

## 基于不同化学突触神经网络抗扰特性比较

宋英健, 逯迈, 李响

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5类不同的化学突触模型,研究基于Hodgkin-Huxley神经元模型的神经网络抗扰特性。**方法:**采用Hodgkin-Huxley神经元模型和化学突触,利用数值模拟的方法构建不同拓扑结构的生物神经网络,通过构建不同化学突触神经网络对比研究了在叠加一定高斯白噪声的正弦波信号刺激下神经元抗扰的特异性,分析不同刺激信号下神经网络的信号传递模式。采用相关系数法计算网络中神经元10在两种刺激信息下第0~50 ms的相关系数,进行定量分析。**结果:**神经网络的抗扰特性与化学突触模型具有相关性,基于不同化学突触模型搭建的神经网络抗扰波形不同。第1~5类化学突触搭建的网络在两种刺激信号下,神经元10前50 ms相关系数分别为0.141 2、0.914 5、0.996 5、0.567 3、0.881 6。由此可见,第2、第3类化学突触相比于其他几类化学突触有更良好的抗干扰能力;第2、第3类化学突触模型最为复杂;第4、第5类化学突触延时反应最快。**结论:**第2、第3类化学突触模型最适合研究神经网络抗扰特性,此研究为构建神经网络过程中选择化学突触提供了一定程度的启示。

**【关键词】**Hodgkin-Huxley模型;神经网络;数值模拟;化学突触;抗扰特性

**【中图分类号】**R318;Q811.2

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2024)11-1392-12

## Comparative study on the anti-interference characteristics of different chemical synaptic neuron networks

SONG Yingjian, LU Mai, LI Xiang

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

**Abstract: Objective** Based on 5 different chemical synaptic models, the anti-interference characteristics of neural network based on Hodgkin-Huxley neuron model are compared and studied. **Methods** The Hodgkin-Huxley neuron model and chemical synapses were used to construct biological neuron networks with different topologies by numerical simulation. By constructing different chemical synaptic neuron networks, the specificity of neuron anti-interference under the stimulation of sine wave signal superimposed with certain Gaussian white noise was studied, and the signal transmission mode of neuron networks under different stimulation signals was analyzed. The correlation coefficient method was used to calculate the correlation coefficient of the 0-50 ms of neuron 10 in the network under two kinds of stimulation signals, and the quantitative analysis was carried out. **Results** The anti-interference characteristics of the neural network were related to the chemical synaptic model, and the anti-interference waveforms of neural networks constructed based on different chemical synaptic models were different. Under the two stimulation signals, the correlation coefficients of the first 50 ms of neuron 10 in the network constructed by the 5 types of chemical synapses were 0.141 2, 0.914 5, 0.996 5, 0.567 3 and 0.881 6, respectively. The types 2 and 3 chemical synapses exhibited better anti-interference ability than the other types; the types 2 and 3 chemical synapse model were the most complex; and the types 4 and 5 chemical synapses had the fastest delayed response. **Conclusion** The types 2 and 3 chemical synapse models are most suitable for studying the anti-interference characteristics of neural networks. This study provides some insights into the selection of chemical synapses in the construction of neuron networks.

**Keywords:** Hodgkin-Huxley model; neuron network; numerical simulation; chemical synapse; anti-interference characteristics

**【收稿日期】**2024-05-25

**【基金项目】**国家自然科学基金(51867014);甘肃省教育厅项目(2024CXPT-11)

**【作者简介】**宋英健,硕士研究生,研究方向:生物电磁技术,E-mail: songyj1020@163.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@126.com

前言

生物神经网络模型是一种新型的计算模型,其基本组成部分是神经元和突触。神经元通过突触相互连接形成神经网络,实现了信息处理和传递。由于其与生物体的神经系统类似,生物神经网络在处理非线性、模糊、不确定性等复杂问题方面具有巨大的优势。生物神经网络是由生物神经元之间复杂连通而成的系统,在信息处理、感知和运动等方面具有重要意义。然而,在实际应用中,生物神经网络容易受到噪声和干扰信号的影响,使得输入信号的稳定性和精度大大降低。因此,研究生物神经网络抗扰特性的机制和特征,对于深入理解神经系统的生理学和生物学基础以及开发相应的医学和工程应用具有重要意义。突触是神经元之间传递信息的关键结构,突触神经元的抗扰特性对于敏感的神传导至关重要。

2010年,Baptista等<sup>[1]</sup>通过深入研究神经元同步动力学,得出了关于突触耦合机制的重要结论。该研究表明,突触耦合机制在生物神经网络的抗干扰能力中扮演着至关重要的角色,这一发现为进一步探索生物神经系统的稳定性提供了有力支撑。2013年,魏伟等<sup>[2]</sup>以HR神经元作为研究对象,分别在3种不同情境下,利用自适应延迟整定控制器(ADRC)实现了心率(HR)神经元的同步。为了使实验结果更加充分,全面验证ADRC的抗干扰性能,特意引入了单位阶跃干扰和正弦干扰两种干扰信号。仿真实验的结果显示,尽管面临这些干扰,ADRC仍然展现出良好的神经元同步效果。这充分证明,ADRC具备出色的抗干扰能力。2014年,常小龙等<sup>[3]</sup>发现神经网络在噪声环境下能够利用同步放电机抑制噪声,具有较强的抗干扰能力,神经元的数量和耦合强度对神经网络的放电同步和抗扰特性具有显著影响。神经网络可以利用同步放电机抑制噪声干扰,执行可靠的信息编码与处理。同年,常小龙等<sup>[4]</sup>通过数值仿真研究了电突触耦合对HR神经网络抗脉冲干扰特性的影响。研究结果表明,网络的规则耦合形式和神经元数量对其抗脉冲干扰特性的影响较小。然而,神经元之间电突触耦合强度的分布对网络的抗脉冲干扰特性具有显著影响。2015年,陈云芝等<sup>[5]</sup>发现基于脉冲时序依赖可塑性(Spike-Timing Dependent Plasticity, STDP)机制的神经网络展现出良好的抗干扰能力,而这种抗干扰特性与STDP机制之间存在密切的关联。2017年,满梦

华等<sup>[6]</sup>利用Hodgkin-Huxley模型建模神经元电信号的产生,结合S空间编码理论分析神经信息的表达。在此基础上,研究神经信息处理在噪声干扰环境下的抗扰特性,值得电子系统借鉴,以提高其抗扰能力。2020年,武翠霞等<sup>[7]</sup>为了分析噪声环境下生物神经网络信息处理的抗扰机理,基于STDP突触可塑原理,构建了具有自学习特性的ML(Morris Lecar)神经网络模型。结果表明,神经网络可以利用同步放电消除噪声干扰,通过突触学习可以适应外部干扰环境。2021年,Chaturvedi等<sup>[8]</sup>提出了一种模型,用于确定前馈神经网络的最佳拓扑结构,以进行生理心脏信号中情绪的分类;同年,Bossy等<sup>[9]</sup>对神经元通过电突触和化学突触相互作用进行了研究,在时间趋于无穷大时,整个系统的同步速度以指数级增长,而某些误差受到通道噪声水平的控制而消失;Lu等<sup>[10]</sup>借助前馈神经网络提出了一种创新的计算机辅助诊断方法,用于检测脑微出血。2022年,刘尚合等<sup>[11]</sup>的综述为该领域的研究提供了重要的参考和指导,对于推动电磁防护仿生研究的发展具有重要意义。2023年,张明亮等<sup>[12]</sup>进行了对Hodgkin-Huxley神经元模型稳定性的研究,HH神经元模型具有一定的抵抗电磁干扰的能力;同年,Guo等<sup>[13]</sup>构建了5种具有相同神经元模型和突触可塑性的尖峰神经网络,通过比较它们在不同噪声下的抗干扰能力来评估它们的鲁棒性;Chialva等<sup>[14]</sup>探讨了生物物理上合理的简化神经元模型。

