

脑皮层神经网络的线性时滞反馈控制

于海涛, 王江, 邓斌, 魏熙乐

(天津大学 电气与自动化工程学院, 天津 300072)

摘要: 神经元的病态同步放电会破坏大脑的正常功能, 导致癫痫和帕金森等生理疾病. 本文采用神经元二维映射模型构建一个脑皮层神经网络, 当神经元之间的耦合强度超过某一阈值时, 网络中所有神经元同步放电. 通过施加线性时滞反馈控制, 可以有效的消除这种同步状态, 且不改变神经元本身的放电特性. 仿真结果表明线性时滞反馈可以实现对脑皮层神经网络的去同步化控制, 且对刺激参数的变化具有鲁棒性.

关键词: 神经元二维映射模型; 神经网络; 同步; 反馈控制

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Linear Delayed Feedback Control of the Cortical Neural Network

YU Hai-tao, WANG Jiang, DENG Bin, WEI Xi-le

(School of Electrical and Automation Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: Pathological synchronization of neurons may severally impair brain function, causing many physiological diseases, such as epilepsy and Parkinson's disease. To tackle this problem, we construct a cortical neural network based on the two-dimensional neural map. All units of the network can get synchronization when coupling strength between neurons exceeds a threshold value. As soon as the linear delayed feedback controller is administered, the synchronous state of the network is suppressed completely, while the intrinsic firing property of the individual neuron is maintained. Simulation results show that linear delayed feedback control can realize the desynchronization of the cortical network and is robust against the variation of stimulation parameters.

Key words: two-dimensional neural map; neural network; synchronization; feedback control

1 引言(Introduction)

动物的大脑皮层中存在着大量同步放电现象^[1,2], 这种同步机制在神经信息的处理与综合过程中发挥着重要作用, 是大脑实现其联想、记忆等功能的基础^[3~5]. 然而, 很多的生理实验表明并非所有的同步模式都是有利的. 事实上, 某类生理疾病就是由神经元病态同步放电引起的, 例如帕金森和癫痫等^[6,7]. 因此, 利用非线性动力学的基本理论, 研究如何消除这些病态同步(去同步化)是非常必要的. 近年来, 非线性控制理论的发展为其应用于神经系统提供了理论依据^[8].

临床上, 深度脑刺激(Deep Brain Stimulation, DBS)是消除大脑中病态同步的最有效方法之一, 该方法通过植入电极对大脑的特定区域(如下丘脑核)施加高频(>100Hz)脉冲刺激, 从而抑制被刺激区域神经元的同步放电活动^[9,10], 以达到恢复神经系统功能的目的. 然而, 该技术在应用过程中具有一定的局限性, 其刺激参数的选择主要依赖于医生的经验, 且长期使用会产生副作用^[11].

近年来, 科学家基于非线性理论提出了多种控制方案以取代深度脑刺激中的高频脉冲信号, 其中一个有效方案就是Rosenblum等人提出的时滞反馈控制. 该方法采用线性时滞反馈信号来消除神经网络的病态同步行为^[12], 已经成功应用于理想的神经网络模型中, 如由单一神经振子构成的全连接网络^[13], 即网络中每个神经元都与其他所有神经元相连. 然而, 研究表明大脑皮层是由大量不同种类神经元构成的复杂系统, 包括规则放电的锥体神经元和快速放电的中间神经元等^[14,15], 它们之间存在复杂的局部连接结构^[16,17], 理想的网络模型并不能真实的反映这些特性. 因此, 建立能够真实反映大脑皮层网络结构的数学模型, 研究线性时滞反馈控制的去同步化作用, 对深度脑刺激研究和应用具有重要意义.

到目前为止, 科学家建立了多种基于离子通道的数学模型来模拟神经元的放电行为, 它们大多由一组非线性微分方程组成, 如Hodgkin-Huxley模型^[18]等, 这类模型普遍具有高度非线性和高维数的特点, 难以用于大规模神经网络的数字仿真研究. 最

近, Rulkov等人提出了离散神经元映射模型^[19], 其结构简单, 计算效率高, 且能够模拟多种生物神经元的放电特性^[20,21]. 本文将采用二维映射模型模拟脑皮层神经元(包括锥体神经元和中间神经元)的放电特性, 并构建一个由两层神经元局部耦合构成的脑皮层网络, 其拓扑结构接近真实的大脑皮层, 进而研究时滞反馈信号对网络同步放电行为的抑制作用.

2 脑皮层神经网络(Cortical neural network)

2.1 拓扑结构(Topological structure)

本文构建一个两层神经元局部耦合构成的脑皮层神经网络, 包含 $N = 100$ 个锥体神经元(PY)和 $M = 25$ 个中间神经元(IN). 网络拓扑结构如图1所示, 每个PY神经元通过AMPA和NMDA介导的兴奋型PY-PY突触与最近的8个PY神经元相连, 且通过AMPA和NMDA介导的兴奋型PY-IN突触的与最近的3个IN神经元相连, 每个IN神经元通过GABA-A介导的抑制型IN-PY突触与最近的9个PY神经元连接, IN神经元之间没有突触连接. 网络中不同种类神经元的比例, 以及它们之间的连接结构符合解剖学和形态学研究结果^[16,17].

