国金证券 SINOLINK SECURITIES

2026 年 11 月 07 日

计算机行业研究

买入（维持评级）

行业专题研究报告

证券研究报告

计算机组
分析师：刘高畅（执业 S1130525120005） liugaochang@gjzq.com.cn
分析师：郑元昊（执业 S1130525120004） zhengyuanhao@gjzq.com.cn
分析师：孙恺祈（执业 S1130526060005） sunkaiqi@gjzq.com.cn

物理 AI:巨头新战场

投资逻辑

- **OpenAI 向物理世界延伸，O 链需求开始具象化。**从机械手操作研究、参与 1X 融资，到整合 io 硬件团队、征询消费设备及机器人制造伙伴，OpenAI 的布局已连接模型能力、机器人部件与消费终端。在 Anthropic 推进上市的比较框架下，物理 AI 有望成为 OpenAI 在 Coding 之外的新叙事。
- **数据 Scale-up 推动具身能力进步，数据工程成为关键环节。**网络与人类视频提供规模，仿真数据扩充场景，真机数据提供与实际执行贴近的监督信号。随着训练规模扩大，竞争从采集时长延伸至多模态对齐、清洗标注、质量评测和模型回灌；整数智能、光轮智能及仙工智能的布局，体现出数据供给正在从单点服务走向覆盖训练全流程的平台能力。
- **上下文学习与世界模型共同改变机器人研发方式。**GEN-1.5 可将短时示范作为“物理提示”，在不更新参数的情况下执行新任务，预训练扩张也降低了新任务适配所需的数据和梯度更新。Genie 4 将世界模型推进至实时交互模拟，为任务规划、异常场景推演和智能体训练提供环境；高层规划、中层动作策略与底层实时控制的分层协同，则推动这些模型能力向真实机器人迁移。
- **部署后的有效产出和数据回流，成为产业竞争的新尺度。**智元以 Worken 衡量活跃本体、自主工作时长和产出效能，同时推进 GO-3 Preview、WITA-OMNI、触觉数据采集、灵渠 OS 及工业和公共服务场景部署。连续作业既检验可靠性与客户价值，也积累失败、恢复和人工接管数据，推动“部署扩张—数据回流—模型改善—效率提升”的循环。
- **量产、人才与资本投入使验证节点持续增加。**特斯拉 Optimus 进入早期生产，苹果以 HALO 验证仿真训练向真实环境迁移，Meta 与傅利叶迭代家庭机器人原型；大模型人才创业及具身数据企业融资，进一步将竞争延伸至数据和训练基础设施。后续观察重点将落在复杂任务成功率、模型开源后的第三方验证、产能爬坡与客户交付。

相关标的

- 1）本体：特斯拉、智元、上纬新材、宇树科技。
- 2）北美链：科森科技、斯菱智驱、岱美股份、世运电路、福赛科技、蓝思科技、浙江荣泰、三花智控、恒立液压、北特科技、拓普集团、科达利、万向钱潮等。
- 3）机器人大脑相关：摩尔线程、协创数据、道通科技、索辰科技、仙工智能、群核科技、智微智能、爱芯元智、五一视界等。
- 4）具身数据采集相关：领益智造、海天瑞声、利亚德、仙工智能、宝通科技、世纪恒通、奥比中光、绿的谐波、禾赛、速腾聚创、海康威视等。

风险提示

通用具身模型泛化能力进展不及预期的风险；高质量物理交互数据供给及 Scaling 进展不及预期的风险；世界模型、仿真合成数据及 Sim2Real 效果不及预期的风险；机器人商业化、订单及规模量产节奏不及预期的风险；AI 芯片、算力和端侧部署进展不及预期的风险；行业竞争加剧、技术路线变化及相关公司估值波动的风险。

内容目录

一、O 链：物理 AI 的太空算力时刻 4
1.1 OpenAI 走向物理世界：IPO 比较框架下，物理 AI 有望成为 Coding 之外的重要增长叙事 4
1.2 O 链-数据：模型突破依靠数据 Scale-up，高质量数据工程成为关键基础设施 4
1.3 O 链-端侧：物理 AI 商业化依赖终端载体，关注消费电子新增产品周期 5
二、技术演进：具身模型泛化能力跨越临界点 6
2.1 上下文学习向物理世界迁移，GEN-1.5 涌现单次示范能力 6
2.2 预训练规模持续扩张，具身模型由性能提升走向能力涌现 7
2.3 世界模型由生成走向交互，Genie 4 扩展智能体训练空间 10
2.4 世界模型沿多类范式演进，行动预测成为共同方向 12
2.5 分层架构兼顾通用推理与实时控制，模型能力加速向机器人迁移 14
三、产业进展：智元推动物理 AI 由模型开发走向规模部署 15
3.1 部署态成为产业评价重点，有效产出替代单次演示 15
3.2 数据与模型双向 Scaling，训练延伸至部署后进化 16
3.3 工程系统承接模型能力，场景复制进入验证期 18
四、物理 AI：模型、终端与数据供给进入协同验证期 19
4.1 特斯拉：Optimus 启动早期生产，推进手部设计与 AI 能力迭代 19
4.2 苹果：仿真训练推进机器人自主控制，家庭场景探索产品化 20
4.3 Meta：个人 AI 智能体向人形机器人延伸 20
4.4 人才与资本向 Physical AI 迁移，数据环节开始独立定价 21
4.5 未来半年催化接续，产业进入连续验证窗口 22
五、相关标的 23
六、风险提示 23

图表目录

图表 1：OpenAI 物理 AI 布局进展：从机器人操作研究到数据、硬件与制造体系建设 4
图表 2：机器人基础模型训练数据金字塔 5
图表 3：仙工智能具身数据全流程——从真机采集到模型回灌 5
图表 4：语言模型与具身模型上下文学习方式对比 6
图表 5：GEN-1.5 一次性上下文学习与少样本后训练成功率对比 7
图表 6：GEN-0 不同参数量模型的预训练表现对比 8
图表 7：GEN-1 维护扫地机器人时全自主连续完成 200 余次且无需人工干预 8
图表 8：GEN-1 与 GEN-0 在维护扫地机器人任务中的成功率对比 9

图表 9： GEN-1.5 下一动作预测误差持续下降 9
图表 10： GEN-1.5 仅需 1–10 个梯度步即可适配新任务 10
图表 11： Genie 4 实时生成可交互场景 11
图表 12： Argon 与 Genie 4 协同模拟机器人下棋 11
图表 13： Genie 4 提升物理规律与人物行为模拟能力 12
图表 14： 世界模型的四类技术范式对比 12
图表 15： World Labs 按照功能将其划分为渲染器、模拟器和规划器 13
图表 16： XPACE 是一个统一的具身世界模型，兼具世界动作模型和世界模拟器的功能 13
图表 17： Google RT-1 架构 14
图表 18： Google RT-2 架构与训练 14
图表 19： Google RT-1-X 与 RT-2-X 架构图 15
图表 20： Helix 02 将机器人智能划分为 S0、S1 和 S2 三层 15
图表 21： 智元 CTO 发布首个定义物理 AI 价值的度量衡 Worken 16
图表 22： Artificial Analysis 八类桌面任务测试 17
图表 23： Artificial Analysis 测试结果 17
图表 24： GO-3 Preview 登顶 RoboDojo、RoboTwin、RoboColiseum 三大行业权威评测榜单 18
图表 25： WITA-OMNI 在 Daily-Omni、TimeLens-Bench、EmbSpatialBench 和 MMAU 四项评测中取得第一 18
图表 26： Optimus 位于费蒙市第一条产线 19
图表 27： HALO 通过任务编排、动作生成与动作跟踪实现机器人自主控制 20
图表 28： Meta Muse 人形机器人家庭应用场景概念图 21
图表 29： 星忆智能具身数据产品体系 22
图表 30： 2026 年 10 月-2027 年 H1 物理 AI 催化事件 22

一、O 链：物理 AI 的太空算力时刻

OpenAI 的物理 AI 布局正从模型能力展示，走向机器人数据采集、执行器开发与消费终端设计的协同推进。随着数据供给和制造体系逐步建立，物理 AI 的竞争重点将由单项模型表现，转向模型、数据与硬件在真实场景中的协同能力，带动数据服务、机器人部件和消费电子供应链的需求。

1.1 OpenAI 走向物理世界：IPO 比较框架下，物理 AI 有望成为 Coding 之外的重要增长叙事

OpenAI 对物理 AI 的探索已有多年积累，2019 年，公司展示了通过仿真训练和自动域随机化，将策略迁移至真实机械手完成魔方操作的成果。此后，布局逐步覆盖机器人本体、数据系统和消费硬件：OpenAI 创业基金参与 1X 人形机器人融资，io 产品团队并入 OpenAI；2026 年，OpenAI 进一步征询消费设备及机器人制造伙伴，并展示模型参与实体设备设计、制作原型的进展。

图表1：OpenAI 物理 AI 布局进展：从机器人操作研究到数据、硬件与制造体系建设

时间	事件
2019 年 10 月	OpenAI 以强化学习和自动域随机化在仿真环境训练机械手，再将策略迁移至真实机械手完成魔方操作；公司披露的成功率为 60%
2023 年	OpenAI 创业基金领投 1X 的 2350 万美元 A2 轮融资。1X 称资金将用于双足机器人 NEO 开发，以及 EVE 机器人的制造扩张。
2025 年 5-7 月	OpenAI 宣布与 Jony Ive 团队合作；7 月确认 io Products 团队并入 OpenAI，Jony Ive 及 LoveFrom 承担产品设计与创意工作。
2026 年 1 月	OpenAI 发布美国硬件制造合作征询，将消费设备和机器人列入合作范围；征询项目包括消费设备组装测试、电路板与机电模块，以及机器人执行器、精密轴承、谐波减速器和电机。
2026 年 11 月	OpenAI 披露，GPT‑6 Astra 参与一款 Codex 语音交互测试设备的外壳、电路板和软件设计，两名团队成员在一周内完成设计，代工厂在一个月内制作小批量原型；其硬件团队也将模型用于 CAD 图纸、仿真和设计审查。

来源：OpenAI，1X.tech，国金证券研究所

Anthropic 推进 IPO，将使前沿模型公司接受更加直接的公开市场比较。Anthropic 于 2026 年 10 月 26 日公开提交 S‑1，申请以“ANT”为代码在纳斯达克上市。路透社 2026 年 10 月 19 日报道，OpenAI 计划中的上市时间为 2027 年，并正争取在 Anthropic 上市前获得新一轮投资承诺；报道指出，两家公司正在竞争相近的投资者资金。在假设 OpenAI 于 2027 年寻求 IPO 的情景下，我们认为，Coding 之外可验证的新增长曲线，有助于增强其长期估值的韧性。从商业空间看，物理 AI 有望增加模型进入制造、物流及家庭等场景的机会，消费终端则可能增加模型被调用的频次，并为硬件与服务组合创造条件。