在神经元特性的模拟方面,本研究选择与生物学实际情况较为吻合的HH模型。通过5种不同化学突触模型进行神经元模型数值模拟仿真,仿真软件选择MATLAB中Simulink平台,进行神经网络的建模工作,来分析不同突触模型下搭建的神经网络产生动作电位的变化。在此基础上,将对比研究噪声环境下生物神经网络的抗干扰特性,并分析其内在机制和性能表现。此项研究旨在为神经网络系统的搭建提供一定的理论支撑和实践指导。

1 使用模型

1.1 Hodgkin-Huxley模型

1952年,HH模型由Hodgkin和Huxley提出<sup>[15-18]</sup>,该模型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与传导的过程。HH模型首次引入了“离子通道”的概念,揭示了神经元膜电位的变化规律。这一模型在很大程度上模拟了真实生物神经系统的放电规律,如式(1)所示:

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

其中,  $I$  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,  $\alpha$  和  $\beta$  是与膜电位有关而与时间无关的速率函数<sup>[19]</sup>, 如式(2)所示:

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

## 1.2 突触的选择

神经突触是神经系统中两个神经元之间传递信息的特殊连接点, 充当神经元之间的接触点, 用于传输神经信号。一般来说, 神经突触由一个发送信号的神经元和一个接收信号的神经元构成。神经突触可分为电突触和化学突触, 化学突触最为常见且至关重要, 因此本文选择化学突触进行建模研究。本文分别使用第1类<sup>[20]</sup>、第2类<sup>[21]</sup>、第3类<sup>[22]</sup>、第4类<sup>[23]</sup>、第5类<sup>[24]</sup>化学突触, 利用10神经元搭建网络模型。

**1.2.1 第1类化学突触** Hansel等<sup>[20]</sup>阐述了一种较为简洁的神经元化学突触模型, 其数学表达式如下:

$$I_{syn} = G_{syn} H(V_{pre}(t - \tau) - V_{thresh}) \quad (3)$$

其中, 突触后电流  $I_{syn}$  和突触耦合强度  $G_{syn}$  的单位分别为  $\mu A/cm^2$  和  $mS/cm^2$ ; 而  $H$  是 Heaviside 阶跃函数, 用于特定的数学运算。神经元信息传递的时滞  $\tau$  是神经系统中一个重要的参数, 它反映了信号传递的延迟时间。一般来说, 使用毫秒(ms)作为时滞的单位。这个时滞可以影响到神经网络中信号的传递速度和协调性。通过精确测量和理解时滞, 能更好地理解神经系统中的信息处理机制。在研究神经元的电活动时, 需要关注突触前神经元的膜电位  $V_{pre}$  和突触阈值  $V_{thresh}$ 。膜电位是指神经元细胞膜内外之间的电位

差, 它是神经元活动的重要指标之一。突触阈值则是在神经元膜电位达到一定程度时, 触发神经元激活和信号传递的阈值。这两个参数的单位通常使用毫伏(mV), 用以量化电位的大小。值得注意的是, 当  $G_{syn} > 0$  时, 突触表现为兴奋性化学突触的作用; 相反, 当  $G_{syn} < 0$  时, 突触则呈现为抑制性化学突触的作用。这一特性对于理解神经系统的运作机制至关重要。

**1.2.2 第2类化学突触** Destexhe等<sup>[21]</sup>提出突触传递动力学模型, 该模型以数学表达式描述突触传递动态变化, 其表达式如下所示:

$$\begin{cases} I_{syn} = G_{syn} r(t) (V_{syn} - E_{syn}) \\ \frac{dr}{dt} = \alpha T (1 - r) - \beta r \\ T = \frac{T_{max}}{1 + e^{-(V_{pre} - V_p)/K_p}} \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $I_{syn}$  是突触后电流 ( $\mu A/cm^2$ ),  $G_{syn}$  是最大突触电导 ( $mS/cm^2$ ),  $r$  是化学门控离子通道开放概率,  $V_{syn}$  是突触后电位 (mV),  $E_{syn}$  是突触可逆电位 (mV),  $T$  表示神经递质的浓度。浓度是指单位体积内神经递质的量, 通常以毫摩尔 (mmol) 作为单位。神经递质是神经系统中的化学信使, 它们在突触间传递信号并参与神经信息的处理和传递。在研究突触前后受体结合的过程中, 使用了两个重要的参数  $\alpha$  和  $\beta$ 。这两个参数代表了突触前后受体结合的速率常数, 它们在突触传递过程中起到了关键作用。另外,  $V_{pre}$  是突触前神经元的膜电位 (mV), 它反映了神经元兴奋性的状态。  $K_p$  是一个重要的常数, 用于描述 S 型函数的陡度, 它能够影响神经元反应的敏感性。

**1.2.3 第3类化学突触** Wang等<sup>[22]</sup>研究海马神经元突触抑制网络模型时提出了一种化学突触模型, 其表达式如下所示:

$$\begin{cases} I_{syn} = G_{syn} S(V - E_{syn}) \\ \frac{dS}{dt} = \lambda F(V_{pre})(1 - S) - \gamma S \\ F(V_{pre}) = \frac{1}{1 + \exp(-(V_{pre} - \theta_{syn})/2)} \end{cases} \quad (5)$$

其中,  $S$  表示突触后膜上化学门控离子通道开放比例,  $F(V_{pre})$  表示突触前神经元膜电位的 S 型函数,  $\lambda$  和  $\gamma$  分别表示离子通道打开和关闭的速率,  $\theta_{syn}$  是突触前可逆电位 (mV)。

**1.2.4 第4类化学突触** Rabinovich等<sup>[23]</sup>提出了一种时间延迟化学突触模型, 其表达式如下所示:

$$I_{syn} = G_{syn} (V - V_{syn}) H(V_{pre}(t - \tau) - V_{thresh}) \quad (6)$$

其中,  $V_{syn}$  表示突触可逆电位 (mV),  $H$  表示的是 Heaviside 函数,  $H$  的变化与突触阈值  $V_{thresh}$  有关,  $\tau$  是



突触传递的时间延迟(ms)。

**1.2.5 第5类化学突触** Savtchenko<sup>[24]</sup>研究并提出了一个复杂的动力学模型,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<sup>[25]</sup>,其表达式如式(7)所示:

$$I_{\text{syn}} = -C_m S_2 \frac{\partial(V_1 - V_2)}{\partial t} + G_s(V_p - E_s + V_1 - V_2) \quad (7)$$

其中,  $-C_m S_2 \partial(V_1 - V_2)/\partial t$  描述了由突触前神经元的动作电位产生的电容电流,  $G_s(V_p - E_s + V_1 - V_2)$  通过突触后配体门控通道的离子电流,该离子电流取决于突触后电导  $G_s$ ,  $E_s$  表示突触可逆电位,  $V_p$  是突触后保持电位,  $V_1$  表示突触前神经元传递经过的膜电位,  $V_2$  表示突触后神经元传递经过的膜电位。

### 1.3 化学突触连接模型

当突触前神经元受到外部刺激而产生动作电位  $V_1$  时,  $V_1$  通过化学突触传输并产生突触电流  $I_{\text{syn}}$ 。该电流刺激突触后神经元并引发动作电位,该动作电位随后传输到另一个与突触后神经元相连的突触。神经元的刺激传递过程中,突触后神经元的膜电位  $V_2$  被精准地反馈至化学突触,确保了刺激信号的准确传递。通过这一过程,两个神经元之间的信息交流得以完成,且该交流过程具有高度的稳定性和可靠性。通过信号的传递过程,形象直观地解释了神经元与突触耦合的数学模型。图1为化学突触连接神经元模型。

