

脉冲神经网络原理及应用

蔺想红 王向文 著



兼外借



科学出版社

脉冲神经网络原理及应用

蔺想红 王向文 著



科学出版社

北

内 容 简 介

脉冲神经网络应用精确定时的脉冲序列表示与处理信息,是新一代人工神经网络计算模型。本书系统论述了脉冲神经网络的基本理论、算法及应用。首先介绍了脉冲神经网络的基础知识,包括脉冲神经元的建模与分析、脉冲神经网络的模拟策略、神经信息的编码方法、脉冲序列的相似性度量方法等;其次讨论了脉冲神经网络的学习算法、进化发育方法以及文化学习等;最后以图像分割和图像识别为例,分析了脉冲神经网络在图像处理领域中的应用。

本书可作为高等院校计算机科学与技术、电子科学与技术、信息与通信工程、控制科学与工程、应用数学等相关专业高年级本科生、研究生的教材或教学参考书,也可供对脉冲神经网络及其应用感兴趣的研究人员和工程技术人员阅读参考。

图书在版编目(CIP)数据

脉冲神经网络原理及应用 / 蔺想红, 王向文著. —北京: 科学出版社, 2018.10

ISBN 978-7-03-058949-1

I. ①脉… II. ①蔺… ②王… III. ①人工神经网络 IV. ①TP183

中国版本图书馆 CIP 数据核字 (2018) 第 221775 号

责任编辑: 祝 洁 张瑞涛 / 责任校对: 郭瑞芝

责任印制: 师艳茹 / 封面设计: 陈 敬

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>

保定市中国画美凯印刷有限公司 印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

2018 年 10 月第 一 版 开本: 720×1000 B5

2018 年 10 月第一次印刷 印张: 18 1/4

字数: 380 000

定价: 120.00 元

(如有印装质量问题, 我社负责调换)

前 言

神经科学的研究成果表明,神经信息被编码为精确定时的脉冲序列,而不仅仅是简单的脉冲发放频率。脉冲神经网络作为新一代人工神经网络计算模型,由更具生物真实性的脉冲神经元模型为基本单元构成,应用精确定时的脉冲序列表示与处理信息,是进行复杂时空信息处理的有效工具。本书内容包括脉冲神经网络的基本理论、算法及应用,不仅概述了脉冲神经网络的研究现状及应用领域,介绍了脉冲神经元的建模与分析、脉冲神经网络的模拟策略、神经信息的编码方法、脉冲序列的相似性度量方法等基础知识,而且讨论了脉冲神经网络的无监督学习规则、监督学习算法、进化发育方法和文化学习等理论内容,以及它们在非线性的模式分类、自主智能体控制和图像处理等领域中的应用。

近年来,国内外掀起了脉冲神经网络的研究热潮,涌现了大量优秀的研究成果,丰富了脉冲神经网络的理论基础,促进了脉冲神经网络的应用与发展。虽然一些相关的英文书籍陆续出版,但对脉冲神经网络的内容概括并不全面,远不能满足市场的需求。为了适应脉冲神经网络研究快速发展的需要,作者以长期的相关研究和教学工作为基础,经过两年多的调研和努力,终于完成本书。这是一本关于脉冲神经网络的入门教材和导论性参考书,受众对象包括计算机科学与技术、电子科学与技术、信息与通信工程、控制科学与工程、应用数学等相关专业的高年级本科生、研究生、教师和科研工作者,有助于读者掌握脉冲神经网络的基本理论与算法,并在此基础上开展相关的研究工作。

本书的一大特色是从初学者的角度出发,在知识结构的布局上循序渐进,在内容表述上深入浅出,注重脉冲神经网络基本理论知识的介绍,内容涵盖比较全面,文献引用非常丰富,适合读者对脉冲神经网络知识进行系统学习。另一特色是在叙述基本原理的同时,对一些关键技术进行了国内外研究现状的综述,总结了目前研究中存在的问题、挑战和未来的发展趋势,还分析了脉冲神经网络应用的一些具体实例。每章内容既是脉冲神经网络理论体系中不可缺少的部分,又是一个相对独立的研究方向,读者在把握整体知识架构的同时,可对感兴趣的部分进行深入研究。

