

神经模型中的随机共振研究进展

梁晓冰¹ 刘希顺^{1Δ} 刘安芝¹ 综述 王博亮² 审校

1(国防科技大学 电子科学与技术系,长沙 410073)

2(厦门大学 计算机科学系,厦门 361005)

摘要 随机共振是一种常见于非线性系统中的由适当的噪声引起的系统最优响应现象。神经系统含有噪声,相关生物实验和理论研究均证明噪声有助于神经信号的检测和处理,且当前对神经系统信息处理与存储机制的研究是一大热点。文章回顾了最近发表的关于随机共振的研究成果,从噪声、随机共振的引申概念和网络模型三个方面,总结了目前对神经模型中随机共振的研究进展,并简单讨论了这类研究的发展趋势。

关键词 神经模型 随机共振 噪声

中图分类号 O59; Q6 文献标识码 A 文章编号 1001-5515(2009)04-0912-05

Research Progress of Stochastic Resonance in Neural Models

Liang Xiaobing¹ Liu Xishun¹ Liu Anzhi¹ Wang Boliang²

1 (College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

2 (Department of Computer Science, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

Abstract In nonlinear systems, noise can improve the responses of the systems with appropriate noise intensity. This phenomenon is called stochastic resonance. Biological neural systems are noisy and stochastic resonance has been found in them experimentally and theoretically. Now many researches focus on the signal transmission and processing in neural models. So this paper introduces the researches of stochastic resonance in noisy neural models. Then the recent research achievement and progress are reviewed in the following three aspects: noise; the development of stochastic resonance; and neural network. At last, the foreground of the study is discussed.

Key words Neural model Stochastic resonance Noise

1 引言

随机共振最初由 Benzi 等^[1] 提出来,用于解释地球冰川的周期,后来这一现象在多种非线性系统中被发现,包括物理、生物、化学等学科及其交叉学科。它可以简单描述为适当的噪声引起了系统响应最优。这种最优的表征参数一般为输出信噪比、传输信息等,这些参数随着噪声强度的增强呈倒扣的钟形曲线变化,即在某一噪声强度处存在最大值。

生物神经系统向来是被认为有噪声存在的,比如热噪声、突触的随机连接、通道的随机开关等。1993 年 Douglass 等^[2] 在小龙虾的尾端感觉神经中发现了随机共振现象,后来在蟋蟀等多种动物的神经系统中都发现了这些现象,而在人的感觉系统,比如视觉和听觉的心理物理实验中也发现噪声有助于

信号的感知检测。1994 年, Wiesenfeld 等^[3] 在 FN 神经元模型中发现了随机共振的存在。后来,随着脑科学,特别是对神经系统的信息处理的研究兴起,对神经模型中的随机共振的研究也越来越多。不断有新的概念出现,并且有越来越多的生物现象在模型中实现。这些对于我们早日解开神经系统的信息处理机制,建立具有认知功能的神经模型具有重要意义。因此,本文对近期的神经模型中的随机共振研究成果从噪声、随机共振的引申概念和网络模型三个方面作了总结和分析,并对今后的研究趋势进行了简单讨论。

2 神经模型中的随机共振

当前对神经模型中随机共振的研究主要集中在不同类型噪声的引入及其在不同模型中的表现上。最近文献涉及到的神经模型包括 Hodgkin-Huxley (HH)、FitzHugh-Nagumo (FN)、Hindmarsh-Rose

^Δ 通讯作者, E-mail: xishunliu@163.com

(HR)、Morris-Lecar (ML)、Integrate-and-Fire (IF) 等神经元模型及其各类网络。其中噪声包括了白噪声和色噪声,引入方式包括加性和乘性;模型则包括了所有的神经元模型及它们通过耦合、并行阵列、STDP (spike-timing-dependent plasticity) 等各种连接方式构成的网络。基于这些研究,有一些新的概念和现象被发现。同时这些模型也被应用于联想记忆、弱信号检测和图像处理等。下面从噪声、随机共振的引申概念和网络模型三个方面,对当前神经模型中的随机共振的研究进展进行讨论和总结。

