



过程神经元网络

Process Neural Networks

何新贵 许少华 著



科学出版社
www.sciencep.com

内 容 简 介

本书是在作者近 10 年来对过程神经网络研究基础上形成的一部专著。过程神经网络是作者提出的一种新型神经网络,其输入和输出可以是时变过程或时变函数、多元函数乃至是抽象距离空间中的“点”,对输入的加工包括多元聚合和累积,特别是空间聚合和时间累积。全书共分 9 章,从引进过程神经元观念开始,逐步深入地介绍各种过程神经网络,包括网络结构、学习算法、相关理论、网络设计和构建方法以及应用实例等。相关理论包括泛函逼近定理、网络性质和计算能力等;应用领域包括过程建模、系统辨识、过程控制、聚类分类、过程优化、预测预报、评估决策以及宏观控制等。

本书可作为高等学校计算机科学与技术、电子信息、自动控制等相关专业高年级学生和研究生课程的参考用书,也可作为从事智能信息处理等相关领域研究人员的参考书。

图书在版编目(CIP)数据

过程神经网络 / 何新贵, 许少华著. —北京: 科学出版社, 2007
ISBN 978-7-03-018897-7

I. 过… II. ①何…②许… III. 神经网络-研究 IV. TP183

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2007)第 060645 号

责任编辑: 鞠丽娜 / 责任校对: 刘彦妮
责任印制: 吕春珉 / 封面设计: 三画设计

科学出版社出版

北京东黄城根北街 16 号

邮政编码: 100717

<http://www.sciencep.com>

新蕾印刷厂印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

2007 年 6 月第 一 版 开本: B5 (720×1000)
2007 年 6 月第一次印刷 印张: 12 1/2
印数: 1—3 000 字数: 250 000

定价: 32.00 元

(如有印装质量问题, 我社负责调换〈新欣〉)

销售部电话 010-62136131 编辑部电话 010-62138978-8002(BI08)

前 言

记得在 9 年前的秋天，我作为人工智能专家应邀参加一个在安徽省合肥市召开的全国农业专家系统推广应用会议。与会者主要是来自全国各地的农业专家和做农业新技术推广工作的技术人员。环顾会场，我熟悉的专家很少。会议的论题主要是讨论和交流如何应用农业专家系统来指导种植各种作物，从蔬菜、粮食到烟草、甜菜，好像什么作物的论题都有，内容十分丰富。但是，大部分参加者似乎对专家系统的实现原理和技术都并不太感兴趣，而主要关心应该如何合理地给作物施肥和如何控制温室的光照、温度、湿度和二氧化碳的浓度等使作物高质高产问题。尽管这些也确实都是建立农业专家系统所必需的专家知识，可是说实在的，关于这些内容我几乎一窍不通。由于专业知识的隔阂，我对它们也不太感兴趣，所以一开始总觉得会议与己关系不大。但是，作为特邀专家，我也不好意思随便逃会，只好不太耐烦地听着各个大会发言，不时地思想开开小差，总之，还是在琢磨所谓自己关心的问题。直到会议的后期，会上不断重复着的报告内容几乎突然给了我一个很大的启发，因为我发现会议参加者们热烈议论着的内容从数学家的眼光来看都可被认为是讨论同一个问题，即一个“泛函问题”。因为，不管种植什么作物，为了达到某种种植指标，如产量或某种质量指标，种植者所能实施的各种控制手段，如前述的合理施肥、控制光照、温度、湿度乃至二氧化碳的浓度等都可被认为是从下种开始到收获为止的各种时变控制过程或时变函数。不妨把它们作为整个种植过程的输入（自变量），作物的产量或质量指标就可被认为是依赖于这些时变过程的泛函数。于是，追求高产量和高质量就变成了一个泛函的求极值问题，或称泛函寻优问题。当时，我的研究兴趣正好集中在“计算智能”方面，包括模糊计算、进化计算和神经计算，所以我立即敏感地想到了神经网络。我自问，为什么不去研究研究输入和输出都可以是时变过程或时变函数的神经网络呢？推而广之，为什么不去研究研究输入和输出都可以是多元函数乃至是泛函空间中“点”的更加广义的神经网络呢？一般神经网络只能用来描述输入与输出值之间的瞬时映射关系，而这种新的神经网络则可描述输出对于输入在时间轴上的累积效应或聚合效果。这正是许多应用问题，包括解决上述农业高技术应用和精细描述生物神经元的行为等问题所需要的。一般神经网络要解决的是函数逼近和函数寻优的问题，而现在我们需要解决的则是泛函逼近和泛函寻优等问题。从数学观点上看，问题的复杂性显然增加了很多。不过，我这个学数学出身的人的直觉告诉我，在一定条件下解决这些问题的可能性是存在的，而且可