1.2 O 链-数据：模型突破依靠数据 Scale-up，高质量数据工程成为关键基础设施

具身模型的数据供给呈金字塔结构：底层是规模大、动作信息较弱的网络与人类视频，中层是可批量生成的仿真数据，顶层是成本高、与机器人执行最贴近的真机数据。模型能力提升需要扩大数据规模，也需要提高数据与真实动作的匹配度。昆仑万维董事长方汉将 1000 万小时至 1 亿小时视为具身世界模型持续突破的数据量级。以其给出的每小时约 50 元人类操作数据采购价、约 500 元真机数据最低采集成本测算，1 亿小时分别对应约 50 亿元和 500 亿元的数据投入情景，数据来源组合与单位成本将决定实际空间。

图表2：机器人基础模型训练数据金字塔



来源：NVIDA，国金证券研究所

数据规模化推动竞争从单纯采集延伸至清洗、标注、治理和评测。整数智能的平台覆盖上述数据流程，武汉市数据局披露其累计交付超过 10PB 多模态数据集；光轮智能以 EgoSuite 采集并标注第一视角操作数据，披露累计交付超过 30 万小时、每周新增超过 2 万小时，并以 RoboFinals 建设机器人仿真评测平台。场景端，仙工智能依托近 3000 个泛工业及商业场景客户，成立杭州开物创新具身智能科技有限公司，将真机采集、多源接入、数据治理、训练评测和模型回灌连接起来，使机器人运行持续产生可用于模型迭代的数据。

图表3：仙工智能具身数据全流程——从真机采集到模型回灌



来源：仙工智能，国金证券研究所

1.3 0 链-端侧：物理 AI 商业化依赖终端载体，关注消费电子新增产品周期

端侧产品让模型进入家庭与随身场景，形成持续的语音、视觉交互入口。OpenAI 已将 io 产品团队并入公司；Sam Altman 在访谈中提出桌面、口袋和佩戴三类设备形态。据彭博报道，首款产品拟为带摄像头、传感器和电池的可移动无屏设备，外形接近“甜甜圈”；可穿戴设备也在探索之列。OpenAI 公布的制造合作范围已覆盖消费设备组装测试、PCB、光学及机电模组。随着产品从设计走向制造，声学、视觉传感、结构件与整机组装有望成

为消费电子产业链的增量需求。

二、技术演进：具身模型泛化能力跨越临界点

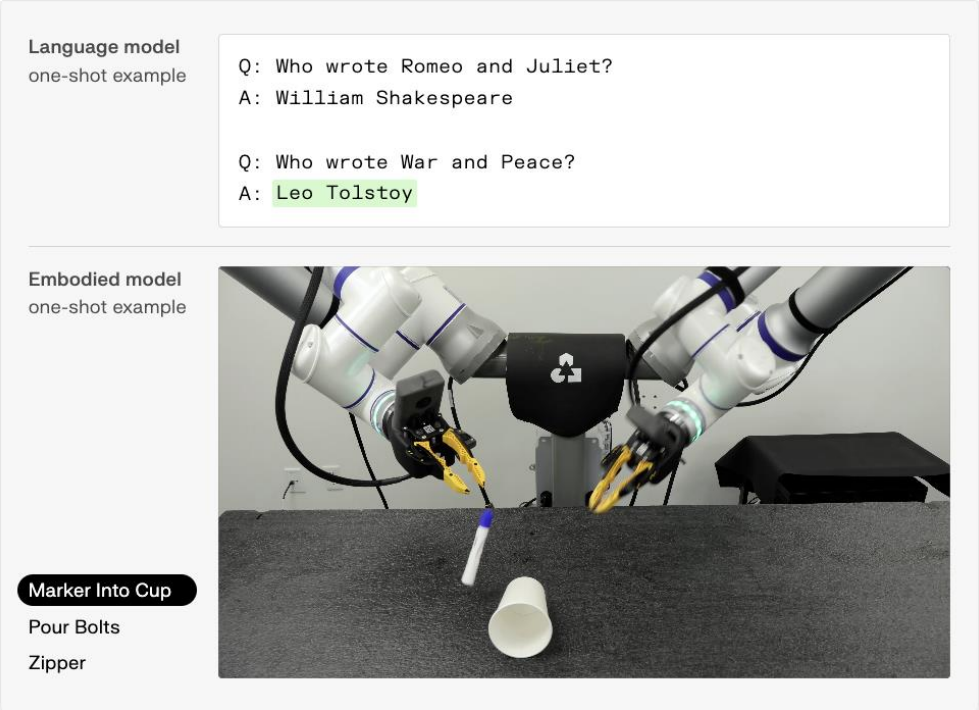
本轮物理 AI 与此前机器人技术迭代的核心差异，在于模型开始展现快速学习新任务的能力。过去，机器人完成一项新任务通常需要重新采集数据、训练策略并针对具体本体进行调试；随着物理交互数据、模型规模和训练算力持续扩张，具身基础模型开始复现大语言模型发展过程中出现过的能力跃迁。GEN-1.5 显示，机器人可以把单次示范直接作为上下文，在不更新模型参数的情况下执行新任务；Genie 4 则进一步提高了世界模型的实时交互、物理建模和复杂事件推演能力。二者分别从技能学习和训练环境两端，推动物理 AI 由任务专用系统向通用基础模型演进。

2.1 上下文学习向物理世界迁移，GEN-1.5 涌现单次示范能力

上下文学习是大语言模型实现通用任务迁移的重要能力。模型无需针对每个问题重新训练，而是从提示词中的一个或少量示例识别任务模式，并直接生成符合要求的结果。机器人领域长期希望实现类似能力，但物理任务不仅需要理解目标，还需要根据视觉、触觉、本体状态和环境反馈连续调整动作。物体位置、摩擦、遮挡以及执行误差均可能在任务过程中发生变化，因此具身上下文学习需要模型同时完成任务理解、动作生成和闭环纠错。

Generalist 于 2026 年 8 月 19 日发布 GEN-1.5。该模型是一款面向机器人控制的大型多模态模型，可以同时处理视频、语言、传感器和本体状态信息，并以 100Hz 输出动作轨迹；模型保留约 30 秒的视频记忆，用于容纳示范片段和机器人执行过程中的滚动观察。与传统微调不同，GEN-1.5 可以将 3 至 12 秒的单次示范直接放入上下文窗口，在不进行梯度更新和参数微调的情况下，数秒内学习一项新任务。Generalist 将这一方式称为“物理提示”，其中的提示不再只是文字或图片，而是传感器观测与动作轨迹组成的完整序列。

图表4：语言模型与具身模型上下文学习方式对比



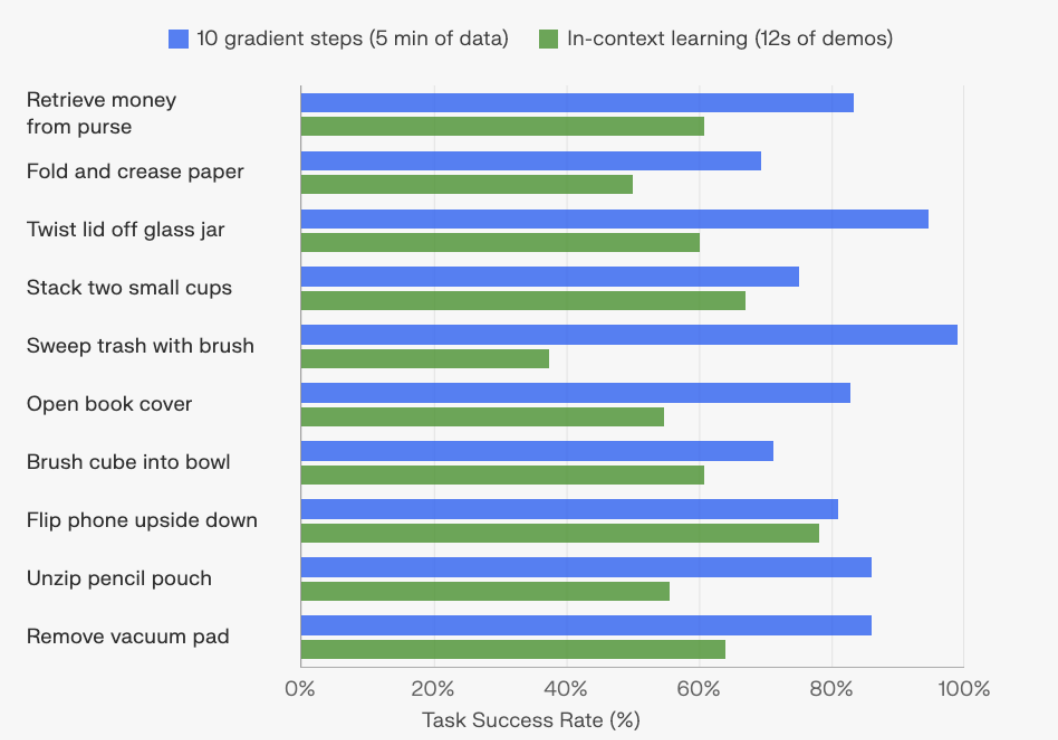
来源：Generalist AI，国金证券研究所

GEN-1.5 在一次性学习之外，还表现出组合泛化、仿真示范向真机迁移以及人类动作向机器人动作迁移等能力。当上下文中放入两段不同的物理提示时，模型可以将两项技能组合为一个更长的行为；即使预训练数据中不包含仿真数据，模型也能把仿真环境中的示范作为真实机器人的物理提示；在部分任务中，人可以直接在机器人相机前用双手进行示范，模型随后使用机器人手完成相似动作。这些能力说明，具身模型学习的对象开始由固定轨迹扩展至任务意图和行为策略。

从公开结果看，GEN-1.5 在 10 项不同的短时操作任务中，使用单次物理提示的平均成功率为 59%，标准差为 10%；如果使用约 5 分钟、约 50 次示范的数据进行 10 步梯度更新，

平均成功率可提高至 83%，标准差为 9%。相关任务包括开罐、拉开拉链、从钱包中取钱以及使用刷子等工具，覆盖了接触、双手协调和物体状态变化。部分任务中，单次上下文学习的表现可以超过利用相同示范数据进行 1 至 5 步梯度更新的结果。

