

信息科学技术学术著作丛书

时空编码脉冲耦合神经网络 理论及应用

顾晓东 著



科学出版社

信息科学技术学术著作丛书

时空编码脉冲耦合神经网络 理论及应用

顾晓东 著



科学出版社

北京

内 容 简 介

本书全面而系统地介绍了具有生物学背景的时空编码脉冲耦合神经网络的理论及应用。本书共9章,第1、2章介绍时空编码人工神经网络和空间编码人工神经网络的异同,时空编码脉冲耦合神经网络的基本理论、应用及研究现状,脉冲耦合神经网络的动态行为,以及更便于用硬件实现的单位连接模型;第3~7章介绍脉冲耦合神经网络在图像处理、特征提取、模式识别和优化等方面的理论及应用研究,融合数学形态学、模糊数学、粗集和粒子滤波等理论,并由数学形态学得到脉冲耦合神经网络图像处理通用设计方法,具体介绍了近二十种相关应用;第8、9章介绍基于脉冲耦合神经网络的仿生建模理论及应用,将脉冲耦合神经网络和注意力选择相融合,充分贯彻拓扑性质知觉理论,采用同步振荡特征捆绑理论,引入光流场方法,分别建立方位检测、心理学注意力选择、神经生物学注意力选择仿生模型,并应用于目标跟踪等方面。

本书可供信号与信息处理、人工神经网络、模式识别、电路与系统、机器学习、计算机视觉、生物医学工程和遥感等专业的高年级本科生、研究生,以及科研与工程技术人员参考。

图书在版编目(CIP)数据

时空编码脉冲耦合神经网络理论及应用/顾晓东著. —北京:科学出版社, 2017. 10

(信息科学技术学术著作丛书)

ISBN 978-7-03-054805-4

I. ①时… II. ①顾… III. ①人工神经网络-应用-脉冲编码雷达-研究
IV. ①TN958.3

中国版本图书馆CIP数据核字(2017)第247751号

责任编辑:朱英彪 赵晓廷 / 责任校对:桂伟利

责任印制:张 伟 / 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>

北京九州迅驰传媒文化有限公司印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

2017年10月第 一 版 开本:720×1000 B5

2017年10月第一次印刷 印张:20 1/4

字数:408 000

定价:128.00元

(如有印装质量问题,我社负责调换)

《信息科学技术学术著作丛书》序

21 世纪是信息科学技术发生深刻变革的时代,一场以网络科学、高性能计算和仿真、智能科学、计算思维为特征的信息科学革命正在兴起。信息科学技术正在逐步融入各个应用领域并与生物、纳米、认知等交织在一起,悄然改变着我们的生活方式。信息科学技术已经成为人类社会进步过程中发展最快、交叉渗透性最强、应用面最广的关键技术。

如何进一步推动我国信息科学技术的研究与发展;如何将信息技术发展的新理论、新方法与研究成果转化为社会发展的新动力;如何抓住信息技术深刻发展变革的机遇,提升我国自主创新和可持续发展的能力?这些问题的解答都离不开我国科技工作者和工程技术人员的求索和艰辛付出。为这些科技工作者和工程技术人员提供一个良好的出版环境和平台,将这些科技成就迅速转化为智力成果,将对我国信息科学技术的发展起到重要的推动作用。

《信息科学技术学术著作丛书》是科学出版社在广泛征求专家意见的基础上,经过长期考察、反复论证之后组织出版的。这套丛书旨在传播网络科学和未来网络技术,微电子、光电子和量子信息技术、超级计算机、软件和信息存储技术,数据知识化和基于知识处理的未来信息服务业,低成本信息化和用信息技术提升传统产业,智能与认知科学、生物信息学、社会信息学等前沿交叉科学,信息科学基础理论,信息安全等几个未来信息科学技术重点发展领域的优秀科研成果。丛书力争起点高、内容新、导向性强,具有一定的原创性;体现出科学出版社“高层次、高质量、高水平”的特色和“严肃、严密、严格”的优良作风。

