

大模型重塑战局 智能驾驶商业化奇点已至

2025 年 08 月 19 日

► **智能驾驶已经从技术亮点演变为车企产品差异化的重要因素和出行服务商业化落地的核心支点。**智能驾驶能力逐渐成为车企塑造品牌溢价、赢得用户选择、抢占市场份额的战场，其技术深度、迭代速度和落地规模将深刻影响未来竞争格局的形成，决定车企在“软件定义汽车”的赛场中以何种方式构建持续护城河，也影响着商业模式能否稳步落地成为新经济形式。因此，深入研判智能驾驶能力的真实情况进而演进路径，是预判未来竞争形势和商业化模式走向的核心。

► **大模型重构竞争格局，云车协同算力竞赛加剧。**以 VLA 为代表的技术范式借助大语言模型的多模态融合与思维链推理，整合感知、认知与行动为一体，在决策可解释性与长尾场景泛化上取得突破。VLA 模型仍需通过世界模型构建动态可推演的虚拟场景与强化学习的奖励机制闭环双轮驱动实现升维。AI 与物理世界的交互能力仍待突破，进一步内化物理世界的因果机制与时空连续性是算法迭代的长期方向。大模型的规模化部署正推动云车协同算力竞赛进入白热化阶段，百亿参数量级的模型训练依赖云端超算集群支撑，车端芯片算力需同步升级，车云间需实现毫秒级数据交互，强大算力成为算法迭代的关键。

► **核心自研车企冲刺算法高地，软硬件齐攻坚。**特斯拉凭借全栈多模态端到端架构+高效率数据闭环+Dojo 超算效能，构建“算法-数据-算力”三角飞轮，智能驾驶行业领先地位不容撼动。国内头部车企在技术上加速追赶，但数据闭环能力、算法整合深度与工程化效率仍存代际差距。算法上，车企现有技术路线收敛为端到端架构，向多模态深度融合和 VLA 模型持续延伸。车端算力上，车企依托自研芯片实现本地化大模型部署，华为、小鹏、蔚来等自研芯片已上车。云端算力上，我国部分车企如华为、小鹏、理想、吉利等已建设约 10EFLOPS 量级的超算中心，支持场景数据训练和模型升级。

► **商业化落地进程提速，规模普及与市场拓展并进。**区域试点增加和利好政策驱动 L3 智能驾驶落地，车企技术不断升维下紧扣可靠性和安全性要求。10-20 万元作为整车销量主力，2024 年国内搭载高速 NOA 及城市 NOA 的车型销量中 10 万-20 万元价格带车型搭载数量，占比仅 5.0%，“智驾平权”通过将高阶智驾功能下放至低价格带，能够使大众消费者真正获得智驾体验，提升消费者购车决策中的智驾权重，驱动智能驾驶渗透率增长，引领智能驾驶行业深入发展。Robotaxi 商业化落地在即，或于 2026 年开始规模化落地，24 小时运营和基于算法的智能调度能力驱动规模效应实现，成本和营收优势将逐步显现，2030 年 Robotaxi 市场规模将达数千亿，具备强大潜力和吸引力。

► **投资建议：**顶层政策区域破冰下责任体系逐渐明晰，智能驾驶技术迭代下可靠性和成熟度趋于 L3 级别落地标准，新架构量产上车后的技术验证值得期待；“智驾平权”趋势确立，高阶智能驾驶功能下探至低价格带构建消费者技术敏感性，智能驾驶车型有望迎来结构性销量拐点；智驾技术头部车企在算法、算力、数据三方面构建差异化优势，有望在技术普惠下浪潮中重塑品牌价值，形成竞争优势，并带动智能驾驶行业市场渗透率跃升，智能驾驶行业奇点已至。推荐-具备全栈自研能力的车企【理想汽车、小鹏汽车、小米集团（与电子组联合覆盖）】、自研+三方合作【比亚迪、吉利汽车、长城汽车】、华为系【赛力斯、长安汽车、上汽集团】，建议关注-【北汽蓝谷、江淮汽车】。

► **风险提示：**智能驾驶技术发展不及预期，智能化渗透率提升不及预期，智能驾驶商业化进展不及预期。

推荐

维持评级



分析师 崔琰

执业证书：S0100523110002

邮箱：cuiyan@mszq.com

相关研究

- 1.摩托车行业系列点评十九：中大排出口增势强劲 自主高端化提速-2025/08/17
- 2.汽车和汽车零部件行业周报 20250817：人形机器人运动会开幕 具身智能催化可期-2025/08/17
- 3.汽车和汽车零部件行业周报 20250810：世界机器人大会召开 机器人生态加速成型-2025/08/10
- 4.汽车和汽车零部件行业周报 20250803：世界机器人大会将召开 机器人催化可期-2025/08/03
- 5.新势力系列点评二十一：7 月车市平稳运行 新势力销量维持稳定-2025/08/02

目录

1 引言	3
2 大模型重构竞争格局 云车协同算力竞赛加剧	5
2.1 技术范式跃迁 AI 大模型注入新活力	5
2.2 算力军备竞赛加速 车端+云端双轨并重	13
2.3 数据闭环引擎引效能质变 定智能驾驶升维之战格局	18
2.4 多传感器融合与纯视觉路线并行 算力成为安全件	20
2.5 小结	22
3 核心自研车企冲刺算法高地 软硬件齐攻坚	24
3.1 特斯拉：一体化多模态端到端持续引领 数据闭环+超算中心造就极致迭代速度	24
3.2 华为：安全冗余应对极端场景 全栈自主化技术底座	26
3.3 小鹏：纯视觉+VLA 路线明确 图灵芯片提供算力基石	28
3.4 理想：VLA 上车在即 车端+云端算力大力投入	30
3.5 小结	31
4 商业化落地进程提速 规模普及与市场拓展并进	34
4.1 政策护航+车企技术突破 L3 级规模化落地箭在弦上	34
4.2 智驾平权已至 智驾有望进入渗透率快速提升期	35
4.3 Robotaxi 商业化落地渐近 开启远期市场空间	37
4.4 小结	38
5 投资建议	40
6 风险提示	42
插图目录	43
表格目录	43

1 引言

本报告为《智能驾驶行业系列深度报告》，从算法迭代路径角度出发，详细解读智能驾驶技术架构的演变历程，结合算法发展趋势对算力和数据两方面布局的现状和关键性进行解析，横向对比头部车企智驾方案差异，并对智能驾驶商业化落地方式及进程进行分析和展望。

智能驾驶已经从技术亮点跃升为车企产品差异化和出行服务商业化落地的驱动力。智能驾驶能力成为车企能否在产品优势、品牌溢价能力、市场份额集中度等方面取得领先的关键，智能驾驶系统的落地速度与渗透率构建起车企的技术鸿沟，同时影响商业化落地进程。因此，深入分析智能驾驶能力水平、演进路径和商业化潜力，是预判其未来市场地位和商业化能力的基石。

大模型应用成为共识，AI 与物理世界的交互能力上限有待持续突破。VLA (Vision-Language-Action) 技术成为当前智能驾驶解决方案的核心热点，其借助大语言模型 (LLM) 的推理能力，将视觉输入与语言指令融合为统一的多模态表征，直接输出车辆控制指令，通过思维链技术实现决策过程透明化，在可解释性、泛化能力和长尾场景处理上取得突破性进展。其技术升维亟需世界大模型与强化学习的协同赋能，世界模型构建可推理的虚拟场景增强 VLA 对物理世界动态演化的内生性理解、强化学习通过奖励机制驱动 VLA 在仿真环境中自主进化。理想和小鹏均部署 VLA 模型，技术路径均以“强化学习训练获取泛化能力+动态蒸馏压缩至车端保留关键决策特征”为核心，蒸馏和强化学习的顺序呈现差异化方案。目前，智能驾驶系统出现轨迹规划短视化、动作可解释性不足等问题，根源在于模型未能内化物理世界的因果机制与时空连续性，因此未来智能驾驶算法迭代的重点方向为加深 AI 与物理世界的交互能力；VLA 技术的下一代竞争力将取决于世界模型与强化学习在物理规律内化、因果推理与闭环优化上的协同深度，算法层能否实现从“环境拟合”到“物理交互”的升级成为智能驾驶技术跃迁的下一个临界点。

大算力成为算法迭代关键支撑点，新一轮智能驾驶竞赛或围绕算力布局展开。首先，自动驾驶等级的跃迁驱动算力需求从 10TOPS 级跃升至 1,000TOPS 级；其次，多传感器融合的实时性要求算力冗余，需实时完成数据对齐、噪声滤波与决策融合，若算力不足将导致感知时延超过安全阈值；另外，算法模型复杂度的指数级增长下需要大算力支撑算法持续迭代。算力不足将面临模型迭代滞后与场景泛化能力不足的双重困境，新一轮竞赛已从单车算力扩展至车端芯片算力能力和云端超算中心建设，算力正在反哺算法，胜负手在于能否以算力密度换取算法进化速度。

特斯拉智能驾驶解决方案显著拉开代际差距，国内头部车企差异化加速追赶。特斯拉已建立显著的代际优势，其核心壁垒源于全栈自研的闭环技术体系。特斯拉率先应用一体化多模态端到端神经网络架构，并通过数据闭环和 Dojo 超算中心实现高效的算法迭代和模型训练。相较之下，国内头部车企虽在技术框架上加速趋同，但数据闭环能力、算法整合深度与工程化效率仍存代际差距。算法上，车企技术向

多模态深度融合和 VLA 模型持续延伸，华为、小鹏、理想都布局了自己的世界大模型以提升复杂场景泛化能力，小鹏和理想自研 VLA 架构量产上车，路测表现值得期待。车端算力上，多家车企依托自研芯片上车，华为昇腾 910C 通过 Chiplet 封装实现多芯片互联，小鹏图灵 AI 芯片实现“单芯抵三颗 Orin X”的突破，支持本地运行 30B 参数大模型，蔚来“神玑 NX9031”实现智驾系统软硬件自主可控。云端算力上，我国部分车企如华为、小鹏、理想、吉利等已建设约 10EFLOPS 量级的超算中心，理想年均投入超 10 亿元，目标直指 100 EFLOPS 量级，加速缩小与特斯拉差距。

“智驾平权”有望驱动智能驾驶功能优势转化为销量增量，Robotaxi 千亿市场规模值得期待。“智驾平权”成为撬动销量增量的核心杠杆，将高阶智驾功能从“高端选配”下沉至“全民刚需”，提升消费者购车决策中的智驾权重，驱动智能驾驶渗透率增长。Robotaxi 商业化落地在即，每公里综合成本将在 2026 年后低于传统出租车，24 小时运营+智能调度能力助力实现规模效应，成本和营收优势将逐步显现，2030 年 Robotaxi 市场规模将达数千亿，具备强大潜力。

本篇报告与市场不同之处：

1) 从算法架构角度出发，全面梳理智能驾驶技术方案的演进过程，深度拆解 VLA 的技术架构，横向对比理想和小鹏 VLA 架构的差异，指出当下 VLA 技术待突破点，并点明未来智能驾驶算法的迭代方向；

2) 基于算法、数据、算力三个角度，对智能驾驶技术头部车企，特斯拉、华为、小鹏、理想的智能驾驶方案及布局进行梳理，探析车企的差异化优势和重点发展方向；

3) 对智能驾驶商业化落地路径和趋势进行分析，从政策、车企技术成熟度两个维度判断 L3 落地重要节点，辨析全场景高阶智驾的“智驾平权”才能驱动智驾功能转化为销量表现，并对 Robotaxi 的规模商业化进行展望。

2 大模型重构竞争格局 云车协同算力竞赛加剧

2.1 技术范式跃迁 AI 大模型注入新活力

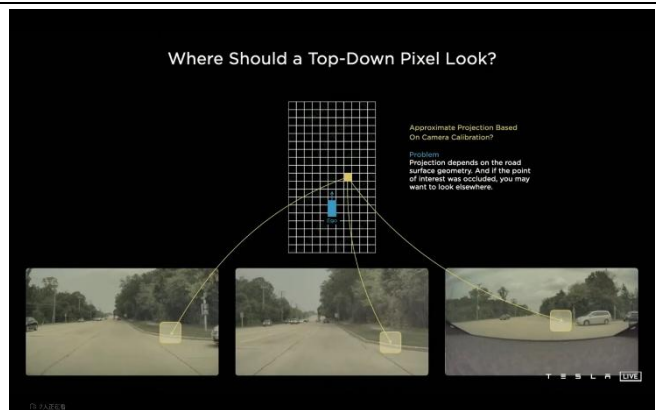
2.1.1 模块化架构：基于“感知-决策-控制”的分布式模块

智能驾驶在最早期依赖于“感知-决策-控制”的分布式模块。感知模块中单目摄像头、毫米波雷达等传感器设备实现基础的环境感知能力，高精地图作为传感器数据匹配的基准提供道路模型，该模块依赖人工设计的特征提取算法，识别成功率较低。决策模块依赖人工规则决策树，无法处理人工规则未涉及的场景，而现实驾驶场景的复杂程度远超人工枚举能力，系统缺失泛化能力。2012 年感知部分引入卷积神经网络 (CNN)，通过大规模人工标注数据集，摄像头的识别能力得到提升。随着智能驾驶落地范围扩大，在实际应用中需要面对的复杂场景也越来越多，Corner Case（极端情况）对自动驾驶的感知和决策能力也提出了更高的要求。2D+CNN 通过局部卷积核提取空间特征，保留了相邻像素之间的关系，但难以捕捉全局或跨区域的复杂关联性，因此无法通过全局或跨区域的特征关联准确识别 Corner Case；同时高精地图依赖采集车扫描构建出三维地图，采集区域有限也导致使用区域受限。因此该阶段的智能驾驶难以面对城市道路动态交互复杂的环境，将自动驾驶限制于高度结构化的高速场景。

2.1.2 BEV+Transformer：“鸟瞰视角+时序建模”实现 4D 感知

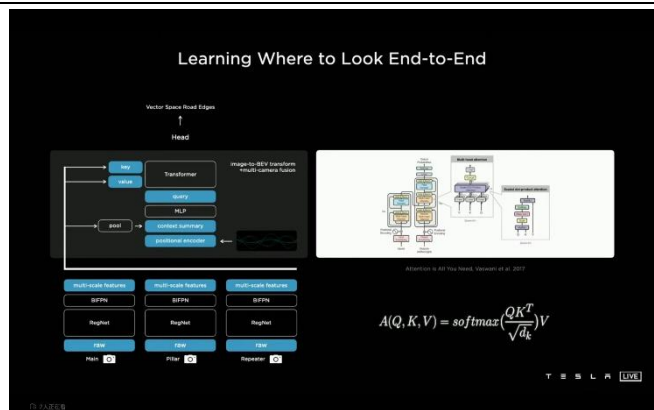
2021 年，特斯拉推出 BEV+Transformer 智能驾驶解决方案，解决了 2D 到 3D 转换、多传感器融合以及复杂场景感知的难题。在感知阶段，BEV 通过将纯视觉传感器的多模态数据融合在同一平面上的方法，将 2D 平面图像升级至 BEV（鸟瞰图）视角，以全局视角解决数据之间的遮挡和重叠问题，提高物体检测和跟踪的精度，从而摆脱对高精地图的依赖。深度学习神经网络模型（Transformer）的自注意力机制能够分析 BEV 特征图中的不同位置特征，实现从二维图像特征到三维向量空间的转换，帮助系统理解物体之间的空间关系，进而提升感知能力。除此之外，Transformer 能够输出环境的高层次语义信息，包括物体类别、位置、运动趋势等，在决策模块中，通过结合高层信息与其他预测结果，可生成更加准确的驾驶策略。BEV+Transformer 架构显著提升了系统的感知和决策能力，增强了系统对于“长尾场景”的适应性，逐渐具备应对城市道路的复杂环境的能力，打破了智能驾驶只适用于高速场景的局限，开始向城市 NOA 逐步探索。

