

# 基于突触可塑性的小世界神经网络的动态特性研究



张伟<sup>1,2</sup>, 郭磊<sup>1,2</sup>, 冉鹏飞<sup>1,2</sup>, 陈云阁<sup>1,2</sup>

1. 河北工业大学 电气工程学院 省部共建电工装备可靠性与智能化国家重点实验室(天津 300130)
2. 河北工业大学 电气工程学院 河北省电磁场与电器可靠性重点实验室(天津 300130)

**【摘要】** 人工神经网络具有大规模的信息处理和存储能力、良好的自适应性以及很强的学习功能、联想功能和容错功能。动态特性的研究一直是人工神经网络理论研究的重点,主要原因在于人工神经网络的应用都与网络的动态特性有关。目前,神经网络的研究主要是基于层级网络,其拓扑不能模拟真实生物神经网络。小世界网络作为大量真实复杂系统的高度抽象,具有生物神经网络特性。本研究首先构建了小世界网络并基于复杂网络理论选择出适合于小世界网络的最佳参数,进而基于突触可塑性调节机制和小世界网络拓扑构建了小世界神经网络,并从放电特性、突触权重动态特性和复杂网络特性三个方面分析了小世界神经网络的动态特性。实验结果表明:随着时间的增加,小世界神经网络的兴奋性与抑制性神经元放电模式没有改变且神经元的放电时间趋于同步;小世界神经网络中各神经元间的突触权重急剧减小最终趋于稳定;网络的连接减弱且信息传递效率降低,但小世界属性较为稳定。小世界神经网络的动态特性随时间而变化且相互影响:网络的放电同步特性可影响突触权重趋于最小值分布,进而突触权重的动态变化也可影响复杂网络特性。

**【关键词】** 小世界网络;突触可塑性;复杂网络理论

## The research on dynamic properties of the small world neural network based on the synaptic plasticity

ZHANG Wei<sup>1,2</sup>, GUO Lei<sup>1,2</sup>, RAN Pengfei<sup>1,2</sup>, CHEN Yunge<sup>1,2</sup>

1. State Key Laboratory of Reliability and Intelligence of Electrical Equipment, School of Electrical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, P.R.China
2. Key Laboratory of Electromagnetic Field and Electrical Apparatus Reliability of Hebei Province, School of Electrical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, P.R.China

Corresponding author: GUO Lei, Email: guoshengrui@163.com

**【Abstract】** The artificial neural network has the ability of the information processing and storage, good adaptability, strong learning function, association function and fault tolerance function. The research on the artificial neural network is mostly focused on the dynamic properties due to fact that the applications of artificial neural networks are related to its dynamic properties. At present, the researches on the neural network are based on the hierarchical network which can not simulate the real neural network. As a high level of abstraction of real complex systems, the small world network has the properties of biological neural networks. In the study, the small world network was constructed and the optimal parameter of the small word network was chosen based on the complex network theory firstly. And then based on the regulation mechanism of the synaptic plasticity and the topology of the small world network, the small world neural network was constructed and dynamic properties of the neural network were analyzed from the three aspects of the firing properties, dynamic properties of synaptic weights and complex network properties. The experimental results showed that with the increase of the time, the firing patterns of excitatory and inhibitory neurons in the small world neural network didn't change and the firing time of the neurons tended to synchronize; the synaptic weights between the neurons decreased sharply and eventually tended to be steady; the connections in the neural network were weakened and the efficiency of the information transmission was reduced, but

DOI: 10.7507/1001-5515.201701013

基金项目: 国家自然科学基金(61571180); 河北省自然科学基金(E2016202128)

通信作者: 郭磊, Email: guoshengrui@163.com

the small world attribute was stable. The dynamic properties of the small world neural network vary with time, and the dynamic properties can also interact with each other: the firing synchronization of the neural network can affect the distribution of synaptic weights to the minimum, and then the dynamic changes of the synaptic weights can affect the complex network properties of the small world neural network.

**【Key words】** small world network; synaptic plasticity; complex network theory

## 引言

对于大量真实世界的网络而言,它们既不是规则网络也不是随机网络,而是介于两者之间的复杂网络,比如互联网、无线通讯网络、电力网络、生物神经网络和社会关系网络等。小世界网络作为一种重要的复杂网络,具有较小的最短路径长度和较大的聚类系数等小世界特性。实证结果表明,大多数的真实网络具有小世界特性<sup>[1]</sup>。近年来小世界网络成为国际学术界一个新兴的研究热点。小世界网络模型包括 Watts-Strogatz (WS) 小世界网络模型、Newman-Watts (NW) 小世界网络模型、Monasson 小世界网络模型以及一些其他的变形模型包括 Barabasi-Albert (BA) 小世界网络模型等<sup>[2]</sup>。廖志贤等<sup>[3]</sup>研究了基于小世界网络模型的光伏微网系统同步方法并与基于邻近耦合规则的光伏微网同步进行比较。研究发现,基于小世界网络模型的光伏微网系统比传统的基于邻近耦合规则的光伏微网系统具有更短的同步时间,在外加扰动的情况下也具有更快的恢复时间。于凯<sup>[4]</sup>构建了突触可塑性的小世界神经网络,并研究了脉冲时间依赖的突触可塑性参数的改变对网络同步振荡性的影响。该研究对突触可塑性神经网络的构建及突触可塑性作用机制的研究有重要的参考意义。Yu等<sup>[5]</sup>进一步研究了突触可塑性和噪声强度在时间空间上对 NW 小世界网络的影响。数值结果表明,引起相干共振和尖峰同步发生的加性中间噪声强度可以优化神经系统的动态响应。Dong 等<sup>[6]</sup>在无线网络中模拟了 WS 小世界网络模型和 NW 小世界模型并评估了网络的平均路径和节点度。该研究提供了无线网络在具有分布式路由协议的小世界网络模型下的行为的见解。曲海波等<sup>[7]</sup>应用静息态功能磁共振成像的图论数据分析方法,分析全脑共 90 个分区的幼儿小世界神经网络。实验结果表明,小世界神经网络节点属性与幼儿智力水平及人口学数据存在广泛的相关性并且不同的脑区有其不同的分布特点。Guan 等<sup>[8]</sup>结合 WS 小世界模型和 NW 小世界模型提出了一个新的小世界网络模型的算法。数值模拟结果表明,新型的小世界网络模

