

INDUSTRY RESEARCH • 2026

具身机器人数据市场行业研究：供给结构、核心瓶颈与商业化机会

Enrui Zhang | 张恩瑞

研究基准日：2026 年 8 月 24 日

地域范围：美国、中国大陆、欧洲

核心观察期：2022—2026 年

目录

导论	研究范围、方法与阅读说明	1
第1章	执行摘要与投资论点	3
第2章	市场定义、供给分类与分析框架	6
第3章	具身模型真正需要什么数据	11
第4章	数据供给、生产方法与数据集演进	15
第5章	真实世界数据经济性与生产瓶颈	19
第6章	数据 Scaling：性能、多样性与边际回报	22
第7章	机器人数据飞轮：技术闭环与商业门槛	26
第8章	客户需求与 Build / Buy / Partner	30
第9章	竞争格局与资本流向	34
第10章	数据护城河与独立数据公司的防御性	38
第11章	商业路线比较	42
第12章	Bottom-Up 市场量化边界	46
第13章	投资机会、风险与监测	51
第14章	附录：方法、数据结构与复核路径	57

导论：研究范围、方法与阅读说明

本章仅定义研究方法、术语和证据边界，不承载后续章节的行业或投资结论。

0.1 报告信息与研究问题

《具身机器人数据市场行业研究：供给结构、核心瓶颈与商业化机会》以 2026 年 8 月 24 日为研究基准日，覆盖美国、中国大陆与欧洲，并以 2022—2026 年为核心观察期。报告关注的不是“机器人产生了多少数据”这一单一问题，而是哪些数据在训练、评估和部署中具有相关性，哪些生产、处理和基础设施活动可能形成可验证的第三方商业对象。

研究对象按数据产品、数据生产服务、数据基础设施以及企业内部数据投入分层。robot hour、operator hour 与 video hour 不互换；trajectory、episode、demonstration、task、skill、environment 与 embodiment 也不视为同一计量单位。raw、recorded、usable、successful 与 informative 分别描述不同处理阶段或价值口径，除非来源定义一致，否则不直接相加。

0.2 证据分类

全文采用六类证据标签：Fact 表示可由可靠来源直接核验的事实；Company Claim 表示公司对自身产品、规模、客户或性能的陈述；Academic Evidence 表示论文在特定样本、任务、机器人和评测协议下的结果；Analyst Estimate 表示由明确公式和已登记假设推导的估算；Interview Evidence 表示受访者陈述；Our Inference 表示基于多项证据形成的分析判断。Company Claim 不等于 Fact，Analyst Estimate 也不等于公开披露值。

“公开商业证据”描述材料范围，不是第七类证据标签；相关判断仍按上述六类标注，适用限制直接写入句内。

0.3 来源层级与可追溯性

来源优先级依次为一级材料、高质量媒体和具有清晰方法论的第三方研究。每个独立来源进入统一来源目录，关键判断通过结论、证据和来源三层关系回溯至页码、表格、章节、段落或文件定位。正文采用简洁注释，完整的逐段来源和限制信息保留在可审计引用记录中。

检索与验证同时覆盖中文和英文材料；地区结论至少区分美国、中国大陆与欧洲，不能用其他地区样本直接替代。经典基础论文和数据集可向核心观察期之前回溯，但时点、地区和样本边界必须随结论保留。项目采用主动反证纪律：高优先级判断不仅记录支持证据，也记录矛盾、混合结果、口径冲突和会改变判断的新证据。

0.4 缺失值与推断治理

数据不可得（DATA NOT AVAILABLE）表示所需数量或事实在本研究纳入的证据中无法可靠建立，而不是零，也不是“不存在”。公开资料确认未披露、尚未核验和不适用分别采用不同缺失值状态。缺口不得由未经说明的代理变量填补；任何模型输入必须来自统一假设表，并明确区分事实、公司陈述、估算和推断。

0.5 解释限制

本报告的主要限制包括：商业经济性尚未由具有代表性的买方或供应商访谈校准；技术一手输入来自两名学术/技术专家，不能代表商业买方或供应商总体；公司、融资与数据集目录是目的性研究样本而非行业普查；谈判后的数据权利、代表性 usable yield、年度合同价值（ACV, Annual Contract Value）、续约、留存、毛利和销售周期普遍缺失。这些限制降低结论置信度，但不被解释为相关活动为零或私人市场不成熟。

0.6 阅读规则

后续章节中的技术需求、商业购买、资本投入和可防御性是四个不同层级。技术上需要某类数据，不等于外部买方愿意付费；内部预算不等于已执行采购；部署不等于可复用的数据权利；公开商业证据薄弱也不等于私人市场缺乏进展。读者应把每项结论与其证据标签、适用范围和数据不可得边界一并理解。

1. 执行摘要与投资论点

本章判断

具身智能的数据稀缺，首先是与任务相关、与动作对齐且可用于训练的经验稀缺，而不是原始字节总量不足。技术需求只有进一步跨越可靠生产、可执行使用权、客户工作流嵌入、重复购买与可持续经济性等门槛，才可能沉淀为长期的独立第三方商业价值；现有证据尚未把这条链路完整验证。

[9, 15, 8, 7, 18, 17, 31, 6, 10, 19, 35, 36, 23, 22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 5, 13, 2]

1.1 七项执行结论

- 1 真正稀缺的是可训练经验，而非无差别数据量。（Academic Evidence / Our Inference）任务相关性、动作与时序对齐、环境与本体覆盖、失败及恢复信号共同决定训练价值；增加数据通常有助于策略表现，但现有证据不支持通用 scaling 指数或饱和阈值，组成、对齐和覆盖可能比无差别扩量更重要。

[9, 15, 8, 7, 18, 17, 31, 6, 10, 19, 35, 36, 13, 5, 14]

- 2 真机数据的经济性由 scheduled-to-usable 漏斗决定。（Academic Evidence）uptime、reset、记录完整性、任务有效性与 QA 共同造成从排期时间到 usable robot hours 的损耗，operator wage 只是成本栈中的一个输入。代表性 usable yield 与 fully-loaded cost 均为数据不可得，因此不能据工资、排期小时或毛采集量推导单位经济性。

[8, 7, 18, 17]

- 3 部署可以形成技术学习闭环，但尚不能据此确认商业飞轮或数据护城河。（Academic Evidence / Our Inference）部署反馈能够发现失败、补充经验并支持再训练；然而，公开证据未建立可复用的客户数据权利、续约、ROI 或耐久的第三方商业飞轮。大规模数据存量或机队也不自动构成护城河；持续的相关数据访问、合法可用性、工作流嵌入、切换成本与复制难度才是更可信的候选机制。

[10, 19, 35, 36, 33, 32, 30, 31, 5, 13, 2, 28]

- 4 Buy / Build 边界发生在功能层，而不是公司标签层。（Our Inference）与本体、任务和部署反馈紧密耦合的核心循环更倾向内部建设；overflow、enrichment、tooling、QA 与部分稀缺访问更可能成为外部采购或合作对象。但公开的使用、合作、卖方供给或采购预算均不能替代已执行的第三方付费购买。

[23, 22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 5, 2]

- 5 第三方机会在工作流基础设施、QA 与专业化生产瓶颈上，比标准化原始轨迹交易表现出更强的结构条件。（Our Inference）在所审阅路线中，Data Infrastructure / QA 具有最强的结构性轮廓，但仍为 CONDITIONAL：最强结构轮廓不等于最佳投资、已验证的产品市场契合（PMF, Product-Market Fit）或已实现优越经济性；其 realized ACV、续约、留存、毛利与切换成本均未得到公开验证。

[23, 22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 31, 5, 13, 2]

6 Synthetic / Simulation 是可信的放大层，Vertical Real-world Data 是受场景约束的条件性路线，二者都不能脱离真实验证、权利和交付经济性判断。(Academic Evidence / Our Inference)

Synthetic / Simulation 保持 WATCH，其替代边界取决于任务与 sim-to-real 条件；数据即服务（DaaS, Data as a Service） / Vertical Collection 在稀缺访问和垂直任务上下文成立时保持 CONDITIONAL，但劳动、集成、客户内建和跨客户复用权可能限制规模化与防御性。资本更偏向一体化机器人与模型平台只是资本市场信号，不是客户需求、PMF 或市场规模证明。

[23, 22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 31, 5, 13, 2, 11, 20, 4]

7 当前证据不支持传统完整市场的总可寻址市场（TAM, Total Addressable Market）。(Our Inference) 完整买方分母、代表性年度外部支出、outsourcing share、realized ACV、续约、penetration、serviceable market 与近期收入池均无法可靠建立。现有 Data Infrastructure / QA 数值仅为假设驱动的 **Illustrative Registry Sensitivity Only**，不是 TAM、市场规模、预测、已测量可寻址支出或经验证基准情景。

[23, 22, 16, 29, 28, 3, 25, 5, 27, 2]

1.2 Investment Opportunity Matrix 摘要

下表只压缩六条路线的既有定性姿态，不复制完整矩阵，也不构成数字排名。公开商业验证仅衡量本研究审阅到的公开证据，排除技术证据；六条路线在这一维度均为 Weak。公开证据薄弱不等于私有市场商业不成熟、客户不存在或交易为零。

[23, 22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 31, 5, 13, 2]

路线	执行层姿态	受约束的解释
Dataset Product	WEAK EVIDENCE	标准化原始轨迹的外部可替代性、付费需求、权利与续约未验证
DaaS / Vertical Collection	CONDITIONAL	稀缺访问与任务上下文可形成入口；劳动、集成、内建与复用权限制仍在
Data Infrastructure / QA	CONDITIONAL；所审阅路线中结构轮廓最强	工作流嵌入、软件复用与 QA 提供候选优势；ACV、续约、留存和毛利为数据不可得
Synthetic / Simulation	WATCH	可放大数据与变化覆盖；替代边界、真实验证和机器人数据商业经济性仍具条件性
Evaluation Infrastructure	WATCH	评测与发布门槛具有结构意义；重复付费使用、续约和独立平台化仍待验证
部署驱动型数据服务	WATCH	可连接现场失败与反馈；原始设备制造商（OEM, Original Equipment Manufacturer）控制、服务强度、重复购买及可执行复用权仍待验证

[23, 22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 31, 5, 13, 2, 11, 20]

1.3 定性 Base / Bear / Bull

- **Base:** 与训练相关的数据稀缺持续存在，工作流基础设施、QA 与专业化生产瓶颈维持相较标准化原始轨迹交易更强的结构条件；但六条路线的公开商业验证仍为 Weak，L3 目标型付费购买、L4 续约与 L5 已实现经济性的代表性证据不足，传统完整市场总可寻址规模仍不可建立。

- **Bull:** 买方侧出现具名且已执行的合同，并进一步披露重复购买或续约、可执行的数据训练与跨客户复用权、realized ACV 与 margin、可验证的生产经济性，以及由 workflow 切换成本支持的留存；这些证据将增强现有论点，而不是自动生成证券建议。
- **Bear:** OEM 将核心循环内部化，开源或通用工具使能力商品化，客户无法授予可复用权，高实施、劳动或现场集成负担持续存在，或技术增益无法转化为重复商业经济性；第三方路线因而停留在项目制、服务化或功能性供应位置。

[9, 15, 8, 7, 18, 17, 31, 6, 10, 19, 35, 36, 33, 32, 30, 23, 22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 5, 13, 2, 11, 20]

以上均为定性证据条件，不是概率、收入预测、TAM 情景、估值、预期回报或路线排名。 [23, 22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 31, 5, 13, 2]

1.4 数据不可得如何影响结论

代表性 usable yield、fully-loaded cost、买方支付意愿、realized ACV、续约、留存、margin、可执行 data rights 与 conventional TAM 均为数据不可得。这些缺口限制了单位经济性、商业耐久性、路线间比较和市场规模结论的置信度与精度，因此当前投资姿态必须保持条件性；但数据不可得并不表示零值，公开证据缺口也不能代表私有市场不存在。 [8, 7, 18, 17, 10, 19, 35, 36, 33, 32, 30, 23, 22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 31, 5, 13, 2]

1.5 主要风险与监测重点

最需要监测的证据包括：目标型已执行买方合同、重复购买与续约、realized ACV 与 margin、可执行训练及跨客户复用权、代表性 usable yield 与 fully-loaded production cost、workflow 采用与切换成本，以及 Synthetic / Simulation 在具体任务中的真实验证结果。相反，OEM 内建、开源替代、权利限制、持续的高实施或劳动负担，以及技术增益无法形成重复经济性，都会削弱现有论点。风险框架中的 High / High 仅为类别判断，不是概率、严重度、预期损失或排序；监测触发器也不是事件预测。 [23, 22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 31, 5, 13, 2, 11, 20]

1.6 投资论点

在上述风险与证据边界下，核心判断是：独立第三方价值更可能来自对客户生产与学习流程的持续嵌入，以及对 QA、工具、稀缺访问和专业化生产瓶颈的解决，而不是来自标准化原始轨迹库存本身。Data Infrastructure / QA 在所审阅路线中具有最强结构轮廓，但商业结果仍待验证；Synthetic / Simulation 与 Vertical Real-world Data 分别提供放大能力和稀缺场景入口，也分别受真实验证、交付负担与权利边界约束。因此，本结论是 evidence-constrained 的路线姿态，不是最佳投资判定、证券建议或预期回报。 [23, 22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 31, 5, 13, 2, 11, 20]

第2章 市场定义、供给分类与分析框架

本章判断

本章回答：什么属于具身智能数据市场，技术数据需求如何转化为可交易对象，以及哪些环节必须排除重复计算。

2.1 市场边界：从“数据量”转向“可训练经验”

Our Inference（我们的推断）。具身智能的数据稀缺，首先不是原始字节不足，而是与任务相关、与动作对齐、并能进入训练或评估流程的经验不足。视频、状态、动作、力觉、触觉、语言、环境条件和结果标签只有在时间同步、语义对应和任务口径可用时，才可能形成模型可消费的数据资产；因此，单纯以文件大小或轨迹条数界定市场会系统性高估可用供给。^[9, 15, 8, 7, 18, 17, 31, 6, 10, 19, 35, 36]

Fact / Academic Evidence / Company Claim。本报告把市场活动分为四层：可交付的数据产品；围绕采集、标注、筛选和验证的数据生产服务；支撑数据生命周期的基础设施与 QA 工具；以及 OEM、模型公司或机器人公司内部完成的同类投入。前三者只有在存在外部交易或可识别的第三方商业对象时才进入第三方市场讨论，内部支出则保留为生产投入，不能直接计为第三方收入。^[5, 25, 27, 2, 28]

避免重复计算的核心规则是按经济对象而非技术流程累计：同一批数据的采集服务费、基础设施订阅和最终数据产品收入可以分别观察，但不能把企业内部人工、硬件采购、外包合同总额和卖方收入再次叠加为同一个市场池。机器人硬件收入、内部转移定价、公开数据和合作数据也不能在没有付费采购证据时被提升为已执行的第三方购买。^[5, 25, 27, 2, 28]

2.2 数据价值链与供给分类

数据价值链从原始信号开始，经过记录、清洗、同步、标注、筛选和 QA，进入预训练、微调、评估，再由部署反馈产生新的选择、纠错和再训练输入。每一环都可能消耗资源，但并非每一环都天然形成独立收入池。商业上需要分别判断交付对象、采购主体、权利边界、复用能力和持续使用，而不能从“流程存在”直接推导“市场成立”。^[5, 25, 27, 2, 28]

从数据需求到商业壁垒，价值取决于全链条闭环

EX4-01

七个连续决策共同决定数据能否转化为可持续商业价值



任一环节失效，都可能阻断数据从原始信号到商业壁垒的转化

资料来源：本研究纳入的公开学术、公司与商业证据；本研究整理。
注：七个环节为决策链条，不代表价值或成本权重相同。

EX4-01 | Embodied-AI data market analytical framework

来源：公开学术、公司与商业证据的综合整理。
截至：2026-08-24。
限制：该框架用于展示判断链路，不是因果估计；技术需求不等于外部付费需求。

图表 EX4-01 | 具身智能数据市场分析框架。 图表把技术需求、生产与可用性、购买证据、单位经济性和可防御性串成连续判断链。其意义在于解释：技术需求只有穿过数据可用、交易证据、经济性与权利机制等门槛，才可能转化为持久价值。该框架是分析顺序而非因果估计，不证明任何路线已经形成付费需求，也不把内部投入视为第三方收入。 [5, 25, 27, 2, 28, 9, 15, 8, 7, 18, 17, 31, 6, 10, 19, 35, 36]

供给分类需要同时区分 source type、data source 与 commercial route。真实世界数据强调物理交互与结果反馈；遥操作提供动作对齐的人类示范；自主运行产生更接近当前策略分布的成功、失败与干预记录；仿真和合成数据扩大可控场景与组合覆盖；人类视频提供可扩展的视觉与语义先验；公开数据集则降低研究进入门槛。它们对应的技术角色不同，不应被压缩成单一“真实—合成”轴。 [9, 15, 8, 7, 18, 17, 31, 6, 10, 19, 35, 36]

不同数据源相互补充，动作对齐决定功能边界

EX4-02

规模、动作信号与物理真实性不同，不能按“数据量”简单合并

数据类型	主要作用	不可替代边界
真机机器人动作	动作对齐与接触交互	稀缺 / 任务特定
遥操作 (Teleoperation)	示范数据采集	当前主要生产环节
自主 rollout	On-policy 失败与部署状态	需要安全监控
Simulation / 合成数据	变化覆盖与数据放大	仍需真机验证
Human video	表征与语义先验	不等价于机器人动作数据
公开 Dataset	预训练与 benchmark	开放但受适配度约束