本书作者蔺想红为西北师范大学教授,2009年获得哈尔滨工业大学计算机应用技术博士学位。另一作者王向文为西北师范大学助理工程师,2015年获得西北师范大学软件工程硕士学位。近年来,作者一直专注于脉冲神经网络相关理论的研究工作,本书的大部分内容是作者研究成果的总结,主要分布于第2

章、第3章、第7~10章等章节中。本书得到国家自然科学基金项目(No.61165002、No.61762080)，以及甘肃省中小企业创新基金项目(No.17CX2JA038)的资助。实验室成员赵吉昌、王立鹏、李颖、李倩、沈凡琦和马强等同学在文献和资料收集与整理方面提供了很大帮助。西北师范大学应用学科建设委员会对本书的出版给予了大力支持，在此表示特别感谢。此外，科学出版社对本书内容的编排提出了许多宝贵的意见，在此向他们表示衷心的感谢。最后，还要感谢家人在本书写作期间给予的理解和宽容，感谢他们的真情鼓励和默默付出。

由于作者水平有限，同时脉冲神经网络的研究正处于快速发展时期，书中难免存在不妥之处，希望读者提出宝贵的意见和建议。

作 者

2018年6月于西北师范大学

目 录

前言

第 1 章 脉冲神经网络概述	1
1.1 引言	1
1.2 人工神经网络及其发展	2
1.2.1 生物神经系统及构成	2
1.2.2 人工神经网络的定义	4
1.2.3 人工神经网络的发展	5
1.3 脉冲神经网络的研究现状	10
1.3.1 脉冲神经网络的拓扑结构	10
1.3.2 信息的脉冲序列编码方法	14
1.3.3 脉冲神经网络的学习算法	15
1.3.4 脉冲神经网络的进化方法	18
1.4 脉冲神经网络的应用领域	18
1.4.1 信息领域中的应用	19
1.4.2 生物医学领域中的应用	19
1.4.3 社会经济领域中的应用	20
1.4.4 其他领域中的应用	20
参考文献	21
第 2 章 脉冲神经元的建模与分析	27
2.1 引言	27
2.2 生物神经元结构及脉冲发放	27
2.2.1 生物神经元的基本结构	28
2.2.2 神经元脉冲的发放过程	29
2.3 脉冲神经元的建模方法	32
2.3.1 神经元的房室建模方法	32
2.3.2 脉冲神经元的建模层次	34
2.4 单房室脉冲神经元模型	36
2.4.1 生物可解释性的生理模型	36
2.4.2 脉冲生成机制的非线性模型	39
2.4.3 固定阈值的脉冲发放模型	41

2.4.4	分段线性化的解析模型	45
2.5	神经元的神经计算特性	50
2.5.1	生物神经元的神经计算特性	50
2.5.2	脉冲神经元模型的分析比较	52
2.6	生物皮层神经元的模拟	54
2.6.1	生物皮层神经元	54
2.6.2	模拟结果与比较	57
2.7	本章小结	58
	参考文献	59
第3章	脉冲神经网络的模拟策略	64
3.1	引言	64
3.2	脉冲神经网络模拟及分类	65
3.2.1	脉冲神经元的混合系统表示	65
3.2.2	脉冲神经网络模拟策略分类	65
3.3	时钟驱动模拟策略及分析	66
3.3.1	神经元模型的数值计算方法	66
3.3.2	时钟驱动模拟的算法描述	67
3.3.3	时钟驱动算法的时间复杂度	68
3.4	事件驱动模拟策略及分析	70
3.4.1	事件驱动模拟的算法描述	70
3.4.2	事件驱动算法的时间复杂度	73
3.4.3	事件驱动模拟策略的发展	73
3.5	电压驱动模拟策略及分析	74
3.5.1	电压驱动模拟的算法描述	75
3.5.2	电压驱动算法的时间复杂度	76
3.6	脉冲频率自适应模型的模拟	77
3.6.1	脉冲频率自适应神经元模型	77
3.6.2	神经元的事件驱动模拟策略	80
3.6.3	脉冲神经网络模拟实验结果	80
3.7	本章小结	84
	参考文献	85
第4章	神经信息的脉冲序列编码方法	91
4.1	引言	91
4.2	神经信息的编码问题	92
4.2.1	神经信息编码的定义	92

