

人工神经网络非线性动力学及应用*

徐健学 陈永红

蒋耀林

西安交通大学建筑工程与力学学院, 西安 710049 西安交通大学理学院, 西安 710049

摘要 综述神经网络系统非线性动力学行为及其与网络性能的联系和在科学和工程中的应用; 讨论了神经网络的权值动力学系统和状态动力学系统的动态过程, 神经网络的稳定性和鲁棒稳定性, 高阶关联网络的性能、张量描述、吸引性和复杂性, 神经网络设计和综合的分叉理论; 说明了神经网络动力学分析的意义和重要性

关键词 神经网络, 非线性动力学, 联想记忆, 稳定性, 分叉, 混沌, 模糊神经网络, 神经网络设计和综合

1 引言

科学和工程的广泛领域出于自身发展的需要, 对力图模拟人脑优异功能的人工神经网络表现了兴趣。生物、生理学科要了解人脑机制, 物理学科要研究热平衡原理, 数理学科为揭示和分析新的复杂非线性现象, 信息和工程界则为掌握信息与系统理论。1980 年由于人工智能和计算机科学出现了大量困难, 模拟人脑功能的神经网络的研究又重新蓬勃开展起来^[1-5]。

近十余年来, 人工智能虽有很大的进步, 然而在比拟人脑的联想、分类、演绎、自适应、专注等能力方面, 仍存在巨大困难, 并看不出短期会有突破^[1,3]。而神经网络则已在一些方面表现了潜在能力, 如通过网络的一个小部分展示完全复杂的信息联想能力; 以及由外界刺激的响应来学习、自组织地获取知识等, 促使开展神经网络的研究, 发展用于人工智能的认知模型。

计算机发展的需要也是神经网络研究的又一动力。传统的计算机虽然快到毫微秒, 但认知人脸孔的能力还不及一个小孩, 尽管人类视觉神经运算速度慢于毫秒, 人脑可以在几百个毫秒实现视觉辨识和语音识别^[2,3]。因此神经的联结模型、并行和分布式处理似乎是计算机进一步全新发展的唯一途径。

神经网络突出的特性是大规模的处理单元及其相互联结, 单元虽然简单, 由于非线性, 其集合行为可以十分复杂, 并有并行和分布处理能力。

从动力学观点看, 神经网络是一个超高维非线性动力学系统, 网络的主要功能, 前向网的学习功能和反馈网的联想记忆功能可由它的两个动力学子系统(状态动力学子系统和权值动力学子系统)实现。神经网络的记忆是动态的, 信息的重现是一个过程, 新的信息到来, 要修正连接强度产生新的稳定模式, 联想表现为网络演化到网络中一给定模式就产生了联想记忆。学

* 国家自然科学基金资助项目

收稿日期: 1996-07-22, 修回日期: 1997-11-12

习由动态地改变网络单元连接的权值来实现, 当权值达到体现特定要求后, 就转到网络的状态动力学过程。网络的自适应、自组织、概括等能力也都由上述两个动力学过程的耦合来实现。又由于网络分布式表示具有大量处理单元, 因而具有很强的鲁棒容错能力, 因为少量单元的损失不会破坏网络总的表现。

神经网络的这些优良功能由神经网络动力学演化来实现。由于神经网络这种动力学系统具有超高维和强非线性, 它的动力学特性具有高度复杂性, 由此而带来提供更佳性能的潜在可能性。例如近年来混沌神经网络可以实现更好的联想记忆。另一方面, 超高维和强非线性又对分析和掌握神经网络的机理和规律带来很大困难。当前, 神经网络已成为许多学科十分活跃的研究前沿, 并在模式识别、故障诊断、非线性分析与辨识、控制和计算机等领域得到广泛应用^[5-11]。

本文从动力学分析角度, 分别阐述神经网络的模型、学习、联想记忆、稳定性、分叉、混沌、模糊和随机神经网络、神经网络的设计和综合及神经网络的应用等九个问题。

2 模型

人工神经网络是基于大脑与行为的神经式模型。迄今为止, 人们提出的神经网络模型数量已相当可观, 但这些模型大都是对生物神经系统不同程度上的模拟, 其信息处理功能通常是由网络单元(神经元)的输入输出特性(激活特性)、网络的拓扑结构、连接权的大小和神经元的阈值所决定的。人工神经网络是由众多相互连接的形式简单的神经元按照一定的拓扑结构所组成的网络系统, 它的一个简明而非严格的定义是具有加权权值边的有向图, 该图可以通过调整边的权值储存模式和具有从不充分输入回忆出储存模式的能力。

按照神经元的不同特性可以将神经网络模型分成离散型和模拟型。由于目前常用的计算机具有二进制编码的特点, 因此离散型两状态网络更有利于计算机仿真实现, 并且某些两状态模型与统计力学中详尽讨论过的自旋玻璃有相似之处, 这也吸引了许多物理学家的兴趣^[12, 13]。如果从处理模糊信息、执行自适应功能的角度而言, 模拟型似乎更具有益处。近年来随着人们对神经网络研究的不断深入, 已有研究表明采用非单调激活函数可以提高网络的某些性能如容量增加等^[14, 15], 并且从实际应用出发, 也提出和讨论了多状态神经网络模型^[16]。

如果将神经网络看成一个高维动力学系统^[17], 现有神经动力学模型的讨论大都做了某些限制, 比如在权值固定神经元状态随时间变化行为即状态动力学

$$\frac{dx_i}{dt} = F_i(x, w_{i1}, w_{i2}, \dots) \quad x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \quad (1)$$

或在神经元状态固定下连接权值随时间变化行为即权值动力学

$$\frac{dw_{ij}}{dt} = G_{ij}(w, x) \quad (2)$$

动力学方程(1)和(2)分别表示了神经网络的记忆和学习过程, 它们都是人工神经网络具有智能性的关键功能。为了能较真实地反映生物神经系统的动力学行为, 联合处理方程(1)和(2)就构成一个高度复杂的神经动力学耦合系统, 对这个系统的任何解析解都是不可能的。方程(1)和(2)可以参照它们如下的离散形式采用计算机模拟求解

$$x_i(t+1) = x_i(t) + F_i(x(t), w_{i1}, w_{i2}, \dots) \quad (3)$$

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + G_{ij}(w(k), x) \quad (4)$$

这里时间步长取为 $\delta t=1$ 。第一个过程是记忆过程即快过程(用 t 表示), 第二个过程是学习过程即慢过程(用 k 表示)。对迭代得到的权值令其在(3)式中保持不变一直到过程(3)收敛于平稳态后再迭代(4)得 $w_{ij}(k+1)$, 然后再返回到(3)重复迭代。(3)和(4)有时也可看成是

离散型神经网络模型 一般地, 学习过程即权值动力学大都有某种性能指标如网络实际输出与期望输出之间的偏差朝梯度下降方向进行

通常, 网络状态动力学方程依赖于网络的具体拓扑结构, 具有这类型动力学意义的网络是 Hopfield 型、细胞神经网络模型和高阶关联联想记忆网络等 1984 年 Hopfield 提出的下列连续型神经网络^[18]

$$C \frac{dx_i(t)}{dt} = - \frac{x_i(t)}{R_i} + \sum_{j=1}^n w_{ij} f(x_j(t)) + I_i \quad (5a)$$

也有各种变形的 Hopfield 网络, 例如形式为

$$\frac{dx_i(t)}{dt} = - A_i x_i(t) + B_i f_i \left(\sum_{j=1}^n w_{ij} x_j(t) + I_i \right) \quad (5b)$$

的模型, 都可称之为 Hopfield 型网络 1988 年蔡少堂 (L. O. Chua) 等人提出了基于细胞的“局域性”和“空间不变性”的细胞神经网络模型^[19,20]

$$C \frac{du_{xij}(t)}{dt} = - \frac{1}{R_x} u_{xij}(t) + \frac{1}{2} \sum_{C(k,l) \in N_r(i,j)} A(i,j,k,l) (|u_{xkl}(t) + 1| - |u_{xkl}(t) - 1|) + \sum_{C(k,l) \in N_r(i,j)} B(i,j,k,l) u_{xkl}(t) + I \quad (6)$$

这里 $N_r(i, j)$ 是规模为 $M \times N$ 网络中细胞 $C(i, j)$ 的 r -邻域, 即 $\{C(k, l) | \max\{|k-i|, |l-j|\} \leq r, 1 \leq k \leq M, 1 \leq l \leq N\}$, $u_{xij} = E_{ij}$ 是输入方程, I 是一个独立的电流源 细胞神经网络比 Hopfield 网络更易电路实现, 这由于它的连接方式是局域性的, 而 Hopfield 网络是全互连的 虽然这两类方程都是由电路理论导出的, 但从方程角度来看, Hopfield 是光滑动力系统, 而细胞神经网络却是非光滑的, 因为方程 (6) 的右端不可微 它们都具有十分丰富的动力学行为, 如分叉、混沌等现象, 尤其是细胞神经网络模型, 还会出现类似于著名蔡电路中的双钩 (double hook) 奇怪吸引子^[21] 这两类网络都有广泛的应用领域, 例如模式识别、故障诊断、信号与图象处理等

一般的神经网络模型仅考虑神经元通过一个连接权从别的神经元接受输入的情况, 而实际的生物神经元可以通过一个连接权同时从多个神经元接受输入, 这就对应于高阶连接的情况 在数学上高阶连接须用张量表示, 这类网络有时又成为张量模型^[22,23] 将高阶连接的概念运用于 Hopfield 型网络, 可以增加网络的容量, 形成高阶关联联想记忆网络 无论 Hopfield 型网络还是细胞神经网络或高阶关联联想记忆网络都有对应的离散模型, 它们都具有特别的意义, 可参见文献 [24~ 26]

