

考虑 STDP 学习律的树突整合型神经网络的 放电同步*

曹金凤 杨梅晨 韩芳[†] 王直杰

(东华大学 信息科学与技术学院, 上海 201620)

摘要 生物神经网络的同步被认为在大脑神经信息的处理过程中发挥了重要作用. 本文以树突整合型 (DHH) 神经网络为研究对象, 在网络中考虑脉冲时间依赖可塑性 (STDP) 学习律, 分析网络连接概率、外部扰动以及 STDP 学习律对网络同步性的影响. 研究表明, STDP 学习律对网络同步的影响不仅与连接概率有关, 也与外部扰动有关. 在兴奋性神经网络中, 连接概率增大可以增强网络的同步, 外部扰动增大会减弱网络的同步, 且在较大的外部扰动下 STDP 学习律对网络同步特性的增强作用减弱; 而在抑制性 DHH 神经网络中, 连接概率增大, 也可以增强网络的同步, 且在较大的连接概率下, 外部扰动增大, 可以增强网络的同步, 而 STDP 学习律对网络同步的增强作用也更加明显.

关键词 树突整合, STDP 学习律, 同步

DOI: 10.6052/1672-6553-2019-050

引言

神经元是大脑进行信息处理的基本单元, 大脑中的神经元通常要接收成千上万个来自周边神经元的树突信号输入, 神经元动作电位的产生, 极大地依赖于树突的几何形态^[1]和输入的空间位置和起始时间^[2]. 研究人员认为, 神经元有着精密且复杂的计算法则来整合树突输入信号, 相应地改变其胞体的膜电位, 最终产生动作电位, 并将信号传递给其它神经元. 李松挺^[3]通过实验研究发现, 可以用一个系数来描述这种整合行为, 即整合系数. 通常关于神经网络的研究, 将神经元视为一个点, 忽略了其树突形状, 在点模型中考虑树突整合效应, 可以使得神经元模型更接近于真实的神经元系统.

神经元之间通过突触连接, 在神经系统中, 突触负责将前神经元的电信号或化学信号传递到后神经元. 在真实的大脑神经网络中, 突触的连接有强弱之分, 且不断变化, 即突触具有可塑性. 突触可塑性假说最早由 Hebb 提出^[4]. 之后, 许多生理学家

开始致力于通过实验来验证这一理论. 1973 年, Bliss 在麻醉的家兔海马上发现长时增强效应^[5] (long-term potentiation, LTP), 另外一些实验发现, 当使用低频脉冲刺激时, 突触后电位会产生长时程抑制效应 (long-term depressive, LTD). 综合实验表明, 人们发现 LTP 或 LTD 产生的条件是突触前后脉冲发放时间存在一定的次序和时间间隔, 突触前后脉冲次序不同, 会引起完全相反的效果. Bi 和 Poo 的实验^[6]进一步表明, 这种效应仅在突触前后发放时间间隔 50ms 内才会出现. 这种依赖于脉冲次序和时间间隔的突触可塑性, 称为依赖于脉冲时间的突触可塑性 (spike-timing-dependent-plasticity, STDP). 这一发现使得 Hebb 理论的定量描述更加精确. 由于 STDP 学习律与大脑学习、记忆功能之间存在着一定的联系, 人们在应用或设计网络模型时, 也会加入 STDP 学习律. 2014 年, Mikkelsen 等研究了 Sisyphus 效应, 即一种可以解释在具有 STDP 学习律的神经网络中, 神经元群体自发出现的无规则振荡现象的机制^[7], 发现 Sisyphus 效应的存在可以使得突触权重存在一个振荡均衡值, 以阻止神

2018-12-24 收到第 1 稿, 2018-12-24 收到修改稿.

* 国家自然科学基金资助项目 (11572084, 11972115), 中央高校基本科研业务费专项资金和东华大学“励志计划”资助项目 (18D210402)

[†] 通讯作者 E-mail: yadiahah@dhu.edu.cn

神经元群从静息状态进入固定的宏观态^[8].2016 年, Borges 等在 HH 神经网络中加入 STDP 学习律, 发现 STDP 会影响 Hodgkin-Huxley 神经网络的同时性^[9].

神经元的同步放电普遍存在于生物神经系统中,许多正常的生理机制都与神经同步有关,如:中枢神经系统的同步与不同脑区之间神经信息的传递与处理有关^[10];感觉运动皮层中的同步行为与生物运动的整合协调有关^[11].然而,神经元的异常同步也会引起神经系统疾病,如帕金森、癫痫等.因此,研究神经网络同步性,对治疗神经系统疾病具有重要的理论指导意义.