图1：BEV 融合多个摄像头视频数据



资料来源：Tesla AI Day 2021，民生证券研究院

图2：Transformer 实现二维到三维变换



资料来源：Tesla AI Day 2021，民生证券研究院

2.1.3 BEV+Transformer+OCC：类人类直觉的三维空间理解能力

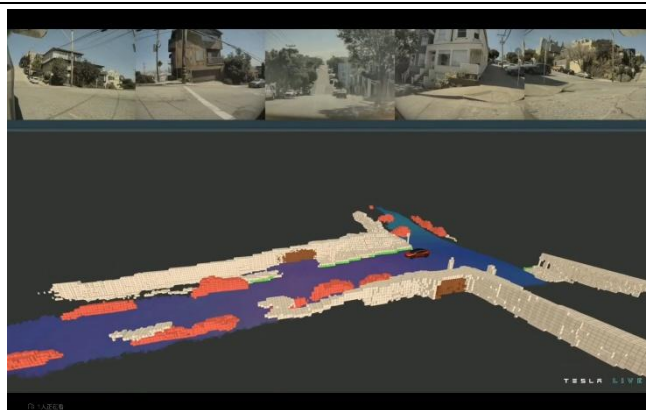
2022 年，特斯拉进一步引入占用网络技术（OCC）以提高智能驾驶的动态障碍物识别和复杂场景泛化能力。BEV 具备描述环境的绝对尺度和无遮挡的优势，然而，BEV 感知缺乏高度信息，依旧无法提供完整的 3D 场景。针对这一问题，特斯拉在进一步提出 OCC（占用网络技术），通过将三维空间离散化为体素，直接预测每个单元的占用概率，精确还原障碍物的三维体积，以无数个小体块近似呈现真实的驾驶环境。该技术不仅弥补了 BEV 的平面化缺陷，还具备对开集对象、不规则形状车辆和特殊道路结构的强大泛化能力，同时实现了对动态障碍物的连续轨迹预测。另外，2022 年的 Transformer 也不仅仅是 BEV 映射工具，升级为可以通过空间交叉注意力（Spatial Cross-Attention）和时间自注意力（Temporal Self-Attention）双机制实现对动态环境连续建模的能力，与 OCC 协同优化，进一步提升复杂场景的泛化能力。BEV+Transformer+OCC 的智能架构，将感知模块彻底转向了大模型，基于 Transformer 架构的决策大模型替代基于规则算法的决策模块，显著提高了系统实时环境建模与决策能力，从“感知增强”进一步迈向“认知增强”，直接加速了城市高阶智驾的落地进程。

图3: OCC 捕捉公交车运动状态



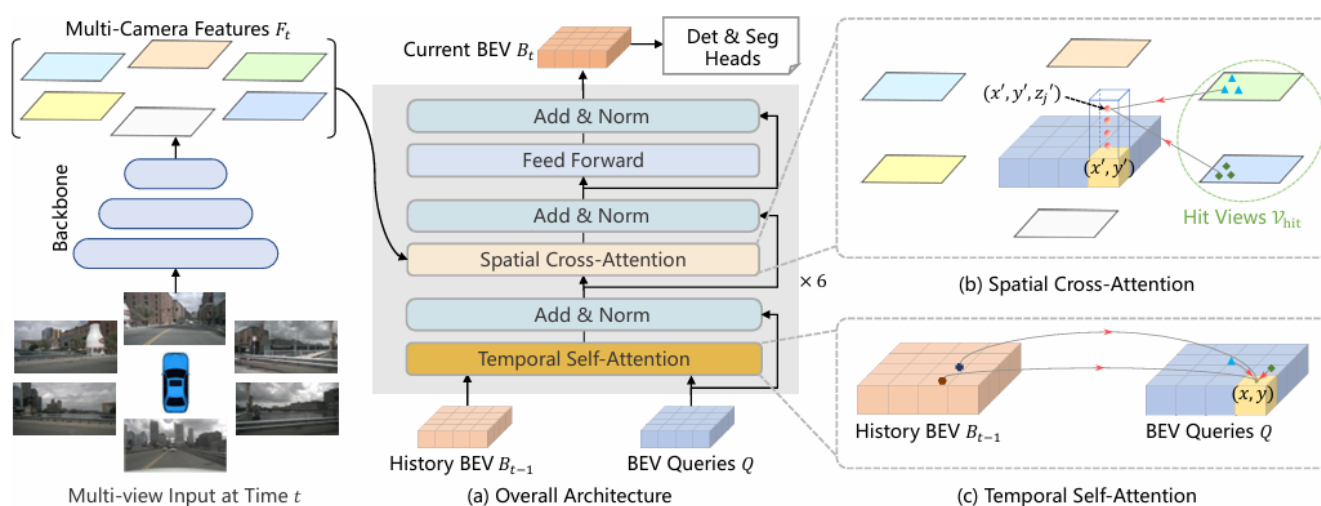
资料来源: Tesla AI Day 2022, 民生证券研究院

图4: OCC 生成行使路面特征



资料来源: Tesla AI Day 2022, 民生证券研究院

图5: Transformer 时空注意力机制技术原理图

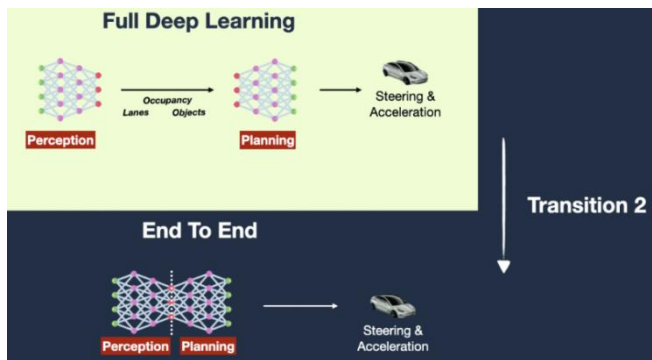


资料来源: Li, Zhiqi et al, BEVFormer: Learning Bird's-Eye-View Representation from Multi-Camera Images Via Spatiotemporal Transformers, 民生证券研究院

2.1.4 端到端：拟人化能力的进一步跃迁

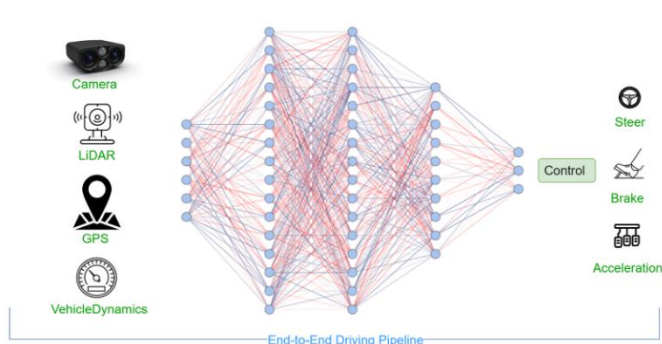
2023 年，特斯拉端推出将“感知-决策-控制”全流程整合为端到端一体化架构的智能驾驶解决方案。模块化的系统架构设计导致模块间的信息传递存在损耗、代码量也被迫呈指数级上升。2023 年特斯拉推出的 FSD V12 系统基于数百万个视频训练的单一神经网络实现端到端处理，从感知端的摄像头输入，直接输出决策端的转向、加速、制动等指令，消除模块间误差传递。神经网络的“模仿学习”能力能够从人类驾驶行为中学习决策逻辑，模型可自主生成驾驶策略，取代规则代码。通过数据驱动解决长尾问题，减少人工预设规则的局限性，提升复杂场景泛化能力，系统的驾驶行为更接近人类的“直觉反应”。

图6：特斯拉模型迁移过程图



资料来源：Jeremy Cohen，民生证券研究院

图7：端到端架构图



资料来源：Chib P S, Singh P, Recent Advancements in End-to-End Autonomous Driving Using Deep Learning: A Survey，民生证券研究院

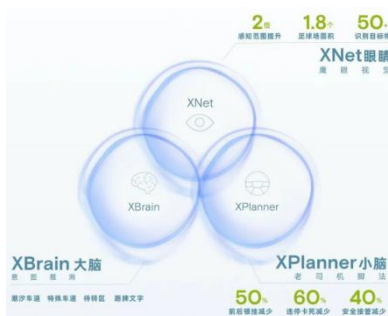
特斯拉的端到端技术的触发行业技术演进，国内车企加速布局端到端模型，并出现了“模块化端到端”与“一体化端到端”的技术分野。模块化端到端方面，2024年4月华为发布设计为“GOD 感知网络+PDP 决策网络+本能安全网络”的乾崮ADS3.0架构，采用三网协同的端到端大模型，通过GOD提供无损感知数据、PDP进行拟人决策、本能安全网络兜底应急的策略，形成“感知-决策-安全”闭环；2024年5月小鹏发布国内首个量产端到端大模型XNGP+，整合神经网络XNet、规控大模型XPlanner和大语言模型XBrain三大板块，XBrain由感知模块XNet 2.0和规划控制模块XPlanner构成，二者通过神经网络直接连接实现模块间的深度耦合，通过三网融合形成了小鹏自己的端到端智驾大模型。一体化端到端方面，2024年10月理想推出One Model端到端+VLM双系统架构，通过单一模型端到端架构（One Model）实现从传感器输入到行驶轨迹输出的全链条直接映射，同时引入视觉语言模型（VLM）构建双系统并行框架，利用VLM的认知推理能力规范端到端模型的行为下限，从而在拟人化驾驶、复杂场景处理和安全冗余层面实现突破。

图8：华为乾崮ADS3.0架构图



资料来源：华为乾崮智能汽车解决方案公众号，民生证券研究院

图9：端到端架构图



资料来源：小鹏汽车公众号，民生证券研究院

图10: Transformer 时空注意力机制技术原理图



资料来源：理想汽车公众号，民生证券研究院

端到端架构下，模型从海量数据中学习规律，不再依赖人工迭代规则库以新驾驶场景，具备了全局优化能力和数据驱动的泛化特性，真正实现了从“规则驱动”向“数据驱动”的跨越，进一步解决部分长尾场景与拟人化决策，显著提升了智能驾驶系统的性能，推动智能驾驶向 L3 级别过渡。

2.1.5 VLA：端云协同部署优化 重构智能驾驶能力边界

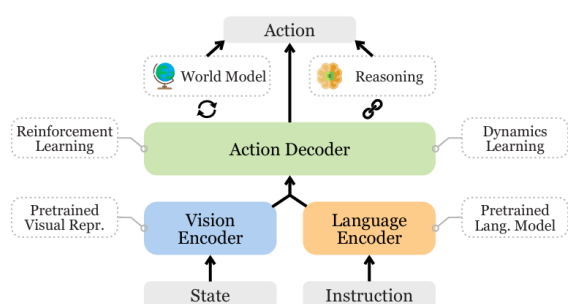
端到端模型依旧存在明显的瓶颈和泛化缺陷。在端到端架构下，模型观看大量的驾驶视频片段，学习场景的时空特征与驾驶策略的映射关系，直接生成车辆控制指令。端到端技术具备无损传递、全局优化和一定的泛化能力，能够达到 L2 级别部分自动驾驶的要求，但是该技术自身的局限性制约着 L3 级别下全动态驾驶任务自主执行的实现。首先，端到端依赖高质量视频标注，导致驾驶模型的性能与训练数据量之间的幂律关系被放大，模型的轨迹拟合能力在训练数据量的有效增加下才能得到显著提升，而视频片段无法覆盖所有场景，导致模型在数据集分布外的长尾场景样本上的泛化能力不足。其次，端到端模型通过单一神经网络将传感器输入直接映射为控制指令，中间过程缺乏透明性，存在黑盒机制，当系统输出错误决策时，难以定位具体故障环节，这种不可解释性阻碍了故障归因和系统优化。另外，端到端模型通过海量驾驶数据学习人类行为模式，依赖数据相关性而非因果推理，其本质是“统计模仿”而非“认知理解”，导致端到端的场景理解能力不足，限制了其在复杂多变的现实世界中的广泛应用。以上问题使端到端模型受限于无限逼近 L3 但是无法真正实现 L3 的尴尬局面。

从能够输出动作指令升级到能够思考为什么要输出相应的动作指令成为新的要求，VLA 大模型成为该演进路径的典型范式。VLA，即 Vision（视觉）、Language（语言）、Action（动作），该模型最早由 DeepMind 于 2023 年在机器人领域提

出，随着技术发展此概念扩散到自动驾驶领域，核心目标是基于 AI 与世界的物理交互能力，通过统一空间智能（3D 环境理解）、语言智能（语义推理）和行为智能（动作生成），使自动驾驶系统具备类人化的环境认知、逻辑决策与实时控制能力，在和其他车辆不断博弈中，做出安全且高效的驾驶决策。

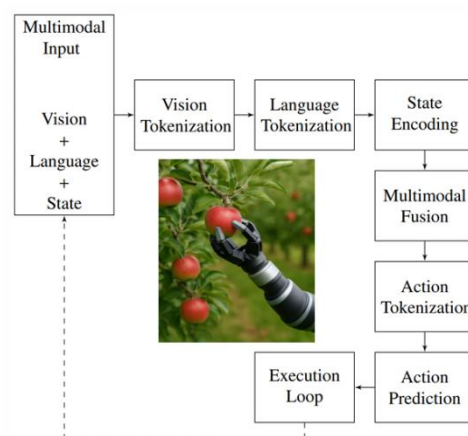
多模态数据融合下输出思维链解决黑盒的不可解释性。特斯拉对其全局端到端路线进行了升级，FSD V13 直接增加了语音输入，将多模态数据纳入决策逻辑，通过语言标记构建“视觉解释-逻辑推断-动作生成”的推理链，该过程完全在神经网络内部完成，并通过车辆与环境的物理交互迭代模型。目前国内大部分解决方案为，在前期训练时投入多模态数据，包括 2D/3D 的视频数据，图片数据，语义数据，编码为共享语义空间的离散标记（Token），实现多模态数据的跨模态对齐；然后在大语言模型（LLM）中通过思维链（CoT）的思考推理能力，模拟人类分步推理的逻辑，输出行驶路径，使 VLA 具备类人的场景理解能力，主动基于驾驶场景分析应当输出怎样的驾驶决策，通过中间步骤展示决策逻辑，解决传统深度学习模型的“黑箱”问题，并通过多步推理整合常识知识优化决策。然而，大语言模型适应现实世界控制面临诸多新挑战：首先，从连续到离散动作 Token 的映射可能存在损失；其次，自回归解码离散 Token 不适于此类高频连续控制，使 VLA 在高频任务上脱离实际驾驶需求。将大语言模型引入 VLA 架构有效解决了多模态语义对齐与动作生成的连续性难题，成为引领 VLA 技术发展的关键拐点。未来技术是否会向一体式多模态通用大模型收敛依赖于在物理世界建模的保真度、数据闭环的规模效应及边缘计算效能等方面较特斯拉的垂直整合模型的代差能否有效弥补，该模型能否持续驱动 VLA 技术发展的核心在于能否有效应对更深层次的技术与落地挑战。

图11：VLA 一般架构图



资料来源：Ma, Yuen et al, A Survey on Vision-Language-Action Models for Embodied AI, 民生证券研究院

图12：VLA 架构下的 CoT 流程图



资料来源：Sapkota, Ranjan et al. Vision-Language-Action Models: Concepts, Progress, Applications and Challenges, 民生证券研究院

云端世界模型通过仿真生成驾驶策略强化数据，突破真实路测数据局限，是 VLA 的环境模拟与预测引擎。首先，世界模型通过物理规则建模以及生成式 AI 技

术自主,生成包含极端长尾场景的高质量视频数据,可以覆盖在真实世界中很难采集到的危险场景,弥补真实数据采集的局限性;其次,世界模型在云端可以用于模拟训练,通过生成虚拟的交通场景,为自动驾驶模型提供更多的训练数据。此外,世界模型还可以用于安全验证,通过模拟各种极端场景,验证自动驾驶模型的安全性和可靠性。世界模型的参数庞大,因此还需通过云端蒸馏技术将云端基座模型的复杂模型知识传递给车端轻量化模型,进而解决车端芯片算力受限的问题,形成“云端仿真训练-知识蒸馏-车端轻量化部署”的闭环。我们认为,世界模型生成的仿真平台真实度是该环节的关键,其生成的虚拟物理世界的分辨率直接影响自动驾驶的分辨率,或成为拉开 VLA 技术深度差距的关键。

