

---

---

# 第一章 绪论

---

一个人在不接触对方的情况下，通过一种特殊的方式，和对方进行一系列的问答。如果在相当长时间内，他无法根据这些问题判断对方是人还是计算机，那么就可以认为这个计算机是智能的。

— 阿兰·图灵 [1950], 《机器能思维吗?》

---

**人工神经网络** (Artificial Neural Network, ANN), 也简称**神经网络**, 是一种受人脑神经网络工作方式启发而构造的一种数学模型。和目前计算机的结构不同, 人脑是一个高度复杂、非线性、并行的信息加工、处理系统。人脑神经网络可以将声音、视觉等信号经过多层的编码, 从最原始的低层特征不断加工、抽象, 最终得到原始信号的语义编码。人工神经网络是由人工神经元以及神经元之间的连接构成, 其中有两类特殊的神经元: 一类是用来接收外部的信息, 另一类是输出信息。这样, 神经网络可以看作是信息从输入到输出的信息处理系统。如果我们把神经网络看作是由一组参数控制的复杂函数, 并用来处理一些模式识别任务 (比如语音识别、人脸识别等) 时, 神经网络的参数可以通过机器学习的方式来从数据中学习。由于神经网络模型一般比较复杂, 从输入到输出的信息传递路径一般比较长, 所以复杂神经网络的学习可以看成是一种深度的机器学习, 即深度学习。

**深度学习** (Deep Learning) 是指一类问题以及解决这类问题的方法。首先, 深度学习问题是一个机器学习问题, 指从某一类任务的有限样例中, 通过算法总结出具有一般性的规律, 并可以应用到新的未知数据上。比如我们可以从一些历史病例的集合, 总结出症状和疾病之间的规律。这样, 当有新的病人时, 我们可以利用总结出来的规律, 来判断这个病人得了什么疾病。其次, 深度学习

---

“贡献度分配问题”也经常翻译为“信用分配问题”或“功劳分配问题”。

“智能”可以理解为“智力”和“能力”。前者是智能的基础，后者是指获取和运用知识求解的能力。

问题中采用的模型一般比较复杂，指样本的原始输入到输出目标之间的数据流经过多个线性或非线性的组件（Components）。比如，多层神经网络可以看作是一个深度学习模型。因为每个组件都会对信息进行加工，并进而影响后续的组件。当我们最后得到输出结果时，我们并不清楚其中每个组件的贡献是多少。这个问题叫做**贡献度分配问题**（Credit Assignment Problem）[Minsky, 1963]。在深度学习中，贡献度分配问题一直是一个很关键的问题，这关系到如何学习每个组件中的参数。

神经网络和深度学习并不等价。深度学习可以采用神经网络模型，也可以采用其它模型（比如深度信念网络是一种概率图模型）。但是由于贡献度分配问题，神经网络模型成为深度学习中主要采用的模型。在本书中，我们主要介绍有关神经网络和深度学习的基本概念、相关模型、学习方法以及在计算机视觉、自然语言处理等领域的应用。

虽然深度学习来源于机器学习（更具体地说是神经网络），但是越来越多地用来解决一些通用人工智能问题。在本章中，我们先介绍下人工智能的基础知识，然后再介绍神经网络和深度学习的基本概念。

## 1.1 人工智能

**智能**（Intelligence）是现代生活中很常见的一个词，比如智能手机、智能家居、智能驾驶等。在不同使用场合中，智能的含义也不太一样。比如“智能手机”中的“智能”一般是指由计算机控制并具有某种智能行为的意思。这里的“计算机控制”+“智能行为”隐含了对人工智能的简单定义。

简单地讲，**人工智能**（Artificial Intelligence, AI）就是让机器具有人类的智能，这也是人们长期追求的目标。这里关于什么是“智能”并没有一个很明确的定义，但一般认为智能（或特指人类智能）是知识和智力的总和，都和大脑的思维活动有关。虽然随着神经科学、认知心理学等学科的发展，人们对大脑的结构有了一定程度的了解，对大脑的智能究竟怎么产生的还知道的很少。我们并不理解大脑的运作原理，以及如何产生意识、情感、记忆等功能。人类大脑是经过了上亿年的进行才形成了如此复杂的结构，但至今仍然没有完全了解。因此，通过“复制”一个人脑来实现人工智能在目前阶段是不切实际的。

