



第6章 神经网络理论基础

Chapter 6 Fundamentals of Neural Networks



模糊控制从人的经验出发，解决了智能控制中人类语言的描述和推理问题，尤其是一些不确定性语言的描述和推理问题，从而在机器**模拟人脑的感知、推理**等智能行为方面迈出了重大的一步。

模糊控制在**处理数值数据、自学习能力**等方面还远没有达到人脑的境界。人工神经网络从另一个角度出发，即从人脑的生理学和心理学着手，通过人工模拟人脑的工作机理来实现机器的部分智能行为。



人工神经网络（简称神经网络，Neural Network）是模拟人脑思维方式的数学模型。神经网络是在现代生物学研究人脑组织成果的基础上提出的，用来模拟人类大脑神经网络的**结构**和**行为**。神经网络反映了人脑功能的基本特征，如并行信息处理、学习、联想、模式分类、记忆等。

20世纪80年代以来，人工神经网络（ANN，Artificial Neural Network）研究所取得的突破性进展。神经网络控制是将神经网络与控制理论相结合而发展起来的智能控制方法。它已成为智能控制的一个新的分支，为解决复杂的非线性、不确定、未知系统的控制问题开辟了新途径。

内容提要



6.1 神经网络发展简史

6.2 神经网络原理

6.3 神经网络的分类

6.4 神经网络学习算法

6.5 神经网络的特征及要素

6.6 神经网络控制的研究领域

6.1 神经网络发展简史



追根溯源，神经网络诞生于人类对于人脑和智能的追问。而这个追问经历了旷远蒙昧的精神至上学说，直到 19 世纪 20 年代。

奥地利医生 Franz Joseph Gall (1758-1828) 推测人类的**精神活动是由脑的功能活动而实现的**，这才使人们认识到意识和精神活动具有物质基础，从而使人们对精神活动的认识从唯心主义的错误观点转到了唯物主义的正确轨道上来。

6.1 神经网络发展简史

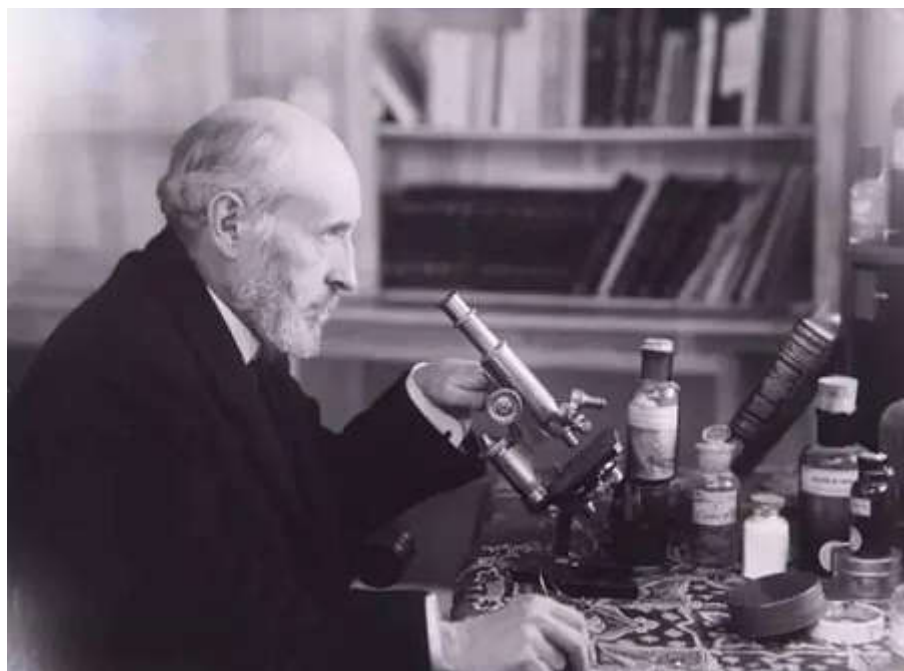


意大利细胞学家

Camillo Golgi (1843~1926)

徒手将脑组织切成薄片，用重铬酸钾-硝酸银浸染法染色，第一次在显微镜下观察到了神经细胞和神经胶质细胞。这为神经科学的研究提供了最为基本的组织学方法。

6.1 神经网络发展简史



西班牙神经组织学家
Santiago Ramón y Cajal
(1852~1934)

在掌握了 Golgi 染色法后，又进一步改良了 Golgi 染色法，并发明了独创的银染法——还原硝酸银染色法，此法可显示神经纤维的微细结构。他发现**神经细胞之间没有原生质的联系**，因而提出神经细胞是整个神经活动最基本的单位（故称神经元），从而使复杂的神经系统有了进一步研究的切入口。他对于大脑的微观结构研究是开创性的，被许多人认为是现代神经科学之父。他绘图技能出众，他的关于脑细胞的几百个插图至今用于教学。

6.1 神经网络发展简史



The Nobel Prize in Physiology or Medicine 1906

"in recognition of their work on the structure of the nervous system"



Camillo Golgi

① 1/2 of the prize

Italy

Pavia University
Pavia, Italy

b. 1843
d. 1926



Santiago Ramón y Cajal

① 1/2 of the prize

Spain

Madrid University
Madrid, Spain

b. 1852
d. 1934

为此，Santiago Ramón y Cajal 和 Camillo Golgi 两人共享了 1906 年诺贝尔生理学或医学奖。此后，Cajal 经过大量精细的实验，创立了“神经元学说”，该学说的创立为神经科学的进一步发展开创了新纪元。

6.1 神经网络发展简史



神经网络的发展历程了以下阶段：

1. 启蒙期（1890-1969年）

1890年，W.James发表专著《心理学》，讨论了脑的结构和功能。

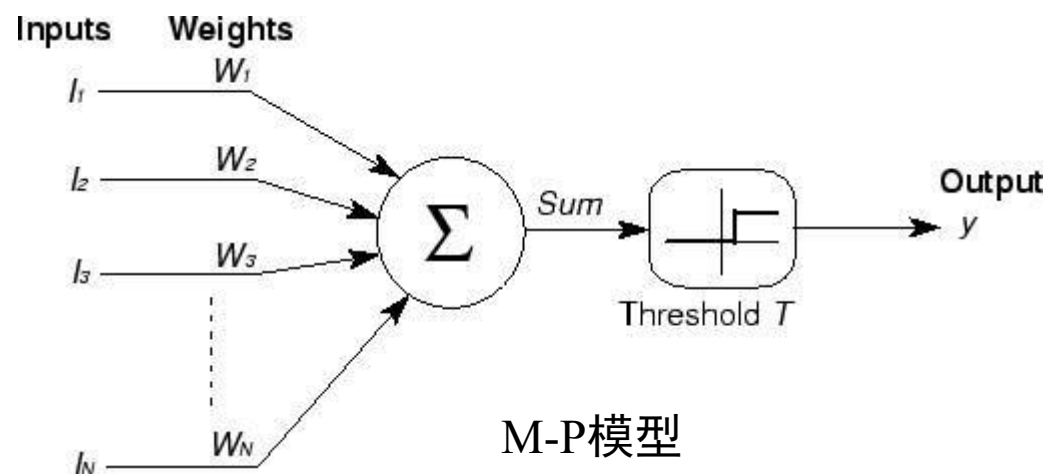
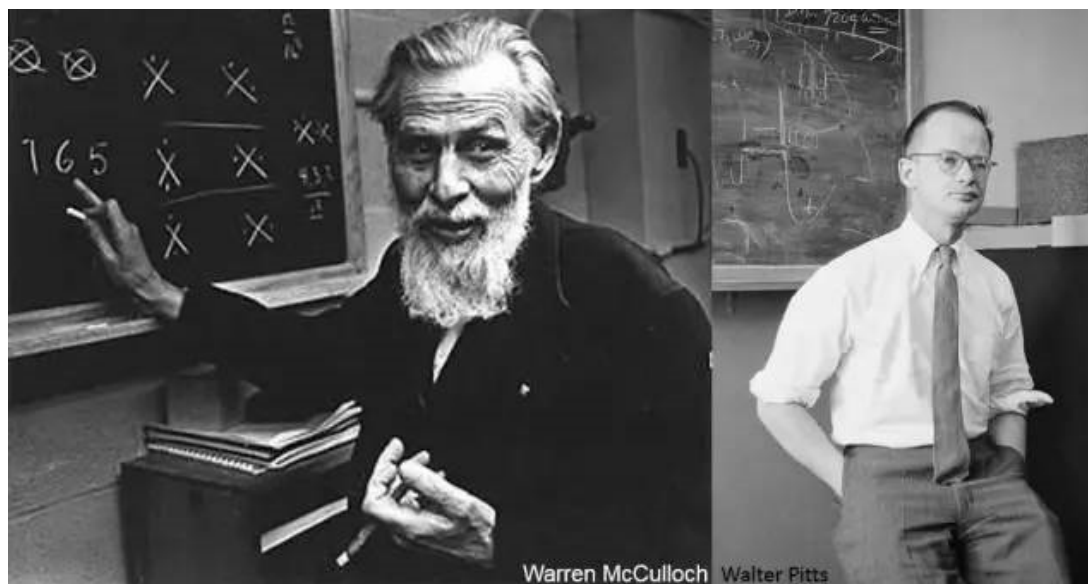


詹姆斯·罗兰·安吉尔
(James Rowland Angell, 1869~1949)

6.1 神经网络发展简史



1943年，心理学家W.S.**M**cCulloch 和数学家W.**P**itts提出了描述脑神经细胞动作的数学模型，即**M-P**模型（第一个神经网络模型）。

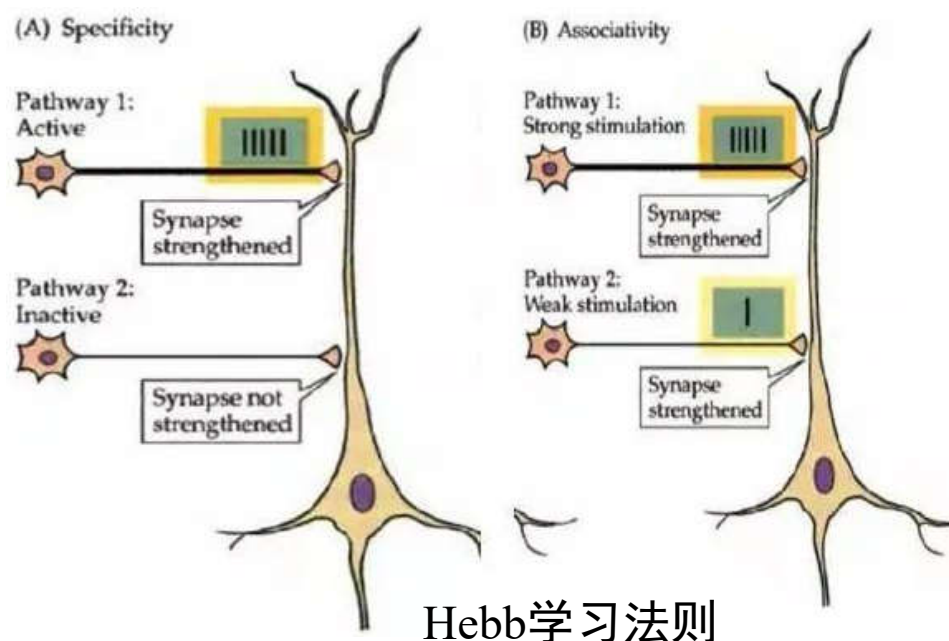


M-P模型

6.1 神经网络发展简史



1949年，心理学家 Hebb 实现了对脑细胞之间相互影响的数学描述，在《The Organization of Behavior》中对神经元之间连接强度的变化进行了分析，首次从心理学的角度提出来一种调整权值的方法，称为Hebb学习法则。



Hebb学习法则

6.1 神经网络发展简史



1958年，E.Rosenblatt
提出了描述信息在人脑中
贮存和记忆的数学模型，
即著名的感知机模型
(Perceptron)。

参考文献：

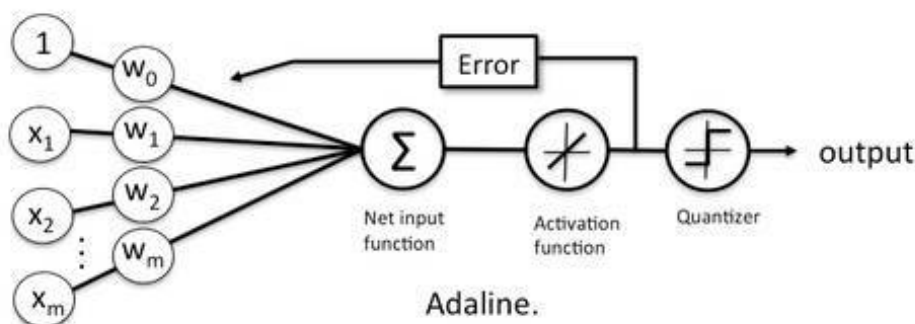
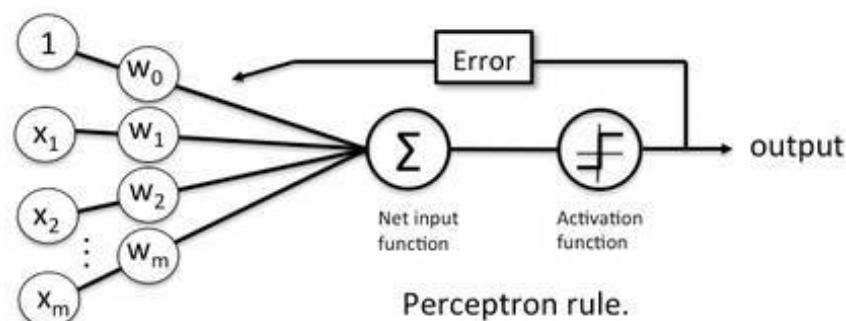
[Rosenblatt, Frank. "The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain." Psychological review 65.6 \(1958\): 386.](#)