我们之前已经在树突整合型神经网络中研究了耦合强度,以及整合系数的变化对网络同步的影响,发现了一些规律^[12].本文将在树突整合型神经网络中考虑 STDP 学习律,主要从网络连接概率、外部扰动对网络同步的影响方面入手,分析 STDP 学习律对树突整合型神经网络同步性的作用.

1 神经网络模型和同步指标

1.1 树突整合型神经网络模型

实验研究发现,在神经元树突主干上给予单个兴奋性刺激时,可以在细胞体上记录兴奋性突触后电位(Excitatory postsynaptic potential, EPSP),同理,若给予抑制性输入,胞体上可以记录抑制性突触后电位(Inhibitory postsynaptic potential, IPSP).然而,当树突上同时给予兴奋与抑制性输入时,胞体上记录到的加和细胞膜电位(summed somatic potential, SSP)的幅值总是小于 EPSP 和 IPSP 的线性加和,这种现象被称为树突整合效应,可以用一个系数来描述这种整合行为,该系数称为整合系数.

将树突整合效应加入到 Hodgkin-Huxley 耦合神经元模型中,可以得到修正的 HH 耦合神经元模型(Dendritic-integration-rule-based HH, DHH)^[3].DHH 耦合神经元模型的动力学方程为:

$$C_m \frac{dV_i}{dt} = -g_{Na} m_\infty^3 h (V_i - E_{Na}) - g_K n^4 (V_i - E_K) - g_L (V_i - E_L) - \left(\sum_{j=1}^N G_j + \sum_{k=1}^N \sum_{l=2}^N \alpha G_{ik} G_{il} \right) s(t) (V_i - E_{syn}) + I_i^{app} + pert \quad (1)$$

$$\dot{m}_\infty = \alpha_m (V) (1 - m_\infty) - \beta_m (V) m_\infty \quad (2)$$

$$\dot{h} = \alpha_h (V) (1 - h) - \beta_h (V) h \quad (3)$$

$$\dot{n} = \alpha_n (V) (1 - n) - \beta_n (V) n \quad (4)$$

其中, $V_i (i=1, 2, 3)$ 为第 i 个神经元的膜电位值(单位 mV), 各常数量取值如表 1 所示, E_{syn} 是突触的反转电位, 抑制性神经元取 $E_{syn} = -80$, 兴奋性神经元取 $E_{syn} = 0$. m_∞, n, h 分别表示 Na^+, K^+ 通道中各个门开通的概率, $\alpha_m, \beta_m, \alpha_h, \beta_h, \alpha_n, \beta_n$ 满足:

$$\alpha_m = -0.1 (V_i + 40) / (\exp(-0.1 (V_i + 40)) - 1) \quad (5)$$

$$\beta_m = 4 \exp(-(V_i + 65)/18) \quad (6)$$

$$\alpha_h = 0.07 \exp(-(V_i + 65)/20) \quad (7)$$

$$\beta_h = 1 / \exp(-0.1 (V_i + 35) + 1) \quad (8)$$

$$\alpha_n = -0.01 (V_i + 55) / (\exp(-0.1 (V_i + 55)) - 1) \quad (9)$$

$$\beta_n = 0.125 \exp(-(V_i + 65)/80) \quad (10)$$

表 1 DHH 神经元耦合系统的参数

Table 1 Parameters of a DHH neuron-coupled system

Description	Parameter	Value
Membrane capacity	C	1 μ F/cm ²
Reversal potential for Na	E_{Na}	50mV
Reversal potential for K	E_K	-77mV
Reversal potential for L	E_L	-54.4mV
Sodium conductance	g_{Na}	120mS/cm ²
Potassium conductance	g_K	36mS/cm ²
Leak conductance	g_L	0.3mS/cm ²
External current	I^{app}	9.010.0 μ A/cm ²
External perturbation	$pert$	0~10 μ A/cm ²

$s(t)$ 是离子通道的开放等级, 表达式为:

$$s(t) = \sum_m s_m(t) \quad (11)$$

其中, $s_m(t)$ 与突触前神经元的第 m 次放电峰值有关, 可表示为:

$$s_m(t) = \begin{cases} 0 & t < t_m^f + d \\ (\exp(-(t - t_m^f - d)/\tau_d)) & \\ -\exp(-(t - t_m^f - d)/\tau_r) & \\ /(\tau_d - \tau_r) & t \geq t_m^f + d \end{cases} \quad (12)$$

其中, t_m^f 是突触前神经元第 m 次放电时间, $\tau_r = 0.3ms, \tau_d = 12ms, d = 1ms$.

