

神经网络计算机及其在遥感应用中的展望

谈 正

(西安交通大学信息控制系)

摘 要

本文概述了神经网络计算机的基本特点、神经网络的形式化描述、目前国际上神经网络计算机的现状以及在遥感图像处理中应用的潜力和展望。

关键词 神经元 神经网络 非线性动力系统 容错性 前向(反向)传递 模式识别

一、概 述

以神经网络为核心技术构成的新型计算机在国际学术界、工业界被称为第六代计算机^[1],也称为神经网络计算机。目前风行的各类大型、小型和微型计算机均是以大规模数字集成电路、符号/逻辑处理为设计基础的冯·诺伊曼(Von Neumann)体系的数字型计算机。随着集成技术的不断革新,在一存储器芯片上的最大容量已达64兆位(Mb);运算器的最高速度已达10—20毫微秒(每秒4亿次以上)。就单位面积上存储单元的集成度而言,已开始接近人脑水平,而且单项的运算计算能力大大超过了人的极限能力,尽管近年来人工智能技术作出了极大的努力,但总是无法解决这样的问题:人类在对图像信息(包括各种遥感图像信息)剖析时,对复杂物体几乎可不加思索,一目了然地予以识别(这些是树、那些是河……),而即使一些很简单的物体,采用先进的电子计算机来识别它却又十分困难。这关键的原因是目前流行的计算机全都属冯·诺伊曼体系,按符号/逻辑规则顺序串行进行运算,尽管它有极强的算术逻辑运算功能、精度和可靠性是人工所无法企及,但它不具备人脑的智慧性、时空整合、思维联想等功能。其根本性的弱点在于:

(1) 串行的逻辑运算计算规则。

(2) 数据运算和存取间交换上的矛盾。即各自独立分离式的存储及运算造成了交换上的“瓶颈”限制。

(3) 无容错性。即一旦某一单元或某一步骤出现错误则影响后续各个环节,计算结果。

(4) 无自学习、自组织、思维及联想的能力。

人类大脑的特点是什么?许多专家学者剖析人脑的结构及智能的特点后得到:人类的大脑是由约 10^{11} 个神经元,而每一神经元间可能有 10^3 — 10^4 个外部联结所组成的巨系统。作为控制和处理信息的最基本的神经单元,它具有:

(1) 对输入信号进行时空整合的功能。(即能把不同时间作用于同一神经元与同一时间作用于不同神经元的信息整合起来进行处理的功能)。

(2) 具有兴奋与抑制的状态,满足 0—1 律。这种状态的变换是由模拟电位渐变所决定。

(3) 实现脉冲与电位间的互换,并能将其在神经元间的连结内低速传导。传导速度在 1—150 毫秒之间,就是具有这些基本功能又有互相联系的神经元,构成的神经网络巨系统,使人类具备了任何机械所无法比拟的智慧和能力。

在这个神经网络巨系统内,尽管神经元及神经元之间的响应和传递信号的速度不算高(仅为毫秒级),远远低于目前计算机的水平,但它能在毫秒级的“瞬间”就可识别出极为复杂的图像信号。为什么?其机理主要是所有各种信息的处理是由神经元及神经元之间的互相作用来实现的;知识和信息的存贮表现为网络神经元互连间的分布式物理联系;其对外界事物的学习和识别则决定于各神经元的连结网系的集团性的动态演化过程。神经网络计算机就是试图模拟人脑这一信息处理系统具有并行处理、集运算、存贮于一体的新一代计算机体系。

从工程角度上看,人工神经网络是采用类似人脑神经元的一种简单处理器来组成的具有高度非线性的超大规模连续时间呈集团性的动力系统。人工神经网络计算机(简称神经网络计算机或神经计算机)和现代数字计算机相比,其主要特点是:

(1) 大规模的并行分布处理。不是目前采用多个处理器把数据、任务分割的概念而是全分布式的。一般而言,总的处理响应时间和基本处理单元数目无关。

(2) 着眼于网络的全局作用,而且具有高度的容错性、鲁棒性 (Robustness)、任何局部损伤不会影响整体结果。

(3) 具有自适应、自学习的功能,具有思维联想能力。能在学习过程中不断地完善自己,具有创新特点。不同于当前人工智能的专家系统,后者仅只是专家经验的知识库,不会创新和发展。

