

机械工程中的 神经网络方法

谢庆生 尹健 罗延科 编著



机械工程中的神经网络方法

谢庆生 尹 健 罗延科 编著



机械工业出版社

本书系统介绍了人工神经网络典型模型的原理和算法,在此基础上重点介绍了人工神经网络在机械设计、机械结构优化设计、机械制造工艺和设备及表面处理中的应用。为了实现神经网络算法的可操作性,本书还专门介绍了 Matlab 语言的程序设计,以及基于 Matlab 语言的神经网络工具箱。本书通过对基础理论、实际应用及计算机实现三个既独立又相关方面的详细介绍,使读者对神经网络及其在机械工程中的应用有一个较为全面的了解,具有很强的实用性。

本书可作为机械设计、机械制造及计算机应用等相关专业的工程技术人员、科研人员以及高年级本科生、研究生的一本实用工具书。

图书在版编目 (CIP) 数据

机械工程中的神经网络方法/谢庆生等编著. —北京:
机械工业出版社, 2003.1
ISBN 7-111-11607-0

I. 机… II. 谢… III. 人工神经元网络—应用—
机械工程 IV. TH-39

中国版本图书馆 CIP 数据核字 (2003) 第 006093 号

机械工业出版社 (北京市百万庄大街 22 号 邮政编码 100037)

责任编辑: 曾 红 版式设计: 张世琴 责任校对: 魏俊云

封面设计: 张 静 责任印制: 闫 焱

北京京丰印刷厂印刷·新华书店北京发行所发行

2003 年 3 月第 1 版·第 1 次印刷

1000mm×1400mm B5·8.875 印张·343 千字

0 001—3 500 册

定价: 26.00 元

凡购本书, 如有缺页、倒页、脱页, 由本社发行部调换

本社购书热线电话 (010) 68993821、88379646

封面无防伪标均为盗版

前 言

人工神经网络的研究至今已有 60 年的历史,其发展过程曲折起伏。自 20 世纪 80 年代中期以来,人工神经网络引起了国内机械工程领域广大科研人员的浓厚兴趣,并进行了大量研究工作。目前,人工神经网络的理论和应用研究工作方兴未艾,每年有大量研究成果问世,发表的论文数以千计,其应用领域极为广阔,几乎涉及到机械工程领域的各个方面。

人工神经网络能够在机械工程领域获得广泛应用,是神经网络模仿人脑结构及智能行为,以及大规模并行处理、容错、自组织和自适应能力及联想功能等特性决定的。作为一种新颖的建模工具,人工神经网络不像专家系统那样需要事先建立知识库,知识的获取只需足够的训练样本,训练合格的网络将知识存储在权系数中;人工神经网络能够模拟现实系统复杂的输入输出关系,具有很强的非线性建模能力;人工神经网络具有良好的容错性能,在局部结点或连接失效、部分规则不掌握的情况下,仍能正常工作等等。所有这些特点,都是处理机械工程领域各种不同建模必须的特性。

面对浩如烟海的国内外大量文献,我们从中提取了神经网络在机械设计、机械结构优化设计、机械制造工艺及设备、摩擦学及表面处理等方面的若干应用实例,其中一些内容是我们这几年应用研究的成果,以及近几年给研究生授课时的一些心得。我们希望,通过本书理论和应用部分的学习,使读者能够掌握人工神经网络在机械工程各领域的应用方法和思路,为解决读者工作中遇到的复杂系统建模技术起到举一反三的效果。

本书的特点:一是在基本原理方面力求深入浅出,通俗易懂。对于理论及概念,避免繁锁的数学分析,使广大读者不致于望而生畏,易于理解;二是把神经网络的计算机实现作为一个重要部分来介绍,使读者在读完理论和应用部分之后,能基本掌握神经网络计算机实现的方法和技巧。