强化学习通过优化动作策略与环境交互机制,进一步抬高 VLA 模型的泛化能力上限。在世界模型提供的仿真环境下,强化学习作为一种常用的大型模型微调技术,进行后训练完成对 VLA 模型进行优化。强化学习借鉴自然语言处理中的成功经验(对齐人类偏好),通过世界模型搭建的接近真实动态的虚拟交互环境,依靠奖励机制调整优化驾驶策略,让模型在复杂动态的交通环境中学会更合理的决策。在实际应用中,强化学习面临着因环境真实性不足而导致训练偏差的问题;其次,强化学习的奖励策略可能使得在模型在探索过程中偏离人类驾驶习惯,产生人类行为对齐难题,比如,仿真中避免碰撞可获得高奖励,但现实中急刹避让虽无碰撞却引发后车追尾。仿真环境的真实程度直接影响强化学习的训练效果,而奖励函数失真引发的策略偏移会导致驾驶决策与真实安全需求错位,两者共同决定了强化学习能否真实地实现对 VLA 模型的优化作用,在强化学习的加持下,VLA 的能力上限能否有效提高,或决定了 VLA 最终以何等能力层级的“智能体”范式实现量产落地。

2025 年被视为“VLA 上车元年”,VLA 的出现正在重塑汽车产业竞争逻辑,头部车企如理想、小鹏,正在以差异化技术路线加速 VLA 部署,VLA 技术范式的量产实现路径将成为拉开车企间代际差距的分水岭。

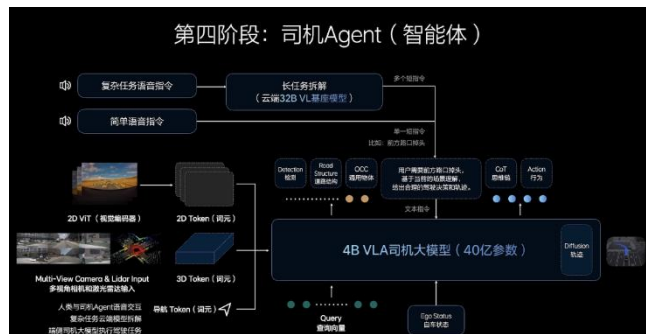
理想:蒸馏先行,强化兜底。理想的 VLA 架构的核心定位是成为“司机大模型”。理想采用 3D-VLA 生成式世界模型,使用 3D 高斯散射技术将 2D 图像升至 3D 空间,构建物理准确的场景几何与材质属性。基于 LLM 模型引入交互 Token,驱动扩散模型预测目标图像与点云。在云端构建超 10 亿公里仿真里程,模拟长尾场景,为强化学习提供低成本试错环境。在进行了 32B 参数的 VLA 基座模型训练之后,首先通过自监督学习形成 3.2B 车端蒸馏模型,再加入动作数据,通过模仿学习形成加入行动的 4B 车端模型,能够适应车端算力水平,然后再进行强化学习。理想的强化学习阶段通过“开环+闭环”的模式,开环阶段通过 RLHF 基于人类反馈的强化学习机制,利用历史接管数据校准安全逻辑;闭环强化阶段通过构建世界模型生成大量虚拟训练和仿真场景,让模型在模拟环境中持续接收奖励反馈,不断优化策略。这两个阶段通过“先对齐人类偏好,再通过虚拟场景深度优化”的组合,完成了从基础模型到专用驾驶模型的关键过渡。

图13：理想“开环+闭环”的强化学习



资料来源：理想汽车，民生证券研究院

图14：理想 4B VLA 司机大模型



资料来源：理想汽车，民生证券研究院

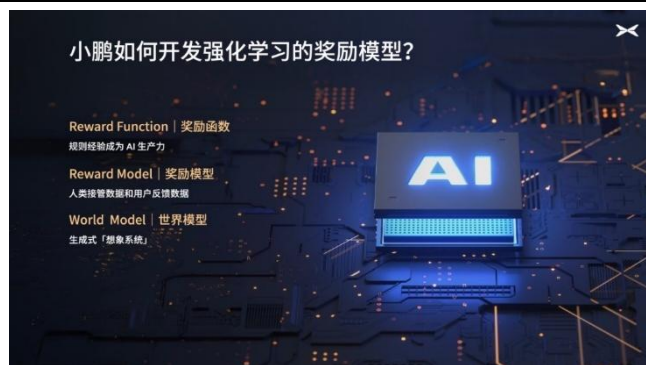
小鹏：强化主导，蒸馏跟随。小鹏搭建了以大语言模型为骨架网络、使用海量优质驾驶数据训练的多模态大模型，该 72B 参数超大规模“小鹏世界基座模型”具备视觉理解能力、长思维链式推理能力（CoT）和动作生成能力。与世界模型同步作为云端体系核心模块，强化学习在虚拟环境中学习复杂博弈，使基座模型突破模仿学习的局限，进一步激发模型处理极端场景的泛化能力。小鹏强化学习的奖励函数包括安全权重、合规权重、舒适权重，兼顾安全底线与智能进化；奖励模型基于历史规则经验设计基础奖励项，奖励模型引入用户反馈和接管数据，构建更泛化的奖励信号，让模型自主学会“什么是好的驾驶行为”，形成“教师模型”。强化学习后再通过知识蒸馏将参数量压缩至约 30B，将“教师模型”知识迁移至“小型学生模型”XVLA，保留教师模型 90%以上的核心能力，适配 500-1,000TOPS 算力的车端硬件，实现低算力需求下的高性能。

图15：小鹏 72B 世界基座模型



资料来源：小鹏汽车，民生证券研究院

图16：小鹏强化学习奖励模型



资料来源：小鹏汽车，民生证券研究院

路线本质均以“强化学习训练获取泛化能力+动态蒸馏压缩至车端保留关键决

策特征”为核心。理想先模型蒸馏保证车端模型优先保障实时性，再通过云端世界模型生成的仿真数据迭代强化泛化能力，强化学习主要用于补足蒸馏后模型在长尾场景的缺陷，而非直接激发上限。小鹏先在云端通过世界模型闭环强化学习激发泛化能力，进而处理极端场景，蒸馏则作为将能力迁移至车端小模型的手段，后续依赖自研芯片提效。我们认为，世界模型仿真平台的真实度和强化学习的鲁棒性成为关键卡点，如何动态平衡模型蒸馏的压缩率与强化学习的泛化需求将是 VLA 进化的下一个突破口；在什么样的阶段开始进行蒸馏和强化学习，理想和小鹏作为 VLA 量产落地的有力候选，演化出了各自的技术路线。仿真平台真实性、蒸馏保真度与强化学习策略收敛速度是三大待突破点，成为 VLA 规模化量产的核心挑战，技术路线分化下的竞争最终聚焦于 VLA 量产落地后智能驾驶拟人化水平和可信度的比拼。

多模态融合与拟人化决策为 VLA 架构核心优势，AI 与物理世界的深度交互仍是核心攻关方向。目前，特斯拉垂直整合实现一体化多模态端到端，国内头部车企引入大语言模型形成 VLA 大模型架构。未来，生成数据与真实数据的比例将逐步放大，更深层次的强化学习在将虚拟环境中实现算法优化，VLA 作为通往 AGI 驾驶的过渡形态，世界模型与强化学习的深度协同赋能可进一步提高 VLA 能力上限，以突破对物理世界动态规律的内部表征能力的边界。理想和小鹏 VLA 上车后的路测表现值得期待，模型落地的拟人性和安全性成为技术路径朝何种方向继续进化与收敛的重要考察标准，加深生成式 AI 对物理规律的泛化能力是抬高智能驾驶系统能力上限的长期发展方向。

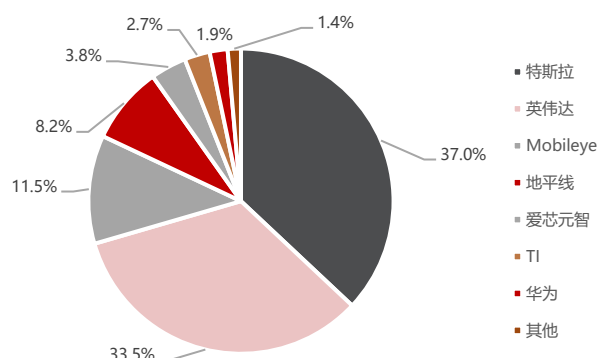
2.2 算力军备竞赛加速 车端+云端双轨并重

2.2.1 车端：智驾新方案落地竞赛激烈 车端算力需求汹涌

技术突破下，车企进一步追赶自动驾驶等级的跃迁，对算力需求的也呈指数级拉动。车端算力根据算法模型通过即时计算能力实现毫秒级响应，并确保车辆在动态环境中快速决策，是智能驾驶技术实现实时性、安全性和功能落地的核心基础。自动驾驶等级每增加一级，所需要的芯片算力就会呈现十数倍的上升，L2 级自动驾驶的算力需求仅要求 100+TOPS，L3 级自动驾驶算力需要 500-1,000+TOPS 支撑模型实时推理，L4 级自动驾驶算力需要 2,000+TOPS，L5 级别算力需求或超过 5,000TOPS。目前 L2+/L3 级功能的竞争也是系统可靠性的竞争，意味着要进一步应对城市场景的动态性与复杂性和无限可能的 Corner Case，在神经网络算法的持续迭代下，车端算力直接影响着模型推理速度与决策精度，通过算力冗余提升系统决策的准确性与安全性成为关键。端到端大模型和多模态交互技术的加速演进，使计算任务从“规则驱动”转向“数据驱动”，迫使车端算力从“够用”向“冗余”演进，算力成为算法性能的核心瓶颈。以特斯拉为例，特斯拉 FSD V12 采用端到端架构后，代码量从 30 万行缩减至 3,000 行，但算力需求从 300TOPS 跃升至 3,000-5,000TOPS。

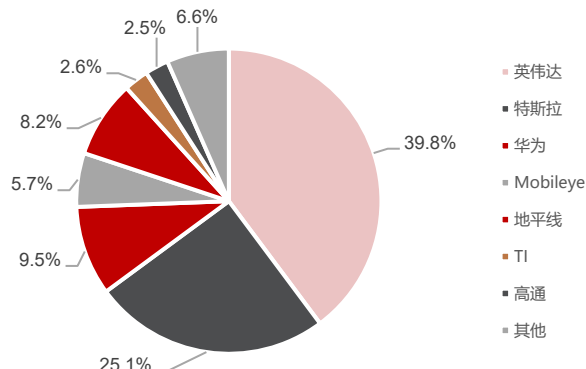
车端算力芯片以海外厂商主导，国内厂商加速追赶。目前车端算力芯片主流供应商包括以英伟达、特斯拉、Mobileye 等为代表的海外厂商和以华为、地平线、黑芝麻智能等为代表的自主厂商。根据盖世汽车数据，2024 年海外厂商（英伟达 39.8%、特斯拉 25.1%、Mobileye 3.4%、TI 2.6%）市占率为 73.2%，同比-11.5pct；英伟达主导地位依旧稳固，同比+6.3pct。自主厂商（华为 9.5%、地平线 8.2%）市占率为 17.7%，同比+7.6pct；地平线领跑自主品牌乘用车方案市场，同比保持持平；华为依托问界为核心+HI 模式拓展，同比+7.6pct。

图17：2023 年中国智驾域控芯片市场格局



资料来源：盖世汽车，民生证券研究院

图18：2024 年中国智驾域控芯片市场格局



资料来源：盖世汽车，民生证券研究院

AI 大模型驱动算力革命，车企自研芯片突围算力瓶颈。单颗 500 美元的主流芯片英伟达 Orin X 已无法满足 AI 大模型加速部署下对算力的高需求。根据自动驾驶大模型方案设计的自研芯片，能够实现软件与硬件的高效协同，数据处理能力更强、延迟更低，提升自动驾驶系统的响应速度和准确性。车端芯片的外采成本与供应链风险正向推动车企走向自研道路，技术迭代下高阶智驾的算力刚需倒逼车企对硬件进行自主革新。

特斯拉作为领先主机厂最早开始布局自研芯片，FSD 自研芯片快速迭代，硬件算力持续突破。2019 年，特斯拉推出自研 FSD 芯片，并由 HW3.0 首次搭载，该芯片采用 14nm 制程、双芯片冗余设计，算力达 144TOPS（单芯片 72TOPS），较基于英伟达方案的 HW2.5 算力提升 21 倍，标志着特斯拉开始转向硬件平台全面自研。2023 年，特斯拉推出 HW4.0，采用台积电 5nm 制程，算力进一步提升至约 500 TOPS（单芯片约 360-500 TOPS），显著提升 FSD 复杂场景处理能力。2025 年 6 月，特斯拉最新 HW5.0 已进入量产阶段，算力跃升至 2,000-2,500TOPS，较 HW4.0 提升约 5 倍，采用台积电 3nm N3P 工艺，为端到端神经网络大模型部署及无监督学习框架下的 AI 自主优化提供核心算力支撑。

华为自研芯片算力梯度化升级。MDC 610 算力为 200TOPS，搭载车型广泛，

包括智界、问界、阿维塔 12、岚图梦想家等。MDC810 算力达到 400TOPS，主要搭载于阿维塔 11、极狐阿尔法 S 等。2025 年，华为计划推出 MDC910 芯片，目标算力突破 1,000TOPS，基于昇腾 AI 基础模型架构实现车端-云端协同框架，实现算法的实时迭代。

小鹏图灵 AI 芯片量产上车，千 TOPS 算力支持为车载大模型落地。小鹏图灵芯片 2024 年 8 月流片成功，成为全球首颗可同时应用于 AI 汽车、机器人、飞行汽车的多场景 AI 芯片，该芯片专为大模型定制，可运行 30B 大模型参数，其 40 核处理器和双 NPU 架构针对神经网络计算深度优化，可同时驱动智驾大模型、座舱大模型及多模态传感器数据处理，实现“一芯顶三芯”的效能，适配 L4 级自动驾驶安全需求。2025 年 7 月，小鹏 G7 Ultra 正式上市，搭载 3 颗图灵 AI 芯片，该芯片基于 7nm 工艺，集成 40 核 CPU、2 个自研 NPU 神经网络计算单元，通过特定领域架构 DSA 设计，单芯片算力高达 700TOPS，整车有效算力高达 2,250TOPS，智驾域配置双图灵芯片协同执行 VLA-OL 模型，支持车端部署完整 AI 大模型的大算力需求。

蔚来自研神玑 NX9031 驱动实现智驾系统软硬件自主可控。软硬闭环定义智驾新标杆蔚来汽车自研全球首颗车规级 5nm 智驾芯片“神玑 NX9031”于 2024 年 7 月流片，单颗神玑 NX9031 算力可达 1,000+TOPS，性能比肩英伟达 Thor-X；2025 年 4 月“神玑 NX9031”实现量产装车，首搭旗舰车型 ET9；2025 年 6 月基于该芯片的神经拟真世界模型（NWM）启动分阶段 OTA 部署，覆盖 ET9/新 ES6/新 EC6/新 ET5 车型，标志着蔚来自研芯片神玑 NX9031 的应用性能达到设计目标，实现“自研芯片+操作系统+核心算法”全栈技术链条的完整闭环。

理想全力冲刺量产目标，自研芯片性能值得期待。理想代号“舒马赫”的自研智能驾驶 SoC 芯片在 2024 年年底完成流片，预计 2025 年实现量产。芯片采用 Chiplet（芯粒技术）与 RISC-V（精简指令集）双轨并行，Chiplet 模块化设计允许分块迭代，保留前代优秀设计，降低技术迭代成本与风险；RISC-V 开源特性可灵活定制指令集，深度适配理想智驾算法需求，提升能效比。

吉利加码自研智驾芯片“星辰一号”。吉利汽车 2024 年 10 月发布其自研“星辰一号”（AD1000）自动驾驶芯片，基于 7nm 制程工艺，单芯片算力高达 512TOPS，基于多芯片协同下多芯片组合算力最高可达 2,048TOPS，计划于 2025 年量产，2026 年大规模应用于旗下高端车型，包括领克和银河系列。

