

自动驾驶的“大模型”时代

——AI+行业系列之智能驾驶

行业评级：看好

2023年9月23日

分析师

刘雯蜀

邮箱

liuwenshu03@stocke.com.cn

证书编号

S1230523020002

分析师

刘静一

邮箱

liujingyi@stocke.com.cn

证书编号

S1230523070005

1、大模型技术发展历程

- 大模型泛指具有数十亿甚至上百亿参数的深度学习模型，而大语言模型是大模型的一个典型分支（以ChatGPT为代表）。Transformer架构的提出引入了注意力机制，突破了RNN和CNN处理长序列的固有局限，使语言模型能在大规模语料上得到丰富的语言知识预训练，一方面，开启了大语言模型快速发展的新时代；另一方面奠定了大模型技术实现的基础，为其他领域模型通过增大参数量提升模型效果提供了参考思路。
- 复杂性、高维度、多样性和个性化要求使得大型模型在自动驾驶、量化交易、医疗诊断和图像分析、自然语言处理和智能对话任务上更易获得出色的建模能力。

2、自动驾驶模型迭代路径

- 自动驾驶算法模块可分为感知、决策和规划控制三个环节，其中感知模块为关键的组成部分，经历了多样化的模型迭代：**CNN（2011-2016）—— RNN+GAN（2016-2018）—— BEV（2018-2020）—— Transformer+BEV（2020至今）—— 占用网络（2022至今）**。
- 特斯拉自动驾驶技术路径的演进可视为自动驾驶技术迭代的风向标，呈现全栈自研、出软硬件的协同发展趋势：软件层面从采用Mobileye到自研Transformer+BEV 和占用网络；硬件层面从与Mobileye、英伟达合作到自研FSD芯片方案。

3、大模型对自动驾驶行业的赋能与影响

- 自动驾驶领域的大模型发展相对大语言模型滞后，大约始于2019年，吸取了GPT等模型成功经验。大模型的应用加速模型端的成熟，为L3/L4级别的自动驾驶技术落地提供了更加明确的预期。
- 可从**成本、技术、监管与安全**四个层面对于L3及以上级别自动驾驶落地的展望，其中：成本仍有下降空间；技术的发展仍将沿着算法和硬件两条主线并进；法规政策还在逐步完善之中；安全性成为自动驾驶汽车实现商业化落地必不可少的重要因素。
- 各主机厂自2021年开始加速对L2+自动驾驶的布局，且**预计在2024年左右实现L2++（接近L3）或者更高级别的自动驾驶功** 2
能的落地，其中政策有望成为主要催化。

- 1、自动驾驶算法研发与迭代不及预期
- 2、智能网联汽车政策落地不及预期
- 3、由于中美关系影响导致自动驾驶芯片供应链出现波动的风险
- 4、行业竞争加剧导致价格战的风险
- 5、报告中的统计信息均为基于公开信息的不完全统计，各公司实时动态和最新发展可能存在动态调整

目录

CONTENTS

01

大模型技术发展历程

02

自动驾驶技术迭代路径

- 感知算法迭代路径
- 特斯拉软硬件解决方案迭代路径

03

大模型对自动驾驶行业的赋能与影响

- 大模型对自动驾驶行业的赋能
- 高级别自动驾驶落地展望
- 车厂自动驾驶布局

04

风险提示

01

大模型技术发展历程

大模型基本定义：由大语言模型到泛在的大模型

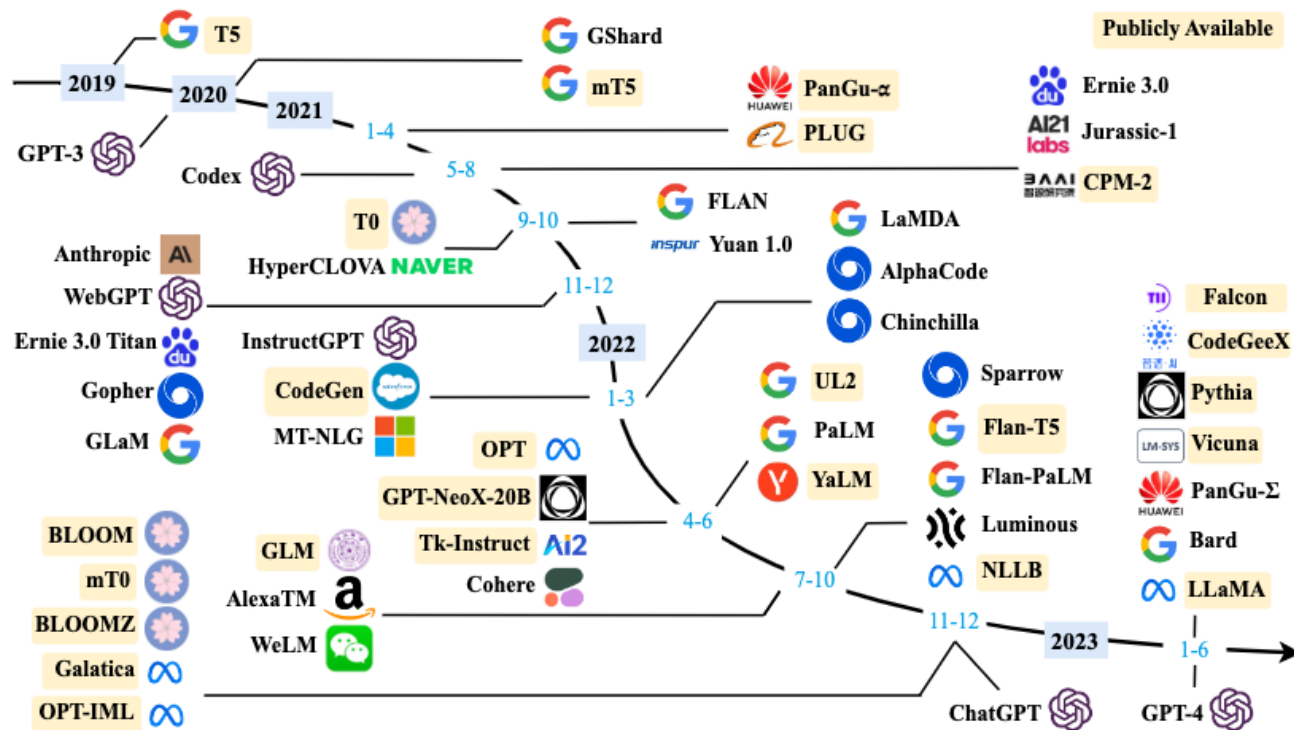
大模型主要指具有数十亿甚至上百亿参数的深度学习模型，比较有代表性的是大型语言模型（Large Language Models，比如最近大热的ChatGPT）。大型语言模型是一种深度学习算法，可以使用非常大的数据集来识别、总结、翻译、预测和生成内容。

大语言模型在很大程度上代表了一类称为Transformer网络的深度学习架构。Transformer模型是一个神经网络，通过跟踪序列数据中的关系（像这句话中的词语）来学习上下文和含义。

Transformer架构的提出，开启了大语言模型快速发展的新时代：

- 谷歌的BERT首先证明了预训练模型的强大潜力
- OpenAI的GPT系列及Anthropic的Claude等继续探索语言模型技术的边界。越来越大规模的模型不断刷新自然语言处理的技术状态。这些模型拥有数百亿或上千亿参数，可以捕捉语言的复杂语义关系，并进行人类级别的语言交互。