型可以获得更接近于真实的即时通讯聊天网。目前小世界网络的研究主要集中在模型构建及应用上,针对网络的动态特性并未深入探究。本研究首先构建了小世界网络并基于复杂网络理论选择出适合于小世界网络的最佳参数,进而基于突触可塑性调节机制和小世界拓扑构建了小世界神经网络并对其动态特性进行了分析。

## 1 小世界网络的生成及特性分析

### 1.1 小世界网络的生成

本研究采用 WS 小世界模型算法生成节点为 500 的小世界网络,其主要生成步骤如下:

首先,构建一个含有 500 个节点的最近邻耦合规则网络,它们围成一个环,其中每个节点都与它左右相邻的各 10 个节点相连。

以重连概率  $P$  随机地重新连接网络中的每个边:即将边的一个端点保持不变,而另一个端点取为网络中随机选择的一个节点。

在 WS 小世界网络模型中, $P=0$  对应于完全规则网络, $P=1$  则对应于完全随机的网络,调节概率  $P(0 < P < 1)$  可以得到小世界网络拓扑。

### 1.2 小世界网络的特性分析

**1.2.1 节点度** 度是对节点互相连接统计特性最重要的描述,也反映网络演化特性<sup>[9]</sup>。节点度计算公式如下:

$$D_i = \sum_{j=1}^N h_{ij} \quad (1)$$

$N$  为网络中节点数量, $h_{ij}$  连接矩阵中的元素。如果  $h_{ij}$  等于 0 表示两节点间没有连接边,如果  $h_{ij}$  等于 1 表示两个节点之间具有连接边。整个网络的平均度如下所示:

$$D = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N D_i \quad (2)$$

**1.2.2 聚类系数** 聚类系数衡量网络的集团化程度,是度量网络的另一个重要参数<sup>[10]</sup>。聚类系数的计算公式如下:

$$C_i = \frac{2e_i}{k_i(k_i - 1)} \quad (3)$$

$k_i(k_i - 1)/2$  表示可能出现的最大边数,  $e_i$  是节点  $i$  与邻居节点间实际连接的边的数目。由于小世界网络是一个复杂的系统, 不能单独研究每个节点的聚类系数。所以本研究采用聚类系数的平均值来整体评价网络特性, 其计算公式如下:

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C_i \quad (4)$$

**1.2.3 最短路径长度** 最短路径对网络的信息传输起着重要的作用, 是描述网络内部结构非常重要的一个参数<sup>[11]</sup>。网络的平均最短路径长度计算公式如下所示:

$$L = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i \neq j} d_{ij} \quad (5)$$

$N$  表示网络节点总数,  $d_{ij}$  表示任意两个节点间距离。

**1.2.4 全局效率** 如果网络中存在不连通的节点, 会导致这两个节点间的最短路径长度值为无穷。因此有人提出了全局效率<sup>[12]</sup>, 其计算公式如下所示:

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\sum_{j \neq i} d_{ij}^{-1}}{N-1} \quad (6)$$

$N$ 、 $d_{ij}$  分别代表节点的数量和节点间距离。

**1.2.5 小世界属性** 为了量化网络的小世界属性, 聚类系数和最短路径长度两个指标被统一为一个指标来衡量小世界属性<sup>[13]</sup>。

$$\sigma = \frac{\gamma}{\lambda} \quad (7)$$

其中,  $\gamma$  为小世界网络的平均聚类系数与随机网络的平均聚类系数的比值,  $\lambda$  为小世界网络的平均最短路径长度与随机网络的平均最短路径长度的比值。当  $\sigma > 1$  时, 网络具有小世界属性, 且  $\sigma$  越大网络的小世界属性越强。

本研究将从以上五个方面对复杂网络特性进行分析。不同概率  $P$  下, 小世界网络的复杂网络特性参数如表 1 所示。

由表 1 得, 随着小世界网络概率  $P$  的增大, 网络的平均聚类系数值越来越小且受概率的影响较大, 网络的平均最短路径长度值越来越小但受概率的影响较小, 网络的全局效率值越来越大但受概率的影响较小, 网络的小世界属性越来越小且受概率的影响较大。已知小世界网络具有高聚类系数和低平均最短路径长度的特性, 小世界属性大于 1 且其值越大小世界属性越强。由表 1 可知, 随着概率  $P$  的增加, 网络的平均聚类系数和小世界属性越来越小且受概率的影响较大; 网络的平均最短路径长度越来越小, 全局效率越来越大, 但二者受概率的影响较小。因此, 考虑牺牲影响很小的平均最短路径长度和全局效率而获得较大的平均聚类系数和小世界属性, 选择概率  $P = 0.1$  作为网络的重连概率, 以最大程度地满足小世界网络特性。重连概率  $P$  为 0.1 时, 小世界网络的拓扑如图 1 所示。

