



北京工业大学  
“211工程”资助出版

## 人工智能之路

# 神经计算科学

— 在细胞的水平上模拟脑功能

阮晓钢 编著



国防工业出版社

National Defense Industry Press



北京工业大学  
“211 工程”资助出版

解析十大经典人工神经系统

TP183  
40

## 人工智能之路

# 神经计算科学

——在细胞的水平上模拟脑功能

阮晓钢 编著

国防工业出版社

· 北京 ·

**图书在版编目(CIP)数据**

神经计算科学: 在细胞的水平上模拟脑功能 / 阮晓钢  
编著. —北京: 国防工业出版社, 2006.5  
(人工智能之路)  
ISBN 7-118-04412-1

I . 神... II . 阮... III . 人工神经元网络 - 计算  
IV . TP183

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2006)第 016368 号

※

**国防工业出版社出版发行**

(北京市海淀区紫竹院南路 23 号 邮政编码 100044)

京南印刷厂印刷

新华书店经售

\*

开本 850×1168 1/32 印张 24% 字数 630 千字

2006 年 5 月第 1 版第 1 次印刷 印数 1—3500 册 定价 48.00 元

---

(本书如有印装错误, 我社负责调换)

国防书店: (010)68428422

发行邮购: (010)68414474

发行传真: (010)68411535

发行业务: (010)68472764

# 序

“211 工程”是我国建国以来教育领域唯一的国家重点建设工程，面向 21 世纪重点建设 100 所高水平大学，使其成为我国培养高层次人才、解决经济建设、社会发展和科技进步重大问题的基地，形成我国高等学校重点学科的整体优势，增强和完善国家科技创新体系，跟上和占领世界高层次人才培养和科技发展的制高点。

中国高等教育发展迅猛，尤其是 1400 所地方高校已经占全国高校总数的 90%，成为我国高等教育实现大众化的重要力量，成为区域经济和社会发展服务的重要生力军。“211 工程”建设对于我校实现跨越式发展、增强服务北京的能力起到了重大的推动作用。

在北京市委市政府的高度重视和大力支持下，1996 年 12 月我校通过了“211 工程”部门预审，成为北京市属高校唯一进入国家“211 工程”重点建设的百所大学之一，2001 年 6 月以优异成绩通过国家“211 工程”一期建设验收，2002 年 10 月顺利通过国家“211 工程”二期建设可行性论证。我校紧紧抓住这一难得的历史性发展机遇，根据首都经济和社会发展的需要，坚持“科学定位，找准目标，发挥优势，办出特色”的办学方针和“立足北京，融入北京，辐射全国，面向世界”的定位指导思想，以学科建设为龙头，师资队伍建设为关键，重点建设了电子信息、新材料、光机电一体化、城市建设与交通、生物医药、环境与能源、经济与管理类学科，积极发展了人文社会科学类学科，加强了基础类学科，形成了规模、层次及布局合理的学科体系，实现了从工科

大学向以工为主，理、工、经、管、文、法相结合的多科性大学转变，从教学型大学向教学研究型大学的转变。

我校现有 9 个博士后科研流动站，6 个一级学科博士学位授权点，25 个二级学科博士学位授权点，55 个硕士学位授权点。教师中有院士 6 人，博士生导师 150 人，教授 230 人，专任教师中具有博士学位的教师比例达到 30%。我校年科研经费已达到 23 000 万元，年获得国家自然科学基金资助项目近 40 项，材料学科获全国百篇优秀博士学位论文奖，抗震减灾学科与交通学科 2002 年分别获得国家科技进步二等奖，计算机学科 2003 年获得国家科技进步二等奖，光电子学科在新型高效高亮度半导体发光二极管、新医药与生物工程学科在国家 P3 实验室建设和抗 HIV 药物的研制、环境与能源工程学科在奥运绿色建筑标准与大气环境治理、光学学科在大功率激光器研制、管理科学与工程学科在国家中长期能源规划等方面均取得了特色鲜明的科研成果。

为了总结和交流北京工业大学“211 工程”建设的科研成果，学校设立“211 工程”专项资金，资助出版系列学术专著，这些专著从一个侧面代表了我校教授、学者的学科方向、研究领域、学术成果和教学经验。

