

了解世界还是预测未来？对世界模型的综合调查

玉上玉衡张泽方宗杰峰

袁元原苏年李国丰徐永力

清华大学，北京，中国

dingjt15@tsinghua.org.cn, liyong07@tsinghua.edu.cn

摘要

由于大型语言模型asGPT-4等多模式模型和Sora等视频生成模型的进步，世界模型的概念获得了广泛的关注，这是追求人工通用智能的核心。本调查提供了一个关于世界现代教育的文献的全面回顾。一般来说，世界模型被视为理解世界当前状态或预测其未来动态的工具。本文对世界模型进行了系统的分类，并强调了两个主要功能：

(1)构建内部代表来理解世界的机制，(2)预测未来的状态来模拟和指导决策。首先，我们研究这两个方面的进展。然后，我们探索了世界模型在关键领域的应用，包括自动驾驶、机器人技术和社会模拟车，重点关注每个领域如何利用这些领域。最后，我们概述了关键的挑战，并为潜在的未来研究方向提供了见解。

1介绍

科学界长期以来一直渴望开发一个统一的模型，可以复制世界的心理动态，以追求人工通用智能（AGI）[98]。2024年，多模态大型语言模型（llm）和Sora[130]的出现加剧了铁饼期 - 这些围绕着这样的世界模型。虽然这些模型展示了一种捕捉世界知识方面的新兴能力——比如苍井空生成的视频，它们似乎完美地遵守了物理定律——但关于它们是否真正符合可理解的世界模型的问题仍然存在。因此，对世界模型研究的最新进展、应用和未来记录的系统回顾是及时和必要的，我们将在人工智能时代展望新的突破。

世界模式的定义仍然是一个持续争论的主题，通常分为两种主要的观点：理解世界和预测未来。如图1所示，Ha和施米德胡伯[59]的早期工作集中于抽象外部世界，以获得一个深刻的联合国 - 嘲笑其潜在的机制。相比之下，LeCun [98]认为，一个世界模式应该如此 不仅感知和建模现实世界，而且有能力设想未来可能的未来状态，为决策提供信息。像asSora这样的视频生成模型代表了一种专注于模拟未来世界演化的方法，从而更接近于世界模型的预先动态方面。这就提出了一个问题：世界模式应该优先关注当前还是预测未来。在本文中，我们提供了一个全面的文献回顾，强调了关键的方法和挑战。

*这两位作者的贡献相等。†这些作者的贡献相等。

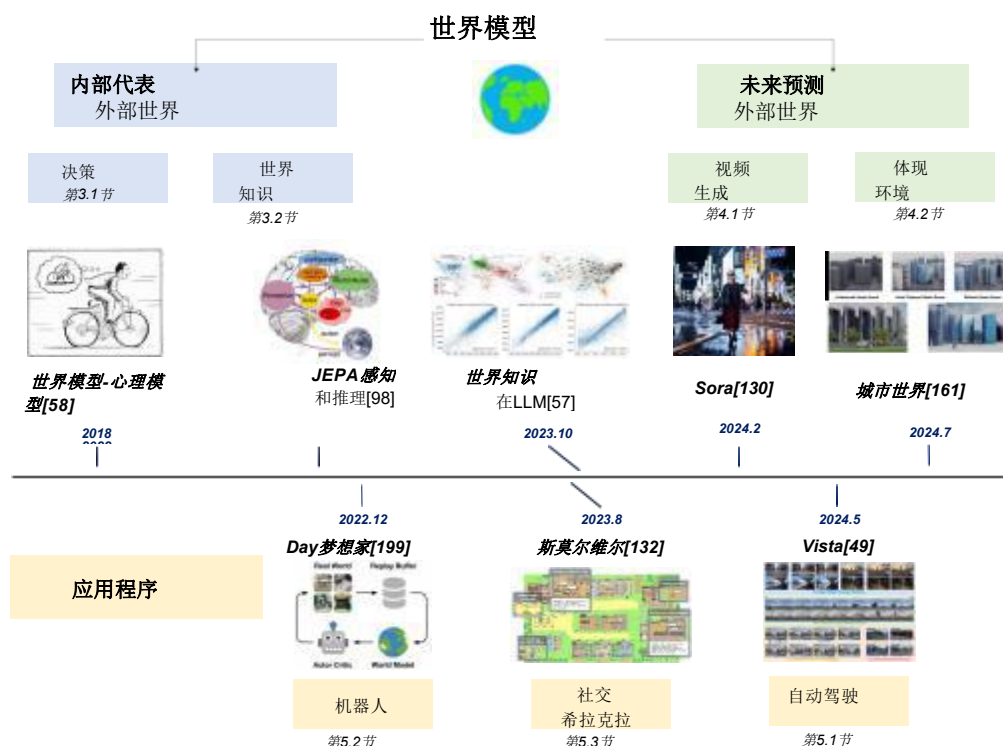


图1：本次调查的总体框架。系统地定义了一个世界模型的基本目的性，即理解外部世界的动态和预测未来的场景。时间轴说明了关键定义和应用程序的发展。

世界模型的潜在应用跨越了广泛的领域，每个领域都有不同的理解和预测能力的要求。例如，在自动驾驶中，世界模型需要非实时地感知道路状况[195]，并准确地预测了它们的进化过程- tion[127,167]，，特别关注即时的环境意识和预测 复杂的趋势。对于机器人技术来说，世界模型对于导航[160]、对象等任务至关重要检测[183]和任务规划[62]，需要精确地理解外部动力学[47]以及生成交互式和具体化环境[132]的能力。在虚拟社会系统的模拟领域中，世界模型必须捕获和预测更抽象的行为动态，如社会互动和人类决策过程。因此，对这些能力的进展进行全面的审查，以及勘探项目研究的方向和趋势，是及时和必要的。

现有的世界模型调查结果可被分为两类，如table 1所示。第一类主要是描述世界模型在特定领域的应用，如视频处理和生成[23]，自动驾驶，100，，和基于代理的应用程序[242]。第二类是[116]，主要集中于技术传统-位置从多模态模型，这是标题处理数据跨各种模式，到世界模型。然而，这些论文往往缺乏对什么精确构成世界模型以及这些模型需要什么不同的现实世界应用程序的系统检查。在本文中，我们的目标是正式定义和分类世界模型，回顾最新的技术进展，并探索它们的广泛应用。

本调查的主要贡献可以总结如下：(1)我们提出了一篇小说-世界模型系统围绕两个主要函数构建：构建隐式表征来理解外部世界的机制和预测外部世界的未来状态。第一类侧重于开发学习和内化世界知识的模型，以支持后续的决策，而后者则强调从视觉感知中增强物理世界的预测和模拟能力。(2)基于

表1：与现有调查结果的比较。本文着重介绍了这些系统的定义和世界模型的能力。

调查	地点和年份	主要重点	缺陷
[242]	Arxiv, 2024	通用世界模型	仅限于讨论申请情况
[116]	Arxiv, 2024	高效的多模态模型	仅限于对技术的讨论
[23]	Arxiv, 2024	文本到视频的生成	有限的范围
[54]	IEEE T- IV,	自动驾驶	有限的范围
[100]	2024年	自动驾驶	有限的范围
[209]	Arxiv, 2024	自动驾驶	有限的范围
	Arxiv, 2024		

这种分类，我们分类了各种关键的应用领域，包括自动驾驶、机器人和社会西苏拉克拉，如何强调世界模型的不同方面。(3)我们强调未来的研究方向和趋势的世界模型，可以适应更广泛的实际应用范围。

本文的其余部分组织如下。在第2节中，我们介绍了背景知识并提出了我们的分类系统。第3节和第4节详细阐述了世界模型的研究进展。第5节涵盖了世界模型在三个关键研究领域的应用。第6节概述了世界模型的开放问题和未来的发展方向。

2、背景和分类

在本节中，我们将探讨文献中关于世界模型的演变概念，并将构建世界模型划分为两个不同的分支：内部表征和未来预测。

Ha等人首先将世界模型的概念系统地引入了人工智能社区。[58,59]2018年.本文将最初的世界模型概念追溯到1971年[43]建立的“心理模型”的心理学原理，并提出了这样人类将外部世界抽象为简单的元素和它们之间的相互关系来感知它。这一原则表明，我们对世界的描述，从一个深刻的内部角度来看，通常需要构建一个抽象的表示，这就足够了，而不需要详细的描述。在这个概念框架的基础上，作者介绍了一个受人类认知系统启发的代理模型，如图1所示。

在这个介子激活模型中，代理从现实世界的环境中接收反馈，然后将其转换为一系列训练模型的输入。该模型擅长于模拟外部环境中特定操作后的潜在结果。从本质上，它创造了一个对潜在的未来世界权力下放的心理模拟，并基于这些状态的预测结果做出决定。这种方法与基于模型的强化学习（MBRL）方法非常相似，其中两种策略都涉及到模型生成内部表示和外部世界。这些建议有助于在现实世界中导航和解决各种决策任务。

在一篇关于2022年[98]自主机器智能发展的幻想文章中，Yann LeCun引入了联合嵌入预测架构（JEPA），这是一个反映人脑结构的框架。如图1所示，JEPA包含一个pe感知模块 - 来处理感官数据，然后是一个认知模块来评估这些信息，有效地体现了世界模型。这个模型允许大脑评估行动，并确定现实世界应用中最适合的反应。勒存的框架很有趣，因为它的双系统概念，反映了“快速”和“慢”的思维。系统1包括直觉和本能的反应：在没有世界模型的情况下做出快速决定，比如本能地躲避即将到来的人。相比之下，系统2采用深思熟虑、计算的推理，考虑世界的未来状态。它超越了即时的感官输入，模拟潜在的未来场景，比如预测接下来十分钟内发生的事件，并一致地调整行动。这种水平的远见需要构建一个世界模型，以有效地指导基于预期的动态和环境演化的决策。在这个框架中，世界模型对于理解和代表外部世界是至关重要的。它建模的状态

世界上使用潜在的变量，它捕获关键信息，同时过滤出冗余。这种方法允许一个高效的、极简化的世界代表，促进了对未来情景的最佳决策和规划。

模型捕获世界知识的能力对于它们在广泛的真实世界任务中的有效表现至关重要。在2023年开始的大型语言模型的研究中，一些已经证明了潜在世界知识的存在。换句话说，这些模型捕获了直观的知识，包括空间和时间的理解，这使它们能够对现实世界的场景做出预测[57, 119]。此外，llm能够通过认知地图建模外部世界，最近的研究表明，揭示了嵌入的大脑结构[104]。这些模型甚至可以学习根据之前的经验来预测未来的事件，从而提高了它们在现实环境中的实用性和适用性。

上述世界模型主要代表了外部世界的隐含调和。然而，在2024年2月，OpenAI引入了Sora模型[130]，这是一种视频生成模型。基本上被认为是一个世界模拟器。苍井空输入真实世界的视觉数据，并输出预测未来世界演变的视频帧。值得注意的是，它展示了特殊的建模能力，如在摄像机运动和旋转期间保持3D视频模拟的一致性。它还可以产生物理上可信的结果，比如在汉堡上留下咬痕，以及模拟数字环境，例如在《我的世界》游戏中呈现第一人称视角。这些能力表明，苍井空不仅模拟的外观，而且在模拟场景中模拟真实世界的动态，专注于实际模拟动态世界变化，而不仅仅代表静态的世界状态。

无论是专注于学习外部世界的内部表征，还是模拟它的歌剧原则，这些概念都会结合成一个共同的共识：一个世界模型的基本目的是理解世界的动力和预测未来。从这个特殊的规范中，我们对世界模型的最新进展进行了彻底的检查，并通过以下的镜头来分析它们，如图1所示。

对外部世界的隐式表示（第3节）：这个研究类别con - 构建一个环境变化的模型，以便制定更明智的决策，最终旨在预测进化的发展状态。它通过将外部现实转化为一个模型，将这些元素表示为潜在的可变量，从而促进了一种隐含的理解。此外，随着大型语言模型（llm）的发展，这些模型对世界知识的详细描述能力，使以往集中在传统决策任务上的努力得到了显著的增强。我们进一步关注于将世界知识整合到现有的模型中。

对前永恒世界的未来预测（第4节）：我们最初探索生成性世界模拟外部世界的模型，主要使用视觉视频数据。这些工作阶段化了生成的视频的真实性，反映了物理世界的未来状态。随着最近的进展将重点转向发展一个真正互动的物理世界，我们进一步研究了从视觉到空间表现和从视频到体现的转变。这包括对反映外部世界的具体化环境的研究的全面报道。

世界模型的应用（第5节）：世界模型有广泛的应用范围-跨越各个领域，包括自动驾驶、机器人技术和社交模拟车。我们将探讨在这些世界模型中的整合如何主要推进理论研究和实际实现，强调它们在现实世界中的变革性应用。

3.对外部世界的隐含表示

3.1世界决策模式

缺乏决策能力的任务，了解环境是奠定基础的主要任务用于优化策略生成。因此，世界上的不决策模式应该包括一个全面了解环境环境情况。它使我们能够采取假设的行动，不影响真实环境，促进低试错成本。在文献中，关于如何学习和利用世界模型的研究最初是在基于模型的RL领域提出的。

此外，LLM和MLLM的最新进展也为世界模型的构建提供了全面的骨干。由于语言作为一种更普遍的表达，基于语言的世界模型可以适应更普遍的任务。1利用世界模型的非决策任务的两种模式如图2所示。

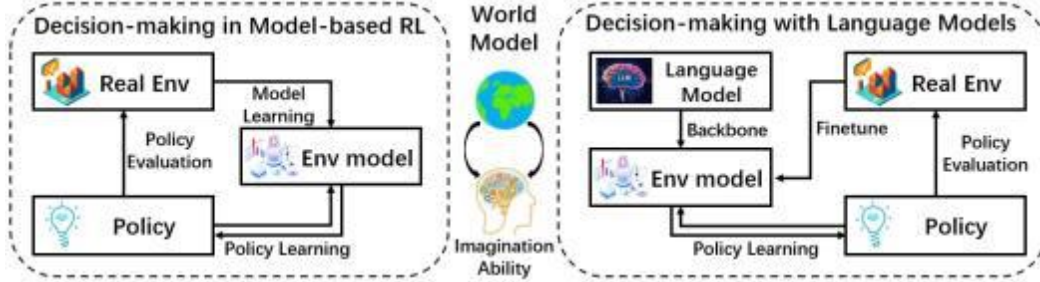


图2：两种利用世界模型不决策的方案。

基于模型的RL中的3.1.1世界模型

由于决策中，世界模型的缺点主要是指基于环境模型的RL（MBRL）。决策问题通常被表示为马可夫决策过程（MDP），用一个元组（S、a、M、R、 γ ）表示，其中S、a、 γ 表示状态空间、动作空间和折扣系数。这里的世界模型由M，状态转换动态和R，重构函数组成。由于奖励函数是在大多数情况下定义的，所以MBRL的关键任务是学习和利用过渡动态，从而进一步支持策略优化。

为了学习一个准确的世界模型，最直接的方法是利用每一步转换的均方预测误差[97, 115, 80, 145, 81],

$$\min_{\theta} \mathbb{E}_{s' \sim M^*(\cdot|s,a)} [\|s' - M_{\theta}(s,a)\|_2^2], \quad (1)$$

其中 M^* 是用于收集轨迹数据的真实过渡动力学和用来学习的 M_{θ} 是参数过渡。除了直接利用确定性过渡模型外，蔡等人。[25]用概率转换模型进一步模拟了任意的不确定性。目的是去最小化过渡模型之间的KL散度，

$$\min_{\theta} \mathbb{E}_{s' \sim M^*(\cdot|s,a)} [\log(\frac{M^*(s'|s,a)}{M_{\theta}(s'|s,a)})]. \quad (2)$$

在这两种情况下，世界模型学习任务的参数都可以转化为有监督的学习任务。学习标签是来自真实交互环境的轨迹，也称为模拟数据[114].