1950年，阿兰·图灵（Alan Turing）发表了一篇有这重要影响力的论文，讨论了创造一种“智能机器”的可能性。由于“智能”一词比较难以定义，他提

出了著名的**图灵测试**：“一个人在不接触对方的情况下，通过一种特殊的方式，和对方进行一系列的问答。如果在相当长时间内，他无法根据这些问题判断对方是人还是计算机，那么就可以认为这个计算机是智能的”。图灵测试是促使人工智能从哲学探讨到科学研究的一个重要因素，引导了人工智能的很多研究方向。因为要使得计算机能通过图灵测试，计算机必须具备理解语言、学习、记忆、推理、决策等能力。这样，人工智能就延伸出了很多不同的子学科，比如机器感知（计算机视觉、语音信息处理），学习（模式识别、机器学习、增强学习），语言（自然语言处理）、记忆（知识表示）、决策（规划、数据挖掘）等。所有这些研究领域都可以看成是**人工智能**的研究范畴。

作为一门学科，人工智能是计算机科学的一个分支，主要研究、开发用于模拟、延伸和扩展人类智能的理论、方法、技术及应用系统等。和很多其它学科不同，人工智能这个学科的诞生有着明确的标志性事件，就是1956年的达特茅斯（Dartmouth）会议。在这次会议上，“人工智能”被提出并作为本研究领域的名称。同时，人工智能研究的使命也得以确定。John McCarthy 提出了人工智能的定义：人工智能就是为了让机器的行为看起来就象是人所表现出的智能行为一样。

目前，人工智能的主要领域大体大体上可以分为以下几个方面：

**感知** 智能系统如何对外部刺激信息（视觉和语音等）进行感知和加工。在感知层面，人工智能的研究主要研究领域包括语音信息处理和计算机视觉等。

**学习** 即机器学习，主要研究如何从样例中进行学习。主要的机器学习类型包括监督学习、无监督学习和强化学习等。

**自然语言处理** 自然语言处理主要包括自然语言理解和自然语言生成两部分。前者是研究如何让计算机理解自然语言，后者是研究如何让计算机生成语言。

**推理和决策** 包括知识表征、推理、规划、决策等研究内容。

### 1.1.1 人工智能的发展历史

从诞生至今，人工智能这个领域经历了一次又一次的繁荣与低谷，其发展上大体上可以分为“推理期”，“知识期”和“学习期”[周志华, 2016]。

John McCarthy (1927-2011)，人工智能学科奠基人之一，1971年图灵奖得主。

人工智能低谷，也叫人工智能冬天（AI Winter），<https://www.zhihu.com/question/20140000> 学术界研究兴趣都大幅

**推理期** 1956年达特茅斯会议之后，人工智能的早期研究在一片乐观氛围中开展。在接下来的十几年中，研究者开发了一系列的智能系统，比如几何定理证明器、语言翻译等，可谓是人工智能的黄金时期。这些初步的研究成果也使得研究者们对开发出完全智能的机器过于乐观，低估了实现人工智能的难度。大部分早期研究者认为通过人类的经验，基于逻辑或者事实归纳出来一些规则，然后通过编写程序来让计算机完成一个任务。有些研究者们甚至认为：“二十年内，机器将能完成人能做到的一切工作”，“在三到八年的时间里可以研发出一台具有人类平均智能的机器”。但随着研究的深入，研究者意识到这些推理规则过于简单，对项目难度评估不足，原来的乐观预期受到严重打击。人工智能的研究开始陷入低谷，很多人工智能项目的研究经费也被消减。

**知识期** 到了1970年代，对于特定领域中的一些复杂的任务，需要领域专家来构建知识库。这一时期的人工智能主要体现在各种各样的专家系统，并在特定的专业领域取得了大量的成果。专家系统可以简单理解为“知识库+推理机”，是一类具有专门知识和经验的计算机智能程序系统。专家系统一般采用知识表示和知识推理技术来完成通常由领域专家才能解决的复杂问题。因此专家系统也被称为基于知识的系统。一个专家系统必须具备三要素：在这一时期，Prolog (Programming in Logic) 语言是主要的开发工具，用来建造专家系统、自然语言理解、智能知识库等。

**学习期** 对于人类的很多智能行为（比如语言理解、图像理解等），我们人做起来很简单，但却很难知道其中的原理。要实现这些行为的智能系统，就很难通过知识和推理的方式来完成。因此，对于很多人类“不知道为什么”的知识，有很多研究者开始将研究重点转向让计算机从数据中自己学习。事实上，“学习”本身也是一种智能行为。从人工智能的萌芽时期开始，就有一些研究者尝试让机器来自动学习。机器学习的主要目的是设计和分析一些学习算法，让计算机从数据中自动分析获得规律，并利用规律对未知数据进行预测的算法，从而可以帮助人们解决一些特定任务，提高效率。机器学习的研究内容也十分广泛，涉及了概率论、统计学、逼近论、凸分析、计算复杂性理论等多门学科。对于人工智能来说，机器学习从一开始就是一个重要的研究方向。但直到1980年后，机器学习因其在很多领域的出色表现，才逐渐成为热门学科。

