

神经网络中分布式电流诱导靶波机理研究*

胡柏林 马军[†] 李凡 蒲忠胜

(兰州理工大学物理系, 兰州 730050)

(2012年8月29日收到; 2012年9月14日收到修改稿)

以四变量的 Hodgkin-Huxley 神经元模型构建规则网络来研究分布式电流刺激诱导靶波问题. 在一个二维规则网络的局部方形区域输入恒定刺激电流 I_1 , 其余区域结点上的神经元输入刺激电流 I_2 来刻画分布式电流. 分别研究了耦合强度、刺激电流 I_1 作用区域 (受控神经元个数)、分布式电流梯度 ($\Delta I = I_1 - I_2$) 对靶波形成的影响. 研究发现: 刺激的区域越小, 需要的电流梯度 (ΔI) 越大; 耦合强度越大, 诱导靶波所需要的电流梯度 (ΔI) 也越大. 最后讨论了分布式电流作用和靶波的形成机理. 进一步研究发现, 诱导的靶波对通道噪声有较强的抗干扰性.

关键词: 靶波, 神经网络, 分布式电流

PACS: 87.19.lq, 87.18.Hf

DOI: 10.7498/aps.62.058701

1 引言

神经元是神经系统的基本单元, 神经元的放电行为具有丰富多样性^[1-8]. 单个神经元在噪声作用下可以诱发规则放电行为, 即发生相干共振^[9-11]. 分岔参数也可以诱发相干共振, 其原因在于系统的自组织, 即动态合作和竞争, 如文献[12]报道了分布式参数诱发时空混沌系统的关联共振行为. 如果同时施加周期信号和噪声, 在一定噪声强度下其信噪比^[13]可以达到最大即发生随机共振行为^[14-18]. 实际的神经系统包含众多的神经元, 神经元之间通过连接耦合来实现信号通信, 在神经网络中也发现随机共振和相干共振现象^[19-25]. 如 Wei 等^[19]发现拓扑和耦合强度也可诱发神经网络相干共振行为. Wang 等^[20]报道了延迟因子诱导的 Hodgkin-Huxley 神经网络的空间相干共振. 文献[21]研究了无标度网络中延迟诱发的多重随机共振. 神经元通过相互协作来应对外界信号刺激, 以便完成正常的生理功能.

靶波、螺旋波都是一种有序波, 在激发和振荡介质中都可以观察到靶波和螺旋波^[26-29]. 对于靶波而言, 一般用周期信号来刺激介质局部区域, 选

择恰当的角频率和刺激幅度, 持续的周期信号刺激则可以在介质内诱发靶波, 而能否形成稳定的靶波也依赖于介质的特性^[30]. 另外介质局部非均匀性也可以诱发靶波, 如文献[31]发现可激发介质中环形异质介质可以诱发靶波. 文献[32]则利用局部自耦合线性反馈诱导靶波并利用靶波来抑制螺旋波. 心脏中的窦房结射出的电信号在心肌组织中形成的行波以靶波传播, 这些靶波的波阵面如起振器一样来唤醒和改变心肌细胞生理电活动, 进一步协调心脏的节律收缩和舒张等^[33,34]. 心肌组织中的缺陷阻挡了靶波则容易诱导出螺旋波态, 在临床上对应这心率不齐和心动过速症状^[35,36]. 因此, 人们提出了多种方法来消除螺旋波和防止螺旋波破裂^[37-45], 并从不同角度来研究螺旋波的形成机理和特性^[46-49], 以便达到预防心颤的目的. 如文献[46]证实在恰当的电场作用下, 亚激发介质中的平面波断裂后可以诱发稳定旋转的螺旋波; 文献[47]报道了非均匀介质中内传的螺旋波演化问题. 文献[48]在离散可激发介质 Greenberg-Hasting 模型中引入交替行为, 发现交替导致螺旋波的形状振荡, 形成呼吸螺旋波, 交替使螺旋波漫游、漂移, 甚至使螺旋波漫游出系统的边界, 交替使螺旋波破碎形成小螺旋波、反靶波和时空混沌等. 文献[49]

* 国家自然科学基金 (批准号: 11265008) 资助的课题.

[†] 通讯作者. E-mail: hyperchaos@163.com

在大气压氩气介质阻挡放电中,首次通过跃变外加电压得到了稳定的靶波斑图,跃变再缓变升压之后得到的靶波斑图不稳定,其与螺旋波相互转换.

脑皮层中包含了数以万计的神经元,并非所有神经元在任何时刻都处于兴奋状态.神经元接收信息,处理信息编码和完成神经元之间的通信是个复杂的过程^[50-54].神经系统的应激反应是大量神经元之间相互协调的结果,因此,基于神经网络来研究神经元组的群体放电行为,探求其内在协调作用的机理具有重要的意义.如文献^[55-57]指出脑皮层中的螺旋波可使电信号穿越静息区域,如果离子通道受到一定程度阻塞则影响生物细胞正常生理电活动行为.

