论文

映射神经元前馈环网络基元中的随机共振和相干共振

涂玉兵, 汪茂胜*, 黄万霞, 崔执凤, 张季谦, 叶频

安徽师范大学物理系, 芜湖 241000

*联系人, E-mail: maosheng@ustc.edu

收稿日期: 2012-03-20; 接受日期: 2012-06-27; 网络出版日期: 2013-01-06

国家自然科学基金(批准号: 21103002, 11047017)和安徽省高校省级自然科学研究重点项目(编号: KJ2010A129)资助

摘要 采用映射神经元模型, 通过数值模拟方法研究了由 3 个神经元组成的前馈环(Feed-Forward-Loop, FFL)网络基元中噪声对体系非线性动力学行为的影响. 由 3 个神经元组成的前馈环网络基元, 因神经元本身分为兴奋和抑制两种类型, 共有 8 种不同的形式. 通过对不同类型前馈环网络基元的数值模拟, 在多种类型的前馈环中发现了随机共振及相干共振现象. 在对不同前馈类型及不同耦合强度下的结果进行比较后, 发现不同的前馈形式及耦合强度对体系的动力学行为有着非常重要的影响.

关键词 映射神经元模型, 前馈环网络基元, 随机共振, 相干共振

PACS: 05.40.-a, 05.45.-a, 87.18.-h

doi: 10.1360/132012-317

复杂网络在自然界和工程系统中是普遍存在的. 最近, 对复杂网络, 尤其是生物网络的研究表明, 很多真实的网络都可看作是由众多的功能基元(Motif)组成的. 2002 年, Shen-Orr 等人^[1]发现在大肠杆菌的基因转录网络中存在着一些相互联系的可重现的连接模式, 称之为网络基元, 其中就包括前馈环、单输入基元等. 随后, 人们在其他一些真实的生物网络中也证实了前馈环等网络基元的存在, 例如神经网络^[2]、蛋白质相互作用网络^[3]、脑功能网络^[4]. 这些网络基元都被证实具有特定的信息处理功能, 并且它们也被认为是复杂网络的重要组成模块^[5–7]. 因此, 对单个的前馈环等网络基元的研究有助于更好地理

解整个复杂网络的动力学行为和特性.

另外, 在神经元系统中, 神经元在产生动作电位和传递信号的过程中不可避免地会受到各种噪声的影响, 如细胞膜上不同分子构象间随机转换所造成的膜电导涨落、离子通道闭合的随机性等. 通常噪声被认为是有害的. 然而近些年, 人们发现在一些非线性复杂体系中噪声可以导致一些重要的动力学行为的发生. 例如, 随机共振(Stochastic Resonance)现象^[8,9]、相干共振(Coherence Resonance)现象^[10,11]. 随机共振是指在某一个合适的噪声强度下, 非线性系统对外界信号的响应达到最大. 而相干共振则是指在无外界信号的情况下, 仅噪声就引起了非线性

引用格式: 涂玉兵, 汪茂胜, 黄万霞, 等. 映射神经元前馈环网络基元中的随机共振和相干共振. 中国科学: 物理学 力学 天文学, 2013, 43: 122–128
Tu Y B, Wang M S, Huang W X, et al. Stochastic and coherence resonance of map-based neural models with Feed-Forward-Loop network structure (in Chinese). Sci Sin-Phys Mech Astron, 2013, 43: 122–128, doi: 10.1360/132012-317

体系的随机共振. 这些现象都说明了噪声在非线性体系中扮演着重要的角色. 近来, 前馈环网络基元中噪声的效应也得到了越来越多的关注. 例如 Dong 等人^[12]将前馈环分为协同和非协同两类进行讨论, 利用化学主方程和涨落噪声近似的方法, 研究了它们在外界弱信号输入的情况下涨落共振现象; Ghosh 等人^[13]利用化学朗之万方程和蒙特卡罗模拟分别研究了协同和非协同类型的前馈环对噪声的敏感度; Wang 等人^[14]则研究了噪声和时滞延迟对前馈环网络基元鲁棒性的影响.

