



机器人行业研究

买入(维持评级)

行业专题研究报告

证券研究报告

机械组

分析师：满在朋(执业S1130522030002) 分析师：李嘉伦(执业S1130522060003)

manzaipeng@gjzq.com.cn

lijialun@gjzq.com.cn

垂直领域具身智能机器人的野望

投资逻辑

垂直领域具身智能机器人，为什么是现在看好？

“大脑”成熟度逐步提升，打造具身智能落地基础：机器人“大脑”主要功能包括实时交互、多模态感知、自主可靠决策、涌现和泛化等，产业从最基础的LLM（大语言模型）+VFM（视觉基础模型）过渡至VLM（视觉语言模型）多模态模型，并进一步增加运动控制实现VLA（视觉语言动作模型）。近年目标检测、3D语言映射、对象表示、策略学习、任务规划等研究突飞猛进，显著提升了机器人感知、决策、控制能力，打造具身智能落地基础。

垂直领域缺数据、推理慢、控制难等问题有望解决，加速产业化落地：目前的通用机器人距离成熟产业化应用还有一定距离，其中受到了真机数据有限、大模型推理时间太长、运动控制难度较高等多种因素影响。要解决这些问题，我们认为更多的还是要针对某一垂直领域场景进行突破，数据方面通过供应链、机器人企业、用户、政府等共同发力实现场景零到一突破，通过机器人部署增加真机数据获取量，加速实现“数据飞轮”；推理时间的问题可以通过调优更“小”的垂直领域模型解决，贴合场景应用需求同时匹配边缘算力；同时我们认为不必追求人形形态，仅上肢的具身智能工作站、轮式机器人也有较好应用前景，其运动控制算法更成熟，更容易实现产业化落地。

哪些场景前景大？

潜在场景寻找思路：我们一方面认为工业机器人渗透率越低，未来的应用前景越大，因为工业机器人完成了标准化行业的自动化升级，剩下的柔性化程度较高的行业则需要利用大模型的泛化能力实现自动化，例如塑料化工、食品加工、家电等行业有较多工序工业机器人应用成熟度较低；另一方面认为可以从“招工难”角度出发，招工难是终端用户最直接的需求痛点，例如餐厅、家政、物流、养老、服装等行业有较好具身智能机器人应用前景。

服装：服装行业是典型的劳动密集型行业，尤其是缝纫环节主要依靠人工难以实现自动化升级，主要由于处理布料柔性化程度过高无法通过工业机器人完成。但目前整体来看针对布料处理的大模型、传感器均有了一定的成熟度，1X世界模型具备针对布料折叠生长时程任务模拟能力、FLIP 框架在布料折叠任务中可生成长期规划方案、SSFold 方法可对未见过的布料完成折叠、帕西尼灵巧手传感器可实现不同布料材质识别。同时缝制机械领军企业杰克股份联合多家高校开始攻关服装机器人，服装行业的垂直机器人开发有望加速。

康养：我们认为康养场景是具身智能机器人最终实现家庭应用的最优过渡场景，下游面临“招工难”痛点，同时产业目前从硬件和物品传递、病患移动等常见任务处理能力上看均有一定的成熟度。海外有1X 积极开发家用机器人，其大模型性能不断提升，国内有傅利叶、优必选、亿嘉和等越来越多的企业切入该赛道，有望加速产品成熟。同时两部门发文支持机器人在家庭、社区和养老机构等场景试点应用，政策支持也有望助力产业实现关键的零到一突破。

物流：物流行业经过多年自动化升级已经在仓储、传送、分拣等环节具有了较高的自动化程度，但其中剩下了一些工作量较大的例如拆零拣选环节仍以人工为主柔性化程度较高，后续有望通过具身智能机器人填补空缺并集成进现有的自动化系统。目前全球物流巨头GXO 与多家机器人企业合作探索应用，其中Digit已经实现了商业化运营，Figure Helix 模型在物流行业应用后性能也快速提升展示了巨大成长潜力。物流行业在终端用户、物流装备企业、机器人企业的共同推动下有望成为一个“爆款”场景。

投资建议

看好垂直领域具身智能机器人应用机会，尤其是服装、康养、物流等行业，建议关注杰克股份、华中数控、奥比中光。

风险提示

机器人 大模型技术发展不及预期、政策支持不及预期。



内容目录

1. 垂直领域具身智能机器人，为什么是现在看好？	5
1.1“ 大脑”成熟度逐步提升，打造具身智能落地基础	5
1.2 垂直领域缺数据、推理慢、控制难等问题有望解决，加速产业化落地	7
1.2.1 从场景获取真机数据，加速实现“数据飞轮”	7
1.2.2 需要的模型更“小”，解决推理太慢痛点	10
1.2.3 不追求人形形态，控制算法更成熟	12
2. 哪些场景潜力大？	16
2.1 潜在场景寻找思路	16
2.1.1 工业/服务机器人渗透率的逆向思考，工业机器人渗透率越低未来前景越大	16
2.1.2 哪里“缺工”看哪里，三种机器人覆盖三种类型工作	18
2.2 服装：主要针对缝纫环节，解决招工难、人工成本高等下游核心痛点	20
2.3 康养：机器人最终进入家庭最优的过渡场景	25
2.4 物流：国内外企业积极探索应用，解决拆零拣选等环节工作量大痛点	31
3. 投资建议	38
4. 风险提示	39

图表目录

图表1: 机器人“大脑”技术架构	5
图表2: 机器人主要大模型	5
图表3: 谷歌SayCan 模型基于LLM+VFM 来理解用户指令推理分解任务步骤	6
图表4: 清华大学Vila 算法采用GPT-4 V 等VLM 在复杂环境中主动进行任务规划	6
图表5: 谷歌RT-H 模型能够将高层次任务映射为低层次运动，减少训练需要的数据	7
图表6: 目前预训练大模型研究发展迅速，显著提高了机器人感知、决策、控制能力	7
图表7: “数据飞轮”是机器人产业具有巨大成长性的底层逻辑	8
图表8: 傅利叶开源机器人数据集 Fourier ActionNet 首批上线超3万条真机训练数据	8
图表9: 解决数据瓶颈的常用方法	9
图表10: 智元数据采集工厂	9
图表11: 垂直场景部署让训练数据结构从“正三角”转为“倒三角”	10
图表12: 模型训练的性能随着计算量、参数量、数据量的增加而提升	10
图表13: 目前机器人大模型普遍推理时间较长，实时性还有较大改善空间	10
图表14: Figure 通过加入一个更小模型的方式来解决推理速度太慢的问题	11
图表15: 垂直大模型更适合特定场景应用	11
图表17: 人形机器人仅下肢就有14个自由度，控制难度大幅增加	13



图表18: 双足行走的过程较为复杂	14
图表19: 双轮类人机器人可以简化为两轮倒立摆运动学模型	14
图表20: EVE 搭载的世界模型已经可以根据动作指令生成控制轨迹完成移动	15
图表21: 如果是仅有上肢的机器人在运动控制上可以沿用工业机器人的策略	15
图表22: 华中数控开发的具身智能工作站	16
图表23: 拓斯达双机械臂联动控制	16
图表24: 中国工业机器人密度赶超日本, 制造业自动化水平较高	16
图表25: 汽车等标准化程度较高的制造业领域已经实现了工业机器人的大规模应用	17
图表26: 工业机器人目前在较多细分行业的覆盖场景和应用深度有限	17
图表27: 服务业中仅物流仓储、酒店机器人应用比例较高	18
图表28: 汽车行业由于标准化工业机器人渗透率最高	18
图表29: 在垂直大模型加持下即使是工业机器人也可以面向更加柔性的场景	18
图 表 3 0 : 4Q2022 “最缺工” 职业排行	18
图表31: 在 “缺工” 背景下机器人渗透率有望快速提升	19
图表32: 缝中环节是服装厂实现全面自动化的瓶颈	20
图表33: 目前服装厂可以实现缝前、缝后的高自动化, 缝中主要依靠人工	20
图表34: 模板机自动化程度更高, 但上下料还是需要人工操作	21
图表35: 布料属于接触丰富型柔性物体, 机器人的应用具有一定难度	21
图表36: 帕西尼灵巧手传感器可实现不同布料材质识别	22
图 表 3 7 : 1X展示了世界模型生成布料折叠长时程任务能力	22
图表38: FLIP 框架提升了长时程视频规划合成成功率与质量	23
图表39: FLIP 框架在布料折叠任务中可以生成长期规划方案	23
图表40: 基于人类演示数据完成布料折叠训练	24
图表41: 该方法已经可以对未见过的布料完成单折、双向内折、三角折等操作	24
图表42: 杰克股份牵头缝制机械项目研发与验证	25
图表43: 在多个高校加持下有望进一步加速服装机器人产业化落地节奏	25
图 表 4 4 : 1X 机器人推出的NEO目标就是打造直接面向终端消费者的家用机器人	26
图表45: 康养场景预计先用轮式机器人进行过渡后续迭代为双足机器人	26
图表46: RIBA-11型康养机器人结构	27
图表47: Moxi 仅完成运输工作就显著减轻了医院员工负担	27
图 表 4 8 : 以 Torobo 机器人为测试平台的深度学习架构	28
图表49: 傅利叶三维上肢康复机器人	28
图表50: 华为、优必选、创耀科技、麦迪科技等参与具身智能康养协同发展机制	29
图表51: 亿嘉和 RK100型机器人主要面向康养、家居等场景	29
图 表 5 2 : 1X 发布 Redwood 模型升级	30



图表53: Redwood 跨平台架构	30
图表54: Redwood 升级强化了在家庭类场景中的实际任务完成能力	31
图表55: 两部门发文展示了较多智能养老服务机器人结对公关与场景应用试点项目	31
图表56: 物流行业整体已经有了较高的自动化程度	32
图表57: 兰剑智能壁虎料箱机器人系统优化货到人拣选	32
图表58: 德马科技智能播种机器人缩减二次分拣人工作业	32
图表59: 拣选尤其是拆零拣选是人力耗费最大的环节	32
图表60: 货到人拣选降低了拣选人员走动的工作量	33
图表61: 美国仓储、物流和制造行业有大量材料搬运岗位空缺	33
图表62: 德马科技与鹿鸣机器人合作推动在智能工厂和物流场景测试和应用机器人	34
图表63: 全球物流巨头GX0积极探索机器人应用	34
图表64: Digit 机器人的运动学结构	35
图表65: 基于Digit 机器人行走的强化学习框架结构	35
图表66: Digit 机器人已经实现了商业化应用, 目标产能10000台/年	36
图表67: Reflex 轮式机器人可完成分拣、搬运、打包等物流行业常见工作内容	36
图表68: Figure 在物流行业部署机器人后模型性能持续提升	37
图表69: Helix 性能提升主要来自于系统1的优化	37
图表70: 训练数据量的增加显著提升了物流行业处理性能	38
图表71: 新架构特征的添加也提升了模型性能	38
图表72: 建议关注公司	38

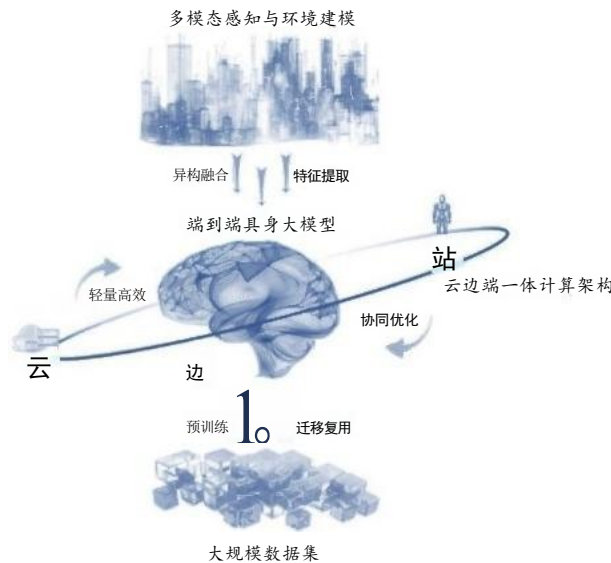


1. 垂直领域具身智能机器人，为什么是现在看好？

1.1 “大脑”成熟度逐步提升，打造具身智能落地基础

机器人“大脑”主要功能包括实时交互、多模态感知、自主可靠决策、涌现和泛化等。需要规模数据集、云边端一体计算架构、多模态感知与环境建模等多方面技术能提供支撑和实现融合创新，以端到端具身大模型为核心的机器人“大脑”才能取得突破和发展。

图表1:机器人“大脑”技术架构



来源：《中国人形机器人创新发展报告2025》，国金证券研究所

目前的大模型已经在视觉和语言处理方面取得重大突破，在机器人领域具有巨大应用潜力：机器人“大脑”最基础的模型为LLM（大语言模型）+VFM（视觉基础模型），其中LLM主要是主要是通过深度学习技术训练的大规模神经网络，主要用于理解和生成自然语言，VFM一般以卷积神经网络（如 ResNet 等）或者 Vision Transformer (ViT) 等为基础模型，通过自监督学习的方式提取图像的特征表示，随后将特征提取器用于下游任务。

图表2:机器人主要大模型

模型	介绍
BERT	预训练语言模型
DeepSeek	高效的开源大语言模型
ChatGPT	应用最广的语言处理大模型
LLaMA	预训练和指令微调的语言模型
Vicuna	使用监督数据微调得到的模型
Phi-2	具有推理能力的小语言模型
ResNet	基于卷积神经网络的视觉模型
ViT	基于Transformer的视觉模型
MAE	自监督的图像预训练
CLIP	图像语义特征学习
SAM	视觉分割大模型

