



大湾区人工智能
应用研究院
The Greater Bay Area Institute
for AI Applications Research

双向赋能： AI与游戏的协同进化

AI for Games & Games for AI 产业应用研究



2026年4月

大湾区人工智能应用研究院 出品

更多免费行业报告

并购家

www.ipoipo.cn



GBAI公众号



白皮书电子版

🌐 官网 | www.gbai.com

✉ 邮箱 | info@gbai.com

☎ 电话 | 010-64758327

更多免费行业报告

并购家

www.ipoiipo.cn

游戏白皮书编委会名单

• 顾问	刘劲 大湾区人工智能应用研究院理事、特聘专家， 长江商学院会计与金融教授、投资研究中心主任 池宇峰 完美世界创始人兼董事长 杨军 三七互娱党委书记、集团高级副总裁 杨巍 腾讯AI平台部总经理
• 策划主编	段磊 陈璐
• 研究团队	陈璐 余加阳 孙文璐
• 行业专家	伊 迪 完美世界集团高级副总裁、总编辑 王传鹏 三七互娱技术中心数据副总裁 刘 林 腾讯开悟平台负责人 孙钟前 腾讯AI平台部总监 陈 维 完美世界游戏投资负责人 陈春梅 三七互娱AI产品负责人 杨浩巍 《Aivilization》制作人 刘 寒 《遥远行星·建造师》制作人
• 审稿组	李嘉欣 杜润生 甘博元 张禛 曹清源 夏欣羽 陈非一 缪雨
• 联合出品	大湾区人工智能应用研究院 完美世界 三七互娱 腾讯开悟

序言

刘劲

(大湾区人工智能应用研究院理事、特聘专家，长江商学院会计与金融教授、投资研究中心主任)

人工智能——尤其是语言大模型——正在以让人叹为观止的速度发展。其影响正在迅速渗透到经济和产业的方方面面。

游戏行业走在AI应用的前沿。从策划、美术到程序开发，AI正以前所未有的广度渗透至游戏生产、发行的整个产业链，效率大幅提高。更具颠覆性的变革发生在体验层面——大模型驱动的AI NPC具备了长期记忆与情感推理能力，让玩家与虚拟角色的交互从预设脚本走向动态生成；实时世界模型的雏形已经出现，未来游戏将不再是固定内容的“产品”，而是千人千面、持续演化的“专属世界”。商业模式也可能随之发生迁移：从单纯的“开发-消费”转向“玩家共创-平台分成”的UGC创作者经济。AI正在将游戏产业从劳动密集型生产推向创意驱动的智能时代。

反过来看，游戏也将重度影响AI的发展。

长久以来，人们习惯地将游戏视为一个与现实无关的虚拟世界。然而，事实是这个虚拟世界之所以能与人产生巨大的共鸣是因为游戏是现实世界精密的“逻辑投影”与“压缩仿真”。重力、碰撞、光影等物理规则在游戏引擎中被精确建模；资源博弈、团队协作、信息不对称等社会规则在游戏机制中被系统复刻。对于AI的发展来讲，这种高保真、可重复、零风险的仿真环境可以让AI模型在游戏世界中低成本地完成从感知到决策、从单智能体到多智能体协同的全链路训练，并最终将这些能力迁移到现实世界的复杂场景中。

这种迁移已经在发生。我们看到，腾讯游戏研发的“绝悟”决策智能AI将最优路径规划能力迁移至病理全片扫描诊断领域，将传统阅片效率大幅提升；网易将游戏中的柔性物理仿真与强化学习框架应用于矿山挖掘机，使“灵掘”机器人在极寒、高粉尘环境下实现长时间的无人干预；而《GTAV》这类开放世界游戏，已成为自动驾驶算法训练高保真合成数据的“虚拟路测场”——暴雨、拥堵、鬼探头等长尾场景，在现实中难以捕捉，在游戏中却可以按需生成。

这份白皮书最大的价值在于它不再将游戏视为AI的“玩具”，而是系统性地论证了游戏作为现实世界仿真器的本体论地位，并沿着“数据供给——算法迭代——跨行业迁移”的完整链路展示了AI与游戏双向赋能的宏大图景。对于AI研究者而言，游戏是通往通用人工智能不可绕过的训练场；对于产业实践者而言，游戏里锤炼出的决策智能、多智能体协作与仿真环境，正在成为自动驾驶、医疗、工业、教育等领域的“即插即用”能力模块。

这不仅是技术的协同进化，也是一场关于“虚拟与现实边界”的认知革命。愿每一位读者都能从中获得启发，共同推动这场变革。

序言

池宇峰

(完美世界创始人兼董事长)

在过去很长一段时间里，社会大众乃至一部分游戏行业的从业者，往往将游戏视为技术的应用“末端”。但实际上，游戏始终是人类最顶尖技术的“发源地”与“试炼场”。为了满足对极致视效的追求，游戏产业数十年来持续升级的图形渲染需求，倒逼 GPU 技术实现跨越式迭代，最终为今日 AI 的繁荣夯实了算力基石；而在 AI 大模型的训练初期，开发者将其置于游戏场景之中，为算法提供了取之不尽的高质量交互数据，助力其在复杂博弈中不断走向成熟——直至战胜人类电竞冠军，方才告别这片虚拟的摇篮。

如今，这些不断进化的 AI 正在全面反哺游戏产业，在提升创作效率、丰富交互体验上展现出惊人的潜力，未来更有可能重构整个产业的底层逻辑。这种产业与技术双向赋能、协同演进的发展脉络，正是完美世界多年来始终坚守的核心战略。

刘劲教授及其团队的这本白皮书，与我们长期以来对行业的深度思考不谋而合。他们凭借深厚的学术功底与敏锐的产业洞察，为我们梳理出一份清晰的行业进化图谱。

令人欣慰的是，本白皮书并未止步于游戏产业本身，而是进一步探讨了“AI+ 游戏”作为一种全新数字文明形态的广阔前景。从智能制造到自动驾驶，从医疗诊断再到教育行业，“AI+ 游戏”所沉淀的技术方法将产生更大的外溢效应——不仅持续拓宽游戏产业的边界，更将彰显中国游戏行业应有的社会担当。

大幕已启，进化不止。让我们在协同中激发创造，在进化中预见未来。

序言

杨军

(三七互娱党委书记、集团高级副总裁)

纵观计算机科学的发展史，游戏与人工智能（AI）始终呈现出一种螺旋上升的共生关系。从1997年“深蓝”的规则博弈，到AlphaGo的强化学习突破，再到如今AIGC引发的生成式革命，游戏不仅是AI技术的试金石，更是其进化的加速器。这份白皮书以宏大的历史视野和精细的产业颗粒度，精准地捕捉了这一变革时代的脉搏。

白皮书的上篇，深刻剖析了AI技术如何重构游戏产业的工业化管线。我们看到，AI已渗透至从策划构建、美术资产生成到程序代码编写的每一个毛细血管。这不仅是生产效率的指数级跃升，更是一场创作范式的转移——从传统的劳动密集型生产，转向人机协作的智能化创造。书中对于“降本增效”向“效果革新”演进的论述，清晰地揭示了技术如何通过千人千面的体验和动态生态系统，为游戏赋予新的生命力。

更引人深思的是白皮书的下篇，它跳出了单一行业的视角，阐述了“游戏反哺AI”的深层逻辑。游戏作为拥有高拟真物理法则与复杂社会交互的“超级数字场景”，正在成为通用人工智能（AGI）的最佳训练场。无论是自动驾驶在虚拟环境中的仿真测试，还是复杂决策算法在医疗、物流领域的跨界迁移，都证明了游戏技术的溢出价值正在重塑现实世界。在数字经济蓬勃发展的今天，这份白皮书不仅是一份行业回顾，更是一张通往未来的导航图。它不仅为从业者厘清了技术落地的路径，也为跨行业的研究者提供了宝贵的参考。愿每一位读者都能从中洞见趋势，把握AI与游戏融合带来的无限机遇。

序言

杨巍

(腾讯AI平台部总经理)

我们正身处一个游戏与AI共生共长的时代。游戏，作为规则明确、反馈即时的复杂系统，长期以来是AI绝佳的“试金石”与“加速器”；而AI的突破，又为游戏带来了生产效率与体验模式的深刻变革。这份白皮书所揭示的“双向赋能”协同进化图景，正是我们亲身经历并致力推动的产业未来。

从“绝艺”在围棋棋盘上落下第一子，到“绝悟”在《王者荣耀》等复杂虚拟战场中运筹帷幄，我们见证了AI如何从解决封闭的完美信息博弈，演进至驾驭实时、不完全信息、多智能体协作的极高难度环境。这一历程，不仅是算法与算力的胜利，更是游戏这一独特土壤为AI技术发展提供的无可替代的价值——它既是锤炼决策智能的熔炉，也是激发生成式创意的新引擎。

而“开悟”平台的诞生与开放，标志着我们从打造顶尖的专用AI，迈向构建开放共享的AI创新生态。我们期望将游戏所赋予的仿真环境、算法框架与训练范式，转化为更普适的AI研发基础设施，赋能更广泛的研究者与开发者。这正如白皮书所展望的，游戏的价值正超越娱乐本身，其特有的规则环境、交互数据与涌现的智能，将成为驱动自动驾驶、医疗健康、科学计算等诸多领域创新的跨界源泉。

我们坚信，游戏与AI的双螺旋将持续向上演进。期待通过游戏和AI的深度融合，共同探索智能的边界，让虚拟世界的锤炼，更好地赋能现实世界的进步。

目录

上篇引言

第一章 游戏与AI的 共生共长

第一章

1. 游戏是AI的试金石 02

- 1.1 早期规则算法时代（1997年前）
- 1.2 GPU推动下的深度学习时代（1997年-2017年）
- 1.3 强化学习与AIGC并行发展（2017年-至今）

2. AI影响下的游戏行业变革 13

- 2.1 游戏产业链赋能
 - 2.1.1 游戏生产
 - 2.1.2 游戏发行
 - 2.1.3 游戏渠道
- 2.2 未来行业发展趋势判断

第二章 AI赋能游戏生产 效率突破与效果革新

第二章

1. AI在游戏生产端的应用概览 22

2. 游戏内容策划 24

- 2.1 文案策划
- 2.2 数值策划
- 2.3 关卡策划
- 2.4 系统策划

3. 游戏视听制作 32

- 3.1 2D美术
- 3.2 3D美术
 - 3.2.1 3D资产
 - 3.2.2 绑骨蒙皮
 - 3.2.3 动画生成
- 3.3 音乐生成

4. 游戏程序开发 39

- 4.1 GamePlay
- 4.2 Coding

5. AI在游戏生产端的价值判断与趋势演进 43

- 5.1 各环节价值对比与总结
- 5.2 AI+游戏生产发展的三阶段
 - 5.2.1 赋能提效变革
 - 5.2.2 商业模式重塑
 - 5.2.3 竞争格局推演

下篇引言

第三章 游戏赋能 AI技术发展

1. 游戏的数据供给赋能 55

- 1.1 玩家数据赋能AI数据供给
- 1.2 游戏物理规则环境赋能AI数据供给
- 1.3 游戏社会规则环境赋能AI数据供给

2. 游戏的算法迭代赋能 62

- 2.1 游戏物理规则环境赋能AI的算法迭代
- 2.2 游戏社会规则环境赋能AI的算法迭代

3. 未来展望 74

- 3.1 赋能数据供给：从“静态样本”到“时空因果”
- 3.2 赋能算法迭代：从“验证平台”到“模拟推演”

第四章 “AI+游戏”的 跨行业应用价值

1. "AI+游戏"价值模块 79

- 1.1 游戏规则环境
- 1.2 玩家交互产物
- 1.3 AI交互的智能涌现

2. 跨行业迁移应用价值 83

- 2.1 游戏环境
 - 2.1.1 腾讯高仿真环境赋能自动驾驶
 - 2.1.2 网易数字孪生环境赋能工程机械
- 2.2 游戏玩法
 - 2.2.1 多邻国游戏玩法改善严肃教育
 - 2.2.2 游戏众包应用于蛋白质结构预测
- 2.3 AI在游戏中迭代的算法
 - 2.3.1 腾讯游戏算法迁移至病理诊断
- 2.4 AI在游戏中产生的数据
 - 2.4.1 AI交互“涌现”赋能社会实验

3. "AI+游戏"跨行业应用的特征及展望 93

附录1：问卷调研报告 97

附录2：名词解释 107

附录3：参考文献 112

上篇引言

AI与游戏产业看似两大独立领域，其实存在着深刻的内在联结，二者在相互驱动中持续演进。在第一章中，我们将首先回顾AI与游戏协同发展下的关键历程。游戏不仅是AI技术落地的重要应用场景，更是AI技术演进的独特土壤——从早期棋类游戏中规则算法的初步探索，到深度学习时代源于游戏画面渲染需求下的GPU算力突破，乃至在围棋游戏中孵化出的能够击败人类顶尖棋手的AlphaGo，游戏长期以来作为AI技术的试验场，是不可忽视的AI发展驱动引擎，并将在未来持续赋能、协同演进。

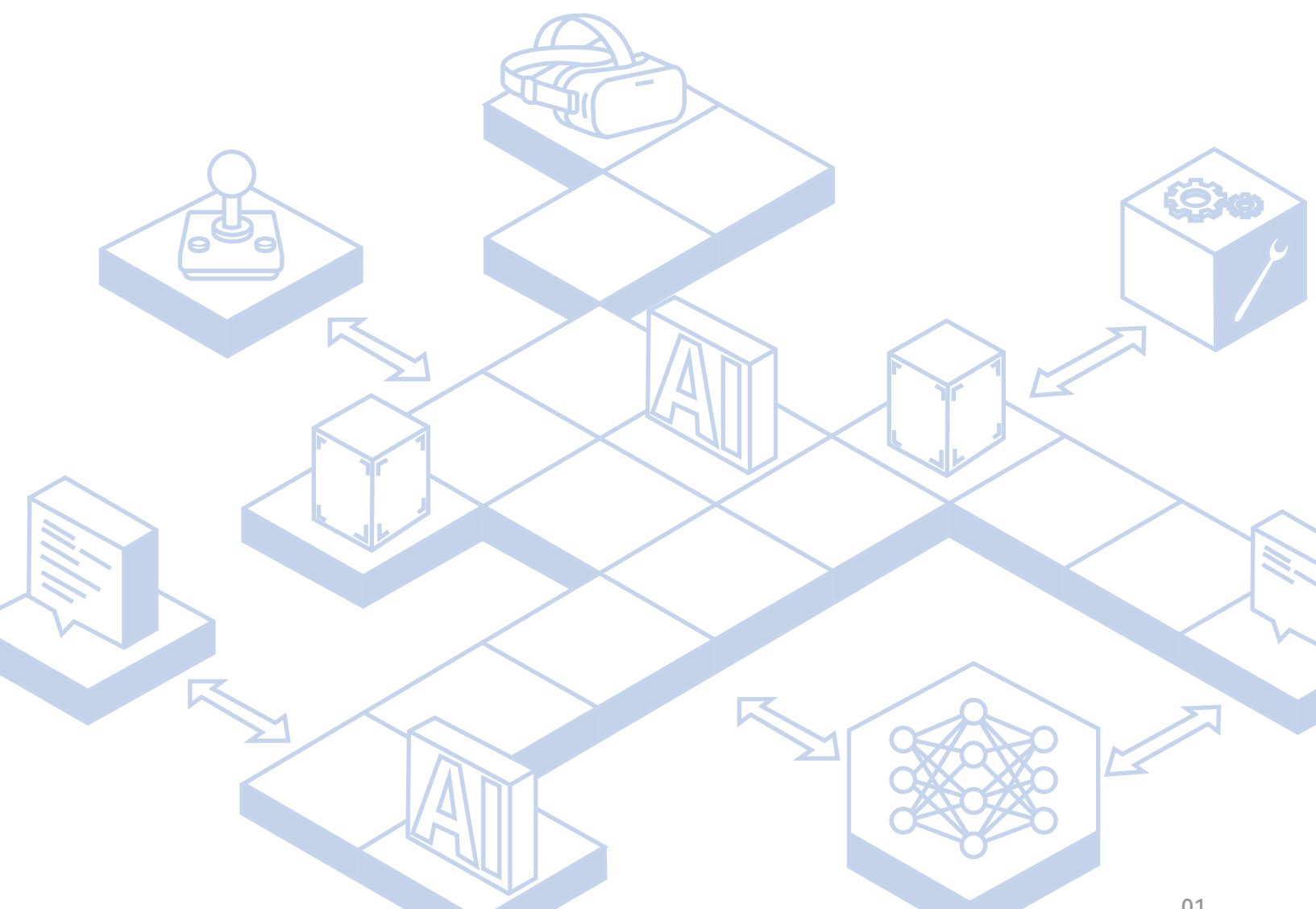
与此同时，AI技术的发展也反哺游戏产业，尤其是近年来决策智能与生成式AI实现突破性迭代，推动游戏产业链生产力迎来实质性革新，其赋能已覆盖生产、发行运营与渠道各环节。当前游戏市场已进入存量竞争阶段，内容质量与用户体验成为行业核心竞争的关键，在此背景下，AI对游戏生产端的赋能表现得尤为直接且重要，正逐步渗透至生产全管线，成为行业提升研发效率、优化内容品质的核心驱动力。据游戏工委调研的国内22家代表性游戏企业数据，2025年AI技术在游戏生产侧的应用率已高达86.36%¹。

由此，我们将在第二章进一步聚焦AI在游戏生产环节的赋能，从策划、美术到程序的全链路切入，系统梳理AI在提升生产效率、革新效果的突出场景与应用方向，并探讨现阶段企业推进AI技术落地应用的可行路径与核心价值。值得关注的是，AI对游戏生产端的赋能并非一蹴而就，而是沿着从单点场景赋能、到研发管线压缩、乃至端到端全流程重构的路径演进。这一过程不仅将显著提升行业生产效率、重塑研发流程本身，更将进一步推动游戏交互形式、用户体验的创新升级，甚至对行业商业模式与竞争格局产生深层次影响，最终驱动游戏行业迈入新一轮的深刻变革。

此外，游戏产业对AI及其他行业的深度赋能价值，往往未得到社会层面的充分认知。长期以来，社会对游戏的认知多局限于一种娱乐形式，却忽视了其作为现实世界的逻辑投影所具备的价值，以及其在推动AI技术发展、赋能多元行业中承担的关键作用。所以在白皮书下篇，我们将深入探讨游戏成为AI数据与算法的试验场的内在逻辑与实践路径，以及AI+游戏价值模块向自动驾驶、教育、医疗、工业等领域的外溢作用，以期打破社会对游戏的单一认知，推动游戏充分释放跨领域赋能潜力，彰显多元价值。

第一章 /

游戏与AI的 共生共长

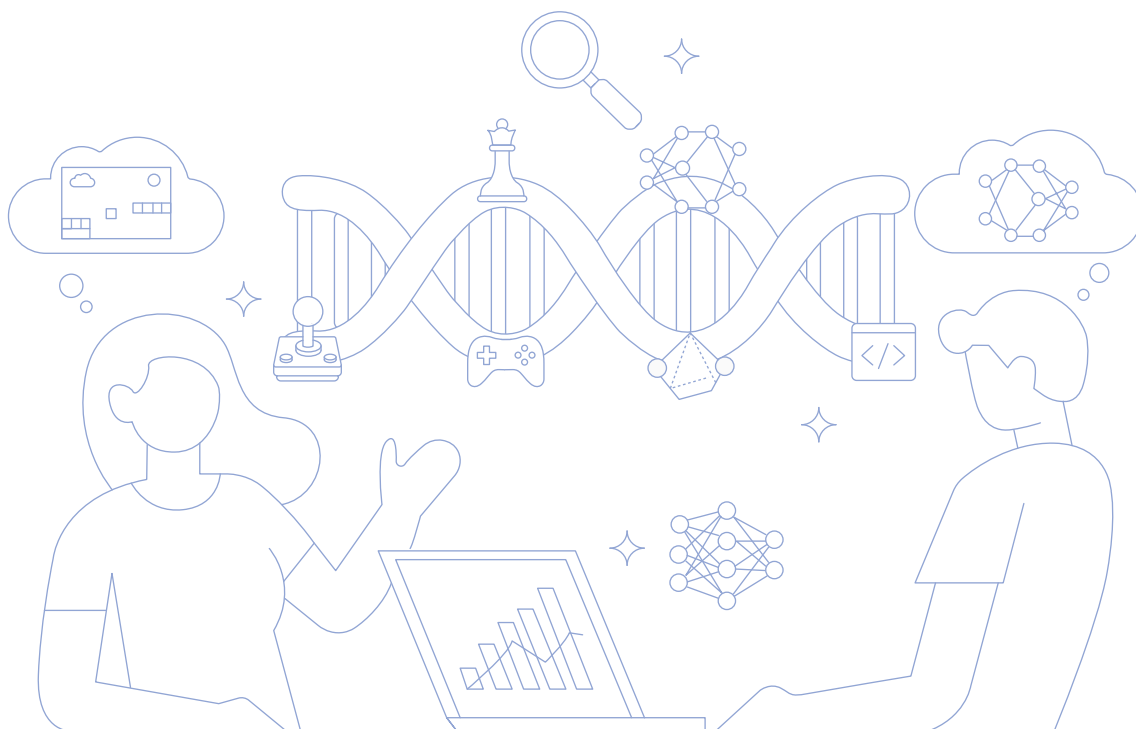


1. 游戏是AI的试金石



游戏和AI如一对伴生的双螺旋：游戏场景为AI算法提供了高复杂度、低成本的绝佳试验场；而AI技术则反向赋能游戏世界，为其注入了更拟真的运转逻辑与极致的沉浸交互体验。

在计算机诞生早期，游戏规则明确、可快速验证的特点，成为早期AI发展的理想试验田。随着GPU算力崛起和深度学习的发展，2016至2017年间，AlphaGo系列模型的出现及迭代，标志着AI迈入了一个全新的里程碑。AI在游戏领域的探索进一步分化、深化：一方面，以强化学习与深度学习深度融合为代表的决策式AI，在围棋、即时战略等复杂博弈环境中取得了里程碑式的成就；另一方面，生成式AI正作为一股颠覆性力量深度赋能游戏开发。

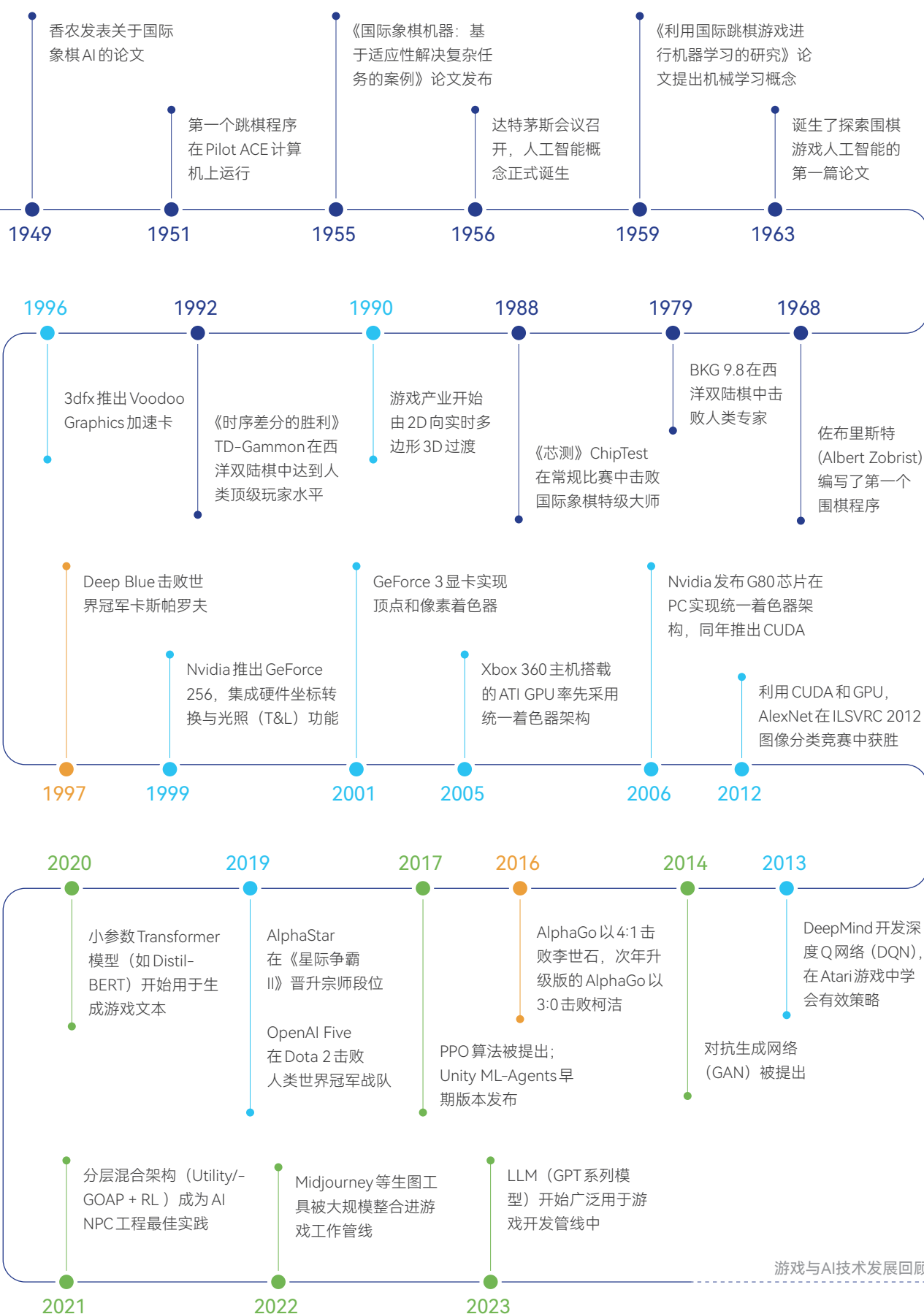


■ 游戏 for AI(规则算法时代)

■ 游戏 for AI(深度学习时代)

■ AI for 游戏

■ 游戏 AI 里程碑事件



1.1 早期规则算法时代（1997年前）

1949年，香农发表了关于国际象棋AI的论文²，为游戏AI理论奠定了基础。1950年，图灵测试被提出，成为评判AI智能的重要标准。1951年，第一个跳棋程序在Pilot ACE计算机上运行，成为早期计算机游戏的重要尝试。1955年，《国际象棋机器：基于适应性解决复杂任务的案例》发表，程序开始能够像人一样玩国际象棋，实现了重要的AI技术突破。1956年，达特茅斯会议召开，AI的概念正式诞生。1959年，阿瑟·李·塞缪尔（Arthur Lee Samuel）发表《利用国际跳棋游戏进行机器学习的研究》，提出了机器学习的概念，构建了世界上第一个能够自我学习的AI程序。1963年，探索围棋游戏AI的第一篇论文诞生。

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。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。1972年，莱特曼（Walter Reitman）和威尔科克斯（Bruce Wilcox）也开展了关于围棋AI的研究。他们通过让机器观看人类棋手的比赛录像，来习得关于围棋的知识，并打败了人类新手。1979年，BKG 9.8在西洋双陆棋中击败人类专家，首次在复杂游戏中实现了AI对人类专家的胜利。

1988年，芯测（ChipTest）成为第一次在常规比赛中击败特级大师的国际象棋计算机程序，该团队最终缔造了深蓝程序。1992年，TD-Gammon在西洋双陆棋中取得突破，完全不借用人类选定特征，通过自我博弈过程达到人类顶级玩家水平，标志着强化学习的成功应用。1997年，基于专用芯片开发的国际象棋程序“深蓝”击败世界冠军卡斯帕罗夫，创造了AI历史性里程碑。

早期，AI主要依赖搜索和规则算法在游戏的封闭环境中进行探索与验证，从简单的棋类博弈到复杂的策略对抗，游戏为算法提供了完美的实验数据与反馈机制。然而，要实现对人类顶尖选手的胜利，仅有精妙的算法是不够的——“深蓝”的历史性突破，本质上是算力驱动的胜利：摩尔定律下的计算能力指数级增长，使得算法的潜力得以真正释放。

1.2 GPU推动下的深度学习时代（1997年-2017年）

在上一阶段，强化学习等核心技术框架已陆续成形，但缺乏“算力”支撑。值得关注的是，推动算力技术快速迭代的核心动力，正是来自游戏产业自身对画面渲染效率提升的需求。

自1990年代起，游戏产业开始由2D（或2.5D）向实时多边形3D过渡。为了突破传统视觉与交互的界限，各个游戏工作室分别借助自研或早期授权3D引擎（如id Tech、Build Engine等）积极探索关卡与相机的交互范式。这种对3D体验的迫切追求，直接推动了对计算性能的需求，促使开发者充分挖掘第五世代主机内建图形单元的潜力，并加速了消费级3D加速卡（3dfx Voodoo、S3 ViRGE 等）在PC端的普及与应用。

1996年，以《Quake》（雷神之锤）为代表的3D游戏对高分辨率画面与流畅帧率提出了严苛要求，迫切需要突破传统渲染方式的性能瓶颈。为响应这一需求，3dfx公司推出了Voodoo Graphics加速卡，将纹理映射（Texture Mapping）、深度缓冲算法（Z-Buffer）等关键渲染任务移交给硬件处理。这一解决方案不仅显著提升了游戏画质，更向市场证明了：在个人电脑上加装独立3D加速卡，是用低成本的方式满足日益增长的游戏视觉需求的可行路径之一。

1997至1998年间，《Quake II》（雷神之锤2）等作品的出现，暴露出仅靠CPU进行软件渲染存在性能局限。面对这一算力缺口，加之DirectX等API标准化扫清了兼容障碍，硬件厂商迅速推进技术迭代以回应市场需求。1998年，以RIVA TNT为代表的显卡应运而生，引入了多纹理单元等关键特性。这一硬件升级随即被虚幻引擎（Unreal Engine，全球最顶尖的实时3D创作工具之一）所采纳，开发者利用其单次渲染叠加多层纹理的能力，成功将游戏画面的光照精度与材质复杂度推向了新的高度。



《Quake 2》游戏内容

然而，随着材质精度的提升，开发者们很快触碰到了新的天花板：仅靠CPU处理几何坐标与光照计算，严重限制了场景中多边形的数量与动态表现。为了打破这一算力枷锁，英伟达（NVIDIA）于**1999**年推出了GeForce 256，率先集成T&L功能（Transform and Lighting，硬件坐标转换与光照），将繁重的几何运算正式移交显卡处理。这一变革不仅标志着显卡开始向完整GPU进化，更直接解除了场景复杂度的封印。**2000**年前后，《Giants: Citizen Kabuto》、《Sacrifice》及《MDK2》等作品迅速跟进，利用该技术构建出模型更精细、动态物体更丰富的宏大场景，从而确立了“视觉需求倒逼硬件升级，硬件突破反哺画面标准”的产业发展闭环。



《Giants: Citizen Kabuto》游戏内容

随着游戏美术风格日益多样化，开发者不再满足于千篇一律的固定渲染管线，而是渴望获得对画面细节更底层的控制权。这种对定制化视觉效果的强烈需求，促使图形硬件向可编程化迈进。**2001**年，以GeForce 3为代表的显卡在硬件上实现了顶点着色器（Vertex Shader）和像素着色器（Pixel Shader），这让图形管线从过去的固定功能，转向了有限的可编程阶段，开发者可以在顶点和像素层面实现一些自定义的视觉效果。在随后的**2001**至**2002**年间，《AquaNox》和《Morrowind》等游戏开始利用这一新功能。同时，为了驾驭这一新增的复杂度，游戏引擎内部也衍生出了早期的材质系统与配套工具，为日后更复杂的渲染技术打下了基础。

对逼真的光影细节与材质质感的追求，使得开发者尝试引入高质量法线贴图（Normal Mapping）和延迟渲染（Deferred Rendering）等先进技术，这对显卡的可编程性能提出了更高挑战。为了回应这一需求，**2004**年，英伟达在PC端推出的GeForce 6800显卡带来了更强大的可

编程能力，使得高质量法线贴图和延迟渲染等技术初步具备了可行性。与此同时，主机的渲染效果也同步增强。次年，Xbox 360主机搭载的ATI GPU率先在主机上采用了统一着色器架构（Unified Shader Architecture），即将顶点着色器和像素着色器合并，按需动态分配任务，这大大提升了硬件的利用效率。这一成功的设计，也证明了统一着色器架构是整个图形硬件行业发展的正确方向。



Xbox 360支持的游戏内容

随着主机平台对统一架构的成功验证，PC领域也迎来了关键的一步。2006年11月，英伟达发布的G80芯片正是这一方向在个人电脑端的落地实现，其统一着色器架构大幅提升了处理复杂图形任务时的性能和效率。

此外，英伟达在同月推出了CUDA。这一举动将原本为图形渲染设计的并行计算模型，开放给了科学和工程领域。这意味着GPU的价值逻辑不再局限于提升游戏画面，而是扩展为一个高吞吐量的通用并行计算平台。这次从专用图形硬件到通用计算平台的跨越，为后来深度学习等需要大规模并行计算的领域奠定了至关重要的基础。2008年前后，学术和科研行业内逐渐形成共识：GPU在处理高强度的并行浮点运算任务时，具有较高的性价比。

这一共识也支持了英伟达继续投资和优化其通用计算硬件与软件的商业决策。随着相关软件库的成熟，以及研究界对缩短大规模模型训练时间的需求日益增长，研究者们开始越来越多地探索使

用GPU来加速CNN（Convolutional Neural Network）等模型的训练。

2012年，AlexNet在ILSVRC 2012图像分类竞赛中，其正确率远超其他所有参赛方法。这次成功向整个学术界和产业界发出了一个明确的信号：CNN与GPU并行计算的结合，可以大幅提升深度学习AI模型的能力。

随着AI研究试图攻克更通用的决策难题，Atari游戏因其多样的动态环境成为了理想的试验场。然而，仅依赖屏幕像素输入来习得有效的游戏策略，对算法的训练提出了前所未有的挑战。为了突破这一瓶颈，DeepMind团队于**2013**年借鉴AlexNet在计算机视觉领域的成功经验，将GPU加速大规模应用于强化学习，开发出了DQN（Deep Q-Network）。这一成果让研究者们普遍认识到，深度强化学习在游戏和各类决策问题上具有巨大的潜力。

围棋因其复杂的棋局变化，长期被视为AI计算能力的试金石。为了攻克这一难题，DeepMind团队在**2016**年设计出了基于深度强化学习和蒙特卡洛算法的AlphaGo，在与世界冠军李世石的五番棋对局中以4:1获胜。这是计算机程序首次在不让子的情况下击败人类职业九段棋手，标志着围棋AI技术的重大突破。同年年底，升级版的AlphaGo以"Master"身份在网络对弈平台上与包括柯洁、朴廷桓等在内的多位世界顶尖棋手进行快棋对局，取得60胜0负的战绩。**2017**年5月，升级版的AlphaGo与当时世界排名第一的柯洁进行三番棋比赛，以3:0的比分获胜。

2017年10月，DeepMind发布了AlphaGo Zero及其相关论文，该算法完全基于强化学习和自我对弈，无需人类棋谱数据，仅通过游戏规则学习，即可战胜AlphaGo。次年12月发布的AlphaZero不仅在围棋中击败了此前的AlphaGo版本，同时在国际象棋和日本将棋项目上也分别战胜了当时最强的计算机程序Stockfish和Elmo，展现了算法的通用性。

沿着强化学习的道路继续发展，AI在复杂战略游戏，如MOBA（Multiplayer Online Battle Arena）和RTS（Real-Time Strategy Game）游戏领域取得历史性突破。**2019**年，DeepMind的AlphaStar在《星际争霸II》中晋升宗师段位，达到人类职业选手水平；同年，OpenAI Five则在Dota 2的赛场上最终击败了人类世界冠军战队。这两个标志性的事件向业界证明：在长时程规划、部分信息可见、多智能体高度协同这一复杂环境博弈下，基于强化学习的AI系统也具备了工程落地的可行性。

回顾这段技术发展史，我们可以看到一条清晰的由游戏需求、GPU硬件和AI算法三者相互推动的演进路线：

01

第一阶段

游戏产业驱动GPU的早期发展

📅 1990年代-2000年初

最初是游戏产业对3D画面日益增长的需求，推动了图形硬件的诞生和发展。从专门的3D加速卡，到集成硬件坐标转换与光照功能，再到引入可编程着色器，GPU的每一步升级都是为了满足游戏对更精细模型、更复杂光影和更流畅画面的追求。这个时期，GPU的主要身份是服务于游戏的专用图形处理器。

02

第二阶段

GPU向通用计算平台转变

📅 2006年前后

一个关键的转折点出现在2006年。随着统一着色器架构在硬件上实现，GPU的处理效率和灵活性得到了巨大提升。更重要的是，英伟达推出了CUDA，首次将GPU强大的并行计算能力开放给非图形领域的开发者。这标志着GPU的价值逻辑发生了根本改变，它从一个专门的游戏硬件，开始转变为一个通用的并行计算平台。

03

第三阶段

GPU算力推动AI实现突破

📅 2008年-2012年

GPU算力的开放，恰好满足了当时AI研究对大规模计算的需求。得益于GPU海量计算核心构建的并行架构，深度神经网络模型的训练周期被显著缩短。2012年的AlexNet模型就是一个决定性的证明，明确展示了“深度学习+GPU”结合所能产生的巨大威力。

04

第四阶段

AI算法在GPU上快速迭代并取得历史性成果

📅 2013年后

在AlexNet成功的基础上，AI算法进入了快速迭代的阶段。从将GPU加速应用于强化学习的DQN，到最终在围棋领域击败人类顶尖棋手的AlphaGo系列，这些突破性的AI成果，都离不开底层GPU提供的强大算力支持。正是这条“游戏驱动硬件，硬件赋能AI，AI实现突破”的技术演进路径，最终促成了AI发展进入一个新的阶段。

1.3 强化学习与AIGC并行发展（2017年-至今）

2017年，游戏产业的NPC（Non-Player Character）决策系统虽然仍以行为树、GOAP（Goal-Oriented Action Planning）框架为主。尽管深度强化学习的学术热度持续攀升，但业界对黑箱策略的引入仍保持谨慎，仅有少量团队在局部导航、战斗微策略上利用DQN或梯度策略（Policy Gradient）进行对比实验。

开发者将精力集中在条件缓存、决策热力可视化及运行时剖析面板等工具链的完善上，力求构建一套高度可控且易于维护的规则骨架。与此同时，Unity ML-Agents早期版本的出现，显著降低了设计师将仿真场景接入训练流程的门槛，使得在游戏原型阶段引入策略训练成为可能。

2018年，业界开始在卡牌、回合制等子领域探索更高效的开发路径，通过“预训练+微调”的迭代循环，尝试用小型神经网络替换传统的手写评分函数。这一时期，“策略即资产”的理念随之萌芽，AI模型开始被开发者视为一种可复用、可沉淀的内部核心资产，而非单纯的临时脚本。

2020年起，“先模仿、后强化”的混合训练路径逐渐成为行业共识。在工具链层面，Unity ML-Agents实现了对行为克隆（Behavioral Cloning）、课程学习（Curriculum Learning）以及动作掩码（Action Mask）等能力的一站式集成，显著降低了设计师与QA团队将游戏关卡与代理连接至策略训练闭环的摩擦，直接促使了AI训练管线的标准化。