对于存在高维状态空间的更复杂环境，广泛采用表征学习来提高MBRL中世界模型学习的有效性。[58]采用自动编码器结构，通过潜在状态重建图像.哈夫纳等等。[61, 63]建议学习视觉编码器和潜在的动态的视觉控制任务，然而Samsami et al.[153]提出了一个从召回到成像的框架来进一步提高记忆能力而建模学习。另一个最近的趋势是在不同的任务[158]之间进行统一的模型学习，这是通过用下一个标记预测范式[81]来表示MDP来完成的使用转换器架构。这种方案展示了在其他数据模式的多个任务上为决策模型获得一个通用模型的潜力。

使用理想优化的世界模型，生成相应策略的最直接的方法之一是模型预测控制（MPC）[92].MPC计划优化的行动序列，给定的模型如下：

$$\max_{a_{t:t+\tau}} \mathbb{E}_{s_{t'+1} \sim p(s_{t'+1}|s_{t'}, a_{t'})} [\sum_{t'=t}^{t+\tau} r(s_{t'}, a_{t'})], \quad (3)$$

其中, τ 表示规划范围。Nagabandi et al.[125]采用了一种简单的蒙特卡罗方法来对动作序列s进行采样。而不是均匀采样, 蔡等。[25]提出了一个新的与轨迹采样相结合的概率算法。进一步的文献也利用世界模型的使用提高了优化效率[61, 224,70,187].

另一种生成世界模型策略的流行方法是蒙特卡罗树搜索(MCTS)。通过维护一个搜索树, 其中每个节点引用由预定义值函数评估的状态, 将选择操作, 使代理可以处理到具有更高值的状态。在离散动作空间中使用MCTS是两个重要的反应应用程序[169, 170]. 摩尔兰德等人。[123]扩展了MCTS来解决连续的决策问题行为空间Oh等人。[128]提出了一个将MCTS应用于学习对象的价值预测网络
基于价值和奖励预测来寻找行动的模式。

3.1.2 世界模型与语言主干

语言模型的快速增长, 特别是LLM和MLLM, 有利于许多相关应用程序的开发。由于语言作为一种普遍的表示主干, 基于语言的世界模型在许多决策任务中都显示出了它们的潜力。

通过LLM世界模型的直接行动生成已经证明了其重要的推理能力, 并且能够基于相应构建的世界模型直接生成行动决策任务。例如, 在导航场景中, Yang等人的[212]转移前-训练文本到视频模型到特定领域的机器人控制任务, 成功地注释机器人操作作为LLM输出。Zhou等人, [240]进一步学习了一种作曲世界模型通过分解视频生成过程。这种方法使其对看不见的任务具有强大的喷射转移能力。

除了训练或训练基于语言的世界模型, llm和mlm可以直接部署来理解世界环境的无决策任务。例如, Long等人[112]提出了智能专家模式来处理视觉语言导航任务.他们构建了一个标准化的讨论过程, 由8个基于llm的专家参与, 以生成最终的运动决策。通过专家的讨论和进一步想象(未来的状态)构建一个抽象的世界模型, 以支持行动生成。Zhao等人进一步[232]结合LLM和开放词汇检测, 分析多模态信号和导航关键信息之间的关系。他们利用地球的全向图来捕捉局部空间的结构, 作为导航任务的世界模型。同时, Yang等人的[217]利用了一个基于llm的想象助手基于环境感知推断全局语义图作为世界模型, 以及另一个反思规划器直接产生动作。

LLM世界模型的模块化使用虽然LLM输出作为操作在应用和部署中很简单, 但这种方案的决策质量取决于LLM本身的推理能力。通过将基于llm的世界模型作为模块与其他有效的规划算法集成, 可以进一步改进。

Xiang等人[203]在一个世界模型中部署了一个具体化代理, 虚拟家庭[139]的模拟器, 其中, 将相应的具体化知识注入到llm中。为了更好地规划和完成特定的目标, 他们提出了基于目标条件的规划模式, 其中利用蒙特卡罗树搜索(MCTS)来搜索真正的具体化任务目标。Lin等人, [106]介绍了一种药剂, Dy-nalang, 它学习一个多模态世界模型来预测未来的文本和图像表示, 并从想象模型的推出中学习行动。策略学习阶段利用纯粹基于先前生成的多模态表示的前演员-批评算法。Liu等人[111]进一步将llm中的推理转化为贝叶斯自适应马尔可夫决策过程(MDPs)中的学习和规划。llm, 就像世界模型一样, 在MDPs的演员-评论家更新中同时执行任务。所提出的RAFA框架显示出了性能的显著提高在多个复杂的推理任务和环境中, 如ALFWorld[168].

3.2 通过模型学习到的世界知识

经过大规模网络文本和书籍的预培训后[180, , 大型语言模型达到前表达式 - 对现实世界的丰富知识和与日常生活相关的常识。这种嵌入知识被认为是至关重要的, 因为他们具有概括和有效执行非现实世界任务的非凡能力。例如, 研究人员利用了大型语言模型的常识

表2：通过模型学习到的世界知识的最新工作概述。

类别	方法/模型	年份和地点	模态	内容
常识与常识	科拉[221]	2024 ICLR	语言	基准
	埃沃克[77]	2024 arxiv	语言	基准
	概念的几何形状[104]	2024 arxiv	语言	分析
对全球物理世界的知识	空间与时间[57]	2024 ICLR	语言	分析
	GeoLLM[119]	2024 ICLR	语言	学习
	GeoLLM- Bias[118]	2024 ICML	语言	学习
	gpt4地理[150]	2023年NeurIPS (FMD M)	语言	基准
	CityGPT[38]	2024 arxiv	语言	学习
对当地物理世界的知识	城市工作台[39]	2024 arxiv	语言与视觉	基准
	预测[52]	2024 NMI	视觉	学习
	紧急[84]	2024 ICML	语言	学习
	E2WM[203]	2023年NeurIPS	语言	学习
	迪纳朗[106]	2024 ICML	语言与视觉	学习
人类社会知识	测试ToM[174]	2024 NHB	语言	基准
	高阶ToM[175]	2024 arxiv	语言	基准
	焦炭[198]	2024 ACL	语言	学习
	MuMA-ToM[166]	2024 ACL	语言与视觉	基准
	SimToM[194]	2024 ACL	语言	学习

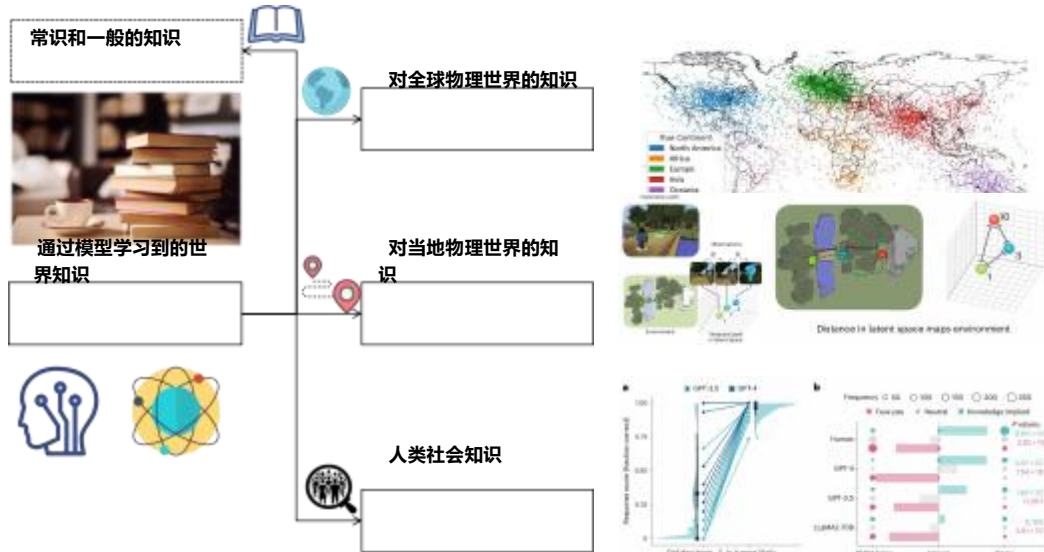


图3：针对世界模型的大型语言模型中的世界知识。

任务规划[234]、机器人控制[73]和图像理解[110].此外，Li等人，[104]嵌入在高维向量中的世界知识的发现式大脑结构，这些向量代表了大型语言模型中的概念的宇宙。

与常识和一般知识不同，我们从一个世界模型的角度来关注大型语言模型中的世界知识。如图3所示，基于对象和空间范围内，大型语言模型中的世界知识优势可以分为三个部分：1)对全球物理世界的知识；2)对当地物理世界的知识；以及3)对人类社会的知识。

3.2.1对全球物理世界的知识

我们首先介绍了重点是分析和理解全球物理世界知识的研究。Gurnee等人[57]提出了大型语言模型真正存在的第一个证据获取世界的空间和时间知识，而不仅仅是收集表面的统计学。他们在LLama2 [180]中识别出不同的“空间神经元”和“时间神经元”-该模型通过多重尺度学习空间和时间的线性表示。不同的

从之前的观察集中于嵌入空间，Manvi等人。[119,发展有效 文本地址提示提取关于地理空间的直观真实知识，成功地提高了模型在各种下游地理空间预测任务中的性能。

虽然大型语言模型确实获得了一些关于现实世界的隐性知识[57, 104]，这些知识的质量仍然值得怀疑[150, 38].例如，冯等人。[38]发现，在大型语言模型中嵌入的城市知识往往是粗糙和不准确的。为了解决这一点，他们提出了一个有效的框架来提高大型语言模型中城市细节知识的获取。从这些工作中，我们可以看到，尽管大型语言模型已经证明了捕捉现实世界知识的某些方面的能力[57, 104,]，它是显然，需要进一步的努力来加强这些知识，使其更广泛和更可靠
真实的应用程序。

3.2.2对当地物理世界的知识

与对全球物理世界的知识不同，当地的物理世界代表了人类日常生活和大多数现实世界任务的主要环境。因此，理解和建模局部物理世界是建立一个全面的世界模型的一个更关键的主题。我们首先介绍认知地图[179]的概念，它说明了人类大脑如何模型外界虽然最初是为了解释人类学习过程，但研究人员在大型语言模型[104]中发现了类似的结构，并利用了这些见解提高人工模型在学习和理解物理世界中的效率和性能。

最近的研究探索了令人活动的模型，通过不同环境中的认知地图过程来学习抽象知识。例如，Cornet等人。[52]演示了ef -在简化的《我的世界》世界中，使用视觉预测编码构建空间认知地图的学习能力。经过学习后，该模型可以通过了解距离来成功地预测未来。Lin等人[106]研究了教学模式来了解游戏环境通过一个世界模型学习过程，特别是通过预测环境的后续框架。这样，该模型就可以在动态环境中产生更好的动作。此外，Jin等人的[84]发现，语言模型可以学习程序的紧急表示
通过预测下一个标记来表示语义。

3.2.3对人类社会的知识

在物质世界之外，理解人类社会是世界模型的另一个关键方面。其中一个相关的理论是心理理论[138]，它解释了个人如何推断 在他们周围的其他一些人的精神状态。最近的研究已经深入地探索了大型语言模型是如何发展和展示这种社会世界模型的。一种调查方式，175]重点评估大型语言模型的表现，以确定其类人行为是否反映了对社会规则和内隐知识的真实理解。例如，斯特拉坎等人。[174]在两者之间进行了比较分析人类和LLM在d反心理能力理论上的表现，如理解错误的信念和认识到讽刺。虽然他们的发现证明了GPT-4在这些问题中的潜力，但他们也确定了它的局限性，特别是在检测失礼方面。

为了解决这些限制，研究人员提出了创新的方法来提高心理理论中的大语言模型在复杂的现实世界应用中的能力。Wu等人[198]介绍 COKE，它通过构建知识图来帮助大型语言模型通过认知链灵活地使用思维理论。此外，Alex等人。[194]开发了SimToM，可分为两阶段提示框架下，以提高大型语言模型在思维任务理论中的表现。

4.对物理世界的未来预测

4.1世界模型作为视频生成

将视频生成集成到世界模型中，标志着环境建模[130]领域的一个重大飞跃.传统的世界模型主要集中于预测离散的或

静态未来状态[59, 98].然而,通过生成类似视频的模拟,捕捉连续的空间和时间动态,世界模型[130, 已经进化到可以解决更复杂的问题, 动态环境。视频生成方面的这一突破推动了世界的发展能力
将模型提高到一个新的水平。

4.1.1走向视频世界模型

视频世界模型是一个计算框架,旨在通过在视觉环境[130]中处理过去的观察结果和潜在的动作来模拟和预测世界的未来状态.这个概念建立在一个世界模型思想的基础上,该模型努力捕捉环境的动态,并使机器能够预测世界将如何长期进化。在视频世界模型的研究中,重点是生成表示这些演化状态的可视化帧序列。

苍井空作为一个世界模特。Sora[130], 一个大型视频生成模型, 就是一个突出的例子一个视频世界的模型。它被设计用来生成高质量的、时间一致的视频需求,最长长达一分钟,基于各种输入模式,如文本、图像和视频。苍井空利用强大的神经网络结构,包括深度编码-解码框架和变压器,来处理多模态输入和生成视觉上的相干模拟。苍井空的核心能力在于它能够生成与现实世界的物理原理相一致的视频,比如表面上的反射光或蜡烛的融化。这些特性表明,苍井空有潜力作为一个世界模拟器,根据其对初始条件和模拟参数的理解来预测世界的未来状态。

Sora的限制。然而,尽管它令人印象深刻的视频生成能力,苍井空有不同的局限性,阻止它被认为是一个功能齐全的世界模型。一个关键的限制涉及到因果推理[242, 23],其中该模型在模拟动态交互作用方面受到了限制-环境中的作用。因此,苍井空只能根据观察到的初始状态被动地生成视频序列,但不能主动干预或预测行动的变化可能如何改变事件的过程。另一个限制是,它仍然不能复制正确的物理立法-完全的[86].虽然苍井空可以生成视觉上真实的场景,但它很难精确模拟真实世界的物理,比如物体在不同力量下的行为,流体动态,或光和阴影相互作用的精确描述。

其他视频世界模型。苍井空无疑促成了对视频世界模型的大量研究,激发了该领域的巨大进步。苍井空成功地创造了高质量的视频序列,许多后续模型已经开发出来,每个模型都旨在推动视频世界模型所能实现的边界。例如,一些教授已经扩展了视频长度来实现长形式的视频模拟[220, 108,68].除了传统的语言引导的视频生成之外,更多的模式正在被整合,如图像和动作[235, 202].研究人员还在将他们的注意力从缺乏用户控制的基本视频生成转移到旨在复制现实世界的决策空间并促进决策的交互式模拟[213, 215,197,227,78,202].一些研究已经致力于提高动作转变的模拟性,提高周期物理定律的准确性,并保持时间上的一致性[211, 16,148,207].与此同时,世界模型的概念已经超越了想象,并正在被应用于各种特定场景的模拟中,包括自然环境、游戏和自动驾驶[108, 190,15,120,68,188,11,238,121].表3

总结了视频世界模型在不同方面的改进的分类。

视频世界模型的4.1.2功能

尽管关于像苍井空这样的模型是否可以被视为成熟的世界模型的争论正在进行,但毫无疑问,视频世界模型在先进的环境模拟和预测方面具有巨大的潜力[242, 23,86].这些模型可以通过生成真实的、动态的视频问题,提供一个强大的方法来理解和与复杂环境交互。为了达到这种复杂的水平,本节概述了视频世界模型必须拥有的关键功能,以使它们有别于传统的视频生成模型。

长期预测能力。一个被抢劫的视频世界模型应该能够进行长期的预测,以坚持环境的动态规则在一个延长的时期。该功能允许模型模拟场景的演变,确保生成视频

表3：跨不同类别的视频生成模型的概述，这些模型总结了长期视频生成、多模态学习、交互式视频生成、时间一致性和不同环境建模的关键模型。

类别	模型	描述	技术
长期的	NUWA-XL[220]LWM[108] 盖亚-1[68]	“粗到细”扩散在扩散架构上的长视频生成。 用长视频和语言序列训练大型变形金刚。 预测自动驾驶的驾驶场景的生成式世界模型。	扩散 Transformer 变压器，扩散
多峰值	3D- VLA[235] 潘多拉[202] 精灵[15]	将具身人工智能的三维感知、推理和行动集成在一个世界模型中。世界状态模拟和实时性 使用自由文本操作进行控制。 从文本、图像和草图中生成的模型。	扩散 局部白细胞运动 Transformer
交互式	UniSim[213] 视频决策[215] iVideoGPT[197]物理梦想家[227]皮卡布[78]	模拟真实世界中的交互作用 视觉语言和RL培训。 将视频模型扩展到现实世界的任务样的规划和RL。 结合了视觉、行动和奖励 为交互式世界模式令提供必要的信号。 模拟三维物体的动力学，以产生对新的交互作用的反应。 增强与时空控制的互动，而无需额外的训练。	扩散，RL 变压器，扩散 Transformer 扩散 扩散 Transformer
一致性	WorldGPT[211] 不同的梦想家[16] ConsistI 2V[148]	通过多模态学习和改进的关键帧的推广，提高了时间的一致性和动作平滑性。 长程场景外推，提高了一致性。 增强视觉一致性 图像到视频的生成。	扩散 扩散 扩散
多种多样环境	世界梦想家[190] 精灵[15] MUVO[11] 环球[121]	世界模型捕捉到了不同场景中的动态元素。 针对的无监督生成模型 行动可控的虚拟环境。使用照相机和激光雷达数据的多模态世界模型。 非自动驾驶的三维检测和运动预测。	Transformer Transformer Transformer Transformer

序列与现实世界的时间进展保持一致。虽然苍井空已经实现了具有高质量时间相干性的一分钟长视频序列的产生，但它仍然远不能模拟在现实世界环境中发现的复杂的、长期的动态。最近的研究探索了将视频长度扩展到术语依赖，并提高时间一致性 [220，108,68].

