



普通高等教育“十三五”规划教材
普通高等教育 电气工程 系列规划教材
自动 化

Artificial Neural Network Theory and Application

人工神经网络 理论及应用

◎ 韩力群 施彦 编著



普通高等教育“十三五”规划教材
普通高等教育电气工程自动化系列规划教材

人工神经网络理论及应用

韩力群 施彦 编著

机械工业出版社

本书系统地论述了人工神经网络的主要理论、设计基础、最新进展及应用实例，旨在使读者了解神经网络的发展背景和研究对象，理解和熟悉它的基本原理和主要应用，掌握它的结构模型和设计应用方法，为深入研究和应用开发打下基础。为了便于读者理解，书中尽量避免烦琐的数学推导，加强了应用举例，并在内容的选择和编排上注意到读者初次接触新概念的易接受性和思维的逻辑性。作为扩展知识，书中还介绍了人工神经系统的基本概念、体系结构、控制特性及信息模式。

两位作者多年来为控制与信息类专业研究生开设“人工神经网络理论与应用”课程，在多次修改讲义和结合多项科研成果的基础上撰写成此书，本书适合高校控制与信息类专业研究生、智能科学技术专业本科生以及各类科技人员阅读。

图书在版编目（CIP）数据

人工神经网络理论及应用/韩力群，施彦编著. —北京：机械工业出版社，2016. 12

普通高等教育电气工程自动化系列规划教材

ISBN 978-7-111-55944-3

I. ①人… II. ①韩… ②施… III. ①人工神经网络-高等学校-教材
IV. ①TP183

中国版本图书馆 CIP 数据核字（2017）第 012521 号

机械工业出版社（北京市百万庄大街 22 号 邮政编码 100037）

策划编辑：王 康 责任编辑：王 康 刘丽敏 责任校对：刘秀芝

封面设计：张 静 责任印制：孙 炜

北京中兴印刷有限公司印刷

2017 年 7 月第 1 版第 1 次印刷

184mm×260mm · 17.5 印张 · 424 千字

标准书号：ISBN 978-7-111-55944-3

定价：39.80 元

凡购本书，如有缺页、倒页、脱页，由本社发行部调换

电话服务

网络服务

服务咨询热线：010-88379833

机工官网：www.cmpbook.com

读者购书热线：010-88379649

机工官博：weibo.com/cmp1952

教育服务网：www.cmpedu.com

封面无防伪标均为盗版

金 书 网：www.golden-book.com

前 言

众所周知，计算机是目前功能最强大的信息处理工具。在数值运算和逻辑运算方面的精确与高速极大地拓展了人脑的能力，从而在信息处理和控制决策等各方面为人们提供了实现智能化和自动化的先进手段。然而，由于现有计算机是按照冯·诺依曼原理，基于程序存取进行工作的，历经半个多世纪的发展，其结构模式与运行机制仍然没有跳出传统的逻辑运算规则，因而在学习认知、记忆联想、推理判断、综合决策等很多方面的信息处理能力还远不能达到人脑的智能水平。随着现代信息科学与技术的飞速发展，这方面的问题日趋尖锐，促使科学家和技术专家寻找解决问题的新出路。

当人们的思路转向研究精妙的人脑结构模式和信息处理机制时，推动了脑科学的深入发展以及人工神经网络和脑模型的研究。随着对生物脑的深入了解，人工神经网络获得长足发展。在经历了漫长的启蒙期和低潮期后，人工神经网络终于以其不容忽视的潜力与活力进入了快速发展的新时期。特别是 20 世纪 80 年代以来，神经网络的结构与功能逐步改善，运行机制渐趋成熟，应用领域日益扩大，在解决各行各业的难题中显示出巨大的潜力，取得了丰硕的成果。

为了适应人工神经网络应用不断深化的形势，大力普及人工神经网络的学科知识，迅速培养应用人工神经网络的技术人才，国内各高校均已在研究生及本科教育阶段开设了人工神经网络课程。特别是 2004 年以来，国内已有许多高校设立了“智能科学与技术”本科专业，而神经网络课程作为一类重要的脑式智能信息处理系统，在“智能科学与技术”等相关专业领域的人才培养中具有非常重要的作用。作者从 1996 年起连续 10 年为研究生讲授“人工神经网络”课程，并在多项研究课题中应用人工神经网络取得较好的效果，积累了丰富的教学与科研实践经验，在教材讲义的基础上撰写成书。本书旨在为高等院校信息类专业（如计算机科学与技术、控制工程、电气工程、电子信息工程、信息工程和通信等）的研究生和智能科学与技术专业的本科学生以及各类科技人员提供一本系统介绍人工神经网络的基本理论、设计方法及实现技术的适用教材。

本书具有以下特点：①注重物理概念内涵的论述，尽量避免因烦琐的数学推导影响读者的学习兴趣；②加强举例与思考练习，并对选自科技论文的应用实例进行改编、分析与说明，避免将科技论文直接缩写为应用实例；③对常用网络及算法着重介绍其实用设计方法，以便读者通过学习与练习获得独立设计人工神经网络的能力；④在内容的选择和编排上注意到读者初次接触新概念的易接受性和思维的逻辑性，力求深入浅出，自然流畅；⑤各章选择的神经网络均应用广泛，且所需数学基础不超出研究生数学课程范围。