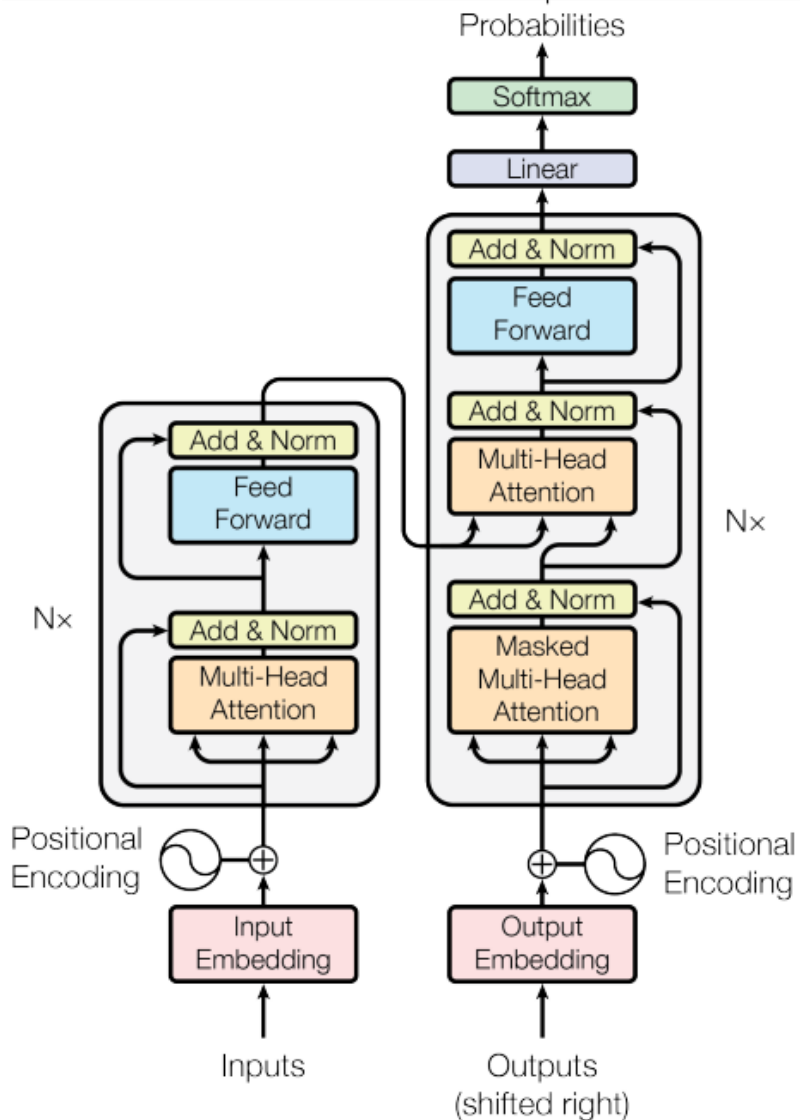
图：大模型发展历程



注意力机制：Transformer的核心创新

- Transformer模型最大的创新在于提出了注意力机制，这一机制极大地改进了模型学习远距离依赖关系的能力，突破了传统RNN和CNN在处理长序列数据时的局限。
- 在Transformer出现之前，自然语言处理一般使用RNN或CNN来建模语义信息。但RNN和CNN均面临学习远距离依赖关系的困难：RNN的序列处理结构使较早时刻的信息到后期会衰减；而CNN的局部感知也限制了捕捉全局语义信息。这使RNN和CNN在处理长序列时，往往难以充分学习词语之间的远距离依赖。
- Transformer注意力机制突破了RNN和CNN处理长序列的固有局限，使语言模型能在大规模语料上得到丰富的语言知识预训练。该模块化、可扩展的模型结构也便于通过增加模块数量来扩大模型规模和表达能力，为实现超大参数量提供了可行路径。Transformer解决了传统模型的长序列处理难题，并给出了可无限扩展的结构，奠定了大模型技术实现的双重基础。

图：Transformer模型架构图



大模型的预训练-微调范式

- **大模型代表了一种新的预训练-微调范式**，其核心是先用大规模数据集预训练一个极大的参数模型，然后微调应用到具体任务。**这与传统的单任务训练形成了对比，标志着方法论的重大变革。参数量的倍数增长是大模型最根本的特点**，从早期模型的百万量级，发展到现在的十亿甚至百亿量级，实现了与以往数量级的突破。
- Transformer架构的提出开启了NLP模型设计的新纪元，它引入了自注意力机制和并行计算思想，**极大地提高了模型处理长距离依赖关系的能力，为后续大模型的发展奠定了基础**。正是由于Transformer架构的成功，研究者们意识到模型的架构设计在处理复杂任务和大规模数据中发挥着举足轻重的作用。这一认识激发了研究者进一步扩大模型参数量的兴趣。虽然之前也曾有过扩大参数量的尝试，但因受限于当时模型本身的记忆力等能力，提高参数数量后模型的改进并不明显。
- GPT-3的成功充分验证了适度增大参数量能显著提升模型的泛化能力和适应性，由此掀起了大模型研究的热潮。它凭借过千亿参数量和强大的语言生成能力，成为参数化模型的典范。GPT-3在许多NLP任务上表现亮眼，甚至在少样本或零样本学习中也能取得惊人的效果。

图：增大参数量的优点

更好的表示能力：增大参数量使模型能够更好地学习数据中的复杂关系和模式，从而提高模型的表示能力，使其在不同任务上表现更出色。

泛化能力和迁移学习：大模型能够从一个领域学习到的知识迁移到另一个领域，实现更好的迁移学习效果，这对于数据稀缺的任务尤其有价值。

零样本学习：增大参数量可以使模型更好地利用已有的知识和模式，从而在零样本学习中取得更好的效果，即使只有很少的示例也能完成任务。

创新和探索：大模型的强大能力可以帮助人们进行更多创新性的实验和探索，挖掘出更多数据中的隐藏信息。

数据特点和计算资源：

- NLP任务涉及大规模文本数据，易于获取、处理和标注，而视觉数据的采集和标注相对更为复杂和昂贵。
- 早期计算资源有限，难以支持视觉领域大模型的训练。

任务复杂性与需求：

- NLP问题要求模型理解语义、上下文和逻辑，大模型有助于捕捉这些特征。
- 视觉问题更注重图像特征提取和模式识别，不需要过大的参数量即可实现较好效果，早期或不紧迫需要大模型的加入。

模型与算法发展：

- 早期语言模型如RNN、LSTM为NLP领域的大模型奠定基础，促使研究关注构建更大、复杂的模型。
- 早期视觉领域主要使用CNN等模型，注重局部特征的提取，未迫切需要大模型的引入。

模型架构和数据标注：

- 视觉数据的标注通常需要人工干预，而NLP领域的文本数据可以相对容易地进行自动标注（大模型在大规模通用语料上进行预训练之后，已经学会了广泛的知识，然后迁移到下游特定标注任务中微调,就可以减少人工标注的需求）。

- 与早期的人工智能模型相比，大型模型在参数量上取得了质的飞跃，导致了在复杂任务的建模能力整体上的提升：1) 学习能力增强：以应对更复杂的任务；2) 泛化能力加强：以实现更广泛的适用性；3) 鲁棒性提高；4) 具备更高层次认知互动能力：可模拟某些人类能力等。
- 复杂性、高维度、多样性和个性化要求使得大型模型在某些任务上更易获得出色的建模能力：
 - 多模态传感器数据的融合分析**，尤其涉及到时序数据的处理，如自动驾驶
 - 复杂且动态的目标**，需要模型从大规模多样化的数据模式中学习，如金融领域中的量化交易策略优化
 - 涉及异构数据源的高维输入空间**，如医学图像和报告
 - 需要为不同用户或场景进行个性化建模的定制化需求**，如智能助理

自动驾驶

大模型可以分析多模态传感器数据，如视觉图像、激光雷达数据和车辆信息，帮助自动驾驶系统更好地理解复杂的交通场景，做出准确的决策，提高驾驶安全性。

量化交易

大模型在金融领域可以优化量化交易策略，通过学习大规模的市场数据模式，预测股票价格和市场趋势。

医疗诊断和图像分析

在医疗领域，大模型可以处理医学图像（如X射线、MRI、CT扫描等）以及临床报告等多种数据源，帮助医生更准确地诊断疾病、发现潜在问题并提供治疗建议。

自然语言处理 智能对话

大模型在自然语言处理任务中表现优异，可以用于智能助理、在线客服、自动翻译等应用，提供更自然、准确和流畅的对话体验。

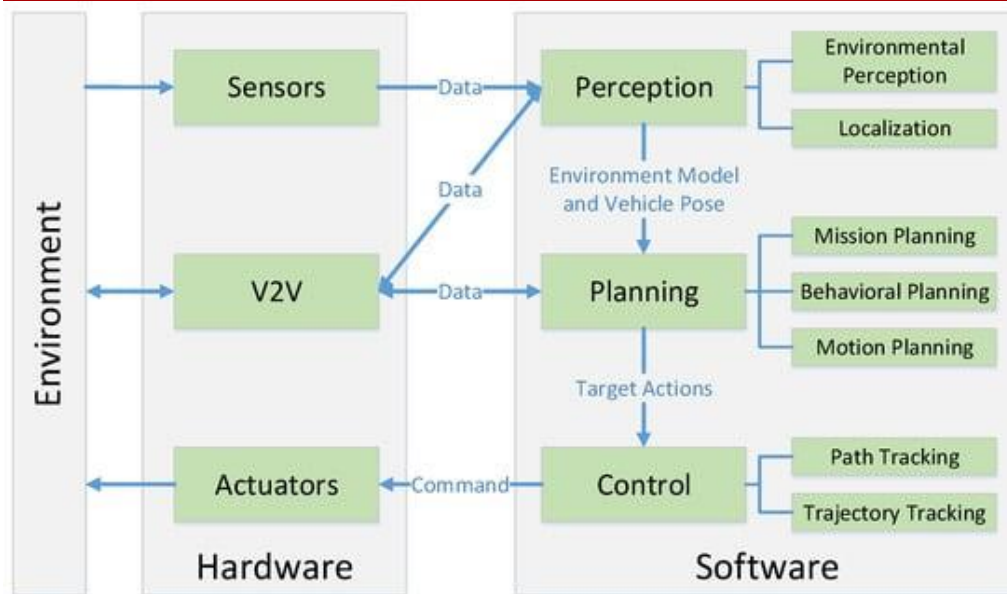
02

自动驾驶技术迭代路径

自动驾驶算法模块可分为感知、决策和规划控制三个环节，其中感知模块为关键的组成部分

- 感知模块负责解析并理解自动驾驶所处车辆周边的交通环境，是实现自动驾驶的基础和前提，感知模块的精准程度，直接影响并制约着自动驾驶系统的整体安全性和可靠性。感知模块主要通过摄像头、激光雷达、毫米波雷达等各类传感器获取输入数据，然后通过深度学习等算法，准确解析出道路标线、其他车辆、行人、交通灯、路标等场景元素，以供后续流程使用。
- 与感知模块相比，决策和规划控制等模块的作用更为单一和被动。这些模块主要依据感知模块输出的环境理解结果，通过算法决策生成驾驶策略，并实时规划车辆的运动轨迹和速度，最终转换为控制命令，以实现自动驾驶。因此，在自动驾驶研发过程中，工程师投入的时间和精力主要放在提升感知算法上的精度上。

