

人工智能、神经网络与光学

张 延 忻

(南开大学现代光学研究所, 天津 300071)

从发展智能计算机的战略出发,介绍了神经网络的研究背景和发展简史,扼要说明了神经元的基本运算功能以及神经网络的构造和类型. 从可学习性、大规模并行性以及联想和容错能力等方面,通过已有研究成果的实例,分析了神经网络作为一种新型智能信息处理系统所具有的主要特点. 并从硬件实现的角度,阐明了神经网络与光学或光子技术的密切关系.

关键词 人工智能,神经网络,光学信息处理,光互连

Abstract

Artificial neural networks (ANNs) are models or hardware systems that have the ability to imitate and simplify the cerebral cortex and the brain functions. The background and brief history of research on ANNs are described from the viewpoint of strategy for developing intelligent computers. The fundamental operations of the neurons, and the architectures, as well as the category, of ANNs are introduced. As a new type of intelligent information processing systems, ANNs have been characterized by their learning abilities, massive parallelism, association capacities and error tolerance, which are illustrated in this paper according to the examples of previous achievements in this field. Finally, the close relationship between the implementation of ANNs and optical or photonic techniques are explained.

Key words artificial intelligence, artificial networks, optical information processing, optical interconnection

人是用“心”还是用“脑”来思维,现今已是常识范围的问题了. 大脑对通过感官获取的外界信息进行加工处理、学习记忆、推理演译并产生决策或应变,是构成智能的核心器官. 但是,大脑是如何产生智能的? 能否建造具有局部大脑功能的人工装置? 这些饶有趣味的问题一直在吸引和困扰着不同学科探索自然奥秘的人们.

一、从图灵论到互连主义

虽然人们把计算机称为“电脑”,但实际上计算机和大脑无论在功能上还是在结构上都有很大的差异. 计算机在数值计算的速度上和精度上都已远远超过了大脑的平均水平. 但是,

很多大脑轻而易举的信息处理任务,让计算机去做,却大为相形见拙. 例如,复杂图景分析,手写文字识别,自然语言理解,自适应控制以及学习、联想、推测和优化决策等. 我们权且把大脑擅长的这些功能称为智能. 随着时代的发展和社会需要的增加,研制智能计算机便日益迫切地成为人类高科技所面临的重大战略课题之一.

在很长一段时间,由于计算机技术的飞速发展和广泛应用,很多人相信,智能计算机只不过是现代计算机发展的简单延续. 只要继续提高现行计算机的速度、容量和软件水平,计算机智能终将达到、甚至超过大脑的水平. 这种战略的理论基础是图灵论 (Turing's Theory),即任何物理上可实现的系统或过程都必定是能够

有效计算的,而任何能够有效计算的过程都可以通过对符号串的有限次数的操作来完成。现行计算机就是建立在能够有效地顺序执行预定程序的冯·诺依曼(Von Neumann)体系结构的基础之上的。从1946年第一台电子管计算机问世,到80年代的超大规模集成电路(VLSI)计算机,现行计算机已经历了四代,运算速度由开始的 10^3 次/s提高到 10^{11} 次/s!第五代计算机或称人工智能计算机就是立足于第四代计算机与智能软件和智能接口相结合的路线上,可惜一直没有取得重要的进展,其中包括1988年由日本国际贸易和工业省组织的一项大规模智能机国际合作[称为人类前沿科学计划(HFSP: Human Frontier Science Program)]。

与此同时,脑科学与模仿大脑机制的人工神经网络研究却取得了突出的进展。已经知道,大脑中神经细胞的总数是很大的($\sim 10^{10}$ — 10^{11} 个),每个神经细胞平均有约 10^3 — 10^4 个轴突和树突与其他神经细胞相连并相互影响。神经细胞之间的相互作用有激发性的,也有抑制性的,作用的强度可连续变化。而神经细胞自身的状态却只有兴奋或平静两种,取决于所有其他神经细胞对它的作用的总和,并有非线性关系。值得注意的是,大脑神经细胞状态翻转的时间标度为几十ms量级,这现代电子计算机中CPU的运算速度相比是太慢了。但是,大脑中神经细胞的数目极大,所有神经细胞并行运转所产生的状态变化总量高达 10^{16} 次/s之多。