到**2022年**，业界已普遍采纳一种分层混合架构，并将其作为AI NPC工程的最佳实践。在这一成熟的范式下：顶层的传统AI（如Utility System或GOAP）负责制定宏观的战略意图并执行刚性规则；中层的强化学习子策略则作为“决策专家”，处理如路径规划、攻击时机、角色步态等需要高度适应性的连续或柔性决策；底层则由动画与物理引擎控制器保障所有动作的确定性执行与帧级别的稳定性。通过这种方式，强化学习彻底摆脱了早期全盘接管的设想，正式转变为可被编辑的模块组件，嵌入到传统的游戏开发管线中。

2023年之后，游戏AI的分层架构迎来了颠覆性的升级，全新的语义意图编排入口开始取代或增强原有的顶层决策系统。在这种模式下，NPC能够直接理解复杂的自然语言指令或动态情境，并将其转化为结构化的领域特定语言。中层的强化学习子策略则被重新定义为关键的翻译角色，负责将这些高级语义指令精准桥接为游戏中具体、可控的行动序列。此外，针对“语义规划—行动反馈—动态再规划”这一闭环，业界也沉淀出了明确且可操作的工程实现路径。

除了强化学习，生成式AI也为游戏AI的发展提供了另一条重要的驱动力。这项技术自2014年对抗生成网络（GAN，Generative Adversarial Network）被提出后开始受到广泛关注，但其早期应用并

不直接。到**2017**年时，游戏内容的自动生成主要还是依赖于传统的程序化生成技术（PCG, Procedural Content Generation），例如基于规则的语法、波函数坍缩（WFC, Wave Function Collapse）等方法。当时，像GAN和风格迁移这类生成式AI技术，大多还停留在概念美术设计或纹理生成的实验阶段，并未真正进入核心的开发管线。

2018年后，游戏开发管线引入了一种高效的三段式工作流，即“程序化生成→AI评分过滤→人工最终筛选”。开发者首先利用传统的程序化规则批量产出大量的游戏关卡或内容片段，随后由系统进行自动化的质量把控，最后交由人工进行最终精选。这种模式极大地提升了内容生产的吞吐量，使大规模关卡迭代成为可能。

自**2020**年起，部分游戏开发者率先尝试将自动化文本生成技术整合入生产管线，用于直接产出NPC对话草稿、任务描述及物品介绍等核心文本内容。这一探索在标杆案例《AI Dungeon》³中得到了集中体现，该作通过动态生成的对话与场景描述，极大地增强了游戏的可玩性⁴。这一阶段的突破，主要得益于以DistilBERT、T5-small为代表的小参数Transformer模型在离线文本生成领域展现出的巨大潜力。

进入**2022**年，主流游戏工作室开始大规模将文生图工具引入概念设计流程。这些工具能够快速产出高质量的视觉草稿，将概念美术师从繁重的重复劳动中解放出来，使其能够专注于更具深度的创意探索。这一工作流的升级，本质上是由扩散模型（Diffusion Models）引发的图像生成革命，以Midjourney、Stable Diffusion及DALL·E 2为代表的技术方案，为视觉资产的早期孵化提供了前所未有的生产力支撑。

2023年之后，AI在游戏开发中的角色完成了从辅助工具向自动化生产力的质变。开发者开始追求生成高度结构化的游戏内容，例如带有完整分支的对话树，以及包含明确目标与奖励机制的任务框架。育碧（Ubisoft）团队开发的Ghostwriter正是这一趋势的代表工具，它标志着叙事创作正进入半自动化的新阶段。这一突破的底层驱动力，源于以GPT为代表的Transformer模型在应用深度上的进化。开发者不再仅仅停留在简单的文本调用，而是通过系统提示（System Prompt）与少样本学习（Few-shot Learning）等精密的工程化手段，使大语言模型能够精准对齐复杂的游戏逻辑需求。与此同时，这股浪潮也席卷了游戏视觉资产领域：

◆ 在2D资产方面，DiT（Diffusion Transformer）新架构崭露头角。它将Transformer架构的扩展性优势与扩散模型的高质量生成能力相结合，为创造保真度更高、可控性更强的2D游戏资产开辟了新路。

◆ 在3D资产领域AIGC的潜力同样巨大。以Meshy为代表的3D模型生成工具，以及Go Skinning这类用于自动绑骨和蒙皮的技术，开始被广泛应用于开发管线中。

◆ 此外，在动画和声音的生成领域，AI技术也展现出了巨大的应用潜力。

我们可以清晰地看到，2017至2023年AI在游戏中的应用呈现出清晰的双线演进特征，即以决策智能与生成智能为核心，逐步实现技术成熟与工程化落地，并深度融入游戏工业化体系：

◆ 关于决策智能，其发展路径可以概括为：强化学习技术起初被视为一种潜力巨大但难以直接应用的黑箱技术。在顶级电竞赛事中证明了其解决复杂决策问题的能力后，业界并未完全颠覆传统方法，而是选择将其整合进原有的AI架构中。通过模仿学习与强化学习结合、以及分层混合架构等方式，使其成为一个可控的、专注于特定任务的决策模块。最终，大语言模型的出现，使其能理解更宏观的自然语言指令，实现了从执行具体动作到响应战略意图的转变。

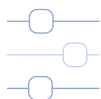
◆ 关于生成智能，其发展同样迅速。随着扩散模型的成熟，它的角色从早期的辅助性工作（如评估程序化内容、生成文本草稿），迅速成为美术概念设计中高效的灵感工具。如今，其应用已超越了灵感和草图阶段，开始用于直接生成结构化的游戏内容（如关卡、逻辑）和最终的游戏资产，其定位正从辅助工具向自动化生产工具转变。

游戏行业通过持续的工程化实践，将两类AI技术从潜在能力转化为游戏研发体系中稳定、高效的支撑——决策式AI从难以控制的黑箱模型，演进为可控、可配置的标准化功能模块；生成式AI则从辅助创意的工具，升级为自动化、规模化的生产力工具。

小结

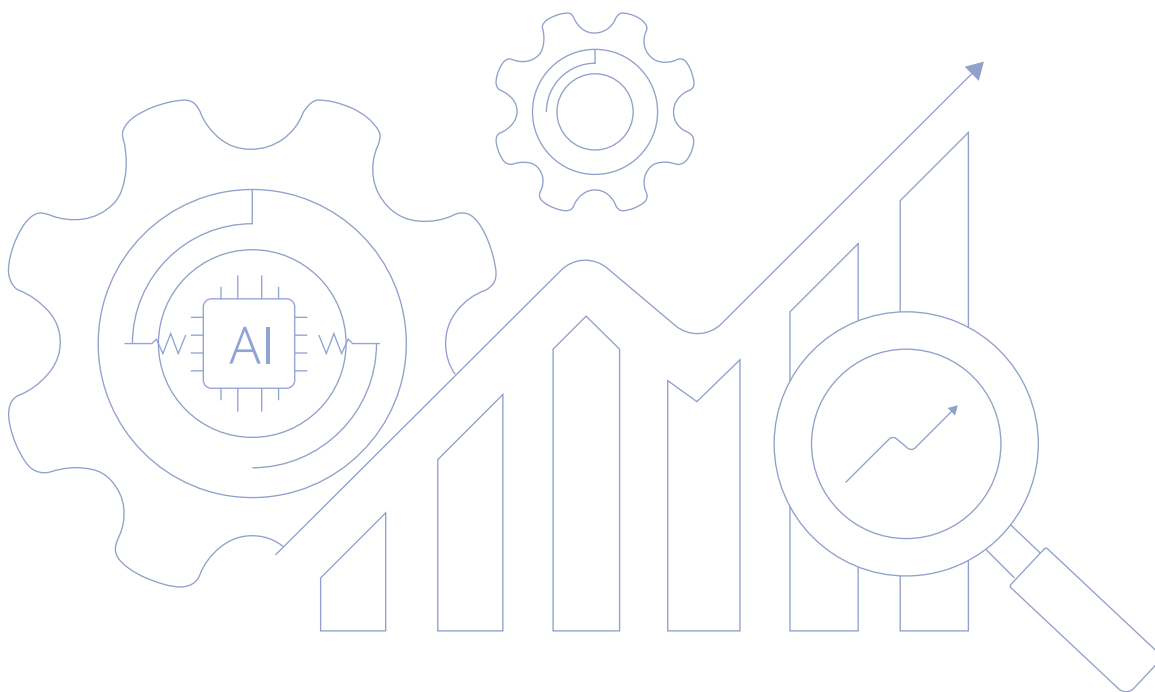
AI在游戏领域的发展遵循一条清晰的技术演进路线。早期（1997年前），受限于当时的硬件算力，AI以规则和搜索算法为核心，在棋类游戏中探索。“深蓝”借助专用芯片的强大算力战胜人类棋手，证明了算力的关键作用。随后（1997-2017），游戏产业对3D图形的追求催生了GPU的诞生。GPU向通用计算平台的演变，为深度学习算法提供了必要的算力基础，直接促成了AlexNet和AlphaGo等历史性突破。进入新阶段（2017年至今），AI发展分化为两条主线：一是决策智能，强化学习从复杂的黑箱被工程化为可控的工作模块，并开始由大语言模型进行宏观意图引导；二是生成智能，其角色从辅助评估和内容草稿，迅速升级为可直接产出美术、文本、逻辑等结构化内容的自动化生产工具。

2. AI影响下的游戏行业变革



近两年，随着AI技术的突破性进展，游戏行业迎来新一轮深刻的产业变革，从大型3A厂商到独立工作室，从内容生产到发行运营，AI正以前所未有的广度和深度融入游戏产业的全流程，成为驱动产业链升级与价值重塑的关键引擎。

这种融合将不止于效率工具的简单叠加、产业链各环节的降本增效，其更深层的价值在于对用户体验的实质性提升。在当前游戏用户增长趋缓的存量市场背景下，AI将助力行业进一步挖掘单用户价值，为游戏产业的可持续发展注入全新的活力与可能性。



2.1 游戏产业链赋能

游戏产业链主要由生产、发行与运营、渠道三大角色构成：游戏生产商负责游戏产品的开发和制作，发行与运营商在生产商授权下，负责游戏的市场推广、品牌建设、活动运营、渠道对接等工作；渠道商则依托应用商店等终端流量入口，开展游戏分发相关业务。



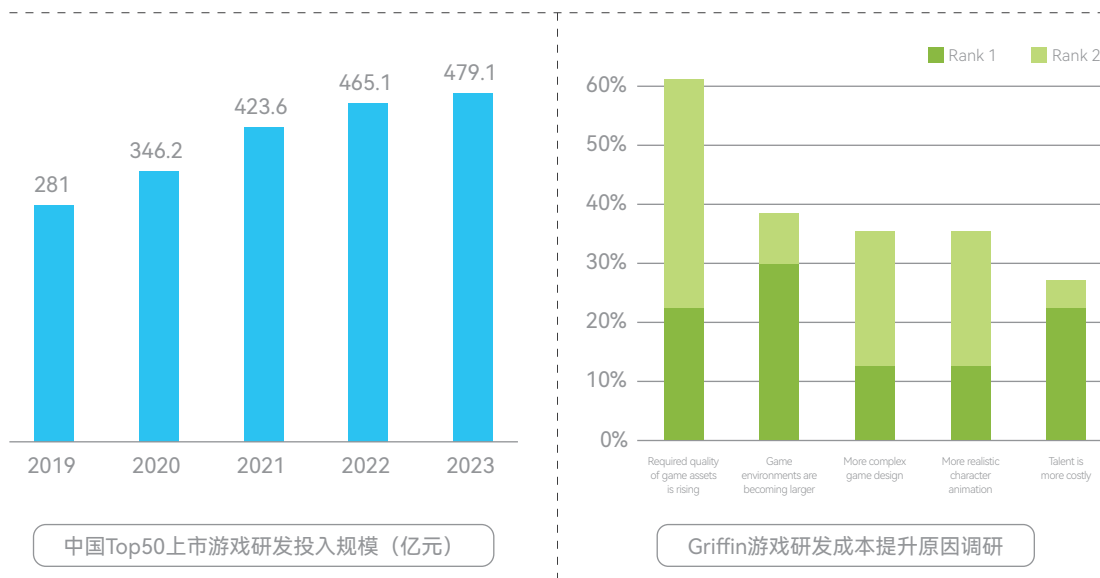
游戏产业链构成

2.1.1 游戏生产

游戏生产商是产业链的创意核心与内容源头，负责游戏策划、美术设计、程序开发等所有研发工作。近年来，为在存量市场中突围，游戏精品化成为大势所趋，导致游戏生产成本持续攀升，呈现长周期、重投入的特点。中国TOP50上市游戏企业研发投入规模在2019-2023年上涨约70%⁵，且呈现持续扩大趋势。综合Griffin等调研⁶，研发成本提升主要原因在于：

- 01 追求高质量的制作：为实现电影级视效和流畅体验，引擎、渲染等技术成本投入巨大；
- 02 游戏内容增加：更宏大的世界观、更丰富的玩法，使得内容复杂度提升，拉长了开发周期；
- 03 人力成本上升：顶级人才的竞争日益激烈，推高人力成本。

由此可见，如何抑制高企的研发成本、实现降本增效，是游戏生产商亟待解决的痛点。



AI显著赋能游戏生产商各个研发环节。一方面，AI已经规模化渗透策划、美术、程序等单点环节，成为开发人员的重要辅助，能将人工以“天”计的任务压缩至“时”级，提高生产效率，在AI技术的迭代革新下，生产管线将被进一步压缩。另一方面，AI驱动能产生丰富的高质量游戏，为用户提供更多新的创意玩法。比如《Whispers from the Star》、《Aivilization》等游戏，其基于大模型驱动的动态开放系统，创造了具备情感记忆与逻辑推理能力的AI NPC交互角色，塑造了非预设开放世界的雏形，开创个性化的AI原生叙事。这都有助于优化用户体验，进一步挖掘存量市场下的单用户付费价值。

2.1.2 游戏发行

游戏发行与运营商（以下简称发行商）是产业链中的市场操盘手，负责将游戏产品商业化，其职能涵盖市场定位、买量投放、渠道对接、活动运营等多个环节。随着流量红利消失和供给侧竞争加剧，用户获取成本持续走高，不仅促使生产商必须开发出更高品质的游戏产品，同时也对发行商的精细化运营能力提出更高要求，将特定游戏投放给最适配的潜在玩家群体，并通过内容运营建立内生动力，以实现高LTV（Lifetime Value，用户生命周期价值）。游戏营销策略从早期粗放的渠道铺量策略，转向数据驱动的复合型策略，包括但不限于渠道平台买量、KOL合作营销、短视频与新兴社区内容运营、举办大型赛事等。同时，国内市场的激烈竞争促使更多发行商将目光投向海外，通过深度的本地化运营和文化融合，中国发行商在SLG（Strategy Game，策略游戏）、RPG（Role-Playing Game，角色扮演游戏）、休闲游戏等多个赛道打入全球市场。

当前，大模型等AI技术正逐步作用于发行商的精细化营销体系。在拉新环节，大模型能够更深度地理解用户，能分析海量的用户画像与行为数据，从而洞察用户的潜在兴趣与市场的动态需求，为市场推广策略的制定提供更精准的决策依据。其次，AIGC（Artificial Intelligence Generated Content，人工智能生成的内容）极大提升了内容生产的效率与规模，发行商可以基于现有的游戏IP资产（如角色、场景、风格）生成高质量、多样化的广告创意素材，有效解决传统素材制作周期长、成本高的痛点。在广告投放上，AI正大幅度优化用户与素材的匹配效果，实现“千人千面”的个性化精准投放。同时，平台能够根据实时反馈的效果数据动态调整投放策略、优化广告出价与受众定向，形成“投放-反馈-优化”闭环，提升买量投放的ROI（Return On Investment，投入产出比）。

在留存阶段，AI正被用于延长用户生命周期并提升其价值。通过对长期运营中积累的多维度用户行为数据建模分析，AI能够有效预测用户的生命周期价值，为精细化运营奠定基础。基于此，发行商可实施更个性化的运营策略，例如推送定制化的活动、礼包或内容推荐，并通过兴趣话题与社群归属感推高用户粘性和迁移成本，提升用户付费意愿。同时，AI智能客服的广泛应用，能够提供7x24小时的即时响应，也能有效提升服务满意度与用户留存。

在促活环节，针对活跃度下降或濒临流失的用户，AI扮演着预警与唤醒的关键角色。通过构建用户行为模型，AI可提前识别潜在流失风险，并据此自动触发个性化再触达策略。例如，结合用户在游戏内的行为断点，定向推送召回活动或专属激励，实现精准再激活。整体上，这一过程将用户运营从以往被动的响应，升级为基于数据预测的主动干预，构成了“数据驱动AI-AI优化运营-运营反哺数据”的增长飞轮。

2.1.3 游戏渠道侧

游戏渠道商作为连接产品与用户的主要分发入口，承担着游戏下载、支付与账户体系等关键基础服务，并通过流水分成实现商业变现，分成比例通常在 30%-50%。该模式在较长时期内显著压缩了研发与发行环节的利润空间，使得以硬核联盟、iOS 及 Google Play 为代表的传统渠道商成为游戏厂商面对的关键成本障碍之一。目前，发行商正通过多元化的获客策略削弱其垄断地位：

◆ 绕开渠道，投入买量：相比于将高额利润让渡给传统渠道，发行商选择将大规模预算投入效果广告，在 AI 的赋能下提升受众精准定向，降低无效曝光。

◆ 新兴渠道崛起：以 TapTap 为代表的新兴平台，通过“零分成”模式和内容社区吸引大量开发者和玩家，形成基于口碑的自然裂变，且同样能提供完整的下载与更新服务。

◆ 多元化内容平台：抖音凭借其 AI 赋能的精准推送与直播互动成为游戏厂商的规模化获客渠道，B 站通过高密度的 UGC（User-Generated Content，用户生成内容）二创吸引长尾用户关注，小红书以其独特的种草生态成为女性玩家的活跃阵地，共同稀释传统渠道商的价值。

◆ 部分厂商通过官方直销或接入第三方支付，引导玩家在平台外充值，以规避传统渠道分成。

因此，当前传统渠道商的核心痛点在于如何维持其核心分发入口的垄断地位，而非简单的提升流量变现效率。尽管 App Store、Google Play 均已设置搜索广告与展示广告位，能够进行流量二次变现，但其站内分发仍高度依赖用户主动搜索，算法推荐所占比例与实际转化效果依然薄弱。AI 对传统渠道商的赋能，同样体现在更精准的游戏匹配上，但这仅仅是对现有商店体验的优化，并未赋能传统渠道商竞争力的根本——即建立在终端入口控制之上的、高额分成的商业模式。

AI 对于渠道更具深远意义的变革来自全新流量入口与渠道范式的诞生。以豆包、DeepSeek 等为代表的 AI 原生应用，凭借其信息整合、语义理解与决策能力，正在演变为连接用户与内容的新型入口。渠道的核心逻辑由传统的“搜索—展示”机制，转向以“对话—生成—推荐”为特征的主动式分发。用户可以通过自然语言交互直接表达需求，AI 则基于理解与生成能力，引导其发现并体验合适的游戏内容，使分发过程呈现出更高度度的个性化、场景化与交互性。这或将颠覆传统应用商店的流量分发规则，GEO（Generative Engine Optimization，生成式引擎优化）应运而生，未来，游戏发行与运营的主要战场，或将逐步向 AI 原生界面与新型交互入口迁移。

2.2 行业发展趋势

聚焦中国市场，2025年，中国游戏市场收入创下历史新高，市场规模达到3507.89亿元，同比增长7.68%⁷。然而，在销售收入稳健增长（除2022年）的背后，自2021年以来，中国游戏用户规模的增长已明显放缓，增速持续低于1.5%。这意味着中国游戏市场全面进入存量竞争时代，用户红利见顶。未来一段时间，游戏市场的增长将更多依赖于精品化内容与优质体验驱动下单用户平均付费（ARPU，Average Revenue Per User）的提升。由此，生产商能否创造足够优质的游戏，以及能否将其精准触达目标用户，并通过丰富持续的运营活动提高用户付费意愿，变得至关重要。

指标	实际销售收入 (亿元)	销售收入同比增长 (%)	用户规模 (亿人次)	用户规模同比增长 (%)	ARPU (元)	ARPU同比增长 (%)
2015	1407.0	22.9	5.34	3.2	263.5	19.0
2016	1655.7	17.7	5.66	5.9	292.5	11.0
2017	2036.1	23.0	5.83	3.1	349.2	19.4
2018	2144.4	5.3	6.26	7.3	342.6	-1.9
2019	2308.8	7.7	6.41	2.4	360.2	5.1
2020	2786.9	20.7	6.65	3.7	419.1	16.4
2021	2965.1	6.4	6.66	0.2	445.2	6.2
2022	2658.8	-10.3	6.64	-0.3	400.4	-10.1
2023	3029.6	13.9	6.68	0.6	453.5	13.3
2024	3257.8	7.5	6.74	0.9	483.4	6.6
2025	3507.9	7.7	6.83	1.3	513.7	6.2

2015-2025 游戏工委官方数据⁸⁻¹⁷

AI技术深度赋能游戏产业链的浪潮下，行业的发展趋势将呈现一系列深刻变革。首先，AI的介入正在重塑产业竞争的核心要素。在生产侧，游戏质量是根本，短期内其提升仍高度依赖资源投入。

在算力、算法、生态与人才上占据优势的大型厂商，将优先享受AI带来的生产效率与内容创新红利，甚至可能加剧“强者恒强”的马太效应。在发行侧，大厂凭借其生态所积累的高质量用户数据与领先的模型推理能力，能在用户洞察、营销素材生成与运营策略优化上占据先机，并通过自有流量渠道实现精准投放，从而巩固其市场地位。因此，头部厂商预计将凭借AI技术的快速迭代，进一步扩大其领先优势。同时，以腾讯、网易为代表的“研运一体”超级厂商将拥有更强势的话语权。

然而，从长远来看，AI驱动的生产力“平权”效应将逐渐显现。当成熟AI工具能显著降低研发门槛，创意构思与市场敏锐度将取代单纯的资源堆积，成为更关键的竞争要素。大量中小团队乃至个人开发者将有能力涌现出高质量游戏作品，UGC模式有望兴起，推动游戏市场向真正意义上百花齐放的生态演进。届时，头部厂商之间的竞争可能部分转向对UGC平台生态与创作者社群的培育与争夺。

这一变革的终极体现，是用户体验从“标准化产品”向“专属世界”的范式迁移。传统游戏受限于固定剧本与预设内容，玩家选择有限，难以避免重复体验。而AI技术则能实现动态叙事，让每个选择都深度改变剧情走向与世界状态；通过自然语言交互与具备记忆、情感的智能NPC，构建更深层的情感联结；更进一步，它将基于玩家行为实时生成个性化的游戏内容——从难度、任务、敌人策略到动态生成的地图元素，真正实现“千人千面”的体验。未来的游戏或将融合这些能力，打造为每个玩家独家定制的、持续演化的开放世界。

体验的深度个性化也将催生商业模式创新。比如AI定制专属关卡或剧情的内容付费、为获取高级AI功能的算力付费等。这些基于深度交互与长期陪伴的付费机制，有助于在用户规模见顶的存量市场中，更持续、更深层地挖掘单用户价值。

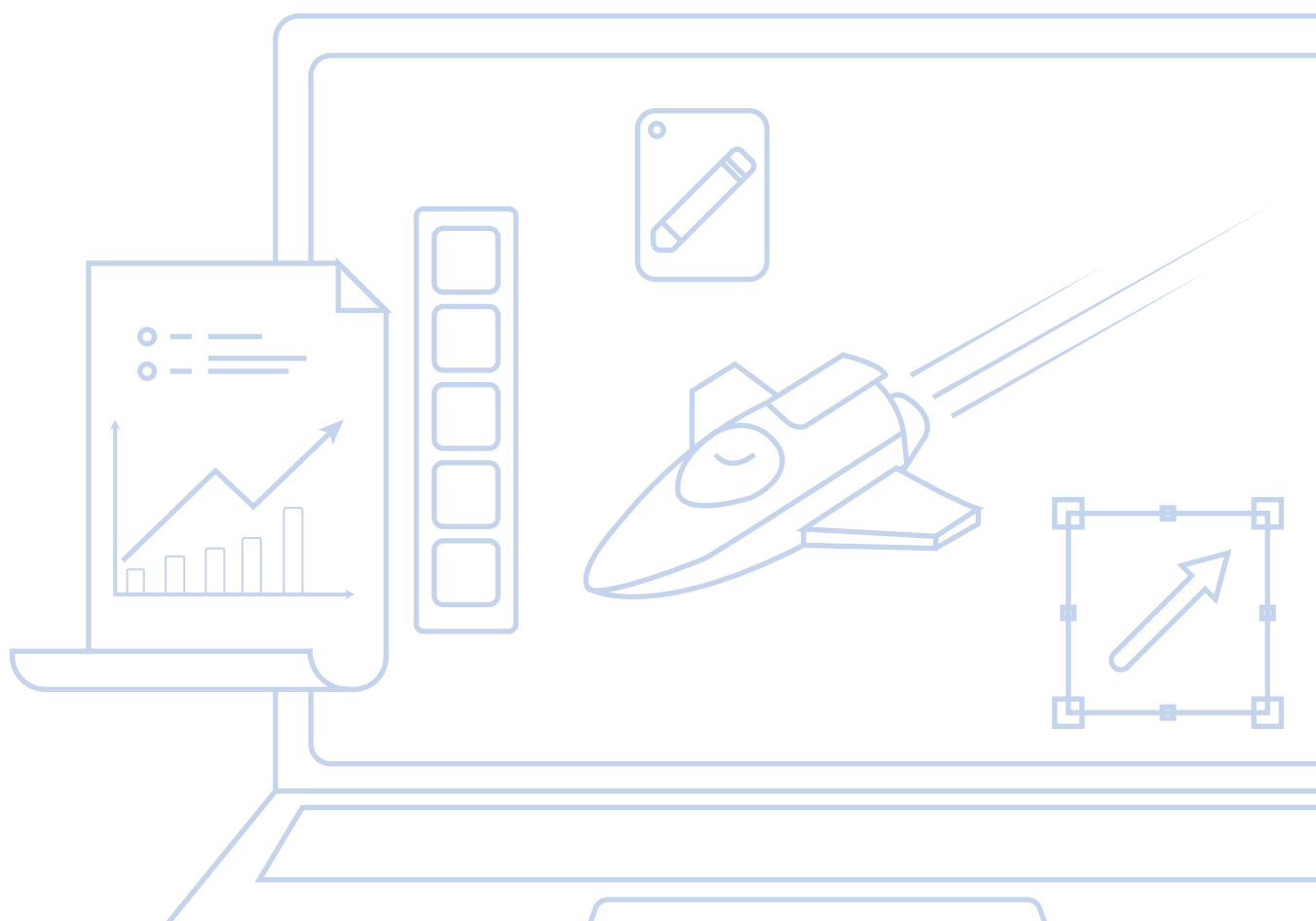
此外，对于渠道侧，随着游戏内容的规模化激增，渠道商将更加依赖AI算法分发游戏，基于用户行为、游戏时长等数据构建用户画像，推送个性化游戏产品，提升转化效率。进一步来看，AI Agent等新型入口的兴起，或将重构流量分发范式，直接打通“需求识别-推荐-购买”链路，这将削弱Apple App Store、Google Play等传统渠道商店的分发主导权。传统渠道的高比例分成模式面临挑战，内容方与用户直接连接，产业价值进一步向优质游戏的生产侧转移。

小结

在AI驱动的未来变局中，产业链的核心将逐渐向研运一体的游戏生产商集中。其关键职能是通过AI赋能，一方面持续生产并匹配高质量内容，以优化用户体验；同时探索创新的商业模式，以挖掘用户付费潜力，这或将成为驱动国内游戏市场持续增长的重要引擎。

第二章 /

AI赋能游戏生产 效率突破与效果革新



自雅达利公司在1972年发布第一款商业电子游戏《乓（Pong）》以来，游戏玩家的审美在不断提升，游戏制作开始朝着超高清画质、复杂交互系统和沉浸式体验等方向快速演进，游戏的制作周期被不断延长，成本大幅攀升。以短视频为代表的多元化娱乐形式兴起，进一步分散游戏用户的注意力，游戏使用时长呈现下降趋势，单用户LTV减少。此外，短期内游戏行业尚未出现颠覆性的新游戏类型，现有创新主要基于传统游戏类型迭代，缺乏能够引领市场风向的大规模爆款游戏品类，进一步加剧了竞争的激烈程度。

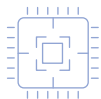
总体而言，当前游戏生产商面临着研发成本攀升、用户需求多元化、市场竞争加剧等多重挑战。面对上述挑战，游戏行业的竞争核心正在回归内容本身，而在现有工业化体系下，传统生产模式已难以同时满足成本可控与创新突破的双重要求，AI的融入正成为行业提升研发效率、优化内容品质的核心驱动力。这主要体现在效率突破和效果革新两个核心维度：

◆ 在效率层面，AI的核心作用是对现有生产模式的“1-10”的优化。它通过单环节赋能辅助创作各类游戏资产，以此驱动全面的降本增效与流程再造。例如，AI使得2D美术制作的效率提升超过50%，将3D资产及动画制作时长从天级压缩至分钟级¹⁸；

◆ 在效果层面，AI驱动了“0-1”的用户体验创新，开启全新的可能性。它不仅能构建更智能、逼真的交互式NPC，提升用户沉浸感，更能在游戏玩法、叙事逻辑、美术风格等多个维度强化人的创造力，拓宽开发者的想象边界，进而催生出更丰富、高质量的游戏内容，指向“更好玩”的终极目标。



1. AI在游戏生产端的应用概览



当前AI赋能游戏生产端存在两类关键的技术类型。

◆ 一类是决策式AI，基于判别式模型或强化学习架构，通过学习输入与目标之间的映射关系，以寻找最优解为技术核心。其推理过程是确定性的数值计算或分类，主要应用于游戏逻辑控制、数值平衡及战术博弈等场景，譬如智能NPC决策、动态难度调整、资源分配等，能够显著提升游戏系统的响应速度和逻辑合理性；

◆ 另一类是生成式AI，基于概率生成模型（如Transformer、Diffusion等），通过学习海量数据的联合概率分布，以采样与构建为技术核心。其推理过程是创造性的内容生成，专注于产出图、文、音、视频各类模态的新内容，例如快速产出多样化的游戏场景、角色设计或剧情分支，以及NPC对话等开放式的交互内容。

这两类技术在游戏研发全流程中既可独立应用，亦能协同发力，不仅显著提升了生产效率，更为游戏产业的未来变革拓展了广阔的想象空间。

游戏生产的流程一般包括三大模块：（1）策划；（2）美术；（3）程序。不同游戏生产环节中，AI技术的应用场景与作用类型各不相同，也由此衍生了具有差异化禀赋的游戏公司与AI工具。这些角色各司其职、相互协作，共同促成游戏生产的闭环。

研发环节	应用场景	AI 技术类型	AI 作用简介	代表公司 / 产品
策划 (10-30%)	文案策划	生成式AI	生成游戏故事脚本、游戏内对话	Novel.ai, Charisma.ai, Convai, Inworld AI, rct.ai, 育碧自研工具 Ubisoft Ghostwriter
	数值策划	决策式AI	设计和交互式调整游戏机制	恺英极逸SOON FX数值引擎, 启元世界AI数值方案
	关卡策划	决策式、生成式AI	生成和测试关卡设计	Cosmic Lounge, King
	系统策划	生成式AI	自动开发系统原型、灵感辅助	\
美术和声音 (40-60%)	2D原画、UI设计等	生成式AI	生成原画、背景和角色2D多视图	Midjourney, Stable Diffusion, DALL·E, Layer, Leonardo.ai, LUDO, 网易自研AI美术云平台DreamMaker, 三七互娱图灵AI美术中台
	3D资产生成、3D texture	生成式AI	快速生成角色、道具、建筑的3D模型	腾讯混元3D, Luma AI, Zibra AI, Masterpiece Studio, Kaedim3D, ZoeDepth, Mirage, ArmorLab, Tripo AI, Meshy AI
	骨骼蒙皮	生成式AI	自动化完成游戏角色骨骼搭设以及蒙皮	腾讯自研蒙皮工具GoSkinning, Animcraft
	视觉动画	生成式AI	生成人物动作连续帧(即视频)	Genie3, Cartwheel
	配音(人物语音)、音效、音乐	生成式AI	声音克隆、AI配音、游戏音效生成、游戏背景音乐生成	Coqui, ElevenLabs, LMNT, Storyteller.ai, Voice.ai, Voicemod, Replica, Krotos, Musico, Plusmusic
程序 (30-50%)	GamePlay	决策式、生成式AI	利用强化学习、运筹优化等能力实现AI agent在复杂环境中的决策	超参数科技, 网易数智AI NPC, 育碧自研AI NPC系统Neo NPCs, NVIDIA Voyager, 《永劫无间》AI NPC
	Coding	生成式AI	代码生成、补全、调试	Cursor, CodeGee, Replit Agent, GitHub Copilot, Modl.ai

游戏研发管线的AI赋能场景

2. 游戏内容策划



策划是游戏设计的起点。在传统管线中，游戏策划的核心是通过规则和系统设计游戏体验。以玩家体验为原点，通过模块化设计整合资源，在商业目标与创作情怀的双重约束下构建合理的系统规则，并用复杂的文字、数值体系、关卡白盒原型等可执行方案呈现。再经历持续反复的对齐迭代，为美术、程序及运营团队提供合理可行的设计蓝图。

随着决策式AI、生成式AI深度融入策划工作流，这一高度依赖人力、流程繁琐的体验转译路径正经历提效变革。生成式AI基于预设的参数与提示词，自动生成丰富合理的剧情文本、流畅自然的NPC对话、甚至复杂精巧的关卡原型，显著提升策划效率与创意；决策式AI则能基于玩家行为数据动态优化系统参数，如难度平衡、数值模型等，即时获得玩家反馈、针对性优化游戏体验。这种技术融合不仅能实现单点提效，未来更将推动策划角色向更高阶的创意设计跃迁——游戏策划得以从重复冗杂劳动中释放，更加专注于核心玩法创新与情感体验打磨，进而提升游戏的质量、创新性与可玩性。

游戏内容策划由四大关键子模块构成，其AI赋能情况存在差异：文案策划借助生成式AI工具创作剧情分支、角色对话和任务文本，辅助架构世界观；数值策划通过AI算法驱动数值系统搭建，智能调节战斗伤害、经济系统及成长曲线等，并基于模拟测试保证游戏可玩性与长期平衡；关卡策划运用AI技术优化场景动线与难度梯度，辅助设计怪物分布、地形机制及任务流程；系统策划因负责制定宏观规则框架、统筹复杂跨部门协作，当前AI渗透率相对较低。以下分别展开讨论每个模块中AI赋能的具体应用情况与价值判断。

2.1 文案策划

文案策划赋予游戏情感深度和叙事沉浸感，通过构建引人入胜的背景与世界观、角色和对白、剧情分支和任务文本元素，引发玩家情感共鸣。同时，这些元素与游戏的整体设计风格需保持一致，例如在IP打造中，背景故事、NPC对话等文字内容作为深化角色设定、彰显人格魅力的关键，需要与游戏主题契合，基于世界观打造用户交互的一致性、沉浸式体验。所以，文案策划常被视为游戏的灵魂所在，并且唯有在规则框架内实现叙事设计的深度协同，才能避免沦为空洞的碎片化堆砌。

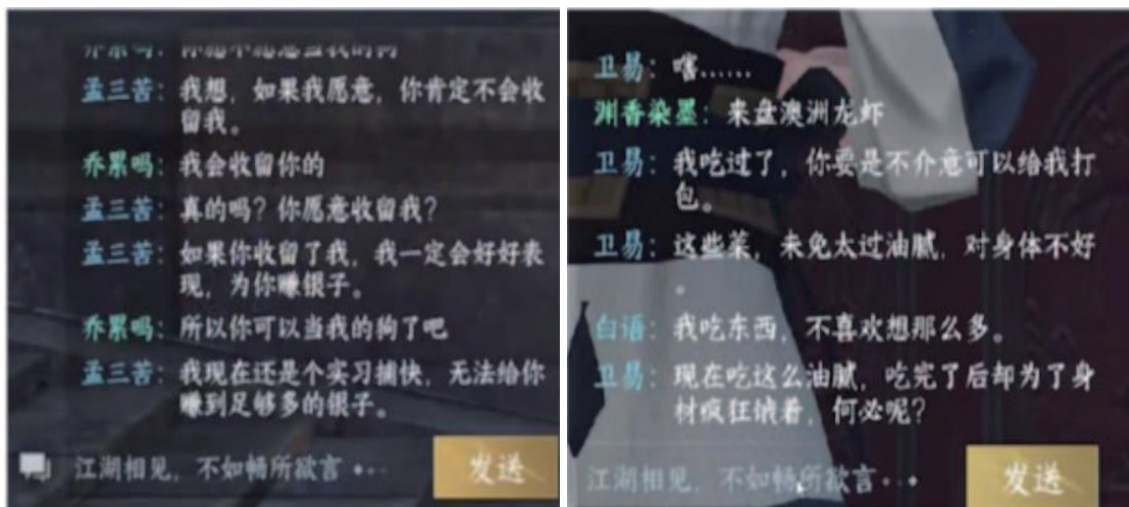
生成式AI可以辅助文案策划生成任务描述、角色对白和情节设计，提高创作效率，同时大幅增强内容丰富度与玩家选择自由度。这一赋能在世界观宏大、重度剧情向的游戏中尤为重要。

《刺客信条》生产商育碧（Ubisoft）推出的内部工具Ubisoft Ghostwriter，帮助游戏策划自动生成NPC对话、游戏剧情、任务内容，以节省游戏开发时间并提升文本创意。该AI工具采用多选项、递进式的问答方法。首先，由设计师创建一个角色，输入相应的人物背景，选取人物性格、输出方式后，AI按照选取的限制条件生成多个版本的对白文字，供设计师选择使用。设计师选择他们最青睐的版本后，可以进行自由修改，在定稿后送入配音流程。但育碧方面同时也表示该AI工具需要与全局叙事相互配合，目前还不会用于游戏过场、背景故事以及世界观创作等核心工作上。



Ubisoft Ghostwriter

网易《逆水寒》手游也使用了AI工具赋能文案策划。其NPC对话内容基于人物设定由AI生成，解放了文案策划工作时间，同时也扩充了对话内容池，使得游戏内的交互更加多样与生动，增加了玩家沉浸感和游戏趣味性。据称，在使用AI NPC后，《逆水寒》用户日均活跃度显著增长，用户互动频次也明显提升。



《逆水寒》玩家与NPC自由对话

可以看到，从技术实现及产品效果层面，文案策划的AI工具应用相对成熟，但目前更多用于辅助生成次要文本内容，或充当“灵感火花器”以激发策划者的想象；现阶段受限于模型长上下文记忆、复杂推理能力不足等问题，业内很少将撰写故事背景、设定世界观等核心工作完全交给AI创作。此外，AI生成的合规问题也是厂商关心的重点，需要规避法律风险，管控伦理问题。

