

# 神经系统中随机和混沌感知信号的 联想记忆与分割<sup>\*</sup>

彭建华<sup>1)†</sup> 于洪洁<sup>2)</sup>

1) 华东理工大学信息科学与工程学院, 上海 200237)

2) 上海交通大学工程力学系, 上海 200240)

(2006 年 5 月 17 日收到, 2007 年 4 月 6 日收到修改稿)

为了模拟人与动物感知信息的真实环境, 以脉动神经元节点组成神经网络, 研究在随机刺激和混沌刺激等极端条件下的记忆模式存储与时间分割问题. 研究表明, 网络对于若干种模式的叠加输入, 能够以一部分神经元同步发放的形式在时间域上分割出每一模式. 如果输入模式是缺损的, 系统能够把它们恢复到原型, 即具有联想记忆功能. 通过调节耦合强度和噪声强度等参数使得网络在中等强度噪声达到最优的时间分割, 与广泛讨论的随机共振现象一致.

关键词: 神经网络, 空时模式, 联想记忆, 随机共振

PACC: 0545

## 1. 引 言

在神经元动力学方程中, 外界输入项代表神经细胞受到的外界信号刺激, 文献中通常将这项输入定为常数、正弦函数或周期函数. 通过对外界的感知, 神经系统处于特定的活动状态(如同步). 常数、正弦函数或周期函数易于数值模拟和电子电路上的实现, 因此被广泛应用, 但却与实际感知过程不符合. 触觉、听觉或视觉系统都不需要持续的信号输入, 且一旦接收到信号就能在极短的时间作出反应, 所以只需要短暂的信号输入. 输入信号的时间也没有特定要求, 即输入信号看似一个随机的脉冲, 其强度是随机的, 到达的时间也是随机的. 因此, 本文以强度随机、作用时间随机的信号来模拟系统的输入. 本文也研究不规则信号的另一可能, 混沌信号作用下系统的联想记忆与分割问题. 神经科学领域中, 神经元通过位电势传递信号, 但神经元的编码问题仍未完全清楚, 关于平均发放率编码和精确的时间编码的争论引起了广泛兴趣, 神经元活动的时间域编码在很多方面得到实验支持并受到重视. 最近提出,

以脉冲放电定时来编码外部世界的信息以及以自涌动态神经元集群来表达知识和事件<sup>[1]</sup>. 对视觉皮层内神经元的同步振荡行为的观察表明, 神经元的同步振荡在信息加工中起到了重要作用. 普遍认为, 神经元活动的同步形态对记忆、计算、运动控制, 甚至一些疾病(如癫痫)起着重要作用. 同步在大脑活动中的作用尚不清楚, 还需做大量的实验与理论研究. 编码某一共同特征或某一共同的被感知的物体, 神经元集群可能是通过其构成的神经元反应的时间一致性(temporal coherence)来达到. 同步化的出现应当是皮层细胞彼此之间的、并行的和相互作用的自组织过程的结果<sup>[2-14]</sup>.

Benzi 等<sup>[15]</sup>在解释地球冰河期问题时第一次注意到噪声的作用. 在一定噪声强度下信噪比急速增大并出现峰值的现象称为随机共振. Schmitt 电子触发器、双向环形激光器很多系统中也发生类似现象. 文献<sup>[16, 17]</sup>指出, 在神经生物学中随机共振是非常重要的, 因为它有助于我们理解神经系统编码信息过程中噪声的影响. 适当强度的噪声将使神经元的平均发放率与输入强度之间有一个线性的关系, 即输出与输入线性化, 减少非线性系统输出对输

<sup>\*</sup> 国家自然科学基金(批准号:10572086)和教育部博士点基金(批准号:20050248031)资助的课题.

<sup>†</sup> E-mail: jianhuapeng@hotmail.com

入的非线性失真.当周期或非周期信号强度低于阈值时,如果没有噪声的存在神经元将处于静息状态,神经系统无法工作.往往末梢神经接收的外界信号传到大脑神经系统时已经很弱了,由于噪声的存在,神经系统才可以检测到微弱的输入信号,由此可见噪声的重要性.在生理学环境中神经元的活动有多种随机性,比如热噪声、突触的随机特性等,因此噪声的效果不可忽略.

