

世界模型与VLA技术路线并行发展 ——智能驾驶深度报告

分析师：刘乐
执业证书编号：S0020524070001
邮箱：liule@gyzq.com.cn

分析师：陈烨尧
执业证书编号：S0020524080001
邮箱：chenyeyao@gyzq.com.cn

并购家 免费行业报告网

IPOIPO.CN 每日更新 不用注册会员 无广告 永久免费

1. “平权+端到端”，智能驾驶加速进化

- 1.1 智能驾驶行业发展回顾
- 1.2 智驾沿着“端到端”、“智驾平权”加速

2. 端到端智能驾驶复盘

- 2.1 端到端智能驾驶演进历程
- 2.2 端到端智能驾驶第一阶段
- 2.3 端到端智能驾驶第二阶段
- 2.4 端到端智能驾驶第三及第四阶段
- 2.5 端到端智能驾驶已分化出两种核心路径

3. VLA技术路线

- 3.1 VLA技术路线演进历程
- 3.2 VLA技术路线核心特征与当下痛点
- 3.3 VLA技术路线发展趋势研判

4. 世界模型技术路线

- 4.1 世界模型技术路线演进历程
- 4.2 世界模型技术路线核心特征与当下痛点
- 4.3 世界模型技术路线发展趋势研判

5. 投资建议

6. 风险提示

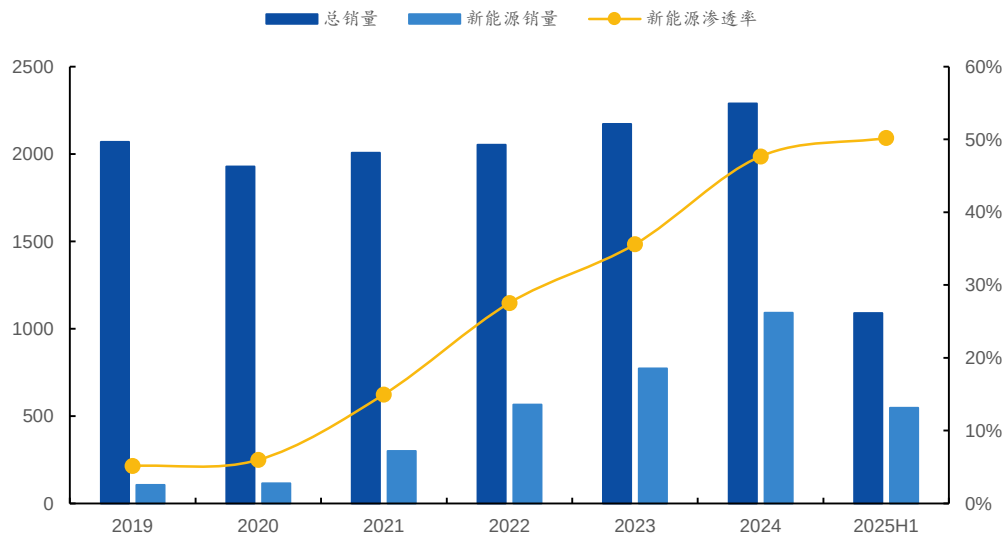
1

“平权+端到端”，智能驾驶加速进化

● 智能驾驶渗透加速，新能源车销量与智驾功能形成协同增长闭环

- ✓ **新能源车高增推动智能驾驶快速渗透。**中国已成为全球汽车产业电动化、智能化发展方向上的积极倡导者与重要引领者。近年来，中国新能源汽车市场销量及渗透率均呈现出稳步上升态势，整体增长趋势明确。回顾 2019 - 2025H1 期间，尽管总销量受宏观环境及周期性因素影响略有波动，但新能源汽车销量总体保持持续增长，尤其在 2023 - 2024 年期间实现显著放量，市场增势明显。同时，新能源汽车渗透率一路攀升，从 2019 年的较低水平起步，先后突破 10%、30%、50% 等关键阶段性关口，反映出新能源车型在整体汽车市场中的占比不断提升，消费者对新能源产品的接受度与认知度持续增强，产业发展进入加速普及阶段。
- ✓ **智能驾驶配套普及形成正向发展循环。**与此同时，中国新能源汽车L2级别智能驾驶功能渗透率也展现出快速提升的态势。从 2019 年的约 7% 起步，到 2025H1 已上升至 65% 左右的水平，显示出智能驾驶技术在新能源车上的配套应用正快速普及。从逻辑上看，左图的销量与渗透率提升反映了新能源车本身的市场扩张趋势，而右图

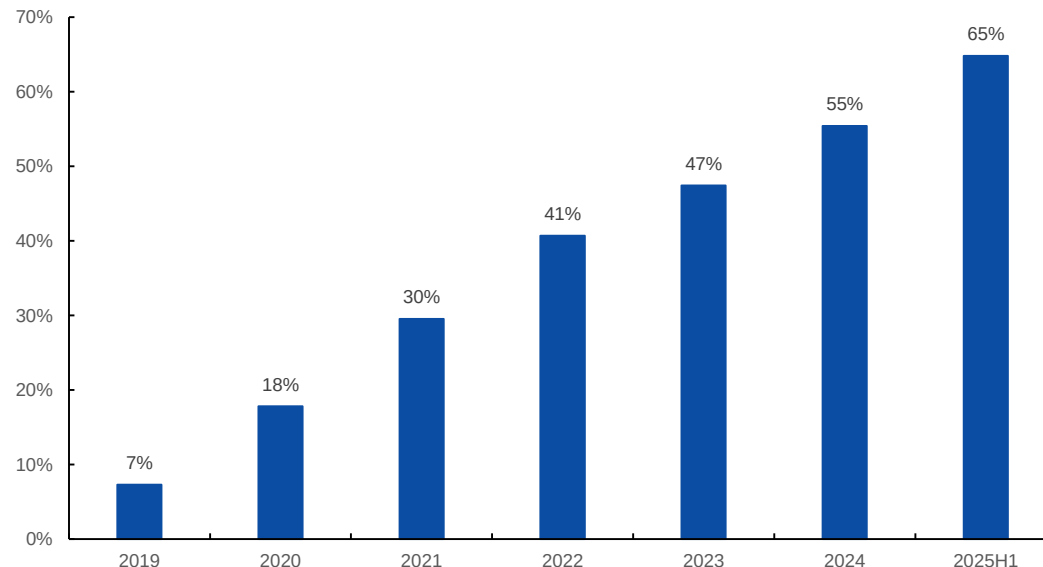
图1：中国新能源车销量与渗透率（万辆）



资料来源：乘联分会，国元证券研究所

请务必阅读正文之后的免责条款部分

图2：中国新能源车L2级别智能驾驶渗透率

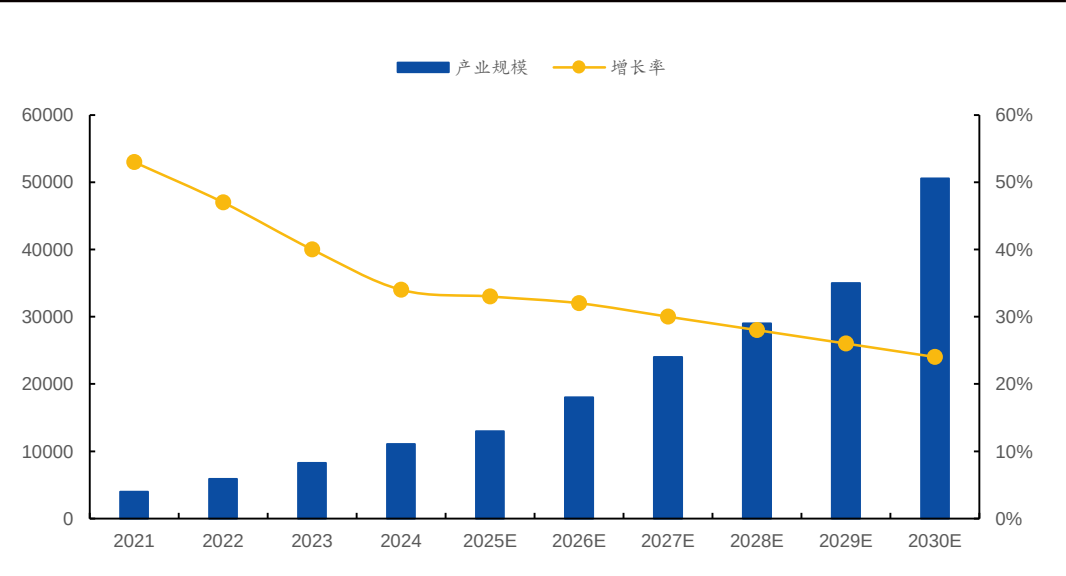


资料来源：车能智联，国元证券研究所

● 智能驾驶产业规模持续扩张，价值链环节协同提速，创新活力加速释放

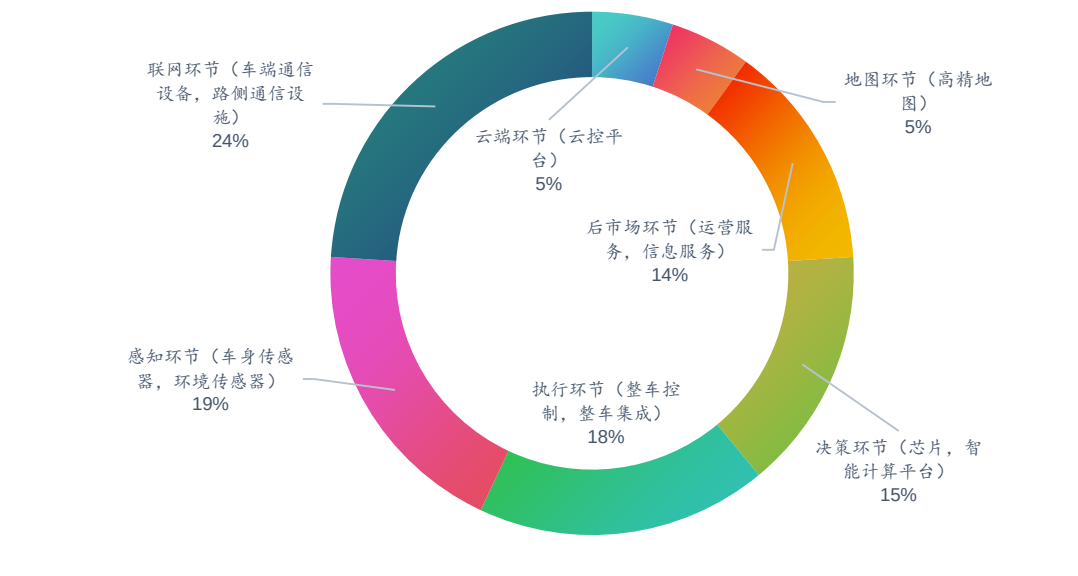
- ✓ **智能驾驶市场扩张迅猛，增长动能持续释放。**智能驾驶驱动的市场发展空间正持续打开。在汽车产业智能化与电动化深度融合的背景下，2024 年我国智能网联汽车产业规模已攀升至 11082 亿元，同比增长 34%，呈现出显著的增长弹性与产业外溢效应。随着车端智能化渗透率持续提升、产业链各环节技术协同强化，智能驾驶市场正在形成由需求侧和供给侧共同驱动的双轮增长格局。从中长期趋势判断，伴随算法性能迭代、算力平台升级以及多元化场景的不断拓展，预计到 2030 年，产业规模有望突破 5 万亿元，产业链上下游将进一步深化分工与协作，行业竞争格局也将加速重塑。
- ✓ **产业价值链环环相扣，功能模块清晰成型。**从产业生态结构来看，智能驾驶的价值环节已逐步清晰，核心能力围绕“联网—感知—执行—决策”四大功能模块有序构建：联网模块为数据交互提供基础支撑；感知模块通过多模态传感器实现高精度环境识别；执行模块承担车辆控制和反馈响应；决策模块则基于算法与算力平台实现复杂场景的路径规划和智能调度。随着整车智能化程度不断提高，这一生态结构的系统性和协同性也愈发凸显，为后续技术落地和商业模式创新奠定基础。
- ✓ **产业主体持续扩容，技术创新活力不断增强。**截至 2025 年 6 月，受益于技术成熟度逐步提升、政策环境持续优化、商业应用路径日益明晰，我国智能驾驶产业主体数量快速增长，注册相关企业总数已超过 7000 家。这些企业分布在芯片研发、传感器制造、软件算法设计、整车集成及出行服务等多个关键环节，形成了较为完整的产业链覆盖。在行业竞争不断加剧的同时，研发投入强度同步提升，各类企业纷纷加快智能驾驶核心技术布局，力图在技术架构、产品能力和商业模式上实现差异化突破。产业创新活力持续迸发，推动行业整体向更高技术水平、更大市场规模演进。

图3：中国智能网联汽车产业规模趋势（亿元）



资料来源：赛迪咨询，前瞻产业研究院，企查查，《中国智能驾驶商业化发展白皮书》，国元证券研究所

图4：2024年中国智能网联汽车产业结构



资料来源：赛迪咨询，前瞻产业研究院，企查查，《中国智能驾驶商业化发展白皮书》，国元证券研究所

1.2 智驾沿着“端到端”、“智驾平权”加速

● 回顾2024年以来的两大智驾关键词：端到端、智驾平权

- ✓ **端到端**：在特斯拉于 2024 年 3 月率先推出“端到端”智驾方案后，国内造车新势力迅速跟进，掀起技术架构革新浪潮。小鹏汽车在“520 AIDAY”发布会上宣布，其国内首个“端到端”大模型已实现量产上车；同年 7 月，理想汽车进一步发布基于“端到端”模型、VLM 视觉语言模型与世界模型的全新自动驾驶技术架构，加速高阶智驾技术的落地进程。端到端技术通过打通感知、决策与控制全链路，显著减少了传统分层算法带来的信息损耗与适配成本，实现更高效的场景泛化与模型自学习能力。这一架构的快速普及，有效降低了车企在算法部署和数据闭环构建中的研发门槛，使城区 NOA 等高阶智驾功能的量产落地加速。受益于此，高阶智驾（L2+及以上）功能搭载率从 2024 年 1-4 月的 11.8% 提升至 2025 年同期的 18.6%，市场渗透呈现出稳中加速的趋势。
- ✓ **智驾平权**：步入 2025 年初，头部自主品牌集体加码智能驾驶技术布局。比亚迪、吉利、奇瑞、长安等四大自主车企相继推出重磅智能驾驶方案，在技术突破的同时，也将智能驾驶价格门槛进一步拉低，加速“智驾平权”进程。例如，比亚迪秦 PLUS 智驾版（11.98 万元）已搭载高速 NOA 功能；吉利银河星耀 8EM（15 万元）实现了“车位到车位”全场景智驾的标配功能。与造车新势力主要集中在中高端车型不同，自主车企通过规模化生产、供应链整合和自研芯片等路径，正在实现智能驾驶技术的价格下探与普惠化落地。其中长期目标明确：在 10 万元级别车型上实现高速 NOA 的全面标配。随着这一战略推进，中高阶智驾（高速 NOA）搭载率从 2024 年 1-4 月的 11.8% 升至 2025 年同期的 18.6%，市场覆盖范围持续扩大，技术渗透进一步提速。

图5：2024-2025高速/城区NOA渗透率

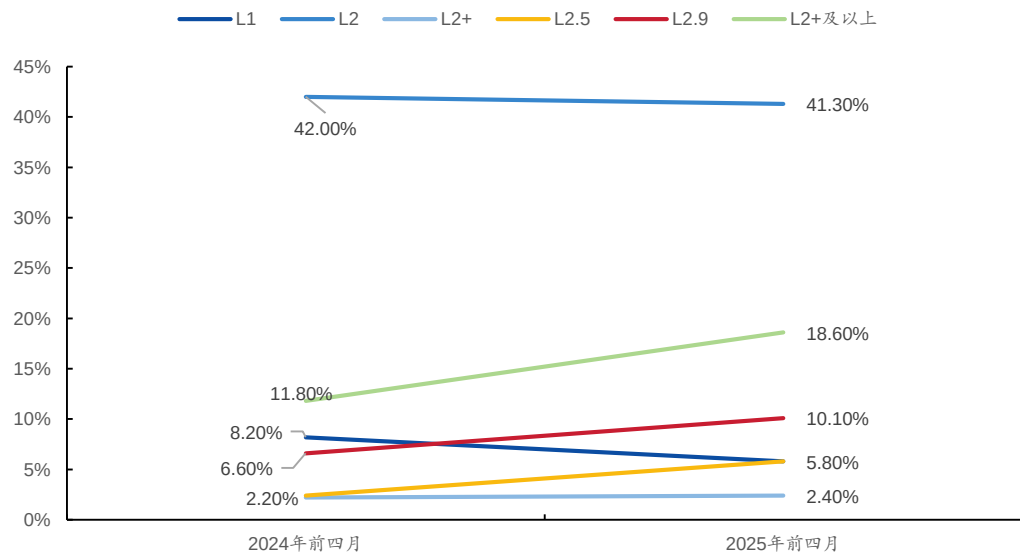
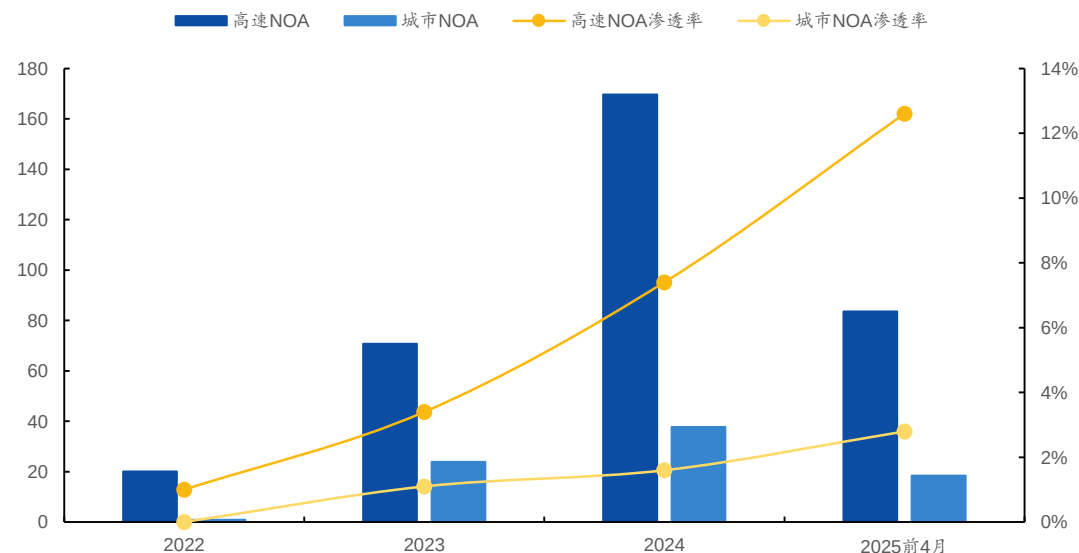