来源：《中国人形机器人创新发展报告2025》，国金证券研究所

谷歌 SayCan 模型就是典型的LLM+VFM 架构，解决了LLM缺乏真实世界经验，不适用于机器人在特定环境中执行任务的问题。通过预训练技能的价值函数对齐 (Grounds) 大语言模型或者通过价值函数的训练使大语言模型对用户指令进行推理分解获得任务步骤，使其提出既可行又在情境上合适的自然语言行动。

图表3:谷歌 SayCan 模型基于LLM+VFM 来理解用户指令推理分解任务步骤

单纯的LLM模型未与自身所处环境进行交互，无法给出现实直接有效的解决方案。

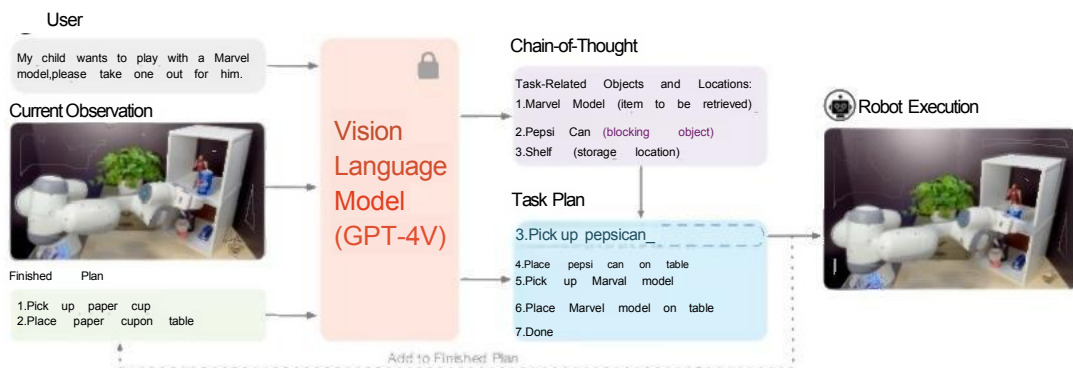
SayCan 通过预训练价值函数为LLM 模型奠定基础，让机器人能够执行现实世界中抽象的、长期的指令。



来源：《Do As I Can, Not As I Say: Grounding Language in Robotic Affordances》, 国金证券研究所

多模态模型指一个模型能够接受输入不同“模态”，例如图像、文本或音频信号。VLM（视觉语言模型）同时融合了LLM和VFM，是一种同时接受图像和文本的多模态模型，同时接收图像和语言作为输入，并根据语言指令和图像信息产生输出，完成图像问答任务，实现更准确的任务规划和决策。例如清华大学交叉信息院高阳研究组提出ViLa算法，通过利用GPT-4V这类VLM，使机器人能够在复杂环境中主动进行任务规划。

图表4:清华大学ViLa算法采用GPT-4V等VLM在复杂环境中主动进行任务规划



来源：《Look Before You Leap: Unveiling the Power of GPT-4V in Robotic Vision-Language Planning》, 国金证券研究所

VLA（视觉语言动作模型）在VLM的基础上进一步增加了运动控制，解决了机器人的运动轨迹决策问题，能够减少将高层次任务映射到动作所需要的训练数据。例如谷歌的RT-H模型利用VLM来预测语言动作，再将这些语言动作与运动动作进行条件匹配，为机器人预测动作。这种动作层次结构使得模型能够在许多语义不同的描述之间共享结构，与直接将任务映射到动作相比，这在各种多任务数据集上能实现更好的数据共享。这种层次结构还使人类能够选择提供语言修正，以防止任务失败，然后使用这些新的语言动作来预测更好的动作。一旦人类完成干预，RT-H会像之前一样预测语言动作。



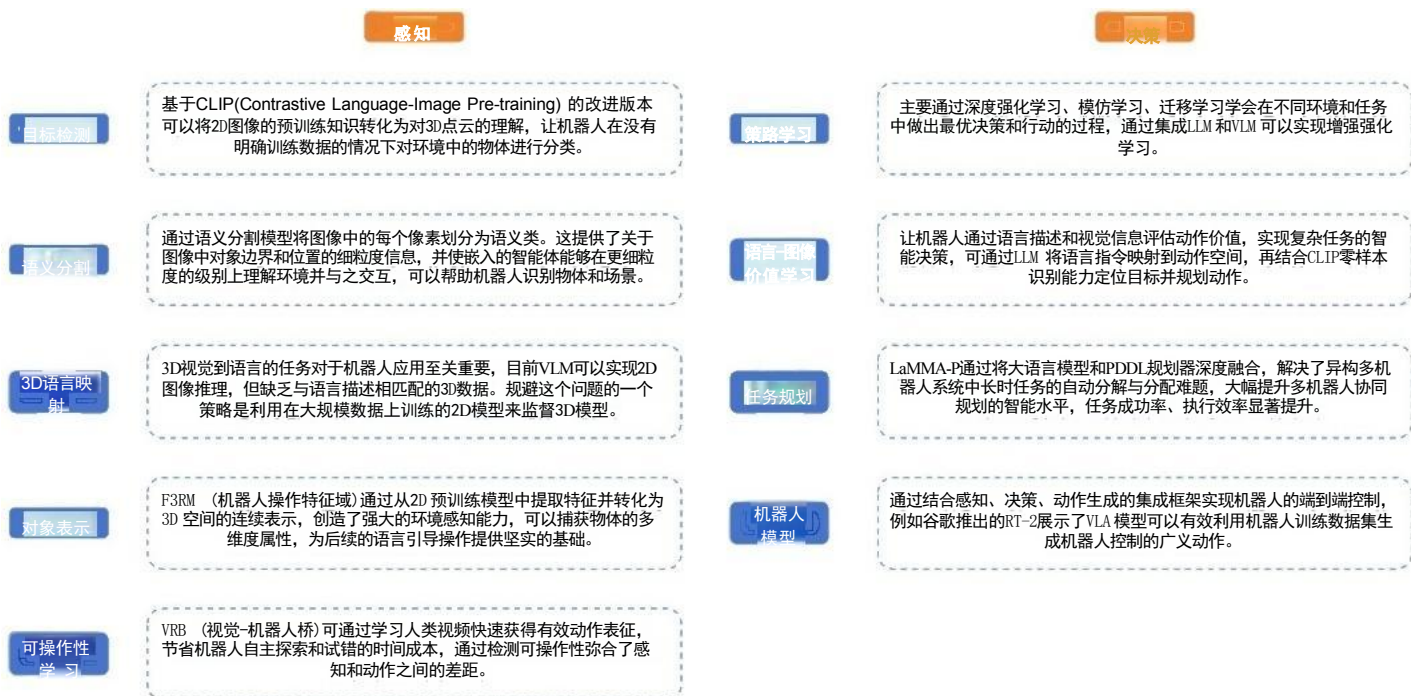
图表5:谷歌 RT-H 模型能够将高层次任务映射为低层次运动, 减少训练需要的数据



来源:《RT-H: Action Hierarchies Using Language》, 国金证券研究所

目前预训练大模型研究发展迅速, 显著提高了机器人感知、决策、控制能力。

图表6: 目前预训练大模型研究发展迅速, 显著提高了机器人感知、决策、控制能力



来源:《机器人大模型发展与挑战》, 国金证券研究所

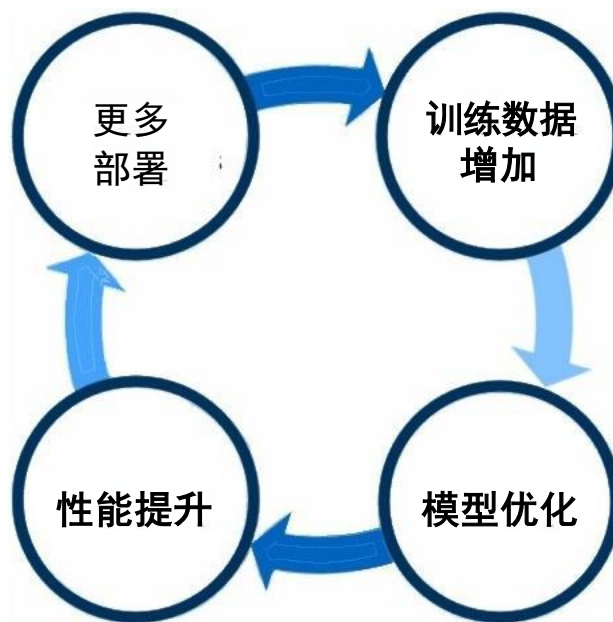
1.2垂直领域缺数据、推理慢、控制难等问题有望解决, 加速产业化落地

1.2.1从场景获取真机数据, 加速实现“数据飞轮”

机器人产业具有巨大成长潜力的底层逻辑是“数据飞轮”, 通过更多的机器人部署能带来更多数据以供训练, 最终优化出更成熟的模型强化机器人性能进一步推动放量, 形成自我加速的正向循环。



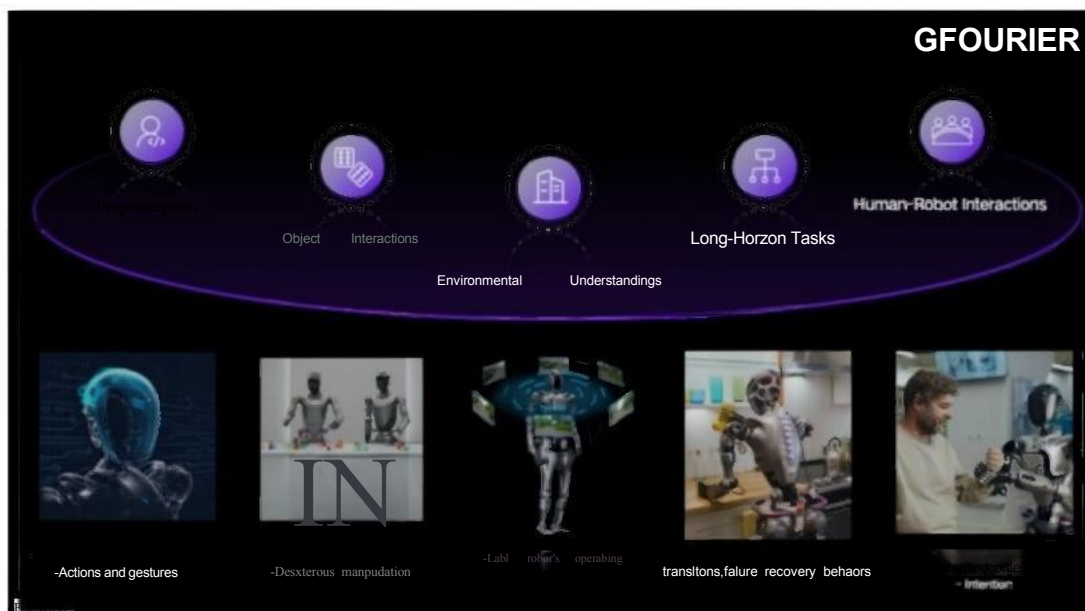
图表7：“数据飞轮”是机器人产业具有巨大成长性的底层逻辑



来源：《Data Pyramid and Data Flywheel for Robotic Foundation Models》，国金证券研究所

相比于通过互联网大量的文本和图像数据进行训练大语言模型，能够用于机器人模型训练的特定数据很少，尤其是3D数据，虽然多模态视觉和语言模型可以分析2D图像，但缺乏3D空间关系、3D规划、3D特征等。目前出现了较多由机器人企业、科研机构整合的机器人数据集，但数据的量级依旧偏少。

图表8:傅利叶开源机器人数据集 Fourier ActionNet 首批上线超3万条真机训练数据



来源：傅利叶官网，国金证券研究所

目前有一些方法来解决数据瓶颈，但仿真数据的保真度和规模有限，依旧是真机数据训练效果最好。



图表9:解决数据瓶颈的常用方法

利用视频扩展学习

VPDD（大规模人类视频预训练和具身策略微调算法）提出了新的基于视频预测扩散模型的高效策略学习算法，可用于机器人在数据有限的情况下学习可执行策略。

仿真生成合成数据

使用英伟达Isaac Sim实现了传感器仿真和物理模拟，生成用于训练感知模型的合成数据、为完整的机器人堆栈执行软件在环测试，以及通过Isaac Lab实现机器人学习。

使用填充进行数据增强

使用生成式人工智能，如文本到图像扩散模型来进行数据增强，例如ROSIE（利用语义想象经验扩展机器人学习）可以在文本指导下创造各种看不见的物体、背景和干扰物。

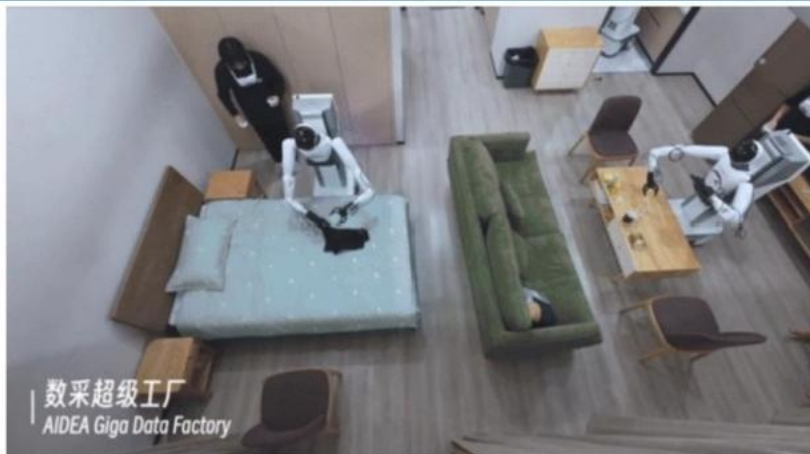
使用VLM进行数据增强

可通过DIAL（语言条件控制的数据驱动指令增强）更便宜的获得有用的语言描述，从而更有效的覆盖大规模数据集。

来源：《机器人模型发展与挑战》，国金证券研究所

为了获得更多真机数据，目前有机器人企业通过数据采集工厂进行数据收集。智元基于数据采集工厂中的家居、餐饮、工业、商超和办公五大核心场景推出了AgiBot World数据集。

