


2024.08.20
07 期
产品中心

机器人产业深度(七): 机器人的大脑——具身智能

摘要:

- **2024 年人形机器人最具突破性的进展主要体现在具身智能领域:** 3 月, Covariant 发布端到端具身大模型 RFM-1, 具身智能创业团队 Sergey Levine 和 Chelsea Finn 创立 Pi (Physical Intelligence), Figure AI 发布接入 OpenAI GPT-4V 的 Figure 01 demo。4 月, 李飞飞创立 World Labs, 致力于解决 AI 在三维空间感知和理解方面的难题。5 月, 特斯拉发布视频, 展示 Optimus 精准分拣特斯拉电动车 4680 电池的場景, 使用完全端到端神经网络, 只利用 2D 摄像头视频和机载自传感器, 直接生成关节控制序列, 完全靠视觉辅助和人类示范进行训练。国内人形机器人产业硬件供应链优势明显, 在具身智能、数据采集、人才领域的短板需要补齐。
- **分层端到端是目前具身智能的主要路径。** 大模型分为非具身大模型(基础大模型)、具身智能大模型(机器人模型), 区别是能否生成运动姿态。非具身大模型如 GPT、Sora 等, 输入和输出的模态都是语言、图片和视频。具身智能大模型输入视觉、语言信号, 输出三维物理世界的操作, 其中, 端到端的具身大模型对数据和算力要求高, 如 Tesla FSD、谷歌 RT 模型; Figure AI 等大多数公司都采取了分层端到端的具身大模型, 一般分为三层: 基础大模型(LLM 或 VLM)、决策大模型、操作大模型, 其中决策大模型以 ChatGPT for Robotics、谷歌 PaLM-E 为代表, 技术方向从 LLM 向强化学习(RL)演进, 基于 RL 的范式可以使模型能够在不同环境和任务中学习和适应, 实现更高级的决策能力。操作大模型根据决策大模型的输出执行具体动作, 需要与机器人硬件深度集成, 且必须通过数据采集来实现, 技术方向从“MPC+WBC”向“RL+仿真”演进, MPC 更适合具有精确模型和短期优化目标的场景, RL 更适用于不确定性高、需要长期学习和自适应的环境。在操作大模型领域, 大多数厂商都刚起步。
- **数据采集的主要方式: 远程操作、仿真合成数据。** 互联网上各类文本、图像和视频数据集庞大, 机器人的场景和交互有价值的数据量小, 限制了 AI 模型在人形机器人上的泛化能力。特斯拉 Tesla Bot 开发团队使用人类的真实运动方式来训练机器人, 英伟达推出 MimicGen 和 Robocasa 模型, 通过真人的遥操作数据捕获, 再通过生成合成运动数据和模拟环境, 加速机器人技术的研发和应用。国内人形机器人创新中心加速建设人形机器人训练场。
- **具身智能估值逻辑: 硬件、数据、模型、人才。** 硬件是一切的基础, 如果没有自己的硬件, 就无法根据算法和数据对硬件进行快速优化和修改。涉及数据的采集、组织管理以及与模型的闭环开发, 需要有强大组织能力的团队, 核心团队需要具备组织大规模工程师的经验; 越来越多的算法陆续开源, 开源算法可以提供基础的功能和技术, 但要实现高质量、高性能的人形机器人, 需要专业的算法团队进行深入研究和开发。
- **风险提示:** 1) 竞争环境恶化; 2) 新技术的应用速度低于预期。


肖群稀(分析师)

0755-23976830



xiaqunxi027589@gtjas.com

登记编号

S0880522120001


鲍雁辛(分析师)

0755-23976830



baoyanxin@gtjas.com

登记编号

S0880513070005

往期回顾

- 机器人产业深度(六): 机器人的关节——高效电机
2023.11.27
- 机器人产业深度(五): 机器人的触觉——六维力矩传感器
2023.09.15
- 机器人产业深度(四): 机器人的眼睛——3D 工业视觉
2023.08.20
- 机器人产业深度(三): 机器人的关节——精密执行器
2023.06.25
- 机器人产业深度(二): AI 大模型赋能人形机器人, 迈向通用人工智能的一大步
2023.05.19
- 机器人产业深度(一): 机器人产业: 技术奇点靠近, 需求拐点来临
2023.03.05



人工智能产业链联盟

星主： AI产业链盟主

 知识星球

微信扫描预览星球详情



目录

1. 具身大模型：能够理解三维物理世界的模型	4
1.1. 非具身大模型 vs 具身大模型：是否可以生产运动姿态	4
1.2. 具身大模型：端到端&分层端到端	4
1.3. 主流方案：分层端到端，典型代表 Figure AI	5
2. 具身大模型的主流方案：分层端到端	7
2.1. 基础大模型：LLM&VLM	7
2.2. 决策大模型：从 LLM 向 RL 演进	8
2.3. 操作大模型：从“MPC+WBC”向“RL+仿真”演进	10
3. 数据采集：具身智能最大的壁垒之一	12
3.1. 机器人场景数据主流采集方法：远程操作、仿真合成数据	13
3.2. 远程操作+仿真合成数据，混合数据才是未来？	14
3.3. 人形机器人训练场打造如火如荼	18
4. 具身智能估值基础：硬件、数据、模型、人才	20
5. 风险提示	22

前言：

2024 年人形机器人最具突破性的进展主要体现在具身智能领域：3 月 11 日，Covariant 发布端到端具身大模型 RFM-1，3 月 12 日具身智能创业团队 Sergey Levine 和 Chelsea Finn 宣布创立 Pi (Physical Intelligence)，3 月 13 日 Figure AI 发布接入 OpenAI GPT-4V 的操作演示 Figure 01 demo。4 月，李飞飞创立 World Labs，致力于发展 AI 的空间智能，以解决 AI 在三维空间感知和理解方面的难题。5 月 5 日，特斯拉 Optimus 发布一则视频，Optimus 在工厂里精准分拣特斯拉电动车 4680 电池，Optimus 使用完全端到端神经网络，利用 2D 摄像头视频和机载自传感器，直接生成关节控制序列，完全靠视觉辅助和人类示范进行训练。

国内人形机器人产业硬件供应链优势明显，在具身智能、数据采集、人才领域的短板需要补齐。

图1：人形机器人供应链



数据来源：国泰君安证券研究绘制

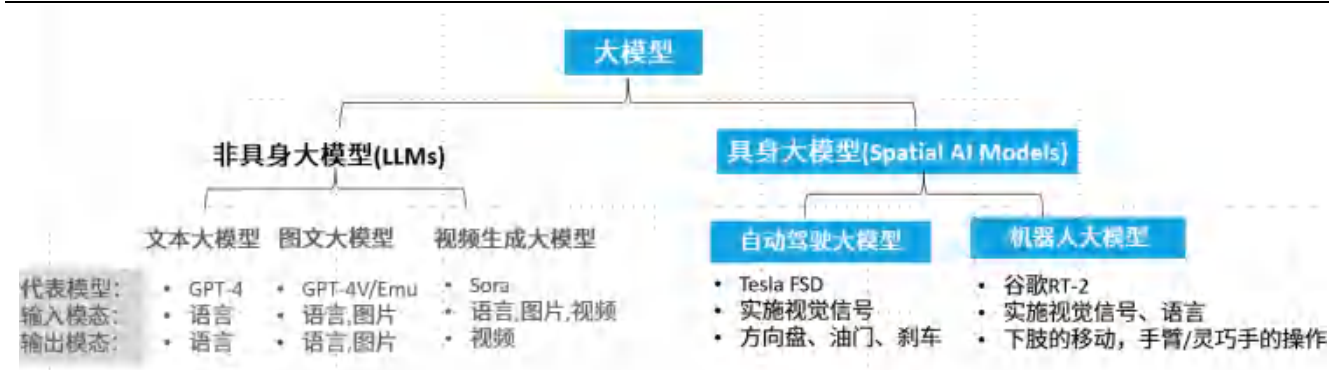
1. 具身大模型：能够理解三维物理世界的模型

1.1. 非具身大模型 vs 具身大模型：是否可以生产运动姿态

从物理空间的角度来划分，大模型可以分为非具身大模型（基础大模型）、具身智能大模型（机器人模型），它们的区别是能否生成运动姿态。

- (1) **非具身大模型**：代表的模型有 GPT、Sora、文心一言、通义千问等，这类模型输入的是语言、图片和视频，输出的模态是语言、图片和视频。大模型采取 Transformer 架构，以与训练+微调的形态有效摆脱对基于场景数据训练的依赖，解决了长距离信息关联的问题。在人形机器人的应用，大模型集成了多模态的感知模块，大幅提升了机器人环境感知和人机交互，上层规划的能力。
- (2) **具身大模型**：以自动家数大模型和机器人模型为代表，如 Tesla FSD、谷歌 RT、RFM-1、ViLa 和 CoPa 等，具身大模型输入的是视觉、语言信号，输出的是三维物理世界的操作。