图6：2022-2025年乘用车高速与城市NOA ADAS渗透率（单位：万辆）



资料来源：佐思汽研，国元证券研究所

请务必阅读正文之后的免责条款部分

更多免费行业报告

并购家

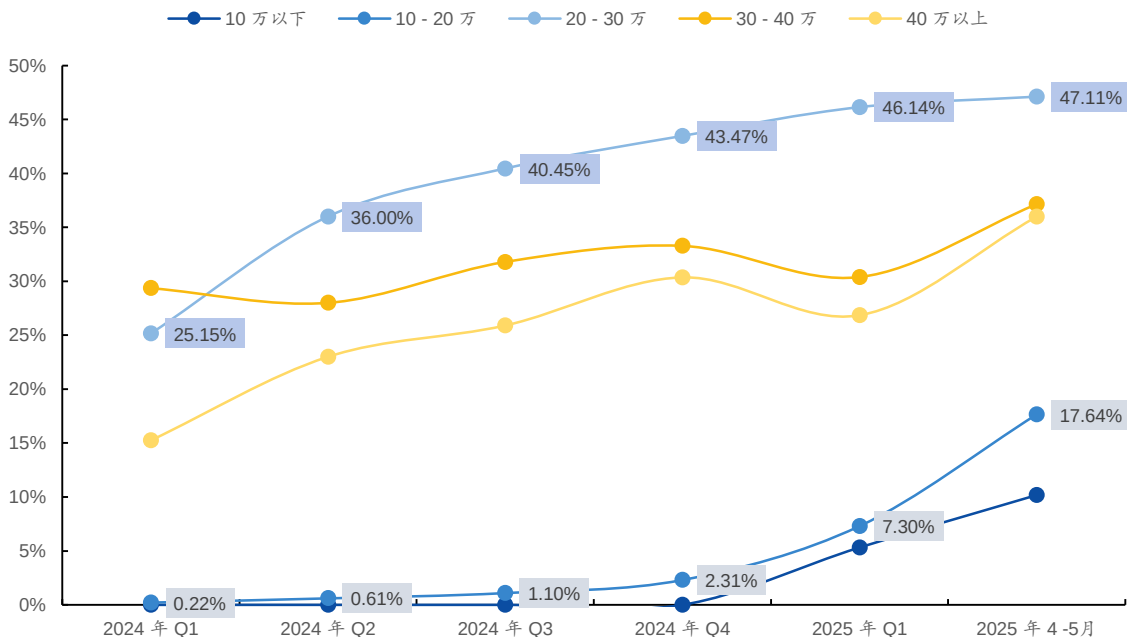
www.ipoipo.cn

1.2 智驾沿着“端到端”、“智驾平权”加速

● 城市NOA（L2++）已成20万+产品“必需配置”，并渗透至15-20万区间

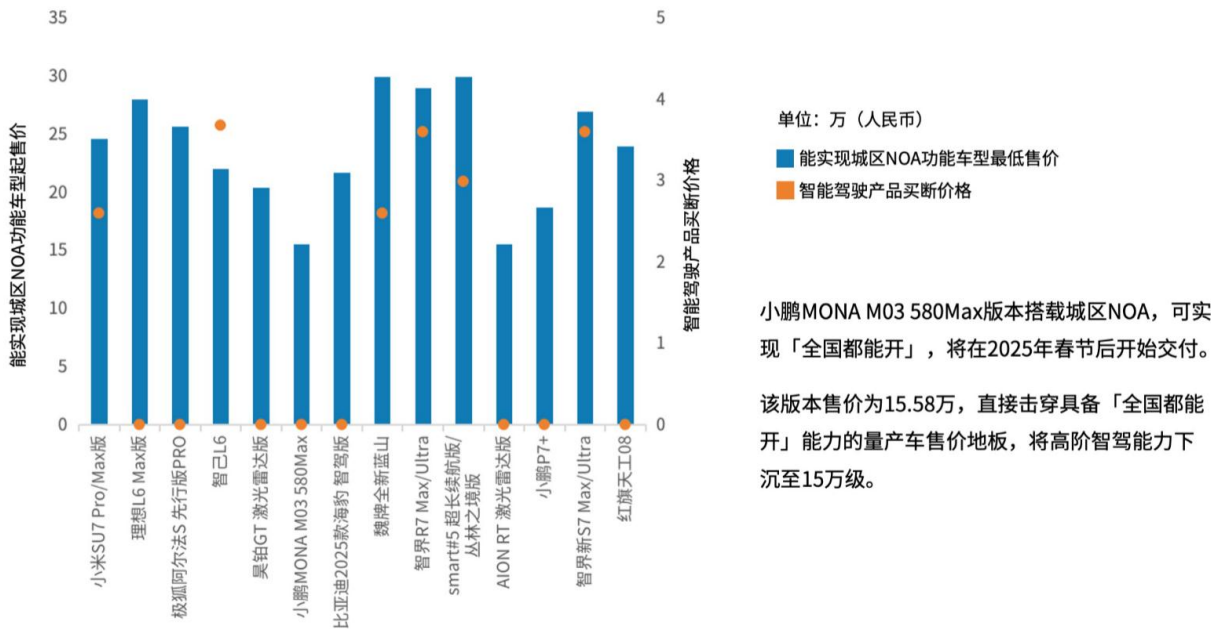
- ✓ 中端价位智驾渗透提速，竞争前沿加速下沉。根据 NE 时代新能源数据，2024 年 Q1，20 - 30 万元价位段汽车的 L2++ 智能驾驶功能搭载率仅为 25.15%；至 2025 年 4 - 5 月，该数值已升至 47.11%，实现了近乎翻倍的增长。搭载率的快速提升，标志着城市 NOA 正进入加速普及阶段，20 - 25 万元价位段逐渐成为车企与第三方智驾厂商战略争夺的关键区间。相较高端车型的早期导入阶段，中端市场的快速渗透不仅释放了更大的销量潜力，也推动了技术落地成本的进一步优化。
- ✓ 价格下探推动智驾平权，中低端市场加速渗透。智能驾驶车型价格与方案成本的持续下降，为市场扩张提供了重要支撑。搭载高阶智能驾驶产品（城区 NOA）的量产车型起售价逐步下探，部分车型价格已降至 15 万元左右，显著降低了消费者的进入门槛，推动智能驾驶的“科技平权”进程。步入 2025 年后，随着小鹏、比亚迪等车企加大在中低价位车型的智能驾驶投入，10 - 20 万元价位段汽车的城市 NOA 搭载率快速攀升，技术普及节奏明显提速，市场覆盖范围持续扩大。

图7：2024年至2025年5月各价位段城区L2++搭载率变化情况



资料来源：NE时代新能源，国元证券研究所

图8：部分较低价格的可实现城区NOA功能车型售价情况



资料来源：智能车参考，国元证券研究所

2

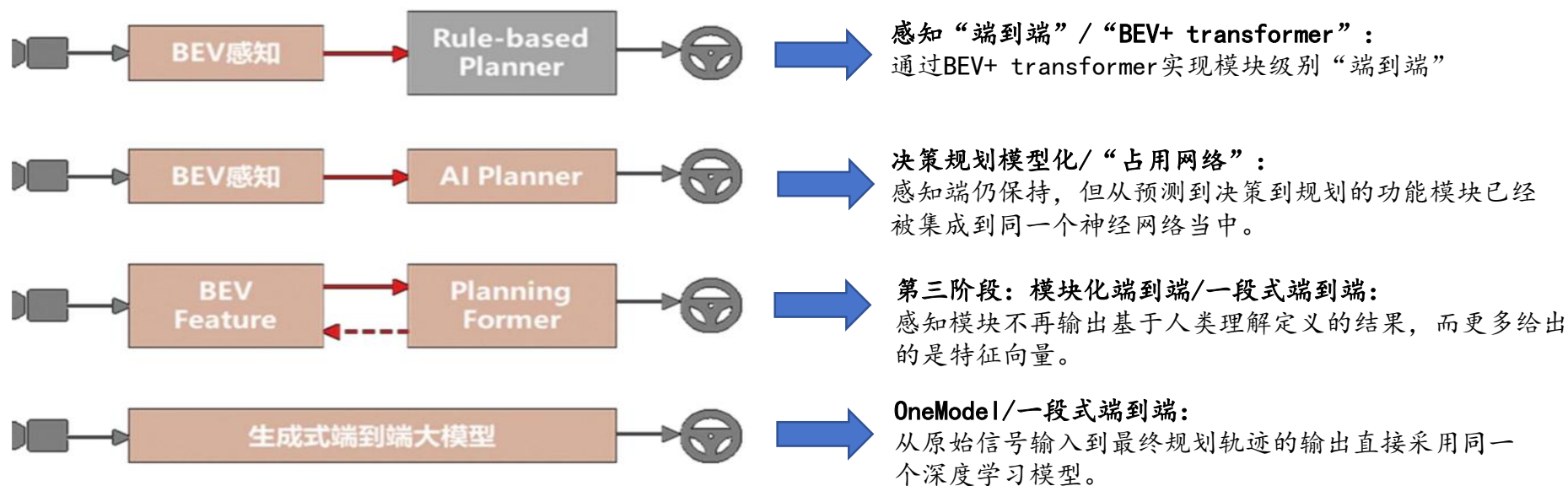
端到端智能驾驶复盘

2.1 端到端智能驾驶演进历程

● 目前，端到端自动驾驶架构的演进可以分为四个主要阶段：

- ✓ **第一阶段：感知“端到端”/“BEV+ transformer”**（2021年由特斯拉提出）：自动驾驶架构拆解为感知与预测决策规划两大模块。感知模块借助多传感器融合的BEV技术达成模块级“端到端”，引入transformer与crossattention方案，显著提升检测精度与稳定性，而规划决策模块仍以传统Rule-based方法主导。
- ✓ **第二阶段：决策规划模型化/“占用网络”**（2022年由特斯拉提出）：架构模块组成维持不变，感知端延续前代解决方案。预测决策规划模块迎来重大革新，将预测、决策、规划功能整合至同一神经网络。尽管感知与决策规划均采用深度学习，但模块接口依人类理解定义，各模块仍独立训练。
- ✓ **第三阶段：模块化端到端/两段式端到端**（小鹏、华为、极氪当前应用方案）整体结构与上一阶段相似，网络结构细节与训练方案却大不相同。感知模块不再输出人类可理解结果，转而输出特征向量，预测决策规划模块依此生成运动规划。两模块输出转变，训练时必须通过梯度传导，实现跨模块联合训练。
- ✓ **第四阶段：OneModel/一段式端到端**（特斯拉、理想、Momenta当前应用方案）此阶段打破感知、决策规划等功能界限，从原始信号输入到最终规划轨迹输出，全程由单一深度学习模型完成。OneModel可基于强化学习、模仿学习实现，也可由世界模型衍生，实现高度集成与智能化。

图9：端到端自动驾驶技术演进

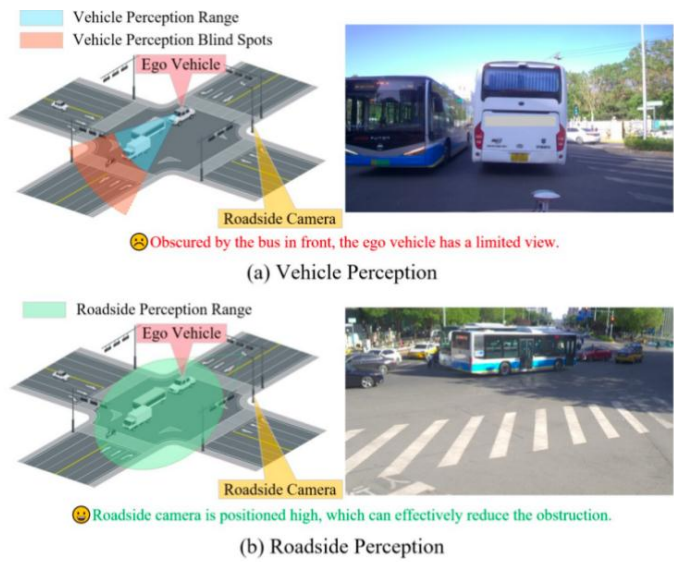


资料来源：辰韬资本，Aifighting，国元证券研究所

● 第一阶段：感知“端到端” / “BEV+ transformer”

- ✓ 定义：BEV (Bird’s Eye View, 鸟瞰图视角) 是在自动驾驶跨摄像头和多模态融合背景下形成的一种关键视角表达方式。其核心思想是将传统基于 2D 图像与测距的感知方式，转换为在鸟瞰视角下的 3D 感知框架，使环境信息的表达更加全面、直观和具备空间连续性。从实现路径来看，BEV 的核心在于以 2D 图像作为输入，输出可用于决策的 3D 场景框架。在这一过程中，如何高效地融合来自不同传感器（摄像头、毫米波雷达、激光雷达等）的特征信息，实现最优表达与空间映射，是技术实现的重点与难点所在。
- ✓ Transformer 是另一项推动智能驾驶感知能力快速演进的核心技术。它是一种基于注意力机制的神经网络结构，由谷歌于 2017 年提出。与传统的 RNN、CNN 不同，Transformer 并不依赖串行数据处理，而是通过注意力机制挖掘序列中不同元素的关联关系，具备出色的特征提取与长依赖建模能力。这一特性使得 Transformer 能够灵活适配不同长度与不同结构的输入信号，在多传感器融合和环境建模中展现出显著优势。
- ✓ 在智能驾驶技术架构中，感知端到端一直是最早应用端到端技术的模块之一，也是实现自动驾驶能力跃升的关键组成部分。在早期的智能驾驶系统中，端到端技术主要集中于感知层，用于高效、实时地提取并融合环境信息。随着算法和算力的持续演进，决策规划等后端模块也开始逐步引入端到端方法，推动整体架构从分层式向一体化方向演进。

图10：BEV感知原理及示意图



资料来源：自动驾驶之心，国元证券研究所

请务必阅读正文之后的免责条款部分

表1：智能驾驶集感知模型应用

车企	智能驾驶系统	数据融合方案	感知模型	芯片供应商	芯片	算力	搭载车型
华为	ADS2.0	-	BEV+Transformer+GOD 网络	自研	MDC610	预估 200TOPS	问界 M5, 阿维塔 11 等
毫末智行	Hpilot3.0	-	BEV+Transformer+Drive GPT	可适配多种芯片			预计 2024 年 Q1 上 搭载蓝山
商汤	SenseAuto ADAS Pilot	-	环视感知算法 BEV Former	可适配多种芯片			AION LX Plus, 哪吒 S
地平线	-	-	BEV	自研	征程 5	128TOPS	预计 2023 年 Q3 新 车款 比亚迪汉
元戎启行	D-Pro	数据级融合	BEV	英伟达	Orin-X	254TOPS	-
觉非科技	数据闭环融合管理 解决方案	数据级融合	BEV	可适配多种芯片			-
小马智行	第六代智能驾驶软 硬件系统	-	BEV	可适配多种芯片			小马智行 Robotaxi

