

神经网络 技术及应用

党建武
编著

中国铁道出版社

35/
TP/83
D23
铁路科技图书出版基金资助出版

神经网络技术及应用

党建武 编著

中 国 铁 道 出 版 社

2000年·北京

(京)新登字 063 号

内 容 简 介

神经网络是近年迅速发展的前沿性交叉学科。它是从向脑神经系统学习中获得前所未有的智慧源泉,创造能够自学习、自适应、高度智能的名副其实的新型电脑——神经计算机,从而把人类文明推到一个崭新的高度。

本书论述了神经网络的基本理论、方法、技术以及在铁路运输现代化中的应用。主要内容包括神经网络的计算机理、优化模型的建立以及在组合优化问题中的应用研究,神经网络的学习机理研究、模糊信息处理和模糊控制技术及满意解原理等。

本书可作为计算机信息处理、自动控制技术、人工智能、系统工程等专业高年级本科生、研究生教材,也可作为有关科技人员的参考书。

图书在版编目 (CIP) 数据

神经网络技术及应用/党建武编著. —北京:中国铁道出版社, 2000. 7
ISBN 7-113-03739-9

I. 神… II. 党… III. ①人工神经网络 ②人工神经网络计算机-计算机应用-铁路运输 IV. TP183

中国版本图书馆 CIP 数据核字 (2000) 第 23923 号

书 名: 神经网络技术及应用

作 者: 党建武 编著

出版发行: 中国铁道出版社 (100054, 北京市宣武区右安门西街 8 号)

责任编辑: 武亚雯

封面设计: 陈东山

印 刷: 北京市燕山印刷厂

开 本: 787×960 1/16 印张: 11 字数: 213 千

版 本: 2000 年 7 月第 1 版 2000 年 7 月第 1 次印刷

印 数: 1~1000 册

书 号: ISBN 7-113-03739-9/TP·444

定 价: 22.00 元

版权所有 盗印必究

凡购买铁道版的图书,如有缺页、倒页、脱页者,请与本社发行部调换。

前 言

20 世纪 80 年代中后期,在美国、日本等一些工业发达国家里,掀起了一股竞相研究开发神经网络以及建立在神经网络原理基础上的神经计算机热潮,这成为当今高科技领域中方兴未艾的竞争热点。

神经网络是发展非常迅速的交叉学科,它涉及到生物、医学、心理学、认知学、信息论、计算机、数学、物理和微电子技术等多种学科的综合性高科技。本书讨论了神经网络的系统理论、模型以及神经网络的应用,尤其是神经网络在铁路运输现代化中的应用,体现了作者的一些观点、方法及应用结果。

全书共分十章。第一章“绪论”中简述了神经网络的发展历史、现状和应用前景。第二章“神经网络的生理基础”从解剖学角度阐明脑神经系统的信息活动机理特征。第三章“前馈神经网络”讨论了感知机模型、BP 神经网络和竞争学习网络的理论和方法。第四章“Hopfield 网络”讨论了离散型和连续型 Hopfield 神经网络模型及其应用。第五章“随机神经网络优化理论”阐述了根据退火模拟建立起来的随机神经优化模型及其在解决 LSI/VLSI 布局中的应用。第六章“神经网络用于求解旅行商问题”讨论了利用神经网络的计算原理和方法求解中国旅行商问题(C-TSP)和多路旅行商问题(MT-SP),并给出了一些计算结果。第七章“神经网络用于求解铁路组合优化问题”讨论了神经网络求解铁路运输中的空车调度问题和列车编组计划问题,并建立了各种情况下的神经网络模型和给出了计算结果。第八章“模糊神经网络控制系统”阐述了神经网络用于控制系统中的有关概念、系统建模和神经网络参数优化等问题。第九章“FNN 在列车运行安全控制系统中的应用”讨论了将神经网络用于列车运行安全控制系统中的理论方法及实践的有关问题,并给出了仿真结果。第十章“模糊神经网络系统”介绍了模糊系统与神经网络相结合构成模糊神经网络系统,给出了模糊神经计算系统的体系结构和满意解输出原理、方法和应用。

作者自 1989 年起跟随我的导师、西南交通大学靳蕃教授从事神经网络系统理论及应用方面的研究工作,在本书的写作过程中,靳教授给予了系统的指导和建议,并且审阅了全文书稿,并且在模糊神经网络和满意解原理等诸多方面都吸收学习了靳教授的观点。衷心感谢靳蕃教授、兰州铁道学院班翼超教授、时天保教授向中国铁道出版基金委员会推荐本书。