## 2 小世界神经网络的构建

### 2.1 Izhikevich 神经元模型

Izhikevich 神经元模型更加接近真实生物的脉冲放电特征且适于大规模仿真<sup>[14]</sup>, 因此本研究选取 Izhikevich 神经元模型作为神经网络构建的基本单元, 其数学描述如式 (8) 所示:

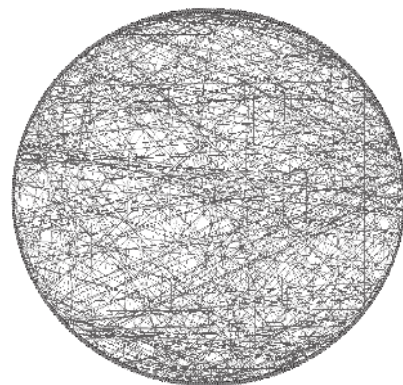


图 1 小世界网络拓扑

Fig.1 The topology of small world network

表 1 小世界网络特性参数

Tab.1 The characteristic parameters of the small world network

概率 $P$	平均度	平均聚类系数	平均最短路径	全局效率	小世界属性
0.1	20	0.514 9	2.850 3	0.380 8	11.374 2
0.2	20	0.374 5	2.653 0	0.405 7	9.564 3
0.3	20	0.268 8	2.568 4	0.418 8	6.644 1
0.4	20	0.185 4	2.507 4	0.428 8	4.688 5
0.5	20	0.114 1	2.456 0	0.437 4	2.965 2
0.6	20	0.075 1	2.422 8	0.442 9	2.015 6

$$\begin{aligned} \frac{dv}{dt} &= 0.04v^2 + 5v + 140 - u + I \\ \frac{du}{dt} &= a(bv - u) \end{aligned} \quad (8)$$

如果  $v \geq 30$ , 则  $\begin{cases} v \leftarrow c; \\ u \leftarrow u + d; \end{cases}$

其中,  $v$  代表神经元的膜电压;  $u$  代表膜电压恢复变量, 同时为膜电压提供一个负反馈;  $I$  代表外部输入电流和经多个突触传导来的突触电流的总和。通过调节无量纲参数  $a, b, c, d$ , Izhikevich 神经元模型能够模拟多种放电模式。本研究采用规则放电 (regular spiking, RS) 作为神经网络中兴奋性神经元的放电模式, 其参数设置为:  $a=0.02, b=0.2, c=-65, d=8$ ; 采用低阈值放电 (low-threshold spiking, LTS) 作为抑制性神经元的放电模式, 其参数设置为:  $a=0.02, b=0.25, c=-65, d=2$ 。兴奋性和抑制性神经元的放电特性如图 2 所示。其中, 横坐标为仿真时间, 纵坐标为神经元的膜电压。

### 2.2 突触可塑性调节机制

突触可塑性调节机制是神经元之间信息传递的根本。生物神经网络中的突触类型可以分为兴奋性突触和抑制性突触, 它们具有不同的信息传递特性<sup>[15]</sup>。对于突触模型而言, 其突触输出电流与输入电压近似呈线性关系, 可表示为:

$$I_{syn} = g_{syn}(t)(E - V_j(t)) \quad (9)$$

其中,  $I_{syn}$  为突触电流;  $g_{syn}$  为突触电导;  $V_j(t)$  为突触后神经元的膜电位;  $E$  为反转电位。兴奋性突触和抑制性突触都通过突触电导的变化对神经元之间的信息传递效率进行调节, 它们具有不同的调节规律, 每种突触都存在以下两种不同的变化情况:

(1) 当突触后神经元  $j$  没有接收到突触前神经元  $i$  的动作电位时, 兴奋性突触和抑制性突触电导

会呈指数衰减, 分别如下所示:

兴奋性突触:

$$\tau_{ex} \frac{dg_{ex}}{dt} = -g_{ex} \quad (10)$$

抑制性突触:

$$\tau_{in} \frac{dg_{in}}{dt} = -g_{in} \quad (11)$$

其中,  $g_{ex}(t)$  为兴奋性突触电导;  $g_{in}(t)$  为抑制性突触电导;  $\tau_{ex}$  和  $\tau_{in}$  分别为兴奋性电导和抑制性电导的衰减常数, 本文中设定  $\tau_{ex} = \tau_{in} = 5 \text{ ms}$ 。

(2) 当突触后神经元  $j$  接收到突触前神经元  $i$  的动作电位时, 兴奋性突触和抑制性突触电导变化如下:

兴奋性突触:

$$g_{ex}(t) \rightarrow g_{ex}(t) + \bar{g}_{ex} \quad (12)$$

抑制性突触:

$$g_{in}(t) \rightarrow g_{in}(t) + \bar{g}_{in} \quad (13)$$

其中,  $\bar{g}_{ex}$  和  $\bar{g}_{in}$  分别为动作电位引起的兴奋性电导增量和抑制性电导增量。兴奋性突触模型中,  $\bar{g}_{ex}$  由兴奋性突触权重  $w_{ij}$  进行调节, 具体的调节过程为  $\bar{g}_{ex} \rightarrow \bar{g}_{ex} + w_{ij} * g_{max}$ , 且兴奋性突触电导增量  $0 \leq \bar{g}_{ex} \leq g_{max}$  ( $g_{max} = 0.015$ )。抑制性突触模型中,  $\bar{g}_{in}$  由抑制性突触权重  $m_{ij}$  进行调节, 具体的调节过程为  $\bar{g}_{in} \rightarrow \bar{g}_{in} + m_{ij} * g_{max}$ , 且抑制性突触电导增量  $0 \leq \bar{g}_{in} \leq g_{max}$  ( $g_{max} = 0.015$ )。兴奋性突触权重  $w_{ij}$  与抑制性突触权重  $m_{ij}$  与突触前神经元  $i$  和突触后神经元  $j$  的脉冲放电有关, 其数学表达式如下所示:

$$w_{ij} = \begin{cases} A_+ \exp(\Delta t / \tau_+), \Delta t > 0 \\ -A_- \exp(\Delta t / \tau_-), \Delta t < 0 \end{cases} \quad (14)$$

