

# 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\*

徐威 王钰琪 李岳峰 高斐 张缪城  
连晓娟 万相 肖建<sup>†</sup> 童祎<sup>‡</sup>

(南京邮电大学电子与光学工程学院, 南京 210023)

(2019年7月4日收到; 2019年8月27日收到修改稿)

突触是生物神经系统的重要组成部分. 忆阻器因具备连续可调的非线性电导, 与连接强度可连续调节的生物突触极为相似, 因此在构建人工突触及类脑系统方面引起了广泛研究. 本文制备了 Cu/MXene/SiO<sub>2</sub>/W 结构的忆阻器, 基于该器件的电学特性、尤其是电导的连续可调特性, 构建人工突触单元并设计了神经形态电路. 在该电路中, 通过施加连续的电压脉冲, 对人工突触单元进行训练, 成功模仿实现了经典条件反射行为. 这一工作将对未来基于忆阻器构建大规模神经形态系统以进行类脑智能运算具有重要的意义.

**关键词:** 忆阻器, 人工突触, 条件反射, 神经形态电路

**PACS:** 85.35.-p, 73.40.Rw, 77.80.Fm, 72.80.Ga

**DOI:** 10.7498/aps.68.20191023

## 1 引言

随着冯·诺依曼瓶颈渐显, 传统计算机将无法满足大数据时代信息处理的需求, 而与之相对类脑计算受到研究人员越来越多的关注<sup>[1,2]</sup>. 人脑内部具有 10<sup>11</sup> 数量级的神经元, 通过之间 10<sup>3</sup>—10<sup>4</sup> 倍数量的突触连接构成了一个复杂的神经网络<sup>[3-5]</sup>. 不同于现今的电子计算机, 人脑可以基于海量的神经元和突触以并行、分布式的方式处理信息, 其中突触连接强度的改变, 被认为是人脑学习和记忆的基础<sup>[6-8]</sup>.

受大脑的启发, 人工神经网络的出现一定程度上成功实现了大量数据的并行处理<sup>[9,10]</sup>. 其中在硬件实现方面, 基于互补金属氧化物半导体的电子

突触构建的人工神经网络至少需要 10 个晶体管才能实现一个生物突触的功能, 因此进行任务处理时, 和生物神经系统相比, 在速度、能耗、电路面积以及资源利用率等方面存在着明显的弱点<sup>[11-13]</sup>. 因此, 构建低功耗、高集成度的电子突触, 搭建神经形态系统成为实现类脑智能的关键.

忆阻器是一种具有模拟渐变式记忆功能的双端非线性器件<sup>[14,15]</sup>. 其阻态的变化受到内部金属离子或氧空位迁移的调控, 其调节机制与突触权重受神经递质刺激后产生的调节过程极为类似<sup>[16-18]</sup>. 正是由于这种物理机理上的相似性以及器件的易于集成、低功耗、尺寸小等特性, 忆阻器成为构建人工突触的极佳选择<sup>[19,20]</sup>. 然而目前的研究大多数集中在利用不同结构和材料的器件产生忆阻行为以模拟生物突触可塑性的阶段<sup>[21,22]</sup>, 对于如何利用

\* 江苏省特聘教授和南京邮电大学科研基金 (批准号: SZDG20180007, NY217116, KFJJ20170101, NY219014, NY218110)、中国博士后科学基金 (批准号: 2018M642290)、国家自然科学基金 (批准号: 61804079)、江苏省高等学校自然科学研究面上项目 (批准号: 18KJD510005)、双创博士项目 (批准号: CZ1060619001) 和江苏省研究生创新计划 (批准号: SJCX19\_0256, SJKY19\_0811, SJKY19\_0806) 资助的课题.

<sup>†</sup> 通信作者. E-mail: xiaoj@njupt.edu.cn

<sup>‡</sup> 通信作者. E-mail: tongyi@njupt.edu.cn

忆阻器实现神经形态系统级的功能尚缺少研究报道。

本文为实现电路对刺激信号的及时响应, 选择二维材料 MXene 作为忆阻器插入层. 与其他二维材料相比, MXene 具有优异的机械性能、较大的比表面积 [23,24], 基于 MXene 的忆阻器能在更短时长的训练信号下改变忆阻器导态 [25–27]. 首先, 研究了 Cu/MXene/SiO<sub>2</sub>/W 忆阻器的电学特性; 然后, 基于该器件的电学特性, 以分段线性窗函数结合惠普的氧化物忆阻器模型 [28], 使用 Verilog A 语言对该忆阻器进行建模; 随后, 基于该器件模型构建了人工突触单元并设计了权值差分电路. 在电路工作过程中, 分别采用正弦电压信号以及脉冲电压信号对突触权值进行测试和反馈训练, 最后实现了经典条件反射行为 [29]. 这一工作对未来构造以忆阻器为基础单元的大规模神经形态电路和智能运算系统, 具有十分重要的意义.