资料来源：本研究论文、Dataset 与公司数据库；本研究整理。

注：数据类型相互补充；行序不代表投资优先级。

EX4-02 | Data taxonomy / modality architecture

来源：公开论文、数据集与公司资料；本报告整理。

截至：2026-08-24。

限制：不同数据来源的作用随任务与模型而变化；该分类不意味着各类别在所有任务中的价值或可替代性相同。

图表 EX4-02 | 数据供给 taxonomy。 图表并列真实、遥操作、自主、仿真、合成、人类和公开数据，展示它们在动作真实性、环境控制、扩展性和典型用途上的差异。该结构之所以重要，是因为模型所需信号取决于任务、训练阶段和本体，商业对象也随之变化。图表不证明某一来源在所有任务中更优，更不提供成本、支付意愿（WTP, Willingness to Pay）或可替代比例。^[9, 15, 8, 7, 18, 17, 31, 6, 10, 19, 35, 36]

2.3 Why Now: 开发范式转向提高数据依赖

传统 model-based 或 rule-based 机器人开发通常把感知、规划与控制拆为任务专用模块，并依靠显式模型、规则和工程调参处理已定义场景。learning-based embodied systems、foundation models 与 VLA policies 则更依赖大规模预训练、跨任务表示学习以及视觉、语言和动作的联合建模。这里的变化不是“规则消失”，而是更多行为能力由数据分布、训练目标和模型容量共同决定。^[9, 15, 8, 7, 18, 17, 31, 6, 10, 19, 35, 36]

这种转向提高了对多模态、动作对齐、跨任务/环境覆盖、失败案例和持续部署反馈的战略依赖：模型需要的不只是识别物体，而是把状态变化与可执行动作、接触后果和时间顺序连接起来；当模型被迁移到新任务、本体或环境时，数据组成与对齐方式也会影响能否实现正迁移。由此，数据选择、验证和反馈闭环的重要性上升，原始数据量本身却不足以解释价值。^[9, 15, 8, 7, 18, 17, 31, 6, 10, 19, 35, 36]

边界。“更依赖数据”是技术机制，不是数据公司必然受益的商业结论。技术需求不等于外部付费需求，内部数据投入不等于第三方收入；即使某类数据能改善模型，仍需分别验证采购资格、交付方式、权利可用性、单位经济性和防御性。当前公开证据不足以把范式转变直接写成第三方数据市场的增长率或成功概率。^[5, 25, 27, 2, 28, 9, 15, 8, 7, 18, 17, 31, 6, 10, 19, 35, 36]

2.4 商业对象必须按路线验证

商业验证门槛随路线变化。标准化数据产品需要外部数据可替代、可复用并能被买方接受；DaaS 或垂直采集需要证明任务可以外包且交付经济性成立；基础设施与 QA 需要证明工作流有效、被采用并持续使用；仿真与合成路线则需要证明增强或替代边界以及付费采用。所有路线仍需独立验证经济性与防御性，不能用一条路线的门槛替代另一条。^[5, 25, 27, 2, 28]

基于纳入的公开证据，第三方机会的结构性基础更偏向工作流基础设施、QA 和特定生产瓶颈，而不是标准化原始轨迹市场。原因是前者更接近持续的数据处理、验证与集成任务，后者还需跨越可替代性、外部购买、权利和交付经济性等多重门槛。这是结构判断，不是收入规模、路线排名或已验证商业成功。^[23, 22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 31, 5, 13, 2]

2.5 反证与待验证条件

本研究纳入的公开证据没有给出具有代表性的买方合同、供应商已实现经济性或可操作的数据权利，因此不能把缺失披露写成零，也不能据此判断私人市场不成熟。若未来出现可复核的付费合同、续约、实际使用、权利条款和单位经济性，路线的商业判断可能改变；在此之前，本章只建立边界、分类和验证顺序。^[5, 25, 27, 2, 28, 9, 15, 8, 7, 18, 17, 31, 6, 10, 19, 35, 36, 23, 22, 16, 29, 3, 13]

2.6 本章要点

- 市场稀缺性的核心是相关、动作对齐且训练可用的经验；数据产品、生产服务、基础设施与内部投入必须分层。
- 开发范式提高了数据依赖，但路线验证门槛各不相同，不能据此推导第三方商业成功、市场规模或排名。

^[5, 25, 27, 2, 28, 9, 15, 8, 7, 18, 17, 31, 6, 10, 19, 35, 36, 23, 22, 16, 29, 3, 13]

第3章 具身模型真正需要什么数据

本章判断

本章讨论数据相关性、动作 grounding、失败与迁移。采集到可用数据的转换效率及单位经济性将在后续章节单独分析。

3.1 稀缺的是任务相关、动作对齐的经验

Our Inference (我们的推断)。对具身模型而言，真正稀缺的不是任何可观察视频，而是能够把环境状态、动作、接触、结果和任务语义连接起来的训练可用经验。相关性取决于目标任务与部署分布，动作对齐决定模型能否从“看见发生了什么”过渡到“学习做什么”，覆盖则决定模型是否接触到足够多的场景、对象、失败和恢复路径。 [9, 15, 8, 7, 18, 17, 31, 6, 10, 19, 35, 36]

3.2 模型阶段决定数据角色

不同模型阶段对应不同数据角色：视觉和语言预训练可从人类视频与公开语料获得可扩展的表示先验；行为学习需要机器人状态—动作—结果序列进行 grounding；仿真和合成数据适合扩展受控任务、环境和组合变化；真实交互与部署反馈则用于验证物理可行性、暴露分布外问题并形成纠错样本。该分工是分析框架，不表示数据来源之间存在固定替代比例。 [9, 15, 13, 11, 20]

Academic Evidence (学术证据)。在审阅的 manipulation / VLA 研究中，人类视频更适合作为可扩展的表示预训练或协同训练信号，而机器人交互仍承担动作 grounding。混合人类与机器人数据可以优于机器人单源对照，但部分实验同时改变了模型架构；另有研究显示，人类数据的迁移收益需要足够多样的机器人预训练支持。因此，证据支持互补关系，而不是人类视频或机器人数据在成本效率上的普适优越性。 [9, 15]

Academic Evidence / Company Claim。仿真与合成数据在建模任务分布中能够放大训练样本并带来互补收益，但仍需要资产、工程、算力和真实评估。本研究纳入的证据没有建立它们对真实世界数据的普适替代关系；固定任务、固定模型和匹配训练预算下的真实—仿真混合实验仍不足，边界随任务和评测协议变化。 [13, 11, 20]

3.3 质量、组成与覆盖高于无差别规模

Academic Evidence (学术证据)。本研究审阅的相关研究显示，数据组成、对齐和覆盖可以比无差别增加轨迹更重要：有控制实验中，更匹配的成对数据或更广且经过筛选的混合数据优于规模更大但结构不匹配的语料。其机制在于，新增样本只有覆盖目标变化、保留动作—结果关系并减少分布错配时，才为模型提供新的有效约束。该结论不构成跨论文通用 scaling law。 [31, 6]

质量在这里不是单一“成功率”。对训练而言，记录完整性、时序同步、动作 fidelity、任务语义和标签一致性决定样本能否被正确消费；多样性需要覆盖与目标相关的对象、环境和策略状态；freshness 则在系统、场景或策略变化后影响数据是否仍贴近当前部署分布。缺少这些条件时，更多数据可能只是重复已有模式。 [31, 6]

3.4 跨任务与跨本体迁移是有条件的

Academic Evidence (学术证据)。 跨本体数据并非天然可互换。本研究纳入的证据同时观察到正迁移和负迁移：小数据域可能从共享数据中获益，而数据更丰富的目标域可能因容量、对齐或目标结构不匹配而欠拟合；显式来源提示或成对 analogies 可以改善对齐，但也改变模型架构或数据结构。因此，迁移收益取决于容量、对齐和目标域，不能把 cross-embodiment 数据写成统一可替代资源。 [5, 31, 14]

3.5 失败与干预的价值来自上下文和纠正动作

Academic Evidence / Company Claim (Conditional)。 在线策略产生的失败与人工干预，只有在保留失败前后的上下文和纠正动作时，才可能成为高价值的可靠性数据；现有审阅证据并未分离其普适预训练价值。干预驱动学习在特定真实硬件实验中改善了成功表现，公司材料也强调自主失败更接近当前策略分布，但这些结果不能外推为“任何失败数据都更有价值”。 [10, 19, 35, 36]

反证与边界。 DROID 等数据集保留了失败轨迹，但并未隔离失败样本对性能的边际贡献；成功、失败、干预和恢复也可能因采集策略与标签定义不同而不可比。要改变当前限定判断，需要按失败类别、上下文保留方式和恢复动作进行匹配消融。代表性的“失败价值比例”和跨任务普适预训练收益仍为数据不可得。 [10, 19, 35, 36]

3.6 图表 EX4-06 | Human video vs robot-action contribution

Human video 扩展先验，机器人交互提供动作对齐

EX4-06

两类数据的核心贡献不同；Mixed training 的边际贡献通常未被单独识别



组合含义 Human video 提供语义与交互先验；机器人示范提供本体特定动作对齐；Mixed training 具有互补性，但边际贡献通常未被单独识别

资料来源：Human video 与机器人学习公开研究；本研究整理。
注：Mixed training 的边际贡献通常未被单独识别。

EX4-06 | Human video vs robot-action contribution

来源：Human video 与机器人学习公开研究；本报告整理。
截至：2026-08-24。
限制：Human video 与机器人交互信号具有互补性；现有研究通常未单独识别各类信号的边际贡献。

图表 EX4-06 | Human video vs robot-action contribution。 图表展示人类视频在视觉/语义先验上的扩展性，以及机器人交互在动作、接触和结果 grounding 上的必要性，并把失败、干预与跨本体迁移放入同一贡献框架。它解释了为什么单一来源难以覆盖完整学习链，也提示数据采集应围绕缺失信号而非总量。图表不证明各来源的边际贡献已被统一隔离，也不提供成本效率排名。 [9, 15, 31, 6, 5, 14, 10, 19, 35, 36, 8, 7, 18, 17]

3.7 商业含义仍需单独验证

Our Inference（我们的推断）。 数据的商业稀缺性应从“能否提供任务相关、动作对齐且难以内部复制的信号”判断，而不是从数据规模判断。但技术稀缺不等于买方愿意外购；企业可能通过内部机器人、部署反馈或合作关系获得同类数据。代表性 WTP、外购比例和各来源边际贡献没有被本章证据建立。 [9, 15, 8, 7, 18, 17, 31, 6, 10, 19, 35, 36]

3.8 本章要点

- 人类视频提供可扩展的表示先验，机器人交互仍承担动作 grounding。
- 数据组成、对齐和覆盖可能比无差别规模更重要。
- 跨本体迁移可能为正也可能为负，取决于容量与对齐。
- 失败与干预只有在上下文和纠正动作被保留时才可能形成高价值数据；普适预训练价值尚未被隔离。 [9, 15,

13, 11, 20, 31, 6, 5, 14, 10, 19, 35, 36, 8, 7, 18, 17]

第4章 数据供给、生产方法与数据集演进

本章判断

本章比较不同生产与来源方法的角色，并检验它们在何种条件下互补或替代。

4.1 没有一种生产方法同时最大化真实性、对齐与扩展性

Our Inference (我们的推断)。 当前具身数据供给由真实世界自主运行、遥操作、仿真、合成、人类视频和公开数据集共同构成。它们分别优化物理真实性、动作对齐、可控覆盖、扩展速度或研究可得性，代价和约束也不同；因此，生产组合的核心问题不是寻找单一“最佳来源”，而是为目标任务补足缺失信号。 [9, 15, 7, 18, 17, 1, 13, 11, 20]

4.2 真实世界与遥操作提供物理和动作 grounding

真实世界自主数据贴近当前策略的实际分布，能够暴露接触、执行误差、安全边界和长尾失败，但其覆盖受机器人可用性、部署安全和任务机会限制。遥操作由人类控制把状态与动作直接对齐，适合启动示范和指定技能采集，但需要设备、操作、场景设置和质量治理。两者都不等于“可直接训练”：记录、同步、任务有效性和 QA 仍决定输出能否使用。

[9, 15, 7, 18, 17, 1, 13, 11, 20]

在本研究纳入的 33 个已知采集机制 release/project 记录中，Teleoperation 是最大的单一披露类别：21/33 为 exclusive Teleoperation，计入 Mixed 后出现在 28/33 条记录中。该结果只描述受控样本中的 release-level disclosure prevalence，不是机器人小时、轨迹、支出或行业生产份额，也不能据此给方法排序。 [7, 18, 17, 1]

4.3 自主数据的价值在于贴近策略分布

自主 rollout 的优势是产生当前策略真正遇到的成功、失败和干预，从而减少示范分布与部署分布之间的偏差；其限制是早期策略能力、安全上线、异常检测和人工接管机制。自主采集因此更接近持续反馈环节，而非完全替代遥操作：前者发现策略缺口，后者可以提供纠正动作与任务示范。 [9, 15, 7, 18, 17, 1, 13, 11, 20]

4.4 仿真与合成是放大层，不是无条件替代层

Academic Evidence / Company Claim。 仿真和合成数据能够在模型化任务分布中扩展场景、对象、扰动与示范组合，并在本研究审阅的材料中显示互补增益；但资产制作、工程、算力、sim-to-real 差异和真实评估仍构成约束。其可信角色是 amplification 与 coverage，而不是在所有任务中取代真实数据。替代边界以及机器人数据相关的商业经济性仍然有条件。 [13, 11, 20, 5, 25, 27, 2, 28]

4.5 人类视频与公开数据降低表示学习门槛

人类视频覆盖广、获取相对容易，适合提供视觉、语言和任务语义先验，但通常缺少可直接执行的机器人动作、接触和本体状态。公开数据集提高研究可得性并支持跨机构复用，却受任务分布、许可、数据定义和本体覆盖限制。二者更适合作为表示与研究基础，不能替代所有机器人交互 grounding。 [9, 15, 7, 18, 17, 1, 13, 11, 20]

4.6 图表 EX4-04 / EX4-07 | 生产方法与真实—仿真—合成角色比较

各类数据生产方式均有关键约束，规模化需在动作对齐、物理保真度与部署前提间权衡

EX4-04

不同方式在可扩展性、动作对齐和物理保真度之间权衡

生产方式	可扩展性	动作对齐	物理保真度	核心限制
遥操作 (Teleoperation)	中	强	强	人工与重置负担
自主 rollout	强	强	强	安全与 cold start
Simulation	强	强	中	Sim-to-real gap
合成 / Neural	强	中	弱	验证与对齐
Human video	强	弱	视觉保真度强	缺少机器人动作标签
公开 Dataset	复用性强	中	强 / Mixed	适配度、权利与新鲜度

资料来源：机器人学习公开研究、公司技术资料及专家访谈；本研究整理。

注：分类为定性比较，不代表连续数值评分。

EX4-04 | Data-production methods comparison

来源：机器人学习公开研究、公司技术资料及专家访谈；本报告整理。

截至：2026-08-24。

限制：缺少 fully-loaded 口径一致的生产方法成本研究；披露频率不等于实际生产占比。

图表 EX4-04 | Data-production methods comparison。图表沿物理 fidelity、动作 alignment、扩展性、控制性和典型约束比较真实、自主、遥操作、仿真/合成与人类视频。其机制含义是：提高一个维度往往会增加另一个维度的成本或偏差，因此合理组合取决于任务与本体。图表不提供完全可比的 fully-loaded cost，也不把披露数量转换为生产份额或数值评分。^[7, 18, 17, 1, 9, 15, 13, 11, 20]

Simulation 扩大覆盖，但不能替代真机验证

EX4-07

Simulation / 合成数据适合变化覆盖与增强，真机仍承担动作落地和验证

真机器人 动作落地、接触与验证	物理保真度 强	可扩展性 弱 / 中	替代边界 在已审阅场景中仍属必要
Simulation 可控变化与策略学习	物理保真度 中	可扩展性 强	替代边界 互补 / 有边界的替代
合成 / Neural 数据放大与增强	物理保真度 弱 / 中	可扩展性 强	替代边界 互补；适用范围有条件

资料来源：Simulation、synthetic data 与 sim-to-real 公开研究；本研究整理。
注：互补关系不等于真机可被无边界替代。

EX4-07 | Real / simulation / synthetic role framework

来源：Simulation、synthetic data 与 sim-to-real 公开研究；本报告整理。
截至：2026-08-24。
限制：替代边界取决于具体任务；simulation 不能消除真实世界验证。

图表 EX4-07 | Real / simulation / synthetic role framework。 图表把放大、覆盖和验证分开：仿真/合成适合受控扩展，真实世界承担物理校验和部署反馈。它解释了为什么两类来源通常形成组合，而不是线性替代。图表不证明通用替代比例，也不建立真实与仿真的匹配单位经济性。^[13, 11, 20, 5, 25, 27, 2, 28]