在本文中, 我们采用映射神经元模型, 研究了如图 1 所示的由三个神经元组成的前馈环网络基元中的随机共振和相干共振现象. 前馈环中, 神经元 1 同时影响神经元 2 和 3, 神经元 2 只影响神经元 3. 神经元 1, 3 分别作为输入、输出神经元, 可以对神经元 1 输入一个外界信号观察神经元 3 的动力学行为. 一般地, 神经元分为兴奋和抑制两种类型^[15]. 兴奋神经元能够促进其动力学行为的表达, 而抑制神经元则相反. 表 1 给出了由 3 个兴奋或抑制神经元组成的 8 种^[16]不同类型的前馈环网络基元. 由于突触间的电耦合是双向的, 所以在这里的前馈环中我们仅考虑单向的化学耦合. 通过计算机模拟, 我们发现在加入一个次阈值信号后, 噪声不仅可以诱发神经元产生动作电位, 而且在合适的噪声强度和耦合强度下, 多个类型的前馈环网络基元对输入信号的响应都能达到一个最大值. 但是由于神经元有兴奋或抑制两种情况, 在相同条件下不同类型的前馈环对外界信号有着不同的响应. 另外, 在没有外界信号输入的情况下, 仅由噪声就能引起前馈环的相干共振现象. 并且通过定量计算发现前馈环的类型和耦合强度对相干共振的出现有着重要影响.

1 模型

文中采用了由 Rulkov 等人^[17]提出的映射神经元模型. 兴奋、抑制神经元分别用 RS (Regular Spike), FS (Fast Spike) 神经元模型表示. 对于 RS 模型, 其动力学方程为

$$x_{n+1} = f_{\alpha}(x_n, x_{n-1}, y_n + \beta^e I_n), \quad (1a)$$

$$y_{n+1} = y_n - \mu(x_n + 1) + \mu\sigma + \mu\sigma_n. \quad (1b)$$

对于 FS 模型, 其动力学方程为

图 1 前馈环网络基元

Figure 1 Feed-Forward-Loop motif.

表 1 8 种不同类型的前馈环网络基元: E 表示兴奋神经元, I 表示抑制神经元

Table 1 Eight FFL types. Here E and I are used to represent excitatory and inhibitory neurons, respectively

类型	神经元 1	神经元 2	神经元 3
T1-FFL	E	E	E
T2-FFL	E	I	E
T3-FFL	E	E	I
T4-FFL	E	I	I
T5-FFL	I	E	E
T6-FFL	I	I	E
T7-FFL	I	E	I
T8-FFL	I	I	I

$$x_{n+1} = f_{\alpha}(x_n, x_{n-1}, y_n^{\text{rs}} + \beta^{\text{hp}} I_n^{\text{hp}} + \beta^e I_n). \quad (2)$$

x, y 分别是系统快、慢变量, x 对应着神经元的膜电压, y 表征了神经元细胞膜上门控离子浓度. $n+1, n, n-1$ 是迭代序数, 参数 α, σ 和 μ 决定了单个神经元的动力学行为. 总电流 I_n 包含外部输入电流、突触间电流和噪声三项, 即 $I_n = I_n^{\text{ext}} + I_n^{\text{syn}} + I_n^{\text{noise}}$. $\beta^e I_n$ 和 σ_n 描述外部对系统的影响, 其中 $\sigma_n = \sigma_e I_n$. 上面两式中的 f_{α} 是一个分段函数, 具体形式如下:

$$f_{\alpha}(x_n, x_{n-1}, \theta_n) = \begin{cases} \alpha / (1 - x_n) + \theta_n, & x_n \leq 0, \\ \alpha + \theta_n, & 0 < x_n \leq \alpha + \theta_n \text{ 且 } x_{n-1} \leq 0, \\ -1, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

在 RS 模型中, $\theta_n = y_n + \beta^e I_n$. 在 FS 模型中, $\theta_n = y_n^{\text{rs}} + \beta^{\text{hp}} I_n^{\text{hp}} + \beta^e I_n$, 其中 y_n^{rs} 是控制静息状态的常量. $\beta^e, \beta^{\text{hp}}$ 分别是总电流和超极化电流的系数. I_n^{hp} 表示超极化电流并由下式给出:

$$I_{n+1}^{\text{hp}} = \gamma^{\text{hp}} I_n^{\text{hp}} - \begin{cases} g^{\text{hp}}, & 0 < x_n \leq \alpha + \theta_n \text{ 且 } x_{n-1} \leq 0, \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

$\gamma^{\text{hp}}, g^{\text{hp}}$ 分别为控制参数.

