

# 第 I 部分

## 背景



# 第一章

## 导论

人工智能(AI)在近年来取得了巨大的进步。它是一个繁荣的研究领域，有着不断增加的重要研究方向，同时也是越来越多的应用领域的一个核心技术。除了算法的革新之外，AI 的快速进展也经常被归功于由于硬件发展而导致的计算能力上升。AI 的成功案例可以通过许多成熟的应用而被我们的日常生活中得到感受。高级的 AI 已经可以更好地进行对图像与语音的理解，情绪检测，自动驾驶汽车，网络搜索，AI 协助的创意设计和游玩游戏，以及许多其他的任务；在这些任务中的一部分，机器已经达到甚至超越了人类的水平。

然而，机器的表现良好与人类的表现良好存在着一个不同。在 AI 的发展早期，研究者将其想象为可以展现人类智能的各个方面的计算系统，并且可以达到人类水平的问题解决与决策制定能力。这些问题以一些正式的数学概念的集合，在狭窄和受控的空间中被呈现给机器，并且可以通过符号操作的某种形式或者在符号化的空间中搜索来解决。高度规范化，符号化的表示使得 AI 在许多案例中得以成功。很自然地，游戏——特别是**棋盘游戏**(board games)成为了一个普遍的早期 AI 试图挑战的领域，因为在其中它们被高度正式化地约束，并且有着复杂的决策制定环境。

在近几年，许多 AI 研究的焦点已经转移到了那些对于人类相对简单但我们却难以描述如何去做的任务，例如记住一张面孔或者在电话中辨认我们朋友的声音。这导致 AI 研究者开始产生了某些疑问，例如：*AI 如何检测与表达情绪？AI 如何教育人类，制作有创造力与艺术性的小说？AI 如何玩一个它之前从未见过的游戏？AI 如何从极少的实验中学学习？AI 如何感到惭愧？*所有这些问题都是 AI 面临着的严肃的挑战，并且对应着一些我们难以规则化或者客观地定义的任务。可能会令人吃惊（但事后毫不吃惊）的是，对我们来说只需要不多的认知就能完成的任务，让机器去解决往往更为困难。这里必须再一次说，游戏提供了一个流行的领域来探索这样的能力，因为它们在各方面上有着一个难以被规则化的主观性质。例如，游戏体验或者游戏设计的创意过程[598]。义特征的任务。这其中也包含了游戏体验或游戏设计的创造性过程。98

从人工智能的想法诞生开始，**游戏**一直为 AI 的研究过程提供助力。游戏不仅提供了有趣并且复杂的问题来供 AI 去解决——例如去精通一个游戏，它们也为用户（人类甚至机器）经历的创意以及表达提供了一个画布。因此可以说，游戏是少数科学（问题解决）与艺术相结合并互相作用的领域：这种组合也让游戏对于 AI 的研究来说成为了一个独特并且优秀的环境。但是不仅仅是 AI 在游戏中提升，游戏也在 AI 研究中得到了发展。我们探讨了 AI 可以协助游戏进行改善的几个前沿领域：我们进行游戏的方式，我们理解它们的内在机制的方式，我们设计它们的方式，以及我们理解游玩本身，相互联系，创意的方式。这本书致力于游戏与 AI 有所交叉的所有方面，以及游戏与 AI 正同时面临着挑战，却又能通过这层联系得到提升的地方。这不仅是一本关于 AI 对游戏的作用的书，也是一本关于游戏对于 AI 的作用的书。

## 1.1 关于这本书

游戏中的 AI 研究，以及为了游戏的 AI 研究是这本书所定义的**游戏人工智能**(缩写为**游戏 AI**，偶尔也被提为**AI 与游戏**)的研究领域。这本书提供了一个游戏 AI 在学术上的视角，并可以作为这个令人激动与快速发展的研究领域的一本易于理解的指南读物。游戏 AI——特别是视频游戏或者机器博弈 AI——在它作为一个单独的领域存在的（大约）十五年中已经见证了巨大的成就。在这段时间中，这个领域见证了一些重要的年度会议的建立与发展——包括 IEEE Conference on Computational Intelligence(CIG)与 Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment(AIIDE)会议系列——以及 IEEE TRANSACTIONS ON COMPUTATIONAL INTELLIGENCE AND AI IN GAMES (TCIAIG) 期刊的启动——其将从 2018 年 1 月开始被重命名为 IEEE TRANSACTIONS ON GAMES (ToG)。从游戏 AI 的早期发展开始，我们就已经见到了许多在这个生机勃勃与激动人心的研究领域的子方向上的成功事迹。我们如今在许多游戏中比任何人类都更为精通，我们可以设计比人类玩家更为可信与类人的 AI 机器人，我们可以与 AI 合作设计更为优秀并且打破传统的游戏（方面），我们可以通过对整个游戏体验进行建模来更好的理解玩家以及游玩本身，我们可以通过将其建模为一个算法来更好的理解游戏设计，并且我们可以通过分析大量的玩家数据来改进游戏设计以及盈利策略。这本书基于这些成功的事迹与算法，让我们通过感受 AI 对游戏而言的不同用处以及游戏对于 AI 的作用来达成这些。

### 1.1.1 我们为何写下这本书

我们两个人十多年来都在全球范围内的许多研究与教育机构中进行本科生与研究生水平的游戏 AI 教学以及研究。我们都感觉到，在当前，一本易于理解的游戏 AI 教科书对我们的学生而言是一份必不可少的材料，也是对我们的各个项目的学习目标的一种服务。与此同时，越来越多的资深研究人员也有类似的感觉。当前尚不存在像这样的一本书，而鉴于我们在这个领域的广泛经验，我们感觉我们非常适合来写我们需要的这本书。鉴于我们已经从 2009 年开始在游戏 AI 研究上相互合作，并且自 2005 年来就互相认识，我们知道我们的视角已经足够接近，对于应当进入书本的内容可以达成一致而没有不必要的争论。当我们努力的来写出这样一本可以帮助许多人并且可以成为来自任意背景的学生或者研究人员的书时，他最终将映射出关于我们对于什么是游戏 AI 以及什么是这个领域中的重要事情的视角。

着眼于现有的文献，为游戏 AI 的潜在课程分配读物，在特定的游戏 AI 研究方向上可以仅仅依靠少量相关的并且近期的综述和视频论文。这种案例包括游戏的 AI 的通俗入门 [406,765,786]，通用游戏 AI(general game AI)[718]，蒙特卡罗树搜索(Monte-Carlo Tree Search)[76]，程序化内容生成(procedural content generation)[784,720]，玩家建模(player modeling) [783]，游戏内的情绪[782]，计算叙事(computational narrative) [561]，用于游戏生成的 AI [563]，游戏中的神经进化(neuroevolution) [566]，以及移动设备上的游戏 AI [263]。除此之外，一些更早的综述反映了这个领域在早期发展时的顶尖水平，例如游戏中的进化计算(evolutionary computation)[405]以及游戏中的计算智能(computational intelligence)[404]。然而没有文献能以自身所涵盖的内容来达到一个游戏 AI 课程所需要的深度与广度。由于这个原因，我们的课程通常是围绕着一组论文，里面的某些综述与某些主要研究文献来构成，再加上幻灯片以及课程笔记。

首先，近期出现的关于游戏 AI 研究的学术论文集，对游戏 AI 的教学需求来说是一个巨大的财富。某些书集中于游戏 AI 研究的特定领域，例如程序化内容生成[615]，游戏内的情绪[323]以及游戏数据挖掘[184]。由于它们的范畴更为狭隘，它们不能作为一个完整的游

戏 AI 课程的教科书，但可以作为一个游戏 AI 课程的一部分。以及举例来说，它们也可以作为程序化内容生成、游戏内的情绪或游戏数据挖掘的单独课程的教科书。

同时，也有一些已经涵盖了到游戏 AI 编程的某些方面的合辑或者专著，是由游戏工业界的游戏 AI 专家编辑或撰写的。这其中包括了流行的《人工智能游戏编程真言》系列[545,546,547,548]和其他游戏 AI 编程书籍[603, 8, 551, 552, 79, 80, 424]。然而，这些书主要针对专业或独立开发人员、游戏 AI 程序员和从业者，并不能完全满足一本学术教科书的需求。你在这之后会看到，这只是我们所定义的游戏 AI 领域的一部分而已。除此之外，部分早期的书由于现在游戏 AI 研究领域的疯狂进展[108,61]而在某些程度上过时了。在以工业界为中心的游戏 AI 书籍中，只有很少的一部分是面向游戏 AI 的教育者以及学习者的。然而，他们的范围较为狭窄，这是因为它们限于非玩家角色 AI [460]，虽然其可以被认为是游戏工业界中游戏 AI 从业者最重要的话题[765,424]，但只是学术上的游戏 AI 研究中的几个研究方向之一[786]。在我们的术语中，这些以工业界为中心的教科书的视角几乎完全倾向于我们称之为为了**体验的游玩**(playing for experience)的概念，特别是生成有趣的，看起来栩栩如生的，可以在游戏设计的局限内运作的非玩家角色(NPC)行为。最后，也有一些游戏 AI 的书籍试图聚焦于某个特定的语言或软件，例如 Lua[792]和 Unity[30]，这同样限制了它们作为一本通用教材的可用性。

