

智能科学技术著作丛书

脉冲耦合神经网络原理 及其应用

马义德 李 廉 王亚馥 戴若兰 著

科学出版社

北 京

内 容 简 介

本书在详细阐述脉冲耦合神经网络(PCNN)原理的基础上,深入分析其在数字图像处理技术中的应用,特别介绍了在图像分割、边缘检测、参数寻优、图像增强、目标识别、图像标示、压缩编码、噪声抑制及语音识别等方面的最新研究成果,同时介绍了与数学形态学、小波变换、粗集理论等结合的应用实例,还给出了在 Matlab 环境下编程实现的主要程序,以便研究人员和学习者尽快掌握,利于其在我国的应用和相关芯片的开发设计。

本书适合图像通信工程等相关领域的研究人员和信息处理相关专业的研究生、高年级本科生参考使用,也适合数字信号处理和数字图像分析及处理专业的相关研究者阅读。

图书在版编目(CIP)数据

脉冲耦合神经网络原理及其应用/马义德等著.—北京:科学出版社,2006
(智能科学技术著作丛书)

ISBN 7-03-016657-4

I. 脉… II. 马… III. ①神经网络-理论②神经网络-应用
IV. TP183

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2005)第 154532 号

责任编辑:田士勇 耿建业/责任校对:朱光光

责任印制:安春生/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>

印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

2006 年 4 月第 一 版 开本:B5 (720×1000)

2006 年 4 月第一次印刷 印张:12 1/2 插页:1

印数:1—2 500 字数:223 000

定价:38.00 元

(如有印装质量问题,我社负责调换〈路通〉)

《智能科学技术著作丛书》编委会

名誉主编：吴文俊

主 编：涂序彦

副 主 编：钟义信 史忠植 何华灿 蔡自兴 孙增圻 童安齐 谭 民

秘 书 长：韩力群

副秘书长：田士勇

编 委：(按姓氏汉语拼音排序)

蔡庆生（中国科技大学）

蔡自兴（中南大学）

杜军平（北京工商大学）

韩力群（北京工商大学）

何华灿（西北工业大学）

何 清（中国科学院计算技术研究所）

黄河燕（中国科学院计算语言研究所）

黄心汉（华中科技大学）

焦李成（西安电子科技大学）

李祖枢（重庆大学）

刘 宏（北京大学）

刘 清（南昌大学）

秦世引（北京航空航天大学）

邱玉辉（西南师范大学）

阮秋琦（北京交通大学）

史忠植（中国科学院计算技术研究所）

孙增圻（清华大学）

谭 民（中国科学院自动化研究所）

田士勇（科学出版社）

童安齐（科学出版社）

涂序彦（北京科技大学）

王国胤（重庆邮电学院）

王家钦（清华大学）

王万森（首都师范大学）

吴文俊（中国科学院系统科学研究所）

杨义先（北京邮电大学）

尹怡欣（北京科技大学）

于洪珍（中国矿业大学）

张琴珠（华东师范大学）

钟义信（北京邮电大学）

庄越挺（浙江大学）

本书为下列基金项目的研究成果：

985 特色研究项目 (LZ85-231-582627)

国家自然科学基金项目 (60572011)

甘肃省自然科学基金 (AZS001-A15-008-Z)

甘肃省自然科学基金 (YS021-A22-00910)

甘肃省自然科学基金 (3ZS041-A25-017)

甘肃省中青年科技基金 (3ZS041-A25-018)

兰州大学交叉学科青年创新研究基金

兰州大学博士科研启动经费

庆祝人工智能诞生50周年

暨

中国人工智能学会成立25周年

吴文俊

《智能科学技术著作丛书》序

“智能”是“信息”的精彩结晶，“智能科学技术”是“信息科学技术”的辉煌篇章，“智能化”是“信息化”发展的新动向、新阶段。

“智能科学技术”（intelligence science & technology，简称 IST）是关于“广义智能”的理论方法和应用技术的综合性科学技术领域，其研究对象包括：

- “自然智能”（natural intelligence，简称 NI），包括：“人的智能”（human intelligence，简称 HI）及其他“生物智能”（biological intelligence，简称 BI）。

- “人工智能”（artificial intelligence，简称 AI），包括：“机器智能”（machine intelligence，简称 MI）与“智能机器”（intelligent machine，简称 IM）。

- “集成智能”（integrated intelligence，简称 II），即：“人的智能”与“机器智能”人机互补的集成智能。

- “协同智能”（cooperative intelligence，简称 CI），指：“个体智能”相互协调共生的群体协同智能。

- “分布智能”（distributed intelligence，简称 DI），如：广域信息网，分散大系统的分布式智能。

1956年，“人工智能”学科诞生，五十年来，在起伏、曲折的科学征途上不断前进、发展，从狭义人工智能走向广义人工智能，从个体人工智能到群体人工智能，从集中式人工智能到分布式人工智能，在理论方法研究和应用技术开发方面都取得了重大进展。如果说，当年“人工智能”学科的诞生是生物科学技术与信息科学技术、系统科学技术的一次成功的结合，那么，可以认为，现在“智能科学技术”领域的兴起是在信息化、网络化时代又一次新的多学科交融。

1981年，“中国人工智能学会”（Chinese Association for Artificial Intelligence，简称 CAAI）正式成立，二十五年来，从艰苦创业到成长壮大，从学习跟踪到自主研发，团结我国广大学者，在“人工智能”的研究开发及应用方面取得了显著的进展，促进了“智能科学技术”的发展。在华夏文化与东方哲学影响下，我国智能科学技术的研究、开发及应用，在学术思想与科学方法上，具有综合性、整体性、协调性的特色，在理论方法研究与应用技术开发方面，取得了具有创新性、开拓性的成果。“智能化”已成为当前新技术、新产品的发展方向和显著标志。

为了适时总结、交流、宣传我国学者在“智能科学技术”领域的研究开发及

应用成果，中国人工智能学会与科学出版社合作编辑出版《智能科学技术著作丛书》。需要强调的是，这套丛书将优先出版那些有助于将科学技术转化为生产力以及对社会和国民经济建设有重大作用和应用前景的著作。

我们相信，有广大智能科学技术工作者的积极参与和大力支持，以及编委们的共同努力，《智能科学技术著作丛书》将为繁荣我国智能科学技术事业、增强自主创新能力、建设创新型国家做出应有的贡献。

祝《智能科学技术著作丛书》出版，特赋贺诗一首：

智能科技领域广
人机集成智能强
群体智能协同好
智能创新更辉煌

涂序彦

中国人工智能学会荣誉理事长

2005年12月18日

前 言

生物神经元具有多方面的特性，包括：具有兴奋与抑制两种状态；具有多输入单输出的特点，神经元胞体上各种树突的突触后接受周围与之相连的神经元轴突的突触前电脉冲信息，并在空间和时间上按叠加方式作用；另外，其输入和输出之间还具有明显的非线性效应，所有神经元树突上突触后的输入并不是简单的以求和方式影响本神经元的脉冲发放，而是具有非线性相乘的调制耦合特性，这些非线性特性都在生物神经系统试验研究中得到了进一步验证；突触之间的连接强度可以调节；真实神经元（其轴突、突触和树突）都存在不可避免的时间延迟和处理过程中的不断变化。而以 BP 等为代表的传统人工神经网络利用生物神经元有限属性简化模型构建，忽略了神经元具有的延迟特性、非线性耦合调制特性等，因此，它们与实际神经网络差距很大，处理信息之前都要经过样本学习或训练的预处理过程。尽管存在上述的种种局限性，但是它们仍显示出惊人的完成任务能力。整个领域内充满了新观点。