展望北工大未来，我们任重而道远。我坚信，只要我们珍惜“211 工程”建设和奥运羽毛球馆建设这两大机遇，构建高层次学科体系，营造优美的大学校园，我校在建设成为国内一流大学的进程中就一定能够为“新北京、新奥运”的宏伟蓝图作出自己应有的贡献。

北京工业大学校长  
中国科协副主席  
中国工程院院士

左继德

## 前　　言

控制论的创始人 Wiener 曾经指出：“就其控制行为而言，所有的技术系统都模拟生物系统，然而，没有任何一种生物系统是模拟技术系统的。”

Wiener 称之为“技术系统”的东西就是我们通常所说的“机器”。

从某种意义上说，模拟人的智能行为，是技术系统或人工系统模拟生物系统的最高形式；使机器思维，使机器具有智能，是技术系统或人工系统模拟生物系统的最高目标。

机器所具有的智能就是机器智能，或称人工智能。目前，人工智能呈现两大分支：

符号计算科学：在符号的水平上模拟智能；

神经计算科学：在细胞的水平上模拟智能。

符号计算科学源于符号计算学派的符号主义。符号主义认为，智能的基本元素是符号，人的认知过程是以符号为核心的符号处理过程。神经计算科学源于神经计算学派的联结主义。联结主义认为，智能的基本元素是神经元，人的认知过程是生物神经系统内神经信息并行分布处理的过程。

无论符号计算学派或神经计算学派，其研究的出发点都是试图使机器表现出类似生物的智能行为。

在人工智能的发展历史上，符号计算科学和神经计算科学此起彼伏，波浪式地前进，其发展是不平衡的。

早期，或最早的时候，人工智能所走的路是神经计算科学之路。

1943 年，McCulloch 和 Pitts 归纳总结了生物神经元的基本特性，建立了具有逻辑演算功能的神经元模型以及这些人工神经元互联形成的人工神经网络，创建了第一个模拟生物神经系统的神经计算模型，即 McCulloch-Pitts 模型，从而，开创了神经计算科学。

1948 年，Wiener 创立了《控制论》。Wiener 在《控制论》中指出：“能够做计算系统所做工作的人和动物的神经系统，它们的工作单元动作起来就像继电器。这个事实值得我们注意，这些工作单元就是所谓的神经元或神经细胞。”《控制论》的思想激发了人们对模拟生物神经系统的兴趣，引发了神经计算科学早期研究的热潮，并相继形成了诸多的神经计算科学研究成果，如 Hebb 学习律、模拟青蛙视神经的开关网、感知器、自适应线性单元、神经元方程式、记忆存储模型、雪崩网络理论、NH 联想记忆等，其中，模拟青蛙视神经的开关网是 Wiener 思想的直接产物。

伴随着神经计算科学早期的热潮，符号计算科学也在酝酿中。1956 年的夏季，世界上许多著名的科学家聚集美国的 Dartmouth 大学，参加 Dartmouth 夏季会议。这是一次不寻常的研讨会，专门讨论机器模拟智能的问题。Dartmouth 会议开创了人工智能的另一个重要分支——符号计算科学。“人工智能”(Artificial Intelligence)一词就是在这次研讨会上正式提出来的。实际上，那时的“人工智能”一词所指的仅仅是符号计算科学，正如美籍华裔科学家傅京孙所说的：“人工智能是一门新兴的边缘学科，其核心是符号模型和符号运算。”符号计算科学几乎就是那时人工智能的全部。

1958 年，Rosenblatt 构造了一种具有记忆和学习行为的神经计算模型，叫做感知器。Rosenblatt 证明，若模式是线性可分的，则感知器基于 Hebb 学习律的学习算法是收敛的。然而，感知器遇到了麻烦，并且，给神经计算科学也带来了麻烦。1969 年，一部名为《感知器》的专著出版了，作者为 Minsky 和 Papert。Minsky 是人工智能的创始人之一，准确地说，是符号计算科学的创始人

