

文章编号:1007-6735(2011)02-0103-08

神经网络中的复杂性研究

方福康

(北京师范大学 非平衡系统研究所, 北京 100875)

摘要: 神经网络面临的一个基本科学问题是要回答神经网络中微观到宏观的机制. 微观运动形式以神经元突触活动为基础, 宏观行为包括视觉、听觉等基本认知功能, 以及大脑思维的高级认知. 微观与宏观的差异是巨大的, 其过渡的形式困扰着神经科学, 迄今未获解决. 系统科学复杂性研究的出现, 为这个科学问题提供了新的角度和方法. 本文讨论了神经网络信息传递和转换中的突变行为, 通过视知觉、概念形成、记忆等研究案例, 阐明了复杂性研究对神经网络的处理方案与结果. 并讨论了学习过程中几种最基本的突变形式.

关键词: 神经网络; 复杂性; 涌现; 记忆; 学习

中图分类号: N 949

文献标志码: A

Research on complexity in neural system

FANG Fu-kang

(Institute of Nonequilibrium Systems, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

Abstract: A basic scientific problem in neural system is to know the transition mechanism from microscopic to macroscopic level. The activity at the microscopic level is based on neurons and synapses, while that at the macroscopic level includes the basic cognitive functions, such as visual and auditory cognition, and advanced cognition. There is a great difference between microscopic and macroscopic level, and the transition is still an open problem in neuroscience. Systems science and complexity research provide a new point of view and method to this scientific problem. In the paper, the mutation in neural information transfer and conversion was discussed. Based on the research examples such as visual perception, concept formation, and memory, the methods and results of the complexity research in neural system were illustrated. Several basic types of mutation in learning process were also discussed.

Key words: neural system; complexity; emergence; memory; learning

20 世纪 80 年代, 钱学森提出了创建系统科学、人体科学和思维科学的构想, 使得原有的学科体系更加完整和丰富^[1-2]. 不仅如此, 钱学森提出的一些

问题和论述, 影响着这些学科的研究和发展. 例如, 复杂系统结构的思想; 可靠性研究, 即局部元件与整体结构的关系; 信息、能量与物质三者之间关系的研

收稿日期: 2011-01-15

作者简介: 方福康(1935—), 男, 教授. 研究方向: 理论物理、系统科学. E-mail: fkfang@bnu.edu.cn

究;思维科学应从宏观和微观两种途径进行等.1984年7月31日钱学森给笔者的信中写道“脑科学、思维科学,以及心理学基本理论的突破在于找出人体

巨系统的规律,这完全得靠系统学”(图1).本文要讨论的神经系统就与这些思想有密切的关系.

北京市 新街口北大街 北京师范大学物理系
方福康教授:

前次您带学生来谈,我们说到系统学的任务不仅在于解释已知的系统功能,还更要发现新的系统功能。这一点,我近来感受更强了。

最近读到 H. Haken 等编的“Synergetics of the Brain”(Springer Verlag, 1983)和一本较老的心理学书“Experimental Psychology: its ^{scope and} method, 2. History and method”(Basic Books, Inc., 1968)中 J. Piaget 论建立心理学理论的困难。两者都表明了脑科学、思维科学,以及心理学基本理论的突破在于找出人体巨系统的规律,这完全得靠系统学。

我还看到一篇讲物理学家 D. Bohm 的文章, (附上复印件), Bohm 认为世界是整体的,一切物质的粒子都是相关的,他的“configuration space”也就是一个特大超巨系统。Bohm 理论将来构筑起来也得靠系统学。

因此系统学是今后科学发展中的主流之一,是科学革命的主力军!

您认为如何?

此致

敬礼!

钱学森

1984.7.31

图1 钱学森于1984年7月31日致作者的信

Fig.1 The letter to author from Xuesen Qian(July 31,1984)

