

人工智能简介

本章对 AI 做了个简要的介绍，主要是对这个多样化主题的大致概述。与本书的其他章节不同，本介绍性章节在技术内容上是“轻”的。不过，它很容易阅读，而且也值得浏览。本章末尾简要介绍了机器学习和深度学习，在随后的章节中将更详细地讨论这两个内容。

请记住，许多以人工智能为重点的书籍倾向于从计算机科学的角度讨论人工智能，并讨论传统的算法和数据结构。相比之下，本书将人工智能视为机器学习和深度学习的“伞”，因此，我们一般在序言或其他章节中只是粗略地讨论它。

本章的第一部分首先讨论人工智能一词、确定智能存在的各种有可能的方法，以及强 AI 和弱 AI 的区别。你也会了解图灵测试，这是一个非常出名的智力测试。

本章的第二部分讨论了一些人工智能用例和神经计算、进化计算、NLP（自然语言处理）和生物信息学的早期方法。

本章的第三部分将介绍人工智能的主要子领域，包括自然语言处理（NLU 和 NLG）、机器学习、深度学习、强化学习和深度强化学习。

尽管本章没有讨论特定的代码示例，但本章的配套文件包含了用于解决 Red Donkey 问题的 Java 代码示例，以及用于解决 Rubik's cube 的基于 Python 的代码示例（需要 Python 2.x）。

什么是人工智能？

artificial 一词字面上的含义是“合成的”，它往往带有一种劣质替代品的负面含义。然而，人造物体（如花卉）可以非常接近原本的物品，有时他们不需要任何维护条件（比如阳光，水之类）的性质会非常有优势。

相比之下，智力的定义比人工定义更难以理解。R. Sternberg 在一篇有关人类意识的文中提供了以下定义：“智力是个体从经验中学习、推理、记住重要信息和应付日常生活需求的认知能力。”

您可能还记得这样一个标准化测试，其问题为给出给定序列的下一个数字，例如 1、3、6、10、15、21。首先要观察的是，连续两个数字之间的差距每次增加 1：从 1 到 3，增加 2，而从 3 到 6，增加 3，等等。基于这个模式，合理的推断是 28。这些问题旨在衡量我们在找出模式特征方面的熟练程度。

顺便说一句，“序列中下一个元素”的数字问题可以有多个答案。例如，序列 2、4、8 可能表示 16 作为此序列的下一个数字，如果生成公式为 2^n ，则正确。但是，如果生成公式为 $2^{n+(n-1)*(n-2)*(n-3)}$ 则序列的下一个数字为 22（而不是 16）。有许多公式可以以 2、4 和 8 作为初始序列，但下一个数字可以不是 16 或 22。

让我们回到 R. Sternberg 对智能的定义，并考虑以下问题：

- 你如何判断某人（某样东西）是否聪明？

- 动物聪明吗？
- 如果动物聪明，你如何测量它们的智力？

我们倾向于通过与人们的互动来评估他们的智慧：我们提出问题并分析他们的答案。虽然这种方法是间接的，但我们通常依靠这种方法来衡量其他人的智力。

在动物智力方面，我们也观察他们的行为，以作出评估。聪明的汉斯是一匹著名的马，住在德国柏林，大约 1900 年，并据称能进行熟练的算术，如添加数字和计算平方根。

事实上，汉斯能够识别人类的情绪，并结合他敏锐的听觉，当汉斯更接近正确答案时他能够感觉到观众的反应。有趣的是，汉斯在没有观众在场的情况下表现不佳。你可能不愿意把克莱克·汉斯的行为归因于智慧；然而，在得出结论之前，请先回想一下斯特恩伯格的定义。

另一个例子是，有些生物只在群体中表现出智力。虽然蚂蚁是简单的昆虫，它们各自独立的行为几乎不值得写在人工智能文本中，但对于复杂的问题蚂蚁群落可以找到非常好的解决方案。事实上，蚂蚁可以找出从巢穴到食物来源的最佳路线，可以携带重物，以及可以形成桥梁。因此，集体智慧 产生于个体昆虫之间的有效沟通。

大脑质量与脑体质量的比率是智力的指标，海豚在这两个指标上都比人类好。海豚的呼吸是自愿控制的，原因可能是大脑质量过剩，以及另一个事实，即海豚的两半大脑在轮流休息。海豚在动物自我意识测试（如镜像测试）上得分很好，在测试中，他们认识到镜子中的图像实际上是他们自己的图像。他们也可以执行复杂的技巧，海洋世界的游客可以证明这一点。这说明了海豚记住和执行复杂物理运动序列的能力。

