

# 自适应突触神经元简化模型的动力学与电路实现

朱永鑫, 徐 权, 陈 墨, 侯莉萍, 包伯成

(常州大学微电子与控制工程学院, 江苏常州 213164)

**摘要:** 自适应突触神经元模型具有两个复杂激活函数, 导致其不易于理论分析和硬件电路实现. 然而, 该神经元的主要放电活动仅受到两个激活函数的局部曲线特征的影响, 且这些局部曲线特征是完全不一样的. 鉴于此, 采用两个简单函数分别对两个不同局部曲线特征进行拟合, 提出了一种自适应突触神经元的简化数学模型. 基于平衡点轨迹图, 阐述了该简化模型随外部刺激变化的平衡点稳定性演化机理, 它经由 Hopf 分岔实现稳定与不稳定平衡态之间转迁. 借助理论分析和数值仿真, 分析了不同参数下自适应突触神经元的复杂动力学. 最后, 采用分立元器件进行了模拟电路设计, 制作印刷电路板, 由数字示波器捕捉的运动轨迹图, 验证了简化激活函数的可行性与 MATLAB 数值仿真的正确性.

**关键词:** 激活函数; 神经元; 平衡点; 稳定性; 动力学; 数值仿真; 电路实现

中图分类号: TN711.4; TP271

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2022)05-1083-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20210549

## Dynamics and Circuit Implementation of a Simplified Model of Adaptive Synaptic Neuron

ZHU Yong-xin, XU Quan, CHEN Mo, HOU Li-ping, BAO Bo-cheng

(School of Microelectronics and Control Engineering, Changzhou University, Changzhou, Jiangsu 213164, China)

**Abstract:** Adaptive synaptic neuron model has two complex activation functions, which make it difficult to be analyzed theoretically and implemented in hardware circuit. However, the main firing activities of this neuron are only affected by the local curve characteristics of the two activation functions and these local curve characteristics are completely different. In view of this, a simplified mathematical model of adaptive synaptic neuron is proposed using two simple functions to respectively fit the two different local curve characteristics. Based on the trajectory diagram of the equilibrium point, the evolution mechanism of the equilibrium stability of the simplified model with the change of external stimulus is explained. It achieves the transition between the stable and unstable equilibrium states via Hopf bifurcation. By means of theoretical analyses and numerical simulations, complex dynamics of the adaptive synaptic neuron under different parameters is investigated. Finally, an analog circuit is designed using discrete components and a printed circuit board is made. The motion trajectory captured by a digital oscilloscope verifies the feasibility of the simplified activation functions and the correctness of MATLAB numerical simulations.

**Key words:** activation function; neuron; equilibrium; stability; dynamics; numerical simulation; circuit implementation

### 1 引言

神经元是神经系统的基本组成单位, 其放电活动往往可以表现出丰富的动力学行为<sup>[1,2]</sup>. 无论对生物神经元还是神经网络, 研究其动力学行为都是非常必要的<sup>[3]</sup>. 神经系统是生物传递信息的重要媒介, 而神经元之间的动作电位则承担着处理这些信息的职责<sup>[4]</sup>. 在神经网络学习或演化过程中, 神经元放电行为会受到时间和突触的影响, 它们同时发生且相互作用<sup>[5]</sup>. 文献

[6]证实了颞下皮层自适应神经元在短时记忆过程中存在突触的记忆痕迹.

人工神经网络的灵感来源于大脑中存在的神经网络<sup>[7,8]</sup>, 它有着广泛的应用前景, 例如数据存储、信号检测和温度补偿等<sup>[9]</sup>. 在人工神经网络中, 激活函数起到非常重要的作用, 它有助于理解输入、输出的非线性 and 复杂映射关系<sup>[10]</sup>. 近年来, 越来越多的学者开始研究神经网络中激活函数的动力学效应. Hikawa 提出了以分段线性函数

作为激活函数的新型数字脉冲神经元,提高了学习的收敛速度和泛化能力<sup>[11]</sup>. Apicella等认为可学习的、适应性的激活函数可以提高神经网络的性能<sup>[12]</sup>. 由此可见,激活函数是神经元及人工神经网络的重要组成部分.

