



面向神经形态感知和计算的柔性忆阻器基脉冲神经元

朱佳雪 张续猛 王睿 刘琦

Flexible memristive spiking neuron for neuromorphic sensing and computing

Zhu Jia-Xue Zhang Xu-Meng Wang Rui Liu Qi

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 71, 148503 (2022) DOI: 10.7498/aps.71.20212323

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.7498/aps.71.20212323>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

NbO_x 忆阻神经元的设计及其在尖峰神经网络中的应用

Design of NbO_x memristive neuron and its application in spiking neural networks

物理学报. 2022, 71(11): 110501 <https://doi.org/10.7498/aps.71.20220141>

N型局部有源忆阻器的神经形态行为

Neuromorphic behaviors of N-type locally-active memristor

物理学报. 2022, 71(5): 050502 <https://doi.org/10.7498/aps.71.20212017>

基于忆容器件的神经形态计算研究进展

Research progress of neuromorphic computation based on memcapacitors

物理学报. 2021, 70(7): 078701 <https://doi.org/10.7498/aps.70.20201632>

新型忆阻器神经形态电路的设计及其在条件反射行为中的应用

Design of novel memristor-based neuromorphic circuit and its application in classical conditioning

物理学报. 2019, 68(23): 238501 <https://doi.org/10.7498/aps.68.20191023>

氧化物基忆阻型神经突触器件

Oxide-based memristive neuromorphic synaptic devices

物理学报. 2019, 68(16): 168504 <https://doi.org/10.7498/aps.68.20191262>

铝基薄膜忆阻器作为感觉神经系统的习惯化特性

Al-based memristor applied to habituation sensory nervous system

物理学报. 2021, 70(6): 068502 <https://doi.org/10.7498/aps.70.20201961>

专题: 面向类脑计算的物理电子学

面向神经形态感知和计算的柔性 忆阻器基脉冲神经元*

朱佳雪¹⁾³⁾ 张续猛²⁾⁴⁾ 王睿¹⁾³⁾ 刘琦^{2)4)†}

1) (中国科学院微电子研究所, 微电子器件与集成技术重点实验室, 北京 100029)

2) (复旦大学, 复旦大学芯片与系统前沿技术研究院, 上海 200433)

3) (中国科学院大学, 北京 100049)

4) (上海期智研究院, 上海 200232)

(2021年12月16日收到; 2022年1月10日收到修改稿)

受人脑工作模式的启发, 脉冲神经元作为人工感知系统和神经形态计算体系的基本计算单元发挥着重要作用. 然而, 基于传统互补金属氧化物半导体技术的神经元电路结构复杂, 功耗高, 且缺乏柔韧性, 不利于大规模集成和与人体兼容的柔性感知系统的应用. 本文制备的柔性忆阻器展示出了稳定的阈值转变特性和优异的机械弯折特性, 其弯折半径可达 1.5 mm, 弯折次数可达 10^4 次. 基于此器件构建的神经元电路实现了神经元的关键积分放电特性, 且其频率-输入电压关系具有整流线性单元相似性, 可实现基于转换法的脉冲神经网络中神经元的非线性处理功能. 此外, 基于电子传输机制和构建的核壳模型, 对柔性忆阻器的工作机制进行分析, 提出了电场和热激发主导的阈值转变机制; 进一步对忆阻器和神经元的电学特性进行电路仿真模拟, 验证了柔性忆阻器和神经元电路工作机制的合理性. 本文对柔性神经元的研究可为神经形态感知和计算系统的构建提供硬件基础和理论指导.

关键词: 柔性忆阻器, 脉冲神经元, 神经形态感知和计算**PACS:** 85.35.-p, 73.43.Cb, 73.63.-b**DOI:** 10.7498/aps.71.20212323

1 引言

近年来, 人工智能、物联网、智能穿戴等领域的发展, 对海量数据的快速高效处理提出了更高的要求. 基于冯·诺依曼架构的传统计算系统, 由于存储器和处理器的物理分离导致了“存储器”瓶颈^[1], 难以实现智能系统的高效数理解理. 受人脑工作模式的启发, 以脉冲神经元为计算单元的神经形态计算架构体系应运而生, 它具有并行信息处理、低功耗

、高容错性等优点^[2], 使其在处理高维和非结构化数据方面显示出巨大优势, 为智能系统的设计提供了备选方案. 然而, 当前神经形态芯片^[3-7]所使用的神经元大多基于互补金属氧化物半导体 (complementary metal oxide semiconductor, CMOS) 技术, 由于晶体管缺乏内在动力学特性和生物单元相似性, 其所构建的神经元电路不但结构复杂, 集成度低, 而且学习能力欠缺^[8]. 因此, 亟需寻找结构简单、集成度高、内在动力学丰富的神经形态器件构建紧凑的神经元电路, 从而实现更高效的神经

* 国家自然科学基金 (批准号: 61825404, 61732020, 61834009, 61821091, 61804167, 61851402, 62104044)、国家重大科技专项 (批准号: 2017ZX02301007-001)、中国博士后科学基金 (批准号: 2020M681167) 和中国科学院战略重点研究发展计划基金 (批准号: XDB44000000) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: qi_liu@fudan.edu.cn

形态系统.

在众多的神经形态器件(如阻变存储器^[9]、相变存储器^[10]、磁自旋存储器^[11]、铁电存储器^[12]、突触离子晶体管^[13])中,阻变存储器(后续称为忆阻器)因其结构简单,转变速度快,功耗低,动力学特性丰富等优点^[9,14],在存内计算^[15]、突触功能模拟^[16]和人工感知系统^[8,17,18]等领域备受研究人员关注.此外,忆阻器所展现出的阈值转变特性还被用于神经元电路的设计中,并在人工感知系统和神经形态计算等领域获得应用^[19–22].例如,Zhang等^[23]利用NbO_x基忆阻器设计了漏电-积分-发射(leaky integrate-and-fire, LIF)神经元,并实现了人工传入神经的模拟.Lashkare等^[24]基于PrMnO₃忆阻器设计的神经元具备整流线性单元(rectified linear unit, ReLU)功能,可用于脉冲神经网络的激活函数模拟.然而,目前基于忆阻器所设计的神经元均缺乏柔韧性,不利于智能皮肤、人工义肢、健康监测等柔性感知方面的应用.此外,忆阻器基脉冲神经元在神经形态计算的非线性变换功能领域也有着重要应用^[20,23–28].因此,设计和开发一种基于柔性忆阻器的脉冲神经元用于智能感知和计算系统,对忆阻器基神经元的功能挖掘和应用推广意义重大.

本研究组制备了一种柔性的阈值转变型忆阻器,该器件表现出了优异的机械弯折特性,其弯折半径可达1.5 mm,弯折次数可达10⁴次.基于此器件设计的柔性神经元电路具备阈值发放、“全”或“无”、不应期和输入强度依赖的频率调制特性,可将模拟的输入信号转换成脉冲频率信号,用于人工感知系统的应用.此外,该神经元表现出的频率-电压强度关系具有ReLU激活函数相似性,可用作神经形态计算的非线性变换单元.针对柔性神经元表现出的频率和阈值电压随输入信号强度的变化关

系,对柔性忆阻器的电子传输机制和阈值转变机制进行了分析,并通过电路仿真技术进行了验证,得到了电场和焦耳热主导的阈值转变机制,揭示了柔性衬底的热积累效应对器件阈值电压和神经元放电频率的影响.最后,基于构建的柔性神经元电路搭建了两层神经网络(784 × 100 × 10)系统来识别数字手写体,得到了约95.6%准确率,与理想情况相当.本研究为柔性神经元的设计和工作机制分析提供了参考,阐述了其在柔性感知和神经形态计算中的应用潜力.

2 实验

柔性NbO_x忆阻器的制备流程如图1所示.首先,通过旋涂法在清洗后的Si片上涂布聚酰亚胺(polyimide, PI)溶胶,之后将样品置于鼓风干燥箱中加热干燥,直至形成表面光滑且厚度均一的PI薄膜(厚度约为30 μm).为保证后续薄膜的沉积质量,在PI薄膜表面上通过磁控溅射法生长100 nm厚的SiO₂薄膜来获得更加光滑和致密的表面.随后,利用紫外光刻技术和剥离法对后续薄膜进行图案化,结合磁控溅射法和电子束蒸发法依次生长5/35 nm的Ti/Pt底电极、50 nm的NbO_x阻变层和5/35 nm的Ti/Pt顶电极.其中,器件的有效面积为5 μm × 5 μm.最后将PI薄膜从Si衬底上剥离,于是,柔性PI/SiO₂/Ti/Pt/NbO_x/Ti/Pt结构的忆阻器制备完成.