工具的使用是智力的另一个试金石，通常用于将直立人 与人类早期祖先分开。海豚也和人类有这种特点：海豚在觅食时使用深海海绵来保护它们的口。因此，智力不是人类独有的属性。许多活物都拥有某种程度的智慧。

现在考虑以下问题：无生命的对象（如计算机）是否具有智能？人工智能宣称目标是创建计算机软件和/或硬件系统，这些系统表现出与人类相似的思维方式，换句话说，展示人类智能相关的特征。

机器能思考吗，思考的能力强与否？记住思维和智慧的区别。思维是推理、分析、评价、形成思想和概念的必然。因此，并不是每个有能力思考的人都是聪明的。智力也许类似于有效率的思维。

许多人以偏见来处理这个问题，说计算机是由硅和电源制成的，因此没有能力思考。另一些人则认为，计算机的运行速度比人类快得多，因此必然比人类更聪明。真相很可能在两个极端之间。正如我们所讨论的，不同的动物物种拥有不同程度的智力。然而，我们更感兴趣的是测试，以确定机器智能的存在，而不是为动物开发标准化的智商测试。Perhaps Raphael 说的最好：人工智能是使机器做那些如果人来做需要智能的事情的科学。

强 AI 与弱 AI

目前有两个有关人工智能的主要阵营。弱 AI 方法与麻省理工学院有关，它将任何表现出智能行为的系统视为 AI 的示例。此阵营侧重于程序是否正确执行，无论工件是否像人类那样执行其任务。人工智能项目在电气工程、机器人和相关领域的成果主要涉及令人满意的性能。

另一种人工智能方法叫做生物学合理性，它与卡内基-梅隆大学有关。根据这种方法，当工件表现出智能行为时，其性能的判定应基于是否与人类使用的相同方法。例如，考虑一个能够听的系统：强 AI 的支持者可能旨在通过模拟人类听力系统来取得成功，而弱的人工智能支持者将只关心系统的性能。此模拟将包括相当于耳蜗、听力管、耳膜和耳朵的其他部分，每个部分在系统中执行其所要求的任务等等。

因此，弱 AI 的支持者仅根据性能衡量构建的系统的成功程度。他们认为，人工智能研究存在的理由是解决难题，而不管这些问题是如何解决的。

另一方面，强 AI 的支持者关注他们构建的系统的结构。他们认为，通过完全拥有启发式、算法和人工智能程序的知识，计算机可以拥有一种

意识和独立感。如你所了解，好莱坞已经制作了各种电影（例如，I, Robot and Blade Runner），属于强 AI 阵营。

图灵测试

上一节提出了三个问题，前两个问题已经解决：你如何确定智力的存在与否，动物是否聪明？第二个问题的答案不一定是是或否。有些人比别人聪明，有些动物比别的动物聪明。机器智能也有同样的问题。

艾伦·图灵试图从行动上回答情报问题。他想将功能（某样东西做什么）与实现（如何构建某样东西）分开。他设计了一种叫做图灵测试的东西，下一节将介绍这一点。

图灵测试的定义

艾伦·图灵提出了两个模仿游戏，其中一个是人或实体的行为就像他是另一个人或实体。在第一场比赛中，一个人（称为询问者）在中间横着一个帘子的房间内。帘子的另一边是另一个人，询问者必须确定另一边是男是女。询问者（其性别无关）通过提出一系列问题来完成这项任务。

这个游戏认为男人也许会说谎，但女人总是诚实的。为了使审讯者不能从声音中确定性别，沟通是通过计算机而不是通过口语。如果窗帘另一边是个男人，他成功地欺骗询问者，那么他赢了模仿游戏。

在图灵这个测试的最开始，一男一女都坐在窗帘后面，询问者必须正确识别两者。

图灵可能基于这一时期流行的游戏进行此测试，这甚至可能是他机器智能测试背后的动力。

如果你还不明白，Erich Fromm 是二十世纪著名的社会学家和心理分析家，他相信男人和女人是平等的，但不一定相同。例如，性别不同的人对颜色、鲜花或购物时间的理解可能有所不同。区分男人和女人与智力问题有什么关系？图灵知道可能有不同类型的思维，重要的是要既理解这些差异，并容忍它们。