资料来源：亿欧智库，国元证券研究所

● 第一阶段：感知“端到端”/“BEV+ transformer”带来的影响

- ✓ **全面的视野覆盖，显著增强环境感知能力。** BEV 感知通过融合车辆各个方向的多类型传感器数据（包括毫米波雷达、摄像头、激光雷达等），形成一个 360° 全方位、无死角的感知视野。这种全局视角突破了单一传感器的局限性，使车辆能够在复杂路况下获得更完整的环境信息，不仅对周边目标的识别更为清晰，也能够提前感知潜在风险，提高驾驶系统的环境建模精度与响应速度。
- ✓ **简化的决策路径，提升系统运行效率。** 通过将 3D 场景数据统一映射到 2D 平面，BEV 技术有效降低了数据处理的复杂度，显著减少了传统感知到决策规划的中间转换环节。这种信息表达方式让路径规划、障碍物识别与避让、车辆行为预测等决策过程更加直接、高效。结合 Transformer 的注意力机制，系统可以对关键区域进行聚焦处理，实现更灵活、更精准的动态决策能力，为端到端架构在实际驾驶场景的落地奠定了基础。
- ✓ **提升定位精度，强化复杂交通场景适应性。** BEV 感知能够帮助自动驾驶系统更准确地估计自身与周围车辆、行人及障碍物的相对位置，特别是在城市道路、十字路口、交通高峰等复杂场景中，优势尤为突出。这种高精度空间感知能力提升了系统在动态环境下的稳定性与鲁棒性，也为高阶智能驾驶功能（如城区 NOA）提供了必要的技术支撑。
- ✓ **技术进步与标准化加速推动产业成熟。** 未来，随着深度学习算法持续迭代、芯片算力大幅提升，BEV 感知算法将在精度、效率和泛化能力上实现进一步跃升，可处理更复杂的交通环境和更大规模的数据流。同时，数据融合技术将成为研究重点，如何在多模态传感器的异构数据间实现高效融合，是提高系统鲁棒性和精确性的关键。

图11：网络整体结构框架

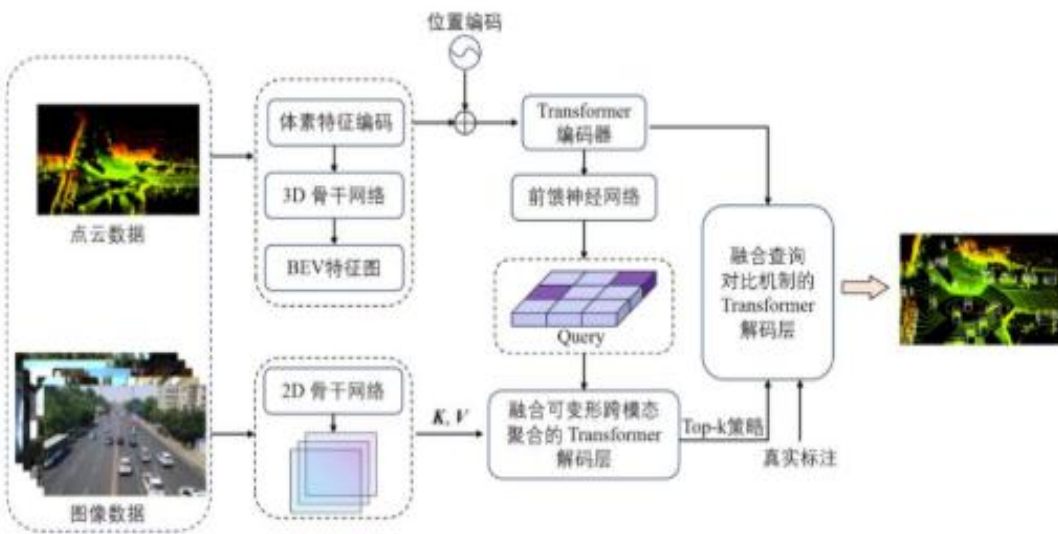
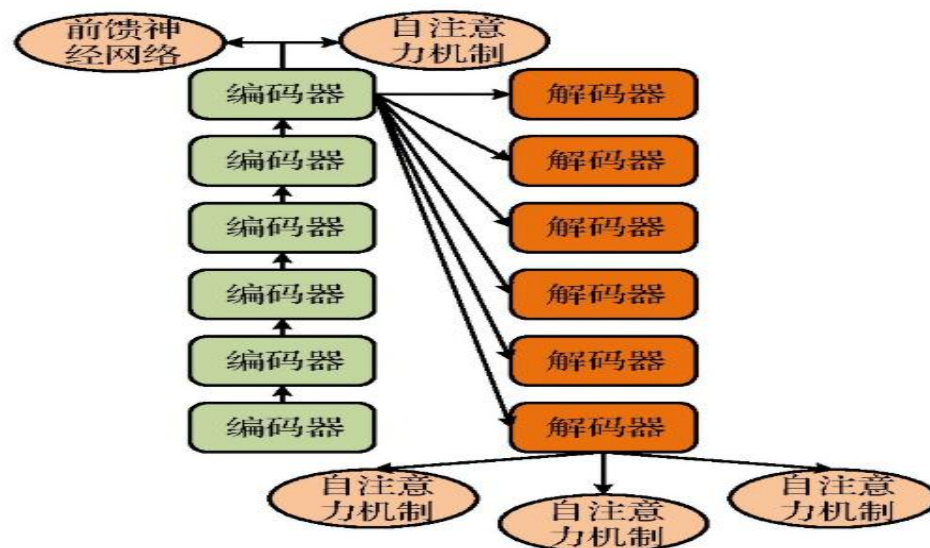


图12：transformer框架



资料来源：陆军、赵颖然、鲁林超《基于多模态融合的三维目标检测方法研究》，国元证券研究所

资料来源：黄德广、黄海峰、黄德章、刘振航《BEV感知学习在自动驾驶中的应用综述》，国元证券研

● 第二阶段：决策规划模型化/“占用网络”

- ✓ **占用网络重塑环境感知，夯实智驾基础能力。** 占用网络（Occupancy Network）是自动驾驶“环境感知”环节的重要底层技术，其核心思想是通过对三维空间进行体素级划分与占用预测，构建更高精度的全局环境表示。与传统感知方法相比，占用网络能够有效弥补在“遮挡处理”“形状精细建模”“全局环境认知”等方面的短板，为后续的路径规划和行为决策提供更完整、更稳定的环境输入。随着算力持续提升与网络结构优化（如动态体素划分、稀疏卷积等），占用网络正逐步成为高性能智能驾驶系统中的关键模块，尤其适用于结构复杂、目标密集的城市道路场景。
- ✓ **体素级空间建模提升环境刻画精度。** 从本质上看，Occupancy Network 算法是一种 3D 空间分割任务。它通过将待感知的三维空间划分为固定大小的体素网格，并利用算法预测每个体素被目标类别占用的概率，实现对全场景的空间建模。这种方法不仅可以对已知的车辆、行人等目标进行精确刻画，还能识别数据集中未被标注的“泛目标”（General Objects），如土堆、石块等，从而实现开放集目标检测，提升系统的环境理解力。同时，相较直接输出 3D 目标框的算法，占用网络能对空间中的每个体素单元进行建模，因此对于不规则形状或边界模糊的目标，能够还原更丰富的几何细节和结构信息，增强整体环境表达能力。
- ✓ **占用网络增强三维表达，优于传统 BEV 方法。** 与 BEV 方法相比，占用网络的差异主要体现在目标表示方式上。BEV 采用二维平面投影，容易丢失高度信息与空间结构特征；而占用网络基于三维体素化网格，将物体分解为大量小立方体单元，能够更准确地刻画形状特征。体素越小，环境分辨率越高，场景还原也越接近真实。占用预测本身也可以与 BEV 结合——通过将体素化结果投影到鸟瞰图，实现保留空间信息的同时增强占用可视化，使感知结果更直观、可靠。

图13：特斯拉Occupancy Network输出图

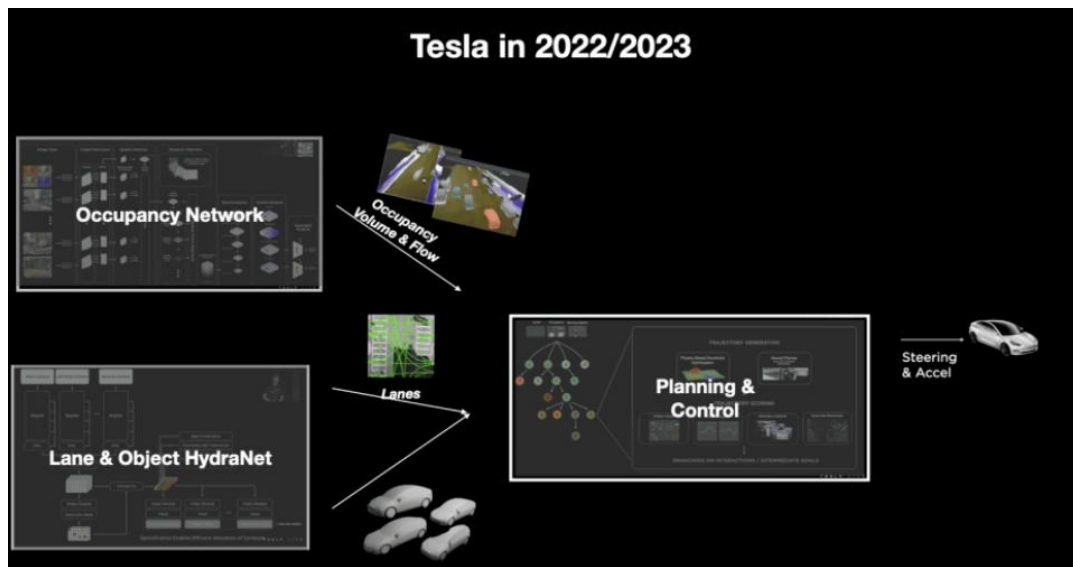


图14：占用网络示意图



● 第二阶段：决策规划模型化/“占用网络”带来的影响

- ✓ 占用网络强化识别能力，夯实自动驾驶安全底座。研究占用网络对于强化自动驾驶系统的环境感知能力具有深远的战略意义。一方面，通过对场景三维占用率的深入分析，系统能够更精确地识别前景目标的位置、形状与姿态，有效减少因目标识别偏差带来的潜在安全风险。例如，在城市道路或拥挤交通环境中，占用网络可以显著提升对复杂障碍物（如异形车辆、临时路障、非标准结构体等）的识别精度，为车辆提供更高置信度的环境信息，确保驾驶安全性。
- ✓ 另一方面，三维占用率的预测不仅有助于提升目标检测的准确性，也能增强系统对背景环境的区分与理解能力，减少背景误识别带来的冗余干扰。当前，特斯拉、Waymo、百度Apollo等头部自动驾驶厂商都在探索类似 BEV+Occupancy Network 的感知融合方案，以在真实道路环境中实现更高的识别精度与动态场景适应能力。这一方向被视为从传统目标检测到语义级空间建模的重要技术跃迁。
- ✓ 此外，占用网络对路径规划的赋能也尤为突出。借助对全局三维场景的精准刻画，车辆可以实现更细粒度、更灵活的路径规划策略，尤其是在多车交汇、动态避障或复杂弯道等高难度场景下，表现出更强的环境适应能力。更为重要的是，面对多样化与不确定性较高的交通环境，占用网络的引入显著增强了自动驾驶系统的鲁棒性与稳定性，使其在夜间、雨雪、施工区域等复杂工况下依然能够保持可靠的感知与决策性能。这类能力对于真正实现 L4/L5 级自动驾驶至关重要，也被视为高阶智驾量产落地的关键技术基础。

图15：占用网络分割模型

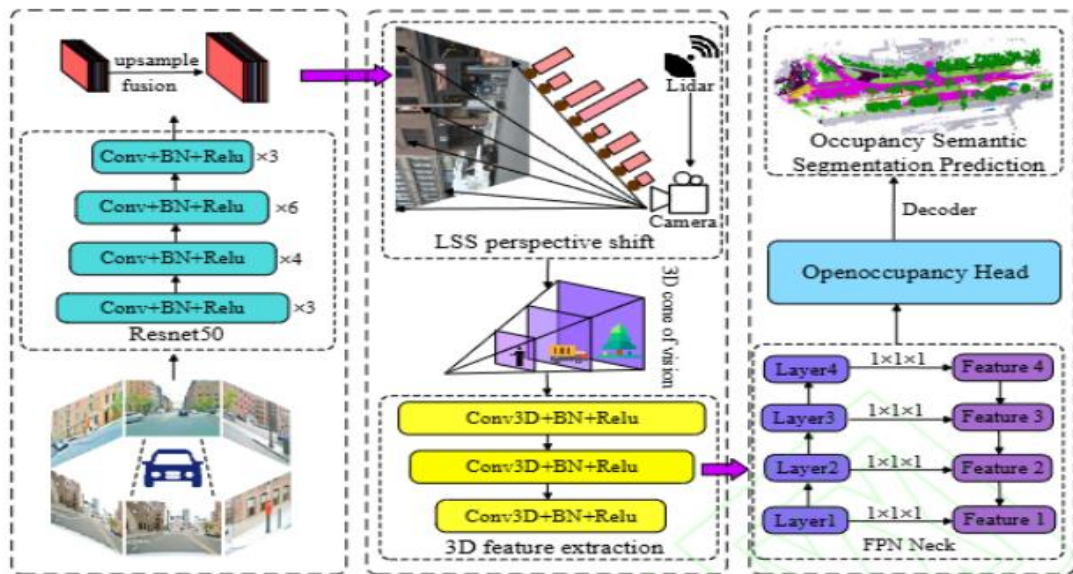
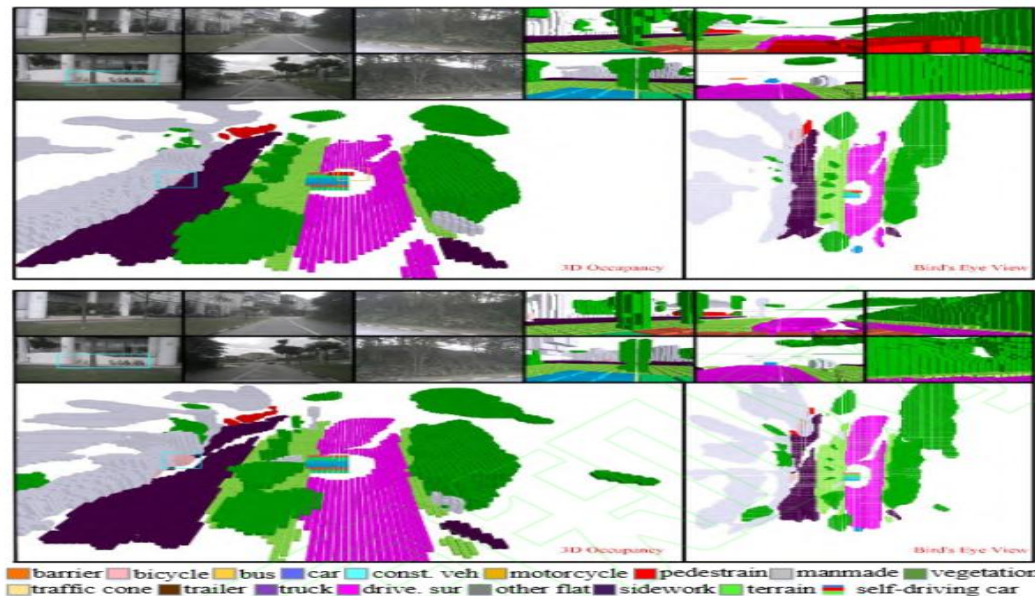


图16：占用网络效果展示



资料来源：李泰国、唐星光、王昊、曹志威《基于占用网络的自动驾驶图像2D语义分割方法》，国元证

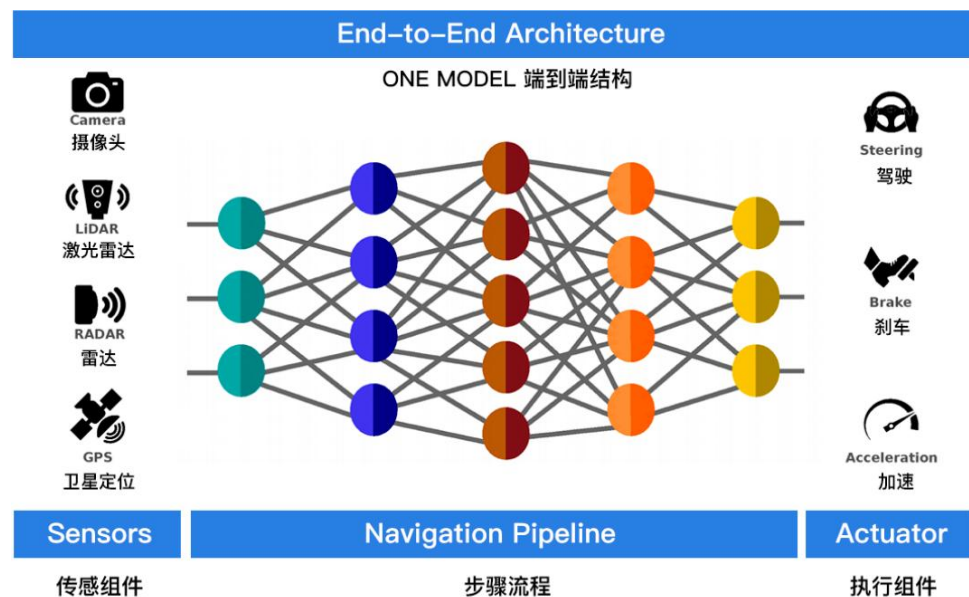
资料来源：李泰国、唐星光、王昊、曹志威《基于占用网络的自动驾驶图像3D语义分割方法》，国元证