图1.1给出了人工智能发展史上的重要事件。在发展了60多年后，人工智能虽然可以在某些方面超越人类，但想让机器真正通过图灵测试，这个目标看上

Prolog 是一种基于逻辑学理论而创建的逻辑编程语言，最初被运用于自然语言等研究领域。

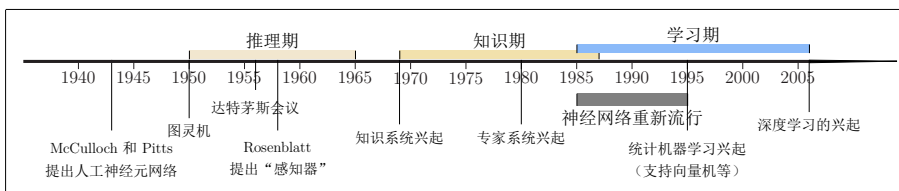


图 1.1: 人工智能发展史

去仍然遥遥无期。

## 1.2 神经网络

随着神经科学、认知科学的发展，我们逐渐知道人类的智能行为都和大脑活动有关。人类大脑是一个可以产生意识、思想和情感的器官。受到人脑神经系统的启发，早期的神经科学家构造了一种模仿人脑神经系统的数学模型，称为**人工神经网络**，简称**神经网络**。在机器学习领域，神经网络是指由很多人工神经元构成的网络结构模型，这些人工神经元之间的连接强度是可学习的参数。

**大脑神经网络** 人类大脑是人体最复杂的器官，由神经元、神经胶质细胞、神经干细胞和血管组成。其中，神经元（Neuron），也叫神经细胞（Nerve Cell），是携带和传输信息的细胞，是人脑神经系统中最基本的单元。人脑神经系统是一个非常复杂的组织，包含近860亿个神经元 [Azevedo et al., 2009]，每个神经元有上千个突触和其它神经元相连接。这些神经元和它们之间的连接形成巨大的复杂网络，其中的神经连接总长度可达数千公里。我们人造的复杂网络，比如全球的电话网络，和大脑神经网络相比要“简单”得多。

神经元可以接受其它神经元的信息，也可以发送信息给其它神经元。早在1904年，生物学家就已经发现了神经元的结构。典型的神经元结构大致可分为细胞体和细胞突起。

- **细胞体**（Soma）中的神经细胞膜上有各种受体和离子通道，胞膜的受体可与相应的化学物质神经递质结合，引起离子通透性及膜内外电位差发生改变，产生相应的生理活动：兴奋或抑制。
- **细胞突起**是由细胞体延伸出来的细长部分，又可分为树突和轴突。

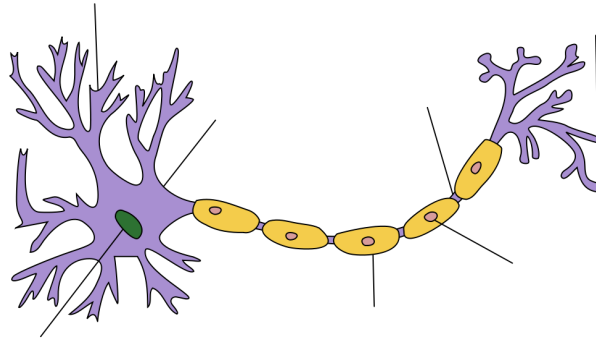


图 1.2: 典型神经元结构。图片来源: [https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Neuron\\_Hand-tuned.svg](https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Neuron_Hand-tuned.svg)

- **树突 (Dendrite)** 可以接受刺激并将兴奋传入细胞体。每个神经元可以有一或多个树突。
- **轴突 (Axons)** 可以把自身的兴奋状态从胞体传送到另一个神经元或其他组织。每个神经元只有一个轴突。

神经元之间没有物理连接，中间留有 20 纳米左右的缝隙。神经元之间靠**突触 (Synapse)** 进行互联来传递信息，形成一个神经网络，即神经系统。突触可以理解为神经元之间的链接“接口”，将一个神经元的兴奋状态传到另一个神经元。一个神经元可被视为一种只有两种状态的细胞——**兴奋和抑制**。神经元的状态取决于从其它的神经细胞收到的输入信号量，及突触的强度（抑制或加强）。当信号量总和超过了某个阈值时，细胞体就会兴奋，产生电脉冲。电脉冲沿着轴突并通过突触传递到其它神经元。图1.2给出了一种典型的神经元结构。