望会有较广泛的应用前景。这使我十分高兴和振奋，这真可谓是从“不耐烦”中找到的兴趣和“灵感”。这件事使我深深地体会到，一些貌似与己无关的事情往往也能给人以深刻的启迪。在后来的几年研究工作中，我就迷上了这个研究问题。除了我在中国载人飞船工程中承担的繁忙工程任务之外，几乎所有余下的时间都花在这个研究上了，并提出了本专著将要阐述的“过程神经网络”概念。几年来，我们已在过程神经网络的理论、算法和应用三方面做了一些工作，解决了一些基本理论问题，包括：在一定条件下，一些问题解的存在性、过程神经网络模型的连续性、几个逼近定理（这是过程神经网络模型可应用于各种实际问题的理论依据）、计算能力等问题，提出了多种过程神经网络的学习算法，并在化学反应过程控制、石油开采、故障动态检测、通信报警和预测等方面取得了初步应用。在短短几年的时间中，能够取得这些成绩自然是值得欣慰的，但是，研究工作毕竟刚刚开始不久，需要解决的问题难度很大，研究要走的路还很长，真可谓任重而道远。本书除了阶段性地总结前述已获得的初步成果之外，还将提出一些需要解决而至今尚未解决的各种问题。为了引起更多同行对此问题的关注和兴趣，冒昧出版此书，错误和不妥之处谨请诸位同行不吝赐教，我等十分感激。在此成书之际，我要对我的几位学生对此项研究所付出的努力和做出的贡献表示深切的谢意。此外，对所有慷慨提供珍贵数据和支持实际应用的单位和个人表示衷心感谢。

由于水平所限，书中难免存在不足之处，恳请读者批评指正。

何新贵

2006年盛夏

于北京大学

目 录

第 1 章 绪论	1
1.1 人工智能的发展	1
1.2 人工智能系统的特征	5
1.3 计算智能	8
1.3.1 模糊计算	8
1.3.2 神经计算	10
1.3.3 进化计算	11
1.3.4 三个“分支”的结合	13
1.4 过程神经网络	14
第 2 章 人工神经网络	16
2.1 生物神经元	16
2.2 神经元的数学模型	18
2.3 前馈/反馈神经网络	18
2.3.1 前馈/反馈神经网络模型	18
2.3.2 前馈神经网络的函数逼近能力	20
2.3.3 前馈神经网络的计算能力	22
2.3.4 前馈神经网络的学习算法	22
2.3.5 前馈神经网络的泛化问题	23
2.3.6 前馈神经网络的应用	24
2.4 模糊神经网络	25
2.4.1 模糊神经元	25
2.4.2 模糊神经网络	26
2.5 非线性聚合人工神经网络	27
2.5.1 分式聚合人工神经网络	28
2.5.2 极大(或极小)聚合人工神经网络	28
2.5.3 其他非线性聚合人工神经网络	28
2.6 时空聚合与过程神经网络	29
2.7 人工神经网络的归类	30
第 3 章 过程神经元	33
3.1 生物神经元的启示	33