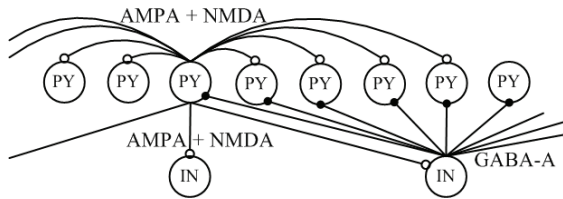


图1 脑皮层神经网络的拓扑结构. PY代表锥体神经元, IN代表中间神经元.

Fig. 1 Topological structure of the cortical neural network, PY: pyramidal neuron and IN: interneuron.

2.2 神经元模型(Neuron model)

2002年, Rulkov等人最早提出了二维神经元映射模型^[19], 该模型是一个现象模型, 它采用一组离散方程描述神经元的放电行为, 能够复现动物脑皮层神经元的各种放电特性, 包括锥体神经元和中间神经元等. 锥体神经元的映射模型方程如下:

$$\begin{cases} x(n+1) = f_\alpha(x(n), y(n) + \beta(n)), \\ y(n+1) = y(n) - \mu(x(n) + 1) + \mu\sigma + \mu\sigma(n), \end{cases} \quad (1)$$

其中 n 代表迭代序数($\approx 0.5\text{ms}$); $x(n)$ 为快动力学变量, 表示神经元的膜电位; $y(n)$ 为慢动力学变量, 表示神经元细胞膜上离子通道的门控离子的浓度; 参数 $0 < \mu \ll 1$ 使两个子系统具有不同的时间尺度; 参数 σ 决定神经元的静息膜电位; 变量 $\beta(n)$ 和 $\sigma(n)$ 描述外部对系统的输入或影响, 主要包括刺激电流 $I_{ext}(n)$ 和突触电流 $I_{syn}(n)$, 具体形式如下:

$$\begin{cases} \beta(n) = \beta_{ext}I_{ext}(n) + \beta_{syn}I_{syn}(n), \\ \sigma(n) = \sigma_{ext}I_{ext}(n) + \sigma_{syn}I_{syn}(n), \end{cases} \quad (2)$$

其中 β_{ext} 、 β_{syn} 、 σ_{ext} 、 σ_{syn} 是常量. 非线性函数 $f_\alpha(\cdot)$ 的具体形式为:

$$f_\alpha(x, u) = \begin{cases} \alpha/(1-x) + u, & x < 0, \\ \alpha + u, & 0 \leq x < \alpha + u, \\ -1, & x \geq \alpha + u, \end{cases} \quad (3)$$

其中 α 是系统参数, $u = x + \beta$. 根据 α 和 σ 取值的不同, 映射模型(1)能够模拟真实神经元的各种放电模式, 包括周期簇放电, 混沌簇放电和连续峰放电等.

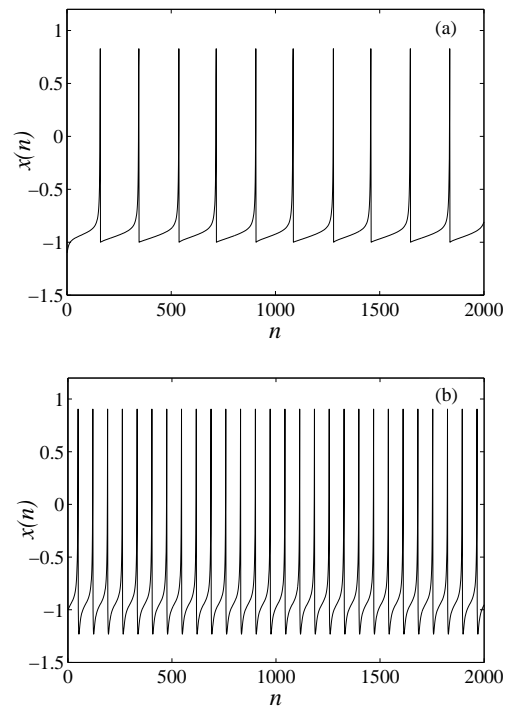


图2 脑皮层神经元的放电特性. (a)锥体神经元, 放电频率为10Hz; (b)中间神经元, 放电频率为30Hz, 外部刺激均为 $I_{ext}=0.05$.

Fig. 2 Firing patterns of the cortical neurons. (a) Pyramidal neuron, spiking frequency is 10Hz; (b) interneuron, spiking frequency is 30Hz. The external stimulation is $I_{ext}=0.05$.