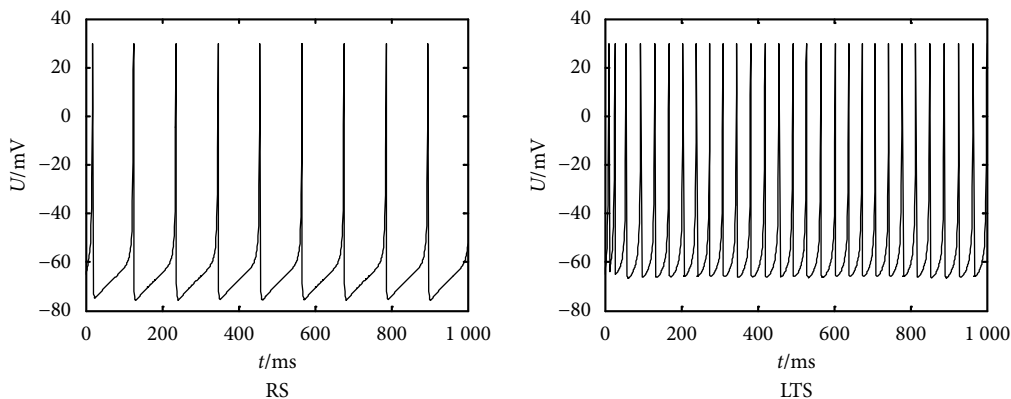


图 2 Izhikevich 神经元的放电模式

Fig.2 The firing patterns of Izhikevich neuron

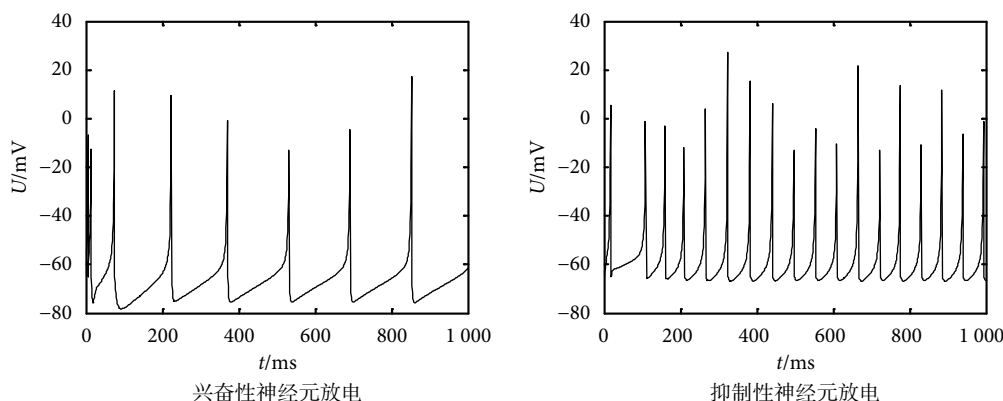


图3 神经元放电序列

Fig.3 The neuronal firing sequence

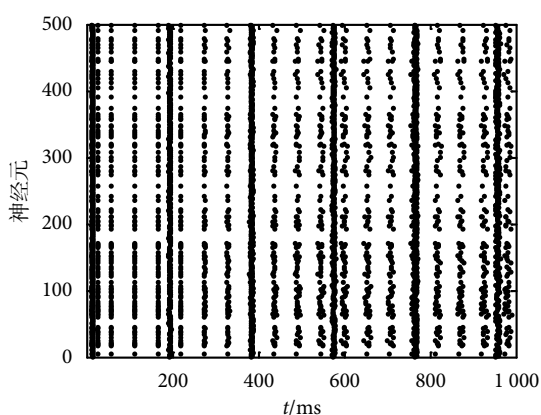


图4 小世界神经网络放电栅图

Fig.4 The firing spatiotemporal map of small world neural network

$$m_{ij} = \begin{cases} -B_+ \exp(\Delta t / \tau_+), & \Delta t > 0 \\ B_- \exp(\Delta t / \tau_-), & \Delta t < 0 \end{cases} \quad (15)$$

其中,  $\Delta t$  为突触前后神经元放电时刻间隔;  $\tau_+$  和  $\tau_-$  为突触增强和减弱时突触前后神经元放电时刻间隔范围, 本文设定  $\tau_+ = \tau_- = 20 \text{ ms}$ ;  $A_+$  和  $A_-$  为兴奋时突触电导值在增强和减弱时的最大修正值和最小修正值;  $B_+$  和  $B_-$  为抑制时突触电导值在增强和减弱时的最大修正值和最小修正值。经查阅相关文献, 本文设定  $A_+ = 0.1, A_- = 0.105; B_+ = 0.02, B_- = 0.03$  [16]。

### 2.3 小世界神经网络的生成

依据神经解剖学实验结果, 网络中兴奋性神经元和抑制性神经元的比例为 4 : 1 [17]。神经元之间的突触类型取决于突触前神经元的类型, 网络中神经元之间的信息传递由兴奋性突触和抑制性突触共同调节作用。以 Izhikevich 神经元模型为节点, 以突触可塑性动力学模型为连接关系, 基于小世界网络的拓扑构建了小世界神经网络, 并在仿真时间