20 世纪 90 年代产生的脉冲耦合神经网络（PCNN）模型，直接来自于 Eckhorn 等对猫的视觉皮层神经细胞研究，是模拟视觉神经细胞活动而得到的人工神经元模型。所以其算法直接源自于哺乳动物的视觉特性研究，相比于 BP 等传统神经网络模型，PCNN 模型同时利用了神经元特有的线性相加、非线性相乘调制耦合两种特性。PCNN 模型还考虑了生物电脉冲传输离子通道特性；考虑了哺乳动物视神经系统视野受到适当刺激时，相邻连接神经元（甚至在猫视觉皮层相邻 7mm 范围内）同步激发产生 35~70Hz 振荡脉冲串特性；还有内部活动中偏置一项实为神经元处于抑制状态时，内部活动平衡态的一种等效表示。PCNN 为单层模型神经网络，不需要训练过程即可实现模式识别、图像分割、目标分类等，因此非常适合实时图像处理环境。同时，PCNN 在处理图像的同时将二维空间变量转化为一维时间脉冲序列。这样 PCNN 模型向生物实际神经网络更靠近了一步，当然它对输入信息处理能力更强、性能更好，这就是直到今天其应用研究还在逐步深入的原因。

尽管 PCNN 神经元模型较传统 BP 网络等人工神经元模型前进了一步，但距实际生物神经网络还有很长一段距离，因为 PCNN 模型需要确定较多的参数。截至目前，其理论发展依然存在不足，主要表现在图像处理效果与模型参数之间的关系并不清晰，这是国内外学者积极关注的热点。

PCNN 课题组是国家自然科学基金项目（60572011）的一项重要研究内容，

也是兰州大学 985 特色研究项目 (LZ85-231-582627) 的重要子课题组。PCNN 课题组是国内最早开展 PCNN 研究的团队之一,同时带动了国内其他学者对 PCNN 的研究。课题组近十年来通过对 PCNN 理论及其应用研究,形成了自己的特色,积累了很好的成果,对于 PCNN 的理论研究和实际应用以及数字图像处理技术的发展具有重要应用价值和现实意义。

课题组首次提出了基于被分割图像的信息熵最大原则的 PCNN 自动分割新算法,避免了最佳分割判定需人为干预的问题,显著提高了 PCNN 神经网络进行图像分割的效率;结合数学形态学,提出了一种双层脉冲耦合神经网络与形态学相结合的区域标识算法,该算法对于后续分割信息的度量分析和模式识别具有特定的应用价值;实现了基于聚类的 PCNN 图像分割新算法;分析讨论了 PCNN 的理论发展和应用研究。特别是 PCNN 模型在不同的应用中需要确定较多的分割参数,结合各种寻优算法进行 PCNN 模型参数的自动确定是 PCNN 理论发展的重点和难点。我们已经在遗传算法寻优应用研究基础上,实现了一种改进 PCNN 模型参数自动确定;在探索数字图像脉冲噪声、干扰抑制新方法研究中,提出了结合中值滤波和 PCNN 的脉冲噪声混合滤波新算法,以及基于 PCNN 的高斯噪声滤波新算法等;结合视觉特性和施密特正交集,提出了基于 PCNN 特性的不规则形状图像分割编码新算法。另外,首次验证了 PCNN 神经元兴奋过程的指数衰减特性等等。这都是对 PCNN 理论所做的工作,是对其应用的进一步推动,为此将我们的研究成果编写成著作,利于国内同行对 PCNN 的理论研究及其应用工作的全面开展。

本书在详细阐述 PCNN 原理的基础上,分析了其在数字图像处理技术中的应用,反映了作者团队对 PCNN 理论及其应用的主要研究成果,特别是在图像分割、边缘检测、参数寻优、图像增强、目标识别、图像标示、压缩编码、噪声抑制及语音识别等方面的最新研究成果,同时介绍了 PCNN 与数学形态学、小波变换、粗集理论等结合的应用实例,还给出了各实例的 Matlab 程序源代码,便于研究和学习者尽快掌握和学习研究,推动相关芯片的应用和开发设计。

全书共分 8 章,第 1 章至第 2 章为基本原理篇,在概要回顾和介绍人工神经网络技术及其在图像处理应用的基础上,主要讲解 PCNN 的基本原理,概略介绍 PCNN 在各个方面的应用;第 3 章至第 8 章为 PCNN 应用篇,主要讲解 PCNN 在图像噪声滤波、压缩编码、图像分割、图像增强等应用方面的研究成果,还讲解了 PCNN 与粗集理论、小波变换及形态学等之间的相互关系。其中,第 1 章从神经元的基本概念出发,简要介绍和回顾了人工神经网络技术的发展及其在数字图像处理中的应用。第 2 章首先详细阐述 PCNN 的基本概念、基本原理和发展现状及存在的问题,然后结合其数学模型给出了 PCNN 及其改进模型的 Matlab 程序实现。第 3 章主要分析和阐述了 PCNN 及其改进模型在图像噪声滤

波中的应用,详细介绍了作者提出的几种噪声滤波算法。第4章阐述图像压缩编码技术发展现状,特别是分割图像压缩编码技术,详细分析和介绍了作者提出的基于PCNN模型的不规则形状分割压缩编码算法。第5章阐述了图像分割技术发展现状,结合图像信息熵值详细分析介绍了作者提出的几种基于PCNN和信息熵的图像分割新算法;基于聚类分割思想,进行了基于聚类PCNN图像分割算法研究和模型的改进。第6章简略介绍图像增强技术的同时,详细分析和介绍了PCNN在灰度图像增强、彩色图像增强和局部图像增强中的应用。第7章详细阐述了PCNN与粗集理论、数学形态学和小波变换等其他理论方法之间的异同点和它们结合应用的实例。第8章详细介绍了PCNN在图像标定、最佳路径求解、有噪图像识别和语音识别等方面的应用实例。

本书力求做到深入浅出、通俗易懂。在有关算法介绍之前,先用一定篇幅介绍该领域的研究现状与进展,帮助读者开阔视野,了解技术发展前沿。另外,章末给出大量参考文献,可结合学习。本书不仅仅是一本PCNN方面的专著,而且也是一本数字图像处理方面的应用技术著作。本书非常适合图像通信工程等相关领域的研究人员和信息处理相关专业研究生以及高年级本科生参考使用,同样也适合数字信号处理和数字图像分析及处理领域的研究人员阅读。

本书的内容主要是作者和课题组同事、研究生长期科研工作的成果积累,为此感谢同事刘映杰副教授、张久文副教授、张新国高工、张在峰讲师的大力支持和热情帮助;作者还要特别感谢研究生吴承虎、齐春亮、史飞、钱志柏、刘勃、袁敏、王兆滨、夏春水、张北斗、敦建征、申建军、徐光柱、田勇、张祥光、马潮、杜鸿飞、陆福相、杨森、王晓燕等的辛勤劳动和出色工作,是他们年复一年的持续努力才使得本书得以面世。另外,本书的编写也参考了相关文献,作者对这些文献的作者表示真诚的谢意!

由于神经网络与智能信息处理是正在发展中的热点领域,理论性强,技术更新快,加上作者水平有限,书中难免有很多不足和缺点错误,恳请广大专家同行批评指正!

作 者

2005年8月

目 录

《智能科学技术著作丛书》序

前言

第 1 章 神经网络图像处理技术	1
1.1 神经元	1
1.2 人工神经网络技术	10
参考文献	15
第 2 章 PCNN 模型及其应用概述	16
2.1 PCNN 模型	16
2.2 PCNN 应用于数字图像处理	20
2.3 PCNN 模型的 Matlab 实现	24
参考文献	28
第 3 章 PCNN 在图像滤波中的应用	31
3.1 图像处理中的噪声与滤波	31
3.1.1 噪声的特征与分类	31
3.1.2 传统的噪声抑制方法	32
3.1.3 一些新兴的噪声抑制方法	34
3.2 基于简化 PCNN 模型的脉冲噪声滤波器	35
3.2.1 简化 PCNN 模型结构	35
3.2.2 基于简化 PCNN 模型的脉冲噪声滤波器	36
3.3 基于 PCNN 的高斯噪声滤波器	40
3.3.1 基于简化 PCNN 模型的高斯噪声滤波器	40
3.3.2 基于 PCNN 赋时矩阵的高斯噪声滤波	42
参考文献	46
第 4 章 PCNN 在图像分割中的应用	48
4.1 图像分割技术	48
4.1.1 图像分割的定义	48
4.1.2 图像分割领域需要解决的问题	48
4.2 生物细胞图像分割技术的进展	50
4.2.1 生物细胞图像分割技术的现状	50
4.2.2 生物细胞图像本身属性是自动分割的难点	56