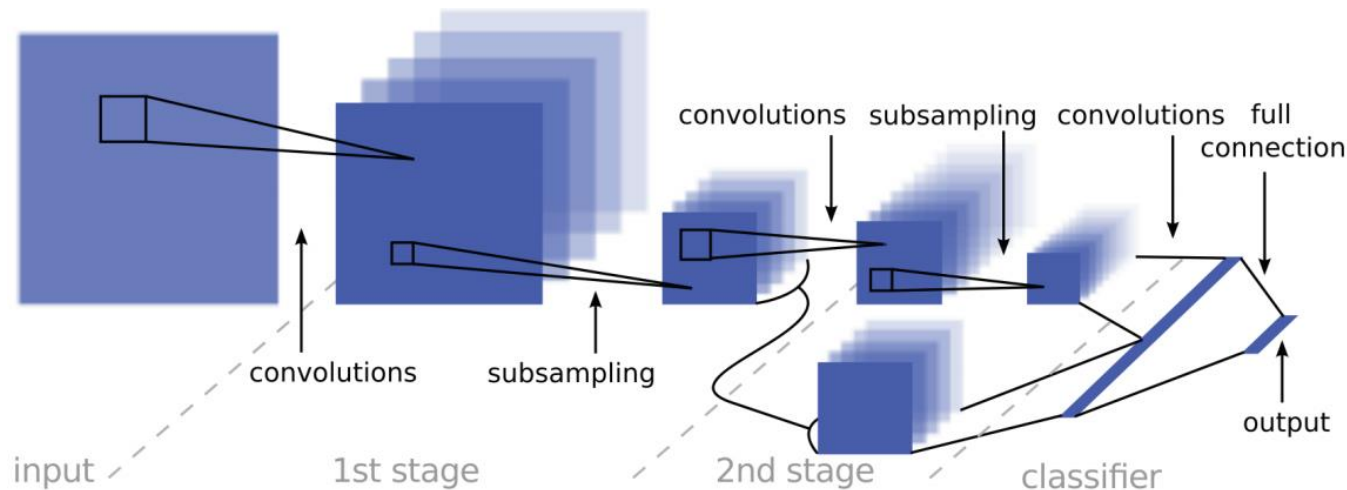
图：自动驾驶汽车架构概述



2011-2016：CNN引发自动驾驶领域的首次革新浪潮

- 随着深度学习和计算能力的提升，卷积神经网络(CNN)在图像识别任务上的出色表现引发了自动驾驶领域的首次革新浪潮。2011年，IJCNN的论文《Traffic Sign Recognition with Multi-Scale Convolutional Networks》展示了CNN在交通标志识别方面的潜力；2016年，Nvidia团队发表的《End-to-End Deep Learning for Self-Driving Cars》成为最早将CNN应用于端到端自动驾驶的工作之一。
- CNN极大提升了自动驾驶车辆的环境感知能力。**一方面，CNN在图像识别与处理方面的卓越表现**，使车辆能够准确分析道路、交通标志、行人与其他车辆；**另一方面，CNN有效处理多种传感器数据的优势，实现了图像、激光雷达等数据的融合**，提供全面的环境认知。叠加计算效率的提高，CNN模型进一步获得了实时进行复杂的感知与决策的能力。
- 但CNN自动驾驶也存在一定局限性**：1) 需要大量标注驾驶数据进行训练，而获取足够多样化数据具有难度；2) 泛化性能有待提高；3) 鲁棒性也需要经受更复杂环境的考验；4) 时序任务处理能力：相比较而言RNN等其他模型可能更占优势。

图：一个两阶段的卷积神经网络架构



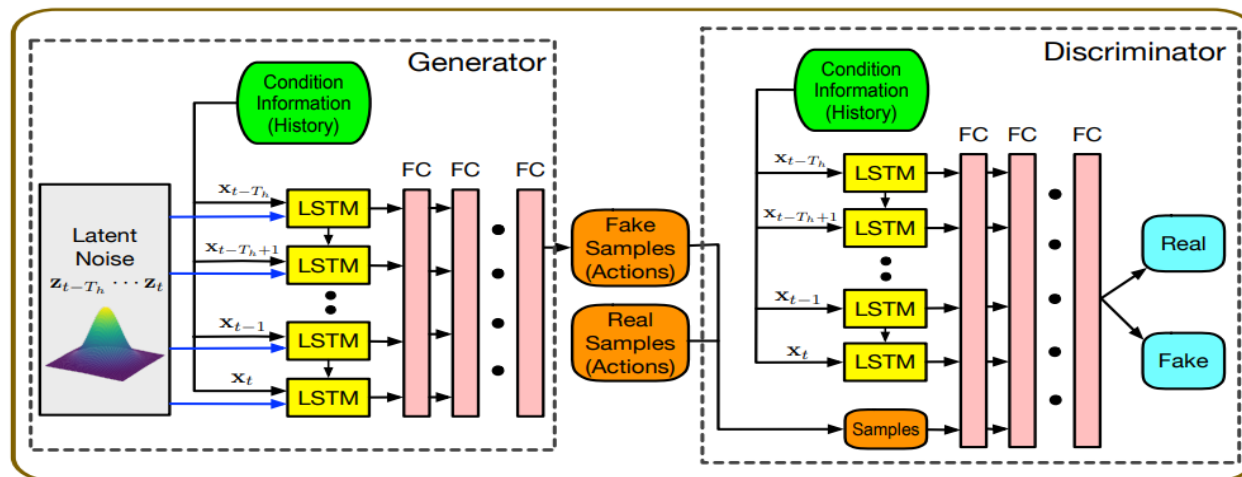
输入通过两个卷积和子采样阶段进行前馈处理，最终通过线性分类器进行分类。

第一阶段的输出还被直接馈送给分类器作为更高分辨率的特征。

2016-2018：RNN和GAN被广泛应用到自动驾驶相关的研究，推动自动驾驶在对应时间区间内快速发展

- **RNN相较于CNN更适合处理时间序列数据**：RNN的循环结构可以建模时间上的动态变化，这对处理自动驾驶中的轨迹预测、行为分析等时序任务非常有用。例如在目标跟踪、多智能体互动建模等领域，RNN和LSTM（RNN的改进版本）带来了巨大突破，可以预测车辆未来的运动轨迹，为决策和规划提供支持。
- **GAN的生成能力缓解自动驾驶系统训练数据不足的问题**：GAN可以学习复杂分布，生成高质量的合成数据，为自动驾驶领域带来了新思路，用于缓解自动驾驶系统训练数据不足的问题。例如GAN可以生成模拟的传感器数据、场景信息，测试自动驾驶算法的鲁棒性，也可以用于交互式模拟场景生成。
- **RNN+GAN，可以实现端到端的行为预测和运动规划**：RNN负责时序建模，GAN负责数据生成，两者相互协同，可以为自动驾驶系统提供更全面和可靠的环境感知、状态预测和决策支持。

图：融合了LSTM和GAN的模型架构图



RNN和GAN仍未解决的问题:

- **RNN类模型：长期时序建模能力仍较弱**，特别是在处理较长的时间序列数据时可能出现梯度消失或梯度爆炸的问题，限制了它在某些自动驾驶任务上的应用效果。
- **GAN模型：生成的数据质量难以控制**，很难达到足够逼真的程度。此外，尽管GAN可以生成合成数据，但在实际应用中，它在自动驾驶领域的具体应用仍相对有限。
- **样本效率低：RNN和GAN在样本效率方面仍较低**，通常需要大量的真实场景数据来训练和优化模型。而且这些模型难以解释，缺乏对内部决策过程的清晰解释，同时模型的稳定性和可靠性也是需要进一步解决的问题之一。