在前馈环中, 第 i 个神经元的动力学方程的选取

由其兴奋、抑制属性决定. 由于仅考虑化学耦合, 其突触电流可表达为下式:

$$I_{i,n}^{\text{syn}} = \sum_j I_{ij,n}^{\text{syn}}, \quad (5a)$$

$$I_{ij,n+1}^{\text{syn}} = \gamma I_{ij,n}^{\text{syn}} - \begin{cases} g_{ij}(x_{i,n} - x_{rp}), & 0 < x_{j,n} \leq \alpha + \theta_{j,n} \text{ 且 } x_{j,n-1} \leq 0, \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \quad (5b)$$

式中, j 代表对神经元 i 有耦合作用的神经元, g_{ij} 是耦合强度, 这里假定 $g_{21}=g_{31}=g_{32}=g$. 本文中采用均值为零, 方差为 S 的高斯白噪声表示总电流中的噪声项, 即 $I_n^{\text{noise}}=\zeta_n$, S 的大小也表征了噪声的强弱.

2 数值模拟结果

2.1 随机共振

首先, 我们选取一个次阈值信号 $I_i^{\text{ext}}=0.008\sin(0.025n)$, 分别模拟在单个 RS, FS 神经元中噪声对其动力学行为的影响, 结果如图 2 所示. 图 2 中左、右两列分别为不同噪声强度影响下单个 RS, FS 动作电位的时间序列. 图 2(e), (f)中对应的是噪声强度为 $\lg(S)=-2.5$ 的情况, 此时作为兴奋神经元的 RS 模型和抑制神经元的 FS 模型的动作电位由于外

界信号的输入仅处于小幅振荡状态, 并没有动作电位产生. 然而, 随着噪声的增强, 例如 $\lg(S)=-0.8$ 时, 两类模型中都产生了大量动作电位, 但此时序列图中明显有着很强的噪声背景. 另外, 从图(c), (d)中可以看出较弱噪声强度时, 比如 $\lg(S)=-1.5$, RS 神经元产生了少量的动作电位, 而 FS 神经元动作电位变化不大. 可见, 加入噪声后 RS, FS 神经元对外界信号的响应有着较为明显的差别.

接下来, 我们研究了在前馈网络中噪声对输出信号的影响. 为了定量描述前馈环中输出神经元对输入的次阈值信号的响应, 我们采用了线性响应比 $Q^{[18]}$, 其定义为

$$Q_{\sin} = \frac{1}{NT} \sum_{n=1}^{NT} 2x_n \sin(\omega n), \quad (6a)$$

$$Q_{\cos} = \frac{1}{NT} \sum_{n=1}^{NT} 2x_n \cos(\omega n), \quad (6b)$$

$$Q = \sqrt{Q_{\sin}^2 + Q_{\cos}^2}, \quad (6c)$$

式中, x_n 为第三个神经元的膜电位, $\omega=0.025$ 为输入信号的频率, NT 为神经元的动力学演化迭代的总步数, Q 值越大表示系统对外界响应越佳. 我们取 $NT=100000$, 在每个相同的参数条件下模拟了 50 次动力学演化, 取其平均值为最终结果.

图 2 次阈值信号 $I_i^{\text{ext}} = 0.008\sin(0.025n)$ 下不同噪声强度对应的单个 RS, FS 神经元动作电位的时间序列

RS 神经元参数: $\alpha=3.65$, $\sigma=0.06$, $\mu=0.0005$, $\beta_e=0.133$, $\sigma_e=1.0$, FS 神经元参数: $\alpha=3.80$, $y_{rs}=-2.9$, $\beta^{hp}=0.5$, $\gamma^{hp}=0.6$, $g^{hp}=0.1$, $\beta_i=0.1$. (a), (b) 噪声强度 $\lg(S)=-0.8$; (c), (d) 噪声强度 $\lg(S)=-1.5$; (e), (f) 噪声强度 $\lg(S)=-2.5$ (值得注意的是(e), (f)中纵坐标范围与其他图不同)

Figure 2 Spike trains of single RS and FS neuron with the sub-threshold signal $I_i^{\text{ext}} = 0.008\sin(0.025n)$ for different noise strengths: (a), (b) $\lg(S)=-0.8$; (c), (d) $\lg(S)=-1.5$; (e), (f) $\lg(S)=-2.5$. For RS neuron: $\alpha=3.65$, $\sigma=0.06$, $\mu=0.0005$, $\beta_e=0.133$, $\sigma_e=1.0$. For FS neuron: $\alpha=3.80$, $y_{rs}=-2.9$, $\beta^{hp}=0.5$, $\gamma^{hp}=0.6$, $g^{hp}=0.1$, $\beta_i=0.1$.