大脑神经系统与计算机之间的差异告诉我们,对智能机来说,由大量较慢的运算单元通过复杂多样的互连而产生的整体功能,要比每一运算单元自身的运算速度重要得多。这一认识日益被人工神经网络的研究成果所证实,称为互连主义(Interconnectionism),它对智能计算机的发展战略产生了决定性的影响。1987年在美国圣迭戈举行的首届国际神经网络学术大会上,有一个引人注目的口号:“AI is dead. Long live neural networks!”(“人工智能(Artificial Intelligence)完了,神经网络万

岁!”)这略带偏激的口号多少还是反映了智能计算机发展战略的变化。

二、人工神经网络概述

人工神经网络(ANN: artificial neural networks)是对大脑神经系统的模拟和简化。概括地说,是由大量简单的非线性运算单元(或称神经元)通过相互间的加权连接而构成的动态信息处理系统。关于ANN已有若干教科书^{[1][2]}对它作过系统的介绍,这里我们只给出几点扼要的说明。

1. 历史简介

对ANN的研究早在40年代就已开始。50年代中期,由于感知机(Perceptron)及其学习算法获得局部成功,曾风行一时。但很快又因感知机分类能力的局限性而转入低潮。经过近20年的沉默和少数先驱者的艰苦努力,到80年代初又重新兴起。现在,ANN已成为诸多科学与技术学科共同关注的重大课题,至今方兴未艾。

对ANN研究的重新兴起是由主客观的多种因素造成的,其中包括社会对智能系统的需求日益增多,计算机人工智能进展缓慢,对大脑及智能的认识深入以及ANN研究取得重大进展,等等。当然,微电子学、光电子学、生物技术和材料科学等现代高技术的迅速发展,已为新型智能信息处理系统的硬件实现做了充分的准备,也是重要因素之一。

2. 神经元

神经元是ANN的基本单元,它的功能包括两部分(图1):

(1) 加权求和:

$$u_i(t) = \sum_{j=1}^N W_{ij}(t) \cdot S_j(t); \quad (1)$$

(2) 非线性输出:

$$S_i(t+1) = f_i[u_i(t) - \tau_i(t)]. \quad (2)$$

在(1)式和(2)式中 N 为网络中的神经元总数, $u_i(t)$ 和 $S_i(t)$ 分别为 t 时刻第 i 个神经元的内部状态和外部状态, $W_{ij}(t)$ 为 t 时刻第 j 个

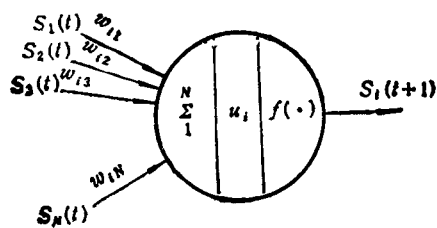


图1 神经元的基本功能

神经元与第 i 个神经元之间互连的权重, $\tau_i(x)$ 是 t 时刻第 i 个神经元的阈值, $f_i(\cdot)$ 为非线性函数, 可以取不同的函数形式, 常用的如图 2 所示。

