

# 关于脑信号传输的神经动力学分析<sup>\*</sup>

王如彬<sup>1</sup>, 张志康<sup>1</sup>, 谢智刚<sup>2</sup>

(1. 华东理工大学 信息科学与工程学院 认知神经动力学研究所, 上海 200237

2. 香港理工大学 电子及资讯工程学系, 香港)

(陈立群推荐)

**摘要:** 运用随机相变动力学理论和方法建立了一个由感知神经元集群、中间神经元集群和运动皮层神经元集群组成的神经网络模型. 依据所建立的模型, 分别考察了串并耦合、串联耦合以及单向耦合 3 种情况下, 神经网络所表现的神经信息处理的动力学特征. 研究结果表明, 由给出的中枢神经系统神经信息处理的基本结构, 能够大致反映反射运动和随意运动情况下, 神经信息处理的基本特征. 数值地证明了随意运动所引发的各个局部神经网络的兴奋, 特别是运动皮层神经元集群的兴奋比反射运动条件下的兴奋大得多. 反映了随意运动条件下, 有更多的神经元参与了神经信息处理和兴奋性同步运动.

**关键词:** 串并耦合神经网络; 相位编码; 同步运动; 感知神经元; 中间神经元; 运动神经元; 神经振子集群

中图分类号: O241.8 文献标识码: A

DOI: 10.3879/j.issn.1000-0887.2009.11.007

## 引言

关于用相变动力学理论研究神经信息处理与神经信息的演化, 由于它能够描述数量巨大的神经元集群的神经活动, 而又能够深刻反映神经信息处理的动力学性质诸如同步振荡、动态耦合、快速的收敛性、以及能够表达神经元的可塑性等而出现了大量的研究报道<sup>[1-6]</sup>, 也引起了越来越多的神经科学家们的关注<sup>[7-8]</sup>, 特别是随机的相变动力学理论成功地运用于神经疾病的物理治疗更是引起了人们的广泛兴趣<sup>[9]</sup>.

但是把随机的相变动力学理论运用于认知神经动力学研究是几年前才开始的. 截至目前为止, 研究的主要贡献是: 1) 成功地将大规模神经振子群的相变演化模型运用于注意与记忆的研究, 提出了关于注意与记忆形成的神经动力学机制, 并作了关于注意与记忆的稳定性分析<sup>[10-11]</sup>; 2) 研究相互作用神经元, 在刺激作用下随时间连续变化的相变动力学方程, 以此建立了能体现神经元可塑性随时间动态变化的大规模神经元集群的神经动力学模型<sup>[12-14]</sup>; 3) 给

\* 收稿日期: 2009-03-23 修订日期: 2009-09-02

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (10672057, 10872068)

作者简介: 王如彬 (1951—), 男, 杭州人, 教授, 博士 (联系人, Tel + 86-21-64253654  
E-mail: rbwang@ecust.edu.cn);

张志康 (1950—), 男, 上海人, 教授级高工 (Tel + 86-21-64253654);

谢智刚, 男, 香港人, 教授, 博士 (Fax + 852-2362 8439; E-mail: enckts@polyu.edu.hk).

出了具有时滞性质的并考虑抑制性效果的同时,能体现神经元可塑性随时间变化的大规模神经振子群的相变动力学模型<sup>[15]</sup>; 4) 最近我们建立了一个串行的多个神经振子群网络的相变动力学模型,当我们把多个耦合神经网络相位动力学模型运用于运动认知的时候,我们的研究表明:在自发活动条件下,强耦合会使神经振子群的相同步增强,而弱耦合会使神经振子群的相同步减弱.并且通过数值模拟得到了下列几个研究结果<sup>[16]</sup>:

- 1) 皮层动力学响应不能够编码外刺激信息;
- 2) 串行的神经网络系统的神经编码具有节律编码的性质;
- 3) 在中枢神经系统的调控中,神经抑制有其重要的作用.

但是上述所给出的神经网络模型是一个串行的结构,而任意一个运动认知的神经控制实际上是串并结合的神经网络结构<sup>[17-18]</sup>.例如运动如果是以大脑皮层为中心来控制的,则当环境信息作为外部输入信号,通过感知神经元的加工后转换为神经电脉冲信号,经由脊髓的中间神经元集群,将来自于感知神经元集群的神经脉冲信号投射给运动皮层的运动神经元集群,然后运动皮层根据生物体的控制目标,将运动指令经由运动神经元再反馈给感觉效应器肌肉骨骼,通过肢体的适当运动以完成预定目标或达到自我保护的目的.还有一个重要方面,是由于神经元采用离子流传递信号,作为信息处理单元,显然其反应速度与可靠性都比电子器件差很多.而脑信息的并行处理的神经网络结构却可以成千万倍地提高神经系统的可靠性和信息传输和处理的速度<sup>[17-19]</sup>.因此,本文在前期研究工作基础上<sup>[16]</sup>,通过建立由感知神经元集群、中间神经元集群和运动皮层神经元集群组成的一个串并结合的神经网络模型,用随机相变动力学理论探讨该类神经模型的神经信息演化和相位神经编码.依据所建立的模型,希望通过数值模拟了解以下几个方面的问题:串并耦合、串联耦合以及单向耦合所组成的3类神经网络振子群在刺激作用下,在相位编码、相同步运动以及数密度演化等几个方面有什么不同,这些不同各自能够反映什么样的生物学现象.这些研究作为我们今后深入研究触觉认知基础上的运动的神经控制具有重要意义<sup>[20]</sup>.

## 1 神经网络模型

考虑由3个神经元集团串联组成的一个神经网络系统,该神经网络系统的神经元总数为 $N_2$ .其中A、B、C这3个神经振子群的个数分别为

$$\underbrace{1, 2, \dots, N-1}_{N-1 \text{个}}, \underbrace{N, \dots, N_1}_{N_1-N+1 \text{个}}, \underbrace{N_1+1, \dots, N_2}_{N_2-N_1 \text{个}}$$

因为是串并结合的神经连接,它们之间的具体连接结构和耦合方式如图1所示:

在A集团、B集团和C集团内的各个神经振子相互耦合.而且A集团和B集团之间、B集团和C集团之间以及C集团和A集团之间通过相互作用而互相耦合,也就是说它们之间的神经信号可以互相传递.因此,这是一个串并结合的神经网络结构,而串并结合的神经网络是脑内神经信息处理中最主要的工作模式.