中间神经元的映射模型方程如下:

$$\begin{cases} x(n+1) = f_\alpha(x(n), y_{rs} + \beta(n)), \\ \beta(n) = \beta_{hp}I_{hp}(n) + \beta_{ext}I_{ext}(n) + \beta_{syn}I_{syn}(n), \end{cases} \quad (4)$$

其中系统参数 y_{rs} 决定神经元的静息膜电位, β_{hp} 、 β_{ext} 、 β_{syn} 为常数, $I_{hp}(n)$ 是系统的慢动力学变量, 描述了中间神经元在峰放电后产生的超极化现象. 其他参数和变量的形式和意义与(1)和(2)相同. 超极化电流 $I_{hp}(n)$ 的演化方程为:

$$I_{hp}(n+1) = \gamma_{hp}I_{hp}(n) - \begin{cases} g_{hp}, & x(n) \geq \alpha + u(n) \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (5)$$

其中参数 γ_{hp} 决定超极化电流的持续时长 $\tau_{hp} \approx (1 - \gamma_{hp})^{-1}$, g_{hp} 决定超极化电流的幅值.

参照文献 [20], 本文设定锥体神经元: $\mu = 0.0005$, $\alpha = 3.65$, $\sigma = 0.06$, $\sigma_{ext} = \sigma_{syn} = 1$, $\beta_{ext} = \beta_{syn} = 0.133$; 中间神经元: $\alpha = 3.8$, $\sigma_{ext} = \sigma_{syn} = 1$, $\beta_{ext} = \beta_{syn} = 0.1$, $g_{hp} = 0.3$, $\beta_{hp} = 0.5$. 另外, 对每个神经元施加恒定的、强度不同的外部电流刺激, 即 $I_{ext}^i = C^i$ (i 为网络中神经元的序号), 为了保证仿真结果的鲁棒性, 我们设定刺激电流幅值满足均值为 0.05, 方差为 0.01 的高斯分布. 当 $I_{ext} = 0.05$ 时锥体神经元和中间神经元的放电频率约为 10Hz 和 30Hz, 如图 2 所示.

2.3 突触电流(Synaptic current)

网络中神经元之间通过单向突触连接, 当突触前神经元 j 产生动作电位时会对突触后神经元 i 产生一个突触后电流, 记为 $I_{syn}^{i \leftarrow j}(n)$, 则输入第 i 个神经元的突触电流总和为:

$$I_{syn}^i(n) = N_{E,i}^{-1} \sum_{exc} I_{syn}^{i \leftarrow k}(n) + N_{I,i}^{-1} \sum_{inh} I_{syn}^{i \leftarrow k}(n) \quad (6)$$

其中 $N_{E,i}$ 和 $N_{I,i}$ 分别是网络中连接到神经元 i 的兴奋型神经元和抑制型神经元总和. 本文不考虑突触电流传递的延时问题. 突触电流 $I_{syn}(n)$ 的演化方程为:

$$I_{syn}(n+1) = \begin{cases} \gamma I_{syn}(n) - d(n)g_{syn}(x_{post}(n)) \\ -x_{rp}), & \text{spike}_{pre} \\ \gamma I_{syn}(n), & \text{否则} \end{cases} \quad (7)$$

其中 γ 决定突触电流的衰减速率, g_{syn} 是突触的最大连接强度, x_{rp} 是突触的反电势, 它决定了突触的类型: 兴奋型或者抑制型, $x_{post}(n)$ 表示突触后神经元的膜电位, spike_{pre} 表示突触前神经元放电, 变量 $d(n)$ 描述了突触前神经元连续放电导致的突触退化过程, 其演化方程为:

$$d(n+1) = \begin{cases} (1 - d_{rep})d(n), & \text{spike}_{pre} \\ 1 - (1 - d_{rec})(1 - d(n)), & \text{否则} \end{cases} \quad (8)$$

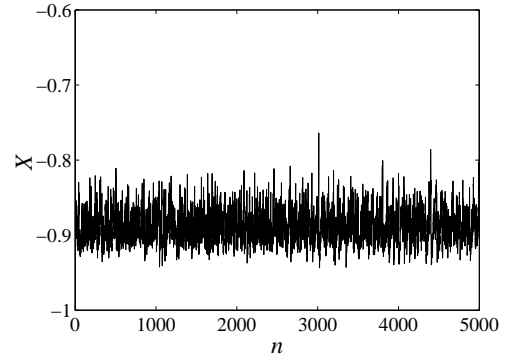
其中参数 d_{rep} 和 d_{rec} 分别是突触的退化和恢复速率.

为了简化模型, 参照文献 [20], 本文设定所有的兴奋性突触: $g_{syn} = g_e = 2.0$, $\gamma_e = 0.3$, $x_{rp} = 0$; 所有的抑制性突触: $g_{syn} = g_i = 0.2$, $\gamma_i = 0.4$, $x_{rp} = -1.1$; $d_{rep} = 0.5$, $d_{rec} = 0.01$.

