



高等学校“十二五”规划教材
计算机及其应用系列 >>>>

计算智能基础

主 编 张汝波 刘冠群 吴俊伟



HEUP 哈尔滨工程大学出版社

014035408

TP183
133

计算智能基础

张汝波 刘冠群 吴俊伟 主编



HEUP 哈尔滨工程大学出版社



北航

C1715309

TP183
133

809620910

内 容 简 介

计算智能是一门交叉学科。本书系统地介绍了计算智能的主要基本理论和技术内容,其中包括模糊系统理论、粗糙集理论、神经网络理论、支持向量机、进化计算、免疫算法、蚁群算法和粒子群算法等。本书共分九章,基本包括了计算智能所涉及到的理论和方法,每章各成体系,又相互联系。

本书可作为高等院校自动化及计算机应用等专业高年级的本科生和研究生教材参考用书,也可供相关专业的教师、研究人员参考。

图书在版编目(CIP)数据

计算智能基础/张汝波,刘冠群,吴俊伟主编. —哈尔滨:
哈尔滨工程大学出版社,2013.6

ISBN 978 - 7 - 5661 - 0601 - 8

I. ①计… II. ①张… ②刘… ③吴… III. ①人工
智能 - 神经网络 - 计算 - 高等学校 - 教材 IV. ①TP183

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2013)第 141689 号

出版发行 哈尔滨工程大学出版社
社 址 哈尔滨市南岗区东大直街 124 号
邮政编码 150001
发行电话 0451 - 82519328
传 真 0451 - 82519699
经 销 新华书店
印 刷 肇东市一兴印刷有限公司
开 本 787mm × 1 092mm 1/16
印 张 14.5
字 数 360 千字
版 次 2013 年 7 月第 1 版
印 次 2013 年 7 月第 1 次印刷
定 价 30.00 元
<http://www.hrbeupress.com>
E - mail: heupress@hrbeu.edu.cn

前 言

自从计算机发明以来,让计算机具有智能一直是人类的梦想。实际上,在智能科学领域中,将智能水平按人工智能、生物智能和计算智能将智能划分为三个层次,本书将重点介绍计算智能系统的相关基础知识。

1994年6月,美国电气工程师与电子工程师学会在美国 Orlando 召开了一次规模空前的世界计算智能大会,首次将有关神经网络、模糊技术和进化计算方面的内容放在一个会议中交流讨论,从此,计算智能成为许多学术刊物和学术会议上众所关注的热点。经过近三十年的发展,计算智能理论取得了巨大的进步,在许多应用方面获得了很大成功。

全书共分九章,具体内容如下:

第1章是绪论,详细介绍了有关计算智能的基本概念,对本书中后面所要讲述的理论和算法进行了简要介绍;

第2章介绍了模糊系统理论的基础知识,重点介绍模糊集合的概念、模糊关系、模糊逻辑及模糊推理等;

第3章介绍了粗糙集理论,主要介绍粗糙集的基本定义、属性约简的粗糙集理论和方法及应用实例等;

第4章介绍了常用的神经网络理论、感知机、自适应线性单元、前向网络、Hopfield 神经网络、自组织特征映射神经网络及 CMAC 网络等;

第5章介绍了支持向量机理论,主要介绍统计学习理论的基本概念、分类支持向量机、回归支持向量机、序列化最小最优化算法和支持向量机的有关应用等;

第6章介绍了进化算法,主要包括遗传算法和遗传规划;

第7章介绍了免疫算法,主要介绍免疫算法的基本结构、基于群体的免疫算法、基于网络的免疫算法、免疫模型及免疫算法与进化算法的融合等;

第8章介绍了蚁群算法,主要介绍蚁群算法的基本原理、基本算法和改进算法等;

第9章介绍了粒子群算法,主要包括粒子群算法的产生背景、特点、基本算法、关键问题及应用领域等。

本书第1、2、8章由张汝波负责编写,第4、5、9章由刘冠群负责编写,第3、6、7章由吴俊伟负责编写。

本书在编写过程中得到多位同事及研究生的帮助,在此,对为本书付出辛苦的诸位表示衷心的感谢。同时,作者在编写过程中,参考或引用了一些专家学者的论著,在此一并表示感谢。

由于笔者的水平有限,书中难免存在不足和遗漏之处,欢迎读者批评指正。

作 者

2013年5月

目录



第1章 绪论	1
1.1 智能的定义	1
1.2 生物智能	2
1.3 机器智能	3
1.4 计算智能的相关技术	7
第2章 模糊系统理论及实现方法	20
2.1 模糊集合和模糊逻辑	20
2.2 模糊关系	25
2.3 模糊逻辑与模糊语言	38
2.4 模糊推理	49
2.5 习题	68
第3章 粗糙集理论	71
3.1 粗糙集理论概述	71
3.2 粗糙集的基本定义及其性质	72
3.3 属性约简的粗糙集理论	75
3.4 属性约简的粗糙集方法	82
3.5 粗糙集方法的应用实例	84
3.6 习题	87
第4章 神经网络理论	89
4.1 人工神经元模型	89
4.2 M-P 神经元模型与神经网络的学习规则	90
4.3 简单前向神经网络	92
4.4 Hopfield 神经网络	106
4.5 自组织特征映射神经网络	117
4.6 动态递归网络	119
4.7 CMAC 网络	122
4.8 习题	130
第5章 支持向量机	132
5.1 引言	132
5.2 统计学习理论	132
5.3 分类支持向量机	135
5.4 回归支持向量机	141
5.5 序列化最小最优化算法	143
5.6 支持向量机的应用	146