总数为 $N_2$ 个神经元组成的神经网络,相位 $\psi_j(j=1, 2, \dots, N_2)$ 在刺激、相互作用和噪声的作用下,各个神经振子群的相位方程可分别表

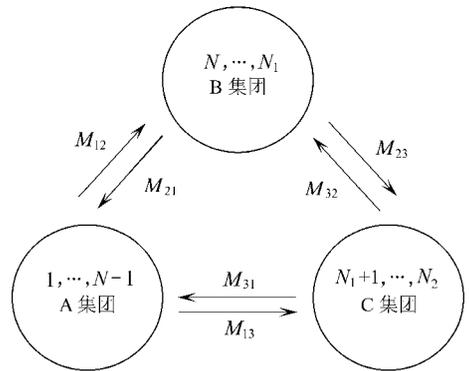


图1 由3个神经振子群串行和并行连接组成的神经网络系统

各个神经振子群的相位方程可分别表

示为

$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{\phi}_j = \Omega_1 + \frac{1}{N_1} \left[ \sum_{k=1}^{N_1-1} M_{11} (\phi_j - \phi_k) + \sum_{k=N_1}^{N_1} M_{21} (\phi_j - \phi_k) + \right. \\ \left. \sum_{k=N_1+1}^{N_2} M_{31} (\phi_j - \phi_k) \right] + S_1 (\phi_j) + F_j(t), \quad j = 1, \dots, N_1 \\ \dot{\phi}_j = \Omega_2 + \frac{1}{N_2} \left[ \sum_{k=1}^{N_1-1} M_{12} (\phi_j - \phi_k) + \sum_{k=N_1}^{N_1} M_{22} (\phi_j - \phi_k) + \right. \\ \left. \sum_{k=N_1+1}^{N_2} M_{32} (\phi_j - \phi_k) \right] + S_2 (\phi_j) + F_j(t), \quad j = N_1 + 1, \dots, N_2 \\ \dot{\phi}_j = \Omega_3 + \frac{1}{N_3} \left[ \sum_{k=1}^{N_1-1} M_{13} (\phi_j - \phi_k) + \sum_{k=N_1}^{N_1} M_{23} (\phi_j - \phi_k) + \right. \\ \left. \sum_{k=N_1+1}^{N_2} M_{33} (\phi_j - \phi_k) \right] + S_3 (\phi_j) + F_j(t), \quad j = N_2 + 1, \dots, N_3 \end{array} \right. \quad (1)$$

在第 1 个相位方程中,  $\Omega_1$  表示 A 集团内所有神经振子的频率,  $M_{11}$  表示 A 集团内神经振子之间的相互耦合, 而  $M_{21}$  表示 B 集团对 A 集团的作用,  $M_{31}$  表示 C 集团对 A 集团的作用; 在第 2 个相位方程中,  $\Omega_2$  表示 B 集团内所有神经振子的频率, 而  $M_{22}$  表示 B 集团内神经振子之间的相互耦合,  $M_{12}$  表示 A 集团对 B 集团的作用,  $M_{32}$  表示 C 集团对 B 集团的作用; 在第 3 个相位方程中,  $\Omega_3$  表示 C 集团内所有神经振子的频率, 而  $M_{23}$  表示 B 集团对 C 集团的作用,  $M_{13}$  表示 A 集团对 C 集团的作用,  $M_{33}$  表示 C 集团内神经振子之间的相互耦合.

符号  $F_j(t)$  表示网络系统中的背景噪声, 可以由 Gauss 白噪声模拟, 并满足以下二阶矩条件:

$$\langle F_j(t) \rangle = 0 \quad \langle F_j(t) F_k(t') \rangle = Q \delta_{jk} \delta(t - t').$$

考虑到神经网络的输入刺激具有内刺激的形式, 故刺激项可表达为如下形式:

$$S_i(x) = \sum_{m=1}^l I_{jm} \cos(mx + \psi_{jm}). \quad (2)$$

神经元之间的相互作用项为

$$M_{ij}(x - y) = - \sum_{m=1}^l 2(K_{ijm} \text{sim}(x - y) + C_{ijm} \text{cosn}(x - y)), \quad (3)$$

$$N_j = \begin{cases} N_3 & M_{1j} \neq 0, M_{2j} \neq 0, M_{3j} \neq 0 \\ N_2 & M_{1j} \neq 0, M_{2j} \neq 0, M_{3j} = 0 \\ N_1 + N_2 - N_1 & M_{1j} \neq 0, M_{2j} = 0, M_{3j} \neq 0 \\ N_2 - N + 1 & M_{1j} = 0, M_{2j} \neq 0, M_{3j} \neq 0 \\ N - 1 & M_{1j} \neq 0, M_{2j} = 0, M_{3j} = 0 \\ N_1 - N + 1 & M_{1j} = 0, M_{2j} \neq 0, M_{3j} = 0 \\ N_2 - N_1 & M_{1j} = 0, M_{2j} = 0, M_{3j} \neq 0 \end{cases} \quad (j = 1, 2, 3).$$

设 3 个神经元集团的联合概率密度是  $f = f(\phi_1, \dots, \phi_{N_3}, t)$ , 并且满足如下 FPK 方程:

$$\frac{\partial f}{\partial t} = - \sum_{j=1}^{N_3} \frac{\partial}{\partial \phi_j} [T_j f] + \frac{Q}{2} \sum_{j=1}^{N_3} \frac{\partial^2}{\partial \phi_j^2} f \quad (4)$$

其中

$$T = T(\phi_j, \phi_k) = \frac{1}{N_i} \left[ \sum_{k=1}^{N-1} T_{1i}(\phi_j, \phi_k) + \sum_{k=N}^{N_1} T_{2i}(\phi_j, \phi_k) + \sum_{k=N_1+1}^{N_2} T_{3i}(\phi_j, \phi_k) \right],$$

$$T_{li}(\phi_j, \phi_k) = \Omega_i + M_{li}(\phi_j - \phi_k) + S_i(\phi_j) \quad (l = 1, 2, 3),$$

$$i = \begin{cases} 1 & j = 1, \dots, N-1 \\ 2 & j = N, \dots, N_1, \\ 3 & j = N_1+1, \dots, N_2. \end{cases}$$

为了使各个神经元集群中的每一个神经元在发放动作电位后取平均, 同时又为了能够达到神经振子群的同步化状态, 我们设 A, B, C 这 3 个集群所有神经元动作电位的平均发放分别表示为

$$n_1(\phi) = \frac{1}{N_2} \sum_{k=1}^{N-1} \delta(\phi - \phi_k),$$

$$n_2(\phi) = \frac{1}{N_2} \sum_{k=N}^{N_1} \delta(\phi - \phi_k),$$

$$n_3(\phi) = \frac{1}{N_2} \sum_{k=N_1+1}^{N_2} \delta(\phi - \phi_k),$$

因此整个神经网络的平均发放为

$$n(\phi) = n_1(\phi) + n_2(\phi) + n_3(\phi).$$

定义数密度:

$$n(\phi, t) = \langle n(\phi) \rangle_t = \int \dots \int n(\phi) f d\phi_l = n_1(\phi, t) + n_2(\phi, t) + n_3(\phi, t), \quad (5)$$