4.3 基于 PCNN 和熵值最大原则的植物细胞图像分割	58
4.3.1 基于 PCNN 和熵值最大原则的植物胚性细胞图像分割研究	58
4.3.2 实验结果分析	61
4.4 基于聚类的分割技术进展	63
4.4.1 图像分割的实质	63
4.4.2 基于聚类的图像分割技术	64
4.5 基于区域生长的 PCNN 分割	69
4.5.1 区域生长的概念	69
4.5.2 Robert D Stewart 等人的 PCNN 改进模型	70
4.5.3 对 Robert D Stewart 等模型的改进及结果讨论	74
4.6 基于交叉熵的改进型 PCNN 图像自动分割方法	80
4.6.1 最小交叉熵阈值分割算法	81
4.6.2 PCNN 模型及其改进	82
4.6.3 计算机仿真结果与分析	84
4.7 基于遗传算法的 PCNN 自动系统的研究	87
4.7.1 基于遗传算法和 PCNN 的图像自动分割算法的设计与实现	87
4.7.2 仿真实验结果和结论	90
4.8 基于 PCNN 的图像边缘检测方法	93
4.8.1 基本原理及检测方法	93
4.8.2 计算机仿真结果	94
参考文献	95
第 5 章 PCNN 在图像编码中的应用	102
5.1 图像压缩编码概述	102
5.1.1 传统的压缩编码技术	102
5.1.2 现代图像压缩编码技术	105
5.2 基于 PCNN 的分割图像编码	108
5.2.1 分割图像编码原理	108
5.2.2 基于 PCNN 的图像分割编码	112
参考文献	116
第 6 章 PCNN 与图像增强	119
6.1 图像增强概述	119
6.1.1 空域增强	119
6.1.2 频域增强	119
6.1.3 色彩增强	120
6.2 PCNN 灰度图像增强	121

6.2.1 整体对比度增强	121
6.2.2 局部对比度增强	124
6.2.3 实际结果比较	125
6.3 PCNN 彩色图像增强	128
6.3.1 彩色图像的色彩空间变换	128
6.3.2 彩色图像增强方法	129
6.3.3 实际结果比较	130
参考文献	133
第7章 PCNN 与粗集理论、形态学和小波变换	134
7.1 PCNN 与粗集理论	134
7.1.1 粗糙集理论的基本概念	134
7.1.2 Rough set 模型的扩展	137
7.1.3 粗糙集理论的应用	137
7.1.4 Rough set 与神经网络的结合	138
7.1.5 基于 PCNN 赋时矩阵与粗集理论不可分辨关系的图像增强	139
7.2 PCNN 与数学形态学	142
7.2.1 腐蚀和膨胀	142
7.2.2 开运算和闭运算	144
7.2.3 数学形态学基本运算的应用	144
7.2.4 PCNN 与数学形态学在图像处理中的等价关系	146
7.3 PCNN 和小波变换	153
7.3.1 小波理论概述	153
7.3.2 PCNN 与小波变换	156
参考文献	161
第8章 PCNN 的其他应用	164
8.1 PCNN 与图像标定	164
8.1.1 基于双层 PCNN 与形态学的区域标识算法	164
8.1.2 实验仿真结果	166
8.2 PCNN 求解最佳路径	167
8.2.1 DPCNN 模型	167
8.2.2 基于 DPCNN 的最短路径求解	168
8.2.3 仿真结果	169
8.3 PCNN 与有噪图像识别	170
8.3.1 基于 PCNN 的特征提取算法	171
8.3.2 实验仿真结果	172

8.4 PCNN 应用于语音识别	174
8.4.1 语谱图介绍	175
8.4.2 语谱图特征提取算法	176
8.4.3 实验仿真与结果分析	177
参考文献	181

第 1 章 神经网络图像处理技术

1.1 神 经 元

生物的脑神经系统通过感觉器官（视觉、嗅觉、味觉、触觉）接收外界的信息，并在大脑中加工处理，然后通过执行器官（肢体、发音器官等）向外界输

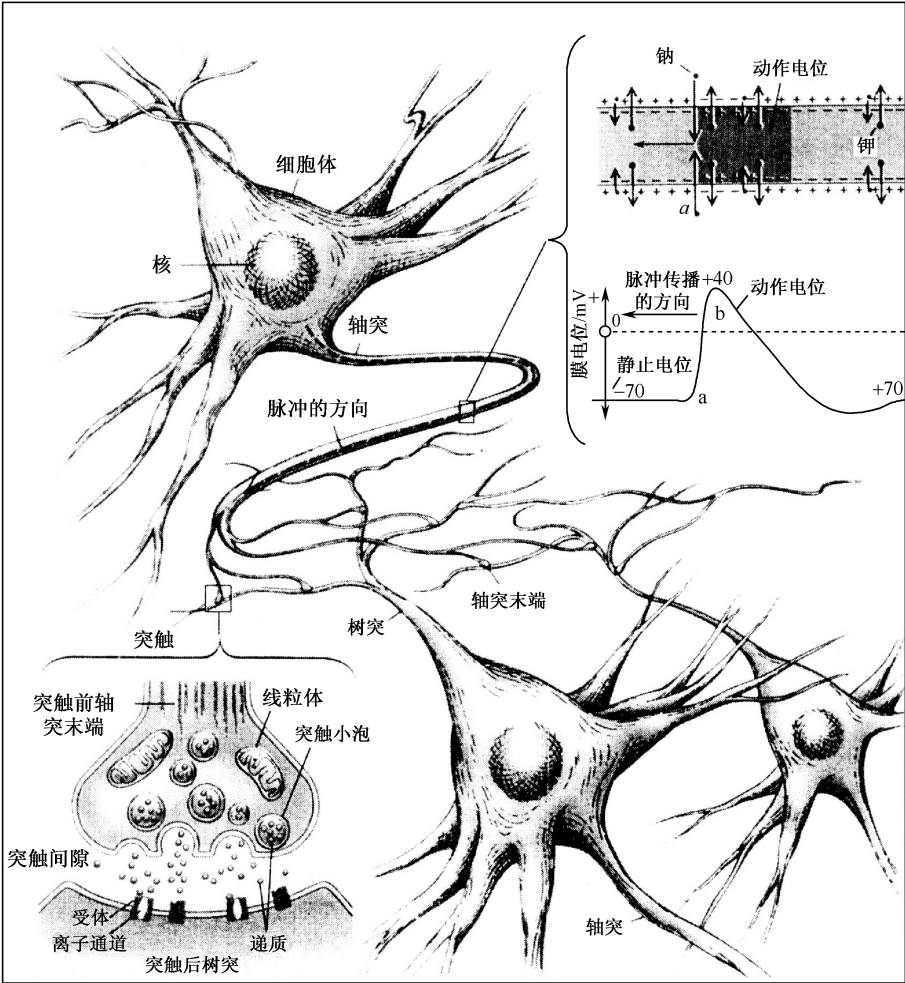


图 1.1 一个神经元的基本结构示意图

出,从而构成一个闭环系统。

人类的喜怒哀乐、酸甜苦辣等各种感觉、知觉、意识、自我意识是大脑中一大群神经细胞以及相关分子的活动结果,也就是大脑中一大群神经细胞构成的神经网络处理的结果。一个神经细胞就是一个神经元,神经元是构筑神经网络的基本单元。信息通过神经元在神经网络中传输,一个神经细胞由胞体、树突、轴突(轴索和神经纤维)以及突触组成。尽管灵长类动物、哺乳类动物以及其他各种动物的神经元种类繁多,但其大多数都几乎按照同一框架构建,图1.1为一个神经元的基本结构示意图^[1]。图1.2为一个典型的脊椎动物的神经元示意图^[2],电信号从树突进入,然后从轴突输出,因此信息从左边流向右边。