5.7 习题	147
第6章 进化计算	148
6.1 遗传算法	148
6.2 遗传规划	159
6.3 习题	178
第7章 免疫算法	179
7.1 免疫算法基本架构	179
7.2 基于群体的免疫算法	180
7.3 基于网络的免疫算法	182
7.4 免疫模型	185
7.5 免疫算法与进化算法的融合	193
7.6 习题	195
第8章 蚁群算法	197
8.1 引言	197
8.2 蚁群算法基本原理	197
8.3 基本的蚁群算法	200
8.4 改进的蚁群算法	206
8.5 有关蚁群算法的某些思考	208
8.6 习题	211
第9章 粒子群算法	213
9.1 引言	213
9.2 粒子群算法的产生背景	213
9.3 粒子群算法的特点	214
9.4 基本 PSO 算法	215
9.5 粒子群算法的关键问题	216
9.6 粒子群算法的分类	217
9.7 PSO 与其他算法比较	219
9.8 粒子群算法的应用领域	221
9.9 习题	222
参考文献	223

第1章 绪论

1.1 智能的定义

智能是什么?智能是个体有目的的行为、合理的思维,以及有效地适应环境的综合能力。通俗地说,智能是个体认识客观事物和运用知识解决问题的能力。人类个体的智能是一种综合能力,具体讲,可以包括感知与认识客观世界与自我的能力;通过学习取得经验、积累知识的能力;理解知识、运用知识和运用经验分析问题和解决问题的能力;联想、推理、判断、决策的能力;运用语言进行抽象、概括的能力;发现、发明、创造、创新的能力;实时、迅速、合理地应付复杂环境的能力;预测、洞察事物发展变化的能力等。这种能力随着人类个体从婴儿成长为小学生、中学生、大学生、研究生和社会成人而不断提高。

智能(Intelligence),也常称为智力或智慧,是指人认识客观事物并运用知识解决实际问题的能力,它集中表现在反映客观事物深刻、正确、完全的程度,以及应用知识解决实际问题的速度和质量上,往往通过观察、记忆、判断、联想和创造等表现出来。按照新版的《牛津现代高级英语词典》,智能被定义为学习、理解和推理的能力(The power of learning, understanding and reasoning)。

长期的探索研究使人们开始懂得,智能是涉及多层次多学科的问题。大脑是生物的神经中枢。智能科学的发展有赖于神经生理学和神经解剖学所提供的人脑结构机理的启示,也与心理认知科学的发展密不可分。于是就产生了将人工智能(Artificial Intelligence)、脑模型(Brain Model)和认知科学(Cognitive Science)三者紧密连在一起的ABC理论。

实际上,在智能科学领域中,还存在着另一种将智能水平按A(Artificial)、B(Biological)、C(Computational)三个层次划分的另一种ABC理论。

1994年,在美国Orlando召开的WCCI'94国际会议期间,James C Bezdek发表了一篇题为《什么是计算智能?》的文章。其目的是阐明生物神经网络(Biological Neural Networks, BNNs)、人工神经网络(Artificial Neural Networks, ANNs)和计算型神经类网络(Computational Neural-Like Networks, CNNs)三者之间,以及相应的模式识别(Pattern Recognition, PR)、智能(Intelligence, I)间的相互关系。

在图1.1中,A表示非生物方式(即人工方式),B表示包括物理、化学或其他因素的有机方式,C则相当于数学+计算机的计算方式。由下而上的C+A+B表示问题由低至高的复杂度,或者解决问题智能水平的差异,同样,系统的复杂度由左至右逐渐增加。图中9个节点间由不同长度的箭头联系起来,箭头的方向表示系统复杂性增加方向,箭头的长度则大致表征两者间的差距。例如,CNN(计算神经网络)和CPR(计算模式识别)间的距离,要比BNN(生物神经网络)和BPR(生物模式识别)间的差距小;CI(计算智能)与AI(人工智能)之间的差距没有AI与BI(生物智能)间差距大。这里箭头两端节点具有子集从属关系,例如,CNNs $\subset$ ANNs $\subset$ BNN等。显然,CNN与BI分别处于系统复杂性(或智能水平)的最低点和最高点。

这里 CNN 包括模糊逻辑、人工神经网络和进化计算等。模式识别被当作智能活动的主要方面而在图中突出地表示出来。

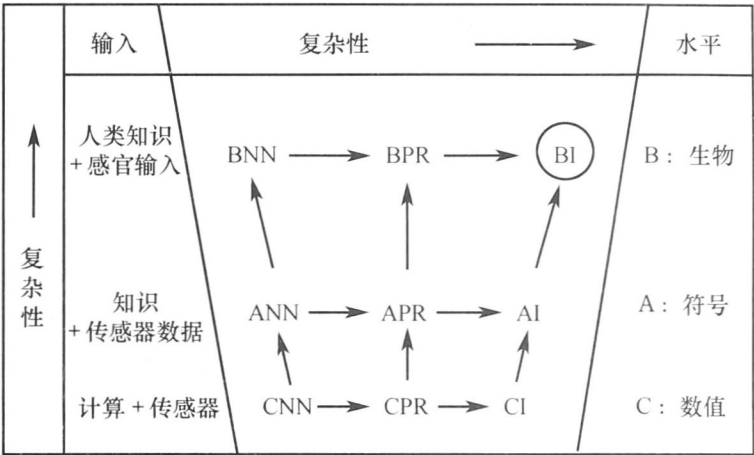


图 1.1 智能 ABC 分层模式示意图

1.2 生物智能

在谈及智能的固有含义时,首先要考虑到的是智能这个名词来自生命活动,特别是人类的活动。人的直立行走,鸟类的展翅翱翔,植物的趋光生长,都含有一定的智能控制因素;反之,地球的自转,大江的东流和重物的向地坠落等,则属于无生命的大自然的现象和规律,就不能说成是智能活动了。