本文中以四变量的 Hodgkin-Huxley (HH)^[58] 神经元方程组为研究对象,该模型相对具有生物意义,如可以描述神经元膜片电位变化,特别是离子通道效应等.以 HH 神经元构造二维空间规则网络,研究分布式电流作用下神经网络中诱发的行波演化问题,探索分布式电流的生物机理,以及诱发的靶波产生的物理机理和生物意义等.

2 网络方程和方法

二维空间 Hodgkin-Huxley 神经元规则网络的动力学方程为^[56,57]

$$C_m \frac{dV_{ij}}{dt} = g_K n_{ij}^4 (V_K - V_{ij}) + g_{Na} m_{ij}^3 h_{ij} (V_{Na} - V_{ij}) + g_L (V_L - V_{ij}) + D(V_{i+1j} + V_{i-1j} + V_{ij+1} + V_{ij-1} - 4V_{ij}) + I_{ij}, \quad (1a)$$

$$\frac{dy_{ij}}{dt} = \alpha_y(V_{ij})(1 - y_{ij}) - \beta_y(V_{ij})y_{ij}, \quad (1b)$$

$(y = m, h, n),$

$$\alpha_m = a_m(V_{ij}) = \frac{0.1(V_{ij} + 40)}{1 - \exp(-(V_{ij} + 40)/10)};$$

$$\beta_m = \beta_m(V_{ij}) = 4 \exp(-(V_{ij} + 65)/18), \quad (1c)$$

$$\alpha_h = \alpha_h(V_{ij}) = 0.07 \exp(-(V_{ij} + 65)/20);$$

$$\beta_h = \beta_h(V_{ij}) = \frac{1}{1 + \exp(-(V_{ij} + 35)/10)}, \quad (1d)$$

$$\alpha_n = \alpha_n(V_{ij}) = \frac{0.01(V_{ij} + 55)}{1 - \exp(-(V_{ij} + 55)/10)};$$

$$\beta_n = \beta_n(V_{ij}) = 0.125 \exp(-(V_{ij} + 65)/80), \quad (1e)$$

其中 V_{ij} 是位于结点 (i, j) 的神经元膜电位, 变量 $m,$

n, h 是描述门通道的参量, D 为神经元之间的耦合强度, I_{ij} 为施加在结点 (i, j) 的神经元的刺激电流. 膜电容 $C_m = 1 \mu\text{F}/\text{cm}^2$, 钾离子最大电导 $g_K = 36 \text{ mS}/\text{cm}^2$, 钠离子最大电导 $g_{Na} = 120 \text{ mS}/\text{cm}^2$, 漏流最大电导 $g_L = 0.3 \text{ mS}/\text{cm}^2$, 反转电位 $V_K = -77 \text{ mV}$, $V_{Na} = 50 \text{ mV}$, $V_L = -54 \text{ mV}$. 基于平均场理论, 采用文献^[55, 56]中定义的统计同步因子来分析靶波演化和形成特性:

$$F = \frac{1}{N^2} \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^N V_{ij}, \quad (2a)$$

$$R = \frac{\langle F^2 \rangle - \langle F \rangle^2}{\frac{1}{N^2} \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^N (\langle V_{ij}^2 \rangle - \langle V_{ij} \rangle^2)}, \quad (2b)$$

N^2 代表网络的振子个数, V_{ij} 为采样结点 (i, j) 的膜片电位, 同步因子是对时间和空间(所有神经元)的平均, 当同步因子 R 严格趋近于 1 表示系统达到完美同步, 当 R 逼近于 0 表示系统非完美同步, 同步因子比较小的情况下一般表示系统是有序态, 如靶波或者螺旋波存在.

产生靶波的步骤:

1) 先选择激发靶波区域大小, 为方便通常选择刺激位置靠近网络中心区域, 这样诱导的靶波中心就在网络中心. 激发区域结点上的神经元个数 $S = n \times n$.

2) 在局部刺激区域施加刺激电流 I_1 , 其他区域结点上的神经元施加刺激电流 I_2 来在网络中刻画分布式电流, 记 $\Delta I = I_1 - I_2$ 为电流梯度. 为简化问题, 选择 $I_2 = 6.1 \mu\text{A}$.

3) 分别改变耦合强度, 电流 I_1 刺激区域的大小来研究靶波演化特性.

3 数值计算和讨论

数值计算采用 Euler 法, 积分步长 0.01, 迭代 50000 步, 网络节点为 250×250 个, 采用无流边界条件, 初始值 $V_{ij} = -61.19389$, $m_{ij} = 0.08203$, $n_{ij} = 0.37726$, $h_{ij} = 0.46012$ ($i = 1, 2, 3, \dots, 250, j = 1, 2, 3, \dots, 250$). 激发区域大小为 S , 计算测得结果见表 1.