图表5：GEN-1.5 一次性上下文学习与少样本后训练成功率对比



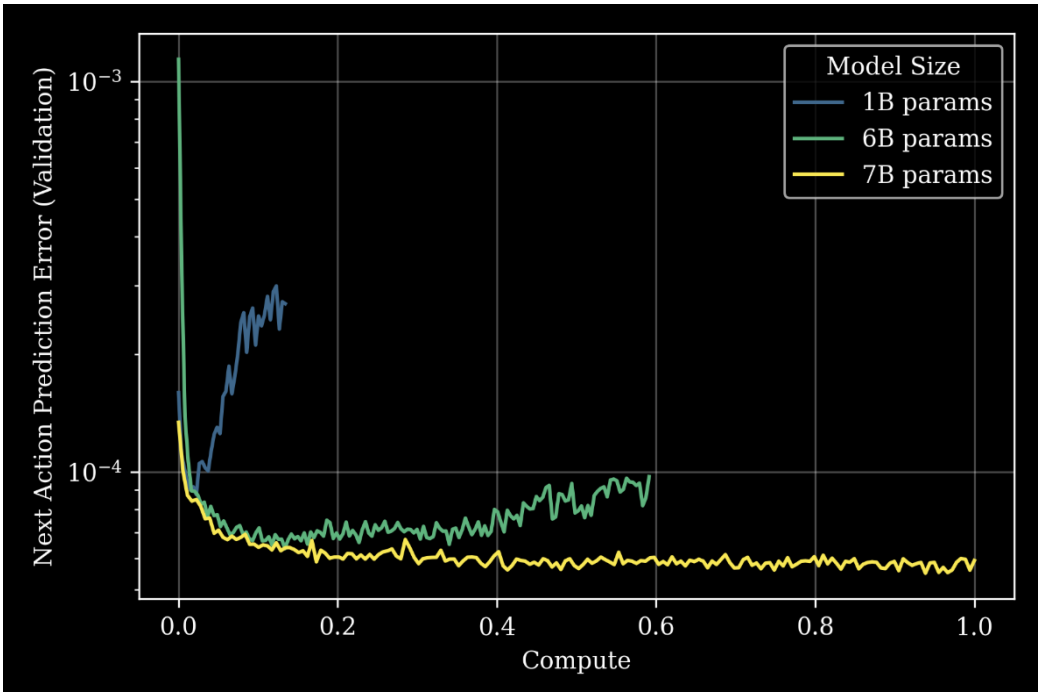
来源：Generalist AI、国金证券研究所

我们认为，GEN-1.5 的意义并不在于 59%的平均成功率已经满足商业部署要求，而在于模型首次在较广泛的灵巧操作任务中展现出可测量的一次性上下文学习能力。Generalist 也明确提示，当前测试主要是简单、短时任务，技能稳定性弱于经过微调的模型，模型在更长任务、复杂环境和连续作业中的可靠性仍需验证。若后续模型能够在更复杂任务中延续这一趋势，机器人新增技能的导入流程有望由“采集—训练—调试”逐步转向“示范—执行—反馈”，任务开发成本和部署周期可能显著下降。

2.2 预训练规模持续扩张，具身模型由性能提升走向能力涌现

GEN-1.5 的上下文学习并非单点算法变化，而是 Generalist 持续扩大物理交互数据、模型规模和训练时间后的结果。2025 年 11 月，Generalist 发布 GEN-0，提出直接基于高保真物理交互数据训练具身基础模型。GEN-0 使用超过 27 万小时的真实操作数据，数据规模以每周超过 1 万小时的速度增加；公司在模型规模实验中观察到，1B 参数模型较难继续吸收复杂传感器与动作数据，6B 模型开始受益于大规模预训练，7B 及以上模型则表现出更明显的下游迁移能力。该结果意味着，物理智能也可能存在模型规模、数据规模与能力表现之间的可预测关系。

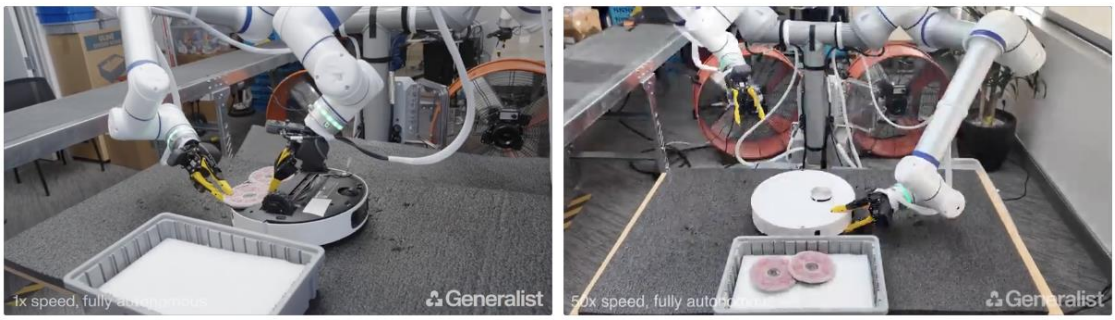
图表6：GEN-0 不同参数量模型的预训练表现对比



来源：Generalist AI，国金证券研究所

2026 年 4 月，Generalist 进一步发布 GEN-1。相比 GEN-0，GEN-1 在部分简单任务中将平均成功率由此前模型的 64%提高至 99%，任务完成速度约为此前先进方案的 3 倍，并且每项结果只使用约 1 小时的机器人任务数据。公司将可靠性、速度和即兴恢复能力共同定义为“任务精通”，强调机器人不仅需要完成任务，还要在环境偏离预设条件时寻找替代路径。GEN-1 的预训练使用超过 50 万小时的高保真物理交互数据，在部分测试中达到 GEN-0 相近表现所需的任务数据量和微调步数减少约 90%。

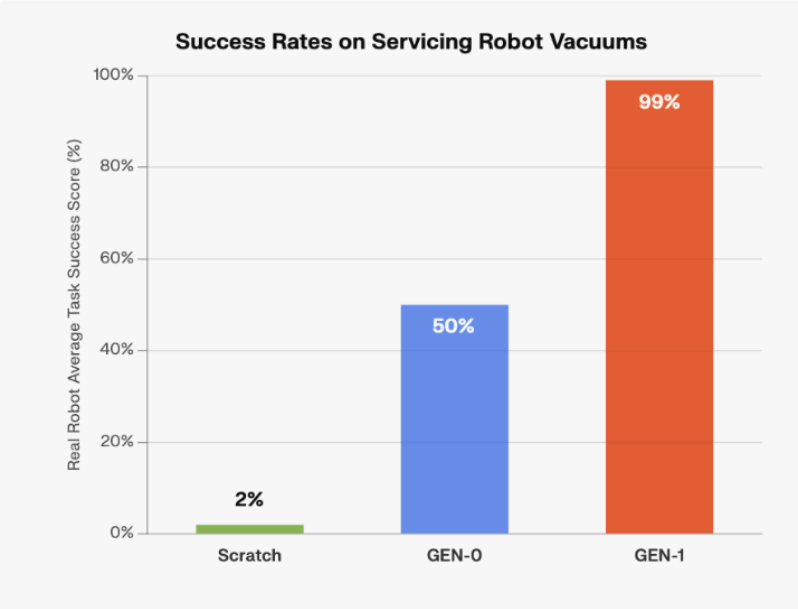
图表7：GEN-1 维护扫地机器人时全自主连续完成 200 余次且无需人工干预



1x speed, fully autonomous　　200+ times in a row without intervention (50x)

来源：Generalist AI，国金证券研究所

图表8：GEN-1 与 GEN-0 在维护扫地机器人任务中的成功率对比



来源：Generalist AI，国金证券研究所

GEN-1.5 在 GEN-1 发布前已开始并行训练，连续预训练时间超过 8 个月。从训练过程看，GEN-1.5 在三个阶段的预训练中，留出验证集上的下一动作预测误差总体持续下降，并在阶段切换后出现阶梯式改善。Generalist 表示，模型在持续吸收更多物理交互数据的同时，对算力的利用效率、新任务的数据效率以及跨任务泛化能力均在改善。训练进入后期后，验证误差仍未出现明显的平台期，说明具身基础模型尚处于能够持续受益于数据、算力和算法共同扩张的阶段。与语言模型主要预测下一个 Token 不同，具身模型需要预测视觉、传感器和本体状态变化下的下一步动作，因此预测误差的持续下降也意味着模型正在逐步形成对物体状态、动作结果和环境反馈之间关系的统一表征。

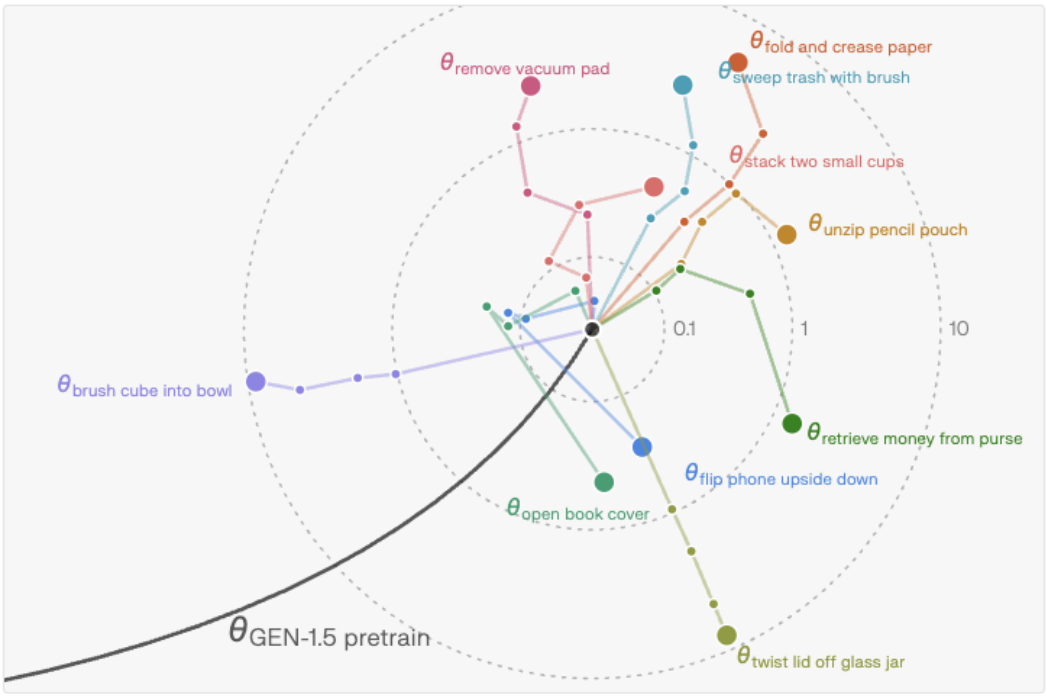
图表9：GEN-1.5 下一动作预测误差持续下降



来源：Generalist AI，国金证券研究所

预训练能力的积累不仅体现为动作预测精度提高，也直接转化为新任务适配效率的提升。传统机器人策略学习一项新任务通常需要采集专门数据，并进行数万次甚至更多的梯度更新；GEN-1.5 则可以在 1-5 分钟、约 10-50 次示范的数据上，通过 1-10 个梯度步完成适配。不同任务的微调均从同一预训练模型出发，但模型权重会根据开罐、拉拉链、取出钱包中的物品或使用工具等任务，分别向不同方向进行小幅调整。官方披露，10 个梯度步造成的模型权重变化幅度低于 0.15%，表明少量微调更接近于对预训练知识的重新组合和调用，而非从头建立一套新的动作表征。