多模式集成。此外，基于语言引导的视频生成，视频世界模型正在越来越多地整合其他模式，如图像和动作，以增强现实主义和交互性[235，202].多重m个小值的集成允许进行更丰富的模拟，从而更好地捕捉现实世界环境的复杂性，提高了生成场景的准确性和发散性。

互动。视频世界模型的另一个关键能力是它们在可控性和交互性方面的潜力。一个理想的模型不仅应该产生真实的模拟，而且应该允许与环境的相互作用。这种交互性涉及到了不同操作的结果并提供反馈，使模型能够在需要动态的应用程序中使用

表4：现有世界模型的比较，包括室内、室外和动态环境。在“模态”列中，“V”指视觉，“L”指激光雷达，“T”指文本，“A”指音频。在“场景之和”列中，“-”表示没有报告的数据，而“任意”表示该方法可以支持生成任何数量的场景。

类型	环境	年	场景的数量	模态	物理学	三维资产
室内	AI2- THOR[91]	2017	120	V	√	√
室内	Matterport 3D[17]	2018	90	V	×	×
室内	虚拟主页[139]	2018	50	V	√	√
室内	栖息地[155]	2019	-	V	√	√
室内	萨皮恩[201]	2020	46	V	√	√
室内	iGibson[164]	2021	15	V,L	√	√
室内	阿夫伦[134]	2022	85	V,T,A	√	√
室内	工艺[28]	2022	任意的	V	√	√
室内	全息甲板[216]	2024	任意的	V	√	√
室内	AnyHome[44]	2024	任意的	V	√	√
室内	乐高[20]	2024	任意的	V,T	√	√
在和户外	TDW[45]	2021	-	V,A	√	√
在和户外	GRUtopia[184]	2024	100k	V,T	√	√
室外	电影DOJO[37]	2022	-	V	×	×
室外	元城市[200]	2024	13800	V,L	√	√
室外	城市世界[161]	2024	任意的	V	√	√
动态	UniSim[214]	2023	任意的	V,T	×	×
动态	街景[29]	2024	任意的	V,T	×	×
动态	狂热的[149]	2024	任意的	V,T	×	×
动态	伊娃[22]	2024	任意的	V,T	×	×
动态	潘多拉[202]	2024	任意的	V,T	×	×

决策最近的工作主要集中在对模拟的加速控制上，允许更多的用户引导下的场景探索[215，197].

不同的环境。最后，视频世界模型正在适应各种特定场景的模拟，包括自然环境、自动驾驶和游戏。这些模型正在发展超越基本的视频生成，以复制现实世界的动态和广泛的支持应用范围[108，190,15].

4.2体现环境作为世界模式

针对具身环境的世界模型的发展对于模拟和预测代理如何与外部世界互动和适应外部世界是至关重要的。最初，生成消除模型专注于模拟世界的视觉方面，使用视频数据来捕捉世界中的动态变化。最近，焦点已经转向创建完全交互式 and 浮雕的模拟。这些模型不仅代表了世界的视觉元素，而且还结合了空间和物理间的空间，更准确地反射了世界动力学。通过整合空间表示和从基于视频的模拟到沉浸式、体现的过渡，世界模型现在可以为开发能够与复杂的现实环境交互的代理提供一个更全面的平台。

作为体现环境的世界模型可分为室内、室外和动态环境三类，如图4所示，相关工作总结见表4.可以总结，目前的工作集中在开发静态、现有的室内和室外浮雕环境。一个新兴的趋势是通过生成模型预测动态的未来世界，产生第一人称的动态视频模拟环境。该系统可以为实体主体的培训提供灵活、真实的反馈，使其能够与不断变化的环境进行交互，提高其泛化能力。

4.2.1室内环境

室内环境提供受控的结构化场景，代理可以执行删除，特定于任务的操作，如对象操纵、导航和与用户的实时交互[48，134,91,164,17,139,155,201].早期建立室内环境的工作包括



图4：将世界模型分类为交互式体现环境，包括室内、室外和动态环境。对外部世界的建模正在从构建静态的当前环境演变为预测动态的未来环境。

AI2- THOR[91]和卡特波特3D[17]只关注于提供视觉信息。这些作品通过提供逼真的设置来建立室内环境，在那里代理可以练习视觉导航，并参与模仿真实生活中的家庭活动的互动任务。这些环境强调了使用基于视觉的强化学习技术的重要性，使代理能够根据环境线索优化他们的决策。通过模拟现实世界的烹饪或清洁任务，这些平台评估了代理在不同类型的空间和对象中概括学习行为的能力。一个进一步的工作线有助于扩展所提供的环境的数据模式。其中，iGibson [164]介绍了Lidar观察作为额外的信号反馈，有助于更准确的环境感知的代理。AVLEN[134]进一步补充了奥迪欧信号，允许代理执行任务，如在类似家庭的设置中的对象操作和导航。这里的挑战在于使代理能够在有限的空间内理解和处理多模态输入，包括视觉、语言和声音。添加社会维度，像GRUtopia[184]这样的环境引入代理它们必须与对象和npc进行导航的临时空间。在这里，代理需要了解社会动态，如定位和任务共享，这需要更多的交互建模的高级形式。在这些设置中包含的社会互动模块，严重说明了如何训练代理来平衡类似人类的社会行为与任务表现。最近，随着llm的发展，一些作品[20, 216, 44]寻求提供一个灵活的服务环境生成管道，用语言指令支持任意室内环境的生成。

4.2.2 户外环境

与室内环境相比，创造室外环境[184, 45, 200, 161, 37]面更大的挑战，由于他们更大的规模和增加的可变性。一些现有的工作集中在城市环境，如MetaUrban[200]，代理部署在大型导航-规模的城市环境，他们遇到了挑战，如动态变化的交通，不同的建筑结构，以及与其他实体的社会互动离子。这些任务软化需要使用上下文感知的导航算法，允许代理根据环境的布局和条件来调整他们的轨迹和行为。然而，MetaUrban中的环境通过从现有库中检索和组织3D资产来实现。最近，随着生成技术的不断发展，城市世界[161]显著提高了户外环境的范围，使用3D生成模型来创建复杂的，可定制的城市空间，允许更多的-

城市的情景。这种从基于统计数据的环境到生成环境的转变确保了代理暴露于更广泛的任務，从导航不熟悉的街道布局到与新类型的对象或结构相互作用。除了上述真正开放世界的一代工作，还有一些虚拟的开放世界平台，如MineDOJO [37]，扩展这些chal-通过模拟生成的程序，像沙箱一样的环境。这些平台形式受到《我的世界》开放式世界的启发，推动代理从事资源收集、建设和生存等任务，需要不断的探索和适应性学习。在这样的环境中，代理被激励去寻找新的信息，并调整他们的行为以完成给定的任务。在这样的环境中进行培训可以帮助代理学习广泛的知识任务范围和地形，使它们能够在各种户外环境中有效地运行。

4.2.3 动态环境

动态环境标志着从传统的、静态的模拟调节器，通过利用生成模型来创建灵活的、实时的模拟。与需要手动调整的预定义环境不同，这些模型允许动态创建各种各样的场景，使代理能够体验不同的第一人视角。这种转变为代理商提供了更丰富、更多样的培训经验，提高了他们的适应性和在复杂、不可预测的现实情况中的普遍性。一个有代表性的工作是UniSim[214]根据空间运动、文本命令和摄像机参数等输入条件，动态生成机器人的m个无脉冲视频序列。该系统利用来自3dsim化、真实机器人动作和网络媒体的多模态数据，在其中生成各种、现实的环境，代理可以练习物体的脉冲和导航等任务。这种方法的关键优点是它的灵活性，允许代理在不受静态物理环境限制的情况下适应各种场景。潘多拉[202]扩展了动态的环境生成机器人的动作出现在更广泛的领域，包括在室内和室外场景中的人类和机器人的动作。另一个后续工作，AVID[149]通过调整动作来构建UniSim修改预先训练的扩散模型的噪声预测，以生成动态环境生成的动作驱动视觉序列。除了基于Unisim的vi去扩散框架外，EVA[22]还引入了一个额外的视觉语言模型，产生更一致的具体化视频预测。作为开放世界命名环境的产生，街景[29]采用自回归视频扩散模型进行模拟在城市环境中，代理商必须应对天气变化和交通变化等动态挑战。这些环境提供了始终连贯的、但灵活的城市环境，使代理暴露于类似现实世界的可变性。动态环境中的趋势是使用生成型模型，提供可扩展、适应性的模拟。这种方法大大减少了环境设置所需的人工工作，允许代理在大量的范围内进行训练。此外，注重第一人称的训练与现实世界的决策非常相似，增强了主体适应不断变化的情况的能力。这些进展是在复杂、动态场景中支持代理学习的开发具体化环境的关键。

鉴于上述发展，很明显，作为具体化环境的世界模型在模拟和预测代理如何与动态的、真实的世界空间相互作用方面取得了显著的进展。目前的研究主要集中在开发室内，静态环境，无桌面工作扩展到大规模的户外环境和动态模拟环境。一个很有希望的方向是构建动态环境，它可以提供第一人称、行动条件的未来世界预测，使代理能够更好地适应未知条件。这些方法有望为训练实施代理提供灵活的、可伸缩的环境，从而提高它们在现实任务中的泛化能力。

5 应用程序

5.1 自动驾驶

近年来，随着基于视觉的生成模型的快速发展[66, 173, 13]和多模态的大型语言模型[109, 1]，世界模型，它作为理解的模块 - 对世界的现状和预测其未来的趋势，在自动驾驶领域得到了越来越多的关注。在这种情况下，世界模型被定义为以多模式数据——如语言、图像和轨迹——作为输入和连续输出未来的模型

世界状态的形式下的车辆感知数据[55].然而，自动驾驶中的世界模型的概念早在基于生成的世界模拟器合并之前就已经存在了。该自动驾驶管道可分为四个主要组成部分：感知、准备、规划和控制。整个过程都可以看作是制作广告的管道。正如我们在第3节中所讨论的，感知和预测阶段也代表了学习的过程。车辆对世界的隐含表示。这也可以被视为一种世界模式。因此，在本节中，我们将从两个角度详细阐述世界模型在自动驾驶中的应用和发展：学习内隐式的世界表征模块和输出车辆感知数据的世界模拟器模块。

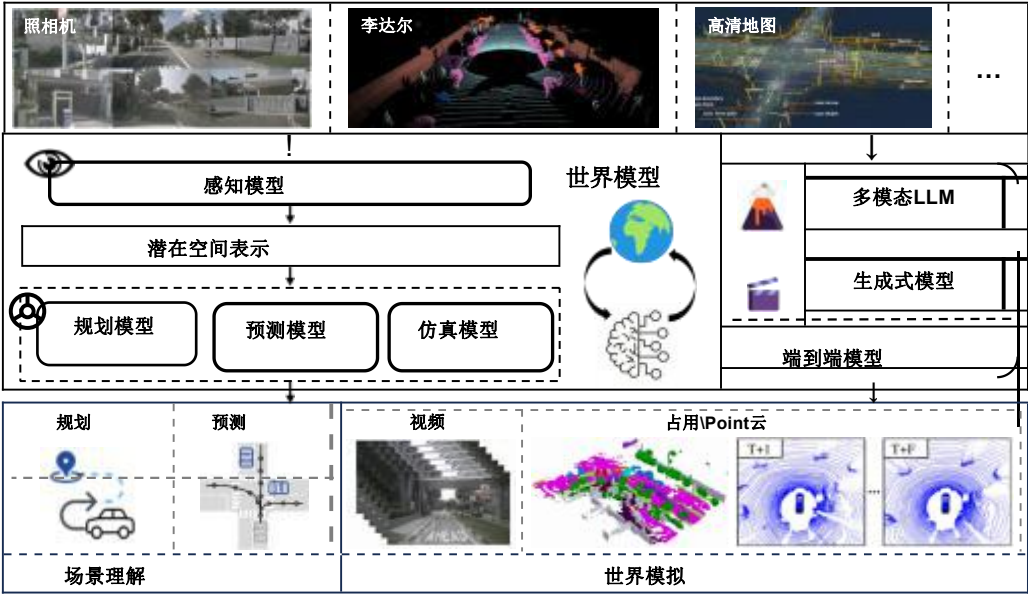


图5：世界模型在自动驾驶中的应用。

5.1.1学习隐式表示

自动驾驶汽车通常利用照相机、雷达和激光雷达来感知现实世界，并通过图像、视频数据和点云数据来收集信息。在初始决策范式中，模型通常以感知数据作为输入，并直接输出运动规划对自动驾驶汽车的测试结果。相反，当人类操作车辆时，他们通常会提供服务，并预测其他交通参与者的当前和未来的状态，以确定他们自己的驾驶策略[74].因此，通过感知数据学习世界的内隐表征，预测周围环境的未来状态，是提高自动驾驶汽车决策可靠性的关键一步。我们坚持了这个过程，因为它体现在自动驾驶汽车如何在潜在空间中学习一个世界模型。

如图5的左半部分所示，在多模态大型模型和端到端出现之前自动驾驶技术[71]，自动驾驶汽车的感知和预测任务通常被分配到不同的模块，每个模块都在各自的任务和数据集上进行训练。感知模块处理来自图像、点云和其他来源的数据，以完成目标检测和地图分割等任务，将感知到的世界投影到一个抽象的几何空间中。此外，预测模块通常会在这些地理空间中运行，以预测周围环境的未来状态，包括交通参与者的运动轨迹和运动。

感知数据的处理过程与深度学习技术的发展密切相关，如表5所示。2017年推出的点网[141]是第一个采用深度学习方法的用于处理点云数据。随着卷积神经网络的发展，基于图像数据的感知技术，如YOLOP[195]和MultiNet[177]，出现并在自动驾驶场景理解任务[65年，182,96,239].近年来，变形架构在自然语言处理中得到了突出的应用，该技术也被应用于

表5：现有的场景理解与世界模拟工作的比较。

	任务	工作	年	数据模式	技术
驾驶场景理解	知觉	更快的r- cnn[147]	2015	照相机	中心体
		点数[141]	2017	李达尔	MLP
		多网[177]	2018	照相机	中心体
		综合[96]	2021	照相机	CNN和关注
		约洛普[195]	2022	照相机	中心体
		BEV前[105]	2022	照相机	注意事项
		输血[7]	2022	相机和激光雷达	Transformer
驾驶世界模拟	规划 & 预测	变形金刚[126]	2022	几何空间	注意事项
		[167]线程	2022	几何空间	Transformer
		QCNet[241]	2023	几何空间	Transformer
		HPTR[231]	2023	几何空间	Transformer
		江等人。[83]	2023	几何空间	扩散
	端到端 场景 理解	UniAD[71]	2023	照相机	变压器
		令牌[178]	2024	照相机	MLLM
驾驶世界模拟	运动 仿真	Omni驱动器[96]	2024	照相机	MLLM
		相扑[113]	2000	几何空间	基于规则
		元[103]	2022	几何空间	的数据驱动
		贩运者[230]	2023	几何空间	器-变压器
	端到端 传感器 仿真	韦马克斯[56]	2024	几何空间	数据驱动器
		盖亚-1[69]	2023	照相机	变压器扩散
		驱动梦想家[189]	2023	照相机	扩散注意
		驱动器-WM[192]	2023	照相机	力扩散扩
		10月世界[237]	2023	占用率	散扩散
		OccSora[185]	2024	占用率	
		Vista[49]	2024	照相机	
		副驾驶4D[226]	2024	李达尔	