图2：具身大模型：非具身大模型 & 具身大模型



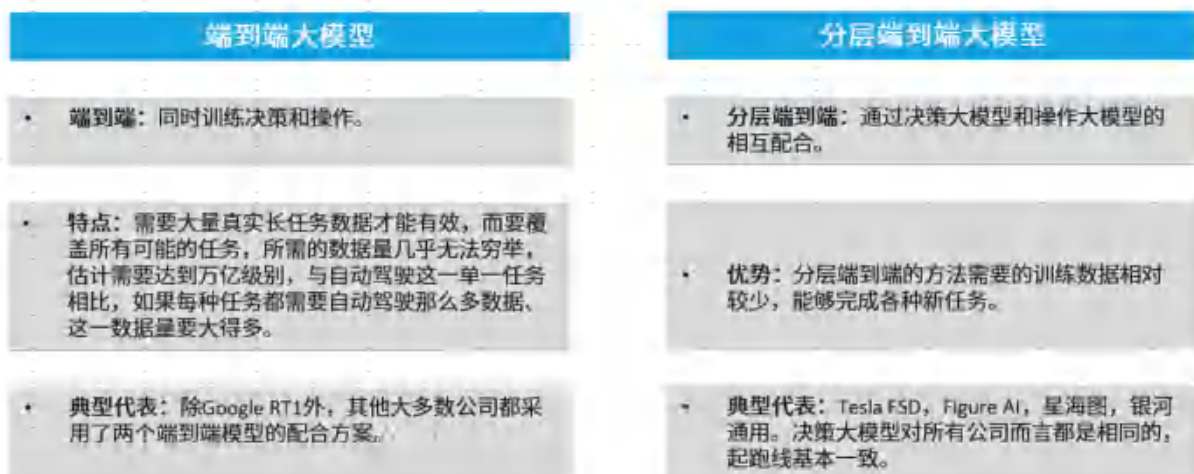
数据来源：国泰君安证券研究绘制

1.2. 具身大模型：端到端&分层端到端

具身智能大模型主要有两个路径：

- (1) 端到端的具身大模型，以谷歌的 RT 模型为代表；
- (2) 基于 LLM 或 VLM 的具身分层大模型，大多数的机器人公司都采取了这个方案，典型代表有：Tesla FSD, Figure AI, 星海图, 银河通用, 智元机器人等。

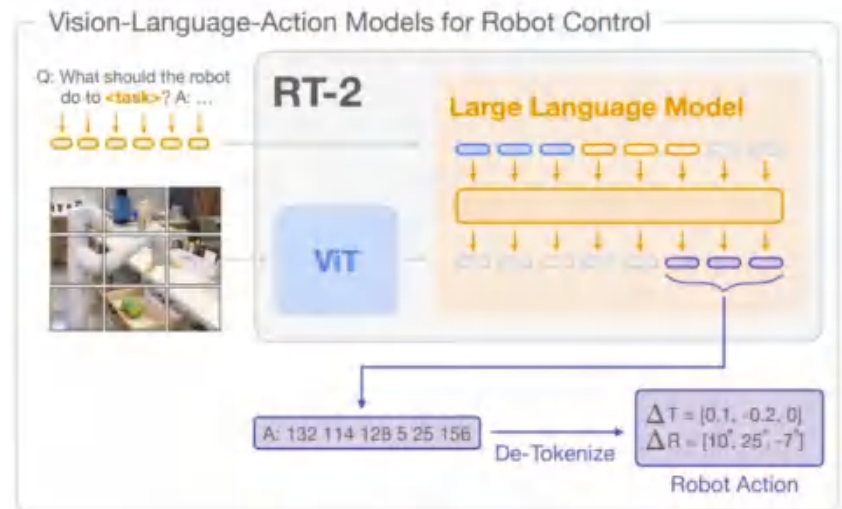
图3：具身大模型：端到端大模型&分层端到端大模型



数据来源：国泰君安证券研究绘制

端到端的大模型同时训练决策和操作，直接端到端地实现从人类指令到机械臂执行，其特点有：1) 需要大量真实长任务数据才能有效，且要覆盖所有可能的任务，所需的数据量估计需要达到万亿级别。以谷歌的 RT 模型为例，谷歌花了上千万美金 16 个人耗时 17 个月收集得到了 13 万条厨房数据训练 RT，模型在厨房表现很好，但除了厨房成功率却骤降至 30%。泛化性难其实一定程度上是由于数据采集没有做到 scalable。归根到底是由于机器人的物理数据不如互联网图像/文本数据那样大量且易得，与自动驾驶这一单一任务相比，如果每种任务都需要自动驾驶那么多数据、这一数据量要大得多。2) 推理速度慢。RT2 采用的 LLM 是谷歌的 PaLM-E，频率 1-3Hz，响应速度 0.3s~1s。

图4: RT2: 输入图像及文本指令，输出夹爪末端动作



数据来源：国泰君安证券研究绘制

1.3. 主流方案：分层端到端，典型代表 Figure AI

由于端到端大模型目前面对局限性，因此目前大多数的机器人公司都采取了分层端到端的方案，通过决策大模型和操作大模型的相互配合，分层端到端的方法需要的训练数据相对较少，能够完成各种新任务。多层端到端大模型的上层是多模态通用大模型，可以调度中间技能 API，来实现完整的从任务的感知、规划到执行的全流程；中间层是决策大模型（任务/运动规划），通过数据训练的泛化的技能，包括自主建图、自主导航、物体抓取、开门开抽屉开冰箱、移动操作、挂衣服叠衣服柔性物体操作的泛化技能；底层是硬件驱动执行算法，实现机器人的平衡，实时精准的运控。

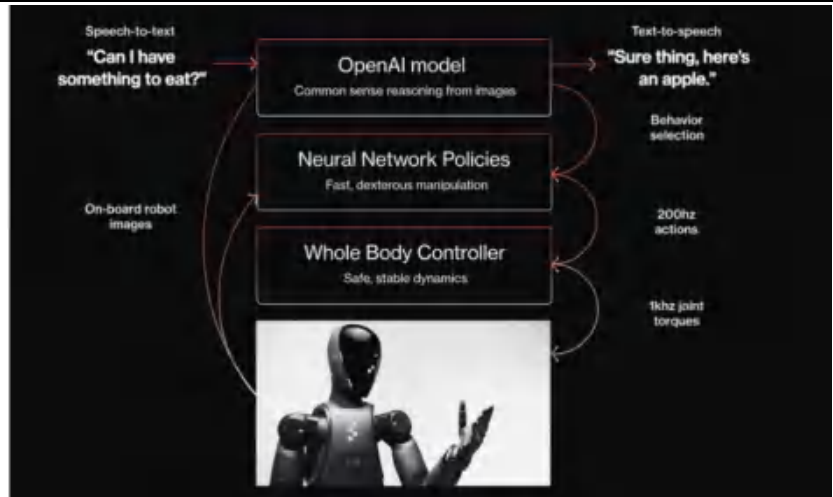
图5: 分层端到端大模型: 从限定场景和任务到多样复杂场景和任务



数据来源: 国泰君安证券研究绘制

典型代表: Figure 02 采取了基于 VLM 的分层大模型。在 Figure 发布的演示中, Figure 01 能理解周围环境, 流畅地与人类交谈, 理解人类的需求并完成具体行动, 包括响应人类想吃东西的问题递过去苹果, 然后一边将黑色塑料袋收拾进框子里一边解释递苹果的原因, 将杯子和盘子归置好放在沥水架上。在 Figure 01 的视频里, OpenAI 提供了视觉和语言理解能力, 而 Figure AI 则提供了机器人的动作规划和控制能力。OpenAI 和 Figure 合作的小模型, 动作输出频率 200Hz, 从 Figure 01 的 Demo 视频展示中, 响应速度几乎没有延时。Figure 02 搭载了机载的视觉语言模型 (VLM), 通过机载麦克风和扬声器, 实现了与人类的高效对话, 具备了快速的常识性视觉推理能力, 能够自主执行多种复杂任务。