2.4 端到端智能驾驶第三及第四阶段

● 第三及四阶段：OneModel/模块化端到端

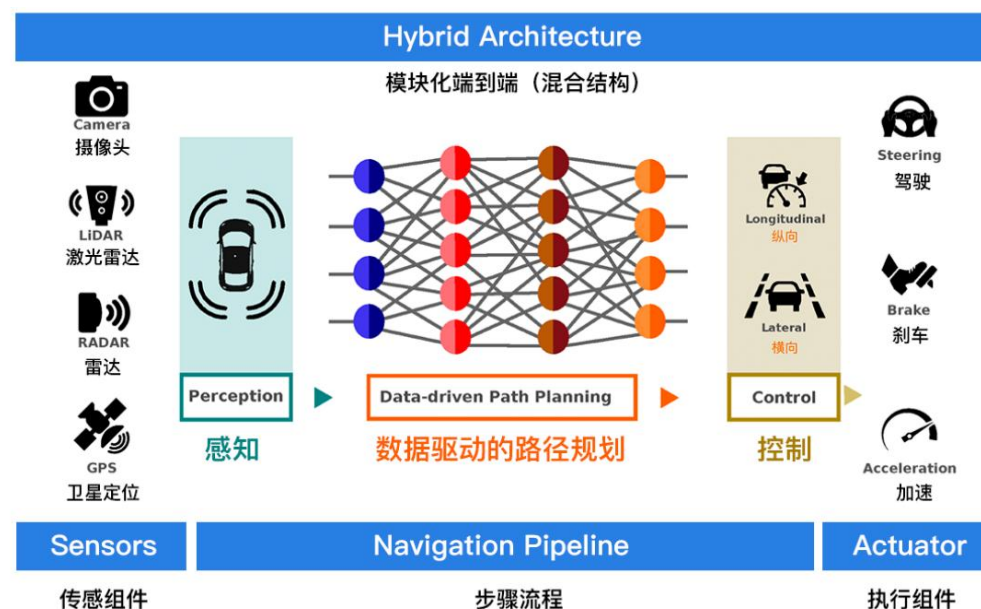
- ✓ 模块化端到端（OneModel）通过深度学习将传统“感知—规划—控制”流程统一映射到单一模型中，减少任务拆解带来的累积误差，并实现整体优化。目前，特斯拉、Wayve、百度 Apollo、小鹏等企业均在加速布局相关技术路径，这一方向正成为高阶智能驾驶的重要演进路线。
- ✓ 技术原理方面，一段式端到端模型通常包含四大核心模块：（1）感知编码器：基于 CNN 或 ViT 提取摄像头、激光雷达、毫米波雷达等传感器的多尺度特征；（2）环境理解模块：通过时序建模（RNN、时序卷积、Temporal Attention）融合多帧信息，识别动态目标、道路结构与交通信号；（3）决策预测层：输出加速减速趋势、变道意图、转向方向等驾驶决策；（4）控制生成器：将决策结果转化为执行信号，实现车辆实时响应。
- ✓ 架构类型主要分为两类：**可解释端到端（模块化）**：在端到端框架下保留中间感知或预测模块输出，兼顾可调试性与安全性，Wayve、小鹏等多采用此类架构；**黑盒端到端（One Model）**：直接输出轨迹/控制信号，代表如特斯拉 FSD，技术上限更高但可解释性和调试难度较大。

图17：一段式端到端结构



资料来源：facetop智能汽车，国元证券研究所

图18：模块化端到端结构



资料来源：facetop智能汽车，国元证券研究所

● 第三及四阶段：OneModel/模块化端到端带来的影响

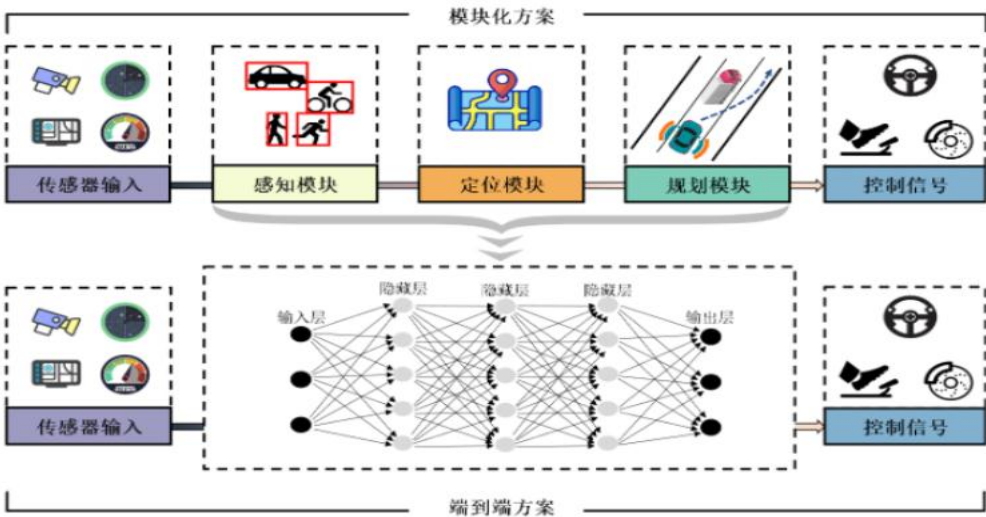
- ✓ **数据驱动是端到端自动驾驶的核心支撑力量。**根据学习原理划分，端到端自动驾驶系统可分为强化学习方法与模仿学习方法。其中，强化学习方法依赖在数以百万计的试错场景中训练模型，使其自主学习并掌握加减速、转向、变道等驾驶技能，对数据规模与计算能力的要求极高。而模仿学习方法则通过大规模标注数据和真实驾驶样本对模型进行监督训练，让算法快速学习人类驾驶经验，更适合在量产车场景中快速迭代。
- ✓ **大模型训练高度依赖高质量数据。**端到端算法以数据为核心，其训练效果在很大程度上取决于数据的数量、标注质量、分布完整性与场景覆盖度。特别是在智能驾驶逐步走向高阶化的背景下，车端与云端协同成为关键一环：前者通过传感器矩阵（摄像头、激光雷达、毫米波雷达等）采集全量环境信息，后者依托云端存储和超算中心完成大规模训练。由此，数据标注体系、算力资源调度以及云端训练架构构成了企业技术护城河。也因此，虽然端到端具备更高技术上限与优化潜力，但其高数据依赖与算力门槛，也成为推广的现实挑战之一。
- ✓ **数据资产成为智能网联竞争的核心。**在智能网联汽车时代，车辆通过传感器矩阵与云端互联，构建起覆盖驾乘体验、生活服务、娱乐办公的数字化生态，而数据本身已成为产业竞争的关键资产。车企的核心能力也由传统的硬件制造，逐步演进为对数据采集、解析和应用的综合实力比拼。谁能在真实道路场景中积累更多、更高质量的驾驶数据，并持续优化其训练闭环，谁就能在智能网联汽车的竞争赛道上占据先机。因此，智能驾驶技术的进步，本质上是一场由“数据—算法—算力”共同驱动的技术竞赛。持续的场景喂养和数据训练，是端到端智能驾驶能力跃升的核心引擎。

表2：端到端优缺点

分类	内容
优点	具备更高的技术上限：端到端结构方便进行联合优化，寻求整体最优解。
	数据驱动解决复杂长尾问题：可通过大量数据驱动覆盖更多corner case，提高系统适应性。
	消除严重的模块累计误差：全栈神经网络结构可传递全量信息，消除模块之间的累计误差。
缺点	缺乏可解释性：端到端模型的工作机制难以解释，影响对系统的理解。
	需要海量的高质量数据：训练算力、数据、AI人才、资金都需要较高的门槛，数据质量对模型性能有着决定性影响。

资料来源：芝能看科技，国元证券研究所

图19：端到端自动驾驶系统架构示意图



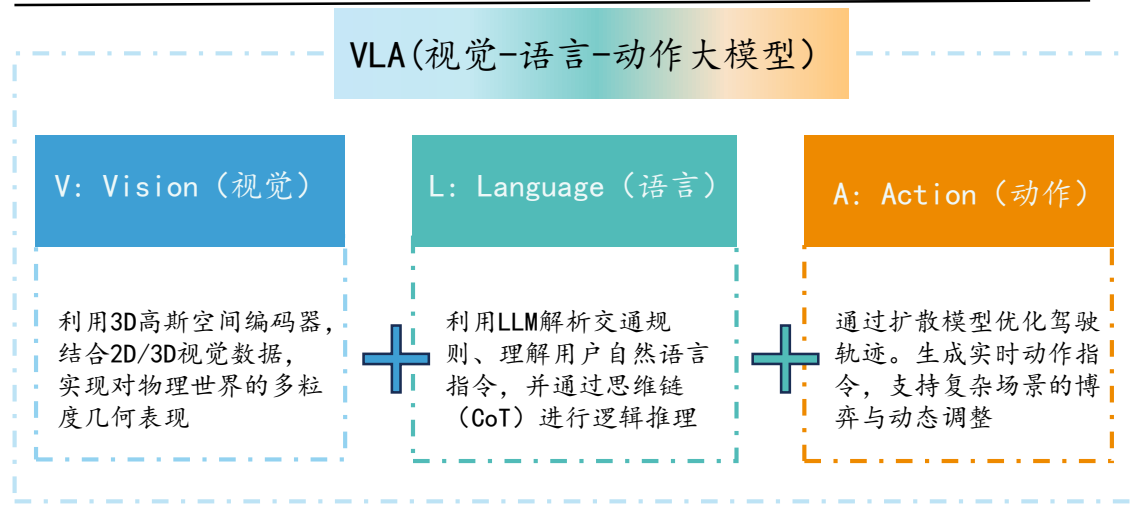
资料来源：张硕《基于条件模仿学习的端到端自动驾驶模型研究》，国元证券研究所

2.5 端到端智能驾驶已分化出两种核心路径

● 趋势：当前智能驾驶已分化出两条核心路径——VLA和世界模型

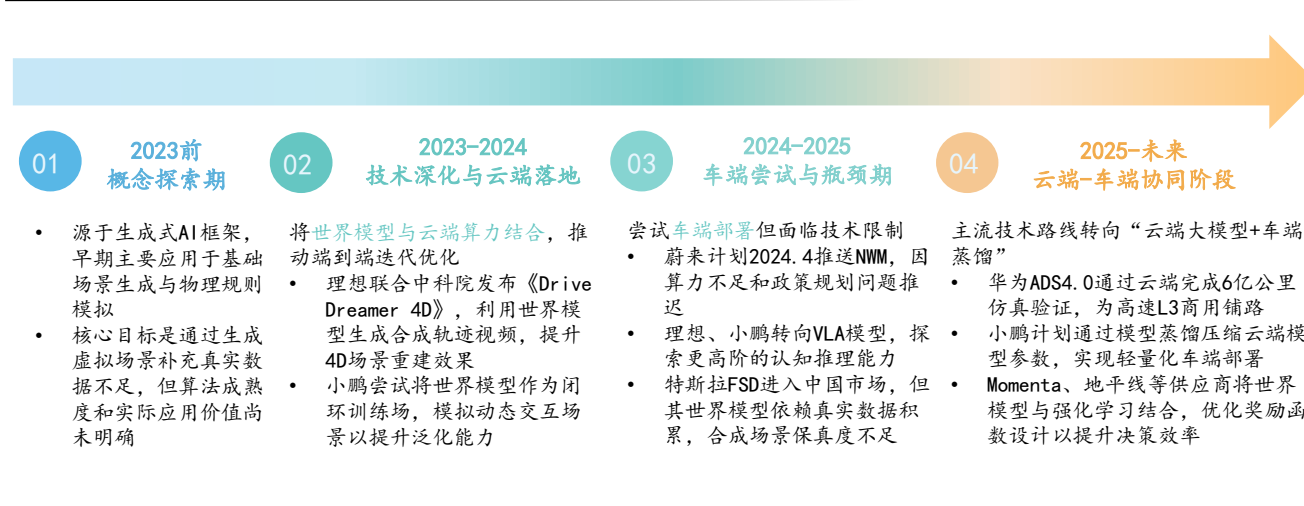
- ✓ **当前智能驾驶已分化出两条路径。**2024 年夏季以来，端到端（End-to-End）智能驾驶技术格局发生显著变化，从 2023 年“一家独大”的单一技术路径，正式演进为两大核心路线并行发展的态势。其中，第一条路线为以“视觉—语言—行为”（Visual-Language-Action, VLA）链路为核心的架构体系，第二条路线则是以物理推演为核心驱动力的世界模型（World Model）路线，VLA 和世界模型并不是完全对立，而是两条目前并行发展的技术路线：VLA 适合快速迭代、兼容现有量产平台，短期内易于落地。世界模型则代表了更底层的认知方式，强调物理规律和空间理解力，适合长期演进。
- ✓ **VLA架构：**VLA 架构的技术逻辑遵循“感知—理解—决策—控制”的全链路语义化转化，其核心流程可拆解为四步：首先通过图像传感器完成环境感知与图像识别；其次将视觉感知结果转化为可被大语言模型理解的语言 Token（如“前方 50 米有静止车辆”“当前车道为潮汐车道”）；再由大模型基于语言 Token 生成符合人类驾驶逻辑的驾驶建议；最后将抽象建议转化为具体的车辆控制轨迹，并通过实时反馈机制进行动态校正。
- ✓ **世界模型架构：**与 VLA 架构依赖“语言中间层”的技术逻辑不同，世界模型路线通过绕开语言转化环节，直接将 3D 高斯表征、点云等空间感知数据输入大模型，在模型潜空间内完成物理规律推演（如车辆碰撞风险预判、行人运动轨迹预测），并直接输出车辆控制指令，形成“云端世界引擎+车端世界行为模型”的技术架构——云端世界引擎负责大规模场景的物理规律建模与预训练，车端世界行为模型则基于实时感知数据进行快速决策。

图20：VLA模型架构及拆解



资料来源：亿欧智库，国元证券研究所

图21：智能辅助驾驶世界模型演进历程



资料来源：亿欧智库，国元证券研究所

3

VLA技术路线

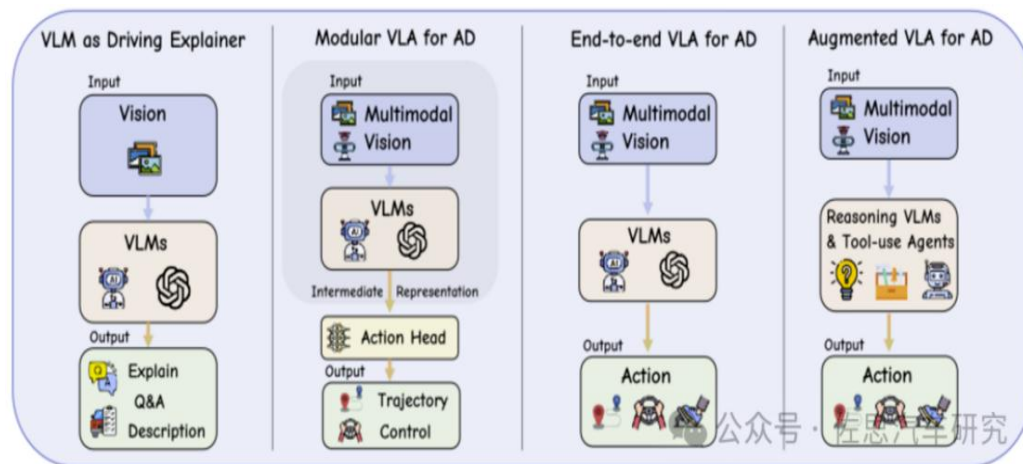
3.1 VLA技术路线演进历程

● VLA技术加速演进：驱动自动驾驶范式变革的核心力量

- ✓ 当前，VLA 模型的快速发展正成为智能驾驶与通用机器人领域范式变革的核心推动力。Vision-Language-Action (VLA) 模型是将视觉 (Vision)、语言 (Language) 与动作 (Action) 三大模态深度耦合的端到端智能体系。其核心在于以统一的多模态表示与训练框架，将“看—懂—做”三环节打通：模型直接接收图像/视频等感知输入与自然语言任务指令，经过联合表征与时空推理，输出可执行的物理世界控制量（如机器人关节轨迹、车辆转向与纵向控制命令）。相较传统“感知—决策—控制”分段式管线，VLA以单一骨干网络承载跨模态特征对齐与意图理解，减少中间信息丢失与手工规则依赖，实现对目标、场景、语义约束与行动策略的协同优化；在部署侧，可结合记忆与规划头实现闭环推理，提升对复杂、长尾场景的泛化稳健性与拟人化决策能力。VLA因而成为智能驾驶与通用机器人迈向“大模型一体化”的关键枢纽，并为后续与世界模型、端云协同训练及轻量化蒸馏等路径的结合奠定基础。
- ✓ VLA发展被分为四个阶段。2023年7月，谷歌DeepMind发布RT-2模型，将VLA (Vision-Language-Action) 框架引入机器人与自动驾驶领域。通过融合大语言模型与多模态数据训练，该模型实现了任务理解与执行能力的显著跃升，准确率提升近一倍，并具备对零样本任务的泛化能力，验证了视觉、语言与动作深度融合的有效性，为VLA在智能驾驶等产业化应用奠定基础。VLA理念随即受到整车厂高度关注，成为智能驾驶技术路线演进的重要方向。近日，麦吉尔大学、清华大学、小米和威斯康辛大学等团队联合发布综述《A Survey on Vision-Language-Action Models for Autonomous Driving》，将VLA发展分为四个阶段：Pre-VLA、Modular VLA、End-to-end VLA与Augmented VLA，系统梳理了其技术特征与演进路径，为产业落地提供了清晰框架。