希望这套丛书的出版,能为我国信息科学技术的发展、创新和突破带来一些启迪和帮助。同时,欢迎广大读者提出好的建议,以促进和完善丛书的出版工作。

中国工程院院士

原中国科学院计算技术研究所所长



前 言

虽然目前得到广泛应用的串行冯·诺依曼计算机拥有强大的计算及信息处理能力,但其在模式识别、感知和情感等方面远不如并行运算的人脑。从模仿人脑的角度出发,研究者提出人工神经网络,以构造更接近人脑的信息处理系统,解决冯·诺依曼计算机不能解决或不能很好解决的问题。人工神经网络诞生至今已有七十多年,在信号与信息处理、模式识别和计算机科学等领域得到广泛应用,但其规模和功能与人脑相比还有很大的差距。人工神经网络发展初期,模型只考虑到空间编码,直至 20 世纪 90 年代,同时考虑空间编码与时间编码的模型才成为人工神经网络领域的研究热点。近十年来,深度学习是人工神经网络的另一个研究热点。时空编码神经网络和深度学习相结合是人工神经网络研究的未来发展趋势。20 世纪 90 年代诞生的脉冲耦合神经网络(PCNN)是一种重要的具有生物学依据的时空编码人工神经网络模型,比只有空间编码(无时间编码)的平均点火率神经网络能更好地模仿生物神经网络,模仿猫、猴等动物大脑视觉皮层的脉冲同步振荡。基于 PCNN 等时空编码神经网络的同步振荡编码理论可很好地解决特征捆绑这一难题,不存在基于平均点火率神经网络的 Barlow 脑编码理论(也称为“老祖母细胞理论”)无法解释组合爆炸的问题,也不存在 Hebb 脑编码理论无法解释重叠、特征捆绑及无法表达等级结构的问题。目前,PCNN 已被广泛地应用于图像处理、融合、特征提取、目标识别和优化等领域。

本书全面而系统地介绍了作者在 PCNN 理论及应用方面的研究工作与成果,采用理论和应用相结合的方式,主要内容可归纳为以下三个方面。

1. PCNN 基本理论及应用(第 1、2 章)

这部分主要阐明时空编码人工神经网络和空间编码人工神经网络的异同,综述时空编码 PCNN 的基本理论和应用,以及目前的研究现状,列出代表性参考文献;分析 PCNN 的动态行为;提出更便于用硬件实现的单位连接模型 Unit-linking PCNN。

2. PCNN 在图像处理、特征提取、模式识别和优化等方面的理论及应用 (第 3~7 章)

这部分主要介绍基于 PCNN 的图像处理、特征提取、模式识别和优化等方面的理论及应用,融合数学形态学、模糊数学、粗集和粒子滤波等理论,揭示 PCNN 的脉冲传播和数学形态学之间的关系,并由此得到 PCNN 图像处理通用设计方法。

图像处理:将 PCNN 依次应用于图像分割、阴影去除、道路提取、图像去噪、结合模糊算法的图像去噪、融合粗集理论的图像增强、颗粒分析、图像斑点去除、边缘检测、空洞滤波和细化(骨架提取)等,并由数学形态学得到 PCNN 图像处理通用设计方法。

特征提取及模式识别等:用 Unit-linking PCNN 提取能反映图像局部变化的局部图像时间签名和具有多种不变性的全局图像时间签名等特征,并研究它们在特征提取中的融合;同时,对粒子滤波和 Unit-linking PCNN 的结合进行介绍。在特征提取及模式识别方面,其被应用于非平稳及平稳视频流机器人导航、粒子滤波目标跟踪、图像认证、图像检索、车牌定位、字符分割及识别、手静脉识别、(基于提出的多值模型的)数据分类等。

优化:介绍时延 Unit-linking PCNN、同组神经元共同控制阈值 Unit-linking PCNN 等模型及其在静态和动态网络路径寻优中的应用。

3. PCNN 在仿生建模等方面的理论及应用(第 8、9 章)

这部分主要介绍基于 PCNN 的仿生建模理论及应用。将 PCNN 和注意力选择相融合,充分贯彻拓扑性质知觉理论,采用同步振荡特征捆绑理论,引入光流场方法,分别建立方位检测、心理学注意力选择、神经生物学注意力选择仿生模型,并应用于获取注意力显著图、沙漠车辆和海面小目标识别、足球跟踪、镜头移动或存在背景扰动的目标跟踪等方面。第 8 章着重于心理学注意力选择建模理论及应用;第 9 章专注于神经生物学注意力选择建模理论及应用。

本书全面系统地介绍作者 2000 年以来在 PCNN 理论及应用方面的研究成果,相关内容从未授权他人使用。由于篇幅有限,所列参考文献挂一漏万,恳请相关研究人员谅解。

本书介绍的研究成果获得了 2016 年上海市自然科学奖三等奖(“基于脉冲耦合神经网络等智能方法的信号处理及仿生建模”,作者为第一完成人)。

本书包含作者博士学位论文、博士后研究报告中的成果及其他已发表与未发表的成果。在此向作者的博士研究生导师北京大学余道衡教授、博士后合作教授复旦大学张立明教授表示衷心的感谢。

本书的研究工作得到国家自然科学基金面上项目(61371148、60671062)、上海自然科学基金面上项目(12ZR1402500)、中国博士后科学基金(2004034282)等的资助,在此表示感谢。