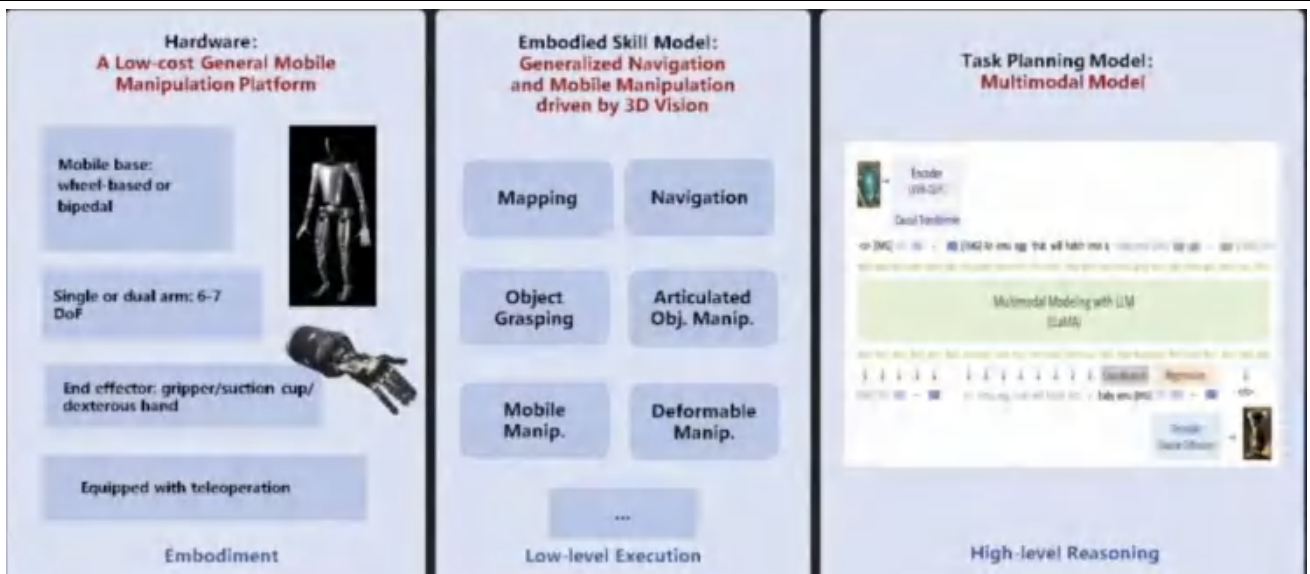
图6: Figure 02 基于 VLM 的分层大模型



数据来源: Figure@X

典型代表: 银河通用采取三层大模型系统。底层是硬件层, 中间层是些响应快小模型 (如: 三维感知、自主建图、自主导航、物体抓取、开门开抽屉开冰箱、移动操作、挂衣服叠衣服、柔性物体操作等), 上层是用来做推理慢的做任务规划的大语言模型 LLM。当得到指令, LLM 负责分析, 安排调度哪个小模型 API。小模型执行完后, LLM 分析结果, 研究下一步该怎么做。

图7: 银河通用: 三层大模型系统



数据来源: 银河通用

2. 具身大模型的主流方案: 分层端到端

2.1. 基础大模型: LLM&VLM

大模型采取 Transformer 架构, 以与训练+微调的形态有效摆脱对基于场景数据训练的依赖, 解决了长距离信息关联的问题。在人形机器人的应用, 大模型集成了多模态的感知模块, 大幅提升了机器人环境感知和人机交互, 上层规划的能力。Figure01 采用 OPEN AI 的多模态大模型, 类似于 RT-1+PaLM-E 的模型融合。

图8: OCRBench 对基础大模型的评估

Rank	Name	Text Recognition	Scene Text-Centric VQA	Doc-Oriented VQA	KIE	HMER	Final Score
1	Gemini	215	174	128	134	8	659
2	GPT4V	167	163	146	160	9	645
3	Monkey	174	161	91	88	0	514
4	mPLUG-Dw12	153	153	41	19	0	366
5	LLaVAR	186	122	25	13	0	346
6	LLaVA1.5-13B	176	129	19	7	0	331
7	LLaVA1.5-7B	160	117	15	5	0	297
8	mPLUG-Dw1	172	104	18	3	0	297
9	BLIVA	165	103	22	1	0	291
10	InstructBLIP	168	93	14	1	0	276
11	BLIP2-6.7B	154	71	10	0	0	235
12	MiniGPT4V2	124	29	4	0	0	157

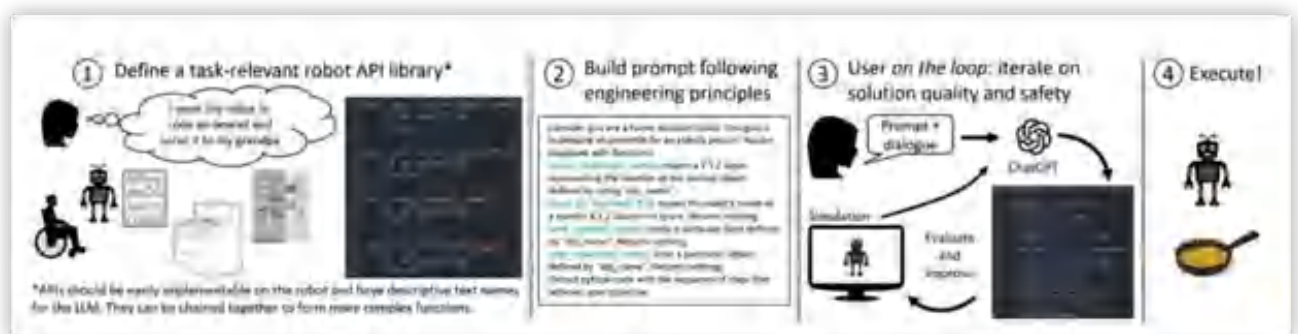
数据来源：OCRBench

2.2. 决策大模型：从 LLM 向 RL 演进

决策智能面临开放变化环境情况下的泛化问题，决策大模型使用大模型解决决策任务中的环境变化、开放环境、策略泛化性问题。其核心任务是基于任务理解，自动生产运控指令，为操作模块提供指令输入，也就是将复杂的任务分解为一系列动作指令，然后交由操作大模型逐一执行。

以 ChatGPT for Robotics 为例，将 prompt 封装成函数或类，将复杂任务拆解为子任务序列，并逐步调用相应的 prompt，生成 python 代码指令。首先，定义一组高级机器人 API 或函数库。该库可以针对特定的机器人类型进行设计，并且应该从机器人的控制栈或感知库映射到现有的低层次具体实现。为高级 API 使用描述性名称非常重要，这样 ChatGPT 就可以推理它们的行为。接下来，为 ChatGPT 编写一个文本提示，描述任务目标，同时明确说明高级库中的哪些函数可用。提示还可以包含有关任务约束的信息，或者 ChatGPT 应该如何组织它的答案，包括使用特定的编程语言，或使用辅助解析组件等。再次，用户通过直接检查或使用模拟器来评估 ChatGPT 的代码输出。如果需要，用户使用自然语言向 ChatGPT 提供有关答案质量和安全性的反馈。最后，当用户对解决方案感到满意时，就可以将最终的代码部署到机器人上。示例：输入指令“将苹果放入碗中”，决策大模型将输出一系列动作指令，包括“识别苹果”、“抓取苹果”、“识别碗”和“放置苹果于碗内”。

图9：主流的具身大模型：Chat GPT for Robotics 通过语言进行交互



数据来源：《机器人 ChatGPT：设计原则和模型能力（ChatGPT for Robotics: Design Principles and Model Abilities）》。202303

谷歌 PaLM-E 是一个用于体现推理任务、视觉语言任务和纯粹语言任务的单一通用多模态语言模型。PaLM-E 基于丰富的多模态模型知识对任务进行理解和处理，并分解成待定的机器人指令，RT-1 将代堆的机器人指令转化为机器人控股指令，模型将较为复杂的任务分解成简单的不走完成，并且具备了更强的抗干扰性和知识能力。

决策大模型的两种范式主要围绕大语言模型（LLM）展开，结合不同的技术和方法，以实现更高效的决策过程：

范式 A（LLM）：以基于深度学习的大语言模型为中心，配合 API 选择和其他技术手段，实现决策过程的优化。这种范式利用大语言模型处理自然语言任务的能力，如文本分类、问答、对话等，作为通向人工智能的重要途径。大语言模型通过大量文本数据训练得到，能够生成自然语言文本或理解语言文本的含义，处理多种自然语言任务，并在多个基准测试上表现出色。这种范式的应用通常需要掌握 Python 编程知识、神经网络的知识以及深度学习框架，以便更有效地使用这些大语言模型进行训练和推理。

范式 B（RL）：基于强化学习的范式，使模型能够在不同环境和任务中学习和适应，实现更高级的决策能力。通过学习额外的一个价值函数，使得能够大致知道往哪边去搜索，哪些行动最终会带来好的结果，哪些会导致不好的结果。在这种比较庞大的决策树下，引导大语言模型做出相关的决策，通过前瞻技术产生当前可以有的更好的行动。这种范式不仅仅是基于一个已经被训练好的大语言模型，更多的是一个强化学习的框架，通过训练过程的不同，使得模型能够在不同的任务上做出泛化，实现 goal condition reinforcement learning，而不是使用单一的奖励函数。这种范式的训练过程与一般的强化学习有所不同，因为它希望模型能够在不同的任务上做出泛化。

图10: 主流的具身大模型：谷歌 PaLM-E 通过语言、图像、文本等多模态交互



数据来源：谷歌官网

图11: 谷歌 PaLM-E 指导机器人的低级策略：厨房中的长范围移动操作任务，用桌面操作机器人的单样本/零样本泛化工作



数据来源：谷歌官网

2.3. 操作大模型:从“MPC+WBC”向“RL+仿真”演进

操作大模型是根据决策大模型的输出执行具体动作，如“抓取”、“打开”、“旋转”等。与决策大模型不同，操作大模型需要与机器人硬件深度集成，且必须通过数据采集来实现。运动控制算法的演进：基于模型的控制和算法——MPC+WBC——RL+仿真模拟。MPC 更适合具有精确模型和短期优化目标的场景，RL 更适用于不确定性高、需要长期学习和自适应的环境。