我们知道，一个人的智力来自于生活经验，而不是由遗传决定。那么大脑的神经网络是如何学习的呢？在人类大脑的所有神经网络中，每个神经元本身并不重要，重要的是神经元如何组成联接。不同神经元之间的突触有强有弱，其强度是可以通过学习（训练）来不断改变的，具有一定的可塑性。不同的联结形成了不同的记忆印痕。1949年，加拿大心理学家 Donald Hebb 在《行为的组织》（The Organization of Behavior）一书中提出突触可塑性的基本原理，“当神经元 A 的一个轴突和神经元 B 很近，足以对它产生影响，并且持续地、重复地参与了对神经元 B 的兴奋，那么在这两个神经元或其中之一会发生某种生长过程或新陈代谢变化，以致于神经元 A 作为能使神经元 B 兴奋的细胞之一，它

Donald Hebb, 1904 - 1985), 加拿大神经心理学家, 认知心理生理学的开创者。

的效能加强了。”这个机制称为**赫布理论**（Hebbian Theory）或赫布律（Hebb's Rule）。如果两个神经元总是相关联地受到刺激，它们之间的突触强度增加。这样的学习方法被称为赫布型学习（Hebbian learning）。Hebb认为人脑有两种记忆：长期记忆和短期记忆。短期记忆持续时间不超过一分钟。如果一个经验重复足够的次数，此经验就可储存在长期记忆中。短期记忆转化为长期记忆的过程就称为凝固作用。大脑结构显示出凝固作用的核心是在海马。

**人工神经网络** 人工神经网络是一种模拟人脑神经网络而设计的数据模型或计算模型，它从结构、实现机理和功能上模拟人脑神经网络。人工神经网络与生物神经元类似，由多个节点（人工神经元）相互联结而成，可以用来对数据之间的复杂关系进行建模。不同节点之间的连接被赋予了不同的权重，每个权重代表了一个节点对另一个节点的影响大小。每个节点代表一种特定函数，来自其他节点的信息经过其相应的权重综合计算，输入到一个激励函数中并得到一个新的活性值（兴奋或抑制）。从系统观点看，人工神经网络是由大量神经元通过极其丰富和完善的连接而构成的自适应非线性动态系统。

在机器学习领域，神经网络可以看作一个可学习的函数，接受不同数据的训练，不断通过调整权重而得到切合实际模型。神经网络可以看作是一个通用的函数逼近器，一个三层的神经网络可以逼近任意的函数。因此，理论上只要有足够的训练数据和神经元数量，神经网络就可以学到很多复杂的函数。人工神经网络模型的塑造任何函数的能力大小可以称为“容量”，与可以被储存在网络中的信息的数量和复杂性相关。

虽然现在反向传播算法是最为流行的神经网络学习算法，但早期的神经网络模型并不具备学习能力。首个可学习的神经网络是赫布网络，是一种基于赫布型学习思想的非监督式学习规则。感知器是最早的具有机器学习思想的神经网络，但其学习方法无法扩展到多层的神经网络上。直到1980年左右，反向传播算法才有效地解决了多层神经网络的学习问题。

### 1.2.1 神经网络的发展历史

神经网络的发展大致经过五个阶段。

**第一阶段：模型提出** 第一个阶段为1943～1969年，是神经网络发展的第一个高潮期。在此期间，科学家们提出了许多神经元模型和学习规则。



Marvin Minsky, 1927~2016年, 人工智能领域最重要的领导者和创新者之一, 麻省理工学院人工智能实验室的创始人之一。因其在人工智能领域的贡献, 1969年获得图灵奖。

在1943年, 心理学家 Warren McCulloch 和数学家 Walter Pitts 和最早描述了一种理想化的人工神经网络, 并构建了一种基于简单逻辑运算的计算机制。他们提出的神经网络模型称为 **MP 模型**。至此, 开启了神经网络研究的序幕。

阿兰·图灵在1948年的论文中描述了一种“B型图灵机”。之后, 研究人员将基于赫布型学习的思想应用到“B型图灵机”上。

1951年, McCulloch 和 Walter 的学生 Marvin Minsky 建造了第一台神经网络机, 称为 SNARC。

Rosenblatt [1958] 最早提出可以模拟人类感知能力的神经网络模型, 并称之为 **感知器** (Perceptron), 并提出了一种接近于人类学习过程 (迭代、试错) 的学习算法。但感知器因其结构过于简单, 不能解决简单的异或 (XOR) 等线性不可分问题。