G_{ik}, G_{il} 表示第 i 个神经元与另外两个神经元之间的耦合强度. α 表示兴奋性/抑制性输入时的整合系数, 兴奋性输入系数用 α^{FE} 表示, 抑制性输入系

数用 α^{II} 表示,其值随着兴奋性/抑制性输入位置的变化而变化^[3].

1.2 STDP 突触学习律

神经科学研究发现,神经元的突触具有可塑性,其连接强度会随着时间的推移而增强或减弱,大脑的记忆功能被认为是大量神经元突触连接强度变化的结果.本文在 DHH 神经网络中考虑 STDP (Spike-timing-dependent plasticity) 学习律,其突触连接强度的增强或减弱取决于突触前后神经元动作电位到达的时间差,其函数表达式如下:

$$\Delta G_{ij} = \begin{cases} A_1 \exp(-\Delta t_{ij}/\tau_1) & \Delta t_{ij} \geq 0 \\ -A_2 \exp(\Delta t_{ij}/\tau_2) & \Delta t_{ij} < 0 \end{cases} \quad (13)$$

其中, $\Delta t_{ij} = t_i - t_j = t_{\text{pos}} - t_{\text{pre}}$, 表示的是突触后与突触前神经元放电时差,一般取 $A_1 = 1.0, A_2 = 0.5, \tau_1 = 1.8\text{ms}, \tau_2 = 6.0\text{ms}$. 神经元之间的耦合强度变化服从^[13]: $G_{ij} \rightarrow G_{ij} + 10^{-3} \Delta G_{ij}$.

1.3 同步指标

当完全相同的神经元互相耦合时,网络中所有的峰放电神经元可能呈现完全同步状态,即所有神经元动作电位产生的时间相同.我们考虑的是神经元非全同的情况,因此,完全同步是不可能的,但可以观察到弱同步现象.

为了刻画峰放电的同步性,引入 Kuramoto 有序参数作为同步指标,其定义为:

$$Z(t) = R(t) e^{i\psi(t)} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N e^{i\theta_j(t)} \quad (14)$$

$R(t)$ 表示幅值, $\psi(t)$ 是质心角. 式中, $\theta_j(t) = 2\pi \frac{t - t_{j,m}}{t_{j,m+1} - t_{j,m}}, t_{j,m} < t < t_{j,m+1}$, 指的是第 j 个神经元的相位值. 其中, $t_{j,m}$ 指的是第 j 个神经元第 m 次放电的时间. 当 $R = 1$ 时, 神经元系统处于完全同步状态; R 的值越小, 表示系统的同步性越弱.

2 兴奋性 DHH 神经网络的同步

本小节以 30 个兴奋性 DHH 神经元随机耦合而成的网络为研究对象, 研究连接概率、外部扰动和 STDP 学习律对兴奋性 DHH 神经网络同步的影响.

2.1 连接概率对网络同步的影响

网络连接概率用 p 表示, $p = 1$ 表示网络拓扑结构为全局耦合. 当外部扰动 $\text{pert} = 0$ 时, 不同网络连接强度下的斑图如图 1 所示.

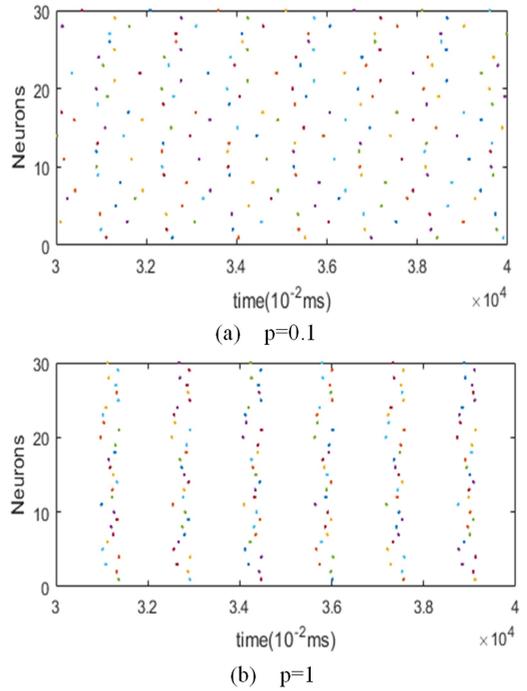


图 1 连接概率不同时兴奋性 DHH 神经网络斑图

Fig.1 Firing patterns of excitatory DHH neuronal networks with different connection probabilities

由图 1 可以看出, 当 $p = 0.1$ 时, 斑图排列紊乱, 神经网络同步性较差; 当 $p = 1$ 时, 即神经网络全局耦合时, 斑图排列较整齐, 神经网络同步性较好. 对于兴奋性 DHH 神经网络, 有序参数幅值 R 随连接概率的变化趋势如图 2 所示.