基于模拟电路或数字电路设计的电子神经元,对人工神经网络的硬件实现具有重要意义<sup>[13-15]</sup>. 由于一些神经元涉及到复杂的非线性项,使得神经元难以硬件电路实现. 根据目前报道的有关神经元文献中,大多数神经元的激活函数为指数多项式函数和双曲正切复合函数两大类. 指数多项式函数需要用到乘法器模块,实现难度大;双曲正切复合函数则需要多组电流镜像模块<sup>[16]</sup>,导致激活函数实现成本高、设计难度大、不易大规模电路实现. 该文在设计激活函数时,采用两个简单函数分别对不同局部曲线特征进行拟合,使得激活函数中电流镜像模块数量比文献[16]中的减少了2组,有效降低了神经元模型实现的复杂度,并且保留了自适应突触神经元的主要动力学特征.

## 2 神经元数学模型

### 2.1 自适应突触神经元

由输入  $u_i$  和输出  $V_i$  构成的单个神经元,用一个状态方程来描述神经元的放电行为<sup>[14]</sup>

$$\frac{du_i}{dt} = -\frac{u_i}{\tau_i} + \sum_j T_{ij} V_j + I_i \quad (1)$$

其中,  $\tau_i$  是电路积分时间常数,  $I_i$  为外加刺激. 式(1)的状态方程仅适用于固定的神经元连接情况,且  $T_{ij}$  与时间常数无关,当神经元突触与时间相关联时,需要引入第二个方程来描述自适应突触神经元. 因此,一种具有自适应突触的单神经元模型可简写为

$$\begin{aligned} du/dt &= -u + H_1(u)H_2(s) + I(t) \\ ds/dt &= -\alpha s + \alpha H_1^2(u) \end{aligned} \quad (2)$$

其中,  $u$  是膜电位,  $s$  是突触变量,  $\alpha$  是可变正参数,时间常数固定为1. 此外,外加刺激为

$$I = A \sin(2\pi Ft) \quad (3)$$

根据文献[16],式(2)中两个激活函数  $H_1$  和  $H_2$  所采用的拟合激活函数可以统一描述为

$$\begin{aligned} H(\xi) &= 2\tanh(\kappa\xi) - \tanh(\kappa\xi + 1.5\kappa) \\ &\quad - \tanh(\kappa\xi - 1.5\kappa) \end{aligned} \quad (4)$$

自适应突触神经元模型中外加刺激幅值为  $A = 1$ , 双曲正切函数的斜坡梯度为  $\kappa = 5$ . 通过 Multisim 电路仿真软件,可模拟出自适应突触神经元在主要放电活动(混沌状态)时  $H_1(\xi)$  和  $H_2(\xi)$  的局部曲线特征如图1(a)所示. 因此,  $H_1(\xi)$  的曲线特征是式(4)中激活函数  $H(\xi)$  的上升沿特征,而  $H_2(\xi)$  的曲线特征则是式(4)中激活函数  $H(\xi)$  的右侧下降沿特征,且两个曲线特征都是单调、有界且光滑的.

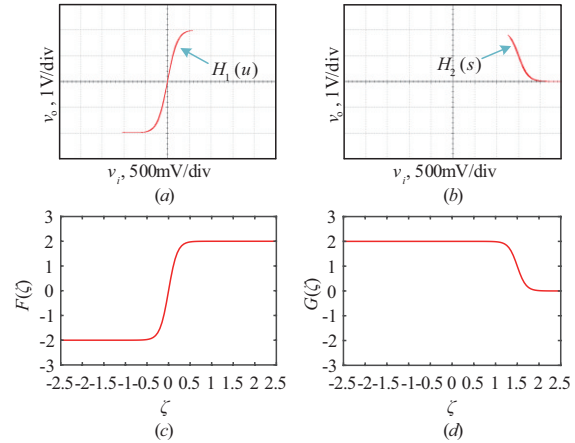


图1 激活函数局部曲线特征及其拟合曲线特征

可考虑采用两个简单的非线性函数拟合神经元在主要放电活动时的局部曲线特征,实现激活函数的简化,其数学表达式为

$$\begin{aligned} F(\xi) &= 2\tanh(\kappa\xi) \\ G(\xi) &= -\tanh[\kappa(\xi - 1.5)] + 1 \end{aligned} \quad (5)$$