在这一时期, 神经网络以其独特的结构和处理信息的方法, 在许多实际应用领域 (自动控制领域、模式识别等) 中取得了显著的成效。

**第二阶段: 冰河期** 第二阶段为1969年~1983年, 为神经网络发展的第一个低谷期。在此期间, 神经网络的研究处于长年停滞及低潮状态。

1969年, Marvin Minsky 出版《感知机》一书, 书中论断直接将神经网络打入冷宫, 导致神经网络十多年的“冰河期”。他们发现了神经网络的两个关键问题。第一是基本感知机无法处理异或回路。第二个重要的问题是电脑没有足够的处理能力来处理大型神经网络所需要的很长的计算时间。

虽然在1974年, 哈佛大学的 Paul Werbos 发明 **反向传播算法** (Backpropagation, BP), 但当时未受到应有的重视。

1980年, Kuniyiko Fukushima (福岛邦彦) 提出了一种带卷积和子采样操作的多层神经网络: **新知机** (Neocognitron) [Fukushima, 1980]。新知机的提出是受到了动物初级视皮层简单细胞和复杂细胞的感受野的启发。但当时还没有反向传播算法, 新知机采用了无监督学习的方式来训练。

**第三阶段: 反向传播算法引起的复兴** 第二阶段为1983年~1995年, 为神经网络发展的第二个高潮期。反向传播算法重新激发了人们对神经网络的兴趣。

1983年, 加州理工学院的物理学家 John Hopfield 对神经网络引入能量函数的概念, 并提出了用于联想记忆和优化计算的途径, 在旅行商问题上获得当时



最好结果，引起轰动。1984年，Geoffrey Hinton 提出 Boltzman 机模型。

但真正引起神经网络第二次研究高潮的是**反向传播算法**。1986年，David Rumelhart 和 James McClelland 对于联结主义在计算机模拟神经活动中的应用提供了全面的论述，并重新发明了反向传播算法。反向传播算法是迄今最为成功的神经网络学习算法，不仅用于多层前馈神经网络，还用于其他类型神经网络的训练。Geoffrey Hinton 等人将引入到多层感知器 [Williams and Hinton, 1986]，人工神经网络才又重新引起人们的注意，并开始成为新的研究热点。1989年，Yann LeCun 在将反向传播算法引入了卷积神经网络 [LeCun et al., 1989]，并在手写体数字识别上取得了很大的成功 [LeCun et al., 1998]。

**第四阶段：流行度降低** 第四个阶段为1995～2006年，在此期间，支持向量机和其他更简单的方法（例如线性分类器）在机器学习领域的流行度逐渐超过了神经网络。

虽然神经网络可能很容易地增加增加层数，而从构建复杂的网络。但是其计算复杂性也会指数级增长。但当时的计算机性能和数据规模不足以支持训练大规模的神经网络。在1990年代中期，统计学习理论和以支持向量机为代表的机器学习模型开始兴起。相比之下，神经网络的理论基础不清晰、优化难、可解释性差等缺点更加凸显，神经网络的研究又一次陷入低潮。

**第五阶段：深度学习的崛起** 2006年，Hinton and Salakhutdinov [2006] 发现多层前馈神经网络可以先通过逐层预训练，再用反向传播算法进行精调的方式进行有效学习。随着深度的人工神经网络在语音识别 [Hinton et al., 2012] 和图像分类 [Krizhevsky et al., 2012] 等任务上的巨大成功，以神经网络为基础的“深度学习”迅速崛起。近年来，随着大规模并行计算以及GPU设备的普及，计算机的计算能力得以大幅提高。此外，可供机器学习的数据规模也越来越大。在计算能力和数据规模的支持下，计算机已经可以训练大规模的人工神经网络。各大科技巨头公司都投入巨资研究深度学习，神经网络迎来第三次高潮。

