子神经元的器件概念、结构表征及磁性。(a) 所提出机制的示意图，展示软层磁化翻转。(b) 沉积在 Al_2O_3 (1-102) 衬底上的 RuO_2 (18 nm) 薄膜的 Θ-2Θ XRD 数据。

（c）具有显著垂直磁各向异性的合成反铁磁堆叠的克尔磁滞回线。（d）制备的霍尔条器件的光学图像。（e）图案化霍尔条器件的反常霍尔效应回线。（f）不同样品的交换场（H_{ex}）和翻转场（H_{sw}）。

随后，采用光刻和离子铣削工艺制备了由 SAF 结构组成的霍尔条器件（图 1d）。通过反常霍尔效应（AHE）次回线测量（图 1e），测量了不同 H_{ex} 下软层的翻转场（H_Z^{SW}）（如图 1f 所示）。为在神经元运行之前分离并验证 SOT 在磁化翻转中的作用，我们接下来研究了仅由软铁磁层组成的霍尔条器件中的电流诱导磁化动力学。该方法使我们能够研究独立于层间交换耦合的切换机制。具有尖锐垂直磁各向异性的软层的克尔磁滞回线见补充信息 S2。如图 2a 所示，AHE 回线的方形度表明所研究体系具有垂直磁各向异性。为探测电流驱动响应，首先将器件饱和至正磁化状态，然后使其弛豫至剩磁态。受我们此前实验结果[33]的启发，该结果表明，当电荷电流沿相对于 RuO_2 [$\bar{1}$01]的 90° 晶体学方向施加时，自旋分裂力矩达到最大值，因此我们在该特定取向下扫描脉冲直流电流（I）（示意图如图 2b 所示），且不施加任何 H_X。写入和读取电流脉冲的宽度分别固定为 300 μs 和 0.15 s。随着电流增加，反常霍尔电压（V_{AHE}）的变化单调增大，并且在最大施加电流下实现了逐渐完成的 100% 无场磁化翻转。翻转概率定义为 $\frac{\Delta V_H}{\Delta V_H^{max}}$，其中 ΔV_H 是连续电流脉冲诱导的 V_{AHE} 变化，ΔV_H^{max} 表示由 AHE 测量确定的两个相反磁化状态之间的 V_{AHE} 差异。

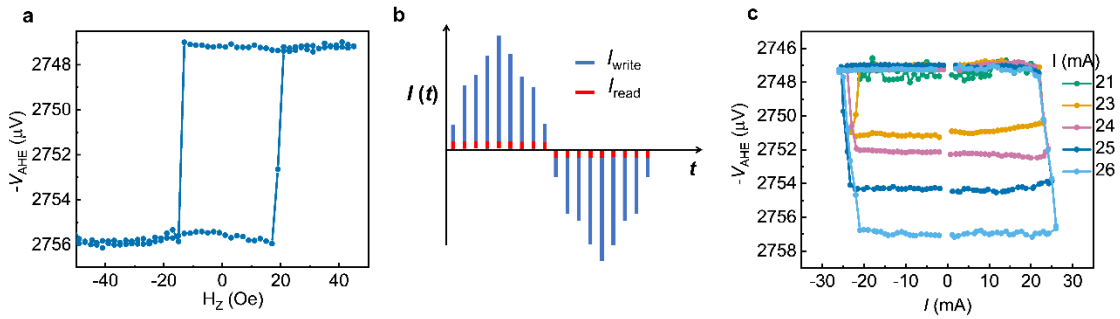


图 2. 软层的电学表征及电流驱动翻转行为。(a) 仅由软层构成的霍尔条器件的反常霍尔效应回线。(b) 磁化翻转过程中施加电流脉冲时的测量方案示意图。(c) 不同施加电流下的无外场磁化翻转。

在确认由 σ_Z 诱导的自旋轨道力矩场足以打破向下-向上和向上-向下磁畴壁的对称性，并实现软磁层的无场翻转后，我们随后按照相同的测量方案，在纳入完整合成反铁磁堆叠的基础上扩展神经元功能。在完整堆栈的剩磁状态下，软层和硬层的磁化方向反平行。因此，为实现神经元霍尔条器件的完整积分功能，我们需要驱动软层磁化翻转

，使其形成并联构型。与仅有软层的切换动力学不同，完整合成反铁磁堆叠中软层的完全磁化反转需要一个较小的面外辅助场（$H_Z^{assist.}$）（不同$H_Z^{assist.}$下的切换测量见补充信息S3），如图3a所示意。值得注意的是，$H_Z^{assist.}$始终低于软层磁化的 H_{sw} ，从而确保自旋轨道力矩诱导操控其磁化。图3b展示了不同H_{ex} 下的趋势：随着H_Z^{SW} 增加，对$H_Z^{assist.}$ 的需求也随之增加。图3c展示了积分功能，其对应于最小的$H_Z^{assist.}$ （50 Oe）和H_{ex} = 65 Oe。积分功能以切换百分比量化；随着电流密度增加，切换百分比也随之提高，这是由于钌O_2层中自旋劈裂效应产生的自旋轨道力矩场，以及铂层中产生的阻尼类场所致。此处，来自钌O_2层的σ_Y贡献几乎可以忽略[34]，因为其自旋霍尔角低于铂。图3d展示了不同磁化切换阶段对应的磁光克尔效应图像。需要注意的是，测量过程中我们没有施加H_X。这表明，自旋劈裂诱导力矩足以打破对称性，从而实现磁化翻转。此外，在保持$H_Z^{assist.}$ = 50 Oe的同时，我们还研究了自复位特性，以及积分过程中所施加H_X 的影响。由于施加了平行于电流的H_X ，即使在较低的电流密度（J）下也会发生磁化反转。随着H_X 幅值增加，磁化反转所需的J呈单调下降趋势（图3e）。这些结果归因于所施加H_X带来的额外对称性破缺场贡献，该贡献能加快磁化翻转。至关重要的是，我们还证明，在积分操作之后，所有情况下均实现了由H_{ex} 带来的自复位功能。此外，该复位过程完全源于器件本身，不依赖任何辅助复位脉冲或外部电路组件。

