

## CHAPTER 2

## 第 2 章

## 自主学习的历史

## 2.1 引言

上一章引入了自主学习的概念，将其分为三个领域：机器学习、控制和人工智能（AI）。本章将介绍每个领域是如何演变的。自动控制早于人工智能，然而，我们对自适应控制或学习控制更感兴趣。这是一个相对较新的发展领域，真正开始发展还是在人工智能仍处于基础研究的阶段。有时认为机器学习是人工智能的分支，然而，机器学习中使用的许多方法来自不同的技术领域，例如统计与优化。

## 2.2 人工智能

人工智能研究始于第二次世界大战之后不久<sup>[2]</sup>。早期的研究工作基于大脑结构、命题逻辑和图灵计算理论等知识。Warren McCulloch 和 Walter Pitts 根据阈值逻辑创建了神经网络的数学方程式，从而促使神经网络的研究分为两个方向。一个集中于大脑的生物过程，另一个则将神经网络应用于人工智能。已经证明任何函数都可以通过一组互相连接的神经元来实现，而且由此构成的神经网络具备学习能力。Norbert Wiener 于 1948 年出版的《Cybernetics》一书中描述了控制、通信和统计信号处理的概念。神经网络的下一个里程碑是 Donald Hebb 撰写的《The Organization of Behavior》，它将网络连接与大脑中的学习过程联系起来。这本书成为学习与自适应系统的发展起源。Marvin Minsky 和 Dean Edmonds 于 1950 年建立了第一台神经计算机。

1956 年，Allen Newell 和 Herbert Simon 设计了一个以非数值方式工作的推理程序 Logic Theorist (LT)。程序的第一个版本使用索引卡手动模拟，可以证明数学定理甚至能够促进人的推导过程。它完成了对《数学原理》(Principia Mathematica) 书中 52 个数学定理中的 38 个定理的证明。LT 使用启发式搜索树来限制搜索空间。LT 的计算机实现使

用了 IPL 信息处理语言，正是 IPL 促成了之后 Lisp 语言的诞生。

Blocks World（积木世界）是第一次展示计算机在通用推理方面的一次尝试。积木世界是一个微型世界，一组积木块放置在桌子上，其中一些积木放置在其他积木块之上。人工智能系统将以某种方式重新排列积木块。放置在其他积木下面的积木块无法移动，直到其顶部的积木被移走。这是一个与河内塔不一样的问题。积木世界是一个重大的进步，它表明机器至少可以在一个有限的环境中进行推理。这个项目引入了计算机视觉技术，神经网络技术的实现工作也开始启动。

在“积木世界”与 Newell 和 Simon 的 LT 之后继续发展的技术称为一般问题解决器（GPS）技术。它旨在模仿人类解决问题的方法。针对有限类型的智力问题，它可以做到非常像人类那样去解决问题。虽然 GPS 解决了某些简单问题，如图 2-1 所示的河内塔问题，但是它不能解决现实世界中的很多问题，因为搜索过程会很快迷失在诸多可能性的无数个组合之中。

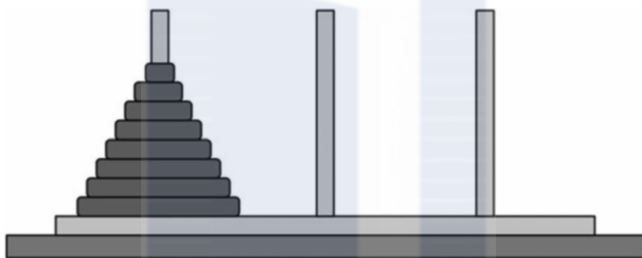


图 2-1 河内塔。磁盘必须从第一个柱子上移动到最后一个，移动过程中不能将直径较大磁盘放在直径较小磁盘的顶部

1959 年，Herman Gelernter 编写了几何定理证明器，它可以证明那些相当棘手的定理。第一个游戏程序也是在这个时候编写的。1958 年，John McCarthy 发明了 Lisp（LISt Processing）语言，其逐渐成为人工智能语言的代表。它现在作为 Scheme 和 Common Lisp 仍然可用。Lisp 是在 FORTRAN 之后仅仅一年实现的。典型的 Lisp 表达式如下：

```
(defun sqrt-iter (guess x)
  (if (good-enough-p guess x)
      guess
      (sqrt-iter (improve guess x) x)))
```