1 000 ms 内分析了该网络的动态特性。

## 3 小世界神经网络的动态特性分析

小世界神经网络的动态特性分析反映了网络的动态演化过程, 是神经网络的研究重点。本研究从放电特性、突触权重动态特性和复杂网络特性三个方面分析了小世界神经网络的动态特性。

### 3.1 放电特性分析

节点为 500、重连概率  $P$  为 0.1 的小世界神经网络中随机抽取的兴奋性神经元和抑制性神经元的放电序列如图 3 所示。其中, 横坐标为仿真时间, 纵坐标为神经元的膜电压。在图 3 中, 经过一段时间的调控, 兴奋性神经元与抑制性神经元的放电模式没有改变, 且抑制性神经元的放电频率大于兴奋性神经元。

放电栅图可以反映神经元集群在时间域上的同步放电活动。小世界神经网络的放电栅图如图 4 所示。其中, 横坐标代表仿真时间, 纵坐标代表神经元数目。在图 4 中, 仿真初始时, 各神经元的放电较为密集。随着时间的增加, 各神经元的放电时刻越来越集中, 同步性显著提高直至达到完全同步。

### 3.2 突触权重动态特性分析

在小世界神经网络中, 突触权重会随着时间的变化而变化。本研究随机选取 (184, 186) 和 (497, 500) 两对神经元代表兴奋性突触前神经元 → 兴奋性突触后神经元; 随机选取 (3, 1) 和 (241, 245) 两对神经元代表兴奋性突触前神经元 → 抑制性突触后神经元; 随机选取 (12, 15) 和 (317, 318) 两对神经元代表抑制性突触前神经元 → 兴奋性突触后神经元; 随机选取 (221, 228) 和 (453, 457) 两对神经元代表抑制性突触前神经元 → 抑制性突触后神经元。各神经元之间的突触权重随时间的变化如图 5