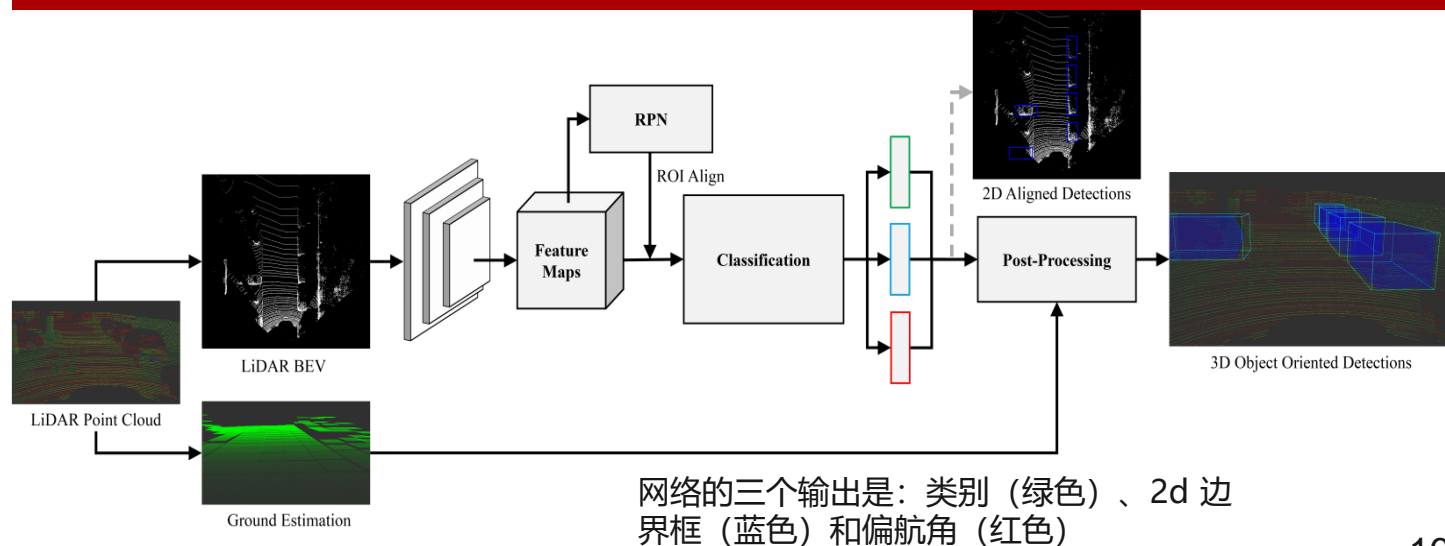
RNN和GAN在自动驾驶领域应用趋冷的原因

- **效率和实时性需求**：自动驾驶系统需要在实时性要求较高的情况下做出决策和控制。传统的RNN在处理序列数据时，存在计算效率较低的问题，处理实时感知和决策任务能力有限。
- **复杂性和泛化能力**：自动驾驶涉及复杂多变的交通场景和环境，需要具备强大的泛化能力。然而，传统的RNN可能在处理复杂的时序数据时遇到困难，而无法很好地适应各种交通情况。
- **新兴技术的兴起**：随着深度学习领域的发展，新的模型架构和算法不断涌现，如Transformer架构、强化学习等，这些新技术在处理感知、决策和规划等任务方面可能更加高效和适用。

2018-2020：基于鸟瞰视角(BEV)的模型在自动驾驶领域获得了广泛的研究和应用

- BEV模型的核心思想是将车辆周围的三维环境数据（如来自激光雷达和摄像头的点云、图像等数据）投影到俯视平面上生成二维的鸟瞰图。这种将三维信息“压平”成二维表示的方式，为自动驾驶系统的环境感知和理解带来了重要优势：
 - 鸟瞰图提供了比直接的原始传感器数据更加直观和信息丰富的环境表示**，可以更清晰地观察道路、车辆、行人、标志等元素的位置和关系，增强自动驾驶对复杂环境的感知能力
 - 全局的俯视视角更有利于路径规划和避障系统进行决策**，根据道路和交通状况规划更合理稳定的路径
 - BEV模型可以将来自不同传感器的输入数据统一到一个共享表示中**，为系统提供更加一致和全面的环境信息
- 但是，BEV模型也存在一些问题亟待解决：
 - 从原始三维数据生成BEV表示需要进行大量坐标变换和数据处理，**增加了计算量和对硬件的要求**
 - 信息损失问题**，三维信息投影到二维时难免会损失一些细节，如遮挡关系等
 - 不同传感器到BEV坐标系的转换也需要进行**复杂的标定和校准**
 - 需要研究如何**有效融合各种异构数据源**，以生成更加准确和完整的BEV

图：BirdNet 3D 对象检测框架



2020年以来，Transformer+BEV结合正在成为自动驾驶领域的重要共识，推动自动驾驶技术进入崭新发展阶段

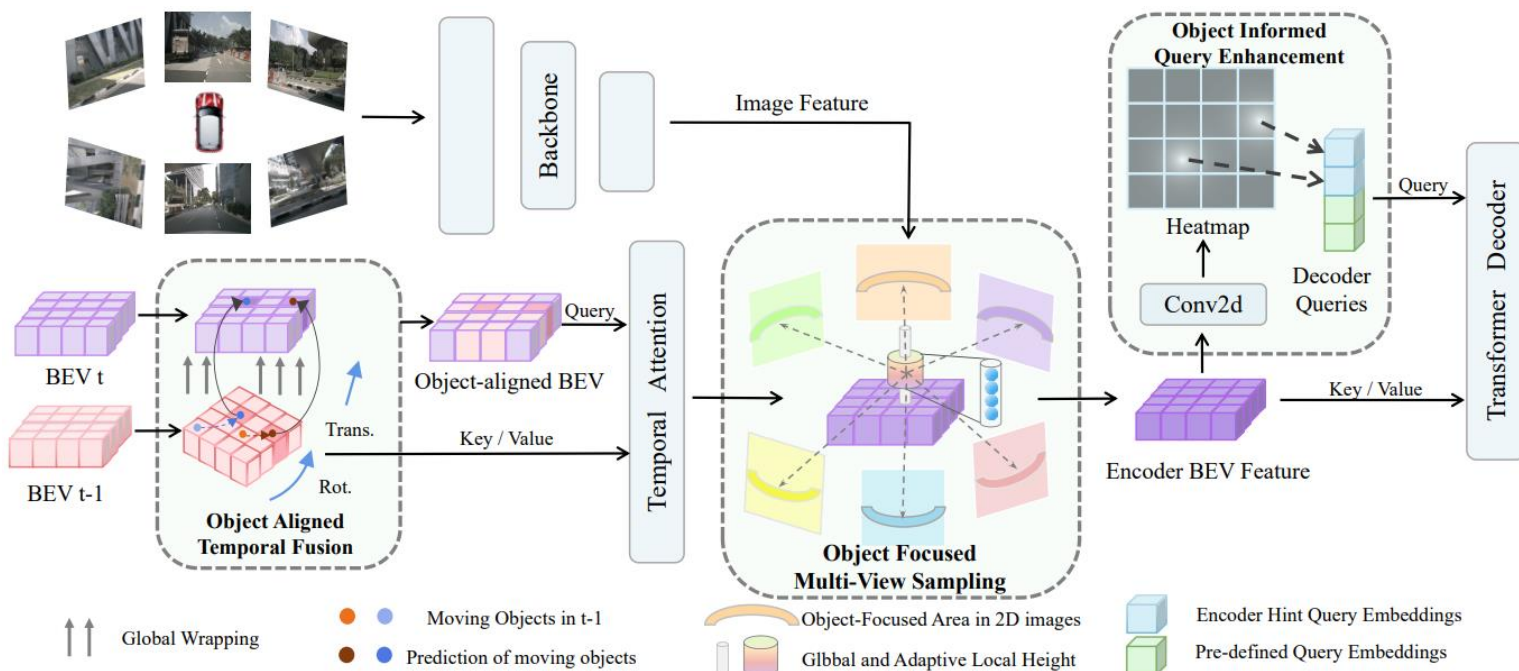
- 将Transformer模型与BEV(鸟瞰视角)表示相结合的方法，正在成为自动驾驶领域的重要共识，推动完全自主驾驶的实现
- 一方面，BEV可以高效表达自动驾驶系统周围的丰富空间信息；另一方面，Transformer在处理序列数据和复杂上下文关系方面展现了独特优势，在自然语言处理等领域得到成功应用。两者结合可以充分利用BEV提供的环境空间信息，以及Transformer在多源异构数据建模方面的能力，实现更精确的环境感知、更长远的运动规划和更全局化的决策。

图：以对象为中心的Transformer+BEV的总体架构

(a) 对象对齐时间融合:首先根据车辆自身的移动情况，把当前时刻(t 时刻)的鸟瞰视角地图变形调整成上一时刻($t-1$ 时刻)的样子。这样就可以根据对象在上一时刻的位置，结合速度预测出它当前的位置，从而实现对象在不同时刻地图上的融合。

(b) 对象聚焦多视图采样:首先在三维空间预设一些点，然后把这些点投影到图像上的特征上。这样不仅可以在整个高度范围采样，还可以对某些主要对象按照自适应和聚焦的方式，在它们所处的局部空间区域采样更多点。