全书共分 12 章。第 1 章对人脑与计算机信息处理能力与机制进行了比较，归纳了人脑生物神经网络的基本特征与功能，介绍了人工神经网络的发展简史及主要应用领域。第 2 章阐述了人工神经网络的基础知识，包括人脑的结构与神经系统、生物神经元信息处理机制、人工神经元模型、人工神经网络模型以及几种常用学习算法。第 3 章讨论了常用前馈神经网络，重点论述了基于误差反向传播算法的多层前馈网络的拓扑结构、算法原理、设计方法及应用实例，并给出基于 MATLAB 的 BP 网络应用实例。第 4 章讨论了竞争学习的概念与原理，在此基础上论述了自组织特征映射、学习矢量量化、对偶传播以及自适应共振等多种自组织神经网络的结构、原理及算法，并重点介绍了自组织特征映射网络的设计与应用，给出了基于 MATLAB 的 SOM 网络聚类应用实例。第 5 章阐述了径向基函数网络的原理、学习算法及设计应用实例，并给出了基于 MATLAB 的 RBF 网络应用实例。第 6 章讨论了几种用于联想记忆及优化计算的反馈神经网络，包括离散型与连续型 Hopfield 网络，双向联想记忆网络以及随机神经网络玻尔兹曼机。第 7 章简要介绍了智能控制中常用的局部逼近神经网络——小脑模型控制器。第 8 章论述了近年得到广泛应用的深度神经网络，讨论了受限玻尔兹曼机和深度置信网，介绍了卷积神经网络基本概念及原理，以及堆栈式自动编码器。第 9 章论述了支持向量机的原理、算法和设计实例，并给出了基于 MATLAB 的支持向量机分类应用实例。第 10 章介绍了遗传算法的基本原理与操作，给出了在神经网络结构和参数优化中的应用实例。第 11 章介绍了人工神经网络的软件实现方法和硬件实现技术。第 12 章介绍了人工神经系统的基本概念、体系结构、控制特性、信息模式和应用示例，作为学习人工神经网络的扩展知识。

本书的出版得到北京工商大学研究生院的资助。

书中疏漏之处，恳请同行专家和广大读者指正。

编著者

目 录

前言

第 1 章 绪论	1
1.1 人工神经网络概述	1
1.1.1 人脑与计算机信息处理能力的 比较	2
1.1.2 人脑与计算机信息处理机制的 比较	3
1.1.3 什么是人工神经网络	4
1.2 人工神经网络发展简史	5
1.2.1 启蒙时期	5
1.2.2 低潮时期	7
1.2.3 复兴时期	8
1.2.4 新时期	9
1.2.5 海量数据时代	12
1.2.6 国内研究概况	12
1.3 神经网络的基本特征与功能	13
1.3.1 神经网络的基本特点	13
1.3.2 神经网络的基本功能	13
1.4 神经网络的应用领域	15
1.4.1 信息处理领域	15
1.4.2 自动化领域	16
1.4.3 工程领域	16
1.4.4 医学领域	17
1.4.5 经济领域	17
本章小结	18
习题	19
第 2 章 人工神经网络建模基础	20
2.1 脑的生物神经系统概述	20
2.1.1 人体神经系统的构成	20
2.1.2 高级中枢神经系统的功能	21
2.1.3 脑组织的分层结构	22

2.2 生物神经网络基础	23
2.2.1 生物神经元的结构	23
2.2.2 生物神经元的信息处理机理	24
2.3 人工神经元模型	26
2.3.1 神经元的建模	26
2.3.2 神经元的数学模型	27
2.3.3 神经元的变换函数	28
2.4 人工神经网络模型	30
2.4.1 网络拓扑结构类型	30
2.4.2 网络信息流向类型	31
2.5 神经网络学习	32
2.5.1 Hebbian 学习规则	34
2.5.2 离散感知器学习规则	35
2.5.3 连续感知器学习规则	36
2.5.4 最小方均学习规则	37
2.5.5 相关学习规则	38
2.5.6 胜者为王学习规则	38
2.5.7 外星学习规则	38
本章小结	40
习题	40
第 3 章 感知器神经网络	42
3.1 单层感知器	42
3.1.1 感知器模型	42
3.1.2 感知器的功能	43
3.1.3 感知器的局限性	45
3.1.4 感知器的学习算法	45
3.2 多层感知器	47
3.3 自适应线性单元简介	49
3.3.1 ADALINE 模型	49
3.3.2 ADALINE 学习算法	49
3.3.3 ADALINE 应用	51
3.4 误差反传算法	51

3.4.1 基于 BP 算法的多层感知器模型	52
3.4.2 BP 学习算法	53
3.4.3 BP 算法的程序实现	56
3.4.4 多层感知器的主要能力	57
3.4.5 误差曲面与 BP 算法的局限性	58
3.5 标准 BP 算法的改进	59
3.5.1 增加动量项	59
3.5.2 自适应调节学习率	59
3.5.3 引入陡度因子	60
3.6 基于 BP 算法的多层感知器设计基础	60
3.6.1 网络信息容量与训练样本数	60
3.6.2 训练样本集的准备	61
3.6.3 初始权值的设计	64
3.6.4 多层感知器结构设计	65
3.6.5 网络训练与测试	66
3.7 基于 BP 算法的多层感知器应用与设计实例	67
3.7.1 基于 BP 算法的多层感知器用于催化剂配方建模	67
3.7.2 基于 BP 算法的多层感知器用于汽车变速器最佳挡位判定	68
3.7.3 基于 BP 算法的多层感知器用于图像压缩编码	69
3.7.4 基于 BP 算法的多层感知器用于水库优化调度	69
3.8 基于 MATLAB 的 BP 网络应用实例	70
3.8.1 BP 网络用于数据拟合	70
3.8.2 BP 网络用于鸢尾花分类问题	72
扩展资料	76
本章小结	77
习题	77
第 4 章 自组织竞争神经网络	80
4.1 竞争学习的概念与原理	80
4.1.1 基本概念	80
4.1.2 竞争学习原理	82
4.2 自组织特征映射神经网络	84
4.2.1 SOFM 网的生物学基础	85
4.2.2 SOFM 网的拓扑结构与权值调整域	85
4.2.3 自组织特征映射网的运行原理与学习算法	86
4.2.4 SOFM 网的设计基础	90
4.2.5 应用与设计实例	92
4.3 学习向量量化神经网络	95
4.3.1 向量量化	95
4.3.2 LVQ 网络结构与工作原理	96
4.3.3 LVQ 网络的学习算法	97
4.4 对偶传播神经网络	98
4.4.1 网络结构与运行原理	98
4.4.2 CPN 的学习算法	99
4.4.3 改进的 CPN 网	100
4.4.4 CPN 网的应用	102
4.5 自适应共振理论网络	102
4.5.1 ART I 型网络	103
4.5.2 ART II 型网络	110
4.6 基于 MATLAB 的 SOM 网络聚类实例	114
扩展资料	117
本章小结	118
习题	119
第 5 章 径向基函数神经网络	122
5.1 基于径向基函数技术的函数逼近与内插	122
5.1.1 插值问题描述	122
5.1.2 径向基函数技术解决插值问题	123
5.1.3 完全内插存在的问题	124
5.2 正则化理论与正则化 RBF 网络	125
5.2.1 正则化理论	125
5.2.2 正则化 RBF 网络	126
5.3 模式可分性观点与广义 RBF 网络	127
5.3.1 模式的可分性	127
5.3.2 广义 RBF 网络	128
5.4 RBF 网络常用学习算法	129
5.4.1 数据中心的聚类算法	130
5.4.2 数据中心的监督学习算法	131
5.5 RBF 网络与多层感知器的比较	132
5.6 RBF 网络的设计与应用实例	133
5.6.1 RBF 网络在液化气销售量预测中的应用	133
5.6.2 RBF 网络在地表水质评价中的应用	133
5.6.3 RBF 网络在汽油干点软测量中的应用	134
5.7 基于 MATLAB 的 RBF 网络应用	