4.7 数据集演进：可见规模不等于可比供给

公开 release 的规模、单位和发布时间能够描述可见供给，却不能自动构成一致的时间序列。不同项目使用 trajectory、episode、demonstration、task、environment 或 robot count 等口径，且公开数据偏向研究可发布任务；private industrial data、失败、长尾和生产现场数据的披露更少。由于这些单位不兼容，本研究不据此构造统一增长时间序列或规模增速。 [7, 18, 17, 1, 9, 15, 13, 11, 20]

行业生产方式的真实小时或轨迹份额、私有工业数据相对公开数据的数量差，以及失败/长尾数据的代表性覆盖均无法从本研究纳入的公开证据可靠建立。公开披露较少不等于相关数据不存在；同样，某一机制在 release 中更常见，也不等于其支出、产量或商业价值更高。 [7, 18, 17, 1]

4.8 商业含义：价值可能位于组合与验证层

Our Inference（我们的推断）。 多方法互补意味着商业对象可能出现在组合、转换、QA 和真实验证环节，而非仅出售某一来源的原始库存。仿真与合成具有放大价值，但其机器人数据相关经济性和替代边界仍有条件；真实与遥操作更具物理和动作相关性，也同时受部署、劳动、质量和安全约束。本章不据此形成路线排名。 [13, 11, 20, 5, 25, 27, 2, 28]

4.9 反证与会改变判断的证据

若出现覆盖代表性工作流的生产 census、统一单位下的真实—遥操作—仿真匹配实验、以及真实评估和完整成本共同披露，当前“互补、任务依赖”的边界可以进一步收窄。现有证据尚不支持统一替代率、行业生产份额或 fully-loaded real-versus-sim 经济比较；这些缺口必须保留，而不能由公开 release 数量替代。 [7, 18, 17, 1, 13, 11, 20, 9, 15, 5, 25, 27, 2, 28]

4.10 本章要点

- 遥操作在本研究纳入的 release 样本中是最常披露的采集机制，但披露率不是生产份额。
- 自主、遥操作、仿真/合成、人类视频和公开数据承担互补角色。
- 仿真与合成是可信的放大层，普适替代边界未被建立。
- 不兼容单位与私有数据缺口使行业产量、替代率和匹配经济性保持数据不可得。 [7, 18, 17, 1, 13, 11, 20, 9, 15, 5, 25, 27, 2,

28]

第5章 真实世界数据经济性与生产瓶颈

本章判断

本章回答真实世界数据如何从计划采集转化为训练或评估可用输出，以及为什么单一工资或记录时长不足以代表单位经济性。

5.1 生产经济性由 scheduled-to-usable 漏斗决定

原始采集经济性由 scheduled-to-usable 漏斗决定：计划运行时间先受到机器人可用性、场景设置、校准和停机影响，实际交互再受到记录完整性、任务有效性、失败筛选、标注同步和 QA 验收影响，最后才形成可用于训练或评估的输出。操作员工资本身只是其中一项投入，不能代表完整单位成本。 [8, 7, 18, 17]

5.2 分母决定成本含义

scheduled hours 描述排定的机器人与人员时间；recorded hours 只统计被系统记录的交互；successful trajectories 依赖任务成功定义；usable output 还需满足格式、同步、质量和任务相关性；informative data 则可能包含能够解释失败或恢复的非成功样本。五类分母回答不同问题，不能用一个成功率把它们机械换算。 [8, 7, 18, 17]

学术材料直接显示 wall-clock 时间与记录时长之间存在损耗，并记录了校准、成功标签、语言标注和事后校准等步骤；公司岗位材料则把操作员培训、故障排查、场景设置、标注完整性和 QA 纳入同一 workflow。这些证据支持“存在隐藏生产层”，但没有给出可代表行业的 accepted yield 或美元成本。 [8, 7, 18, 17]

5.3 fully-loaded cost stack

fully-loaded cost stack 至少包括采集劳动、监督、重试与失败处理、reset、校准、机器人维护与占用、设备折旧或分摊、存储与计算、标注与同步、后处理和 QA。机器人利用率与操作员利用率也需分别计算：设备停机时人员可能仍在等待或排障，人员忙碌时机器人也未必产生有效记录。 [8, 7, 18, 17]

reset 和校准的影响具有任务与本体依赖性。长序列、易扰乱场景或需要人工布置的任务会增加非采集时间；传感器漂移、动作映射和记录异常会在事后造成样本淘汰；QA 标准越严格，accepted output 与 recorded output 的差距可能越大。现有证据支持这些机制，却不足以给出代表性的 reset burden、QA cost 或机器人分摊。 [8, 7, 18, 17]

5.4 工资不是 usable-hour 成本

工资、时薪或岗位报价只覆盖部分劳动投入，既不包含机器人利用率、停机、监督、reset、维护、标注、基础设施和 QA，也没有给出 scheduled-to-usable 转换率。因此，wage 不等于 fully-loaded cost per usable robot hour；本研究不把任何公开工资或 operator rate 转换为代表性 usable-hour economics。 [8, 7, 18, 17]

5.5 单位不可兼容时不得平均

robot hour、operator hour、video hour、trajectory、episode 和 demonstration 不能在定义不一致时直接平均。interaction hours 也可能排除排班劳动、设备准备和总采集开销。若成本分子覆盖全流程而分母只使用记录时长，结果会被系统性低估；若把失败样本全部视为无用，又可能忽略其评估或可靠性价值。 [8, 7, 18, 17]

可用数据经历多层损耗，采集时长不等于经济产出

公开资料不足以量化各层转化率；以下宽度仅表达阶段性损耗



资料来源：公开技术资料及两位技术专家访谈；本研究整理。

注：公开资料不足以量化各层转化率。

EX4-03 | Raw-to-usable data funnel

来源：公开技术资料及两位技术专家访谈；本报告整理。

截至：2026-08-24。

限制：漏斗宽度仅表示定性筛选逻辑，不是实测损耗比例；代表性 usable yield 仍不可得。

图表 EX4-03 | Raw-to-usable data funnel。 图表展示时间和数据可能在排班、运行、记录、有效性与 QA 环节逐层退出。该机制解释了为什么同样的人员费率可能对应完全不同的 usable output，也说明改进 uptime、reset、记录完整性或 QA 会改变经济性。漏斗宽度是定性筛选逻辑，不是实测 attrition ratio；图表不提供代表性 yield 或 cost per usable robot hour。 [8, 7, 18, 17]

5.7 哪些数量仍无法建立

代表性的 usable yield、fully-loaded usable-hour cost、cost per successful/informative trajectory、reset burden、QA cost 和机器人折旧分摊均无法从现有公开证据可靠建立。任务、地域、本体、质量标准和规模对成本的影响方向可以通过机制讨论，但幅度与统一场景区间不能由不同分母的零散披露拼接。 [8, 7, 18, 17]

由于缺少代表性漏斗和完整成本，本章不构造量化 Bear/Base/Bull 情景，也不把已披露事实包装为 Analyst Estimate。若未来使用情景分析，输入必须同时定义任务、本体、地域、分母、期间和质量门槛，并与观察事实明确分开；当前没有可作为行业 benchmark 的数值。 [8, 7, 18, 17]

5.8 商业含义

对供应商而言，竞争优势更可能来自提高 usable yield、减少停机与 reset、自动化 QA 和后处理，而不是单纯压低操作员工资。对买方而言，采购比较应要求相同的输出定义和验收标准；若合同只报价 recorded hour，买方仍承担样本无效、同步失败和 QA 淘汰风险。这是机制含义，不是已实现利润率判断。 [8, 7, 18, 17]

5.9 反证与会改变判断的证据

若出现覆盖多个任务、本体和地区的 scheduled-to-informative 漏斗，并同时披露劳动、设备、reset、维护、基础设施、QA 与淘汰成本，就可以校准代表性单位经济性。在此之前，缺少公开成本不等于相关经济性为零；它只意味着幅度无法可靠量化。 [8, 7, 18, 17]

5.10 本章要点

- 真实世界数据经济性取决于 scheduled-to-usable 漏斗，而非单一记录时长。
- 工资只是成本栈的一项，不能代表 fully-loaded usable-hour cost。
- reset、校准、停机、标注、同步、后处理和 QA 都可能影响 usable yield。
- 代表性 yield、单位成本和量化情景仍为数据不可得。 [8, 7, 18, 17]

第6章 数据 Scaling：性能、多样性与边际回报

本章判断

本章区分特定研究内部的数据扩展结果与跨论文、跨模型和跨任务的普适规律，并明确技术表现与商业回报之间的边界。

6.1 更多数据通常有帮助，但现有证据不支持通用 scaling 曲线

在特定任务、模型和评测协议内，增加数据往往改善机器人策略表现；但边际回报可能继续上升、逐步趋平、在高数据区间回落，或因数据组成变化而改变。现有证据不支持统一 scaling exponent、普适早期饱和阈值或“更多数据必然更好”的结论。 [6, 13, 31, 5, 14]

6.2 within-study 证据与 cross-study 比较

within-study scaling 比较能够在同一论文内尽量固定任务、模型、训练流程和评测，再观察数据变化对应的表现差异；即便如此，数据量与多样性、训练 compute 或采样策略仍可能同时变化。cross-study 比较则额外受到成功率定义、机器人、本体、任务难度、数据单位和模型容量差异影响，不能把不同论文的点连成一条行业曲线。 [6, 13, 31]

本研究纳入的曲线同时包含改善、边际递减、延续改善和局部反转：部分系列随更广数据混合提高，部分高数据区间的增益下降或变为非单调，另一些仿真任务仍持续改善。把这些结果并列保留，比选择单一支持“饱和”或“永续 scaling”的曲线更符合证据。 [6, 13, 31]

6.3 数量与组成不能分开看

相关研究显示，组成、对齐与覆盖可以与规模同等重要，甚至在特定设置下占主导：匹配的成对数据或更广且经过筛选的混合数据可以优于规模更大但结构不匹配的语料。其机制是新增样本只有补充目标变化、减少分布错配并保留动作—结果对应时，才向模型增加有效信息。 [31, 6]

数量、多样性和质量经常共同变化，使“多一条轨迹的纯粹效果”难以隔离。任务多样性可以扩大技能覆盖，环境多样性可以改善条件变化，本体多样性可能支持共享表示；但如果容量不足、对齐较弱或目标域结构不同，更多异质数据也可能产生干扰。模型架构与容量因此是 scaling 关系的一部分，而不是可忽略的背景条件。 [6, 13, 31, 5, 14]

6.4 ID 提升不等于 OOD 泛化

in-distribution (ID) 表现衡量模型在与训练分布相近的任务、对象和环境上的效果；out-of-distribution (OOD) 泛化则要求处理新的任务组合、环境或本体。ID 指标上升不自动意味着 OOD 改善。跨本体证据同时出现正迁移和负迁移，且受到容量、对齐和目标域结构调节，因此不能把共享数据视为均匀可替代资源。 [5, 31, 14, 6, 13]

小数据目标域可能从跨本体数据中获益，而数据更丰富的目标域也可能因模型欠拟合或数据不对齐而受损；来源提示和成对 analogies 可以改善对齐，但同时改变数据结构或模型设计。这些结果支持“迁移有条件”，不支持所有机器人之间的统一数据汇率。 [5, 31, 14]

6.5 发表偏差与负结果

本研究可用于定量 scaling 判断的独立来源仅三篇，且公开论文更可能报告有改善的实验。negative、flat 或 reversal 结果可能较少被完整披露；训练 compute、模型规模和停止条件也并非总能匹配。因而，现有证据不足以可靠支持跨论文回归、通用饱和点或稳定的边际回报曲线。 [6, 13, 31, 5, 14]

6.6 图表 EX4-05 | Quantity vs diversity scaling synthesis

图表 EX4-05 | Quantity vs diversity scaling synthesis。 图表把数据量、任务/环境/本体多样性、对齐、质量与模型容量并列为表现驱动因素。它解释了为什么增加规模可能有效，却不必然产生同样的边际收益；也提示数据策略应优先识别缺失覆盖与错配。图表是定性综合，不提供 universal scaling law、统一指数或饱和阈值。 [6, 13, 31, 5, 14]

数量并非唯一变量，数据组成与实验边界共同塑造边际价值

EX4-05

跨研究不宜合并为统一 scaling law；模型与评测分布必须控制

决定边际价值的数据因素

数量	中	通常为正，但曲线形态不一
多样性	强	可扩大覆盖并提升 OOD 表现
质量	中	无效或未对齐的数据量会稀释价值
动作对齐	强	匹配的行为 / 数据 analogies 更重要
本体 (Embodiment)	强	迁移可能为正也可能为负

必须控制的实验边界

模型 / Compute

强混杂因素

必须控制

评测分布

强边界条件

ID 与 OOD 结果不同

跨论文比较若不控制模型、Compute 与评测分布，数量效应无法单独识别

资料来源：GR00T N1、Octo、RT-X 等公开研究；本研究整理。
注：跨论文结果限于各自任务、模型与评测分布。

EX4-05 | Quantity vs diversity scaling synthesis

来源：GR00T N1、Octo、RT-X 等公开研究；本报告整理。
截至：2026-08-24。
限制：现有证据不支持通用 scaling law；不同研究的任务、模型、数据与评估协议存在差异，跨论文比较应谨慎解释。

第2章的数据来源分类为本章提供解释维度：真实、遥操作、自主、仿真、合成、人类和公开数据的分布与对齐特征不同，因此“增加数据”本身不能说明增加的是哪类信号。本章不重复该 taxonomy 图表，而是在 scaling 讨论中保留其任务与模型边界。 [5, 31, 14]

6.7 商业 marginal ROI 边界

学术性能改善不能转换为代表性的商业 marginal ROI。论文通常不披露新增数据的 fully-loaded 成本、训练与部署成本、收入影响或续约结果；即使成功率提高，也无法据此计算每新增样本、机器人小时或数据美元的回报。现有证据只能说明技术回报受规模、组成和对齐共同影响。 [6, 13, 31, 5, 14]

6.8 反证与会改变判断的证据

更长的 fixed-compute 真实机器人曲线、数量匹配的 composition ablation、独立的 matched-capacity 跨本体复现，以及同时披露数据成本和部署价值的实验，能够改变或收窄当前判断。在这些证据出现前，universal exponent、saturation threshold 与商业 marginal ROI 保持数据不可得。 [6, 13, 31, 5, 14]

6.9 本章要点

- within-study 改善不能外推为跨论文通用 scaling law。
- 数据组成、对齐和覆盖可能与规模同等重要，甚至在特定设置下占主导。
- ID 提升不等于 OOD 泛化；跨本体迁移可能为正也可能为负。
- 学术性能增益不能转换为商业 marginal ROI，后者仍为数据不可得。 [6, 13, 31, 5, 14]

第7章 机器人数据飞轮：技术闭环与商业门槛

本章判断

本章检验部署数据能否形成持续学习闭环，并把技术机制、公司叙事、数据权利和商业价值分开判断。

7.1 技术飞轮已有机制证据，商业飞轮尚缺公开验证

部署经验可以闭合技术学习环：系统在运行中观察失败与干预，筛选并整理反馈，更新策略与评估，再重新部署。学术研究已经展示这一机制；但现有公开证据没有建立可复用的客户数据权利、经常性商业经济性或持久的第三方飞轮。技术飞轮不等于商业飞轮。^[35, 36, 19, 33, 32, 30, 10]

7.2 技术闭环的基本链条

技术闭环可拆为部署 → observation → failure/intervention/feedback → selection/QA → retraining/evaluation → improved policy → renewed 部署。每一步都可能中断：部署必须产生与目标问题相关的观察，反馈要保留动作与上下文，选择和 QA 要识别有信息量的样本，训练更新要进入评估与安全上线流程。^[35, 36, 19, 33, 32, 30]

Academic Evidence 显示，受监控部署、干预聚合、策略与异常预测器更新以及迭代再部署可以在特定研究设置中形成完整技术链。干预驱动学习也能在特定真实硬件实验中改善表现。其适用范围是研究任务与协议，不包含客户合同、数据权利、续约、ROI 或商业护城河。^[35, 36, 19, 33, 32, 30, 10]

7.3 因果证据、相关性与公司叙事

学术实验能够支持特定更新机制与性能变化之间的因果关系，但不能自动证明商业部署规模导致持续收益。公司材料描述了失败选择、评估、real-to-sim、空中升级（OTA, Over-the-Air）更新或“飞轮”概念，这些属于 Company Claim；如果没有中间步骤的受控测量、版本对照和权利披露，就不能把叙事提升为独立建立的完整因果闭环。^[35, 36, 19, 33, 32, 30]

7.4 技术飞轮的必要条件

部署 access 只是起点。反馈质量决定是否能区分传感噪声、执行失败和任务缺口；relevance 决定样本是否贴近目标部署分布；动作与上下文保留决定干预能否用于学习；retraining integration 和 evaluation 决定数据是否真正进入模型更新；iteration speed 决定闭环能否在环境或策略变化前完成。^[35, 36, 19, 33, 32, 30, 10]

机队 size 既不等于数据质量，也不等于护城河。更大机队可能增加观察机会，但若任务分布狭窄、反馈没有标签、数据过时或系统无法筛选有信息量的事件，新增部署可能主要增加低信息密度数据，而未必改善有效学习信号。return rate、selection efficiency、retrain cadence 与 uplift 需要各自测量，不能合成未经支持的飞轮分数。^[35, 36, 19, 33, 32, 30, 10]