3 学 习

神经网络在智能方面优于传统计算机的关键之一就在于它具有很强的学习能力, 而学习是人类大脑的特性之一

学习算法 (2) 式是神经网络的核心问题之一, 通常它也是一个强非线性系统^[27], 学习功能反映在神经网络模型中, 就是突触连接权值 w_{ij} 可以按有教师或无教师方式随时间改变 正是这种权值的可塑性, 使得神经网络可以适应不同信息处理的需要

目前常用的有教师学习规则是纠错规则^[28,29], 其基本思想是利用单元希望输出与实际输出之间的偏差作为连接权调整的信号, 学习目的是最终减少这种偏差 一般地, 多层前向网络模型如 BP 网和感知机等, 常用这种学习规则, 但目前也有研究将其推广用于反馈网络模型中, 比如上节所讨论的可以联合处理系统 (1) 和 (2) 等

无教师学习规则中权值的改变主要依赖于神经网络可用的局部信息 这类局部信息有两种

基本类型^[30]：突触信息和神经元信号信息。当前的权值强度 w_{ij} 是局部信息的第一个类型。如第 i 个神经元的激活度用一个实值势函数 $x_i(t)$ 表示，该神经元可将之转换成有一个有界信号 $s_i = s_i(x_i)$ 。通常 s_i 取为上节中的单调增 S 型函数。这个 s_i 是局部信息的第二个类型。如果将 1949 年 Hebb 提出的学习规则，即当两个细胞（神经元）同时兴奋时，它们之间的连接强度应该增强，写成动力学系统形式

$$\frac{dw_{ij}}{dt} = -w_{ij} + s_i(x_i)s_j(y_j) \quad (7)$$

就可以研究其动态演化过程，这里 $s_j(y_j)$ 是第 j 个神经元的有界信号，(7) 式又称为信号 Hebb 规则。更一般的 Hebb 型学习规则就是所谓的微分 Hebb 规则，即

$$\frac{dw_{ij}}{dt} = -w_{ij} + s_i(x_i)s_j(y_j) + \frac{ds_i(x_i)}{dt} \frac{ds_j(y_j)}{dt} \quad (8)$$

无教师学习规则中另一著名的学习算法就是竞争型学习。所谓竞争型学习^[31]，就是网络的某单元群体中所有单元相互竞争对外界刺激模式响应的权力，竞争取胜单元的连接权变化向着对这一刺激模式响应有利的方向变化。可以说，竞争取胜单元抑制了竞争失败单元对刺激模式的响应，使网络具有能够有选择地接收不同外界刺激模式的特性，从而可以提供基于检测空间活动规律的模式性能分类的描述。如果也将其写成动力学系统形式，就成为

$$\frac{dw_{ij}}{dt} = s_j(y_j)[s_i(x_i) - w_{ij}] \quad (9)$$

实际应用中， s_i 通常取 (0, 1) 型阈值函数，这样 w_{ij} 仅当第 j 神经元竞争取胜时才学习。其它象 Grossberg 的自适应共振 (ART) 和 Kohonen 的自组织特征映射等都采用无教师学习规则。

由上节知式 (1) 和 (2) 表示的记忆快过程和学习慢过程中状态和权值是相互耦合的。应用中，由于连接权值在快过程中变化非常缓慢，可以将快过程看作是一个自治动力系统，慢过程只是一个外加的对权值系统调整的过程，权值是动力学参数而不是动力学变量。这种研究方法非常适合于反馈网络模型，也减少了 (1) 和 (2) 系统耦合所带来的极端复杂性。事实上，计算机模拟算法 (3) 和 (4) 就是基于这种思想。

4 神经网络的联想记忆

人工神经网络优于传统人工智能的一个显著标志是它具有良好的联想记忆性能，即以信息的一种表示获得另一种表示，从部分信息恢复出整体信息。衡量一个网络联想记忆性能能优劣一般有三个标准：一是储存容量，即能够同时稳定在网络中的记忆模式的最大数目；二是容错性，即每个记忆模式都应有足够大的吸引域；三是网络对于信息噪声的存在和对神经元或突触损害的鲁棒性。由于前向网络的联想记忆性能非常差^[32]，因此关于神经网络联想记忆的讨论一般都是针对反馈型网络模型。

4.1 网络的储存容量

神经网络储存容量的大小与神经网络的连接权重的确定方式以及储存的记忆模式之间的相关程度有很大关系^[32]。McEliece 等人^[33]针对 Hebb 规则作用下的 Hopfield 型网络证明了当储存记忆模式近似正交（模式的分量取 +1 和 -1 的概率为 50%，即记忆模式随机选取）时，网络的绝对容量是 $\frac{n}{2 \log n}$ ，相对容量为 $\frac{n}{4 \log n}$ ，显然实际应用中记忆模式不会近似正交，而有很强的相关性，由于相关性，记忆模式在状态空间不是准均匀分布，而是集中于某些区域，这将降低储存容量。为了提高网络容量，后来提出很多方法，如 Geva 和 Sitte^[34]用伪逆及乘方形式的学习规则；Amari 等人^[35]的稀疏编码联想记忆；Pao Yoh-Han^[36]的函数型连接；Lee 等人^[37, 38]的高阶

关联联想记忆等

网络的储存容量实际上与网络的吸引子紧密相关,但网络的吸引子并非都是网络期望出现的记忆模式,当输入网络的初始状态与网络存储的两个记忆模式都比较接近时(初始状态与两模式重叠都比较多),由于神经元之间的协作,有可能产生一个介于两个模式之间的一个稳定状态,这一状态并非网络所期望产生的,故称之为伪记忆模式(spurious memory)。神经元之间的高阶关联连接不仅可以提高容量且有利于消除伪记忆模式。另外近两年Morita等人^[14, 15, 39]研究了具有非单调S形激活特性的神经网络联想记忆,认为采用非单调S形激活函数不仅可以使网络的绝对容量达 $0.4n$,并且消除了伪记忆模式

4.2 网络的容错性和鲁棒性

神经网络良好的容错性保证网络将不完整的、污损的、畸变的输入样本恢复成完整的原型。容错性的研究归结于神经网络动力系统记忆模式吸引域的大小。吸引域越大,网络从部分信息恢复全部信息的能力越大,表明网络的容错性越大。

神经网络的高度鲁棒性使得网络中的神经元或突触遭到破坏时网络仍然具有学习和记忆能力,从而使网络表现出高度的自组织性。但是由于神经元数目之众,突触连接数量之巨大给神经网络的这种鲁棒分析带来困难,但是这种分析对神经网络性能的了解都是非常有意义的。另外研究表明^[40, 41],如果记忆模式的吸引域比较“规则”,网络抵抗噪声干扰或自身损害的能力越强,即鲁棒性越好。

由此可见,网络的容错性和鲁棒性最终可归结于网络动力学吸引域的大小和性态。在一般的动力系统中,吸引子的吸引域通常由鞍点(或鞍结点、鞍焦点)的稳定流形划分,这一般适用于比较低维的系统^[42, 43]。由于神经网络系统的超高维特性,要全部描述 n 维空间的吸引域性态是极其困难的,实际上也是不可能的。因此目前关于神经网络的吸引域,讨论得最多的是两状态模型,因为两状态模型也是解决神经网络动力系统超高维问题的一个折中办法,并且在这种网络中,可以用Hamming距离来度量任意两个状态向量的距离,虽然这种度量单位并非是最好的,因为仅用Hamming距离不能区分状态空间的不同方向,并且由Hamming距离产生的Hamming球也不是吸引域的最佳描述,因为从平面上看,用圆总是不如用三角形或矩形能更好地填充一块区域,球体很难填满整个状态空间。但是目前尚未找到一种更好的度量方法。一般地,考察这种神经网络模型的吸引域通常都是用统计的方法得到某个Hamming距离的吸引状态的百分数(某Hamming距离下的所有状态数目 Q 除其中吸引到的吸引子数目 P ,即 P/Q)^[35, 44]。显然这种方法非常粗略,甚至根本无法看到吸引域是否规则。Keeler^[41]给出了一种比较直观的几何描述,用穿过状态空间的二维切片作为吸引域的截面,如果截面图上空洞、间隙较多,表明吸引域不够“规则”,对联想记忆不利。这种描述方法虽然直观,也只能反映两个方向的信息,虽然后来Perry^[45]用灰度对其作了改进,仍未反映出全局状态。我们提出一种扇形域方法^[46],虽然能全面反映吸引域图景,但计算量太大。另外胞映射是非线性动力系统全局分析的一种有效方法,我们基于胞映射的思想,提出分类映射等概念,建立了一种全局分析的数值方法,可以得到网络的全部吸引子和吸引域。我们给出了高阶关联网络联想记忆的一些结果^[47]。解析方面,Cottrell^[48]针对两状态Hopfield型神经网络,给出了一套关于稳定性和吸引性的概念系统,得到了具有最优吸引域的连接矩阵形式以及该形式下吸引性的充分条件,这是目前比较好的结果。以后张百灵等^[49, 50]将其推广到双向联想记忆网络。我们针对高阶关联网络^[51],得到了高阶规则下网络稳定性和吸引性的充分条件,并用张量分析法推导了高阶伪逆规则的形式,以及该形式下网络稳定性和吸引性的充分条件。