实例	136
扩展资料	138
本章小结	138
习题	139
第6章 反馈神经网络	140
6.1 离散型 Hopfield 神经网络	140
6.1.1 网络的结构与工作方式	140
6.1.2 网络的稳定性与吸引子	141
6.1.3 网络的权值设计	147
6.1.4 网络的信息存储容量	148
6.2 连续型 Hopfield 神经网络	149
6.2.1 网络的拓扑结构	149
6.2.2 能量函数与稳定性分析	150
6.3 Hopfield 网络应用与设计实例	151
6.3.1 应用 DHNN 网解决联想问题	151
6.3.2 应用 CHNN 网解决优化计算问题	152
6.4 双向联想记忆神经网络	155
6.4.1 BAM 网结构与原理	155
6.4.2 能量函数与稳定性	156
6.4.3 BAM 网的权值设计	157
6.4.4 BAM 网的应用	158
6.5 随机神经网络	159
6.5.1 模拟退火原理	160
6.5.2 玻尔兹曼机	161
扩展资料	165
本章小结	166
习题	166
第7章 小脑模型神经网络	168
7.1 CMAC 网络的结构	168
7.2 CMAC 网络的工作原理	169
7.2.1 从 X 到 M 的映射	169
7.2.2 从 M 到 A 的映射	171
7.2.3 从 A 到 A_p 的映射	172
7.2.4 从 A_p 到 F 的映射	173
7.3 CMAC 网络的学习算法	173
7.4 CMAC 网络的应用	174
扩展资料	175
第8章 深度神经网络	176
8.1 深度神经网络框架	177
8.1.1 选择深层模型的原因	177
8.1.2 深度网络的训练算法	179
8.1.3 深度学习的软件工具及平台	180
8.2 受限玻尔兹曼机和深度置信网	180
8.2.1 受限玻尔兹曼机的基本结构	181
8.2.2 受限玻尔兹曼机的能量模型和似然函数	181
8.2.3 最优参数的梯度计算	182
8.2.4 基于对比散度的快速算法	184
8.2.5 深度置信网络	185
8.3 卷积神经网络	186
8.3.1 卷积神经网络基本概念及原理	187
8.3.2 卷积神经网络完整模型	189
8.3.3 CNN 的学习	190
8.3.4 CNN 应用	190
8.4 堆栈式自动编码器	192
8.4.1 自编码算法与稀疏性	192
8.4.2 栈式自动编码器	194
8.4.3 栈式自编码网络在手写数字分类中的应用	194
扩展资料	196
本章小结	197
习题	198
第9章 支持向量机	199
9.1 支持向量机的基本思想	199
9.1.1 最优超平面的概念	199
9.1.2 线性可分数据最优超平面的构建	201
9.1.3 非线性可分数据最优超平面的构建	202
9.2 非线性支持向量机	203
9.2.1 基于内积核的最优超平面	203
9.2.2 非线性支持向量机神经网络	205
9.3 支持向量机的学习算法	205
9.4 支持向量机设计应用实例	207
9.4.1 XOR 问题	207
9.4.2 人工数据分类	210
9.4.3 手写体阿拉伯数字识别	211
9.5 基于 MATLAB 的支持向量机分类	212
扩展资料	214
本章小结	215
习题	215
第10章 遗传算法与神经网络进化	216
10.1 遗传算法的原理与特点	216
10.1.1 遗传算法的基本原理	216

