

计算神经网络与智能计算机

赵松年

(中国科学院大气物理研究所, 大气边界层物理和大气化学国家重点实验室, 北京 100029)

计算神经网络是模拟大脑并行分布式信息处理的功能, 研制具有人脑风格的智能化计算机的边缘交叉学科, 也是计算机、光电子学、超导材料、信息和智能应用高科技的核心, 成为人类步入21世纪时世界上发达国家激烈竞争的一个全新的、迅速发展的科学领域。

关键词 计算神经网络, 人工智能, 脑信息处理

Abstract

Computational Neural Network is a frontier and interdisciplinary subject investigating and developing intelligent computers capable of working in a style of human brain by the simulation of function of PDP (Parallel Distributed Processing) in a brain. When mankind enters into the 21th century it will become a rapidly developing new field of sciences. And it is not only a key subject in high technology fields, e.g. computer making, photoelectronics, superconducting materials, communication and application of artificial intelligence, but also a highly competitive field for the advanced countries in the world.

Key words Computational Neural Network, artificial intelligence, information processing of brain

人的大脑是迄今自然界所造就的最完美的信息处理系统, 是一部不寻常的计算机。它能以惊人的高速度解释感觉器官传来的模糊不清的信息, 它能从残缺不全的照片中识别出亲人的相貌。在光线暗淡的背景中认出一张面孔, 能学习、记忆、联想、判断和创造……这些高超的智能是目前任何计算机都望尘莫及的, 因而探索大脑加工、存贮和搜索信息的机理, 弄清脑的功能和认识过程的微结构, 寻求新的计算方法, 研制接近人脑功能的新一代计算机, 就成了几代科学家为之奋斗的目标和人们普遍关注的热点。

人们当今所熟悉的是按冯·诺伊曼 (von Neumann) 方案制造的传统计算机。它是按事先编写的指令程序作串行处理, 因而不具备智能, 而计算神经网络则是由大量简单的基元——人神经元以错综复杂的方式互联而成的, 以并

行分布方式处理信息的, 具有智能的计算机。

由于人类大脑的功能结构的复杂性和智能表现的多样化, 实现并行计算的方案自然就有许多种。本文由于篇幅所限, 主要介绍对智能机的研制起过巨大推动作用和重大指导意义的 Hopfield 网络模型, 至于概率统计模型、反向传播学习算法模型、自适应共振模型等, 读者可参阅文献[1]和[2]。

顺便指出的是, 随着神经网络与脑功能研究的进展, 已有的模型将陆续被淘汰。这并不奇怪, 因为目前已有的各种模型只能说是阶段性的, 为了强调脑的功能结构与神经网络信息加工处理机制的研究对智能计算机的重要指导作用, 体现任何实际过程都可以表示成离散符号的计算过程这一物理意义, 本文采用“计算神经网络”代替“人工神经网络”这一名称, 更好地反映这一学科的特点。

在研究大脑智能的漫长而艰巨的探索中,许多优秀的物理学家,从历史上著名的科学家马赫(E. Mach)、麦克斯韦(J.C. Maxwell)、亥姆霍兹(H. von Helmholtz)到近代的诺贝尔物理学奖得主伽帕(D. Gabor)、库珀(L.N. Cooper)、威尔孙(K.G. Wilson)、李政道等都作出过宝贵的贡献。物理学仅仅作为实验与理论相结合的时代已经过去,新的物理学立足于实验、理论和计算三大支柱之上^[3]。计算机是理解、预言和发现新的物理现象的有力工具。物理学为未来计算机的发展提供了新的材料、器件和工艺。可以说,计算物理学的兴起就是这种结合的范例。因此,物理学工作者及时了解当前迅速发展的计算神经网络理论与智能化计算机研制动态是非常有意义的。