在本书编写过程中,始终得到兰州铁道学院师生的鼓励、帮助,参加《神经网络与神经计算机研讨班》的老师、研究生给作者提供了许多有益的建议和资料。感谢我

的研究生王海起、张彩珍、张全新、宋平、闫光辉、许存禄等帮助作者输入文稿和校对等工作，对此表示衷心的感谢。

限于作者的水平有限，错误、遗漏以及不妥之处敬请各位同行、专家、读者不吝赐教。

作 者

2000年3月于兰州

第一章 绪 论

1.1 人工神经网络概述

在近代科学技术的发展过程中,人们通过仿生学的方法取得了很大的成就,像模仿蝙蝠的声纳定位方法研制出分辨率很高的雷达探测系统就是一个例子。仿生学的方法是一种有效可行的方法,人类在向鸟类学习飞翔时,不是机械地模仿鸟类展翅飞翔的方法,而是根据鸟类展翅在飞翔中能获得上浮力的基本原理,制造出比鸟类飞得更高的飞机,并在飞机的发展过程中,使飞机的某些性能,如飞行高度、航程和全天候能力等大大提高,远非原来的学习对象——鸟类所能达到。然而,从全面来比较,鸟类在视觉、听觉和飞翔的起落自如等方面,则比飞机要高超的多。

我们把存在于脑中的实际神经网络叫做生物神经网络(Biological Neural Networks,简称BN²),而把向生命学习,用电子方法、光学方法或其他生物物理化学方法仿照生物神经网络所构造出来的神经网络,称为人工神经网络(Artificial Neural Networks,简称AN²)。向生物神经网络学习的人工神经网络,并非(实际上也不可能)在全面指标功能上达到或超过它的学习对象,而是在了解和分析生物神经网络的结构、机理和功能的基础上,学习和实现那些人们所需要的智能,平常所称的神经网络指人工神经网络。

1.1.1 神经网络是当代信息高科技的竞争热点

20世纪80年代中后期以来,国际上以美国、日本为首的工业先进发达国家中,掀起了竞相研究开发神经网络,设计构造神经计算机的热潮。美国DARPA宣布投资4亿美元,执行一项8年神经网络计算机的研制计划。日本HFSP计划中投资7000万美元用于神经网络计算机的研究。1987年首届国际神经网络学术会议在美国加利福尼亚州召开,在会上成立了国际神经网络学会(International Neural Network Society,简称INNS)。接着在1988年,由当今世界著名的神经网络学家,即日本东京大学的Shunichi Amari(甘利俊一)教授,美国波士顿大学的Stephen Grossberg教授和芬兰赫尔辛基技术大学的Teuvo Kohonen教授,主持创办了世界上第一份神经网络杂志《Neural Networks》。随后,国际电气工程师与电子工程师学会(IEEE)也成立了神经网络协会并出版神经网络刊物。

我国于1986~1988年在北京召开了有关神经网络的三次专门学术会议,1989年

10 月在北京由中国自动化学会主持召开《神经网络及其应用学术讨论会》，1989 年 11 月由华南理工大学和西南交通大学等主持召开《第一届全国信号处理——神经网络学术会议》。1990 年 12 月，由我国八个学会（即中国电子学会、计算机学会、人工智能学会、自动化学会、通信学会、物理学会、生物物理学会和心理学会）联合在北京召开“中国神经网络首届学术大会”。这个空前的盛会，以“八学会联盟，探智能奥秘”为主题，收到了来自各方面的论文 300 余篇，从而开创了我国神经网络研究的新纪元。目前每年都召开一次中国神经网络学术大会，已有九次全国性的神经网络学术会议在北京、南京、西安、武汉、成都和汕头等地召开，全国有 15 个一级学会联合起来（除上面八个学会外，还有中国电机学会、光学学会、中华医学会、运筹学会、电工学会、数学学会、生物医学工程学会），向着“携手探智能，联盟攻大关”的宏伟目标，迈开新的一步。而且国家攀登计划、国家“八六三”高技术计划和国家自然科学基金等项目计划中，都给予人工神经网络的研究以巨大的支持。

目前，国际和国内的学术刊物上涌现出大批神经网络学术论文，在神经网络这个涉及多种学科的新的科技领域中，吸引了众多的科学家，大量的有关神经网络机理、模型、算法、特性分析以及建立在神经网络原理基础上的神经计算机 (Neurocomputer, 简称 NC)，成为当代高科技领域中方兴未艾的竞争热点。神经网络技术的开发越来越受到众多专业领域的科学家和工程技术人员的关注和重视。美、日、德、英等国家，为争夺这座人类迄今尚未攀登的智能科学高峰，抢占 21 世纪科技竞争的制高点，在神经网络理论和应用方面投入了大量的人力和资金。

