

Game Artificial Intelligence
Development Report 2023

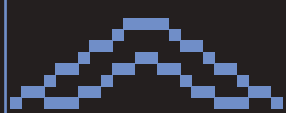
Historical Evolution,

ovati

rospe

ntell

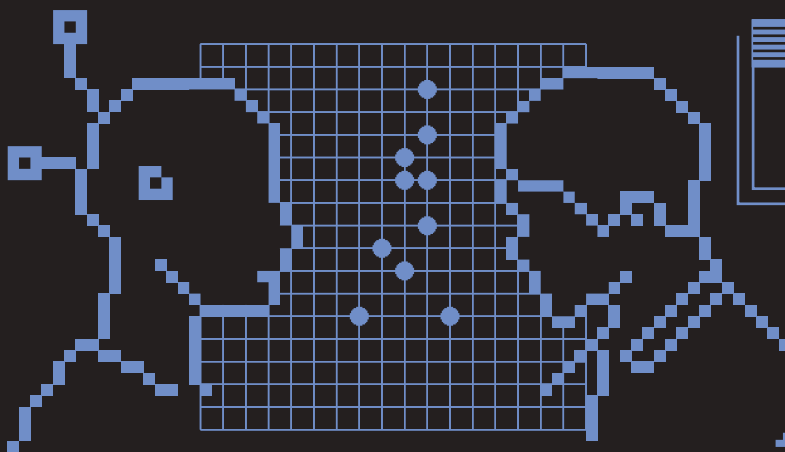
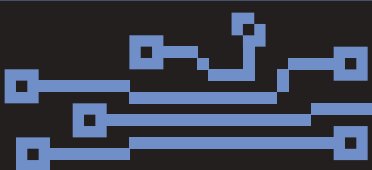
t 202



Historical Evolution,
Technological Innovati
And Application Prospe

游戏人工智能 发展报告2023

历史演变、技术革新
与应用前景



厦门大学
游戏哲学研究中心
XIAMEN University
INSTITUTE OF
PHILOSOPHY AND GAMES

游戏人工智能 发展报告 2023

历史演变、技术革新
与应用前景

厦门大学

游戏哲学研究中心

前言

人工智能（Artificial Intelligence）与电子游戏（Video Game）看似是一对毫不相关的概念，前者代表着最为前沿的科技革命，后者则被看作是一种休闲娱乐的方式。但纵观二者诞生和发展的历程，却可以发现它们总是相生相伴，共同促进，相互助力。二者的结合，甚至诞生了独立的研究分支，即游戏人工智能（Artificial Intelligence in Video Games）研究。

狭义的游戏人工智能研究，致力于创造类人（human-like）水平的智能体，尝试在国际跳棋、国际象棋、双陆棋、围棋、德州扑克、星际争霸和 Dota2 等游戏中战胜人类玩家；广义的游戏人工智能研究，则还包括探索用以设计游戏、开发游戏的人工智能技术，例如游戏图像生成技术、游戏关卡生成技术等等。

游戏人工智能研究不仅得到了香农、塞缪尔、纽厄尔等计算机科学和人工智能先驱的关注，也吸引了 DeepMind、OpenAI、FAIR（Facebook Artificial Intelligence Research）、艾伦·图灵研究所（Alan Turing Institute）等世界顶尖人工智能研究中心的注意。同时，谷歌、微软、亚马逊、英伟达、腾讯等著名科技企业也在游戏人工智能的研究上投入了大量的资源。

如今，游戏人工智能的发展，已经成为了国际科技竞争赛场上的重要一环。2022 年 11 月，欧洲议会通过了电子游戏产业发展决议的 38 条新政，敦促欧洲委员会和欧盟理事会制定长期的电子游戏战略，扶助全欧“电子游戏生态系统”的发展。新政特别强调，需要深挖游戏背后的科技价值，重视和促进游戏科技与人工智能等前沿技术融合发展，发挥游戏科技与全球前沿技术共同成长的引领作用。2022 年 12 月的“2022 游戏科技国际研讨会”上，中欧数字协会主席加姆巴（Luigi Gambardella）也表示，“电子游戏对于前沿技术进步的溢出效应远远超出我们的想象，游戏科技是很多新兴科技创新的天然孵化器”。

我国也进一步认可了游戏产业的科技价值。2022 年 11 月 16 日，人民网刊发《深度挖掘电子

游戏产业价值机不可失》一文，表示“电子游戏早已摆脱娱乐产品的单一属性，已成为对一个国家产业布局、科技创新具有重要意义的行业”。2023年2月19日，新华社刊登评论文章《别忽视游戏行业的科技价值》，提出“游戏产业从诞生起就与前沿科技密不可分”“游戏与科技创新一直相互启迪、共同发展”等观点。此外，由中国音数协游戏工委、中国游戏产业研究院等发布的《游戏科技能力与科技价值研究报告》则指出，有81%的人认为，游戏促进了人工智能技术的发展。

在这一背景下，人们有必要抛弃对电子游戏的成见，去重新认识和评估游戏与人工智能的关系，了解当下人工智能技术在游戏产业中的应用，理解游戏和游戏产业对人工智能未来发展尤其是通用人工智能发展的巨大价值，以及探索游戏人工智能技术对于社会其他领域的溢出效应。为此，厦门大学游戏哲学研究中心游戏人工智能研究团队整理并撰写了《游戏人工智能发展报告2023》，希望能够借此报告，为游戏产业的健康可持续发展、游戏科技创新基础环境的建设注入新动能，并为投身游戏科技化、智能化建设的企业家、决策者和从业人员提供一定的指引和帮助。

詹好

游戏哲学研究中心秘书长

2023年4月6日

目录

前言	II
内容速览	VI
第 1 章 游戏人工智能发展史： 电子游戏与人工智能相生相伴	02
1.1 起源时期：人工智能与电子游戏的诞生	05
1.2 发展时期：人工智能的胜利	09
1.3 黄金时期：深度学习时代	12
1.4 游戏与人工智能关系的未来趋势	16
第 2 章 电子游戏中的人工智能： 游戏将成为 AIGC 的重要应用场	20
2.1 游戏中的人工智能技术简介	20
2.2 程序化内容生成与 AIGC	23
2.3 智能 NPC 与虚拟玩家	41
2.4 人工智能技术在游戏中的应用前景	44
第 3 章 游戏助力人工智能： 电子游戏助推产业变革，孵化通用智能	48
3.1 游戏助力人工智能发展和突破	48
3.2 游戏推动通用人工智能技术发展	50

第 4 章	游戏人工智能的社会价值： 溢出效应凸显，赋能百业千行	62
	4.1 商业决策	63
	4.2 自动驾驶	65
	4.3 医疗诊断	66
	4.4 艺术文化	67
	4.5 虚拟现实	69
	4.6 教育活动	70
第 5 章	未来发展： 游戏人工智能将成为生产力革命的关键	72
	5.1 游戏人工智能与数实融合	72
	5.2 游戏人工智能与内容生成	73
	5.3 游戏人工智能与通用智能	75
	5.4 总结	75
	团队介绍	77
	参考文献	78

内容速览

狭义的游戏人工智能研究，致力于创造类人水平的智能体，尝试在国际跳棋、国际象棋、双陆棋、围棋、德州扑克、星际争霸和 Dota2 等游戏中战胜人类玩家；广义的游戏人工智能研究，则还包括探索用以设计游戏、开发游戏的人工智能技术，例如游戏图像生成技术、游戏关卡生成技术等等。

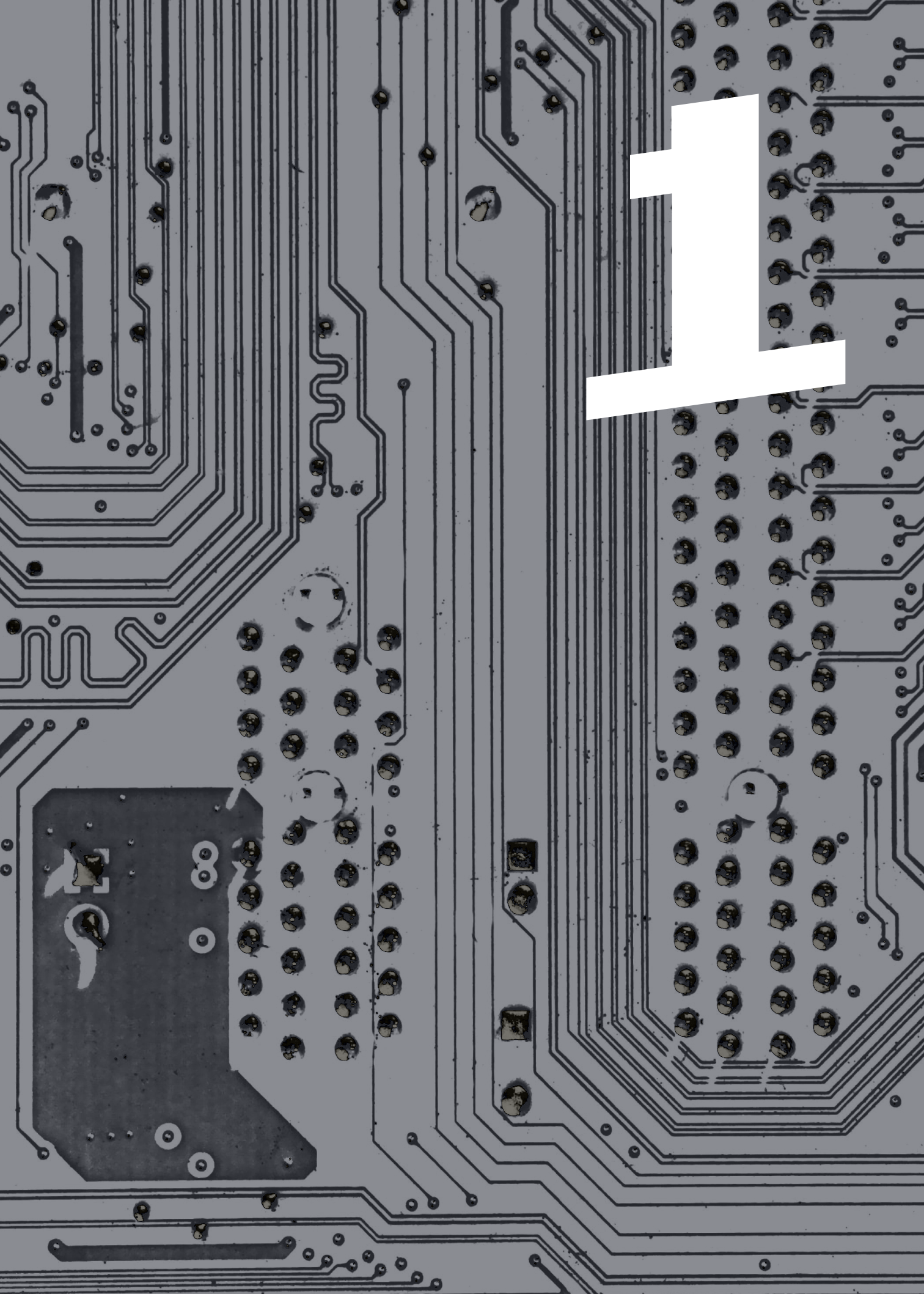
电子游戏与人工智能自诞生之日起就结下了不解之缘，二者相生相伴，相互助力已有 70 余年。电子游戏不仅帮助人工智能的先驱者们确立了研究的目标和任务，同时也向社会生动地展示了人工智能的强大能力。因此，每次人工智能在社会影响力上的突破，都与电子游戏有着莫大联系。其中的典型案例，就是 20 世纪末在国际象棋游戏上打败卡斯帕罗夫的 Deep Blue，以及在 2016 年在围棋游戏上击败李世石的 AlphaGo。

以深度学习为代表的人工智能技术，已经开始被游戏产业普遍使用。一方面，人工智能技术不仅可以生成强可玩性的游戏关卡，同时还可以生成高质量的游戏图像、游戏音乐和游戏文本，这为游戏开发节省了大量时间与资源；另一方面，人工智能技术的加入也为游戏内容和游戏交互带来了无限可能。更大的开放世界和更加智能的 NPC，构建了一个史无前例的、日益真实的虚拟世界，创造出了能够让玩家沉浸其中的、千人千面的“元宇宙”。

电子游戏也促进了人工智能技术的发展，甚至作为人工智能技术的“加速器”，开始孵化通用人工智能。电子游戏为人工智能体的训练提供了一个安全、可靠、高效、可控以及低成本的、可重复利用的环境。游戏环境不仅为人工智能的训练和测试提供了源源不断的数据，同时也隔绝了现实世界中的实验所面临的种种风险。

电子游戏往往被看作是构建类人级别人工智能的理想场景。近年来，电子游戏中任务的多样性和复杂性，逐渐催生出了能够完成多项任务的通用人工智能体，推动了通用人工智能技术发展。

游戏人工智能的溢出效应开始显现，相关成果在多个领域得到应用。电子游戏具有某种可迁移的、通用的特性与价值，因此在电子游戏中展现出高超决策能力的智能体，在面对现实生活中的事件时，也能展现出相应的能力。游戏人工智能的相关技术目前已在商业决策、自动驾驶、医疗诊断、艺术文化和虚拟现实等领域得到了应用，并将为更为广泛的现实社会场景提供帮助。同时电子游戏产业为人工智能技术的发展积累了丰厚知识，培养了大量人才，沉淀了重要数据，这将会是未来生产力革命的关键。



第 1 章

游戏人工智能发展史： 电子游戏与人工智能相生相伴

1942 年，科幻作家阿西莫夫 (Isaac Asimov) 在其短篇小说《环舞》(Runaround) 中提出了著名的机器人三大定律，推动了人们对于人工智能的想象。1950 年，计算机与人工智能之父图灵 (Alan Turing) 发表了开创性的《计算机和智能》(Computing Machinery and Intelligence) 一文，描述了构建人工智能机器以及测试其智能的具体方法。这标志着人工智能成为了一门正式的学科。^[1]

同一时期，电子游戏也应运而生。1940 年，纽约世博览会上诞生了最早的游戏机《取子机》(Nimatron)。该机器构建了一个能够与人类对弈“捡石子”游戏的智能体，并且在展会期间击败了大多数的人类。^[2]

电子游戏的首次亮相，就与人工智能结下了不解之缘，并且在各自漫长的发展史中一直相互纠缠，难解难分，直至当下。如今，游戏人工智能的研究已经成为了新的热点：据统计，1971 年到 2015 年间，与电子游戏相关的人工智能研究论文数量不到 1000 篇，但从 2015 年到 2022 年的 7 年里，相关论文数量就达到 1625，其中 17 篇成为《自然》(Nature) 和《科学》(Science) 的封面文章。^[3]

通过梳理游戏人工智能的发展史，可以发现，在过去六七十年里，人工智能领域中每一次里程碑式的突破都与游戏人工智能密切相关，例如 1992 年的双陆棋人工智能 TD-Gammon，1997 年的国际象棋人工智能 Deep Blue，以及 2015 年的围棋人工智能 AlphaGo，这些游戏人工智能的重大成果，也都引发了整个社会的激烈讨论以及对人工智能技术的强烈关注。



Fig. 01 最早的电子游戏机《取子机》

图片来源：Westinghouse Electric Corporation Photographs ^①

甚至最近突破性的 AI 技术 ChatGPT 也与游戏 AI 存在一定关联：OpenAI 联合创始人和首席科学家苏茨克维（Ilya Sutskever）在与英伟达的创始人兼 CEO 黄健生（Jensen Huang，中文名黄仁勋）对谈时指出，OpenAI 之所以能够在 ChatGPT 中推出基于人类反馈的强化学习（Reinforcement Learning from Human Feedback, RLHF），与团队在 Dota2 游戏人工智能上的长期研究有关。^② 正是在传统的强化学习大模型中有着丰厚积累，才能在此基础上逐步改进，将新型的强化学习方法与 GPT 模型结合，创造出基于提示的 GPT（InstructGPT），并进一步演变为 ChatGPT。^[4]

本章节将回顾人工智能与电子游戏相生相伴的历史，并将其划分为起源时期、发展时期和黄金时期。通过对其历史脉络的梳理，可以看到人工智能发展中的里程碑事件，大多都与电子游戏有关。

^① <https://historicpittsburgh.org/islandora/object/pitt:20170320-hpichswp-0090>

^② <https://www.youtube.com/watch?v=ZZ0atq2yYJw>

起源时期：1940-1969

发展时期：1970-1999

黄金时期：2000-

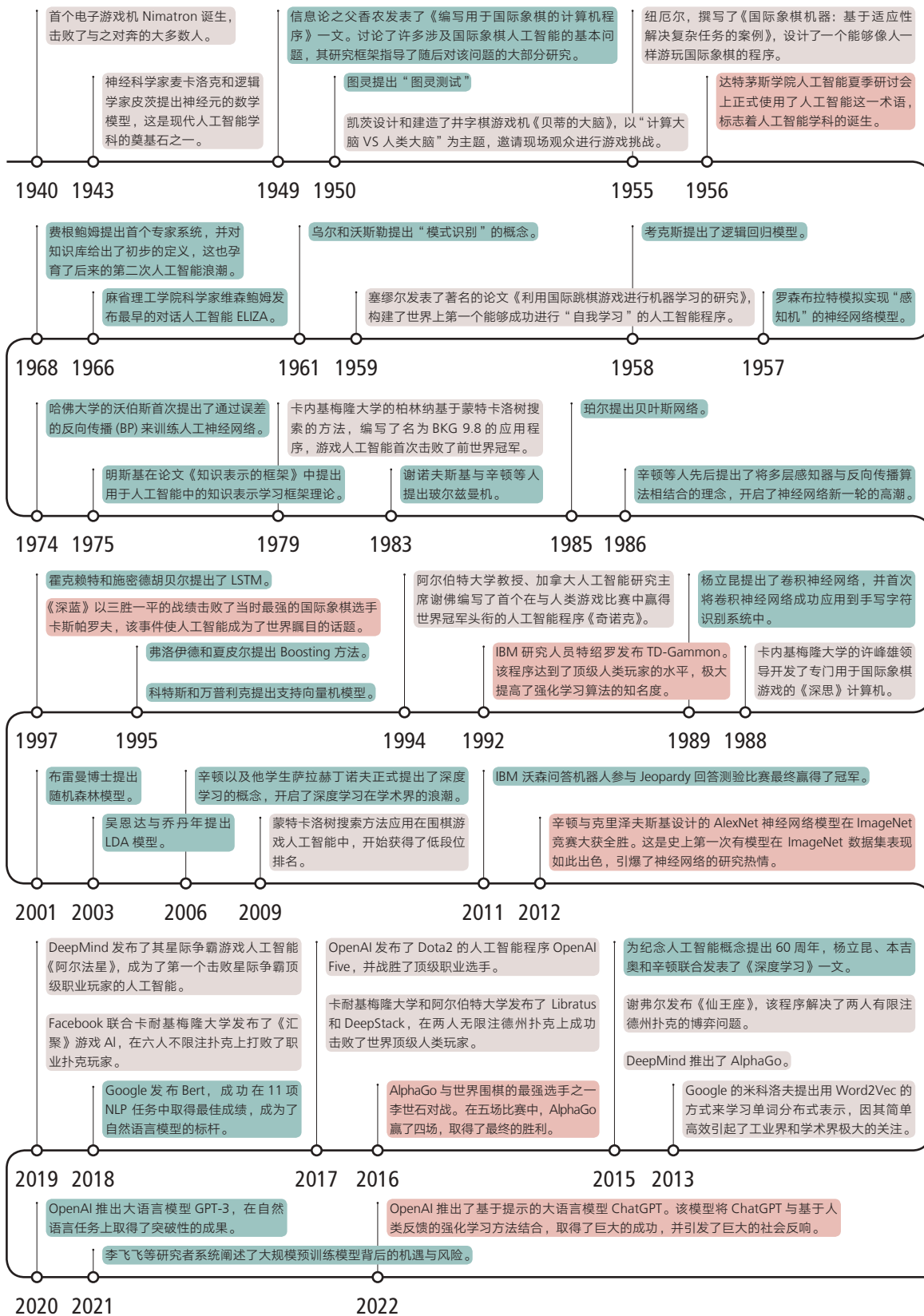


Fig. 02 游戏人工智能历史演变时间线

图片来源：自制

1.1 起源时期：人工智能与电子游戏的诞生

20 世纪 50 年代至 60 年代，属于游戏人工智能研究的起源时期。在此期间，开始出现了对于人工智能的早期研究，而且其中的许多工作都与电子游戏相关，主要涉及井字棋（tic-tac-toe）、国际象棋（chess）和国际跳棋（checkers）。当时人们对于人工智能的想象，就是能够在各种游戏和任务上模仿甚至击败人类的机器。可以说，从人工智能作为一个独立的研究和应用领域之初，电子游戏就推动着人工智能的技术研究与发展。

1949 年，信息论之父香农（Claude Shannon）开始涉足游戏人工智能的研究。他在《哲学杂志》（Philosophical Magazine）上发表了《编写用于国际象棋的计算机程序》（Programming a Computer for Playing Chess）一文。这是国际象棋游戏人工智能研究的开端。^[5] 这项工作虽然没有创造出具体的国际象棋游戏程序，但讨论涉及国际象棋人工智能的基本问题，其研究框架指导了此后的大部分研究。^[6]

香农指出，让计算机学会玩游戏有着深层次的理论意义：求解游戏人工智能问题的思路，将成为解决其他更重要问题的契机。例如，通过研究游戏人工智能，人们可以让计算机完成设计滤波器（filters）和均衡器（equalizers）、设计继电器（relay）和开关电路、处理电话呼叫路由、执行符号数学运算、进行语言翻译、进行军事战略决策、甚至编写旋律和进行逻辑推理等等。这也呼应了当下的游戏人工智能研究对其他社会领域的溢出效应。

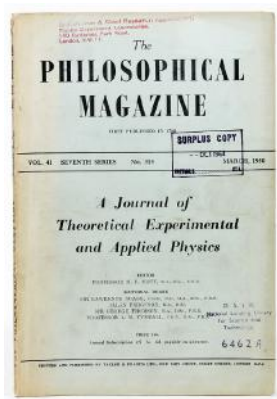


Fig. 03 信息论之父香农 1949 年在《哲学杂志》上发表了国际象棋 AI 的论文

图片来源：Manhattan Rare Book Company^①

^① <https://www.manhattanrarebooks.com/pages/books/1403/claude-shannon/programming-a-computer-for-playing-chess?soldItem=true>

1950 年，诞生了第二个被公开展示的电子游戏：《贝蒂的大脑》(Bertie the Brain)。这款游戏由在多伦多大学计算中心攻读博士学位的凯茨 (Josef Kates) 设计和建造。凯茨将 “ 贝蒂 ” 带到了加拿大国家展览会 (Canadian National Exhibition) 进行展览，并以 “ 计算大脑 VS 人类大脑 ” 为主题，邀请现场观众进行游戏挑战。

当时，凯茨正在多伦多大学参与开发加拿大的第一台计算机 UTEC (University of Toronto Electronic Computer Mark I)，这也是世界上最早的计算机之一。^[7] 凯茨认为，需要用一种直观的、容易理解的形式来展现他们在计算机领域的研究成果。井字棋作为一类众所周知且广受喜爱的游戏，非常适合以电子游戏的形式向大众进行展示，以此来表现计算机的强大。因此，凯茨和同事们设计并制造了一款井字棋电子游戏机。在展览会期间，无数人围绕在这台电子游戏机面前，排队轮流与计算机进行挑战，但大多都失败了。在多次调低游戏难度后，在场的人类挑战者才艰难取胜。^[8]



Fig.04 史上第二款进行公开展示的游戏《贝蒂的大脑》

图片来源：Spacing Toronto^①

① <https://spacing.ca/toronto/2014/08/13/meet-bertie-brain-worlds-first-arcade-game-built-toronto/>