图像数据的理解。前[105]利用注意机制来整合图像从多个摄像机角度，从抽象的视角构建抽象的几何空间，并在各种任务中实现最先进的结果，包括目标检测。此外，反式融合[7]通过交叉注意融合激光雷达和相机数据，提高了perc的平均精度方法在感知结果的基础上，一系列的技术，如rnn[6, 243,88],CNNs[136,26,和变形金刚，1 27,167,已经被用来编码历史上的问题了吗场景信息和预测交通参与者的未来行为。

近年来，随着多模态大型语言模型的出现和快速发展，许多人都在努力寻求将这些模型的一般场景理解能力应用于自动驾驶领域。令牌[178]标记整个t框架场景知识方面，利用语言模型的推理能力来处理长尾预测和规划问题，综合驱动器[96]设置了基于上行的代理，并覆盖了多个任务，包括场景描述、反事实推理和决策。

5.1.2世界模拟器

如表5所示，在出现多模态大型模型和基于视觉的生成模型之前，模型、交通场景模拟通常是在地理度量空间中进行。模拟所依赖的场景数据通常由自元的感知模块收集或手动构建。这些模拟以几何轨迹的形式代表了该场景的未来状态[113, 103,56,，这需要进一步的建模和渲染来生成输出适合于车辆的感知。多个模块的级联往往会导致信息损失，增加了仿真的复杂性，使场景控制更具挑战性。此外，真实的场景渲染通常需要大量的计算资源，这限制了虚拟流量场景生成的效率。

利用基于扩散的视频生成模型作为世界模型，部分解决了一些问题。通过对大规模交通场景数据集的训练，可以直接对模型进行扩散

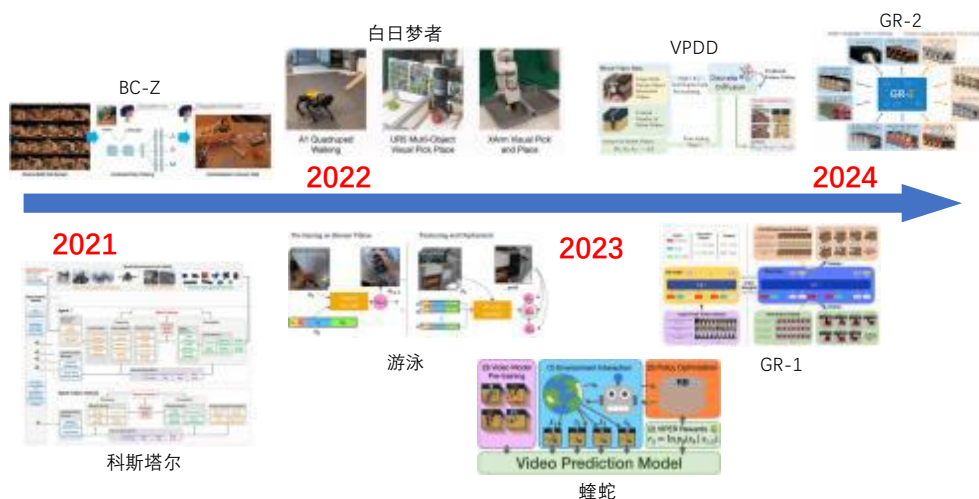


图6：机器人世界模型的发展。

生成与现实非常相似的相机感知数据。此外，固有的扩散模式的控制能力，结合文本图像对齐方法，如CLIP[143]，可以实现用户可以以严格的方式控制场景的生成。GAIA-1[69]和DriveDreamer series[189]是第一个采用这种方法来构建世界的方法吗模型在此基础上，DriveWM[192]引入了闭环控制来进行规划而Vista[49]则专注于改进生成结果的解决方案和扩展pre-措辞持续时间。除了预测视频空间未来状态的方法外，许多其他工作还探索了不同形式的车辆感知数据。OccWorld [237]和OccSora [185]预测 通过预测三维占用网格的世界未来状态，而副驾驶4D[226]构建一个通过预测雷达点云数据的变化而建立的世界模型。与视频数据相比，这些特征类型能更好地反映交通场景的空间特征。

5.2 机器人

世界模型已经成为机器人技术的一个变革范式，使机器人能够装饰在复杂的环境中执行、预测和执行任务。这种机器人技术的革命能够成为可能，部分原因是由于神经网络的进步[181, 66]和机器学习algorithms[159]它使机器人能够构建捕获关键信息的隐式表示世界的组成部分。另一方面，预测模型[41, 42]是能够直接使用的吗 预测除了抽象表示之外的未来世界的状态，允许机器人适应可能的环境变化，并作出积极反应。有了上述强大的技术，机器人可以直接与现实世界的环境进行互动和学习。如图6所示，llm[87, 和世界模型，199,被认为是其中之一获得人工通用智能（AGI）的可能路径，因为它们可以成为机器理解世界潜在规律的起点。我们在表6中总结了世界机器人模型的发展情况。

5.2.1 学习隐式表示法

传统的机器人任务（例如，抓取对象）通常是在高度结构化的环境中执行的，其中关键组件被显式地建模[90, 34]，消除了需要 机器人要独立地学习或适应其对世界的理解。然而，当机器人在不熟悉的环境中去开发时，特别是在那些关键特征或动态没有被明确建模的环境中，之前成功的任务可能会失败，因为机器人努力将这些未知特征结合到一起[122, 85].因此，让机器人学习其环境的隐式表征是实现智能的关键第一步。

为了帮助机器人理解世界上的物体，视觉模型模拟了卷积神经网络工作（CNNs）[99, 93,51]和视觉变压器（ViT）[31, 整合了视觉特征

这使得机器人识别任务中的关键对象成为可能。机器人工艺[165]将视觉观察结果转移到粒子中，并捕捉到下面的结构-谎言系统通过一个图形神经网络。此外，还进行感知物理空间的尝试。PointNet[140]，首先用asym对非结构化的三维点云进行编码-测量功能，捕捉环境的空间特征。最近的工作[52]将观测结果获得了较长的局部探索路径，形成其潜在空间内物理空间的全局表示，使机器人能够跟踪和接近特定目标。随着llm中语言理解能力的进步[180, 14,32]，一种新的启用范式机器人捕捉任务意图的步骤是描述任务金的文本形式，然后通过llm获得文本表示[124, 50,72,186].BC-Z [79]利用了语言表示法快速表示，增强了机器人的仿真任务性能。Text2运动[107]分裂自然语言教学到任务级和运动级计划与LLM处理复杂顺序操作任务。

5.2.2 预测未来的环境状态

机器人任务总是连续的和长期的，在当前时刻做出的决策可能会对未来任务的性能[171]产生深远的影响.因此，通过预测ir行为将如何影响未来的环境状态，机器人可以避免潜在的错误，并随着时间的推移提高任务性能。经典的机器人技术使用了一个循环算法[9, 89]使用电流观察来指导行动选择，导致机器人迷惑视力，并可能导致不可逆转的错误，即使它最终意识到自己采取了错误的行动。尽管一些方法声称在机器人技术中取得了突破性的性能，但它们依赖于基于专家知识的明确的动态函数，这限制了预测的范围和鲁棒性。

MORL[205]引入了一个单调的超动态模型来预测更新后的改进政策同时，轨迹加速器++[152]通过计算概率来预测环境通过条件变分自动编码器对未来轨迹的分布。最近，视频生成器模型使用了扩散技术[36, 21,10,和变压器[222，作为一个骨干已经成为未来状态预测的流行选择。例如，UniPi[33]制定了行动预测作为一个视频预测问题，并训练一个以初始状态作为显式条件上下文的约束扩散模型，以实现对未来的准确想象。类似地，蝰蛇[35]利用专家视频上的预先训练的自回归变压器，指导机器人正确执行，而Genie[15]，包括一个动态模型，预测环境的下一个状态-与之前的视频帧和动作一起使用。受益于互联网上数百万个未贴标签的视频，GR-2[196, 18]是对机器人任务进行微调，实现对未来的准确预测针对机器人的图像和动作轨迹的生成。

5.2.3 从模拟到现实世界

深度强化学习在机器人策略学习中闪耀，使机器人能够稳定行走[172,，物体抓取[223，甚至系鞋带[5]，这是特别com-自动plex。然而，深度强化学习并不像样本效率方面那么有效。例如，一个机器人在现实世界的[3]中学习解决魔方需要几十万年的时间，这完全限制了现实世界的应用.因此，大多数机器人技术的工作都是基于模拟进行的，采用各种分布式训练技术[151, 60]提高了样品采集的效率。尽管模拟效率显著，但一个训练有素的机器人在现实世界中还是失败了。这种差异是因为模拟不能完全恢复真实世界，而训练有素的策略可能会在分分分的情况中失败。另一方面，精确地模拟真实世界的环境是具有挑战性的，因为模拟的环境往往与现实世界不同，而这种差异累积了远程决策，导致了不适应世界变化的政策。

世界模型已经显示出了机器人在现实世界中处理通用任务的巨大前景。NeBula[2]构建了一个信念空间，机器人在那里执行推理和决策，并且可以适应不同的机器人结构和未知的环境，而白梦者[199]发电机 - 从离线数据实现一个世界模型，使机器人能够在数小时内直接在现实环境中行走。此外，SWIM[120]从人类视频和微调中学习机器人设置没有任何任务监督，这只需要不到30分钟的真实-

表6：机器人世界模型的比较。

	任务	模型	年	输入	脊梁骨
学习 内 表示	视觉的 表示	CNN[99] ViT[31]	1998 2024	图像 图像	中心体 Transformer
	3D 表示	波因特网[140] 预测编码器[52]	2017 2024	三维点云 图像	MLP ResNe
	任务 表示	BC-Z[79] 文本2运动[107] Gensim[186]	2022 2023 2023	文本和视频 文本 文本	^t LLM和ResNet I.I.M
预测 未来 环境	轨迹预测	摩洛[205] 轨迹控制器++[152]	2020 2020	运动图 像	策略梯度 CVAE
	视频 预测	UniPi[33] 毒蛇[35]	2024 2024	视频 视频	扩散变压 器
	一般预 测	GR-2[196] 毒蛇[35]	2023 2024	视频 视频	扩散 自回归的
现实世界 的规划	现实世界 的适应	Day梦想家[199]游 泳[120] 科斯塔尔[2]	2023 2023 2021	视频 视频 多峰值	RSSM 迁移学习 信仰空间
	评价	OpenEQA[117]	2024	图像和文本	局部白细胞 运动

表7：社会模拟性的代表性作品。

	预付款	要模拟什么	世界模型的影响
世界模式是社会模拟	AI镇[132] S3[47] 帕帕克里斯托等人。 [131] 徐等人。[206] 经济代理[101] SRAP- Agent[82] 项目Sid[4]	机器学会 社交网络 社交网络 运动 宏观经济学 资源分配 集体规则（税）	风格化的事实 预测 风格化的事实和预测 风格化的事实 风格化的事实 风格化的事实 风格化的事实
社会圣拉克拉的世界模式	代理-Pro[228] 张等人。[225] GovSim[137] 代理组聊天[53]	运动 机器学会 资源共享 群组聊天	信仰 反思与辩论 认知 信仰与记忆

世界交互数据。OpenEQA[117]进一步介绍了联合国标准的基准机器人的环境和任务，提供了一个现实世界的具体化代理的一般评估。

5.3社会模拟

“社会模拟器”的概念最初是作为[133]的原型技术引入的，旨在帮助设计师创建一个包含许多潜水员和代理的虚拟社会计算系统。基于专家定义的规则构建代理的传统方法[157，12]或重新-强化学习[236]面临的问题，如过于简单的行为或缺乏解释- ity.然而，llm的出现为建立更真实的启发主义社会模拟性提供了一个变革性的工具，实现更令人信服的程式化事实[101]或当代预测。社会模拟可以看作是反映现实世界社会计算系统的世界模型的形式。此外，社会模拟中的主体也发展了外部系统的内隐表征；也就是说，他们建立了一个内隐的世界模型来支持他们的社会行为的产生。世界模型与社会拟像模型之间的关系如图7所示，对代表性作品的总结见表7。



图7：世界模型和社会模拟模型。

5.3.1 构建社会模拟器，反映了现实世界的社会

在LLM代理快速崛起的时代，构建现实的社会仿真系统变得更加实用。其中一个最著名的社会模拟游戏的例子是AI Town [132]，一个世界模型由25个生成主体组成，本质上形成了一个沙箱社会环境。在这个虚拟社区中，主体表现出可信的个人行为，在群体层面上，出现出与现实世界中可能出现的行为相似的突发社会行为。沿着这些思路，越来越多的人正在尝试用LLM代理来取代各种社会场景中的人类，实际上形成了他们自己的特定场景的社会模拟器。这些工作在社交网络、合作或竞争游戏等[46]等场景中使用了模拟游戏范式。

S3[47]是一项开创性的利用LLM代理来模拟消息道具的动态工作 - 社交网络上的农业。S3通过模拟信息转发等人类情绪、态度和社会行为，成功地在构建的虚拟社交网络中再现了多个现实世界公共事件的传播动态，结果不了现实的影响。类似的研究[131]进一步探讨了社会性的形成机制由LLM代理领导的网络，并将其与真实的人类社会网络进行比较。同样地，Xu等人的[206]使用LLM代理来玩经典的社交互动游戏，Werewolf。在模拟过程中，他们观察到战略行为的出现，如欺骗和对抗，揭示了llm在不完整信息中的潜力。社会模拟学研究的另一个流行领域是经济系统的模拟。经济代理[101]构建了一个宏观经济体系，基于LLM代理模拟个体经济行为，包括劳动力市场、消费市场和金融市场等关键经济组成部分。模拟结果复制了程式化的事实，包括波动的宏观微观指标和与真实世界证据一致的宏观经济规律。经济代理恶-展示了使用LLM代理在模拟经济决策和构建经济系统方面的巨大潜力。经济领域中社会模拟性的其他模拟包括稀缺资源[82]的分配和税收制度[4]的形成等。

5.3.2 Agent对社会模拟中外部世界的理解

LLM代理通过存储通过与外部环境[229]交互获得的观察结果来建立它们的记忆，从而形成对外部的隐式表征和基本认知世界，特别是在模拟社会场景的背景下。这种认知以文本形式存储在记忆库中，供LLM代理检索和使用，使它们能够获取有用的信息，并在做决策时充分利用过去与环境的互动中的经验知识。

Agent-Pro[228]转换其与外部环境交互的记忆-与互动任务中的其他代理合作)进入所谓的“信念”。基于这些信念，它会做出下一个决定，并更新其行为策略。这些信念代表了主体对环境的社会理解和其中的其他主体，与第3.2节中提到的心智理论有关。其他关于LLM代理的工作也采用了类似的设计。例如，张等人[225]从非社会心理学的角度介绍了反思和辩论的机制用于建模多智能体协作任务。一项更先进的研究是GovSim[137]-探讨在由LLM主体组成的社会中是否会出现旨在可持续资源开发的合作行为。在这种设置中，每个代理通过多代理对话收集关于外部世界和其他代理的行为策略的信息，并随后形成自己的高层次见解，本质上创建了一个世界模型的隐式表示。另一个类似的应用程序场景是交互式群组聊天[53]，其中类似于人的行为内部而策略出现在四种叙事场景中，包括继承纠纷、法律法庭辩论等。

6个开放的问题和未来的发展方向

超现实生成式人工智能的最新进展引起了人们对世界模型发展的广泛关注，特别关注像Sora[130]这样的仿真模式大模型。尽管有治疗创新，但也有许多重要的开放性问题需要解决。

6.1物理规则和反事实模拟

世界模型的一个关键目标是学习模拟世界的潜在因果关系，比如环境的物理规则。它们为完整场景[135]的未观察到的推断结果提供了重要的能力，超越了数据驱动的预测假设有相同的数据分布的方法。这些功能对于解决数据稀缺问题至关重要，而数据稀缺问题对于关键任务应用程序中的罕见事件建模尤为重要。例如，模拟拐角情况对于提高自动驾驶AIs[40]的鲁棒性至关重要。此外，拥有一个精确的物理规则模型也可以改善模拟环境的环境，这对于许多应用中解决模拟到现实的差距是必不可少的。此外，具有现实物理规则的世界模型被认为是代理对物理世界发展全面理解的基本训练环境。