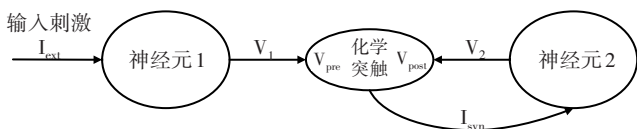


图1 化学突触连接模型

Figure 1 Chemical synaptic connection model

## 2 建模

### 2.1 化学突触模型耦合与神经网络建模

在研究化学突触传递特性过程中,本研究采取了单向耦合突触前后神经元的方法,并建立了相应的数学模型,该模型详尽地描述了两个HH神经元,一个作为突触前神经元,另一个作为突触后神经元。在研究神经元间信号传递过程中,充分考虑了不同刺激条件下突触前和突触后神经元的反应特性。突触前HH神经元接收外部刺激  $I_1$ ,而突触后HH神经元除受到外部刺激  $I_2$  影响外,还受到突触后电流  $I_{\text{syn}}$  的影响。本研究主要讨论在兴奋性化学突触的作用下,对神经网络的影响。在突触后HH神经元上,

所施加的电流具有兴奋性突触后电流的特征,该电流通过化学递质的释放和突触后受体激活而产生。这种突触后电流对神经信号传递具有重要意义,它能够增强或抑制突触后神经元的膜电位,进而调节神经信号的传递效果。如式(8)所示,在此过程中突触前神经元的活动触发了兴奋性递质的释放,递质与突触后受体结合,进而引发突触后电流的产生。这个突触后电流会改变突触后神经元的膜电位,从而将突触前神经信息传递给突触后神经元。对于更复杂的神经网络模型,可以在此模型基础上再进行构建。

$$\left\{ \begin{array}{l} C \frac{dV_1}{dt} = -(G_{\text{Na}} m_1^3 h_1 (V_1 - E_{\text{Na}}) + G_{\text{K}} n_1^4 (V_1 - E_{\text{K}}) + G_{\text{L}} (V_1 - E_{\text{L}})) + I_1 \\ \frac{dn_1}{dt} = \alpha_n(V_1)(1 - n_1) - \beta_n(V_1)n_1 \\ \frac{dh_1}{dt} = \alpha_h(V_1)(1 - h_1) - \beta_h(V_1)h_1 \\ \frac{dm_1}{dt} = \alpha_m(V_1)(1 - m_1) - \beta_m(V_1)m_1 \\ C \frac{dV_2}{dt} = -(G_{\text{Na}} m_2^3 h_2 (V_2 - E_{\text{Na}}) + G_{\text{K}} n_2^4 (V_2 - E_{\text{K}}) + G_{\text{L}} (V_2 - E_{\text{L}}) + I_{\text{syn}}) + I_2 \\ \frac{dn_2}{dt} = \alpha_n(V_2)(1 - n_2) - \beta_n(V_2)n_2 \\ \frac{dh_2}{dt} = \alpha_h(V_2)(1 - h_2) - \beta_h(V_2)h_2 \\ \frac{dm_2}{dt} = \alpha_m(V_2)(1 - m_2) - \beta_m(V_2)m_2 \end{array} \right. \quad (8)$$

### 2.2 神经网络抗扰特性

神经元网络的同步放电对噪声干扰有一定的抑制作用,研究神经网络的抗扰特性可指导实现电磁仿生防护<sup>[26-27]</sup>。本研究在已构建的模型基础上,通过模拟高斯白噪声的传入,将一定强度的高斯白噪声作为噪声数据与神经元的输入信号相叠加作为干扰信号,用来检验神经元的抗扰能力。单个神经元及组成的相应神经网络受到干扰,通过仿真平台的实验数据,探讨噪声对神经元动作电位的影响,以及网络同步放电与抗扰动特性之间的关联。

### 2.3 模拟仿真平台

本研究使用MATLAB软件中的可视化仿真工具Simulink进行建模仿真,与仿真结果进行分析对比。在神经科学研究中,为了探究神经网络同步性和抗扰特性,使用Simulink仿真平台构建模型。在这一过程中,先设计HH神经元模型以及各类化学突触模型,并将模型封装到对应模块,简化观察分析过

程。然后将 HH 神经元模型与各类化学突触模型连接组成神经网络模拟真实的生物神经组织,通过分块封装的方式实现模块化展示。这种建模方法具有许多优势,其中之一是可以方便地调整参数,更好地对比实验数据来模拟生物神经网络的实际情况。如图 2 中所示,使用 Simulink 平台将 HH 模型和化学突触模型分别进行封装,以模块化的方式展示模型间的关系。这种模块化的呈现方式有助于观察和理解网络模型的拓扑结构,以及单元之间的相互作用。考虑到化学突触后神经元的反馈电位是神经网络中重要的因素之一,本研究搭建的模型充分考虑了这一点。通过引入反馈电位,能够更准确地模拟神经网络中信号的传递和调节机制。这种模型的构建方法能够更好地研究神经元网络的动态行为,揭示网络中各个单元之间的相互作用以及整体的功能特性。

### 3 结果

本研究以由 10 个相同神经元构成的简单环形网络为例,在 Simulink 软件中构建了神经网络模型,如图 3 所示。每个神经元通过化学突触与其左右相邻的神经元相连,实现了有向连接和信息单向传输的特性。具体而言,图中的 Chemical Synapse Model(1, 2)表示神经元 1 和 2 之间的化学突触,其中的 N1 和 N2 表示神经元的编号。将正弦波信号和叠加高斯白噪声干扰的正弦波信号分别输入神经网络,其中仅神经元 N1 接收刺激信号,其余神经元的刺激信号为零。为了确保研究的准确性,将化学突触的突触后电导的耦合强度设定为  $0.5\text{ mS/cm}^2$ ,以保持研究的

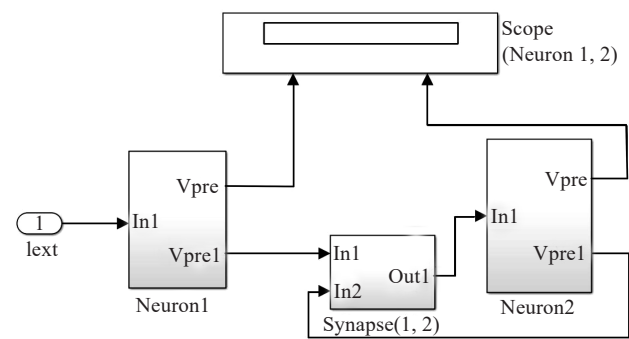


图 2 两个 HH 神经元耦合的 Simulink 模型  
Figure 2 Simulink model of two HH neurons coupled by chemical synapses

稳定性和可靠性。这样的设置使得神经元之间的信息能够按照一对一的规则进行传导,模拟了真实生物神经网络中的抗扰特性。

对于整个神经网络,本研究选用一个刺激信号只对神经元 1 进行传导,其他神经元都不接收外部刺激信号,由此观察神经网络的接收、传递、同步抗扰特性。刺激信号选用频率为 50 Hz,幅值为  $10\text{ }\mu\text{A/cm}^2$  的正弦波信号  $I_{\text{ext}}=10\sin(0.1\pi t)+10$ ,观察神经元放电情况。再将正弦刺激信号叠加一定强度的高斯白噪声干扰,与正弦波刺激信号放电对比。仿真时间  $t$  设置为 150 ms,方便观察实验数据。输入的高斯白噪声刺激信号(分布均值为 1,方差为 25)与正弦波信号叠加,对神经元 1 进行刺激,分别观察正弦波及叠加干扰的信号刺激下,神经元 1、神经元 2 和神经元 10 的动作电位波形。