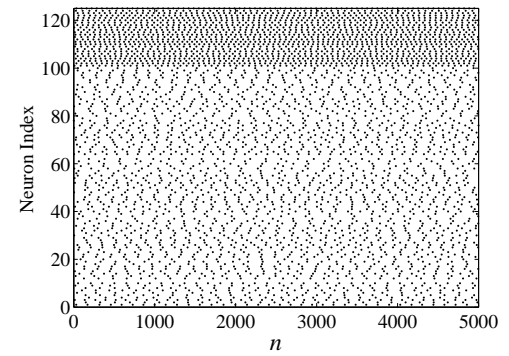
3 同步放电(Synchronization)

脑皮层神经网络的放电模式主要是由神经元之间连接突触的强度决定的. 平均场^[12](Mean Field) X 可以有效的描述神经网络的同步放电特性, 其具体定义如下:

$$X(n) = 1/N \sum_{j=1}^N x_j(n) \quad (9)$$



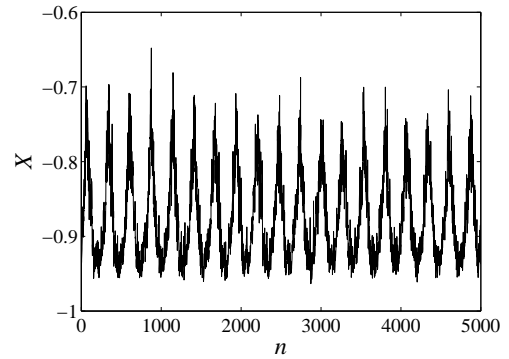
(a) 平均场 X



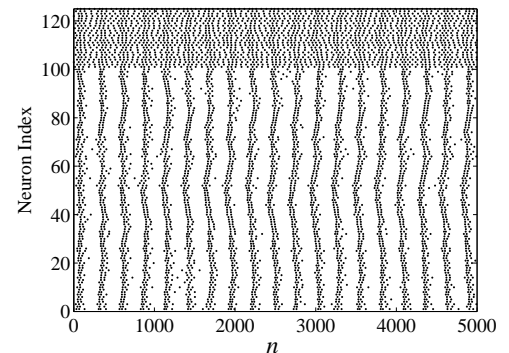
(b) 所有神经元的放电时间分布

图 3 脑皮层神经网络的非同步放电状态, 突触连接强度为 $g_e = g_i = 0$.

Fig. 3 Asynchronous state of the cortical neural network, coupling strength $g_e = g_i = 0$.



(a) 平均场 X



(b) 所有神经元的放电时间分布

图4 脑皮层神经网络的同步放电状态, 突触连接强度为 $g_e = 2.0, g_i = 0.2$.

Fig. 4 Synchronous state of the cortical neural network, coupling strength $g_e = 2.0, g_i = 0.2$.

其中 N 是网络中神经元的总数. 平均场序列 X 可以视为所有神经元状态的平均, 反映了整个神经网络放电的幅值特性, 其振荡幅值越大, 周期性越好, 表明神经元放电的同步性越强. 图3和图4分别给出了突触强度分别为 $g_e = g_i = 0$ 和 $g_e = 2.0, g_i = 0.2$ 时, 脑皮层网络的平均场序列, 以及所有神经元的放电时间分布. 当无突触连接(解耦状态)时, 所有神经元都自行放电, 图3(b), 平均场序列近似随机地小幅振荡, 图3(a). 当连接突触较强时, 所有神经元以相同的节律放电, 图4(b), 平均场序列为近似周期的大幅振荡, 图4(a). 此时, 锥体神经元的放电模式从连续峰放电变为簇放电, 神经网络只能在该时间尺度上达到同步, 峰放电是不同步的, 但是这对网络的整体同步性的影响较小.

由此可见, 同步状态下网络的平均场为大幅近似周期振荡, 而非同步状态下平均场为小幅的随机波动. 因此, 可以用平均场的方差 $Var(X)$ 来定量的描述网络的同步化程度, $Var(X)$ 越大表明网络的同步性越强. 图5给出了方差 $Var(X)$ 随突触强度 g_e 和 g_i 的变化关系. 可见当突触强度 g_e 超过阈值 $g_{e,c} \approx 1.8$ 时, $Var(X)$ 急剧增大意味着神经元同步放电的形成; 而当 $g_e < g_{e,c}$ 时, $Var(X)$ 取值很小, 神经元放电不同步. 另外, 增大抑制型突触强度 g_i , 网络的同步性降低.

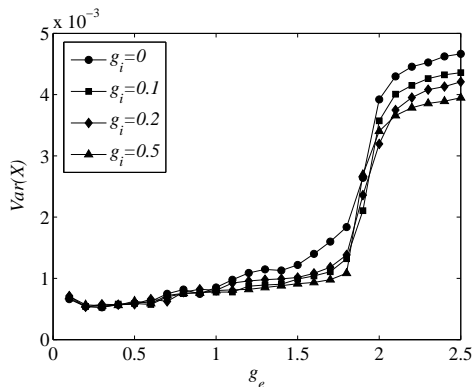


图5 平均场的方差 $Var(X)$ 随突触强度 g_e 的变化关系, $g_i = 0, 0.1, 0.2, 0.5$.

Fig. 5 The variance of mean-field $Var(X)$ versus the coupling strength g_e for different value of $g_i = 0, 0.1, 0.2, 0.5$.