## 2 器件介绍

如图 1(a) 所示, 双端 Cu/MXene/SiO<sub>2</sub>/W 忆阻器以厚度 100 nm 的活性金属 Cu、90 nm 的金属 W 分别作为顶电极和底电极. 在两个电极之间,

以旋涂法制备的二维材料 MXene 以及磁控溅射制备的 SiO<sub>2</sub> 为阻变层 [30]. 器件上表面在金相显微镜下如图 1(b) 所示, 可以清晰地看到顶部的金属电极 (直径约 150 μm). MXene 材料以团簇状堆积, 在原子间电势作用下在团簇状结构内部产生强电场. 图 1(c) 为二维材料 MXene 的扫描电镜图像, 可以清晰地看到 MXene 的二维层状结构. MXene 的二维层状结构总体呈团簇状, 具有极小曲率, 在电极电压作用下能产生较大电场. 在施加电压时可以在一定程度引导导电细丝的生长, 提高导电通道产生的规律性, 进而有望提高忆阻器的电学特性的稳定性. 图 1(d) 为该器件的工作机理示意图. 当对 Cu 电极施加正电压, W 电极接地时, 顶电极的 Cu 发生氧化反应生成 Cu<sup>2+</sup>, Cu<sup>2+</sup> 在定向电场作用下通过阻变层到达底电极, 并且在底电极与附近的电子结合还原生成 Cu 原子, 随着底电极附近 Cu 原子聚集并向顶电极延伸, 忆阻器逐渐由初始高阻态 (high resistance state, HRS) 转变到低阻态 (low resistance state, LRS). 忆阻器的电阻状态受到内部 Cu<sup>2+</sup> 在电场作用下的定向移动而被连续调节 [31], 这与图 1(e) 中生物突触连接强度在神经递质移动的影响下发生的权重改变极为相似.

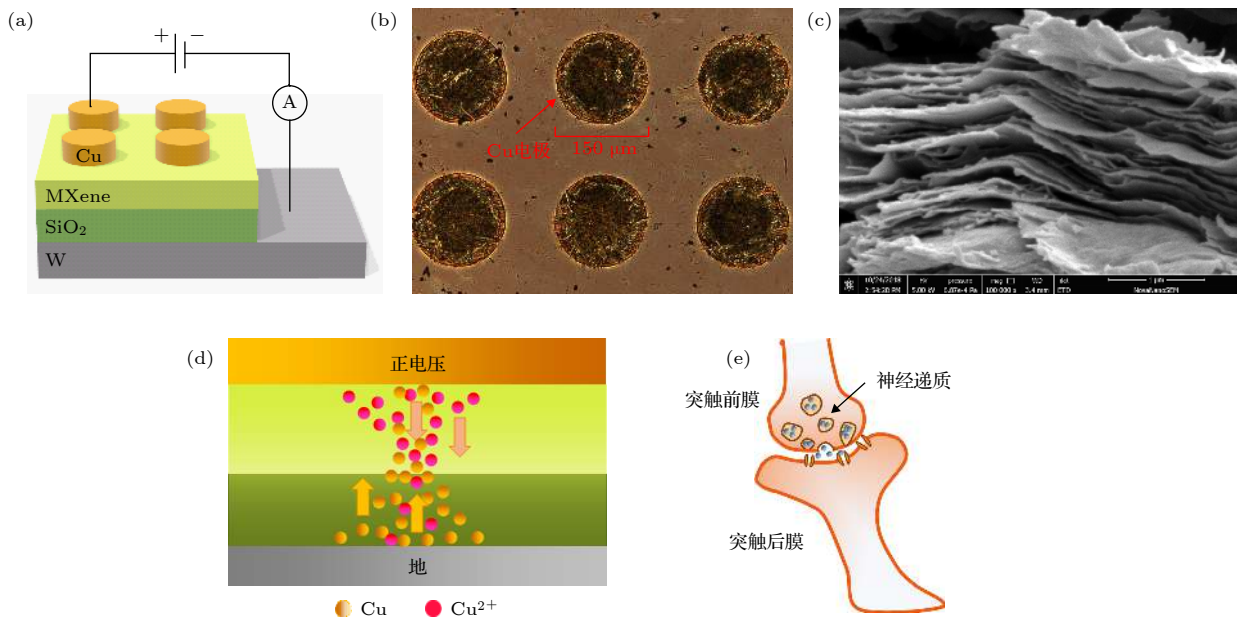


图 1 (a) Cu/MXene/SiO<sub>2</sub>/W 忆阻器结构及电学测试示意图; (b) 二维材料 MXene 的扫描电镜图; (b) 金相显微镜下忆阻器表面结构; (d) 正向偏压下器件工作机理示意图; (e) 受到刺激信号, 突触前膜、突触后膜之间神经递质迁移示意图