作 者

2017 年 4 月

目 录

《信息科学技术学术著作丛书》序

前言

第 1 章 绪论	1
1.1 人工神经网络的缘起	1
1.2 平均点火率神经网络	2
1.2.1 平均点火率神经网络的发展历程	2
1.2.2 平均点火率神经网络的局限性	3
1.3 脉冲神经网络	4
1.3.1 脉冲神经网络的发展回顾	4
1.3.2 脉冲神经网络信息编码	6
1.4 本书的内容及组织安排	7
1.4.1 本书内容	7
1.4.2 本书组织安排	9
1.5 本章小结	10
参考文献	10
第 2 章 脉冲耦合神经网络基本理论	18
2.1 脉冲耦合神经元及其简化模型	18
2.1.1 脉冲耦合神经元模型及分析	18
2.1.2 单位连接脉冲耦合神经元模型及分析	23
2.1.3 脉冲耦合神经元与平均点火率神经元的区别	27
2.2 脉冲耦合神经网络	27
2.2.1 脉冲耦合神经网络的连接方式	27
2.2.2 脉冲耦合神经网络动态行为分析	29
2.3 脉冲耦合神经网络的特性和应用	33
2.3.1 脉冲耦合神经网络的特性	33
2.3.2 脉冲耦合神经网络的应用	34
2.3.3 脉冲耦合神经网络的硬件实现	36
2.4 脉冲耦合神经网络的发展前景	37
2.5 本章小结	39
参考文献	40

第3章 基于 PCNN 的图像处理与模糊数学及粗集理论	50
3.1 基于 Unit-linking PCNN 的图像分割	50
3.1.1 基于 Unit-linking PCNN 及图像熵的图像分割方法	51
3.1.2 基于直方图及边缘乘积互信息的 Unit-linking PCNN 图像分割	57
3.2 基于 Unit-linking PCNN 的图像阴影去除	65
3.2.1 基于 Unit-linking PCNN 的图像阴影去除方法及分析	65
3.2.2 Unit-linking PCNN 阴影去除方法在道路检测中的应用	74
3.3 基于 PCNN 的图像去噪及与模糊数学的结合	77
3.3.1 基于 PCNN 的图像去噪	77
3.3.2 基于 PCNN 及模糊算法的四值图像去噪	81
3.4 基于 PCNN 与粗集理论的图像增强	84
3.4.1 粗集理论简介	84
3.4.2 基于 PCNN 与粗集理论的图像增强方法及仿真	85
3.4.3 仿真及分析	87
3.5 本章小结	88
参考文献	89
第4章 PCNN 图像处理通用设计方法与数学形态学	94
4.1 Unit-linking PCNN 与数学形态学的关系	94
4.1.1 图像处理中的数学形态学	94
4.1.2 网络中脉冲传播和数学形态学的等价关系	96
4.2 Unit-linking PCNN 图像处理通用设计方法及应用	97
4.2.1 Unit-linking PCNN 图像处理通用设计方法	97
4.2.2 Unit-linking PCNN 颗粒分析及形态学分析	97
4.2.3 基于 Unit-linking PCNN 的图像斑点去除方法及形态学分析	102
4.2.4 基于 Unit-linking PCNN 的边缘检测方法及形态学分析	104
4.2.5 基于 Unit-linking PCNN 的空洞滤波方法及形态学分析	107
4.2.6 基于 Unit-linking PCNN 的细化方法及形态学分析	110
4.3 本章小结	117
参考文献	117
第5章 Unit-linking PCNN 特征提取及应用	120
5.1 Unit-linking PCNN 全局图像时间签名	120
5.2 Unit-linking PCNN 局部图像时间签名	127
5.3 基于 Unit-linking PCNN 全局图像时间签名的目标识别	130
5.4 基于 Unit-linking PCNN 图像时间签名的机器人自主导航	135
5.4.1 发育机器人自主导航流程	135
5.4.2 增量分层回归法	136