本书共分九章,第 1 章是神经网络概论,介绍了人工神经网络的发展概况,生物与人工神经元的特性;第 2 章是人工神经网络的学习规则,介绍了几种常用的神经网络学习算法及学习规则;第 3 章是常用神经网络的基本模型原理,介绍了几种常用的神经网络拓扑结构,各类型网络计算原理及方法;第 4 章是神经网络的组织,介绍了如何组织神经网络、建立网络时参数的选择、实验数据的准备、网络的测试;第 5 章是神经网络在机械设计中的应用,介绍了齿轮、凸轮、螺栓联接方面的应用;第 6 章是神经网络在机械结构优化设计中的应用,介绍了结构优

化的近似结构重分析技术及基于神经网络的结构近似重分析技术等内容；第7章是神经网络在机械制造工艺及设备中的应用，介绍了工艺路径优化、定位基面选择、加工参数优化、故障诊断、工况监测与预报、加工过程辨识等内容；第8章是神经网络在摩擦学及表面处理中的应用，介绍了丝杠螺母副的摩擦学设计及激光表面处理质量等级的判别等内容；第9章是神经网络的计算机实现，介绍了 Matlab 语言的程序设计与基于 Matlab 工具箱的神经网络算法的计算机实现。

本书第1、4、5、8章由谢庆生编写；第6、7、9章由尹健编写；第2、3章由罗延科编写。由于作者水平有限，书中的错误与不足之处在所难免，敬请广大读者提出宝贵意见和建议。

作 者

目 录

前言

第 1 章 概 论	1
1.1 神经网络的生物学基础	1
1.1.1 生物神经元的结构和功能	1
1.1.2 生物神经元产生信息传输的过程	2
1.1.3 人脑神经信息处理的机制和特性	4
1.2 人工神经网络	6
1.2.1 人工神经元的结构模式	6
1.2.2 转移函数	8
1.2.3 人工神经网络的类型	10
1.2.4 人工神经网络与生物神经网络的比较	13
1.3 人工神经网络发展概况	14
1.3.1 人工神经网络国外发展情况	14
1.3.2 人工神经网络国内研究概况	17
1.4 神经网络在机械工程中的应用	17
第 2 章 人工神经网络学习规则	19
2.1 学习方法的分类	19
2.2 神经网络的一般学习规则	20
2.3 神经网络的学习规则	20
2.3.1 Hebb 学习规则	20
2.3.2 感知器 (Perceptron) 学习规则	23
2.3.3 δ (Delta) 学习规则	25
2.3.4 Widrow-Hoff 学习规则	27
2.3.5 相关学习规则	27
2.3.6 Winner-Take-All (胜者为王) 学习规则	27
2.3.7 内星及外星学习规则	28
第 3 章 常用神经网络	30
3.1 人工神经网络基本模型	30
3.1.1 单层感知器	30

3.1.2 多层感知器	35
3.1.3 自适应线性神经元组成的网络	37
3.2 BP 网络	39
3.2.1 单隐层网络的 BP 算法	39
3.2.2 多隐层网络的 BP 算法	43
3.3 Hopfield 神经网络	51
3.3.1 离散型 Hopfield 神经元网络 (DHNN)	51
3.3.2 连续型 Hopfield 神经元网络 (CHNN)	57
3.4 随机型神经网络	59
3.4.1 模拟退火算法	60
3.4.2 Boltzmann 机	61
3.5 自组织神经网络	66
3.5.1 竞争学习基本概念	66
3.5.2 竞争学习规则	68
3.5.3 竞争学习的几何意义	69
3.5.4 自组织特征映射 (SOM) 网络	71
3.5.5 对偶传播 (CPN) 神经网络	74
3.5.6 自适应共振理论 ART1 网络	76
3.5.7 自适应共振理论 ART2 网络	81
3.6 双向联想记忆 BAM 神经网络	84
3.6.1 BAM 网络的结构和工作原理	84
3.6.2 网络的稳定性	85
3.6.3 BAM 网络的学习规则	86
第 4 章 如何组织神经网络	88
4.1 输入和输出层的设计问题	88
4.1.1 网络信息容量与训练样本数的匹配	88
4.1.2 训练样本数据设计	88
4.2 网络数据的准备	90
4.2.1 标准化问题	90
4.2.2 分布变换	91
4.3 网络初始权值的选择	92
4.4 隐层数及隐层结点设计	93
4.4.1 隐层数的确定	93
4.4.2 隐层结点数的确定	94
4.5 网络的训练、检测及性能评价	95
4.5.1 训练样本与检测样本	96
4.5.2 网络训练方法	96