神经系统研究所形成的神经科学,探讨信息在生命体中传递和转换的机制,并最终涉及大脑智力的产生,已成为21世纪的核心前沿科学.神经科学在微观和宏观的研究中已经有了很多实质性的进展和突破,但仍有一些基本的科学问题还未得到解决.已经知道,外界刺激在神经元中形成的电脉冲是信息传递的基础,神经元的突触作用是唯一的信息传递者,突触的信息传递及其性质的变化提供了一个学习和记忆的生理学本源^[3].脑电、脑磁实验手段的出现,开启了对大脑高级认知信息的获取;精确的心理实验,将宏观行为与神经活动联系起来.这些进展和成就大大促进了对神经系统本质性的理解.但迄今为止,一个基本的科学问题仍然困扰着神经科学的研究,还没有获得根本的改善.神经系统面临的一个基本科学问题是要回答神经系统中微观到宏观过渡的机制.即在神经系统中,基础的活动单元是神经元,活动的方式是脉冲电信号,信息传递是通过突触进行的,这些都是纯粹微观的运动形式.而在另一方面,神经系统的整体效果都是宏观的,无论是听觉、视觉等基础的认知功能,或是大脑思维的高级认知,如概念、语言、数字及决策等,都表现为宏观行为.在这里,微观的活动方式与宏观的行为结果呈现出巨大的差异,而神经系统的信息处理结果是十分有效的,它具有信息量大、反映迅速、精确描述及稳定性

强等特点.因此,人们可以想象神经网络中存在着一个从微观活动到宏观行为过渡的精妙的机制,才能保证神经网络各项宏观功能的实现.这一点,无论是目前已经进行的微观神经脉冲信号分析,或是宏观的脑电、脑磁实验和行为实验,都还未揭开这个基本科学问题的奥秘.

系统科学的出现特别是复杂系统的研究为这个科学问题提供了新的角度和方法.从系统科学的角度,注意到神经网络具有复杂的结构,它分为7个层次,即分子、神经元、神经元群、神经网络、大脑皮层、整个脑区和中枢神经系统^[4].神经网络中信息的传递是在这些层次中进行的,经过这些层次,神经网络中传递的信息会发生质的飞跃和突变,最终产生高级的宏观认知功能.系统科学中用涌现(emergence)来描述这种突变机制.复杂性的研究给出了涌现现象的恰当描述,即自组织和吸引子.所涉及的不动点、极限环、准周期及混沌等概念,给出了涌现现象的丰富内涵.非线性动力学、分支、分形、Multi-Agent 系统及随机方程等数学表述和计算机模拟,使涌现的计算得以实现.

1 信息传递过程中的涌现

信号在神经系统的传递过程中经过层层涌现,

最终形成初级和高级认知功能.现就知觉的出现、概念的形成以及数量的认知三个方面讨论信息传递过程中的涌现过程和机制.

视知觉的获得首先遇到的是信息整合中的路线问题,当我们观察一幅图像时,视知觉是从局部性质到整体性质,还是从大范围性质到局部性质?一种观点是局部的整合,首先视觉系统从外在的整个视野中平行地、自动地把刺激物体的可分离的特征抽取分离开来,然后把抽取的特征结合起来,形成整体的知觉^[5].另一种观点是以拓扑不变性为根本属性的从大范围到局部的拓扑性质初期知觉理论^[6],认为人类的视觉系统对整体拓扑性质具有比局部几何性质更高的敏感性,存在由大范围到局部顺序完成的一系列知觉功能层次.这两种说法都得到了许多实验事实的支持.我们认为,无论大脑具体采用何种模式进行运作,知觉的本质都是涌现和突变,并逐步把混乱、低级的信息转变为有序、高级的信息形式,把自然的外界刺激变成人可以理解的特征.对于初期特征分析理论,第一阶段是分离图形特征,第二阶段再把各种特征整合成完整图形;而初期整体知觉的第一阶段是获取图形的整体特征,如拓扑性质,第二阶段再整合对细节部分的知觉,从而形成清晰的图形.因此,上述两种理论实质上都可以分解为两阶段的涌现过程.我们进一步的模拟说明从局部到整体和整体涌现这两种自组织涌现都有可能,只是随着条件不同或者感知对象的不同而采用不同的感知方式.这些条件主要是感知对象的特征、感知元件的敏感性质以及环境的影响^[7].Hebb 学习法和感知机整合规则是涌现产生的一种可能机制.

听觉系统的信息传递过程也存在特征抽取和信息整合的过程,人能够识别不同人以不同声调说出的同一个词汇,这说明神经系统能够提取不同声音信号里的某种共同特征,美国南加州大学(USC)的 Berger 和 Liaw 设计的神经网络也能够完成同样的功能,在加入大量噪声的情况下甚至超过了人的识别能力^[8].我们的分析认为,虽然该网络具有庞大、复杂的结构,但其中存在一个只包含 11 个神经元的核心动力学回路,该回路动力系统的参量在实现信号识别功能中起了重要作用,并且回路通过神经元的动力学性质和突触可塑性机制实现了对信号的传递、处理和识别,其中,突触传递的易化和反馈调整机制、突触前释放递质的阈值机制和 Hebb 学习法则是回路能够识别信号的主要机制^[9].