与上述的这些书籍，合辑与论文不同的是，这本书将致力于呈现研究领域的整体并且做到：(a) 作为一本易于理解的游戏人工智能**教科书**，(b) 作为一本游戏 AI 编程的**指南读物**，以及 (c) 成为一本为有志于在这个多方面的领域中自己寻找方向的研究者以及高年级学生的**领域指南**。出于这些理由，我们在详细的陈述了领域内的知识的同时，也将呈现游戏 AI 中的研究以及初始的学识。因此这本书可以被同时用于游戏 AI 中基于研究性质的教学，以及亲手实践的应用。我们将在下文中详细介绍我们预期的目标受众。

### 1.1.2 谁应当阅读这本书？

通过这本书，我们希望接触到对 AI 在游戏上的应用有着巨大兴趣，并且已经至少了解了人工智能的基础知识的读者。无论如何，在写这本书时我们设想了三种可以直接从这本书中有所收益的人群。第一种群体是大学的高年级本科或者研究生**学生**，并且希望学习游戏中 AI 知识并且使用它来提升自身在游戏 AI 开发或者游戏 AI 研究上的职业水平。特别是，我们认为这本书可以被用于高等级的课程，面向已经上过了入门级 AI 课程的学生，但伴随着细心教学以及一些额外的补充材料，它也可以被用于一门入门级课程。第二种群体则是 **AI 研究者**以及**教育者**，希望使用这本书来激发他们的研究灵感，或者在一门人工智能与游戏的课程上将它作为一本教科书使用。我们特别是考虑到某些在 AI 相关领域中希望开始在游戏 AI 上开始研究的活跃研究人员，以及这一领域的新博士生。最后一个目标读者是计算机游戏的**程序员**与**开发者**，有着有限的 AI 或者机器学习背景，但希望在他们的游戏或者软件应用上探索 AI 多种多样的创意用途。在这里我们通过采用一个更为宽广的视野来探讨 AI 在游戏中，以及 AI 对于游戏来说可以做什么，为上述的以工业界为中心的书籍提供了一个补充。为了更好地提升学习的过程并且拓展 AI 在游戏中的实践应用，这本书伴随着一个网站，其包含着讲义，练习以及如阅读材料和工具等的其他资源。

这本书在写下时候假设了它的读者来自于某个**技术背景**，例如计算机科学，软件工程或者应用数学等。我们假设我们的读者已经完成了人工智能的基础课程（或是从其他地方获取了这些知识），因为这本书将不会详细的阐述算法的细节；我们的焦点，是算法在游戏上的**应用**以及他们为了这些目的所做的修改。更具体的来说，我们假设读者已经熟悉了树搜索 (tree search)，优化(optimization)，监督学习 (supervised learning)，无监督学习 (unsupervised learnin)以及强化学习(reinforcement learning)的核心概念，并且已经实现了这些种类中的一些

基础算法。第二章提供了游戏 AI 的核心方法的一个概述，对于一些知识略为久远的读者来说也是一种更新。我们也假设读者熟悉编程以及代数与计算的基本概念。

### 1.1.3 术语的简短说明

“游戏中的人工与计算智能(artificial and computational intelligence in games)”这个术语通常被用于指整个领域（例如见[786]的标题）。这反映了这个领域的两个根源，人工智能与**计算智能**(computational intelligence ,CI)的研究，并且在这个领域内的主要会议(AIIDE 与 CIG)与主要期刊(IEEE TCIAIG)的名字中这些术语的使用明确地同时指向 CI 以及 AI 的研究。关于 AI 与 CI 这两个术语的确切含义还没有达成一致。从历史上来说，人工智能总是与基于逻辑的方法相关联，例如推理，知识表述与规划，而计算智能大多与生物激励或者统计的方法相关联，例如神经网络（包括现在被称为深度学习的概念）与进化计算。然而，这两个领域之间有着非常可观的重叠与巨大的相似性。在这两个领域中提出的大部分方法都致力于令计算机可以完成在某种程度上被认为需要智能才能解决的任务，并且大部分方法都包含了某种形式的启发式搜索。机器学习的领域同时与计算智能和人工智能相交，并且许多技术可以被说是这两个领域的一部分。

在这本书的剩余部分我们会使用“AI 与游戏(AI and games)”，“游戏中的 AI(AI in games)”以及“游戏 AI(game AI)”这些术语来指整个研究领域，包括那些一开始来自 CI 以及机器学习领域的方法。这样做是出于三个理由：简化性，可读性，以及我们认为 CI 与 AI 之间的区分对于本书以及它所表述的研究领域是没有用。我们对于这些术语的使用并不代表对于某些方法或研究问题的任何偏见。（一个我们根据这个定义而认定为 AI 的不完整列表，请参见第二章）

## 1.2 人工智能与游戏的简史

游戏与人工智能都同样拥有一段很长的历史。许多对于游戏 AI 的研究集中于打造 AI(一个非人类的玩家)来进行游戏，可能拥有也可能没有学习能力。从历史上来说，这也是第一次也是长期内唯一的方法来在游戏上使用 AI。甚至在人工智能被认为是一门学科之前，许多计算机科学的先驱者就写下了可以进行游戏的程序，因为他们希望测试计算机是否可以解决那些似乎需要“智能”的任务。艾伦·图灵，被认为是计算机科学的主要发明人，（重新）发明了极大极小算法(Minimax algorithm)算法并且使用它来玩国际象棋。第一个试图精通一个游戏的软件由 A.S. Douglas 在 1952 年在一个井字棋（Tic-Tac-Toe）的数字形式上所编写，作为它在剑桥的博士论文的一部分。在几年后，Arthur Samuel 第一位发明了我们当前在机器学习中称为**强化学习**的方法，其使用一个程序在国际跳棋中通过与自己对弈来进行学习。

大部分早期的游戏 AI 研究集中于传统的棋盘游戏，例如国际跳棋与国际象棋。有一种观念认为，这些游戏可以从简单的规则中产生巨大复杂性，并能挑战了几百甚至几千年来最好的人类思想，这在某种程度上捕捉到了思想的本质。在树搜索上进行了三十年的研究之后，在 1994 年，奇努克象棋(Chinook Checkers)尝试着去击败国际跳棋的世界冠军 Marion Tinsley[593]；这个游戏在 2007 年最终被解决。在数十年间，国际象棋在传统上被视为“人工智能的果蝇”，也有着“模范生物”的意义，因为无数的新 AI 方法在上面进行测试[192]——至少在我们发展出可以击败人类的软件之前是这样的，从这点来说象棋 AI 在某些程度上似乎是一个没那么重要的问题。第一个展现出了超越人类的象棋能力的软件，IBM 的深蓝(Deep Blue)，将极大极小算法与多种针对象棋特化的修改，以及一个高度调谐的局面评估函数[97,283]相结合。深蓝非常引人注目地在 1997 年的一场极度公开的赛事中战胜了卫冕的象棋冠军加里·卡斯帕罗夫(Gary Kasparov)。而在二十年之后，已经可以下载到比人类表现更为优秀的公开软件并且在一台普通的笔记本上运行了。

一个在在深蓝与奇努克成功前几年的游戏 AI 研究里程碑是一个名为 TD-Gammon 的西洋双陆棋(backgammon)软件, 由 Gerald Tesauro 在 1992 年提出。TD-Gammon 使用了一个人工神经网络, 使用差分学习(temporal difference learning)在几百万次的自我对弈中训练而来[688,689]。TD-Gammon 试图达到与顶尖的人类西洋双陆棋选手相同的水平。在深蓝之后, IBM 的下一个成功事迹是 Watson, 一个能够以自然语言回答问题的软件系统。在 2011 年, Watson 完成了 *Jeopardy!* 频道的游戏, 并且在这个游戏中战胜了游戏的前冠军赢得了一百万的奖金。