4.5.3 网络训练次数	97
4.5.4 网络性能评价	98
第5章 人工神经网络在机械设计中的应用	100
5.1 人工神经网络与齿轮优化设计及胶合承载能力计算	100
5.1.1 齿轮传动优化设计的研究内容	100
5.1.2 人工神经网络在齿轮传动优化设计中的应用方式	100
5.1.3 基于神经网络和遗传算法的齿轮传动离散优化设计	101
5.1.4 基于神经网络的齿轮胶合承载能力及可靠度计算	104
5.2 人工神经网络在凸轮型线拟合中的应用	107
5.3 基于 Hopfield 网络的螺栓联接可靠性优化设计	108
5.3.1 Hopfield 网络及其能量函数	108
5.3.2 基于 Hopfield 模型优化的一般流程	110
5.3.3 内燃机缸盖螺栓的可靠性优化设计	111
5.4 人工神经网络与智能计算机辅助设计 (ICAD)	112
5.4.1 专家系统及其存在的问题	113
5.4.2 基于人工神经网络的专家系统	114
5.4.3 ANN 在 ICAD 中的应用与 V 带智能 CAD	115
5.5 滑动轴承非线性油膜力的神经网络模型	117
5.6 人工神经网络与转子动平衡	123
第6章 人工神经网络在机械结构优化设计中的应用	129
6.1 结构分析与结构近似重分析技术	129
6.1.1 结构静力分析的近似重分析技术	130
6.1.2 结构动力特性分析的近似重分析技术	131
6.2 基于神经网络的结构近似分析技术	131
6.2.1 多层前馈网络的非线性映射能力	132
6.2.2 设计变量 (结构尺寸) 到结构响应 (位移、应力、频率) 之间的非线性映射	132
6.3 有限元与优化程序之间的接口程序	134
6.3.1 基于自编有限元软件的接口程序	135
6.3.2 商用有限元软件概述	136
6.3.3 基于商用有限元软件的接口程序	137
6.4 基于神经网络的结构优化设计	137
6.4.1 基于神经网络和遗传算法的摩托车架结构动力特性优化设计	138
6.4.2 利用神经网络实现复杂结构的多目标优化设计	143
6.4.3 基于神经网络的机械结构系统优化问题的分解算法	147
6.4.4 遗传算法和神经网络的结构优化策略	151

6.5 基于神经网络的特征值反问题求解	153
第7章 人工神经网络在机械制造工艺及设备中的应用	159
7.1 神经网络与机械制造工艺规程	159
7.1.1 神经网络与孔群加工的路径优化	159
7.1.2 神经网络与成组技术	161
7.1.3 神经网络与零件定位基面选择	162
7.2 神经网络与加工参数优化	165
7.2.1 电火花线切割加工参数优化	165
7.2.2 注塑成形加工参数优化	167
7.3 神经网络与故障诊断	169
7.3.1 神经网络与轴的结构损伤诊断	170
7.3.2 神经网络与汽车故障诊断	171
7.4 神经网络与工况监测及预报	175
7.4.1 变切削条件下的钻头磨损监控	175
7.4.2 机械系统剩余寿命的预报	178
7.5 神经网络与加工系统辨识及控制	183
7.5.1 车削加工过程模型辨识	184
7.5.2 复杂曲面加工误差控制	186
7.6 神经网络与其他加工问题	189
7.6.1 神经网络与加工时间定额确定	189
7.6.2 神经网络与加工尺寸误差的动态分布	193
7.6.3 基于神经网络的数控插补原理与方法	194
7.6.4 利用神经网络测量零件三维表面轮廓	196
7.6.5 利用神经网络进行复杂曲面重构	198
第8章 神经网络在摩擦学及表面处理中的应用	202
8.1 BP神经网络计算丝杠螺母副摩擦系数的方法	202
8.2 基于神经网络的激光冲击区表面质量预报	203
8.3 基于神经网络和遗传算法的合金工艺优化设计	204
8.4 神经网络对磨损自补偿摩擦副磨合过程的预测	206
8.5 神经网络在拉伸润滑油选择中的应用	208
8.6 基于神经网络的结构钢端淬曲线预测系统模型的研究	210
8.7 神经网络模型在SiC涂层制备中的应用	211
第9章 神经网络的计算机实现	214
9.1 C语言与Matlab语言	214
9.1.1 软件及软件开发	214