5.4.3 增量主元分析方法	140
5.4.4 非平稳视频流导航中 Unit-linking PCNN 全局图像时间签名的性能 ...	142
5.4.5 Unit-linking PCNN 时间签名应用于平稳视频流的机器人导航	142
5.5 基于粒子滤波及 Unit-linking PCNN 图像时间签名的目标跟踪 ...	144
5.5.1 粒子滤波简介	145
5.5.2 粒子滤波目标跟踪	145
5.5.3 Unit-linking PCNN 图像时间签名应用于粒子滤波目标跟踪	146
5.6 基于 Unit-linking PCNN 局部图像时间签名的图像认证	151
5.6.1 基于内容及数字签名的图像认证	151
5.6.2 基于 Unit-linking PCNN 局部图像时间签名的图像认证	151
5.7 基于 Unit-linking PCNN 特征提取的图像检索	154
5.7.1 用于图像检索的 Unit-linking PCNN 特征	155
5.7.2 相似度	160
5.7.3 仿真及分析	163
5.8 本章小结	172
参考文献	173
第 6 章 PCNN 车牌和静脉识别及多值模型数据分类	179
6.1 基于 Unit-linking PCNN 的车牌识别	179
6.1.1 车牌识别概述	180
6.1.2 Unit-linking PCNN 应用于车牌定位	182
6.1.3 Unit-linking PCNN 应用于车牌字符分割	187
6.1.4 基于 Unit-linking PCNN 的车牌字符识别	190
6.2 Unit-linking PCNN 应用于手静脉识别	193
6.2.1 手静脉识别概述	193
6.2.2 Unit-linking PCNN 细化方法应用于手静脉识别	194
6.2.3 实验结果及讨论	196
6.3 多值脉冲耦合神经网络及应用	198
6.3.1 多值脉冲耦合神经网络	198
6.3.2 基于多值模型脉冲波的数据分类	200
6.4 本章小结	205
参考文献	206
第 7 章 基于 Unit-linking PCNN 的静态及动态路径寻优	212
7.1 基于时延 Unit-linking PCNN 的静态最短路径求解	212
7.1.1 时延 Unit-linking PCNN	213
7.1.2 基于时延 Unit-linking PCNN 的最短路径求解	214
7.1.3 仿真及分析	217

7.2 基于带宽剩余率及 Unit-linking PCNN 的静态路径寻优	218
7.2.1 基于带宽剩余率及 Unit-linking PCNN 的最优路径求解	219
7.2.2 仿真及分析	222
7.3 基于 Unit-linking PCNN 的动态网络最优路径求解	224
7.3.1 概述	224
7.3.2 基于 Unit-linking PCNN 的最优路径动态求解方法	226
7.3.3 仿真及分析	228
7.4 本章小结	235
参考文献	236
第 8 章 PCNN 与注意力选择和拓扑性质知觉理论的结合及应用	238
8.1 PCNN 与心理学注意力选择的结合	238
8.1.1 心理学注意力选择计算模型	239
8.1.2 PQFT 与 Unit-linking PCNN 相结合的沙漠车辆识别	241
8.1.3 PQFT 与 Unit-linking PCNN 相结合的海上目标识别	249
8.1.4 基于 PCNN 和 PQFT 的足球检测与跟踪	251
8.2 基于 PCNN 与拓扑性质知觉理论的注意力选择	257
8.2.1 拓扑性质知觉理论	258
8.2.2 基于 PCNN 和拓扑知觉的注意力选择	259
8.2.3 基于 PCNN、光流场及拓扑知觉的运动目标注意力选择	275
8.3 本章小结	281
参考文献	281
第 9 章 Unit-linking PCNN 方位检测及同步振荡注意力选择	288
9.1 模型概述	288
9.1.1 结构	288
9.1.2 所建模型与生物视觉系统的关系	289
9.2 基于 Unit-linking PCNN 的仿生方位检测	290
9.2.1 Unit-linking PCNN 边缘检测	290
9.2.2 用 Unit-linking PCNN 模仿生物视觉皮层的方位检测	292
9.2.3 仿真及分析	296
9.3 具有 Top-down 机制的 Unit-linking PCNN 注意力选择	298
9.3.1 Unit-linking PCNN 注意力选择概述	298
9.3.2 目标轮廓链码	299
9.3.3 Unit-linking PCNN 注意力选择层	300
9.3.4 仿真及分析	310
9.4 本章小结	311
参考文献	312

第 1 章 绪 论

1.1 人工神经网络的缘起

虽然目前得到广泛应用的串行冯·诺依曼计算机拥有强大的计算及信息处理能力,但其在模式识别、感知和情感等方面的处理能力远不如并行运算的人脑。人脑的工作方式不同于计算机,它是一个极其复杂的非线性并行信息处理系统。构成人脑的单个神经元的反应速度为毫秒级,比计算机的基本单元(逻辑门)约低六个数量级,但由大量神经元构成的人脑处理有些问题时,速度反而比计算机快许多。例如,一个小孩可以很容易认出熟悉的人,无论这个人是在近处还是远处,走动中还是静止中,站着、坐着还是其他姿势等,计算机却很难做到。因此,研究人员从模仿人脑的角度出发,寻求异于冯·诺依曼计算机的信息处理方式及模型,构造更接近人脑的信息处理系统,争取解决冯·诺依曼计算机不能解决或不能很好解决的问题,由此提出了人工神经网络。目前,人工神经网络仅粗略而简单地模仿了人脑,在规模和功能上与人脑相比还相去甚远,但并行分布运算的原理、高效的学习算法以及对人的认知系统的模仿能力使其在信息科学及工程领域得到广泛应用,同时激发了越来越多学者的研究兴趣。