Fig. 1. (a) The device structure and measurement of Cu/MXene/SiO<sub>2</sub>/W memristor; (b) surface structure of memristor under metallographic microscope; (c) the scanning electron microscope result of two-dimensional material MXene; (d) the physical mechanism of the Cu/MXene/SiO<sub>2</sub>/W memristor under positive voltage stimulus; (e) the neurotransmitter transfer between pre- and postsynaptic membrane after stimulus.

### 3 测试与仿真结果

经典条件反射又称巴普洛夫反射,其中最著名的实验为巴普洛夫的狗的唾液条件反射. 实验第一阶段,狗看到食物本能的发生流涎反应,属于无条件反射行为,此时食物为非条件刺激 (unconditional stimulus, US), 流涎的行为为非条件反应 (unconditional reaction, UR); 实验第二阶段,当没有经过训练,单独出现铃声时,狗并不会流涎,此时铃声为中性刺激 (neural stimulus, NS); 实验第三阶段,在发出铃声的同时提供食物训练,狗出现流涎反应; 实验第四阶段,单独发出铃声,狗经过第三阶段的训练学习后出现流涎反应,此时流涎属于条件反应 (conditional reaction, CR), 铃声由 NS 转变为条件刺激 (conditional stimulus, CS).

为了构造基于忆阻器的神经形态电路,实现经典条件反射. 首先我们用惠普模型对实验中忆阻器伏安特性进行了拟合,使用硬件描述语言 Verilog A 针对忆阻器电学特性对本文中新型二维材料忆阻器进行建模<sup>[32,33]</sup>. 图 2(a) 所示为惠普研究团队提出的忆阻器线性漂移模型,该模型虽能较好地复现忆阻器的连续导态特性,但在纳米尺度下,小电压产生的大电场将会进一步在界面附近产生空位的非线性漂移<sup>[34]</sup>,无法再使用线性漂移模型. 因此,我们通过增加以下形式的分段线性窗函数  $f(x)$  解决该边界问题<sup>[35]</sup>:

$$f(x) \begin{cases} \frac{px}{mx_0}, & 0 \leq x \leq x_0, \\ \frac{p}{m}, & x_0 \leq x \leq y_0, \\ \frac{p(1-x)}{m(1-y_0)}, & y_0 \leq x \leq 1. \end{cases}$$

在应用过程中,分段线性窗函数表现出其在 LRS 界限,中间区域和 HRS 界限处的连续可微分性. 它显示了控制参数  $p$  的较低值处的非线性行为和较高值处的线性行为. 从物理学的角度来看,窗函数降低了边界附近的氧空位速度,最终导致非线性行为.

建模完成后通过调整模型的参数对实验过程中测试到的  $I-V$  特性曲线进行拟合,模型主要参数在表 1 列出. 拟合的结果如图 2(b) 所示,可以看出,模型得到的仿真数据与器件的测试数据匹配度较高,因此该模型能够较大程度模拟忆阻器特性.

在此器件模型的基础上,我们利用 Verilog A 硬件描述语言编写 VHDL 模块,搭建如图 3 所示神经形态电路. 不同于传统忆阻器权重电路<sup>[36]</sup>,本电路引入电阻  $R_a, R_b$  分别与忆阻器  $M_a, M_b$  所在支路并联,以实现忆阻单元的权重差分,增加权重丰富度. 信号模块 (signal module) 连接的通道 a 与通道 b 是否有正弦信号分别对应“铃声”事件与“给肉”事件是否发生; 训练模块 (train module) 连接信号模块的两路输出端口,待检测到“铃铛”与“给肉”事件同时发生,训练模块输出方波训练信号,实现对忆阻器权重单元的权重更新.