表1：主机厂自研芯片进展汇总

主机厂	智驾芯片	发布时间	制程	芯片特点	搭载车型
特斯拉	HW3.0	2019.03	14nm	72TOPS，首代自研芯片，双芯片冗余设计，支持纯视觉感知	Model 3/Y
	HW4.0	2023.02	5nm	360-500TOPS，摄像头分辨率提升至 500 万像素	Model S/3 /X/Y
	HW5.0	2025.06	3nm	2,000-2,500TOPS，支持更复杂 FDS（无监督版本）算法	/
华为	MDC610	2020.08	7nm	算力 200TOPS	阿维塔 12/11 鸿蒙版、问界 M5/M7/M9、智界 S7 等
	MDC810	2021	7nm	400TOPS，可满足高级别的自动驾驶乘用车及 RoboTaxi 的应用场景	/
	MDC910	2025	3nm	1,000+TOPS，基于昇腾 AI 基础模型架构实现车端-云端协同框架	/
小鹏	图灵 AI 芯片	2024.08 已流片	7nm	40 核 AI 芯片；为 L4 自动驾驶开发的采用领域特定架构来处理神经网络，具备中央计算架构能力	小鹏 G7
蔚来	神玷 NX9031	2024.07 已流片	5nm	包含超过 500 亿个晶体管；拥有 32 核 CPU，集成高动态范围的高性能 ISP 及自研的推理加速单元 NPU	蔚来 ET9
吉利	AD1000	2024.10	7nm	256TOPS，单颗算力能支持城市 NOA，两颗合共 512TOPS，算力能满足 L3 智驾的算力要求	/
理想	代号“舒马赫”	2024 年年底流片	/	已投入大量资源优化芯片架构，并在 Chiplet 和 RISC-V 技术方面进行深入研究	/

资料来源：佐思汽研，车东西，智选车等，民生证券研究院

2.2.2 云端：大模型上车潮起 云端算力布局或成卡位战新关键

云端算力驱动算法进化与数据价值挖掘，为智能驾驶技术提供超越车端物理限制的可能性。当前智能驾驶系统需处理激光雷达点云、多视角视频流、毫米波雷达信号等多模态数据，训练数据规模也随场景复杂度呈指数级增长。云端算力负责处理算法训练时呈指数级增长的海量数据，支持自动驾驶算法的训练和迭代，进一

步将深度重构智能驾驶算法优化范式。

端到端和大模型应用在训练成本、数据需求和迭代速度等方面都高度依赖云端算力规模，车企开始通过加码建设智算中心以提升云端算力竞争力。智算中心在传统数据中心的基础上，基于 GPU、TPU、FPGA 等人工智能芯片及计算框架构建的人工智能基础设施，可以支撑大量数据处理和复杂模型训练。车企可以通过自建算力中心、与智能计算云服务商合作，或利用公共智能计算中心三种路径实现云端算力的供给。国内外自动驾驶领先车企正在围绕云端算力展开激烈竞争。目前，特斯拉、理想、小鹏等主机厂，商汤、百度、华为等解决方案提供商，均已布局建设算力中心，用于自动驾驶等大模型的训练。

智算中心的建设显著驱动了智能驾驶的训练效率和算法迭代速度。小鹏的自动驾驶智算中心“扶摇”云端算力达 2.51EFLOPS，将小鹏智能驾驶核心模型的训练速度提升近 170 倍，端对端通信延迟降低 80%至 2 微秒，存储吞吐比业界 20GB/s 的普遍水准提升 40 倍，实现了算力的线性扩展。吉利星睿智算中心 1.0 云端算力规模达到 1.03EFLOPS，智能驾驶模型训练速度提升 200 倍，试验效率提升 600 倍；2024 年吉利升级的星睿智算中心 2.0 算力资源超越万卡级别，综合算力提升到 23.5EFLOPS。智能驾驶算法架构向端到端大模型与多模态融合技术升级，具备超大规模参数与多任务泛化能力的 AI 大模型正成为车企及方案商的核心抢位点。云端算力成为支撑大模型训练所需的算力密度及数据吞吐量的重点，加速布局智算中心已经成为关键，智算中心的建设规模有望持续扩张。

表2：各车企和自动驾驶方案供应商的智算中心布局情况

玩家类型	玩家	云端算力	智算中心名称	公布时间	布局方式	合作方
车企	长安	1.42EFLOPS	长安智算中心	2023.08	合作	百度
	长城	3EFLOPS	长城九州超算中心	2025.02	合作	火山引擎
	小鹏	2.51EFLOPS	扶摇智算中心	2024.07	合作	阿里云
	吉利	23.5EFLOPS	星睿智算中心 2.0	2025.03	合作	阿里云
	特斯拉	88.5EFLOPS	Dojo 超算中心	2024 年末	自建	/
	理想	8.1EFLOPS	理想智算中心	2024.12	合作	火山引擎
	小米	11.45EFLOPS	小米智算中心	2025.02	自建	/
	蔚来	1.4 EFLOPS	“蔚来云”智算中心	2023.09	合作	腾讯云
供应商	腾讯云	16EFLOPS(最高可用)	腾讯智算中心	2024.09	自建	/
	商汤绝影	20EFLOPS(最高可用)	人工智能计算中心	2024.11	自建	/
	华为	超 10EFLOPS	华为车 BU 云智算中心	2024.12	自建	/

资料来源：智能车参考，各公司公告，各公司公众号，焉知汽车，虎嗅等，民生证券研究院

实时响应依赖本地化算力保障，车端芯片仍需突破算力要求门槛，以提升感知精度与规划控制的可靠性。云端算力承担大模型训练任务，模型迭代速度依赖云端

大算力支持，单纯堆砌芯片性能的模式已颠覆，智算中心成为车企“新基建”。智能驾驶技术升维对算力的要求呈指数级增长，车企需平衡算力部署与技术迭代速度，车端芯片的能效与云端算力建设或成为下一阶段竞争分水岭。

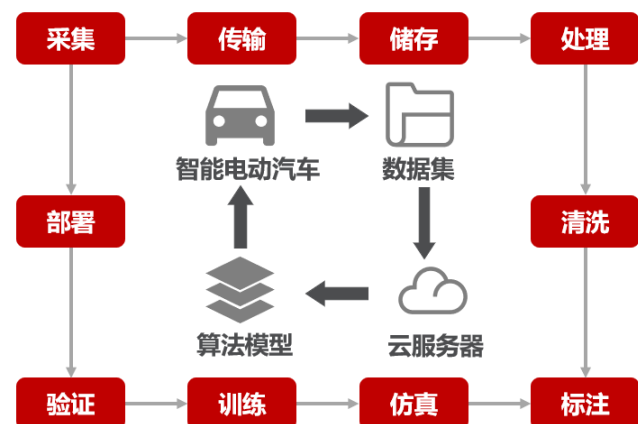
2.3 数据闭环引擎引效能质变 定智能驾驶升维之战格局

数据泛化能力替代人工规则编写，数据重要性凸显。传统的基于规则算法的架构下，模块间传递的数据共同构成对车辆自身状态和周围环境状态的实时描述，系统行为完全由算法规则定义，而非从数据中学习规律；驾驶场景的多样性要求不断新增规则，而非通过数据反馈优化。而端到端和大模型方案通过海量数据自主学习场景响应策略，大模型自动提取特征、学习规律，无需人工进行复杂的特征工程和规则设计。这种架构下，数据不再是辅助工具，而是系统能力的载体，其覆盖广度与学习深度直接定义了系统性能边界。

智能驾驶方案对数据提出“规模+质量”双要求。数据规模是基础，智能驾驶系统的数据需求随自动驾驶等级提升呈指数级增长。L2 级别需 4-10PB 数据量及 1,000-5,000 核算力资源；L3 级别需求升至 50-100PB，算力需求达 5,000-25,000 核；L5 级别则需超过 2EB 数据量，若以 1TB 硬盘存储，训练 L5 模型甚至需 170 亿公里数据，其中真实路测数据至少 1 亿公里。数据质量是核心，高质量的数据集对于自动驾驶算法的可靠性至关重要。在覆盖场景上，数据需要涵盖真实世界复杂度，包括低能见度天气、湿滑路面等长尾场景；在样本选择上，为了模拟人类最优驾驶行为，还需从海量原始数据中提取特定场景下的高质量片段，需筛选“老司机”级驾驶行为样本。

随着 AI 大模型上车潮起，如何处理和利用海量数据至关重要，“数据闭环”成为自动驾驶系统持续优化与迭代的重要机制。“数据闭环”通过车辆在真实环境中的行使采集数据，云端处理后利用数据对算法进行训练、测试和验证，将真实驾驶环境中的经验转化为算法模型的参数，从而提升系统的拟人化水平。Transformer 算法、大语言模型、多模态人工智能的大规模应用下，AI 开始具备更强的通用性和泛化能力，依赖数据闭环的大规模无标注数据采集与自监督学习，能处理多模态数据并生成复杂内容，智能驾驶进入到以数据驱动的 AI 2.0 阶段。端到端模型和大模型的出现与落地使得 AI 具备类似人类的思考、推理、理解和创造能力，要求数据闭环具备动态场景挖掘能力，以覆盖更多长尾场景，引领智能驾驶进入以认知为驱动的 AI3.0 阶段。我们认为，数据闭环的数据采集、处理与标注，算法的训练、测试与优化能力，或成为推动智能驾驶技术持续演进的核心驱动力，是实现新技术从理论到实际落地的关键。

图19：数据闭环流程图



资料来源：亿欧智库《2023 年中国智驾大模型应用研究报告》，民生证券研究院

表3：智驾系统向 AI3.0 演进 对数据闭环的影响

AI智驾阶段	AI 1.0	AI 2.0	AI 2.5	AI 3.0
基本特点	规则为主	数据驱动为主	数据驱动为主	单模型的端到端
感知	AI算法	AI算法	多模态，VLM等	认知驱动（世界模型）
长尾场景	人工处理	人工处理	自动化处理	自动化处理
代表算法	感知2.0	感知：端到端 规控：人工	感知：端到端 规控：端到端	感知和规控整合在1个大模型里面
数据采集变化	专用采集车	量产采集车为主	量产车采集+生产	量产车采集为辅，自动生成为主
数据标准变化	大量人工标注（数据的规模化）	自动化标注为主（数据的海量性与高质化）	自动化标注为主（数据的高质化）	无需标注
模型训练变化	分模块训练	预训练+微调	自监督预训练+微调	自监督预训练+微调

资料来源：佐思汽研，民生证券研究院

特斯拉打造“数据闭环”标杆，国内玩家效仿入局。特斯拉作为“数据闭环”先行者引入“数据引擎”概念，特斯拉通过“影子模式”采集数据，云端利用 Dojo 超级计算机进行无监督标注和仿真训练，加速模型迭代，再通过 OTA（Over-The-Air）无线更新技术，将优化后的模型部署到车辆中，实现远程软件更新，实现了“数据闭环”全流程。2023 年，百度打造合规级“数据闭环”，车端与云端协同的“高提纯、高消化”机制，实现从海量数据中筛选高价值信息并转化为算法优化能力；通过量产车实时收集道路环境、驾驶行为等数据，采用数据脱敏、区域采集限制等措施，确保符合测绘法规；在车辆本地用轻量化模型实时过滤低价值数据（如重复场景），仅上传高价值片段（如突发障碍、极端天气）；云端大模型自动标注复杂场景，标注后的数据输入训练平台，通过机器学习优化算法模型，完成迭代；最后将云端大模型学到的能力“压缩”到车端小模型，提升车辆实时决策能力。

“数据闭环”在实地落地面临多重困难点，或成为新分水岭。“数据闭环”的有效建设和落地依旧存在阻碍。1）数据采集：量产车需实时捕获边缘场景（如极端天气、非标障碍物），但传统数据记录仪效率低且成本高昂。非结构化数据（如点云、图像）的采集需依赖高精度传感器（激光雷达、毫米波雷达等），传感器数量增加导致硬件成本上升，同时传感器数据融合复杂，需解决时间同步与空间对齐问题，否则导致数据融合误差；2）数据处理：原始数据存在噪声、缺失值等问题，需结合边缘计算与云计算进行清洗，但自动化工具语义理解上仍有局限，导致返工率高；3）数据标注：高精度 4D 自动标注依赖人工校验，但海量数据导致标注周期长、成本高；自动标注依赖 AI 大模型，仍需解决标签体系标准化问题。因此，国内车企和供应商虽争相入场，但大多都处在布局阶段，数据闭环效率仍落后特斯拉。我们认为，“数据闭环”作为智能驾驶算法升级迭代的重要引擎，将拉开车企间技术代差，成为新分水岭，未来 3-5 年，能否构建高效、合规、低成本的数据闭环，将成为车企能否在智能驾驶赛道实现突围的关键。

数据是智能驾驶算法优化的底层驱动力，“数据闭环”能力逐渐主导智能驾驶竞速格局。数据规模和价值量是系统迭代质量的基础保障数据闭环实现的“数据采集-传输-存储-标注-模型训练-仿真测试-车端部署反馈优化”全链条展现“增效+降本”双重价值：一方面，通过海量真场景数据持续优化算法，解决长尾问题；另一方面，降低 Corner Case 数据获取成本，替代高成本路测。我们认为，车企间数据闭环效率将在算法能力上拉开代际差距，完善的数据闭环能力的形成有助于车企构筑自身技术护城河。

2.4 多传感器融合与纯视觉路线并行 算力成为安全件

多传感器融合和纯视觉两条技术路线并行，两者各具优势。国内车企实现高阶智驾功能目前有两条技术路线，即多传感器融合和纯视觉。国内大部分主流车厂采用多传感器融合路线，通过协同整合多种类型传感器，如摄像头、激光雷达、毫米波雷达、超声波雷达等的数据，利用不同传感器的物理特性互补，结合先进算法，构建更全面、鲁棒性更强、更精确的环境感知模型，以实现自动驾驶决策的技术路径。以特斯拉为旗帜性代表，小鹏等车企跟随的纯视觉路线指依靠摄像头作为环境感知传感器，通过计算机视觉算法实现对周围环境的理解、定位、预测和决策的技术路径。目前，多传感器融合和纯视觉路线不存在非此即彼的对决关系，车企对于成本和算力角度的不同考虑形成了两条技术路线并行的局面。

表4：主要车载传感器种类及特征

传感器	特征	检测方法	检测距离	强	弱
毫米波雷达					
	电波(频率)	根据发射频率和接收频率的差值测量距离、相对速度和方向	长	金属表面反射性良好 夜间、逆光、雾、雨、雪环境下也能使用	非金属表面反射不佳 检测困难(人、纸箱等)
激光传感器					
	光波(脉冲)	通过光线发射和反射的时间差测量距离	中	非金属表面反射性良好 夜间、雾、雨环境下也能使用	穿过透明物体(玻璃等) 逆光、暴雨、暴雪及浓雾环境下性能不佳
		3D LiDAR 检测方向和形状	长		
超声波雷达					
	声波(脉冲)	通过发射波和回波之间的时间差测量距离	短	玻璃、水面也能反射	被某些物体吸收(雪等) 被风影响
画面传感器					
	摄像头	拍摄画面，识别目标物体	长(立体相机) 中(单镜头相机)	识别目标物体、颜色	夜间以及逆光、暴雨、浓雾环境下性能不佳