(c) 对象通知查询增强:在编码器处理图像特征后，添加热图的监督信息。同时用检测到对象高置信度位置对应的点来替换掉原本预设要查询的一些点。



GPT的出现对Transformer+BEV模型的产生起到了重要影响

- GPT的成功表明了Transformer模型的潜力，促使更多研究者将Transformer应用到计算机视觉和自动驾驶领域，产生了Transformer+BEV的创新做法。
- GPT的预训练思想为Transformer+BEV的预训练和迁移学习提供了借鉴，可以通过预训练捕捉语义信息，然后迁移应用。
- OpenAI公开的代码和模型也加速了Transformer类模型在各领域的研究进程。

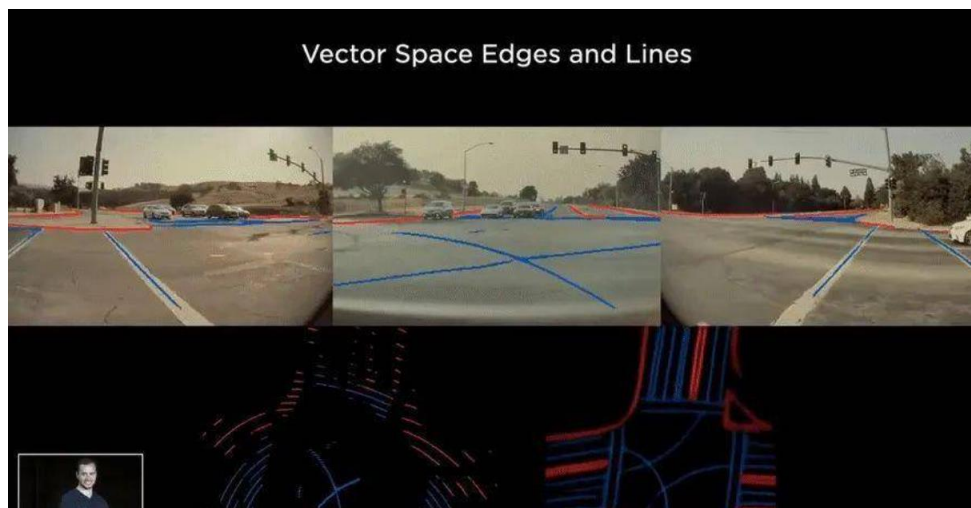
当前Transformer+BEV模型受关注，主要基于它综合了Transformer和BEV各自的优势

- Transformer擅长处理序列数据，捕捉语义信息；而BEV提供场景整体观，有利解析空间关系。**两者组合可实现互补，增强对复杂场景的理解表达。**
- **自动驾驶数据积累为训练大模型奠定基础。**大数据支持学习更复杂特征，提升环境感知精度，也使端到端学习成为可能。
- 提升安全性和泛化能力仍是自动驾驶核心难题。目前阶段Transformer+BEV较好地结合语义理解和多视角建模，**可处理相对不常见、复杂或者挑战性的交通场景或环境，具有很大潜力。**

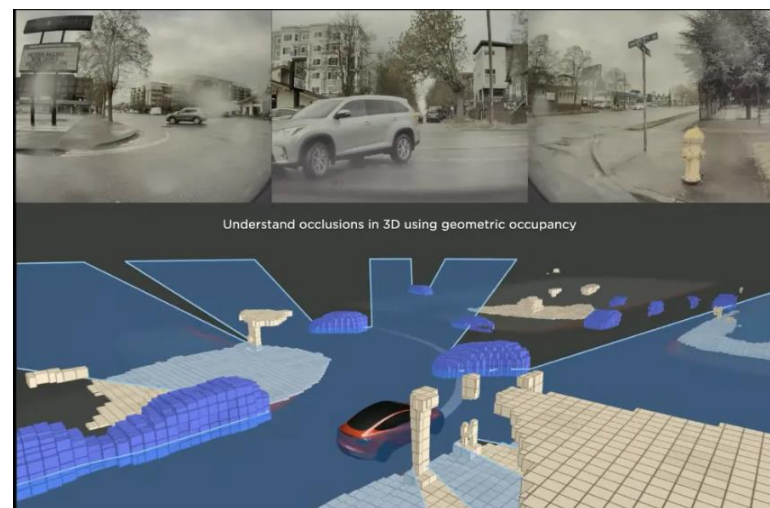
2022年，特斯拉率先在自动驾驶系统中使用了占用网络模型，实现了对道路场景的高效建模

- 特斯拉在2023年AI Day公开了occupancy network（占用网络）模型，基于学习进行三维重建，意图为更精准地还原自动驾驶汽车行驶周围3D环境，可视作BEV视图的升华迭代：
 - BEV+Transformer的不足：鸟瞰图为2D图像，会缺失一些空间高度信息，无法真实反映物体在3D空间的实际占用体积，故而在BEV中更关心静止物体（如路沿、车道线等），而空间目标的识别（如物体3D结构）难以识别
 - 占用网络：现存三维表示方法（体素、网格、点云）在储存、结构和是否利于学习方面均不够完全理想，而占用网络基于学习将三维曲面表示为深度神经网络分类器的连续决策边界，**可以在没有激光雷达提供点云数据的情况下对3D环境进行重建**，且相较于激光雷达还可以更好地将感知到的3D几何信息与语义信息融合，得到更加准确的三维场景信息

图：BEV鸟瞰视图



图：占用网络3D视图



基于Mobileye的视觉算法技术（2014-2016）：

- 2014年到2016年期间，特斯拉自动驾驶系统采用了Mobileye的视觉算法技术。**Mobileye为特斯拉第一代自动驾驶提供了单目相机系统，可以检测车道线、车辆行人、交通标志牌，并分析自由空间。**通过特征提取、目标检测等算法，特斯拉能对前方道路情况进行感知并建模，为决策规划提供环境输入。双方合作推动特斯拉早期自动驾驶能力发展。**后因Mobileye产品体系过于封闭，特斯拉决定自主研发感知系统。**这一期间的合作积累为特斯拉奠定了自动驾驶视觉感知的基础。

BEV（2016-2021）：

- 从2016年特斯拉自研自动驾驶系统开始，特斯拉采用了鸟瞰视角(BEV)来建模自动驾驶系统的环境。**BEV将多源传感器数据投影到地面平面，可以直观表达场景元素的空间关系，使自动驾驶系统更好地“看到”车辆周围的全部情况。但BEV难以分析远处目标的关联性。**特斯拉后来将BEV与Transformer等技术结合，以融合局部和全局信息。**BEV奠定了特斯拉自动驾驶的环境建模基础。特斯拉在大量实际道路数据的支持下，不断优化BEV系统，以产生更精确的三维场景表示，为后续的规划与控制提供输入。

Transformer+BEV（2021至今）：

- 2021年，在BEV的基础上，特斯拉将Transformer引入感知系统。**Transformer通过并行计算高效提取全局上下文信息，以弥补BEV难以建模远距离依赖的不足。BEV+Transformer架构融合局部和全局信息，增强对复杂交通场景的理解表达能力。
- 同时，特斯拉大规模预训练该模型，运用海量实车数据，提升泛化能力，提升了特斯拉FSD系统的安全性和可靠性。
- 在场景转换、交通预测等情况下，Transformer+BEV展现出较强的鲁棒性。特斯拉持续通过这一前沿架构迭代自动驾驶感知算法，以处理更复杂的城市交通环境。

占用网络模型（2022至今）：

- 占用网络是特斯拉在2022年应用到自动驾驶感知的一种技术，**相较于BEV可以更精准地还原自动驾驶汽车行驶周围3D环境，提升车辆的环境感知能力**。占用网络包含两部分：一个编码器学习丰富语义特征，一个解码器可以生成三维场景表达。特斯拉使用车载摄像头采集的大量行车数据，训练占用网络模型。解码器部分能够复原和想象各种场景，增强异常情况下的感知鲁棒性。占用网络技术使特斯拉可以充分利用非标注数据，有效补充标注数据集的不足。这对于提升自动驾驶安全性、减少交通事故具有重要意义。特斯拉正在持续改进该技术在自动驾驶系统中的集成应用。

总结：

- **在传感器方面，硬件升级为算法迭代提供了支持**：特斯拉持续优化传感器组合，从初期的单目摄像头逐步增加到多目摄像头、毫米波雷达、超声波雷达等，丰富了自动驾驶对环境的感知输入。
- **在软件算法方面，持续迭代优化，提升3D环境构建能力**：早期使用的简单卷积神经网络逐渐发展为复杂的多传感器数据融合框架，并增加了BEV空间表示层、Transformer序列建模模块、占用网络等前沿技术，显著提升了建模能力和泛化性。可以看出，**特斯拉在算法框架设计上追求通用性，通过融合多种技术手段实现对复杂多变环境的鲁棒感知和建模**。
- **软硬件的协同发展趋势明显，推动自动驾驶技术向量产方向演进**：软硬协同使得自动驾驶系统在不同的应用环境下都可以表现出较强的适应性，并且软硬件的协调优化也使产品部署和更新更加便捷高效，成为自动驾驶产品实现规模化应用的关键。