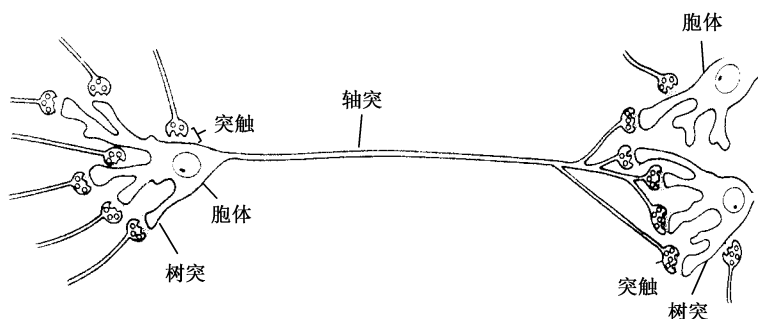


图1.2 脊椎动物神经元示意图

神经元的轴突是从细胞体的轴丘处伸出的一根粗细均匀、表面光滑的突起,其直径约 $0.1\sim 1\text{mm}$,长度约 $1\sim 1000\text{mm}$ 。一根轴突末端分出许多末梢,它们同后一个神经元的树突构成一个称为突触的部位。

突触是神经元间传递信息的关键部位。前一个神经元的轴突末梢加粗部分为突触的前膜,后一个神经元的树突为突触的后膜。两者之间有一个宽度约 $0.02\mu\text{m}$ 的突触间隙,如图1.3所示^[2]。

轴突末端的突触前和树突上的突触后之间的突触间隙,是生物神经元进行信息传递和存储的重要部位,也是电系统和化学系统的耦合部位。

由于一个神经元平均与 $10^3\sim 10^5$ 个其他神经元通过突触相连,这些从树突上来的多输入在时间、空间上的叠加结果,就形成本神经元轴突小丘上的膜电位。当其超过阈值时,就产生动作电位脉冲,经过本神经元轴突上的突触传向其他神经元。

神经元对于施加在它的胞体、树突上的电脉冲刺激具有三种响应模式:有些输入使它兴奋;有些使之抑制;还有的可以对它的行为进行调制。当神经元变得相当兴奋时,它就会将一个峰形的电脉冲下行传至它的输出电缆,也即轴突。一

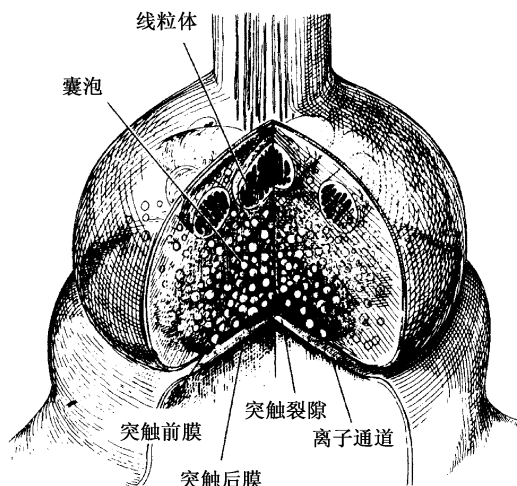


图 1.3 突触的理想化示意图

根轴突通常有许多分枝，电信号将沿着这些分枝传输至与其相联系的其他神经元的树突，对其他神经元的行为产生影响。

神经元通常是以电脉冲形式接收来自许多其他神经元的信息。实际上，它就是对这些输入进行复杂的动态求和等的非线性处理，然后把处理后的信息以脉冲电流的形式沿着它的轴突传输到许多其他神经元。显然，神经元的主要功能就是接收和发送信息。

在没有收到任何信号时，神经元通常也会沿着轴突相对较慢、无规则地传送背景脉冲。这种传输速率一般是 $1\sim 5\text{Hz}$ 。这种连续的传送活动，使神经元处于警觉状态，并随时对新的刺激做出更强烈传输准备。如果一个神经元接收周围其他神经元的许多兴奋信号后使它处于兴奋状态，则它的这种传输速率就会增至一个很大的值，典型的为 $50\sim 100\text{Hz}$ 或更高。在短时间间隔内，发放率可达到 500Hz ；反之，如果一个神经元接收一个抑制性的信号，它的电脉冲输出就会可能比正常的背景发放率更少些，以至于它只能传送相当少的信息。

在许多方面，神经元类似于人或动物体内的其他细胞。它的许多基因同样由位于细胞核内染色体上的 DNA 构成。

基因的大多数对某种或另一种蛋白质合成的指令进行译码。蛋白质由成千上万个原子按照各自独特的方式连接在一起，蛋白质一般的体积通常是细胞体积的十万分之一，每一种蛋白质都具有它自己极为精细的特定分子结构，细胞中的所有东西被包容在有点流动性的类脂膜内，这层膜能阻止蛋白质和它们的产物离开细胞。膜上的一些蛋白质好比灵敏的门或泵控制着各种分子进出细胞，整个细胞

结构是由那些有机分子构成的，并且具有灵敏的控制部件，以便与周围其他神经细胞进行有效的信息交流。

与人体其他细胞相比，神经元的外形更具刺突形。神经元树突的分枝随其不同的类型各异，但它通常有几个主要分枝，而每个分枝又可分成几倍之多的小分枝。细胞体可长成各种不同大小，一般其直径约为 $20\mu\text{m}$ 。

如前所述，神经元的轴突（相当于电路中输出电缆）可以非常长，但一个神经元胞体的半径很少大于千分之一英寸（1 英寸（in）= 2.54cm，下同）。轴突又称为神经纤维，分为有脂肪髓鞘纤维和无脂肪髓鞘纤维两类。并且没有脂肪髓鞘包着的轴突的直径通常很小，一般在 $0.1\sim 1\mu\text{m}$ 范围内，同时轴突外面包着脂肪髓鞘的，它的电脉冲传输速度要高于不带髓鞘的，例如对没有脂肪鞘的轴突来说，它的电脉冲传输速度一般为 1.5mm/ms 左右，显然这个速度很小。

轴突中的峰电位并不像导线中的电流那样传输。在神经元中，细胞绝缘膜上有蛋白质构成的分子门，电效应依赖于通过分子门进出轴突的那些带电离子。由于离子来来回回的运动使跨膜的局域电位发生变化。正是电位的这种变化要下行传输到轴突。这个信号要不断地更新，由于不断补充能量，沿着轴突下行传输的脉冲不会衰减，而且它的形状和幅度在终点与起点大体相同。这个特性使得峰电位在被传送很长的距离后，还能与轴突末端相连的其他神经元产生明显的作用。

轴突的远端需要得到来自胞体分子的给养，因为几乎所有的基因与大多数用于蛋白质合成的生物化学物质都在胞体内，而不在轴突内，沿着轴突存在着双向的系统分子的流动。有些下行到轴突，有些是上行至胞体；有些传送速度稍快些，有些则不然。但是所有这些流动的速度都远远低于轴突中峰值信号的传播速度。很自然，为指挥和控制这种运输，神经元内部就有特殊的分子部件参与工作。

通常认为神经元的树突（相当于电路中输入电缆）是“被动的”，这意味着当电位从树突的某个位置传到另一个位置时，它是衰减的。理由是一些离子漏过了细胞膜，从而导致这种现象的发生，所以树突一般比轴突短，通常仅有几百微米。

电脉冲沿着轴突向下，一直传输到神经元之间的特殊的连接处——突触。每个神经元在它的树突与胞体上有许多突触，例如，一个小神经元约有 500 多个突触，而一个大锥体视觉细胞可多达 2 万个。由于峰信号是电信号，对下一个神经元的作用主要也是电的，所以有时候有些突触是电接触，但大多数情况下神经元之间信号传递远非这么简单。

实际上，正如图 1.3 所示，在两个神经元之间有突触裂隙。当电脉冲到达突触前侧时，它能使突触中囊泡（一小包化学物质）释放到突触裂隙中。这些小的化学分子在裂隙中迅速扩散，其中的一些与树突的突触后细胞膜上的分子门结

合,使这些特殊的门打开,且允许带电的粒子流入或流出突触后膜,以使跨膜的局域电位发生变化。这样使得信息从一个神经元传送到另一个神经元。显然整个过程首先是从电信号变换到化学变化,再从化学变化变换到电信号。