2.1 噪声的类型与引入

神经模型中引起随机共振的噪声的类型主要为高斯白噪声 (Gaussian white noise, GWN)、Ornstein-Uhlenbeck 噪声 (OUN) 和 Quasi-monochromatic 噪声 (QMN) 等,研究表明,这些噪声的效果是基本一致的^[4]。另外,有研究发现色噪声的分布参数等也与随机共振的发生存在相关性^[5]。

目前,模型中的噪声引入方法主要采用加性和乘性。顾名思义,加性即在模型中直接加入噪声,而乘性则是通过将噪声与系统变量相乘的方式引入模型中。大多数研究只采用其中一种方法。但是,最近研究焦点逐渐集中在系统的双噪声情况时的响应特性上,特别是 Langevin 系统^[6-9]。Zaikin 等^[6]研究了不相关的加性和乘性高斯白噪声与随机共振的关系,发现均可引起随机共振现象,并将其称之为双随机共振。而 Tessone 等^[7]则研究了此时系统中互相关的高斯白噪声对随机共振的作用,发现相关系数可以使输出信噪比的曲线峰值变宽,并且可以通过控制两类调制的相位漂移调节宽度。Luo 等^[8]还研究了系统中色噪声的相关时间及加性与乘性的耦合相关时间与随机共振的关系。另外,特别要提到的是在 FN 神经网络中,Zaikin 等^[9]发现了只有两类噪声无任何信号激励时存在双随机一致共振现象。这些研究表明了两类噪声共同存在的有效性。考虑到两类噪声在生物神经网络中的存在,在神经模型中同时引入两类噪声是一个非常重要的且有生物意义的研究方向。

2.2 随机共振及其引申概念

随机共振经过 20 多年的研究发展引申出了随机自共振 (Autonomous stochastic resonance)、一致共振 (Coherence resonance)、阈上随机共振 (Suprathreshold stochastic resonance)、随机多共振 (Stochastic multiresonance) 等多种相关概念,另外在对神经模型随机共振的研究过程中还发现了一些

与生物机能一致的现象。这些概念和现象都有助于我们揭开神经系统的信息传输和处理机制,探索新的信号检测和处理方法,建立神经系统的仿真模型。下面将对这些概念和现象进行分类总结和分析。

2.2.1 随机自共振与一致共振 随机自共振,从其名称即可看出是随机共振的一种特殊情况,是在模型的输入为弱直流信号时噪声引起的随机共振现象^[10]。一致共振则是在模型无信号激励时,噪声引起的模型自发的随机共振现象^[11]。由于这两个概念的区别仅在于直流信号的有无,因此文献中一般将其认为是一个概念,称为一致共振。研究发现 HH^[12]、FN^[11]、HR^[4,10]、ML^[13] 等神经元模型及其网络中都存在此种现象,从理论模型的角度证实了神经系统自发放电活动的存在,对于深入理解神经系统的信息传递和处理活动具有重要意义。

2.2.2 阈上随机共振 阈上随机共振是 Stocks^[14] 首次在阈值元件平行阵列中发现的。即在系统处于阈上激励状态时,噪声不但没有破坏信息的传输,反而使得传输信息在一定的噪声强度时增加,产生了表征随机共振的钟形曲线。之后他们又在 FN 的平行阵列中发现了该现象^[15]。但是这类研究只存在于用信息理论衡量的平行阵列中,对于单个 FN、HH 元的研究则没有发现此现象。而刘军等^[16] 则通过引入一个更能反映 HH 模型输出序列的频率特征的正弦函数,计算得到的倒钟形的输出信噪比曲线,证明了阈上随机共振的存在。该现象在哺乳动物的听觉系统中表现尤为突出,研究表明一定程度的噪声在听觉的阈值上和下均能提高听觉分辨能力。另外,听觉的声音频率分解和皮层分区感知特点也在理论模型中得到了初步验证,作者研究发现,阈上的正弦信号激励会使模型表现出频率敏感性,甚至在多个叠加信号激励时,模型仍能表现出对特定频率的敏感^[17]。而且,这一现象还被应用于图像处理。Jha 等^[18] 将图像通过平行阵列阈值元件网络降噪,取得了理想的结果。