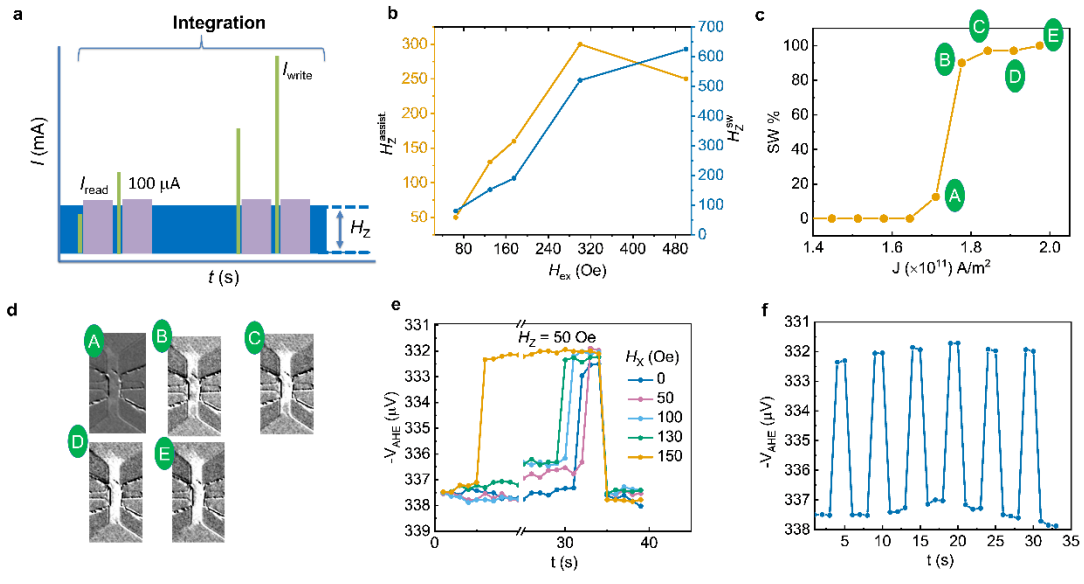


图 3. 神经元器件的测量方案与运行动力学。(a) 神经元运行的测量方案示意图。(b) $H_Z^{assist.}$ 随不同 H_{ex}的变化。(c) 不同施加电流密度 (J) 下由自旋轨道力矩驱动的积分功能。(d) 施加连续电流时软层发生磁化翻转过程中的克尔图像。(e)

自复位特性和积分功能与H_X的关系。（f）多个循环中神经元运行的可重复性。

我们还展示了神经元霍尔条器件功能在 6 次重复循环中的可重复性（图 3f）。在接近发放阈值条件时，当自旋轨道力矩与翻转场之间的竞争程度相当时，热涨落会在重复循环中引发细微的随机磁化动力学，导致最大翻转概率出现小幅变化（$^{\sigma}\mu \times 100 \leq 0.05$ %）。此处，σ 和 μ 分别表示重复循环中V_{AHE} 的标准差和平均值。每个循环中几乎相同的积分和复位时间体现了神经元动力学的出色稳定性。

我们进一步利用微磁模拟[35] 阐明所提概念的基本物理机制，以研究基于交替磁体的合成反铁磁堆叠中σ_z极化的自旋转矩驱动的畴壁动力学。图 4a所示的模拟畴壁器件由两个垂直磁化铁磁层FM1（软磁）和FM2（硬磁）组成，横向尺寸为320 nm ×32 nm，二者通过区域相关的交换缩放所实现的有效合成反铁磁相互作用相互耦合。通过初始化一个反向磁畴，在距左端 32 nm 处有意引入一个畴壁。畴壁运动仅发生在FM1中，而FM2保持固定，并提供合成反铁磁体诱导的H_{ex}，从而实现可控且可逆的复位行为。