6.1 神经网络发展简史



1962年，Widrow和Hoff提出了自适应线性神经网络，即Adaline网络，并提出了网络学习新知识的方法，即Widrow和Hoff学习规则（即 δ 学习规则），并用电路进行了硬件设计。



Adaline和Perceptron对比

6.1 神经网络发展简史



2. 冰河期（1969-1982）

受当时神经网络理论研究水平的限制及冯·诺依曼式计算机发展的冲击等因素的影响，神经网络的研究陷入低谷。

在美、日等国有少数学者继续着神经网络模型和学习算法的研究，提出了许多有意义的理论和方法。例如，1969年，S.Groisberg和A.Carpentet提出了至今为止最复杂的ART网络，该网络可以对任意复杂的二维模式进行自组织、自稳定和大规模并行处理。1972年，Kohonen提出了自组织映射的SOM模型。

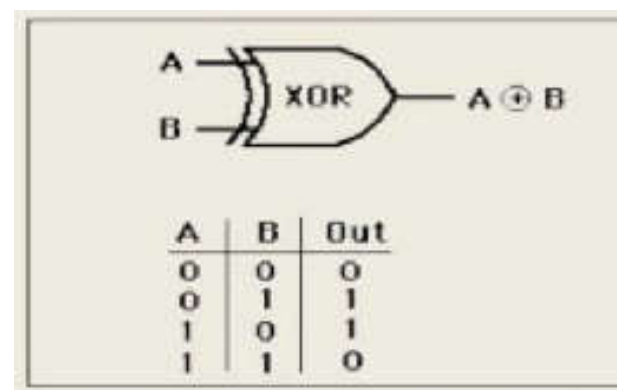
6.1 神经网络发展简史



受当时神经网络理论研究水平的限制及冯·诺依曼式计算机发展的冲击等因素的影响，神经网络的研究陷入低谷。

1969年，Marvin Minsky 和 Seymour Papert 发表《Perceptrons: an introduction to computational geometry》一书，从数学的角度证明了单层神经网络具有有限的功能，甚至在面对简单的“异或”逻辑问题时也显得无能为力。此后，神经网络的研究陷入了很长一段时间的低迷期。

1969: Perceptrons can't do XOR!



6.1 神经网络发展简史



- 对于一些基本的逻辑运算，例如与、或、非，感知器模型可以非常容易地作出判断分类。那么是不是所有的逻辑运算都可以通过感知器进行分类呢？
- 答案当然是否定的。比如异或运算通过一个单独的线性感知器模型就很难作出分类，这同样也是神经网络的发展在第一次高潮之后很快进入低谷的主要原因。这个问题最早在Minsky等人在关于感知器的著作中提出。
- 但其实很多人对这本著作存在误区，实际上Minsky等人在提出这个问题的同时也指出异或运算可以通过多层感知器实现，但是由于当时学术界没有有效的学习方式去学习多层感知器模型，所以神经网络的发展迎来了第一次低谷。

6.1 神经网络发展简史



马文·明斯基

美国国家科学院院士，美国人工智能学会的前任主席。

马文·明斯基在人工智能、认知心理学、数学、计算语言学、机器人和光学等诸多领域作出了巨大的贡献。

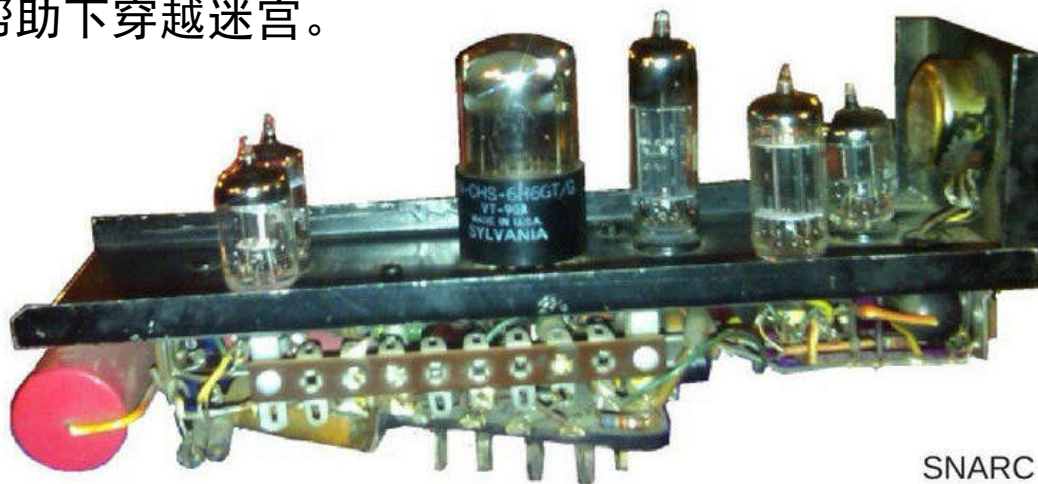
- 人工智能之父
- 第一个荣获图灵奖的人工智能学者（1969 年，年仅 42 岁）
- 虚拟现实（VR）最早的倡导者
- 开发了世界上第一个机器人
- 创立世界上第一个人工智能实验室
- 业界巨星的导师，学生包括《奇点临近》的作者雷·库兹韦尔
- 影响了阿西莫夫的“机器人三大定律”

6.1 神经网络发展简史



第一个神经网络模拟器

1951 年，Marvin Minsky 提出了关于“思维如何萌发并形成”的一些基本理论，并建造了世界上第一个神经网络模拟器——SNARC（Stochastic Neural Analog Reinforcement Calculator），它能够在其 40 个“代理”（Agent）和一个奖励系统的帮助下穿越迷宫。

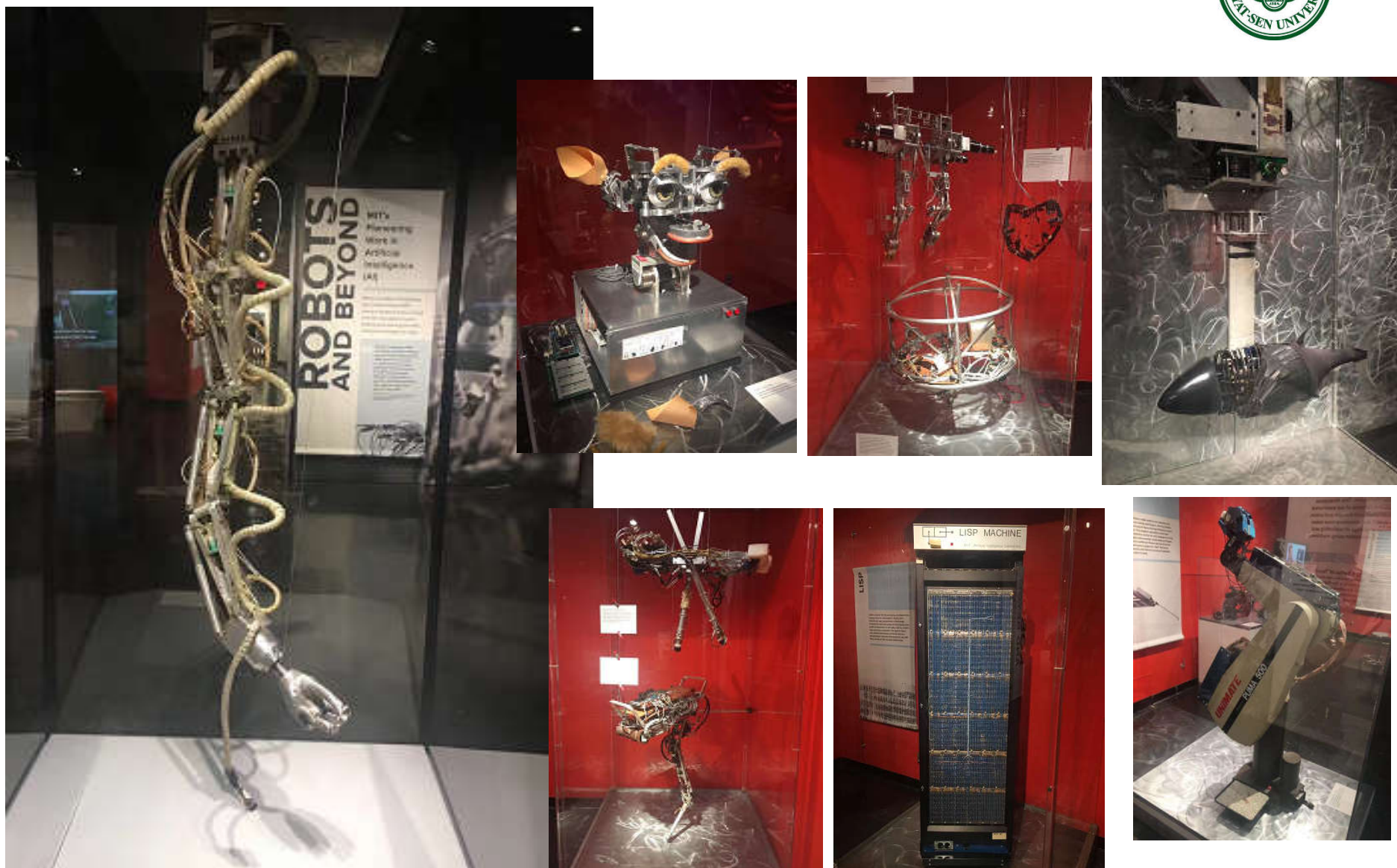


Two undergraduate students at Harvard, Marvin Minsky and Dean Edmonds, built the first neural network computer in 1950. The SNARC, as it was called, used 3000 vacuum tubes and a surplus automatic pilot mechanism from a B-24 bomber to simulate a network of 40 neurons.

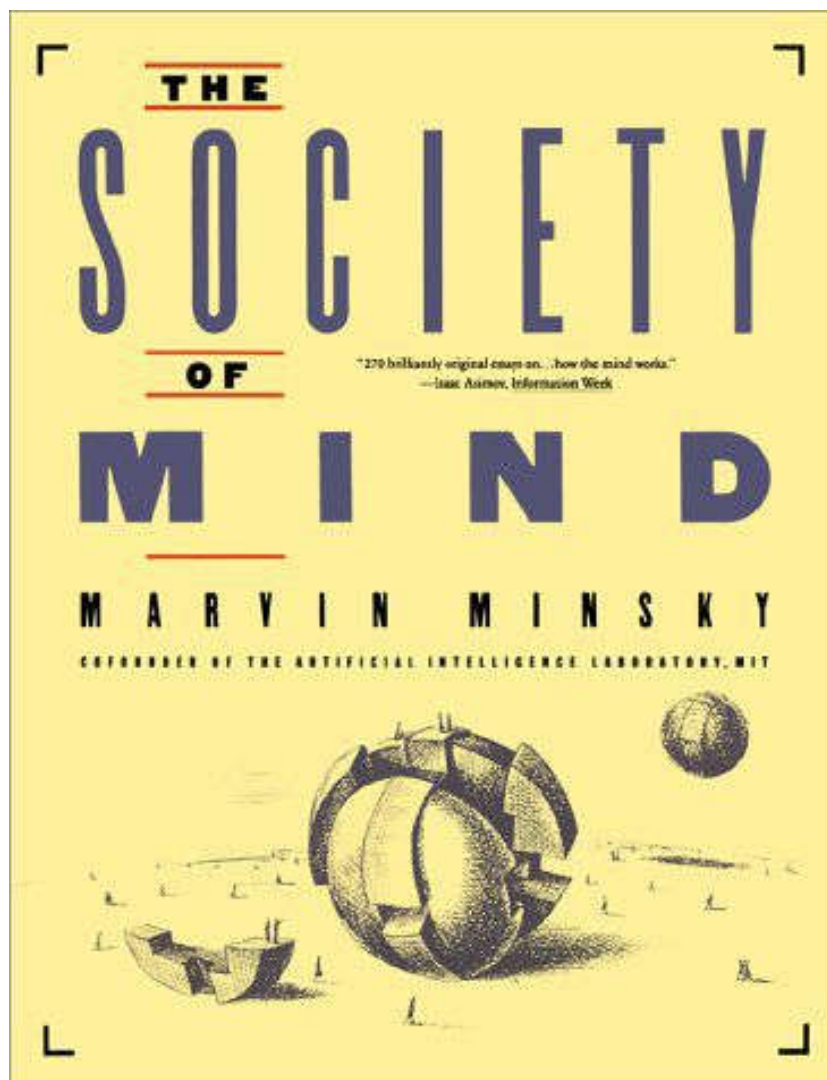
6.1 神经网络发展简史



6.1 神经网络发展简史



6.1 神经网络发展简史



出版《The Society of Mind》
1985 年，Marvin Minsky
出版了一本开创性的著作
《The Society of Mind》。
这部著作提出了“智能不是任何单独的机制的产物”
这一观点——Intelligence is
not the product of any
singular mechanism but
comes from the managed
interaction of a diverse
variety of resourceful agents。

6.1 神经网络发展简史



6.1 神经网络发展简史



3. 复兴期（1982-1995）

1982 年，物理学家 Hopfield 提出了连续和离散的 **Hopfield 神经网络模型**，该模型通过引入能量函数，实现了问题优化求解，1984 年他用此模型成功地解决了非多项式复杂度的旅行商路径优化问题(TSP)。



JOURNAL ARTICLE

Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities

J. J. Hopfield

Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America

Vol. 79, No. 8, [Part 1: Biological Sciences] (Apr. 15, 1982), pp. 2554-2558

6.1 神经网络发展简史



1983年，Hinton, G. E. 和 Sejnowski, T. J. 设计了玻尔兹曼机（Boltzmann Machine），首次提出了“隐单元”的概念。在全连接的反馈神经网络中，包含了可见层和一个隐层，这就是玻尔兹曼机。

- Geoffrey E. Hinton and Terrence J. Sejnowski, Analyzing Cooperative Computation. In Proceedings of the 5th Annual Congress of the Cognitive Science Society, Rochester, New York, May 1983.
- Geoffrey E. Hinton and Terrence J. Sejnowski, Optimal Perceptual Inference. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pages 448–453, IEEE Computer Society, Washington, D.C., June 1983.

