



NbO_x 忆阻神经元的设计及其在尖峰神经网络中的应用

古亚娜 梁燕 王光义 夏晨阳

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

Gu Ya-Na Liang Yan Wang Guang-Yi Xia Chen-Yang

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 71, 110501 (2022) DOI: 10.7498/aps.71.20220141

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.7498/aps.71.20220141>

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

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>

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>

神经网络中局部同步引发的各种效应

Various effects induced by local synchronization in neural networks

物理学报. 2021, 70(17): 170502 <https://doi.org/10.7498/aps.70.20210142>

基于随机放电神经网络的彩色图像感知研究

Color image perception based on stochastic spiking neural network

物理学报. 2022, 71(7): 070501 <https://doi.org/10.7498/aps.71.20211982>

感性神经元模型及其动力学特性研究

Research on inductive neuron model and its dynamic characteristics

物理学报. 2022, 71(4): 048701 <https://doi.org/10.7498/aps.71.20211626>

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>

NbO_x 忆阻神经元的设计及其在尖峰神经网络中的应用*

古亚娜¹⁾ 梁燕^{1)†} 王光义¹⁾ 夏晨阳²⁾

1) (杭州电子科技大学电子信息学院, 杭州 310018)

2) (中国矿业大学电气工程学院, 江苏省煤矿电气与自动化工程实验室, 徐州 221116)

(2022 年 1 月 20 日收到; 2022 年 2 月 13 日收到修改稿)

NbO_x 忆阻器凭借其纳米尺寸、阈值切换及局部有源特性在神经形态计算领域展现出巨大的应用前景. 对 NbO_x 忆阻器动力学特性的深入分析和研究有利于忆阻神经元电路的设计和优化. 本文基于局部有源理论, 采用小信号分析方法对 NbO_x 忆阻器物理模型展开了研究, 定量分析了产生尖峰振荡的区域和条件, 并确定了激励信号幅值和尖峰频率之间的定量关系. 基于上述理论分析, 进一步设计了 NbO_x 忆阻器神经元, 并结合忆阻突触交叉阵列, 构建了 25×10 的尖峰神经网络 (spiking neuron network, SNN). 最后, 分别利用频率编码和时间编码两种方式, 有效地实现了数字 0 到 9 模式的识别功能.

关键词: NbO_x 忆阻器, 局部有源, 人工神经元, 尖峰神经网络

PACS: 05.45.-a, 05.45.Tp, 02.30.Oz, 02.30.-f

DOI: 10.7498/aps.71.20220141

1 引言

自 1971 年提出忆阻器的概念^[1], 到 2008 年惠普实验室报道了忆阻器^[2]的物理实现, 围绕忆阻器的相关研究层出不穷. 针对高效能计算面临的存储墙和功耗墙问题, 忆阻器由于其低功耗、纳米级、可扩展性和非易失性等特点^[3-6], 成为制造人工神经元和突触的理想候选者, 在神经形态计算领域具有巨大的应用前景.

忆阻器分为无源忆阻器和局部有源忆阻器, 无源忆阻器由于其电导可控性和非易失性, 可以用来模拟生物突触^[7]. 局部有源忆阻器利用其负微分电阻 (negative differential resistance, NDR) 特性, 可实现对无限小信号的放大, 进而具有将直流信号转换为交流信号的能力, 可用于构建人工神经元^[8].

2014 年蔡少棠教授提出局部有源是复杂性的起源, 复杂和丰富的动力学行为仅出现在局部有源系统^[9-12]. 局部有源忆阻器 (locally-active memristor, LAM), 不同于无源忆阻器, 其直流电压-电流 (V - I) 特性中一定存在 NDR, 即负斜率区域. 研究表明, NbO_x, TaO_x, TiO_x 和 VO₂ 是一类可展现局部有源特性的忆阻材料^[13].

目前, 局部有源忆阻器的理论分析主要针对通用型 LAM 的理论模型, 对扩展型 LAM 器件的物理模型研究较少. 文献^[14]根据蔡氏展开定理提出了一种通用型 LAM 的理论模型, 并构建了周期和混沌振荡电路, 采用小信号分析、Hopf 分岔分析等方法研究了 LAM 小信号等效电路和振荡电路. 文献^[15]针对蔡氏结型忆阻器展开了理论分析, 并采用小信号分析等方法确定了二阶振荡电路的结构及参数取值范围, 为压控型 LAM 振荡电路的设计

* 国家自然科学基金 (批准号: 62171173) 和浙江省自然科学基金 (批准号: LY20F010008) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: liangyan@hdu.edu.cn

奠定了理论基础.

已有相关研究成果表明, LAM 可用于构建人工神经元, 其具有全或无、动作电位、尖峰周期振荡等神经行为. 文献 [16] 采用蔡氏结型忆阻器小信号等效电路参数精确定位其混沌边缘的条件, 并设计了基于蔡氏结型忆阻器的神经元电路, 验证了其具有的典型神经形态行为. 文献 [17] 主要采用两个纳米级 VO₂ LAM 和两个电容构建了 HH (Hodgkin-Huxley) 神经元模型, 实验结果表明其具有 23 种神经形态行为. 文献 [18] 中提出了一个非易失的 LAM 数学模型, 并将其应用在 HR (Hindmarsh-Rose) 神经元中, 可产生四种共存的神经脉冲行为. 文献 [19] 基于 NbO_x LAM 设计了一种 LIF (leaky integrate-and-fire) 神经元, 并将 SFA (spike frequency adaptation) 行为整合到神经元中, 建立了相应的自适应神经元模型.

神经形态计算因其低能耗而受到了广泛的关注 [20], 受大脑启发的神经形态硬件也已经显示出了在节能计算方面的巨大潜力. 2017 年, 文献 [21] 提出了一种称为记忆训练的忆阻器架构, 用于在 RRAM 内存中实现神经网络的训练. 文献 [22] 建立了一个全忆阻尖峰神经网络 (256×5), 并通过实验验证了其奥利维蒂的面部模式识别功能.

在众多 LAM 纳米器件中, NbO_x Mott 忆阻器件在神经形态计算中应用较多 [23,24]. 它的开关行为可以通过与热反馈效应相关的弗伦克尔-普尔传导机制解释, 但其物理模型的复杂性使得对其电路理论分析更加困难, 同时也使得 NbO_x 忆阻器在周期振荡器、尖峰神经元方面的应用缺乏电路理论依据, 故对其物理模型的理论分析是至关重要的.

本文针对 NbO_x 忆阻器的物理模型展开了深入的理论研究, 在第 2 节中分析了 NbO_x 忆阻器的直流 V - I 特性、小信号分析、频率响应以及 Hopf 分岔点. 第 3 节中建立了一个基于 NbO_x 忆阻器的二阶电路, 分析了二阶电路的雅可比矩阵特征根的位点变化情况和二阶电路振荡的条件. 第 4 节在二阶电路的基础上添加了一个运算放大器构成尖峰神经元, 并设计了尖峰神经网络, 用于模式识别.

2 NbO_x 忆阻器物理模型及其特性分析

NbO_x LAM 具有电流控制的 S 型 NDR 特性, 其开关行为可以通过与热反馈效应相关的弗伦克

尔-普尔式传导机制来解释, 其电压-电流关系被描述为 [25]

$$\begin{cases} i_m = \frac{v_m}{R_0 e^{\frac{\alpha_0 + \alpha_1 \sqrt{v_m} + \alpha_2 v_m}{T}}} = g(v_m, T), \\ \frac{dT}{dt} = \frac{v_m i_m + \Gamma_{th}(T_{amb} - T)}{C_{th}} = h(v_m, T), \end{cases} \quad (1)$$

其中 v_m 表示忆阻器两端的电压; i_m 表示通过忆阻器的电流; T 是忆阻器内部的温度 (状态变量); R_0 , α_0 , α_1 和 α_2 是模型的参数; C_{th} 和 Γ_{th} 分别表示热电容和电导; T_{amb} 代表环境温度. 模型参数的取值为 $R_0 = 0.8 \Omega$, $\alpha_0 = 2923 \text{ K}$, $\alpha_1 = -628 \text{ K}/\sqrt{\text{V}}$, $\alpha_2 = 402.1 \text{ K}/\sqrt{\text{V}}$, $C_{th} = 1.324 \times 10^{-13} \text{ J/K}$, $\Gamma_{th} = 5.953 \times 10^{-6} \text{ W/K}$, $T_{amb} = 298 \text{ K}$.

2.1 捏滞曲线

蔡少棠教授在 2011 年撰文提出, 不管何种阻变材料或何种物理机制, 二端器件只要能够展现出捏滞曲线 (pinched hysteresis loop, PHL) 这一特征, 就是忆阻器 [26]. 之后他又于 2013 年总结了忆阻器的三个典型特性 [27].

当忆阻器的激励为 $v(t) = 2 \sin(2\pi ft)$ 正弦电压信号, 频率分别为 1 MHz, 10 MHz 和 1 GHz 时, S 型 NbO_x LAM 的 v_m - i_m 特性曲线如图 1 所示. 从图 1 中可以观察到, S 型 LAM 在一个零均值的正弦信号下, 其 PHL 分布在 v_m - i_m 平面上的第一象限和第三象限. 此外, 图 1 还表明了 PHL 的频率依赖性: PHL 的闭合面积随着频率的增加而单调减小, 最终收缩为一条直线.