知觉是动物一般都具有的初级认知功能,很多

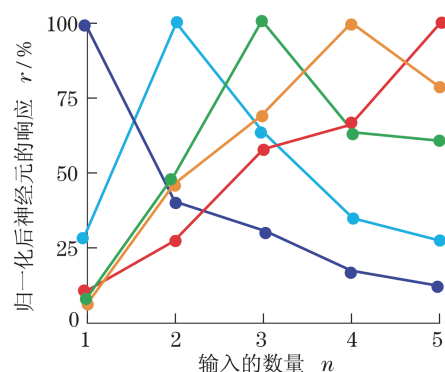
包括人类的高级动物,能产生更加高级的认知功能,如意识、概念、推理及顿悟等.概念的形成在人类高级认知活动中具有重要的意义,它是人类智力起源关键的一步.对于概念的研究不同于感知层次上的研究,感知层次上研究的问题是脑如何将感受到的刺激转化为电脉冲信号并进行数据信息的整合,高级认知活动中脑进行处理的不仅是具体的数据信息,很有可能还包含抽象的概念.概念的形成要经过对信号的压缩、过滤等程序,是一种由具体到抽象、由简单到复杂的涌现过程.脑如何从具体对象的信息中获取抽象概念?如何对概念进行存储和提取?这是思维科学需要解决的关键科学问题.

目前对概念的研究主要是在心理学的行为层次上进行,通过研究分类和语言获得探索概念的形成条件.在神经层次上研究概念形成机制的工作还比较少,我们从概念涌现的角度对此进行了研究,并与实验进行对比.在理论模拟层次上,选择了适当案例,如汉字学习、数量认知,建立多层非线性神经网络模型,结合心理学行为实验,研究汉字、数量等抽象概念如何与其他具体事物建立关联的过程.通过神经网络的模拟发现,聚类和过滤是完成特征抽取的过程并形成概念的核心机制^[10].比如从白马、黑马等具体事物抽象出“马”这样一个抽象概念;从 3 个苹果、3 个梨等事物中抽象出数字概念“3”等.现实生活中也发现了一些具有“概念”缺陷病人,不能从白马、黑马、黄马及红马等各种马抽取出“马”这个概念,对儿童的心理学实验发现 6 岁的儿童可能是形成抽象数字概念的关键转折时期,这些都说明概念形成的确是一个复杂的自组织过程.这个过程中,概念的形成最终会到达吸引子所在的稳定态,这个吸引子的形式和稳定性是我们研究的目的之一.在目前的动力学理论中,吸引子有不动点、极限环、准周期行为及混沌等几种,代表概念形成的吸引子可能是上述传统吸引子中的一种或其组合,也可能是一种新的未知的尚待我们发掘的吸引子,它可能具有的形式和行为吸引着我们.在概念形成的过程中,吸引子可能不止一种,最后可能到达的稳定态也可能不止一处,根据不同的初始状态、过程参数和外界环境影响,以及概念本身的性质所致,概念的形成可能会通过不同的道路来完成,也就是具有多种概念形成模式,不同的概念形成模式会引导过程到达不同的稳定态.这也就解释了为什么人类概念具有多样性,对同一事物,每个人形成的概念为什么会有一定的差别.