耦合强度 g 为 0.3 和 0.6 时, 线性响应比 Q 随噪声强度 S 的变化曲线如图 3 所示, 这里 $I_1^{\text{ext}}=0.008 \sin(0.025n)$, $I_2^{\text{ext}}=I_3^{\text{ext}}=0$. 在所有的 8 种前馈环中随着 S 的增大, Q 值都先增大后变小, 即存在一个适当强度的噪声使体系对外界信号的响应最佳, 也就是说出现了随机共振现象. 纵向分别比较图 3(a), (c) 和图 3(b), (d), 可以看到无论在较低耦合强度还是较高耦合强度下, 图 3(a), (b) 中的四种前馈环的 Q 值极大值都要比相同条件下图 3(c), (d) 中四种前馈环的更大. 可见前四种前馈环对噪声更为敏感, 对外界信号响应更佳. 这是因为, 在前四种前馈环中输入神经元都是兴奋神经元, 相同条件下更有利于动作电位的产生和传播. 横向分别比较图 3(a), (b) 和图 3(c), (d), 虽然在较低耦合强度 $g=0.3$ 时, 8 种前馈环中都出现了随机共振现象, 但 Q 的最大值都明显的比在较高耦合强度 $g=0.6$ 时各自对应的最大值低. 这说明在较高耦合强度 ($g=0.6$) 时, 映射神经元前馈环网络基元对输入信号有着更好的响应. 另外, 在图 3(a), (b) 中, 从 $\lg(S)=-2$ 之后 Q 值就开始从零增大, 而在图 2 中 $\lg(S)=-1.5$ 时, 单个 RS 神经元只有少量动作电位, 甚至 FS 神经元模型中不能产生动作电位. 这说明了前馈环神经网络基元可以加强神经元对外界刺激的响应.

2.2 相干共振

与随机共振不同的是, 相干共振是指没有外界输

入信号仅由噪声就引起了体系的随机振荡. 因此, 我们模拟了在没有外界信号输入, 即 $I_i^{\text{ext}}=0$ ($i=1, 2, 3$) 情况下, 在不同的噪声强度 S 时单个 RS, FS 神经元动作电位的时间演化, 如图 4 所示. 与图 2 中加入外界信号后的情况类似, 较低的噪声强度 (如 $\lg(S)=-2.5$) 时, 在 RS, FS 神经元中都没有动作电位产生, 而随着强度的增大, 噪声则会触发大量的动作电位. 不同的是, 在 $\lg(S)=-1.25$ 时 RS 神经元才有少量动作电位产生.

由于此时没有外界信号的输入, 为了衡量动作电位序列的规整性, 我们引入了相干共振系数 $R^{[19]}$. 具体形式如下:

$$R = \frac{\langle T_i \rangle}{\sqrt{\langle T_i^2 \rangle - \langle T_i \rangle^2}}, \quad (7)$$

式中, T_i 为相邻动作电位的间隔, $\langle * \rangle$ 代表其平均值, 为避免由于动作电位产生太少而导致统计误差的出现, 在动作电位的个数少于 20 个时, 我们令 $R=0$, R 值越大说明动作电位序列时间相干性越好. 在每个相同的参数条件下, 我们设置迭代步数为 100000, 模拟 50 次动力学演化后取其平均值为最终结果.

为了更好地理解无外界信号情况下, 噪声对前馈环的动力学行为的影响, 我们首先计算了耦合强度 $g=0.3$ 时单个 RS, FS 神经元中随噪声强度 S 变化的 R 值, 曲线由图 5 给出. 可以看到单个的 RS 神经元的 R 值随 S 的变大, 先增大后减小, 即存在一个合适的噪声强度使得动作电位的规整性最佳, 出现了

图 3 线性响应 Q 随噪声强度 S 变化曲线
Figure 3 Curves of response Q versus noise strength S .

图4 无外界信号下不同噪声强度对应的单个 RS, FS 神经元动作电位的时间序列

其他参数与图2中一致. (a), (b) $\lg(S)=-0.8$; (c), (d) $\lg(S)=-1.25$; (e), (f) $\lg(S)=-2.5$ (值得注意的是(e), (f)中纵坐标范围分别与其他图不同)

Figure 4 Spike trains of single RS and FS neuron without the external signal for different noise strengths: (a), (b) $\lg(S)=-0.8$; (c), (d) $\lg(S)=-1.25$; (e), (f): $\lg(S)=-2.5$. Other parameters are same as Figure 1 except $I_i^{\text{ext}}=0$ ($i=1, 2, 3$).