模型繁多的人工神经网络主要可分为两大类:平均点火率神经网络(average firing rate neural network, AFRNN)和脉冲神经网络(spiking neural network, SNN)。平均点火率神经网络(也可称为平均发放率神经网络)只考虑空间累加,而未考虑时间累加;脉冲神经网络则既考虑空间累加,也考虑时间累加^[1,2]。后者比前者更好地模仿了生物神经元,且拥有更强的计算能力。在人工神经网络的发展初期,几乎所有的网络模型都属于平均点火率神经网络,目前仍有许多平均点火率神经网络模型被研究人员关注,并得到广泛的应用。随着神经生物学的发展,20世纪90年代以来,同时考虑空间编码与时间编码的SNN成为人工神经网络的一个研究热点^[3,4]。随着深度学习的兴起^[5],Lecun等^[6]提出的具有深度学习的卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)在神经网络领域引起极大的关注。时空编码的脉冲神经网络和深度学习相结合是人工神经网络研究的未来发展趋势。

1.2 平均点火率神经网络

1.2.1 平均点火率神经网络的发展历程

人工神经网络的提出可回溯到 20 世纪 40 年代。1943 年 McCulloch 等^[7]首先提出了简单阈值的神经元模型,这种神经元由 on 和 off 两个状态分别对应生物神经元的点火和不点火,网络的连接权不能改变,即该网络没有学习能力。为了在神经网络中引入学习功能,1949 年 Hebb^[8]提出了 Hebb 学习规则。在此基础上,Rosenblatt^[9]提出了感知器(perceptron)模型,但其后的发展道路并不顺利,1969 年 Minsky 等^[10]指出感知器不能实现复杂逻辑判断功能,构成的多层网络受到很多限制,且学习效果不好,对于神经网络的研究一度趋于低落。80 年代,Hopfield 等^[11-14]提出了全反馈 Hopfield 模型,引入能量函数的概念,并将该网络用于优化,取得了令人瞩目的成果。该研究建立神经网络与物理系统和电子线路的联系,使人工神经网络再次成为人们关注的焦点,促进这一领域的复兴与发展。除了 Hopfield 模型,Amari 分析了 Lyapunov 方程在神经网络动力学分析中的重要作用^[15,16]。Hinton 等^[17]提出利用能量函数的其他途径,其缺点是网络会被局部极小所阻塞,针对该问题 Kirkpatrick 等^[18]提出了模拟退火法。结合 Hinton 和 Kirkpatrick 的成果,Boltzmann 机被提出^[19-22]。1986 年,Williams 和 Hinton^[23]提出引起广泛注意的误差反向传播(back propagation, BP)学习算法,解决了多层感知器的学习问题。1986 年,Rumelhart 等^[24]和 McClelland 等^[25]有关并行分布处理(parallel distributed processing)著作的出版,进一步推动了人工神经网络的发展。80 年代末,Kohonen^[26-28]提出一种无监督学习的自组织映射(self-organizing map, SOM)网络,也称为 Kohonen 网络,该网络模仿了大脑皮层的自组织特征。几乎同一时期 Carpenter 等^[29-35]提出另一种自组织网络——自适应共振理论(adaptive resonance theory, ART)模型,这种模型模仿了人类的认知特点。1988 年,Chua 等^[36]提出的细胞神经网络(cellular neural network)引起了研究者的注意,细胞神经网络是局部连接的网络,具有细胞自动机理论的支撑,它与 Hopfield 网络的不同之处在于它是局部连接的,而 Hopfield 网络是全局连接的。由于细胞神经网络是局部连接的,其更便于用硬件实现,而神经网络用硬件实现才能更充分地发挥其并行运算及鲁棒性强的优势。对于细胞神经网络的研究主要集中于模型的硬件实现。90 年代,Lecun 等^[6]提出卷积神经网络,将其用于 MNIST(mixed national institute of standards and technology)数据库中的邮政编码手写体识别,标准的卷积神经网络包含交替出现的卷积层和池化层以及顶部的全连接层。由于卷积神经网络的局部连接以及权重共享特性,与常规的同规模的前馈神经网络相比,卷积神

经网络的神经元连接数和模型参数少很多。2006年, Hinton等^[5]在深度学习方面取得的重大成果标志着相关研究的兴起, 深度卷积神经网络引起机器学习、神经网络、计算机视觉等领域的极大关注^[37-41]。深度卷积神经网络是一种深度监督学习下的机器学习模型, 本书作者近年来一直进行着相关的工作^[42-45], 研究其与时空编码脉冲神经网络的结合。