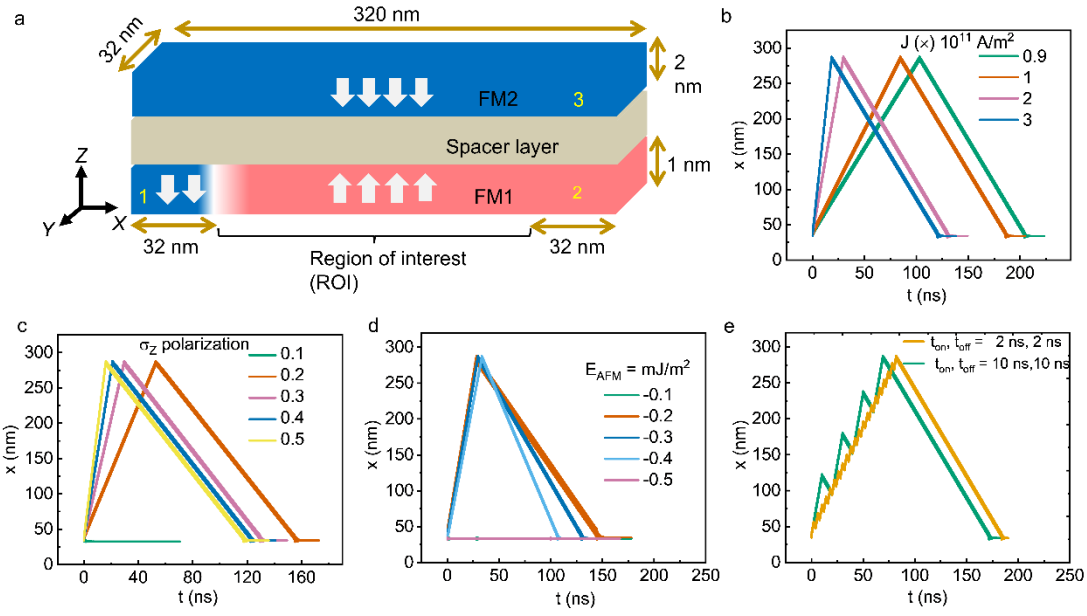


图 4。由 σ_z极化自旋转矩引起的合成反铁磁异质结构中的磁畴壁（DW）动力学微磁模拟。（a）所模拟的畴壁器件示意图，其中软层（FM1）和硬层（FM2）通过合成反铁磁相互作用耦合；畴壁运动仅发生在 FM1 中。（b）不同电流密度（J）下畴壁位置（X）随时间（t）的变化。J 的变化范围为 0.9×10^{11} A/m² 至 3×10^{11} A/m²。（c）σ_z 极化强度对畴壁动力学的影响。（d）合成反铁磁耦合强度（E_{AFM}）对畴壁积分与复位的影响。（e） 不同电流脉冲持续时间下的畴壁动力学，展示了伴随泄漏的阶梯式积分，随后是稳健的复位行为。

在上述合成反铁磁体框架中（层间交换能量密度为E_{AFM} = -0.3 mJ/m²），所施加的J_C 产生一个σ_z极化的DL自旋 力矩，该力矩作用于磁矩（m），并由下式描述：$\mathrm{m} \times (\mathrm{m} \times \sigma_z)$，它通过使某一特定磁畴优于另一磁畴来驱动畴壁运动[36,37]。图 4b给出了畴壁位置（X）随时间（t）的变化，对应的电流密度（J）范围为0.9×10^{11} 至3×10^{11} A m^{-2}。较高的J在t对X图中产生更陡的斜率，表明畴壁传播更快。这一行为归因于增强的σ_z 诱导自旋转矩，其能更有效地克服H_{ex} 反向作用力与本征钉扎势。在所施加的J作用下，连续的畴壁位移模拟了积分过程，而最大位移被限制为288 nm，以避免任何畴壁湮灭。随后在撤去J后，畴壁在合成反铁磁体诱导的恢复力矩作用下弛豫回到其初始成核区域，从而在每一次积分过程后展现出稳健且可逆的复位行为。

接下来，我们研究在特定 J = 2 × 10^{11} A/m² 下，不同 σ_z 极化强度对积分过程中的畴壁动力学的影响（图 4c）。当 σ_z 极化值对应的自旋霍尔角为 0.1 时，未观察到畴壁运动，这表明在此数值下，施加的转矩不足以克服本征钉扎势[38]。随着 σ_z 极化增强，畴壁运动加快，只有超过某个阈值后才会出现明显的畴壁位移。然而，在所有由 σ_z 诱导的积分过程之后，畴壁都呈现出清晰的复位操作。值得注意的是，图 4b 和图 4c 中的复位速度在所有事件中几乎保持恒定。此外，提取出的积分速度和复位速度汇总于补充信息 S4。

基于这些结果，我们分析固定 J = 2 × 10^{11} A/m² 和 σ_z 分量自旋霍尔角 = 0.2 时，不同 E_{AFM} 下的畴壁动力学（如图 4d 所示）。电流驱动的畴壁向前位移受 E_{AFM}影响，因为合成反铁磁体诱导转矩会抵消驱动畴壁运动的 σ_z极化 DL 转矩。因此，在改变其他参数进行模拟时，大多数情况下选用 E_{AFM} = -0.3 mJ/m² 作为优化耦合强度。合成反铁磁体耦合较弱时（E_{AFM} = -0.2 mJ/m²），畴壁运动更容易；而耦合强度增大（E_{AFM} = -0.4 mJ/m²）则会阻碍畴壁传播。当达到临界值 E_{AFM} = -0.5 mJ/m², 时，恢复力占据主导，畴壁运动受到有效抑制。相比之下，复位畴壁动力学与 E_{AFM} 呈现相反的关系：较高的 $|E_{\mathrm{AFM}}|$ 会增强合成反铁磁体诱导的恢复力矩，使电流撤除后畴壁更快返回初始位置；而耦合较弱时，复位操作则较慢。这些结果清楚地表明，合成反铁磁体耦合控制着复位过程，并且可以在不改变驱动 *J* 的情况下独立调节。