4.2.2 编码与解码的计算过程	94
4.3 神经信息的编码时间窗口	95
4.3.1 编码过程的时间尺度特性	95
4.3.2 编码与整合时间窗口的关系	96
4.4 基于脉冲频率的编码方法	97
4.4.1 基于脉冲计数的频率编码	97
4.4.2 基于脉冲密度的频率编码	99
4.4.3 基于群体活动的频率编码	100
4.5 脉冲精确定时的编码方法	101
4.5.1 首脉冲触发时间编码	102
4.5.2 延迟相位编码	103
4.5.3 脉冲序列编码	105
4.6 神经元群体的编码方法	107
4.7 本章小结	109
参考文献	110
第5章 脉冲序列的相似性度量方法	116
5.1 引言	116
5.2 脉冲序列的表示与内积定义	117
5.2.1 脉冲序列的函数化表示	117
5.2.2 脉冲序列的内积定义	118
5.2.3 脉冲序列内积的性质	119
5.3 基于区间脉冲计数的相似性度量方法	121
5.4 基于脉冲时间匹配的相似性度量方法	122
5.4.1 非置换同时系数相似性度量	122
5.4.2 Victor-Purpura 相似性度量	123
5.4.3 Hunter-Milton 相似性度量	125
5.5 基于脉冲序列内积的相似性度量方法	125
5.5.1 van Rossum 相似性度量	125
5.5.2 基于线性核的相似性度量	126
5.5.3 基于非线性核的相似性度量	128
5.5.4 基于组合核的相似性度量	128
5.6 脉冲序列群体的相似性度量方法	129
5.6.1 基于角间距的相似性度量	130
5.6.2 基于距离的相似性度量	130
5.7 本章小结	130

参考文献	131
第 6 章 脉冲神经网络的无监督学习规则	135
6.1 引言	135
6.2 突触可塑性机制	136
6.2.1 突触长时程增强	136
6.2.2 突触长时程抑制	137
6.3 Hebb 学习规则	138
6.3.1 Hebb 学习规则的数学模型	139
6.3.2 Hebb 学习规则的相关性质	141
6.4 STDP 学习规则	142
6.4.1 STDP 学习规则的数学模型	143
6.4.2 基于局部变量的 STDP 实现	146
6.4.3 不同突触的 STDP 学习机制	149
6.5 脉冲神经网络无监督学习的应用	152
6.6 本章小结	153
参考文献	154
第 7 章 脉冲神经网络的监督学习算法	160
7.1 引言	160
7.2 脉冲神经网络监督学习的基本理论	160
7.2.1 监督学习算法的基本框架	160
7.2.2 监督学习算法的性能评价	162
7.3 脉冲神经网络监督学习算法分类	163
7.3.1 梯度下降的监督学习算法	163
7.3.2 突触可塑性监督学习算法	166
7.3.3 脉冲序列卷积监督学习算法	170
7.4 基于 STIP 的脉冲神经元监督学习算法	172
7.4.1 脉冲神经元的监督学习算法	173
7.4.2 神经元模型及学习参数设置	175
7.4.3 脉冲序列学习任务及结果	176
7.5 基于 STIP 的多层神经网络监督学习算法	184
7.5.1 多层前馈脉冲神经网络结构	184
7.5.2 多层突触权值的学习规则	185
7.5.3 参数设置及 Multi-ReSuMe 算法	188
7.5.4 非线性模式分类问题实验	189
7.6 本章小结	194