生物智能(Biological Intelligence, BI)亦称自然智能(Natural Intelligence, NI),由于生物智能是人类从自身的角度来阐述的,所以它表征人类智能活动的一些特征。

生物为了更好地适应环境,求得生存或繁衍后代,通过各种智能活动来达到一定的目的,如模式识别、声音语言表达、肢体运动等。对于属于高级动物的人类,为了改进生活的质量,扩展精神文明的空间,也在音乐、绘画、棋牌之类的活动中表现出自己的聪明才智。

生物为了察知并适应周围环境的变化,通过视觉、听觉、嗅觉、味觉和触觉等来接受外来的信息。在神经系统中进行处理后,用肢体动作、声音语言或其他的物理化学变化来作出反应。

在人类的活动中,输入信息有 80% 左右来自视觉,来自听觉的占第二位。相当多的智能信息活动是图像信息处理和语音处理综合进行的,例如课堂听课、观看节目等。有经验的猎人狩猎时,视觉、听觉、嗅觉都同时得到应用。通常说一个人聪明,即是耳聪且目明之意。

大家知道,有一种衡量青少年智能高低的标准叫智商(Intelligence Quotient, IQ),它是用公式

$$IQ = \frac{\text{智能年龄}}{\text{生理年龄}} \times 100\%$$

来确定,其中智力年龄是根据人生长的不同年龄阶段而设计的测试结果。IQ 越大于 100,则说明其智商越高, IQ 小于 100,则其智商越低。

除了 IQ 以外,还有一个称作情绪智商(Emotional Intelligence Quotient, EQ)的参数十分

重要,它包括了人在性格、情感、待人接物和自我克制等方面的素质。研究表明,一个人的成功因素中,IQ 只占 20% 左右,其他占 80% 的因素里,主要包括有 EQ。

通过学习而不断地扩展智能,是生物智能行为的重要特征。这种扩展既表现在生物个体成长过程中通过学习和经验积累增加智能,也表现在生物一代比一代更适应周围环境的特点和变迁。

毫无疑问,从整体上来看,人类的智慧是远远超出其他生物的智能的。但是,这并不表明,在所有感官接受和处理信息的能力方面,人都是最强的。狗的嗅觉分辨能力和鹰的视觉有效距离都比人类强。人类靠着聪明的大脑,发明像望远镜、雷达、电话之类的工具,大大地扩展了接收各类信息的范围和处理信息的能力。

1.3 机器智能

1.3.1 机器智能的定义

(1) Turing 试验

一个房间放一台机器,另一房间有一人,当人们提出问题,房间里的人和机器分别作答。如果提问的人分辨不了哪个是人的回答,哪个是机器的回答,则认为机器有了智能。

(2) Feignbaum 定义

只告诉机器做什么,而不告诉怎样做,机器就能完成工作,便可说机器有了智能。

1.3.2 人的智能行为

人的智能行为主要体现在进行学习和解决问题。学习过程包括三个方面:(1)知识的学习;(2)技能的学习;(3)个性的形成。

知识学习主要是对各学科领域的知识学习,如数学、物理、计算机等知识的学习。技能的学习主要是对解决问题方法的学习。个性的形成主要是把前人的知识和技能变成自己的知识和技能,根据个人学习的效果以及应用的情况形成个人的特性。学习的目的在于解决问题。

解决问题又分两类:(1)用已知的知识和技能解决问题;(2)创造性(建立新知识和技能)解决问题。

由计算机来表示和执行人类的智能活动(如判断、识别、理解、学习、规划和问题求解等)就是人工智能。人工智能的研究在逐步扩大机器智能,使计算机逐步向人的智能靠近。

1.3.3 人工智能

人工智能(Artificial Intelligence)是计算机科学、控制论、信息论、神经生理学、心理学、语言学等多种学科互相渗透而发展起来的一门综合性新学科,其诞生可追溯到 20 世纪 50 年代中期。1956 年夏季,在美国 Dartmouth 大学,由数学助教 J. McCarthy(现斯坦福大学教授)和他的三位朋友 M. Minsky(哈佛大学数学和神经学家,现 MIT 教授)、N. Lochester(IBM 公司信息研究中心负责人)和 C. Shannon(贝尔实验室信息部数学研究员)共同发起,邀请 IBM 公司的 T. More 和 A. Samuel、MIT 的 O. Selfridge 和 R. Solomonff 以及 RAND 公司和 Carnegie 工科大学的 A. Newell 和 H. A. Simon(现均为 CMU 教授)等人参加夏季学术讨论班,

历时两个月。这 10 位学者都是在数学、神经生理学、心理学、信息论和计算机科学等领域中从事教学和研究工作的学者,在会上他们第一次正式使用了人工智能(AI)这一术语,从而开创了人工智能的研究方向。

人工智能的发展历史可分为四个阶段:

第一阶段 20 世纪 50 年代人工智能的兴起和冷落。人工智能概念在 1956 首次提出后,相继出现了一批显著的成果。

(1)1956 年,A. Newell 等人提出逻辑理论 LT(Logic Theorist)程序系统,证明了罗素(Russell)与怀特海的名著《数学原理》第二章 52 条定理中的 38 条,并于 1963 年完成了全部 52 条定理的证明。这是计算机模拟人的高级思维活动的一个重大成果,是人工智能的真正开端。

(2)1956 年,A. L. Samuel 研制了西洋跳棋程序 Checkers。该程序能积累下棋过程中所获得的经验,具有自学习和自适应能力,这是模拟人类学习过程中的一次卓有成效的探索。该程序 1959 年击败 Samuel 本人,1962 年击败了一个州冠军,此事引起了世界性的大轰动。这是人工智能的又一个重大突破。

(3)1960 年,A. Newell、J. Shaw 和 H. Simon 等人通过心理学实验,发现人在解题时的思维过程大致可以分为三个阶段:①首先想出大致的解题计划;②根据记忆中的公理、定理和解题规划,按计划实施解题过程;③在实施解题过程中,不断进行方法和目标分析,修改计划,这是一个具有普遍意义的思维活动过程,其中主要是方法和目的的分析。基于这一发现,他们研制了“通用问题求解程序 GPS”,用来解决不定积分、三角函数、代数方程等 11 种不同类型的问题,并首次提出启发式搜索概念。

(4)1960 年,麦卡锡(J. Mc. Carthy)成功地研制了著名的“LISP”表处理语言,这是人工智能程序语言的重要里程碑。

这个时期兴起的人工智能热还有很多例子,但是不久后,人工智能走向了低潮,主要表现在:

①1965 年发明了消解法,曾被认为是一个重大的突破,可是很快发现消解法能力有限,证明两个连续函数之和还是连续函数,推了十万步还没有推出来;

②Samuel 的下棋程序虽然赢了州冠军,但却没能赢全国冠军;

③机器翻译出了荒谬的结论,如从英语→俄语→英语的翻译中,有一句话“心有余,力不足”,结果变成了“酒是好的,肉变质了”。

人工智能研究遇到了困难,使得人工智能走向了低潮。英国 20 世纪 70 年代初,对 AI 的研究经费被大幅度削减,人员流失,美国 IBM 公司也出现了类似的现象。

这一阶段的特点是:重视问题求解的方法,忽视了知识的重要性。

第二阶段 20 世纪 60 年代末到 20 世纪 70 年代,专家系统的出现使人工智能研究出现了新高潮。

(1)1968 年,斯坦福大学 E. A. Feigenbaum 和遗传学家及物理学家合作研制了 DENDRAL 系统,该系统是一个化学质谱分析系统,能根据质谱仪的数据、核磁共振的数据及有关知识推断有机化合物的分子结构,达到帮助化学家推断分子结构的作用。这是第一个专家系统,系统中用了大量的化学知识。

(2)1974 年,由 E. H. Shortle 等人研制了诊断和治疗感染性疾病的 MYCIN 系统。它的特点:使用了经验性知识,用可信度表示,进行不精确推理;对推理结果具有解释功能,使系

统是透明的;第一次使用了知识库的概念。以后的专家系统受 MYCIN 的影响很大。

(3) R. O. Duda 等人于 1976 年研制出矿藏勘探专家系统 PROSPECTOR 系统。该系统用语义网络表示地质知识。该系统在华盛顿州发现一处矿藏,获利一亿美元。

(4) Carnegie-Mellon(卡内基-梅隆)大学研制了语音理解系统 Hearsay-II 系统,它能完成从输入的声音信号转换成字,组成单词,合成句子,形成数据库查询语句,再到情报数据库中去查询资料。该系统是采用“黑板结构”这种新结构形式的专家系统。

1969 年,成立了国际人工智能联合会议(International Joint Conferences on Artificial Intelligence—IJCAI)。

这一阶段的特点:重视知识,开始了专家系统的研究,使人工智能走向实用化。

第三阶段 20 世纪 80 年代,随着第五代计算机的研制成功,人工智能得到很大发展。

日本 1982 年开始了“第五代计算机的研制计划”,即“知识信息处理计算机系统 KIPS”,它的目的是使逻辑推理达到数值运算那样快。日本的十年计划在政府的支持下大力开展,形成了一股热潮,推动了世界各国的追赶浪潮。

十年后,日本的第五代机并没有生产出来,只取得了部分成果。1984 年完成了串行推理机 PSI 和操作系统 SIMPOS,1988 年完成了并行推理机 Multi-PSI 和操作系统 PIMOS。该计划的失败,对人工智能的发展是一个挫折。

第四阶段 20 世纪 80 年代末,神经网络飞速发展。

1988 年后,神经网络像雨后春笋一样迅速发展起来。神经网络实际上在 20 世纪 40 年代就开始了,在 20 世纪 50 年代曾出现过高潮,这就是“感知机”的应用,后因为它不适合于非线性样本而走向低潮。1982 年美国 Hopfield 提出新模型,既可用硬件实现,又能解决运筹学的“巡回售货商 TSP”问题,由此引发了人们对神经网络的兴趣。1985 年 Rumelhart 等人提出 BP 反向传播模型,解决了非线性样本问题,从而扫除了神经网络的障碍,兴起了神经网络的热潮。1987 年美国召开了第一次神经网络国际会议,宣布新学科的诞生。日本称 1988 年为神经计算机元年,提出研制第六代计算机计划。1989 年后,各国在神经网络方面的投资逐步增加,神经网络在逐步成为一门独立学科。

