

无电容器嵌入的忆阻神经元电路的动力学与能耗分析*

郭群¹⁾ 徐莹^{2)†}

1) (兰州理工大学自动化与电气工程学院, 兰州 730050)

2) (山东师范大学数学与统计学院, 济南 250014)

(2025年8月18日收到; 2025年10月11日收到修改稿)

神经形态计算的硬件实现, 正从传统架构转向对生物神经元内在物理机制的更精细模拟. 聚焦于电场-磁场能量交换这一核心过程, 本文提出一种基于可控忆阻器的无电容嵌入式神经元电路设计方法. 通过构建无量纲动力学方程并采用雅可比矩阵特征值分析, 验证了该模型的稳定性特征. 研究表明, 该模型不仅可通过外界刺激、反转电位及离子通道通透性等参数灵活调控神经元放电模式, 还展现出良好的噪声鲁棒性与能量效率. 进一步通过电阻参数优化策略, 使电路能耗得到显著控制. 本文为发展高集成度、低能耗的下一代神经形态计算电路提供理论支撑与设计参考.

关键词: 忆阻神经元电路, 稳定性分析, 相干共振, 能耗控制**DOI:** 10.7498/aps.75.20251114**CSTR:** 32037.14.aps.75.20251114

1 引言

在神经科学领域, 生物神经元放电模式的研究是理解神经系统功能的关键. 生物神经元可以呈现出多种放电模式, 如周期放电、簇放电和混沌放电等^[1-4]. 这些放电模式在神经系统的信息传递、处理以及学习和记忆等过程中发挥着独特作用^[5-8]. 离子通道是神经元放电的核心要素, 其中电压门控离子通道的开放与关闭概率和膜电位之间呈现出复杂的非线性关系, 这种关系导致神经元膜电位变化多样, 进而产生多种放电模式^[9-11]. 神经元模型的非线性特性和非线性器件的引入^[12-16], 以及电场、磁场等外界物理场对神经元的能量注入^[17-22], 都因非线性特征的影响, 使得神经元在不同强度、频率的外界刺激下呈现不同的放电响应.

人工神经元模型作为计算神经科学和人工智能领域的热点研究方向, 通过建立量化的数学模

型和物理实现方案来模拟生物神经元的结构和功能, 从而更好地理解生物神经系统的工作原理. 为了再现生物神经元的动力学行为, 从20世纪50年代开始科学家们相继提出 Hodgkin-Huxley (HH) 模型^[23,24]、Fitzhugh-Nagumo 模型^[25,26]、Izhikevich 模型^[27,28]等, 这些模型既保留了核心的动力学特性, 又能够再现多种放电模式, 其中 HH 模型是神经科学领域的一个里程碑式成果, Fitzhugh-Nagumo 模型和 Izhikevich 模型显著提高了计算效率. 在后续的研究中, 李馨雅等^[29]采用二次型可控忆容器取代 Fitzhugh-Nagumo 模型电路中的电容, 研究发现记忆元件的初值具有反单调性特性, 揭示了电路存在多稳态现象, 具体表现为多种运动状态吸引子在系统中实现共存. 这一发现不仅丰富了 Fitzhugh-Nagumo 模型的动力学行为描述, 也为后续设计具有复杂状态调控能力的神经形态电路提供了关键理论依据. 此外, Bao 等^[30]提出一种基于自适应突触且含正弦激活函数的新型神经元

* 山东省重点研发计划资助 (批准号: 2025CXPT087) 和国家自然科学基金 (批准号: 12402061) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: uryysunshine@163.com

(ASN) 模型, 该 ASN 模型的平衡点会随外加电流的变化而呈现时变特性, 导致其具有异质多稳定性的复杂吸引子分布, 该发现突破了传统简单神经元模型的性能局限, 为构建兼顾简洁性与复杂度的神经元模型提供了新范式. 除此以外, 研究者们还提出了多种神经元模型^[31-33], 这些模型从不同角度模拟了神经元的电生理特性.

由于以上模型对生物物理细节的过度简化, 难以精准描述神经元的复杂生理过程. 近年来, 为了更贴合真实生物细胞膜的双层结构, 准确表达真实神经元的电活动行为, Wang 等^[34-36]使用两个电容器来分别表达细胞膜内外复杂的电场效应, 构建了符合生物学特征的双膜神经元模型. 另外, 考虑到生物神经元天然具备感知空间物理环境的能力, 研究者进一步在神经元电路中嵌入忆阻器^[37-42]、光电管、热敏电阻和压电陶瓷等元件, 构建了对电磁场、光照、温度和声波敏感的功能性神经元模型, 通过融合多信号感知实现跨模态信息处理, 为设计多功能神经网络奠定了理论基础^[43,44]. 值得注意的是, 忆阻器不仅在神经形态计算中发挥着重要作用, 而且是类脑计算的核心元件. 其核心优势在于能够模拟生物突触的可塑性和神经元的动态行为, 从而为构建高效、低功耗的类脑计算系统提供硬件基础^[45-47].

在构建符合生物学背景的神经元电路模型时, 电容器在模拟细胞膜电容特性等方面发挥重要的作用^[48,49]. 然而, 随着神经形态计算等领域对芯片集成密度和功耗要求的不断提高, 传统含电容器的神经元电路虽更易实现硅基集成, 但其核心挑战是传统电容充放电产生的动态功耗, 以及先进工艺下大量电容的硅基资源累积占用, 使其在集成化和低功耗目标达成上面临局限^[50-53]. 这些问题不仅限制了大规模神经元网络的构建, 也难以满足神经元电路和可穿戴智能设备等对体积和功耗敏感场景的应用需求. 为此, 本文提出一种无电容器嵌入的忆阻神经元电路模型. 该模型彻底摒弃了电容元件, 通过引入荷控忆阻器, 利用其电容特性代替电容器, 并依靠忆阻器的阻变特性与非线性动力学行为, 复现生物神经元的核心功能. 此外, 将荷控忆阻器的本征参数作为系统标度变换的基准物理量, 通过标度变换得到无量纲的电路方程, 以研究神经元电路的动力学行为和能耗情况.

2 模型与方法

首先, 使用荷控忆阻器、感应线圈、恒定电压源、线性电阻构建了一个无电容器嵌入的忆阻神经元电路, 如图 1 所示. 其中, 荷控忆阻器 $M(q)$ 用于模拟电场能量的非线性积累与释放, 两个感应线圈 L_1 与 L_2 分别表征了不同的离子电流 (如 Na^+ 电流与 K^+ 电流) 的动态特性^[2,44,54], 它们与忆阻器共同构成了一个模拟神经元内部电场与磁场能量持续交换的“忆感”耦合系统. E_1 和 E_2 表示神经元在静息态下的反转电位.

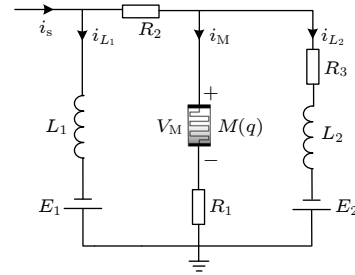


图 1 无电容嵌入式忆阻神经元电路示意图. $M(q)$ 表示荷控忆阻器, L_1, L_2 表示感应线圈, E_1, E_2 表示恒定电压源, R_1, R_2, R_3 表示恒定电阻

Fig. 1. Schematic diagram of the capacitor-free embedded memristive neural circuit. $M(q)$ denotes the charge-controlled memristor, L_1 and L_2 denote inductive coils, E_1 and E_2 denote constant voltage sources, and $R_1, R_2,$ and R_3 denote constant resistors.

在电路示意图 (图 1) 中, $M(q)$ 表示荷控忆阻器, 其两端电压用 V_M 表示. 荷控忆阻器的伏安关系如下:

$$V_M = M(q) \cdot i_M = \alpha(1 + \cos q) \cdot i_M, \quad (1)$$

根据基尔霍夫电流电压定律, 得到图 1 所示忆阻神经元电路方程:

$$\begin{cases} L_1 \frac{di_{L1}}{dt} = E_1 + (i_s - i_{L1})R_2 + V_M + i_M R_1, \\ L_2 \frac{di_{L2}}{dt} = V_M + i_M R_1 - i_{L2} R_3 + E_2, \\ \frac{dq}{dt} = -\delta q + \lambda i_M. \end{cases} \quad (2)$$

式中, i_s 表示外界输入的刺激电流, i_{L1}, i_{L2} 分别对应流过感应线圈 L_1, L_2 的感应电流, i_M 是通过荷控忆阻器 $M(q)$ 的忆阻电流, V_M 则是忆阻器两端的电压.