MATLAB 数值仿真可得到式(5)中两个拟合函数  $F(\xi)$  和  $G(\xi)$  的传递特性曲线,如图1(c)、图1(d)所示. 比较图1(a)、图1(b),图1(c)、图1(d),结果说明  $F(\xi)$  和  $G(\xi)$  能够较好地拟合  $H_1(\xi)$  和  $H_2(\xi)$  在神经元放电活动时的主要曲线特征,即采用两个简单的非线性函数代替原复杂激活函数的方法是可行的. 因此,式(2)可改写为

$$\begin{aligned} du/dt &= -u + F(u)G(s) + I(t) \\ ds/dt &= -\alpha s + \alpha F^2(u) \end{aligned} \quad (6)$$

式(6)为所提出的自适应突触神经元简化模型,后续分析中简称为模型(6).

### 2.2 平衡点及稳定性分析

根据模型(6),可得到简化神经元模型的平衡点表达式为

$$S = (\eta_1, \eta_2) \quad (7)$$

其中,  $\eta_2 = F^2(\eta_1)$ . 由超越方程

$$h(\eta_1) = -\eta_1 + F(\eta_1)G[F^2(\eta_1)] + I(t) = 0 \quad (8)$$

可解出  $\eta_1$  的值.

在平衡点  $S$  处的雅克比矩阵为

$$J_s = \begin{bmatrix} -1 + F'(\eta_1)G(\eta_2) & F(\eta_1)G'(\eta_2) \\ 2\alpha F(\eta_1)G'(\eta_1) & -\alpha \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中,  $F'$  和  $G'$  分别是  $F$  和  $G$  关于时间  $t$  的导数,且有

$$\begin{aligned} F'(\xi) &= 2\kappa - 2\kappa \tanh^2(\kappa\xi) \\ G'(\xi) &= \kappa \tanh^2(\kappa\xi - 1.5\kappa) - \kappa \end{aligned} \quad (10)$$

相应地,特征多项式为

$$P(\lambda) = \lambda^2 + m_1\lambda + m_2 = 0 \quad (11)$$

式(11)中,

$$\begin{aligned} m_1 &= 1 - F'(\eta_1)G(\eta_2) + \alpha \\ m_2 &= \alpha - \alpha F'(\eta_1)[G(\eta_2) + 2F^2(\eta_1)G'(\eta_2)] \end{aligned} \quad (12)$$

可计算出式(11)的特征根为

$$\lambda_{1,2} = \frac{-m_1 \pm \sqrt{m_1^2 - 4m_2}}{2} \quad (13)$$

以下列出了 7 种不同特征根情形,对应了不同的平衡点稳定性.

情形 1:  $m_1 = 0$  且  $m_2 > 0$ .  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  都是纯虚数,表明在  $S$  点处发生了 Hopf 分岔.

情形 2:  $m_1 > 0$  且  $m_2 = 0$ .  $\lambda_1$  是零根,  $\lambda_2$  是负实根,表明在  $S$  点处发生了折叠分岔.

情形 3:  $m_1 > 0$  且  $m_2 < 0$ .  $\lambda_1$  是一个正实根,  $\lambda_2$  是负实根,表明  $S$  点是不稳定鞍点.

情形 4:  $m_1 < 0$  且  $m_2 > 0, m_1^2 - 4m_2 \geq 0$ .  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  都是正实根,表明  $S$  点是不稳定结点.

情形 5:  $m_1 < 0$  且  $m_1^2 - 4m_2 < 0$ .  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  是一对实部为正的共轭复根,表明  $S$  点是不稳定焦点.

情形 6:  $m_1 > 0, m_2 > 0$  且  $m_1^2 - 4m_2 \geq 0$ .  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  都是负的实根,表明  $S$  点是稳点结点.

情形 7:  $m_1 > 0, m_2 > 0$  且  $m_1^2 - 4m_2 < 0$ .  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  是一对实部为负的共轭复根,表明  $S$  点是稳定焦点.