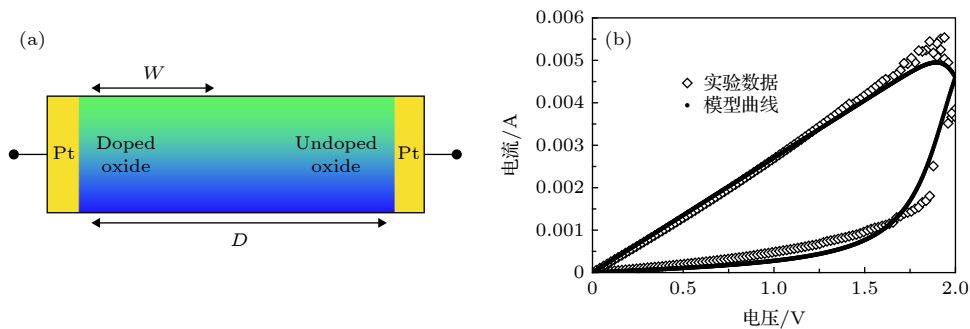


图 2 (a) 惠普研究小组提出的忆阻器模型; (b) 忆阻器模型仿真数据与实验测试数据拟合

Fig. 2. (a) Memristor model reported by HP group; (b) the fitting of experimental data and the simulation data.

表 1 模型主要参数

Table 1. Key modeling parameters.

| 开启电阻              | 截止电阻              | 有源区长度                | 离子迁移率                 | 窗函数参数 |       |     |     |
|-------------------|-------------------|----------------------|-----------------------|-------|-------|-----|-----|
| $R_{on}/\Omega$   | $R_{off}/\Omega$  | $D/m$                | $u_v$                 | $x_0$ | $y_0$ | $p$ | $m$ |
| $3.7 \times 10^2$ | $1.9 \times 10^4$ | $3.0 \times 10^{-8}$ | $3.0 \times 10^{-13}$ | 0.3   | 0.7   | 30  | 100 |

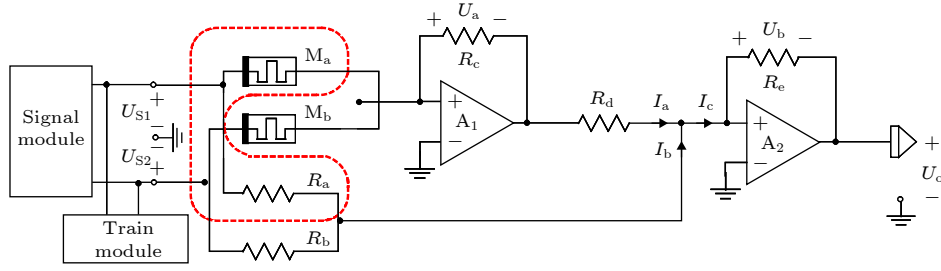


图 3 实现条件反射的神经形态电路

Fig. 3. Neuromorphic circuitry for the emulation of classical conditioning.

仿真初始时刻, 设定  $M_a$ ,  $M_b$ ,  $R_a$ ,  $R_b$ ,  $R_c$ ,  $R_d$  满足如下大小关系:

$$\begin{cases} 1/R_{M_a} + 1/R_{M_b} > 1/R_a + 1/R_b, \\ R_{M_a} > R_a, \\ R_{M_b} < R_b, \\ R_c = R_d. \end{cases}$$

根据 KCL 方程, 对于节点  $L$ , 流出电流  $I_c$  与流入电流  $I_a$ ,  $I_b$  满足  $I_c = I_a + I_b$ , 其中

$$\begin{aligned} I_a &= U_a/R_d = -(U_{S1}/R_{M_a} + U_{S2}/R_{M_b})(R_c/R_d) \\ &= -(U_{S1}/R_{M_a} + U_{S2}/R_{M_b}), \end{aligned}$$

$$I_b = U_{S1}/R_a + U_{S2}/R_b,$$

则

$$I_c = I_a + I_b = U_{S1}/R_a - U_{S1}/R_{M_a} + U_{S2}/R_b - U_{S2}/R_{M_b}.$$

在初始时刻, 当仅“给肉”事件发生, 即满足  $U_{S1} = 0$ ,  $U_{S2} > 0$  时, 输出电压

$$U_{o1} = -I_c R_e = U_{S2} \times R_e (1/R_{M_b} - 1/R_b) > 0,$$

即“流涎”。

当仅“铃声”事件发生, 即满足  $U_{S1} > 0$ ,  $U_{S2} = 0$  时, 输出电压

$$U_{o2} = -I_c R_e = U_{S1} \times R_e (1/R_{M_a} - 1/R_a) < 0,$$

即未“流涎”。

当“给肉”事件与“铃铛”事件同时发生, 即满足  $U_{S1} = U_{S2} > 0$  时, 输出电压:

$$\begin{aligned} U_{o3} &= -I_c R_e = U_{S1} \times R_e [(1/R_{M_a} + 1/R_{M_b}) \\ &\quad - (1/R_a + 1/R_b)] > 0, \end{aligned}$$

即“流涎”。

以上分析满足经典条件反射的初始条件, 为了最终实现仅“铃声”事件便可触发“流涎”事件, 训练模块在检测到包含“铃声”、“给肉”信息的输入正弦波信号后, 输出幅值为 0.05 V 的直流信号用以训

练忆阻器权值. 待通道 a 忆阻器的电导满足  $R_{M_a} < R_a$  时, 则在仅施加“铃声”事件时输出信号:

$$U_{o4} = -I_c R_e = U_{S1} \times R_e (1/R_{M_a} - 1/R_a) > 0,$$

即发生“流涎”事件. 到此实现条件反射全部过程.