图22：自动驾驶领域VLA模型发展的四个阶段

图23：VLA 模型效果图



● VLA技术落地提速：小鹏与理想引领智能驾驶量产进程

- ✓ 车企技术路径分化，小鹏与理想率先实现VLA车型量产化布局。2024年7月，小鹏汽车在G7车型发布会上率先宣布VLA量产上车，并计划于7月29日正式发布完整方案。理想汽车则同步推进i8车型的VLA部署。在发布会上，小鹏汽车创始人将传统端到端与VLA的区别比喻为“小脑”与“大脑”的差异：传统方案主要依赖运动小脑实现“让车会开”，而VLA通过引入语言与世界模型，实现大脑级的全局理解与决策，“让车开得好”。两家车企在技术路径上形成差异化：理想汽车采取“云端蒸馏—端侧强化”的两段式策略，即先对云端基座大模型蒸馏，再对端侧模型强化学习后落地；小鹏则采取“云端强化—端侧蒸馏”的路径，即先通过云端大模型强化学习，再蒸馏轻量化模型至端侧。这种路径差异体现出车企在模型规模、数据闭环、推理效率等方面的技术取舍与产品节奏的不同。
- ✓ 工厂化训练部署体系成型，VLA加速驱动智能驾驶能力曲线跃迁。在工程化推进上，小鹏与理想均已形成初步的VLA工厂化训练与部署体系。理想汽车在2025年5月公开披露，其云端基座模型规模已达320亿参数，通过蒸馏与驾驶场景强化学习，在端云协同中实现持续优化。而小鹏汽车则建立了分阶段部署工厂：第一车间完成基座模型的预训练与后训练；第二车间负责蒸馏压缩；第三车间继续对蒸馏模型进行增量训练；第四车间最终实现XVLA在车端的部署。小鹏世界基座模型团队透露，目前已在云上完成10亿、30亿、70亿、720亿等多个规模版本的训练，形成可针对不同车型和计算平台灵活落地的“多级世界模型”体系。随着VLA部署逐步标准化、工程化，端到端自动驾驶有望在实际驾驶场景中实现更强的环境理解能力、动作生成能力和可泛化的闭环控制能力，行业进入智能化曲线加速期。

图24：智能驾驶进化过程



资料来源：佐思汽研，国元证券研究所

图25：VLA司机大模型训练与推理过程



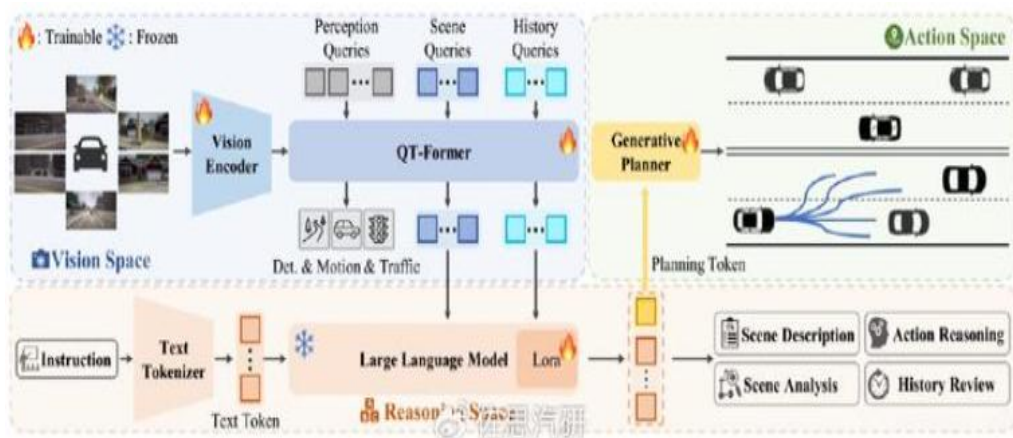
资料来源：南方网，国元证券研究所

3.1 VLA技术路线演进历程

● 头部玩家与代表方案

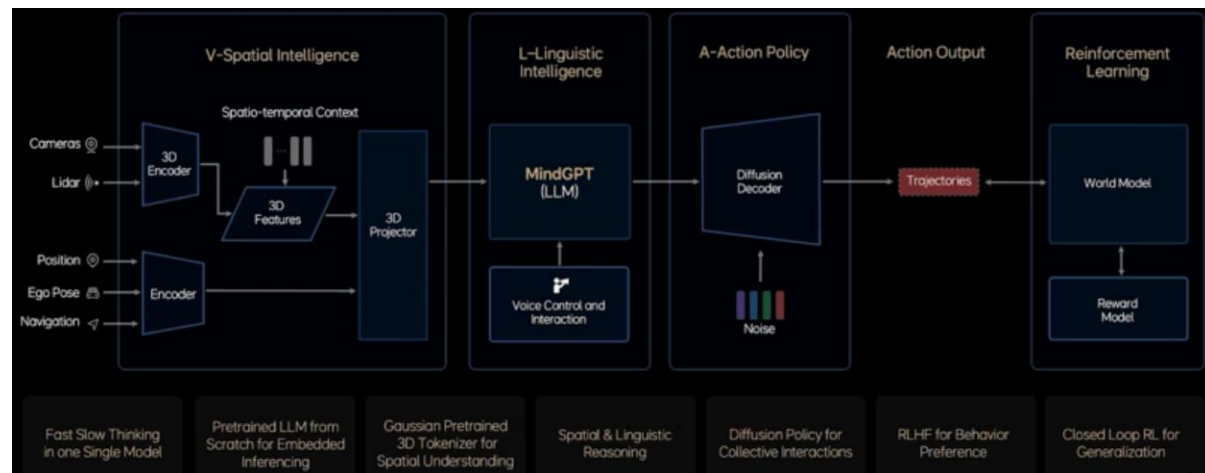
- ✓ **小米 ORION**: 小米 ORION 架构是典型三段式 VLA 架构，主要由三个关键组件构成：QT-Former、LLM及生成式规划器。首先通过视觉编码器对图像编码；其次 QT-Former 实现长期上下文提取并连接视觉空间与 LLM 模型的推理空间；LLM 将场景特征、历史视觉信息、用户指令等多模态信息结合执行推理任务并预测一个规划标记；最后生成式规划器生成由规划标记条件约束的多模态轨迹。
- ✓ **理想 Mind VLA**: MindVLA是理想汽车自主研发的自动驾驶机器人模型，该技术整合视觉、语言与行为智能，采用3D高斯表征建模模块和云端统一世界模型架构，支持自然语言交互与非标交通标志识别，技术架构基于视觉-语言-行为融合模型(VLA)，包含三维空间编码器、自研MoE基座模型及扩散模型轨迹优化模块，通过RLHF机制对齐人类驾驶偏好。
- ✓ **Waymo EMMA**: EMMA 模型架构主要由编码器+大语言模型构成。感知部分，EMMA 模型开创性的同时处理文本、图像等多模态输入，并利用视觉-语言框架将所有的输入和输出表示为普通文本，将驾驶任务转化为视觉问答问题，充分利用其 Gemini 大语言模型储备的大量知识，更好的理解驾驶任务中的动态变化。
- ✓ **小鹏 XNGP VLA**: 小鹏汽车的 VLA 技术路线以“云端强化一端侧蒸馏”为核心特征，强调通过闭环数据体系实现大模型的工程化落地。在感知层面，小鹏基于多模态传感器构建统一的 3D 语义空间，融合摄像头、毫米波雷达与高精地图信息，实现对交通参与者与道路结构的高精度理解；在推理层面，云端基座模型通过强化学习持续提升复杂场景的泛化与规划能力，再通过蒸馏压缩技术下放到车端轻量模型，兼顾推理精度与实时性；在控制层面，端侧 VLA 模型与车辆控制系统深度耦合，形成“感知—认知—行动”一体化闭环决策链路。

图26：小米汽车Orion方案整体框架



资料来源：ORION: A Holistic End-to-End Autonomous Driving Framework by Vision-Language Instructed Action Generation Haoyu Fu等 国元证券研究所

图27：理想 Mind VLA示意图



资料来源：机器智能漫谈，国元证券研究所

3.2 VLA技术路线核心特征与当下痛点

● VLA技术落地的三大关键抓手：3D 中间表征、长时序记忆、效率/能耗优化

- ✓ **3D中间表征：实现感知—决策—控制的一体化桥梁。**VLA模型在车端和云端的高效运行依赖于稳健的3D中间表征，这一特征本质上是连接感知层与决策层的抽象表示。自动驾驶中的中间表征不仅涵盖常规的场景语义、道路结构、行人和障碍物等静态信息，还包含速度、运动方向等动态要素。通过对周边环境隐式与显式信息的统一编码，3D中间表征能够为下游决策提供高维、结构化的空间语义基础，有效减少感知结果与控制指令之间的信息损耗。相比传统“2D感知+规则决策”的模式，这种表征能更好地支持复杂驾驶场景下的时空推理与闭环控制，使模型具备更强的泛化和鲁棒性，也为多任务协同（如路径规划、避障与交通流预测）提供了统一的语义载体。
- ✓ **长时序记忆：应对动态驾驶场景的核心机制。**在自动驾驶场景中，车辆决策往往并非基于单帧信息，而是对长时序信息的持续理解与利用。由于大语言模型和感知模块天然存在时序窗口受限的问题，若模型缺乏长时序记忆机制，容易在多步推理中产生信息遗失或语义漂移，导致驾驶行为混乱或目标识别失误。VLA框架通过引入记忆机制，强化了对时间维度的连续建模能力，使其能够在多回合交互、复杂交通流变化和突发场景中维持稳定的决策输出。外部学术界和产业界也普遍将“时序建模”视为智能驾驶迈向类人驾驶能力的关键要素之一，长时序记忆的增强不仅能提升准确率，更直接关系到整体安全性与可靠性。
- ✓ **多模态融合：实现多源信息协同的核心引擎。**VLA模型在复杂场景下的高效感知与决策依赖于强大的多模态融合能力，这一机制本质上是打通视觉、语义、运动等多源信息的协同通道。自动驾驶中的多模态融合不仅整合多摄像头的视觉特征、车辆运动状态等感知信息，还纳入导航指令、交通标志文字等语义信息。通过在特征提取阶段的特征级融合（如多视角图像特征拼接 / 加权）与决策阶段的决策级融合（如多模态决策结果综合），再结合交叉注意力机制实现模态对齐，多模态融合能够为模型提供全面、精准的场景理解基础，有效避免单模态信息的局限性。相比单一模态或简单多模态拼接的模式，这种融合机制更能适应复杂多变的驾驶场景，提升模型对环境的感知精度与决策鲁棒性，也为多任务协同（如环境感知、路径规划、人机交互）提供了统一的信息载体。

图28：3D 中间表征示意图

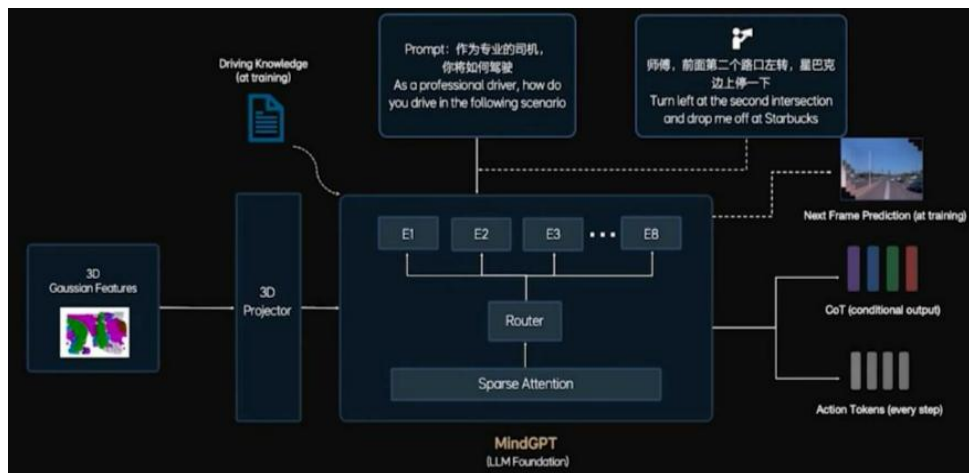
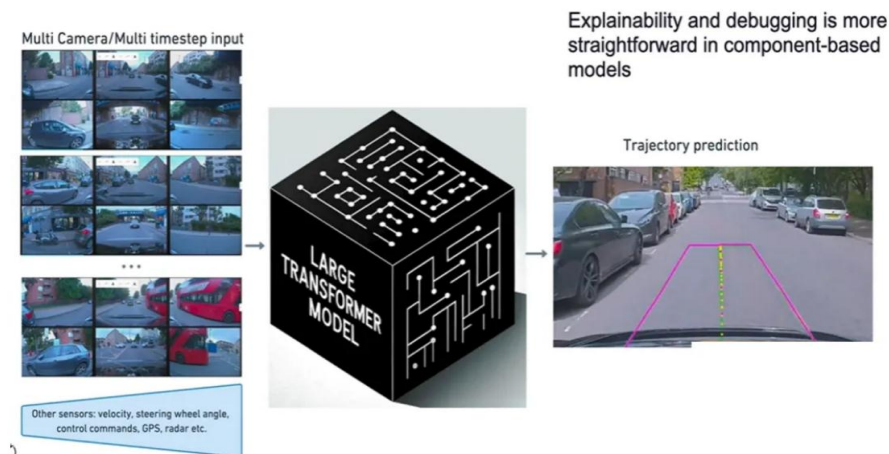


图29：多模态融合是 VLA 模型的关键优势之一



● VLA工程化难点与当下痛点

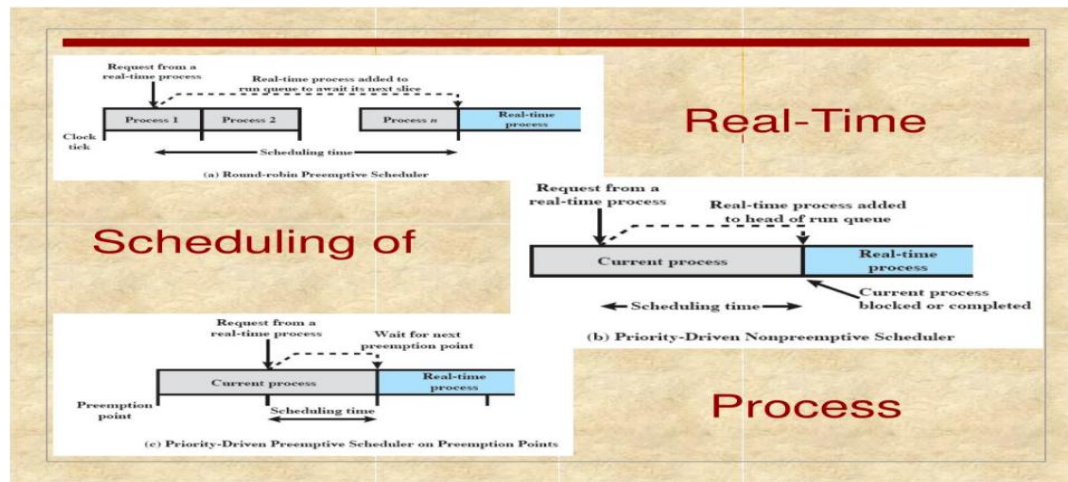
- ✓ **极极端工况下的模型稳定性：**在暴雨、强光、隧道明暗突变等极端环境下，感知模块性能普遍出现显著衰减，而语言指令也可能因识别误差而产生语义歧义。这类极端场景直接冲击VLA模型的跨模态稳定性与鲁棒性。其技术难点在于如何实现模态间的动态互补机制，例如在视觉传感受限时通过雷达与语言引导实现信息补强，或在语音识别不稳定时通过视觉和地图信息反向约束决策逻辑。同时，如何在复杂工况下保证模态间的置信度判断与自适应权重调整，也成为端到端智能驾驶从“可用”走向“可靠”的关键门槛。
- ✓ **长尾场景的泛化能力：**自动驾驶的关键瓶颈之一在于对长尾低频场景的泛化，例如夜间施工、动物横穿马路等，这些情境往往样本稀缺且分布复杂。传统以单模态为主的模型很难通过大规模监督学习有效覆盖，而VLA模型虽然具备更强的语义表达与组合能力，但在少样本或零样本条件下仍面临跨模态语义对齐不稳的问题。当前业界普遍通过预训练与迁移学习、语义分解等方式实现视觉—语言的动态耦合，以提高语义映射的准确性与泛化性。然而，这一过程在实际工程落地中仍面临标注噪声、语义漂移和场景偏移等系统性挑战，成为制约大规模落地的核心痛点之一。
- ✓ **多源数据的时序同步与时空一致性：**VLA模型的有效运行依赖多源信息（如摄像头、雷达、语音指令）的时序同步与时空对齐。但在实际工程中，不同传感器的采集频率和延迟存在天然差异，如视觉帧率高、语音输入低频，导致特征对齐时易出现时间错位和空间漂移，严重时可能干扰下游决策逻辑。为此，产业界正在探索基于时空对齐优化的跨模态特征融合策略，如引入动态缓存机制、模态对齐层或中间对齐表征，以缓解多源异步问题。但这一过程对系统架构设计、算力调度和算法鲁棒性均提出更高要求。