HW1.0:

- **HW1.0基于Mobileye芯片的第一代驾驶辅助硬件。**它使用了单个EQ3系列摄像头，单个毫米波雷达和12个中程超声波传感器，毫米波雷达是由博世提供，摄像头布置于后视镜附近，硬件选型都是基于市场上成熟的供应商产品，在HW1.0阶段特斯拉的主要工作是多传感器融合+应用层软件开发。

HW2.0/HW2.5:

- **HW2.5是特斯拉设计的第二代驾驶辅助硬件的最终迭代版本，传感器数量大幅提升，**使用8个摄像头，12个远程超声波传感器和一个前置毫米波雷达，这套传感器配置为特斯拉FSD功能打下良好的基础，现在回看当时的特斯拉传感器布局具有一定前瞻性。特斯拉基于英伟达Drive PX2开发一个全新的驾驶辅助硬件，MCU芯片采用英飞凌TriCore系列产品，毫米波雷达仍然是博世产品，该驾驶辅助硬件安装于手套箱下方，这个阶段特斯拉掌握图像识别算法+多传感器融合+应用层软件开发。

HW3.0:

- **HW3.0是特斯拉驾驶辅助硬件的重大革新，首次采用自研的自动驾驶芯片，**抛弃英飞凌/英伟达的产品，自研高度集成的SoC+MCU芯片，具备全套芯片设计+图像识别算法+多传感器融合+应用层软件开发。

HW4.0:

- **HW4.0在欧洲获批用于新款S和X车型，预计硬件4.0将利用台积电的4/5nm工艺并提供5MP相机，检测远处物体的能力有望提升，Autopilot能力进一步增强。**更新后的硬件将包含：
 - 一台新的FSD计算机，**预计其功率将是目前HW3.0 FSD计算机的4倍**
 - 先进的高清雷达
 - 用于GPS的GNSS天线将进行升级，这将进一步实现与其他卫星导航系统的兼容性，包括GLONASS，北斗和伽利略

表：特斯拉自动驾驶硬件方案对比总结				
项目	HW1.0	HW2.0	HW2.5	HW3.0
前置摄像头	1个	1 - Narrow (35°) 1 - Main (50°) 1 - Wide (120°)		
B柱摄像头（汽车侧柱）	0	Left: 80 m (260 ft) 100 m (330 ft) Right: 80 m (260 ft) 100 m (330 ft)		
前置雷达	160 m 525 ft		170 m 558 ft	
超声波传感器	12 (5m/16ft range)		12 (8m/26ft range)	
核心处理器	Mobileye EyeQ3*1	NVIDIA DRIVE PX 2 AI	NVIDIA DRIVE PX 2 (+ additional GPU)	FSD 芯片

03

大模型对自动驾驶行业 的赋能与影响

自动驾驶领域的大模型发展相对大语言模型滞后，大约始于2019年，吸取了GPT等模型成功经验

以GPT为代表的大模型通常包含亿级甚至百亿级参数，采用Transformer结构进行分布式训练，以提升模型能力。**GPT的成功激发了自动驾驶研究者利用类似架构进行端到端学习，甚至涌现出专为自动驾驶设计的预训练模型。**这些努力为自动驾驶行业带来新思路，大模型通过强大的数据分析和模式识别能力，增强了自动驾驶系统的安全性、效率和用户体验，实现了更准确的环境感知、智能决策。

提升环境感知的鲁棒性和泛化能力：

- 大模型通过预训练学习提取强大的语义特征表示，这提高了模型对复杂和异常场景的理解能力，增强了感知的鲁棒性。同时具备更强的泛化能力，能够感知训练数据以外的新环境。

实现端到端的学习：

- 大模型具备直接从原始传感器输入到驾驶决策输出的强大建模能力，可以实现端到端的自动驾驶学习，简化系统架构。

强化时间维度的理解：

- 大模型通过精细建模顺序，可以推断时间维度上的因果关系，更好地预测动态环境的变化。

多模态融合理解场景：

- 大模型拥有足够的表达能力，可以融合不同类型的多模态输入(图像、雷达等)，实现对整体场景的多维理解。

减少人工设计和标注依赖：

- 依靠大模型的无监督或自监督预训练，可以降低对人工设计特征工程和数据标注的依赖。

大模型的应用加速模型端的成熟，为L3/L4级别的自动驾驶技术落地提供了更加明确的预期

- 模型的成熟使得自动驾驶系统更加稳定和可靠，为商业化应用奠定了基础。随着深度学习和神经网络技术的迅速发展，模型在感知、决策和控制等方面取得了显著进展，向着高效地处理大量传感器数据，准确识别交通标志、行人、车辆等、实现环境感知的方向发展。此外，模型也能够辅助实时路径规划和决策制定，使车辆能够在复杂的交通环境中安全行驶。
- 大模型的应用为L3/L4级别的自动驾驶技术落地提供了更加明确的预期，尤其特斯拉在前沿技术领域的探索，正在成为实现L3/L4级别自动驾驶落地的风向标。特斯拉提出的Transformer+BEV+占用网络算法让车辆能够更精准地理解复杂的交通环境，为L3/L4级别的自动驾驶系统提供更强环境感知能力，从而在城市道路和高速公路等特定场景中更自信地行驶。

表：特斯拉新技术简表

日期	具体内容
2017/8/9	特斯拉的ModelS/X还添加了一台新的机载计算机，更新后包含辅助GPU，以提高计算能力。新的Autopilot硬件套件内部称为“HW 2.5”。
2019/3/23	特斯拉的Tesla已开始生产配备最新Autopilot硬件的ModelS/X车辆，以支持全自动驾驶功能。新硬件被称为“HW3”，是特斯拉半自动驾驶辅助功能的下一代产品，包括自动驾驶导航、高级召唤、自动变道、自动停车以及对交通信号灯做出响应的能力。
2022/10/4	特斯拉宣布从Model3和ModelY中移除超声波传感器(USS)。在移除USS的同时，还同时推出了基于视觉的占用网络（目前用于全自动驾驶(FSD) Beta版），以取代USS生成的输入。
2023/2/12	特斯拉获得荷兰汽车管理局颁发的变更批准证书。该证书确认该公司正在为ModelS/X配备硬件4.0芯片，从而能够在欧洲为这些车型提供最新的FSD软件和硬件。

表：国内重要自动驾驶政策节选

日期	部门	具体内容
2018/4/11	工信部、公安部、交通运输部	《智能网联汽车道路测试管理规范（试行）》规定了智能网联汽车上路测试的申请条件
2021/3/23	深圳市人民代表大会常务委员会	《深圳经济特区智能网联汽车管理条例（征求意见稿）》明确规定智能网联汽车经登记取得登记证书、号牌和行驶证后，可上特区道路行驶、进一步放宽智能网联汽车道路测试和示范应用相关条件，规定智能网联汽车可以上特区的高速公路和城市快速路开展道路测试和示范应用
2022/6/23	深圳市人民代表大会常务委员会	《深圳经济特区智能网联汽车管理条例》是全国首个对L3及以上自动驾驶权责、定义等重要议题进行详细划分的官方管理文件，为已经达到有条件自动驾驶的车型合法上路，扫除政策障碍。
2023/6/21	工信部	工信部表示今后一段时间要深化测试示范应用，启动智能网联汽车准入和上路通行试点，组织开展城市级“车路云一体化”示范应用支持有条件的自动驾驶（L3级别的自动驾驶）。

- **持续降本**：下放前几年的中端芯片到低端产品上，采用技术已经成熟的自动驾驶计算平台
- **硬件配置优化**：优化感知系统硬件配置，采用国产性价比比较高的激光雷达等硬件降低成本
- **工程化能力提升**：采用双芯片策略提高整体算力，提升性价比，降低成本

成本

- **算法创新**：持续推出前沿技术，如Transformer+BEV、占用网络模型等，增强算法的环境感知能力；同时优化算法对硬件的利用效能，如行泊一体算法的发展。
- **硬件迭代**：芯片能力持续增强，高通、英伟达、地平线等公司单芯片算力规模持续提升，带来单位算力成本的降低；特斯拉推出Dojo超级计算机，加速模型算法的训练与迭代。

技术

监管

- **智能网联汽车准入和商业试点**：已针对L3和L4级汽车出台管理办法；
- **权责认定**：仍需明确不同自动驾驶级别下自动驾驶系统与人驾驶员的权责关系，特别是在L3级，需要定义事故责任，考虑人车交互设计和驾驶员监控要求。
- **安全监管**：完善自动驾驶安全监管体系，制定具体的测试评价标准，监测系统在交通环境中的安全性和可靠性。建立版本管理和事故责任追溯机制。

安全

- **测试和验证**：仿真技术的完善，使得模拟测试以弥补实车测试的不足。
- **汽车通信与数据安全**：国家标准和执行细则持续落地出台，落实安全措施与责任主体