3.2	过程神经元的定义	33
3.3	过程神经元与泛函	36
3.4	模糊过程神经元	37
3.4.1	过程神经元的模糊化	37
3.4.2	由模糊加权推理规则构造的模糊过程神经元	38
3.5	过程神经元与复合函数	38
第4章	前馈过程神经网络	40
4.1	前馈过程神经网络的一种简单模型	40
4.2	前馈过程神经网络的一般模型	41
4.3	基于权函数基展开的过程神经网络模型	42
4.4	前馈过程神经网络的基本定理	44
4.4.1	解的存在性	44
4.4.2	连续性	47
4.4.3	泛函逼近性质	48
4.4.4	计算能力	51
4.5	分式前馈过程神经网络	52
4.5.1	分式过程神经元	52
4.5.2	分式过程神经网络模型	52
4.6	输入与输出均为时变函数的过程神经网络	54
4.6.1	网络结构	54
4.6.2	模型的连续性与逼近能力	56
4.7	连续过程神经网络	58
4.7.1	连续过程神经元	58
4.7.2	连续过程神经网络模型	59
4.7.3	模型的连续性、逼近能力和计算能力	60
4.8	泛函神经网络	65
4.8.1	泛函神经元	65
4.8.2	前馈泛函神经网络模型	66
4.9	结束语	67
第5章	过程神经网络的学习算法	68
5.1	基于梯度下降和牛顿法下降的学习算法	68
5.1.1	基于梯度下降的一般学习算法	69
5.1.2	基于梯度-牛顿法结合的学习算法	70
5.1.3	基于牛顿下山法的学习算法	71

5.2 基于正交基展开的学习算法	72
5.2.1 输入函数的正交基展开	72
5.2.2 学习算法推导	73
5.2.3 算法描述和复杂性分析	74
5.3 基于傅里叶函数变换的学习算法	75
5.3.1 $L^2[0, 2\pi]$ 中函数的傅里叶正交基展开	75
5.3.2 学习算法推导	76
5.4 基于 Walsh 函数变换的学习算法	77
5.4.1 基于离散 Walsh 函数变换的学习算法	77
5.4.2 基于连续 Walsh 函数变换的学习算法	81
5.5 基于样条函数拟合的学习算法	83
5.5.1 样条函数	83
5.5.2 学习算法推导	84
5.5.3 算法的适应性和复杂性分析	86
5.6 基于有理平方逼近和最优分段逼近的学习算法	87
5.6.1 基于有理平方逼近的学习算法	87
5.6.2 基于最优分段逼近的学习算法	93
5.7 结束语	98
第6章 反馈过程神经网络	99
6.1 一种三层结构的反馈过程神经网络	99
6.1.1 网络结构	99
6.1.2 学习算法	100
6.1.3 稳定性分析	102
6.2 几种其他形式的反馈过程神经网络	104
6.2.1 输入与输出均为时变函数的反馈过程神经网络	104
6.2.2 可用于模式分类的反馈过程神经网络	105
6.2.3 可用于联想记忆存储的反馈过程神经网络	106
6.3 应用举例	107
第7章 多聚合过程神经网络	111
7.1 多聚合过程神经元	111
7.2 多聚合过程神经网络模型	112
7.2.1 多聚合过程神经网络的一般模型	113
7.2.2 输入与输出均为多元过程函数的多聚合过程神经网络模型	114
7.3 学习算法	114
7.3.1 多聚合过程神经网络一般模型的学习算法	115

7.3.2 输入与输出均为多元函数的多聚合过程神经网络的学习算法	118
7.4 应用举例	121
7.5 结束语	124
第8章 过程神经网络的设计和构建	125
8.1 双隐层过程神经网络	125
8.1.1 网络结构	125
8.1.2 学习算法	126
8.1.3 应用举例	128
8.2 离散过程神经网络	129
8.2.1 离散过程神经元	129
8.2.2 离散过程神经网络	130
8.2.3 学习算法	131
8.2.4 应用举例	132
8.3 级联过程神经网络	134
8.3.1 网络结构	134
8.3.2 学习算法	136
8.3.3 应用举例	137
8.4 自组织过程神经网络	139
8.4.1 网络结构	139
8.4.2 学习算法	139
8.4.3 应用举例	142
8.5 对传过程神经网络	144
8.5.1 网络结构	144
8.5.2 学习算法	145
8.5.3 模式分类数的确定	145
8.5.4 应用举例	146
8.6 径向基过程神经网络	147
8.6.1 径向基过程神经元	147
8.6.2 网络结构	148
8.6.3 学习算法	148
8.6.4 应用举例	150
8.7 结束语	151
第9章 过程神经网络的应用	152
9.1 在过程建模中的应用	152
9.2 在非线性系统辨识中的应用	154

