

基于Hodgkin-Huxley模型的神经网络信息编码模式对比

刘瑾琬, 逯迈

兰州交通大学光电技术与智能控制教育部重点实验室, 甘肃 兰州 730070

【摘要】目的:基于Hodgkin-Huxley(HH)神经元模型的神经网络信息编码模式提出两类不同的信息编码方法对比。**方法:**采取HH神经元模型和化学突触,利用数值模拟的方法搭建不同拓扑结构的生物神经网络,通过平均频率编码和峰峰间隔编码(ISIs)两种信息编码方法对比研究在正弦波信号和随机音频信号刺激下平均频率编码和ISIs编码的特异性,分析不同刺激信号下神经网络的信息编码模式。**结果:**神经网络的信息编码模式与刺激信号类型具有相关性:当刺激信号为连续的周期信号时,神经网络会产生与刺激信号对应的具有周期性的放电序列;当刺激信号为随机信号时,神经网络的放电率会随着刺激信号强度发生变化,刺激信号强度越大,动作电位发放率越高。在同一刺激信号下,神经网络的拓扑结构会影响神经网络放电序列的时间结构。**结论:**神经网络信息编码模式与刺激信号相关,不同拓扑结构的神经网络放电序列时间结构不同。ISIs编码方法精确度更高,包含的信息量更大,与平均频率编码相结合的编码方法能够有效表达神经网络在刺激信号下信息编码模式的动态改变。

【关键词】Hodgkin-Huxley模型;神经网络;数值模拟;平均频率编码;峰峰间隔编码

【中图分类号】R318;Q811.2

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2024)02-0212-08

Comparative study on the information encoding mode of neuronal networks based on Hodgkin-Huxley model

LIU Jinwan, LU Mai

Key Laboratory of Optoelectronic Technology and Intelligent Control (Ministry of Education), Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China

Abstract: Objective To propose two different types of information encoding methods for the information encoding mode of neuronal networks based on Hodgkin-Huxley (HH) model. **Methods** The biological neuronal networks with different topologies were built with numerical simulations using HH model and chemical synapses. The specificities of two information encoding methods, namely average frequency encoding and interspike interval encoding, under the stimulus of sinusoidal signals and random audio signals were investigated, and the information encoding mode of neuronal networks stimulated by different signals was also analyzed. **Results** The information encoding mode of the neuronal networks was correlated with the stimulus signal type. When being stimulated by a continuous periodic signal, the neuronal network would generate a discharge sequence with periodicity corresponding to the stimulus signal. When the stimulus signal was a random signal, the discharge rate of the neuronal network would change with the stimulus signal intensity, and the higher the stimulus signal intensity was, the higher the action potential discharge rate was. Under the same stimulus signal, the temporal structure of the neuronal network discharge sequence was affected by the topology of the neuronal network. **Conclusion** The information encoding mode of neuronal networks is correlated with the stimulus signal, and the temporal structure of the discharge sequence of neuronal networks with different topologies is different. Interspike interval encoding has higher accuracy and contains more information, and the combination with the average frequency encoding can effectively express the dynamic change of the information encoding mode of neuronal networks under the stimulus.

Keywords: Hodgkin-Huxley model; neuronal network; numerical simulation; average frequency encoding; interspike interval encoding

【收稿日期】2023-06-19

【基金项目】国家自然科学基金(51567015, 51867014)

【作者简介】刘瑾琬, 硕士, 研究方向: 生物电磁技术, E-mail: liu_jinwan@126.com

【通信作者】逯迈, 博士, 博士生导师, 教授, 研究方向: 生物医学电磁学、电磁暴露安全评估, E-mail: mai.lu@hotmail.com

前言

大脑作为极为精巧和完善的信息系统,是人类接收外界刺激信息,将经过神经细胞编码的信息进行整合,并做出决策、发出指令,产生行为的指挥中心。理解大脑的结构和功能不仅是脑科学、神经生物学等学科研究的重点内容,也是人工智能领域发展的基础^[1-3],对人工神经网络的应用有重要意义^[4]。神经系统中,神经元通过放电活动来表征从周围环境中获得的信息,并借助其放电特性的变化对刺激信号进行编码^[5]。破译神经系统中的信息编码机制是脑科学研究领域的重要内容^[6]。1926年,Adrian^[7]研究发现肌肉中感觉神经元放电频率与刺激强度有关,基于此提出神经元通过放电频率对信息进行编码。2007年,Butts等^[8]研究发现神经元放电序列的时间结构能够编码信息。在神经信息编码的研究中发现实际的信息处理过程中,单个神经元不能对信息进行有效编码,而是以神经元集群编码的方式编码信息^[9-10]。2010年,Wang^[11]发现神经元之间放电序列的相关性和同步放电现象可以有效抑制噪声对编码的影响,提高编码效果,保证神经信息编码的可靠性。Wang等^[12-13]利用计算机数值模拟的方法构造了几类神经元集群的网络模型,并研究在网络拓扑结构发生变化的情况下神经网络的相同步运动和神经编码方式的变化。2019年,Guo等^[14]研究基于突触可塑性的脉冲神经网络在外加刺激下的网络信息编码特性。2023年,Zhang等^[15]提出基于IF神经元的3层全连接的超导脉冲神经网络构建方法,结果表明所构建网络比现有大多数的生物启发式神经网络具有更高的效率。上述研究从不同角度提出不同的神经信息编码方法,频率编码、时间编码、模式编码等方法也不断被应用于神经元集群的编码研究中。但是研究中所选用的多为Izhikevich、IF等较低维度的神经元模型,不能精确模拟真实神经元电生特性。