被神经元细胞膜隔开的细胞内液和细胞外液的离子构成具有很大的差异。一般来说,离子的流入或流出依赖于离子在神经元内外浓度的高低。通常,钠离子(Na^+)在神经元内保持低浓度,而钾离子(K^+)在神经元内保持高浓度。这是由细胞膜上特殊的分子泵来完成的。如果一个门开启,两种离子都能通过,那么钠离子将会流入,而钾离子将会流出。如图 1.4 所示为长枪乌贼神经元细胞膜内液和外液的离子构成^[1],在细胞外液中 Na^+ 离子居多,在细胞内液中 K^+ 离子居多。此外,在细胞外液中还有很多二价阳离子 Ca^{2+} 、 Mg^{2+} ,在神经元细胞膜表面具有很多高密度的负的固定电荷,阴离子很难穿过其表面,所以神经元细胞膜的电气现象主要由上述阳离子来决定。

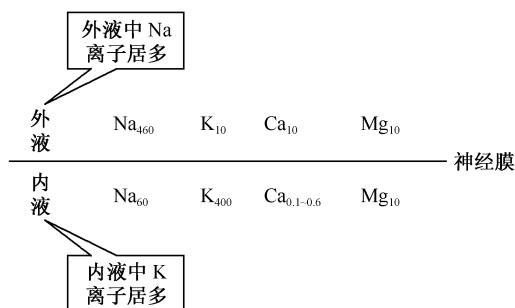


图 1.4 长枪乌贼神经元细胞膜内液和外液的离子构成

从微观上看,神经元细胞膜的结构是由脂肪分子二重膜重叠构成。在这种脂质二重膜中,埋藏着蛋白质的离子通道,它可使特定的离子从中通过,如图 1.5(a)所示^[1]。

带有离子通道的神经元细胞膜的等效电路模型如图 1.5(b)所示^[1]。该电路由四条支路构成:电容支路、钠电流支路、钾电流支路和漏电流支路。电容支路对应着脂质二重膜,钠电流支路和钾电流支路分别对应着钠离子通道及钾离子通道的集合。

膜电位是神经生理学中最重要的状态变量,通常 g_{K} 大于 g_{Na} 和 g_{L} ,钾平衡电位 V_{K} 保持在接近 -60mV 水平上。图 1.6 中表示出以神经元细胞膜外液电位为基准时神经元的内部电位^[1]。将 -60mV 电位称为静电位,以此为基准,当膜电位向正或负方向发生变化时,分别称之为脱极化或过极化。

当图 1.7 所示的激励信号加于静止状态的神经元细胞膜上时,将呈现出非线性

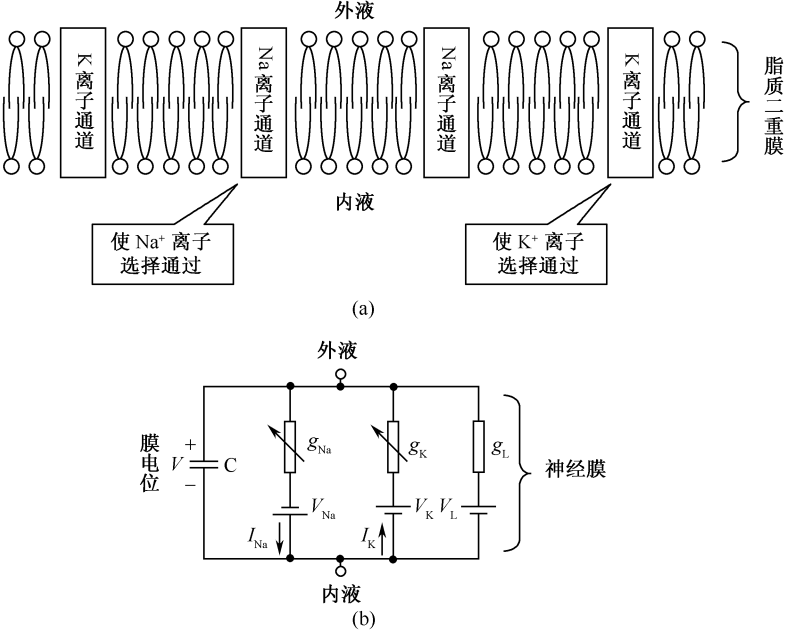


图 1.5 神经元细胞膜及其等效电路模型

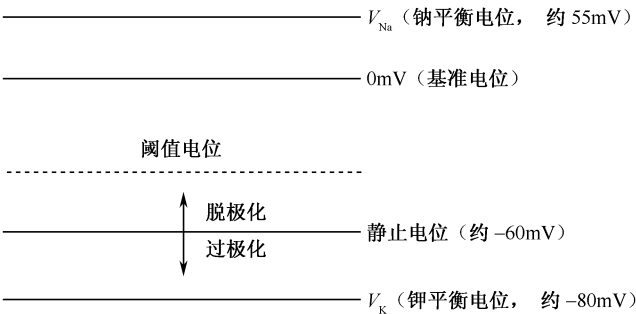


图 1.6 以神经元细胞膜外液电位为基准时神经元的内部电位

性响应^[1]，亦即它仅对超过阈值的激励信号才产生动作电位（亦称为神经脉冲）。生成动作电位的状态称为神经元的兴奋状态。这种动作电位可以认为是脑内传递信息的基本信号。动作电位只在高于阈值的脱极化情形下才会产生。

值得注意的是，神经元细胞膜对外来电刺激产生响应还有一个相当于惯性的不应期现象。当生成输出神经脉冲后约 1ms 内，即使又有强激励信号输入，也不会再使神经元兴奋，称为绝对不应期。在绝对不应期后数毫秒内，神经元的兴

奋阈值要提高，称为相对不应期。

对于图 1.7 的动作电位生成过程，也可用图 1.5 的电路模型加以定性说明。

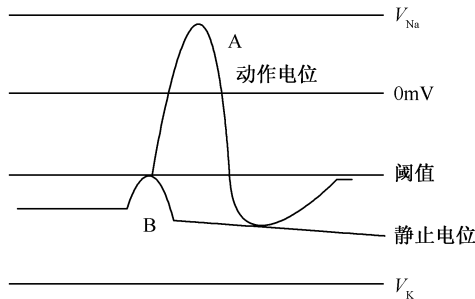


图 1.7 神经元细胞膜中动作电位生成的过程

(A：激励超过阈值的动作电位的形成；B：激励低于阈值的动作电位的形成)

当加入一个正向激励电流，电容两端流过充电电流，使电容两端电压脱极化。 g_{Na} 值对膜电位的变化很敏感， g_{Na} 的非线性变化被诱发， g_{Na} 值迅速增大。随着 g_{Na} 的增大，流向内液的钠电流 I_{Na} 使脱极化进一步加大， g_{Na} 又进一步加大。在短时间内（约 1ms ）， $g_{Na} \gg g_K$ ，膜电位接近于钠平衡电位 V_{Na} （正电位），这与图 1.7 的活动电位峰值相对应。随着 g_{Na} 的减小及 g_K 的增大，将发生膜电位减小到静止电位的逆过程。

总之，一般神经细胞膜内外初始电位约 -60 mV ，在胞体上一个正的电位变化（例如电位到达 -50 mV ）有可能使细胞发放；而一个负的电位变化完全阻止其发放。一个神经元是否能兴奋起来，以使它在轴突上产生一个峰电位，主要依赖于这些膜电位的变化能否引起轴突始端附近区域电位的变化，而这些膜电位的变化由连接其他神经元的本神经元树突和胞体上的兴奋性突触产生。

根据突触的作用又可将突触分为两类：一类是突触前神经元使突触后神经元的电位提高（称为脱极化），使其膜电位接近阈值，变得易于兴奋，因而称为兴奋性突触；另一类则相反，突触前神经元使突触后神经元的电位下降（称为过极化），使神经元难以兴奋，因而称为抑制性突触。

如图 1.8 所示是突触的一个具体例子^[2]，在人脑皮层中突触的结构主要有两种类型，称之为 A 型或 B 型。一般的说，A 型突触使神经元兴奋，而 B 型使其抑制。

在人脑中，大部分兴奋性突触不是直接位于树突的主干上，而是位于树突的一些短小的侧枝上，如图 1.9 所示^[2]，这些侧枝称为棘（spine）。尽管有些棘上也有单个抑制性（B 型）突触，但单个棘上从不会多于一个兴奋性（A 型）突触。从图 1.9 中可以看到，一个棘有点像小烧瓶，它的颈被粘在树突上。棘有一