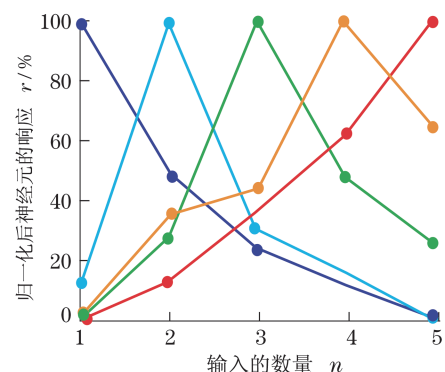
很多动物不仅具有形成概念的能力,还能对概念之间的关系做出正确判断.其中,数量概念之间的一种关系——序,对动物来说尤其重要,比如灵长类动物能够根据对手的数量选择进攻或者逃跑;鸽子能够从数量差别不大的两堆谷物中选择出较大的一堆,这些都关系到个体能否生存的问题.前面讨论了数量概念是如何形成和表达的,但是,概念之间的关系在神经系统中是如何产生的,又是如何表达的呢?在实验方面,Nieder 通过电生理的方法,在猴子的前额叶皮层找到了对一系列数量(从1到5)敏感的神经元,并且这些神经元的激活程度表现出了行为实验中出现的距离效应(distance effect)与大小效应(magnitude effect),如图2(a)所示^[11].但对于这两种效应的产生机制目前大家还不清楚,我们对此进行了计算,在Wang模型^[12]的基础上,我们构造了一个具有兴奋和抑制两种类型神经元组成的网络,设定合适的网络权重,当给定不同的输入时,网络中神经元的响应情况如图2(b)所示^[13],与实验相符合.其中,权重的设置是产生距离效应的根本原因.虽然我们模拟出了和实验相同的结果,但是,并没有找到让权重演化到合理的状态机制,仅在现有的神经网络的框架下,要找到这样的机制是十分困难的,可能需要遗传学、基因工程等方面的加入,进行更深入和广泛的探讨来解决这一思维科学的难题.

2 记忆的基本机制

知觉是神经系统接受外界信息和对信息的初步处理,各类复杂的信息以电信号的形式在神经系统中传递,这些承载着大量信息的电信号需要被保存下来,才能在将来被提取并再现,这个保存就是记忆.然而,神经系统是以什么形式将电信号转化并存储下来,从而完成记忆功能,一直是未解的问题.Kandel从分子层次上首先揭开了记忆之谜^[14],发现了短时记忆伴随着突触连接强度的变化,而长时记忆则伴随着突触连接结构的变化,需要合成新蛋白形成新的突触.Kandel的研究从微观层次解释了记忆的分子机制,他因此而获得了2000年诺贝尔医学与生理学奖.然而,该工作还远远没有给出记忆的基本机制,尤其是关于记忆如何能长时间保持,目前还不能很好地解释,甚至有研究置疑通过突触可塑性实现长时记忆的理论,认为随时变化的突触强度以及连接结构是无法实现记忆的长时间保持的,提出



(a) 电生理实验中测量到的猴子前额叶皮层某些神经元的归一化后的响应



(b) 本文的神经网络模型的计算结果
(和(a)有相同的结果)

图2 电生理实验结果与模拟结果比较

Fig.2 Comparison of the electrophysiology experiment results and simulation results

长时记忆可能是将信息存储在基因分子上^[15].

关于长时记忆的基本机制有所争论,主要是因为其中的关键科学问题没有解决,即神经系统是如何将信息转化到物质并实现记忆功能.一种可能是通过生成新突触来完成,另一种可能是信息存储在基因分子上.新突触生成的过程在网络中表现为网络连接结构的可塑性,不仅在脑形成初期^[16],而且在成年脑中大量存在^[17-19],但这些实验目前还不能解答突触生成引发的网络结构可塑性在神经系统中起到什么作用,以及如何参与到长时记忆的形成过程中.因为,目前实验还只能观测到单个突触或者单个神经元树突或轴突上的一部分突触,这些微观性质本身无法解释清楚学习和记忆功能是如何实现的,只有大量的神经元通过突触形成具有各种连接结构的网络后,基于网络结构的动力学过程才可以呈现出少数个神经元、突触所不具有的全新的复杂行为^[20],包括如功能分区^[21]、协同振荡^[22]、同步发

放^[23]等空间和时间结构,从而解释学习和记忆等宏观认知功能.在此,复杂性理论研究可发挥其独特的作用,分析神经系统记忆功能的涌现机制,从而解开记忆过程中信息如何转化到物质这一关键科学问题.

现分别从以下几个方面展开研究:

记忆可分为两个阶段,第一个阶段是暂时的存储,可通过网络的各种连接结构以及突触可塑性完成.我们首先在 Wang 的工作记忆网络模型^[24]基础上,建立了环状连续神经网络模型,通过激发多个神经元活动峰来保持多项记忆单元,分析了工作记忆容量有关的动力学机制,发现网络连接结构和网络中兴奋与抑制的平衡关系是影响容量的两个关键因素.