设定时间  $t$  在  $I(t)$  的一个周期内从 0 到 1 变化,选取典型参数为  $\alpha = 2, \kappa = 5, A = 1$  和  $F = 1$ ,由特征根  $\lambda_{1,2}$  确定的平衡点稳定性可很好地刻画出来,如图 2 所示. 其中,黄色、粉色、蓝色和绿色线段分别代表着稳定结点(Stable Node Point, SNP)、不稳定结点(Unstable Node Point, UNP)、稳定焦点(Stable Node Focus, SNF)和不稳定焦点(Unstable Node Focus, UNF). 另外,由方框标注出的稳定性转换点代表 Hopf 分岔点(Hopf Bifurcation Point, HBP). 这里,情形 3 中的情况不存在,且不存在折叠分岔点. 由图 2 可观察到,当时间  $t$  在一个完整的周期内增加时,始终具有 3 个平衡点,随着时间变化,经由 Hopf 分岔,SNF 转变为 UNF,或者 UNF 转变为 SNF.

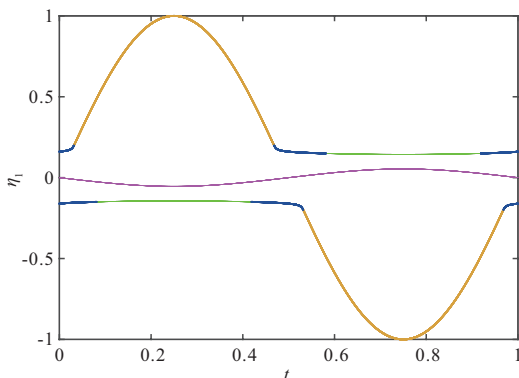


图 2 简化神经元模型随时间变化的平衡点稳定性

### 3 数值仿真

基于 MATLAB ODE45 算法(时间步长为 0.01),利用分岔图和李雅普诺夫指数谱对模型(6)进行动力学分析<sup>[17]</sup>.

模型(6)中典型参数  $\kappa = 5, A = 1$  和  $F = 1$  保持不变,参数  $\alpha$  作为分岔参数且变化区间为  $[0, 7]$ . 当初始值固定为  $(0, 0)$  时,模型(6)中变量  $u$  的最大值分岔如图 3(a)及其李雅普诺夫指数谱如图 3(b)所示. 不难观察到,图 3 中的分岔图和李雅普诺夫指数所描述的动力学行为是基本一致的. 当  $\alpha$  从 0 开始逐渐增加时,模型(6)的运行轨迹由周期 1 极限环出发,演变为多周期状态,当  $\alpha = 1.34$  时,由混沌危机进入混沌状态;当  $\alpha = 4.92$  时,由切分岔进入周期 2 极限环;当  $\alpha = 5.28$  时,再次回到周期 1 极限环.

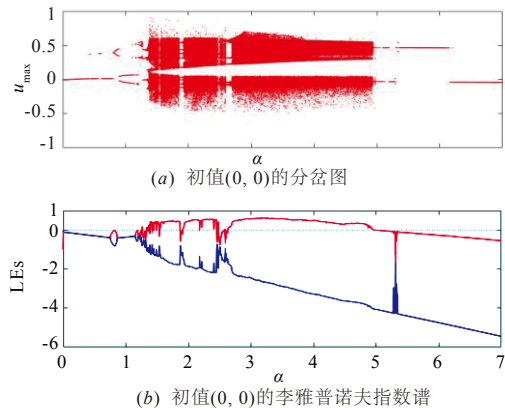


图 3 模型(6)的分岔图与李雅普诺夫指数谱

需说明的是,当  $\alpha = 2.5$  时,图 3 中的分岔图为混沌状态,而李雅普诺夫指数则为周期状态,出现了两者所描述的动力学行为不一致的现象,这是由于模型(6)在此参数处存在瞬态混沌现象. 选取四组典型状态下的参数  $\alpha$  的值,分别取 1、1.2、2 和 5,数值仿真得到三组共存的多周期极限环和一组混沌双涡卷吸引子的相平面图,如图 4 所示.

### 4 电路设计和实验验证

利用商用分立元器件,对自适应突触神经元简化模型进行模拟电路设计. 通过制作印刷电路板,将实验所需元器件焊接在印刷电路板上,由硬件实验验证数值仿真的正确性.