这个表达式的作用是通过递归方式计算平方根。后来，建造了专用的 Lisp 机器。但是当通用处理器变得更快时，这些 Lisp 机器便又失去了人们的青睐。

麻省理工学院（MIT）提出利用分时技术来促进人工智能研究。McCarthy 教授创建了一个假想的计算机程序 Advice Taker。这是一个完整的 AI 系统，它可以体现一般世界的信息。它使用包括谓词演算在内的形式语言，例如它可以从简单的规则集中找出一条到机场的路线。被人们称作“人工智能之父”的 Marvin Minsky 在麻省理工学院开始从事“微型世界”的研究工作，使用简化模型促进对知识结构的理解和应用。在这些有限的

领域中，人工智能可以很好地解决问题，如微积分中的闭合形式积分。

Minsky 和 Papert 撰写的《Perceptrons》一书是人工神经网络分析的基础。这本书促进了人工智能研究朝着符号处理的方向发展。该书指出，单个神经元不能实现例如“异或”这样的逻辑功能，但是书中错误地暗示多层网络也具有相同的问题。后来发现三层网络可以实现这样的逻辑功能。

20 世纪 60 年代人工智能研究开始尝试解决更具挑战性的问题，此时人工智能技术的局限性日益凸显。第一代语言翻译程序给出的翻译结果无法保持一致。通过对大量可能性进行尝试（例如国际象棋）来解决问题的方法遇到了计算能力的限制。Paluszek 先生（本书作者之一）在选修麻省理工学院著名的人工智能课程“Patrick Winston's 6.034”时写了一篇论文，建议在国际象棋中使用模式识别技术以尽可能像人类棋手那样对棋盘模式进行可视化分析。但是事实证明，这并不是今天创造出国际象棋冠军电脑程序的方法。

随着问题变得越来越复杂，这种方法就变得愈加不合适，并且随着问题复杂性的增加，可能性的数量迅速增长。多层神经网络发明于 20 世纪 60 年代，但直到 20 世纪 80 年代才真正开始被人们重视。

20 世纪 70 年代开始研究使用竞争性学习机制的自组织映射<sup>[2]</sup>。神经网络研究的复苏发生在 20 世纪 80 年代。基于知识的人工智能系统也在同一时期提出。根据 Jackson<sup>[3]</sup>的定义，

“专家系统是一个计算机程序，利用某些特定主题的知识进行表达和推理，以解决问题或提供建议。”

这包括可以存储大量专业领域知识的专家系统，这些系统也可能在其处理过程中包含不确定性。专家系统应用于医疗诊断和其他问题中。与人工智能技术不同，专家系统能够处理具有真实复杂性的问题并获得很好的性能。专家系统还能够解释自己的推理过程，这个特征在其应用中至关重要。有时这些统称为基于知识的系统，CLIPS 就是其中著名的开源专家系统。

神经网络的反向传播算法在 20 世纪 80 年代得到了重塑，促进了这个领域的不断发展。两方面的研究同步并进，一个是人类神经网络（即人类大脑），另一个是用于有效计算神经网络的算法的创建。这些努力最终促进了机器学习应用中深度学习网络的诞生。

随着开始基于严格的数学与统计分析技术来研究算法，人工智能在 20 世纪 80 年代取得了重大进展。隐马尔可夫模型 HMM 应用于语音中。与海量数据库相结合，它们实现了具有高鲁棒性的语音识别技术。机器翻译也有所改进。作为今天已知的第一种机器学习形式，数据挖掘也开始得到发展。国际象棋程序最初还需要通过专用计算机得到改善，如 IBM 的深蓝。随着计算能力的提高，超越大多数人类棋手的国际象棋程序已经完全可以在个人计算机上运行。

贝叶斯网络的形式化允许在推理问题中引入不确定性的应用。20 世纪 90 年代末引入“智能主体”的概念，搜索引擎、网上机器人和网站内容聚合器等都是互联网上使用智能主体的示例。

人工智能的前沿应用包括自动驾驶汽车、语音识别、规划与调度、游戏、机器人以及机器翻译。所有这些应用都基于人工智能技术，并且已经广泛使用。可以使用 Google Translate 将 PDF 文档翻译成任何语言。翻译结果虽然仍不完美，但已经足以满足许多用途。当然，可以确定的是人们不会用它来翻译文学作品！