2.2.3 随机多共振 Volar 等^[19] 在 Langevin 系统中发现信噪比曲线会在多个噪声强度处出现峰值,说明弱周期信号可在多个噪声强度处被系统提高,因此将其称之为随机多共振。后来这个现象在阈值跨越系统、单模式激光器系统、施密特触发器阵列、肝细胞的钙离子模型、HH 单元阈上随机模型等中被发现。特别是 Zhang 等^[20] 所做的肝细胞模型的研究,对于外部噪声和内部噪声引起的模型随机双共振机制的讨论,对于神经模型的研究具有启发作

用。

2.2.4 其它 这一部分简要介绍近期文献特别关注的与随机共振相关的现象,并且这些现象在生物系统中都可以找到对应的表现。¹ 多样性: 鉴于生物系统中各个神经元的非一致性, Tessone 等^[21] 以噪声的形式来表达神经元群模型的多样性, 研究了多样性在耦合 FN 神经群模型中的表现, 结果表明群可以产生共振的集总行为。Gassel 等^[22] 则研究了加性和乘性两类多样性存在时的 FN 耦合群的响应特性, 发现两类多样性的互相作用有助于提高群的弱信号检测能力。这些研究不仅在神经网络模型中反映了神经元多样性, 更从多样性的角度进一步证实了噪声使得神经模型产生随机共振。对于多样性的其他表达方式及其与噪声的共同作用的研究有待于进一步的研究。④空时共振与网络最优尺寸: 对神经网络模型中的随机共振研究发现, 一维神经元耦合网络的响应随网络的尺寸呈现钟形, 即存在最优的网络大小使得系统响应最优, 此时网络的尺寸被称为最优尺寸^[23]; 二维时, 神经网络各元的响应时间轴截图会随噪声的增加从杂乱到规则再到杂乱, 表现出随机共振现象^[24], 此时一般称为空时共振。此现象可用于选择最合适的网络规模, 以实现最节省存储空间的神系统建模, 另外还可用于解释大脑的神经元间的连接或耦合强度的自我调节, 以实现对外界信号的最敏感感知。④频率敏感性: 频率敏感性最早被实验发现于蟋蟀的感觉系统中, 实验数据表明蟋蟀的触觉响应与刺激频率的增加存在钟形曲线关系, 即对某一段频率的信号最敏感。其后对上文提到的几种神经元模型和网络的研究也发现了模型的响应特性与信号频率相关^[25], 即对特定的信号频率响应优于其它几种频率, 或者是明显的频率敏感性^[26], 并报道了频率敏感范围。另外, 启发于听觉的频率分解特点, 对 HH 神经元的阈上随机共振与频率关系的研究中, 作者也观察到了频率敏感性现象^[17]。鉴于模型的频率敏感性源自于模型本身的动力学特征, 这启发我们对特定频段信号, 可以通过改变模型的参数, 以使模型对该频段最敏感, 甚至实现对信号频率的自适应最优响应。^{1/4} 海马网络: 海马是非常重要的记忆脑区, 且其结构简单, 信号传输路径明确, 因此对它的仿真建模研究是一大热点。随机共振在海马模型中的研究也取得很多成果。尤其是 Yoshida 等^[127] 通过 Tateno 神经元模型建立海马 CA3-CA1 模型, 研究了随机共振及其对模型中的信号传输的影响, 仿真结果表明通过随

机共振可以实现 Schaffer 侧支突触内的记忆恢复, 他们还推测海马中的信息传输呈辐射状态。通过在这些较为复杂的神经模型中引入噪声, 可以更真实地模拟神经系统中的信号传输, 有助于生物神经系统的实验研究。^{1/2} 联想记忆: 联想记忆是大脑的一项重要功能, 是记忆编码和检索的有效模型。因此很多研究人员对神经网络模型中的联想记忆进行了研究。Kanamaru 等^[28] 通过在 FN 网络模型中引入噪声, 恢复了由神经元空时放电模式代表的记忆。最近彭建华等^[29,30] 对 FN、HH 网络的联想记忆、同步等问题作了进一步的研究。Pantic 等^[31] 则对 IF 神经元通过动力学突触连接而成的神经网络进行了研究, 发现网络可以在被记忆的模式和一种间歇行为间变换, 藉此恢复被记忆的模式。这些现象可能反映了真实神经系统的响应方式、灵活性及对外界变化信号的响应敏感。