为了便于数值计算和动力学分析, 需要对忆阻神经元电路方程 (2) 的参数和变量进行标度变换,

由于该电路中不含电容器, 因此需要引入能够等效表征电容特征的量纲参量. 基于此, 本文推导得到如下量纲变换规则:

$$\begin{aligned} [T] &= \left[\frac{Q}{I} \right] = \left[\frac{CV}{I} \right] = [RC], \\ [C] &= \left[\frac{Q}{V} \right] = \left[\frac{T}{R} \right] = \left[\frac{L}{R^2} \right]. \end{aligned} \quad (3)$$

如 (3) 式所示, $[\cdot]$ 表示物理量的量纲, R 和 L 分别表示电阻和电感. 为了分析各恒定电阻的能量消耗特征, 本文以荷控忆阻器的本征参数 α 作为电阻的基准量纲, 基于 (3) 式将物理时间 t 转换为无量纲时间 τ :

$$\tau = t/T = t\alpha/L. \quad (4)$$

根据 (3) 式和 (4) 式的联合推导, 建立了以下标度变换关系, 进而有效消除了传统电容相关量纲的影响:

$$\begin{cases} x = \frac{\alpha i_{L_1}}{E_2}, & y = \frac{\alpha i_{L_2}}{E_2}, & \tau = \frac{t\alpha}{L_2}, & z = \frac{\alpha^2 q}{L_2 E_2}, \\ i_{s1} = \frac{\alpha i_s}{E_2}, & a = \frac{L_2}{L_1}, & b = \frac{E_1}{E_2}, & c = \frac{R_2}{\alpha}, \\ d = \frac{R_1}{\alpha}, & e = \frac{L_2 E_2}{\alpha^2}, & g = \frac{R_3}{\alpha}, & p = \delta \frac{L_2}{\alpha}, \end{cases} \quad (5)$$

得到忆阻神经元的无量纲动力学方程:

$$\begin{cases} \frac{dx}{d\tau} = a\{b + c(i_{s1} - x) + [\cos(ez) + 1 + d](i_{s1} - x - y)\}, \\ \frac{dy}{d\tau} = 1 - gy + [\cos(e \cdot z) + 1 + d](i_{s1} - x - y), \\ \frac{dz}{d\tau} = -pz + \lambda(i_{s1} - x - y). \end{cases} \quad (6)$$

为研究系统的动力学稳定特性并简化分析, 假设输入电流 $i_{s1} = 0$, 对神经元模型进行稳定性分析, 令方程 (6) 中各式等于零, 可求得系统的平衡点坐标为 (x^*, y^*, z^*) :

$$\begin{cases} x^* = \frac{ci_{s1}e\lambda + egi_{s1}\lambda - z^*gp + be\lambda - e\lambda}{e\lambda(c+g)}, \\ y^* = \frac{-be\lambda - z^*cp + e\lambda}{e\lambda(c+g)}, \\ \cos(ez^*)ez^*cp + \cos(ez^*)ez^*gp \\ + ez^*cdp + ez^*cgp + ez^*dgp + beg\lambda \\ + ez^*cp + ez^*gp + ce\lambda = 0. \end{cases} \quad (7)$$

为了确定平衡点的稳定性, 得到系统的雅可比

矩阵表达式如下:

$$\mathbf{J}_E = \begin{bmatrix} f_1 & f_2 & f_3 \\ g_1 & g_2 & g_3 \\ -\lambda & -\lambda & -p \end{bmatrix}, \quad (8)$$

其中,

$$\begin{cases} f_1 = a(-c - \cos(ez) - 1 - d), \\ f_2 = a(-\cos(ez) - 1 - d), \\ f_3 = -ae \sin(ez)(i_{s1} - x - y), \\ g_1 = -\cos(ez) - 1 - d, \\ g_2 = -\cos(ez) - 1 - d - g, \\ g_3 = -e \sin(ez)(i_{s1} - x - y). \end{cases}$$

由此可求得雅可比矩阵特征值: $\lambda_1 = -p$, 而特征值 λ_2 和 λ_3 需要满足二次方程:

$$\chi^3 + B\chi^2 + C\chi + D = 0, \quad (9)$$

其中, 系数 B, C, D 由雅可比矩阵的线性化处理后的偏导数项确定, 其表达式可根据 (8) 式推导得出:

$$\begin{cases} B = -f_1 - g_2 + p, \\ C = f_1g_2 - f_1p - g_2p + g_3\lambda - f_2g_1 + f_3\lambda, \\ D = f_1g_2p - f_1g_3\lambda - f_2g_1p \\ + f_2g_3\lambda + f_3g_1\lambda - f_3g_2\lambda. \end{cases} \quad (10)$$

判断一个系统稳定性的充分必要条件是特征值的实部均为负, 根据 Routh-Hurwitz 准则, 特征方程 (9) 维持系统稳定的充分必要条件是: $B > 0$, $D > 0$, $BC > D$. 由于整个计算过程过于复杂, 将 $a = 0.44$, $b = 1.72$, $c = 0.04$, $d = 0.04$, $g = 0.076$, $e = 0.58$, $p = 0.08$, $\lambda = 6.94$ 代入计算得出: $B = 1.2903$, $D = 0.4091$, $C = 10.43676$, $D = 0.4091$, $BC > D$, 故证明了系统局部渐进稳定. 当参数 g 可调时, 则系统保持局部渐近稳定的约束条件是: $g > 0.05$.

为了能够直接测量神经元的输出信号, 对忆阻器两端电压进行标度变换, 得到无量纲的变量 u :

$$u = \frac{V_M}{E_2} = [\cos(e \cdot z) + 1](i_{s1} - x - y). \quad (11)$$

从物理角度来看, 该神经元电路的磁场与电场能量来源于储能元件感应线圈和荷控忆阻器, 此时相应的场能量 W 为

$$W = \frac{1}{2}L_1 i_{L_1}^2 + \frac{1}{2}L_2 i_{L_2}^2 + \frac{1}{2}qV_M. \quad (12)$$

进一步将场能量进行标度变换, 得到对应的无量纲形式的哈密顿量 H 为

$$H = \frac{W}{(L_2/\alpha^2)E_2^2} = \frac{1}{2a}x^2 + \frac{1}{2}y^2 + \frac{1}{2}z \cdot [\cos(ez) + 1](i_{s1} - x - y). \quad (13)$$

由于神经元电路在工作过程中必然会通过电阻消耗能量, 则某一时刻所有电阻消耗能量对应的有功功率 P_R 为

$$P_R = i_M^2(R_1 + \alpha) + i_{L_1}^2 R_2 + i_{L_2}^2 R_3. \quad (14)$$

将功率 P_R 乘以时间进行标度变换, 得到单位时间内电阻能量消耗 J_R 为

$$J_R = (d+1)(i_{s1} - x - y)^2 + c \cdot x^2 + g \cdot y^2. \quad (15)$$

假设忆阻器作为负载元件, 通过将 τ 个时间单位内的能量累加并求取时间平均, 可近似得到神经元电路中电阻消耗能量的平均值 $\langle J_R \rangle$ 和电路的能量利用率 η 的表达式:

$$\begin{cases} \langle J_R \rangle = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^{\tau} J_i, \quad i = 1, 2, 3, \dots, \tau, \\ \eta = \frac{\frac{1}{T} \sum_{i=0}^{\tau} J_{Mi}}{\frac{1}{T} \sum_{i=0}^{\tau} J_i} \times 100\%, \quad i = 1, 2, 3, \dots \end{cases} \quad (16)$$

根据亥姆霍兹定理, 方程 (6) 可分解为涡旋场 $f_c(x, y, z)$ 和梯度场 $f_d(x, y, z)$. (11) 式中神经元模型的无量纲哈密顿能量 H 应该遵循如下准则:

$$\begin{cases} \frac{dX}{d\tau} = f_c(x, y, z) + f_d(x, y, z), \quad X = \{x, y, z\}, \\ \nabla H^T f_c(x, y, z) = 0 = \nabla H^T J(x, y, z) \nabla H, \\ \nabla H^T f_d(x, y, z) = \frac{dH}{d\tau} = \nabla H^T R(x, y, z) \nabla H. \end{cases} \quad (17)$$