COGNITIVE SCIENCE 9, 147–169 (1985)

A Learning Algorithm for Boltzmann Machines*

DAVID H. ACKLEY
GEOFFREY E. HINTON
*Computer Science Department
Carnegie-Mellon University*
TERRENCE J. SEJNOWSKI
*Biophysics Department
The Johns Hopkins University*

6.1 神经网络发展简史



- Paul Werbos 在1974年完成的哈佛大学博士学位论文“超越回归：行为科学中预测与分析的新工具”中，

Werbos, P. Beyond Regression: New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Sciences. PhD thesis, Harvard University, 1974

提出了用于控制系统最优化的BP算法，正值神经网络低潮期，并未受到应有的重视。

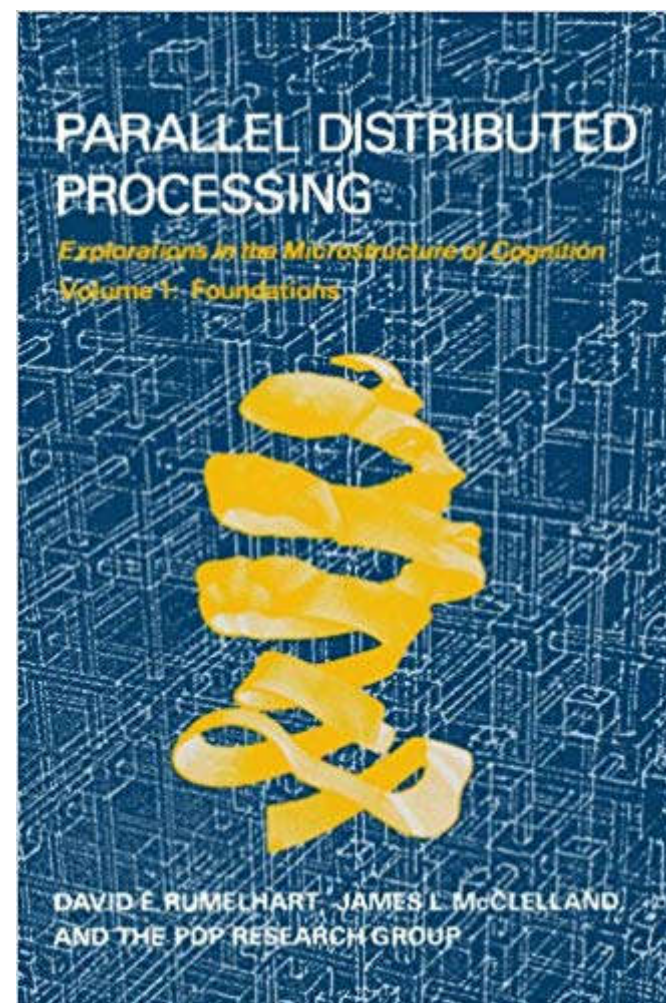
- 直到80年代中期，BP算法才重新被David Rumelhart、Geoffrey Hinton及Ronald Williams、David Parker和Yann LeCun独立发现。
- 1986年，Rumelhart等重新提出这一方法，提出了误差反向传播神经网络，简称BP网络（Back Propagation），BP神经网络学习算法才受到重视，该网络是一种单向传播的多层前向网络。

6.1 神经网络发展简史



在1986年，在Rumelhart和McClelland等出版《Parallel Distributed Processing》一书，完整地提出了BP算法，系统地解决了多层网络中隐单元连接权的学习问题，并在数学上给出了完整的推导。这是神经网络发展史上的里程碑，BP算法迅速走红，掀起了神经网络的第二次高潮。

该网络是迄今为止应用最普遍的神经网络。BP算法引入了可微分非线性神经元或者sigmoid函数神经元，克服了早期神经元的弱点，为多层神经网络的学习训练与实现提供了一种切实可行的解决途径。



6.1 神经网络发展简史



David E. Rumelhart, Geoffrey E. Hinton 和 Ronald J. Williams
1986年发表文章《Learning representations by back-propagating errors》

Learning representations by back-propagating errors

David E. Rumelhart*, Geoffrey E. Hinton†
& Ronald J. Williams*

* Institute for Cognitive Science, C-015, University of California,
San Diego, La Jolla, California 92093, USA

† Department of Computer Science, Carnegie-Mellon University,
Pittsburgh, Philadelphia 15213, USA

nature
International journal of science

Letter | Published: 09 October 1986

Learning representations by back-propagating errors

David E. Rumelhart, Geoffrey E. Hinton & Ronald J. Williams

Nature 323, 533–536 (1986) | [Download Citation](#)

We describe a new learning procedure, back-propagation, for networks of neurone-like units. The procedure repeatedly adjusts the weights of the connections in the network so as to minimize a measure of the difference between the actual output vector of the net and the desired output vector. As a result of the weight adjustments, internal 'hidden' units which are not part of the input or output come to represent important features of the task domain, and the regularities in the task are captured by the interactions of these units. The ability to create useful new features distinguishes back-propagation from earlier, simpler methods such as the perceptron-convergence procedure¹.

6.1 神经网络发展简史



Yann LeCun was born at [Soisy-sous-Montmorency](#) in the suburbs of Paris in 1960. He received a Diplôme d'Ingénieur from the [ESIEE Paris](#) in 1983, and a PhD in Computer Science from [Université Pierre et Marie Curie](#) in 1987 during which he proposed an early form of the [back-propagation](#) learning algorithm for neural networks.

Y. LeCun: Une procédure d'apprentissage pour réseau a seuil asymmetrique (a Learning Scheme for Asymmetric Threshold Networks), Proceedings of Cognitiva 85, 599–604, Paris, France, 1985.

6.1 神经网络发展简史



4. 低潮期（1995-2006）

统计学习理论是一种专门研究小样本情况下机器学习规律的理论。Vapnik, V.N.等人从六、七十年代开始致力于此方面研究。到九十年代中期，随着其理论的不断发展和成熟，统计学习理论开始受到越来越广泛的重视。同时，在这一理论基础上发展了一种新的通用学习方法——支持向量机（SVM），它已初步表现出很多优于已有方法的性能。

此后的近十年时间，神经网络由于其浅层结构，容易过拟合以及参数训练速度慢等原因，曾经火热的神经网络又慢慢的淡出了人们的视线。值得一提的是，1997年，Sepp Hochreiter 和 Jurgen Schmidhuber 首先提出**长短期记忆（LSTM）模型**。

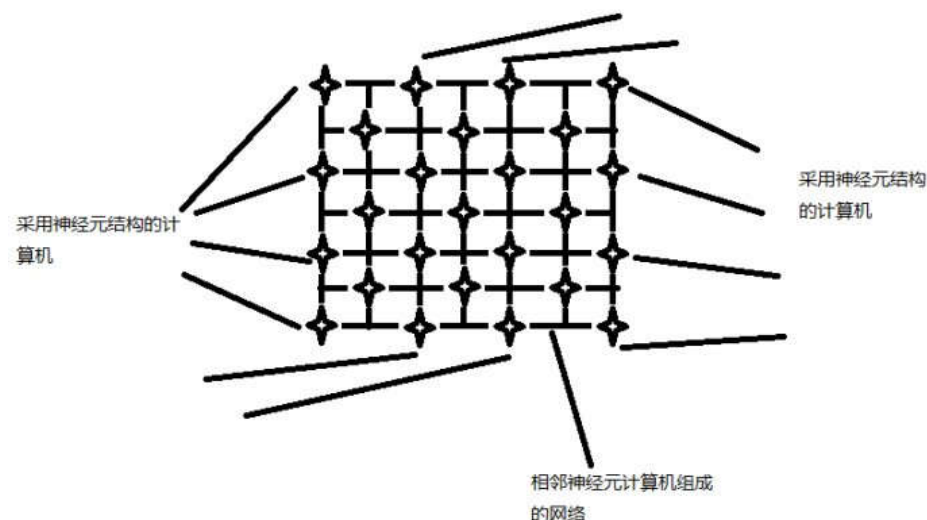
6.1 神经网络发展简史



5. 繁荣期（2006-至今）

神经网络从理论走向应用领域，出现了神经网络芯片和神经计算机。

神经网络主要应用领域有：模式识别与图象处理（语音、指纹、故障检测和图象压缩等）、控制与优化、预测与管理（市场预测、风险分析）、通信等。



6.1 神经网络发展简史



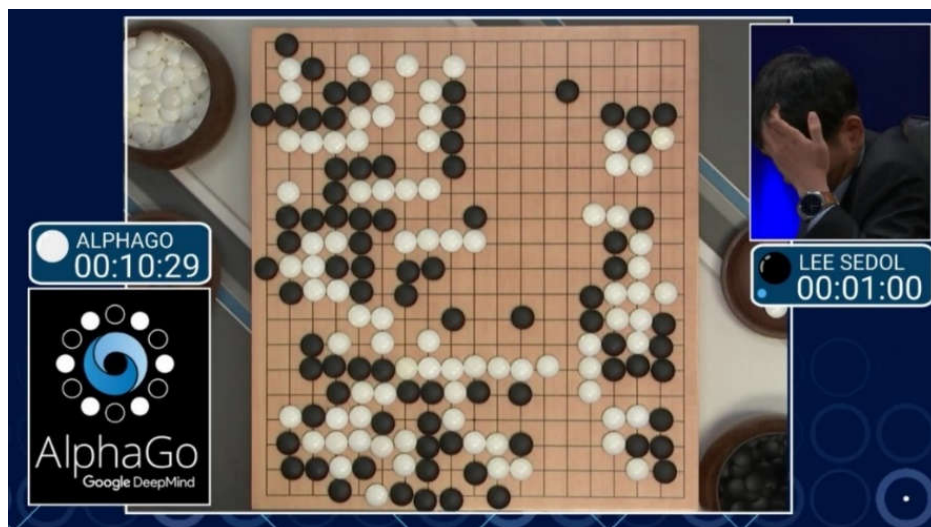
G. E. Hinton 和他的学生 R. R. Salakhutdinov 2006年在《科学》杂志上发表题为《**Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks**》的文章，掀起了深度学习在学术界和工业界的研究热潮。



6.1 神经网络发展简史



深度学习



6.1 神经网络发展简史



Yann LeCun @ylecun · 3h

I am extremely honored to be the recipient of the 2018 ACM A.M. Turing Award, and absolutely delighted to be sharing it with my friends and colleagues Geoffrey Hinton and Yoshua Bengio.

NYT:...



Three Pioneers in Artificial Intelligence Win Turing Award

For their work on neural networks, Geoffrey Hinton, Yann LeCun and Yoshua Bengio will share \$1 million for what many consider the Nobel Prize of c...

