

神经网络理论模型及应用方法研究 论文集

(二)

(1992. 6. — 1993. 7.)

中国科学院生物物理研究所

中国科学院自动化研究所

1993年9月

前 言

神经网络研究是近年来得到迅速发展的一门多学科、综合性的国际前沿研究领域。它的发展对计算机科学、信息科学、人工智能、神经科学、认知科学、数理科学、微电子学、机器人学、自动控制和系统工程等领域都有重要的影响。

建立神经网络理论模型是神经网络研究的主要内容。它是在现代神经科学研究成果的基础上提出来的,反映了人脑功能的若干基本特征。但它并不是生物神经系统的逼真描写,而只是其简化、抽象和一定程度上的模拟。神经网络研究的根本目的是探明脑的神经计算原理,并开拓这些原理在人工智能等工程技术领域的应用。

“神经网络理论模型及应用方法研究”这一自然科学基金研究的重大项目就是在这样的背景和学术思想指导下提出来的。其主要特征是将人工神经网络与生物神经网络的研究相结合,探索神经网络的理论模型及其实际应用。

该项目由中国科学院生物物理研究所和自动化研究所共同承担,共分七个课题:

- 大规模神经网络的物理数学理论与模拟研究;
- 人工神经网络原理及其在知识系统中的应用;
- 神经元集团、功能柱和层次网络的模型和性质;
- 视觉时空复合模式信息的神经回路网络及其神经动力学研究;
- 基于神经网络原理的机器人视觉和智能控制技术;
- 基于神经网络原理的汉语语音和汉字识别;
- 电子神经网络计算的实现研究。

我们现将反映 92 和 93 年度的阶段性研究成果和进展的论文汇集出版,同时也纳入了在《神经网络理论模型及应用方法研究论文集(一)》中未纳入的一些论文。本集中共收集了 93 篇论文。我们期待这本论文集将有助于促进神经网络理论模型及应用方法的研究。

“神经网络理论模型及应用方法研究”项目学术领导小组

1993 年 9 月

目 录

第一部分 大规模神经网络的物理数学理论与模拟研究

人工神经网络及神经网络计算机研究的若干进展	1
王宝翰	
- 第三届理论生物物理学学术会议论文集 167-175, 1992 -	
三模块神经网络的性能 — 记忆的经济原理	10
王宝翰 陈 劲	
- 中国神经网络第三届学术大会论文集 1993 -	
Neural Network to Realizing a Couple of Associative Vector	
(x, y) to Vector Z	15
Wang Bao-han and Chen Jing	
- International Conference on Neural Network and Signal	
Processing (Oral Presentation and Published in Full), 1993 -	
高阶Boltzmann机的平均场理论及其学习算法	22
袁 政 王宝翰	
- 《生物物理学报》, 1993 (in press) -	

第二部分 人工神经网络及在知识系统的应用

An associative memory model of language	29
HongFeng Yin and JueWei Tai	
- Proc. IJCNN' 90, USA, CA (1990) -	
Role of Activation Function on Hidden Units for Sample	
Recording in Three layer Neural network	35
XingRen Ying	
- Proc. IJCNN' 90, CA, USA (1990) -	
人工神经网络系统设计	39
刘瑞正 戴汝为	
- 第八届模式识别及机器智能学术会议, 哈尔滨 (1991. 7) -	

采用BP神经网络记忆模糊规则的控制	46
应行仁 曾南	
- 《自动化学报》, 17, 65, (1991) -	
神经网络专家系统及其在核反应堆事故诊断中的应用	50
杨一平 戴汝为	
- 《电子学报》, 11 (1991) -	
城市生态调控的决策支持系统(第四章)	56
王 珏 王如松	
- 中国科学技术出版社(1992) -	
一种评价分类问题的方法	58
阮闳 王珏	
- 《知识工程进展》(1992) -	
结合AI的符号处理与并行分式处理的集成方法	65
吴 骁	
- 首届人工智能基础冬季研讨会, 1992, 哈尔滨 -	
A New Algorithm for MS Neural Networks with Quantized Weights	70
Dong-Xue Wang, Wei-Qiang Jiang and Ju-Wei Tai	
- Proc. PRICAI' 92, Korea -	
Connectionist Problem--Solving Based on Dynamic	75
Jue Wang and Ju-Wei Tai	
- Proc. PRICAI' 92, 1992, Korea -	
基于动态BP神经网络的系统辨识方法	81
田明 戴汝为	
- 《自动化学报》, 1993, 19(4) -	
优化通用无反馈神经元网络结构	85
乔国培 戴汝为	
(待发表, 1993)	
人工神经网络(ANN)在暴雨预报中的应用	90
吴骁	
- 全球华人智能控制大会, 1993, 北京 -	
Stablity Conditions for Nonlinear Continuous Random Neural Networks	100
Jie Tian and Ju-Wei Tai	
- Proc. World coggess on neural networks, 1993 -	