涡旋场 $\nabla H^T f_c(x, y, z) = 0$ 表示该部分场不改变系统哈密顿能量 H , 其作用是保持能量守恒. 描述了系统内在的振荡特性. 梯度场 $\nabla H^T f_d(x, y, z) = dH/d\tau$ 表示该部分场与系统的耗散特性相关, 表示能量的耗散或输入, 梯度场中的参数反映了能量变化率. 根据 (17) 式将方程 (6) 等效为矢量形式, 满足如下关系式:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \frac{dx}{d\tau} \\ \frac{dy}{d\tau} \\ \frac{dz}{d\tau} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} a \{b + c(i_{s1} - x) + [\cos(ez) + 1 + d](i_{s1} - x - y)\} \\ 1 - gy + [\cos(ez) + 1 + d](i_{s1} - x - y) \\ -pz + \lambda(i_{s1} - x - y) \end{bmatrix} = f_c(x, y, z) + f_d(x, y, z) \\ &= \begin{bmatrix} 0 & -ad & 2a \\ ad & 0 & 2 \\ -2a & -2 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{x}{a} - \frac{1}{2}z[\cos(ez) + 1] \\ y - \frac{1}{2}z[\cos(ez) + 1] \\ \frac{1}{2}(i_{s1} - x - y)[\cos(ez) + 1 - ez \sin(ez)] \end{bmatrix} \\ &\quad + \begin{bmatrix} b_{11} & 0 & 0 \\ 0 & b_{22} & 0 \\ 0 & 0 & b_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{x}{a} - \frac{1}{2}z \cdot [\cos(ez) + 1] \\ y - \frac{1}{2}z \cdot [\cos(ez) + 1] \\ \frac{1}{2}(i_{s1} - x - y)[\cos(ez) + 1 - ez \sin(ez)] \end{bmatrix}. \end{aligned} \quad (18)$$

其中矩阵元素 b_{11} , b_{22} , b_{33} 分别为

$$\begin{cases} b_{11} = \frac{a\{b + (c+d)(i_{s1} - x) - (1/2)dz[\cos(ez) + 1] + (i_{s1} - x - y)ez \sin(ez)\}}{x/a - (1/2)z \cos(ez)}, \\ b_{22} = \frac{1 - gy + [ez \sin(ez) + d](i_{s1} - x - y) - dx + (1/2)adz[\cos(ez) + 1]}{y - (1/2)z \cos(ez)}, \\ b_{33} = \frac{2\{-pz + \lambda(i_{s1} - x - y) + 2x + 2y - z[\cos(ez) + 1](1 + a)\}}{(i_{s1} - x - y)[\cos(ez) - ez \sin(ez)]}. \end{cases} \quad (19)$$

方程 (6) 的分解公式从能量角度揭示了忆阻神经元电路放电模式的物理机制, 涡旋场和梯度场的相互作用决定了系统的能量流动, 从而影响放电模式的选择和转变. 外界激励或参数的改变, 本质上是通过调节 f_c 与 f_d 的相对强度来诱发放电模式切换的. 这种分析方法不仅深化了对神经元动力学的理解, 更明确了通过参数设计控制放电模式的理论路径, 为后续噪声环境下的模式稳定性分析提供了能量层面的判断基准.

值得注意的是, 生物神经元的实际放电环境并非理想无噪, 随机共振和相干共振是神经元在受到噪声干扰下的独特特征. 大脑中的每个神经元既是一个孤立的个体, 又通过直接的突触连接与其他神经元交流, 同时还持续不断地被由周围所有神经元活动共同编织成的一个微弱电磁场“海洋”所包围. 这个电磁场环境是大脑活动的一个基本特征, 并且有研究表明它可能在整合信息、产生意识等高级功能中发挥重要作用.

带电离子穿过细胞膜会激发感应磁场, 当噪声施加在变量 x 和 y 上意味着不同离子通道引起的磁场涨落对神经元电活动的影响; 静态离子的随机分布会激发局部电场, 当噪声施加在变量 z 上时, 这表示外界电场的随机扰动对神经元的影响. 为了分析噪声的影响, 我们在动力学方程中引入高斯白噪声, 如 (20) 式所示:

$$\begin{cases} \frac{dx}{d\tau} = a \{ b + c(i_{s1} - x) + [\cos(ez) + 1 + d] \\ \quad \times (i_{s1} - x - y) \} + \xi(\tau), \\ \frac{dy}{d\tau} = 1 - g \cdot y + [\cos(ez) + 1 + d](i_{s1} - x - y), \\ \frac{dz}{d\tau} = -pz + \lambda(i_{s1} - x - y). \end{cases} \quad (20)$$

方程 (6) 的第 1 项加入噪声得到 (20) 式以检测外加磁场对离子通道的影响. 为简单起见, 这里采用均值为零和噪声强度为 D 的高斯白噪声来模拟带电离子定向输运所引发的磁场涨落. 通过改变噪声强度, 在神经元中可以产生相干共振现象, 式中高斯白噪声满足如下特性:

$$\begin{aligned} \langle \xi(\tau) \rangle &= 0, \\ \langle \xi(\tau)\xi(\tau') \rangle &= D\delta(\tau - \tau'). \end{aligned} \quad (21)$$

其中, D 为噪声强度, $\delta(\cdot)$ 为 Dirac- δ 函数.

通过计算系统的变异系数 (coefficient of

variability, CV), 可以识别噪声驱动下系统随机共振或相干共振行为的发生: CV 值越小, 系统的相干程度越高, 说明系统越倾向于出现能量较高的有序态. CV 的表达式为

$$CV = \frac{\sqrt{\langle T^2 \rangle - \langle T \rangle^2}}{\langle T \rangle}, \quad (22)$$

其中, 符号 $\langle \cdot \rangle$ 表示变量随时间演化的平均值, T 为膜电位或其他系统变量的采样时间序列的峰峰间隔值 (interspike intervals, ISI). 由 (5) 式和 (13) 式可知, 参数 a (离子通道的导通性之比) 与神经元的哈密顿能量存在密切相关. 在外部能量的注入下, 参数 a 受到能量调控发生自适应改变并伴随着放电模式的切换. 本文设定当神经元的总能量超过一定阈值 ε 时, 离子通道的导通性将发生改变, 参数 a 随能量自适应增长规律由 (23) 式定义:

$$\begin{aligned} \frac{da}{d\tau} &= \sigma \cdot a \cdot \Theta(|H| - \varepsilon), \\ \Theta(P) &= 1, P \geq 0, \Theta(P) = 0, P < 0 \end{aligned} \quad (23)$$

其中, 参数 σ 为增益系数, Θ 为 Heaviside (阶跃) 函数, 参数 ε 为参数 a 的响应阈值. 当神经元总能量超过阈值 ε 时, 参数 a 随系统总能量以指数形式增长, 直至总能量小于阈值时, 参数 a 达到饱和值, 此时神经元的放电模式即趋于稳定.

3 数值结果与讨论

本文使用四阶龙格库塔方法进行数值求解, 设置步长 $h = 0.001$, 模拟时间为 1000 个时间单位. 首先, 对神经元施加周期性刺激信号 $i_{s1} = A \sin(\omega\tau)$, 其中 A 表示幅值, ω 表示频率. 为探究外加激励对神经元电活动的影响, 我们计算并绘制了忆阻神经元的变量 x 的峰值关于激励频率 ω 的分岔图与系统最大 Lyapunov 指数图, 如图 2 所示. 文中所有参数为 $a = 0.44$, $b = 1.72$, $c = 0.04$, $d = 0.04$, $g = 0.076$, $e = 0.58$, $p = 0.08$, $\lambda = 6.94$, $A = 4$, $\omega = 0.54$, 初始值为 (0.01, 0.01, 0.01). 需要注意的是, 后文分析除特殊强调外, 上述各参数值均保持不变.

图 2 结果显示, 当外界激励频率 ω 在 0—0.5 增长时, 神经元主要处于多周期放电模式; 当激励频率 ω 从 0.5 增大到 1 时, 神经元的放电模式会在周期态与混沌态之间反复切换. 例如, 在 $\omega = 0.64$

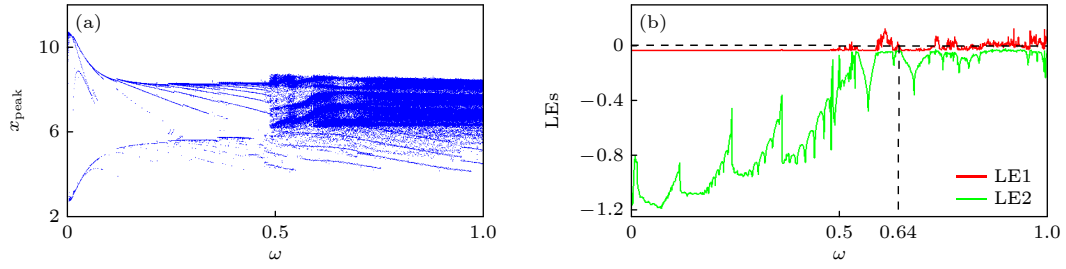


图 2 变量 x 的峰值 x_{peak} 和系统最大 Lyapunov 指数关于激励频率 ω 的分岔图

Fig. 2. Bifurcation diagram of the peak value x_{peak} of variable x and the maximum Lyapunov exponent of the system versus the excitation frequency ω .