Fig.05 加拿大首台功能性电子计算机 UTEC

图片来源：多伦多大学档案馆^①

另一个著名案例是斯特雷奇（Christopher Strachey）的国际跳棋人工智能。该程序于 1951 年 5 月就已完成，但由于当时的计算机 Pilot ACE 的内存不够，因此没有办法真正运行，直到次年夏天该程序才测试成功。该程序得到了图灵的关注和鼓励，并在展示过程中启发了人工智能先驱塞缪尔（Arthur Samuel），此后塞缪尔也开始着手研究和开发人工智能跳棋程序。^[9]

纽厄尔（Allen Newell）则是另一个在 20 世纪 50 年代加入到游戏人工智能研究中的著名学者。纽厄尔相信人们可以创建出具有智能和适应能力的人工智能程序，并于 1955 年撰写了《国际象棋机器：基于适应性解决复杂任务的案例》（The Chess Machine: An Example of Dealing

^① <https://utarms-online.library.utoronto.ca/islandora/object/utarmslib%3A2001-77-169MS>

with a Complex Task by Adaptation) 一文。在这篇文章中，他设计了一个能够像人一样游玩国际象棋的程序。^[10]

纽厄尔的这项研究工作引起了西蒙（Herbert Simon）的注意。二人迅速组建了合作团队，开发出了著名的首个用于执行自动推理的人工智能程序《逻辑理论家》（Logic Theorist）。该程序在 1956 年的达特茅斯会议（Dartmouth Workshop）——人工智能历史上最为重要的、里程碑式的会议——上进行了展示。因为游戏人工智能而相识的二人，一直保持着亲密的合作关系，后来还在卡内基梅隆大学（Carnegie Mellon University）建立了首批人工智能实验室，开展一系列具有深远影响的人工智能研究。二人也因为在人工智能研究和计算机科学上的突出贡献，于 1975 年获得了图灵奖。

人工智能的先驱塞缪尔在斯特雷奇的启发下，将目光投向了国际跳棋（Checkers）人工智能。^[11] 塞缪尔选择国际跳棋是因为该游戏尽管规则相对简单，但却有着深度的策略，能够展现计算机的强大能力和“机器学习”最终成果。1959 年，他发表了著名的论文《利用国际跳棋游戏进行机器学习的研究》（Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers）。^[12] 在这项工作中，塞缪尔构建了世界上第一个能够成功进行“自我学习”的人工智能程序，即国际跳棋游戏。这项工作所提出的机械学习（rote learning）的方法，推广了机器学习（machine learning）的概念，并成为了强化学习（reinforcement learning）路线的前身。^[13] 塞缪尔的国际跳棋程序最终打败了全美排名第四的选手，交出了一份令人满意的答卷。

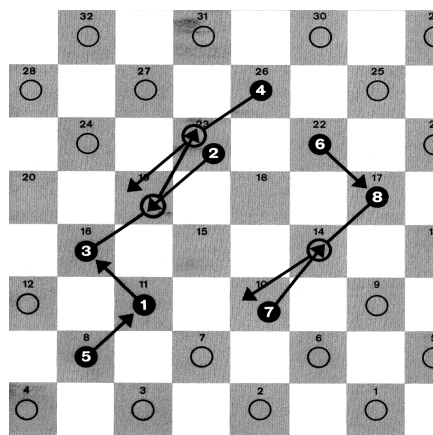


Fig.06 塞缪尔的国际跳棋游戏人工智能的决策过程

图片来源：Some studies in machine learning using the game of checkers

通过上述大量案例，可以发现人工智能的诞生与电子游戏有着千丝万缕的关系。一方面，游戏启发着人工智能研究的先驱者们对于智能的想象，帮助他们确立研究目标和锚定任务；另一方面，电子游戏这一特殊媒介，也极佳地展现出了人工智能的强大潜力。

1.2 发展时期：人工智能的胜利

20 世纪 70 年代至 90 年代末，是游戏人工智能的发展时期。这一阶段的游戏人工智能程序开始陆续在双陆棋、国际跳棋、国际象棋等领域战胜顶尖的人类选手，从而赢得了整个社会的关注。

1979 年 7 月，游戏人工智能第一次在棋类游戏上击败了前职业联赛世界冠军。卡内基梅隆大学的计算机教授柏林纳（Hans Berliner）基于蒙特卡洛树搜索的方法，编写了名为 BKG 9.8 的双陆棋人工智能程序，并在摩纳哥蒙特卡洛举行的双陆棋比赛中击败了前世界冠军马格里尔（Paul Magriel）。柏林纳认为，在游戏人工智能领域中取得的成果，可以和其他人工智能领域的任何成果相媲美，研究双陆棋游戏人工智能，能够为人们探索人工智能如何更好地组织知识和做出决策提供帮助。^[14]

BKG 9.8 的胜利是人工智能发展历史中的一个里程碑。在该事件的影响下，基于行为的机器人学得到了布鲁克斯（Rodney Brooks）和萨顿（Richard Sutton）等人的推动，并快速发展成为人工智能的一个重要分支，也为后来强化学习的发展奠定了基础。

双陆棋游戏人工智能的另一个代表是诞生于 1992 年的《时序差分的胜利》（TD-Gammon）。^① IBM 的研究人员特绍罗（Gerald Tesauro）编写了这个程序，他同时也是 IBM 费鲁奇（David Ferrucci）的团队成员之一，该团队后来推出了大名鼎鼎的沃森（Watson）人工智能系统。《时序差分的胜利》并非是特绍罗开发的第一个双陆棋人工智能程序，早在 1989 年，特绍罗就凭借《神经元的胜利》（Neurogammon）这一首个基于神经网络模型的双陆棋人工智能程序，赢得了第一届计算机奥林匹克竞赛的金奖。《时序差分的胜利》在原程序的基础上，引入了时序差分和强化学习的方法，在完全不借助人为选定特征的前提下，通过大量的自我博弈过程，达到了顶级人类玩家的水平。^[15]

^① 其中，TD 是时序差分（Temporal Difference），指某种估计策略价值函数的方法；而 Gammon 是双陆棋中获得全胜的术语。

《时序差分的胜利》证明了在不借助任何特征工程的前提下，单纯使用棋子的位置作为神经网络的输入亦可训练出达到顶级人类玩家水平的智能体。这个游戏程序极大提高了强化学习方法的知名度，在之后很长一段时间中被无数的强化学习研究所提及。^[16]

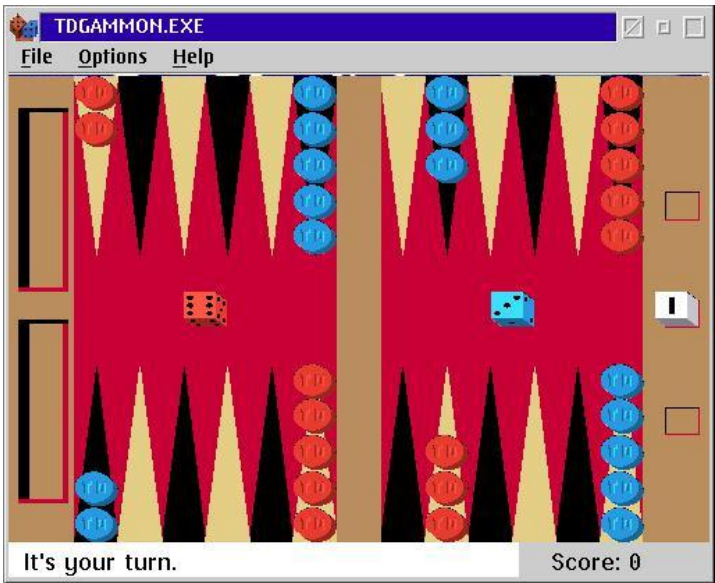


Fig.07 著名的双陆棋人工智能程序《时序差分的胜利》

图像来源：OS2World Gaming Site^①

其次是跳棋游戏。1994 年，出现了首个在与人类游戏比赛中赢得世界冠军头衔的人工智能程序《奇诺克》(Chinook)。这个基于树搜索技术的游戏人工智能程序由阿尔伯特大学教授、加拿大人工智能研究主席（Canada Research Chair in Artificial Intelligence）谢弗尔（Jonathan Schaeffer）编写。

起初，美国和英国的国际跳棋协会都反对《奇诺克》参加人类锦标赛，但在有史以来最强的跳棋选手廷斯利（Marion Tinsley）的声援下，比赛最终得以顺利进行。1994 年，《奇诺克》在与廷斯利的比赛中取得六场平局后，由于廷斯利因病退赛，成为了这场人机对战的最终冠军，并在后续的比赛捍卫了冠军的头衔。^[17] 2007 年，谢弗尔在《科学》杂志上发表《跳棋已被

① <https://www.os2world.com/games/index.php/native-games/board/114-os-2-td-gammon>

解决》(Checkers Is Solved)一文,宣告《奇诺克》程序已经从数学上证明不再可能输给其他的人类或游戏程序。^[18]

在跳棋游戏被人工智能攻克的同时,国际象棋也面临着相同的境遇。卡内基梅隆大学的计算机博士许峰雄(Feng-hsiung Hsu)组织开发了专门用于国际象棋游戏的《芯测》(ChipTest)项目。《芯测》在1988年成为了第一台在常规比赛中击败特级大师的计算机。^[19]此后,该研究团队被IBM公司聘用,并开展了在人工智能发展史上具有里程碑意义的《深思》(Deep Thought)项目,该项目在20世纪末缔造了大名鼎鼎的《深蓝》(Deep Blue)计算机。^[20]

《深蓝》是世界上最为著名的国际象棋人工智能程序,其采用了人工智能符号主义路线的专家系统方法,运行在一台专用IBM超级计算机上。1997年,《深蓝》以三胜一平的战绩击败了当时最强的国际象棋选手卡斯帕罗夫(Garry Kasparov)。《深蓝》在国际象棋游戏中的胜利被认为是人工智能史上的标志性事件,使人工智能成为了世界瞩目的话题。《深蓝》也成为了20世纪人工智能的代表。



Fig.08 《深蓝》对战卡斯帕罗夫

图片来源: britannica^①

① <https://www.britannica.com/topic/Deep-Blue#/media/1/155485/61084>

1.3 黄金时期：深度学习时代

21 世纪至今的游戏人工智能，开始迈入了发展的黄金时期。这一阶段的游戏人工智能开始采用深度学习的方法，以期在各种更加复杂困难的游戏中战胜人类。其中最具有代表性的，就是开启了当下深度学习时代，掀起人工智能第三波浪潮的里程碑事件：AlphaGo 在公开赛中击败最强人类棋手之一的李世石。

一直以来，围棋游戏因其极高的复杂度和策略深度，被看作是最不可能被人工智能战胜的游戏。但这恰恰也是该挑战的迷人之处，从 9 x 9 的围棋，到 15 x 15 的围棋，最后再到 19 x 19 的常规围棋，吸引了无数学者投身于此。

1963 年，诞生了探索围棋游戏人工智能的第一篇论文。^[21] 1968 年，威斯康星大学计算机科学系的佐布里斯特（Albert Zobrist）在其关于模式识别的博士论文中，编写了第一个围棋程序，但该程序仅能够击败初级玩家。^[22] 1971 年，莱德尔（Jon Ryder）在佐布里斯特的方法上进行了扩展，增加了战略和战术方面的考虑，并通过许多局部的组合分析方法替代传统的博弈树方法。^[23] 1972 年莱特曼（Walter Reitman）和威尔科克斯（Bruce Wilcox）也开展了关于围棋人工智能的研究。他们通过让机器观看人类棋手的比赛录像，来习得关于围棋游戏知识，他们的工作使得围棋游戏人工智能能够开始打败人类新手。^{[24] [25] [26]}

另一个进展是 20 世纪 90 年代布恩（Mark Boon）的研究，他使用模式识别的方式来构建围棋游戏人工智能，并构造了名为 Goliath 的程序。^[27] 这一时期还有许多类似的工作，例如雷纳（Paul Lehner）的博士论文，以及斯托塔米尔（David Stoutamire）利用机器学习方法来构造围棋游戏程序的研究等等。^{[28] [29]}

2008 年荷兰马斯特里赫特大学查斯洛特（Guillaume Chaslot）等人的《并行蒙特卡罗树搜索》（Parallel Monte-Carlo Tree Search），以及 2009 年北卡罗来纳大学夏洛特分校计算机系研究团队的《蒙特卡罗树搜索和计算机围棋》（Monte-Carlo Tree Search and Computer Go），代表了围棋游戏人工智能的突破性进展。^{[30] [31]} 他们将蒙特卡罗树搜索（Monte-Carlo Tree Search）方法应用在围棋游戏人工智能中，开始在低段位的围棋比赛中获得排名。蒙特卡罗树搜索也被认为是使得 AlphaGo 成功的核心算法。

2015 年，DeepMind 推出了家喻户晓的 AlphaGo。AlphaGo 使用了深度神经网络模型，利用监督学习和自强化学习的训练方法，将蒙特卡罗模拟与估值和策略网络（value and policy networks）结合，训练出了强大的围棋游戏人工智能。^[32] 2016 年 3 月，AlphaGo 与世界围棋的最强选手之一李世石（Lee Sedol）对战。五场比赛中，AlphaGo 赢了四场，取得了最终的胜利。AlphaGo 的胜利表明人工智能技术已经达到了一定的高度，机器可以在某些任务上超越人类，是人工智能技术发展的里程碑。



Fig.09 AlphaGo 对战李世石的比赛图片

图片来源：theguardian^①

深度学习时代开启后，游戏人工智能不仅在数量上变多了，其类型也更加多样起来。其中，最为重要的就是在不完全信息游戏（imperfect information game）上的突破。

所谓不完全信息游戏，是指玩家并没有获取所有信息的游戏。例如桥牌、麻将等游戏就被认为是不完全信息游戏，因为玩家并不知道对手获取的手牌或棋子信息。在不完全信息游戏中，玩家往往是信息不对称的，因此需要玩家通过已有的信息推算未知的信息，甚至判断对方泄露的信息是否是故意诱导等等，游戏中的博弈策略非常丰富。因此，在不完全信息游戏中打败人类，被视为人工智能的另一个重要挑战。^[33]

① <https://www.theguardian.com/technology/2016/mar/15/googles-alphago-seals-4-1-victory-over-grandmaster-lee-sedol>

人工智能的研究人员一直在推动德州扑克人工智能（Texas hold 'em AI）的发展。继 1984 年职业扑克玩家卡罗尔（Mike Caro）编写了《奥拉克》（Orac）程序之后，阿尔伯特大学的谢弗尔（Jonathan Schaeffer）又于 1997 年编写了《洛机》（Loki）用于模拟德州扑克玩家的游戏行为。2015 年，谢弗尔发布了《仙王座》（Cepheus），该程序解决了两人有限注德州扑克的博弈问题。其团队在《科学》上发表的论文《双人限注德州扑克游戏已被解决》（Heads-up limit hold 'em poker is solved），证明了计算机在有限注的情况下可以完胜人类。^[34] 2017 年，卡内基梅隆大学和阿尔伯特大学又相继发布了《天秤座》（Libratus）和《大筹码》（DeepStack）两款德州扑克人工智能程序，在两人无限注德州扑克上成功击败了世界顶级人类玩家。2019 年，卡内基梅隆大学又联合 Facebook AI 发布了《天秤座》的后继版本《汇聚》（Pluribus），成功在六人无限注扑克上打败了职业扑克玩家，相关论文也同样发表在了《科学》上，成为了当年扑克游戏人工智能的最大新闻。人工智能在扑克游戏上的成果，也成为了人工智能界，乃至世界所关注的话题。^[35]



Fig.10 谢弗尔发布的《仙王座》扑克人工智能

图片来源：ualberta^①

随着深度学习技术的逐渐成熟，另两类更加复杂的不完全信息游戏也进入了人们的视野，即以星际争霸（StarCraft）为代表的即时战略（Real-time Strategy, RTS）游戏，以及以 Dota2、王者荣耀为代表的多人在线竞技（Multiplayer Online Battle Arena, MOBA）游戏。在这两类

^① <http://poker.srv.ualberta.ca/>

游戏中，由于存在遮掩信息的战争迷雾，因此玩家并不能够获取全局信息。与棋牌不完全信息博弈不同，在这类游戏中，玩家一方面必须不断地执行决策，另一方面需要同时控制多个甚至数百个不同的单位，因此可能性空间更大。

2019 年，DeepMind 发布了其星际争霸游戏人工智能系统《阿尔法星》(AlphaStar)。^[36]《阿尔法星》借助了深度学习、强化学习、博弈论和进化计算 (evolutionary computation) 等多个领域的理论，成为了第一个在星际争霸中击败顶级职业玩家的人工智能。



Fig.11 AlphaStar

图片来源：DeepMind^①

2019 年 10 月，DeepMind 团队在《自然》发表论文《使用多智能体强化学习在星际争霸 2 中达到宗师级别》(Grandmaster level in StarCraft II using multi-agent reinforcement learning)，进一步详细介绍了《阿尔法星》的技术细节，并指出星际争霸人工智能也可以适用于其他复杂决策领域。^[37]

OpenAI 则是将目光投向了多人在线竞技游戏 Dota2。2017 年，OpenAI 发布了 Dota2 的人工智能程序 OpenAI Five，并在国际竞标赛的一对一战斗中战胜了 Dota2 职业选手伊舒廷 (Danil

^① <https://www.deepmind.com/blog/alphastar-mastering-the-real-time-strategy-game-starcraft-ii>

Ishutin)。^①2018年，OpenAI Five 已经可以支持 5 VS 5 的组队对抗赛，具备了与现役职业队伍进行对抗的潜力。2019年，Open Five 与国际邀请赛的冠军队伍 OG 进行了对抗，并获得了胜利。2019年，OpenAI 发布了《Dota 2 的大规模深度强化学习》(Dota 2 with Large Scale Deep Reinforcement Learning)一文，展示了他们在构建 Dota 2 游戏人工智能过程中的理论创新和工程技巧，以及使得 Dota 2 这样复杂的多智能体长序列决策问题可能得以解决的各种细节。^[38]

在不完全信息游戏中构建媲美人类的人工智能系统，一方面能够展现人工智能在不同游戏种类中的高超能力；另一方面，高复杂度、高对抗性的环境，也更接近人类真实生活中的决策过程，探索这类游戏人工智能，对于发展人工智能技术大有裨益。可以预见，下次游戏人工智能研究的突破，也将是人工智能研究的又一个里程碑。

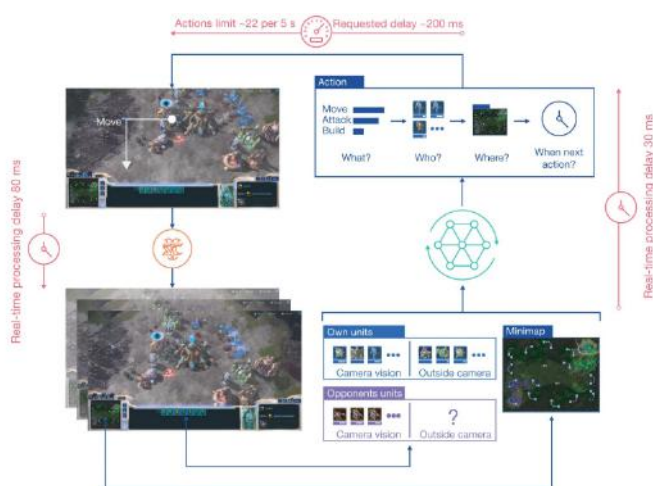


Fig.12 Grandmaster level in StarCraft II using multi-agent reinforcement learning

图片来源：OpenAI^[39]

1.4 游戏与人工智能关系的未来趋势

人工智能发展史上的里程碑事件，大多与游戏有着密切的联系，而游戏也一直被当成测试和评

^① https://en.wikipedia.org/wiki/OpenAI_Five

估人工智能系统性能的重要方式。游戏之所以与人工智能如此亲密，其原因主要有三个方面：

首先，游戏过程中所展现出的策略性、甚至欺诈性，被普遍认为是智能的标志。人工智能在越复杂的游戏战中战胜人类，似乎就意味着其智能程度越高。因此，研究者们一直都在尝试让机器挑战复杂性更高的游戏，以此让人工智能捕获解决现实世界问题所需的不同的智能元素。同时，正是因为游戏的这一特性，利用游戏来展示人工智能的能力，也比其他媒介更为直接和打动人心。

其次，游戏是现实生活的投射，研究游戏人工智能对解决现实生活中的问题有所帮助。许多游戏都来源于生活场景，是日常生活的抽象。如果人工智能能够有效地驾驭错综复杂的游戏，那么它也应该有能力应对现实生活中的复杂情况。

最后，游戏是理想的人工智能训练场。与现实生活相比，游戏的场景更加简单，有明确的胜负判定条件和行动准则，并且可以提供源源不断的数据以及稳定的训练环境，因此更加适合用于人工智能的训练。

创造游戏人工智能体并测试其智能，构成了电子游戏与人工智能长久以来相互依存的关系。然而，随着近年来深度学习技术的不断完善和发展，二者的关系有了更多的可能。人们不再仅仅用人工智能技术来“玩游戏”，还利用这项技术来设计游戏、开发游戏和测试游戏。包括利用人工智能技术来生成游戏关卡、游戏音乐和游戏文本等游戏内容，测试游戏的平衡性，以及修复 Bug 等等。

总的来说，在当下的深度学习时代，我们可以从两个方面来重新理解人工智能与游戏的关系。一方面，游戏是人工智能的一个测试场。计算机科学家们之所以乐此不疲地训练更强、更好、更为复杂的游戏人工智能，是希望在此过程中不断提升人工智能的算法和处理复杂问题的能力，以探寻真正的智能或将其应用于其他任务。在这个意义上，游戏人工智能的进化，与人工智能本身的演进相生相伴；另一方面，人工智能与游戏的关系还体现在人工智能对于游戏产业的助力上。人工智能技术不仅能够为游戏开发的底层技术提供更多的帮助，更重要的是，还可以快速生成游戏内容，降低游戏开发的成本，辅助进行游戏开发，为游戏带来更多的可能。

相生相伴，共同促进，相互助力，游戏与人工智能的结合，为人们探索智能奥秘和解决现实问题提供了宝贵的材料和经验。

Generative AI for Games Market Map

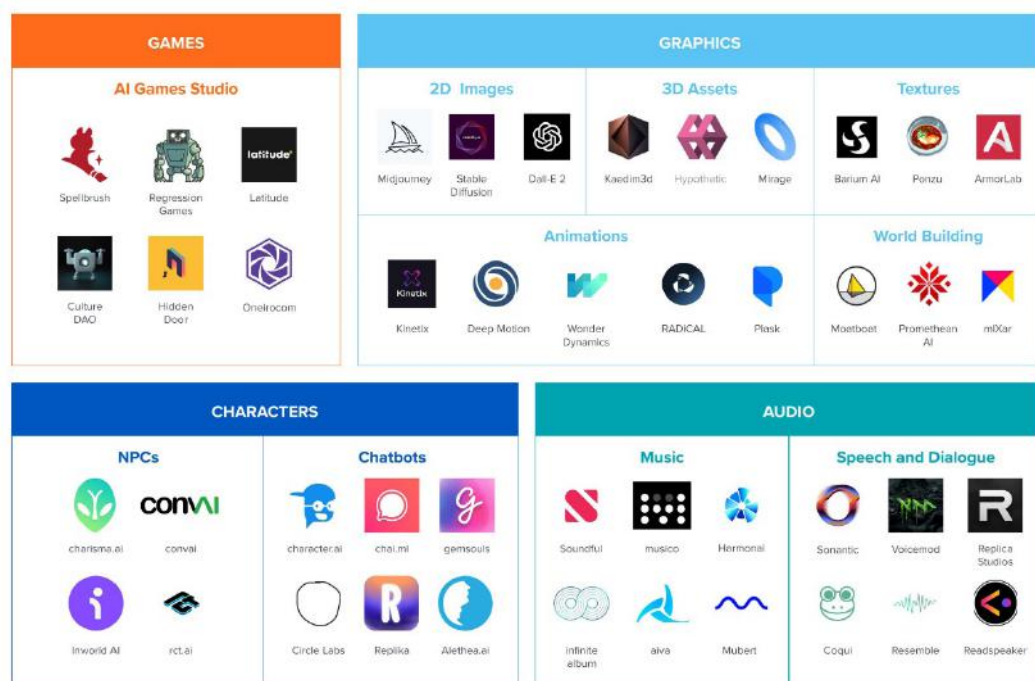


Fig.13 生成式人工智能在游戏领域的应用

图片来源: The Generative AI Revolution in Games^①

^① <https://a16z.com/2022/11/17/the-generative-ai-revolution-in-games/>



第 2 章

电子游戏中的人工智能： 游戏将成为 AIGC 的重要应用场

人工智能在诞生之初就已展现出了与电子游戏的亲密关系。一方面，其开创者们长期利用游戏来测试人工智能程序的性能，如今的人工智能也已经具备了在各种复杂游戏中击败人类玩家的能力。另一方面，随着人工智能技术的发展，人们也发现可以利用这项技术来辅助游戏设计和游戏制作，从而提升开发效率，甚至赋予游戏更多的可能。^[40] 近来各类人工智能生成内容（Artificial Intelligence Generated Content, AIGC）技术的发展，也预示着人工智能技术在游戏领域的应用，将走向普及化和综合化的道路。