需要说明的是,上述关于神经网络联想记忆的讨论仅仅利用了网络动力学的收敛特性,即

网络的吸引子仅是稳定平衡点。实际上,在神经网络动力学中,除了平衡点外,还有极限环或环面等振荡形式的吸引子。无论 Freeman 等人^[52]对兔子嗅球的实验还是 Gray 等人^[53]对猫视觉皮层的实验,结果都表明了大脑皮层中谐波振荡状态的客观存在,并且从实用角度而言,振荡型吸引子用于随时间变化的一系列模式的识别具有优越性。因此分析神经网络的振荡行为,并为实际需要所用,也是神经网络动力学的一个研究方向。

5 神经网络的稳定性

一个神经网络总是要执行某些计算任务,如识别、联想、优化等,计算结果实际上就是网络动力学的稳定态,因此稳定性问题是神经网络首先要面对的问题。前向网络中关键问题是学习,系统的稳定性取决于学习过程的收敛与否;反馈网络的运行过程就是系统的回忆过程,系统稳定性是其关键问题。只有当人们对某一非线性系统的稳定性了解比较充分时,系统的许多良好性质才能被人们逐渐掌握。好的稳定性条件应当包括对系统的约束少和条件容易验证等。Hopfield 当初提出现在以他名字命名的网络模型时,除了该模型极易电路实现外,还因为引入了计算能量函数作为稳定性判据,使得人们重新认识到神经网络的巨大计算能力,这些结果对 80 年代神经网络研究高潮的出现起到了积极推动作用,虽然后来发现其数学理论欠严谨。一般情况下能量函数可以作为 Liapunov 函数,但有时并不是这样^[54]。一旦寻找到所研究系统的 Liapunov 函数,系统的运动稳定性就可以解决,这就是著名的 V 函数法。

稳定性的种类很多,根据系统的不同性能要求可以讨论一种或几种稳定性条件。针对神经网络这一超高维非线性动力学系统,一般有解或过程的收敛性(某些场合也称完全稳定性)、Liapunov 意义下运动稳定性和系统的鲁棒稳定性等。早期的一些稳定性结果都是关于具有对称权值神经网络系统的,比如离散型、连续型 Hopfield 网络和细胞神经网络等^[19,20,55]。目前关于神经网络稳定性的研究大都取消了对称的限制。从生物大脑神经系统的角度出发这个限制是完全没有必要的。一般来说非对称网络的稳定性研究较对称情况困难。此时网络的动力学行为比较复杂,如可能出现周期振荡(极限环)或参数微小变化导致某一平衡点分叉出周期解等。如果所研究的网络系统在形式上与标准的非线性动力系统相类似,关于其平衡点(渐进)稳定性的条件可参照现有一些稳定性方法确定,如 V 函数法和局部线性化方法等^[56,57]。

鉴于许多用途各异的神经网络模型在形式上与标准的动力系统有一定差距,这些网络的稳定性问题一般都采取特殊的处理手段来对待,如前面所说,连续时间细胞神经网络就是一个非光滑的常微分方程系统。对这类网络就某些具体非对称“模板”(template)类,可以研究其完全稳定性问题^[58~60]。由于目前尚未出现关于神经网络系统的统一模型,关于网络稳定性研究不仅没有统一的方法可循,而且许多研究结果也时常具有交叉和重复的内容。值得强调的是,众多的神经网络稳定性结果大都是些充分条件,仅有的 Hopfield 型网络中几个充分必要条件是针对某些特殊权值矩阵类的,如对称矩阵类^[61]或 Z -矩阵类^[62](即非对角元非负的矩阵)得到的,并且也很少涉及吸引域问题,如果对某些神经网络能得到系统稳定的充分必要条件,那无疑会加深人们对网络性能的认识和理解。

另一个重要的方面,就是时滞对系统行为的影响。我们知道在高等动物神经系统中突触传递一般是通过称为神经介质或递质的特殊化学物质释放、扩散来完成的,大约需要 $0.5 \sim 1 \text{ms}$ ^[63]。反映在模型方程中就是时滞量。时滞量对系统的动力学行为如稳定性和分叉等影响很大,有时无论时滞量是多小都会引起系统的失稳等^[64,65]。目前对时滞动力学深层上的认识还十分薄弱。通常的 Liapunov 渐近稳定使得系统轨线从初态到平衡点的时间是无限长,这实际上是由系统状态方程满足所谓 Lipschitz 条件决定的(该条件保证系统解的存在性和唯一性)。既然

人们有时想构造一个神经网络来实现某一特定任务如模式识别等,就可不必遵守这个原则 Zak 引入终端吸引子 (terminal attractor) 的概念^[66, 67], 他构造的系统有意破坏 Lipschitz 条件使得解轨线可以相交, 这样系统由初态到平衡态的时间就可以是有限长 这种方法同样可用于神经网络学习时间过长的问题和基于终端吸引子的终端混沌 (terminal chaos)^[68, 69]的动态信息处理过程等 终端混沌的概念是比较简单和朴素的, 这方面还需要做大量工作, 遗憾的是这些概念提出已有一段时间, 但研究成果并不很多.

在神经网络中, 虽然在有的神经网络模型中也考虑了干扰信号的影响, 却很少有人提到“网络系统的鲁棒稳定性”这个术语, 所谓网络系统的鲁棒稳定性即在指定网络系统的“邻近”系统中, 某些动力学行为如平衡稳定性的保持问题 现已有结果表明^[70~74], 在某些网络系统中可以得到鲁棒稳定性条件 如何尽可能提高系统鲁棒稳定性的界是一个具有挑战性的问题 在神经网络中, 人们也常提到系统鲁棒性的概念, 这是指神经网络是一个巨系统, 网络中个别神经元和连接权受损并不影响网络的整体行为, 如学习和联想记忆等功能 这实际上也是一个受扰系统, 只是欲保持的功能不同而已 毫无疑问, 如何定量地研究“受扰”神经网络与名义系统之间在某些指标上(动力学或非动力学)的差异程度, 如容量大小、学习速度和吸引域, 即网络的容错性等, 具有重要的应用价值

6 神经网络的分叉问题

分叉问题研究的是非线性动力系统在参数变化下, 动力学定性性质是否发生改变, 即结构不稳定性问题 人工神经网络是根据实际需要, 模拟生物神经网络的信息处理机制, 人为设计和综合出的模拟系统 设计中确定的突触连接权重、外部输入、神经元的阈值及时延常数等参数都有可能存在误差, 这些误差对神经网络系统的动力学性质可能产生定性的影响, 因此研究神经网络系统的分叉问题是非常有意义的 如果说结构稳定性研究的是邻近动力系统与原动力系统动力学性质的保持问题, 则分叉研究的就是邻近动力系统与原动力系统动力学性质怎样发生改变和改变的条件

神经网络是一个典型的强非线性动力系统, 一般地, 非线性动力系统通常可以呈现出四种行为: 平衡点、周期运动、准周期运动和混沌 当系统的参数发生变化时, 相当于系统受到“扰动”变为“邻近”的动力系统, 系统的定性行为发生变化(如由周期运动变为非周期运动), 这就意味着系统发生分叉 通过对动力系统分叉行为的分析, 可以了解到系统复杂行为产生的过程, 同时发现新的复杂现象, 并由此来控制系统的动力学行为

由于神经网络动力系统的维数极高, 其分叉问题的研究无论是解析分析还是数值分析都非常困难 目前的分析多是取几个或几十个神经元的网络, 画出分叉参数图, 找到系统的分叉特性^[75, 76], 从实用角度而言, 这种对有限几个神经元的分析似乎没有什么价值, 但是仍有一定的物理意义

另外, 1972 年 Wilson 和 Cowan 提出一种模型^[77], 把网络中的神经群体分成兴奋子群体和抑制子群体, 用各子群体的平均活性来代替整个子群体的形态, 这样整个系统可以由两个非线性常微分方程描述:

$$\left. \begin{aligned} \frac{dE}{dt} &= -E + (\kappa - r_e E) S_e(C_1 E - C_2 I + P) \\ \frac{dI}{dt} &= -I + (\kappa - r_i I) S_i(C_3 E - C_4 I + Q) \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

其中 $E(t)$ 和 $I(t)$ 分别为兴奋子群体和抑制子群体的平均活性, P 和 Q 是外界对兴奋子群体

和抑制子群体的输入, C_1, C_2, C_3, C_4 是两个子群体之间的连接强度, K_e, K_i 和 r_e, r_i 为常数, 函数 $S(x)$ 取下列形式:

$$S(x) = \frac{1}{1 + \exp(-b(x - \theta))} - \frac{1}{1 + \exp(b\theta)} \quad (11)$$

这种神经网络模型实际上是一个二维动力系统 Borisjuk 和 Kirillov^[78]对这种模型的分叉问题作了比较细致的分析, 发现系统分叉到两吸引子(平衡点和极限环)共存. 对神经网络这种超高维动力系统, 多吸引子共存应该是很自然的事. 实际上正是由于多吸引子共存的特性才使得神经网络具有较高的储存容量.

另外, Baird^[79]基于对下面的奇对称四阶关联网

$$\dot{x}_i = -\tau x_i + \sum_j T_{ij} x_j + \sum_{j,k,l} T_{ijkl} x_j x_k x_l \quad (12)$$

分叉行为的分析, 提出了用分叉理论的规范形方程设计和综合这种网络模型的方法. 同时再通过多级分叉的分析^[80, 81], 可以发现该网络更为复杂的动力学行为: 环面运动和混沌, 以及通向混沌的道路.