计算神经网络理论与智能化计算机大致经历了神经元模型—神经网络系统—硬件实现三个主要阶段。

一、神经元模型

用构造模型来模拟智能行为,这是逐步理解我们自身的一条有效的途径。

早在1943年心理学家W. McCulloch和数学家W. Pitts合作根据单个神经元在外界信号的刺激下处于发放电脉冲与静息状态提出神经元的二值(0,1)逻辑模型,从此开创了从信息论角度出发研究脑和人工智能的时代。为了纪念,常将他们的模型称作M-P模型。计算机的研制成功,控制论和信息论相继创立,促进了人工智能的研究,但是当时的电子技术尚处于电子管阶段,元器件和制造工艺还不能为人工智能的研究提供良好的实验条件。此外,与大脑信息加工、人工智能有关的基础理论研究还处于准备阶段,非线性电路——不满足整体是部分之和的叠加原理——仅仅是极少数科学家偶尔涉猎的对象,二值逻辑模型已称得上是对线性科学思维方式——符合整体是部分之和的叠加原理——的大胆突破。1949年D. Hebb提出了改变神经元联结强度的学习规则,这一

规则至今仍在各种网络模型中起着重要作用。1962年F. Rosenblatt提出感知机模型,已经具备了并行处理,分布式存贮,连续计算和可学习性等功能。与当时流行的占主导地位的串行离散的以符号推理为基础的人工智能技术和von Neumann电子计算机完全不同,它吸引了许多研究者的兴趣,从而掀起了神经网络研究的第一次热潮。

进入70年代,由于集成电路和微电子制造工艺的飞速发展,科技界、工业界和军政部门对各种型号、各种功能的计算机的大量需求,软件的开发,这种蓬勃的发展的全盛景象吸引了为数众多的科技人员转移到计算机科技领域,使得刚刚起步的神经网络研究受到很大影响。当时对脑功能与信息处理的巨大困难估计不足,对神经网络的性能,模型的局限性都不十分清楚,试图由硬件直接实现或用软件模拟方法实现并行处理、学习与记忆等人脑具有的功能,这种超越时代科学技术水平的愿望与要求处处碰壁,困难重重。高速、巨型和功能强大的计算机没有遇到它难以解决的计算任务, von Neumann串行计算机也没有遇到真正的挑战,这种鲜明的对比,使得M. Minsky和S. Papert作为人工智能研究领域的权威对神经网络研究作出了极为悲观的估计与预测,这大大阻碍了这个新的研究领域的发展,出现了长达20年的沉寂与低潮。

1982年美国物理学家J. Hopfield提出一种全新的神经网络模型^[4]。它体现了著名科学家D. Marr所开创的崭新的计算神经网络理论,以及耗散结构(有能量耗散的开放系统的空间结构)和混沌理论的基本精神。用S型连续曲线替代二值逻辑,引入“能量”函数,使网络的稳定性有了严格的判据。模型具有联想记忆、分类与误差自校正等智能。两年以后研制出模型硬件电路,成功地求解了数学和人工智能中著名的“旅行推销员问题”(TSP),这是一项突破性的进展。

与此同时,在神经网络的硬件实现方面,大规模集成电路作成的神经芯片已经包含几百个

神经元,各种神经网络仿真器也大量涌现。神经科学、脑科学、思维科学、计算机科学、行为科学的研究成果奠定了神经网络研究的基础,研究非线性系统共性的非线性科学的发展,为Hopfield模型的动力学特性的分析提供了有力的研究方法。以美国为中心,掀起了神经网络研究的新的热潮,理论的发展,科研队伍的扩大,科研经费的投入,硬件产品的更新换代,应用领域的拓展,大型学术会议的相继召开,充分显示了神经网络研究的特点和趋势,是其他学科无法相比的^[5]。

二、神经网络系统

从脑和机器智能研究的历史来看,它主要是沿着两条不同的途径展开的:一条是人工智能,强调功能;另一条是神经网络,它强调结构。然而,生物的功能和结构的统一,是人们坚信不移的观点,我们面向计算神经网络理论,就有可能把脑的功能与结构统一起来研究^[6]。