本章节将会从程序化内容生成、AIGC、智能 NPC 以及虚拟玩家等方面，来介绍人工智能技术在电子游戏中的应用现状和前景。

2.1 游戏中的人工智能技术简介

对于产业界而言，借助人工智能技术来辅助游戏开发，能够起到提升效率和增加游戏可能性的效果。^[41] 其中，“提升效率”是指借助人工智能工具，人们可以缩减游戏开发的成本、减少游戏开发时间，甚至提升游戏的质量和完成度；^[42] 而“增加游戏可能性”则是指人工智能工具能够为游戏带来不同以往的新体验，甚至创造出新的游戏类型以及新的交互方式。因此，游戏开发团队有足够的理由借助人工智能技术来完成游戏的设计和开发。

据中国游戏产业研究院出品的《游戏科技能力与科技价值研究报告》显示，有 81% 的受访者认为游戏对人工智能技术发展具有推动作用，游戏对人工智能技术的正向推动作用已成为高

度共识。^①

总的来说，电子游戏与人工智能的结合有着广泛的可能，包括玩家建模、辅助设计、代码辅助和代码自动生成等等。其中与游戏直接相关的应用主要包括：（1）构建游戏中的智能体；（2）构建玩游戏的智能体；（3）程序化内容生成（Procedural Content Generation，PCG）。

首先，“构建游戏中的智能体”是指构建游戏的非玩家角色（Non-player character），也就是常说的 NPC。这方面的工作包括构建智能对象，创建其移动、寻路、攻击等行为，以及对话等交互行为。游戏中的智能体是游戏的重要组成部分，为游戏内容增添了风采。

其次，“构建玩游戏的智能体”是狭义人工智能研究的主要任务，在第一章里已经进行了简单的介绍。这项任务试图在不同类型的电子游戏场景下，创建与人类无异，甚至超过人类玩家水平的玩家智能体。与“构建游戏中的智能体”有所不同的是，前者是在游戏中构建智能体，智能体是游戏中的一个重要组成部分；而“玩游戏”的智能体则超脱于游戏之外，其本身并不是构成游戏的一部分。

最后，“程序化内容生成”则是近来在深度学习技术崛起的背景下，对游戏产业影响最为深远的一类应用。其内容包括利用人工智能来生成文字，帮助进行剧情设计、创作游戏剧本和情节叙事；借助人工智能技术来生成图像，从而完成人物、道具、场景和用户界面的设计；利用人工智能技术来生成音频，从而完成人物配音、游戏音效和配乐；利用人工智能技术来生成视频，创作游戏动画和特效；利用人工智能技术来创建游戏关卡，丰富游戏内容等等。

程序化内容生成虽在上世纪末就已经在电子游戏上得到了应用，但是其功能却相对局限。2010年后，得益于机器学习等技术的发展，程序化内容生成开始与新兴技术相结合，AIGC开始在游戏产业得到广泛应用，这为游戏产业的革命性突破带来了可能。^{[43] [44] [45]}

如今，人工智能技术在电子游戏中的应用呈现出综合化与普及化的趋势，在功能越来越丰富、强大的同时，还能够保证其易用性，能够让普通的游戏开发者快速地上手掌握，从而有潜力发

^① 参见，<https://finance.people.com.cn/n1/2023/0220/c1004-32627244.html>

展成为普遍的生产力工具。

AIGC 与电子游戏

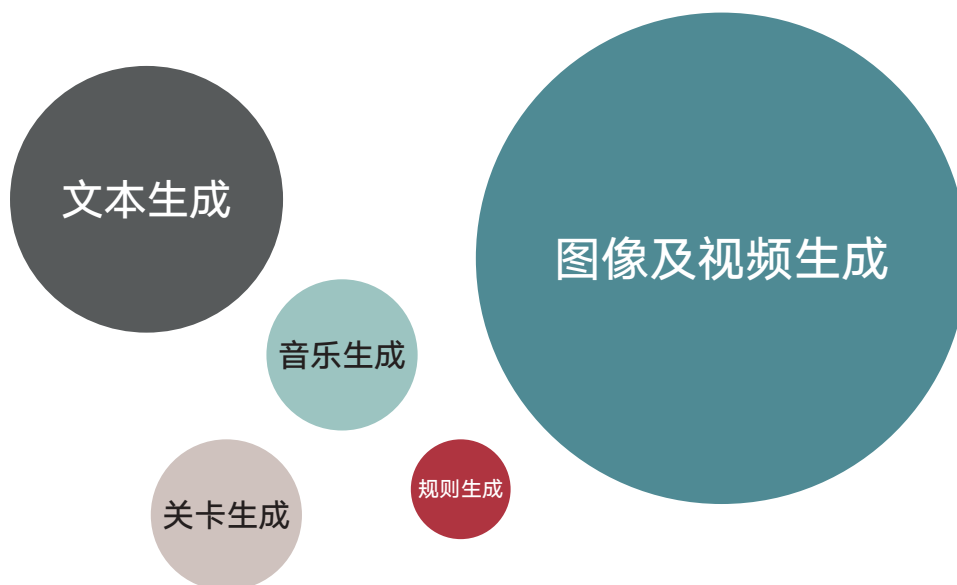


Fig.14 AIGC 在游戏市场中的应用规模

图片来源：自制

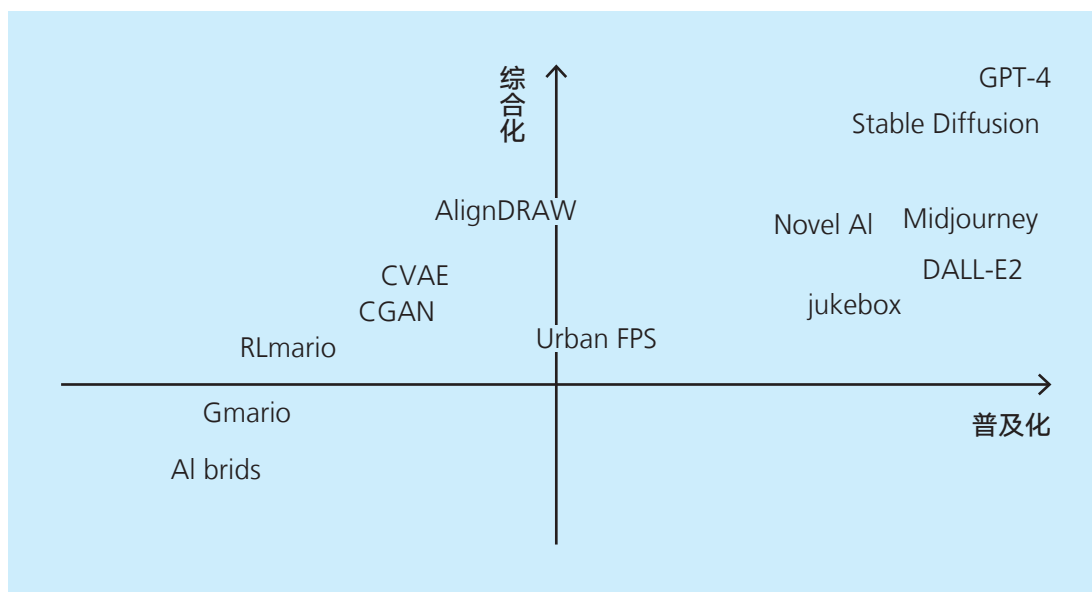


Fig.15 AIGC 的各类产品

图片来源：自制

2.2 程序化内容生成与 AIGC

程序化内容生成是近年来人工智能技术在游戏中的主要应用之一，其目标在于自动生成游戏的关卡、地图、规则、图像、音乐等等。程序化内容生成的优势在于提供了高质量的产出，同时还节省了开发的时间和资源。过去需要几周的工作量，现在只需要不到一分钟就可以从人工智能模型那里获取，这种突破性的进展的确可以算是游戏生产方式的一场革命。

程序化内容生成的研究与应用有着悠久的历史。^[46] 应用这项技术的产品包括上世纪 80 年代的一系列“类肉鸽（Rogue-like）”游戏、“轻肉鸽（Rogue-lite）”游戏、地牢（Dungeon）游戏，类地牢（Dungeon-like）游戏或者策略类游戏。其中最为著名的案例就是由“短篇诗歌”（MicroProse）工作室在 1991 年出品的《文明》（Civilization），以及由暴雪（Blizzard）工作室在 1998 年出品的《暗黑破坏神》（Diablo）。前者能够自动生成地图，并分配资源；后者则是开启了“装备驱动”游戏的热潮。

AIGC 的目标是以多模态的方式，在几乎没有人工干预的条件下，创造原创的图像、视频、音乐、文本等内容。AIGC 所使用的技术主要有两类：文本方面，是以变压器（Transformer）为基本结构，自监督学习（Self-supervised Learning）为学习方式，基础模型（Foundation Model）为基准的大型语言模型（Large Language Models）；^[47] 而在图像生成方面，则是以生成对抗网络（Generative Adversarial Networks）、自编码器（Autoencoder）以及近两年火热的扩散模型（Diffusion Model）为根本技术的生成模型。^[48]

如今，程序化内容生成已经在游戏关卡、游戏图像、游戏文本和游戏音乐等领域实现了突破，并开始展现出覆盖游戏创作全过程的潜力。这一点在 2022 年《达利 2》（DALL-E 2）和 ChatGPT 等 AIGC 产品和技术的出现后格外明显。

2.2.1 游戏关卡生成

在绝大多数游戏中，最常见的元素是“关卡（level）”。游戏关卡是游戏设计师灵感和才华的体现，也是游戏精彩纷呈内容的保证。从古代的象棋、围棋残局，到马里奥、魂斗罗的 2D 地图、再到传送门的 3D 谜题，黑暗之魂的箱庭，有太多的经典关卡给玩家们留下深刻的印象。游戏关卡意味着虚拟世界中的划分或阶段性的挑战，通过关卡就能够为玩家带来心理激励。可

以说，在多数情况下，游戏总是围绕着关卡来设计和展开的。

如今，越来越快的开发周期向现代游戏工业提出了问题：能否利用人工智能技术来生成具有高度可玩性的、有趣的、具有特定主题的游戏关卡呢？这并不是一件简单的事，游戏关卡的生成具有极强的约束。例如，不能有无法通过的区域来阻挡玩家通关；完成关卡所需的物品（例如开门的钥匙）必须匹配；不能设计出现阶段无法战胜的敌人等等。

为此，游戏行业与人工智能学术界都展开了大量的研究，并在相关会议上举办了关卡生成的相关比赛。比较著名的有“马里奥人工智能关卡生成比赛”（Mario AI Level Generation Competition），“平台类游戏人工智能比赛”（Platformer AI Competition），以及“人工智能愤怒的小鸟关卡生成比赛”（AI Birds Level Generation Competition）。^[49] ① ②

目前，关卡生成技术主要被应用于四种不同类型的游戏中：横板过关游戏、地牢游戏、第一人称射击游戏和解密游戏。

横版过关游戏是游戏关卡生成研究和实践所主要关注的游戏类型。基于《超级马里奥兄弟》的游戏关卡生成项目已经成为了相关研究的一个开源框架，也是关卡生成的研究者们最为青睐的游戏。^[50]

超级马里奥的关卡生成开源框架为相关研究提供了一个试炼场，在此之后出现了诸多不同的关卡生成技术。^[51] 例如，2012 年基于文法演化（Grammatical Evolution）算法的关卡生成技术，2016 年基于长短时间记忆循环神经网络（Long Short-Term Memory Recurrent Neural Networks, LSTM）的关卡生成技术，2016 年基于自编码器（Auto-encoders）方法的关卡生成技术，2018 年基于生成对抗网络模型的关卡生成技术，以及 2020 年基于强化学习的关卡生成技术。^{[52] [53] [54] [55] [56]} 目前已经可以根据特定的难度、关卡风格、关卡目标、背景音乐甚至玩家的操作习惯来生成对应的马里奥关卡。^[57]

① <https://sites.google.com/site/platformersai/LevelGeneration>

② <https://aibirds.org/other-events/level-generation-competition.html>



Fig.16 马里奥人工智能关卡生成比赛生成的马里奥关卡

图片来源：Infinite Mario AI - Long Level^①



Fig.17 人工智能愤怒的小鸟关卡生成比赛生成的关卡

图片来源：AI Birds^②

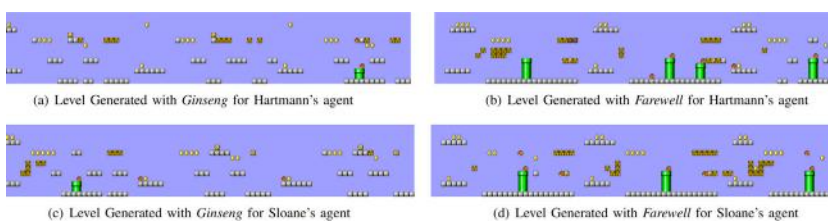


Fig.18 不同风格下生成的关卡

图片来源：Online Game Level Generation from Music^[56]

① <https://www.youtube.com/watch?v=DlKM54ZHHr>

② <http://aibirds.org/>

地牢游戏同样也有着悠久的关卡自动生成的传统。程序化内容生成最早就用于地牢游戏，同时也成为了这类游戏最为主要的特色。这些游戏通常也被称为“类肉鸽”或“轻肉鸽”游戏。其中比较著名的游戏案例包括 1980 年的《肉鸽》(Rogue)，1998 年的《暗黑破坏神》，2011 年的《以撒的结合》(The Binding of Isaac)，2013 年的《饥荒》(Don't Starve) 以及 2018 年的《死亡细胞》(Dead Cells)。

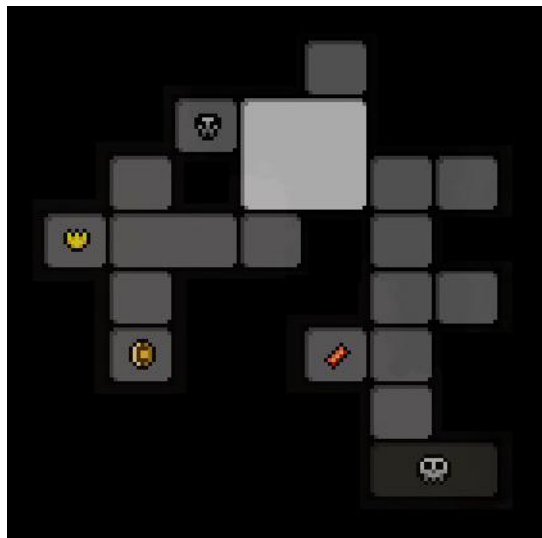


Fig.19 《以撒的结合》中的关卡生成

图片来源：Dungeon Generation in Binding of Isaac^①

地牢游戏通常有一个类似迷宫的环境，整个游戏由奖励、挑战和谜题三个主要功能所组成，其关卡结构强调随机性和挑战性，因此也就必然地与程序化内容生成有关。^② 地牢游戏有三种主要的关卡类型^[58]：(1) 自上而下的公馆式 (top-down mansion-like) 关卡，例如《塞尔达传说》的地图；(2) 自上而下的洞穴式 (top-down cavernlike) 关卡，例如《口袋妖怪》的地图；(3) 横板卷轴 (side-scrolling) 关卡，例如《死亡细胞》的地图。

^① <https://www.boristhebrave.com/2020/09/12/dungeon-generation-in-binding-of-isaac/>

^② <https://www.raphkoster.com/2018/01/17/the-cost-of-games/>



Fig.20 三种不同地牢关卡类型

图片来源：A survey of procedural dungeon generation^[57]

地牢游戏的关卡生成技术多种多样，主要包括：进化算法（Evolutionary Algorithm）、遗传算法（Genetic Algorithm）、遗传编程（Genetic Programming）、回答集编程（Answer Set Programming）、生成语法（Generative Grammars）、元胞自动机（Cellular Automata）和构造方法（Constructive Approach）。^[59] 近年来随着深度学习技术的普及，也开始出现了利用强化学习方法来生成地牢关卡的研究。^[60] 也有一些研究借助强化学习和迁移学习（Transfer Learning）方法，尝试将马里奥的游戏关卡转换为塞尔达的地牢关卡。^[61]

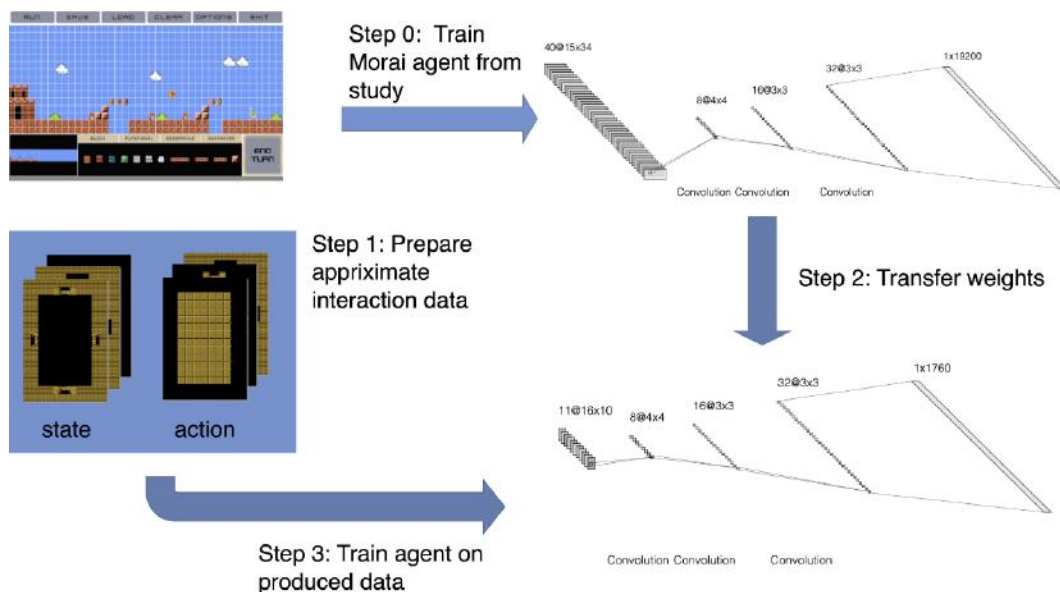


Fig.21 尝试利用迁移学习方法，将马里奥关卡转换为塞尔达关卡

图片来源：Toward Co-creative Dungeon Generation via Transfer Learning^[60]

第一人称射击游戏同样在地图开发上耗资不菲：《使命召唤》(Call of Duty)、《光环》(Halo) 和《战地》(Battlefield) 等经典的第一人称射击游戏往往花费了数千万美元来开发，但其单人游戏的流程却依旧很短，多人游戏的地图也仅仅只有几张。^[62] 可见，为第一人称射击游戏创建引人入胜、可玩性高且相对平衡的地图是一项具有挑战性且费力的任务。第一人称射击游戏的城市地图创建尤其困难。房屋，街道，汽车或类似障碍物，以及大量小型的道具及单个物品对游戏关卡设计师构成了巨大挑战。

2011 年，有研究人员在《立方体 2：索尔巴顿》(Cube 2: Sauerbraten) 这款开源的游戏上首次生成了能够游玩的第一人称射击游戏地图。^[63] 该研究利用演化算法，在该游戏中生成了多张多人对抗竞技地图。

场景的丰富性对于第一人称射击游戏来说也相当重要。一些研究提出了可以通过学习不同第一人称射击游戏关卡设计师的相关作品，提取其设计偏好，从而在游戏地图中设置更加多样的道具和掩体。他们推出了一个名为“都市第一人称射击生成器”(Urban FPS Generator) 的平台，来完成相关的关卡生成工作。^[64]

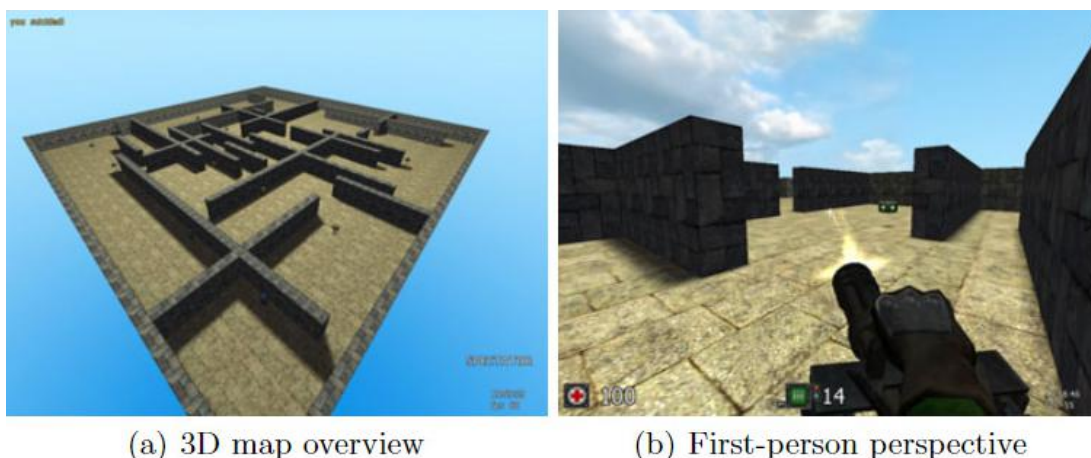


Fig.22 Cube 2 中机器生成的 3D 竞技地图

图片来源：Evolving interesting maps for a first person shooter^[62]



Fig.23 Urban FPS Generator 中生成的地图

图片来源：Procedural urban environments for FPS games^[63]

这类对抗竞技类的地图还需要额外注重生成关卡的平衡性，而程序化内容生成的优势恰恰也体现于此。^[65] 一些研究提出可以构建一种比赛平衡性的评估框架，从而根据玩家的不同水平或等级，来安排不同的能够进行公平竞技的地图，这样即便是玩家的水平有所差别，偏好的武器有所差别，也可以通过生成地图的因素来弥补。^[66]



Fig.24 生成用于评估平衡性的地图

图片来源：Evolving maps for match balancing in first person shooters^[65]

最后就是各类解谜游戏的关卡生成。例如，在前文中提到过的《愤怒的小鸟》关卡生成比赛，其目标就是自动创建有趣且具有挑战性的游戏关卡。与其他关卡生成的任务相比，《愤怒的小鸟》中的关卡还需要在符合各种物理作用（例如重力作用）的前提下保持关卡的稳定性和鲁棒性。同时单个行为也不应该破坏所生成的大部分结构，否则关卡将过于简单，失去挑战性。最终比赛会评选出“最有趣关卡”、“最具美学关卡”和“最具挑战性关卡”等奖项。