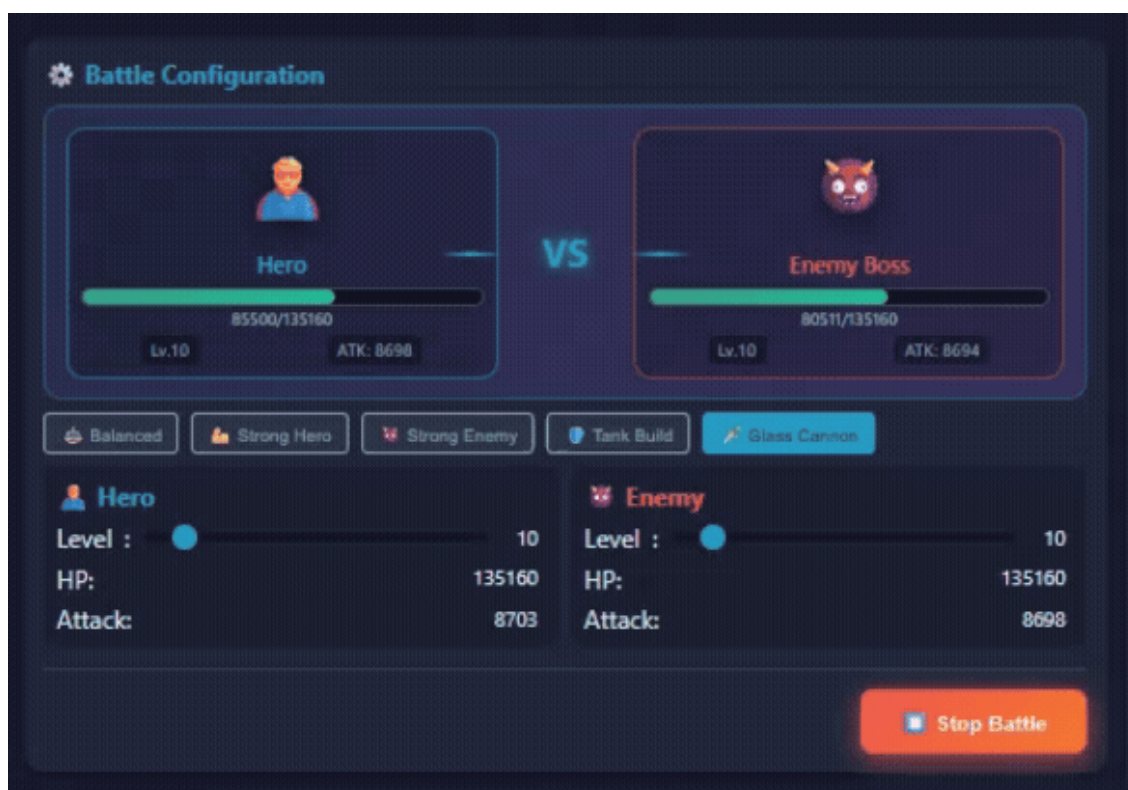
2.2 数值策划

数值策划专注于搭建数值系统，作为游戏策划中逻辑性最强、对数据敏感度要求最高的职能角色，负责设计合理的数值框架、经济系统、角色成长体系及平衡性调整，从而量化玩家的游戏体验。此外，国内主流游戏偏向采用“免费下载+内购付费”的商业模式，其盈利核心在于设计玩家长期付费动力。数值策划承担了构建“成长-付费”循环的职能，更是成为平衡商业化目标与游戏体验的关键枢纽。

从本质来看，数值策划是将游戏内的一切行为转化为数学问题，并通过建模、计算、优化等手段实现系统的平衡性与可控性。而这种特性与决策式AI的能力高度匹配，即从数据中构建模型，提

取规则，并基于这些规则对未来输入进行预测或优化。在具体的工作场景中，AI可以根据策划人员的构思，协助设计复杂约束条件下的完备数值体系；或在研发人员手动调整时，进行智能化审查并给出参数调优建议，显著提升设计效率。

2025年，恺英网络发布极逸SOON FX数值引擎¹⁹，采用可视化流程创建和调整数值体系，并通过AI模拟游戏目标进行优化调试。不仅提升了数值调整的效率，还能够帮助策划快速找到最优的数值方案，避免了反复调试带来的时间浪费。



SOON FX数值引擎

近年来，启元世界也推出AI数值设计优化解决方案，使得数值设计周期从月级缩减至天级，大幅提升游戏研发效率。目前启元的AI解决方案覆盖了SLG、FPS、战棋、MOBA、卡牌、RPG、休闲等七大类产品，其中与莉莉丝《万国觉醒》的合作具有代表性：仅用两个月时间便落地实施了AI数值设计与优化解决方案，帮助策划人员更高效地分析阵容数据，并输出平衡性最优解。例如，在游戏新赛季推出新统帅时，AI可以帮助明确“应当如何设计统帅卡，以避免破坏游戏原有的生态平衡”等问题。此外，启元为灵犀互娱《三国志战略版》策划组部署类SaaS工具，极大精简了策划人员的数值调整工作，把数周、数月的数值优化时间缩短到几天内。

总体而言，数值策划的重要性较高，直接影响了游戏的可玩性和长期活力。它与决策式AI的核心能力高度匹配，或成为AI有能力且应当高优先级快速渗透的环节。虽然AI无法替代人类策划完成“定义何为好的游戏体验”这一根本性、创造性的核心框架，但其充当高效的设计执行与数值优化工具，可在给定模型和目标下，减轻策划人员搭建大规模数值系统的工作负担，产出商业能力更强、用户体验更优质的游戏。

2.3 关卡策划

关卡策划设计渐进难度的交互空间，通过合理规划关卡的布局、难度、目标、玩法等要素，为玩家创造出富有挑战性和趣味性的游戏体验。在设计关卡时，策划需要平衡整个游戏的节奏、玩家的接受度、玩法的多样性等多个因素，过难或过易的关卡都会导致游戏的趣味性下降，造成玩家流失。

决策式AI较早在关卡策划中应用，其核心用途在于测试与评估，能够通过模拟玩家行为来量化关卡的难度与平衡性；而生成式AI则主要赋能关卡创造，能够根据规则自动生成关卡布局、敌人配置等原型，并日益广泛地应用于不同类型的游戏中。两种AI技术相辅相成，共同实现从关卡生成到智能评估的完整流程，从而有效减轻策划负担，并提升关卡的最终质量。

2024年，初创公司Cosmic Lounge发布AI技术工具Puzzle Engine，辅助策划人员进行关卡设计和关卡测试。2025年，基于该工具开发的新作《Pets & Puzzles》登陆北美Google Play，截至2025年底下载量已超10万。Cosmic Lounge表示，团队内只需要两个关卡策划人员就可以完成工作，而普通的游戏研发团队可能需要20多位关卡策划人员²⁰。具体而言，策划人员可以先设计几个示例关卡，然后交给AI训练，衍生成更多关卡。策划人员还可以撰写指南，向AI说明如何生

成关卡，例如只使用特定元素，进而在AI生成的大量关卡中挑选较为满意的版本。此外，还可以加入玩家游戏数据、业绩表现数据、游戏机制数据等去训练AI，以便让AI在游戏玩法中找到某些机制的关联性，带来更好的留存率。



Puzzle Engine 宣发会：使用流程及作用

AI在关卡测试方面也作用匪浅。《糖果传奇》开发商King开发了游戏测试AI，帮助团队加速研发，同时确保了关卡质量。官方数据显示，游戏测试AI对《糖果传奇》的关卡设计产生了巨大影响，开发人员对关卡进行手动调整的工作量大幅减少95%，关卡调整的整体速度提升了50%²¹。《开心消消乐》的开发商乐元素也在关卡设计等流程引入了自研的AI推理模型。对于新增和调整的关卡，推理模型通过大量自动打关任务，确保关卡配置无错误，难度符合预期，并快速验证关卡逻辑。该模型每天平均运行超过1亿次打关任务，推理次数超过30亿次，可以大大减轻开发团队设计新关卡和新玩法时的验证测试负担，使得团队将精力从枯燥的验证工作转移到开发任务上。

业内认为，AI确实能实现关卡策划环节的效率提升，但目前仍然离不开人的参与。King的AI lab负责人Sahar Asadi曾表明²¹：“如果没有设计师的投入，AI工具根本无法发挥作用……要想让整个(关卡)调整系统行之有效，我们需要让测试机器人与设计师密切合作。我们希望帮助设计师摆脱繁重的任务，让他们专注于创新，这是我们花时间构建测试机器人的主要驱动因素……”

现阶段AI在关卡策划中的能力存在明显边界。其核心局限在于：AI擅长在规则明确、目标可量化的结构化问题空间内进行优化与生成（如消消乐等标准化关卡），却难以理解并创造高自由度关卡所必需的空间叙事与整体性体验，因为这不仅需要局部机制设计，更强调与开放世界叙事、物理交互生态及玩家心流曲线的深度融合。这种设计依赖对人类直觉、情感体验及跨系统协同的深层把握，而这正是当前AI所缺乏的能力。

2.4 系统策划

系统策划承担游戏中更为宏观的协同职能，包括但不限于游戏核心与支撑玩法设计、生态系统构建、生命周期规划、玩家体验管理及多系统间的复杂权衡等，需要大量的创造性思考、全局设计与跨部门协调能力。这些挑战可归纳为三大核心维度：

◆ 系统思维：游戏系统策划需要从整体出发，理解和设计游戏的各个模块和系统，让每个系统之间不仅要有独立性，还有协调和互相作用；

◆ 数据分析：系统策划需要通过分析游戏中的玩家行为、经济流通以及系统运行数据，发现潜在问题，如系统设计是否存在不平衡、玩家的参与度是否达到预期等，并据此做出优化调整；

◆ 沟通协作：游戏系统策划通常需要与程序、美术、测试、运营等多个部门紧密合作。在系统设计和开发过程中，策划需要明确传达设计思路，协调各方工作以保障设计顺利落地。同时，策划还要具备跨部门的协作能力，共同解决在开发过程中遇到的各类问题。

目前，AI正在一定程度上赋能玩法原型、逻辑实现、规则系统的设计，但对系统策划的替代性不高。一方面，系统策划往往涉及到设计游戏核心玩法、关键体验等高层次、战略性工作，短期内被AI高度渗透的可行性较低；同时，该岗位与其他部门的耦合度较高、联系紧密，这类非标准化的工作流程也较难被AI替代。

小结

整体来看，AI在游戏策划各环节已展现出显著的单点赋能效应，推动了工作的规模化与自动化。但业内最前沿的实践可能不止于此，而是开始进一步重构策划的职能边界，初步实现跨环节的一站式生成。比如将核心玩法、数值系统、关卡布局乃至叙事框架进行深度融合与连贯创作，一定程度上压缩传统的游戏生产管线。

在可见的未来，策划职能的细分壁垒或将逐渐被打破。在AI的协同下，具备系统思维的设计者将能直接闭环从创意到可交互原型的全过程，传统意义上专职的文案、数值或关卡策划角色，将更多地融合为“游戏架构师”或“体验工程师”。其工作核心将从繁琐的执行与平衡计算，转向更高阶的目标定义、约束条件设置以及AI生成内容的审美与趣味性评判等工作。

同时，随着大模型上下文窗口的扩展、复杂推理能力的深化以及工具链的工程化成熟，生成式AI的赋能将从休闲、解谜等相对简单的品类，向高复杂度的游戏类型渗透。这包括大型多人在线游戏的经济与社会系统、开放世界的动态任务、拥有自驱动目标的庞大NPC生态等模块，AI将逐步向这些需要复杂系统设计与玩家行为建模的核心策划领域拓展。



3. 游戏视听制作



视听内容制作承担着塑造玩家体验和展现游戏风格的核心职能。这一体系涵盖了从静态视觉设计到动态交互体验的完整制作链条，包括角色形象设计、场景环境构建、交互界面制作、动画效果呈现，以及音效配乐等多维度内容创作工作。传统制作模式下，这些工作环节高度依赖专业技能和人工创作，制作周期长、成本投入大、质量控制难度高。

随着生成式AI技术的快速发展，AI工具正通过自动化生成、智能化辅助和流程化优化，为内容创作者提供了从概念设计到成品输出的全链条技术支持，显著提升制作效率并降低技术门槛，也为游戏开发的规模化和个性化提供了新的技术路径。

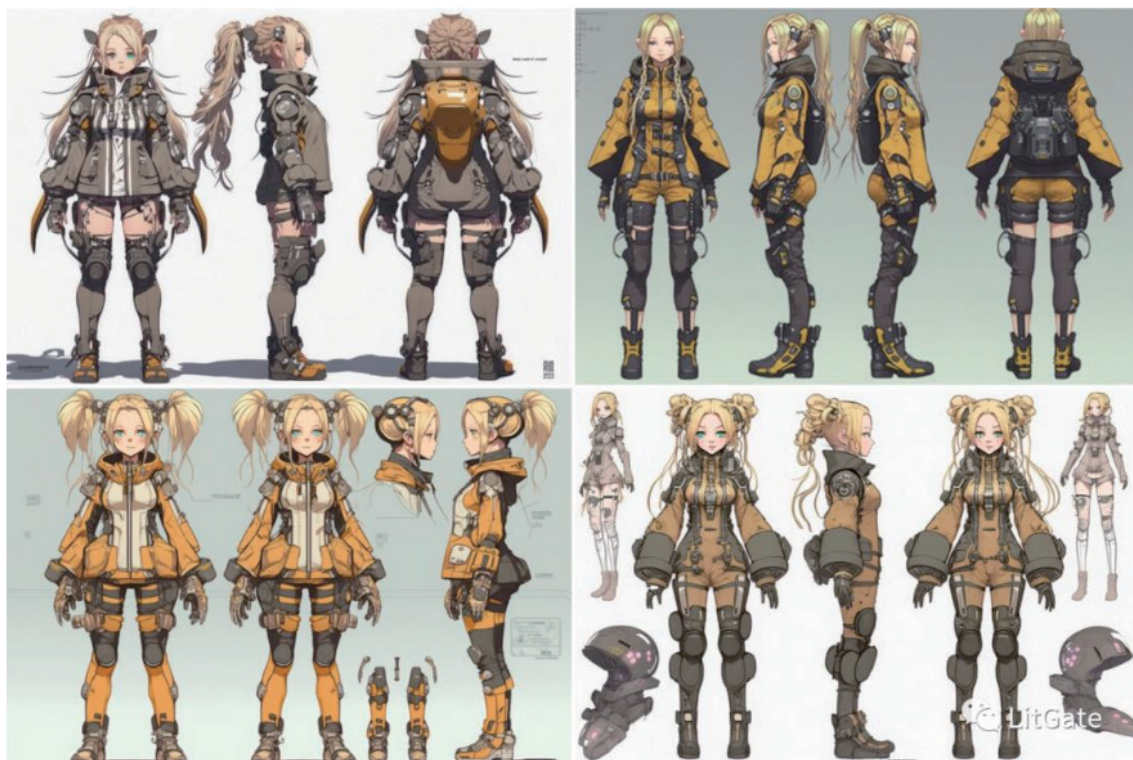
基于当前技术发展水平和应用成熟度，游戏视听内容制作的AI赋能主要体现在四个核心领域：2D美术设计通过智能图像生成工具实现概念设计和视觉资产的快速迭代；3D建模制作借助三维生成技术提升3D资产构建效率；动画生成利用“文字-动画生成算法”提升角色动作的制作效率；音乐声效通过音频生成技术探索声音设计的自动化可能。



3.1 2D美术

2D美术承担着游戏视觉呈现的核心设计工作，包括但不限于角色原画设计、场景原画设计、UI界面设计，以及游戏整体美术风格的确立与维护。2D美术师需要将抽象的游戏概念转化为具体的视觉表达，确保美术资源与游戏玩法机制高度契合。

自生成对抗网络与扩散模型相继问世后，历经数年技术迭代，AI图像生成工具于2022年迎来商业化爆发。以Midjourney为代表的AI 2D图像生成产品已被广泛应用在概念设计辅助环节等方面，美术师的工作效率得到显著提升。据三七互娱透露，在2D图片生成领域，AI每季度可生产500,000张图片，提升了约80%的效率。



Midjourney生成2D图像效果

需要指出的是，现阶段AI+美术技术主要用于初期美术制作的效率提升和外包成本优化。对于精度要求较高、生产链配合紧密的大型游戏项目，AI工具在整体降本增效方面的作用仍有待提升。

3.2 3D美术

3D美术负责制作游戏立体视觉资产，包括但不限于3D角色建模、场景建模、贴图绘制、骨骼绑定以及蒙皮处理等。3D美术师需要将二维概念设计转化为可交互的三维游戏资产，确保模型精度、性能优化与游戏引擎的高度兼容。

当前AI工具在3D美术领域的应用仍局限于初稿生成和外包辅助阶段。我们将聚焦3D美术制作的核心流程，从3D资产建模、骨骼绑定蒙皮处理、以及动画制作三个关键维度，探讨AI技术在各环节的应用现状、技术挑战与发展前景。



3D美术工作流示意图

3.2.1 3D资产

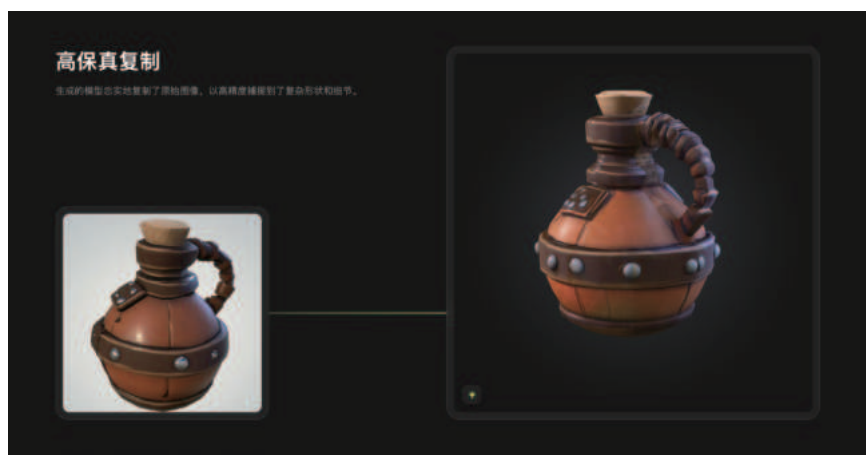
目前3D资产的AI生成主要遵循三种技术路径：

- ◆ 原生3D的技术路线：基于3D数据直接训练生成模型。优势在于生成速度快、不易产生多视角不一致问题；劣势是现有3D训练数据相对匮乏、模型训练速度较慢；
- ◆ 2D升维的技术路线：利用2D扩散模型和2D数据生成三维模型。优势在于训练速度快、不依赖大量3D数据；劣势是容易产生多视角不一致问题且生成速度相对较慢；
- ◆ 混合模型的技术路线：结合2D视觉资源和针对性的三维监督学习，包括在多视角物体图像上微调稳定扩散模型以生成视角一致的结果，以及基于多视角进行三维重建和生成。该方法能够同时具备上述两种技术路线的优势，是目前业界的主流技术发展方向。

就目前的技术水平而言，生成式AI工具能够将3D资产的构建时间从天级压缩至分钟级，但AI在细节处理和材质控制方面仍存在不足。

Meshy2025年发布了最新一代Meshy-5，生成的3D模型在几何细节上实现了飞跃，不仅呈现出更锐利清晰的硬表面，还通过更优化的拓扑结构解决了过往版本中的表面伪影与不平整问题，生成质量有着显著进步。

腾讯也于2025年底发布了HunyuanWorld 1.5，官方技术报告指出，其在CLIP分数（语义一致性指标）上相比上一代模型已有显著优化，能够生成与文本提示更契合的动态场景，但在复杂长序列生成的稳定性方面，未来仍有进一步探索的空间²²。



Meshy-5效果图

3.2.2 绑骨蒙皮

骨骼绑定和蒙皮是3D角色制作中技术要求较高、耗时较长的环节之一。骨骼绑定需要为3D角色构建完整的虚拟骨架系统，包含肩膀、肘部、膝盖等多个主要关节；蒙皮则涉及复杂的权重绘制技术，需要精确定义每个骨骼对角色网格各部分的影响程度，权重分配的细微差异都可能导致角色动画出现不自然的变形。传统手工制作模式下，一个标准角色的完整绑骨蒙皮工作通常需要资深技术美术投入数周时间进行反复调试和修正，人力成本和时间成本均较高昂。

随着AI技术的发展，传统的手工骨骼绑定和蒙皮工作开始向智能化转变。Animcraft 4.0以及后续版本中（现已更新至5.3）深度集成了智能绑定与蒙皮系统，核心功能涵盖一键生成表情、自动骨骼定位以及自动蒙皮权重。该工具链能够快速完成从静态模型到动态角色的转化，利用自动化算法显著压缩了繁琐的绑定流程。腾讯VISVISE游戏创作AI全链路解决方案中连接模型与动画管线的核心组件——Go Skinning自动蒙皮工具深度融入了工业化生产工作流。该工具集成了通用蒙皮AI、裙摆蒙皮AI及骨骼权重精调功能，实现了约85%的自动化率。据腾讯官方测算，在VISVISE的赋能下，该工具将传统数天的蒙皮工作压缩至分钟级，实现8倍以上的人效提升，目前已在《和平精英》《鸣潮》等90多款游戏中落地，极大降低了研发周期与外包成本。



腾讯Go Skinning自动蒙皮工具操作示例及腾讯官方公布的工具效能数据

尽管AI工具带来了显著的效率提升，但目前仍存在一些技术局限性。Go Skinning在处理复杂服装结构时会存在误绑问题，需要人工校准；此外，该工具具有一定的使用门槛，需要专业技能支持才能发挥最佳效果。但从发展趋势来看，3D角色骨骼绑定和蒙皮技术正在从传统手工制作向AI智能化方向快速演进。

3.2.3 动画生成

动画制作是连接静态模型与动态游戏体验的关键环节，直接影响角色表现力和玩家沉浸感。传统动画制作需要动画师手工调整每个关键帧，制作周期长、技术门槛高。《黑神话·悟空》的结局动画《未尽》的创作团队表示，为了与预设音乐完美契合，他们需要精心设计剧情的起承转合与镜头语言的节奏变化，仅仅4分30秒的短片便耗费了近一年的创作时间²³。AI动画生成技术的引入为这一环节带来了革命性变化，通过“文字-动画生成”技术和自动化运动合成，能够帮助游戏开发者快速生成基础角色动作，显著缩短动画制作周期，并降低对专业技能的依赖程度。

以Cartwheel为代表的AI动画生成工具展现了该技术的商业化应用潜力。该工具允许用户在可编辑的3D资产上进行智能运动合成，用户仅需一键操作，即可快速定制角色动作、调整摄影机视角、控制动画速度、更换背景以及调整画面比例等，轻松生成各种类型的角色动画。然而，Cartwheel的精细化效果往往仍依赖后期的人工调优，现阶段此类工具还无法一步实现高精度、复杂的动作生成，生成的动画在细节表现、动作连贯性和情感表达方面往往有待加强。



Cartwheel工具操作示例

3.3 音乐生成

声音设计承担着营造游戏氛围、增强沉浸体验和传达情感信息的重要职能，主要涵盖音乐、音效和配音三个核心类型。尽管AI声音生成技术不断发展，但游戏公司普遍对其持观望态度，实际应用推进缓慢。这一现状源于需求特性与技术能力的错配：

◆ 精准控制需求 vs 技术局限性：游戏开发对音乐有着极为严苛的定制化要求，需要精确的节拍卡点、情绪层次变化和场景适配能力，同时要求音乐具备高度可编辑性以便后期调整。然而，当前AI生成技术在精细化控制和个性化定制方面仍存在明显短板，难以满足游戏制作的专业标准；

◆ 成本效益考量：音乐制作在游戏开发总成本中占比相对较低（5%-15%），而专业音乐制作人员的成本相对可控，且在创意沟通、需求理解和快速迭代方面具备显著优势。相比之下，AI工具的投资回报率尚不明显，缺乏足够的经济驱动力²⁴⁻²⁵；

◆ 质量差距显著：AI生成的音乐在艺术表现力、情感深度和风格一致性等核心维度上仍明显逊色于人工创作，难以达到商业游戏的品质要求。同时，游戏场景多涉及奇幻、科幻等虚构元素，缺乏充足的现实参考样本，制约了AI模型的训练效果和生成质量。

因此，在技术成熟度不足、成本优势不明显、质量标准难以达标的多重制约下，游戏公司更倾向于继续依赖传统的人工音乐制作模式。

从未来发展趋势来看，随着多模态AI技术的发展和声音生成编辑软件商业化的进一步成熟，AI声音生成有望从辅助工具逐步演进为游戏音乐制作的主流解决方案，最终实现人机协作到智能化制作的转型升级。

小结

现阶段除了上文中提到的已经被成熟融入生产管线开发的AI技术外，也有不少更前沿的探索。仅仅将AI视为提升资产制作效率的工具，可能低估了其即将带来的颠覆性变革。

2025年底出现的初级世界模型，如腾讯的混元世界模型 1.5²⁶，已经展示了从“生成资产”到“生成世界”的雏形。这些技术不再满足于孤立地创建3D模型，而是通过文本或图像输入，实时构建出可供玩家自由探索、动态交互的完整3D场景。这预示着一个全新的范式：未来的游戏视听制作，核心可能不再是建模师和动画师在软件中精雕细琢，而是AI在高层级的艺术指导和规则设定下，实时渲染出一个具有统一风格、逻辑自洽且无限细节的虚拟世界。

更前沿的探索如Oasis游戏引擎²⁷，甚至完全绕过传统渲染管线，直接由AI根据玩家输入实时生成游戏画面。在这种“AI即环境”的终极图景下，视听制作的边界被彻底打破，内容创作与游戏体验本身融为一体，每一次交互都在实时重塑着世界的声色光影。

4. 游戏程序开发



程序开发将策划和美术创意转化为可交互数字体验。这一体系涵盖了从底层架构搭建到上层玩法实现的完整开发链条，包括游戏核心逻辑编写、引擎集成优化、系统架构设计、性能调优测试，以及工具插件开发等多维度技术工作。传统开发模式下，这些工作环节高度依赖人的专业编程技能，开发周期长、技术门槛高、人力成本投入大。

随着生成式AI技术和决策式AI的快速发展，智能化工具正在深度融入游戏程序开发工作流程中，通过自动化代码生成、智能化行为模拟和流程化测试优化，为程序开发者提供支持，显著提升开发效率，同时降低了技术实现的难度。

基于当前技术发展水平和应用成熟度，游戏程序开发的AI赋能主要体现在两个核心领域：Gameplay和Coding（编程辅助）。

4.1 Gameplay

Gameplay开发是游戏核心体验构建的关键职能，负责设计和实现游戏中的核心玩法机制、交互逻辑以及平衡性调优，通常是游戏程序团队中人员规模最大的组别。

传统开发模式下，NPC行为设计需要构建复杂的行为树或状态机，开发人员必须详尽列举所有可能的判定条件和行为响应，工作量庞大且容易导致NPC行为模式僵化重复。

AI技术为Gameplay开发带来了革命性变化，主要体现在两个核心领域：智能NPC行为生成和自动化平衡性测试。

在NPC行为设计方面，AI多智能体的协作能够帮助程序员模拟NPC行为模式，减少手动编写大量规则和逻辑的工作量，使游戏内任何决策节点都具备更多选择可能性，推动场景向多节点、非线性方向发展。

超参数科技打造的《遥远行星：建造师》²⁸便是融合了强化学习、语言生成等多项AI技术的智能NPC行为生成的典型应用案例，该游戏预计于2026年上线。

该游戏设定了一个卡通画风的未来星际环境，玩家将化身成为一名商人，自由开拓荒芜行星，借助资源进行贸易与建设。与常规模拟经营游戏不同的是，该游戏融入了丰富的RPG要素，玩家不仅需要对抗环境，还需与AI驱动 NPC 们展开深度互动，玩家可直观感受到AI技术在游戏交互体验维度带来的革命性提升。

在这个系统中，NPC不再是按脚本运行的背景板，而是拥有独立性格、记忆与目标的数字生命。它们基于社会关系相互作用，驱动游戏世界涌现出不可预测的动态事件。同时，该游戏引入了“时间平权”概念：打破了传统游戏中NPC行动零成本的惯例，让NPC与玩家共享同一套时间消耗逻辑，这一设计可增强玩家的真实体验感与沉浸度。利用时间颗粒度的巧妙设计，也为大模型的决策延时提供了合理的缓冲空间，实现了当前大语言模型技术与游戏机制的自洽²⁹。

腾讯AI平台部与《王者荣耀》联合研发的“绝悟AI”则是AI技术应用于自动化平衡性测试的典型用例³⁰。

在传统模式下，MOBA游戏的平衡性测试极为复杂，不仅涉及大量英雄的技能、属性和玩法设计，还需考虑英雄之间的多样互动关系，每个英雄的测试周期约需1-2个月，且测试服与正式服玩家差异导致结果准确性难以保证。绝悟AI通过以下两个维度实现了显著的技术突破：

◆ 提升测试准确性：绝悟AI通过强化学习方法探索学习真实玩家行为，覆盖发育、运营、协作等多维度指标，并精确到每分钟操作频率、技能释放、命中率、击杀数等具体参数，使AI表现更接近正式服玩家，将测试总体准确性提升至95%；

◆ 提高测试效率：依托分布式平台和推理优化技术，绝悟AI大幅提升了测试效率。分布式平台支持大规模并发测试，开发者只需输入英雄的调整参数，平台即可在短时间内自动输出测试报告。通过模型剪枝、量化及自研推理框架等推理优化技术，有效减少模型计算量并加快推理速度，实现3小时内完成大规模测试。



绝悟AI平台测试案例

从技术发展趋势来看，AI赋能Gameplay开发正朝着更高智能化和更强自适应性的方向演进。现阶段在策略生成方面已基本覆盖游戏中单体行为的需求并实现商业化应用，在协作行为以及任务调度方面也取得了显著突破。

未来2-3年内，随着多智能体强化学习算法的不断优化和生成式AI能力的增强，Gameplay开发有望在以下几个方向实现更大突破：一是NPC行为的智能化程度将显著提升，能够实现更复杂的情感表达和社交互动；二是游戏平衡性测试将向实时动态调整方向发展，支持基于玩家行为数据的自动化平衡性优化；三是AI将深度参与游戏内容的程序化生成，为开放世界游戏提供更丰富的动态内容支持。

4.2 Coding

程序开发承担着游戏核心逻辑实现、系统架构搭建和性能优化的关键职能，涵盖游戏引擎使用、工具和插件开发、游戏逻辑编写、算法实现、以及游戏测试等多个技术环节。程序开发不仅决定了游戏的功能实现和运行性能，更直接影响游戏的稳定性和用户体验。传统游戏开发中，程序编写工作量庞大、技术门槛较高，人力成本和时间成本均较高昂。

基于公开代码库进行预训练的AIGC技术为程序开发环节带来了显著的效率提升。AI编程辅助工具已具备自然语言转代码生成、基于上下文的代码自动补全、代码编写辅助、Bug修复、单元测试生成、技术文档生成等核心功能，能够帮助游戏程序员自动生成常见代码模块，并通过自动化错误检查和性能优化提升游戏开发效率。据三七互娱透露，在代码生成领域，AI已经能达到80%的准确率，并将团队的人力成本节省约30%。目前用于辅助游戏开发的AI产品主要分为两大类：Copilot产品和Agent类型产品。前者旨在提供各类代码的自动补全功能，后者旨在完成端到端的代码开发任务。据腾讯开悟透露，目前某些项目中已经能做到由AI生成90%的代码，工程师设计架构后，分配任务给对应的Agent，由Agent完成编程和测试工作。

然而，现阶段AI编程工具尚无法完全替代程序员，主要限制因素包括两个层面：技术层面，模型底层推理能力不足，无法充分理解复杂任务需求并进行有效拆解和完成；产品层面，AI尚未能与人类编程习惯和工作方式深度融合，容易出现AI生成的代码需要程序员从头理解、全面介入修改的情况，影响整体开发效率。

从技术发展趋势来看，AI编程辅助工具正朝着更高智能化和更强适应性的方向演进。目前，随着大语言模型推理能力的提升和游戏开发领域专用数据的积累，AI辅助编程在代码理解和生成方面的能力显著提升，并且能够处理复杂的游戏逻辑和算法实现；在未来2-3年，AI有望与游戏引擎和开发环境的深度集成，提供更贴合实际工作流程的辅助功能；并从单纯的代码生成向智能化项目管理和架构设计方向发展。

小结

综合来看，在未来，AI将在程序开发方面进一步深度的融合进入游戏的生产管线。游戏中出现的原生AI NPC雏形将会重塑未来的游戏体验。Gameplay的开发不再是程序员编写固定的行为树或状态机，而是设计AI智能体的核心动机、学习机制和环境互动规则。AI将基于这些高层指令，自主涌现出逻辑自洽的行为和叙事。此外，在Coding方面，程序员的角色将从代码编程者变成操纵AI的代码架构师，他们的工作是构建一个能让AI理解的程序框架，而不再是为每一个功能进行编写。



5. AI在游戏生产端的价值判断与趋势演进



AI在游戏生产端具有明确价值，但各环节的赋能形式与程度存在差异。本节将提供一套AI赋能价值判断框架，为相关游戏从业者进行战略布局提供参考。同时，基于当前赋能现状，对未来趋势进行推演，按三阶段划分探讨AI对研发效率与效果的提升，并研判其对商业模式与竞争格局可能带来的深刻影响。

5.1 各环节价值对比与总结

基于前述内容，从AI赋能的必要性、可行性对比判断各环节的AI价值，以评估公司AI投入优先级与驱动力：

◆ 必要性层面，重点考察环节的研发成本占比和赋能提效程度。游戏生产管线中，环节的资源投入度越高，其战略重要性及降本增效需求越显著，通过AI实现成本压缩的绝对空间越大，赋能价值更高；同时，对于赋能提效程度，AI对环节内时间、人力、资源等要素的压缩幅度越大，降本增效潜力越大，其赋能带来的业务价值提升越突出；

◆ 可行性层面，首要关注 workflow 标准化程度，其决定了AI能否更高效地实现点对点集成，且能通过成熟的量化指标评估AI应用效果；其次，需评估具体场景中的AI技术成熟度，这也决定了AI应用的落地门槛与实际问题解决效能，是可行性的重要体现。

根据以上四个细分维度，本报告对游戏生产管线上的不同岗位进行了综合赋分，占比或程度的“低、中、高”依次对应1-3分，均分各维度权重。环节得分越高，表明其越为必要、且越有可能尽快实现AI渗透。（赋分示例：数值策划 $= (3+3+2+2)/4 = 2.5$ ）

研发环节	具体岗位	AI 赋能必要性		AI 赋能可行性		综合得分
		环节研发成本占比	AI 赋能提效程度	工作流标准化程度	AI 技术成熟度	
策划	数值策划	中	中	高	中	2.2
	文案策划	低	中	高	高	2.2
	关卡策划	中	中	高	中	2.2
	系统策划	低	低	低	低	1.0
美术和声音	2D美术	高	高	低	高	2.5
	3D-资产制作	高	高	高	低	2.5
	3D-骨骼蒙皮	中	高	高	中	2.5
	音乐音效	低	中	中	高	2.0
	视觉动画	中	中	中	低	1.7
程序	GamePlay	高	高	高	高	3.0
	Coding	中	高	高	高	2.7

各生产环节AI价值评估赋分

当前，程序环节的AI渗透已经非常显著，且未来将在应用深度上稳步提升。从必要性看，程序开发在游戏全周期研发成本中占比显著，其技术实现的复杂度与资源投入规模决定了降本增效的战略优先级；同时，AI工具对代码生成、测试优化等环节的提效程度明显，能够有效压缩开发周期与人力成本。从可行性维度看，程序开发工作流的标准化程度较高，代码规范、测试指标等可量化要求为AI工具集成提供了天然适配性；且当前AI编程辅助技术的成熟度较高，技术落地门槛较低。双重驱动下，程序环节AI渗透将在现有基础上持续深化，成为AI赋能游戏生产的核心价值释放领域。

2D、3D资产和骨骼蒙皮等美术设计环节，其AI渗透已经快速拉升至高位，且预计将持续加深应用采纳率。据游戏工委数据，美术环节AI渗透率达84.2%，且上述静态视觉资产的应用较为成熟³¹。具体分析其AI应用价值，必要性层面，美术环节在传统生产 workflow 中资源投入占比突出，且AI对时间、人力的压缩幅度显著，厂商对美术AI研发投入的ROI预期强烈。可行性层面，环节工作流的标准化程度整体较高，但当前AI技术成熟度仍存在局部短板——3D资产生成的几何一致性与拓扑结构精度不足，2D美术与骨骼蒙皮工具的生成质量与一致性仍需提升等。尽管技术尚未完全成熟，但高成本占比与高提效需求的双重拉动，将推动厂商加速迭代工具，驱动上述环节的AI应用深度在中短期内快速增长。

文案策划与音乐环节也呈现相对明显的AI渗透情况，但进一步价值提升受限于对人工的强创意、主观决策依赖。必要性层面，二者在研发成本中占比偏低，如音乐环节常依赖外包且成本占比较低，降本空间有限。可行性层面，由于工作流标准化程度较高，且AI技术成熟度已能覆盖基础需求，因此在可控范围内已实现较高渗透，但对于世界观文案与剧情大纲、高匹配度音乐创作等环节核心要素的生成质量不及人工打磨，预期AI渗透进程趋于平缓。

综上，游戏生产各环节的AI渗透率演进，本质是必要性与可行性维度下资源投入与技术适配的动态平衡。上述差异化趋势将推动游戏研发资源向高价值环节集中，塑造游戏行业的生产管线提效进程。

5.2 AI+游戏生产发展的三阶段

基于现有研究框架，我们将AI+游戏生产发展划分为三阶段：1.0阶段（短期）聚焦技术单点提效，作为辅助工具提升现有游戏生产效率；2.0阶段（中期）关键实现 workflow 革新与产业链升级，降低生产门槛、提高生产效果；3.0阶段（远期）AI生产力极致进步将推动游戏形态质变，引发产业链颠覆性变革，包括商业模式的创新与生态重塑。以下将分别从AI赋能提效、市场竞争格局、商业模式三个板块讨论1.0至3.0阶段的游戏生产端趋势演进。

趋势演进		1.0 阶段	2.0 阶段	3.0 阶段
		资源密集型	创意驱动型	
赋能 提效 变革	效率	单点提效	生产管线压缩	生产模式颠覆变革
	效果	高质量既定关卡与故事线	玩法融合的局部动态 剧情分支、局部开放式结局	摆脱生产者预设限制， 开放世界全局“千人千面”体验
商业模式创新		传统“开发-消费”的PGC模式 • 手游：免费下载+游戏内购 • PC：买断制+付费DLC	新型“玩家共创-平台分成”的UGC生态模式 • 中小团队及个人创作者：创意内容供给爆发，依附平台分成 • 头部游戏生产商：转向“UGC平台”构建者，抽取创作者游戏内容分成，整合广告抽成、虚拟物品销售、创作者激励计划可能产生围绕A的定制化内容、算力付费	
竞争格局推演		“资源驱动型”竞争 加剧行业马太效应	管线压缩实质性降低生产门槛 • 中小团队以灵活创意突围 • 大厂深耕头部长青作品、 新游戏领域创意竞争并驱	“无门槛”实时AI生成引擎驱动下供给爆发，产业价值从“生产效率”转向“分发生态”： 头部厂商战略重心转至争UGC平台控制权，形成“多元化UGC供给+一站式平台主导分发”格局

AI+游戏生产端的趋势演进

5.2.1 赋能提效变革

在效率层面，AI+游戏生产或经历1.0阶段的单点提效，2.0阶段的管线压缩，到终局3.0阶段的生产模式颠覆变革。

1.0阶段，决策式AI与生成式AI作为辅助工具，实现特定环节的效率提升。以深度强化学习为基础，决策式AI聚焦数值策划、Gameplay模块，将传统“规则-测试-调参”的瀑布式流程压缩为“策