神经网络系统是由大量简单的神经元广泛相互连接而成,形成空间不规则的相互交叉缠绕、错综复杂的互联方式,也就是一种拓扑结构。在建立神经网络模型时,可以用电子元件,光学元件和分子生物元件充当神经元组成网络系统,模拟大脑功能的某些基本特性,探索大脑加工、存贮和搜索信息的机理,并力求将所得结果用于人工智能的研究,以期最终实现研制智能机的目标。

神经网络系统可能是我们所面临的高度复杂的非线性动力学系统,因为不仅从数学方程上看是非线性的,而且整体功能高于部分之和,对信息能以自组织方式加工处理,通过联想和学习产生新的信息。因此,神经网络系统很自然地成为非线性科学研究的重要内容,也是迄今所知功能最强,效率最高的最完美的信息处理系统。

组成神经网络的神经元虽然具有多样性和微细结构,但从信息处理的角度来看,可以看作是最基本的信息处理单元,由胞体,轴突,树突

等部分组成。神经元之间的联结主要是通过一个神经元的末梢与另一神经元上的突触部位的功能性接触,并不真正连接。当受到刺激时,突触或是兴奋或是抑制主要由突触后膜电位是否超过神经元发放的阈值电位而定。神经元在综合了所有突触传递的信号之后,按照“全或无的规律”,即只要强度高于阈值,就发放一个动作电位,几乎不衰减地沿轴突传递到末梢。类似于调频信号,每个神经元有多达 10^5 个突触,大脑皮层约有 10^{11} 个神经元,因此总的突触联结可达 10^{15} 以上,远远超过银河系已有行星的数目。这样一来,把大脑皮层看作是广泛连接的复杂的网络结构就再恰当不过了。

用神经网络系统模拟大脑加工、存贮搜索信息的机理,并不是为了对人脑神经系统作逼真的描述,须知这是不可能的,而仅仅是反映人脑功能的某些基本特性,探索将脑信息加工的原理用于人工智能计算机的可能性。那么,人脑信息处理表现出的特点又是什么呢?

首先是大规模并行处理能力,神经脉冲信号传递速度很慢,约在毫秒范围,即使与普通计算机相比,至少也要有 10^6 量级的差别,说明人脑处理信息是以并行运算为基础的,人们往往可在一秒的时间内对外界事物和问题作出判断和决策,至多相当于传递100个神经脉冲的时间即可完成信息处理任务。显然,这不是神经网络系统的真实过程,在作出判断与决策的时候,需要的信息量可能远不止100个脉冲,只不过大量的信息按并行方式处理而已。传统的计算机和人工智能是不可能作到这一点的。就象人穿越马路时,眼观四方,很快就能作出是否穿越的决定,以避免与来往车辆相撞。这样轻而易举的事,若要用计算机来完成这个任务,即使用运算速度达亿次级的克雷(CRAY)型超级计算机,也需要并排布满美国得克萨斯州那样惊人数量的克雷机。这说明人脑远比计算机聪明,处理信息的法则也比计算机高明得多。

提高运算速度,加大容量,以弥补 von Neumann 计算机的不足,是一种暂时的折衷办法。创造性的发展计算机,必须了解人脑,研究神经

网络和人工智能,发展新的算法规则。

首次,人脑有很强的“容错性”和联想功能,善于概括、类比、判断和推理。离别多年的朋友,即使面貌大变,也能很快辨认出来。甚至从极不完整的照片可以辨认出自己熟悉的人,这些人类习以为常的事,是目前计算机和人工智能无法胜任的。大脑还表现出壮实性(或称鲁棒性),就是每日有大量神经细胞在代谢中死亡并不影响大脑的正常工作,而计算装置则具有极大的脆弱性,个别无器件的失效,程序中的微小差错都可能破坏正常的运行直到停机。

以上这些重大差别,既和信息处理方式有关,也和信息存储方式有关,大脑信息的存贮是分布式的,存贮与操作在同一个区内,而计算机则是将二者分开,互不相关,这是一种局域存贮方式^[6]。

第三点是大脑具有很强的自适应性或自组织性。人类的智能活动主要不是按逻辑推理方式进行,而是由训练而成,小孩子在人群中认出自己的亲人,是一种习惯成自然的事,绝不会根据特征进行推理判断,人类这种高超的图像识别能力可能就是形象思维的缘故吧!