#### 4.1 模拟电路设计

自适应突触神经元简化模型所采用的两个激活函数是由不同偏移量的双曲正切函数表示的. 利用文献[18]可设计出所需激活函数的实现电路,如图 5(a)和 5(b)所示. 其中,电流源  $I_0$  可由三极管对、三个电阻和一个输入电压等效实现. 特别是,图 5(b)中  $\tanh(\cdot)$  单元模块的运算放大器  $U_i$  的反向输入端并联了一个输入偏置电压  $V_1$ ,运算放大器  $U_{o2}$  的反向输入端并联了一个输

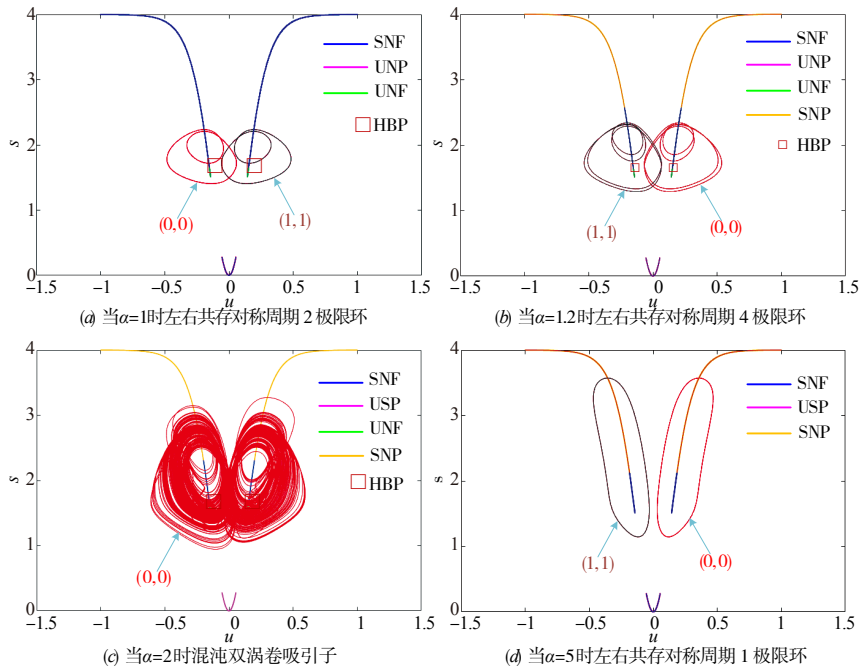


图4 不同参数 $\alpha$ 时在 $u-s$ 平面上的相轨图

出偏置电压  $V_2$ , 通过此连接方式, 构建了模型(6)激活函数  $G(\cdot)$  的电路模块.

在激活函数电路模块中, 电阻参数  $R = 10 \text{ k}\Omega$ ,  $R_F = 2.6 \text{ k}\Omega$ ,  $R_C = 1 \text{ k}\Omega$ ,  $R_k = 5 \text{ k}\Omega$ , 输入电压  $E = 15 \text{ V}$ , 电流源  $I_0 = 1.10 \text{ mA}$ , 以及偏置电压  $V_1 = 1.5 \text{ V}$ ,  $V_2 = 1 \text{ V}$ . 当输入电压  $v_i$  时, 图 5(a) 和 5(b) 中激活函数电路模块的输入-输出关系可以描述为

$$\begin{aligned} F(v_i) &= m \tanh(\kappa v_i) \\ G(v_i) &= -\tanh[\kappa(v_i - V_1)] + 1 \end{aligned} \quad (14)$$

其中,  $m = R/R_k = 2$ ,  $\kappa = R_F/2RV_T = 5 \text{ V}^{-1}$ . 因此, 式(5)描述的简化激活函数是可以用商用分立元器件来实现的.