最近大型生成模型的突破主要是由深度学习模型驱动的，如变压器模型和扩散模型，它们本质上是由数据驱动的。模拟物理规则的能力是否可以从训练数据的尺度中产生，这是一个有争议的问题。苍井空显示了令人印象深刻的基因能力，现实世界[130]，包括在运动中的物体和形状多变的物体，如行人、狗和带有咬痕的汉堡包。然而，它仍然难以精确地模拟诸如重力和流体动力学等物理规则。此外，研究人员还发现，LLMs不能充分预测物理世界[191]的状态转移，如沸水。这些观察结果表明，大型生成模型，尽管它们被大量的数据集授权，但在获取世界的收益因果代表方面仍然有固有的局限性。一个很有前途的未来方向是用物理规则模拟器来探索大型生成模型上的集成。这样的解决方案可能会降低概括内容的分解离子和质量，但它们应该提高推广到看不见的、反事实的情况。此外，有明确的物理规则也可以提高可解释性和世界模式的透明度。

6.2丰富社会维度

仅模拟物理元素对于一个高级世界模型是不够的，因为人类行为和社会互动在许多重要的场景[46]中也扮演着至关重要的作用。因此，城市居民的行为对于构建城市环境的世界模型尤为重要[8, 204]。先前的研究表明，llm的人类感知推理提供了一个独特的机会来模拟现实的人类行为。然而，设计能够模拟现实和可理解的人类行为和社会互动的自主代理仍然是一个有待解决的问题。最近的研究表明

这些人类行为模式和认知过程可以为实际工作流程的设计提供信息，这反过来又增强了llm的人类行为模拟能力[163，代表132] 这是未来研究的一个重要方向。此外，对一般人类行为现实的评价仍然很大程度上依赖于人类的主观评价，这对一个大规模的世界模型具有挑战性。制定一个可靠和可扩展的评估方案将是另一个问题。未来的研究方向，可以丰富世界模式的社会维度。

6.3用体现出来的智能来连接模拟和现实

世界模型长期以来一直被认为是开发联合联合[155]的关键一步。它可以作为一个强大的模拟器，创建环境的相关元素，并建模它们之间的现实主义关系。这样的环境可以促进具体化代理通过与模拟环境的交互来学习，从而减少对监督数据的需求。为了实现这一目标，改进生成式人工智能模型的超模态、多任务和三维能力已成为开发具身代理的通用世界模型的一个重要研究问题。此外，缩小模拟到现实的差距[67]一直是长期的-对于具身环境模拟器的长期研究问题，因此，将训练后的身体智能从模拟环境转移到物理世界是很重要的。收集更细粒度的感觉数据也是实现这一目标的关键步骤，这可以通过浮雕剂的界面来实现。因此，未来一个有趣的研究方向是创建自我强化的循环，以利用生成世界模型的协同力量和体现代理。

6.4仿真效率

确保世界模型的高模拟效率对许多应用程序来说都是很重要的。每秒的帧数是学习高质量的复杂无人机操作ai的关键指标。大多数大型生成ai的流行变压器架构对高速模拟提出了巨大的挑战，因为它的自回归性质只能产生一个标记的数据时间。提出了几种策略来加速大型生成模型的推理，如合并大的和小的生成模型[162]和提取大的模型[163]。更全面的解决方案包括构建一个模拟平台，以优化调度LLM请求[210]。当经典物理模拟器的任务是模拟大型和复杂的系统时，高计算成本也是一个问题。以往的研究发现，图神经网络扫描等深度学习模型可用于有效地近似物理系统[154]。因此，探索较小的深度学习模型与大型生成人工智能之间的协同作用将是一个重要的研究模型此外，从底层硬件到编程平台的整体改进而人工智能模型也需要实现实质性的加速。

6.5伦理和安全问题

数据隐私。最近建立具有大通用性的世界模型的趋势引起了对隐私风险的显著关注，这在很大程度上是由于大量和经常不透明的训练数据[219]。广泛的研究工作致力于评估用像LLM[102]这样的大型泛代ai来推断私人信息的风险，这在视频生成模型的背景下可能特别敏感。要遵守GDPR[176]等隐私法规，改善变性人是很重要的-参与生成性人工智能的生命周期，帮助公众理解数据是如何在这些人工智能模型中被收集、存储和使用的。

模拟不安全的场景。生成型人工智能令人难以置信的智能力量使保护他们的访问成为最重要的任务。之前对llm的研究发现，它们可能会被误导，在敌对的提示下产生不安全的内容[94，76]。不安全使用世界模式的风险可能更大。敌对的用户可能会利用这些技术来模拟有害的场景，从而重新增加规划非法和不道德的活动的成本。因此，保护世界模型的使用是未来一个重要的研究方向。

问责制。生成超现实的文本、图像和视频的能力已经造成了严重的传播错误信息和虚假信息的社会问题。例如，深度伪造技术的出现产生了广泛的对社会、经济和政治系统的负面影响[193]。因此，检测ai生成的内容一直是一个关键

研究解决这些风险的问题，[146].然而，由于生成式AIs的进步，这个问题正变得越来越具有挑战性，如果建立一个能够产生一致的、多维输出的世界模型，这将会更加困难。像水标记这样的技术可以帮助提高世界模型使用[27]的问责制.更多的研究关注，以及法律上的解决方案，都需要提高世界模式使用的责任。

7 结论

理解世界和预测未来是科学家发展人工生成智能的长期目标，强调了在不同领域构建世界模型的重要性。本文首次介绍了对世界模型的全面调查，系统地探讨了它们的两个主要功能：隐式表征和对外部世界的未来预测。我们提供了关于这些核心功能的现有研究的广泛摘要，特别强调了世界模型不决策、通过模型获得的世界知识、作为视频生成的世界模型和作为体现环境的世界模型。此外，我们还回顾了在世界模型的关键应用方面的进展，包括自动驾驶、机器人技术和社会模拟。最后，认识到这一快速发展领域未解决的挑战，我们突出了开放的问题，并提出了有前途的研究方向，希望刺激这一新兴领域的进一步研究。

参考文献

- [1] 乔什·阿奇亚姆，史蒂文·阿德勒，桑德希尼·阿加瓦尔，喇嘛艾哈迈德，阿卡亚，弗洛伦西亚·莱昂尼阿莱曼，迪奥戈·阿尔梅达，扬科·阿尔滕施密特，山姆·奥特曼，沙马尔·阿纳德卡特，等。Gpt-4的技术报告。arXiv预印本arXiv: 2303.08774, 2023.
- [2] Ali Agha, 大松恭平, 本杰明莫雷尔, 大卫D范, 罗汉塔克, 天使圣玛利亚-纳瓦罗, 金、阿曼达布曼、雷贤美, 杰弗里埃德伦德等。星云：在挑战环境中追求机器人自主；团队合作的地下挑战。arXiv预印本arXiv: 2103.11470, 2021.
- [3], 阿卡亚, 马辛, 马切克, 马图斯·利特文, 鲍勃·麦克格鲁, 亚瑟·佩特朗, 亚历克斯·佩诺, 马西亚斯·普拉珀特, 格伦·鲍威尔, 拉斐尔·里巴斯, 等。用机械手来解魔方。arXiv预印本arXiv: 1910.07113, 2019年.
- [4] Altera AL, 安德鲁·安, 尼克·贝克尔, 斯蒂芬妮·卡罗尔, 尼科·克里斯蒂, 曼纽尔·科尔特斯, 阿尔达·德米尔奇, 杜梅丽莎, 弗兰基·李, 罗淑英, 等。项目：对人工文明的多智能体模拟。arXiv预印本arXiv: 2411.00114, 2024.
- [5] 豪尔赫·阿尔达科, 特拉维斯·阿姆斯特朗, 罗伯特·巴鲁克, 杰夫·宾汉姆, 桑基·陈, 肯尼斯·德雷珀, 德比达塔·德威贝迪, 切尔西·芬恩, 皮特·佛罗伦斯, 斯宾克·古德里奇, 等。Aloha2: 一种增强的低成本的双手远程操作硬件。arXiv预印本arXiv: 2405.02292, 2024.
- [6] 弗洛伦特酒店。用于高速公路轨迹预测的Anlstm网络。2017年IEEE第20届智能交通系统国际会议 (ITSC), 第353-359页。IEEE, 2017年。6
- [7] 白旭阳、胡泽宇、朱兴子、黄清秋、陈依伦、傅洪波、赵兰泰。输血：用于变压器三维目标检测的鲁棒激光相机融合。IEEE/CVF计算机视觉和模式识别会议论文集, p页, 第1090-1099页, 2022年。
- [8] 迈克尔·巴蒂。城市规划中的数字双胞胎。《自然计算科学》, 4(3): 192-199年, 2024年。
- [9] Dimitri伯塞卡斯。动态编程和最优控制：第一卷, 第4卷。雅典娜科学出版社, 2012年。
- [10] 凯文·布莱克, 中本三彦, 阿特雷雅, 霍默·沃克, 切尔西·芬恩, 阿维拉库-马尔和谢尔盖·莱文。使用预先训练好的图像编辑差异模型的零镜头机器人操作。arXiv预印本arXiv: 2310.10639, 2023.
- [11] 丹尼尔·博格多尔, 杨益田和J·马吕斯·Zillner。Muvo: 一个具有几何表示法的自动驾驶的多模态生成世界模型。艺术印刷, 页-2311, 2023。ö

- [12]威廉·阿布罗克和汽车H Hommes。在一个简单的资产定价模型中，异构的信念和走向混乱的路径。《经济动力与控制杂志》，22（8-9）：1235-1274,1998。
- [13]蒂姆·布鲁克斯，比尔·皮布尔斯，康纳·霍姆斯，威尔·德普，郭宇飞，李靖，大卫·施努尔，乔·泰勒，特洛伊·鲁曼，埃里克·鲁曼，克拉伦斯，吴瑞奇·王，和阿迪蒂亚·拉梅什。视频生成模型作为世界模拟器。2024。
- [14]汤姆·布朗，本杰明·曼，尼克·莱德，梅兰妮·苏比亚，贾里德·德·卡普兰，普拉弗拉达里·瓦尔，尼拉坎丹，普拉纳夫·希亚姆，吉里什·萨斯特里，阿曼达·阿斯凯尔等。语言模型是很少机会的学习者。神经信息处理系统的进展，33：1877-1901,2020。
- [15]杰克·布鲁斯，迈克尔·丹尼斯，阿什利·爱德华兹，杰克帕克-霍尔德，于格石，爱德华休斯，马修·赖，阿迪提·马瓦兰卡尔，里奇·斯泰格瓦尔德，克里斯·阿普斯等。精灵：世代的互动环境。在2024年举行的第41届机器学习国际会议上。
- 蔡盛曲、陈瑞强、彭松友、穆罕默德、安东奥布霍夫、范古尔和戈登韦茨斯坦。扩散梦想者：用条件扩散模型进行一致的无监督单视图场景外推。发表在IEEE/CVF计算机视觉国际会议论文集上，第2139-2150页，2023页。
- 张[17]、戴，戴，芬克豪舍、哈尔伯、尼斯纳、马诺丽、宋、曾安迪、张银达。在室内环境中学习mrgb-d数据。3D视觉（3 DV）国际会议，2017年。
- 陈志[18]、陈广曾、亚静、孔涛、李恒峰、李一峰、刘玉晓、吴洪涛、徐佳峰、杨一初等。Gr-2：具有机器人操作知识的生成视频语言动作模型。arXiv预印本arXiv：2410.06158，2024。
- 陈[19]建宇，袁博迪和富冢正。城市自动驾驶的无模型深度强化学习，2019年。
- 程[20]直立、王志通、胡锦逸、胡升定、刘安、屠宇贵、李鹏凯、雷石、刘志远、孙茂松。遗产：面向实体代理的开放平台。arXiv预印本arXiv：2404.18243，2024。
- [21]志、徐振佳、远芬、库子诺、杜依伦、伯奇菲尔、俄罗斯、舒兰宋。扩散策略：通过动作扩散进行的视觉运动策略学习。《国际机器人学研究杂志》，页码02783649241273668,2023。
- [22]·志晓伟、张恒远、范春凯、齐兴群、张荣宇、陈安东尼、陈志明、薛伟明、罗文涵、张上杭等。Eva：一个为未来视频期待而准备的具体化世界模型。arXiv预印本arXiv：2410.15461，2024。
- [23]赵晓夫，大卫、盛正、郑景耀、李立恒、金泰浩、张承红、张宁。苍井空作为一个敏捷的世界模型？一个关于文本到视频生成的完整调查。arXiv预印本arXiv：2403.05131，2024。
- 周[24]、林宗汉、崔宪、阮、阮、黄子国、施奈德。利用高清晰度地图和高效对流网络预测脆弱道路使用者的运动。在2020年的IEEE英特尔相关车辆研讨会（IV），第1655-1662页。IEEE，2020年。
- [25]库尔特兰蔡，罗伯托卡兰德拉，罗文麦卡利斯特，和谢尔盖莱文。在一些使用概率动力学模型的试验中进行强制学习。神经信息处理系统的进展，2018年31日。
- 崔[26]、爷爷、周方杰、林宗汉、阮、黄子国、施奈德、阮德克。利用深度卷积网络进行多模态轨迹预测。2019年机器人与自动化国际会议（icra），第2090-2096页。IEEE，2019年。
- [27]支持达塔斯里，阿比盖尔看到，盖萨斯，黄波森，罗伯·麦卡达姆，约翰内斯·韦尔布尔，凡达纳·巴查尼，亚历克斯·卡卡索利，罗伯特·斯坦福斯，塔蒂亚娜·马特约维科娃等。用于识别大型语言模型输出的可扫描水印。《自然》杂志，634（8035）：818-823,2024。

- [28] 马特·戴特克、伊莱·范德比尔特、阿尔瓦罗·赫拉斯蒂、卢卡·韦赫斯、基亚纳·埃萨尼、萨尔瓦多·温森·汉、埃里克·科尔夫、阿尼鲁达、肯巴哈维和鲁兹贝·莫塔吉。程序：使用程序生成的大规模浮雕。神经信息处理系统的进展，35：5982-5994,2022。
- [29] 邓博阳、塔克、李正棋、列奥尼达·吉巴斯、诺亚、戈登·韦茨斯坦。街景：使用自动回归式视频扩散的大规模一致街景生成。在ACM签名图2024年会议文件中，第1-11页，2024年。
- [30] Mehmet Dogar, 安德鲁·斯皮尔伯格, 斯图尔特·贝克, 和丹尼拉罗斯。针对顺序装配操作的多机器人掌握计划。自动机器人，43：649-664,2019年。
- [31] 亚历克西·多索维茨基。一张图像值16x16个字：用于图像识别的变形金刚。arXiv预印本arXiv：2010.11929，2020。
- [32] 杜南杜、黄延平、戴明、唐、拉培钦、徐远忠、克里坤、周雁栖、魏宇、奥汉等。魅力：使用混合专家的语言模型。国际机器学习国际会议，第5547-5569页。PMLR, 2022。
- [33] 杜叶伦、杨雪莉、戴博、戴汉军、纳库姆、特南鲍姆、杜尔和彼得阿贝尔。学习大学政策网络引导的视频生成。神经信息处理系统的进展，36,2024年。
- [34] 休·杜兰特-怀特和蒂姆·贝利。同时进行的定位和映射：第一部分。IEEE《机器人与自动化》杂志，13(2)：99-110,2006。
- [35] 亚历杭德罗·埃斯康特雷拉、阿德米·阿德尼吉、严威尔逊、杰因、薛本彭、肯·戈德堡、李永、丹贾尔·哈夫纳和彼得·艾贝尔。视频预测模型作为强化学习的奖励。神经信息处理系统的进展，36,2024年。
- [36] 帕特里克·埃塞尔, 乔纳森·邱, 帕米达·阿提赫吉安, 乔纳森·格兰斯科和日纳斯塔斯。结构和内容引导的视频合成与扩散模型。IEEE/ CVF计算机视觉国际会议的国际论文集，第7346-7356页，2023页。
- [37] 林西扇、王官志、姜云凡、杨云卡、杨聪、朱浩毅、唐德安、朱宇科、动漫。利用互联网规模的知识，构建开放式的实体代理。神经信息处理系统的进展，35：18343-18362,2022。
- 冯[38]杰、杜玉伟、刘天回、郭思琪、林玉明、李勇。增强大型语言模型的城市空间认知能力。arXiv预印本arXiv：2406.13948，2024。
- 冯[39]杰、张军、严俊波、张欣、欧阳天健、刘天辉、杜玉伟、郭思琪、李勇。评估大型语言模型作为世界模型的能力。arXiv预印本arXiv：2406.13945，2024。
- 冯[40]、孙豪伟、严新涛、朱浩杰、邹正霞、沈盛银、刘亨十世。自动驾驶汽车安全验证的密集强化学习。《自然》杂志，615年（7953年）：620-627年，2023年。
- [41] 切尔西·芬恩, 伊恩·古德费勒, 和谢尔盖·莱文。通过视频预测进行物理相互作用的无监督学习。神经元信息处理系统的进展，2016年29日。
- [42] 切尔西·芬恩和谢尔盖·莱文。规划机器人运动的深度视觉预见。在2017年IEEE机器人与自动化国际会议（ICRA），第2786-2793页。IEEE，2017年。
- [43] Jay W弗雷斯特。社会系统的反直觉行为。理论与决策，2(2)：109-140,1971年。富饶、曾浩文、刘紫晨、斯里达。任何家庭：开放词汇生成结构化和纹理的3d家庭。在欧洲计算机视觉会议上，第52页-70。施普林格，2025年。
- [45] Chuang甘, 杰里米·施瓦, 赛斯·奥尔特, 达米安·姆罗卡, 马丁·施里普夫, 詹姆斯·特拉尔, 朱利安·德·弗雷塔斯, 乔纳斯·库比留斯, 阿比舍克班德瓦尔达, 尼克·哈伯等。威胁世界：一个交互式多模态物理模拟的平台。arXiv预印本arXiv：2007.04954，2020。