本文选取最接近生物学实际的Hodgkin-Huxley(HH)模型,基于MATLAB & Simulink平台,采用数值模拟的方法搭建化学突触连接的具有生物特性的复杂神经网络,采用平均频率编码和峰峰间隔编码(Inter-Spike Intervals, ISIs)方法分别从神经元动作电位的发放速率和放电序列的时间结构角度对比分析神经网络的信息编码模式。

1 方法

1.1 理论基础

1.1.1 HH模型 HH模型在1952年由Hodgkin和Huxley提出^[16-19],通过一组四阶非线性微分方程描述

了乌贼轴突细胞膜动作电位产生和传导的过程,能够准确地解释实验结果,如式(1)所示:

$$\begin{cases} C \frac{dV}{dt} = G_{Na} m^3 h (E_{Na} - V) + G_K n^4 (E_K - V) + G_L (E_L - V) + I \\ \frac{dn}{dt} = \alpha_n (1 - n) - \beta_n n \\ \frac{dh}{dt} = \alpha_h (1 - h) - \beta_h h \\ \frac{dm}{dt} = \alpha_m (1 - m) - \beta_m m \end{cases} \quad (1)$$

式中, I 为外部刺激电流, C 为细胞膜单位面积的电容, V 是膜电压, G_{Na} 和 G_K 分别代表钠离子通道、钾离子通道的最大电导, G_L 为漏电导, E_{Na} 、 E_K 、 E_L 分别为钠离子通道、钾离子通道、漏电流的反转电势, m 和 h 分别为钠离子通道电导的激活变量和抑制变量, n 为钾离子通道的激活变量, α 和 β 是与膜电位有关而与时间无关的速率函数^[20],如式(2)所示:

$$\begin{cases} \alpha_m = \frac{0.1(V + 40)}{1 - \exp(-(V + 40)/10)} \\ \beta_m = 4 \exp(-(V + 65)/18) \\ \alpha_h = 0.07 \exp(-(V + 65)/20) \\ \beta_h = \frac{1}{\exp(-(V + 35)/10) + 1} \\ \alpha_n = \frac{0.01(V + 55)}{1 - \exp(-(V + 55)/10)} \\ \beta_n = 0.125 \exp(-(V + 65)/80) \end{cases} \quad (2)$$

1.1.2 突触模型 神经系统中信号的传递、整合的过程需要依赖神经突触连接构成的神经回路。神经突触作为神经元之间相互联系并通讯的部位,包括电突触和化学突触,最常见也最重要的是化学突触,故本文选用化学突触进行建模。Savtchenko^[21]研究并提出一种复杂的动力学模型,该模型能够精确描述化学突触进行信息传递的过程且更接近于生物学实际^[22],故本文选取该突触模型,其表达式如式(3)所示:

$$I_{syn} = -C_m S_2 \frac{\partial (V_1 - V_2)}{\partial t} + G_s (V_p - E_s + V_1 - V_2) \quad (3)$$

式中, I_{syn} 为突触后电流, G_s 为突触后电导, E_s 为突触可逆电位, V_p 为突触后保持电位, V_1 、 V_2 分别为前后神经元的膜电位, $-C_m S_2$ 描述了突触前神经元动作电位产生的电容电流, $G_s (V_p - E_s + V_1 - V_2)$ 描述了通过突触后配体门控通道的离子电流。化学突触连接神经元模型如图1所示,突触前神经元接受外部刺激信号产生膜电位 V_1 ,经化学突触产生突触后电流 I_{syn} 作用于后神经元,后神经元产生动作电位 V_2 反馈给化学突触,完成神经元之间的连接。

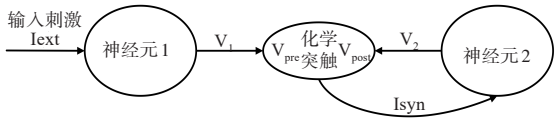


图1 化学突触连接模型

Figure 1 Chemical synaptic connection model

1.2 神经网络建模

通过 Leonid 化学突触连接的神经元数学模型描述如下：

$$\begin{cases} C \frac{dV_1}{dt} = G_{Na} m_1^3 h_1 (E_{Na} - V_1) + G_K n_1^4 (E_K - V_1) + G_L (E_L - V_1) + I_{ext} \\ C \frac{dV_2}{dt} = G_{Na} m_2^3 h_2 (E_{Na} - V_2) + G_K n_2^4 (E_K - V_2) + G_L (E_L - V_2) + I_{syn(1,2)} \\ I_{syn(1,2)} = -C_m S_2 \frac{\partial (V_1 - V_2)}{\partial t} + G_s (V_p - E_s + V_1 - V_2) \end{cases} \quad (4)$$

由式(4)可知,外部刺激信号 I_{ext} 作用于突触前神经元,化学突触产生的突触电流 I_{syn} 作用于后神经元,且由图1可知 I_{syn} 的值与突触前后神经元的膜电位有关且有方向。各神经元离子通道参量(m 、 n 、 h)参考HH神经元模型,由速率函数计算得出初值 m_0 、 n_0 、 h_0 分别为0.052 9、0.317 7、0.596 1。多个神经网络建模方法可参考2个神经元连接模型建立,表1为神经网络模型各参数取值。