9.2.1 非线性系统辨识原理	155
9.2.2 用于系统辨识的过程神经网络	156
9.2.3 非线性系统辨识过程	156
9.3 在过程控制中的应用	158
9.3.1 非线性系统的过程控制	158
9.3.2 过程控制器的设计和求解	159
9.3.3 仿真实验	162
9.4 在聚类和分类中的应用	164
9.5 在过程优化中的应用	168
9.6 在预测预报中的应用	169
9.7 在评估决策中的应用	178
9.8 在宏观控制中的应用	179
9.9 其他应用	180
9.10 值得进一步研究的理论和实际问题	183
9.11 结束语	186
参考文献	187

第1章 绪 论

本章作为全书的引论，将对人工智能和神经网络的发展史做简要回顾，并对当前人工智能和智能信息处理领域中的一些重要问题进行简单介绍和分析。全书将从一个十分广泛的话题“人工智能”开始，讲到“计算智能”，再逐步收缩到“神经计算”，即“人工神经网络”，最后引入主题“过程神经网络”，逐步展开并详细论述它的理论及应用。

1.1 人工智能的发展

人工智能(artificial intelligence)的起源可追溯到 20 世纪 30~40 年代。在半个多世纪中，应该说人工智能领域获得了很多骄人的成果，同时也经历了很多风风雨雨，发展道路坎坷不平。

为了看起来更加简洁和清楚起见，我们把人工智能这门学科发展前期的一些最主要的事件或成果(人工神经网络除外)以一张表格的形式表示如下(见表 1.1)。

表 1.1 人工智能发展大事记

年 代	事件的主角或成果获得者	事件或成果描述及其意义
20 世纪 30~40 年代	弗雷治(Frege)、怀特赫德(Whitehead)和罗素(Russell)等	数理逻辑体系的建立和关于计算的新思想
1936 年	图灵(Turing)	创立了自动机理论，将“思维”机器研究推进了一大步。提出了基于离散量的递归函数作为智能描述的基础
1946 年	图灵	指出“思维即计算”的关于计算本质，把符号推理过程中的形式推理上升到思维的高度
1948 年	香农(Shannon)	建立了信息论。认为人的心理活动可以通过信息的形式加以研究，并提出若干描述人类心理活动的数学模型
1956 年	麦卡锡(McCarthy)、明斯基(Minsky)、郎彻斯特(Lochester)、香农、莫尔(More)、塞缪尔(Samuel)、纽厄尔(Newell)和西蒙(Simon)等	首次提出人工智能这一术语，标志着基于符号处理机制的人工智能学科的诞生

续表

年 代	事件的主角或成果获得者	事件或成果描述及其意义
1960 年	麦卡锡	研制出表处理语言 LISP, 可以方便地处理符号, 后来在人工智能的各个研究领域中都得到广泛的应用
1964 年	鲁宾逊(Rubinson)	提出了归纳原理, 标志着人工智能中定理的机器证明研究的开始
1965 年	查德(Zadeh)	提出了模糊集合。从一般集合可用其特征函数来描述得到启发, 提出了隶属函数的概念, 用来描述模糊集合, 从而开始了模糊数学的研究。特别是把二值布尔逻辑推广为模糊逻辑
1965 年	费根鲍姆(Feigenbaum)	专家系统。运用规范的逻辑结构表示专门的知识, 具有启发性、透明性和灵活性, 被广泛地应用于各个领域
1977 年	费根鲍姆	提出了知识工程。应用人工智能的原理和方法, 对需要专家知识才能解决的应用难题, 提供求解的手段。以知识为基础, 通过开发智能软件建立专家系统

人工智能研究的主要目的是用计算机中的模型模拟人类和生物的智能行为, 模拟大脑的功能和结构、思维的方法和过程。因此, 一个人工智能系统一般都应该有能力完成以下 3 种工作:

- 1) 表示并储存知识。
- 2) 使用储存的知识解决各种问题。
- 3) 在系统的运行中不断获得新知识(即具有学习能力, 或称知识获取)。

50 年来, 人工智能得到了很大的发展, 成为一门交叉性的前沿学科。在机器学习、自然语言理解、逻辑推理与定理证明、专家系统等领域得到了广泛而成功的应用。

随着人工智能应用领域的不断拓广和要解决的问题越来越复杂, 基于符号处理机制的传统人工智能方法在知识表示、模式信息处理以及解决组合爆炸等方面所遇到的问题变得越来越突出, 这些问题使人工智能技术及应用中遇到诸多困难。因此, 寻求一种适合大规模并行计算且具有诸如自组织、自适应和自学习等智能特征的理论和方法具有十分实际的意义。