图表10: 智元数据采集工厂

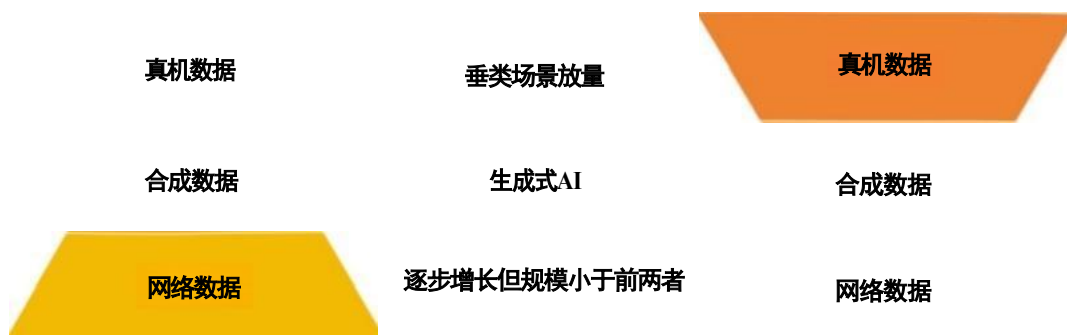


来源：智元机器人官网，国金证券研究所

我们认为要扭转真机数据不足的问题，更多的还是在某一细分垂直场景实现机器人应用突破，让训练数据结构从“正三角”转为“倒三角”，加速实现“数据飞轮”。



图表11:垂直场景部署让训练数据结构从“正三角”转为“倒三角”

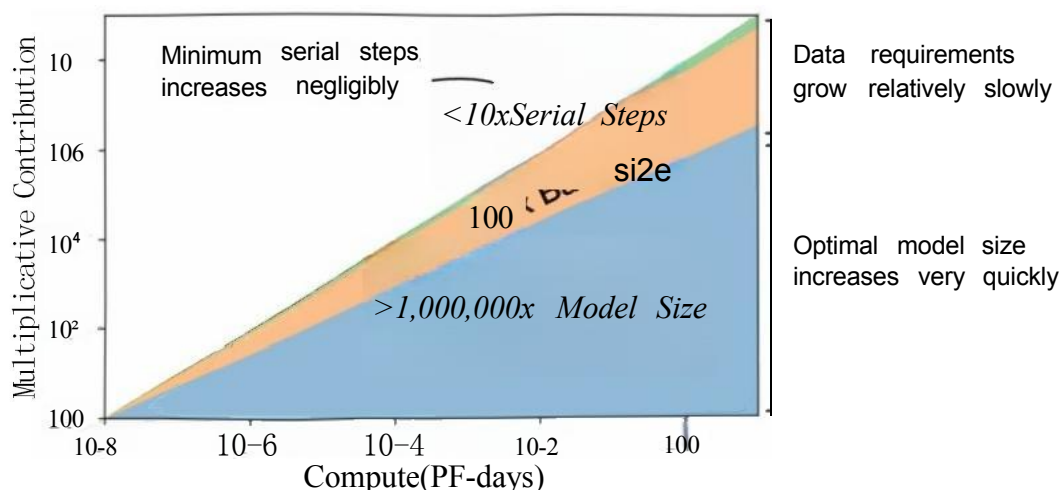


来源:《Data Pyramid and Data Flywheel for Robotic Foundation Models》,国金证券研究所

1.2.2 需要的模型更“小”,解决推理太慢痛点

模型的大小与性能之间存在一定的正相关关系,更大规模的模型通常能习得更丰富的模式和更复杂的表示,从而在许多任务上实现更好的性能表现。描述性能与模型关系的 Scaling Law 理论由 OpenAI 在 2020 年提出。Scaling Law 是指模型的性能与计算量、模型参数量和数据大小三者之间存在的关系。具体地,当不受其他因素制约时,模型的性能与这三者呈现幂律关系。这意味着,增加计算量、模型参数量或数据量,都可能会提升模型的性能,但是提升的效果会随着这些因素的增加而递减。

图表12:模型训练的性能随着计算量、参数量、数据量的增加而提升



来源:《Scaling Laws for Neural Language Models》,国金证券研究所

Scaling Law 的理论是针对训练阶段而言的,而不是推理阶段。从推理阶段看,目前机器人模型普遍推理时间较长,实时性还有较大改善空间。

图表13:目前机器人模型普遍推理时间较长,实时性还有较大改善空间

模型	基本结构	参数大小	预训练任务	推理速度	硬件
RoboCat	仅解码器的Transformer	1.18 B	操作任务	10~20 Hz	
Gato	仅解码器的Transformer	1.2 B	通用智能体	20 Hz	16×16 TPU v3
PaLM-E-562B	仅解码器的Transformer	562 B	语言子任务+控制策略	5~6 Hz	多TPU云服务器 2×4090, 3×Titan
ViNT	Efficient + 仅解码器的Transformer	31 M	视觉导航	4 Hz	Xp, 4×P100, 8×1080Ti, 8×V100, 8×A100



模型	基本结构	参数大小	预训练任务	推理速度	硬件
VPT	卷积+ResNet	0.5 B	Minecraft中的具身智能体	20 Hz	720 V100 GPU
RT-1	EfficientNet+TokenLearner + 仅解码器的Transformer	35 M	真实世界机器人任务	3 Hz	—
RT-2	PaLI-X	55 B	真实世界机器人任务	1~3 Hz	多TPU云服务器
RT-2-X	ViT +语言模型UL2	55 B	真实世界机器人	1~3 Hz	多TPU云服务器
LIV	CLIP	—	奖励学习	15 Hz	8个英伟达V100 GPUs
SMART	仅解码器的Transformer	11 M	双向动力学预测和控制	1 Hz	8个英伟达V100 GPUs
COMPASS	3D-Reset编码器	20 M	对比损失	30 Hz	8个英伟达V100 GPUs
PACT	仅解码器的Transformer	12 M	动作预测	50 Hz	8个英伟达V100 GPUs

来源：《机器人大模型发展与挑战》，国金证券研究所

Figure 通过加入一个更小模型的方式来解决推理速度太慢的问题。Figure 推出的Helix VLA 模型通过部署两个模型解决了VLM 模型基础架构通用性强但响应速度较慢的问题，通过再加入一个视觉运动策略速度快但通用性差的模型进行互补，这种解耦架构可以让系统在最佳时间尺度上运行，系统2可以“慢思考”高层次目标，而系统1可以“快思考”以实时执行和调整动作。

图表 14：Figure 通过加入一个更小模型的方式来解决推理速度太慢的问题



来源：Figure 官网，国金证券研究所

在具体的垂直场景中，模型并不是越大越好，更大的模型算力需求更大、推理时间更长、能耗/维护成本更高，选择基于垂直场景专业知识和数据进行优化训练的垂直大模型更加适合。

图表15:垂直大模型更适合特定场景应用

对比维度	通用大模型	垂直领域大模型
实现技术	大规模预训练	针对特定领域训练进行微调
场景	通用场景	专门场景
需求	满足用户多元化、非专业性的日常需求。以提供通用的知识和功	满足某一行业内用户的特定需求。以深入理解和执行特定领域
	能为核心，追求全面性和普适性	任务为核心，追求专业性和准确性



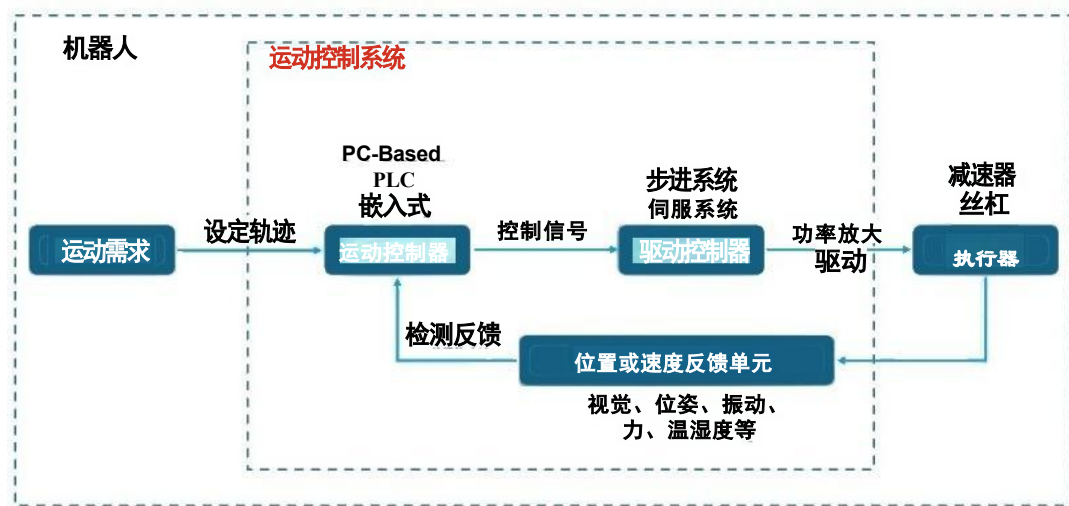
对比维度	通用大模型	垂直领域大模型
商业化	开放平台或SaaS产品	企业内部定制化开发的应用或针对特定行业的解决方案
模型规模	模型参数量通常巨大	可能有较大规模的参数，但专业数据更重要
性能优势	具有广度优势	在专用领域提供更专业、准确的答案和服务
资源投入	训练成本高，需要庞大的计算资源和高质量且多元的数据集，在训练成本同样不低，但相比于训练同等效果的通用大模型，在成本	资源消耗上更为可控
特点	具有强大的迁移学习能力、灵活适应新任务的能力以及在各类普具有深厚的领域专业知识，对特定领域复杂问题具有深入理解	和高精度决策支持的能力
举例	ChatGPT、Gemini、通义千问等	/

来源：《制造业大模型的构建与实践》，国金证券研究所

1.2.3 不追求人形形态，控制算法更成熟

机器人的应用落地除了大模型的“大脑”外，还有负责运动控制的“小脑”。“小脑”主要是依照具体的运动轨迹要求，根据负载情况，通过驱动器、驱动执行电机完成相应运动轨迹要求的系统。通常包括运动控制器、伺服驱动器、执行器、运动反馈单元等。

图表16: 机器人“小脑”包括运动控制器、驱动、执行器、运动反馈单元等



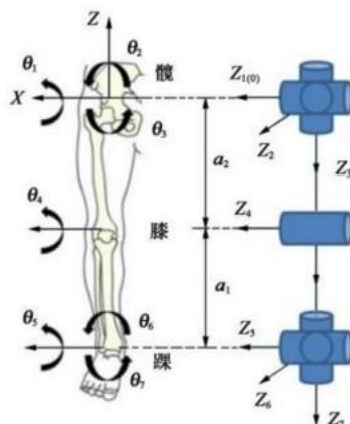
来源：固高科技招股说明书，国金证券研究所

人形机器人的运动控制难度较高，根据《基于动作捕捉技术对仿人机器人运动学分析与仿真》信息，人形机器人下肢可简化为14自由度系统，其中，髋关节为3个自由度，分别为横滚、俯仰和偏转，通过1个虎克副和1个旋转副来连接；同样的传动方式也作用于踝关节的3个自由度，每个膝关节1个前向自由度，通过1个旋转副连接。

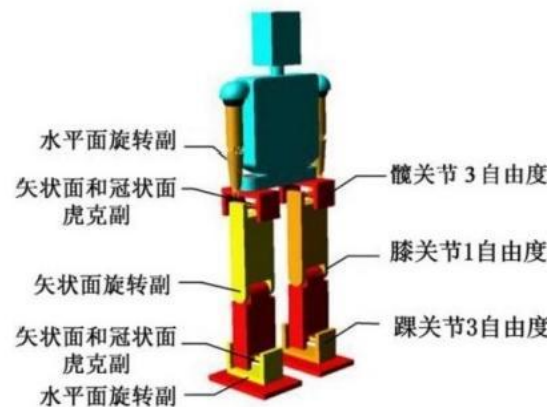


图表17:人形机器人仅下肢就有14个自由度，控制难度大幅增加

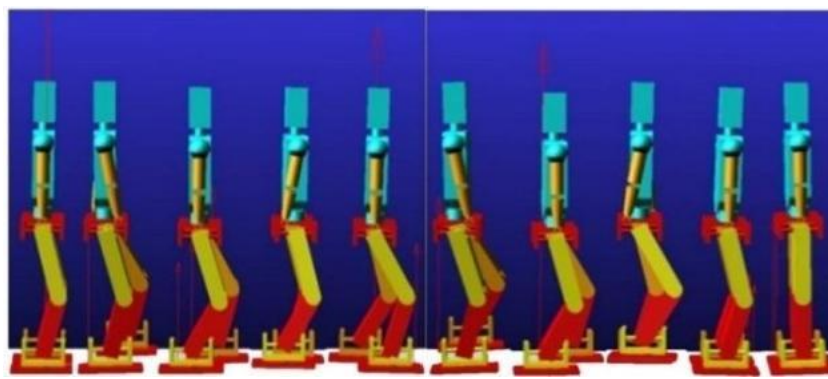
人形机器人下肢运动学模型



人形机器人下肢结构图



人形机器人运动侧视图



来源：《基于动作捕捉技术对仿人机器人运动学分析与仿真》，国金证券研究所

双足行走的过程较为复杂，步态优化控制和鲁棒稳定性等研究上仍存在有待解决的问题，尤其是在具体场景中进行应用要求更高。

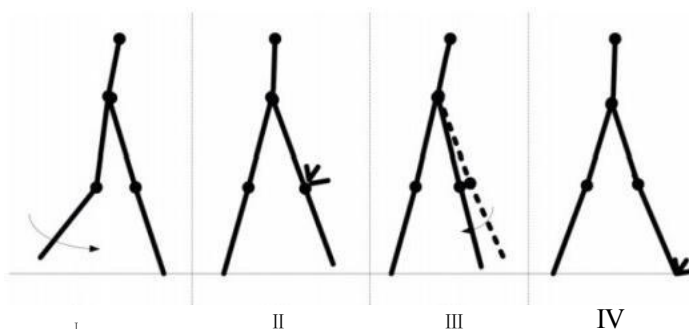
图表18:双足行走的过程较为复杂

阶段I, 支撑腿膝关节伸直并锁死, 摆动腿脱离地面, 膝关节弯曲, 向前摆动;