最后, 值得一提的是德国的 Nossek 研究小组通过对具有两、三个细胞的细胞神经网络进行了一系列数值和解析的分叉分析^[82, 83], 发现该网络可以呈现出甚至比“蔡电路”更加复杂的动力学行为.

7 神经网络的混沌行为

混沌是非线性动力系统所特有的现象. 自从 1963 年美国气象学家 Lorenz 第一次发现混沌, 目前混沌的研究已遍及自然科学的各个领域^[84]. 在脑神经系统中, 从微观的神经元、神经网络到宏观的脑电波 (EEG) 及脑磁波 (MEG), 理论与实验两方面都发现了混沌的存在^[85-87]. 在人工神经网络的研究中, 不仅发现了混沌现象, 而且试图通过混沌在人脑中作用的研究, 揭示神经网络信息处理的机制. 这种在更高层次上体现人脑智能行为的复杂特性蕴藏着神经网络的更大潜能.

关于混沌在人脑中到底起什么作用, 不同的研究者有不同的结论. Babloyantz 等人^[88, 89]分析了人在不同精神状态下脑电波的低维混沌, 认为混沌可以提高脑的共振容量而对外界刺激产生非常丰富的响应; Nicolis^[90]考虑丘脑皮层的相互作用, 认为混沌是自参考逻辑发生器. 这种“自参考”性质是通用计算(如图灵机)的基础; Amit^[91]认识到混沌不仅不会妨碍新模式的学习, 而且若没有混沌可能只加深以前学习过的模式而不去记忆新模式; Tauda^[92]证明一个由低维混沌动力学组成的混沌神经网络具有很强的从外界有效传递信息的能力, 特别是对随时间变化的外部输入信息. 近年来关于非线性神经网络的研究表明, 混沌被看作是一个“我不知道”(I don't know)状态^[93-96]. Parisi^[87]提出一个思想来区分任意一个非对称神经网络是处于正确回忆状态还是处于迷惑状态, 他认为不依赖于时间的状态就是可以接受的回忆状态, 而依赖于时间的混沌就是迷惑状态; Yao & Freeman^[94]考察兔子嗅觉系统, 把气味编码成嗅觉势能的周期(或近周期)活性, 如果兔子闻到了一种新的气味, 嗅球活性会变成低维(至少 4 维)混沌的, 就好象它是一个新颖滤波器, 或换句话说就是“I don't know”状态, Freeman 还提出了混沌的一种重要作用, 认为如果没有混沌, 动物就不会记住新气味. 因此, 从这些研究来看, 混沌对人脑是有益的, 并且正常人的脑电波应该是混沌的, 这样人才能适应万变的环境, 才能与自然界产生共鸣, 当然从另一方面而言, 混沌有使轨道发散的性质, 有其不利的一面, 有时应该避免. 避免混沌是混沌研究的一个目的, 而更重要的一个目的, 应该是如何利用混沌的特有性质, 给人类带来科学技术的进步.

实际上,在混沌神经网络的研究中,人们已经试图利用混沌来实现某种功能 Ikeguchi 等人^[97]尝试着用合原一幸等人提出的混沌神经网络^[98]作联想记忆,他们用—个混沌神经元组成—个具有两种内部状态的神经网络 该网络最大Ljapunov 指数是0.098,由Kaplan 和Yorke 的计算公式得到相应的Hausdorff 维数是14.23 将三个相互正交的模式储存在这种网络中,最后网络呈现出阵发式的回忆 Parodi 等人^[99]利用混沌的伪随机行为产生对应于确定性输入模式的噪声模式来实现信息编码 Nara 等人^[100]利用非对称递归神经网络的复杂动力学进行复杂模式的搜寻,证明这种基于活化状态空间中复杂的混沌轨道的搜寻比随机搜寻更有效,并且混沌轨道的动态结构对搜寻行为的有效性影响很大 Yoshizawa^[141]对非单调激活特性的神经网络的研究表明,可以利用混沌来消除网络的伪记忆态,当网络不能回忆起正确的记忆时,表现出—种混沌行为,而不会给出伪记忆结果 另外混沌有对微小差别的初值的放大功能,因此可将微观空间分散记忆的信息利用混沌加以放大、分离,然后在宏观级上进行读取

关于神经网络系统混沌产生的途径,目前已经发现了倍周期分叉、同宿、异宿轨产生混沌^[75, 76, 95, 82, 83],另外Ruelle-Takens-Newhouse 道路也是神经网络系统产生混沌的通常途径^[94, 101].

8 模糊神经网络与随机神经网络模型

8.1 模糊神经网络

在真实生活中人们越来越多地遇到不确定或模糊事物的处理,模糊逻辑模拟人类的思维和认知过程,神经网络模拟了人类的学习和自适应特性,因此模糊逻辑与神经网络融合产生的模糊神经网络技术必将给人类带来最大的收益

早在60年代就有人做过模糊神经网络方面的研究^[102],但引起广泛关注还是近十年的事,这主要是因为模糊逻辑理论日趋成熟,神经网络的研究也取得了突破性进展,使得模糊神经网络的研究产生了新的生命力

模糊神经网络的研究大致可分为两种类型:(1)将标准的神经网络结构、模型和学习算法模糊化;(2)把神经网络用作设计模糊逻辑系统的工具

将标准的神经网络模糊化与数学研究领域有相似之处,目前模糊分析、模糊拓扑、模糊图论和模糊回归分析都已成为独立的数学分支 Pal 和Mitra^[103, 104]提出了一种构造模糊神经网络分类器的方法,将模糊的概念结合于多层感知机(MLP)的各层之中,它的输入是具有语义性质的隶属度,输出也是模糊集的隶属度,故既可以处理语义形式的输入,又可适应在分类上具有模糊性质的数据,其输出不再是单一的分类结果,而是各类隶属度,这种方法在语音识别中取得了较好的效果 Carpenter, Grossberg 和 Rosen 提出了模糊自适应共振(ART)模型^[105],用模糊集理论中的 $M \cap ()$ 运算代替ART中的 $\cap ()$ 运算,补码归—化方法使得模糊集理论中的 $M \cap ()$ 运算和 $MAX ()$ 运算起互补作用 Huang 等人^[106]研究了模糊ART网络的一些重要特性,有助于了解模糊ART的工作机理 多层感知机包含加法、乘法和Sigmoid函数这三种运算 Ishibuchi 等人^[107]认识到,模糊数 α 水平集的这三种运算与模糊数这三种运算的 α 水平集是一致的,从而将训练MLP的BP算法推广到区间数据,使得在设计MLP时既能利用数值数据,又能利用以模糊IF-THEN规则表达的专家知识 训练MLP的BP算法存在学习速度慢的缺点,为了加快学习速度,改善学习算法的性能,可以对网络的学习性能进行分析,利用获取的适当启发式来控制学习算法 在学习算法中引入模糊控制技术,就能动态地调整网络的学习过程,使传统的静态学习算法动态化 如Arabshahi 等^[108]给出了BP算法的模糊控制技术,其中调节学习速率 η 的启发式知识被融入—简单的模糊控制系统,给出的自动细调学习速

率取决于误差表面形状, 利用这个直接的模糊控制器, 可以减少学习时间和稳态误差; 而 Choi 等人^[109]介绍了一种更好的利用启发式知识的模糊逻辑控制器来调整传统神经网络的训练参数, 且将注意力集中在 ART 和 BP 的学习参数的控制中

按传统的模糊逻辑系统设计方法, 模糊 IF-THEN 规则由人类专家提供, 因此没有学习能力, 神经网络的引入弥补了这一缺点, 不但能从数据训练样本中抽取规则, 还能利用这些数据对规则进行细调, Kosko^[30]提出在输入输出乘积空间中对训练数据进行聚类, 以获得模糊规则 Wang^[110]提出一种前向一次通过数据的非迭代方法从训练数据中提取模糊规则, 再与人类专家提供的模糊规则组成完整的规则库的模糊逻辑系统设计方法 Kawamura^[111]提出一种模糊神经协作系统模型, 这个模型中有一个神经网络, 其结构与模糊模型相对应, 利用这个模糊模型将专家知识转换到神经网络中, 然后用于目标系统, 在运行中利用数据进行学习, 以提高准确性, 学习后又可将神经网络转换到模糊模型, 从而帮助解释神经网络中所存储的知识 Werbos^[112]提出了一种融模糊逻辑和神经网络于一体的弹性模糊逻辑技术 Keller 等人^[113]提出了一种实现模糊逻辑的神经网络结构, 并给出了网络的三种变形 Jang 和 Sun^[114]还分析了径向基函数网络与模糊逻辑系统的等价性 总之, 在设计模糊系统时引入神经网络技术, 主要是综合前者的表达能力和後者的学习能力

8.2 随机神经网络

在组合优化中, Hopfield 网络是利用计算能量函数的极小值得到问题的满意解的, 但往往由于陷于局部极小而无法到达全局最小, 从而得不到全局最优解 为了避免陷于局部极小, Kirpatrick 等人^[115]将模拟退火算法引入, 另辟了求解组合优化问题的新途径 模拟退火算法是基于 Monte Carlo 迭代求解法的一种启发式随机搜索算法, Hinton 等人^[116]提出 Boltzmann 机模型和 Szepesvári^[117]提出的 Cauchy 机模型都属于寻求全局最小的模拟退火法