人工智能的最新进展还包括 IBM 的 Watson。Watson 是一个问答计算系统，它具有先进的自然语言处理和大规模数据库的信息检索能力。2011 年 Watson 在问答竞赛节目 Jeopardy 中战胜了人类冠军选手，目前正应用于医疗领域。

## 2.3 学习控制

在 20 世纪 50 年代开始研究自适应控制或智能控制<sup>[1]</sup>以解决飞机控制的问题。当时的控制系统对于线性系统非常有效。飞行器动力学可以针对一个特定速度线性化。例如，水平飞行中总速度的简单方程为

$$m \frac{dv}{dt} = T - \frac{1}{2} \rho C_D S v^2 \quad (2-1)$$

这说明质量  $m$  乘以速度的变化  $\frac{dv}{dt}$  等于推力  $T$  减去阻力。 $C_D$  是阻力系数， $S$  是受力面积（即产生阻力的面积）。推力用于控制。这是一个非线性方程，可以将其关于速度  $v_s$  线性化，使得  $v = v_s + v_\delta$ ，并得到

$$m \frac{dv_\delta}{dt} = T - \rho C_D S v_s v_\delta \quad (2-2)$$

这个方程式是线性的。可以用一个简单的推力控制法则来控制速度

$$T = T_s - c v_\delta \quad (2-3)$$

其中， $T_s = \frac{1}{2} \rho C_D S v_s^2$ ， $c$  是阻尼系数， $\rho$  是大气密度，是关于高度的非线性函数。为了使线性控制能够工作，控制必须是自适应的。如果我们想要保证阻尼值一定，就是下式括号中的量，

$$m \frac{dv_\delta}{dt} = - (c + \rho C_D S v_s) v_\delta \quad (2-4)$$

我们需要知道  $\rho$ 、 $C_D$ 、 $S$  和  $v_s$  等参数。进而这就产生了增益调度控制系统，我们基于飞机在增益调度中的位置来测量飞行条件和调度线性增益。

20 世纪 60 年代，自适应控制技术取得了巨大进展。状态空间理论的发展使得多回路控制系统的设计变得更为简单，即控制系统使用不同的控制回路一次控制多个状态。通用状态 - 空间控制器的方程式为

$$\dot{x} = Ax + Bu \quad (2-5)$$

$$y = Cx + Du \quad (2-6)$$

$$u = -Ky \quad (2-7)$$

其中,  $A$ 、 $B$ 、 $C$  和  $D$  是矩阵。如果  $A$  能够完全建模系统并且  $y$  包含关于状态向量  $x$  的所有信息, 则该系统是稳定的。全状态反馈将是  $x = -Kx$ , 其中可以计算  $K$  以具有确定的相位和增益裕度 (即对延迟的容忍度和对放大误差的容忍度)。这是控制理论的一大进步。在此之前, 多回路系统必须单独设计, 然后非常小心地把它们组合在一起。

学习控制和自适应控制可以基于共同的框架来实现, 其中引入了卡尔曼滤波器, 它也称为线性二次估计。

航天器需要自主控制, 因为它们经常超出地面联系范围或时间延迟太长, 无法有效地进行地面监督。第一个数字自动驾驶仪出现在阿波罗号航天器上。地球同步通信卫星是自动控制的, 一个运营商可以同时控制数十个卫星。

系统辨识技术在确定系统参数 (例如上文提到过的阻尼系数) 方面取得了进步。自适应控制应用于实际问题中, 例如 F-111 战斗机就有自己的自适应控制系统。自动驾驶仪也已经从相当简单的机械导向增强系统发展到可在计算机控制下起飞、巡航和降落的复杂控制系统。

20 世纪 70 年代完成了关于自适应控制的稳定性证明, 并且很好地建立了线性控制系统的稳定性。然而, 自适应系统本质上是非线性的, 因而人们开始研究通用稳定控制器, 并且在自适应控制的鲁棒性方面取得了进展。鲁棒性是系统处理假定已知参数变化的能力, 参数变化有时可能是因为系统故障引发的。20 世纪 70 年代, 数字控制变得越来越普遍, 取代了由晶体管和运算放大器组成的传统模拟电路。