其次,为研究新突触生成在网络中的宏观性质,我们以 Kandel 生理学实验结果为基础,建立了模拟新突触生成过程的神经网络模型(图 3),通过记忆痕迹模型和循环振荡回路模型两种可能的记忆模式,系统地分析由此引发的网络结构变化在整个神经网络中将涌现出的宏观性质,从而讨论新突触生成及其引发的结构可塑性在长时记忆中的可能作用.网络中每个神经元都可能与多个神经元之间生成新突触,可改变每个神经元传递信息的路径.学习的过程可能是寻找有效路径的过程,在寻找的过程中会自我创造“桥”来搭路径.而对于网络整体来说,有时间延迟的连接结构变化了,这不仅仅是网络连接结构变了,更重要的是网络的时间性质发生了变化,这种具有时空结构的突触可塑性对于神经系统传递、处理以及记忆时间信息具有重要作用.

记忆的第二个阶段是将暂时的记忆转化到物质上,实现长时的记忆.这是一个电信号转化为化学信号的过程,与普通的电化学反应不同,这其中包含着丰富的生化反应过程,可总结为,反复输入的电信号使蛋白激酶 A 和激酶 MAPK 从突触转移到细胞核中,蛋白激酶 A 激活调节蛋白基因 CREB,从而合成新的蛋白,启动新突触的增长,而 5-羟色胺使蛋白基因 CPEB 变成可自我复制的状态,从而维持新突触的形成.从该生化反应过程可以看出,长时记忆是通过产生新物质来完成记忆功能的,而生成新物质的生化反应过程又需要通过输入的信息来启动,因此,这实际上是信息与物质相互作用、转化的过程.

另外,长时程增强(long-term potentiation, LTP)是神经系统突触可塑性的一个重要机制,也是学习和记忆的基本机制。目前生理学实验已经在海

马、小脑等脑区发现 LTP, 而 LTP 在整个神经系统中是普遍存在的, 在血压调节系统中表现为 C 纤维通过 LTP 可塑性提高 A 纤维反射的响应能力, 从而实现长期血压调节. 我们与美国宾州州立大学 Dworkin 研究小组合作, 建立了长期血压调节压力反射神经机制的理论模型, 以分析 LTP 可塑性在血压调节的压力反射神经机制中的作用. 这个研究不仅为长期血压调节机制提供了新的思路, 也为探索 LTP 可塑性机制在神经系统学习功能中的作用提供了参考.

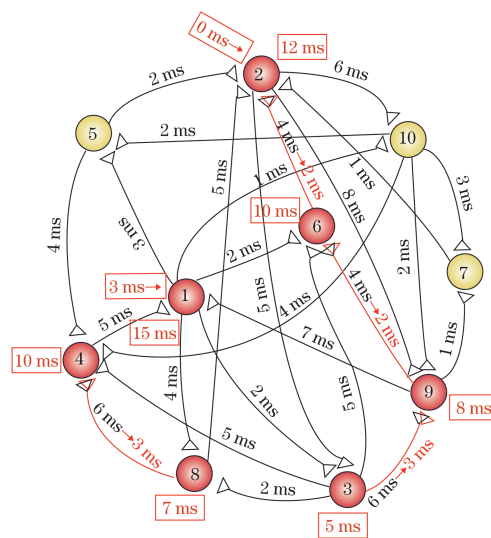


图 3 循环振荡回路结构

Fig.3 Periodic oscillation circuit structure

3 学习过程的几种基本突变形式

前面所讨论的,无论是知觉形成的基本过程,或是诸如概念形成等高级认知过程的实现,还是记忆过程中信息与物质的转换,都是神经系统在外界环境的刺激下,通过神经元和突触进行信息的传递、转换、存储和调取,最终使人类或者动物调整自身状态,发生突变,对外界的刺激做出适当的反应.这种涌现都是系统对外界刺激的调整和适应,背后都存在信息的积累,学习是这些涌现背后存在的一种机制.学习过程是由信息积累所引起的状态突变,在初始阶段,状态变化并不很大,但随着信息积累的逐步增加,会发生一个非线性的加速过程,随之状态发生突变,即通过涌现而达到一个新的状态,达到新的稳定.在学习过程中如有某种中断,则涌现或突变现象不会发生.这种信息积累、非线性加速、突变到新态再稳定,是涌现的基本特征,学习是实现这种过程的一个具体机制.在实现涌现的方式上,除了所描述的

这种常规的渐进方式外,学习过程还可以有两个变例,称为阶跃式学习和J形式学习.阶跃式学习相对渐进学习的最大特点是速度快,系统在外界强刺激下迅速从初始状态跃变到末态,完成整个学习过程需要外界的刺激足够强,而信息的累积程度也会小一些.J形式学习的性质比较特别,系统先期的发展并不是朝着学习末态演化,而是要经历一个先下降后上升的过程.一种可能的解释是在一个新的学习过程中首先要对原来学会的一些东西进行破坏,从而表现出信息量的暂时降低,最终获得足够的信息积累^[25-26].