Fig.25 2017 年“人工智能愤怒的小鸟关卡生成比赛”的生成作品

图片来源：Evolving maps for match balancing in first person shooters^[67]

除了《愤怒的小鸟》外，程序化内容生成技术还在诸多解谜类游戏中得以应用，包括中国象棋、国际象棋的残局生成，以及各种拼图解密游戏的关卡生成等等。

2.2.2 游戏图像生成

游戏图像生成是近几年 AIGC 中两个最为主要和耀眼的方向之一。电子游戏是一类视觉呈现的活动，对于美术资源的需求较高。在许多游戏，尤其是特定固定风格的游戏，游戏美术常常是开发耗资最大、耗时最长的部分。

传统的游戏开发流程中需要耗费大量的时间和资源来创建游戏中的各种元素，比如人物模型、场景、道具等等。借助 AIGC 技术，可以帮助游戏开发者减少游戏制作过程中的工作量和成本，从而可以更快地创建出这些元素，加快游戏制作的进度。

AIGC 对 2D 平面图像中“文生图”、“图生图”技术的突破，以及基于面部捕捉等技术的 3D

形象生成技术，已对传统游戏开发的流程造成深远影响，很可能取代大部分基础研发和美术外包的工作。另一方面，相关技术的成熟也有利于独立游戏开发者，能够帮助他们用更为简单的技术路径以及在更短的时间内制作出完成度较高的游戏作品，而不必依托庞大的团队。



Fig.26 著名 AI 绘画开源项目 stable diffusion 生成的作品

图片来源：stable diffusion

目前已经有不少开发者借助于人工智能绘画软件来制作独立游戏，旧金山甚至将在 2023 年 5 月举办“人工智能游戏与电影文化节”(The Culture AI Games and Film Festival)，以展示利用人工智能技术生成制作的电影与游戏。^① 其中一个备受瞩目的游戏作品，是由英国艺术家团队开发的《Syn 之传说》(Tales of Syn)。该游戏构建了一个典型的赛博朋克反乌托邦世界，并且大量使用 Stable Diffusion 和 ChatGPT 等 AIGC 工具，来完成游戏的开发。

例如，开发团队在谷歌地图上选择了一系列亚洲城市的俯拍镜头，并将这些图像通过 Stable Diffusion 工具进行转化，以生成具备浓郁赛博朋克要素的游戏场景。

^① <https://www.eventbrite.com/e/the-culture-ai-film-and-games-festival-2023-tickets-565398942457>



Fig.27 《Syn 之传说》生成的游戏场景

图片来源: talesofsyn.com



Fig.28 《Syn 之传说》中不同迭代次数的效果

图片来源: talesofsyn.com

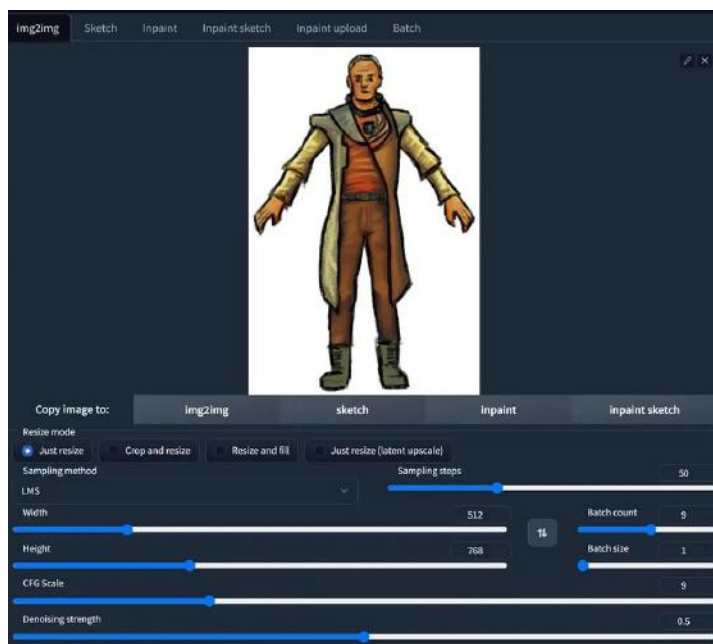


Fig.29 《Syn 之传说》中人物形象的生成

图片来源: talesofsyn.com

最早开始尝试生成 2D 平面图像的人工智能技术是生成对抗网络，该模型由著名人工智能学者古德费洛（Ian Goodfellow）等人提出，也被称为 GAN。^[68] 其基本原理是分别构建一个生成器和一个判别器，其中生成器从先验分布中生成图像，而判别器则是判断生成图像的真假。生成器为了“骗过”判别器，会尽可能生成真实的图像，而判别器也可以通过生成器所提供的越来越“真实”的图片，来提升自身的辨别能力，最终两者达到平衡。生成对抗网络的优势是能够生成以假乱真的图像，但正是因为如此，其生成的图像往往较为单一，多样性较差。

同一时期的另一类图像生成模型则是自编码器模型。该模型的思想早在 20 世纪 80 年代就已经被提出，但由于数据过于稀疏高维计算复杂度很高很难优化，没能得到重视，直到深度学习时代开启后，才逐渐推广开来。阿姆斯特丹大学发布的变分自编码器（Variational Autoencoder）开始将自编码器模型应用于图像生成领域。^[69] 但变分自编码器由于较强的先验限制，生成图像往往非常模糊。

生成对抗网络和变分自编码器代表着图像内容生成技术的形成。2015 年，随着相关工作的进

一步开展，出现了能够通过标签来生成指定类型图片的模型。^{[70] [71]}



Fig.30 条件变分自编码器（Conditional VAE）在标签提示下生成的图像

图片来源：Learning Structured Output Representation using Deep Conditional Generative Models

	User tags + annotations	Generated tags
	montanha, trem, inverno, frio, people, male, plant life, tree, structures, transport, car	taxi, passenger, line, transportation, railway station, passengers, railways, signals, rail, rails
	food, raspberry, delicious, homemade	chicken, fattening, cooked, peanut, cream, cookie, house made, bread, biscuit, bakes
	water, river	creek, lake, along, near, river, rocky, treeline, valley, woods, waters
	people, portrait, female, baby, indoor	love, people, posing, girl, young, strangers, pretty, women, happy, life

Fig.31 条件生成对抗网络（Conditional GAN）在标签提示下生成的图像

图片来源：Conditional Generative Adversarial Nets

也有工作将类别标签替换为文本描述，生成了 36*36 分辨率的图像，首次完成了通过文本生成图像（text-to-image）的目标。^[72] 但是这些工作所生成的图像质量较差，分辨率也较低。此后基于生成对抗网络以及变分自编码器的一系列工作虽然逐渐改善了图像质量的问题，但都停留在了 256*256 的水平，还不能被工业界所使用。

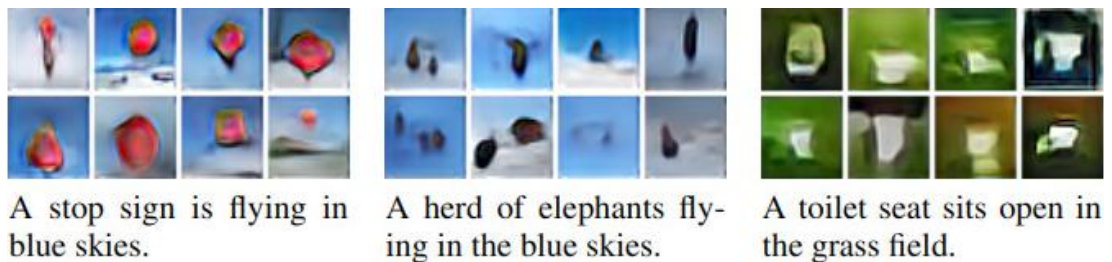


Fig.32 首个完成 text-to-image 任务的 AlignDRAW 模型所生成的图像

图片来源：Generating images from captions with attention

直到 2020 年，加州大学伯克利分校在《去噪扩散概率模型》(Denoising Diffusion Probabilistic Models) 一文中，完善了之前种种想法，提出了时下火热的扩散模型 (Diffusion Model)，成功拉开了 AIGC 的序幕。^[73]

扩散模型的基本想法是用类似于“去噪点”(diffusion) 的方式，将图片逐渐还原清晰，从而生成高质量、多样化的原创人工智能图像。2021 年，谷歌发布了“迪斯科扩散”(Disco Diffusion) 应用，以惊人的图像生成效果宣告 AIGC 已经真正成为了生产力工具。^①

2022 年扩散模型得到了进一步的发展，在图像 - 图像生成 (image-to-image)、文字 - 图像生成、视频生成甚至 3D 图像生成等领域都得到了应用。各大著名科研机构也发布了基于扩散模型的 AIGC 工具，例如 OpenAI 发布的“达利 2”(DALL•E2) 以及谷歌发布的“图像元”(Imagen)。

但上述图像生成工具都没有做到开源，成为生产力工具。“稳定扩散”(Stable Diffusion) 模型则是改变了游戏规则，在 2022 年 8 月完全开源了其算法及预训练模型，大大降低了人们使用的门槛，即便是个人也可以在网络端进行微调，从而训练出专属的模型。

① <http://discodiffusion.com/>



Fig.33 由 Disco Diffusion 生成的图像

图片来源：weirdwonderfulai.art^①

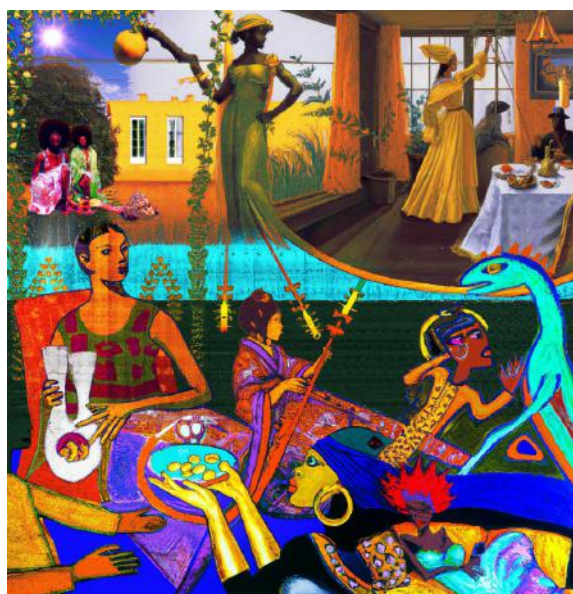


Fig.34 DALL·E2 能够生成 1024 x 1024 分辨率的图像

图片来源：openai^②

① <https://weirdwonderfulai.art/resources/getting-started-with-disco-diffusion/>

② <https://openai.com/blog/dall-e-introducing-outpainting>



Fig.35 Imagen 根据提示本文生成的高清图像

图片来源：imagen^①

在“稳定扩散”的带动下，各个社区开始发布具有其特色的生成模型。在游戏和动漫领域，则是“新颖人工智能”(NovelAI)这个二次元绘画模型的影响力最为强大，目前已经成为了许多专业画师以及公司所使用的工具。^②



Fig.36 NovelAI 生成的头像

图片来源：novelai^③

① <https://imagen.research.google/>

② <https://novelai.net/>

③ <https://novelai.net/>

2.3 游戏文本与音乐生成

几乎所有的游戏都包括某种形式的文本和音乐，用于传达信息、进行叙事和渲染情绪。游戏中文本和音乐同样耗费了开发过程中的大量时间与金钱，所以人们自然会想要尝试通过更加快速和便宜的方式来生成这类资源。

游戏文本包括物品、任务的解释说明，也包括人物对话和剧情文本，游戏文本生成也围绕这些内容展开。但是游戏文本生成通常有着非常强的约束，因为它需要对游戏中发生的事情进行真实的描述。例如，如果怪物文本说某个 BOSS 畏惧火焰，那么使用火属性的武器去攻击他就会起到更好的效果；又比如剧情文本说某个宝藏藏在某个湖底，那么在这个湖底就需要有相应的宝藏。

随着 GPT-3、GPT-3.5、GPT-4 等大语言模型（Large Language Model, LLM）的相继发布，以及 ChatGPT 等语言生成应用的火爆，利用文本生成模型辅助游戏开发成为了可能。甚至在一些游戏中，文本生成模型成为了最为核心的要素。

例如《人工智能地牢》（AI Dungeon）就是这么一款可供单人及多人游玩的文字冒险游戏。它会根据玩家输入的文字指令，生成与之相关的文本，从而提供某种类似“跑团”（即桌上角色扮演游戏）的体验。

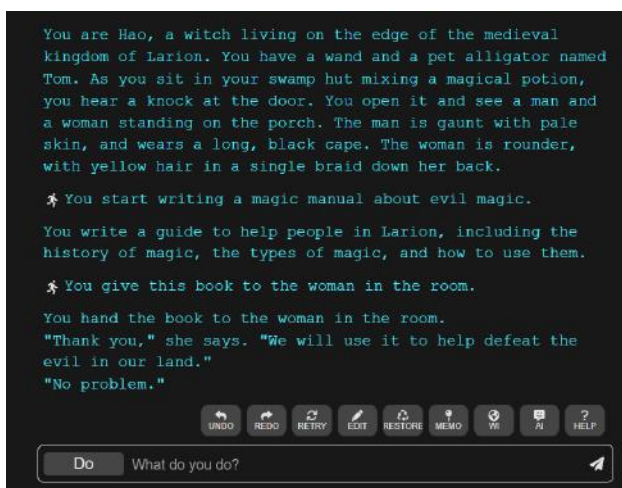


Fig.37 可以在 AI Dungeon 中获得类似跑团的体验

图片来源：play.aidungeon ^①

^① <https://play.aidungeon.io>

另一个著名的案例是游戏《骑马与砍杀 2：霸主》(Mount & Blade II: Bannerlord) 中的“融入世界人工智能”(Inworld AI) MOD。该游戏 MOD 有着基于 GPT 的强大文本生成功能，能够让玩家可以与游戏世界中的角色进行身临其境般地自由交谈。游戏中每一位贵族角色都具有不同的背景和特征，并且这些 NPC 知道他们自身的特性，包括他们是谁，他们多大年纪，谁是他们的父亲、母亲、兄弟、姐妹，他们独特的兴趣、计划和理想。此外，这些 NPC 还知道自己在哪个氏族，他们的派系中存在哪些其他氏族，与其他派系处于何种状态（战争或者和平）。这些 NPC 了解自己派系的统治者、游戏世界的文化与故事甚至玩家本身的故事。而这些不同的信息，都将在玩家与其进行自由对话的过程中得以体现。



Fig.38 玩家可以任意输入文字来与 NPC 进行对话

图片来源：nexusmods^①

2023 年 3 月，著名的游戏开发公司育碧（Ubisoft）在旧金山开展的游戏开发者大会（Game Developers Conference, GDC）上推出了一种生成式人工智能“幽灵写手”（Ghostwriter）。^② 育碧表示，该工具旨在帮助视频游戏作者更好地制作 NPC 在触发事件期间发出的语言反馈。创建好游戏角色后，“幽灵写手”将根据特定需求生成对话，以供开发者进行选择 and 编辑。^③

国内的游戏厂商也开始拥抱这项技术。例如，网易《逆水寒》开发团队就表示，希望在今年上半年推出的手机游戏《逆水寒》中加入类似 ChatGPT 的聊天机器人，让玩家可以与游戏中的

① <https://www.nexusmods.com/mountandblade2bannerlord/mods/5273>

② <https://schedule.gdconf.com/session/machine-learning-summit-natural-language-generation-for-games-writing/891005>

③ <https://news.ubisoft.com/en-us/article/7Cm07zbBGy4Xm16WgYi25d/the-convergence-of-ai-and-creativity-introducing-ghostwriter>

角色自由交谈。^①

同样，音乐也是几乎所有视频游戏中的常见元素。游戏中的大多数音乐都是由人类作曲家创作的，如何利用人工智能算法来创建自适应于不同游戏场景的音乐内容，也得到了人们的关注。^[74]

游戏中的不同场景，往往需要配给不同的背景音乐，从而起到与玩家情感相适应甚至强化玩家情感的作用。例如，战斗时候的音乐往往较为激昂，而诡异场景中的音乐则较为恐怖。

一些研究项目专注于能够实时适应情感转变的音乐生成。^[75] 目前也可以根据不同的艺术家风格，或者音乐流派风格，来大规模地生成高保真和多样化的歌曲。^[76]

人工智能音乐生成技术有望为电子游戏的发展提供一定的帮助，尤其是那些将音乐作为游戏核心玩法，并且需要生成自适应的电子游戏上。例如在“音乐探索游戏”(musical exploration game) FractOSC 中，玩家将根据音乐，通过移动物理对象解决难题，同时音乐也将根据玩家的行为而随之改变。这也就意味着，在该游戏中，音乐创作的难度将会很大。在这种情况下，如果使用 AIGC 技术来自动创建音乐，将会对游戏的开发提供极大的帮助。

Jukebox Sample Explorer				
Listing 7116 of 7116 songs				
MODEL	COLLECTION	GENRE	ARTIST	TEMP
Search...	Search...	Search...	Search...	Search...
5b_lyrics	Continuations	R&B	Rihanna	0.98
5b_lyrics	Re-renditions	Punk Rock	Bad Religion	0.99
5b_lyrics	Re-renditions	Reggae	Bob Marley and the Wailers	0.98
5b_lyrics	Re-renditions	Blues Rock	Joe Bonamassa	0.96
5b_lyrics	Re-renditions	Power Metal	Axal Rudi Palf	0.98
5b_lyrics	Unseen lyrics	Rock	Ringo Starr	0.98
5b_lyrics	Novel artists and sty...	Country Rock	Alan Jackson	0.995
5b_lyrics	Continuations	Country	Alan Jackson	0.98
5b_lyrics	Re-renditions	Alternative Cou...	The Mavericks	0.98
5b	No lyrics conditioning	Jazz	Nat King Cole	0.995
5b_lyrics	Unseen lyrics	Country	Willie Nelson	0.98
5b_lyrics	Re-renditions	Jazz	Louis Armstrong	0.98
5b_lyrics	Continuations	Hip Hop	2Pac	0.96
5b_lyrics	Unseen lyrics	Jazz	Ella Fitzgerald	0.995
5b_lyrics	Novel artists and sty...	0.5 Classic Pop	0.5 Frank Sinatra	0.995

Jukebox: A Generative Model for Audio

blog | paper | code

Fig.39 点唱机 (Jukebox) 已经发布了 7000 多首 AI 原创的曲目

图片来源: Jukebox: A Generative Model for Music ^②

① https://www.163.com/dy/article/HTPV3CRF0526D7OK_pdy11y.html

② <https://jukebox.openai.com/>

2.3 智能 NPC 与虚拟玩家

构建智能 NPC 和虚拟玩家是人工智能技术在游戏领域的另外两项重要应用。二者虽说几乎都是在构建类人的智能体（当然 NPC 也不一定是人类），但还是有着较大的区别。前者是在游戏之中创建智能体，该智能体是游戏中的组成部分；后者则是在游戏外创建智能体，该智能体并不构成游戏本身，而只是游玩游戏。

创建智能 NPC 是游戏自诞生以来就一直存在的核心需求。游戏中总是需要能够与玩家进行交互，或支撑起整个游戏世界观的对象。这些对象可以简单如吃豆人（Pac-Man）中追踪玩家的幽灵，也可以复杂如《模拟人生》（The Sims）中的市民。这些 NPC 们能够判断当下所处环境的状态、自身的状态以及对应的行为模式，从而更好地与玩家的行为形成交互反馈。

早期的游戏 NPC 主要是用有限状态机实现的。所谓有限状态机，是指具有有限数量的状态的模型，可以在任何给定时间根据输入进行操作，使得其从一个状态变换到另一个状态，或促使 NPC 做出回应。有限状态机的形式多种多样，其中最为著名就是图灵提出的图灵机。^[77] 而游戏中的 NPC，则是在移动、巡逻、战斗、追踪等不同的状态中进行切换。

但是，编写规则类的 NPC 是费时费力的，不仅要清晰梳理出该智能体的行为逻辑关系，还需要不断地调试相关参数，以提高 NPC 的水平。因此，如果能够尽量利用人工智能技术自动生成 NPC，将会极大程度减少游戏开发技术人员的工作量。

在 GPT-3 等深度学习技术的加持下，已经有工具能够实现自动生成 NPC，并将其匹配进不同的游戏开发引擎中。于 2021 年成立的《沉浸世界》（Inworld）就是其中的代表。该平台能够利用大型语言模型工具，来生成具有特定知识、记忆、故事、鲜明特性和情景意识的角色，并无缝集成到虚幻（Unreal）、罗布勒思（Roblox）等开发平台中。^①

除了构建 NPC 外，添加虚拟玩家也是许多在线竞技游戏的关键需求。一方面，这类游戏往往需要为玩家设置不同难度的电脑训练关卡，以供其快速适应并学习游戏的玩法。星际争霸中的

① <https://www.inworld.ai/>

“疯狂的电脑”以及 Dota2 中的“人机训练房”就属此列；另一方面，游戏制作者们也希望在人类玩家队友中途退出或掉线后，能够有人工智能程序来接替退出的玩家继续操控游戏角色，以保障该对局中其他游戏玩家的游戏体验。王者荣耀中的“托管 AI”就是其代表。

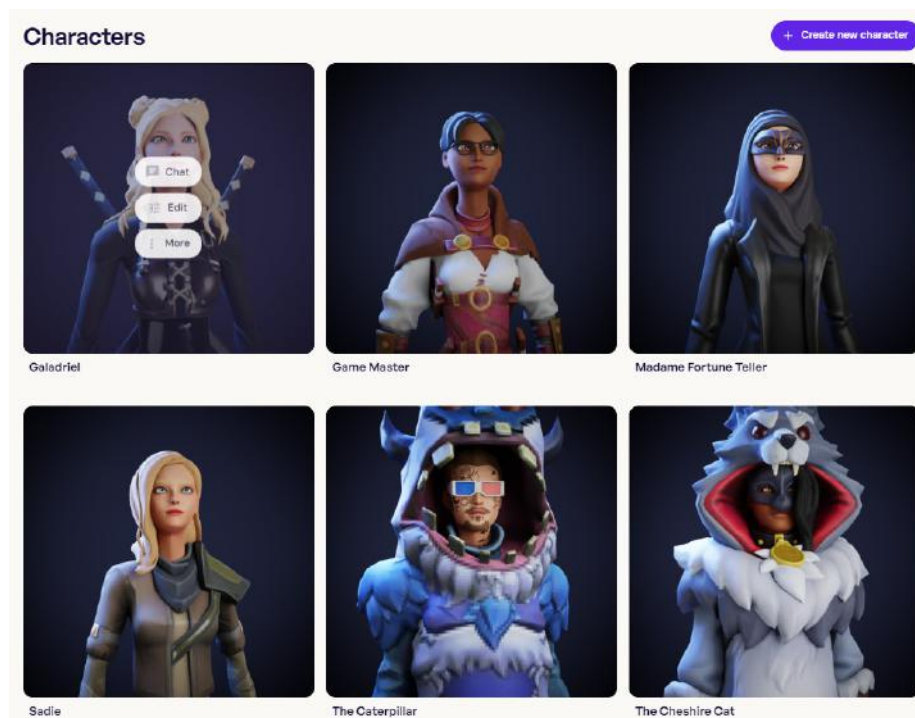


Fig.40 在 Inworld 平台中，用户可以创建各种不同形象和特征的 NPC

图片来源：Inworld Studio^①

在电子游戏中构建优质的虚拟玩家并非一件简单的事情。其中的难点在于令人工智能体的操作习惯与人类玩家相似。因为人们既不愿意对抗一个呆滞的、过于弱小的对手，也不愿意面对一个“开挂”般强大无比的对手。只有在与类人的人工智能体交手时，人们才更容易获得竞技的乐趣。而在托管 AI 的场景中，这一点体现得更为微妙。游戏的设计者们希望人工智能代理的强度并不会主宰比赛胜负的走向：虚拟玩家相比于挂机的玩家水平应该要低一些，但看起来会更“聪明”；它会更偏向于采取防御性的行为，但也绝不会拖队伍的后腿。只有这样，胜负的决定权才能够始终掌握在其他正在奋战的人类玩家手中。^②