参考文献	195
第 8 章 脉冲神经网络的进化发育方法	201
8.1 引言	201
8.2 神经网络的进化与发育方法	202
8.2.1 进化与发育的计算框架	202
8.2.2 神经网络发育方法的分类	204
8.2.3 进化与发育过程的比较	207
8.2.4 神经网络发育方法的应用	212
8.3 人工基因组编码的基因调控网络	214
8.3.1 人工基因组的表达及调控	214
8.3.2 控制发育的基因调控网络	217
8.4 脉冲神经网络的发育方法	218
8.4.1 细胞分裂树的生成	218
8.4.2 脉冲神经元的生成	220
8.4.3 神经连接的生成	220
8.4.4 突触可塑性的生成	222
8.5 脉冲神经网络的进化算法	223
8.5.1 基因片段复制与歧化模型	223
8.5.2 神经网络的进化算法描述	224
8.6 自主智能体的食物采集实验	225
8.6.1 食物采集实验环境	226
8.6.2 进化与发育的参数设置	228
8.6.3 实验结果分析与比较	229
8.7 本章小结	232
参考文献	233
第 9 章 进化脉冲神经网络的文化学习	239
9.1 引言	239
9.2 种群进化中的学习模型分类	240
9.2.1 群体学习	240
9.2.2 生命周期学习	241
9.2.3 文化学习	242
9.3 脉冲神经网络的文化学习算法	243
9.3.1 脉冲神经网络的文化学习结构	243
9.3.2 神经网络进化与文化学习实现	244
9.4 文化学习中的信息传递方式	245

9.4.1 垂直层次的文化传递·····	246
9.4.2 水平层次的文化传递·····	246
9.5 本章小结·····	247
参考文献·····	247
第10章 基于脉冲神经网络的图像处理·····	250
10.1 引言·····	250
10.2 脉冲神经网络的图像分割方法·····	251
10.2.1 神经元模型及像素编码策略·····	252
10.2.2 图像分割的神经网络结构·····	253
10.2.3 图像分割算法及评价准则·····	255
10.3 脉冲神经网络的图像分割实验·····	256
10.3.1 参数变化对分割结果的影响·····	256
10.3.2 对复杂噪声图像的分割结果·····	260
10.4 图像分割中的非线性编码策略·····	262
10.4.1 像素值的非线性编码策略·····	263
10.4.2 线性与非线性编码的比较·····	264
10.5 脉冲神经网络的图像识别方法·····	268
10.5.1 递归脉冲神经网络结构·····	269
10.5.2 图像识别的监督学习算法·····	270
10.6 脉冲神经网络的图像识别实验·····	271
10.6.1 图像的延迟相位编码·····	271
10.6.2 图像识别的计算过程·····	273
10.6.3 LabelMe 图像识别结果·····	274
10.7 本章小结·····	275
参考文献·····	276

第 1 章 脉冲神经网络概述

1.1 引言

人类对于脑与精神 (brain-mind)、脑与行为 (brain-behavior) 之间关系的研究已经走过了漫长的道路, 也取得了丰硕的成果。神经科学 (neuroscience) 是指寻求解释神智活动的生物学机制, 在分子水平、细胞水平、神经回路乃至系统水平上研究神经系统, 特别是脑的物质的、能量的、信息的基本活动规律。神经科学主要包括脑科学、神经生物学、神经病理学、行为遗传学等领域, 研究目的是阐明脑信息处理的基本原理, 理解神经结构如何达到其效应, 探索神经系统完成何种功能, 揭示由神经系统的状态所实现表象的实质, 它的宗旨是研究脑是如何工作的。神经计算科学 (neurocomputing science) 主要在于探索神经计算的数理基础, 提出不同于当今计算科学的计算原理, 并将其应用于发展新的类脑智能信息处理系统, 解决科学和工程中的大量智能应用问题。所以, 神经科学的目标侧重于通过实验“理解脑”, 而神经计算科学则更侧重于受神经科学的启发来“创造脑”, 这两个方面是相互支撑的。

神经计算科学是人工智能的重要组成部分, 近年来, 在理论技术方面快速发展, 应用领域迅速扩大。神经计算科学通过模拟生物神经系统, 特别是人脑的智能活动, 研究神经智能系统的工作机理、组织机构和计算机制等, 是“神经”+“计算”的科学^[1]。其目标是研究大脑非程序的、具有适应性的信息处理能力和本质, 探索新型的信息处理机理和途径, 从而“创造脑”, 实现真正意义上的人工智能。神经计算科学以人工神经系统或人工神经网络的原理、结构和功能为研究对象, 实现类似人的某些智能功能, 如记忆、联想、学习、推理、模式识别、智能控制、语言理解等。神经计算科学的发展将对智能科学、信息科学、认知科学、神经科学等产生重要影响^[2]。

