

计算机行业研究

买入(维持评级)

行业深度研究

证券研究报告

计算机组

分析师：孟灿（执业 S1130522050001）

mengcan@gjzq.com.cn

联系人：孙恺祈

sunkaiqi@gjzq.com.cn

具身智能前瞻系列深度一：从线虫转向复盘至行动导航，旗帜鲜明看好物理 AI 行业观点

- **从生物智能五阶段映射具身智能，模拟、规划能力是当前缺失环节。**具身智能发展至今，从物理形态到大脑机理，机器人无一不在以“仿生”的脉络发展演绎。我们认为，虽然目前人形机器人的产业发展阶段尚处早期，但市场往往会高估原子层面的变化，而低估比特层面的变化——具身智能模型侧的发展日新月异，因而我们试图在本篇报告中详细梳理生物智能五阶段的变化，并逐阶段地映射产业界的产品形态与模型算法。生物体亿万斯年的演化历程，蕴含着解读目前具身智能发展阶段的钥匙，我们认为，当前具身智能真正缺乏的是第三阶段的生物智能——模拟学习的能力，而物理 AI 正是构建模拟学习的核心。
- **复盘智能驾驶模型算法演绎历史，世界模型≈空间智能+物理 AI。**正如“线虫学会转向”是生物智能的起点，“行动导航”也是“具身智能”的起点，因而理解智能驾驶算法模型的演绎，对于理解机器人具身智能模型的发展阶段及卡点，具有奠基性意义。同时由于具身智能产业尚处初期，业内众多明星创业公司的核心创始团队均有过长期智能驾驶行业的从业经验，因而核心人才的迁移也必然伴随核心算法、思想的迁移。通过梳理复盘以特斯拉 FSD 为代表的智驾算法模型的演绎历史，我们可以得出几个结论：1) BEV 架构实现了 2D 图像到 3D 空间的扩展，使得模型具备了初级空间智能的能力（这一点在理想、华为等车企身上更多是通过激光雷达实现的）；2) 传统端到端算法的实质是一个无模型的强化学习，是快思考的系统 1；3) 现阶段智驾中频繁出现的 VLM、VLA 实质是一个基于模型的强化学习，是慢思考的系统 2；4) 是否应用基于模型的强化学习，对于智能驾驶而言也许仅仅是一个“好用”与“可用”之间的区别，而对于一台通用人形机器人而言，则会直接导致“可用”与“不可用”的区别，而建立系统 2 的关键正在于模拟与规划的能力，也即物理 AI 的仿真能力。2025 年 CES 上，英伟达发布 Cosmos 世界模型平台，我们认为，世界模型≈空间智能+物理 AI，也就是需要让模型具备理解、生成 3D 几何关系、距离等空间信息的能力，同时需要让模型在 3D 空间中符合真实世界物理规律地与其他物体之间发生交互。
- **空间智能：让模型理解 3D 空间中不同物体之间的几何比例关系与位置距离信息。**由于互联网中并不直接存在海量的 3D 数据，因而现阶段的 LLM 与 VLM 仍然局限于对于文字、图像&视频等信息的生成与理解，而如果希望实现对于 3D 空间数据的 Scale up，目前而言有真实数据采集与仿真合成数据两条路线。通过真实数据采集获取的 3D 空间数据虽然质量更高，但数据成本其实是房租+人力，规模效应不强，较难降本且极为耗时。而通过 Real2Sim2Real 方式获得的仿真合成数据的成本，则是 GPU 的仿真计算与渲染成本，降本路径服从摩尔定律，且原始数据一般取材于真实物理空间，数据质量并不低，是一条更有性价比且可以极大缩短数据采集时间的路径。
- **物理 AI：解决机器人与物理世界交互的最后一环。**对于具身智能机器人而言，最后一个核心环节是嵌入模型的机器人需要与外部世界的物体发生真实的物理交互。这件事对于扫地机、割草机、智能驾驶汽车而言都不必须，原因是广义的行动导航（或者智能驾驶）天然反物理交互的，智能汽车唯一与外界的高频物理交互是轮胎与地面的摩擦，除此之外可能发生的物理交互都是智驾模型竭力避免出现的（如追尾、撞人、剐蹭等），而机器人无论是家用服务场景还是工厂内的劳动力替代场景，都需要高频与外部环境进行交互，包括抓取水杯、搬运箱子等。而一旦涉及到物理交互，就会存在力反馈信息，需要服从合格的物理定律，否则将会产生严重的人身伤害及财产损失。物理 AI 正是在这样的背景之下诞生，要去回应当前机器人产业“缺数据”的难题。

投资建议

- **重视 3D 数据资产+物理仿真引擎双主线，看好中国物理 AI 稀缺资产。**

风险提示

- 通用机器人 Day1L4 路线缺乏商业化基础的风险；仿真合成数据质量不及预期的风险；模型及软件解决方案三方公司长期产业链话语权较低的风险。

内容目录

1. 从生物智能五阶段映射具身智能，模拟、规划能力是当前缺失环节	4
1.1 阶段一（关联性学习）：线虫学会“转向”，“行动导航”是扫地机器人落地前提	4
1.2 阶段二（强化学习）：鱼类学会“试错”，时序感知+空间感知→基于预期的强化学习	6
1.3 阶段三（模拟学习）：大鼠学会“规划”，预测反射激活→预测奖励→预测未然世界	8
1.4 阶段四（模仿学习）：猿猴学会“模仿”，主动教学和逆向强化学习为两种主流算法策略	9
1.5 阶段五（语义处理）：人类掌握了“语言”，通过共同想象凝聚共识、形成大规模合作	10
2. 复盘智能驾驶模型算法演绎历史，世界模型≈空间智能+物理 AI	10
2.1 智能驾驶 VS 具身智能：众多人形机器人核心创始团队均有过长期智能驾驶从业经验	11
2.2 从特斯拉 FSD 说起：从感知-规划-控制模块化到端到端，VLM/A 是基于模型的强化学习	12
2.3 谈及世界模型、物理 AI：世界模型≈空间智能+物理 AI，仿真合成数据提供训练语料	16
3. 重视 3D 数据资产+物理仿真引擎双主线，看好中国物理 AI 稀缺资产索辰科技	18
3.1 群核科技：室内场景下的空间智能领军，基于海量室内 3D 设计数据发布 Spatial Verse	18
3.2 索辰科技：高度稀缺的中国物理 AI 资产，机器人仿真工具发布在即	21
4. 风险提示	24

图表目录

图表 1：早期两侧对称生物的效价神经元环路示意图	5
图表 2：根据生物体内部状态调节效价的“情感”	5
图表 3：从“线虫学会了转向”映射“早期扫地机器人掌握行动导航”能力	6
图表 4：基于预期奖励的时序差分强化学习有助于缩短试错时间、建立更长的预测时间窗口	7
图表 5：时序感知：基于实际奖励的强化学习对基于预期奖励的强化学习的纠错机制	7
图表 6：空间感知：CNN 卷积神经网络算法以仿生形式识别三维物体	7
图表 7：基于模型的强化学习≈系统 2（慢思考）	8
图表 8：AlphaZero 通过模拟棋局提高胜率	9
图表 9：小鼠会在“不确定性”情况下触发模拟机制	9
图表 10：生物智能五阶段学习方式的发展脉络	10
图表 11：人类通过语言建立共同想象从而形成大规模协作	10
图表 12：众多人形机器人初创企业/部门核心创始团队均有过长期智能驾驶从业经验	11
图表 13：从外购软硬件到自研 FSD 芯片，特斯拉智驾算法迭代飞速	12
图表 14：基于模块化架构的规则算法驱动的智能驾驶	13
图表 15：BEV 融合多个 2D 图像到一个 3D 空间	14
图表 16：BEV 可以消除重叠和遮挡，输出更准确的感知预测“并行”结果	14
图表 17：OCC 以空间占用作为第一测量目标	14

图表 18: OCC 通过对比像素位移生成 4D 图像.....	14
图表 19: MindVLA: 针对智能驾驶的物理 AI 框架.....	15
图表 20: 双系统架构确保大部分场景下的高效率和少数场景下的高上限.....	15
图表 21: 华为乾崮 ADS4 的 WEWA 技术架构实质也是快/慢系统.....	15
图表 22: 小鹏 VLA 实质也是系统 2 慢思考的大脑.....	16
图表 23: 现阶段大部分车企的 VLA 实质是生成预测行车轨迹的 VLT 模型.....	16
图表 24: 目前英伟达 Cosmos 更加侧重视觉世界模型.....	17
图表 25: Isaac Sim 为 Cosmos 符合物理规律保驾护航.....	17
图表 26: 空间智能举例: 光轮智能可交互物理资产.....	17
图表 27: 空间智能举例: 光轮智能对于厨房场景的泛化.....	18
图表 28: 英伟达 Isaac Sim 物理 AI 平台.....	18
图表 29: 索辰科技物理 AI 平台.....	18
图表 30: 群核科技 Spatial Verse 空间智能平台基于海量室内 3D 设计数据, 提供高保真仿真合成数据.....	19
图表 31: 2024 年前三季度群核实现营收 5.5 亿元.....	20
图表 32: 2024 年前三季度群核经调整亏损率收窄至 17%.....	20
图表 33: 群核业务主体由订阅收入贡献.....	20
图表 34: 群核综合毛利率持续提升至 80%以上.....	20
图表 35: 群核销售费率持续优化, 管理费率在 30%上下波动.....	20
图表 36: 群核研发费率持续回落, 规模效应显著.....	20
图表 37: 索辰开物平台: 物理 AI 驱动的工业装备全场景应用平台.....	21
图表 38: 索辰科技 2020-2024 年营收 CAGR 达 23.7%.....	22
图表 39: 索辰科技 2020-2024 年净利率水平维持 10+%.....	22
图表 40: 索辰科技工程仿真软件毛利率维持 95+%.....	22
图表 41: 索辰科技 24 年工程仿真软件收入占比达 60%.....	22
图表 42: 索辰科技 24 年销售费率明显提升, 管理控费较好.....	23
图表 43: 索辰科技 2020-2024 年研发投入强度较高.....	23
图表 44: 索辰 24 年博士员工占比 18.6%, 位居全 A 首位.....	23
图表 45: 索辰科技人均创收超 100 万元.....	23
图表 46: 索辰科技近年来外延布局众多公司, 围绕民用行业展业+物理 AI 布局.....	23

1. 从生物智能五阶段映射具身智能，模拟、规划能力是当前缺失环节

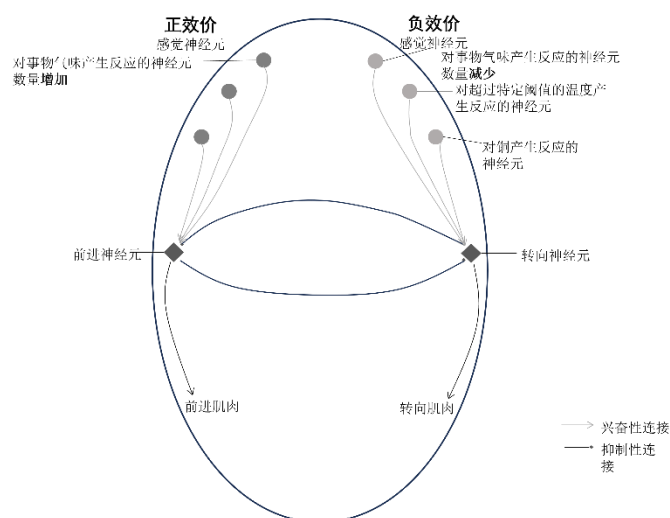
具身智能发展至今，从物理形态到大脑机理，机器人无一不在以“仿生”的脉络发展演绎。我们认为，虽然目前人形机器人的产业发展阶段尚处早期，但历史告诉我们市场往往会高估原子层面的变化而低估比特层面的变化——具身智能模型侧的发展日新月异，因而我们试图在本篇报告中详细梳理生物智能五阶段的变化（主要参考 Max Bennett 在 2024 年付梓的新书《A Brief History of Intelligence》），并逐阶段地映射产业界的产品形态与模型算法。生物体亿万斯年的演化历程蕴含着解读目前具身智能发展阶段的钥匙，我们认为，当前具身智能真正缺乏的是第三阶段的生物智能——模拟学习的能力，而物理 AI 正是构建模拟学习的核心。

1.1 阶段一（关联性学习）：线虫学会“转向”，“行动导航”是扫地机器人落地前提

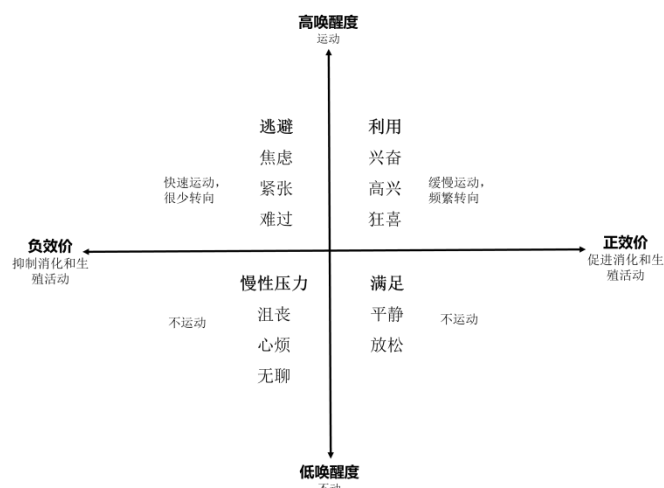
生物智能的诞生最早起源于早期的两侧对称生物学会了“行动导航”，其中最具有代表性的案例是“线虫学会了转向”。实现早期的“行动导航”或者“转向”至少需要四样东西 1) 便于转弯的“两侧对称结构”；2) 用于检测和将刺激归类为好或者坏的“效价”神经元；3) 用于将输入整合为单个转向决策的“大脑”；4) 根据内部状态调节效价的“情感”。

