

TP183/59

2001

计 算 智 能

人工神经网络·模糊系统·进化计算

周春光 梁艳春 编著

吉林大学出版社

内容简介

计算智能是当今国际上迅速发展的前沿交叉学科,它模拟人的智能行为来解决不确定、非线性、复杂的各类问题,具有非常广阔的应用前景。本书对计算智能所涉足的人工神经网络、模糊系统和进化计算的基本理论、结构、模型和算法进行了综合论述,并分析了他们的特性、共性、使用范围和三者相互融合的方法。本书选材精练,论述简明,介绍了许多应用实例,便于读者了解和掌握各种模型算法的应用对象、应用方法和应用效果。

本书可作为计算机、电子、自动化等专业的高年级本科生或研究生的教材或教学参考书,也可以供有关科技工作者和工程技术人员作为科技参考书使用。

前 言

近年来,一些新的研究领域如神经网络、模糊系统和进化计算等,由于它们都是模拟人类的智能行为或进化过程而发展起来的,并且具有高度并行化与智能化等特征,因而引起了人们的极大兴趣。这些新方法通过“拟物”与“仿生”,为解决某些复杂问题提供了新的方法和途径,因而能够得以迅速发展并成为人们的研究热点之一。

1992年,美国学者 James C. Bezdek 在论文《计算智能》中讨论了神经网络、模式识别与智能之间的关系,并将智能分为生物智能、人工智能和计算智能三个层次。Bob Marks 于 1993 年提出的理论将神经网络、遗传算法、模糊系统、进化规划和人工生命统称为计算智能。Lotfi Zadeh 则认为传统的硬件计算是强调人工智能的计算模式,而计算智能的基础是软件计算,即模糊逻辑、神经网络和进化计算。他认为 CI 和 AI 的本质区别在于使用的推理类型不同,AI 使用的是易脆逻辑,而 CI 使用的是模糊逻辑和规则。David Fogel 在 1995 年发表的评论中指出智能就是对环境的适应能力。但他认为计算智能高于人工智能,计算智能包含人工智能。

本书认为计算智能所涉及的研究领域主要包括以下三方面:

(1)人工神经网络(Artificial Neural Network,简称 ANN),是根据人脑的生理结构和信息处理过程,来创造人工神经网络,从而模仿人的智能。

(2)模糊系统(Fuzzy System,简称 FS),试图描述和处理人的语言和思维中存在的模糊性概念,其目的也是模仿人的智能。

(3)进化计算(Evolution Computing,简称 EC),是一种模仿生物进化过程的优化方法,也属于模仿人的智能的范畴。

可见,模仿人的智能是它们共同的奋斗目标和合作的基础。将三者统称为计算智能,因为三者实际上都是计算方法。

本书是作者在近八年来为研究生讲授神经网络、模糊系统和进化计算课程的讲稿基础上,结合作者、同事及研究生们共同的科学研究成果,并从国内外文献资料中提取最主要的理论及应用成果,加以系统组织,着重讲清基本概念、原理、模型和算法,同时介绍了一些应用实例以便读者能够熟练掌握应用方法。

全书分为四篇十五章。序篇的第一章介绍了计算智能的概念和其所涉足的研究领域及其相互之间的关系。第一篇人工神经网络中的二、三、四和五章分别讲述了人工神经网络的基本模型、前馈型神经网络、反馈型神经网络和自组织竞争神经

网络模型、结构、算法及其应用实例。第二篇的模糊系统中的六、七和八章分别讲述了模糊数学基础、模糊控制理论和模糊神经网络与神经模糊系统部分。第三篇进化计算中的九、十、十一、十二、十三、十四和十五章分别讲述了遗传算法、遗传算法的数学基础、遗传算法的实现技术、遗传算法的若干改进研究、遗传算法的收敛性、用遗传算法解决组合优化问题和其他进化算法。

在完成本书的过程中,黄岚博士、李国梁博士对书中内容的选材、组织及编写提出了许多有益的意见并作了大量工作,吉林大学出版社的责任编辑吕健波、孟亚黎、唐万新老师为本书出版做了大量工作,在此向他们表示衷心的感谢!