10.1.2 遗传算法的特点	217
10.2 遗传算法的基本操作与模式理论	217
10.2.1 遗传算法的基本操作	218
10.2.2 遗传算法的模式理论	220
10.3 遗传算法的实现与改进	223
10.3.1 编码问题	223
10.3.2 初始种群的产生	223
10.3.3 适应度的设计	224
10.3.4 遗传算法的操作步骤	225
10.3.5 遗传算法中的参数选择	225
10.3.6 遗传算法的改进	225
10.4 遗传算法在神经网络设计中的应用	226
10.4.1 遗传算法用于神经网络的权值优化	227
10.4.2 遗传算法用于神经网络的结构优化	229
本章小结	231
习题	232
第 11 章 神经网络系统设计与软硬件实现	233
11.1 神经网络系统总体设计	233
11.1.1 神经网络的适用范围	233
11.1.2 神经网络的设计过程与需求分析	234
11.1.3 神经网络的性能评价	235
11.1.4 输入数据的预处理	238
11.2 神经网络的软件实现	238
11.3 神经网络的高级开发环境	239
11.3.1 神经网络的开发环境及其特征	240
11.3.2 MATLAB 神经网络工具箱	240
11.3.3 其他神经网络开发环境简介	245
11.4 神经网络的硬件实现	247
11.4.1 概述	247
11.4.2 神经元器件	249
11.4.3 神经网络系统结构	251
11.4.4 神经网络的光学实现	254
扩展资料	257
本章小结	257
习题	257
第 12 章 人工神经系统	258
12.1 人工神经系统的概念	258
12.1.1 生物神经系统	258
12.1.2 人工神经系统	259
12.2 人工神经系统的体系结构	259
12.2.1 高级中枢神经系统	259
12.2.2 低级中枢神经系统	261
12.2.3 外周神经系统	261
12.3 人工神经系统的控制特性	262
12.3.1 神经快速、分区控制系统	263
12.3.2 体液慢速、分工控制系统	263
12.3.3 人体神经控制系统	263
12.4 人工神经系统的信模模式	264
12.4.1 “数字-模拟”混合信息模式	264
12.4.2 “串行-并行”兼容信息模式	265
12.4.3 “集中-分散”结合信息模式	265
12.5 人工神经系统的应用示例	266
12.5.1 拟人智能综合自动化系统	266
12.5.2 人工鱼的总体技术方案	266
本章小结	268
习题	268
参考文献	269

第1章 绪论

1.1 人工神经网络概述

人类具有高度发达的大脑，大脑是思维活动的物质基础，而思维是人类智能的集中体现。长期以来，脑科学家想方设法了解和揭示人脑的工作机理和思维的本质，人工智能科学家则顽强地探索如何构造出具有人类智能的人工智能系统，以模拟、延伸和扩展脑功能，完成类似于人脑的工作。因此，“认识脑”和“仿脑”分别是脑科学和智能科学的基本目标。一方面“认识脑”是“仿脑”的基础，因此智能科学理论、方法与技术的突破性进展与脑科学的进展密切相关；另一方面，“仿脑”也为“认识脑”提供了一条崭新的途径。

人脑的思维至少有逻辑思维和形象思维两种基本方式。逻辑思维的基础是概念、判断与推理，即将信息抽象为概念，再根据逻辑规则进行逻辑推理。由于概念可用符号表示，而逻辑推理宜按串行模式进行，这一过程可以事先写成串行的指令由机器来完成。20世纪40年代问世的第一台电子计算机就是这样一种用机器模拟人脑逻辑思维的人工智能系统，也是人类实现这一追求的重要里程碑。

现代计算机的计算速度是人脑的几百万倍，对于那些特征明确，推理或运算规则清楚的可编程问题，可以高速有效地求解，其在数值运算和逻辑运算方面的精确与高速极大地拓展了人脑的能力。在模拟人脑逻辑思维方面，计算机超过人脑的经典范例是20世纪末的两场国际象棋人机大战。1996年2月，国际象棋世界冠军加里·卡斯帕罗夫与美国IBM公司开发的“深蓝”计算机进行了6局对弈，以4:2的优势击败了每秒能分析1亿步棋的计算机对手。一年之后，当卡斯帕罗夫再次与分析能力已提高到每秒2亿步的“深蓝”计算机交战时，却以2.5:3.5的比分战败。2016年3月9日至15日，在韩国首尔进行的韩国围棋九段棋手李世石与人工智能围棋程序“阿尔法围棋”（AlphaGo）之间的五番棋比赛。最终结果是人工智能阿尔法围棋以总比分4:1战胜人类代表李世石。

但是迄今为止，计算机在解决与形象思维和灵感思维相关的问题时，依然显得无能为力。例如人脸识别、骑自行车、打篮球等涉及联想或经验的问题，人脑可以从中体会那些只可意会、不可言传的直觉与经验，可以根据情况灵活掌握处理问题的规则，从而轻而易举地完成此类任务，而计算机在这方面则显得十分笨拙。为什么计算机在处理此类问题时表现出来的能力远不及人脑呢？通过以下的比较，不难从中得出答案。

1.1.1 人脑与计算机信息处理能力的比较

电子计算机能够迅速准确地完成各种数值运算和逻辑运算，成为现代社会不可缺少的信息处理工具，被人们誉为“电脑”。人脑本质上是一种信息加工器官，而“电脑”则是人类为了模拟自己大脑的某些功能而设计出来的一种信息加工机器。比较人脑与“电脑”的信息处理能力会发现，现有“电脑”和人脑还有很大的差距。

1. 记忆与联想能力

人脑有大约 1.4×10^{11} 个神经细胞并广泛互连，因而能够存储大量的信息，并具有对信息进行筛选、回忆和巩固的联想记忆能力。人脑不仅能对已学习的知识进行记忆，而且能在外界输入的部分信息刺激下，联想到一系列相关的存储信息，从而实现对不完整信息的自联想恢复，或关联信息的互联想，而这种互联想能力在人脑的创造性思维中起着非常重要的作用。

计算机从一问世起就是按冯·诺依曼（Von Neumann）方式工作的。基于冯·诺依曼方式的计算机是一种基于算法的程序存取式机器，它对程序指令和数据等信息的记忆由存储器完成。存储器内信息的存取采用按顺序寻址的方式。若要从大量存储数据中随机访问某一数据，必须先确定数据的存储单元地址，再取出相应数据。信息一旦存入便保持不变，因此不存在遗忘问题；在某存储单元地址存入新的信息后会覆盖原有信息，因此不可能对其进行回忆；相邻存储单元之间互不相干，“老死不相往来”，因此没有联想能力。