Boltzmann 机模型的拓扑结构、连接权和能量函数等方面, 都和 Hopfield 模型类似, 但在 Boltzmann 机模型中, 神经元的二进制输出要根据概率统计法则来取值 由于这种概率统计法则表达形式与 Boltzmann 分布类似, 故有此名 此外, Boltzmann 机还允许含有隐单元来捕获学习中的高阶规则 有关 Boltzmann 机的研究十分广泛, Derthick^[118]提出 Boltzmann 机的几种变形; Lutterell^[119]曾分析过 Boltzmann 机与马尔可夫随机场的关系; Sejnowski^[120]还提出了高阶 Boltzmann 机的网络模型, 最近 Zemel 等人^[121]将随机方向单元引入高阶 Boltzmann 机的网络模型, 使其可以引导方向

Cauchy 机与 Boltzmann 机的网络拓扑结构相同, 其差别在于网络上热平衡分布为 Cauchy 分布而不是 Boltzmann 分布, 此外 Cauchy 机考察多个单元同时的偶然多重跃变 (multiple flips) 来加速模拟退火

模拟退火算法具有通用性质和解的质量高两个优点 其缺点是学习过程时间较长, 且每次都要采用“模拟退火”技术, 计算工作量较大

9 神经网络的设计与综合

神经网络动力学理论的研究可以概括为正、反两个方面, 正问题是指神经网络的动态行为的分析, 反问题是指神经网络的设计和综合 神经网络的分析是设计和综合的基础, 神经网络的设计和综合是分析的目的 神经网络的真正应用有赖于其设计、综合和实现

从动力学的角度而言, 神经网络的设计与综合就是给出一种方法, 使得给定的期望记忆样本成为网络的吸引子 (一般为网络的稳定平衡点). 同时为了使所设计的网络具有良好的容错性

和鲁棒性, 要求每个期望记忆模式具有较好的吸引性, 网络的伪记忆模式个数及其吸引域尽量最小

在设计与综合方面研究最多的神经网络模型是Hopfield型网络。如果选定了网络模型, 设计的关键将集中在突触连接的确定上, 因此网络的设计问题实际上归结于学习规则的研究。基于常用的Hebb学习规则, 产生了外积法(Outer Product Method)^[181], 即突触连接矩阵 $T = \Sigma \Sigma^T$, 其中 Σ 是以期望记忆模式 V^i ($i = 1, 2, \dots, m$) 为列构成的矩阵。用外积法设计的网络不能保证期望记忆模式都是网络稳定平衡态, 只有当原型模式相互正交时才能保证, 且储存容量只有 $0.15n$, 同时要求内部连接矩阵对称, 这将导致实现上的困难。Personnaz等人^[122]提出的投影学习规则是一种优于外积法的设计方法: $T = \Sigma \Sigma^+$, 其中 Σ^+ 代表矩阵 Σ 的伪逆, 当原型样本相互独立时有 $\Sigma^+ = (\Sigma^T \Sigma)^{-1} \Sigma^T$, 用投影学习规则设计的网络可以保证原型样本的稳定性, 但同样不能保证其吸引性, 网络容量接近于 $0.5n$, 连接矩阵也呈现对称形式。另外, Michel等人^[123, 124]又提出了优于上述两种设计方法的特征结构法(eigenstructure method), 首先由期望记忆模式 V^i ($i = 1, 2, \dots, m$) 产生矩阵 \bar{Y} , $\bar{Y} = [V^1 - V^m, \dots, V^{m-1} - V^m]$, 然后对 \bar{Y} 做奇异值分解, $\bar{Y} = U \Sigma W^T$, 其中 U, W 为酉矩阵, Σ 是由 \bar{Y} 的奇异值组成的对角阵, 令 $U = [u_1, \dots, u_n]$, $\bar{Y} = [y_1, \dots, y_{m-1}]$, k 表示由 y_1, \dots, y_{m-1} 张成的线性空间 L 的维数, 则 $\{u_1, \dots, u_k\}$ 是 L 的正交基, $\{u_{k+1}, \dots, u_n\}$ 是 L 的正交补空间 L^\perp 的正交基, 则连接矩阵 $T = T^+ - \tau T^-$, 其中 $T^+ = \sum_{i=1}^k u_i u_i^T$, $T^- = \sum_{i=k+1}^n u_i u_i^T$, τ, R 为一参数。用特征结构法设计的网络可以保证原型样本的渐进稳定性, 网络容量可超过 n , 但是连接矩阵也呈对称结构。因此Michel与Farrall^[125, 126]又提出了非对称连接网络的设计与综合方法。

除了上述关于Hopfield型网络的设计与综合方法的研究外, 其它一些反馈型网络模型, 如高阶关联网络、双向联想记忆、细胞神经网络等也有相应的设计与综合方法, 但与Hopfield型神经网络的设计与综合有许多相似之处, 下面仅对一种高阶关联网络的分叉理论设计方法作较为详细的介绍。

下列形式的四阶关联神经网络模型可以看作高阶Hopfield模型关于三阶线性耦合的特例:

$$\dot{x}_i = -\tau x_i + \sum_j T_{ij} x_j + \sum_{j,k,l} T_{ijkl} x_j x_k x_l + b_i \quad (13)$$

其中外部输入 b_i 仅影响系统解的绝对位置, 而不影响相对位置, 故可置为 0。

可以证明^[79, 81], 期望储存静态、动态记忆模式的神经网络(13)可以用下面的叉形分叉的规范形(14)和Hopf分叉的规范形方程(15)来设计。

$$\dot{v}_s = u_s v_s + v_s \sum_j a_{sj} v_j^2 \quad s = 1, \dots, m \quad (14)$$

$$\begin{cases} \dot{r}_s = u_s r_s + r_s \sum_j a_{sj} r_j^2 \\ \dot{\phi}_s = \omega \end{cases} \quad s = 1, \dots, m/2 \quad (15)$$

如果考虑期望记忆模式个数 m 与网络中神经元个数 n 不相等, 且不限定规范形系数矩阵的形式, 我们证明了^[81]学习规则为:

$$T_{ij} = \sum_{m,n} P_m J_{mn} P_{nj}^+ \quad (16)$$

$$T_{ijkl} = \sum_{m,n} P_m A_{mn} P_{mj}^+ P_{nk}^+ P_{nl}^+$$

其中矩阵 P 以期望记忆模式为列构成, P^+ 为其伪逆, 矩阵 J 为对角块是期望特征值的实约当标

准形, 矩阵 A 是规范形系数矩阵, 当期望储存周期记忆模式时, Hopf 分叉的规范形系数作 2×2 的矩阵块重复. 设计约束为: (1) $u_i > 0$, (2) $a_{ij} < 0$, (3) $a_{ij} = a_{ji}$, ($i = j$), (4) $\frac{u_i}{u_j} = \frac{a_{ij}}{a_{ji}}$, ($i = 1, m, j = 1, m$).

10 应用

10.1 模式识别

模式识别的目标是研究类似人脑的高级识别方法和识别系统. 神经网络是一种模式/分布模型, 用于模式识别是十分自然和有效的. 由于神经网络自身的特点, 它用于模式识别比传统的识别系统具有如下优势: 能识别带噪声或变形的输入模式; 具有很强的自适应学习能力, 能把识别处理和若干预处理融合一体进行; 识别速度快等. 传统的模式识别大都需要利用明确表达的知识和经验, 但知识的获取一般是很困难的. 神经网络(如模型)由于其高度的非线性和隐层结构, 基于它的模式分类器可以抽取输入输出关系规则中不易明确表达的知识和经验, 具有自组织地形成复杂识别曲面的能力. 神经网络的这些能力, 使得它在复杂模式聚类 and 分类分析中的作用十分明显.

也应强调, 用于模式识别的网络大都是前向网络, 但是由于前向网络本身存在一些尚未解决的问题, 如局部极小问题、收敛速度慢和隐层结点数目的选取没有理论指导等, 必然影响前向网络在模式识别中的实际应用. 近年来自组织特征映射模型在模式识别如故障诊断中的应用不失为弥补多层前向网络一些缺点的有效方法^[127, 128], 而实际描述神经网络非线性动力系统的反馈网络模型同样也应该能用于模式识别领域, 且有望带来前向网络不可比拟的优越性, 因为反馈网络与前向网络的工作机理完全不同. 对于 Hopfield 型或双向联想记忆 (BAM) 模型的反馈网络, 可以将典型的模式样本以稳定吸引子的形式存入网络, 每给出一个初值, 网络通过状态演化收敛到与之接近的模式样本. 由于反馈网络的行为可以通过动力学的分析了解清楚, 因而对模式识别的结果能做到预先知道. 另外网络的连接值一旦按照某种规则确定后就不再改变, 而只是网络的状态不断地向稳定态(即吸引子)趋近. 已有研究表明, BAM 模型、Hopfield 模型和高阶反馈型网络等在模式识别中尤其在故障诊断领域有较好的应用^[99, 8, 26, 129~133]. 需要说明的是, 神经网络故障诊断方法是建立在网络对模式样本的学习上, 而建立实际系统较完善的故障模式样本是一件非常困难的事, 因此目前神经网络故障诊断的研究大都停留在理论阶段.

10.2 非线性系统辨识

现有的非线性系统辨识基本上是针对一些特殊非线性系统提出的模型和算法, 往往需要被辨识系统的先验知识与假设. 常用于非线性系统辨识的模型有 Volterra 级数模型、NARMAX 模型、高阶频率响应函数模型和两维 ARMAX 模型^[134]. 如何建立非线性系统较普遍适用且较少依赖于系统先验知识的模型及离散算法, 是非线性系统辨识领域的热点. 神经网络是一高度非线性的模型, 它高效的算法和较少依赖于系统先验知识的优点, 已经在非线性系统辨识中得到了充分应用.