表1 神经网络模型仿真参数值

Table 1 Simulation parameters of neuronal network model

变量	变量名称	取值
V	膜电位	-65 mV
C/C_m	膜电容	1 μ V/cm ²
G_{Na}	钠离子通道最大电导	120 mS/cm ²
G_K	钾离子通道最大电导	360 mS/cm ²
G_L	漏通道最大电导	0.3 mS/cm ²
E_{Na}	钠通道反转电势	50 mV
E_K	钾通道反转电势	-77 mV
E_L	漏通道反转电势	-54.5 mV
E_s	突触可逆电位	-70 mV
V_p	突触后保持电位	65 mV

1.3 神经网络信息编码方法

1.3.1 平均频率编码方法 平均频率编码指神经元通过固定时间窗内动作电位发放频率的变化对外界刺激信息进行编码的方法,具有大量的生物实验基础。

在神经网络放电时空序列中, H_i 表示第 i 个神经元发放序列, t_i^n 表示第 i 个神经元第 n 个放电的时刻:

$$H_i = \{\dots, t_i^n, \dots\}, t_i^1 < t_i^2 < \dots < t_i^n < \dots \quad (5)$$

第 i 个神经元在时间窗口 $(t - \Delta t, t)$ 中的发放率 γ_i 定义为:

$$\gamma_i(t, \Delta t) = \frac{\eta_i(t - \Delta t, t)}{\Delta t} \quad (6)$$

式中, $\eta_i(\cdot)$ 表示第 i 个神经元在时间窗口 Δt 内的发放次数,对第 i 个神经元在所有时间窗口 Δt 中的 $\eta_i(\cdot)$ 求平均值,即可得到神经元放电平均发放率。

1.3.2 ISIs 编码方法 ISIs 编码是一种常用的时间编码方法,指神经元放电脉冲峰峰之间的间隔,ISIs 编码通过神经元动作电位发放时间的不同对外界刺激信息进行编码的方法。设 t 时刻产生动作电位,则相邻动作电位之间的峰峰间期序列 ISIs 中第 n 个 ISI 元素可定义为:

$$ISI_i = t_i - t_{i-1} \quad (7)$$

若神经元 i 的总发放次数为 M ,则该神经元发放 ISIs 序列 X_{isi}^i 的计算公式如下:

$$X_{isi}^i = \min(t_n^i | t_n^i > t) - \max(t_n^i | t_n^i \leq t), t_1^i < t < t_M^i \quad (8)$$

平均频率编码方法是对该时刻所在时间窗内的动作电位发放频率计算平均值,所以精确度较差。ISIs 编码方法可以利用平均频率编码无法表达的放电活动特性来编码信息。因此本文采用平均频率编码和 ISIs 编码两种方法对所构建神经网络的编码特性进行分析,能够更加全面地了解神经网络的信息处理特性。

1.4 模拟仿真平台

本文基于 MATLAB & Simulink 平台进行建模仿真。如图2所示,Simulink 平台可以分别将 HH 模型与化学突触模型进行封装以模块化呈现,利于观察网络模型的拓扑结构。在搭建模型时考虑了化学突触后神经元的反馈电位,符合生物学实际。

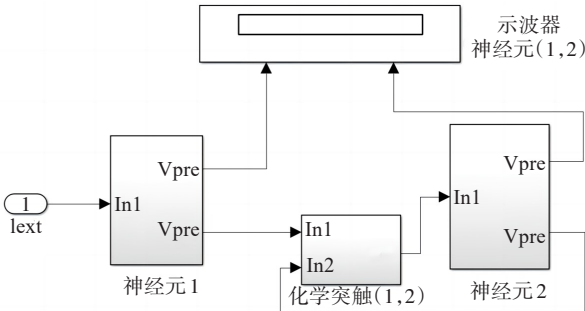


图2 两个HH神经元耦合的Simulink模型

Figure 2 Simulink model of two HH neurons coupled by chemical synapse

2 结果

在大脑的神经系统中,神经元的连接方式分为规则连接和不规则连接,其中规则连接方式包括环式和全局连接。实验结果表明,真实的生物神经网络以不规则连接方式为主,表现为小世界特性^[23-25]。本文通过构建简单环形网络、全局耦合网络和小世界网络模型,应用平均频率编码和ISIs编码两种编码方法,分别研究在正弦信号和随机音频信号刺激下不同网络拓扑结构的神经网络信息编码特性。本文构建的神经网络模型中神经元个数为10,且为全同神经元。网络中神经元通过化学突触依次有向连接,符合生物神经网络中信息传递结构。以简单环网为例,在Simulink中构建的模型如图3所示,图中Synapse(1,2)表示神经元N1和N2(后文神

元均由编号表示)之间的化学突触,信息由N1向N2传递。全局耦合网络和小世界网络模型都是在规则环网模型结构的基础上,不破坏原来环结构的任意一个连接,对网络进行加边处理,且神经元本身不能自连。其中,全局耦合网络模型中每个神经元依序与网络中除自身外其它9个神经元相连,该模型在简单环网的基础上增加80条突触,符合规则网络特点。构建小世界网络模型时,网络中每个神经元随机添加3条与其它神经元的化学突触连接,符合小世界网络特性,该模型在简单环网的基础上增加30条突触连接,符合不规则网络特点。神经网络的输入信号分别为正弦波信号和随机音频信号,N1接收刺激信号,其余神经元外加刺激为零,突触后电导(耦合强度)取值设置为0.1 mS/cm²。