3 实验结果与讨论

3.1 柔性忆阻器基本电学特性

柔性忆阻器的结构如图2(a)所示,其中PI薄膜为柔性衬底,在所有的电学测试中底电极Pt接

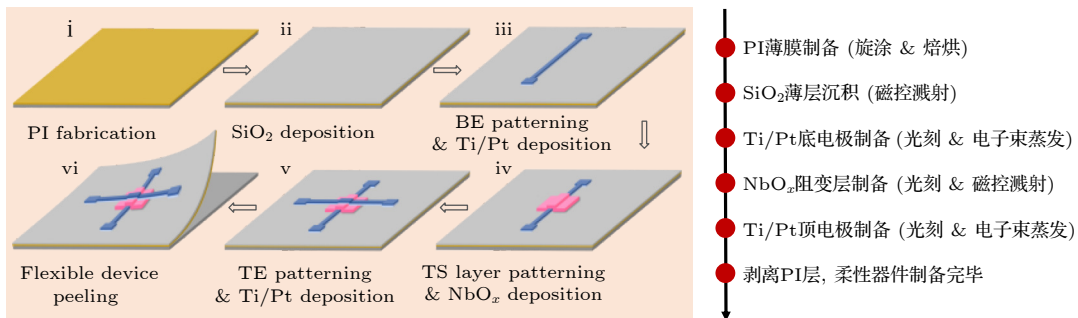


图1 柔性PI/SiO₂/Ti/Pt/NbO_x/Ti/Pt结构忆阻器制备流程图

Fig. 1. Flow chart of the flexible PI/SiO₂/Ti/Pt/NbO_x/Ti/Pt structured memristor device.

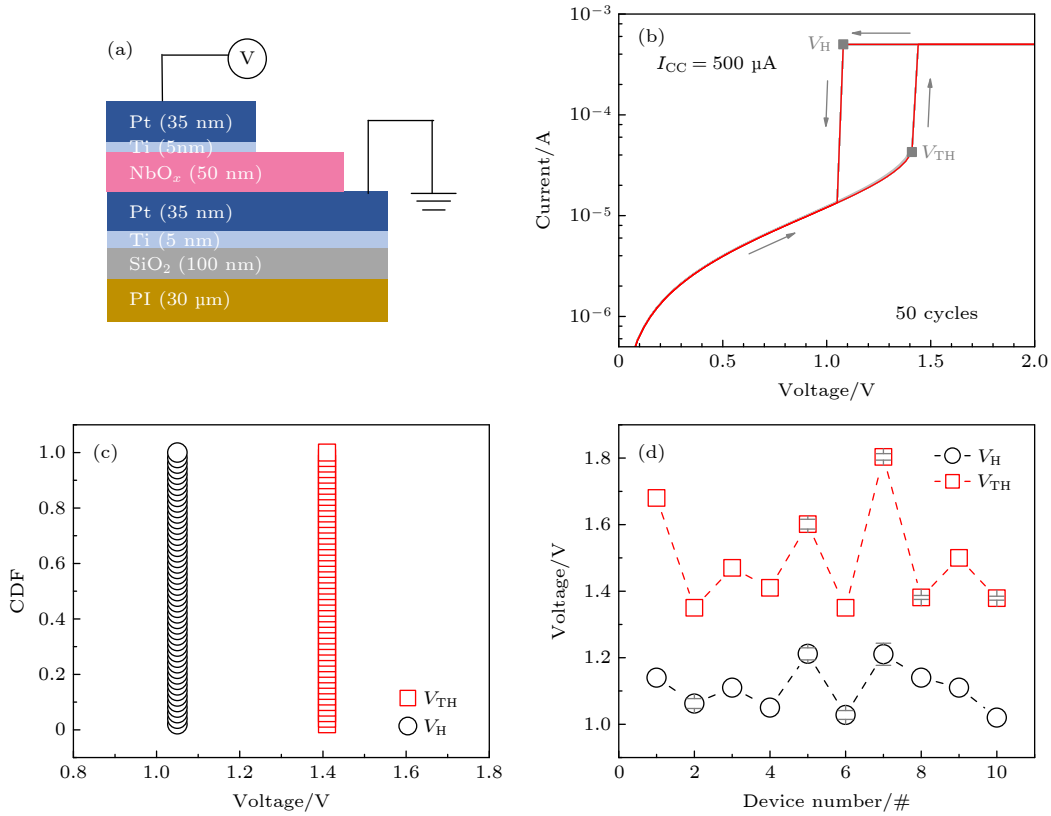


图 2 柔性忆阻器基本电学特性 (a) 柔性 PI/SiO₂/Ti/Pt/NbO_x/Ti/Pt 忆阻器结构示意图; (b) 忆阻器基本 I - V 曲线; (c) 50 次电学循环下阈值电压和保持电压的累积分布函数; (d) 器件差异性表征

Fig. 2. Basic electrical characteristics of flexible memristor: (a) Structure diagram of PI/SiO₂/Ti/Pt/NbO_x/Ti/Pt memristor device; (b) basic current-voltage (I - V) curve of memristor; (c) cumulative distribution function of threshold voltage and hold voltage under 50 cycles; (d) variation of device to device.

地,而在顶电极 Ti/Pt 上施加电压. 器件经电激活过程后呈现出如图 2(b) 所示的阈值转变行为,即在正向的扫描电压下,流过器件的电流随着电压的增加而增大,直至电压达到阈值电压 (the threshold voltage, V_{TH}), 电流突然增加至限制电流 (compliance current, I_{CC}) 500 μ A, 器件从高电阻状态 (the high resistance state, R_{OFF}) 转变为低电阻状态 (the low resistance state, R_{ON}); 随着反向扫描电压降低至保持电压 (the hold voltage, V_H), 电流突然降低, 器件从低电阻状态转变为高电阻状态转变, 完成器件的关闭. 从图 2(b) 中可以看出, 在 50 次电学操作下, 器件的稳定性良好, 从中提取 V_{TH} 和 V_H , 二者的累积分布函数如图 2(c) 所示, 分布均一且离散性小, 说明器件具有稳定的阈值转变行为. 此外, 对不同器件间 V_{TH} 和 V_H 的差异性进行了表征, 如图 2(d) 所示, 在测试的 10 个器件中, V_{TH} 和 V_H 虽有一定的离散性, 但二者的分布范围无重叠, 且器件的阈值转变窗口 ($V_{TH}-V_H$) 均大于 0.2 V, 可防止电压误读, 具有较强的抗干扰能力, 可用于

后续神经元电路的构建.

3.2 柔性忆阻器弯折能力表征

为表征柔性忆阻器的机械弯折能力, 在不同弯折半径和弯折次数下对器件的性能进行了测试. 如图 3(a) 所示, 将柔性忆阻器缠绕在不同半径的玻璃棒表面, 并将其固定在载玻片上进行电学测试, 获得了如图 3(b) 所示的 I - V 曲线. 从图 3(b) 中可以看出, 器件在不同弯折半径 (3.5—1.5 mm) 下均表现出阈值转变现象. 在每个测试条件下, 提取 50 次电循环中的 V_{TH} 和 V_H 并作误差统计分布, 如图 3(c) 所示. 从图中可以看出, V_{TH} 和 V_H 在不同弯折半径下的标准偏差 (σ/μ) 分别为 2.3% 和 1.3%, 虽有一定的波动性, 但二者并未有重叠, 说明器件在弯折条件下具有稳定性, 表明了器件具有良好的可弯折能力.

其次, 对器件在弯折条件下的抗疲劳特性进行了表征. 如图 4(a) 所示, 将柔性器件粘贴在丝杆滑台组件的滑台上, 滑台由步进电机带动做往复运

动, 滑台距离固定端的最大距离可使器件展平, 而最小距离使得器件的弯折半径为 2.5 mm. 基于此装置, 对不同弯折次数下的器件性能进行了测试, 如图 4(b) 所示, 器件在不同弯折次数 (1—10⁴) 下均展现了稳定的阈值转变特性, 且在往复弯折 10⁴ 次后, 器件的 V_{TH} 和 V_H 基本保持不变 (图 4(c)), 表明制备的柔性忆阻器具有良好的弯折耐受性.