联想记忆是记忆编码和检索的一个很成功模型,用神经元之间连接的突触权值编码记忆的数据,记忆被看作神经网络活动模式,此模式可能是静止的也可能是振荡的.传统联想记忆的缺点之一是它降低了推广能力,实际的模式很复杂,由多个子模式组成.传统的联想记忆只是把一个复杂的模式看成一个整体,或者检索到多余的信息或者什么都没有.一个复杂的模式不可能再次以同样的形式出现,因此记忆与分辨的能力有限,如几种气味混合在一起就成为一种新的气味,但人和其他动物能轻易把它们区分开.一些作者提出编码可以由神经信号间正的时间相关性来表达,对应于同一特征的神经元将是正相关,不对应于同一特征的神经元是零相关或负相关<sup>[18]</sup>.

本文以双稳系统为单元,按 Hopfield 网络结构构造网络.对于给定的多个子模式的叠加,作为网络的输入.模拟表明,模型都能够区分出其中的单个子模式.然而以前所使用的振动模型在时间分割能力上都有其固有局限性:随着子模式数目的增加网络经常会陷于部分分割状态,即出现几种子模式融合在一起.研究表明,噪声对分割有一定的影响,在某些情况下噪声可以提高分割能力,甚至起到至关重要的作用.

## 2. 单元动力学方程及其网络

Han 等<sup>[19]</sup>使用双稳系统模型组成网络来研究联想记忆和时间分割问题,即以双稳系统作为节点组成 Hopfield 型网络.双稳系统动力学类似脉动神经元,主要靠随机噪声的作用使系统发放,特别适用于讨论神经系统的随机共振现象.不同于以往的随机非线性振子为节点的网络,以非线性振子振动的相位差作为记忆或模式分割的机制,网络的记忆容量不大.这里以同一记忆模式间的精确时间同步为机制,即以时空编码理论为依据讨论系统的联想记忆

与分割.网络系统动力学方程如下:

$$\frac{dx_i}{dt} = -\frac{dU(x_i)}{dx_i} + I_i(t) + \sqrt{2D}\xi_i + \frac{\gamma}{N-1} \sum_{j \neq i} W_{ij}(x_j - x_i) \quad (i, j = 1, \dots, N)$$

$$U(x) = -1/2x^2 + 1/4x^4. \quad (1)$$

这里  $x$  为神经元电位,  $\gamma$  为神经元间耦合强度,  $N$  为神经元个数,  $\xi_i$  为第  $i$  个神经元所受到的标准强度 Gauss 噪声激励,  $D$  为噪声强度,  $W_{ij}$  为突触连接权值,  $U(x)$  为双稳系统的势能函数,  $I_i(t)$  是外部输入信号强度.无耦合时神经元发放的输入强度阈值为  $I_{th} = 0.42$ ,如高于此值将使系统一直处于发放状态,所以刺激强度应低于  $0.42$ .图 1 显示了耦合的神经元典型时间同步活动行为,随机发放的两个神经元在  $t = 1000$  时加入耦合后,发放进入精确同步.图 1 的下部曲线为外部信号刺激,是时间分布随机和强度随机的脉冲信号.

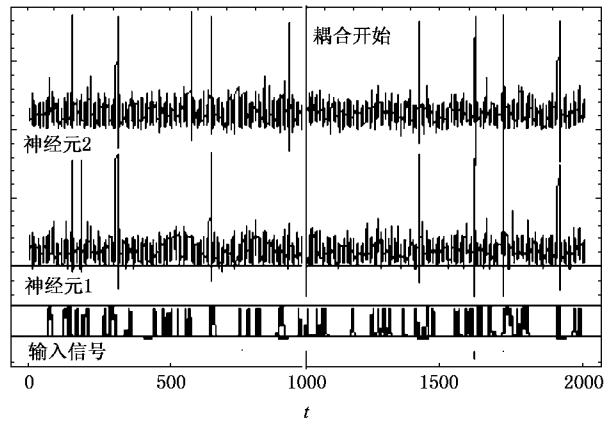


图 1 脉动神经元的同步过程 随机发放的两个神经元在  $t = 1000$  时加入耦合后,发放精确同步

我们在  $N$  个神经元中存储  $P$  个模式  $\zeta_i^\mu$  ( $i = 1, 2, \dots, N; \mu = 1, 2, \dots, P$ ),网络中神经元的突触权值可以改变,通过相互激励和抑制来代表网络中的相关性和无关性,属于同一模式的神经元以相互激励耦合,而属于不同模式的神经元为抑制性耦合.连接权值遵从 Hebb 规则<sup>[20]</sup>得到,即

$$W_{ij} = \frac{\sigma}{Na_0(1-a_0)} \sum_{\mu=1}^P (\zeta_i^\mu - a_0)(\zeta_j^\mu - a_0) \quad (2)$$