2.3 网络模型分类

近期文献涉及到的网络模型主要包括并行阵列、简单耦合或 Hebb 规则耦合网络、STDP 网络等。前两种是简单的生物模拟, 模型较为简单; 后者是建立在神经元的放电时刻基础上的, 更加贴近生物事实, 模型复杂。

并行阵列即一组并列的独立运算的神经元, 一般求其输出的平均。此网络在前面的阈上随机共振时已经提到, Jha 等^[18] 还将其应用于图像降噪。

常见的耦合网络以一维网络和平面网络为主。连接方式在一维时多采用单向^[32] 和双向^[33] 耦合连接; 二维则采用最近邻连接^[22]。另外被普遍采用的则是全局耦合^[21,23,25,26,28-30]。这些耦合网络的耦合系数最简单的为确定系数, 或者以经典 Hebb 规则 [方程(1)] 得到:

$$\frac{dW}{dt} = \lambda X_{pre} X_{post} \quad (1)$$

由于此类网络简单, 易于建模实现, 因此相当多的研究是建立在此网络上的。但是又由于它的过于简化, 对生物系统的模拟势必存在较大的偏差, 因此研究人员开始逐渐地将研究方向转向了更加贴近生物实际的 STDP 规则构筑的神经网络。

在神经系统中, 信息是通过神经元动作电位的发放来编码的, 这些放电事件则调制神经元间的突触权值, 称为突触可塑性, 是神经系统学习记忆的重要机制。STDP 就是一种建立在神经元放电的准确时间关系上的, 当突触前神经元放电早于突触后神经元放电时, 可塑性增强, 反之减弱^[34]。它比 Hebb

规则更能反映 Hebb 假设的思想,而且明确了突触前后神经元放电的有效时间窗并定义了突触减弱时的耦合强度。最近,很多科研人员对 STDP 模型进行了研究,对模型进行了简化和变形^[35,36],并且仿真验证了 STDP 在神经系统信号处理中的重要作用和有效性^[36,37]。另外,还将其应用于图像处理,实现了图像边缘检测和图像分割^[36]。

3 总结与展望

综上从噪声、随机共振及其引申概念和网络模型三个方面对神经模型中的随机共振进行的分析讨论,我们可以发现目前对神经模型中的随机共振的研究,从模型角度看,日趋集中于近似生物的网络模型的研究。从研究方向看,总体是由简单到复杂,包括由简单的加性噪声到复杂的乘性或者混合噪声;由单元到简单耦合网络,再到复杂的 STDP 网络,甚至仿大脑局部结构的网络。研究内容多启发自生物实验的现象和结构,并且模型能够反映这些生物特点,同时可以实现工程应用。

综合以上规律我们推断,今后的研究将建立在更贴近生物的可实现模型上,同时可以更加真实地反映神经系统的信息传递机制,因此更好的应用到工程中去。另外,对于单个模型的动力学研究已经非常成熟,而对于网络,特别是 STDP 网络的物理学特性的研究及其与非线性物理学的结合还有待于进一步探索。