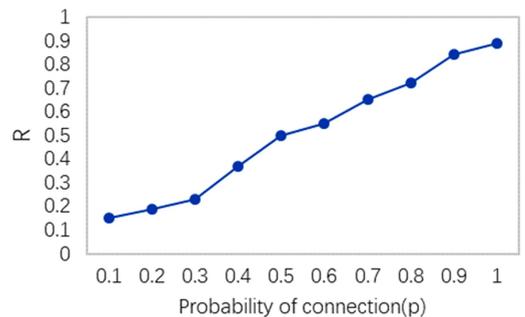


图 2 兴奋性 DHH 网络的有序参数幅值与连接概率的关系
Fig.2 Relationship between the ordered parameter amplitude of excitatory DHH network and connection probability

由图 2 可以看出, 随着连接概率的增大, 兴奋性 DHH 神经网络的有序参数幅值不断增大, 即网络的同步性不断增强. 因此, 增大连接概率可以增强兴奋性 DHH 神经网络的同步, 诱导网络达到几乎完全同步的状态.

2.2 外部扰动对网络同步的影响

当外部扰动逐渐增大时, 兴奋性 DHH 神经元

网络的同步随连接概率的变化如图 3 所示.由图 3 可以看出,无论外部扰动大小,网络的同步性始终随着连接概率的增大而增强.然而在相同的连接概率下, $\text{pert}=0$ 时网络的同步性最好,而扰动幅值增大到 5 和 10 时,网络的同步性逐渐降低,因此,外部扰动的增大会减弱兴奋性 DHH 网络的同步性.在较大的连接概率下,不施加外部扰动时兴奋性 DHH 网络的同步程度最高.

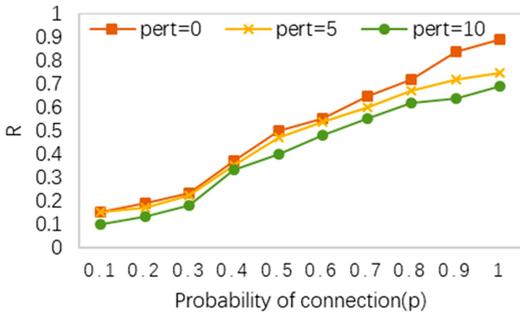


图 3 不同扰动下兴奋性 DHH 网络的有序参数幅值与连接概率的关系

Fig.3 Relationship between the ordered parameter amplitude and connection probability of excitatory DHH network under different perturbations

2.3 STDP 学习律对网络同步的影响

接着我们在兴奋性 DHH 神经元网络中考虑 STDP 学习律,并分析 STDP 学习律对网络同步特性的影响.当神经元上施加不同大小的扰动时,即 $\text{pert}=0$, $\text{pert}=5$, $\text{pert}=10$ 时,网络的有序参数幅值变化如图 4 所示,可以看出对于不同幅度的扰动,网络的有序参数幅值始终随着连接概率的增大而增大,即大的连接概率更容易使得加入了 STDP 学习规则的兴奋性 DHH 网络达到同步.外部扰动也会影响网络的同步性,在较大的连接概率下,当扰

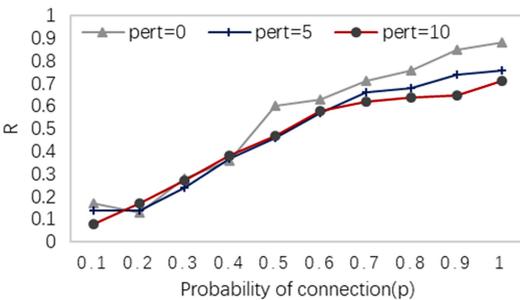
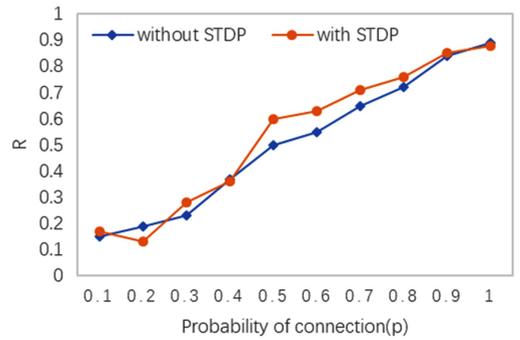