现在，我们比较两种脉冲方案下的畴壁动力学：$t_{\mathrm{on}} = t_{\mathrm{off}} = 2$ ns 和 $t_{\mathrm{on}} = t_{\mathrm{off}} = 10$ ns，如图 4e 所示。在这两种情况下，畴壁均以阶梯式前进：每个脉冲期间发生离散向前位移，而在脉冲间隔期间，由于合成反铁磁体诱导的恢复力矩，畴壁会部分弛豫（泄漏）。较长的脉冲提供了更持久的驱动力矩并减少泄漏，因此畴壁运动更加平滑。尽管存在这些差异，两种脉冲方案实现的向前位移相近；电流移除后，在合成反铁磁体耦合的作用下，畴壁都能可靠地复位至初始钉扎位置。这些结果表明，可通过脉冲参数调节 σ_z 诱导的畴壁积分动力学，而复位行为仍然稳健，且主要由固有的 E_{AFM} 决定。

为了评估所提出的神经元器件对神经形态计算应用的适应性，我们引入了一种基于自适应泄漏积分发放（LIF）神经元动力学的脉冲神经网络（SNN），用于在基于事件的应用中对手写数字进行分类。与经典LIF模型不同，本研究采用的神经元模型具有两个彼此独立的时间常数，分别对应积分和泄漏过程。这种分离使积分过程和复位过程能够独立调节，从而在设计器件级动力学以及针对时间上稀疏的事件驱动输入调整神经元响应方面提供更大的灵活性[39]。

N-MNIST数据集由70,000个样本组成，包括60,000个训练样本和10,000个测试样本，涵盖十类数字（0–9）。它是标准MNIST数据集的事件型变体，由Orchard等人提出[40]：将一组固定的MNIST图像显示在屏幕上，并让动态视觉传感器（DVS）执行预定义的扫视运动。这些运动使传感器与图像之间产生相对运动，从而形成异步的ON与OFF事件，用以编码像素强度随时间的变化。该事件驱动表示用于训练和评估网络，同时保留时间相关信息，并模拟真实的神经形态视觉传感[40]。