4 线性时滞反馈控制(Linear delayed feedback control)

当脑皮层网络处于同步放电状态时, 可以采用线性时滞反馈控制来抑制这种状态(病态同步). 根

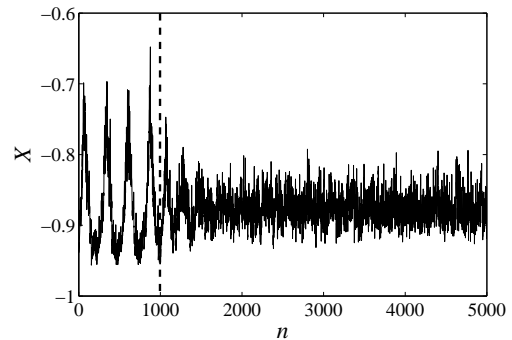
据Pikowsky等人提出的控制方法, 线性时滞反馈包括两种形式^[12], 即差分反馈:

$$I_f(n) = K(X(n - \tau) - X(n)) \quad (10)$$

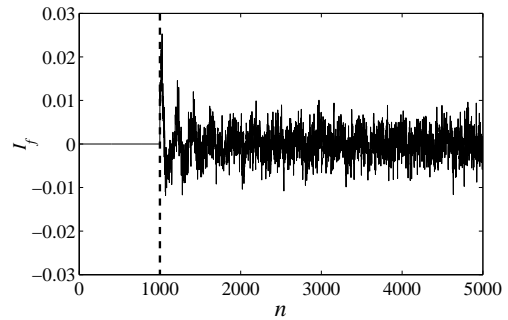
和直接反馈:

$$I_f(n) = -KX(n - \tau) \quad (11)$$

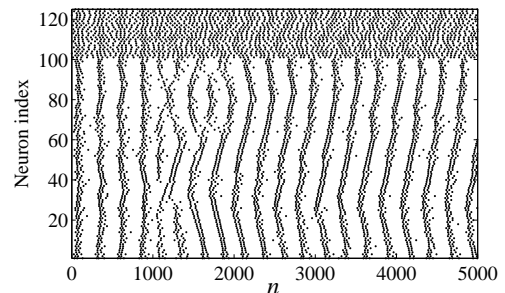
反馈强度 K 和延迟时间 τ 决定了反馈信号的控制效果. 本文将反馈信号 $I_f(n)$ 视为对所有神经元相同的外部刺激, 因此可以直接施加到神经元的快变量 x 中, 即将方程(2)和(4)中的 $\beta_{ext}I_{ext}(n)$ 项改为 $\beta_{ext}(I_{ext}(n) + I_f(n))$.



(a) 网络的平均场 X



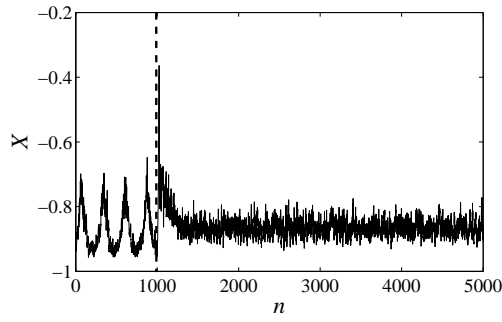
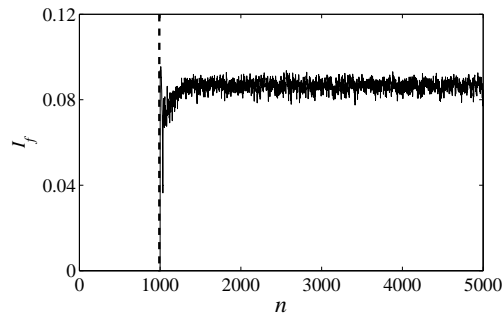
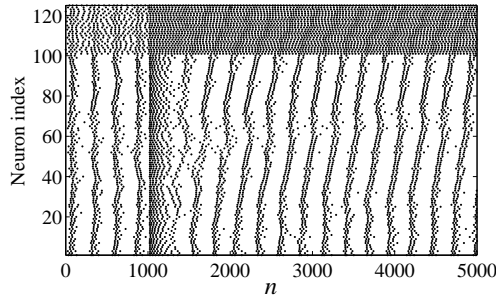
(b) 控制信号 I_f



(c) 所有神经元的放电时间分布

图6 差分反馈: $K = 0.1, \tau = 100$, 反馈控制信号在 $n = 1000$ 加入.

Fig. 6 Differential feedback: $K = 0.1, \tau = 100$, the control signal is applied at the time $n = 1000$.

(a) 网络的平均场 X (b) 控制信号 I_f 

(c) 所有神经元的放电时间分布

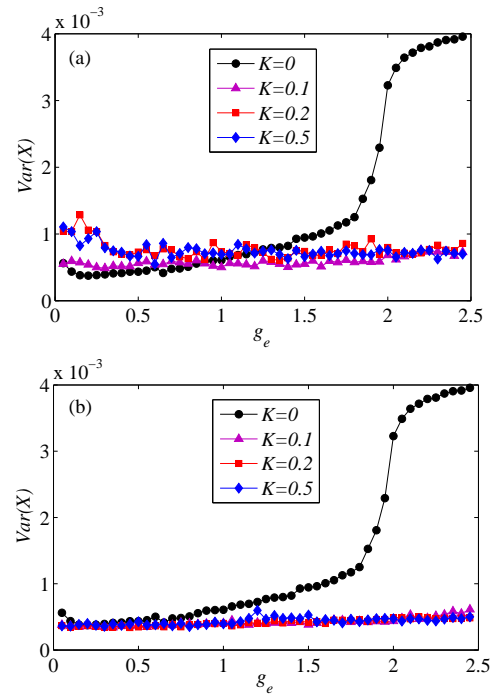
图 7 直接反馈: $K = 0.1$, $\tau = 10$, 反馈控制信号在 $n = 1000$ 加入.Fig. 7 Direct feedback: $K = 0.1$, $\tau = 10$, the control signal is applied at the time $n = 1000$.