几乎是在与上述研究活动的同一时期, 一些科学家也在不同的研究领域, 从不同的视角寻求信息和知识的表示和处理方法。1943 年, 生理学家麦卡洛克(McCulloch)和数学家皮茨(Pitts)仿照生物神经元的的信息处理机制, 抽象出第一

个人工神经元数学模型^[1],标志着基于连接机制的人工神经网络研究进程的开始。1949年,心理学家黑布(Hebb)提出了通过神经元之间连接强度的改变来实现学习的规则——Hebb 规则^[2],赋予了神经元向环境学习的能力;1958年罗生布拉特(Rosenblatt)引进感知器(perceptron)^[3]的概念,首次从工程角度出发,研究了用于信息处理的人工神经网络模型。感知器模型虽然简单,却具备了诸如分布式存储、并行处理、能学习、连续计算等性质;1962年文德罗(Widrow)提出了自适应线性元件(adline)模型^[4],并成功地应用于信号自适应处理问题;1967年,阿马里(Amari)用推测梯度方式进行自适应模式分类^[5]。1943~1968年,可以认为是人工神经网络第一次研究高潮时期,在这一时期,还有许多重要的研究成果出现,在此不再一一列出。

1969年明斯基(Minsky)和帕普洱特(Papert)的“Perceptrons”^[6]一书出版,指出了感知器的功能和处理能力的局限,这种模型甚至不能解决简单的“异或”之类的问题。由于 Minsky 本人的学术声望和书中严密的论述,他们的观点被许多人所接受,使得很多原来从事人工神经网络研究的学者改变研究方向转而从事其他领域的研究,人工神经网络的研究进入低潮期。这个低潮期从1969年一直延续到1982年。但是,即使是在神经网络研究遭冷遇时期,仍有不少学者致力于神经元的理论研究,并且提出了不少有意义的模型和方法,如阿马利(A-mari)的神经网络数学理论^[7](1972年),安德森(Anderson)等人的BSB(Brain State in Box)模型^[8](1972年),格罗斯伯格(Grossberg)的自适应理论^[9](1976年)等研究工作都是十分值得称道的。

到20世纪80年代初,物理学家霍普费尔德(Hopfield)提出了一种反馈神经网络(HNN 模型)^[10](1982年),通过引入能量函数成功地解决了TSP问题;罗莫哈特(Rumelhart)1986年提出的误差反向传播算法(BP 算法),较好地解决了前馈神经网络的自适应学习问题^[11];1989年,霍米克(Hornik)、富纳哈希(Funahashi)、黑希特-尼尔森(Hecht-Nielson)等人分别独立地给出了多层BP网络的逼近能力定理^[12~15],证明了多层前馈神经网络可以逼近任意的 L_2 函数,为神经元的实际应用建立了理论基础,使神经网络理论和应用逐渐走向成熟,人工神经网络迎来了研究和发展的第二个高潮。

1988年,林斯克(Linsker)在感知机网络基础上提出了一种新的自组织理论^[16],在香农信息论的基础上,形成了最大互信息理论。

20世纪90年代初期,瓦普尼克(Vapnik)及其合作者以有限样本学习理论为基础,提出了建立在结构风险最小化原则上被称为支持向量机(support vector machines, SVM)的网络模型^[17],被广泛用于解决模式识别、回归及密度估测等问题。

2000年,作者在多年潜心研究的基础上,发表了过程神经元和过程神经元网

络模型^[18, 19]。过程神经元的输入信号、连接权和激活阈限等都可以是时变函数乃至多元函数,并在传统神经元空间加权聚合的基础上增加了一个对于时间(乃至更多因素)的累积聚合算子,使过程神经元同时具有对时空等多维信息处理能力,把神经网络输入与输出间的映像关系从函数映像推广为泛函映像,极大地扩大了神经网络的表达能力。作者还证明了过程神经网络的一系列基本定理(包括存在性定理、逼近定理等),解决了一些相关的理论问题。实践表明,过程神经网络对于众多与过程有关的实际信号处理问题有着广泛的适用性。这些将是本书后面要叙述的核心内容。