粗略地说,由非生物生命方法产生的智能都可称为人工的智能,但是人工智能的确切含义却众说纷纭。早在 1956 年夏天,在 Dartmouth 学院召开的专题讨论会上,AI 被定义为“研究在计算过程中阐释和仿真智能行为的领域”;Patrick Winston 则将人工智能理解为“使计算机聪明的方法研究”。这种研究的目的:一是使计算机更加有用,二是探明构成智能的原则。

实际上,人工智能的发展与半个世纪以来 Von Neumann 型计算机的发展密不可分的。在串行工作的计算机上采用符号表达和逻辑推理的方式成为人工智能研究的主流,所以人工智能逻辑主义的代表人物 N. J. Nilson 称“应当把人工智能想象为应用逻辑”。在一些学术刊物和会议上,人工智能总是和逻辑、规则、推理联系在一起。

长期以来,人们从人脑思维的不同层次对人工智能进行研究,形成了符号主义、连接主义和行为主义。传统人工智能是符号主义,它以 Newell 和 Simon 提出的物理符号系统假设为基础。物理符号系统假设认为物理符号系统是智能行为充分和必要的条件。物理符号系统由一组符号实体组成,它们都是物理模式,可在符号结构的实体中作为组分出现。该系统可以进行建立、修改、复制、删除等操作,以生成其他符号结构。

连接主义研究非程序的、适应性的、大脑风格的信息处理的本质和能力,人们也称它为

神经计算。由于它近年来的迅速发展,大量的神经网络的机理、模型、算法不断涌现出来。神经网络主体是一种开放式的神经网络环境,提供典型的、具有实用价值的神经网络模型。

系统采用开放方式,使得新的网络模型可以比较方便地进入系统中,利用系统提供的良好用户界面和各种工具对网络算法进行调试修改。另外,对已有的网络模型的改善也较为简单,可为新的算法实现提供良好的环境。

神经计算从脑的神经系统结构出发来研究脑的功能,研究大量简单的神经元的集团信息处理能力及其动态行为,其研究重点侧重于模拟和实现人的认识过程中的感知过程、形象思维、分布式记忆和自学习自组织过程。特别是对并行搜索、联想记忆、时空数据统计描述的自组织以及一些相互关联的活动中自动获取知识,更显示出了其独特的能力,并普遍认为神经网络适合于低层次的模式处理。

Brooks 提出了无需知识表示的智能,无需推理的智能。他认为智能只能在与环境的交互作用中表现出来,在许多方面是行为心理学观点在现代人工智能中的反映,人们称为基于行为的人工智能,简言之,称为行为主义。

这三种研究从不同侧面研究了人的自然智能,与人脑思维模型有其对应关系。粗略地划分,可以认为符号主义研究抽象思维,连接主义研究形象思维,而行为主义研究感知思维。表 1.1 给出了符号主义、连接主义和行为主义特点的比较。

表 1.1 符号主义、连接主义和行为主义特点的比较

	符号主义	连接主义	行为主义
认识层次	离散	连续	连续
表示层次	符号	连接	行动
求解层次	自顶向下	由底向上	由底向上
处理层次	串行	并行	并行
操作层次	推理	映射	交互
体系层次	局部	分布	分布
基础层次	逻辑	模拟	直觉判断

有人把人工智能分成两大类:一类是符号智能,一类是计算智能。符号智能是以知识为基础,通过推理进行问题求解,即所谓的传统人工智能;计算智能是以数据为基础,通过训练建立联系,进行问题求解。模糊系统、人工神经网络、进化计算、人工生命等都可以包括在计算智能中。

1.3.4 计算智能

1994 年 6 月,国际电气工程师与电子工程师学会在美国 Orlando 召开了一次规模空前的世界计算智能大会(IEEE World Congress, On Computational Intelligence)。这个论文总数多达 1600 余篇的国际学术盛会,首次将有关神经网络、模糊技术和进化计算方面的内容放在一个会议中交流讨论。近年来,计算智能(Computational Intelligence, CI)在许多学术刊物和学术会议上成为众所关注的热点。

从字面上来看,用计算手段来实现智能的方法,都属于计算智能。因此,传统的用符号运算和逻辑推理的 AI 也是计算智能。反之,计算手段实现智能的新方法和新理论,如神经网络(Neural Networks, NN)、模糊逻辑(Fuzzy Logic, FL)、遗传算法(Genetic Algorithm, GA)、混沌(Chaos)和分形(Fractal)科学等,都是人工实现智能的手段,因此也应当属于人工智能的范围。按照 Bezdek 的严格定义,计算智能是指那些依赖于数值数据的智能,而人工智能则是与知识相关的。也有人把 Von Neumann 机实现的计算以外的其他计算方法叫做软计算(Soft Computing)。

1.4 计算智能的相关技术

1.4.1 模糊逻辑

随着现代科学,特别是计算机科学的发展,社会科学与自然科学之间正在互相渗透,形成许多新的边缘交叉科学,其中信息科学就是最有生命力的学科。1965 年,美国控制论专家 L. A. Zadeh 提出模糊集合理论,其后,又提出了信息分析的新框架——可能性理论,把信息科学推进到人工智能的新方向,为进一步发展信息科学奠定了数学基础。

模糊集合是模糊概念的一种描述。模糊概念大量存在于人的观念之中。我们知道,一些概念在特定的场合有明确的外延,例如国家、货币、法定年龄、地球是行星等。对于这些明确的概念,在现代数学里常常用经典集合来表示。但是还有相当一部分概念在一些场合不具有明确的外延,例如成年人、青年人、高个子、冷与热等,这样的概念,相对于明确的概念,我们称之为不分明的概念或模糊概念。这种没有明确外延或边界的模糊概念在科学领域中随处可见。传统的集合论在模糊概念面前就显得软弱无力了,而模糊集合论正是处理模糊概念的有力工具。