询问者测试

第二场游戏更适合对人工智能的研究。再一次，询问人员正在一个带帘子的房间里。这一次，一台电脑或一个人在窗帘后面，机器扮演男性的角色，有时也能在适合的时候说谎。

另一面，这个人是始终诚实的。询问者提出问题，然后分析回答以确定她是与人还是机器沟通。如果计算机成功地欺骗询问者，它就通过了图灵测试，也因此被认为是智能的。

启发式

启发式方法非常有用，AI 应用程序通常依赖于启发式方法的应用。启发式本质上是 解决问题的“经验法则”。换句话说，启发式是一组通常能解决问题的指南。将启发式方法与算法进行对比，算法是解决问题的一组规定规则，其输出是完全可预测的。

启发式是一种用于查找近似解决方案的技术，当其他方法太耗时或过于复杂（或两者同时都有）时，可以使用该解决方案。对于启发式方法，完美的结果是可能得到但不能保证能得到的，启发式方法在人工智能的早期特别受欢迎。

日常生活中就有各种启发式。例如，许多人更喜欢使用启发式方法，而不是直接询问驾驶方向。例如，在夜间离开高速公路时，有时很难找到通往主干道的路线。一种有用的启发式方法是，每当来到一个岔路口往有更多路灯的方向开。您可能喜欢在拥挤的购物中心回收掉落的隐形眼镜或寻找停车位。两者都是启发式方法的例子。

AI 问题往往很大并且计算复杂，而且经常无法通过简单的算法解决。AI 问题及其领域往往体现大量的人类专业知识，特别是通过强 AI 方法解决。某些类型的问题使用 AI 解决会更好，而其他类型用传统的计算机科学方法解决更合适，这些方法涉及简单的决策或精确的计算来生成解决方案。让我们考虑几个例子：

- 医疗诊断
- 使用带条形码扫描的收银机购物

- 自动柜员机
- 双人游戏，如国际象棋和跳棋

医学诊断是一个科学领域，多年来一直受益于基于人工智能的诊断，特别是通过开发专家系统。专家系统通常建在拥有相当多的人类专业知识的领域，并且存在许多具有形式的规则：如果满足这些条件，就采取指定行动。作为一个微不足道的例子：如果你头痛，然后服用两片阿司匹林，早上给我打电话。

专家系统变得非常流行（而且非常有用），因为它们可以存储比人类在头脑中可以掌握的规则更多的规则。专家系统是产生全面和有效结果的最成功的人工智能技术之一。事实上，专家系统可以帮助人类做出更准确的决定（甚至“挑战”被认为是错误的选择）。

遗传算法

一个有潜力的模范是达尔文的进化论，它涉及以数千年或数百万年的速度在自然界中发生的自然选择。相比之下，计算机内部的进化速度比自然选择快得多。

遗传算法是一种启发式，它“模仿”自然选择的过程选择适者进行繁衍，以决定后代的后代。

我们拿人工智能的使用与植物和动物世界中的进化过程作比较，即物种通过自然选择、繁殖、基因突变和基因重组来适应其环境。

遗传算法（GA）是一个称为进化计算领域的特定方法，即 AI 的一个分支，其中提出的问题解决方案类似于动物在现实世界中适应其环境。

知识表示

当我们考虑与 AI 相关的问题时，代表性问题就变得很重要。获取和存储知识以处理知识并产生智能结果的 AI 系统也需要能够识别和表示这些知识。知识表示的选择是问题解决与理解的本质所固有的。

正如乔治·波利亚（一位著名的数学家）所说，一个好的表示选择几乎和为特定问题设计的算法或解决方案计划一样重要。良好和自然的表示有助于快速、可理解地解决方案。

作为代表选择的例子，考虑著名的传教士和食人族问题，其目标是将三个传教士和三个食人族用船从一条河的西岸转移到东岸。在从西向东转换期间的任何时间点，您可以通过选择适当的表示形式来查看解决方案路径。这个问题有两个限制：船可以容纳不超过两个人在任何时间，船上或两岸的食人族不可以超过传教士的人数。

基于逻辑的解决方案

人工智能研究人员在知识表示和问题解决技术上使用了基于逻辑的方法。Terry Winograd 的《方块世界》（1972 年）就是一个将逻辑用于此目的的开创性例子，其中机器人手臂与桌面上的方块相互作用。该计划包括语言理解和场景分析问题，以及人工智能的其他方面。