阶段I, 摆动腿摆动至前方最大位置处, 摆动腿的大腿与小腿在膝关节发生碰撞, 膝关节锁死;

阶段II, 摆动腿膝关节锁死, 由于重力作用摆动腿伸直后向回自然摆动;

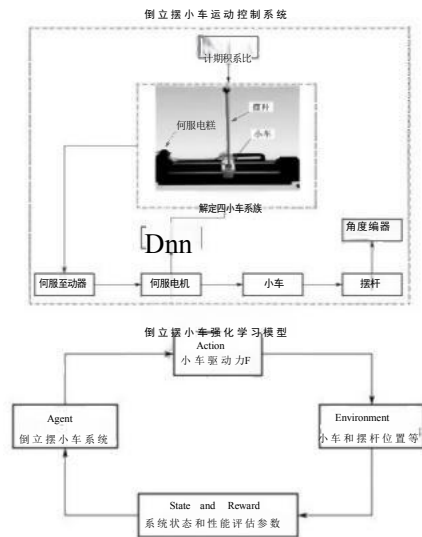
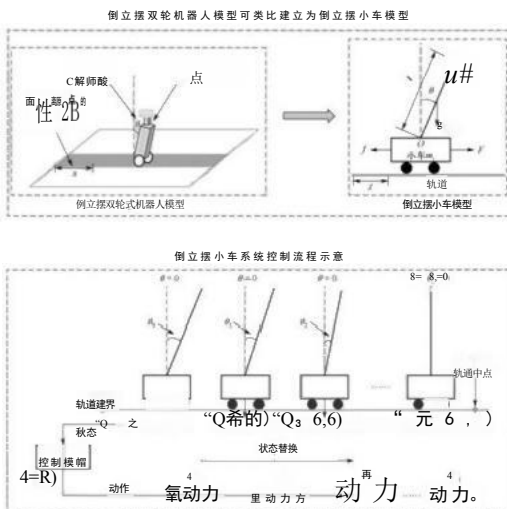
阶段IV, 脚接触地碰撞阶段, 摆动腿与地面接触, 机器人双腿速度发生突变, 并进行状态切换(碰撞前的摆动腿变为支撑腿, 碰撞前的支撑腿变成摆动腿)。



来源:《动态双足机器人的控制与优化研究进展》, 国金证券研究所

所以尽管双足行走理论上由于其他行走方式, 考虑到垂直场景以功能实现为优先, 下肢可以采用轮式的方案进行过渡, 整体的控制难度更低。

图表19:双轮类人机器人可以简化为两轮倒立摆运动学模型

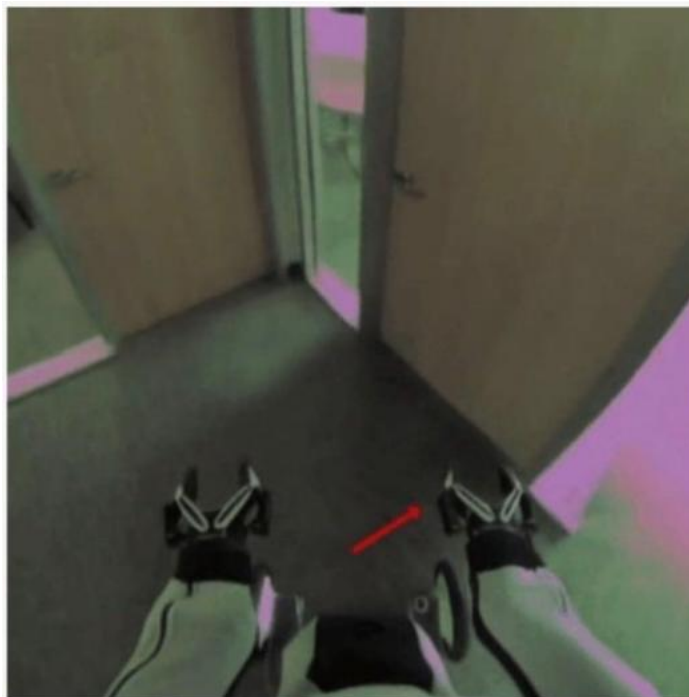


来源:《Composite Whole-Body Control of Two-Wheeled Robots》,《深度强化学习理论及其在机器人运动控制中的应用实践》, 国金证券研究所

IX发布的轮式机器人EVE搭载的世界模型已经可以根据动作指令生成控制轨迹完成移动。



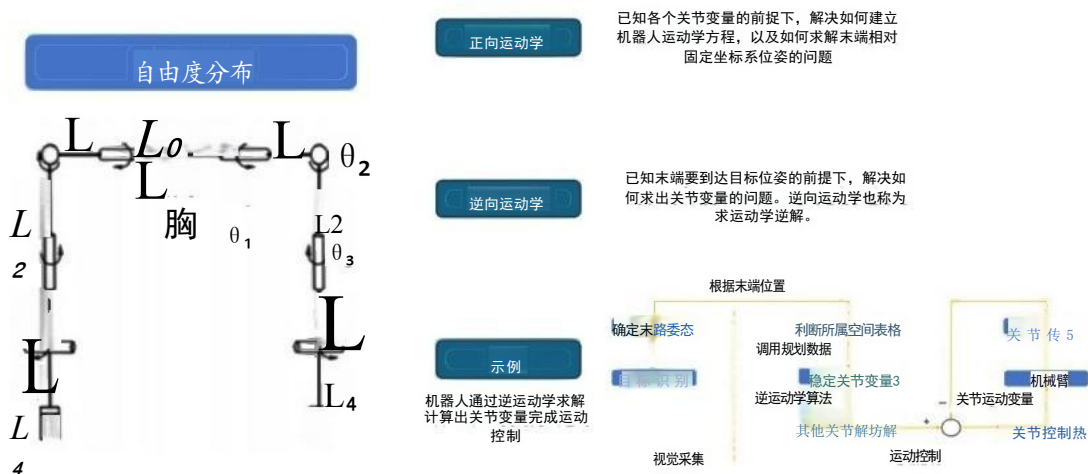
图表20: EVE 搭载的世界模型已经可以根据动作指令生成控制轨迹完成移动



来源: 1X 官网, 国金证券研究所

部分垂直场景不需要机器人进行移动, 在这种固定位置的情况下机器人更像是搭载了大模型的工业机器人, 在硬件、运动控制策略等方面成熟度较高, 一旦模型成熟就可以快速实现产业化落地。

图表21:如果是仅有上肢的机器人在运动控制上可以沿用工业机器人的策略



来源: 《工业机器人技术基础》, 《仿人机器人轻型高刚性手臂设计及运动学分析》, 国金证券研究所

目前例如华中数控、拓斯达等原先拥有“小脑”+工业机器人技术储备的企业均推出了仅有上肢的机器人产品, 搭配上合适的垂直大模型有较好的产业化应用前景。

图表22: 华中数控开发的具身智能工作站



来源: 华中数控微信公众号, 国金证券研究所

图表23: 拓斯达双机械臂联动控制



来源: 拓斯达官网, 国金证券研究所

2. 哪些场景潜力大?

2.1 潜在场景寻找思路

2.1.1 工业/服务机器人渗透率的逆向思考, 工业机器人渗透率越低未来前景越大

中国制造业自动化水平近年快速提升, 尤其是得益于新能源汽车市场的快速增长, 到2022年工业机器人密度已经反超日本走向全球领先。

图表24: 中国工业机器人密度赶超日本, 制造业自动化水平较高



来源: Ifind, 国金证券研究所

汽车等标准化程度较高的制造业领域已经实现了工业机器人的大规模应用。

图表25:汽车等标准化程度较高的制造业领域已经实现了工业机器人的大规模应用



来源:《我国机器人产业最新变化发展纵览》,国金证券研究所

目前工业机器人基本上能覆盖全部常见制造业工序如搬运、上下料、装配、检测等,但在较多细分行业的覆盖场景和应用深度有限,我们认为主要是因为工序较为柔性,难以实现较好的低成本规模化应用。根据艾瑞咨询研究院的统计,塑料化工、食品加工、家电等行业有较多工序工业机器人应用成熟度较低

图表26:工业机器人目前在较多细分行业的覆盖场景和应用深度有限

行业应用成熟度	生产										检测	包装	出货
	搬运	上下料	切割	冲压	焊接	打磨	喷涂	洁净清洁	分拣	装配	检测质检巡检	包装贴标	码垛
成熟行业													
汽车	★★*	***	*★	★*	★★*		★★ (涂装)			★★ (总装)			
3C	★★★★	★★★★			★★*	*★			★★*	★★*	★★*		
半成熟行业													
金属加工	***	★★*	★★		★★*					★*			★★*
塑料化工	★★*							★★*			★★ (巡检)		★★*
食品加工			★★						★★*			★★	★★*
潜力行业													
锂电	***	★★★★			★★*					★★*	★★*	★★*	★★*
光伏		★★*			★★			★★ (清洁)	★★*	★★*	★★	*★	
家电	★★*			★*	★		★					★*	★*
医药制造	**								★★*		★★*	★★*	*

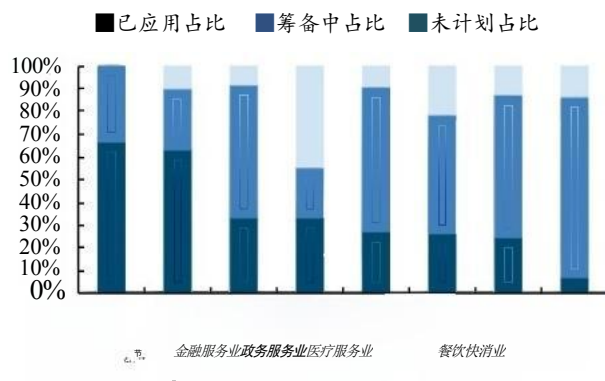
注:1)应用成熟度指该行业该场景中工业机器人的渗透情况,即对比只在同一行业中才有意义,由1星到4星成熟度递增。2)灰色底纹代表应用较少、或行业中不太重要的工艺场景,3)绿色底纹代表行业中较为规范、标准的机器人应用场景,4)蓝色底纹代表行业中较为重要、且具有成长空间的应用场景。

来源:艾瑞咨询研究院,国金证券研究所

尤其在服务行业的工作内容更加柔性,机器人的应用比例更低,服务业中仅物流仓储、酒店机器人应用比例相对高,其他行业渗透率均较低。

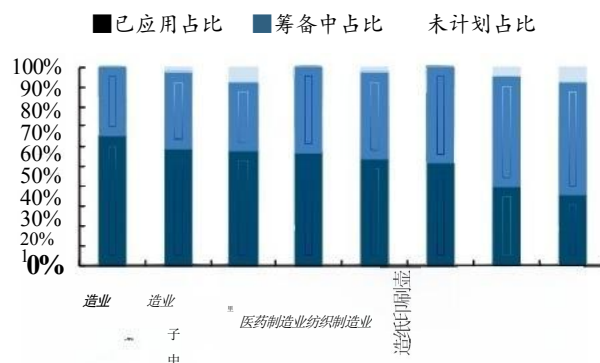


图表27:服务业中仅物流仓储、酒店机器人应用比例较高



来源: 艾媒咨询, 国金证券研究所

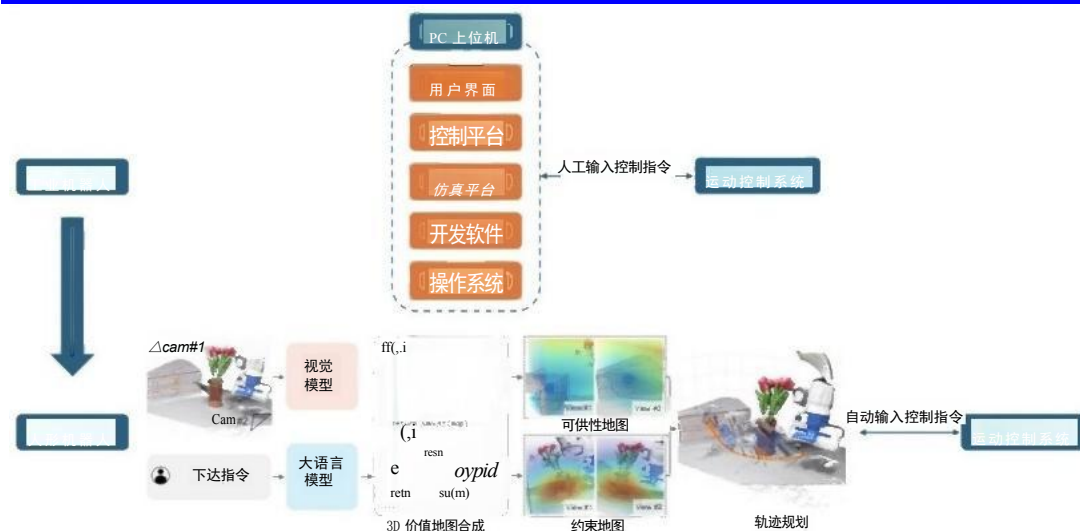
图表28:汽车行业由于标准化工业机器人渗透率最高



来源: 艾媒咨询, 国金证券研究所

目前比较成熟的工业/服务机器人应用主要是解决较为简单的重复性劳动来降低人工成本, 最常见工业机器人的上下料、装配和服务机器人的酒店送餐、扫地等场景, 在工作流程不够标准化的行业很难推广。而在垂直大模型的加持下我们预计该情况会发生较大改变, 设备柔性化程度大幅提升、人机协作能力强化、使用门槛降低, 未来会有大量“爆款”场景落地。