目前,各种人工神经网络模型多达上千种,其中主要模型也有 40 多种,应用范围涵盖了科学计算、系统仿真、自动控制、工程应用以及经济和生活中的各个领域,显示了巨大的潜力和发展势头。但是,至今绝大多数神经网络都是与时间无关的传统神经网络。

基于符号处理机制的传统人工智能方法和基于连接机制的神经网络是人工智能研究的两个方面,各有优势和局限。作者认为,将这两种方法有机地结合起来可以取长补短,更好地发挥各自的特长。例如,神经网络的节点(即神经元)设置和连接方式可以明确地将求解目标与输入变量之间的关系联系在一起。我们曾经提出可把特定的推理规则作为网络节点(神经元)^[20],把“推理”变为“计算”;同时网络节点之间的连接方式和激励阈值也可根据实际领域知识所描述的规则来适当选择和修改,以便更贴切地表达所描述问题的逻辑关系,并可按神经网络结构方式设计相应的专家系统。

人工智能一词,顾名思义,就是要人为地制造“智能”,乃至制造一种有“智能”的系统,其短期目标是在现有计算机上进行智能的模拟,使现有的计算机具有某些智能行为;其长期目标则是要制造智能系统,使之具有类似(在某些方面可能超过)人类或某些生物的智能。由于人工智能是用人的大脑研究与大脑自身相关的问题,这从逻辑上看似乎是一个悖论,从数学上看是一个复杂的递归过程,难度极大。“大脑是如何工作的?”这个问题在某种意义上可能是永远研究不清楚的,因为人们在研究大脑的过程中大脑本身仍在不断变化和发展,一旦当大脑在某时刻的某个层面被研究较清楚时,当时的脑功能可能又已经发展了,原来的状态可能又改变了,与原来赖以研究的对象已经不再相同。但是,这种螺旋式的研究成果仍然是很有意义的,可以在各种实际问题中得到应用。所以我们认为,一方面,人工智能应该有一个长远的研究目标,而且这种目标是可以逐步逼近的;但是另一方面我们仍应不断提出各种较短期的目标,而且目标一定不能好高骛远而脱离实际应用。在这方面人工智能的发展史已经给了我们很多教训,很值得人工智能的研究者们记取。

综上所述,人工智能在 20 世纪 60 年代的发展历程中,经历了长期的风风雨雨

雨,高潮低潮几经交替。但由于其在科学领域和实际应用中的各种需要,我们相信,人工智能必将获得更大的发展,为人类的科技进步和解决目前还难以用传统方法克服的问题方面发挥更重要的作用,也为未来人类制造出具有智能的系统做出贡献。

1.2 人工智能系统的特征

具有哪些特征的系统才能称之为智能系统?这是我们在开始研究智能系统之前需要回答的一个问题。这也可以说是设立一个研究目标。当然,对此问题的认识也必然是动态变化的,不可能一下子回答清楚。其实,我们首先可以从生物系统智能行为的分析中得到一些粗略的答案。

1. 智能系统是一个记忆系统

从神经生理学的角度来看,所谓记忆是指存储从外部获得或内部产生的信息的能力及其处理过程。从外界通过感觉器官进入大脑的信息量是很大的,大脑并不是把感觉器官直接接受的所有信息都储存起来,而是只储存那些经过学习所获得的或对生物体具有某种意义的信息。为此智能系统必须具备存储记忆能力,否则,它就既没有了所要处理的对象,也不可能把处理的结果储存起来。正如一个完全丧失记忆的人,就不再有智能可言。另外,人工的智能系统又不可能完全等同于大脑,后者具有很强的记忆能力,而且会随着时间的流逝发生遗忘,前者则在记忆和遗忘方面应对后者进行某种方式的模拟。