- [46]陈高、小冲兰、李年元、元元、丁静涛、周志伦、徐丰利、李勇。大型语言模型增强了基于代理的建模和仿真：一个调查和观点。人文与社会科学传播学, 11(1): 2024年1-24日。
- [47]陈高、兰小冲、陆志宏、毛金珠、朴华、王万东、金德鹏、李勇。S3: 具有大型语言授权代理的社会网络仿真系统。arXiv预印本arXiv: 2307.14984, 2023.
- [48]高桥子、高桥子、高晓峰、高晓峰、高晓峰、高拉、施杭杰、杨博飞、张德胜等。Alexa竞技场: 以人工用户为中心的互动平台。神经信息处理系统的进展, 36,2024年。
- 高深源、杨家智、李陈、嘉达、秋一航、盖革、张军、李洪阳。Vista: 一个具有高保真度和通用可控性的通用驾驶世界模型。arXiv预印本arXiv: 2405.17398, 2024.
- [50]艾略特·格斯特林, 马可·库尔曼和詹德里克·塞普。N1 2计划: 从最小的文本描述中进行稳健的llm驱动程序规划。arXiv预印本arXiv: 2405.04215, 2024.
- [51]罗斯吉尔希克, 杰夫多纳休, 特雷弗达雷尔, 和吉丁德拉马利克。丰富的特征层次结构, 用于准确的目标检测和语义分割。发表在IEEE计算机视觉和模式识别会议论文集上, 第580-587页, 2014年。
- [52] James Gornet和马特汤姆森。用视觉预测编码自动构建认知地图。《自然机器智能》, 6(7): 820-833年, 20 24年。
- [53]顾周红、朱晓璇、郭浩然、张林、殷蔡、郝浩、陈江洁、叶哲宇、戴逸菲、严高等。代理群聊天: 一个活跃的群聊天模拟, 以更好地引发集体突发行为。arXiv预印本arXiv: 2403.13433, 2024.
- 关[54]、廖海、李振宁、贾胡、袁媛、李云建、张国辉、徐城中。自动驾驶的世界模型: 一项初步调查。IEEETrans-在智能车辆上的行动, 2024年。
- 关[55]、廖海、李振宁、贾胡、袁媛、李云建、张国辉、徐城中。世界自动驾驶模型: 初步调查, 2024年。
- [56] Cole Gulino、傅斯汀、罗文杰、乔治·塔克、伊莱·布朗斯坦、陆一仁、哈布、潘欣蕾、王燕、陈翔宇等。Waymax: 一种用于大规模自动驾驶研究的加速的、数据驱动的模拟器。《神经信息处理系统中的应用》, 36,2024。
- [57] Wes Gurnee和Max Tegmark。语言模型代表了空间和时间。arXivpreprint arXiv:2310.02207 ,2023.
- [58] David Ha和J先生。循环使用的世界模型促进了政策的演变。神经信息处理系统的广告分析, 2018年31日。
- [59] David Ha和J先生。世界上的模型。arXiv预印本arXiv: 1803.10122, 2018.
- [60]、徐鹏、谭振宇、谢尔盖·莱文、谭洁。学会用最少的人力努力在现实世界中行走。arXiv预印本arXiv: 2002.08550, 2020.
- [61]丹尼贾尔·哈夫纳, 蒂莫西·利利克拉普, 吉米·巴和穆罕默德·诺鲁齐。梦境控制: 通过潜在的想象来学习行为。arXiv预印本arXiv: 1912.01603,2019年.
- [62]丹尼贾尔·哈夫纳, 蒂莫西·利利克拉普, 伊恩·费舍尔, 鲁本·维勒加斯, 大卫·哈, 洪拉克·李, 和詹姆斯戴维森。从像素中学习潜在的规划动态。在关于机器学习的国际会议上, 第2555-2565页。PMLR, 201 9.
- [63]丹尼贾尔·哈夫纳, 蒂莫西·利利克拉普, 穆罕默德·诺鲁齐和吉米·巴。用离散的世界模型掌握雅塔里。arXiv预印本arXiv: 2010.02193, 2020.
- [64]何浩然、白、凌, 张渭南, 赵斌、李雪龙。学习一个可操作的离散扩散策略, 有效规模的无行动视频训练。2024年第三十八届神经信息处理系统年度会议, 2024年。
- [65]俊才和徐。Mgnet: 多重网格和卷积神经网络的统一框架。《科学中国数学》, 62(7): 1331-1354,2019年5月。
- [66]乔纳森·霍, 阿杰·耆那教和彼得·阿贝尔。否认扩散概率模型。《神经信息处理系统》, 33: 6840-6851,2020。

- [67]塞巴斯蒂安·赫弗, 科斯塔斯·贝克里斯, 安库尔·胡达, 胡安·卡米洛·甘博亚, 梅丽莎·莫齐菲安, 弗洛-里安·戈莱莫, 克里斯·阿特克森, 迪特尔·福克斯, 肯·戈德堡, 约翰·伦纳德等。Sim2在机器人和自动化: 应用和挑战。IEEE关于自动化科学和工程的交易, 18(2): 398-400,2021。̈
- [68]安东尼·胡, 劳埃德·罗素, 哈德逊·杨, 扎克·穆雷兹, 乔治·费多西夫, 亚历克斯·肯德尔, 杰米·肖顿和吉安卢卡·科拉多。Gaia-1: 自动驾驶的生成世界模型。arXiv预印本arXiv: 2309.17080, 2023.
- [69]安东尼·胡, 劳埃德·罗素, 哈德逊·杨, 扎克·穆雷兹, 乔治·费多西夫, 亚历克斯·肯德尔, 杰米·肖顿和吉安卢卡·科拉多。Gaia-1: 自动驾驶的生成世界模型, 2023年。
- [70]胡一琦, 洪倩, 杨宇。基于序列分类的直接策略搜索优化。发表在AAAI人工智能会议论文集上, 2017年第31卷。
- [71]胡仪涵、杨家智、李陈、李贵、司马崇浩、朱喜洲、柴思琪、杜世耀、林天威、王文海、陆李伟、贾晓松、刘强、戴继峰、于乔、李洪阳。面向规划的自动驾驶, 2023年。
- [72]普华、刘明环、马卡鲁苏、林云峰、张渭南、徐华哲、王利瑞。Gensim2: 使用多模块和推理llms缩放机器人数据生成。arXiv预印本arXiv: 2410.03645, 2024.
- [73]黄内衣、夏飞凤、肖泰德、陈志强、梁志强、佛罗伦斯、曾安迪、汤普森、莫达奇、耶夫根·切博塔等。神经内部独白: 通过语言模型的规划来体现推理。arXiv预印本arXiv: 2207.05608, 20 22.
- 黄彦君、杜中、杨智鲁、周泽伟、张林、陈红。自动驾驶轨迹预测方法的研究。IEEE交易公司的智能车辆, 7(3): 652-674,2022年。
- [75]黄志宇, 莫晓雨、陈吕。基于变压器的神经网络的多模态运动预测。2022年机器人与自动化国际会议(ICRA), 第2605-2611页。IEEE, 2022年。
- [76] Hakan伊南, 乌帕萨尼、池锋、龙格塔、毛玉宁、通切夫、胡青、富勒、泰斯托金等。喇嘛守卫: 基于人机对话的输入输出保障。arXiv预印本arXiv: 2312.06674, 2023.
- [77]安娜·伊万诺娃, 阿洛克·萨斯, 本杰明·利普金, 昂纳西·库马尔, 塞塔耶什·拉德卡尼, 托马斯·克拉克, 卡琳娜·考夫, 詹妮弗·胡, 普拉莫德, 加布里埃尔·格兰德, 等。世界知识元素(ewok): 一个受认知启发的框架, 用于评估语言模型中的基本世界知识边缘。arXiv预印本arXiv: 2405.09605, 20 24.
- [78]亚什·贾因, 安舒尔, 维尼特和哈基拉特·贝尔。躲猫猫: 通过掩蔽扩散产生交互激活物。发表在IEEE/CVF计算机视觉和模式识别会议论文集上, 第8079-8088页, 2024年。
- [79]埃里克·张泽, 亚历克斯·伊尔潘, 莫希·汗萨里, 丹尼尔·卡普勒, 弗雷德里克·艾伯特, 科里·林奇, 谢尔盖·莱文和切尔西·芬恩。带有机器人模仿学习的零射击任务泛化。在机器人学习会议上, 第991-1002页。PMLR, 2022.
- [80]迈克尔·詹纳, 贾斯汀·傅, 马文张, 和谢尔盖·莱文。何时要信任你的模型: 基于模型的政策优化。神经信息处理系统的进展, 2019年32日。
- [81]: 迈克尔·詹纳, 祁阳·李和谢尔盖·莱文。离线r强化学习是一个大的序列建模问题。神经信息处理系统的进展, 34: 1273-1286,2021。
- [82]吉家瑞、杨李、刘洪涛、杜诚、魏哲伟、沈魏兰、齐齐、林延凯。打包代理: 使用基于llm的代理来模拟和优化稀缺资源分配策略。arXiv预印本arXiv: 2410.14152, 2024.
- [83]姜哲玉、康曼、朴园、本萨普、尹周和安格洛夫。运动扩散器: 使用扩散的多智能体运动预测, 2023。

- [84], 查尔斯·吉诺和马丁·里纳德。在程序上训练的语言模型中程序语义的紧急表示。第四十一届机器学习国际会议, 2024年。
- [85]格雷戈里·卡恩, 亚当·维拉夫勒, 维奇尔·庞格, 彼得·艾比尔, 和谢尔盖·莱文。避免碰撞的不确定性感知强化学习。arXiv预印本arXiv: 1702.01182, 2017.
- [86]康、杨悦、吕锐、林志杰、杨赵、王开心、高黄、佳峰。从世界模型出发的视频生成有多远: 一个物理定律的观点。arXiv预印本arXiv: 2411.02385, 2024.
- [87] Shyam桑达尔坎南, 和张敏。使用大型语言模型进行智能多代理机器人任务规划。arXiv预印本arXiv: 2309.10062, 2023.
- 川崎和秋仁关木。利用车辆和车道之间的几何关系进行城市环境的多模态轨迹预测。2020年, IEEE机器人与自动化国际会议 (ICRA), 第9203-9209页。IEEE, 2020年。
- [89] Oussama卡蒂布。机器人操纵器运动和力控制的统一方法: 操作空间公式。IEEE《机器人与自动化杂志》, 第3(1): 43-53年, 1987年。
- [90]基利安·克莱伯格, 理查德·鲍曼, 沃纳·克劳斯和马可·胡贝尔。基于学习的机器人抓取测量。当前的机器人技术报告, 1: 239-249, 2020年。
- [91]埃里克·科尔夫、鲁茨贝·莫塔吉、温森·汉、伊利·范德比尔特、卢卡韦斯、阿尔瓦罗·赫拉斯蒂、马特·戴特克、基亚纳·埃萨尼、丹尼尔·戈登、朱尤克等。一个面向视觉ai的交互式3d环境。arXiv预印本arXiv: 1712.05474, 2017.
- [92]巴兹尔·库瓦里塔基斯和马克·坎农。模型预测控制瑞士: 施普林格国际出版, 2016年38日12-56。
- [93]亚历克斯·克里热夫斯基, 伊利亚·苏茨克弗和杰弗里·伊辛顿。基于深度卷积神经网络的图像集分类。神经信息处理系统的研究进展, 2012年25日。
- [94] Aounon库马尔, 阿加瓦尔, 苏拉吉斯里尼瓦斯, 索海尔非子, 和希玛拉卡拉朱。证明llm的安全。arXiv预印本arXiv: 2309.02705, 2023.
- [95] Ashish Kumar, 傅子鹏, 迪帕克·帕塔克, 和吉丁德拉·马利克。Rma: 对有腿机器人的快速运动适应。arXiv预印本arXiv: 2107.04034, 2021.
- [96] Varun拉维·库马尔, 瑜伽大师, 哈什, 甘尼什·西斯图, 克里斯蒂安·维特, 伊莎贝尔·莱昂, 斯特凡·米尔兹和帕特里克·姆德。综合性: 基于自动驾驶的多任务视觉感知网络, 2023年。
- [97]先生, 库鲁塔赫, 伊格纳西, 克拉维拉, 延段, 特拉维夫, 塔玛, 彼得, 修道院。模型集成的信任区域策略优化。arXiv预印本arXiv: 1802.10592, 2018.
- [98] Yann LeCun。一条迈向自主机器智能0.9版本的道路。2, 2022-06-27. 公开审查, 62(1): 2022年, 1-62日。
- [99] Yann LeCun, L, 尤舒·本吉奥和帕特里克·哈夫纳。基于梯度的学习应用于文档识别。《IEEE的诉讼程序》, 第86 (11) 页: 2278-2324页, 1998年。€
- [100]林康、魏绍、魏东、田义君、张铭、杨凯翔、张文杰。自动驾驶中以数据为中心的演变: 对大数据系统、数据挖掘和闭环技术的综合调查。arXiv预印本arXiv: 2401.12888, 2024.
- [101]年, 陈高, 李明宇, 李勇, 廖庆民。经济代理: 用于模拟宏观经济活动的大型模型代理。计算语言学协会第62届年度会议记录 (第1卷: 长篇), 第15523-15536页, 2024页。
- [102]秦斌、洪俊源、谢国、陈杰瑞、欣、侯君毅、尹泽维、王准、丹亨德、王张阳等。用大型语言模型评估数据隐私。arXiv预印本arXiv: 2408.12787, 2024.
- 李[103]贵仪、彭正浩、兰峰、张启航、薛正海、周博莱。元段: 组成潜水员的驾驶场景, 为可推广的强化学习。IEEE关于模式分析和机器智能的交易, 45(3): 3461-3475, 2022。

