

禁忌学习神经元模型的电路设计 及其动力学研究*

陈军¹⁾²⁾ 李春光^{2)†}

1)(定西师范高等专科学校物理与电子工程学系,定西 743000)

2)(浙江大学信息与电子工程学系,杭州 310027)

(2010年4月30日收到;2010年5月26日收到修改稿)

对禁忌学习混沌神经元模型进行了详细的电路设计,包括单神经元、具有线性相似函数的双神经元以及具有二次相似函数的双神经元模型,并运用 EWB(Electronic Workbench)电路仿真软件对所设计的电路进行了仿真,研究了电路中的 Hopf 分叉和混沌等非线性动力学现象,通过与数值仿真结果的比对验证了所设计电路的正确性与合理性.

关键词: 禁忌学习, 神经元, 电路设计, 动力学

PACS: 05.45.-a

1. 引言

作为大脑基本组成单元的神经元可以产生复杂的动力学行为,如分叉和混沌等.在生物和人工神经网络的模型中,对非线性动力学的研究都十分重要.一方面,很多动力学现象,包括混沌,被认为在脑信息处理和认知功能等方面起着重要的作用^[1],可以为脑功能的理解提供神经动力学方面的解释;另一方面人工神经网络中的混沌现象也可在工程中得到广泛应用,如在优化计算、保密通信、密码学等方面.

近年来,神经网络中的分叉和混沌得到了广泛研究.例如,文献[2]研究了四个神经元的混沌神经网络;文献[3]在具有三个神经元的细胞神经网络中发现了混沌行为;文献[4]发现了在三个神经元的迟滞 Hopfield 型神经网络中的混沌现象;文献[5]对三维一般神经网络模型的混沌现象进行了考察;文献[6—8],对各种时滞神经网络的分岔和混沌行为进行了研究.基于神经网络学习算法的混沌现象的研究也有报道^[9].此外,在神经元模型以及混沌神经网络的电路实现方面也有不少研究^[10—12].

禁忌学习神经网络^[13]是一种采用禁忌搜索算

法^[14,15]的思想进行全局优化的神经网络模型.它通过不断增加当前网络状态邻近的能量值去惩罚那些已经被搜索过的状态,使得轨迹越过局部最小值而趋向于那些尚未被访问区域,实现解空间的有效搜索.不像大多数基于神经网络的优化方法,禁忌学习方法的目标不是促使网络收敛到最优状态或接近最优解,而是使网络在解空间中进行广泛搜索.一个自然的问题是禁忌学习神经网络的搜索轨迹会有什么特点呢?文献[16]从非线性动力学的观点对禁忌学习神经网络的状态轨迹进行了研究,发现了其中的 Hopf 分叉和混沌等动力学行为.

本文研究禁忌学习神经元的电路设计问题,分别对单神经元、具有线性相似函数的双神经元、以及具有二次相似函数的双神经元模型详细进行了电路设计研究,同时运用 EWB(Electronic Workbench)软件^[17]对所设计的神经元电路进行了仿真,并对电路中的 Hopf 分叉和混沌等非线性动力学现象进行了研究.

2. 禁忌学习神经网络模型

在许多优化问题中利用 Hopfield 神经网络模型

* 国家自然科学基金(批准号:60871094)和全国优秀博士学位论文作者专项资金(批准号:2007B42)资助的课题.

† 通讯联系人. E-mail: cgli@zju.edu.cn

$$C_i \dot{u}_i = -\frac{1}{R_i} u_i + \sum_j T_{ij} V_j + I_i, \quad (1)$$

通过最小化以下能量函数来求得问题的解

$$E_0 = -\frac{1}{2} \sum_i \sum_j T_{ij} V_i V_j - \sum_i I_i V_i + \sum_i \frac{1}{R_i} \int_0^{u_i} f^{-1}(s) ds, \quad (2)$$

式中 $V_i = f(u_i)$, $f(\cdot)$ 是激活函数, u_i 是第 i 个神经元的状态, C_i 和 R_i 为正常数, T_{ij} 是第 j 个神经元到第 i 个神经元的连接权, I_i 表示对第 i 个神经元的输入电流.

在禁忌学习中, 能量 E_0 在其当前状态的邻域内不断增大. 在 t 时刻, 能量函数为

$$E_t = E_0 + F_t(\mathbf{V}), \quad (3)$$

这里, 惩罚项 $F_t(\mathbf{V})$ 为

$$F_t(\mathbf{V}) = \beta \int_0^t e^{\alpha(s-t)} P(\mathbf{V}, \mathbf{V}(s)) ds,$$

式中 α 和 β 是正常数, $P(\mathbf{V}, \mathbf{W})$ 是向量 \mathbf{V} 和 \mathbf{W} 相似程度的度量, 即相似函数, 当 $\mathbf{V} = \mathbf{W}$ 时, $P(\mathbf{V}, \mathbf{W})$ 最大. 因此, 搜索的结果若与那些已访问过的状态越接近, 则惩罚项的值越大, 这就使得搜索朝着未被访问过的状态进行. 惩罚项中的指数项是为了防止积分增加到无穷大, 并且对于已访问过的状态, 再次搜索间隔的时间越短 (t 和 s 差值越小), 惩罚项的值也越大, 这就使得网络具有快速脱离局部极小点的能力.