资料来源：自动驾驶之心，民生证券研究院

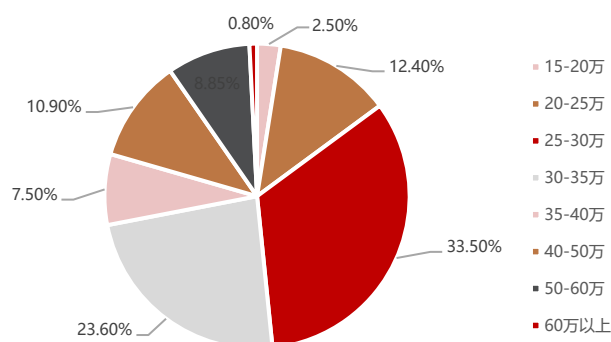
激光雷达成本下沉、性能提升，持续发挥安全保障作用。随着自动驾驶等级的提升，激光雷达成本的下降，价格从数万元降至数千元，迎来了大规模量产阶段，2024 年装机量突破 150 万颗，同比增长 245.4%，渗车载激光雷达装配率跃升至 6.0%。2024 年，激光雷达下放至 30-35 万元车型，15-20 万元区间开始出现搭载车型；2025 年，激光雷达进一步下沉至 10-15 万元车型，广汽丰田铂智 3X 以 14.98 万元搭载激光雷达，吉利银河 E8 全系标配激光雷达 14.98 万元起售，激光雷达普及浪潮汹涌。在性能方面，激光雷达通过发射激光束构建厘米级精度的三维点云地图，直接获取物体距离/方位信息，无需依赖深度学习算法；在逆光、夜间等摄像头失效场景中，主动发射的激光束仍能稳定工作，具备全天候的基础感知能力，是智能驾驶安全体系中的重要环境感知部件。目前，基于 SPAD-SoC 的数字激光雷达逐渐成为主流，进一步抬高智能驾驶的安全下限。数字激光雷达采用 SPAD 感光器件（单光子雪崩二极管），直接输出数字信号，省去传统模拟激光雷达的“模数转换”环节，避免信号失真，大幅提升对微小障碍物的识别能力。数字化支持动态调整扫描区域，抑制雨雾散射噪声，提升复杂场景下分辨率。通过 SoC 芯片化集成，部件数量减少、体积缩小、故障率降低，进一步推动多传感器冗余部署，形成硬件级安全冗余。我们认为，激光雷达成本依旧存在下降空间，随着数字化技术成熟，有望进一步为激光雷达普及化铺平道路。

表5：2024 年国内激光雷达供应商装机量（颗）及市场份额（%）

企业	装机量（颗）	市场份额
速腾聚创	514,995	33.5%
华为技术	420,538	27.4%
禾赛科技	392,571	25.6%
图达通	205,604	13.4%
其他	1,853	0.1%

资料来源：盖世汽车社区，民生证券研究院

图20：2024 年分价格区间搭载激光雷达车型份额（%）



资料来源：盖世汽车社区，民生证券研究院

纯视觉方案成本优势显著，路线推广依赖算力提升。依托成熟摄像头供应链，

可快速实现纯视觉方案部署，在成本控制上具有明显竞争力。特斯拉纯视觉方案仅需 8 个摄像头（总成本约 200 美元/1,417 元），相当于一颗激光雷达的硬件价格。小鹏 AI 鹰眼视觉方案主要采用前后视 8M 摄像头，成本约 200 美元，完全取消激光雷达，硬件节省约 50% 成本。随着深度学习技术的发展，以算法为核心驱动力的纯视觉方案的感知能力得到显著提升，能够通过目标识别技术自动提取图像中的特征信息，通过复杂的神经网络推理，实现视觉系统对复杂驾驶场景的理解。同时，借助视觉惯性里程计（VIO）技术，纯视觉方案在定位与地图构建（SLAM）任务中比肩激光雷达方案的性能表现，为自动驾驶提供了精准且全面的空间感知支持。另外，基于数据驱动深度学习模式，视觉感知系统能够不断自我迭代优化，适应更多复杂场景和长尾问题。但是，深度学习模型主导会带来高计算负荷问题，从像素级数据中重建三维世界需要消耗更多计算资源，纯视觉方案的安全性更加依赖于大算力的实现。我们认为，强大算力成为纯视觉路线渗透的关键变量，该方案的安全升级需要算法迭代、数据标注、仿真训练等多个环节的共同加持。

激光雷达方案和纯视觉路线抉择从长期来看是“轻硬件+强算法”下的算力之争。根据 NE 时代数据，2024 年 L2++ 智能驾驶等级传感器方案中纯视觉占比为 32.1%，多传感器融合方案占比 58.4%。目前，激光雷达的成本仍有下降空间，其厘米级测距精度，以及在暗光、隧道等低照度场景的稳定表现，在短期内依旧能够作为车企保障智能驾驶安全冗余的重要硬件；纯视觉方案以深度学习为核心展现出的自我优化能力安全上限更高，依赖大算力和模型处理能力的协同配合，成为以特斯拉为首部分车企的选择。从长期来看，无论是激光雷达方案还是纯视觉路线，都需要强大的算力来处理和分析数据，以应对更复杂的自动驾驶场景；算法的革新会压缩对硬件的需求，传感器的种类的数量不再是衡量系统安全性的唯一要件，实现算法模型的算力大小逐渐成为衡量安全能力的关键。我们认为，激光雷达与摄像头的差异将在算法迭代下弥合，两种路线的胜负取决于算法与算力的协同进化。

2.5 小结

智能驾驶行业竞争本质已超越硬件堆砌与算法单点突破，升维至认知引擎的类人泛化能力、端云算力协同效能、数据闭环的边际成本优势三者的动态乘积。智能驾驶技术正加速向多模态认知驱动范式收敛，以 VLA 架构为核心推动智能驾驶系统从“统计模仿”向“因果认知”跃迁。车端与云端算力形成深度协同分工，车端算力向千 TOPS 级提升，承担毫秒级实时感知与决策任务，驱动车企自研芯片突围；云端算力聚焦算法进化与数据价值挖掘，以超大规模 EFLOPS 算力中心解决车端算力受限下的模型泛化瓶颈，训练效率提升百倍级。数据闭环成为竞争分水岭，其必要性源于智能驾驶模型迭代下对训练里程的刚性需求，而长尾场景挖掘受制于高成本标注与传感器融合误差，仿真平台真实度与标注效率仍是关键短板，高效合规的数据引擎将拉开车企差距。传感器配置呈现“安全冗余+成本效率”动态博弈，激光雷达借数字化（SPAD-SoC）成本将继续下沉，其厘米级精度与全天候

能力短期仍是安全冗余核心；纯视觉路线依托算法进化实现性能升级；长期看，多传感器融合与纯视觉路线胜负取决于“轻硬件+强算法”的协同效率，而非单纯的传感器数量堆砌。我们认为，VLA 作为 AGI 驾驶的过渡形态，其能力上限取决于世界模型对物理规律的建模精度、强化学习对人类驾驶决策的内化深度，以及端云算力协同下的动态蒸馏效能，AI 大模型对物理世界的泛化能力的深度将成为重新定义智能驾驶动态任务自主执行的认知边界的重点。

3 核心自研车企冲刺算法高地 软硬件齐攻坚

3.1 特斯拉：一体化多模态端到端持续引领 数据闭环+超算中心造就极致迭代速度

采用纯视觉解决方案，依赖 8 个摄像头以 36Hz 全分辨率连续输入视频流，通过高度集成的神经网络实现一体化多模态端到端。

特斯拉起步期依赖 Mobileye 方案，配备单目摄像头和毫米波雷达，实现基础 ADAS 功能。2016 年转向英伟达平台并开始自研算法。2019 年革命性自研 FSD 芯片，确定走纯视觉路线。

2021-2022 年实现算法突破，2021 年，特斯拉在 HydraNet 主干中嵌入 Transformer 模型构建 BEV，通过自注意力机制能够捕捉全局上下文，实现时空序列融合，BEV+Transformer 架构确立。2022 年引入占用网络 (OCC)，将 3D 空间划分为小网格，直接预测每个网格的占用状态，实现对异形障碍物的细粒度感知，解决 BEV 无法精确表达 3D 物体体积的痛点，进一步迭代至 BEV+Transformer+Occupancy 神经网络架构，特斯拉走向大模型时代。

2023 年 12 月，FSD V12 测试版发布，Transformer 架构全面应用，取消传统规则引擎，实现感知决策一体化，引领端到端革命；依托 8 颗摄像头构建三维环境模型，仍达到激光雷达方案 95% 的感知精度；雨雾/夜间场景识别准确率 > 90%，非结构化场景（如施工绕行、无保护左转）干预频率降低 65%，博弈决策接近人类水平，实现城市道路自动驾驶。

2024 年 12 月，FSD V13 发布，首次引入音频输入处理能力，增强紧急车辆识别能力，实现环境感知的跨模态升级，进一步发展为多模态一体化端到端。神经网络参数量扩大 3 倍，训练数据规模提升 4.2 倍，代码架构与 SpaceX 火箭同源，强化实时响应能力。防碰撞奖励预测算法重构，通过优化奖励函数降低误判率，尤其在交叉路口 T 型碰撞场景中表现提升。人工干预间隔从 FSD V12 的 500 公里提升至 3,000 公里；图像处理与决策速度提升 2 倍，复杂路口接管率较 FSD V12 降低 6 倍，实现 L4+ 级脱手能力。

表6：特斯拉智能驾驶架构迭代

时间	2021	2022	2023-2024	2025
名称	HW3.0	HW3.0	HW 4.0	HW5.0
架构	BEV+Transformer	BEV+Transformer+OCC	一体化端到端	多模态一体化端到端
视觉传感器	8	8	8	-
毫米波雷达	1	1	4D 毫米波雷达	-
超声波雷达	12	12	12	-
芯片	2 颗 FSD 一代芯片	2 颗 FSD 二代芯片	2 颗 FSD 二代芯片	2 颗 FSD 三代芯片
算力	114 TOPS	720 TOPS	720 TOPS	-

资料来源：Ai fighting，车规半导体硬件等，民生证券研究院

数据闭环飞轮实现算法周级迭代效率，奠定行业代际差优势。1) 数据标注：

2021 年特斯拉实现 4D 自动标注技术，推出多趟场景重建自动标注系统，通过多摄像头轨迹融合生成 4D 标签，包含运动轨迹、姿势变化、速度等信息，利用多摄像头与惯性里程计数据；通过粗对齐-关联-联合非线性优化-曲面优化四步，实现高精度运动轨迹重建；替代近 500 万小时的人工标注作业量，效率的提高使得特斯拉能够在短的时间内获得大规模数据集，进一步提升系统的泛化能力；2) 模拟仿真：通过改变环境变量，批量生成罕见场景数据，模拟现实中的长尾场景，弥补实车采集的数据不足；采用光线追踪+GAN 网络渲染逼真环境，材质库含 3000+ 真实素材，避免过拟合；在虚拟仿真空间中进行极端和复杂场景的在算法训练，加速模型迭代；3) 数据引擎：特斯拉影子模式 (Shadow Mode) 通过车队部署检测器采集真实道路数据，全球超 150 万辆车部署检测器，仅抓取触发前后 5-10 秒的数据，数据上传速度快；设置 221 个触发条件，涵盖人机不一致、雷达视觉不匹配、特殊场景、极端天气等多种复杂的驾驶场景，极大地丰富了数据的多样性。实时筛选复杂场景数据，数据清洗去除噪声数据，回传至云端通过神经网络训练新模型，实现数据和模型的持续优化。特斯拉形成了“触发回传-数据扩展-标注清洗-模型训练-车端部署”的完整闭环，构建了从真实场景到模型优化的数据飞轮。

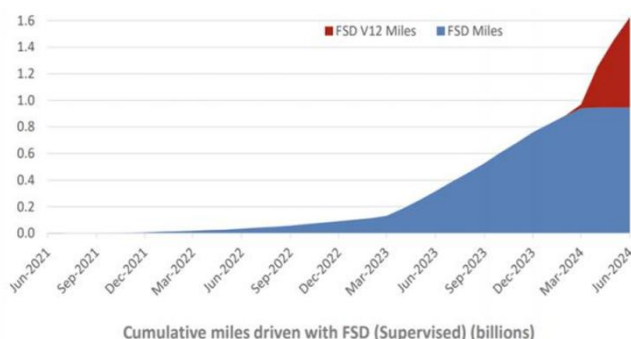
超算中心+D1 芯片展现强大算力，算法训练效率遥遥领先。2021 年，特斯拉

构建了为训练自动驾驶模型而专门设计的算力平台 Dojo，完全摆脱对英伟达 GPU 的依赖。2024 年末其算力可达 88.5EFLOPS，未来将提升至 100 EFlops，相当于约 30 万块英伟达 A100 GPU 的算力总和。超强算力使得 Dojo 为海量数据的处理和复杂算法的运行提供有力保障，能够处理从全球 800 多万辆车上收集的海量驾驶数据，用于训练 FSD 模型，加速模型的训练和优化。Dojo 采用 InFO_SoW（晶圆上系统）封装技术，取消传统 PCB 基板，使 25 颗 D1 芯片直接互连成“训练块”，具备低延时、高带宽等优势，神经网络模型的预测性能倍增。Dojo 核心是特斯拉的专有 D1 芯片，专注于单精度浮点运算，计算性能达 22.6TFlops；互连带宽最高可达 10TB/s，AI 训练的可扩展性强，进一步满足不断增长的计算需求，加强对神经网络的训练优化。对比传统 GPU，D1 的每个节点均为完整计算单元，

避免共享缓存争用，显著提升并行效率。同等任务下，Dojo 比 GPU 集群能效高 1.3 倍、训练周期从月级压缩至天级，显著提升算法的迭代速度。目前，特斯拉 D2 芯片即将量产，性能比第一代提高 10 倍，算力直逼英伟达 Blackwell B200 芯片，驱动特斯拉 FSD 实现“自产自训”，并基于超算进一步突破数据训练速度数量级，提高 FSD 的优化效率。我们认为，Dojo 的超强算力和高效架构使得特斯拉在算力方面占据强势的领先地位，与其他车企在算力和数据处理能力上拉开显著差距，构建了智能驾驶行业最深的护城河。

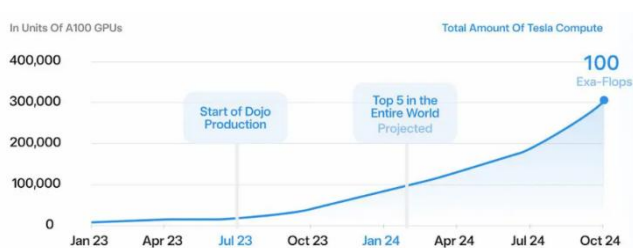
Robotaxi 能力反哺 FSD 升级。2025 年 6 月特斯拉在奥斯汀启动 Robotaxi 试点，首批 35 辆改造 Model Y 上路运营。2025 年 7 月马斯克声明，特斯拉将 Robotaxi 在奥斯汀封闭测试中积累的技术（包括复杂路口通行逻辑、极端天气应对策略、高精度地图实时校验等）整合至 FSD 通用版本，FSD 参数规模扩大 4.5 倍，结合内存优化与缓存改进，降低系统延迟，提升实时响应能力；其中，HW4.0 车型享受全部升级，完整支持 4K 视觉处理与多模态融合推理。特斯拉“Robotaxi+FSD”形成自动驾驶迭代闭环，参数规模与场景泛化能力得到跨越式提升，神经网络深度得以强化，显著提升模型感知与决策能力。

图21：FSD 和 FSD V12 累计行驶里程（十亿英里）



资料来源：网易，民生证券研究院

图22：Dojo 算力走势



资料来源：The Driven，民生证券研究院

3.2 华为：安全冗余应对极端场景 全栈自主化技术底座

多传感器融合提供安全冗余，端云协同实现实时控制。

2021 年 9 月，ADS 1.0 作为首代智能驾驶解决方案，采用多传感器融合路线；核心算法为 BEV+Transformer，通过人工标注构建障碍物识别白名单，聚焦高速场景和基础泊车功能，依赖高精地图实现路径规划。

2023 年 4 月，华为发布 ADS2.0，构建了 BEV+GOD 网络+RCR 2.0（道路拓扑推理网络）的算法架构。基于 GOD 网络，通过多传感融合的感知，识别 BEV 的白名单之外的异形障碍物；采用 RCR 算法匹配导航地图与现实道路，实现实时