- 两侧对称结构：为什么两侧对称结构更适合导航？因为相对于珊瑚虫、海葵和水母这类径向对称生物，两侧对称生物在移动时只需要考虑向左转还是向右转，而径向对称生物则需要在无数方向中进行选择。两侧对称无疑是运动系统最为高效的设计——现代工程学中的汽车、飞机、船只、潜艇都是两侧对称的，两侧对称能够使运动装置针对单一方向进行优化，同时通过增加转向机制来解决导航问题。
- 效价神经元：决定左转或者右转的因素取决于外界刺激的“效价”，“效价”是指以线虫为代表的两侧对称生物对刺激物做出接近或者避开的反应，对于线虫而言，它们的神经元通常能够感知气味、温度以及光线强度等外界刺激，对于线虫而言，通常捕食者的气味、高温、强光会产生负效价，而食物的气味、适宜的温度、弱光会产生正效价。
- 大脑：效价神经元的机制会带来两个问题，其一是当某单一维度的神经元同时产生了正负两种效价——比如同时感知到了食物的气味以及有害物质比如铜的气味，嗅觉神经元的效价最终要如何呈现？其二是即使我们仅考虑气味、温度、光强这三个维度，对于线虫而言，这也是一个典型的“多传感器融合”案例（用生物学的话说，叫做“跨感觉模式整合输入信息”）——如果不同维度的神经元产生了正负两个方向的效价，“转向”最后听谁的？对于问题一，答案是取决于正负效价的强度（食物气味浓度高还是铜的浓度高）；对于问题二，早期两侧对称生物的大脑会根据不同类型神经元的效价反馈形成一种“投票”机制，从而权衡跨感觉模型整合输入信息的问题，输出一致性的转向决策。
- 情感：两侧对称生物的效价并非是一成不变的，它取决于生物的内部状态，早期“情感”的雏形本质上是生物为灵活调整不同内部状态下，对于外部刺激产生的效价对应的反应强度而诞生的一种机制。比如，一只线虫是否要转向食物气味浓度高于铜的浓度的区域，也跟它的饥饿程度密切相关（如果它吃饱了，它就不会冒着被铜伤害的风险去转向食物，如果它处于饥饿状态，那么它就会冒着被铜伤害的风险转向去获取食物）。如果我们建立一个唤醒度与正负效价的关系，会得到四个象限：1) 内部状态-高唤醒度+外部刺激-正效价，对应情感状态为兴奋、高兴、狂喜（对于线虫来说是加速转向产生这种刺激的区域）；2) 内部状态-高唤醒度+外部刺激-负效价，对应情感状态为焦虑、紧张、难过（对于线虫来说是加速避开产生这种刺激的区域）；3) 内部状态-低唤醒度+外部刺激-正效价，对应情感状态为满足、平静、放松（对于线虫来说倾向于停在原地）；4) 内部状态-低唤醒度+外部刺激-负效价，对应情感状态为沮丧、心烦、无聊（对于线虫来说倾向于停在原地）。

图表1: 早期两侧对称生物的效价神经元环路示意图



图表2: 根据生物体内部状态调节效价的“情感”



来源: Max Bennett 《A Brief History of Intelligence》, 国金证券研究所

来源: Max Bennett 《A Brief History of Intelligence》, 国金证券研究所

1990 年, iRobot 公司成立, 并在 2002 年推出了扫地机器人 Roomba, 我们认为这其实是具身智能最早获得商业化落地的雏形。第一代 Roomba 扫地机与线虫一样拥有两侧对称结构, 具备感受墙壁与充电桩的传感器以及根据内部状态开关传感器的能力, 唯一与早期两侧对称生物不同的是, 第一代 Roomba 由于作业场景较为单一、传感器类型较少, 因而不会面临单一维度正负效价问题以及“多传感器融合”问题, 而这其实直到约 20 年后才会成为汽车智能驾驶中面临的重要问题之一(摄像头、超声波、毫米波与激光雷达的多传感器融合)。正如生物智能的起源最早来自“转向”, “行动导航”也是商业化具身智能诞生的前提。

在生物学视角下, 类似“线虫学会了转向”这种能力也被称作“条件反射”。我们熟知的巴甫洛夫的狗的故事曾经形象地说明了什么是“非条件反射”(“条件反射→非条件反射”对应“狗吃到食物开始分泌唾液→狗听到摇铃开始分泌唾液”), “非条件反射”能够建立的前提是生物具备了“关联性学习”的能力, “关联性学习”是对未来进行初步“预测”的前提, 之所以说是“初步”, 原因是在生物智能的第一阶段, 早期的两侧对称生物其实并不具备感知空间与时间的能力, 而只有将空间与时间信息加入“关联性学习”, 才有可能建立“因果”的理解能力, 所以这一阶段的“预测”仅仅只能反应局部的相关性(比如对于线虫而言, 转向盐水区域寻找食物是条件反射, 但如果多次在盐水环境中处于饥饿状态, 线虫就会习得逃避盐水区域的非条件反射)。

非条件反射是先天的, 不需要在与环境的交互中习得, 但条件反射是后天的, 需要在与环境的交互中建立“关联性学习”。以线虫为代表的早期两侧对称生物虽然只拥有第一阶段的生物智能, 但它与第一代 Roomba 扫地机根本性的差异在于持续学习的能力, 而非将所有的能力锁死在出厂设定阶段。

图表3: 从“线虫学会了转向”映射“早期扫地机器人掌握行动导航”能力



来源: Wikipedia, Max Bennett 《A Brief History of Intelligence》, 国金证券研究所

1.2 阶段二（强化学习）：鱼类学会“试错”，时序感知+空间感知→基于预期的强化学习

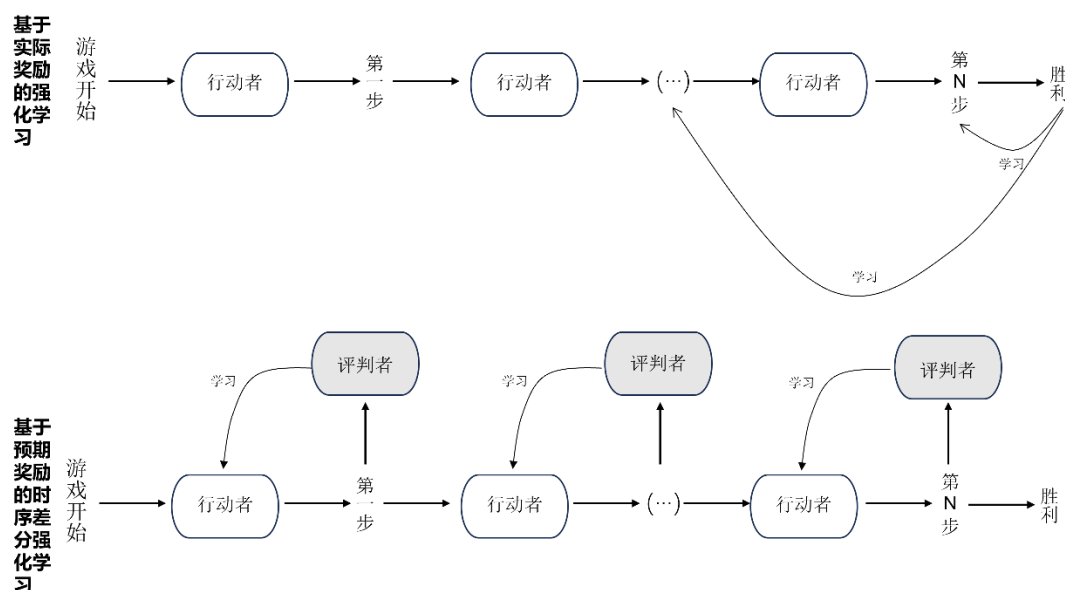
生物智能的第二阶段是早期脊椎动物学会了“吃一堑长一智”，这种简单的“试错机制”构成了“强化学习”的基础。以鱼类为例，鱼类可以在一个复杂的鱼缸迷宫中尝试一些相对随机的游动路线，然后在第一次顺利游出鱼缸迷宫之后，缩短之后每一次遇到类似迷宫路线的闯关时间，这种通过试错学习任意动作系列的能力正是“强化学习”。

自1951年马文·明斯基构建第一个强化学习算法以来，计算机科学领域一直试图找到更为高效的“奖励函数”以提升强化学习的效果。从生物学的视角而言，“条件反射”与“情感状态”定义了生物体最初的“奖励函数”（在任何情况下认为什么东西“令人满意”或者“令人不适”的能力，在“强化学习”中构成了“强化”和“惩罚”两种状态），这被称为“基于实际奖励的强化学习”，对于以鱼类为代表的脊椎动物而言，它已然能够基于“关联性学习”建立的“非条件反射”建立一种更为高级的强化学习能力——“基于预期奖励的时序差分强化学习”。

依然以鱼类游出鱼缸迷宫为例，“基于实际奖励的强化学习”是指鱼类需要在真正走出迷宫之后对于随机游动的行为全程进行强化，但如果迷宫过于冗长且复杂，这种针对结果的强化学习就有可能失效；同样的例子下，“基于预期奖励的时序差分强化学习”是指鱼类可以针对迷宫中的一些信号进行强化学习（比如看到光线或者标记意味着距离出口很近了），此时走出迷宫的预期提高，进而形成一个“针对预期奖励的强化点”，距离结果达成路径上的先后顺序形成时间的先后关系，从而有助于缩短试错的时间、建立更长的预测时间窗口。这件事其实并不难理解，当我们在A股当中博弈预期的时候，某公司业绩释放是一个结果，但“基于预期奖励的时序差分强化学习”的投资者们往往会在业绩兑现之前得到前瞻性的强化信号，从而提前采取行动。

在具身智能落地过程中，有些场景甚至在避免“基于实际奖励的强化学习”，比如对于智能驾驶而言，发生碰撞的奖励函数几乎是-100，且将带来较大现实危害。因而实际训练中应当尽量定位发生碰撞之前的前瞻信号，并对其进行惩罚，从而降低试错带来的损失，延长预测时间窗口。

图表4: 基于预期奖励的时序差分强化学习有助于缩短试错时间、建立更长的预测时间窗口

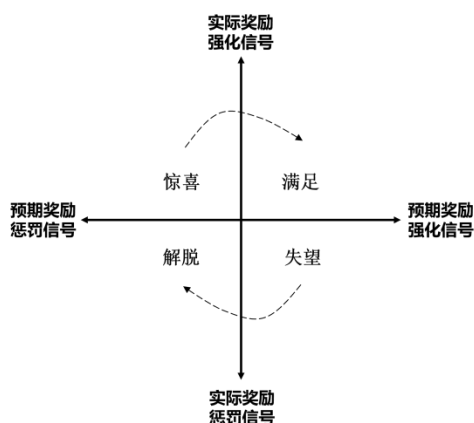


来源: Max Bennett 《A Brief History of Intelligence》, 国金证券研究所

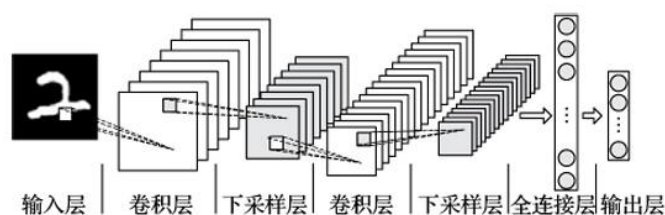
我们认为, 以上这套“预期反馈机制”的形成至少涉及到时间感知和空间感知两个前提, 从生物学角度而言, 时间感知需要基底神经节和多巴胺等生物学基础, 而空间感知则涉及到大脑皮质, 在此我们不作进一步展开, 只针对“时序感知”与“模式识别”这两个概念略作阐述:

- 时序感知: 多巴胺不是对结果的强化信号, 而是对“预期奖励”的强化信号, 而对预期奖励的强化/惩罚与实际结果的强化/惩罚又可以构成一个四象限分析框架: 1) 针对“预期奖励”的强化信号+实际结果的强化信号对应满足; 2) 针对“预期奖励”的强化信号+实际结果的惩罚信号对应失望; 3) 针对“预期奖励”的惩罚信号+实际结果的强化信号对应惊喜; 4) 针对“预期奖励”的惩罚信号+实际结果的惩罚信号对应解脱。在“基于实际奖励的强化学习”对“基于预期奖励的时序差分强化学习”的纠错过程中, 时序感知得以构建。
- 模式识别: 脊椎动物的大脑皮质已具备无监督学习的三维物体的模式识别功能, 在计算机领域, 我们一般会通过卷积神经网络 (CNN) 来理解旋转和三维物体的变化 (目前被广泛应用于智能驾驶、医疗影像识别等)。建立在大脑皮质的三维物体模式识别能力与建立在半规管结构上的定位能力 (生物需要区分是某物朝自己而来, 还是自己朝某物而去), 使得以鱼类为代表的早期脊椎动物获得了空间感知的能力, 从而可以在各种复杂空间中精细识别信号, 开展强化学习。