在解决优化问题时, 记忆力衰退率 α 和学习速率 β 必须小心地选择. 如果 α 太大, 则已访问过的状态很可能被重新访问; 但如果它太小, 网络可能需要很长一段时间才能越过局部最小值. 此外, β 选择必须以获得寻找最低 E_0 状态和最小化的 $F_t(\mathbf{V})$ 之间的平衡状态为准. 一个可能的相似函数 $P(\mathbf{V}, \mathbf{W})$ 定义为^[13]

$$P_1(\mathbf{V}, \mathbf{W}) = \sum_i (1 - V_i W_i), \quad (4)$$

其中 V_i 和 W_i 分别是向量 \mathbf{V} 和 \mathbf{W} 的分量, 对 \mathbf{V} 而言, 它是线性的, 故称为线性相似函数. $P_1(\mathbf{V}, \mathbf{W})$ 的缺点是它对那些不靠近 \mathbf{W} 的向量惩罚太大. 一个更好的相似函数可选为^[13]

$$P_2(\mathbf{V}, \mathbf{W}) = \frac{1}{2} \sum_i \sum_{j \neq i} (1 + V_i W_i)(1 + V_j W_j), \quad (5)$$

这是一个二次相似函数, 对 \mathbf{V} 而言是二次的. 它产生二次惩罚项 $F_t(\mathbf{V})$.

如果选择线性相似函数, 则神经网络的状态方

程^[13]为

$$C_i \dot{u}_i = -\frac{1}{R_i} u_i + \sum_j T_{ij} V_j + I_i - \frac{\partial F_t(\mathbf{V})}{\partial V_i} = -\frac{1}{R_i} u_i + \sum_j T_{ij} V_j + I_i + J_i(t), \quad (6)$$

其中

$$J_i(t) = -\beta \int_0^t e^{\alpha(s-t)} V_i(s) ds,$$

所以, J_i 满足如下学习方程

$$\dot{J}_i = -\alpha J_i - \beta V_i. \quad (7)$$

如果选择二次相似函数, 则神经网络的状态方程为

$$C_i \dot{u}_i = -\frac{1}{R_i} u_i + \sum_j T_{ij} V_j + I_i - \frac{\partial F_t(\mathbf{V})}{\partial V_i} = -\frac{1}{R_i} u_i + \sum_j (T_{ij} + S_{ij}(t)) V_j + I_i + J_i(t). \quad (8)$$

n 为神经元数目, 当 $i=j$ 时, $S_{ii}(t) = 0$, 故 $S_{ij}(t)$, $i \neq j$ 及 $J_i(t)$ 满足如下学习方程:

$$\dot{S}_{ij} = -\alpha S_{ij} - \beta V_i V_j, \quad (9)$$

$$\dot{J}_i = -\alpha J_i - \beta(n-1)V_i. \quad (10)$$

3. 禁忌学习神经元模型的电路设计与仿真

我们参考了文献[18—35]等, 在本节中分别设计了单神经元、具有线性相似函数的双神经元和二次相似函数的双神经元模型禁忌学习电路, 并运用 EWB 软件对其进行电路仿真, 下边分别加以介绍.

3.1. 双曲正切函数电路设计与仿真

在电路设计中, 我们采用一个实现双曲正切函数功能的更加实用的电路^[10], 如图 1 示. 为了方便, 我们称之为 $\tanh(\cdot)$ 模块单元电路.

对图 1 分析得出电路的状态方程为

$$V_{\text{out}} = \left(\frac{R_8}{2R_6} - \frac{R_8}{2R_5} \right) \times \tanh\left(\frac{R_2}{2V_i R_1} V_{\text{in}} \right), \quad (11)$$

$$\frac{1}{R_5} + \frac{1}{R_8} = \frac{1}{R_6} + \frac{1}{R_7}, \quad (12)$$

其中 V_{in} 和 V_{out} 分别为 $\tanh(\cdot)$ 模块单元电路的输入电压和输出电压, U_1 和 U_2 为 LM741 型电子集成运算放大器, 它与线性电阻、电容搭配完成电路的加、减运算, $R_1 = R_5 = R_6 = R_7 = R_8 = 10 \text{ k}\Omega$, $R_2 = 520 \Omega$,

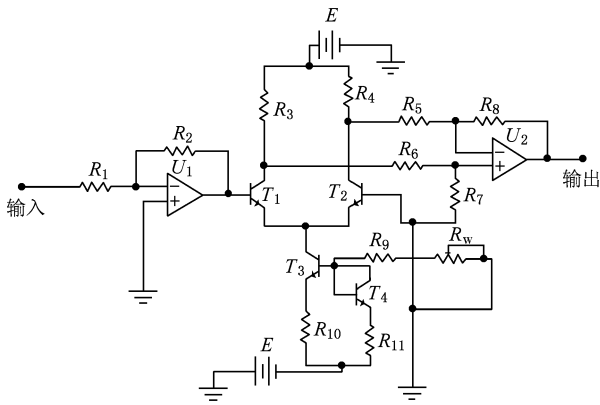


图1 tanh(·) 模块单元电路图

$R_3 = R_4 = 1 \text{ k}\Omega$, $R_{10} = R_{11} = 2 \text{ k}\Omega$, $R_9 = 5 \text{ k}\Omega$, R_w 为 1—10 k Ω 范围内可变的电阻器, T_1, T_2, T_3, T_4 为 TN2219A 型双极型晶体三极管, 其中, $T_3, T_4, R_9, R_{10}, R_{11}, R_w$ 组成的比例恒流源电流约为 1.1 mA, E 为电源, 其电压均为 12 V, 则(12)式的电路状态方程变为

$$V_{\text{out}} = \tanh(V_{\text{in}}), \quad (13)$$

即实现函数 $f(x) = \tanh(x)$ 的功能.

此电路的设计我们用配对的双极型三极管及电阻器件作为恒流源负载, 实验中 R_w 值可方便地改动, 使整个实验的可控制性得到改善, 操作便利, 同时降低实验成本. 我们采用 EWB 软件对电路进行仿真实验, 其结果如图 2 所示.