车道级推理，减少了对高精地图的依赖，提升了系统在城市环境中的泛化速度和更新频率，该系统于 2024 年 2 月实现了不依赖于高精地图的高速、城区高阶智能驾驶。

2024 年 4 月，华为将其智能驾驶解决方案进一步升级为 ADS3.0 架构，设计为 GOD 感知网络+PDP 决策网络+本能安全网络。华为将 GOD 和 RCR 神经网络化后融合为完整的神经网络，再将感知数据交由 PDP 决策神经网络实现预策、决策与规划的无缝对接，完成了华为自己的端到端大模型架构，实现去 BEV 化。为确保安全下限，ADS3.0 引入本能安全网络，在紧急情况可于 200 毫秒内完成路径最短的规避动作，决策速度较其他端到端网络提升近三倍，为端到端架构的商业化部署提供稳固的安全保障。

2025 年 4 月，华为推出了最新一代智能驾驶解决方案 ADS4.0，多传感器融合方案下，传感器升级为高精度固态激光雷达+分布式毫米波雷达，采用 WEWA 架构，由云端的世界引擎 (World Engine) 和车端的世界行为模型 (World Action Model) 组成。世界引擎即在云端利用扩散生成模型技术，生成海量的极端工况，以“AI 训练 AI”的方式解决长尾难题。车端的世界行为模型整合视觉、听觉、触觉等全模态数据构建原生基模型，通过 MoE (Mixture of Experts) 多专家架构动态调用子模型，实现轨迹生成与场景意图理解的双通道决策，实现传感器输入直接映射为驾驶策略，相比 ADS3.0 时延降低 50%，通行效率提升 20%，无效变道减少 30%。问界 M9 将首批通过 OTA 升级华为 ADS4.0，预计在第三季度完成升级。

本土化数据规模构建场景理解优势，超大规模仿真突破长尾场景验证难题。华为真实路测数据规模庞大，通过鸿蒙智行联盟接入 120 万辆车，日均采集 3.2 亿公里，日增量数据为特斯拉中国的 23 倍，且包含大量中国交通特有场景，本土化适配程度高。针对极端场景难以采集的问题，华为引入盘古大模型与 NeRF 技术，基于实车视频重建 3D 空间，并编辑光照、纹理等参数生成多样化极端场景；结合场景理解模型，自动标注技术支持多标签组合检索，从海量数据中分钟级定位关键场景。华为依托本土化数据优势，以及仿真平台对模型训练的质量和效率加持，为智能驾驶算法的安全性和鲁棒性提供可靠保障，联合车企扩大下数据采集规模将逐步追赶特斯拉。

全栈自研昇腾芯片+MDC 平台提供算力基座，满足差异化算力要求。华为自研的昇腾芯片是自动驾驶算力的基石，采用达芬奇架构 3D Cube 技术实现高并行计算，提供差异化算力支持，满足百 TOPS 级实时计算需求。昇腾 310 芯片面向边缘计算，算力达 16TOPS，满足低延迟、高能效的实时环境感知；昇腾 910 面向 AI 训练，算力可达 512TOPS，驱动大模型训练与算法迭代，支持千亿参数模型训练，解决长尾场景的数据挖掘；昇腾 610 作为高性能车规级芯片，算力为 200TOPS，支持多传感器的高并发数据处理，实现厘米级定位与行为预测。MDC 平台通过组合多颗昇腾芯片来提供不同级别的算力，覆盖 L2+至 L5 不同级别自动

驾驶场景,实现车规级高算力集成。系列产品包括 MDC210、MDC300F、MDC610 与 MDC810,算力覆盖 48 TOPS 至 400+ TOPS。MDC 平台搭载了华为自研的智能驾驶操作系统 AOS 和 VOS,以及中间件 MDC Core69,实现底层软件与昇腾芯片深度优化。华为强芯片+算力平台为模型迭代提供了坚实的算力支持,后续 AI 芯片昇腾 910C 基于 Chiplet (小芯片) 设计下数据处理和 AI 训练性能上的有效提升或成为华为进一步应对算力需求的关键。

表7：华为智能驾驶架构迭代

版本	ADS 1.0	ADS 2.0	ADS 3.0	ADS 4.0
发布时间	2021.04	2023.04	2024.04	2025.04
技术方案	模块化	模块化,感知端到端	感知 GOD 大网, PDP 规划+决策端到端	云端生成模型,车端世界行为模型
架构	BEV	BEV+GOD	GOD+PDP	WEWA
激光雷达	3 颗半固态雷达	1 颗速腾聚创	1 颗 192 线激光雷达	1 颗 192 线激光雷达+3 颗是高精度固态激光雷达
视觉传感器	13	11	11	11
毫米波雷达	6	3	3	6
超声波雷达	12	12	12	12
处理器	MCD 610 pro	MCD 610 pro	MCD 610 pro	MDC 1000
算力	400TOPS	200TOPS	200TOPS	1000TOPS
搭载车型	北汽狐α/阿维塔	问界/智界/享界全系	智选+Hi 模式	问界/享界

资料来源：摩赞视界，智驾派等，民生证券研究院

3.3 小鹏：纯视觉+VLA 路线明确 图灵芯片提供算力基石

纯视觉方案+云端蒸馏+车端部署，算法革新重构智驾逻辑。

2022 年,小鹏发布 XNet 1.0 深度视觉感知神经网络,引入 BEV+Transformer 架构,实时生成类“高精地图”,实现无图场景下城市 NGP 功能。

2023 年,在 BEV+Transformer 的基础上,XNet 2.0 融合占据网络 OCC,且为行业首个量产的 2K 纯视觉占用网络,替代激光雷达,标志着小鹏纯视觉路线的正式开启,深度学习下超强脑补能力让感知范围提升 200%,感知类型增加 11 类,时空理解能力进一步增强。

2024 年,发布国内首个量产端到端大模型,整合感知大模型 XNet、规控大模型 XPlanner 和大语言模型 XBrain 三大模块,通过多模态感知+分钟级时序推理+大语言模型赋能复杂场景理解,系统响应延迟降低至 200ms 以内,实现全链路 AI 决策,泛化能力显著增强。

2025 年,小鹏发布了世界基座模型+XVLA 架构,采用“云端蒸馏+车端部署”

的范式，通过国内首个万卡智算集群完成基座模型的预训练、强化学习后训练和模型蒸馏，最终将轻量化端侧模型部署至车端，实现超大规模模型的边缘部署与泛化能力。

2025 年 7 月，小鹏发布全新 G7，行业首次搭载本地端 VLA-OL+VLM 大模型，通过语义理解与行为决策的深度耦合，推动智能驾驶从“感知执行”向“认知决策”跃迁。VLA-OL (Online Learning, 在线学习) 在标准 VLA 基础上增加持续进化能力，作为智能驾驶的“大脑+小脑”，负责实时驾驶动作的执行，通过视觉编码器（含阴影、反光等扰动鲁棒特征）、动作解码器（生成方向盘、油门的连续控制量）、习惯记忆模块（存储用户历史操作序列）构建三元组学习架构，并且通过强化学习，甚至自主强化学习不断优化。VLM 则充当整车的“大脑”，通过视觉特征（如圆形沙井盖纹理）、语言指令（“避开井盖”）与空间坐标（GPS+IMU 定位精度 $\pm 5\text{cm}$ ）的三元组映射构建跨模态索引，实现复杂场景的理解。同时，双模型完全车端部署运行，避免网络波动导致系统降级，抬高系统安全下限。

海量高质量数据反哺算法优化，数据飞轮效应优势尽显。实车数据采集量上，小鹏依托超 50 万+辆量产车组成的动态数据网络，每日回传 20TB 原始实车数据，订阅制下全国 120 万 XNGP 用户每天贡献超 200 万公里驾驶数据，当前训练基座模型视频数据量达 2,000 万 clips。仿真数据方面，通过构建全球首个车云协同训练平台，将 1.2 亿公里真实驾驶数据注入云端，结合虚拟仿真环境生成的 200 万种极端工况，进一步补充现实数据盲区。数据质量方面，依托“扶摇”智算中心，通过主动学习算法筛选出 0.5% 的高价值场景数据。采用半自动标注工具，对采集的原始数据进行语义标注，标注后数据输入自动驾驶智算中心“扶摇”，训练出具备跨场景泛化能力的超级模型。小鹏 2025 年计划收集 2 亿 clips 视频数据，结合世界模型工厂生成的仿真数据，进一步完成对 ScalingLaw 的深度实践，支撑模型快速迭代，形成“体验更好-用户更多-数据更多-算法更强”的正向循环。

云端“扶摇”中心大算力高效训练，车端图灵芯片冗余算力卡位 L3/L4 技术高地。“扶摇”智算中心 2024 年算力储备达 2.51 EFLOPS，为 720 亿参数“世界基座模型”提供训练基础；采用 GPU 集群为核心架构，通过细粒度资源调度将 GPU 虚拟化利用率提升 3 倍。另外，小鹏自主开发的底层的数据基础设施 (Data Infra)，通过联合优化 GPU/CPU 及网络 I/O，使模型训练速度提升了 5 倍。2025 年目标超过 10 EFLOPS，进一步支持小鹏大模型的快速迭代。小鹏自研的图灵 AI 芯片专为小鹏 AI 大模型定制，单颗算力超 700TOPS，为英伟达 Orin X (254 TOPS) 的近 3 倍，三芯片并联方案（小鹏 G7）总算力 2200 TOPS，支持本地 VLA+VLM 模型部署下的算力需求，可运行 300 亿参数大模型，无需云端回传即可完成复杂场景的类人化决策，算力利用率提升 20%，推理延时降低 60%，神经网络推理延时最大降低 57%。我们认为，图灵 AI 芯片的强大算力成为大模型算力需求的硬核支撑，同时进一步加码小鹏纯视觉路线下 4D 动态重建的可靠性，能够作为算力竞赛和感知方案路线之争的有力回应。

表8：小鹏智能驾驶架构迭代

版本	XNet 1.0	XNet 2.0	端到端大模型	世界基座模型
时间	2022.10	2023.10	2024.05	2025.04
架构	BEV+Transformer	动态/静态 BEV+ 占据网络 三网合一	XNet+XPlanner+Xbrain 三网融合	多模态融合+大模型
激光雷达	2	2	-	-
视觉传感器	12	12	12	8
毫米波雷达	5	5	6	5
超声波雷达	12	12	12	12
芯片	2 颗英伟达 Orin-X	2 颗英伟达 Orin-X	2 颗英伟达 Orin-X	自研图灵 AI
算力	508 TOPS	508 TOPS	508 TOPS	700TOPS

资料来源：第一电动，智驾派等，民生证券研究院

3.4 理想：VLA 上车在即 车端+云端算力大力投入

云端世界模型融合空间-语言-行为智能融合，实现类人认知决策。

2023 年，理想自研辅助驾驶系统 AD Max3.0，采用 BEV+Transformer+Occupancy 的算法架构，利用神经辐射场（NeRF）提升 Occupancy 网络的细节还原精度，解决传统摄像头成像模糊问题，正式迈入大模型时代。

2024 年推出端到端+视觉语言模型（VLM）双系统架构，端到端作为“快系统”，模拟人类直觉反应，通过传感器数据直接输出行驶轨迹，处理 95% 的常规驾驶场景；VLM 作为“慢系统”，模拟人类逻辑思考，通过 22 亿参数大模型进行深度推理，专注 5% 的复杂/未知场景（如无保护左转、潮汐车道识别），具备语义理解与环境解析能力；并联 VLM 模型使得推理模型可解释性增强，并且应用强化学习实现无监督学习。

2025 年，理想率先发布了自研 VLA 模型——MindVLA，依托云端重建+生成统一世界模型，构建高保真仿真环境驱动强化学习，实现“错误中学习”的自主进化，最终达成“听得懂、看得见、找得到”的类人专职司机体验。1) 空间智能：采用 3D 高斯（3D Gaussian）作为多尺度几何表征载体，结合自监督学习与未来帧预测任务，实现复杂环境的动态感知与空间推理；2) 语言智能：基于 MoE 混合专家架构的 LLM 基座，融合人类快慢思考逻辑，支持自然语言指令解析与决策可解释性输出；3) 行为智能：通过 Action Token 编码环境与驾驶意图，利用扩散模型（Diffusion）联合自车与他车轨迹预测，经 ODE 采样器 2-3 步生成优化轨迹，并结合 RLHF 对齐人类驾驶偏好，提升博弈能力与安全下限。

高价值场景数据定向挖掘，数据闭环能力驱动算法迭代。理想通过影子模式收

集数据，截至 2024 年，理想智能驾驶累计历程突破 29 亿公里，量采车队每日采集超 50 万公里真实道路数据，训练数据片段超 500 万条；采用自研 4D 标注系统，解决动态目标追踪中的遮挡、形变难题；数据上传至云端数据库后通过 AI 算法分析差异原因，优化决策模型，再通过远程升级（OTA）推送至车端。在数据质量上，理想依据驾驶安全性、流畅性等维度，仅筛选前 5% 的高质量用户数据，剔除急刹、非合理变道等行为，确保数据代表“拟人化”驾驶策略。理想通过“影子模式”加持算法优化，形成“数据收集-分析-迭代”的闭环，建立了高效迭代体系。

布局云端算力加速布局，Thor-U 芯片量产首发。截至 2024 年 12 月，理想云端算力达 8.1EFLOPS，2024 年实现系统 30 天迭代 12 版模型，平均 2-3 天迭代一个模型。理想每年投入超 10 亿人民币用于训练算力，依托近千亿现金储备，具备持续扩充实力的能力，长期上目标布局 100 EFLOPS 量级的算力以实现 L4 级别自动驾驶。2025 年焕新版 L 系列 AD Max 车型搭载 NVIDIA Thor-U 芯片，单颗算力作为行业最高高达 700+TOPS，可实时处理多模态数据，支持城市 NOA 中多车交汇、行人动态避让等高频交互场景，满足 VLA 司机大模型下半年量产上车后对算力的高需求。我们认为，理想依托英伟达芯片在车端算力具备优势，同时投入大量资金冲击云端 100 EFLOPS 算力，有望在 L4 落地阶段缩小与特斯拉的差距。

表9：理想智能驾驶架构迭代

时间	2023	2024	2025
技术方案	分段式端到端	一段式端到端	全场景端到端
架构	BEV+Transformer+Occupancy	端到端+VLM	MindVLA
激光雷达	1 颗禾赛 AT128	1 颗禾赛 AT128	1 颗禾赛 ATL
视觉传感器	11	11	12
毫米波雷达	1	1	1
超声波雷达	12	12	12
芯片	2 颗英伟达 Orin-X	2 颗英伟达 Orin-X	1 颗英伟达 Thor-U
算力	508 TOPS	508 TOPS	700 TOPS

资料来源：facetop 智能汽车，禾赛科技等，公司公告，民生证券研究院

3.5 小结

主机厂智能驾驶竞争已进入大模型算法与超高算力预埋双轨驱动的深水区。1) 算法层面，车企现有技术路线近乎完全收敛为端到端架构替代传统模块化方案，并积极向多模态深度融合和 VLA 模型延伸，重视云端大模型训练对算法迭代的引擎作用，大幅提升复杂场景的语义理解与实时博弈能力，AI 交互能力的深度为差异化支点。2) 算力层面，头部企业积极构建“车云协同”体系：车端依托自研芯片

实现本地化大模型部署，全栈自研车企如华为、小鹏、蔚来等自研芯片已上车，显著降低时延并增强可靠性；云端通过超算中心建设加速亿级场景数据训练，特斯拉 Dojo 超算中心以近 100EFLOPS 算力与其他主机厂拉开代际优势，我国部分车企已实现约 10EFLOPS 量级的超算中心搭建，优化数据迭代效率，推动模型的快速迭代与长尾场景突破。我们认为，算法深度依赖海量场景数据训练的驱动进化，算力规模决定了大模型部署和优化能力，车企仍需在算法深度和算力规模中寻求技术破局以实现效能革新。