2. 智能系统是一个计算系统

认知科学认为“认知即计算”,把智能与计算密切地联系在一起,形成了计算智能的新概念。所谓计算是指从某一符号集出发按照一定的规则反复进行各种运算和组合(包括数字的或模拟的)的过程。知识的获取、表示和处理都可归结为这种计算过程。由此,人工的智能系统也应具有这种计算能力,以完成其相应的功能。我国对计算机有一个“电脑”的别名,这是很有意义的。快速地进行各种数字的或模拟的运算是当今计算机的强项,所以在模拟某些智能行为时非常合适。但是直接用当前的数字机或模拟机处理模糊信息或定性数据却有不少麻烦和不适合,乃至不能处理。因此我们期待着一种具有模拟运算部件的数字机出现。这种机器不同于一般的数模混合机,它应该有一个统一的数字的和模拟的混合存储器,用以存放处理对象;处理器部分则应包含对这些混合信息的统一的混合处理能力。我们坚信,智能系统的计算能力的研究是十分重要的,应该予以加强。应该说,智能系统的计算能力的研究和开发(如模糊神经计算)将对智能的基础研究乃至对整个计算机的发展起到很大的推动作用。

3. 智能系统是一个逻辑系统

传统的逻辑是二值逻辑,这在冯·诺依曼计算机中得到了充分的利用。实际中人类的推理逻辑并不是严格地遵守这种二值逻辑的,特别是对某些事物的认识不清楚或不完全清楚时,人们只是用定性的或模糊的概念来描述它们,采用定性方法或模糊逻辑来处理它们。由此,人工的智能系统应该不仅能进行常规的逻辑推理,而且还能表示和处理人类用自然语言表述的各种定性的和模糊的概念,进行相应的定性或模糊推理,使人工智能系统成为一个强大的逻辑处理系统。除了逻辑推理之外,系统还应能进行复杂的逻辑判断,根据判断的结果,分别采取合适的反应或动作。当前的计算机对二值逻辑乃至有限多值逻辑的处理是很胜任的,但对一些连续值逻辑(如模糊逻辑)和定性逻辑推理却无能为力,这种需求可能同样需要上述数模统一处理的混合计算机来解决。

4. 智能系统是一个感知系统

生物系统的一个重要特征就是能够通过其各种感官感知外界,从外界环境获得各种信息,作为其对外界做出反应或适应环境的依据。人工的智能系统通过各种传感器感知外界的研究已经做得较多,如各种机器人系统。应该说,感知不单是通过各种传感器从外界获得信息,而且包括随后的各种预处理过程。人工神经网络感知器,特别是多层感知器具有极强的处理能力(如具有单隐层的BP网可以逼近 L_2 上的任意函数),可以用来完成这种预处理功能。感知是一个黑箱问题,它属于认知的底层行为,神经网络对黑箱类问题的求解提供了有效的途径。感知是智能系统认识外部世界的基础,自然对它的模拟系统也应该具有这种能力。

5. 智能系统是一个交互系统

生物系统要与外界环境进行各种交互活动,在此,我们暂不关心动作的交互,而仅讨论信息和知识的交流。一般,生物系统对知识的获取和处理并不是一次性地就能完成的,其中经常需要根据外界情况不断地补充和修改已获得的知识,并在外界环境中验证知识的正确性,以求不断地完善自我。由此,从原则上讲,人工的智能系统的交互性是一项必需的功能。为了能够根据外界情况的变化或用户的实际需求不断改进自己,系统必须与外界进行交互。从系统使用的角度而言,如果用户要对系统的行为进行控制,或随时告诉系统一些必需的信息,用户也必然要求智能系统具备交互能力,具有方便的人-机(机-机)交互界面和手段。

6. 智能系统是一个学习系统

学习是生物系统在与外界环境的交互中获取知识的过程,学习能力是体现智能的一个重要因素。学习能力从低级的条件反射的形成到高级的通过语言的知识传授有各种不同的层次。所以人工的智能系统在模拟生物系统的学习过程时,也应分不同的层面。学习和记忆是相互作用的。学习的结果需要记忆,而有意义的记忆是通过对训练样本的反复学习而获得的。在学习过程中,可通过两种方式获得知识,一种是从教师那里学习知识或根据明确的提示信息来判断概念的正确与否,从而达到知识积累和更新;另一种是不需要教师指导的学习,其方式是“自主的”,即能够根据对外界的观察和学习,对神经系统中存储的知识进行修正,使得更加符合外界事物内在的规律性和本质特征。没有学习能力的系统不能称之为智能系统,充其量只是一个存储器。正是由于具备了学习的能力,智能系统才能像生物系统那样具备了不断从外界获取知识的能力,并且能够对所获得的知识进行加工处理,摒弃无用的或过时的知识,修正旧知识,增添新知识,不断提高自身的智能水平。由于具备学习能力系统才表现出较强的自适应能力和容错能力,使得系统不会因其局部的损坏或错误而出现瘫痪,也不会因外界环境的干扰而出现较大的偏差,从而能通过学习不断提高系统适应外界变化的能力。