1.1.2 神经网络的基本原理

近代神经解剖学和神经生物学的研究表明，表征人类无比精巧奥妙的大脑神经系统，并没有像传统 Von Neumann 型计算机那样有一个集中的 CPU，而是由多达 $10^{10} \sim 10^{11}$ 个神经元 (Neuron) 构成，而每个神经元与 $10^3 \sim 10^5$ 个其他神经元以某种形式相互联系，这种联系的部分称为突触或神经键 (Synapse)。神经元之间连接的强弱可随外部的激励信号自适应地变化，每个神经元所处的状态（兴奋或抑制）随着其输入信息的某种方式综合而变化。大脑的学习过程就是神经元之间的连接强度随外部激励信息自适应的调整过程。这就是一般神经网络通用建模方法的生物学依据，在建模过程中，先构筑合适的网络结构，固定处理单元（神经元）的数目，然后通过不断改变神经元（处理单元）间的连接强度来对网络进行训练，优化网络性能，最终实现网络的应用目标。

图 1.1.1 (a) 表示生物神经元的基本结构，它包括进行信息处理活动的细胞体、传递活动电位所携带信息的轴索、将信息传至另一神经元的突触和接受其他神经元传递来的信息的树突。图 1.1.1 (b) 表征与生物神经元等效的系统模型。

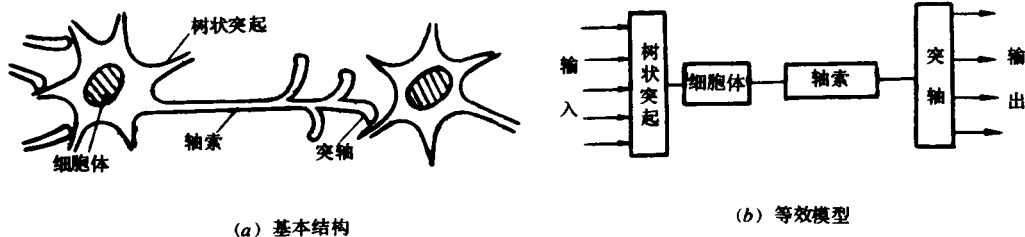


图 1.1.1 神经元模型

研究表明,神经元具有兴奋和抑制两种状态,只有当所有外来刺激(即输入)作用之和超过某一阈值后,神经元由抑制变为兴奋,并输出电位脉冲。因此,1943年美国心理学家 McCulloch 和数学家 Pitts 提出了如图 1.1.2 所示的神经元模型,称为 MP 模型。设神经网络由 N 个神经元组成,某种神经元 i 在 $(t+1)$ 时刻的输出 $y_i(t+1)$ 可表示为

$$y_i(t+1) = \text{sgn}\left(\sum_{j=1, j \neq i}^N w_{ij}x_j(t) - \theta_i\right) \quad (1.1.1)$$

式中 x_j 为神经元 i 的第 j 个输入,即为神经元 j 的输出; θ_i 为神经元的阈值; w_{ij} 为神经元 i 与神经元 j 间的突轴连接强度(或称为连接权)。 $\text{sgn}(\)$ 为符号函数。

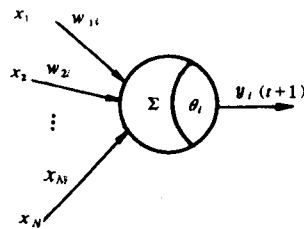


图 1.1.2 神经元 MP 模型

除了这种离散型阈值模型外,还有连续型神经元模型、概率型神经元模型等。根据不同的拓扑结构、工作原理、功能特性等要求,可以由简单的人工神经元构成多种多样的人工神经网络:

- 按拓扑结构,可以分为全互连型、层次型、混合型和区组设计型等;
- 按信号的形式,可以分为离散型、连续型和混合型;
- 按信息流向,可分为前向型、反馈型和混合型;
- 按神经元间工作节拍,可分为同步式和异步式;
- 按网络参数统计特性,可分为确定型和随机型;
- 按网络学习方法,可分为有教师指导型和无教师指导型;
- 按实现手段,可分为电子式、光学式和光电混合式等。

目前有许多神经网络模型,它们从不同的方面模拟了人脑的功能。

1.2 神经网络信息处理的特征及应用

由于神经网络是按生物神经网络的结构和机理构造出来的,所以它能显示出比传统的按预程序串行集中处理的 Von Neumann 计算机所不曾具有的重要特征。概括

起来,有如下四个主要方面。

(1) 巨量并行分布处理:信息的处理依靠结构简单且相同的大量神经元同时协同作用来完成,信息的存储和学习功能则依靠它们之间的突轴连接强度的变化来实现,这就是所谓连接主义(Connectionism)的信息处理方法,并使处理速度大大提高。

(2) 信息处理单元和信息存储单元合二而为一:Von Neumann 计算机每个存储器的地址和存储器的内容是分开的,而神经网络则是两者合在一起的,由改变连接权值来进行控制,这就能按内容记忆联想。

(3) 具有自组织、自学习、自适应的能力:它不是被动的执行预先编好的程序,而是根据环境条件的变化或人为的学习来自行调节权值。使网络的行为适应于规定的任务。

(4) 它能处理模拟的、模糊的和随机的信息:它不像 Von Neumann 计算机那样求得精确到若干位的精确解,而是迅速给出能解决问题的满意解输出。

其次还有:非线性运算、规模效应、弹性结构、分散处理、高度集成等。概括起来和现行计算机比较,神经网络突破图灵模型确定性算法解决模拟、模糊和随机问题的求解方法,突破处理信息和存储信息分离的传统方式,突破逐步推理运算追求精确解的目标,寻求人脑信息处理惯用的满意解的有效方法。