3.3 柔性忆阻器基脉冲神经元

基于柔性忆阻器及其阈值转变特性, 构建了如图 5(a) 所示的忆阻器基脉冲神经元电路 (memristive spiking neuron, MSN). 该电路由一个负载电阻 (the load resistance, R_L), 一个柔性忆阻器, 一个串联电阻 (the series resistance, R_S) 和一个电容器 (capacitor, C) 组成. 其中电容器可为忆阻器的

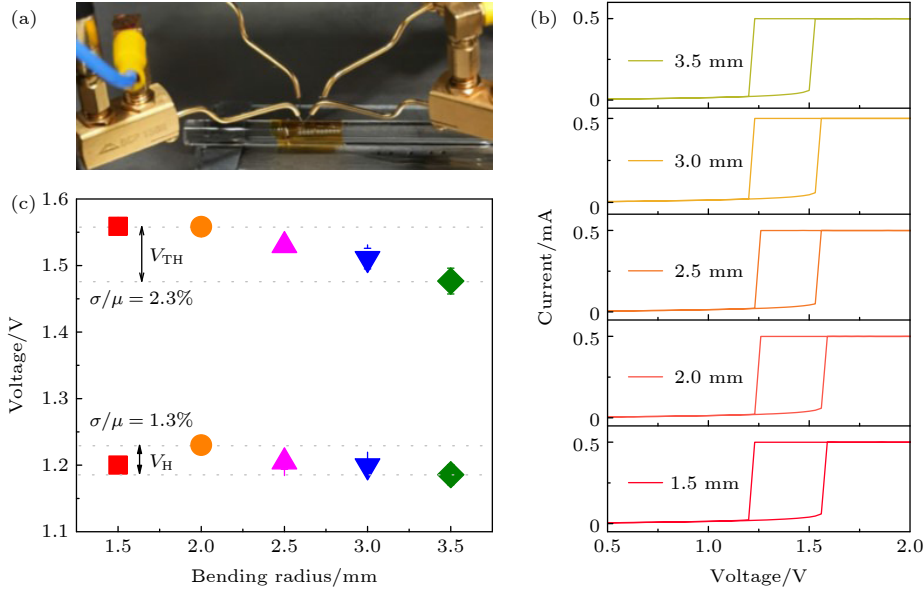


图 3 不同弯折半径下器件的电学特性 (a) 不同弯折半径的测试图片; (b) 不同弯折半径下的 I - V 曲线; (c) 不同弯折半径下 50 次电学循环的阈值电压和保持电压统计

Fig. 3. Electrical characteristics of devices at different bending radii: (a) Test image of different bending radii; (b) I - V curves at different bending radii; (c) V_{TH} and V_H statistics for 50 cycles at different bending radii.

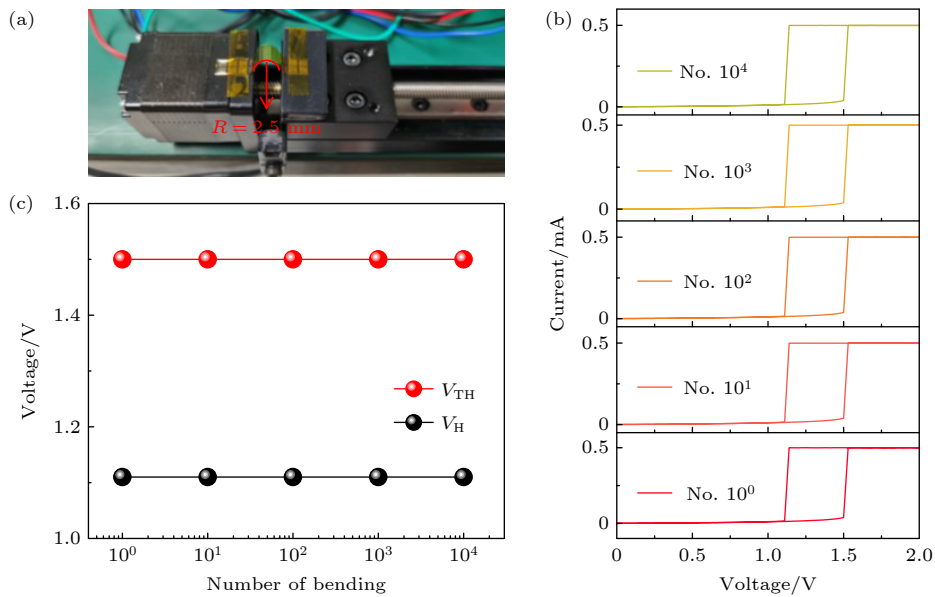


图 4 不同弯折次数下器件的电学特性 (a) 不同弯折次数的测试图片; (b) 不同弯折次数下的 I - V 曲线; (c) 不同弯折次数下 50 次电学循环的阈值电压和保持电压统计

Fig. 4. Electrical characteristics of devices after different cycles of bending: (a) Test image of different cycles of bending; (b) I - V curves after different cycles of bending; (c) V_{TH} and V_H statistics of 50 cycles after different cycles of bending.

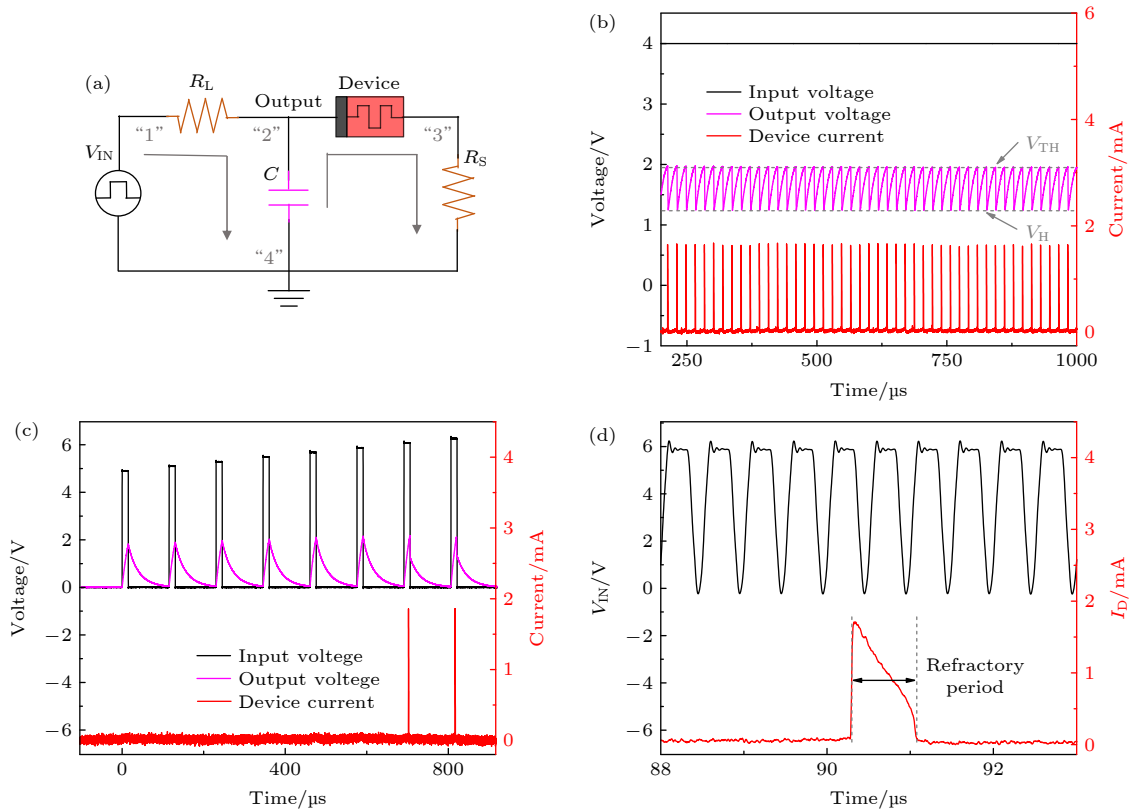


图 5 柔性忆阻器脉冲神经元的关键特征 (a) 基于柔性忆阻器的脉冲神经元电路原理图; (b) 忆阻器脉冲神经元的振荡特性和脉冲输出特性; (c) 忆阻器脉冲神经元的全或无特性; (d) 忆阻器脉冲神经元的不应期特性

Fig. 5. Key features of flexible memristive spiking neuron: (a) Schematic diagram of spiking neuron circuit based on flexible memristor; (b) oscillation and output characteristics of memristive spiking neuron; (c) all or nothing characteristic of memristive spiking neuron; (d) refractory period characteristic of memristive spiking neuron.