图表10：GEN-1.5仅需 1-10 个梯度步即可适配新任务



来源：Generalist AI，国金证券研究所

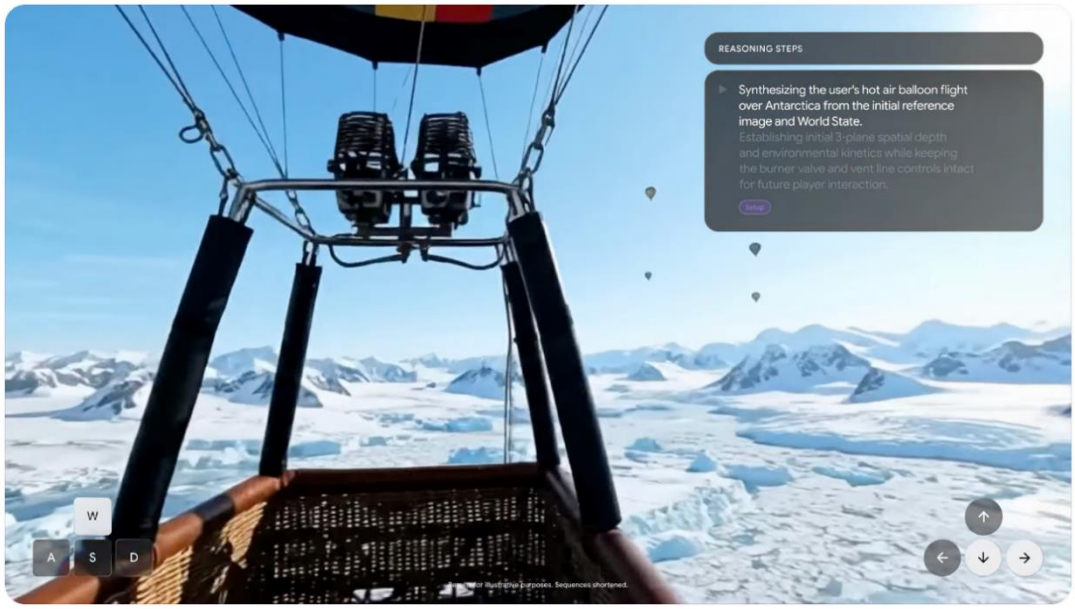
在更极端的单步适配实验中，模型仅使用 1 分钟任务数据并完成一次梯度更新，便在留出任务上取得 66.5%的成功率；随着批量规模和学习率提高，模型表现还可进一步改善。Generalist 并未针对这一适配过程进行大范围超参数搜索，相关结果主要来自预训练模型本身。这意味着具身基础模型在预训练完成后，可能已经具备完成新任务所需的大部分物理知识、基础动作和纠错能力，任务数据更多承担识别目标、选择技能和调整行为策略的作用。

我们认为，这一变化是本轮物理 AI 与此前机器人技术迭代的重要区别。过去机器人所谓的“通用”，更多是硬件具备执行不同任务的潜力，但每项任务仍依赖专业人员重新编程和训练；GEN-1.5 开始验证，随着大规模物理交互预训练跨越一定阈值，同一模型可能通过极少量数据甚至单次示范快速调用已有能力。不过，当前公开测试仍以简单、短时操作任务为主，上下文学习获得的技能也比微调后的策略更为脆弱，相关能力能否进一步扩展至长程任务、复杂环境和持续作业，仍需后续模型迭代与真实部署验证。

2.3 世界模型由生成走向交互，Genie 4 扩展智能体训练空间

上下文学习降低机器人获取新技能的成本，世界模型则有望扩大机器人可以学习和试错的环境。Google DeepMind 于 2026 年 10 月 27 日发布 Genie 4。与主要生成离线视频的模型不同，Genie 4 面向实时交互式世界模拟，用户可以通过键盘控制导航和相机，并在模拟运行过程中使用自然语言改变天气、移动视角、增加人物或物体，模型随后根据当前环境继续生成后续状态。

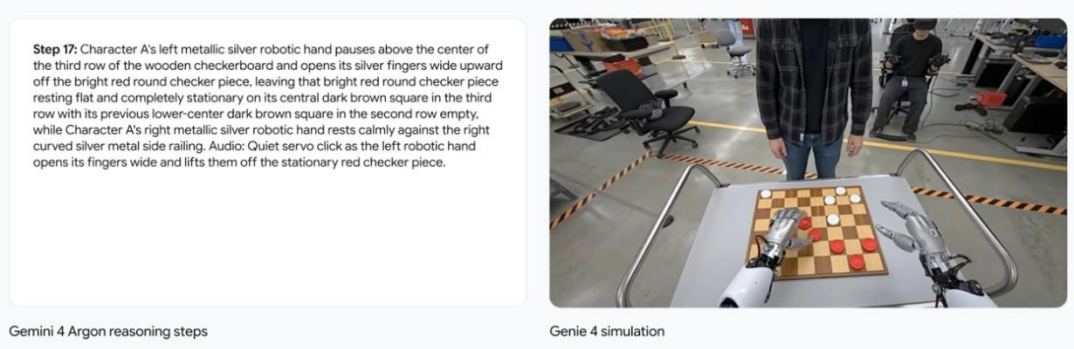
图表11：Genie 4实时生成可交互场景



来源：Google DeepMind，国金证券研究所

Genie 4 建立在 Gemini 模型能力之上。Gemini Omni 用于帮助模拟环境保持现实世界的外观和行为，其他 Gemini 模型承担复杂推理，以提高世界的连贯性和连续性。在模拟运行过程中，Gemini 还可以观察生成画面、拆解目标、检查步骤是否完成，并在环境变化或用户干预后调整计划。Google 展示了 Gemini 4 Argon 与 Genie 4 共同模拟 Apptronik Apollo 人形机器人下棋的案例：Gemini 负责把任务拆分为连续步骤，Genie 4 根据实时文本条件生成对应模拟过程。

图表12：Argon与Genie 4协同模拟机器人下棋



来源：Google DeepMind，国金证券研究所

此外，Genie 4 同时提高了物理行为、人物动作和声音生成能力。Google 披露，模型可以模拟空气动力学、碰撞等现实物理情景，生成的人物能够根据环境自然移动并接受实时控制；Genie 4 也是 Google 首个原生生成音频的实时世界模型，可以同步生成环境声、音乐和交互式对话。相比只生成视觉画面，声音、人物行为和实时控制共同提高了模拟环境的信息密度，使世界模型更接近可供智能体持续交互的训练空间。

图表13：Genie 4提升物理规律与人物行为模拟能力



来源：Google DeepMind，国金证券研究所

世界模型的产业价值由此从内容生成进一步延伸至机器人和智能体训练。Genie 4 可以提供安全且变化丰富的模拟环境，用于测试智能体在不同条件下的决策方式；复杂事件能够在进入真实世界前反复推演，危险场景、低频异常和失败恢复轨迹的生成成本有望下降。对物理 AI 产业而言，这将同步增加对世界模型训练算力、空间数据、实时渲染、物理校准和智能体评测工具的需求。

当前 Genie 4 仍处于研究预览阶段。Google 指出，模型在长时间运行、多次复杂提示修改或大范围导航后，视觉细节和物体持久性可能发生漂移；复杂多智能体交互、真实地点的准确复现和清晰文字生成仍是待解决问题。因此，Genie 4 短期更适合作为开放式训练环境和快速推演工具，尚不能替代对几何、材料和动力学精度要求较高的工业仿真平台。

2.4 世界模型沿多类范式演进，行动预测成为共同方向

世界模型并非单一技术路线。World Labs 按照功能将其划分为渲染器、模拟器和规划器：渲染器主要生成供人观看的像素；模拟器根据环境状态和动作推演后续变化；规划器则利用内部模型选择行动路径。随着技术演进，三类功能的边界逐渐融合，世界模型的评价标准也由画面质量扩展至空间一致性、物理合理性、动作可控性和长期预测能力。

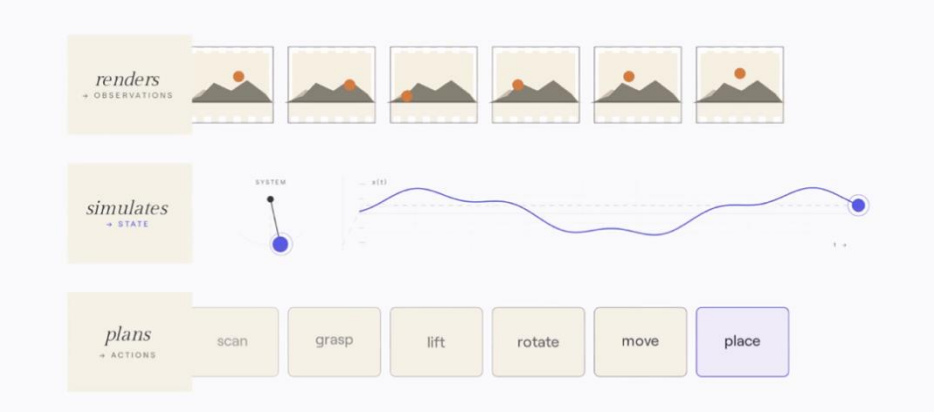
图表14：世界模型的四类技术范式对比

对比维度	三维空间生成	像素及视频预测	潜变量预测	物理及行动条件模型
世界表示	显式3D几何、深度、相机位姿与空间上下文	像素序列或视频帧，依据文本、图像、视频预测未来视觉状态	在抽象表征空间预测与任务相关的状态变化，不逐像素生成	联合建模观察、机器人状态、动作及执行后的视觉或物理结果
代表模型	World Labs Marble、Atlas	NVIDIA Cosmos Google DeepMind Genie	Meta V-JEPA 2	XPENG XPACE World Action Model
主要优势	几何一致性较强；适合场景重建、数字孪生和Real-to-Sim；便于提取深度、可通行区域与物体位置	训练素材丰富；适合合成数据、长尾场景扩充和策略测试；视觉覆盖面广	减少纹理、光影等非关键细节开销；聚焦运动、交互与规划；推理效率较高	可直接评估动作后果；支持策略改进、失败恢复和闭环训练；与机器人控制结合更紧密
主要限制	对动力学、接触关系和长期环境变化刻画仍有限；高质量3D数据获取成本较高	视觉逼真不等于物理正确；摩擦、质量、碰撞等仍需物理引擎或真机校准	表征可解释性较弱；精确控制、长时规划和跨任务稳定性仍待验证	动作与本体强相关；数据采集和对齐复杂；Sim-to-Real及实时推理要求较高

来源：World Labs，NVIDIA，Meta，XPENG Robotics，国金证券研究所

从技术表示方式看，现有世界模型大致可以分为三维空间生成、像素及视频预测、潜变量预测和物理行动模型四类。World Labs 的 Marble 和 Atlas 侧重生成显式三维空间结构，有利于保持相机移动过程中的几何一致性，并为机器人提供深度、物体位置和可通行区域等信息，适合场景重建、数字孪生和 Real-to-Sim，但对接触关系和长期动力学变化的建模仍需加强。