[nytimes.com](https://www.nytimes.com)



6.1 神经网络发展简史



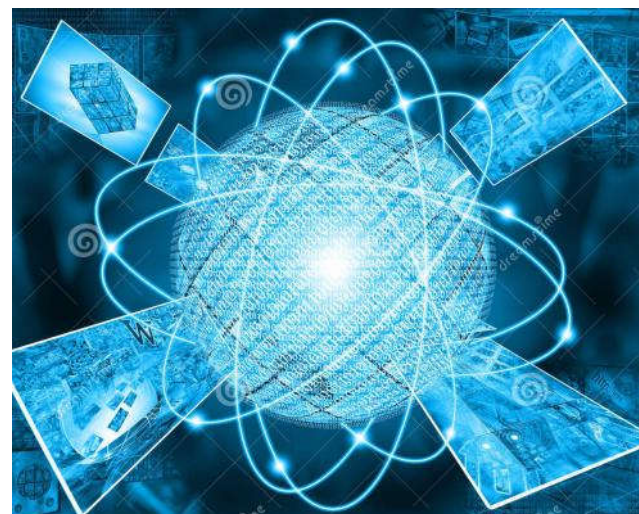
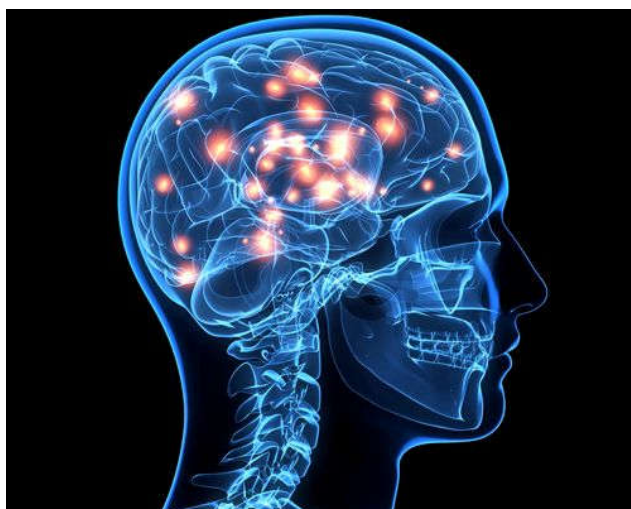
“While the use of artificial neural networks as a tool to help computers recognize patterns and simulate human intelligence had been introduced in the 1980s, by the early 2000s, LeCun, Hinton and Bengio were among a small group who remained committed to this approach. Though their efforts to rekindle the AI community’s interest in neural networks were initially met with skepticism, their ideas recently resulted in major technological advances, and their methodology is now the dominant paradigm in the field.”

6.2 神经网络原理

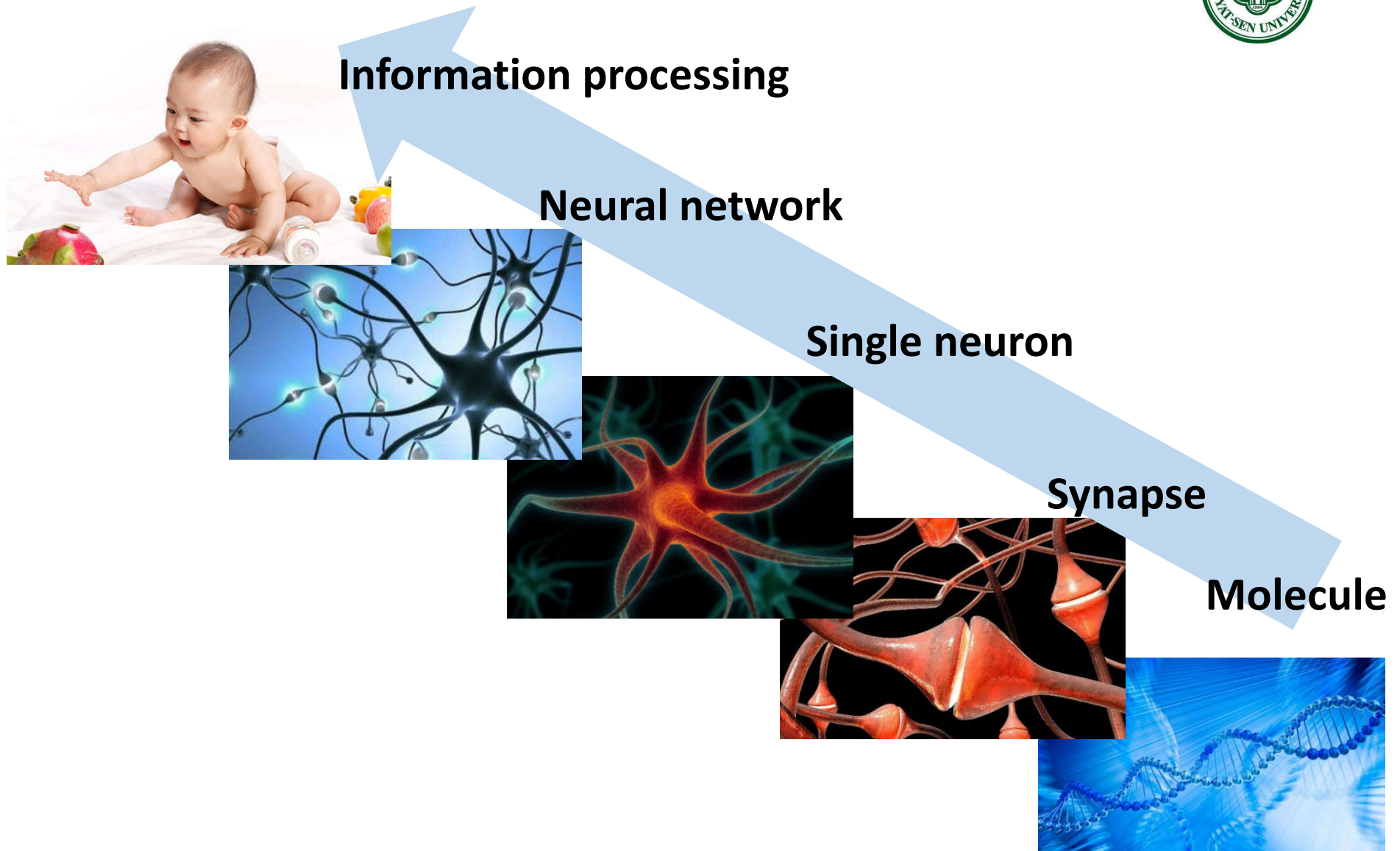


神经生理学和神经解剖学的研究表明，人脑极其复杂，由**一千多亿个神经元**（ $10^{11} \sim 10^{13}$ ）交织在一起的网状结构构成，其中**大脑皮层约140亿个神经元**，**小脑皮层约1000亿个神经元**。**神经元之间的联系多达个** $10^{14} \sim 10^{15}$ ，它们按不同的结合方式构成神经网络。

人脑能完成智能、思维等高级活动，为了能利用数学模型来模拟人脑的活动，导致了神经网络的研究。



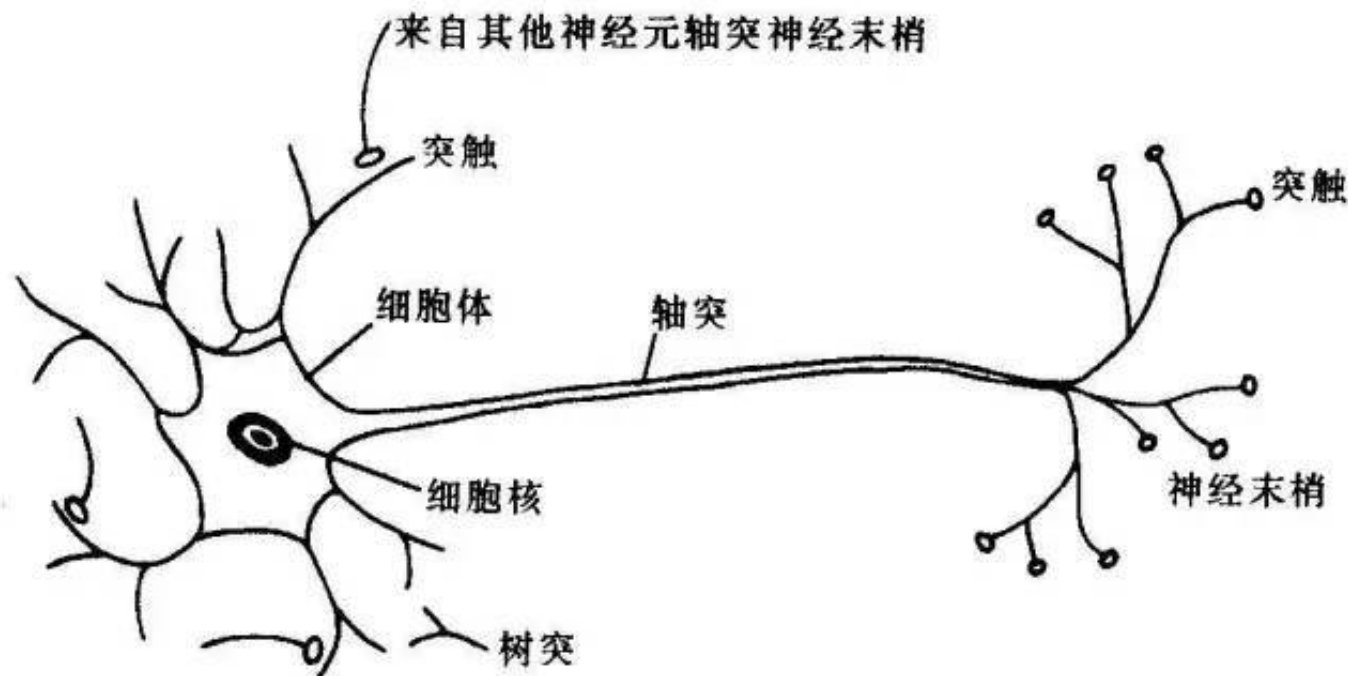
6.2 神经网络原理



6.2 神经网络原理



神经系统的基本构造是神经元(神经细胞)，它是处理人体内各部分之间相互信息传递的基本单元。每个神经元都由一个细胞体，一个连接其他神经元的轴突和一些向外伸出的其它较短分支—树突组成。