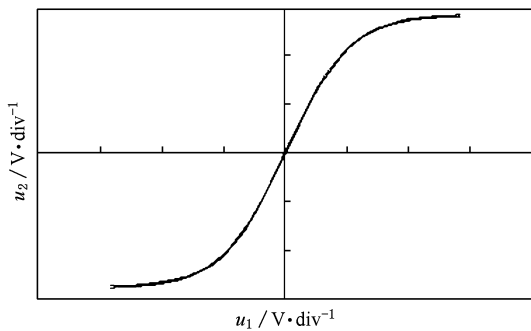


图2 tanh(·) 仿真图

3.2. 单神经元禁忌学习模型的电路设计与仿真

对单神经元模型的禁忌学习神经网络而言, 在(6), (7)式中取 $C = 1, R = 1$ 、外部输入量 $I = 0$, 则有

$$\begin{aligned} \dot{x} &= -x + af(x) + y, \\ \dot{y} &= -\alpha y - \beta f(x), \end{aligned} \quad (14)$$

这里, a, α 和 β 都是正常数. 当取 $a = 1.6, \beta = 0.5$ 、函

数 $f(x) = \tanh(x)$ 时, 系统(14)转化为

$$\begin{aligned} \dot{x} &= -x + 1.6 \tanh(x) + y, \\ \dot{y} &= -\alpha y - 0.5 f(x). \end{aligned} \quad (15)$$

在 EWB 软件环境下, 为了将系统(15) 转化成电子电路, 我们通过线性电阻、线性电容、电子集成运算放大器 LM741 和 $\tanh(\cdot)$ 模块单元电路等器件来设计实现. 其中运算放大器与线性电阻、电容搭配完成电路的加、减、微分及反相运算, $\tanh(\cdot)$ 模块单元电路实现双曲正切函数的功能, 从而产生双曲正切曲线, 电源电压均为 12 V. 根据系统(15) 和电路基本原理以及各个元件的特性, 转换成相应电路元件, 其电路如图 3 所示. 电路中全部元器件均选用 EWB (Multisim10) 中理想的虚拟电子元件. 根据理想运算放大器的基本特性, 由图 3 推导出系统(15) 的电路数学模型如下:

$$\begin{aligned} \frac{du_1}{dt} &= -\frac{u_1}{R_3 C_1} + \frac{R_1}{R_2 R_3 C_1} \tanh(u_1) + \frac{R_7}{R_3 R_8 C_1} u_2, \\ \frac{du_2}{dt} &= -\frac{R_{10}}{R_w R_9 C_2} u_2 - \frac{R_6}{R_5 R_9 C_2} \tanh(u_1), \end{aligned} \quad (16)$$

其中要求, $\frac{1}{R_w} + \frac{1}{R_{p2}} = \frac{1}{R_{11}} + \frac{1}{R_{10}}, \frac{1}{R_5} + \frac{1}{R_{p1}} = \frac{1}{R_4} + \frac{1}{R_6}$,

这里, 电阻值分别取 $R_1 = 16 \text{ k}\Omega, R_2 = R_4 = R_6 = R_{10} = R_{11} = 10 \text{ k}\Omega, R_3 = R_9 = 1 \text{ M}\Omega, R_5 = 20 \text{ k}\Omega, R_{p1} = 6.778 \text{ k}\Omega, R_{p2}$ 为 1 k Ω 范围内可调的电阻器, 电容值取 $C_1 = C_2 = 1 \text{ }\mu\text{F}, R_w$ 为 10—550 k Ω 范围内可调的电阻器, R_w 的作用是相当于改变系统(15) 中的 α 参数值.

令 $u_1 = x, u_2 = y$, 则系统(15) 和(16) 是等价的.

在图 3 的电路中, 我们方便地改变可变电阻的值. 当 $R_{p2} = 7.692 \text{ k}\Omega, R_w = 14.286 \text{ k}\Omega$, 即对应于系统(15) 中 $\alpha = 0.7$ 时, 我们采用 EWB 仿真软件, 对

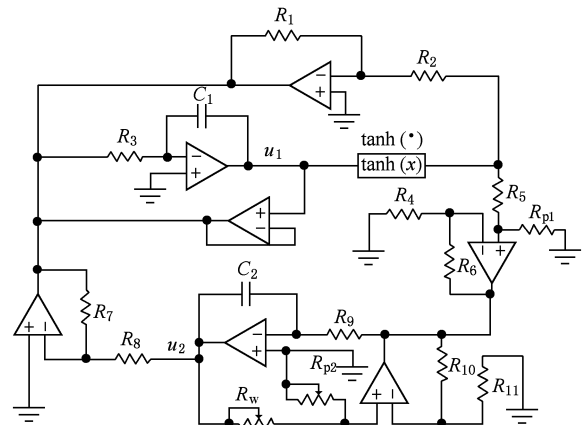


图3 系统(15) 的电路原理图

设计电路进行仿真实验,其结果如图4所示,可见平衡点(0,0)是稳定点.当 α 减小,经过临界值 $\alpha_0 = 0.6$ 时,平衡点失去了稳定性,发生了Hopf分叉.改变电路中 R_{p2} 和 R_w 的阻值,使其分别为5.051和500 k Ω ,其对应于改变系统(15)的 $\alpha = 0.02$ 时,结

果如图5示,可见周期轨道是稳定的.同样, R_{p2} 和 R_w 的阻值分别为6.667和20 k Ω ,即 $\alpha = 0.5$ 时,相位图和波形图如图6所示.通过比较图5和6,可知 $\alpha = 0.5$ 比 $\alpha = 0.02$ 的周期长.这些结果都与文献[16]中的理论相符合.