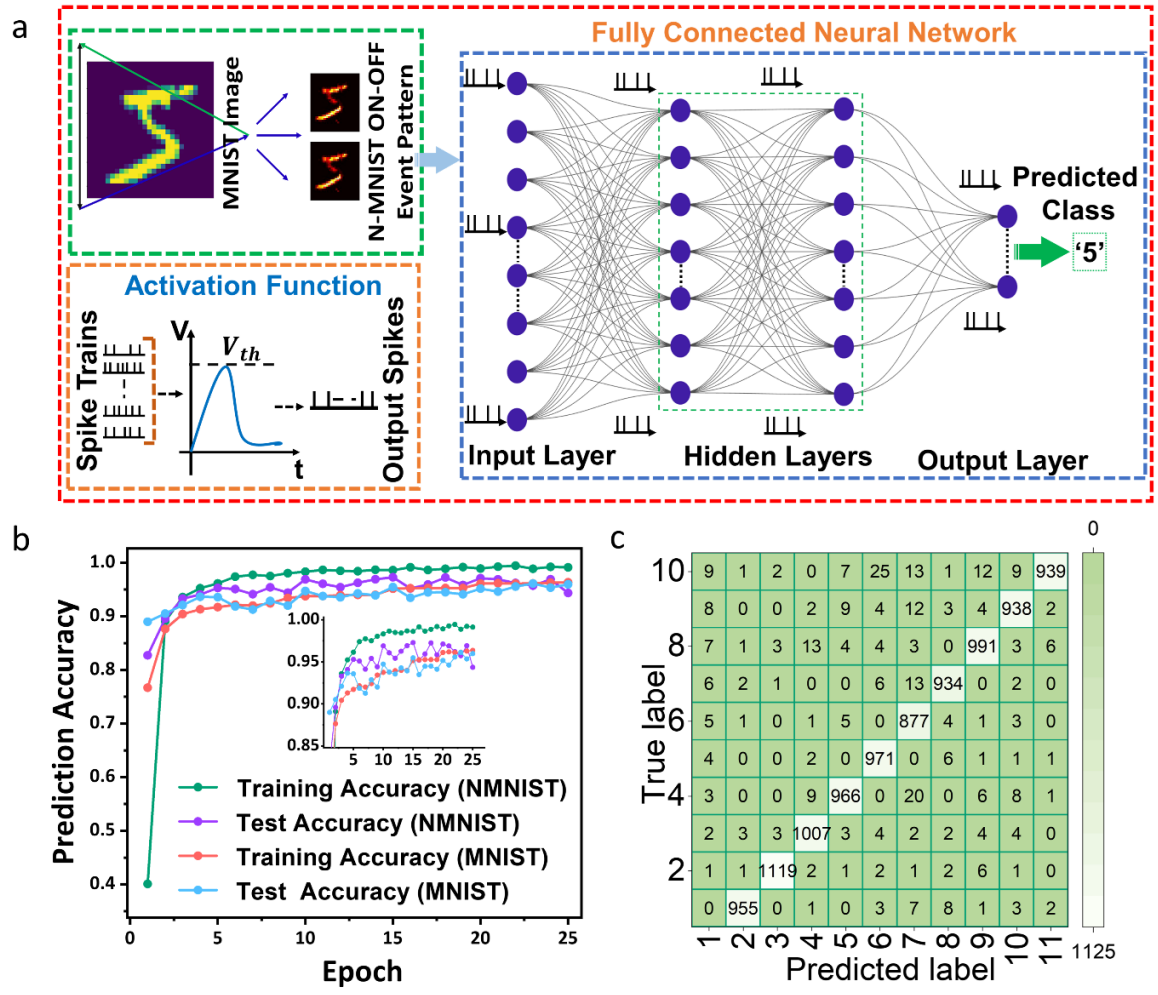


图5。用于探索在NMNIST数据集上采用脉冲神经网络进行手写数字分类的神经网络架构示意图。(a) 每张原始的 28 × 28 像素MNIST图像（包含ON和OFF极性事件）首先被转换为离散的时间帧。随后，这些时间帧按顺序编码为脉冲序列，并输入由采用替代梯度反向传播（BP）训练的漏积分发放神经元构成的全连接神经元网络。(b) 训练和

N-MNIST和MNIST数据集的分类测试准确率曲线 (c) N-MNIST的混淆矩阵，展示分类预测准确率和误分类趋势。

用于 N-MNIST 分类的网络架构如图 5a 所示。输入层是第一层，由与稳定后的 N-MNIST 事件流的空间分辨率 (x, y) 对应的神经元组成。每个输入神经元代表一个像素位置，并在固定的时间分箱内累积传入的 ON 与 OFF 事件，以形成时间分箱输入表示，随后由脉冲神经网络依次处理。每个输入神经元都通过突触权重与下一层脉冲神经元全连接。这些隐藏的脉冲层充当特征提取器，对时间分箱的事件信息进行时间整合。在基于替代梯度的反向传播监督训练过程中，突触权重会持续更新，使各个神经元能够适应特定的输入模式，例如手写字符特有的空间和时间特征。输出层由与目标数字类别对应的脉冲神经元组成。推理期间，会在整个观测窗口内累积每个输出神经元的脉冲活动，并通过选择累积脉冲计数最高的神经元来作出最终分类决策。在我们的自适应LIF神经元模型中，全连接网络层中神经元 k 在时间 t 的膜电位 (V(t)) 可描述为

$$\frac{dV_k(t)}{dt} = -\frac{(V_k(t) - V_{reset})}{\tau_{leak}} + \frac{-V_k(t) + RI_k(t)}{\tau_{integration}} \quad (1)$$

其中，V(t)表示膜电位，$I_k(t)$表示总突触输入电流，R表示膜电阻，$\tau_{integration}$ 和 τ_{leak} 分别表示积分时间常数和泄漏时间常数。当膜电位超过阈值（V_{th}）时，神经元会发放一个脉冲。脉冲产生后，膜电位会被复位为固定的复位电压，以确保脉冲发放行为的稳定性。表2总结了所提出的SNN架构实现中使用的关键神经元参数。除时间常数外，所有仿真参数均取自实验测量结果。由于测量条件的限制，无法通过实验获取毫秒级时间尺度；然而，这类时间尺度已在文献中得到充分确立[41,42]。网络中的所有神经元均具有相同的LIF膜动力学，其功能角色完全由前馈架构中学习得到的突触权重决定。由突触前脉冲产生的突触电流会被求和，并根据LIF动力学[43]由突触后神经元直接进行积分。

表 2：脉冲神经网络架构实现中使用的参数。

参数	阈值电压	复位电压	积分 Time 常数	Leak 常量	Time
值	332.11 μV	336.52 μV	0.6492 毫秒	0.8 毫秒	

在训练和推理过程中，N-MNIST 事件流被离散化为毫秒级时间箱，并将每个时间箱内发生的事件累积起来，形成时间帧。脉冲神经网络在固定的观测窗口内按顺序处理这些时间帧，并使用相同的预处理和网络设置以确保一致性[44,45]。通过替代梯度方法启用脉冲生成，从而在保留基于脉冲的计算的同时实现基于梯度的训练。此外，分类依据输出神经元的累积脉冲计数，