单个神经元的解剖图

6.2 神经网络原理

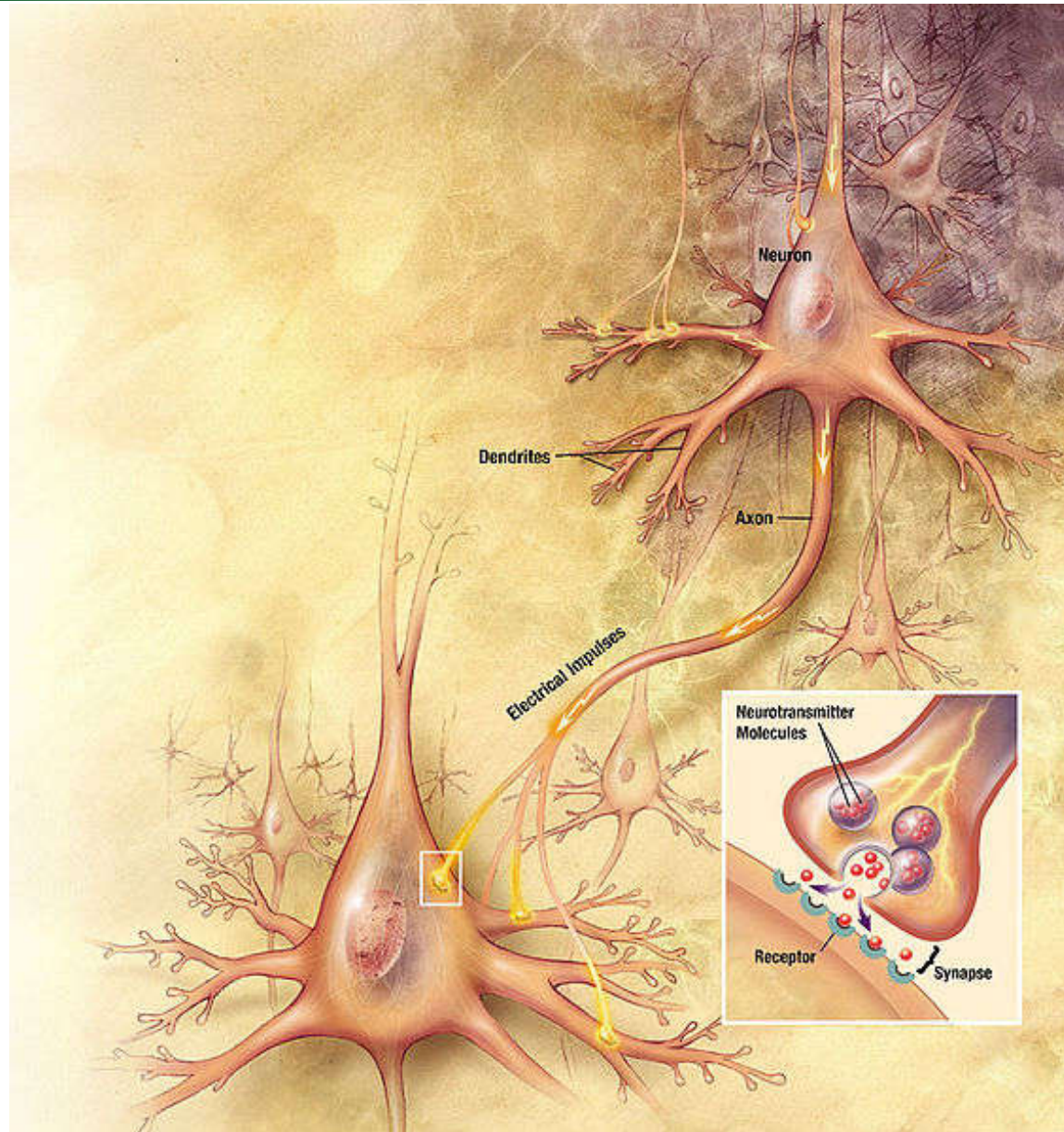


神经元由4部分构成：

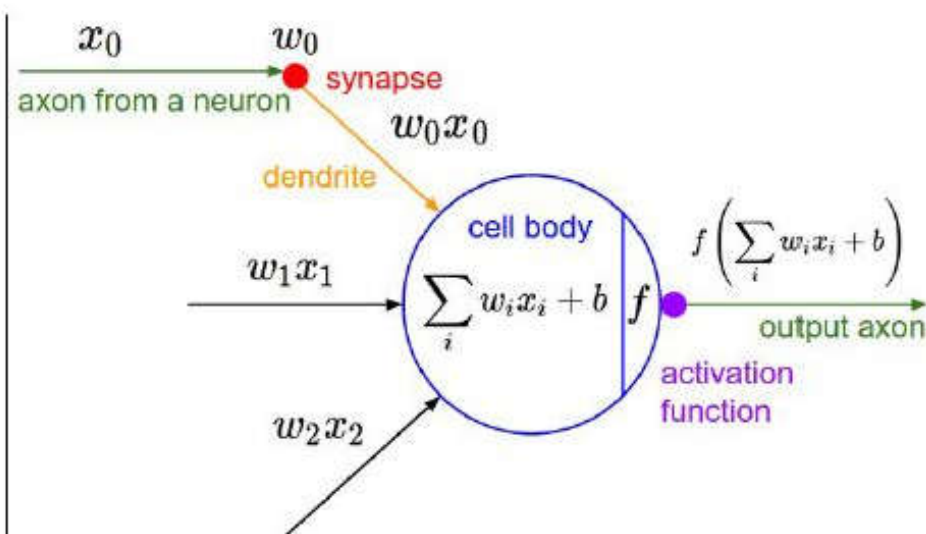
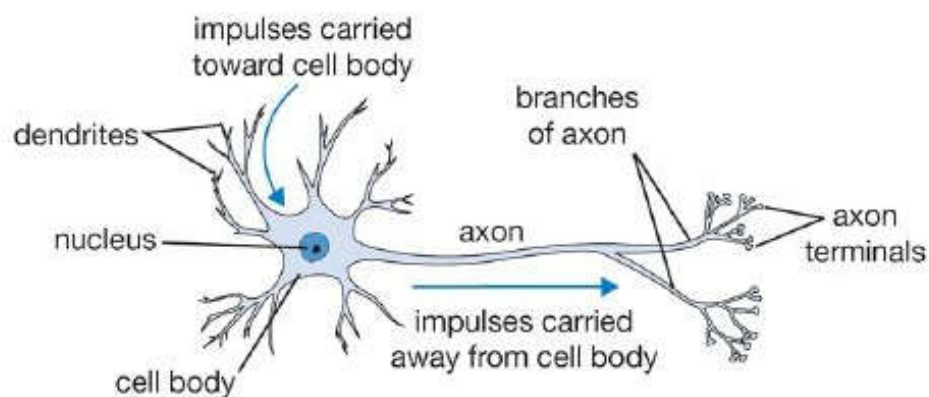
- (1) 细胞体 (soma)：包括细胞质、细胞膜和细胞核；
 - (2) 树突 (dendrite)：用于为细胞体传入信息；
 - (3) 轴突 (axon)：也称神经纤维，它是细胞体向外延伸最长的突起纤维体，其长度从几个 μm 到1m左右。相当于细胞的输出端，为细胞体传出信息，其末端是轴突末梢，含传递信息的化学物质；
 - (4) 突触 (synapse)：是神经元之间的接口 ($10^4 \sim 10^5$ 个/每个神经元)。
- 一个神经元通过其轴突的神经末梢，经突触与另外一个神经元的树突连接，以实现信息的传递。由于突触的信息传递特性是可变的，随着神经冲动传递方式的变化，传递作用强弱不同，形成了神经元之间连接的柔性，称为结构的可塑性。

通过树突和轴突，神经元之间实现了信息的传递。

6.2 神经网络原理



6.2 神经网络原理



A cartoon drawing of a biological neuron (left) and its mathematical model (right).

6.2 神经网络原理



神经元具有如下功能：

(1) 兴奋与抑制：如果传入神经元的冲动经整和后使细胞膜电位升高，超过动作电位的阈值时即为兴奋状态，产生神经冲动，由轴突经神经末梢传出。如果传入神经元的冲动经整和后使细胞膜电位降低，低于动作电位的阈值时即为抑制状态，不产生神经冲动。

(2) 学习与遗忘：由于神经元结构的可塑性，突触的传递作用可增强和减弱，因此神经元具有学习与遗忘的功能。

6.3 神经网络的分类



目前神经网络模型的种类相当丰富，已有近40余种神经网络模型。典型的神经网络有：

- ✓ 多层前向传播网络（BOP网络）
- ✓ Hopfield网络
- ✓ CMAC小脑模型
- ✓ ART网络
- ✓ BAM双向联想记忆网络
- ✓ SOM自组织网络
- ✓ Blotzman机网络
- ✓ Madaline网络

。 。 。

6.3 神经网络的分类



A mostly complete chart of Neural Networks

©2016 Fjodor van Veen - asimovinstitute.org

Backfed Input Cell

Input Cell

Noisy Input Cell

Hidden Cell

Probabilistic Hidden Cell

Spiking Hidden Cell

Output Cell

Match Input Output Cell

Recurrent Cell

Memory Cell

Different Memory Cell

Kernel

Convolution or Pool

Perceptron (P)



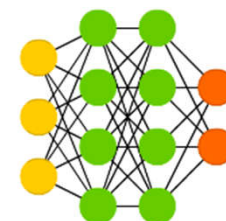
Feed Forward (FF)



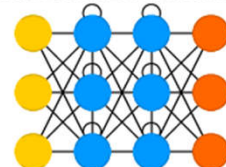
Radial Basis Network (RBF)



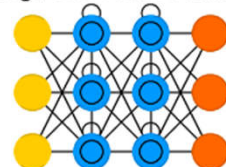
Deep Feed Forward (DFF)



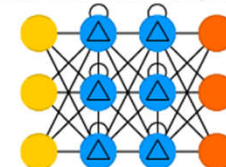
Recurrent Neural Network (RNN)



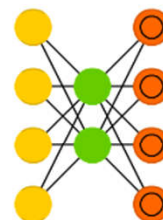
Long / Short Term Memory (LSTM)



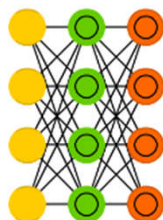
Gated Recurrent Unit (GRU)



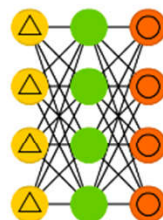
Auto Encoder (AE)



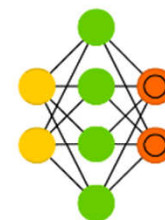
Variational AE (VAE)



Denoising AE (DAE)



Sparse AE (SAE)



Markov Chain (MC)



Hopfield Network (HN)



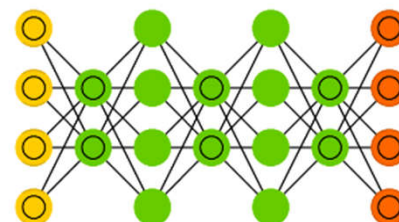
Boltzmann Machine (BM)



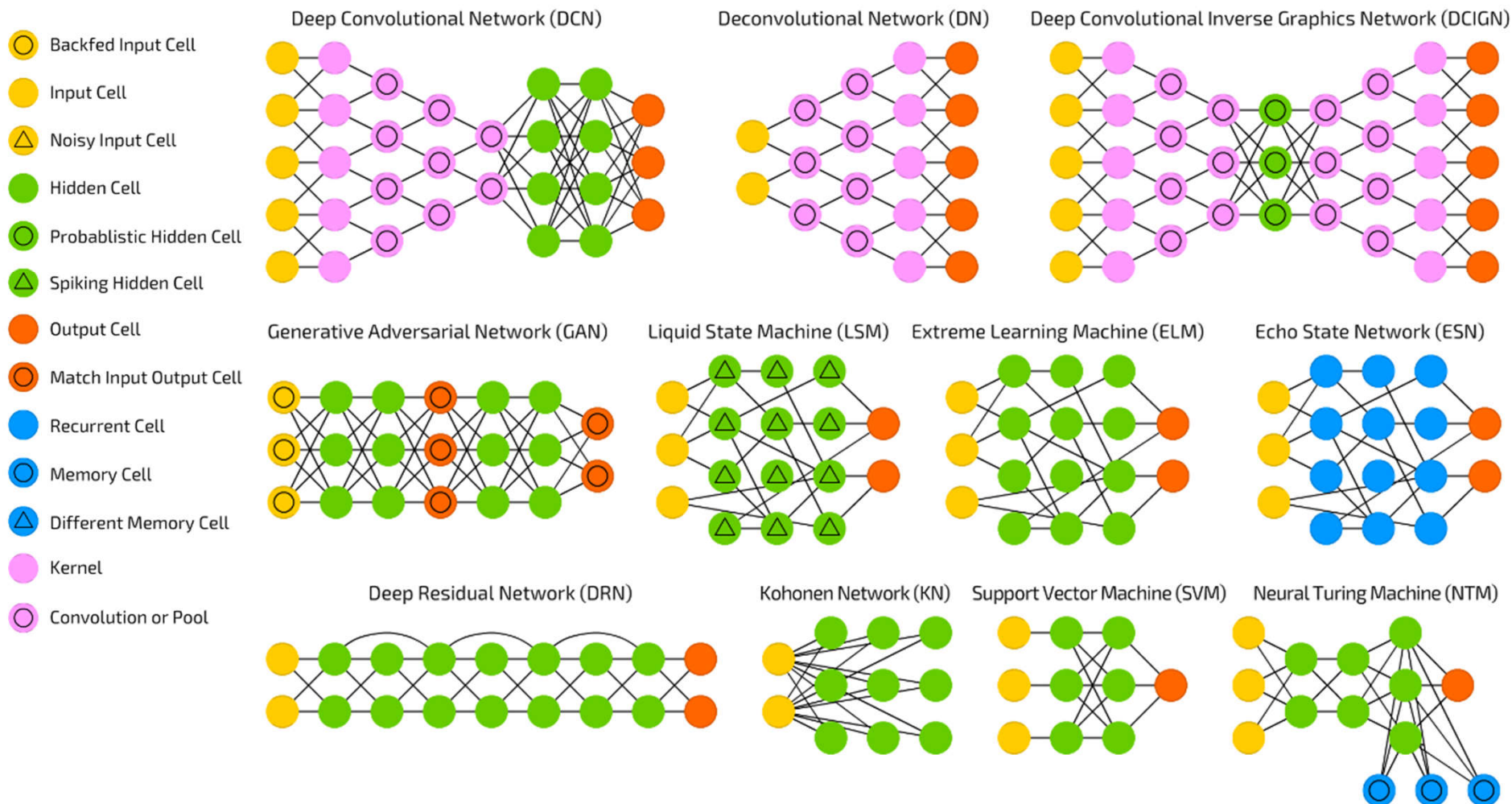
Restricted BM (RBM)



Deep Belief Network (DBN)



6.3 神经网络的分类



6.3 神经网络的分类

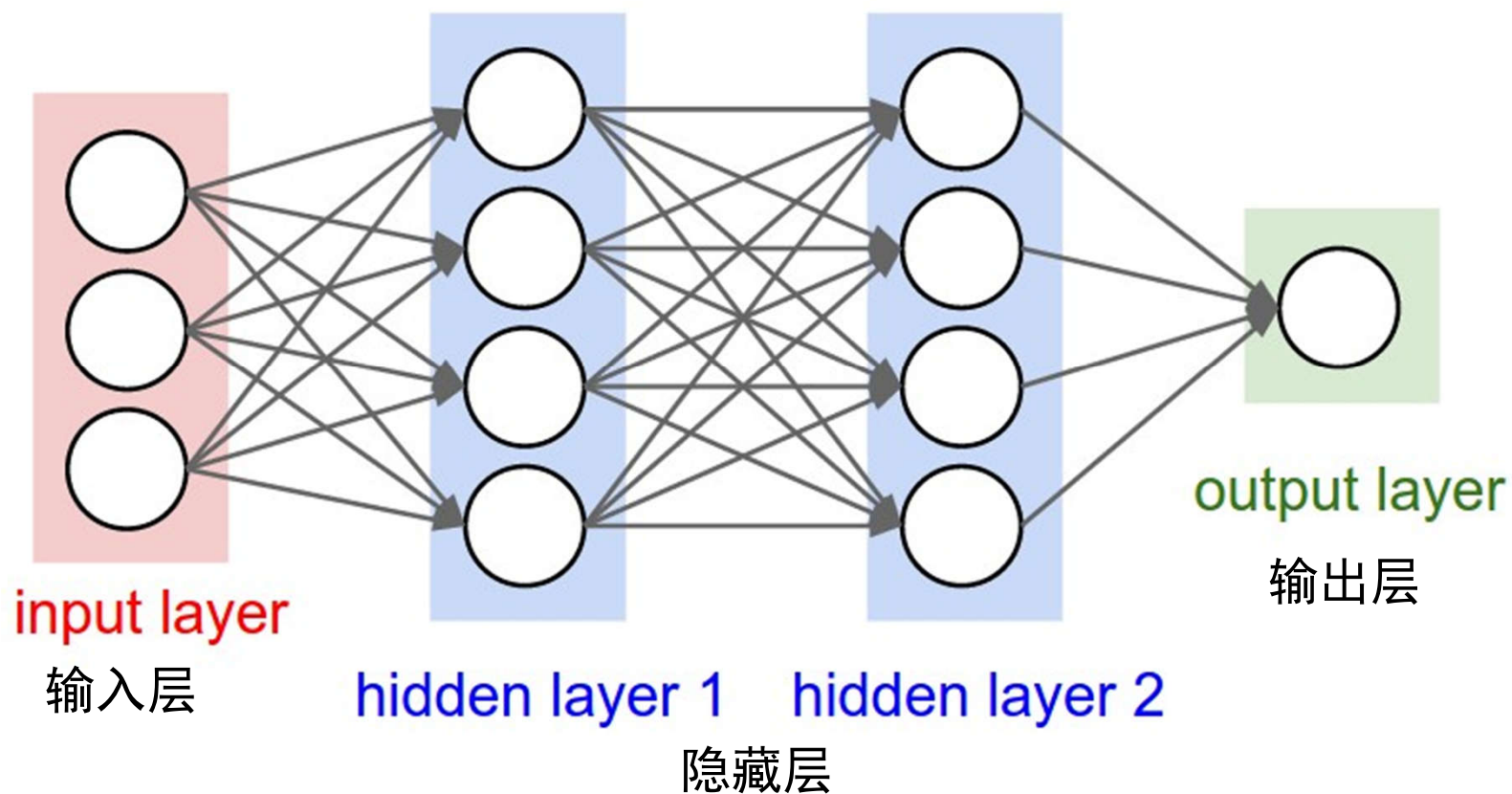


根据神经网络的连接方式，神经网络可分为3种形式：

(1) 前向网络

如图所示，神经元分层排列，组成输入层、隐含层和输出层。每一层的神经元只接受前一层神经元的输入。输入模式经过各层的顺次变换后，由输出层输出。在各神经元之间不存在反馈。感知器和误差反向传播网络采用前向网络形式。