所示。

由图5得,各神经元之间的突触权重变化趋势大致相同。仿真初期,各神经元之间的权重分布稳

定且权重值达到最大;随着时间的增加,各神经元之间的权重急剧减小,最后趋于最小值分布保持不变。经过兴奋性和抑制性突触可塑性的动态调节,

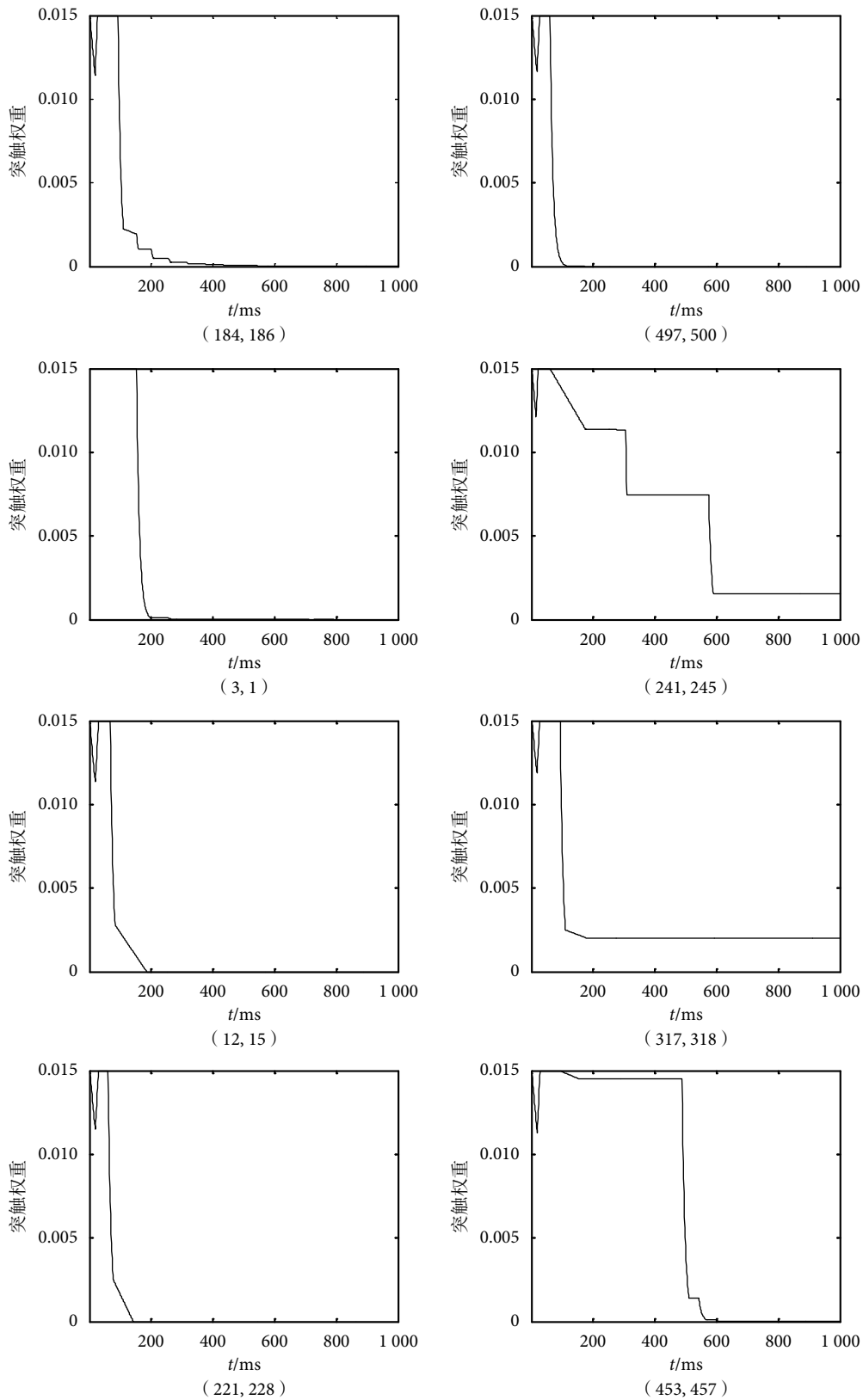


图5 突触权重变化

Fig.5 The changes of synaptic weight

各神经元间突触权重的动态特性趋于稳定。

在小世界神经网络中,神经元之间的突触权重分布如图6所示。由图6得,仿真开始时,小世界神经网络的突触权重呈两端分布,即突触权重在最大值和最小值这两个区间里的分布最多,其他区间分布较少;随着时间的增加,突触权重呈最小值分布且趋于稳定,即权重在最小值区间里的分布最多,其他区间分布较少。

### 3.3 复杂网络特性分析

复杂网络特性主要包括平均度、平均聚类系数、平均最短路径长度、全局效率和小世界属性,可以揭示网络的内部特性<sup>[18-19]</sup>。本研究基于复杂理论对小世界神经网络的动态特性进行分析。

**3.3.1 平均度** 在小世界神经网络中,平均度的大小直接影响网络连接<sup>[17]</sup>。小世界神经网络的平均度分布如图7所示。由图7得,在仿真开始的前100 ms内,小世界神经网络的平均度值保持在最大值;在仿真时间的100~200 ms内,小世界神经网络的平均度值会急剧减小;在仿真时间的200~900 ms,小世界神经网络的平均度值仍呈减小趋势,但减小的幅度较小,即受时间的影响小;在仿真时间的900~1 000 ms内,小世界神经网络的平均度值会有小幅度的增加。平均度的大小表征网络的连接强弱,平均度越大,网络的连接越强。实验结果表明,随着时间的增加,小世界神经网络的平均度分布整体呈减小趋势,即网络的连接减弱。

**3.3.2 平均聚类系数** 聚类系数度量网络的局部信息传输能力,也在一定程度上反映了网络防御随机攻击的能力。小世界神经网络的平均聚类系数分布如图7所示。在图7中,随着时间的增加,小世界神经网络的平均聚类系数分布趋于稳定。聚类系数表征网络的集团化程度和信息传递能力。聚类系数越大,网络的信息传递能力越强。实验结果表明,随着时间的增长,小世界神经网络的信息传递能力越发稳定。

**3.3.3 平均最短路径长度** 最短路径刻画了网络中某一节点的信息到达另一节点的最优路径,通过最短路径可以更快地传输信息,从而节省系统资源。小世界神经网络的平均最短路径长度分布如图7所示。由图7可得,在仿真时间0~700 ms内,小世界神经网络平均最短路径长度呈增长趋势;在仿真时间的700~1 000 ms内,平均最短路径长度趋于稳定。最短路径长度表征小世界神经网络的信息传递效率。最短路径长度越短,网络的信息传

递效率越高。实验结果表明,随着时间的增加,平均最短路径长度呈增长趋势,即小世界神经网络的信息传递效率随时间增长而减弱。

**3.3.4 全局效率** 全局效率代表网络的信息传递效率。小世界神经网络的全局效率分布如图7所示。由图7得,在仿真时间0~500 ms内,小世界神经网络全局效率呈减小趋势;在仿真时间的500~1 000 ms内,网络的全局效率趋于稳定。随着时间的增加,小世界神经网络的全局效率呈现先减小后趋于稳定的趋势。全局效率和最短路径长度一样,表征网络的信息传递效率。全局效率越大,网络的信息传递效率越高。实验结果表明,小世界神经网络的信息传递效率随时间的增加而减弱。

**3.3.5 小世界属性** 小世界属性量化了复杂网络特性,是衡量小世界网络的基准。小世界神经网络的小世界属性分布如图7所示。由图7得,随着时间的增加,小世界属性的整体分布较为稳定且小世界属性均远大于1。实验结果表明,本文所构建的小世界神经网络符合小世界特征且网络特性较为稳定。

### 3.4 讨论

本研究从放电特性、突触权重动态特性和复杂网络特性三个方面分析了小世界神经网络的动态特性。小世界神经网络的动态特性均随着时间而变化,动态特性之间也可相互影响。

小世界神经网络中各神经元的放电特性可影响网络的突触权重动态特性。随着时间的增加,小世界神经网络中各神经元的放电时刻越来越集中,神经元表现出较好的集群放电特性,即小世界神经网络的放电趋于同步。突触权重与突触前后神经元的脉冲放电时刻间隔相关。小世界神经网络中各神经元的放电时刻随着时间的增加越来越集中,即突触前后神经元的脉冲放电间隔减小,导致突触权重受放电时刻间隔的影响较小,突触权重趋于最小值分布。

小世界神经网络的突触权重动态变化也可影响小世界神经网络的复杂网络特性,具体分析如下:

(1)小世界神经网络的平均度是所有关联节点之间的突触权值总和的平均值。各神经元间的突触权重随时间的增加急剧减小最终呈最小值分布,导致小世界神经网络的平均度也随时间的增加而减小且变化幅度较大。

(2)小世界神经网络的平均聚类系数是神经元的邻居间互为邻居的可能,衡量网络的集团化程度。突触权重调控各神经元之间的连接关系,而神经元间的突触权重主要分布在最小值区域,导致网