基于图 5(a) 和 5(b) 所示的激活函数电路模块, 可设计出图 5(c) 的自适应突触神经元简化模型的主电路. 与文献[16]所设计的激活函数电路模块相比, 图 5 中的简化激活函数电路模块节省了 37 个电阻、8 个三极管、9 个运算放大器、2 个偏置电压, 大大减少了实验成本以及实现电路的复杂度. 以两个积分通道中的电容电压  $v_u$  和  $v_s$  为状态变量, 其电路方程描述为

$$\begin{aligned} RC \frac{dv_u}{dt'} &= -v_u + g_2 F(v_u) G(v_s) + V_1(t') \\ RC \frac{dv_s}{dt'} &= -\frac{R}{R_{a1}} v_s + \frac{g_1 R}{R_{a2}} G^2(v_s) \end{aligned} \quad (15)$$

令  $t' = RCt$ , 进行时间尺度变换, 则工作频率  $f = F/(RC)$ . 外部输入电压可重写为

$$V_1(t') = A \sin(2\pi f t') \quad (16)$$

实验中选取积分时间常数为  $RC = 10 \text{ k}\Omega \times$

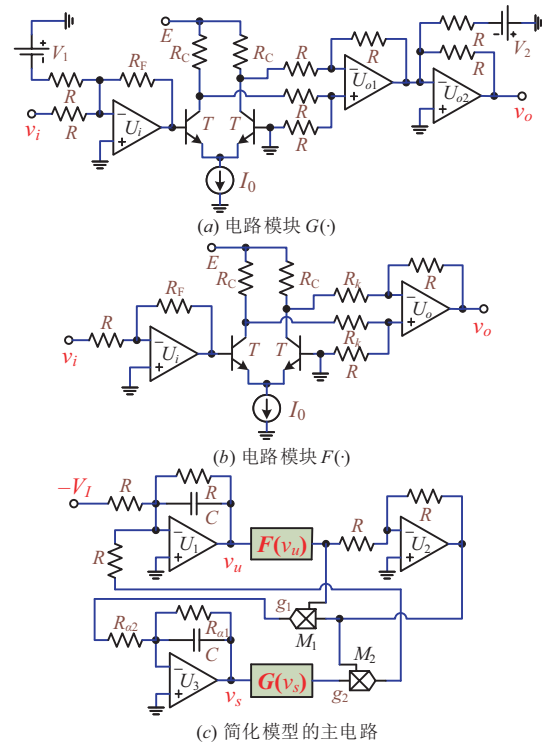


图5 自适应突触神经元简化模型的模拟实现电路

$100 \text{ nF} = 1 \text{ ms}$ . 因此实际工作频率为  $f = F/(RC) = 1 \text{ kHz}$ . 另外, 乘法器增益选取  $g_1 = g_2 = 1$ . 本次实验选取参数  $\alpha = 1, 1.2, 2$  和  $5$  作为例子, 它们所对应的理论阻值分别为  $R_{a1} = R_{a2} = 10 \text{ k}\Omega, 8.33 \text{ k}\Omega, 5 \text{ k}\Omega$  和  $2 \text{ k}\Omega$ .

#### 4.2 硬件实验验证

硬件实验采用精密可调电位器、贴片电阻、陶瓷电

容、三极管 MPS2222、运算放大器 (TL082CP 和 AD711JN)、乘法器 AD633 和  $\pm 15\text{ V}$  直流电压源。根据图 5 原理图,利用 Altium Designer 绘制实验所需的印刷电路板。自适应突触神经元简化模型的硬件实验电路板如图 6 所示。此外,在供电电压源两端并联 1 个  $100\text{ nF}$  的电容,起高频滤波作用。

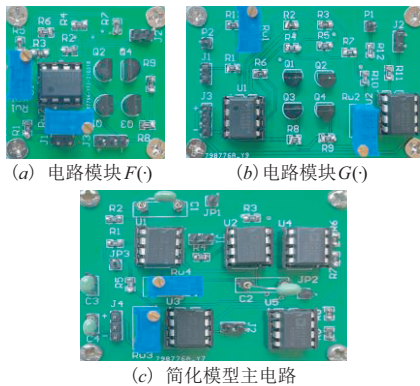


图 6 自适应突触神经元简化模型的硬件实验电路板

通过数字示波器可以测试出简化激活函数电路模块的传输特性曲线。在硬件实验测量中, $F(\cdot)$  模块的  $R_F$  为  $2.43\text{ k}\Omega$ ,  $R_w$  (调节电流源  $I_0$ ) 为  $9.35\text{ k}\Omega$ ;  $G(\cdot)$  模块的  $R_G$  为  $2.57\text{ k}\Omega$ ,  $R_w$  为  $10.27\text{ k}\Omega$ 。两个电路模块的参数不一致是硬件实验的寄生参数、测量误差等因素所导致的。