6.3 神经网络的分类



前馈型神经网络

6.3 神经网络的分类



(2) 反馈网络

该网络结构在输出层到输入层存在反馈，即每一个输入节点都有可能接受来自外部的输入和来自输出神经元的反馈。这种神经网络是一种反馈动力学系统，它需要工作一段时间才能达到稳定。

Hopfield神经网络是反馈网络中最简单且应用最广泛的模型，它具有联想记忆的功能，如果将Lyapunov函数定义为寻优函数，Hopfield神经网络还可以解决寻优问题。

6.3 神经网络的分类

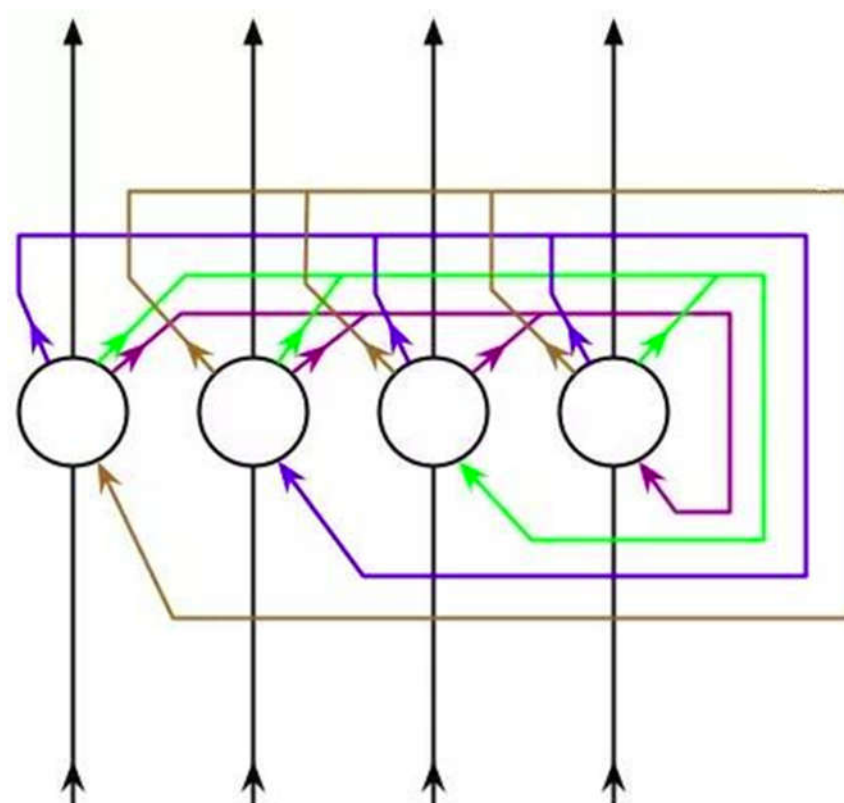


图 反馈型神经网络

6.3 神经网络的分类



(3) 自组织网络 (SOM)

Kohonen网络是最典型的自组织网络。

当神经网络在接受外界输入时，网络将会分成不同的区域，不同区域具有不同的响应特征，即不同的神经元以最佳方式响应不同性质的信号激励，从而形成一种拓扑意义上的特征图，该图实际上是一种非线性映射。

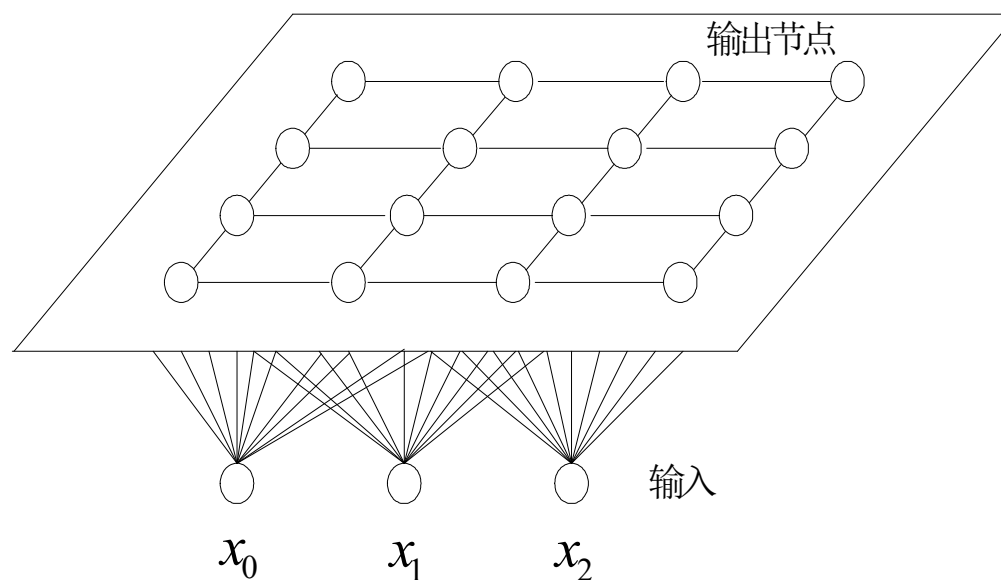


这种映射是通过无监督的自适应过程完成的，所以也称为自组织特征图。

6.3 神经网络的分类

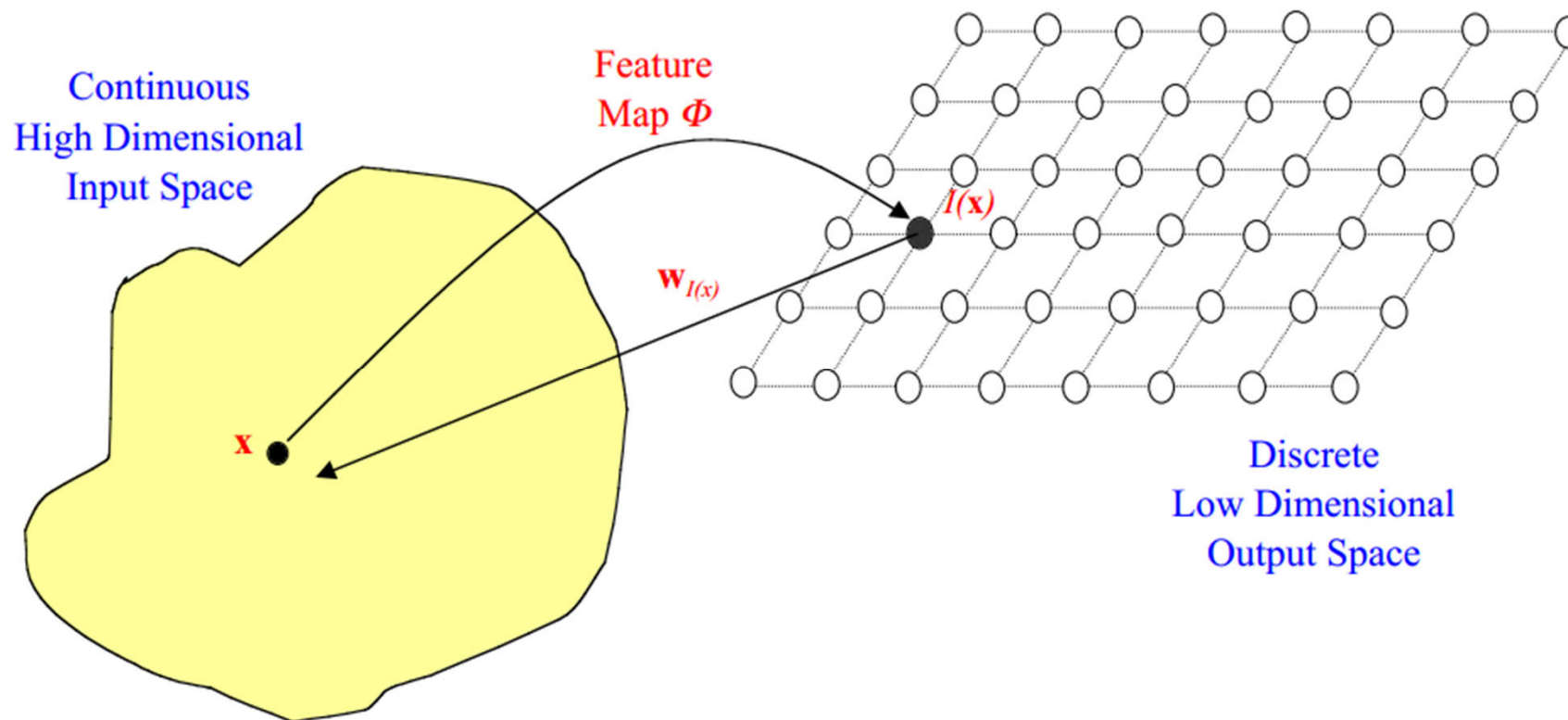


SOM网络通过无导师的竞争学习方式进行权值的学习，稳定后的网络输出就对输入模式生成自然的特征映射，从而达到自动聚类目的。



自组织神经网络

6.3 神经网络的分类

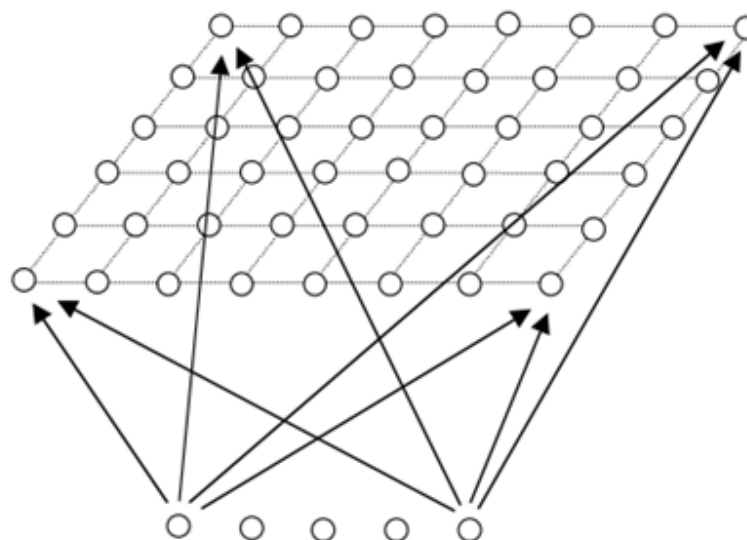


SOM网络能将高维输入数据映射到低维空间（通常为二维），同时保持输入数据在高维空间的拓扑结构，即将高维空间中相似的样本点映射到网络输出层中的邻近神经元。

6.3 神经网络的分类



- SOM网络中的输出层神经元以矩阵方式排列在二维空间中，每个神经元都拥有一个权向量，网络在接收输入向量后，将会确定输出层获胜神经元，它决定了该输入向量在低维空间中的位置。
- SOM网络的训练目标就是为每个输出层神经元找到合适的权向量，已达到保持拓扑结构的目的。



6.3 神经网络的分类



SOM的训练过程很简单：

- 在接收到一个训练样本后，每个输出层神经元会计算该样本与自身携带的权向量之间的距离，距离最近的神元成为竞争获胜者，称为最佳匹配单元（best matching unit）；
- 然后，最佳匹配单元及其邻近神经元的权向量将被调整，以使得这些权向量与当前输入样本的距离缩小，这个过程不断迭代，直至收敛。

6.4 神经网络学习算法



神经网络学习算法是神经网络智能特性的重要标志，神经网络通过学习算法，实现了自适应、自组织和自学习的能力。

目前神经网络的学习算法有多种，按有无导师分类，可分为有：

- 有导师学习（Supervised Learning）
- 无导师学习（Unsupervised Learning）
- 再励学习（Reinforcement Learning）等几大类。