差分反馈和直接反馈的去同步化效果分别如图6和图7所示, 设定神经元之间突触的连接强度为 $g_e = 2.0$, $g_i = 0.2$, 反馈控制施加之前 ($n < 1000$), 整个脑皮层网络处于同步放电状态, 其平均场 X 表现为近似周期性的大幅振荡. 将反馈控制信号加入到每个神经元的快变量后, 同步放电状态很快消失, 平均场 X 转变为近似随机的小幅波动(图6(a)和图7(a)). 另外, 由图6(b)可知差分反馈控制不具有侵害性, 因为系统实现去同步化后刺激信号减弱为零, 即 $\lim_{n \rightarrow \infty} I_f(n) \approx 0$; 而直接反馈控制在系统去同步后刺激信号仍然保持一定的幅值(图7(b)), 即 $\lim_{n \rightarrow \infty} I_f(n) = \text{常数}$, 因此具有侵害性. 值得注意的是两种控制方法都没有改变神经元本身的放电

特性, 只是改变了椎体神经元之间簇放电的同步性(图6(c)和图7(c)), 使其无法叠加为明显的峰值.

5 讨论(Discussion)

图8给出了反馈强度 K 分别为 0.1、0.2、0.5 时平均场的方差 $\text{Var}(x)$ 随突触强度 g_e 的变化关系. 无反馈控制 ($K = 0$) 的情况下, 当神经元之间的突触强度超过阈值 $g_{e,c}$ 时, 整个网络可以实现同步放电. 而施加反馈控制后该阈值消失, 表明该控制参数下的反馈信号可以完全消除网络的同步放电状态, 使其平均场的方差达到解耦状态的水平.

图 8 平均场的方差 $\text{Var}(X)$ 随突触强度 g_e 的变化关系, 反馈强度分别为 $K = 0, 0.1, 0.2, 0.5$. (a) 差分反馈, 延迟时间 $\tau = 100$; (b) 直接反馈, 延迟时间 $\tau = 10$.Fig. 8 The variance of the mean field $\text{Var}(X)$ versus the coupling strength g_e for different feedback strength $K = 0, 0.1, 0.2, 0.5$. (a) Differential feedback with time delay $\tau = 100$; (b) direct feedback with time delay $\tau = 10$.

另外, 我们可以采用抑制因子(Suppression Coefficient) S 来定量的描述时滞反馈信号的控制效果^[12, 13], 其定义为控制前后系统平均场方差之间比值的平方根, 具体形式如下:

$$S = \sqrt{\frac{\text{Var}(X)}{\text{Var}(X_f)}} \quad (12)$$

其中 X 和 X_f 分别是控制前和控制后系统的状态平均场. 一般来说, S 值越大, 反馈信号的去同步化效果越明显, 如果控制后的方差 $\text{Var}(X_f)$ 为零, 则控制效果最优.

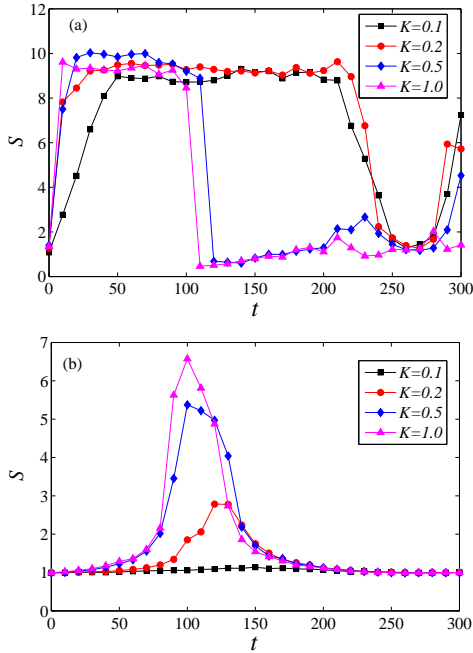


图9 差分反馈: 抑制因子 S 随控制参数(反馈强度和延迟时间)的变化关系. (a)局部耦合的脑皮层神经网络, (b)全连接神经网络.

Fig. 9 Differential feedback: suppression coefficient S as a function of control parameters (strength and time delay) for (a) locally coupled cortical network and (b) globally coupled neural network.

为了研究拓扑结构对神经网络去同步化效果的影响, 图9和图10给出了局部耦合的脑皮层网络和全连接网络(网络中节点神经元与图1相同)的反馈控制结果. 可见在本文所研究的参数范围内, 抑制因子只能为有限值, 而不能达到最优的去同步效果($Var(X_f) = 0$). 这是由于网络中神经元个数有限造成的, 反馈控制后系统的平均场不是恒定值, 而是像噪声信号一样随机的小幅波动.