将调好的简化激活函数电路模块连接到积分通道主电路中,外接信号发生器所产生的正弦信号  $V_i = \sin(2000\pi t)$  V,以及连接  $\pm 15\text{ V}$  直流电压源至各电路模块中。当  $R_{\alpha 1}$  和  $R_{\alpha 2}$  分别为四组阻值时 (对应于  $\alpha = 1, 1.2, 2$  和  $5$ ),实验捕获的在  $v_u - v_s$  平面上的相轨图如图 7 所示,实验结果与图 4 的数值仿真结果一致。同样地,因寄生参数和测量误差等因素的影响,  $R_{\alpha 1}$  和  $R_{\alpha 2}$  的实际阻值与理论阻值存在一定差异。

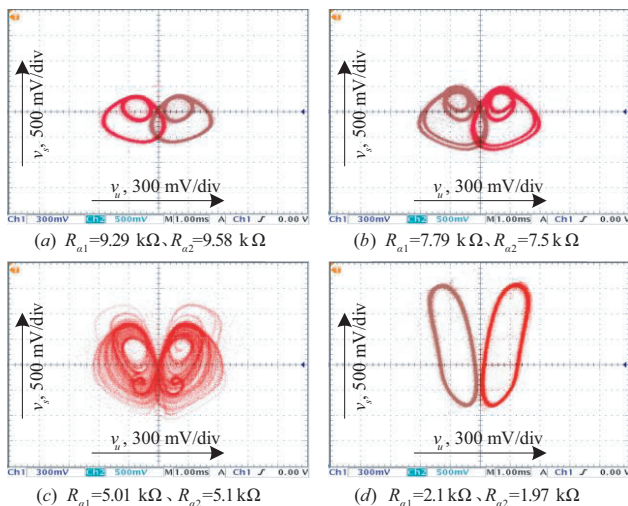


图 7 当  $R_{\alpha 1}$ 、 $R_{\alpha 2}$  为不同阻值时,实验捕获的相轨图

### 5 结论

自适应突触神经元主要放电活动时,两个激活函数只呈现出局部曲线特征。基于激活函数的局部曲线特征,本文采用两个简化激活函数拟合原有的激活函数,提出了一种自适应突触神经元简化模型。简化模型有效降低了自适应突触神经元的理论分析复杂度和硬件电路实现成本,且有利于大规模神经网络的集成电路设计。本文阐述了平衡点稳定性的演化机理,外部刺激的变化使得稳定和不稳定平衡态经由 Hopf 分岔发生了转移。数值仿真观察到了自适应突触神经元在不同参数时所呈现的丰富放电行为。最后,设计了模拟实现电路,制作了印刷电路板,并进行了硬件实验。实验结果与数值仿真完全一致,验证了该方案的可行性。

### 参考文献

- [1] IZHKEVICH E M. Neural excitability, spiking and bursting[J]. International Journal of Bifurcation and Chaos, 2000, 10(6): 1171-1266.
- [2] 蔺想红, 张田文. 分段线性脉冲神经元模型的动力学特性分析[J]. 电子学报, 2009, 37(6): 1270-1276.  
LIN X H, ZHANG T W. Dynamical properties of piecewise linear spiking neuron model[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(6): 1270-1276. (in Chinese)
- [3] MA J, TANG J. A review for dynamics in neuron and neuronal network[J]. Nonlinear Dynamics, 2017, 89(3): 1569-1578.
- [4] BEAN B P. The action potential in mammalian central neurons[J]. Nature Reviews Neuroscience, 2007, 8(6): 451-465.
- [5] DONG D W, HOPFIELD J J. Dynamic properties of neural networks with adapting synapses[J]. Network: Computation in Neural Systems, 1992, 3(3): 267-283.
- [6] SUGASE-MIYAMOTO Y, LIU Z, WIENER M C, et al. Short-term memory trace in rapidly adapting synapses of inferior temporal cortex[J]. PloS Computational Biology, 2008, 4(5): e1000073.
- [7] HOPFIELD J J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 1982, 79(8): 2554-2558.
- [8] CHEN C J, CHEN J Q, BAO H, et al. Coexisting multi-stable patterns in memristor synapse-coupled Hopfield neural network with two neurons[J]. Nonlinear Dynamics, 2019, 95(4): 3385-3399.
- [9] 张耀锋, 孙以材, 邢晓辉. 基于人工神经网络的压力传感器的温度补偿[J]. 电子学报, 2008, 36(2): 358-361.  
ZHANG Y F, SUN Y C, XING X H. The temperature com-