表 1 的结果说明在刺激区域大小相同时, 耦合强度越大产生靶波所需的刺激电流越大; 而耦合强度不变时, 刺激区域越大诱导靶波所需的临界刺激电流越小. 从靶波传播的特点看, 波源需要持续的输入能量, 靶波扩散的过程就是能量传播的过程.

单个结点电流刺激下, 邻近结点的神经元在耦合作用下被动激发而输入能量, 如果刺激电流 I_1 偏小, 其诱发的动作电位不能扩散传递到下一个结点的神经元, 因此需要比较大的刺激电流 I_1 . 在比较大的局部区域施加控制和激励, 比较多的神经元群体接受 I_1 激励, 在耦合作用下将激发的动作电位传递到附近外围结点的神经元, 产生新的波阵面, 随着时间推移形成稳定的靶波. 为了更清楚直观的观察靶波形成过程, 下面给出不同刺激区域和局部刺激电流 I_1 下靶波的演化过程.

图 1 为耦合强度 $D = 1$ 时, 不同刺激格子数 S 下在表 1 刺激电流值 I_1 时产生的靶波. 刺激区域的中心位于点 $A(101, 101)$ 处. 图 2 为图 1 对应的条件下, $S = 1 \times 1$ 中 A 结点和任意选定的一结点 B

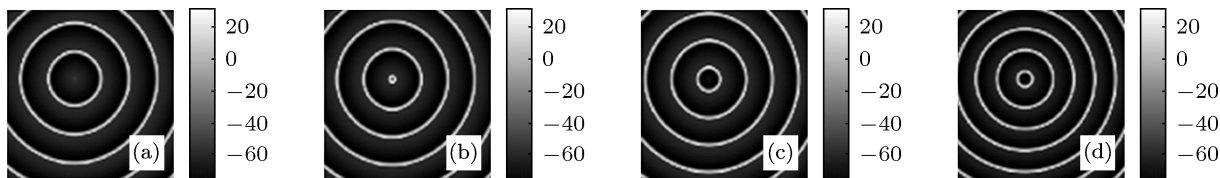


图 1 不同电流梯度和刺激区域下产生的稳定靶波. 无流边界条件 ($I_2 = 6.1$) (a) $S = 1 \times 1, I_1 = 22.1$; (b) $S = 2 \times 2, I_1 = 13.3$; (c) $S = 3 \times 3, I_1 = 10.6$; (d) $S = 5 \times 5, I_1 = 9.1$

图 1 结果表明, 当梯度电流超过对应的临界值, 在网络中都可以诱发稳定的靶波. 在相同的网络中, 这些靶波的疏密程度有细微的差别, 为了确切刻画靶波的周期特性, 我们进一步计算了对应采样格点的时间序列.

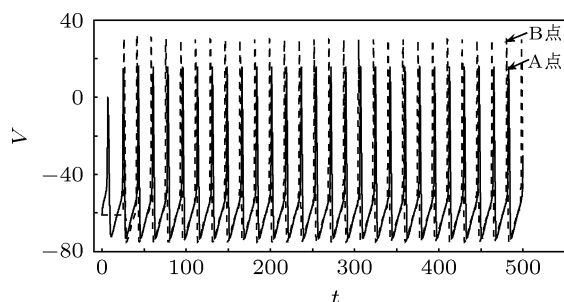


图 2 在无流边界条件, $I_2 = 6.1$ 下, 刺激区域 S 为一个结点, 刺激电流加在结点 $A(101, 101)$ 处, A 结点与另一结点 $B(126, 126)$ 处的膜片电位随时间变化的情况

图 2 的曲线表明采样结点的神经元电位序列具有稳定的周期性, 信号源作用点和外围采样结点的膜片电位的步调随着时间变化而趋于一致, 既在

(126, 126) 的电位 $V(126, 126)$ 的时间序列. 表 2 为在刺激区域为单一格点 $S = 1$ 时, 不同刺激条件下系统格点放电周期大小. 图 3 为对应图 1 条件下网络中, 结点 A 与 B 电位序列对应的相位关系以及此时的同步因子 R 值.

表 1 不同耦合强度和刺激区域面积下诱发靶波所需要的最小刺激电流 I_1

$D/I_1(\mu A)/S$	1×1	2×2	3×3	4×4	5×5
1	22.1	13.3	10.6	9.6	9.1
2	39.6	18.3	13.1	11.1	10.1
3	57.6	23.4	15.6	12.6	11.1
4	76.6	28.6	18.1	14.1	12.1
5	95.6	33.6	20.6	15.1	13.1

信号源的激励下, 靶波在网络中稳定传播, 逐渐占据整个网络. 我们进一步对比了给定激励电流 I_1 且耦合强度 $D = 1$ 和电流梯度下不同刺激面积靶波周期性, 通过分析采样结点的膜片电位序列, 结果见表 3.