7. 智能系统是一个自组织系统

自组织、自适应和自我完善是生物系统的重要特征。从外部宏观上看,生物脑神经系统既能记住已学到的各种知识,又能通过自学习来认识以前未认识过的新事物,适应各种复杂的环境。从微观上看,生物脑神经元网络系统能在适应外界环境的过程中重构神经网络,对自身进行重组,使得更加适合处理外界事物。因此,人工智能系统也应具备自组织和自适应性,通过采用竞争等学习机制,对外界未知环境进行自主学习或模拟,并对自身的系统结构进行适当的调整和重组。

8. 智能系统是一个进化系统

学习和进化是互相联系但又互不相同的两个概念,因为,我们认为学习是一种个体行为,而进化则是一种群体行为。由于智能系统具备学习能力,每个智能系统的个体能够在与外界不断地交互中获取经验和学习知识,以适应外界环境的不断变化对系统的要求。但是,显然不同个体的学习能力是不相同的。作为生物群体,它们还有一种随环境的变化不断地自我调整,使自身的功能从简单到复杂,从低级到高级的发展过程,这就是所谓“进化过程”。同样,自组织也是一种个体行为,它与学习能力一起支持整个物种的进化。

人工的智能系统的群体应该具有模拟生物进化过程的能力,因此我们说智能系统是一个进化系统。有了进化能力,智能系统群体对外界的适应性能不断地增强,从而具有较强的竞争能力。

9. 智能系统是一个思维系统

思维是灵长目动物特有的一种脑功能,而且只有人类才谈得上具有真正的思维能力。思维一般分为逻辑思维和形象思维两类,大致上分别由大脑的两个半球来完成。狭义理解时,往往把思维等同于联想;广义理解时,可以把思维理解为大脑所能进行的各种活动和具有的能力。前面归纳的智能系统的特征,如记忆能力、计算能力、逻辑推理能力、感知能力、交互能力、学习能力、自组织能力以及进化特征等,都可被认为是大脑进行更高级思维活动的基础。作为人工智能学者的一个理想,实现一个会思维的智能系统当然是一个梦寐以求的目标。我们认为这个目标虽然远大,需要克服的困难还很多很多,要走的路还很长很长,但是我们认为,只要我们不断提出合理的目标,研究对路,执着追求,这个远大的目标似乎并不是海市蜃楼,而是可以逐步逼近和实现的。

1.3 计算智能

生物物种在自然竞争中优胜劣汰,使物种得到不断进步和优化。人工智能怎样来模拟这种进化过程是一个十分值得研究的问题。例如,进化计算较好地模拟了自然界生物进化的过程,它们是一些高度并行的多方向寻优算法,能够克服以前传统的单轨迹下降算法容易陷入局部极值的致命弱点。近年来,各种遗传算法和进化算法的研究和应用成果已经引起了人工智能界的高度重视。

计算智能(computational intelligence)是目前人工智能领域研究十分活跃和比较成功的一个分支。计算智能是用计算的手段或方法来获取和表达知识,并模拟实现智能行为的一个学科。目前,计算智能最活跃的3个领域是模糊计算、神经计算、进化计算以及三者的结合和互相渗透。

1.3.1 模糊计算

模糊计算(fuzzy computing)是以模糊集理论为基础,从某一论域出发,按照一定的模糊逻辑和推理规则进行的各种模糊运算的过程。

1. 模糊集和模糊逻辑

1965年,美籍伊朗人扎德(Zadeh L. A)针对客观世界中存在着的大量很难用经典的二值逻辑或有限多值逻辑描述的模糊概念和模糊现象等问题,提出了模糊