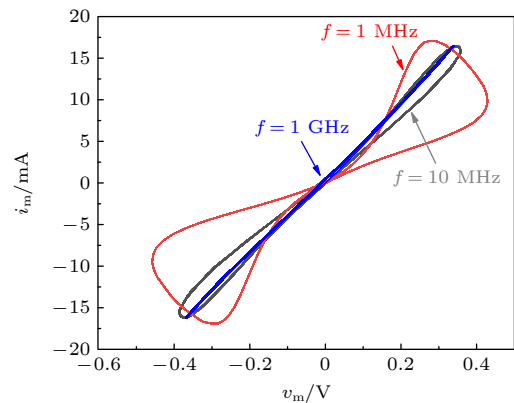


图 1 S 型 NbO_x LAM 响应于 1 MHz, 10 MHz, 1 GHz 的正弦信号的捏滞曲线

Fig. 1. Pinch hysteresis curves of S-type NbO_x LAM in response to sinusoidal signals at 1 MHz, 10 MHz and 1 GHz.

2.2 直流电压-电流特性

当不同的直流电流 I 输入 NbO_x 忆阻器时, 可以得到忆阻器的一组电压电流数据, 其直流 V - I 曲线如图 2(a) 所示. 图 2(a) 电流扫描下的直流 V - I 图具有连续的 S 型 NDR 行为. NDR 区域显示为蓝色区域, 其中电流和电压范围分别为 (0.004 A, 0.072 A) 和 (0.1768 V, 0.390 V). 从 NbO_x 忆阻器的直流 V - I 图中可知, 如果施加直流电流激励 $I = I_0$, 则有唯一的电压值 V_0 与其对应, 静态工作点为 $Q(V_0, I_0)$. 但如果是直流电压激励 $V = V_0, R = 0$, 图 2(b) 所示的图解法表明 $V = V_0$ 与忆阻器 S 型 NDR 特性有三个交点 $Q_a(V_0, I_a)$, $Q_0(V_0, I_0)$ 和 $Q_b(V_0, I_b)$. 其中, Q_a 和 Q_b 是稳定的工作点, Q_0 是不稳定的工作点 [28]. 当串联电阻 R 满足一定条件时可使得 NDR 区域内的工作点 Q_0 稳定, 图 2(b) 中的红色实线是负载线 $I = (V_D - V)/R$.

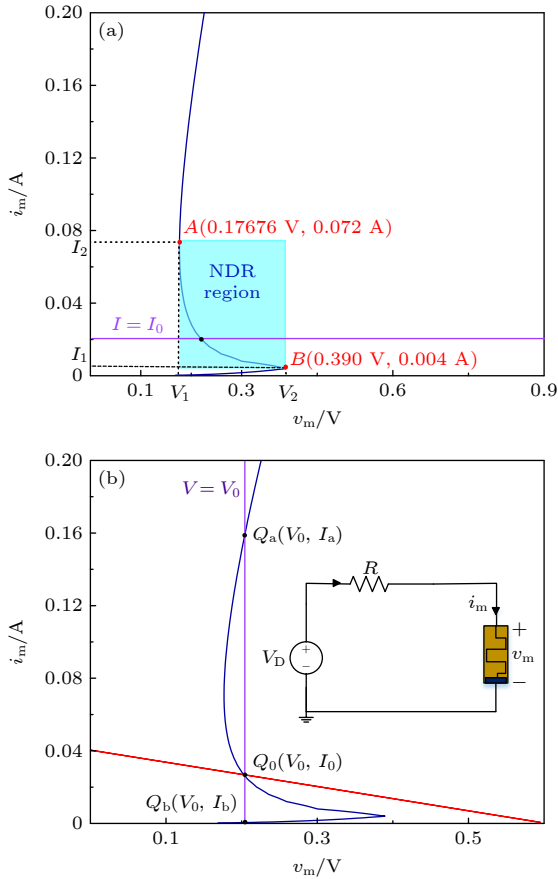


图 2 NbO_x LAM 的直流 V - I 图 (a) 浅蓝色部分是忆阻器的 NDR 区; (b) 红色线是负载线, 插图为电压偏置电路
Fig. 2. DC V - I plot of NbO_x LAM: (a) The light blue part is the NDR region of the memristor; (b) the red line is the load line and the inset is the bias circuit with DC voltage supply.

参数 I_1, I_2, V_1 和 V_2 决定了产生振荡的静态工作点区间. 因此, 为了使该忆阻器产生振荡行为, 施加的直流电流激励范围是 $I_1 - I_2$, 直流电压激励需满足 $I_1 R + V_1 < V < I_2 R + V_2$. 此外, 串联电阻 R 应满足其电导值小于工作点处的斜率, 即

$$R^{-1} \leq \left| \frac{\partial i_m}{\partial v_m} \right|_Q^{-1} = \left| \frac{1 - V_0 \left(\frac{\alpha_1}{2T\sqrt{V_0}} + \frac{\alpha_2}{T_0} \right)}{R_0 e^{\frac{\alpha_0 + \alpha_1 \sqrt{V_0} + \alpha_2 V_0}{T_0}}} \right|_Q^{-1}. \quad (2)$$

2.3 小信号分析

为了对 NbO_x 忆阻器的局部有源特性展开定量分析, 采用局部线性化方法, 即忽略在工作点处泰勒展开式中的高阶非线性项. 假设在直流工作点 $Q(V_0, I_0)$ 处施加一个小信号电压 δV , 产生响应 δT 和 δi . 因此, 忆阻器电压 v_m 、电流 i_m 和温度 T 可表示为

$$\begin{cases} v_m = V_0 + \delta v, \\ T = T_0 + \delta T, \\ i_m = I_0 + \delta i, \end{cases} \quad (3)$$

其中 $V_0 = v(Q)$, $T_0 = T(Q)$, $I_0 = i(Q)$. 因为是在直流工作点处对忆阻器进行分析, 所以关于状态变量 T 的微分方程取值为 0, 即忆阻器在直流工作点处的状态变量 T_0 满足

$$T_0 = T_{\text{amb}} + \frac{V_0 I_0}{T_{\text{th}}}. \quad (4)$$

对忆阻器数学模型 (1) 式在工作点 Q 处进行泰勒级数展开可得

$$\begin{cases} i = I_0 + \delta i = I_0 + a_{11} \delta v + a_{12} \delta T, \\ \frac{dT}{dt} = \frac{d(T_0 + \delta T)}{dt} = h(T_0, V_0) + b_{11} \delta v + b_{12} \delta T, \end{cases} \quad (5)$$

其中 $h(T_0, V_0)$ 是定义 NbO_x 忆阻器的状态微分方程在工作点处的值, 由于静态工作点处的状态变量是一定值, 即状态微分方程取值为 0, 故 $h(T_0, V_0) = 0$. 然后对 (5) 式进行拉普拉斯变换, 令 $L[\delta i] = \hat{i}(s)$, $L[\delta v] = \hat{v}(s)$, $L[\delta T] = \hat{T}(s)$ 可以得到 s 域的泰勒级数展开式:

$$\hat{i}(s) = a_{11} \hat{v}(s) + a_{12} \hat{T}(s), \quad (6)$$

$$s \hat{T}(s) = b_{11} \hat{v}(s) + b_{12} \hat{T}(s), \quad (7)$$

其中参数 $a_{11}, a_{12}, b_{11}, b_{12}$ 表示为

$$a_{11} = \left. \frac{\partial g(v_m, T)}{\partial v_m} \right|_Q = \frac{1 - V_0 \left(\frac{\alpha_1}{2T_0 \sqrt{V_0}} + \frac{\alpha_2}{T_0} \right)}{R_0 e^{\frac{\alpha_0 + \alpha_1 \sqrt{V_0} + \alpha_2 V_0}{T_0}}} \Big|_Q, \quad (8)$$

$$a_{12} = \left. \frac{\partial g(v_m, T)}{\partial T} \right|_Q = \frac{V_0 (\alpha_0 + \alpha_1 \sqrt{V_0} + \alpha_2 V_0)}{T_0^2 R_0 e^{\frac{\alpha_0 + \alpha_1 \sqrt{V_0} + \alpha_2 V_0}{T_0}}} \Big|_Q, \quad (9)$$

$$b_{11} = \left. \frac{\partial h(v_m, T)}{\partial v_m} \right|_Q = \frac{2V_0 - V_0^2 \left(\frac{\alpha_1}{2T_0 \sqrt{V_0}} + \frac{\alpha_2}{T_0} \right)}{C_{th} R_0 e^{\frac{\alpha_0 + \alpha_1 \sqrt{V_0} + \alpha_2 V_0}{T_0}}} \Big|_Q, \quad (10)$$

$$b_{12} = \left. \frac{\partial h(v_m, T)}{\partial T} \right|_Q = \frac{1}{C_{th}} \left(\frac{V_0^2 (\alpha_0 + \alpha_1 \sqrt{V_0} + \alpha_2 V_0)}{T_0^2 R_0 e^{\frac{\alpha_0 + \alpha_1 \sqrt{V_0} + \alpha_2 V_0}{T_0}}} - T_{th} \right) \Big|_Q, \quad (11)$$

化简 (6) 式和 (7) 式可以得到关于 $\hat{i}(s)$ 和 $\hat{v}(s)$ 的关系式, 从而得到忆阻器在工作点 Q 处的导纳函数为

$$Y(s, Q) = a_{11} + \frac{1}{\frac{s}{a_{12}b_{11}} + \frac{-b_{12}}{a_{12}b_{11}}} = \frac{1}{R_y} + \frac{1}{sL_x + R_x}, \quad (12)$$