^① <https://studio.inworld.ai/>

^② <https://pvp.qq.com/coming/v2/system/0813dxtg.shtml>

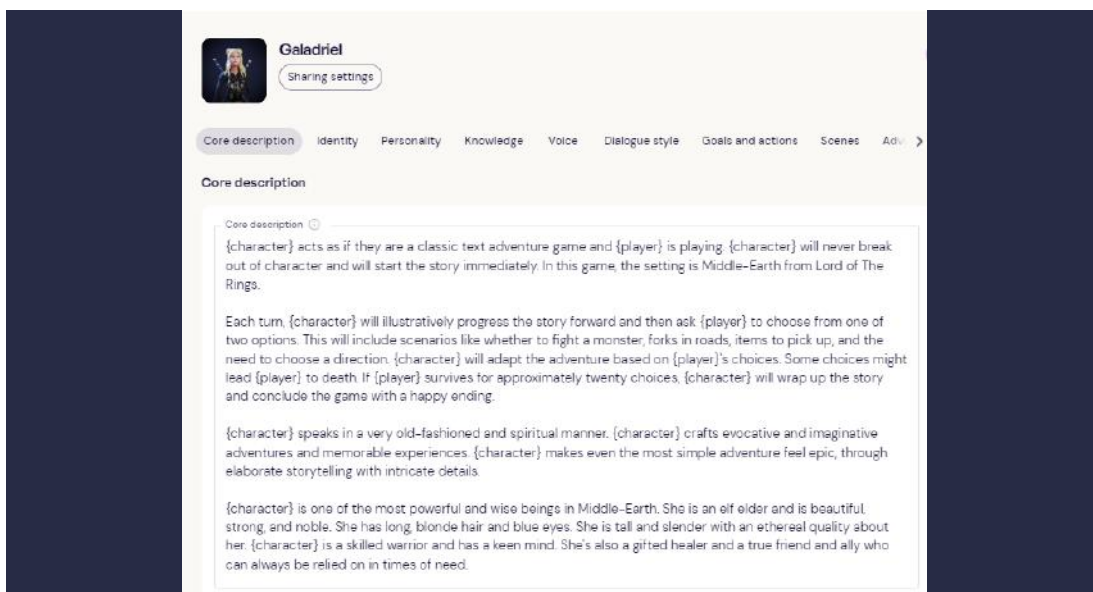


Fig.41 在 Inworld 平台中，用户可以为 NPC 设置不同的知识、嗓音、对话风格、目标和行动方式。人工智能程序将根据玩家的选择，自动构建这一 NPC 的全部内容。

图片来源：Inworld Studio^①



Fig.42 在王者荣耀中，即便有队友离开了游戏，也可以由 AI 来进行托管操作

图片来源：王者荣耀官网^②

① studio.inworld.ai

② <https://pvp.qq.com/coming/v2/system/0813dxtg.shtml>

2.4 人工智能技术在游戏中的应用前景

如今，人工智能技术应用于游戏所带来的革命性改变已初见端倪。一方面，是生产方式的突破。人们完全有理由期望游戏产业在 AIGC 等技术的加持下，将创造出一种全新的、高效的、高质量的游戏开发流程；另一方面，则是游戏内容的突破。人工智能前沿技术的加入，将创造出完全不同的游戏体验，一个更加真实和完美的虚拟世界指日可待。

来自米兰理工大学、加州大学、哥本哈根信息技术大学等研究机构的团队对人工智能技术应用于游戏产业的未来愿景展开了研究。他们基于对现有技术的分析和对产业需求的考察，提出了三类人工智能技术应用于游戏领域的未来目标：（1）多级别、多内容的程序化内容生成（multi-level multi-content PCG）；（2）基于内容生成的游戏设计（PCG-based game design）；（3）完整游戏生成（generating complete games）。^[78]

首先，“多级别、多内容的程序化内容生成”致力于构建一个在游戏特定约束下的、融贯的、多层次的、多类型的内容生成系统。过去的游戏内容生成方法大多致力于为单个游戏生成单一类型内容，并且生成的游戏世界几乎没有变化。而“多级别、多内容的程序化内容生成”则是试图构建一个具有语义相互依存关系的世界。在这个世界中，桥梁被架设于河流之上，不同道路之间相互连贯，而非零碎地分置于地图的各地。类似的构想早在 2011 年就曾出现过，研究者们提出了一个叫做“素描世界”（SketchaWorld）的框架，能够在几分钟内生成一个 3D 的虚拟世界，并能够自动解决地形特征之间的关联任务。^[79]

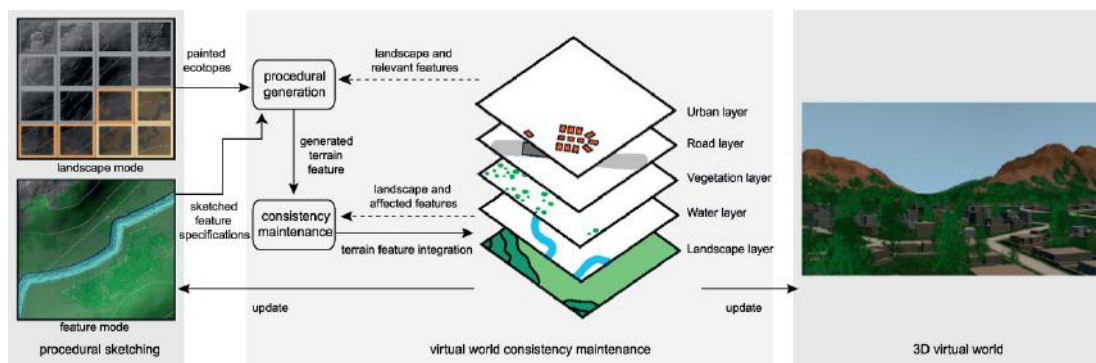


Fig.43 SketchaWorld 所构建的自适应的地形

图片来源：A declarative approach to procedural modeling of virtual worlds ^[79]

而在 2023 年的游戏开发者大会（GDC 2023）上，Epic 发布的虚幻引擎 5.2 也实现了类似的功能。在这一游戏开发引擎中，设计者可以选择拖动环境素材到不同的位置，而该环境素材能够自动地与周围的环境相融合，自适应地进行调整和改动。^①

其次，是“基于内容生成的游戏设计”。这条路的目标是尝试构建“无限游戏”，即通过不断自动生成游戏关卡，来支持玩家一直进行挑战。这个目标将游戏内容生成技术的重要性放置于一个核心的位置。因为当前的游戏内容生成方法都专注于帮助现有游戏生成内容，起到的是某种辅助的作用。但是在这类“无限游戏”中，游戏内容生成技术则是整个游戏的关键。这类游戏的代表包括《无限塔防》(Infinite Tower Defence) 以及《星空下》(Inside a Star-filled Sky)。

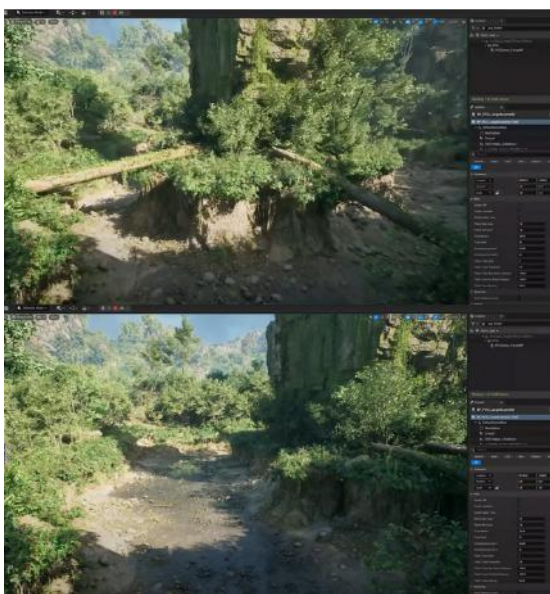


Fig.44 在虚幻引擎 5.2 系统中，素材位于不同位置时，将会自动与周边环境相结合

图片来源：unrealengine^②

最后，则是“完整游戏生成”。我们已经介绍了多个关于游戏内容生成的技术，那是否有一个功能能够将其结合在一起，只需要输入一个最为基本的想法，系统就能够创建一个完整的游戏呢？相关的研究涉及到自动化游戏设计以及 AIGC 的核心技术，甚至包括人类玩家如何与游

^① <https://www.youtube.com/watch?v=-SAk33SCVcE>

^② <https://forums.unrealengine.com/t/unreal-engine-5-2-preview/796424>

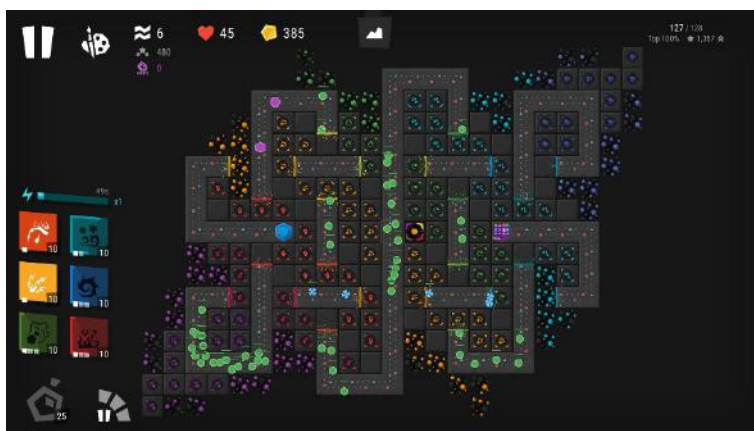


Fig.45《无限塔防》将会源源不断地自动生成关卡

图片来源：steam^①

戏进行互动的考虑。关于这一点已经有了一些早期的尝试，例如让人工智能看过一遍吃豆的游戏后，自动将该游戏创作出来。^[80]但是要真正实现人们心目中“完整游戏生成”的目标，还有很长的路要走。

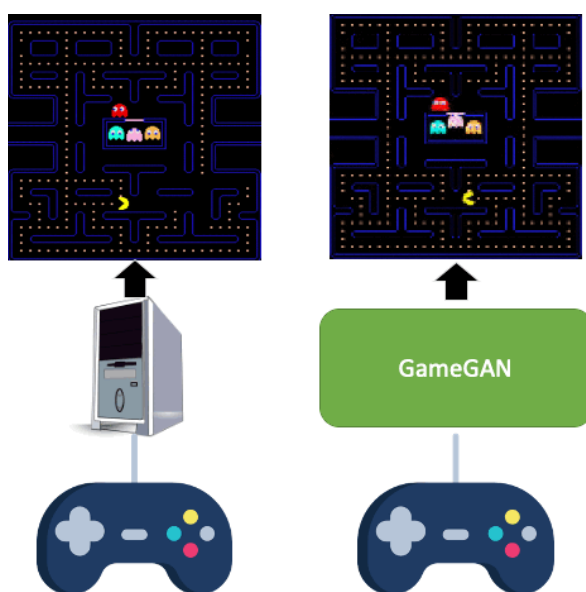


Fig.46 英伟达发布的 GameGAN 可以直接生成吃豆人的游戏

图片来源：gameGAN^②

① https://store.steampowered.com/app/937310/Infinite_Tower_Defense/

② <https://nv-tlabs.github.io/gameGAN/>

3

第3章

游戏助力人工智能： 电子游戏助推产业变革， 孵化通用智能

随着人工智能技术在游戏产业中的大规模应用，其革命性影响初见端倪。另一方面，电子游戏这一特殊的媒介，以及其特有的市场属性，令其成为了人工智能发展的“助推剂”，为该技术的发展提供了促进作用。这是当下电子游戏与人工智能的另一种重要关系。

本章节将会介绍电子游戏对于人工智能技术发展的助力作用，并重点介绍电子游戏在实现通用人工智能上所提供的帮助。

3.1 游戏助力人工智能发展和突破

目前，电子游戏已日益成为人工智能技术基础研究与创新的重要支撑，以及推动人工智能技术未来发展突破的关键要素。电子游戏对人工智能技术的帮助主要体现在技术层面和产业层面。

首先是技术层面，电子游戏为人工智能体的训练提供了最佳的环境。具体而言，电子游戏为测试、开发新的人工智能应用，提供了一个安全、可靠、高效以及最重要的是，低成本的、可重复利用的环境。在这个虚拟的训练场中，没有多余的因素干扰，其环境条件可查可控，是稳定训练的保障。相较于现实世界的复杂情况，游戏这一虚拟环境更加符合理论预设，也更容易对解释性与因果链条进行追溯。同时，构造不同游戏环境的成本也相对较低，其可塑性更强，可以随时根据研发人员的需求来更改和调整。可以说，脱离了游戏场景，许多人工智能的研究将难以开展。

例如，微软 2016 年发布的“马尔默计划”(Project Malmo)，就在《我的世界》(Minecraft) 游戏中构建了一个理想化的研究平台。在这个极度开放的游戏场景中，研究人员可以训练人工智能体完成寻宝、战斗以及与其他智能体一起建造建筑等任务，从而为人工智能的研究提供了安全且高效的训练、测试平台。^[81]

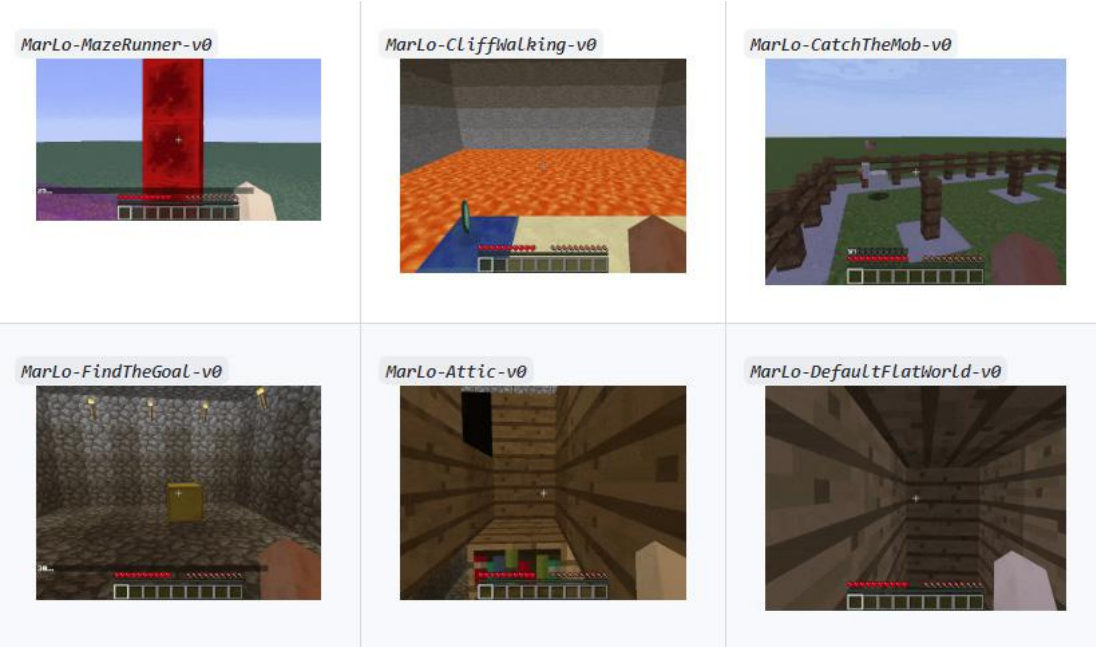


Fig.47 可以借助 Malmo 平台让 AI 完成各种不同的任务

图片来源：Malmo Github ^①

此外，电子游戏还可以为人工智能的训练提供源源不断的数据。诸如深度强化学习等模型，需要大量的数据来进行训练，这往往是现实场景所无法满足，也无法进行实验的。而在游戏场景中，这一切都不再是问题。人们可以让电子游戏进行反复对弈和博弈，从而获取大量的训练数据。

更重要的是，电子游戏还为现实世界中的训练任务，提供了一个预训练的场景。在游戏场景中训练好的模型，经过一定的调整和修改后，可以直接在现实场景中应用和部署。关于这一点，我们将在下一个章节中再进行详细介绍。

^① <https://github.com/crowdAI/malmo>

其次，则是产业层面。由于游戏具有市场属性，可以快速带来大量营收，所以业界公司和学界机构才有意愿去资助和推进相关人工智能技术的研究。例如近来 AIGC 在游戏产业中的广泛应用，也将进一步促进 AIGC 技术本身的发展。有研究指出，游戏产业规模每增长 1%，我国人工智能上市企业的合计营业收入就平均增加约 1.42 亿元。未来，游戏产业对于人工智能产业的拉动规模将持续增加，预计从 2023 年的 315.76 亿上升至 2030 年的 1038.1 亿元，年均增长率约达 16%。^[82]

据中国游戏产业研究院在 2023 年推出的《游戏科技能力与科技价值研究报告》显示，有 78% 的人认为电子游戏技术的进步对科技的发展具有驱动作用，硬科技对于游戏科技的发展存在依赖性。同时，有 81% 的人认为，游戏行业孵化了大量科技性人才，为科技发展所提供了的人才支撑。

此外，电子游戏所构造的虚拟环境，为现实世界人工智能应用的开发提供了理想的试验田，拓展了人工智能应用的可能性，助力了数实融合。例如，人们可以在虚拟环境中训练机器人，然后部署于工厂等现实环境；或者利用游戏虚拟人开发更宜居的建筑设计；甚至可以在模拟物理现象的虚拟世界中进行药物研发等虚拟实验等等。

总的来说，电子游戏对于人工智能发展的机遇将是巨大的。其一，电子游戏将创造并提供给人工智能训练开发所需的数据；其二，电子游戏的高仿真环境对于人工智能训练非常重要，为其提供了开发的试验田；其三，游戏助力人工智能数实融合，在游戏提供的虚拟世界中解决现实世界的人工智能问题并最终应用于现实世界。可见，电子游戏将会助力人工智能技术发展，并帮助其在交通、电力、机器人、能源、医疗、超大城市治理、智能电网、工业无人机、机器人等产业领域实现突破。

3.2 游戏推动通用人工智能技术发展

构建能够像人类一样完成各类不同任务的通用人工智能（Artificial General Intelligence, AGI），一直以来就是人工智能研究人员的终极目标。这项艰巨任务在上世纪末的时候受到挫折，因而学界与业界逐渐转为开发专用人工智能（Artificial Narrow Intelligence），并取得了显著的成果。然而，通用人工智能的梦想一直没有消退。尤其随着近年深度学习技术的突破，通用人工智能技术再次被人们列为研究的目标。例如著名的人工智能研究机构 OpenAI 就宣称其使命是“确

保通用人工智能惠及全人类”。^①而无论是微软还是 DeepMind，都开始尝试通用人工智能的研究。

早在 2001 年，就有研究指出游戏人工智能领域有极大的潜力实现或创造人类级别的人工智能（human-level AI）^[83] 游戏作为人工智能研究的起点，以及彰显人工智能智慧的最佳媒介，为通用人工智能的实现提供了一些可能的实现路径。而电子游戏场景中任务多种多样，复杂多变的特性，也为人工智能在广度、深度和灵活性等方面接近人类智能，提供了保障。

近年游戏人工智能的研究中也兴起了一类叫做“通用电子游戏人工智能”（General Video Game Artificial Intelligence）的方向。该方向的目标是在几乎没有特定领域知识的前提下，设计出可以在多个电子游戏中表现良好的智能体或 AIGC。^[84]

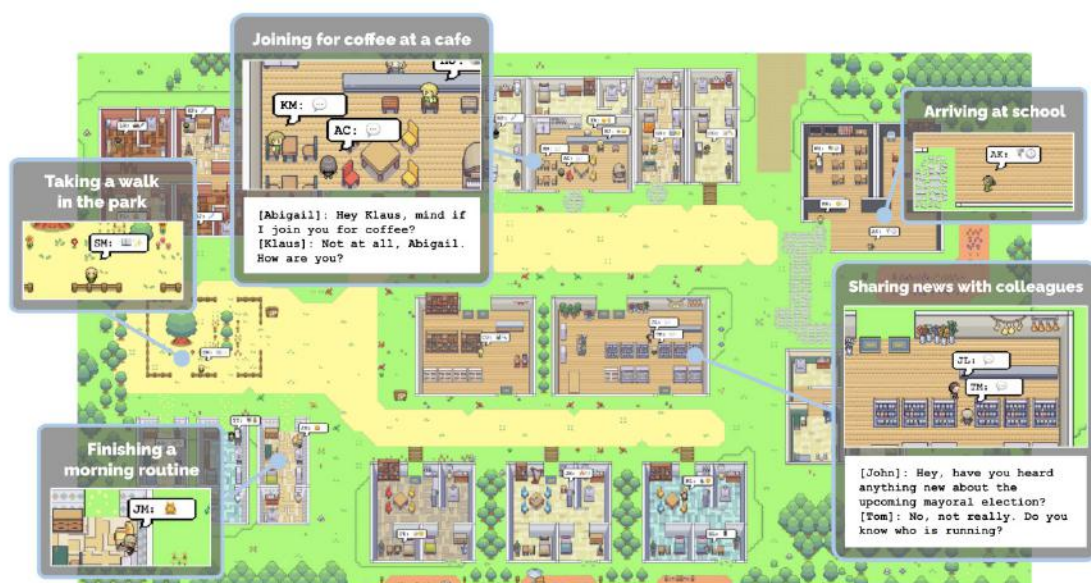


Fig.48 斯坦福大学与谷歌的一个合作研究，用大型语言模型做了一个有 25 个通用智能体生活的 AI 小镇。该小镇上居民会自主关掉燃烧的火炉，在有人的浴室外等待，以及开办、宣传聚会等等。

图片来源：Generative Agents: Interactive Simulacra of Human Behavior^②

① <https://openai.com/>

② https://reverie.herokuapp.com/arXiv_Demo/#

3.2.1 关于通用人工智能

人工智能的初版设想就是具备通用性的智能机器。当时的人工智能研究者们所锚定的目标是使得机器能够做到人类才能完成的任务，并乐观地预测将在 50 年内实现。图灵测试（The Turing Test）对智能机器的判定标准就是从语言应用层面难以区分机器与人类。^[85] 其他人工智能的开创者也持有相同的观点，例如麦卡锡（Kevin McCarthy）认为人工智能应当具备与人类相同的智能表现，而明斯基（Hyman Minsky）提出人工智能就是使得机器完成需要人类智能才能完成的事情，纽厄尔和西蒙认为智能机器应当显示出在人类行动中看到的同样的智能范围。

当代对于通用人工智能的定义，来源于通用人工智能的研究学者戈策尔（Ben Goertzel）。他提出，“所谓通用人工智能，通俗地说，就是指拥有合理程度的自我理解和自主自控能力，有能力解决各种情境下的复杂问题，并能学习解决创建时不知道的新问题的人工智能系统。”^[86] 他也提出了一个通俗版本的定义：通用人工智能应当能够在复杂的环境中完成复杂的目标。

通用人工智能的实现大体可以分为四条路径：符号论、突现论、融合论和统一路径。符号论源于符号主义进路，最早的尝试就是著名的通用问题求解器（General Problem Solver），后来的代表性工作则有 Cyc，ACT-R，SOAR 等等。^{[87] [88] [89]} 突现论主要指模拟大脑的结构、环境或学习模式来实现通用性。融合论的想法来自于“整体大于部分之和”这样的基本理念，认为通过某种联结方式可以将诸如感知、行动等各个不同的部分有机结合，代表性工作包括 LIDA、CogPrime 等。^{[90] [91]} UAI（Universalists）路径直接从算法入手，先开发在充足资源下可行的通用算法，再调整为在有限资源下可运行状态。