图表29:在垂直大模型加持下即使是工业机器人也可以面向更加柔性的场景



来源: 《工业机器人完全应用手册》, 《VoxPoser: Composable 3D Value Maps for Robotic Manipulation with Language Models》, 国金证券研究所

2.1.2哪里“缺工”看哪里, 三种机器人覆盖三种类型工作

人力资源社会保障网站发布过2022年四季度全国招聘大于求职“最缺工”的100个职业排行, 其中除汽车行业属于增长较快有一定人员短缺外, 其他“缺工”主要集中在餐厅、家政、物流、养老、服装等行业。

图表30:4Q2022“最缺工”职业排行

排名	职业名称
1	营销员
2	汽车生产线操作工
3	快递员
4	餐厅服务员
5	商品营业员



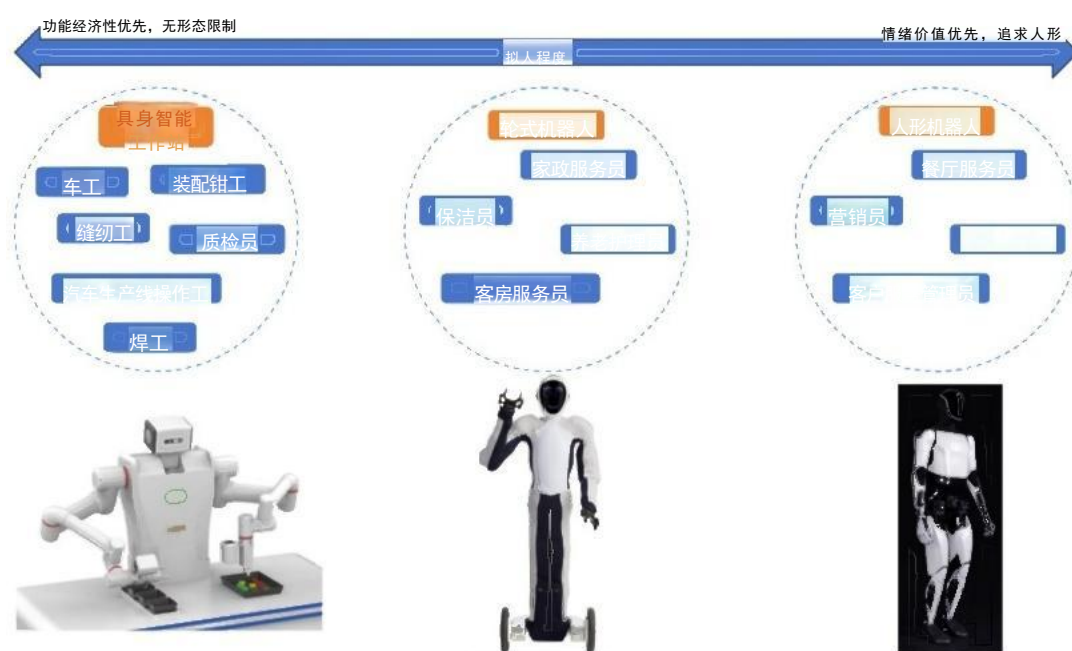
排名	职业名称
6	家政服务员
7	保洁员
8	保安员
9	包装工
10	车工
11	其他
12	焊工
13	机械制造工程技术人员
14	养老护理员
15	客户服务管理员
16	缝纫工
17	质检员
18	装配钳工
19	市场营销从业人员
20	客房服务员

来源：人力资源社会保障部网站，国金证券研究所

我们认为可以总结出几种典型的机器人应用场景，在下游“缺工”情况下渗透率有望快速提升：

- 1) 具身智能工作站：主要解决无法直接高效应用工业机器人的柔性化制造业场景，以垂直大模型+工业机器人为基础，快速推广应用，例如解决服装行业始终为劳动密集型行业的情况。
- 2) 轮式机器人：具备一定拟人化能够提供情绪价值，解决家政、养老护理相关工作“缺工”问题，成长潜力较大。
- 3) 人形机器人：拟人化程度最高，直接对接消费者完成服务。

图表 31：在“缺工”背景下机器人渗透率有望快速提升



来源：华中数控微信公众号，1X官网，特斯拉官网，国金证券研究所

2.2服装：主要针对缝纫环节，解决招工难、人工成本高等下游核心痛点

目前服装厂的成衣制造工序可大致归类为缝前、缝中、缝后环节，缝前主要通过使用铺布机、裁床完成开片，均可采用大型的自动化设备完成；缝中主要通过使用工业缝纫机进行缝纫加工，需要大量人工参与，也导致服装产业为劳动密集型产业，目前即使是使用模板机之类的自动化设备，上下料也需要较多人工参与；缝后主要是整烫、分拣、打包等，目前较多企业开发了智能吊挂线等，实现了较高的自动化水平。

图表32: 缝中环节是服装厂实现全面自动化的瓶颈



来源：杰克股份官网，国金证券研究所

其中的主要痛点在于缝纫的柔性化程度太高，在衣服款式/尺寸、布料种类/厚度等变量影响下基本只能通过人工手动完成。

图表33: 目前服装厂可以实现缝前、缝后的高自动化，缝中主要依靠人工



来源：杰克股份官网，国金证券研究所

即使是将工业缝纫机升级为模板机，上下料的环节还是涉及较多人工操作。

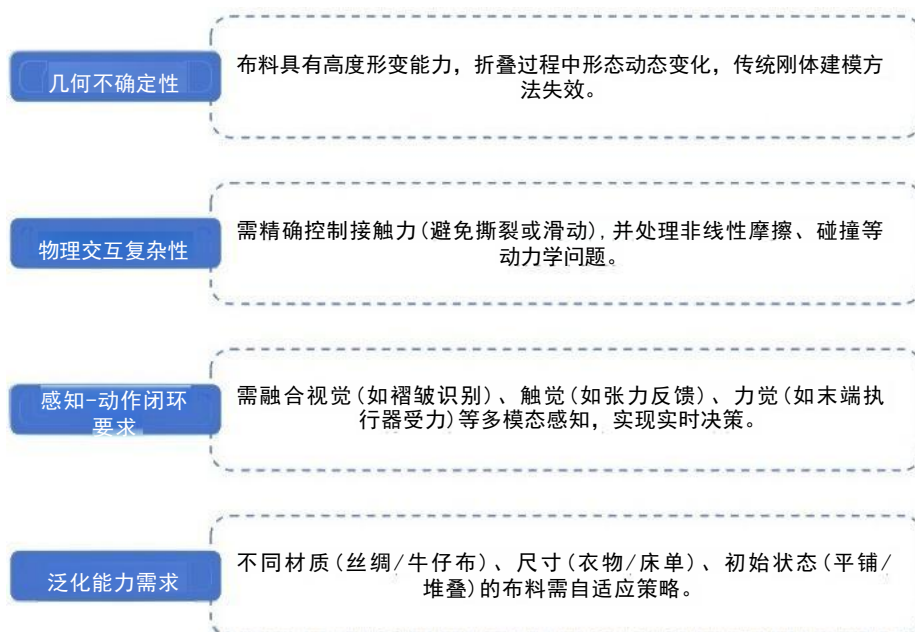
图表34:模板机自动化程度更高,但上下料还是需要人工操作



来源: 杰克股份官网, 国金证券研究所

从具体的机器人功能来看, 主要需要的是实现布料的移动、折叠、平铺等操作, 而布料属于可变形物体, 物理交互复杂对大模型、传感器要求较高, 同时物理特性很难精准建模。

图表35:布料属于接触丰富型柔性物体, 机器人的应用具有一定难度



来源: 《面向线状柔性物体的机器人操作研究进展与展望》, 《Learning Foresightful DenseVisual Affordance for Deformable Object Manipulation》, 国金证券研究所

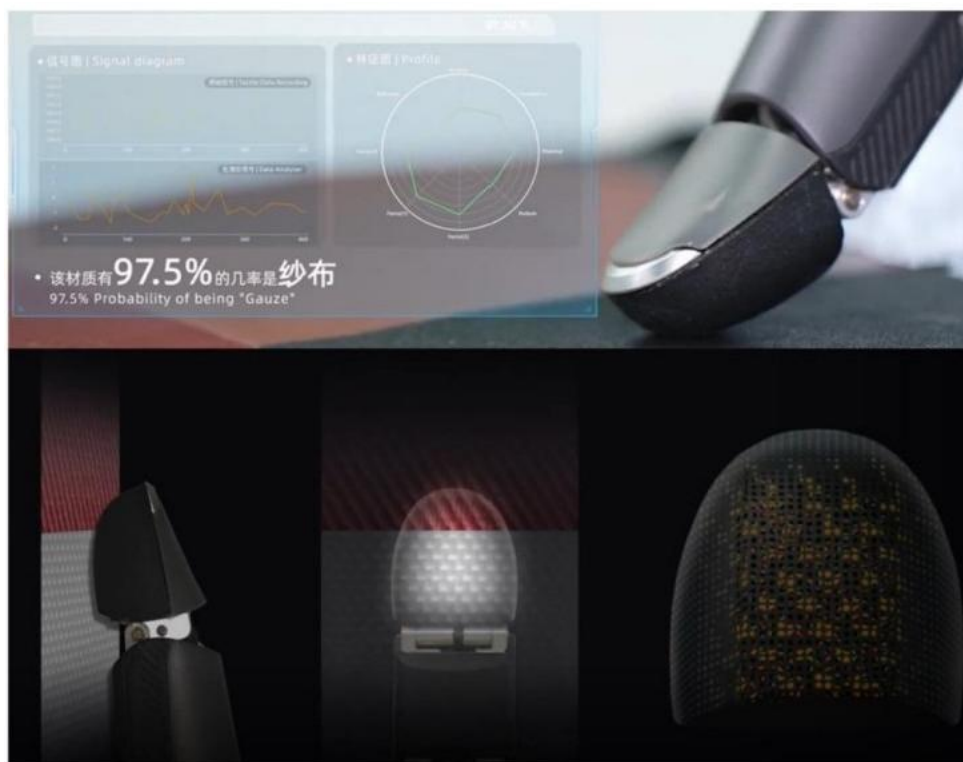
目前整体来看, 针对布料处理在大模型、传感器上均有一定的成熟度, 而且相关的技术正在快速迭代, 产业化落地指日可待:

1) 传感器阵列实现针对布料“触觉”:

帕西尼发布的PX-6AX GEN2触觉传感单元采用多点面阵式传感器触电, 可通过多维触觉感知信息实现布料识别, 在服装行业有较好应用前景。



图表36: 帕西尼灵巧手传感器可实现不同布料材质识别



来源：帕西尼官网，国金证券研究所

2) 可以通过世界模型生成布料折叠长时程任务模拟：

1X 世界模型具备生成布料折叠长时程任务能力，布料作为可变形物体，模拟的难度比刚体复杂得多，其物理特性很难精准建模。

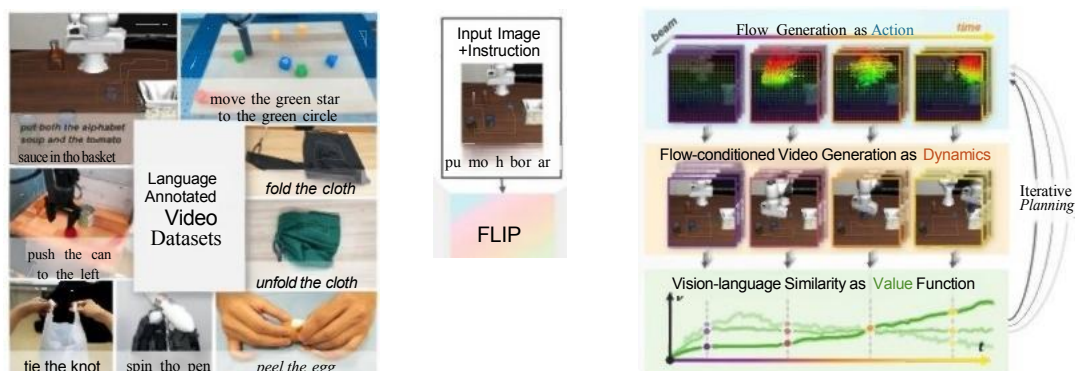
图表37: 1X 展示了世界模型生成布料折叠长时程任务能力



来源：1X 官网，国金证券研究所

NUS 邵林团队提出的FLIP 框架将图像流(像素级动态轨迹)作为通用动作单元. 结合动力学模型预测短期视频结果, 并通过视觉语言价值评估规划质量, 在多样基准测试中, 提升了长时程视频规划合成成功率与质量, 具备潜在应用前景。