略-自博弈-收敛”的端到端过程，并逐步从单任务强化学习向多智能体协同演进。生成式AI则主要渗透技术成熟度较高的领域，如Coding、2D美术和文案生成，通过垂直大模型将“人日”级任务压缩至“人时”级，显著提高生产效率。此阶段AI仍依附于原有生产流程，产出需人工二次调优，ROI优化主要体现在节省时间和外包成本，尚未触及工作流本质。

2.0阶段，将以生成式AI驱动的“管线压缩”为核心，AI生产平台整合全模块要素，实现一站式内容生成。以游戏美术为例，AI可打通“概念草图→2D设定稿→3D高模→骨骼蒙皮→动画→引擎可加载资产”的全栈流程，压缩传统管线。例如，2025年12月，腾讯VISVISE发布AI全流程3D角色动画制作管线，将传统需要数天的复杂工作大幅压缩至分钟级³²。这类工具有望重塑游戏美术工作流，将AIGC从辅助工具转化为驱动全流程高效运转的核心引擎，引领行业向着高度定制化、智能化的工业新时代加速迈进。届时，游戏主美只需通过AI工具把控全局，转为“AI提示词设计师”和“细节精修师”，岗位职责与颗粒度重新切分，大量低质劳动力出清，AI技术与游戏研发复合型人才将成为重要资源。

3.0阶段，实时生成引擎将推动游戏生产模式发生结构性变化。尽管空间智能模型目前仍处于早期研究阶段，但若能够实现精确模拟空间几何、细节以及人类世界的物理规则，一张图即可生成一个可交互的3D世界，将显著降低游戏生产门槛。谷歌团队发布的GameNGen游戏引擎可以看做AI原生游戏的终极范式雏形：“策划-美术-程序”三位一体，在游戏进行过程中实时生成高质量游戏画面、响应玩家输入，且每一帧都由扩散模型预测，维持一个复杂的、持续变化的游戏环境。目前，该技术还处于探索阶段，一旦技术成熟，传统的游戏生产管线或将被彻底重塑，游戏生产的门槛无限降低，无技术背景的个人工作者即可创建完整游戏，大型游戏团队的组织结构与能力重心，也可能随之向创意、设计与系统构想层面迁移。

在效果层面，AI+游戏持续导向更优质的用户体验。从1.0阶段的既定创意关卡与故事线，到2.0阶段的玩法融合，出现局部动态剧情分支、局部开放式结局，甚至3.0阶段的实时生成游戏摆脱生产者预设限制，在故事情节、关卡、美术、交互等全维度呈现“千人千面”体验，极近真实或理想世界。

1.0阶段，在决策式AI的作用下，一方面使得游戏机制与玩法持续得到优化，直接增益MOBA等数值对抗型游戏体验；另一方面，多智能体交互与协作的发展使得NPC有更长期、更复杂的目标，能够做出更加类似真人的团队决策，反人机感，让RPG、AVG类游戏有更强的沉浸体验，提高用户粘性与游戏时长。生成式AI则帮助游戏生产涌现更多高质量的创意，一定程度拓宽游戏边界。但1.0阶段的游戏仍局限于预设形式，边界清晰、生命周期有限，尚未在游戏形态上产生本质改变。

2.0阶段，决策式AI与生成式AI预期推动游戏叙事以多节点、非线性的叙事逻辑展开，玩家在游戏内可以触发多种不同的行为树、开启专属于玩家个人的特殊副本，增强内容丰富度与玩家选择自由度，进而延伸出全新的游戏类型。例如，超参数科技正在探索的技术系统GAEA，通过构建AI NPC生态能力，实现游戏内AI社会的永续运转：系统赋予AI NPC独特的性格、记忆与目标，使其“自主生活”，通过社会关系相互连结、彼此影响，进而让游戏社会源源不断地涌现新鲜事件，持续演进。

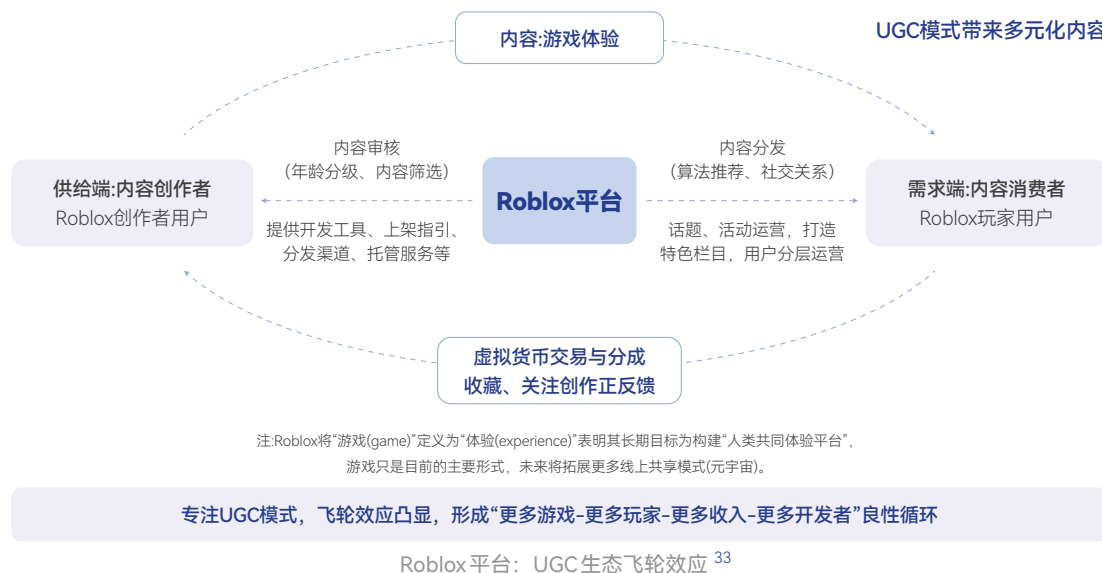
3.0阶段，融合“世界模型”概念的综合类游戏引擎将推动新的实时生成类游戏出现，AI接管游戏玩法，将彻底颠覆玩家体验。游戏的本质发生转变，可能不再是预先设置好的固定程序与画面，而是可以实时根据玩家反馈进行调整、生成的“开放世界”。游戏出现“千人千面”的个性化游戏内容，集合解密、探索、战斗、养成等多玩法，而平衡AI生成的不可预测性以及设计者精巧的设计理念将成为游戏畅销的关键。在更远的未来，随着技术发展，游戏或模糊虚拟与现实边界，锻造出《三体》、《头号玩家》模式的虚拟现实游戏，玩家可以在游戏中体验多种玩法，甚至实现在游戏中工作与生活，游戏的生命周期将延长乃至趋于无限。

5.2.2 商业模式重塑

1.0阶段，手游以免费下载+游戏内购为主，PC游戏以买断制+付费DLC(Downloadable Content，可下载内容)为核心商业模式，辅以广告变现、订阅服务。AI赋能价值仍在于优化生产效率与效果，在更短的时间周期内辅助生成高质量道具、皮肤等，持续刺激玩家复购，通过规模化内容供给提高付费转化，并未变革现有商业模式。

2.0至3.0阶段，商业模式将不局限于1.0阶段的“开发-消费”PGC(Professionally-Generated Content，专业生成内容)单向链条，更可能衍生“玩家共创-平台分成”的UGC和PUGC(Professional User-Generated Content，专业用户生成内容)模式。AI实时生成引擎的突破将大幅降低UGC门槛，普通玩家可通过自然语言指令一站式生成3D道具、场景甚至完整游戏，创作群体规模激增。游戏开发从“技术密集型”转向“创意驱动型”，内容供给爆发式增长。由此出现新的产业链角色：主流游戏厂商从单一的游戏生产者转为“UGC生态构建者”，通过社区流量运营聚集中小团队及个人创作者，抽取游戏内容分成。在YouTube、抖音等内容平台的广告分成逻辑基础上，进一步整合虚拟物品销售、创作者激励计划及订阅服务，并结合AI推荐算法精准匹配内容与用户，提升留存与变现效率，形成创作者经济闭环。

《Roblox》是最早构建UGC创作者生态的游戏平台之一，其通过低门槛开发工具Roblox Studio，鼓励全球玩家开发游戏并上线交流，构建三边市场：开发者创作内容、玩家消费虚拟物品、平台以虚拟货币Robux为纽带抽成，形成经济闭环与飞轮效应。目前官方已经宣布引入代码、3D场景、角色行为生成与决策等AI技术，可以将自然语言指令转化为游戏元素，一定程度降低了内容创作门槛。



未来，在AI生产力大幅提高下，其发展前景或如前述构想，AI驱动游戏零门槛创作，内容供给密度暴增，从开发者经济过渡到全民创作经济。而这一趋势也将推动游戏从内容型产品部分转向生态型产品，在原有的PGC基础上，开辟出一条全新的、以AI为基石的UGC商业路径，并出现AI定制内容、算力付费等新模式。

5.2.3 竞争格局推演

从1.0到3.0阶段，游戏产业将完成从封闭工业化体系向用户需求定义价值的开放生态转型。1.0阶段，AI作为效率工具赋能，行业呈现资源驱动下的马太效应；2.0阶段，AI实质性降低门槛或打破大厂护城河，市场分化为“中小团队轻创意突围”与“头部押注长青大作”的双轨竞争格局；3.0阶段，产业核心价值从生产效能转向分发生态，头部厂商战略重心迁移至争夺UGC平台控制权，形成多元化UGC供给叠加一站式平台主导分发的动态平衡格局。

1.0阶段，AI主要充当生产环节的效率工具，帮助开发者从大量无创造性的重复劳动中解脱，使得创意人才更加聚焦于创作核心。然而，AI尚未颠覆生产管线，且因其技术稀缺性成为头部厂商的独占优势。腾讯、网易等大厂凭借人才数量、资金储备深化护城河，进一步巩固市场份额。

而中小游戏生产厂商由于核心竞争力不足，如创意落地门槛高、技术能力不足，较难摆脱现有困境。与此相关，高度分散的流水线式低端外包首先受到AI冲击，行业内垂直整合加速。当前阶段，AI尚未改变游戏核心生产要素，竞争仍以资源密集型为主导，游戏行业马太效应加剧。

2.0阶段，AI技术进步显著压缩游戏开发管线，且技术平权化、普惠化，工具、技术及成本不再构成绝对竞争壁垒，大厂部分垄断优势被打破。一方面，中小研发团队将借助低成本AI工具获得开发机会，使得轻量级游戏供给激增，市场陆续回归创意性与趣味性比拼，同时传统分发渠道因内容扩充受益。另一方面，大厂持续深耕头部老游戏，更多押注精打细磨的常青大作，同时凭借更丰富的IP生态、坚实的用户基础，在新游戏领域同样具备竞争优势。此外，头部厂商内部创作者把握机会，或出现大厂游戏专家“外逃”创业浪潮，进一步激活市场创新活力。此阶段呈现双轨竞争格局——中小团队以灵活创意突围，大厂以工程化深耕筑底。

3.0阶段，低门槛AI游戏引擎的成熟，使得个人工作室乃至普通玩家个体都能成为游戏生产者，引发供给爆发甚至产能过剩，市场趋近完全竞争状态。产业核心矛盾从生产端转向需求端：消费者话语权显著提升，需求向个性化、垂直化演进。中小团队作为主要生产者，凭借细分领域的创意竞争和一站式生产工具，广泛渗透市场各个角落。与此同时，游戏分发跃升为关键战场，类似抖音的一站式UGC生产与分发平台崛起，AI游戏个性化推荐算法与内容监管成为核心配套服务。头部大厂竞争目标转向争夺此类平台的主导权，将通过掌控分发渠道与生态规则，获得更高层级的影响力。

小结

综上所述，AI将成为驱动游戏产业发展的核心引擎之一。尤其在作为内容源头的生产端，AI技术融入生产管线，显著降低时间与人力成本，提升策划、美术、程序等全流程的研发效率。与此同时，AI也推动了以个性化为导向的开放式交互与内容呈现，深刻优化用户体验。这一趋势也将深刻影响游戏的未来产业格局：大型厂商有望凭借资源优势巩固其领先地位，而在AI带来的长期生产力变革中，中小团队与个人创作者也将因极低的创作门槛和蓬勃的创意迸发，为UGC生态注入持续活力。随着海量玩家持续涌入，由头部平台主导流量分发、创作者获得收益分成的模式，将成为关键的新兴商业模式之一，并可能衍生出AI定制化内容、算力服务付费等多元化变现途径。整体而言，AI在游戏行业的应用极有可能重塑整个产业链生态，催生出新的机遇与变革空间，值得持续关注。

下篇引言

在开启白皮书的下篇讨论之前，我们需要首先剥离游戏的商业娱乐外壳，从底层视角重构对游戏本质的认知。基于本体论视角，现实世界的运行基石是物理规则（如重力、惯性）与社会规则（如经济交换、协作竞争）的复杂交织；而游戏世界，本质上是游戏设计者对客观现实进行的逻辑投影与抽象映射。通过对现实物理定律与社会交互准则的提取、剪裁与重组，游戏构建了一个“高逻辑仿真样本”环境。这种从“本体论（真实世界）”向“模拟论（游戏世界）”的跨越，不仅实现了对现实规则的高保真部分映射，更为 AI 提供了低成本习得应对现实世界所需的元能力。

基于上述映射逻辑，我们需要重新界定游戏资产的内涵。在 AI 赋能的视角下，游戏资产不再局限于静态的模型与贴图，而是规则环境与玩家交互数据的动态集合——它是游戏系统与玩家或玩家与玩家在交互过程中共同产出的数据资产。

为了分析游戏资产对于 AI 赋能的价值，我们沿用业界的惯例，将 AI 拆解为算法、算力与数据这三大核心要素。游戏对于算力硬件的直接驱动作用主要体现在前深度学习时代，随着 GPU 架构的成熟，这种贡献已转化为基础设施层面的历史积淀。因此，后续我们探讨的内容主要在游戏资产赋能数据供给与算法迭代两个维度：

◆ 首先，玩家交互数据——即玩家产生的“状态-动作-反馈”序列数据，直接为 AI 的数据供给提供了高质量来源；

◆ 其次，依托于规则环境中的高频率交互和自博弈，AI 能够部分理解物理世界的运行机理和人类社会的博弈法则。这种规则环境则呈现出“物理”与“社会”的双重路径，同时在数据供给和算法迭代两个层面为 AI 提供关键支撑。一方面，游戏引擎构建的物理规则环境（涵盖时空几何、动力学及光学感知），为 AI 提供了符合客观物理定律的仿真训练场，使 AI 得以在低成本的虚拟空间中训练视觉感知与运动控制算法，解决现实世界数据采集难的问题；另一方面，游戏中模拟人类社会的社会规则环境（涵盖博弈经济、信息不对称及组织协作），结合海量的玩家行为数据，为 AI 构建了高维度的认知决策空间。在这种复杂的博弈与协作场景中，AI 能够超越简单的模式识别，向更高级的策略规划与多智能体协同进化。本白皮书的第三章将沿着这一核心机制展开说明。

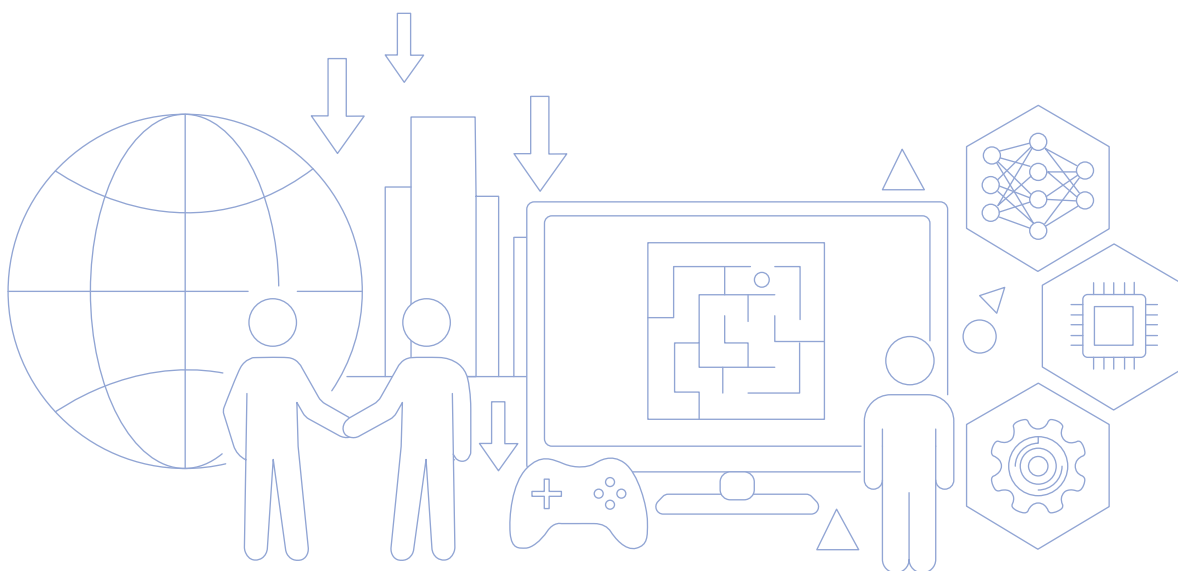
当我们将视线投向游戏行业之外，“AI+ 游戏”的结合不再仅仅是娱乐体验的升级，更成为一种具有通用价值的技术工具。这种跨行业的应用价值，主要源于以下三个核心要素：

◆ 规则环境的模拟：游戏对于物理/社会规则的高保真数字化重构，不仅通过数字孪生，为自动驾驶等领域提供了低成本、无风险的虚拟仿真试验场；也能基于环境蕴含的游戏化玩法，将枯燥任务转为激励式的趣味性交互；

◆ 人类行为数据：玩家在复杂交互中产生的海量决策数据，为多个行业提供了理解人类行为与复杂逻辑的珍贵样本；

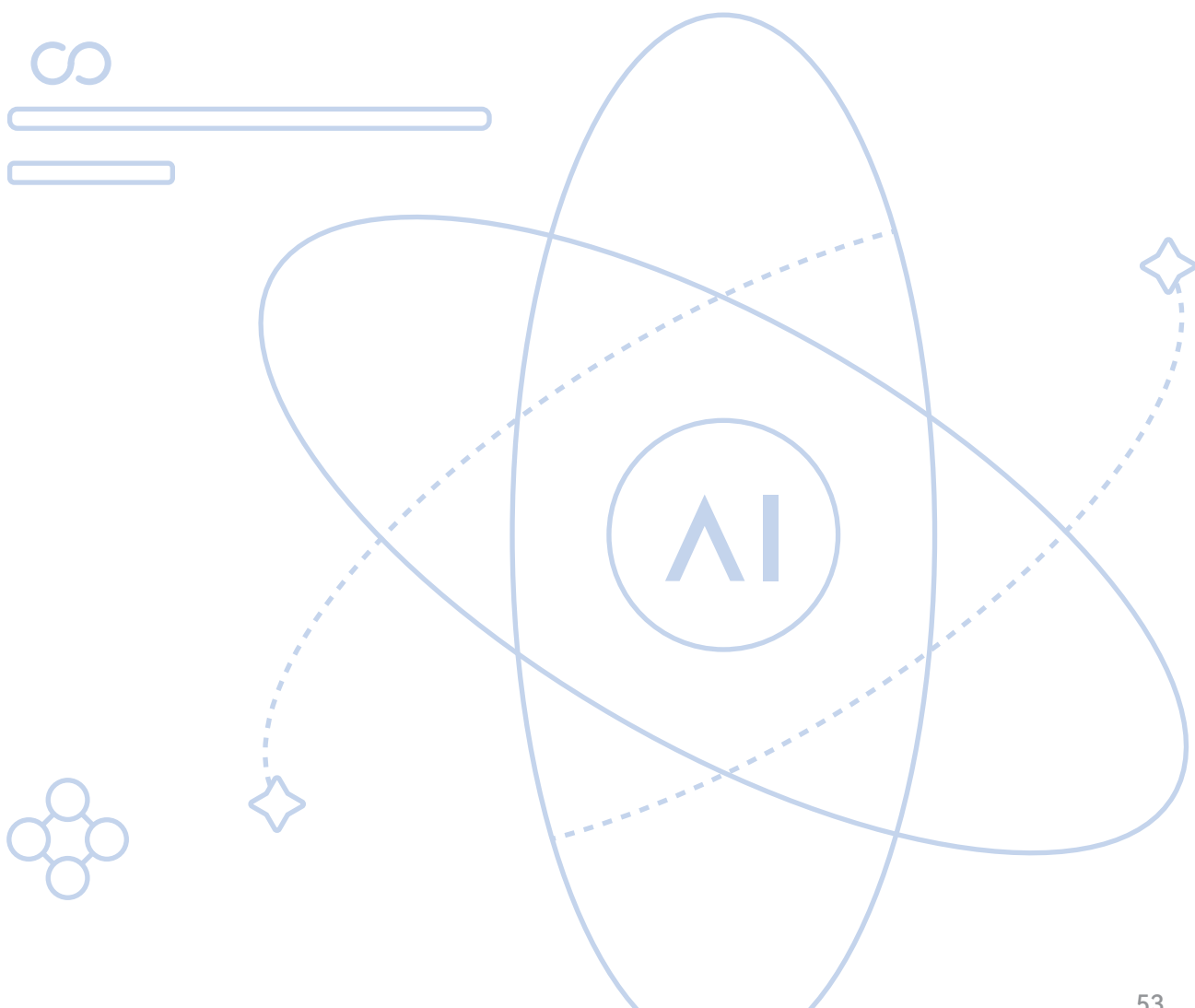
◆ 超越经验的智能涌现（Emergence）：AI在与高复杂度游戏环境的反复博弈中，能够演化出超越人类既有认知的最优算法策略与全新解法，其涌现出的非预设行为，本身也具有极高的观测与研究价值。

这三类资产——游戏规则环境、人类在游戏环境的产物、AI在游戏中涌现的智能，它们所具备的溢出价值如何在其他行业中落地，我们将在白皮书的第四章中展开论述。



第三章 /

游戏赋能AI技术发展

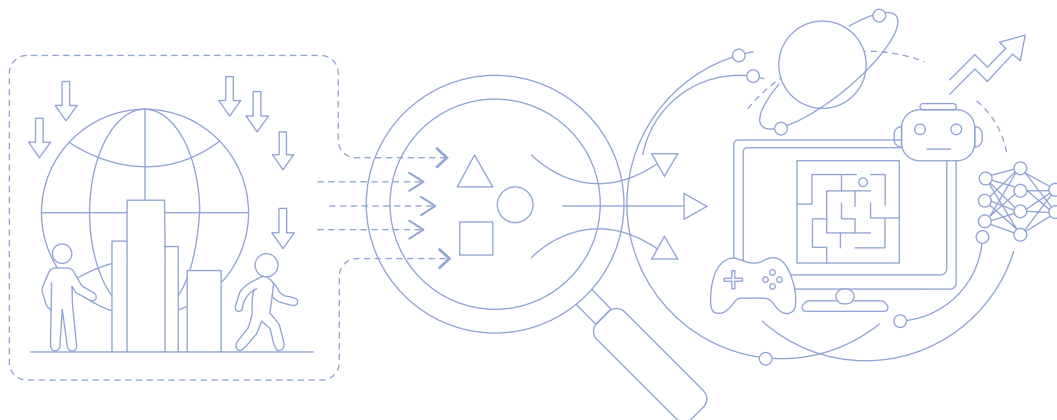


本章将聚焦于“游戏赋能AI技术发展”这一核心议题，从算力、数据、算法出发，构建分析框架，逐一界定其边界并评估游戏在各维度的赋能方式。



算力、数据与算法是AI发展的核心三要素。算力是用于模型训练与推理的硬件计算基础，数据是AI学习的经验载体，而算法则是将数据转化为智能能力的逻辑范式。游戏产业对图形处理的极致追求曾催生了GPU这一算力基石（如第一章所述），在当下的赋能语境中，游戏真正的独特价值在于其在数据侧和算法侧对AI的赋能。

然而，为了精准评估游戏在各维度的赋能方式与力度，我们需要透过游戏产业的娱乐表象，从本体论（Ontology）的高度重新审视游戏的本质：即游戏并非纯粹的虚构娱乐，而是现实世界物理规则与社会规则的“逻辑投影”与“抽象映射”。基于这一逻辑基石，本章将探讨游戏如何通过构建与现实世界同构的“规则环境”与“玩家交互数据”，如何为AI的数据供给与算法迭代提供独特的驱动力，使其得以在低成本的虚拟空间中习得应对复杂现实世界的元能力。



游戏是现实世界的规则投影

具体而言，游戏所构建的规则环境与玩家互动数据资产，正为AI在数据供给和算法迭代两大维度提供关键赋能，成为驱动AI从感知智能向决策智能跃迁的核心动力。

1. 游戏的数据供给赋能



当下AI的发展正面临着现实世界数据采集成本高昂、长尾场景稀缺以及标注效率低下的多重瓶颈。游戏作为一种高度结构化、逻辑自洽且可无限生成的数据容器，其数据的核心价值在于：游戏数据天然具备清晰的“状态—动作—奖励”（State-Action-Reward）闭环结构。这种结构化的数据流，不仅大幅降低了数据清洗与标注的成本，更通过可控的参数调节，为AI构建了一个涵盖从微观操作到宏观博弈的全谱系数据工厂。

现阶段，游戏对AI的主要赋能在玩家数据和合成数据这两方面：如用《Minecraft》中的玩家数据训练视频标注；《GTA V》提供高逼真多模态驾驶数据与闭环控制接口，支撑感知模型训练与强化/模仿学习等。

具体而言，游戏对AI的数据赋能主要通过玩家交互与规则环境的双重路径，在以下三个关键维度上实现了对现实数据的有效补充与替代：

◆ 玩家数据赋能：游戏记录了海量玩家在特定目标驱动下的决策轨迹。这些数据不仅是简单的操作序列，更是人类先验知识、策略偏好与价值判断的数字化沉淀。通过分析这些数据，AI得以进行模仿学习，从模仿人类操作进而理解人类意图，实现与人类价值观的深度对齐；

◆ 物理规则环境赋能：基于游戏引擎对光学、动力学及几何规则的高保真模拟，游戏能够生成符合客观物理定律的合成数据。这为自动驾驶、具身智能等领域提供了零风险、低成本的训练环境，尤其解决了现实中极端天气、交通事故等长尾场景数据难以获取的难题；

◆ 社会规则环境赋能：游戏通过复刻经济系统、组织架构与博弈机制，构建了人类社会的简化模型。这种环境能够源源不断地生成涉及多智能体协作、资源博弈及社会治理的交互数据，帮助AI在缺乏现实样本的情况下，预演复杂社会系统中的群体行为。

1.1 玩家数据赋能AI数据供给

玩家与游戏的互动，本质上都是人类在特定目标驱动下的“感知-决策-执行”闭环。与图像文本等静态数据不同，玩家的交互数据蕴含了人类在面对复杂环境时的先验知识、因果推理逻辑与长程策略规划。这种高密度的“状态-动作-反馈”序列数据时为训练AI从“识别世界”走向“理解世界”的必要帮助。在此维度上，游戏赋能的核心在于：如何将海量非结构化的人类游玩记录，转化为AI可理解、可模仿的结构化训练数据。

《Minecraft》因其极高的自由度、近乎无限的任务空间以及全球玩家贡献的海量视频资源，成为了获取人类玩家通用操作逻辑的最佳游戏。相比于现实世界，《Minecraft》提供了一个动作粒度清晰、接口规范且容错率极高的试验环境，使其成为验证“从视频中学习行为”这一范式的理想场景。

OpenAI的VPT（Video PreTraining）项目³⁴是利用玩家数据赋能AI的数据供给的代表性工作。该项目并未依赖昂贵的人工逐帧标注，而是通过巧妙的数据合成管线，将互联网上数万小时的无标注游戏视频转化为了高质量的动作训练集。该项目将海量人类游戏视频数据与少量精确的键鼠轨迹数据结合，构建半监督的数据生成与学习框架，以较低的人工标注成本训练可执行电脑操作的策略模型。该项目的工作流程如下：

01

首先利用小规模真值轨迹训练逆动力学模型（IDM：Inverse Dynamic Model），使 IDM 在仅观察视频时推断细粒度的键鼠动作序列；

02

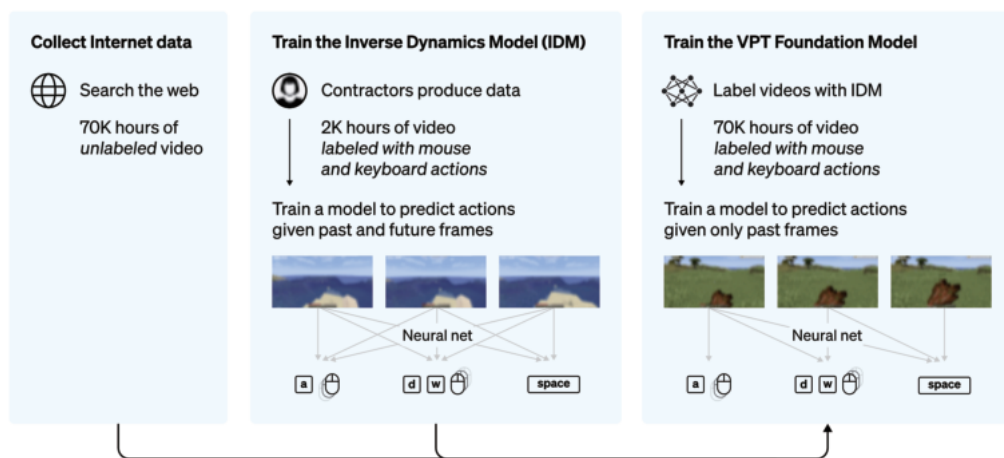
随后用该模型对大规模公开视频进行自动动作标注，形成系统化的“视频-动作”弱监督数据；

03

在此基础上，通过行为克隆在自动标注数据上训练基础策略，使模型能从视觉历史直接预测下一步键鼠操作；

04

模型通过小样本微调适配特定任务，或在可定义奖励的环境中结合强化学习提升目标性能。



Overview of the process of training the Inverse Dynamics Model (IDM) and the VPT Foundations Model

VPT method Overview

该方法充分利用了《Minecraft》开放任务空间与原生键鼠接口的交互价值，构建了一套“少量真实数据标签—大规模自动标注—数据供给”的数据生产范式。借助以IDM为核心的数据转化工具，该方法成功将玩家与游戏交互的非结构化视频流转化为高价值的训练资产，为AI操作策略的训练提供了一种可行技术方案，从而展现了玩家与游戏交互数据在AI数据供给层面的赋能潜力。

香港大学与快手科技联合推出的GameFactory框架³⁵则将玩家数据赋能AI数据供给这一思路推向了新的高度，从“模仿”走向“生成”。GameFactory利用在开放域视频上预训练的DiT模型，结合少量《Minecraft》游戏数据，实现了可响应玩家操作、实时生成多样化游戏画面操作的能力。这意味着AI不仅能拆解学习玩家行为，还能模仿并与玩家交互。

通过这两个案例，我们可以更全面地看到“游戏中的玩家数据”如何从行为模仿（VPT）和内容生成（GameFactory）两个不同维度，为AI的数据供给提供持续动力。

1.2 游戏物理规则环境赋能AI数据供给

在现实世界中，获取高质量的物理交互数据（特别是自动驾驶、具身智能领域）面临着：高成本、高风险、不可控三重困境。例如，为了训练自动驾驶应对交通事故，需要在现实中频繁制造车祸。如果说玩家数据是人类智慧的结晶，那么游戏引擎内嵌的物理规则环境，则是一座自动化工厂——

它利用 AI 的自我交互，源源不断地生产出高质量的合成数据。游戏引擎通过对时空几何、动力学及光学感知的精确模拟，构建了一个符合客观物理定律、却又完全可控的虚拟环境。在此维度上，游戏赋能的核心在于：利用游戏引擎的渲染与物理模拟能力，批量生成带有高质量标注的、覆盖长尾分布的训练数据。

《GTA V》凭借其工业级的高逼真渲染引擎和庞大的开放世界物理系统，被学术界发掘为自动驾驶研究的天然环境。《GTA V》提供了一个极其丰富且充满随机性的城市生态，以 DeepGTA V 为代表的仿真框架，打通了游戏生成合成数据桥梁。它并未将游戏视为娱乐产品，而是将其转化为一个可编程的多模态数据生成器。其赋能逻辑主要体现在以下两个层面：

01

全要素可控生成 依托《GTA V》的脚本接口（如 Script Hook V），研究者可以精确控制环境参数。通过代码控制，调节出暴雨、大雾等极端天气、拥堵的交通密度、突发的行人横穿等场景。这使得 AI 能够针对现实中极难捕捉的边缘场景进行高强度的针对性训练；

02

多模态数据的自动标注：在现实中，为图像进行像素级的语义分割标注耗时耗力。而在 DeepGTA V 中，游戏引擎可以直接输出底层的“真值”。平台能够同步生成与相机图像严格对齐的深度图、语义分割图，以及车辆的动力学状态（速度、加速度、方向角）。这为训练 AI 对物理规则的感知提供了宝贵的数据。



DeepGTA V

DeepGTA V 的案例证明了游戏的物理规则映射在数据供给侧的独特价值。虽然该路径目前仍存在“虚拟 - 现实”之间的视觉差异，但其核心价值在于通过构建一个高保真、低成本、无风险的虚拟现实，为 AI 训练早期阶段（如：自动驾驶与具身智能）提供了不可替代的数据供给赋能。

在感知层面之外，游戏更在交互层面为 AI 提供了与物理规则环境交互的海量数据。Unity³⁶ 利用其游戏引擎为机器人开发创建的数字孪生环境便是典型代表。开发者可以在 Unity 中构建一个与物理机器人完全对应的虚拟模型，通过领域随机化（Domain Randomization）技术，在模拟环境中随机改变光照、纹理等参数，然后利用强化学习算法让 AI 数百万次主动交互和试错，以学习抓取、移动等物理操控技能。由于模拟环境的高度逼真和数据多样性，训练出的模型可以直接部署到物理机器人上，实现从模拟到现实（Sim-to-Real）的有效迁移，解决了如何与世界互动的核心问题³⁷。

DeepGTA V 与 Unity 数字孪生机器人这两个案例清晰地展示了游戏技术如何为 AI 提供从“被动感知数据”到“主动交互数据”的端到端训练闭环，有力地证明了游戏物理规则环境在赋能 AI 数据供给方面的核心作用。

1.3 游戏社会规则环境赋能AI数据供给

物理引擎为 AI 提供了验证物理定律的硬规则数据场，而游戏内的经济系统与社会组织，则为 AI 构建了生成交易、谈判与组织协作等软规则合成数据的虚拟社会。在现实世界中，进行大规模社会实验（如改变某种经济激励政策）不仅成本高昂，更面临极大的伦理风险。而游戏环境提供了一个容纳成千上万智能体的数字沙箱，能够源源不断地生成关于群体协作、资源博弈以及社会形态演化的交互数据。在此维度上，游戏赋能的核心在于：它允许我们在虚拟世界中预演未来，通过观察不同规则下 AI 群体的自发行为，为现实世界的社会治理与智能体经济设计提供数据支撑。

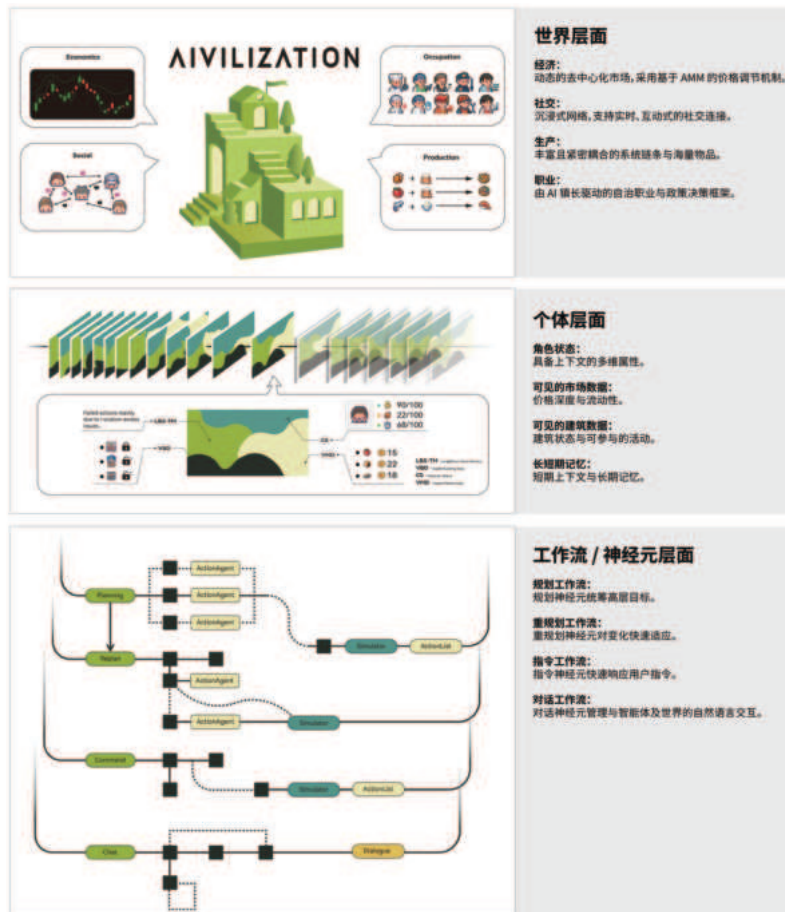
《Aivilization》是由香港科技大学团队发起的一项大规模多智能体社会模拟实验³⁸。这个项目在数字沙箱中创建了一个容纳上万个 AI 智能体的虚拟社区，其规模是 2023 年《斯坦福小镇》的 1000 倍以上³⁹。在这个虚拟世界中，每个 AI 智能体都能够自主地生活、工作、社交、制造和交易，构成一个高度仿真的社会生态系统。根据该团队透露，该项目发起的动机分为三点：

01 | 通过让公众参与创建和优化智能体，实现 AI 技术的全民科普教育；

02 利用玩家创建的高质量智能体数据和人类反馈，为强化学习和模型蒸馏提供宝贵的训练数据；

03 在 AI 数量迅速增长的时代背景下,通过这个实验场景探索人类与 AI 共存的新模式,探索未来经济、政治与社会体系上 AI 与人类共治的博弈合作场景。

在《Aivilization》的设计中，AI 智能体之间建立博弈平衡的核心机制是经济系统与排行榜体系的引入。与斯坦福小镇单纯观察 AI 社交行为不同，《Aivilization》为智能体设定了明确的经济目标——通过工作赚取金钱并在排行榜上竞争。这种设计创造了一个多维度的博弈空间：智能体需要在工作时间、休息需求、社交投入和资源获取之间寻找平衡点。项目还通过 MBTI 性格模型为不同智能体赋予差异化的行为倾向，使得它们在面对相同的竞争压力时会采取不同的策略。然而，由于排行榜的激励机制过于强烈，加上智能体缺乏人类的生理限制，系统最终演化出了一个意外的纳什均衡——所有 AI 都选择 "007" 工作制（全天候工作），因为任何选择休息的智能体都会在竞争中落后。这种博弈平衡虽然并非设计者的初衷，却真实地反映了在单一量化指标驱动下，理性个体如何陷入集体内卷的困境。