表10：主机厂最新智能驾驶方案对比

主机厂	智驾战略	智驾方案	核心算法架构	上车时间	算法供应商	芯片战略	芯片自研进度	云端算力	激光雷达/纯视觉
特斯拉	全栈自研	FSD v12	一体式端到端	2024.03 (北美)	自研	自研	已上车	88.5EFLOPS	纯视觉
		FSD v13.2	一体式多模态端到端	2024.12 (北美)					
华为	全栈自研	ADS 3.0	GOD 感知网络+ PDP 决策网络+ 本能安全网络	2024.09	自研	自研	已上车	7.5EFLOPS	并行
		ADS 4.0	WEWA 架构, 云端世界引擎+ 车端世界行为模型	2025Q3					
小鹏	全栈自研	VLA-OL+VLM (G7 搭载)	本地端 VLA-OL+VLM	2025.07	自研	自研	已上车	10EFLOPS	纯视觉
理想	全栈自研	端到端+VLM	端到端+VLM 双架构	2024.01	自研	自研	已流片	8.1EFLOPS	并行
		MindVLA (i8 搭载)	“快慢”系统 VLA	2025.07					
小米	全栈自研	Xiaomi HAD	端到端	2025.02	自研	外采	-	11.45 EFLOPS	并行
蔚来	全栈自研	Cedar S 雪松	端到端+世界模型 NWM	2025.06	自研	自研	-	1.4 EFLOPS	并行
吉利	外部+自研	千里浩瀚 H1	VLA+世界生成模型+ AI Drive 大模型	2025.03	千里科技	外采	-	23.5 EFLOPS	并行
		千里浩瀚 H3		2025H2					
		千里浩瀚 H5		2025.07					
		千里浩瀚 H7		2025Q3					
比亚迪	外部+自研	千里浩瀚 H9		2025Q4	Momenta	外采	-	2.3 EFLOPS	并行
		天神之眼 A	2025.02						
		天神之眼 B	2025.03						
长安	外部+自研	天神之眼 C	多模态 BEV+OCC	2025.04	华为	外采	-	1.42+EFPOL S	并行
		乾崮 ADS/ADS SE	GOD 感知网络+ PDP 决策网络+	2024.09					

	自研		本能安全网络						
	自研	DEEPAL AD PRO	与天枢同源	2025Q1	自研				
	自研	天枢智驾	端到端+大语言模型	2026	自研				
长城	外部	ADC 2.0		2022Q2	大疆				
	+	ADC 3.0	端到端+规则兜底	2024Q2	元戎启行	外采	-	3 EFLOPS	并行
	自研	ADC 4.0		2025H2					
上汽		IM AD 3.0 (智己搭载)	端到端	2024.10	Moment a				
		灵眸智驾 2.0							
	外部	MAX							
	+	(宝骏云海搭 载)	两段式端到端	2024.09	大疆	外采	-	-	并行
	自研	ADS 4.0 (尚己搭载)	WEWA 架构, 云端世界引擎+ 车端世界行为模型	2025Q4	华为				
广汽		Toyota Pilot (丰田搭载)	端到端	2025.03	Moment a				
	外部	ADS 3.0	GOD 感知网络+						
	+	(传祺搭载)	PDP 决策网络+	2025.06	华为	外采	-	-	并行
	自研	星灵智行	本能安全网络 生成式 AI+端到端 模+VLM	2025Q4	自研				
零跑	外部								
	+	LEAP 3.5	端到端	2025.04	未披露	外采	-	-	并行
	自研								

资料来源：各公司公众号，佐思汽车研究，车东西，财联社，虎嗅，新智驾等，民生证券研究院

4 商业化落地进程提速 规模普及与市场拓展并进

4.1 政策护航+车企技术突破 L3 级规模化落地箭在弦上

地方试点先行先试，全国标准积极推进，政策助力 L3 级别自动驾驶落地。

2025 年 4 月 1 日，《北京市自动驾驶汽车条例》正式施行，作为国内首个明确支持 L3 级自动驾驶私家车合法上路的地方性法规，条例明确了北京市支持、鼓励自动驾驶技术创新发展的各项政策措施，并细化 L3 级以上级别的个人乘用车自动驾驶的具体责任规定。截至 2025 年 5 月，北京、上海、重庆、武汉等 10 个城市已启动 L3 级私家车试点，武汉允许 L3 级车辆在长江主轴智慧走廊等区域试点、重庆发放首批 17 张 L3 测试牌照。2025 年 3 月，工信部副部长宣布，工信部将加快有条件批准 L3 级自动驾驶车型生产准入；2025 年 4 月，工信部发布《2025 年汽车标准化工作要》，明确要求 9 月前完成 L3/L4 级自动驾驶系统安全要求强制性国家标准草案。地方试点突破、法规体系不断完善，为 L3 级及以上车辆提供制度保障，支持 L3 级别自动驾驶商业化落地。

车企技术升级，L3 级自动驾驶解决方案量产进程稳步推进。L2 级自动驾驶已实现大规模普及，主流车企高速 NOA、城市 NOA 已规模化落地，其核心功能（自适应巡航、车道保持等）满足 L2 级别在驾驶员需全程监控驾驶下系统自动调整车辆状态。随着车企技术的快速迭代，实现了从模块化到端到端的架构转变，并进一步基于大模型解决感知决策的认知难题、长尾场景泛化能力不足、云边协同持续进化等难题，向 L3 级别允许系统在特定条件下完全接管驾驶任务的要求紧紧靠拢。多家车企 L3 商用解决方案已蓄势待发，理想、鸿蒙智行、小鹏、广汽等车企密集公布 L3 进展，其中，理想 MindVLA 将于 7 月上车，目标 2025 年内实现 L3 级自动驾驶；鸿蒙智行 2025Q3 将推送具备 L3 级自动驾驶能力的 ADS4.0 系统；小鹏预计 2025 年下半年实现 L3 自动驾驶的软件能力。我们认为，以理想（MindVLA）和小鹏（世界基座模型）为代表的 VLA 大模型上车，将为自动驾驶系统表现带来新的突破，新版本软件落地的安全性和拟人性值得期待，将为 L3 级自动驾驶所需的确定性人机权责切换提供核心支持，或成为能否真正迈入 L3 级别自动驾驶的关键。

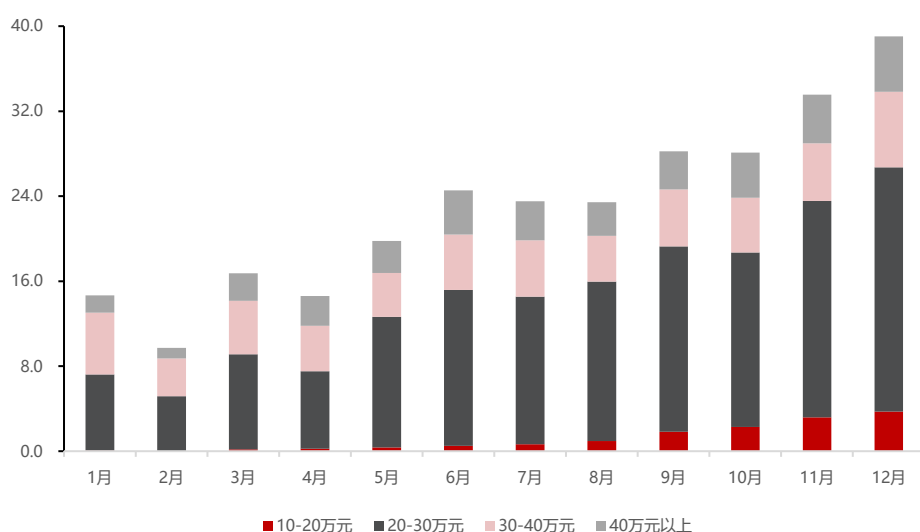
政策破冰与车企技术成熟共振，2025 年进入 L3 级别规模化商用值得期待。

政策端，顶层设计加速完善，多个试点城市将 L3 纳入个人乘用车场景并明确 L3 级事故责任划分，工信部推动 L3/L4 级自动驾驶系统安全要求强制性国家标准草案出台，为 L3 级自动驾驶商业化扫除法规障碍。车企技术端，技术可靠性验证取得实质进展，主流车企 L3 级别解决方案量产时间表高度聚焦 2025 年节点。政策与技术形成“双轮驱动”，2025 年 L3 级自动驾驶已从概念逐步转向现实，行业新变革值得期待。

4.2 智驾平权已至 智驾有望进入渗透率快速提升期

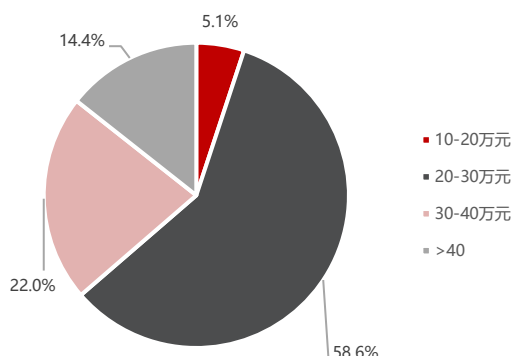
智能驾驶普及化仍需向低价格带渗透，通过高阶智驾下沉打开智驾产业销量增量。2024 年，0-20 万元车型占比 59.3%，其中 10-20 万元车型作为核心主力市场销售占比高达 47.7%，20 万元以上车型销量占比 27.5%，占比近似仅为 10-20 万车型的 1/2。2024 年国内搭载高速 NOA 及城市 NOA 的车型销量合计 275.9 万辆，绝大部分搭载于 20 万以上车型中，10-20 万元价格带车型搭载数量为 14.0 万辆，占比仅 5.0%，市场洼地效应显著。用户覆盖广度决定普及深度，20 万元以内价格带占据绝对销量主导地位，是智驾技术规模化应用的市场基础，高阶智驾只有触达大众市场才能让消费者真正感知到智驾的优势，因此将技术下沉至 20 万元以下主流价格带已是必经之路，“智驾平权”释放增量的同时也将推动智能驾驶的普及，进一步实现“全民智驾”。

图23：2024 年国内高速 NOA 及城市 NOA 车型销量（万辆）



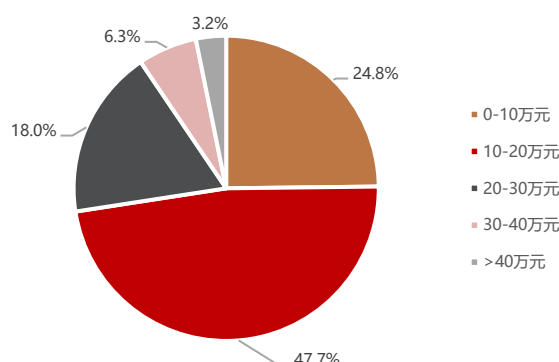
资料来源：NE 时代，民生证券研究院

表11：2024 年分价格带高速 NOA 及城市 NOA 车型销量占比 (%)



资料来源：NE 时代，民生证券研究院

图24：2024 年分价格带车型销量占比 (%)



资料来源：交强险，民生证券研究院

低价格带车型智能驾驶使用场景仍受限，实现全场景智驾才是“智驾平权”。

用户日常高频需求集中于城市通勤场景，然而目前低价车型主要搭载高速 NOA 功能，城市 NOA、复杂路况通行等高频刚需场景尚未普及。根据 NE 时代数据，2024 年国内 10-20 万元车型搭载高速 NOA 及城市 NOA 的销量中，搭载城市 NOA 的车型占比仅 30.6%，不足搭载高速 NOA 车型的 1/2。“智驾平权”的核心是打破价格与智驾功能体验的绑定，确保 0-20 万元车型的智驾与豪华车享有同等的安全与功能完整性，高速 NOA 的单一场景无法触达消费者核心痛点，功能局限使其性价比存疑，导致市场接受度依旧不足。

高阶智驾的性价比逐渐成为消费者决策的因素，小鹏 MONA M03 Max 走出“智驾平权”关键一步。2025 年 6 月，小鹏推出 MONA M03 Max 版，新车是同级唯一双 Orin-X 芯片车型，总算力升至 508TOPS，依托一段式端到端大模型，智能辅助驾驶功能对标行业 50 万级旗舰车型；提供 502km 和 600km 两个版本，售价分别为 12.98 万元和 13.98 万元，均具备城市 NOA 功能，首次将高阶智驾打入 12 万元级市场。新车市场反应热烈，上市 1 小时后大定突破 1.25 万台，Max 版本比无高速/城市 NOA 配置的 Plus 版本贵 1 万元，但 Max 版订单占比高达 83%。小鹏将无需记忆、不限路线、不限区域的满血版智能辅助驾驶下放至 10-15 万级别车型，Max 版本的热销验证了高性价比的智驾配置成为用户决策的重要因素，仅能使用低阶智驾的低价车实则是“伪平权”，车企通过价格带下探将技术优势转化为大众体验优势时，智驾才能真正转化为销量。

智能驾驶的普惠化具有必然性，具有购买力的智驾平权是“功能+体验”平权。

0-20 万元车型为整车销售主力，车企将智能驾驶技术下放至低价格带有利于消费者从价格敏感逐步转移为技术敏感，并提高智能驾驶在此价格带的渗透率。但仅做“配置下探”而不做“技术下放”低价车实则是“伪平权”，低价智能驾驶车型的“配置平权”无法使用户真正获得智能驾驶在高频刚需场景的便利性，难以撬动销量。在最大众市场同时实现“功能可及性”和“体验可信性”下智驾才是“真平权”，

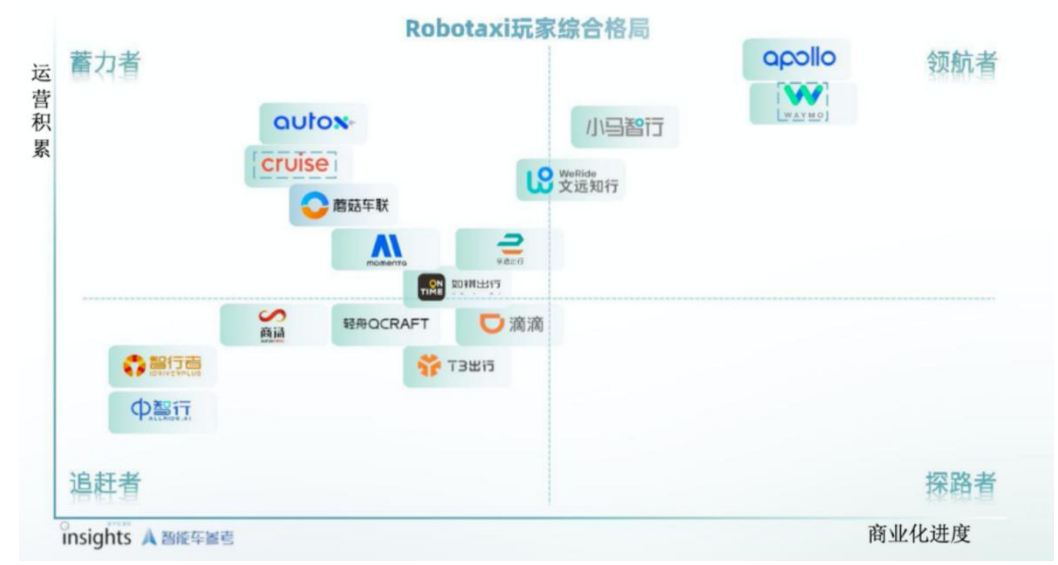
高性价比的智能驾驶配置在 20 万以内价格带的逐渐渗透是打开智能驾驶销量增量的关键。

4.3 Robotaxi 商业化落地渐近 开启远期市场空间

全场景可靠性是商业化关键，技术发展成为推动 Robotaxi 落地的核心。大模型技术兴起，自动驾驶系统泛化能力进一步加强，复杂长尾场景的覆盖范围扩大，提高 Robotaxi 对道路的感知能力，缩短新城市适配周期，加快 Robotaxi 商业化落地。百度 Apollo、小马智行等技术公司已在 Robotaxi 试点中展示了 L4 级别的技术能力，并将部分技术下放至量产车型。2024 年 5 月百度发布了全球首个能够支持 L4 级别无人驾驶应用的自动驾驶大模型 Apollo ADFM，通过统一大模型底座，实现动态 BEV 处理移动障碍物，静态 BEV 解析道路结构，完成武汉 3000 平方公里全域覆盖。2025 年 6 月小马智行第七代 Robotaxi 车型专为 L4 无人驾驶规模量产设计，通过在强化学习范式下世界模型（PonyWorld）打造能够应对各类复杂场景和路况的虚拟司机（Virtual Driver），安全性高出人类驾驶 10 倍，总成本较前代下降 70%，已在广深开启公开路测。我们认为，技术的安全性是商业化落地的前提，是实现颠覆性成本结构（传感器硬件减配/去驾驶员）的重要引擎，随着 Robotaxi 自动驾驶架构的不断升级，商业化落地正式进入加速周期。