## 1.3 深度学习

当我们用机器学习来解决一些模式识别任务时，一般的流程包含以下几个步骤（如图1.3所示）：

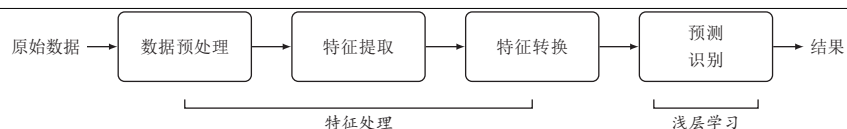


图 1.3: 传统机器学习的数据处理流程。

- **预处理**: 经过数据的预处理, 如去除噪声等。比如在文本分类中, 去除停用词等。
- **特征提取**: 从原始数据中提取一些有效的特征。比如在图像分类中, 提取边缘、尺度不变特征变换 (Scale Invariant Feature Transform, SIFT) 特征等。
- **特征转换**: 对特征进行一定的加工, 比如降维和升维。降维包括特征抽取 (Feature Extraction) 和特征选择 (Feature Selection) 两种途径。常用的特征转换方法有主成分分析 (Principal components analysis, PCA)、线性判别分析 (Linear Discriminant Analysis) 等。
- **预测**: 机器学习的核心部分, 学习一个函数进行预测。

目前大部分的机器学习算法是将特征处理 (即前三步) 和预测分开的, 并且主要关注于最后一步, 即构建预测函数。但是实际操作过程中, 因此分类器的性能相差不多, 前三步, 即特征的处理对最终系统的准确性有着十分关键的作用。此外, 特征处理一般都需要人工干预完成, 因此很多的模式识别问题变成了“特征工程” (Feature Engineering) 问题, 系统开发的主要工作量都消耗在了预处理和特提取以及征转换上。但是, “特征工程” 相当于是利用人类的经验来选取好的“特征”, 并最终提高机器学习系统的性能。

在处理好特征后, 传统机器学习模型主要关注于分类或预测。我们把这类机器学习模型称为**浅层模型**, 或**浅层学习**。浅层学习的一个重要特点是不涉及特征学习, 其特征主要靠人工经验或特征转换方法来抽取。

**表示学习** 为了提高机器学习系统的准确率, 我们就需要将输入信息转换为有效特的**特征 (Feature)**, 也叫**表示 (Representation)**。如果有一种算法可以自动地学习出有效的特征, 并提高最终分类器的性能, 那么这种学习就是可以叫做**表示学习 (Representation Learning)**。

在表示学习中，有两个核心问题：一是“什么是一个好的表示？”，二是“如何学习到好的表示？”

首先，“好的表示”是一个非常主观的概念，没有一个明确的标准。但一般而言，一个好的表示具有以下几个优点：

- 一个好的表示应该具有很强的表示能力。以颜色表示为例，我们一般有兩種表示方法。一种是以不同名字来命名不同的颜色，比如“中国红”、“普鲁士蓝”、“咖啡色”等。假设有1000中颜色，就需要有1000个名字。另一种是用RGB颜色空间来表示，不同颜色对应到RGB颜色空间中一个点。我们把第一种表示方法叫做**局部表示**（Local Representation），把第二种表示方式叫做**分布式表示**（Distributed Representation）。我们可以看到，分布式表示方法的表示能力要比局部表示强很多。
- 一个好的表示应该使后续的学习任务变得简单。在很多机器学习的应用任务中，一般都是解决**语义鸿沟**（Semantic Gap）问题。语义鸿沟问题是指输入数据的底层特征和高层语义信息之间的不一致性和差异性。比如给定一些关于“车”的图片，由于图片中每辆车的颜色和形状等属性都不尽相同，不同图片在像素级别上的表示（即底层特征）差异性也会非常大。但是我们人理解这些图片是建立在比较抽象的高层语义概念上的。如果一个分类器直接建立在底层特征之上，会导致对分类器的能力要求过高。如果可以有一个好的表示在某种程度上可以反映出高层语义特征，那么基于这种高层语义特征的分类器就会很容易构建。
- 一个好的表示应该具有一般性，是任务或领域独立的。

要提高一种表示方法的表示能力，其关键是构建具有一定深度的多层次特征表示 [Bengio et al., 2013]。一个深层结构的优点是可以增加特征的重用性，从而指数级地增加表示能力。此外，从底层特征开始，一般需要多步非线性转换才能得到较为抽象的高层语义特征。因此，表示学习可以看作是一种**深度学习**。所谓“深度”是指原始数据进行非线性特征转换的次数。如果把一个机器学习系统看作是一个有向图结构，深度也可以看作是从输入节点到输出节点所经过的最长路径的长度。

**深度学习**（Deep Learning, DL）是指如何从数据中学习一个“深度模型”的问题，是机器学习的一个子问题。通过构建具有一定“深度”的模型，可以让模型来自动学习好的特征表示（从底层特征，到中层特征，再到高层特征），从而最终提升预测或识别的准确性。图1.4给出了深度学习的数据处理流程。