6.4 神经网络学习算法

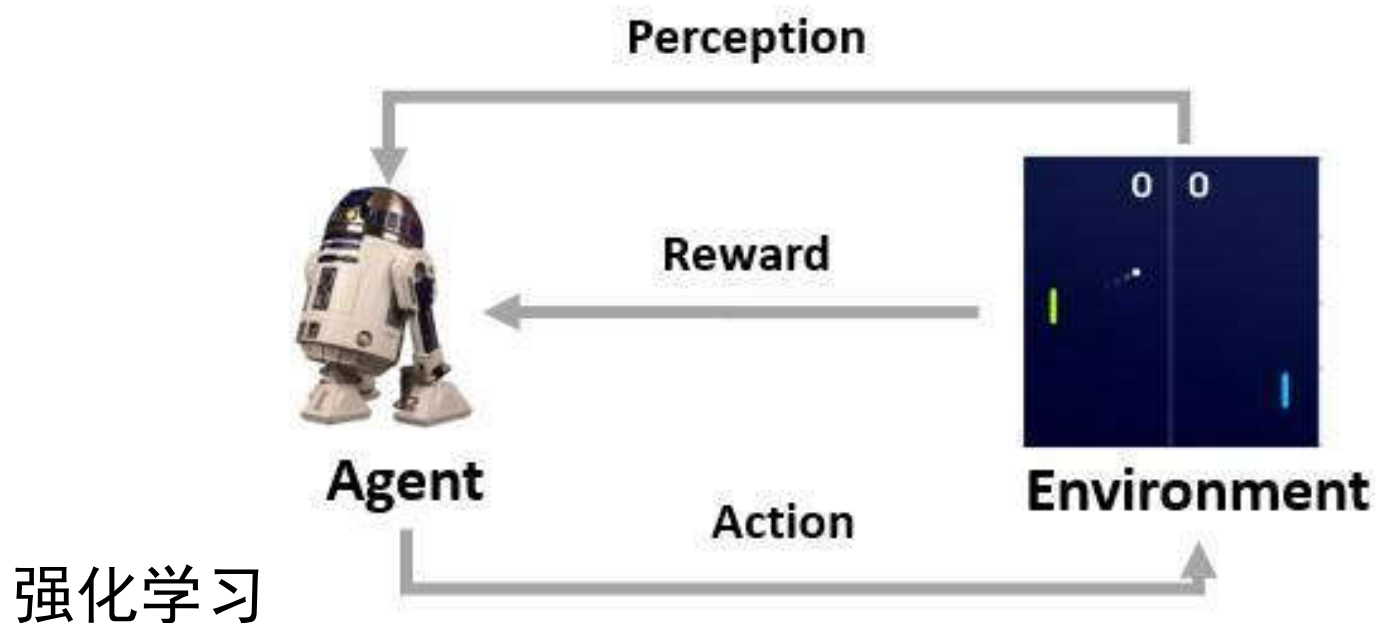


- 在有导师的学习方式中，网络的输出和期望的输出（即导师信号）进行比较，然后根据两者之间的差异调整网络的权值，最终使差异变小。
- 在无导师的学习方式中，输入模式进入网络后，网络按照一预先设定的规则（如竞争规则）自动调整权值，使网络最终具有模式分类等功能。
- 再励学习（强化学习，reinforcement learning）是介于上述两者之间的一种学习方式。

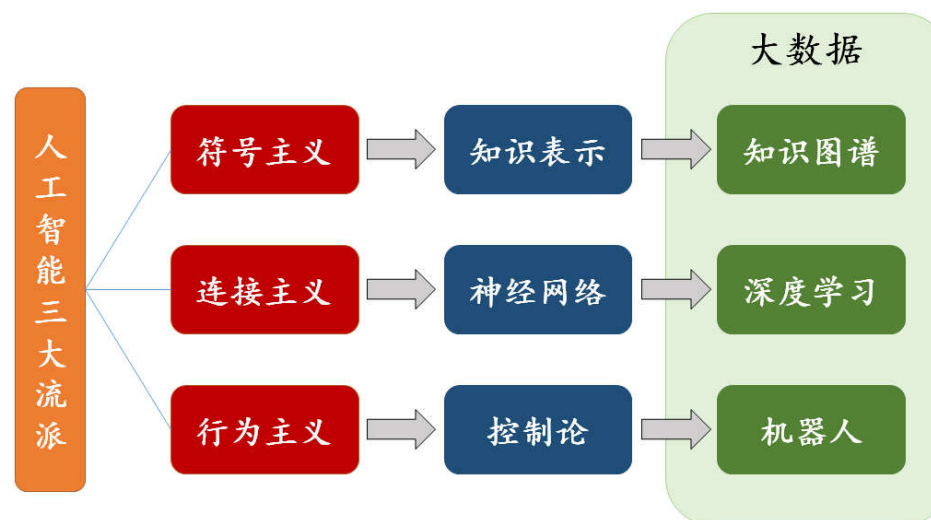
6.4 神经网络学习算法



环境（例如Atari游戏中的游戏本身）首先向智能体（Agent）发送一个状态，然后智能体基于其知识采取动作来响应该状态。之后，环境发送下一个状态，并把奖励（Reward）返回给智能体。智能体用环境所返回的奖励来更新其知识，对上一个动作进行评估。这个循环一直持续，直到环境发送终止状态来结束这个事件。



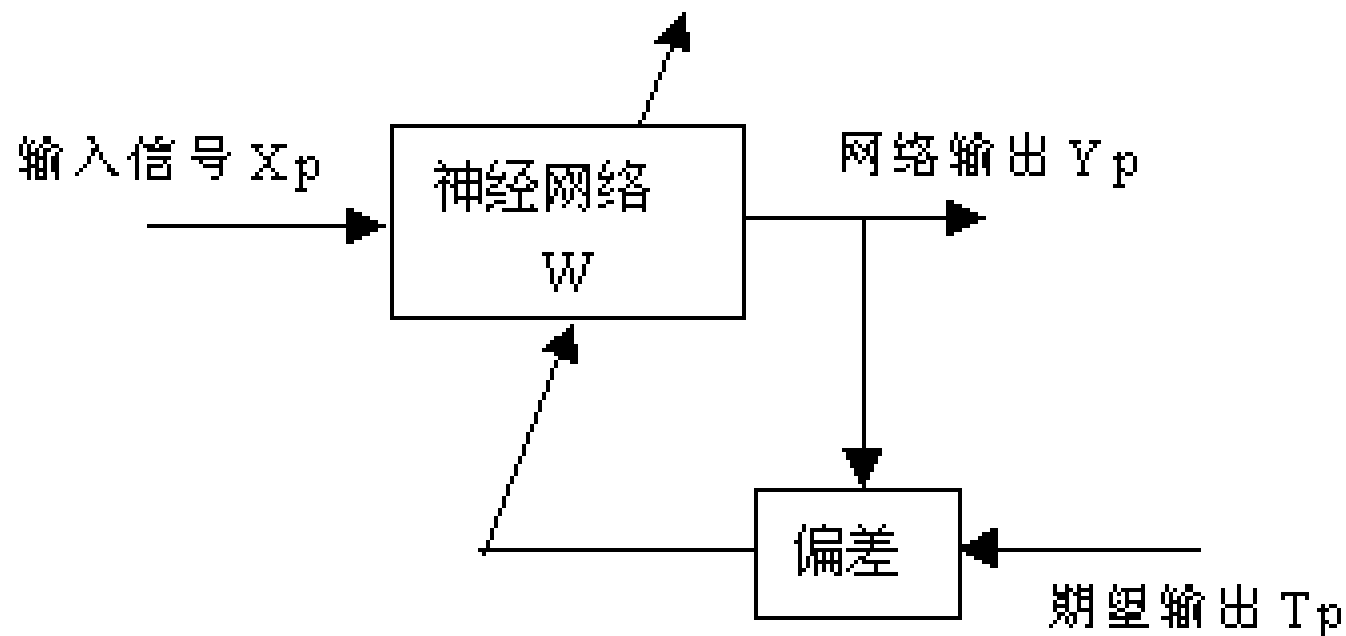
6.4 神经网络学习算法



- ① **符号主义(Symbolicism)**, 又称为逻辑主义(Logicism)、心理学派(Psychologism)或计算机学派(Computerism), 其原理主要为物理符号系统(即符号操作系统)假设和有限合理性原理。
- ② **连接主义(Connectionism)**, 又称为仿生学派(Bionicsism)或生理学派(Physiologism), 其原理主要为神经网络及神经网络间的连接机制与学习算法。
- ③ **行为主义(Actionism)**, 又称进化主义(Evolutionism)或控制论学派(Cyberneticsism), 其原理为控制论及感知-动作型控制系统。

深度学习, 深度神经网络, 属于连接主义; 而符号主义, 主要成就代表是上个世纪的专家系统; 行为主义的贡献, 躲在机器人控制系统方面(比如强化学习)。

6.4 神经网络学习算法



有导师指导的神经网络学习

6.4 神经网络学习算法

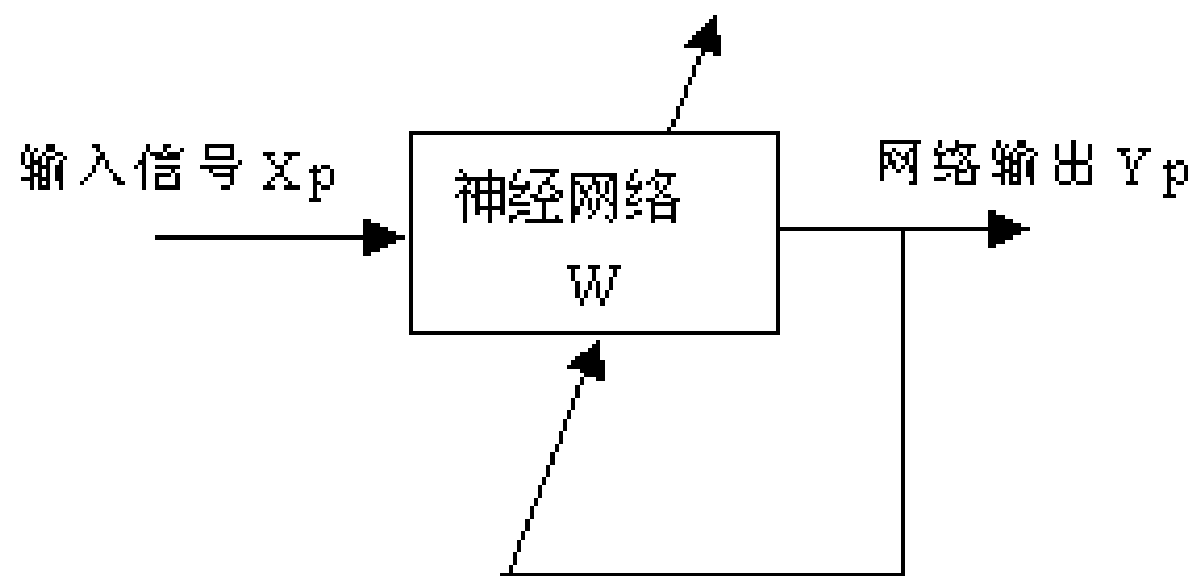


图 无导师指导的神经网络学习

6.4 神经网络学习算法



最基本的神经网络学习算法：

（一）Hebb学习规则

Hebb学习规则是一种**联想式**学习算法。联想是人脑思维过程的一种表现形式。

【例】在空间和时间上相互接近的事物间，在性质上相似（或相反）的事物间，都容易在人脑中引起联想。

6.4 神经网络学习算法



生物学家D.O.Hebbian基于对生物学和心理学的研究，提出了学习行为的突触联系和神经群理论。认为突触前和突触后二者同时兴奋（一个突触前活动在时间上紧随一个突触后活动），即两个神经元同时处于激发状态时，它们之间的连接强度将得到加强。

这一论述的数学描述被称为Hebb学习规则，即

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + I_i I_j$$

其中， $w_{ij}(k)$ 为连接从神经元*i*到神经元*j*的当前权值， I_i 和 I_j 为神经元的激活水平。

6.4 神经网络学习算法



Hebb学习规则是一种无导师的学习方法，它只根据神经元连接间的激活水平改变权值，因此，这种方法又称为相关学习或并联学习。

对于神经元 $I_i = \sum w_{ij} x_j - \theta_j$ $y_i = f(I_i) = 1/(1 + \exp(-I_i))$

Hebb学习规则可以写成

$$w_{ij}(k + 1) = w_{ij}(k) + y_i y_j$$

微分Hebb学习规则（根据神经元状态变化调整权值）

$$w_{ij}(k + 1) = w_{ij}(k) + [y_i(k) - y_i(k - 1)][y_j(k) - y_j(k - 1)]$$

6.4 神经网络学习算法



突触连接强度的改变与突触前后电位相关联，即突触连接强度的增加，是与突触前和突触后电位的相关性成比例的。可以这么说，

- 如果一个突触有一个正的突触前电位和一个正的突触后电位，则突触的通透性得到增强；
- 如果突触前电位为负/正，突触后电位为正/负，则突触通透性减弱。

6.4 神经网络学习算法



Hebb学习规则与“[条件反射](#)”机理一致，并且已经得到了神经细胞学说的证实。

【例】巴甫洛夫的条件反射实验：每次给狗喂食前都先响铃，时间一长，狗就会将铃声和食物联系起来。以后如果响铃但是不给食物，狗也会流口水。

受该实验的启发，Hebb的理论认为在同一时间被激发的神经元间的联系会被强化。比如，铃声响时一个神经元被激发，在同一时间食物的出现会激发附近的另一个神经元，那么这两个神经元间的联系就会强化，从而记住这两个事物之间存在着联系。相反，如果两个神经元总是不能同步激发，那么它们间的联系将会越来越弱。