7.5 部署不等于可复用权利

部署在客户现场不自动授予供应商训练、聚合、衍生、跨客户复用、跨境传输或保留数据的权利。即使技术上能够回收日志，合同、保密、隐私和删除义务也可能切断数据流。部署因而不等于 reusable data rights，更不直接构成 proprietary 护城河。 [35, 36, 19, 33, 32, 30, 10]

7.6 技术闭环与商业捕获之间还有五道门槛

技术学习循环之外，还需分别验证权利可用性、客户愿意持续采用、更新能产生可测价值、收入具有经常性，以及 workflow 集成能形成转换成本。技术表现提高可以存在于内部研发系统中，而不产生第三方变现；客户也可能保留数据和模型更新，从而使供应商无法跨项目积累资产。 [35, 36, 19, 33, 32, 30, 10]

7.7 典型 failure modes

技术层面的 failure modes 包括反馈标签质量差、部署分布过窄、数据 freshness 下降、异常选择偏差、动作或上下文缺失、训练管线与部署系统脱节，以及评估不能捕捉安全退化。这些问题会使“收集更多反馈”与“策略持续改善”之间失去连接。 [35, 36, 19, 33, 32, 30, 10]

商业层面的 failure modes 包括缺少训练与复用权利、无法跨客户聚合、客户内部化更新流程、每次部署都需要高强度定制，以及收入和毛利未随规模改善。即便技术迭代速度上升，若供应商无法保留权利或经济收益，商业飞轮仍然不会形成。 [35, 36, 19, 33, 32, 30, 10]

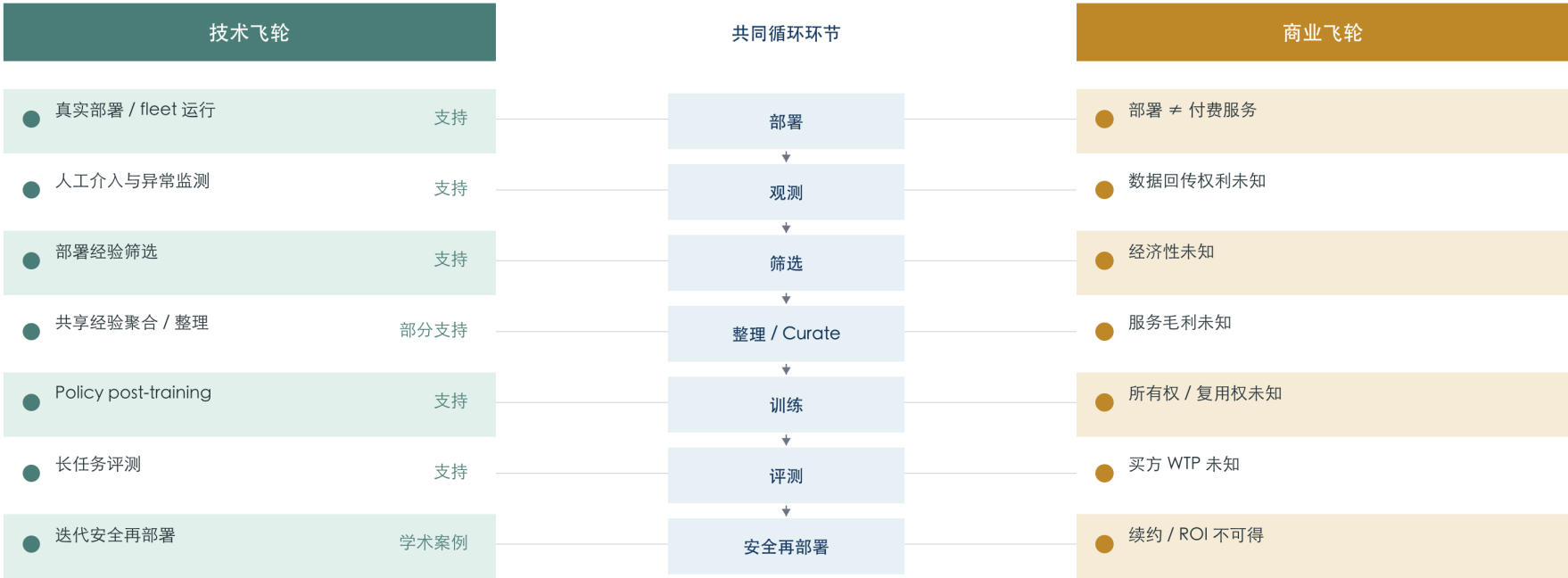
7.8 图表 EX4-11 | 技术飞轮与商业飞轮

图表 EX4-11 | 技术飞轮与商业飞轮。 图表逐阶段比较部署、观察、选择、训练、评估和再部署的技术证据，并单列权利、续约和经济捕获门槛。它解释了为什么学术系统可以形成学习循环，而现有公开证据尚不足以验证第三方商业闭环。图表不证明客户数据可复用、收入经常性、ROI 或护城河，也不提供数值飞轮评分。 [35, 36, 19, 33, 32, 30, 10]

技术飞轮已有证据，商业闭环仍受多重门槛约束

EX4-11

技术循环不自动等于客户授权、付费续约或经济 ROI



技术侧：部署数据回流 → 监测 / 筛选 → 数据聚合 → post-training → 评测 / 再部署

商业门槛：数据权利、客户许可、安全商业再部署与实现经济 ROI

资料来源：LWD 等 fleet-learning 公开研究；本研究整理。

注：技术循环不自动等于客户授权、付费续约或经济 ROI。

EX4-11 | 技术飞轮与商业飞轮

来源：LWD 等机队-learning 公开研究；本报告整理。

截至：2026-08-24。

限制：学术机队-learning 证据只支持技术闭环机制，不证明商业数据权利、续约或 ROI。

7.9 商业证据边界

代表性的客户数据权利、续约、商业飞轮 ROI、跨客户复用比例和随规模改善的单位经济性均无法从现有公开证据建立。公开披露不足不等于相关经济性为零，但意味着不能把技术闭环写成已验证的第三方商业飞轮。^[35, 36, 19, 33, 32, 30, 10]

7.10 反证与会改变判断的证据

能够改变判断的证据包括：版本化的部署前后效果、对照组或明确归因、可操作的训练与跨客户复用权利、客户续约，以及随迭代披露的收入、成本和 ROI。单一机队规模、部署数量或公司“飞轮”图示不满足这些条件。^[35, 36, 19, 33, 32, 30, 10, 7]

7.11 本章要点

- 学术证据支持部署—更新—再部署的技术机制。
- 公司飞轮叙事不等于独立建立的因果闭环。
- 机队 size 不是护城河，部署也不等于 reusable data rights。
- 技术飞轮可以在没有第三方变现、续约、转换成本或商业护城河的情况下存在。^[35, 36, 19, 33, 32, 30, 10]

第8章 客户需求与 Build / Buy / Partner

本章判断

本章分析不同类型机器人开发者如何按数据功能选择内部建设、外部采购或合作，并把技术使用与可验证的商业需求分开。

8.1 采购边界由功能决定，而不是由公司标签决定

Build / Buy / Partner 是功能层面的选择。现有可见证据显示，与本体、策略更新和验收门槛紧密耦合的功能更倾向内部化，容量补充、数据丰富、工具和部分专门访问则更明确地出现在外部供给中；但并未观察到可代表行业的支出份额。因此，同一家公司可以同时 Build core、Buy capacity 并 Partner for access，不应被固定为单一采购类型。

[23, 22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 5, 2]

8.2 客户原型的需求并不同质

机器人 OEM、基础模型或通用机器人开发者、人形机器人公司，通常需要把本体行为、控制栈、失败反馈和模型迭代联系起来。对这些功能而言，内部采集、测试和工程数据可提供更高的任务相关性和反馈控制；外部供应更适合补充弹性容量、标注、QA、可观测性、仿真或特定场景访问。这是功能耦合的分析边界，不是对所有 OEM 或人形公司的统一描述。

[23, 22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 5, 2]

工业机器人与自动化参与者往往更受既有设备、工艺验收、安全和现场整合约束；垂直应用公司则更依赖特定任务、客户环境和运营流程。因此，合规、时效性、现场访问、供应商风险和内部工程能力会改变功能级决策。开发早期可能更依赖外部工具或合作，部署后则可能把验收规则、失败选择和策略更新收回内部。

[23, 22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 5, 2]

8.3 Build：控制相关性与反馈，同时承担生产负担

公开材料显示，部分领先开发者直接组织内部数据操作员、多机器人遥操和分布式采集 workflow。这些 Company Claim 与岗位材料支持“战略耦合功能可能内部化”的方向，但不证明每家公司都采用同一模式。Build 带来对采集过程、任务定义和反馈的控制，也把人力、培训、设备、存储、数据工程和 QA 负担留在内部；岗位发布本身不等于市场需求。

[23,

22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 5, 2]

8.4 Buy：速度和覆盖收益受权利、质量和匹配度限制

外部采购可以指数据集、定制数据服务、标注与 QA、数据工具或基础设施。已观察到的外部供给在容量、丰富、工具和专门访问方面更清晰，可能帮助缩短交付时间或扩展场景覆盖。但数据定义、动作与上下文对齐、质量验收、许可和衍生权利决定了外部供给是否真正适配。公开的卖方报价或产品页只证明供给存在，不证明买方已执行采购。

[25, 27, 23, 22, 5,

2, 28, 16, 29, 3]

8.5 Partner：共享专业能力或访问，不自动意味付费购买

Partner 模式可以覆盖采集伙伴、基础设施与 QA 提供商、仿真或合成数据提供商，以及与客户部署或场地访问相关的合作安排。合作可以把场地、硬件、软件或数据运营能力组合起来，但不自动证明原始轨迹被付费购买，也不自动授予训练、聚合或跨客户复用权。对数据集产品、DaaS / 垂直采集、基础设施 / QA 与仿真 / 合成路线，商业验证门槛并

不相同。 [25, 27, 23, 22, 5, 2, 28, 16, 29, 3]

8.6 混合模式会随功能和开发阶段变化

核心本体采集更倾向 Likely Build; overflow capacity、标注和存储 / observability 更适合 Buy / Partner; 站点访问、QA、数据工程、评估与失败采集则常表现为 Build Core / Buy Edge。仿真取决于核心场景资产是否需内部控制。这些分类是功能级决策框架，不是公司排名、永久标签或行业外包比例。 [23, 22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 5, 2]

8.7 图表 EX4-08 | Buy-vs-Build function matrix

图表 EX4-08 | Buy-vs-Build function matrix。 图表观察到的是各数据功能与模型、本体和验收逻辑的耦合程度；对应的采购机制包括 Likely Build、Buy / Partner、Build Core / Buy Edge 和 Context-dependent。商业含义是，外部可服务对象更可能位于容量、丰富、工具与部分访问环节。图表不证明任何一家公司的永久选择，不提供外包百分比，也不把外部使用或合作视为付费购买。 [25, 27, 23, 22, 3, 5, 2, 28, 16, 29]

核心数据闭环倾向自建，模块化边缘环节更适合外购

战略耦合越强倾向内部化；标准化、弹性与工具层更易外部化

倾向自建	
核心本体特定数据采集	与模型 / 机器人战略性耦合
核心自建 / 边缘外购	
垂直场景 / 场地 access	Access 可外部化，但核心闭环具战略性
QA	验收逻辑核心，tooling 可外部化
数据工程	核心架构自建，组件可外购
Evaluation / 评测	发布门控核心，基础设施可外部化
边缘案例 / 失败数据采集	筛选逻辑核心，产能 / 场地支持可外部化
外购 / 合作	
峰值 / 弹性产能	容量需求波动
标注	流程更易拆分
存储 / Observability	软件杠杆与互操作性
视场景而定	
Simulation	核心资产与外部平台之间权衡

资料来源：公司公开披露、采购 / 岗位证据及专家访谈；本研究整理。

注：分类为典型倾向，实际决策取决于战略耦合与组织能力。

EX4-08 | Buy-vs-Build function matrix

来源：公司公开披露、采购 / 岗位证据及专家访谈；本报告整理。

截至：2026-08-24。

限制：该矩阵是功能层面的典型分类，不代表行业 outsourcing 比例；外部使用或合作不等于已执行付费购买。

8.8 商业证据必须按层级分开

客户名称或 logo 只能证明某种公开关联，试点表明试用或验证，commercial contract 需要明确的付费交易证据，确认收入还需独立的会计确认。同样，买方预算不等于已执行采购，award notice 在没有明确执行证据时不等于 paid contract，list price 不等于 realized 支付意愿。公司提及、技术使用或岗位发布也不能单独证明市场需求。^[25, 27, 23, 22, 5, 2, 28]

8.9 外购经济性仍缺少代表性证据

在已复核的公开证据中，可观察到工具报价和采购意向，但未验证到具名买方已付费购买原始机器人轨迹、后续续约或已实现经济性。代表性外包份额、买方预算、realized WTP、ACV 和合同价值均无法从现有证据建立。这一证据缺口不等于需求或付费意愿为零。^[25, 27, 23, 22, 3]

8.10 不同数据类型的相对付费意愿未被建立

垂直场景真实世界数据相对于通用家庭数据的比较付费意愿尚缺公开验证。专门场地访问或数据稀缺性可以构成价值假设，但稀缺不等于实现的支付意愿，也不能用卖方 list price 替代买方成交价格。^[3, 25]

8.11 外部可寻址收入只能作方向性判断

第三方可寻址收入在方向上是总数据生产支出的子集，因为部分战略核心功能被内部化；但其规模无法由公开证据建模。这一结论不得转换为 TAM、外包比例、Bear / Base / Bull 情景或已量化的可寻址收入。^[23, 22, 16, 29, 28, 3, 25]

8.12 会改变判断的证据

如果出现买方侧按功能拆分的已执行合同、支出份额、续约和 ACV，以及能够比较垂直与通用数据的跨行业样本，就可以收窄当前判断。卖方已发布产品、公开合作、采购预算或合规能力不足以单独替代这些证据。^[25, 27, 23, 22, 3, 5, 2, 28, 16, 29, 21, 24, 34, 33]

8.13 本章要点

- 采购边界应按功能和开发阶段判断：核心耦合能力偏向内部建设，弹性容量、工具与特定访问更适合外购或合作。
- 客户名称、试点、商业合同与确认收入属于不同证据层级；买方预算也不代表已执行采购。
- 外包份额、支付意愿、年度合同价值与合同经济性仍数据不可得，第三方可寻址收入只能作方向性判断。

^[23, 22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 5, 2]

第9章 竞争格局与资本流向

本章判断

本章用既有公司分类和融资口径描述生态定位与资本市场关注，同时把公司叙事、产品供给、融资事件和商业需求分开。

9.1 资本更偏向一体化机器人与模型平台，但这不是需求证明

在严格的主要产品 / 收入定义下，2024 年 1 月 1 日至 2026 年 8 月 11 日的去重活跃事件中，纯数据 / 数据基础设施组为 0 起，人形 OEM / 机器人基础模型对照组为 51 起，其中确切披露的美元资本为 0 美元对 58.24 亿美元。宽口径敏感性下，方向仍为 4 起对 51 起、18.85 亿美元对 58.24 亿美元。这是资本市场关注与公司发展信号，不是客户需求、收入、PMF 或市场领导地位的证明。^[4]

9.2 公司图谱是生态参与者登记，角色可以重叠

公司图谱覆盖机器人 OEM、基础模型开发者、集成平台、数据采集与服务、标注 / QA、数据基础设施、仿真 / 合成、评估工具和垂直应用等角色。同一实体可同时提供硬件、模型、数据工具或应用，因此角色分类是分析层，不是互斥的法律或收入分部。严格纯数据口径与宽层级标签口径必须分开，否则会把混合平台误归为纯数据公司。^[4]

读取竞争格局时需区分四层：公司 self-description 说明其如何定位自身；官方产品页可支持已观察的产品或服务供给；融资公告或可靠报道记录融资事件；横向、垂直、真实世界或仿真等归类属于 analyst classification。公司叙事不等于独立验证的客户成功，融资事件也不改变这一证据等级。^[4]

9.3 定位需要同时看数据来源与市场范围

竞争定位可以沿 Synthetic ↔ Real-world 和 Horizontal ↔ Vertical 两个维度理解，但这些维度并非互斥象限。同一参与者可能跨越多个位置：仿真与合成提供商也可能连接真实世界验证，数据基础设施可以横跨多个行业，而垂直应用公司可能拥有更强的任务上下文。因此，这两组维度更适合描述相对定位，而非形成互斥的公司分类。^[4]

9.4 谁采集、谁外购、谁替他人采集

机器人与模型开发者可以为自身采集核心数据；数据服务商可以提供代采、标注和 QA；基础设施、可观测性和评估参与者提供工具；仿真与合成提供商则提供增强或替代候选。但“提供产品”不等于“被买方付费采用”，技术集成、客户名称或合作叙事也不证明执行采购、续约或收入。^[4]

9.5 融资口径先于融资解读

融资分析只纳入 Active、去重后的事件，并把单轮融资、公司累计融资、估值和 undisclosed amount 分开。本章的可比窗口是 2024 年 1 月 1 日至 2026 年 8 月 11 日；这不是对 2023 年以来所有交易的完整市场统计。金额保留原始币种，未披露事件不估算，不把单轮、累计融资或估值混合求和。^[4]