内部电容、电路的寄生电容或外部接入的电容. 值得注意的是, 这里为了定量表示电容值, 以便后续仿真, 采用了外接的电容器, 而在实际应用中, 可根据具体的需求, 去掉外接的电容器, 利用忆阻器本身的寄生电容来维持神经元的工作, 从而增加集成度. 在本节测试中, R_L , R_S 和 C 的值分别为 $30 \text{ k}\Omega$, 100Ω 和 1 nF , 而忆阻器的 R_{OFF} 和 R_{ON} 分别约为 $200 \text{ k}\Omega$ 和 $1 \text{ k}\Omega$. 当对电路进行供电时, 由于忆阻器处于高阻态, 此时“1-2-4-1”环路的 RC 时间常数 $\tau_1 = R_L \times C$ 小于“2-3-4-2”环路的 RC 时间常数 $\tau'_1 = (R_{\text{OFF}} + R_S) \times C$, 所以先对电容器进行充电, 直至节点“2”处的电压, 即电容电位达到忆阻器的阈值电压, 忆阻器由 R_{OFF} 转变为 R_{ON} ; 此时环路“2-3-4-2”处的 RC 时间常数 $\tau_2 = (R_{\text{ON}} + R_S) \times C$ 小于 τ_1 , 电容器进行放电, 直至节点“2”处的电压达到忆阻器的保持电压, 忆阻器由 R_{ON} 转变为 R_{OFF} , 电容器进行新一轮的充放电. 如图 5(b) 所示, 当电路的输入电压 (the input voltage, V_{IN}) 为 4 V 的固定电压时, 稳定工作状态下节点“2”处的电位 (记为

神经元的输出电压) 在 V_{TH} 和 V_{H} 之间进行振荡, 而从节点“3”处采集到的电流信号则为脉冲形式, 为神经元的脉冲输出. 当输入信号为图 5(c) 所示幅值递增的脉冲信号时, 只有电容电位达到 V_{TH} (约 2.0 V) 时, 才会有脉冲信号输出, 表现出阈值发放特性; 而当电容电位低于 V_{TH} 时, 则无脉冲输出, 体现了神经元的“全”或“无”特性. 此外, 神经元在放电期间, 表现出不应期特性, 如图 5(d) 所示, 当神经元开始发放脉冲时, 随后施加在输入端的脉冲并不能引起神经元的再次放电, 直至神经元完成一次放电行为, 此段时间间隔称作不应期, 与生物中的不应期概念相对应. 这些结果表明本文所构建的柔性忆阻器基脉冲神经元电路具备了生物神经元的多种关键放电特征, 能够把输入的模拟信号转换为脉冲信号, 可用作人工感知系统中的感觉神经元, 而器件本身所具有的柔性使其特别适用于人工义肢、神经界面和类人机器人等柔性感知应用.

另一方面, 基于柔性忆阻器的神经元电路表现出线性的输出频率-输入电压依赖关系, 使其可用于

人工神经网络中 ReLU 激活函数的模拟. 如图 6(a) 所示, 当神经元有正向输入时, ReLU 神经元的输出线性依赖于输入 (图中斜线部分), 而对于负向输入, ReLU 神经元则无输出, 此特性可通过柔性忆阻器神经元进行模拟. 图 6(b) 展示了神经元电路在阶梯型的脉冲电压输入下神经元的振荡输出结果. 对输入的电压脉冲的频率和幅值进行统计, 结果见图 6(c), (d). 从图 6(c) 中可以看出, 当输入电压大于等于 4 V 时, 神经元的输出频率随着输入电压的增大而线性增加; 而当输入电压小于 4 V 时, 神经元无脉冲输出. 根据获得的实验数据进行线性拟合, 从图中可以看出, 拟合后的曲线与 ReLU 神经元的输出-输入关系具有相似性, 经过归一化处理, 本文神经元的输出频率 (frequency, F) 和 V_{IN} 的关系可模拟 ReLU 神经元, 用于基于转化法的脉冲神经网络的推理过程. 此外, 从图 6(b) 的振荡电压输出曲线中可以获得忆阻器的 V_{TH} 和 V_H 信息,

即 V_{TH} 对应于输出曲线的波峰, 而 V_H 对应于输出曲线的波谷, 二者的统计结果如图 6(d) 所示. 可以看出, 随着 V_{IN} 的增加, V_{TH} 有下降趋势, 而 V_H 基本保持不变. 但直流测试发现, V_{TH} 和 V_H 为忆阻器的内在特征, 并不受扫描电压的影响. 针对柔性忆阻器神经元电路的 F - V_{IN} 线性依赖关系和 V_{TH} 在脉冲操作模式随着 V_{IN} 的增加而下降这一现象, 本文从柔性忆阻器的工作机制入手做进一步地分析.

4 机制分析与模型建立

4.1 电子传输机制

为解释柔性神经元的频率 F 和器件 V_{TH} 随输入 V_{IN} 变化的关系, 首先对柔性忆阻器的电子传输机制进行分析. 如图 7(a) 所示, 将器件发生阈值转变之前的 I - V 曲线在双对数坐标下进行线性拟合可以发现, 当扫描电压小于等于 0.2 V 时, I - V 曲

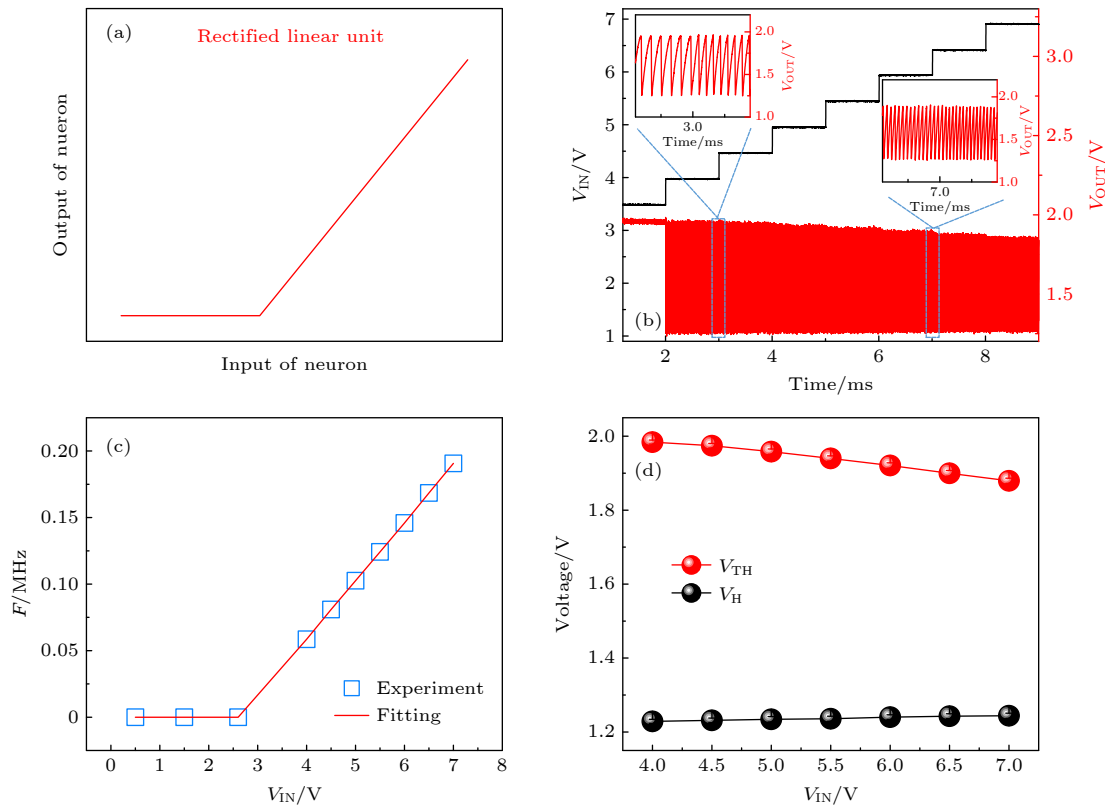


图 6 柔性忆阻器脉冲神经元在不同输入电压强度下的频率调制特性 (a) 整流线性单元对应的神经元输入输出关系; (b) 柔性忆阻器脉冲神经元在不同输入电压下的脉冲输出特性, 内插图为虚框内的脉冲输出放大图; (c) 不同输入电压下的输出频率统计及线性拟合; (d) V_{TH} 和 V_H 在不同输入电压下的统计

Fig. 6. Frequency regulation characteristics of flexible spiking neuron under different input voltage intensities: (a) Input and output relationship of neuron corresponding to rectified linear unit; (b) output characteristics of the flexible memristive spiking neuron under different input voltages, and the inset is the zoom in details of the output curves in the dashed windows; (c) output frequency statistics and linear fitting under different input voltages; (d) V_{TH} and V_H statistics at different input voltages.