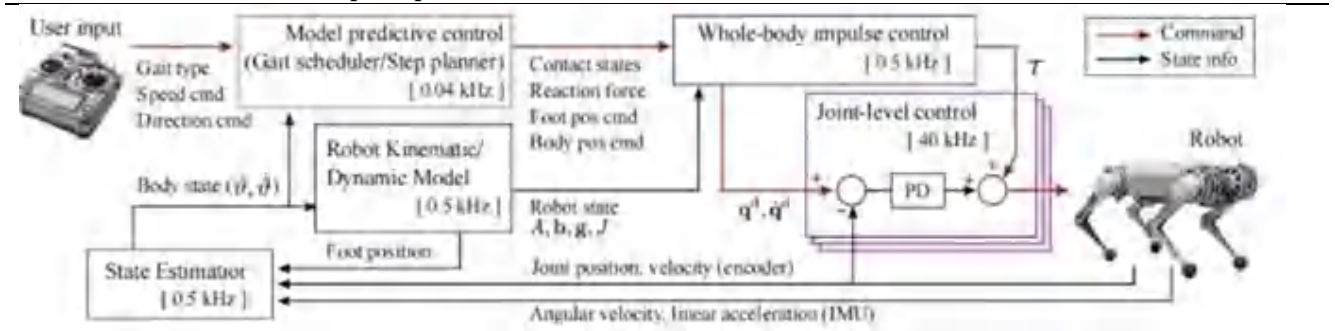
图12: MPC 与 RL 的特点对比

	MPC (模型预测控制)	RL (强化学习)
优化目标	通常基于一个明确的、短期的性能指标进行优化，例如最小化成本函数或跟踪给定的参考轨迹。	旨在最大化长期累积奖励，通过与环境的交互学习最优策略。
模型利用	依赖于精确的系统动态模型，并且在每次决策时都使用该模型来预测未来状态。	可以在不依赖精确模型的情况下学习策略，而是通过与环境的试错交互来改进策略。
决策方式	在每个时间步，通过求解一个有限时域的优化问题来确定当前的控制动作。	基于学习到的策略直接生成控制动作，不需要每次求解优化问题。
环境适应性	对于环境变化或模型不确定性的适应性相对较弱，需要重新调整模型或优化参数。	具有更强的适应性，可以在动态和不确定的环境中不断学习和改进策略。
先验知识需求	通常需要对系统有较为深入的先验知识来建立准确的模型。	对系统的先验知识要求相对较低，可以从与环境的交互中逐渐获取知识。
应用场景	常用于工业过程控制、机器人运动控制等对模型精度和实时性要求较高的场景。	在游戏、机器人自主学习、自动驾驶等复杂和不确定性较高的环境中表现出色。

数据来源：国泰君安证券研究

模型预测控制 (MPC) 与全身控制 (WBC) 结合: MPC 根据用户和控制器指定计算反作用力和位置命令, 将计算结果传递给关节控制器, 通过驱动硬件的伺服系统和关节, 实现全身运控。任何为机器人控制系统的驱动关节产生控制信号的操作都可以叫做 WBC。控制系统框图如下所示, 1)构建并求解基于质心动力学建立的非线性模型预测控制器(NMPC), 用于规划机器人质心和四肢的运动轨迹。其中 NMPC 的代价函数为系统状态误差的加权平方与系统输入的加权平方之和, 其约束包括足端作用力在摩擦锥内、足端触地速度为零和摆动腿的 Z 轴轨迹追踪。2)将追踪的状态变量定义为一组带优先级的轨迹跟踪任务(WBC), 求解以生成机器人驱动关节的控制信号。WBC 建立的任务有运动方程、质心状态追踪、关节力矩限幅等。3) 使用卡尔曼滤波器融合 IMU 和驱动关节数据, 得到机器人质心的位姿、速度和关节位置、速度等状态, 并反馈给 NMPC、WBC 控制器。

图13: 用语言让大模型通过 prompt 生成运控代码 (以 GPT-4 为例)



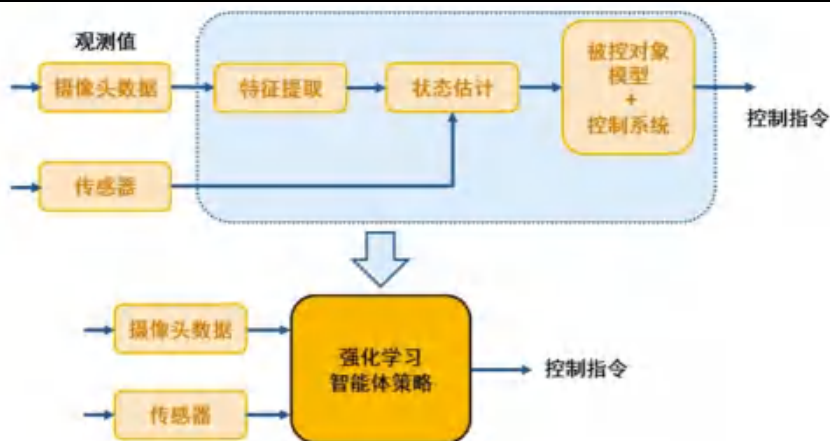
数据来源:《强化学习 3——基于强化学习的四足机器人运动控制》

MPC 的局限性:

- (1) 在 MPC 模型预测滚动优化的过程其实是一个实时迭代的过程, 要求很大的计算量和计算时间。这就意味着 MPC 模型预测其实适用于慢动态过程和具有高性能计算机的工作环境;
- (2) 现有的预测控制算法多数采用工业界易于获得的阶跃响应或脉冲响应这类非参数模型, 并通过在线求解约束优化问题实现优化控制, 对于约束系统无法得到解的解析表达式, 这给用传统定量分析方法探求设计参数与系统性能的关系带来了困难, 使得这些算法中的大量设计参数仍需人为设定并通过大量仿真进行后验, 因此除了需要花费较大的前期成本外, 现场技术人员的经验对应用的成败也起着关键的作用。

RL+仿真训练: 可以让具身智能从环境中获得更优的状态, 然后由智能体做出决策, 并对环境做出适当的行为反应。比较关心的是具体的输入输出, 对于物理交互任务来说: 输入: 1) 状态: 机器人的位置、速度、加速度等运动学信息, 以及可能包括的力反馈信息。这些信息通过机器人的传感器 (如编码器、力传感器等) 获取。2) 环境信息: 机器人所处环境的信息, 如障碍物的位置、形状等。这些信息也可以通过机器人的感知系统 (如视觉系统、激光雷达等) 获取。输出: 1) 动作: 机器人的运动指令, 如速度、加速度、方向等。这些指令直接控制机器人的运动。2) 控制参数调整: 在阻抗控制中, 输出可能还包括对阻抗参数的调整, 如刚度、阻尼等。这些参数的调整会影响机器人在与环境交互时的力反馈行为。

图14: 基于 RL 的控制模型

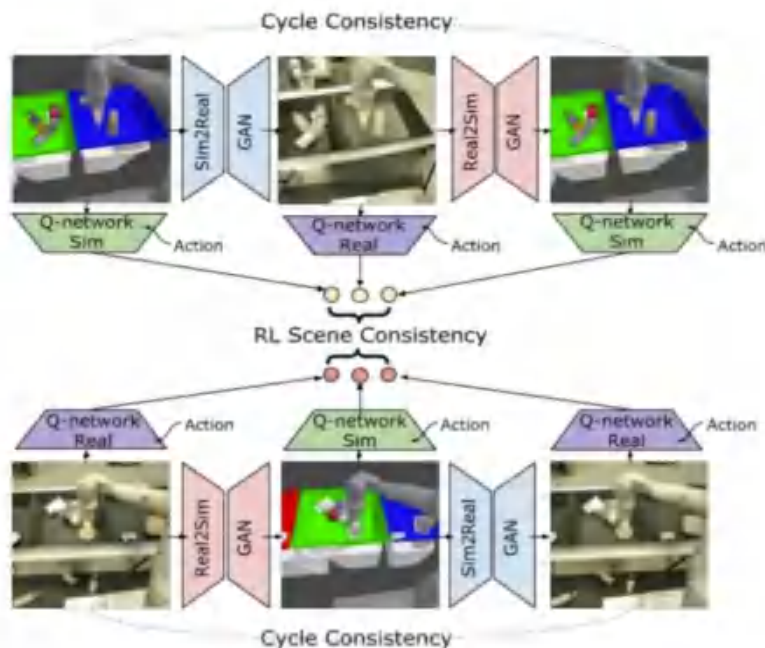


数据来源:《强化学习 3——基于强化学习的四足机器人运动控制》

强化学习在具有力感知的机械臂操作任务中也存在问题:

- (1) 数据收集与标注问题: 强化学习的方法去做控制机械臂抓取的任务, 需要大量的数据进行训练, 但是通常没有足够多的真实数据去训练强化学习模型, 因为这不仅需要精确的力感知设备, 还需要进行数据收集和标注。所以最常见的做法就是用仿真去产生大量的训练数据, 训练数据越多强化学习模型才越鲁棒。但是存在的一个问题是仿真图片和真实图像是有差距的, 在仿真环境里训练出来的 RL 模型可能在真实场景中应用的时候并不那么好。
- (2) 模型泛化能力: 强化学习模型往往容易过拟合于特定的任务和环境, 导致其泛化能力受限。当面对新的任务或环境时, 模型可能需要重新进行训练和调整, 这增加了应用的复杂性和成本。
- (3) 实时性与稳定性: 强化学习算法在训练过程中可能会受到噪声、延迟等因素的影响, 导致实时性和稳定性下降。

图15: 基于仿真训练的数据采集和训练



数据来源:《强化学习 3——基于强化学习的四足机器人运动控制》

3. 数据采集: 具身智能最大的壁垒之一

3.1. 机器人场景数据主流采集方法：远程操作、仿真合成数据

互联网上各类文本、图像和视频数据集庞大，但机器人的场景和交互有价值的数据量相对较小，限制了 AI 模型在人形机器人上的泛化能力。在 Coatue 的报告中提到，机器人场景数据集仅有 2.4M，远远低于文本数据集的 15T Tokens 和图像数据集的 6B Images，相差好几个数量级。

图16: 机器人场景数据数量远低于文本和图像数据集

Modality	Largest Dataset Size	Example AI Models
Text	15T Tokens	OpenAI GPT-4
Image	6B Image-Text Pairs	Midjourney
Video	2.6B Audio/Visual Features	runway
Robotics	2.4M Episodes	Not enough for general-purpose AI model

数据来源：Coatue Management

机器人数据采集的方法有四种，目前主流的方法是远程操作和仿真：

- 1) 远程操作：由实验人员操作机械手柄，远程控制机器人做出相同动作，以此来积累数据。2024年5月5日，Tesla Optimus 官方发布了新的 demo 视频展示了 Optimus Gen2 的最新进展，从视频中可以看到，Optimus Gen2 的训练数据通过人类远程操作收集，并针对各种任务进行扩展。
- 2) 增强现实：在名为《Explainable Human-Robot Training and Cooperation with Augmented Reality》的研究中，研究人员通过 AR（增强现实）技术让人机交互过程具备更强的可解释性，进行数据积累。
- 3) 仿真（合成数据）：通过海量算力进行模拟运算，计算得出海量机器人训练数据集。仿真可能是目前最有可能做到规模化数据生成的路径，背后需要巨大的算力支持。目前 Nvidia 采取的就是这条技术路径。
- 4) 视频学习：通过多模态大模型，直接让机器人通过视频学习人类动作，积累训练数据。

图17: 集中数据采集方式的优劣势对比

	优势	劣势
远程操作	可以在复杂或危险的环境中收集数据；数据收集的准确性高，可以获得高质量的数据	难以规模化，泛化性较差；需要专业的操作人员，成本较高；受到通信延迟和带宽的限制，可能会影响数据收集的实时性
增强现实数据	可以将虚拟信息与现实世界相结合，提供更加丰富和直观的数据收集方式，可以提高数据收集的效率和准确性，减少人为错误	技术还不成熟，存在一定的误差和局限性；设备成本较高，需要专业的设备和技术支持
合成数据	可以在虚拟环境中进行数据收集，避免了实际操作中的风险和成本；可以模拟各种不同的情况和场景，收集更加全面和多样化的数据	模拟数据可能与实际数据存在一定的差异，需要进行验证和校准；模拟环境的构建需要一定的技术和时间成本
视频学习	可以通过摄像头等设备实时记录数据，收集更加真实和自然的数据；可以对视频数据进行分析和处理，提取有用的信息和知识	视频数据的存储和处理需要大量的计算资源和时间成本；视频数据的质量和准确性受到拍摄环境和设备的影响

数据来源：国泰君安证券研究

3.2. 远程操作+仿真合成数据，混合数据才是未来？

远程操作和合成数据都有其优缺点，Scale AI 首席执行官亚历山大·王：提出，将远程操作+仿真合成数据结合，可能是未来主要的数据采集方式。远程操作可以在复杂或危险的环境中收集数据，其优点是数据收集的准确性高，可以获得高质量的数据。缺点是难以规模化，泛化性较差；需要专业的操作人员，成本较高；受到通信延迟和带宽的限制，可能会影响数据收集的实时性。使用仿真技术综合生成训练数据，其优点是可以在虚拟环境中进行数据收集，避免了实际操作中的风险和成本；可以模拟各种不同的情况和场景，收集更加全面和多样化的数据。缺点是模拟数据可能与实际数据存在一定的差异，需要进行验证和校准；模拟环境的构建需要一定的技术和时间成本。标注和测试数据公司 Scale AI 首席执行官亚历山大·王：提出“正在探索混合数据的方向，结合使用合成和非合成数据，混合数据才是真正的未来。”

特斯拉 Tesla Bot 开发团队使用人类的真实运动方式来训练机器人，为人工智能机器人提供现实生活中人类的真实运动数据。特斯拉 Optimus 不使用仿真数据的经验源自其自动驾驶技术的研发过程。2024 年 5 月 5 日，Tesla Optimus 官方发布了新的 demo 视频展示了 Optimus Gen2 的最新进展，从视频中可以看到，Optimus Gen2 的训练数据通过人类远程操作收集，并针对各种任务进行了扩展。这些数据通过 Xsens Link 系统和 Xsens Metagloves by Manus 数据手套采集而来。在采集过程中穿着 Xsens Link 动作捕捉套装的工作人员会执行一系列任务，工作人员的全身运动数据被记录下来，供机器人学习。该训练中使用了真实世界中人类的动作数据来完成特定的任务，而没有使用合成数据，这使得机器人的动作与感知能力更具真实性。业内消息了解到特斯拉整个数据训练团队人员在 100+人，同时配套了 40 套+的 Xsens 高精度运动惯性全身捕捉系统，通过海量数据收集结合视觉+触觉的端到端神经网络训练方案，让擎天柱可以实现快速作业技能学习满足未来特斯拉超级工厂柔性作业的需求。

图18：特斯拉通过 Xsens Link 系统采集数据



数据来源：特斯拉@X

图19：特斯拉 Optimus 通过人类示教的方式完成多样化技能的训练



数据来源：特斯拉@X

Nvidia 选择远程操作+合成数据的技术路线，尤其强调仿真合成数据的重要性。2024 年 3 月，英伟达在 GTC 大会上推出了 NIM(Nvidia Inference Microservices)云原生微服务，将过去几年开发的所有软件集成在一起，以简化和加速 AI 应用的部署。在机器人 NIM 服务领域，英伟达推出了 MimicGen 和 Robocasa 模型，通过生成合成运动数据和模拟环境，加速了机器人技术的研发和应用。MimicGen NIM 可根据 Apple Vision Pro 等空间计算设备记录的远程操作数据，生成合成运动数据。Robocasa NIM 可在 OpenUSD (一个用于在 3D 世界中进行开发和协作的通用框架)中生成机器人任务和仿真就绪环境。

图20：英伟达机器人 NIM 服务：MimicGen 和 Robocasa 模型

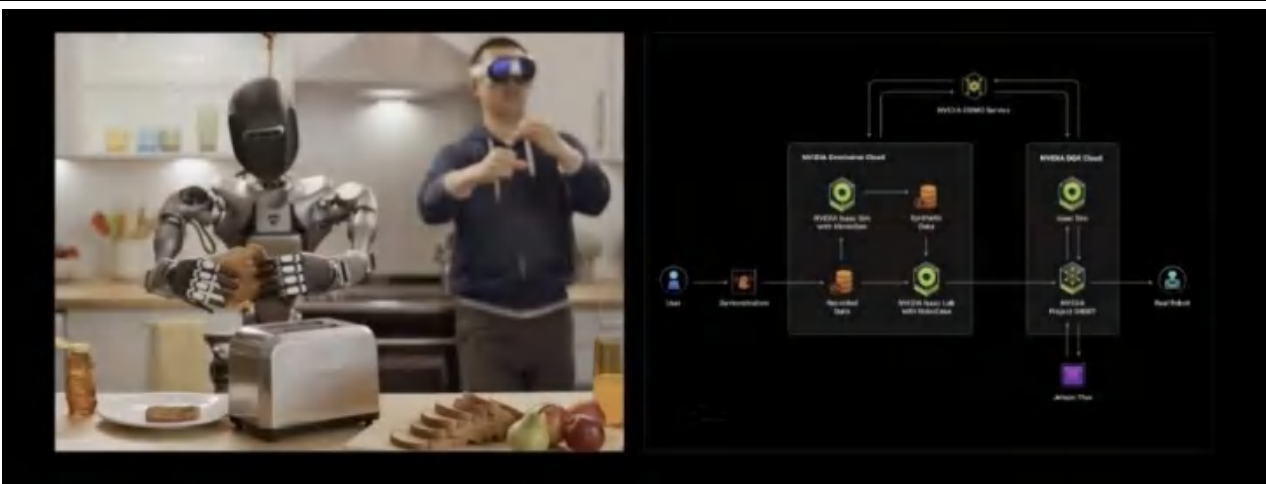
提供服务方向	可用模型名称	功能描述
理解 [Understanding]	Llama 3.1	用于自然语言处理的高级模型
	Nemo Retriever	用于信息检索的模型
	Mistral Nemo 12B	用于大规模语言模型的Nemo系列
数字人类 [Digital Human]	Parakeet ASR	自动语音识别 [ASR] 模型
	FastPitch HiFiGAN	高保真语音合成模型
	Translation 1B	用于语言翻译的模型
三维开发 [3D Development]	USD Code	用于生成和操作USD代码的模型
	USD Search	用于搜索USD数据的模型
	USD Validate	用于验证USD文件兼容性的模型
机器人技术 [Robotics]	MimicGen	生成合成运动或轨迹数据的模型
	Robocasa	生成机器人任务和模拟环境的模型
	DiffDock	用于药物发现的模型
数字生物学 [Digital Biology]	MolMim	用于分子建模的模型
	ESMFold	用于蛋白质折叠预测的模型