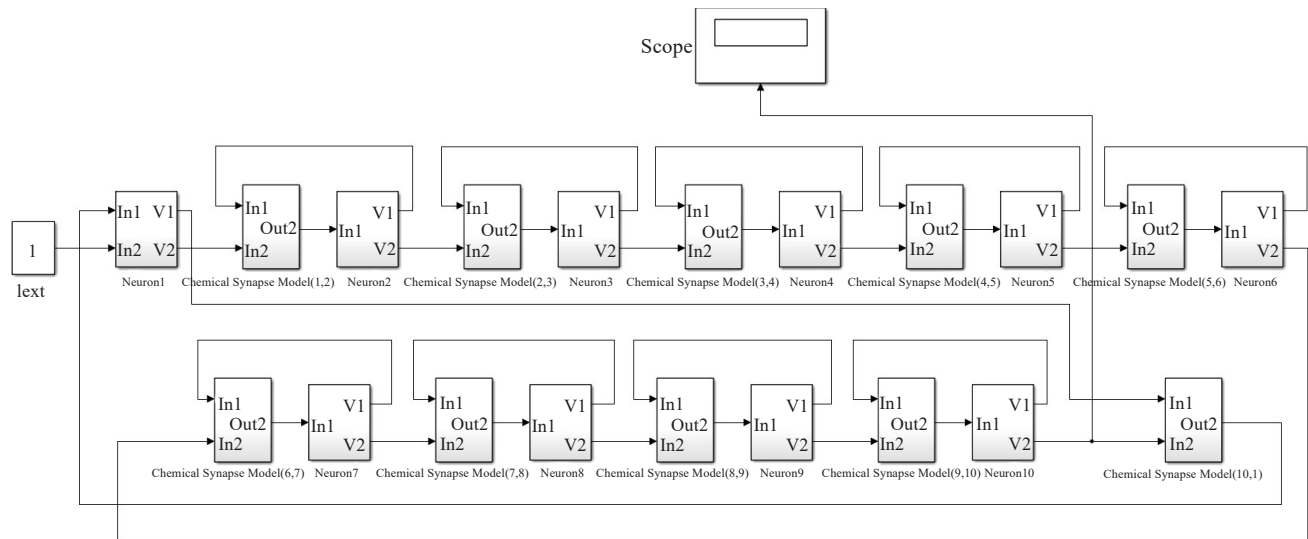


图 3 10 神经元简单环网 Simulink 模型  
Figure 3 Simple ring network Simulink model of 10 neurons

3.1 第1类化学突触数值模拟结果

图4为以第1类化学突触数学模型搭建的神经网络两种刺激信号下,Simulink数值模拟结果。从

上至下依次是,输入刺激信号、神经元1、神经元2、神经元10的抗扰特性波形。

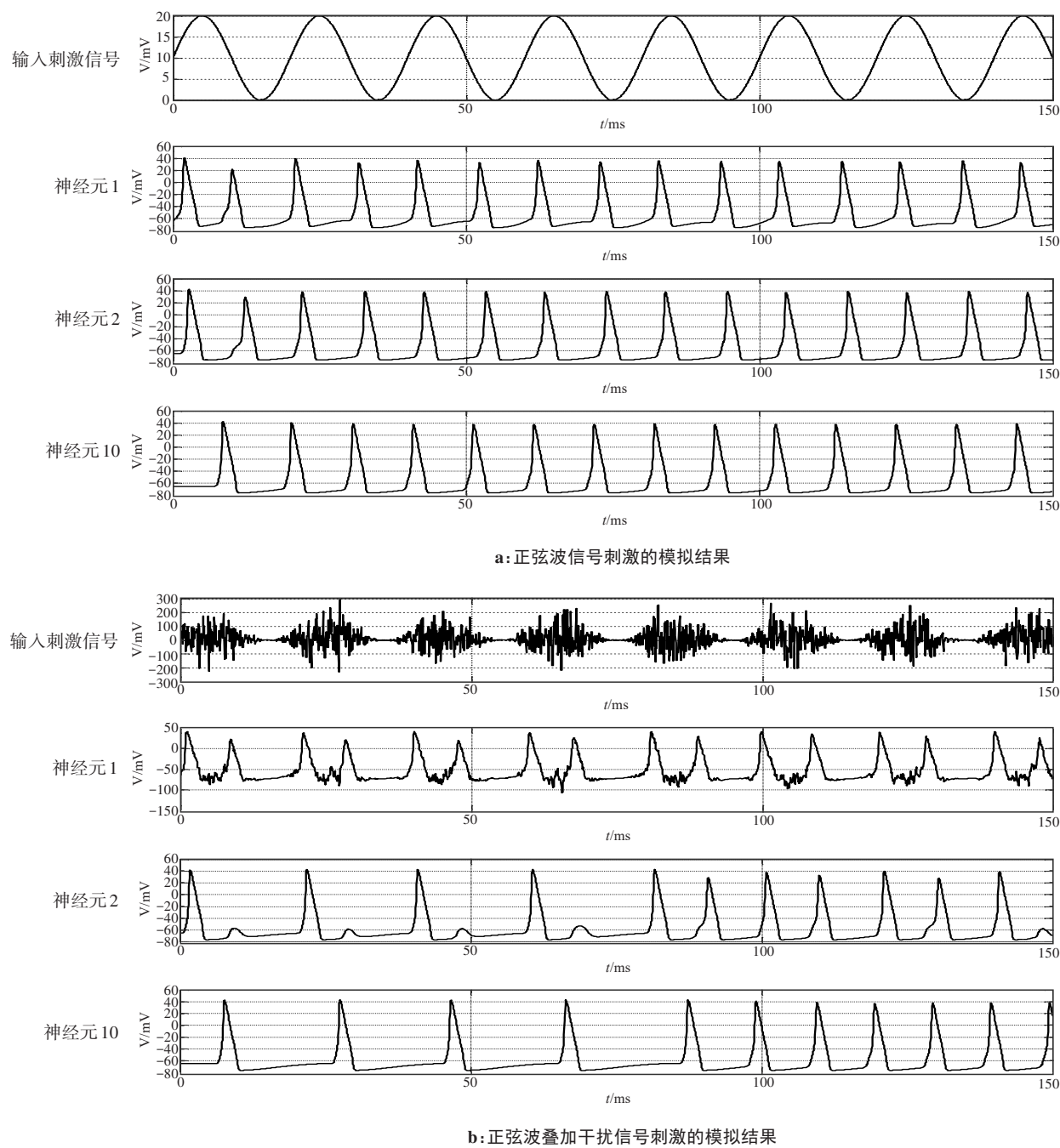


图4 第1类化学突触搭建神经网络模拟结果  
Figure 4 Simulation results of the neural network constructed by type 1 chemical synapses

对比两种信号下第0~50 ms的动作电位脉冲波形,对正弦波信号叠加干扰后:神经元1、2和10的动作电位受到干扰,神经元1产生很多毛刺。神经元2、10的动作电位个数和间距比叠加干扰前变化明显,且神经元2对比叠加干扰前产生了明显的阈下反应。这说明动作电位脉冲波形因高斯白噪声干扰而改

变,抗扰效果不理想。

3.2 第2类化学突触数值模拟结果

图5为以第2类化学突触数学模型搭建神经网络的Simulink数值模拟结果,从上至下依次是输入刺激信号、神经元1、神经元2、神经元10的抗扰特性波形。



图5 第2类化学突触搭建神经网络模拟结果  
Figure 5 Simulation results of the neural network constructed by type 2 chemical synapses