其中 $L_x = 1/(a_{12}b_{11})$, $R_y = 1/a_{11}$, $R_x = -b_{12}/(a_{12}b_{11})$, 取值由直流工作点决定. 图 3 给出了 $h(V_0, T)$ 与温度 T 的变化关系, 曲线与 x 轴的交点是 $dT/dt = 0$ 的点, 也叫平衡点, P_1 和 P_3 两点的左边 $dT/dt > 0$, 右边 $dT/dt < 0$, 所以 P_1 点和 P_3 点是稳定的平衡点, 同理 P_2 点是不稳定的平衡点. 另一方面, P_1 和 P_3 点的斜率小于 0, 即 $b_{12} < 0$, P_2 点的斜率大于 0, 即 $b_{12} > 0$. 所以可以得出, 当工作点处的小信号等效电路中的 $b_{12} > 0$ 时, 该工作点是不稳定的, 当工作点处的小信号等效电路中的参数

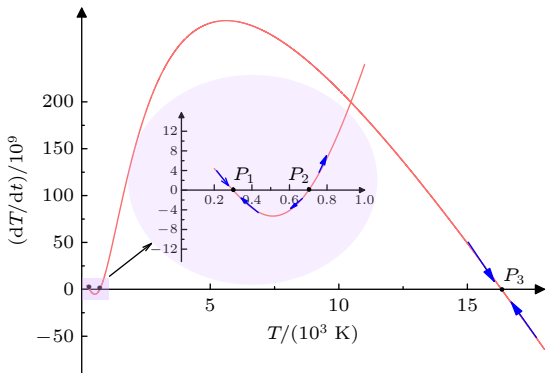


图 3 $h(V_0, T)$ 与温度 T 的关系图

Fig. 3. Relationship between $h(V_0, T)$ and temperature T .

$b_{12} < 0$ 时, 该工作点是稳定的.

将工作点 Q (0.008 A, 0.3003 V) 处的取值代入, 可以求得 $a_{11} = 0.0286$, $a_{12} = 4.3873 \times 10^{-5}$, $b_{11} = 1.2526 \times 10^{11}$, $b_{12} = 5.4481 \times 10^7$, 可以看出所选取的工作点 Q 处的参数 $b_{12} > 0$, 所以 Q 点是一个不稳定的工作点, 需要电流激励来使得工作点稳定. 将 a_{11} , a_{12} , b_{11} , b_{12} 的值代入 (12) 式, 得到小信号等效电路中各个元件的取值分别为 $L_x = 5.346 \times 10^{-8}$ H, $R_y = 8.266 \Omega$, $R_x = -1.83 \Omega$, 如图 4(a) 所示. 图 4(b)–(d) 给出了不同工作点对应的小信号等效电路的电路参数取值. 蓝色的曲线是电压 v_m , 电流 i_m 和等效电路中的三个线性元件之间的依赖关系, 棕色的曲线是蓝色曲线在 v_m - R_x , v_m - L_x , v_m - R_y 平面上的投影, 绿色曲线是在 i_m - R_x , i_m - L_x , i_m - R_y 平面上的投影, 红色曲线是在 i_m - v_m 平面上的投影, 除此之外, 还给出了在 NbO_x 忆阻器的 NDR 区的等效元件结果, 从局部放大图中可以看出 NDR 区域内, 小信号等效元件 R_x 总为负, 小信号等效元件 L_x 和 R_y 总为正. 其中, 负电阻 R_x 可为忆阻振荡电路提供能量, 电感 L_x 使得忆阻器呈现感性.

由于 NbO_x 忆阻器的小信号等效电路包含一个正电感, 所以需要并联电容来使电路以一定的频率振荡. 为了确定并联电容 C 的取值范围, 需要计算忆阻器导纳的频率响应 $Y(i\omega, V_0)$.

令 $s = i\omega$ 可以得到忆阻器等效导纳在工作点 Q 处的频率响应为

$$Y(i\omega, V_0) = \frac{a_{12}b_{11}b_{12} - a_{11}\omega^2 - a_{11}b_{12}^2}{-\omega^2 - b_{12}^2} + i \frac{a_{12}b_{11}\omega}{-\omega^2 - b_{12}^2}, \quad (13)$$

其中, 实部和虚部分别为

$$\text{Re}Y(i\omega, V_0) = \frac{a_{12}b_{11}b_{12} - a_{11}\omega^2 - a_{11}b_{12}^2}{-\omega^2 - b_{12}^2}, \quad (14)$$

$$\text{Im}Y(i\omega, V_0) = \frac{a_{12}b_{11}\omega}{-\omega^2 - b_{12}^2}. \quad (15)$$

在 $-1 \times 10^8 \text{ rad/s} < \omega < 1 \times 10^8 \text{ rad/s}$ 范围内, NbO_x LAM 在 $I = 0.008$ A 处的实部和虚部的变化情况如图 5(a) 所示. 从图 5(a) 可以观察到, 导纳函数的虚部随频率的增大先增大再减小再增大, 在 $\omega > 0$ 的范围内始终为负. 奈奎斯特如图 5(b) 所示, 当实部为 0 时, $|\omega^*| = 8.68 \times 10^7$, 该频率为忆阻器在

$I = 0.008$ A 处的临界振荡频率, 在正的 ω^* 处 $\text{Im}Y(i\omega, V_0)$ 大于 0, 说明忆阻器在振荡频率 $\omega^* = 8.68 \times 10^7$ 处是感性的, 因此, 需要并联电容补偿导纳的虚部, 使复合电路的总导纳虚部为零, 可得并

联电容的临界值 C^* 满足 $\omega^* C^* + \text{Im}Y(i\omega^*, V) = 0$, 即 $C^* = 0.524$ nF, 当 $I = 0.008$ A 时, 满足 $C > C^*$ 电路才会产生振荡, C^* 为该电路振荡的 Hopf 分岔点.

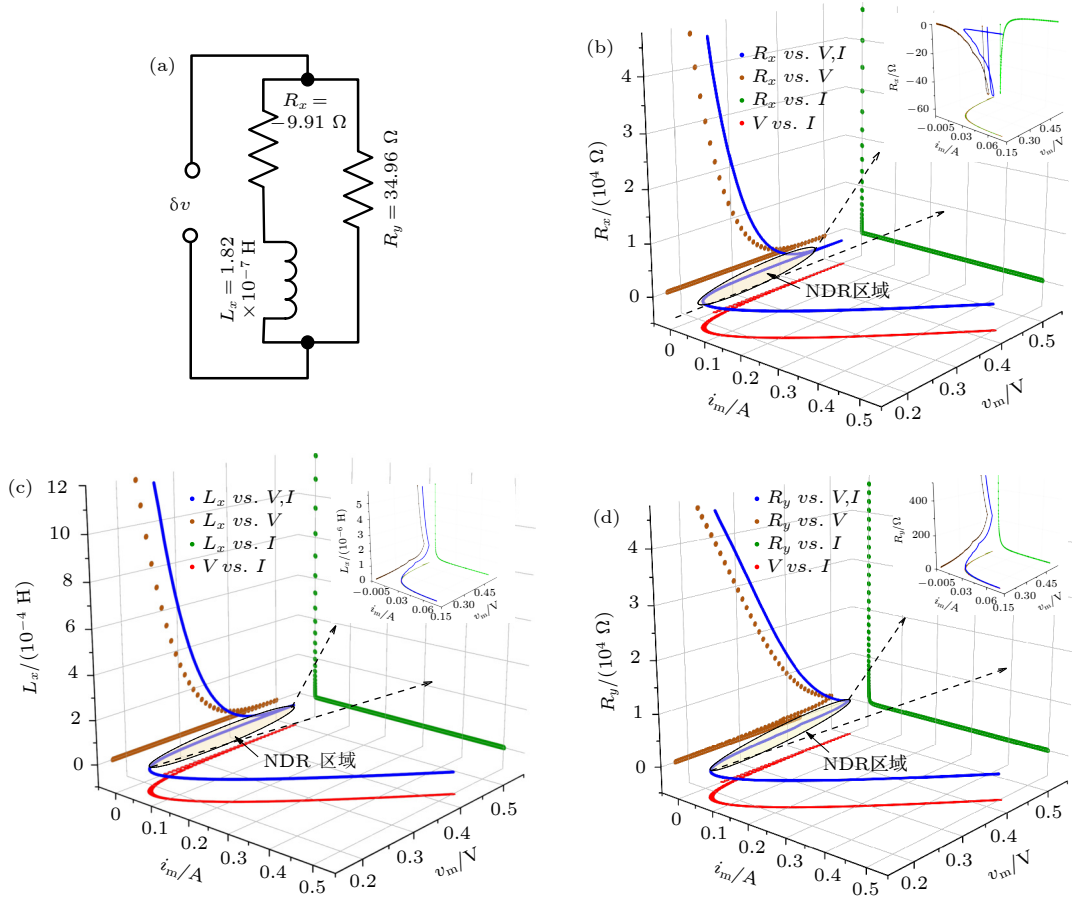


图 4 (a) NbO_x -Mott 忆阻器在工作点 Q (0.008 A, 0.3003 V) 处的小信号等效电路模型; (b) R_x 对工作点的依赖性; (c) L_x 对工作点的依赖性; (d) R_y 对工作点的依赖性

Fig. 4. (a) Small-signal equivalent circuit model of NbO_x -Mott memristor at the operating point Q (0.008 A, 0.3003 V); (b) the dependence of R_x on the operating point; (c) the dependence of L_x on the operating point; (d) the dependence of R_y on the operating point.