数据来源：英伟达官网

NVIDIA 提供了一个启用 AI 和 Omniverse 的遥操作参考 workflow，使研究人员和 AI 开发者能够从远程捕获的少量人类演示中生成大量合成运动和感知数据。开发者使用 Apple Vision Pro 捕获少量遥操作演示，然后在 NVIDIA Isaac Sim 中模拟这些记录，并使用 MimicGen NIM 生成合成数据集。英伟达通过真人的遥操作数据捕获 workflow 整个过程，包含三个部分：

1) **数据捕捉、记录和合成**：开发者佩戴 AR 设备（如 Apple Vision Pro）进行示范操作，用户的动作被实时捕捉。这些示范动作会被记录为遥操作数据，包括了用户的操作过程和动作细节等。然后记录的遥操作数据被发送到 NVIDIA Omniverse 云平台中，被 NVIDIA Isaac Sim with MimicGen 用于生成合成运动数据。富士康已开始使用 NIM 和 Omniverse 来将物理工厂连接到 3D 模拟中，以此降低产线故障率并加速生产开发。

图21：英伟达通过真人的遥操作数据捕获 workflow 整个过程



数据来源：英伟达官网

2) **数据模拟和优化**：合成后的运动数据会被进一步处理，进入 NVIDIA Isaac Lab with RoboCasa 进行更深层次的模拟和测试。而处理后的合成

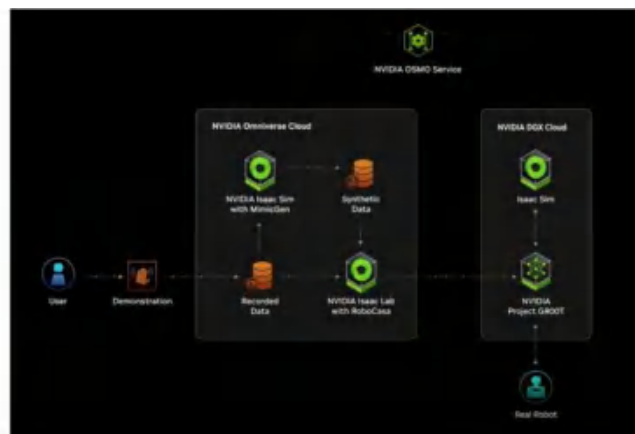
数据和其他相关数据会被传输到 NVIDIA DGX 云平台，在这里被 Isaac Sim 和 NVIDIA Project GROOT 使用进行模拟和优化。

图22: 基于英伟达 Omniverse 平台的 AI 模型可以对三维空间进行微调



数据来源: 英伟达官网

图23: 英伟达 OSMO 用于简化机器人训练和模拟流程



数据来源: 英伟达官网

3) 数据集成: 从 NVIDIA DGX 云平台获取到的优化数据，可以控制实际机器人进行操作。而最终的数据和操作被传输到 Jetson Thor 硬件平台，该平台负责实际操作执行和控制。这些机器人可能用于各种实际场景中，如厨房助手机器人等。在整个过程中，NVIDIA OSMO 服务提供支持和协调，确保数据和操作在各个平台之间的流动和同步。这是一个云原生的托管服务，允许用户在本地或云端协调和扩展复杂的机器人开发工作流，大幅简化了机器人训练和模拟工作流，减少了开发周期。

图24: 英伟达 Omniverse 机器人仿真工具 Isaac Sim



数据来源: 英伟达官网

智元机器人提出 G1 至 G5 具身智能技术演进路线。从 G1 到 G5 分别对应基础自动化、通用原子技能、端到端操作技能、端到端操作大模型以及最终的 AGI。G1 是传统自动化的起点，几乎不具备泛化能力；G2 通过提炼可复用原子技能，并以相对通用的方式来实现，结合任务编排大模型，可以具备对一大类相似场景的泛化；G3 开始走向数据驱动端到端，进一步形成了一套通用的训练框架，学习一个新技能，只需要采集相应数据就行，来实现更通用跨类别的泛化能力；随着数据量的进一步增加，G4 演变为一个通用的操作大模型，结合认知推理规划大模型，来实现端到端通用操作；G5 是一个长期牵引目标，最终形成一个真正的感知、决策、执行的端到端大模型。智元机器人在 G2 路线实现了通用的位姿估计模型 UniPose、通用的抓取模型 UniGrasp，通用的力控插拔模型

UniPlug 等一系列 zero-shot 和 few-shot 的通用原子技能。

在 G3 路线上，智元机器人形成了一套完整的全流程具身数据方案 AIDEA (Agibot Integrated Data-system for Embodied AI, 智元具身智能数据系统)。数采本体提供了轮式、足式等多类型、可靠稳定的机器人，配备了一套支持全身映射、臂手协同和高精实时的遥操设备，也包括了“数据采集-数据标注-数据管理-模型训练-模型评测-模型部署-数据回传”等全链路的数据平台，支持 SaaS 服务和私有化部署。基于 AIDEA 的百万条真机、千万条仿真数据集将在今年四季度开源。智元还发布了灵犀 X1-W：专业数采机器人，能降低数据获取成本，进行大规模数据采集。

图25: 智元具身智能数据系统 AIDEA

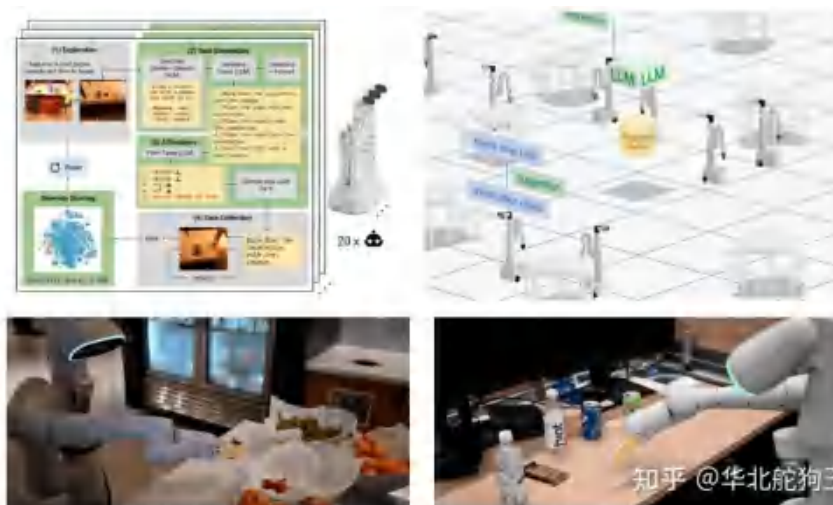


数据来源：智元机器人@哔哩哔哩官方公众号

3.3. 人形机器人训练场打造如火如荼

目前还没有一个完全可以成熟部署应用的具身智能作业技术栈，国外主要还是开展大规模数据收集与训练，探索如何构建一个可以泛化应用的具身智能神经网络，比较典型的代表是 Google RT1 机器人训练场。

图26: Google RT1 机器人训练场



数据来源：Google 官网

美国 HelloRobotic 构建了一个结合云端和真实机器人的训练场，机器人即在云端开展 LLM 的训练策略，同时也采用实体机器人在真实搭建的家居场景开展数据收集与验证测试。