式中参数  $\sigma$  为连接强度,  $a_0$  为存储模式所有神经元节点的平均值.时间分布随机和强度随机的脉冲信号  $I_i(t)$  由下式定义:

$$I_i(t) = \eta x_i \delta(t - t_n) \quad (x_i \in \{0, 1\}), \quad (3)$$

$$\delta(t) = \exp\left(-\frac{t^2}{\tau^2}\right). \quad (4)$$

这里  $x_i$  是二进制因子,它表示第  $i$  个神经元是否有输入,取 1 表示有输入,0 表示无输入。 $t_n$  为时间域内的随机数,即我们无法确切知道何时输入。当有输入时,输入为一钟形脉冲,以一钟形函数  $\delta$  表示,参数  $\tau = 3.0$ 。网络结构类似 Hopfield 网络<sup>[21-23]</sup>。输入在发放阈值附近与噪声共同作用而使神经元发放。图 1 显示了耦合神经元的典型发放行为。

考虑一个有  $4 \times 4$  振子节点的网络,模式用  $4 \times 4$  个二进制数据表示。图 2 给出了网络存储的 4 个记忆模式 M1, M2, M3, M4, 灰色表示发放的节点,用

1 表示,其他表示静止状态的节点,用 0 表示。因此,这 4 个模式可表示为

$$M1 = (1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0),$$

$$M2 = (0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0),$$

$$M3 = (1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0),$$

$$M4 = (0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0),$$

亦即 M1 为神经元 1, 2, 3, 4 受到输入刺激, M2 为神经元 3, 7, 11, 15 受到输入刺激, M3 为 1, 5, 9, 13 受到刺激, M4 为 9, 10, 11, 12 受到刺激。这 4 种模式的叠加为输入(1, 1, 1, 1, 1, 0, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 1)。以此模拟网络的时间分割行为和联想记忆。

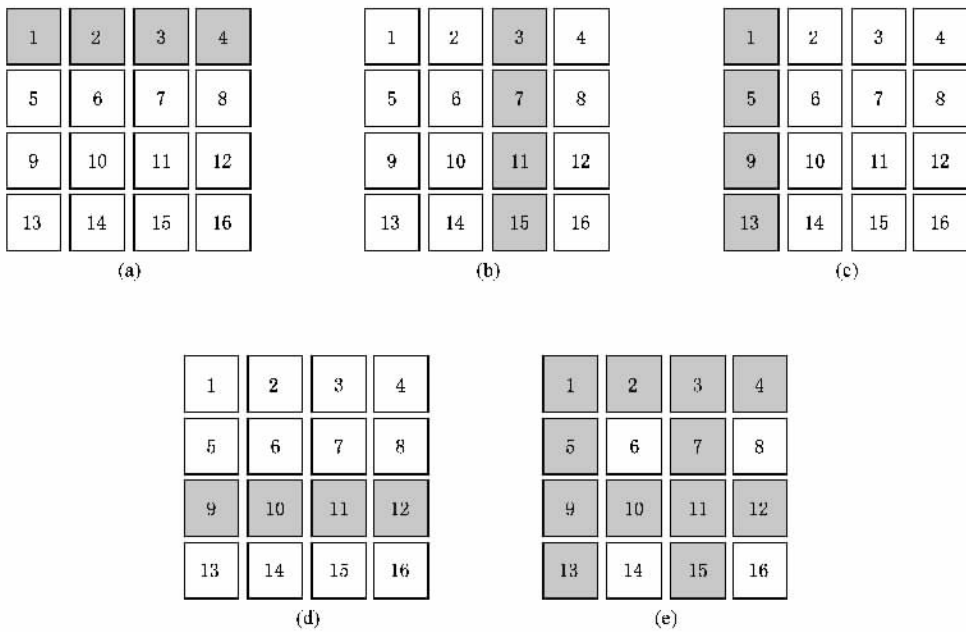


图 2 存储的 4 个记忆模式 M1, M2, M3, M4 (a)(b)(c)(d)分别表示 M1, M2, M3, M4 (e)为 4 个记忆模式的叠加

### 3. 联想记忆与分割

输入信号  $x(t)$  是由 4 种模式叠加而成,不同的模式在不同的时刻出现,称为时间分割(temporal segmentation)。图 3—图 7 显示了网络的时间行为,表明已成功地把一个重叠模式分割成它的组成模式,属于同一个模式的神经元同步发放。网络以随机的方式在不同的时刻分割出这 4 个组成模式。由图 3—图 7 容易辨认出每个子模式, M1 为神经元 1, 2, 3, 4 同步发放, M2 为 3, 7, 11, 15, M3 为 1, 5, 9, 13, M4 为 9, 10, 11, 12, 在图的上部标出了成功分割的一些代表,还有一些成功分割的时刻没有标出。由于必须借助于噪声的作用,从图 3—图 7 可看出,其中也存