限于作者水平,且成书仓促,书中错误和欠妥之处在所难免,恳请读者批评指正。

作 者

2001年11月

目 录

序篇 计算智能

第一章 绪论	(3)
§ 1.1 关于计算智能	(3)
1.1.1 什么是计算智能	(3)
1.1.2 计算智能所包含的领域	(4)
§ 1.2 人工神经网络	(5)
1.2.1 什么是神经网络	(5)
1.2.2 人工神经网络研究的历史	(5)
§ 1.3 模糊系统	(6)
1.3.1 模糊系统理论的起源和发展	(6)
1.3.2 模糊系统的研究范畴	(7)
§ 1.4 进化计算	(7)
1.4.1 进化计算的发展过程	(7)
1.4.2 进化计算的主要分支	(7)
1.4.3 进化计算的主要特点	(8)
§ 1.5 人工神经网络、模糊系统和进化计算的相互融合	(9)

第一篇 人工神经网络

第二章 人工神经网络的基本模型	(13)
§ 2.1 生物神经元	(13)
2.1.1 神经元的结构	(13)
2.1.2 膜电位与神经元的兴奋	(13)
§ 2.2 人工神经元的形式化模型	(14)
2.2.1 M-P 模型	(14)
2.2.2 线性加权模型	(15)
2.2.3 阈值逻辑模型	(15)
§ 2.3 电子神经元	(18)
§ 2.4 人工神经网络模型	(19)
2.4.1 神经网络节点的形式化描述	(19)
2.4.2 神经元状态转移函数的类型	(20)
2.4.3 神经网络分类及其拓扑结构	(20)
2.4.4 神经网络的知识表示与处理能力	(22)
§ 2.5 人工神经网络的学习规则	(25)

2.5.1	人工神经网络的学习方式	(25)
2.5.2	人工神经网络的学习规则	(25)
§ 2.6	人工神经网络与传统计算机的比较	(27)
2.6.1	人工神经网络计算机和冯·诺依曼计算机的比较	(27)
2.6.2	人工神经网络和人工智能的比较	(28)
2.6.3	人工神经网络与生物系统的区别	(28)
§ 2.7	人工神经网络的发展方向与研究问题	(28)
2.7.1	人工神经网络模型的研究	(29)
2.7.2	人工神经网络基本理论的研究	(29)
2.7.3	人工神经网络智能信息处理系统的应用研究	(29)
2.7.4	人工神经网络计算机	(29)
第三章	前馈型神经网络	(32)
§ 3.1	感知器	(32)
3.1.1	单层感知器	(32)
3.1.2	感知器的收敛定理	(34)
3.1.2	多层感知器网络	(36)
3.1.4	感知器用于分类问题的算例	(38)
§ 3.2	多层前馈型神经网络	(39)
3.2.1	网络结构及工作过程	(39)
3.2.2	误差函数与误差曲面	(41)
3.2.3	网络的学习规则——梯度下降算法	(42)
§ 3.3	误差逆传播算法(BP算法)	(42)
3.3.1	BP算法的数学描述	(43)
3.3.2	BP算法收敛性定理	(46)
§ 3.4	误差逆传播算法(BP算法)的若干改进	(46)
3.4.1	基于全局学习速率自适应调整的BP算法	(47)
3.4.2	基于局部学习速率自适应调整的BP算法	(48)
3.4.3	BI(Back Impedance)算法	(49)
3.4.4	BP算法样本特性及参数 α, β 两阶段动态调整	(52)
§ 3.5	使用遗传算法(GA)训练前馈型神经网络方法	(56)
§ 3.6	前馈型神经网络结构设计方法	(60)
3.6.1	输入层和输出层的设计方法	(60)
3.6.2	隐层数和层内节点数的选择	(61)
3.6.3	逐次修剪法设计前馈型神经网络	(63)
§ 3.7	基于BP算法的前馈型神经网络在识别问题中的应用	(65)
3.7.1	味觉信号的学习和识别	(65)
3.7.2	手写体数字识别	(73)
3.7.3	在包装件缓冲垫层非线性识别中的应用	(75)