图27: HelloRobotic 结合云端和真实机器人的训练场



数据来源: HelloRobotic

由上海人形机器人制造业创新中心孵化的“开源道场”MiniGym是目前国内首个对标特斯拉训练的原型。由于特斯拉整体技术路线尚不清晰，上海人形机器人创新中心团队基于开源开放的模式开源了 MiniDojo 项目，希望能推动国内人形机器人团队与联盟共同研究其技术路线，构建专用数据底座与具身训练体系。国家地方共建人形机器人创新中心总经理许彬表示，他们正在打造人形机器人训练场，2024 年计划上海打造 100 个人形训练场，2027 年计划在各个城市、各个场景打造 1000 个训练场，100 台采集设备，构建 1PB 数据集(每周生产 5TB+)。训练场构建方式：1) 搭建数据管理的平台系统，打造操作端、机器端云网服务器。2) 建设实时标定系统、控制系统、数据采集系统、数据反馈系统；3) 通过数字孪生，生成合成式数据；4) 通过异构人形机器人，打造真实、生成式数据。

图28: 上海人形创新中心正打造人形机器人训练场

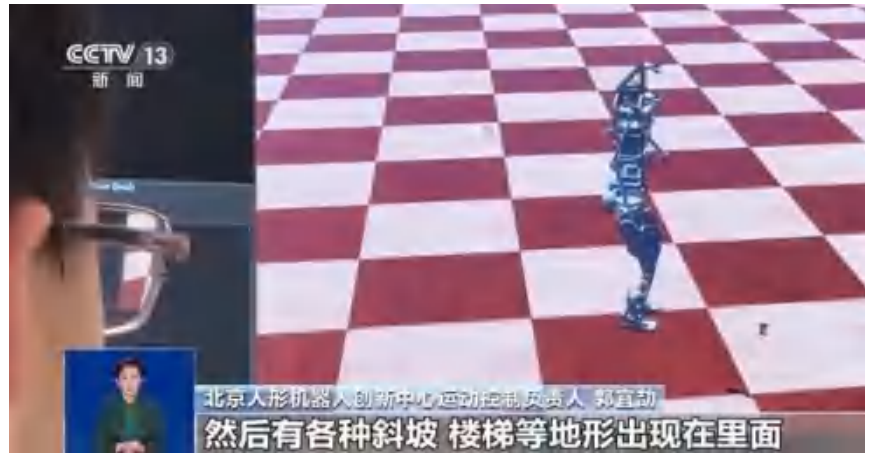


数据来源: WAIC 展会

北京创新中心自主研发的通用人形机器人母平台“天工”的训练基本都是在虚拟的世界完成的。在这个虚拟世界中，数千个机器人可以同时测试、训练，完成对自己行为的矫正。在这虚拟的物理仿真引擎中，构建了一个非常大的训练场景。在这个仿真环境中训练 10 个小时，可能相当

于在物理世界当中，一个机器人 24 小时昼夜不停地进行 100 天训练。为了让机器人的奔跑步态更加拟人化，研究团队通过可穿戴设备，用动作捕捉的方式进行训练，让机器人在动作处理上，更加灵活多变，姿态也更加生动自然。

图29：北京人形创新中心正打造人形机器人训练场



数据来源：央视

安徽省人形机器人产业创新中心和四川成都人形机器人创新中心也在争取升级为国家级，各地的数据采集场建设如火如荼。

4. 具身智能估值基础：硬件、数据、模型、人才

2024 年 H1，全球共发生 25 起人形机器人领域融资事件，融资总额超过 10 亿美元（约合 78 亿人民币），融资额已超过 2023 年全年（27 起，超 7.15 亿美元）。2024H1 国外人形机器人融资案例：Figure AI（约 6.75 亿美元）、1X Technologies（约 1.06 亿美元）等。Figure AI 累计融资金额超过 7.54 亿美元，估值 26 亿美元，1X Technologies 累计融资金额超过 1.23 亿美元。2024H1 人形机器人领域的融资主要集中在天使轮和种子前，初创企业是融资主力军，高校教授团队创业占主导。

图30：近一年人形机器人产业融资情况



数据来源：新战略咨询

图31：2024H1 融资金额靠前的人形本体厂商

公司	融资轮次	本轮融资金额	累计融资金额	当前估值	历次融资情况
Figure AI	未披露	6.75亿美元	7.54亿美元	26亿美元	2023-05 A轮：Parkway venture Capital领投，Ailya Capita Ventures、Tamarack Global、FJ Labs、库卡机器人前CEO、Reiter跟投，融资金额7000万美金 2024-02 新一轮：英伟达、OpenAI、微软、亚马逊创始人贝索斯
1X technologies	B轮	1 亿美元	超1.23亿美金	未披露	2023-03 A2轮：OpenAI创业基金领投，金额2350万美元 2024 B轮：瑞典风投基金EQT Ventures领投，新投资者Sams NEXT、现有投资者Sandwater、Skagerak Capital和Nistad领
宇树科技	B2轮	10亿RMB	超10亿人民币	未披露	种子轮和天使轮：安创加速器、变量资本 2020-01 Pre-A+轮：红杉资本种子基金、祥峰投资、初心资本数千万元人民币 2021 A轮：顺为资本，金额数千方美金 2022-04 B轮：顺为资本、深创投、海克斯康、敦鸿资产、容亿经纬中国，金额数亿万元人民币 2024-02 B2轮：美团、金石投资、源码资本，老股东深创投、容亿、敦鸿、米达钧石
智元机器人	A+++轮	6亿RMB	超16亿人民币	70亿RMB	2023-03 天使轮：高瓴创投领投，金额未披露 2023-03 A轮：高瓴创投、鼎晖投资、高榕资本、临港新片区金额未披露 2023-04 A+轮：百度风投、经纬创投、司南园科，金额未披露 2023-08 A++轮：比亚迪、沃赋创投、蓝驰创投，金额未披露 2023-12 A+++轮：蓝驰创投、中科创星、鼎晖投资长飞基金、高瓴创投、立量创新、三花控股集团、基石资本、临港新 2024-02 A+++轮：红杉中国、M31资本、上汽投资
星动纪元	天使轮	亿元人民币	超过亿元	未披露	2023种子轮：世纪金源领投，图灵创投跟投，数千万元人民币 2024-01天使轮：联想创投领投，金鼎资本、清控天诚跟投，世纪金源超额跟投
逐迹动力	战略投资	未披露	超2亿元人民币	未披露	2023-07天使轮：峰瑞资本、智数资本、明势资本和昆仲资本金额未披露 2023-07Pre-A轮：绿洲资本、联想创投，金额约2亿元 2024-05 战略投资：阿里巴巴
银河通用	天使轮	7亿RMB	7亿元人民币	未披露	天使轮：美团战投、北汽产投、商汤国香基金、讯飞基金、尼、蓝驰创投、经纬创投、源码资本、IDG资本

数据来源：各公司官网，国泰君安证券研究

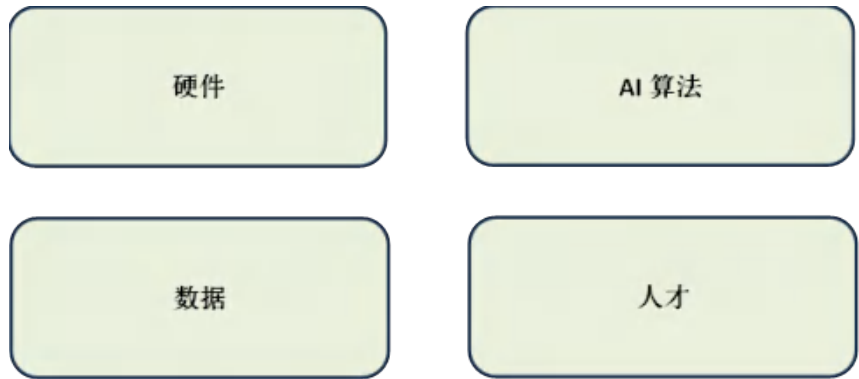
面的一级市场的火热，我们总结具身智能的主要估值逻辑是：**硬件、模型、数据和人才**：

硬件是一切的基础。需要完全自研的高性能稳定硬件，如果没有自己的硬件，就无法根据算法和数据进行硬件的快速优化和修改。跨硬件的算法目前还处于论文阶段。

涉及数据的采集、组织管理以及与模型的闭环开发，需要有强大组织能力的团队，核心团队需要具备组织大规模工程师的经验。1) 主流的数据采集方法：仿真生成数据、真实环境中采集；2) 数据分发、清洗、打标签、校验、存储、管理等：数据能力强的公司会自己做数据 pipeline，比如 x-square，数据能力弱的会采购数据服务商的工具。

算法团队：开源算法可以提供一些基础的功能和技术，算法团队可以在开源算法的基础上进行二次开发和创新，但是要实现高质量、高性能的人形机器人，需要专业的算法团队进行深入的研究和开发，其重要性体现在：1) 创新性和竞争力：优秀的算法团队能够不断创新，开发出独特的算法和技术，使人形机器人具有更好的性能、功能和竞争力。2) 定制化和优化：不同的人形机器人应用场景和用户需求可能不同，算法团队可以根据具体情况进行定制化和优化，以满足特定的要求。3) 系统集成和协同：人形机器人是一个复杂的系统，需要各个部分的协同工作。算法团队可以确保算法与其他硬件和软件组件的良好集成，实现系统的整体性能优化。4) 解决复杂问题：在人形机器人的开发过程中，会遇到各种复杂的问题，如运动控制、感知理解、决策规划等。算法团队具备解决这些问题的专业知识和经验。5) 持续改进和升级：技术在不断发展，算法团队可以持续改进和升级人形机器人的算法，使其能够适应新的需求和挑战。