具有一个隐层以上拓扑结构的 BP 网络, 通过误差反向传播学习方法可以任意逼近一连续非线性系统是神经网络用于系统辨识的理论基础之一^[133, 134]. 神经网络辨识的关键在于调节网络的权系数, 用以极小化误差函数. 神经网络权系数的估计是一个值得注意的方向. 简单快速的权系数估计方法将会极大地促进神经网络辨识的进步.

神经网络用于系统辨识不需要预先知道实际的模型结构, 对系统的辨识是通过网络学习输入输出样本来完成的, 最后由学习结束后网络稳定下来的权系数隐含实际系统输入输出关系. 根

据网络学习的方法不同, 可将神经网络系统辨识分为在线模型和离线模型。离线建模时, 网络学习算法每迭代一次, 就将所有已知样本传输一遍, 权系数修改一次。在线建模时, 网络每采样一次就修改一次权系数。由于网络的学习过程一般很长, 完全在线建模在目前技术水平上难于实现。实际中, 一般采用离线与在线混合建模法。将神经网络用于非线性系统辨识的困难在于对某一具体实际系统如何选取网络拓扑结构和规模, 以及如何加快学习算法的收敛性等。

10.3 控制

伴随着现代控制学科的不断完善和发展, 对控制的对象和品质等要求也越来越高, 比如如何处理更复杂的系统、更高的设计目标、更不确定的系统等是控制论目前最关心的问题。将神经网络这个具有良好动力学行为的系统引入控制论领域可以形成处理上述复杂问题的一种有效方法。对控制学科而言, 神经网络的优势在于, 能充分逼近任意未知非线性关系; 能学习和适应高不确定性系统的动态特性; 网络系统具有很强的鲁棒性和容错性; 网络分布式并行处理加速计算过程等。这样使人工神经网络解决复杂和不确定性系统的控制成为可能^[135~137]。已有许多研究结果表明这种方法的可行性, 尤其在机器人控制方面更是令人瞩目。神经网络控制是目前智能控制中一个主要方向, 而神经网络用于非线性系统辨识、模糊控制以及构成自适应控制也是一个正在进行大量研究的课题^[138~140]。

基于神经网络的智能控制目前仍处于摇篮时期, 它在实时控制中的应用仍远远落后于已建立的传统和现代控制方法。但是由神经元芯片组成的控制系统极易由硬件实现, 且运算速度极快, 同时具有鲁棒性。

值得注意的是, 目前在求解优化问题过程中基于达尔文进化和门德尔遗传学说的遗传算法(GA)已显示出其优势^[141], 该算法的目的是解释自然界自适应过程及设计一个体现自然界机理的软件系统, 该算法用于非线性学习控制所形成的神经-遗传控制器正显示出其优势^[142]。

10.4 计算机

传统的计算机在数学运算方面的能力和效益虽早已达到了人类大脑无法比拟的程度, 但在智能方面和处理模式信息方面却相当笨拙。基于神经网络的神经计算机是通过分布并行式处理和自适应组织方式, 由大量简单处理单元按照一定的网络拓扑结构连接起来的系统, 它企图模仿大脑的某些信息处理功能, 在动力学方面有良好的性质, 而其实现技术大都是常规性的, 如半导体器件、光学器件和分子器件等。这给正在探求以高效率处理模式信息的新一代计算机体系结构的计算机科学家带来了曙光。

目前神经计算机的研究还处于起步阶段, 关于神经计算机的具体定义虽还没有确定下来, 但应具有快速并行处理和学习功能的两大主要特征是毋庸置疑的^[143]。利用现有神经网络系统理论和动力学研究基础, 采用具体网络结构, 进行硬件实现的技术已经出现^[144]。如美国, Hecht-Nielsen 神经计算机公司开发了几代产品, IBM 公司已将神经网络工作站投入市场; 在日本, 富士通公司研制成功了具有识别 26 个字母的光神经芯片, 该芯片具有联想和判断功能。其他具有特殊用途的神经计算机和神经计算处理器, 如处理信号的神经网络混沌处理器也纷纷被研制。

就目前技术水平, 如何充分利用现有神经网络研究成果在较低智能层次上研制各类神经计算机也有许多困难需要克服, 尤其对通用性能强的全硬件实现的计算机系统。另一方面, 利用神经网络技术来改善现代数字计算机的智能, 可以称为神经计算机的虚拟实现。这包括由软件支持的神经计算机, 插入神经网络加速板的神经计算机工作站, 以及神经网络专用并行处理机等。正如人类对神经网络的认识还很肤浅, 现有神经计算机在智能方面还存在相当大的缺陷, 具有较高人类智能计算机的研制强烈依赖于脑科学、神经网络理论、材料科学和各类工艺手段的

共同进步,这也是人类长期追求的一个研究目标

神经网络的应用研究除了上述几方面外,还有其它内容,在力学学科近年来出现了神经网络在有限元计算和模态分析等中的应用研究^[145]。

11 结束语

由于神经网络系统是一个超高维、强非线性动力学系统,当前理论基础和动力学行为的认识还很不够,为了更好地发展神经网络的理论和应用,需要进一步研究它的动力学问题,例如:

(1) 神经网络超高维非线性动力学系统的描述方法和复杂性分析;目前二值型和模拟型模型的动力学分析有待深化,还可考虑提出新模型如多状态模型用于分析;(2) 混沌神经网络、模糊神经网络和细胞神经网络的研究;(3) 神经网络的稳定性鲁棒稳定性;(4) 从权值动力学系统的动力学分析权值演化和对学习功能的影响;(5) 在辨识、诊断、识别、控制、计算机等应用中出现的动力学问题

参 考 文 献

- 1 Hrycej T. *Modular Learning in Artificial Neural Networks*. New York: John Wiley & Sons Inc, 1992
- 2 Khanna T. *Foundations of Neural Networks*. Reading Mass: Addison-Wesley Publishing Company Inc, 1990
- 3 Wu J K. *Neural Networks and Simulation Methods*, Marcel Dekker Inc, 1994
- 4 张承福. 对当前神经网络研究的几点看法. *力学进展*, 1994, 24 (2): 181~ 186
- 5 Greenwood D. An overview of neural networks. *Behavioral Science*, 1991, 36: 1~ 33
- 6 曾昭君, 何钺, 史维祥. 故障诊断神经网络的发展与前景. *机械工程学报*, 1992, 28: 2~ 6
- 7 Shukla P J. Theory of the dynamics of the Hopfield model of associative memory. *Statistical Physics*, 1993, 71: 705
- 8 O syk B A, Hung M S, Mady G R J. A neural network model for fault detection in conjunction with a programmable logic controller. *Intelligent Manufacturing*, 1994, 5: 67~ 92
- 9 Karekasoglu A. Identification and decentralized adaptive control using dynamical neural networks with application to robotics manipulators. *IEEE Trans NN*, 1995, 6: 919
- 10 Ku C C. Diagonal recurrent neural networks for dynamic systems control. *IEEE Trans Neural Networks*, 1995, 6: 144~ 156
- 11 Chen T. Artificial neural networks for 3-D motion analysis. Part I: rigid motion. *IEEE Trans Neural Networks*, 1995, 6: 1386~ 1401
- 12 Diederich S, Oppen M. Learning of correlated patterns in spin-glass networks by local learning rules. *Physical Review Letters*, 1987, 58: 949~ 952
- 13 Kanter I, Somolinsky H. An associative recall of memory without errors. *Physical Review A*, 1987, 35: 380~ 392
- 14 Yoshizawa S, et al. Capacity of associative memory using a nonmonotonic neuron model. *Neural Networks*, 1993, 6: 167~ 176
- 15 Morita M. An associative memory with nonmonotone dynamics. *Neural Networks*, 1993, 6: 115~ 126
- 16 Kohrnig G A. On the Q-state neuron problem in attractor neural networks. *Neural Networks*, 1993, 6: 537~ 581
- 17 O lafsson S. Some dynamical properties of neural networks. In: L inggard R, et al Eds. *Neural Networks for Vision, Speech and Natural Language*. Chapman & Hall, 1992, 410~ 438
- 18 Hopfield J J. Neurons with graded response have collective computational properties like those of two state neurons. *Proc Natl Acad Sci, U SA*: 1984, 81: 3088~ 3092
- 19 Chua L O, Yang L. Cellular neural networks: Theory. *IEEE Trans CAS*, 1988, 35: 1257~ 1272
- 20 Chua L O, Yang L. Cellular neural networks: Application. *IEEE Trans CAS*, 1988, 35: 1273~ 1290
- 21 Gilli M. Strange attractors in delayed cellular neural networks. *IEEE Trans CAS*, 1993, 40: 849~ 853
- 22 Chen H H, et al. High order correlation model for associative memory. *AI Conf Proc*, 1986, 151: 86~ 99
- 23 梁明理等. 一个仿真突触超微结构的三阶神经网络模型. *生物物理学报*, 1993, 9: 132~ 136
- 24 Hopfield J J, Neural networks and physical system with emergent collective computational abilities. *Proc Natl Acad Sci U SA*: 1982, 79: 2554~ 2558
- 25 Harrer H, Nossek J A. Discrete-time cellular neural networks. *Int J Circuit Theory and Applications*, 1992, 20: 453~ 467
- 26 陈永红. 神经网络非线性动力学分析及其在机械故障诊断中的应用 [博士学位论文]. 西安: 西安交通大学, 1994