§ 3.8 自适应线性元件·····	(80)
§ 3.9 径向基函数神经网络·····	(83)
3.9.1 网络结构·····	(84)
3.9.2 网络算式及参数·····	(84)
第四章 反馈型神经网络·····	(86)
§ 4.1 概述·····	(86)
4.1.1 前馈型与反馈型神经网络的比较·····	(86)
4.1.2 反馈型神经网络模型·····	(86)
§ 4.2 离散型 Hopfield 神经网络·····	(88)
4.2.1 离散型 Hopfield 神经网络模型·····	(88)
4.2.2 网络的稳定性定理·····	(89)
4.2.3 网络权值的学习·····	(91)
4.2.4 网络的稳定性实验·····	(94)
4.2.5 联想记忆·····	(95)
§ 4.3 连续型 Hopfield 神经网络·····	(99)
4.3.1 网络结构和数学模型·····	(99)
4.3.2 网络的稳定性分析·····	(100)
§ 4.4 Hopfield 网络的应用实例·····	(102)
4.4.1 用于求解 TSP 问题·····	(102)
4.4.2 用于求解货流问题·····	(104)
4.4.3 在通信网络中的应用·····	(107)
4.4.4 广域网中的路由选择问题·····	(108)
§ 4.5 Boltzmann 机·····	(111)
4.5.1 Boltzmann 机的网络模型·····	(111)
4.5.2 模拟退火算法·····	(112)
4.5.3 Boltzmann 机的学习算法·····	(114)
§ 4.6 双向联想记忆网络·····	(118)
§ 4.7 海明网络·····	(119)
第五章 自组织竞争神经网络模型·····	(122)
§ 5.1 概述·····	(122)
§ 5.2 自组织特征映射网络·····	(122)
5.2.1 网络拓扑结构及工作过程·····	(123)
5.2.2 自组织映射学习算法·····	(123)
5.2.3 自组织映射网络的工作原理·····	(124)
5.2.4 网络的应用实例·····	(125)
§ 5.3 自适应共振理论模型·····	(128)
5.3.1 自适应共振理论(ART)·····	(128)
5.3.2 ART1 神经网络·····	(128)

5.3.3 ART1 网络学习算法的改进	(131)
5.3.4 ART2 神经网络	(131)
5.3.5 ART 神经网络在人像识别中的应用	(137)
§ 5.4 神经认知机	(140)
参考文献	(143)

第二篇 模糊系统

第六章 模糊数学基础	(147)
§ 6.1 概述	(147)
6.1.1 传统数学与模糊数学	(147)
6.1.2 不相容原理	(147)
§ 6.2 模糊集合与隶属度函数	(148)
6.2.1 模糊集合及其运算	(148)
6.2.2 隶属度函数	(152)
§ 6.3 模糊逻辑与模糊推理	(154)
6.3.1 模糊逻辑	(154)
6.3.2 语言变量	(154)
6.3.3 模糊推理	(156)
第七章 模糊控制理论	(160)
§ 7.1 模糊控制原理	(160)
7.1.1 模糊控制	(160)
7.1.2 模糊控制器的基本结构与工作原理	(162)
§ 7.2 模糊控制器的种类和设计	(164)
7.2.1 模糊控制器的分类	(164)
7.2.2 模糊控制器的设计方法	(165)
§ 7.3 模糊控制的应用	(165)
7.3.1 蒸汽发动机的模糊控制系统	(165)
7.3.2 还原炉温度的模糊控制系统	(168)
§ 7.4 模糊控制规则的调整	(171)
7.4.1 带有修正因子的模糊控制器	(171)
7.4.2 自适应模糊控制器	(173)
第八章 模糊神经网络与神经模糊系统	(176)
§ 8.1 神经网络与模糊系统	(176)
8.1.1 神经网络与模糊系统的结合是发展的必然	(176)
8.1.2 神经网络与模糊系统的结合方式	(177)
§ 8.2 模糊神经网络	(178)
8.2.1 模糊神经网络分类器	(178)
8.2.2 基于模糊推理的神经网络	(179)
8.2.3 基于广义模糊加权型推理法的神经网络	(180)