在不成功的无规发放状态,此时同模式神经元间没有时间相关性。

关于时空编码的动力学解释可以参阅文献[24]。经 Hebb 学习后的动力学相空间存在势能的鞍点,沿着不规则轨道,这些鞍点相应于确定神经元或神经元群的活动,而连接这些状态的隔离线相应于不同状态之间的切换。通过改变网络参数,系统就有可能存在一些鞍点,这些鞍点相应于存储在连接权值上的记忆模式,它们容易被检索到。

图 3 为随机激励下记忆模式分割的模拟结果,图中从上到下为 1—16 个神经元的排列,图的下部为输入信号,可看出为时间轴上分布随机和脉冲强度随机的信号,在时间上信号密度不高,能在短暂的时间内使某个模式内的神经元处于精确同步发放

中.这相当于人的大脑接收信息的环境,无论是我们的触觉、听觉或视觉都不需要一个持续的信号输入,一旦接收到信号,就能在极短的时间内作出反应.所

以只需要短暂的信号输入,对输入信号的时间也没有特定要求.

在生物系统中,脑电信号、心电信号以及嗅觉系

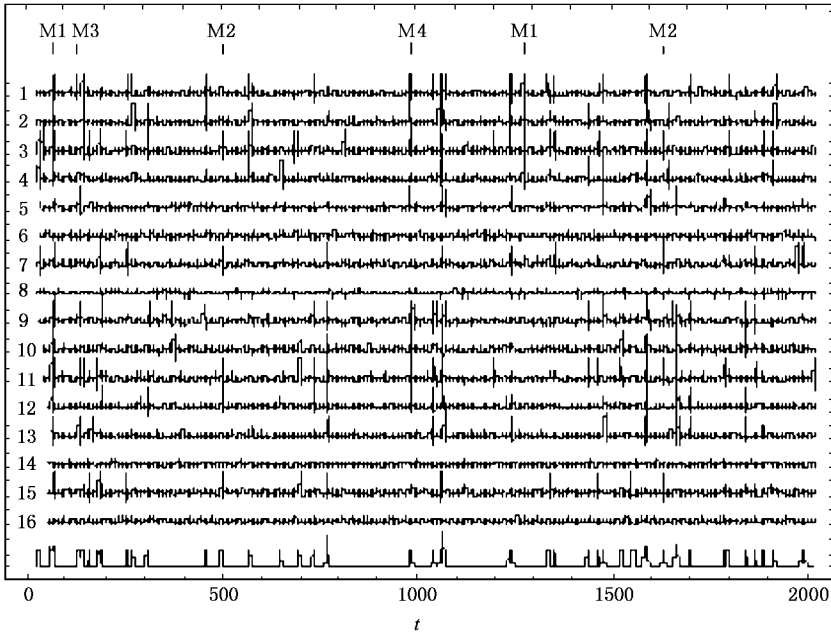


图3 随机激励下记忆模式分割 模式 M1 ,M2 ,M3 ,M4 的发放时刻标记在图的上部,下部为输入信号.  $a_0 = 0.25$  ,  $D = 0.003$  ,  $\gamma = 3.0$