表 2 不同耦合强度下诱发靶波采样序列周期

$I_1(\mu A)/$ 放电周期 / D	1	2	3	4	5
95.6	12.5	14.3	16.0	17.4	17.4

表 3 不同刺激面积下诱发靶波采样序列周期

$I_1(\mu A)/$ 放电周期 / S	1×1	2×2	3×3	4×4	5×5
22.1	17.4	14.8	13.3	12.9	12.1

由表 2, 可知当刺激区域为单一格点 $S = 1$, 刺激电流 I_1 保持不变时, 采样结点神经元放电周期随耦合强度增大而增大, 对应的靶波康托图将变得稀疏, 即神经元放电节律变小. 表 3 结果表明刺激电流 I_1 和耦合强度 D 保持不变时, 采样结点神经元放

电周期随刺激区域 S 的增大而减小, 将产生更加稠密的靶波图像, 其原因在于放电频率加快. 同时应注意到在相同刺激区域面积而不同耦合强度下, 当刺激电流 I_1 刚好满足产生靶波条件时, 格点振子有相同的放电周期, 也就是说在不同条件下达到产生靶波条件时, 系统所产生的靶波有相同的疏密程度, 而与所用的刺激条件无关, 其原因在于网络有相同的拓扑结构和分岔参数. 为了进一步了解产生靶波周期特性, 在网络中选取两个采样格点来观测其吸引子, 一个结点为靶波诱发中心, 一个结点则是在网络内随意选择的 $B(126, 126)$, 吸引子相图见图 3.

图 3 结果表明诱导的靶波占据网络后, 采样结点膜片电位对应的吸引子是严格周期的, 对其序列

进行频谱分析, 可以观察到显著的峰值. 且其对应的同步因子非常小, 即系统达到有序态.

以上诱导靶波过程中需要在一个局部区域 (网络中心附近) 持续施加恒定电流刺激, 在梯度电流激励和神经元之间耦合作用下, I_1 刺激的位置产生的准周期信号激励经过耦合作用后在网络中扩散则形成靶波. 梯度电流持续刺激可以确保波源有稳定的能量, 一个有趣的问题就是当梯度电流逐渐减小如 I_1 改变后会对已经产生的靶波有什么影响? 图 4 给出了单个结点 $(126, 126)$ 施加刺激电流 $I_1 = 22.1$, 持续作用 50 时间单位后将 I_1 减少到 $I_1 = I_2 = 6.1$, 即梯度电流消失后已经产生的靶波的演化结果和对应的时间序列.

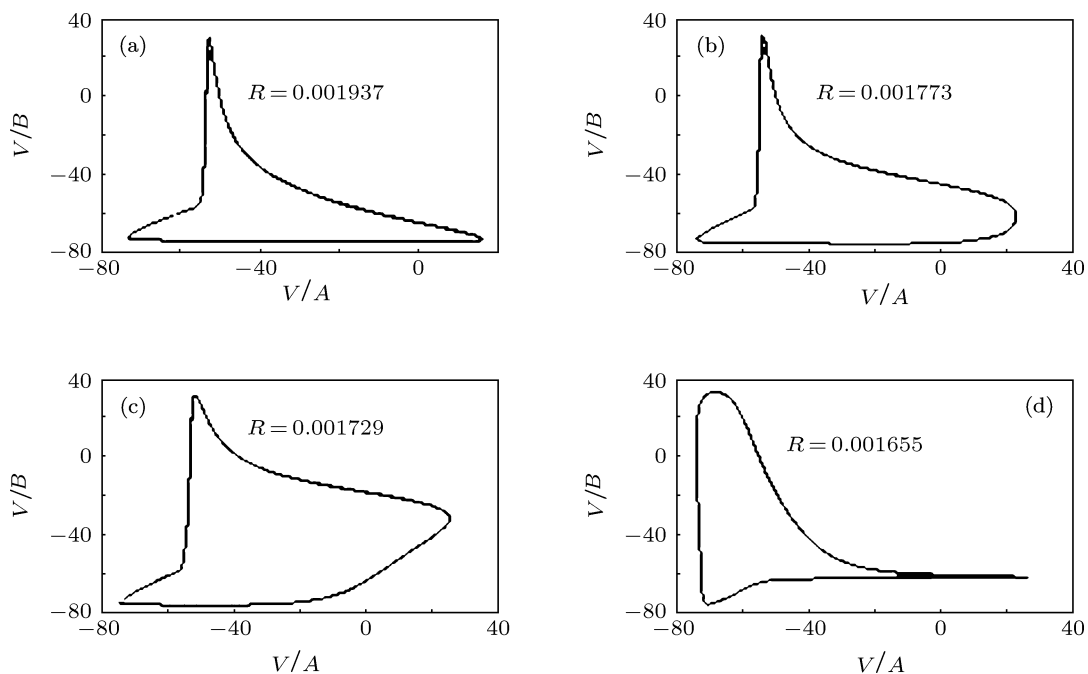


图 3 在无流边界条件, $I_2 = 6.1$ 时, 结点 $A(101, 101)$ 与结点 $B(126, 126)$ 的相位关系, 以及对应的同步因子 R (a) $S = 1 \times 1, I_1 = 22.1$; (b) $S = 2 \times 2, I_1 = 13.3$; (c) $S = 3 \times 3, I_1 = 10.6$; (d) $S = 5 \times 5, I_1 = 9.1$