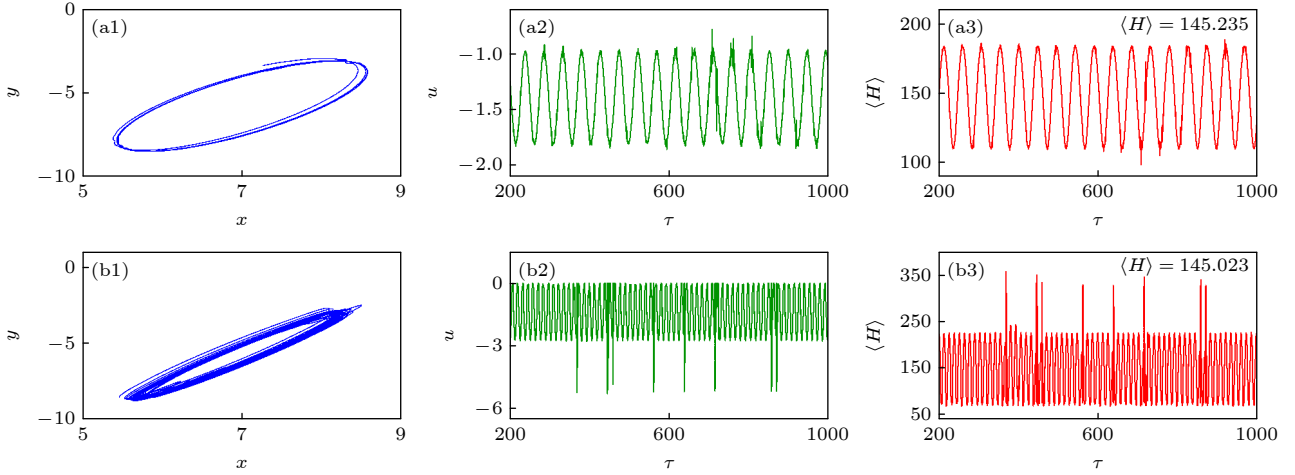


图 3 不同激励频率 ω 下, 相图、膜电位 u 和哈密顿能量 H 的演化图 (a1)—(a3) $\omega = 0.233$; (b1)—(b3) $\omega = 0.857$

Fig. 3. Phase portraits, time evolution of the membrane potential u , and time evolution of the Hamilton energy H under different excitation frequencies ω : (a1)—(a3) $\omega = 0.233$; (b1)—(b3) $\omega = 0.857$.

附近, 可以明显地观察到一个从混沌态到周期态的局部转变, 但该周期态仅维持在一个较窄的频段内, 随后系统再次进入混沌与周期交替出现的复杂动力学状态. 这说明特定阈值的激励频率 ω 可以诱发神经元产生复杂的动力学行为. 为了进一步分析不同激励频率 ω 的放电模式, 我们绘制了相图、膜电位和哈密顿能量 H 随时间的演化图, 如图 3 所示.

根据图 3 所示, 系统的哈密顿能量平均值 $\langle H \rangle$ 在不同放电模式下呈现出明显差异. 当神经元处于周期放电模式时 ($\omega = 0.233$), 其哈密顿能量维持在较高水平, 能量平均值 $\langle H \rangle = 145.235$. 相比之下, 当神经元处于混沌放电模式时 ($\omega = 0.857$), 其哈密顿能量明显降低, 能量平均值 $\langle H \rangle = 145.023$, 同时能量波动范围显著扩大. 此时, 吸引子的轮廓相较于周期放电模式明显增大, 且哈密顿能量在更宽阈值范围内波动切换, 这说明能量流可有效调控神经元的动力学行为和放电模式. 此外, 我们计算

并绘制了忆阻神经元的变量 x 的峰值随激励幅值 A 变化的分岔图与系统最大 Lyapunov 指数图, 如图 4 所示.

图 4 结果表明, 当激励的幅值 A 连续变化时可诱发神经元放电模式的切换, 正 Lyapunov 指数验证了神经活动中混沌态的存在. 类似地, 图 5 绘制了相图、膜电位和哈密顿能量的演化过程. 如图 5 所示, 其结果与图 3 具有相似性, 这表明外界激励可有效调控神经元的放电模式. 具体表现为神经元从外界激励中吸收能量, 这些能量在神经元电路的不同元件中分流, 进而导致神经元的哈密顿能量发生同步变化, 从而诱发神经元产生不同的放电模式. 为进一步探究离子通道的导通性对神经元放电模式的影响, 绘制了忆阻神经元的变量 x 的峰值随参数 a 变化的分岔图, 以及能量平均值 $\langle H \rangle$ 对参数 a 的依赖关系曲线, 如图 6 所示.

图 6 结果表明, 随着参数 a 的增大, 神经元的放电模式由混沌逐渐趋于稳定. 这说明离子通道的

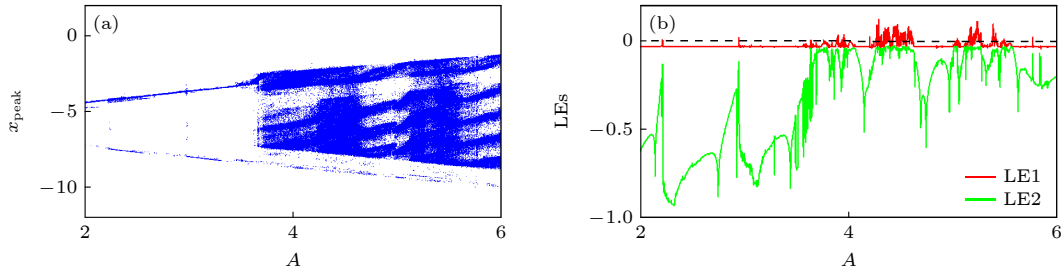


图 4 变量 x 的峰值 x_{peak} 和系统最大 Lyapunov 指数关于参数 A 的分岔图

Fig. 4. Bifurcation diagram of the peak value x_{peak} of variable x and the maximum Lyapunov exponent of the system versus parameter A .

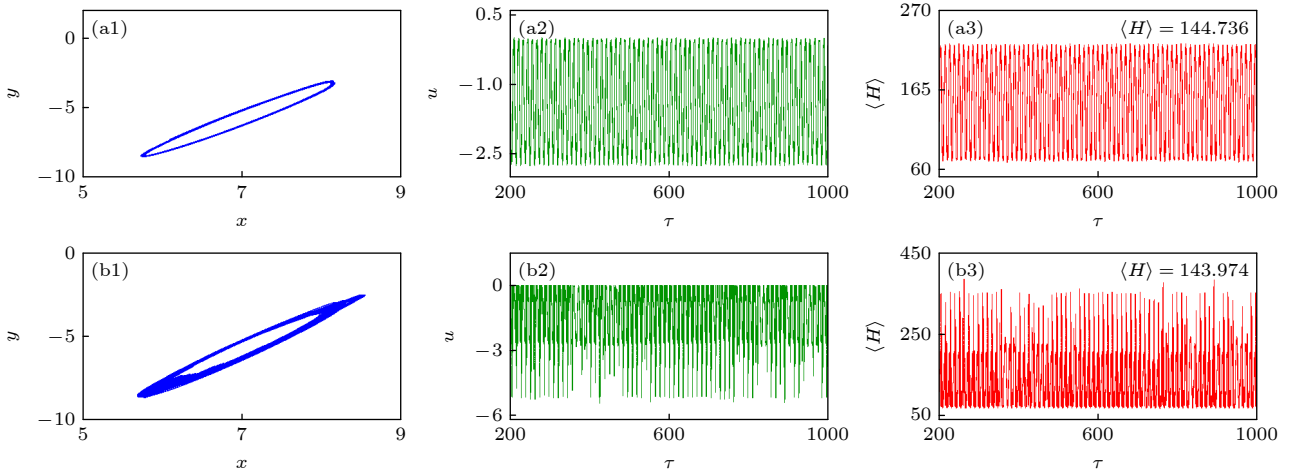


图 5 不同激励幅值 A 下, 相图、膜电位 u 和哈密顿能量 H 的演化图 (a1)—(a3) $A = 3.623$; (b1)—(b3) $A = 3.770$

Fig. 5. Phase portraits, time evolution of the membrane potential u , and time evolution of the Hamilton energy H under different parameter A : (a1)—(a3) $A = 3.623$; (b1)—(b3) $A = 3.770$.

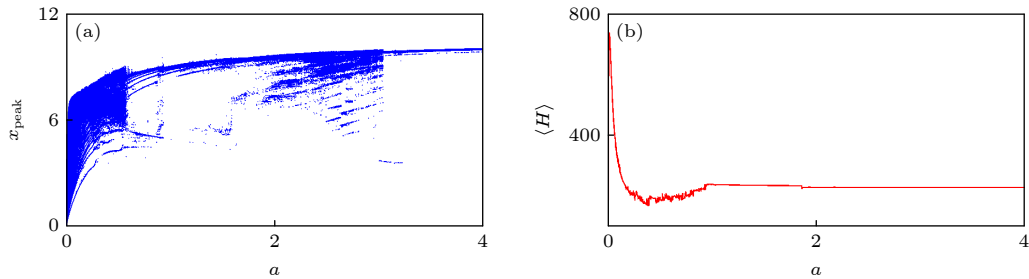


图 6 变量 x 的峰值 x_{peak} 和能量平均值 $\langle H \rangle$ 随参数 a 变化的依赖关系曲线

Fig. 6. Bifurcation diagram of the peak value x_{peak} of variable x and average energy $\langle H \rangle$ versus parameter a .