此外，生产规则和生产系统用于构建许多成功的专家系统。生产规则和专家系统的吸引力基于明确而简明地代表启发式方法的可行性。数千个专家系统采用这种方法建立。

语义网络

语义网络是另一种图示的知识的表示，不过很复杂。语义网络先于面向对象的语言，这些语言使用继承（其中来自特定类的对象继承了超类的许多属性）。

许多使用语义网络的工作都集中在表示语言的结构和知识上。示例包括 Stuart Shapiro SNePS（语义网络处理系统）和 Roger Schank 在自然语言处理方面的工作。

知识表示存在其他功能：图形方法对感官（如视觉、空间和运动）具有更大的吸引力。最早的图形方法可能是状态空间表示，它显示系统的所有可能状态。

人工智能和游戏

自二十世纪中叶和计算机问世以来，在计算机科学和编程技术方面通过训练计算机让它掌握复杂的棋盘游戏的挑战取得了重大进展。一些游戏，电脑掌握它们已经受益于人工智能方法的应用，包括国际象棋，跳棋，围棋和奥赛罗。

游戏激发了人们对人工智能的开发和兴趣。1959 年，亚瑟·塞缪尔在棋类比赛中的努力使得早期的努力被重视。他的程序是基于五十个启发式表，并被用来与本身不同的版本玩。在一系列比赛中的输掉的程序将采用获胜的程序的启发式方法。它是一个棋类高手，但从来不是游戏大师。

几个世纪以来，人们一直试图训练机器来下棋。对国际象棋机器的迷恋可能源于一种普遍接受的观点，即它需要智慧才能把国际象棋打好。

1959 年，Newell, Simon 和 Shaw 开发了第一个真正的国际象棋项目，遵循了 Shannon-Turing 范式。Richard Greenblatt 的项目是第一个俱乐部级国际象棋的项目。计算机国际象棋程序在 20 世纪 70 年代稳步发展，直到该十年结束时，它们达到了专家水平（相当于国际象棋锦标赛前 1% 的玩家）。

1983 年，Ken Thompson 的 Belle 是第一个正式达到大师水平的项目。紧随其后的是卡内基-梅隆大学的 Hitech，它成功地完成了一个重要的里程碑，成为第一个高级硕士项目。不久之后，深度思考（卡内基-梅隆大学）项目被开发出来，成为第一个能够稳定击败大师们的项目。

深思在 20 世纪 90 年代 IBM 接手该项目时演变成深蓝，深蓝与世界冠军 Garry Kasparov 打了六场比赛，卡斯帕罗夫在 1996 年在费城赢得了一场比赛从而拯救了人类。然而，在 1997 年，面对超深蓝，深蓝的继任者，Kasparov 输了，国际象棋界震惊。

在随后的六场比赛中，卡斯帕罗夫、克拉姆尼克和其他世锦赛级别的选手，程序都表现不错。虽然人们普遍认为，这些程序可能仍然略逊于最好的人类玩家，但大多数人愿意承认，顶级程序下棋与最有成就的人无从区分（如果一个人想到图灵测试）。

1989 年，在埃德莫恩顿的艾伯塔大学，乔纳森·舍弗开始了他的长期目标，即通过他的项目奇努克征服跳棋比赛。在 1992 年对阵长期跳棋世界冠军马里恩·廷斯利的四十场比赛中，奇努克以三十四比四输掉了四局。1994 年，他们的比赛在六场比赛后陷入死局，当时廷斯利因健康原因不得不放弃比赛。自那以来，舍弗和他的团队一直在努力从游戏结束（所有八个棋子和更少的结局）以及从一开始解决跳棋问题。

其他使用 AI 技术的游戏包括背游戏、扑克、桥牌、奥赛罗和围棋（通常称为新的果蝇）。

阿尔法零的成功

谷歌创建了 AlphaZero，这是一个基于人工智能的软件程序，它使用自我对抗来学习如何玩游戏。AlphaZero 是 Alpha Go 的接班人，他在 2016 年击败了世界上最好的人类围棋玩家。阿尔法零轻松击败阿尔法 go。

此外，在学习了国际象棋规则之后，阿尔法零训练了自己（再次使用自我对抗），并在一天内成为世界顶尖棋手。AlphaZero 可以打败任何人类棋手以及任何下棋的电脑程序。