图表15：World Labs 按照功能将其划分为渲染器、模拟器和规划器



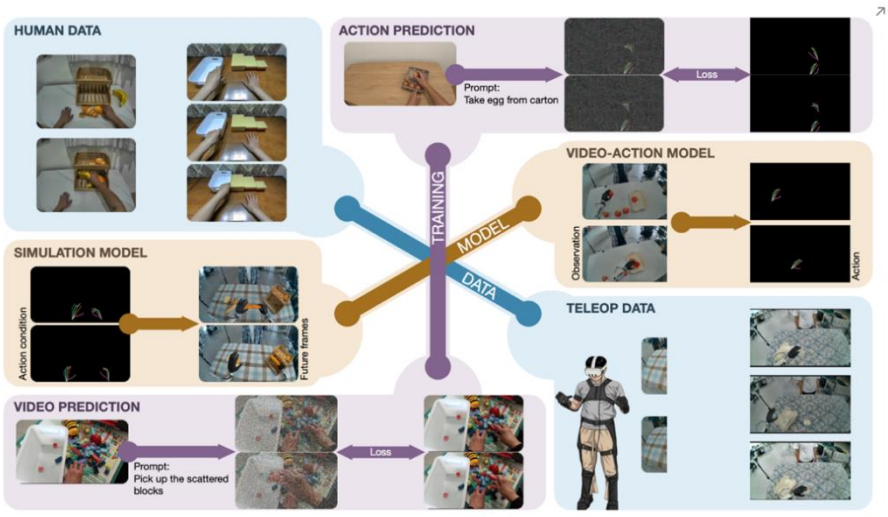
来源：World Labs，国金证券研究所

像素及视频预测路线主要利用大规模视频数据学习环境变化。NVIDIA Cosmos 和 Google DeepMind Genie 系列均属于这一方向，可以根据文本、图像或历史视频生成未来状态，并用于合成数据、策略测试和长尾场景扩充。该路线的数据来源更丰富、视觉表现更直观，但“看起来合理”并不等于物理规律准确，输出用于机器人训练前仍需要物理引擎或真实数据进行校准。

潜变量路线不直接生成每一个像素，而是在抽象表征空间预测与任务相关的状态变化。Meta V-JEPA 2 通过自然视频学习物体运动和交互，再使用 62 小时 DROID 机器人数据进行行动条件训练，并在新环境中开展抓取、到达和取放等零样本规划。该路线减少了纹理和光影等非关键计算，有助于将模型资源集中在动作和状态变化上。

物理行动模型则进一步把预测世界与选择动作连接起来。小鹏 XPACE 同时具备世界行动模型和世界模拟器功能：一条路径根据观察、机器人状态和任务指令预测动作及未来视频，另一条路径根据给定动作生成后续环境状态。XPACE 还利用模拟器生成偏离和恢复轨迹，并将筛选后的样本用于策略训练，使世界模型开始承担失败识别、策略改进和闭环纠错职能。

图表16：XPACE 是一个统一的具身世界模型，兼具世界动作模型和世界模拟器的功能



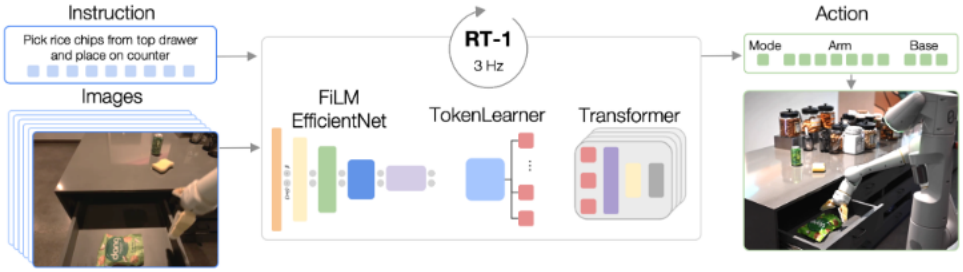
来源：XPENG Robotics，国金证券研究所

2.5 分层架构兼顾通用推理与实时控制，模型能力加速向机器人迁移

具身模型获得上下文学习和世界预测能力，并不意味着单一模型可以直接替代全部机器人软件。机器人既需要理解语言和任务，也需要在毫秒级完成接触、平衡和执行器控制，不同环节对模型规模、响应频率和稳定性的要求存在明显差异。当前行业逐步形成高层推理、动作策略和底层控制相互配合的分层架构。

Google 的机器人模型演进体现了通用能力向动作控制逐步迁移。2022 年 12 月发布的 RT-1 使用 13 台机器人在 17 个月内采集的约 13 万次操作数据训练，覆盖 700 余项任务，模型输入相机图像和语言指令并直接输出动作 Token。2023 年 7 月发布的 RT-2 进一步把互联网规模视觉语言知识与机器人数据结合，形成视觉—语言—动作模型；模型将机器人动作表示为文本 Token，使视觉语言模型能够直接输出控制指令，并在超过 6,000 次机器人试验中展示更强的语义理解和未见任务泛化能力。Open X-Embodiment 随后汇集 33 个学术实验室、22 类机器人的数据，用于训练 RT-X 模型，验证不同本体的数据可以共同改善模型表现。

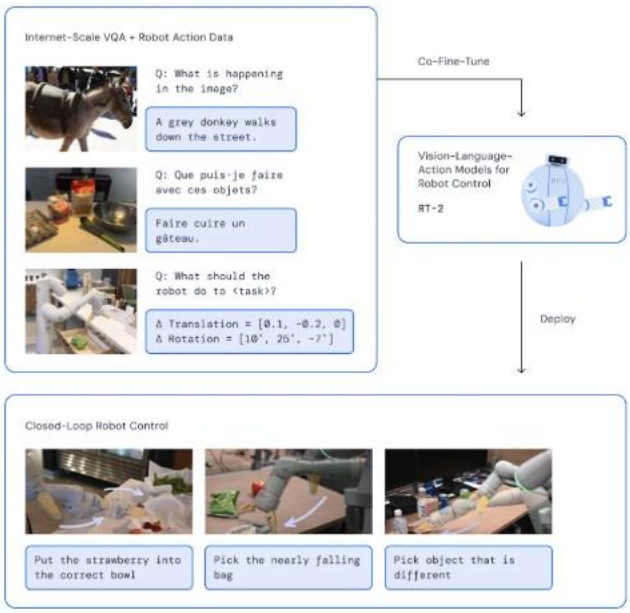
图表17：Google RT-1 架构



RT-1's architecture: The model takes a text instruction and set of images as inputs, encodes them as tokens via a pre-trained FiLM EfficientNet model and compresses them via TokenLearner. These are then fed into the Transformer, which outputs action tokens.

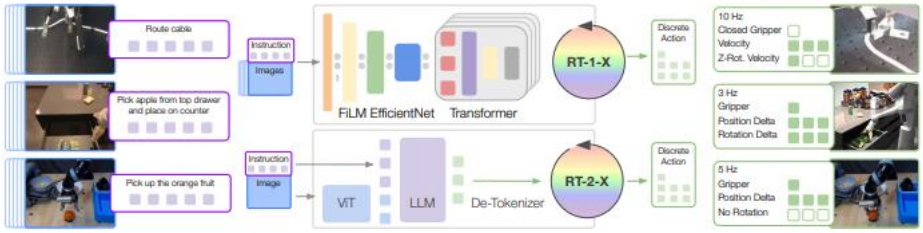
来源：Google Research，国金证券研究所

图表18：Google RT-2 架构与训练



来源：Google Research，国金证券研究所

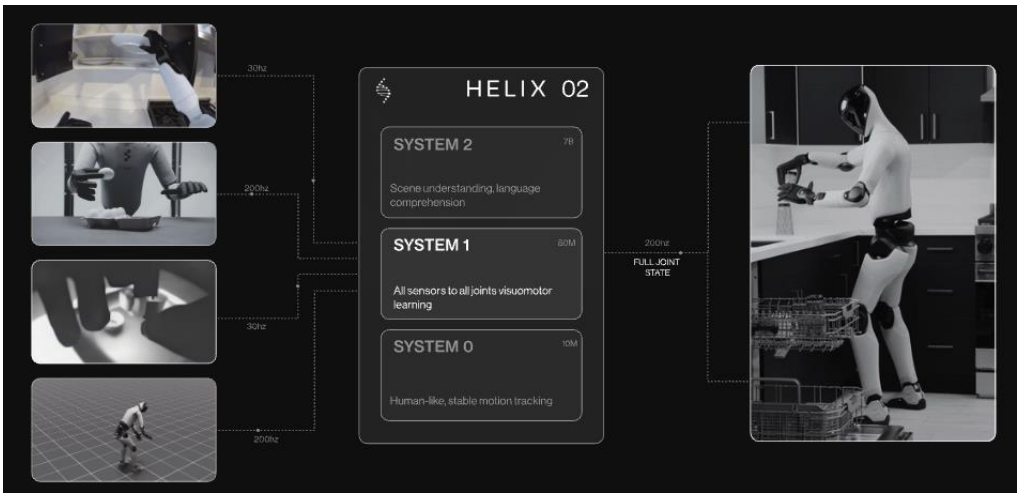
图表19：Google RT-1-X 与 RT-2-X 架构图



来源：Arxiv，国金证券研究所

Figure 的 Helix 02 将机器人智能进一步划分为 S0、S1 和 S2 三层。S2 负责理解场景和语言、组织任务目标；S1 把视觉、触觉、本体状态及 S2 输出的语义目标转化为全身关节目标，以 200Hz 运行；S0 以 1,000Hz 将关节目标转化为执行器指令，负责平衡、接触和全身协调。

图表20：Helix 02 将机器人智能划分为 S0、S1 和 S2 三层



来源：Figure Helix 02，国金证券研究所

GEN-1.5 的上下文学习主要改善机器人快速理解和适配新任务的能力，Genie 4 等世界模型为高层规划提供环境推演空间，VLA 负责把视觉与语言转化为动作，S0 等底层模型则保证动作能够稳定执行。各层能力同步提升后，机器人研发方式有望由围绕单一本体和单项任务进行定制，逐步转向通用基础模型提供任务理解与策略能力、本体企业负责控制适配和安全执行。我们认为，这种分工变化是本轮物理 AI 区别于此前机器人主题的重要特征：模型不再只是附加在硬件上的识别模块，而开始成为技能获取、环境推演和持续学习的共同基础。

三、产业进展：智元推动物理 AI 由模型开发走向规模部署

智元创新日释放具身智能由单点技术突破走向全链路部署的产业信号。2026 年 10 月 29 日，智元围绕硬件本体、运动智能、作业智能、交互智能、部署场景及开源生态集中发布多项成果，技术布局覆盖数据采集、模型训练、批量制造和场景运营等环节。

3.1 部署态成为产业评价重点，有效产出替代单次演示

智元在创新日提出 Worken，即“有效智能工时”，计算方式为活跃机器人数量、自主工作时长与产出效能比的乘积。该指标希望在机器人制造数量之外，进一步衡量机器人能否自主、持续地完成有价值的工作。Worken 尚未形成行业统一标准，但其反映的产业方向较为明确：本体数量决定硬件和数据基础，连续作业时间、人工接管频次、任务完成质量及单位时间产出，则决定机器人能否形成客户可衡量的投资回报。

图表21：智元 CTO 发布首个定义物理 AI 价值的度量衡 Worken



来源：智元 AGIBOT，国金证券研究所

智元将物理 AI 发展划分为五个阶段：首先形成可用本体，随后进入垂直场景部署，进一步训练具备泛化能力的基座模型，再通过群体协同实现经验共享，最终推动智能系统形成持续自我提升能力。这一框架将硬件、模型和场景视为连续演进过程，而非相互独立的产品模块。机器人只有进入真实环境并持续运行，才能产生模型训练所需的失败、恢复和人工接管数据；模型能力提高后，新场景的部署和调试成本才可能继续下降。

部署态的产业含义由此不再局限于机器人“进入现场”。对客户而言，机器人需要在明确的任务边界内保持稳定运行，并形成可计算的效率改善；对模型企业而言，部署提供真实交互数据和长尾异常；对本体企业而言，连续运行可以检验硬件寿命、零部件一致性和运维体系。我们认为，部署规模、有效工作时长和模型迭代速度将共同构成物理 AI 下一阶段的核心竞争指标。