(4) 是一种连续时间的呈集团性的非线性动力系统。识别和记忆体现为该系统的平衡及平衡状态。

至今为止,国际上已开发了 40 余种针对某种特殊用途的人工神经网络的模型以及十多种商品化的产品^[1-3]。目前,人工神经网络计算机的实现是全硬件方式及软件模拟方式两大类。全硬件实现是指此系统内,每一神经元及其互连都存在有与之一一对应的物理器件。一般都用在专用机内,其不足之处是灵活性、可编程性、通用性差。全软件模拟方式则是利用现有的计算机(如 PC 类, VAX 等),配置模拟神经网络计算的软件,来实现仿真的运算、获得仿真的模拟结果。特点是充分利用了现有设备,但其致命的弱点是模拟速度太慢、训练学习时间过长、处理效率不高。当前,最为人们所能接受的是在硬件处理单元的基础上,允许互连权值动态改变(可编程)的软硬混合的部分通用形式。

二、神经网络的形式化描述

人工神经网络的基本处理单元神经元一般是一个多输入/单输出的非线性器件。其结构模型如图 1 所示。其中 X_1, X_2, \dots, X_n 为第 i 神经元的输入信号; y_i 为输出信号。 u_i 为第 i 个神经元的内部状态, θ_i 为阈值。 W_{ij} 表示从神经元 u_i 到神经元 u_j 间的互

联的权值。权值的大小反映了互联的强弱。 s_i 表示外部控制信号(一般情况 $s_i = 0$)。

这一模型可用下列数学式来描述

$$\left. \begin{aligned} \sigma_i &= \sum_j W_{ji} X_j + s_i - \theta_i \\ u_i &= f(\sigma_i) \\ y_i &= g(u_i) = h(\sigma_i), h = g \cdot f \end{aligned} \right\} (1)$$

当神经元没有内部状态时, 可令 $y_i = u_i$, $h = f$ 。

常用神经元的非线性特性如图 2 所示。

(1) 阈值型: 神经元模型的函数 f 为一阶跃函数。(无内部状态)。如图 2a 所示。

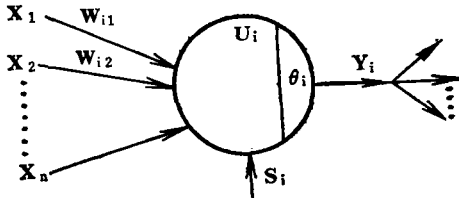


图 1 神经元结构模型
Fig. 1 Neural model

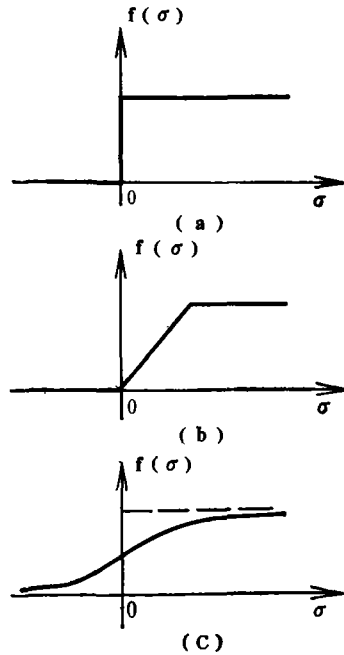


图 2 神经元的 I/O 特性
Fig. 2 Neural's I/O character

$$h(x_i) = f(x_i) = v(x_i) = \begin{cases} 1 & x_i > 0 \\ 0 & x_i \leq 0 \end{cases} (2)$$

这是最早提出的二值离散神经元模型。

(2) 分段线性型,如图 2b 所示。

(3) S 型 (sigmoid 型)。一般是没有内部状态并连续取值。其 I/O 特性常用对数或正切等类 S 状的曲线来表示。如函数 $x_i = \frac{1}{1 + \exp(-x_i)}$ 或 $x_i = \frac{1}{2} [1 + \tanh(\sigma_i/x_0)]$ 等。这类曲线能反映神经元的饱和特性。阈值型可视为 S 型在 $\sigma \rightarrow \pm\infty$ 时的极限。

目前,最常见的神经网络模型有^[4-7]:

(1) 神经元层次模型, 如自适应线性元件 (Adaline) 等, 主要研讨单个神经元的动态特性和自适应特性。

(2) 自适应共振理论 ART (Adaptive Resonance Theory) 模型。可对任意复杂的二维模式进行自组织、自稳定和大规模并行处理。常用于一维信号的模式识别。