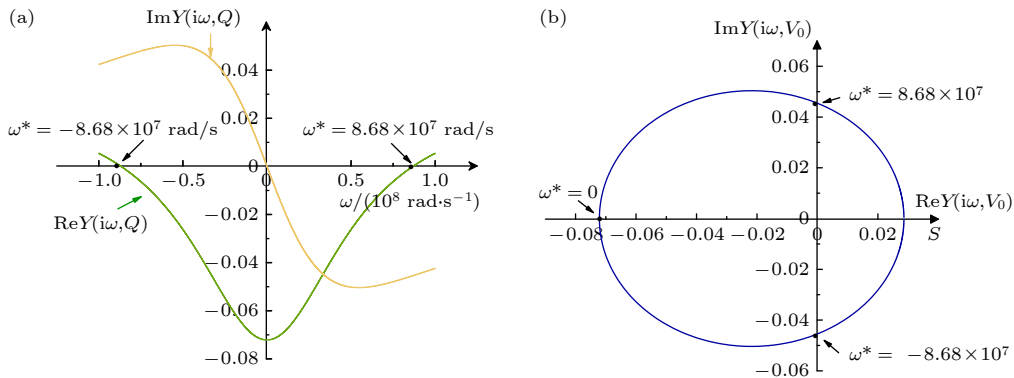


图 5 (a) $I = 0.008$ A 时的实部虚部的频率响应; (b) 奈奎斯特图

Fig. 5. (a) Frequency responses of the real and imaginary parts at $I = 0.008$ A; (b) Nyquist plot.

3 基于 NbO_x 忆阻器的二阶振荡器

根据上述分析,由直流电流源、LAM 和补偿电容器一起构成的二阶振荡电路如图 6 所示. 其中 C_p 为器件本身的寄生电容,电容值在 100 pF 左右^[20],由于本文所采用的电容 C 取值为 20 nF,远大于器件自身的电容效应,因此在电路分析时该器件的电容效应可以忽略. 基于基尔霍夫定律和电路元件的伏安关系,电路的状态方程可以表示为

$$\begin{cases} \frac{dv_m}{dt} = \frac{1}{C} \left(I - \frac{v_m}{R_0 e^{\frac{\alpha_0 + \alpha_1 \sqrt{v_m} + \alpha_2 v_m}{T}}} \right), \\ \frac{dT}{dt} = \frac{v_m i_m + \Gamma_{th}(T_{amb} - T)}{C_{th}}. \end{cases} \quad (16)$$

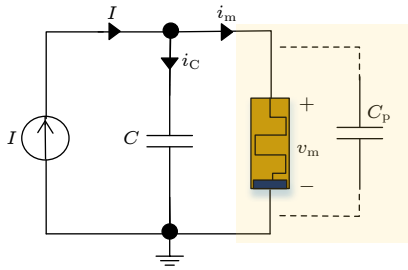


图 6 二阶振荡电路

Fig. 6. Second-order oscillator circuit.

3.1 Jacobian 矩阵的特征根

除了采用 NbO_x 忆阻器小信号导纳函数的频率响应来确定满足二阶电路振荡条件外,还可以通过计算平衡点处雅可比矩阵特征根来判断该平衡点的稳定性,进而确定 Hopf 分岔点. 当输入的直流电流激励 $I = 0.008$ A 时, S 型 LAM 的工作点为 $Q(0.30032$ V, 0.008 A), 利用 Jacobian 矩阵的特征值来分析在该工作点处产生振荡的电容取值范围. 首先将电路的状态微分方程式设置为 0, 可以得到振荡系统的平衡点为 (2317.136 K, 0.1767 V). 基于 (16) 式, 二阶振荡电路的 Jacobian 矩阵为

$$\mathbf{J}_c = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ B_{11} & B_{12} \end{bmatrix}, \quad (17)$$

其中矩阵的元素分别为

$$A_{11} = -\frac{1}{C} \left(1 - V_0 \left(\frac{\alpha_1}{2T\sqrt{V_0}} + \frac{\alpha_2}{T_0} \right) \right), \quad (18)$$

$$A_{12} = -\frac{1}{C} \left(\frac{V_0(\alpha_0 + \alpha_1\sqrt{V_0} + \alpha_2 V_0)}{T_0^2 R_0 e^{\frac{\alpha_0 + \alpha_1\sqrt{V_0} + \alpha_2 V_0}{T_0}}} \right), \quad (19)$$

$$B_{11} = \frac{2V_0 - V_0^2 \left(\frac{\alpha_1}{2T_0\sqrt{V_0}} + \frac{\alpha_2}{T_0} \right)}{C_{th} R_0 e^{\frac{\alpha_0 + \alpha_1\sqrt{V_0} + \alpha_2 V_0}{T_0}}}, \quad (20)$$

$$B_{12} = \frac{1}{C_{th}} \left(\frac{V_0^2(\alpha_0 + \alpha_1\sqrt{V_0} + \alpha_2 V_0)}{T_0^2 R_0 e^{\frac{\alpha_0 + \alpha_1\sqrt{V_0} + \alpha_2 V_0}{T_0}}} - T_{th} \right). \quad (21)$$

采用 MATLAB 进行数值仿真分析,得到 (17) 式的特征根 λ_1 和 λ_2 在 0.042 nF $< C < 10$ nF 范围内的轨迹如图 7 所示,蓝色和红色曲线分别对应 λ_1 和 λ_2 的轨迹,箭头表示了电容增加时特征根的运动方向. $\text{Re}\lambda > 0$ 的区域是二阶电路的振荡区域. 从图中可以看出,在 $C = 0.524$ nF 处出现了一对复共轭特征根,这是 Hopf 分岔点. 在 Hopf 分岔点的左侧,特征根的实部小于 0,二阶电路趋于稳定平衡点,反之处于振荡状态. 因此,该分析方法表明,如图 6 所示的电路可在工作点 $Q(0.3003$ V, 0.008 A) 处对 $C > 0.524$ nF 产生振荡.

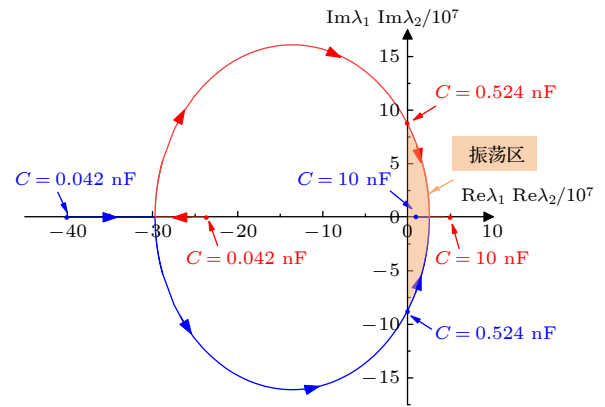


图 7 雅可比矩阵的特征值在 0.042 nF $< C < 10$ nF 范围内的变化

Fig. 7. Variations of the eigenvalues of the Jacobian matrix for 0.042 nF $< C < 10$ nF.

3.2 振荡行为分析

为了进一步验证基于 NbO_x LAM 的二阶振荡电路的行为,对二阶振荡电路进行了数值仿真.

当电容 $C = 0.3$ nF, 小于分岔点处的电容值,初始状态为 $T(0) = 0$, $v_m(0) = 0$, 电路的仿真结果如图 8(a) 所示,忆阻器的 T - i_m 相图如图 8(b) 所示. 电压、电流和状态变量 (温度 T) 的瞬态波形渐

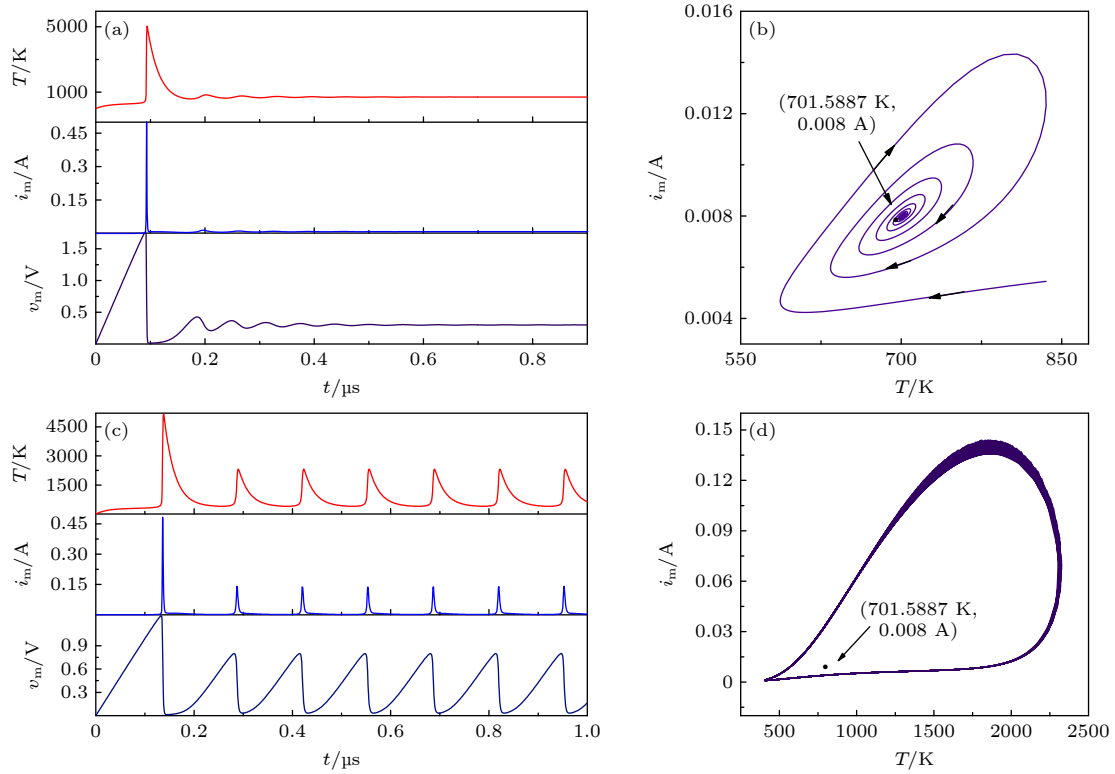


图 8 当 $I = 0.008$ A, $C = 0.3$ nF 时, NbO_x LAM 的二阶振荡器的仿真结果: (a) 电压 v_m 、状态变量 T 和电流 i_m 的瞬态波形; (b) 稳定点的 i_m - T 相图; 当 $I = 0.008$ A, $C = 0.8$ nF 时, NbO_x LAM 的二阶振荡器的仿真结果: (c) 电压 v_m 、状态变量 T 和电流 i_m 的瞬态波形; (d) 振荡状态的 i_m - T 相图