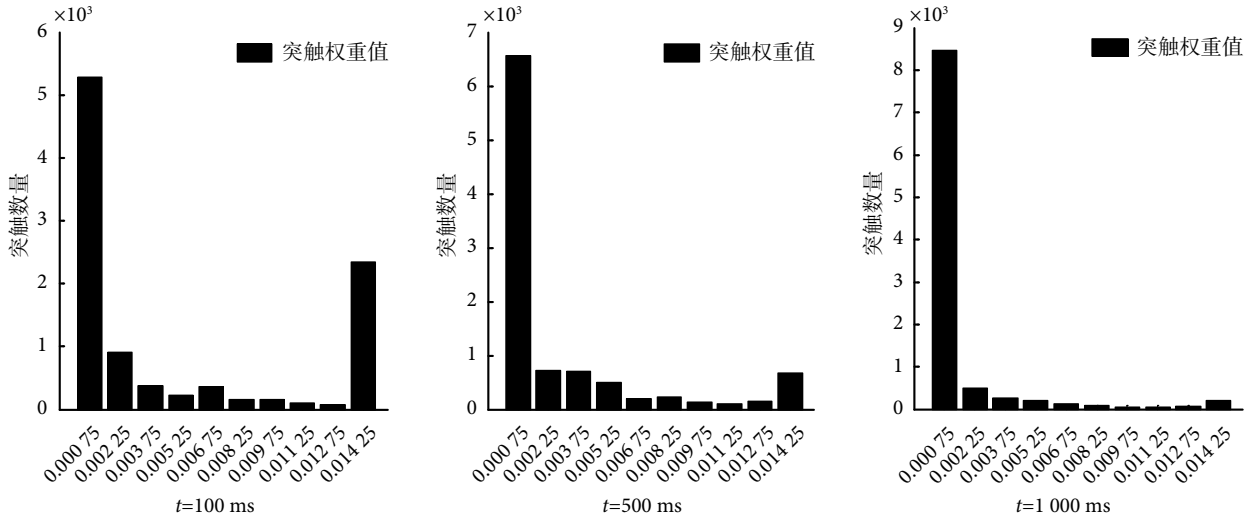


图6 突触权重分布

Fig.6 The distribution of synaptic weight

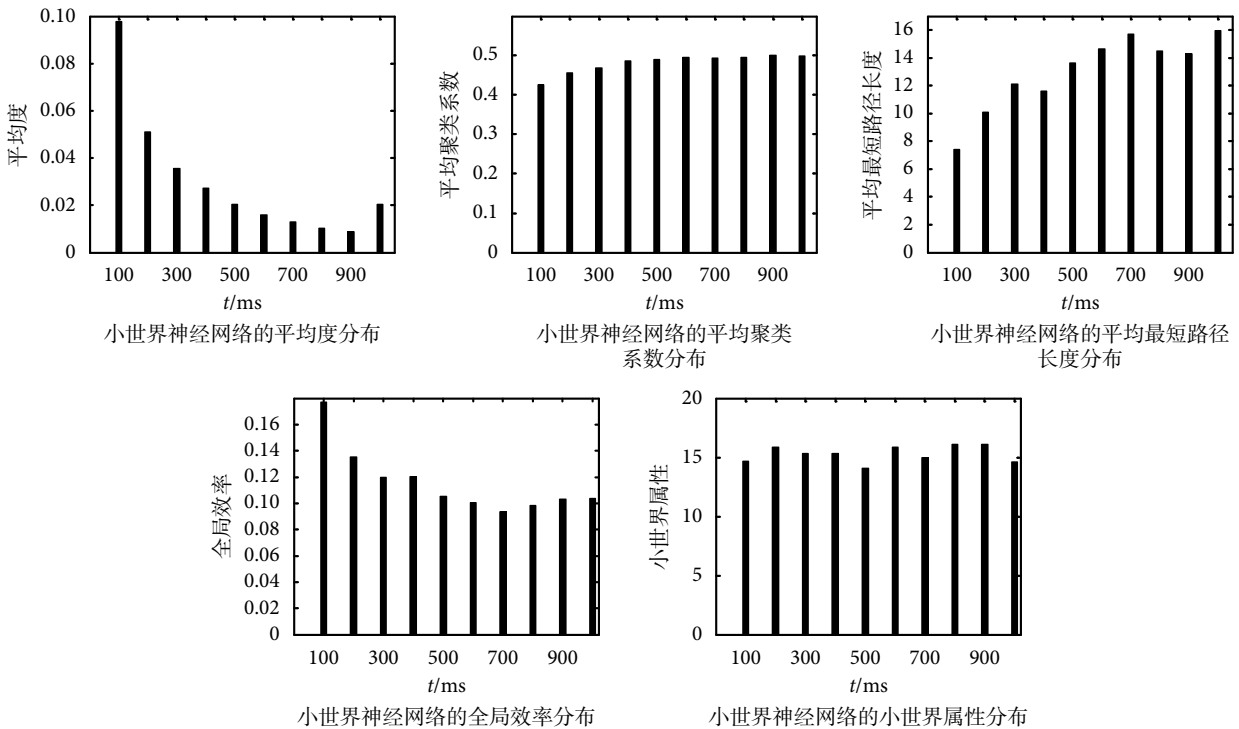


图7 小世界网络的复杂网络特性

Fig.7 Complex network properties for small world neural network

络中各神经元间的连接关系受突触权重的调控较小,即网络的聚类特性较为稳定。

(3)小世界神经网络的平均最短路径长度和全局效率度量网络的信息传递效率。最短路径长度越短,网络全局效率越高,则网络中各神经元间传递信息的速率就越快。突触权重随着时间的增加而减小,导致网络的连接减弱,即信息从一个神经元到另一个神经元的最近距离变长,网络的全局效率减小,各神经元间传递信息的效率降低。