9.6 严格口径：纯数据组与一体化对照组的差异

严格口径按主要产品 / 收入逻辑定义纯数据 / 数据基础设施。在可比窗口内，该组为 0 起活跃事件；人形 OEM / 机器人基础模型对照组为 51 起、涉及 24 家公司。对照组确切披露的金额分别为 58.24 亿美元、48 亿人民币和 1.7 亿欧元，另有 13 起未披露金额的事件。三种币种不静默相加，0 起也只表示按严格定义和当前登记表未有符合事件，不表示相关公司或融资在现实中不存在。^[4]

9.7 宽口径敏感性：分类改变幅度，未改变方向

宽口径按层级标签纳入机器人数据采集或数据基础设施，同时排除 OEM、机器人基础模型和集成平台。此时纯数据组为 4 起事件、3 家公司和 18.85 亿美元，对照组仍为 51 起、24 家公司和 58.24 亿美元。宽口径是敏感性层，不取代严格定义；它说明分类会影响幅度，但在两种口径下都没有反转当前比较方向。^[4]

9.8 地域、阶段和时间可用于下钻，不应超过可比口径

公司和融资登记表保留地域、轮次和时间字段，但本章的稳定结论只建立在严格与宽口径的两组比较上。在没有一致的地域、阶段和时间交叉分母时，不把零散分布解读为某地区或轮次的资本偏好。未披露金额和未能从融资推导的需求仍为数据不可得。^[4]

9.9 图表 EX4-12 | Funding / capital-flow comparison

图表 EX4-12 | Funding / capital-flow comparison。 图表观察到的是两种分类口径下的去重融资事件、公司数和按原币种披露的资本。它表明资本市场注意力在当前窗口更集中于人形 OEM 和机器人基础模型对照组。图表不把美元、人民币和欧元相加，不估算 undisclosed amount，也不证明客户需求、收入、PMF、市场份额或 TAM。^[4]

资本偏向机器人 / 模型平台，pure-play 数据融资信号弱

严格定义与宽口径敏感性必须分开；不同币种不汇总、不换算



融资是资本市场信号，不等同于客户需求、产品市场匹配或市场规模

资料来源：本研究融资事件数据库；统计区间 2024-01-01 至 2026-08-11。

注：融资是资本市场信号，不等同于客户需求或产品市场匹配。

EX4-12 | Funding / capital-flow comparison

来源：融资事件数据库；统计区间 2024-01-01 至 2026-08-11。

截至：2026-08-24。

限制：融资是资本市场信号，不等于客户需求；不同币种不合并，strict 与 broad 口径保持分列。

9.10 融资只是资本市场信号

funding 不等于 demand、revenue、PMF、commercial validation 或 market leadership。融资可以支持研发、团队、硬件和部署扩张，因而是资本市场关注和公司发展阶段的上下文；但它不披露客户付款、合同续约、产品毛利或收入确认。因此，融资总额不得转换为市场规模。^[4]

9.11 招聘数据不足以支持行业层面的结构性结论

现有岗位发布可以支持特定公司的能力或工作流观察，但 job posting 不等于 market demand，也不足以建立具有代表性的行业招聘结构、技能分布、地域分布或公司类型趋势。^[4]

9.12 会改变判断的证据

当前比较对分类与登记覆盖敏感。如果出现足以同时反转严格和宽口径比较的重分类或遗漏事件，资本流向判断将需要更新。即使方向不变，后续也应继续区分分类变化、原币种金额、undisclosed 事件和客户端商业证据。^[4]

9.13 本章要点

- 公司自我定位、产品供给、融资事件与分析分类应分开读取；公司角色可以重叠。
- 严格与宽口径都显示资本更偏向一体化机器人 / 模型平台，但融资只反映资本市场信号。
- 币种、未披露金额、单轮融资、累计融资与估值保持分列，不能据此推导需求、收入或市场规模。^[4]

第10章 数据护城河与独立数据公司的防御性

本章判断

本章把数据库存、持续生产能力和部署反馈引擎分开，并区分技术防御性与商业防御性。

10.1 数据规模本身不构成数据护城河

通用数据库存的规模本身不足以形成持久护城河。数据存量单独不足够；相关性、反复访问、法律可用性和复制难度是候选机制，而商业持久性仍未被验证。这一边界排除了“大数据集 = 护城河”和“大舰队 = 护城河”的快捷推断，但不声称已找到完整的护城河配方。 [31, 5, 13, 2, 28]

10.2 技术防御性不等于商业防御性

技术防御性可来自更相关的数据、更快的更新、更好的动作 / 上下文对齐、可重复的 QA 和与评估管线的集成。商业防御性还需要可操作的权利、留存、切换成本、可持续收入或网络效应。模型性能改善、技术反馈循环或工作流存在都不自动证明这些商业结果。 [35, 36, 19, 33, 32, 30, 31, 5, 13, 2, 28]

10.3 护城河维度必须联合评估

access 决定数据能否被稳定获得，relevance 决定它是否贴近目标任务，freshness 决定是否反映当前策略和环境。动作 / 上下文对齐决定观察能否进入学习，质量与 QA 决定错误能否被识别，评估集成决定更新能否通过安全和性能门槛。任何一个维度很强，都不足以单独证明整体防御性。 [31, 5, 13, 2, 28]

legal usability / rights 决定数据能否用于训练、聚合、衍生和跨客户复用，reproducibility 则检验竞争对手能否以可比成本重建同等有效的资产。数据可以技术上独特，却因权利受限而无法商业复用；也可以很有用，但因竞争对手能够重建而防御性较弱。 [31, 5, 13, 2, 28]

10.4 数据存量、生产引擎与部署反馈引擎

静态数据集存量的新鲜度较弱，相关性与权利取决于来源，泛化操作数据还会受公开数据集、开放模型和合成生成的复制压力。data production engine 通过可重复的访问、运营、QA 和交付不断刷新产出；部署反馈引擎则进一步连接在线失败、选择、更新和再部署。后两者是更强的候选机制，但仍取决于权利、留存、工作流和复制难度。 [35, 36, 19, 33, 32, 30, 31, 5, 13, 2, 28]

10.5 候选数据护城河类型

失败 / 干预数据可能直接指向当前策略的薄弱环节，垂直 / 任务数据可以保留现场上下文，部署反馈可以提供新鲜的 on-policy 信号，评估数据可以成为发布门槛，跨本体数据可能支持共享表示，而专有工作流 / 集成数据可以连接客户运营。这些都是 candidate 护城河 mechanisms，不是已证明的护城河；其价值受任务、对齐、权利和可复制性条件约束。 [31, 5, 13, 2, 28]

10.6 可复制性与稀缺性不是同一件事

可复制性要问的不是一份数据是否“唯一”，而是竞争对手能否以相近成本、时间和质量重建其有效信号。开放跨本体数据、开放模型和合成生成会降低通用库存的复制难度，但未必能复现客户现场的失败分布。相反，某些数据很稀缺，却可能因任务面窄、权利限制或买方不愿付费而缺少商业防御性。scarcity 不等于支付意愿。 [31, 5, 13, 2, 28]

10.7 部署与数据所有权之间存在权利断点

客户现场部署不自动意味供应商拥有可复用的数据。训练、聚合、衍生模型、跨客户复用、保留和删除可能由不同条款控制。unique data 不等于 legal right to reuse it，部署也不等于 reusable rights。如果跨客户复用权未被明确建立，就不能假设部署累积会自动复利为专有资产。 [35, 36, 19, 33, 32, 30, 31, 5, 13, 2, 28]

10.8 workflow、切换成本、网络效应与标准层

workflow 集成可以增加数据运营与客户流程之间的耦合，但 workflow presence 不等于已测量的转换成本。网络效应需要证明更多客户或数据如何改善产品价值，并且改善能在权利边界内被复用；公司的 network-effect narrative 不等于已观察的网络效应。标准层可以通过数据格式、接口、验收规则和评估基准形成分发或协调优势，但开放标准也可能降低客户锁定。 [35, 36, 19, 33, 32, 30, 31, 5, 13, 2, 28]

10.9 垂直访问是候选切入点，不是已证明的持久业务

垂直访问的第三方切入点是可行候选，但并非已证明的持久业务模式。当访问稀缺且 workflow 特定时，DaaS / 垂直采集具有可行性；但劳动密度、集成成本、客户内部化和数据权利可能阻止规模化或防御性形成。这是低置信度的条件性路径，不是最佳路线、已验证 WTP 或可扩展经济性结论。 [2, 28, 5, 23, 22, 16, 29, 3, 25, 27]

10.10 利润池迁移仍是候选方向

利润池向软件 / 基础设施迁移是可行假设；公开证据并未通过毛利、留存或收入结构建立已实现的利润池迁移。基础设施与 QA 可能具有软件杠杆和 workflow 粘性，但需要客户采用、经常使用、续约和分部经济性的证据才能升级为事实性趋势。 [23, 22, 25, 27]

10.11 独立数据公司的成立条件与内部化风险

独立数据公司要建立防御性，需要可持续获得客户难以自建的相关数据，保留合法使用与衍生权利，把生产、QA、评估和客户 workflow 连接起来，并以复制成本、留存或切换成本证明持久性。反之，如果 OEM 或垂直客户可以内部化核心采集和验收，或供应商无法跨客户复用数据，生产能力可能停留在项目服务层。 [31, 5, 13, 2, 28]

动态生产与反馈引擎，比静态 Dataset 更具防御潜力

EX4-10

可重复获取、新鲜度与合法复用权共同决定壁垒持续性

Dataset 存量	数据生产引擎	部署反馈引擎
获取静态	获取可重复 access	获取持续
相关性不确定	相关性特定场景下较强	相关性强 / on-policy
新鲜度弱	新鲜度中	新鲜度强
合法可用性不确定	合法可用性取决于合同	合法可用性权利条款关键
复制难度弱 / 中	复制难度中 / 强	复制难度潜在较强
持续性单独使用较弱	持续性有条件	持续性技术机制已验证；商业性未验证

资料来源：公开研究、公司披露及本研究综合分析。
注：部署反馈的技术机制已有证据，商业壁垒仍取决于权利与经济性。

EX4-10 | 数据护城河框架

来源：公开研究、公司披露及综合分析。
截至：2026-08-24。
限制：商业数据权利、留存与切换成本仍缺少验证；数据存量本身不构成护城河。

图表 EX4-10 | 数据护城河框架。 图表观察到的是数据集存量、Data Production Engine 和部署反馈引擎在 access、relevance、freshness、legal usability、replication difficulty 和 durability 上的定性差异。其机制含义是，持续、相关、权利可用且难复制的生产 / 反馈引擎比静态库存更接近候选护城河。图表不证明任何公司已拥有商业护城河，不建立客户数据权利、留存或切换成本，也不提供数值分数或公司排名。 [31, 5, 13, 2, 28]

10.13 技术飞轮与商业验证只能作边界对照

技术部署—反馈—更新循环已有学术机制证据，但不证明客户数据权利、续约、ROI 或商业护城河。同样，公开商业验证证据较弱不证明私有市场中的商业模式不成熟或不存在。这些证据边界只用于约束护城河判断；现有定性类别不能据此转换为数值评分、概率或公司排名。 [35, 36, 19, 33, 32, 30]

10.14 关键商业参数仍无法建立

协商后的训练、聚合和跨客户复用权、代表性留存、已测量转换成本、重建同等数据的完整成本和持续商业收益均缺少代表性公开证据。公开证据缺口不等于这些参数为零，而是意味着候选机制不能被升级为已证明的商业护城河。 [35, 36, 19, 33, 32, 30, 31, 5, 13, 2, 28]

10.15 会改变判断的证据

能够改变当前判断的证据包括：明确可操作的训练与跨客户复用权、多期留存与续约、可归因的工作流切换成本、竞争者重建同等资产的成本比较，以及多个垂直客户的经常合同与经济性的。单一数据量、机队规模、客户部署、公司叙事或技术性能改善不满足这些条件。 [35, 36, 19, 33, 32, 30, 31, 5, 13, 2, 28, 34, 21, 24, 12]

10.16 本章要点

- 数据存量本身不足以形成护城河；持续相关的数据访问、合法复用、工作流嵌入与复制难度更关键。
- 部署—反馈—更新机制已有技术证据，商业飞轮仍取决于权利、留存、续约与转换成本。
- 垂直访问和软件 / 基础设施利润池迁移是条件性机会，不能替代已实现商业经济性的验证。 [31, 5, 13, 35, 36, 19,

33, 32, 30, 2, 28, 23, 22, 25, 27]

11. 商业路线比较

本章判断

六条路线的差异首先体现在结构条件，而不是已经实现的商业回报。第三方机会在工作流基础设施、QA 与专业化生产瓶颈上，表现出比标准化原始轨迹交易更强的结构性条件；但公开证据目前主要停留在 L1 工具 / 供给与 L2 采购意向，尚未验证目标型 L3 付费原始机器人数据购买、L4 续约或 L5 已实现经济性。公开证据未覆盖这些层级，不等于私下交易不存在。^[25, 27, 23, 22, 16, 29, 28, 3, 31, 5, 13, 2]

11.1 商业证据必须逐级验证

商业证据阶梯依次为：L1 工具或报价、L2 采购意向、L3 经验证的目标型付费购买、L4 续约、L5 已实现经济性。技术需求、产品供给、卖方标价、合作关系或采购预算可以说明问题存在或供给已出现，却不能替代已执行交易；同样，单次付费购买不能替代续约，续约也不能自动证明有吸引力的单位经济性。^[25, 27, 23, 22]

11.2 六条路线的比较是定性的，不构成排序

下表沿需求证据、外包适配、实施与劳动负担、可扩展性、工作流嵌入、权利、防御性、资本需求和商业证明门槛比较六条路线。类别表达相对结构，不是加权分数；“更强的结构条件”不代表已实现更高毛利、回报或企业价值。^[5, 25, 27, 2, 28, 23, 22, 16, 29, 3, 31, 13]

路线	结构性机会	主要负担与边界	商业证明门槛	当前定性姿态
Dataset Product	交付边际成本可能较低，分发范围可以较广	外部数据可替代性、动作 / embodiment 匹配、权利与开放数据替代	可复用的外部数据需求、已执行购买与续约	WEAK EVIDENCE
DaaS / Vertical Collection	稀缺场地访问、垂直任务知识与专业执行	劳动、现场集成、客户内建和跨客户复用权可能阻碍规模化或防御性	外包资格、交付经济性、可执行权利与续约	CONDITIONAL
Data Infrastructure / QA	软件杠杆、工作流嵌入和跨客户工具复用	开源 / OEM 内建、实施负担与企业经济性未验证	工作流效果、付费采用、重复使用、ACV 与续约	CONDITIONAL；相较标准化 raw-trajectory marketplace，工作流基础设施 / QA 表现出更强的结构条件
Synthetic / Simulation	可扩展变化生成与真实数据放大	sim-to-real、真实验证、算力 / 工程负担和替代边界	任务级增益、付费采用与机器人数据经济性	WATCH
Evaluation Infrastructure	发布门槛、安全验证与标准化接口	定制 benchmark、客户内建与证据稀疏	可重复评测使用、付费采用和续约	WATCH
部署驱动型数据服务	新鲜失败数据与部署—反馈闭环潜力	OEM 控制、现场服务强度、资本投入和数据权利	第三方服务边界、可复用权利、重复购买与经济性	WATCH

^[25, 27, 23, 22, 5, 2, 28, 16, 29, 3, 31, 13, 11, 20]

11.3 Dataset Product: 低边际交付不等于可替代需求已经成立

Dataset Product 的结构性优点是数字化交付和潜在广泛分发，但其商业成立依赖外部数据对特定任务、动作空间与 embodiment 的可用性。开放数据、跨 embodiment 迁移的不确定性以及客户保留核心数据循环的倾向，会削弱标准化原始轨迹的可替代性与防御性。现有证据不足以断言 dataset market 不存在；它只是不足以验证稳定的付费原始轨迹需求、续约和权利结构。 [5, 25, 27, 2, 28, 23, 22, 16, 29, 3, 31, 13]

11.4 DaaS / Vertical Collection: 稀缺访问可以形成入口，但交付负担可能限制规模

DaaS / Vertical Collection 在访问稀缺且工作流高度特定的场景中具有可行性，但劳动、集成、客户内建和权利可能阻碍规模化或防御性。垂直任务上下文和现场执行能力可以提高相关性，却也使交付更依赖人员、硬件、场地验收与客户流程；若训练、衍生、聚合或跨客户复用权不可执行，数据生产能力未必沉淀为可复用资产。 [2, 28, 5, 23, 22, 16, 29, 3, 25, 27]

11.5 Data Infrastructure / QA: 相较标准化轨迹交易结构条件更强，商业结果仍待验证

相较标准化原始轨迹交易，Data Infrastructure / QA 在工作流嵌入、软件复用与质量控制等方面表现出更强的结构性条件。该判断不是“最佳投资”、已验证 PMF 或已实现优越经济性；企业 ACV、续约、留存、实现毛利和工作流切换成本均为数据不可得。 [23, 22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 31, 5, 13, 2]

11.6 Synthetic / Simulation: 可信的放大层，而非通用替代品

Synthetic / Simulation 可以扩展变化、生成训练样本并降低部分长尾覆盖成本，因此是可信的数据放大层；但其替代边界取决于任务、接触动力学、资产质量、仿真差距和真实世界验证。机器人数据相关的付费采用、续约与实现经济性仍是条件性的，不能由技术增益直接推出商业规模。 [13, 11, 20, 5, 25, 27, 2, 28]