(3) 双向联想记忆 BAM (Bidirectional Associative Memory) 模型。是具有学习功能的双向联想式单层网络, 用处很广。

(4) 反向传输网络 BP (Back Propagation)。它是多层映射网络, 采用最小均方差的

学习方式, 是使用最广泛的神经网络。常在语言综合、语言识别、自适应控制等场合中用。

(5) Hopfield 神经网络。是由相同元件构成的单层无学习功能的自联想网络。常在信号处理中以及研究学习中采用。

(6) Madaline 网络。是具有最小方差学习功能的线性网络、学习功能较强、是扩展的 Adaline。主要用于自适应控制。

(7) Counter Propagation Network 网络 (CPN)。以性能上统计最优上和概率密度函数分析的神经网络。适用于图像分析和统计分析。

(8) 细胞神经网络 CNN (Cell Neural Network)。单层连续神经网络, 主要用于模式识别、文字识别、噪声控制等。

此外还有自组织映射、学习矩阵、交替投影神经网络等许多模型, 以及不少学者正在创新建立的新型模型。

三、神经网络的互连结构形态^[4-6]

人工神经网络计算机是由互连的神经元组成的巨系统。在工程上是一种可编程的处理单元互连的并行阵列, 执行并发操作, 其结构形式如图 3 所示。

从图 3 的神经网络结构形态上可看出: 神经网络由类同的神经元分层排列, 组成输入层、隐层(亦称中间层、可有若干层)和输出层。按照神经元互连的不同情况, 可构成不同形态、不同机制、不同性能的神经网络。例如: 若每层的神经元只接受前一层神经元的输入, 这就是感知器类前向传递模型; 又如同层内的神经元之间的互连、可实现同一层内神经元之间的横向抑制和兴奋机制; 从输出层到输入层之间存在有反馈的前向模型可用来存贮某种模式序列; 而层内和层间的任意二神经元之间可能存在的连结所构成的网络、信号可在神经元之间反复往返传递, 网络处在不断改变状态的动态之中。一旦这种网络达到某种平衡, 则可实现学习和记忆。

由神经网络所组成的神经计算机, 在工程的本质上是一种可编程的处理单元互连的并行阵列, 执行并发操作。目前美、日、欧已能提供若干种按此原理构成的协处理、平行处理阵列机以及用神经网络仿真器连成三维阵列的新型神经计算机。该系统的性能是对于前向传播是 450×10^6 连结/秒, 整个处理周期为 90×10^6 连结/秒。

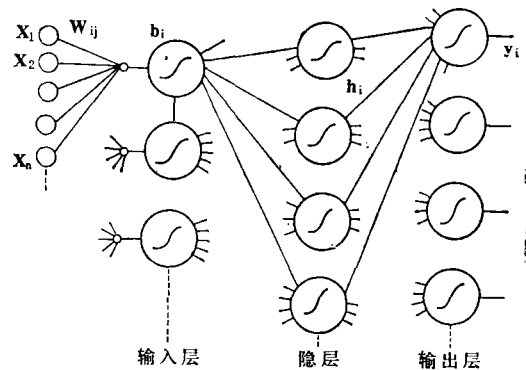


图 3 神经网络的互连结构形态

Fig. 3 Schematic model of neural network

四、神经网络计算机在遥感应用中的展望^[8,9]

在遥感信息解译处理中,最重要的信息是对图像信息的剖析。概括地可归纳为对遥感图像信息的识别、分类的定性到定量的过程。从我们当前采用的计算机机助识别分类过程来看(不论采用何种分类算法),绝大多数仅只利用了图像中物体的反射光谱的平均量这一信息。其光谱平均量还和信号源采集的特性有关,例如 MSS 为 (79×79) 米²面积上的平均、TM 为 (30×30) 米²面积上的平均。因而在识别分类中一旦遇到“同物异谱、异物同谱”时,分类就会出现误差,识别变为模糊。同时这一完整过程耗时过多,而无法及时(实时)处理。

从生物生理学的角度来看,人类对外部视觉世界的感知是一个统一的整体,场景中一个物体所具有的全部不同的性质,如距离、形状、大小、颜色、深度、运动的方向等都按精确的空间一时间配位被完整地感知。视觉场景的感知是一种不同属性的并串结合的处理过程。显然,若采用神经网络,利用其全并行处理、自适应学习、联想功能等特点,来解决诸如计算机视觉、模式识别等数据量大、信息特别复杂的问题,必定会表现出明显优于传统计算机处理方法的特点。

鉴于目前神经单元硬件的高集成度和可编程的互联等关键技术还处在进一步探索发展之中,目前用神经网络来进行图像处理、模式识别的研究,远远落后于神经网络在一维信号处理、语言识别、自动控制中的应用(这是因为后者的输入变量少,用少量的神经单元硬件易于实现),因而,国内外学者在图像处理方面的神经网络的研究还主要集中在方法性的探索上。