真正有趣的是，AlphaZero 制定了自己的下棋策略，这不仅不同于人类，还涉及被认为有悖常理的象棋动作。

不幸的是，AlphaZero 无法告诉我们它是如何开发优于以前开发的任何下棋方法的策略的。既然 AlphaZero 是 100% 自学成才的，也是世界排名第一的棋手，阿尔法零有资格称为有智能吗？

专家系统

专家系统是人工智能刚出现就开始研究的领域。它可以说明人工智能取得了巨大的成功。专家系统具有许多有利于人工智能研发的特点。其中包括将知识库与推理引擎分离，其知识超过所有专家的总和、搜索技术、推理和不确定性。

最早和经常被引用的系统之一是启发性 DENDRAL。其目的是根据质谱仪识别未知化合物。DENDRAL 是在斯坦福大学开发的，目的是对火星土壤进行化学分析。它是第一批来说明在特定学科中编码专家知识的可行性的系统。

也许最著名的专家系统是 MYCIN，也来自斯坦福大学（1984 年）。为了方便对传染性血液疾病的调查。然而，比其领域更重要的是，Mycin 为所有后续知识系统的设计树立了榜样。它有 400 多个规则，最终被用来为斯坦福医院的居民提供培训对话。

在 20 世纪 70 年代，PROSPECT（也在斯坦福大学）被开发用于矿产勘探。PROSPECTOR 也是使用推理网络的早期有价值的例子。

20 世纪 70 年代的其他著名和成功的系统是 XCON（约 10,000 条规则），它被开发来帮助在 VAX 计算机上配置电路板；GUIDON，一个辅导系统，是 Mycin 的一个分支；TEIRESIAS，Mycin 的一个知识获取工具；以及 HEARSAY 一和二，使用黑板架构进行语音理解的主要例子。

Doug Lenat 的 AM（人工数学）系统是 20 世纪 70 年代研发工作的另一个重要成果，以及在不确定性下推理的 Dempster-Schafer 理论，和 Zadeh 在模糊逻辑方面的研究。

自 20 世纪 80 年代以来，人们在配置、诊断、指导、单环、规划、预后、补救和控制等领域开发了数千个专家系统。今天，除了独立的专家系统外，许多专家系统已嵌入到其他软件系统中，用于特殊目的，包括医疗设备和汽车系统（例如，牵引力控制应从事汽车？）

此外，许多专家系统外壳，如 Emycin，OPS，EXSYS 和剪辑，已成为行业标准。还开发了许多知识表示语言。如今，许多专家系统在幕后工作，以增强日常的体验，如在线购物车。

神经计算

McCulloch 和 Pitts 在神经计算方面进行了早期研究，因为他们试图了解动物神经系统的行为。他们的人工神经网络模型（ANN）有一个严重的缺点：它不包括学习机制。

Frank Rosenblatt 开发了一种称为“感知器学习规则”的迭代算法，用于在单层网络（一个所有神经元都直接连接到输入的网络）中查找适当的权重。Minsky 和 Papert 宣称某些问题不能通过单层感知器（如排他性的 OR（XOR））来解决，这可能严重阻碍了这一新兴学科的研究。联邦神经网络研究经费在宣布后立即严重削减。

20 世纪 80 年代初，随着 Hopfield 的工作，该领域发生了第二次活跃。他的异步网络模型（Hopfield 网络）用一个能量函数来近似解决 NP-完全问题。

20 世纪 80 年代中期，人们还发现了背部传播（通常称为 回传），这是一种适用于多层 网络的学习算法。基于背部传播的网络经常用于预测 Dow Jones 平均值和读取光学字符识别系统中印刷材料的网络。

神经网络也用于控制系统。ALVINN 是卡内基梅隆大学的一个项目，其中一个后传播网工作感应高速公路，并协助驾驶 Navlab 车辆。

这项工作的一个直接应用是每当车辆偏离其高速公路车道时警告司机因睡眠不足、酗酒或其他情况而存在危险。展望未来，希望有一天，类似的系统将驾驶车辆，以便我们可以自由地阅读报纸，用手机交谈，以利用额外的空闲时间。

进化计算

遗传算法更一般地归类为进化计算。遗传算法使用概率和并行性来解决组合问题（也称为优化问题），这是约翰·霍兰德开发的方法。

然而，进化计算并不只涉及优化问题。罗德尼·布鲁克斯曾任麻省理工学院计算机科学和人工智能实验室主任。他成功地创造了一个人类层面的人工智能，他恰当地将之称为 AI 研究的圣杯，放弃了对基于符号的方法的依赖。后一种方法依赖于启发式和表示范式的使用。