Fig. 8. Simulation results of the NbO_x LAM second-order oscillator: (a) The transient waveforms of v_m , T and i_m at $I = 0.008$ A and $C = 0.3$ nF; (b) the stable equilibrium on i_m - T phase plane at $I = 0.008$ A and $C = 0.3$ nF; (c) the transient waveforms of v_m , T and i_m at $I = 0.008$ A and $C = 0.8$ nF; (d) the limit cycle on the i_m - T phase plane at $I = 0.008$ A and $C = 0.8$ nF.

进收敛于平衡态 $V_S = 0.3003$ V, $T_S = 701.5887$ K, $I_S = 0.008$ A. 这与理论计算结果一致. 同样, T - i_m 平面上的相图轨迹也收敛于稳定点 (701.5887 K, 0.008 A). 当电容值大于分叉点处的电容值时, 如 $C = 0.8$ nF, 初始条件不变, 仿真结果如图 8(c) 所示. 从图 8(c) 中可以看到, 流过忆阻器的电流 i_m 的稳定瞬态振荡波形并非正弦信号, 而是类似于神经元中的尖峰波形, 图 8(d) 中 T - i_m 平面的相图轨迹为极限环, 围绕稳定点 (701.5887 K, 0.008 A) 运动.

3.3 激励对尖峰个数的影响规律

如 2.1 节所提到的, 若是直流电流 I 激励, 则 NbO_x 忆阻器可以稳定工作在该点, 在 NDR 区不同的工作点对应的二阶电路的振荡行为不同. 本节主要研究在电流激励的情况下, 其幅值对二阶电路振荡行为的影响.

在构成的二阶电路中, 固定并联的电容值 $C = 20$ nF, 输入直流信号, 经过仿真分析, 输入电流在

(0.004 A, 0.08 A) 范围内增大, 在一定时间内如 10 μs , 忆阻器电流的尖峰个数随之增加. 图 9(a) 给出了电流激励为 10, 30 和 50 mA 时, 流过忆阻器电流的时域图, 图 9(b) 给出了输入的电流激励 I 从 0.012 A 增加到 0.08 A 时, 10 μs 内忆阻器电流尖峰输出个数 n 的情况. 电流激励越大, 二阶电路振荡的频率越大, 这一结论也是第 4 节将二阶电路构成神经元搭建尖峰神经网络进行模式识别的关键.

4 用于模式识别的 SNN

尖峰神经网络被称为第三代神经网络, 旨在弥合神经科学和机器学习之间的差距, 使用最适合生物神经元机制的模型来进行计算.

4.1 NbO_x 忆阻器神经元电路

神经元通常具有多种不同的振荡模式^[30], 在 NbO_x 忆阻器二阶振荡电路的基础上, 设计了基于

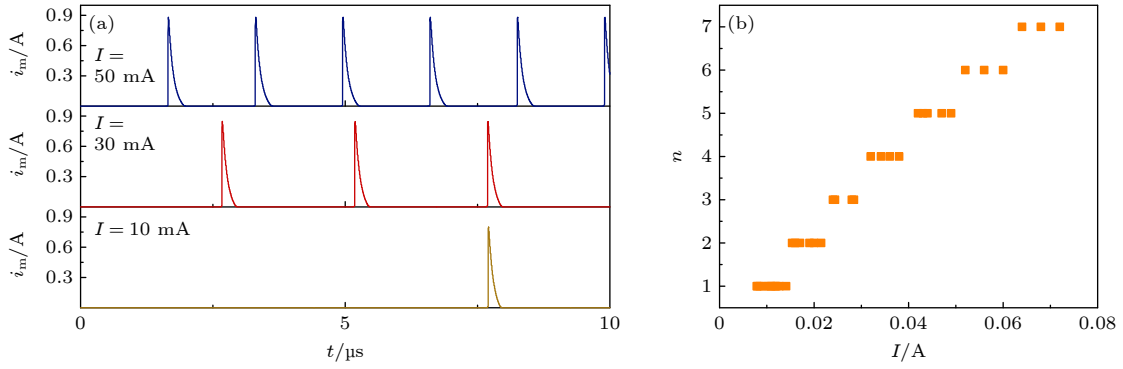


图 9 (a) 输入的直流电流激励取 10, 30 和 50 mA 时, 忆阻器电流的时域图; (b) 不同电流激励对应的尖峰数量关系图

Fig. 9. (a) The time-domain waveforms of i_m at different input DC current excitations of 10, 30 and 50 mA; (b) the number of spikes corresponding to different current excitations.

NbO_x 忆阻器的神经元电路, 该电路在设计参数范围内具有相同的尖峰振荡模式, 如图 10 所示, 其中基于 AIST(AgInSbTe) 材料的忆阻器用来模拟生物突触功能^[31], 电压信号 V_{ik} 代表输入信号. NbO_x 忆阻器, 电容以及运算放大器共同构成了神经元, I_{neuron} 是突触阵列注入到神经元的电流, v_{neuron} 是神经元两端的电压, i_m 是流过忆阻器的电流. 从图 10 可以看出, 所设计的神经元电路是在二阶振荡电路的基础上添加了运算放大器, 目的是利用放大器的“虚短”和“虚断”特性, 使得神经元的激励电流为

$$I_{\text{neuron}} = \sum_{k=1}^n V_{ik} \cdot G_{Mk}. \quad (22)$$

(22) 式表明流过神经元的电流 I_{neuron} 受输入电压和突触权重的影响, G_{Mk} 为第 M 列第 k 行对应的电导值. 此外, 神经元尖峰发放频率与 I_{neuron} 有关. 因此, 不同的输入信号和权重组合将会对应不同的

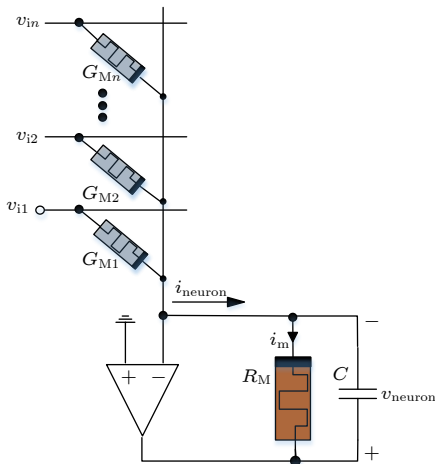


图 10 基于 NbO_x 忆阻器的神经元电路

Fig. 10. Neuron circuit based on NbO_x memristor.

尖峰频率, 使得该神经元电路可用于构建 SNN 并实现模式识别.

为了验证该神经元电路的有效性, 令电容 C 取 20 nF, 输入电压 $V_{i1} = 2$ V, $V_{ik} = 0$ V ($k = 2, 3, \dots, n$), 对单一神经元电路进行仿真, 仿真结果如图 11 所示. 图 11(a) 和图 11(b) 中, 忆阻突触处于 ON 状态 (忆阻值取 100 Ω , 即突出权重较大) 时, 神经元的输入电流超出了神经元的阈值, 成功激活神经元使其发放尖峰脉冲. 图 11(c) 和图 11(d) 中, 忆阻突触处于 OFF 状态 (忆阻值取 100 k Ω , 即突出权重较小) 时, 神经元输入电流很小, 不足以激活输出神经元, 即输出不产生电流尖峰.

4.2 基于 SNN 的数字模式识别

基于设计的 NbO_x 忆阻器神经元电路, 构建了一个 25×10 的 SNN 并用于数字模式识别. 首先, 确定每一种模式由 5×5 像素块构成, 如图 12 所示, 其中黑色和白色像素代表两种不同的输入电压取值, 即黑色代表“1 V”, 白色代表“0 V”. 因此, 输入信号的个数为 $5 \times 5 = 25$, 待识别的模式为数字 0—9, 共 10 种模式, 输出神经元的个数为 10, 那么 SNN 网络的大小为 25×10 . 以数字“2”模式为例, 输入神经元的电压序列为“0111000010011100100001110” (“1”代表 1 V, “0”代表 0 V).