线性阈值单元神经网络的图灵等价性	104
刘晓鸿 戴汝为	
- (待发表, 1993) -	
The Application of Artificial Neural Networks to System Identification	110

第三部分 神经元集团、功能柱和层次网络的模型和性质

初级视觉的神经波表象	114
汪云九 齐翔林 姚国正 王 孟	
- 《中国科学》, No. 7, 717-723, 1992. -	
Neural Wave Representation in Early Vision	121
Wang Yunjiu, Qi Xianglin	
- 《Structure: from Physics to General System》, 142- 154, Ed. by	
M. Marinaro & G. Scarpetta, World Scientific Publishing Co. Pte.	
Lid. 1992. -	
窗口形状对视觉局域运动知觉的影响	129
吴新年 汪云九 姚国正	
- 《心理学报》, No. 1, 48-52, 1991. -	
不同运动速度下人眼的阈上调制特性	134
吴新年 姚国正 汪云九	
- 《生物物理学报》, Vol. 7, No. 2, 1991. 6 -	
人类颜色视觉的计算理论	139
陶霖密 姚国正 汪云九	
- 《心理学报》, No. 3, 233-240, 1993. -	
Neural Wave Represetation in Early Vision	147
Wang yunjiu, qi Xianglin, Yao Guozheng and Wang Meng	
- IJCNN92 Proceeding, Vol. 1, 805-808, 1992. -	
Computational Colour Vision	152
Tao Linmi, Yao guozheng, Wang Yunjiu, Chen Yunzhu and Fang Tingjian	
- IJCNN92 Proceeding, Vol. 2, 224-227, 1992. -	

A Simulation for Stimulus-dependent Neural Oscillations in the Visual Cortex	156
Qi Xiang-lin, Wang Meng, Zeng Xiao-dong and Wang yun-jin	
- IJCNN93 Proceeding, Vol. 3, 782-783, 1992. -	
初级视觉中Gabor表达与子波变换	159
齐翔林 朱舜山 汪云九	
- 中国神经网络大会 C ³ N ³ -93, 西安, 1993. -	
视皮层功能柱简化模型的动态特性的研究	164
曾晓东 汪云九 齐翔林	
- 全国第三届青年生物医学工程学术大会, 《生物医学工程前沿》文集, 合肥, 1993. -	
初级视觉中的Gabor子波表达及其模拟	169
朱舜山 齐翔林 汪云九	
- 全国第三届青年生物医学工程学术大会, 《生物医学工程前沿》文集, 合肥, 1993. -	
感觉神经系统中信息的表达	174
汪云九	
- 全国第三届青年生物医学工程学术大会(特邀报告), 《生物医学工程前沿》文集, 合肥, 1993. -	
初级视觉的Gabor函数模型的研究进展	182
汪云九 齐翔林	
- 《生物物理学报》, No. 3, (付印中), 1993. -	
神经系统的信息获取和测不准原理	191
汪云九	
- 《自然杂志》, 6-12, 1993. -	
视觉计算理论--计算神经科学中的范例	199
汪云九	
- 复旦大学神经生物学讲座, VII ¹ , 118, 97-106, 1992. -	
认知科学的某些计算理论	209
汪云九	
- 《科学》, 9-14, 1992. 8-	

开拓神经网络基础理论研究的新途径	215
姚国正 王 孟 汪云九	
- 《世界科学》, 10-11, 1992. -	
神经网络和视知觉的动力学描述	217
姚国正	
- 《自然杂志》, 15 (11), 844-849, 1992-	
神经信息的编码问题	223
汪云九 夏发生	
- 《自然杂志》, 15 (12), 921-926, 1992-	
理论神经科学	229
汪云九	
- 《科技导报》, 24-27, 1993	

第四部分 视觉时空复合模式信息的计算神经回路网络 及其神经动力学研究

Neurocomputation of Visual Relative Motion Information	233
Guo Aike, Yang Xianyi	
- 《Science in China (B)》 Vol. 35, No. 7, 791-801, 1992 -	
A Multilayer Feedforward Neural Network Model for Visual Motion Perception	244
Yang Xianyi, Guo Aike	
- 《Journal of Electronics (China)》 Vol. 6, No. 4, 296-304, 1992-	
一种感知视觉运动信息的简化脑模型	253
杨先一 郭爱克	
- 《生物物理学报》, Vol. 9, No. 1, 99-105, 1993 -	
视觉运动感知的神经网络研究	262
郭爱克 杨先一	
- 《中国科学》, Vol. 23, No. 1, 133-137, 1993 -	
鼠海马CA1 锥体细胞三维结构的研究—共聚焦激光扫描显微镜的 光学记录及分形结构的计算机仿真	271
冯春华 刘力 刘守忠 宁红 孙海坚 郭爱克	
- 《中国科学》 1993 (已接收) -	