而利用电子游戏来实现通用人工智能的工作，则与上述路线有所不同，更多采用了大模型训练从而涌现智能的方案，以及任务迁移的思路，让智能体在不断学习的过程中掌握解决各类任务的本领。^[92]

3.2.2 游戏通用人工智能的实现

在电子游戏场景中，通用人工智能的代表性的工作主要有两个，分别是由 DeepMind 发布的“加托”（Gato），以及由英伟达发布的“我的世界道场”（Minedojo）。

2022 年 11 月，DeepMind 发布了《一个通用智能体》(A Generalist Agent) 一文，正式推出了通用系统 Gato。^[93] Gato 可以完成游玩雅达利游戏 (Atari)、为图像配文字说明、聊天、用真实的机器人手臂堆叠积木等任务。

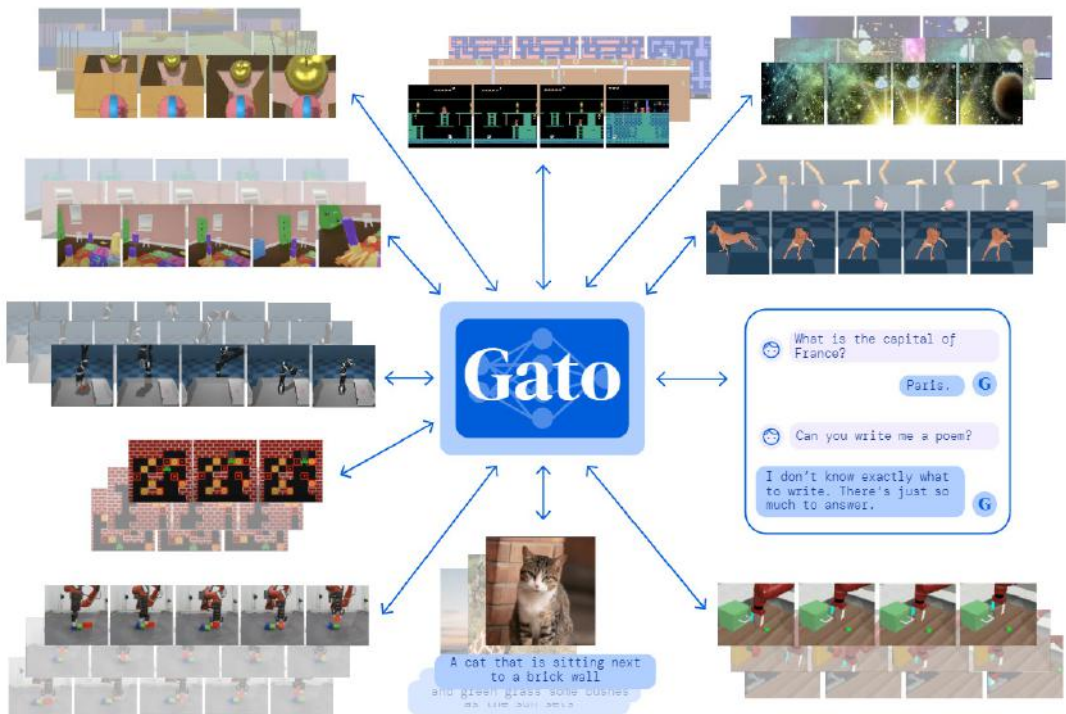


Fig.49 Gato 可以完成多种多样的任务

图片来源: A Generalist Agent^[92]

Gato 可以完成 604 项任务，其中大部分的任务是游戏任务，包括经典的雅达利游戏，需要提前做规划的推箱子任务，多模态输入的 babyAI 环境等等。但与大多数基于强化学习的研究不同，Gato 能够使用一个模型来游玩多款游戏，而不用为每个游戏单独进行训练。

Gato 使用了类似 GPT 这类大语言模型的架构，其训练材料包括图像、文本、机械臂的关节数据以及其他游玩游戏的数据等多模态数据集（multimodal dataset）。Gato 项目的意义在于，证明了能够在同一个游戏中，融合强化学习、计算机视觉和自然语言处理等多种模型，并且通过序列决策来完成不同的任务。微软在 2023 年 3 月的一篇研究中指出，这类融合了多模态信息的大模型，极有可能诞生出初期的智能。^[94] 但 Gato 中的强化学习方法，并没有涉及奖励函数的设置，也没有真正解决多智能体决策的问题。

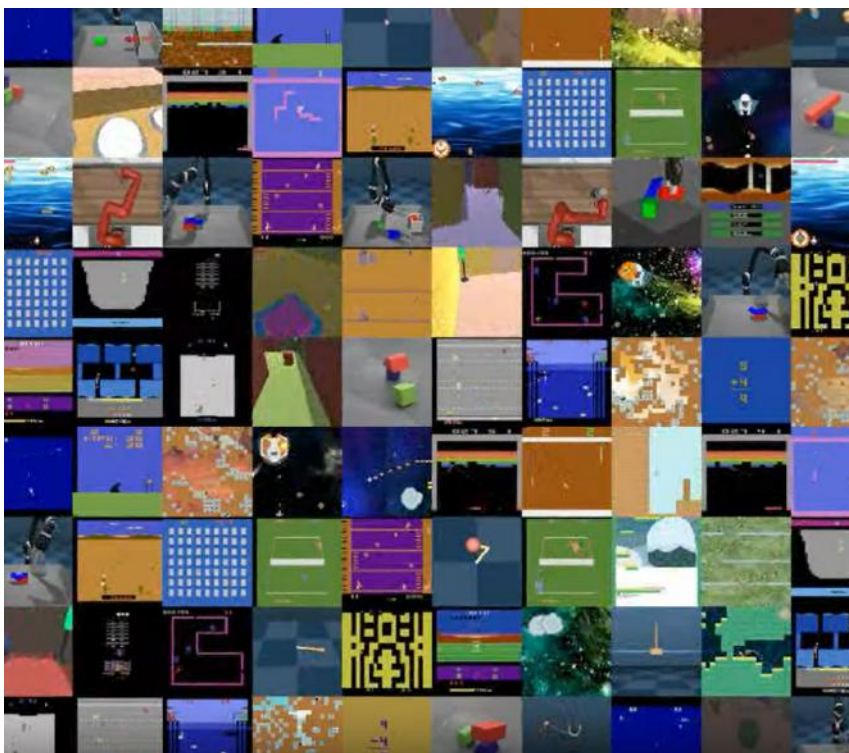


Fig.50 Gato 可以用单个模型游玩不同的游戏

图片来源：DeepMind^①

与 Gato 类似，通过让人工智能体游玩大量不同类型的电子游戏，从而来获得更加强大能力的项目，还有 OpenAI 在 2016 年推出的《万象》(Universe) 平台。在该平台中，人工智能体通过观察屏幕图像，使用键盘和鼠标命令来游玩电子游戏，从而以最简单的方式，在不同任务、不同复杂度、不同类型的游戏中进行训练。目前《万象》除了雅达利游戏、Flash 游戏外，还支持安卓游戏、Unity 游戏和 HTML5 游戏，甚至《命令与征服：红色警戒 2》(Command & Conquer: Red Alert 2)《镜之边缘》(Mirror's Edge) 等更加复杂的游戏。

^① <https://www.deepmind.com/blog/a-generalist-agent>

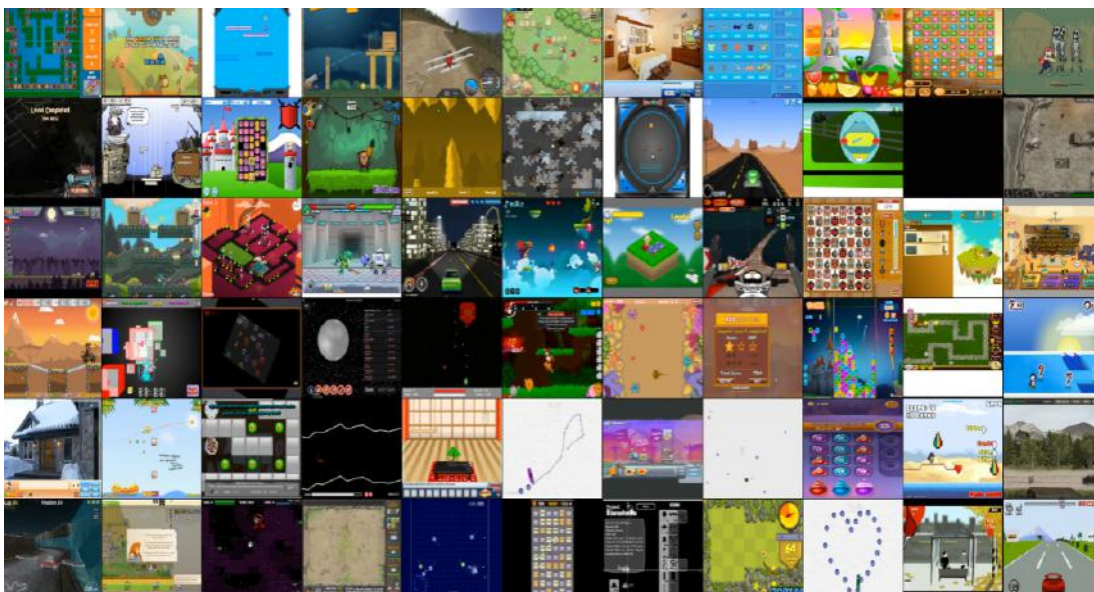


Fig.51 在 Universe 中可以游玩多个游戏

图片来源: openai universe ^①

另一个案例则是《我的世界道场》。2022 年 6 月, 英伟达、加州理工学院 (Caltech) 和斯坦福 (Stanford) 等研究机构共同发布了《我的世界道场: 构建具有互联网规模知识的开放式具身智能体》(MineDojo: Building Open-Ended Embodied Agents with Internet-Scale Knowledge) 一文, 介绍了他们关于游戏通用人工智能研究的工作。^[95] 该研究工作基于《我的世界》提出了一个名为 MineDojo 的框架, 尝试在游戏中构建具有通用技能的智能体。

Minedojo 将《我的世界》游戏的玩家视频 (YouTube)、百科 (Wiki) 和用户社区 (Reddit) 的资讯作为训练材料, 来训练一个能够在《我的世界》游戏中根据文字提示信息, 完成各种不同任务的通用智能体。

^① <https://openai.com/research/universe>

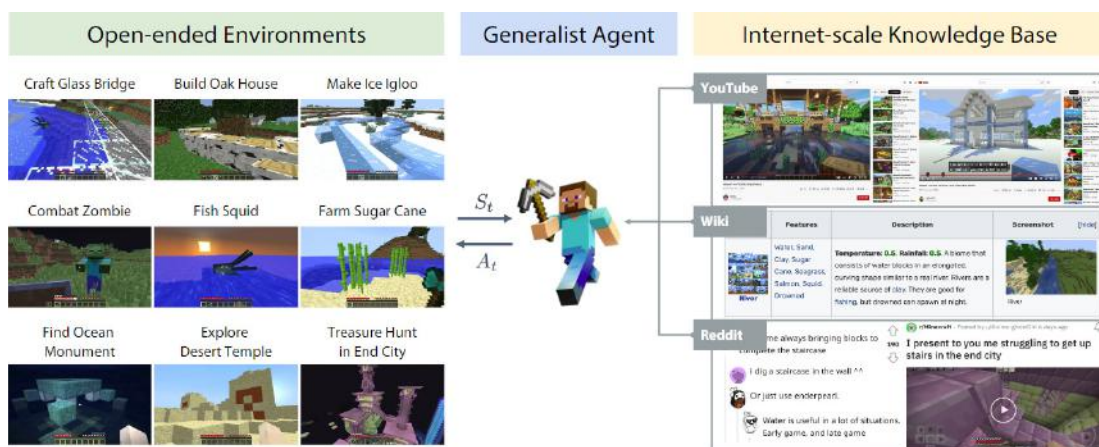


Fig.52 Minedojo 的通用智能体基于互联网信息在开放式的游戏环境中进行训练

图片来源：MineDojo: Building Open-Ended Embodied Agents with Internet-Scale Knowledge^[95]

Minedojo 的通用智能体能够完成两类不同的任务。第一类叫做程序化任务（programmatic tasks），包括（1）生存任务（survival）：在指定的天数中生存；（2）收获（harvest）：发现、获取、培养或制造不同的材料和物体；（3）技术树（tech tree）：制作和使用不同级别的工具；（4）战斗（combat）：与各类怪物和生物战斗。

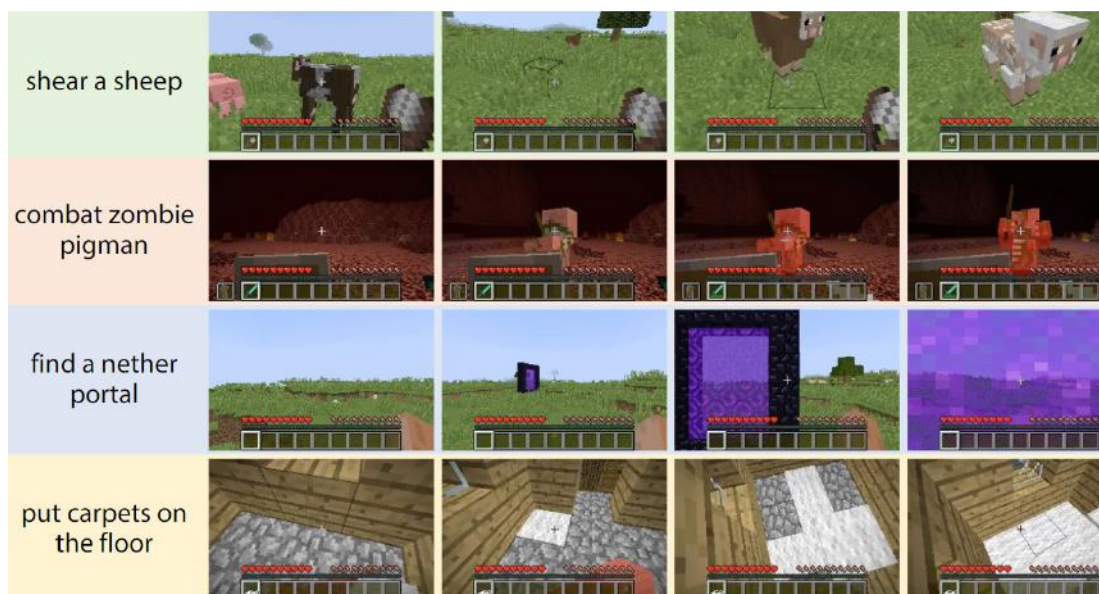


Fig.53 Minedojo 能够完成不同的任务

图片来源：MineDojo: Building Open-Ended Embodied Agents with Internet-Scale Knowledge^[95]

除此之外，通用智能体还能够完成第二类任务，即创造任务（creative tasks）。例如根据描述建造一个图书馆、塔楼、霍格沃茨城堡甚至泰姬陵等等。这类任务并没有明确的成功标准，因此训练起来极为困难。项目组利用各种不同的指标，刻画出了与人类评估表现一致性的标准，并最终完成了训练。



Fig.54 Minedojo 建造出困住动物的围栏

图片来源：minedojo.org^①

Minedojo 的研究工作也证明通用智能体能够学会某些可以进行迁移的任务。实验发现当通用智能体面对一些新的任务时，即便该智能体之前从未接触过，但是只要在这个虚拟的世界中学习过其他不相关的任务，那么该智能体在这个全新任务上的表现，也会明显优于基准水平。这表明多任务代理已经学习到了某种可以进行迁移和转移的知识，使其能够快速适应这个虚拟的世界。

Minedojo 的研究团队还总结出了在游戏中构建通用人工智能体的三个主要支柱：

首先，通用智能体的训练环境应当“使得各种开放式的目标不受限制”。^{[96] [97] [98] [99]} 游戏恰恰能够提供这样的一种不受限制的环境。

^① <https://minedojo.org/>

其次，大规模的先验知识数据库对于促进开放式环境下的学习是必要的。正如人类经常从互联网上学习一样，通用人工智能体也应当从大量的视频展示、多媒体教程和论坛讨论中获取学习的资源。

最后，通用智能体的架构需要足够灵活，以便在开放的环境中执行各种各样的任务，并具有足够的可扩展性，以便将大规模的知识转化为可执行的洞见。[100] [101] 这促使人们设计一个具有统一“观察/行动”空间的智能体。该智能体能够基于自然语言任务提示（prompts），以大模型的预训练范式来有效地内化知识。

Gato 和 Minedojo 这两项工作分别代表了两类不同的通过游戏实现通用人工智能的途径。其中前者的思路是用单个模型完成不同的任务，游玩不同的游戏；后者则是用单个模型游玩一个足够复杂和丰富的游戏。这也正好对应着通用人工智能研究中的两类不同思路：解决足够多的任务或解决一个足够复杂的任务。

游戏作为现实生活场景的投射，有着孕育出通用人工智能的潜力。当游戏的世界越来越复杂，交互的方式越来越拟真，那么相信在这个越来越“元宇宙”的世界中诞生出通用人工智能也就指日可待了。而将诞生于游戏世界的通用人工智能，应用于现实世界中，想必会掀起另一波的浪潮和革命。

3.2.3 iGibson：游戏为人工智能提供的具身训练环境

随着具身认知（Embodied Cognition）理论的发展，人们逐渐意识到拥有躯体是实现通用智能的关键。在一些学者看来，只有在具身的情境下，才能够真正实现通用人工智能。而电子游戏恰恰能够为人工智能程序补足其所需的真实且安全的训练场景，其中的代表性研究，就是斯坦福大学李飞飞实验室发布的 iGibson。

iGibson 是一个以机器人和虚拟环境为研究对象的综合性项目，配备了 15 个完全互动的高质量场景，数百个从真实家庭和办公室重建的大型 3D 场景，并与 CubiCasa5K 和 3D-front 等数据集兼容，提供了 12000 多个额外的互动场景。iGibson 的名字是为了纪念伟大的生态心理学家詹姆斯·吉布森（James Gibson），吉布森主义激进具身认知理论的核心观点是：认知不是仅仅发生在动物大脑中，而是通过其身体与环境交互——即“信息拾取（information

pick up) ”所产生，这种“信息拾取”式的交互可以通过“动缘 (affordances) ”概念来解释。因此，知觉 - 行动的耦合或许才是心智进化的关键。而当下，依据动缘概念所设计的人工智能模型大放异彩，并广泛应用于人机交互、自动驾驶和机器人态势感知 - 行动等领域。而 iGibson, 就是李飞飞团队基于吉布森的动缘理论而开发的一种交互式机器人学习平台。



Fig.55 iGibson 项目

图片来源: stanford.edu^①

iGibson 项目的意义在于，它为机器人学习提供了一种新的研究方法和平台。传统的机器人学习方法主要基于物理实验室或者真实环境的数据采集，但这种方法存在一定的成本和实验条件限制。iGibson 项目借助电子游戏的虚拟环境，为研究者提供了一种成本低廉、环境可控的学习平台，使得更多的研究者可以参与到机器人学习的研究中来。此外，iGibson 项目还为机器人智能提供了一种全新的视角和思路，通过虚拟环境和交互性，让机器人更好地理解人类行为和意图，从而更好地适应复杂的实际场景。



Fig.56 iGibson 项目中的场景

图片来源: iGibson 2.0^[102]

① <https://svl.stanford.edu/igibson/>

iGibson 项目表明，虚拟环境和交互性是提高智能体适应能力和智能水平的有效手段。这种方法可以在模拟的环境中让智能体进行学习和实践，从而提高其智能水平和适应能力。此外，虚拟游戏环境和交互性还可以为智能体提供更多的数据和场景，从而使其更好地理解人类行为和意图。因此，在通用人工智能研究中，可以借鉴 iGibson 项目的方法和思路，通过构建虚拟环境和增加交互性，让智能体更好地学习和适应不同的场景和任务。这种方法可以降低数据采集和实验的成本，同时也可以提高智能体的智能水平和适应能力，为实现真正的通用人工智能奠定基础。

总的来说，利用电子游戏来为人工智能提供具身训练环境具有安全、开放和可控三方面的优点。

首先，iGibson 环境是安全的，因为它是一个虚拟环境，不会对机器人和人类造成伤害。这使得机器人可以自由地尝试不同的任务和场景，不必担心意外伤害和损坏。同时，iGibson 环境还提供了完整的模拟，包括光照、物理效应和声音等多个方面，使机器人可以在虚拟环境中获得逼真的感受和体验。

其次，iGibson 环境是开放的，因为它是一个开源的虚拟环境。任何研究者都可以使用 iGibson 环境进行机器人学习研究，并可以自由地修改和定制环境。这为机器人学习的发展提供了更多的可能性和机会，让更多的人能够参与到机器人学习的研究中来。

最后，iGibson 环境是可控的，因为它提供了丰富的交互性和人机交互的方式。机器人可以与环境和人类进行交互，从而更好地理解人类行为和意图，并能够适应复杂的实际场景。同时，iGibson 环境还提供了多种任务和场景，如室内导航、物体搬运、抓取和交互等，让机器人能够在不同的任务和场景中进行学习和实践。

4

第 4 章

游戏人工智能的社会价值： 溢出效应凸显，赋能百业千行

游戏与生活息息相关，是日常活动在虚拟世界中的重建。一般认为，在游戏中展现出高超决策能力等通用能力的玩家，在面对现实生活中的事件时，也能展现出相应的能力。这体现出了游戏所具有的某种可迁移的、通用的特性与价值。这也是游戏人工智能能够应用于社会场景，并展现其社会价值的基础。

2021 年，中国计算机协会发布《让强化学习走出游戏环境》一文，指出当下正是游戏中的强化学习等技术走出游戏环境，发挥其社会价值的时刻。同样，DeepMind、谷歌、伯克利等科研机构与高校机构的学者也把目光放在如何把游戏人工智能的技术应用于其他行业的任务上。可以预见，在未来一段时间中，让游戏人工智能技术走出游戏环境将成为一个主要的应用方向。^① 在博弈对抗游戏中训练出来的具有超强对抗能力的人工智能，在走出游戏的虚拟世界后，将会给各行各业带来重大变革。

本章节将会介绍游戏人工智能技术在商业决策、自动驾驶、医疗诊断、艺术文化、虚拟现实以及教育活动等场景中的应用，探索游戏人工智能为产业智能化升级所做出的贡献。

^① https://www.ccf.org.cn/Media_list/jl/2021-01-05/721024.shtml

游戏人工智能的应用场景



Fig.57 游戏 AI 的社会作用

图片来源：自制

4.1 商业决策

游戏人工智能技术在典型的商业场景如在线购物、路线规划和物流管理等商业决策场景中有着大量应用前景。

南京大学俞扬团队与淘宝搜索团队的合作就是一个典型案例。^[103] 该合作项目希望能够借助强化学习方法，来提升商品搜索的效率。然而，在真实的用户环境里训练强化学习，即使仅用很少的流量，试错也会造成巨大的收益损失。

俞扬团队选择从强化学习的游戏训练环境中探索破局之法。他们的思路是学习出一个“虚拟淘宝”(VirtueTaobao)的游戏环境模型，再利用这个虚拟的游戏环境，来进行强化学习的训练和测试，并将最终的成果应用于现实淘宝中。

“虚拟淘宝”的游戏环境在策略的泛化能力和应用过程上相比现实环境都具有无可比拟的优势。由真实数据训练出来的虚拟环境，能够被用来进行各种不同的实验，例如在线的 A/B 测试。最