图5 单个 RS, FS 神经元的相干共振系数 R 随噪声强度 S 的变化曲线

Figure 5 Cures of R versus S for single RS and FS neuron.

明显的相干共振现象. 而在 FS 神经元中, 虽然也出现了相干共振, 但 R 值曲线在达到最大值后变化较为平缓.

接下来, 我们分组研究了8种类型前馈环的相干共振系数 R 与噪声强度 S 的变化关系. T1-FFL, T2-FFL, T5-FFL, T6-FFL 四种类型前馈环中 R 值随 S

变化的曲线如图6所示. 从四个子图中可以看到 R 值都随着噪声强度 S 的增大先增大后减小, 也都明显地出现了相干共振现象. 不同的是随着耦合强度的增大, 图6(a)中 R 值曲线明显下降, 而在图6(b), (c)中 R 值曲线只有较小幅度的向下偏移, 图6(d)中 R 值曲线变化不明显. 这表明 T1-FFL 对耦合强度的变化更敏感, T2-FFL, T5-FFL, T6-FFL 要更稳定. 与图5作对比, 可以发现在弱耦合时上述四种前馈环的 R 值曲线都与单个 RS 神经元的更相似. 出现上述情况是因为耦合强度的增大使得输出神经元受到其他神经元的影响变大, 动作电位序列的规整性也会被破坏. 尤其是 T1-FFL, 其前两个神经元就是兴奋神经元, 而在图4中已经可以看到兴奋神经元对噪声更敏感, 所以在较高耦合强度下, T1-FFL 中前两个神经元对第三个神经元影响最大, 其 R 值也偏小.

然而, 在输出神经元是抑制神经元的 T3-FFL, T4-FFL, T7-FFL, T8-FFL 中的相干共振现象并没有前四种前馈环中明显. 耦合强度 $g=0.3$ 时, 这四种前馈环的 R 值随 S 的变化曲线由图7给出. 与图6对比, 可以看到这四种前馈环的相干共振系数 R 的最大值都比较小, 并且都需要较强的噪声 R 值才能达到最大值, 与图5中单个 FS 神经元的 R 值曲线相似. 这是因为抑制神经元本身就需要较强的刺激才能触发动作电

图 6 相干共振系数 R 随噪声强度 S 变化曲线

(a) T1-FFL; (b) T2-FFL; (c) T5-FFL; (d) T6-FFL

Figure 6 Cures of R versus S for FFL motifs. (a) T1-FFL; (b) T2-FFL; (c) T5-FFL; (d) T6-FFL. 图 7 相干共振系数 R 随噪声强度 S 变化曲线($g=0.3$)Figure 7 Cures of R versus S for the remaining four types of FFL motifs ($g=0.3$).

位, 尤其在没有外界信号输入的情况下. 另外, 若前两个神经元存在抑制神经元更会极大地影响整个体系的表现, 所以这里的 T8-FFL 中 R 值的最大值较小, 为达到最大值所需要的噪声强度也较高, 而 T3-FFL 中的相干共振现象比另三类前馈环中更明显.

3 结论

在基于 Rulkov 映射神经元模型的前馈环中, 我们研究了噪声对体系动力学行为的影响, 观察到了随机共振现象和相干共振现象. 在随机共振现象的研究过程中, 当加入一个次阈值信号和高斯白噪声后, 观察到前四种类型的前馈环对输入信号响应要更为有效, 而且强耦合时对输入信号响应要比弱耦合时更佳. 在没有外界信号输入的情况下, 8 种类型的前馈环中也出现了相干共振现象, 其中, 输出神经元是兴奋神经元更易出现明显的相干共振现象, T1-FFL 在弱耦合条件下比强耦合时的相干共振更为明显. 由于在真实的生物网络中存在大量前馈环网络基元, 且各种类型前馈环所占比例不同^[1,6,7]. 同时噪声在神经元兴奋传导中也不可避免地会出现. 我们有理由相信, 真实生物网络可能利用各种前馈环基元对外信号和噪声的不同响应特性进行某些特定生理调节(如神经网络中的兴奋传播和抑制). 本文中只考虑了正弦信号和前馈环基元中存在的化学耦合的情形, 对于其他形式的信号和网络基元(如混合前馈-反馈环等, 在这些网络基元中引入电耦合是比较合适的)中的情况还有待于进一步研究.