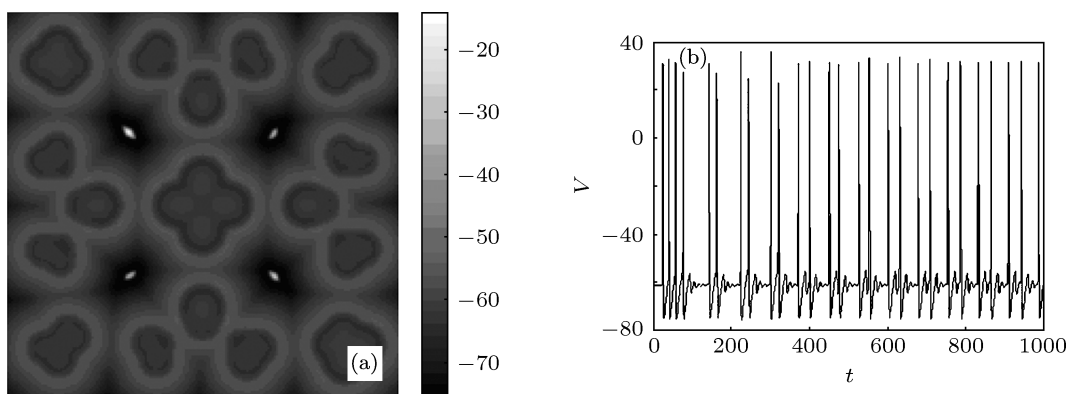


图 4 在无流边界条件, $I_2 = 6.1, D = 1$, 在网络结点 $(126, 126)$ 处 ($S = 1 \times 1$) 的神经元施加刺激电流 $I_1 = 22.1$, 持续 50 时间单位后将 I_1 减小到 6.1. 经过 1000 时间单位后靶波演化的结果 (a), 采样结点 $(126, 126)$ 处的膜电位时间序列 (b). 积分步长 0.01, 迭代 100000 步

图 4 的结果表明当梯度电流降低到 0 后, 原来诱发的规则靶波消失而演变为一种新的时空斑图, 其原因在于已经产生的靶波波阵面传播到边界后和边界相互作用诱发靶波破裂成碎片且具有一定的空间对称性. 其对应的采样时间序列有簇放电特征. 进一步研究发现, 单个结点 A (126, 126) 处施加持续刺激 I_1 产生靶波后将该结点刺激电流 I_1 降低到 $I_1 = 6.1$, 而在一个新的位置 B (101, 101) 施加一

个新的刺激电流来产生新的梯度电流, 也可以诱导出靶波, 靶波中心将迁移到网络结点 B (101, 101), 且对原来的时空斑图 (无规则靶波) 有显著的调制作用, 迁移过程如图 5 所示.

图 5 的结果表明, 网络诱发出靶波后通过改变 I_1 激励位置, 新诱发的靶波对原来的行波有驱动作用, 使得原来的靶波发生漫游, 最终新的靶波占据整个网络.

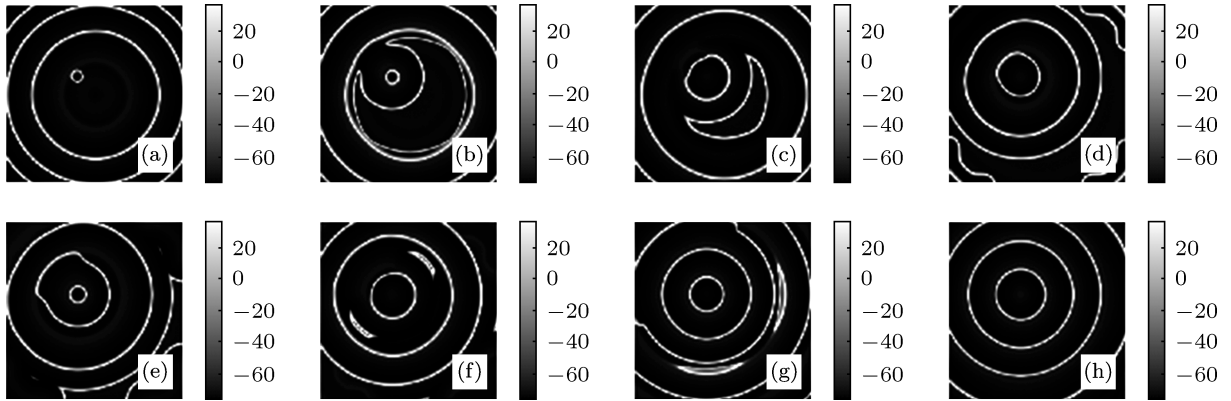


图 5 在图 1 相同的初始条件下取 $S = 1, D = 1$, 先在点 B (126, 126) 处施加刺激电流 $I_1 = 22.1 \mu\text{A}$ 持续 50 时间单位时间, 此时系统产生以能生稳定靶波, 停止在 B 点的刺激令 $I_1 = 6.1 \mu\text{A}$, 同时在 A (101, 101) 处施加持续刺激电流 $I_3 = 12.1 \mu\text{A}$ (小于原刺激电流 I_1). (a)–(h) 分别对应改变刺激电流位置和大小后系统演化一定时间时的波形, (a)–(h) 中演化时间分别为 50, 70, 80, 120, 130, 140, 450, 750(时间单位)