8.2.4 模糊神经网络和前馈型网络的组合式网络模型	(192)
§ 8.3 神经模糊系统	(195)
8.3.1 基于神经网络的自适应模糊控制器	(195)
8.3.2 适应性模糊联想记忆系统	(197)
8.3.3 基于神经网络的模糊系统建模	(198)
8.3.4 快速规则搜索的模糊系统建模	(199)
参考文献	(203)

第三篇 进化计算

第九章 遗传算法	(207)
§ 9.1 生物进化与遗传算法的发展	(207)
§ 9.2 传统遗传算法	(209)
§ 9.3 遗传算法的特点与研究课题	(213)
第十章 遗传算法的数学基础	(217)
§ 10.1 模式(Schema)概念	(217)
§ 10.2 模式定理	(218)
§ 10.3 关于模式定理的讨论	(222)
§ 10.4 隐并行性	(223)
§ 10.5 积木块假说	(224)
第十一章 遗传算法的实现技术	(226)
§ 11.1 编码	(226)
§ 11.2 群体设定	(228)
§ 11.3 适应度函数	(229)
§ 11.4 遗传操作	(233)
11.4.1 选择算子	(233)
11.4.2 交叉算子	(235)
11.4.3 变异算子	(237)
第十二章 遗传算法的若干改进研究	(239)
§ 12.1 避免陷于局部极小的遗传算法	(239)
§ 12.2 一种快速收敛的遗传算法	(242)
§ 12.3 求解多值优化问题的回溯遗传算法	(245)
第十三章 遗传算法的收敛性	(252)
§ 13.1 未成熟收敛	(252)
§ 13.2 标准遗传算法的收敛性分析	(253)
§ 13.3 基于扩展串的等价遗传算法的收敛性	(257)
§ 13.4 选择和变异操作下遗传算法的收敛性	(263)
第十四章 用遗传算法解决组合优化问题	(269)
§ 14.1 函数优化	(269)
§ 14.2 基于遗传算法的 Rosenbrock 函数优化问题	(272)

§ 14.3 邮递员路径问题(TSP)	(277)
第十五章 其他进化算法	(281)
§ 15.1 遗传规划概述	(281)
15.1.1 遗传算法的局限性	(281)
15.1.2 遗传规划的提出	(282)
15.1.3 遗传规划简介	(282)
§ 15.2 遗传规划基本原理	(284)
15.2.1 个体的描述方法	(284)
15.2.2 初始群体的生成	(285)
15.2.3 适应性度量	(286)
15.2.4 主要操作	(287)
15.2.5 结果标定	(289)
15.2.6 控制参数	(290)
§ 15.3 遗传规划在符号回归中的应用	(290)
§ 15.4 进化策略与进化规划	(292)
15.4.1 进化策略	(292)
15.4.2 进化规划	(294)
15.4.3 遗传算法与进化策略和进化规划的比较	(295)
参考文献	(296)

序 篇

计算智能

第一章 绪 论

第一台电子计算机的问世,迄今已有半个世纪的历史.在这期间不仅计算机本身几经更新换代,其性能日益优越,而且计算机技术也广泛应用于社会生活的各个领域.可以说计算机的诞生和发展是 20 世纪科学技术最伟大的成就之一.它对推动科学、技术和社会的发展起到了难以估量的作用.