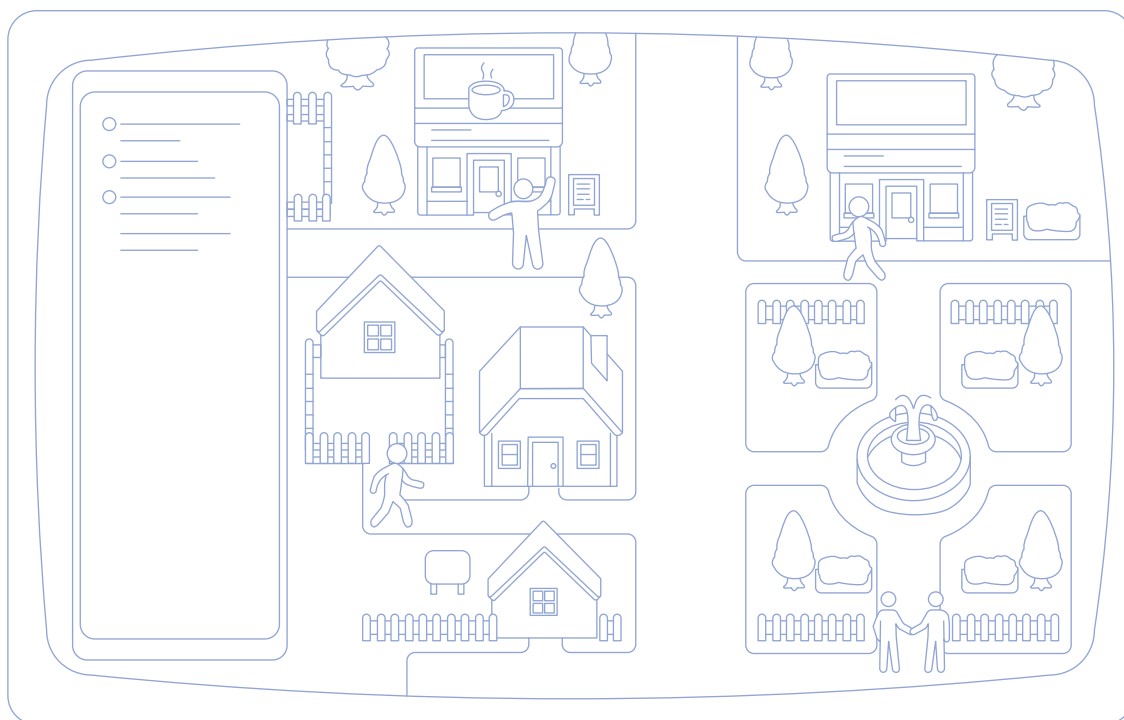
Aivilization架构示意

该项目展示了游戏社会规则如何为AI的数据供给赋能，其赋能逻辑体现在以下两个层面：

◆ 激励机制下的群体行为涌现：《Aivilization》为智能体设定了明确的经济目标与排行榜竞争机制。在这种单一维度的强激励规则下，实验产生了一个意料之外却极具价值的现象——“内卷”的自发涌现。尽管没有规则强制要求，但为了在排行榜上不掉队，理性的AI智能体们自主演化出了“007工作制”（全天候工作，放弃社交与休息）。这种非合作博弈下的纳什均衡，精准复刻了现实社会中因单一评价指标导致的囚徒困境。这种数据揭示了：即使是纯理性的智能体，在特定的社会规则下也会陷入帕累托次优的集体困境；

◆ 大规模交互数据的低成本生成：该项目还验证了通过优化原子行为设计，可以大幅降低大规模社会模拟的Token消耗成本。这意味着我们可以在极低的算力成本下，反复运行不同的社会剧本，生成海量的关于交易、谈判、结盟与背叛的社会交互数据。

《Aivilization》的案例证明了游戏作为社会规则模拟器的独特价值。它生成的不再是简单的动作，而是社会演化数据。这些数据不仅帮助AI学习如何在复杂的社会网络中博弈与生存，更为人类观察未来AI群体博弈的社会形态、设计更合理的AI治理规则提供了前瞻性的参照。



2. 游戏的算法迭代赋能



如果说数据是AI发展的燃料，那么算法则是驱动智能进化的引擎。在AI算法“提出—优化—落地—泛化”的全生命周期中，游戏环境凭借其规则明确、反馈即时、复杂度可控的特性，成为了算法创新的核心试验场。

相比文本、计算机视觉等领域，游戏对于AI算法迭代的独特价值在于其在算法提出阶段和优化阶段的不可替代性：它提供了一个完美的受控环境，允许研究者在剥离现实干扰（如传感器噪声、伦理风险）的前提下，快速验证新算法（如强化学习、模仿学习）的可行性。本节将沿用“物理—社会规则模拟”的双重维度，深入探讨游戏环境如何推动AI算法的实质性进化：

◆ 物理规则环境：侧重于利用游戏的时空逻辑，训练以及检验AI的时空感知、因果推理与长程规划能力；

◆ 社会规则环境：侧重于利用游戏的对抗机制，进化AI在非完全信息下的高维决策、战略博弈与多智能体协作能力。

2.1 游戏物理规则环境赋能AI的算法迭代

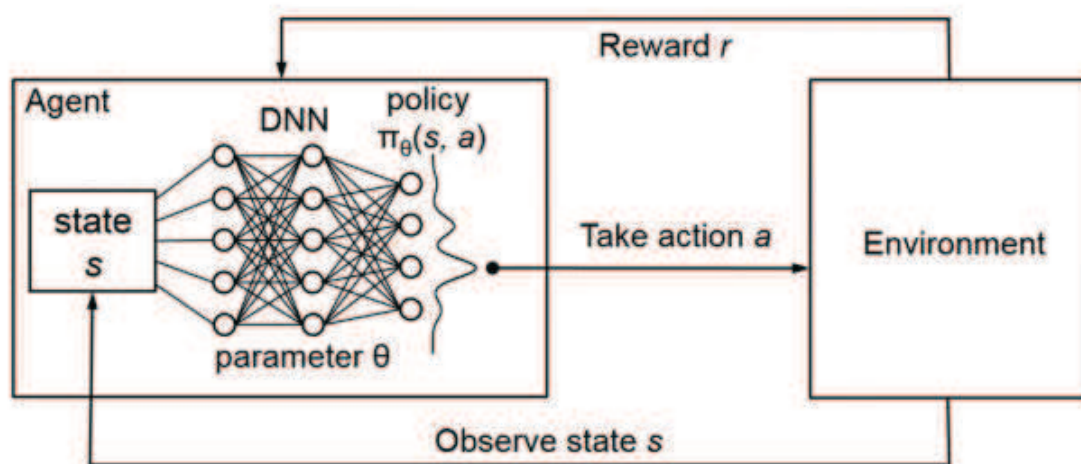
本节将深入解析AI如何利用《Atari》的环境提升即时反应能力；借助《Minecraft》的复杂合成机制构建长程的时间因果推理；通过《NetHack》的随机迷宫拓扑提升在未知环境中的空间感知能力。这些构建在物理规则之上的游戏世界，为AI提供了严苛的时空逻辑与因果约束。这种低成本、高容错的物理沙盒，让AI得以在游戏环境中迭代算法，从而完成从单纯的数据拟合到具备物理感知的认知提升。

现实世界的物理交互具有连续演变且不可逆的特性，这要求AI不能仅停留在静态分析层面，还

必须学会在动态环境中做出即时响应，即以毫秒级的速度对高维的视觉输入做出精确的物理动作响应。这种“感知—决策”的端到端闭环，在《Atari》系列游戏中得到了验证。

《Atari》游戏本质上是一个由刚体动力学（碰撞、速度、重力）支配的二维物理沙箱。为了在其中实现有效控制，AI确立了一套通用的算法范式：即通过整合值函数学习、离策略更新以及经验回放与目标网络，来克服动态环境的不稳定性。这一范式不仅适用于游戏，更成为后来推荐系统与机器人控制的通用模板。

Q-learning这一范式的雏形，最初是在简单的迷宫游戏与低维物理模拟中被提出的。作为一种无模型（Model-free）、离策略更新（Off-Policy）的值函数学习的方法，它的核心逻辑非常符合物理直觉：通过不断地试错，直接学习每一个“状态—动作”对的“奖励”和长期价值“Q”，并贪婪地选择最优解。这为AI在未知环境下的自我学习奠定了理论基础。



DQN结构图

当AI试图通关《Atari 2600》时，将面临处理连续画面的挑战。游戏的连续画面导致相邻两帧之间的物理状态高度相关（例如球的轨迹是连续的）。这种时序相关性会导致神经网络在训练时发生剧烈的震荡与发散。为了在游戏这个不稳定的物流中实现稳定训练，DQN⁴⁰引入了两大关键机制，完成了从理论到工程落地的飞跃：

01

经验回放：DQN将游戏过程中的历史操作存储在一个巨大的记忆库中，并进行随机打乱与重采样。这打破了物理时间原本的连续性与相关性，极大地提升了样本利用率；

02

目标网络：通过引入一个延迟更新的网络来计算目标值（贝尔曼方程的解），为训练提供了一个相对静止的锚点，有效抑制了动态环境中的目标漂移。

AI在Atari游戏中迭代出的新算法范式，最终走出了游戏，成为了解决离散决策问题的通用框架之一，并被应用在以下场景中：

◆ 推荐与广告系统：在这些系统中，用户的历史点击日志就如同游戏的“经验回放”。利用离线日志进行离策略评估与改进，结合Q-Learning控制分布外估计偏差，成为了工业界优化点击率的核心手段；

◆ 机器人与自动驾驶：在处理具体的物理子任务时，DQfD（Deep Q-learning from Demonstrations）技术⁴¹将人类专家的操作轨迹（演示数据）与机器人的自采样数据统一放入回放缓冲。这不仅提高了样本效率，更降低了机器人在早期物理探索中的碰撞风险。

这一范式的提出，展现出游戏中的物理规则对于AI算法迭代的独特价值点：Atari游戏模拟了现实世界最核心的逻辑——高维度输入（视觉）+低维度输出（动作）。在此环境下，AI算法必须能够穿透复杂的视觉噪音，捕捉并锁定速度、位置、轨迹等核心物理要素；游戏环境天然产生海量的交互数据，验证了离策略学习的可行性。这使得工业界意识到，不需要实时与用户或机器人交互，仅凭历史的经验回放就能训练出超越当前策略的模型；游戏中的物理规则虽然简单，但具备了现实物理世界最基本的特性（如惯性、碰撞）。AI算法在游戏中习得的稳健决策——即在动态环境中保持目标网络稳定的能力，决定了它在面对真实世界中更复杂场景时的泛化能力。

现阶段，以大语言模型为代表的AI模型，已能较好处理文本中的先后顺序、相对时间关系与常见日历规则（如闰年、时区换算），并可生成可行的初步计划；但其能力仍主要依赖提示与数据中的显式线索，缺乏内生的时间感知。这种缺失使得AI在面对涉及长周期因果链的复杂任务时，难以准确预判当前行为对未来的延迟影响，从而导致其无法在动态环境中维持决策的长期一致性。因此，在制定具体计划时，目前业界多借助外部工具与检索增强来提升AI的时间感知，但要实现稳健且长期一致的时间推理，仍需要更强的时间一致性训练目标以及与可执行工作流的协同。

值得注意的是，以《Minecraft》为代表的开放世界沙盒游戏，因其无预设终点、技能树深且复杂、任务时间跨度长，成为迭代AI时间感知与长程规划算法的理想试验台。《Minecraft》要求玩家在长达数百小时的进程中持续探索、积累技能并解锁技术树：从最初的采集木材、烹饪食物，到逐步对抗怪物、制作钻石工具等高阶目标，构成了清晰的时间依赖与阶段化目标层级，将时间约束具象化为可学习的结构，使AI必须在不同时间尺度间协调其行为策略。

基于《Minecraft》环境，Voyager 智能体展现了如何在冻结 GPT-4 参数的前提下，引入外部知识记忆系统，构建出具备“时间能力”的智能体⁴²。其时间能力由三大模块协同塑造：

01

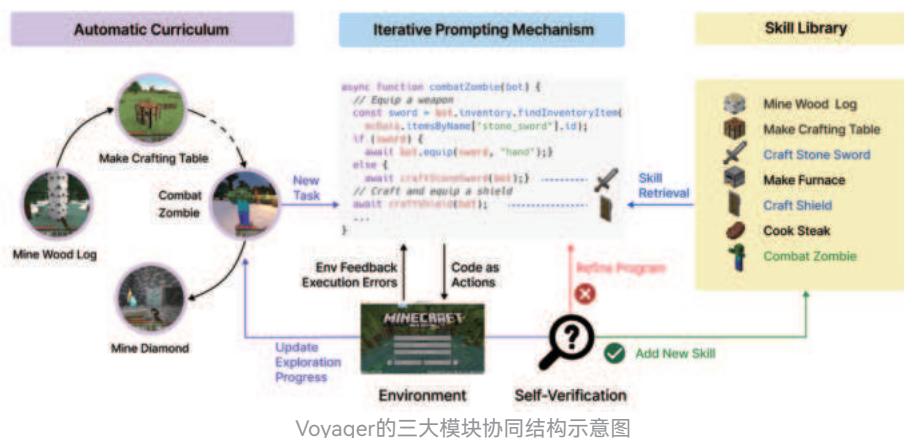
自动课程机制（Automatic Curriculum）：根据当前探索进度与智能体状态动态生成任务序列，实现“由易到难”的时间阶段性推进。例如，在沙漠环境中优先学习采集沙子与仙人掌，而非森林中的铁矿开采；

02

技能库系统（Skill Library）：以可执行代码形式存储已掌握的复杂行为（如 `craftStoneShovel`、`combatZombieWithSword`），通过语义检索实现跨时间的技能复用与组合，使简单技能在时间维度上复合为高阶能力，同时缓解灾难性遗忘；

03

迭代提示机制（Iterative Prompting Mechanism）：将环境反馈、执行错误与自我验证整合为闭环，使智能体在每个任务周期内通过多轮代码生成与调试逐步逼近目标，形成“感知 - 行动 - 反思”的时间闭环。



实验结果显示，Voyager 在时间理解与行动效率方面均取得显著提升。更重要的是，其技能库能够在新世界中进行零样本迁移，表明智能体已将时间结构化的知识抽象为可泛化的策略表征。这一范式的出现揭示了游戏模拟的物理规则在 AI 时间感知算法迭代上的独特赋能价值：借助明确的阶段性目标、可量化的进度指标与可重复的任务结构，游戏为智能体提供了压缩时间的学习场景——在虚拟世界中数小时的训练，往往可等效于真实世界中难以获得的长周期交互。

然而，现有方法仍依赖大语言模型的先验知识来进行任务分解与时间规划，对于完全未知的任务依赖（如全新游戏机制或动态环境变化）的自主发现能力仍显不足。此外，技能库的时间索引机制尚未显式建模任务间的时序因果关系，对“必须先完成 A 才能执行 B”这类硬性时间约束缺乏结

构化表征。未来则需要在自动化时间依赖发现、多尺度时间规划优化、以及跨域时间知识迁移等方向建立更为精细的评估基准与约束机制。

如果说 Voyager 搭建了大语言模型智能体的宏观行为框架，那么 Optimus-3 项目则将研究深入到了模型架构的微观层面⁴³。它同样是一个专为《Minecraft》设计的通用多模态大模型智能体，但其核心贡献在于提升了智能体在执行复杂多样性任务的能力。Optimus-3 引入了 MoE (Mixture-of-Experts) 架构，通过任务级路由将不同的指令分配给专门的专家子网络处理，确保模型在学习新技能时不会遗忘旧技能。同时，它还通过知识增强的数据生成管道和多模态推理增强的强化学习等方法，全面提升了智能体的感知、规划、动作和反思能力。

结合 Voyager 与 Optimus-3 这两个案例，我们可以清晰地看到游戏环境如何赋能 AI 的算法迭代。这不仅是从能不能做到做得更好的性能提升，更是从行为框架设计到模型架构创新的深度进化，完整地展示了游戏在推动 AI 算法迭代中发挥的关键作用。

现阶段，基于深度学习技术的 AI 模型，已能较好处理静态场景的 3D 理解、已知地图的路径规划与结构化环境中的物体检测；但其能力仍主要依赖完整视野与预定义环境，缺乏内生的空间建模。因此，在部分观测条件下导航时，常出现重复探索、空间记忆缺失等问题。目前业界多借助外界工具（如 SLAM 算法：Simultaneous localization and mapping）、多传感器融合与强化学习来提升 AI 的空间感知，但要实现稳健且通用的空间推理，仍需迭代出更强的空间感知与推理算法。

游戏模拟的空间规则所具有的状态可编程、存在不完全信息、交互反馈明确、支持低成本重复实验等特性，可以赋能 AI 迭代算法以提升空间感知和推理能力。在此背景下，《NetHack》作为一款经典的 Roguelike 地牢探索游戏，因其高度的随机性、复杂的状态空间和长远决策需求，被研究社区广泛用作评估 AI 智能体空间感知与策略规划能力的基准平台。



NetHack游戏内容

《NetHack》的游戏机制可以在以下几个方面促进AI的空间理解和推理能力算法的迭代：

- ◆ 动态生成的拓扑结构：每次游戏的地图布局、陷阱位置完全随机，迫使AI无法依赖记忆，必须具备实时的空间分析与建模能力；
- ◆ 严格的视野限制：未探索区域一片漆黑，AI必须基于有限的视觉信息，推断墙后的结构或潜在的威胁（如怪物、陷阱）；
- ◆ 多层级的空间记忆：任务往往跨越多个楼层，AI需要记住“地下二层的楼梯”通向哪里，筛选出具有建立长程空间记忆的AI算法。

早在2020年，Meta提出的NetHack Learning Environment (NLE) 即为AI的空间感知和推理的能力评测建立了标准化框架⁴⁴。评测指标主要包括游戏得分（反映整体表现）、探索覆盖率（直接反映空间感知能力）、任务完成率（特定子任务的成功率）、生存时长（反映风险评估与空间安全性判断能力）和样本效率（达到特定性能所需的训练样本数）。这些指标从不同角度量化了智能体的环境感知与决策能力，为算法对比提供了客观依据。

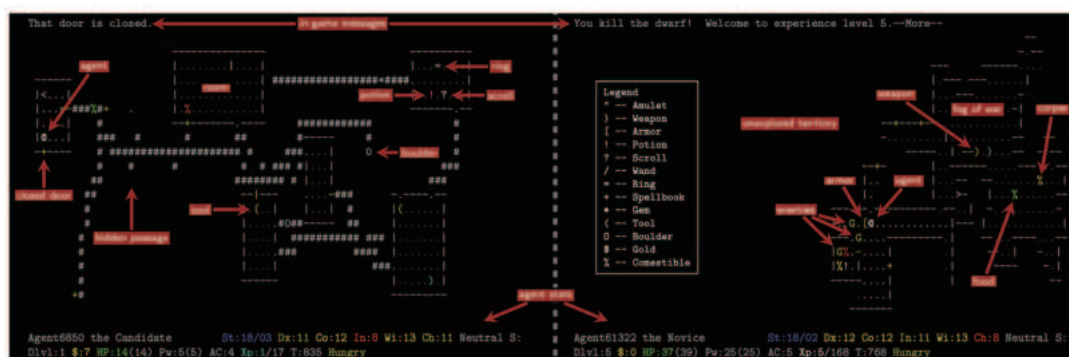


Figure 1: Annotated example of an agent at two different stages in NetHack (Left: a procedurally generated first level of the Dungeons of Doom, right: Gnomish Mines). A larger version of this figure is displayed in Figure 11 in the appendix.

NetHack Learning Environment

由于《NetHack》的状态空间极大且奖励稀疏，纯端到端方法往往陷入局部最优。针对《NetHack》环境，研究者迭代了多种算法来增强AI的空间感知和推理能力。

- ◆ 多层次强化学习将任务分解为多个子目标，通过层次化的策略网络分别学习不同层次的空间决策，能够显著提升智能体在长期任务上的表现；

- ◆ 记忆增强架构引入外部记忆模块或基于注意力机制的 Transformer 架构，使智能体能够存储和检索历史空间信息，这提升了 AI 的跨楼层规划的任务得分；
- ◆ 引入内在奖励机制（如探索奖励、预测误差奖励）来驱动智能体的空间探索行为，使智能体能够更快地建立对环境的全局认知；
- ◆ 符号与神经混合方法结合符号推理与神经网络的优势，使用神经网络进行感知与特征提取，使用符号系统进行高层次的空间规划与推理，在可解释性和样本效率上表现出优势；
- ◆ 零样本大语言模型 Agent 在提供充分上下文和清晰任务描述时能有效执行局部任务，但在自主长期游玩、模糊目标与缺乏显式反馈下表现明显不如基于规则系统的 Agent ⁴⁵。

《NetHack》作为游戏，其模拟的空间规则环境对 AI 的算法迭代有着独特的价值：即提供了低成本、可控且可重复的高效训练与验证环境。其复杂度接近真实世界，避免了过度简化的测试环境；确定的游戏机制和高随机性的地图，便于对比不同模型间的空间感知和推理能力；多维度评估可从探索、规划、推理等多个角度评估空间感知能力；相比真实世界，游戏环境提供了低成本的试验场。

然而，该平台也存在一定的局限性：游戏空间采用离散的网格化表示，与真实世界的连续空间存在差异；符号化表征的 ASCII 字符输入与真实视觉感知存在较大差距；仅提供单智能体场景，缺少多智能体协作测试；因此，其场景的泛化能力有待验证。

此外，我们也注意到，游戏引擎对世界模型的算法迭代具有一定的赋能价值。谷歌的 Genie 世界模型通过从海量互联网视频中学习，可直接生成可交互的虚拟世界，展示了其从未结构化数据中归纳世界运行规律的潜力。在训练阶段，游戏引擎内置的抽象物理规则提供了一个稳定、可控的“世界模拟器”，能让世界模型在遵循精确物理定律的环境中执行动作、观察结果，从而高效、一致地迭代和优化其内部世界表征的算法。其在预训练阶段，可用于生成大规模、分布可控的交互数据；在后训练和强化学习阶段，可用于评估模型行为是否稳定、合理、可执行。

2.2 游戏社会规则环境赋能AI的算法迭代

游戏模拟社会规则环境对算法迭代的首要价值，在于游戏构建了一个“状态-行动-反馈”的闭环。首先，游戏环境能够以远超现实世界的速率进行交互，为AI提供了极高频的试错空间与即时反馈信号。这种高密度的反馈循环，极大地加速了算法从提出到优化的迭代效率，使得在现实中需耗时数年的进化过程得以在虚拟时空中快速收敛。同时，由于游戏环境高度还原了真实社会中的资源约束与博弈结构，在此类严苛规则下验证通过的算法，天然具备了向其他现实复杂领域迁移的强大泛化能力。

此外，游戏模拟社会规则环境对算法迭代的价值，还在于它构建了一条平滑的难度成长曲线。通过对交互结构、时间流逝、公平性与信息可见性的差异化配置，游戏环境为AI算法搭建了博弈能力的四个维度，使其能够循序渐进地掌握复杂的社会规则。我们可以引入四个核心维度，来刻画这一从简单逻辑到复杂社会模拟的进化路径：

- ◆ 单体/多体维度关注队内信息交换的可能性与价值：单体指每个队伍仅有一名玩家（或一个智能体），或虽有多名成员但无法在对局中交换信息；多体则指每个队伍由多名玩家组成，且队内沟通与协作会显著影响决策与胜负；
- ◆ 离散/连续维度刻画时间与状态演化方式：离散表示游戏以回合或步骤为单位推进，状态在离散时刻更新；连续表示游戏状态在时间上连续演化，即时反馈，玩家需实时决策；
- ◆ 对称/非对称维度反映对局双方（或多方）在人数、获胜条件等方面是否等量或等价；对称游戏在结构上呈镜像或等价设定，非对称游戏则在角色、目标或资源上存在系统性差异；
- ◆ 信息完全公开和信息非完全公开维度聚焦信息可见性：完全信息意味着所有状态对各方可见，非完全信息则存在私有信息或受限视角，要求参与方在不确定性下进行博弈。

这种从简单封闭向开放复杂环境的演进，清晰地勾勒出游戏如何通过规则维度的“右移”（单体→多体、离散→连续、完全信息→非完全信息），逐级赋予AI更深层的社会认知能力。围棋（单体/离散/完全信息），因剥离了协作干扰与信息迷雾，仅保留了最基础的博弈规则，主要训练AI在纯粹逻辑空间内的计算能力。随后，RTS游戏（如《星际争霸 II》）引入了“连续时间”与“非完全信息”，迫使AI直接面对实时的高频状态更新与战争迷雾，使其必须学会动态控制与信息推断，

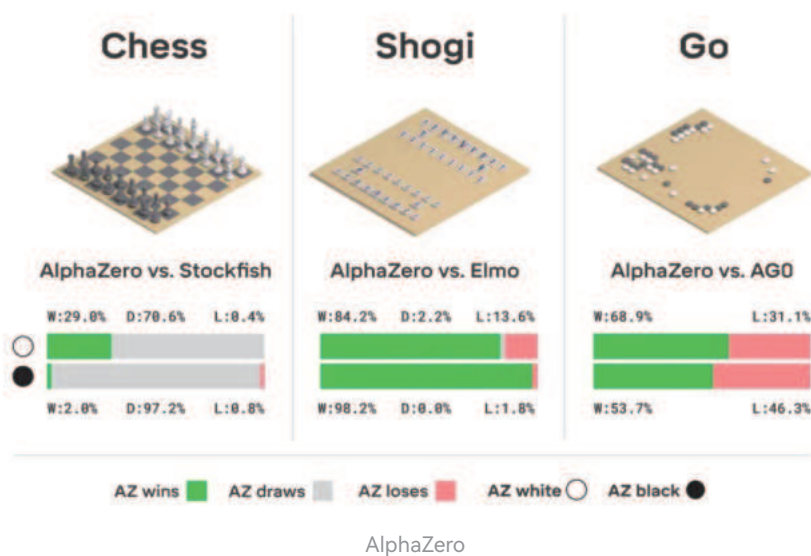
在不确定性中进行风险管理与决策。进而，MOBA游戏（如《王者荣耀》）在上述基础上叠加了“多体”维度，它要求AI处理复杂的沟通与协作，理解并履行特定的分工，从而构建起基于团队生态的社会协作能力。大逃杀类FPS（如《PUBG》）引入了“非对称性”结构，模拟了资源匮乏下的社会生存形态。尽管非对称性的边际复杂度影响不及信息与时间维度，但它改变了博弈均衡，让AI学习到非对称博弈下的行动策略。



四类不同复杂程度的游戏示意图

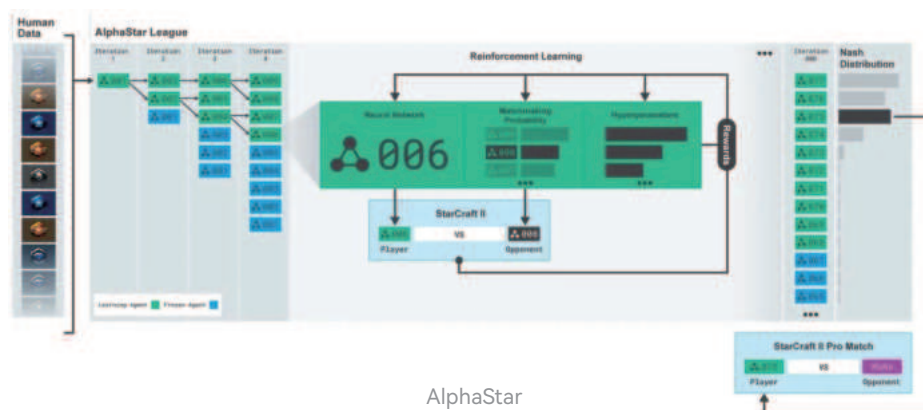
游戏模拟的社会规则环境为AI提供了一条从简单逻辑博弈（围棋）到复杂战争模拟（《星际争霸II》）的清晰进化路径。在围棋这一完全信息、离散的游戏场景中，AlphaZero⁴⁶完成了AI博弈逻辑的第一次革命性重构。它摒弃了传统依靠人工特征的旧范式，提出了一套“深度网络直觉+蒙特卡洛树搜索（MCTS）”的通用框架。它的核心思想在于：利用策略网络（Policy Network）模仿人类棋手的“第一感”（直觉），快速筛选高价值落子点；利用价值网络（Value Network）评估局面优劣；最后通过MCTS进行深度的逻辑推演。这套算法范式在围棋、国际象棋和日本将棋中得到了快速验证。AlphaZero证明了这套“网络先验+学习评估+受限搜索”的组合，可以在无人

类知识输入的情况下，仅凭规则自我进化至超越人类的水平。这一范式不仅攻克了棋类游戏，更被迁移至编译优化、芯片版图设计等组合优化领域，证明了“学习—搜索”模板在解决复杂决策问题上的通用性。



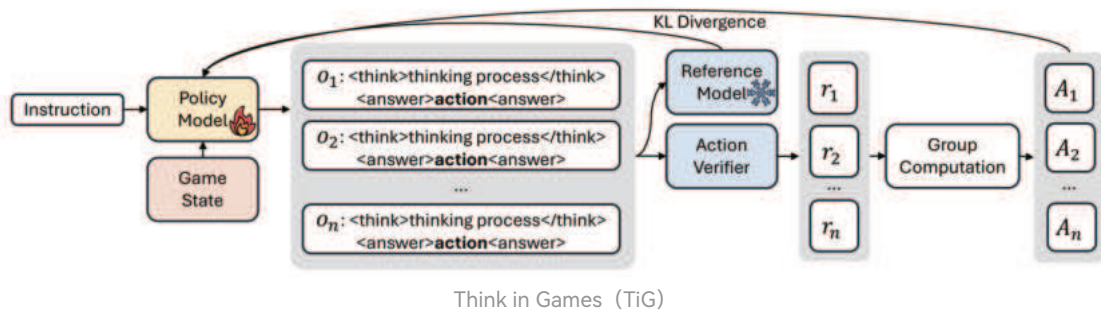
当博弈场景从静止的棋盘升级为实时、非完全信息、多兵种协同的《星际争霸II》时，AI面临的挑战呈指数级上升。这不再是单纯的计算，而是一场模拟现代战争的社会规则博弈：AI需要处理战争迷雾（信息不对称）、资源管理（经济规划）、兵种克制（战术博弈）以及数百个单位的实时微操。

AlphaStar⁴⁷的出现标志着AI攻克了这一更接近人类社会规则模拟的游戏世界。不同于以往依赖人工规则简化，AlphaStar采用了端到端的深度神经网络架构。AlphaStar进行了全维度的战争模拟，它直接从原始游戏数据中学习，完整覆盖了侦察、扩张、骚扰、决战等战争全流程，无需任何规则简化。通过模仿人类高手操作的监督学习开始，再通过多智能体强化学习，在游戏中实现自我对战进化。最终在2018年12月19日的测试赛中，AlphaStar以5-0的战绩击败了Team Liquid的战队职业选手，成为在星际争霸领域首个击败顶级职业选手的AI。



尽管 AlphaGo-AlphaStar 这一套基于强化学习的算法迭代，证明了在特定战争模拟中的统治力，但其高昂的训练成本与有限的泛化能力（换一张地图可能就需要重训）成为了新的瓶颈。这促使研究界开始将目光投向大语言模型。大语言模型凭借其强大的语义理解与零样本泛化能力，正被尝试用于更开放、更具社会属性的博弈场景，试图解决传统强化学习难以应对的跨情景迁移难题。然而，大语言模型擅长静态的逻辑推理，一旦进入需要高频交互与实时反馈的游戏环境，往往无法将宏观策略转化为微观操作。此时，如《王者荣耀》这类 MOBA 游戏高度强调团队分工与即时决策的社会模拟环境，成为了连接语言与行动的关键桥梁。

腾讯 AI Lab 的 TiG（Think in Games）项目⁴⁸，展示了游戏规则环境如何赋能大语言模型从“解释者”到“执行者”的进化。在《王者荣耀》复杂的 5v5 社会博弈中，TiG 并没有简单地用大语言模型发指令，而是构建了一套“显式思考—动作执行”的闭环系统，解决了大模型在动态博弈中的落地难题。



在传统社会博弈中，意图思考往往是隐性的。TiG 强迫模型将决策过程显式化，要求 AI 在每一步操作前对外输出其思考的思维链。通过在游戏环境中将 SFT（监督微调）和 GRPO（组相对策略优化）结合，将抽象的社会规则融入 AI 的神经网络中。比如 AI 学会了射手（ADC）应该生存优先，伺机输出；辅助应该保护队友。这不再是硬编码的规则，而是 AI 在王者荣耀中学习到的社会分工与游戏意识。通过稀疏与密集混合奖励，AI 从早期的盲目激进，逐渐进化出“敌方动向不明时保守运营”、“优先拆塔而非杀人”等符合高水平竞技社会规范的稳健策略。此外，游戏环境的高信噪比反馈，使得较小参数规模的模型也能通过交互式学习达到惊人的效果。通过对抗验证 AI 的 CoT（思维链），确保 AI 的思考与行动一致，TiG 证明了在清晰的规则反馈下，小模型可以习得超越大模型的推理质量与执行效率。

如果说 AlphaGo-AlphaStar 证明了 AI 可以在复杂的社会规则中做出超越人类的决策，那么 TiG 则证明了 AI 可以理解复杂社会规则的运作的逻辑。游戏环境在这里成为了一个严苛的社会规则模拟

器，其赋能算法迭代的核心逻辑在于建立了一个“状态-行动-奖励”的闭环验证机制：它使AI将抽象的决策，放置于游戏严密的因果约束中进行验证。通过高强度的对抗与即时反馈，AI不断修正其对规则的理解，最终锤炼成了可执行、可解释且具有鲁棒性的决策序列。这为未来AI在真实世界中理解人类指令、执行复杂协作任务提供了可复用的技术路径。

此外，字节跳动的Game-TARS⁴⁹也是利用游戏环境来赋能AI在操控上的算法迭代的例子。和TiG中利用后训练不同，Game-TARS利用预训练技术，旨在构建一个通用的端到端多模态智能体，使其能够像人类一样通过视觉感知，自主操作包括复杂游戏界面在内的各类数字系统。该项目将游戏环境视为包含复杂人机交互逻辑与模拟人类社会约定规则的数字沙盘，利用其动态的视觉反馈和隐含的规则约束，训练模型在非结构化场景中理解意图、遵循逻辑并规划路径。

游戏场景提供的高频交互数据与长链路决策挑战，为算法提供了低成本、高效率的进化环境，驱动模型通过在游戏试错与迭代，涌现出能够迁移至真实世界复杂软件操作的通用泛化智能。



Game-TARS

3. 未来展望



综合前文分析可知，游戏本质上构建了一个与现实世界同构的规则环境。这种环境为AI提供了低成本习得应对复杂现实世界元能力的试验场。基于此本体论视角，我们将从数据供给与算法迭代两个维度，推演游戏在未来的战略价值：

- ◆ 在数据供给层面，游戏通过可编程接口与高保真引擎提供低成本、可控且可复现的合成数据来源；
- ◆ 在算法迭代层面，游戏环境为“提出—优化—落地—泛化”的完整闭环提供了规则明确、反馈即时的验证平台。

未来赋能维度		赋能特征	长期展望	潜在局限
数据	基础层	数字化沉淀人类决策逻辑与试错回路	帮助AI理解人类、服务人类的重要助力	数据数量有限且不属于通用数据
	进阶层	构建符合时空几何与动力学的仿真环境	突破具身智能在时空感知上的瓶颈	存在Sim-to-Real（仿真-现实）差距
算法	基础层	为算法闭环提供可控、可复现的测试场	长期作为检验模型鲁棒性的标准化标尺	其封闭的规则与简化逻辑无法支持现实世界的开放复杂性
	进阶层	预演多智能体协作、竞争与欺骗机制	探索AGI社会治理与组织机制的演练场	规则投影具有局限性难以完全模拟

游戏未来赋能判断

展望未来，这种赋能形态可能会向着更具深度的方向发展：在数据侧，我们期待看到其价值从基础数据的扩充，向辅助AI建立物理时空感知的方向深化；在算法侧，除了作为标准化的验证工具，游戏环境也有望在模拟复杂博弈场景与机制方面，为AI带来新的启发与突破。

3.1 赋能数据供给：从“静态样本”到“时空因果”

游戏在数据侧的价值，主要在于为AI提供包含人类决策逻辑的动态轨迹数据与符合客观定律的物理规则映射数据。整体呈现出基础数据稳固积淀，高阶感知逐步探索的分化趋势。

游戏在数据侧的赋能价值，正在经历一场从量变到质变的过程。它不再仅仅是提供海量交互数据和合成数据的来源，而是深化为提供包含人类决策逻辑的动态轨迹与符合客观定律的世界模型。基于前文提到的规则环境映射论，这一赋能趋势在时间维度上呈现出明显的分化特征：

◆ **在基础层面**，游戏作为高效的交互数据源，持续为AI学习特定场景下的人类思维决策提供丰富的参考样本；

◆ **在进阶层面**，随着技术深入，游戏引擎在物理一致性上的优势有望得到进一步挖掘，这或许能辅助AI构建对现实世界时空、因果的理解，为通往具身智能提供一个低风险的验证环境。

1. 玩家交互数据：存量价值的边际递减

玩家在游戏中产生的高密度“状态-动作-反馈”动态轨迹，本质上是人类思维过程的数字化沉淀。相比于互联网文本或图像等静态数据，这种数据完整记录了人类在面对特定目标时的决策逻辑与试错回路，为AI提供了极高信噪比的模仿学习样本。

尽管人类数据并非最优决策——玩家会犯错、会非理性操作，给数据清洗带来了巨大成本；但是从AI学习人类智能的角度，海量的玩家交互数据依然有很大的价值。在帮助AI学习人类智能之外，游戏中的人类数据也可帮助AI未来更好地理解人类、服务人类、与人类和谐相处。

不过，现在的AI训练趋势已经从向人类学转变为左右互搏。与其通过海量游戏日志去进行筛选，不如让AI在掌握基础规则后自我演练。因此，人类玩家数据不再是核心赋能，而是更多作为一种校准工具，用于确保AI的行为模式不偏离人类价值观，而非单纯提升能力。

2. 物理规则映射：时空感知的关键加速器

不同于数据的简单堆砌，游戏引擎通过对时空几何、动力学及光学感知的精确模拟，构建了一个符合客观物理定律的仿真试验场。在这一物理规则映射的环境中，AI得以弥补当前大模型在具身

感知上的短板——即在时间维度上学习长程因果规划（如动作的延迟与后果），在空间维度上建立三维拓扑感知（如深度、遮挡与导航）。

在现实世界中训练机器人进行极端测试（如自动驾驶的碰撞避免）成本高且危险，而游戏环境允许AI在绝对安全的沙盒中通过千万次虚拟撞击来习得物理边界。尽管存在Sim-to-Real Gap，游戏环境依然是目前训练AI时空因果推理的最具性价比的选项。因此，在未来中短期内，游戏将成为时空感知能力提升的关键加速器。尽管长期来看，视频生成模型与具身智能实体交互可能成为替代路径，但当前阶段是游戏在这一维度发挥价值的黄金窗口期。

3.2 赋能算法迭代：从“验证平台”到“模拟推演”

游戏在算法侧的赋能价值，正从单纯的技术验证平台，升级为模拟人类博弈、资源分配及组织协作机制的规则映射试验场。基于前文的本体论视角，这一演进呈现出基础验证功能稳固，高阶实验价值凸显的双重格局：