20 世纪 80 年代开始出现商业化的自适应控制器。大多数的现代单回路控制器都具有某种形式的自适应能力。人们也发现自适应技术同样可用于调节控制器。

最近出现了一种人工智能与控制技术融合的趋势。人们提出了新的专家系统, 根据环境来确定使用什么算法 (而不仅仅是参数)。例如, 在滑翔机的有翼重入期间, 控制系统针对轨道使用一个系统, 在高海拔处使用另一个系统, 在高马赫数期间使用第三个系统 (马赫是速度与音速之比), 而第四个则在低马赫数和着陆期间使用。

## 2.4 机器学习

机器学习是作为人工智能的分支发展起来的, 但是其中的许多技术则历史悠久。托马斯·贝叶斯 (Thomas Bayes) 于 1763 年提出了所谓的贝叶斯定理, 如下所示:

$$P(A_i | B) = \frac{P(B | A_i)P(A_i)}{\sum P(B | A_i)}$$
$$P(A_i | B) = \frac{P(B | A_i)P(A_i)}{P(B)} \quad (2-8)$$

这就是给定  $B$  时  $A_i$  的概率, 其中假设  $P(B) \neq 0$ 。贝叶斯定理中引入了证据对信念的影

响。回归技术则是由勒让德 (Legendre) 于 1805 年和高斯于 1809 年先后提出。

如 2.2 节所述, 现代机器学习开始于数据挖掘, 就是从数据中获得新的理解、新的知识的过程。在人工智能发展早期, 有相当多的工作是关于如何建立从数据中进行学习的机器。然而, 这些研究逐渐失去了人们的青睐, 并于 20 世纪 90 年代被重塑为机器学习领域, 其目标是使用统计学解决模式识别的实际问题。这得益于大量可用的在线数据以及开发人员可用的计算能力的巨大提升。机器学习与统计学密切相关。

在 20 世纪 90 年代初, Vapnik 和同事发明了一种计算能力强大的监督学习网络, 称为支持向量机 (SVM)。这些网络可以解决模式识别、回归和其他类型的机器学习问题。

机器学习越来越广泛的应用领域之一是自动驾驶。自动驾驶利用自主学习的各个方面, 包括控制、人工智能和机器学习。计算机视觉技术使用在大多数系统中, 因为摄像头成本低廉, 并且能提供比雷达或声呐 (这些也是有用的) 更丰富的信息。没有经过真实场景中的学习是不可能建立起真正安全的自动驾驶系统的, 因此, 这些系统的设计者将他们的汽车放在道路上并收集用于系统微调的真实场景数据。

机器学习的其他应用还包括利用高速股票交易和算法来指导投资。这些都在迅速发展, 并已经可以供消费者使用。数据挖掘和机器学习用于预测各种人类和自然事件。互联网上的用户搜索行为用于跟踪疾病爆发。如果有潜在的大量数据, 而互联网又使得收集大量数据变得容易, 那么你就可以确定机器学习技术将应用于挖掘数据。

## 2.5 未来

今天自主学习的所有分支都在高速发展, 许多技术已经应用在实际场景中, 甚至包括低成本消费技术中的应用。几乎世界上每个汽车公司和许多非汽车行业公司都在努力完善自动驾驶技术。军事机构对人工智能与机器学习尤其感兴趣。例如, 今天的作战飞机已经拥有智能控制系统, 可以从飞行员手中接管飞机, 以防止飞机撞向地面。

虽然完全自主的学习系统在许多领域的目标, 但人和机器智能的相互融合也是一个活跃的研究领域。许多人工智能研究在探索人类大脑如何工作, 这项工作将会使机器学习系统更加无缝地与人类进行融合。这对于涉及人类的自主控制是至关重要的, 同时也能够增强人类自身的能力。

对机器学习来说, 现在正是激动人心的时刻! 我们希望这本书能带领你进入机器学习的世界!

## 参考文献

- [1] K. J. Åström and B. Wittenmark. *Adaptive Control, Second Edition*. Addison-Wesley, 1995.
- [2] S. Haykin. *Neural Networks*. Prentice-Hall, 1999.
- [3] P. Jackson. *Introduction to Expert Systems, Third Edition*. Addison-Wesley, 1999.
- [4] S. Russell and P. Norvig. *Artificial Intelligence: A Modern Approach, Third Edition*. Prentice-Hall, 2010.