人工神经网络 (artificial neural network) 是对生物神经系统结构和功能的抽象和模拟, 在信息处理和模式识别等领域发挥着重要作用^[3]。传统人工神经网络应用生物神经元的脉冲发放频率编码信息, 神经元的输出一般表示为给定区间的模拟量。然而, 生物神经系统对于机体内外环境的各种变化均以神经元发放脉冲序列的形式做出响应, 而且越来越多的神经科学研究成果表明基于精确脉冲定时编码与处理神经信息的重要性^[4]。由更具生物可解释性的脉冲神经元模型^[5]为基本单元构成脉冲神经网络 (spiking neural network, SNN)^[6], 应用脉冲序列表示

与处理信息,这种编码方式整合了信息的多个方面,如时间、空间、频率和相位等。脉冲神经元(spiking neuron)在某一个特定的时间点发放一个脉冲,然后通过神经元的轴突传递至下一个神经元。脉冲的大小和形状与神经元的输入无关,但是神经元发放脉冲的时间依赖于神经元的输入。脉冲神经网络作为新一代人工神经网络计算模型,与基于脉冲频率编码信息的传统人工神经网络相比,拥有更强大的计算能力,可以模拟各种神经信号和任意的连续函数,非常适合大脑神经信号的处理,是进行复杂时空信息处理的有效工具^[7]。脉冲神经网络的研究在学术界与工业界受到越来越多的关注,目前已成为人工神经网络领域新的研究热点,并取得了较多理论与应用研究成果。

1.2 人工神经网络及其发展

1.2.1 生物神经系统及构成

近几十年来,神经科学和脑功能的研究快速发展,并取得了很大进展。神经科学主要研究生物神经系统的结构、功能和发育等,对生物行为及学习的研究都属于神经科学的分支。神经解剖和神经生理是神经科学的两大基石,神经解剖学介绍神经系统的结构,神经生理学则介绍神经系统的功能。脑是高度复杂而有序的器官,对来自感觉器官的各种刺激进行整合,通过调整肢体运动以及内脏器官的活动对刺激作出反应,并具有制定计划和进行想象的能力。人脑是人类智能与高级精神活动的生理基础,其研究涉及分子层面、细胞层面、神经元群体和神经系统等多个领域,人的思想、信仰、记忆、行为、情感等都与脑密不可分。通过对脑的结构与功能的研究,提示脑进行思维活动的本质,并建立脑模型,极大地促进了智能科学的发展。

生物的神组织(nerve tissue)是高度分化的组织,广泛分布于生物体的各个组织器官内,联系、调节和支配各器官的功能活动,使机体成为协调统一的整体。生物神经系统主要由神经组织组成,可以分成两部分:中枢神经系统(central nervous system)^[8]和周围神经系统(peripheral nervous system)^[9]。中枢神经系统由脑和脊髓构成,接受感觉器官的输入信息,整合加工后成为协调的运动性输出,或者储存在中枢神经系统内成为学习和记忆的神经基础。脑是中枢神经系统的主要部分,低等脊椎动物的脑较为简单,而人和哺乳动物的脑特别发达。在解剖结构上,脑可以分成大脑、小脑和脑干,各部分承担着不同的功能,并具有层次上的差异。大脑的功能是控制运动、产生感觉,并实现复杂的脑功能。小脑接受大脑的指令以及有关肢体位置、肌肉紧张度的信息,使机体能够进行平稳、准确的运动。脑干有助于调节机体的姿势、呼吸、吞咽、心跳,控制代谢速率,增加警