电子计算机是按冯·诺依曼(Von. Neumann)的体系结构来实现算术和逻辑运算的.现在的运算速度已可达每秒几千亿次,其结果的精确和可靠程度更是人工无法比拟的.但是,电子计算机的形象思维能力却与人脑相差甚远.在人的知觉、记忆、语言、思想与获取的心理过程中,尤其是在实时处理中,人脑这一慢速和充满噪声干扰的硬件是在进行着极其复杂的宏并行处理.人们对于十分复杂的事物可以不假思索,一目了然地予以识别,但是,即使很简单的物体让先进的电子计算机来识别却相当困难.因此,要使计算机能在交互式的自然过程中,提取简单信号,表达知识及其结构,并使其与有关知识结合起来产生智能,具有较强的形象思维能力,必须突破冯·诺依曼机的体系结构,另辟新径.

制造具有智能的计算机一直是人类的梦想.直到 1956 年人工智能技术的出现,人们为此已做出了巨大的努力.近年来,随着人工智能应用领域的不断拓广,传统的基于符号处理机制的人工智能方法在知识表示、处理模式信息及解决组合爆炸等方面所碰到的问题已变得越来越突出,这些困难甚至使得某些学者对人工智能提出了强烈的批判,对人工智能的可能性提出了质疑.

基于上述原因,寻求一种适于大规模并行且具有某些智能特征如自组织、自适应、自学习等的算法已成为有关学科的一个研究目标.近年来,出现了一些新的研究方向如神经网络、模糊控制和进化计算等,由于它们都是模拟某一自然现象或过程而发展起来的,并且具有高度并行化与智能化等特征,因而引起了人们的极大兴趣.这些新方法通过“拟物”与“仿生”以使问题得到解决,它们也许能为解决某些复杂问题提供新的契机.至此,计算智能应运而生.

§ 1.1 关于计算智能

1.1.1 什么是计算智能

计算智能(Computational Intelligence,简称 CI)并不是一个新的术语,早在 1988 年加拿大的一种刊物便以 CI 为名.1992 年,美国学者 James C. Bezdek 在论文《计算智能》中讨论了神经网络、模式识别与智能之间的关系,并将智能分为生物智能、人工智能和计算智能三个层次.1993 年,Bob Marks 写了一篇关于计算智能和人工智能区别的文章,并在文中给出了对 CI 的理解.1994 年的国际计算智能会议(WCCl)的命名就部分地源于 Bob 的文章,这次 IEEE 会议将国际神经网络学会(NNC)发起的神经网络(ICNN)、模糊系统(FUZZ)和进化计算(ICEC)三个年度性会议合为一体,并出版了名为《计算智能》的论文集.此后,CI 这个术语就

开始被频繁地使用,同时也出现了许多关于 CI 的解释。

1992 年,James C. Bezdek 提出,CI 是依靠生产者提供的数字、数据材料进行加工处理,而不是依赖于知识;而 AI 则必须用知识进行处理。1994 年,James 在 Florida, Orlando, 94 IEEE WCCI 会议上再次阐述他的观点,即智能有三个层次:①生物智能(Biological Intelligence, 简称 BI),是由人脑的物理化学过程反映出来的,人脑是有机物,它是智能的基础。②人工智能(Artificial Intelligence, 简称 AI),是非生物的,人造的,常用符号来表示,AI 的来源是人类知识的精华。③计算智能(Computational Intelligence, 简称 CI),是由数学方法和计算机实现的,CI 的来源是数值计算的传感器。这三个层次从复杂程度由高至低的顺序为,BI、AI、CI,CI 与 AI 的差距要比 AI 与 BI 的差距小得多;而从所属关系来看,CI 是 AI 的一个子集,而 AI 虽不是 BI 的子集,BI 通常用来指导 AI 模型,同样也指导了 CI。AI 是 CI 到 BI 的过渡,因为 AI 中除计算方法之外,还包括符号表示及数值信息处理。James 还阐述了模糊系统(Fuzzy System, 简称 FS)特别适合从 CI 到 AI 的平滑过渡。