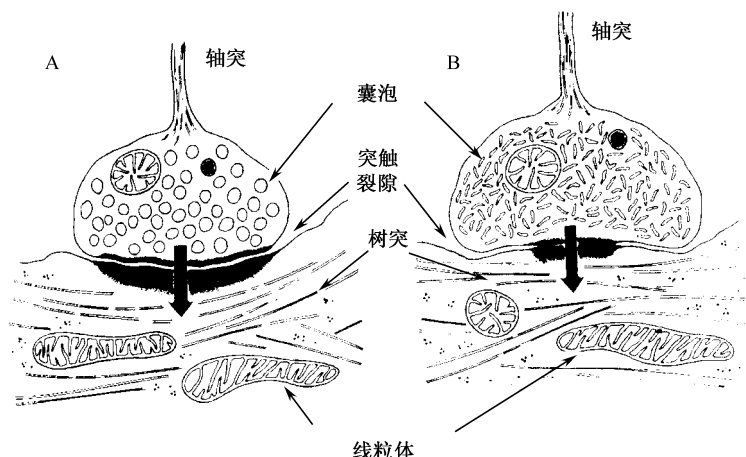


图 1.8 人脑皮层中主要两类突触

(A: 兴奋型, B: 抑制型; 在每幅图中, 轴突在上面, 树突在下面, 中间是突触裂隙, 粗箭头表示信息流动的方向从轴突到树突)

个球形的头（通常稍有畸变）和细圆柱形的颈。突触本身位于其头部，并且在一定程度上与这个细胞在其他位置发生的活动相分离。棘是一个相当精巧的结构，可以对输入信号进行更为复杂的处理。

不同的神经元有不同的发放模式。有些神经元的发放非常快，有些则很慢；有些神经元发放单个脉冲，有些则倾向于发放一串脉冲。在有些情况下，同一个神经元可以用以上两种方式中的任何一种发放，主要依赖于它的活动状态和当前的行为。

每个神经元对周围其他神经元输入信息的特定组合的反应通过其轴突上许多分枝以电脉冲形式传输到突触上，而这些电脉冲是以相同的模式被分布在不同的突触上，一个神经元在它的某个突触上接收到的信息与其他许多神经元接收到的是一样的。所有这一切表明：在某一时刻，不能仅单独考虑单个神经元，而必须考虑许多神经元综合的效果，也就是神经网络处理的效果。

目前动物脑中神经元行为研究通常采用三种方法：一种方法是用较细的电极获取最为详细的信息。这是通过一根尖端暴露的绝缘导线。将动物麻醉后，移去部分头骨，并将电极正好放置在神经组织内。由于脑中没有痛觉感受器，因而该电极并不会使动物感到痛苦。只要微电极的尖端离某个细胞非常近，它就可以在该细胞外探测到它在什么时候发放。它还能收集从较远的细胞传来的较为微弱的信号。将电极尖端沿它的长度方向在组织内移动，就可以一个接一个地检测神经细胞的活动。实验者可以选择将电极置于动物脑中位置，但从某种意义上说，它

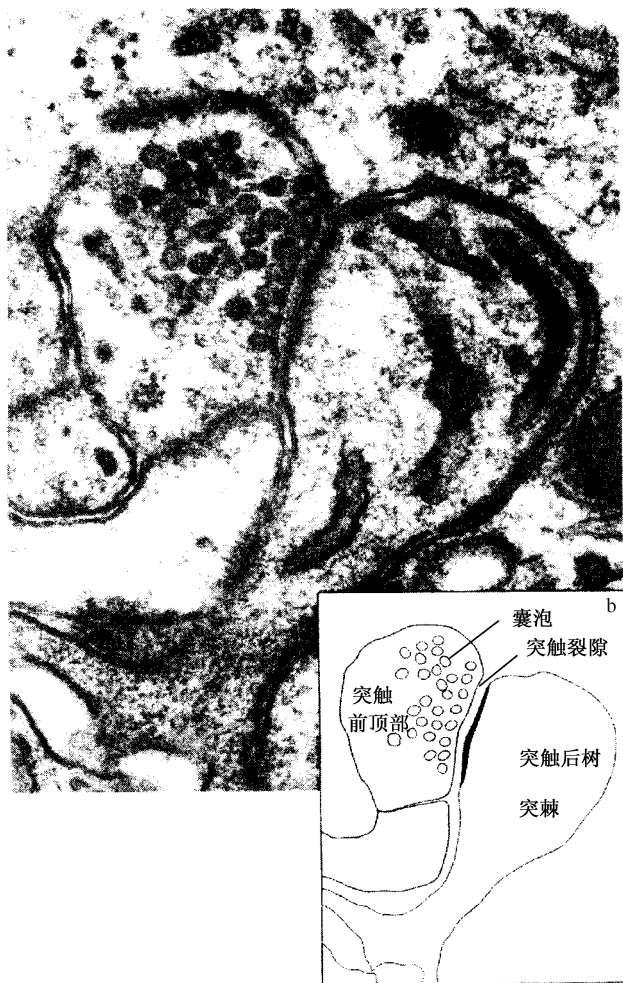


图 1.9 电子显微镜下观察到的一个突触附在一个棘上的超薄切片图像
(其中插入图粗略显示了大图中的主要元素)

记录的究竟是哪种类型的细胞完全要看运气了。现在人们常使用一组电极进行记录，这样就可以同时探测不止一个神经元的活动。第二种技术是对从动物脑中得到的一层很薄的神经组织的切片进行研究。在这里使用的电极是一种非常小的玻璃管，它的尖端逐渐变细。小心地放置电极使它的尖端刚好在一个神经细胞内部，这样可以得到关于该神经元活动的更为详细的信息。如果浸泡在合适的培养液中，脑片能维持许多小时。在脑片中很容易灌流不同的化学物质来考察它们对神经元行为的影响。在一定情况下，从非常年幼的动物的脑中提取的神经元能够

在碟子中生长并向四周扩展。这样的神经元在生长时会与周围临近的神经元接触。这种条件与活着的动物体的环境相差甚远，但它可以用来研究神经元内部连接的基本行为。这些连接的膜上有通道。当通道打开时，允许带电离子流过。第三种方法是当前研究单个离子通道中单个分子行为的称为“膜片钳”的技术（Ewin Neher 和 Ben Samann 因为发展并应用这项技术而荣获 1991 年诺贝尔奖）。这种方法使用了一种小型玻璃吸液管，它具有一个特殊的倾斜尖端，直径约 $1 \sim 2 \mu\text{m}$ ，能从类脂膜中吸起其中的一小片。如果运气好的话，这小片中至少会包括一个离子通道。经过电放大器及记录装置可对穿过该膜的电流进行研究。在这小片膜的两侧相关离子的浓度保持着不同的值。当通道打开时，即使只有很短暂的时间，也有大量带电离子奔涌穿过。这种汹涌的离子潮产生了可测量的电流。即使只打开一个通道也是如此。这样人们便可用它研究膜电压及其他方面的作用。

总之，目前各种研究脑神经系统的方法都有一定局限性，仅提供相当有限的信息，因此综合不同方法特点进行研究才有希望解开大脑的奥秘。

1.2 人工神经网络技术^[2]

神经网络是相互联系的神经元组成的集合，而且神经元几乎总是以一种复杂的方式连接在一起。此外，整个系统通常是高度非线性的。由前面知道，组成脑神经系统的神经元的主要作用是具有如下的特性：生物神经元工作于兴奋与抑制两种状态，超过神经元细胞膜静止电位阈值点就处于兴奋状态，否则处于抑制状态；具有多输入单输出的特点，神经元胞体上各种树突的突触面接受周围与之相连的神经元的电脉冲信息，在空间和时间上按叠加方式作用，经过内部复杂的求和处理后由本神经元的轴突传送到其他神经元；还有突触部分的连接强度可以调节。利用这些特性人们设计了人工神经元，并首次构成了各种人工神经网络，用来模拟生物神经网络实现各种信息的处理。