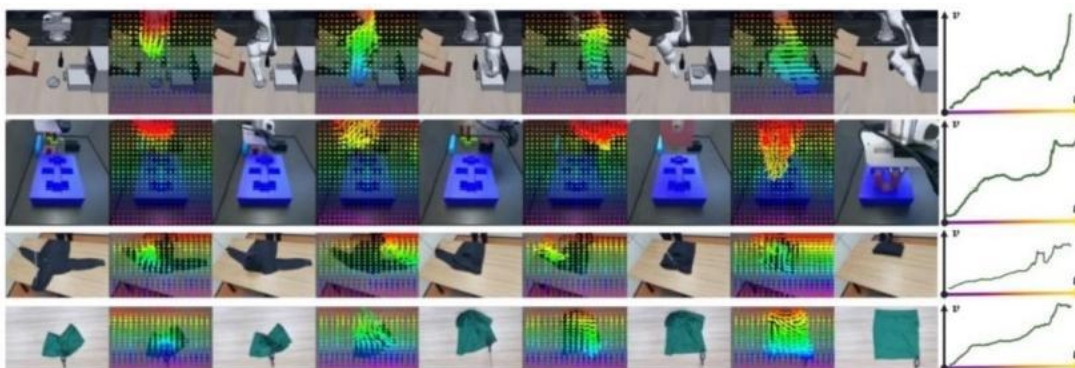
图表38: FLIP框架提升了长时程视频规划合成成功率与质量



来源：《FLIP:FLOW-CENTRIC GENERATIVE PLANNING AS GENERAL-PURPOSE MANIPULATION WORLD MODEL》，国金证券研究所

目前FLIP 可以有效模拟各种复杂的机器人操作任务, 展示了良好的交互性、零样本迁移和可扩展能力, 在包含了布料折叠的多个任务场景中可通过图像流生成长期规划方案, 实现零样本迁移, 结果优于 LVDM、IRASim 等方法。

图表39: FLIP 框架在布料折叠任务中可以生成长期规划方案

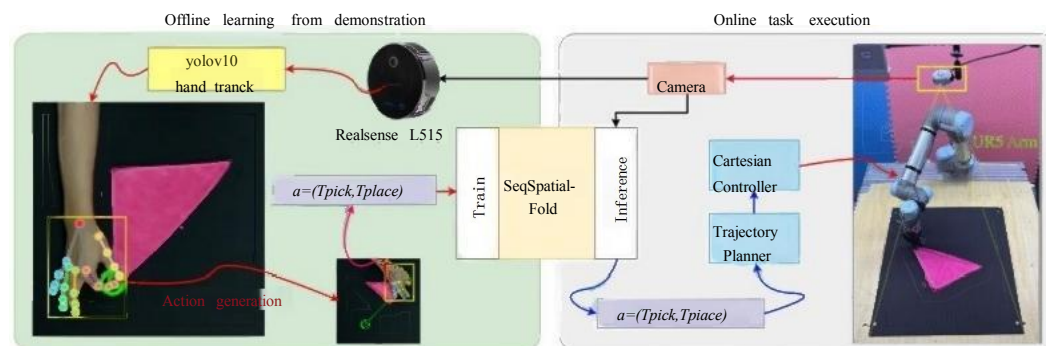


来源：《FLIP:FLOW-CENTRIC GENERATIVE PLANNING AS GENERAL-PURPOSE MANIPULATION WORLD MODEL》，国金证券研究所

3) 已经可通过人类演示数据训练实现未见过的布料折叠操作:

同济大学智能机器人与计算感知实验室提出了SSFold, 一种结合图结构感知与人类演示学习的通用布料折叠方法, 能够实现对布料整体形态的推理与操作决策, 同时引入了基于手部追踪的人类演示数据, 有效提升了模型在现实中的适应性和泛化能力。

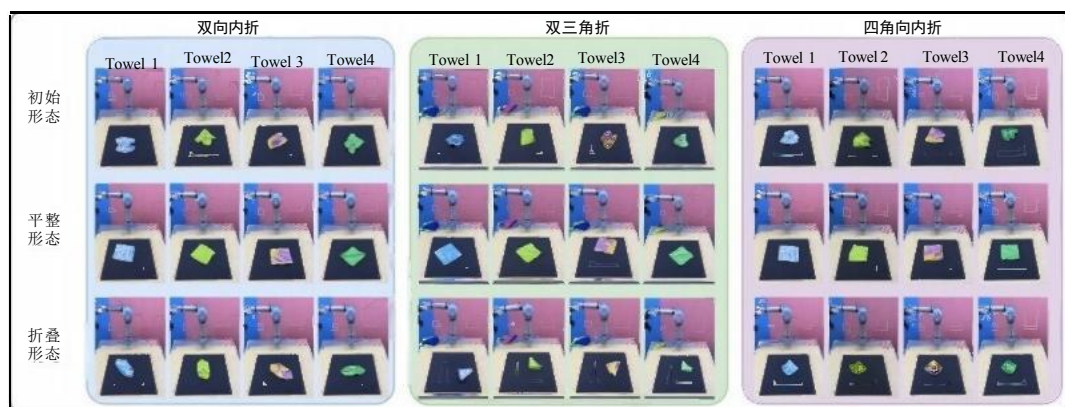
图表40: 基于人类演示数据完成布料折叠训练



来源:《SSFold: Learning to Fold Arbitrary Crumpled Cloth Using Graph Dynamics from Human Demonstration》, 国金证券研究所

该方法已经可以对未见过的布料完成单折、双向内折、三角折等操作。

图表41: 该方法已经可以对未见过的布料完成单折、双向内折、三角折等操作



来源:《SSFold: Learning to Fold Arbitrary Crumpled Cloth Using Graph Dynamics from Human Demonstration》, 国金证券研究所

目前缝制机械领军企业杰克股份已经开始布局缝制机器人,“自主缝制作业机器人系统研制与应用验证”项目由杰克科技牵头,联合浙江大学、东南大学、华南理工大学、安徽工程大学、江南大学5所高校,以及珞石(山东)智能科技有限公司、北京软体机器人科技股份有限公司等企业共同参与,计划用3年时间破解缝制产业智能化转型瓶颈。



图表42: 杰克股份牵头缝制机械项目研发与验证



来源：椒江发布微信公众号，国金证券研究所

杰克股份作为缝制机械企业切入服装机器人领域，在数据、场景上有先发优势，在产品完成实验室的零到一训练后有望快速推向终端客户实现更多设备部署，此次项目多个高校加持，有望进一步加速服装机器人产业化落地节奏。

图表43: 在多个高校加持下有望进一步加速服装机器人产业化落地节奏

课题名称	子课题名称	课题牵头单位
多品种柔性织物形态实时检测	1. 多品种柔性织物材质参数检测与数据库构建	华南理工大学
	2. 多品种层叠性织物3D测量与空间位姿估计	
	3. 柔性织物褶皱形态的视觉表征与处理	
	4. 高速动态环境下柔性织物状态与异常检测	
多品种柔性织物裁片逐层抓取与精准上下料	1. 裁片精准抓取与分层	江南大学
	2. 裁片自适应抓取	
	3. 裁片对齐与堆叠上下料	
面向柔性面料与复杂工艺的多维空间机器人实时协同缝制	1. 柔性面料协同缝纫过程建模与工艺参数优化生成	东南大学
	2. 融合工艺规则的多机器人·缝制机械自主协同与轨迹规划方法	
	3. 多机缝纫机器人高精度协同柔顺控制技术研究	
面向工艺自主优化的缝制质量动态检测与智能评价	1. 面向缝制质量检测与评价的缝制知识图谱构建	浙江大学
	2. 数字孪生驱动的数据集成交互与质量检测	
	3. 多域知识融合的缝制工艺优化与质量评价	
多自主缝制关键技术与装备系统集成及应用示范	1. 多源缝制管控平台系统	杰克科技股份有限公司
	2. 智能缝纫系统	
	3. 复杂多维场景缝制应用与验证	

来源：浙江在线，国金证券研究所

2.3 康养：机器人最终进入家庭最优的过渡场景

我们认为人形机器人应用的“终极场景”之一是直接面向家用场景，成为类似汽车的耐用消费品，发挥陪伴、管家、保洁等多重功能。



图表44: 1X 机器人推出的 NEO 目标就是打造直接面向终端消费者的家用机器人



来源：1X 官网，国金证券研究所

在走向“终极场景”目标的过程中，我们认为康养机器人是非常好的过渡场景，这些领域往往面临“招工难”的痛点，硬件上看机器人下肢也可以先采用轮式方案进行过渡，主要开发上肢的操控以及人机交互功能，更容易实现产业化落地。

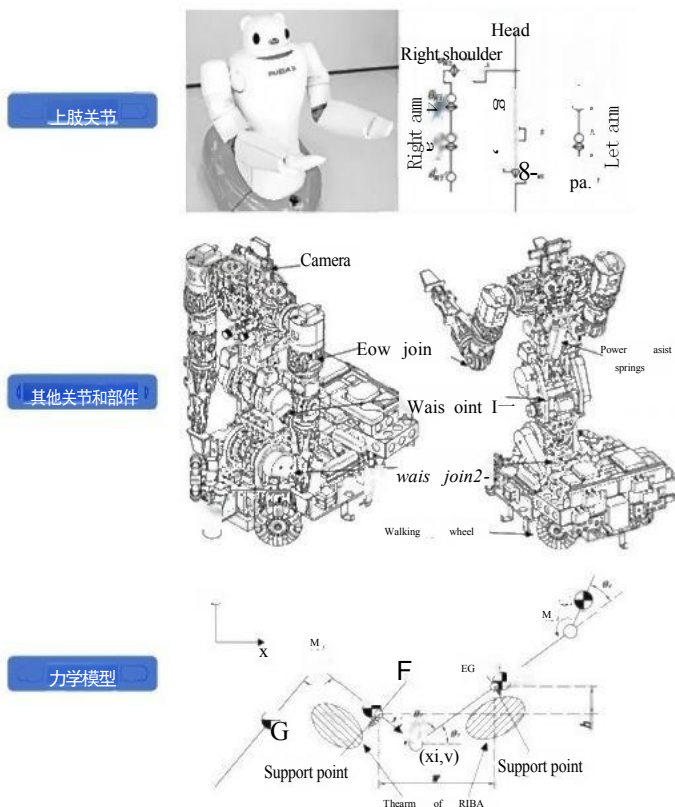
图表45: 康养场景预计先用轮式机器人进行过渡后续迭代为双足机器人



来源：IT之家，国金证券研究所

早在2009年，日本就有企业推出了可以抱起瘫痪病人的RIBA-11 型机器人，上肢采用了14 自由度的双臂结构，建立了基于姿势、力、速度、加速度、舒适度和患者体征的安全评估数学模型，通过传感器确保安全接触。

图表46: RIBA-11 型康养机器人结构



来源:《Research Progress and Prospect on Nursing Robot》, 国金证券研究所

Diligent 推出的 Moxi 机器人充分展示了垂直机器人在具体场景应用的巨大潜力, Moxi 在医院场景中为药房工作人员节省了超过15万次行程, 通过无缝、安全地运输药品提升了运营效率减轻员工负担。

图表47: Moxi 仅完成运输工作就显著减轻了医院员工负担

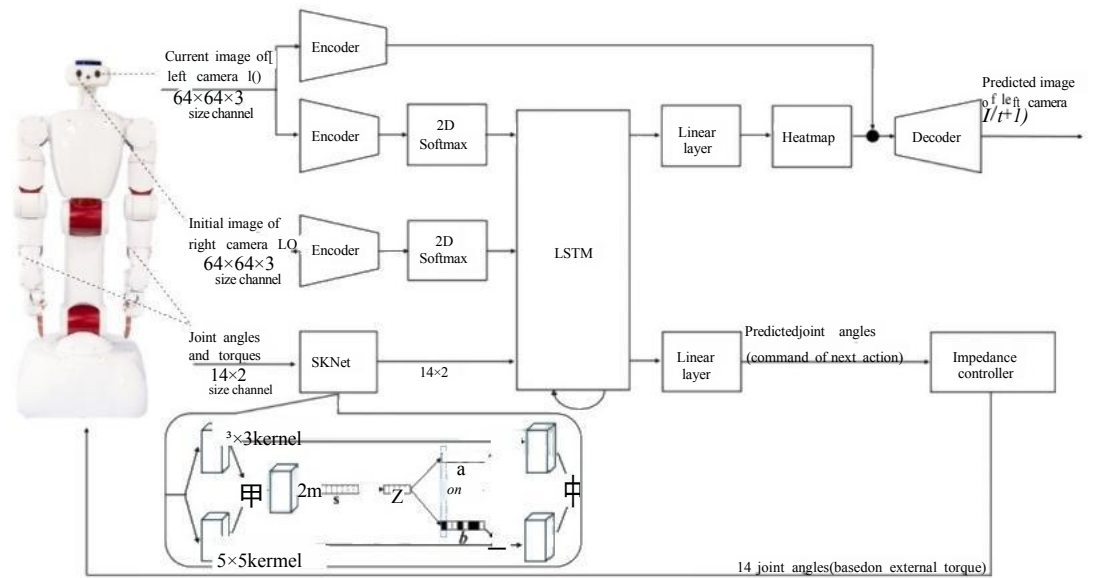


来源: Diligent 官网, 国金证券研究所

可以看到较早开发的护理机器人产品已经针对物品传递、病患移动等场景动作有了一定成熟度, 随着后续相关的研究工作持续推进, 机器人应用的成熟度进一步提升。例如早稻田大学团队在2024年提出了一种基于深度学习的架构, 用于能动态调整关节刚度的类人机器人。主要基于深度神经网络架构, 运用视觉和躯体感觉注意力机制, 生成涉及不同交互力序列策略的双臂移位动作, 基于阻抗控制的直接示教, 使机器人在对非目标区域