图 2(a) 为硬取阈函数, 或称符号函数 (sign function), 即

$$f(x) = +1(x \geq 0); -1(x < 0). \quad (3)$$

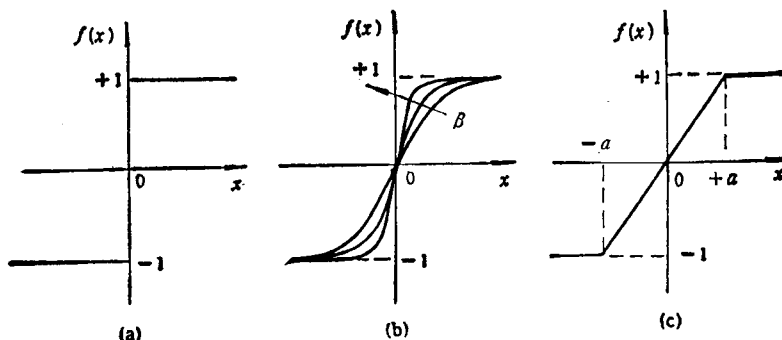


图2 非线性输出函数

图 2 (b) 为软取阈函数, 或称 S 形函数 (sigmoid function), 即

$$f(x) = 1/(1 - e^{-\beta x}). \quad (4)$$

不同的参数 β , 使函数有不同形状, 当 $\beta \rightarrow \infty$ 时, 图 2(b) 归结为图 2(a)。

图 2(c) 为线性取阈函数, 即

$$f(x) = \begin{cases} +1, & (x \geq a); \\ kx, & (-a < x < +a); \\ -1, & (x \leq -a). \end{cases} \quad (5)$$

以上非线性输出函数说明, 神经元的外部状态 $S_i(t)$ 取值在 $[-1, +1]$ 区间, 而互连权重 W_{ij} 的数值可取任意实数, 其符号表示互连作用是激励(正号)还是抑制(负号), $W_{ij} = 0$ 则表示神经元 j 和 i 之间无相互作用。所有 W_{ij} 的集合, 构成该网络的互连矩阵 $\|W\|$, 它是决定网络动力学行为的最重要的参数。

3. 人工神经网络的基本类型

各种各样的 ANN 理论模型或硬件系统不下百种, 广为了解的也有几十种^[3]。对 ANN 进行分类的方法也很多。

按照 ANN 的结构特征 (即将神经元构成网络的连接方式和动力学规则), 可分为反馈型 (如 Hopfield 模型^[4] 及其修正模型等)、前馈型

(如感知机^[5] 及 Madaline^[6] 等) 以及混合型 (如级联模型^[7] 等) 三种基本类型。

按照网络互连权重的确定方式 (即学习算法), ANN 又可分为有导师学习 (supervised learning) 的网络和无导师学习或自学习的网络两种。前者的代表如误差背向传播 (error back propagation, 缩写为 EBP) 模型^[8], 后者如自适应共振理论^[9] (adaptive resonance theory, 缩写为 ART) 和自组织模型^[10] 等。

三、人工神经网络的特点

有了对 ANN 的概略知识, 我们便可转到 ANN 的性能特点上来, 正是这些特点使 ANN 能够较好地完成智能信息处理的任务。

1. 可学习性

前面提到, 互连矩阵 $\|W\|$ 是决定 ANN 动力学行为的最重要的参数, 而互连权重的数值是可以经过一定的学习算法来调整的。这一特点, 使 ANN 能够适用于那些无法编程计算 (或者很难编程) 以及要求在实际环境中自适应完成的信息处理任务。

ANN 可学习性的著名实例是美国 T. J.

Sejnowski 等人完成的神经网络英文读出系统 NETtalk^[11]。该系统建立在 Madaline 模型的基础上,人们无需事先给定读音规则及诸多例外情况,而是用 1000 字的英文范文对系统进行读音训练。用连续七个英文字符(包括标点符号)的输入窗口,将这些字符的二值编码作为神经网络输入层神经元的状态,要求网络的输出层神经元状态给出第三个输入字符正确读音的指令编码,并由语音合成器产生读音。网络由随机的互连权重初始值开始,逐一输入范文。每输入一组字符便按照选定的学习算法调整互连权重,使输出的读音编码逼近正确(有导师的学习)。这样反复调整,直到全部范文都能得到正确读音输出为止。有趣的是,NETtalk 在调整过程中的发音竟与幼儿呀呀学语相近。学习完成后,NETtalk 不但能正确读出范文,而且也能正确读出未曾学过的其他英文文本(个别的再调整是难免的)。这说明读音规则可通过学习在网络中自行产生,而且还可以在在实践中不断完善。

2. 大规模并行性 (massive parallelism)