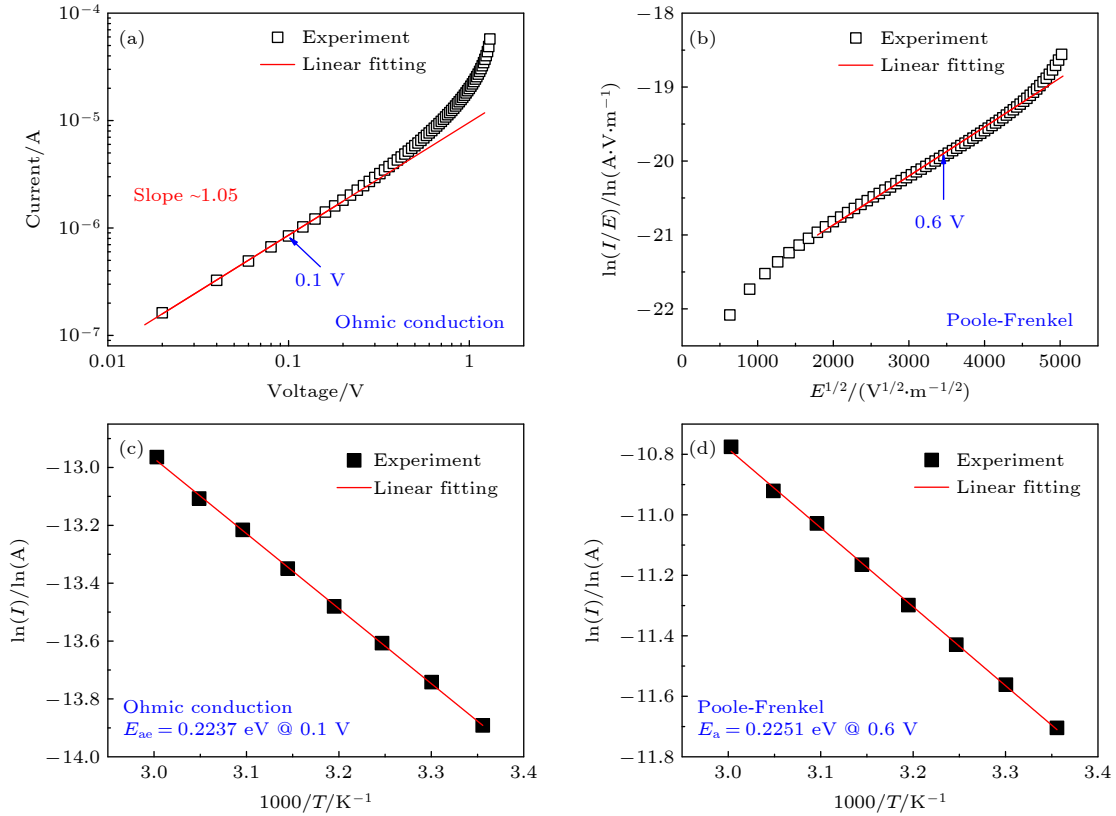


图 7 柔性忆阻器的电子传输机制分析 (a) 阈值转变前 I - V 曲线在双对数坐标下的线性拟合; (b) 阈值转变前 $\ln(I/E)$ 和 $E^{1/2}$ 的线性拟合; (c) 欧姆传输机制下 $\ln(I)$ 和 $1000/T$ 的线性拟合; (d) Poole-Frenkel 传输机制下 $\ln(I)$ 和 $1000/T$ 的线性拟合

Fig. 7. Analysis of electron transport mechanism of flexible memristor: (a) Linear fitting of I - V curve in logarithmic coordinates before threshold switching; (b) linear fitting of $\ln(I/E)$ and $E^{1/2}$ in logarithmic coordinates before threshold switching; (c) linear fitting of $\ln(I)$ and $1000/T$ under ohmic conduction; (d) linear fitting of $\ln(I)$ and $1000/T$ under Poole-Frenkel transport mechanism.

线拟合的斜率约为 1.05, 说明在此段电压范围内, 电子传输符合欧姆传导机制^[29]. 当电压大于 0.2 V, 即对应的电场强度 (electric field intensity, E) 大于 4 MV/m 时, 如图 7(b) 所示, $\ln(I/E)$ 对 $E^{1/2}$ 具有线性依赖关系, 表明在此电压范围内, 电子传输由 Poole-Frenkel(PF) 传导机制主导^[30]. 基于以上分析, 对两种传输机制下的电子激活能进行了计算, 分别如图 7(c), (d) 所示. 在变温测试中, 分别提取了 0.1 V 和 0.6 V 所对应的电流数据, 并根据 Arrhenius 公式对 $\ln(I)$ 和 $1000/T$ 的关系进行了线性拟合, 从中得到欧姆传输机制和 PF 传输机制下的电子激活能 E_{ae} 和 E_a 分别为 (0.2237 ± 0.02) 和 (0.2251 ± 0.05) eV, 其中 ± 0.02 和 ± 0.05 eV 的误差由器件的差异和读取电压选取的不同引起, 可为后续仿真模型的建立提供参考.

4.2 核壳模型与阈值转变机制

根据已有研究报道^[31-33]可知, NbO_x 基忆阻器在电压模式下进行电激活会形成细丝通道, 随后

在此区域内完成阈值转变过程. 基于此, 本文构建了如图 8 所示核壳模型并结合电子传输机制对器件的工作机制进行了分析. 在该模型中, 未经任何电学操作的 NbO_x 薄膜内部电学性质均一, 由 $\text{Nb}_2\text{O}_{5-x}$ 构成, 如图 8(a) 所示; 而经过电激活操作后 NbO_x 薄膜由 $\text{Nb}_2\text{O}_{5-x}$ 壳层区域和相对导电的 NbO_2 细丝区域构成, 如图 8(b) 所示. 根据电子传输机制分析, 由电场和热激发主导的 PF 机制可在高电场和焦耳热的辅助下产生电流突增, 因此本研究组认为该机制主导了细丝区域的电子传输并结合牛顿冷却定律^[34]引起了器件的阈值转变行为, 这与以往报道结果一致^[30,35]. 其中, 由 PF 机制主导的细丝区域的电阻可简记为 R_{PF} , 其公式为

$$R_{\text{PF}} = R_0 \exp \left[\frac{1}{k_{\text{B}} T} \left(E_a - q \sqrt{\frac{qE}{\pi \epsilon_0 \epsilon_r}} \right) \right], \quad (1)$$

其中, R_0 为前置因子, E_a 为电子激活能, E 为电场强度, T 为温度, k_{B} 为玻尔兹曼常数, ϵ_0 和 ϵ_r 分别为真空介电常数和相对介电常数. 由牛顿冷却定律

主导的热传导公式为

$$\frac{dT}{dt} = \frac{R_{PF}i_{PF}^2 - \Gamma_{th}\Delta T}{C_{th}}, \quad (2)$$

其中, i_{PF} 为流过细丝区域的电流; Γ_{th} 为有效热导率, 其倒数为有效热阻 R_{th} ; C_{th} 为热容; $\Delta T = T - T_{amb}$, 为细丝区域与环境温度 T_{amb} 之间差值. 另外, 考虑到壳层区域面积相对较大, 且在电场作用下也会产生漏电流, 因此本研究组认为在低电场下

的漏电流主要来自于壳层电阻的贡献, 并由欧姆机制主导: $J \sim E \exp(-E_{ae}/(kT))$ ^[36], 其中 J 为壳层区域的电流密度, E 为壳层区域电场, E_{ae} 为电子激活能, T 为壳层区域温度. 该壳层区域的电阻可记作 R_{Ohm} , 其表达式为

$$R_{Ohm} = R_1 \exp\left(\frac{E_{ae}}{k_B T}\right). \quad (3)$$

其中, R_1 为前置因子, 可由低电压下器件的电阻-温度曲线确定.