11.7 Evaluation Infrastructure 与部署驱动型数据服务：保留 WATCH

Evaluation Infrastructure 对发布门槛、安全与可重复评测具有结构性意义，但定制化 benchmark 和客户内建可能限制独立平台化；部署驱动型数据服务可能获得新鲜失败数据并连接反馈循环，但部署本身不授予训练或跨客户复用权，现场服务和资本负担也可能压缩可扩展性。两条路线均保留 WATCH：这不是否定其技术价值或客户存在，而是公开商业验证仍不足以升级其姿态。 [23, 22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 31, 5, 13, 2]

11.8 路线证明门槛并不相同

Dataset Product 需要验证外部数据的可替代性；DaaS / Vertical Collection 需要验证外包资格和交付经济性；Data Infrastructure / QA 需要验证工作流效果、采用和重复使用；Synthetic / Simulation 需要验证放大 / 替代适配和付费采用。Evaluation Infrastructure 还需证明重复评测使用，部署驱动型数据服务则需证明第三方服务边界与可执行复用权。所有路线都必须另外验证经济性和防御性。 [5, 25, 27, 2, 28]

公开商业证据集中在 L1，L3-L5 仍缺乏可验证披露

计数是证据观察值，不代表买方、合同、市场份额或收入



公开商业证据高度集中在 L1；L3-L5 仍缺乏可验证披露

资料来源：本研究商业证据矩阵；基于可验证公开披露。

注：未获得可验证公开披露，不等于行业中不存在交易。

EX4-09 | Commercial evidence ladder by route

来源：商业证据矩阵及可验证公开披露；本报告整理。

截至：2026-08-24。

限制：计数是本研究审阅到的公开证据观察，不是买方数或市场份额；未披露不等于零活动。

EX4-09 展示可观察的公开商业证明推进到哪一层。它说明技术需求与商业供给本身不足以建立经常性商业经济性；图中的计数是本研究审阅到的公开观察，不是独立买方数、市场份额或收入。未披露不等于零活动，L3 - L5 缺少公开证明也不证明私下交易不存在。 [25, 27, 23, 22]

11.10 利润池向软件 / 基础设施迁移是合理假设，不是已实现事实

利润池向软件 / 基础设施迁移具有可行性；公开证据并未通过毛利、留存或收入结构证明这种迁移已经实现。工作流嵌入和软件复用提供了机制基础，但若客户内建、开源替代或实施服务持续占据较高比重，结构性软件杠杆未必转化为实现利润池。 [23, 22, 25, 27]

11.11 路线组合与 wedge-to-platform 需要区分架构可能性和商业执行

可行的组合包括：垂直采集以稀缺访问切入，再叠加 QA、数据版本和评测；基础设施从单点可视化或质量控制扩展到多阶段工作流；仿真与合成连接真实验证和评测；部署服务把现场异常转化为数据生产与评测需求。这些是架构层面的路径，不证明任何公司已经完成从 wedge 到 platform 的商业执行，也不证明客户权利、重复使用或续约已经建立。

[5, 25, 27, 2, 28, 23, 22, 16, 29, 3, 31, 13]

11.12 Base / Bear / Bull 仅描述证据条件

- **Base:** L1 / L2 供给和意向继续存在，基础设施、QA 与专业化瓶颈保持相对更强的结构条件，但 L3 - L5 仍缺少代表性公开验证。
- **Bear:** 客户内建、开放替代、权利限制和高实施 / 劳动负担阻止第三方能力形成可复用产品，路线维持项目制或功能化。
- **Bull:** 出现具名、已执行的目标型购买，并进一步披露续约、ACV、实现毛利和可执行复用权，使工作流 wedge 可以被验证为重复商业模式。

[25, 27, 23, 22, 5, 2, 28, 16, 29, 3, 31, 13, 11, 20]

这些情景不是概率、收入预测、估值或预期回报，也没有改变现有路线判断。 [25, 27, 23, 22, 16, 29, 28, 3, 31, 5, 13, 2]

11.13 商业经济性仍不可量化

六条路线的 ACV、续约、留存、已实现毛利和路线级已实现经济性均为数据不可得。资本强度、销售周期和毛利潜力只能作定性机制比较，不能转换为虚构区间、综合得分或数字排名。能够改变判断的证据包括买方侧已执行合同、可比续约、实现 ACV、分路线毛利和可执行数据权利。 [25, 27, 23, 22, 5, 2, 28, 16, 29, 3, 31, 13]

11.14 本章要点

- 公开证据已覆盖工具供给与采购意向，但目标型付费购买、续约和已实现经济性仍待验证。
- 相较标准化原始轨迹交易，工作流基础设施、QA 与专业化生产瓶颈具有更强的结构条件；这不代表最佳投资或已验证产品市场契合。
- 路线组合与从切入点扩展为平台是可行机制，尚不是已观察到的商业执行。 [25, 27, 23, 22, 5, 2, 28, 16, 29, 3, 31, 13]

12. Bottom-Up 市场量化边界

本章判断

现有公开证据不足以建立传统意义上的完整市场 TAM。完整买方分母、年度外部支出、可外包比例、渗透率、实现 ACV、续约、serviceable market 与近期收入池均缺少可靠校准；因此，无法用常规 bottom-up 公式得到可审计的全市场结果。唯一可量化的输出是 Data Infrastructure / QA 的项目 registry 敏感性，它是说明假设影响的非 TAM 分析。 [23, 22, 16, 29, 28, 3, 25, 5, 27, 2]

12.1 Bottom-up 公式只有在每一项都可校准时才成立

常规结构是客户分群数量 $\times$ 年度支出 $\times$ 可外包比例 $\times$ 付费渗透率，并进一步区分内部经济支出、第三方可获得收入和近期可服务部分。当前证据不能可靠确定这些变量，也无法一致剔除内部支出、机器人硬件收入和跨层重复计算；任何一个关键分母或商业单位由猜测替代，都会把假设包装成市场事实。 [23, 22, 16, 29, 28, 3, 25, 5, 27, 2]

五条路线仍不可可靠量化，Registry 敏感性不是 TAM

关键缺口是买方分母、实际 ACV / 续约与采用率

不可可靠量化	
标准化 Dataset 产品	缺失分母：买方 / 活动分母 缺失商业单元：实际价格 / ACV / 续约
DaaS / 垂直场景数据采集	缺失分母：买方 / 活动分母 缺失商业单元：实际价格 / ACV / 续约
Deployment-driven 数据服务	缺失分母：买方 / 活动分母 缺失商业单元：实际价格 / ACV / 续约
仅作定性分析	
合成数据 / Simulation	缺失分母：买方 / 活动分母 缺失商业单元：实际价格 / ACV / 续约
Evaluation / 评测基础设施	缺失分母：买方 / 活动分母 缺失商业单元：实际价格 / ACV / 续约
仅作 Registry 敏感性示意	
数据基础设施 / QA	缺失分母：全市场买方样本 缺失商业单元：实际 ACV 与采用率

Registry 敏感性仅说明假设影响，不构成 TAM、市场规模或市场预测

资料来源：本研究商业路线证据与参数可得性评估；本研究整理。
注：Registry 敏感性仅说明假设影响，不构成 TAM、市场规模或预测。

EX4-14 | Route-specific market quantifiability

来源：商业路线证据与参数可得性评估；本报告整理。
截至：2026-08-24。
限制：现有证据不支持传统完整市场总可寻址规模；Registry Sensitivity 不构成 TAM。

EX4-14 将六条路线按可量化程度和主要缺口拆分。Dataset Product、DaaS / Vertical Collection 与部署驱动型数据服务不可可靠量化；Synthetic / Simulation 和 Evaluation Infrastructure 只能定性处理；Data Infrastructure / QA 仅能进行项目 registry 敏感性。该图表解释传统市场估计为何失效，不证明需求为零，也不把无法量化视为市场不存在。 [23, 22, 16, 29, 28, 3, 25, 5, 27, 2]

12.3 六条路线的量化处理不同，但都不支持完整市场规模

路线	允许的处理	缺失分母	缺失商业单位
Dataset Product	不可可靠量化	买方 / 可替代活动分母	实现价格、ACV、续约
DaaS / Vertical Collection	不可可靠量化	合格客户 / 可用活动分母	实现价格、ACV、续约
Data Infrastructure / QA	仅项目 registry 敏感性	完整买方 census	实现 ACV、采用与留存
Synthetic / Simulation	仅定性	相关团队 / 可替代活动分母	年度支出、采用、续约
Evaluation Infrastructure	仅定性	合格部署 / 评测频率分母	私有 ACV、外部份额、续约
部署驱动型数据服务	不可可靠量化	数据生产机队 / 服务范围分母	外部份额、ACV、复用权、续约

[23, 22, 16, 29, 28, 3, 25, 5, 27, 2]

12.4 常见代理变量不能替代市场输入

公司数量、招聘岗位、融资、机器人出货量、工资、dataset 标价和公司总收入等代理变量，只有在与买方分母、外部支出和实际交易保持一致口径时才可进入市场模型；当前证据尚不满足这一条件。 [23, 22, 16, 29, 28, 3, 25, 5, 27, 2]

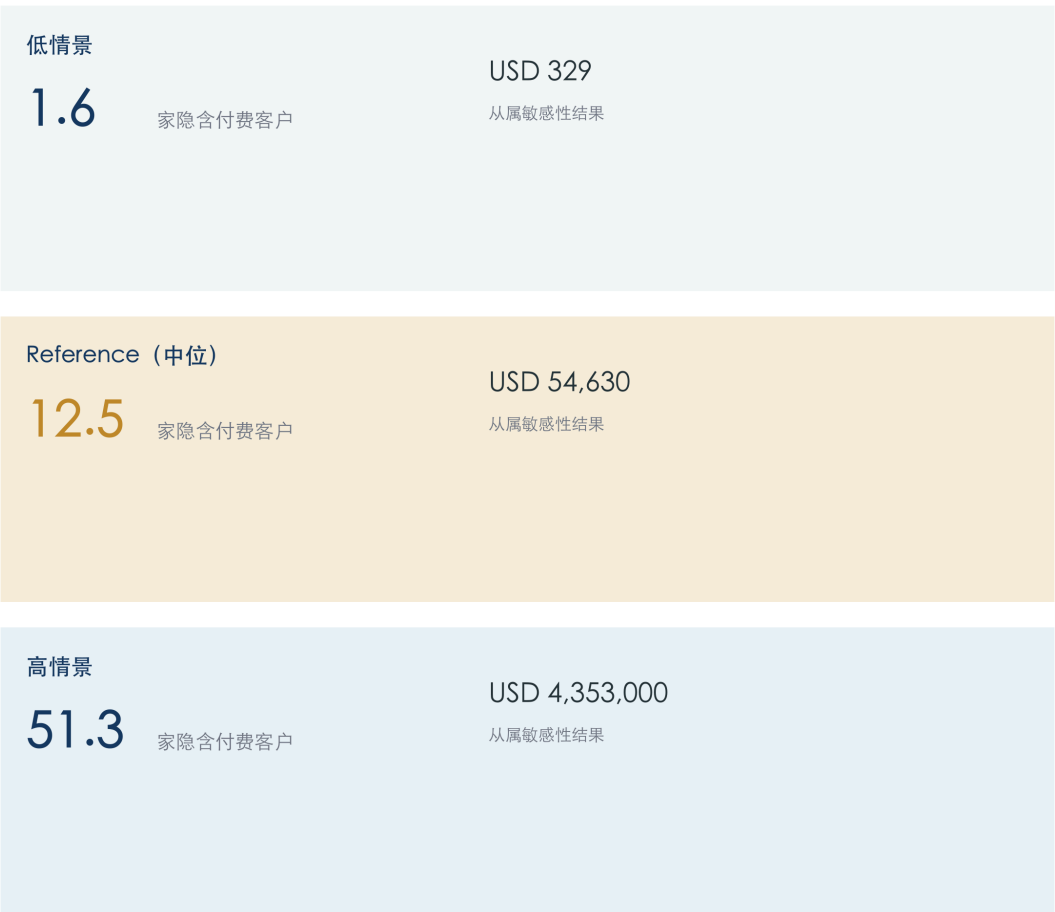
12.5 Economic spend pool、第三方收入与可服务市场不能混为一体

内部数据团队、机器人硬件、集成项目、云 / 算力、数据生产和第三方软件可能同时出现在一个项目中。Economic spend pool 需要先识别全部相关经济支出；第三方可获得收入还要扣除内部完成、硬件和内部转移定价；serviceable market 与近期收入池又需要外包资格、产品覆盖、地域、采购与渗透校准。上述层级目前均为数据不可得，不能用同一个数字替代。 [23, 22, 16, 29, 28, 3, 25, 5, 27, 2]

Registry 结果高度依赖假设，不构成市场规模结论

展示假设敏感性与隐含付费客户数；美元结果仅作从属说明

仅作敏感性示意 | 非 TAM | 非预测



结果由 Registry 资格、付费渗透与支出假设驱动

资料来源：本研究冻结的 99 家公司 Registry；情景参数为显式 Analyst Assumptions。

注：结果仅作假设敏感性示意，不构成 TAM、市场规模或预测。

EX4-16 | Data Infrastructure / QA registry sensitivity

来源：99 家公司 Registry 与显式 Analyst Assumptions。

截至：2026-08-24。

限制：仅为假设驱动的 Illustrative Registry Sensitivity Only，不是 TAM、市场规模、预测、已测量可寻址支出或经验证 Base case。

EX4-16 仅展示截至 2026-08-22 的项目 registry 在既定资格、每付费客户年度支出与第三方付费渗透假设下的敏感性。Low、Reference、High 对应的隐含付费客户数分别为 1.602、12.510 和 51.270，敏感性结果分别为 329.04 美元、54,630 美元和 4,353,000 美元。结果具有高度假设依赖性，是 **Illustrative Registry Sensitivity Only**；它不是 TAM、market size、forecast、measured addressable spend、validated Base case、third-party TAM、serviceable market 或 expected revenue。 [25, 26, 37, 38]

12.7 Registry Sensitivity 由三类未校准参数驱动

计算只作用于项目 registry 中的独立生态公司，并由三类情景参数驱动：registry eligibility share、每个实际付费客户的年度外部基础设施支出，以及 paid third-party penetration。registry 是研究覆盖范围，不是完整买方 census；支出范围以公开卖方标价作低端锚点并包含分析假设，不是实现 ACV；渗透率没有代表性买方 cohort 校准。Reference 只是内部一致的中间情景，不是最可能或经验证的 Base case。 [25, 26, 37, 38]

12.8 敏感性跨度反映假设支配

Low 至 High 的大幅跨度主要来自 eligibility、年度支出和付费渗透的联合作用。其用途是显示：当买方 census、实现 ACV 和采用证据缺失时，算术结果由假设而不是观察值主导；适用边界止于项目 registry 敏感性，不能延伸为行业 TAM 或市场机会。 [25, 26, 37, 38]

12.9 传统 Bear / Base / Bull 市场情景仍为数据不可得

传统的定量 Bear / Base / Bull 市场情景、FX 敏感性、价格下降与数量增长路径均为数据不可得。EX4-16 的 Low / Reference / High 是项目 registry 假设敏感性，不是全市场情景，不提供概率、预测或估值含义。 [23, 22, 16, 29, 28, 3, 25, 5, 27, 2]

12.10 哪些证据可以解除量化限制

可靠量化至少需要：按路线和地域定义的买方 census；买方年度外部支出；功能级可外包比例；已执行合同中的实现 ACV；代表性采用、续约与留存；可执行的数据训练、衍生、聚合和复用权；以及能够剔除硬件、内部支出和重复计算的分拆。只有这些变量形成一致口径，才可能从 registry 敏感性转向市场估计。 [23, 22, 16, 29, 28, 3, 25, 5, 27, 2]

12.11 本章要点

- 现有证据不支持传统完整市场总可寻址规模；缺失买方分母和商业单位并不代表市场为零。
- 公司数、岗位、融资、出货量、工资、标价或总收入都不能替代买方与支出证据。
- EX4-16 仅是项目 registry 的假设敏感性；定量情景、近期收入池和实现年度合同价值仍数据不可得。

[23, 22, 16, 29, 28, 3, 25, 5, 27, 2]

13. 投资机会、风险与监测

本章判断

第三方机会在工作流基础设施、QA 与专业化生产瓶颈上，表现出比标准化原始轨迹交易更强的结构性条件。该判断是类别化的商业模式观察，不是证券建议、预期回报或已验证 PMF；路线的价值仍取决于付费采用、续约、实现经济性、可执行数据权利和可持续防御性。^[23, 22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 31, 5, 13, 2]