图表5: 时序感知: 基于实际奖励的强化学习对基于预期奖励的强化学习的纠错机制



图表6: 空间感知: CNN 卷积神经网络算法以仿生形式识别三维物体



来源: Max Bennett 《A Brief History of Intelligence》, 国金证券研究所

来源: 李彦冬等《卷积神经网络研究综述》, 国金证券研究所

1.3 阶段三（模拟学习）：大鼠学会“规划”，预测反射激活→预测奖励→预测未然世界

生物智能的第三阶段是早期哺乳动物学会了“谋定而后动”，这种形式被称为“模拟学习”，也就是通过生物体自身的想象，通过预测未来可能发生的事情进行替代性试错和反事实学习。代表案例是以大鼠为代表的早期哺乳动物学会了“规划”的能力。

- 替代性试错：在选择之前“预演”每一个选项的能力。比如大鼠在地下的分岔口选择左拐或者右拐之前，会停下来左右张望，思考左拐和右拐之后可能带来的收益与风险。在生物智能的第二阶段，生物体已然具备了时序感知与空间感知的能力，因为一旦大鼠对于外部环境有了一定程度上的空间建模，就可以依托想象力在头脑中进行模拟，从而在没有付诸具体实践之前对每个可能的行为选项进行梳理和排序。
- 反事实学习：在生物智能的第二阶段，无论是“基于实际奖励的强化学习”还是“基于预期奖励的强化学习”，都只能强化那些实际发生过的行为，但生物体实际发生过的行为路径仅仅只是所有可能路径中的一个小子集。而反事实指的是如果某个生物体在过去做出了不同的选择，现在的世界会是什么样子，这直接形塑了生物对于因果关系的感知（X导致了Y的意思是，如果X没发生，那么Y也没有发生）。

模拟学习本身是一种极为强大的能力，它直接构建了“基于模型的强化学习”与“无模型的强化学习”两种范式。Bennett认为，AI领域中的所谓基于模型的强化学习和无模型的强化学习，与动物心理学领域中的目标导向行为和习惯行为，以及行为经济学中的系统2（慢思考）和系统1（快思考）本质是一样的。

映射到具身智能领域，我们认为，是否应用基于模型的强化学习对于智能驾驶而言也许仅仅是一个“好用”与“可用”之间的区别，而对于一台通用人形机器人而言，是否应用基于模型的强化学习则会直接导致“可用”与“不可用”的区别。

图表7：基于模型的强化学习~系统2（慢思考）

	基于模型的强化学习	无模型的强化学习
定义	学习一个模型，了解行动如何影响世界，并利用这个模型在选择前模拟不同的行动	学习当前状态与最佳行动之间的直接关联
特点	决策较慢但灵活性更强	决策更快但灵活性差
例子	思考不同的上班路线，并在脑海中挑选出之前让你最快到达的路线	习惯性地上班，只是对每个出现的提示（交通灯、地标）做出反应
动物心理学视角下	目标导向行为	习惯行为
行为经济学视角下	系统2（慢思考）	系统1（快思考）
具身智能视角下	白盒模型	黑盒模型

来源：Max Bennett《A Brief History of Intelligence》，国金证券研究所

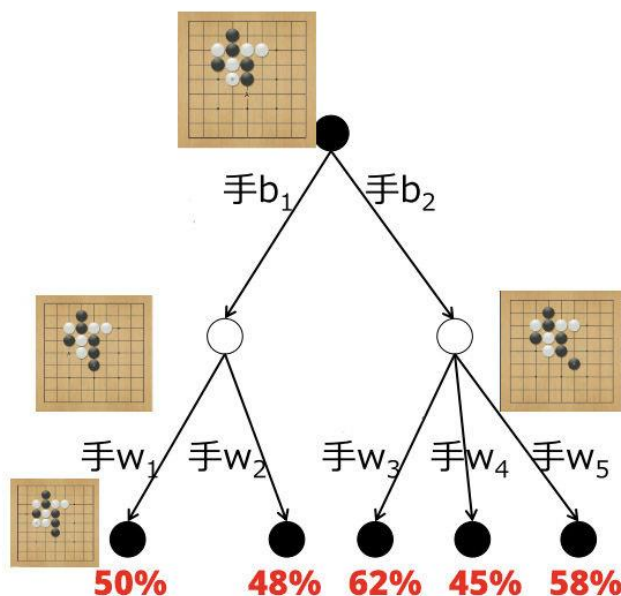
在计算机科学领域，构建基于模型的强化学习是非常困难的，原因主要有二：

- 构建世界模型之难：世界是高度复杂的，同时我们能够获取到的有关世界的信息也是嘈杂且不完整的，且目前并没有足够体量的数据集能够训练出具备空间智能甚至物理AI能力的AI模型。
- 选择模拟内容之难：即便我们构建了世界模型，选择模拟什么依然是一个灵魂问题。在有限的时间和有限的资源下，不可能对所有可能的情况进行模拟。

2017年，Google DeepMind发布AlphaZero，击败了世界围棋冠军李世石。AlphaZero是一个基于模型的强化学习算法（在决定下一步之前，它会搜索很多可能的未来做法）。相比于复杂的真实物理世界，围棋世界的特殊性在于1）围棋中的交互是离散的（存在被穷举的可能），而在真实世界中的动作是连续的，存在无数种可能的身体动作与导航路径；2）围棋世界中关于“世界模型”的信息是确定且完整的，真实世界中的信息则是嘈杂且不完整的；3）围棋世界中的奖励很简单，胜败很分明，但真实世界是一组动态博弈互相竞合的关系。换言之，对于AlphaZero而言，构建围棋世界的世界模型是相对容易的，在选择模拟内容方面，AlphaZero会在每一步只模拟1000种可能的棋局（不穷举逻辑上所有的可能性，而只对数十种优秀走法

进行验证和扩展），并在不同走法中选择最后胜率最高的一步（比如走法 1 在后续 40 局模拟棋局中胜出 35 局，走法 2 在后续 40 局模拟棋局中胜出 38 局，诸如此类，最终选择胜率最高的走法）。

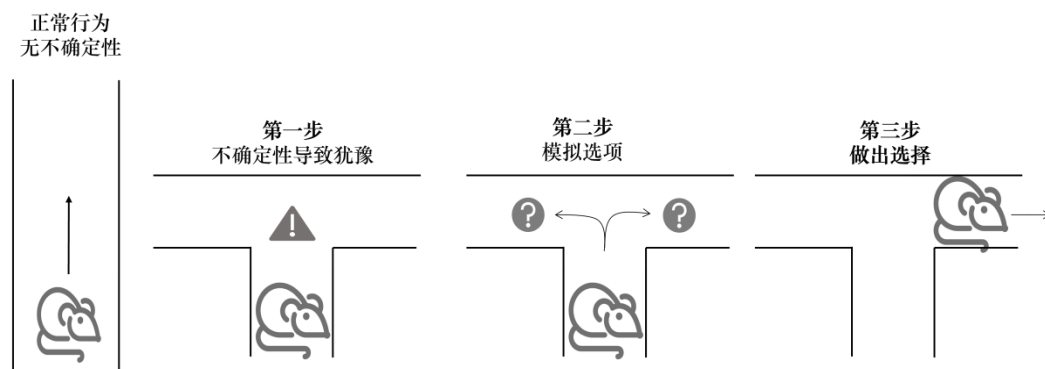
图表8: AlphaZero 通过模拟棋局提高胜率



来源：新智元微信公众平台，国金证券研究所

在梳理清楚 AlphaZero 这个经典案例之后，我们回到生物学视角来看下大鼠是如何选择是否触发模拟以及模拟什么内容的。在本章 1.1 小节，我们曾讨论过早期两侧对称生物的“跨感觉模式整合输入信息”问题——也即，如果不同维度的神经元产生了正负两个方向的效价，“转向”最后听谁的？对于线虫的大脑而言，它可以通过简单的“投票机制”决定最终的效价结果驱动确定性的转向发生。而如果对于第三阶段生物智能的大鼠而言，如果不同维度的“基于预期奖励”的神经元产生了不同方向的信号（有强化有惩罚），那么“行为”最终该听谁的？换言之，如果多个前瞻信号的方向并不一致，此时“行为”该服从何种模式？答案是当出现上述情况时，大鼠会触发模拟，并对“基于实际奖励强化学习”得到的最佳行为进行逐一想象和预测。

图表9: 小鼠会在“不确定性”情况下触发模拟机制



来源：Max Bennett 《A Brief History of Intelligence》，国金证券研究所

1.4 阶段四（模仿学习）：猿猴学会“模仿”，主动教学和逆向强化学习为两种主流算法策略

生物智能的第四阶段是以猿猴代表的灵长类动物学会了“模仿学习”，模仿学习使得群体中的小猴子可以快速习得生存所需的必备技能，也能促使某项技能在群体中跨代际相传。演化史上首次，生物体可以在 DNA 编码和强化学习以外获得某项技能。

映射到具身智能，“模仿学习”可以分为“主动教学”与“逆向强化学习”两种策略：

- 主动教学：1990 年，CMU 一名研究生与他的导师共同开发了一个名为 ALVINN 的 AI 系统。ALVINN 并没有被教导去识别物体、规划未来的动作或理解自己在空间中的位置，相

反，ALVINN 采用了一种更为粗暴的策略——通过模仿人类司机来学习。起初，这种策略非常凑效，但很快就暴露出一个问题：ALVINN 只接受过正确的驾驶训练，它从未见过驾驶错误。因此，开发者采取了“主动教学”的策略，以人机共驾的方式帮助 ALVINN 纠正错误，取得了相对传统的模仿学习更好的效果。

- 逆向强化学习：2010 年，吴恩达团队先采用传统的模仿学习方式让 AI 学习特技飞行专家执行特技飞行时对于遥控器的操作输入，然后训练 AI 去推断专家的预期轨迹，本质是促使 AI 总结人类专家在执行任务时的奖励函数，然后再用这个奖励函数进行自我训练，最终成功训练出一个能够自主驾驶直升机进行空中特技表演的 AI 系统。

1.5 阶段五（语义处理）：人类掌握了“语言”，通过共同想象凝聚共识、形成大规模合作

生物智能的第五阶段是人类掌握了“语言”，经由语言，信息传递效率大幅提升，人类进而可以在频繁的交流中建立共同想象、凝聚共识，并最终形成大规模协作。2022 年 11 月以来，由 Chat-GPT 引爆的本轮 AI 技术革命正是从 LLM（大语言模型）出发的。

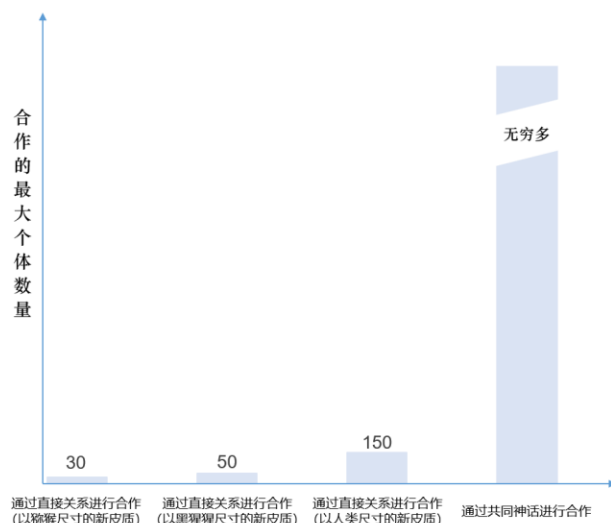
我们认为，纵观生物智能演化的五阶段，生物从外界的刺激当中学习、从自己的行为当中学习、从自己的想象当中学习、从他人的行为当中学习，直到经由语言从他人的想象当中学习。可见语言并非智能的本质，语言只是高阶智能的一种表现形式，智能的本质其实是“视情况对外界环境变化做出反馈、并达成目标的能力”。这种能力在线虫身上叫做趋利避害，在鱼类身上叫做“吃一堑长一智”，在小鼠身上叫做“谋定而后动”，在猩猩身上叫做学习族群里长者的行为，在人类身上叫做为了组织大规模生产而通过语言凝聚共识。

映射到具身智能产业，目前规则算法（非条件反射）、强化学习、模仿学习等算法模型已取得相对成熟的应用，语义处理能力也在 LLM 的快速迭代下部分意义上实现了“对于智能的压缩”。我们认为，现阶段 Simulation 模拟学习在具身智能的应用则相对初级，从语言出发的 LLM 当拥有“规划”能力后进化为 Agent 智能体（嵌入思维链之后具备了推理的能力）；而从具身智能出发，未来拥有 3D 空间智能的机器人也会在具备“仿真”能力后进化为真正能够与复杂外部世界高频交互，且具备闭环自我学习能力的硅基生命。

图表10：生物智能五阶段学习方式的发展脉络

图表11：人类通过语言建立共同想象从而形成大规模协作

	学习方式	学习来源
第一阶段	从外界刺激中学习 (关联性学习)	外部刺激
第二阶段	从自己的行为中学习 (强化学习)	实际行为
第三阶段	从自己的想象中学习 (模拟学习)	想象行为
第四阶段	从他人的行为中学习 (模仿学习)	实际行为
第五阶段	从他人的想象中学习 (语义处理)	想象行为