采用Reichardt运动检测器和Boltzmann Machine神经网络的运动计算	281
葛晴 郭爱克	
- 《生物物理学报》(已接受, 1993年) -	
A Multilayer Feedforward Neural Network Model for Visual Motion Perception	296
Yang Xianyi, Guo Aike	
- Annual Conference of Japanese Neural Network Society, 1991, Tokyo, Japan. Oral Presentation -	
Visual Motion Computation —— Transformation from Local Pattern Dependence to Global Velocity Dependence	300
Yang X. Y. and Guo A. K.	
- The 3rd China-Japan Bilateral Symposium on Biophysics, 1991. 5, Xi'an, China -	
Neural Network Approach to Visual Motion Perception	307
Yang Xianyi and Guo Aike	
- IJCNN-92, (1992), Beijing -	
Analysis of Linsker-type Hebbian Learning Rigorous Results	312
Jianfeng Feng, Hong Pan	
- IJCNN-93, 1993, 1516-1621, SAN FRANCISCO-	
蝇视觉相对运动的神经计算原理 (一)	321
郭爱克 杨先一	
- 《生物化学与生物物理进展》, Vol. 18, No. 4, 181-185, 1991 -	
赫布突触律与NMDA受体活性的突触可塑性	327
冯春华 王倩 郭爱克	
- 全国医学工程与生物控制论学术会议, 1992 -	
蝇视觉相对运动的神经计算原理 (二)	329
郭爱克 杨先一	
- 《生物化学与生物物理进展》, Vol. 18, No. 5, 357-360, 1991 -	
基于EMD阵列和BP网络的视觉运动感知模型	333
杨先一 郭爱克	
- 93 中国神经网络大会, 西安, 1993. 10 -	

一种感知旋转运动模式的多层神经网络	338
郭爱克 杨先一	
- 93 中国神经网络大会, 西安, 1993.10 -	
神经网络研究和未来的科学革命	346
郭爱克 潘泓	
- 《科技导报》, No. 4, 35-37, 1990 -	
神经网络研究概述	350
郭爱克	
- 《科学》, 42 (3), 176-181, 1990 -	
计算神经科学	356
郭爱克	
- 《科学》, 45 (4), 39-42, 1993 -	

第五部分 基于神经网络原理的机器人视觉和智能控制

立体视觉的一种神经网络算法	360
张永生	
- 全国青年第三届机器人研讨会, 1990.9, 桂林 -	
多层网络学习的泛化问题	365
张鸿宾	
- 第二届中国神经网络学术会议, 1991.12, 南京 -	
非线性系统迭代学习算法	369
曾 南 应行仁	
- 《自动化学报》, Vol. 18, No. 2, 1992. -	
Pascal Triangle Transform Approach to the Calculation of 3D Moments	380
Bing-Cheng Li and Jun Shen	
- 《CVGIP: Graphics Model and Image Processing》, Vol. 54, No. 4 , 1992.6 -	
A Novel Adaptive Image Compression Scheme Using Neural Networks	388
Wang Wei Cai Dejun Wan Faguan	
- IEEE International Conference on Neural Network, 1992, Beijing -	

Kinematics Model of Robot with Single Layered Network	392
Yu Lu	
- IEEE International Conference on Neural Network, 1992, Beijing -	
Hopfield's Continuous-time Associative Memory Based Noisy and Incomplete Tactile Image Recognition	396
Wei-Zhen Hu and Xue-Zhen Gu	
- 第二届日本神经网络会议, 1992.12, 日本 -	
Two Plane Camera Calibration : A Unified Model	403
Guo-Qing Wei, Song-De Ma	
- 《IEEE Trans. on Pattern Recognition and Machine Intelligence》, 1993 (accepted) -	
Conics-Based Stereo, Motion Estimation and Pose Determination	421
Song De Ma	
- 《International Journal of Computer Vision》, 1993 -	
A Neural Network Based Resolved Motion Rate Control	457
Yaotong Li, Yongshi Jiang	
- Third International Symposium on Measurement and Control in Robotics, 1993 -	

第六部分 (I) 基于神经网络的汉语语音和汉字识别研究

Systolic Neural Network Architecture for Second Order Hidden Markov Models	463
Zhao_chi Huang, Dao_wen Chen and Wan Faguan	
- The 11th Intl. Conf. on Pattern Recognition, 1992. 9, Netherland -	
A New High Order Multilayer Feedforward Neural Network	467
Feng Zhaochi, Huang Zailu, Chen Daowen and Wan Faguan	
- IEEE 14th Intl. Conf. on Acoustics, 1992. 9, Beijing -	
Study of the time Extension Flat Net for Speech Recognition	471
Dao-Wen Chen	
- Intl. Conf. on Spoken Language Processing' 92, 1992. 11, Canada -	