之一，Papert 是 Minsky 的学生。Minsky 和 Papert 以异或运算问题为例，证明即使是异或运算这样简单的问题，感知器也无力解决。《感知器》从理论上给感知器以沉重的打击。当时，感知器在神经计算科学研究领域内具有独领风骚的地位，因此，《感知器》对感知器的否定也就意味着对神经计算科学的否定，神经计算科学早期研究的热潮随之迅速降温，开始陷入低潮和休眠状态。

就在神经计算科学处于休眠期的时候，Von Neumann 型电子数字计算机技术迅速发展，计算机的体积越来越小，运算速度越来越快。与此同时，符号计算科学也迅速发展，并且进入了所谓知识工程时代，借助于 Von Neumann 机，专家系统的研究如火如荼，成绩斐然，人工智能的天平偏向了符号计算学派一边。正是在这样的背景下，日本于 20 世纪 80 年代初期，提出了第五代计算机计划：十年内研制出第五代计算机，即人工智能计算机，具有与人类同样的，甚至超过人类的思维能力的超级计算机。日本构思的第五代计算机实际上是基于符号计算科学的符号计算机。正如人工智能符号计算科学的代表人物 Feigenbaum 所说的：“第五代计算机将抛弃 Von Neumann 型计算机体系结构，或大大改进这种结构，将会有新的体系结构，即非 Von Neumann 型计算机体系结构，新的存储组织，新的程序设计语言，可以处理符号而不仅仅处理数字的新的操作方法。”

然而，专家系统的热潮之后，符号计算科学没能走得更远或更快，日本基于符号计算科学的第五代计算机计划也以失败而告终。

专家系统是一种采用符号计算方法，以知识库和推理机为主要部件的人工智能系统，其中，知识是专家系统的核心，专家系统因而被称为知识基系统或基于知识的系统。然而，知识获取问题，是专家系统的一个瓶颈问题。运用符号计算方法，专家系统很难通过学习自主地获取知识。专家系统的知识获取方法一般只能是填鸭式的。基于符号计算的专家系统一般不具备自组织能力，包括自适应能力和自学习能力。作为一种符号计算模型，专家系

统的知识获取问题反应了符号计算科学本身存在的问题。具备自组织功能是生物智能的重要特征，然而，符号计算科学似乎很难使符号计算模型表现出生物智能的自组织特性。从某种程度上看，符号计算模型在模拟生物智能自组织功能方面存在的困难是符号计算科学固有的或本质的缺陷。限于符号计算科学自身的局限性，专家系统的热潮仅仅维持了十年。

符号计算和符号计算模型的劣势恰恰是神经计算和神经计算模型的优势。神经计算模型，即人工神经系统或人工神经网络，具有良好的自组织能力，包括自适应和自学习能力，甚至包括自生长和自复制能力。神经计算模型的自组织特性似乎是神经计算科学的固有的或本质的特征，是神经计算模型在神经细胞水平上模拟生物神经系统结构特征和功能特征的必然。与符号计算模型相比，神经计算模型具有更为显著的自然生命的特征，特别是生物神经系统的特征，因而具有更强的表现智能行为的能力。

进入 20 世纪 80 年代后，符号计算科学前进的步伐减缓了下来，而神经计算科学却开始从休眠的状态中复苏。

1982 年，Hopfield 建立了一种模拟生物神经系统的递归神经计算模型，即著名的 Hopfield 网络。Hopfield 网络具有生物神经系统的联想记忆行为，可模拟脑的记忆和学习，可用于模式识别和优化计算。Hopfield 网络标志着人类在神经细胞水平上模拟脑功能的研究方面取得了历史性的重大突破。1986 年，Rumelhart 等人提出了一种前馈型神经计算模型和用于调节该模型神经元联结强度的误差往回传播学习算法，即著名的 BP 网络和 BP 算法，引起学术界极大的反响。BP 算法解决了感知器存在的问题，使人工神经网络有了强大的计算能力，可实现各种复杂映射，BP 网络因而迅速成为最流行的神经计算模型，并得到极其广泛的应用。