在 AI 在传统的棋盘游戏上取得了巨大的成功之后, 2016 年, 棋盘游戏 AI 在围棋上获得了新的里程碑。在奇努克与深蓝之后不久, 围棋已经成为了新的游戏 AI 的衡量指标, 其有着接近 250 的分支要素与一个庞大的, 比象棋还要大许多倍的搜索空间。当人类水平的围棋 AI 在某些时候还只是未来的一种期待时[367], 李世石——一名 9 段的职业围棋选手——已经在 2016 年的一场五局赛制的比赛中输给了谷歌 DeepMind 的 AlphaGo 软件, 其使用了一种深度强化学习方法[628]。就在这本书的第一版草稿公开的前几天——2017 年 5 月 23 日至 27 日——AlphaGo 在一场三局制的围棋比赛中战胜了世界排名第一的选手柯杰, 其运行在一台简单的机器之上。伴随着这个胜利, 围棋成为了最后一个计算机有着超越人类表现的非常传统的棋盘游戏。尽管可以构造传统风格的比围棋更为困难的棋盘游戏, 但这样的游戏并没有在人类玩家中流行过。

但是经典的, 有着离散的基于回合的机制, 并且游戏的全部状态对于双方玩家都是可见的棋盘游戏, 并非局内仅有的游戏, 并且智能在经典棋盘游戏能挑战的范畴之外, 还有着更多的内容。因此在过去的 15 年中, 一个围绕着将 AI 应用到除棋盘游戏之外的其它游戏的研究者社区已经在不断发展, 特别是视频游戏(video games)。这个社区中的很大一部分研究集中于发展**游玩游戏**的 AI——无论是尽可能地高效, 或者是接近人类风格(或者一个特定的人类), 还是一些其他的属性。2014 年, 谷歌 DeepMind 提出的算法学着去玩经典的 Atari 2600 视频游戏主机上的一些游戏, 并可以从原始像素的输入中获得一个超越人类水平的表现[463], 达成了在一个在视频游戏 AI 中值得注意的里程碑。一个被证明难以使用这方法而得到良好表现的游戏是 *Ms Pac-Man* (Namco, 1982)。这个在这本书的第二版草稿发布(2017 年六月)的前些日子被微软的 Maluuba 团队使用一个混合奖励架构的强化学习技术而事实上解决[738]。

AI 在 视频游戏中的其他应用(正如这本书中所具体描述的)也是非常重要的。其中的一项就是**程序化内容生成**(procedural content generation)。从 80 年代的早期开始, 就有一些视频游戏根据在运行时算法化地创建它们的部分内容, 而不是让其被人类提前设计好。有两款游戏在早期产生了比较大影响力的, 一款是 *Rogue* (Toy and Wichmann, 1980), 其游戏中的地下城与其中的生物与物品会在每次新游戏开始时候被生成; 另一款游戏是 *Elite* (Acornsoft, 1984), 其将一个巨大的宇宙保存为一组随机种子并在游戏执行时生成星系。那些可以生成自身的部分内容的游戏的一个巨大好处是, 你可以得到更多——甚至可能是无限的——内容而不需要去亲手设计它, 而且在许多其它的好处中, 它也可以帮助减少了对存储空间的需求。这些游戏的影响可以在一些近期的成功案例内被看到, 例如 *Diablo III* (Blizzard Entertainment, 2012), *No Man's Sky* (Hello Games, 2016) 以及 *Chalice Dungeons of Bloodborne* (Sony Computer Entertainment, 2015)。

在相对近期的时间, AI 也被开始用于分析游戏, 以及对游戏**玩家建模**。这些方法的重要性正在逐步上升, 因为游戏开发人员需要创建能够吸引不同受众的游戏, 也是由于大部分游戏如今都受益于网络的连接性, 可以“向家中打电话”到开发者的服务器。例如 *FarmVille* (Zynga, 2009) 这样的 Facebook 游戏是第一批从连续的数据收集, 对数据进行 AI 支持的分析并且半自动地调整内容中受益的游戏。如今, 例如 *Nevermind* (Flying Mollusk, 2016) 这样的

游戏已经可以追踪玩家的情绪变化并以此调节游戏。

最近在游戏中的可信智能体(believable agents)上的研究已经开启了游戏 AI 的新方向。使可信度概念化的一种方式是在智能体能够通过基于游戏的图灵测试。游戏图灵测试(game Turing Test)是图灵测试的一个变种,在其中判断着必须正确地猜出一个被观察的玩家是一个人类还是一个 AI 控制的游戏机器人[261,618]。值得注意的是,两个 AI 控制的机器人实体在 2012 年的图灵百年纪念时,完全通过了在 *Unreal Tournament 2004* (Epic Games, 2004)上进行的图灵测试。

在下一章节我们将会同时罗列出学术界与工业界的平行发展,并总结出游戏 AI 的历史部分以及两个社区在实践交流与转移知识上的多种方式,这是为了一个共同的双重目标:人工智能的进步以及大型游戏中 AI 的改善。

## 1.2.1 学术界

在学术界的游戏 AI 上我们区分了两个主要的领域以及对应的研究活动:棋类游戏与视频游戏(或者说电脑游戏)。在下面,我们以时间顺序来罗列出这两个领域,尽管游戏 AI 的研究在这两个领域都同样的活跃。

### 1.2.1.1 早期在棋盘游戏上的发展

说到游戏 AI 的研究,在国际象棋,国际跳棋与围棋之类的传统棋盘游戏进行工作有着很清晰的优点,它们在代码中非常容易被建模并且可以被极度迅速地模拟——在现代的计算机上可以轻松地在每秒钟内完成数以百万次的移动——这也是许多 AI 技术不可缺少的。同时,棋盘游戏似乎也需要不少精力才能精通,拥有一种被认为是“一分钟去学习,一辈子去精通”的属性。这些游戏的确也需要大量的学习,而且好的游戏可以持续的教会我们如何去取得进步。的确,在某些情况下来说,玩游戏的乐趣就是由不断的学习它们的过程组成的,当不再能从中学到新东西时,我们基本也就不再从中得到乐趣了[350]。这说明,有着更好设计的游戏也是人工智能的一种指标。就像上面所提到的那样,棋盘游戏从 50 年代初期到近期都是 AI 研究的主要领域了。正如我们将会在这本书的其他部分中看到的——特别是第三章——棋盘游戏仍然是一个很普及的游戏 AI 研究领域,尽管 80 年代视频游戏与街机游戏出现之后,它们已经转移了很大一部分的注意力了。

### 1.2.1.2 数字时代

在我们知晓的范畴内,第一届视频游戏大会于 1983 在哈佛大学教育研究生院举行。会议的核心重点是视频游戏的教育优势和视频游戏带来的积极的社会影响。

数字游戏 AI 领域的诞生时间可以确定地认为是在 2001 年左右。Laird 与 van Lent 开创性的文章[359],强调了游戏作为 AI 的杀手级应用的角色,建立了游戏 AI 的基础并且鼓励了这个领域早期的工作[696, 233, 476, 290, 209, 694, 438, 767, 707],在那些早期的日子里 AI 在数字游戏上主要集中于游玩游戏,非玩家角色(non player character, NPC)行为的智能体架构[400,108],有一些是在互动情节[437, 398, 411, 483, 106],以及寻路[664]中。这个领域早期的工作主要发表于 AAAI Spring Symposia on AI 与 Interactive Entertainment preceding the AIIDE (其始于 2005 年)以及 IEEE CIG (也是始于 2005 年)会议上。游戏 AI 领域的大部分早期工作都由带有人工智能,优化与控制领域背景,或是拥有控制行为,机器人与多智能体系统的研究经验的研究者们所主导。AI 学者们使用它们最好的计算智能与 AI 工具来增强 NPC 的行为,通常是在简单的,集中于研究的,非大规模并且不具有较高的商业价值与眼光的工程中。



## 1.2.2 工业界

可以回溯到 1970 年代的第一个公开的视频游戏只包括了极少或者根本不存在我们可以称之为人工智能的事物；NPC 的行为由脚本决定，或者是依赖简单的规则，这有一部分原因是因为 AI 研究依然处于初始阶段，但更多是由于当时的早期硬件水平。然而在与学术界的发展平行时，游戏工业界在这段游戏 AI 的早期时光中也逐渐地在他们的游戏中整合了更为复杂的 AI[108,759]。