- 李[104]优晓, 米肖, 裴伟, 恩格斯、孙晓青, 泰格马克。概念的几何结构: 稀疏自动编码器特征结构, 2024年。
- [105]之奇、王文海、李洪阳、谢恩泽、崇浩司马、通路、于桥、吉峰戴。通过时空变压器学习电子多摄像机图像的鸟瞰视图表示。arXiv预印本arXiv: 2203.17270, 2022.
- [106]·林杰西、杜玉清、沃特金斯、哈夫纳、彼得·艾贝尔、丹·克莱因、安卡和德拉根。学习用语言塑造世界模型, 2024年。
- [107]凯文林, 克里斯托弗阿吉亚, 木松东木, 马可帕丰, 和珍妮特博格。文本2的动议: 从自然语言指令到实践计划。自动机器人, 47(8): 1345-1365, 2023。
- 刘[108]浩, 严仁、扎哈里亚和彼得·艾比尔。世界模特在百万长度的视频和语言与环的关注。arXiv预印本arXiv: 2402.08268, 2024.
- 刘[109]浩天, 李春元, 庆阳Wu, 李在勇。视觉指令调优, 2023。
- 刘[110]浩天, 李春元, 庆阳Wu, 李在勇。视觉指令调优。神经信息处理系统的进展, 36, 2024年。
- 刘[111]志汉、胡浩、张神雄、郭鸿毅、柯书琪、刘博一、王兆兰。未来的理由, 立即行动: 具有可证明样本效率的自治llm代理的原则框架, 2024年。
- [112]宇兴龙、李小七、蔡文哲、郝东。移动前讨论: 视觉导航专家讨论。2024年, IEEE机器人与自动化国际会议 (ICRA), 第17380-17387页。IEEE, 2024年。
- [113]巴勃罗·阿尔瓦雷斯·洛佩兹, 迈克尔·贝里施, 劳拉·比克尔-瓦尔兹, 雅各布·埃尔德曼, 云庞
 罗伯特·希布布里奇, 莱昂哈德·克肯, 约翰内斯·鲁梅尔, 彼得·瓦格纳和伊瓦·玛丽Wießner。使用相扑法进行的微观交通模拟。在第21届IEEE智能交通系统国际会议上。2018年IEEE。
- [114]罗凡明, 田旭, 航来, 陈雄辉, 张渭南, 杨宇。我对基于模型的强化学习的研究。中国科学信息科学, 67(2): 121101, 2024。
- [115]玉平罗、徐华哲、李元志、田远东、达雷尔、马腾宇。基于理论保证的基于模型的深度强化学习的算法-控制框架。arXiv预印本arXiv: 1807.03858, 2018.
- [116]辛集Mai、曾涛、林俊雄、王浩然、杨昌、杨兰康、王严、张文强。从高效的多模态模型到世界模型。arXiv预印本arXiv: 2407.00118, 2024.
- [117]阿尔琼, 阿杰, 张晓涵, 叶纳曼德拉、赫纳夫、保罗·麦克维, 马克西梅斯、塞尔吉奥·阿诺, 等。在基础模型时代的体现问题回答。发表在IEEE/CVF计算机视觉和模式识别会议论文集上, 第16488-16498页, 2024年。
- [118] Rohin Manvi, 萨马尔·坎纳, 马歇尔·伯克, 大卫·洛贝尔和斯特凡诺·埃尔蒙。大型语言模型存在地理位置上的偏见。arXiv预印本arXiv: 2402.02680, 2024.
- [119] Rohin Manvi, 萨玛·卡纳, 根辰麦, 马歇尔·伯克, 大卫·洛贝尔和斯蒂凡诺埃蒙。地理知识: 从大型语言模型中提取地理空间知识。arXiv预印本arXiv: 2310.06213, 2023.
- [120]罗素门通卡, 希哈尔巴尔, 和迪帕克帕塔克。来自人类视频的结构化世界模型。arXiv预印本arXiv: 2308.10901, 2023.
- 陈敏、赵大伟、肖梁、聂一鸣、戴斌。统一世界: 通过世界模型进行自动驾驶预训练。arXiv预印本arXiv: 2308.07234, 2023.
- [122]电视台·曼尼赫、科雷·卡武库格鲁、大卫·西尔弗、安德烈·阿鲁苏、乔尔·维内斯、马克格·贝勒马雷、亚历克斯·格雷夫斯、马丁·里德米勒、安德烈亚斯·菲杰兰、格奥尔格·奥斯特罗夫斯基等。通过深度强化学习来进行人类层面的控制。《自然》, 518 (7540): 529-533, 2015年。
- [123]托马斯·莫兰, 朱斯特·布罗肯斯, 阿斯克·普拉特和天主教徒M·琼克。在连续动作空间中的字母表零。arXiv预印本arXiv: 1805.09613, 2018.

- [124] 方文穆、林石、宋王、余卓豪、张宾泉、王陈学、刘士超、王清超等。授权基于意图澄清的代码生成。arXiv预印本arXiv: 2310.10996, 2023.
- [125] Anusha纳加班迪, 格雷戈里·卡恩, 罗纳德, 和谢尔盖莱文。神经网络动力学用于基于模型的深度强化学习与无模型的微调。2018年IEEE机器人与自动化国际会议 (ICRA), 第7559-7566页。IEEE, 2018年。
- [126] 尼加马纳亚坎提, 拉米拉夫, 周奥里克, 克拉塔斯戈尔, 哈立德雷法特, 本杰明萨普。道路开拓者: 通过简单有效的注意力网络进行运动预测, 2022年。
- [127] Jiquan Ngiam、本杰明·凯恩、维杰伊·瓦苏德万、张郑东、浩田·刘易斯志昌、凌杰弗瑞、丽贝卡·罗洛夫斯、亚历克斯·刘晨光、阿什什·维努古帕尔等。场景转换器: 一个用于行为预测和规划的统一的多任务模型。arXiv预印本arXiv: 2106.08417,2(7), 2021年。
- [128] Junhyuk哦, 萨廷德·辛格和红山李。价值预测网络。神经信息处理系统的进展, 2017年30日。
- [129] OpenAI.介绍了聊天器。<https://openai.com/blog/chatgpt>,2022. (2023年12月1日访问)。
- [130] OpenAI .苍井空: 从文本中创建视频。 , 2024年。
- [131] Marios, 帕帕克里斯都和袁元。多公司之间的网络形成和动态。arXiv预印本arXiv: 2402.10659, 2024.
- [132] 俊公园, 约瑟夫布莱恩, 凯莉军蔡, 梅雷迪思林格尔莫里斯, 珀西梁, 和迈克尔斯伯恩斯坦。与人类行为相关的交互式模拟器。第36届ACM年度研讨会介绍了用户界面软件与技术, 第1-22页, 2023年。
- [133] 琼宋朴, 林赛波波夫斯基, 凯莉蔡, 梅雷迪思林格尔莫里斯, 珀西梁, 和迈克尔斯伯恩斯坦。社会模拟器: 为社会计算系统创建人口填充的原型。在第35届用户接口软件与技术年度计算机计算机研讨会论文集, 第1-18页, 2022年。
- [134] Sudipta保罗, 阿米特罗伊·乔杜里, 和安诺普切里安。在3d环境中的视听语言和实体导航。神经信息处理系统的进展, 35: 6236-6249,2022。
- [135] 朱迪亚珍珠。统计学中的因果推理: 一个概述。2009.
- [136] TungPhan-Minh, 埃琳娜科琳娜格里戈雷, 弗雷迪博尔顿, 奥斯卡北鲍和埃里克沃尔夫。覆盖网: 使用轨迹集进行多模态行为预测。发表在IEEE/ CVF计算机视觉和模式识别会议论文集上, 第14074-14083页, 2020页。
- [137] 乔治·皮亚蒂、金志静、麦克莱曼·韦纳、姆林马亚·萨坎和拉达米哈尔塞。合作或崩溃: 在社会中可持续行为的出现。arXiv预印本arXiv: 2404.16698, 2024.
- [138] 的大卫·普雷马克和盖伊·伍德拉夫。黑猩猩有心理理论吗? 行为与脑科学, 1(4): 515-526,1978年。
- [139] Xavier Puig、凯文·拉、马尔科·博本、李嘉曼、王廷武、桑贾·菲德勒和安东尼奥·托拉尔巴。虚拟家庭: 通过程序模拟家庭活动。发表在IEEE计算机视觉和模式识别会议论文集上, 第8494-8502页, 2018页。
- [140] 齐、郝苏、开春、列奥尼达·吉巴斯。点网: 关于三维分类和分割的点集的深度学习。在IEEE关于计算机视觉和模式识别会议论文集上, 第652-660页, 2017年。
- [141] 理齐、李毅、郝苏、列奥尼达J. 吉巴斯群岛。点网++: 对度量空间中的点集的深度学习层次特征学习, 2017年。
- [142] 国成谦、李宇晨、何文鹏、麦锦杰、哈桑·哈穆德、穆罕默德-塞尼、加纳。下一步: 用改进的训练和扩展策略来修改点网++。神经信息处理系统的进展, 35: 23192-23204,2022。

- [143]亚历克雷德福, 钟伍克金, 克里斯哈勒西, 阿迪蒂亚拉梅什, 加布里埃尔高, 桑德希尼琼脂瓦尔, 吉里什萨斯特里, 阿曼达阿斯科尔, 帕梅拉米什金, 杰克克拉克, 格雷琴克鲁格, 和伊利亚苏斯克弗。从自然语言监督中学习可转移的视觉模型, 2021年。
- [144]拉斐尔·拉法洛夫, 阿奇特·沙玛, 埃里克·米切尔, 克里斯托弗·曼宁, 斯特凡诺·埃尔蒙, 和切尔西芬恩。直接偏好优化: 你的语言模型是一个秘密的奖励模型。神经信息处理系统的进展, 36,2024年。
- [145]阿拉文德·拉杰斯瓦兰, 伊戈尔·莫达奇和维卡什·库马尔。一种基于模型的强化学习的博弈论框架工作。在关于机器学习的国际会议上, 第7953-7963页。PMLR, 2020。
- [146] Md Shohel Rana, 穆罕默德努尔诺布i, 贝德dhu穆拉里, 和安德鲁H宋。深度假检测: 一个系统的文献综述。IEEE访问, 10: 25494-25513,2022。
- [147]少卿, 任、何开明、罗氏、孙吉安。更快地接近现实
使用区域建议网络的时间目标检测。在 C. 科尔特斯, N. 劳伦斯, D. 避风处
杉山M., 和R.加内特, 编辑, 神经信息处理系统的进展, 第28卷。柯伦联合公司, 2015年。
- [148]任伟明、杨恒洋、张葛、丛伟、杜新润、黄文浩、陈文虎。增强图像到视频生成的视觉一致性。arXiv预印本arXiv: 2402.04324, 2024.
- [149]马克里格特, 塔伦古普塔, 阿格林希尔姆基尔, 和赵马。狂热: 使视频扩散模型适应世界模型。arXiv预印本arXiv: 2410.12822, 2024.
- [150]乔纳森·罗伯茨, 蒂莫·, 达斯, 凯韩, 塞缪尔·阿尔巴尼。Gpt 4 geo: 一个语言模型如何看待世界上的地理位置。arXiv预印本arXiv: 2306.00020, 2023.
- [151]尼基塔·鲁丁, 大卫·霍勒, 菲利普·赖斯特, 和马科哈特。使用大规模并行深度学习在几分钟内学习行走。在机器人学习会议上, 第91-100页。PMLR, 2022.
- [152]蒂姆·萨尔茨曼, 鲍里斯·伊万诺维奇, 普纳杰·查克拉瓦蒂和马可·帕瓦翁。轨迹加速器++: 利用异构数据进行动态可行的轨迹预测。在计算机视觉-ECCV2020: 第16届欧洲会议, 格拉斯哥, 英国, 2020年8月23-28日, 会议记录, 第十八部分, 第16部分, 第683-700页。施普林格, 2020年。
- [153]穆罕默德·雷萨·萨姆萨米, 阿尔特姆·佐勒斯, 雅纳塔南·拉詹德兰, 和萨拉斯·钱达尔。用世界模型的记忆任务。arXiv预印本arXiv: 2403.04253, 2024.
- [154]阿尔瓦罗·桑切斯-冈萨雷斯, 乔纳森·戈德温, 托拜厄斯·普法夫, 雷克斯·英, 法律上的莱斯科维克和彼得·巴塔利亚。学习用图网络来模拟复杂的物理学。在关于机器学习的国际会议上, 第8459-8468页。PMLR, 2020.
- [155]马诺利斯·萨瓦、阿比舍克·马克西梅斯、赵伊犁、埃里克·维杰曼、巴瓦那贾因、朱利安·斯特劳布、贾刘、弗拉德伦·科尔顿、吉滕德拉·马利克等。栖息地: 一个身体不发达的研究平台。《IEEE/CVF计算机视觉国际会议论文集》, 第9339-9347页, 2019页。
- [156] Dhruv, 萨克森纳, 白白, 藤村国和利哈切夫。在密集的交通中驾驶, 无免费的信息学习。2020年IEEE机器人和自动化国际会议 (ICRA)。IEEE, 2020年5月。
- [157]托马斯CSchelling。分离的动态模型。数学社会学杂志, 1(2): 143-186,1971年。
- [158]舒伯特、张精卫、杰克·布鲁斯、莎拉·贝克特尔、埃米利奥·帕里索托、马丁·米勒、约斯特·托拜厄斯·斯普林伯格、阿伦库玛·拜拉文、伦纳德·哈森布莱克恩和尼古拉斯·海斯。一个用于控制的通才动力学模型。arXiv预印本arXiv: 2305.10912, 2023.
- [159]: 约翰·舒尔曼、菲利普·沃尔斯基、普拉弗拉·达里瓦尔、亚历克·雷德福和奥列格·克里莫夫。近端策略优化算法。arXiv预印本arXiv: 1707.06347, 2017.
- [160] Dhruv Shah, 阿杰·斯里达尔, 阿尔琼·博尔卡尔, 北崎·希罗斯, 和谢尔盖·莱文。Gnm: 一种可以驱动任何机器人的通用导航模型。2023年, IEEE机器人与自动化国际会议 (ICRA), 第7226-7233页。IEEE, 2023年。

[161]于尚、陈建生、范航玉、丁景涛、冯杰、李勇。城市世界：一个面向3d城市生成的城市世界模型。arXiv预印本arXiv: 2407.11965, 2024.

- [162]于尚, 于李, 丰利徐, 和永李。定义: 使用混合大型语言模型进行高效推理的默认干预主义框架。arXiv预印本arXiv: 2402.02563, 2024.
- [163]邵晨阳、徐丰利、范冰冰、丁锦涛、袁元、王孟、勇列支敦士登超越模仿: 通过大型语言模型从上下文感知的重新推理中生成人类的流动性。arXiv预印本arXiv: 2402.09836, 2024.
- [164] Bokui沈, 费下, 李成书, 罗伯特超市超市₁, 林西范, 王官志1.0: 一个在大型现实场景中进行交互式t要求的模拟环境。2021年, IEEE/RSJ智能机器人和系统国际会议 (IROS), 第7520-7527页。IEEE, 2021年。6
- [165]浩臣、徐花哲、黄志雄、李云柱、吴家俊。机器人模型: 利用图形网络进行三维观察、模拟和塑造弹塑化物体。国际机器人研究杂志, 43(4): 533-549,2024。
- 石[166]浩军、叶宿豫、新余方、金传阳、叶拉、郭延玲、舒天民。多模态的多智能体思维理论。arXiv预印本arXiv: 2408.12574, 2024.
- 施[167]少帅、李江、戴登溪、本席勒。具有全局意图定位和局部运动细化的运动变压器。神经信息处理系统的进展, 35: 6531-6543,2022年。
- [168], 什里达, 兴迪元, 马克-亚历山大, 尤纳坦比斯克, 亚当·特里斯克勒和马修·豪斯克内克特。寓言世界: 调整文本和具体化环境的交互式学习。arXiv预印本arXiv: 2010.03768, 662020.
- [169]大卫·西尔弗, 阿贾黄, 克里斯·麦迪森, 亚瑟·盖兹, 劳伦·西弗, 乔治·范登·德里斯, 朱利安·施里特维泽, 约安尼斯·安东诺格卢, 潘尼尔瓦姆, 马克·托特, 等。掌握了使用深度神经网络和树木搜索的游戏。nat ure ,529(7587):484–489, 2016.
- [170]大卫·西尔弗、朱利安·施里特维泽、凯伦·西蒙尼扬、约安尼斯·安东诺格卢、阿贾·黄、亚瑟·盖斯、托马斯·休伯特、卢卡斯·贝克、马修·赖、阿德里安·博尔特等。掌握了没有人类知识的围棋游戏。《自然》, 550 (7676): 354-359,2017。
- [171]里德G西蒙斯。针对自主机器人的结构化控制。IEEE关于机器人和自动化的交易, 10(1): 34-43,1994。
- [172]劳拉·史密斯, 伊利亚·科斯特里科夫和谢尔盖·莱文。在公园散步: 在20分钟的无模型强化学习内学习步行。arXiv预印本arXiv: 2208.07860, 2022.
- [173] Yang宋, 雅莎·索尔·迪克斯坦, 迪德里克·金马, 阿比谢克·库马尔, 斯蒂芬诺·埃尔蒙, 和本·普尔。通过随机微分方程进行基于分数的生成建模。arXiv预印本arXiv: 2011.13456, 2020.
- [174]詹姆斯·瓦·斯特拉坎, 达利拉·阿尔贝戈, 朱利亚·博吉尼, 奥里尼、奥里亚娜·潘萨尔迪, 尤金尼奥·斯卡利提、索拉布·古普塔、萨克森纳、亚历山德罗·鲁弗、斯特凡诺·潘泽里、圭多·曼齐等。在大型语言模型和人类中测试思维理论。《自然与人类的行为》, 第1-11页, 2024页。
- [175]温尼街, 约翰·奥利弗·西伊, 杰夫·基林, 阿德里安·巴拉内斯, 本杰明·巴尼特, 迈克尔·麦基本, 塔坦达·卡尼尔, 艾莉森·伦茨, 罗宾·邓巴, 等。Llms在高阶思维理论任务上实现了成人的表现。arXiv预印本arXiv: 2405.18870, 2024.
- [176] Damian坦布里。一般数据保护调节 (gdpr) 的设计原则: 一个正式的概念分析及其评价。信息系统, 91: 101469,2020年。
- [177], 马文·泰克曼, 迈克尔·韦伯, 马吕斯·佐尔纳, 罗伯托·西波拉和拉克尔·乌尔塔森。关于自动驾驶的实时联合语义推理, 2018年。
- [178]跑田、李博一、新朔翁、陈优晓、施默林、王悦、伊万诺维奇、马可帕丰。利用世界的目标级知识来解决自动驾驶中的长尾事件, 2024年。
- [179]爱德华·托尔曼。老鼠和男性的认知地图。心理评论, 55(4): 189年, 1948年。