当然,人类大脑与计算机或者人工智能相比,不止这些特点,作这样一种简单的类比,无非是在研究神经网络系统时,清醒地记住我们要达到预想的目标,揭开大脑的奥秘,创造出新一代智能计算机,还有很远的路要走。

三、硬件实现

具体的神经元模型主要是如何更好地反映神经元在刺激下发放电位的本质。大多数模型把神经元之间的联结考虑成线性连续,输入层与输出层直接相连,没有中间所谓隐单元层。M-P 模型反映了神经元的“全或无定律”,符合 Hebb 学习规则,设有 N 个神经元相互连接,其中每个神经元的激活状态 $V_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 只能是兴奋态(“1”)或抑制态(“0”),任意一个神经元 i 的输入是其他神经元的输出通过突触作用的总和

$$V_i = I \left(\sum_j W_{ij} V_j - Q_i \right) (1, 2, \dots, N), \quad (1)$$

W_{ij} 是神经元间的连接强度, Q_i 是阈值电位, I 是单位阶跃函数

$$I(x) = \begin{cases} 1 & x > 0 \\ 0 & x \leq 0. \end{cases} \quad (2)$$

如果考虑 0,1 状态的中间过渡情况,可以采用 S 形连续曲线来表征神经元的非线性输入与输出特性,如 J. Hopfield 模型;也可以按照统计物理学的概念和方法,神经元的输出由神经元状态更新的概率来决定,如波耳兹曼机模型;还可以在神经元的输入与输出层间增加中间变换层,如感知机模型;增加反向误差校正通道的反传播模型等等,可以想见,对神经元的状态与功能表征不同,就产生不同的模型。

由于 J. Hopfield 模型的构成原理既不同于数字计算机,也不同于传统的模拟计算机,而是采用了一种全新的方法,在结构原理和功能效果等方面更加接近人脑的特征,因而在神经网络的研究中起到了突破性的作用,影响很大,有必要着重进行介绍。

1982 年 J. Hopfield 提出的模型是离散的随机模型,神经元的输出是突触输入的 S 形单调函数,表征神经元是按分级反应方式工作的。由 N 个神经元构成的互连网络, V_i 或取 0 或取 1 而神经元是随机地、异步地按如下规则改变自己的状态:

$$V_i = \begin{cases} 1 & \left(\sum_{j \neq i} W_{ij} V_j - Q_i \right) > 0, \\ 0 & \left(\sum_{j \neq i} W_{ij} V_j - Q_i \right) \leq 0. \end{cases} \quad (3)$$

网络没有自反馈, $W_{ii} = 0$, 稳定状态对应于输出,在对称联结的情况下, $W_{ij} = W_{ji}$, Hopfield 引入能量函数

$$E = -\frac{1}{2} \left(\sum_{i \neq j} W_{ij} V_i V_j + \sum_i Q_i V_i \right), \quad (4)$$

其中 V_i, V_j 是各个神经元的输出。设第 m 个神经元的输出由“0”变为“1”,可以根据(4)式计算引起能量的变化

$$\Delta E = E_2 - E_1 = -\left(\sum_{i \neq j} W_{ij} V_j + Q_m\right). \quad (5)$$

既然神经元 m 是从“0”变到“1”，上式括号内之值为正并必定大于动作电位的阈值，因此 $\Delta E < 0$ ；反之，当神经元 m 是从“1”变到“0”时，同样可以计算能量函数的变化量 $\Delta E < 0$ 。说明任意一个神经元的输出状态发生或“0”或“1”的变化时，都将引起能量函数的减小，从而保证了神经网络随时间演化时趋于稳态，在 V 状态空间中稳态对应于能量 E 的局部极小值。