进一步考虑通道噪声作用下靶波诱导和演化问题, 在通道噪声作用下网络中每个结点的神经元电位变化仍然用 (1) 式定义, 而通道变量的变化^[56]为

$$\frac{dy_{ij}}{dt} = \alpha_y(V_{ij})(1 - y_{ij}) - \beta_y(V_{ij})y_{ij} + \xi_y(t), \quad (y = m, h, n), \quad (3)$$

其噪声统计关系^[56]为

$$\begin{aligned} \langle \xi_m(t) \rangle &= 0, \\ \langle \xi_m(t) \xi_m(t') \rangle &= \frac{2\alpha_m\beta_m}{N_{Na}(\alpha_m + \beta_m)} \delta(t - t') \\ &= D_m \delta(t - t'), \\ \langle \xi_n(t) \rangle &= 0, \\ \langle \xi_n(t) \xi_n(t') \rangle &= \frac{2\alpha_n\beta_n}{N_K(\alpha_n + \beta_n)} \delta(t - t') \\ &= D_n \delta(t - t') \\ \langle \xi_h(t) \rangle &= 0, \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \langle \xi_h(t) \xi_h(t') \rangle &= \frac{2\alpha_h\beta_h}{N_{Na}(\alpha_h + \beta_h)} \delta(t - t') \\ &= D_h \delta(t - t'). \end{aligned} \quad (4)$$

研究发现, 当通道噪声比较弱的情况下, 靶波的生长过程并没有受到影响, 进一步考虑膜片面积比较小的情况, 既增大噪声强度, 如选取膜片面积 $s = 10$, 数值计算结果见图 6.

图 6 的结果表明, 即使在单个结点施加比较强的刺激电流, 在考虑噪声情况下也可以诱导出靶波, 噪声作用也被形成的靶波抑制, 整个靶波最后可以占据整个网络. 即这种分布式电流诱导形成的靶波对噪声具有一定的抗干扰性. 我们进一步测试了多个结点施加刺激 I_1 , 如前所述, 在比较小的刺激电流下也可以诱导出靶波, 且对噪声具有比较强的抗干扰性.

可以看到, 分布式电流刺激实际上在介质中产生了一个梯度场, 该梯度场以不同电流刺激网络中的神经元, 比较大的刺激电流诱发了神经元放电, 在耦合作用下激发邻近的神经元, 形成对称性的扩

散信号, 逐渐传递到远处神经元形成靶波. 实际上, 这种分布式的电流在局部产生了一个准周期信号, 而膜片电位激发后发生涨落, 在耦合作用下扩散形成外传递的靶波. 利用分布式电流诱导的靶波具

有比较好的稳定性, 如利用靶波来抑制介质中的螺旋波和时空混沌等^[60,61]. 靶波被介质中的缺陷阻挡如何演化为不同类型的靶波群也是非常有趣的问题, 这将在后续工作中进一步详细讨论.

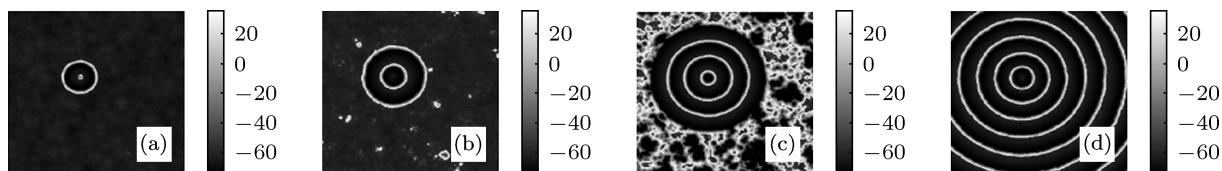


图6 无流边界条件, 初始值 $V_{ij} = -61.19389$, $m_{ij} = 0.08203$, $n_{ij} = 0.37726$, $h_{ij} = 0.46012$ ($i = 1, 2, 3, \dots, 250$, $j = 1, 2, 3, \dots, 250$) 取 $S = 1$, $D = 1$, 膜片面积 $s = 10$, 在点 A (101, 101) 处施加刺激电流 $I_1 = 96.1$ (非最小值), 其余格点的神经元施加刺激电流 $I_2 = 6.1$, 此时系统产生稳定靶波. 演化时间分别为 50(a), 100(b), 200(c), 500(d) 时间单位, 积分步长 0.01