其中

$$n_i(\phi, t) = \langle n_i(\phi) \rangle_t = \int \dots \int n_i(\phi) f d\phi_l \quad (i = 1, 2, 3)$$

分别表示 A, B, C 这 3 个集群的数密度, 并且具有如下特征:

$$\begin{cases} n(0, t) = n(2\pi, t), \\ \int_0^{2\pi} n(\phi, t) d\phi = 1. \end{cases} \quad (6)$$

上述表明这些数密度具有  $2\pi$  周期, 且满足归一化条件如下:

$$\int_0^{2\pi} n_1(\phi, t) d\phi = \frac{N-1}{N_2},$$

$$\int_0^{2\pi} n_2(\phi, t) d\phi = \frac{N_1 - N + 1}{N_2},$$

$$\int_0^{2\pi} n_3(\phi, t) d\phi = \frac{N_2 - N_1}{N_2}.$$

将式 (4) 代入式 (5), 可得到

$$\frac{\partial n}{\partial t} = \int \dots \int n(\phi) \frac{\partial}{\partial t} d\phi_l =$$

$$\int \dots \int d\phi_l n(\phi) \left[ \frac{Q}{2} \sum_{j=1}^{N_2} \frac{\partial^2}{\partial \phi_j^2} f - \sum_{j=1}^{N_2} \frac{\partial}{\partial \phi_j} [Tf] \right] =$$

$$\frac{Q}{2} \frac{\partial^2}{\partial \phi^2} n - \frac{\partial}{\partial \phi} \int \dots$$

$$\begin{aligned}
& \int_{\mathbb{R}} d\phi \left\{ \frac{1}{N_2} \sum_{j=1}^{N-1} \delta(\phi - \phi_j) \frac{1}{N_1} \left[ \sum_{k=1}^{N-1} T_{11} + \sum_{k=N}^{N_1} T_{21} + \sum_{k=N_1+1}^{N_2} T_{31} \right] f + \right. \\
& \frac{1}{N_2} \sum_{j=N}^{N_1} \delta(\phi - \phi_j) \frac{1}{N_2} \left[ \sum_{k=1}^{N-1} T_{12} + \sum_{k=N}^{N_1} T_{22} + \sum_{k=N_1+1}^{N_2} T_{32} \right] f + \\
& \left. \frac{1}{N_2} \sum_{j=N_1+1}^{N_2} \delta(\phi - \phi_j) \frac{1}{N_3} \left[ \sum_{k=1}^{N-1} T_{13} + \sum_{k=N}^{N_1} T_{23} + \sum_{k=N_1+1}^{N_2} T_{33} \right] f \right\} = \\
& \frac{Q}{2} \frac{\partial^2}{\partial \phi^2} n - \Omega_1 \frac{\partial}{\partial \phi} n_1 - \Omega_2 \frac{\partial}{\partial \phi} n_2 - \Omega_3 \frac{\partial}{\partial \phi} n_3 - \\
& \frac{\partial}{\partial \phi} (S_1(\phi) n_1) - \frac{\partial}{\partial \phi} (S_2(\phi) n_2) - \frac{\partial}{\partial \phi} (S_3(\phi) n_3) - \\
& \frac{N_2}{N_1} \frac{\partial}{\partial \phi} \left[ n_1(\phi) \int_{\mathbb{R}} [M_{11}(\phi - \phi') n_1(\phi') + \right. \\
& M_{21}(\phi - \phi') n_2(\phi') + M_{31}(\phi - \phi') n_3(\phi')] d\phi' \Big] - \\
& \frac{N_2}{N_2} \frac{\partial}{\partial \phi} \left[ n_2(\phi) \int_{\mathbb{R}} [M_{12}(\phi - \phi') n_1(\phi') + \right. \\
& M_{22}(\phi - \phi') n_2(\phi') + M_{32}(\phi - \phi') n_3(\phi')] d\phi' \Big] - \\
& \frac{N_2}{N_3} \frac{\partial}{\partial \phi} \left[ n_3(\phi) \int_{\mathbb{R}} [M_{13}(\phi - \phi') n_1(\phi') + \right. \\
& M_{23}(\phi - \phi') n_2(\phi') + M_{33}(\phi - \phi') n_3(\phi')] d\phi' \Big]. \tag{7}
\end{aligned}$$

上述方程可分解为 3 个方程:

$$\left\{ \begin{aligned}
\frac{\partial n_1}{\partial t} &= \frac{Q}{2} \frac{\partial^2}{\partial \phi^2} n_1 - \Omega_1 \frac{\partial}{\partial \phi} n_1(\phi) - \frac{\partial}{\partial \phi} (S_1(\phi) n_1(\phi)) - \\
& \frac{N_2}{N_1} \frac{\partial}{\partial \phi} \left[ n_1(\phi) \int_{\mathbb{R}} [M_{11}(\phi - \phi') n_1(\phi') + \right. \\
& M_{21}(\phi - \phi') n_2(\phi') + M_{31}(\phi - \phi') n_3(\phi')] d\phi' \Big], \\
\frac{\partial n_2}{\partial t} &= \frac{Q}{2} \frac{\partial^2}{\partial \phi^2} n_2 - \Omega_2 \frac{\partial}{\partial \phi} n_2(\phi) - \frac{\partial}{\partial \phi} (S_2(\phi) n_2(\phi)) - \\
& \frac{N_2}{N_2} \frac{\partial}{\partial \phi} \left[ n_2(\phi) \int_{\mathbb{R}} [M_{12}(\phi - \phi') n_1(\phi') + \right. \\
& M_{22}(\phi - \phi') n_2(\phi') + M_{32}(\phi - \phi') n_3(\phi')] d\phi' \Big], \\
\frac{\partial n_3}{\partial t} &= \frac{Q}{2} \frac{\partial^2}{\partial \phi^2} n_3 - \Omega_3 \frac{\partial}{\partial \phi} n_3(\phi) - \frac{\partial}{\partial \phi} (S_3(\phi) n_3(\phi)) - \\
& \frac{N_2}{N_3} \frac{\partial}{\partial \phi} \left[ n_3(\phi) \int_{\mathbb{R}} [M_{13}(\phi - \phi') n_1(\phi') + \right. \\
& M_{23}(\phi - \phi') n_2(\phi') + M_{33}(\phi - \phi') n_3(\phi')] d\phi' \Big].
\end{aligned} \right. \tag{8}$$

根据方程 (8), 我们将在第 2 节中给出数值计算结果.