施加适度作用力，同时避免过度施压。

图表48:以 Torobo 机器人为测试平台的深度学习架构



来源：《Dual-arm Motion Generation for Repositioning Care based on Deep Predictive Learning with Somatosensory Attention Mechanism》，国金证券研究所

目前越来越多的机器人厂商开始布局康养机器人赛道：

1) 傅利叶子品牌傅利叶康复专注康复机器人的研发和产业化，涵盖了上、下肢康复机器人、运动与平衡训练系统等多款产品，通过不同类型的机器人协同工作提供全方位的康复方案，覆盖从运动功能康复到认知功能训练的多方面需求。

图表49:傅利叶三维上肢康复机器人



动态重力补偿



结合实物训练



双上肢协同训练



肌力训练

不同等级的阻力训练实现肌力强化



上肢ROM 训练

肩胛骨、肩关节、肘关节 ROM 训练



ADL 训练

日常生活动作训练



认知训练

感知觉、注意力、记忆力等训练



运动控制能力训练

精准靶向性训练



双上肢协同训练

双上肢对称/非对称协同运动

来源：傅利叶教育官网，国金证券研究所

2) 25年5月21日以“智能科技 · 重塑康养未来”为主题的具身智能康养机器人协同发展大会在上海徐汇召开，华为、优必选、创耀科技、麦迪科技等科研机构和企业负责人出席了会议，具身智能康养协同发展机制正式启动，有望加速康养机器人技术研发、应用推广与生态共建。



图表50: 华为、优必选、创耀科技、麦迪科技等参与具身智能康养协同发展机制



来源：上海徐汇微信公众号，国金证券研究所

3) 亿嘉和面向康养、家居场景推出RK100 型机器人，具备了更强的与人交互能力。通过力感知与力反馈交互技术，其能精准感知老人握手力度，实时自适应调整搀扶动作；依托仿生触感皮肤，可分辨衣物材质，自动匹配定制化清洁方案；借助多模态情感识别技术，能捕捉用户情绪变化。

图表51: 亿嘉和 RK100 型机器人主要面向康养、家居等场景

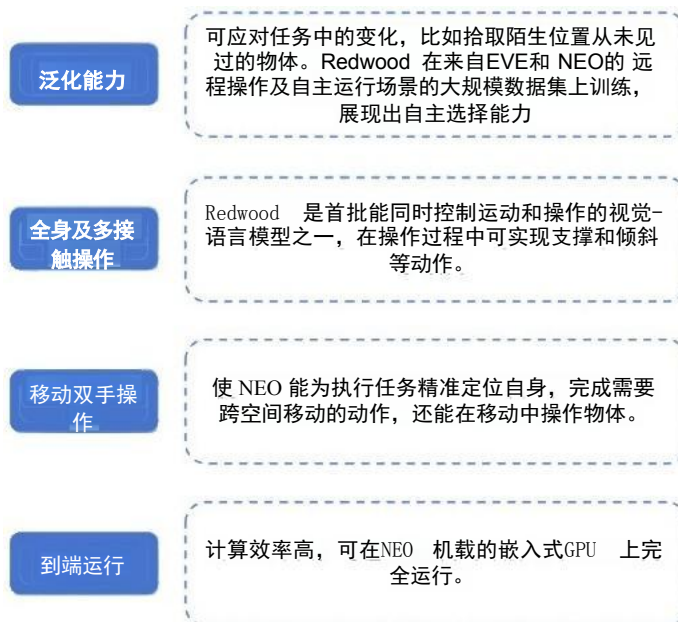


来源：亿嘉和机器人微信公众号，国金证券研究所

已经发布的产品性能也在快速迭代，1X 机器人最新发布了Redwood 更新，Redwood 是能够执行端到端移动操作任务的VLA模型，能够完成为用户取物品、开门以及在家中环境导航。



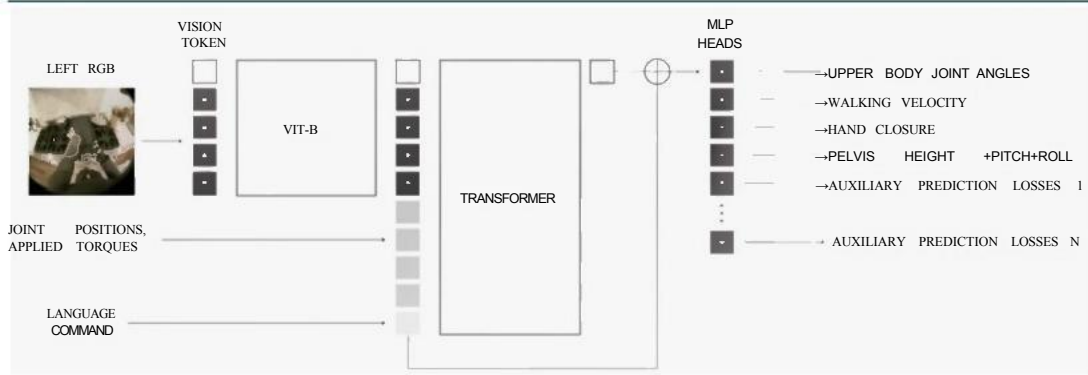
图表52: 1X 发布Redwood 模型升级



来源：1X 官网，国金证券研究所

为了能够驱动 EVE 和 NEO 平台（1X 推出的两款机器人），Redwood 融合了预训练语言的嵌入、预训练视觉 transformer 的视觉 tokens、关节位置和力的本体感知嵌入。这些信息会经过多个transformer 模块，提取出一个潜在表示向量，借助扩散策略，将该表示解码为 EVE 或 NEO 的动作。

图表53: Redwood 跨平台架构



来源：1X 官网，国金证券研究所

Redwood 为1.6亿参数规模，但能够泛化到训练数据中未出现过的物体处理，强化了家庭场景的应用。全身控制与多接触操作能力也让机器人能完成更接近实际家庭场景中的操作任务，将移动和操作结合起来，同时 Redwood 可同时规划导航和操作行为，让机器人具备更强的实际完成家务的能力。



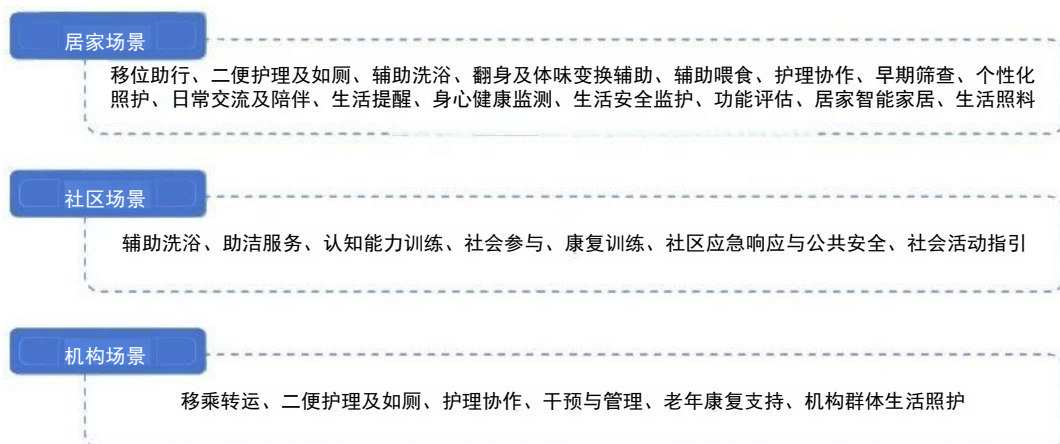
图表54: Redwood 升级强化了在家庭类场景中的实际任务完成能力



来源: 1X 官网, 国金证券研究所

2025年6月9日工信部、民政部发布《两部门关于开展智能养老服务机器人结对攻关与场景应用试点工作的通知》, 其中提到“在家庭、社区和养老机构等场景中试点应用, 在应用验证过程中完成产品迭代升级, 应用验证周期不少于6个月。居家养老服务机器人产品需完成不少于200 户家庭应用验证, 部署不少于200台套; 社区和机构类养老服务机器人产品需完成不少于20个社区或20 家养老机构应用验证, 部署不少于20台套。”后续政策支持力度有望持续加大, 加速康养机器人产业化落地节奏。

图表55: 两部门发文展示了较多智能养老服务机器人结对攻关与场景应用试点项目

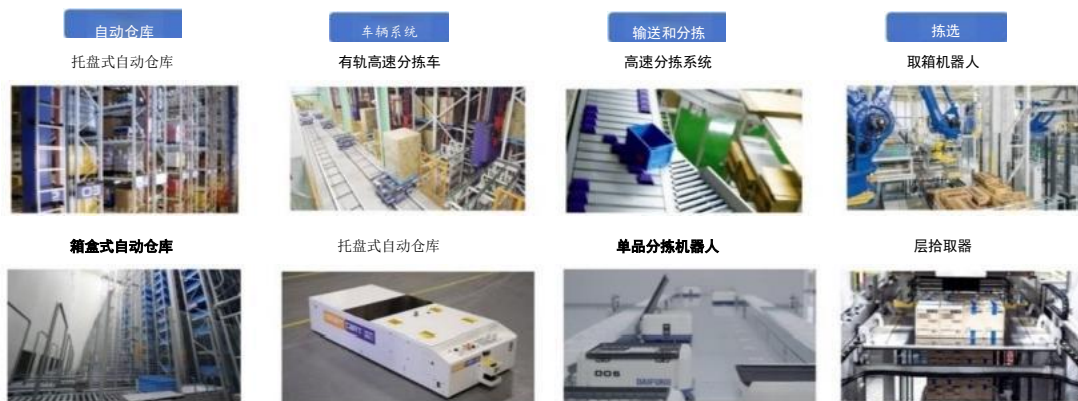


来源: 工信部, 国金证券研究所

2.4物流: 国内外企业积极探索应用, 解决拆零拣选等环节工作量大痛点

物流行业经过多年自动化升级, 整体已经有了较高的自动化程度, 尤其是仓储、传送、分拣等环节。

图表56:物流行业整体已经有了较高的自动化程度



来源：大福官网，国金证券研究所

在此基础上，物流装备公司产品持续迭代，推出了壁虎料箱机器人系统、自动播种机等进一步提高自动化程度的产品。

图表57:兰剑智能壁虎料箱机器人系统优化货到人拣选

图表58:德马科技智能播种机器人缩减二次分拣人工作业



来源：《我国机器人产业最新变化发展纵览》，国金证券研究所

来源：德马科技官网，国金证券研究所

但在物流作业场景中，仍有大量环节需要人工参与，尤其是拆零拣选环节，在物流中心是作业成本最高、人力耗费最大、时间占用最多的工作，工作量约占整个仓储作业的40%以上。

图表59:拣选尤其是拆零拣选是人力耗费最大的环节



来源：大福官网，国金证券研究所



目前通过将人到货优化为货到人降低了拣选环节的人工作业量，拣选人员不需要再在拣选区域走动而是直接在自动拣选系统拉出的货箱中进行拣选，但依旧依赖人工完成最终的拣选工作。尤其是在电商、定制化需求的推动下，拣选环节的自动化作业受到SKU数量、产品包装等因素的影响，在大模型技术快速发展的情况下，未来通过机器人实现完全的自动化拣选大势所趋。

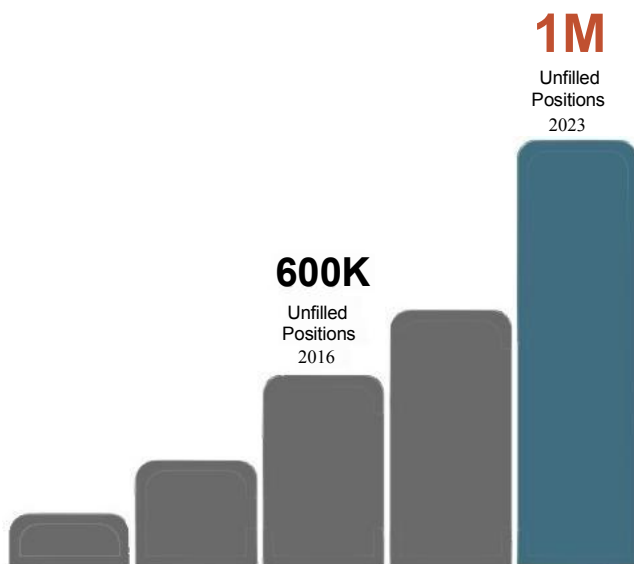
图表60:货到人拣选降低了拣选人员走动的工作量



来源：INTHER 官网，国金证券研究所

根据Agility Robotics 数据，美国仓储、物流和制造行业有超过100万个材料搬运岗位空缺，机器人可以有效填充这些空缺。

图表61:美国仓储、物流和制造行业有大量材料搬运岗位空缺



来源：Agility Robotics 官网，国金证券研究所

从数据角度看，目前有越来越多的物流装备公司开始布局机器人领域，可以开放自己的产品作为机器人真机数据获取的训练场景，同时也有望加速机器人产品向电商、物流企业进行应用获得更多训练数据。