一个的提升游戏 AI 在工业界中的工程实践上的 AI 方法以及游戏特性的不完整列表 [545]，以时间为顺序进行排序，包括了第一个广泛应用神经网络的 *Creatures* (Millennium Interactive, 1996)，使用其来为生物行为建模；*Thief* (EIDOS, 1998)的高级守卫感应系统(advanced sensory system of guards)；*Halo* 系列(Microsoft Studios, 2011–2017)的团队战术与可信战斗地点(team tactics and believable combat scenes)——特别是是 *Halo 2*，使得决策树的应用在游戏中得到了普及；*Blade Runner*(Virgin Interactive, 1997)中的基于行为 AI(behavior-based AI)；*Half-Life* (Valve, 1998)中的高级对手策略(advanced opponent tactics)；融入了机器学习技术例如感知器(perceptrons)，决策树(decision trees)与增强学习(reinforcement learning)，加上信赖-渴望-意图感知模型(belief-desire-intention cognitive model)的 *Black and White* (EA, 2000)——见图 1.1；*Sims* 系列(Electronic Arts, 2000–2017) 中的可信智能体(believable agents)；*Forza Motorsport* (MS Game Studios, 2005)中的模拟学习 Drivatar 系统；通过目标导向动作规划(Goal Oriented Action Planning) [505]的环境敏感行为生成(generation of context-sensitive behaviors)——一个简化的类似 STRIPS 的规划方法——被特定地设计用于 F.E.A.R. (Sierra Entertainment, 2005) [506]；*Civilization* 系列(MicroProse, Activision, Infogrames Entertainment, SA and 2K Games, 1991–2016) 与 *Dwarf Fortress* (Bay 12 Games, 2006)中的阶段性世界生成(procedurally generated worlds)；*Left 4 Dead* (Valve, 2008)中的 AI Director；*Red Dead Redemption* (Rockstar Games, 2010)中的真实决斗(realistic gunfights)；*Silent Hill* 与 *Shattered Memories* (Konami, 2010)中的基于人格适应(personality-based adaptation)；*Heavy Rain* (Quantic Dream, 2010)中的基于影响的多摄影机电影表示(affect-based cinematographic representation of multiple cameras)；*Supreme Commander 2* (Square Enix, 2010)中野战排的神经进化训练(neuroevolutionary training)；*The Last of Us* (Sony Computer Entertainment, 2013)中的搭档 AI (名为 Ellie)；*BioShock Infinite* (2k Games, 2013)中的同伴人格 Elizabeth；*Blood & Laurels* (Emily Short, 2014)中的交互式叙事(interactive narratives)；*Alien: Isolation* (Sega, 2014)中外星人根据玩家来调整其自身的猎杀策略的适应行为；以 *Spelunky* (Mossmouth, LLC, 2013) 与 *No Man's Sky* (Hello Games, 2016)中的阶段性世界生成(procedurally generated worlds)。

在商业标准的游戏中判断一个成功的 AI 的关键标准，一直都是 AI 在游戏设计中的整合与交织程度[598,545]。一个不成功的游戏设计与 AI 的组合可能会导致不合适的 NPC 行为，加强了不真实感并且马上降低了玩家的体验。一个典型的像这样 AI 与设计之间存在不匹配的案例是许多陷入了死胡同的机器人那有问题的导航；在这案例中可能是关卡的设计没有合适地（再次）考虑到对 AI 的设计的匹配，或者是 AI 没有被有效地测试，也有可能两者都是。在另一方面，AI 在设计阶段的成功整合很可能可以保证对于游戏体验的满意结果。例如在角色设计阶段，就需要考虑 AI 的诸多限制，换句话说就是，要容纳它潜在的“灾难性”错误。像这样交织设计的一个案例是 *Fa, cade* [440]中的角色设计，它的一部分是由游戏中的自然语言处理与交互式叙事组件的诸多限制所驱动的。

非常值得一提的是，这本书对于那些在游戏工业界中定义与实践的 AI 来说是并不是不要的。相对应来说的，它是一本初级的学术教科书，引用了一些在游戏工业界已经被应用以及普及的技术——可以看第二章中的那些特定行为创作(Ad-Hoc Behavior Authoring)的部分

的案例。对于 AI 在游戏工业界中的实践现状有兴趣的读者可以查阅一些导论型的著作(像 [170, 368])，一些可用的书籍像游戏《人工智能游戏编程真言》系列[545, 546, 547, 548]。另一个有价值的资源是来自顶尖游戏 AI 编程者的视频访谈记录，它们举办于游戏开发者会议 (Game Developer Conference, GDC) 中的 AI summit 中并可以在 GDC Vault 中找到。最后，大部分与游戏 AI 编程相关的访谈与视频都可以通过 nucl.ai 会议网站被找到。

### 1.2.3 分歧

在学术游戏 AI 研究的第一个十年中，每一次来自学术界的研究者与来自工业界的开发者见面并探讨他们各自的工作时，他们都会得出一个结论，那就是在他们之间存在一种分歧。这种分歧体现在许多方面，例如在背景知识，实践，倾向，对于重要问题的最佳解决方案上的差异。学者与开发者们经常会探讨从双方利益出发来解决分歧的各种方式[108]，但由于双方的发展都很缓慢，这场争辩可能还会持续很多年。来自学术界的 AI 的主要观点是工业界应当使用“高风险、高收益”的商业模式并尝试在它们的游戏中使用拥有高潜力的复杂 AI 技术。而在另一方面，工业界的游戏 AI 对游戏 AI 学者们的主要抱怨是它们缺乏具体领域的知识和实践上的智慧，尤其在游戏生产中的一些现实问题和正在面临的挑战上。可能是由于双方对于什么是值得的存在一个差异，学者们在价值观上侧重于新的算法，达到更高性能的算法的新应用，或者是创造新的现象或经验，而工业界中的 AI 开发者在价值观上侧重于可以可靠地支持特定游戏设计的软件结构与算法修改。但是在那之后又发生了什么？这些分歧现在还存在吗，或者它们仅仅是过去的一个幽灵？

学术界的游戏 AI 研究社区与游戏工业界的 AI 开发者社区的确大都仍然工作于不同的问题之上，并使用着不同的方法。也有一些被学术社区探索的话题与方法在游戏工业界中通常是非常不流行的。NPC 的实时适应与学习就是这样的例子；不少的学术界研究者对 NPC 可以从玩家与其他 NPC 的互动中学习以及发展这个想法感到很有意思。然而，工业界的 AI 开发者们指出这将非常难以预料 NPC 会学到什么，并且在他们不再按照设计运作的情况下很有可能会“打断游戏”。而反过来的，也有许多工业界在探索但是大部分学者都不关心的方法与问题，因为它们只有在一个完整的游戏的复杂软件架构中才能发挥作用。

当我们思考 AI 在现代的视频游戏中的使用时，很重要的是记住大多数游戏类型都是从更早的游戏设计演变发展而来的。例如，第一个游戏平台是在上世纪 80 年代中期发行的，第一个第一人称射击游戏和即时战略游戏是在上世纪 90 年代初期。在当时，构建与部署高级 AI 的能力比现在要弱很多，所以设计者不得不在缺乏 AI 的情况下进行设计。这些基本的设计模式在很大程度上被今天的游戏所继承。因此，可以说许多游戏被设计为不需要 AI。因此对于希望为一个游戏内角色创造有趣 AI 的学者来说，最好的办法可能就是从 AI 的存在开始创造新的游戏设计方式。

如果从一个积极的角度来看待这个问题的话，我们可以认为当前学术界和工业界 AI 之间存在的任何分歧都是可以被视为一种双方在某些程度上合作中的平行进程的健康迹象。由于工业界和学术界并不是一定要用同样的方法来解决同样的问题，从工业界中涌现出来的 NPC AI 解决方案也可能会启发学术界中的新方法，反之亦然。总的来说，在学术界与工业界共同关心的任务中，NPC AI 的分歧显然是要小得多的。然而，NPC AI 的许多方面远未以理想的方式得到解决，而其他研究——例如角色扮演游戏中的情感建模等——尚处于起步的阶段，所以尽管我们赞美了 *Elder Scrolls V: Skyrim* (Bethesda Softworks, 2011) 中的 NPC AI 时，我们也无法对游戏的同伴 AI 报以同样积极的看法。我们可以把这种限制的大量存在看作是一种机会，令工业界和学术界可以更紧密地去改进游戏中现有的 NPC AI。

在这个讨论中的另一个不同——这也被许多游戏开发者与游戏 AI 的学者们所支持——就是对于大部分的生产任务来说 NPC AI 已经接近于被解决；有些人则更进一步，认为游戏