对于差分反馈, 脑皮层网络中(图9(a)), 强度 K 较小(如 $K = 0.1$ 和 $K = 0.2$)时, 可以在较大的延迟时间范围内($0 < \tau < 220$)实现去同步化; K 较大(如 $K = 0.5$ 和 $K = 1$)时, 能够实现去同步的延迟时间范围缩小($0 < \tau < 100$). 而在全连接网络中(图9(b))只有当延迟时间为 $\tau = 100$ 左右、反馈强度 $K \geq 0.2$ 时, 差分反馈才能消除同步, 且控制效果较差(最大的 S 值较小). 对于直接反馈, 在脑皮层网络中(图10(a)), K 较小(如 $K = 0.1$ 和 $K = 0.2$)时, 在 $\tau = 0$ 和 $\tau = 250$ 附近均可以实现去同步化; K 较大(如 $K = 0.5$ 和 $K = 1$)时, 只能在 $\tau = 0$ 附近实现去同步化. 而在全连接网络中, 只有当 τ 略大于0、 $K \geq 0.2$ 时, 直接反馈才能有效的去同步, 图10(b). 由此可见, 时滞反馈对局部耦合的脑皮层网络去同步化效果更好, 且可取的控制参数范围较大, 即鲁棒性较强.

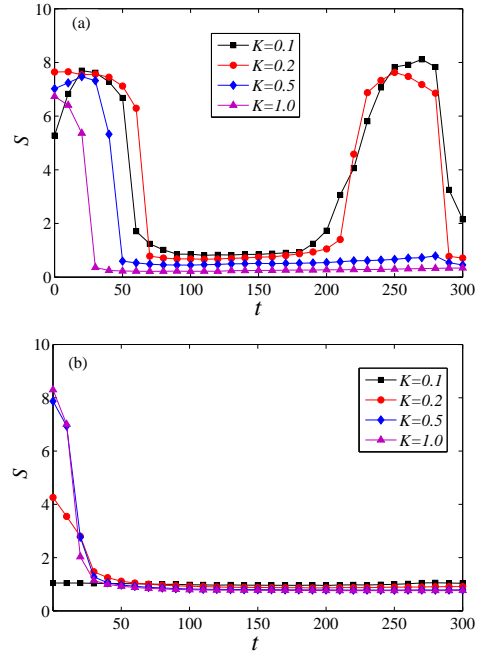


图10 直接反馈: 抑制因子 S 随控制参数(反馈强度和延迟时间)的变化关系. (a)局部耦合的脑皮层神经网络, (b)全连接神经网络.

Fig. 10 Direct feedback: suppression coefficient S as a function of control parameters (strength and time delay) for (a) locally coupled cortical network and (b) globally coupled neural network.

从动力学角度分析, 以上控制结果的差异主要是由网络拓扑连接结构不同造成的. 对于全连接网络, 每个神经元都与其他所有神经元相连, 神经元之间存在着复杂的相互作用, 这使得系统非常稳定, 抵抗外界干扰的能力较强, 因此只有合适的外界刺激才能改变神经元之间的同步放电关系. 而对于局部耦合的脑皮层神经网络, 只有临近的神经元之间才存在相互作用, 较弱的扰动就可以使得相邻的神经元失去同步, 并很快传播到整个神经网络, 最终导致系统同步放电状态的消失, 因此脑皮层网络的去同步控制对反馈参数的要求较低.

6 结论(Conclusion)

本文将线性时滞反馈控制应用到脑皮层神经网络中, 实现了脑皮层网络的去同步化. 首先基于神经元二维映射模型构建一个局部耦合的脑皮层神经网络, 其拓扑结构接近动物的大脑皮层. 当神经元之间连接突触的强度超过某个阈值时, 整个网络达到同步放电状态, 其平均场表现为近似周期性地大幅振荡. 采用线性时滞反馈控制: 差分反馈和直接反馈, 都可以有效地抑制脑皮层网络的这种同步放电模式, 且不改变神经元本身的放电特性. 结果表明直接反馈只能在较小的参数区域内实现去同步化, 控制信号在系统达到非同步状态后仍保持较大

强度, 具有侵害性; 而差分反馈能够在较大的参数范围内消除网络的同步放电状态, 且控制信号强度迅速减弱为零, 不具有侵害性. 与全连接网络相比, 时滞反馈对局部耦合的脑皮层网络去同步化效果更优, 且对控制参数的变化具有鲁棒性. 由此得到结论, 线性时滞反馈信号适用于深度脑刺激, 可以用来治疗癫痫和帕金森等由于神经元病态同步放电导致的神经系统疾病.