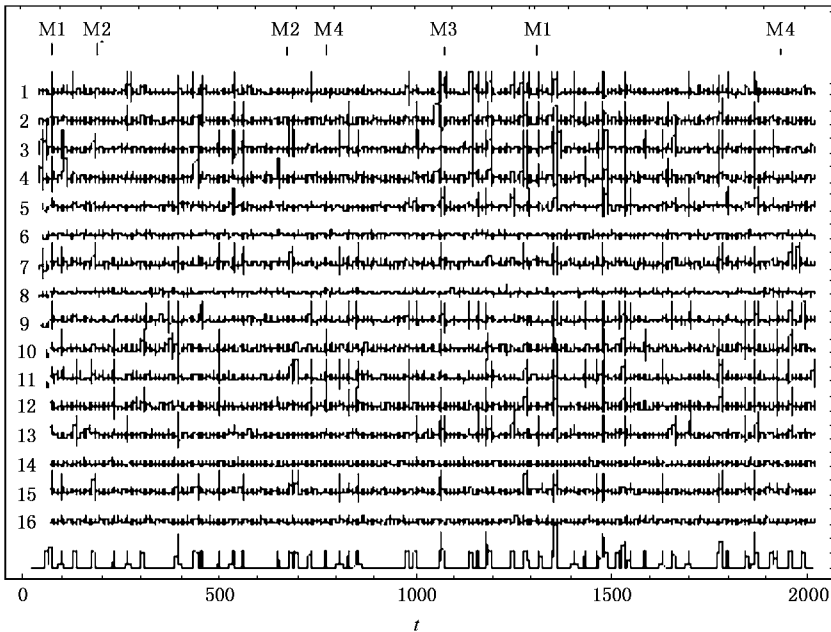


图4 刺激密度加大时记忆模式分割  $a_0 = 0.25$  ,  $D = 0.003$  ,  $\gamma = 3.0$

统中都存在混沌信号.因此我们也研究了不规则信号的另一可能,混沌信号作用下系统的联想记忆与分割问题.如图5所示,输入信号由 Logistic 迭代映

射得到,因为这是一种典型和被广泛讨论的混沌信号.从模拟结果看,能产生与随机信号输入同样的效果.

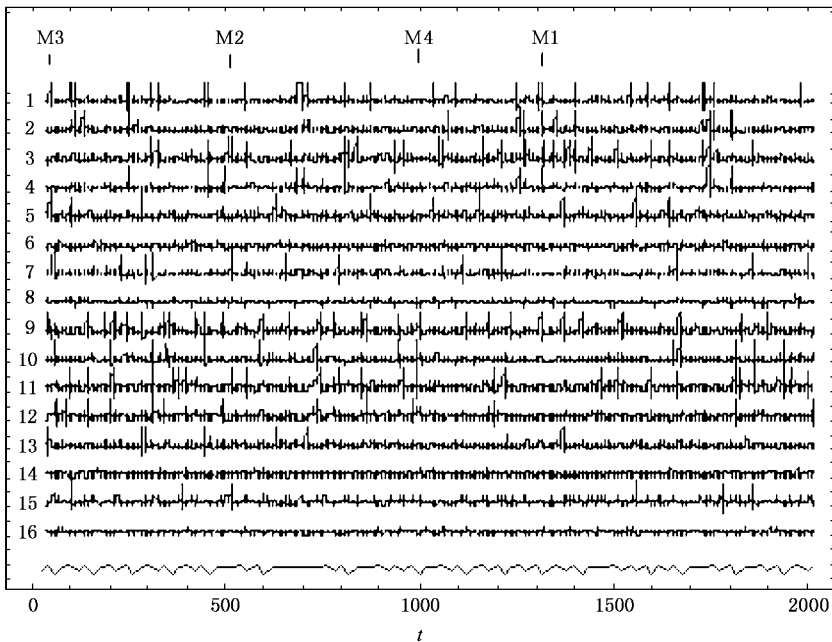


图 5 Logistic 信号激励下记忆模式分割  $a_0 = 0.25, D = 0.003, \gamma = 3.0$

讨论最多的混沌运动当属 Lorenz 系统. 在此分别以 Lorenz 吸引子的  $x$  变量和  $z$  变量作为神经元的输入信号. 所得记忆或模式分割的模拟结果如图 6、图 7 所示. 从模拟结果看, 也能产生与随机信号输入同样的效果.

我们以图 8 中所显示的破缺的记忆模式 M1 为

例检验网络的联想记忆能力. 图 8(a)(b) 都与网络已经学习的模式 M1 很相近, 只是每一种记忆模式都缺损了一个节点, 我们希望网络把它们恢复到正确的形式. 神经元 4 有错误的输入, 从图 9 可以看到, 记忆被正确地检索到了, 没有输入的神经元 4 被同组神经元激活而与同组神经元处于同步活动中.