4.3 SPICE 电路仿真

为了验证提出机制的合理性, 基于以上分析进行了电路仿真 (simulation program with integrated circuit emphasis, SPICE). 仿真电路的组成如图 9 所示, 其中图 9(a) 为细丝区域电阻 (表示为 R_{pf}) 及其热传导的仿真原理图^[37], 图 9(b) 为忆阻器的工作原理图, 其中顶、底电极的电阻分别表示为 R_{te} ($\sim 350 \Omega$) 和 R_{be} ($\sim 350 \Omega$), 壳层区域的电阻表示为 R_{ohm} , 拟合参数见表 1. 柔性忆阻器在直流电压扫描下的仿真结果如图 10(a) 所示, 从图中可以看出, 仿真曲线与实验曲线具有良好的一致性, 说明构建的 SPICE 模型具有合理性.

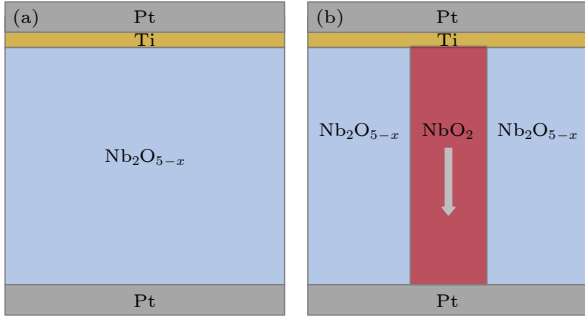


图 8 核壳模型 (a) 电激活操作前的器件结构示意图; (b) 电激活操作后的器件结构示意图, 其中 NbO_x 介质层由 NbO_2 细丝区域和 Nb_2O_{5-x} 壳层区域构成

Fig. 8. Core-Shell mode: (a) Schematic diagram of the memristor before electroforming; (b) schematic diagram of the memristor after electroforming, in which the NbO_x dielectric layer consists of NbO_2 filamentary region and Nb_2O_{5-x} shell region.

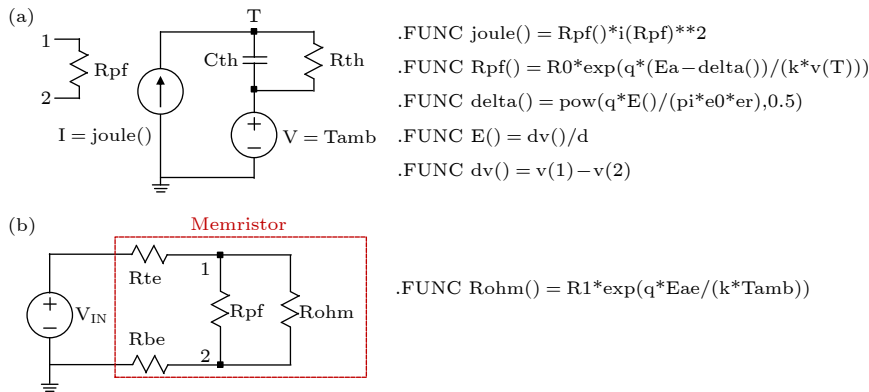


图 9 基于 NbO_x 忆阻器的 SPICE 仿真原理图 (a) 细丝区域的电阻和热传导仿真原理图; (b) 忆阻器的 SPICE 仿真模型

Fig. 9. Schematic diagram of SPICE simulation based on NbO_x memristor: (a) Resistor and heat conduction simulation of filament region; (b) SPICE simulation model of memristor.

表 1 用于 SPICE 仿真的参数列表
Table 1. Parameter list for SPICE simulation.

热容	有效热阻	前置电阻		电子激活能	
$C_{th}/(J \cdot K^{-1})$	$R_{th}/(K \cdot W^{-1})$	R_0/Ω	R_1/Ω	E_{ae}/eV	E_a/eV
5×10^{-15}	1.39×10^6	120	30	0.2237 ± 0.02	0.2251 ± 0.05
室温	真空电荷	真空介电常数	相对介电常数	玻尔兹曼常数	薄膜厚度
T_{amb}/K	q/C	$\epsilon_0/(F \cdot m^{-1})$	ϵ_r	$k/(J \cdot K^{-1})$	d/m
298	1.6×10^{-19}	8.85×10^{-12}	45	1.38×10^{-23}	5×10^{-8}

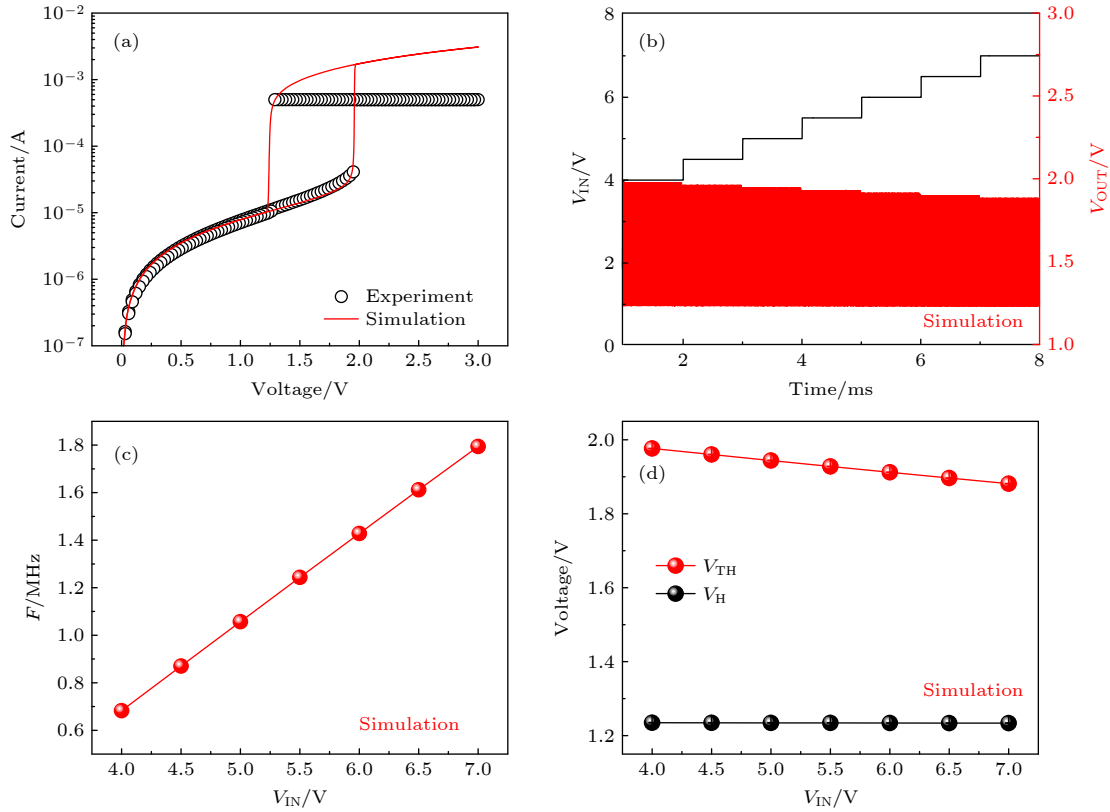


图 10 柔性忆阻器及神经元的仿真结果 (a) 忆阻器在直流电压扫描下的 I - V ; (b) 忆阻器脉冲神经元在阶梯电压下的输入输出曲线; (c) 神经元在不同输入电压下的输出频率统计; (d) 神经元在不同输入电压下阈值电压和保持电压统计

Fig. 10. Simulation results of flexible memristor and neuron circuit: (a) I - V curve of memristor under DC voltage sweep; (b) input and output curve of memristive spiking neuron at stepped voltage pulses; (c) output frequency statistics of neuron under different input voltages; (d) threshold voltage and hold voltage statistics of neuron under different input voltages.