导通性及不同离子通道之间的竞争与协作可有效调节神经元的放电模式: 当不同离子通道的导通性之比 a 较小时, 神经元易呈现混沌放电模式; 反之, 神经元则趋向于周期放电模式. 基于此, 图 7 给出了不同参数 a 对应的相图、膜电位和哈密顿能量的演化曲线.

图 7 结果显示, 神经元处于周期放电模式时哈密顿能量平均值高于混沌放电, 而混沌放电时的能量波动范围较周期放电更广. 在神经元发生动作电

位的过程中, 反转电位的改变会直接影响离子电流的驱动力和神经元的电活动. 反转电位的变化通常由细胞内外的离子浓度变化或其所处的电生理环境的改变引起. 因此, 有必要讨论神经元所处电生理环境的改变或自身病变所引起的反转电位的变化对神经元电活动的影响. 为此, 绘制了忆阻神经元的变量 x 的峰值关于参数 b 的分岔图和能量平均值 $\langle H \rangle$ 对参数 b 的依赖关系曲线, 如图 8 所示.

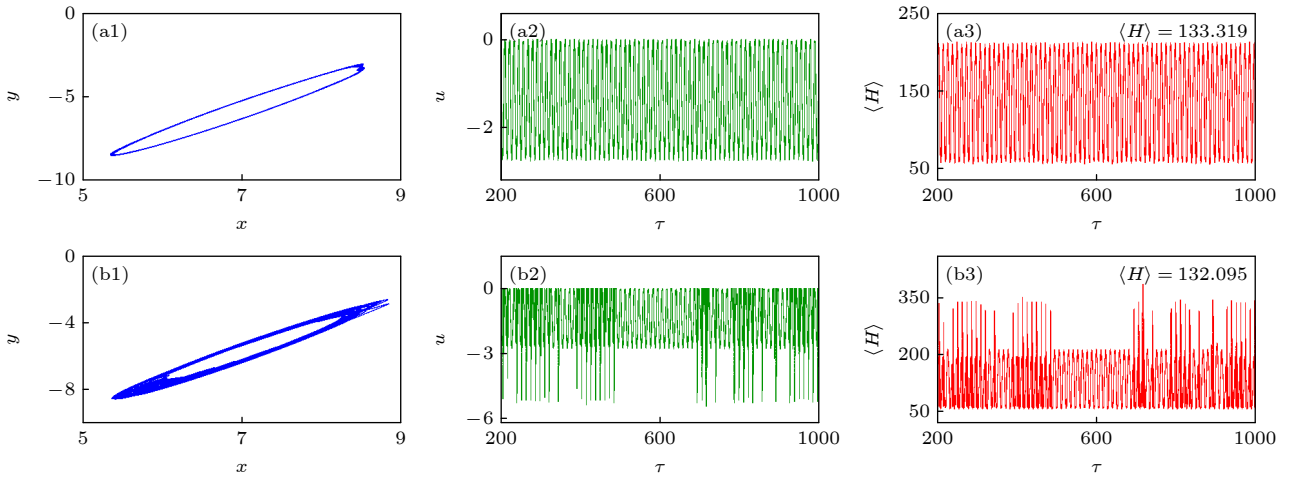


图 7 不同参数 a 下, 相图、膜电位 u 和哈密顿能量 H 的演化图 (a1)–(a3) $a = 0.579$; (b1)–(b3) $a = 0.560$
 Fig. 7. Phase portraits, time evolution of the membrane potential u , and time evolution of the Hamilton energy H under different parameter a : (a1)–(a3) $a = 0.579$; (b1)–(b3) $a = 0.560$.

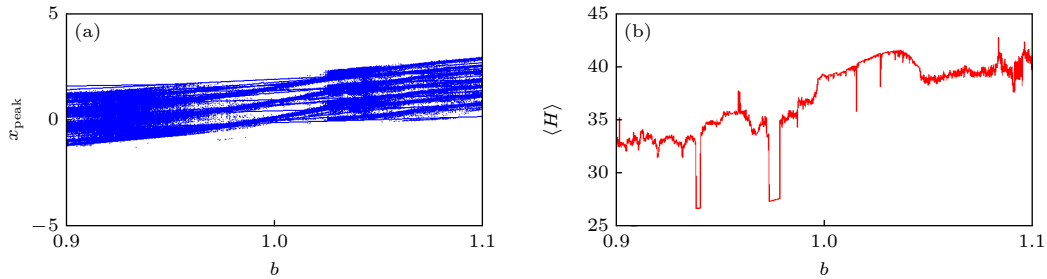


图 8 变量 x 的峰值 x_{peak} 和能量平均值 $\langle H \rangle$ 随参数 b 变化的依赖关系曲线
 Fig. 8. Bifurcation diagram of the peak value x_{peak} and average energy $\langle H \rangle$ of variable x versus parameter b .

在图 8 中, 反转电位的连续变化可以在短时间内实现周期与混沌放电模式的切换, 系统的周期放电模式被约束在有限的混沌窗口 (0.94, 1.04) 内. 这说明不同离子通道对应的反转电位可有效调控神经元的放电模式, 其中反转电位比值 $b = 1$ 附近易于出现周期态. 且神经元哈密顿能量的平均值对参数 b 十分敏感, 说明神经元反转电位的改变可以导致神经元不同放电模式的能量差异. 图 9 绘制了不同参数 b 对应的相图、膜电位和哈密顿能量的演化曲线.

图 9 结果显示, 反转电位的改变对神经元电路放电模式及对应能量分布差异的调控作用. 周期放电模式下, 哈密顿能量平均值维持较大值; 混沌模式下, 能量平均值较低. 为了探究不同放电模式对神经元各个储能器件的依赖性, 在 1000 个时间单位内分别计算了感应线圈和荷控忆阻器的能量占总哈密顿能量的比值. 其中, H_{L1} , H_{L2} , H_M 和 H 分别表示 1000 个时间单位内感应线圈的磁场能量、

荷控忆阻器的电场能量及系统的总哈密顿能量值, 如图 10 所示.

图 10 结果表明, 当神经元呈现周期放电模式时, 荷控忆阻器中存储的电场能量占比高于感应线圈存储的磁场能量占比; 当神经元呈现混沌放电模式时, 感应线圈中存储的磁场能量占比相比于周期放电模式时明显增大, 荷控忆阻器中存储的电场能量占比相比于周期放电模式时明显降低. 这一现象揭示了不同放电模式下能量分布的差异, 从物理角度来看, 周期放电对应规则极限环, 如图 9(a1) 所示, 促使电路能量在忆阻器和感应线圈之间进行稳定的、周期性的转换, 利于忆阻器电势能积累, 因此电场能量平均值占比更高. 反之, 混沌放电对应的吸引子, 如图 9(b1) 所示, 奇异吸引子的非周期遍历性导致状态变量 (如线圈电流) 产生剧烈的瞬时涨落, 由于磁场能量与电流平方成正比, 这种剧烈涨落使磁场能平均值增大, 同时不稳定的轨迹又抑制了电荷的持续累积, 致使电场能占比相对下

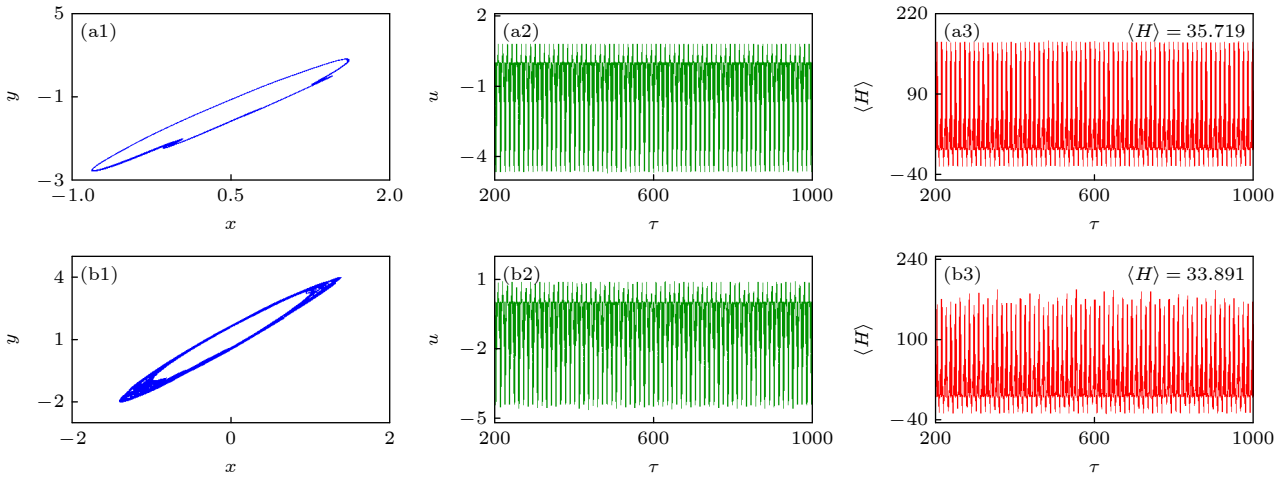


图 9 不同参数 b 下, 相图、膜电位 u 和哈密顿能量 H 的演化图 (a1)—(a3) $b = 0.991$; (b1)—(b3) $b = 0.928$

Fig. 9. Phase portraits, time evolution of the membrane potential u , and time evolution of the Hamilton energy H under different parameter b : (a1)—(a3) $b = 0.991$; (b1)—(b3) $b = 0.928$.