The Recognition of All Chinese Syllable Based on an Improved TDNN Algorithm	472
Zhongqiang Ma and Taiyi Huang	
- IEEE IJCNN' 92, 1992. 11, Beijing -	
Combination of VQ and LVQ for Chinese Speech Recognition	478
Daowen Chen and Qian Ma	
- IEEE IJCNN' 92, 1992. 11, Beijing -	
LQV3 Based Research on Shift-invariant Chinese Finals Recognition	482
Qian Ma and Daowen Chen	
- 14th Intl. Congress on Acoustics, VOL. 3, 1992. 9, Beijing, China -	
Auditory Model Based Speech Processing	484
Yuqin Gao, Taiyi Huang Shaoyan Chen and Jean-Paul Haton	
- Intl. Conf. on Spoken Language Processing' 92, 1992. 11, Canada -	
Auditory Model Based Speech Recognition and Comparison with Other Methods	488
Gao Yuqing, Huang Taiyi and Chen Shaoyan	
- - -《电子学报》(英文版), Vol. 2, No. 1, April 1993	
Central Auditory Model for Spectral Processing	494
Yuqing Gao, Taiyi Huang and Jean-Paul Haton	
- IEEE ICASSP-93, 1993. 4 -	
汉语声韵自组织影射分类图及在语音识别中的应用	498
陈道文 黄泰翼 马茜 马宗强	
- 声学学会第六届全国语音、图象、通讯、信号处理学术会议, 1993. 9, 四川 -	
辐射基函数及其在语音识别中的应用	504
陈道文 Xuedong Huang	
- 中国第四届全国神经网络学术大会, 1993. 10, 西安 -	
Radial Basis Function Neural Network for Speaker Normalization in Speech Recognition	508
Dao Wen Chen, Xuedong Huang	
- IEEE 国际神经网络与信号处理学术大会, 1993. 11 -	

第六部分 (2) 基于神经网络的汉语语音识别与汉字识别

- 描述图形基元的一种语义句法方法 514
刘迎建 戴汝为 张立清
- 第4届全国汉字及汉语语音识别学术会议论文集, 杭州, 1992 -
- 几个大规模文字识别样本库 524
刘迎建 戴汝为 张立清等
- 第4届全国汉字及汉语语音识别学术会议论文集, 杭州, 1992 -
- 手写书法的在线识别系统(英文) 532
刘迎建 戴汝为
- <<From Pixels to Features II, Frontiers in Handwriting Recognition>>, edited by S. Impedovo and J. C. Simon, North-Holland, Netherland, 1992. -
- 基于模拟形象思维的汉字识别及特征提取算法 545
刘迎建 戴汝为 张立清
- 北京国际中文信息处理论文集, 1992. -
- 一种新的智能控制系统模型及在脱机手写汉字特征抽取中的应用 551
张立清 戴汝为 刘迎建
- 第一届全球华人智能控制与智能化大会论文集
科学出版社, 北京, 1993. -
- A model based detecting approach for feature extraction of off-line handwritten Chinese Character recognition 558
J. W. Tai, Y. J. Liu, L. Q. Zhang
- Proc. of 2nd IAPR Conference on Document Analysis and Recognition, Japan, 1993 (in press) -
- A new approach to on-line handwritten Chinese character recognition 562
Y. J. Liu, L. Q. Zhang, J. W. Tai
- Proc. of 2nd IAPR Conference on Document Analysis and Recognition, Japan, 1993 (in press) -
- 采用脱机手写汉字识别技术的联机手写汉字识别新方法 566
刘迎建 张立清 戴汝为
- 即将发表在智能接口专集, 计算机软件与应用 -

第七部分 电子神经网络计算的实现研究

基于计算机三维图象技术的失语症病灶空间定位法	573
张炜 陆惠民 王秀春	
高素荣 赵似兰 周宇菲	
- 《生物物理学报》, Vol. 9, No. 3, 1993 -	
共聚焦激光扫描显微镜系统及其在生物学研究中的应用	578
刘守忠 陆惠民 颜坤 宁红	
- 《电子显微学报》, 1993-	
视觉信息的时空整合问题	586
陆惠民 郭爱克 王秀春 刘守忠 史美德	
- 生物系统中非线性问题研讨会, 1993, 7 -	
多层感知的最优化算法	588
何其明	
- 中国神经网络学术大会, 1993, 西安 -	
高速大规模多层神经网络硬件实现与限定精度的BP算法研究	593
张思和, 何其明	
- 《电力学报》收审 -	