- 27 Peamutter B A. Gradient calculations for dynamic recurrent neural networks: a survey. *N eural N ew orks*, 1995, 6: 1212 ~ 1225
- 28 Park D C, et al An adaptively trained neural network. *IEEE trans N eural N ew orks*, 1991, 2: 334~ 345
- 29 Wang J, Malakooti B. Characterization of training errors in supervised learning using gradient- based rules. *N eural N ew orks*, 1995, 6: 1073~ 1087
- 30 Kosko B. *Neural Networks and Fuzzy Systems*. Englewood Cliffs NJ: Prentice-V erlag, 1989
- 31 Grossberg S. Competitive learning: From interactive activation to adaptive resonance. *Cognitive Science*, 1987, 11: 23~ 63
- 32 张承福, 赵刚 联想记忆神经网络的若干问题. *自动化学报*, 1994, 20: 513~ 520
- 33 McEliece R J, et al The capacity of the Hopfield associative memory. *IEEE trans IT*, 1987, 33: 461~ 482
- 34 Geva S, Sitte J. A pseudo inverse neural net with storage capacity exceeding N . In: Proc IJCNN. San Diego: 1990, 1783 ~ 1788
- 35 Amari S. Characteristics of sparsely encoded associative memory. *N eural N ew orks*, 1989, 2: 451~ 457
- 36 Pao Y H. *Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks*. Addison-W esley Publishing Company, 1989
- 37 Lee Y C, et al Machine learning using a higher order correlation network. *Physica D*, 1986, 22: 276~ 306
- 38 Bak C S, Little M J. Memory capacity of artificial neural networks with high order node connections. In: Proc IJCNN. San Diego: 1988, 1207~ 1215
- 39 Fukai T, Kin J, Shiino M. Retrieval properties of analog neural networks and the nonmonotonicity of transfer functions. *N eural N ew orks*, 1995, 8: 391~ 404
- 40 张承福, 王心强等 几种联想记忆神经网络模型的分析. *模式识别与人工智能*, 1990, 3: 14~ 21
- 41 Keeler J D. Basins of attraction of neural network models. In: Denker J S Ed. *Neural networks for Computing*, AIP Conf Proc 151. New York: 1986, 259~ 264
- 42 Guckenheimer J, Holmes P. *Nonlinear Oscillations Dynamical Systems, and Bifurcation of Vector Fields*. New York: Springer-V erlag, 1993
- 43 Seydel R. *From equilibrium to Chaos: practical bifurcation and stability analysis*. Elsevier Science Publisher Co Inc, 1988
- 44 Korutcheva E R. Domains of attraction in neural network models with correlated patterns. *Phys Lett A*, 1992, 169: 269 ~ 272
- 45 Perry J. Basin of attraction revised. In: Proc IJCNN. San Diego: 1990, 1830~ 1835
- 46 何岱海, 陈永红, 江俊, 徐健学. 离散型神经网络吸引域的几何描述方法研究. 见: 陈予恕, 徐健学主编. *非线性动力学、振动和运动稳定性*. 北京: 中国科学技术出版社, 1995: 49~ 53
- 47 陈永红, 徐健学. 高阶关联网络联想记忆分析. 见: 金毅主编. *陕西博士后优秀论文集*. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1995: 65~ 69
- 48 Cottrell M. Stability and attractivity in associative memory networks. *Biol Cybern*, 1988, 58: 129~ 139
- 49 Zhang Bailing, et al Performance analysis of the bi-directional associative memory and an improved model the matched-filtering viewpoint. *IEEE trans, N eural N ew orks*, 1993, 4: 864~ 872
- 50 Zhang B L, et al Stability and attractivity analysis of bi-directional associative memory from the matched-filtering viewpoint. In: Proc IJCNN II. Singapore: 1991, 2277~ 2281
- 51 陈永红, 蒋耀林, 徐健学. 关于神经网络高阶连接的张量描述及动力学分析. *西安交通大学学报*, 1996, 30 (8): 96~ 103
- 52 Freeman W J. Spatial properties of an EEG erect in the olfactory bulb and cortex. *Int J of Bifurcation and Chaos in Applied Sciences and Engineering*, 1992, 2: 451~ 482
- 53 Gray C M. Stimulus specific neuronal oscillations in orientation of cat visual cortex. *Proc Natl Acad Sci USA*: 1989, 86: 1698~ 1702
- 54 廖晓昕. Hopfield 型神经网络的稳定性. *中国科学 (A 辑)*, 1993, 23 (100): 1025~ 1035
- 55 Goles E, et al Decreasing energy functions as a tool for studying threshold networks. *IEEE trans, CA S*, 1988, 35 (12): 976~ 986
- 56 蒋耀林, 徐健学. 连续 Hopfield 神经网络系统的运动稳定性. *非线性动力学学报*, 1994, 1 (3): 242~ 247
- 57 黄琳. *稳定性理论*. 北京: 北京大学出版社, 1992
- 58 Chua L O, Roska T. Stability of a class of nonreciprocal cellular neural networks. *IEEE trans CA S*, 1990, 37 (12): 1520~ 1527
- 59 Gilli M. Stability of cellular neural networks and delayed cellular neural networks with nonpositive templates and non-monotonic output functions. *IEEE trans, CA S*, 1994, 41 (8): 518~ 528
- 60 蒋耀林. 细胞神经网络系统解轨线的长时间性态. 见: 金毅主编. *陕西博士后优秀论文集*. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1995: 84~ 88
- 61 Forti M. Necessary and sufficient condition for absolute stability of neural networks, et al. *IEEE trans CA S*, 1994, 41:

- 62 Forti M, et al On absolute stability of neural networks In: Proc IEEE Int Symp. Circuit Systems 1994: 241~ 244
- 63 Kaszkurewicz E, Bhaya A. Comments on necessary and sufficient conditions for absolute stability of neural networks *IEEE Trans, CAS-I*, 1995, 42: 497~ 499
- 64 伍炯宇 关于非线性机床再生颤振的Hopf分叉 *四川大学学报*, 1992, 29: 331~ 336
- 65 傅卫平, 蒋耀林, 徐健学 机床动力学中含时滞颤振系统的分叉问题的研究 *非线性动力学学报*, 1994, 1 (4): 319~ 325
- 66 Zak M. Terminal attractors for addressable memory in neural networks *Physics Letters A*, 1988, 133: 18~ 22
- 67 Zak M. The least constraint principle for learning in neurodynamics *Physics Letters A*, 1989, 135: 25~ 28
- 68 Zak M. Creative dynamics approach to neural intelligence *Biol Cybern*, 1990, 64: 15~ 23
- 69 Zak M. Unpredictable-dynamics approach to neural intelligence *IEEE Expert*, 1991, 6 (4): 4~ 10
- 70 Wang K, Michel A N. Robustness and perturbation analysis of a class of nonlinear systems with applications to neural networks *IEEE trans, CAS*, 1994, 41: 24~ 32
- 71 Forti M, Tesi A. New conditions for global stability of neural networks with application to linear and quadratic programming problems *IEEE trans, CAS*, 1995, 42: 354~ 366
- 72 蒋耀林, 徐健学 关于并发神经网络系统鲁棒稳定性的研究 见: 陈滨主编 动力学、振动与控制的研究 北京: 北京大学出版社, 1994: 350~ 353
- 73 蒋耀林, 徐健学 非线性连续神经网络的鲁棒性分析 *非线性动力学学报*, 1995, 2: 112~ 117
- 74 蒋耀林, 徐健学 一类扰动非线性时滞系统的鲁棒稳定性 *西北大学学报(自然科学版)*, 1995, 25 (Spec Iss): 117~ 122
- 75 Chapeau-Bondeau F, Chauvet G. Stable, oscillatory, and chaotic regimes in the dynamics of small neural networks with delay. *Neural Networks* 1992, 5: 735~ 743
- 76 Chapeau-Bondeau F. A analysis of neural networks with chaotic dynamics *Chaos, Soliton and Fractals*, 1993, 3: 133~ 139
- 77 Wilson H R, Cowan J D. Excitatory and inhibitory interactions in localized population of model neurons *Journal of Biophysics*, 1972, 12: 2~ 24
- 78 Borisjuk R M, Kirillov A B. Bifurcation analysis of a neural network model *Biol Cybern*, 1992, 66: 319~ 325
- 79 Baird B. A Bifurcation theory approach to vector field programming for periodic attractors In: Proc IJCNN. Vol I San Diego: 1989, 381~ 388
- 80 Xu J X, Chen Y H. Design algorithm for synthesis of neural network by bifurcation theory. In: 1st European Nonlinear oscillation Conf. Hamberg: 1993
- 81 陈永红, 徐健学 神经网络的分叉理论设计方法 *力学学报*, 1994, 26 (3): 312~ 319
- 82 Zou F, Nossel J A. Bifurcation and chaos in cellular neural networks *IEEE trans, CAS*, 1993, 40: 166~ 172
- 83 Zou F, Katerle A, Nossek J K. Homoclinic and heteroclinic orbits of the three cell cellular neural networks *IEEE trans CAS*, 1993, 40: 843~ 848
- 84 Holden A V, Muhamed M A. Chaotic activity in neural system. In: Trapp L R Ed. Cybernetics and System Reserch 2, Amsterdam Elsevier North-Holland, 1984: 245~ 266
- 85 Matsumoto G, et al Periodic and nonperiodic responses of membrane potentials in squid giant axons during sinusoidal current stimulation *J Theor Neurobiol*, 1984, (3): 1~ 14
- 86 Aihara K, et al Periodic and nonperiodic responses of a periodically forced Hodgkin-Huxley oscillator: *J Theor Biol*, 1984, 109: 249~ 269
- 87 Parisi G. A symmetric neural networks and the process of learning *J Phys A*, 1986, 19: L 675~ L 680
- 88 Babloyantz A. Evidence of chaotic dynamics of brain activity during the sleep cycle In Mayor-Kress G Eds Dimension and Entraps in Chaotic Systems Berlin: Springer-Verlag, 1986 252~ 259
- 89 Destexhe A, et al A comparative study of the experimental quantification of deterministic chaos *Phys Lett*, 1988, 132: 101~ 106
- 90 Nicolis J S, et al Chaotic dynamics of information processing—the “magic number seven plus minus two” revisited *Bull of Math Biol*, 1985, 47: 343~ 365
- 91 Amit D J. Neural networks—achievements, prospects, difficulties In: Proc of Phys of Structure Formation Turbin-gen: 1986
- 92 Tsuda I. Dynamic link of memory—chaotic memory map in one equilibrium neural network *Neural Networks*, 1992, 5: 313~ 326
- 93 Lewenstein M, Nowak A. Fully connected neural networks with self-control of noise levels *Phys Rev Lett*, 1989, 62: 225~ 228
- 94 Yao Y, Freeman W J. Model of biological pattern recognition with spatially chaotic dynamics *Neural Networks*, 1990, 3:

- 95 Sompolinsky H, et al Chaos in random neural networks *Phys Rev Lett*, 1988 61: 259~ 262
- 96 Renals S, Rohwer R. A study of network dynamics *J Statistical Phys*, 1990, 3
- 97 Ikeguchi T, Aihara K. Associative dynamics in chaotic neural networks In: Proc IJCNN. Singapore: 1991, 2282~ 2287
- 98 Aihara K, et al Chaotic neural networks *Phys Lett A*, 1990, 144: 333~ 340
- 99 Parodi G, et al Using chaos to generate keys for associative noise-like coding memories *Neural Networks*, 1993, 6: 559 ~ 572
- 100 Nara S, et al Memory search using complex dynamics in a recurrent neural network model *Neural Networks*, 1993, 6: 963~ 973
- 101 Fukai T, Shiimi M. A symmetric neural networks incorporating the Dale hypothesis and noise-driven chaos *Phys Rev Lett*, 1990, 64: 1465~ 1468
- 102 Wee W. On generalizations of adaptive algorithms and applications of the fuzzy sets concept to pattern classification. Ph.D Thesis Purdue University. Lafayette: 1967
- 103 Pal S K, Mitra S. Multilayer perception, fuzzy sets, and classification. *IEEE trans on Neural Networks*, 1992, 3: 683 ~ 696
- 104 Mitra S, Pal S K. Fuzzy multilayer perception, inferencing and rule generation. *IEEE trans, Neural Networks*, 1995, 6: 51~ 63
- 105 Carpenter G, Grossberg S, Posen D. Fuzzy ART: fast stable learning and categorization of analog patterns by an adaptive resonance system. *Neural Networks*, 1991, 4: 759~ 771
- 106 Huang J, et al Fuzzy ART properties *Neural Networks*, 1995, 8: 203~ 213
- 107 Ishibuchi H, et al Neural networks that learn from fuzzy if-then rules *IEEE trans Fuzzy Systems*, 1993, 1: 85~ 97
- 108 Arabshahi P, et al Fuzzy Control of Backpropagation In: Proc IEEE Int Conf on Fuzzy Systems 1992: 967~ 972
- 109 Choi J J, et al Fuzzy parameter adaptation in neural systems In: Proc IJCNN, 1992: 232~ 238
- 110 Wang L X, Mendel J M. Generating fuzzy rules by learning from examples *IEEE trans, SMC*, 1992, 22: 1414~ 1427
- 111 Kawamura A, et al A prototype of neuro-fuzzy cooperation systems In: Proc IEEE Int Conf on Fuzzy Systems 1992: 1275~ 1282
- 112 Werbos P J. Neurocontrol and elastic fuzzy logic capabilities, concepts, and applications *IEEE trans Industrial Electronics*, 1993, 40: 170~ 180
- 113 Keller J M, Yager R, Tahani H. Neural network implementation of fuzzy logic *Fuzzy Set and Systems*, 1992, 45: 1~ 12
- 114 Jang J, Sun C T. Functional equivalence between radial basis function networks and fuzzy inference systems *IEEE trans Neural Networks*, 1993, 4: 156~ 159
- 115 Kirkpatrick S et al Optimization by simulated annealing *Science*, 1983, 22: 671~ 680
- 116 Hinton G, et al Boltzmann machines: constraint satisfaction networks that learn. Carnegie-Meion University, Department of Computer Science Technical Report CMU-CS-84-119, 1984
- 117 Szu H. Fast simulated annealing In: Denker J Ed. Neural Networks for Computing, A IP Conf Proc, 1986, 151: 420~ 425
- 118 Derthick M. Variation on the Boltzmann machine CMU-CS-84-120 1984
- 119 Lutterell S. The implication of Boltzmann-type machine for SAR data processing: A preliminary survey. Royal Signals and Radar Establishment, Technical Report 3815. 1985
- 120 Sejnowski T. Higher order Boltzmann Machines In: Denker J Ed. Neural Networks for Computing. A IP Conf Proc 1986, 151: 398~ 403
- 121 Zemel R S, et al Lending direction to neural networks *Neural Networks*, 1995, 8: 503~ 512
- 122 Personnaz L, Guyon I, Dreyfus G. Collective computational properties of neural networks: New learning mechanisms *Phys Rev A*, 1986, 34: 4217~ 4228
- 123 Li J, Michelson A N, Porod W. Qualitative analysis and synthesis of a class of neural networks *IEEE trans CAS*, 1989, 36: 713~ 731
- 124 Ibid. Analysis and synthesis of a class of neural networks: linear systems operating on a closed hypercube *IEEE trans, CAS*, 1989, 36: 1405~ 1422
- 125 Michelson A N, Si J, Yen G. Analysis and synthesis of a class of discrete-time neural networks described on hypercubes *IEEE trans, Neural Networks*, 1991, 2: 32~ 46
- 126 Farrall J A, Michelson A N. A synthesis procedure for Hopfield's continuous time associative memory. *IEEE trans, CAS*, 1990, 37: 37
- 127 杨叔子等. 机械设备诊断的理论、技术与方法. *振动工程学报*, 1992, 5: 834~ 846

- 128 Timo S, et al Neural networks in process fault diagnosis *IEEE trans, SMC*, 1991, 21: 815~ 825
- 129 Venkatasubramanian V, Chan K. A neural network methodology for process fault diagnosis *J of A ICHM*. 1989, 35: 1993~ 2002
- 130 吴蒙等 基于高阶Hopfield 联想记忆模型的机器状态识别 见: 第四届全国信号处理论文集 成都: 1992 820~ 822
- 131 Chen Y H, Xu J X, Fang T. The Projection learning rule in high order neural networks and its applications in fault diagnosis In: Proc of 3rd Conf on Technical Diagnostics and Technical Seminar. Jilin: 1995, 31~ 36
- 132 Henninger. Detection and classification of under water acoustic transients using NN. *IEEE trans, Neural Networks*, 1994, 5: 712~ 718
- 133 傅卫平, 蒋耀林, 徐健学 基于神经网络模型的机床切削颤振的预测法 见: 第四届全国机械设备故障诊断学术会议论文集 杭州: 1994, 340~ 345
- 134 朱全民 非线性系统辨识 控制理论与应用, 1994, 11: 641~ 652
- 135 周其节, 许建闽 神经网络控制系统的研究与展望 控制理论与应用, 1992, 9: 569~ 577
- 136 倪先锋等 基于神经网络的非线性学习控制研究 自动化学报, 1993, 19: 307~ 314
- 137 Snyder S D, Tanak. Active control of vibration using a neural network, *IEEE trans, Neural Networks*, 1995, 6: 819~ 828
- 138 Chu S R et al Neural networks for system identification, *IEEE Control Systems Magazine*, 1990, 4
- 139 Issii K, et al An on-line learning control of autonomous under water vehicles using feedforward neural networks, *IEEE J of Oceanic Engineering*, 1995, 20
- 140 何玉彬, 阎桂荣, 徐健学 不确定非线性系统的神经网络在线自学习控制 见: 庄逢甘主编 现代力学与科技进步. 北京: 清华大学出版社, 1997, 786~ 789
- 141 张晓贵等 一种新的优化搜索算法_遗传算法 控制理论与应用, 1995, 12: 265~ 273
- 142 Park S, et al A neuro-genetic controller for non minimum phase systems *IEEE trans, Neural Networks*, 1995, 6: 1297 ~ 1300
- 143 史忠植 神经计算 北京: 电子工业出版社, 1993
- 144 焦李成 神经网络的应用与实现 西安: 西安电子科技大学出版社, 1993
- 145 Takeuchi J, Kosugi Y. Neural network representation of finite element method. *Neural Networks*, 1994, 7: 389~ 395

NONLINEAR DYNAMICS OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AND APPLICATIONS

Xu Jianxue Chen Yonghong Jiang Yaolin
Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049

Abstract In this paper, the nonlinear dynamical behaviors of neural network systems, its relations with the function of the networks, and the applications in science and engineering are summarized. The mechanisms of two kinds of dynamical processes, weight dynamics and activation dynamics in neural networks, the stabilities and robust stabilities, the properties, tensor descriptions, attractivities and complexities of high order correlation neural networks, the bifurcation theory of design and synthesis of neural networks are discussed. At last, the significance and importance of the dynamics analysis of neural networks are illustrated.

Keywords neural networks, nonlinear dynamics, associative memory, stability, bifurcation, chaos, fuzzy neural network, design and synthesis of neural network