推理期间总脉冲活动最高的神经元所对应的类别即为预测类别。

表3：脉冲神经网络在MNIST和N-MNIST数据集上的分类准确率。

架构	数据集	Pre-处理	神经元模型	训练类型	学习 Rule	预测准确率 (%)
双层脉冲神经网络[46]	MNIST	None	漏积分发放 (兴奋-抑制, WTA)	无监督	指数 STDP	95.0
脉冲时序依赖可塑性 脉冲神经网络[47]	N-MNIST	事件数据流	IF	无监督	脉冲时序依赖可塑性 + 兴奋-抑制	80.6
STDP 硬件脉冲神经网络[50]	Iris	None	基于DW的积分发放	非/部分-监督学习	脉冲时序依赖可塑性 + 稳态	96.7
DSNN[51]	MNIST	核平滑	LIF	监督学习	脉冲序列反向传播	95.65
深度脉冲时序依赖可塑性脉冲神经网络[52]	微型 ImageNet（10类）	CNN 特征	LIF	无监督（混合）	脉冲时序依赖可塑性 + 聚类	56.97
提出的脉冲神经网络（本工作）	MNIST	None	自适应漏积分发放（双重 τ）	监督学习	替代梯度反向传播	95.99
提出脉冲神经网络（本工作）	N-MNIST	时间-分箱帧	自适应漏积分发放（双-τ）	监督学习	替代梯度 BP	94.36

**E-I：兴奋性-抑制性，IF：积分发放。

尽管脉冲时序依赖可塑性（STDP）被广泛用于研究神经元响应行为和特征学习，但本研究采用通过替代梯度反向传播训练的监督式脉冲神经网络评估性能。这种学习策略在保持事件驱动推理和兼容硬件的漏积分发放神经元动力学[45]的同时，实现了较高的分类准确率。表3总结了文献中具有代表性的监督式和无监督脉冲神经网络模型在 MNIST 和 N-MNIST 基准上的分类表现。早期采用无监督 STDP，并结合赢家通吃和兴奋性-抑制性竞争的脉冲神经网络模型，在 MNIST 上的准确率通常达到 93–97%。较新的监督式脉冲方法（如脉冲序列反向传播）也报告了相近的性能；而基于转换的方法虽然准确率更高，但由于训练阶段不涉及脉冲，其生物学合理性有所降低。

相比之下，我们提出的脉冲神经网络采用监督式替代梯度反向传播，直接在脉冲域中训练，同时保留漏积分发放神经元动力学和基于脉冲的推理。借助这一框架，该网络在 MNIST 数据集上的测试准确率达到 95.99%，尽管采用简单的全连接架构，其性能仍可与监督式脉冲方法和基于脉冲时序依赖可塑性的无监督方法相媲美。在更具挑战性的 N-MNIST 数据集上，该模型的测试准确率达到 94.36%（图 4b）；该数据集具有时间变化性、传感器噪声和稀疏事件驱动输入等特点。此外，图 4c 中的混淆矩阵展示了分类预测行为和误分类模式，证明该模型能够可靠地预测数字类别。与 MNIST 相比，性能略有下降，这与以往的神经形态研究结果一致。总体而言，这些发现表明，所提出的自适应漏积分发放脉冲神经网络在分类准确率与

神经形态效率之间实现了适当的权衡，因此非常适用于事件驱动视觉器件和基于硬件的实现。

总之，我们报告了一种基于交错磁体/合成反铁磁体的人工神经元，该器件无需外部H_X即可运行，并能通过 H_{ex}实现自复位行为。通过微磁模拟进一步验证了实验观察到的积分机制和复位机制。此外，我们在脉冲神经网络框架中使用 MNIST 和 N-MNIST数据集评估了所提出的自旋电子神经元，其分类准确率分别达到 95.99% 和 94.36%。这些结果表明，该器件与基于脉冲神经网络的推理与学习兼容。综上，本研究确立了所提出的异质结构是一种可行且可扩展的平台，可用于构建紧凑、节能且无需 H_X 的自旋电子神经元，为实现实用的神经形态硬件集成迈出了重要一步。

1. 致谢

作者衷心感谢新加坡国家研究基金会（NRF）为 CRP-frontier 项目资助

2. 作者贡献

Badsha Sekh：样品制备、器件制造、实验设计、器件测试、分析、结果解释和撰写。Hasibur Rahaman：器件测试、实验设计、分析、微磁模拟，并协助撰写。Ravi Shankar Verma：设计并实现用于图像分类的全连接脉冲神经网络，并协助撰写。Ramu Maddu：器件测试和分析。Kesavan Jawahar：器件测试。S.N. Piramanayagam：主要构想、实验设计、分析、结果解释和撰写。

3. 利益冲突

作者声明不存在利益冲突。

4. 数据可用性声明

本研究结果所依据的数据可在合理请求后向通讯作者获取。

参考文献：

1. Syed, G. S., Le Gallo, M., & Sebastian, A. (2024年). 非冯·诺依曼计算概念。载于《基于相变材料的光子计算》（第11-35页）。爱思唯尔。 2. Deshmukh, Sanchit, Miguel Muñoz Rojo, Eilam Yalon, Sam Vaziri, Cagil Koroglu, Raisul Islam, Ricardo A. Iglesias, Krishna Saraswat, and Eric Pop.《阻变存储器件中纳米尺度丝状热点的直接测量》。《科学进展》8卷，第13期（2022年）： eabk1514。

3. Lin, Wen-Peng, Shu-Juan Liu, Tao Gong, Qiang Zhao, and Wei Huang.《聚合物-基阻变存储材料与器件》。《Advanced Materials》26卷，第4期（2014年）：570-606。