(4)小世界神经网络的小世界属性量化了复杂网络特性,是网络普遍具有的统计性质。突触权重随着时间的增加而减小,使得各神经元间的连接关系受突触权重的调控较小,进而导致网络的整体网络特性较为稳定,即小世界属性分布较为稳定。

### 4 总结

本研究首先基于WS小世界模型生成了小世界



网络并基于复杂网络理论选择出适合于小世界网络的最佳参数,进而以 Izhikevich 神经元模型作为网络的节点,以突触可塑性调节机制作为节点之间的连接,以小世界网络的拓扑作为网络的基础构建了小世界神经网络,并从放电特性、突触权重动态特性和复杂网络特性三个方面分析了小世界神经网络的动态特性。从放电特性方面分析:随着时间的增加,小世界神经网络中的兴奋性与抑制性神经元的放电模式没有改变且抑制性神经元的放电频率高于兴奋性神经元,各神经元的放电时刻越来越集中,即同步性显著提高,最终达到完全同步。从突触权重动态特性方面分析:随着时间的增加,小世界神经网络中各神经元的突触权重急剧减小,最后趋于最小值分布。从复杂网络特性方面分析:随着时间的增加,小世界神经网络的平均度急剧减小,即网络的连接减弱;平均聚类系数基本保持不变,即网络的信息传递能力稳定;平均最短路径长度提高,全局效率减小,代表网络的信息传递效率减弱;同时,小世界属性较为稳定。小世界神经网络的动态特性均随着时间变化,动态特性之间也可相互影响。小世界神经网络的放电同步特性可影响突触权重趋于最小值分布,进而突触权重的动态变化也可影响复杂网络特性。基于已构建的小世界神经网络和动态特性分析,本研究将进一步开展不同外部刺激下的小世界神经网络的编码和抗干扰研究,为脑科学的研究以及人工神经网络的工程应用奠定基础。

#### 参考文献

- 1 Qiu Tie, Luo Diansong, Xia Feng, *et al.* A greedy model with small world for improving the robustness of heterogeneous Internet of Things. *Computer Networks*, 2016, 101(C): 127-143.
- 2 Zhou Guangye, Li Chengren, Li Tingting, *et al.* Outer synchronization investigation between WS and NW small-world networks with different node numbers. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2016, 457(8): 506-513.
- 3 廖志贤, 罗晓曙. 基于小世界网络模型的光伏微网系统同步方法研究. *物理学报*, 2014, 63(23): 98-104.
- 4 于凯. 电磁场对神经元网络同步影响的研究. 天津: 天津大学, 2013.
- 5 Yu Haitao, Guo Xinmeng, Wang Jiang, *et al.* Spike coherence and synchronization on Newman-Watts small-world neuronal networks modulated by spike-timing-dependent plasticity. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2015, 419: 307-317.
- 6 Dong Ziqian, Wang Zheng, Xie Wen, *et al.* An experimental study of small world network model for wireless networks. *Journal of Cyber Security*, 2015, 4: 259-278.
- 7 曲海波, 吕粟, 张文静, 等. 幼儿小世界神经网络节点属性与影响因素的相关性分析. *生物医学工程学杂志*, 2016, 33(5): 931-938, 944.
- 8 Guan Jinting, Tang Meishuang, Huang Guangzao, *et al.* A new small-world network model for instant messaging chat network//11th System of Systems Engineering Conference (SoSE-2015). San Antonio: IEEE, 2016: 1-5.
- 9 Sun R. Complex network evolution model based on node attraction. *Applied Mechanics & Materials*, 2014, 596(7): 843-846.
- 10 Li Xuefei, Chang Lijun, Zheng Kai, *et al.* Ranking weighted clustering coefficient in large dynamic graphs. *World Wide Web: Internet and Web Information Systems*, 2017, 20(5): 855-883.
- 11 Britz J, Van De Ville D, Michel C M. BOLD correlates of EEG topography reveal rapid resting-state network dynamics. *Neuroimage*, 2010, 52(4): 1162-1170.
- 12 尹宁, 徐桂芝, 周茜. 磁刺激穴位复杂脑功能网络构建与分析. *物理学报*, 2013, 62(11): 569-576.
- 13 郭磊, 王瑶, 于洪丽, 等. 基于近似熵的磁刺激穴位脑功能网络构建与分析. *电工技术学报*, 2015, 30(10): 31-38.
- 14 Izhikevich E M. Simple model of spiking neurons. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2003, 14(6): 1569-1572.
- 15 Gkoupidenis P, Schaefer N, Strakosas X A, *et al.* Synaptic plasticity functions in an organic electrochemical transistor. *Appl Phys Lett*, 2015, 107(26): 155-159.
- 16 Kleberg F I, Fukai T, Gilson M. Excitatory and inhibitory STDP jointly tune feedforward neural circuits to selectively propagate correlated spiking activity. *Frontiers in Computational Neuroscience*, 2014, 8(4): 53.
- 17 王美丽, 王俊松. 基于抑制性突触可塑性的反馈神经回路兴奋性与抑制性动态平衡. *物理学报*, 2015, 64(10): 416-423.
- 18 Mu Junfen, Sun Hexu, Wang Jinhuan, *et al.* A weighted network model with simultaneous change of node and edge//Control Conference. Australian: IEEE, 2014: 2805-2809.
- 19 Jiang J R, Huang H W, Liao J H, *et al.* Extending Dijkstra's shortest path algorithm for software defined networking//Network Operations and Management Symposium. Krakow: IEEE, 2014: 1-4.

收稿日期: 2017-01-09 修回日期: 2017-08-04

本文编辑: 李蓓兰