3.2 数据与模型双向 Scaling，训练延伸至部署后进化

高质量物理交互数据仍是具身模型 Scaling 的核心约束。相较互联网文本和图像，机器人数据需要同步记录视觉、关节状态、动作轨迹和力触觉信息，并处理不同本体、末端执行器及传感器之间的差异。数据规模决定模型能够覆盖的任务分布，多模态对齐精度和失败数据占比则直接影响动作能否在真实环境中稳定执行。

智元发布 AGIBOT WORLD 2026 第四期“具身推理”数据集，首批包含 150 小时真机数据，重点覆盖机器人完成任务时的决策过程。相比只记录标准动作或成功结果的数据，具身推理数据进一步保留任务理解、动作选择和状态反馈，有助于模型由模仿固定轨迹转向理解任务意图，并在环境变化后调整行为策略。

在灵巧操作中，视觉数据难以完整描述接触过程。人手抓取、旋转和装配物体时，手指经常遮挡关键部位，单纯依靠视频难以准确还原接触位置、力度变化和手指运动轨迹。智元发布的 MEgo Glove 触觉数采手套用于补充相关信息：Air 版本掌面织物厚度为 0.3 毫米，支持 21 个自由度的手指位姿采集；Ultra 版本进一步提供指尖和手掌的三维力及三维触觉数据，触觉灵敏度达到 0.01 牛顿，最高支持 1,000Hz 采样。视觉、位姿和触觉数据同步后，模型能够更完整地学习手与物体之间的接触关系。

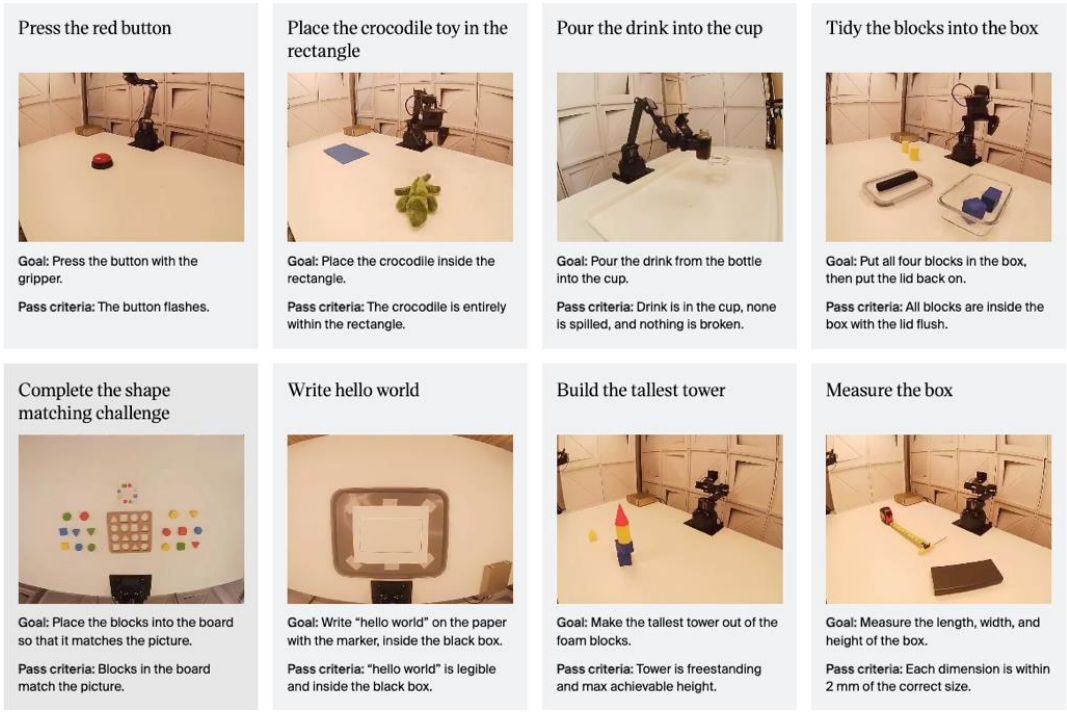
模型端，智元将具身智能 Scaling 划分为预训练、后训练和部署后三个阶段。预训练阶段，GO-3 Preview 基于 WRAM 架构，从数据和模型两个维度扩大训练规模，提高任务迁移和复杂技能适应能力；后训练阶段，Genie Evolver 依托百台真机，并结合物理仿真与世界模型强化任务表现；部署后阶段，Genie Master 连接判断、执行与反馈，使机器人能够

根据真实作业结果继续调整策略，实现“边上岗，边解锁新技能”。

三阶段体系对应模型能力形成的不同来源。预训练提供较为通用的视觉、语言和动作先验，后训练提高具体任务的成功率与失败恢复能力，部署后学习则将异常、人工接管和任务结果重新转化为训练信号。若现场数据能够稳定回流并改善模型，机器人部署规模扩大将同时增加数据供给和模型迭代频率，形成“部署增加—数据扩容—模型改善—部署效率提升”的正反馈。

具身智能公开评测体系也在逐步完善。大语言模型已经形成相对成熟的标准化榜单，具身智能评测则受到本体结构、传感器、控制接口和任务环境差异影响，企业演示视频较难直接横向比较。此前 Artificial Analysis 等评测开始从任务理解、空间推理、长程规划和动作控制等维度建立统一测试，推动行业由企业自选任务展示，逐步转向公开排名和持续迭代。

图表22：Artificial Analysis 八类桌面任务测试



来源：Artificial Analysis，国金证券研究所

图表23：Artificial Analysis 测试结果

● Full score (100) ● Partial (1 to 99) ● Zero (0)

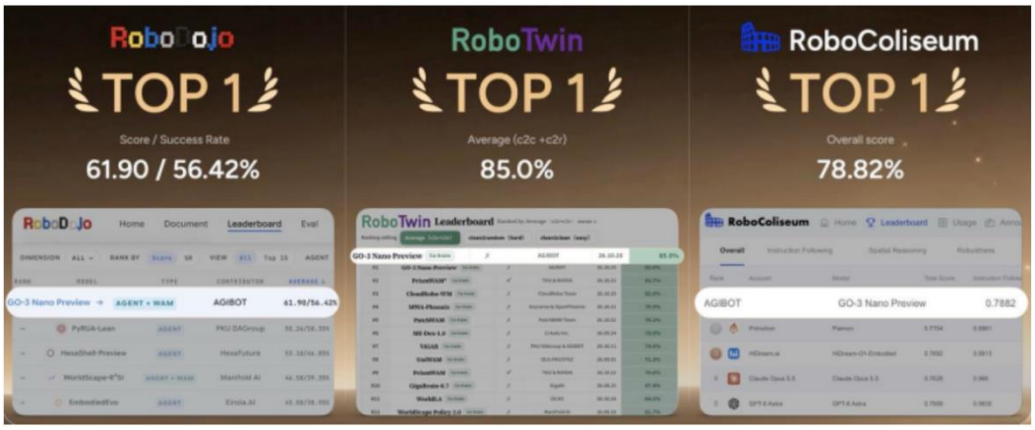
Task	GPT-6 Astra	GPT-6.1 Sol	Gemini 4 Argon	Claude Opus 5.5	Claude Fable 5.1
Press the red button	●	●	●	●	●
Place the crocodile toy in the rectangle	●	●	●	●	●
Pour the drink into the cup	●	●	●	●	●
Tidy the blocks into the box	●	●	●	●	●
Complete the shape matching challenge	●	●	●	●	●
Write hello world	●	●	●	●	●
Build the tallest tower	●	●	●	●	●
Measure the box	●	●	●	●	●
AA-Robotics Score	69.4	64.6	55.3	48.8	46.3

来源：Artificial Analysis，国金证券研究所

智元发布的新一代具身基座模型 GO-3 Preview，目前在 RoboDojo、RoboTwin 和

RoboColiseum 三项具身智能评测榜单中位列第一，并计划于 2026 年年底开源。GO-3 Preview 采用 WRAM 架构，将世界理解、任务推理与动作生成纳入统一模型，尝试使机器人结合任务目标和环境状态组织操作步骤。三榜登顶强化了国产具身模型的技术能见度，但榜单结果仍不等同于工业可靠性，长任务稳定性、跨本体迁移及真实环境成功率仍需进一步验证。

图表24：GO-3 Preview 登顶 RoboDojo、RoboTwin、RoboColiseum 三大行业权威评测榜单



来源：智元 AGIBOT，国金证券研究所

除作业模型外，智元还发布具身全模态端到端交互模型 WITA-OMNI。模型将语音、视觉和文本输入，与语音、表情及动作输出放入同一模型中联合建模，并支持超过 100 种语言和 29 种方言。智元称 WITA-OMNI 在 Daily-Omni、TimeLens-Bench、EmbSpatialBench 和 MMAU 四项评测中取得第一；模型已向首批客户开放部署，计划于 2026 年 12 月完成国内全面部署，2027 年 1 月在欧洲首发海外版本。作业模型和交互模型并行迭代，有望分别提高机器人完成任务和理解、回应人类的能力。

图表25：WITA-OMNI 在 Daily-Omni、TimeLens-Bench、EmbSpatialBench 和 MMAU 四项评测中取得第一



来源：智元 AGIBOT，国金证券研究所

3.3 工程系统承接模型能力，场景复制进入验证期

智元将工程化能力概括为产品力、量产力、部署力和运营力，并披露公司在 6 个月内完成量产规模由 1 万台向 2 万台跃升，通过 92 项车规级量产测试；110 台远征 A3 完成同步群舞，也从侧面验证批量本体的一致性。

真实场景部署进一步检验系统能力。智元披露，精灵 G2 已在龙旗工厂覆盖平板量产质检工段，并进入芯片封测和工业母机场景；G2 Max 已在食品、日化快消和电商企业执行工业搬运任务，另有 120 台精灵 G2 部署于广州地铁，承担安检、咨询和巡逻工作。相关场

景覆盖工业质检、上下料、物料搬运和公共服务，对机器人精度、连续运行、安全性及异常处理能力提出不同要求。

此外，智元还发布灵渠 OS 1.0，并计划于 2026 年年底全面开源。公司披露，该系统覆盖从硬件接入到应用部署的技术栈，支持 15 类、100 余种外设快速接入；AIMA 开放平台目前已连接 255 所高校、511 家企业和 8 万余名开发者。操作系统、模型、数据集和工具链逐步开放后，第三方开发者可以在相对统一的接口上构建应用，减少不同本体重复适配和基础工具建设成本。

四、物理 AI：模型、终端与数据供给进入协同验证期

物理 AI 正从模型与样机展示，走向真实任务、数据供给和量产交付的共同验证。特斯拉启动 Optimus 早期生产，苹果推进人形机器人自主控制研究，Meta 与傅利叶迭代家庭机器人原型；与此同时，人才与资本向具身数据基础设施集聚。未来半年的产品、模型与芯片进展，将持续检验机器人在复杂场景中的能力及产业链的规模化交付水平。