Hopfield 网络和 BP 网络为感知器乃至整个神经计算科学正名，消除了《感知器》给神经计算科学造成的阴影。Hopfield 网络和 BP 算法取得的成功极大地鼓舞了神经计算科学的研究领域内的科学工作者，为神经计算科学的复苏起到了关键性的作用，由

此，神经计算科学渐渐步入其至今未衰的研究高潮。

神经计算科学是人工智能的重要组成部分。

作为人工智能的一个重要分支，神经计算科学是“神经”+“计算”的科学，是在细胞的水平上模拟脑结构和脑功能的科学，是关于人工神经系统或人工神经网络的原理、结构和功能的科学。

“计算”是一个我们所熟悉的概念，一个普通概念。然而，随着科学技术的发展，计算的概念，无论其内涵或外延，都在不断地演化和发展。计算的概念与计算的工具是密切联系在一起的。新的计算工具可能导致新的计算概念，反之，新的计算概念可能导致新的计算工具，正如电子数字计算机导致了数值计算的概念，而模拟计算的概念导致了电子模拟计算机。

神经计算与神经计算模型联系在一起。神经计算模型是神经计算的工具，而神经计算是神经计算模型中神经信息运动或演化的过程。神经计算模型是在神经细胞的水平上模拟生物神经系统的人工系统，因此，我们常常将其称为人工神经系统或人工神经网络。本书不加区别地将“人工神经系统”和“人工神经网络”与“神经计算模型”作为同一概念使用。

神经计算科学着眼于神经细胞水平上生物智能微观特征的认识和理解，这种认识和理解对于探明生物智能，包括知觉、记忆、灵感、情感、想象、概念形成、判断、推理、学习等的产生或形成具有重要意义，因而，有助于我们在神经细胞的水平上对生物智能或生物的智能行为进行模拟。

神经计算科学的中心目标是，在神经细胞的水平上，模拟生物神经系统的结构特征和生物神经信息的演化规律，构造神经计算模型，并建立那些使智能在神经计算模型中的实现成为可能的原理和法则。

从 1943 年 McCulloch 和 Pitts 发明世界上第一个神经计算模型算起，神经计算科学已经有了 60 年的发展历史，其间虽然经历了曲折的历程，然而，发展起来的神经计算模型已经不胜枚举，并且，每一种神经计算模型都建立有自己的原理和法则。

在不胜枚举甚至泛滥如潮的神经计算模型中，真正称得上经典的，屈指可数，并且，这些屈指可数的经典作品几乎都形成于神经计算科学高潮期到来之前，部分甚至形成于神经计算科学的休眠期。这一现象非常地耐人寻味。

本书讲述神经计算科学的发展历史，讲述神经计算科学的元素以及拓扑和组织，解析十大经典人工神经系统：MP 模型、感知器、自适应线性神经元网络、误差往回传播网络、小脑算术计算模型、径向基函数网络、Hopfield 网络、Boltzmann 机、自组织特征图以及自适应谐振理论模型。在解析神经计算模型的过程中讲述神经计算实例，特别是人工神经系统在机器人系统中的应用实例将展现神经计算模型作为人工脑在机器人系统中所发挥的智慧源泉的作用。

只有经典的作品才是具有生命力的作品，本书所解析的十大经典人工神经系统永远是神经计算科学的思想源泉。该书力图将蕴涵于十大经典人工神经系统中的深刻思想传递给读者。

本书部分工作得到了国家自然科学基金(No.60375017)的支持。

限于作者的思想境界和学术水平，同时，也限于神经计算科学的不成熟，书中不免存在诸多可供批判的东西。如若读者能以完善神经计算科学的态度和精神批判书中的错误，作者将倍感欣慰。

谨以此书献给我的父母。

阮晓钢  
2006 年元旦于北京

## 内 容 简 介

神经计算科学是人工智能的重要组成部分。

神经计算科学是“神经”+“计算”的科学，是在细胞的水平上模拟脑结构和脑功能的科学，是关于人工神经系统或人工神经网络的原理、结构和功能的科学。

本书阐述了神经计算科学的发展历史，神经计算科学的元素以及拓扑和组织；解析了十大经典人工神经系统：MP模型、感知器、自适应线性神经元网络、误差往回传播网络、小脑算术计算模型、径向基函数网络、Hopfield网络、Boltzmann机、自组织特征图以及自适应谐振理论模型；在解析神经计算模型的过程中讲述神经计算实例，特别是人工神经系统在机器人系统中应用的实例，展现了人工神经系统作为人工脑在机器人系统中所发挥的智慧源泉的作用。