基于忆阻器的 SPICE 模型和图 5(a) 所示的神经元电路, 对图 6 所示的神经元电路在不同输入电压 (V_{IN}) 下的输出特性进行了仿真. 根据实验结果 (图 6(d)) 可知, V_{TH} 随着 V_{IN} 的增加有下降的趋势, 这一变化与以往报道中 NbO_x 忆阻器 V_{TH} 随着温度的变化关系类似^[28]. 在本工作中, 考虑到细丝区域工作过程中产生的焦耳热对壳层的贡献以及柔性衬底的散热性能的影响, 引入了温度修正项: $T_c = 3.3 \times V_{IN} - 13.2$ 对壳层温度进行了修正. 修正公式由实验结果拟合得出, 修正后壳层的温度为 $T + T_c$. 引入温度修正项后对神经元的输出特性进行仿真, 得到了如图 10(b) 所示的振荡输出曲线, 其中 R_L 和 C 的值分别为 30 k Ω 和 1.15 nF (考虑了实际电容值有测试偏差), 该仿真结果与实验具有高度的一致性, 对其输出频率 (F)、波峰 (V_{TH}) 和波谷 (V_H) 值进行统计, 得到了如图 10(c), (d) 所示的统计图. 从图 10(c) 中可以看出, 随着 V_{IN} 的升高, 神经元的输出频率 F 线性增大, 与实验结

果一致. 此外, 从图 10(d) 中可以看出, V_{TH} 随着温度的升高逐渐下降, 而 V_H 基本不变, 这一变化规律也与实验数据匹配. 由此说明, 基于核壳模型、PF 传导、欧姆传导以及热传导公式建立的 SPICE 模型具有合理性, 可对柔性忆阻器和基于此构建的神经元的电学行为进行解释, 为神经元的应用和硬件设计提供指导.

5 基于柔性神经元的脉冲神经网络

与已报道的忆阻器脉冲神经元^[24,26,28] 相对比, 本文工作中基于柔性忆阻器构建的神经元电路具有更好的 F - V_{IN} 线性度, 能够更好地模拟神经网络中的 ReLU 函数, 以实现基于人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 转换的 SNN 系统. 为验证其应用能力, 构建了如图 11(a) 所示的转换脉冲神经网络来执行数字手写体识别任务. 该网络共三层, 分别为包含 784 个神经元的输入层、包含 100 个神经元的隐含层和包含 10 个神经元的输出层.

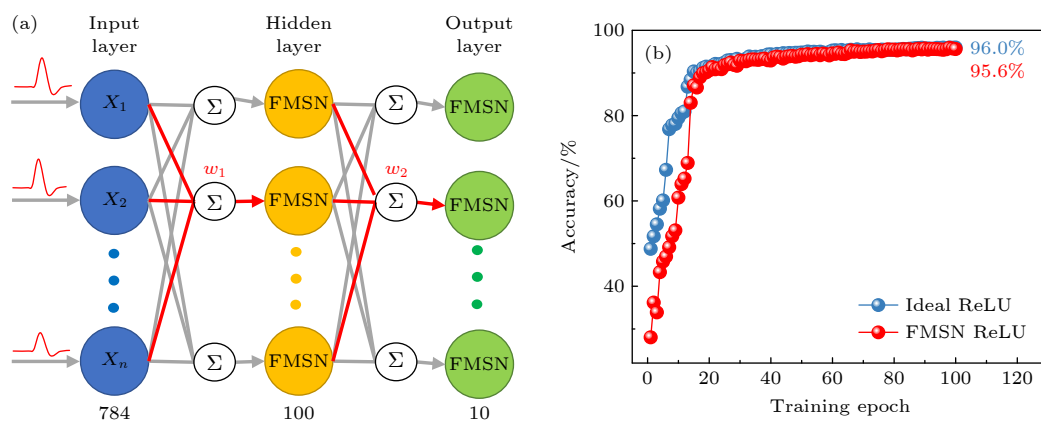


图 11 基于忆阻器脉冲神经元的脉冲神经网络仿真 (a) 用于 MNIST 手写体数据集识别的脉冲神经网络原理图; (b) 基于柔性忆阻器脉冲神经元的识别结果

Fig. 11. Simulation of spiking neural network based on FMSN: (a) Schematic of spiking neural network based on FMSN for MNIST handwritten digit classification; (b) classification result of FMSN.

训练过程采用 ANN 中的反向传播算法 (backpropagation, BP), 隐含层和输出层分别使用 ReLU 和 Sigmoid 激活函数. 在推理过程中则采用 SNN 模式, 输入为脉冲频率信号, 所有激活函数用所构建的柔性忆阻器基脉冲神经元 (flexible memristive spiking neuron, FMSN) 实现. 在本工作中 FMSN 利用了电容器的充放电过程和忆阻器的阈值转变特性来产生持续振荡, 如果输入为脉冲形式, 那么输入频率越大, 充电过程越快, 输出频率越高. 类似地, 对于固定的输入频率, 脉冲幅值越大, 输出频率越高. 因此在 SNN 中, 不仅可以用脉冲脉率对输入编码, 也可以通过单脉冲幅度或时间关系编码, 而基于频率和幅度编码的 SNN 均可以利用本文的神经元来实现. 图 11(b) 展示了最终的识别结果, 利用 FMSN 所构建的 SNN 可以实现 95.6% 的识别率, 与理想情况下的 ANN 结果相当 (96%), 表明 FMSN 用于神经形态计算中线性整流单元的可行性, 有利于实现高性能的转换 SNN 系统.

6 结 论

本文制备了一种 NbO_x 基柔性忆阻器, 该器件具备稳定的阈值转变特性和良好的弯折特性, 其中最小的弯折半径可达 1.5 mm, 弯折次数可达 10^4 次. 基于柔性忆阻器, 构建了脉冲神经元电路, 该电路具备阈值发放、“全”或“无”和不应期等神经元放电特征, 能够将模拟的输入信号转化为脉冲输出, 并应用于人工感受系统的传入神经元. 为验证该器件特性和电路行为的合理性, 构建了由 Poole-

Frenkel 传输机制和欧姆传输机制主导的核壳模型, 用来解释忆阻器的工作机制, 并通过 SPICE 电路仿真对器件机制和电路放电特性进行了验证. 此外, 该神经元的频率-电压调制特性具有 ReLU 函数相似性, 可用来模拟神经形态系统中的 ReLU 激活函数, 实现非线性转换功能. 最后, 基于此神经元搭建了基于转换法的 SNN 网络, 在 MNIST 手写体数据集上实现了 95.6% 的识别率, 与理想 ANN 识别率相当. 本文为柔性脉冲神经元的设计提供了参考, 为其在柔性智能感知系统及神经形态计算方面的应用奠定了基础.

参考文献

- [1] Wang Z, Wu H, Burr G W, Hwang C S, Wang K L, Xia Q, Yang J J 2020 *Nat. Rev. Mater.* **5** 173
- [2] Zhou F, Chai Y 2020 *Nat. Electron.* **3** 664
- [3] Pei J, Deng L, Song S, Zhao M, Zhang Y, Wu S, Wang G, Zou Z, Wu Z, He W 2019 *Nature* **572** 106
- [4] Merolla P A, Arthur J V, Alvarez-Icaza R, Cassidy A S, Sawada J, Akopyan F, Jackson B L, Imam N, Guo C, Nakamura Y 2014 *Science* **345** 668
- [5] Furber S B, Galluppi F, Temple S, Plana L A 2014 *Proceedings of the IEEE* **102** 652
- [6] Benjamin B V, Gao P, McQuinn E, Choudhary S, Chandrasekaran A R, Bussat J M, Alvarez-Icaza R, Arthur J V, Merolla P A, Boahen K 2014 *Proceedings of the IEEE* **102** 699
- [7] Davies M, Srinivasa N, Lin T H, Chinya G, Cao Y, Choday S H, Dimou G, Joshi P, Imam N, Jain S 2018 *Ieee Micro* **38** 82
- [8] Ji X, Zhao X, Tan M C, Zhao R 2020 *Advanced Intelligent Systems* **2** 1900118
- [9] Pan F, Gao S, Chen C, Song C, Zeng F 2014 *Mater. Sci. Eng. R-Rep.* **83** 1
- [10] Raoux S, Xiong F, Wuttig M, Pop E 2014 *MRS Bull.* **39** 703
- [11] Doevenspeck J, Garellò K, Verhoef B, Degraeve R, van Beek