9.1.2 程序设计语言	215
9.2 Matlab 程序设计简介	217
9.2.1 程序设计流程图	217
9.2.2 M 文件的编写	221
9.2.3 数据类型	223
9.2.4 基本运算符	224
9.2.5 基本语句结构	227
9.2.6 控制语句	228
9.2.7 局部变量和全局变量	228
9.2.8 数据的输入、输出	231
9.2.9 磁盘文件的读写操作	232
9.2.10 子函数与局部函数	234
9.2.11 M 文件的调试	234
9.2.12 程序设计的几个有用函数介绍	234
9.2.13 Matlab 的搜索路径与扩展	235
9.3 基于 Matlab 工具箱的神经网络设计	236
9.3.1 BP 网络的工具函数及功能	237
9.3.2 BP 网络工具函数使用详解	239
9.3.3 基于 BP 网络工具函数的程序设计	246
9.3.4 BP 网络工具函数的源程序剖析	254
9.3.5 自编和工具函数相结合的 BP 网络程序设计	264
参考文献	270

第 1 章 概 论

1.1 神经网络的生物学基础

神经元学说起源于 19 世纪末,是 Caial 于 1889 年创立的,他指出神经系统是由相对独立的神经细胞构成的。神经细胞也称神经元,是人体系统的基本单元,大约有 $10^{11} \sim 10^{13}$ 个左右。每个神经元与大约 $10^3 \sim 10^5$ 个其他神经元相连接,按不同形式的结合方式构成一个极其庞大而又复杂的网络,即生物神经网络。通过神经元及其连接的可塑性,使人类大脑具有学习、记忆、认识和决策等智能。生物神经网络中各神经元之间连接的强弱,依据外部的激励信号作适应变化,而每个神经元又随着所接受的多个激励信号的综合结果呈现出兴奋与抑制状态。大脑的学习过程,就是神经元之间连接强度随外部激励信息作自适应变化的过程,大脑处理信息的结果由各神经元状态的整体效果确定。

1.1.1 生物神经元的结构和功能

作为人脑最小单元的神经元,其形态不尽相同,功能也有所差异,但从组成结构来说,各种神经元都是由细胞体、树突、轴突、突触等四部分组成(图 1-1)。

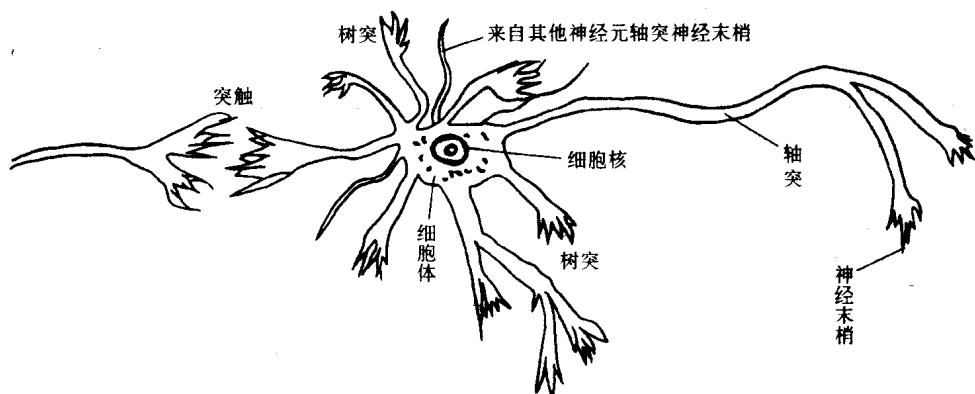


图 1-1 生物神经元

1. 细胞体

细胞体由细胞核、细胞质和细胞膜三部分构成。细胞体是神经元的主体，它是接受与处理信息的部件。细胞核占据细胞体的很大一部分，进行呼吸和新陈代谢等许多生化过程。细胞体的外部是细胞膜，膜将内外细胞液分开。由于细胞膜对细胞液中的不同离子具有通透性，使得膜内外存在着离子浓度差，故而出现内负外正的静息电位。