对比两种信号下第0~50 ms的动作电位脉冲波形,对正弦波信号叠加干扰后:神经元1的动作电位脉冲波形受到干扰产生毛刺,且动作电位数量和激发间隔改变。神经元2中第2到3个动作电位产生阈下反应,导致50 ms内动作电位个数变化但对比干扰前变化较小。神经元10动作电位较叠加干扰前改变不明显,动作电位脉冲波形因高斯白噪声干扰导致轻微改变,抗扰效果较好。

3.3 第3类化学突触数值模拟结果

图6为以第3类化学突触数学模型搭建神经元

网络的Simulink数值模拟结果,从上至下依次是输入刺激信号、神经元1、神经元2、神经元10的抗扰特性波形。

对比两种信号下第0~50 ms的动作电位脉冲波形,对正弦波信号叠加干扰后:神经元1的动作电位脉冲波形受到干扰产生毛刺,动作电位数量和激发间隔改变。神经元2的动作电位激发几乎不受影响,且神经元10的动作电位脉冲波形较叠加干扰前改变不明显,因高斯白噪声干扰产生轻微改变,抗扰效果好。



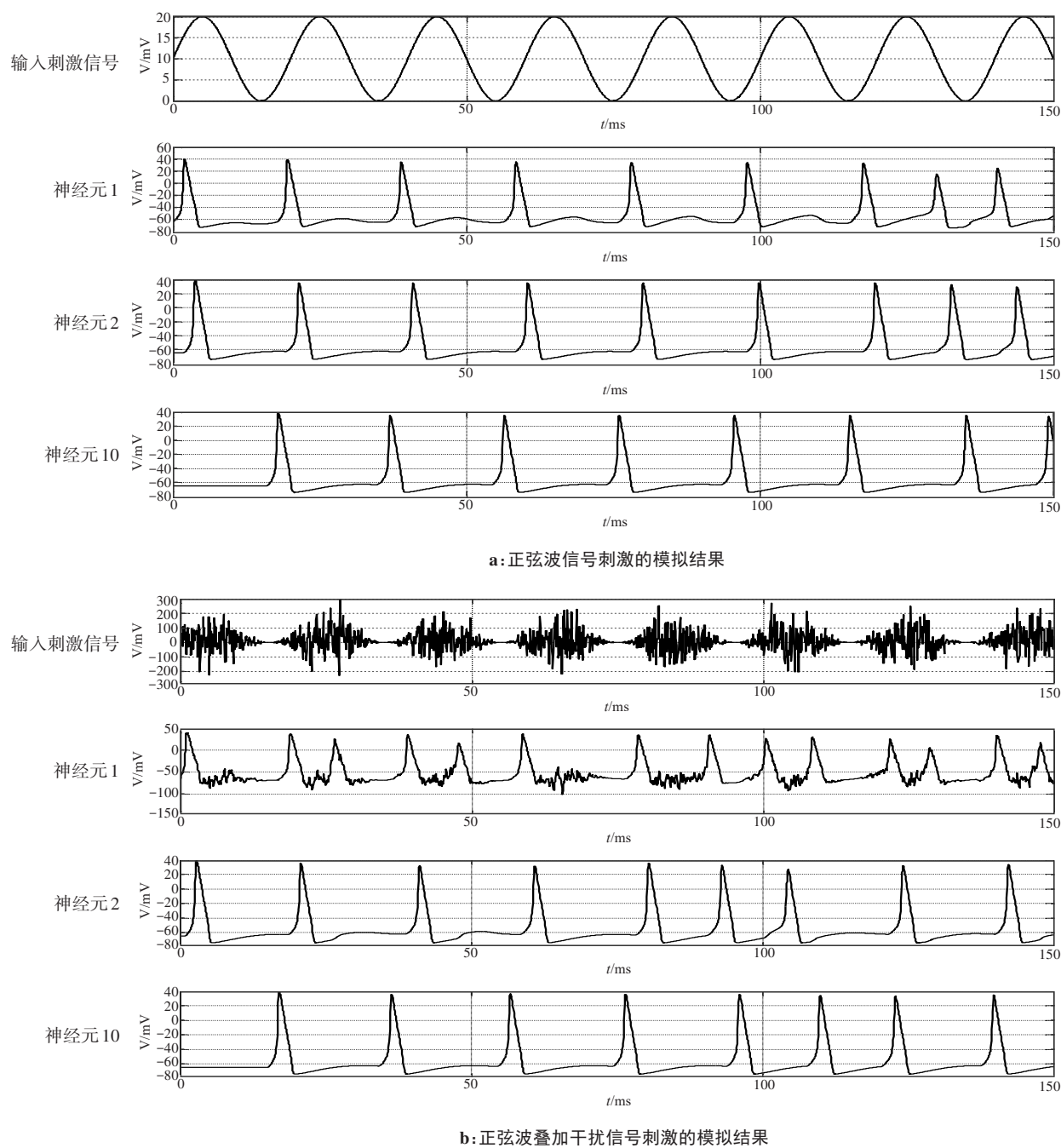


图6 第3类化学突触搭建神经网络模拟结果

Figure 6 Simulation results of the neural network constructed by type 3 chemical synapses

3.4 第4类化学突触数值模拟结果

图7为以第4类化学突触数学模型搭建神经网络的Simulink数值模拟结果,从上至下依次是输入刺激信号、神经元1、神经元2、神经元10的抗扰特性波形。

图7a中未叠加干扰前,神经元1动作电位脉冲波形已发生畸变。对比两种信号下第0~50 ms的动作电位脉冲波形,对正弦波信号叠加干扰后:神经元1动作电位脉冲波形受到干扰产生毛刺,动作电位数量和激发间隔改变且动作电位峰值降低。神经元2动作电位数量和激发间隔改变。神经元10动作电位

数量增多,因高斯白噪声干扰导致明显改变,抗扰效果不理想。

3.5 第5类化学突触数值模拟结果

图8为以第5类化学突触数学模型搭建神经网络的Simulink数值模拟结果,从上至下依次是输入刺激信号、神经元1、神经元2、神经元10的抗扰特性波形。

图8a中未叠加干扰前,神经元1动作电位已发生畸变,产生阈下反应。对比两种信号下第0~50 ms的动作电位脉冲波形,对正弦波信号叠加干扰后:神经元1动作电位脉冲波形受到干扰产生毛刺,动作电位数量和激发间隔改变。神经元2的动作电位存在阈