尽管关系数据库或联想汉卡等由软件设计实现的系统也具有一定的联想功能，但这种联想功能不是计算机的信息存储机制所固有的，其联想能力与联想范围取决于程序的查询能力，因此不可能像人脑的联想功能那样具有个性、不确定性和创造性。

2. 学习与认知能力

人脑具有从实践中不断抽取知识，总结经验的能力。刚出生的婴儿脑中几乎是一片空白，在成长过程中通过对外界环境的感知及有意识的训练，知识和经验与日俱增，解决问题的能力越来越强。人脑这种对经验做出反应而改变行为的能力就是学习与认知能力。

计算机所完成的所有工作都是严格按照事先编制的程序进行的，因此它的功能和结果都是确定不变的。作为一种只能被动地执行确定的二值命令的机器，计算机在反复按指令执行同一程序时得到的永远是同样的结果，它不可能在不断重复的过程中总结或积累任何经验，因此不会主动提高自己解决问题的能力。

3. 信息加工能力

在信息处理方面，人脑具有复杂的回忆、联想和想象等非逻辑加工功能，因而人的认识可以逾越现实条件下逻辑所无法越过的认识屏障，产生诸如直觉判断或灵感一类的思维活动。在信息的逻辑加工方面，人脑的功能不仅局限于计算机所擅长的数值或逻辑运算，而且可以上升到具有语言文字的符号思维和辩证思维。人脑具有的这种高层次的信息加工能力使人能够深入事物内部去认识事物的本质与规律。

计算机没有非逻辑加工功能，因而不能逾越有限条件下逻辑的认识屏障。计算机的逻辑加工能力也仅限于二值逻辑，因此只能在二值逻辑所能描述的范围内运用形式逻辑，而缺乏辩证逻辑能力。

4. 信息综合能力

人脑善于对客观世界千变万化的信息和知识进行归纳、类比和概括，综合起来解决问题。人脑的这种综合判断过程往往是一种对信息的逻辑加工和非逻辑加工相结合的过程。它不仅遵循确定性的逻辑思维原则，而且可以经验地、模糊地甚至是直觉地做出一个判断。大脑所具有的这种综合判断能力是人脑创造能力的基础。

计算机的信息综合能力取决于它所执行的程序。由于不存在能完全描述人的经验和直觉的数学模型，也不存在能完全正确模拟人脑综合判断过程的有效算法，因此计算机难以达到人脑所具有的融会贯通的信息综合能力。

5. 信息处理速度

人脑的信息处理是建立在大规模并行处理基础上的，这种并行处理所能够实现的高度复杂的信息处理能力远非传统的以空间复杂性代替时间复杂性的多处理机并行处理系统所能达到的。人脑中的信息处理是以神经细胞为单位，而神经细胞间信息的传递速度只能达到毫秒级，显然比现代计算机中电子元件纳秒级的计算速度慢得多，因此似乎计算机的信息处理速度要远高于人脑，事实上在数值处理等只需串行算法就能解决问题的应用方面确实是如此。然而迄今为止，计算机处理文字、图像、声音等信息的能力与速度却远远不如人脑。例如，几个月大的婴儿能从人群中一眼认出自己的母亲，而计算机解决这个问题时需要对一幅具有几十万个像素点的图像逐点进行处理，并提取脸谱特征进行识别。又如，一个篮球运动员可以不假思索地接住队友传给他的球，而让计算机控制机器人接球则要判断篮球每一时刻在三维空间的位置坐标、运动轨迹、运动方向及速度等。显然，在基于形象思维、经验与直觉的判断方面，人脑只要零点几秒就可以圆满完成的任务，计算机花几分钟甚至几十分钟也不一定能达到人脑的水平。

1.1.2 人脑与计算机信息处理机制的比较

人脑与计算机信息处理能力特别是形象思维能力的差异来源于两者系统结构和信息处理机制的不同。主要表现在以下 4 个方面：

1. 系统结构

人脑在漫长的进化过程中形成了规模宏大，结构精细的群体结构，即神经网络。脑科学研究结果表明，人脑的神经网络是由数百亿神经元相互连接组合而成的。每个神经元相当于一个超微型信息处理与存储机构，只能完成一种基本功能，如兴奋与抑制。而大量神经元广泛连接后形成的神经网络可进行各种极其复杂的思维活动。

计算机是一种由各种二值逻辑门电路构成的按串行方式工作的逻辑机器，它由运算器、控制器、存储器和输入/输出设备组成。其信息处理建立在冯·诺依曼体系基础上，基于程序存取进行工作的。

2. 信号形式

人脑中的信号形式具有模拟量和离散脉冲两种形式。模拟量信号具有模糊性特点，有利于信息的整合和非逻辑加工，这类信息处理方式难以用现有的数学方法进行充分描述，因而很难用计算机进行模拟。

计算机中信息的表达采用离散的二进制数和二值逻辑形式，二值逻辑必须用确定的逻辑表达式来表示。许多逻辑关系确定的信息加工过程可以分解为若干二值逻辑表达式，由计算

机来完成。然而，客观世界存在的事物关系并非都是可以分解为二值逻辑的关系，还存在着各种模糊逻辑关系和非逻辑关系。对这类信息的处理计算机是难以胜任的。

3. 信息存储

与计算机不同的是，人脑中的信息不是集中存储于一个特定的区域，而是分布地存储于整个系统中。此外，人脑中存储的信息不是相互孤立的，而是联想式的。人脑这种分布式联想式的信息存储方式使人类非常擅长于从失真和默认的模式中恢复出正确的模式，或利用给定信息寻找期望信息。

4. 信息处理机制

人脑中的神经网络是一种高度并行的非线性信息处理系统。其并行性不仅体现在结构上和信息存储上，而且体现在信息处理的运行过程中。由于人脑采用了信息存储与信息处理一体化的群体协同并行处理方式，信息的处理受原有存储信息的影响，处理后的信息又留在在神经元中成为记忆。这种信息处理存储的构建模式是广泛分布在大量神经元上同时进行的，因而呈现出来的整体信息处理能力不仅能快速完成各种极复杂的信息识别和处理任务，而且能产生高度复杂而奇妙的效果。