pensation for pressure sensor based on artificial neural network[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(2): 358-361. (in Chinese)

- [10] SHARMA S, SHARMA S, SCHOLAR U G, et al. Activation functions in neural networks[J]. International Journal of Engineering Applied Sciences and Technology, 2020, 4(12): 310-316.
- [11] HIKAWA H. A digital hardware pulse-mode neuron with piecewise linear activation function[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2003, 14(5): 1028-1037.
- [12] APICELLA A, DONNARUMMA F, ISGRÒ F, et al. A survey on modern trainable activation functions[J]. Neural Networks, 2021, 138: 14-32.
- [13] 陈军, 李春光. 具有自适应反馈突触的神经元模型中的混沌: 电路设计[J]. 物理学报, 2011, 60(5): 050503(1-8).  
CHEN J, LI C G. Chaos in a neuron model with adaptive feedback synapse: Electronic circuit design[J]. Acta Physica Sinica, 2011, 60(5): 050503(1-8). (in Chinese)
- [14] HAYATI M, NOURI M, HAGHIRI S, et al. Digital multiplierless realization of two coupled biological Morris-Lecar neuron model[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I, 2015, 62(7): 1805-1814.
- [15] JOKAR E, ABOLFATHI H, AHMADI A, et al. An efficient uniform-segmented neuron model for large-scale neuromorphic circuit design: Simulation and FPGA synthesis results[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I, 2019, 66(6): 2336-2349.
- [16] BAO B C, ZHU Y X, LI C Q, et al. Global multistability and analog circuit implementation of an adapting synapse-based neuron model[J]. Nonlinear Dynamics, 2020, 101(2): 1105-1118.
- [17] 闵富红, 王珠林, 曹弋, 王恩荣. 基于双曲函数的双忆阻器混沌电路多稳态特性分析[J]. 电子学报, 2018, 46(2): 486-494.  
MIN F H, WANG Z L, CAO Y, WANG E R. Multistability analysis of a dual-memristor circuit based on hyperbolic function[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(2): 486-494. (in Chinese)
- [18] BAO B C, HOU L P, ZHU Y X, WU H G, CHEN M. Bifurcation analysis and circuit implementation for a tabular learning neuron model[J]. International Journal of Electronics and Communications, 2020, 121: 153235(1-10).

### 作者简介



**朱永鑫** 男, 1997年9月生于安徽亳州. 现为常州大学微电子与控制工程学院硕士研究生. 主要研究方向为神经元功能性电路.

E-mail: zhuyx1217@163.com



**徐 权** 男, 1983年2月生于江苏连云港. 现为常州大学副教授、硕士生导师. 主要研究方向为神经元功能性电路、非线性电路与系统等.

E-mail: xuquan@cczu.edu.cn



**陈 墨** 女, 1982年9月生于江苏泰州. 现为常州大学副教授、硕士生导师. 主要研究方向为神经网络与同步、非线性电路与系统等.

E-mail: mchen@cczu.edu.cn



**侯莉萍** 女, 1994年10月生于安徽宿州. 现为常州大学微电子与控制工程学院硕士研究生. 主要研究方向为神经元功能性电路.

E-mail: ly1124026522@163.com



**包伯成** 男, 1965年7月生于江苏常州. 现为常州大学教授、博士生导师. 主要研究方向为神经元功能性电路、神经网络与同步、非线性电路与系统、电能变换与控制技术等.

E-mail: mervinbao@126.com