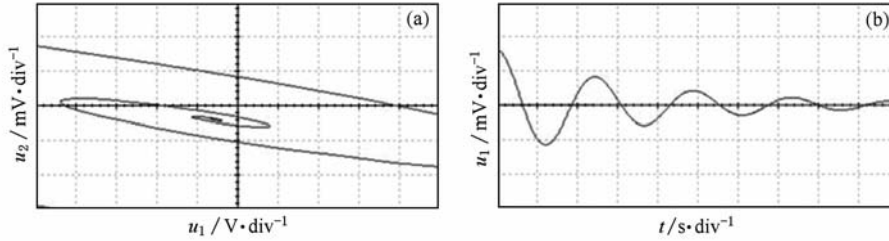


图4 $\alpha = 0.7$ 时系统(15)的仿真实验 (a) u_1-u_2 (即 $x-y$)相图,(b) $t-u_1$ 即($t-x$)波形图

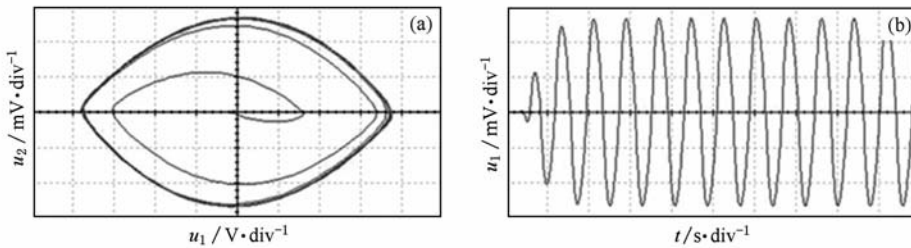


图5 $\alpha = 0.02$ 时系统(15)的仿真实验 (a) u_1-u_2 (即 $x-y$)相图,(b) $t-u_1$ 即($t-x$)波形图

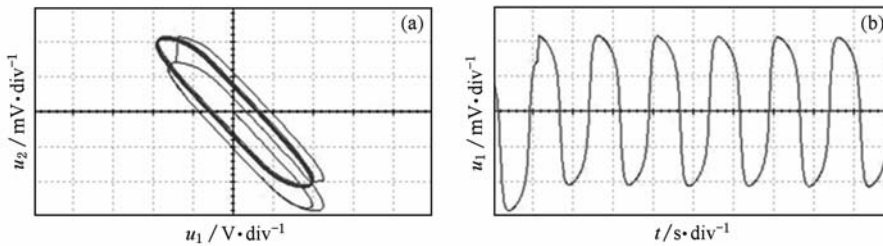


图6 $\alpha = 0.5$ 时系统(15)的仿真实验 (a) u_1-u_2 (即 $x-y$)相图,(b) $t-u_1$ 即($t-x$)波形图

3.3. 线性相似函数的双神经元模型的电路设计

对线性相似函数的双神经元模型而言,令(6)和(7)式中参数 $C_1 = C_2 = 1, R_1 = R_2 = 10, I_1 = I_2 = 0, \alpha = 0.1, \beta$ 为可变参量,令矩阵的权 T 为

$$T = \begin{bmatrix} 0.1 & 0.5 \\ -1 & 2 \end{bmatrix},$$

激活函数 $V_i = f(u_i) = \tanh(5u_i)$,则得如下四个方程:

$$\begin{aligned} \dot{u}_1 = & -0.1u_1 + 0.1 \tanh(5u_1) \\ & + 0.5 \tanh(5u_2) + J_1, \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \dot{u}_2 = & -0.1u_2 - 0.1 \tanh(5u_1) \\ & + 2 \tanh(5u_2) + J_2, \end{aligned}$$

$$\dot{J}_1 = -0.1J_1 - \beta \tanh(5u_1),$$

$$\dot{J}_2 = -0.1J_2 - \beta \tanh(5u_2). \quad (17)$$

同理,根据系统(17)和电路基本理论以及各个

元件的特性,转换成电路元件,则设计出的电路如图7,图中 $\tanh(\cdot)$ 模块单元电路、电子集成运算放大器和电源均与前面讨论的相同,其电路的数学模型为

$$\frac{du_1}{dt} = -\frac{Ru_1}{R_3R_cC} + \frac{R_2}{RR_cC}\tanh\left(\frac{R_6}{R_4}u_1\right) + \frac{R_7}{RR_cC}\tanh\left(\frac{R_{11}}{R_8}u_2\right) + \frac{u_{j1}}{R_cC},$$

$$\frac{du_2}{dt} = -\frac{Ru_2}{R_{10}R_cC} - \frac{1}{R_cC}\tanh\left(\frac{R_6}{R_4}u_1\right) + \frac{R_{12}}{RR_cC}\tanh\left(\frac{R_{11}}{R_8}u_2\right) + \frac{u_{j2}}{R_cC},$$

$$\frac{du_{j1}}{dt} = -\frac{Ru_{j1}}{R_1R_cC} - \frac{R}{R_{w1}R_cC}\tanh\left(\frac{R_6}{R_4}u_1\right),$$

$$\frac{du_{j2}}{dt} = -\frac{Ru_{j2}}{R_{13}R_cC} - \frac{R}{R_{w2}R_cC}\tanh\left(\frac{R_{11}}{R_8}u_2\right). \quad (18)$$