人工神经网络及神经网络计算机研究的若干进展

王宝翰

(中国科学院生物物理研究所)

引言

近代神经网络(NN)研究兴起于80年代早期,完全是由于人工智能与计算机科学的需要。

企图超过英国的且宣传上大造声势的日本的第五代计算机(即智能机)以失败而告终。去年报导日本已正式向美国建议合作开展新一代计算机研究,主要内容是神经计算机(NC)与光学计算机。这个动向至少说明两个问题:

1)日本意识到以传统人工智能方法在现代的Von Neumann机上实现某些任务,特别是认知,感知的任务是困难的。而NC是克服此困难的一条途径。

2)在速度更快的光学计算机上是否可能实现更多的人工智能(AI)的任务?

神经网络模仿大脑的大规模并行性加工信息及分布式存储记忆的能力而成为神经计算机的理论基础,它也为AI研究开辟一条道路。本文主要介绍与表明我们对NN与NC研究的若干看法,我们研究NN的若干主要结果以及应用领域。其间也涉及有关的我们感兴趣的国际上对NN研究的一些结果。

一、神经网络(NN)的计算能力

NN是由形式神经元(或称节点,加工单元)通过定向的连接(称为定向图的Topology)而组成的动力系统。它能依据神经元状态对连续或离散输入的响应而加工信息。NN以其独特的分布记忆及加工信息时不需编程序而靠其适应环境的学习能力而受到关注。

NC研制的第一个问题是:NN或NC的计算能力如何?它值不值得大力发展?众所周知基于Turing机原理的现代计算机有很好的能力,发展NN与NC自然要知道神经计算机相对于Turing机的计算能力如何?

自从NN研究兴起以来,研究者们一直广泛相信与断言NN等价于Turing机。例如Rumelhart与McClelland断言:“实际上任何计算装置,串行或并行的,均能用此处描述的框架(作者注:意指NN)去描述”,Hartley与Szu断言:“有无限多有限态的神经元的网络能模拟(从而等价于)Turing机,因为用神经元可能建筑一个记忆磁带,模式的bits沿无限神经元链而被推移”,至于像“任何计算机的程序可能被适当的网络仿真”这样的断言仍然是很广泛。

然而,这样的信念与断言并不能构成一个证明。最近S. Franklin与M. Garzon^[1]用一离散的同步的二值线性阈值神经网络实现了任一给定的Turing机的仿真。从而表明“神经计算至少像Turing计算那样强有力”。而为上述广泛论断给出牢固的基础。

上述论断的一个推论:“二神经网络的稳定性问题,籍Turing机是不可能解的。”

这个结果暗示NN可能比Turing机更强有力,从而能解决Turing机不能解的问题^[2]

二、为NC怎样选择NN

NN是NC的基础,为研制NC,必须选定一适合的NN。这取决于NN研究的进展。目前NN的物理器件实现大多数用Hopfield网络,其次是多层感知机式的网络,前者性能主要是实现自联想记忆,从而有容错与误差校正能力,在模式识别任务中可用作分类器,多层感知机式的网络的性能主要是实现异联系映射, $f: A \rightarrow B$,从而主要用于分类器或特征识别等模式识别问题,双向联想记忆网络(BAM)是最简单的二层网络,它有异联系映射性能,已用物理器件实现,但其存储量比Hopfield网络低。最近有人用电路实现Grossburg的自适应共振理论(ART)模型,由于一般NN于学习新的模式时,往往影响已学过的老的模式的记忆,ART理论是为解决此问题而发展的,但其缺陷是不能很好实现分布记忆,此外电路实现中过于灵敏,稳定不易,对于ART2,还未见有成功应用实例报导,其它像高阶网络虽然性能好,但阶数过高时硬件实现困难。Fukushima的Neocognitron是最复杂的NN之一,至今不仅无电路实现,也无理论分析论文出现,而Kohonen的自组织映射学习算法,电路实现也很困难。

由上述概况可知,为研制NC实现高速实时地处理信息,选择NN的一些要求条件是:(I) NN要有好的性能。(II)物理器件实现时不会太困难。在当前技术条件下,不满足上述二个要求

国家自然科学基金重大支持项目

的任一NN,都不适宜作为NC的基础。什么叫NN的相当好的性能,从物理器件的实现可知这些网络往往有:

(I)自联想记忆性能。

(II)异联想记忆性能,或异联系映射。

(III)有易实现的,有监督的学习算法或无监督的学习算法,而且突触修改是局域性的,以便于硬件实现。

三、从神经生物学得到的启示

第二节只是说明硬件实现NN时对网络的起码要求,并不是说NN的理论研究只限于上述二个要求,我们需要性能更好更接近生物学的NN理论。将来器件及技术的发展也可能使这些更好NN能够实现。一个长期研究的目标是发现大脑内的信息加工原理的NN。然而基于神经科学去一个世纪的进展,Hecht-Nielsen认为还需要一百到三百年还多的时间才能达到第一步理解人脑怎样工作的全部结构,所以从神经科学的思想流向神经计算及人工智能,最可能是点点滴滴的而不是像血液流动[2]。我们不能等待大脑工作原理彻底清楚后再去发展相应的NN构造NC。NN的理论研究应随时吸取神经科学营养构造理论说明生物学实验,但另一重要研究方向是抓住主要实验事实,构造适宜于电路及光学实现的NN。

我们基于信念:“点点滴滴的吸取神经生物学事实构造网络,使其有良好性能且易于硬件实现”,而出发研究NN。目前流行网络往往为单一功能神经细胞所构成,而神经生物学的发现是:

(I)大脑内神经细胞是由多种组织结构及功能不同的细胞所组成,例如视皮层内就有多种结构与功能不同的神经细胞,再例如兴奋性与抑制性神经细胞,神经细胞与胶质细胞等等。

(II)这些结构与性能不同的神经细胞相互偶联而多与大脑的信息加工。从而不同种类神经细胞功能不同。

所谓结构性能不同的神经细胞在细胞水平上是指:它们的阈值可能不同,它们突触联系强度特性不同。纵使它们的状态皆以firing与否描述(即以0,1或+1, -1描述),并不能说两种神经细胞为一样。例如物理学中自旋变量为 $\pm 1/2$ 的粒子很多,但并不妨碍物理学家识别它们是不同粒子。此外还有不同神经细胞对信号刺激的时间响应可能不同等等性能,这些不同神经细胞执行不同功能。例如视觉与听觉的神经细胞结构功能皆不同,一个概念的形成可能并不是靠一种类型的细胞。视觉上从未见过坦克的儿童,只靠听觉很难形成坦克的概念。近代神经生物学发现同一功能的神经细胞往往形成一个功能柱。因此考虑多种结构功能不同的细胞构造的网络是发展NN的一个重要方面。

四、复合神经网络(CNN)

在85年前,徐京华教授注意到神经元应与胶质细胞耦合而提出Neuron-glia网络理论,他企图用它探索与解释睡眠与未睡眠的脑电图机理,正常人与病态人的脑电图的行为等等。我们受到启示与86年展开我们称之为复合神经网络(CNN)的研究,不过我们目标是研究CNN的信息加工及神经计算的能力,以期对发展NC研究有所裨益。

开始,我们设想每个加工单元由一个神经元与一个胶质细胞构成,但我们很快发现胶质细胞虽参与大脑的信息加工(例如接受神经元的递质),但从实验事实上还不了解胶质细胞怎样作用于神经元的细节,这迫使我们将胶质细胞替换为另一类型不同的神经元,而考虑由二种不同类型与功能的神经元组成的复合神经元构成的网络。而叫CNN。每个加工单元(或节点)由一对不同类型的神经元。 σ 与 μ 组成: (σ, μ) 。

发展NN理论有二个途径,一般是先建立神经元的动力学方程,再研究其性能。我们采取先建立NN的能量函数,再导出动力学方程及稳定性的条件,和其性能。设有N个复合神经元 $(\sigma_1, \mu_1), (\sigma_2, \mu_2), \dots, (\sigma_N, \mu_N)$,在只考虑配对近似相互作用条件下,可以证明CNN最一般能量函数为[3]

$$H(t) = -1/2 \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \bar{w}_{ij}(t) C(i,j) \bar{v}_i(t) + \sum_{i=1}^N \bar{w}_i(t) \bar{v}_i(t) \quad (1)$$

这里

$$C(ij) = \begin{pmatrix} C_1^{(1)}(ij) & C_1^{(2)}(ij) & C_1^{(3)}(ij) \\ C_2^{(1)}(ij) & C_2^{(2)}(ij) & C_2^{(3)}(ij) \\ C_3^{(1)}(ij) & C_3^{(2)}(ij) & C_3^{(3)}(ij) \end{pmatrix}$$

$$\bar{u}_i(t) = \begin{pmatrix} \sigma_i(t) \\ \mu_i(t) \\ \sigma_i(t) \mu_i(t) \end{pmatrix} \quad \bar{b}_i = \begin{pmatrix} b_{i,1} \\ b_{i,2} \\ b_{i,3} \end{pmatrix} \quad (3)$$