Bob Marks 于 1993 年提出的理论是神经网络、遗传算法、模糊系统、进化规划和人工生命,统称为计算智能。他的这一定义得到许多学者的认同,包括 IEEE 的领导们,其中 NNC 的主席 Walter Karplus 在 1996 年的 ADCOM 会议上重述了这种观点,认为 CI 着重研究的是系统的工作方式,而不是高强度计算。

Lotfi Zadeh 则认为传统的硬件计算是强调人工智能的计算模式,而计算智能的基础是软件计算,即模糊逻辑、神经网络和进化计算。他认为 CI 和 AI 的本质区别在于使用的推理类型不同,AI 使用的是易脆逻辑,而 CI 使用的是模糊逻辑和规则。

David Fogel 在 1995 年发表的评论中指出智能就是对环境的适应能力。但他认为 CI 高于 AI,CI 包含 AI。

Eberhart, Dobbins 和 Simpson 关于 CI 的理解是,将智能系统置于一个环境中,智能行为的标准是改变或作用于环境的能力。而 CI 只是智能系统的一个内部节点,适应性只是 CI 的衡量指标。CI 是一种方法论,是通过计算实现适应和处理新形势的能力,具有推理的属性,能得到预测或决定的结果。

另外,也有些人认为 CI 和 AI 仅有部分重合。他们认为,AI 是符号主义,基于知识、规则和推理,相当于人的左脑;而 CI 属于连接主义,基于数据、学习和记忆,相当于人的右脑。

1.1.2 计算智能所包含的领域

计算智能所涉及的研究领域主要包括以下三方面:

(1)人工神经网络(Artificial Neural Network, 简称 ANN),是根据人脑的生理结构和信息处理过程,来创造人工神经网络,从而模仿人的智能。

(2)模糊系统(Fuzzy System, 简称 FS),试图描述和处理人的语言和思维中存在的模糊性概念,其目的也是模仿人的智能。

(3)进化计算(Evolution Computing, 简称 EC),是一种模仿生物进化过程的优化方法,也属于模仿人的智能的范畴。

可见,模仿人的智能是它们共同的奋斗目标和合作的基础。将三者统称为计算智能,因为三者实际上都是计算方法。

§ 1.2 人工神经网络

1.2.1 什么是神经网络

人工神经网络是指模拟人脑神经系统的结构和功能,运用大量的处理部件,由人工方式构造的网络系统。

神经网络理论突破了传统的、串行处理的数字电子计算机的局限,是一个非线性动力学系统,并以分布式存储和并行协同处理为特色,虽然单个神经元的结构和功能极其简单有限,但是大量的神经元构成的网络系统所实现的行为却是极其丰富多彩的。

1.2.2 人工神经网络研究的历史

神经网络的研究已有 50 多年的历史,但其发展是不平衡的,它的兴衰还与“人工智能走什么路”这一争议问题有关。由于其结构的复杂性,起始阶段进展不快,并一度陷入低谷,但仍有不少有识之士在极其艰难的条件下坚持研究,使研究工作始终没有中断,并在模型建立等理论方面取得了突破性的成果,时至今日人工神经网络成了信息领域的热门研究课题。

1. 第一阶段——初始发展期 (20 世纪 40 年代~20 世纪 60 年代)

早在 1943 年,美国心理学家 McCulloch 和数学家 Pitts 联合提出了形式神经元的数学模型,即 M-P 模型,从此开创了神经科学理论研究的新纪元。M-P 模型能够完成有限的逻辑运算。1944 年,心理学家 Hebb 提出了改变神经元间连接强度的 Hebb 规则,它们至今仍在各种神经网络模型中起着重要的作用。1957 年,计算机科学家 Rosenblatt 用硬件完成了最早神经网络模型,即感知器(Perceptron),并用来模拟生物的感知和学习能力。1962 年,电机工程师 Windrow 和 Hoff 提出的自适应线性元件 Adaline,它是一个连续取值的线性网络,在信号处理系统中用于抵消通讯中的回波和噪声,应用十分广泛。