ANN 是在全体神经元的共同参与下动态地完成其信息处理任务的。也就是说,ANN 由其初始状态(输入)向其输出状态或稳定状态(对反馈型网络来说)演变的过程,就是它对信息进行加工处理或运算映射的过程。这种整体运算 (collective computation) 的概念,是美国生物物理学家 J. Hopfield 首先提出的^[4]。随后他又对典型的 NP 问题——旅行推销员问题 (travelling salesman problem 缩写为 TSP) 给出了成功的演示^[12]。

所谓 TSP 是指给定 N 个城市的相互距离,求遍历所有城市的最近走法。虽然 TSP 是可以编程计算的,但是由于“组合爆炸”,计算量随城市数急剧增加,以致在 N 值稍大时再快的计算机也不可能完成精确求解。因为 TSP 的计算量正比于 $(N-1)!$,如果 $N=10$ 时计算求解需时 1ms,则 $N=30$ 时将需 7.7×10^{12} 个世纪!

智能决策常常会遇到这种多参数的优化问

题。大脑对这类问题通常能及时给出满意解。其决策水平因人而异,且免不了会有失误,但会使下一次决策的水平提高。ANN 将多参数优化问题转化为神经网络按期望目标的状态演变,因而是一种大规模并行的处理,只是不能保证得到精确解,这和大脑有相似之处。实践中的决策,处理速度常常是最重要的。离开了“当机立断”,再精确的“事后诸葛亮”也会失去意义。因此,ANN 的大规模并行性是智能决策的重要方向。

3. 联想与容错性

和计算机的精确和严格不同,ANN 对信息有联想、容错、映射和泛化的能力,网络参数又有很强的鲁棒性 (Robustness) 和适应性。这些性质在模式识别、自然语言理解、自动驾驶、自主机器人、……以及所有带有随机性和模糊性的智能问题中,都是非常重要的。

应当特别指出的是,ANN 的联想和容错能力是和每一神经元所具有的非线性功能分不开的。作为一种非线性动力学系统,ANNs 中的稳定点、混沌、分形和分维等问题与智能信息处理的关系都是十分有趣的。这里不作详述。

四、人工神经网络与光学

ANN 作为一种新型智能信息处理系统,只有在实现了具有相当规模(即神经元数)的硬件系统后,才能真正体现出上面所说的那些特点来。ANN 实现技术研究的战略目标是建造能够实现任意 ANN 模型的通用硬件系统,即神经网络计算机。从研制智能计算机的角度来看,神经网络计算机和传统数字计算机是不能完全相互替代的。相反地,二者的互补结合,如同大脑中右脑和左脑的结合一样,将使人类的信息处理工具发生重大变革,并对整个社会产生深刻的影响。

从目前状况来看,实现神经网络计算机主要依靠电子技术和光学或光子技术。由于 ANN 的主要特点是其大规模并行性和高度互连性,这恰好是光学技术所具有的优势和潜力,也是

人们对用光学技术实现 ANN 寄予希望的原因所在。

电子技术与光子技术相比,精确度高,抗噪声能力强,便于程序控制。但是,电子信号要在导线上传播,由于引线不能交叉,引线过分靠近时会发生耦合以及电子脉冲在导线上传播的延时及弥散等问题,使得高密度的高速率电子互连在技术上有很大困难。超大规模集成电路中的引线问题,造成所谓的“时钟扭曲”(Clock Skew),是限制其集成度和速度提高的重要因素。而光束可以光速携带大量二维信息,延时极小,抗电磁干扰能力强,可以互相交叉不发生串扰,特别是光互连的扇入扇出系数也很高,这些都会使光子技术在实现互连上有明显的优势。实际上,光通信就是光互连的一种形式,而在传统计算机中用光互连来解决集成芯片内部、芯片之间、插板之间,以及计算机之间的连接问题,早已引起人们的重视^[13]。互连在 ANN