例如,采用多层的自组织特征映射网络模型。用其自组织特性,来提取遥感图像的特征并进行非监督分类和监督分类。其基本原理是设定若干N维的输入模式矢量(可以是未知类别,也可以是已知类别),按最小距离原则来计算调节各神经元(节点)间的互联权值,一旦算法收敛,互联权值确定,其自组织特征映射的神经网络便即形成。因而此训练学习好的神经网络可直接用于遥感图像的无监或有监分类。利用多层网络可进一步改善类别间的分类精度。据报道,其实验图像的四个类别的绝对总精度可达 70.31%^[9]。

也可采用 BP 反向传播网络来作遥感图像分类识别。其训练样本的特征选取图像像元的行列坐标及灰值,(即位置和光谱信息),并采用使最小均方误差(LMS)最小化的原则来进行 BP 模型的训练算法。其实验图像的检验精度可达 90%^[9]左右。

当然,也可利用联想映射模型、BP 网络模等来进行边缘特征提取、识别等工作,并已获得可喜的成绩。此外在立体片对上进行相关匹配来提取深度信息,并以此为基础建立 DTM 的模型方面,神经网络也将发挥巨大潜力。因为立体遥感片对相关匹配的难点是同名对应点的识别认识,而这又正是神经网络的最佳长处。

尽管目前国内外均处于研究的起始阶段,但可以预言,由于神经网络及其神经网络计算机所具有传统数字计算机所不具备的特点,一旦硬件在工艺技术上的难点有所突破,无疑将在智能型的视觉这一类信息量大、特征因素多、需要时空整合、思维联想的信息处理方面,必将会显示出其在快速(实时)、精确、智能性等方面具有的巨大优越性和生命力。也

可以预测,在遥感信息处理中,将可以把地面物体所具有的形状、大小、颜色、深度、位置、方向等多种信息结合人工智能中的专家系统的经验和模糊数学的描述等完整地“感知”、为遥感信息的定量化分析开辟新的途径。

参 考 文 献

- [1] Branko Souček, Neural and Concurrent Real-time system—The sixth generation, Wiley Inc., New York, 1989.
- [2] Robert Hecht-Nielsen, Neurocomputing: Picking the Human Brain, IEEE Specturn, pp. 36—41, March 1988.
- [3] Richard D. Lippman., An Introduction to Computing with Neural Nets IEEE Assp. Magazine, pp. 4—22, April 1987.
- [4] S. Grossberg, Neural Networks and Natural Intelligence, MIT Press, 1988.
- [5] T. Kohonen, Associative Memory: A System Theory Approach, Springer, New York, 1977.
- [6] J. J. Hopfield, Artificial Neural Networks, IEEE Circuit and Devices Mag, 3—10, Sept. 1988.
- [7] Eric Gullichsen and Ernest Chang, Pattern Classification by Neural Network: An Experimental System for Icon Recognition, Pro. of the IEEE 1st Intl. Conf, on Neural Network, Vol. 4, Sandiag, 1987.
- [8] J. J. Little, G. E. Brelloch and T. A. Cass, Algorithmic Techniques for Computer Vision on a Fine-Grained Parallel Machine, IEEE PAMI, Vol. 11, No. 3, March, 1989.
- [9] 钟义信、杨义先编,中国神经网络首届学术大会论文集(C'N²-90)(上、下册), 1990。
- [10] 焦李成,神经网络系统理论,西安电子科技大学出版社,1990。

Neural Network Computer and Application of Image Processing in Remote Sensing

Tan Zheng

(Injormation Processing Center, Dept. of Injormation and Controlling Eng., Xian-jiao Tong University)

Abstract

The paper describes the basic features of the artificial neural network computer—the sixth generation and its applications of image processing, pattern recognition in remote sensing.

At first, it compares the major features of artificial neural network computer (NNC) with traditional digital computer. That was parallel massively (distributed) processing; numerous processing/memory elements; several mapping structures; learning networks based on train; self-oranigation etc.

Then it describes the principles of operation of the basic neural unit and some typical current artificial neural networks and its basic schematic model, which included input, hidden and output layer with connected weights.

At final, some approached examples show the special purpose application of image pattern recognition and classification using artificial neural network in the remote sensing field. It can provide some intereting hints.

Key words Neural unit Neural Network Nonlearner dynamical system Robu-
stness Forward (Back) propagation Pattern recognition