计算机采用的是有限集中的串行信息处理机制，即所有信息处理都集中在一个或几个CPU中进行。CPU通过总线同内外存储器或I/O接口进行顺序的“个别对话”，存取指令或数据。这种机制的时间利用率很低，在处理大量实时信息时不可避免地会遇到速度“瓶颈”。即使采用多CPU并行工作，也只是在一定发展水平上缓解瓶颈矛盾。

1.1.3 什么是人工神经网络

综上所述，计算机在解决具有形象思维特点的问题时难以胜任的根本原因在于计算机与人脑采取的信息处理机制完全不同。

迄今为止的各代计算机都是基于冯·诺依曼工作原理：其信息存储与处理是分开的，即存储器与处理器相互独立；处理的信息必须是形式化信息，即用二进制编码定义的文字、符号、数字、指令和各种规范化的数据格式、命令格式等；信息处理的方式必须是串行的，即CPU不断地重复取址、译码、执行、存储这四个步骤。这种计算机的结构和串行工作方式决定了它只擅长于数值和逻辑运算。

人类的大脑大约有 1.4×10^{11} 个神经细胞，亦称为神经元。每个神经元有数以千计的通道同其他神经元广泛相互连接，形成复杂的生物神经网络。生物神经网络以神经元为基本信息处理单元，对信息进行分布式存储与加工，这种信息加工与存储相结合的群体协同工作方式使得人脑呈现出目前计算机无法模拟的神奇智能。为了进一步模拟人脑的形象思维方式，人们不得不跳出冯·诺依曼计算机的框架另辟蹊径。而从模拟人脑生物神经网络的信息存储、加工处理机制入手，设计具有人类思维特点的智能机器，无疑是最有希望的途径之一。

用计算方法对神经网络信息处理规律进行探索称为计算神经科学，该方法对于阐明人脑的工作原理具有深远意义。人脑的信息处理机制是在漫长的进化过程中形成和完善的。虽然近年来，在细胞和分子水平上对脑结构和脑功能的研究已经有了长足的发展。然而到目前为止，人类对神经系统内的电信号和化学信号是怎样被用来处理信息的只有模糊的概念。尽管如此，把通过分子和细胞水平的技术所达到的微观层次与通过行为研究达到的系统层次结合起来，可以形成对人脑神经网络的基本认识。在此基本认识的基础上，以数学和物理方法以

及信息处理的角度对人脑神经网络进行抽象，并建立某种简化模型，就称为人工神经网络（Artificial Neural Network，ANN）。人工神经网络远不是人脑生物神经网络的真实写照，而只是对它的简化、抽象与模拟。揭示人脑的奥妙不仅需要各学科的交叉和各领域专家的协作，还需要测试手段的进一步发展。尽管如此，目前已提出上百种人工神经网络模型。令人欣慰的是，这种简化模型的确能反映出人脑的许多基本特性，如自适应性、自组织性和很强的学习能力。它们在模式识别、系统辨识、自然语言理解、智能机器人、信号处理、自动控制、组合优化、预测预估、故障诊断、医学与经济学等领域已成功地解决了许多现代计算机难以解决的实际问题，表现出良好的智能特性。

目前关于人工神经网络的定义尚不统一，例如，美国神经网络学家 Hecht Hielsen 关于人工神经网络的一般定义是：“神经网络是由多个非常简单的处理单元彼此按某种方式相互连接而形成的计算系统，该系统是靠其状态对外部输入信息的动态响应来处理信息的”。美国国防高级研究计划局关于人工神经网络的解释是：“人工神经网络是一个由许多简单的并行工作的处理单元组成的系统，其功能取决于网络的结构、连接强度以及各单元的处理方式。”综合人工神经网络的来源、特点及各种解释，可以简单表述为：人工神经网络是一种旨在模仿人脑结构及其功能的脑式智能信息处理系统。为叙述简便，常将人工神经网络简称为神经网络。

1.2 人工神经网络发展简史

神经网络的研究可追溯到十九世纪末期，其发展历史可分为四个时期。第一个时期为启蒙时期，开始于 1890 美国著名心理学家 W. James 关于人脑结构与功能的研究，结束于 1969 年 Minsky 和 Papert 发表《感知机》（Perceptrons）一书。第二个时期为低潮时期，开始于 1969 年，结束于 1982 年 J. J. Hopfield 发表著名的文章“神经网络和物理系统”（Neural Network and Physical System）。第三个时期为复兴时期，开始于 J. J. Hopfield 的突破性研究论文，结束于 1986 年 D. E. Rumelhart 和 J. L. McClelland 领导的研究小组发表的《并行分布式处理》（Parallel Distributed Processing）一书。第四个时期为高潮时期，以 1987 年首届国际人工神经网络学术会议为开端，迅速在全世界范围内掀起人工神经网络的研究应用热潮，至今势头不衰。

下面按年代顺序介绍对人工神经网络研究有重大贡献的学者及其著作，以使读者在了解神经网络的发展历史时看到它与神经生理学、数学、电子学、计算机科学以及人工智能学科之间千丝万缕的联系，也帮助读者对神经网络的某些概念有粗略的了解。

1.2.1 启蒙时期

1890 年，美国心理学家 William James 发表了第一部详细论述人脑结构及功能的专著《心理学原理》（Principles of Psychology），对相关学习、联想记忆的基本原理做了开创性研究。James 指出：“让我们假设所有我们的后继推理的基础遵循这样的规则：当两个基本的脑细胞曾经一起或相继被激活过，其中一个受刺激重新激活时会将刺激传播到另一个。”这一点与联想记忆和相关学习关系最密切。另外，他曾预言神经细胞激活是细胞所有输入叠加的结果。他认为，在大脑皮层上任意点的刺激量是其他所有发射点进入该点刺激的总和。