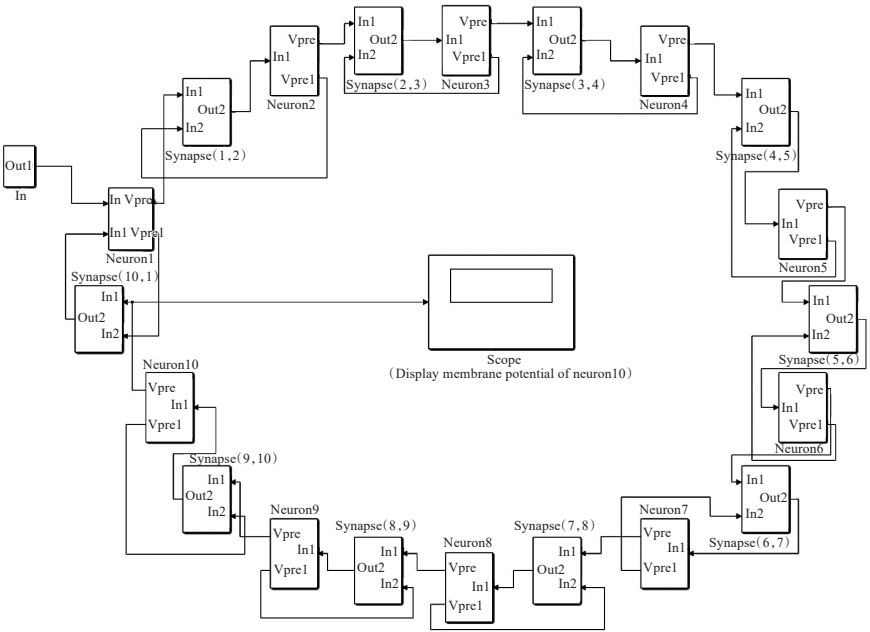


图3 10神经元简单环网Simulink模型

Figure 3 Simulink model of the simple ring network of 10 neurons

2.1 正弦信号刺激下神经网络的信息编码特性分析

将正弦信号 $I_{ext}=10\sin(0.04\pi t)+10$ 作为刺激信号输入神经网络,正弦信号时域波形图如图4所示。神经网络中N1接收刺激信号,其余神经元外加刺激为零,设置仿真时间 t 为300 ms。图5为示波器模块观测的不同拓扑结构的网络中N10的动作电位波形。由图5可知,3种拓扑结构的神经网络在正弦信号的刺激下发放的动作电位均具有完整放电过程,表现“全或无”的电生理特性,但是动作电位的平均发放频率和放电序列的时间结构由于拓扑结构的不同存在差异。

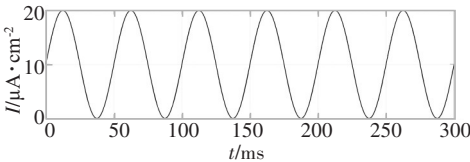


图4 正弦信号时域波形图

Figure 4 Time domain waveform of sinusoidal signal

2.1.1 平均频率编码特性分析 采用平均频率编码方法对网络在正弦信号刺激下的信息编码特性进行分析。在本节的研究中,将横坐标时间轴划分为许多小时间

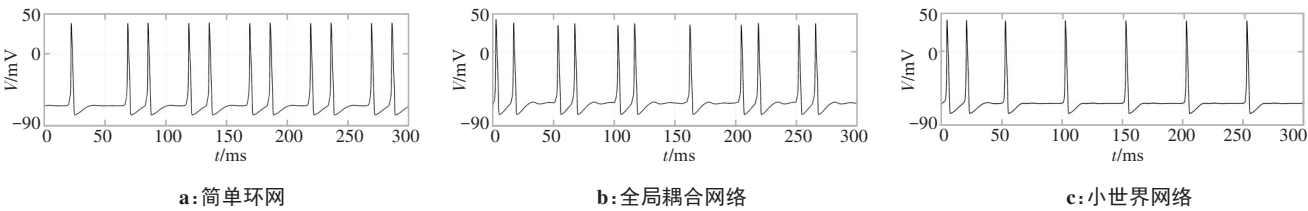


图5 正弦信号刺激下神经网络N10动作电位
Figure 5 N10 action potential of neuronal network stimulated by sinusoidal signal

窗口,每个窗口宽度设定为 100 ms(生理窗口),步长设定为 25 ms(四分之一窗宽)。以 N10 为对象,对每个时间窗内的放电平均值进行统计,可得 N10 的放电率随时间的动态变化情况如图 6 所示。其中,横坐标为仿真时间,纵坐标为相应时间对应的神经网络中 N10 神经元的时间窗内平均放电率。由图 6 可知,简单环网平均放电率在 0~125 ms 时间窗内为 30 次/s,在 125~300 ms 时间窗内上升且稳定在 40 次/s;全局耦合网络平均放电率在 0~150 ms 时间窗内为 40 次/s,在 150~250 ms 时间窗内

下降且稳定在 30 次/s,在 250~300 ms 时间窗内上升至 40 次/s。小世界网络平均放电率在 0~100 ms 时间窗内为 30 次/s,在 100~275 ms 时间窗内下降并稳定在 20 次/s,在 275~300 ms 时间窗内下降至 10 次/s。对以上现象进行分析可以看出,简单环网和全局耦合网络的放电速率在 30~40 次/s,小世界网络的放电速率在 10~30 次/s。从图 6 可以看出平均频率编码方法虽然可以表示动作电位发放频率随时间的变化情况,但无法对放电序列的时间结构进行分析,具有局限性。