2. 第二阶段——低谷期 (20 世纪 60 年代末~20 世纪 70 年代末)

1969 年,人工智能之父 Minsky 和 Papert 发表的《感知器(Perceptron)》一书指出,感知器无科学价值而言,连 XOR 逻辑分类都做不到,只能作线性划分。由于 Minsky 在学术界的地位和影响,故其后若干年内,这一研究方向处于低潮。另一方面,传统的冯·诺依曼电子数字计算机正处在发展的全盛时期,整个学术界都陶醉在成功的喜悦之中,从而掩盖了新型计算机发展的必然。

尽管如此,在此期间仍然有不少有识之士不断努力,在极端艰难的条件下致力于这一研究,为神经网络研究的发展奠定了理论基础。Boston 大学的 Grossberg 和 Carpenter 提出了自适应共振理论 ART 网络。芬兰的 Heisinki 大学的 Kohonen 提出了自组织映射网络。日本的大坂大学的 Fukushima 提出了神经认知机网络模型。日本东京大学的 Amari 对神经网络进行了数学理论的研究。

3. 第三阶段——兴盛期 (20 世纪 80 年代以后)

上世纪 70 年代末期,研究和试图模拟视听觉的人工智能专家首先遇到挫折,人们习以为常的知识难以教给计算机。计算机的设计者和制造商也发现前面有不可逾越的线路微型化的物理极限,人们才开始思考冯·诺依曼机到底还能走多远。同时,VLSI、脑科学、生物学、光学

的迅速发展也为人工神经网络的发展打下了基础。

1982年,加州大学的物理学家 Hopfield 提出了 Hopfield 网络模型,并用电路实现。1985年,Rumelhart 提出了 BP 算法,把学习的结果反馈到神经网络的隐层,来改变权系矩阵,它是迄今为止最普遍的网络。Hinton 等人提出了 Boltzman 机模型。1988年,蔡少堂提出了细胞神经网络模型。

近年来,神经网络理论引起了美国、欧洲与日本等国科学家和企业家的巨大热情。新的研究小组、实验室、风险公司等与日俱增,世界各国也正在组织和实施与此有关的重大研究项目。如美国 DARPA 计划、日本 HFSP 计划、法国尤里卡计划、德国欧洲防御计划和前苏联高技术发展计划等。1986年4月,美国物理学会在 Snowbirds 召开了国际神经网络学术会议。1987年6月,IEEE 在 San Diego 召开了国际神经网络学术会议,并成立了国际神经网络学会。1988年起,IEEE 和国际神经网络学会每年召开一次国际会议。1990年3月,IEEE 神经网络会刊问世。

神经网络理论的应用也已经渗透到各个领域,并在智能控制、模式识别、计算机视觉、自适应滤波、信号处理、非线性优化、语音识别、知识处理、传感技术与机器人等方面取得了令人鼓舞的进展。神经网络代表一种新的主义,即连接主义,用于解决诸如知识表达、推理学习、联想记忆、乃至复杂的社会现象,如混沌,社会演变等复杂系统的统一模型,它将预示着一个新的工业的到来。

§ 1.3 模糊系统

1.3.1 模糊系统理论的起源和发展

模糊现象是在众多现象中普遍存在的,如“天气很热,味道很怪”等。人的大脑能在信息不完整不精确的情况下做出判断与决策,即进行模糊信息处理。模糊数学是用数学方法研究和处理客观存在的模糊现象的一门新兴学科。它所研究的事物的概念本身是模糊的,即对一个对象是否符合这个概念难以确定,这种由于概念外延的模糊而造成的不确定性称为模糊性。