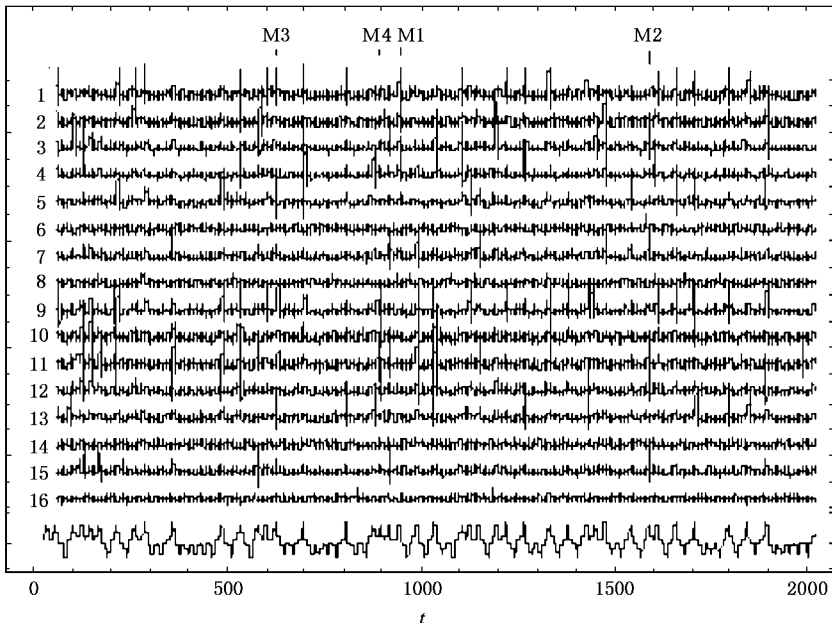


图 6 Lorenz 吸引子  $x$  分量信号激励下记忆模式分割 输入为  $0.0054x(t)$ .  $a_0 = 0.25, D = 0.003, \gamma = 2.5$

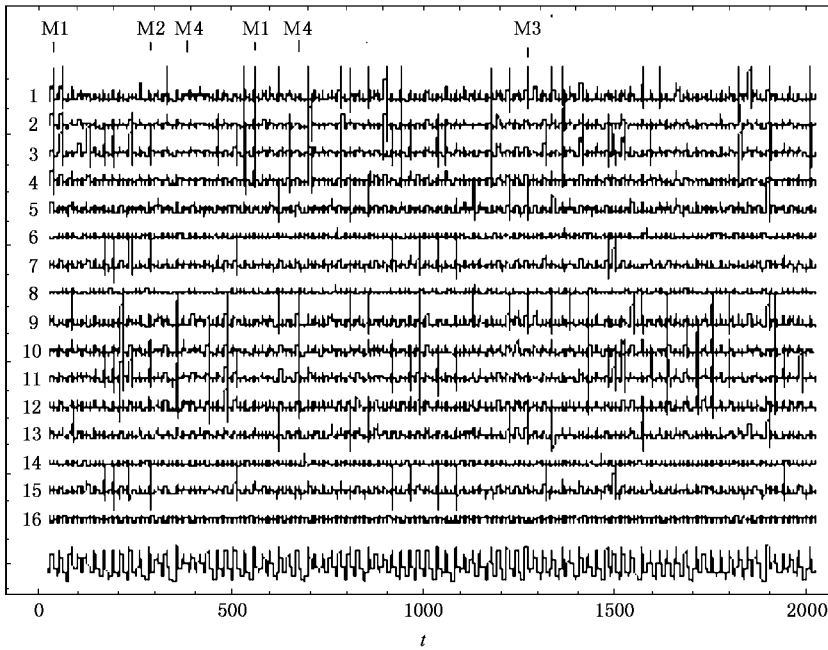


图 7 Lorenz 吸引子  $z$  分量信号激励下记忆模式分割 输入为  $0.0054x(t)$ ,  $a_0 = 0.25$ ,  $D = 0.003$ ,  $\gamma = 2.5$

神经元 16 有错误的输入,从图 10 可以看到,记忆被正确地检索到了,有多余输入的神经元 16 被模式 M1 的其他神经元抑制而保持没有发放,由于噪声的作用,也发生了极个别的发放.这里需强调的是,要得到前面所给出的联想记忆和时间分割的结果,必须调节噪声强度,使其达到某个最优的中等强度.上述结果表明,噪声起了很重要的作用,如果没有噪声,在外部输入的作用下所有的神经元或者全部发放或者静止,模式分割与联想记忆恢复是不可能的.