图 4(a) 为实现条件反射时, 输入输出信号的波形变化. 波形包含学习前、学习过程、学习后三个阶段. 学习前: “肉”事件信号输入时, 对应上述分析过程的  $U_{o1} > 0$ , 输出信号与输入信号同相, 判断为“流涎”; “铃声”事件信号输入时, 对应上述分析过程的  $U_{o2} < 0$ , 输出与输入信号反相, 判断为未发生“流涎”, 此时“铃声”为中性刺激. 学习过程: “铃声”、“肉”事件信号同时输入, 输出信号为两支路单独工作时输出信号的叠加, 对应上述分析过程的  $U_{o3} > 0$ . 此时满足条件“铃声”、“肉”事件同时发生, 触发训练模块输出训练信号, 由于电压脉冲能够对忆阻器  $M_a$  产生连续调节作用<sup>[37-39]</sup>, 该电路中以方波脉冲作为训练信号作用于铃铛支路, 如该过程中  $V_{out}$  所示. 当满足条件  $R_{M_a} < R_a$  时, 对应上述分析过程的  $U_{o4} > 0$ , 满足当输入只有“铃声”信号时, 输出波形呈现出由负相  $U_{o2} < 0$  到正相  $U_{o4} > 0$  的变化过程, 该变化说明学习过程结束, “铃声”转变为条件刺激.

图 4(b) 为采用 0.05 V 电压源对电路中忆阻器模型进行直流扫描, 流经忆阻器的电流随仿真时间的变化关系图. 从图 4(b) 中可以看出随着仿真时间的增加, 流经忆阻器的电流值呈明显上升趋势, 施加的电压信号能够有效地调整忆阻器权值. 图 4(c) 为训练过程中方波与正弦波信号交替作用于忆阻器上, 流经忆阻器  $M_a$  电流大小的变化图. 从图 4(c) 中可以看出, 当施加到忆阻器上的电压信号为方波信号时, 流经忆阻器的电流呈上升趋势. 表明在训练过程, 方波电压确实对忆阻器的电导值起到调节作用; 而当施加信号为正弦形式的测试信号时, 由