中的重要性和复杂性更为突出。很明显,光学在实现 ANN 中的作用首先是互连。

此外,光学的高度并行性和快速实现大信息量运算的能力,如矩阵内积、二维变换、卷积和积分求和等,也是光学技术用于实现神经网络计算机的有利条件。随着网络规模的增大,不仅 ANN 中的互连的数目按平方律增加,而且神经元状态演变所需要的计算量[见(1)式和(2)式]也将同样急剧增大。对光计算系统来说,在其空间带宽积的范围内,运算时间将与神经元数目无关,这正是 ANN 的大规模并行性所期望的。

图 3 是说明光互连和光计算与 ANN 关系的简单例子。其中图 3(a) 是一束光连续通过两片透光率分别为 x 和 w 的光强调制器后完成乘法运算 $y = w \cdot x$ 的情形,这里已令输入光束的光强 I_0 为单位 1。图 3(b) 是一束平面光束通过两片二维光强调制器 $X = \{x_{ij}\}$ 和

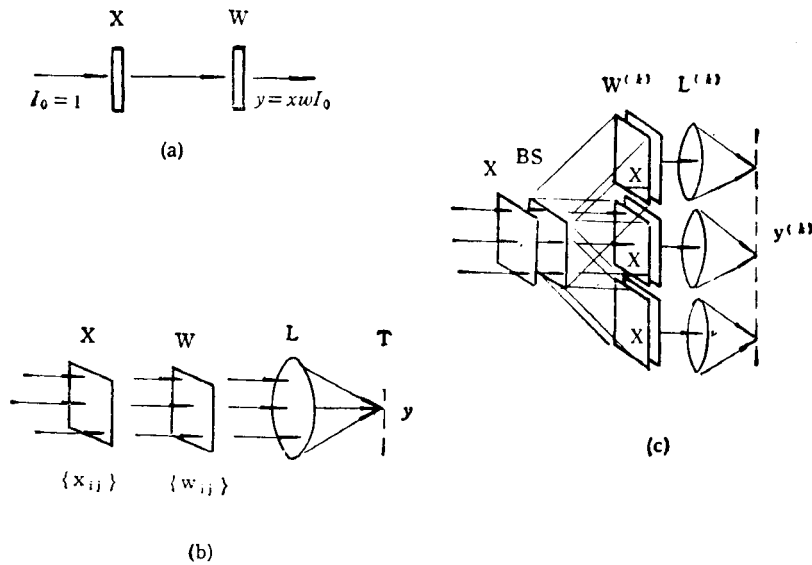


图 3 光互连和光计算与神经网络

$W = \{w_{ij}\}$ 以及会聚透镜 L 后,在其后焦点得到加权求和的结果 $y = \sum_i \sum_j x_{ij} w_{ij}$ 的情形。式中 N 为调制器上象元方阵每一边的元数, x_{ij} 和 w_{ij} 分别为两调制器在方阵对应位置 (i, j) 处的透光率。请注意,如果在焦点 y 处放上一

片阈值器件 T (图中用虚线表示),则图 3(b) 便成为具有 N^2 个输入神经元的光学感知机(perceptron)了。其中调制器 X 产生二维分布的输入神经元状态(通常 x_{ij} 取值为 0 或 1,或者 -1 或 +1),调制器 W 实现加权互连 (w_{ij} 连续取值),透镜 L 实现求和,阈值器件 T 在焦点

光强 y 高于阈值时输出 1, 否则输出 0, 表示对输入模式 X 的分类结果。全部网络运算在光束通过的瞬间立即完成, 与网络规模 N^2 的大小无关。图 3(c) 是一个多重感知机 (图中仅画出三个输出神经元), 和图 3(b) 不同的是, 在输入调制器 X 后面加了一个等光强分束器 BS , 将调制后的光束复制为多个相同的光束, 分别通过对应的互连调制器 $W^{(k)}$ 和透镜 $L^{(k)}$ 产生对应的感知机输出元 $y^{(k)}$ 。图 3(c) 网络的运算量比图 3(b) 已增加许多倍, 但完成全部网络运算所需的时间并不增加。