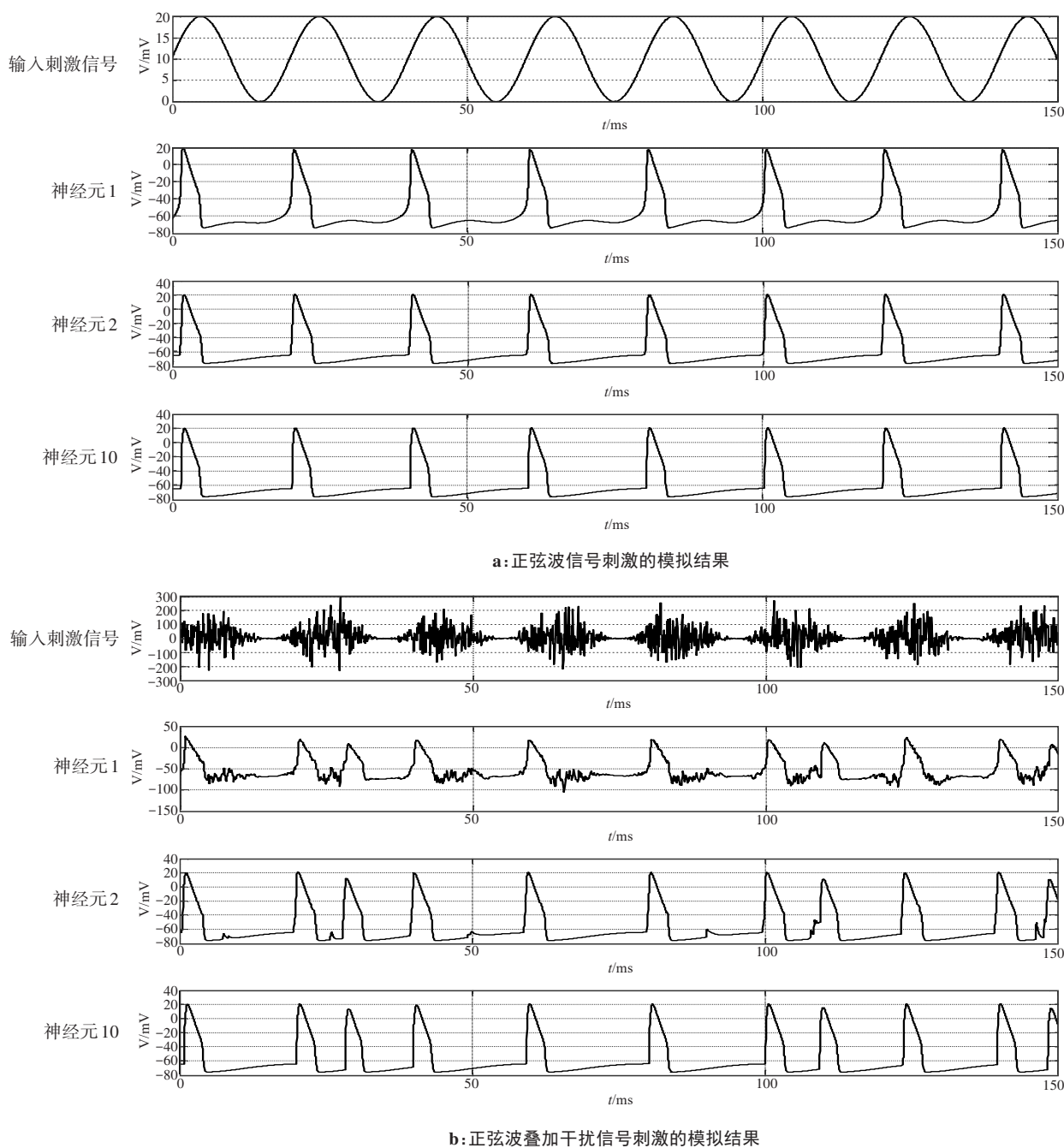


图7 第4类化学突触搭建神经网络模拟结果  
Figure 7 Simulation results of the neural network constructed by type 4 chemical synapses

下反应,动作电位激发间隔改变。神经元10动作电位数量未增多,但激发间隔同样发生一定改变。抗扰效果较第1、4类突触搭建的网络更好,但不如第2、3类突触搭建的网络。

### 3.6 结果分析

神经元动作电位是可兴奋神经元受到一定强度刺激后产生的传输性电位变化,神经网络动作电位激发具有相关性<sup>[28]</sup>。采用相关系数法对神经元动作电位的相关性进行定量分析,计算正弦波和叠加高斯白噪声干扰后的不同输入信号下网络中神经元10动作电位的相关系数,比较5种化学突触搭建

网络在不同刺激信号下的相关性。将定量分析相关系数的计算结果与图4~图8中动作电位脉冲波形对比的定性分析相结合,可以直观地对比5种化学突触搭建网络的抗干扰能力。相关系数数学公式如式(9)所示<sup>[29]</sup>:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \cdot \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (9)$$

其中, $r$ 表示两组输入变量的相关性。 $r$ 的值越接近1说明相关性越强,越接近0则表示相关性越弱。 $x_i$ 和

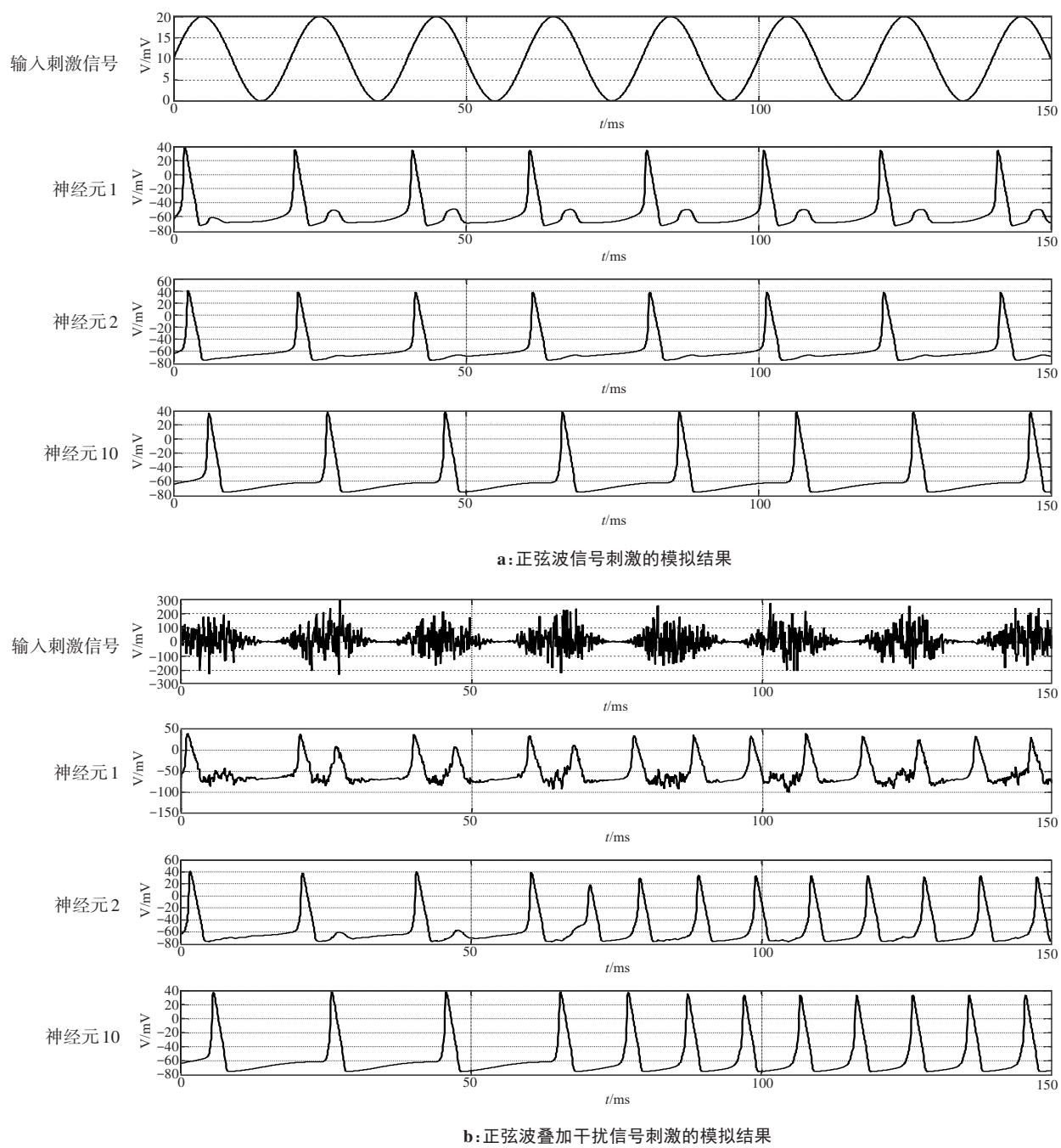


图8 第5类化学突触搭建神经网络模拟结果  
Figure 8 Simulation results of the neural network constructed by type 5 chemical synapses