4 结论

本文研究了 HH 模型构建的均匀规则神经网络, 在分布电流刺激下产生靶波的条件和所产生靶波的演化问题. 研究结果表明在一定条件的分布电流刺激下网络能够产生稳定的靶波, 随刺激条件的不同产生的靶波有不同的疏密程度, 但在刚刚达到产生靶波条件的情况下不同的刺激条件会产生疏

密程度相同的靶波. 同时发现维持稳定靶波较开始激发靶波所需的刺激小. 在考虑通道噪声作用下, 诱导的靶波对噪声具有很好的抗干扰性. 其形成机理在于分布式电流激发了局部神经元, 在耦合作用下, 局部刺激产生的准周期信号逐渐激励邻近的神经元而形成外传的靶波. 该靶波可能对抑制螺旋波有积极的作用.

- [1] Tang X W 2003 *Principle of Brain function* (Hangzhou: Zhejiang University Publishing House) (In Chinese) [唐孝威 2003 脑功能原理 (杭州: 浙江大学出版社)]
- [2] Liu Z R, Wen T Q, Yao X D 2006 *Brain and Nonlinear Dynamics* (Beijing: Science Press) (In Chinese) [刘曾荣, 文铁桥, 姚晓东 2006 脑与非线性动力学 (北京: 科学出版社)]
- [3] Rabinovich M I, Varona P, Selverston A I, Abarbanel H D 2006 *Rev. Mod. Phys.* **78** 1213
- [4] Wang Q Y, Shi X, Lu Q S 2008 *Dynamics of synchronization in the Coupled neuronal network Beijing: Science Press* (in Chinese) [王青云, 石霞, 陆启韶 2008 神经元耦合系统的同步动力学 (北京: 科学出版社)]
- [5] Ermentrout G B, Terman D H 2010 *Mathematical Foundations of Neuroscience: Interdisciplinary Applied Mathematics* (1st Edn.) (Springer)
- [6] Izhikevich E M 2007 *Dynamical Systems in Neuroscience: The Geometry of Excitability and Bursting* (The MIT Press Cambridge, Massachusetts London)
- [7] Ma J, Tang J 2011 *Optimal Control for Patterns in Space-time System* (Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Publishing House) (in Chinese) [马军, 唐军 2011 时空系统斑图优化控制 (武汉: 华中科技大学出版社)]
- [8] Izhikevich E M 2004 *IEEE T Neural Networ* **15** 1063
- [9] Li Y Y, Jia B, Gu H G 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 070504 (in Chinese) [李玉叶, 贾冰, 古华光 2012 物理学报 **61** 070504]
- [10] Li Y Y, Jia B, Gu H G 2012 *Commun. Theory. Phys.* **57** 817
- [11] Zhou C S, Kurth J 2003 *Chaos* **13** 401
- [12] Chen H S, Zhang J Q 2008 *Phys. Rev. E* **77** 026207.
- [13] Liu F, Yu Y G, Wang W 2001 *Phys. Rev. E* **63** 051912
- [14] Gu H G, Yang M H, Li L 2003 *Phys. Lett. A* **319** 89
- [15] Tessone C J, Wio H S 2007 *Physica A* **374** 46
- [16] Wellens T, Shatkhin V, Buchleitner A 2004 *Rep. Prog. Phys.* **67** 45
- [17] Benzit R, Suter A, Vulpiani A 1981 *J. Phys. A Math. Gen.* **14** L453
- [18] Gammaitoni L, Hänggi P, Marchesoni F 2009 *Eur. Phys. J. B* **69** 1
- [19] Wei D Q, Zhang B, Qiu D Y, Luo X S 2010 *Chin. Phys. B* **19** 100513
- [20] Wang Q Y, Perc M, Duan Z S 2010 *Int. J. Mod. Phys. B* **24** 1201
- [21] Wang Q Y, Perc M, Duan Z S, Chen G R 2009 *Chaos* **19** 023112
- [22] Ning W L, Zhang Z Z, Zeng S Y 2012 *Chin. Phys. B* **21** 028702
- [23] Perc M 2005 *Phys. Rev. E* **72** 016207
- [24] Zaikin A A, Kurths J, Schimansky-Geier L 2000 *Phys. Rev. Lett.* **85** 227
- [25] Ozer M, Perc M, Uzuntarla M 2009 *Phys. Lett. A* **373** 964
- [26] Luo J M, Zhan M 2008 *Phys. Lett. A* **372** 2415
- [27] Qian Y, Huang X D, Hu G 2010 *Phys. Rev. E* **81** 036101
- [28] Qian Y, Wang C J, Shi H S 2011 *Chin. Phys. B* **20** 108201
- [29] Makkes van der Deijl G B, Panfilov A V 2008 *Phys. Rev. E* **78** 012901
- [30] Keldermann R H, Nash M P, Panfilov A V 2007 *J. Stat. Phys.* **128** 375
- [31] Tang D N, Zhang X, Ren W, Tang G N 2012 *Acta. Phys. Sin.* **59** 5313 (in Chinese) [唐冬妮, 张旭, 任卫, 唐国宁 2012 物理学报 **59** 5313]
- [32] Ma J, Wu N J, Ying H P, Yuan L H 2006 *Commun. Theor. Phys.* **45** 121
- [33] Clayton R H, Panfilov A V 2008 *Prog. Biophys Mol. Biol.* **96** 19
- [34] Tusscher K H, Hren R, Panfilov A V 2007 *Circ. Res.* **100** e87