4.1 特斯拉：Optimus 启动早期生产，推进手部设计与 AI 能力迭代

特斯拉 Optimus 已在弗里蒙特工厂启动高产量生产线的前期生产，公司预计仍需一年左右解决机电设计、可靠性及 AI 软件等问题，目标一年后达到周产能 2 万台，并于 2027 年底开始向外部企业客户交付。当前技术难点主要集中于手部设计，需要在耐用性与灵敏度之间取得平衡；AI 方面则计划通过自我博弈和仿真训练持续积累数据，并预计于 2027 年 4 月左右集成 AI 5 芯片，推动算力提升一个数量级。

图表26：Optimus 位于费蒙市第一条产线



来源：Tesla，国金证券研究所

Optimus 的商业化节点有望成为后续重要催化。据 Humanoids Daily 报道，Humanoids Summit 创始人 Modar Alaoui 表示，特斯拉曾告知其 Optimus 预订可能在 12 月 1 日至 2 日人形机器人峰会前后或随后数日开放；他预计大部分机器人将面向企业客户，消费者份额相对较小，V3 或将成为首批交付市场的版本。

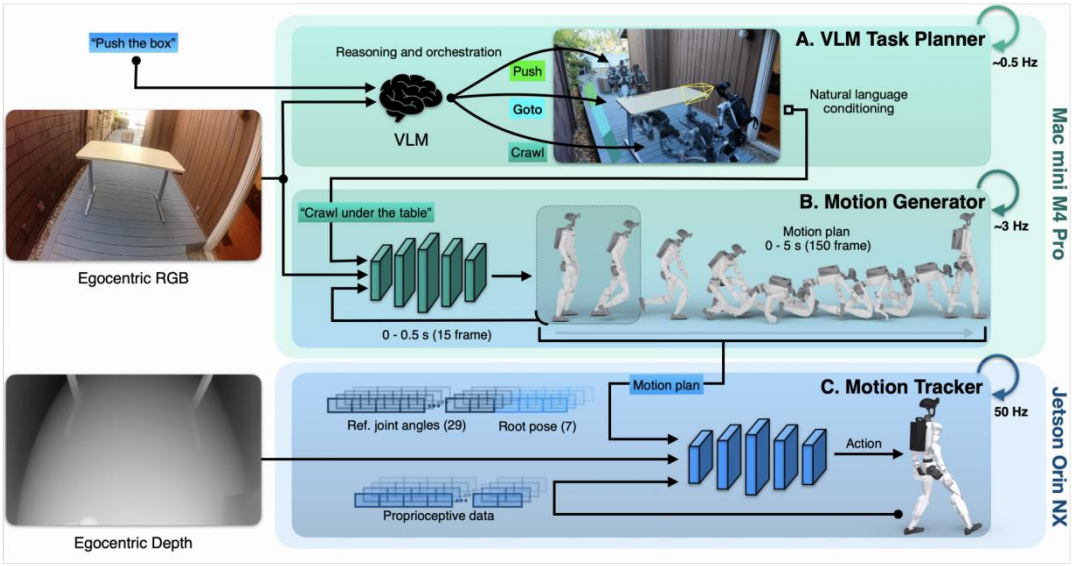
从产业链角度看，Optimus 启动早期生产，使市场评价标准由供应商进入名单进一步转向设计定型、产能建设、订单获取和实际交付。人形机器人自由度较多，对执行器、灵巧手、传感器、结构件及控制系统均提出较高要求；当整机由百台级验证向万台级生产过渡，上游零部件一致性、成本和交付能力的重要性将同步上升。T 链的产业空间并非只来自单台价值量，更来自产品放量后形成的制造体系和持续迭代需求。

4.2 苹果：仿真训练推进机器人自主控制，家庭场景探索产品化

苹果在物理 AI 领域的进展同时体现在机器人控制研究与家庭产品开发。2026 年 11 月 4 日，苹果研究团队发布人形机器人自主控制系统 HALO：通过在 1,000 个程序生成的住宅场景中合成视觉、语言与动作数据，训练任务编排、动作生成和动作跟踪模块；系统未经真实家庭场景训练，在 6 个未预先建图的真实环境中完成 360 次单项任务测试，平均成功率为 91%，三类组合任务的平均成功率为 70%。这表明仿真数据已能支持部分全身动作向真实环境迁移，组合任务的连续执行仍是能力提升重点。

产品端，苹果已发布搭载 Siri AI、支持视频通话和智能家居控制的 HomeView；苹果还在开发代号 J595 的桌面机器人，拟以可转动机械臂承载屏幕，当前争取于 2027 年推出。研究中的人形机器人控制系统与开发中的桌面设备属于不同项目，共同指向苹果对家庭物理交互的持续投入。

图表27：HALO 通过任务编排、动作生成与动作跟踪实现机器人自主控制

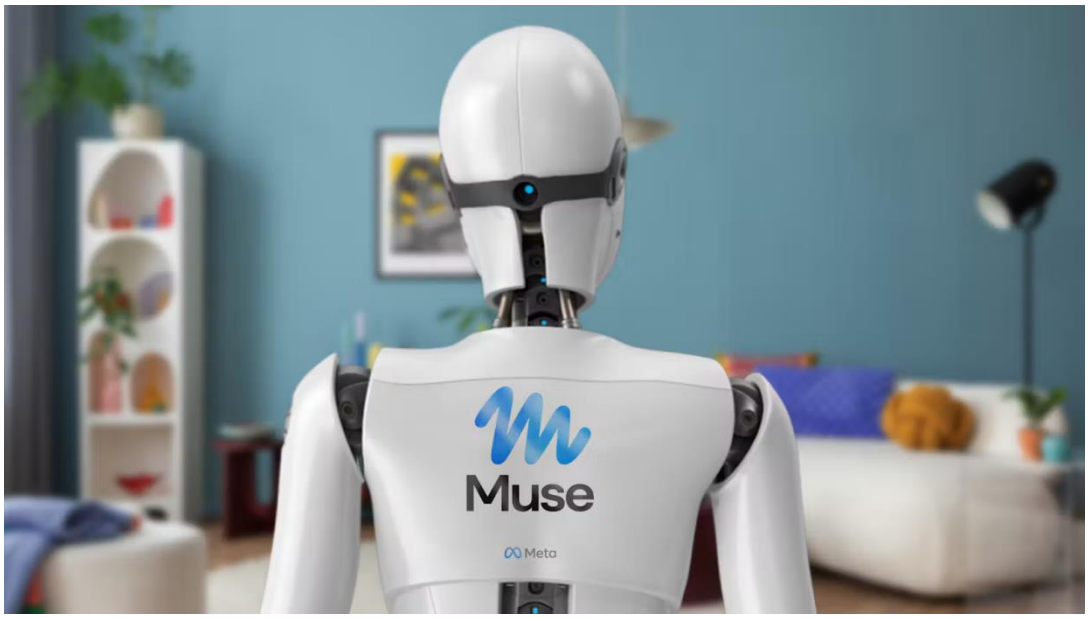


来源：苹果研究团队，国金证券研究所

4.3 Meta：个人 AI 智能体向人形机器人延伸

Meta 已发布面向个人用户的 AI 智能体 Muse，并通过 V-JEPA 2 世界模型研究机器人在陌生环境中的感知与规划能力。硬件端，据 The Information 2026 年 10 月 31 日报道，Meta 与傅利叶在约三个月内开发出人形机器人原型 Max，并于 9 月开始迭代第二代，重点改进双手操作、躯干和楼梯通行能力；Meta 同时在上海、深圳招聘涉及机器人供应商开发、产品设计及量产规划的人员。模型研究、原型迭代与制造岗位同步推进，显示其家庭机器人布局已进入实体平台验证阶段。

图表28：Meta Muse 人形机器人家庭应用场景概念图



来源：The information，国金证券研究所

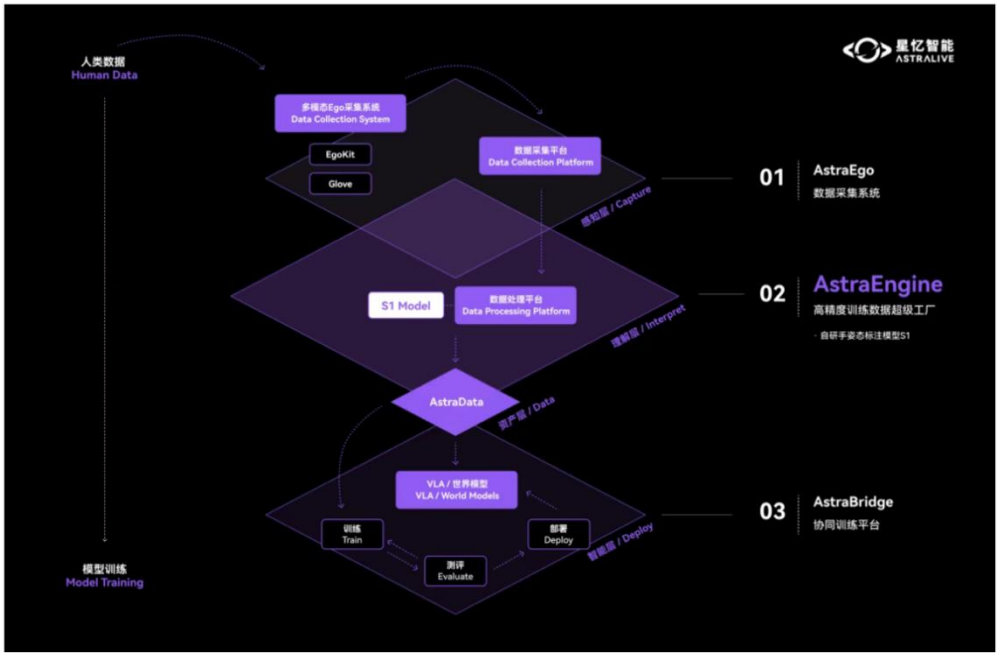
4.4 人才与资本向 Physical AI 迁移，数据环节开始独立定价

大模型核心人才向 Physical AI 迁移，反映多模态、世界模型和机器人技术正在加速汇流。2026 年 10 月 31 日，Z Finance 报道称，字节跳动 Seed 核心技术负责人周畅已离职创业，方向为 Physical AI，并获得头部美元基金支持；报道同时指出，其此前管理范围覆盖多模态交互、世界模型、视觉生成和机器人等方向。

资本关注点也在由本体和模型向数据基础设施扩展。2026 年 10 月，星忆智能宣布完成合计数千万元的种子轮及种子+轮连续融资，其中种子轮由顺禧基金领投，种子+轮由凌云光领投，中关村资本和一创投资跟投。资金将用于核心算法与产品研发、真实世界多模态数据基础设施建设以及客户交付能力提升。创始人宋知珩此前曾任智元机器人全尺寸双足人形整机产品负责人，并负责数采与遥操体系建设，其由本体企业转向数据创业，反映具身产业的竞争重点正在向高质量物理交互数据延伸。

星忆智能的产品覆盖采集与处理两个环节：EgoKit 通过第一视角设备记录视觉、手部姿态和触觉信息，HBR Engine 则针对遮挡、图像畸变、高速运动和复杂光照等问题，完成手部姿态解析、多模态融合及自动化标注，将原始操作记录加工为可训练数据。这对应了行业的一项关键变化：机器人的智能不仅依赖模型结构，也依赖真实、精准且可规模化供给的数据。随着机器人进入复杂操作场景，具身竞争将从整机与算法进一步延伸至数据采集、处理、质量评估和标准化交付。