成本仍有下降空间，低端车配载有助于加速量产落地

- **搭载高级别自动驾驶系统的车型正在加速落地，但由于技术复杂性和成本考量，目前主要集中于高端车型领域。**根据市场现状，搭载L2+自动驾驶系统的车型售价约在12万至46万元区间，搭载L3的车型售价约在45.8万至133.9万元区间。我们认为要实现自动驾驶向低端车型的快速渗透，成本的降低是关键。
- 车企可以通过多种方式来降低硬件成本：
 - 采用国产的激光雷达（如禾赛、华为和大疆等，且根据搜狐科技禾赛近三年不断下探激光雷达价格，Yole机构预计激光雷达市场在未来5年内增长15倍，达到47亿美元。）**由于规模经济效应和市场竞争加剧，预计未来激光雷达等感知系统硬件配置价格将持续下降。**
 - 随着芯片性能迭代，**老款芯片价格降低，可用于低端车型从而降低成本**，且老款的芯片也有着成熟的技术和调校
 - **提升工程化能力**，如采用双芯片的策略也可以提高算力，提升车辆性价比，例如极氪001就采用了双芯片（Mobileye EyeQ5H）的策略，使得总算力达到48 TOPS，可以实现L3以上级别自动驾驶。

总体来看，我们认为自动驾驶系统成本还具有较大下降空间，低成本的自动驾驶系统有望在两三年内快速向低价位车型渗透，加速使自动驾驶量产推广。

表：国内部分L2+车辆售价

车企	车型	售价	自动驾驶级别
理想	理想L7	31.98万-37.98万元	L2+
理想	理想L8	33.98万-39.98万元	L2+
理想	理想L9	42.98万-45.98万元	L2+
深蓝汽车	深蓝S7	14.99万-20.29万元	L2+
深蓝汽车	深蓝SL03	14.59万-15.69万元	L2+
上汽大通	大通MIFA 9	27.99万-43.99万元	L2+
上汽荣威	荣威RX5	12.29万-15.59万元	L2+
吉利	博越L	12.57万-17.07万元	L2+
领克	领克09 EM-P远航版	33.98万元-34.98万元	L2+

表：国内外部分L3车辆售价

车型	售价	自动驾驶级别
本田Legend Hybrid EX	1100万日元（约54.74万元）	L3
奔驰EQS	88.10-133.90万元	L3
奥迪A8	90,600欧元（约71.04万元）	L3
蔚来ET7	45.80-53.60万元	L3
蔚来ES8	49.60-65.60万元	L3

未来高级别自动驾驶技术的发展仍将沿着算法和硬件两条主线并进

- **算法方面，算法框架的优化，带来算力利用效率的提升。** 特斯拉的前沿算法方案为行业提供指引，引领迭代方向，如Transformer+BEV和占用网络模型等先进技术，国内各大车企也纷纷跟上潮流。此外，随着大模型在自动驾驶领域的运用，行泊一体方案的发展，进一步优化算法对硬件的利用效能，减少自动驾驶汽车对高端芯片的依赖，促进L3级自动驾驶汽车的落地。
- **硬件设备方面，自动驾驶系统需要大量并行计算，因此各大厂商推出了专用芯片，拥有更强大的并行处理能力。**
 - 高通、英伟达地平线等企业芯片产品技术不断更新迭代，**单芯片算力规模持续提升，带来的是单位算力成本的降低。**
 - 双芯片策略已在市场上广泛运用，采用双芯片策略能够提升芯片整体算力，在一定程度上解决算力短缺的问题。
 - 特斯拉发布Dojo超级计算机，应用于对大量视频进行无监督的大规模训练，进一步推进自动驾驶大模型的发展。

表：部分国内自动驾驶公司技术路径整理

企业	技术路线/信息
小马智行	自研BEV，导航地图实现高速与城市NOA功能
毫末智行	NOH，空间、时间和传感器BEV
轻舟智航	OmniNet，前融合和BEV空间特征融合
地平线	SuperDrive 感知融合BEV技术
纽劬科技	BEVSegFormer，任意配置相机进行 BEV语义分割
百度	UniBEV车端和路端感知数据放到同一个坐标系

我国高级别自动驾驶的法规政策还在逐步完善之中，法规政策持续落地

- 一方面，工信部已经针对L3及L4级别自动驾驶车辆出台管理办法，落实了智能网联汽车的准入和商业通行试点，明确了智能网联汽车的定义和分级这为自动驾驶车辆的合法上路扫清了政策障碍。但仍需进一步明确自动驾驶系统与人驾驶员在不同自动驾驶级别下的权责关系。
- 另一方面，自动驾驶安全监管仍有待持续完善。目前尚未建立自动驾驶系统事故责任追溯机制，也未制定明确统一的自动驾驶测试评价标准。预计未来部门将出台更为细致的安全监管措施。

表：深圳市自动驾驶试点和立法推进节奏

日期	部门	具体内容
2018/4/11	工信部、公安部、交通运输部	《智能网联汽车道路测试管理规范（试行）》规定了智能网联汽车上路测试的申请条件
2018/5/14	深圳市交通运输局	深圳市为腾讯自动驾驶实验室发放全市首张智能网联汽车道路测试牌照，可供L3汽车上路测试
2018/5/23	深圳市交通运输局	《深圳市关于贯彻落实<智能网联汽车道路测试管理规范（试行）>的实施意见》进一步细化了深圳市申请道路测试的条件，并明确每台测试车辆应配备至少一名测试安全员
2018/10/30	深圳市交通运输局	《深圳市智能网联汽车道路测试开放道路技术要求（试行）》公布了首批智能驾驶的开放路测道路
2020/8/11	深圳市交通运输局	《深圳市关于推进智能网联汽车应用示范的指导意见》允许企业以智能网联汽车为载体在指定的开放道路进行载人、城市环卫作业和载货及其它特种作业（均为非营利性）
2021/3/23	深圳市人民代表大会常务委员会	《深圳经济特区智能网联汽车管理条例（征求意见稿）》明确规定智能网联汽车经登记取得登记证书、号牌和行驶证后，可上特区道路行驶、进一步放宽智能网联汽车道路测试和示范应用相关条件，规定智能网联汽车可以上特区的高速公路和城市快速路开展道路测试和示范应用
2021/7/30	工信部	《关于加强智能网联汽车生产企业及产品准入管理的意见》规定了自动驾驶汽车及其生产企业的准入管理要求，为L3及L4级自动驾驶汽车的规模化量产做准备。
2022/2/14	深圳市	萝卜运力（深圳）科技有限公司获批深圳市智能网联汽车示范应用，百度自动驾驶出行服务平台“萝卜快跑”正式落地深圳市南山区，面向市民提供自动驾驶示范应用出行服务
2022/6/23	深圳市人民代表大会常务委员会	《深圳经济特区智能网联汽车管理条例》是全国首个对L3及以上自动驾驶权责、定义等重要议题进行详细划分的官方管理文件，为已经达到有条件自动驾驶的车型合法上路，扫除政策障碍。
2022/11/2	工信部、公安部	《关于开展智能网联汽车准入和通行试点工作的通知（征求意见稿）》针对L3和L4级别自动驾驶推出管理办法。
2023/6/17	深圳市	萝卜快跑获得由深圳市坪山区颁发的首批智能网联汽车无人商业化试点通知书，可在深圳市坪山区开展L4级无人驾驶商业化收费运营
2023/6/21	工信部	工信部表示今后一段时间要深化测试示范应用，启动智能网联汽车准入和上路通行试点，组织开展城市级“车路云一体化”示范应用，支持有条件的自动驾驶（L3级别的自动驾驶）。

安全性自动驾驶汽车实现商业化落地必不可少的重要因素

- 为保证自动驾驶系统的安全可靠，按照国家监管要求，自动驾驶车辆必须经过5000公里以上的封闭场地训练评估，且测试驾驶员须通过不少于50小时培训，并通过车辆安全技术检验后方可申请上路测试资格。**目前我国智能网联汽车道路测试总里程已超7000万公里，我们预计L3级及以上自动驾驶汽车开放个人使用上路试点区域仍需一定的时间才能实现。**
- 汽车通信安全和数据安全也需达到国标或相关条例要求。我们预计未来中国会参考欧美国家实践，进一步细化安全要求，加强相关法规制度建设，如制定自动驾驶汽车安全评估标准、明确自动驾驶系统开发生命周期各阶段的安全保障要求、建立自动驾驶汽车事故责任认定机制等。**

表：部分自动驾驶汽车安全标准

标准定义和分类	国家标准号	对标国际标准号
道路车辆 预期功能安全	国家标准20203970-T-339	国际标准ISO 21448
汽车整车信息安全技术要求	国家标准20214422-0-339	国际标准UN R155
道路车辆 信息安全工程	国家标准20230389-T-339	
汽车信息安全应急响应管理规范	国家标准20213611-T-339	
汽车信息安全通用技术要求	国家标准GB/T 40861-2021	
车载信息交互系统信息安全技术要求及试验方法	国家标准GB/T 40856-2021	
电动汽车远程服务与管理系统信息安全技术要求及试验方法	国家标准GB/T 40855-2021	
汽车网关信息安全技术要求及试验方法	国家标准GB/T 40857-2021	
电动汽车充电系统信息安全技术要求及试验方法	国家标准GB/T 41578-2022	
汽车诊断接口信息安全技术要求及试验方法	国家标准20211169-T-339	