2. 树突

树突是在细胞体周围向外伸出许多突起神经纤维，像灌木丛状的分支群聚集在细胞体的附近，其中大部分突起较短，这些突起称为树突。它是细胞体的信息输入端，神经元靠树突接受来自其他神经元的信号。

3. 轴突

轴突也称神经纤维，它是由细胞体向外延伸最长的突起纤维体，其长度从几个 μm 到 1m 左右。轴突比树突长，用来传出细胞体产生的输出电化学信号，相当于细胞体的输出端。在轴突的终端长出些细的分支称为神经末梢，通过它向四周传输信号。轴突有两种结构形式：髓鞘纤维和无髓鞘纤维，两者传递信息的速度不同，前者约为后者的 10 倍。

4. 突触

一个神经元的神经末梢与另一个神经元树突或细胞体的连接称为突触。这种连接相当于神经元之间信息传递的输入与输出接口。每个神经元约有 $10^3 \sim 10^5$ 个突触。突触包括突触前膜、突触间隙、突触后膜等三个部分（见图 1-2）。前一个神经元的末梢部分是突触前膜，与后一个神经元的树突或细胞体等受体表面组成连接，中间相隔 $10 \sim 50\text{nm}$ 间隙，即是突触间隙。多个神经元以突触连接形成神经网络，且在突触附近产生了信息的处理和传递。

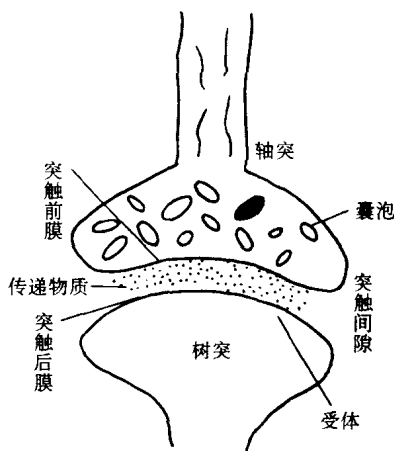


图 1-2 突触示意图

1.1.2 生物神经元产生信息传输的过程

1. 信息传输途径

生物神经元中的细胞体相当一个处理器，树突和细胞体为输入端，接受突触点的输入信号，突触为输入输出接口。该处理器对各树突和细胞体各部收到来自其他神经元的输入信号进行组合，并在一定条件下触发，产生一个输出信号，输出信号传向其他神经元的树突和细胞体。这样，信息通过神经元在网络中一个地传下去，直到最复杂的部分是处于大脑最外层的大脑皮层。大脑皮层中密布

着由大量神经元构成的神经网络，这就使它具有高度的分析和综合能力，它是人脑思维活动的物质基础。

2. 信息的产生和机理

神经生理学研究认为，每一个神经细胞膜的两侧都存在着许多种离子组成的电解质溶液，膜内外离子的分布情况是，膜内 K^+ 离子浓度比膜外高 20~40 倍，膜外 Na^+ 离子浓度比膜内高 7~12 倍。当神经末梢未受到外界刺激时，细胞处于安静状态（又称极化状态），此时，只有 K^+ 离子具有通透性。 K^+ 离子由膜内向膜外扩散，并在细胞膜的内外两侧之间产生一定的电位，称为静息电位（膜内为负，膜外为正），人脑神经细胞的静电位约为 $-170mV$ 左右。