图 4 考虑 STDP 学习律时不同扰动下兴奋性 DHH 神经元网络的有序参数幅值与连接概率的关系

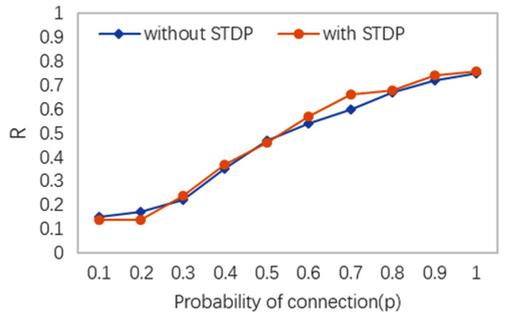
Fig.4 Relationship between the ordered parameter amplitude and the connection probability of excitatory DHH neuronal network under different perturbations with STDP learning rule

动不断增大时,网络的有序参数幅值减小,即外部扰动的增大会降低网络的同步性,这与未考虑 STDP 学习律的 DHH 神经元网络的情形是相同的.

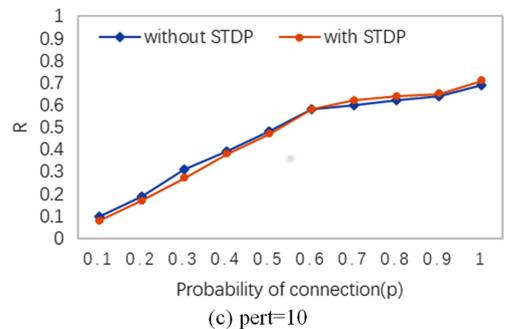
为了分析 STDP 学习律对于兴奋性 DHH 神经元网络的同步性的影响,接下来比较不同外部扰动下,考虑 STDP 学习律与不考虑 STDP 学习律两种网络的有序参数幅值变化.图 5 分别描述了外部扰动为 0, 5, 10 时,兴奋性 DHH 神经元网络 (with STDP) 与兴奋性 DHH 神经元网络 (without STDP) 两种网络的有序参数幅值变化.



(a) $\text{pert}=0$



(b) $\text{pert}=5$



(c) $\text{pert}=10$

图 5 不同扰动下两种兴奋性 DHH 神经元网络的有序参数幅值与连接概率的关系

Fig.5 Relationship between the ordered parameter amplitude and connection probability of two excitatory DHH neuronal networks under different perturbations

由图 5(a) 可以看出,两种网络的有序参数幅值都随着连接概率的增大而增强,但在较大的连接概率下,考虑了 STDP 学习律的兴奋性 DHH 神经

元网络的同步性更强一些.可见,当连接概率较大时,STDP学习律可以增强兴奋性DHH神经网络的同步性.在图5(b)和(c)中,STDP规则对网络同步性的影响基本类似,都是在大的连接概率下提高网络同步性,但是,在外部扰动为0时,STDP学习律对同步性的增强效果最佳,而在外部扰动为10时,STDP学习律对同步性的增强效果最差.因此,STDP学习律对网络同步性的影响,不仅与网络的连接概率有关,也与外部扰动有关,大的外部扰动会减小STDP学习律对网络同步性的增强作用.

3 抑制性DHH神经网络的同步

本小节以30个抑制性DHH神经元随机耦合而成的网络为研究对象,研究连接概率、外部扰动和STDP学习律对抑制性DHH神经网络同步的影响.

3.1 连接概率对网络同步性的影响

当外部扰动 $\text{pert} = 0$ 时,不同的连接概率下抑制性DHH神经网络斑图如图6所示.

