

人工神经系统的研制与进展

刘甲耀 严桂兰 刘波

(华侨大学)

(中国科建公司)

摘要 本文介绍人工神经系统与传统人工智能的区别,人工神经系统与实际神经系统的比较,以及人工神经系统的研制与进展。

关键词 人工智能,人工神经网络,人工神经系统,神经网络

0 引言

人工神经系统(ANS)是模拟脑的智能活动和思维功能的数学模型,涉及神经网络,联接机制网络、自适应系统、自适应网络、人工神经网络、神经计算机,并行分布式处理机。ANS利用人脑所存的大规模并行处理和分布式表示的性能,研究与再生人体信息处理的工作如语言、视觉、嗅觉、触觉、知识处理和运动神经控制,并应用于数据压缩、组合优化问题的近似最优解、模式匹配、系统模拟以及函数近似。ANS的理论渊源于包括心理学、数学、神经科学、物理学、工程学、计算机科学、哲学、生物学以及语言学等许多学科,ANS的崛起,不仅是对人工智能(AI)的一种促进,而且将给AI带来新的途径,并为新一代计算机或智能机研制开创新的局面

1 ANS与传统人工智能的区别

传统人工智能(TAI)的核心问题是“知识表达”问题,其主要思想是认为人类认识的基本元素是符号(称符号主义),认识过程就是对符号的一种运算,只要把人类思维过程用符号表示出来并存进计算机,然后由计算机按照类似人类的办法去解决问题就可达到所谓人工智能。如规划、设计、计划、决策、诊断之类思维问题,的确较易做到,因为此类思维过程一般都有比较清晰的思想 and 比较明确的步骤,只要认真总结,总是可能表达出来,然后用计算机模拟,以实现“人工智能”。然而,对于象人类的感知、动作、下意识以及常识性这类智能,TAI就显得无能为力

本文 1991-10-15 收到。

力,难以进行“知识表达”,例如某人认识某人,要把此人的相貌描述出来却非常困难,至于人类的喜、怒、衰、乐则更是难以用语言来表达,就是在这样的背景下再加上硬件技术的进展,遂崛起 ANS.

ASN 与 TAI 不同,它认为思维的基本元素不是符号,而是神经元本身.由大量神经元组成的系统的整体活动即构成思维过程,信息则存贮在各个神经元的连接机制中,信息处理表现为各神经元之间的传播,而信息处理的过程即构成思维,ANS 的特点在于不需要知识表示,它的“知识”来自学习与训练.例如,用 ANS 识别汉字,不必事先用符号描述各个汉字的结构与笔划,即无需事先编程,只要通过一组汉字的学习与训练,直至机器能辨认即可.因此,这种认知模型具有平行处理、高速度、高可靠性的明显优越性.

2 ANS 与实际神经系统的比较

人体信息处理系统包括生物大脑.神经系统的基本组件是神经元,传送信息入出人体各部分的细胞.神经元的简化表示如图 1 所示.

神经元由称为 Soma 的细胞体组成,细胞体的各别的象脊骨一样向外延长部分称为树突,单个神经纤维称为轴突,它从细胞体分叉出来并与其它许多神经元相连.Soma 内部各处是离子,其中包括钠(Na^+)、钙(Ca^{++})、钾(K^+)、氯(Cl^-). K^+ 集聚在神经元内部, Na^+ 集聚在外部,当 Soma 的薄膜被电刺激(通常用电压降)时,它的薄膜允许 Na^+ 和其它离子如 Ca^{++} 通过它的薄膜,并改变 Soma 的内部状态.神经元之间的连接不是出现在细胞体上就是出现在称为突触的接口的树突上,神经系统是由上万亿神经元构成的,该神经元具有从神经元分支出来并与同样多的其它神经元相连接的轴突.所有神经元通过轴突和树突互连(并由突触传播控制信号)建立神经网络.