图30：长尾场景示意图



资料来源：智能交通技术，国元证券研究所

图31：动态计算图的实时调度示意图



资料来源：智能交通技术，国元证券研究所

● VLA 与 E2E / VLM 的差异与技术演进趋势

- ✓ **VLA的技术范式与E2E（端到端模型）/VLM的本质差异：**相较传统“模块化/两段式端到端”技术路线，VLA的核心优势在于模态信息的深度耦合与端到端协同优化。传统方案下，各模态（视觉、雷达、语言）独立运行，依赖固定接口实现信息传递，存在感知精度受限、信息在传输中损耗严重以及多模块协调复杂等问题。尤其在涉及驾驶场景中长期决策、突发场景响应时，分段式管线会造成认知延迟与执行不一致。而VLA通过统一多模态语义空间，将视觉信息、语言指令与行动策略在同一模型内部进行联合建模与动态交互，从根本上降低了信息壁垒，实现对场景的整体理解与全链路响应。其优势不仅体现在准确性和鲁棒性提升，更为后续的世界模型和长期决策规划提供了高质量的基础输入。
- ✓ **VLA对比E2E+VLM：从“感知-决策”到“感知-认知-行动”。**在“E2E+VLM（松耦合）”方案中，端到端模型（E2E）主要负责对感知层数据（如摄像头、雷达等）进行基础处理，VLM（视觉语言模型）则作为补充模块参与理解与推理，但两者在系统架构上相对独立，信息交互受限，容易在复杂场景中出现响应滞后或语义对齐不稳定等问题。而VLA代表了一种更前移的融合设计思路，其将视觉与语言直接引入“行动生成”环节，在同一神经网络体系中实现语义解析、行为规划与执行决策的一体化联动。举例来说，当车辆接收到“变道靠右”的语音指令时，视觉输入（如道路结构、周边车辆动态信息）与语言信号同步进入模型，在内部通过深度语义融合实现快速、精确的操作决策。这种架构显著提升了系统的响应速度和决策一致性，也为未来实现类人驾驶行为打下技术基础。
- ✓ **技术演进趋势：VLA与世界模型的深度耦合。**VLA并非仅是E2E与VLM的简单叠加，而是一种更接近认知智能的技术范式。它以世界模型为中枢，将端到端的感知与语言理解嵌入对环境的持续建模与预测之中，实现“全程可求导”的闭环控制链路。这一特征使模型能够在复杂交通场景中完成超越单帧感知的高维推理，并具备面向长期目标的策略规划能力。从技术演进角度看，VLA的出现意味着自动驾驶正从“信息传递型”架构向“认知驱动型”架构加速转变，也成为头部车企与科技公司加速布局的重点方向。未来，VLA与世界模型的深度融合，有望成为高阶智驾系统实现类人驾驶决策能力的关键拐点。

图32：VLA与端到端、VLM、世界模型的关系

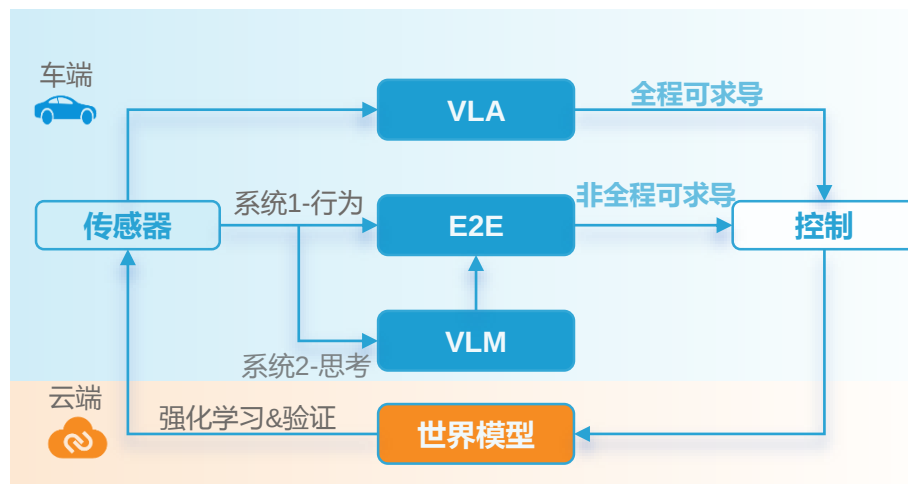
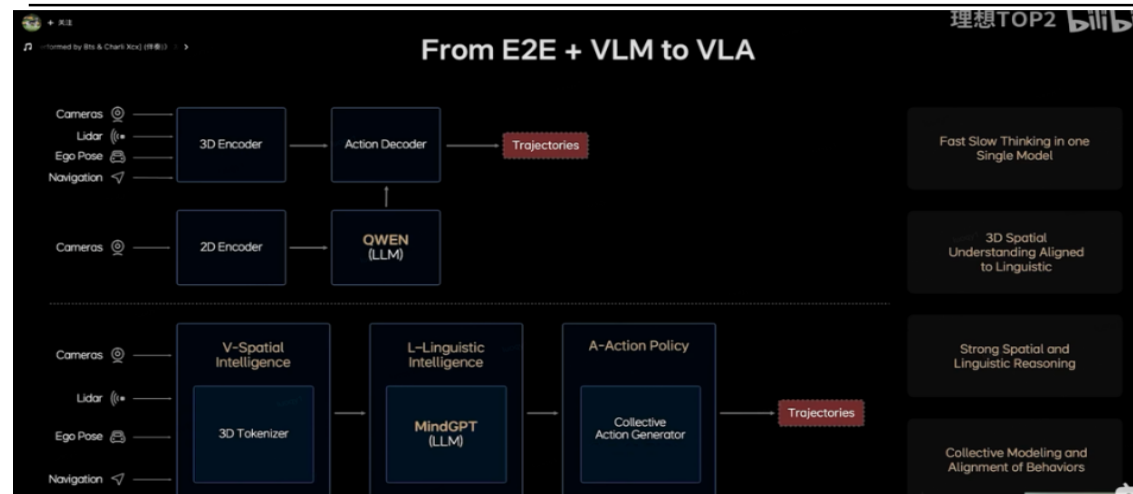


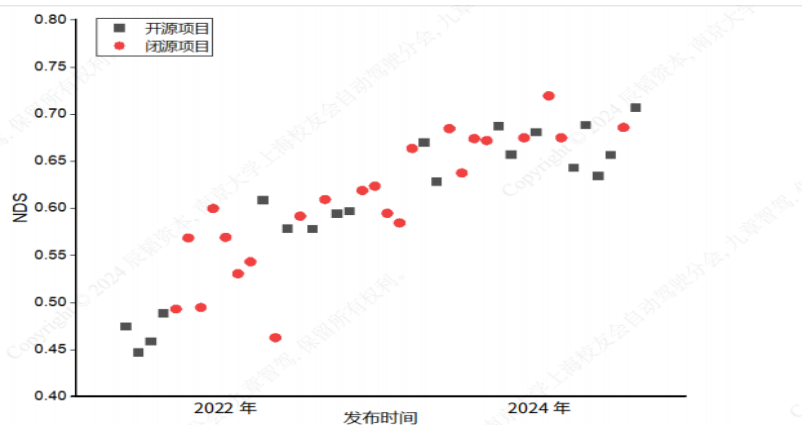
图33：E2E+VLM到VLA的转变



● 技术演进趋势：VLA逐步迈向围绕“空间—时间—成本”三条核心路径的系统化演进

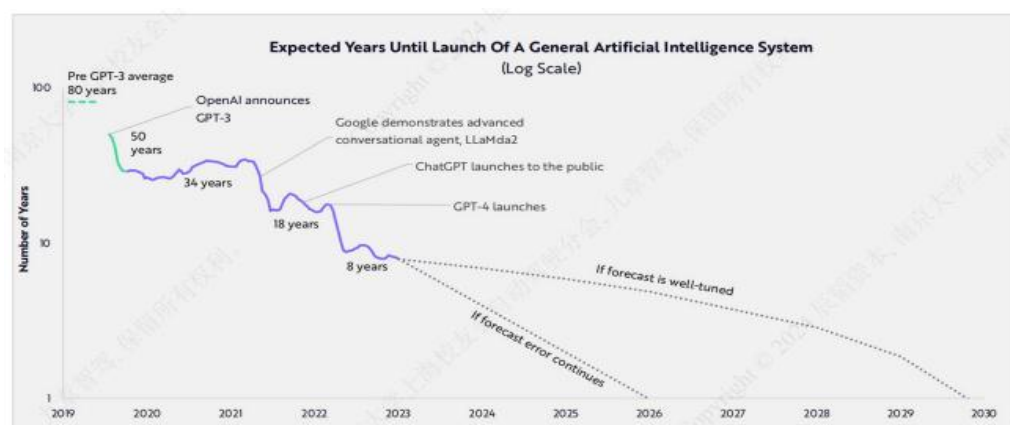
- ✓ **空间维度：从单模态感知到三维语义世界的高精建模。**空间维度的演进方向，正在由传统的二维感知，快速向高精度三维语义建模过渡。通过引入 3D 中间表征与 3DGS (3D Gaussian Splatting) 等技术，系统能够在单次感知中实现对环境更完整、更连续的语义编码，兼顾静态目标与动态场景的精确表达。这不仅为路径规划和控制决策提供了更稳固的感知基础，也为世界模型的构建提供了高质量输入。与此同时，三维空间理解还将与多模态融合进一步协同，融合摄像头、雷达、语音指令与先验地图，实现“感知-理解-推理”的一体化空间语义链路。预计未来主机厂和Tier1供应商将在这一维度加速技术整合，形成自有的空间语义建模能力壁垒。
- ✓ **时间维度：从短时推理到长时记忆与预测。**自动驾驶系统的决策并非单帧推理，而是建立在对连续时间序列的理解和预测之上。传统端到端模型受限于计算和记忆机制，难以对长时间跨度的驾驶场景进行有效建模。而随着记忆机制和 RAG (Retrieval-Augmented Generation) 等技术的发展，VLA 模型具备了对历史场景进行“检索—关联—预测”的能力，实现从“当前感知”到“未来意图”的平滑推演。比如，当车辆进入复杂路口时，模型不仅依赖当前感知结果，还可回溯数十秒内的历史语义信息和行为轨迹，从而更精准地预测潜在风险与交互结果。未来，具备“时序连续性”的 VLA 模型将成为实现真正类人驾驶的关键技术之一，也为场景泛化与安全冗余提供基础保障。
- ✓ **成本维度：从单一算力堆叠到结构化算力优化成本维度的技术演进，是VLA能否规模化上车的决定性因素。**当前大模型在端侧的部署，受限于车规芯片的算力与功耗，直接影响推理时延与用户体验。因此，MoE (Mixture of Experts) 专家混合技术与模型蒸馏、量化压缩方案逐渐成为主流路径。一方面，通过激活部分专家网络降低计算负荷，实现“按需调用”；另一方面，通过蒸馏技术在云端训练大模型、端侧部署轻量模型，实现性能与效率的平衡。这种分层算力架构不仅降低了边缘端的部署成本，也为后续的 OTA 快速迭代留出了算力余量。未来，MoE 与端云协同推理的结合，将成为推动高阶智驾系统普及的关键技术基础设施。

图34：视觉感知算法领域开源项目与闭源项目的性能提升对比



资料来源：nuScenes 目标检测数据集

图35：对通用人工智能实现时间的预测



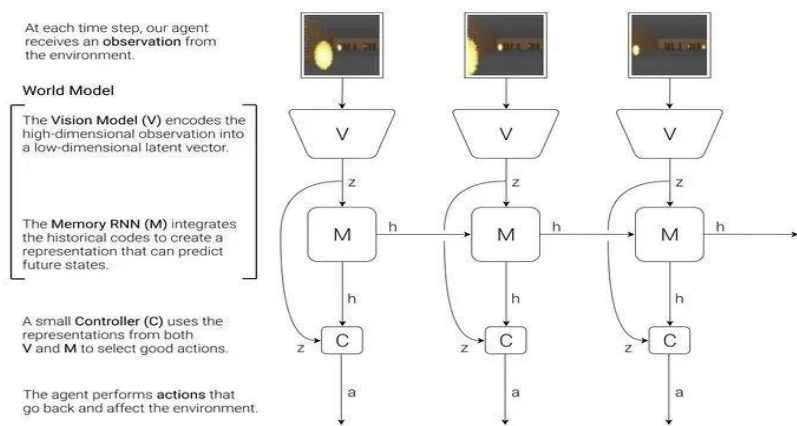
4

世界模型技术路线

● 世界模型是什么：从“看见当下”走向“内化世界”

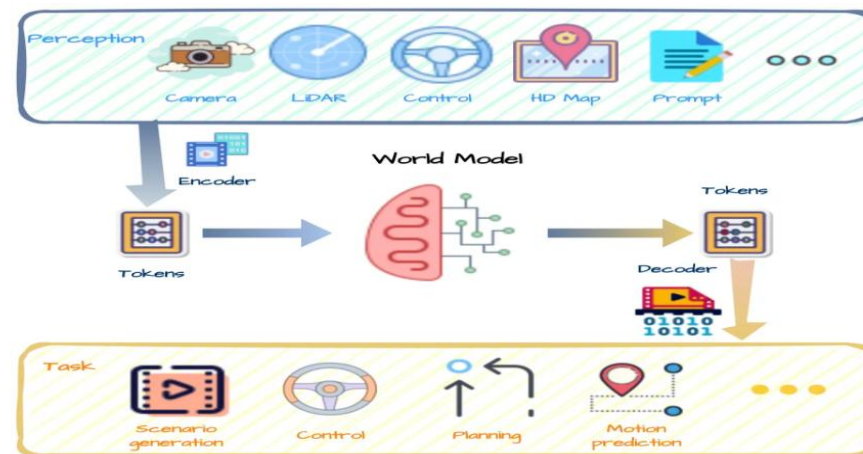
- ✓ 世界模型的本质，是通过对真实世界的高维认知建模，赋予智能体理解、预测和规划能力。世界模型（World Model）是一类能够模拟和推演真实环境状态的生成式AI框架，它不再仅仅停留在对传感信息的被动感知，而是通过对环境物理规律和因果关系的建模，实现对现实世界的“内在理解”与“主动推理”。在这一框架下，感知、语言、运动等输入信息通过多模态融合后，被编码成紧凑的潜在表示，进入内部“虚拟大脑”中进行推演与预测。相较传统E2E和VLA路线，世界模型的核心特征在于，它允许系统在不依赖实时外部信号的前提下，在内部“脑海”中完成对未来情境的演练与规划。这一机制类似于人类驾驶时的“预判”能力，能够在感知输入受限的情况下仍具备情境理解与自主决策的能力，赋予了智能驾驶系统更强的鲁棒性与泛化性。
- ✓ 世界模型强调通过对环境因果规律的推理与内部模拟，重塑智能驾驶的决策链条。当前，特斯拉、蔚来、鸿蒙智行等车企正在逐步构建基于世界模型的智能驾驶体系。特斯拉的FSD（Full Self-Driving）系统正从传统的端到端感知—控制框架，向强化“世界模拟器”的方向演进，通过对场景的连续建模、时序理解和动作预测，减少对高精地图和手工规则的依赖；鸿蒙智行则通过软硬一体的“智能座舱+感知融合”策略，构建车辆对道路状态、交通流和驾驶意图的实时内部模型，实现“人车路云”的协同预判；蔚来在其感知与预测系统中，也强调时序建模和多源信息融合，以在极端工况与长尾场景下保证决策稳定性。与VLA依赖语言和图像的高维交互不同，世界模型路线更关注“真实环境的内在结构建模”，使得车辆具备更接近人类驾驶员的“心智模型”。

图36：世界模型的组成



资料来源：CSDN博客，国元证券研究所

图37：世界模型示意图



资料来源：CSDN博客，国元证券研究所

4.1 世界模型技术路线演进历程

● 演进脉络：重建→生成→可交互仿真

- ✓ 阶段一：Dyna算法奠定世界模型的理论基础（1990年代）——世界模型的思想最早来源于强化学习领域。1990年，Richard S. Sutton 提出的 Dyna 算法通过“学习—规划—反应”一体化机制，让智能体不再仅依赖真实环境交互，而是基于内部模型生成虚拟经验，提升策略训练效率。这一模型驱动强化学习（Model-Based RL）的框架，为后续世界模型在自动驾驶与机器人等复杂系统中的应用奠定了基础，也奠定了“虚拟环境推演”这一核心技术思想。
- ✓ 阶段二：《World Models》推动世界模型进入深度学习阶段（2018年）——2018年，David Ha 与 Jürgen Schmidhuber 发布《World Models》论文，标志着世界模型从理论走向可落地技术。他们利用生成循环神经网络（RNN）和无监督表征学习，对游戏环境的压缩表示与时序预测进行建模，使智能体能够在“脑内”模拟环境并规划动作。相比 Dyna，这一阶段的世界模型具备更强的表征能力和预测精度，也初步展示了在复杂动态场景（如自动驾驶路况）下实现“内部认知推演”的潜力。
- ✓ 阶段三：以 Dreamer 系列为代表的世界模型加速落地（2019年至今）——2019年 DeepMind 的 MuZero 算法、2022年 LeCun 提出的 JEPA 模型，以及2023-2024年出现的一系列视频生成与语言结合的世界模型（如 DreamerV3、DayDreamer、Vista、UrbanWorld 等），进一步强化了环境建模与时序推理能力。现代世界模型通常包括编码器、内部世界模拟器与策略决策器三部分，能够在车端“脑内”完成未来场景推演和策略优化。这一阶段的核心意义在于，使自动驾驶具备了超越“感知—决策—控制”链路的主动认知与预测能力，成为行业技术演进的重要方向。

图38: Dyna算法示意图



Figure 1: The Problem Formulation Used in Dyna. The agent's object is to maximize the total reward it receives over time.¹

资料来源：人工智能学家，国元证券研究所

图39: DreamerV3示意图

DreamerV3 consists of 3 parts:

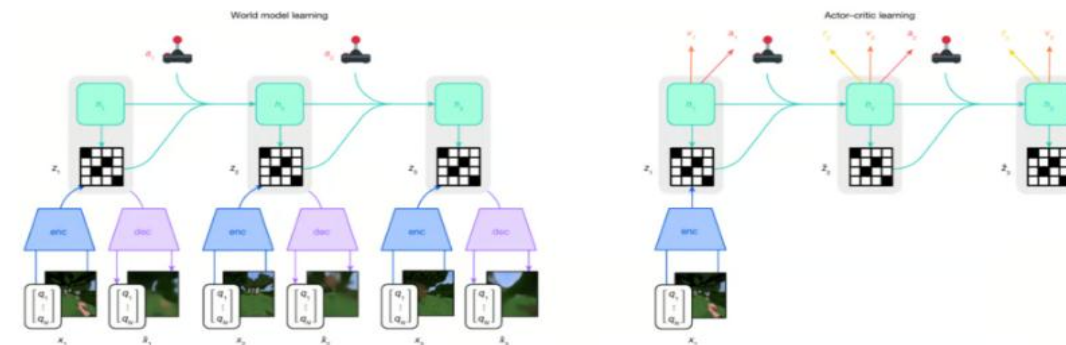


Fig. 1 | Training process of Dreamer. The world model encodes sensory inputs x_t using the encoder (enc) into discrete representations z_t that are predicted by a sequence model with recurrent state h_t given actions a_t . The inputs are

reconstructed as $\hat{x}_t$ using the decoder (dec) to shape the representations. The actor and critic predict actions a_t and values v_t and learn from trajectories of abstract representations z_t and rewards r_t predicted by the world model.