$u_i^T(t)$ 是 $u_i(t)$ 的转置。

能够证明: (I) 如果矩阵 $C = |C(ij)|$ 是对称及正定的, 并且

$$\Delta \bar{u}_i^T \sum_{j=1}^N C(ij) \bar{u}_j(t) > 0 \quad (3)$$

则 $\Delta H = H(t+1) - H(t) < 0$

(II) 方程 (3) 成立的充分条件是:

$$\begin{aligned} \Delta \sigma_i \sum_j [C_1^{(1)}(ij) \sigma_j(t) + C_1^{(2)}(ij) \mu_j(t) + C_1^{(3)}(ij) \sigma_j(t) \mu_j(t)] > 0 \\ \Delta \mu_i \sum_j [C_2^{(1)}(ij) \sigma_j(t) + C_2^{(2)}(ij) \mu_j(t) + C_2^{(3)}(ij) \sigma_j(t) \mu_j(t)] > 0 \\ \Delta (\sigma_i \mu_i) \sum_j [C_3^{(1)}(ij) \sigma_j(t) + C_3^{(2)}(ij) \mu_j(t) + C_3^{(3)}(ij) \sigma_j(t) \mu_j(t)] > 0 \end{aligned} \quad (4)$$

(III) 由 (3) 可导出 CNN 的动力学方程为

$$\begin{aligned} \sigma_i(t+1) = \text{Sgn} \left(\sum_j [C_1^{(1)}(ij) \sigma_j(t) + C_1^{(2)}(ij) \mu_j(t) + C_1^{(3)}(ij) \sigma_j(t) \mu_j(t)] \right. \\ \left. + \sigma_i(t) \sum_j [C_2^{(1)}(ij) \sigma_j(t) + C_2^{(2)}(ij) \mu_j(t) + C_2^{(3)}(ij) \sigma_j(t) \mu_j(t)] \right) \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \mu_i(t+1) = \text{Sgn} \left(\sum_j [C_2^{(1)}(ij) \sigma_j(t) + C_2^{(2)}(ij) \mu_j(t) + C_2^{(3)}(ij) \sigma_j(t) \mu_j(t)] \right. \\ \left. + \mu_i(t) \sum_j [C_3^{(1)}(ij) \sigma_j(t) + C_3^{(2)}(ij) \mu_j(t) + C_3^{(3)}(ij) \sigma_j(t) \mu_j(t)] \right) \end{aligned} \quad (6)$$

(5) 与 (6) 的并行动力学方式是如已给定 t 时刻的 $\sigma_i(t), \mu_i(t)$ 的值, 由 (5) 经并行动力学迭代求出 $\mu_i(t+1)$ 的值, 再以此 $\mu_i(t+1)$ 的值代入 (6) 可求得 $\sigma_i(t+1)$ 的值, 知道所有 $\{\sigma_i(t+1), \mu_i(t+1)\}$, 再用 (5) 求 $\mu_i(t+2)$ 及 (6) 求得 $\sigma_i(t+2)$, 如此反复进行。我们称此迭代方式为交替并行动力学, 它类似 Grossberg 的自适应共振 NN 的动力学方式。这样由 (I) 与 (II) 可知在 (5) 及 (6) 的动力学方式下 $\Delta H < 0$, 故 CNN 趋向于达到稳定不动点 (吸引子), 说明 CNN 是稳定的。表明 CNN 有联想记忆能力。

由 (5) 与 (6) 可见 CNN 的结构及神经元之间的连接方式含高阶项, 但它又不同于一般的高阶神经网络 [4]。

NN 获取存储信息的方式称为学习, 学习是 NN 最重要的性能之一。NN 之所以有强大的信息加工能力及执行一些传统人工智能所不能做的任务的原因之一就在于此, CNN 的学习至少有四种规则, 先叙述三种, 即:

(1) Hebb 规则: 这时如要存储记忆 M 个四态模式 $(\sigma^1 \mu^1), (\sigma^2 \mu^2), \dots, (\sigma^M \mu^M)$ 则权重连接为

$$C(ij) = 1/3N \sum_{m=1}^M \bar{u}_i^T(\bar{u}_j^m)^T, \quad M < N \quad (7)$$

这种学习规则应用M个模式为近乎正交的不相关的情形。存储容量有限。

(2) 假逆矩阵学习规则:其优点是要学习记忆的M个模式不需要正交而可为相关的模式,这更符合实际需要。这时我们可以从方程(4)导出CNN的权重连接矩阵

$$C = [C(ij)] \text{ 为}$$

$$C = UU^*$$

(8)

这里 $U = (u^1, u^2, \dots, u^M)$ 为 $3N \times M$ 阵, 每个 u^s , $s=1, 2, \dots, M$ 为待学习记忆的模式:

$$u^s = \begin{pmatrix} \bar{u}_1^s \\ \bar{u}_2^s \\ \vdots \\ \bar{u}_M^s \end{pmatrix} \quad \bar{u}_i^s = \begin{pmatrix} \sigma_i^s \\ \mu_i^s \\ \sigma_i^s \mu_i^s \end{pmatrix} \quad (9)$$