- S, Crotti D, Yasin F, Couet S, Jayakumar G, Papistas I 2020 *2020 IEEE Symp. VLSI Technol.* Honolulu, HI, USA, June 16–19, 2020 pp1–2
- [12] Vorotilov K A, Sigov A 2012 *Phys. Solid State* **54** 894
- [13] Rivnay J, Inal S, Salleo A, Owens R M, Berggren M, Malliaras G G 2018 *Nat. Rev. Mater.* **3** 1
- [14] Shi T, Wang R, Wu Z, Sun Y, An J, Liu Q 2021 *Small Struct.* **2** 2000109
- [15] Ielmini D, Wong H S P 2018 *Nat. Electron.* **1** 333
- [16] Yang R, Huang H M, Guo X 2019 *Adv. Electron. Mater.* **5** 1900287
- [17] Wang M, Luo Y, Wang T, Wan C, Pan L, Pan S, He K, Neo A, Chen X 2021 *Adv. Mater.* **33** 2003014
- [18] Jung Y H, Park B, Kim J U, Kim T i 2019 *Adv. Mater.* **31** 1803637
- [19] Yi W, Tsang K K, Lam S K, Bai X, Crowell J A, Flores E A 2018 *Nat. Commun.* **9** 4661
- [20] Stoliar P, Tranchant J, Corraze B, Janod E, Besland M P, Tesler F, Rozenberg M, Cario L 2017 *Adv. Funct. Mater.* **27** 1604740
- [21] Zhang X, Wang W, Liu Q, Zhao X, Wei J, Cao R, Yao Z, Zhu X, Zhang F, Lü H 2017 *IEEE Electron Device Lett.* **39** 308
- [22] Zhang X, Wu Z, Lu J, Wei J, Lu J, Zhu J, Qiu J, Wang R, Lou K, Wang Y 2020 *2020 IEEE IEDM San Francisco, CA, USA, December 12–18, 2020* pp29.6.1–29.6.4
- [23] Zhang X, Zhuo Y, Luo Q, Wu Z, Midya R, Wang Z, Song W, Wang R, Upadhyay N K, Fang Y 2020 *Nat. Commun.* **11** 1
- [24] Lashkare S, Bhat A, Kumbhare P, Ganguly U 2018 *2018 NVMTS Sendai, Japan, October 22–24, 2018* pp1–4
- [25] Wu Q, Dang B, Lu C, Xu G, Yang G, Wang J, Chuai X, Lu N, Geng D, Wang H 2020 *Nano Lett.* **20** 8015
- [26] Zhang X, Wang Z, Song W, Midya R, Zhuo Y, Wang R, Rao M, Upadhyay N K, Xia Q, Yang J J 2019 *2019 IEEE IEDM San Francisco, CA, USA, December 7–11, 2019* pp6.7.1–6.7.4
- [27] Jerry M, Parihar A, Grisafe B, Raychowdhury A, Datta S 2017 *2017 Symp. VLSI Technol.* Kyoto, Japan, June 5–8, 2017 ppT186–T187
- [28] Wang P, Khan A I, Yu S 2020 *Appl. Phys. Lett.* **116** 162108
- [29] Chiu F C 2014 *Adv. Mater. Sci. Eng.* **2014** 578168
- [30] Slesazek S, Mähne H, Wylezich H, Wachowiak A, Radhakrishnan J, Ascoli A, Tetzlaff R, Mikolajick T 2015 *RSC Adv.* **5** 102318
- [31] Kumar S, Wang Z, Davila N, Kumari N, Norris K J, Huang X, Strachan J P, Vine D, Kilcoyne A D, Nishi Y 2017 *Nat. Commun.* **8** 1
- [32] Nandi S K, Nath S K, El-Helou A E, Li S, Ratcliff T, Uenuma M, Raad P E, Elliman R G 2020 *ACS Appl. Mater. Interfaces* **12** 8422
- [33] Nath S K, Nandi S K, Li S, Elliman R G 2019 *Appl. Phys. Lett.* **114** 062901
- [34] Kumar S, Williams R S 2018 *Nat. Commun.* **9** 2030
- [35] Nath S K, Nandi S K, El-Helou A, Liu X, Li S, Ratcliff T, Raad P E, Elliman R G 2020 *Phys. Rev. Appl.* **13** 064024
- [36] Jung K, Kim Y, Im H, Kim H, Park B 2011 *J. Korean Phys. Soc.* **59** 2778
- [37] Radhakrishnan J, Slesazek S, Wylezich H, Mikolajick T, Ascoli A, Tetzlaff R 2016 *CNNA 2016: 15th International Workshop on Cellular Nanoscale Networks and their Applications* Dresden, Germany, August 23–25, 2016 pp1–2

SPECIAL TOPIC—Physical electronics for brain-inspired computing

Flexible memristive spiking neuron for neuromorphic sensing and computing*

Zhu Jia-Xue¹⁾³⁾ Zhang Xu-Meng²⁾⁴⁾ Wang Rui¹⁾³⁾ Liu Qi^{2)4)†}1) (*Key Laboratory of Microelectronics Device & Integrated Technology, Institute of Microelectronics of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029, China*)2) (*Frontier Institute of Chip and System, Fudan University, Shanghai 200433, China*)3) (*University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*)4) (*Shanghai Qi Zhi Institute, Shanghai 200232, China*)

(Received 16 December 2021; revised manuscript received 10 January 2022)

Abstract

Inspired by the working modes of the human brain, the spiking neuron plays an important role as the basic computing unit of artificial perception systems and neuromorphic computing systems. However, the neuron circuit based on complementary metal-oxide-semiconductor technology has a complex structure, high power consumption, and limited flexibility. These features are not conducive to the large-scale integration and the application of flexible sensing systems compatible with the human body. The flexible memristor prepared in this work shows stable threshold switching characteristics and excellent mechanical bending characteristics with bending radius up to 1.5 mm and bending times up to 10^4 . The compact neuron circuit based on this device shows the key features of the neuron, such as threshold-driven spiking, all-or-nothing, refractory period, and strength-modulated frequency response. The frequency-input voltage relationship of the neuron shows the similarity of the rectified linear unit, which can be used to simulate the function of rectified linear unit in spiking neural networks. In addition, based on the electron transport mechanism, a core-shell model is introduced to analyze the working mechanism of the flexible memristor and explain the output characteristics of the neuron. In this model, the shell region consisting of $\text{Nb}_2\text{O}_{5-x}$ is subjected to ohmic conduction, while the core region consisting of NbO_2 is dominated by Poole-Frenkel conduction. These two mechanisms, combined with Newton's law of cooling, dominate the threshold switching behavior of flexible memristor device. Furthermore, the threshold switching characteristic of the memristor is simulated, verifying the rationality of the working mechanism of the flexible memristor. Considering the fact that the threshold voltage decreases with temperature increasing, a correction term is added to the temperature of the shell region. Subsequently, the output characteristics of the neuron regulated by the input voltage are simulated. The simulation results show that the frequency increases but the threshold voltage decreases with the input voltage increasing, which is consistent with the experimental result. The introduction of the correction term confirms the influence of the thermal accumulation effect of the flexible substrate on neuron output characteristics. Finally, we build a spiking neural network based on memristive spiking neurons to implement handwriting recognition, achieving a 95.6% recognition rate, which is comparable to the ideal result of the artificial neural network (96%). This result shows the potential application of the memristive spiking neurons in neuromorphic computing. In this paper, the study of flexible neurons can guide the design of neuromorphic sensing and computing systems.

Keywords: flexible memristor, spiking neuron, neuromorphic sensing and computing

PACS: 85.35.-p, 73.43.Cb, 73.63.-b

DOI: 10.7498/aps.71.20212323

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 61825404, 61732020, 61834009, 61821091, 61804167, 61851402, 62104044), the National Science and Technology Major Project of the Ministry of Science and Technology of China (Grant No. 2017ZX02301007-001), the China Postdoctoral Science Foundation (Grant No. 2020M681167), and the Strategic Priority Research Program of the Chinese Academy of Sciences (Grant No. XDB44000000).

† Corresponding author. E-mail: qi_liu@fudan.edu.cn