他认为，智能系统可以设计为多层，其中更高层次的层依赖于其下方的层。例如，如果你想建立一个能够避免障碍的机器人，障碍避免程序将建立在一个较低的层，这将只负责机器人运动。

布鲁克斯认为，智能性是通过其环境的相互作用而出现的。他最出名的也许是在他的实验室里建造的昆虫般的机器人，这些机器人体现了这种智能哲学，其中一个自主机器人社区与他们的环境相互影响，彼此之间相互作用。

自然语言处理

如果我们想建立智能系统，那么要求我们的系统拥有语言理解设施似乎是很自然的。这是一个公理，被许多早期从业者充分理解。Eliza 是一个著名的早期应用程序，由麻省理工学院计算机科学家约瑟夫·魏曾鲍姆（Joseph Weizenbaum）开发，他曾与肯尼思·科尔比（斯坦福大学精神病学家）合作。

Eliza 打算模仿卡尔·罗杰斯学校的精神病医生扮演的角色。例如，如果用户键入“我感到疲倦”，Eliza 是一个学习了英语文本的正确发音的背面传播应用程序。据称，英语发音的准确率为 95%。显然，产生问题是因为英语单词的发音固有的不一致，如 rough and through，以及来自其他语言的单词的发音，如 pizza 和 fizzy。

Terry Winograd 写了另一个著名的程序，被命名为 ETAOIN SHRDLU，这是在英语的利诺型机器中最常用的字母。Winograd 的程序可能会回应，“你说你觉得累，给我讲讲。”对话会以这种方式进行，机器对对话的独创性贡献很少或没有。一个活的心理分析家可能会像这样希望病人能发现他们真实（也许隐藏的）感觉和迷茫。同时，伊丽莎只是使用模式匹配来假装人际交往。

奇怪的是，Weizenbaum 被他的学生（和一般公众）在与伊丽莎互动时的狂热兴趣所困扰，尽管他们完全知道伊丽莎只是一个程序。与此同时，Colby 仍然致力于这个项目，并接着写了一个成功的程序，称为 DOCTOR。

虽然伊丽莎对自然语言处理（NLP）贡献不大，但软件假装拥有我们最后的特殊性，即我们感受情感的能力。当人类和机器之间的线（例如：

机器人)变得不那么清晰时,会发生什么?也许在五十年后,这些机器人将不像是人类,更像是不朽?

最近,麻省理工学院的几个机器人,包括 Cog、Kismet 和 Paro,已经开发出了不可思议的能力来假装人类情感,并唤起那些与他们互动的人的情绪反应。Turkle 研究了疗养院中儿童和老年人与这些机器人形成的关系;关系,涉及真正的情感和关怀。Turkle 谈到需要重新定义“关系”一词,以包括人们与这些所谓的人造物的关系。然而,她仍然相信,这种关系永远不会取代那些只能发生在必须每天面对死亡的人之间的纽带。

Winograd 的方块世界涉及一个机器人手臂,能够实现各种目标。例如,如果 SHRDLU 被要求抬起有一个被小绿色方块压着的红色方块,它知道它必须 移除绿色方块,然后才能抬起红色方块。与 Eliza 不同,SHRDLU 能够理解英语命令并适当地响应它们。

HEARSAY 是一个雄心勃勃的语音识别计划,它采用了黑板结构,其中用于各种语言组成部分(如语音和短语)的独立知识源(代理)可以自由交流。语法和语义都被用来修剪不可能的单词组合。

HWIM(发音为“whim”是 Hear What I Mean 的简写)项目使用增强过渡网络来理解口语。它有 1000 个单词的词汇,涉及旅行预算管理。也许这个项目在范围上过于雄心勃勃,它的表现没有 HEARSAY II 那样好。

分析在这些自然语言课程的成功中起到了不可或缺的作用。SHRDLU 采用了无上下文语法来帮助分析英语命令。无上下文语法提供了处理符号字符串的句法结构。然而,为了有效的自然语言的处理,也需要考虑语义。

解析树提供组成句子的单词之间的关系。例如,许多句子可以分解为主语和谓词。主语可以向下,也许成一个名词短语,后跟一个介词短语,等等。从本质上讲,解析树给出了作为句子含义的语义。