◆ 基础层：游戏作为标准化验证平台的地位长期稳定，是检验强化学习等各种AI算法的基石；

◆ 高层：游戏正演变为探索多智能体博弈的场景，是迭代AI算法以适应未来社会的关键试验场，其在复杂系统研究中的参考价值正逐渐被业界所重视。

1. 算法验证平台：工具属性的长期稳固

游戏环境凭借其可控性、可复现性与低成本特征，为算法提供了规则明确、反馈即时的试验场，特别是在多智能体强化学习等领域，游戏仍是检验算法鲁棒性与稳定性的标准考场。

无论算法架构如何迭代，游戏作为AI验证平台的功能不会改变——它为智能体提供了一个高频反馈的试验场，用于验证算法在极端状态下的稳定性。当前大模型技术路线的成功放大了文本、图像、视频作为载体的价值。但游戏与其他载体的区别在于实时交互和动态演绎。大模型技术赋予了AI高度的智能，而游戏作为检验AI在实时交互、动态博弈及适应人类行为中自我进化的试验场，依然具有不可替代的价值。随着市场日益重视用户理解、人机协作以及算法的自适应进化，这种基于游戏场景的探索价值将得到更深远的体现。

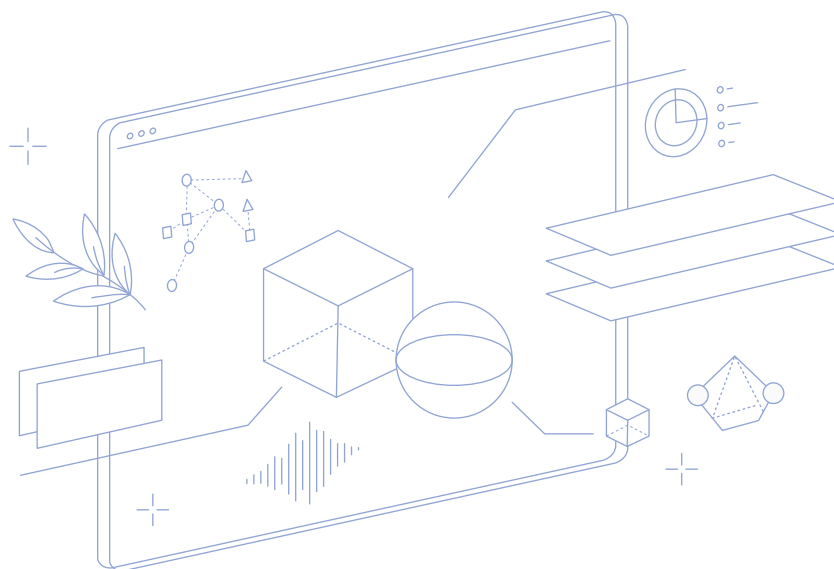
2. 博弈关系映射：未来赋能关键引擎

随着AI的规模化发展，我们需要预判：当成千上万个智能体同时互动时，究竟会发生什么？是走向合作共赢，还是陷入恶性内卷？为了确保AI沿着人类预期的路径受控发展，我们需要明确算法的升级方向与治理机制。

博弈模拟是为了让AI迭代出具有“社会共存”能力的算法。游戏构建了一个包含合作、竞争、欺骗与谈判的微缩社会，这是训练AI处理复杂人际关系与社会伦理的绝佳场所。

在游戏这一具有模拟社会规则的验证环境中，我们能够提前识别系统性风险，并据此针对性地迭代算法。这种预演能力是游戏赋予AI产业最宝贵的战略资产，也是未来通往AGI的必经之路。

回顾本章，游戏已超越单纯的娱乐属性，凭借其作为现实世界逻辑投影的本质，深刻重塑了AI在数据供给与算法迭代上的进化逻辑。展望未来，这一赋能体系将呈现出如下趋势：在数据维度，玩家交互数据的边际价值递减，而基于物理引擎的时空感知训练正迎来黄金窗口期；在算法维度，标准化验证的工具属性将长期存在，但基于社会博弈模拟的赋能价值将持续提升。最终，游戏对AI的深层赋能，在于提供了一个可以无限重启的“平行宇宙”：让AI在其中历经千万次博弈与协作，从而在算法基因中刻入理解人类、适应社会的元能力，成为真正可信、可共生的通用智能。



第四章 /

“AI+游戏”的 跨行业应用价值



在与AI深度融合、协同演进的背景下，游戏资产的价值边界正在进一步重构并扩张。游戏已超越其作为休闲娱乐载体的传统定位，也不止于是培育AI的优质土壤，正成为在AI赋能下产生广泛能力溢出的复合型平台。在这一进程中，游戏公司通过长期积累构建的规则环境，在AI技术的增强下实现了复杂性与自由度的跃升，成为价值沉淀与持续创新的关键基石。在此环境中，除了人类玩家的交互行为产生海量“状态-动作-反馈”数据，AI本身也作为新的智能主体参与到游戏中，与环境及其他智能体进行复杂交互，从而涌现出新的智能产物，如算法框架、行为数据等。具体而言，AI增强下的游戏规则环境、玩家与环境的交互产物，以及AI与环境互动中涌现的智能，共同构成新时代的游戏核心资产。其包含的“AI+游戏”价值模块，塑造了可广泛赋能第三方行业的迁移范式，促进游戏产业的价值溢出，有望为生物医药、自动驾驶、工业制造、教育等多领域的创新突破注入新活力。

1. “AI+游戏”价值模块

AI 融入下的游戏核心资产	AI+ 游戏价值模块	关键价值点
AI 增强下的游戏规则环境	游戏环境	高精度的数字孪生载体，以及内置复杂物理规则、社会规则的可交互仿真试验场
	游戏玩法	独特的激励式交互机制 拉升用户粘性与情感投入
玩家与环境的交互产物	(第三章已讨论，不展开)	“状态-动作-反馈”序列数据为AI模型训练提供高质量数据来源
AI 与环境交互中的智能涌现	迭代的算法框架、模型	强化学习为主的算法框架 在复杂环境约束下达成最优目标
	产生的海量行为数据	“非预设”行为的“涌现” 具有高质量的观测价值

AI+游戏价值模块拆解

1.1 游戏规则环境

游戏规则环境构成了“AI+游戏”价值体系的核心基石。其首要价值来源于游戏环境本身，其不仅是高精度的数字孪生载体，更是内置复杂物理规则、社会规则的可交互仿真试验场。深度融合AI的现代游戏引擎已超越传统的“数字资产搭建工具”，成为集环境构建、实时仿真、智能决策于一体的综合性开发平台。它不仅能够生成高保真、高复杂度的2D原画与3D模型，更能构建出沉浸式虚拟场景，实现从微观分子结构的可视化呈现到宏观城市系统的交互模拟。随着生成式AI技术的引入，虚拟场景的构建成本大幅降低，定制化门槛显著下探，场景丰富度和创作自由度提高。

◆ 更进一步，在游戏内置的物理规则层面，游戏能够精确模拟风霜雨雪等气象变化，以及重力、摩擦、碰撞等物理效应。这为自动驾驶、具身智能领域的模型提供低成本、多样性的测试环境，有效解决现实测试中长尾场景稀缺与高风险的问题，也为人类操作提供可视化空间与模拟现实的交互式反馈。

◆ 在游戏内置的社会规则层面，通过精密设计的任务目标、奖励函数、多智能体协作与对抗机制，游戏环境成为研究分布式决策、策略博弈、联盟形成等复杂问题的绝佳沙盘。以《星际争霸 II》、《Dota 2》为例，其环境中的多单位协同与非完全信息博弈机制，可以被用于测试工业机器人协作、无人机集群协同等现实任务，验证智能体在动态不确定环境中的策略能力。

此外，与多数传统测试平台相比，游戏环境能支持大规模、可重复、参数可控的对比实验，兼具高仿真度与高互动性，这些特性使得游戏环境成为一个难以替代的综合性仿真试验场。它为人类在建筑可视化设计、工程机械远程操作、医疗手术经验习得、文化遗产数字还原等广泛的现实场景，提供了低成本、无风险的数字孪生替代空间，更支持自动驾驶、工业机器人等领域的模型算法在其中进行复杂、动态的验证，成为行业发展的关键驱动平台。

游戏规则环境的另一个核心价值维度，在于其承载的多样化玩法。这些由精密任务规则、动态成长机制以及复杂社交系统构成的玩法体系，不仅是游戏娱乐性的直接来源，更塑造了一种独特的激励式交互框架，且AI的融合正将游戏的创新进程推向新的高度。一方面，AI技术使游戏能够实现前所未有的动态适应性。通过实时分析玩家行为数据，AI可以动态调整关卡的渐进式难度曲线，确保挑战始终处于“心流”区间。同时，在AI的个性化推荐下，积分排行榜、成就解锁、稀有虚拟物品等激励手段，被更精准地嵌入玩家的成长路径中，形成一个结构化的正向反馈循环，持续牵引用户完成目标并深化参与。此外，AI极大地升级交互体验。大模型驱动的AI NPC具备了上下文记忆与情境化决策能力，使得玩家可以与虚拟角色进行动态、连贯的对话，建立基于共同经历

的协同作战关系，甚至发展出具有长期记忆的独特羁绊。这种深度互动将打破传统预设脚本的线性约束，赋予游戏世界更高的自主性、沉浸感与趣味性，产生高度个性化与“不可预测”内容的涌现，从而整体上提升了用户粘性。

这种由AI增强的个性化游戏玩法，具备显著的跨行业迁移价值，尤其在严肃应用场景中表现突出。以教育领域为例，面对公众普遍面临的注意力分散与学习动力不足问题，AI赋能的游戏化机制通过将长期学习目标拆解为高频反馈的挑战任务，融入连胜记录、经验值成长和虚拟奖励等游戏元素，能够有效地将外部学习压力转化为内在探索动机，并基于用户的实时掌握情况，个性化调整题目难度与复习频率，提升学习者的坚持意愿与知识掌握效率。这展现了AI游戏玩法在优化用户认知负荷、提高参与度与行为依从性的通用价值。

以医疗领域为例，国内头部游戏公司正积极投身公益医疗，通过游戏化玩法与前沿科技的深度融合，践行“AI游戏向善”的理念。例如，腾讯研发的“腾讯脑力锻炼”认知功能训练软件，已获得二类医疗器械注册证，成为一款需医生开具处方才能使用的严肃游戏，专门用于辅助轻度认知障碍患者进行认知功能训练⁵⁰。三七互娱则将自主研发的孤独症儿童辅助训练功能游戏《星星生活乐园》，与脑机接口技术相结合，为孤独症儿童提供更有效、更个性化的辅助训练服务，加速AI技术在医疗康复领域的落地。⁵¹这也充分展现了游戏玩法正凭借其互动设计和用户体验、粘性优势，为解决社会难题贡献力量。

1.2 玩家交互产物

除了游戏环境的直接价值，游戏资产的另一个核心维度，源于玩家与环境的交互产物。海量玩家在游戏环境中的每一次操作、决策与互动，都在持续生成大规模、高质量的结构化交互数据。这些数据以“状态 - 动作 - 反馈”的序列形式被系统记录，同时因其产生于一个目标明确、规则清晰、反馈即时的封闭环境，而具备极高的信噪比与标注质量。玩家在游戏行为，本质是在动态环境的状态下，采取特定动作，并即时获得来自环境（如得分、资源变化、胜负）、对手与队友的明确反馈。这一过程天然契合了强化学习等AI范式对训练数据的基本要求，构成规模庞大、成本极低的天然数据集，为AGI乃至各垂直行业的AI模型训练提供了高质量的数据来源。

注：鉴于第三章已对该模块的数据产生机制与赋能价值进行了系统论述，本章不再就此展开。

1.3 AI交互的智能涌现

决策智能与生成式大模型的浪潮，结合云计算、低时延网络等成熟的数字基础设施，共同推动了游戏公司AI技术的跨越式发展。大规模、高水平的AI也作为游戏主体，参与到与游戏环境的深度互动中，从而催生了新型智能的涌现。智能体在规则明确、反馈即时、状态复杂且可无限重复的游戏环境中，进行高强度探索与试错。在此过程中沉淀出的算法框架、模型，以及互动中产生的海量行为数据，共同构成了具有外溢价值的新型资产。

其价值首先体现为，在复杂环境约束与高强度博弈压力下，AI在达成目标过程中迭代演化出的前沿算法框架与模型，具备向更广泛行业迁移的潜力。具体来看，游戏AI围绕多单位协同作战、实时资源调度与不完全信息策略博弈等核心挑战，沉淀出一系列先进的算法模型。

以腾讯基于《王者荣耀》等游戏研发的绝悟AI为例，其作为通过深度强化学习与大规模模拟对抗训练而成的复杂决策系统，在解决英雄协同、地图资源争夺、实时战术博弈等具体问题的过程中，锤炼了多智能体协作、不完全信息下的快速决策等关键技术。这些算法框架具有向其他行业场景迁移的能力，例如，在智能交通领域用于车辆调度与路径优化；在医疗领域通过最优路径决策算法加速影像诊断流程；在工业领域，多智能体决策系统可优化供应链管理、智能制造产线调度，实现资源分配与能耗控制的最优化。

另一方面，游戏AI的价值来源于AI与游戏环境交互过程中产生的数据，尤其是在交互过程中自发涌现的、超越预设规则的行为数据与复杂现象。当大量智能体被置于一个具有物理与社会规则的游戏环境中，为它们设定简单的生存、发展或竞争目标时，可能会产生超越预设脚本的复杂现象。比如，智能体自发形成临时的合作联盟、出现资源交换的市场行为，或是演化出独特的冲突调解机制。这些行为并非由开发者直接编程，而是自组织“涌现”出的全新产物，其数据本身具有极高的观测与研究价值。

以社会科学为例，这类模拟可以为研究公共政策影响、群体行为学、社会网络演化等复杂问题提供一个安全、可控、可重复的数字试验场。通过构建大规模、多样化的智能体人口，并赋予其基本的目标与互动规则，研究者可以观测在特定激励或规则变动下，会如何涌现出社交互动模式、公共活动的自发现象，甚至是经济体系的雏形，从而实现社会互动的可信模拟与政策效果的沙盘推演，成为理解现实世界和制定复杂策略的全新洞察工具。

2. 跨行业迁移应用价值



基于前文分析，我们进一步收敛得出游戏环境、游戏玩法、AI在游戏中迭代的算法、AI在游戏中产生的数据四个细分的价值模块，它们不仅深刻重塑了游戏体验，更因其高度可复用性，在跨行业场景中展现出实际的迁移价值。

以下内容将分析传统模式下垂类场景面临的问题痛点，并阐述上述价值模块如何针对性提供解决方案。同时，这种迁移的有效性，在于目标行业的特征、需求与AI+游戏价值模块之间存在底层结构的相似性。通过剖析业界的典型应用案例，我们将讨论这些价值模块如何匹配场景特征，为不同行业的智能化升级提供赋能支持。

2.1 游戏环境

2.1.1 腾讯高仿真环境赋能自动驾驶

过去的自动驾驶行业在探索和实践遇到两个核心困难：

- ◆ 感知算法训练：需要采集和标注各种常见的极端交通场景，涵盖不同的天气和路况，每年需要投入10亿美元量级的人力、物力，且由于各地区、国家的场景具有不同特征，数据集的复用性和普适性不强；
- ◆ 测试验证：兰德智库曾提出，自动驾驶汽车需要经过110亿英里的距离，相当于100多倍的地日距离，才能证明其达到合格的人类驾驶员水平，但这个数字在现实世界中极难实现。

而由游戏引擎搭建的虚拟仿真系统，正可以赋能以上问题，成为行业内认可和通用的解法之一。

腾讯基于游戏引擎与游戏AI技术，推出专为自动驾驶服务的工业级模拟仿真平台TAD Sim⁵²。其核心技术包括厘米级数字孪生三维重建、工业级车辆动力学模型、物理级传感器模型，以及AI驱动的交通流仿真等，可模拟行人、自行车等多智能体的复杂交互行为⁵³。其核心能力主要体现在三个维度：

- ◆ 在静态维度实现对于真实世界的几何还原，包括三维场景和激光雷达、摄像头等传感器的仿真；
- ◆ 在动态维度实现真实世界的逻辑还原，包括人、车等动态元素的运动轨迹、真实反应建模；
- ◆ 对于真实世界的物理还原，包括车辆的动力学模型、汽车轮胎与地面摩擦的物理效应等。

目前，TAD Sim支持万级节点并发运行，日均测试能力达1000万公里以上⁵⁴，远超传统路测效率。



高精度厘米级三维重建



城市交通流仿真

对于感知算法训练问题，AI技术融合下的游戏引擎可以创建高保真、可扩展的虚拟测试环境。例如构建高度逼真的城市、乡村、高速公路等静态场景，以及恶劣天气、行人、车辆等动态驾驶环境，为自动驾驶测试提供虚拟试验场。目前，TAD Sim在AI大模型的支持下已经在场景自动化生成、泛化等方面显著提效，同时能够基于prompt生成定制化的测试场景，例如“一个北京城市路段上多车拥堵的十字路口场景，车速在30km/h以下，要进行无保护左转”⁵⁵，极大提升了人机交互效率。在交通流仿真中，TAD Sim通过AI构建类似于游戏NPC的行人、车辆行动，随机生成真实世界中“鬼探头”、“团雾中多车紧急制动”等极端场景，量化自动驾驶系统的故障概率，并支持多智能体协同建模。

此外，游戏引擎生成场景天然带有真值信息（Ground Truth），包括物体位置、类别、速度、深度等客观属性，区别于存在误差的观测值，可以叠加AI推理算法生成大量准确的带有标注结果的训练数据，弥补自动驾驶领域的数据不足和误差问题。而大模型直接生成合成数据的方法，由于其没有配套真值，没有办法直接用于感知算法的训练和测试，但业界普遍认为具有极大的发展空间，备受关注。

对于测试验证问题，虚拟仿真系统可以完成95%以上的路测里程需求，应对三大关键挑战：

- ◆ 安全性方面，系统通过高保真仿真环境，有效规避实车测试中曾出现的真人致命风险，保护技术公信力；
- ◆ 成本方面，在数量级上显著降低时间和资金的消耗，一辆汽车终身寿命可测试70万公里，而腾讯TAD Sim平台一天就能跑完，解决“不可能的110亿英里”难题；
- ◆ 对于软件OTA的回归测试难题，因为车辆软件需要持续通过云端进行版本迭代，每个新版本均需重复进行百亿英里级的验证，随着版本累积，测试规模将呈指数级增长，远超企业承受能力。虚拟仿真让全量回归测试在云端高效执行，使得该问题具备可行性。

由此，融合游戏引擎、AI与云计算技术的虚拟仿真环境，已成为为自动驾驶早期规模化测试的必要选择之一，并将持续支撑技术的安全、可靠与商业化落地。

总体而言，传统模式下自动驾驶依赖大规模的真人实地操作，且需要大量的极端路况和长尾场景，亟需解决高成本、低效率、存在安全风险的问题，这与物理和社会规则映射下的游戏环境作用相契合。

2.1.2 网易数字孪生环境赋能工程机械

传统工程机械产业长期受多重结构性痛点制约：首先，人口红利逐步消退，行业老龄化趋势加剧，年轻劳动力流入不足，导致熟练操作手严重短缺，人力资源供给持续收紧；其次，传统作业模式高度依赖人工操作，效率低下，产能提升受限，难以满足现代工程对作业速度与精度的要求；此外，作业环境常为高危场景，不仅面临极寒、高温、坍塌、滑坡等极端工况，还时刻遭受粉尘弥漫、噪音振动、机械伤害等安全隐患，人员事故风险居高不下，制约行业的可持续发展。

网易依托在游戏领域长期积累的AI技术，在数字孪生环境中孵化工程机械智能化品牌“网易灵动”，推出全球首个面向工程机械行业的具身智能框架“机械智心”，以及基于该框架的全球首个专为露天矿山挖掘机装车场景打造的具身智能模型“灵掘”⁵⁶，预期实现工程机械从远程遥控、人机协作、到全自主作业的跨越。目前，在极寒、高粉尘等严苛环境下，“灵掘”装车效率达到

人工的80%，近70%作业时间无需人为干预，并计划联合行业在2027年实现超30座矿山无人化运营⁵⁷。

"网易灵动"的核心竞争力，源自其“工业大模型+游戏化AI技术”双轨融合的创新体系⁵⁸。公司将游戏领域多年积累的数字孪生、人机交互、低时延传输以及强化学习等关键技术，系统性迁移至挖掘机、装载机等工程机械产品中，赋予远程操控、云端计算及智能决策能力。网易灵动负责人杨新伟称，以自研的工业大模型为基础，结合游戏领域积累的AI技术和AOP（面向智能体编程）框架，灵动系统能够实现从依赖预设指令的“机械执行”向动态环境“自主决策”的跨越。

具体而言，网易基于游戏中积累的柔性物理仿真与实时渲染技术，构建高保真的矿山数字孪生环境，通过强化学习在仿真复杂工况中不断优化策略，显著提升了机器人的操作精度与场景适应力，逐步向自主决策迈进。同时，人机交互与低延时音视频传输支持远程操控系统，操作人员可以使用AR眼镜、手柄等设备，以游戏化交互的方式实时、精准指挥数百公里外的矿山机器人，作业误差控制在厘米级。这一集成方案直接应对矿山挖掘中长期存在的“效率低、安全差、人手缺”三大痛点：通过智能调度与精准控制提升作业效率，借助远程操控降低人工作业风险，并以高度自动化缓解人力短缺压力，为传统工程机械的智能化转型提供了“游戏+AI”的独特解题思路。

综上，该场景同样面临真实世界的极端复杂环境，依赖真人实地操作完成挖掘目标，成本高、效率低且极大地威胁人员安全。这些特征与可交互、高保真的数字孪生环境高度契合，通过在数字环境中进行强化学习，机器人能够安全、高效地测试训练，提升其在真实任务中的自主决策能力。



网易灵动工作示意图



“机械智心”具身智能训练框架

2.2 游戏玩法

2.2.1 多邻国AI游戏玩法改善严肃教育

传统语言教育长期面临着多重困境：（1）首先是坚持难，语言学习本质上是一个需要长期、持续投入的过程，而传统课堂缺乏有效的激励机制来维持学习者的学习热情；（2）其次是趣味性差，枯燥的背诵与重复练习难以激发内在兴趣；（3）第三是教学模式同质化，无法根据学习者的知识背景、接受速度和薄弱环节提供个性化、即时调整的学习路径。（4）最后，口语练习的障碍尤为突出，大多学习者因害怕在真人面前犯错而产生“开口恐惧症”，缺乏安全、无压力的语言输出环境，导致“哑巴外语”的普遍现象。

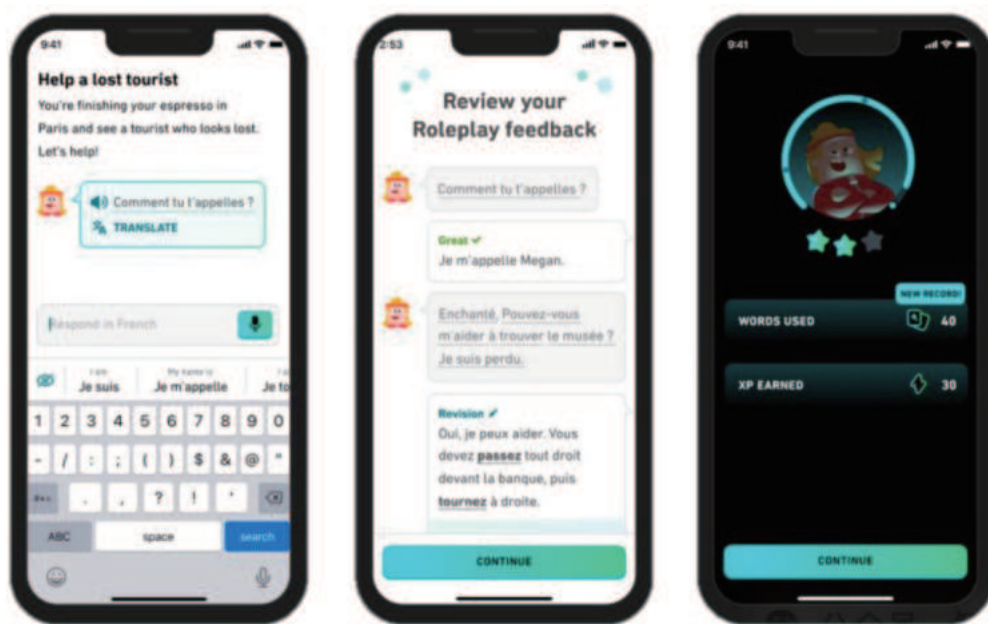
多邻国（Duolingo）基于积分、等级、连续学习天数、成就徽章以及排行榜等游戏元素，通过AI个性化引导的游戏化机制，成功将严肃枯燥的语言学习过程转化为富有吸引力的趣味性体验，有效激发了用户的学习动力与长期参与度，让坚持学习变得像玩游戏一样自然。

具体而言，多邻国核心AI模型BirdBrain通过分析用户答题准确率、速度、错误类型等海量数据，实时评估用户熟练度，并动态调整练习难度，使内容始终保持在用户的最近发展区（zone of proximal development）——即更高挑战与现有能力的平衡区间，既保持新鲜又避免挫败感。该模型还能判断最佳的学习提醒时机，通过持续的趣味性互动，高效地唤醒用户学习意愿。同时，AI深度赋能游戏化机制，将个性化学习与连续学习记录、积分排行榜、经验值等经典游戏元素结合，满足用户的竞争心理与成就感。在口语练习方面，平台基于ChatGPT-4o等大模型推出了“视频通话”与“多邻国大冒险”新功能，用户可与AI驱动的IP角色（情绪化少女Lily）进行沉浸式对话，对话内容会根据用户语言水平灵活调整，创造了低压力的口语环境。

2025年第二季度财报显示，多邻国日活跃用户（DAU）达到4770万人，同比增长40%，月活跃用户（MAU）突破1.3亿⁵⁹，增速趋于稳健。这些数据同样印证，当严肃的教育目标与生动有趣的游戏底层逻辑、AI技术相结合时，能够显著提升用户粘性和学习动力。2025年4月底，多邻国联合创始人兼CEO Luis von Ahn宣布公司将All in AI，以加速内容创作，并增强用户体验⁶⁰。此外，在OpenAI DevDay 2025上，多邻国位列调用量最高的“万亿token”客户之一，凸显其在AI应用投入的领先地位⁶¹。

综上所述，语言学习这一场景具有明确目标、规则和可量化的评分标准，且核心需求在于提升用户学习效率和使用粘性，这与AI赋能下的游戏玩法相契合，通过将学习路径游戏化，并引入

个性化的互动反馈和奖励机制，从而将严肃的语言教育转变为生动、高效且充满趣味性的成长旅程。



多邻国语言学习示例

2.2.2 游戏众包应用于蛋白质结构预测

蛋白质是生命的基石，其三维结构决定了功能。尽管氨基酸只有20种，但它们在空间中的组合方式却近乎无限。传统实验方法如X射线晶体学、冷冻电镜，不仅成本高昂，周期长达数月甚至数年，且通量极低，无法覆盖海量已知蛋白质序列。从1971年到2024年的数十年间，全球蛋白质数据库（PDB）中通过实验解析的结构数量仅有约21.4万条，相对上亿的已知蛋白质总数而言覆盖率不足0.1%。

在蛋白质结构预测这一困扰学术界数十年的复杂问题上，David Baker设计的众包游戏玩法Foldit贡献了独特的价值。其核心是把高度专业且计算复杂的蛋白质折叠问题，转化为公众感兴趣的游戏任务，从而汇聚人类群体在空间直觉和想象上的智慧。

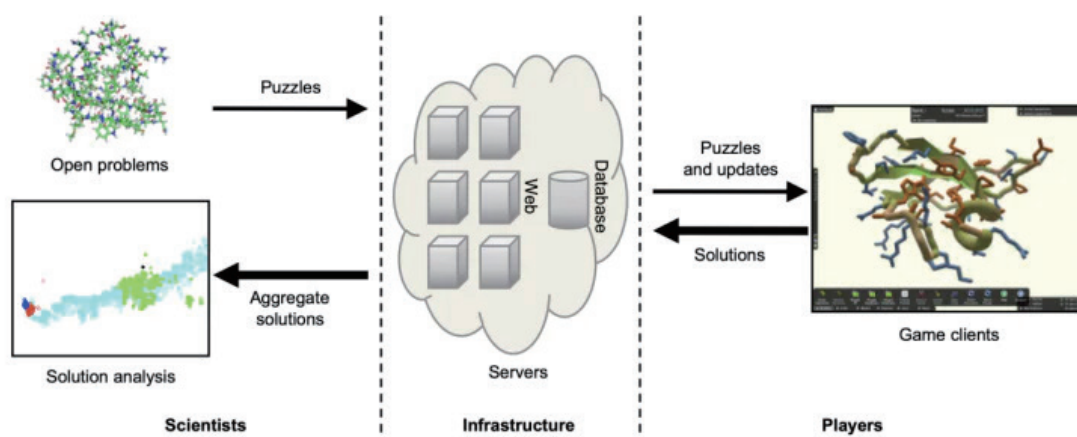
David Baker发现可利用蛋白质折叠本身具有明确目标、规则和评分标准的游戏化基本要素，将其设计为Foldit三维拼图游戏，进行游戏化科学众包。玩家以闯关形式，将氨基酸链折叠成目标的

三维结构，经过系统打分，由科研人员接手分析其中的高分方案并优化，从而以高趣味性和低门槛吸引了全球几十万普通玩家参与求解。因为人类具有强大的空间感知和模式识别能力，甚至直接成功解析了HIV相关病毒蛋白酶等部分蛋白质的关键结构。

Foldit也进一步启发了DeepMind的创始人、游戏AI专家Demis Hassabis，他曾表示，如果AI可以从零知识开始训练，并击败人类顶尖的棋类选手，那同样可以像Foldit玩家那样，在不具备生物化学知识的情况下完成科学家的工作。由此，Hassabis与John Jumper带领DeepMind团队，设计了AI蛋白质折叠算法AlphaFold，并于2022年预测了超过2.18亿个蛋白质结构，宣告困扰行业长达50年的蛋白质三维结构预测问题得到解决⁶²。2024年，David Baker、Demis Hassabis和John Jumper也因其在该领域的决定性贡献，共同被授予诺贝尔化学奖。

这种游戏化众包玩法至今仍然在持续不断的运作当中，更多科研项目采用了类似的机制，并催生了Zooniverse等专业平台，供科研团队发布游戏并招募志愿玩家。其应用涉及生物学、神经科学、天文学、语言学等多领域，吸引了海量普通公众参与贡献。例如，在神经科学项目Eye Wire中，玩家通过类似三维涂色和解谜的游戏化互动，能够协助科学家绘制视网膜神经元的精细连接图谱，简单有趣地为科学研究作出贡献。

总体而言，蛋白质预测等科学研究场景的关键特征在于，其具备明确的目标、规则与评分标准，可拆解为大量模式相似的子任务，并具备设定成长轨迹的条件。同时，为吸纳更多人类智慧，需要改善传统科研过程严肃枯燥、缺乏吸引力的问题。这与游戏化设计的基本要素和关键作用相契合。



Foldit通过在线平台吸引海量公众参与蛋白质折叠预测并聚合人类智慧

2.3 AI算法在游戏中的迭代

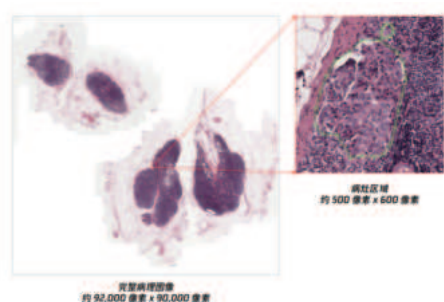
2.3.1 腾讯游戏算法迁移至病理诊断

在病理诊断中，医生通常要在高、低倍镜间反复切换寻找目标并进行复核，先在低倍镜下进行全局扫视，发现可疑区域后切换至高倍镜确认，根据经验选择最优的观察路径，从而完成全片判读并定位到全部的关键病灶。这种传统方法的痛点在于，全片图像高达十亿像素级别，医生要从布满密集细胞和组织的超大尺寸图像中，找到风险的病灶位置并进行判断，无异于大海捞针。同时，由于病灶区域占比极小、且往往稀疏分布，导致诊断相关性低、数据处理效率不足，高度依赖医生的个人能力和经验。

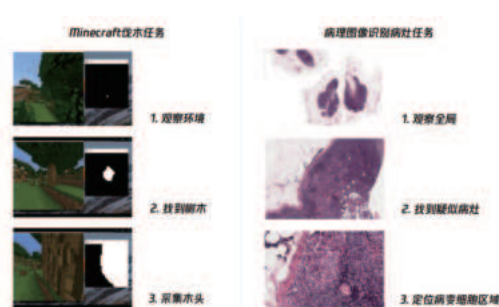
但医生阅片行为可以转化为最优路径决策问题，这也恰好是强化学习的优势所在。2022年12月，腾讯AI平台部发布绝悟RLogist，将绝悟AI在3D游戏中观测环境并做出交互的最优路径决策算法框架，迁移到病理全片扫描图像诊断领域，解决超大病理图像的稀疏病灶识别问题，在准确性接近的情况下将传统病理阅片效率提升400%，首次验证了强化学习在十亿像素级全片扫描病理图像（WSI）诊断中的应用可能性⁶³。此前，绝悟AI已先后在MOBA（如王者荣耀）、3D开放世界（如Minecraft）等多款游戏中打磨其强化学习能力，展现出应对复杂环境的高水平决策智能。而其子成果绝悟RLogist的推出，则进一步证明了游戏AI技术在现实世界中解决跨领域问题的潜力。

以绝悟AI在《Minecraft》环境中完成伐木任务为例，智能体首先要环顾四周搜集全局信息（类比低倍镜扫片），再聚焦目标（高倍镜确认），最终执行采集动作（病灶判定），通过多轮交互实现目标。绝悟RLogist正是模拟了医生病理阅片的决策思路，将游戏中强化学习的决策算法框架迁移到寻找最优看片路径中，先决策找到最有观察价值的疑似病灶区域，并通过跨分辨率放缩获得代表性特征，再通过最优路径规划找到邻近的下一个最具观察价值的区域，从而依次找到所有病变细胞，加速完成全片判读。这相对于医生肉眼观察、以及传统算法下将所有高像素局部切片并遍历穷举，显著提升了效率，并具有良好的可解释性。

总体而言，需要在极其复杂的十亿像素级图像环境中找出全部稀疏病灶，与在复杂游戏环境中锻炼出的、具有快速感知、聚焦与路径规划能力的特定游戏AI算法框架高度契合。



高像素病理图像示例



最优路径规划算法机制相似性示意图

2.4 AI在游戏中产生的数据

2.4.1 AI交互“涌现”赋能社会实验

传统社会治理缺乏低成本的预演和评估手段，在面对复杂、动态的社会环境时，常面临几重困境：其一，资源分配机制往往基于逻辑推理与案头研究，在实际的复杂环境中容易存在疏漏，难以适应多元利益诉求；其二，多元主体协作因信任缺失与利益分歧，难以形成稳定联盟，常陷入“零和博弈”的对抗局面；其三，治理系统缺乏实时响应与反馈机制，无法在复杂环境中快速测试策略效果，导致决策滞后与风险累积。

“斯坦福小镇”是一个著名的小型社会仿真实验。它将25个基于大语言模型的智能体，置于一个包含资源、任务与声望等社会规则的半开放式游戏环境中，构建了一个可供观察的微型社会⁶⁴。在该实验中，研究人员观察到智能体之间自主演化出了复杂的社交与集会行为。这些行为并非由程序预先严格限定，而是智能体在动态决策、记忆检索与持续交互的过程中自发产生，并形成目标驱动与反馈的循环。这种“非预设”的行为涌现，预期将为研究复杂社会系统中的关键课题，如群体决策、合作规范演化以及信任机制的形成，提供可量化、可重复且可干预的高质量观测数据。

虽然受限于大模型的理解和推理能力，当前技术条件下还无法构建出完备且准确的社会治理模型，但针对上述治理挑战，该实验框架提供了一种全新的、基于行为涌现的研究范式。其核心在于，在设定资源交换、任务协作等基础规则后，赋予智能体自主互动、学习与演化的能力。这一过程能够自发产生创造性的、未知的行为模式。

首先，框架内透明且可调节的社会规则，为交互模式与资源分配的自发优化提供了可控的试验场；其次，智能体具备的学习与适应能力，使其能在初始信任缺失的环境中，通过长期博弈涌现出合作或竞争的规范，这些动态数据对于理解异质性主体的行为逻辑至关重要；最后，框架的即时反馈与高度可调性，使得研究者能够像调整游戏参数一样修改政策变量，从而在虚拟环境中以极低的成本和风险，快速验证与迭代不同治理策略的潜在效果，增强了相关研究的科学性与预见性。

总体而言，社会治理在真实世界中是一个充满高度不可控性、风险性的动态博弈过程，亟需对大规模群体未知行为的深入观测。这一挑战与智能体在高仿真游戏环境下，具有创造性的行为“涌现”高度契合，为探索更优的治理模式提供了新的数字实验路径。



斯坦福小镇实验示意图

3. “AI+游戏”跨行业应用的特征及展望



基于上述价值划分与行业实践案例，我们将“AI+游戏”的价值范畴进一步泛化，系统性分析哪些行业及场景因其特定需求和内在特征，与四个“AI+游戏”的核心价值模块具备较高的适配度，有机会在未来进一步展现出高潜力的赋能价值。

01

在众多可迁移的游戏价值中，游戏玩法是最具普适性的切入点。因为该模块对于前置条件的依赖相对最小，只要行业或场景本身具备明确的业务目标以及可被抽象为规则的业务流程，并能够形成持续的交互与反馈循环，就已经满足游戏化的基本要素。与此同时，若该行业场景需要解决枯燥、严肃或缺乏吸引力的问题，那么将其转化为具备趣味性的任务体系，便能显著提升用户的参与意愿，从低度的被动接受跃升为高度的主动投入，进而实现用户沉浸感和停留时间的双重增长。

首先，可以通过引入任务化设计、积分奖励、排行榜以及社交协作等典型的游戏机制，将抽象的业务规则具象化为可操作的游戏玩法；同时，游戏化的奖励机制和即时反馈能够让参与者实时感知自身行为的成效，看到成长轨迹，形成正向的行为循环；进一步借助AI的个性化能力，对用户交互的反馈进行动态调节，能构建出符合用户性格的游戏化节奏，以及引入基于AI NPC的开放式故事线交互玩法，使得用户在获得成就感的同时保持持续投入。基于此逻辑，那些往往因其“反人性”或单调性而难以激发用户的长期参与意愿的场景，譬如科学研究、健康管理、反诈宣传、企业培训等，在引入游戏玩法的价值迁移后，可以释放出更大的潜在效益。

02

游戏环境在具有“高保真仿真模拟”需求的行业中价值尤为突出。这些行业的共同特征在于，他们往往需要进行大规模、反复的操作，但过往业务高度依赖真人在真实世界进行。同时在实际运行中普遍面临以下核心痛点：一是资金成本高，真实实验或现场作业往往需要巨额的物料、设施与人力支出，尤其在高精度建模、复杂工艺调试以及异常情境演练等场景，均需要稀缺的人才、专用设备，搭建专业场景设施；二是业务周期长，从概念设计、训练、测试到产品落地往往

跨越数月乃至数年，期间需要高频执行重复性工作以保证产品的可靠性和可控性，且每一次算法微调都需重新执行冗长的实物验证流程；三是安全风险高，实验或作业现场可能涉及高压、高温、强冲击等危险因素，操作失误可能引发重大事故，造成人员伤亡或设备损毁。由此导致传统实验与生产模式难以平衡成本、效率与安全，制约行业的创新速度和竞争力。