来源：Max Bennett《A Brief History of Intelligence》，国金证券研究所

来源：Max Bennett《A Brief History of Intelligence》，国金证券研究所

2. 复盘智能驾驶模型算法演绎历史，世界模型≈空间智能+物理 AI

正如“线虫学会转向”是生物智能的起点，“行动导航”也是“具身智能”的起点，因而理解智能驾驶算法模型的演绎对于理解机器人具身智能模型的发展阶段以及卡点具有铺垫性的意义，同时由于具身智能产业尚处初期，业内众多明星创业公司的核心创始团队均有过长期智能驾驶行业的从业经验，因而核心人才的迁移也必然伴随核心算法、思想的迁移。通过梳理复盘以特斯拉 FSD 为代表的智驾算法模型的演绎历史，我们可以得出几个结论：1）BEV 架构实现了 2D 图像到 3D 空间的扩展，使得模型具备了初级空间智能的能力（这一点在理想、华为等车企身上更多是通过激光雷达实现的）；2）传统端到端算法的实质是一个无模型的强化学习，是快思考的系统 1；3）现阶段智驾中频繁出现的 VLM、VLA 实质是一个基于模型的强化学习，是慢思考的系统 2；4）是否应用基于模型的强化学习对于智能驾驶而言也许仅仅是一个“好用”与“可用”之间的区别，而对于一台通用人形机器人而言则会直接导致“可用”与“不可用”的区别，而建立系统 2 的关键正在于模拟与规划的能力，也即物理 AI 的仿真能力。

2.1 智能驾驶 VS 具身智能：众多人形机器人核心创始团队均有过长期智能驾驶从业经验

智能驾驶是具身智能现阶段落地可行性及商业闭环均被验证的重要场景，且目前非常多人形机器人初创公司的核心成员此前均在 L2 或 L4 智能驾驶行业有过长时间的从业经历。因此我们认为，研究智能驾驶算法的演绎脉络对于理解未来人形机器人具身智能模型的发展方向至关重要。同时我们也应看到，智能驾驶与人形机器人具身智能最大的不同在于智能驾驶天然就是“反物理交互”的，一切智驾算法、模型的目标都在尽量避免任何可能发生的碰撞事故，为用户提供安全、舒适、高效的驾乘体验；而人形机器人天然就是需要高频与外界环境进行“物理交互”的，无论是家用服务机器人还是商用劳动力替换型机器人，都需要机器人安全、精准、敏捷地与外部世界发生高频的物理交互。

图表12：众多人形机器人初创企业/部门核心创始团队均有过长期智能驾驶从业经验

公司名称	成立时间	核心创始团队背景
Tesla	2003 年	人形机器人 Optimus 项目负责人 Milan Kovac 2016 年起在 Tesla 负责开发自动驾驶系统 Autopilot，2022 年起担任 Optimus 第一任负责人。
Figure	2022 年	创始人兼 CEO Brett Adcock 曾创办电动垂直起降飞行器公司 Archer Aviation，整合自动驾驶技术至空中交通领域。
Physical Intelligence	2024 年	联合创始人 Levine，UC Berkely 分校教授，研究强化学习在自动驾驶决策中的应用，主导谷歌 RTX 机器人项目，涉及跨平台自动驾驶衍生技术。联合创始人，Chelsea Finn，斯坦福教授，ALPHA 家务机器人项目导师，研究视觉-动作映射技术——与自动驾驶感知-控制同源。
Skild	2023 年	CEO Deepak Pathak 为 CMU 教授，研究领域涵盖自动驾驶中的 Sim2Real 仿真迁移技术。
Agility Robotics	2015 年	创始人 Jonathan Hurst 为 CMU 机器人学博士，研究方向为双足动力学——非直接智驾，但控制理论与自动驾驶运动规划同源。
The Bot Company	2024 年	创始人 Kyle Vogt 曾任 Cruise CEO，使其发展成为估值超过 300 亿美元的自动驾驶独角兽，并在 2016 年 5 月促成了通用汽车的收购。
Covariant	2017 年	创始人 Pieter Abbeel 为 UC Berkely 教授，培养多名自动驾驶领域博士，参投英国自动驾驶初创公司 Wayve。
智元机器人	2023 年	联合创始人兼 CTO 彭志辉曾以“华为天才少年”顶尖计划加入华为，成为昇腾 AI 边缘计算专家。董事长兼 CEO 邓泰华是华为原副总裁、计算产品线原总裁。合伙人姚卯青曾在 Waymo、蔚来汽车等公司担任技术职位。
星海图	2023 年	创始人兼 CEO 高继扬曾任 Waymo 高级工程师和技术负责人，Momenta 执行总监。创始人赵行曾任 Waymo 研究员，MIT 博士期间研究多模态自动驾驶感知。
维他动力	2024 年	创始人余轶南曾为地平线智驾平台创始人，主导长安 UNI-V、理想 ONE 智驾量产项目。联合创始人赵哲伦为理想汽车前智能驾驶产品总监，联合创始人宋巍为地平线前软件平台总架构师、智驾创始团队成员。
知行科技	2016 年	创始人兼 CEO 宋阳，曾任职百利得汽车总经理，在博世汽车拥有超 10 年的从业经历，为博世中国智能驾驶研发部开创新人。CTO 卢玉坤曾任博世智能驾驶研发部经理、原耐世特亚太区创新投资总监，是国内首批 ADAS 及自动驾驶系统专家。
均普智能	2017 年	创始人、人工智能与人形机器人研究院院长兼首席科学家郭继舜曾在 Google X-Lab、EMC 中国研究院、百度深度学习研究院、广汽研究院及均胜智能汽车技术研究院等机构从事人工智能与智能驾驶的研发，积累了丰富的经验。
智平方科技	2023 年	创始人郭彦东是国家级创新领军专，曾任微软总部 AI 研究员、小鹏汽车首席科学家、OPPO 首席科学家，主导过数亿台智能终端与智能汽车的 AI 系统研发。
它石智航	2025 年	CEO 陈亦伦，先后任职大疆机器视觉总工程师、华为自动驾驶 CTO，主导华为 ADS 智驾系统的研发，是中国自动驾驶领域的产业领军人物。董事长李震宇曾任百度集团资深副总裁，掌管百度阿波罗自动驾驶事业群多年。联合创始人兼首席科学家丁文超，是华为“天才少年”计划的首批入选者，从 0 到 1 主导了华为 ADS 智驾端到端决策网络。
逐际动力	2022 年	联合创始人兼首席运营官张力曾任文远知行 COO，主导 L4 Robotaxi 商业化落地。
纬钛科技	2024 年	创始人李瑞曾参与创办了一家无人驾驶公司 Robby Technologies——最早研发部署基于计算机视觉、无需高精地图的自动驾驶技术的公司之一，并获得了 YC 和 OpenAI 数百万美元投资。
众擎机器人	2023 年	创始人赵同阳曾担任小鹏汽车鹏行智能总经理，负责人形机器人 PX5 的研发。

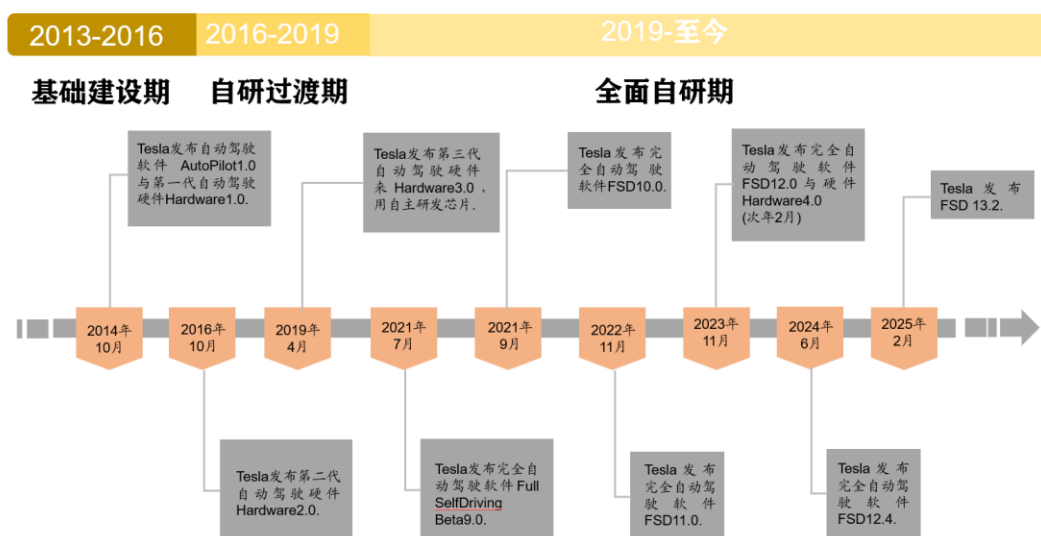
广汽集团	1997 年	GoMate 机器人项目由张爱民领衔，团队来自广汽研究院，将广汽自研纯视觉自动驾驶算法融入 GoMate。
理想汽车	2015 年	“空间机器人”与“穿戴机器人”两个全新二级部门隶属高级副总裁范皓宇领导的产品部。空间机器人部门负责人为帅一帆，此前担任产品规划负责人兼高级产品总监；穿戴机器人部门负责人是张文博，曾任软件产品经理。
光轮智能	2023 年	创始人兼 CEO 谢晨是国际顶尖的仿真专家，曾在英伟达、Cruise、蔚来等企业担任自动驾驶仿真负责人。
阿米奥机器人	2024 年	创始人刘方为小米汽车前智驾技术产品负责人，历经小米自动驾驶团队筹建、技术研发和量产落地的全过程。
有鹿机器人	2023 年	创始人陈俊波曾在阿里巴巴专注于自动驾驶技术，2015 年在菜鸟网络的“ET物流实验室”担任无人车算法负责人，成功研发了菜鸟小 G、小 G2 代及小 G plus 等末端配送机器人，被誉为“菜鸟小 G 之父”。而后其负责的小 G 团队与阿里创新事业群的 AILab 团队合并，成立了阿里达摩院的自动驾驶实验室。
智往未来	2024 年	创始人孙浚凯曾任地平线产品线总经理，2018 年主导规划并定义了地平线车载智能交互产品，成功推动地平线征程芯片实现首次量产落地，同时主导并推动了智能座舱产品在数十款车型上百万辆车的量产落地。
雅可比机器人	2023 年	创始人邱迪聪 2012 年起投身于自动驾驶行业，担任 L4 级自动驾驶项目的技术负责人；曾在 PIX Moving 担任高管，负责自动驾驶和机器人技术的研发；曾在大疆创新作为技术高管推动无人机技术的创新与产品开发。
阿米奥机器人	2024 年	创始人刘方曾任小米汽车自动驾驶产品的技术负责人和量产负责人，在团队筹建、技术研发和量产落地的过程中发挥了核心决策作用。
新生纪智能科技	2022 年	创始人王刚曾先后出任阿里巴巴人工智能实验室首席科学家、达摩院自动驾驶实验室负责人，主导了阿里巴巴首款物流无人车“小蛮驴”的研发。

来源：均普智能、纬钛科技、高工智能机器人、36氪、广汽集团、中国汽车报、谈思人形机器人、大数据文摘、六合商业研选、量子位、阿尔法公社、智猩猩、焉知汽车、AI 科技评论、创业邦、人形机器联盟、机器之心、智能车参考、42 号电波、甲子苏州、铅笔 IPO、深圳新闻网、张通社、最华人、汽车十三行微信公众平台、Deepak Pathak 个人网站、LinkedIn、国金证券研究所

2.2 从特斯拉 FSD 说起：从感知-规划-控制模块化到端到端，VLM/A 是基于模型的强化学习

过去 10 年间，特斯拉 FSD 几乎在全球范围内牵引着智能驾驶产业的发展，因此我们认为，详细梳理特斯拉 FSD 模型算法的发展变化对于理解智能驾驶的模型算法具有纲举目张的重要意义。2022 年的 Q4 财报会议上，马斯克曾宣称：“在自动驾驶领域特斯拉处于遥遥领先的绝对第一”。英伟达 CEO 黄仁勋在接受外媒采访时高度评价“特斯拉在自动驾驶方面遥遥领先。特斯拉 FSD V12 真正具有革命性的一点是，它是一个端到端的生成模型。”