- [35] Tusscher K H, Panfilov A V 2008 *Prog Biophys Mol. Biol.* **96** 152
 [36] Tusscher K H, Mourad A, Nash M P 2009 *Exp. Physiol.* **94** 553
 [37] Chen J X, Mao J W, Hu B B 2009 *Phys. Rev. E* **79** 066209
 [38] Chen J X, Xu J R, Yuan X P 2009 *J. Phys. Chem. B* **113** 849
 [39] Ma J, Ying H P, Pan G W, Pu Z S 2005 *Chin. Phys. Lett.* **22** 2176
 [40] Cao Z J, Li P F, Zhang H 2007 *Chaos* **17** 015107
 [41] Wu N J, Zhang H, Ying H P 2006 *Phys. Rev. E* **73** 060901
 [42] Zhan M, Zou W, Liu X 2010 *Phys. Rev. E* **81** 036211
 [43] Luo J M, Zhang B S, Zhan M 2009 *Chaos* **19** 033133
 [44] Luo J M, Zhan M 2008 *Phys. Rev. E* **78** 016214
 [45] Davidsen J, Zhan M, Kapral R 2008 *Phys. Rev. Lett.* **101** 208302
 [46] Cai M C, Pan J T, Zhang H 2012 *Phys. Rev. E* **86** 016208
 [47] Gao X, Feng X, Cai M C 2012 *Phys. Rev. E* **85** 016213
 [48] Wei H M, Tang G N 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 040504 (in Chinese) [韦海明, 唐国宁 2011 物理学报 **60** 040504]
 [49] Dong L F, Yue H, Fan W L, Li Y Y, Yang Y J, Xiao H 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 065206 (in Chinese) [董丽芳, 岳晗, 范伟丽, 李媛媛, 杨玉杰, 肖红 2011 物理学报 **60** 065206]
 [50] Weise L D, Panfilov A V 2011 *PLoS One.* **6** e27264
 [51] Sridhar S, Sinha S, Panfilov A V 2010 *Phys. Rev. E* **82** 051908
 [52] Keldermann R H, Nash M P, Panfilov A V 2009 *Physica D* **238** 1000
 [53] Keldermann R H, Tusscher K H, Nash M P 2008 *Am. J. Physiol Heart Circ Physiol* **294** H764
 [54] Barbieri R, Frank L M, Nguyen D P 2004 *Neural Comput* **16** 277
 [55] Ma J, Huang L, Ying H P, Pu Z S 2012 *Chin. Sci. Bull.* **57** 2094
 [56] Ma J, Xie Z B, Chen J X 2012 *Acta Phys. Sin.* **61** 038701 (in Chinese) [马军, 谢振博, 陈江星 2012 物理学报 **61** 038701]
 [57] Ma J, Wang C N, Jin W Y, Wu Y 2010 *Appl. Math. Comput.* **217** 3844
 [58] Hodgkin A L, Huxley A F 1952 *J. Physiol (London)* **117** 500
 [59] Fox R F, Lu Y N 2004 *Phys. Rev. E* **49** 3421
 [60] Hu B B, Zhang H 2003 *Int. J. Mod. Phys. B* **17** 3988
 [61] Zhang H, Hu B B, Hu G 2003 *Phys. Rev. E* **68** 026134

Mechanism of target wave excited by current with diversity*

Hu Bo-Lin Ma Jun[†] Li Fan Pu Zhong-Sheng

(Department of Physics, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

(Received 29 August 2012; revised manuscript received 14 September 2012)

Abstract

The formation of target wave in the network of Hodgkin-Huxley neuron with four variables is investigated by inputting a distributed current. A stimulus current (I_1) is input in to a local square area, and another stimulus current (I_2) is input into the nodes of the network thus the distributed current is depicted. The development of target wave is measured by changing the coupling intensity, the size (number of the controlled neurons) of the local area into which current I_1 is input, the gradient current ($\Delta I = I_1 - I_2$). It is found that higher gradient current (ΔI) is necessary to induce target wave when local area into which current I_1 is input is smaller in size and the coupling intensity is higher in value. Finally, the potential mechanisms of the stimulus current and target wave formation are discussed in brief. Extensive numerical results confirm that the developed target wave is robust to a certain channel noise.

Keywords: target wave, network of neuron, forcing current with diversity

PACS: 87.19.lq, 87.18.Hf

DOI: 10.7498/aps.62.058701

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 11265008).

[†] Corresponding author. E-mail: hyperchaos@163.com