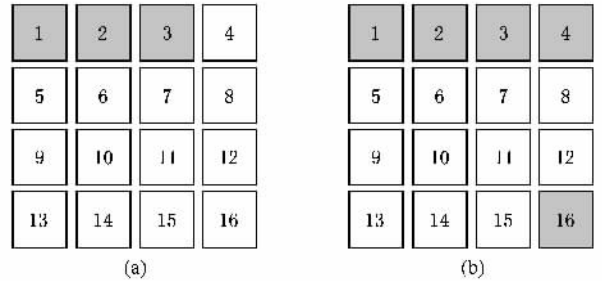


图 8 破缺输入的联想记忆恢复 (a)记忆模式 M1 的神经元 4 的输入缺损 (b)记忆模式 M1 的神经元 16 的多余输入

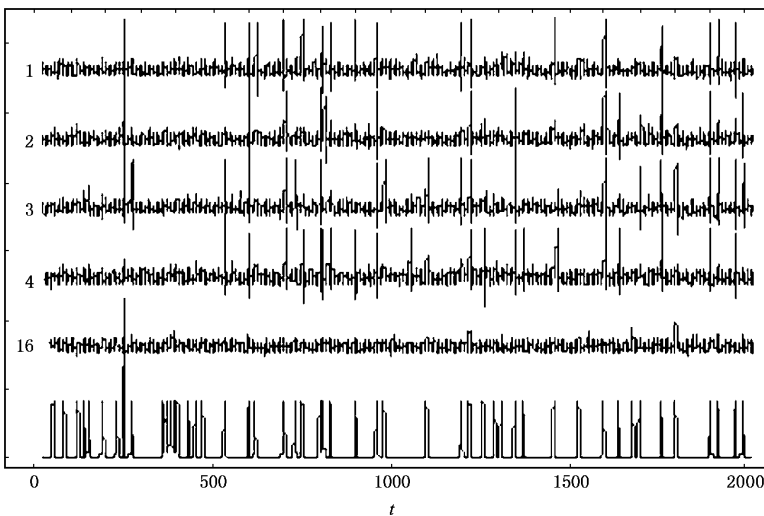


图 9 记忆模式 M1 的神经元 4 被激化而与模式内其他神经元同步发放

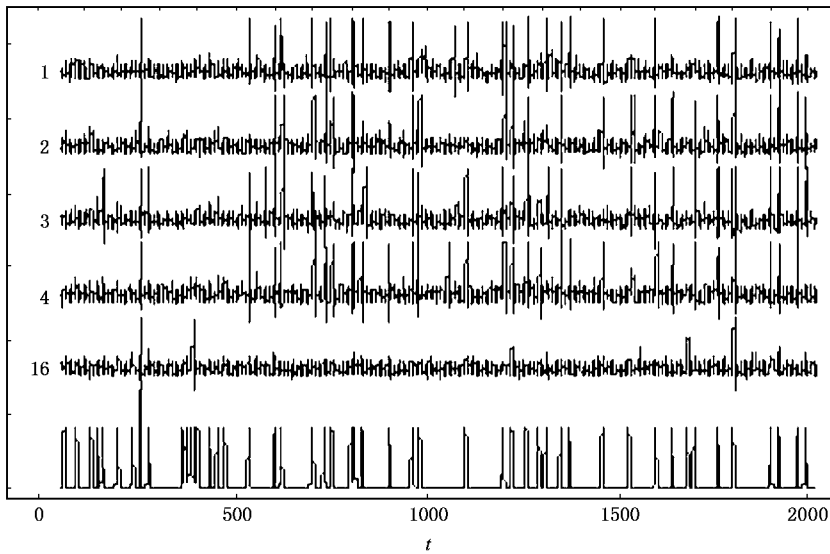


图 10 记忆模式 M1 的神经元 16 有输入, 但被抑制而没有发放

## 4. 结 论

本文以时间分布随机、强度随机的输入和混沌的 Lorenz 系统  $x, z$  变量、Logistic 变量作为神经元的感知信号, 研究了在这些不规则信号作用下系统的联想记忆与分割问题. 从模拟结果看, 实现了一组神经元的同步发放和时空编码. 由 0, 1 组成存储的记忆模式, 这些模式可由网络的同步发放表示, 对于叠加的存储模式, 网络能够分割出其中的子模式. 对于

给定的连接强度, 网络能够在某个噪声强度下达到最优的联想记忆与分割. 这种现象类似于随机共振. 尽管我们没有利用噪声检测弱的输入信号, 但是在联想记忆和时间分割任务中噪声起了很重要的作用. 没有噪声, 神经元就全部发放或全部静止, 如果噪声太强, 系统就随机发放. 连接的拓扑结构也非常重要. 下一步我们将考虑时间延时等效效应, 使用不同的网络拓扑结构或用小世界网络理论来研究神经系统的特性.