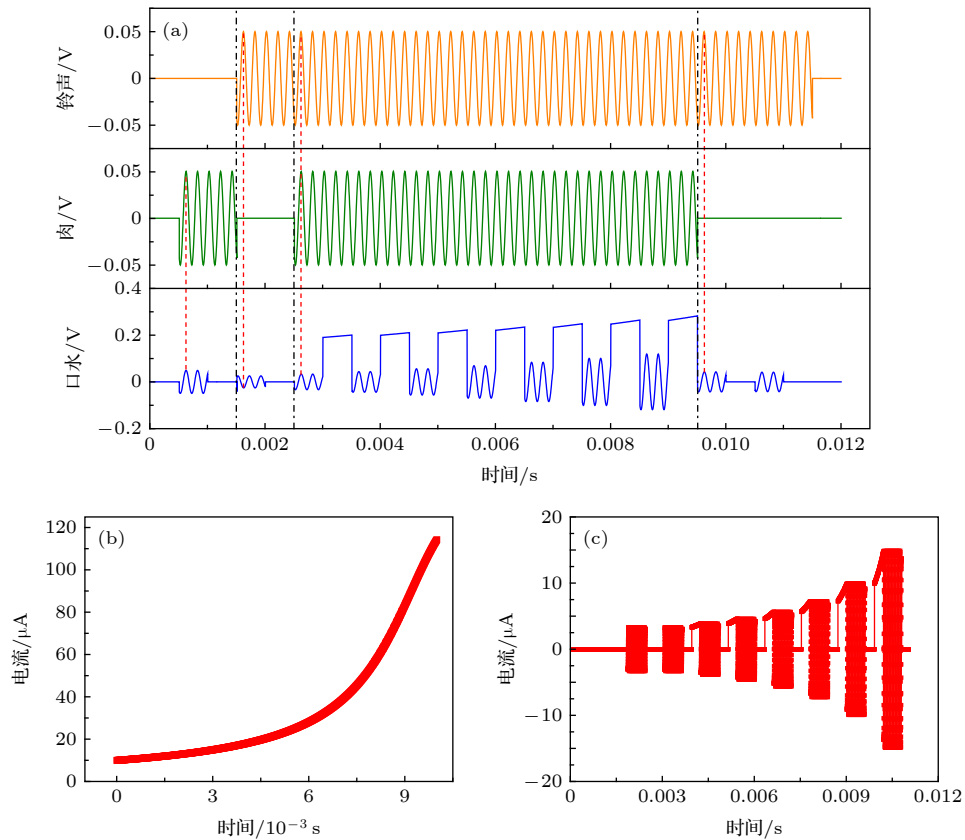


图 4 (a) 仿真过程施加的信号以及各自对应的结果图; (b) 对电路中忆阻器模型进行直流电压扫描, 流经忆阻器的电流随仿真时间的变化; (c) 训练过程中, 流经忆阻器  $M_a$  的电流随时间的变化

Fig. 4. (a) The signals inputted into the circuit and corresponding output waveform, respectively; (b) the change of current flowing through the memristor against time during DC voltage sweeping; (c) the change of current through the memristor  $M_a$  during training process.

于正弦信号在一个周期内对忆阻器的作用部分抵消, 因此, 正弦信号对忆阻器电导值影响较小, 表现为施加正弦波前后, 流经忆阻器的电流大小基本不发生改变。

此外, 其他研究人员也对于忆阻器神经形态电路做出了相关探索. Wan 等<sup>[40]</sup>采用了另一种简洁有效的电路结构, 依靠外部信号实现训练学习过程. Yakopcic 和 Tarek<sup>[41]</sup>通过外部控制正负电压信号, 在输出端进行通道选择实现正负信号叠加获取正负权值. 与上述两种方案相比, 本文电路在内部采用 VHDL 模块通过反馈电路产生输入信号实现自主训练学习, 同时通过两路忆阻器差分的电路结构实现正负权值, 避免了通道选择过程中信号串扰等问题, 更有利于在大规模电路中实现智能运算。

## 4 结 论

制备了基于新型二维材料 MXene 的忆阻器,

并测试得到该忆阻器的电学特性. 为探索该器件模拟生物条件反射行为的可行性, 基于忆阻器惠普模型和分段线性窗函数, 对该器件进行建模. 随后利用该模型构建人工突触单元并搭建了神经形态电路. 该电路可以实现类似于“巴普洛夫的狗”的经典条件反射行为: 通过对基于忆阻器的突触单元施加正弦信号以及方波信号分别进行权重测试和训练, 实现了该电路从“无条件刺激 (US) 产生无条件反应 (UR)”到“条件刺激 (CS) 产生条件响应 (CR)”的转变. 这一工作将为未来通过忆阻器搭建大型神经形态系统, 实现类脑计算提供有效的指导作用。

## 参考文献

- [1] Backus J 1978 *Commun. ACM* **21** 513
- [2] Wang J, Zhuge F 2019 *Adv. Mater. Technol.* **4** 1800544
- [3] Murre J M, Sturdy D P 1995 *Biol. Cybern.* **73** 529
- [4] Braitenberg V, Schuz A A 1991 *J. Anat.* **179** 203
- [5] Sporns O, Tononi G, Kötter R 2005 *PLoS Comput. Biol.* **1** 42
- [6] Hebb D O 1949 *Am. J. Psychol.* **63** 633
- [7] Wixted J T, Ebbesen E B 1991 *Psychol. Sci.* **2** 409