电路中电容值和电阻值分别取 $C = 1 \mu\text{F}$, $R_c =$

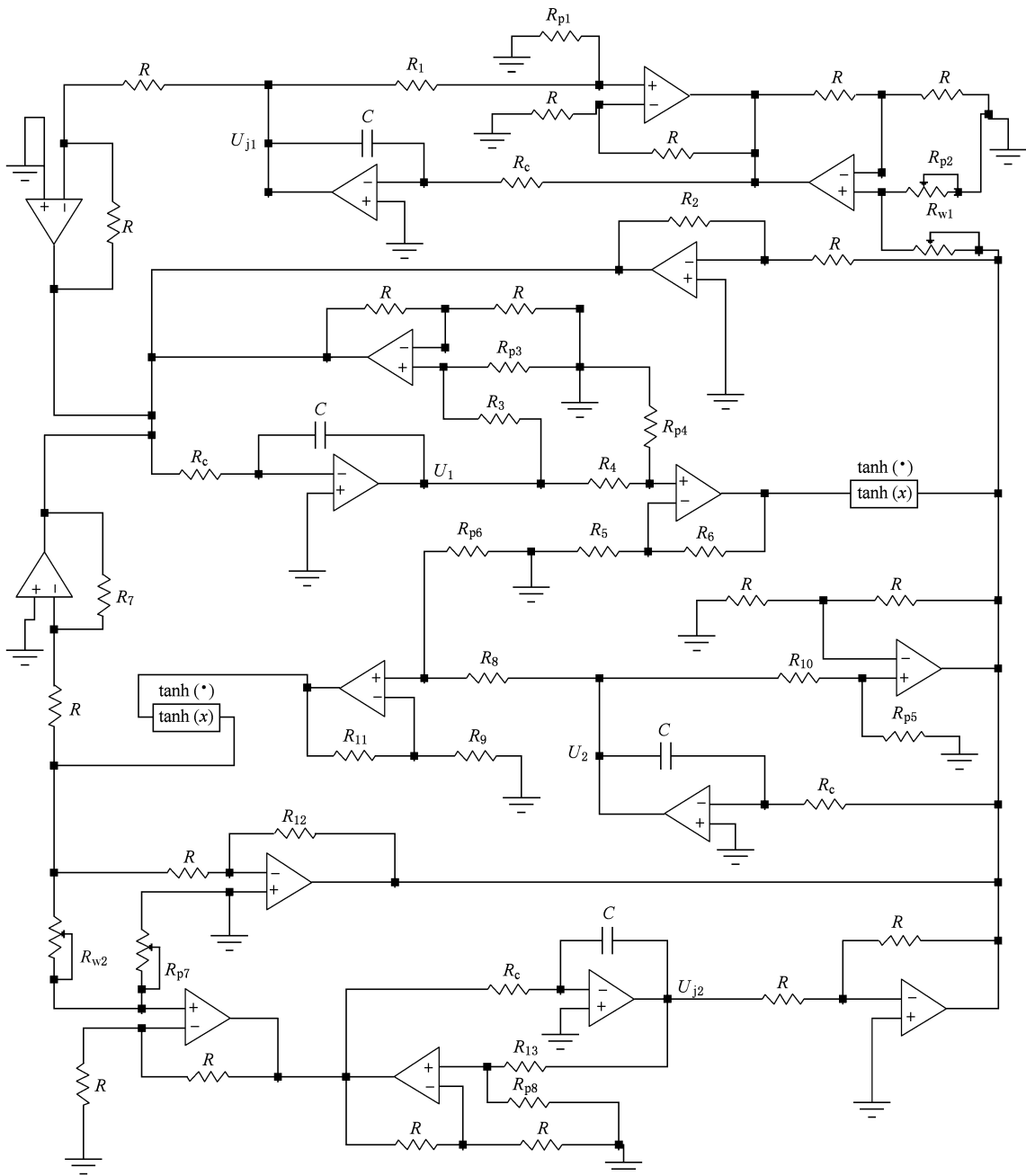


图7 系统(17)的电路原理图

1 MΩ, R = 10 kΩ, R₁ = R₃ = R₁₀ = R₁₃ = 100 kΩ, R₆ = R₁₁ = 5 kΩ, R₂ = R₄ = R₅ = R₇ = R₈ = R₉ = 1 kΩ, R₁₂ = 20 kΩ, R_{p1} = R_{p3} = R_{p5} = R_{p8} = 5.283 kΩ, R_{p4} = R_{p6} = 5 kΩ, R_{p2} = R_{p7} 为 3—12 kΩ 范围内可变的电阻器, R_{w1} = R_{w2} 为 1—120 kΩ 范围内可变的电阻器. 当改变 R_{p2}, R_{p7}, R_{w1} 和 R_{w2} 的阻值, 使 R_{p2} = R_{p7} = 5.263 kΩ, R_{w1} = R_{w2} = 100 kΩ, 即对应于系统 (17) 中 β = 0.1 时, 经 EWB 仿真实验, 结果如图 8 所示, 分别为 u₁—u_{j1}, u₂—u_{j1} 相图和 u₁ 的波形图. 当 R_{p2} = R_{p7} = 6.667 kΩ, R_{w1} = R_{w2} = 20 kΩ, 即 β = 0.5 时的实验结果如图 9 所示, 这种情况下是有周期解的, 但其解与 β = 0.1 时的不同. 当 R_{p2} = R_{p7} = 10 kΩ, R_{w1} = R_{w2} = 10 kΩ 即对应于 β = 1 时, 神经网络的轨道出现了混沌, 如图 10 所示 u₁—u_{j1}, u₂—u_{j1}, u₁—u₂ 和 t—u₁ 的二维混沌吸引的相平面图和波形图.