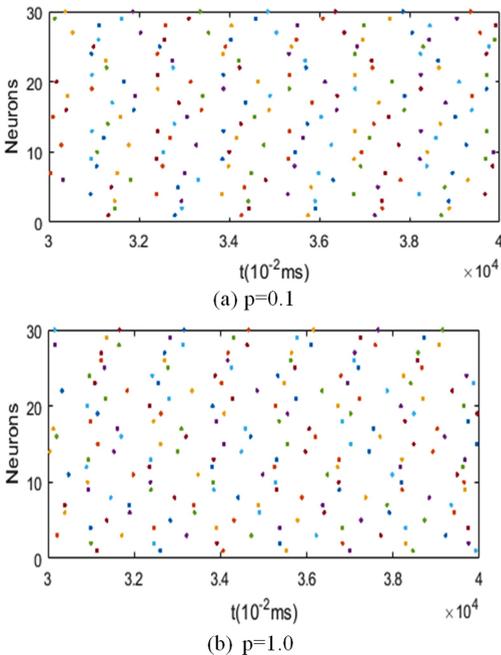


图6 不同连接概率下抑制性DHH神经网络斑图

Fig.6 Firing patterns of inhibitory DHH neuron networks under different connection probabilities

由图6可以看出,抑制性DHH神经网络中连接概率为 $p = 0.1$ 和 $p = 1.0$ 时,斑图排列都比较混乱,无法从斑图中直观判断同步性的强弱.画出有序参数幅值随连接强度的变化如图7所示.可以看出,随着连接概率的增大,抑制性网络的同步性略有增强,但是增强幅度很小,这与兴奋性DHH神经网络不同.

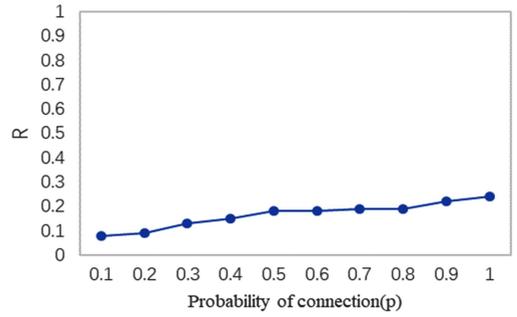


图7 抑制性DHH神经网络有序参数幅值与连接概率的关系

Fig.7 Relationship between ordered parameter amplitude and connection probability of inhibitory DHH neuronal network

3.2 外部扰动对网络同步性的影响

当在神经元上施加不同大小的扰动时,抑制性神经网络的有序参数幅值如图8所示.随着网络连接概率的增大,不同扰动下的抑制性网络有序参数幅值变化趋势相同,都呈上升趋势.然而,DHH神经元上施加的扰动幅值不同时,同步性也会有所不同.在大的连接概率下,随着外部扰动的增大,抑制性DHH神经网络的同步性也不断增大,这与兴奋性DHH神经网络的情形是相反的.

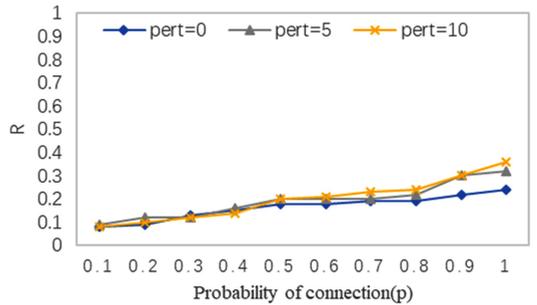


图8 不同扰动下抑制性DHH神经网络的有序参数幅值与连接概率的关系

Fig.8 Relationship between the ordered parameter amplitude and connection probability of inhibitory DHH neuronal network under different perturbations

3.3 STDP学习律对网络同步性的影响

在抑制性DHH神经网络中考虑STDP学习律,研究在STDP学习律作用下抑制性DHH神经网络的同步特性.当外部扰动分别为0,5,10时,抑制性DHH神经网络的有序参数幅值随连接概率的变化如图9所示.

由图9可以看出,外部扰动幅值分别为0,5,10时,抑制性DHH神经网络(with STDP)的有序参数幅值始终随着连接概率的增大而增大.而在大的连接概率下,当外部扰动不断增大时,抑制性DHH网络的有序参数幅值也不断增大.可见,在抑

制性 DHH 神经网络中,连接概率增大可以增强网络的同步性,且在大的连接概率下,外部扰动增大,也可以增强网络的同步性。

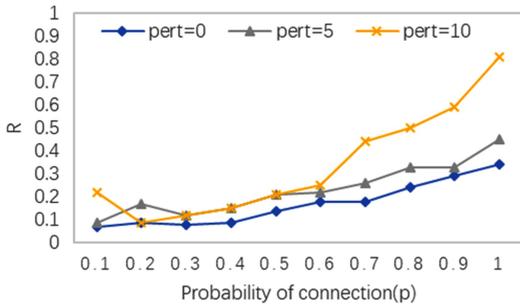


图9 考虑 STDP 学习律时不同扰动下抑制性 DHH 神经网络的有序参数幅值与连接概率的关系

Fig.9 Relationship between the ordered parameter amplitude and the connection probability of inhibitory DHH neuronal network under different perturbations with STDP learning rule