## 2 关于数值计算结果的讨论

### 2.1 串并耦合的情况

图 1 所示的结构是一个由 3 个神经振子群以串行和并行连接的方式而组成的神经网络系统. 这样的以串并耦合方式形成的神经网络结构, 可以描述以大脑皮层为中心的最简单的神经信息传递的结构系统. 当外部的环境信息经由感受器细胞群传导至脊髓和脑干, 然后将神经信号上传至大脑皮层, 经过大脑的综合分析, 然后发出控制命令向下传导至肌肉、腺体以支配肢体的活动. 为了分析中枢神经系统的神经信息处理, 这里把感受器细胞群的活动用神经振子群 A 来表示. 脊髓中的神经核团和脑干中的网状结构是由大小与形状不同的中间神经元组成, 它们的解剖学特征表明, 可以统一地用一个简化的神经振子群 B 来表示其编码性质和动力学的演化. 而大脑皮层的信息主要是以锥体细胞群的兴奋模式来表达, 因此, 我们可以用神经振子群 C 的数密度演化来表达相位编码的兴奋模式. 大脑皮层为中心的神经信息传递具有多极阶梯结构和双向传递的性质, 因此, 图 1 给出的由 3 个神经振子群所组成的串并耦合的神经网络结构, 可以粗略地表达中枢神经系统神经信息处理的基本结构. 精细化的结构和数学模型, 将在现有结构和模型的基础上作进一步的扩展.

这里神经振子群 A, B, C 的神经元个数分别为 100 000 个. 图 2 表示自发活动情况下这 3 个神经振子群的相位编码和数密度的演化.

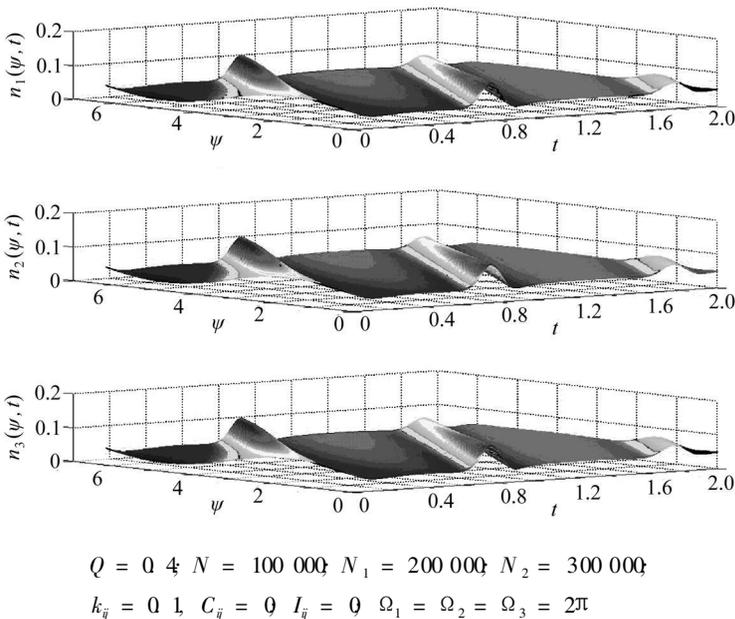


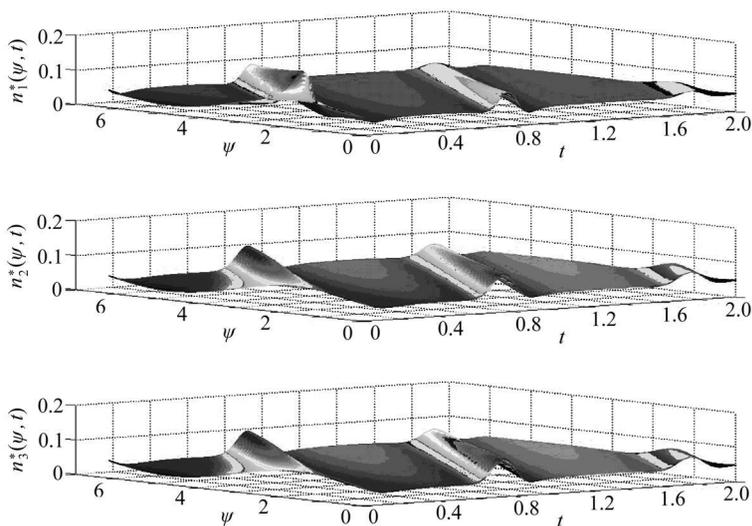
图 2 自发活动情况下神经振子群 A, B, C 的相位编码和数密度的演化

描述自发活动的目的是为了与刺激作用下的同步运动进行比较, 以便观察它们之间相位编码和同步运动的变化情况. 了解神经信息加工和处理的动力学性质. 图 3 是对神经振子群 A 进行刺激的情况下, 振子群 A 的数密度演化和同步运动的变化, 以及这种变化对相邻振子群 B 和 C 的同步运动的影响.

3 组由不同数目神经元相互耦合的情况下, 我们看到集群 A 由于受到一阶谐波刺激, 由图

3 可以看到刺激的结果, 将削弱神经振子群 B 和 C 的同步化趋势. 只有受到刺激的神经振子群 A 的同步化运动得到增强, 但是, A 振子群的同步化运动的增强并不会通过耦合效应传递给集群 B 和集群 C. 为了更清楚地观察集群 B 和集群 C 在集群 A 受到刺激后的反应和数密度的演化, 我们用图 4 给出图 2 和图 3 的数密度之差. 所谓数密度之差  $e_i$ , 指的是指频率改变后, 由图 3 所示的各神经振子集群的数密度  $n_i^*(\psi, t)$ , 减去频率改变前由图 2 所示的各神经振子集群的数密度  $n_i(\psi, t)$ , 再除以频率改变前各神经振子集群的数密度  $n_i(\psi, t)$ , 即

$$e_i = [n_i^*(\psi, t) - n_i(\psi, t)] / [n_i(\psi, t)], \quad i = 1, 2, 3.$$



$$Q = 0.4; N = 100000; N_1 = 200000; N_2 = 300000; k_j = 0.1; C_j = 0; I_j = 6; I_{ij} = 0; \Omega_1 = \Omega_2 = \Omega_3 = 2\pi$$