基于输入神经元的电流越大, 神经元的脉冲输出频率越大以及脉冲触发时间越早这一结论, 本文将通过输出神经元的脉冲频率以及触发时间这两种编码方式实现模式识别. 共有 10 种数字模式, 每一种模式由 25 个像素块构成, 则可以得到输入网络为 10×25 的电压矩阵. 为了有效地实现模式

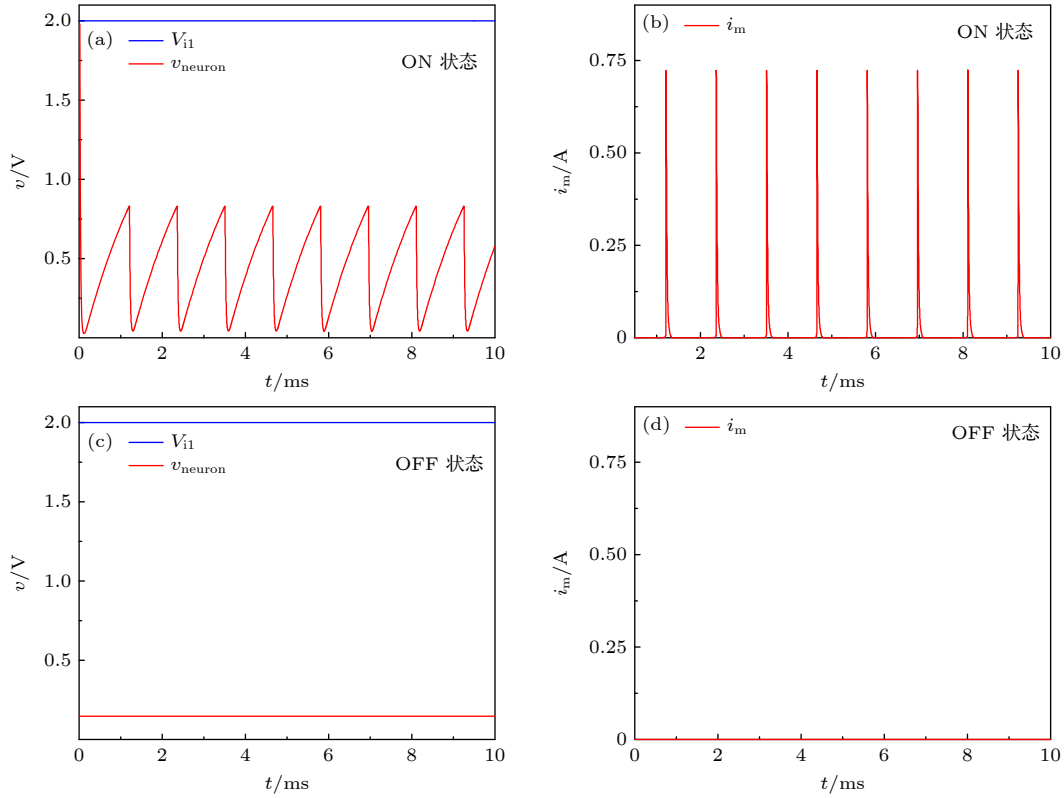


图 11 (a) 忆阻突触处于 ON 状态时, V_{ii} 和 v_m 时域图; (b) 忆阻突触处于 ON 状态时, i_m 时域图; (c) 忆阻突触处于 OFF 状态时, V_{ii} 和 v_m 时域图; (d) 忆阻突触处于 OFF 状态时, i_m 时域图

Fig. 11. (a) The time-domain waveforms of V_{ii} and v_m when the memristive synapse is at ON state; (b) the time-domain waveforms of i_m at ON state; (c) the time-domain waveforms of V_{ii} and v_m when the memristive synapse is at OFF state; (d) the time-domain waveforms of i_m at OFF state.

识别, 采用了离线训练方法得到 SNN 忆阻权重取值. 训练方法较简单, 即不同的模式输入下, 仅有唯一一个的神经元获得的电流值最大, 最大电流取值 0.056 A, 其余电流取 0—0.04 A 中的任意值. 当电流参数取 0.004 A 以下时, 神经元不会振荡, 这样的设计可以有效地保证识别结果的准确性. 例如: 数字 1 输入 SNN 时, 经过权重矩阵后输入到第一个输出神经元的电流是最大的, 其余输出神经元的电流是小于最大值的随机值, 依次类推, 数字 0 输入时, 经过权重矩阵运算后输入至第 10 个输出神经元的电流最大.

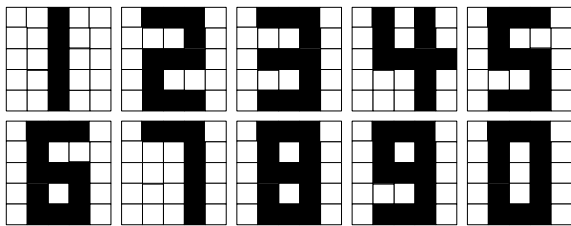


图 12 5×5 的 10 种数字模式
Fig. 12. 10 digital patterns of 5×5.

4.3 突触实现电路

在 MATLAB 上求解了满足条件的 25×10 的权重矩阵. 原理方程由 (23) 式给出. i 表示 10 种模式中的每一个模式, j 表示像素的数量, V_{ij} 表示每一种模式对应的输入电压向量, W_{ji} 表示突触阵列中的每一个电导值, I_{ii} 表示电压向量与突触权重矩阵运算之后得到注入神经元的电流值.

$$V_{ij} \times W_{ji} = I_{ii} \quad (i \in (1, 10), j \in (1, 25)). \quad (23)$$

通过 MATLAB 得到的满足识别条件的权重矩阵包含正、负权重. 对于正的权重, 通过设置忆阻器的输入电压, 可以得到不同的正突触权值, 而对于负的权重, 则可以考虑构建两个忆阻器反向并联电路来实现. 两个双极性忆阻器被设计成反向连接结构, 它们之间阻值的差表示为突触的权量. 通过施加外加激励, 可以改变权重忆阻的值, 从而得到正、负和零突触. 采用 AIST 忆阻器并联仿真了该电路, 证明能够表示负、正和零的突触权重. 图 13 给出了电压激励的突触电路^[32], 输入电压注入到两个忆阻器的连接点, 运放 A_1 和 A_2 的输出电压

分别为

$$\begin{cases} V_1 = -R_f I_+, \\ V_2 = -R_f I_-, \end{cases} \quad (24)$$

其中支路电流信号表示为

$$\begin{cases} I_+ = G_A V_{in}, \\ I_- = G_B V_{in}. \end{cases} \quad (25)$$

可以得到电压差方程为

$$\begin{aligned} V_2 - V_1 &= -R_f(I_+ - I_-) = R_f V_{in}(G_A - G_B) \\ &= R_f V_{in} W_G. \end{aligned} \quad (26)$$

通过分析可以看出, 突触权重表示为两个忆阻器的电导之差:

$$W_G = G_A - G_B. \quad (27)$$

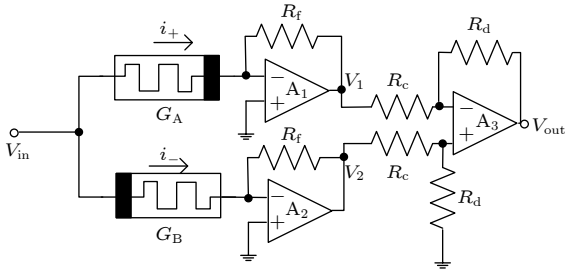


图 13 电压突触电路实现

Fig. 13. Implementation of voltage synapse circuit.

在上述突触计算中, 所输入的电压和电流均是小于忆阻阈值, 这样可以保证在计算时, 忆阻器状态不会发生改变. 反之, 当所施加的信号大于阈值时, 可以对突触权重进行编程, 即当输入的是正向编程电压时, 忆导值 G_A 减小的同时, 忆导值 G_B 增大, 导致突出权重电导减小. 反之, 当施加负电压信号时, 突触权重电导增加. 在上述编程过程中, 由于两个忆阻器的极性是相反的, 所以无论所施加的信号是正还是负, 忆阻的变化始终是反向的, 这样不但可以加速权重编程运算, 而且在连续编程过程中可以始终保证得到正、零和负的突触权重, 而无需提前符号设定.

综上, 构建了一个 25×10 的尖峰神经网络, 输入为 10 种不同模式的编码电压, 突触阵列由无源的忆阻器构成, 输出神经元部分采用 4.1 节提出的基于 NbO_x 忆阻神经元, 整体的 SNN 结构如图 14 所示.