接着,在不同的扰动下,比较考虑 STDP 学习律和不考虑 STDP 学习律两种网络的有序参数幅值随连接概率的变化,仿真结果如图 10 所示。

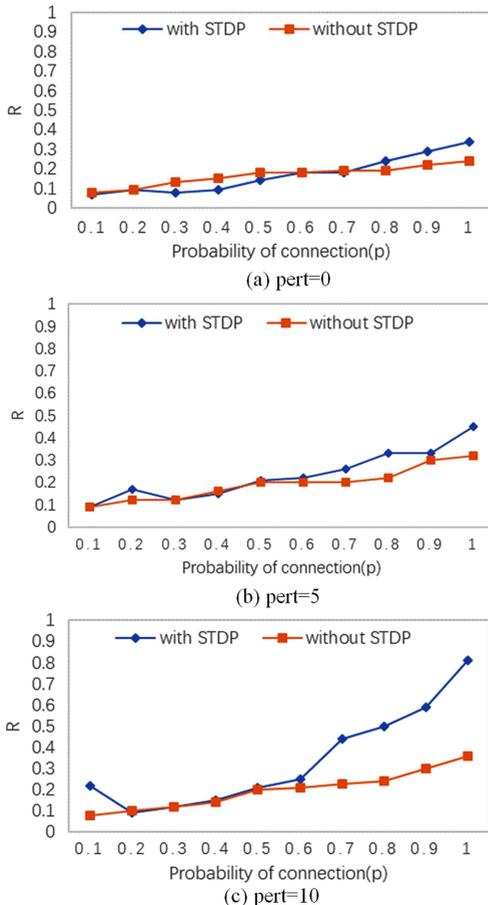


图 10 不同扰动下抑制性 DHH 神经网络的有序参数幅值与连接概率的关系

Fig.10 Relationship between the ordered parameter amplitude and connection probability of inhibitory DHH neuronal network under different perturbations

图 10 分别表示外部扰动为 0,5,10 时,抑制性 DHH 神经网络的两种网络 (with STDP, without STDP) 的有序参数幅值随连接概率的变化趋势。由图 10(a) 可以看出,两种网络的有序参数幅值都随着连接概率的增大而增大,而在大的连接概率下,STDP 学习律的加入可以增强网络的同步性。图 10 (b) 和 (c) 表明,在大的连接概率下,STDP 学习律都可以增强抑制性网络的同步性,不同的是,当 $\text{pert}=10$ 时,STDP 学习律对网络同步性的增强幅度较大,而在 $\text{pert}=0$ 时的增强幅度较小,即外部扰动幅值也会影响 STDP 学习律对于网络同步性的增强作用。

对比图 10(a), (b), (c) 可以看出,连接概率的增大,始终能增强抑制性 DHH 神经网络的同步;当连接概率较大时,相同的外部扰动下,STDP 学习律可以增强网络的同步性。随着扰动的增大,STDP 学习律对于网络同步性的增强效果也不断增大。另外,外部扰动的变化也会影响抑制性 DHH 神经网络的同步性,随着外部扰动的增大,无论是否考虑 STDP 学习律,网络的同步性都不断增强。

4 结论

本文在树突整合型神经网络中考虑 STDP 学习律,分析了网络连接概率、外部扰动幅值以及 STDP 学习律对 DHH 神经网络同步性的影响。仿真结果表明,在兴奋性和抑制性树突整合型神经网络中,增大连接概率均可以增强网络的同步。不同的是,在兴奋性 DHH 神经网络中,当连接概率较大时,增大外部扰动,会减弱网络的同步性,并且在同一扰动下,STDP 学习律对网络的同步性有增强效果,然而外部扰动越大,STDP 学习律对网络同步性的增强效果越小;在抑制性 DHH 神经网络中,增大外部扰动,可以增强网络的同步性,在同一扰动下,STDP 学习律也可以增强网络的同步性,然而随着外部扰动的增大,STDP 学习律对网络同步性的增强效果也不断增大。因此,STDP 学习律对神经网络同步性的影响与连接概率和外部扰动的大小均有关。在临床医学上,深度脑刺激被用于治疗神经系统类疾病,其主要方法是通过在脑部病变区施加高频脉冲信号,从而抑制病变区神经元的异常同步行为。本文关于施加外部扰动会影响神经网络同步行为的研究结果,可以从一定程度上解释和指导这一治疗方法,对 STDP 学习律的作用的研究,也有助于理解某些神经生理机制。