虽然上述人工神经网络种类繁多, 但它们都有一个共同点: 只考虑空间编码, 而未考虑时间编码。这些模型中, 神经元的活动水平或状态是代表生物神经元的平均点火率, 每个神经元无间断地发挥着作用, 因此这样的网络称为平均点火率神经网络。这些模型中神经元的输入和输出均为平均点火率, 平均点火率输入信号被加权求和后依次经状态函数及输出函数变换, 得到神经元的平均点火率输出信号。神经元平均点火率指在一个生理级时间窗口内(100~200ms)对神经元的发放活动进行平均所得到的数值, 是神经元发放脉冲的一阶统计量, 这段时间内脉冲的精细时间结构则被忽略掉, 平均点火率神经元没能用上时间的精细结构所具有的巨大信息编码能力。

1.2.2 平均点火率神经网络的局限性

因为平均点火率神经网络不能实现任何具有短暂或暂时效果的操作, 所以无法使用时间编码或定时作为事件的表示, 也不能实现任何带有步骤或时间顺序的计算。此外, 平均点火率神经网络不能实现在现代计算机及通信中常用的高效时分机制。

人脑的信息编码是一个重要的研究课题, 基于粗略模仿大脑的平均点火率神经网络的人脑信息编码理论也存在着问题。该脑编码理论是如何解释人脑对外界输入信息进行编码的呢? 对此有两种不同的理论。Barlow^[46]提出的理论认为单个细胞的平均点火率用来编码信息; Hebb^[8]提出的理论认为由多个平均点火率同时升高的细胞所构成的细胞群是分布式表达信息的基本单位, 该理论是平均点火率神经网络理论的重要基础。下面分别分析这两种理论的局限性。

1. Barlow 脑编码理论存在的问题

Barlow认为平均点火率升高的神经元所在位置反映刺激的类型; 平均点火率增加的程度反映外界刺激的强弱, 这称为位置编码; 进而认为某位置的神经元代表某特定功能, 相同功能的神经元聚集在一起, 且每一个独特的事物都被一对应的神经元表示。Barlow的理论被脑初级视觉皮层存在的功能柱(如方位柱)所证实, 但对于人脑的高级认知功能, 此理论却存在问题。既然每一个独特的事物都被一对应的神经元表示, 而世界上存在着无穷无尽的不同事物, 即使它们可由数量少得多的特征组合表示, 这些不同的事物仍需同样数目的神经元来一一对应地表示, 这会

造成组合爆炸,根本无法实现。另外,该理论存在信息集成问题,Barlow 认为脑信息编码时存在最终的主神经元,其集成所有部分的信息,从而形成对外界刺激的完整表示,但迄今为止并未得到生物学上的支持。根据 Barlow 的理论,老祖母的脸庞对应着一个特定的神经元,故 Barlow 脑编码理论也称为“老祖母细胞理论”。

2. Hebb 脑编码理论存在的问题

Hebb 认为平均点火率同时升高的细胞所构成的细胞群是分布式表达信息的基本单位,该理论虽不存在 Barlow 理论的组合爆炸问题,但存在不可区分的重叠、无法表达等级结构以及特征捆绑等问题。对于平均点火率神经网络,不同神经元群的区分是通过它们在一段时间内的平均点火率实现的,如果在某一时刻,多种刺激同时到来,则不可能区分这些神经元群,因为它们的平均点火率同时增高,从而导致不可区分的重叠问题;兴奋神经元群没有内部结构,从而难以表达等级结果;一个事物可能拥有多个特征,这些特征分别由不同的兴奋神经元群表示,当多个事物同时刺激时,对应各事物的兴奋神经元子群不能分门别类地集成在一起形成对各物体可区分的表达,从而出现了特征捆绑问题。

平均点火率神经网络具有一个显著的缺点,就是无法使用时间编码或定时表示事件,因此无论是 Barlow 脑编码理论还是 Hebb 脑编码理论,存在的问题在平均点火率神经网络的框架内都无法得到解决。

1.3 脉冲神经网络

平均点火率神经网络仅仅用到了脉冲密度,但脉冲到达时刻隐含着定时、同步、区分先后次序、作用时间等时间操作的能力,而平均点火率神经网络却忽视了这一强大的计算资源。因此,同时具有空间编码与时间编码能力的模型研究是神经网络理论及应用发展的一个趋势。