Reference(References):

- [1] STERIADE M, AMZICA F, CONTRERAS D. Synchronization of fast (30-40 Hz) spontaneous cortical rhythms during brain activation[J]. *The Journal of Neuroscience*, 1996, 16(1): 392 – 417.
- [2] STERIADE M, CONTRERAS D, AMZICA F, et al. Synchronization of fast (30-40 Hz) spontaneous oscillations in intrathalamic and thalamocortical networks[J]. *The Journal of Neuroscience*, 1996(8), 16: 2788 – 2808.
- [3] GRAY C M, KONIG P, ENGEL A K, et al. Oscillatory responses in cat visual cortex exhibit inter-columnar synchronization which reflects global stimulus properties[J]. *Nature*, 1989, 338(6213): 334 – 337.
- [4] 陆启韶, 刘深泉, 刘锋, 等. 生物神经网络系统动力学与功能研究[J]. *力学进展*, 2008, 38(6): 766 – 793.
(LU Qishao, LIU Mingquan, LIU Feng, et al. Research on dynamics and functions on biological neural network systems[J]. *Advance in Mechanics*, 2008, 3(6): 766 – 793.)
- [5] DESMEDT J E, TOMBERG C. Transient phase-locking of 40 Hz electrical oscillations in prefrontal and parietal human cortex reflects the process of conscious somatic perception[J]. *Neuroscience Letters*, 1994, 168(1 – 2): 126 – 129.
- [6] FREUND H J. Motor unit and muscle activity in voluntary motor control[J]. *Physiological Reviews*, 1983, 63(2): 387 – 436.
- [7] LEVY R, HUTCHISON W D, LOZANO A M, et al. High-frequency synchronization of neuronal activity in the sub-thalamic nucleus of Parkinsonian patients with limb tremor[J]. *The Journal of Neuroscience*, 2000, 20(20): 7766 – 7775.
- [8] 张洪, 陈天麒. 时延神经元的Hopf分岔控制[J]. *控制理论与应用*, 2006, 23(2): 181 – 186.
(ZHANG Hong, CHEN Tianqi. Control of Hopf bifurcation for neuron with time-delay[J]. *Control Theory and Applications*, 2006, 23(2): 181 – 186.)
- [9] BENABID A L, POLLAK P, GERVAISON C, et al. Long term suppression of tremor by chronic stimulation of ventral intermediate thalamic nucleus[J]. *The Lancet*, 1991, 337(8738): 403 – 406.
- [10] BENABID A L, BENAZZOUS A, POLLAK P. Mechanisms of deep brain stimulation[J]. *Movement disorders*, 2002, 17(3): S73 – S74.
- [11] PLUTA R M, PERAZZA G D, GOLUB R M. Deep brain stimulation[J]. *The Journal of the American Medical Association*, 2011, 305(7): 732 – 732.
- [12] ROSENBLUM M, PIKOVSKY A. Delayed feedback control of collective synchrony: an approach to suppression of pathological brain rhythms[J]. *Physical Review E*, 2004, 70(4): 041904.
- [13] ROSENBLUM M G, PIKOVSKY A S. Controlling synchronization in an ensemble of globally coupled oscillators[J]. *Physical Review Letters*, 2004, 92(11): 114102.
- [14] CONNORS B W, GUTNICK M J. Intrinsic firing patterns of diverse neocortical neurons[J]. *Trends in Neurosciences*, 1990, 13(3): 99 – 104.
- [15] SHINOMOTO S, SHIMA K, TANJI J. Differences in spiking patterns among cortical neurons[J]. *Neural Computation*, 2003, 15(12): 2823 – 2842.
- [16] BAZHENOV M, TIMOFFEEV I, STERIADE M, et al. Model of thalamocortical slow-wave sleep oscillations and transitions to activated states[J]. *The Journal of Neuroscience*, 2002, 22(19): 8691 – 8704.
- [17] AVENDANO C, RAUSELL E, PEREZ-AGUILAR D, et al. Organization of the association cortical afferent connections of area 5: a retrograde tracer study in the cat[J]. *The Journal of Comparative Neurology*, 1989, 278(1): 1 – 33.
- [18] HODGKIN A L, HUXLEY A F. A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve[J]. *The Journal of Physiology*, 1952, 117(4): 500 – 544.
- [19] RULKOV N F. Modeling of spiking-bursting neural behavior using two-dimensional map[J]. *Physical Review E*, 2002, 65(4): 041922.
- [20] RULKOV N F, TIMOFFEEV I, BAZHENOV M. Oscillations in large-scale cortical networks: map-based model[J]. *Journal of Computational Neuroscience*, 2004, 17(2): 203 – 223.
- [21] IBARZ B, CASADO J M, SANJUAN M A F. Map-based models in neuronal dynamics[J]. *Physics Reports*, 2011, 501(1 – 2): 1 – 74.

作者简介:

于海涛 (1985—), 男, 博士研究生, 主要研究方向为非线性控制, 神经控制工程, E-mail: htyu@tju.edu.cn;

王江 (1964—), 男, 教授, 主要研究方向为非线性控制, 神经科学, E-mail: jiangwang@tju.edu.cn;

邓斌 (1979—), 男, 副教授, 主要研究方向为神经控制工程, E-mail: bindeng@tju.edu.cn;

魏熙乐 (1975—), 男, 副教授, 主要研究方向为神经控制工程, E-mail: xlwei@tju.edu.cn.