模糊性总是伴随着复杂性而出现的,复杂性意味着因素的多样性,联系的多样性。例如选购衣服,若分别就花色、式样、耐用程度、价格等单因素评定,容易作出清晰确定的结论,若把诸因素联系起来评定,就显得相当复杂而难于确定了。这就是说单因素易于一刀切,作出精确描述;多因素纵横交错地同时作用,便难于作出精确描述,事物的普遍联系造成了事物的复杂性和模糊性。

模糊性也起源于事物的发展变化性,变化性就是不确定性。处于过渡阶段的事物的基本特征就是性态的不确定性,类属的不清晰性,也就是模糊性,它是从属于到不属于的变化过程的渐进性。

客观世界中的模糊性、不确定性、含糊性等多种表现形式:在模糊集合论中主要处理没有精确定义的这一类模糊性,其主要有两种表现形式:一是许多概念没有一个清晰的外延,例如,关于青年人,你能在年龄轴上划两道线,在两道线内就是青年人,在其外就不是青年人吗?人的生命是一个连续的过程,一个人从少年走向青年是一日一日积累的一个渐变的过程。从差异的一方(如少年)到差异的另一方(如青年),这中间经历了一个由量变到质变的连续过渡过程,这种客观差异的过渡性造成了划分上的不确定性。另一个是概念本身的开放性(Open Texture),例如,关于什么是聪明,我们永远不可能列举出它应满足的全部条件。因此,总是有不确定性存在,由于对象本身没有精确的定义,普通的集合论无法被应用。经典集合论中,一个元素要么属于某个集合,此时其特征函数值为 1,要么不属于某个

集合,此时其特征函数值为 0,而模糊概念中无这种非此即彼的现象。L. A. Zadeh 在模糊集合论中提出,将特征函数的取值由二值逻辑 $\{0,1\}$ 扩大到闭区间 $[0,1]$,用一个隶属函数表示模糊集合。

模糊系统由模糊集合和模糊推理组成,模糊集合是一种用来表示非统计的不确定性。模糊推理包含在模糊逻辑中用于推理的一些操作。传统的亚里士多德逻辑是在数据和操作上的二值逻辑,因此,在二值逻辑中命题不是对的就是错的,它隐含着这一命题或没有。如果命题是正确的,传统逻辑程序就做一件事情,否则,便做另外的一种事情。这种规则,技术上称为生产规则,通常指如“if-then”规则,因为他们使用“if A then B”的形式表达。

1.4.2 粗糙集

著名数学家 Z. Pawlak 在 1982 年提出了粗糙集这门经典理论,该理论刚被提出的时候,并没有引起国际计算机学界和数学界的广泛重视,由于受到语言的限制,当时进行研究的也只有波兰等几个东欧国家。到了 20 世纪 90 年代,数据仓库技术和数据挖掘技术引起了广大学者和专家们的重视,在这种前提下,粗糙集理论及其方法才被人们认识并迅速发展起来。20 世纪 90 年代初,Z. Pawlak 发表的《Rough Set: Theoretical Aspects of Reasoning about Data》是粗糙集理论发展进程中的一个里程碑,它代表了对粗糙集理论的研究已经进入新的阶段。越来越多的学者和专家开始从事粗糙集的理论研究和具体应用的工作,开发的研究成果也受到了人们的广泛关注。1992 年和 1993 年分别在波兰和加拿大召开了两届国际粗糙集理论交流会,因为粗糙集理论研究当时正是热门研究方向,许多国际著名学者和专家参加了会议,重点讨论了粗糙集理论的研究与应用工作,他们提出了许多有实用价值的数据挖掘方法与应用系统。从那时候开始,粗糙集理论与方法就广泛地应用到数据挖掘领域中。20 世纪 90 年代末,亚洲地区,尤其是我国对粗糙集理论及其应用的研究也有了较快的进展。

近些年来,粗糙集理论已经广泛地应用于医疗诊断、粗糙控制、软件工程、图像处理、数据分析、模式识别、化学材料等领域。国际上已经研究开发了一些基于粗糙集理论的数据挖掘系统,这些系统已经应用到各个领域,并且取得了较好的效果。例如,Regina 大学利用粗糙集理论研制的 KDD 系统,该系统已经被广泛应用于城市规划、卫生等行业,该系统成功地提供了辅助决策方法。

就目前国际研究状况而言,理论研究主要有粗糙集与概率论和模糊集结合、粗糙集理论同遗传算法等其他人工智能技术的结合、粗糙控制等方面,另外,粗糙集理论模型的扩展也是一个研究的热门课题。在实际运用方面,学者和专家们非常关注将粗糙集理论应用于信息与通信、医疗卫生、模式识别等领域。国内关于粗糙集理论与方法的研究落后于欧美一些国家,直到 20 世纪 90 年代后期,一些高校和科研院所才开始进行研究,例如,南京大学、清华大学、中科院等高校或者研究所都进行了全面的研究,并取得了一定的研究成果。

1.4.3 神经网络

1. 生物神经元

人脑大约由 10^{12} 个神经元组成,而其中的每个神经元又与约 $10^{12} \sim 10^{14}$ 个其他神经元相连接,如此构成一个庞大而复杂的神经网络。神经元是大脑处理信息的基本单元,它的结构如图 1.2 所示。它是以细胞体为主体,由许多向周围延伸的不规则树枝状纤维构成的