有许多神经元是按分级反应方式工作的，它们通常并不产生动作电位，但其突触前端能分泌神经递质，因而能引起突触后电流，产生电流的速率则取决于突触前细胞的电位，这种神经元的等效输出也是突触输入的 S 形单调函数。因此，无论是产生动作电位的神经元，还是起分级反应的神经元，它们的模型神经元是可以采用同一数学形式描述的。1984 年，Hopfield 根据这一思想提出了由电子线路构成的连续模型。

在模型中每一个神经元由电阻 R_i 、电容 C_i 和具有饱和非线性特性的运算放大器来模拟，输出 V_i ；同时还反馈至网络中的其他神经元，但不反馈到自身，相当于 $W_{ii} = 0$ 。这在物理上表示每个神经元与其自身的连接强度为零，不进行自我对话。放大器的输入 U_i 与输出 V_i 的关系是 S 形函数，即 $V_i = f(U_i)$ ，这个非线性微分方程组可以看成是对经典动力学的一种描述，它是决定论的连续模型。当神经元之间的联结强度 W_{ij} 和输电流 I_i 给定后，模型神经网络系统的瞬时状态就能用 N 维相空间中的一个点来表示，网络的动态过程就是这个点在状态空间中的运动，网络的计算结果就是运动的稳态。

假定系统具有若干个局域稳定极限点 X_a, X_b, \dots ，那么当系统从足够靠近 X_a 的位置 $X = X_a + \Delta$ 开始演化时，其结果必然是 $X \rightarrow X_a$ 。如果把存贮在网络中的信息看作是矢量 X_a, X_b, \dots ，起始值 $X = X_a + \Delta$ 是 X_a 的一部分信息， X 趋近 X_a 的过程就是网络自发地

物理

产生 X_a 的完整信息。这种根据局部信息自动产生完整信息的系统叫作按内容定址的存贮器，实质上就是联想记忆装置。究其本质，在于系统的动态过程必须收敛于某一组局域性稳定点，这时系统的能量处于局域极小状态，因此对于这个神经网络系统可以把能量函数 E 作为李雅普诺夫函数。容易证明 $dE/dt \leq 0$ ，因此网络的定态是稳态的，它对应于吸引子。其实，神经网络的这种演化模型与固体物理学中磁性粒子组成的多体系统的伊辛 (Ising) 模型是类似的^[7]。

J. Hopfield 提出的离散值模型与连续值模型是等价的，在动态演化过程中能量函数趋于局域性极小值可以对应于一组特殊的记忆状态，只要认定此状态是最优问题的解组，就可以把优化问题与能量函数的局域极小值对应起来。例如，A/D 变换问题，信号的分解与决策问题，线性规划问题等，都可以这样来求解。如果神经元之间的联结强度 W_{ij} 不对称，那么模型的应用范围便可拓展，这时网络系统的吸引子可能是稳定点，也可能是极限环，甚至会出现混沌现象。

四、新的研究途径

神经网络系统作为非线性科学研究的重要内容，已经取得了可喜的进展。但是它只是建立脑模型的第一步，就人类的科学认识活动而言，对大脑的研究无疑是一种挑战，它正越来越强烈地吸引着许多不同领域的科学家参与到脑研究的队伍之中。虽然对大脑的结构近几十年来在细胞和分子水平上已进行了大量的研究，发现了许多新的现象，但我们仍然未能了解神经系统是怎样使人具有听和看、学习和记忆，甚至推理和语言等高级脑功能的，要取得这方面的科学认识，远比把人送上月球困难得多，人类想要探索大脑的功能结构、思维与信息加工本质的愿望从未间断过，伴随着每一次科学技术的进步和探测手段的改进，这种愿望就更加强烈。现在，非线性科学的创新的观念和方法，有