而基于游戏引擎搭建的虚拟环境，集成了高保真渲染、物理规则等要素，甚至包含奖励函数、多智能体博弈机制等附加价值，能够系统性缓解上述痛点。

◆ 在成本控制上，游戏引擎生成高度可复用的数字资产、蕴含自然规律的仿真环境，很大程度上减少对于真实场景、真人实地操作的依赖，大幅度节省设备购置、场景搭建与人力投入；

◆ 在业务效率上，一方面，通过快速搭建环境，把过半流程从真实转为虚拟模式，将各环节耗时从天、月级压缩至分钟或小时级；另一方面，借助虚拟环境的高复用性，实现无转换成本的快速测试与验证；

◆ 在安全风险上，仿真环境实现了“零物理风险”的演练条件，所有极端工况、故障情境均在数字空间中演练，既保障人员安全，也避免实体设备损耗。同时，引擎内置的刚体碰撞、柔体变形与流体动力学等高精度仿真模型，能够以数值方式高度还原冲击、泄漏、燃烧等危险过程，使得安全评估的可信度在较高程度上接近于实测水平。

基于此逻辑，航空飞行模拟、自动驾驶测试、医疗手术训练、工程机械操作等典型场景，甚至核废料处理机器人远程操控、海上平台与水下设施巡检等小众需求，在未来都将有望逐步降低对实体环境的依赖，通过构建虚拟化、可重复、且风险可控的仿真环境，提升训练、测试以及远程自动化实操的能力。

03

AI在游戏环境中迭代、进化而成的模型和算法框架（主要是强化学习），也展现了向其他行业迁移的适配价值。这些行业场景通常具备几个关键特征：它们处于复杂且动态变化的环境下，具备可明确的目标、环境规则以及高质量的决策反馈，同时其核心需求在于寻求全局或近似最优解。然而，在传统解决方案模式下，此类场景往往面临困境：在效果层面，依赖人工经验判断或传统优化方法，难以在复杂环境中精准确定最优策略，导致准确性、鲁棒性等关键指标表现不佳；在效率层面，则可能因采用穷举、试错等方法而陷入时间、计算资源的无谓消耗，响应迟缓且成本较高。

而游戏AI为在高度复杂的环境中达到卓越性能，必须攻克一系列逻辑相似的挑战：近乎无限的状

态空间、需要长远规划的长序列决策链、信息不完整的博弈局面，以及多智能体间复杂的协作与竞争关系。这一持续高压的进化过程，锤炼了以深度强化学习为代表的最优路径决策算法，以及多智能体协作与竞争模型等，能够在复杂动态环境中寻求最优解法。

当现实行业场景与游戏环境在规则抽象、目标函数形态及决策反馈机制上具备足够相似性时，游戏AI技术便具备了迁移赋能的基础。一般情况下，可以迁移其核心算法逻辑与工程框架；而在场景高度契合时，甚至可能直接迁移经过预训练的模型本体，大幅降低从零训练的成本与时间。由此，在效率层面，能够实现对海量解空间的高效探索，将传统上依赖人工经验、响应迟缓的决策过程，转化为由智能体驱动的自动化、并行化策略搜索，显著提升资源利用与响应速度；在效果层面，则能实现对复杂动态环境的自适应与高质量决策，使系统能够超越局部最优与静态假设，在持续变化与不确定性中做出逼近全局最优的序列决策。

基于此逻辑，AI在游戏环境中进化而成的算法、模型等，能够在多个领域展现迁移潜力。比如，在交通与物流的智能调度领域，系统需要在实时变化的车流、路况、订单等海量信息流中，进行动态路径规划与资源分配，在部分可观测环境下进行实时序列决策以优化整体效率，这一问题框架与游戏中的实时策略决策高度相似；在军事领域，例如训练无人机集群在通信受限、信息不完整且对抗激烈的复杂环境下，自主协同完成侦察、目标识别与战术配合任务，其多智能体协作、竞争与对抗需求，可能契合特定游戏的多智能体博弈框架，为相关训练与评估范式的迁移提供了可能。

04

最后，AI在游戏环境中“涌现”出“非预设”行为数据的跨行业价值也不可忽视。能够利用这一价值的行业关注开放式交互或多角色行为模式的演化，其场景通常具有相对开放、非强确定性的特征。它们不依赖于严密、封闭的规则体系与详尽的参数预设，而是通过概率生成与开放式框架，驱动更具创造性的内容生产与交互过程。同时，场景中可能存在多个自主决策主体，在竞争或协作的复杂互动中，产生动态、非完全信息的行为序列。因此，其需求价值不仅取决于最终产出，更深度依赖于对行为路径、策略演化过程以及群体动态的持续观测与深入分析。

游戏对沉浸感与交互性的极致追求，催生了远比通用对话或内容生成更为严苛的智能体标准。虚拟角色不仅需要实现上下文关联的对话，更要在长期的、动态的互动中，保持角色性格与记忆的一致性，依据不断发展的情节自主做出决策，并表现出符合环境规则、人物设定的情感反应与社会性行为。这一需求自然推动了游戏AI技术在大语言模型、角色知识图谱、多模态感知与情感计算等前沿技术的深度融合与协同创新。基于此技术栈构建的AI NPC，为行业提供具备长期记忆、情感响应与自主任务规划能力的可交互智能体。更进一步，这些智能体在预设规则

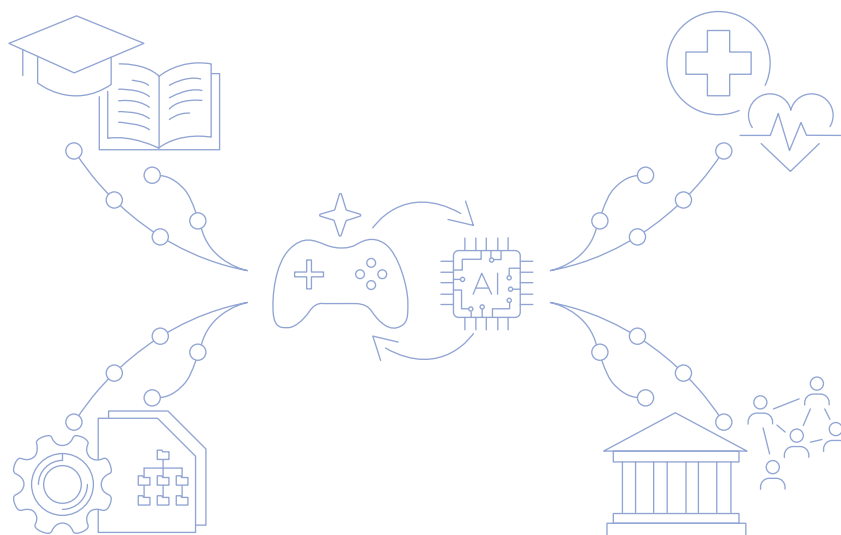
的开放环境中持续交互，能够自主衍生情节、维系社会关系，从而产生超越预设脚本的、非预设行为的涌现。

这些开放式行为的涌现具有双重核心价值。一是交互体验的革新，基于高度拟人化、富有生命感与自发性的AI角色与动态衍生的叙事内容，为教育、文旅、社交等领域提供新型解决方案。此外，更深层的意义在于丰富行为数据的观测与研究价值。这类数据能够实现对复杂互动行为模式的精细捕捉、动态预测乃至反事实推理，进而支持研究者对社会性系统的动态演变规律进行深入洞察。这种对不确定性演化过程的可控模拟，为观察和理解诸如社会治理、市场营销、舆情传播等大规模、开放式群体系统的演变机制，提供了一个独特的“数字实验室”。它使得人类在安全、低成本的环境中，探索复杂系统内在的动态规律与临界效应成为可能，具有深远的研究与应用潜力。

以上四个AI+游戏价值模块在实际的跨行业迁移应用中并非孤立存在，而是彼此交叉、深度融合，形成一个协同作用的整体。当行业特征和需求能够与价值模块相匹配，就有机会实现AI+游戏的有效迁移应用，从而拓展传统行业的能力边界，提升在新时代下的创新潜力。

总结

长期以来，游戏的社会价值常常被忽视与低估，或仅仅被框定在商业娱乐的叙事中；然而，通过前述探讨可见，游戏远并非单一的娱乐形态，而是与当代技术演进与社会发展形成了深度互补、相互驱动的赋能关系。这不仅体现在游戏持续为AI的发展提供至关重要的数据环境与算法试验场，更将在AI技术的反哺下，将其所锤炼的规则环境、游戏玩法、AI与环境交互下迭代的算法框架、行为数据等价值模块，迁移至教育、医疗、工业、社会治理等更广泛的通用行业，产生外溢应用价值。这些正在显现的作用机制与新兴机会，值得产业从业者、研究者及管理层给予充分关注，我们也将持续跟踪与研究。



附录1： 问卷调研报告

摘要

本报告基于对三家游戏公司（腾讯、三七互娱、完美世界）共66位一线从业者的问卷调查数据，旨在系统调研当前游戏行业内AI技术的应用现状、效能、挑战及未来趋势判断。通过对受访者在AI使用频率、目的、采纳率、效率影响、核心障碍以及对行业未来的认知等多个维度的数据进行交叉分析，剖析了AI在游戏行业中的应用情况和关键影响，为从业者与决策者提供AI应用洞察。

核心洞察

本次调查清晰地表明，AI技术已深度融入游戏行业的日常生产流程，并被普遍视为推动行业变革的核心力量。然而，从“工具”到“伙伴”再到“核心生产力”的演进路径上，仍面临着内容质量、 workflow整合与专业知识适配等多重挑战。

◆ AI工具已高度普及，但使用深度仍有差异：超九成的受访者在工作中使用AI工具，其中高频使用者（每天使用）占比超过60%。然而，不同公司在AI应用成熟度上存在差异，且不同职能岗位的AI采纳程度不一，研发与美术岗位走在前列（均超过50%）。

◆ “效率提升是首要驱动力，但内容质量是核心障碍：从业者使用AI的首要目的是“提高工作效率”（超过70%），但“生成结果的质量不稳定”和“AI缺乏项目特定的专业知识”是阻碍AI生成内容被直接采纳的两大核心障碍。目前，大部分人认为（41%）仅有少数AI生成内容可被直接用于项目。

◆ 行业普遍看好AI的颠覆性潜力，但伴随普遍焦虑：从业者对“AI将在5年内彻底重塑游戏行业”的观点高度认同（平均分7.56/10）。然而，对于AI可能带来的“创意平庸化”和“内容价值稀释”等问题，也表现出普遍担忧。

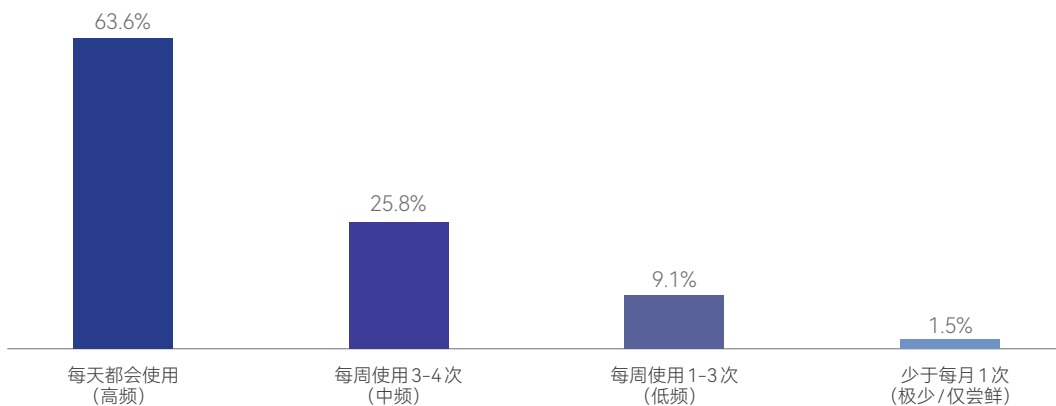
◆ 未来核心竞争力向“人机协同”下的综合能力转移：面对AI带来的变革，从业者认为未来的核心竞争力将更多体现在“技术整合能力”、“品味与审美”以及“对玩家需求的深刻理解”上，而非纯粹的执行技能。

1. AI采用现状与使用模式

1.1 整体使用频率：高频使用成为主流

在全部受访者中，AI工具的使用已相当普及。数据显示，63.6%的从业者“每天都会使用”AI工具，整体使用较高频。中频用户（每周使用1-4次）占比25.8%，而低频及以下的用户合计仅占10.6%。这表明，AI已从“尝鲜”工具转变为相当一部分游戏从业者的日常工作伙伴。

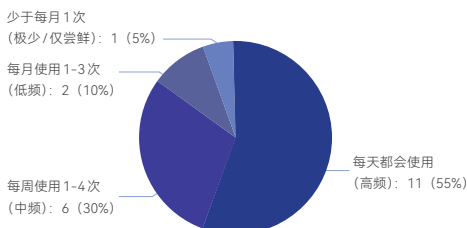
AI工具使用频率



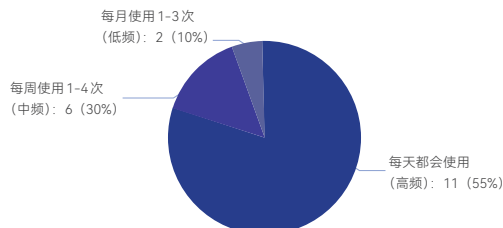
1.2 职能岗位差异：技术与美术岗位是AI应用先锋

从不同职能岗位的AI使用频率来看，技术和美术类岗位从业者应用最积极。数据显示，AI算法/中台研发和游戏程序/研发岗位的高频用户比例最高，分别达到了100%和76.5%。游戏美术/视听设计岗位的高频用户比例也达到了55%。这表明，在代码生成、美术资产制作等领域，AI工具已深度融入工作流。相比之下，管理层和策划岗位的AI使用频率虽然也较高，但中低频使用的比例相对更大。

游戏美术人员使用AI工具频率



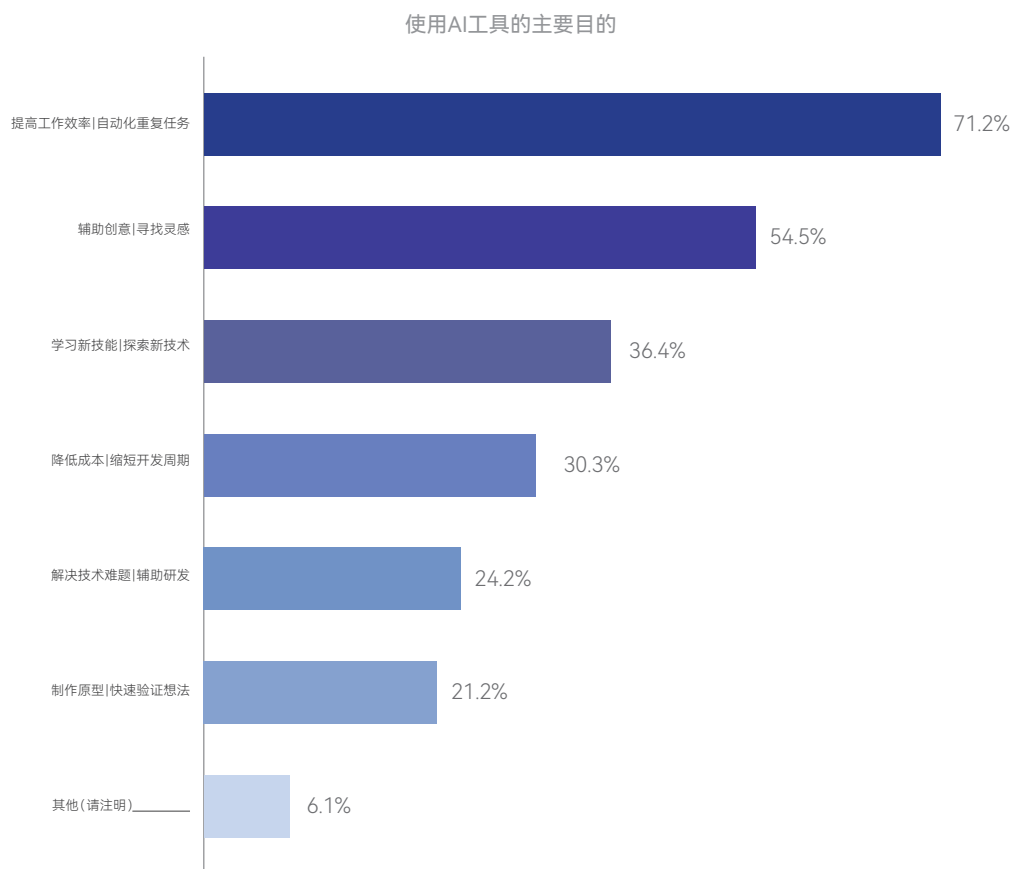
游戏程序/算法中台人员使用AI工具频率



2. AI应用效能与核心障碍

2.1 使用AI工具的主要目的：效率提升

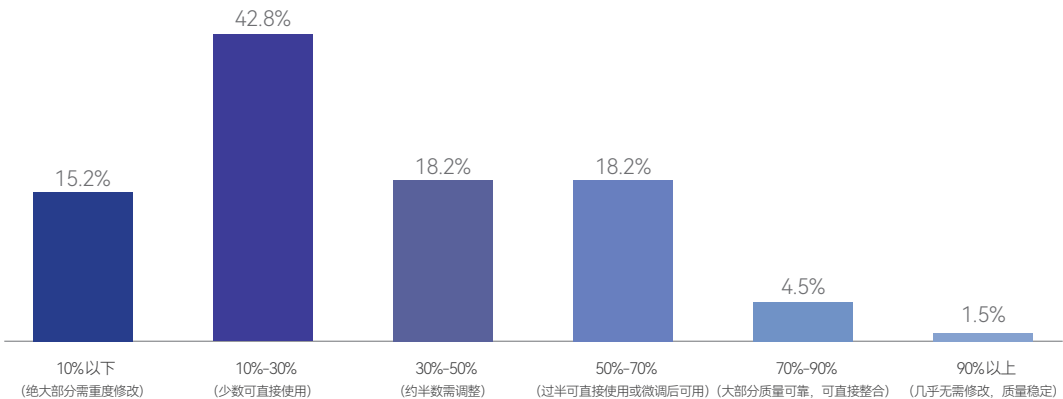
受访者使用AI工具的主要目的高度集中在效率提升和创意辅助，“提高工作效率、自动化重复任务”是驱动从业者使用AI的最核心动力，占比达到71.2%。



2.2 AI生成内容采纳率：直接可用性仍是瓶颈

尽管AI工具使用频率高，但其生成内容的“即用性”仍面临挑战。数据显示，绝大多数AI生成内容需要人工进行不同程度的修改。其中，57.6%的受访者表示，AI生成内容中只有不到30%可以被直接使用。仅有24.2%的受访者认为超过一半的内容可被直接或微调后使用。这揭示了当前AI技术在理解复杂项目需求和生成高质量、定制化内容方面仍存在局限。

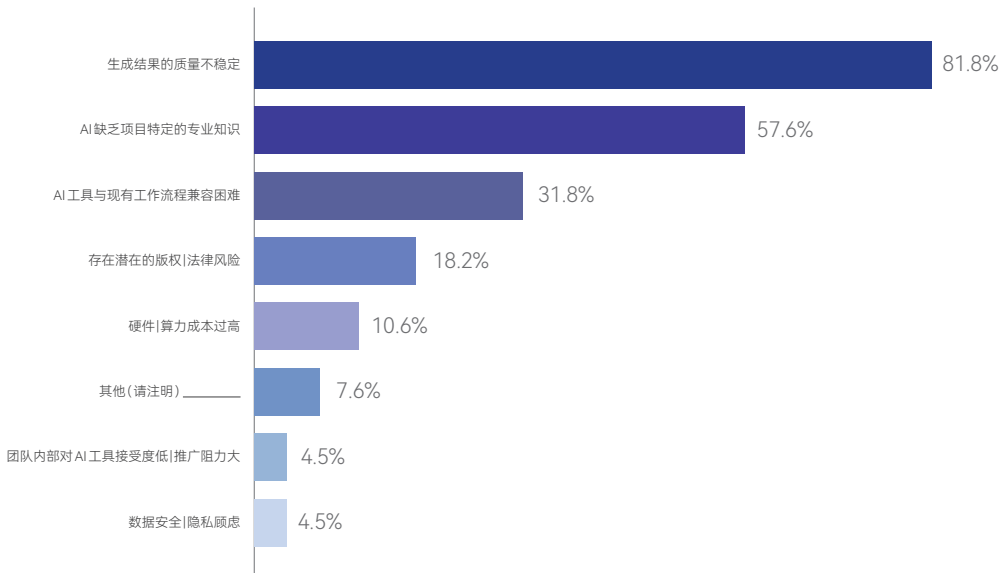
在实际使用AI工具生成的内容中，有多少比例可以“无需人工调优、直接可用”于项目，即采纳率如何？



2.3 AI采纳的核心障碍：生成结果的质量不稳定

采纳率低与AI生成质量不稳定是直接关联的。虽然AI在效率和创意上提供了巨大帮助，但其产出的“最后一公里”问题（即从生成到可直接用于项目的调优过程）仍是当前应用的最大瓶颈。高达81.8%的受访者认为，限制AI内容直接可用的核心障碍主要是“生成结果的质量不稳定”，表明从业者认为AI生成的可靠性与一致性还有较大提升空间。其次是“AI缺乏项目特定的专业知识”，占比57.6%，表明AI对于垂域深度知识掌握与理解能力不足。也有部分受访者“AI工具与现有工作流程兼容困难”，占比31.8%，也解释了AI在现有工作流的融入限制问题。

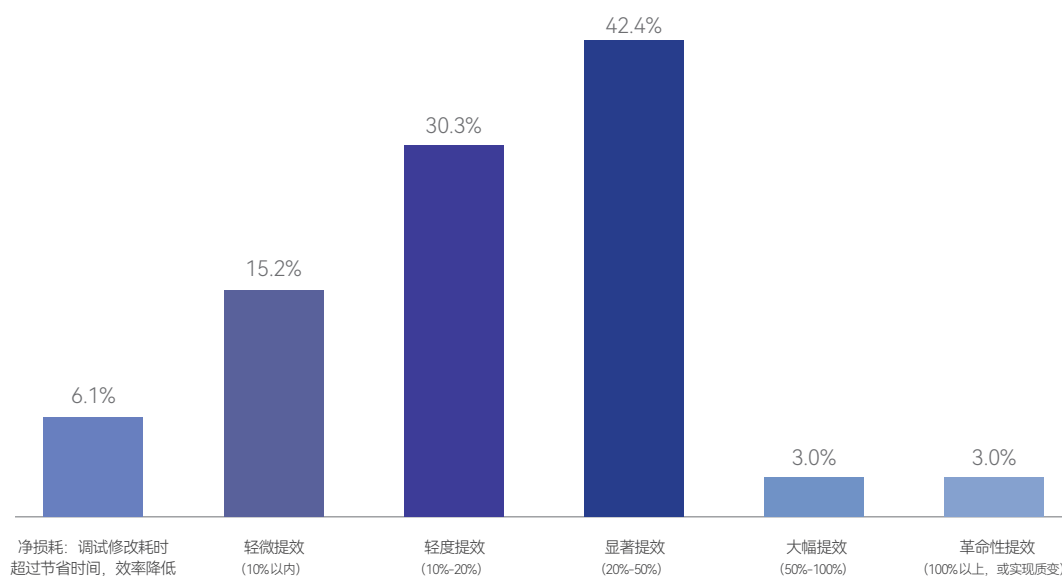
在您使用AI工具的过程中，限制其生成内容“直接可用”的核心障碍是什么？



2.4 工作效率影响：普遍感知到提效，但“革命性”变革尚未到来

在效率提升方面，综合考虑应用AI带来的效率变化（包括使用、调试、验证、修改时间），93.9%的受访者认为AI工具带来了不同程度的效率提升。其中，“显著提效（20%-50%）”和“轻度提效（10%-20%）”是主流感受，分别占比42.4%和30.3%。仅有极少数（约3%）的受访者认为AI带来了“革命性提效”。此外，仍有6.1%的受访者认为AI应用带来了“净损耗”，即调试和修改的时间超过了节省的时间。

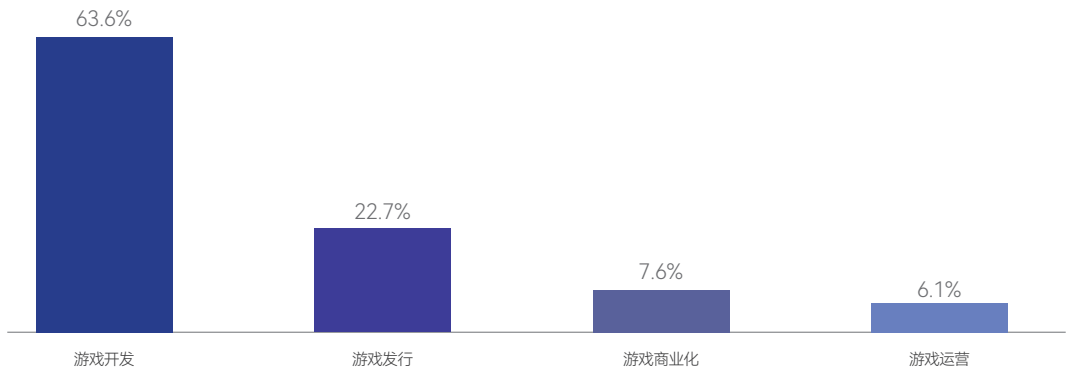
AI对工作效率的提升程度



2.5 AI赋能高价值模块：游戏开发居首

行业共识高度集中在“生产力变革”上。63.6%的受访者认为AI的核心价值在于“游戏开发”环节，这表明AI目前仍被视为一种底层生产工具，旨在解决“如何把游戏做出来、做得好”的问题。游戏发行占比22.7%，体现了AI在营销端的布局潜力。

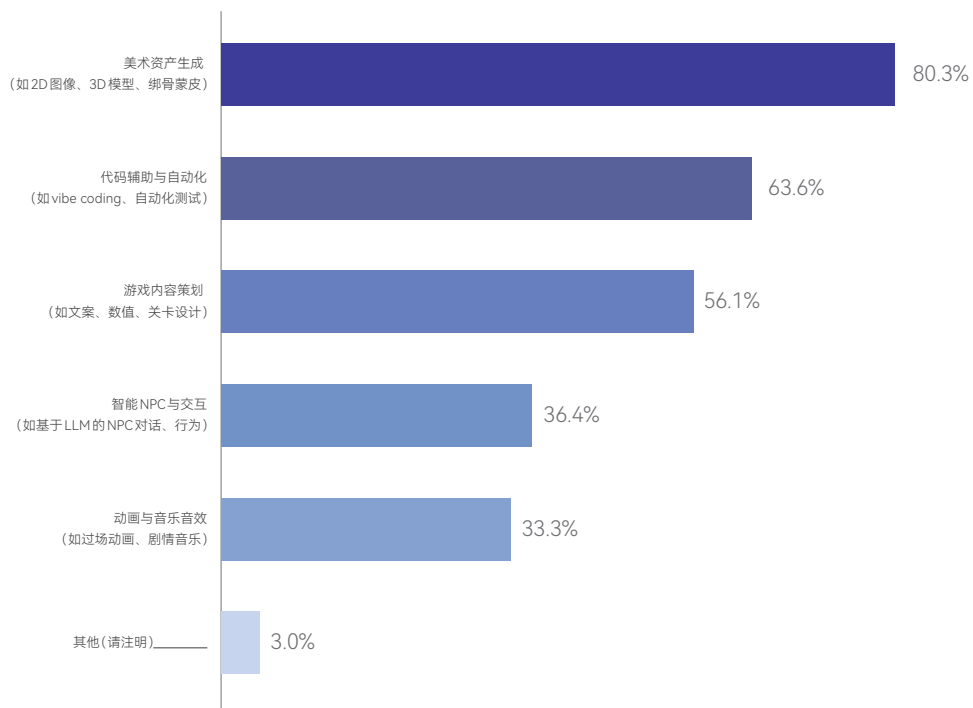
AI赋能价值最大的模块



2.6 AI赋能游戏开发：美术生成领跑

高达80.3%的受访者认为AI对于美术资产生成的价值极大，说明AIGC在图像领域的成熟度已得到行业广泛认可，是目前最能产生价值的领域。代码辅助和策划赋能同样占比较高，分别达到63.6%和56.1%，意味着AI正在深入到游戏生产的全管线。而智能NPC和交互的占比相对较低，为36.4%，说明AI在改变Gameplay层面的潜力可能尚未被完全挖掘，仍是未来的蓝海地带。

AI在游戏开发环节赋能价值最大的方面

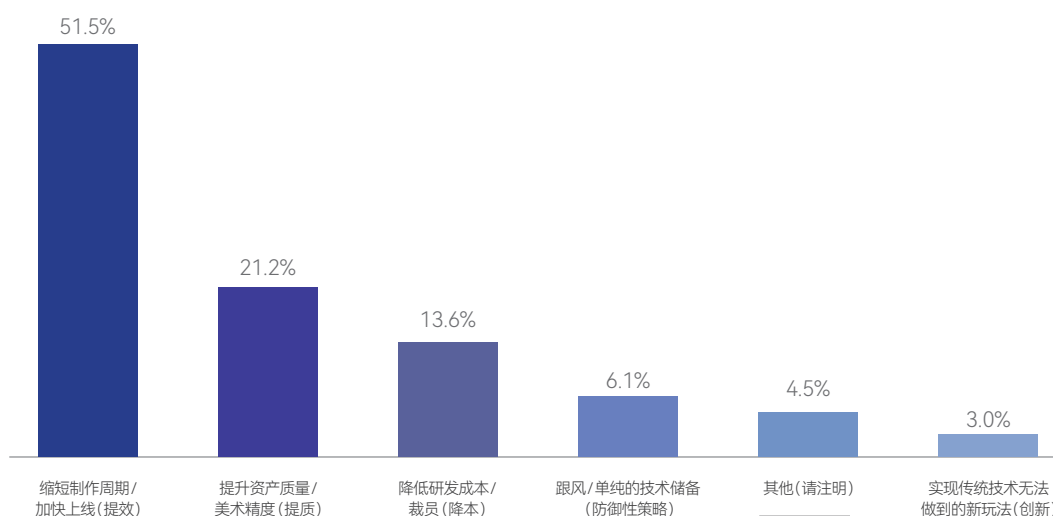


3. 团队结构与布局影响

3.1 团队引入AI技术的首要驱动因素

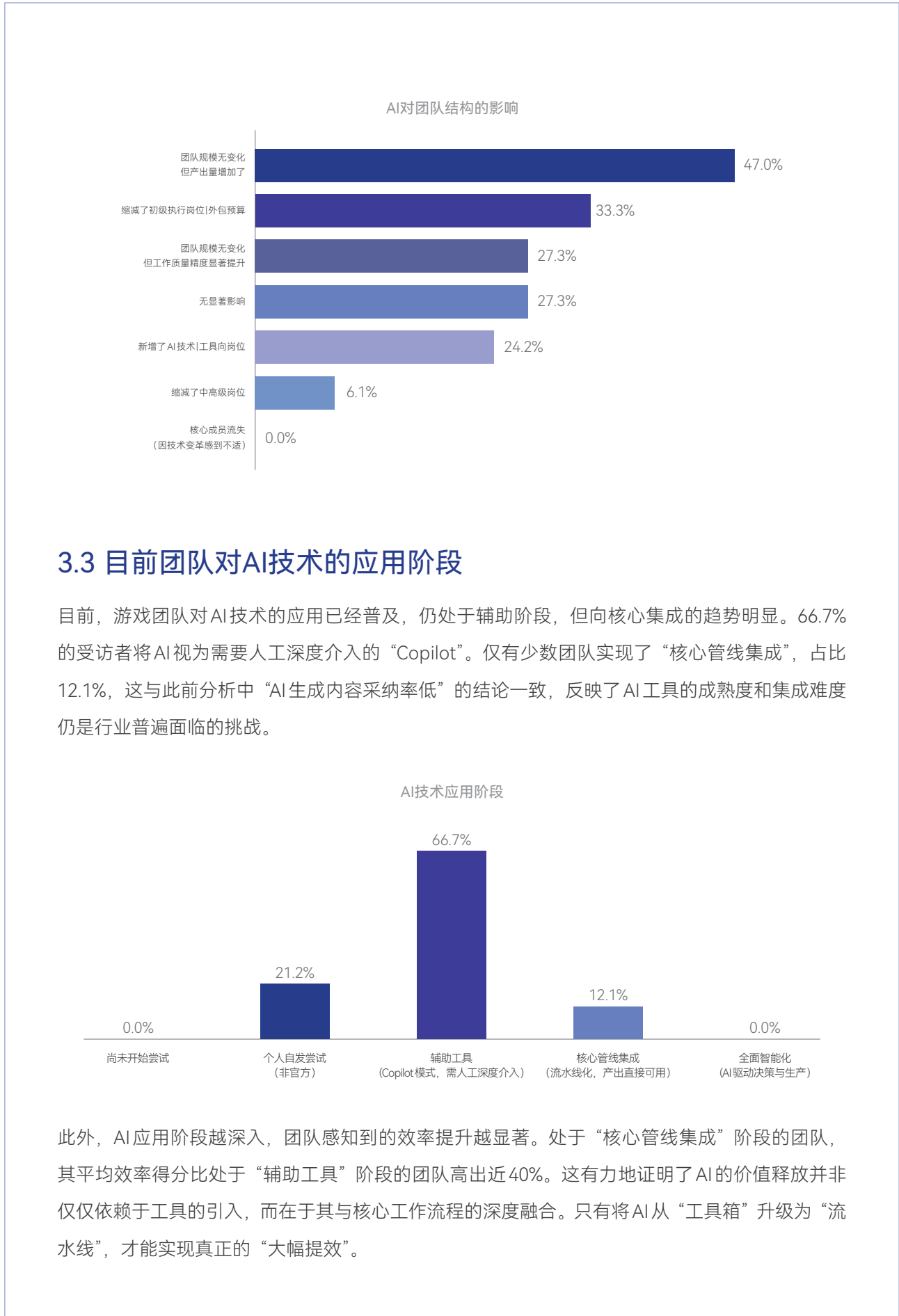
游戏行业引入AI技术的驱动力高度聚焦于生产效率和内容质量。其中“提效”是压倒性的首要驱动力，提及率达到51.5%。这与下一题“团队规模无变化，但产出量增加了”的结论相互印证，表明企业引入AI的核心目标是提高投入产出比，而非单纯的“降本”（如裁员）。

引入AI技术的首要驱动力



3.2 AI对团队结构造成的影响

AI对团队结构的影响呈现出“提升人效”和“结构优化”的特征，而非大规模裁员。AI的首要影响是提升人效，在不增加人力成本的前提下实现“增产”，占比47%，且在保证效率的同时，也成为“提质”的重要手段。其次，AI缩减了初级执行岗位，占比33.3%。此外，还催生了新的专业需求，如AI工具工程师、提示词工程师等，人才结构升级。这表明AI首先是作为生产力工具，通过提升现有团队的产出和质量来体现价值，其次才是对低效岗位的替代和对新岗位的催生。

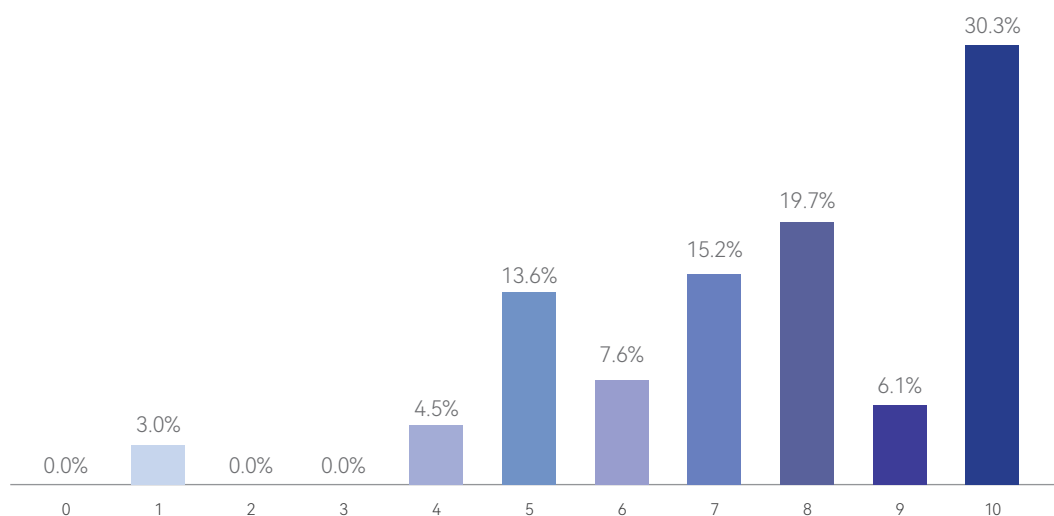


4. 行业认知与未来展望

4.1 未来预期：普遍认同AI将重塑行业

受访者对AI的长期影响力抱有极高期待。对于“AI将在未来5年内彻底重塑游戏行业”这一观点，受访者的平均认同度高达7.56分（满分10分），且中位数为8分。其中，给出8分及以上的受访者占比为56.1%，显示出行业对AI颠覆性潜力的普遍共识。

对未来AI改变行业的预期



4.2 主要担忧：创意、价值与合规成三大焦虑

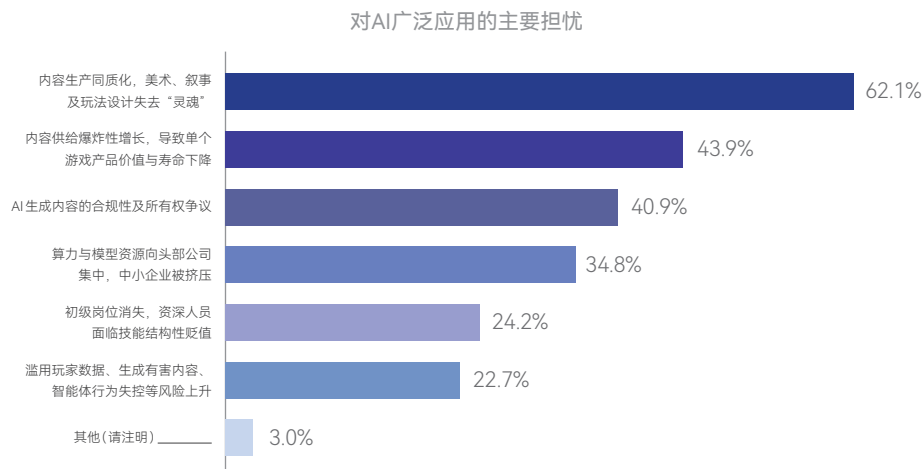
在乐观预期的背后，行业也存在显著的焦虑。最主要的担忧集中在以下三个方面：

01 | 创意平庸化 (62.1%)：担心 AI 导致内容生产同质化，失去“灵魂”。

02 | 经济价值稀释 (43.9%)：担心内容供给爆炸性增长，导致单个产品价值下降。

03 | 法律与知识产权争议 (40.9%)：担心 AI 生成内容的合规性与所有权问题。

这些担忧反映了从业者在拥抱技术的同时，对维护游戏产品的艺术价值、商业价值和法律边界的深切关注。



4.3 未来核心竞争力：从执行到整合与创造

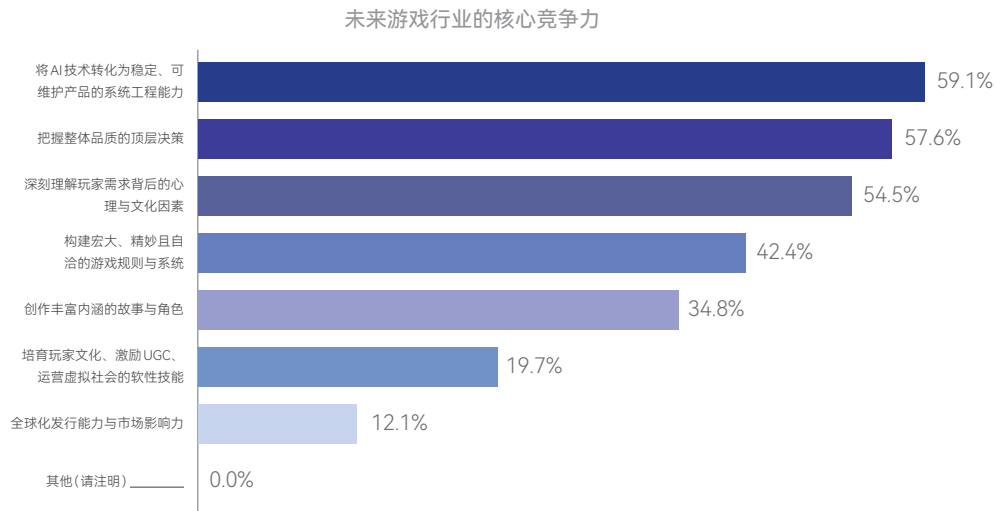
面对AI的崛起，从业者认为未来的核心竞争力将发生结构性转变。排名前三的未来核心能力分别是：