AI 的研究和开发应该只专注于 AI 的非传统用途[477, 671]。在例如 *Left 4 Dead* (Valve, 2008) 与 *The Elder Scrolls V: Skyrim* (Bethesda Softworks, 2011) 等近期的游戏, AI 的成熟水平也支持了这个观点, 并认为在许多游戏生产中所面临的对 NPC 控制的挑战上, NPC AI 的提升已经达到了一个满意的水平。由于强健和有效的游戏 AI 工业解决方案的兴起, 对令人满意的 NPC 性能的逼近, 游戏 AI 的跨学科性质的支持, 以及对于游戏 AI 问题更为务实和全面的看法, 在近年来已经看到了学术界与工业界对于游戏 AI 的兴趣的一种变化。似乎我们已经接近了一个时代, 在其中 AI 在游戏领域内的应用的主要关注点不再是智能体与 NPC 行为。而通过在整体上思考 AI 的角色以及在游戏 AI 的广义概念中结合程序化内容生成以及玩家建模这些方面, 关注点已经开始转变为交织型的游戏设计与游戏技术[765]。

我们在这本书中采用的观点是, AI 可以帮助我们做出更好的游戏, 但这并不一定需要通过更好的, 更为类似人类或者更为可信的 NPC[765]。著名的游戏中的非 NPC AI 的案例包括了 *No Man's sky* (Hello Games, 2016) 和它对一万亿个不同的行星的程序化生成, 以及 *Nevermind* (Flying Mollusk, 2016) 以及它通过多种生理传感器的基于情感的游戏适应。但 AI 在游戏设计与游戏开发中的其它角色仍然等着被 AI 发现。在游玩游戏, 为玩家建模或者生成内容之外, AI 也可能可以扮演一位设计助理, 一位数据分析师, 一位游戏测试者, 一位游戏评论家, 甚至一位游戏的导演这些角色。最终, AI 也可能可以如同他们所建模的玩家那样以一般的方式游玩与设计游戏。这本书的最后一章 (第七章) 致力于展现这些游戏 AI 的前沿研究方向。

## 1.3 为什么使用游戏来研究 AI

存在非常多的关于为何游戏为 AI 的研究提供了理想的环境的理由。在这个章节中, 我们列出了它们中最重要的一部分。

### 1.3.1 游戏是一个困难与有趣的问题

游戏吸引人之处, 在于人们为了完成它们而需要的努力和技巧, 或者说, 在迷一般的情况下, 解决它们。也正是游戏的复杂性与有趣程度使它们成为了一种对 AI 来说很理想的问题。游戏由于它的有限状态空间而困难, 例如一个智能体可行的策略数目经常都非常庞大。它们作为一个领域的复杂程度也伴随着它们那经常有着着小可行空间 (解决空间) 的巨大的搜索空间而上升。经常会出现难以 (甚至完全不可能) 合适地估计任意游戏状态的优劣的情况。

从一个计算复杂度的角度来看, 许多游戏是 NP 困难问题 (NP 指非确定性多项式, *nondeterministic polynomial time*), 这意味着在最糟糕的情况下“解决”它们的复杂度是非常高的。换句话说, 在一般情况下, 求解特定游戏的算法可能需要运行一个非常长的时间。根据游戏的属性, 复杂性可能会大幅度地变化。然而, NP-困难的游戏的名单是非常长的并包括了如双人不完备信息游戏 *Mastermind game* [733, 660], 街机游戏 *Lemmings* (Psygnosis, 1991) [332] 以及微软的 *Minesweeper game* [329] 等游戏。值得注意的是, 这种计算复杂性的特征与这个游戏对人类有多困难并没有多少关系, 也并不一定可以很好地说明需要多么优秀的启发式 AI 方法才能玩它们。然而很明显的是, 至少在理论以及任意规模的实例上, 许多游戏都是非常困难的。

通过许多里程碑式的游戏, 对 AI 玩困难并且复杂的游戏的能力的研究已经成为了一种基准。正如前面所提到的那样, 国际象棋以及 (到一个更低等级的) 国际跳棋从 AI 的早期时代就在传统上被视为 AI 研究的“果蝇”。在 *Deep Blue* 和 *Chinook* 在这两种游戏上有所成就之后, 我们逐渐发明与引用其它更为复杂的游戏来做为 AI 的“果蝇”, 也可以说是通用的基准。*Lemmings* 就是被赋予了这样的特性; 根据 McCarthy [445], 它“联系了逻辑的形式化

与在实践中没有完整地形式化的信息”。在实践中，那些有着更好的 API 的游戏——例如 *Super Mario Bros* (Nintendo, 1985) 与 *StarCraft* (Blizzard Entertainment, 1998)——已经成为了更为流行的基准。

计算机围棋也是另一个核心并且传统的游戏 AI 基准，有着几十年的活跃研究。就如游戏复杂性的一种衡量方法来说，一个典型的围棋游戏有着  $10^{170}$  种状态。在围棋上的第一个 AI 特征抽取研究似乎可以追溯到七十年代[799]。这个游戏在数次世界电脑围棋竞赛中获得了研究界的大量关注，一直持续到了 AlphaGo 在近期的成功[628]。AlphaGo 尝试使用深度学习与蒙特卡罗树搜索的结合来击败两名最为优秀的围棋职业人类选手。在 2016 年 3 月，AlphaGo 战胜了李世石，然后在 2017 年 5 月，它在对弈世界排名第一的选手柯杰的时候赢下了全部三场比赛。

*StarCraft* (Blizzard Entertainment, 1998) 实时战略游戏可能可以被认为是对于计算机最难以精通的单个游戏了。在我们写这本书的时候，最好的 *StarCraft* 机器人也只能达到业余玩家的水平。这个游戏的复杂性主要来自于在不完备信息的游戏环境中控制多种类型并且互不相似的单位的多目标任务。尽管 *StarCraft* 的状态空间的大小难以被估计，但根据最近的一项研究[729]，一场典型的比赛至少有  $10^{1685}$  种可能的状态。而相比之下，在可观察的宇宙中的质子数量只有大约  $10^{80}$  [180]。*StarCraft* 的可能状态的数目听起来非常庞大，但有趣的是，如果以比特表示的话，它的搜索空间是可以控制的。在此基础上，我们需要大约 700 比特的信息来表示 *StarCraft* 的搜索空间，而已知的宇宙中的质子数量相等于大约 34 字节的配置数量。

一个人当然有意地设计出更困难的游戏，但却不能保证每个人会愿意去玩那些游戏。当进行 AI 研究时，在人们关心的游戏上开展工作意味着你是在有实质意义的问题上进行工作。这是因为游戏是被设计来挑战人类的大脑的，并且成功的游戏在这点上表现的非常好。*StarCraft* (Blizzard Entertainment, 1998)——和它的继任者 *StarCraft II* (Blizzard Entertainment, 2010)——有着来自世界各地的数百万玩家，有着一个非常活跃的经营职业玩家竞赛，甚至如 OGN 这样专用的电视频道——一个韩国的有线电视频道——或者专业播放视频游戏相关内容以及各类电子竞技赛事的 twitch channels。

许多人声称 *StarCraft* (Blizzard Entertainment, 1998) 将是下一个为了在游戏中取胜而进行的 AI 研究的主要目标。在学术界中，已经有非常丰富的在（部分的）*StarCraft* 上进行游戏的工作了 [503, 568, 504, 123]，或者是为其生成地图[712]。在学术界之外，工业界的 AI 的领导者谷歌 DeepMind 与 Facebook 似乎也已经也在相似的科学任务中达成了共识。DeepMind 在近期宣布 *StarCraft II* 将成为他们的新的主要测试平台之一，在这之前它们成功地训练了深度网络来在 Arcade Learning Environment (ALE) [39] 框架上进行 Atari 游戏。在这写这本的时候，DeepMind 与 Blizzard 公司合作开放了星际争霸 II 以供 AI 研究者们测试他们的算法。Facebook AI Research 领导了 *TorchCraft*[683] 的开发——一个在深度学习库 Torch 和 *StarCraft* 之间的桥梁——并且在近期发表了他们第一篇使用机器学习来学习游玩 *StarCraft* 的论文[729]，这表明他们将严肃地对待这个挑战。另一个与学术界合作解决 *StarCraft* 的工业界游戏 AI 研究实验室由阿里巴巴[522]所主持。鉴于游戏的复杂性，我们不太可能会很快的征服所有这一切[232]，但它会是一个我们可以通过其来期望在接下来的时光中看到 AI 进步的游戏。

### 1.3.2 丰富的人机交互

在定义上，计算机游戏是动态媒介，并且可以说是**最丰富**的人机交互 (human-computer interaction ,HCI) 形式之一；至少在写这本书的时候是这样的。交互的丰富性这个术语的定义是，一个玩家在任何给定的时刻的可用选择数目，以及一个玩家可以与媒介交互的方式