由于神经网络具有类似于人脑神经系统智能活动的特征,它在许多智能信息处理领域中显示出威力,这些领域有:

(1) 模式识别 如图象识别、语音识别及雷达声纳一类目标识别等。

(2) 信号处理 如特征提取、噪声抑制、数据压缩、自适应均衡、自适应滤波、话音插空、预测估值、自适应控制等。

(3) 判识决策 如模糊评判、系统诊断、差错控制、加密破译、市场分析等。

(4) 实时优化控制 如机器人控制系统、列车自动驾驶、智能计算机实时信息处理、驼峰速度自动控制等。

(5) 组合优化 如 TSP 解法,任务分配、货物调运、组合编码、路由选择,以及线性规划和图论中各类问题的解法等。

(6) 知识工程 如知识表达、专家系统、自然语音处理和实时翻译系统等。

不难看出,上述这些应用领域与铁路科学技术的发展紧密相关,并且预示着神经网络与神经计算机的开发研究,将为铁路运输现代化带来新的活力和前景。

1.3 Von Neumann 机与人脑的比较

研究人脑神经的结构特点和活动机制,并在此基础上仿造出人工神经网络和神经计算机,绝对不是要否定和取代传统计算机在精确数值计算方面的巨大优势,而是作为应用于模式识别、组合优化和决策方面的扩展和补充,考虑到人类日常生活和工作

中绝大多数情况下要处理的都是模拟的、模糊的和随机的信息，因此这种扩大和补充带来的效益是及其巨大的。

表 1.3.1 传统计算机与人脑的比较

比 较 内 容	传 统 计 算 机	人 脑
基本单元	半导体元件	神经细胞
单元数目	$10^5 \sim 10^7$	$10^{10} \sim 10^{11}$
信号形式	电脉冲	活动电位
动作速度	$10^{-9}s$	$10^{-3}s$
记忆容量	10^{10}bit	$10^{13} \sim 10^{20} \text{bit}$
记忆形式	按地址记忆	按内容记忆联想
理论操作能量	$4 \times 10^{-13} \text{J}$	$3 \times 10^{-10} \text{J}$
故障率	5×10^{-22}	5×10^{-21}
信息处理方式	数字集中处理	模拟分布处理
系统结构	串行处理	并行处理
抗干扰性	低	高
容错能力	弱	强
制造方法	硬件+软件	遗传因子+自组织
信息的再现性	完全	不完全
工作方式	被动执行已编程序	主动学习创新
睡眠	不需要	不可少
能力擅长	高精度数值计算	模式识别、模糊判识
信息加工方式	形式逻辑思维为主	形象思维为主
发展年代	半个世纪	数十万年

从表 1.3.1 中可以看出，在那些需要根据逻辑推理进行精确计算的场合，传统计算机能比人脑更有成效的工作，而在那些根据多种因素和经验作出综合判断，以求得某种满意解的场合，人脑要比传统计算机强得多。

为了加速神经网络信息处理方法和神经计算机的发展，应集中精力完成下列工作：

(1) 解决神经网络的建模和特性分析问题，其中包括探讨神经网络的拓扑结构、动态特性、稳定性、收敛性、混沌性和容量分析、延时分析、计算复杂性等。

(2) 解决神经计算机的软件模拟实现和硬件实现问题，为开发具有一定通用特性的各类神经计算机创造条件，其中包括神经计算机的体系结构、并行算法、神经网络信息处理软件、专用加速板、硅处理器实现、光学实现和光电混合实现等。

(3) 神经网络与神经计算机在各专用领域中的应用。在这方面有许多工作要进行，一般情况下在实时性要求不太高的场合，可以利用软件模拟的方法（包括加速板）在现行 Von Neumann 机上进行，对那些实时性强的信息处理问题，则宜用硬件方法来解决。

第二章 神经网络的生理基础

2.1 大脑信息处理基础

大脑是由多个神经元 (Neuron) 构成的大规模网络。本节以脑神经系统的结构为基础, 说明其基本结构特征, 以及神经元间的相互作用。

2.1.1 脑神经系统的结构

生物的脑神经系统自生命的诞生以来, 经历了几十亿年漫长的进化历程。大脑的发达导致了高等动物的出现。其后, 大约在 200 万年前, 由于人类直立行走的缘故, 使得大脑更加发达, 终于具有高度的智能。

人脑从外部观察, 可分为左、右两个半球, 称为大脑, 其后部的一小块称为小脑。大脑担负认知、语言、记忆等高等功能, 与大脑密切联系的小脑则担负高级运动控制等功能。大脑和小脑的表面覆盖有一层脑皮质, 下面连接有众多的神经纤维。