降, 如图 9(b2) 中的混沌尖峰. 根据 (23) 式, 参数 a 由 Heaviside 函数调控的能量阈值决定, 在图 11 中绘制了神经元的变量 u 和 y 、哈密顿能量 H 和参数 a 的演化图.

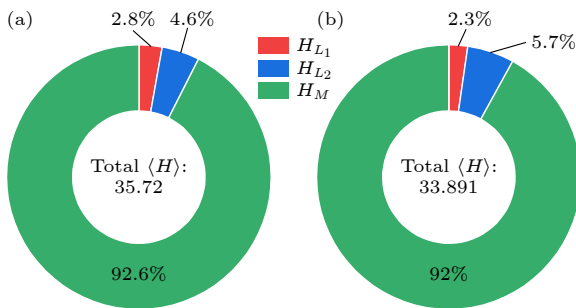


图 10 不同放电模式对应的磁场能量和电场能量占总哈密顿能量的比值 (a) 周期态 $b = 0.991$; (b) 混沌态 $b = 0.928$
Fig. 10. Ratios of magnetic field energy and electric field energy to the total Hamilton energy corresponding to different discharge patterns: (a) Periodic state, $b = 0.991$; (b) chaotic state, $b = 0.928$.

图 11 结果显示, 参数 a 在总哈密顿能量的调控下不断增长, 神经元的放电模式和能量水平呈现出从混沌态向周期态的显著转变. 图 11(d1), (d2) 表明, 较高的能量阈值会延长参数 a 达到饱和值所需的暂态周期, 分别在第 624 和第 684 个时间单位达到饱和值. 这一现象表明能量阈值的增大不仅影响了系统动力学相变的时域特性, 同时也会改变参数空间的稳态分布. 此外, 为证实无电容嵌入式神经元电路的可靠性, 我们计算了不同噪声强度 D 下系统的变异系数 CV 和哈密顿能量的平均值 $\langle H \rangle$ 的分布, 如图 12 所示.

图 12 结果表明, 噪声对离子通道的影响最为明显, 神经元能更有效地从磁场中吸收能量, 从而在较低的噪声强度实现相干共振, 而外界电场干扰则会提高神经元的能量阈值. 在神经元电路工作过程中, 电阻总是消耗能量的. 为了优化未来神经元电路设计中的功耗, 根据 (15) 式分别计算了神经元电路工作在周期放电模式和混沌放电模式过程中各个电阻的能量消耗情况, 如图 13 所示.

图 13(a), (b) 表明, 在相同的参数 $g = 0.076$ 下, 神经元处于混沌放电模式时, 电路的总能耗及电阻能耗均高于周期放电模式, 且电路的能量利用率较低. 由图中能量消耗占比可知, 无论神经元电路工作于何种模式下, 电阻 R_3 均为主要的耗能元件. 图 13(c) 进一步揭示, 参数 g 是调控系统动力学的关键参数. 分析表明当 g 取值较大时, 系统虽然能够维持复杂的放电模式, 但对应的能量利用率处于较低水平. 尤为重要, 随着参数 g 值的减小, 系统在能量利用率提高的同时仍可以保持丰富的放电模式. 因此, 从电路优化角度看, 在保证系统多种放电模态的前提下, 通过减小 R_3 的阻值来降低绝对功耗, 是提升该神经元电路整体能效的关键途径. 然而, 在集成电路设计中, 通常会采用提高阻值来降低功耗, 但这个办法会与芯片面积最小化的目标相冲突. 并且对于面向边缘计算和嵌入式应用的神经形态芯片而言, 能效与集成度的协同优化是核心设计目标. 这种优化不仅直接提升了电路的整体能效, 也将为后续的散热调控与器件尺寸优化创造有利条件.

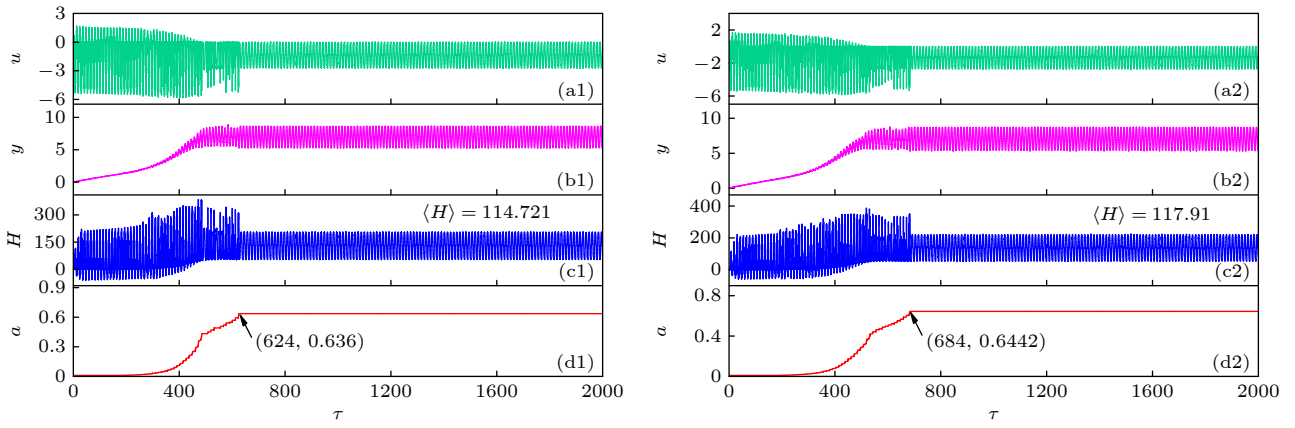


图 11 参数 a 依据方程 (23) 的能量自适应调节模式进行演化时, 不同阈值 ε 下 (a1), (a2) u , (b1), (b2) y 的时序图; (c1), (c2) 哈密顿能量 H 和 (d1), (d2) 参数 a 随时间的演化曲线. 参考实际能量值对 ε 直接取值 (a) $\varepsilon_1 = 262.7, \sigma_1 = 0.1$; (b) $\varepsilon_2 = 280.7, \sigma_2 = 0.1$. a 的初始值 $a_{\text{initial}} = 0.001$

Fig. 11. When parameter a evolves according to the energy adaptive adjustment mode in Eq.(23), time series of (a1), (a2) u and (b1), (b2) y under different thresholds ε ; (c1), (c2) the time evolution curves of Hamilton energy H , and (d1), (d2) parameter a . The threshold values ε are directly set with reference to the actual energy values: (a) $\varepsilon_1 = 262.7, \sigma_1 = 0.1$; (b) $\varepsilon_2 = 280.7, \sigma_2 = 0.1$. $a_{\text{initial}} = 0.001$ (initial value of parameter a).