神经细胞,其形状很像一棵枯树的枝干,主要由细胞体、树突、轴突和突触(Synapse,又称神经键)组成。

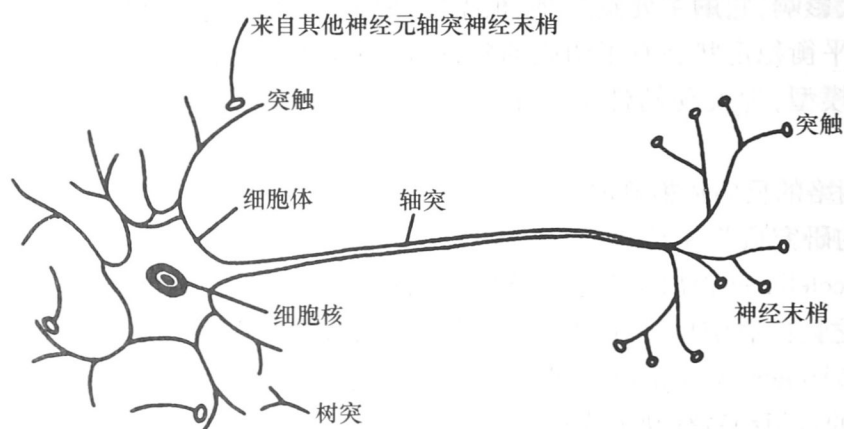


图 1.2 生物神经元示意图

细胞体由细胞核、细胞质和细胞膜组成。细胞体是神经元新陈代谢的中心,还是接受与处理信息的部件。树突是细胞体向外延伸树枝状的纤维体,它是神经元的输入通道,接受来自其他神经元的信息。轴突是细胞体向外延伸的最长、最粗的一条树枝纤维体,即神经纤维,其长度从几个微米到 1 m 左右,它是神经元的输出通道。轴突末端也有许多向外延伸的树枝状纤维体,称为神经末梢,它是神经元信息的输出端,用于输出神经元的动作脉冲。轴突有两种结构形式,即髓鞘纤维和无髓鞘纤维,两者传递信息的速度不同,前者约为后者的 10 倍。一个神经元的神经末梢与另一神经元树突或细胞体的接触处称为突触,它是神经元之间传递信息的输入输出接口。每个神经元约有 $10^{13} \sim 10^{14}$ 个突触。

目前神经网络的研究,人们借鉴了大脑结构的特征,采用大量的比较简单的元件作为系统的基本单元,依靠单元之间复杂的连接构成具有良好功能的网络,这些连接可以按照一定的方式改变,使其具有一定的学习能力。

2. 人工神经网络的发展简史

(1) Mcculloch 和 Pitts

1943 年心理学家 W. Mcculloch 和数理逻辑学家 W. Pitts 在分析、总结神经元基本特征的基础上,首先提出神经元的数学模型——MP 模型。

(2) 感知机

20 世纪 50 年代末, F. Rosenblatt 设计制作了感知机,感知机是一种多层神经网络,用于模式识别,但许多人放弃了研究,原因如下:

① 计算机发展处于全盛时期,许多人误认为计算机可解决 AI、模式识别、专家系统等一切问题,感知机不受重视。

② 电子工艺水平比较落后,制作神经网络成本高。

③ Minsky 和 Papert 在 1969 年出版专著《感知机》,书中论述了简单的线性感知机的功能有限,不能解决“XOR”这样简单问题。

(3) Widrow

20 世纪 60 年代初期, Widrow 提出自适应线性元件网络。Adaline 是一种连续取值的线性加权求和阈值网络,主要用于雷达无线控制等,后来又发展了非线性多层自适应网络。

(4) Hopfield

美国物理学家 Hopfield 于 1982 年和 1984 年在美科学院刊上发表了两篇神经网络论文,引起了巨大影响,它的主要贡献是:根据网络的非线性微分方程,引用能量函数概念,使神经网络的平衡稳定状态有了明确的判据方法;用模拟电路的基本元件构成了神经网络的硬件原理模型,为实现硬件奠定了基础,解决了 TSP 问题(Travelling Salesman Problem)。

(5) 多层网络的反向传播算法

Hopfield 的研究成果未能指出 Minsky 等人在 1969 年所提论点的错误所在。1986 年 Rumelhart 和 McClelland 提出了多层网络的反向传播算法 BP(Back Propagation)算法,从后向前修正各层之间的联结权值,可以求解感知机所不能解决的问题。

另外,还有 Hinton 和 Sejnowski 提出的波耳兹曼机、Grossberg 提出的自适应谐振理论 ART、Kohonen 的自组织特征映射模型 SOM 等。

1987 年 6 月在美国加州召开了第一届神经网络国际会议,1988 年《Neural Network》创刊,1990 年《IEEE Trans. on Neural Network》创刊。

国内的神经网络研究起于 1988 年前后,1989 年召开了全国第一届神经网络-信号处理会议,1990 年 12 月、1991 年 12 月分别召开了第一、二届全国神经网络大会,1992 年,国际神经网络学会和 IEEE 神经网络委员会联合学术会议在北京召开。