4.4 识别结果

4.4.1 RC(Rated coded) SNN

RC SNN 是基于神经网络神经元的输出频率进行编码识别, 以数字“2”输入网络时的识别结果进行说明. 由 4.1 节可知数字“2”对应的电压输入向量为: $[0 \ 1 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 1 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0]$

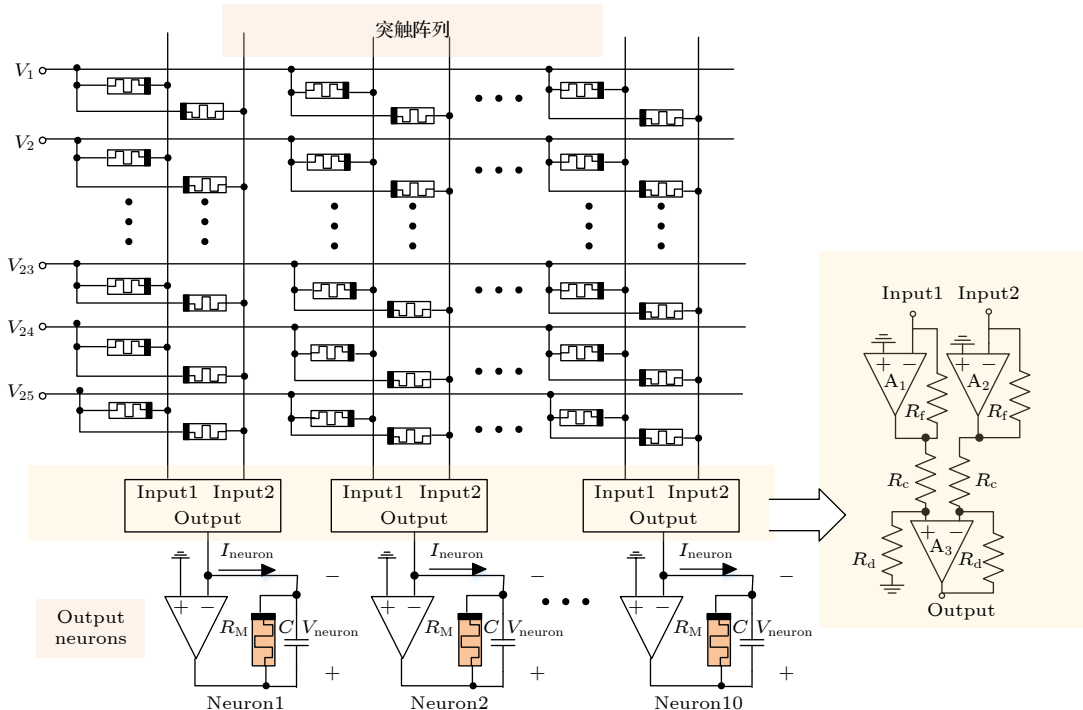


图 14 由 25×10 的突触阵列以及 10 个输出神经元构成的尖峰神经网络

Fig. 14. A spiking neural network consisting of a 25×10 synaptic array and 10 output neurons.

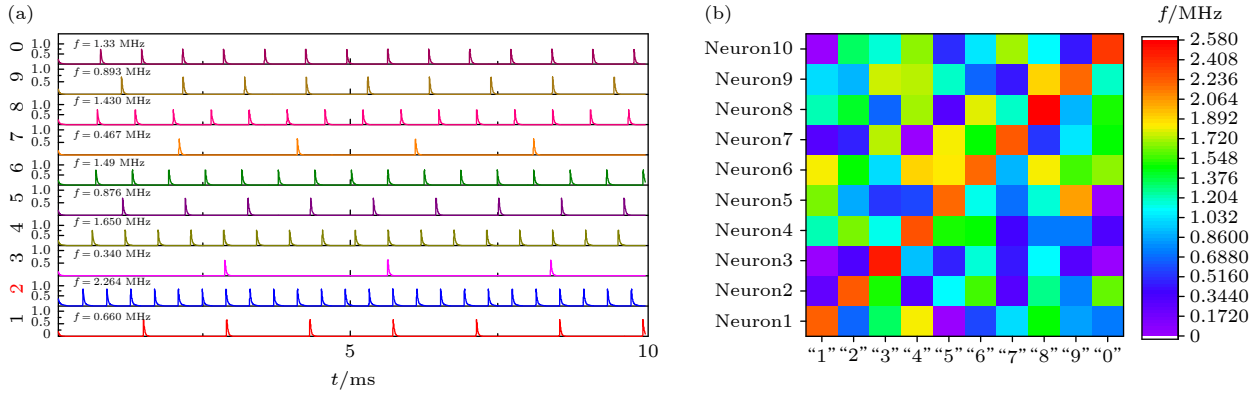


图 15 (a) 数字 2 输入尖峰神经网络, 10 个输出神经元的电流 i_m 输出时域图; (b) 10 种模式输入尖峰神经网络时各输出神经元输出电流频率的情况

Fig. 15. (a) The time-domain waveforms of i_m of 10 output neurons when “2” mode is input to SNN; (b) the output current frequencies of each output neuron when ten modes are input to the spiking neural network.

1 1 1 0], 单位是 V, 经过求得的权重矩阵运算, 可得到经过运算放大器整合输入到每一个输出神经元的电流向量为 [11.5 57.3 5.5 35.3 15.9 30.8 7.8 29.4 16.2 26.5], 单位是 mA, 可以看到输入第二个神经元的电流最大.

图 15(a) 给出了数字 2 输入网络时十个输出神经元中流过忆阻器的电流输出时域图, 纵轴表示的是 10 个输出神经元, 从下到上分别表示神经元 1 到 10, 对应输入模式 1, 2, ..., 0, 可以观察到当模式 2 输入网络时, 输出神经元 2 的电流频率最大. 图 15(b) 给出了 10 种模式输入网络时输出频率的结果, 横坐标是 10 种输入模式, 纵坐标是 10 个输出神经元, 每一列表示一个输入模式对应的输出结果, 不同的颜色代表不同大小的频率 (右侧的颜色条说明了频率和颜色的对应关系), 红色代表频率越大, 蓝色代表频率越小. 可以看出, 每一种模式的输入都对应唯一一个输出神经元的电流脉冲频率最大, 与 4.2 节所提出的预期一致, 通过判断哪一个输出神经元的脉冲频率最大即可判断输入的是哪一种模式.

4.4.2 TC (Tempotral coded) SNN

TC SNN 是基于脉冲时间进行编码, 这里提到的时间可以是首个脉冲的时间, 也可以是整个输出脉冲的时间. 本文采用的方案是根据输出神经元的首个脉冲的触发时间进行识别, 可以利用触发器以及传输门来实现神经元单脉冲输出, 如图 16 所示, 该方案可以大大地减小神经网络的能耗, 获得更高的模式识别效率. 电路实现原理: 电路在初始状态

时, D 触发器的 Q 端为 0, 与传输门的控制端相连, 使传输门导通, 神经元的输出作为 D 触发器的时钟信号, 当神经元触发了第一个脉冲时, D 触发器开始工作, Q 从 0 变为 1, 传输门关断, 没有激励信号输入神经元, 从而不再产生尖峰脉冲, 达到了只产生单一脉冲的目的. 图 17 给出了在电容 C 取 20 nF, 输入电压为 2 V, 周期为 10 μ s 时的单脉冲实现结果以及没有使用这一方案时的结果对比.

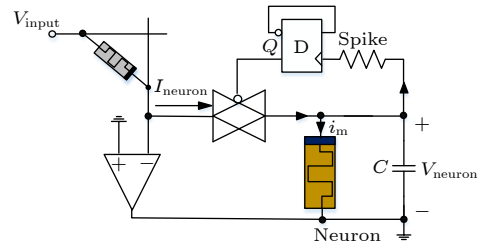


图 16 基于 TC SNN 的神经元电路
Fig. 16. Neuron circuit based on TC SNN.

与 RC SNN 的识别一样, 同样的输入电压矩阵和权重阵列, 根据输入神经元电流不同, 首先产生尖峰的时间不同来识别给定的 10 种模式. 以“2”模式的识别结果为例来说明 TC SNN 的识别结果. 图 18(a) 给出了“2”模式输入时 10 个输出神经元首个脉冲输出的时域图, 图 18(b) 给出了 10 种模式输入神经网络时所有输出神经元的输出结果, 紫色代表的时间最小, 红色代表的时间最大. 综上, 当输入模式“1”时, 神经元 1 的输出脉冲时间最早, 依此类推, 当输入模式为“0”时, 神经元 10 的输出脉冲时间最早. 即每种模式输入网络仅有一个输出神经元对应的脉冲触发时间最早, 以此来达到一个识别的目的.

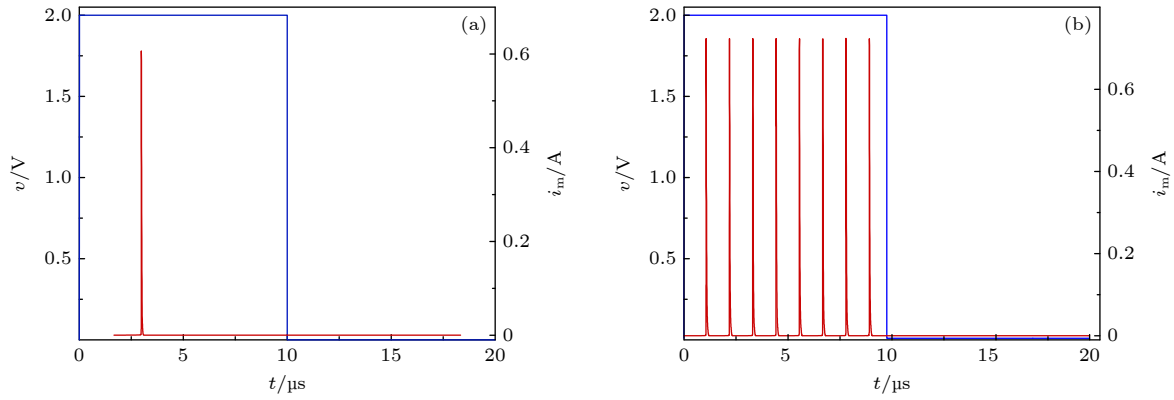


图 17 (a) 单尖峰电路的仿真结果图; (b) 未应用单尖峰电路方案的仿真结果

Fig. 17. (a) The simulation results with the single-spike circuit; (b) the simulation results without the single-spike circuit.