1.3.1 脉冲神经网络的发展回顾

Hodgkin 等^[47]在 20 世纪 50 年代初就开始了神经元电化学特性的研究,用四个相互耦合的微分方程描述神经细胞从毫秒到几秒的时间刻度内的脉冲发放行为;但对作为动态网络的脉冲神经系统的研究直到 80 年代末才开始,Eckhorn 等和 Gray 等神经生物学家发现猫脑视觉皮层的脉冲同步振荡现象^[48-50],该研究成果引起了神经科学界的极大关注。

1990 年,Eckhorn 等^[51]据此提出展示该现象的连接模型。1993 年,Johnson 等^[52]以 Eckhorn 的连接模型为基础,引入连接强度,提出脉冲耦合神经网络(pulse coupled neural network,PCNN)。连接强度的引入,更便于该模型在信号

处理方面的应用。同一时期,神经生物学家也发现猴脑视觉皮层的脉冲同步振荡现象^[53-57],这进一步为 PCNN 模型提供了生物学依据。神经活动中的同步振荡是神经生物学的一个重要发现,不仅存在于人脑、猴脑和猫脑,还发生在昆虫脑,例如,蝗虫天线神经节存在 20Hz 左右的同步振荡,蛞蝓的前脑叶存在 0.5Hz 的场电位同步振荡。研究还发现,同步振荡不仅发生在视皮层,也出现在外侧膝状体及视网膜。

Eckhorn 等在动物大脑视觉皮层脉冲同步振荡方面的研究成果给 Malsburg^[58]提出的相关同步振荡脑编码理论提供了神经生物学证据。Malsburg 指出在快时间尺度(2~5ms)上进行神经元相互作用时间调制的必要性,认为多个神经元所发放的脉冲串可在精细时间结构(2~5ms)上采用相关的方法进行同步与非同步的衡量,时间相关性依赖动态连接实现,同步发放脉冲的神经元之间的连接得到强化,而非同步神经元之间的连接被削弱。Malsburg 认为存在生理快突触,即“Malsburg 突触”,其快变化特性使神经元间的连接可以跟上同步状态的变化,同步得到增强并保持;同时认为存在生理慢突触,其用于记忆。PCNN 中神经元的双通道分别对应快突触与慢突触。

随着神经生物学的发展,同时考虑空间与时间的时空编码神经网络越来越引起研究者的关注。20 世纪 90 年代中期,Hopfield^[3]在 *Nature* 上指出神经元脉冲出现的准确时间,而不是神经元平均点火率(发放率),对输入信息进行编码,认为时间编码是神经网络的一个重要研究方向。另外,Sejnowski^[4]也认为时间编码可能是一种新的神经编码方式。紧接着许多研究人员对由时空编码的脉冲神经元(spiking neurons)构成的脉冲神经网络展开研究^[59-61]。脉冲神经元与平均点火率神经元的差别在于前者能进行短暂而不持续的活动,这使其可工作在离散时间而不是连续时间,从而用到平均点火率神经网络未用到的强大计算资源——时间。脉冲神经网络既考虑空间编码,又考虑时间编码,不仅更接近生物系统,且计算能力在某些方面已超过了平均点火率神经网络^[62]。由于时间的引入,脉冲神经网络能将空间坐标转换为时间坐标,对于神经网络,空间相对坐标的计算是非常困难的,但时间相对坐标的计算很容易。

脉冲神经网络比平均点火率神经网络更好地模仿了生物神经网络,可认为是新一代的人工神经网络。脉冲神经网络是一类神经网络的总称,有很多不同的模型。这些模型的共同特征是脉冲发放、时空编码。20 世纪 90 年代以来,一些有生物学背景的脉冲神经网络模型被提出来,如连接模型^[51]、PCNN^[52]和 Malsburg 等^[63]提出的耦合振荡模型、Wang 等^[64]提出的同步振荡图像分割模型、郭爱克等^[65]提出的同步振荡视觉处理模型等。

1.3.2 脉冲神经网络信息编码

1. 同步振荡编码理论

同步振荡给神经元之间的相关性提供了一种时间结构,一起同步振荡的神经元群对特定信息进行了编码。Malsburg^[58]提出的同步振荡脑编码理论认为同步振荡可用于解释脑编码。一方面,输入被编码为产生振荡的神经元所在位置,即位置编码;另一方面,“同步”将各自发放脉冲的神经元群所编码的局部信息绑定整合起来,从而得到完整而统一的认知。1996年,Fujii等^[66]提出动态神经元集群假设,认为神经元通过局部一致性检测形成局部动态神经元群,局部动态神经元群之间的关系由任务决定,并可根据任务的变化动态重组;脉冲不是等间隔的,脉冲的间隔用于编码信息。