1.4.4 支持向量机

统计学习理论中的支持向量机方法(Support Vector Machine, SVM)是 Vapnik 等人提出的一种全新的机器学习方法,在解决小样本数据分类问题方面具有全局最优、结构简单、推广能力强等优点。根据有限的样本信息,以统计学习理论为基础,在学习精度和学习能力之间寻找最佳折中,以获得分类性能的较好推广。支持向量机具有简洁的数学形式、直观的几何解释和良好的泛化能力等优点,避免了神经网络中的局部最优解问题,并有效地克服了“维数灾难”问题。和传统的分类算法相比,支持向量机在防止训练过学习、运算速度和结果精度等方面都表现出明显的优越性,是目前国内外机器学习和模式识别领域的研究热点之一,已被成功地应用于文本分类、信息检索、网络故障检测、遥感图像分析、纹理识别、图像检索、人脸识别、语音识别、医疗诊断、基因和蛋白质结构分析、信号处理、光谱分析、入侵检测、参数优化等众多模式识别领域。

支持向量机集成是近几年机器学习领域研究的热点问题,一些研究人员在这个领域作了广泛研究,取得了一定的研究成果。以下从三个方面进行讨论。

1. 个体生成方法

如何产生有差异的个体是集成学习的关键问题,现有的支持向量机集成中的个体生成方法主要通过扰动训练样本集、扰动特征空间、扰动模型参数以及多重扰动机制的结合来实现。

Kim 等人首先将 Bagging 学习算法引入到支持向量机集成分类中,发现支持向量机集成的性能大大高于单个支持向量机。Lima 等人将 Bagging 集成技术引入到支持向量机回归分析中,取得比单个支持向量机更好的泛化性能。

Robert 等提出“特征 Bagging”(Attribute Bagging, AB)集成技术,指出基于特征选择的集成学习算法能进一步提升支持向量机的泛化性能。

基于参数扰动机制的支持向量机集成学习算法首先由 Valenini 提出,他给出了一种低

偏差 Bagging(LoBag)支持向量机集成学习算法,通过分析期望误差的偏差和方差分解方法和各种核函数下参数对支持向量机性能的影响,在低偏差区域内随机选择支持向量机的核函数参数值、惩罚参数值,构造一种基于参数扰动的支持向量机集成的学习算法。

2. 结论合成方法

结论合成方法主要研究如何对集成中个体分类器所给出的结论进行合成。在对支持向量机的结论进行合成时,目前主要采用的方法有以下几种:

(1)多数投票法,是最简单的结论合成方法,也是采用最普遍的一种结论合成方法。每个个体支持向量机分类器对待测样本有一个类别的判断,并给所判断的待测样本的归属类别投一票。

(2)加权投票法,是给每一个个体支持向量机分类器赋予一个权值,权值的获取通常是通过在训练样本集上的分类器的精度获得,精度越高,权值越大,精度越低,权值越小。

3. 支持向量机集成的应用

上述对支持向量机集成算法的研究主要是根据支持向量机本身特性展开,具有泛化性特征;另一方面的研究主要针对不同领域的应用特点,为解决实际应用中存在的问题展开研究。

Valentini 针对肿瘤识别的多变性及特征数据的维数灾难问题,提出了一种基于 Bagged 的支持向量机集成的方法以解决肿瘤识别问题。实验结果表明,该方法相对于单个支持向量机其结果更准确、更可靠。同时该方法中还引入了特征选择方法,以进一步提高性能,随后使用基于 Bagging 的 SVM 集成来分析具有高维和小样本特征的基因表达数据。试验结果显示基于 Bagging 的支持向量机集成分类比单个支持向量机更稳定,而且具有比单个支持向量机相等或更好的分类精度,加上特征选择技术能进一步提高精度。

Bellili 在研究邮政编码数字识别时,提出一种神经网络和支持向量机相结合的 MLP-SVM 混合集成方法,实验结果表明,该方法的识别率好于单个 MLP 或 SVM。Loris Nanni 等在研究氨基酸的物理化学特性分类时,引入了支持向量机集成分类方法,个体支持向量机分类器在每一个氨基酸的物理化学特性上训练生成,采用多数投票法进行结论合成,实验取得了较好的效果。Yanshi Dong 等人在文本分类中引入支持向量机集成学习算法,通过利用样本划分和参数扰动方法生成个体支持向量机,在 Reuters-21578 数据上的实验结果表明基于支持向量机集成的文本分类方法收到了较好的效果。

蔡俊伟在研究混沌时间预测序列时给出一种基于自组织映射(SOM)和 K 均值聚类算法相结合的选择性支持向量机集成算法,先用 SOM 把待聚类的数据对象进行训练,以 SOM 聚类结果得到的权值为初始聚类中心,对 K 均值聚类算法进行初始化,执行 K 均值算法进行聚类。实验结果表明,该方法选择每簇中精度最高的子 SVM 进行集成,可以保证子 SVM 有较高的精度及子 SVM 之间有较大的差异度,从而提高 SVM 集成的预测精度。叶萝芸等人在研究景物图像中文字目标识别问题时,提出了多级分类器混合集成的字符识别方案,利用 Bayes 公式给出一种抽象层分类器集成方法,应用上取得了令人满意的结果。

李烨等在汽轮机转子不平衡故障诊断的研究中引入支持向量机集成,提出了一种基于遗传算法的支持向量机集成学习方法,个体 SVM 生成方法分别选择特征扰动、样本与特征扰动相结合的方法,并定义了相应的遗传操作算子。与 Bagging、Boosting 相比较的实验结果表明,该算法有效提高了故障诊断的准确性。

唐静远等人在研究模拟电路故障诊断时,给出一种基于特征扰动的支持向量机集成算