参考文献

- 1 Shen-Orr S S, Milo R, Mangan S, et al. Network motifs in the transcriptional regulation network of Escherichia coli. *Nat Genet*, 2002, 31(1): 64–68
- 2 Song S, Sjöström P J, Reigl M, et al. Highly nonrandom features of synaptic connectivity in local cortical circuits. *PLoS Biol* 2005, 3(3): 0507–0519
- 3 Wuchty S, Oltvai Z N, Barabási A L. Evolutionary conservation of motif constituents within the yeast protein interaction network. *Nat Genet*, 2003, 35(2): 176–179
- 4 Sporns O, Kötter R. Motifs in brain networks. *PloS Biology*, 2004, 2(11): 1910–1918
- 5 Reigl M, Alon U, Chklovskii D B. Search for computational modules in the C.elegans brain. *BMP Biol*, 2004, 2: 25
- 6 Mangan S, Alon U. Structure and function of the feed-forward loop network motif. *Proc Natl Acad Sci*, 2003, 100(21): 11980–11985
- 7 Milo R, Shen-Orr S, Itzkovitz S, et al. Network motifs: Simple building blocks of complex networks. *Science*, 2002, 298(5594): 824–827
- 8 Gammaitoni L, Hänggi P, Jung P, et al. Stochastic resonance. *Rev Mod Phys*, 1998, 70(1): 223–287
- 9 刘建青, 张季谦, 陈含爽. 耦合细胞体系中多重随机共振对噪声的选择效应. *中国科学 G 辑: 物理学 力学 天文学*, 2008, 38(5): 539–545
- 10 Pikovsky A S, Kurths J. Coherence resonance in a noise-driven excitable system. *Phys Rev Lett*, 1997, 78(5): 775–778
- 11 龚玉兵. 非高斯噪声多次增强 NO+CO/Pt(100)体系速率振荡. *中国科学 B 辑: 化学*, 2009, 39(7): 668
- 12 Dong Y, Hou Z H, Xin H W. Fluctuation resonance of feed forward loops in gene regulatory networks. *Chin J Chem Phys*, 2009, 22(4): 359–365
- 13 Ghosh B, Karmakar R, Bose I. Noise characteristics of feed forward loops. *Phys Biol*, 2005, 2(1): 36–45
- 14 Wang Y, Shen J W, Niu B G, et al. Robustness of interval gene networks with multiple time-varying delays and noise. *Neurocomputing*, 2009, 72(13–15): 3303–3310
- 15 Izhikevich E M. Simple model of spiking neurons. *IEEE Trans Neural Networks*, 2003, 14(16): 1569–1572
- 16 Guo D Q, Li C G. Stochastic and coherence resonance in feed-forward-loop neuronal network motifs. *Phys Rev E*, 2009, 79(5): 1921–1928
- 17 Rulkov N F, Timofeev I, Bazhenov M. Oscillations in large-scale cortical networks: Map-based model. *J Comput Neurosci* 2004, 17(2): 203–223
- 18 Zaikin A A, Garcia-Ojalvo J, Schimansky-Geier L, et al. Noise induced propagation in monostable media. *Phys Rev Lett*, 2002, 88(01): 601–604
- 19 Zhou C S, Kurths J, Hu B. Array-enhanced coherence resonance: nontrivial effects of heterogeneity and spatial independence of noise. *Phys Rev Lett*, 2001, 87(09): 8101–8104

Stochastic and coherence resonance of map-based neural models with Feed-Forward-Loop network structure

TU YuBing, WANG MaoSheng^{*}, HUANG WanXia, CUI ZhiFeng,
ZHANG JiQian & YE Pin

Department of Physics, Anhui Normal University, Wuhu 241000, China

The effect of noise on map-based neural model within Feed-Forward-Loop (FFL) network motif is investigated. FFL network motifs constructed by three neurons can be divided into eight types, due to neurons are classified into excitatory and inhibitory. Stochastic resonance and coherence resonance are observed by simulating on all types of FFL network motifs. In addition, it is found that different types of feed-forward and coupling strength have a significant impact on dynamic performance of system.

map-based neural model, Feed-Forward-Loop network motif, stochastic resonance, coherence resonance

PACS: 05.40.-a, 05.45.-a, 87.18.-h

doi: 10.1360/132012-317