参 考 文 献

- [1] BENZI R, SUTERA A, VULPIANI A. The mechanism of stochastic resonance[J]. *Journal of Physics A*, 1981, 14(11): 453-457.
- [2] DOUGLASS J K, WILKENS L, PANTAZELOU E, et al. Noise enhancement of the information transfer in crayfish mechanoreceptors by stochastic resonance[J]. *Nature*, 1993, 365(6444): 337-340.
- [3] WIESENFELD K, PIERSON P, PANTAZELOU E, et al. Stochastic resonance on a circle[J]. *Physical Review Letters*, 1994, 72(14): 2125-2129.
- [4] WU S G, REN W, HE K, et al. Burst and coherence resonance in Rose-Hindmarsh model induced by additive noise[J]. *Physics Letters A*, 2001, 279(5-6): 347-354.
- [5] RUDOLPH M, DESTEXHE A. Correlation detection and resonance in neural systems with distributed noise sources[J]. *Physical Review Letters*, 2001, 86(16): 3662-3665.
- [6] ZAIKIN A A, KURTHS J, SCHIMANSKY-GEIER L. Doubly stochastic resonance[J]. *Physical Review Letters*, 2000, 85(2): 227-231.
- [7] TESSONE C J, WIO H S, HANGGI P. Stochastic resonance driven by time-modulated correlated white noise sources[J]. *Physical Review E*, 2000, 62(4): 4623-4632.
- [8] LUO X Q, ZHU S Q. Stochastic resonance driven by two different kinds of colored noise in a bistable system[J]. *Physical Review E*, 2003, 67(2): 021104.
- [9] ZAIKIN A A, GARCIA-OJALVO J, BASCONES R, et al. Doubly stochastic coherence via noise-induced symmetry in bistable neural models[J]. *Physical Review Letters*, 2003, 90(3): 030601.
- [10] LONGTIN A. Autonomous stochastic resonance in bursting neurons[J]. *Physical Review E*, 1997, 55(1): 868-876.
- [11] PIKOVSKY A S, KURTHS J. Coherence resonance in a noise-driven excitable system[J]. *Physical Review Letters*, 1997, 78(5): 775-778.
- [12] LEE S G, NEIMAN A, KIM S W. Coherence resonance in a Hodgkin-Huxley neuron[J]. *Physical Review E*, 1998, 57(3): 3292-3297.
- [13] GUANTES R, POLAVIEJA DE G. Variability in noise-driven integrator neurons[J]. *Physical Review E*, 2005, 71(1): 011911.
- [14] STOCKS N G. Suprathreshold stochastic resonance in multi-level threshold system[J]. *Physical Review Letters*, 2000, 84(11): 2310-2313.
- [15] STOCKS N G, MANNELLA R. Generic noise-enhanced coding in neuronal arrays[J]. *Physical Review E*, 2001, 64(3): 030902.
- [16] LIU J, WU J, LOU Z G. Suprathreshold stochastic resonance in single neuron using sinusoidal wave sequence[C]. ICNC LNCS, Xian, 2006, 4221: 224-227.
- [17] LIANG X B, LIU X S, LIU A Z, et al. Responses of a noisy Hodgkin-Huxley neuron model with suprathreshold superimposed forcing[C]. Shanghai: iCBBE, 2008: 1737-1740.
- [18] JHA R K, BISWAS P K, CHATTERJIB N. Image Denoising using stochastic resonance[C]. Proceedings of the International Conference on Cognition and recognition, India, 2005: 343-348.
- [19] VOLAR J M G, RUBI J M. Stochastic multiresonance[J]. *Physical Review Letters*, 1997, 78(15): 2882-2885.
- [20] ZHANG J Q, HOU Z H, XIN H W. Stochastic resonance induced by external noise for Ca²⁺ signaling in hepatocytes[J]. *Science in China Series B Chemistry*, 2005, 48(4): 286-291.
- [21] TESSONE C J, MIRASSO C R, TORAL R, et al. Diversity-Induced resonance[J]. *Physical Review Letters*, 2006, 97(19): 194101.
- [22] GASSEL M, GLATT E, KAISER F. Doubly diversity-induced resonance[J]. *Physical Review E*, 2007, 76(1): 016203.
- [23] PIKOVSKY A, ZAIKIN A, CASA DE LA M A. System size resonance in coupled noisy systems and in the Ising model[J]. *Physical Review Letters*, 2002, 88(5): 050601.