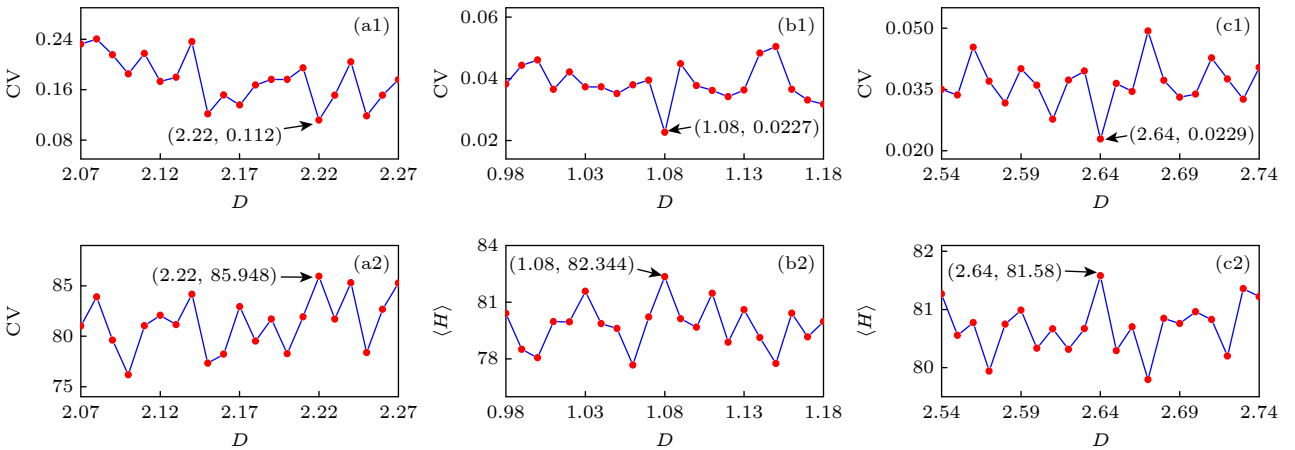


图 12 噪声分别作用在不同变量上的变异系数 CV 和哈密顿能量 H 随噪声强度 D 的演化图 (a1), (a2) x ; (b1), (b2) y ; (c1), (c2) z

Fig. 12. Evolution curves of the coefficient of variation (CV) and Hamilton energy (H) with noise intensity (D) when noise is applied separately to different variables: (a1), (a2) x ; (b1), (b2) y ; (c1), (c2) z .

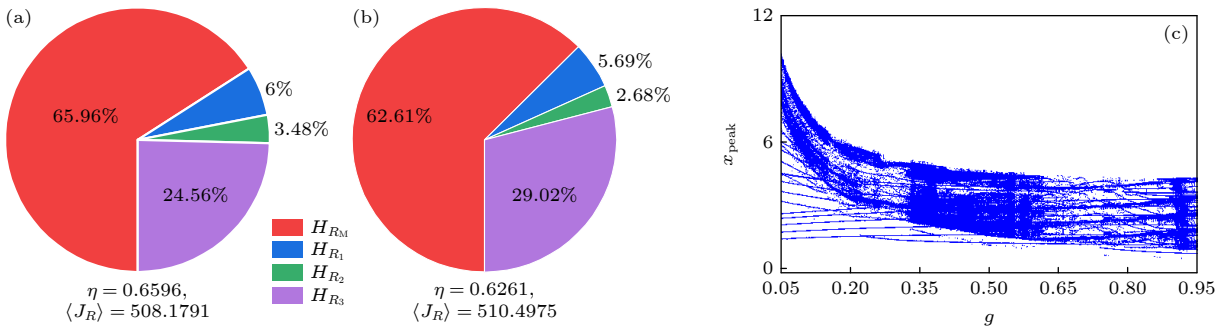


图 13 神经元工作过程中分别处于 (a) 周期放电 $b = 0.991$ 和 (b) 混沌放电 $b = 0.928$ 时, 电阻 R_1, R_2 和 R_3 对应的能量消耗占比情况; (c) $b = 1.72$ 时变量 x 的峰值 x_{peak} 对参数 g 的分岔图

Fig. 13. Proportion of energy consumption for resistors R_1, R_2 and R_3 during neural operation under (a) periodic firing $b = 0.991$ and (b) chaotic firing $b = 0.928$; (c) bifurcation diagram of the peak value x_{peak} of variable g .

4 结 论

本文构建了一种新型无电容器的功能性神经元电路,采用荷控忆阻器替代传统的电容器,用于监测外部电场对神经元电活动的影响。将荷控忆阻器的本征参数作为系统标度变换的基准量纲,该方法降低了动力学模型的非线性复杂度,将包含高阶非线性项的原始方程转化为低阶非线性无量纲动力学方程。通过理论分析与数值仿真,验证了无电容忆阻神经元电路在原理上的可行性与丰富的动力学特性。结果表明,外界刺激信号、离子通道导通性和反转电位的改变可有效调控神经元的放电模式。一个标准的神经元电路可以出现相干共振或随机共振,本文模拟结果显示,在施加高斯白噪声时系统呈现相干共振,这就验证了该无电容器神经元电路的生物合理性。能耗分析表明,电阻 R_3 是电路在不同放电模式下的主要耗能元件,因此在工程应用中可以根据各支路的电流大小与功耗占比,选择合适的电阻,为集成电路的功耗优化设计提供了方向。由于本文基于理想元件构建电路,以专注于核心动力学机制的验证。电路中所用电阻在 $k\Omega$ 量级,其对电路动力学行为的影响远大于寄生电阻,因此该理想模型在揭示非线性动力学行为方面依然有效,符合理论探索的通用范式。后续研究工作可以聚焦于集成电路的实现,把各类寄生参数纳入模型,以完成从理论原型到工程应用的转化。

参考文献

- [1] Izhikevich E M 2003 *IEEE Trans. Neural Netw.* **14** 1569
- [2] Hodgkin A L, Huxley A F 1952 *J. Physiol.* **117** 500
- [3] Fitzhugh R 1960 *J. Gen. Physiol.* **43** 867
- [4] Feali M S 2025 *AEU-Int. J. Electron. Commun.* **191** 155679
- [5] Harerimana G, Kim I G, Kim J W, Jang B 2023 *IEEE Access* **11** 106334
- [6] Chen C A, Mathalon D H, Roach B J, Cavus I, Spencer D D, Ford J M 2011 *J. Cogn. Neurosci.* **23** 2892
- [7] Montano N, Furlan R, Guzzetti S, McAllen R M, Julien C 2009 *Phil. Trans. R. Soc. A* **367** 1265
- [8] Shao J, Liu Y H, Gao D S, Tu J, Yang F 2021 *Front. Cell. Neurosci.* **15** 741292
- [9] Koch N A, Sonnenberg L, Hedrich U B, Lauxmann S, Benda J 2023 *Front. Neurol.* **14** 1194811
- [10] Dai Y, Cheng Y, Fedirchuk B, Jordan L M, Chu J H 2018 *J. Neurophysiol.* **120** 1840
- [11] Velasco E, Alvarez J L, Meseguer V M, Gallar J, Talavera Karel 2022 *Pain* **163** 64
- [12] Izhikevich E M 2000 *Int. J. Bifurcat. Chaos* **10** 1171
- [13] Xu Y H, Zhang S, Zhao Q Y, You S N, Du W J, Zhao M K, Xu G Z 2023 *Life Sci. Instrum.* **21** 64 (in Chinese) [徐亦豪, 张帅, 赵清扬, 由胜男, 杜文静, 赵明康, 徐桂芝 2023 生命科学仪器 **21** 64]
- [14] Bao H, Xi M Q, Tang H G, Zhang X, Xu Q, Bao B C 2025 *IEEE Trans. Ind. Inform.* **21** 1862
- [15] Zhang D K, Li Y Q, Rasch M J, Wu S 2013 *Front. Comput. Neurosci.* **7** 56
- [16] Kobylarz T J, Kobylarz E J 2021 *Clin. Neurophysiol.* **132** e1
- [17] Wang Y Q, Ding G H, Yao W 2023 *Appl. Math.* **3** 758
- [18] Yuan Z X, Feng P H, Fan Y C, Yu Y Y, Wu Y 2022 *Cogn. Neurodyn.* **16** 183
- [19] Zhang S, Cui K, Shi X, Wang Z, Xu G Z 2019 *Trans. China Electrotech. Soc.* **34** 3741 (in Chinese) [张帅, 崔琨, 史勋, 王卓, 徐桂芝 2019 电工技术学报 **34** 3741]
- [20] Yang F F, Song X L, Yu Z H 2024 *Chaos Soliton. Fract.* **188** 115496
- [21] Chen Y X, Guo Q, Zhang X F, Wang C N 2024 *Chaos Soliton. Fract.* **189** 115738
- [22] Kumar P, Erturk V S 2025 *Chin. Phys. B* **34** 018704
- [23] Hodgkin A L, Huxley A F 1952 *J. Physiol.* **116** 473
- [24] Hodgkin, A L, Huxley, A F 1952 *J. Physiol.* **116** 497
- [25] FitzHugh R 1961 *Biophys. J.* **1** 445
- [26] Nagumo J, Arimoto S, Yoshizawa S 1962 *Proc. IRE* **50** 2061
- [27] Izhikevich E M 2004 *IEEE Trans. Neural Netw.* **15** 1063
- [28] Izhikevich E M, Edelman G M 2008 *Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A.* **105** 3593
- [29] Li X Y, Min F H, Xiang W K, Cao Y 2023 *J. Nanjing Norm. Univ. (Eng. Technol. Ed.)* **23** 1 (in Chinese) [李馨雅, 闵富红, 相惟康, 曹弋 2023 南京师范大学学报(工程技术版) **23** 1]
- [30] Bao H, Zhang J, Wang N, Kuznetsov N V, Bao B C 2022 *Chaos* **32** 123101
- [31] Wang S C, Lu Z Z, Liang Y, Wang G Y 2022 *Acta Phys. Sin.* **71** 050502 (in Chinese) [王世场, 卢振洲, 梁燕, 王光义 2022 物理学报 **71** 050502]
- [32] Zhang S H, Wang C, Zhang H L, Lin H R 2023 *Chaos* **33** 083138
- [33] Jeyasothy A, Sundaram S, Sundarajan N 2019 *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.* **30** 1231
- [34] Wang B C, Lv M, Zhang X, Ma J 2024 *Phys. Scr.* **99** 055225
- [35] Jia J E, Yang F F, Ma J 2023 *Chaos Soliton. Fract.* **173** 113689
- [36] Jia J E, Wang C N, Ren G D 2025 *Chin. J. Phys.* **95** 978
- [37] Li R H, Ding R H 2021 *Int. J. Mod. Phys. B* **35** 2150166
- [38] Xu L, Qi G, Ma J 2022 *Appl. Math. Model.* **101** 503
- [39] Yakopcic C, Hasan R, Taha T M, McLean M, Palmer D 2014 *Electron. Lett.* **50** 492
- [40] Shi S Y, Liang Y, Li Y Q, Lu Z Z, Dong Y J 2024 *Chaos Soliton. Fract.* **180** 114534
- [41] Shen H, Yu F, Wang C H, Sun J R, Cai S 2022 *Nonlinear Dyn.* **110** 3807
- [42] Miranda E, Sune J 2020 *Materials* **13** 938
- [43] Yang F F, Ma J, Wu F Q 2024 *Chaos Soliton. Fract.* **187** 115361
- [44] Li Y N, Guo Q, Wang C N, Ma J 2024 *Commun. Nonlinear Sci. Numer. Simul.* **139** 108320
- [45] Yu J, Li C, Zhang X M, Liu Q, Liu M 2025 *Sci. China Inf. Sci.* **55** 749 (in Chinese) [余杰, 李超, 张续猛, 刘琦, 刘明 2025 中国科学: 信息科学 **55** 749]
- [46] Gong Y C, Ming J Y, Wu S Q, Yi M D, Xie L H, Huang W, Ling H F 2024 *Acta Phys. Sin.* **73** 207302 (in Chinese) [贡以纯, 明建宇, 吴思齐, 仪明东, 解令海, 黄维, 凌海峰 2024 物理学报 **73** 207302]
- [47] Ma D, Jin X F, Sun S C, et al. 2024 *Natl. Sci. Rev.* **11** nwae102
- [48] Sun B, Guo C B, Cui C Q, Zhang G H 2021 *Microelectron. Rehab.* **121** 114123
- [49] Hernandez-Balaguera E, Vara H, Polo J L 2018 *J. Electrochem. Soc.* **165** G3104