神经纤维是构成人脑的重要组成部分, 它在脑与感觉器官和运动器官之间起联络作用。其中, 从末梢感觉器官的信息传向中枢的神经称为上行性 (或称为求心性) 神经。这里所指的末梢感觉器官包括: 视、听觉器官, 肌肉等运动器官和胃肠等消化器官。将中枢的信息传向末梢器官的神经称为下行性 (或称远心性) 神经。人的听觉神经纤维约有 10 万条, 视觉神经纤维则约有 100 万条之多。

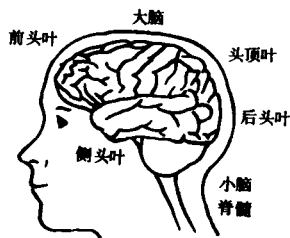


图 2.1.1 人脑

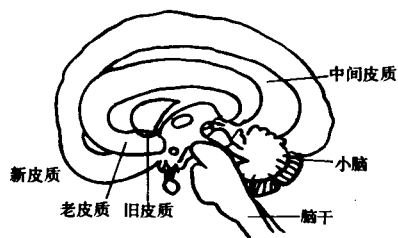


图 2.1.2 人脑的新皮质、老皮质和旧皮质

根据神经生理学的研究, 人脑的皮质按进化的顺序可分为旧皮质、老皮质和新皮质等自里向外三层, 这三层皮质分别担任人类神经系统的三种功能, 即食欲、逃走等本能功能, 愉快、不安等情绪功能以及认知、随意运动等高级功能。其中, 旧皮质以具有嗅觉处理的嗅皮质为代表, 老皮质以海马皮质为其代表。哺乳类高等动物, 尤其

是猿猴和人等灵长类动物的新皮质特别发达，并分为前头叶、头顶叶、后头叶以及侧头叶四个大区域。新皮质和老皮质之间称为中间皮质。如图 2.1.1 及图 2.1.2 所示。

2.1.2 神经元

神经系统是一个有序组织和相互作用的群体。例如，人类的中枢神经系统，包括脊髓和脑大约 10^{10} 至 10^{12} 个神经元组成。这些神经元被组织成大约 1 000 个模块（或模块 modules），每一个模块含有约 500 个神经网络，每一个神经网络又有大约 100 000 个神经元连接而成。

神经元即神经细胞，是神经系统的基本单元，复杂的神经网络是各种类型的神经元按不同的结合方式构成的。通过神经元的可塑特性，将使人脑具有学习、记忆和认知等各种智能。

人脑神经元有许多不同的类型。就其共性而言，神经元有三个部分组成：树突、细胞体和轴索，如图 1.1.1 (a) 所示。

树突 作为神经元的信息接受器，树突接受并解释来自别的细胞轴突的化学信息。这些化学信息，或刺激（激励）、或抑制一个树突。一旦树突接受了一定的信息组合，它就向细胞体发出信号。

细胞体 作为神经元的控制中心，细胞体响应并解释来自各个树突的信息，然后通过轴索输出信息。

轴索 作为神经元信息的传送者，轴索把称之为动作电位的信号传送出去，解放化学物质去激励或抑制相邻神经元的树突。一个神经元的轴索可以分支伸延，与数百个别的神经元以及不同类型的神经元的连接状态也不同。

单个神经元的操作是简单的，这表明智能或信息并不是存储在单个神经元中。人脑的智能存在于神经元相互连接之中，存在于网络神经元相互作用之中。即智能是分布式地存在着，主要存在于神经元之间的连接模式和连接强度之中。

一个脊椎动物的典型神经元，其轴索可以长 1cm，有的却可长达 1m 多；其终端可以有多达近千的分支，连向近千个神经元。另一方面，围绕着神经元像树枝状的树突，一个神经元可以接受几十、几百甚至几千个别的神经元送来的信号。这就表现出大规模的并行性，它可以完成大量信息的大规模并行处理。