4. Lee, Se-Ho, Yeonwoong Jung, 和 Ritesh Agarwal。《高度可扩展、非易失且超低功耗的相变纳米线存储器》。Nature Nanotechnology 2，第10期（2007）：626-630。

5. Park, See-On, Seokman Hong, Su-Jin Sung, Dawon Kim, Seokho Seo, Hakcheon Jeong, Taehoon Park, Won Joon Cho, Jeehwan Kim, 和 Shinhyun Choi。《基于可相变自限域纳米丝的相变存储器》。Nature（2024）：1-6。

6. Feng, Guangdi, Qiuxiang Zhu, Xuefeng Liu, Luqiu Chen, Xiaoming Zhao, Jianquan Liu, Shaobing Xiong 等。《用于高可靠非易失性存储器的铁电鳍二极管》。Nature Communications 15，第1期（2024年）：513。

7. Park, Ju Yong, Duk-Hyun Choe, Dong Hyun Lee, Geun Taek Yu, Kun Yang, Se Hyun Kim, Geun Hyeong Park 等.《基于新兴萤石结构铁电体的铁电存储器复兴》。Advanced Materials 35, no. 43 (2023年): 2204904。

8. Kumar, Durgesh, Hong Jing Chung, JianPeng Chan, Tianli Jin, Sze Ter Lim, Stuart SP Parkin, Rachid Sbiaa, and S. N. Piramanayagam.《用于基于自旋的神经形态计算的超低能耗畴壁器件》。ACS Nano 17, no. 7 (2023年): 6261-6274。

9. Song, Kyung Mee, Jae-Seung Jeong, Biao Pan, Xichao Zhang, Jing Xia, Sunkyung Cha, Tae-Eon Park 等.《用于神经形态计算的基于斯格明子的人工突触》。Nature Electronics 3, no. 3 (2020年): 148-155。

10. Li, S., Kang, W., Huang, Y., Zhang, X., Zhou, Y., & Zhao, W. (2017). 基于磁斯格明子的人工神经元器件。Nanotechnology, 28(31), 31LT01。

11. Lone, A. H., Rahimi, D. N., Fariborzi, H., & Setti, G.（2025年）。用于脉冲神经网络的多层磁斯格明子器件。Neuromorphic Computing and Engineering，5(1)，014005。

12. Jin, C., Song, C., Wang, J., & Liu, Q.（2016）。自旋霍尔效应驱动的反铁磁斯格明子动力学。《应用物理快报》，109(18)。

13. Zeissler, K., Finizio, S., Barton, C., Huxtable, A. J., Massey, J., Raabe, J., ... & Marrows, C. H. (2020). 在手性磁性多层膜中观察到与直径无关的斯格明子霍尔角。Nature Communications, 11(1), 428。

14. Klä ui, M. (2016). 通过直接时间分辨X射线显微术揭示斯格明子霍尔效应 .

15. Yang, S., Moon, K. W., Ju, T. S., Son, J. W., Kim, T., Jeong, Y. J., ... & Hwang, C. (2025). 用于脉冲神经网络的稳态磁性斯格明子神经元。ACS Nano。

16. Torrejon, J., Riou, M., Araujo, F. A., Tsunegi, S., Khalsa, G., Querlioz, D., ... & Grollier, J. (2017). 利用纳米尺度自旋电子振荡器实现神经形态计算。Nature, 547(7664), 428-431。

17. Zahedinejad, M., Awad, A. A., Muralidhar, S., Khymyn, R., Fulara, H., Mazraati, H., ... & Åkerman, J. (2020). 用于神经形态计算的二维互同步自旋霍尔纳米振荡器阵列。Nature Nanotechnology, 15(1), 47-52。

18. Yang, S., Shin, J., Kim, T., Moon, K. W., Kim, J., Jang, G., ... & Hong, J. P. (2021). 通过人工自旋突触和自旋神经元构建集成神经形态计算网络。NPG 亚洲材料, 13(1), 11。

19. Zhou, J., Zhao, T., Shu, X., Liu, L., Lin, W., Chen, S., ... & Chen, J. (2021年). 自旋轨道转矩诱导的神经形态计算磁畴成核。Advanced Materials, 33(36), 2103672。

20. Wang, J. P., Shan, Z. S., Piramanayagam, S. N., & Chong, T. C.（2001年）。反铁磁耦合对记录介质能垒和反转特性的影响。IEEE 磁学汇刊，37(4)，1445-1448。

21. Tang, K., Margulies, D., Polcyn, A., Supper, N., Do, H., Mirzamaani, M., ... & Xiao, Q. F. (2005). 层压反铁磁耦合介质的优化与可扩展性。《IEEE 磁学汇刊》，41(2), 642-647。

22. Piramanayagam, S. N., Wang, J. P., Hee, C. H., Pang, S. I., Chong, T. C., Shan, Z. S., & Huang, L. (2001年). 层叠反铁磁耦合记录介质中的降噪机制。《应用物理快报》, 79(15), 2423-2425。

23. Hee, C. H., Wang, J. P., Piramanayagam, S. N., & Chong, T. C. (2001年). 层叠反铁磁耦合记录介质微磁模拟中的热能考量。《应用物理快报》, 79(11), 1646-1648。