尽管对生物神经网络的研究因为手段的限制显得非常有限，但目前已经应用这种人工神经网络模型取得了很大的成功^[1~9]。例如，常见的传统神经网络有：霍普菲尔德神经网络、自适应线性神经网络（Adaline）、BP 神经网络、Kohonen 神经网络等；还有些特殊的神经网络模型如：细胞神经网络、协同神经网络、广义同余神经网络等；还有 20 世纪 90 年代开始研究的脉冲耦合神经网络（PCNN）。

霍普菲尔德网络是由霍普菲尔德（John Hopfield）在 1982 年提出来的，如图 1.10 所示。这是一个具有自反馈的简单网络，每一个小圆圈代表一个单元，连接被标志为突触，改变这些连接的强度可以使网络存储特定的记忆。每个单元只能有两种输出：-1（表示抑制）或+1（表示兴奋）。但每个单元具有多个输入。每个连接均被指派一个特定的强度。在每个时刻单元把来自它的全部连接的

效果总和起来。每个输入对单元的影响是将当前的输入信号（ -1 或 $+1$ ）与其相对应的权重相乘而得到的，如果这个总和大于 0 则置输出状态为 $+1$ （平均而言，当单元兴奋性输入大于抑制性输入时，则输出为正），否则就输出 -1 。这意味着一个单元的输出会因为来自其他单元的输入变化而变化。

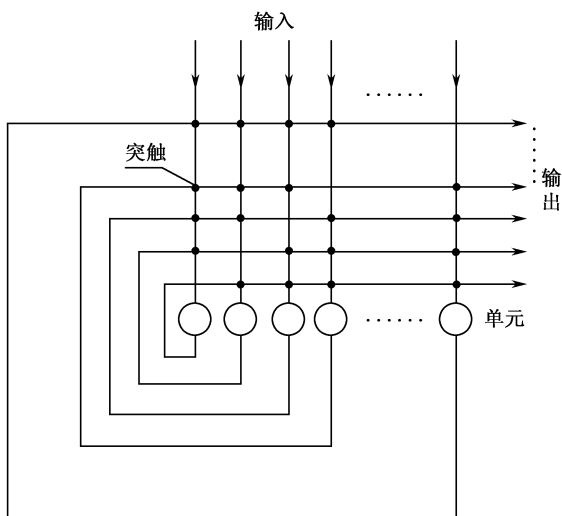


图 1.10 霍普菲尔德网络的连线示意图

计算将被一遍遍地反复进行，直到所有单元的输出都稳定为止。所有单元的状态并不是同时改变的，而是按随机次序一个接一个进行的。霍普菲尔德从理论上证明了，给定一组权重（连接强度）以及任何输入，网络将不会无限制地处于漫游状态，也不会进入振荡，而是迅速达到一个稳态。

霍普菲尔德网络中使用所谓的“赫布规则”来调节神经元之间的连接权重。这就是，如果两个单元具有相同的输出，则它们之间的相互连接权重都设为 $+1$ ；如果它们具有相反的输出，则两个权重均设为 -1 。大致地说，每个单元激励它的“朋友”并试图削弱它的“敌人”。

如果霍普菲尔德网络输入的是正确的单元活动模式，它将停留在该状态，因为此时给予它的就是答案。值得注意的是，如果仅仅给出模式的一小部分作为“线索”，它在经过短暂的演化后，会稳定在正确的输出即整个模式上。在不断地调节各个单元的输出之后，网络所揭示的是单元活动的稳定联系。最终它将有效地从某些仅仅与其存储的“记忆”接近的信息中恢复出该记忆。这开始与人的记忆略微有些相似了。

Adaline 网络是一个自适应线性神经元模型，是单输出的单层前馈网络，也

是使用有教师学习的一个较早的神经网络的例子，由威德罗（Bernard Widrow）和霍夫（M E Hoff）在1960年提出，称作Widrow-Hoff规则，也称作 δ 律。他们设计规则使得在每一步修正中总误差总是下降，这意味着随着训练过程网络最终会达到一个误差的极小值。神经网络训练过程为：当训练集的一个信号被输入到网络中，网络就会产生一个输出。这意味着每个输出神经元都处在一个特殊的活动状态。教师则用信号告诉每个输出神经元它的误差，即它的状态与正确之间的差异。 δ 这个名称便来源于这个真实活动与要求之间的差异（数学上 δ 常用来表示小而有限的差异）。这样网络的学习规则可以利用这个信息计算如何调整权重以改进网络的性能。

BP网络，也就是反传神经网络，它采用反传算法而得名，该算法也是有教师学习算法。但BP网络的单元输出不一定是二值的（即1或0，或者+1或-1），而通常在0到+1之间取值，这对应于神经元的平均发放率（取最大发放率为+1）。同样，每个单元对输入加权求和，但此时不再有一个真实的阈值，如果总和很小，输出几乎是0，总和稍大一些时，输出便增加，当总和很大时，输出接近于最大值。图1.11所示的S形函数（sigmoid函数）体现了这种输入总和与输出间的典型关系，如果将一个真实神经元的平均发放率视为它的输出，那么它的行为与此相差不大。这条看似平滑的曲线有两个重要性质：曲线本身是非线性的；曲线任意一点的斜率是有限的。这类似于真实神经元的活动，使得它能处理的问题比严格的线性系统更加广泛。

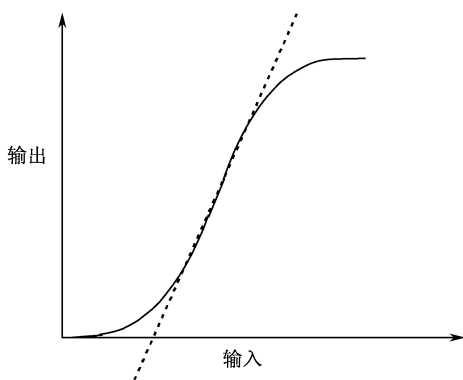


图1.11 神经网络中的一个单元的一条典型的输入/输出曲线

一个典型的BP反传网络通常具有：输入层、隐含层、输出层三个不同的单元层（见图1.12）。隐含层下接输入层上接输出层，它的每个单元并不直接和网络外部世界连接。最顶层是输出层。最底层的每个单元都与上一层的所有单元连接，中间层也是如此。网络只有前向连接，而没有侧向连接，除了训练以外也没

有反向的投射，它的结构几乎不能被简化。

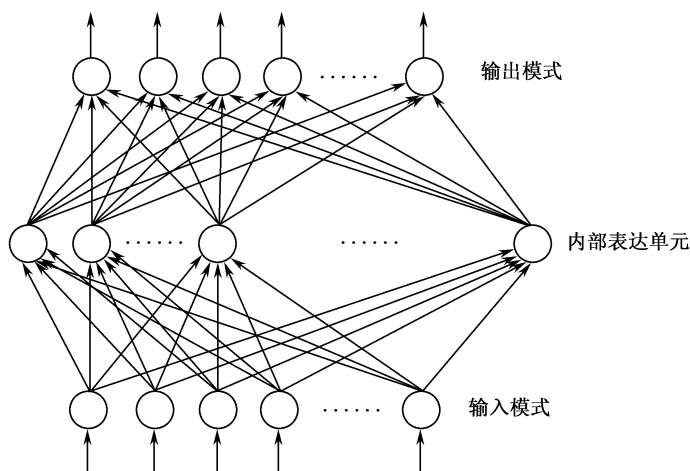


图 1.12 一个简化的多层神经网络

(每一个单元都与上一层的所有单元连接，这里没有侧向连接或反向连接，其中的内部表达式常被称为隐单元)

训练一个网络需要有供训练用的输入集合，称作“训练集”，训练集必须是网络在训练后可能遇到的输入的合适的样本。通常需要将训练集的信号多次输入，因而在网络学会很好地执行之前需要进行大量的训练，其部分原因是这种网络的连接通常是随机的。而从某种意义上讲，脑的初始连接是由遗传机制控制的，通常不完全是随机的。

训练开始的时候，所有的权重都被随机赋值，因而网络最初对所有信号的反应是无意义的。此后给定一个训练输入，产生输出并按反传训练规则调节权重。过程如下：在网络对训练产生输出以后，告诉高层的每个单元它的输出与“正确”输出之间的差，单元利用该信息来对每个从低层单元达到它的突触的权重进行小的调整，然后它将该信息反传到隐含层的每个单元。每个隐含层单元则收集所有高层单元传来的误差信息，并以此调节来自最底层的所有突触。