图表13：从外购软硬件到自研 FSD 芯片，特斯拉智驾算法迭代飞速



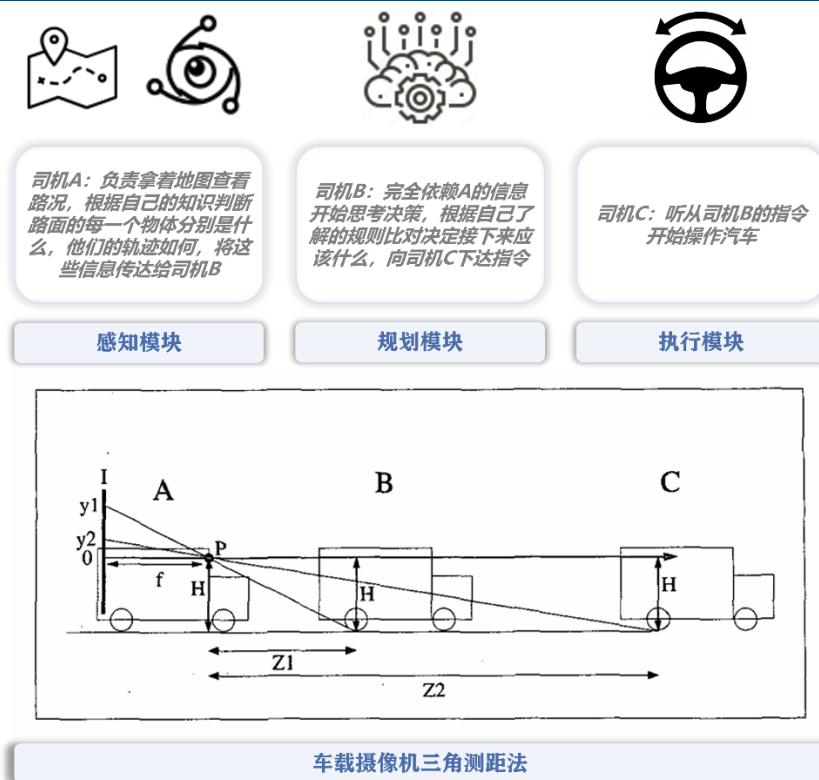
来源：特斯拉官网，腾讯新闻微信公众平台，车东西微信公众平台，国金证券研究所

我们认为，特斯拉 FSD 智能驾驶算法自 2014 年共经历三大发展阶段：

➤ 2014-2016 年，以 Mobileye 为代表的“模块化”规则驱动算法主导智驾领域。这一

阶段,以 Mobileye 为代表的主流厂商通过人工编写代码定义驾驶场景(如物体识别、路径规划),模块化分割感知、决策与控制环节。核心问题在于:1)长尾场景覆盖不足:依赖有限规则库,难以应对复杂动态环境(如特斯拉 Model S 2016 年因算法无法识别白色拖车导致致命事故);2)误差累积与延迟:多模块串联导致信息传递效率低,决策延迟显著,且在传递过程中会不可避免地存在一定程度的信息损耗和复合误差;3)开发成本高企:需海量人工标注与代码编写,维护成本高,难以规模化迭代,同时,为保证感知模块中定位部分的准确,有些公司会使用高成本的高精地图。2016 年 5 月,全球首例配备 Autopilot 的 Model S 发生致命事故,事故原因在于算法无法区分白色拖车和天空(事故车辆车载传感器为毫米波雷达+摄像头),导致同年 9 月特斯拉和 Mobileye 终止合作。

图表14: 基于模块化架构的规则算法驱动的智能驾驶



来源: ICONFINDER, 《Vision-based ACC with a single camera: bounds on range and range rate accuracy》(2003), 国金证券研究所

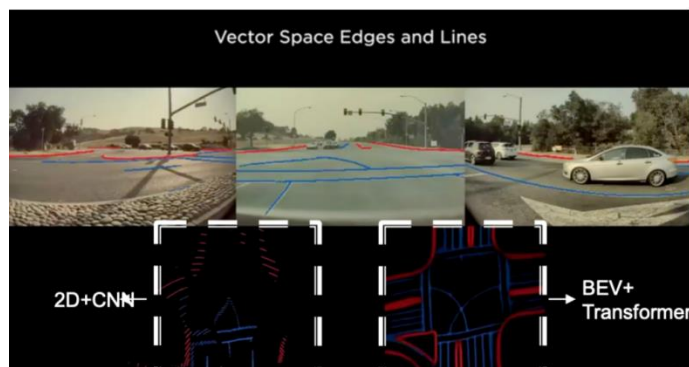
- 2017-2022 年,感知模块逐步引入 BEV+OCC 架构实现“端到端”。端到端本质上是使用一个独立系统,代替分散的模块进行驾驶的结构;是基于统一的神经网络,从原始传感器数据输入直接到控制指令输出的连续学习与决策过程。全程不涉及任何显式的中间表示或人为设计的模块,不再需要工程师穷尽驾驶中可能遇到的情况写无穷无尽的代码。同时,集成化的系统表达也让信息传递走向“零损耗”。2017 年,特斯拉首先引入 CNN 网络进行图像识别。2021 年,特斯拉提出 BEV,通过“鸟瞰”——类似鸟类从高空俯视地面的角度,使用八个摄像头(视觉)捕捉道路和汽车周围环境的 2D 图像,进而使用 Transformer 将平面图转化为 3D 向量空间,帮助汽车准确地感知路面情况。此外,在现实驾驶情景中,还存在大量长尾问题——例如路面的不规则物体和数据集以外的情况,导致视觉系统无法识别所有物体,进而引发安全事故。而人类司机在真实行驶过程中其实并不需要认识所有路面物体,只须意识到需要绕行即可。参照这个理念,特斯拉在 2022 年推出 Occupancy 占用网络,从识别检测进化到识别占用。OCC 将世界划分为网格单元,进而定义单元是空闲还是被占用,不以认识分类为第一优先级,而以空间占用作为第一测量目标。BEV+OCC 同样通过 Transformer 实现,最终输出 Occupancy Volume (物体所占据的体积)和 Occupancy flow (时间流,即物体所占据某个位置的时间)。时间流一般通过光流法判断,光流法假设构成物体的像素亮度恒定且时间连续,通过对比连续两帧图像中的像素位置变化,生成 4D 投影信息。总的来说,OCC 将 BEV 融合空间从 2D 真正升维至 3D,并且在加入时间流信息(基于光流法)之后,完成了由 3D 向 4D 的过度,大大提升了系统的泛化能力。

图表15: BEV 融合多个 2D 图像到一个 3D 空间



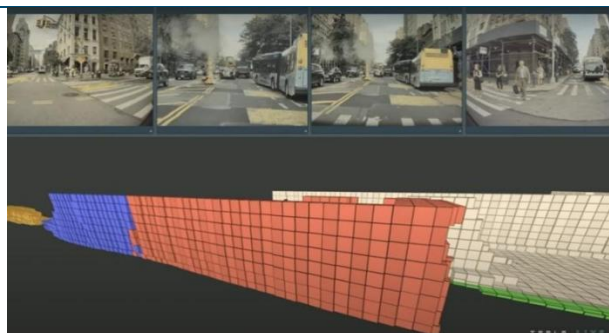
来源: Tesla AI Day, 国金证券研究所

图表16: BEV 可以消除重叠和遮挡, 输出更准确的感知预测“并行”结果



来源: Tesla AI Day, 国金证券研究所

图表17: OCC 以空间占用作为第一测量目标



来源: 自动驾驶 Daily 微信公众平台, 国金证券研究所 (注: 图中展示了一个两节的公交车正在启动的场景, 蓝色表示运动的体素, 红色表示静止的体素, Occupancy Network 精确地估计出了公交车的第一节已经开始运动, 而第二节还处于静止状态。)

图表18: OCC 通过对比像素位移生成 4D 图像



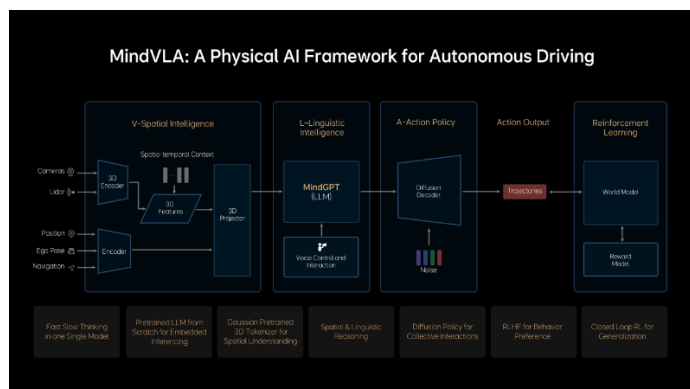
来源: 腾讯新闻微信公众平台, 国金证券研究所

- 2023 年至今, 追求“一段式端到端”。2022 年后“端到端”算法受到智驾业界广泛追捧, 2023 年 8 月, 特斯拉发布 FSD V12, 将 FSD 原本 30 多万行的 C++ 代码砍到 3,000 行, 进一步展现出“端到端”算法的效率优化幅度。“端到端”算法目前主要分为“一段式”和“两段式”两大流派: 1) “一段式”方案是将感知、决策、规划等模块整合到一个模型中, 从传感器输入到外部环境信息, 直接输出自车的行驶轨迹。一段式端到端本质是一个黑盒系统, 缺乏透明度, 工程师很难去 debug 下限很低的问题, 因为不知道问题出在哪里。2) “两段式”方案通常由两个部分组成, 即感知模型和规控模型。信息在经过感知模型过滤后, 再到规控模型。两段式的好处在于从感知到规控不是完全黑盒, 可以进行 debug 系统在决策时的逻辑, 因而有更好的可解释性、安全性。但两段式的方案信息经过感知模型过滤后, 再到规控模型, 损失较多, 同时还会面临无法全面理解整个复杂场景、泛化能力和解决 corner case 的能力较弱等问题。因此不难理解, 这种“两段式”的方案——也被称为显式端到端, 会因存在某些“模块化”算法的弊病, 而被质疑并非真正意义上的“端到端”。

目前, 一段式“端到端”仍是国内外车企智驾模型迭代的主要发力方向, 而在传统端到端以外, VLM、VLA 等慢思考模型也逐渐发展成熟, 进入上车前夕。

理想 2025 年 3 月发布了自研的 MindVLA, 采用其 24 年首创的端到端+VLM 的双系统架构, 通过分化日常驾驶情景和复杂未知情景, 提供相对明确的纠错路径。其中, 系统 1 是快系统, 主要负责应对驾驶车辆时 95% 的常规场景, 只须输入传感器数据, 不需要高精地图等先验知识, 完全由数据进行驱动; 系统 2 是慢系统, 由 VLM 视觉语言模型实现, 具备逻辑推理、复杂分析和计算能力, 在驾驶车辆时用于解决复杂甚至未知的交通场景, 占日常驾驶的约 5%。系统 2 的 VLM 通过思维链 CoT 做复杂的逻辑分析, 并将决策结果反馈给系统 1, 系统 1 和系统 2 相互配合, 确保大部分场景下的高效率和少数场景下的高上限。MindVLA 计划在 2025 年 7 月前后和理想 i8 同时首发。

图表19: MindVLA: 针对智能驾驶的物理 AI 框架



来源：理想汽车微信公众平台，国金证券研究所

图表20: 双系统架构确保大部分场景下的高效率和少数场景下的高上限

系统	名称	特点	优点	缺点
系统 1	快系统	直觉式、快速、自动、不费力、无意识	快速反应、节省认知资源	容易犯错、受偏见影响
系统 2	慢系统	分析式、缓慢、有意识、费力、理性	准确、可控、逻辑推理	耗时、易受注意力与精力限制

来源：地平线开发者微信公众平台，国金证券研究所

华为 25 年 4 月发布了乾崮 ADS4，ADS4 采用了 WEWA 技术架构——分别是 World Engine 世界引擎和 World Action Model 世界行为模型。世界引擎与行为模型是 ADS4 在云端、车端的技术核心，其中，世界引擎通过 AI 生成 Corner Case 训练模型解决长尾问题，而世界行为是华为的原生模型，不仅避免了使用开源大模型可能招致的时延大、效率低的问题，还能够将传感器的视觉、触觉、听觉感知信息转换为 Token 数据，进而帮助系统生成轨迹控制。

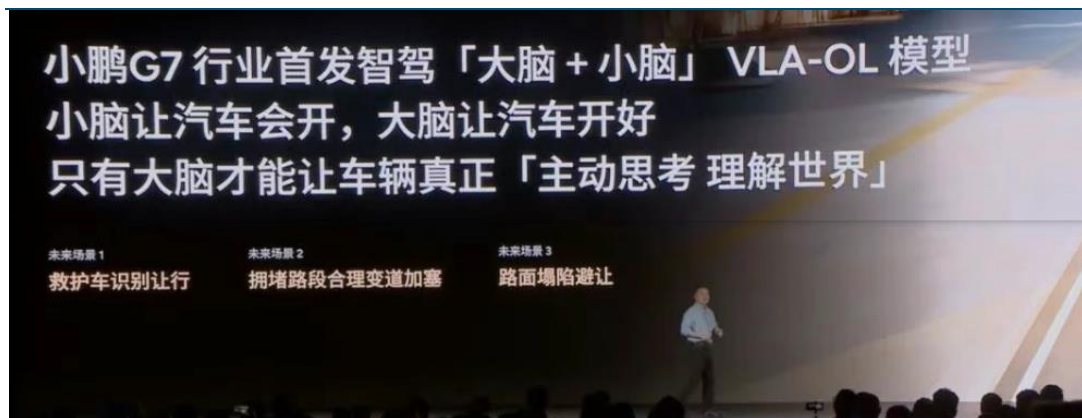
图表21: 华为乾崮ADS4 的 WEWA 技术架构实质也是快/慢系统



来源：汽车之家微信公众平台，国金证券研究所

2025 年 7 月，小鹏 G7 发布会上，首发智驾“大脑+小脑”VLA-OL 模型，即将上车小鹏 G7。何小鹏在发布会上表示，在高算力支持下，小鹏 G7 在软件层面首发本地部署的 VLA（视觉语言动作模型）+VLM（视觉语言大模型）模型及“大脑+小脑”VLA-OL（视觉-语言-动作）模型。VLA 能让车辆像人类一样理解、推理和决策，在复杂场景中展现出更加类人的判断；VLM 视觉大模型是帮助车辆理解世界的“AI 大脑”、“VLA 大模型的目标是实现超端到端 10 倍的智驾能力。”