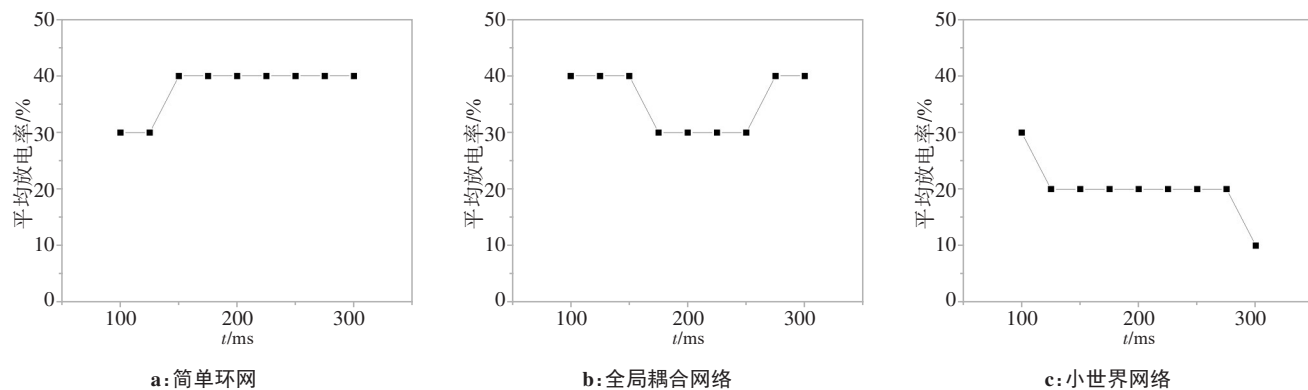


图6 正弦信号刺激下神经网络N10平均放电率时域图
Figure 6 Time domain diagram of N10 average discharge rate of neuronal network stimulated by sinusoidal signals

2.1.2 ISIs 编码特性分析 采用 ISIs 编码方法对 3 种神经网络在正弦信号刺激下的时间编码特性进行分析。以 N10 为对象,分别计算峰电位间隔,得到 3 种神经网络中 N10 峰电位间隔时域图如图 7 所示。其中,横坐标为仿真时间,纵坐标为相应时刻对应的神经网络中 N10 神经元的峰电位间隔 ISIs。由图 7 可知,简单环网的放电序列在 75~300 ms 时间窗内表现为节律性的簇放电模式,簇放电时间间隔为 33 ms;全局耦合网络的放电序列在 0~125 ms、200~300 ms 时间窗内表现为节律性的簇放电模式,簇放电时间间隔约为 36 ms,在 125~200 ms 时间窗内仅有 1 次放电;小世界网络的放电序列在 0~50 ms 内发放 1 次簇放电,在 50~300 ms 时间窗内表现为节律性的脉冲放

电模式,脉冲放电时间间隔约为 50 ms。对以上现象进行分析可以看出,3 种神经网络的放电序列都具有一定的节律性,但简单环网和全局耦合网络的放电序列以簇放电为主。

2.2 随机音频信号刺激下神经网络的信息编码特性分析

采集时长为 0.7 s 的随机音频信号如图 8 所示,作为神经网络的刺激信号。神经网络中 N1 接收刺激信号,其余神经元外加刺激为零。图 9 为示波器模块观测的不同拓扑结构的网络中 N10 的动作电位波形。由图 9 可知,3 种拓扑结构的神经网络在随机音频信号的刺激下发放的动作电位具有完整放电过程,表现“全或无”的电生理特性。3 种神经网络动

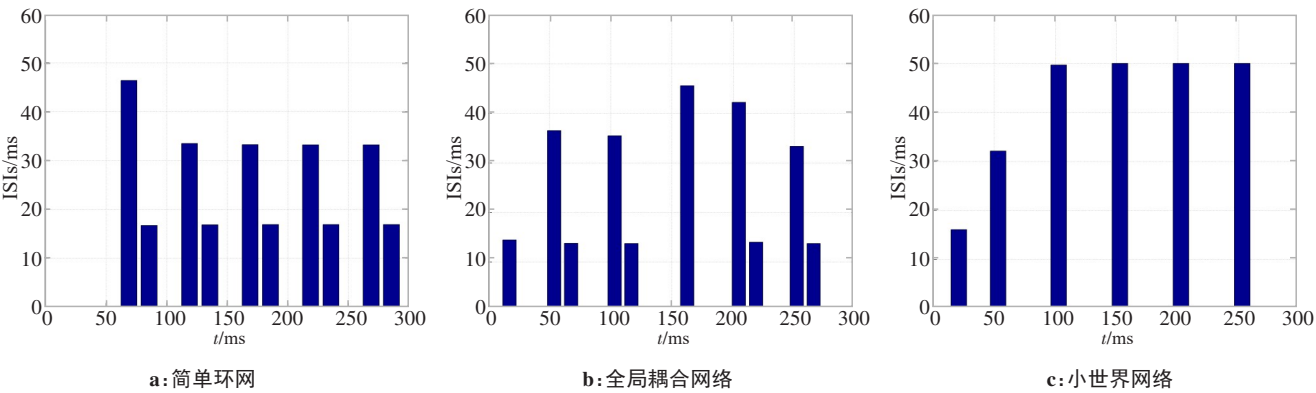


图7 正弦信号刺激下神经网络N10峰电位间隔时域图

Figure 7 Time domain diagram of N10 peak potential interval of neuronal network stimulated by sinusoidal signal