图表29：星忆智能具身数据产品体系



来源：星忆智能，国金证券研究所

我们认为，人才和资本流向反映产业分工正在细化。整机企业负责本体和场景入口，模型企业提高任务理解与动作生成能力，数据服务商则将人类操作和机器人运行过程转化为训练资产。部署规模扩大后，失败、接管及长尾场景数据不断积累，数据供给能力有望成为模型迭代速度和跨场景泛化的重要约束。

4.5 未来半年催化接续，产业进入连续验证窗口

从 2026 年 11 月至 2027 年 4 月，物理 AI 有望迎来产品展示、模型开源、海外展会和芯片升级等多重催化。与此前以概念和样机发布为主的行情不同，后续事件的观察重点将更多落在真实任务表现、开源后的第三方验证、量产进度和客户部署。建议跟踪以下潜在节点：

图表30：2026 年 10 月-2027 年 H1 物理 AI 催化事件

时间	公司/主体	事件
2026 年 10 月 13 日	Google	Gemini 4 Argon 正式发布，同时推出机器人专用的“Gemini 4 Argon for Robotics”
2026 年 10 月中旬	OpenAI	Altman 在播客中确认将自研人形机器人，2027 年有望首次演示，并称核心难点在“大脑”
2026 年 10 月 21 日	特斯拉	Q3 电话会称 Optimus 早期生产 10 月开始；AI5 约 2027 年 4 月集成，对外交付约在 2027 年底
2026 年 10 月 21 日	英伟达	GTC 柏林大会上推出基于 GR00T 和 Jetson Thor 的参考人形 Agile ONE SN、Isaac Lab 3.0
2026 年 10 月 22 日	宇树科技	世界物理 AI 大会：明确三个方向，即扩产、物理 AI 小模型“自研+合作”、布局大规模算力集群；正在预研“自进化 V1.0”大模型
2026 年 10 月 27 日	Google DeepMind	发布 Genie 4
2026 年 10 月 28 日	小鹏	IRON 专用固态电池小批量下线，整机处于 SOP 前阶段
2026 年 10 月 29 日	智元	创新日发布 Worken、GO-3 Preview、WITA-OMNI、灵渠 OS 1.0 等

2026 年 10 月 31 日	Google DeepMind	AI 智能体基于 Gemini 4 Argon，从一句文本提示完成 12 自由度机器人的设计、仿真和制造
2026 年 10 月 31 日	字节/周畅	据 Z Finance 报道，字节 Seed 核心负责人周畅离职创业，方向为 Physical AI
2026 年 10 月	星忆智能	完成种子轮及种子+轮连续融资
2026 年 12 月 1-2 日	特斯拉	Humanoids Summit：据组织者称，特斯拉将在会上展示 Optimus V3，并可能开放预订
2026 年 12 月	智元	WITA-OMNI 完成国内全面部署
2026 年年底	小鹏	IRON 计划年底量产，2027 年上半年交付，下半年推进欧洲市场
2026 年内	1X	NEO 承诺年内开始美国交付
2027 年 3 月 15-18 日	英伟达	GTC 2027 将在圣何塞举行

来源：Tesla、Google DeepMind、OpenAI、Anthropic、NVIDIA、智元 AGIBOT、宇树科技、小鹏、Humanoid Guide、Z Finance、星忆智能，国金证券研究所

五、相关标的

1）本体：特斯拉、智元、上纬新材、宇树科技。

2）北美链：科森科技、斯菱智驱、岱美股份、世运电路、福赛科技、蓝思科技、浙江荣泰、三花智控、恒立液压、北特科技、拓普集团、科达利、万向钱潮等。

3）机器人大脑相关：摩尔线程、协创数据、道通科技、索辰科技、仙工智能、群核科技、智微智能、爱芯元智、五一视界等。

4）具身数据采集相关：领益智造、海天瑞声、利亚德、仙工智能、宝通科技、世纪恒通、奥比中光、绿的谐波、禾赛、速腾聚创、海康威视等。

六、风险提示

■ 通用模型具身能力进展不及预期的风险。

通用具身模型泛化能力进展不及预期的风险。当前具身模型已在上下文学习、少样本适配、空间理解和任务规划等方面展现一定能力，但公开测试仍主要集中于标准化环境和短时任务，部分结果依赖特定本体、传感器和控制接口。若模型在复杂场景、长程任务、精细操作、跨本体迁移及连续作业中的成功率提升速度低于预期，可能影响物理 AI 由技术演示向规模部署的进程。

■ 高质量物理交互数据供给及 Scaling 进展不及预期的风险。

具身模型训练需要同步记录视觉、动作、本体状态和力触觉等多模态信息，数据采集、清洗、标注、对齐和质量评估成本较高，不同机器人本体之间的数据格式和控制接口也存在差异。若真实交互数据扩张速度、数据质量、跨本体复用或标准化进展不及预期，可能限制模型预训练、后训练和部署后学习的效率，并影响泛化能力提升。

■ 世界模型、仿真合成数据 Sim2Real 进展不及预期的风险。

世界模型、仿真训练和合成数据能够降低真实数据采集成本，并扩充危险场景和长尾样本，但虚拟环境与真实世界之间仍存在差异。若模型在物体持久性、物理规律、长期运行和多智能体交互方面的模拟精度不足，或合成数据质量、物理校准和跨场景迁移效果低于预期，可能限制机器人模型的训练效率和真实环境泛化能力。

■ 机器人商业化、订单及规模量产节奏不及预期的风险。

当前人形机器人及具身智能产品仍处于研发验证、产线爬坡和小批量场景导入阶段，灵巧手寿命、整机可靠性、安全性、续航、制造成本和供应链一致性仍需持续改善。若下游客户投资回报不明确、付费意愿不足、场景复制速度较慢，或主要厂商的量产和交付计划出

现延迟，可能导致机器人产量、订单和收入兑现节奏低于预期。

■ AI 芯片、算力和端侧部署进展不及预期的风险。

具身模型训练、世界模拟和机器人实时推理对算力、存储、通信带宽、时延和功耗提出较高要求。若训练算力供给、机器人专用芯片研发、端侧推理效率或软硬件适配进度低于预期，可能限制模型迭代速度、实时控制能力和机器人规模化应用。

■ 行业竞争加剧、技术路线变化及相关公司估值波动的风险。

随着科技巨头、机器人本体厂商和创业公司持续进入物理 AI 领域，模型、机器人本体、数据服务、仿真平台及零部件环节的竞争可能加剧，并带来产品降价、技术路线调整和供应链份额变化。部分相关公司业务仍处产业化早期，若基本面兑现速度低于市场预期，可能面临估值回落和股价波动风险。

行业投资评级的说明：

买入：预期未来 3—6 个月内该行业上涨幅度超过大盘在 15%以上；

增持：预期未来 3—6 个月内该行业上涨幅度超过大盘在 5%—15%；

中性：预期未来 3—6 个月内该行业变动幅度相对大盘在 -5%—5%；

减持：预期未来 3—6 个月内该行业下跌幅度超过大盘在 5%以上。

特别声明：

国金证券股份有限公司经中国证券监督管理委员会批准，已具备证券投资咨询业务资格。

本报告版权归“国金证券股份有限公司”（以下简称“国金证券”）所有，未经事先书面授权，任何机构和个人均不得以任何方式对本报告的任何部分制作任何形式的复制、转发、转载、引用、修改、仿制、刊发，或以任何侵犯本公司版权的其他方式使用。经过书面授权的引用、刊发，需注明出处为“国金证券股份有限公司”，且不得对本报告进行任何有悖原意的删节和修改。

本报告的产生基于国金证券及其研究人员认为可信的公开资料或实地调研资料，但国金证券及其研究人员对这些信息的准确性和完整性不作任何保证。本报告反映撰写研究人员的不同设想、见解及分析方法，故本报告所载观点可能与其他类似研究报告的观点及市场实际情况不一致，国金证券不对使用本报告所包含的材料产生的任何直接或间接损失或与此有关的其他任何损失承担任何责任。且本报告中的资料、意见、预测均反映报告初次公开发布时的判断，在不作事先通知的情况下，可能会随时调整，亦可因使用不同假设和标准、采用不同观点和分析方法而与国金证券其它业务部门、单位或附属机构在制作类似的其他材料时所给出的意见不同或者相反。

本报告仅为参考之用，在任何地区均不应被视为买卖任何证券、金融工具的要约或要约邀请。本报告提及的任何证券或金融工具均可能含有重大的风险，可能不易变卖以及不适合所有投资者。本报告所提及的证券或金融工具的价格、价值及收益可能会受汇率影响而波动。过往的业绩并不能代表未来的表现。

客户应当考虑到国金证券存在可能影响本报告客观性的利益冲突，而不应视本报告为作出投资决策的唯一因素。证券研究报告是用于服务具备专业知识的投资者和投资顾问的专业产品，使用时必须经专业人士进行解读。国金证券建议获取报告人员应考虑本报告的任何意见或建议是否符合其特定状况，以及（若有必要）咨询独立投资顾问。报告本身、报告中的信息或所表达意见也不构成投资、法律、会计或税务的最终操作建议，国金证券不就报告中的内容对最终操作建议做出任何担保，在任何时候均不构成对任何人的个人推荐。

在法律允许的情况下，国金证券的关联机构可能会持有报告中涉及的公司所发行的证券并进行交易，并可能为这些公司正在提供或争取提供多种金融服务。

本报告并非意图发送、发布给在当地法律或监管规则下不允许向其发送、发布该研究报告的人员。国金证券并不因收件人收到本报告而视其为国金证券的客户。本报告对于收件人而言属高度机密，只有符合条件的收件人才能使用。根据《证券期货投资者适当性管理办法》，本报告仅供国金证券股份有限公司客户中风险评级高于 C3 级（含 C3 级）的投资者使用；本报告所包含的观点及建议并未考虑个别客户的特殊状况、目标或需要，不应被视为对特定客户关于特定证券或金融工具的建议或策略。对于本报告中提及的任何证券或金融工具，本报告的收件人须保持自身的独立判断。使用国金证券研究报告进行投资，遭受任何损失，国金证券不承担相关法律责任。

若国金证券以外的任何机构或个人发送本报告，则由该机构或个人为此发送行为承担全部责任。本报告不构成国金证券向发送本报告机构或个人的收件人提供投资建议，国金证券不为此承担任何责任。

此报告仅限于中国境内使用。国金证券版权所有，保留一切权利。

上海
电话：021-80234211
邮箱：researchsh@gjzq.com.cn
邮编：201204
地址：上海浦东新区芳甸路 1088 号紫竹国际大厦 5 楼

北京
电话：010-85950438
邮箱：researchbj@gjzq.com.cn
邮编：100005
地址：北京市东城区建内大街 26 号新闻大厦 8 层南侧

深圳
电话：0755-86695353
邮箱：researchsz@gjzq.com.cn
邮编：518000
地址：深圳市福田区金田路 2028 号皇岗商务中心 18 楼 1806

【小程序】
国金证券研究服务

【公众号】
国金证券研究