觉性等。脊髓是中枢神经系统的低级部位，起源于脑干末端，向下沿脊柱长轴延伸，其功能为连结脑和周围神经并传递信息。周围神经系统是指脑和脊髓以外的所有神经结构，担负着与机体各部分的联络工作，具有输入和输出信息的作用。周围神经系统根据连于中枢的部位不同可分为与脑相连的脑神经（cranial nerve）和与脊髓相连的脊神经（spinal nerve）；根据分布对象的不同可分为躯体神经（somatic nerve）和内脏神经（visceral nerve）。周围神经由神经纤维构成，某些周围神经很小（直径小于0.4mm），某些则很大（直径大于6.5mm）。周围神经纤维按照功能划分：一类是将来自外界或体内的各种刺激转变为神经信号向中枢传递的神经纤维，由这类神经纤维所构成的神经称为输入神经或感觉神经（sensory nerve）；另一类是向周围的靶组织传递中枢冲动的神经纤维，由这类神经纤维所构成的神经称为输出神经或运动神经（motor nerve）。

神经元（neuron）作为一种高度特化的细胞，是构成神经系统的基本功能单位。虽然各类神经组织的功能不同，神经元类型存在差异，各种神经元细胞的形态、体积也各不相同，但神经元在结构上相对比较简单，所有神经元细胞都具有相似的结构和基本特性。一个典型的生物神经元主要包括如下几个部分：①细胞体（soma），这是神经元的核心，由细胞核、细胞质和细胞膜等组成，负责处理接收到的信号；②树突（dendrite），指从神经元细胞体向外伸出的许多较短的分支，它们充当着神经元的输入端，接收来自其他神经元的神经冲动并传递给细胞体；③轴突（axon），指由神经元细胞体向外伸出的一条最长的分支，它是管状纤维组织，充当神经元的输出端，在轴突末端有很多神经末梢，它们向外发出神经冲动。此外，在光学显微镜下观察，可以看到一个神经元的轴突末梢经过多次分支，最后每一个小支的末端膨大呈杯状或球状，称为突触小体。这些突触小体可以与多个神经元的细胞体或树突相接触，形成神经元之间连接的突触（synapse）结构。

神经元之间进行信息传递时，由神经元传出的脉冲信号通过轴突到达轴突末梢，这使得其中的囊泡产生变化而释放神经递质，神经递质通过突触的间隙进入另一个神经元的树突中。树突上的受体能够接受神经递质，从而改变细胞膜对离子的通透性，使细胞膜内外离子浓度差产生变化，最终导致细胞膜电位发生变化。当神经元通过树突接受来自其他神经元发放的脉冲信号时，膜电位在开始时随着时间的增加而连续变化。当膜电位的变化超出一个定值时，才产生突变上升的脉冲，这个脉冲几乎可以不衰减地沿着轴突传递到其他神经元。神经元的这种膜电位高达一定阈值才产生脉冲传递的特性称为阈值特性。对神经元细胞的研究结果表明，神经元对来自其他神经元的信息具有时空整合特性。在神经网络结构上，大量不同神经元的轴突末梢可以到达同一个神经元的树突并形成大量突触。来源不同的突触所释放的神经递质都可以对同一个神经元的膜电位变化产生作用。因

此,在树突结构上神经元可以对不同来源的输入信息进行整合,这就是神经元对信息的空间整合特性。此外,对于来自同一个突触的脉冲信息,神经元可以对不同时间输入的信息进行整合,故神经元对信息有时间整合特性。

实际上,神经元之间信息的传递是一个数-模(digital to analog, D/A)、模-数(analog to digital, A/D)转换的过程。从神经元轴突上传递的信息是等幅、恒宽、编码的离散脉冲信号,可以看成是一个数字量信号。但在突触中神经递质的释放和树突中膜电位的变化是连续的模拟量,说明突触具有 D/A 功能。在神经元细胞体的膜电位高于一定阈值时,则又变成电脉冲方式由轴突传递出去,这个过程说明神经元具有 A/D 功能。很明显,信息通过一个神经元传递时,神经元对信息执行了 D/A、A/D 的转换过程。