若神经细胞受到外界一定强度信号的刺激时，细胞膜电位从静息电位向正偏移，称之为去极化，此时神经元的状态称为兴奋状态。如果膜电位从静息电位向负偏移，称为超级化，此时神经元的状态为抑制状态。神经细胞都处于这三个状态之一。神经元的信息的产生与兴奋程度相关，在外界刺激下，当细胞膜电位下降到某个临界值时，将引起膜的通透性改变。这时膜对 Na^+ 离子的通透性突然增大（约为静息时的 500 倍左右），大大地越过了膜对 K^+ 的通透性，并使膜外 Na^+ 快速内流，引起膜两侧电位倒转，出现了动作电位。这个能造成膜对 Na^+ 通透性突然增大的临界膜电位的数值就称为阈电位。当神经元兴奋程度超过阈值电位（ $-55mV$ ）时，神经元被激发而输出神经脉冲，也称神经冲动，其宽度为 $1ms$ ，振幅 $100mV$ 。脉冲后膜电位又急速下降，回到静息时的电位值。这一过程称为细胞的兴奋过程。当神经冲动以后电位慢慢下降到 $-55mV$ 正常状态，这段时间约为数秒，称不应期。不应期结束后，若细胞受到很强的刺激，则再次产生兴奋脉冲。

3. 神经元的信息传递

由神经细胞的研究表明：神经元的电脉冲几乎可以不衰减地沿着轴突传递到其他神经元去，由神经元传出的脉冲信号通过轴突，首先到达轴突末梢，这时使其中的囊泡产生变化，从而释放神经递质，从突触前膜经过突触间隙的液体扩散，在突触后膜与树突的受体相结合，从而使突触后膜电位发生变化，这种变化可能是兴奋或抑制。当突触前膜释放的兴奋性递质，使突触后膜的去极化电位超过了某一个阈值时，后一个神经元就有神经脉冲输出，从而把前一个神经元信息传递给后一个神经元，这种传递具有两个特性：

1) 单向传递性，即只能由一级神经元的轴突末梢传向下一级神经元的树突或细胞体，而不能作相反方向传递。

2) 时间延迟性，从脉冲信号由突触前膜，到突触后膜电位发生变化，有 $0.2 \sim 1ms$ 的时间延迟，这段延迟是化学递质分泌，向突触间隙扩散，到达突触后膜在那里发生作用所经历的时间而致。

突触的传递效率随着突触后膜表面积扩大，释放出的递质增多，突触间隙随

突触发芽及突触数目的增减等的改变而变化。

4. 神经元信息的整合

人脑神经元是通过突触接受和传递信号的，一个神经元可以从上千个其他的神经元接受多个输入。由于输入分布不同的部分，对神经元影响的比例（权值）是不同的。在同一时刻产生的刺激所引起的膜电位变化，大致等于各单独刺激引起的膜电位变化的代数和，这种累加求和称为空间整合。另外，各输入脉冲到达神经元的先后时间不一样，由脉冲引起的突触后膜电位很小，但在其持续时间内有另一脉冲相继到达时，总的突触后膜电位增大，此现象称为时间整合。

由于一个神经元接受的信息，在时间和空间上呈现出一种复杂多变的形式，需要神经元对它们进行积累和整合加工，从而决定其输出的时机和强度，正是神经元的这种作用，才使得亿万个神经元在神经系统中有条不紊、夜以继日地处理各种复杂的信息。

1.1.3 人脑神经信息处理的机制和特性

科学家们多年来对大脑进行大量的研究，为的是对人类大脑意识活动及特征进行探索。生物学家是从神经解剖的角度来提示人脑的生命活动特征，而认知心理学则是从思维、记忆和联想等功能特征角度来探索人脑的意识活动的机理。

脑的神经系统是一个由物质构成的有序生物体，其中有物质的物理化学变化，也有生物的生理变化和新陈代谢活动。从另一方面来说，脑的活动又构成了思维、意识和精神领域中的生命活动特征。尽管生物及生理学家认为可以通过研究神经系统的运行，确定其物理变化及化学反应的性质，研究神经元对电刺激的反应等，但是，神经系统有意识的思维 and 智能活动，至今很难得到满意的解释。作为智能模拟的对象，人脑应看作是一个既处于物理平面又处于认知平面的统一体，只有通过提示物理平面与认知平面之间的映射关系，了解它们之间的相互作用的机理，才能真正透彻理解大脑的活动。