- [8] Douglas R, Mahowald M, Mead C 1995 *Annu. Rev. Neurosci.* **18** 255
- [9] Jürgen S 2015 *Neural Networks* **61** 85
- [10] Dean J, Corrado G S, Monga R, Chen K, Devin M, Le Q V, Mao M Z, Ranzato M A, Senior A, Tucker P, Yang K, Ng A Y 2012 *Advances in Neural Information Processing Systems* Harrahs and Harveys, Lake Tahoe, December 3–8, 2012 p1232
- [11] Rachmuth G, Poon C S 2008 *Hfsp Journal* **2** 156
- [12] Liu Y H, Zhu L Q, Feng P, Shi Y, Wan Q 2015 *Adv. Mater.* **27** 5599
- [13] Lout J B, Guggenbuhl W 1992 *IEEE Trans. Neural Networks* **3** 457
- [14] Dmitri B S, Gregory S S, Duncan R S, Williams R S 2008 *Nature* **453** 80
- [15] Jeong H, Shi L P 2019 *J. Phys. D: Appl. Phys.* **52** 023003
- [16] Waser R, Aono M 2007 *Nat. Mater.* **6** 833
- [17] Hirose Y, Hirose H 1976 *J. Appl. Phys.* **47** 2767
- [18] Yu Z Q, Liu M L, Lang J X, Qian K, Zhang C H 2018 *Acta Phys. Sin.* **67** 157302 (in Chinese) [余志强, 刘敏丽, 郎建勋, 钱楷, 张昌华 2018 物理学报 **67** 157302]
- [19] Hui Q H, Zhao L, Wang X P 2019 *Neurocomputing* **330** 11
- [20] Daniele I 2016 *Semicond. Sci. Technol.* **31** 063002
- [21] Wu L, Liu H X, Li J B, Wang S L, Wang X 2019 *Nanoscale Res. Lett.* **14** 184
- [22] Gurme S T, Dongale T D, Surwase S N, Kumbhar S D, More G M, Pati V L, Patil P S, Kamat R K, Jadhav J P 2018 *Phys. Status Solidi.* **215** 1800550
- [23] Ling Z, Ren C E, Zhao M Q, Yang J, Giammarco J M, Qiu J, Barsoum M W Gogotsi Y 2014 *PNAS* **111** 16676
- [24] Lei J C, Zhang X, Zhou Z, Lei J C, Zhang X, Zhou Z 2015 *Front. Phys. Beijing* **10** 276
- [25] Yan X B, Wang K Y, Zhao J H, Zhou Z Y, Wang H, Wang J J, Zhang L, Li X Y, Xiao Z A, Zhao Q L, Pei Y F, Wang G, Qin C Y, Li H, Lou J Z, Liu Q, Zhou P 2019 *Small* **15** 1900107
- [26] Li D, Wu B, Zhu X, Wang J, Ryu B, Lu W D, Lu W, Liang X 2018 *ACS Nano* **12** 9240
- [27] Zhou L, Yang S W, Ding G Q, Yang J Q, Ren Y, Zhang S R, Mao J Y, Yang Y C, Zhou Y, Han S T 2019 *Nano Energy* **58** 293
- [28] Radtke P K, Schimansky G L 2016 *AIP Adv.* **6** 055119
- [29] Dickinson A 1981 *Br. Med. Bull.* **37** 165
- [30] Zhang M C, Wang Y Q, Gao F, Wang Y, Shen X Y, He N, Zhu J L, Chen Y H, Wan X, Lian X J, Hu E T, Xu J G, Tong Y 2019 *Ceram. Int.* **45** 19467
- [31] Chen Y H, Xu W, Wang Y Q, Wan X, Li Y F, Liang D K, Lu L Q, Liu X W, Lian X J, Hu E T, Guo Y F, Xu J G, Tong Y, Xiao J 2019 *Acta Phys. Sin.* **68** 098501 (in Chinese) [陈义豪, 徐威, 王钰琪, 万相, 李岳峰, 梁定康, 陆立群, 刘鑫伟, 连晓娟, 胡二涛, 郭宇锋, 许剑光, 童祎, 肖建 2019 物理学报 **68** 098501]
- [32] McAndrew C C, Coram G J, Gullapalli K K, Jones J B, Nagel L W, Roy A S, Roychowdhury J, Scholten A J, Smit G D J, Wang X, Yoshitomi S 2017 *IEEE J. Electron Dev.* **3** 383
- [33] Messaris I, Serb A, Stathopoulos S, Khiat A, Nikolaidis S, Prodromakis T 2018 *IEEE Trans. Comput. Aided Des. Integr. Circuits Syst.* **37** 3151
- [34] McDonald N R, Pino R E, Rozwood P J, Wysocki B T 2010 *IEEE International Joint Conference on Neural Networks* Barcelona, Spain, July 18–23, 2010 p1
- [35] Dongale T D, Patil P J, Desai N K, Chougule P P, Kumbhar S M, Waifalkar P P, Patil P B, Vhatkar R S, Takale M V, Gaikwad P K, Kamat R K 2016 *Nano Convergence* **3** 16
- [36] Hu X, Feng G, Duan S, Liu L 2016 *IEEE T. Neur. Net. Lear.* **28** 1889
- [37] Zhao J, Zhou Z, Zhang Y, Wang J, Zhang L, Li X, Zhao M, Wang H, Pei Y, Zhao Q, Xiao Z, Wang K, Qin C, Wang G, Li H, Ding B, Yan F, Wang K, Ren D, Liu B, Yan X 2019 *J. Mater. Chem. C* **7** 1298
- [38] Pan Y, Wan T, Du H, Qu B, Wang D, Ha T J, Chu D 2018 *J. Alloys Compd.* **757** 496
- [39] Hong X L, Loy J J, Dananjaya P A, Tan F, Ng C M, Lew W S 2018 *J. Mater. Sci.* **53** 8720
- [40] Wan X, Liang D K, Gao Fei, Lian X J, Tong Y 2018 *Appl. Phys. Express* **11** 114601
- [41] Yakopcic C, Tarek T M 2018 *International Joint Conference on Neural Networks* Rio de Janeiro, Brazil, July 8–13, 2018 p8489252