图 3 神经振子群 B 和 C 的同步运动趋势的减弱

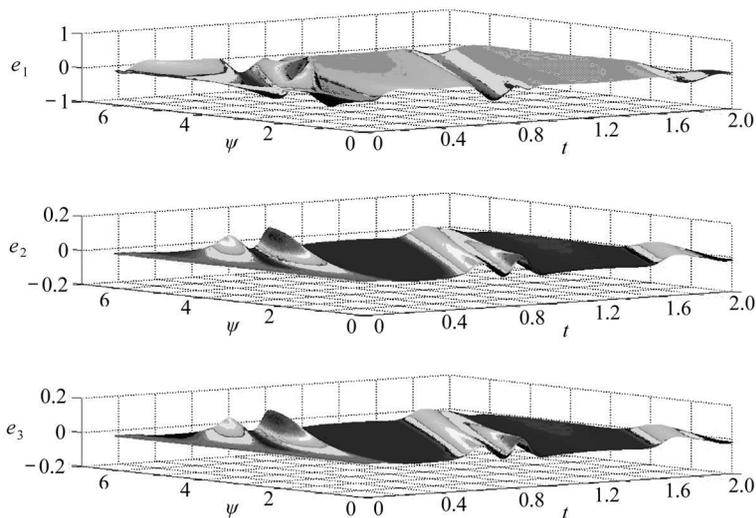


图 4 图 2 和图 3 的数密度之差

从图 4 可以看到, A 集团受到刺激以后数密度的演化通过耦合传递, 对集群 B 和 C 的相

位编码和数密度演化都产生了相位扩散的效果,也就是说它们的相同步运动都被削弱了. 这表明在感觉神经振子群 A 受到环境信息刺激作用以后,神经信号传递给脊髓和脑干中的神经核团(中间神经元集群),但正如实验神经科学所发现的,由于突触前抑制常常在感觉通路中出现,而表现出对感觉传入的抑制性效应<sup>[15]</sup>. 由于目前给出的是串并结合的神经网络结构,当来自脊髓和脑干的中间神经元将神经信号投射到大脑皮层的神经振子群 C,引起皮层锥体细胞集群 C 的兴奋. 但当 C 的兴奋模式反馈给感觉效应器时,由于 C 和 A 是相互耦合的,此时感觉神经振子群又同时把兴奋性刺激信号直接投射给大脑皮层,这种双向的投射关系所导致的结果会使得皮层的兴奋模式也受到抑制. 例如运动员当肌肉拉伤时,与大脑皮层第 6 区中的辅助运动区(supplementary motor area SMA)神经元相连的肌肉运动单位<sup>[19]</sup>,会将其兴奋性痛觉信号(发自感觉神经元集群 C)直接投射给 SMA 的运动神经元集群 C. 如果此时运动神经元集群同时还接收到来自于脊髓和脑干中网状结构的中间神经元的信号投射,使得皮层运动神经元也兴奋起来. 但这种兴奋反馈给效应器时,实际上是与痛觉信号引起的运动皮层神经元集群的兴奋在演化方向上是相反的,因此 C 集群的同步化运动被大大地削弱,从而导致运动皮层的兴奋模式受到抑制. 表现在图 4 第 3 个图的是集群 C 同步运动的削弱.

### 2.2 串联耦合的情况

如果在图 1 中将神经振子群 C 和 A 之间的正反向箭头撤除,使得它们之间不再有任何的耦合关系. 这样的连接方式就是 A、B、C 之间的串联耦合网络如图 5 所示. 实际上以脊髓为中

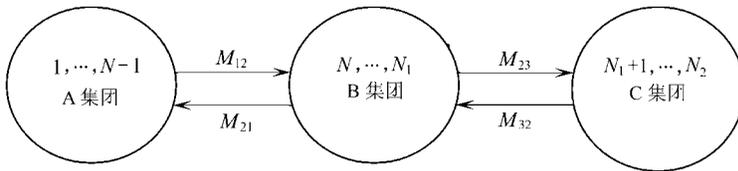
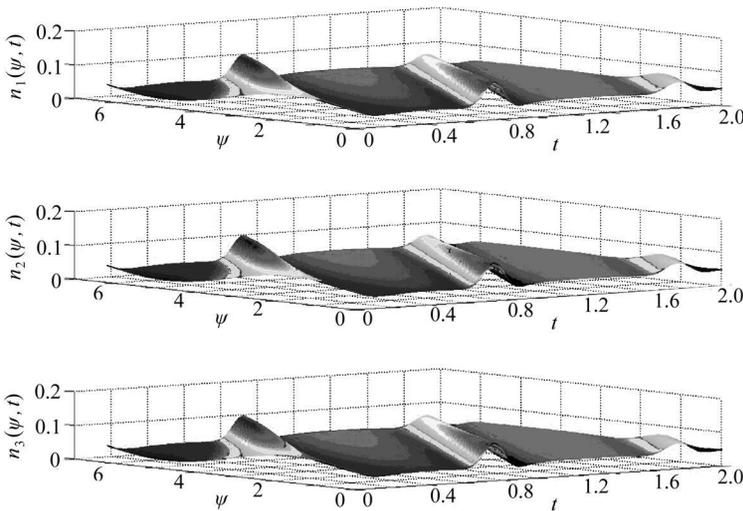


图 5 串联耦合的神经振子群网络



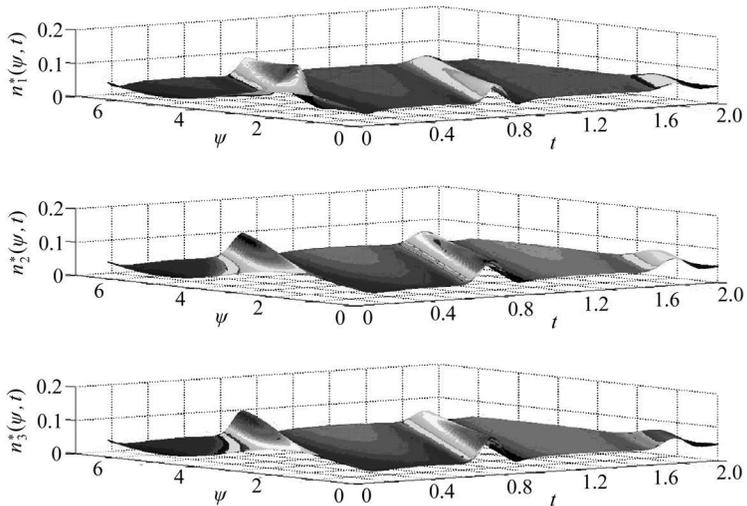
$$Q = 0.4; N = 100000; N_1 = 200000; N_2 = 300000$$

$$k_{13} = k_{31} = 0; k_{ij} = 0.1; C_{ij} = 0; I_{ij} = 0; \Omega_1 = \Omega_2 = \Omega_3 = 2\pi$$

图 6 3 个神经振子群的等强度同步化运动

心的运动控制就是这样一种神经控制网络. 当环境信息作用于感受器细胞群 A, 感受器细胞群 A 将来自于环境变化的刺激信息传递给中间神经元集群 B 此时的神经信号不再投射给运动皮层, 而是中间神经元直接通过脊髓的反射中枢, 将神经冲动经运动神经元的传出纤维将反射信号传导至各运动器官如肌肉, 从而使肌肉收缩产生相应的运动. 这就是以脊髓为中心的反射弧所形成的反馈控制系统<sup>[17]</sup>.