半个世纪后，生理学家 W. S. McCulloch 和数学家 W. A. Pitts 于 1943 年发表了一篇神经网络方面的著名文章。在这篇文章中，他们在已知的神经细胞生物学基础上从信息处理的角度出发，提出形式神经元的数学模型，称为 M-P 模型。该模型把神经细胞的动作描述为：①神经元的活动表现为兴奋或抑制的二值变化；②任何兴奋性突触有输入激励后，使神经元兴奋，与神经元先前的动作与状态无关；③任何抑制性突触有输入激励后，使神经元抑制；④突触的值不随时间改变；⑤突触从感知输入到传送出一个输出脉冲的延迟时间是 0.5ms。尽管现在看来 M-P 模型过于简单，而且其观点也并非完全正确，但其理论贡献在于：① McCulloch 和 Pitts 证明了任何有限逻辑表达式都能由 M-P 模型组成的人工神经网络来实现；②他们是从 W. James 以来采用大规模并行计算结构描述神经元和网络的最早学者；③他们的工作奠定了网络模型和以后开发神经网络步骤的基础。为此，M-P 模型被认为开创了神经科学理论研究的新时代。

启蒙时期的另一位重要学者是心理学家 Donald O. Hebb，他在 1949 年出版了一本名为《行为构成》(Organization of Behavior) 的书。在该书中他首先建立了人们现在称为 Hebb 算法的连接权训练算法。他也是首先提出“连接主义”(Connectionism) 这一名词的人之一，这一名词的含义为大脑的活动是靠脑细胞的组合连接实现的。Hebb 认为，如果源和目的神经元均被激活兴奋时，它们之间突触的连接强度将会增强。这就是最早且最著名的 Hebb 训练算法的生理学基础。Hebb 对神经网络理论做出的四点主要贡献是：①指出在神经网络中，信息存储在连接权中；②假设连接权的学习（训练）速率正比于神经元各活化值之积；③假定连接是对称的，也就是从神经元 A 到神经元 B 的连接权与从 B 到 A 的连接权是相同的（虽然这一点在神经网络中未免过于简单化，但它往往应用到人工神经网络的各种现实方案中）；④提出细胞连接的假设，并指出当学习训练时，连接权的强度和类型发生变化，且由这种变化建立起细胞间的连接。Hebb 提出的这四点看法，在当今的人工神经网络中至少在某种程度上都得到了实现。

1958 年计算机学家 Frank Rosenblatt 发表了一篇有名的文章，提出了一种具有三层网络特性的神经网络结构，称为“感知机”(Perception)。这或许是世界上第一个真正优秀的人工神经网络，这一神经网络是用一台 IBM704 计算机模拟实现的。从模拟结果可以看出，感知机具有通过学习改变连接权值，将类似的或不同的模式进行正确分类的能力，因此也称它为“学习的机器”。Rosenblatt 用感知机来模拟一个生物视觉模型，输入节点群由视网膜上某一范围内细胞的随机集合组成。每个细胞连到下一层内的联合单元(Association Unit, AU)。AU 双向连接到第三层(最高层)中的响应单元(Response Unit, RU)。感知机的目的是对每一实际的输入去激活正确的 RU。Rosenblatt 利用他的感知机模型说明两个问题：一个问题是信息存储或记忆采用什么形式？他认为信息被包含在相互连接或联合之中，而不是反映在拓扑结构的表示法中。另一个问题是如何存储影响认知和行为的信息？他的回答是，存储的信息在神经网络系统内开始形成新的连接或传送链路后，新的刺激将会通过这些新建立的链路自动地激活适当的响应部分，而不要求任何识别或鉴定它们的过程。这种原始的感知学习机在激励-响应特性方面是“自组织”或“自联合”的。在“自组织”响应中被响应的节点，起初是随机的，然后逐渐地通过彼此竞争而形成支配的统治地位。这篇文章提出的算法与后来的反向传播算法和 Kohonen 的自组织算法类似，因此 Rosenblatt 所发表的网络基本结构是相当有活力，尽管后来它遭到 Minsky 和 Papert 的抨击。

启蒙时期的最后两位代表人物是电机工程师 Bernard Widrow 和 Marcian Hoff。1960 年他们发表了一篇题为“自适应开关电路”(Adaptive Switching Circuits)的文章。从工程技术的角度看，这篇文章是神经网络技术发展中极为重要的文章之一。Widrow 和 Hoff 不仅设计了在计算机上仿真的人工神经网络，而且还用硬件电路实现了他们的设计。Widrow 和 Hoff 提出一种称为“Adaline”的模型，即自适应线性单元(Adaptive Linear)。Adaline 是一种累加输出单元，输出值为 ± 1 的二值变量，权在 Widrow 和 Hoff 的文章中称为增益(Gain)。他们用这一名称反映他们工程学的背景，因为增益是指电信号通过放大器所放大的倍数。这比一般称为权也许更能说明它所起的作用，且更容易被工程技术人员所理解。Adaline 精巧的地方是 Widrow-Hoff 的学习训练算法，它根据加法器输出端误差大小来调整增益，使得训练期内所有样本模式的二次方和最小，因而速度较快且具有较高的精度。由于这一原因，Widrow-Hoff 算法也称为 δ (误差大小)算法或最小方均(LMS)算法，在数学上就是人们熟知的梯度下降法。Widrow 和 Hoff 指出，如果用计算机建立自适应神经元，它的具体结构可以由设计者通过训练给出来，而不是通过直接设计来确定。他们用硬件电路实现人工神经网络方面的工作为今天用超大规模集成电路实现神经网络计算机奠定了基础。他们是开发神经网络硬件最早的主要贡献者。