$y_i$ 表示提取的两组样本中的单个数据,  $\bar{x}$ 和 $\bar{y}$ 为两组样本的平均值,  $n$ 为每组样本内的数据总数。

取神经元10数值模拟仿真的第0~50 ms动作电位结果, 计算正弦波和叠加干扰后神经元10动作电位的相关性。不同刺激下神经元10第0~50 ms动作电位的相关系数计算结果如表1所示。

相关系数计算结果与动作电位脉冲波形图的对比结果基本一致, 化学突触1搭建网络在两种刺激信号下神经元10第0~50 ms动作电位相关性最低, 说明叠加干扰前后神经元动作电位脉冲波形发生很大变化。化学

突触3搭建网络的相关性最高, 达到0.996 5, 说明叠加干扰前后动作电位脉冲波形改变程度很低。化学突触2和化学突触5搭建网络的相关性计算结果相差0.03, 此时结合动作电位脉冲波形图5和图8分析: 图5a和图5b动作电位激发间隔未发生明显改变, 而图8a和图8b中化学突触5搭建网络神经元10前50 ms动作电位激发间隔发生轻微改变, 两种突触模型下相关系数计算结果的差值也说明了这一点。化学突触4搭建网络同样条件下相关系数为0.5673, 优于化学突触1搭建的网络但不如其他3种网络。

表1 相关系数计算结果  
Table 1 Correlation coefficient calculations

化学突触模型	相关系数
化学突触1	0.141 2
化学突触2	0.914 5
化学突触3	0.996 5
化学突触4	0.567 3
化学突触5	0.881 6

4 讨论

通过对比上述5种化学突触模型搭建的网络中,神经元1、2和10不同输入信号下动作电数值仿真结果。可以分析得出:采用5类不同化学突触模型和相同刺激信号条件下,神经元1的动作电位均产生明显畸变,神经网络抗扰效果区别明显。

本研究以兴奋性化学突触为研究对象,探索神经元之间的信息传递过程。神经元1受到幅值为10  $\mu\text{A}/\text{cm}^2$ ,周期为20 ms的正弦波刺激,而神经元2则通过突触电流进行刺激,不接收来自外界的刺激信号。为了模拟化学突触的生理学特性,采用了对突触电流进行描述的化学突触模型。通过 Simulink 模拟,获得了模拟平台下的模拟结果,对兴奋性化学突触进行了全面的研究和分析。使用高斯白噪声干扰与正弦波叠加,对正弦波形成干扰,输入刺激信号产生动作电位如图4~图8所示。此干扰波形为叠加高斯白噪声的正弦信号。为了更好地比较实验数据,突出实验成果,比较相同周期内不同化学突触模型组成神经网络抗干扰情况,选择波形输出较好的0~50 ms,截取波形图将坐标轴统一后进行对比处理。对比观察下,相同刺激施加在神经元1上,各类神经元模型都受到了严重干扰,在神经元10上动作电位均恢复稳定,通过观察神经元2的波形抗扰情况,得出结果:第2类化学突触和第3类化学突触相较于其他几类化学突触具有更强的抗干扰能力,单位周期内产生动作电位最稳定,没有畸变和局部电位的产生。抗扰特性最不理想的是第5类化学突触模型。同时,使用相关系数法对5种网络中神经元10的动作电位相关性进行量化分析,计算前50 ms内两种刺激信号条件下神经元10的动作电位相关性。经计算,化学突触1搭建网络的相关系数最低,为0.141 2,抗干扰能力最差;化学突触2搭建网络的相关系数为0.914 5,抗干扰能力强;化学突触3搭建网络的相关系数最高,为0.996 5,抗干扰能力最强;化学突触4搭建网络的相关系数为0.567 3,抗干扰能力弱;化学

突触5搭建网络的相关系数为0.881 6,抗干扰能力较强。

基于上述5种化学突触,在神经元1、神经元2、神经元10产生的抗扰特性波形模拟结果和相关系数计算结果,可以分析出:(1)对各种数学表达式不同的化学突触模型,神经元1接收到相同干扰的输入刺激信号,均发生较大程度干扰。为了更好比较实验数据,突出实验成果,通过对比一个周期内的变化,选择波形较为平稳的50~100 ms周期波形图进行统一坐标轴后的波形对比处理,对比发现,第3类化学突触模型神经网络抗扰特性最好,叠加干扰后的动作电位脉冲波形与叠加干扰前接近,第2类化学突触模型下神经网络抗扰特性较好,抗扰特性最不理想的是基于第5类化学突触模型搭建的神经网络。不同模型不同原理构成的化学突触模型表现出不同的突触电流波形。但是,在施加较小刺激且耦合强度不足以引发动作电位的情况下,不同化学突触的突触电流波形基本一致。(2)神经元1和神经元2在化学突触中具有双重角色,既是突触前神经元又是突触后神经元,同时也作为输入信号的一部分。而突触电流则代表着化学突触的输出,最终刺激神经元2产生神经元动作电位,完成整个突触传递过程。(3)化学突触在传递神经信息时具有突触延迟特性。通过对比一个周期内的波形变化,选择0~50 ms周期,从接收输入刺激信号开始,观察模拟结果图,可以观察到基于各种不同机理的化学突触模型下,神经元2的动作电位均略微滞后于神经元1的动作电位,而神经元10的动作电位比神经元1的同步放电更加滞后。这揭示了化学突触传递信号时的时延特性,不同化学突触具有各自独特的突触延迟时间。

通过比较相同周期内不同化学突触模型组成的神经网络抗干扰情况,可以分析出:(1)基于不同化学突触模型构建的神经网络在对抗干扰方面表现出差异。尽管相同刺激被施加在神经元1上,各类神经元模型都受到了严重干扰,然而通过观察神经元2的动作电位抗扰情况,发现第2类化学突触和第3类化学突触相较于其他几类化学突触具有更强的抗干扰能力。(2)通过比较仿真时间内不同化学突触模型组合下神经元10的动作电位个数统计,发现第4类化学突触和第5类化学突触具有更好的延时特性,其传递时间较短,时延较其他几类化学突触小。(3)在描述化学突触的数学模型复杂性方面,第2类化学突触和第3类化学突触模型较为复杂。这种复杂性和抗干扰能力的关系与对5类化学突触模型搭建的网络的仿真结果相符,符合逻辑。两类模型实现了高精度神经元动作电位的传递,尤其适用于生物抗干扰特性研究,可被认为是一种更实用的突触模型。



## 5 结 论

通过模拟研究,能够深入探索神经网络中的突触功能,并为神经系统的功能和疾病研究奠定基础。进一步研究突触的特性和调控机制将有助于我们更全面地理解神经系统的复杂性。在模拟实验中,通过给予叠加高斯白噪声的正弦信号刺激,反映了不同化学突触的抗干扰特性。这为建立神经元网络时选择合适的化学突触提供了一定的思路。

采用Hodgkin-Huxley神经元模型能够更准确地描述神经元的电活动特性,包括动作电位的生成和传递过程。这种基于生物属性的模型能够更好地模拟真实神经系统的行为,并提供更可靠的结果。在建模过程中,特别关注了化学突触的作用,因为化学突触是大脑中主要的信息传递机制之一。通过考虑化学突触的影响,能够模拟神经元之间的突触连接和神经信息的传递过程,从而更好地理解神经网络的功能和复杂性。