这3种学习类型是我们对于这种信息参与情况下的突变的一个分类,在神经系统的各个层次均有体现,即使在很微观神经突触可塑性方面,也可以找到非常好的对应,分别是Hebb学习法和BCM理论,以及惊悚学习法.

Hebb学习法是心理学家Hebb于1949年提出的假说:神经网络的学习过程最终是发生在神经元之间的突触部位,突触的联结强度随着突触前后神经元的活动而变化,变化的量与两个神经元的活性之和成正比^[27].这个假说后来得到了大量的实验验证并被应用到各个领域.这种突触强度的调整规则使得突触强度在持续的外界作用下不断增强.一旦撤销刺激,突触连接的强度将保持不变,这种规则很容易被相信是我们前面所讨论的渐进学习的生理学基础.

BCM理论由Bienenstock, Cooper和Munro提出,其出发点是解释大量神经元所具有的选择性,所建立的模型采用了突触修饰机制,即突触效用的双向调节机制,这可看作是对Hebb规则的双向扩展,不同的是BCM中具有阈值作用,这使突触修饰不只取决于突触前后瞬时的激活情况,还取决于突触后在一段时间内的活动情况,其中的阈值 θ 不是常数,而是输出变量 y 的非线性函数,一直随 y 变化,具有先减少后增加的特征^[28].这种学习方式已经被验证存在于视觉皮层和海马区等区域.这种学习和Hebb学习不同,是多个输入情况下的竞争学习,最后表现出对部分输入的反应和对另外一些输入的不反应.

惊悚学习是一个非常快速的调整过程,在外界突然的强刺激下,系统以最短的时间调整自身以适应环境.这方面的研究还比较少.

实际上学习这一复杂系统的适应和调整现象并不仅仅存在于神经系统,也广泛存在于经济系统、社

会系统等多个领域.我们最终能归纳出3种学习模式也是与我们对社会经济系统分析的积累是分不开的.我们在经济增长的研究中发现经济增长也有集中基本的模式,它们分别是索洛式增长、阶跃式增长和J模式增长^[29-30].索洛增长理论所展示的那种外延式扩张,它只是总量生产函数 $Y = AF(K, L)$ 中资本 K 和劳动力 L 或外生技术 A 的简单增加所带来的产出 Y 的相应增加.阶跃式增长则是系统中政策参数、环境参数乃至结构的变化也会对经济增长做出贡献,并且这种变化是冲击性的,导致产出出现相应的阶跃变化.J模式增长是一种内涵式的增长途径.它与渐进式和阶跃式不同,不是直接对外界环境的变化做出反应,而是通过先期学习改变资本 K 和劳动力 L 的“质量”,通过创新促使产出 Y 上升到一个新的台阶,是系统离开原均衡向新均衡的转移过程.表现在需要先在一定时间内支付相当的成本产出降低,才能最终获得产出水平的大幅度提高.这是典型的J形式的学习,也与前面所提到的BCM理论中的阈值机制是非常一致的.

如图4所示.其中,渐进式、J形式和阶跃式在神经系统中分别对应Hebb学习、BCM理论和惊悚学习;在经济系统中分别对应Solow增长、J模式增长和阶跃式增长.

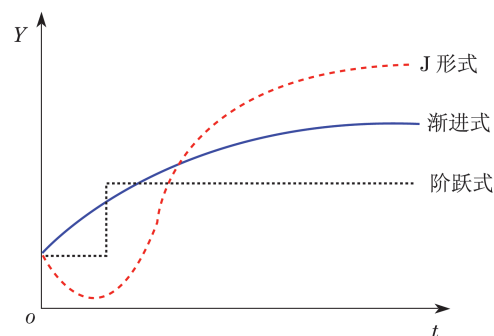


图4 神经网络和经济系统的3种学习模式
Fig.4 Three learning modes in neural system and economic system

在经济系统中发现和神经网络典型的学习过程相类似的过程不是偶然.学习是复杂系统存在的一个普遍现象,不同系统的学习过程具有不同的表现和机制,但他们会具有一些基本的规律^[29].长期的研究发现,复杂系统的自组织过程存在基本的现象和规律,如非洲白蚁作窝过程的非线性生态行为与单模激光的基本模式一致.而协同学的创始人Haken用尖点突变讨论过许多不同的自组织现象,如激光的产生、手指的协同运动和视觉的迟滞现