参 考 文 献

- 1 Mainen Z F, Sejnowski T J. Influence of dendritic structure on firing pattern in model neocortical neurons. *Nature*, 1996, 382(6589): 363~366
- 2 Williams S R, Stuart T J. Role of dendritic synapse location in the control of action potential output. *Trends in neuroscience*, 2003, 26(3): 147~154
- 3 李松挺. 神经元树突整合的理论模型与分析[博士学位论文]. 上海: 上海交通大学, 2014 (Li S T. Theoretical modeling and analysis of neuronal dendritic integration [Ph. D Thesis]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2014 (in Chinese))
- 4 Hodgkin A L, Huxley A F. Currents carried by sodium and potassium ions through the membrane of the giant axon of *Loligo*. *Journal of Physiology*, 1952, 116(4): 449~472
- 5 Bliss T V P, Lomo T. Long-lasting potentiation of synaptic transmission in the dentate area of the anaesthetized rabbit following stimulation of the perforant path. *The Journal of Physiology*, 1973, 232(2): 331~356
- 6 Bi Q, Poo M. Synaptic modification by correlated activity: Hebb's postulate revisited. *Annual Review of Neuroscience*, 2001, 24(24): 139~166
- 7 Mikkelsen K, Imparato A, Torcini A. Emergence of slow collective oscillations in neural network with spike-timing-dependent plasticity. *Physical Review Letters*, 2013, 110(20): 208101
- 8 Mikkelsen K, Imparato A, Torcini A. Sisyphus effect in pulse-coupled excitatory neural networks with spike-timing dependent plasticity. *Physical Review E*, 2014, 89: 062701
- 9 Borges P R, Borges F S, Batista A M, et al. Effects of spike-timing-dependent plasticity on the synchronization in a random Hodgkin-Huxley neuronal network. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 2016, 34: 12~22
- 10 Singer W A. Synchronization of cortical activity and its putative role in information processing and learning. *Annual Review of Physiology*, 1993, 55(1): 349~374
- 11 白天星. Izhikevich 神经元控制参数对可塑性神经网络动力学的影响[硕士学位论文]. 石家庄: 河北师范大学, 2013 (Bai T X. The effect of the Izhikevich neuron controlling parameters on plastic neural network dynamics [Master Thesis]. Shijiazhuang: Hebei Normal University, 2013 (in Chinese))
- 12 曹金凤, 韩芳. 考虑树突整合效应的神经网络的放电和同步特性. *动力学与控制学报*, 2019, 17(6): 560~566 (Cao J F, Han F. Firing and synchronization characteristics of neuronal networks considering dendritic integration effect. *Journal of Dynamics and Control*, 2019, 17(6): 560~566 (in Chinese))
- 13 MacKay W A. Synchronized neuronal oscillations and their role in motor processes. *Trends in Cognitive Sciences*, 1997, 1(5): 176~183

SPIKING SYNCHRONIZATION OF A DENDRITIC-INTEGRATED NEURONAL NETWORK CONSIDERING STDP LEARNING RULE*

Cao Jinfeng Yang Meichen Han Fang[†] Wang Zhijie

(Donghua University, College of Information Science and Technology, Shanghai 201620, China)

Abstract Synchronization of biological neuronal network is considered to play an important role in the processing of neuronal information in the brain. In this paper, a dendritic-integrated neuronal network (DHH) with spike-timing-dependent-plasticity (STDP) learning rule was studied, and the impact of network connection probability, external disturbance and STDP learning rule on network synchronization was analyzed. It was shown that the influence of STDP learning rule on network synchronization is related not only to connection probability but also to external disturbance. In the excitatory DHH neuronal network, the increase of connection probability could enhance network synchronization, and the increase of external disturbance could weaken network synchronization. In addition, the STDP learning rule has a weakening effect on the enhancement of network synchronization under large external disturbance. In the inhibitory DHH neuronal network, the increase of connection probability could also enhance network synchronization, and the increase of external disturbance could enhance network synchronization under large connection probability, while the STDP learning rule has a more obvious enhancement effect on network synchronization.

Key words dendritic integration, STDP learning rule, synchronization

Received 24 December 2018, revised 24 December 2018.

* The project supported by the National Natural Science Foundation of China (11572084, 11972115), the Fundamental Research Funds for the Central Universities and DHU Distinguished Young Professor Program (18D210402)

[†] Corresponding author E-mail: yadiahhan@dhu.edu.cn