1.2.2 低潮时期

在 20 世纪 60 年代，掀起了神经网络研究的第一次热潮。由于当时对神经网络的学习能力的估计过于乐观，而随着神经网络研究的深入开展，人们遇到了来自认识方面、应用方面和实现方面的各种困难和迷惑，使得一些人产生了怀疑和失望。人工智能的创始人之一，M. Minsky 和 S. Papert 研究数年，对以感知器为代表的网络系统的功能及其局限性从数学上做了深入研究，于 1969 年发表了轰动一时的评论人工神经网络的书，称为《感知机》(Perceptron)。该书指出，简单的神经网络只能运用于线性问题的求解，能够求解非线性问题的网络应具有隐层，而从理论上还不能证明将感知机模型扩展到多层网络是有意义的。由于 Minsky 在学术界的地位和影响，其悲观论点极大地影响了当时的研究人工神经网络研究，为刚燃起的研究人工神经网络之火，泼了一大盆冷水。不久几乎所有为神经网络提供的研究基金都枯竭了，很多领域的专家纷纷放弃了这方面课题的研究，开始了神经网络发展史上长达 10 年的低潮时期。

使神经网络研究处于低潮的更重要的原因是 20 世纪 70 年代以来集成电路和微电子技术的迅猛发展，使传统的 Von Neumann 型计算机进入发展的全盛时期，基于逻辑符号处理方法的人工智能得到迅速发展并取得显著成就，它们的问题和局限性尚未暴露，因此暂时掩盖了发展新型计算机和寻求新的神经网络的必要性和迫切性。

在 Minsky 和 Papert 的书出版后的十年中，在神经网络研究园地中辛勤耕耘的研究人员的数目大幅度减少，但仍有为数不多的学者在黑暗时期坚持致力于神经网络的研究。他们在极端艰难的条件下做出难能可贵的扎实奉献，为神经网络研究的复兴与发展奠定了理论基础。

1969 年，美国波士顿大学自适应系统中心的 S. Grossberg 教授和他的夫人 G. A. Carpenter 提出了著名的自适应共振理论(Adaptive Resonance Theory)模型。在 Grossberg 早期著作中介绍的原理，有许多已用在当前的神经网络中。其中的基本论点是：若在全部神经节点中有

一个神经节点特别兴奋，其周围的所有节点将受到抑制。这种周围抑制的观点也用在 Kohonen 的自组织网络中。Grossberg 对网络的记忆理论也做出了很大的贡献。他提出了关于短期记忆和长期记忆的机理，以及短期记忆如何与神经节点的激活值有关，而长期记忆如何与连接权有关。节点的激活值与连接权都会随时间的衰减而衰减，具有“忘却”特性。节点激活值的衰减相当快（短期记忆），而连接权有较长的记忆能力，衰减较慢。在其后的若干年里，Grossberg 和 Carpenter 发展了他们的自适应共振理论，并有 ART1、ART2、ART3 三个 ART 系统的版本。ART1 网络只能处理二值的输入。ART2 比起 ART1 更为复杂并且能处理模拟量输入。

1972 年，有两位研究者分别在欧洲和美洲两地发表了类似的神经网络开发结果。一位是芬兰的 T. Kohonen 教授，提出了自组织映射（SOM）理论，并称其神经网络结构为“联想存储器”（Associative Memory）；另一位是美国的神经生理学家和心理学家 J. Anderson，提出了一个类似的神经网络，称为“交互存储器”（Interactive Memory）。他们在网络结构、学习算法和传递函数方面的技术几乎是相同的。今天的神经网络主要是根据 Kohonen 的工作来实现的，因为 SOM 模型是一类非常重要的无导师学习网络，主要应用于模式识别、语音识别、分类等场合。而 Anderson 的主要兴趣在对网络结构与训练算法的生物仿真性及模型的研究。Kohonen 于 1972 年发表的文章中首先值得注意的是，他所用的神经节点或处理单元是线性连续的，而不是 McCulloch、Pitts 和 Widrow-Hoff 提出的二进制方式。值得注意的是，Kohonen 网络用了许多邻近的同时激活的输入与输出节点。这一类节点在分析可视图像和语言声谱时是非常需要的。在这种情况下，不是由单个“优胜”神经元的动作电位来表示网络的输出，而是用相当大数目的一组输出神经节点来表示输入模式的分类，这使得网络能更好地进行概括推论且减少噪声的影响。最值得注意的是，文章提出的神经网络类型与先前提出的感知机有很大的不同。目前用得最普通的实用多层感知机（误差反传网络）的学习训练是一种有指导的训练。而各种 Kohonen 网络形式被认为是自组织的网络，它的学习训练方式是无指导训练。这种学习训练方式往往是当不知道有哪些分类类型存在时，用作提取分类信息的一种训练。

低潮时期第三位重要的研究者是日本东京 NHK 广播科学实验室的福岛邦彦（Kunihiko Fukushima）。他开发了一些神经网络结构与训练算法，其中最有名的是 1980 年发表的“新认知机”（Neocognitron）。此后还有一系列改进的报道文章。“新认知机”是视觉模式识别机制模型，它与生物视觉理论相符合，其目的在于综合出一种神经网络模型让它像人类一样具有进行模式识别的能力。这类网络起初为自组织的无指导训练，后来采用有指导的训练。福岛邦彦等人在 1983 年发表的文章中承认，有指导的训练方式能更好地反映设计模式识别装置的工程师的立场，而不是纯生物学的模型。福岛邦彦给出的神经认知机，能正确识别手写的 0~9 十个数字。其中包括样本模式变形、不完全的样本模式和受噪声干扰的样本模式等。尽管今天看来这似乎不难，但当时这的确是一项重大的成就。

在整个低潮时期，上述开创性的研究成果和有意义的工作虽然未能引起当时人们的普遍重视，但是其科学价值不可磨灭，它们为神经网络的进一步发展奠定了基础。

1.2.3 复兴时期

进入 20 世纪 80 年代后，经过十几年迅速发展起来的以逻辑符号处理为主的人工智能理