从整体上看，具体的算法使得网络总是不断调节以减小误差。这个过程被多次重复。当然，这个算法是普适的，可以用于多于三层的前向网络，经过了足够数量的训练之后网络就可以使用了。BP 算法是当前人工神经网络技术中最成功的学习算法，也是应用最为广泛的学习算法。它的成功之处在于使用了一个由输出层到输入层、再到隐含层逐层逆向传播偏差的误差校正公式，用来修改突触的连接强度或者说修改连接权值。

BP 网络所擅长的是处理那种规律隐含在一大堆数据中的映像逼近问题，特

别是处理那种通过学习自适应可调的实时性问题，如模式识别、图像分割、自适应模糊控制等。

除了前面介绍的 BP 网络等有监督的人工神经网络外，还有一种无监督的 Kohonen 网络^[1]，它是一种可以实现自学习、自组织的无监督人工神经网络模型。由生物神经系统理论可知：大脑通过感官所接受到的视觉、听觉等外界信息，是通过大脑皮层上的拓扑表象来实现认知过程的。例如，在听觉皮层上就可以分辨出对不同频率产生响应的神经元空间配置，这种空间配置按频率的对数方式安排，低频使皮层一端的神经元响应，高频则使另一端的神经元响应。

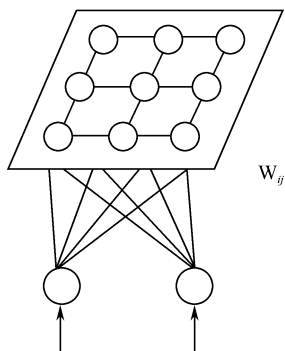


图 1.13 Kohonen 特征映像网络

Kohonen 将脑神经的这种空间结构映像外部复杂数据结构的方式用来进行矢量量化以压缩数据。因为大脑皮层的二维互联神经网络能表征外部世界高维信息，Kohonen 网络也是用一个格状平面网络来表征输入信息，如图 1.13 所示。所有输入都和网格上的每一结点相连，每一个网格结点都是输出结点，它们只和相邻的其他结点相连。

通过学习算法，使相邻近的结点表征出输入的不同类别特性，称之为特征映像。通过反复地将输入图样和存储在每一个结点上的矢量进行比较，如果输入与结点矢量相匹配，则用该结点处的映像区域来优先表征该类训练数据的特征。

由此可见，Kohonen 网络也适合图像分割、分类或者其他各种数据信息的分类分析。

上面简单介绍了传统神经网络的特点，显然这些网络一般都需要学习或者训练。尽管这些网络是根据生物神经元的主要特性而模拟的人工单神经元构成的人工神经网络，但它们与实际神经网络距离很大。例如，BP 网络和反传算法二者都在多处与生物神经网络原理相违背，另外，在构成人工神经网络时忽略了神经元具有的延迟特性，但真实神经元（其轴突、突触和树突）都存在不可避免的时间延迟和处理过程中的不断变化。而人工神经网络的大多数设计者都忽略了它们的作用，这显然是错误的，几乎可以肯定生物的进化就建立在这些改变和时间延迟上，并从中获益。总之，人工神经网络还有一段很长的路要走。尽管人工神经网络有这些局限性，它现在仍然显示出了惊人的完成任务的能力。整个领域内充满了新观点。

除了上面介绍的这些传统神经网络之外，还有一些比较新、比较特殊、应用比较广泛、研究比较多的人工神经网络。比如进行哺乳动物视神经系统研究，特

别是对猫的视觉皮层神经元脉冲同步振荡现象的研究,得到哺乳动物视神经网络数学模型,这就是脉冲耦合神经网络 PCNN。

参考文献

- 1 靳蕃. 神经计算智能基础原理方法. 成都:西南交通大学出版社, 2000
- 2 弗朗西斯·克里克. 惊人的假说——灵魂的科学探索. 汪云九等译. 长沙:湖南科学技术出版社, 2001.
- 3 Mark B J. A Multi-resolution Algorithm for Cytological Image Segmentation. Proceedings of The 1994 Second Australian and New Zealand Conference on Intelligent Information Systems. Australian, 1994;322~326.
- 4 Micheli-Tzanakou, Sheikh H, Zhu B. Neural Networks and Blood Cell Identification. J of Med Systems, 1997, 21(4);201~210.
- 5 Alberto Diaspro. Characterizing Biostructures and Cellular Events in 2D/3D (Using Wide-field and Confocal Optical Sectioning Microscopy). IEEE Engineering in Medicine and Biology, EMB-M, 1996, 2(1);92~100.
- 6 Fernandez G. A New Plant Cell Image Segmentation Algorithm. Proceedings of the 8th International Conference on Image Analyze and Processing. San Remo, Italy, 1995;229~224.
- 7 张玉兴, 彭清泉. 基于神经网络的超声医学图像自动分割. 电子科技大学学报, 1997, 26(4);362~365.
- 8 赵志钦, 王建国, 黄顺吉. SAR 图像的边缘检测方法研究. 电子科技大学学报, 2000, 29(3);225~228.
- 9 Fernandez G, Kunt M, Zryd J P. Multi-spectral Based Cell Segmentation and Analysis. Proceedings of the Workshop on Physics-based Modeling in Computer Vision, 1995;166~172.

第 2 章 PCNN 模型及其应用概述

2.1 PCNN 模型

从 20 世纪 90 年代开始,由 Eckhorn 等对猫的视觉皮层神经元脉冲串同步振荡现象的研究,得到了哺乳动物神经元模型^[1,2],并由此发展形成了脉冲耦合神经网络(PCNN)模型。该模型具有对图像二维空间相似、灰度相似的像素进行分组的特点,并能减小图像局部灰度差值,弥补图像局部微小间断,这是其他图像分割方法无法比拟的特点。PCNN 主要用于特征提取、边缘信息分析、图像分割、目标识别,其应用研究正在逐步深入。目前基于该 PCNN 模型的大型图像诊断系统、军事目标识别系统、图像分割和目标分类系统等正在进行研制中。

传统人工神经网络模型应用了生物神经元有限属性。但实际上生物神经系统的研究发现,神经元除了前面所述的工作于兴奋与抑制两种状态——超过神经元细胞膜静止电位阈值点就处于兴奋状态,否则处于抑制状态;还具有多输入单输出的特点,神经元胞体上各种树突的突触后接受周围与之相连的神经元轴突的突触前电脉冲信息,并在空间和时间上按叠加方式作用,经过内部复杂的求和处理后由本神经元的轴突传送到其他神经元;另外,突触部分的连接强度可以调节,其输入和输出之间还具有明显的非线性效应:所有神经元树突上突触后的输入并不是简单的以求和方式影响本神经元的脉冲发放,而具有非线性相乘的调制耦合特性,这些非线性特性都在生物神经系统试验研究中得到了进一步验证,是一种普遍存在的现象。若用电路理论来解释,神经元突触上离子通道的等效电导相互影响,并具有神经元电压依赖(压控)特性。

图 2.1 (a) 为一个神经元胞体和相邻神经元树突之间突触连接简单模型,这里为分析简化,忽略了轴突的功能。图 2.1 (b) 为相应等效电路模型框图,这里 E_m 为神经细胞固有电位,一般约为 -70mV 左右, $Y(t)$ 为神经元产生脉冲, E_s 为突触后固有电位,一般约为 $+20\text{mV}$ 左右, g_{m1} 、 g_{m2} 分别为细胞膜本身固有漏电导, $g_{s1} = F$ 、 $g_{s2} = L$ 分别为本神经元轴突的突触前、相邻神经元树突的突触后输入电导(离子通道传输电导), g_{12} 为连接距离(长度)电导,所有电阻(电导的倒数)在兆欧数量级,且 g_{12} 远远大于 g_{m1} 、 g_{m2} , C_1 、 C_2 分别为各自细胞膜等效电容,数量在纳法范围。

对图 2.1 (b) 电路,写出它的电压脉冲表达式如下

$$V' = MV + R \quad (2-1)$$