应当指出, 很多较复杂的光学信息处理和光计算系统, 实际上都可看作是一种特殊的光学神经网络^[4]。光学信息处理技术在图象特征提取、相关滤波、空间变换以及图象恢复等方面的进展, 都将或多或少地在 ANN 的实现中得到应用和发展。图 4 是一种基于全息存贮的内容寻址光学联想存贮器 (associative memory)^[15] 的示意图。图中全息片 H 中用不同入射角的参考光记录了多幅图象的全息图。当在输入面 A 处给出其中一幅图象或其不完整的部分图象后, 在输出面 B 可以得到与输入图象相对应的完整图象。这种光学神经网络和普通全息再现系统的不同之处, 在于加了两个共轭反射镜 (phase conjugate mirror) $PCM1$ 和 $PCM2$ 的取阈 (共轭反射要求入射光超过一定的阈值

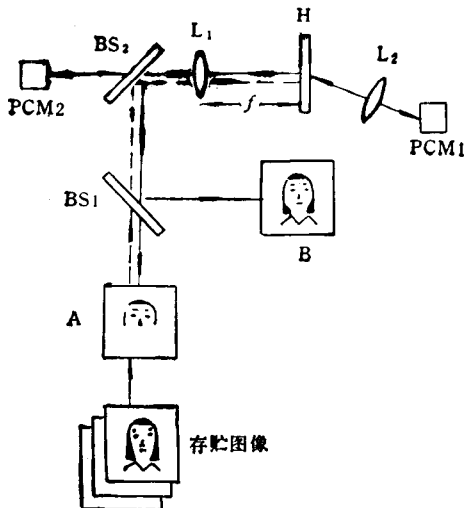


图 4 基于全息存贮的光学联想存贮器

才能发生)和反馈迭代作用, 因而使系统具有识别和图象复原的功能。图中 $BS1$ 和 $BS2$ 为透反分束器。

近年来, 光学和光电子技术与微电子、新材料等相结合, 产生出许多新型光电器件, 如半导体微型激光器阵列、光探测器阵列、自电光效应光学双稳态器件 (SEED) 阵列、液晶器件、微光学器件以及各种空间光调制器等。这些新的器件和技术不仅推动了光学或光子技术的集成化和实时化, 而且也会在 ANN 的实现中发挥重要的作用。

当然, 对 ANN 的实现要求来讲, 光学技术的缺点和困难也是存在的, 如光互连的正负极性、精确性和可调性问题、光学非线性运算、光学存贮的实时性, 以及高性能空间光调制器问题等。这些都是当前光学技术中的重要研究课题。

历史的发展和社会的需要将光学与人工智能、神经网络密切地联系起来。这既是光学发展的机会, 也是它面临的挑战。未来的神经网络计算机究竟会是“光脑”还是“电脑”? 还是让历史来作出抉择吧!

- [1] 杨行峻、郑君里; 人工神经网络, 高教出版社, (1992).
- [2] J. M. Zurada, Introduction to Artificial Neural Systems, West Publishing Company, (1992).
- [3] 张延新, 光电子激光, 1-1, 2(1990), 1-11, 130-136.
- [4] J. J. Hopfield, Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A., 79(1982), 2554.
- [5] F. Rosenblatt, Psych. Rev., 65(1958), 386.
- [6] B. Widrow and M. A. Lehr, Proc. IEEE, 78-9 (1990), 1415.
- [7] Zhang Yanxin et al., Optical Computing and Processing, 2-1 (1992), 3.
- [8] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton and R. J. Williams, Nature, 323 (1986), 533.
- [9] G. A. Carpenter and S. Grossberg, Applied Optics, 26-23 (1987), 4919.
- [10] T. Kohoren, Applied Optics, 26-23(1987), 4910.
- [11] T. J. Sejnowski and C. R. Rosenberg, Complex Systems, 1(1987), 145.
- [12] J. J. Hopfield and D. W. Tank, Biol. Cybern., 52(1985), 141.
- [13] W. Goodman et al., Proc. IEEE, 72(1984), 850.
- [14] D. Casasent, Optical Engineering, 31-5 (1992), 971.