图 6 所示为串联情况下神经网络系统的自发活动. 显示各个神经振子群的同步运动的强度是均匀的.



$$Q = 0.4, N = 100000, N_1 = 200000, N_2 = 300000$$

$$k_{13} = k_{31} = 0, k_{ij} = 0.1, C_{ij} = 0, I_{11} = 6, I_{ij} = 0, \Omega_1 = \Omega_2 = \Omega_3 = 2\pi$$

图 7 串联耦合下刺激的效果经耦合传递对相邻神经振子群 B 和 C 的影响

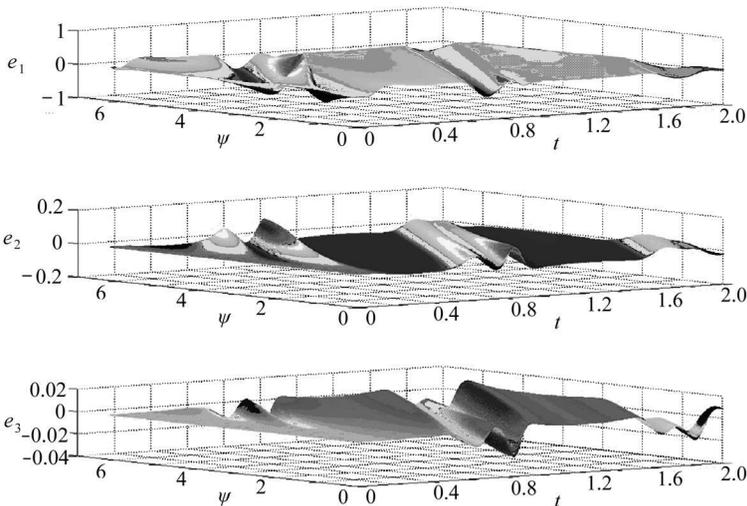


图 8 图 6 和图 7 的数密度之差

图 7 表示, 当刺激作用于神经振子群 A, 可以明显地看到除了受到刺激的神经振子群 A 的

相位编码形状有明显的改变以外, 振子群 B 和 C 的编码与自发活动情况下的相位编码和数密度演化并无明显的区别. 实际上我们从文献 [16] 看到, 由于刺激的效果经耦合传递至相邻神经振子群的影响非常的微弱, 我们需要通过观察它们的数密度之差才能清楚地观察到刺激效果在耦合神经网络内的传输效果. 图 8 是刺激前 (图 6) 和刺激后 (图 7) 神经振子集群 A, B, C 的数密度之差所表现的同步化运动强度的变化情况.

通过图 8 我们观察发现刺激了 A 集群, 会使集群 B 的数密度演化呈现扩散的趋势, 因而它削弱了相邻集群 B 的同步运动. 但是集群 C 的数密度演化又呈现了集中的趋势, 而使得 C 集群的同步化运动增强. 这表明在感觉神经振子群 A 受到环境信息刺激作用以后, 可以使神经振子群 B 的相同步强度减弱, 这是因为在中枢神经系统的调控过程中, 由脊髓和脑干发出的神经纤维中均有发出侧枝对感觉传导纤维产生突前抑制, 从而使神经振子群 B 的相同步强度减弱<sup>[16]</sup>. 这种减弱经过耦合关系传递到脊髓中的运动神经纤维 C 以后, 又使神经核团中的运动神经纤维 C 的相同步增强. 当 A 集团受到环境信息刺激后, 使得该集群的神经振子群的相同步增强, 这意味着耦合关系的加强, 体现了神经元的可塑性和学习的效果. 但是通过 A 集群之间的耦合将刺激的结果传输给 B 的中间神经元集群时, B 集团的相同步反而被削弱, 这是由感觉输入过程中的突前抑制所决定的<sup>[16]</sup>. 但 C 集团的神经振子群的相同步却又得到了加强. 这是因为运动神经纤维主要是兴奋性的, 当信号经中间神经元传导至运动神经纤维, 从而引发神经振子群同步的兴奋性活动. 这种增强—削弱—再增强的有趣现象的出现再一次印证了对于一个神经网络系统而言, 神经振子群之间的信息传递是以节律编码的形式出现的<sup>[16]</sup>. 从生物学意义上讲, 正是由于运动神经纤维 C 集群的兴奋性活动, 才能产生一个无须经有大脑运动皮层反馈的诸如轻轻敲打膝部就能引起膝跳反射的一个反射运动.

### 2.3 单向耦合的情况

单向耦合的神经振子群组成的网络结构可以用图 9 来表示. 这种耦合方式的神经网络在运动控制系统的信息处理中是最为常见的. 如果运动是以大脑皮层为中心来控制的, 则脊髓中的中间神经元集群 B 将来自于神经元群 A 的神经信号投射给运动皮层的运动神经元集群 C, 然后运动神经元将神经脉冲反馈给感觉效应器肌肉, 以形成肢体的适当运动. 此类神经信号的传递路径和以编码形式表达的同步运动及其演化可以用此类神经网络结构来描述. 此类神经网络模式反映了随意运动条件下的神经信息传递路径以及各个兴奋模式之间演化的关系.

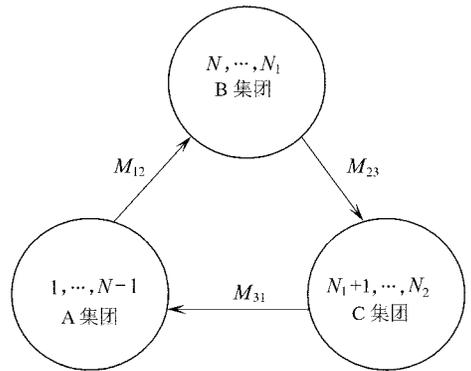
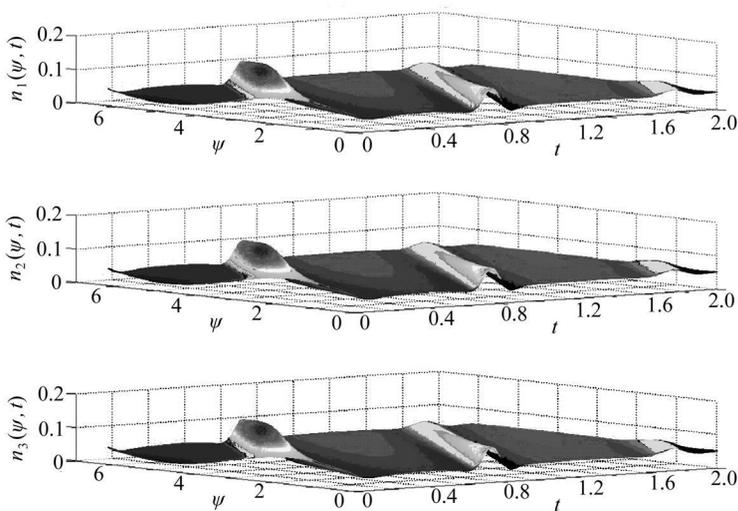