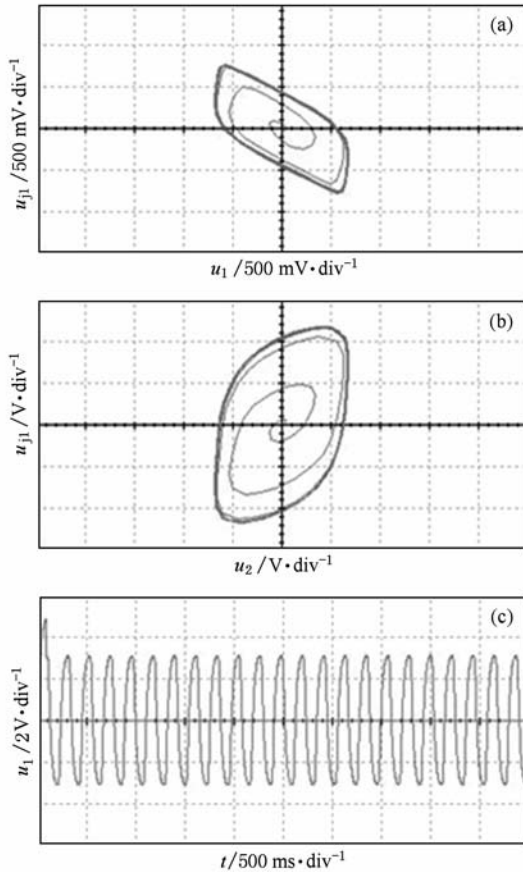


图 8 β = 0.1 时系统 (17) 的仿真实验 (a) u₁—u_{j1} 相图, (b) u₂—u_{j1} 相图, (c) t—u₁ 波形图

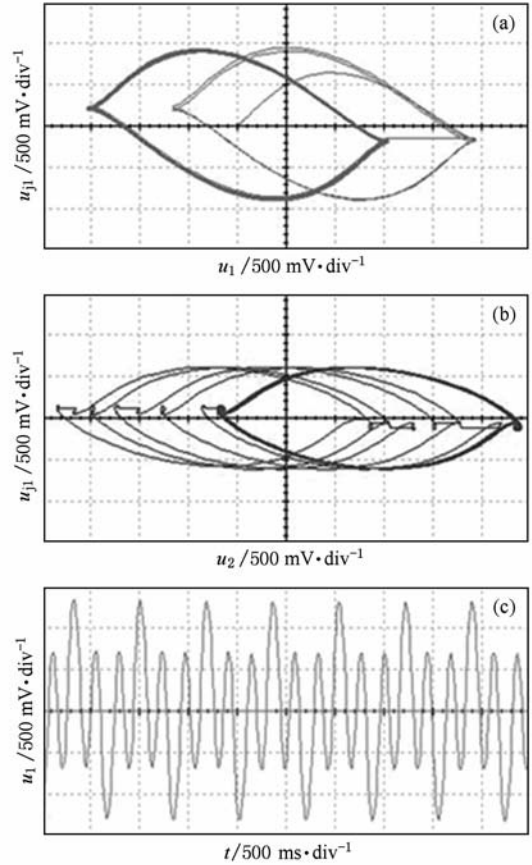


图 9 β = 0.5 时系统 (17) 的仿真实验 (a) u₁—u_{j1} 相图, (b) u₂—u_{j1} 相图, (c) t—u₁ 波形图

3.4. 二次相似函数的双神经元模型的电路设计与仿真

对二次相似函数的双神经元模型, 令模型 (8), (9) 和 (10) 式中 C₁ = C₂ = 1, R₁ = R₂ = 10, I₁ = I₂ = 0, α = 0.1, β = 100, 激活函数 V_i = f(u_i) = tanh(10u_i), 矩阵的权 T 为

$$T = \begin{bmatrix} 0 & 30 \\ 50 & 0 \end{bmatrix},$$

可得系统的状态方程为

$$\begin{aligned} \dot{u}_1 &= -0.1u_1 + (30 + S_{12}(t))\tanh(10u_2) + J_1(t), \\ \dot{u}_2 &= -0.1u_2 + (50 + S_{21}(t))\tanh(10u_1) + J_2(t), \\ \dot{S}_{12} &= -0.1S_{12} - 100\tanh(10u_1)\tanh(10u_2), \\ \dot{S}_{21} &= -0.1S_{21} - 100\tanh(10u_2)\tanh(10u_1), \\ \dot{J}_1 &= -0.1J_1 - 100\tanh(10u_1), \\ \dot{J}_2 &= -0.1J_2 - 100\tanh(10u_2). \end{aligned} \quad (19)$$

同理,系统模型(19)电路原理图如图 11 所示. 图中 $\tanh(\cdot)$, LM741 和电源与上述讨论的相同. 这里,为使系统(19)电路图简洁和实验方便,将 Integration 模块单元电路单独成为一个子电路,如图 12 所示. 模拟乘法器选为 AD633JN, 电路中其他参数取值为: $R_1 = R_2 = R_6 = R_7 = R_9 = R_{11} = R_{15} = R_{16} = R_{17} = R_{22} = R_{24} = R_{25} = 1 \text{ k}\Omega$, $R_3 = R_{p1} = R_{10} = R_{p3} =$

$R_{18} = 100 \text{ k}\Omega$, $R_4 = R_5 = R_8 = R_{p2} = R_{12} = R_{13} = R_{19} = R_{20} = R_{23} = R_{p5} = R_{26} = R_{27} = 10 \text{ k}\Omega$, $R_{14} = 30 \text{ k}\Omega$, $R_{21} = 50 \text{ k}\Omega$, $R = R_p = 10 \text{ k}\Omega$, $R_m = R_n = 100 \text{ k}\Omega$, $R_c = 10 \text{ k}\Omega$, $C = 1 \text{ }\mu\text{F}$.

运行 EWB 得到 u_1-u_{j1} , u_1-u_2 , $t-u_1$ 的相平面图和波形图,如图 13 所示,此时神经网络状态产生了混沌现象.

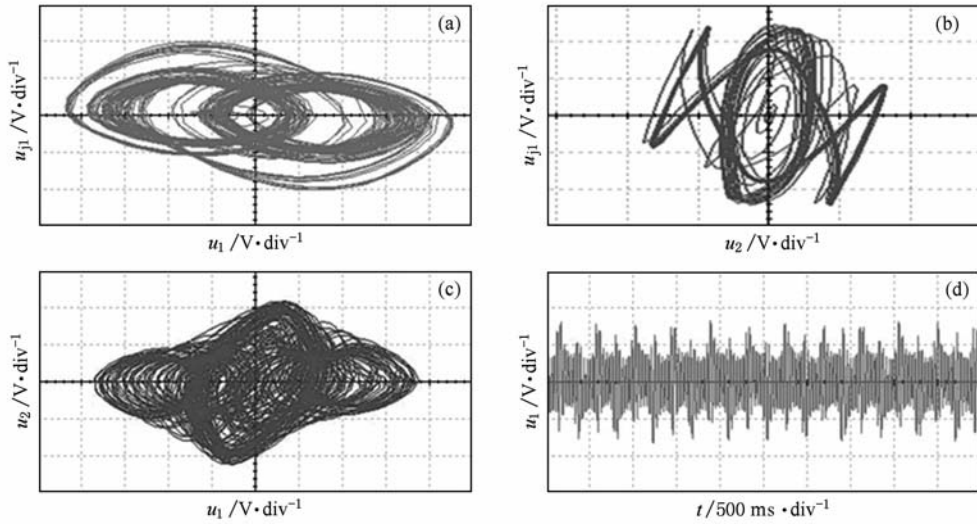


图 10 $\beta = 1$ 时系统(17)的仿真实验 (a) u_1-u_{j1} 相图, (b) u_2-u_{j1} 相图, (c) u_1-u_2 相图, (d) $t-u_1$ 波形图