本书可供从事人工智能和认知科学、机器学、自动控制以及模式识别与图像处理研究的科技工作者学习或参考，并可作为大学高年级学生或研究生人工智能课的教材。



## 目 录

第1章 概述	1
1.1 什么是神经计算	1
1.1.1 计算与计算的工具	1
1.1.2 神经计算与神经计算模型	2
1.1.3 神经计算与人工智能	3
1.1.4 神经计算的目标	4
1.2 为什么研究神经计算	5
1.2.1 挑战符号计算和专家系统	5
1.2.2 挑战编程计算和 Von Neumann 机	8
1.2.3 Edmonds 标准和 Church 论断	14
1.3 神经计算的特性	16
1.3.1 面向神经元 (Oriented-Neuron)	16
1.3.2 联结性 (Connectivity)	17
1.3.3 分布效应 (Distributed Effect)	19
1.3.4 并行效应 (Parallel Effect)	20
1.3.5 容错效应 (Fault-Tolerance Effect)	21
1.3.6 集体效应 (Collective Effect)	22
1.3.7 记忆效应 (Memory Effect)	24
1.3.8 自组织效应 (Self-Organizing Effect)	26
1.4 神经计算科学的发展历程	28
1.4.1 早期 (—1970 年)	29
1.4.2 休眠期 (1970 年—1980 年)	30

1.4.3 复苏期(1980年—1990年) .....	32
1.4.4 高潮期(1990年—) .....	34
1.5 阅读指南 .....	36
<b>第2章 神经计算的生理学基础 .....</b>	<b>39</b>
引言 .....	39
2.1 生物神经系统概貌 .....	39
2.1.1 人脑与神经系统 .....	40
2.1.2 反射弧:最基本的神经系统 .....	42
2.2 生物神经元 .....	45
2.2.1 神经细胞的形态特征 .....	46
2.2.2 神经细胞的结构特征 .....	47
2.2.3 神经细胞的功能特征 .....	48
2.3 神经冲动 .....	51
2.3.1 膜电位及其测量 .....	51
2.3.2 静息电位与钾离子学说 .....	53
2.3.3 动作电位与钠-钾离子学说 .....	56
2.4 细胞膜传导 .....	61
2.4.1 神经冲动的膜传导性质 .....	61
2.4.2 膜传导的离子学说 .....	63
2.5 突触与突触传导 .....	65
2.5.1 突触 .....	66
2.5.2 突触传导 .....	69
2.6 生物神经网络 .....	71
2.6.1 神经细胞基本的互联形式 .....	71
2.6.2 神经细胞的抑制性联结 .....	75
2.6.3 神经细胞群之间的联结 .....	78
2.6.4 反射弧中的神经网络 .....	80
2.7 学习和记忆的神经机制 .....	81
2.7.1 陈述性记忆和过程性记忆 .....	81
2.7.2 三级记忆模型 .....	82

2.7.3 基于刺激和反应的学习 .....	87
2.7.4 神经组织的可塑性 .....	90
章结 .....	91
<b>第3章 神经计算的元素——人工神经元 .....</b>	<b>94</b>
引言 .....	94
3.1 神经细胞模型 .....	95
3.1.1 Lapicque 神经细胞模型 .....	95
3.1.2 Hodgkin-Huxley 神经细胞模型 .....	97
3.1.3 Morris-Lecar 神经细胞模型 .....	99
3.1.4 GENESYS 电缆模型 .....	101
3.2 人工神经元的定义 .....	102
3.2.1 漏电积分器与神经元 .....	102
3.2.2 概念模型定义 .....	104
3.2.3 概念模型意义下的 Lapicque 模型 .....	105
3.3 人工神经元解析 .....	106
3.3.1 人工神经元的结构特征 .....	107
3.3.2 人工神经元的“整合—激发” .....	108
3.3.3 人工神经元的记忆和学习 .....	111
3.4 人工神经元的归纳 .....	112
3.4.1 动态人工神经元 .....	112
3.4.2 静态人工神经元 .....	113
3.4.3 阈值与联系效率的等效性 .....	115
章结 .....	117
<b>第4章 神经计算的拓扑——人工神经网络 .....</b>	<b>119</b>
引言 .....	119
4.1 神经网络与图论 .....	120
4.1.1 图的基本概念 .....	120
4.1.2 赋权图 .....	129
4.1.3 神经网络图 .....	132
4.2 神经系统的概念模型 .....	136