图 9 单向耦合的神经振子群网络

首先考察无刺激情况下神经网络结构的自发活动. 图 10 描述了各神经振子群的相位编码和数密度随时间的演化.

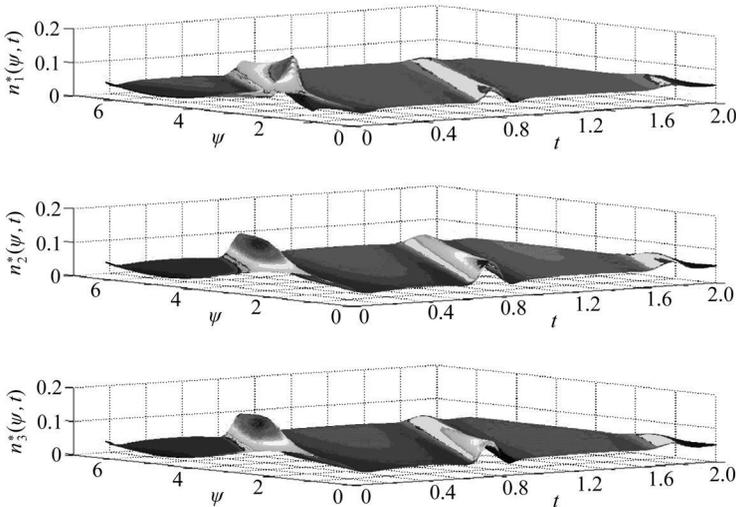
图 10 表明, 各振子群的相同步运动几乎是均匀的和对称的, 反映了信息处理过程中的同步耦合的性质. 只要没有刺激, 这样的演化会以一种周期性的同步运动方式持续下去. 由于刻画的是集群的同步运动, 因此以相位编码方式表达的数密度演化反映了神经振子集群在某个相位空间内神经发放的概率. 这种兴奋性的活动模式是与确定性的由少量神经元表达的兴奋波模式是完全不一样的.



$$Q = 0.4, N = 100000, N_1 = 200000, N_2 = 300000$$

$$k_{13} = k_{32} = k_{21} = 0, k_{ij} = 0.2, C_{ij} = 0, I_{ij} = 0, \Omega_1 = \Omega_2 = \Omega_3 = 2\pi$$

图 10 单向耦合下各神经振子群的相位编码和数密度随时间的演化



$$Q = 0.4, N = 100000, N_1 = 200000, N_2 = 300000$$

$$k_{13} = k_{32} = k_{21} = 0, k_{ij} = 0.2, C_{ij} = 0, I_{ij} = 0.6, I_{ij} = 0, \Omega_1 = \Omega_2 = \Omega_3 = 2\pi$$

图 11 单相耦合下刺激的效果经耦合传递对相邻神经振子群 B 和 C 的影响

如果对神经振子群 A 施加刺激,从图 11 可以看到,除了受到刺激的神经振子群 A,其同步运动的模式有显著改变以外,这种变化对振子群 B 和 C 的同步运动产生的影响似乎并不明显.为了放大这种影响所产生的效果,我们仍然使用数密度之差的图 12 来表达刺激后网络结构的同步运动所带来的变化.

通过图 12,显然我们看到 B 集团的相同步运动由于呈现扩散的趋势,因此相同步运动的强度是削弱的.但是 C 集团的相同步运动由于呈现集中的趋势,因此相同步运动的强度得到了增强.这种同步化运动为增强—削弱—再增强的现象似乎与串行耦合条件下的图 7 情况相

同,但是注意到在单向耦合情况下出现的节律编码现象实际上与串行耦合在同步运动的强度上有很大的不同.比较图 12和图 8可以看到,在同样的刺激强度作用下,单向耦合情况下 B 集群的同步化运动的强度是串行耦合条件 B 集群同步运动强度的 2.5 倍,而 C 集群的同步化运动的强度是串行耦合条件下 C 集群同步运动强度的 5 倍.这种情况表明,这种封闭的单向耦合情况下的神经网络结构比串联耦合情况下的神经网络具有更强的相同步运动能力,也就是说神经网络的兴奋模式更为强烈,即使在 B 神经振子群同步运动削弱的情況下,其相同步运动的强度也要比在串联耦合情况下的相同步运动大得多,这正是随意运动情况下神经信息表现的特征<sup>[18]</sup>.它数值地证明了运动控制系统中神经信息处理过程中普遍存在的一个共同现象,即由随意运动所引发的神经网络的兴奋,特别是运动皮层神经元集群的兴奋要远比反射运动条件下神经元集群的兴奋要大得多,无论是同步运动的强度还是以相位编码的方式所表达的数密度的演化都比反射运动的兴奋性更剧烈,因而也更容易观测.