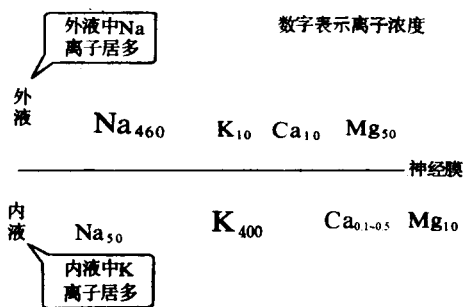


图 2.1.3 长枪乌贼神经膜内、外液的离子构成

2.1.3 神经膜等效电路

在神经膜一级，隔在神经膜两侧的细胞内液、细胞外液的离子构成具有很大的差异，这一现象在外部表现为生物

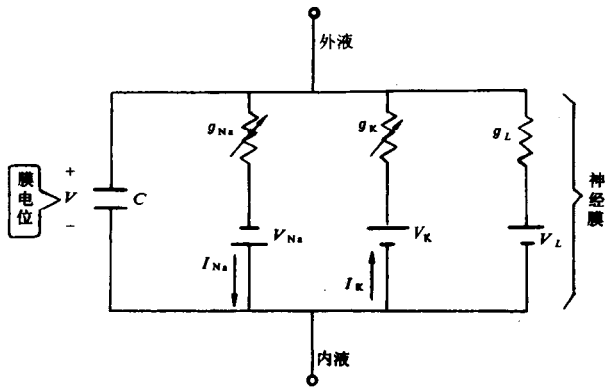


图 2.1.4 神经膜电路模型

的非平衡性。图 2.1.3 所示的长枪乌贼神经膜内、外液的离子构成，在细胞外液中 Na^+ 居多，而在细胞内液中 K^+ 居多。而且在外液中有很多二价阳离子 (Ca^{2+} , Mg^{2+})，在神经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，所以神经膜的电气现象主要由上述的阳离子决定。

从微观上看，神经膜以及生物膜的结构是由脂肪分子二重膜

重叠构成的。在这种脂质二重膜中，埋藏着蛋白质形成的离子通道，它可使特定的离子穿过其中，这样的神经膜，可由图 2.1.4 所示电路来表示。

该电路由 4 条支路构成：电容支路；钠电流支路；钾电流支路；漏电流支路。电容支路对应着脂质二重膜。钠电流支路及钾电流支路分别对应着钠离子通道及钾离子通道的集合。

因为在外液中钠离子居多，有流向细胞内的趋势。另外，内液中钾离子居多，有流向细胞外的趋势。这可用图 2.1.4 所示的钠平衡电位 V_{Na} 及钾平衡电位 V_{K} 表示。

神经膜的基本特性—非线性特性起因于钠电导 g_{Na} 、钾电导 g_{K} 及漏电导 g_{L} 这些非线性时变元件，它们随膜电位的变化而变化。

神经膜当中，通常 $g_{\text{K}} > g_{\text{Na}}$, g_{L} 。钾平衡电位 V_{K} 保持在接近 -60mV 水平上。这里的膜电位是神经生理学当中最重要的状态变量。图 2.1.5 表示了以神经膜外液电位为基准神经元的内部电位。

将 -60mV 的电位称为静止电位。依此为基准，膜电位向正负方向发生变化时，分别称之为脱极化与过极化。

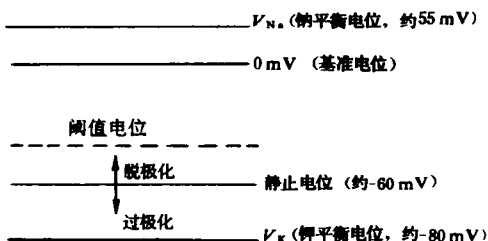


图 2.1.5 静止电位与脱极化、过极化

处于静止状态的神经膜，对于图 2.1.6 所示的激励信号，呈现出非线性的响应。即对超过阈值的激励信号才产生动作电位（Action potential）或称为神经脉冲（Neuronal Impulse）。神经脉冲的振幅一定，宽度约为 1ms，与数字电路脉冲相比，速度是相当低的。

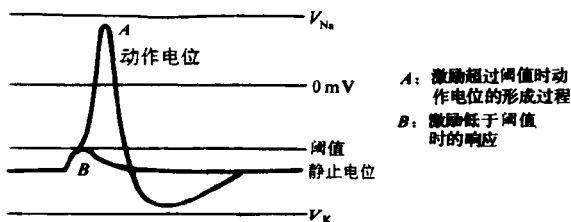


图 2.1.6 神经膜中活动电位生成的非线性过程

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，这是一种主动的非线性现象，而且在动作电位生成之后，阈值变得比通常情况要大，使得下一个活动电位难以产生，这一期间称为不应期。

2.1.4 H-H 神经元细胞等效方程

对生物的研究，主要由观察、解剖、实验所进行的研究，也可以以数学为工具进行分析研究。A. L. Hodgkin 与 A. F. Huxley 因 1952 年建立了神经元细胞非线性动力学微分方程式而获得诺贝尔生物学奖。在欧美，Hodgkin-Huxley (H-H) 方程式非常有名，日本东京大学的合原一幸对此方程式进行了长达 7 年的解析，得到了很多有意义的结果。