资料来源：人工智能学家，国元证券研究所

4.1 世界模型技术路线演进历程

● 头部玩家与代表方案

- ✓ **Waymo (Waymo Foundation Model)** : Waymo通过云端大模型与车端小模型的「教师-学生」蒸馏方式实现高效部署：云端模型负责大规模场景模拟与推理，车端模型则在实际行驶中实时完成感知、预测与决策，从而兼顾泛化能力与响应速度。Waymo 的世界模型不仅具备对常规场景的高效处理能力，还针对复杂长尾场景（如极端天气、低能见度、遮挡推理、施工和事故场景）进行了专项增强。其算法可在高不确定性条件下，通过统计先验与弱信号推理，实现对“看不见”区域的预测性决策。此外，Waymo 还依托自建的 Depots 运营体系，将世界模型与车辆运营深度耦合，实现自动进出停车场、充电与快速调度，显著降低了 L4 级自动驾驶系统的运营成本并增强实用性。
- ✓ **华为 (Magic DriveDiT)** : MagicDriveDiT 是香港科技大学与华为联合推出的新一代基于 DiT 架构的场景生成模型。其核心在于利用时空条件编码，将语言描述、环境语义与动态要素统一建模，从而实现对真实驾驶场景的高保真复现。相较传统的生成方式，MagicDriveDiT 在多车协同、夜间及恶劣天气工况下仍能保持高质量的时空一致性，极大提升了视频生成精度与可控性，也为自动驾驶仿真和数据闭环提供了更具扩展性的技术路径。
- ✓ **蔚来 (NWM)** : NWM 采用自监督学习技术，具备全量语义理解与多元轨迹预测能力，可在 100 毫秒内推演 216 种轨迹并生成 120 秒预测视野。其算力依托于 4×Orin-X 芯片 (Banyan 系统) 和神玳 NX9031 芯片 (Cedar 系统)，实现群体车智联协同与大规模仿真生成。新版 NWM 聚焦主动安全场景，包括自动泊车、快速变道避障、高速收费站与车位收敛等典型场景，推动 NADArch 2.0 架构能力进一步升级，为智能驾驶提供强有力的世界模型支撑。

图40: Waymo世界模型能力展示

State-of-the-Art AI capabilities across the stack

Perception

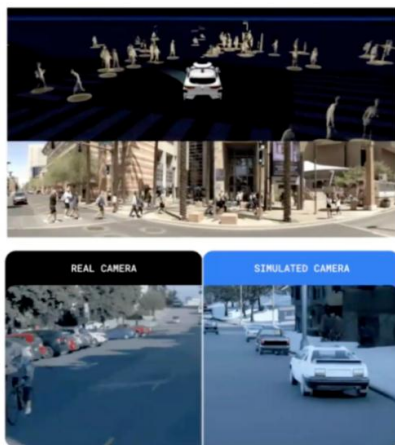
Perception / encoder with strong 3D understanding capabilities

Behavior

Generative AI Behavior model / decoder for the Waymo Driver's & other agents' trajectories

Simulator

Generative Sim Model / decoder that creates realistic worlds for training and evaluating the Waymo Driver



资料来源: Vehicle, 国元证券研究所

图41: MagicDriveDiT不同驾驶场景对比

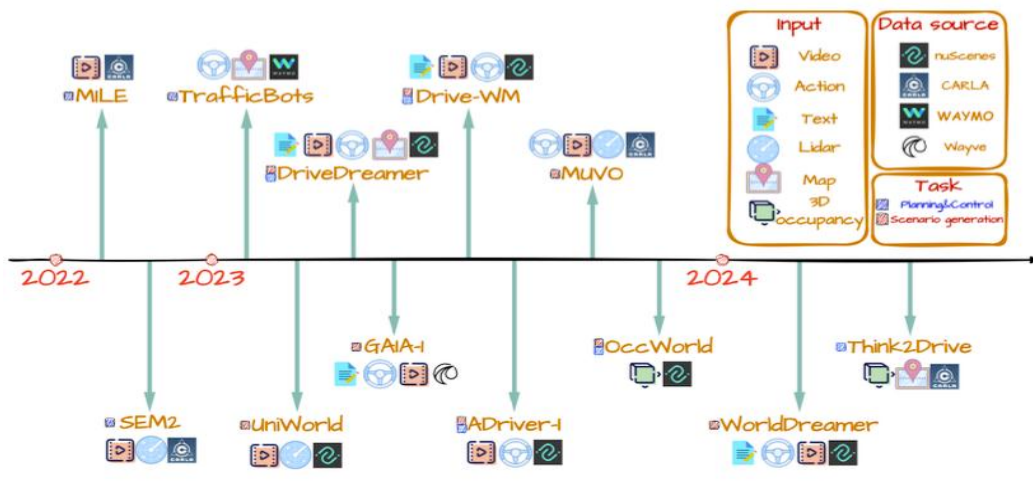


资料来源: 自动驾驶之心, 国元证券研究所

● 世界模型在智能驾驶中的四大价值

- ✓ **数据成本革命：**传统智能驾驶依赖真实道路采集，成本高昂且有效样本稀缺。以特斯拉为例，有效样本比例不足万分之一。而 NWM (Neural World Model) 可通过少量真实数据“种子”生成海量虚拟场景，将训练成本大幅降低。例如，极端天气下的 100 万公里测试，可通过仿真扩展到多样化场景，成本下降可达 90%，打破数据瓶颈。
- ✓ **安全标准升级：**现有 AEB 测试标准（如 Euro NCAP）覆盖的危险场景有限，尤其夜间、强光与复杂天气测试存在缺口。利用 NWM 构建虚拟碰撞数据库，可将场景扩展至 2000 余种，更全面覆盖长尾与极端情况，推动测试验证从“样本测试”走向“全场景验证”，提前暴露潜在安全风险。
- ✓ **时空一致性提升：**DriveDreamer4D 等世界模型框架可实现高精度图像渲染与多模态时空对齐，使虚拟仿真更接近真实环境，显著提升算法稳定性和泛化能力，为大规模工程落地奠定基础。
- ✓ **具备认知推理能力：**与依赖统计规律的传统仿真不同，世界模型具备“感知—理解—生成”闭环能力，可在内部世界中预判未来动态，像人类驾驶员一样推演决策。面对复杂交通场景，系统能自主生成最优驾驶轨迹，实现更智能、更安全的决策闭环。

图42：自动驾驶领域世界模型的时间发展概述



资料来源：自动驾驶之心，国元证券研究所

图43：卓驭端到端世界模型架构

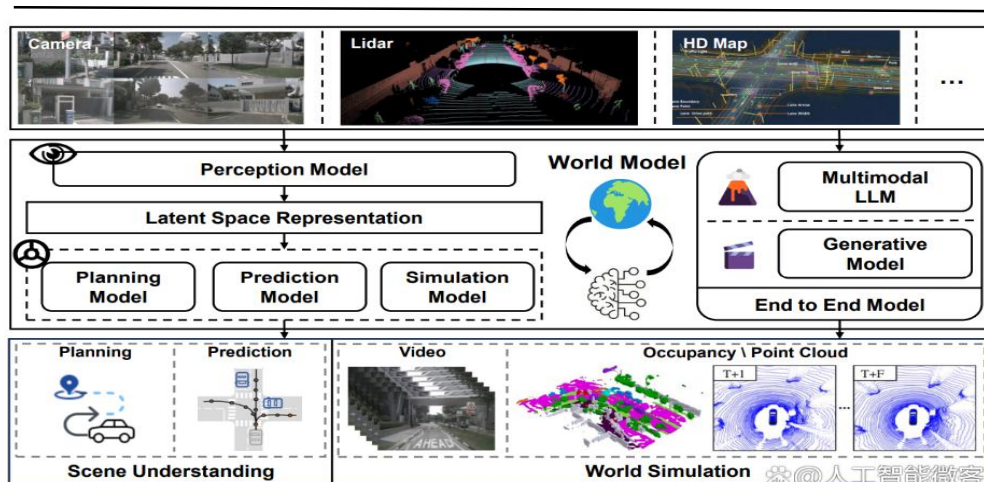


资料来源：汽车电子设计，国元证券研究所

● 工程化难点与当下痛点

- ✓ **长期可扩展内存瓶颈：**在自动驾驶领域，世界模型要想真实反映人类认知对复杂环境的长期适应能力，仍然受制于时间维度上的记忆与泛化瓶颈。当前主流模型在处理长时间跨度、多场景连续驾驶任务时，仍难以保持信息的稳定与连贯，容易出现记忆衰减和信息断裂。这种限制不仅影响模型对过往环境信息的高效利用，也直接削弱了其在极端或长尾场景中的安全与鲁棒性，成为制约产业落地的重要障碍之一。
- ✓ **仿真与现实世界的差异：**现有仿真平台虽然能够在感知、规划和控制层面复现大多数常规驾驶场景，但在动态一致性、多模态干扰、非确定性事件等方面仍与真实世界存在本质差距。例如，传感器噪声、天气变化、车辆动态响应等细节往往被简化，从而在实际部署中出现模型性能衰减。这种仿真-现实鸿沟导致工程团队不得不依赖大量实车验证，极大增加开发成本与时间，也限制了模型在真实复杂环境中的泛化与稳定性。
- ✓ **决策与责任机制缺失：**随着自动驾驶算法的复杂性不断提升，单纯依赖黑盒模型做出高风险交通场景的决策已无法满足安全与监管要求。如何建立可解释、可追溯的决策链路，是推动世界模型工程化落地的关键。这不仅关乎算法在关键时刻的透明度，也关系到车企、监管机构、用户三方的信任机制。例如，在碰撞风险等极端场景下，系统必须明确责任边界与反应逻辑，确保模型不仅“能决策”，还要“能解释、可监管”。
- ✓ **隐私与数据安全挑战：**世界模型的训练与进化依赖对真实道路数据的持续采集和高频更新，这也将隐私与安全推到前所未有的高度。驾驶轨迹、行为习惯、位置路径等高敏感信息的采集与处理，一旦缺乏完善的保护机制，就可能引发严重的安全与伦理风险。因此，在推动世界模型规模化应用的同时，必须构建强有力的数据安全与隐私保护框架，包括分级加密、权限隔离、可审计追踪等措施，确保技术发展与社会信任同步。

图44：自动驾驶中基于世界模型的多模块协同架构示意图



资料来源：人工智能微客，国元证券研究所

图45：世界模型处理信息示意图



资料来源：自动驾驶Daily，国元证券研究所

● 相对其他路线能解决什么

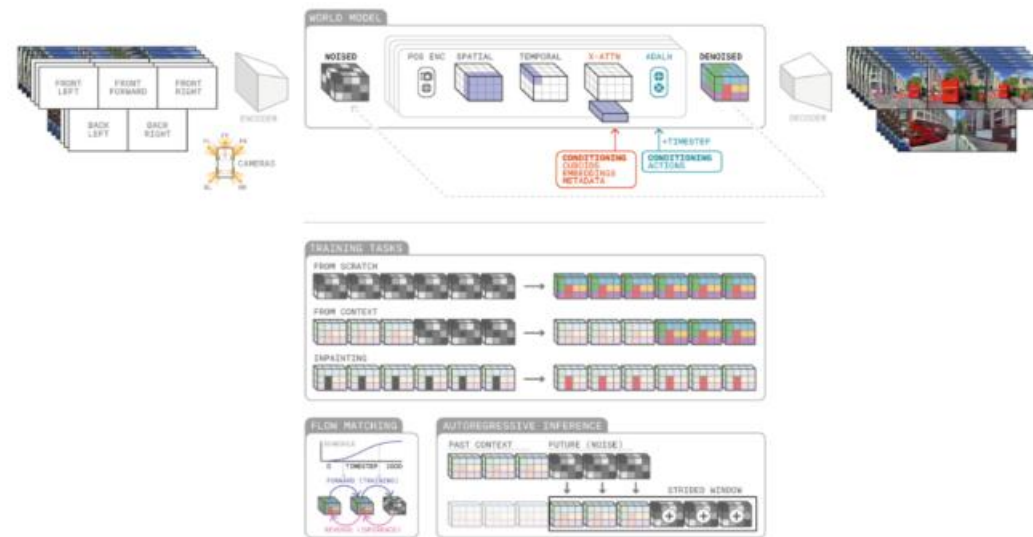
- ✓ 相对“仅重建/回放”：传统的仅基于已有数据和场景的重建与回放模式，更多是将过去的驾驶场景原样复现，难以突破已有信息的局限。这种方式在早期数据驱动阶段具有一定意义，但局限性也十分明显：它无法在复杂、多变、充满不确定性的真实驾驶环境中实现充分的知识扩展与泛化。而世界模型的优势在于，它能够在对真实世界运行规律、交通规则与驾驶行为模式的深度学习基础上，抽象出可复用的“内在表征”。当系统面临潜在的长尾场景时，模型不仅可以依赖已学得的知识，还能主动推演出该场景下可能出现的多种决策分支与后续演变路径，从而支持更灵活的推理与策略学习。这种由“被动复现”向“主动认知”的转变，显著增强了系统应对复杂动态环境的决策深度和安全冗余。
- ✓ 相对“纯 E2E 模仿学习”：传统 E2E 方式主要通过模仿已有驾驶行为进行训练，其表达能力与上限受制于训练样本本身，难以超越既有驾驶水平。同时，真实道路上的试错成本极高，不仅存在安全风险，还可能导致高昂的研发代价。相比之下，强化学习（RL）与世界模型（WM）的深度结合，为自动驾驶系统带来了更高的灵活性与自适应能力。通过在虚拟环境中不断进行交互、试错与优化，系统能够在无风险条件下提前演化出多种可行驾驶策略，并基于奖励信号强化决策逻辑。这样的训练机制使得模型不再完全依赖于“记忆已有经验”，而是具备了主动探索与优化能力，能有效降低错误策略导致的安全风险与成本消耗。

图46：蔚来汽车世界模型方案

	空间理解 Spatial Cognition	时间理解 Temporal Cognition	使用海量数据 Extensive Data
常规端到端模型 Regular E2E Model	学习任务单一 抽取信息有损失 Single Learning Task Data Loss	无长时序建模能力 No Long Time-Series Modeling	轨迹监督信号信息密度低 依赖感知标注辅助训练 成本高效率低 Reliance on Auxiliary Training
蔚来世界模型 NWM 多元自回归生成模型 Multivariable Autoregressive Generative Model	生成模型重构传感器输入 抽取泛化信息 Extraction and Generalization	自回归模型 自动建模长时序环境 Automatic Long Time-Series Autoregressive Modeling	依赖自监督学习 无需人工标注 Self-Supervised Learning From Raw Data