在传统的机器学习中，也有很多有关特征转换的方法，比如主成分分析、线性判别分析、独立成分分析等。

连续多次的线性转换等价于一次线性转换。

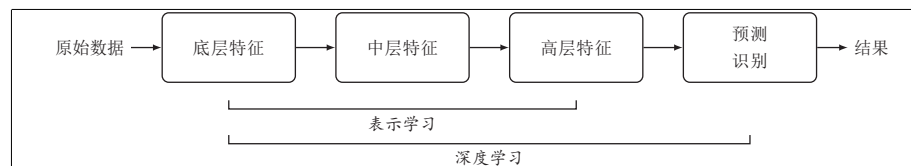


图 1.4: 深度学习的数据处理流程。

在深度学习中，原始数据通过多步的特征转换和预测函数得到最终的输出结果。和“浅层”学习不同，深度学习需要解决的关键问题是贡献度分配问题（Credit Assignment Problem）[Minsky, 1963]，即一个系统中不同的组件（Components）对最终系统输出结果的贡献或影响。以下围棋为例，每当下完一盘棋，最后的结果要么赢要么输。我们会思考哪几步棋导致了最后的胜利，而又是哪几步棋导致了最后的败局。如何判断每一步棋的贡献就是所谓的贡献度分配问题，这也是一个非常困难的问题。从某种意义上讲，深度学习也可以看作是一种强化学习（Reinforcement Learning），每个内部组件并不能直接得到监督信息，需要通过整个模型的最终监督信息（奖励）得到，并且有一定的延时性。

目前，深度学习采用的模型主要是神经网络模型，其主要原因是神经网络模型可以使用误差反向传播算法，从而可以比较好地解决贡献度分配问题。只要是超过一层神经网络都会存在贡献度分配问题，因此超过一层的神经网络都可以看作是深度学习模型。

随着深度学习的快速发展，模型深度也从早期的 5-10 层到目前的数百层。随着模型深度的不断增加，其特征表示的能力也越来越强，从而使后续的预测更加容易。

深度学习的主要目的是从数据中自动学习到有效的特征，即表示学习。深度学习技术在一定程度上可以看作是一个表示学习技术，通过多层的非线性转换，把原始数据变成为更高层次、更抽象的表示。这些学习到的表示可以替代人工设计的特征，从避免“特征工程”。

而早先的神经网络算法比较容易过训练，大量的经验参数需要设置；训练速度比较慢，在层次比较少（小于等于 3）的情况下效果并不比其它方法更优。深度学习模型需要大量的数据。早期在标注数据不够的情况下，大量使用无监督预训练的方法。现在，随着标注数据的增多以及正规化技术的提高，大部分算法已经不使用无监督预训练，可以直接在标注数据上进行训练。

人类的学习是一个人根据过往的经验，对一类问题形成某种认识或总结出一定的规律，然后利用这些知识来对新的问题下判断的过程。

目前，深度学习的内涵已经超出了传统的多层神经网络，甚至机器学习的范畴，逐渐朝着人工智能的方向快速发展。是从机器学习中的神经网络发展出来的新领域。深度学习在人类擅长的任务上表现得极其出色，比如图像分类、目标识别、语音识别等。而在人类不太擅长或者需要专业学习才能掌握的任务上还有待进一步提高，比如自然语言处理、医疗等。

## 总结和深入阅读

深度学习是近年来发展十分迅速的研究领域，并且在人工智能的很多子领域都取得了巨大的成功。从根源来讲，深度学习是机器学习的一个分支，主要以神经网络模型为基础，研究如何设计模型结构，如何通过经验学习模型的参数，如何优化模型性能以及在不同任务上的应用等。要理解深度学习的意义或重要性，就得从机器学习或者是人工智能的更广的视角来分析。

在传统机器学习中，除了学习算法外，特征也是影响最终学习效果的重要因素，甚至在很多的任务上比算法重要。因此，要提高开发一个实际系统，人们往往需要去花费大量的精力去尝试设计不同的特征以及特征组合，来提高最终的系统能力，这就是所谓的“特征工程”问题。

若希望全面了解神经网络和深度学习的知识，可以参考如下材料：

- 1.
- 2.