01 | 技术整合能力 (59.1%)：将AI技术转化为稳定、可维护产品的系统工程能力。

02 | 品味与审美能力 (57.6%)：把握整体品质的顶层决策能力。

03 | 需求理解能力 (54.5%)：深刻理解玩家需求背后的心理与文化因素。

这预示着，未来的游戏产业需要的不是单纯的执行者，而是能够驾驭AI、整合技术、并注入独特创意与人文关怀的综合型人才。



附录2：名词解释

技术名词

名词中文	名词英文简称	名词英文	名词解释
2.5D	-	2.5D	介于2D和3D之间的图形表现形式，通过特殊的视角和效果营造出仿3D的视觉体验
2D	-	2D	二维平面图形，使用宽度和高度两个维度表示，是早期游戏的主要图形形式
3D	-	3D	三维立体图形，使用宽度、高度和深度三个维度表示，提供更真实的空间感和沉浸感
3dfx Voodoo	-	3dfx Voodoo	1996年推出的消费级3D加速卡，革命性地提升了PC游戏的图形性能，是3D游戏普及的关键推动力
3D 加速卡	-	3D Graphics Accelerator	专门用于加速3D图形渲染的显卡，如3dfx Voodoo和S3 ViRGE
AlphaGo	-	AlphaGo	由DeepMind开发的人工智能围棋程序，结合深度神经网络与蒙特卡洛树搜索算法，2016年战胜职业围棋选手李世石，被誉为人工智能研究的标志性进展
BKG 9.8	-	BKG 9.8	由德国棋手汉斯·柏林纳编写的西洋双陆棋程序，1979年在蒙特卡洛举行的世界西洋双陆棋锦标赛中战胜人类专家，首次实现AI在复杂游戏中对人类专家的胜利
GPU	-	Graphics Processing Unit	图形处理单元，一种专门用于高速数学计算的电子电路，广泛应用于图形渲染、机器学习和视频编辑等计算密集型任务
id Software	-	id Software	美国游戏开发公司，开发了Doom、Quake等经典游戏和id Tech引擎系列，是游戏产业的重要推动力
id Tech	-	id Tech	由id Software开发的系列游戏引擎，包括Doom引擎、Quake引擎等，是游戏产业的重要技术基础
Pilot ACE	-	Pilot ACE	英国第一代电子计算机，由国家物理实验室于1950年代早期设计制造，是图灵设计的ACE的预选方案
Quake	-	Quake	1996年由id Software开发的第一人称射击游戏，首次使用真正的3D多边形图形，对游戏产业产生了深远影响
S3 ViRGE	-	S3 ViRGE	1995年由S3公司推出的2D/3D混合加速卡，是早期消费级3D显卡的重要产品
本体论	-	Ontology	本体论，是计算机科学和信息科学的一个重要分支，研究如何表达现实世界的知识。
波函数坍缩	WFC	Wave Function Collapse	一种程序化内容生成算法，基于量子力学概念生成具有特定约束的内容
博弈树	-	Game Tree	组合博弈理论中用来表达一个博弈中各种后续可能性的树形结构，是游戏AI中的重要数据结构
策略网络	-	Policy Network	一种神经网络，用于学习和表示强化学习中的策略，直接输出在给定状态下采取各个动作的概率分布
动作掩码	-	Action Mask	强化学习中的一种技术，用于限制智能体在特定状态下可选择的合法动作
独立显卡	-	Discrete Graphics Card	独立的图形处理卡，与主板分离，性能通常优于集成显卡
对抗生成网络	GAN	Generative Adversarial Network	一种深度学习架构，由生成器和判别器两个网络相互对抗进行训练
多模态	-	Multimodal	指模型能够处理来自多种不同形式（模态）的信息，例如文本、图像、声音、视频等
多纹理单元	-	Multi-Texture Unit	显卡中支持在单次渲染中处理多层纹理的硬件单元，大幅提升渲染效率
多智能体强化学习	-	Multi-agent Reinforcement Learning	多个自主学习的智能体在共享环境中相互交互，通过强化学习算法学习最优策略的技术领域
多智能体协作	MAC	Multi-Agent Collaboration	指由多个自主或半自主的智能体组成的系统，这些智能体通过信息共享、任务协调与协同行动，共同完成复杂的整体目标
法线贴图	-	Normal Mapping	一种模拟凹凸处光照效果的技术，通过在不增加多边形数量的前提下为3D模型添加细节
高分辨率	-	High Resolution	指显示屏幕的像素数量较多，能够呈现更清晰细致的画面
行为克隆	BC	Behavioral Cloning	一种模仿学习方法，通过监督学习从专家演示中学习行为策略
行为树	-	-	一种游戏AI决策模型，通过树形结构的节点组织和执行NPC的行为逻辑
机器学习	-	Machine Learning	一种人工智能技术，使计算机能够在不被明确编程的情况下从数据中学习和改进，由塞缪尔在1959年正式提出并定义
计算机视觉	CV	Computer Vision	它是人工智能中的一个分支。它使用机器来代替人眼来进行测量和判断。
计算性能	-	Computational Performance	计算机处理数据和执行任务的速度和效率，对游戏画质和AI计算至关重要
价值网络	-	Value Network	一种神经网络，用于学习和估计强化学习中的状态价值函数或动作价值函数，预测未来累积奖励
监督学习	-	-	一种机器学习方法，使用标注的训练数据（输入-输出对）来训练模型，使其学会从输入预测输出的映射关系
课程学习	-	Curriculum Learning	一种训练策略，模仿人类学习过程，从简单样本逐步学习到复杂样本
扩散模型	-	Diffusion Models	一类生成模型，通过逐步去噪过程生成高质量图像
离策略	-	Off-Policy	一种强化学习方法，允许使用不同于当前学习策略的行为策略来收集训练数据，提高样本效率
领域随机化	-	Domain Randomization	一种在模拟环境中通过随机化视觉和物理参数来增加训练数据多样性的技术，有助于提高模型的泛化能力和现实转移性能
流畅帧率	-	Smooth Frame Rate	指游戏每秒显示的帧数足够高（通常30fps以上），使画面看起来连贯流畅

名词中文	名词英文简称	名词英文	名词解释
鲁棒性	-	Robust	鲁棒性指系统在面对异常、危险情况下能够保持健壮和强壮的特性。
蒙特卡洛树搜索	MCTS	-	一种用于游戏AI的搜索算法，通过随机模拟和统计方法来评估游戏状态的价值，广泛应用于围棋和国际象棋等棋类游戏
面向智能体编程	AOP	Agent-Oriented Programming	一种以“智能体”为核心抽象单元的编程范式。它专注于设计和实现具有自主性、社会性和反应性的智能体，以及智能体之间的交互机制，用于构建复杂的分布式智能系统
模仿学习	IR	-	一种机器学习方法，通过学习专家的演示数据来训练模型，使其能够复制专家的行为和决策模式
模拟到现实	-	Sim-to-Real	将在模拟环境中训练的模型迁移到真实世界的过程，通过域随机化等技术克服模拟与现实之间的差异
模式识别	-	Pattern Recognition	通过计算机用数学技术方法来研究模式的自动处理和判读，是机器学习和AI的重要基础
逆动力学模型	IDM	Inver Dynamic Model	一种神经网络模型，用于学习从观察到的状态变化反推出智能体采取的动作，在模仿学习和强化学习中应用广泛
强化学习	-	Reinforcement Learning	一种机器学习技术，通过让软件代理在环境中进行试错学习，根据反馈信号不断优化决策策略以获得最大奖励
深度Q网络	DQN	Deep Q-Network	深度Q网络，结合深度学习和Q学习的强化学习算法
深度缓冲算法	-	Z-Buffer	深度缓冲算法，用于解决3D图形中多边形遮挡问题，确保近处物体遮挡远处物体
深度强化学习	Deep RL	Deep Reinforcement Learning	结合深度神经网络和强化学习的技术，使AI能够处理高维复杂问题
深度神经网络	DNN	Deep Neural Network	具有多层隐藏层的神经网络
深度学习	DL	Deep Learning	机器学习的分支，使用多层人工神经网络对数据进行表征学习，能够识别复杂的图像、文本、声音等数据模式
深蓝	-	Deep Blue	IBM开发的专门用于分析国际象棋的超级计算机，1997年击败国际象棋世界冠军卡斯帕罗夫，标志着人工智能在棋类游戏中首次战胜人类顶尖选手
神经网络	NN	Neural Network	一种受生物神经系统启发的计算模型，由相互连接的神经元组成
生成式AI	GenAI	Generative Artificial Intelligence	一种人工智能系统，能够产生文字、图像、视频、音频或代码等新内容，通过学习大数据集中的模式来创建原创内容
时序差分学习	TD	Temporal Difference Learning	一种无模型强化学习方法，融合了蒙特卡洛和动态规划的思想，由Richard Sutton提出
算力	-	Computing Power	计算机的计算能力，通常以每秒浮点运算数（FLOPS）衡量，是推动AI和游戏发展的关键因素
梯度策略	-	Policy Gradient	策略梯度，一类强化学习算法，通过直接优化策略函数来学习最优策略
统一着色器架构	-	Unified Shader Architecture	一种GPU架构设计，将顶点和像素着色器合并为统一单元
图灵测试	-	Turing Test	由英国计算机科学家艾伦·图灵于1950年提出的思想实验，用于判断机器是否能够表现出与人等价或无法区分的智能
图形渲染	-	Graphics Rendering	将3D模型转换为2D图像显示在屏幕上的过程，是游戏画面生成的核心技术
纹理映射	-	Texture Mapping	将二维纹理图像映射到三维模型表面的技术，用于增加模型的视觉细节和真实感
无模型	-	Model-free	一类不需要学习环境模型的强化学习方法，直接从交互经验中学习策略或价值函数，包括Q-learning和策略梯度方法
芯测	-	ChipTest	由华裔科学家许峰雄设计的国际象棋程序，1987年问世，1988年成为第一次在常规比赛中击败特级大师的国际象棋计算机程序
延迟渲染	-	Deferred Rendering	一种渲染技术，将着色计算延迟到深度测试之后进行处理
应用程序编程接口	API	Application Programming Interface	应用程序编程接口，定义了软件组件之间的通信方式
硬件坐标转换与光照	T&L	Transform and Lighting	硬件坐标转换与光照功能，将几何运算和光照计算从CPU移到显卡处理
涌现	-	Emergence	指当大量简单个体通过局部交互和自我组织形成更复杂的整体时，整体所表现出的、无法从其个体组成部分单独预测的新特性或新行为；在AI领域是模型从量变到质变的关键标志
真值信息	-	Ground Truth	指在机器学习和数据科学中，用于训练或评估模型的、被认为是真实且准确的标准答案或参照数据，通常来源于人工标注、权威测量或事实本身
知识图谱	KG	Knowledge Graph	一种用图结构来表示和存储知识的技术。它以三元组为基本单位，将现实世界中的概念、事物及其相互关系连接成一个语义网络，便于机器理解和推理
智能体	-	AI Agent	指在特定环境中能够自主感知环境、进行决策并执行动作以实现其设计目标的智能实体
专用芯片	-	Dedicated Chip	为特定任务（如国际象棋计算）设计的专门硬件，用于加速计算性能
状态-动作-反馈	-	State-Action-Reward	强化学习中的基本概念，表示智能体在特定状态下执行某个动作后获得的奖励信号，用于指导智能体学习最优策略
自我博弈	-	Self-play	一种机器学习训练方法，让智能体与自身副本或历史版本进行对弈，通过自我对抗来优化策略
-	AIGC	AI-Generated Content	人工智能生成内容，指由AI系统自动生成的各类内容
-	-	AlphaGo Zero	2017年10月发布的AlphaGo升级版
-	-	AlphaStar	DeepMind开发的星际争霸II AI系统
-	-	AlphaZero	2018年12月发布的通用游戏AI系统
-	AGI	Artificial General Intelligence	通用人工智能，指具有与人类相当的智能水平，能够理解、学习和执行任何智力任务的人工智能系统
-	-	ASCII 字符	美国标准信息交换码，一种基于拉丁字母的字符编码标准，包含128个字符，是早期计算机系统的基础字符集
-	-	Atari	1980年代经典的街机游戏系列，具有多样化的游戏环境和规则
-	-	Build Engine	由Ken Silverman创建的第一人称射击游戏引擎，广泛授权给其他游戏开发商
-	CLIP	CLIP	图片与语义相关性评分

名词中文	名词英文简称	名词英文	名词解释
-	CUDA	Compute Unified Device Architecture	2006年11月由NVIDIA推出的通用并行计算平台和编程模型，将GPU的计算能力扩展到非图形领域
-	CNN	Convolutional Neural Network	卷积神经网络，一种专为图像处理设计的深度学习架构
-	-	DALL·E 2	OpenAI开发的文生图模型，能够根据文本描述生成高质量图像
-	DQFD	Deep Q-learning from Demonstrations	结合深度Q网络和学习演示的强化学习方法，通过专家演示来加速学习过程并提高样本效率
-	DiT	Diffusion Transformer	将Transformer架构与扩散模型结合的新型生成模型
-	-	DistiBERT	BERT的轻量化版本，参数更少但性能相近的预训练语言模型
-	-	Elmo	当时最强的日本将棋计算机程序
-	-	GeForce 256	1999年由NVIDIA推出的显卡，集成了硬件坐标转换与光照（T&L）功能，被誉为世界上第一个GPU
-	GPT	Generative Pre-trained Transformer	生成式预训练Transformer模型，OpenAI开发的大语言模型系列
-	-	Ghostwriter	育碧开发的AI工具，用于自动生成游戏NPC对话和叙事内容
-	-	Go Skinning	用于自动绑骨和蒙皮的AI技术，加速3D角色制作流程
-	GOAP	Goal-Oriented Action Planning	目标导向的行动规划系统，使AI代理能够根据目标动态规划行动序列
-	-	Half-Life	1998年由Valve开发的第一人称射击游戏，采用了Unreal引擎的改进版本，成为FPS游戏的经典之作
-	ILSVRC 2012	ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge 2012	2012年的ImageNet大规模视觉识别竞赛
-	-	Meshy	一个AI 3D模型生成工具，能够从文本或图像生成3D模型
-	-	Midjourney	一个基于AI的文生图平台，以生成高质量艺术风格图像著称
-	MoE	Mixture-of-Experts	一种神经网络架构，由多个专家网络和一个门控网络组成，根据输入动态选择不同的专家来处理数据，提高模型容量和效率
-	NLE	NetHack Learning Environment	Meta提出的一种学习环境
-	-	RIVA TNT	1998年由NVIDIA推出的显卡，引入了多纹理单元等关键特性，是3D显卡发展的重要里程碑
-	-	Stable Diffusion	一个开源的文生图模型，基于扩散模型架构
-	-	Stockfish	当时最强的开源国际象棋引擎
-	-	T5-small	Google开发的T5模型的小参数版本，用于文本到文本的迁移学习
-	-	TD-Gammon	由Gerald Tesauro在IBM开发的西洋双陆棋程序，1992年通过时序差分学习和自我博弈达到人类顶级玩家水平，标志着强化学习的成功应用
-	-	Token	在自然语言处理中，指文本被分割成的最小单位，可以是单词、子词或字符，是语言模型处理文本的基本元素
-	-	Transformer	一种基于自注意力机制的深度学习架构，广泛应用于NLP和生成任务
-	-	Ubisoft	全球知名的游戏开发和发行公司
-	-	Unity ML-Agents	Unity公司开发的开源机器学习工具包，用于在游戏和仿真环境中训练AI代理
-	-	Valve	美国游戏开发和发行公司，开发了Half-Life、Portal等经典游戏，是游戏产业的重要厂商
-	VPT	Video Pre-Training	一种通过在大规模视频数据上进行预训练来学习视觉表示的机器学习方法，用于提高模型在视频理解任务上的性能
-	AlexNet	-	由Alex Krizhevsky、Ilya Sutskever和Geoffrey Hinton于2012年开发的深度卷积神经网络
-	GRPO	Group Relative Policy Optimization	生成奖励策略优化，一种结合生成模型和强化学习的方法，用于优化语言模型的生成质量
-	GTA V	-	由Rockstar Games开发的开放世界动作冒险游戏，以其庞大的游戏世界、丰富的任务系统和高度自由的游戏体验而著称
-	PPO	-	近端策略优化，一种现代强化学习算法，通过限制策略更新幅度来提高训练稳定性和样本效率，广泛应用于游戏AI和机器人控制
-	Q-learning	-	一种无模型强化学习算法，通过学习动作价值函数（Q函数）来找到最优策略，广泛应用于游戏AI和机器人控制
-	SFT	-	有监督微调，一种通过在特定任务的标注数据上进行微调来改进预训练模型性能的方法，常用于大语言模型的适配

商业名词

名词中文	名词英文简称	名词英文	名词解释
每用户平均收入	ARPU	Average Revenue Per User	ARPU = 特定时期内的总收入 / 该时期的活跃用户数，用于衡量在特定时间段内，企业从每个活跃用户（或付费用户）身上获得的平均收入
人日/人时	-	-	一个标准能力的开发者，全神贯注工作1天/1小时所能完成的工作量
生成式引擎优化	GEO	Generative Engine Optimization	指一系列旨在优化公开内容，使其更容易被大型语言模型等生成式AI发现、理解、信任并在生成答案时引用的策略与实践
投资回报率	ROI	Return On Investment	ROI = (收益 - 成本) / 成本 × 100%，用于评估投资效率

名词中文	名词英文简称	名词英文	名词解释
用户生成内容	UGC	User-Generated Content	指由普通用户（非专业开发者）创作并公开分享的内容；在游戏中，UGC是增强社区活力、延长游戏生命的重要方式
用户生命周期价值	LTV	Lifetime Value	指一个用户在使用产品（游戏）到最终流失的整个生命周期内，为企业带来的预估总收入
专业生成内容	PGC	Professionally-Generated Content	指由专业团队、机构或公司投入资源制作的内容，通常具有较高的质量、权威性和制作水准
专业用户生成内容	PUGC	Professional User-Generated Content	指由具有专业背景或技能的用户（如领域专家、资深玩家、KOL）创作的内容，既带有人格和创意，又具有接近专业的质量和水准
-	ATI	ATI	美国显卡和GPU制造商，后被AMD收购

游戏名词

名词中文	名词英文简称	名词英文	名词解释
《星际争霸II》	-	-	暴雪娱乐开发的即时战略游戏
策略游戏	SLG	Strategy Game	玩家需要运用资源管理、长远规划和战术决策来达成目标，如征服领土或经营发展
程序化生成技术	PCG	Procedural Content Generation	通过算法和程序自动生成游戏内容的技术
第五世代主机	-	Fifth Generation Console	1993-2005年间的游戏主机，代表作包括PlayStation、Sega Saturn和Nintendo 64，首次大规模采用3D多边形图形
第一人称射击	FPS	First Person Shooter	玩家以游戏角色的第一人称主观视角进行游戏，核心玩法围绕使用枪械或武器进行战斗，强调快速反应、精准射击和沉浸式的战场体验
动作游戏	ACT	Action Game	以快节奏的物理动作为核心，强调玩家的即时操作、反应速度和手眼协调能力，玩法直接刺激，常包含战斗、跳跃、奔跑等元素
多人在线战术竞技	MOBA	Multiplayer Online Battle Arena	玩家通常分为两队（如5v5），每位玩家各自控制一个独特的“英雄”角色，在固定的地图上与队友配合，通过摧毁敌方防御塔和最终基地来获胜
角色扮演游戏	RPG	Role Playing Game	玩家扮演一个或多个角色，在虚构世界中体验完整的故事情节，通过成长系统（如升级、装备）强化角色能力，核心在于剧情沉浸和角色养成
可下载内容	DLC	Downloadable Content	指游戏在正式发售“本体”之后，官方制作并通过互联网下载方式发布的新增游戏内容，以扩展和丰富原有游戏体验
冒险游戏	AVG	Adventure Game	以故事探索和解谜为核心，玩家通过调查环境、收集物品、与角色对话、解开谜题来推动剧情发展，叙事和探索的优先级高于战斗或操作
沙盒游戏	SandBox	Sandbox Game	玩家在高度自由、可交互的虚拟世界中自由探索、与各种元素互动，游戏目标通常非线性，鼓励玩家创造自己的玩法和故事
西洋双陆棋	-	Backgammon	一种供两人对弈的版图游戏，棋子的移动以掷骰子的点数决定，历史可追溯至公元前3000年
虚幻引擎	UE	Unreal Engine	由Epic Games开发的游戏引擎，首次发布于1998年，采用了先进的3D渲染技术
游戏引擎	GE	Game Engine	一套为开发电子游戏而设计的核心软件框架和工具集合，提供图形渲染、物理模拟、声音处理、脚本系统等基础功能，使开发者能高效构建游戏世界和逻辑
-	-	DirectX	由微软公司建立的多媒体和游戏开发应用程序接口（API）系列，包括Direct3D等，是游戏开发的重要标准
-	-	Giants: Citizen Kabuto	2000年由Planet Moon Studios开发的第三人称射击游戏，采用了T&L技术构建宏大场景
-	-	GTA V	由Rockstar Games开发的开放世界动作冒险游戏，以其庞大的游戏世界、丰富的任务系统和高度自由的游戏体验而著称
-	-	MDK2	2000年由BioWare开发的第三人称射击游戏，展示了T&L技术在游戏中的应用
-	-	Minecraft	一款由Mojang Studios开发的沙盒游戏，玩家可以在程序生成的立方体世界中自由探索、建造、采集资源和其他玩家互动
-	Quake II	Quake II	1997年由id Software开发的第一人称射击游戏，是Quake系列的续作，进一步推进了3D游戏技术
-	RTS	Real-Time Strategy Game	即时战略游戏，强调实时决策和资源管理
-	-	Roguelike	一类游戏类型，特点是程序生成的关卡、永久死亡机制和高难度，玩家需要多次尝试才能完成游戏
-	-	Sacrifice	2000年由Shiny Entertainment开发的实时战略游戏，以其创新的游戏设计和精美的画面著称
-	-	Team Liquid	一个欧洲的电竞俱乐部

其它

名词中文	名词英文简称	名词英文	名词解释
达特茅斯会议	-	Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence	1956年6月至8月在美国达特茅斯学院举行的人工智能暑期研讨会，AI概念在此正式诞生，被誉为“AI的宪法制定会议”
汉斯·柏林纳	-	Hans Berliner	德国棋手和计算机科学家，编写了BKG 9.8程序，是第一个开发出能够击败人类冠军的游戏AI程序的人
卡斯帕罗夫	-	Garry Kasparov	俄罗斯国际象棋特级大师，前国际象棋世界冠军，1997年与深蓝进行了历史性的人机大战
莱德尔	-	Jon Ryder	计算机科学家，1971年在佐布里斯特的方法基础上扩展了围棋程序，增加了战略和战术考虑
莱特曼	-	Walter Reitman	计算机科学家，1972年与威尔科克斯合作开展围棋AI研究，通过让机器观看人类棋手比赛来学习得围棋知识
帕累托次优	-	Pareto Suboptimal	在多目标优化中，指不是帕累托最优但接近最优的解，即存在其他解能在某些目标上更优
塞缪尔	-	Arthur Lee Samuel	美国计算机科学家，被誉为“机器学习之父”，开发了世界上第一个能够自我学习的跳棋程序
图灵	-	Alan Turing	英国数学家和计算机科学家，提出了图灵机概念和图灵测试，被誉为计算机科学之父
威尔科克斯	-	Bruce Wilcox	计算机科学家，1972年与莱特曼合作开展围棋AI研究，使围棋AI能够开始打败人类新手
香农	-	Claude Shannon	美国数学家和电气工程师，信息论的创始人，对计算机科学和通信理论做出了开创性贡献
佐布里斯特	-	Albert Zobrist	美国计算机科学家，1968年在威斯康星大学编写了第一个围棋程序，并发明了Zobrist哈希算法，广泛应用于棋类游戏的计算机程序
-	-	G80	2006年11月由NVIDIA推出的GPU芯片，代号为G80，是全球首款支持DirectX 10的显卡，采用统一着色器架构
-	-	Gerald Tesauro	美国计算机科学家，在IBM Thomas J. Watson研究中心开发了TD-Gammon程序，推动了强化学习在游戏AI中的应用
英伟达	-	NVIDIA	美国芯片设计公司，开发了GeForce系列显卡和CUDA等技术，是GPU产业的领导者
-	-	DeepMind	英国人工智能研究公司，2010年创立，2014年被Google收购
-	-	Meta	一家科技公司（原Facebook），专注于开发虚拟现实、增强现实和人工智能等前沿技术
-	-	OpenAI	一家人工智能研究公司，致力于开发安全的通用人工智能，开发了GPT系列、DALL-E等知名AI模型

附录3：参考文献

- ¹ GameLook, “调研 22 家国内大厂, 游戏工委发布《游戏企业 AI 技术应用报告》”, 2025, <http://www.gamelook.com.cn/2025/12/584581/>
- ² Claude E. Shannon, “Programming a Computer for Playing Chess”, 1950, <https://vision.unipit.it/IA1/ProgrammingaComputerforPlayingChess.pdf>
- ³ David Yakobovitch et al., “How AI Dungeon Has Generated Game Design with GPT-2 with Nick Walton, CEO, LATITUDE”, 2021, <https://www.humainpodcast.com/3231-2/>
- ⁴ Jason Boog, “How the Creator of AI Dungeon 2 Used GPT-2 To Create Neverending Adventure Games”, 2019, <https://medium.com/data-science/the-creator-of-ai-dungeon-2-shares-gpt-2-finetuning-advice-e5800df407c9>
- ⁵ 伽马数据, “2023-2024 中国游戏企业研发竞争力报告”, 2024, <https://www.fxbaogao.com/view?id=4517756>
- ⁶ Griffin Gaming Partners, “2023 Game Development Report”, 2024, <https://griffingp.com/wp-content/uploads/2024/02/2023-Game-Development-Report.pdf>
- ⁷ 游戏工委, “2025 年中国游戏产业报告”, 2025, <https://www.cgigc.com.cn/details.html?id=08de474f-eed0-496a-8fdc-bb4a06b1b1a1&tp=report>
- ⁸ 游戏工委, “2024 年中国游戏产业报告”, 2024, <https://www.cgigc.com.cn/details.html?id=08de2650-3dbb-43e0-8899-2a92656008a4&tp=report>
- ⁹ 游戏工委, “2023 年中国游戏产业报告”, 2023, <https://www.cgigc.com.cn/details.html?id=08dc70a3-deb3-4af9-8043-8b92d80fff2c&tp=report>
- ¹⁰ 游戏工委, “2022 年中国游戏产业报告”, 2022, <https://www.cgigc.com.cn/details.html?id=08db0f16-2eca-4e7e-849d-89087a240576&tp=report>
- ¹¹ 游戏工委, “2021 年中国游戏产业报告”, 2021, <https://www.cgigc.com.cn/details.html?id=08d9c37e-e046-495c-8348-3dd4185ab794&tp=report>
- ¹² 游戏工委, “2020 年中国游戏产业报告”, 2020, <https://www.cgigc.com.cn/details.html?id=5c14c98b-ffc8-11eb-ae89-000c29a9423b&tp=report>
- ¹³ 游戏工委, “2019 年中国游戏产业报告”, 2019, <https://www.cgigc.com.cn/details.html?id=5c15ccff-ffc8-11eb-ae89-000c29a9423b&tp=report>
- ¹⁴ 游戏工委, “2018 年中国游戏产业报告”, 2018, <https://www.cgigc.com.cn/details.html?id=5c161549-ffc8-11eb-ae89-000c29a9423b&tp=report>
- ¹⁵ 游戏工委, “2017 年中国游戏产业报告”, 2017, <https://www.cgigc.com.cn/details.html?id=5c15920f-ffc8-11eb-ae89-000c29a9423b&tp=report>

- ¹⁶ 游戏工委, “2016 年中国游戏产业报告”, 2016, <https://www.cgigc.com.cn/details.html?id=08da8100-13f3-4903-82f3-503acca10699&tp=report>
- ¹⁷ 游戏工委, “2015 年中国游戏产业报告”, 2015, <https://www.cgigc.com.cn/details.html?id=08da80ff-5b5c-46bd-88d4-9a4aafb61ff8&tp=report>
- ¹⁸ 李京霖等, “腾讯全球化深耕: 前瞻布局游戏潜力赛道, 云基建突围东南亚”, 2025, http://testtoo1.oss-cn-hangzhou.aliyuncs.com/eastmoney_pdf/AP202512221805864559.pdf
- ¹⁹ 恺英网络, SOON-fx 数值引擎主页, 2025, <http://www.soonjy.com/opensource>
- ²⁰ GameLook, “大开眼界! 大佬实战分享: 用 AI “超高速” 生成迭代游戏关卡”, 2024, <http://www.gamelook.com.cn/2024/03/539465/>
- ²¹ Christopher Dring, “How King is using AI to speed up development of new Candy Crush levels”, 2024, <https://www.gamesindustry.biz/how-king-is-using-ai-to-speed-up-development-of-new-candy-crush-levels>
- ²² Tencent Hunyuan, “HY-World 1.5: A Systematic Framework for Interactive WorldModeling with Real-Time Latency and Geometric Consistency”, 2025, https://3d-models.hunyuan.tencent.com/world/world1_5/HYWorld_1.5_Tech_Report.pdf
- ²³ 文化观澜, “《黑神话: 悟空》结局动画如何创作? 专访狼烟动画工作室”, 2024, <https://web.shobserver.com/wx/detail.do?id=799030>
- ²⁴ Raksha, “Game Composer Pricing: Complete Budgeting Guide for Developers”, 2025, <https://www.twine.net/blog/game-composer-pricing/>
- ²⁵ Michael Sweet, “Gaming Music: How to Price Your Composition Work”, 2021, <https://online.berklee.edu/takenote/gaming-music-how-to-price-composition-work/>
- ²⁶ Tencent Hunyuan, “HY-World 1.5: A Systematic Framework for Interactive WorldModeling with Real-Time Latency and Geometric Consistency”, 2025, https://3d-models.hunyuan.tencent.com/world/world1_5/HYWorld_1.5_Tech_Report.pdf
- ²⁷ 新智元, “老黄预言成真! 全球首个 AI 原生游戏引擎, 一句话秒出 GTA 级神作”, 2025, <https://mp.weixin.qq.com/s/KeFkjhkxhwGop5cNJwMOg>
- ²⁸ 超参数科技, “遥远行星 Steam 主页”, 2026, https://store.steampowered.com/app/3105960/_/
- ²⁹ 405 游局, “对话刘寒: 在 600 个 AI 共生的动态世界, 玩一场 ‘太空大富翁’”, 2026, https://mp.weixin.qq.com/s/_2S9kP1s_Mm2rVGjEUQkMw
- ³⁰ 腾讯 AI 实验室, “‘绝悟’ 参展游戏开发者大会, AI 深入游戏产业全链路”, 2021, https://mp.weixin.qq.com/s/c_kSPRs6SimHlpgGgn1oWQ
- ³¹ GameLook, “调研 22 家国内大厂, 游戏工委发布《游戏企业 AI 技术应用报告》”, 2025, <http://www.gamelook.com.cn/2025/12/584581/>
- ³² VISVISE, “腾讯游戏 VISVISE 于 SIGGRAPH Asia 发布业界首个 AI 全流程 3D 动画管线”, 2025, https://mp.weixin.qq.com/s/UV_5rNzDniy0e6HJn9UHhg
- ³³ 国海证券, “从 Roblox 进化看 AIGC 游戏未来—Roblox(RBLX.N) 深度复盘: 二十年沉淀, 四阶段演绎”, 2023, <https://www.laohu8.com/post/223512014045200>

- ³⁴ OpenAI, “Video PreTraining (VPT): Learning to Act by Watching Unlabeled Online Videos”, 2022, <https://arxiv.org/abs/2206.11795>
- ³⁵ Jiwen Yu et al., “GameFactory: Creating New Games with Generative Interactive Videos”, 2025, <https://arxiv.org/abs/2501.08325>
- ³⁶ Anthony Navarro, “Made with Unity: 制作和训练机器人数字孪生”, 2021, <https://unity.com/cn/blog/industry/creating-and-training-a-robot-digital-twin>
- ³⁷ Unity, “用游戏引擎来训练机器人? Unity 发布最新机器人软件开发工具”, 2021, <https://mp.weixin.qq.com/s/PBnFuShN-GqYGBtJDNjgpA>
- ³⁸ 香港科技大学, “香港科大推全球首个大型人工智能教育沙盒游戏”, 2025, <https://hkust.edu.hk/zh-hans/news/hkust-launches-worlds-largest-ai-powered-educational-sandbox-game-advancing-ai-literacy-and>
- ³⁹ Joon Sung Park et al., “Generative Agents: Interactive Simulacra of Human Behavior”, 2023, <https://arxiv.org/abs/2304.03442>
- ⁴⁰ Google DeepMind, “Playing Atari with Deep Reinforcement Learning”, 2013, <https://arxiv.org/abs/1312.5602>
- ⁴¹ Google DeepMind, “Deep Q-learning from Demonstrations”, 2017, <https://arxiv.org/abs/1704.03732>
- ⁴² OpenAI, “Voyager: An Open-Ended Embodied Agent with Large Language Models”, 2023, <https://arxiv.org/abs/2305.16291>
- ⁴³ Zaijing Li et al., “Optimus-3: Dual-Router Aligned Mixture-of-Experts Agent with Dual-Granularity Reasoning-Aware Policy Optimization”, 2026, <https://arxiv.org/abs/2506.10357>
- ⁴⁴ Meta, “The NetHack Learning Environment”, 2020, <https://ai.meta.com/research/publications/the-nethack-learning-environment/>
- ⁴⁵ Dominik Jeurissen et al., “Playing NetHack with LLMs: Potential & Limitations as Zero-Shot Agents”, 2024, <https://arxiv.org/abs/2403.00690>
- ⁴⁶ Google DeepMind, “Mastering Chess and Shogi by Self-Play with a General Reinforcement Learning Algorithm”, 2017, <https://arxiv.org/abs/1712.01815>
- ⁴⁷ Google DeepMind, “AlphaStar: Mastering the real-time strategy game StarCraft II”, 2019, <https://deepmind.google/blog/alphastar-mastering-the-real-time-strategy-game-starcraft-ii/>
- ⁴⁸ Tencent, “Think in Games: Learning to Reason in Games via Reinforcement Learning with Large Language Models”, 2025, <https://arxiv.org/abs/2508.21365>
- ⁴⁹ Bytedance Seed, “Game-TARS: Pretrained Foundation Models for Scalable Generalist Multimodal Game Agents”, 2025, <https://arxiv.org/pdf/2510.23691>
- ⁵⁰ 腾讯互娱社会价值探索, “腾讯这款「游戏」, 医生开处方才能玩”, 2025, <https://mp.weixin.qq.com/s/JVYqSZuXpo7UzhDpG4VDIQ>
- ⁵¹ 三七互娱, “2000 万美元重注强脑科技, 三七互娱按下脑机接口布局加速键”, 2025, https://mp.weixin.qq.com/s/K3lsmJ5vgOQZt4_RCMEESA

- ⁵² 孙驰天, “TGDC | 游戏技术助力自动驾驶虚拟仿真”, 2021, <https://mp.weixin.qq.com/s/ASYtXtmyiUjOzzTMAjuXAw>
- ⁵³ 王自力等, “智能系统可靠性仿真测试与验证技术: 前沿进展与挑战”, 2025, <https://www.china-simulation.com/CN/article/downloadArticleFile.do?attachType=PDF&id=3677>
- ⁵⁴ 睿驰咨询, “腾讯自动驾驶: 数字化助手的智慧出行之路”, 2025, https://mp.weixin.qq.com/s/FYBsUZjRw_eaL368GTEKrg
- ⁵⁵ 焉知汽车, “AI 大模型之于自动驾驶仿真测试, 到底算是“锦上添花”, 还是“雪中送炭”?”, 2024, https://mp.weixin.qq.com/s/Y_3EGJBEPnUzmfmQohXg
- ⁵⁶ 网易灵动, “ML-Summit2025 | 从游戏 AI 到工程机械, 具身智能的实践与应用”, 2025, https://mp.weixin.qq.com/s/aQl2lmOWV3tbm3_0NDo-nw
- ⁵⁷ 中国视谷, “WAIC 2025 | 全球首发! 网易灵动推出“灵掘”具身智能模型”, 2025, <https://mp.weixin.qq.com/s/EBntbSVPahFHOTXrFd5Qg>
- ⁵⁸ 证券时报, “从游戏到矿山: 网易 AI 技术如何打破产业边界?”, 2025, <https://mp.weixin.qq.com/s/AIZrkDZcaR7JKPmlhtJOOQ>
- ⁵⁹ Duolingo, “shareholder letter Q2 2025”, 2025, <https://basic.10jqka.com.cn/ajax/usaph/pubDetail/999f06a0e510d1a9>
- ⁶⁰ Tech 星球, “5 亿用户捧出“教育界消消乐”, 多邻国靠 AI 能走多远?”, 2025, https://mp.weixin.qq.com/s/XXqCMT4ZmTil_iL4ITD7CA
- ⁶¹ 真格基金, “多邻国对谈早期创业者: AI 时代, 如何打造一款有趣的产品?”, 2025, <https://mp.weixin.qq.com/s/RhzZccViHSklySc84yySAg>
- ⁶² 胡璇等, “从诺贝尔化学奖看 AI 与游戏的无限可能”, 2024, <https://mp.weixin.qq.com/s/nGB-hxJ7p1l-iuYRco1GUw>
- ⁶³ 腾讯 AI 实验室, “从游戏智能到疾病诊断, 腾讯「绝悟」AI 从虚拟走向现实”, 2022, https://mp.weixin.qq.com/s/n0k3G_yURjvVkkTITmmucw
- ⁶⁴ Joon Sung Park et al., “Generative Agents: Interactive Simulacra of Human Behavior”, 2023, <https://arxiv.org/pdf/2304.03442>