中美为产业第一梯队，特斯拉 Cybercab 蓄势待发，国内企业加速布局，2026 年 Robotaxi 将迈向规模化。特斯拉将推出 Cybercab 无人驾驶出租车，预计 2026 年投入量产，2026 年底大规模铺开，通过允许私人车主将其具备全自动驾驶（FSD）能力的特斯拉车辆投入 Robotaxi 网络运营，显著降低了自身车队扩张的资本支出，实现了自身车队扩张资本支出的显著降低和运营成本的结构性转移。目前奥斯汀 Robotaxi 试点的起步价为 4.2 美元/英里，单英里成本仅 0.2 美元，后续单车成本预计低于 3 万美元。国内萝卜快跑、小马智行领先于其他 Robotaxi 玩家，其他企业争相布局。萝卜快跑押注全球市场，2025 年 3 月和迪拜道路交通局签署合作协议，将在迪拜部署 1,000 台全无人驾驶汽车，截至 2025 年 5 月，萝卜快跑已涉足全球 15 个城市，安全行驶里程超 1.7 亿公里，全球化布局加速扩张；2025 年小马智行计划投放千辆 Robotaxi，2026 年预计实现规模体量翻倍，并通过全球化布局加速 L4 业务的全面落地；文远知行预计于 2026 年实现 Robotaxi 大规模商业化；吉利将于 2026 年在国内市场推出品牌定制化 Robotaxi 车型、在国际市场与 Waymo 合作规划于 2025 年将相关产品投放至美国市场；广汽携手小马智行计划于 2025 年投放千辆 Robotaxi，与滴滴出行共同成立的安滴科技也计划于 2025 年投产。

图25：Robotaxi 企业综合格局



资料来源：智能车参考公众号，量子位，民生证券研究院

期待成本和营收优势释放，开辟数千亿蓝海市场。 1) 成本方面：政策推动从“主驾有安全员”向“全无人”过渡，远程安全员与车辆比例从早期 1:3 提升至 1:20，后续智能驾驶技术不断成熟或取消安全员设置，全面降低人力成本；规模化车队摊薄软件开发和充电设施等固定成本；根据弗若斯特沙利文数据显示，Robotaxi 的每公里综合成本将在 2026 年以后低于传统出租车，成本平衡点临近，Robotaxi 成本优势将逐步显现。2) 营收方面：Robotaxi 可实现 24 小时运营，订单承接能力强于传统出租车和网约车；智能调度算法降低空驶率，单位里程营收密度提升。随着 Robotaxi 成本下降与企业规模化盈利的逐渐显现，该市场具备巨大发展潜力，根据量子位智库基于公开数据测算，2030 年中国 Robotaxi 市场规模有望达 2,700 亿元，Robotaxi 的网约车市场渗透率将达到 50%。我们认为，随着 L4 级自动驾驶能力进入临界点，在政策推动以及责任体系明确下，Robotaxi 将逐步成为共享出行的主力，蓝海市场空间可期。

Robotaxi 商业化拐点临近，千亿赛道雏形已现。 头部玩家将实现 L4 级泛化能力突破，技术成熟度已从封闭场景迈向开放道路规模化验证。2026 年，Robotaxi 成本与传统出租车成本将达到平衡点，后续凭价格优势与 24 小时运营能力将实现出行渗透率跃升，规模效应进一步加速盈利扩张。Robotaxi 商业化拐点确立在即，千亿市场或在 2030 年全面显现。

4.4 小结

政策端：2025 年 7 月上海、广州、深圳、重庆、杭州开放 L4 全域载客/载货商业化运营，取消安全员随车强制要求，明确责任险与事故划分，为 Robotaxi 规

模化扫清制度障碍。

供给端：头部玩家如特斯拉、小马智行和文远知行等 Robotaxi 试点规模持续扩大，技术降本与安全升级成效显著。Robotaxi 作为智能驾驶技术与共享经济深度融合的新商业形态可有效激活用户侧供给，运营模式和成本优势将转化为终端服务竞争力，可刺激用户需求。

全球 Robotaxi 竞争格局形成中美双核。国外由特斯拉强势主导，国内以百度萝卜快跑、文远知行、小马智行等为核心引领发展，加速向商业化落地冲刺。我们认为，Robotaxi 作为 AI 与物理世界融合应用场景，政策持续赋能下与技术泛化与安全性进一步跃升，逐步形成规模化落地能力，展现出极强的市场吸引力，标志着商业化落地的奇点显现。

5 投资建议

智能驾驶已经从技术亮点演变为车企产品差异化的重要因素和出行服务商业化落地的核心支点。智能驾驶能力逐渐成为主机厂塑造品牌溢价、赢得用户选择、抢占市场份额的核心战场，其技术深度、迭代速度和落地规模将深刻影响未来竞争格局，决定了车企在“软件定义汽车”的赛场中以何种方式构建持续护城河，也影响着商业模式能否稳步落地成为新经济形式。深入研判智能驾驶能力的真实情况和演进方向，是预判未来行业竞争形势和商业化模式走向的核心。

我们认为，当前智能驾驶商业化奇点已至，算法深入迭代与大算力布局双重因素重塑行业玩家竞争格局，商业化落地空间正在打开：

大模型应用成为共识，AI 与物理世界的交互能力上限有待持续突破。VLA 技术成为当前智能驾驶解决方案的核心热点，在可解释性、泛化能力和长尾场景处理上取得突破性进展。VLA 技术的下一代竞争力将取决于世界模型与强化学习在物理规律内化、因果推理与闭环优化上的协同深度，算法层能否实现从“环境拟合”到“物理交互”的升级成为智能驾驶技术跃迁的下一个临界点，未来智能驾驶算法在提高 AI 与物理世界的交互能力持续深化。

大算力成为算法迭代关键支撑点，新一轮智能驾驶竞赛或围绕算力布局展开。首先，自动驾驶等级的跃迁驱动算力需求从 10TOPS 级跃升至 1000TOPS 级；其次，多传感器融合的实时性要求算力冗余，需实时完成数据对齐、噪声滤波与决策融合，若算力不足将导致感知时延超过安全阈值；另外，算法模型复杂度的指数级增长下需要大算力支撑算法持续迭代。算力不足将面临模型迭代滞后与场景泛化能力不足的双重困境，新一轮竞赛已从单车算力扩展至车端芯片算力能力和云端超算中心建设，算力正在反哺算法，胜负手在于能否以算力密度换取算法进化速度。

顶层政策区域破冰下责任体系逐渐明晰，“智驾平权”有望驱动智能驾驶功能优势转化为销量增量，Robotaxi 千亿市场规模值得期待。“智驾平权”成为撬动销量增量的核心杠杆，将高阶智驾功能从“高端选配”下沉至“全民刚需”，提升消费者购车决策中的智驾权重，驱动智能驾驶渗透率增长。Robotaxi 商业化落地在即，每公里综合成本将在 2026 年后低于传统出租车，24 小时运营+智能调度能力助力实现规模效应，成本和营收优势将逐步显现，2030 年 Robotaxi 市场规模将达数千亿，具备强大潜力。

我们认为，智驾技术头部车企在算法、算力、数据三方面构建差异化优势，有望通过智能驾驶能力竞争重塑品牌价值，并带动智能驾驶行业市场渗透率跃升。

“智驾平权”趋势确立，高阶智能驾驶功能下探至低价格带构建消费者技术敏感性，智能驾驶车型有望迎来结构性销量拐点。智能驾驶技术迭代下可靠性和成熟度趋于 L3/L4 级别落地标准，Robotaxi 作为智能驾驶出行服务创新应用场景的商业化落地拐点已至，将打开智能驾驶商业化增长空间。

推荐-1) 具备全栈自研能力的车企: 有望通过智能化优势强化品牌形象, 占据中高端市场份额【理想汽车、小鹏汽车、小米集团 (与电子组联合覆盖)】; 2) 自研+三方合作车企: 通过智能化的进步强化产品优势, 巩固并提升公司估值【比亚迪、吉利汽车、长城汽车】; 3) 华为系车企: 通过华为赋能下行业领先的技术优势、以及品牌优势, 带来销量的持续提升【赛力斯、长安汽车、上汽集团】, 建议关注-【北汽蓝谷、江淮汽车】。

表12: 行业公司估值对比

股票代码	公司简称	市值 (亿元)	归母净利润 (亿元)			2025-2027 CAGR	PE (倍)		
			2025E	2026E	2027E		2025E	2026E	2027E
002594.SZ	比亚迪	9,546.8	552.0	658.1	753.3	16.8%	17	15	13
601127.SH	赛力斯	2,100.5	105.1	143.6	151.4	20.0%	20	15	14
2015.HK	理想汽车	1,846.0	101.2	145.7	184.1	34.9%	18	13	10
601633.SH	长城汽车	1,796.3	140.9	163.0	182.4	13.8%	13	11	10
0175.HK	吉利汽车	1,766.7	162.1	220.9	259.8	26.6%	11	8	7
9868.HK	小鹏汽车	1,343.6	-65.7	46.4	75.4	/	/	29	18
000625.SZ	长安汽车	1,141.7	88.7	107.6	127.2	19.7%	13	11	9

资料来源: 公司公告, 民生证券研究院预测

注: 行业公司数据为民生证券研究院预测, A 股股价为人民币, H 股股价为港币, 股价为 2025 年 8 月 15 日收盘价, 港币兑人民币汇率 1:0.92

6 风险提示

1) 智能驾驶技术发展不及预期。智能驾驶技术突破存在延迟可能性，导致自动驾驶技术方案的安全性和可靠性能否满足落地要求需长时间多维度验证；

2) 智能化渗透率提升不及预期。智能化正处于发展初期，若受制于成本、技术等因素，后续渗透率提升可能不及预期；

3) 智能驾驶商业化进展不及预期。政策监管的不确定性与消费者接受度的不确定性可能导致市场需求低于预期，影响智能驾驶的推广和应用。

插图目录

图 1: BEV 融合多个摄像头视频数据	6
图 2: Transformer 实现二维到三维变换	6
图 3: OCC 捕捉公交车运动状态	7
图 4: OCC 生成行使路面特征	7
图 5: Transformer 时空注意力机制技术原理图	7
图 6: 特斯拉模型迁移过程图	8
图 7: 端到端架构图	8
图 8: 华为乾崮 ADS3.0 架构图	8
图 9: 端到端架构图	8
图 10: Transformer 时空注意力机制技术原理图	9
图 11: VLA 一般架构图	10
图 12: VLA 架构下的 CoT 流程图	10
图 13: 理想“开环+闭环”的强化学习	12
图 14: 理想 4B VLA 司机大模型	12
图 15: 小鹏 72B 世界基座模型	12
图 16: 小鹏强化学习奖励模型	12
图 17: 2023 年中国智驾域控芯片市场格局	14
图 18: 2024 年中国智驾域控芯片市场格局	14
图 19: 数据闭环流程图	19
图 20: 2024 年分价格区间搭载激光雷达车型份额 (%)	21
图 21: FSD 和 FSD V12 累计行驶里程 (十亿英里)	26
图 22: Dojo 算力走势	26
图 23: 2024 年国内高速 NOA 及城市 NOA 车型销量 (万辆)	35
图 24: 2024 年分价格带车型销量占比 (%)	36
图 25: Robotaxi 企业综合格局	38

表格目录

表 1: 主机厂自研芯片进展汇总	16
表 2: 各车企和自动驾驶方案供应商的智算中心布局情况	17
表 3: 智驾系统向 AI3.0 演进 对数据闭环的影响	19
表 4: 主要车载传感器种类及特征	20
表 5: 2024 年国内激光雷达供应商装机量 (颗) 及市场份额 (%)	21
表 6: 特斯拉智能驾驶架构迭代	25
表 7: 华为智能驾驶架构迭代	28
表 8: 小鹏智能驾驶架构迭代	30
表 9: 理想智能驾驶架构迭代	31
表 10: 主机厂最新智能驾驶方案对比	32
表 11: 2024 年分价格带高速 NOA 及城市 NOA 车型销量占比 (%)	36
表 12: 行业公司估值对比	41

分析师承诺

本报告署名分析师具有中国证券业协会授予的证券投资咨询执业资格并登记为注册分析师，基于认真审慎的工作态度、专业严谨的研究方法与分析逻辑得出研究结论，独立、客观地出具本报告，并对本报告的内容和观点负责。本报告清晰准确地反映了研究人员的研究观点，结论不受任何第三方的授意、影响，研究人员不曾因、不因、也将不会因本报告中的具体推荐意见或观点而直接或间接收到任何形式的补偿。

评级说明

投资建议评级标准		评级	说明
以报告发布日后的 12 个月内公司股价（或行业指数）相对同期基准指数的涨跌幅为基准。其中：A 股以沪深 300 指数为基准；新三板以三板成指或三板做市指数为基准；港股以恒生指数为基准；美股以纳斯达克综合指数或标普 500 指数为基准。	公司评级	推荐	相对基准指数涨幅 15%以上
		谨慎推荐	相对基准指数涨幅 5% ~ 15%之间
		中性	相对基准指数涨幅-5% ~ 5%之间
		回避	相对基准指数跌幅 5%以上
	行业评级	推荐	相对基准指数涨幅 5%以上
		中性	相对基准指数涨幅-5% ~ 5%之间
		回避	相对基准指数跌幅 5%以上

免责声明

民生证券股份有限公司（以下简称“本公司”）具有中国证监会许可的证券投资咨询业务资格。

本报告仅供本公司境内客户使用。本公司不会因接收人收到本报告而视其为客户。本报告仅为参考之用，并不构成对客户的投资建议，不应被视为买卖任何证券、金融工具的要约或要约邀请。本报告所包含的观点及建议并未考虑获取本报告的机构及个人的具体投资目的、财务状况、特殊状况、目标或需要，客户应当充分考虑自身特定状况，进行独立评估，并应同时考量自身的投资目的、财务状况和特定需求，必要时就法律、商业、财务、税收等方面咨询专家的意见，不应单纯依靠本报告所载的内容而取代自身的独立判断。在任何情况下，本公司不对任何人因使用本报告中的任何内容而导致的任何可能的损失负任何责任。

本报告是基于已公开信息撰写，但本公司不保证该等信息的准确性或完整性。本报告所载的资料、意见及预测仅反映本公司于发布本报告当日的判断，且预测方法及结果存在一定程度局限性。在不同时期，本公司可发出与本报告所刊载的意见、预测不一致的报告，但本公司没有义务和责任及时更新本报告所涉及的内容并通知客户。

在法律允许的情况下，本公司及其附属机构可能持有报告中提及的公司所发行证券的头寸并进行交易，也可能为这些公司提供或正在争取提供投资银行、财务顾问、咨询服务等相关服务，本公司的员工可能担任本报告所提及的公司的董事。客户应充分考虑可能存在的利益冲突，勿将本报告作为投资决策的唯一参考依据。

若本公司以外的金融机构发送本报告，则由该金融机构独自为此发送行为负责。该机构的客户应联系该机构以交易本报告提及的证券或要求获悉更详细的信息。本报告不构成本公司向发送本报告金融机构之客户提供的投资建议。本公司不会因任何机构或个人从其他机构获得本报告而将其视为本公司客户。

本报告的版权仅归本公司所有，未经书面许可，任何机构或个人不得以任何形式、任何目的进行翻版、转载、发表、篡改或引用。所有在本报告中使用的商标、服务标识及标记，除非另有说明，均为本公司的商标、服务标识及标记。本公司版权所有并保留一切权利。

民生证券研究院：

上海：上海市虹口区杨树浦路 188 号星立方大厦 7 层； 200082

北京：北京市东城区建国门内大街 28 号民生金融中心 A 座 18 层； 100005

深圳：深圳市福田区中心四路 1 号嘉里建设广场 1 座 10 层 01 室； 518048