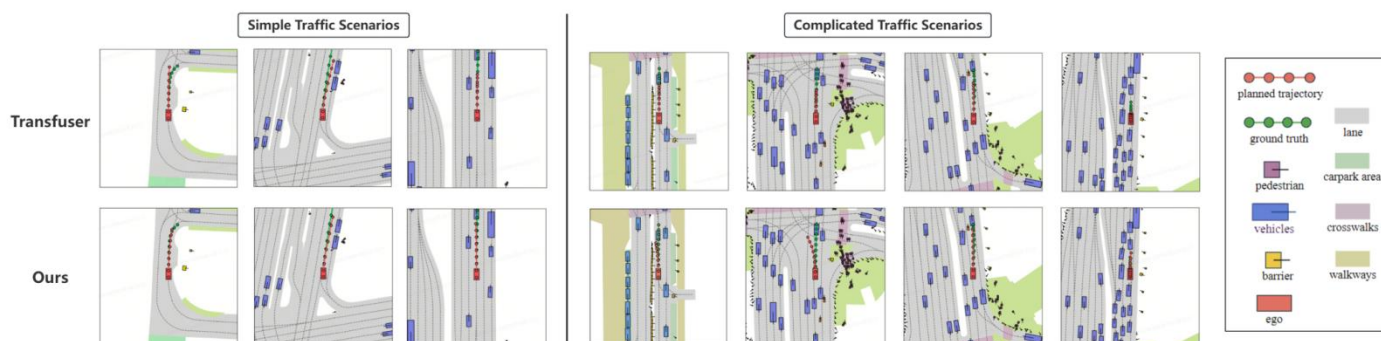
图表22: 小鹏 VLA 实质也是系统 2 慢思考的大脑



来源: EEPW 微信公众平台, 国金证券研究所

我们认为, 传统端到端与 VLM、VLA (现阶段车企的 VLA 实质上是 VLT, 也就是视觉、语言、轨迹模型, 并未真的能够下沉至执行控制环节) 的本质区别就是无模型的强化学习与基于模型的强化学习之间的区别。我们重申, 是否应用基于模型的强化学习对于智能驾驶而言也许仅仅是一个“好用”与“可用”之间的区别, 而对于一台通用机器人而言, 是否应用基于模型的强化学习则会直接导致“可用”与“不可用”的区别, 因为未经“思考”的动作无法使得机器人具备不同场景下的通用泛化性, 而“思考”则是模型内部对未来进行模拟仿真的过程。

图表23: 现阶段大部分车企的 VLA 实质是生成预测行车轨迹的 VLT 模型



来源: LiAuto《TransDiffuser: End-to-end Trajectory Generation with Decorrelated Multi-modal Representation for Autonomous Driving》, 国金证券研究所

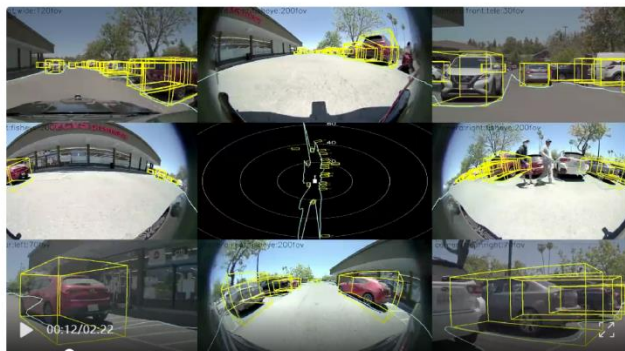
2.3 谈及世界模型、物理 AI: 世界模型 ≈ 空间智能+物理 AI, 仿真合成数据提供训练语料

最近一段时间, 全球 AI 大模型产业迭代迅速, 二级市场在见证大模型的“智能涌现”之外, 也同时充斥在从学界到产业界涌现出各类新名词、新概念当中。在本小节中, 我们试图以简略、直白的方式 (不可避免地会在一定程度上造成信息的失真) 讲述各种概念的具体含义和概念之间的关系。

- 世界模型: 2025 年 CES 上, 英伟达发布 Cosmos 世界模型平台, 上面有一系列开源、开放权重的视频世界模型, 参数量从 4B 到 14B 不等。这些模型的作用非常明确, 就是为机器人、自动驾驶汽车等在物理世界中运行的 AI 系统生成大量照片级真实、基于物理的合成数据, 以解决数据严重不足的问题。我们认为, 现阶段英伟达 Cosmos 侧重视觉世界模型, 而非真正意义完整的世界模型, 世界模型 ≈ 空间智能+物理 AI, 也就是需要让模型具备理解、生成 3D 几何关系、距离等空间信息的能力, 同时需要让模型在 3D 空间中符合真实世界物理规律地与其他物体之间发生交互。

图表24: 目前英伟达 Cosmos 更加侧重视频世界模型

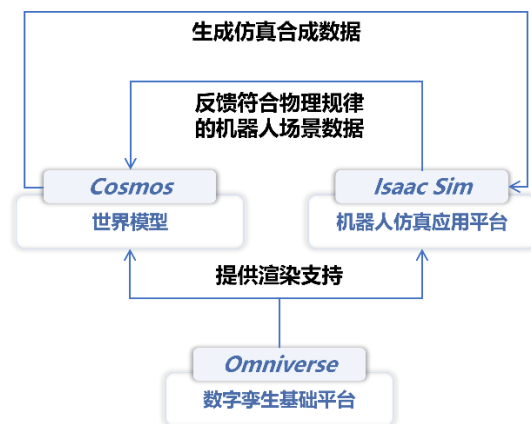
Cosmos 可以摄取图像和视频, 并输出逼真的视频片段, 然后用于策略模型的再训练。



视频 1.NVIDIA Cosmos: 用于物理 AI 的世界基础模型平台

来源: NVIDIA 英伟达企业解决方案微信公众平台, 国金证券研究所

图表25: Isaac Sim 为 Cosmos 符合物理规律保驾护航



来源: 国金证券研究所

- 空间智能: 斯坦福的李飞飞教授在 2024 年 TED 大会提出“空间智能” (Spatial Intelligence), 它强调机器能够像人类一样执行复杂的视觉推理和行动规划, 其核心在于使机器在未经预先训练的条件下, 直接基于真实三维环境的动态推断 (如图像和文字的空间样态) 而采取行动, 实现从感知到决策的闭环。我们认为, 空间智能的核心是让模型理解 3D 空间中不同物体之间的几何比例关系与位置距离信息。由于互联网中并不直接存在海量的 3D 数据, 因而现阶段的 LLM 与 VLM 仍然局限于对于文字、图像&视频等信息的生成与理解, 而如果希望实现对于 3D 空间数据的 Scale up, 目前而言有真实数据采集与仿真合成数据两条路线。

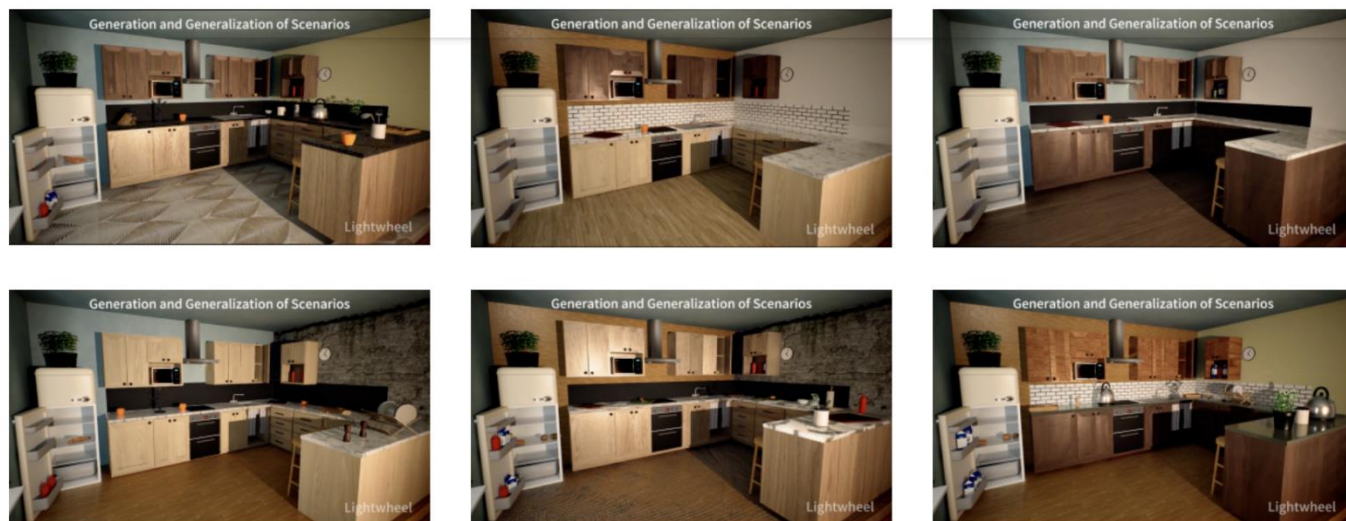
1) 真实数据采集路线的典型代表是北美具身智能明星企业 Physical Intelligence (简称 PI), 有报道称 PI 租下了 Airbnb 在旧金山的许多公寓用于真实空间和场景的数据采集。2) 而仿真合成数据则是目前更为主流的一条路径, 以光轮智能为例, 其基于 Sim2Real 与 Real2Sim2Real 技术形成了众多高质量的可交互物理资产 (比如可以抽拉的抽屉, 可以开关的冰箱等等), 并且可以在某一类场景中对于不同颜色、大小、材质的物体进行排列组合, 从而形成 10 倍、100 倍乃至更高数量级的数据增广工作。对此我们认为, 通过真实数据采集获取的 3D 空间数据虽然质量更高, 但数据成本其实是房租+人力, 规模效应不强, 较难降本且极为耗时。而通过 Real2Sim2Real 方式获得的仿真合成数据的成本则是 GPU 的仿真计算与渲染成本, 降本路径服从摩尔定律, 且原始数据一般取材于真实物理空间, 数据质量并不低, 是一条更有性价比且可以极大缩短数据采集时间的路径。

图表26: 空间智能举例: 光轮智能可交互物理资产



来源: 机器人大学微信公众平台, 国金证券研究所

图表27：空间智能举例：光轮智能对于厨房场景的泛化

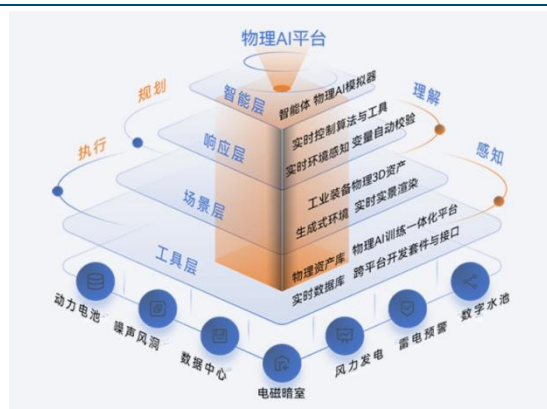
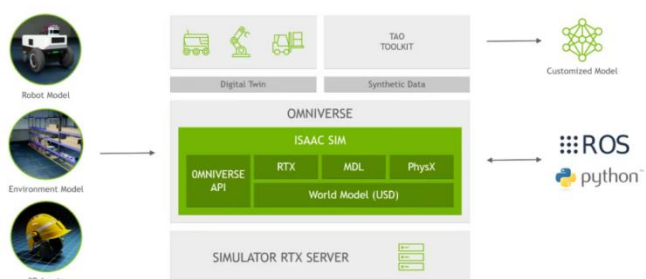


来源：机器人大学微信公众平台，国金证券研究所

- 物理 AI：在 AI 大模型从 LLM 到 VLM 再到具备理解 3D 空间中不同物体的几何比例关系与位置距离信息之后，对于具身智能机器人而言，最后一个核心环节是嵌入模型的机器人需要与外部世界的物体发生真实的物理交互。这件事对于扫地机、割草机、智能驾驶汽车而言都不必须，原因是广义的行动导航（或者智能驾驶）天然反物理交互的，智能汽车唯一与外界的高频物理交互是轮胎与地面的摩擦，除此之外可能发生的物理交互都是智驾模型竭力避免出现的（如追尾、撞人、剐蹭等），而机器人无论是家用服务场景还是工厂内的劳动力替代场景，都需要高频与外部环境进行交互，包括抓取水杯、搬运箱子等。而一旦涉及到物理交互，就会存在力反馈信息，就需要服从合格的物理定律，否则将会产生严重的人身伤害及财产损失。物理 AI 正是在这样的背景之下诞生，要去回应当前机器人产业“缺数据”的难题。

图表28：英伟达 Isaac Sim 物理 AI 平台

图表29：索辰科技物理 AI 平台



来源：赞奇科技微信公众平台转引自 NVIDIA，国金证券研究所

来源：索辰科技官网，国金证券研究所

3. 重视 3D 数据资产+物理仿真引擎双主线，看好中国物理 AI 稀缺资产索辰科技

3.1 群核科技：室内场景下的空间智能领军，基于海量室内 3D 设计数据发布 Spatial Verse

群核科技于 2020 年推出空间智能平台 Spatial Verse，这是一个面向室内环境 AI 开发的解决方案，该平台通过构建庞大且物理正确的数据集库，利用高精度 3D 设计数据、渲染引擎与空间编辑工具，生成高度逼真、符合真实世界物理特性（如材质反射与重力模拟）的合成环境，使开发者能训练 AIGC 模型并增强智能机器人、AR/VR 系统的空间认知能力；同时，通过多传感器兼容性与 NVIDIA Isaac Sim 的 Open JSD 框架对接，支持高保真 RTX 渲染和工业级虚拟仿真，SpatialVerse 架起了数字世界与物理现实的桥梁，为空间智能算法提供降低测试成本、加速落地的产业级工具。