根据同步振荡脑编码理论,目标识别中,同一目标各特征对应的兴奋神经元子群通过同步振荡整合起来,得到对该目标的识别。例如,要识别一个“红色圆形”,同步振荡可将“对应红色的神经元子群”及“对应圆形的神经元子群”通过同步振荡整合在一起,从而识别出“红色圆形”^[2]。如果多种刺激同时出现,则可由多个内部同步而相互之间不同步的多个神经元群组分别表示。例如,在视野中同时存在“红色圆形”和“绿色圆形”两个目标,“红色神经元子群”与“圆形神经元子群”通过同步振荡整合在一起,从而识别出“红色圆形”。“绿色神经元子群”与“圆形神经元子群”通过同步振荡整合在一起,从而识别出“绿色圆形”。而“红色圆形神经元群组”与“绿色圆形神经元群组”不发生同步振荡,这两个群组的不同步使“红色圆形”和“绿色圆形”这两个目标被区分开(图 1.1)。图 1.1 中,用同种线形的曲线将某些神经元子群圈在一起,表示它们同步振荡。由此可见,基于时空编码脉冲神经网络的同步振荡脑编码理论由于引入神经元发放脉冲的精细时间结构,比基于平

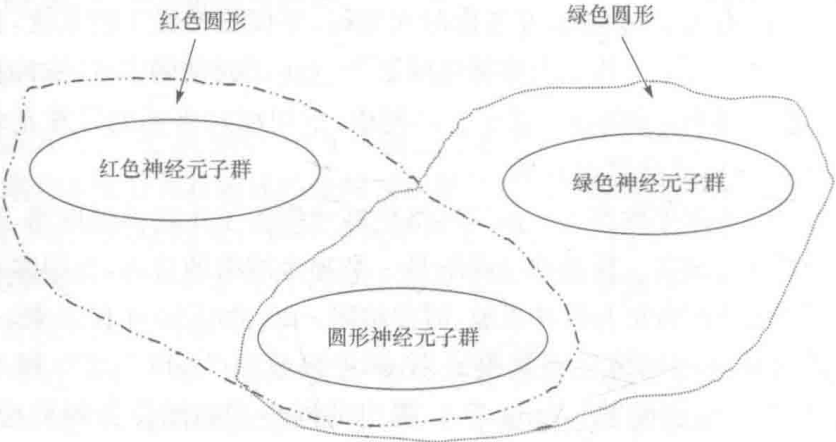


图 1.1 神经元群的同步振荡

均点火率(而未引入时间编码的)神经网络的 Hebb 脑编码理论具有更大的威力,解决了后者不能解决的特征捆绑、重叠灾难、无法表达等级结构等问题;显然,其也解决了 Barlow 脑编码理论存在的组合爆炸及信息集成问题。

2. 同步振荡编码理论有待进一步研究的方面

下面列出有关同步振荡编码理论的几个代表性问题,对应了需进一步研究的方面。要得到这些问题的真实答案,还有待进行深入的研究,特别是在神经生物学上。

(1) 为了得到稳定的特征捆绑关系,同步现象应该在刺激出现过程中一直持续,但生物实验发现,许多情况下同步只是瞬时的,那么这些情况下,在生物对同一目标的持续注意过程中,瞬时的同步如何维持持续的注意?

(2) 同步是否有持续的效应,而这种持续又会被某些条件所打破而解除对目标的注意?

(3) 如果同步有持续的效应,那么结束同步持续效应的条件是什么?

(4) 同步是否只是触发了脑中的某种注意机制?如果是,那么注意是如何持续和结束的?

(5) 同步振荡是否只是注意力集中过程中的一种附带现象?

神经生物学的研究表明,脑编码方式并不唯一,可能同时存在同步振荡编码、平均发放率编码等多种方式,目前对脑编码方式的研究远不够深入,还有待进一步发展。

具有生物依据的时空编码脉冲耦合神经网络是一种重要的脉冲神经网络模型,利用其同步振荡特性可有效地进行信息编码。

1.4 本书的内容及组织安排

本书将全面系统而深入地介绍作者在时空编码脉冲耦合神经网络理论及应用方面的研究成果^[1,2,67-121]。

1.4.1 本书内容

顾晓东等^[67]自 2001 年 9 月在国内首次发表综述 PCNN 原理及应用的论文以来,展开了对 PCNN 理论及应用系统而深入的研究。本书从以下六个方面对此进行系统的介绍。

1. 理论方面

研究 PCNN 及简化模型的动态行为^[1,68-70],提出 PCNN 图像处理通用设计方法^[1,71],并将模糊数学^[68,72,73]、粗集理论^[68,74,75]、数学形态学^[1,76-78]、拓扑性质知觉理论^[79-83]和注意力选择机制^[1,79-90]等引入 PCNN 研究之中。