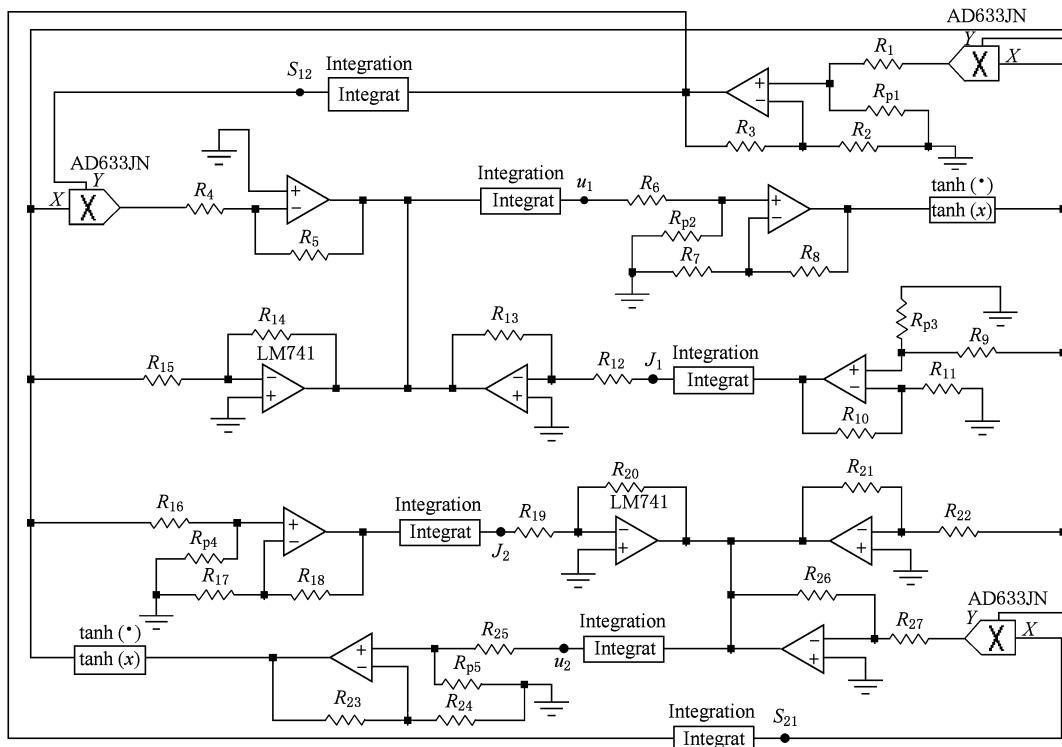


图 11 系统(19)的电路原理

4. 结 论

本文对禁忌学习神经元模型进行了电路设计, 推导出切实可行的电路参数. 在此基础上利用 EWB 电路仿真软件进行了仿真实验研究. 研究结果与文献[16]中数值仿真结果的一致性验证了所设计电路的正确性. 严格来说, 使用 EWB 进行的仿真仍然是一种数值仿真, 但由于它使用的仿真模型直接来自于实际硬件电路模型, 仿真结果与示波器从实际硬件电路得到的结果是十分相近的. 这些工作为继续研究非线性动力学系统电路设计及其应用打下了良好的基础.