- [24] PERC M. Spatial coherence resonance in excitable media[J]. Physical Review E, 2005, 72(1): 016207.
- [25] HU G, HAKEN H, XIE F G. Stochastic resonance with sensitive frequency dependence in globally coupled continuous systems[J]. Physical Review Letters, 1996, 77(10): 1925-1928.
- [26] LIU F, WANG J F, WANG W. Frequency sensitivity in weak signal detection[J]. Physical Review E, 1999, 59(3): 3453-3460.
- [27] YOSHIDA M, HAYASHI H, TATENOKI K, et al. Stochastic resonance in the hippocampal CA3-CA1 model: a possible memory recall mechanism[J]. Neural Netw, 2002, 15(10): 1171-1183.
- [28] KANAMARU T, OKABE Y. Associative memory retrieval induced by fluctuations in a pulse neural network[J]. Physical Review E, 2000, 62(2): 2629-2635.
- [29] 彭建华, 于洪洁, 刘延柱. FitzHugh-Nagumo 神经元网络的联想记忆与分割[J]. 计算物理, 2005, 22(4): 337-343.
- [30] 李冰, 彭建华, 刘延柱. 随机延时 Hodgkin-Huxley 神经网络的同步与联想记忆[J]. 上海交通大学学报, 2005, 39(11): 1924-1928.
- [31] PANTIC L, TORRES J J, KAPPEN H J, et al. Associative memory with dynamic synapses[J]. Neural Computation, 2002, 14(12): 2903-2923.
- [32] LI Q S, LANG X F. Internal signal transmission in one way coupled excitable system: Noise and coupling effects[J]. Physical Review E, 2006, 74(3): 031905.
- [33] LABBI A, MILANESE R, BOSCH H. Gray-level object segmentation with a network of FitzHugh-Nagumo oscillators[C]. IWANN, Spain, 1997, 1240: 1075-1084.
- [34] KARMARKAR U R, NAJARIAN M T, BUONOMANO D V. Mechanisms and significance of spike timing dependent plasticity[J]. Biological Cybernetics, 2002, 87(5-6): 373.
- [35] GORCHETCHNIKOV A, VERSACE M, HASSELMO M E. A model of STDP based on spatially and temporally local information: Derivation and combination with gated decay[J]. Neural Networks, 2005, 18(5-6): 458.
- [36] SWIERCZ W, CIOS K J, STALEY K, et al. A new synaptic plasticity rule for networks of spiking neurons[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2006, 17(1): 94-105.
- [37] WANG S, XU J, LIU F, et al. Improvement of signal transmission through spike timing dependent plasticity in neural networks[J]. The European Physical Journal B, 2004, 39(3): 351-356.

(收稿: 2008-03-10 修回: 2008-05-06)

(上接第 911 页; *Continued from Page 911*)

- [11] RANTA R, HEINRICH C H, LOUIS D V, et al. Interpretation and improvement of an iterative wavelet-based denoising method[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2003, 10(8): 239-241.
- [12] RANTA R, LOUIS D V, HEINRICH C H, et al. Principal component analysis and interpretation of bowel sounds[C]. Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE EMBS, San Francisco, CA, USA, September 1-5, 2004: 227-230.
- [13] DIMOULAS C, KALLIRIS G, PAPANIKOLAOU G, et al. Bowel-sound pattern analysis using wavelets and neural networks with application to long-term, unsupervised, gastrointestinal motility monitoring[J]. Expert Systems with Applications, 2008, 34: 26-41.
- [14] DIMOULIAS C, KALLIRIS G, PAPANIKOLAOU G, et al. Long-term signal detection, segmentation and summarization using wavelets and fractal dimension. A bioacoustics application in gastrointestinal motility monitoring[J]. Computers in Biology and Medicine, 2007, 37: 438-462.
- [15] DIMOULAS C, KALLIRIS G, PAPANIKOLAOU G, et al. Novel wavelet domain Wiener filtering denoising techniques. Application to bowel sounds captured by means of abdominal surface vibrations[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2006, 1: 177-218.
- [16] LEONTIOS J H, IOANNIS T R. Detection of explosive lung and bowel sounds by means of fractal dimension[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2003, 10(10): 311-314.
- [17] LIATSOS C. Bowel sounds analysis: a novel noninvasive method for diagnosis of small-volume ascites[J]. Digestive Diseases and Sciences, 2003, 48(8): 1630-1636.
- [18] CHAUHAN S, WANG P, LIM C S, et al. A computer-aided MFCC-based HMM system for automatic auscultation[J]. Computers in Biology and Medicine, 2008, 38: 221-233.
- [19] SASAKI N, MURATA A, LEE I Y, et al. Evaluation of equine cecal motility by auscultation, ultrasonography and electrointestigraphy after jejunal Oecostomy[J]. Research in Veterinary Science, 2008, 84: 305-310.

(收稿: 2008-04-09 修回: 2008-07-09)