1.2.2 人工神经网络的定义

人工神经网络作为人工智能的一个重要分支,采用广泛互连的结构与有效的学习机制来模拟人脑信息处理的过程,是当前类脑智能研究中的有效工具^[10]。对人工神经网络的研究,实现其功能重点需要解决两方面的问题:①信息的编码方式以及信息在网络中从突触前神经元到突触后神经元的流动机制;②通过网络结构及突触权值的调整使特定代价或误差函数最小化的学习机制。人工神经网络从信息处理的角度对生物神经系统进行抽象,建立某种简单模型,按不同的连接方式组成不同的网络,在工程与学术界也常简称为神经网络。神经网络是一种并行的运算模型,由大量的神经节点(或称神经元)相互连接构成。每个节点代表一种特定的输出函数,称为激活函数(activation function)。每两个节点间的连接都代表通过该连接信号的加权值,称为连接权值(connection weight),这相当于人工神经网络的记忆。遵照生物神经系统的结构特征和突触可塑性机制,设计人工神经网络的计算结构和学习规则,使其具有自学习与自组织等智能行为,能够使机器具有一定程度上的智能水平。人工神经网络模型的输出根据网络的连接方式、连接权值和激活函数的不同而不同,通常都是对自然界某种算法或者函数的逼近,也可能是对一种逻辑策略的表达。

基于现代神经科学的研究成果,构建的人工神经网络既是高度非线性动力学系统,又是自适应信息处理系统,可用来描述认知、决策及控制的智能行为,中心问题是智能的模拟和认知。人工神经网络具有以下几个基本特征^[11,12]。

(1) 信息处理的高度并行性。从解剖学和生理学的角度来看,生物的神经系统是一个复杂的并行系统,它不同于传统的冯·诺依曼型体系结构(von Neumann architecture)的计算机。人工神经网络的各组成部分同时参与运算,单个神经元的运算速度并不高,但总体的处理速度极快,是巨量信息并行处理和大规模并行计算的基础。

(2) 具有复杂的非线性特征。非线性关系是自然界的普遍特性,大脑的智慧

就是一种非线性现象。构成人工神经网络的神经元是一种非线性的处理单元,只有当神经元对所有输入信号的整合结果超过某一阈值后才输出一个信号。具有阈值特性的神经元构成的神经网络具有更好的性能,可以提高容错性和存储容量。因此,人工神经网络是一种具有复杂非线性特征的超大规模连续时间动力学系统。

(3) 具有联想记忆存储功能。联想记忆存储是人脑的特有功能之一,如同出于仿生学的考虑一样,如何在人工计算模型上实现该功能一直是人工智能领域的研究重点之一。在人工神经网络中,知识与信息都等势分布存储于整个网络内的各神经元及其连接权值上,表现为神经元之间分布式的物理联系。神经网络能接受和处理模拟的、混沌的、模糊的和随机的信息,具有一定的联想记忆能力。在处理自然语言理解、模式识别、机器人控制,以及不完整信息等方面具有优势。

(4) 具有自组织、自学习能力。人工神经网络可以根据外界环境的输入信息改变突触连接强度,重新调整神经元之间的相互关系,从而达到自适应于环境变化的目的。人工神经网络不但对处理的信息可以有各种变化,而且在处理信息的同时,非线性动力系统本身也在不断变化,经常采用迭代过程描述动力系统的演化过程。因此,人工神经网络具有自适应、自组织、自学习能力。

(5) 具有多平衡态的非凸性。一个系统的演化方向在一定条件下将取决于某个特定的状态函数。例如,能量函数的极值相对应于系统具有比较稳定的状态。非凸性是指这种函数有多个极值,故系统具有多个较稳定的平衡态,这将导致系统演化的多样性。

(6) 具有鲁棒性和容错性。生物神经系统不会由于个别神经元的损失而失去对原有模式的记忆能力,在人工神经网络中,每个神经元及其连接只表示一部分信息,而不是一个完整的具体概念。神经网络信息处理的结果通过突触连接强度的变化进行映射,神经网络功能的实现只要求满足部分条件,当个别神经元失效时,整个网络仍能正常地工作,人工神经网络具有鲁棒性和容错性。