图32：具身智能的估值基础



数据来源：国泰君安证券研究

图33: Figure 02 VS Optimus Gen2: 硬件、算法和产业化

<p>Figure 02 硬件参数</p> <ul style="list-style-type: none"> • 发布时间: 2024.06 • 高度: 107.64cm • 有效负载: 20kg • 整机重量: 70kg • 续航: 2.25 kWh, 6hr • 最高运行速度: 1.2m/s • 全身自由度: 30个 • 摄像头: 4组3D RGB, 2个2D相机 • 灵巧手自由度: 18个 (6个主动, 10个被动) • 集成布线 • 外骨骼结构 <p>较前代的改进主要体现在硬件上: 续航提升50%, 手部自由度增加, 改变了外骨骼结构设计, 关节集成度增加, 优化了走线, 3倍于前代的CPU/GPU计算能力</p> <p>Figure 02 软件算法能力</p> <ul style="list-style-type: none"> • 搭载与Open AI合作训练的视觉语言大模型VLM, 语言到语言直接推理技术, 具备强大的自主学习和对话推理能力, 01展示了交互响应速度, 02未展示。 • 自主学习: 100%的自动神经网络学习, 对已经训练过的行为可以自我纠正。 <p>Figure 02 产业化进展</p> <ul style="list-style-type: none"> • 20240621将小批Figure 01送往宝马工厂进行任务训练和采集数据, 在宝马工厂里, Figure 02可以快速流畅的自由行走, 完成车身搬运、安置和质检等多项任务 		<p>Optimus Gen2 硬件参数</p> <ul style="list-style-type: none"> • 发布时间: 2023.12 • 高度: 172CM • 有效负载: 7 • 整机重量: 56kg • 续航: 2.9kWh, 6hr • 最高行走速度: 390.6m/s • 全身自由度: 52个 • 摄像头: 3个摄像头, 1个毫米波雷达 • 灵巧手自由度: 11个主动自由度, 下一代22个 • 集成布线 • 外壳: 塑料 (3D打印, 还未开模) <p>展示了在不同场景下的动作 (走路、跑步、深蹲、挥手等), 显示出强大的平衡和协调能力; 灵巧手拿起、放下以及交换支撑鸡蛋, 体现出了卓越的手部操作精度和灵敏度</p> <p>Optimus Gen2 软件算法能力</p> <ul style="list-style-type: none"> • 使用2D相机、手部触觉和力传感器, r5D计算机控制, “亦全端到端的神经网络”训练, 强调了完全自主的、精确的、实时的单倍速操作速度, 并可以自主进行纠正; • 训练数据收集: 操作人佩戴着VR眼镜和手套, 通过远程操作的方式来采集数据。 <p>Optimus Gen2 产业化进展</p> <ul style="list-style-type: none"> • Optimus Gen2已经在特斯拉工厂里进行分拣电芯等任务训练并采集数据, 预计25年会有上千台机器人在自己工厂里工作 	
--	--	---	--

数据来源：Figure AI@X 官方账号，特斯拉@X 官方账号，国泰君安证券研究根据公开信息整理

5. 风险提示



1) 落地难题浮出水面

随着项目的推进，很多具身智能企业发现技术在实际应用中面临的难题远比预期中的多。数据获取、算法不稳定、昂贵的硬件成本，一系列挑战将具身智能技术应用于生产生活，需要更多的努力和时间。

2) 低估技术难度

许多企业可能低估了技术的复杂性，只在某个技术点上有优势，而实现具身智能的落地需要系统级别的整合。

3) 竞争激烈

技术投入、核心人才和应用场景构成大模型竞争的核心壁垒。大模型是一个重资源禀赋、高进入门槛的赛道，其对算法模型的有效性、高质量的数据、算力的支撑能力均有极高要求，模型的优化迭代亦有赖于资金和人才的持续投入。此外，大模型的实际落地和行业应用能力也是市场检验的重要标准。

4) 投资过度引发泡沫

资金大量注入使得一些公司在市场竞争中失去理性，过分追求规模扩张却忽略了盈利能力。市场泡沫的形成让市场在泡沫破裂后快速降温。

AI人工智能产业链联盟

#每日为你摘取最重要的商业新闻#

更新 · 更快 · 更精彩



Zero

AI音乐创作人

水墨动漫联盟创始人

百脑共创联合创始人

人工智能产业链联盟创始人

中关村人才协会秘书长助理

河北北大企业家分会秘书长

墨攻星辰智能科技有限公司CEO

河北清华发展研究院智能机器人中心线上负责人

中关村人才协会数字体育与电子竞技专委会秘书长助理



主要业务:AI商业化答疑及课程应用场景探索, 各类AI产品学习手册, 答疑及课程



欢迎扫码交流

提供: 学习手册/工具/资源链接/商业化案例/
行业报告/行业最新资讯及动态



人工智能产业链联盟创始人

邀请你加入星球, 一起学习

人工智能产业链联盟报 告库



星主: 人工智能产业链联盟创始人

每天仅需0.5元, 即可拥有以下福利!
每周更新各类机构的最新研究成果。立志将人工智能产业链联盟打造成市面上最全的AI研究资料库, 覆盖券商、产业公司、科研院所等...

知识星球

微信扫码加入星球 ▶



本公司具有中国证监会核准的证券投资咨询业务资格

分析师声明

作者具有中国证券业协会授予的证券投资咨询执业资格或相当的专业胜任能力，保证报告所采用的数据均来自合规渠道，分析逻辑基于作者的职业理解，本报告清晰准确地反映了作者的研究观点，力求独立、客观和公正，结论不受任何第三方的授意或影响，特此声明。

免责声明

本报告仅供国泰君安证券股份有限公司（以下简称“本公司”）的客户使用。本公司不会因接收人收到本报告而视其为本公司的当然客户。本报告仅在相关法律许可的情况下发放，并仅为提供信息而发放，概不构成任何广告。

本报告的信息来源于已公开的资料，本公司对该等信息的准确性、完整性或可靠性不作任何保证。本报告所载的资料、意见及推测仅反映本公司于发布本报告当日的判断，本报告所指的证券或投资标的的价格、价值及投资收入可升可跌。过往表现不应作为日后的表现依据。在不同时期，本公司可发出与本报告所载资料、意见及推测不一致的报告。本公司不保证本报告所含信息保持在最新状态。同时，本公司对本报告所含信息可在不发出通知的情形下做出修改，投资者应当自行关注相应的更新或修改。

本报告中所指的投资及服务可能不适合个别客户，不构成客户私人咨询建议。在任何情况下，本报告中的信息或所表述的意见均不构成对任何人的投资建议。在任何情况下，本公司、本公司员工或者关联机构不承诺投资者一定获利，不与投资者分享投资收益，也不对任何人因使用本报告中的任何内容所引致的任何损失负任何责任。投资者务必注意，其据此做出的任何投资决策与本公司、本公司员工或者关联机构无关。

本公司利用信息隔离墙控制内部一个或多个领域、部门或关联机构之间的信息流动。因此，投资者应注意，在法律许可的情况下，本公司及其所属关联机构可能会持有报告中提到的公司所发行的证券或期权并进行证券或期权交易，也可能为这些公司提供或者争取提供投资银行、财务顾问或者金融产品等相关服务。在法律许可的情况下，本公司的员工可能担任本报告所提到的公司的董事。

市场有风险，投资需谨慎。投资者不应将本报告作为作出投资决策的唯一参考因素，亦不应认为本报告可以取代自己的判断。在决定投资前，如有需要，投资者务必向专业人士咨询并谨慎决策。

本报告版权仅为本公司所有，未经书面许可，任何机构和个人不得以任何形式翻版、复制、发表或引用。如征得本公司同意进行引用、刊发的，需在允许的范围内使用，并注明出处为“国泰君安证券研究”，且不得对本报告进行任何有悖原意的引用、删节和修改。

若本公司以外的其他机构（以下简称“该机构”）发送本报告，则由该机构独自为此发送行为负责。通过此途径获得本报告的投资者应自行联系该机构以要求获悉更详细信息或进而交易本报告中提及的证券。本报告不构成本公司向该机构之客户提供的投资建议，本公司、本公司员工或者关联机构亦不为该机构之客户因使用本报告或报告所载内容引起的任何损失承担任何责任。

国泰君安证券研究所

	上海	深圳	北京
地址	上海市静安区新闻路669号博华广场 20层	深圳市福田区益田路6003号荣超商 务中心B栋27层	北京市西城区金融大街甲9号金融 街中心南楼18层
邮编	200041	518026	100032
电话	(021) 38676666	(0755) 23976888	(010) 83939888
E-mail:	gtjaresearch@gtjas.com		