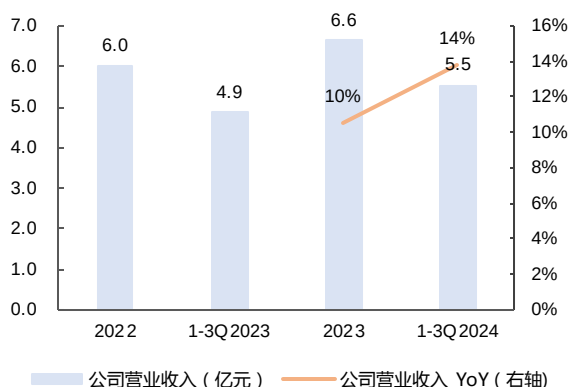
图表30：群核科技 Spatial Verse 空间智能平台基于海量室内 3D 设计数据，提供高保真仿真合成数据

	解决方案详情	解决方案优势
智能体感知	室内智能设备诸如扫地机器人，家庭看护机器人，室内无人机等，需要面对复杂的室内环境，并具备环境建图，导航规划，物体识别能力，群核空间智能平台旨在通过大规模的室内环境数据，比如带标注的 2D 图片数据集以及 3D 环境数据，帮助智能设备厂商以高性价比的方式实现数据采集和使用。	①质量与精度：全面的数据管理和审核机制，保障数据交付过程中的质量把控，不合格数据的清洗筛查，利用自动化工具结合人工质检流程，确保数据交付即可用。②性价比：结合酷家乐数据库的存量优势以及大规模渲染能力，将合成数据集的制作成本大大压缩，相对于真实数据，综合成本下降到其三分之一甚至更低。③数据安全：在数据源头即采取合规审查措施，数据生成过程中不接触任何真实数据，数据集不包含任何敏感信息，保障数据使用方合规性需求。
AIGC	AIGC 技术爆发的时代，诞生了多种生成式大模型，通常这些模型是基于大量数据进行预训练，群核空间智能平台可以提供包括图像，视频，模型等多种要素的训练数据资源，并具备完整的标签体系，帮助 AIGC 研究者实现大模型技术突破。	①数据形态全面：在酷家乐庞大数据库的支持下，公司开发了众多数据支持和拓展工具，实现多样化数据生成能力，满足图片、视频、以及建模类大模型的数据训练需求，可以一站式采购，统一化标准。②标注能力全面：依靠自动化工具以及人工标注能力结合，可以实现数据在语义，材质，位置，状态等多种主观和客观标签信息的提供，满足 AIGC 的训练需求。③数据安全：在数据源头即采取合规审查措施，数据生成过程中不接触任何真实数据，数据集不包含任何敏感信息，保障数据使用方合规性需求。
机器人仿真	机器人仿真可以快速，低成本，安全的对产品进行验证，群核空间智能平台通过提供高渲染和物理真实性的仿真环境，并结合具体仿真平台打造仿真环境数据库，为企业机器人仿真提供助力。	①渲染真实性高：逼真性和真实感是仿真训练中一个因素，在酷家乐数据专家团队的支持下，在 3D 数据渲染效果进行了有效的提升，在 UE、isaac sim 等平台下，3D 数据的呈现效果与真实世界做到了极大的接近，可以更好的促进仿真训练泛化到真实世界中。②数据具备物理真实性：利用丰富的材质库，赋予了数据真的物理参数，比如密度，摩擦力，弹性，阻尼等，同时还支持对于活动部件的物理约束，比如抽屉，门等，让机器人与仿真世界的交互研究更加真实和便利。③适配多种仿真平台：包括市面上常见的 gazebo，UE，isaac sim 等平台，均打通了数据转换通道，数据流程经过了精心设计和优化，确保了数据转化的完整性和正确性，让客户可以快速获取可用格式的数据。
产品可视化推广	数字化展示是一种可以让客户直观感受产品魅力的手段，群核空间智能平台通过 3D 数据资源库以及高逼真的环境展示能力，通过数据赋能，让用户在虚拟环境中感受产品魅力。	①覆盖全国的室内户型资源：酷家乐积累了众多户型数据，可以一键搜索和匹配用户家庭户型数据，，实现点到点的直观感受体验。②多类型的室内模型：数据库包含数量众多的家居，家电、生活、厨卫等模型。③全面的技术支持能力：提供场景 AI 自动生成能力，支持户型，风格一键生成，支持局部模型挑战，为企业的营销工具提供全面技术支持。
XR	高质量数据集能显著提升 AR/VR/MR 系统的环境适应能力和用户体验，如精确的虚实结合效果、顺畅的交互操作等。同时，数据集也赋能内容创作者获取必要的 3D 模型、材质和动画资源，推动内容创新，从而有力推进 XR 技术的整体进步与广泛应用。	①数据定制交付方案：数据采集，清洗，标注一体化解决方案，用户可以直接使用公司的数据产品，告别繁琐的数据处理流程。以高效的方式解决 XR 设备对于数据的高需求。②多样化数据资源：数据资产具备 3D 模型，3D 点云，各种环境交互数据等资源，可以为 XR 设备的内容生成提供数据支撑。③数据安全：在数据源头即采取合规审查措施，数据生成过程中不接触任何真实数据，数据集不包含任何敏感信息，保障数据使用方合规性需求。

来源：群核科技官网，国金证券研究所

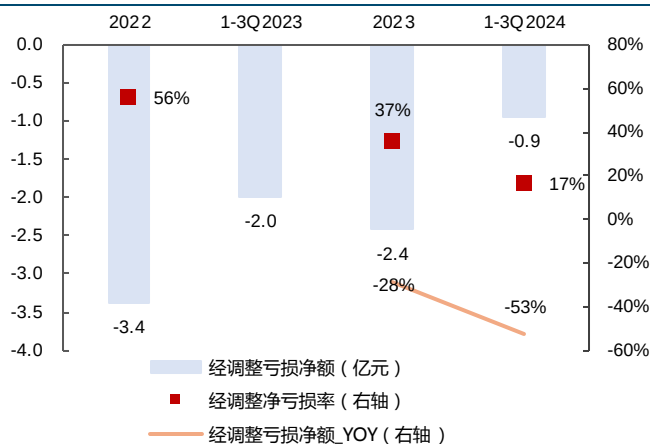
群核科技 2024 年前三季度营业收入达 5.53 亿元，同比增长 13.8%，主要增长动因是通过扩大客户规模（尤其是高价值大客户）和提升单客户价值实现订阅收入增长。群核科技 2024 年前三季度经调整亏损净额为 0.94 亿元，2022-2023 年经调整净亏损率均 37%以上，2024 前三季度收窄至 17%。

图表31: 2024 年前三季度群核实现营收 5.5 亿元



来源: 群核科技招股书, 国金证券研究所

图表32: 2024 年前三季度群核经调整亏损率收窄至 17%

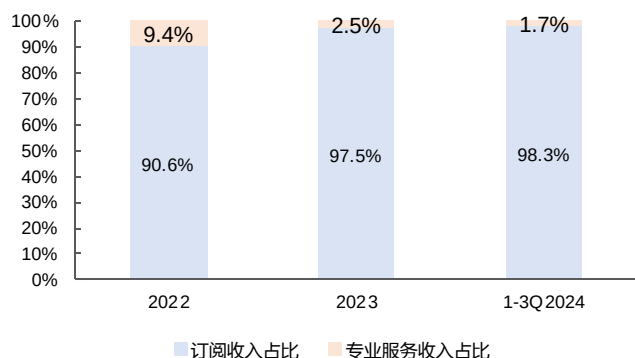


来源: 群核科技招股书, 国金证券研究所

2022-2024Q1-3, 群核科技毛利率持续提升, 由 72.7% 升至 80.4%。业务结构主要分为订阅收入与专业服务收入两部分:

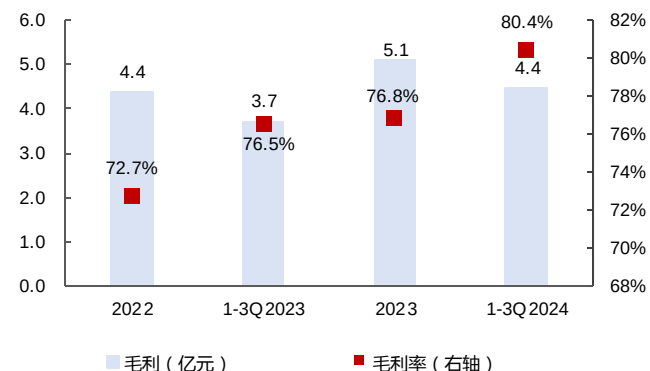
- 订阅收入: 包括 1) 在特定期间使用群核的软件产品及解决方案的客户所支付的订阅费用; 2) 按使用量向客户收取的费用。订阅收入的 80% 以上来自企业客户。
- 专业服务收入: 主要包括模型服务、技术配置服务及客户培训。目前所有专业服务均向企业客户提供。

图表33: 群核业务主体由订阅收入贡献



来源: 群核科技招股书, 国金证券研究所

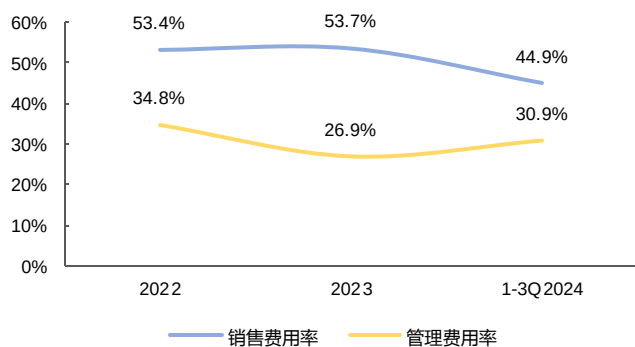
图表34: 群核综合毛利率持续提升至 80% 以上



来源: 群核科技招股书, 国金证券研究所

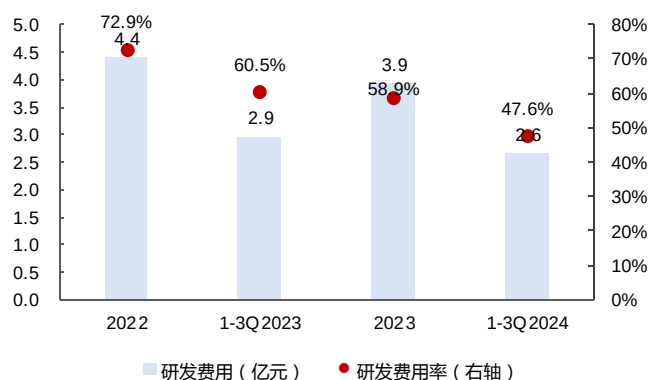
群核科技 2022-2024Q1-3 销售费率持续优化, 研发费率持续回落, 管理费率在 30% 上下波动。

图表35: 群核销售费率持续优化, 管理费率在 30% 上下波动



来源: 群核科技招股书, 国金证券研究所

图表36: 群核研发费率持续回落, 规模效应显著



来源: 群核科技招股书, 国金证券研究所

3.2 索辰科技：高度稀缺的中国物理 AI 资产，机器人仿真工具发布在即

2025 年 3 月，索辰科技召开天工开物发布会，对外发布索辰开物平台。索辰开物平台基于生成式物理 AI 技术和实景渲染技术，实现真实场景下的四维时空耦合多物理场设计、仿真、优化和训练，并应用于工业装备的研制和部署。开物平台提供一系列的工具集和应用服务，使开发者和工业用户能够轻松开发和部署物理 AI 应用。

7 月 28 日，索辰科技即将在 2025 WAIC 世界人工智能大会发布“机器人虚拟训练平台”。

图表37：索辰开物平台：物理 AI 驱动工业装备全场景应用平台

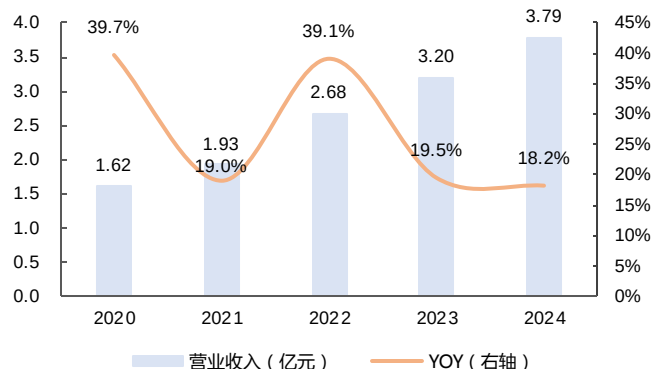


来源：索辰科技官网，国金证券研究所

索辰科技 2024 年营业收入达 3.79 亿元，同比增长 18.2%，2020-2024 年营收 CAGR 达 23.7%，主要增长动因仍为 CAE 国产替代背景下的提份额逻辑，向未来展望，1) 民用 CAE 行业拓展 +2) 物理 AI 机器人训练平台卡位机器人时代卖水人有望持续驱动公司收入高速增长。

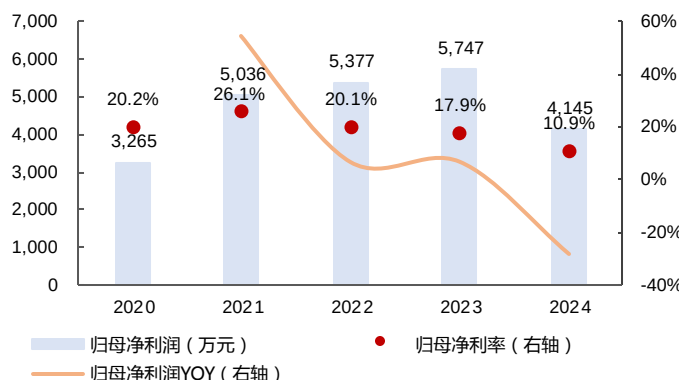
索辰科技 2024 年归母净利润为 4,145 万元，归母净利率达 10.9%，2020-2022 年归母净利率均在 20% 以上，23-24 年有所波动，主因销售费用率（推测为民用行业展业）以及信用减值损失（应收账款账龄结构变化）的提升。