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

Xu Wei    Wang Yu-Qi    Li Yue-Feng    Gao Fei    Zhang Miao-Cheng  
Lian Xiao-Juan    Wan Xiang    Xiao Jian<sup>†</sup>    Tong Yi<sup>‡</sup>

(College of Electronic and Optical Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China)

( Received 4 July 2019; revised manuscript received 27 August 2019 )

## Abstract

Inspired by the working mechanism of human brain, the artificial neural network attracts great interest for its capability of parallel processing, which is favored by big data task. However, the electronic synapse based on CMOS neural network needs at least ten transistors to realize one biological synaptic function. So, CMOS-based neural network exhibits obvious weakness in speed, power consumption, circuit area and resource utilization and so on, compared with biological synapses. Therefore, how to build neuromorphic circuits and realize biological functions by constructing electronic synapses with low power consumption and high integration density have become the key points for human to realize brain-like computing system.

Memristors, as the fourth basic component, is a two-terminal nonlinear device possessing nonlinear conductance that can be tuned continuously. For that special characteristic, it is very similar to biological synapse whose connection strength can be adjusted continuously. In this article, first of all, we study the electrical characteristic of the Cu/MXene/SiO<sub>2</sub>/W memristor. When applying a positive DC sweeping voltage to the Cu electrode, the Cu electrode is oxidized, generating Cu<sup>2+</sup>. The generated Cu<sup>2+</sup> in function layer tends to move towards the bottom electrode under the action of electric field. Near the bottom electrode the Cu<sup>2+</sup> moving from top electrode are reduced, generating a conductive Cu atom. With Cu atoms accumulating and extending from bottom electrode to top electrode, the memristor is gradually converted from the initial high resistance state (HRS) into the low resistance state (LRS). Secondly, combining with HP model of memristor, we utilize Verilog A language to simulate memristor in the experiment we conducted. Subsequently, we successfully construct the artificial synaptic unit and design the weight differential circuit with self-feedback branch. In the above circuit, we successfully implement a classical “Pavlov’s dog” experiment. By applying the sinusoidal signal and pulse signal to the synaptic unit for testing and training it, respectively, the circuit realizes the convention between the conditions that unconditioned stimulus producing unconditioned response to conditioned stimulus producing conditions response.

This work takes memristor as a center, through modelling the electrical characteristic of Cu/MXene/SiO<sub>2</sub>/W device, we construct a neuromorphic circuit with weight differential branch and self-feedback branch, successfully simulate the classical learning behavior of biological synapses, and realizes the whole process of biologically conditioned reflex, which is illustrated in detail in the experiment on “Pavlov’s dog”. The results will provide effective guidance for constructing a large scale and high density neuromorphic circuit based on memristor, thus promoting the realization of brain-like computation in the future.

**Keywords:** memristor, artificial synapse, conditioned reflex, neuromorphic circuits

**PACS:** 85.35.-p, 73.40.Rw, 77.80.Fm, 72.80.Ga

**DOI:** 10.7498/aps.68.20191023

\* Project supported by the Jiangsu Specially-Appointed Professor and the Science Research Funds for Nanjing University of Posts and Telecommunications, China (Grant Nos. SZDG20180007, NY217116, KFJJ20170101, NY219014, NY218110), the China Postdoctoral Science Foundation (Grant No. 2018M642290), the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 61804079), the University Natural Science Foundation of Jiangsu Province, China (Grant No. 18KJD510005), the Innovative Doctor Program, China (Grant No. CZ1060619001), and the Graduate Research and Innovation Projects of Jiangsu Province, China (Grant Nos. SJCX19\_0256, SJKY19\_0811, SJKY19\_0806).

<sup>†</sup> Corresponding author. E-mail: [xiaoj@njupt.edu.cn](mailto:xiaoj@njupt.edu.cn)

<sup>‡</sup> Corresponding author. E-mail: [tongyi@njupt.edu.cn](mailto:tongyi@njupt.edu.cn)