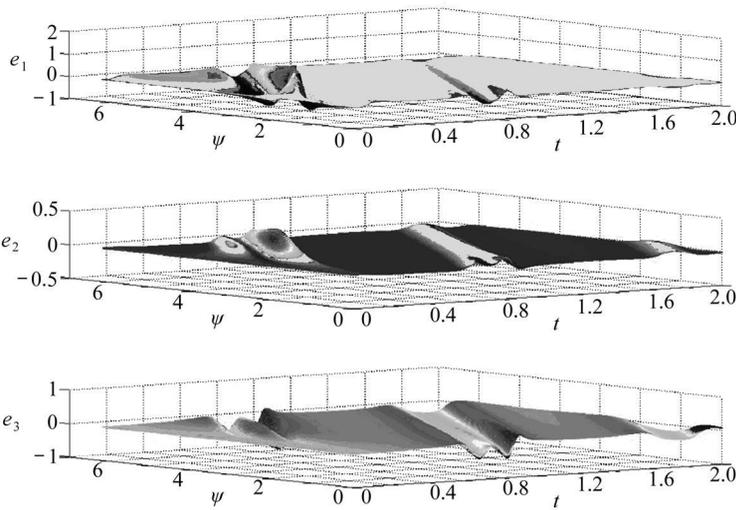


图 12 图 10和图 11的数密度之差

### 3 结 论

本文运用随机相变动力学理论和方法建立了一个由感知神经元集群、中间神经元集群和运动皮层神经元集群组成的神经网络模型.依据所建立的模型,分别考察了串并耦合、串联耦合以及单向耦合 3 种情况下,神经网络所表现的同步运动、动态编码、数密度随时间的演化等动力学特征.这 3 种耦合条件下的神经网络分别表达了中枢神经系统神经信息处理的基本结构;反射运动条件下的神经信息处理路径以及随意运动条件下的神经信息处理路径.根据数值分析得到的研究表明: 1) 由图 1 给出的中枢神经系统神经信息处理的基本结构,能够大致反映反射运动和随意运动情况下神经信息处理的基本特征; 2) 串行的神经网络系统的神经编码具有节律编码的性质,这与文献[16]所给出的结论一致; 3) 随意运动所引发的各个局部神经网络的兴奋,特别是运动皮层神经元集群的兴奋比反射运动条件下的兴奋大得多.反映了随意运动条件下,有更多的神经元参与了神经信息处理,并且有更多的神经元参与了同步运动,以便能够形成一个具有确定目标的随意运动.

## [参 考 文 献]

- [1] Wagatsuma H, Yamaguchi Y. Neural dynamics of the cognitive map in the hippocampus [J]. *Cognitive Neurodynamics*, 2007, **1**(2): 119-141.
- [2] Igarashi Jun, Hayashi H, Atsuo T, Tateno K, Sumi T. Theta phase coding in a network model of the entorhinal cortex layer II with entorhinal-hippocampal loop connections [J]. *Cognitive Neurodynamics*, 2007, **1**(2): 169-184.
- [3] WANG Ru-bin, ZHANG Zhikang, DUAN Yun-bo. Nonlinear stochastic models of neurons activities [J]. *Neurocomputing*, 2003, **51**: 401-411.
- [4] Tass P A. Stimulus-locked transient phase dynamics: synchronization and desynchronization of two oscillators [J]. *Europhys Lett*, 2003, **59**: 199-205.
- [5] Tass P A. Stochastic phase resetting of stimulus-locked responses of two coupled oscillators: transient response clustering, synchronization and desynchronization [J]. *Chaos*, 2003, **13**(1): 364-376.
- [6] Neiman A B, Russell D F, D'Iullo A, et al. Response clustering in transient stochastic synchronization and desynchronization of coupled neuronal bursters [J]. *Physical Review E*, 2007, **76**(2). DOI 10.1103/PhysRevE.76.021908.
- [7] Wagatsuma H, Yamaguchi Y. Disambiguation of multiple sequence learning by theta phase coding [J]. *The Brain & Neural Networks*, 2005, **12**(1): 17-31.
- [8] Yamaguchi Y, Aota Y, Sato N, et al. Synchronization of neural oscillations as a possible mechanism underlying episodic memory: a study of theta rhythm in the hippocampus [J]. *Journal of Integrative Neuroscience*, 2004, **3**(2): 143-157.
- [9] Tass P A. *Phase Resetting in Medicine and Biology* [M]. Berlin: Springer-Verlag, 1999.
- [10] 王如彬, 张志康, 余婧. 关于注意与记忆的神经动力学机制 [J]. *力学学报*, 2006, **38**(6): 816-824.
- [11] WANG Ru-bin, ZHANG Zhikang. A neural model on cognitive process [J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2006, **3971**: 50-59.
- [12] JIAO Xian-fa, WANG Ru-bin. Synchronization in neuronal population with the variable coupling strength in the presence of external stimulus [J]. *Applied Physical Letters*, 2006, **88**: 203901. DOI 10.1063/1.2204575.
- [13] WANG Ru-bin, JIAO Xian-fa. A stochastic nonlinear evolution model and neural coding on neuronal population possessing variable coupling intensity in spontaneous behavior [J]. *Neurocomputing*, 2006, **69**(7/9): 778-785.
- [14] JIAO Xian-fa, WANG Ru-bin. Nonlinear dynamical model and neural coding of neuronal network with the variable coupling strength in the presence of external stimuli [J]. *Applied Physical Letters*, 2005, **87**(3): 083901. DOI 10.1063/1.1957120.
- [15] JIAO Xian-fa, WANG Ru-bin. Synchronous firing and its control in neuronal population with time delay [A]. In: *Advances in Cognitive Neurodynamics—II* [C]. Netherlands: Springer, 2008: 213-217.
- [16] 王如彬, 张志康, 谢志刚, 等. 关于多个神经振子群网络的集群神经编码 [J]. *动力学与控制学报*, 2009, **7**(3): 217-225.
- [17] 黄秉宪. *脑的高级功能与神经网络* [M]. 北京: 科学出版社, 2000.
- [18] 李祖枢, 涂亚庆. *仿人智能控制* [M]. 北京: 国防工业出版社, 2003.

- [ 19] 顾凡及, 梁培基. 神经信息处理 [M]. 北京: 北京工业大学出版社, 2007.
- [ 20] 胡吉永, 丁辛, 王如彬, 等. 触摸法评价织物柔软性的感知觉力学原理分析 [J]. 力学学报, 2009, 41 (5): 757-764.

## Neurodynam ics Analysis of Transmission of Brain Information

WANG Ru-bin<sup>1</sup>,    ZHANG Zhikang<sup>1</sup>,    Chi K Tse<sup>2</sup>

( 1 Institute for Cognitive Neurodynamics, School of Information Science and Engineering, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, P. R. China;

2 Department of Electronic and Information Engineering, The Hong Kong Polytechnic University, Kowloon, Hong Kong, P. R. China )

**Abstract** A model of neural networks consisting of populations of perceptive neurons, interneurons and motor neurons according to the theory of stochastic phase resetting dynamics was proposed. According to this model, dynamical characteristics of neural networks were studied under three coupling cases, namely, series and parallel coupling, series coupling and unilateral coupling. The results allow the structure of neural networks to be identified and enable the basic characteristics of neural information processing to be described in terms of action of both the optional motor and the reflected motor. The excitation of local neural networks is caused by action of the optional motor. In particular, the excitation of neural population caused by action of the optional motor in the motor cortex is larger than that caused by action of the reflected motor. It is reflected that there are more neurons participating in neural information processing and excited synchronization motion under the action of the optional motor.

**Key words** model of neural networks of series and parallel coupling, phase coding, synchronous motion, perception neuron, inter-neuron, motor neuron, population of neural oscillators