24. Sekh, B., Kumar, D., Rahaman, H., Maddu, R., Chan, J., Mah, W. L. W., & Piramanayagam, S. N. (2024年). 基于合成反铁磁耦合与自旋轨道转矩的漏积分发放神经元。arXiv 预印本 arXiv:2408.08525。

25. Wang, D., Tang, R., Lin, H., Liu, L., Xu, N., Sun, Y., ... & Xing, G. (2023年). 用于神经形态计算、具有自复位和赢家通吃特性的自旋电子漏积分发放脉冲神经元。Nature Communications，14(1), 1068。

26. Liu, L., Wang, D., Wang, D., Sun, Y., Lin, H., Gong, X., ... & Liu, M.（2024年）。基于磁畴壁磁性隧道结的人工突触和神经元：用于全自旋神经形态硬件。Nature Communications，15(1)，4534。

27. Wang, Z. Q., Li, Z. Q., Sun, L., Zhang, Z. Y., He, K., Niu, H., ... & Miao, B. F.（2024年）。(101)和(110)取向二氧化钌薄膜中由逆自旋霍尔效应主导的自旋-电荷转换。《物理评论快报》，133(4)，046701。

28. Li, Z., Zhang, Z., Chen, Y., Hu, S., Ji, Y., Yan, Y., ... & Lu, X.（2025年）。交替磁性 RuO_2中由自旋劈裂效应诱导的完全无外场自旋轨道力矩翻转。Advanced Materials，37(12)，2416712。

29. Karube, S., Tanaka, T., Sugawara, D., Kadoguchi, N., Kohda, M. 和 Nitta, J.（2021年）。共线反铁磁体钌氧化物中的自旋分离器力矩观测。arXiv 预印本，arXiv:2111.07487。

30. Šmejkal, L.、González-Hernández, R.、Jungwirth, T. 和 Sinova, J.（2020年）。共线反铁磁体中的晶体时间反演对称性破缺与自发霍尔效应。《科学进展》，6(23), eaaz8809。

31. Sinova, J., Valenzuela, S. O., Wunderlich, J., Back, C. H., & Jungwirth, T. (2015). 自旋霍尔效应。《现代物理评论》，87(4), 1213-1260。

32. Bose, A., Schreiber, N. J., Jain, R., Shao, D. F., Nair, H. P., Sun, J., ... & Ralph, D. C. (2022). 共线反铁磁体二氧化钌产生的倾斜自旋流。Nature Electronics，5(5), 267-274。

33. Sekh, B., Rahaman, H., Maddu, R., Mishra, P. K., Jin, T., & Piramanayagam, S. N. (2025). 通过交替磁性RuO_2基异质结构中的自旋分裂力矩增强无场垂直磁化翻转。arXiv预印本 arXiv:2501.12593。

34. Karube, S.; Tanaka, T.; Sugawara, D.; Kadoguchi, N.; Kohda, M.; Nitta, J. 共线反铁磁RuO_2中自旋分离器力矩的观测。《物理评论快报》2022年，129，137201。

35. Vansteenkiste, A. 等。 MuMax3 的设计与验证。*AIP Adv.* **4**，107133（2014）。

36. Sekh, B. 等。 通过交替磁性二氧化钌基异质结构中的自旋分裂力矩增强无场垂直磁化翻转。预印本，网址：https://doi.org/10.48550/arXiv.2501.12593（2025年）。

37. Song, Y. 等。 充分利用自旋霍尔效应实现垂直磁化的无场自旋轨道转矩开关。*Adv. Electron. Mater.* **9**，2200987（2023年）。

38. Koyama, T. 等 铁磁纳米线中磁畴壁本征钉扎的观测。*Nat. Mater.* **10**，194–197（2011）。

39. Christensen, D. V. 等 神经形态计算与工程领域的2022年路线图。*Neuromorphic Comput. Eng.* **2**，022501（2022）。

40. Orchard, G., Jayawant, A., Cohen, G. K. 和 Thakor, N. 使用扫视将静态图像数据集转换为脉冲神经形态数据集。《Front. Neurosci.》9，（2015）。

41. Maes, A., Barahona, M. 和 Clopath, C. 使用离散化时间的循环脉冲网络学习时空信号。*PLoS Comput. Biol.* **16**, e1007606（2020）。

42. Garrido, J. A.、Ros, E. 和 D'Angelo, E. 通过小脑输入阶段的分布式突触可塑性在毫秒尺度上进行脉冲时序调节：一项仿真研究。*Front.Comput. Neurosci.* **7**, （2013年）。

43. Bouvier, M. 等。脉冲神经网络硬件实现及其挑战：综述。*J Emerg Technol Comput Syst* **15**, 22:1-22:35（2019年）。

44. Iyer, L. R. 和 Basu, A. 使用脉冲时序依赖可塑性对基于事件的图像记录进行无监督学习。载于*2017*年国际神经网络联合会议（*IJCNN*），1840–1846（2017年）。doi:10.1109/IJCNN.2017.7966074。

45. Iyer, L. R.、Chua, Y. 和 Li, H. 神经形态 MNIST 是神经形态的吗？在时域中分析神经形态数据集的判别能力。*Front. Neurosci.* **15**, （2021年）。