图表38: 索辰科技 2020-2024 年营收 CAGR 达 23.7%



来源: iFinD, 国金证券研究所

图表39: 索辰科技 2020-2024 年净利率水平维持 10+%

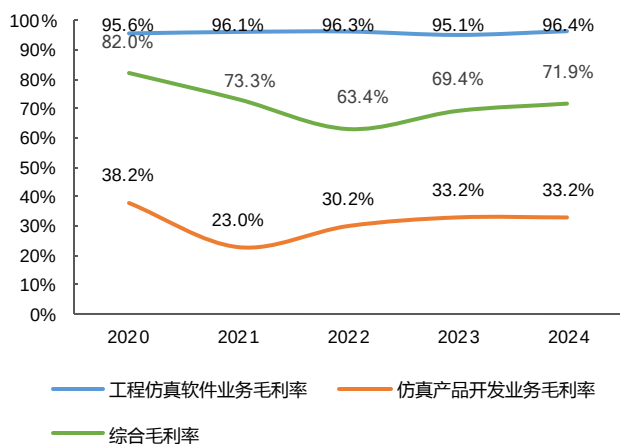


来源: iFinD, 国金证券研究所

索辰科技近年来综合毛利率约在 70% 上下, 业务结构主要分为工程仿真软件与仿真产品开发两部分:

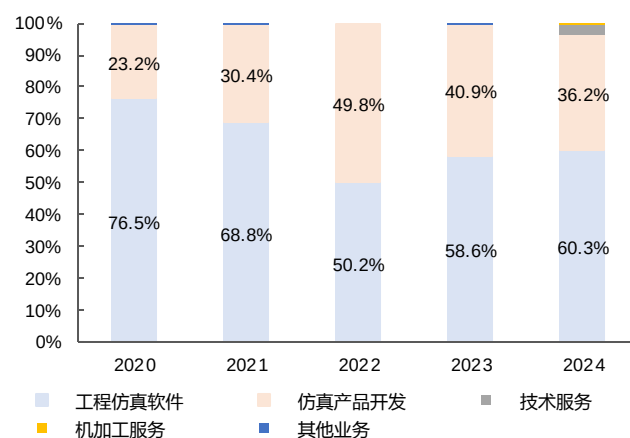
- 工程仿真软件: 主要包括 1) 单一学科仿真软件; 2) 多学科仿真软件; 3) 工程仿真优化系统三部分, 目前索辰在流体、结构、电磁、光学、测控、声学、复合材料等学科均有细分产品布局。该部分业务产品化程度较高, 2020-2024 年毛利率维持在 95% 以上。
- 仿真产品开发: 主要包括数字孪生系统、仿真-试验融合验证系统、仿真云平台、高性能计算平台等, 能够实现物理实体虚拟模型仿真验证, 在产品全生命周期持续利用 CAE 技术实现对试验的替代, 助力未来智能化制造。该部分业务涉及到定制化开发与部分硬件采购, 因而毛利率相对较低, 近年来约在 30% 上下。

图表40: 索辰科技工程仿真软件毛利率维持 95+%



来源: iFinD, 国金证券研究所

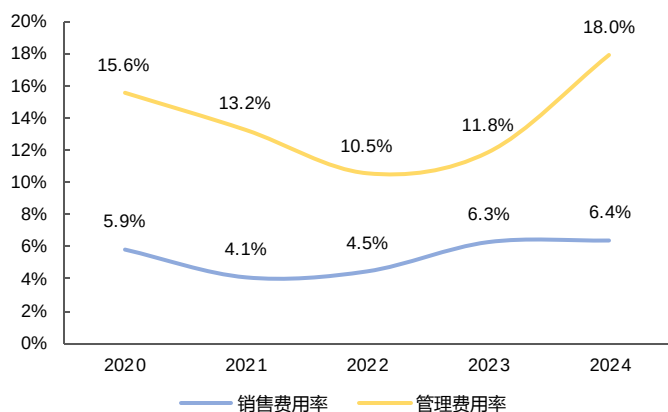
图表41: 索辰科技 24 年工程仿真软件收入占比达 60%



来源: iFinD, 国金证券研究所

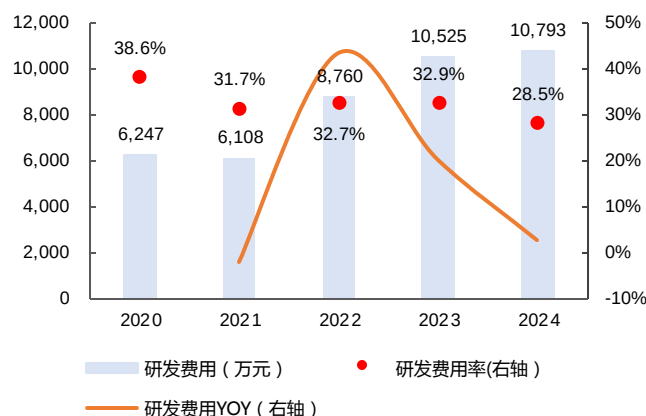
索辰科技 24 年销售费率明显提升, 管理控费较好。同时, 索辰科技 2020-2024 年研发投入强度较高, 研发费率约在 30% 上下波动。

图表42: 索辰科技 24 年销售费率明显提升, 管理控费较好



来源: iFinD, 国金证券研究所

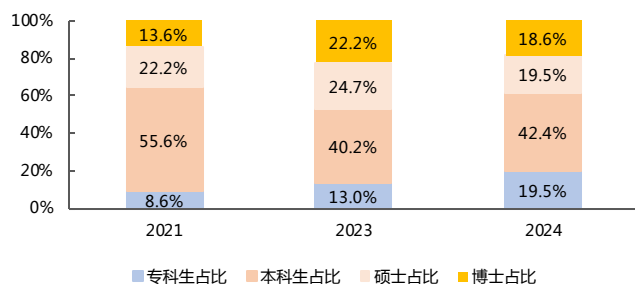
图表43: 索辰科技 2020-2024 年研发投入强度较高



来源: iFinD, 国金证券研究所

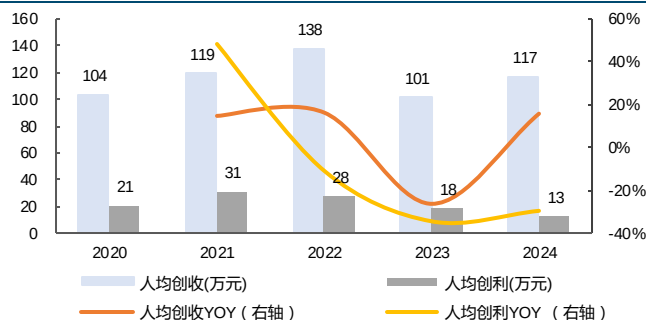
2024 年, 索辰科技是全 A 上市公司中博士员工占比最高的公司, 高达 18.6%。2024 年, 索辰科技人均创收 117 万元, 2020-2024 年始终维持在 100 万元以上。

图表44: 索辰 24 年博士员工占比 18.6%, 位居全 A 首位



来源: iFinD, 国金证券研究所

图表45: 索辰科技人均创收超 100 万元



来源: iFinD, 国金证券研究所

23 年以来, 公司围绕民用行业拓展、CAE 学科补全、物理 AI 底层数采开展了众多外延布局, 并购包括阳普智能、富迪广通、麦思捷、力控元通等标的。

图表46: 索辰科技近年来外延布局众多公司, 围绕民用行业展业+物理 AI 布局

	发起收购时间	收购股权比例	收购目的	主营业务
阳普智能	2023 年 11 月	48%	阳普智能与公司在项目经验、销售团队、技术能力、客户资源等方面具有高度的相关性和互补性。阳普智能目前覆盖客户上千家, 如广州汽车集团股份有限公司、广东万和新电气股份有限公司、格力钛新能源股份有限公司等。同时, 公司可依托其在项目上的实践经验, 进一步丰富产品功能, 增加客户粘性, 并将民用业务市场领域进一步扩大。阳普智能团队和客户资源也将完善公司在华南地区的业务布局, 并助力公司提升华南地区的市场拓展及当地的服务支持能力。	专注于离散制造企业提供产品研发与产品制造的数字化解决方案与服务。核心业务包括 CAE、PLM、MES。在 CAE 领域, 具有提供结构、流体、电磁、光学等物理域仿真的技术能力, 服务客户涵盖了新能源汽车主机厂与供应链、芯片设计与封装、新能源装备、5G 通讯、各类先进制造研究院所等。在 PLM 领域, 阳普智能是 PTC 在中国区的白金合作伙伴, 是华南非常有影响力的 PLM 服务商。在 MES 领域, 阳普智能自主版权的 Smart.MES 系列产品面向新能源汽车零部件产业链、新能源装备行业客户, 拥有多个数字化样板工厂的应用案例。
富迪广通	2024 年 9 月	52%	/	属于科技推广和应用服务业, 经营范围包括: 技术进出口; 技术服务、技术开发、技术咨询、技术交流、技术转让、技术推广; 软件开发; 专业设计服务; 信息系统集成服务; 计算机系统服务; 摄影扩印服务; 软件销售; 计算机软硬件及辅助设备零售; 金属材料销售; 机械销售; 电线、电缆经营; 通讯设备销售; 工业自动控制系统装置销售; 光学仪器销售; 光学玻璃

图表46：索辰科技近年来外延布局众多公司，围绕民用行业展业+物理 AI 布局

				销售；幻灯及投影设备销售；电子产品销售；工业自动控制系统装置制造；安全技术防范系统设计施工服务；工业设计服务等。
麦思捷	2024 年 12 月	55%	麦思捷与公司主营业务有较高的协同性：①技术能力互补：麦思捷在特种行业信息化领域的丰富项目经验和先进技术能力，将与索辰科技在仿真、数字化、智能化技术方面的优势形成互补。②销售网络互补：麦思捷已建立了行业内稳定的销售网络和客户群体，覆盖了众多优质客户，包括上海红生系统工程有限公司、中国船舶重工集团公司下属研究院所等。这些客户资源将为索辰科技开辟全新的市场渠道。	麦思捷专注于电子信息装备技术领域，为大气波导预测和评估领域的行业领导者，为多个雷达型号提供核心技术支持；在雷电精准预警和定位领域成功实现国产化替代，且通过浙江省首台套重大科技装备认定，相关产品已在仿真训练和国家电网中广泛应用。麦思捷推出多型“虚实”结合的仿真训练系统，能够提供高度逼真的场景模拟，显著提升仿真训练的实效性和安全性。麦思捷在大气、海洋环境等领域的专家级经验，为解决相关工程问题起到重大作用。
力控元通	2025 年 2 月	51%	/	聚焦智能制造等领域的生产管控产品开发及行业解决方案，提供 SCADA（数据采集与监控系统）软件、实时数据库、生产管控平台、工控信息安全产品等软硬件产品。力控科技能够提供物理 AI 实时孪生体所需要的环境感知、数据传递等技术，提高物理 AI 应用的准确性和可靠性。

来源：iFinD，天眼查，国金证券研究所

4. 风险提示

■ 通用机器人 Day1 L4 路线缺乏商业化基础的风险。

目前通用机器人产业发展尚处早期，人形机器人各项软硬件环节成熟度参差不齐，若押注 Day1 L4 路线在展业过程中缺乏足够容量的买单客群，或存在商业闭环到数据闭环都无法建立的风险。

■ 仿真合成数据质量不及预期的风险。

目前“缺数据”仍是机器人落地的核心卡点之一，假如基于 Sim2Real 模式的仿真合成数据质量不及预期，或对英伟达 Isaac Sim、索辰机器人虚拟平台等主体的发展带来扰动。

■ 模型及软件解决方案三方公司长期产业链话语权较低的风险。

参考部分智能驾驶算法厂商与主机厂之间的角力关系，若未来机器人产业渐趋成熟，在国内商业生态普遍对于软件厂商不算友好的环境下，或出现三方数据商、模型算法商产业链话语权较低的风险。

行业投资评级的说明:

买入：预期未来 3-6 个月内该行业上涨幅度超过大盘在 15%以上；

增持：预期未来 3-6 个月内该行业上涨幅度超过大盘在 5% - 15%；

中性：预期未来 3-6 个月内该行业变动幅度相对大盘在 -5% - 5%；

减持：预期未来 3-6 个月内该行业下跌幅度超过大盘在 5%以上。

特别声明:

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

转载、引用、修改、仿制、刊发,或以任何侵犯本公司版权的其他方式使用。经过书面授权的引用、刊发,需注明出处为“国金证券股份有限公司”,且不得对本报告进行任何有悖原意的删节和修改。

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

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

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

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

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

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

此报告仅限于中国境内使用。国金证券版权所有,保留一切权利。

上海	北京	深圳
电话: 021-80234211	电话: 010-85950438	电话: 0755-86695353
邮箱: researchsh@gjzq.com.cn	邮箱: researchbj@gjzq.com.cn	邮箱: researchsz@gjzq.com.cn
邮编: 201204	邮编: 100005	邮编: 518000
地址: 上海浦东新区芳甸路 1088 号 紫竹国际大厦 5 楼	地址: 北京市东城区建国大街 26 号 新闻大厦 8 层南侧	地址: 深圳市福田区金田路 2028 号皇岗商务中心 18 楼 1806