资料来源：蔚来官网，国元证券研究所

图47：世界模型技术框架



资料来源：Vehicle，国元证券研究所

4.3 世界模型技术路线发展趋势研判

未来趋势

- ✓ **与多模态大模型深度融合：**未来，世界模型的发展将与多模态大模型的进步高度协同。视觉-语言-动作模型（如 VLM、VLA）的引入，使自动驾驶系统能够在语义、感知和决策之间实现无缝衔接。通过融合图像、视频、语义、动作等多模态数据，世界模型将获得更强的环境理解、目标识别和动态预测能力，从而在复杂交通场景中展现出接近人类驾驶员的判断力和应对灵活性。这种跨模态的理解与生成能力，将成为提升自动驾驶泛化与可靠性的核心基础。
- ✓ **驱动端到端解决方案的发展：**随着算法与算力的持续提升，未来自动驾驶的技术架构将逐步从“感知-决策-控制”的模块化流程，演进为以世界模型为核心的端到端闭环方案。通过大规模时空场景合成和仿真训练，自动驾驶系统能够在模型内部直接形成环境表征与行为规划逻辑，减少依赖人工规则与高精地图。这种“以世界为模型”的方案将显著降低开发成本，加快技术落地周期，并在动态、不确定环境中保持更高的鲁棒性与自适应能力。
- ✓ **多模态数据融合与跨模态处理：**未来的世界模型将进一步强化对多源传感器数据的理解与整合能力。相比单一模态，跨模态数据的融合不仅能提高目标检测和环境建模的精度，还能增强模型在低能见度、遮挡、恶劣天气等极端场景下的稳定性。随着计算架构和算法的演进，世界模型将在统一表示空间中处理图像、点云、语义、时空先验等多维信息，打破传统感知与决策边界，为复杂场景下的全局理解和推理提供更强支撑。
- ✓ **实现更强大的预测和推理能力：**未来世界模型不仅仅是对环境的被动理解工具，更将演进为具备主动推理与未来预判能力的“认知中枢”。通过在模型内部建立高精度的世界知识结构，自动驾驶系统能够提前推演可能的交通情境，对动态事件进行预测与干预，从而实现更接近人类驾驶员的“防御性决策”与主动避险。同时，这种推理能力也将推动虚拟仿真与实验验证的深度融合，使系统在面对未知场景时具备更强的泛化性与可靠性。

图48：世界模型多视角下的城市道路交通实况



图49：世界模型（DWM）在自动驾驶相关领域的多元应用示意图

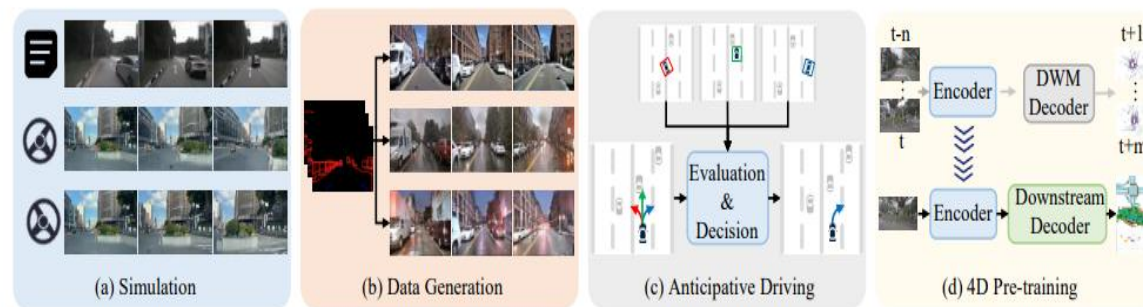


Figure 2: The various applications of DWM. (a) respond to various types of instructions and faithfully simulate the corresponding scenarios. (b) generate diverse data with the same annotation. (c) optimize planning by predicting future scenes. (d) enhance downstream task performance and reduce reliance on annotations through 4D pre-training.

CSDN @Together_CZ

5

投资建议

● 端到端重构智能驾驶发展格局，“平权化”与“高阶化”成为产业演进主旋律

- ✓ 过去两年，随着端到端技术的加速渗透，智能驾驶产业已明显进入加速发展周期。与早期“感知—决策—控制”分段式技术路径相比，端到端通过统一的大模型骨干网络打通算法链路，显著减少信息损耗与规则依赖，大幅提高了模型泛化与快速迭代的能力。2023—2024年间，车端与云端协同的训练体系成为主流，主机厂与头部科技公司累计采集和标注的数据规模达到前所未有的量级，以真实道路场景为基础的超大规模训练，使得模型迭代周期被压缩至过去的一半以下，产业节奏明显加快。
- ✓ 这种变化推动了智能驾驶的两大核心趋势同步发生：一是“智驾平权”正在从理念走向现实。随着模块化端到端方案和OneModel架构的成熟，智能驾驶不再局限于高端车型，而是逐步向更广泛的市场普及，实现从“部分标配”到“全系标配”的跨越。二是高阶智驾能力正在成为技术竞争的焦点。端到端赋予了算法更强的场景适应力与长尾应对能力，使得城市NOA、高速NOA等复杂功能加速量产上车。可以说，端到端不仅是技术上的一次迭代，更是产业由早期试验走向规模化商业化的临界点。

● VLA技术引领多模态一体化进程，成为高阶智驾演进的关键推手

- ✓ VLA技术的崛起，标志着智能驾驶在端到端架构基础上的进一步纵深突破。通过将视觉、语言与动作三大模态深度耦合，VLA不再依赖传统的多模块处理链路，而是通过单一骨干网络实现从“看—懂—做”的闭环推理。这一机制能够在感知输入、语义理解与控制输出之间实现直接映射，极大提高模型对复杂场景的泛化能力与决策效率，也为自动驾驶系统的拟人化行为提供了技术支撑。
- ✓ 在全球产业格局中，谷歌DeepMind在2023年推出的RT-2模型被视为VLA技术迈入实际应用的重要节点，国内外多家头部车企和智驾公司随之加快布局。VLA的优势不仅体现在模型架构的创新，也在于其与记忆规划头、自监督学习及蒸馏技术结合后的扩展潜力。
- ✓ 未来发展方向将围绕模型轻量化与部署效率展开，使其适配车端算力的实际约束。与此相应，传感器与软硬件需求也将发生边际变化：高性能摄像头矩阵加上中高算力平台即可满足主流场景的训练与推理，从而显著降低上车成本，加速VLA在城市级高阶智驾场景中的落地普及。

● 世界模型推动智能驾驶由“被动复现”走向“主动认知”，构筑产业长期壁垒

- ✓ 世界模型技术路线与VLA并行发展，但技术逻辑存在本质区别。它绕过语言中间层，直接将3D高斯表征、点云等空间感知数据输入模型，在潜空间中完成对交通物理规律的推演与决策输出。这种“云端世界引擎+车端世界行为模型”的结构，使系统具备更强的认知与推演能力，不仅能被动应对已知场景，还能主动推演未知场景的多种演变路径，为高阶智驾提供了更高层级的安全冗余与泛化能力。
- ✓ 世界模型的技术优势也在于其与强化学习的天然契合。通过虚拟环境中的交互与试错，模型可以不断修正策略，而无需在真实道路上承担高昂的安全与成本代价。蔚来等车企率先推出世界模型方案，展示了其在长尾场景处理、策略自进化和算法闭环方面的领先优势。
- ✓ 展望未来，世界模型的发展将依托更强的虚拟仿真引擎、更丰富的场景库和更高效的算力协同，对硬件体系的要求也从“堆料式提升”转向“结构化优化”：高精度激光雷达与多模态传感器形成外部输入，云端超算支撑世界引擎推演，车端算力则集中于实时推理与策略执行，形成新一代自动驾驶技术底座。

● 关注端到端两大技术路线领先车企，有望凭借算力与数据优势实现长期智驾领先

- ✓ 当前，中国智能驾驶产业正进入技术加速与产业分化并行的关键阶段。在这一过程中，率先完成云端算力布局、算法框架迭代与数据闭环积累的车企，有望形成“强化学习+规模效应”的长期领先。理想汽车、小鹏汽车、赛力斯、江淮汽车、北汽蓝谷等车企在高阶智驾领域的布局相对靠前，其在端到端技术、城市NOA落地以及模型轻量化等关键节点均具备明显先发优势。依托更早的端云协同架构建设和真实场景训练，这些企业已构筑出更厚实的数据壁垒，为算法持续迭代与模型自进化提供基础。
- ✓ 未来，随着世界模型与VLA技术进一步成熟，智驾系统将从依赖人类驾驶经验的模仿学习，迈向更高效的强化学习闭环。在这一过程中，掌握高质量数据源、具备自研与快速部署能力的车企，将不断拉大与第二梯队的技术差距，并通过技术领先转化为产品竞争力优势。智能驾驶对于整车价值的提升已不再局限于单一功能点，而是直接作用于品牌溢价与销量增长。领先的技术能力与迭代速度，将成为车企未来竞争力的核心。我们建议重点关注上述领先车企在端到端与高阶智驾领域的持续投入与渗透率提升所带来的投资机会。

● 关注感知层产业链机会，激光雷达与纯视觉方案共振发展

- ✓ 智能驾驶的快速发展，直接拉动了感知层硬件需求的爆发。其技术路线主要分为激光雷达与纯视觉两种模式，各自对应的应用场景与成长空间有所不同。激光雷达方案以鸿蒙智行、比亚迪（20万元以上车型）为代表。由于端到端架构在高阶智驾中的决策过程缺乏可解释性，L4级及以上自动驾驶场景仍需要激光雷达提供冗余安全。激光雷达的市场格局集中度较高，头部厂商多与车企形成产业资本深度绑定，2024年随着NOA规模化上车，激光雷达装机量实现了大幅跃升。尤其是支持城市NOA的车型版本几乎全部标配激光雷达，即便是现阶段仅支持高速NOA的车型，也为未来的城市NOA升级预留了硬件接口。建议关注**速腾聚创、禾赛科技、图达通**等相关企业。
- ✓ 与之对应，纯视觉方案以特斯拉、小鹏、比亚迪（7-20万元车型）为代表，通过端到端神经网络算法弥补摄像头三维感知能力的不足，具备成本低、适配性强等优势，在L3及以下自动驾驶领域成长空间广阔。从供应链角度来看，前视摄像头市场竞争激烈、格局多元，**舜宇智领、福瑞泰克、韦尔股份、思特威、联创电子、比亚迪半导体**等供应商值得重点关注。

● 关注决策层域控与芯片企业，Tier0.5合作与高算力芯片打开成长空间

- ✓ 随着端到端大模型的逐步上车，智驾域控成为产业链的战略高地。“软件定义汽车”的造车理念打破了原有的零部件供应体系，主机厂与供应商的关系正从单纯采购转向深度协同。当前行业主要形成两种合作模式：其一是Tier1供应商为主机厂提供域控制器生产与技术支持；其二是Tier0.5模式，通过深度绑定主机厂，从研发、制造到后期的数据管理与运维全流程介入，强化软硬件一体化能力。与此同时，随着高阶智驾对计算能力的要求不断提高，电子电气架构也正从分布式加速向中央集中式演进，车企与域控企业的联合开发成为趋势。
- ✓ 智驾芯片市场竞争呈现多极化格局，头部主机厂在中高端车型上倾向于采用高算力方案，以支撑城市NOA和未来L3功能的稳定运行。同时，软硬结合、全栈自研已成为大势所趋。建议重点关注具备硬件集成与软件中间层创新能力的企业，如**德赛西威、地平线机器人、黑芝麻智能**等，它们有望在Tier0.5合作模式下获得稳定成长空间。

● 关注执行层国产供应商崛起，线控底盘成为放量主战场

- ✓ 高阶智能驾驶落地的背后，是执行层的快速产业化放量。线控底盘作为实现高级别自动驾驶的关键一环，其供应链格局正在经历重构。线控制动本土供应商已在前装市场实现突破，伯特利、利氮科技、同驭汽车、比博斯特等企业的市场份额从2022年的8%提升至2024年的30%以上。随着主流OEM的供应链收紧，领先厂商凭借更快的量产能力与迭代效率，有望在未来窗口期中进一步做大市占。
- ✓ 在产品层面，线控制动以集成度更高、成本更低的EHB One-Box方案为主流，其成熟度与量产经验将直接影响行业格局。线控转向则以R-EPS实现机械解耦，是L4及以上自动驾驶场景的必要配置，目前正处于市场导入期。建议关注提供线控底盘一站式解决方案的**拓普集团**，线控悬架领先企业**保隆科技**，以及在制动和转向领域具备领先技术与量产优势的**伯特利、亚太股份**等企业。

6

风险提示



- **政策节奏与补贴不及预期风险。**当前智能驾驶产业发展在很大程度上依赖政策导向与产业扶持节奏。若国家层面对自动驾驶、VLA、大模型算力、基础设施、车路协同等政策支持节奏放缓或出现调整，将可能对产业链投资情绪与落地节奏形成扰动。同时，若海外相关法规推进不及预期，或行业监管趋严，也可能导致市场扩张节奏低于预期，影响产业链估值修复与业绩兑现节奏。
- **智能驾驶技术迭代与落地节奏不确定风险。**VLA 和世界模型相关技术仍处于快速演进与工程化落地的关键阶段，部分关键技术尚未大规模商用，工程应用难度较高。如果技术成熟与产业化节奏不及预期，将可能导致车企自研与供应链配套进度出现错配，进而影响投资逻辑兑现。此外，技术路径的不确定性也可能造成部分前沿技术被替代的风险。
- **市场竞争加剧与盈利能力不确定风险。**智能驾驶产业正进入“量产加速期”，核心车企与供应链企业加速入局，算力、激光雷达、线控底盘、感知-决策一体化平台等成为竞争焦点。随着更多企业布局高阶智驾领域，行业竞争格局可能进一步恶化，价格战和性能内卷可能对相关标的的盈利能力与估值弹性造成压力。
- **产业链协同与供需错配风险。**高阶智能驾驶的量产落地依赖车企、Tier1 供应商以及算力/算法/传感器等多环节的协同推进。若任何环节的供给节奏出现延迟（如核心零部件交付瓶颈、算法验证周期延长），都可能造成整车端量产进度放缓，从而传导至产业链企业的收入与利润兑现节奏。

投资评级说明

(1) 公司评级定义

买入	股价涨幅优于基准指数 15%以上
增持	股价涨幅相对基准指数介于 5%与 15%之间
持有	股价涨幅相对基准指数介于-5%与 5%之间
卖出	股价涨幅劣于基准指数 5%以上

(2) 行业评级定义

推荐	行业指数表现优于基准指数 10%以上
中性	行业指数表现相对基准指数介于-10%~10%之间
回避	行业指数表现劣于基准指数 10%以上

备注：评级标准为报告发布日后的6个月内公司股价（或行业指数）相对同期基准指数的相对市场表现，其中A股市场基准为沪深300指数，香港市场基准为恒生指数，美国市场基准为标普500指数或纳斯达克指数，新三板基准指数为三板成指（针对协议转让标的）或三板做市指数（针对做市转让标的），北交所基准指数为北证50指数。

分析师声明

作者具有中国证券业协会授予的证券投资咨询执业资格或相当的专业胜任能力，以勤勉的职业态度，独立、客观地出具本报告。本人承诺报告所采用的数据均来自合规渠道，分析逻辑基于作者的职业操守和专业能力，本报告清晰准确地反映了本人的研究观点并通过合理判断得出结论，结论不受任何第三方的授意、影响，特此声明。

证券投资咨询业务的说明

根据中国证监会颁发的《经营证券业务许可证》（Z23834000），国元证券股份有限公司具备中国证监会核准的证券投资咨询业务资格。证券投资咨询业务是指取得监管部门颁发的相关资格的机构及其咨询人员为证券投资者或客户提供证券投资的相关信息、分析、预测或建议，并直接或间接收取服务费用的活动。证券研究报告是证券投资咨询业务的一种基本形式，指证券公司、证券投资咨询机构对证券及证券相关产品的价值、市场走势或者相关影响因素进行分析，形成证券估值、投资评级等投资分析意见，制作证券研究报告，并向客户发布的行为。

法律声明

本报告由国元证券股份有限公司（以下简称“本公司”）在中华人民共和国境内（台湾、香港、澳门地区除外）发布，仅供本公司的客户使用。本公司不会因接收人收到本报告而视其为客户。若国元证券以外的金融机构或任何第三方机构发送本报告，则由该金融机构或第三方机构独自为此发送行为负责。本报告不构成国元证券向发送本报告的金融机构或第三方机构之客户提供的投资建议，国元证券及其员工亦不为上述金融机构或第三方机构之客户因使用本报告或报告载述的内容引起的直接或连带损失承担任何责任。本报告是基于本公司认为可靠的已公开信息，但本公司不保证该等信息的准确性或完整性。本报告所载的信息、资料、分析工具、意见及推测只提供给客户作参考之用，并非作为或被视为出售或购买证券或其他投资标的的投资建议或要约邀请。本报告所指的证券或投资标的的价格、价值及投资收入可能会波动。在不同时期，本公司可发出与本报告所载资料、意见及推测不一致的报告。本公司建议客户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。在法律许可的情况下，本公司及其所属关联机构可能会持有本报告中所提到的公司所发行的证券头寸并进行交易，还可能为这些公司提供或争取投资银行业务服务或其他服务，上述交易与服务可能与本报告中的意见与建议存在不一致的决策。

免责声明

本报告是为特定客户和其他专业人士提供的参考资料。文中所有内容均代表个人观点。本公司力求报告内容的准确可靠，但并不对报告内容及所引用资料的准确性和完整性作出任何承诺和保证。本公司不会承担因使用本报告而产生的法律责任。本报告版权归国元证券所有，未经授权不得复印、转发或向特定读者群以外的人士传阅，如需引用或转载本报告，务必与本公司研究所联系并获得许可。网址：www.gyzq.com.cn

国元证券研究所

合肥	上海	北京
地址：安徽省合肥市梅山路 18 号安徽国际金融中心 A 座国元证券 邮编：230000	地址：上海市浦东新区民生路 1199 号证大五道口广场 16 楼国元证券 邮编：200135	地址：北京市东城区东直门外大街 46 号天恒大厦 A 座 21 层国元证券 邮编：100027