- [180]雨果·图夫龙, 拉夫里尔, 戈蒂埃·伊扎卡德, 泽维尔·马蒂内特, 玛丽-安妮·拉克鲁瓦, 巴普蒂斯特·罗齐, 纳曼·戈亚尔, 埃里克·汉布罗, 费萨尔·爱资哈尔等。开放和高效的基础语言模型。arXiv预印本arXiv: 2302.13971, 2023.
- [181]瓦斯瓦尼。你所需要的就是注意力。神经信息处理系统的研究进展, 2017年。
- [182]武, 宝宝和洪潘。混合网: 端到端感知网络, 2022年。
- 王[183]、陈慧、林子家、韩宫、丁圭光。Repvit: 从mvit的角度回顾移动cnn。在IEEE/CVF计算机视觉和模式识别会议论文集上, 第15909-15920页, 2024年。
- [184]王汉清、陈嘉禾、黄文世、清伟本、大王、米博宇、黄涛、赵世恒、陈依伦、杨思哲等。格鲁托皮亚: 梦想着一个大型城市里的普通机器人。arXiv预印本arXiv: 2407.10943, 2024.
- 王仁[185]、郑文昭、任一龙、韩江、崔志勇、余海洋、陆纪文。Occsora: 4d占用率生成模型作为世界自动驾驶模拟器。arXiv预印本arXiv: 2405.20337, 2024.
- 王[186]利瑞、王益阳玲、城元、卫生部、陈宝、秦玉哲、王柏林、许华和、王小龙。根斯姆: 通过大型语言模型生成机器人模拟任务。arXiv预印本arXiv: 2310.01361, 2023.
- [187]廷武, 王和吉米·巴。利用策略网络探索基于模型的规划。arXiv预印本arXiv: 1906.08649, 2019年。
- 王晓峰、郑朱、关黄、陈信泽、朱嘉钢、陆继文。驾驶梦想家: 自动驾驶的现实世界。arXiv预印本arXiv: 2309.09777, 2023.
- 王[189]晓峰、郑朱、关黄、陈信泽、朱嘉钢、陆继文。驾驶梦想家: 走向现实世界驱动的自动驾驶世界模型, 2023年。
- 王晓峰、郑朱、管黄、王博源、陈信泽、陆继文。世界梦想家: 通过预测蒙面标记来建立视频生成的一般世界模型。arXiv预印本arXiv: 2401.09985, 2024.
- 王[191]毅茹, 段家飞, 迪特·福克斯和斯里尼瓦萨。牛顿: 语言模型能够进行物理推理吗? arXiv预印本arXiv: 2310.07018, 2023.
- [192]王雨琪、何家伟、卢元、李宏信、陈云涛、张兆祥。《展望未来: 基于自动驾驶世界模型的多视角视觉预测与规划》, 2023年。
- [193]米卡韦斯特伦德。深度造假技术的出现: 一篇回顾。技术创新管理评审, 9(11), 2019年。
- [194]亚历克斯威尔夫, 西希恩肖恩李, 保罗普梁, 和路易-菲利普莫伦西。三思: 透视法可以提高大型语言模型的思维理论能力, 2023年。
- [195]东武、廖曼文、张伟天、王星刚、白翔、程文青、刘文羽。你只看一次全景驾驶的感知。《机器智能研究》, 19(6): 550-562, 2022年11月。
- [196]吴洪涛、亚静、陈昌、陈广曾、许佳峰、李兴亨、刘明环、李杭、孔涛。为视觉机器人操作进行大规模视频生成预训练。arXiv预印本arXiv: 2312.13139, 2023.
- [197]家龙吴、尹绍峰、冯宁雅、徐和、董丽、郝建业、龙明生。交互式视频游戏是一种可扩展的世界模型。arXiv预印本arXiv: 2405.15223, 2024.
- 吴金世子、陈庄、邓嘉文、沙文、海伦孟、黄明丽。可克: 一种关于机器思维理论的认知知识图。编辑, 计算语言学协会年会(第1卷: 长篇论文), 第15984-16007页, 泰国曼谷, 2024年8月。计算语言学协会。

- [199] 菲利普吴, 亚历杭德罗埃斯康特雷拉, 丹尼贾尔哈夫纳, 彼得艾贝尔, 和肯戈德堡。白日梦者: 物理机器人学习的世界模型。关于机器人学习会议, 第2226-2240页。PMLR, 2023.
- 吴[200]、何洪林、王亦然、段建、何杰克、刘志正、李贵义、周博莱。城市: 城市空间体现ai的模拟平台。arXiv预印本arXiv: 2407.08725, 2024.
- [201] 范博项、秦玉哲、莫开春、夏一宽、郝朱、刘方臣、刘明华、汉晓江、袁逸夫、何王等。一种基于部分的模拟交互作用。在IEEE/CVF计算机视觉和模式识别会议的进展中, 第11097-11107页, 2020年。
- [202] 剑南翔、刘广义、易一、高启月、宁玉亭、查玉衡、冯泽宇、陶天华、世博浩、叶民等。潘多拉: 走向具有自然语言动作和视频状态的一般世界模式。arXiv预印本arXiv: 2406.09455, 2024.
- [203] 剑南香、陶天华、易顾、舒天民、王智瑞、杨志超、胡志亭。语言模型满足了世界模型: 体现出来的经验增强了语言模型。神经信息处理系统的进展, 36, 2024年。
- [204] 丰力徐、张军、陈高、冯杰、李勇。城市综合智能(ugi): 在实体环境中代理的基本平台。arXiv预印本arXiv: 2312.11813, 2023.
- 徐[205]杰、田云生、马平川、罗氏、苏田真次郎、马氏等。连续机器人控制的多目标预测指南。在机器学习国际会议上, 第10607-10616页。PMLR, 2020.
- 徐[206]、王硕、李鹏、罗福文、王晓龙、刘卫东、刘杨。探索人际交流的大型语言模型: 对狼人的实证研究。arXiv预印本arXiv: 2309.04658, 2023.
- [207] 威尔逊·严, 丹尼贾尔·哈夫纳, 斯蒂芬·詹姆斯和彼得·艾贝尔。用于视频生成的时间上一致的转换器。关于机器学习的国际会议, 第39062-39098页。PMLR, 2023.
- [208] 燕, 张云志, 彼得阿拉贝和斯里尼瓦斯。视频采集: 使用视频采集器和变压器进行视频制作。arXiv预印本arXiv: 2104.10157, 2021.
- [209] 徐燕、张海明、蔡英杰、郭敬明、邱伟超、高斌、周凯强、赵岳、欢金、高建涛等。为自动驾驶的愿景基础模型: 挑战、方法和机遇。arXiv预印本arXiv: 2401.08045, 2024.
- [210] 严玉伟、曾庆斌、郑志恒、袁景哲、冯杰、张军、徐丰力、李勇。开放城市: 一个可扩展的平台, 用于模拟使用大型llm代理的城市活动。arXiv预印本arXiv: 2410.21286, 2024.
- [211] 杨德顺、胡露慧、于田、李子豪、凯利、杨邦邦、杨辛迪、邹月安。世界: 一个有灵感的视频作为丰富的世界从文本和图像输入模型。arXiv预印本arXiv: 2403.07944, 2024.
- [212] 杨孟娇、杜叶伦、戴波伦、戴尔·舒尔曼斯、约书亚·B·特南鲍姆、彼得·艾贝尔。文本到视频模型的概率自适应。arXiv预印本arXiv: 2306.01872, 2023.
- 杨孟娇, 叶龙, 汤普森, 戴尔·舒尔曼斯和彼得·艾贝尔。学习交互式的真实世界的模拟器。arXiv预印本arXiv: 2310.06114, 2023.
- [214] 杨雪莉, 杜叶伦, 凯卡米尔加西米普, 乔纳森汤普森, 莱斯利帕克凯尔布林, 戴尔舒尔曼, 和彼得艾比尔。学习交互式的真实世界的模拟器。在2024年第十二届学习代表国际会议上。
- [215] 雪莉·杨, 雅各布·沃克, 杰克·帕克·霍尔德, 伊伦杜, 杰克·布鲁斯, 安德烈·巴雷托, 彼得·艾贝尔和戴勒舒尔曼。视频作为现实世界决策的新语言。arXiv预印本arXiv: 2402.17139, 2024.

- [216]悦阳、孙范云、卢卡·魏赫斯、伊莱·范德比尔特、阿尔瓦罗·赫拉斯蒂、韩文森、吴家俊、哈伯、兰杰·克里希纳、刘灵杰等。全息甲板：语言引导生成的3d体现了ai环境。发表在IEEE/CVF计算机视觉和模式识别会议论文集上，第16227-16237页，2024年。
- [217]杨泽源、刘嘉庚、陈培浩、陈天贤、K马克斯、乔纳森·乐路、庄甘。里拉：反思和富有想象力的语言代理零镜头的声音视觉导航。发表在IEEE/CVF计算机视觉和模式识别会议论文集上，第16251-16261页，2024年。
- [218]杨子怡，拉曼，安基沙阿和斯蒂芬妮特勒克斯。插入安全芯片：对机器驱动的机器人代理强制执行约束。2024年，IEEE机器人和自动化国际会议（ICRA），第14435-14442页。IEEE，2024年。
- [219]姚一凡、段金浩、徐凯迪、蔡元芳、孙志波、张悦。大型语言模型（llm）安全和隐私：好，坏，丑。高可信度计算，第100211页，2024年。
- [220]殷盛明、吴陈飞、杨桓、王剑、王晓东、倪明恒、杨正元、连洁、刘曙光、范阳等。女巫：扩散超过扩散为极长的视频生成。arXiv预印本arXiv：2303.12346，2023。
- [221] Jifan余、王小志、屠上清、曹树林、张力、吕欣、郝鹏、姚子军、张小涵、李汉明等。科拉：仔细地对大型语言模型的世界知识进行基准测试。arXiv预印本arXiv：2306.09296，2023。
- [222]余立军、程勇、宋世贤、张志汉、张惠文、亚历山大·豪普特曼、杨明贤、袁浩、伊尔凡·艾莎等。蒙面属的视频变压器。发表在IEEE/CVF计算机访问和模式识别会议论文集上，第10459-10469页，2023页。€
- [223]盛于、翟地华、夏元庆、吴浩然、廖军。方法：一种新型的机器人抓取检测方法。IEEE机器人与自动化信件，7(2)：5238-5245,2022。
- [224]杨玉，洪钱，和胡一齐。通过分类进行无导数优化。在AAAI人工智能会议的序言中，2016年第30卷。
- 张金田、徐欣、邓光。探索llm代理的合作机制：一种社会心理学的观点。arXiv预印本arXiv：2310.02124，2023。
- 张[226]、熊玉文、杨泽、卡萨斯、胡瑞、乌尔塔松。copi-4d：通过离散扩散学习自动驾驶的无监督世界模型，2024。
- 张[227]田园、洪兴、吴隆迪、冯丰、郑昌溪、诺亚、吴家俊、威廉曼。物理做梦者：通过视频生成与三维物体的物理交互。在欧洲计算机视觉会议上，第388-406页。施普林格，2025年。
- 张[228]文琦、唐柯琪、海武、王梦纳、沈永亮、侯贵阳、谭泽琦、李鹏、庄跃亭、陆伟明。专业代理：学习进化虚拟水平的反射和优化。arXiv预印本arXiv：2402.17574，2024。
- [229]张泽宇、小河波、陈马、李瑞、徐陈、戴昆宇、朱杰明、振华东、济荣文。基于大型语言模型的代理的记忆机制综述。arXiv预印本arXiv：2404.13501，2024。
- 张[230]、亚历山大·利尼格、戴登信、余费雪、范古尔。面向自动驾驶模拟和运动预测的世界模型。在2023年IEEE机器人和自动化国际会议（ICRA），第1522-1529页。IEEE，2023年。
- 张哲军，亚历山大·里尼格，萨卡里迪斯，费雪和范古尔。通过具有相对姿态编码的异构多段线变换器进行实时时间情绪预测，2023年。
- 赵甘龙、李冠斌、陈伟凯、于益州。过度导航：提高具有开放词汇表检测和结构演示的迭代视觉和语言导航。发表在IEEE/CVF计算机视觉和模式识别会议论文集上，第16296-16306页，2024页。

- [233]赵国胜、吴晓峰、郑朱、陈信泽、关黄、包孝义、王新港。驾驶梦想家-2: llm增强的世界模型的不同的驾驶视频生成, 2024年。
- 赵智瑞, 李伟, 徐伟。大型语言模型作为大规模任务规划的常识性知识边缘。神经信息处理系统的进展, 36,2024年。
- [235]浩宇真、邱孝文、陈培浩、晋城杨、燕、杜一伦、洪伊宁市、庄甘。一个3个视觉-语言-动作生成的世界模型。arXiv预印本arXiv: 2403.09631, 2024.
- [236]斯蒂芬郑, 亚历山大特罗特, 苏尼尔斯里尼瓦萨, 大卫C帕克斯, 和理查德索舍尔。经济学家: 税收政策设计的深度多主体强化学习。科学进步, 8 (18): eabk2607,2022。
- 郑文昭、陈维良、黄园慧、张博瑞、段月奇、陆继文。占领世界: 学习自主driving.arXiv预印本arXiv: 2311.16038的3d占用模型, 2023.
- 郑文昭、陈维良、黄园慧、张博瑞、段月奇、陆继文。学习自动驾驶的3d占用世界模型。在欧洲计算机视觉会议上, 第55-72页。施普林格, 2025年。
- [239]: 周宏宇、郑葛、李泽明、张翔宇。Matrixvt: 高效的多相机到贝转换3d感知, 2022。
- 周[240]思远、杜叶伦、陈家边、李延东、燕燕、创甘。学习机器人制作的合成世界模型。arXiv预印本arXiv: 2404.12377, 2024.
- 周子康、王建平、李荣辉、黄玉凯。查询中心的轨迹预测。发表在IEEE/CVF计算机视觉和P模式识别会议论文集上, 第17863-17873页, 2023页。
- [242]郑朱、王晓峰、赵王博、陈敏、邓念辰、窦敏、王雨琪、史博田、王凯、张志等。sora是一个世界模拟器吗? 对一般世界模型和其他模型的全面调查。arXiv预印本arXiv: 2405.03520, 2024.
- [243]的亚历克斯·Zyner, 斯图尔特·沃拉尔和爱德华多·尼博特。利用递归神经网络的自然驱动意图和路径预测。IEEE关于智能交通系统的交易, 21(4): 1584-1594,2 019。