H-H 方程式是具有四个变量的非线性微分方程式，由 (2.1.1) 式至 (2.1.4) 式表示。

$$I = C \frac{dV}{dt} + \bar{g}_{Na} m^3 h (V - V_{Na}) + \bar{g}_K n^4 (V - V_K) + \bar{g}_L (V - V_L) \quad (2.1.1)$$

$$\frac{dm}{dt} = (S_m(V) - m) / T_m(V) \quad (2.1.2)$$

$$\frac{dh}{dt} = (S_h(V) - h) / T_h(V) \quad (2.1.3)$$

$$\frac{dn}{dt} = (S_n(V) - n) / T_n(V) \quad (2.1.4)$$

式 (2.1.1) 至式 (2.1.4) 中， V 为膜电位 (mV)， m 为钠的活性化系数 ($0 < m < 1$)， h 为钠的非活性化系数 ($0 < h < 1$)， n 为钾的活性化系数 ($0 < n < 1$)， t 为时间 (ms)， I 为膜电流 ($\mu A/cm^2$)。常数分别为

$$\begin{aligned} C &= 1 \mu F/cm^2 & \bar{g}_{Na} &= 120.0 ms/cm^2 \\ \bar{g}_K &= 36.0 ms/cm^2 & \bar{g}_L &= 0.3 ms/cm^2 \\ V_{Na} &= 55.0 mV & V_K &= -72.0 mV \end{aligned}$$

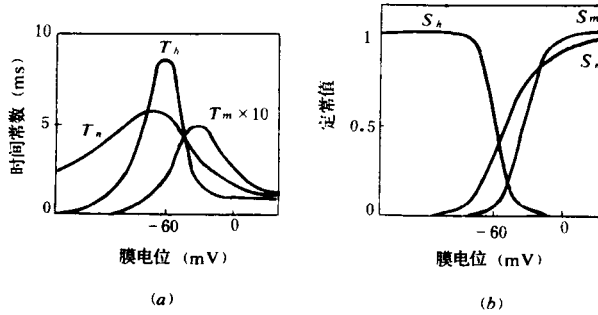


图 2.1.7 H-H 方程式的参数与膜电位的依赖关系

$$V_L = -49.387 \text{ mV}$$

式(2.1.1)中的 $\bar{g}_{Na}m^3h$ 及 $\bar{g}_Kn^4$ 分别与图 2.1.4 中的 g_{Na} 、 g_K 对应。式(2.1.2)至式(2.1.4)中的 S_k (V) 及 T_k (V) ($k=m, h, n$) 分别表示当膜电位为 V 时, 变量 k 的定常值及随时间变化的时间常数, 如图 2.1.7 所示。

从图 2.1.7 可以看出, m 变量变化的时间常数 T_m 比 T_h 、 T_n 小至 1/10 左右, 因此, m 随时间的变化要比 h 、 n 快得多。另外, 图 2.1.7 (b) 的 S_m 、 S_h 、 S_n 对膜电位 V 的依赖关系分别与动作电位生成过程中起初是 g_{Na} 的增大, 继而是 g_{Na} 的减少及 g_K 的增大这一过程相对应。即当给定一个电流激励时, 时间常数小的 m 迅速增大, 形成脉冲的上升沿。由于 h 、 n 时间常数大, 延迟一段时间后 h 减少, n 增大, 从而形成脉冲的下降沿。由 H-H 方程式可以定量地再现图 2.1.6 的活动电位的生成过程。图 2.1.8 为数值分析的一个例子。

2.2 人脑的信息处理

计算机视觉领域的著名理论学家 D. Marr 曾经提出, 对于复杂的信息处

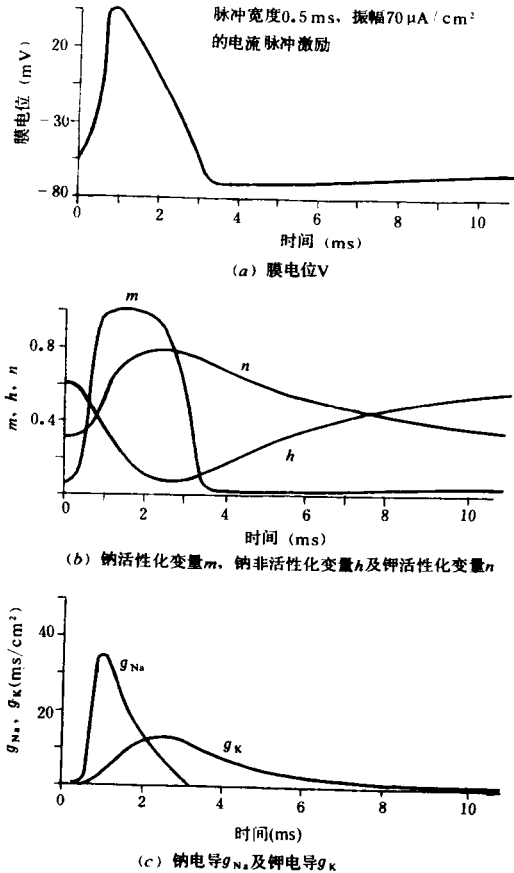


图 2.1.8 H-H 方程式的数值解

理系统，可以从下面三层来理解和研究：

- (1) 抽象的计算理论；
- (2) 输入输出的表现和变换算法；
- (3) 物理实现。

对于人脑功能的理解和研究可类似地分为：神经生物学的理解、算法的理解和信息系统的理解三个方面。

2.2.1 神经生物学的理解

人脑功能的研究的最低层次是脑的基本单元，即神经元的研究，其次是对整个神经系统的研究。对脑进行神经生理学研究在科学实验方面虽做了大量的研究工作，但对人脑活动的观测和研究是十分困难的。为此，还必须从算法和信息系统的角度进行协调。