[ 1 ] Guo A K 1997 *Acta Biophys. Sin.* **13** 695 ( in Chinese ) [ 郭爱克 1997 生物物理学报 **13** 695 ]  
 [ 2 ] Yu H J 2005 *Acta Phys. Sin.* **54** 5053 ( in Chinese ) [ 于洪洁 2005 物理学报 **54** 5053 ]  
 [ 3 ] Wu Y , Xu J X , He D H , Jing W Y 2005 *Acta Phys. Sin.* **54** 3457 ( in Chinese ) [ 吴 、徐健学、何岱海、靳伍银 2005 物理学报 **54** 3457 ]  
 [ 4 ] Zhang G J , Xu J X 2005 *Acta Phys. Sin.* **54** 557 ( in Chinese ) [ 张广军、徐健学 2005 物理学报 **54** 557 ]  
 [ 5 ] Guan S , Lu Q S , Huang K L 1997 *Acta Phys. Sin.* **46** 1028 ( in Chinese ) [ 官 山、陆启韶、黄克累 1997 物理学报 **46** 1028 ]  
 [ 6 ] He G G , Zhu P , Chen H P , Cao Z T 2006 *Acta Phys. Sin.* **55** 1040 ( in Chinese ) [ 何国光、朱 萍、陈宏平、曹志彤 2006 物理学报 **55** 1040 ]  
 [ 7 ] Yang Z Q , Lu Q S 2006 *Chin. Phys.* **15** 518  
 [ 8 ] Wang Q Y , Lu Q S , Wang H X 2005 *Chin. Phys.* **14** 2189  
 [ 9 ] Pelm G , Aertsen A 1986 *Brain Theory* ( Berlin : Springer-Verlag )

[ 10 ] Buzsaki G , Christen Y 1994 *Temporal Coding in the Brain* ( Berlin : Springer-Verlag )  
 [ 11 ] Arbib M A 2002 *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks* ( Cambridge : MIT Press )  
 [ 12 ] Fujii H , Ito H , Aihara K , Ichinose N , Tsukada M 1996 *Neural Networks* **9** 1303  
 [ 13 ] Gray C M , Konig P , Engel A K , Singer W 1989 *Nature* **338** 334  
 [ 14 ] Grossberg S 1980 *Psycholog. Rev.* **87** 1  
 [ 15 ] Benzi R , Sutera A , Vulpiani A 1981 *J. Phys. A* **14** 453  
 [ 16 ] Longtin A 1997 *Phys. Rev. E* **55** 868  
 [ 17 ] Collins J J , Chow C C , Capela A C , Amhoff T T 1996 *Phys. Rev. E* **54** 5575  
 [ 18 ] Kanamatsu T , Okabe Y 2000 *Phys. Rev. E* **62** 2629  
 [ 19 ] Han S K , Kim W S , Kook H 1998 *Phys. Rev. E* **58** 2325  
 [ 20 ] Hebb D O 1949 *The Organization of Behavior* ( New York : John Wiley )  
 [ 21 ] Hopfield J J 1982 *Proc. Natl. Acad. Sci. USA* **79** 2554

[ 22 ] Hopfield J J 1984 *Proc. Natl. Acad. Sci. USA* **81** 3088

[ 24 ] Rabinovich M ,Volkovskii A ,Lecanda P ,Huertaet R ,Abarbanel H D I ,

[ 23 ] Hopfield J J 1995 *Nature* **376** 33

Laurent G 2001 *Phys. Rev. Lett.* **87** 068102

## Associative memory and segmentation in the neural system under stimulation of stochastic or chaotic perceptual singals<sup>\*</sup>

Peng Jian-Hua<sup>1)†</sup> Yu Hong-Jie<sup>2)</sup>

1 *School of Information Science and Engineering ,East China University of Science and Technology ,Shanghai 200237 ,China )*

2 *Department of Mechanics ,Shanghai Jiaotong University ,Shanghai 200240 ,China )*

( Received 17 May 2006 ; revised manuscript received 6 April 2007 )

### Abstract

We present in this paper some results on the temporal segmentation and retrieval of stored memories or patterns using neural networks composed of spiking neurons. Respecting the working environment ,we present the network with stochastic or chaotic stimuli as their extremely working conditions and also with noise. We attempt to give an explanation to the function of memory retrieval of the brain system ,where the stimuli usually may not be constant ,sinusoidal or periodic ,but rather chaotic or stochastic. For an input pattern which is a superposition of several stored patterns ,it is shown that the proposed neuronal network model is capable of segmenting out each pattern one after another as synchronous firings of a subgroup of neurons ,and if a corrupted input pattern is presented ,the network is shown to be able to retrieve the perfect one ,that is it has the function of associative memory. By thoroughly adjusting the parameters , such as the coupling strength and the intensity of the noise , the temporal segmentation attains its optimal performance at intermediate noise intensity ,which reminds of the stochastic resonance observed in the coupled spiking neuronal networks.

**Keywords** : neural network , spatiotemporal pattern , associative memory , stochastic resonance

**PACC** : 0545

<sup>\*</sup> Project supported by the National Natural Science Foundation of China ( Grant No. 10572086 ) and the Doctoral Foundation of Ministry of Education ,China ( Grant No. 20050248031 ).

<sup>†</sup> E-mail : jianhuapeng@hotmail.com