作电位的信息编码模式与随机语音信号的强度具有相关性,刺激信号强度大时动作电位的发放频率高,但由于网络拓扑结构的不同,3种神经网络放电序列的平均发放率与发放时间结构存在差异。

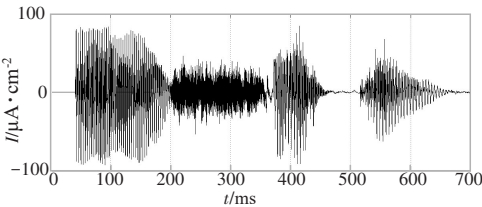


图8 随机音频信号时域波形图

Figure 8 Time domain waveform of random audio signal

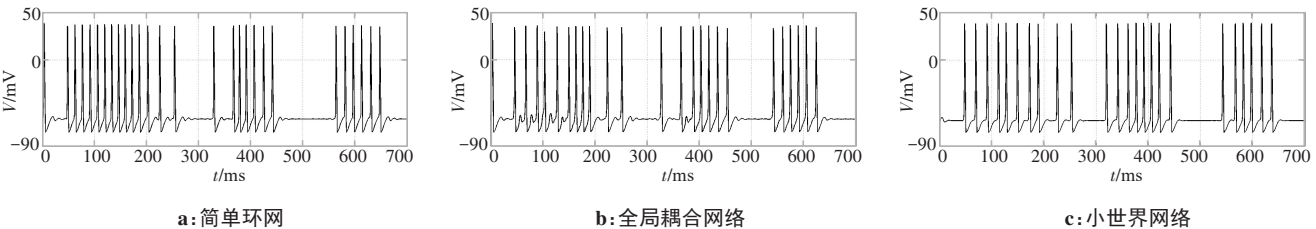


图9 随机音频信号刺激下神经网络N10动作电位

Figure 9 N10 action potential of neuronal network stimulated by random audio signal

30~35次/s,全局耦合网络平均放电率保持40次/s;在350~450 ms时间窗内,简单环网和小世界网络平均放电率上升到40~45次/s,全局耦合网络平均放电率保持40次/s;在450~550 ms时间窗内,3种神经元网络平均放电率都下降到30~35次/s;在550~700 ms时间窗内,简单环网和全局耦合网络平均放电率保持在30~35次/s,小世界网络平均放电率下降到30次/s;700~800 ms时间窗内,3种神经元网络平均放电率都下降到10~15次/s。分析可知,简单环网和小世界网

2.2.1 平均频率编码特性分析 采用平均频率编码方法对网络在随机语音信号刺激下的信息编码特性进行分析。在本节的研究中,将横坐标时间轴划分为许多小时间窗口,每个窗口宽度设定为200 ms(生理窗口),步长设定为50 ms(四分之一窗宽)。以N10为对象,对每个时间窗内的放电平均值进行统计,可得N10的放电率随时间的动态变化情况如图10所示。其中,横坐标为仿真时间,纵坐标为相应时间对应的神经网络中N10神经元的时间窗内平均放电率。由图10可知,在0~250 ms时间窗内,简单环网N10平均放电率最高,达到60次/s,全局耦合网络和小世界网络平均放电率在40~45次/s;在250~350 ms时间窗内,简单环网和小世界网络平均放电率逐渐下降到

络在平均放电率变化上呈现出较高的同步性,但是3种网络结构的平均放电率均反映了外加随机音频刺激信号的强度变化。从以上结果可以看出,简单环网和小世界网络平均放电率的变化同步性较高,但3种网络结构的平均放电率都反映了外界声音刺激信号强度的变化情况。

2.2.2 ISIs编码特性分析 采用ISIs编码方法对3种神经元网络在随机语音信号刺激下的时间编码特性进行分析。以N10为对象,分别计算峰电位间隔,得

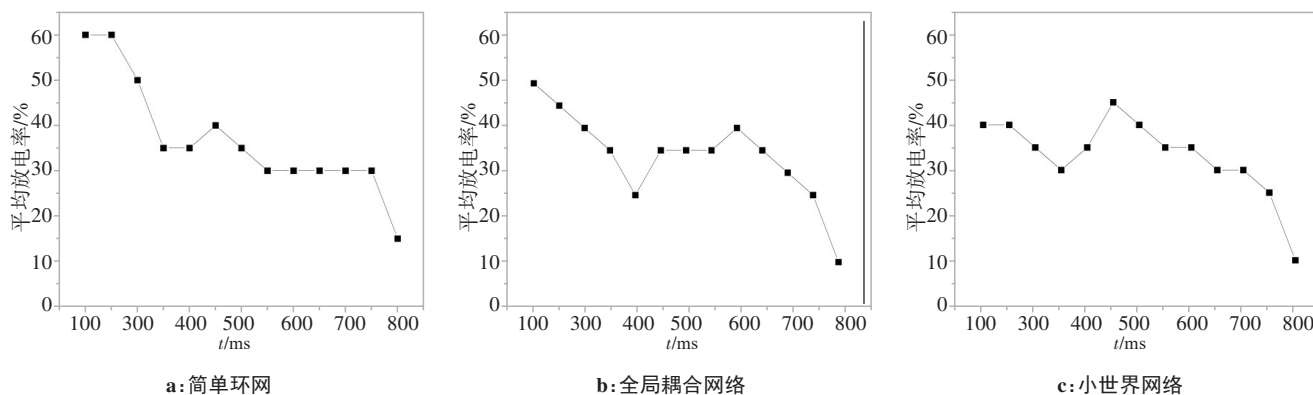


图10 随机音频信号刺激下神经网络N10平均放电率时域图

Figure 10 Time domain diagram of N10 average discharge rate of neuronal network stimulated by random audio signal