象^[22,31],也获得了好的结果.在某一特定研究对象上所获得的某些概念和规律,常常可以在一些其他的研究领域中再次实现.我们认为,神经系统学习功能的研究也可以和其他复杂系统学习功能的研究结合起来进行,这对于讨论神经系统的学习过程具有借鉴意义.而为解决这些问题,可以尝试运用动力系统分析、多个体计算、随机过程及数学规划等方法,通过一类具体的复杂系统进行研究.例如,我们对社会经济系统中的研究主要采用的是动力系统分析的手段,而Holland对于语言复杂系统中适应行为这一学习过程的研究主要采用多个体模拟的办法进行^[32].

参考文献:

- [1] 钱学森.系统科学、思维科学和人体科学[J].自然杂志,1981,4(1):3-9.
- [2] 钱学森.关于思维科学[M].上海:上海人民出版社,1986.
- [3] ABBOTT L F, REGEHR W G. Synaptic computation [J]. Nature, 2004, 431(7010): 796-803.
- [4] TRAPPENBERG T P. Fundamentals of Computational Neuroscience [M]. Oxford, UK: Oxford University Press, 2002.
- [5] TREISMAN A M, GELADE G A. Feature-integration theory of attention[J]. Cognitive Psychology, 1980, 12(1): 97-136.
- [6] CHEN L. Topological structure in visual perception [J]. Science, 1982, 218(4573): 699-700.
- [7] CHEN J W, LIU Y, CHEN Q H, et al. A neural network model for Chinese character perception[C]//Proceeding of the 5th International Conference on Natural Computation (ICNC'09). Washington: IEEE Computer Society, 2009: 319-323.
- [8] LIAW J S, BERGER T W. Dynamic synapse: A new concept of neural representation and computation[J]. Hippocampus, 1996, 6(6): 591-600.
- [9] LIU Yan, XIE Xiaping, FANG Fukang. Emergence mechanisms of brain functions from synaptic dynamics [C]//Proceeding of IITA 2008. Washington: IEEE Computer Society, 2008: 975-979.
- [10] CHEN Jiawei, LIU Yan, CHEN Qinghua, et al. A neural network model for concept formation [C]//The 4th International Conference on Natural Computation (ICNC 2008). Washington: IEEE Computer Society, 2008: 24-28.
- [11] NIEDER A, FREEDMAN D J, MILLER E K. Representation of the quantity of visual items in the primate prefrontal cortex [J]. Science, 2002, 297(5587): 1708-1711.
- [12] BRUNEL N, WNAG X J. Effects of neuromodulation in a cortical network model of object working memory dominated by recurrent inhibition[J]. Journal of Computational Neuroscience, 2001, 11: 63-85.
- [13] CUI Jiaxin, LIU Yan. The continuity between representations of small and large numbers: A neural model [J]. Journal of Computational Information Systems (in press).
- [14] KANDEL E R. The molecular biology of memory storage: A dialogue between genes and synapses[J]. Science, 2001, 294(5544): 1030-1038.
- [15] KANDEL E R. In Search of Memory: The Emergence of a New Science of Mind [M]. New York: W W Norton & Company, 2006.
- [16] BUTZ M, WORGOTTER F, VAN OUYEN A. Activity-dependent structural plasticity [J]. Brain Research Reviews, 2009, 60: 287-305.
- [17] HOFER S B, MRSIC-FLOGEL T D, BONHOEFFER T, et al. Experience leaves a lasting structural trace in cortical circuits [J]. Nature, 2009, 457(7227): 313-317.
- [18] DERKSEN M J, WARD N L, HARTLE K D, et al. MAP2 and synaptophysin protein expression following motor learning suggests dynamic regulation and distinct alterations coinciding with synaptogenesis[J]. Neurobiology of Learning and Memory, 2007, 87(3): 404-415.
- [19] ZUO Y, YANG G, KWON E, et al. Long-term sensory deprivation prevents dendritic spine loss in primary somatosensory cortex[J]. Nature, 2005, 436(7048): 261-265.
- [20] HOPFIELD J J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 1982, 79: 2554-2558.
- [21] O'REILLY R C. Biologically based computational models of high-level cognition [J]. Science, 2006, 314(5796): 90-94.
- [22] HAKEN H. Brain Dynamics: An Introduction to Models and Simulations[M]. 2nd ed. Berlin: Springer, 2008.
- [23] HOPFIELD J J, BRODY C D. What is a moment? Transient synchrony as a collective mechanism for spatiotemporal integration[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2001, 98: 1282-1287.
- [24] WANG X J. Toward a prefrontal microcircuit model for cognitive deficits in schizophrenia[J]. Pharmacops-