(模式)。玩家的可用选择与游戏的动作空间相关，并且它也与游戏的复杂性相关，例如 *StarCraft II* (Blizzard Entertainment, 1998)。除此之外，当前可以使用的与游戏交互的方式已经不再局限于传统的键盘、鼠标和平板电脑上的触摸了，对于游戏控制器而言，还有如心率的变化这样的生理机能，如身体姿势和手势这样的身体运动，文本以及语音。因此，与任何其他人机交互媒介相比，许多游戏都可以轻松地在一个比较媒介与用户之间每秒交换的信息比特数的榜单上名列前茅；然而，目前暂时没有这样的比较研究来进一步地支持我们的看法。

很显然，正如我们将在本书的后面看到的那样，游戏为认识**情感循环** (affective loop) 提供了最好并且也是最有意义的领域之一，情感循环定义了一个框架，其能够成功引出、检测和响应它的用户的认知、行为，以及情绪模式[670]。游戏所拥有的影响玩家的潜力，主要是在于他们有能力将玩家置于一个连续的、伴随着可以引发玩家复杂的认知、情感和行为反应的游戏的交互模式之中。这种连续的交互模式可以通过在游戏中经常可行的用户交互上的快节奏与多模形式来丰富。正如每个游戏都造就了一个玩家——或者一群玩家——玩家和游戏之间的交互作用对于 AI 研究来说有着关键作用，因为它使得算法可以获得丰富的玩家体验的刺激和玩家情感的表现。然而，这种复杂的表现并不能简单地通过机器学习和数据科学中的标准方法来捕获。毫无疑问，通过 AI 来对游戏与玩家的交互进行研究不仅提高了我们对人类行为和情感的认识，而且有助于更优秀的人机交互的设计。因此，它会进一步推动 AI 方法的界限，以解决基于游戏的交互的挑战。

### 1.3.3 游戏是流行的

尽管视频游戏，追溯到 80 年代，被认为是一种在一台街机上或者使用类似 Atari 2600 这样的主机进行的小众活动，但它们逐渐变成了一个有着数十亿规模的产业，在 2010 年，其全球市场的收入超过了任何其他形式的创意产业，包括电影和音乐。在撰写本文时，游戏在全世界范围内产生了一个将近 1,000 亿美元的总收入，其预计将在 2019 年时上升到约 1,200 亿美元。

但为什么游戏会变得如此流行？除了游戏能够通过提供一个与虚拟环境的交互能力来增加用户的内在动机和参与度这个明显的论点之外，也是因为过去 40 年内的技术进步大大改变地了玩家的人群特征[312]。在八十年代初期，游戏通常只能在街机这样的娱乐机器上玩；然而，它们现在可以在多种设备上进行，包括一台 PC（例如在线多人游戏或者休闲游戏），一个移动电话，一台平板电脑，一个手持设备，一个虚拟现实设备或者一台主机（这显然还是一种街机！）。除了那些增强了获取性和使得游戏更为民主化的技术进步之外，它也跟随着新媒体，也要归功于那种跟随新媒介并将其发展为一种新的艺术与表达形式的文化。不仅是游戏设计与开发出的独立场面为这种文化做出了贡献，也包括了借由那些不仅是单纯的娱乐的游戏的多种意图与目标而达成的领域拓展：为了艺术的游戏，如同艺术一般的游戏，为了变革的游戏，物理交互的游戏，教育游戏，用于培训和健康的游戏，为了科学探索的游戏，为了文化与博物馆的游戏。简而言之，游戏不仅仅是遍及我们的日常生活，而且还极大塑造了我们的社会和文化价值观——例如最近极为成功的 *Pokemon Go* (Niantic, 2016)。作为一种副产品，游戏的遍及也使得人们可以简单的接触到这个领域内世界级别的水平。许多按照自身游戏水平可以进行世界排名的棋盘与电子游戏的专家（或者说是职业选手），也会定期地参加与 AI 算法的竞赛；这些案例包括了 Gary Kasparov（国际象棋）以及李世石和柯杰（围棋）。

随着游戏越来越普及，数量越来越多，并且变得越来越复杂，新的 AI 解决方案总是需要面对新的技术挑战。也就是在这里 AI 有着一个强大的工业界支持，以及一种对使用复杂技术来改善玩家体验的渴望。还有就是，只有极少数的 AI 领域可以从它们的遍及使用中不

断地可以获得新的**内容**和**数据**的。但允许我们在下面更详细地看待这两个方面。

### 1.3.3.1 流行意味着更多的内容

更多的玩家加入游戏, 游戏所需要的内容越多。内容需要花费精力去创建, 但近几年来, 已经发展出了一些机制, 允许机器与玩家在游戏中共同设计和创建各种形式的内容。游戏已经逐渐发展成为了**内容密集型**软件应用, 其需要的内容要能够在游戏中直接使用并且还要具有足够的新颖性。来自大量用户群体的对新颖的游戏体验的压倒性需求将人与创新计算的上限不断地向崭新的境界推进; 这很自然地会导致大规模的 AI。

除了在全球形式的多媒体或软件应用程序之外, 游戏中的内容不仅包含了所有数字内容的可能形式, 如音频, 视频, 图像和文本, 并且它也有大量不同的来源与表示。任何算法, 在游戏内部或者跨游戏中尝试检索和处理这些多种类与大规模的内容时, 都将直接面临由着这些巨大的数据集所导致的在互操作性和内容覆盖, 以及规模性上的挑战。

将这与此前的机器人模拟器相比较, 其所有环境都必须煞费苦心地通过从现实世界中收集而来的数据进行手工制作或调整。而当使用游戏作为测试平台时候, 就不存在这样的内容短缺了。

### 1.3.3.2 流行意味着更多的数据

大量的内容创作(无论由游戏还是玩家)是游戏的流行性的一个主要影响; 还有就是根据玩家体验和玩家行为的大量数据生成。自 00 年代末期以来, 游戏公司已经可以开展准确的游戏测控服务, 这让他们可以追踪以及监控玩家的购买, 流失和回归, 或者在游戏过程中对游戏或者玩家体验进行调试。这一过程中在算法上遇到的挑战和在大数据以及大数据挖掘研究中所遇到的普遍挑战相类似[444], 包括了数据采集期间的数据过滤, 元数据生成, 错误和缺失数据的信息提取, 不同数据集的自动数据分析, 适当的声明性查询和挖掘界面, 可扩展的挖掘算法和数据可视化[358]。幸运的是, 对于游戏分析和游戏数据挖掘的研究来说, 这些数据集中的一部分如今已经是公开的了。据指出, 在 2017 年 3 月, OpenDota 项目——由社区维护的一个开源 Dota 2 数据平台——发布了一份已经清理过的 Dota 2 (Valve Corporation, 2013) 在 2011 年 3 月到 2016 年 3 月之间超过**十亿场匹配**的记录。

### 1.3.4 对所有 AI 领域的挑战

与一些更为狭隘的基准不同, 游戏挑战了 AI 的**所有**核心领域, 这一点可以从观察 AI 许多已经被广泛接受的领域, 并讨论这些领域在游戏中的挑战来得出。**信号处理**(Signal processing), 对于初学者来说, 就是他们在游戏中遇到的巨大的挑战。举例来说, 玩家的数据不仅来自不同的来源——游戏中的事件, 头部姿势, 玩家的生理信息——它们也会来源于玩家在一个会引起复杂的认知和情感模式的环境中快节奏互动的多个方式。在构建具体的对话智能体与虚拟角色时, 多模态交互和多模态融合是一个不简单的问题。此外, 游戏中的信号处理任务的复杂性, 也会由于游戏丰富和快节奏的交互而产生的信号的时间与空间性质而增加。

正如本章导论部分所讨论的那样, 国际跳棋, 国际象棋, Jeopardy !, 围棋和街机游戏为**机器学习**(围棋和街机游戏), **树搜索**(国际跳棋与国际象棋), **知识表达与推理**(Jeopardy !) 以及**自然语言处理**(Jeopardy !与 Kinect 游戏) 标记出了一个关键里程碑的历史轨迹, 并且, 都导致了 AI 上的重大突破。这种 AI 成果与游戏之间的历史联系已经提供了明确的证据来表明所有上述领域都在传统上被游戏所挑战。虽然在诸如 *StarCraft II* (Blizzard Entertainment, 2010) 等游戏中机器学习的全部潜力仍然等待发掘, 但自然语言处理 (NLP) 已经被那些涉及叙述和自然语言输入的游戏所深深地挑战。在希望实现交互式的叙事形式的游戏环境中