到3种神经元网络中N10峰电位间隔时域图如图11所示。其中,横坐标为仿真时间 t ,纵坐标为相应时刻对应的神经网络中N10神经元的峰电位间隔ISIs。由图11可知,在0~300 ms时间窗内,全局耦合网络和小世界网络峰峰间隔序列变化同步性较高,简单环网放电序列较密集;300~500 ms时间窗内,简单环网和小世界网络峰峰间隔序列变化同步性较高,小世

界网络放电序列较密集;500~800 ms时间窗内,简单环网和小世界网络峰峰间隔序列变化同步性较高,全局耦合网络放电序列较密集。以上结果可以反映出不同拓扑结构下神经网络的放电序列随外加随机音频刺激信号强度的动态变化情况,其中,简单环网和小世界网络峰峰间隔序列变化同步性较高。

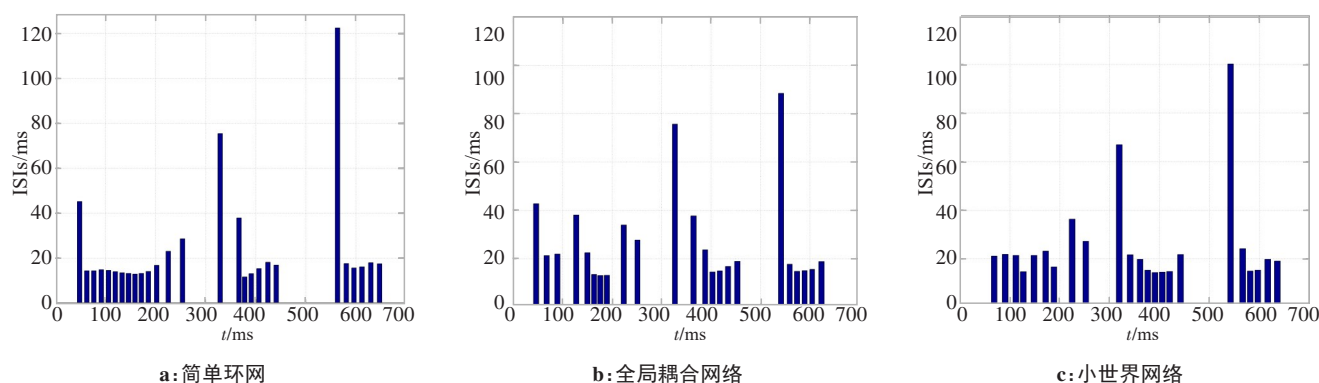


图11 随机音频信号刺激下神经网络N10峰电位间隔时域图

Figure 11 Time domain diagram of N10 peak potential interval of neuronal network stimulated by random audio signal

3 讨论

本研究采用数值模拟的方法,选取HH神经元作为神经网络的基本单元,分别构建具有生物属性的简单环形、全局耦合和小世界神经元网络,从神经网络的信息编码模式探究基于HH神经元模型的神经网络信息编码特性。通过利用平均频率编码和ISIs编码两种信息编码方法对比研究了在正弦波信号和随机音频信号刺激下平均频率编码和ISIs编码的特异性,并在此基础上分析不同刺激信号下神经网络的信息编码模式。研究结果发现,神经网络的信息编码模式与刺激信号类型具有相关性:

当刺激信号为连续的周期信号时,神经网络会产生与刺激信号对应的具有周期性的放电序列;当刺激信号为随机信号时,神经网络放电频率会随着刺激信号的强度变化,表现为刺激信号强度越大,放电频率越高。在同一刺激信号下,改变神经网络的拓扑结构,会影响神经网络放电序列的时间结构。正弦信号刺激下,通过平均频率编码可以从动作电位的发放速率看出神经网络的放电频率虽然受网络拓扑结构影响有所不同但基本平稳,可知神经网络在正弦信号刺激下放电活动具有节律性;通过ISIs编码可以从放电序列的时间结构看出神经

元网络的放电序列与正弦刺激信号的频率相关,简单环网和全局耦合网络的放电序列主要表现为簇放电模式。在随机音频信号刺激下,通过平均频率编码可以从动作电位的发放速率看出神经网络放电率与音频刺激信号的强度大小有关,刺激信号强度越大神经网络放电率越高;通过ISIs编码可以从放电序列的时间结构反映不同拓扑结构的神经网络在刺激信号下的动态特征。

4 结 论

神经网络信息编码模式与刺激信号相关,不同拓扑结构的神经网络放电序列时间结构不同。ISIs编码与平均频率编码相比,时间分辨率更高,编码的信息量更大,对刺激信息的编码也更具有意义。由此可知ISIs编码可以利用放电序列的时间结构编码信息,弥补平均频率编码方法的缺点,ISIs编码和平均频率编码相结合的方法能够有效表达神经网络在刺激信号下信息编码模式的动态改变。本文基于HH神经元模型构建了具有生物属性的神经网络,在建模中没有采用简化的神经元及突触模型,考虑了真实神经系统中通过化学突触进行信息传递的过程,采用平均频率编码和ISIs编码方法研究了神经网络电活动模式的动态改变,这对后续研究神经信息传递的相关机制提供一定的便利,为大脑记忆功能的神经生物学机制提供实验方法。