这些早期语言处理系统在一定程度上采用了现实世界知识。然而,在 20 世纪 80 年代末,NLP 取得进展的最大绊脚石是常识知识问题。例如,

尽管许多成功的项目是在 NLP 和 AI 的特定领域建立起来的，但这些经常被批评为微观世界，这意味着程序没有一般的、真实世界的知识或常识。例如，程序可能知道很多关于特定场景，例如在餐厅点菜，但它不知道服务员或女服务员是否还活着，或者他们通常会穿任何衣服。在过去的二十五年里，德克萨斯州奥斯汀市 MCC 的道格拉斯·莱纳特一直在构建最大的常识知识库来解决这个问题。

NLP 经历了一些有趣的发展。在其初始阶段之后（如本节前面所述），NLP 依靠统计信息来管理句子的解析树。Charniak 描述了如何增强无上下文语法（CFG），使每个规则都有关联的概率。这些相关的概率可以取自宾夕法尼亚树库，它包含超过一百万个英文文本的单词，这些单词是手动解析的，大部分来自《华尔街日报》。查尼亚克展示了这种统计方法如何成功地从《纽约时报》头版获得句子的解析（即使是对大多数人来说，这也没有微不足道的壮举）。

NLP 下一步涉及称为 RNN、LSM 和双向 LSM 的深度学习体系结构，第 5 章对此进行了讨论。最新的架构被称为变压器，由谷歌在 2017 年开发。BERT 基于变压器（以及“attention”），是目前可用于解决 NLP 任务的最强大的开源系统之一。NLP 的另一种方法涉及深度强化学习（在第 6 章中简要讨论）。

生物信息学

生物信息学是一门新兴的学科，涉及计算机科学算法和技术在分子生物学中的应用。它主要涉及生物数据的管理和分析。在结构基因组学中，人们试图为每个观察到的蛋白质指定一个理论。自动发现和数据挖掘可能有助于此追求。

Juristica 和 Glasgow 演示了基于案例的推理如何有助于发现每种蛋白质的代表性结构。在 2004 年关于人工智能和生物信息学的 AAI 的 AI and Bioinformatics 特刊中，Glasgow, Juristica 和 Rost 指出：“最近生物信息学活动增长最快的领域可能是对微阵列数据的分析。”

微生物学家对可获得的数据的多样性和数量都不知所措。他们被要求仅根据庞大的数据库来理解分子序列、结构和数据。许多研究人员认为，知识表现和机器学习的的人工智能技术 将被证明是有益的。

本章的下一部分提供了人工智能主要部分的快速介绍，其中包括机器学习和深度学习。

人工智能的主要部分

本书的后续章节深入探讨了人工智能的各个重要部分，其中包括：

- ML（机器学习）
- DL（深度学习）
- NLP（自然语言处理）
- RL（强化学习）
- DRL（深度强化学习）

传统的人工智能（二十世纪）以规则集合为基础，在 20 世纪 80 年代产生了专家系统。传统的人工智能也涉及 LISP，这是由约翰·麦卡锡（1956 年第一次正式人工智能会议的成员之一）创建的。

传统 人工智能主要是一套与条件逻辑结合的规则，这同样适用于 20 世纪 80 年代开发的强大专家系统。但是，基于规则的决策系统可能涉及数千个规则。即使是简单的 对象也需要许多规则：尝试想出一套规则来定义椅子、桌子，甚至只是一个苹果。传统 AI 存在一些显著限制，主要是因为所需的规则数量。

机器学习

大约在二十世纪中叶，机器学习（AI 的子集）主要依靠数据来优化和“学习”如何执行任务，通常伴随着新的或改进的算法，如线性回归、k-NN、决策树、随机林和 SVM;除了线性回归之外，所有其他算法都是分类器。

正如您所看到的，机器学习是一个多样化和充满活力的领域，包括其他子领域。

由于数据（而不是规则）在机器学习中非常重要，因此它通常是以下类型之一：

- 监督学习（大量标记数据）
- 半监督学习（大量部分标记的数据）
- 无监督学习：大量数据、聚类
- 强化学习：试用、反馈和改进

根据 Andrew Ng（Coursera 的联合创始人）的说法，“99%的机器学习都受到监督。

除了对数据进行分类外，机器学习算法还可以分为以下主要类型：

- 分类器（用于图像、垃圾邮件、欺诈等）
- 回归（股票 价格、房价等）
- 聚类（非监督分类器）

深度学习

机器学习的一个重要子区是深度学习，其根源在二十世纪中叶。深度学习体系结构依赖于神经网络的基础感知器，通常涉及大型或大型数据集。这些架构还涉及启发式和经验结果。如今，深度学习在某些图像分类上可以超越人类。