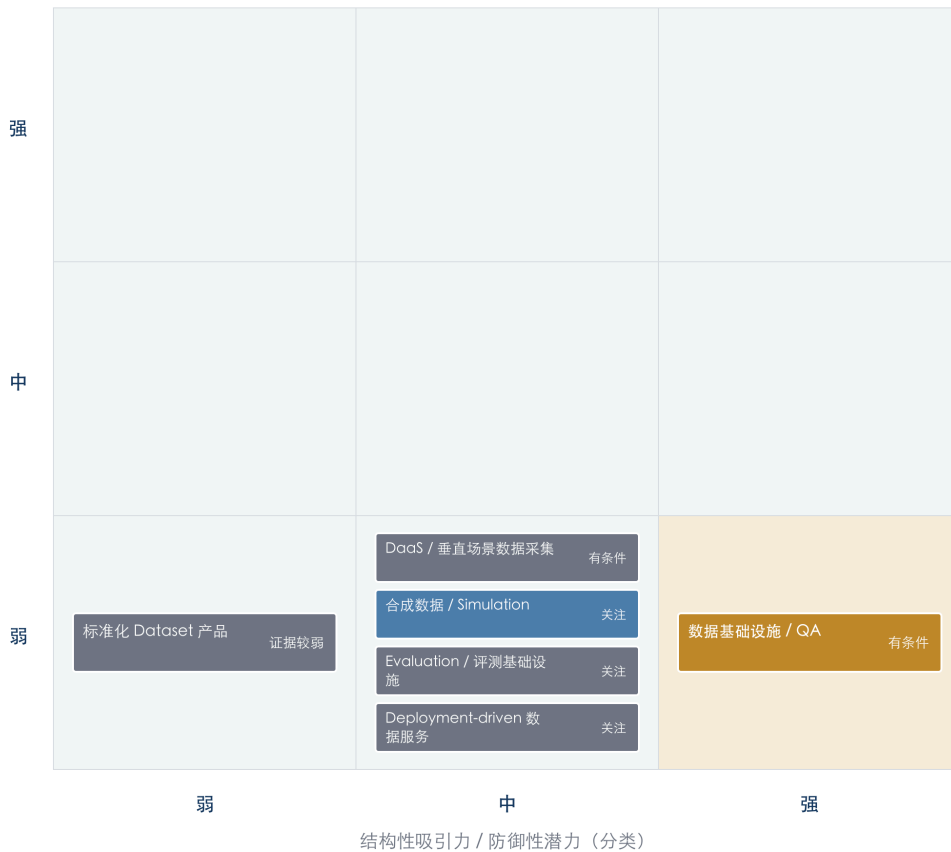
13.1 图表 EX4-13 | 结构吸引力与公开商业验证必须分轴阅读

EX4-13 的横轴描述结构吸引力，纵轴只描述本研究审阅到的**公开商业验证证据强度**；技术证据不进入纵轴。六条路线的公开商业验证类别均为 Weak，这不表示它们技术同样薄弱、没有客户、私下商业化薄弱或结构吸引力相同。公开证据较弱不证明私有市场商业不成熟，矩阵也不是分数或路线排名。^[23, 22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 31, 5, 13, 2]

结构性吸引力已分化，但六条路线的公开商业验证证据均偏弱

X 轴为结构性分类判断；Y 轴仅使用路线匹配的公开商业证据

公开商业验证证据强度（分类）



位置为分类判断，不代表连续数值评分或精确投资排名

资料来源：本研究纳入的公开学术、公司与商业证据；本研究整理。

注：位置为分类判断，不代表连续数值评分或精确投资排名。

EX4-13 | Investment Opportunity Matrix

来源：公开学术、公司与商业证据的综合整理。

截至：2026-08-24。

限制：纵轴仅表示本研究审阅到的公开商业验证证据强度，不包含技术证据；六条路线在该维度均为 Weak。公开证据薄弱不证明私有市场商业化不成熟，矩阵也不是评分或排名。

13.2 六条路线维持既有类别，不形成有序排名

路线	结构吸引力	公开商业验证	定性姿态	关键边界
Dataset Product	Weak	Weak	WEAK EVIDENCE	外部数据可替代性与付费原始轨迹需求未验证
DaaS / Vertical Collection	Moderate	Weak	CONDITIONAL	在访问稀缺且工作流特定的场景中具有可行性，但劳动、集成、内建和权利可能阻碍规模化或防御性
Data Infrastructure / QA	Strong	Weak	CONDITIONAL；结构轮廓相对最强	实现 ACV、续约与毛利不可得
Synthetic / Simulation	Moderate	Weak	WATCH	替代边界与机器人数据商业经济性仍具条件性
Evaluation Infrastructure	Moderate	Weak	WATCH	重复付费使用和独立平台化证据有限
部署驱动型数据服务	Moderate	Weak	WATCH	OEM 控制、服务强度与复用权仍待验证

[23, 22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 31, 5, 13, 2, 11, 20]

这些标签不是数字等级，也不支持“第一名”或“最佳投资”的表述。 [23, 22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 31, 5, 13, 2]

13.3 Data Infrastructure / QA：最强结构轮廓不等于最佳投资

Data Infrastructure / QA 在所审阅路线中具有最强的结构性轮廓，但仍为 CONDITIONAL，因为实现 ACV、续约和毛利证据不可得。工作流嵌入、软件复用和 QA 的持续需求提供候选优势；开源替代、OEM 内建、实施成本和未验证的留存则可能阻止这些优势转化为商业回报。 [25, 27, 23, 22, 5, 2, 28]

13.4 DaaS / Vertical Collection：稀缺访问成立时仍需通过规模与权利门槛

DaaS / Vertical Collection 在访问稀缺且工作流高度特定的场景中具有可行性，但劳动、集成、客户内建和权利可能阻碍规模化或防御性。该路线为 Low confidence 的条件判断；同时，EX4-13 只使用公开商业验证证据，排除技术证据，六条路线的该证据类别均为 Weak，而公开证据较弱不证明私有市场商业不成熟。 [2, 28, 5, 23, 22, 16, 29, 3, 25, 27]

13.5 Synthetic / Simulation、Evaluation 与部署驱动型路线继续等待验证

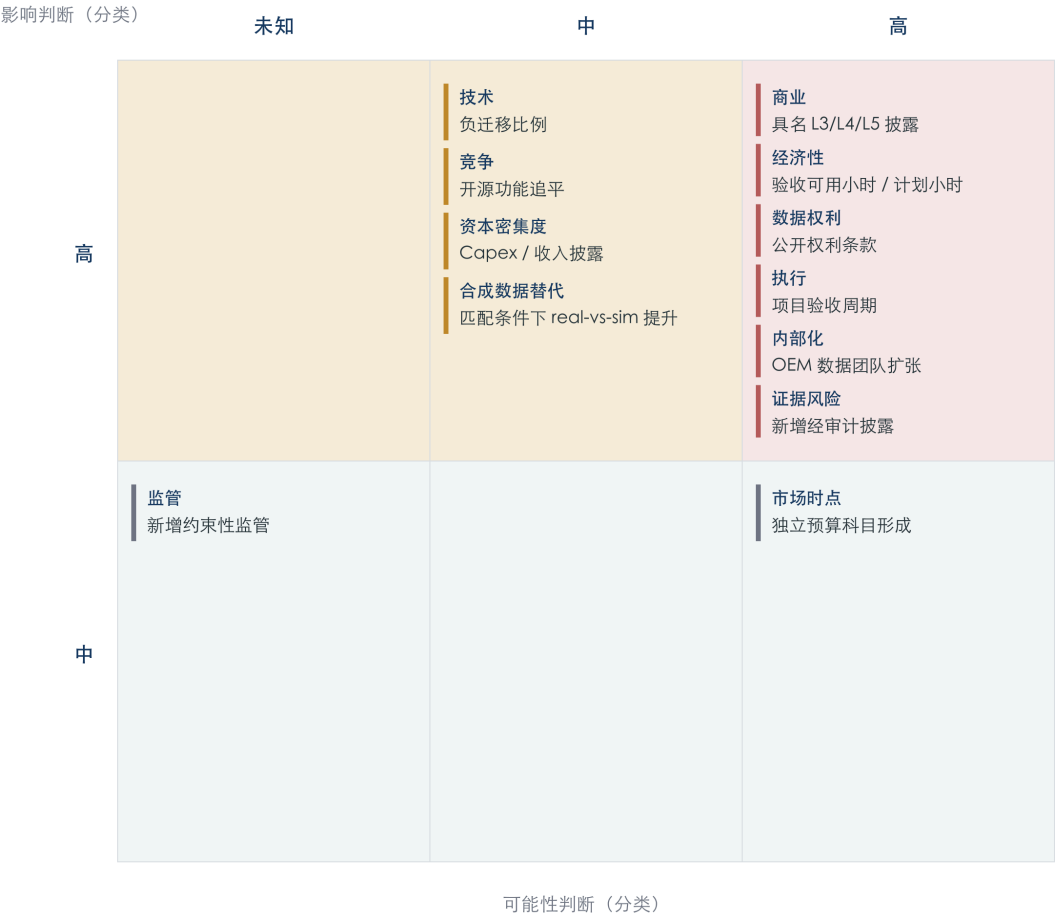
Synthetic / Simulation 是可信的放大层，但替代边界和机器人数据商业经济性仍为条件性；Evaluation Infrastructure 需要证明重复评测采用和付费续约；部署驱动型数据服务需要证明第三方服务边界、重复购买和可执行复用权。三者均保持 WATCH，不代表技术价值被否定，也不构成相互排序。 [13, 11, 20, 5, 25, 27, 2, 28]

13.6 图表 EX4-15 | Risk / monitoring framework

EX4-15 · A4

六类风险同时落在高影响 / 高可能性象限，商业化不确定性呈多维叠加

风险位置为定性分类，不代表精确概率、影响值或风险排序



资料来源：本研究风险与监测指标框架；基于公开资料及专家访谈。

注：风险位置为定性分类，不代表精确概率、影响值或风险排序。

EX4-15 | Risk / monitoring framework

来源：公开资料、专家访谈及风险监测框架；本报告整理。

截至：2026-08-24。

限制：High / High 仅为定性类别，不是精确概率、影响幅度、预期损失或风险排序。

EX4-15 将风险与 leading indicator、disconfirming evidence 和 change-view 条件连接起来。图表中的六个 High / High 位置均为类别判断，不是数值概率、严重度、预期损失或排序；一个 High / High 不能在缺少量化证据时被解释为比另一个更大的预期损失。 [23, 22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 31, 5, 13, 2]

13.7 主要风险来自技术迁移、商业证明、交付、竞争与资本约束

技术风险包括跨任务和 embodiment 的迁移失效；商业风险集中在目标型合同、续约和实现经济性的缺失；经济与执行风险来自 usable yield、人员、现场集成和验收；竞争风险包括开源 / 通用工具商品化与 OEM 内建；资本风险来自机队、场地和算力投入；市场时点风险则是技术采用领先于独立第三方预算形成。精确风险概率和影响幅度均为数据不可得。 [23, 22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 31, 5, 13, 2, 11, 20]

13.8 数据权利与合规决定数据能否成为商业资产

数据占有不等于可复用法律权利，客户部署不等于跨客户复用许可，技术独特性也不等于具有法律防御力的专有资产。对第三方提供商而言，关键不是能否接触数据，而是是否拥有明确、可执行且与客户义务相容的训练、使用、衍生、聚合、保存和再利用权限。 [34, 33, 2]

13.9 七类数据权利与合规风险

风险	商业问题
data ownership	原始记录、标签、衍生数据和模型产物由谁控制，公开材料通常不足以回答
dataset licensing	许可范围是否覆盖训练、衍生、再分发、期限和终止后的处理
customer confidentiality	场地、流程、产品和失败数据可能受到保密义务限制
privacy	人员、环境或可识别信息可能限制采集、处理与再利用
intellectual property	数据、标注、工具输出与模型改进的权属可能分离
cross-border data	存储、访问和传输安排可能改变可用架构与合同责任
China - US data compliance risk	跨境和多法域运营可能增加数据隔离、审批、存储与供应商安排的不确定性

[34, 33, 2]

现有材料不足以形成法域特定的法律结论，也不足以确认代表性合同条款；这些项目应作为商业尽调问题，而不是推定权利存在或不存在。 [34, 33, 2]

13.10 五类直接商业影响

上述风险会影响：数据是否具有 trainable / use rights；是否能 reuse across customers；是否允许 cross-border storage / transmission；第三方供应商合同是否必须采用隔离、删除、审计、赔偿或用途限制；以及数据能否形成 proprietary 数据护城河。若权利仅限单一客户、单一目的或有限期限，生产能力可以创造服务收入，却未必形成跨客户可复用的数据资产或反馈飞轮。 [34, 33, 2]

13.11 合规分析的边界

公开部署公告和产品材料通常不会披露完整的数据所有权、训练、衍生、聚合、保密、删除或跨境条款。完整合同 / 权利证据与法域特定结论均为数据不可得；因此，本章只分析这些缺口如何影响商业模式，不提供法律意见，也不推断未披露权利为零。^[34, 33, 2]

13.12 未来 12 - 24 个月应监测证据，而不是预测事件

最具辨识力的 leading indicators 包括：具名买方的目标型 L3 合同；DaaS 续约；公开实现 ACV；分路线实现毛利；可执行训练、衍生与聚合权；scaled autonomous collection 的 usable-yield 改善；部署—反馈的因果 uplift；matched real-vs-sim 替代结果；跨 embodiment 正迁移；OEM 收购 / 内建；基础设施具名企业用户及续约 / 使用增长；以及带执行证据的重复采购。它们是监测触发器，不是对未来事件的预测。^[23, 22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 31, 5, 13, 2, 11, 20]

13.13 什么会改变路线判断

Dataset Product 需要外部数据可替代性、执行购买和续约；DaaS 需要可比合同、交付经济性与可执行复用权；Data Infrastructure / QA 需要具名企业付费采用、ACV、续约、使用增长和实现毛利；Synthetic / Simulation 需要任务级替代边界与付费经济性；Evaluation 需要重复评测采用；部署驱动型服务需要跨客户权利与重复购买。相反，持续的一次性项目、客户内建、开源功能同质化、独占 / 删除限制或未改善的 usable yield 会削弱相应判断。^[23, 22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 31, 5, 13, 2, 11, 20]

13.14 数据不可得 register

精确风险概率、精确风险影响幅度和预期回报均为数据不可得。代表性实现 ACV、续约、留存、分路线毛利、客户数据权利和可比合同条款同样缺失。缺失不是零值，也不能用融资、部署规模、技术性能或卖方叙事替代。^[23, 22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 31, 5, 13, 2, 11, 20, 34, 33]

13.15 本章要点

- workflows基础设施、QA 与专业化生产瓶颈具有更强的结构条件，但这不是证券建议或已实现回报判断。
- EX4-13 只比较公开商业验证证据；六条路线均为 Weak，不代表技术同样薄弱或私有市场商业化不成熟。
- 数据权利、留存、续约和实现毛利决定结构优势能否转化为商业回报；风险指标用于更新判断，而非预测。^[23, 22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 31, 5, 13, 2, 11, 20, 34, 33]

14. 附录：方法、数据结构与复核路径

本附录提供从正文判断回到研究范围、来源、证据、假设和限制的复核路径。其作用是说明材料如何被纳入、比较和约束，不增加新的行业判断或投资结论。

14.1 Methodology

研究以 2026 年 8 月 24 日为基准日，以 2022—2026 年为核心观察期，覆盖美国、中国大陆与欧洲；经典基础论文和数据集可向前回溯。检索同时使用中英文，地区性判断保留各自样本边界，不以其他地区材料直接替代。研究对象包括具身机器人数据的生产、处理、训练、评估与部署用途，以及与这些用途直接相关的第三方产品、服务和基础设施。

证据按 Fact、Company Claim、Academic Evidence、Analyst Estimate、Interview Evidence 与 Our Inference 六类记录。来源优先级依次为论文、官方数据集或代码库、公司披露、财报和政府文件等一级材料；高质量媒体；以及具有清晰方法论的第三方研究。搜索结果页、无方法论市场预测、内容农场和无法回溯原始材料的二次转载不作为关键判断的唯一依据。

材料纳入需要同时满足对象、时间或基础性意义、可定位来源和可判定证据类型等条件。数据单位或任务定义不兼容、公司与项目实体无法可靠解析、商业关系无法区分意向与已执行交易，或数值无法确认分母时，不进行静默合并。公开数据、合作数据、卖方标价、采购预算和合作 logo 也不自动提升为已执行的付费购买。

每项高优先级判断同时检查支持、反驳、混合结果和口径冲突。若两种检索表达、两类相关来源和一组反证检索均未获得 materially new evidence，则记录公开证据边界并停止扩展检索。缺失证据与反证分开处理：前者限制可回答范围，后者用于检验机制、幅度或普适性。

普通缺失字段留空；确认公开材料未披露时使用数据不可得；概念上不适用时使用 NOT APPLICABLE；尚未核实时使用 NOT YET VERIFIED。数据不可得不是零，也不证明对象不存在。分析假设须单独登记其公式、适用路线、地域、期间、单位、情景范围、依据和敏感性，派生输出不能被改写为观察事实。

14.2 Database and schema guide

主要研究表按“来源与实体—观察与证据—判断—假设与派生输出”连接。下表说明其一行所代表的分析对象及主要用途。

表 / registry	一行代表	主要标识与分析用途
sources	一个 canonical source	source_id 连接标题、发布者、日期、URL、来源层级、快照和精确定位
entity_aliases	一个实体别名	将公司、数据集、机构、项目、模型、机器人平台和投资人别名解析到稳定实体
papers	一篇论文或正式研究版本	保留任务、机器人形态、数据口径、评测协议、结果和论文级限制
datasets	一个数据集或版本化发布	区分发布方定义与标准化任务、采集机制、成功 / 失败 / 干预信息及许可状态
companies	一个 canonical ecosystem player	区分公司、业务单元 / 项目、研究机构和其他实体，并记录价值链角色与数据角色
funding	一项融资事件	保留原币金额、披露状态、轮次、投资人和重复事件 lineage
evidence_matrix	一条 evidence-to-claim relation	记录 Supports、Contradicts、Mixed 或 Context only，并连接来源定位
hypotheses / conclusion register / report claim map	一个假设、结论或报告判断	将原始问题、裁决、适用范围、证据、反证、限制和正文位置连接起来
assumptions / model parameter register	一个情景假设或参数族	记录取值、单位、地域、期间、公式、证据等级、敏感性和批准用途