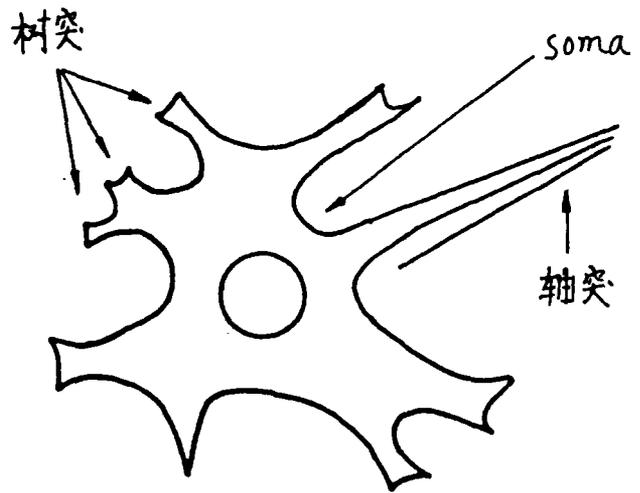


图 1 一个神经元的简化表示

神经元有带细胞核的细胞体(Soma),传送信号离开神经元的轴突及接收来自其它神经元的信号的树突

在 ANS 的最简单的形式中,模型神经元如图 2 所示.可以看作是一个阈值单元,即收集输入,并只在输入总和值超过内部阈值时产生输出的处理单元.作为一个阈值单元,神经收集在它的突触处的信号并将它们相加在一起,如果收集的信号强度超过阈值,就发送信号降低毗连其它神经元的轴突.根据碰撞树突,由突触选通而把所有信号相加,然后总的信号与神经元的内部阈值比较,若超过阈值则把信号传播到轴突.ANS 就是这样许多的简单的单个神经元互连成网络而得.ANS 是脑和行为的神经激起模型,它由处理单元(其具有局部的存贮器并

执行局部的信息处理操作)与称之为连接件的单向性的信号通道互连而成的平行分布式信息处理机构.

3 ANS 的研制与进展

ANS 的研究可追溯到 19 世纪 Freud 对精神分析学研究之前所作的一些初始工作. 1913 年 Russell 用液压装置首先实现 ANS. 1943 年 Mc Cullsch 和 Walter Pitts 构造了基于神经元以“全或”方式工作的第一个 ANS 数学模型, 揭示了能用互联的数字神经元的 ANS 来构造任意的逻辑函数, 并引入了阶跃阈值函数的概念. 1949 年 Donald Hebb 研制了一个现在以他的名字命名的学习范例——Hebbian 学习, 其规则指出, 若前突触的活动在时间上与后突触的活动紧密相接, 则突触功效增大, 后来改进的 Hebbian 学习规则则描述为, 突触联接功效的增加与前、后突触势能成正比, 也就是说, 若一个突触有正的前突触势能和正的后突触势能, 则突触的传导性增加; 反之, 若前突触势能为负(正), 而后突触势能为正(负), 则突触传导性减少. 1951 年 Marvin Minsky 和 Dean Edmonds 设计了一个由管道, 马达和离合器组成的、拥有 40 个神经元的学习机, 该机能根据执行特定任务(Hebbian 学习)的成功程度调节突触的传导性, 并成功地模拟猫在迷宫中搜寻食物的行为. 1956 年 Albert Uttley 创建了一个包括信息元的理论机(信息元是一个线性分隔器, 它利用香浓嫡量度(输入/输出概率的比率的自然对数)调节它的输入参数), 应用于模拟有效的和经典的调节现象以及自适应模式识别. 1957 年 Frank Rosenblatt 在 McCullooh-Pitts 模型中增加学习, 并把这个混合体称与感和机. 1959 年 Bernard Widrow 创建了一个类似于感知机的名叫自适应线性元件或 adaline 的 ANS. 两层 adaline 象感知机一样, 可随计算的和期望的输出之间的误差而调整输入和输出层之间的权重. 这两种 ANS 模型差别不大, 但应用却很不相同. adaline 已成功地应用于自适应信号处理、控制系统和自适应天线系统. 1961 年 Steinbuch 提出交叉的信息编码方法, 把 ANS-学习矩阵应用于识别高度污损的手写学符、诊断机器故障以及生产控制的高级处理问题. 1964 年 Stephen Grossberg 广泛研究心理学的“心”和生物学的“脑”过程以及人类信息处理的现象, 把心和脑侯系在一起组成一个统一的理论, 包括严格的数学分析和产生具有组织、自稳定、自定标功能的 ANS 范例, 能在实时工作时直接存取信息. 1983 年 cohen 和 Grossberg 研究了 ANS 的动态特性, 证明了许多类别的 ANS 模型的全局收敛定理; 研究了视觉、语音和掩模域, 推广了二阶自适应响应理论——ART1, 包括模拟输入 ART2; 研究了生理节奏(24h)节律以及浑沌和神经装配之间的关系. 波士顿大学自适应系统中心研究了视觉、眼睛运动的马达控制、调节和强化、语音、文字识别和短期存贮器, 以及手臂运动的马达控制. 1967 年以来, Shun-Ichi Amari 把生物神经网络的活动与严格的数学知识结合起来研究 ANS, 其成果有, 信用分配问题的数学解; 随机连接的 ANS 动力学及其严格的数学基础的论述; 竞争学习的研究; 联想存贮器的数学分析; 对称连接的 ANS 模型稳定性的研究; 非对称连接的 ANS 模型的记忆暂时模式序列的稳定性研究; ANS 的模式形式的动力学研