图表62:德马科技与鹿鸣机器人合作推动在智能工厂和物流场景测试和应用机器人



来源：鹿鸣机器人微信公众号，国金证券研究所

全球物流巨头GXO 也在积极探索机器人应用，目前与Digit、Reflex、Apollo 均达成了合作。

图表63:全球物流巨头 GXO 积极探索机器人应用



Digit针对GXO 的需求进行了优化，并于仓库中的其他自动化技术进行了集成



GXO 与Reflex合作开发了一款原型机，该原型机能够长距离快速移动，且灵活性极佳，可执行多种任务。

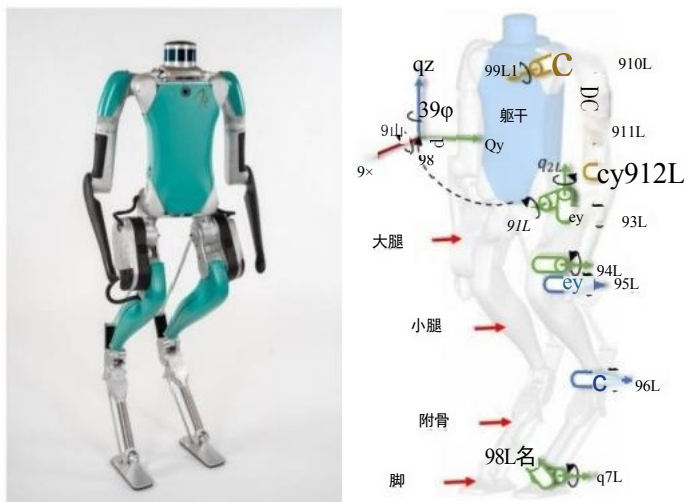


Appttronik公司的类人机器人Apollo是一款多用途机器人，灵活性高，非常适合与仓库团队成员协同工作

来源：GXO 官网，国金证券研究所

从产品角度看，目前已经有较多机器人厂商推出了针对物流行业应用的机器人产品，例如Agility Robotics 推出的Digit 机器人产品已经经过了多次迭代产品不断升级。

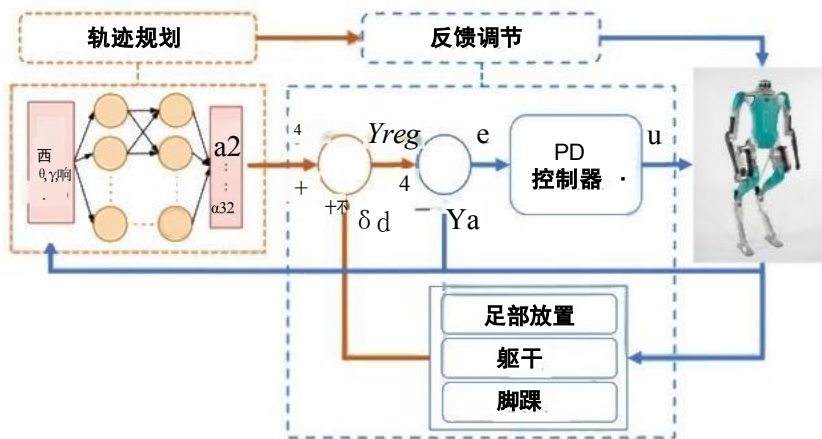
图表64:Digit 机器人的运动学结构



来源：《Robust Feedback Motion Policy Design Using Reinforcement Learning on a 3D Digit Bipedal Robot》，国金证券研究所

Digit 采用了难度更高的双足方案，2021 年发布的《Robust Feedback Motion Policy Design Using Reinforcement Learning on a 3D Digit Bipedal Robot》基于 Digit 机器人应用使用强化学习方案，在模型未知的情况下实现了机器人在不同地面情况的稳定行走。

图表65:基于Digit机器人行走的强化学习框架结构



来源:《Robust Feedback Motion Policy Design Using Reinforcement Learning on a 3D Digit Bipedal Robot》,国金证券研究所

Digit目前主要针对物流、制造业搬运场景，2024年6月在 GX0 工厂投入商业化运营。Agility Robotics 自2020年就开始实现了量产，目前正计划将生产规模扩大到10000台/年。



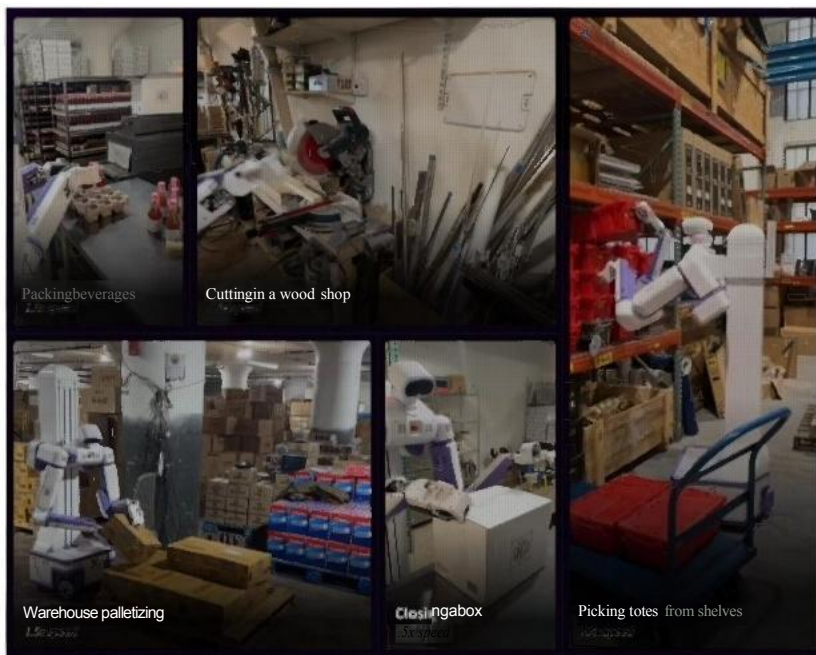
图表66: Digit 机器人已经实现了商业化应用，目标产能10000台/年



来源: Agility Robotics官网, 国金证券研究所

也有例如 Reflex Robotics 推出的轮式机器人解决方案，能够完成例如分拣、搬运、打包等物流行业常见工作内容。

图表67: Reflex 轮式机器人可完成分拣、搬运、打包等物流行业常见工作内容



来源: Reflex Robotics 官网, 国金证券研究所

Figure 从开始在物流行业部署 Helix 以来，模型的性能有了明显提升，距离实际应用更进一步。



图表68: Figure 在物流行业部署机器人后模型性能持续提升



来源：Figure 官网，国金证券研究所

性能的提升主要来自于系统1(双模型中更小的模型)视觉-运动策略的针对性优化，Figure 引入了用于记忆和感知的新模块，让控制策略更具情境感知能力且更稳健。这些增强功能使 Helix 能够随着时间的推移更好地感知周围环境状态，知晓自身的操作情况，对初始部署时建立的视觉与控制基础起到补充作用。

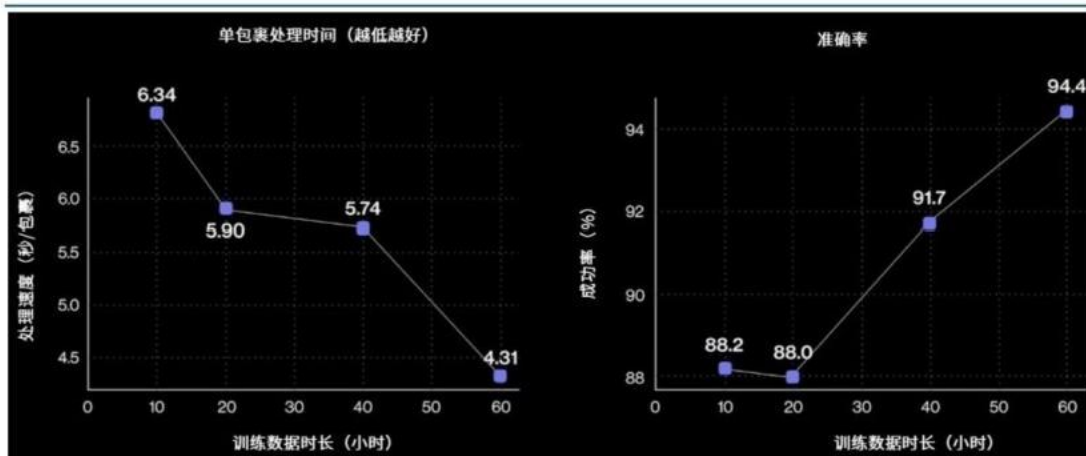
图表69: Helix 性能提升主要来自于系统1的优化



来源：Figure 官网，国金证券研究所

其中一方面性能的提升来自于训练数据量的增加。

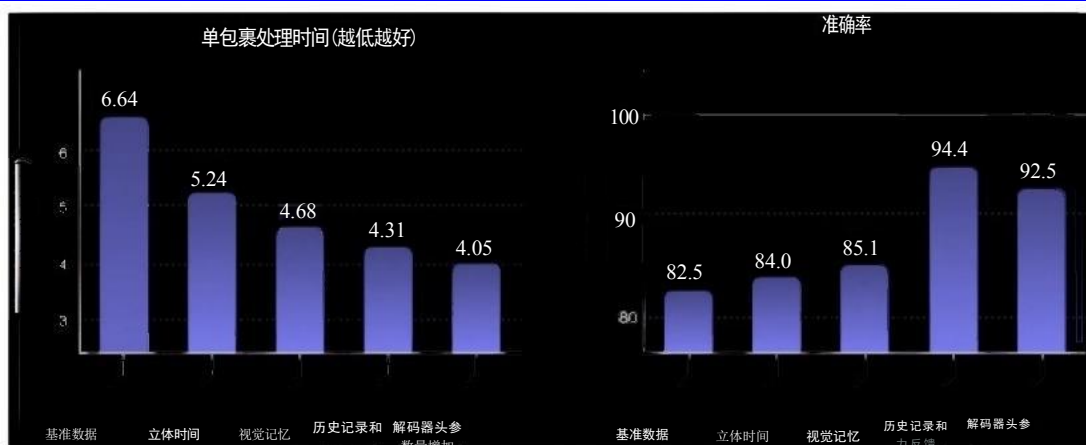
图表70:训练数据量的增加显著提升了物流行业处理性能



来源: Figure 官网, 国金证券研究所

另一方面来自于添加立体视觉、引入视觉记忆等架构特征来提升模型性能。

图表71:新架构特征的添加也提升了模型性能



来源: Figure官网, 国金证券研究所

3. 投资建议

看好垂直领域具身智能机器人应用机会, 尤其是服装、康养、物流等行业, 建议关注:

“小脑”+工业机器人配套: 华中数控、拓斯达、埃夫特、埃斯顿

服装行业: 杰克股份

康养行业: 优必选、欧圣电气、奥比中光、亿嘉和、麦迪科技

物流行业: 德马科技、兰剑智能、杭叉集团、今天国际、中科微至、永创智能、科捷智能

图表72:建议关注公司

类型	代码	公司	市值 (亿元)	归母净利润(亿元)					PE				
				2023A	2024A	2025E	2026E	2027E	2023A	2024A	2025E	2026E	2027E
“小脑”+ 工业机器人	300161.SZ	华中数控	51	0.27	-0.55	0.87	1.54	2.37	190	59	33	22	
	300607.SZ	拓斯达	164	0.88	-2.45	0.67	1.03	1.15	187	246	159	143	
	688165.SH	埃夫特	134	-0.47	-1.57	0.06	0.19			2336	692		
	002747.SZ	埃斯顿	169	1.35	-8.10	0.80	1.97	2.93	125	210	86	58	
服装行业	603337.SH	杰克股份	183	5.38	8.12	9.64	11.39	13.43	34	23	19	16	14
康养行业	301187.SZ	欧圣电气	66	1.75	2.53	3.25	4.14	5.16	38	26	20	16	13



物流行业	688322.SH	奥比中光	201	-2.76	-0.63	0.70	1.90	3.35			286	106	60
	603666.SH	亿嘉和	75	-0.10	-2.18	0.70	1.90	3.35			107	40	22
	603990.SH	麦迪科技	49	-2.69	-2.79	0.79	1.07	1.30			62	46	38
	688360.SH	德马科技	44	0.88	0.93	1.51	1.90	2.15	51	48	29	23	21
	688557.SH	兰剑智能	29	1.10	1.12	1.68	2.10	2.89	26	26	17	14	10
	603298.SH	杭叉集团	265	17.20	20.22	22.41	25.09	28.27	15	13	12	11	9
	300532.SZ	今天国际	53	3.88	2.76	2.93	3.66	4.23	14	19	18	14	12
	688211.SH	中科微至	41	0.21	-0.85						196		
	603901.SH	永创智能	49	0.71	0.16	1.89	2.49	2.86	69	317	26	20	17
	688455.SH	科捷智能	26	-0.78	-0.59								

来源：Ifind，国金证券研究所；注：除杰克股份、奥比中光外2025年6月15日一致预期

4. 风险提示

机器人大模型技术发展不及预期：目前机器人产业高速发展背后的核心推动力是AI 技术的进步，若机器人大模型技术发展不及预期，会导致产业化落地节奏延后，影响相关公司未来成长表现。

政策支持不及预期：我们认为要实现部分垂直领域零到一突破离不开政策支持，若政策支持力度不及预期，会对产业化落地节奏造成一定影响。

**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