关键连接顺序是：source_id 指向来源，evidence_id 指向可复核观察，结论或报告判断再引用证据与限制。实体表通过 canonical ID 和 alias 处理名称变化；假设与模型参数通过 assumption ID 和 parameter ID 连接。正文的逐段引用记录保留 paragraph ID、claim / finding、evidence、source、limitation、exhibit 与文本 hash，使读者可以从段落回到来源或明确的缺口。

计量字段将数值与单位分开。robot hour、operator hour、video hour、scheduled hour、recorded hour、successful hour 与 usable hour 不互换；trajectory、episode、demonstration、task、skill、environment、embodiment 和 robot count 也不直接相加。公司数量同时区分全部 Active ecosystem players 与 entity_scope=Company 的 independent-company count；融资事件数只统计 Active 记录，Superseded 行仅保留去重 lineage。

14.3 Academic evidence tables

学术证据以 study 或 experiment 为基本解释单位，而不是把论文标题或 observation 数量当作证据权重。scaling_studies 记录研究族与结果形状，scaling_observations 保存同一实验中的可比较点，scaling_derived_metrics 仅计算同一研究、同一口径下的相邻比较。cross-embodiment、failure / intervention、human-video contribution 与 real / simulation / synthetic comparison 分别进入独立证据表。

复核维度	保留内容	禁止的合并方式
样本与任务	机器人形态、任务、场景、训练分布、样本定义	把不同任务的 trajectory 或 hour 直接相加
模型与容量	模型名称、架构族、参数或训练设置	把容量变化归因于数据量单一因素
评测协议	指标、成功定义、重复次数、ID / OOD 设置	将不同指标换算为统一效果量
数据构成	real、simulation、synthetic、human video、失败或干预数据	将模态间贡献换算成通用小时等价
结果边界	within-study 曲线、负迁移、边际回报与作者限制	进行跨论文 pooled scaling regression 或新 meta-analysis

ID 结果只说明评测分布内表现，OOD 结果也只适用于其明确的场景、任务和 embodiment。论文中的性能增益保持 Academic Evidence，不转化为行业采用、商业 ROI 或普遍 scaling law。发表选择、样本规模、任务覆盖和跨论文不可比性随每项结论保留；正文引用的研究结果应回到具体表格、图、章节或实验定位。

14.4 Company and funding tables

公司表是目的性建立的 ecosystem-player registry，不是行业普查。严格口径以公司的主要产品或收入逻辑判断是否属于数据 / 数据基础设施；宽口径只作为分类敏感性，不能覆盖严格口径。业务单元、研究机构和项目可以进入生态观察，但 independent-company 分母只统计 Active 且 entity_scope=Company 的记录。

公司角色采用多标签记录，但公司陈述与可观察事实分开：官网披露的客户、部署、数据规模或性能仍为 Company Claim，除非存在可独立核验的一级材料。公开合作、产品可用性或招聘信息可以说明能力和工作流，不自动证明付费采用、收入、PMF 或代表性行业需求。

融资表以单项交易为单位，保留原始金额和原币；未披露金额不填零，跨币种金额不静默相加。确认重复的交易由一条 Active 记录承载分析，其余记录标记 Superseded 并指向 canonical event。融资事件和披露资本分别统计；严格与宽口径分别展示。融资仅是资本流向信号，不等于客户需求、收入、PMF 或 TAM。

14.5 Model assumptions and sensitivities

模型记录严格区分三层：观察输入来自 registry 或来源；分析假设描述 eligibility、支出和付费渗透等未被代表性证据校准的参数；派生敏感性输出由公式机械计算。Data Infrastructure / QA 的 Registry Sensitivity 使用： $\text{registry company denominator} \times \text{eligibility share} \times \text{paid third-party penetration} \times \text{annual external spend per paying customer}$ 。其中 denominator 是研究 registry 的覆盖代理，不是完整买方 census。

地域	registry company denominator	eligibility share (Low / Reference / High)	annual external spend per paying customer (Low / Reference / High)	paid third-party penetration (Low / Reference / High)
United States	42	0.20 / 0.50 / 0.80	USD 240 / 5,000 / 100,000	0.10 / 0.30 / 0.70
China Mainland	36	0.15 / 0.40 / 0.75	USD 120 / 3,000 / 60,000	0.08 / 0.25 / 0.65
Europe	15	0.20 / 0.50 / 0.80	USD 240 / 5,000 / 100,000	0.10 / 0.30 / 0.70
Other	6	0.10 / 0.30 / 0.60	USD 120 / 3,000 / 60,000	0.05 / 0.20 / 0.50

[25, 26, 37, 38]

Low / Reference / High 只构成假设敏感性；Reference 是内部一致的中间情景，不是最可能 Base case。全球结果按各地域同一情景的输出求和，不先把参数平均化。由此得到的 1.602 / 12.510 / 51.270 个隐含付费客户和 USD 329.04 / 54,630 / 4,353,000 敏感性结果均为 **Illustrative Registry Sensitivity Only**：它们高度依赖 P2 denominator 与 A2 assumptions，不是 TAM、market size、forecast、measured addressable spend、validated Base case、serviceable market 或 expected revenue。 [25, 26, 37, 38]

除 Data Infrastructure / QA 外，其他路线的合格客户或活动分母、实现价格、付费渗透 / 外包比例及可执行权利仍为数据不可得，因此没有获准的定量情景。usable yield、部署数量和功能级 outsourcing 对相关路线仍重要，但未被纳入数值输出，也没有用通用代理补齐。 [23, 22, 16, 29, 28, 3, 25, 5, 27, 2]

14.6 Interview methodology

一手研究包含两名学术 / 技术专家，共形成 99 条结构化 observation。受访者类别分别覆盖机器学习技术研究，以及相邻的人体感知 / 学术数据工作流；材料按 first-hand operational、expert opinion、second-hand 和 speculation 区分，observation 数量不作为证据权重。 [39, 40]

访谈材料先按问题与原始记录重建，再拆分为可定位 observation，保留 respondent scope、topic、epistemic type、evidence relation、confidence、匿名状态和来源定位。未经允许不直接引用或归因；正文仅使用已允许的匿名转述或聚合解释。访谈证据可以补充技术工作流、数据质量、组合、迁移和仿真 / 真实互补机制，但不能把专家意见转写为事实。 [39, 40]

该样本没有代表性买方或供应商商业角色，因而不用于校准买方预算、realized ACV、renewal、retention、gross margin、outsourcing share、usable yield 或 negotiated rights。技术 / 学术访谈也不建立市场需求、PMF、TAM 或路线级商业经济性；这些项目继续保持数据不可得或仅作定性限制。 [39, 40]

14.7 Evidence gaps and contradictory evidence

主要证据缺口集中于商业验证和可执行权利：完整买方 census、年度外部支出、已执行目标型原始机器人数据购买、续约、留存、实现 ACV、毛利、销售周期、功能级外包比例、代表性 scheduled-to-usable funnel，以及训练、衍生、聚合、保留、删除和跨客户复用权均无法可靠建立。它们是数据不可得，不是零值或市场不存在的证据。 [23, 22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 31, 5, 13, 2, 11, 20, 34, 33]

28, 3, 31, 5, 13, 2, 11, 20, 34, 33]

主要反证和混合结果包括：更多数据常有帮助，但组成、对齐、容量和分布迁移会改变边际回报；跨 embodiment 既有正迁移也有负迁移；simulation / synthetic 可以放大覆盖，却仍受 sim-to-real 与真实验证约束；大规模数据存量可能加快迭代，开放数据、合成增强和权利限制又会降低通用库存的独占性；部署闭环可以形成技术机制，但公开材料尚不足以建立可复用权利、续约和商业飞轮经济性。 [6, 13, 31, 5, 14, 35, 36, 19, 33, 32, 30, 10, 11, 20, 2, 28]

会改变当前判断的证据包括：具名买方的已执行合同与可比续约；供应商的实现 ACV、毛利和留存 cohort；可复核的功能级 Buy / Build 预算；matched real-versus-synthetic substitution frontier；代表性的 scheduled-to-informative funnel 与 fully-loaded cost；以及明确授予训练、衍生、聚合和跨客户复用权的 operative clauses。获得这些证据后，应先更新对应观察、限制和来源关系，再重新评估相关判断，不能只替换正文措辞。 [23, 22, 25, 27, 16, 29, 28, 3, 31, 5, 13, 2, 11, 20, 34, 33, 6, 14, 35, 36, 19, 32, 30, 10]

14.8 本章要点

- 本附录提供可复核的方法、schema、来源—证据—判断连接、假设和缺口说明，但不产生新的分析结论。
- 学术结果保留 study、task、model、protocol 与 ID / OOD 边界；公司和融资 registry 保留实体、口径、原币与 Company Claim 区分。
- Registry Sensitivity 是由观察分母、分析假设与派生算术组成的非 TAM 输出。
- 数据不可得、反证和会改变判断的证据共同限定正文可支持的范围。 [25, 26, 37, 38]

参考文献

本表仅包含正文实际引用的 40 个来源；同一来源仅列一次。

1. DROID Consortium (2024), 《DROID: A Large-Scale In-the-Wild Robot Manipulation Dataset》 定位: Project page: abstract and dataset overview。 <https://droid-dataset.github.io/>
2. Scale AI, Physical AI Data Engine, n.d. 定位: Official product or company overview page。 <https://scale.com/physical-ai>
3. micro1, Structured real-world data for physical policy models, n.d. 定位: Official product or company overview page。 <https://www.micro1.ai/robotics>
4. Physical Intelligence Raises \$70M in Seed Funding 定位: Funding announcement headline and financing paragraph。 <https://techcrunch.com/2024/03/12/physical-intelligence-is-building-a-brain-for-robots/>
5. Open X-Embodiment Collaboration et al. (2023), Open X-Embodiment: Robotic Learning Datasets and RT-X Models, arXiv:2310.08864. 定位: Table I; Section V-A (RT-1 versus RT-1-X cross-embodiment comparisons)。 <https://arxiv.org/abs/2310.08864>
6. Octo Model Team et al. (2024), Octo: An Open-Source Generalist Robot Policy, arXiv:2405.12213. 定位: Table II; Table VI; Section IV-C (Octo-Small data-mixture ablation)。 <https://arxiv.org/abs/2405.12213>
7. Alexander Khazatsky et al. (2024), DROID: A Large-Scale In-The-Wild Robot Manipulation Dataset, arXiv:2403.12945. 定位: Abstract。 <https://arxiv.org/abs/2403.12945>
8. Tony Z. Zhao et al. (2023), Learning Fine-Grained Bimanual Manipulation with Low-Cost Hardware, arXiv:2304.13705. 定位: Abstract。 <https://arxiv.org/abs/2304.13705>
9. Simar Kareer et al. (2024), EgoMimic: Scaling Imitation Learning via Egocentric Video, arXiv:2410.24221. 定位: Table II; scaling discussion; Object-in-Bowl comparison。 <https://arxiv.org/abs/2410.24221>
10. Huihan Liu et al. (2022), Robot Learning on the Job: Human-in-the-Loop Autonomy and Learning During Deployment, arXiv:2211.08416. 定位: Abstract; real-robot and simulation intervention results。 <https://arxiv.org/abs/2211.08416>
11. Ajay Mandlekar et al. (2023), MimicGen: A Data Generation System for Scalable Robot Learning using Human Demonstrations, arXiv:2310.17596. 定位: Abstract。 <https://arxiv.org/abs/2310.17596>
12. arXiv (2024), 《Mobile ALOHA: Learning Bimanual Mobile Manipulation with Low-Cost Whole-Body Teleoperation》 定位: Abstract。 <https://arxiv.org/abs/2401.02117>
13. GR00T N1: An Open Foundation Model for Generalist Humanoid Robots (2025), arXiv:2503.14734. 定位: Abstract; Sections 2.2 - 3; Section 4.4; Tables 2 - 3。 <https://arxiv.org/abs/2503.14734>
14. X-VLA: Soft-Prompted Transformer as Scalable Cross-Embodiment Vision-Language-Action Model (2025), arXiv:2510.10274. 定位: Abstract; experiments and ablations。 <https://arxiv.org/abs/2510.10274>
15. Emergence of Human to Robot Transfer in Vision-Language-Action Models (2025), arXiv:2512.22414. 定位: Abstract; transfer and representation analyses。 <https://arxiv.org/abs/2512.22414>
16. Tesla, Data Collection Operator, Optimus, n.d. 定位: What to Expect; What You'll Do。 <https://www.tesla.com/careers/search/job/258944>
17. Dyna Robotics, Robotics Data Collection Operator, n.d. 定位: Role description; compensation; location。 <https://jobs.ashbyhq.com/dyna-robotics/3dc6a8a5-98fe-4e33-8a61-08ccff952985>
18. Unitree Robotics, Careers: Data Operations Engineer, n.d. 定位: 数据运营工程师: 岗位职责。 <https://www.unitree.com/mobile/position/>
19. 1X, 1X World Model, 2025. 定位: pp. 1, 3, 6-7。 <https://www.1x.tech/1x-world-model.pdf>
20. NVIDIA, NVIDIA Isaac Lab, n.d. 定位: Overview; features。 <https://developer.nvidia.com/isaac/lab>

21. Scale AI, Introducing Scale's Physical AI Data Engine, 2025-09-24. 定位: Production-hours and named-customer paragraphs。 <https://scale.com/blog/physical-ai>
22. Scale AI, Scale's Next Era: Building for 2026, 2026. 定位: Physical AI delivery and customer-growth paragraph。 <https://scale.com/blog/scales-next-era-building-for-2026>
23. Scale AI, GM, Physical AI Data, n.d. 定位: Role impact and P&L responsibilities。 <https://scale.com/careers/4658316005>
24. Scale AI, Scale AI and Universal Robots Partner on Physical AI, 2026-03-16. 定位: Partnership scope。 <https://scale.com/blog/scale-ai-universal-robots-physical-ai>
25. Foxglove, Foxglove Pricing, n.d. 定位: Pro and Enterprise pricing。 <https://foxglove.dev/pricing>
26. Foxglove, Foxglove Usage-Based Pricing Documentation, n.d. 定位: Storage, indexing, query, bandwidth and device prices。 <https://docs.foxglove.dev/docs/pricing>
27. China Government Procurement Network, Embodied Intelligent Robot Training Field Procurement Tender, 2026-03-04. 定位: 采购预算及分项最高限价。 https://www.ccgp.gov.cn/cggg/dfgg/gkzb/202603/t20260304_26218924.htm
28. Sunday Robotics, Sunday Robotics Series B: No More Demos, 2026-03-12. 定位: Data operations and full-stack paragraphs。 <https://www.sunday.ai/journal/series-b>
29. Figure AI, Helix: A Vision-Language-Action Model for Generalist Humanoid Control, 2025-02-20. 定位: Training data section。 <https://www.figure.ai/news/helix>
30. Figure AI, Ramping Figure 03 Production, 2025. 定位: Internal fleet allocation to data collection。 <https://www.figure.ai/news/ramping-figure-03-production>
31. arXiv, Data Analogies Enable Efficient Cross-Embodiment Transfer, 2026-03-06. 定位: Abstract; controlled simulation experiments; real-world transfer result。 <https://arxiv.org/abs/2603.06450>
32. Skild AI, The Reindustrial Revolution: Partnering with ABB Robotics, Universal Robots, and NVIDIA, 2026-03-19. 定位: Deployment and data-flywheel paragraphs。 <https://www.skild.ai/blogs/reindustrial-revolution>
33. Field AI, FieldAI and NVIDIA Omniverse: Building the Next Generation of Industrial AI, 2026-03-16. 定位: Real-to-sim pipeline; training and validation paragraphs。 <https://www.fieldai.com/news/fieldai-and-nvidia-omniverse-building-the-next-generation-of-industrial-ai>
34. Figure AI, Figure Signs Agreement with Catalyst Brands to Scale Humanoid Operations, 2026-05-26. 定位: Commercial agreement and deployment scope。 <https://www.figure.ai/news/figure-signs-agreement-with-catalyst-brands>
35. Liu et al. (2024), Multi-Task Interactive Robot Fleet Learning with Visual World Models, CoRL 2024, arXiv:2410.22689. 定位: Sections 3.1.2 and 4.2; Figure 6; Appendix 6.5。 <https://arxiv.org/abs/2410.22689>
36. Wang et al. (2026), Learning while Deploying: Fleet-Scale Reinforcement Learning for Generalist Robot Policies, arXiv:2605.00416. 定位: Abstract; Sections IV-C and V-A/V-B; Table I; Appendix D。 <https://arxiv.org/abs/2605.00416>
37. Viam, Pricing, n.d. 定位: Developer Platform; Pricing。 <https://www.viam.com/pricing>
38. Roboto, Plans that scale with you, n.d. 定位: Pricing; Compare plans; FAQ。 <https://www.roboto.ai/pricing/>
39. Anonymous Georgia Tech academic technical expert interview, 2026-08-16. Author interview.
40. Anonymous academic technical expert — robotics / robot learning, 2026-08-22. Author interview.