技术逐步成熟，政策有望为高级别自动驾驶落地提供催化

- L3/L4级别自动驾驶技术作为自动驾驶领域的重要里程碑，一直备受关注。尽管技术已经达到一定成熟阶段，但其落地仍受政策影响，目前正处在计划之中。然而，随着技术的不断发展，若政策能够顺应趋势，将有望推动各家车厂加速自动驾驶布局的节奏。
- L3级别自动驾驶要求车辆在特定环境下实现自主驾驶，而L4级别更进一步，使车辆在特定区域内能够完全自主驾驶。技术发展已经使得L4级自动驾驶汽车具备在特定场景下实现自主驾驶的能力，目前已经获批在特定道路上进行商业化试点运营。
- 目前政策仍未放开个人使用L3/L4级别的自动驾驶，但随着自动驾驶技术逐步成熟，安全性能显著提升，政策环境有望催化L3/L4级别自动驾驶技术的量产落地，对于政策的乐观预期亦有助于加速车厂在高级别自动驾驶领域的布局节奏。

表：部分车厂代表车型自动驾驶相关信息

车企	车型	价位	上市时间	自动驾驶级别	自动驾驶芯片	自动驾驶系统
上汽	智己LS7	28.98-45.98万	2302	L2/L3	Nvidia Orin X	智己IM AD NOA 2.0智能驾驶辅助系统
蔚来	蔚来ET7	42.80-53.60万	2304	L2/L3	NVIDIA DRIVE Orin	NAD系统
Smart	Smart精灵#3	20.99-28.99万	2306	L2	Veoneer高算力芯片	smart Pilot Assist智能辅助驾驶系统
理想	理想L8	33.98-39.98万	2302	L2	地平线征程5	理想AD Pro系统
华为	问界M5	24.98-33.18万	2307	L2	MDC智能驾驶计算平台	华为ADS 2.0
合众新能源	哪吒S	15.98-32.68万	2307	L2	双地平线征程3	NETA PILOT2.5
比亚迪	BYD汉EV	19.68-32.18万	2303	L2	未知	DiPilot智能驾驶辅助系统
小鹏	小鹏G6	20.99-27.69万	2306	L2	双英伟达 Orin-X	XNGP

国内主机厂平均预计2024年左右落地L3级别自动驾驶

- 根据佐思汽车研究对于国内主机厂自动驾驶落地时间的规划统计，各主机厂自2021年开始加速对L2+自动驾驶的布局，且预计在2024年左右实现L2++（接近L3）或者更高级别的自动驾驶功能的落地。

表：部分国内主机厂自动驾驶落地时间及规划											
主机厂	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025
长安	L1			L2				L2.5	L2.9		L4
长城	L1			L2			L2.5	L2.9	L4		
比亚迪		L1			L2			L2.5	L3		L4
一汽			L1		L2	L2.5			L3		L4
吉利	L1			L2		L2.5	L2.9			L3	L4
广汽		L1		L2		L2.5	L2.9			L4	
北汽					L1	L2	L2.5	L2.9			L4
上汽			L1	L2			L2.5	L2.9			L4
奇瑞				L1	L2			L2.5	L2.9		L4
东风		L1				L2	L2.9		L4		

车厂/Tier 1 大模型研发布局

表：车厂/Tier1 大模型研发布局（不完全统计）

主机厂/Tier 1	大模型	发布日期	模型功能	（主要）现有应用场景	应用车型
毫末智行	DriveGPT雪湖·海若	23.04	认知决策，之后扩展应用到城市 NOH、捷径推荐、智能陪练以及脱困场景中；最终实现端到端自动驾驶	认知决策(合理的逻辑告诉驾驶者，车辆为何选择这样的决策动作)	新摩卡 DHT-PHEV
理想	Mind GPT	23.06	文本生成能力、语言理解能力、知识问答能力以及逻辑推理能力	文本生成能力、语言理解能力、知识问答能力以及逻辑推理能力	暂无具体应用车型
广汽	广汽AI大模型	23.08	智能语音交互；智能驾驶；智能网联全链路升级	智能语音交互场景	埃安昊铂 GT
吉利汽车	全场景AI大模型	23.07	绘画、音乐、语言；自动驾驶	车外语音交互	银河 L6
商汤绝影	日日新大模型	23.04	BEV环视通用感知；感知决策一体；语言大模型	BEV环视通用感知；感知决策一体；语言大模型	暂无具体应用车型
百度	文心大模型	22.11	自动驾驶感知（远视距视觉感知、多模态端到端感知、点云感、数据挖掘）；出行规划、用车顾问、知识问答、灵感绘画	自动驾驶感知（远视距视觉感知、多模态端到端感知、点云感、数据挖掘）；出行规划、用车顾问、知识问答、灵感绘画	暂无具体应用车型
华为	盘古大模型	23.07	场景生成大模型，场景理解大模型，预标注大模型，多模态检索大模型	场景生成大模型，场景理解大模型，预标注大模型，多模态检索大模型	暂无具体应用车型
奇瑞	LION AI大模型	23.08	自然语言处理、语音交互	自然语言处理、语音交互	星途星纪元ES
小鹏	BEV+Transformer	23.06	不依赖高精地图，感知路线，算力选择	不依赖高精地图，感知路线，算力选择	小鹏G6
特斯拉	FSD Beta V12	23.08	端到端AI自动驾驶	端到端AI自动驾驶	特斯拉Model S

04

风险提示

- 1、自动驾驶算法研发与迭代不及预期
- 2、智能网联汽车政策落地不及预期
- 3、由于中美关系影响导致自动驾驶芯片供应链出现波动的风险
- 4、行业竞争加剧导致价格战的风险
- 5、报告中的统计信息均为基于公开信息的不完全统计，各公司实时动态和最新发展可能存在动态调整

行业的投资评级

以报告日后的6个月内，行业指数相对于沪深300指数的涨跌幅为标准，定义如下：

- 1、看好：行业指数相对于沪深300指数表现 + 10%以上；
- 2、中性：行业指数相对于沪深300指数表现 - 10% ~ + 10%以上；
- 3、看淡：行业指数相对于沪深300指数表现 - 10%以下。

我们在此提醒您，不同证券研究机构采用不同的评级术语及评级标准。我们采用的是相对评级体系，表示投资的相对比重。

建议：投资者买入或者卖出证券的决定取决于个人的实际情况，比如当前的持仓结构以及其他需要考虑的因素。投资者不应仅仅依靠投资评级来推断结论

法律声明及风险提示

本报告由浙商证券股份有限公司（已具备中国证监会批复的证券投资咨询业务资格，经营许可证编号为：Z39833000）制作。本报告中的信息均来源于我们认为可靠的已公开资料，但浙商证券股份有限公司及其关联机构（以下统称“本公司”）对这些信息的真实性、准确性及完整性不作任何保证，也不保证所包含的信息和建议不发生任何变更。本公司没有将变更的信息和建议向报告所有接收者进行更新的义务。

本报告仅供本公司的客户作参考之用。本公司不会因接收人收到本报告而视其为本公司的当然客户。

本报告仅反映报告作者的出具日的观点和判断，在任何情况下，本报告中的信息或所表述的意见均不构成对任何人的投资建议，投资者应当对本报告中的信息和意见进行独立评估，并应同时考量各自的投资目的、财务状况和特定需求。对依据或者使用本报告所造成的一切后果，本公司及/或其关联人员均不承担任何法律责任。

本公司的交易人员以及其他专业人士可能会依据不同假设和标准、采用不同的分析方法而口头或书面发表与本报告意见及建议不一致的市场评论和/或交易观点。本公司没有将此意见及建议向报告所有接收者进行更新的义务。本公司的资产管理公司、自营部门以及其他投资业务部门可能独立做出与本报告中的意见或建议不一致的投资决策。

本报告版权均归本公司所有，未经本公司事先书面授权，任何机构或个人不得以任何形式复制、发布、传播本报告的全部或部分内容。经授权刊载、转发本报告或者摘要的，应当注明本报告发布人和发布日期，并提示使用本报告的风险。未经授权或未按要求刊载、转发本报告的，应当承担相应的法律责任。本公司将保留向其追究法律责任的权利。

浙商证券研究所

上海总部地址：杨高南路729号陆家嘴世纪金融广场1号楼25层

北京地址：北京市东城区朝阳门北大街8号富华大厦E座4层

深圳地址：广东省深圳市福田区广电金融中心33层

邮政编码：200127

电话：(8621)80108518

传真：(8621)80106010

浙商证券研究所：<http://research.stocke.com.cn>