通过构建具有生物属性的神经元网络,并考虑化学突触的作用,本研究构建了一套实验方法,旨在深入研究生物神经网络的抗干扰机制,从而增进对这一重要生理功能的认识。这种方法可以揭示神经网络中突触的动力学行为,以及突触可塑性对神经信息处理的影响。这对于理解认知功能、学习和记忆的神经基础具有重要意义,并且为神经系统疾病的研究和治疗提供了新的视角。

## 【参考文献】

- [1] Baptista MS, Moukam Kakmeni FM, Grebogi C. Combined effect of chemical and electrical synapses in Hindmarsh-Rose neural networks on synchronization and the rate of information[J]. Phys Rev E, 2010, 82(3): 036203.
- [2] 魏伟,滕英妍,左敏,等. 自抗扰控制在HR神经元同步中的应用研究[J]. 控制工程, 2013, 20(3): 549-552.  
Wei W, Teng YY, Zuo M, et al. Synchronization of HR neurons by active disturbance rejection control[J]. Control Engineering of China, 2013, 20(3): 549-552.
- [3] 常小龙,丁国良,姜建安. 神经网络同步放电的抗扰特性[J]. 上海交通大学学报, 2014, 48(10): 1485-1490.  
Chang XL, Ding GL, Lou JA. Anti-interference of neuronal network synchronization[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2014, 48(10): 1485-1490.
- [4] 常小龙,刘尚合,满梦华,等. HR神经网络抗脉冲干扰特性的研究[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2014, 42(6): 116-120.  
Chang XL, Liu SH, Man MH, et al. Research of characteristic of Hindmarsh-Rose network against pulsed interference[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2014, 42(6): 116-120.
- [5] 陈云芝,徐桂芝,周茜,等. 基于脉冲时间依赖可塑性的自适应神经网络抗扰能力研究[J]. 生物医学工程学杂志, 2015, 32(1): 25-31.  
Chen YZ, Xu GZ, Zhou Q, et al. Robustness analysis of adaptive neural network model based on spike timing-dependent plasticity[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2015, 32(1): 25-31.
- [6] 满梦华,蔡娜,马贵蕾,等. 模仿神经网络抗扰特性的电磁防护仿生研究[J]. 装备环境工程, 2017, 14(4): 9-15.  
Man MH, Cai N, Ma GL, et al. Study on electromagnetic protection bionics by mimicking the anti-interference mechanism of neural network[J]. Equipment Environmental Engineering, 2017, 14(4): 9-15.
- [7] 武翠霞,张盼盼,郭磊,等. ML神经网络自适应同步的抗扰特性研究[J]. 河北工业大学学报, 2020, 49(6): 35-39.  
Wu CX, Zhang PP, Guo L, et al. The investigation of self-adaptive synchronization and anti-interference in Morris-Lecar neuronal network[J]. Journal of Hebei University of Technology, 2020, 49(6): 35-39.
- [8] Chaturvedi I, Su CL, Welsch RE. Fuzzy aggregated topology evolution for cognitive multi-tasks[J]. Cognit Comput, 2021, 13(1): 96-107.
- [9] Bossy M, Fontbona J, Olivero H. Synchronization of stochastic mean field networks of Hodgkin-Huxley neurons with noisy channels[J]. J Math Biol, 2019, 78(6): 1771-1820.
- [10] Lu SY, Nayak DR, Wang SH, et al. A cerebral microbleed diagnosis method via FeatureNet and ensembled randomized neural networks[J]. Appl Soft Comput, 2021, 109: 107567.
- [11] 刘尚合,马贵蕾,满梦华,等. 电磁防护仿生研究进展[J]. 高电压技术, 2022, 48(5): 1750-1761.  
Liu SH, Ma GL, Man MH, et al. Research progress of electromagnetic protection biomimetics[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(5): 1750-1761.
- [12] 张明亮,杨新梦,张桂朋,等. 面向电磁防护仿生的神经元稳定性分析和抗扰特性研究[J]. 高电压技术, 2023, 49(7): 3110-3118.  
Zhang ML, Yang XM, Zhang GP, et al. The stability and anti-interference characteristics of neuron facing on bio-inspired electromagnetic protection[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(7): 3110-3118.
- [13] Guo L, Liu DZ, Wu YX, et al. Comparison of spiking neural networks with different topologies based on anti-disturbance ability under external noise[J]. Neurocomputing, 2023, 529: 113-127.
- [14] Chialva U, González Boscá V, Rotstein HG. Low-dimensional models of single neurons: a review[J]. Biol Cybern, 2023, 117(3): 163-183.
- [15] Hodgkin AL, Huxley AF. Currents carried by sodium and potassium ions through the membrane of the giant axon of Loligo[J]. J Physiol, 1952, 116(4): 449-472.
- [16] Hodgkin AL, Huxley AF. The components of membrane conductance in the giant axon of Loligo[J]. J Physiol, 1952, 116(4): 473-496.
- [17] 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.
- [18] Hodgkin AL, Huxley AF. A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve[J]. Bull Math Biol, 1990, 52(1/2): 25-71.
- [19] 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.
- [20] Hansel D, Sompolinsky H. Synchronization and computation in a chaotic neural network[J]. Phys Rev Lett, 1992, 68(5): 718-721.
- [21] Destexhe A, Mainen ZF, Sejnowski TJ. An efficient method for computing synaptic conductances based on a kinetic model of receptor binding[J]. Neural Comput, 1994, 6(1): 14-18.
- [22] Wang XJ. Gamma oscillation by synaptic inhibition in a hippocampal interneuronal network model[J]. J Neurosci, 1996, 16(20): 6402-6413.
- [23] Rabinovich MI, Abarbanel HD, Huerta R, et al. Self-regularization of chaos in neural systems: experimental and theoretical results[J]. IEEE Trans Circuits-I, 1997, 44(10): 997-1005.
- [24] Savtchenko LP. Bilateral processing in chemical synapses with electrical 'ephaptic' feedback: a theoretical model[J]. Math Biosci, 2007, 207(1): 113-137.
- [25] 陈凯,逯迈,闻佳. 多种化学突触性能比较的数值模拟[J]. 中国医学物理学杂志, 2017, 34(9): 933-940.  
Chen K, Lu M, Wen J. Performance comparison of numerical simulation of various chemical synapses[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2017, 34(9): 933-940.
- [26] 刘尚合,原亮,褚杰. 电磁仿生学-电磁防护研究的新领域[J]. 自然杂志, 2009, 31(1): 1-7.  
Liu SH, Yuan L, Chu J. Electromagnetic bionics: a new study field of electromagnetic protection[J]. Chinese Journal of Nature, 2009, 31(1): 1-7.
- [27] Man MH, Liu SH, Chang XL, et al. The biological property of synthetic evolved digital circuits with ESD immunity-redundancy or degeneracy?[J]. J Bionic Eng, 2013, 10(3): 396-403.
- [28] 刘碧琛,解进祎,刘明月,等. 创伤后应激障碍小鼠海马恐惧记忆消退相关神经元的异常激活[J]. 神经解剖学杂志, 2023, 39(6): 617-623.  
Liu JC, Xie JW, Liu MY, et al. Post-traumatic stress disorder induces plasticity change of neuronal networks in amygdala subregions in mice[J]. Chinese Journal of Neuroanatomy, 2023, 39(6): 617-623.
- [29] 谢明文. 关于协方差、相关系数与相关性的关系[J]. 数理统计与管理, 2004, 23(3): 33-36.  
Xie MW. The relation of covariance, correlation coefficient and correlation[J]. Journal of Applied Statistics and Management, 2004, 23(3): 33-36.

(编辑:薛泽玲)