NLP 将受到更进一步地挑战[147]。

最后，当涉及**规划**和**导航**时，游戏一直以来都提供了有着高水平并且复杂度不断增加的环境以供算法进行测试。在 *StarCraft* 等游戏为规划算法清晰地定义了主要里程碑之后，通过模拟以及有着多个实体(智能体)的机器人游戏环境，导航和寻路已经有了一定水平上的成熟度。对于行为规划来说，游戏作为一个领域的一个额外优点是它们与机器人相比提供了一种同样现实但更为方便与便宜的测试平台。除了在游戏中广泛测试和推进 A\* 算法的变体之外，如蒙特卡罗树搜索[76]算法这样流行并且高效率的树搜索变体也被发明来应对游戏过程中的一些问题。

### 1.3.5 游戏是 AI 的长远目标的最佳实现

AI 所面临的长期问题之一是，*AI 的最终长期目标是什么*？虽然许多辩论和书籍都致力于探讨这个话题，但在维基百科上的作者们的协作努力中，他们将这个问题总结为，**社会智能**，**情感交互**，**创新（计算）**以及**通用智能**这几个领域是 AI 的最为关键的长期目标。我们的参考已经被质疑为系统性的偏见（这存在于任何如同上述之一那样的争论性问题上），但我们认为，任何关于这一话题的看法都将是主观的。与全面性或者偏好性无关的是，我们相信先前提到的三个领域共同地促进了更好的 AI 系统，同时我们将在下面讨论了为什么游戏最好的实现了这三个目标。这三个长期目标定义了游戏 AI 的前沿研究领域，并且会在本书的最后一章进行进一步阐述。

#### 1.3.5.1 社交与情绪智能

情感计算[529]是跨计算机科学、认知科学和心理学的多学科领域，其研究能够引出、发现、建模和表达情感以及社会智能的智能软件的设计和开发。情感计算的最终目标是实现所谓的**情感循环**(affective loop)[670]，正如我们前面涵盖的那样，其定义为一个能够成功地引出、检测和响应用户情感的系统。当然，对于一个实现情感循环的系统来说，情感和社会方面的智能都是与之相关的。

游戏可以提供一个富有意义的对情感循环以及情感交互的实现[782]。游戏同时被定义为**娱乐**（无论是用于纯粹的满足，训练或者教育），以及在幻想世界中进行的**互动活动**。因此，情感交互的任何限制——例如证明在基于情感的游戏中的决策或者内容转化对于玩家的有效性——都被自然地克服。例如，一个游戏角色的错误的情感回应仍然可能是合理的，如果这个角色以及游戏内容的设计并没有打破玩家的**沉浸感**(suspension of disbelief)——在这时候玩家为了她的享受而忽略了媒介以及互动。此外，游戏在设计上提供了可以受玩家反馈影响的情感体验，并且玩家为了体验上的关联会愿意参与含有如挫败，焦虑，恐怖这些元素的游戏篇章。最终，一个在游戏环境下的用户——其用户数量多于任何其他形式的人机互动的用户数量——将会逐渐地对基于情感的交互改变以及他/她的情绪状态的影响开放。

#### 1.3.5.2 创新计算

创新计算所研究的是软件在自动生成那些可被认为具有创造性的结果，或可以被认为是**有创意的**的算法过程上的可能性[53, 755]。计算机游戏可以被视为创新计算的杀手级应用领域[380]。不仅是因为本章前面提及的它们那些独特的功能——如成为高度互动，动态并且内容密集的软件应用。最重要的是他们的**多面性**。特别是，这也是大量有着高度多样性的创意领域在一个软件中的融合——视觉艺术，声音设计，图像设计，交互设计，叙事，虚拟摄影，美学和环境美化等——这使得游戏成为对创新计算的研究的理想领域。同样值得被注意的是，游戏中遇到的每个艺术形式（或方面）都将为用户激发不同的体验；它们在最终那个面向大量和多样化的受众的软件中的融合，是创新计算的一个额外挑战。

结果就是，对计算机游戏内部与外部的创新计算的研究同时在 AI 和游戏领域中得到了提升[380]。第一点是，游戏可以作为产品来通过创新计算而改进（外部），和/或第二点，它可以在创新计算的研究作为一个过程（内部）时，作为一个最终的画布。计算机游戏不仅挑战了创新计算，而且也推动这个领域提供了一个创新的沙盒。在最后，游戏也可以通过大量的具有高影响力以及财务价值的标准商业产品的用户，为创新计算的各种方法提供一个被进行广泛评估的机会。

### 1.3.5.3 通用智能

AI 在游戏领域内比在其他任何领域内都更为深入地研究了机器的通用智能能力，这也要归功于游戏在这个方面上的某些属性：它们是可控的，有趣的，并且还是计算角度上的困难问题[597]。特别是，AI 在玩未曾见过的游戏上有着很好的能力——也就是全局游戏策略（general game playing）——其在最近几年来取得很大的进展。从全局游戏策略竞赛开始[221]，集中于棋盘游戏和类似的离散完美信息游戏中，一直到现在我们也有了 Arcade Learning Environment[39]和通用视频游戏 AI 竞赛（General Video Game AI Competition）[527]，其在街机游戏之上提供了完全不同的方式。各种进展包括了，为创造适合描述全局游戏策略的游戏的游戏描述语言（game description languages）而付出的努力[532, 221, 399, 691, 353, 595, 179, 428]；一系列通用游戏 AI 基本的建立[221, 527, 39]；最近深度 Q-Learning 在街机游戏上仅通过处理屏幕像素就取得了人类级别表现的巨大成就[463]。

虽然全局游戏策略被广泛地研究，并且构成了游戏 AI 的关键领域之一[786]，但我们认为，在游戏智能体的表现上只关注其通用性而忽略进行游戏的智能体的表现，这与通用智能在游戏中扮演的角色的范畴相比是**非常狭隘的**。

在游戏开发中所需的通用智能的类型包括游戏和关卡设计，以及玩家和体验建模。这些的技能涉及到一个认知和情感过程的多样集合，其直到现在依然被游戏中的通用 AI 所忽视。对于要在算法上做到真正通用与高级的通用游戏 AI，它需要在保持对解决不局限于单个游戏或玩家的问题的专注[718]的同时，超越游戏的玩法本身。我们进一步认为，在游戏的自动设计中所引申出的不同类型的技能与形式的挑战，不仅可以提升我们对人类智力的认识，而且也可以提高通用人工智能的能力。

## 1.4 为什么要游戏中的人工智能

基于很多原因，游戏中的 AI 的多种用途都有利于设计更好的游戏。在这个章节中，我们将主要集中于通过允许 AI 玩一个游戏，来生成内容以及分析玩家的体验和行为，而从中获得的好处。

### 1.4.1 AI 游玩并且改善你的游戏

AI 只需要通过玩游戏就可以以多种方式来改善游戏。游戏工业界经常会由于他们的游戏的 AI 而受到赞誉——特别是非玩家或敌对的 AI——当游戏的 AI 增加了游戏的商业价值时它也为更好的游戏评价做出了贡献，并且还增强了玩家的体验。无论其底层的 AI 是基于一个简单的行为树，还是一个基于效用的 AI，或者是在一个复杂的机器学习上的反应控制器，只要它用于上述的目的，就具有一定的相关性。一个非常规但是有效的 NPC 任务解决方案通常会在生产环节结束之后成为影响管理，营销与发售策略的一个重要因素。

正如我们将在第 3 章中看到的，AI 在游戏中有两个核心目标：玩得**好**并且（或者）玩的**可信赖**（believably）（类似人类，或令人感到有趣）。此外，AI 可以在游戏中控制**玩家或非玩家角色**。表现良好的 AI 作为一名玩家角色集中于优化游戏的**表现**——这个表现可以被衡量为一个玩家在单独完成各个游戏目标上的水平。这样的 AI 对于自动化的游戏测试以及对



游戏设计进行整体评估来说可以说是极为重要的。在另一方面，表现良好的 AI 作为非玩家角色时，可以允许动态难度调整以及自动游戏平衡的机制，其可以在另一方面个性化和增强玩家体验（就像[651]中许多情形）。如果将 AI 的焦点转移到控制可信赖或类似人类的玩家角色（如[95, 719, 262]中的很多情形），那么 AI 可以作为调试玩家体验的方法或在设计目的上作为游戏的真实演示。最后，一个有着与 NPC 存在丰富互动的游戏只能从控制了具有表达性，描绘类人并且可信赖的行为的 AI 中所有受益（如[562, 683, 763]中的很多情形）。