人工神经网络是一种非程序化、适应性、具有大脑风格的信息处理模型,其本质是通过网络结构和连接权值的变换和动力学行为得到一种并行分布式的信息处理能力,并在不同程度和层次上模仿人脑神经网络的信息处理功能。与传统人工智能和信息处理技术相比,人工神经网络克服了传统的基于逻辑符号的人工智能在处理直觉与非结构化信息方面的缺陷,具有非线性和适应性的信息处理能力,以及自组织和自学习的特点。因此,人工神经网络研究如何使机器具有人的感知与信息处理能力,以及如何设计智能机器,是人工智能研究并最终研制智能机器的一个重要组成部分^[13]。

1.2.3 人工神经网络的发展

近几十年来,针对人工神经网络的学术研究非常活跃,共提出上百种神经网络

络模型，并涉及模式识别、联想记忆、信号处理、自动控制、组合优化、故障诊断及计算机视觉等众多应用领域，取得了引人瞩目的进展。实际上，从 1943 年 McCulloch-Pitts 模型提出^[14]，人工神经网络的研究在曲折中前进和发展。如图 1.1 所示，人工神经网络的发展可划分为 5 个阶段：萌芽阶段（20 世纪 40 年代）、第一次高潮阶段（1950~1968 年）、反思阶段（1969~1982 年）、第二次高潮阶段（1983~1990 年）、新发展阶段（1991 年至今）。神经网络理论具有很强的数学性质和生物学特征，尤其是神经科学、认知科学和计算机科学等方面提出的一些重大问题，是人工神经网络理论研究的新挑战，因而也是它发展的最大机会。如今随着神经网络在各个领域的飞速发展和广泛应用，特别是脉冲神经网络的研究以及以深度信念网络（deep belief network, DBN）模型为代表的深度学习（deep learning）的提出^[15]，人工神经网络的发展又一次进入研究高潮期。

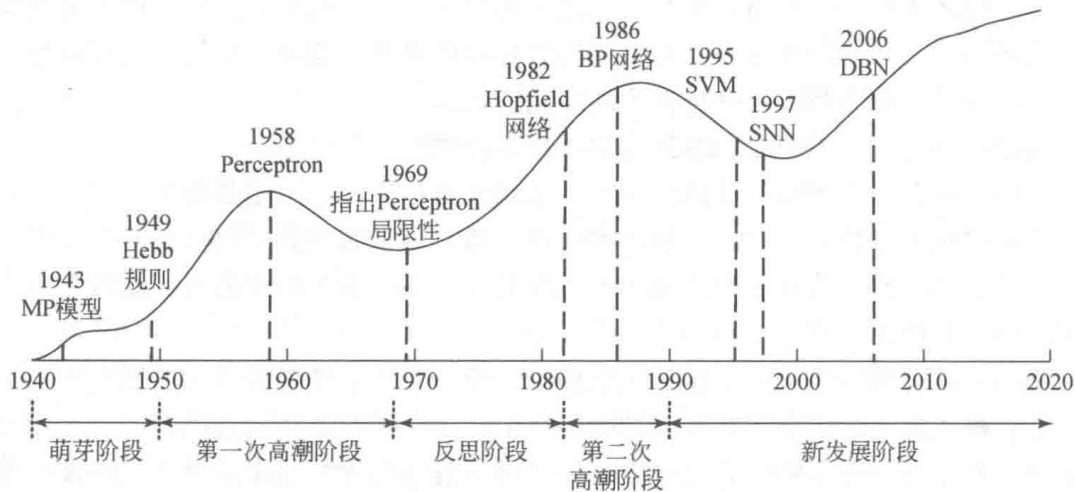


图 1.1 人工神经网络的发展历程

人工神经网络的理论研究将有助于加深对思维及智能的认识。人工神经网络的发展，已对认知和智能本质的基础研究乃至计算机产业都产生了空前的刺激和极大的推动作用。虽然出现了很多人工神经网络的计算模型，但从人工神经元对生物神经元的抽象建模过程和对神经信息的编码机制来看，可将人工神经网络模型分为三代。

1. 第一代人工神经网络

第一代人工神经网络可追溯到 1943 年美国神经心理学家 McCulloch 和数学家 Pitts 提出的 McCulloch-Pitts 模型^[14]，简称 MP 模型，其输出为布尔逻辑变量。他们一方面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由这些人工神经元互连形成的人工神经网络，创建了第一个模拟生物神