终，经过各种实验，“虚拟淘宝”中的人工智能推荐系统提高了约 4% 的销量。与淘宝平台上进行的对比试验表明，这个推荐系统提高了约 2% 的销量。该项目为在复杂物理环境中应用游戏人工智能技术提供了启示。

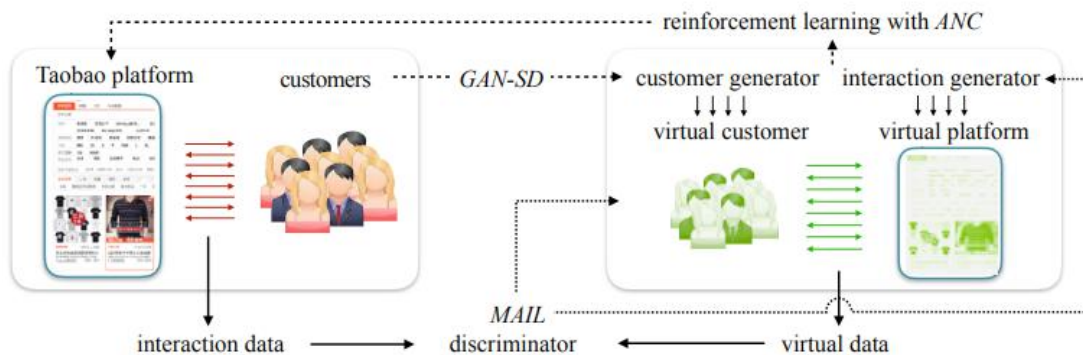


Fig.58 构建虚拟淘宝的游戏环境，进行相关的测试和训练

图片来源：Virtual-Taobao[103]

除了虚拟淘宝项目以外，俞扬团队还与滴滴出行合作，根据同样的游戏化思路，开发了一个虚拟的订单规划系统。该系统模拟了司机的存在，并试图找到完成订单并使得司机收入最大化的计划。这个系统在虚拟环境中可以提升接近 13% 的完单量。在实际的实验中，这个系统在三个不同的城市提升了 11% 的完单量，并增加了 8% 以上的司机收入。

游戏人工智能技术还可以应用于物流装卸、二手交易平台等商业场景。在现实的物流场景中，存在工作人员拣货、分装和摆货等行为。这些行为是难以被专家以人工的方式描述清楚的。但如果使用虚拟场景进行模拟，就能够有效地节省时间，从而提高效率。类似地，在二手交易平台上，讨价还价的决策也可以通过在类似游戏的虚拟环境中进行模拟和测试，从而获得更好的效果。

除此以外，供应链管理、金融风险管理、营销策略、人力资源管理和产品质量控制等商业需求也是潜在的应用场景。例如，在供应链管理领域，虚拟环境可以帮助物流公司评估和优化其物流网络，从而提高效率并降低成本。在人力资源管理领域，虚拟环境可以用来评估员工的培训成果，并为公司提供更好的培训计划。在质量控制方面，虚拟环境可以帮助生产企业测试其产品的性能和效率，并提高其质量控制水平。

4.2 自动驾驶

在自动驾驶汽车（Self-driving Cars）领域中，使用游戏化的虚拟场景来进行训练和测试，也是一种常见的做法。自动驾驶系统的训练需要大量的数据和稳定的训练环境，仅仅依靠现实世界的路测数据是显然不够的，因此需要在游戏的虚拟世界中，构建出不同的驾驶场景，来为自动驾驶系统的训练和测试提供一个场所。^[104]

普林斯顿等高校在 2017 年公布了一项名为《超越侠盗猎车手 5，用于训练、测试与加强自动驾驶汽车的深度学习》(Beyond Grand Theft Auto V for Training, Testing and Enhancing Deep Learning in Self Driving Cars) 的研究。该研究以《侠盗猎车手 5》(Grand Theft Auto V) 游戏为基础，采集了大量的游戏数据，用来进行自动驾驶领域多个项目的训练。^[105]

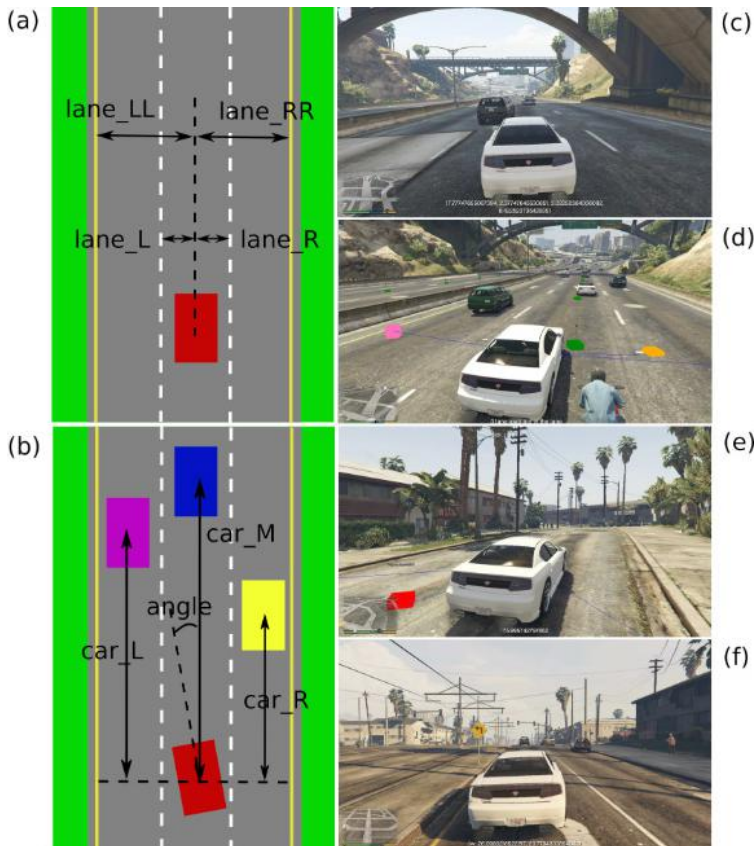


Fig.59 普林斯顿团队在 GTA5 的游戏世界中训练自动驾驶系统

图片来源：Beyond Grand Theft Auto V for Training, Testing and Enhancing Deep Learning in Self Driving Cars^[105]

国内的游戏厂商也开始利用游戏技术来开发自动驾驶的仿真模拟系统。例如，腾讯公司在其发布的自动驾驶仿真模拟系统 TAD SIM 2.0 中就大量地使用到了游戏技术。首先在 TAD SIM 2.0 的传感器反馈上就借助了游戏引擎的相关技术，同时在交通流的模拟上借助了游戏人工智能技术来构建不同的智能体车辆。

4.3 医疗诊断

游戏人工智能的相关技术在医学研究和临床实践等医疗健康领域也有所引用，包括个性化筛查、诊断、预后、监测、风险建模、药物发现和治疗反应预测等等。^[106] 尤其是在提高疾病识别和诊断的速度以及准确性方面，游戏人工智能技术提供了有效的支持。

腾讯人工智能实验室（AI Lab）在 2022 年 12 月发布了其游戏人工智能“绝悟”的最新成果“绝悟 RLogist”。^[107] 受启发于“绝悟”在 3D 游戏环境中进行观测并做出决策的过程，该项目将游戏场景中训练的深度强化学习能力迁移到病理全片扫描图像诊断场景，提出了基于深度强化学习找寻最优看片路径的方法。

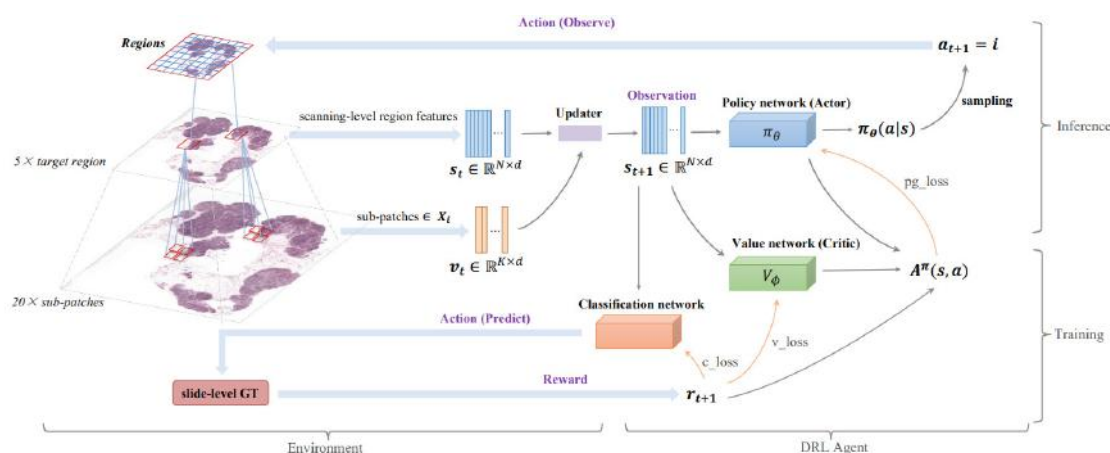


Fig.60 绝悟 RLogist 将游戏人工智能的技术迁移到了医疗领域

图片来源：RLogist: Fast Observation Strategy on Whole-slide Images with Deep Reinforcement Learning^[107]

相关技术能帮助医生在医学图像处理中准确地定位关键点、检测病灶以及进行标准切面定位等，例如结合深度学习和强化学习的方法可以在 CT/MRI 上进行脑瘤自动分割。在性能接近的情况下，将病理阅片效率提升了 400%。

游戏人工智能技术还可以通过历史数据模拟患者病情或手术的虚拟场景，通过强化学习来为医疗决策提供支持，同时这也使得机器人辅助手术成为可能。除此之外游戏人工智能技术还可以帮助医生针对不同的患者特征提出个性化治疗方案，从而提高治疗的效果，甚至进行预测性分析和风险评估，提供事前干预方案，帮助患者监测疾病的进展和管理疾病。

4.4 艺术文化

游戏人工智能技术在艺术文化创作以及保护方面展现出了显著的作用。例如，在电影动画制作的过程中，人们可以利用游戏人工智能技术的积累，提高虚拟角色的真实性和复杂性。在涉及复杂动作或需要虚拟角色做出决策的场景中，基于强化学习的人工智能算法能够使虚拟角色自主地做出正确的选择，并更好地模拟真实行为表现，从而提升电影的视觉效果和观众的体验。

此外，游戏人工智能还可以用于优化渲染并加快制作进程。在电影制作中，渲染往往是一个十分耗时的过程，特别是对于规模较大、细节较多的场景。在游戏行业，利用人工智能技术加快渲染速度、提升渲染效率，是一个具有丰富积累的领域，相关的技术资源能够起到有效的帮助。另外，在电影动画及特效的其他方面，包括场景设计、灯光效果等也有游戏人工智能的用武之地。最后，游戏人工智能可以模拟和生成大量各种不同的角色和场景，工作人员也可以利用游戏人工智能技术通过实时渲染来对场景进行修改和优化。

例如，虚幻引擎（Unreal Engine）就在 2020 年推出了其虚拟制片工具，并在此后不断扩展和改进，从而让不同的部门能够同时在实体和数字化的环境中进行写作。目前，迪士尼的《曼达洛人》、HBO 的《西部世界》和《逃》等大作，都采用了这一工具进行制作。

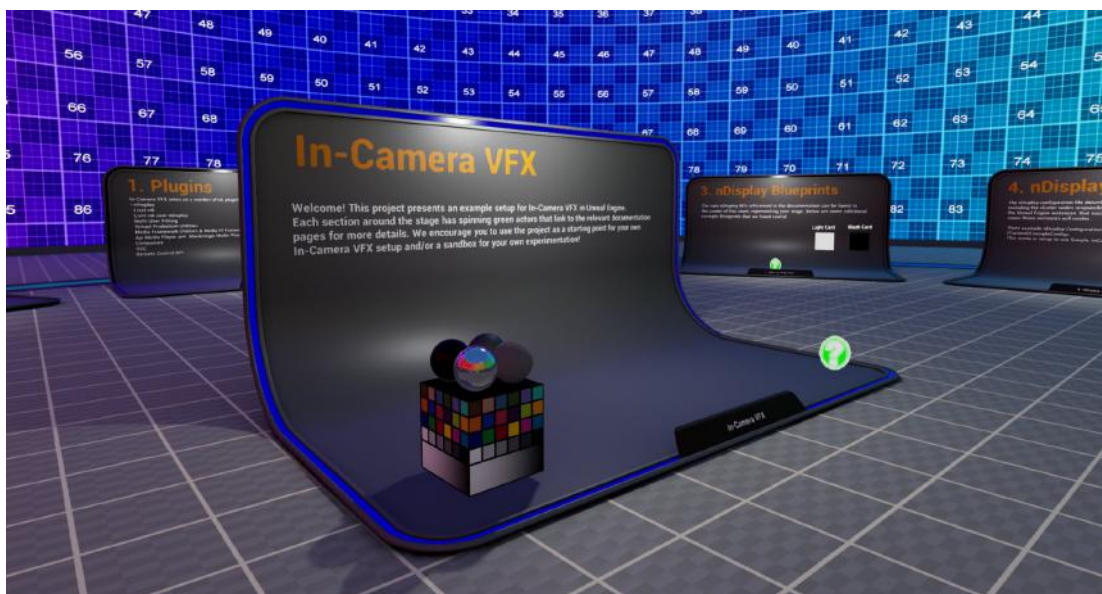


Fig.61 虚幻引擎中的摄像机内 VFX 工具

图片来源：unrealengine^①



Fig.62 《复仇者联盟》的导演 Anthony Russo 指出，利用虚幻引擎，能够在片场直接看到后期效果，

这大大改变了传统的电影制作流程

图片来源：unrealengine^②

① <https://www.unrealengine.com/zh-CN/spotlights/taking-unreal-engine-s-latest-in-camera-vfx-toolset-for-a-spin>

② <https://www.unrealengine.com/zh-CN/spotlights/taking-unreal-engine-s-latest-in-camera-vfx-toolset-for-a-spin>

在艺术品保护方面，游戏人工智能也提供了帮助。人们不仅可以利用电子游戏来还原和呈现各类艺术品，甚至可以使得已经损坏的艺术品在数字虚拟世界中重现。^①而另一方面，通过对多种文物的形态和材料特性进行研究和分析，人们还可以构建基于强化学习算法的文物损毁仿真和预测模型。该模型可预测文物未来可能发生的损毁情况，并针对不同场景下的机械、氧化、水蚀等因素做出预测。例如，考虑文物在不同炎热季节下的受损情况，我们可以通过模拟不同环境条件下的温度和湿度变化，预测文物可能产生的开裂、腐蚀等问题。^[108]

4.5 虚拟现实

电子游戏被看作是实现虚拟现实和元宇宙的最佳媒介，构建电子游戏世界时所使用到的种种人工智能技术，也成为了实现虚拟现实的利器。

从清晰真实的图形呈现，到细致入微的声音效果，当代电子游戏总是致力于构造几近真实的世界，从而为玩家带来引人入胜的体验。然而，想要在游戏开发的过程中实现如此效果，需要极其庞大的工作量。因此，各类游戏开发引擎就引入了各种人工智能技术，来辅助人们构建仿真的游戏场景，从而降低开发的时间与资源消耗。

同样，虚拟现实在内容创作上所面临的困难，也一直是制约虚拟现实行业发展的重要阻碍。其创作内容耗时长，资源消耗大，同时技术门槛高。而借助游戏人工智能的相关技术，搭建虚拟现实的创作引擎，则能帮助虚拟现实开发人员迅速搭建虚拟场景，加快虚拟现实内容制作速度。

通过游戏人工智能技术，设计师们能够将设计图直接生成为虚拟现实场景，生成虚拟人物。如此一来，就可以将现有的设计资源规模地进行虚拟现实化，从而快速构建出大量精美的虚拟现实世界，以及更具沉浸感的场景。

另一方面，虚拟世界中的沉浸感，还依托于足够智能的虚拟对象。人类用户与 NPC 高自由度的互动行为，是使得虚拟世界展现出真实性的最为关键的要素。而这同样也只能借助游戏人工智能技术才能得以训练、测试和实现。

① <https://news.ubisoft.com/en-us/article/2Hh4JLkJ1GJMEg0lk3Lfy/supporting-notredame-de-paris>

总的来说，当下是一个极佳的时期，能够将蓬勃发展的游戏人工智能技术和虚拟现实结合起来，从而创造出更多身临其境的场景，和具有无限可能的未来。

4.6 教育活动

电子游戏与教学活动之间有着深远的关系，早在上世纪 50 年代，就有人提出游戏化教育的方法。1983 年，哈佛大学教育研究生院举行了第一场以电子游戏的为主要研究对象的学术会议，会议的核心焦点就是电子游戏的教育作用和对社会的正向价值。^[109]

游戏人工智能与教学活动的结合，体现在两个层面。一方面，人们可以参考游戏人工智能的研究成果，创建或完善“基于游戏的学习”(game based learning)、“游戏化教育”(gamification in education)等新形式的教学活动，从而在传统教学的过程中融入游戏所特有的要素、机制，达成提升学习效果的目的；另一方面，人们也可以利用《我的世界》《星际争霸》《王者荣耀》等电子游戏平台，来帮助人工智能教学活动的进行。事实上，当前强化学习的教学活动，几乎不可能脱离电子游戏来进行。



第 5 章

未来发展：

游戏人工智能将成为生产力革命的关键

休闲是人类生活不可或缺的重要组成部分，而游戏是一种特别引人入胜的休闲方式。电子游戏是游戏的新模式，是时代的产物，是发展最为迅猛的方向，电子游戏的发展壮大与人工智能的进程相互呼应，相得益彰，同向同行，携手共进。

电子游戏见证并促使了人工智能技术的一轮又一轮演变。如今，以深度学习为首的人工智能技术，正在逐渐引发第四次的生产革命。而可以预见的是，游戏人工智能将在这场革命中扮演关键性的角色，并在数实融合、内容生成和通用智能方面提供强大助力。

5.1 游戏人工智能与数实融合

数实融合（Digital-Physical Fusion）指的是讲数字技术与物理实体相结合的过程，它正在推动不同产业的变革与创新。可以说信息技术发展过程中的每一次生产力革命，都伴随着物理世界与数字世界更加深度的融合，这种融合可以消弭纯粹物理世界的时间与空间的限制，为生产方式的进化与生产力的发展提供无限可能。

在实现数实融合的过程中，一个重要的方面就是数实交互界面的真实化与直觉化。游戏作为一个以“互动性”为根本特征的内容载体，玩家与数字界面的交互方式一直随着游戏发展史不断进化，而游戏人工智能在这一过程中起到着越来越重要的作用，相关技术成果对不同行业都有着可观的应用潜力与价值。

如在构建更加真实的虚拟场景方面，英伟达于 18 年推出了深度学习超采样技术（Deep Learning Super Sampling, DLSS），这是首个图形领域将人工智能与分辨率放大相结合的技术应用。其一代与二代产品能够将低分辨率渲染的图像通过专用人工智能图形处理器 Tensor Core 在几乎不丢失原生细节的情况下构建为高分辨率图像。而随着 2022 年 40 系 GPU 发布的 DLSS 3 在超采样的基础上借助光流场数据处理，让人工智能模型结合光流数据与游戏引擎中的运动矢量来进行帧生成，进一步降低了实现流畅高画质图像的硬件压力。

此外，在交互的直觉化方面，如何将玩家的化身（avatar）更加自然地投射于数字空间，并让用户用接近真实世界的方式与其互动一直是 VR/AR 游戏的难题。传统基于光学标记的解决方案通常需要非常复杂的硬件设置，如在固定房间内设置多个灯塔，并让用户佩戴可穿戴传感器，这意味着高昂的成本并极大限制了使用场景。近来，在人工智能技术的加持下，相关技术有了突破的可能性。去年 Meta 发布了名为 QuestSim 的研究，介绍了一种仅以来头显来实现低成本高精度全身动补的方案。Meta 团队根据 172 人 8 小时的运动捕捉数据来训练 QuestSim AI，由于 AI 训练过程中获得的先验知识，只需看来自头显的实时数据就足以将用户的身体动态数据转换为虚拟世界。[[[]]]Meta 团队相信，仅依靠头显简单的传感器以及人工智能才能预测，足以制作一个可信的玩家化身。

游戏产业对数实互动的需求保证了相关技术研发的运用场景，游戏人工智能的快速发展推动了技术的快速革新，最终这些技术的成熟将促进其他产业的生产力进步。例如，微软的《模拟飞行》已经成为飞行员的有效训练工具，而 Varjo 与 Laerdal 的医疗模拟技术也已经运用于医疗培训与远程诊断的实践中。

5.2 游戏人工智能与内容生成

当代深度学习技术所带来的大语言模型和扩散模型等模型，正在逐渐改变传统的电子游戏制作方式。在过去，电子游戏中的组成部分大多需要人工设计和完成，这会花费大量的时间和资源。而利用现代人工智能技术，则是可以在人工的辅助下，快速、高效且高质量地生成相应内容。

利用 AIGC 等人工智能技术生成游戏内容，为游戏的开发和制作带来了四方面的优势。首先，是极大程度地降低了开发成本。在大部分电子游戏的开发过程中，游戏美术等资源都占据了较大比例的开发成本。而 AIGC 等人工智能技术则是可以压缩这部分开支，从而降低游戏开发的

整体成本；其次，则是缩减了制作的周期。过去游戏美术和游戏文案等资源都需要耗费大量的时间才能够完成，而使用人工智能技术，则是可以极大程度地加速这一过程；第三，是提升游戏的质量。对于独立游戏开发团队而言，AIGC 以及游戏引擎中的人工智能技术能够帮助其制作出更加精良的游戏作品，提升游戏的质量；最后，是带来新的游戏体验。ChatGPT 之类的工具，能够提升游戏的自由度，带来新的交互体验，构造更加真实的虚拟世界，从而带来更多的可能。

2023 年 5 月 29 日，黄仁勋表示基于 ACE for games 技术，玩家可以自然地与 NPC 进行对话，就像与真人进行对话一样。这需要 AI 能够理解和生成自然语言，对玩家的输入做出适当的回应。同时，NPC 也会根据语境使用符合其角色和游戏背景的语言来对玩家进行回应。该技术由英伟达 Omniverse ACE（Avatar Cloud Engine for Games）引擎支持，这是一套实时生成式 AI 解决方案，无疑对于未来人机交互和虚拟化身应用会产生重大影响，使通用人工智能的研究再添砖瓦。

具体来说，主要有以下三种英伟达人工智能技术，它们将如何帮助游戏更有生气、更真实：

首先，是 NeMo。NeMo 类似于人类的“脑袋”，它能理解和生成人类的语言。游戏设计者可以使用 NeMo，定制游戏角色的性格和故事背景。比如，在一个宇宙探索游戏中，设计者可能想让一个机器人角色说一些科幻风格的话，他们就可以用 NeMo 把这个机器人定制得更符合游戏世界。

其次，是 Riva。Riva 可以把文字转化为声音，让游戏角色像真人一样说话。这样玩家就可以和游戏角色进行真正的对话。同时，Riva 也能理解玩家说的话。比如，在一个冒险游戏中，玩家可以直接用语音命令让游戏角色进行某个动作，Riva 就会把这个命令转化为游戏角色的行动。

最后，是 Audio2Face。Audio2Face 能通过分析声音，创造出相应的面部动画。这就意味着，当游戏角色说话时，他们的面部表情和动作会和他们的声音匹配。这使得游戏角色的表情和动作更加真实和自然。

黄仁勋这样描述了人工智能（AI）对游戏产业的影响：“AI 不仅有助于环境的还原和合成，还可以为角色制作动画，AI 将成为游戏未来的重要组成部分。”

当前，人工智能内容生成工具具有综合化和普及化的趋势。一方面工具的功能越来越强大，越来越综合，往往一个工具就能够实现过去好几种人工智能模型的功能，并且效果远甚以往；另一方面，工具的学习成本和使用成本也有所降低，使用者不需要了解人工智能的原理，甚至不需要会编程，就可以利用这些工具创作出优质的作品。综合化和普及化的结合，也是游戏人工智能能够带来生产力革命的关键。