## 1.4.2 更多的内容，更好的内容

有许多种游戏设计师和开发人员会对 AI 感兴趣的理由，特别是第 4 章中详细介绍的内容生成。第一个也是最久远的历史原因是**内存消耗**。内容通常可以通过在被需求之前将其保持为“未展开”来压缩。一个很好的例子是经典的空间交易和冒险游戏 *Elite* (Acorn-soft, 1984)，它想方设法在几十 KB 的内存的硬件环境中保留了几百个行星系统。此外，内容生成可能进一步提高或进一步激发人类的**创造力**，并允许出现全新的游戏类型，游戏风格，或者全新探索空间与艺术表现[380]。同时，如果生成的新内容有着足够的种类，质量和规模，那么可能会创造出真正具有**最大重复体验**价值的的无尽游戏。最后，当内容生成与游戏的各个方面相关联时，我们可以期望个性化与**自适应的体验**将通过内容的修改而出现。

与游戏 AI 的其他领域不同——例如可能更多地被认为是一种学术追求的全局游戏策略——内容生成是一个商业上的必需品[380]。在学术界对内容生成产生兴趣之前——也就是在相对近期[704, 720, 615]——内容生成系统在支持商业标准游戏上就有着很长的历史了，这是为了创造出迷人并且不可预测的游戏体验，但最重要的还是减少了在手动创作游戏内容上的负担。很自然地，具有复杂内容生成系统的游戏可以凭借他们的技术而收获赞誉——例如 *Diablo III* (Blizzard, 2012) ——并且甚至可以在内容生成方面上进行全面的营销活动，如 *No Man's Sky* (Hello Games, 2016)。

## 1.4.3 玩家体验与行为动作分析

AI 在理解玩家体验上的用途可以驱动并且加强游戏的设计过程。游戏设计者通常会探索和测试一个游戏机制与游戏动态性之间的协调，由谁来产生他们希望让玩家通过的体验特征。如参与，恐惧和压力，挫折，期望和挑战之类的玩家状态定义了玩家体验设计的几个关键方面，这也取决于游戏的类型，叙述方式和目标。因此，游戏设计的圣杯——也就是玩家体验——可以针对每个玩家来改善与定制，并且可以通过更为丰富的基于体验的交互来进一步增强。此外，作为更好以及更快的设计的一个直接结果，整个游戏开发过程都被提升与改善。

在玩家的体验之外，从游戏中得来的数据，它们的使用以及他们的玩家，为游戏设计，为制定游戏相关的管理与营销决策，为影响游戏制作，以及为提供一个更好的客户服务都提出了一种全新并且互补的方法[177]。任何由 AI 提供的关于一个游戏的设计或开发的未来的决策都会是基于证据而不是直觉，这也展示了 AI 的潜力——通过游戏分析和游戏数据挖掘——在更好的设计，开发和质量检测过程之中。总而言之，正如我们将在本书的其余章节中看到的那样，启用 AI 和数据驱动的游戏设计可以直接地为更好的游戏做出贡献。

# 1.5 本书结构

我们将这本书安排为三个主要部分。在第一部分（第 2 章）我们概括了核心的，对游戏之中以及游戏之外的 AI 的学习十分重要的游戏 **AI 方法**。在这本书的第二部分我们探讨了这样一个问题：*AI 如何被用于游戏中？* 对于这个问题的回答定义了主要的游戏 AI 方向，他们将在相应的章节被确认以及涵盖：

- AI 可以**进行游戏**（第 3 章）。
- AI 可以**产生内容**（第 4 章）。
- AI 可以为**玩家建模**（第 5 章）。

在这本书的最后部分，我们将组成这个领域的各个游戏 AI 方向进行一个综合，并探讨了在我们所设想的**游戏 AI 全景**中的研究趋势（第 6 章）。在这个综合的基础上，我们总结了这本书，其中有一章专门讨论了我们认为在很大程度上未被探索并对于游戏 AI 的研究来说很重要的研究方向，名为**前沿游戏 AI 研究领域**（第 7 章）。关于本书中不同的章节如何相互联结的一个图例显示于图 1.2。本书的读者可能会希望跳过一些不感兴趣或者与其背景不相符的部分。例如，具有人工智能背景的读者可能会希望跳过第一部分，而希望获得一个游戏 AI 领域的快速概述或者一个对游戏 AI 中的前沿研究倾向的初步认识的读者可以只关注本书的最后一个部分。

### 1.5.1 我们在书中涵盖（以及未涵盖）的内容

本书中所列出的关于游戏中 AI 的核心用途的列表不应该被视为完整并包含游戏 AI 研究的所有潜在领域的。可以说，这个关于我们涵盖的方向的列表是主观的。然而，这可能发生在任何学科中的任何研究领域。（在软件工程中，软件设计与软件需求分析重叠，在认知心理学中，记忆研究与注意力研究重叠。）虽然可能可以对这一研究领域进行一次分析，以使单独的方向有着最小的或者没有重叠，这可能会导致一份人工制造的方向列表，并且与游戏 AI 学生，研究者以及实践者自身所感觉的工作方向无法对应。这也可以说是我们忽略了某些方向。例如，我们仅简短的讨论了关于游戏中的**寻路**的话题，而在此同时另外的一些作者认为这是一个游戏 AI 的核心问题。而在我们看来，寻路是一个相对孤立的领域，与 AI 在游戏其他作用也只有有限的交互。此外，寻路问题已经基本被其他的游戏 AI 教材[108, 460, 61]所涵盖。另一个例子是**计算叙事**(computational narrative)，其被视为是内容生成的一个范围，并且在第 4 章中只是相对简短地被涵盖。虽然肯定可以编写一本完整的关于计算叙事的教科书，但是这将会是其他人的工作。除了游戏 AI 的一些特定应用方向，在第二章中，我们涵盖了许多在这个领域中所使用的流行方法。这些方法的列表并没有包含所有可以在游戏中找到应用的 AI 方向；然而这份列表，我们认为足以涵盖一个研究生的游戏 AI 课程的理论基础。在这方面，我们只分别在第 2 章和第 4 章中部分涵盖了**规划方法**以及**概率方法**，例如贝叶斯方法与基于马尔科夫链的方法。

另一个重要的注意事项是这本书与博弈论的常见领域[212, 472, 512]以及如多智能体系统[625]之类的其他 AI 研究相关领域的关系。博弈论研究抽象博弈中的**理性**决策者的数学模型，用于分析在对抗[471]或者合作[107]的情形下的经济或者社会行为。更具体地说，博弈论着重于描述或预测理性或有限理性的智能体的行为，并研究相关的由此呈现出的“博弈解概念”，如著名的纳什均衡[478]。虽然这本书没有详细介绍这些领域，因为它们是在目前设想的游戏 AI 的目标中是次要的，但我们仍然认为，将来自博弈论和多智能体系统研究的基础思想和概念融入游戏 AI 领域将是富有成果的。特定的游戏 AI 领域，如游戏性和玩家（或对手）的建模[212]可以从游戏性的理论模型[212]和基于智能体的系统的经验实现中受益。类似的，我们认为游戏 AI 的研究和实践只能帮助推进在理论博弈论和多智能体系统上的工作。当然，鉴于到不同的关注点以及这些领域已经采取的路径，将这些领域与当前的游戏 AI 研究流程进行交织并不是一项不重要的工作。此外，理论模型可以捕捉到的游戏 AI 所涵盖的游戏的复杂性也有限。然而，博弈论不可否认地构成了理性决策研究的一个重要理论支柱，理性决策也可以说是在游戏中取胜的关键。在游戏 AI 中取得了成功应用的经济博弈论的一

些案例，包括了多种进行抽象的牌类和棋盘游戏的理论模型的实现——特别是被 von Neumann 和 Morgensten [744]早在 1944 年[405]就用作博弈论的一个测试平台的一个扑克版本。其中的一些实现将在第 3 章中进行讨论。另一个将游戏 AI 与理性决策理论相结合的例子是被涵盖于第 5 章的 *程序性角色*(procedural personas)方法。

最后，请注意，这本书是有着高度一致的两位作者之间的共同努力，而不是几位作者的一本编辑卷。因此，它包含了对于游戏 AI 领域如何在更大的 AI 研究场景中定位，以及游戏 AI 是如何组成这两个问题的**主观看法**。但你的情况可能会不一样。

## 1.6 总结

AI 与游戏有着一个悠久的，健康的关系。AI 算法通过游戏得到了提升，甚至由此被发明出来。而反过来，游戏的设计和发展，也在很大程度上受益于 AI 在游戏中所承担的众多角色。本书集中于介绍 AI 在游戏中的主要用途，也就是，进行游戏，生成内容和玩家建模，其将在以下章节中被更为广泛地涵盖。在深入了解这些人工智能的细节之前，我们将在下一章中概述被用于游戏人工智能领域的核心方法和算法。