6.4 神经网络学习算法



■ Hebb规则说明：

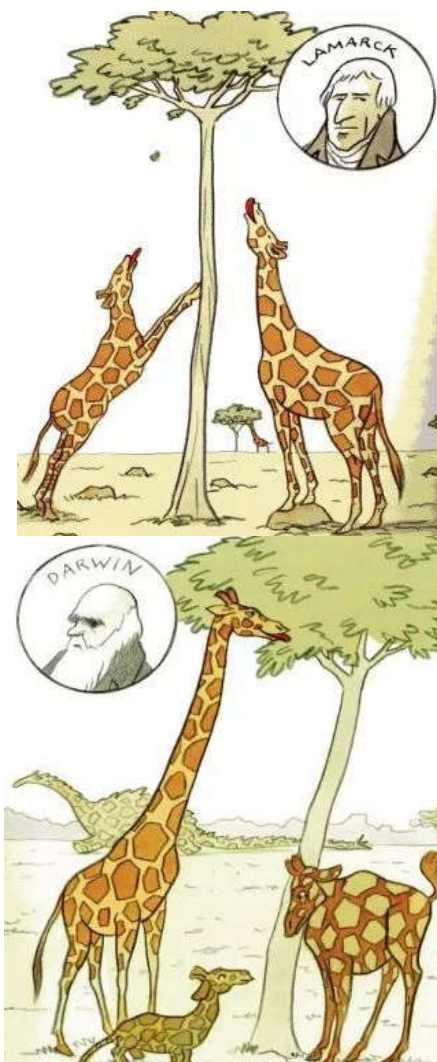
使用频繁的突触联系会变得紧密，从而可理解为突触的特点是**用进废退**。

■ 长时间增强是Hebb学说的实验证据：

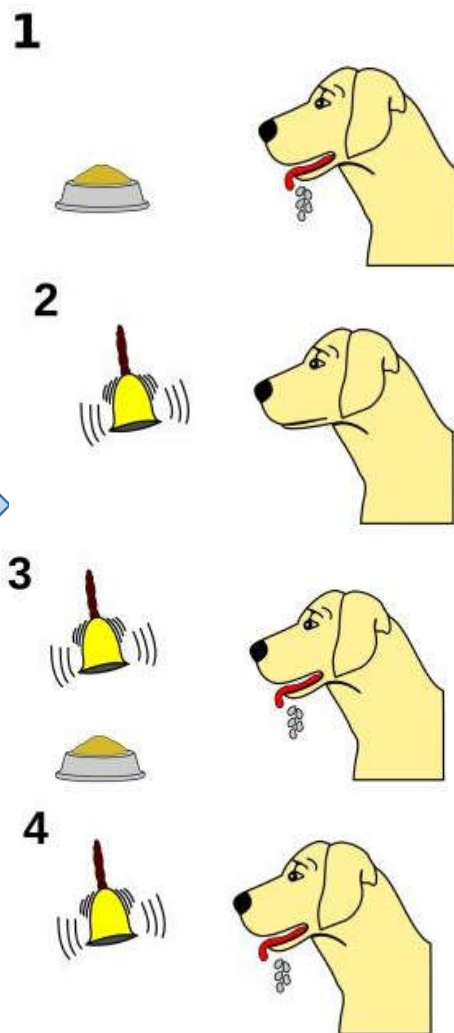
高频刺激突触前神经元后，在突触后神经元上记录到的电位会增大，而且会维持相当长的时间。

■ “*Fire together, wire together*”

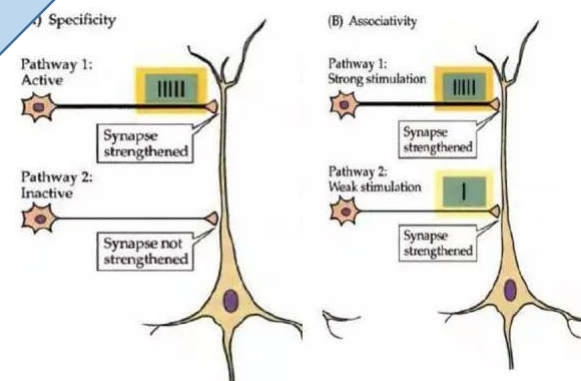
6.4 神经网络学习算法



用进废退



条件反射实验



Hebb学习规则

6.4 神经网络学习算法



(二) Delta (δ) 学习规则

假设误差准则函数为：

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P (d_p - y_p)^2 = \sum_{p=1}^P E_p$$

其中, d_p 代表期望的输出（导师信号）； y_p 为网络的实际输出, $y_p = f(W^T X_p)$ ； W 为网络所有权值组成的向量：

$$W = (w_0, w_1, \dots, w_n)^T$$

X_p 为输入模式：
$$X_p = (x_{p0}, x_{p1}, \dots, x_{pn})^T$$

其中训练样本数 $p = 1, 2, \dots, P$

6.4 神经网络学习算法



目的是通过调整权值 W ，使误差准则函数最小。

权值的调整采用梯度下降法（最速下降法）来实现，其基本思想是沿着 E 的负梯度方向不断修正 W 值，直到 E 达到最小。数学表达式为：

$$\nabla W = \eta \left(- \frac{\partial E}{\partial W_i} \right) \quad \frac{\partial E}{\partial W_i} = \sum_{p=1}^P \frac{\partial E_p}{\partial W_i}$$

其中 $E_p = \frac{1}{2} (d_p - y_p)^2$

6.4 神经网络学习算法



令 $\theta_p = W^T X_p$ ，则

$$\frac{\partial E_p}{\partial W_i} = \frac{\partial E_p}{\partial \theta_p} \frac{\partial \theta_p}{\partial W_i} = \frac{\partial E_p}{\partial y_p} \frac{\partial y_p}{\partial \theta_p} X_{ip} = -(d_p - y_p) f'(\theta_p) X_{ip}$$

W 的修正规则为

$$\Delta W = \eta \sum_{p=1}^P (d_p - y_p) f'(\theta_p) X_{ip}$$

上式称为 δ 学习规则，又称误差修正规则，或Widrow-Hoff学习规则、纠错学习规则。

6.4 神经网络学习算法



定义误差传播函数 δ 为

$$\delta = \frac{\partial E_p}{\partial \theta_p} = - \frac{\partial E_p}{\partial y_p} \frac{\partial y_p}{\partial \theta_p}$$

- δ 规则实现了 E 中的梯度下降，因此使误差函数达到最小值。
- δ 学习规则只适用于线性可分函数，无法用于多层网络。
- BP网络的学习算法称为BP算法，是在 δ 规则基础上发展起来的，可在多层网络上有效地学习。

6.4 神经网络学习算法



（三）概率式学习规则

- 概率式学习：从统计力学、分子热力学和概率论中关于系统稳态能量的标准出发，进行神经网络学习的方式。
- 特点：
 - 神经网络处于某一状态的概率主要取决于在此状态下的能量，能量越低，概率越大。
 - 同时，此概率还取决于温度参数 T 。
 - T 越大，不同状态出现概率的差异便越小，较容易跳出能量的局部极小点而到全局的极小点；
 - T 越小时，情形正相反。
- 操作：
 - 热静力学操作：用于安排降温过程；
 - 随机状态转移：用于搜索特定温度下的平衡态。
- 概率式学习的典型代表是Boltzmann机学习规则。它是基于模拟退火的统计优化方法，因此又称模拟退火算法。

6.4 神经网络学习算法



Boltzmann机

概率式学习的典型代表是Boltzmann机。

Hinton、Ackley等人以模拟退火思想为基础，对Hopfield模型引入了随机机制，提出了Boltzmann机。



Geoffrey Hinton



David H. Ackley

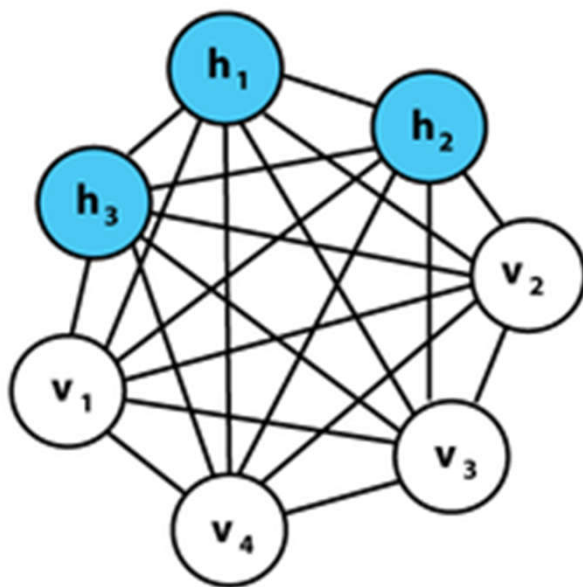
6.4 神经网络学习算法



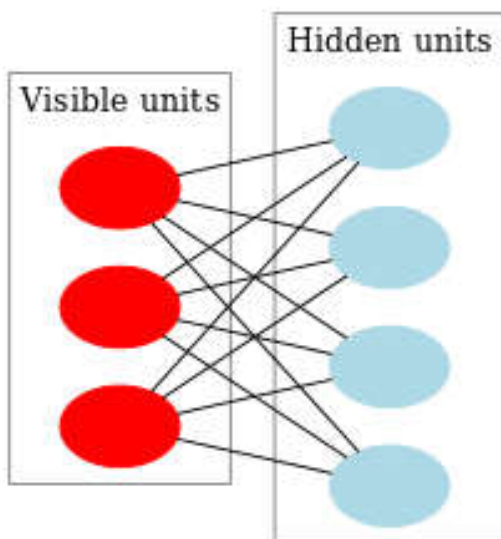
玻尔兹曼机特点：

- 神经网络中有一类是为网络状态定义一个“能量”（energy），能量最小化时网络达到理想状态，而网络的训练就是在最小化这个能量函数。**Boltzmann**机就是一种“基于能量的模型”。
- **Boltzmann**机是第一个受统计力学启发的多层学习机，它是一类典型的随机神经网络，属于反馈神经网络类型。其命名来源于**Boltzmann**在统计热力学中的早期工作和网络本身的动态分布行为。
- 它在神经元状态变化中引入了统计概率，网络的平衡状态服从**Boltzmann**分布，网络运行机制基于模拟退火算法。
- **Boltzmann**机结合多层前馈神经网络和离散Hopfield网络在网络结构、学习算法和动态运行机制方面的优点，是建立在离散Hopfield网基础上的，具有学习能力，能够通过一个模拟退火过程寻求最优解。不过，其训练时间比BP网络要长。
- 离散Hopfield神经网络+模拟退火+隐单元=**Boltzmann**机

6.4 神经网络学习算法



A graphical representation of an example **Boltzmann machine**. Each undirected edge represents dependency. In this example there are 3 hidden units and 4 visible units. This is not a restricted Boltzmann machine.



Graphical representation of a **restricted Boltzmann machine**. The four blue units represent hidden units, and the three red units represent visible states. In restricted Boltzmann machines there are only connections (dependencies) between hidden and visible units, and **none between units of the same type (no hidden-hidden, nor visible-visible connections)**.

6.5 神经网络的特征及要素



1. 神经网络特征

神经网络具有以下几个特征：

- (1) 能逼近任意非线性函数；
- (2) 信息的并行分布式处理与存储；
- (3) 可以多输入、多输出；
- (4) 便于用超大规模集成电路（VLSI）或光学集成电路系统实现，或用现有的计算机技术实现；
- (5) 能进行学习，以适应环境的变化。

6.5 神经网络的特征及要素



2 神经网络要素

决定神经网络模型性能的三大要素为：

- (1) 神经元（信息处理单元）的特性；
- (2) 神经元之间相互连接的形式——拓扑结构；
- (3) 为适应环境而改善性能的学习规则。

6.6 神经网络控制的研究领域



(一) 基于神经网络的系统辨识

- ① 将神经网络作为被辨识系统的模型，可在**已知常规模型**结构的情况下，估计模型的参数。
- ② 利用神经网络的线性、非线性特性，可建立线性、非线性系统的静态、动态、逆动态及预测模型，**实现非线性系统的建模和辨识**。

6.6 神经网络控制的研究领域



(二) 神经网络控制器

神经网络作为实时控制系统的控制器，对不确定、不确知系统及扰动进行有效的控制，使控制系统达到所要求的动态、静态特性。

(三) 神经网络与其他算法相结合

将神经网络与专家系统、模糊逻辑、遗传算法等相结合，可设计新型智能控制系统。

6.6 神经网络控制的研究领域



（四）优化计算

在常规的控制系统中，常遇到求解**约束优化问题**，神经网络为这类问题的解决提供了有效的途径。

目前，神经网络控制已经在多种控制结构中得到应用，如PID控制、模型参考自适应控制、前馈反馈控制、内模控制、预测控制、模糊控制等。