深度学习研究领域的研究进展非常迅速。因此，最新的文献一般会发表在学术会议上。和深度学习相关的学术会议主要有：

- 国际表示学习会议（International Conference on Learning Representations, ICLR）<sup>1</sup>：主要聚焦于深度学习。
- 神经信息处理系统年会（Annual Conference on Neural Information Processing Systems, NIPS）<sup>2</sup>：交叉学科会议，但偏重于机器学习。主要包括神经信息处理，统计方法，学习理论以及应用等。

<sup>1</sup> <http://www.iclr.cc>

<sup>2</sup> <https://nips.cc>

- 国际机器学习会议(International Conference on Machine Learning, ICML)<sup>1</sup>: 机器学习顶级会议, 深度学习作为近年来的热点, 也占据了ICML的很大比例。
- 国际人工智能联合会议<sup>2</sup>(International Joint Conference on Artificial Intelligence, IJCAI): 人工智能领域最顶尖的综合性会议。历史悠久, 从1969年开始举办, 以前每奇数年召开。从2015年开始每年召开。召开时间在七八月份。近年来和深度学习相关的论文也越来越多。
- 美国人工智能协会年会<sup>3</sup>(AAAI Conference on Artificial Intelligence, AAAI): 人工智能领域的顶级会议, 每年二月份左右召开, 地点一般在北美。和IJCAI一样, 近年来和深度学习相关的论文也越来越多。

另外, 在人工智能的很好应用方向的子领域都有非常好的专业学术会议。在计算机视觉领域, 有计算机视觉与模式识别大会(IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR)和国际计算机视觉会议(International Conference on Computer Vision, ICCV)。CVPR和ICCV是计算机视觉方面最好会议。在自然语言处理领域, 有计算语言学年会(Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, ACL)和自然语言处理实证方法大会(Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP)等。

关于表示学习, 可以参考文献Bengio et al. [2013]。另外, 网站也给出很好的教程, 比如<http://deeplearning.net/>等。关于神经网络的历史可以参考[Anderson and Rosenfeld, 2000]。

套用马克思的一句名言”金银天然不是货币, 但货币天然金银”, 我们可以说, 深度学习不仅是神经网络, 但神经网络天然深度学习。

---

<sup>1</sup> <https://icml.cc>

<sup>2</sup> <https://www.ijcai.org>

<sup>3</sup> <http://www.aaai.org>



---

---

## 参考文献

- 周志华. 机器学习. 清华大学出版社, 北京, 2016. ISBN 978-7-302-206853-6.
- James A Anderson and Edward Rosenfeld. *Talking nets: An oral history of neural networks*. MIT Press, 2000.
- Frederico AC Azevedo, Ludmila RB Carvalho, Lea T Grinberg, José Marcelo Farfel, Renata EL Ferretti, Renata EP Leite, Roberto Lent, Suzana Herculano-Houzel, et al. Equal numbers of neuronal and nonneuronal cells make the human brain an isometrically scaled-up primate brain. *Journal of Comparative Neurology*, 513(5):532–541, 2009.
- Yoshua Bengio. Learning deep architectures for AI. *Foundations and trends® in Machine Learning*, 2(1):1–127, 2009.
- Yoshua Bengio, Aaron Courville, and Pascal Vincent. Representation learning: A review and new perspectives. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 35(8):1798–1828, 2013.
- Kunihiko Fukushima. Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position. *Biological cybernetics*, 36(4):193–202, 1980.
- Ian Goodfellow, Aaron Courville, and Yoshua Bengio. Deep learning. Book in preparation for MIT Press, 2015. URL <http://goodfeli.github.io/dlbook/>.
- Geoffrey Hinton, Li Deng, Dong Yu, George E Dahl, Abdel-rahman Mohamed, Navdeep Jaitly, Andrew Senior, Vincent Vanhoucke, Patrick Nguyen, Tara N Sainath, et al. Deep neural networks for acoustic modeling in speech recognition: The shared views of four research groups. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 29(6):82–97, 2012.
- Geoffrey E Hinton and Ruslan R Salakhutdinov. Reducing the dimensionality of data with neural networks. *Science*, 313(5786):504–507, 2006.
-

- Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Geoffrey E Hinton. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In *Advances in neural information processing systems*, pages 1097–1105, 2012.
- Yann LeCun, Bernhard Boser, John S Denker, Donnie Henderson, Richard E Howard, Wayne Hubbard, and Lawrence D Jackel. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition. *Neural computation*, 1(4):541–551, 1989.
- Yann LeCun, Léon Bottou, Yoshua Bengio, and Patrick Haffner. Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, 86(11):2278–2324, 1998.
- Marvin Minsky. Steps toward artificial intelligence. *Computers and thought*, 406:450, 1963.
- F. Rosenblatt. The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological review*, 65(6):386–408, 1958.
- DE Rumelhart GE Hinton RJ Williams and GE Hinton. Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, pages 323–533, 1986.