- ychiatry, 2006, 39 (Suppl 1): 80 - 87.
- [25] 方福康. 神经系统复杂性研究中的几个问题 [M]// 中国系统工程学会, 上海交通大学. 钱学森系统科学思想研究. 上海: 上海交通大学出版社, 2007 (1): 55 - 71.
- [26] 方福康. 神经系统中的涌现[J]. 系统工程理论与实践, 2008(增刊): 19 - 26.
- [27] HEBB D O. The Organization of Behavior [M]. New York: Wiley, 1949.
- [28] BIENENSTOCK E L, COOPER L, MUNRO P. Theory for the development of neuron selectivity: orientation specificity and binocular interaction in visual cortex[J]. The Journal of Neuroscience, 1982, 2(1): 32 - 48.
- [29] 方福康. 经济复杂性及一些相关的问题[J]. 科技导报, 2004(8): 7 - 11.
- [30] FANG F K, CHEN Q H. The J structure in economic evolving process[J]. Journal of Systems Science and Complexity, 2003, 16(3): 327 - 338.
- [31] HAKEN H. Principles of Brain Functioning: A Synergetic Approach to Brain Activity, Behavior and Cognition[M]. Berlin: Springer-Verlag, 1996.
- [32] KE J, HOLLAND J. Language origin from an emergentist perspective[J]. Applied Linguistics, 2006, 27(4): 691 - 716.

作者介绍

方福康 北京师范大学物理系. 早期从事理论物理学、原子核物理学等的教学和科学研究工作. 1978年, 作为文革结束后我国最早公派出国的进修人员, 赴比利时布鲁塞尔自由大学索尔维(Solvay)国际物理化学研究所学习, 师从诺贝尔奖获得者 I. 普里高津教授, 获得博士学位. 回国后创建了北京师范大学非平衡系统研究所, 担任北京师范大学物理学系教授, 博士生导师, 学科领域为理论物理、系统科学. 曾担任全国政协委员、国务院学位委员会委员、系统科学学科评议组召集人、世界银行教育贷款项目中方专家组组长、国家教委直属高校咨询委员会副主任, 北京师范大学党委书记、校长.

在 70 年代末 80 年代初将耗散结构理论引入到国内, 并与普里高津学派保持 20 多年的合作关系, 研究内容为复杂系统和非平衡相变, 包括非平衡相变的弛豫时间、Fokker-Planck 方程的李代数结构、核化的 Schlögl 模型、双稳系统分析等, 均为当时的前沿研究课题. 80 年代后期开始, 逐步将非平衡系统的研究扩展到社会经济、教育经济和生态资源环境等领域, 讨论这些系统中存在的复杂性和自组织. 主要工作包括经济波动和技术内生经济增长模型、复杂经济系统的演化分析、多部门经济增长模型、R & D 部门的最优投资、风险概念分析、经济系统对称性分析、人力资源和教育经济效益分析、金融发展与经济增长相互关系、人才流失、自然资源环境系统的突变机制和临界性分析等. 提出了 J 结构这一类经济系统的非均衡突变机制, 讨论了 S 形的燕尾突变结构在资源环境与生态系统中的作用. 目前的主要研究方向为学习与认知神经科学中的复杂性. 关注宏观学习过程和记忆的涌现机制, 尝试建立基于神经元群的动力学模型, 将高维系统投影到低维系统, 寻找系统演化的低维吸引子. 具体内容包括: 视知觉和听知觉神经过程中的涌现机制、SOM 神经网络发展及应用、长时记忆的神经机制、分子开关的双稳态结构、Hopfield 网络与联想记忆、概念形成的微观机制、神经突触传递过程中的信息量改变等.

在钱学森先生和全国系统科学界的支持下, 方福康教授于 1985 年在北京师范大学创办系统理论本科专业, 并逐步建设成由本科到博士和博士后的系统科学人才培养体系、第一个系统理论全国重点学科, 为中国系统科学学科的建设和发展做出了贡献.