2.2.2 算法的研究

这方面的研究是利用计算机模拟的方法，构筑基于生理学知识或认知心理学知识的脑模型，并由模拟实验得到与脑相同的性能。

2.2.3 信息系统的研究

人脑作为一个智能的信息处理系统，有其固有的特征，主要有如下四个方面。

第一个特征是并行分布处理的工作模式。实际上，单个神经元的信 息处理速度是很慢的，每次约 1ms，比通常的电子器件要慢几个数量级。每个神经元的处理功能也很有限，估计不会比计算机的一条指令更复杂。但人脑对某一复杂过程的反应却是很快的，一般只需几百微秒。例如，要判定人眼看到的两个图形是否一样，实际约需 400ms，而在这个处理过程中，与脑神经系统的一些主要功能，如视觉、记忆、推理等都有关。按照上述神经元的处理速度，如果采取串行工作模式，就必须在几百个串行步内完成，这实际上是不可能办到的。因此，只能把它看成是一个由众多神经元组成的超高密度的并行处理系统。

脑信息处理的第二个特征是神经系统的可塑性和自组织性。例如，人的幼年时期，约 9 岁左右，学习语言的能力十分强，说明在幼年时期大脑的柔软性和可塑性是特别良好的。从生理学的角度看，它体现在突触的可塑性和连接状态的变化，同时还表现在神经系统的自组织特性上。例如，当给小猫看一个圆球，在猫的视觉中枢的若干个神经细胞就会对“圆球”有所反应，其结果将使得连接这些细胞的突触结合强度增强。如此重复多次，这些神经细胞对“圆球”的反应就会比以前灵敏，这说明视觉神经系统有可塑现象，也说明大脑功能既有先天的制约因素，又可通过后天的训练和学习而得到增强。神经网络的学习机制就是基于这种可塑现象，并通过修正突触的结合强度

来实现的。

脑信息处理的第三个特征是它具有很强的系统性。即对于神经系统的研究必须从复杂的大规模系统的角度进行理解,单个的元件(例如神经元)的功能,不能体现作为全体宏观系统的功能。实际上,可以将大脑的各个部位看成是一个大系统中的许多子系统。各个子系统之间具有很强的相互联系,一些子系统可以调节另一些子系统的行为。例如,视觉系统和运动系统就存在很强的系统联系,可相互协调各种信息处理功能。

脑信息处理的第四个特征是系统的恰当退化。根据神经生物学知识,人每天平均约有 40 万个神经细胞死亡。但认知功能并不会出现突然的降低。神经系统由于疾病或脑损伤,其功能将随着损伤的神经元数目的增加而逐渐变坏。但并不会因为某个神经元的损坏,使得某一特定的认知功能丢失。这说明,信息的存储和表示是分布式的,具有很强的容错能力,即信息不是存储(记忆)在单个神经元内,而是分布存储于整个神经网络中,并体现在神经元之间突触的结合强度上。这样当少量的神经元受到损伤时,通过自组织功能,其他神经元组成的总体模式将使网络总体功能继续有效。

2.3 大脑模型

2.3.1 大脑的模型化研究方法

通过前面的学习,我们对神经元的理解已有了相当的深度,同时也积累了神经网络方面的一些知识。另外,大脑所具有的诸如模式识别、立体视觉、语音识别、联想记忆、推理方面的能力亦广为人知。脑的模型化研究方法被认为是联结这二者的桥梁。以脑神经科学的成果(分析研究的成果)为基础,建立神经元,神经网络乃至学习、自组织过程的数学模型。通过对模型的理论分析探明大脑信息处理的奥秘。这种方法被称为“合成分析法”(Analysis by Synthesis)。

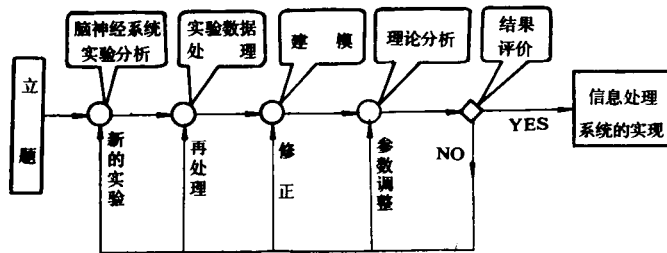


图 2.3.1 脑研究的合成分析法

应用合成分析法的研究过程如图 2.3.1 所示。这是一个不断反馈的过程。通过不断修改完善,我们可以得到期望的结果,直至最后用工程方法实现我们期望的信息处理系统。