模糊理论诞生于1965年,美国控制论专家、加利福尼亚大学教授扎德(Zadeh L A)首先提出模糊集合的概念,发表了开创性论文《模糊集合论(Fuzzy sets)》。他提出,模糊数学的核心思想就是运用数学手段,仿效人脑思维,对复杂事物进行模糊处理。模糊数学在基础理论和实际应用等方面引起了各国学者的极大兴趣,并产生了许多有价值的应用和惊人的成果。1973年,扎德教授又提出模糊逻辑(Fuzzy Logic)的理论,并积极倡导将模糊理论向人工智能方向发展。模糊逻辑的研究虽然时间还不很长,但在智能模拟和智能控制等领域却已有了飞快的发展。1974年,印度裔英国学者马德尼(Mamdani E H)首先将模糊理论用于锅炉和蒸汽机的控制,并实验成功,开创了模糊控制的新领域。20世纪80年代后期以来,在日本采用模糊控制技术的家电产品大量上市,模糊技术在图像识别、自动控制、市场预测、人工智能等领域普遍应用,掀起了一股模糊热。日本、美国和我国都成功地研制出了智能化的模糊推理机,这表明了模糊理论的强大生命力和伟大意义。另一方面,模糊理论在学术界也得到了普遍的认同和重视。1992年,IEEE召开了第一届关于模糊系统的国际会议(FUZZ-IEEE),并决定以后每年举行一次。1993年IEEE创办了专刊 IEEE Transaction on Fuzzy System。当前,模糊理论和应用正

向深度和广度进一步发展,发展的速度越来越快,研究成果大量涌现,已经成为世界各国高科技竞争的重要领域之一。

1.3.2 模糊系统的研究范畴

模糊系统基于模糊数学理论,能对复杂事物进行模糊处理。模糊数学的理论基础包括模糊逻辑、模糊规则、模糊推理、隶属度和模糊集合等。另外,以模糊数学为基础的模糊控制器和模糊神经网络的理论和设计,将在第二篇中详细讲解。

§ 1.4 进化计算

进化计算(Evolution Computing)是采用简单的编码技术来表示各种复杂的结构,并通过简单的遗传操作和优胜劣汰的自然选择来指导学习和确定搜索的方向。由于它采用种群(即一组表示)的方式组织搜索,这使得它可以同时搜索解空间内的多个区域,特别适合大规模并行计算。进化计算具有自组织、自适应、自学习的特点,并且不受其搜索空间限制性条件(如可微、单峰等)的约束,不需要其他辅助信息(如导数)。这使得进化计算不仅能获得较高的效率,而且操作简单、通用性强。

1.4.1 进化计算的发展过程

进化计算在 20 世纪六七十年代并未受到普遍的重视。其主要原因,一是因为这些方法本身还不够成熟;二是由于这些方法需要较大的计算量,而当时的计算机还不够普及且速度较慢,这样便限制了它们的应用;三是当时基于符号处理的人工智能方法正处于其顶峰时期,使得人们难以认识到其他方法的有效性及适应性。到了 20 世纪 80 年代,人工智能方法的局限性越来越突出,并且随着计算机速度的提高和并行计算机的普及,已使得进化计算对机器速度的要求不再是制约其发展的因素。进化计算的不断发展及其在一些应用领域内取得的成功,已表现出了良好的应用前景。

由于进化计算在机器学习、过程控制、经济预测、工程优化等领域取得的成功,引起了各领域科学家们的极大兴趣,自 20 世纪 80 年代中期以来,世界上许多国家都掀起了进化计算的研究热潮。目前,有数种以进化计算为主题的国际会议在世界各地定期召开,并已出版了多种有关进化计算的杂志。可以预料,随着进化计算理论研究的不断深入和应用领域的不断拓广,进化计算必将取得更大的成功。

1.4.2 进化计算的主要分支

进化计算的三大分支包括:遗传算法(Genetic Algorithm,简称 GA)、进化规划(Evolutionary Programming,简称 EP)和进化策略(Evolution Strategies,简称 ES)。这三个分支在算法实现方面具有一些细微的差别,但它们具有一个共同的特点,即都是借助生物进化的思想和原理来解决实际问题。

下面我们分别就这三个分支作以简单的介绍。

1. 遗传算法

遗传算法是一类通过模拟生物界自然选择和自然遗传机制的随机化搜索算法,由美国