虽然机器学习涉及 MLB（多层感知器），但深度学习引入了深度神经网络，并引入了新的算法和新的体系结构（例如，卷积神经网络、RNN 和 LSM）。

强化学习

强化学习（也是机器学习的子集）涉及试验和错误处理，以便最大限度地提高对所谓的代理的奖励。深度强化学习将深度学习的长处与强化学习相结合。特别是，强化学习中的代理被神经网络所取代。

深度强化学习在许多不同的领域都有应用，其中三个最流行的是：

- 游戏（围棋、国际象棋等）
- 机器人
- NLP

一些众所周知和成功的例子，使用强化学习的游戏包括：

- 阿尔法 Go（混合 RL）
- 阿尔法零（完整 RL）
- 通常涉及贪婪算法
- 深度 RL：深度学习和 RL 相结合

机器人

机器人以多种方式进入我们的个人和职业生活，包括：

- 手术（协助外科医生）
- 放射学（检测癌症）
- 药物管理
- 宗教理论比较
- 法律/房地产/军事/科学

- 喜剧（包括 stand-up）
- 音乐（指挥管弦乐队）
- 餐厅（美食）
- 协调舞蹈队
- 许多其他领域

机器人卡车司机正在减少工作岗位，但他们也有优势：他们唯一的成本是机器的维护。此外，机器人不会像人类那样分心，它们不从事导致事故的活动，也不需要薪水或任何休息。然而，尽管机器人取得了惊人的成就，星际迷航的主角 Data 仍然只是一个梦想。

NLP 是计算机科学和人工智能的一个领域，涉及计算机和人类语言之间的交互。在早期，NLP 涉及基于规则的技术或统计技术。NLP 和机器学习可以处理/分析大量自然语言数据，其中由计算机程序执行该处理。

有许多 NLP 任务通过机器学习技术解决。涉及 NLP 的有趣的一些区域包括：

- 在语言之间翻译
- 从文本中查找有意义的信息
- 汇总文档
- 检测仇恨言论

尽管机器学习等取得了许多进步和优势，但还有一些问题需要解决。一个问题就是职业偏见：一个人工智能系统推断白人男性是医生，白人女性是家庭主妇。另一个问题涉及消除性别偏见。例如，在维基百科（约 2018 年）中，只有 18% 的传记是女性，而且 84% 至 90% 的维基百科编辑是男性。

下文分析的另一个问题涉及数据偏差与算法偏差：

<https://www.forbes.com/sites/charlestowersclark/2018/09/19/can-we-make-artificial-intelligence-accountable>

最后，还有人工智能与伦理学相互作用的问题，其中包括一些发人深省的问题（如失业和机器人权利）。 以下文章包含广泛的道德问题列表：

<https://www.weforum.org/agenda/2016/10/top-10-ethical-issues-in-artificial-intelligence/>

代码示例

配套光盘包含以下文件：

- RubiksCube.py
- Board. Java
- Search. java

Python 文件是 Rubik Cube 的解决方案，两个 Java 文件用于红骰问题的解决方案。

为了运行 Java 程序，请在此处下载 Java 运行时环境（JRE）：

<http://www.oracle.com/technetwork/java/javase/downloads/index.html>

为了编译和运行 Java 程序，请在此处下载 Java SDK：

<https://www.java.com/en/>

如果未安装 Python，则与 Python 相关的下载将位于此处：

<http://www.python.org/getit/>

如果您没有安装 Java，可以在线查找有关这样做的说明，以及编译和启动 Java 代码的说明。

总结

本章中，您将了解人工智能、强与弱 AI 以及图灵测试。然后，您了解了启发式方法及其在算法中的用处，然后是遗传算法和知识表示。接下来，您可以看到人工智能最初如何应用于游戏和专家系统等不同领域。

您还了解了神经计算、进化计算、NLP 和生物信息学的早期方法。此外，您还了解了人工智能的主要子领域，包括自然语言处理、机器学习、深度学习、强化学习和深度强化学习。