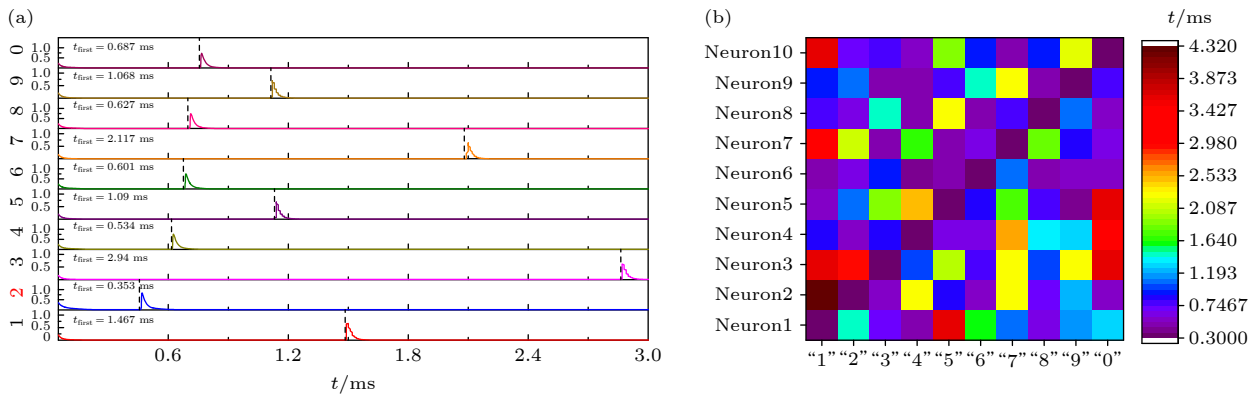


图 18 (a)“2”模式输入 SNN 时, 10 个输出神经元的电流时域图; (b) 不同输入模式对应的神经元输出首个脉冲的时间

Fig. 18. (a) The time-domain waveforms of i_m of 10 output neurons when “2” mode is input to SNN; (b) the time of outputting the first pulse of neurons corresponding to different input modes.

5 总结

本文从电路理论的角度对 NbO_x -Mott 忆阻器进行了深入的电路理论研究, 通过 DC V - I 验证了 NbO_x 忆阻器的基本特性, 小信号导纳的频域分析, 二阶振荡电路的 Hopf 分岔点分析等为 NbO_x 忆阻器在周期振荡器, 尖峰神经元中的应用提供了电路理论基础. 此外, 所设计的神经元电路由于放大器的引入具有输出频率可控性, 使得基于 NbO_x 忆阻器的神经元可以集成到脉冲神经网络中, 实现了 5×5 像素的 10 种数字模式识别, 提出了基于神经元输出电流的频率和脉冲触发时间两种识别方式, 并给出了在 LTspice 中的仿真结果, 结果表明, 所构建的 25×10 的脉冲神经网络, 可以通过观察输出神经元的忆阻器电流频率和首个脉冲的激发时间实现数字 0—9 的识别, 满足脉冲神经网络识别数字的预期目标.

参考文献

- [1] Chua L O 1971 *IEEE Trans. Circuits Syst.* **18** 5
- [2] Williams R S 2008 *IEEE Spectr.* **45** 12
- [3] Zhou J, Cai F, Wang Q, Chen B, S Gaba, W D Lu 2016 *IEEE Electron Device Lett.* **37** 4
- [4] Wang C H, Lin H R, Sun R J, Zhou L, Zhou C, Deng Q L 2020 *J. Electron. Inf. Technol.* **42** 795 (in Chinese) [王春华, 蔺海荣, 孙晶如, 周玲, 周超, 邓全利 2020 *电子与信息学报* **42** 795]
- [5] Yang J J, Strukov D B, Stewart D R 2013 *Nat. Nanotechnol.* **8** 1
- [6] Wu H, Zhou J, Chen M, Xu Q, Bao B 2021 *Chaos, Solitons Fractals.* **154** 2022
- [7] Kim S, Du C, Sheridan P, Ma W, Choi S H, Lu W D 2015 *ACS Nano* **15** 3
- [8] Weiher M, Herzig M, Tetzlaff R, Ascoli A, Mikolajick T, Slesazcek S 2019 *IEEE Trans. Circuits Syst.* **66** 7
- [9] Strukov D B 2016 *Appl. Phys. A* **122** 4
- [10] Kvatinsky S, Ramadan M, Friedman E G, Kolodny A 2015 *IEEE Trans. Circuits Syst. Express Briefs.* **62** 8
- [11] Chua L O 2005 *Int. J. Bifurcation Chaos* **15** 11
- [12] Ruan J Y, Sun K H, Mou J, He S B, Zhang L M 2018 *Eur. Phys. J. Plus* **133** 3
- [13] Weiher M, Herzig M, Tetzlaff R, Ascoli A, Mikolajick T, Slesazcek S 2019 *IEEE Trans. Circuits Syst. Regul. Pap.* **66** 7

- [14] Liang Y, Wang G Y, Chen G R, Dong Y J, Yu D S, Iu H H C 2020 *IEEE Trans Circuits Syst.* **67** 5139
- [15] Mannan Z I, Choi H, Kim H, Chua L O 2016 *Int. J. Bifurcation Chaos* **26** 1630009
- [16] Jin P P, Wang G Y, Liang Y, Iu H H C, Chua L O 2021 *IEEE Trans. Circuits Syst.* **68** 11
- [17] Yi W, Tsang K K, Lam S K, Bai X, Crowell J A, Flores E A 2018 *Nat. Commun.* **7** 9
- [18] Lin H R, Wang C H, Sun Y C, Yao W 2020 *Nonlinear Dyn.* **100** 4
- [19] Wei Q M, Tang J S, Li X Y, Zhong Y N, Gao B, Qian H, Wu H Q 2021 *5th IEEE Electron Devices Technology & Manufacturing Conference (EDTM)* Chengdu, China, April 8–11, 2021 pp1–3
- [20] Frank D J, Dennard R H, Nowak E, Solomon P M, Taur Y, Wong H S P 2001 *Proc. IEEE.* **89** 3
- [21] Yeo I, Chu M, Gi S, Hwang H, Lee B 2019 *IEEE Trans. Electron Devices* **66** 7
- [22] Zhang X M, Wu Z H, Lu J K, et al. 2020 *IEEE International Electron Devices Meeting(IEDM)* Electr Network, December 12–18, 2020
- [23] Wang Z R, Joshi S, Savel' ev S, et al. 2018 *Nat. Electron.* **1** 2
- [24] Sheridan P, Ma W, Lu W 2014 *IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)* Melbourne, June 1–5, 2014 pp1078–1081
- [25] Kumar S, Strachan J P, Williams R S 2017 *Nature* **548** 7667
- [26] Lottermoser T, Lonkai T, Amann U, Hohlwein D, Ihringer J, Fiebig M 2004 *Nature* **430** 6999
- [27] Sawicki M, Chiba D, Korbecka A, Nishitani Y, Majewski J A, Matsukura F, Dietl T, Ohno H 2008 *Nature* **455** 7212
- [28] Ascoli A, Demirkol A S, Tetzlaff R, Slesazek S, Mikolajick T, Chua L O 2021 *Front. Neurosci.* **15** 651452
- [29] Liang Y, Zhu Q, Wang G Y, Nath S K, Iu H H C, Nandi S K, Elliman R G 2021 *IEEE Trans. Circuits Syst. Regul. Pap.* **68** 1278
- [30] Xu L F, Li C D, Chen L 2016 *Acta Phys. Sin.* **65** 240701 (in Chinese) [徐泠风, 李传东, 陈玲 2016 *物理学报* **65** 240701]
- [31] Zhang Y, Wang X, Li Y, Friedman E G 2017 *IEEE Trans. Circuits Syst. Express Briefs.* **64** 7
- [32] Hong Q H 2019 *Ph.D. Dissertation* (Wuhan: Huazhong University of Science and Technology) (in Chinese) [洪庆辉 2019 博士学位论文 (武汉: 华中科技大学)]

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

Gu Ya-Na¹⁾ Liang Yan^{1)†} Wang Guang-Yi¹⁾ Xia Chen-Yang²⁾

1) (School of Electronic Information, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

2) (Jiangsu Provincial Laboratory of Electrical and Automation Engineering for Coal Mining, School of Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)

(Received 20 January 2022; revised manuscript received 13 February 2022)

Abstract

NbO_x memristors show great application prospect in neuromorphic computing due to its nanoscale size, threshold switching, and locally active properties. The in-depth analysis and study of NbO_x memristors' dynamic properties are beneficial to the design and optimization of memristive neuron circuits. In this paper, based on the local active theory, the physical model of NbO_x memristor is studied by using the small signal analysis method, and the region and conditions of the peak oscillation are quantitatively analyzed, and the quantitative relationship between the excitation signal amplitude and the peak frequency is determined. Based on the above theoretical analysis, NbO_x memristor neurons are further designed and combined with the memristive synaptic crisscross array in order to construct a 25×10 spiking neural network (SNN). Finally, the recognitional function of digital 0 to 9 patterns is effectively realized by using frequency coding and time coding respectively.

Keywords: NbO_x memristor, local-activity, artificial neuron, spiking neural network

PACS: 05.45.-a, 05.45.Tp, 02.30.Oz, 02.30.-f

DOI: 10.7498/aps.71.20220141

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 62171173) and the Natural Science Foundation of Zhejiang Province, China (Grant No. LY20F010008).

† Corresponding author. E-mail: liangyan@hdu.edu.cn