一般从宏观上讲，人脑的信息处理过程有如下特点：

(1) 对信息可以进行学习和记忆

当外界的信号，例如光、热、声、力等形式作用于感觉器官，即可形成视觉、触觉、听觉等，映射到大脑继而进行信息加工——记忆和回想。在人脑中的记忆信息是特定“时空”中的信息，可形成特定的时间、地点、人物、事件的“动态图像”，而且记忆是联想存储式的，人们可通过某事或某物的触发而回忆起某一往事的整个事物或过程。

(2) 对信息归纳整理的功能

这一功能常常是与学习和记忆同步进行的，它使得人们将多次的感觉形成概念性的意识，也可将多次重复性的经验形成理论。这种将感性认识上升到理性认

识的能力，是人脑的特有功能，也是人类智能的一种集中体现。

(3) 可以接受多种类型的信息

通过接受多种类型的信息、语言、文字或图形，均可唤起人的记忆。同一事物可由不同类型的信息而触发。

(4) 具有多种思维的能力

人类思维有多种形式，包括形象思维、抽象思维和灵感思维。形象思维是运用表象进行的一类思想活动，而表象是人通过感官所获得的客观事物的“心象”。抽象思维是以概念模式为基础的思维方式，常以语言或符号为工具。抽象思维使思维超出纯感官判断的阶段，使人可以关注事物的本质，归纳出其变化规律。灵感是非逻辑思维的一种，它产生“偶然”或短暂“瞬间”，由灵感导致的创造性发现屡见不鲜。

人的思维往往都是一种混合思维，同时运用表象和概念进行的思维。思维可依一定的逻辑推理规则进行，也可具有一定的主观随意性。在思维过程中，经验和思维惯性常常发挥着重要作用。这些与人的知识成长环境、信念及利害关系等相结合，与人类大脑所具有丰富的联想能力相结合，便构成了整个人类既有共性又有个性的思维活动。

从信息系统研究观点出发，对于人脑这个智能信息处理系统有以下特征：

(1) 并行分布式处理

人脑中单个神经元的信息处理速度实际上是很慢的，每次大约 1ms，比通常的电子门电路要慢几个数量级，估计不会比计算机的一条指令更复杂。但是，人脑对某一复杂过程的处理和反应都很快，一般只需要几百毫秒。例如，要判定人眼看到的两图形是否一样，实际上约需 400ms。按神经元处理的速度，如果采用串行工作模式，就必须是几百串行步内完成，这实际上是不可能办到的，因此只能把它看成由众多神经元所组成的超高密度的并行处理系统，用计算机在短时间内是不可能完成的。由此可见，大脑信息并行处理的速度已到了极高的程度。

(2) 具有可塑性和自组织性

虽然神经元之间的突触连接，基本部分是先天就有的（由遗传所决定），但是，大脑皮层的大部分突触连接是后天由环境的激励逐渐形成的。这种随环境刺激不同能形成和改变神经元之间突触连接的现象称为可塑性，也就是通过后天的训练和学习而得到加强，由修正突触的结合强度来适应环境。大脑的记忆同样是由环境的刺激在神经元之间形成新的突触连接，或者使原来的突触连接加强而形成的。若由环境的刺激，形成和调整神经元之间的突触连接，这样逐渐构成神经网络的现象称为自组织性。

(3) 信息处理与存储合二为一

经研究表明，人脑皮层中记忆和处理分别属于不同的区域，这就是大脑的信

息处理与信息储存合为一起,不像计算机那样存储地址与存储内容是彼此分开的。神经元之间的连接强度的变化既反映了神经元对激励的响应,即是信息处理过程,同时其响应结果又反映了信息的记忆。两者合二为一的优点就是有大量相关知识参与信息过程,这对于提高网络的信息处理速度和智能是至关重要的。

(4) 具有冗余性和容错性

信息在大脑的神经网络中是分散于很多神经元里存储的,而且每个神经元实际上存储多种不同信息部分内容。在分布存储的内容中,有许多是完成同一功能的,这就是神经网络具有冗余性,它可以使得大脑在单个神经元可能损坏或死亡时不致于丢失记忆的信息。大脑不是将信息储存在一个神经元里,而是分散给许多神经元及它们的突触连接之中,所以余下部分依然保存着信息,称为容错性。虽然神经元有损伤,通过自组织功能神经系统的总体功能继续有效。由于网络具有高连接度,意味着一定的误差及干涉不会使网络的性能恶化,即网络具有鲁棒性。