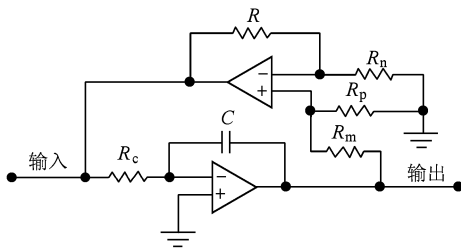


图 12 Integration 模块单元电路

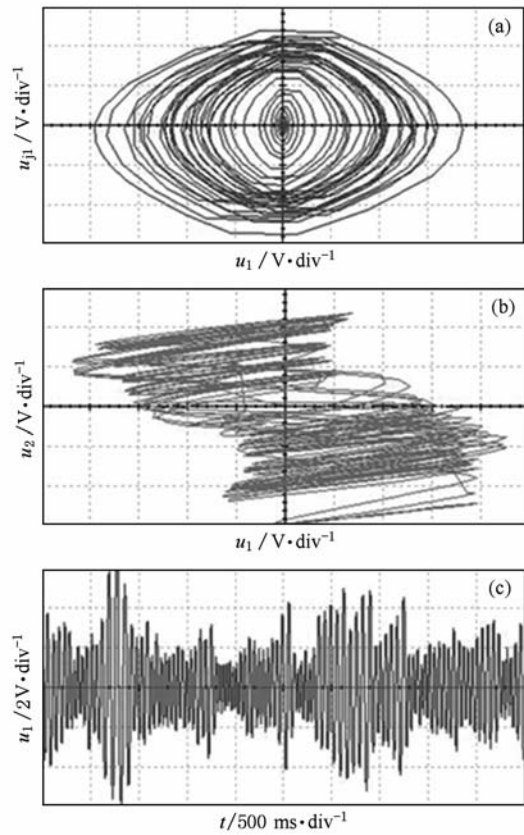


图 13 系统(19)的仿真实验 (a)相图 u_1-u_{11} , (b) u_1-u_2 相图, (c) $t-u_1$ 波形图

[1] Skarda C A, Freeman W J 1987 *Behav. Brain Sci.* **10** 161
 [2] Das I P K, Schieve W C, Zeng Z J 1991 *Phys. Lett. A* **161** 60
 [3] Zou F, Nossek J A 1993 *IEEE Trans. Circ. Sys.* **1** **40** 166
 [4] Li C G, Yu J B, Liao X F 2001 *Phys. Lett. A* **285** 368
 [5] Das A, Das P, Roy A B 2002 *Int. J. Bifurcat. Chaos* **12** 2271
 [6] Li C G, Chen G R, Liao X F, Yu J B 2004 *Eur. Phys. J. B* **41** 337
 [7] Olien L, Belair J 1997 *Phys. D* **102** 349
 [8] Lu H T 2002 *Phys. Lett. A* **298** 109
 [9] Li C G, Liao X F, Yu J B 2003 *Neurocomputing* **55** 731
 [10] Duan S K, Liao X F 2007 *Phys. Lett. A* **369** 37
 [11] Kohno T, Aihara K 2005 *IEEE Trans. on Neural Networks* **16** 754
 [12] Takemoto T, Kohno T, Aihara K 2007 *Int. J. Bifurcat. Chaos* **17** 459
 [13] Beyer D A, Ogier R G 1991 *Tabu Learning: A Neural Network Search Method for Solving Nonconvex Optimization Problems* (Singapore: Proc. of the IJCNN) p953
 [14] Glover F 1989 *ORSA J. Comput.* **1** 190
 [15] Glover F 1990 *ORSA J. Comput.* **2** 4
 [16] Li C G, Chen G R, Liao X F, Yu J B 2005 *Int. J. Bifurcat. Chaos* **15** 2633
 [17] Wang G H 2008 *Circuit Designing and Its Application of Multisim 10* (Beijing: National Defense Industry Publishing House) p122 (in Chinese) [王冠华 2008 Multisim10 电路设计及应用(北京:国防工业出版社)第 122 页]
 [18] Conti M, Turchetti C 1994 *IEEE Trans. Circuits Systems I* **41** 841
 [19] Carrasco-Robles M, Serrano L 2009 *Int. J. Cir. Theor. Appl.* **37** 613
 [20] Liu L, Su Y C, Liu C X 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 1966 (in Chinese) [刘凌、苏燕辰、刘崇新 2007 物理学报 **56** 1966]
 [21] Liu C X 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 6865 (in Chinese) [刘崇新 2007 物理学报 **56** 6865]
 [22] Hu G S 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 3734 (in Chinese) [胡国四 2009 物理学报 **58** 3734]
 [23] Jia H Y, Chen Z Q, Yuan Z Z 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 4469 (in Chinese) [贾红艳、陈增强、袁著祉 2009 物理学报 **58** 4469]

- [24] Tang L R, Li J, Fan B, Zhai M Y 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 785 (in Chinese) [唐良瑞、李 静、樊 冰、翟明岳 2009 物理学报 **58** 785]
- [25] Zhang R X, Yang S P 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 2957 (in Chinese) [张若洵、杨世平 2009 物理学报 **58** 2957]
- [26] Gang S J, Chen Z Q, Wu W J 2009 *Chin. Phys. B* **18** 1792
- [27] Zhou P, Cao Y X, Cheng X F 2009 *Chin. Phys. B* **18** 1394
- [28] Wang H X, Cai G L, Miao S, Tian L X 2010 *Chin. Phys. B* **19** 030509
- [29] Liu L, Su Y C, Liu C X 2006 *Acta Phys. Sin.* **55** 3933 (in Chinese) [刘 凌、苏燕辰、刘崇新 2006 物理学报 **55** 3933]
- [30] Luo X H, Zhou W, Li R, Liang Y L, Lou M W 2009 *Chin. Phys. B* **18** 2168
- [31] Ma W Q, Yang C H 2005 *Acta Phys. Sin.* **54** 1064 (in Chinese) [马文麒、杨承辉 2005 物理学报 **54** 1064]
- [32] Cai G L, Tan Z M, Zhou W H, Tu W T 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 6230 (in Chinese) [蔡国梁、谭振梅、周维怀、涂文桃 2007 物理学报 **56** 6230]
- [33] Chen Z Y, Zhang X F, Bi Q S 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 2326 (in Chinese) [陈章耀、张晓芳、毕勤胜 2010 物理学报 **59** 2326]
- [34] Chen J F, Tian X J, Shan J D 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 2281 (in Chinese) [陈菊芳、田小建、单江东 2010 物理学报 **59** 2281]
- [35] Zhang R X, Yang S P 2010 *Chin. Phys. B* **19** 020510

Circuit design of tabu learning neuron models and their dynamic behavior*

Chen Jun¹⁾²⁾ Li Chun-Guang^{2)†}

1) (Department of Physics and Electronic Engineering, Dingxi Teachers' College, Dingxi 743000, China)

2) (Department of Information Science and Electronic Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

(Received 30 April 2010; revised manuscript received 26 May 2010)

Abstract

The circuit design and implementation of neuron models have attracted much attention in recent years due to its importance in both theoretical studies and applications. In this paper, we designed electronic circuits for the recently proposed tabu learning chaotic neuron model, including the circuit design of single tabu learning neuron, a two-neuron system with linear proximity function, as well as a two-neuron system with quadratic proximity function. We used the electronic workbench (EWB) software to perform simulations of the designed circuits. We also studied the nonlinear behavior, especially the Hopf bifurcation and chaos, of the designed circuits. The consistency between the nonlinear behavior in the designed circuits and that in the numerical simulations demonstrates the correctness of the circuits design.

Keywords: tabu learning, neuron, circuit design, dynamics

PACS: 05.45.-a

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 60871094) and the Foundation for the Author of National Excellent Doctoral Dissertation of China (Grant No. 2007B42).

† Corresponding author. E-mail: cgli@zju.edu.cn