[50] Kim D, Kwon K, Kim Hea, Jin S, Yang H, Kim J, Park J
2019 *ECS Meet. Abstr. MA* **2019-01** 1169
[51] Lee J, Cha M, Kwon M 2023 *Appl. Sci.* **13** 2628
[52] Joop M K, Azghadi M R, Behbahani F, Al-Shidaifat A, Song

H J 2023 *IEEE Access* **11** 133451
[53] Zhou P J, Zuo Y, Qiao G C, et al. 2023 *IEEE Trans. Biomed. Circuits Syst.* **17** 1319
[54] Yang F F, Song X L, Ma J 2024 *Chin. J. Phys.* **91** 287

Analysis of dynamics and energy consumption in capacitor-free memristive neural circuit*

GUO Qun¹⁾ XU Ying^{2)†}

1) (School of Automation and Electrical Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

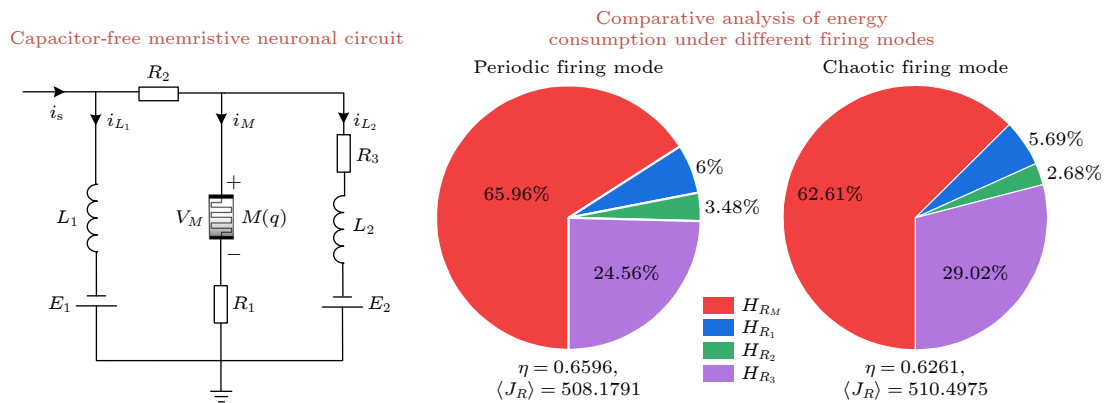
2) (School of Mathematics and Statistics, Shandong Normal University, Jinan 250014, China)

(Received 18 August 2025; revised manuscript received 11 October 2025)

Abstract

To address the issues of high dynamic power consumption and substantial occupation of silicon integration resources in traditional capacitor-containing neuronal circuits, this study proposes a capacitor-free neuronal circuit based on a charge-controlled memristor. By taking the intrinsic parameters of the charge-controlled memristor as the reference for scaling transformation, dimensionless dynamical equations are derived. The local asymptotic stability of the system is verified using Jacobian matrix eigenvalue decomposition and the Routh-Hurwitz criterion. Gaussian white noise is introduced to simulate the interference for detecting coherent resonance, while energy characteristics are analyzed by combining Hamiltonian energy formulas and resistance energy consumption expressions. Additionally, the fourth-order Runge-Kutta method is adopted to conduct numerical simulations.

The research results indicate that external stimulus, ionic channel conductance, and reversal potential can flexibly regulate the periodic/chaotic firing modes of the neuron. In the periodic state, the proportion of electric field energy of the charge-controlled memristor in the total energy is higher; in the chaotic state, however, the proportion of magnetic field energy of the inductive coils increases. The circuit exhibits coherent resonance under the influence of noise, and resistor is the main energy-consuming component. The conclusion proves that the circuit is feasible in principle, with rich dynamical characteristics and good noise robustness. Adjusting the resistance value can enhance energy efficiency while preserving multiple firing modes, thereby providing theoretical support and optimization direction for designing high-integration, low-power neuromorphic computing circuits.



Keywords: memristive neural circuits, stability analysis, coherent resonance, energy consumption control

DOI: 10.7498/aps.75.20251114

CSTR: 32037.14.aps.75.20251114

* Project supported by the Key R&D Program of Shandong Province, China (Grant No. 2025CXPT087) and the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 12402061).

† Corresponding author. E-mail: uryysunshine@163.com

无电容器嵌入的忆阻神经元电路的动力学与能耗分析

郭群 徐莹

Analysis of dynamics and energy consumption in capacitor-free memristive neural circuit

GUO Qun XU Ying

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 75, 010001 (2026) DOI: 10.7498/aps.75.20251114

CSTR: 32037.14.aps.75.20251114

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.7498/aps.75.20251114>

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

蔡氏结型忆阻器的简化及其神经元电路的硬件实现

Simplification of Chua corsage memristor and hardware implementation of its neuron circuit

物理学报. 2023, 72(7): 070501 <https://doi.org/10.7498/aps.72.20222013>

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>

面向神经形态感知和计算的柔性忆阻器基脉冲神经元

Flexible memristive spiking neuron for neuromorphic sensing and computing

物理学报. 2022, 71(14): 148503 <https://doi.org/10.7498/aps.71.20212323>

新型忆阻耦合异质神经元的放电模式和预定义时间混沌同步

Firing modes and predefined-time chaos synchronization of novel memristor-coupled heterogeneous neuron

物理学报. 2024, 73(17): 170502 <https://doi.org/10.7498/aps.73.20240872>

分数阶忆阻耦合异质神经元的多稳态及硬件实现

Multistability of fractional-order memristor-coupled heterogeneous neurons and its hardware realization

物理学报. 2022, 71(23): 230501 <https://doi.org/10.7498/aps.71.20221525>

光电流驱动下非线性神经元电路的放电模式控制

Control of firing mode in nonlinear neuron circuit driven by photocurrent

物理学报. 2021, 70(21): 210502 <https://doi.org/10.7498/aps.70.20210676>