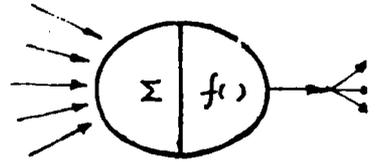


图 2 作为简单阈值单元的神经元
——输入线表示树突, 每条线传送的信号相加用 Σ 表示, 加后的信号通过一个阈值函数 $f()$ 进行处理, 产生输出信号

究. 并把他的成果推广到自组织和拓扑图特性表达的生物学上. 1968年Jame Anderson从基于神经元突触活动互连的存贮模型开始研究ANS模型, 他利用输入向量和输出向量的点积的线性阈值函数, 把所有模式的所有踪迹(点积的每一点称为一踪迹)相加(同一存贮器中多个模式迭加)来形成线性联想存贮器(LAM), 并用以解决任意视觉模式识别, 重建和联想, 以及解释活动与突触连接或存贮矩阵之间可能的联想. 1977年Anderson创建了名为Brain-state-in-box(BSB)的新模型, 其中增加了横向正反馈, 使用了纠错学习, 并用斜坡阈值代替线性阈值函数. BSB ANS在 n 维体的角上存贮信息, 通过进入 n 维体的一点而使ANS平衡于 n 维体的一角实现记忆, BSB ANS已用于解释概念形成, 分类和知识处理. 1968年, 爱丁堡大学机器智能系首先发现全息图和联想存贮器之间的自然关系, 全息图和联想存贮器均能根据局部的信号记忆完整的模式, 开发了名为holophone的暂时ANS模型, 能存贮输入信号, 并能从给出的一部分信号中恢复完整的信号. 为此, 奠定了用光学实现ANS范例的基础, 这是在未来的ANS中极富有前途的概念. 1970年Kunihiko Fukushima研究视觉系统和脑的空间与时空的ANS模型, 创建了视觉的多层ANS范例, 随后不断优化, 1975年获得首项成果, 名为认知机, 1980年改进型取名为神经认知元, 其最多为9层, 每层均从前一层完成特性抽象, 串级连接与层次则从输入空间经过隐含层到被识别对象的最后分类, 此模型对于识别被沾污、变形、旋转以及许多以不同形状排列的手写数字非常成功. 1969年A. Harry Klopff开始研究心的心理学和脑的生物学之间的关系, 从理论上指出, 神经元是脑的“享乐成分”、目标搜索、自适应系统, 当它激动和被去极化(高兴)时, 则增加它的欢乐主义的突能功效; 当它被过极化(痛苦)时, 则增加它的抑制突触的功效. 1986年Klopff把他的理论扩展并引入到名为驱动强化学的新模型, 还提出了在单一级别中相互变化的思想, 通常称为差分Hebbian学习. 1973年Tuevo Kohonen和Ruohonen把线性联想存贮器推广到最优线性联想存贮器(OLAM), 能用作存贮介绍和新颖滤波器, 并能对给定的输入向量与所有存贮向量进行逐维比较. 1981年Kohonen把竞争学习系统应用于名为学习向量量子化(LVQ)的ANS范例, 并应用于语音识别、模式识别和图象识别. 布朗大学物理学家、诺贝尔奖获得者Leop Cooper和Charles Elbaum一起, 在70年代初就深入研究ANS建模, 1975年开始旨在对ANS的研究、开发和获取专利的Nestor Associates行动, 作了基于ANS的第一个商业性尝试, 1983年成立了Nestor公司, 开发了名为Reduced Coulomb Energy(RCE)网络的ANS, 1982年以来获得好几项基于RCE网络的神经网络应用专利, 1988年又把Nestor学习系统(NLS)应用字符识别, 质量控制诊断、信号分类、目标识别和签名鉴定. 1976年Terrence Sejnowski开始研究ANS, 随后, 他与Geoff Hinton合作开发了波尔兹曼机算法及其高级的顺序扩展. 1986年Sejnowski和Rosenberg利用反向传播算法把文本映射到音素学表示. 1988年又利用反向传播算法对声响信号分类, 并应用反向传播算法预测球蛋白质结构. 1977年David Rumelhart的兴趣变成ANS, 随后, 设计了第一个名为交互式活动模式的ANS范例, 用于解释文字识别, 并扩展到其它ANS结构. 建立了旨在研究, “认知的微结构”的PDP研究小组, 作了语音模型结构研究、PDP体系结构和大脑生理学的对比研究和数学分析. 1978年Richard Sutton和Andrew开发了经典调节的ANS模型, 随后又发展了增强学习的理论, 1986年研究了名叫暂时差别模型的行为预测模型, 以及名叫联想奖惩模型的新的增强学习模型. 1980年—1986年Jerome Felaman和Dana Ballard及其连接主义小组开发了许多不同的ANS, 研究了计算机视觉、自然语言、语义网络、