4.2.1 神经系统概念模型的定义 .....	136
4.2.2 神经系统概念模型的结构和功能 .....	138
4.2.3 概念模型意义下的前馈型神经网络 .....	141
4.2.4 概念模型意义下的反馈型神经网络 .....	144
4.3 神经计算模型的复杂性 .....	145
4.3.1 结构复杂性 .....	146
4.3.2 算法复杂性 .....	150
4.4 神经计算模型的并行度 .....	151
章结 .....	152
<b>第5章 神经计算的组织——人工神经系统的学机制</b> .....	154
引言 .....	154
5.1 脑与自组织 .....	155
5.1.1 脑的形态与自组织 .....	156
5.1.2 脑的模式与自组织 .....	158
5.1.3 脑的神经线路结构与自组织 .....	159
5.2 信息系统与广义自组织 .....	160
5.2.1 系统 .....	160
5.2.2 信息系统 .....	162
5.2.3 自组织系统 .....	163
5.2.4 系统的广义自组织概念 .....	165
5.2.5 人工神经系统的广义自组织特征 .....	166
5.3 熵与信息和自组织 .....	167
5.3.1 熵与热力学第二定律 .....	167
5.3.2 Boltzmann 熵与系统组织程度 .....	168
5.3.3 Maxwell 妖精与自组织 .....	170
5.3.4 信息与统计熵和信息熵 .....	172
5.3.5 信息与系统的组织程度 .....	174
5.4 神经计算与信息熵和自组织 .....	175
5.4.1 信息熵 .....	175
5.4.2 信息量 .....	176

5.4.3 神经计算与能量 .....	179
5.4.4 神经计算与自组织 .....	180
5.4.5 神经计算的自组织示例 .....	183
5.5 神经计算与学习机制 .....	186
5.5.1 监督学习机制 .....	186
5.5.2 非监督学习机制 .....	188
章结 .....	190
<b>第6章 Hebb 学习 .....</b>	<b>191</b>
引言 .....	191
6.1 Hebb 突触与 Hebb 猜想 .....	192
6.2 形式化的 Hebb 猜想:Hebb 学习律 .....	195
6.2.1 经典的 Hebb 学习律 .....	195
6.2.2 具有遗忘机制的 Hebb 学习律 .....	197
6.2.3 具有突触时延机制的 Hebb 学习律 .....	197
6.2.4 连续时间的 Hebb 学习律 .....	198
6.3 Hebb 学习律的发展 .....	200
6.3.1 突触抑制的 Hebb 学习律 .....	200
6.3.2 激励强化的 Hebb 学习律 .....	202
6.3.3 有界联系效率的 Hebb 学习律 .....	203
6.4 反 Hebb 学习 .....	206
6.4.1 线性反 Hebb 学习律 .....	206
6.4.2 侧抑制中的反 Hebb 突触 .....	207
6.4.3 Hebb 与反 Hebb 突触的对立统一关系 .....	208
6.5 Pavlov 实验与 Hebb 突触修饰 .....	210
6.5.1 Pavlov 实验 .....	210
6.5.2 Pavlov 实验模型 .....	210
6.5.3 Pavlov 实验与 Hebb 学习 .....	212
6.6 Hebb 学习与竞争学习模型 .....	213
6.6.1 竞争学习 .....	213
6.6.2 竞争模型 .....	214