【参考文献】

- [1] Rabinovich MI, Varona P, Selverston AI, et al. Dynamical principles in neuroscience[J]. *Rev Mod Phys*, 2006, 78(4): 1214-1265.
- [2] Ullman S. Using neuroscience to develop artificial intelligence[J]. *Science*, 2019, 363(6428): 692-693.
- [3] 巩高, 黄文华, 曹石, 等. 人工智能在医学的应用研究进展[J]. *中国医学物理学杂志*, 2021, 38(8): 1044-1047.
Gong G, Huang WH, Cao S, et al. Advances in application of artificial intelligence in medicine[J]. *Chinese Journal of Medical Physics*, 2021, 38(8): 1044-1047.
- [4] Comsa IM, Potempa K, Versari L, et al. Temporal coding in spiking neural networks with alpha synaptic function: learning with backpropagation[J]. *IEEE Trans Neur Net Lear*, 2022, 33(10): 5939-5952.
- [5] Hu B, Guan ZH, Chen G, et al. Neuroscience and network dynamics toward brain-inspired intelligence[J]. *IEEE Tcyb*, 2022, 52(10): 10214-10227.
- [6] 朱雅婷, 王如彬, 倪力, 等. 神经信息编码研究的现状与进展[J]. *振动与冲击*, 2015, 34(21): 1-9.
- [7] Adrian E. The impulses produced by sensory nerve-endings: part II. The response of a single end-organ[J]. *J Physiol*, 1926, 61(2): 151.
- [8] Butts DA, Weng C, Jin J, et al. Temporal precision in the neural code and the timescales of natural vision[J]. *Nature*, 2007, 449(7158): 92-95.
- [9] Pouget A, Dayan P, Zemel R. Information processing with population codes[J]. *Nat Rev Neurosci*, 2000, 1: 125-132.
- [10] Stevens CF. Neuronal communication: cooperativity of unreliable neurons[J]. *Curr Biol*, 1994, 4(3): 268-269.
- [11] Wang HP. Synchrony of thalamocortical inputs maximizes cortical reliability[J]. *AAAS*, 2010, 328(106): 106-109.
- [12] Wang R, Zhang Z, Qu J, et al. Phase synchronization motion and neural coding in dynamic transmission of neural information[J]. *IEEE Trans Neural Netw*, 2011, 22(7): 1097-1106.
- [13] Wang RB, Zhang ZK. Neural coding in networks of multi-populations of neural oscillators[J]. *Math Comput Simulat*, 2012, 86: 52-66.
- [14] Guo L, Zhang W, Zhang JL. Neural information coding on small-world spiking neuronal networks modulated by spike-timing-dependent plasticity under external noise stimulation[J]. *Cluster Comput*, 2019, 22(3): S5217-S5231.
- [15] Zhang H, Gang C, Xu C, et al. Brain-Inspired spiking neural network using superconducting devices[J]. *TETCI*, 2023, 7(1): 271-277.
- [16] Hodgkin AL, Huxley AF. Current carried by sodium and potassium ions through the membrane of the giant axon of *Loligo*[J]. *J Physiol*, 1952, 116(4): 449-472.
- [17] Hodgkin AL, Huxley AF. The components of membrane conductance in the giant axon of *Loligo*[J]. *J Physiol*, 1952, 116(4): 473-496.
- [18] Hodgkin AL, Huxley AF. The dual effect of membrane potential on sodium conductance in the giant axon of *Loligo*[J]. *J Physiol*, 1952, 116(4): 497-506.
- [19] Hodgkin AL, Huxley AF. A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve[J]. *B Math Biol*, 1990, 52(1-2): 25-71.
- [20] 闻佳, 逯迈, 董绪伟, 等. 基于HH模型的神经网络的数值模拟与FPGA实现[J]. *航天医学与医学工程*, 2017, 30(1): 38-45.
Wen J, Lu M, Dong XW, et al. Numerical simulation of neural network based on HH model and its FPGA implementation[J]. *Space Medicine & Medical Engineering*, 2017, 30(1): 38-45.
- [21] Savtchenko LP. Bilateral processing in chemical synapses with electrical 'ephaptic' feedback: a theoretical model[J]. *Math Biosci*, 2007, 207(1): 113-137.
- [22] 尚蕾, 逯迈. 具有生物属性的小规模电子神经网络抗扰特性仿真研究[J]. *航天医学与医学工程*, 2021, 34(2): 137-145.
Shang L, Lu M. Simulation research on anti-interference characteristics of small-scale electronic neuronal network [J]. *Space Medicine & Medical Engineering*, 2021, 34(2): 137-145.
- [23] Grigorov MG. Global properties of biological networks[J]. *Drug Discov Today*, 2005, 10(5): 365-372.
- [24] Sporns O, Zwi JD. The small world of the cerebral cortex [J]. *Neuroinformatics*, 2004, 2(2): 145-162.
- [25] Humphries MD, Gurney K, Prescott TJ. The brainstem reticular formation is a small-world, not scale-free, network[J]. *P Roy Soc B-Biol Sci*, 2006, 273(1585): 503-511.

(编辑:陈丽霞)