可能开辟一条崭新的途径,对揭开大脑之谜作出应有的贡献^[8]。

除了神经网络系统,人类的第二信号系统就是免疫系统。实质上免疫是生物体对外来大分子特别是蛋白质和糖类的一种反应。生物体能够把外来原生质同其自身的原生质区别开来,进而对病原菌、毒素等有害的异物产生抗体和中和反应,这是有机体的普遍特性——免疫现象。它的最大特点就是免疫记忆特性、抗体的自我识别能力和免疫的多样性。尽管自然界中所有微生物都能作为抗原起作用,而免疫能抵御它们,促进白细胞的噬菌作用。

从信息论的观点来看,免疫系统与神经网络在记忆与识别功能方面极其类似。根据利根川进(Susumu Tonegawa)近几年获得诺贝尔奖的研究工作——免疫多样性的体细胞发生——已初步阐明了人类免疫系统适应外界多样性抗原而形成抗体多样性的机制。Burnet提出了网络理论初步解释了免疫系统的识别特性,一大批优秀的科学家认为这些成果完全可以应用到脑功能的研究中去。其实,免疫系统的信号识别记忆能力与适应环境的免疫多样性,就其结构的复杂程度和处理信号的功能而言,并不亚于神经网络系统。复杂的自适应系统具有通常动力学系统所熟悉的性质,包括分层结构、多个吸引盆以及许多亚稳态图形之间的竞争。除此而外,它们还必须有一种能应付并利用环境变化的能力。一种自适应系统的研究方法是构造一个明显的时间层次:一个时间尺度描述真实动力学,另一个较慢的时间尺度考虑非线性方程本身的变化。人类免疫系统的模型及自催化蛋白质网络的模型都是在这种概念指导下提出的,主要目的是研究免疫系统的自适应、识别、学习和演化的非线性动力学行为。

借助免疫系统的研究进展,加速脑功能的探索是一条可行之路,只不过是长久忽视的一条研究途径,非线性科学重新唤起了科学界对这条研究途径的重视。

计算机科学的先驱、著名的数学家、物理学

家冯·诺伊曼在他英年早逝的前夕,即1956年患病期间,为耶鲁大学Silliman讲座准备了一份未完稿《计算机与人脑》,以极大的热情和勇气把人脑与计算机作了科学的比较,预测了计算机未来的发展。

经历了几代科学家的努力和断断续续的试验,经受了失败和挫折之后,今天神经网络计算机终于从实验室模型机的研制阶段进入大学、研究所、计算机公司和产业部门的试用阶段,尽管它的结构简单,功能有限,但已具备高超的识别能力,可以辨认光学字符,手写字体,区分信用卡的真伪,还可以进行一定的模糊信息处理和有限的自然语言对话。这预示着一个新的时代——智能化的时代已经开始。随着对人类大脑信息加工机理研究的深化,神经网络计算机必将从模拟大脑局部网络与功能结构的初级阶段迅速发展到模拟大脑整个网络系统和高级功能结构的阶段。

这一定不再是遥远的未来之梦。回顾计算机科学短暂的历史,人们将会永远感谢冯·诺伊曼,计算机的出现,彻底改变了人类、社会和科学的面貌。今天我们已经确信:世界是可计算的,人类将通过神经网络计算机和冯·诺伊曼计算机实现这一宏伟的目标。

大自然已编写了计算程序,它存贮在人类大脑之中。

- [1] 杨行峻、郑君里,《人工神经网络》,高等教育出版社,(1992),91—155,289—299。
- [2] 庄镇泉、王煦法、王东生,《神经网络与神经计算机》,科学出版社,(1992),18—48,188—216。
- [3] 郝柏林、张淑誉,《漫谈物理学和计算机》,科学出版社,(1988),100—101,163—179。
- [4] J. Hopfield and D. Tank, *Science* 233--8(1986), 625。
- [5] 姚国正、汪云九,《中国科学院院刊》,No. 2(1989), 5。
- [6] 张承福,《力学进展》,18-2(1988),145。
- [7] [美] 斯华龄,《电脑人脑化·神经网络——第六代计算机》,北京大学出版社,(1993),77—82。
- [8] 赵松年,《复杂性研究(论文集)》,科学出版社,(1993), 424—434。