而 U^* 为矩阵 U 的假逆矩阵 (Pseudo-inverse matrix)。对于 Hopfield 模型, 研究表明其假逆矩阵学习法则最大容量为 $\alpha_c = N/2$, (N 为神经元个数), 即 Hopfield 网络在有联想记忆能力情况下只能记忆 $N/2$ 个模式, 可是对于 CNN 假逆矩阵学习法则, 我们最近计算机仿真试验表明其容量远大于 $N/2$, 明显优于 Hopfield 网络。

因为由假逆矩阵性质, 有 $U^* = (U^T U)^{-1} U^T$, 故

$$C = U (U^T U)^{-1} U^T \text{ 或 } C(ij) = \sum_{\mu} \sum_{\nu} \bar{u}_i^{\mu} (U^T U)^{-1}_{\mu\nu} \bar{u}_j^{\nu}$$

特别, 如 $\{u^s\}$ 是线性独立且相互正交的, 则 $(U^T U)^{-1} = (U^T U)^{-1} = (1/3N) I$, 这时得 Hebb 规则。

(3) 动态自学习规则: 前述学习法则是当模式已知时, 人工代替安置于 NN 的连接权重内, 优点是学习快速, 但人工代替并不象人脑的学习, 自适应于环境的改变。为此要发展 CNN 的动态自学习规则, 其特点是只要对 CNN 反复输入 (或训练) 某一个模式 (或知识), 得出网络权重修改的规则, 只至学会某一模式为止, 如果 CNN 要学习某一模式 u^s , 则我们发现动态学习规则或算法是:

$$\Delta C(ij) = 1/9N (3 - (\bar{u}_i^s)^T E^s \bar{u}_i^s) \bar{u}_i^s (\bar{u}_j^s)^T \quad (10)$$

其中

$$E^s = \sum_j C(ij) \bar{u}_j^s \quad (11)$$

设初始权重为零, 每训练一次第 ν 个模式 u^s , 修改一次权重, 直至 $\Delta C(ij) = 0$ 为止, 完成第 ν 个模式的学习, 我们理论上证明: 当训练次数充分大时, 学习算法是收敛的, 即必然有 $\Delta C(ij) \rightarrow 0$, 且当 $\{u^s\}$ 是线性独立时, $C(ij)$ 收敛到假逆矩阵算法 $C = U U^* = U (U^T U)^{-1} U^T$ 计算机仿真试验也证实理论结果。

动态学习算法, 对硬件实现神经计算机是关键性的一步, 算法是局域性的使硬件实现自学习而有可能。

为了减少连接权重数目, 我们取

$$C(ij) = \begin{pmatrix} C_1^{(s)}(ij) & C_2^{(s)}(ij) & 0 \\ C_2^{(s)}(ij) & C_3^{(s)}(ij) & 0 \\ 0 & 0 & C^{(s)}(ij) \end{pmatrix} \quad (12)$$

这时的假逆矩阵学习算法及动态自学习算法 (10) 仍有效, 不过

$$\Delta C(ij) = 1/6N (3 - (\bar{u}_i^s)^T E^s \bar{u}_i^s) \bar{u}_i^s (\bar{u}_j^s)^T$$

CNN 有了联想记忆及学习的功能, 它就具有加工信息的能力, 那么 CNN 与一般国际通用的网络有什么关系? 它有什么优越性或特点呢?

首先 CNN 可视为单层四态神经网络, 不像一般神经网络的加工单元为二值 (± 1 , 或 0, 1) 表现, 因此 CNN 是加工四值表示的模式 $(\sigma_1, \mu_1), (\sigma_2, \mu_2), \dots, (\sigma_M, \mu_M)$ 的网络。此外, 如果把所有 σ 类的神经元与 μ 类的神经元各组成一层状, 则 CNN 又可分为较复杂的双层网络, 而国际著名的双向联想记忆 (BAM) 网络只是 CNN 的最简特例, 因 BAM 动力学方程为

$$\begin{aligned} \sigma_i(t+1) &= \text{Sgn} \left(\sum_j C_1^{(s)}(ij) \mu_j(t) \right) \\ \mu_i(t+1) &= \text{Sgn} \left(\sum_j C_2^{(s)}(ij) \sigma_j(t-1) \right) \end{aligned} \quad (13)$$

即其权重矩阵 $C(ij)$ 内只含 $C_1^{(s)}(ij)$ 与 $C_2^{(s)}(ij)$ 。这样, 凡 BAM 能应用之处 CNN 皆能应用。