逻辑推理、概念表达和 ANS 模拟器。1979 年 Robert Hecht-Nielsen 制定了神经计算的研究和发展纲要,1983 年制定了神经计算纲要,设计了第一代现代电子神经计算机,其型号为 TRW,以 VAX 为主机,并在 1986 年商品化。1987 年成立了 Hecht-Nielsen 神经计算机公司,并发了基于 PC 机的名为 ANZA 的神经计算机,开发并扩展了名为神经网络时空最接近的比较滤波器的 Grossberg 雪崩和名为反向传播网络的多层模式识别 ANS,扩展了 A. N. Kolmogorov 定理,1988 年导出了一个证明各种映射的反向传播算法的收敛性定理,给出 ANS 技术的许多成功应用,最早(1985 年)开出介绍 ANS 领域的课程。1982 年 John Hopfield 阐述在交叉 ANS 中分析稳定点的方法;1984 年把他的早期模型从离散时间推广到连续时间;1985 年经过描述一个特定的组合优化问题(如推销员旅行问题)建造了一个能量函数,并从这个函数反过来建立 ANS 模型,从而找到了接近 Np 完整问题(即实时不可解问题)的近似最优解;1987 年又把 Lyapunov 能量参量推广到时空模式存贮,并用 ANS 模型实验识别各异的语音模式。1985 年 Carver Mead 研制了一片硅视网膜,这片 VLSI 在一方阵上含有 2304 个感光细胞,并以与人的视网膜锥体一样的方式进行连接;1989 年开发了一片硅耳蜗;他宣称,其终目标是建立一个完整的神经系统。1981—1988 年 Bart Kosko 创建了名为双向联想存贮器(BAM)范例,把单层自动联想的 Hebbian 相关器推广到双层模式匹配的异态联想器;发明了模糊认知映射(FCM),即象 ANS 一种的知识处理范例,它捕获在可变的任意个有经验的专家之间的因果关系,使有因果关系加权边的有向图中的节点变化率互联;发现了模糊逻辑和 ANS 之间的联系,这种联系表明,模糊熵的极小化或在 n 维单位立方体中某一点到角的运动,是需要操作完成许多 ANS 范例,这种模糊逻辑的连接是由名为模糊联想存贮器的纯模糊逻辑的 ANS 范例连接而成,而 ANS 模型则使用模糊相关来形成存贮矩阵。

4 结束语

综上所述,经过许多 ANS 研究者的长期努力,已把 ANS 推到了今天的水平,出现了一些实用性的 ANS 商品,完全可以预测,随着现代微电子学、超大规模等线电路、光导技术以及计算机科学和网络技术的进展,ANS 的研制必定出现新的局面。

参 考 文 献

- [1] Patrick K. Simpson, *Artificial Neural System Foundations, paradigms, Application, and Implementation*, pergamon press, (1990).
- [2] Khanna, Tarun, *Fonudation of Neukal Network*, Addison-Wesley publishing company, Inc. (1990).
- [3] 涂序彦, *人工智能及其应用*, 电子工业出版社, (1988).

Research and Development of Artificial Neural System

Liu Jiayao Yan Guilan Liu Bo

(*Hua Qiao University*) (*China Kejian Co. Ltd.*)

Abstract Starting with the discrimination between artificial neural system and artificial intelligence and the comparison between artificial neural system and real neural system, the authors make a review of research and development of artificial neural system.

Key words artificial intelligence, artificial neural network, artificial neural system, neural networks