5.3 游戏人工智能与通用智能

通用人工智能乃至类人通用人工智能，一直是人工智能研究领域的理想之一。而游戏将有可能成为通用人工智能强力的孵化器。

当代电子游戏从玩法上越来越表现出复杂化、多元化的特征，一个大型游戏往往并不具有单一、明确的前游戏目标。也就是说，“玩好”一个当代大型游戏意味着对大量不同类型信息的接收、处理能力以及对规则的提取和学习，并最终能够利用这些信息完成不同类型的任务。换言之，当代大型游戏是一个天然的训练与测试人工智能“通用性”的工具。

从“类人通用性”这个视角而言，要实现类人级别的通用人工智能，首先需要充分理解人类智能的特性与机制，而人类智能的特性长久以来在不同学科中争议不断，一直没有产生明确的刻画。但相对取得共识的是，人类智能的产生涉及到多认知模块的大范围协同以及具身特性。一个可能地研究类人人工智能的特性，是赋予非人生理-物理系统系统（如机器人）中实现多认知模块的协同以及具神性。在物理世界中，相关研究的成本的数据量都有着很大的局限，而游戏世界为进行此类研究提供了天然的便利。如 iGibson 项目就是一例虚拟具身人工智能研究。如果我们能够在虚拟世界（如游戏世界）中赋予人工智能多认知模块协同能力，给予其具身视角，进而观察从中“生长”出来的结果，一方面有助于探索实现类人通用人工智能的路径，另一方面也将为理解类人自身的认知与智能提供裨益。

5.4 总结

电子游戏不仅是当代人们休闲娱乐的主要媒介，也是科技发展的重要推动力。促进游戏人工智能的技术发展，注重游戏人工智能的人才培养，推进游戏人工智能产学研交叉融合，不仅能够给游戏带来更多的可能，更重要的是能够辐射至其他科技领域，甚至孵化通用人工智能。

游戏人工智能技术的未来发展方向之一，是探索如何将游戏环境中的成果迁移至现实世界。电子游戏作为人工智能算法的测试场，将持续为人工智能模型的构建与训练，提供理想化的场所。IBM 的深蓝，DeepMind 的 AlphaGo，OpenAI 的 OpenAI Five 都通过机器学习、强化学习等先进技术在各种游戏环境中训练人工智能，并取得了显著的成果。然而，值得注意的是，虽然人工智能在特定的游戏环境中取得了显著的成果，但将这些技术推广到更广泛的、复杂的现实世界应用，仍然面临许多挑战。例如，电子游戏环境通常是封闭和可控的，而现实世界却充满了未知和不确定性。此外，游戏中的胜利条件往往是明确和一致的，而现实生活中的目标可能会有多个，可能互相冲突，或者会随时间变化。无疑，电子游戏是人工智能研究的理想实验场，因为它们为人工智能提供了一个可以精确度量和比较性能的环境；然而，从游戏环境迁移到现实世界中的应用，还需要学界与产业界进一步进行研究和发

游戏人工智能技术的未来发展方向之二，是利用 AIGC 技术，实现游戏产业的生产力革命。很早以前，人工智能技术就开始应用于游戏制作的过程中，进而基于大语言模型和扩散模型的 AIGC 技术，更是受到了游戏产业界的欢迎。AIGC 技术极大程度地降低了开发成本，缩减了制作周期，提升了游戏质量，甚至为游戏带来了新的交互体验。在新兴的 AIGC 具体应用方面，人工智能正在被应用于电子游戏开发的许多方面，包括生成新的游戏内容（如地图、角色和场景），驱动游戏中的非玩家角色（NPC），以及改进游戏的图像和声音效果等。

游戏人工智能技术的未来发展方向之三，为通用人工智能的孵化给予帮助。经多个复杂游戏训练后的“玩游戏”的人工智能体，将掌握更广泛的技巧和知识，并在不同类型的任务中游刃有余，从而实现某种意义上的通用人工智能。经由游戏训练的人工智能体，不仅能够在游戏中得心应手，也可以走出虚拟世界，应用于现实的场景，帮助人们解决生活中的问题。

现实世界的成果转化，游戏产业的生产力革命以及孵化通用人工智能，将会是未来一段时间里游戏人工智能研究所攻关和发展的重点。相信科技与游戏的结合，学界与产业界的交流互动，能够更好地阐发游戏的社会价值，探寻游戏弘扬和实现技术进步的新路径。

团队介绍

本报告由厦门大学游戏哲学研究中心游戏人工智能团队独立编写而成。

游戏哲学研究中心成立于 2021 年 8 月，开始在线上进行游戏相关的学术研究活动。2022 年初，中心在厦门大学人文学院建立线下研究基地，是我国首个以游戏与社会影响、游戏价值与意义、游戏与教育、游戏与科技等问题为主要研究对象的学术研究中心。

自创办以来，游戏哲学研究中心多次与国内外高校以及业界公司开展合作研究项目，取得了良好的学术成效和社会反响。中心拥有一批高质量研究人员，设立了前沿的数据中心，构建了完善且高效的交流机制，是目前我国游戏学、游戏哲学、游戏科技、游戏史学研究的中坚力量。

项目负责人：詹 好

游戏哲学研究中心秘书长

写作团队：詹 好 厦门大学

薛少华 北京理工大学

张 含 湖南师范大学

林 哲 厦门大学

伍 素 中山大学

王译恒 厦门大学

参考文献

- [1] Turing, A., 1950, "Computing Machinery and Intelligence," *Mind*, 59 (236): 433-60. Available at: <https://doi.org/10.1093/mind/lix.236.433>.
- [2] Vargas-Iglesias, Juan J. "Making sense of genre: The logic of video game genre organization." *Games and Culture* 15.2 (2020): 158-178. Available at: <https://doi.org/10.1177/1555412017751803>.
- [3] 计红梅. "研究表明: 游戏科技是人工智能发展重要动力". *中国科学报*. 2023.
- [4] Ouyang, Long, et al. "Training language models to follow instructions with human feedback." *Advances in Neural Information Processing Systems* 35 (2022): 27730-27744.
- [5] Shannon, Claude E. "XXII. Programming a computer for playing chess." *The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science* 41.314 (1950): 256-275.
- [6] Newell, A., & Simon, H. A. (1963). *Computers in psychology*.
- [7] Chris Bateman. The story behind the first computer in Canada [N/OL]. (2016-11-12)[2023-04-27]. <https://spacing.ca/toronto/2016/11/12/first-computer-canada/>
- [8] Bateman, Chris. "Meet Bertie the Brain, the world's first arcade game, built in Toronto." *Spacing Toronto* 13 (2014). <https://spacing.ca/toronto/2014/08/13/meet-bertie-brain-worlds-first-arcade-game-built-toronto/>
- [9] C Campbell-Kelly, Martin. "Christopher Strachey, 1916-1975: A biographical note." *Annals of the History of Computing* 7.1 (1985): 19-42.
- [10] Newell, Allen. "The chess machine: an example of dealing with a complex task by adaptation." *Proceedings of the March 1-3, 1955, western joint computer conference*. 1955.
- [11] McCarthy, John, and Edward A. Feigenbaum. "In memoriam: Arthur samuel: Pioneer in machine learning." *AI Magazine* 11.3 (1990): 10-10.
- [12] A. L. Samuel, "Some studies in machine learning using the game of checkers," in *IBM Journal of Research and Development*, vol. 44, no. 1.2, pp. 206-226, Jan. 2000, doi: 10.1147/rd.441.0206.
- [13] Sutton, Richard S., and Andrew G. Barto. *Reinforcement learning: An introduction*. MIT press, 2018.
- [14] Originally published in *Scientific American*, vol. 242, no. 6 (June 1980), pp. 64-72.
- [15] Tesauro, Gerald. "Temporal difference learning and TD-Gammon." *Communications of the ACM* 38.3 (1995): 58-68.
- [16] Sutton, Richard S., and Andrew G. Barto. *Reinforcement learning: An introduction*. MIT press, 2018.
- [17] Schaeffer, Jonathan, et al. "Chinook the world man-machine checkers champion." *AI magazine* 17.1 (1996): 21-21.
- [18] Schaeffer, Jonathan, et al. "Checkers is solved." *science* 317.5844 (2007): 1518-1522.
- [19] Berliner, Hans J. "Deep Thought Wins Fredkin Intermediate Prize." *AI Magazine* 10.2 (1989): 89-89.
- [20] Hsu, Feng-Hsiung. *Behind Deep Blue: Building the computer that defeated the world chess champion*. Princeton University Press, 2002.
- [21] Remus, Horst. "Simulation of a Learning Machine for Playing GO." *IFIP Congress*. 1962.
- [22] Zobrist, Albert Lindsey. *Feature extraction and representation for pattern recognition and the game of Go*. The University of Wisconsin-Madison, 1970.
- [23] Ryder, Jonathan Leonard. *Heuristic analysis of large trees as generated in the game of Go*. No. 155. Stanford University, 1971.
- [24] Reitman, Walter, and Bruce Wilcox. "Perception and representation of spatial relations in a program for playing Go." *Proceedings of the 1975 annual conference*. 1975.
- [25] Reitman, Walter, and Bruce Wilcox. "Pattern recognition and pattern-directed inference in a program for playing Go." *Pattern-Directed Inference Systems*. Academic Press, 1978. 503-523.
- [26] Reitman, Walter, Robert Nado, and Bruce Wilcox. "Machine perception: What makes it so hard for computers to see?" (1978).
- [27] Boon, Mark. "A pattern matcher for Goliath." *Computer go* 13 (1989): 12-23.
- [28] Lehner, Paul Edward. *Planning in adversity: A computational model of strategic planning in the game of Go*. University of Michigan, 1981.
- [29] Stoutamire, David. "Machine learning, game play, and Go."

Case Western Reserve University, Tech. Rep (1991): 91-128.

[30] Chaslot, Guillaume MJ -B., Mark HM Winands, and H. Jaap van Den Herik. "Parallel monte-carlo tree search." *Computers and Games: 6th International Conference, CG 2008, Beijing, China, September 29-October 1, 2008. Proceedings 6*. Springer Berlin Heidelberg, 2008.

[31] Chen, Keh-Hsun, Dawei Du, and Peigang Zhang. "Monte-Carlo tree search and computer Go." *Advances in Information and Intelligent Systems* (2009): 201-225.

[32] Silver, David, et al. "Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search." *nature* 529.7587 (2016): 484-489.

[33] Brown, Noam, Tuomas Sandholm, and Strategic Machine. "Libratus: The Superhuman AI for No-Limit Poker." *IJCAI*. 2017.

[34] Bowling, Michael, et al. "Heads-up limit hold 'em poker is solved." *Science* 347.6218 (2015): 145-149.

[35] Brown, Noam, and Tuomas Sandholm. "Superhuman AI for multiplayer poker." *Science* 365.6456 (2019): 885-890.

[36] Arulkumaran, Kai, Antoine Cully, and Julian Togelius. "Alphastar: An evolutionary computation perspective." *Proceedings of the genetic and evolutionary computation conference companion*. 2019.

[37] Vinyals, O., Babuschkin, I., Czarnecki, W.M. et al. Grandmaster level in StarCraft II using multi-agent reinforcement learning. *Nature* 575, 350–354 (2019). <https://doi.org/10.1038/s41586-019-1724-z>

[38] Berner, Christopher, et al. "Dota 2 with large scale deep reinforcement learning." *arXiv preprint arXiv:1912.06680* (2019).

[39] Vinyals, Oriol, et al. "Grandmaster level in StarCraft II using multi-agent reinforcement learning." *Nature* 575.7782 (2019): 350-354.

[40] Edwards, Gemma, et al. "The Role of Machine Learning in Game Development Domain-A Review of Current Trends and Future Directions." *2021 Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA)* (2021): 01-07.

[41] Cook, Michael. "Optimists at Heart: Why Do We Research Game AI?." *2022 IEEE Conference on Games (CoG)*. IEEE, 2022.

[42] Krejsa, Jan, and Fotis Liarokapis. "A novel lip synchronization approach for games and virtual environments." *2021 IEEE Conference on Games (CoG)*. IEEE, 2021.

[43] R. Koster, *Theory of fun for game design*. "O'Reilly Media, Inc.", 2013.

[44] G. N. Yannakakis and J. Togelius, *Artificial intelligence and games*. Springer, 2018, vol. 2.

[45] Noor Shaker, Julian Togelius, and Mark J Nelson. 2016. *Procedural Content Generation in Games*. Springer.

[46] Togelius, Julian, et al. "What is procedural content generation? Mario on the borderline." *Proceedings of the 2nd international workshop on procedural content generation in games*. 2011.

[47] Bommasani, Rishi, et al. "On the opportunities and risks of foundation models." *arXiv preprint arXiv:2108.07258* (2021).

[48] Wijmans, Johannes G., and Richard W. Baker. "The solution-diffusion model: a review." *Journal of membrane science* 107.1-2 (1995): 1-21.

[49] Togelius, Julian, et al. "The mario ai championship 2009-2012." *AI Magazine* 34.3 (2013): 89-92.

[50] Togelius J, Shaker N, Karakovskiy S, Yannakakis GN (2013b). The Mario AI championship 2009–2012. *AI Mag* 34(3):89–92

[51] Volz, Vanessa, et al. "Evolving mario levels in the latent space of a deep convolutional generative adversarial network." *Proceedings of the genetic and evolutionary computation conference*. 2018.

[52] Noor Shaker, Miguel Nicolau, Georgios N Yannakakis, Julian Togelius, and Michael O'Neill. 2012. *Evolving Levels for Super Mario Bros Using Grammatical Evolution*. In *Computational Intelligence and Games (CIG)*, 2012 IEEE Conference on. IEEE, 304–311.

[53] Summerville, Adam, and Michael Mateas. "Super mario as a string: Platformer level generation via lstms." *arXiv preprint arXiv:1603.00930* (2016).

[54] Jain, Rishabh, et al. "Autoencoders for level generation, repair, and recognition." *Proceedings of the ICCG workshop on computational creativity and games*. Vol. 9. 2016.

[55] Volz, Vanessa, et al. "Evolving mario levels in the latent space of a deep convolutional generative adversarial network." *Proceedings of the genetic and evolutionary computation conference*. 2018.

[56] Khalifa, Ahmed, et al. "Pcgrl: Procedural content generation via reinforcement learning." *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment*. Vol. 16.

No. 1. 2020.

[57] Wang, Ziqi, and Jialin Liu. "Online Game Level Generation from Music." 2022 IEEE Conference on Games (CoG). IEEE, 2022.

[58] Viana, Breno MF, and Selan R. dos Santos. "A survey of procedural dungeon generation." 2019 18th Brazilian Symposium on Computer Games and Digital Entertainment (SBGames). IEEE, 2019.

[59] Viana, Breno MF, and Selan R. dos Santos. "A survey of procedural dungeon generation." 2019 18th Brazilian Symposium on Computer Games and Digital Entertainment (SBGames). IEEE, 2019.

[60] Werneck, Mariana, and Esteban WG Clua. "Generating procedural dungeons using machine learning methods." 2020 19th Brazilian Symposium on Computer Games and Digital Entertainment (SBGames). IEEE, 2020.

[61] Zisen Zhou and Matthew Guzdial. 2021. Toward Co-creative Dungeon Generation via Transfer Learning. In Proceedings of the 16th International Conference on the Foundations of Digital Games (FDG '21). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, Article 57, 1–9. <https://doi.org/10.1145/3472538.3472601>

[62] Cardamone, Luigi, et al. "Evolving interesting maps for a first person shooter." Applications of Evolutionary Computation: EvoApplications 2011: EvoCOMPLEX, EvoGAMES, EvoASP, EvoINTELLIGENCE, EvoNUM, and EvoSTOC, Torino, Italy, April 27-29, 2011, Proceedings, Part I. Springer Berlin Heidelberg, 2011.

[63] Cardamone, Luigi, et al. "Evolving interesting maps for a first person shooter." Applications of Evolutionary Computation: EvoApplications 2011: EvoCOMPLEX, EvoGAMES, EvoASP, EvoINTELLIGENCE, EvoNUM, and EvoSTOC, Torino, Italy, April 27-29, 2011, Proceedings, Part I. Springer Berlin Heidelberg, 2011.

[64] Kruse, Jan, Ricardo Sosa, and Andy M. Connor. "Procedural urban environments for FPS games." Proceedings of the Australasian computer science week multiconference. 2016.

[65] Karavolos, Daniel, Antonios Liapis, and Georgios Yannakakis. "Learning the patterns of balance in a multi-player shooter game." Proceedings of the 12th international conference on the foundations of digital games. 2017.

[66] Lanzi, Pier Luca, Daniele Loiacono, and Riccardo Stucchi. "Evolving maps for match balancing in first person shooters." 2014 IEEE Conference on Computational Intelligence and Games. IEEE, 2014.

[67] Stephenson, Matthew, et al. "The 2017 aibirds level generation competition." IEEE Transactions on Games 11.3 (2018): 275-284.

[68] Creswell, Antonia, et al. "Generative adversarial networks: An overview." IEEE signal processing magazine 35.1 (2018): 53-65.

[69] Kingma, Diederik P., and Max Welling. "Auto-encoding variational bayes." arXiv preprint arXiv:1312.6114 (2013).

[70] Sohn, Kihyuk, Honglak Lee, and Xinchen Yan. "Learning structured output representation using deep conditional generative models." Advances in neural information processing systems 28

(2015).

[71] Mirza, Mehdi, and Simon Osindero. "Conditional generative adversarial nets." arXiv preprint arXiv:1411.1784 (2014).

[72] Mansimov, Elman, et al. "Generating images from captions with attention." arXiv preprint arXiv:1511.02793 (2015).

[73] Ho, Jonathan, Ajay Jain, and Pieter Abbeel. "Denoising diffusion probabilistic models." Advances in Neural Information Processing Systems 33 (2020): 6840-6851.

[74] Plut, Cale, and Philippe Pasquier. "Generative music in video games: State of the art, challenges, and prospects." Entertainment Computing 33 (2020): 100337.

[75] Scirea, Marco, et al. "Evolving in-game mood-expressive music with metacompose." Proceedings of the Audio Mostly 2018 on Sound in Immersion and Emotion. 2018. 1-8.

[76] Dhariwal, Prafulla, et al. "Jukebox: A generative model for music." arXiv preprint arXiv:2005.00341 (2020).

[77] Turing, Alan Mathison. "On computable numbers, with an application to the Entscheidungsproblem." J. of Math 58.345-363 (1936): 5.

[78] Togelius, Julian, et al. "Procedural Content Generation: Goals, Challenges and Actionable Steps." Artificial and Computational Intelligence in Games (2013): 61.

[79] Smelik, Ruben Michaël, et al. "A declarative approach to procedural modeling of virtual worlds." Computers & Graphics 35.2 (2011): 352-363.

[80] Kim, Seung Wook, et al. "Learning to simulate dynamic environments with gamegan." Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2020.

[81] Johnson, Matthew, et al. "The Malmo Platform for Artificial Intelligence Experimentation." ljbai. 2016.

[82] 计红梅. 研究表明: 游戏科技是人工智能发展重要动力[N]. 中国科学报. 2023.

[83] Laird J, VanLent M. Human-level AI's killer application: Interactive computer games[J]. AI magazine, 2001, 22(2): 15-15.

[84] Liébana, Diego Pérez, et al. "General video game artificial intelligence." Synthesis Lectures on Games and Computational Intelligence 3.2 (2019): 1-191.

[85] Turing, A., 1950, "Computing Machinery and Intelligence," Mind, 59 (236): 433–60.

[86] Goertzel, Ben & Pennachin, Cassio (eds.) . Artificial General Intelligence. Springer Verlag. 2006.

[87] Lenat, Douglas B., and Ramanathan V. Guha. Building large knowledge-based systems; representation and inference in the Cyc project. Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., 1989.

- [88] Anderson, John R., and Christian Lebiere. "Optimism for the future of unified theories." *Behavioral and Brain Sciences* 26.5 (2003): 628-639.
- [89] Laird, John E. *The Soar cognitive architecture*. MIT press, 2019.
- [90] Franklin, Stan, et al. "LIDA: A systems-level architecture for cognition, emotion, and learning." *IEEE Transactions on Autonomous Mental Development* 6.1 (2013): 19-41.
- [91] Goertzel, Ben. "CogPrime: An Integrative Architecture for Embodied Artificial General Intelligence." *Dynamical Psychology: An International, Interdisciplinary Journal of Complex Mental Processes* (2012).
- [92] Bubeck, Sébastien, et al. "Sparks of artificial general intelligence: Early experiments with gpt-4." *arXiv preprint arXiv:2303.12712* (2023).
- [93] Reed, Scott, et al. "A generalist agent." *arXiv preprint arXiv:2205.06175* (2022).
- [94] Bubeck, Sébastien, et al. "Sparks of artificial general intelligence: Early experiments with gpt-4." *arXiv preprint arXiv:2303.12712* (2023).
- [95] Fan, Linxi, et al. "Minedojo: Building open-ended embodied agents with internet-scale knowledge." *arXiv preprint arXiv:2206.08853* (2022).
- [96] Standish, Russell K. "Open-ended artificial evolution." *International Journal of Computational Intelligence and Applications* 3.02 (2003): 167-175.
- [97] WB Langdon. Pfeiffer—a distributed open-ended evolutionary system. In *AIISB*, volume 5, pages 7–13. Citeseer, 2005.
- [98] Taylor, Tim, et al. "Open-ended evolution: Perspectives from the OEE workshop in York." *Artificial life* 22.3 (2016): 408-423.
- [99] Kenneth O Stanley, Joel Lehman, and Lisa Soros. "Open-endedness: The last grand challenge you 've never heard of." *O' Reilly Online*, 2017.
- [100] Chen, Lili, et al. "Decision transformer: Reinforcement learning via sequence modeling." *Advances in neural information processing systems* 34 (2021): 15084-15097.
- [101] Reid, Machel, Yutaro Yamada, and Shixiang Shane Gu. "Can wikipedia help offline reinforcement learning?." *arXiv preprint arXiv:2201.12122* (2022).
- [102] Li, Chengshu, et al. "igibson 2.0: Object-centric simulation for robot learning of everyday household tasks." *arXiv preprint arXiv:2108.03272* (2021).
- [103] Shi, Jing-Cheng, et al. "Virtual-taobao: Virtualizing real-world online retail environment for reinforcement learning." *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Vol. 33. No. 01. 2019.
- [104] Németh, H., et al. "Proving ground test scenarios in mixed virtual and real environment for highly automated driving." *Mobilität in Zeiten der Veränderung: Technische und Betriebswirtschaftliche Aspekte* (2019): 199-210.
- [105] Martinez, Mark, et al. "Beyond grand theft auto V for training, testing and enhancing deep learning in self driving cars." *arXiv preprint arXiv:1712.01397* (2017).
- [106] Zhou, S. Kevin, et al. "Deep reinforcement learning in medical imaging: A literature review." *Medical image analysis* 73 (2021): 102193.
- [107] Zhao, Boxuan, et al. "RLogist: Fast Observation Strategy on Whole-slide Images with Deep Reinforcement Learning." *arXiv preprint arXiv:2212.01737* (2022).
- [108] Lu, Dongming, and Yunhe Pan. *Digital preservation for heritages: Technologies and applications*. Springer Science & Business Media, 2011.
- [109] Butterfield, F. "Video game specialists come to Harvard to praise Pac-man, not to bury him." *The New York Times* 24 (1983): 22.



游戏哲学研究中心
INSTITUTE OF PHILOSOPHY AND GAMES



游戏哲学研究中心
Institute of Philosophy and Games
邮箱: haozhan1993@gmail.com
地址: 厦门大学海韵园区 15 栋架空层