(5) 具有信息处理的系统性

人的大脑是一个复杂的大规模信息处理系统,它的各个部位看成是一个大系统的许多子系统,各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,有助于使系统的功能可以达到最终目的或实现某一秩序。

1.2 人工神经网络

在生物学研究的基础上,提出了模拟大脑生物过程的基本特性,提出人工神经网络的模型。它只是对生物网络的某种抽象、简化和模拟,是人脑神经系统功能的真实描述。神经元及突触是神经网络的基本器件,在人工神经元中,神经元常被称为“处理单元”,在网络中有时称为“结点”。

人工神经元是对生物神经元的一种形式化描述,它对生物神经元的的信息处理,用数学语言表达,对结构和功能进行模拟并用模型图予以表达。人工神经网络(ANN)有时也称神经网络或网络。

1.2.1 人工神经元的结构模式

人们所提出的神经元模型已有很多种,其中经常用的是MP模型,经过不断改进后,形成目前广泛应用的神经元模型,它是基于以下几点假定:

- 1) 每一个神经元是一个多输入单输出的信息单元。
- 2) 突触分兴奋性和抑制性两种类型。
- 3) 神经元输出有阈值特性,有如下规则:当输入总和超过阈值时,神经元才被激活;未超过阈值时,神经元不会发生冲动。
- 4) 神经元的输入与输出间有固定的时滞,主要取决于突触时延。
- 5) 忽略时间的整合和不应期。

6) 神经元本身是非时变的, 即其突触延时和突触强度均为常数。

由上面的假定, 构成的人工神经元模型如图 1-3。

图中 $x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n$ 分别代表来自其他神经元轴突的输入, $\omega_{j1}, \omega_{j2}, \dots, \omega_{ji}, \dots, \omega_{jn}$ 则分别表示神经元 1, 2, $\dots, i, \dots, n$ 与第 j 个神经元的突触连接强度, 即权值, 正值表示兴奋型突触, 负值表示抑制型突触。

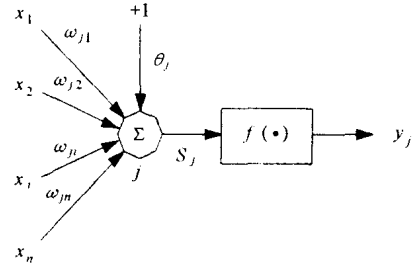


图 1-3 人工神经元结构

图 1-3 的人工神经元是生物神经元的一阶近似。因为它没有考虑生物原形的诸多因素, 如没有考虑动态特性的延时, 而是输入后立即输出, 以及频率的调制功能。但是, 它考虑了三个重要功能, 即

- 1) 加权——可对每个输入信号进行不同程度的加权。
- 2) 求和——确定全部输入信号的组合效果。
- 3) 转移——通过转移函数 $f(\cdot)$, 确定其输出。

通过这三个功能的模拟, 基本反映了生物神经元的基本特性。

若输入以 X 列矢量表示为:

$$X = \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_i \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = [x_1, \dots, x_i, \dots, x_n]^T$$

式中 n ——矢量 X 的维数, 或称分量数。

用行矢量 W_j 表示单元 j 的连接权矢量:

$$W_j = [\omega_{j1}, \omega_{j2}, \dots, \omega_{ji}, \dots, \omega_{jn}]$$

图 1-3 中的 θ_j 叫做阈值, 一般接至固定偏置 +1。

神经元又称为结点, 结点 j 的净输入 s_j 定义为:

$$s_j = \sum_{i=1}^n \omega_{ji} x_i + \theta_j = W_j X + \theta_j$$

如果视 $x_0 = 1$, $\omega_{j0} = \theta_j$, 即令 X 及 W_j 包括 x_0 及 ω_{j0} , 则

$$X = [x_0, x_1, \dots, x_i, \dots, x_n]^T$$

$$W_j = [\omega_{j0}, \omega_{j1}, \dots, \omega_{ji}, \dots, \omega_{jn}]$$

则结点 j 的净输入 s_j 可表示为: