



德邦证券
Topsperity Securities

证券研究报告 | 行业深度
汽车整车
2023年11月7日

特斯拉FSD自动驾驶方案深度解析



证券分析师

姓名：俞能飞

资格编号：S0120522120003

邮箱：yunf@tebon.com.cn

更多免费行业报告

并购家

www.ipoipo.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

目录 CONTENTS

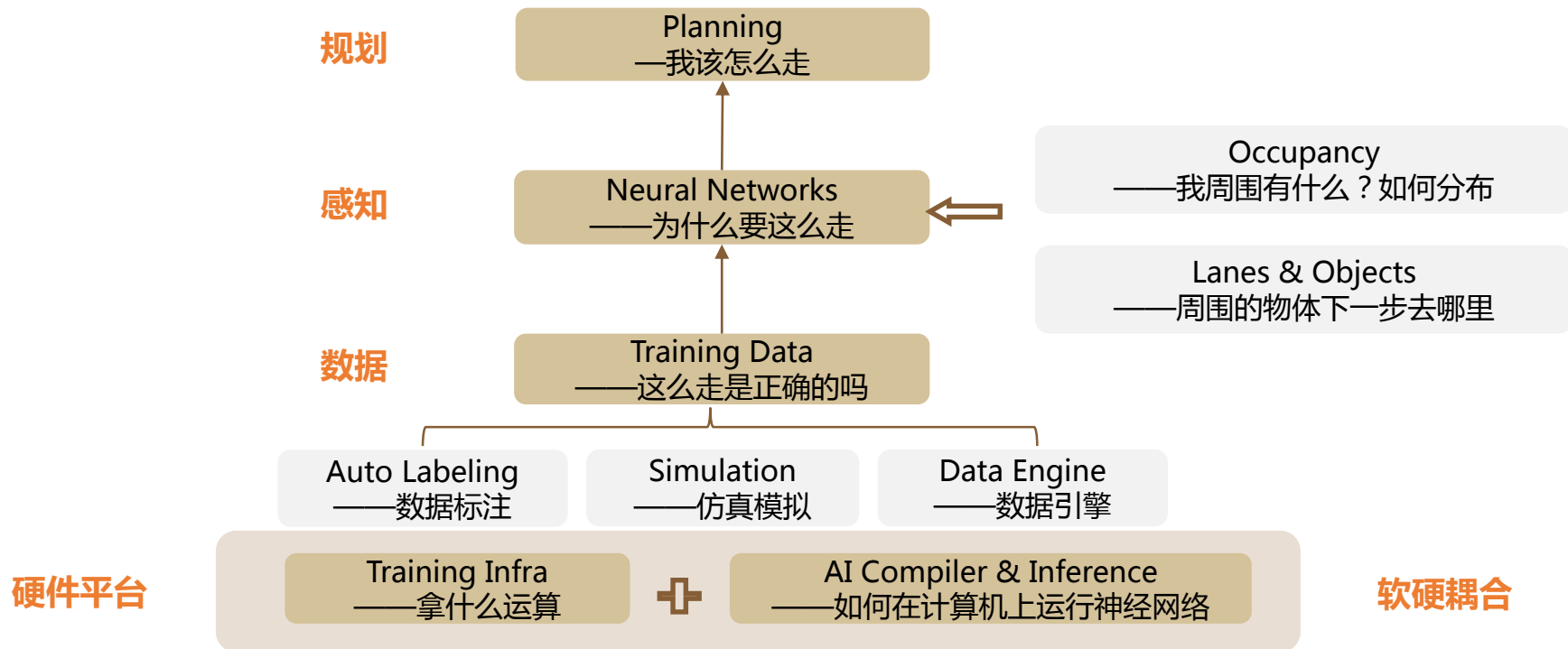
- 01 概要
- 02 特斯拉FSD架构详解
- 03 FSD V12展望
- 04 投资建议

01

概要

ABSTRACT 概要

FSD为一套包含感知/规控/执行的全链路自动驾驶软硬件架构



资料来源：TESLA 2022 AI day, youtube, 德邦研究所

02

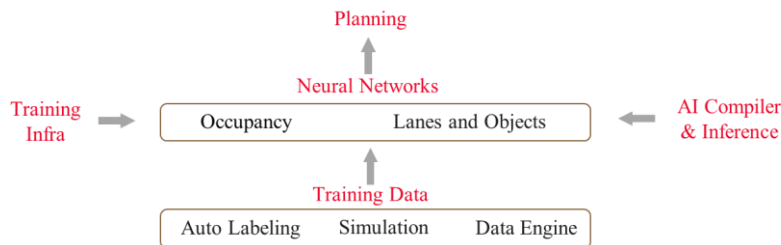
特斯拉FSD架构详解

FSD为一套包含感知/规控/执行的全链路自动驾驶软硬件架构

■ FSD架构：在数据、算法、算力等各个层面打造了一套包含感知、规控、执行在内的全链路自动驾驶软硬件架构

- **规划 (Planning)** :本质是解决多物体关联路径规划问题，处理自我和所有对象的行进轨迹，指导汽车完成相应的执行动作
- **神经网络 (Neural Networks)** :通过分析视频流等信息，输出完整的运动学状态 (位置/速度/加速度/颠簸) 控制车辆
- **训练数据 (Training Data)** :通过最新的4D自动标注技术、升级模拟仿真及云端计算资源，形成数据闭环
- **训练基础设施 (Training Infra)** :包括CPU、GPU、神经网络加速器单元 (Neural Network Accelerator)、AI编译器等，其中AI编译器能够支持神经网络所需的新操作，将它们映射到最佳的底层硬件资源上
- **AI编译与推理 (AI Compiler & Inference)** :即如何在计算机上运行神经网络。当前的推理引擎能够将单个神经网络的执行分配到两个独立的芯片系统上执行，可以理解为有两台独立的计算机在同一台自动驾驶计算机内相互连接

图表：特斯拉FSD架构



资料来源：TESLA 2022 AI day，youtube，德邦研究所

2.1

自动驾驶规划 (Planning) ——我该怎么走？

采用混合规划系统，提供最优规控解决方案

图表：十字路口三种不同方案的选择

✗ 方案一：抢在行人前面通过



✗ 方案二：在行人和右面来车之间通过



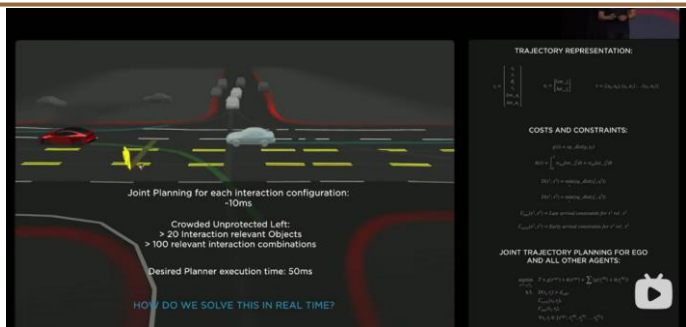
✓ 方案三：找到合适的间隙，在不干扰其他车辆的情况下通过



自动驾驶规控的目标：基于感知网络输出的结果，通过规划汽车行为和行车路径使得汽车达到指定目的地，同时尽可能确保行车安全性、效率性和舒适性

资料来源：TESLA 2022 AI day, youtube, 德邦研究所

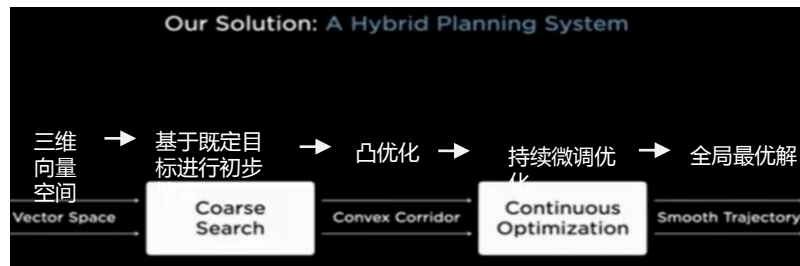
图表：FSD最终规划路线选择



资料来源：TESLA 2022 AI day, youtube, 德邦研究所

➤ 特斯拉FSD解决方案：将传统规划控制与神经网络算法相结合，构建一套【混合规划系统】，依靠“互动搜索（Interaction Search）”的框架，以任务分解的方式对一堆可能的运动轨迹进行并行研究

图表：特斯拉视觉规控解决方案



资料来源：TESLA 2021AI day, youtube, 德邦研究所

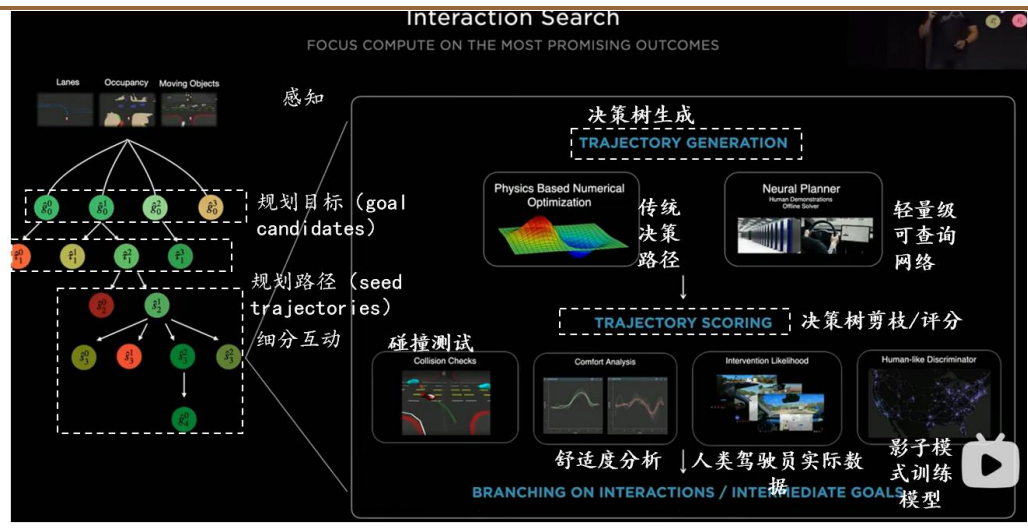
基于Vector Space的FSD路径规划，能够快速产生最优解



德邦证券
Topsperry Securities

- **具体解决路径**：从一组视觉测量开始，包括车道、占用率、移动物体等（这些都表现为稀疏的抽象和潜在特征），感知得到的Vector Space，通过Vector Space规划出后续潜在目标状态，进一步考虑细分互动，得到决策规划的路径

图表：FSD互动搜索框架



资料来源：TESLA 2022 AI day, youtube, 德邦研究所整理

- **决策树生成**
 - 最初用**经典的优化方法**来创建规划路径，随着约束条件增加，每个动作都需要1-5ms的时间
 - **最终建立了轻量级可查询网络。**
 - 【Tesla车队中人类驾驶员驾驶数据】VS【宽松时间约束的离线条件下系统规划的全局最优路径】，两者不断进行对比训练。能够在100us内生成一个候选规划路径
- **决策树剪枝/评分**
 - 采用混合规划系统，将传统方法与数据驱动相结合，通过四个方法进行候选路径评估完成剪枝

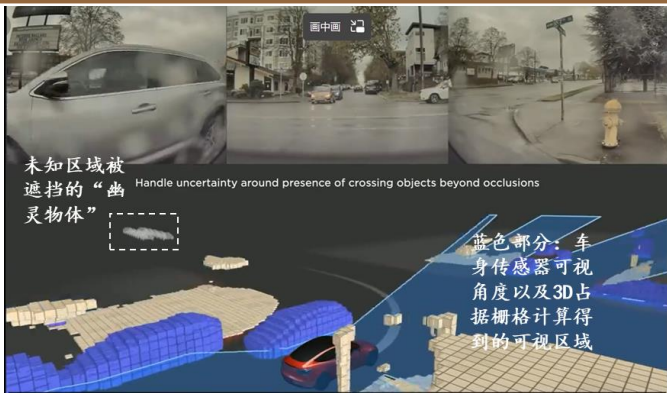
基于Vector Space的FSD路径规划，能够快速产生最优解



德邦证券
Topsperry Securities

- 对于未知及不确定性（corner case）的决策——通过Occupancy Network对可视区域进行建模用来处理未知不可见场景
 - 需要根据这些假想的参与者做相应的保护性驾驶，将控制反应与存在可能性函数相协调，得到非常类似人的行为

图表：通过Occupancy Network对可视区域进行建模用来处理未知不可见场景

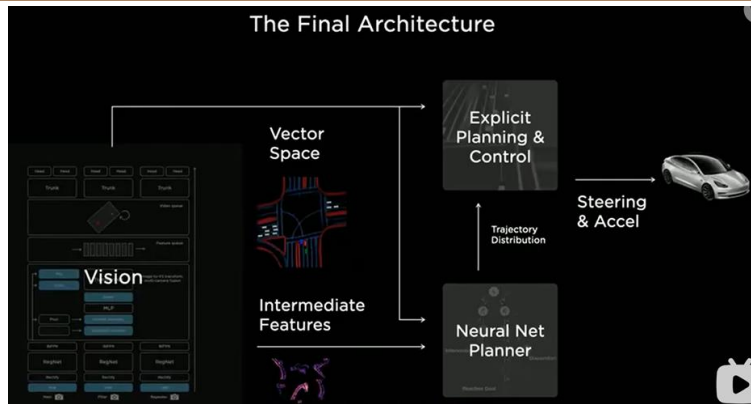


资料来源：TESLA 2022AI day, youtube, 德邦研究所整理

- 至此，特斯拉FSD最终架构浮出水面：

- 首先，通过视觉感知网络生成三维向量空间，对于仅有唯一解的问题，可直接生成明确的规控方案，而对于有多个可选方案的复杂问题，使用向量空间和感知网络提取的中间层特征，训练神经网络规划器，得到轨迹分布
- 其次，融入成本函数、人工干预数据或其他仿真模拟数据，获得最优的规控方案
- 最终生成转向、加速等控制指令，由执行模块接受控制指令实现自动驾驶

图表：特斯拉FSD感知-规划-控制整体架构



资料来源：TESLA 2021 AI day, youtube, 德邦研究所

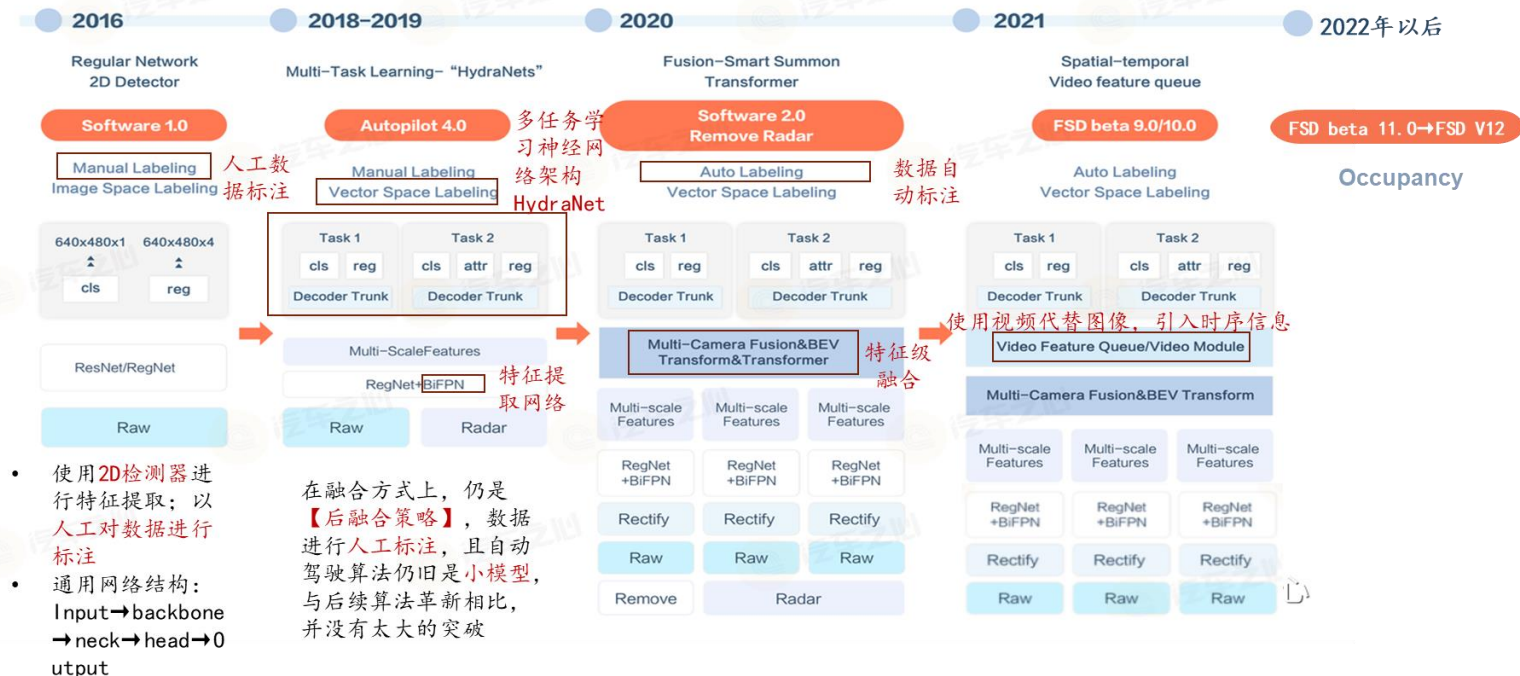
2.2

神经网络 (Neural Networks)

——为什么要这么走？

算法经历多次迭代，BEV+Transformer+Occupancy为当前架构

图表：特斯拉FSD算法迭代历程



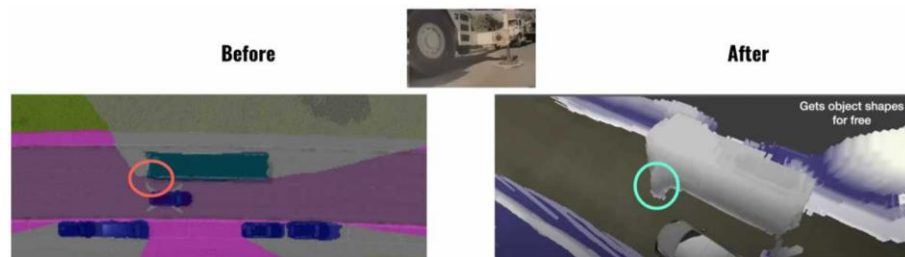
资料来源：汽车之心微信公众号，德邦研究所

2.2.1

占用网络 (Occupancy Network) ——我周围有什么？如何分布

升级至Occupancy能够有效优化障碍物识别问题

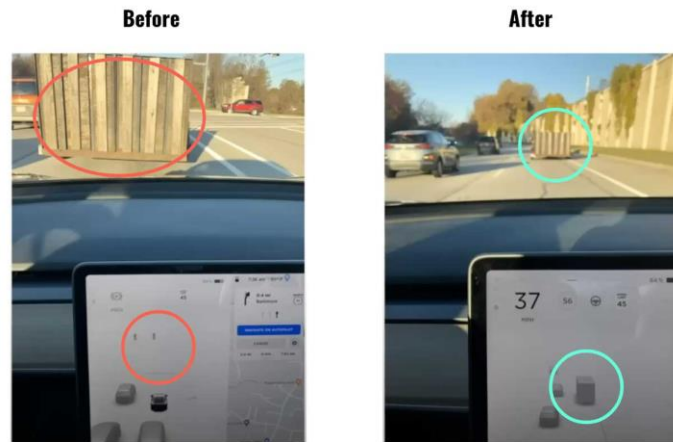
图表：Occupancy有效解决了一般障碍物识别问题



We use a **fixed size rectangle**, no matter the real shape of the truck

we **note the volume as occupied**, and therefore don't risk hitting that.

Fixed Rectangles vs Volumes



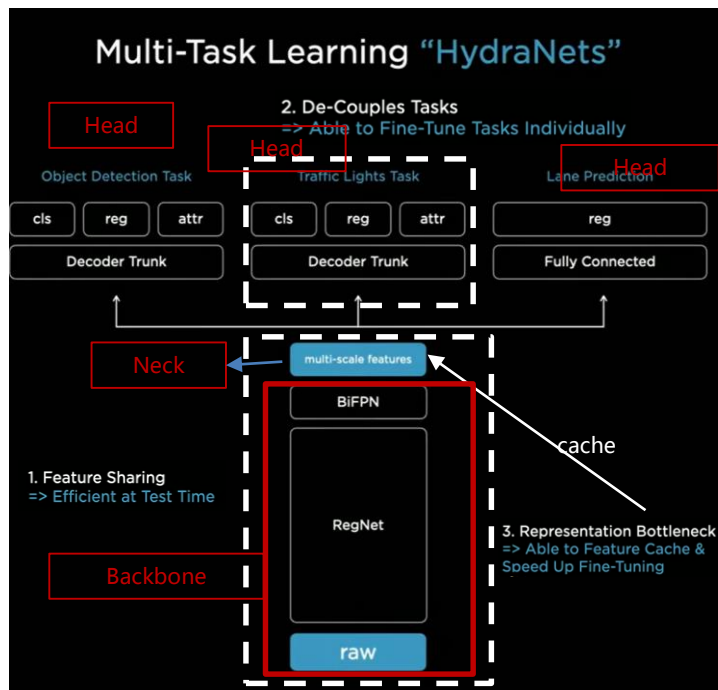
we didn't "classify" the pallet, so there is no object (=crash)

we note the volume as occupied, and put the closest object (a truck)

资料来源：THINK AUTONOMOUS官网，德邦研究所

HydraNets (九头蛇网络) 为视觉感知网络的基础结构

图表：特斯拉HydraNets (九头蛇网络) 架构示意图



资料来源：TESLA 2021 AI day, youtube, 德邦研究所整理

- 网络基础结构—九头蛇网络 (HydraNets) 由主干 (Backbone)、颈部(Neck) 与多个分支头部 (Head) 共同组成。主干层将原始视频数据通过残差神经网络(RegNet)及多尺度特征融合结构(BiFPN)完成端到端训练, 提取出颈部层的多尺度视觉特征空间 (multi-scale features), 最后在头部层根据不同任务类型完成子网络训练并输出感知结果
- 优势一：特征共享 (Feature Sharing)。使用同一主干网络提取特征并共享给头部使用, 可以在测试阶段分摊在车上运行的前向判断, 避免不同任务之间重复计算现象, 提升网络运行效率
- 优势二：任务解耦 (De-Couples Tasks)。不同类型子任务之间可以进行解耦, 这样可以单独处理每一项任务, 对单项任务的升级不必验证其他任务是否正常, 升级成本更低
- 优势三：特征缓存 (Representation Bottleneck)。因为这里存在颈部, 可以将特征缓存到硬盘, 具有较强的扩展性

进行多任务训练
并输出感知结果

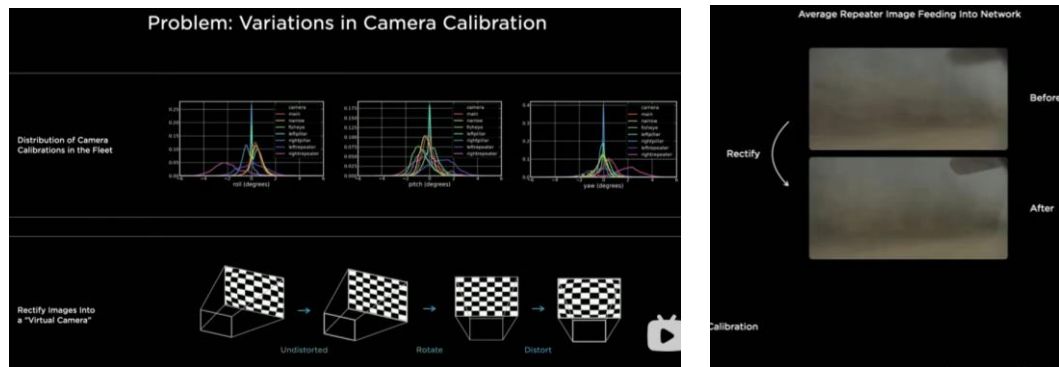
在BEV空间内
进行特征层融合,
并融入时序信息

输入原始数据,
通过backbone
进行特征提取

通过端到端的感知训练模型，从数据输入到空间向量输出

- ❑ **Step 1 图像输入 (Image Input)** : 校准每个相机的图片, 将原始12位RGB图像 (而非典型的8位) 输送给网络。多了4位信息能够使得动态范围提升16倍, 同时减少延迟 (无需在循环中运行图像信号处理ISP)
- ❑ **Step 2 图像校准 (Rectify)** : 通过不同的汽车采集到的数据共同构建一个通用感知网络架构, 不同汽车由于摄像头安装外参的差异, 可能导致采集的数据存在微小偏差, 为此特斯拉在感知框架中加入了一层“虚拟标准相机(virtual camera)”, 引入摄像头标定外参将每辆车采集到的图像数据通过去畸变、旋转等方式处理后, 统一映射到同一套虚拟标准摄像头坐标中, 从而实现各摄像头原始数据校准, 消除外参误差, 确保数据一致性, 将校准后的数据传输给主干神经网络进行训练
- ❑ **Step 3 特征提取 (Image Featurizers)** : 用一组RegNet (特定残差网络, specific class of resnets) 和BiFPN (加权双向特征金字塔网络) 作为提取图像空间特征的主干

图表：加入virtual camera校准图像数据偏差



资料来源：TESLA 2021AI day, youtube, 德邦研究所

通过端到端的感知训练模型，从数据输入到空间向量输出

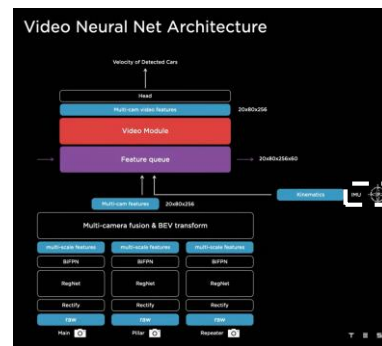
- **Step 4 构造空间位置 (Spatial Attention)** : 将摄像头采集到的数据通过【BEV空间转换层】构造一组3D位置, 同时将图像信息作为键(key)值(value), 输入给一个注意力模型 (核心模块是【Transformer神经网络】)。注意力模型的输出是高维空间特征, 这些高维空间特征与车辆上的里程数据进行暂时协调, 来推导出运动。该方案厉害之处在于可以将地面坡度、曲率等几何形状的变化情况内化进神经网络的训练参数中
- **Step 5 时间对齐 (Temporal Alignment)** : 上述高维空间暂时特征经过一组反卷积, 产生最终的占用率和占用率流输出。它们生成的是固定尺寸块的网格, 为了提高精度, 模型还生成了per voxel feature MAP输入到MLP中, 借助3D空间点查询 (query) 来获取任意点的位置和语义信息

图表：BEV+Transformer实现二维图像空间向三维向量空间的转变



资料来源：TESLA 2021AI day, youtube, 德邦研究所

图表：通过输入视频片段为自动驾驶增添短时记忆能力



资料来源：TESLA 2021AI day, youtube, 德邦研究所

2.2.2

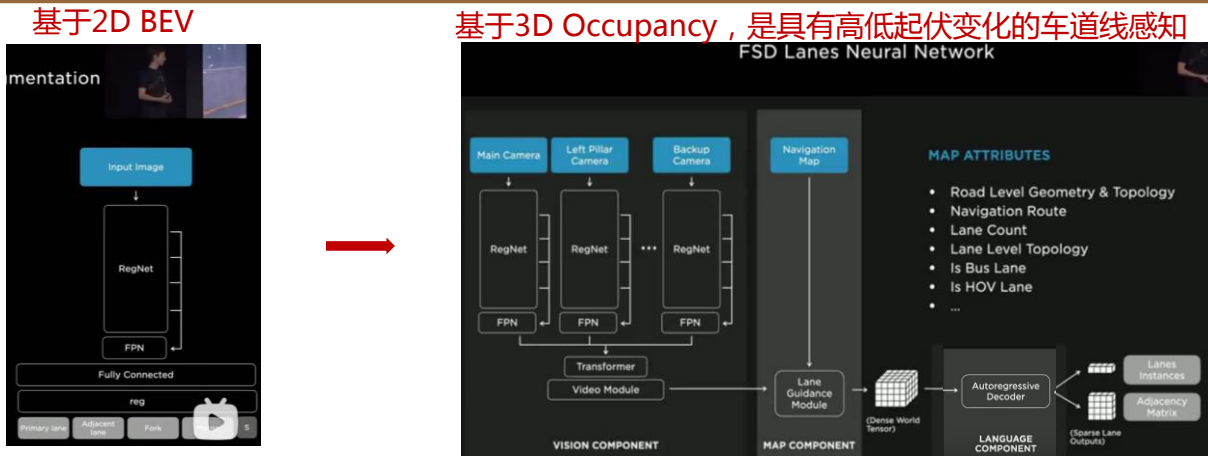
车道线及障碍物感知(Lanes & Objects)

——周围的物体下一步去往哪里？

基于3D Occupancy迭代车道线及障碍物感知模型

- **早期**，将车道检测问题建模为一个图像空间内实时分割的任务，只能从几种不同的几何形状中辨别车道。具体而言，可以分别出当前车道、相邻车道，能特别处理一些交叉和合并的情况，然后用粗略的地图数据对其进行增强。这种简化模型对高速这种高度结构化的路是有效的
- **当前**，引入Map Component，使用了低精度地图中关于车道线几何/拓扑关系的信息（车道线数量/宽度、特殊车道属性等），并将这些信息整合起来进行编码，与视觉感知到的特征信息一起生成车道线（Dense World Tensor）给到后续Vector Lane模块

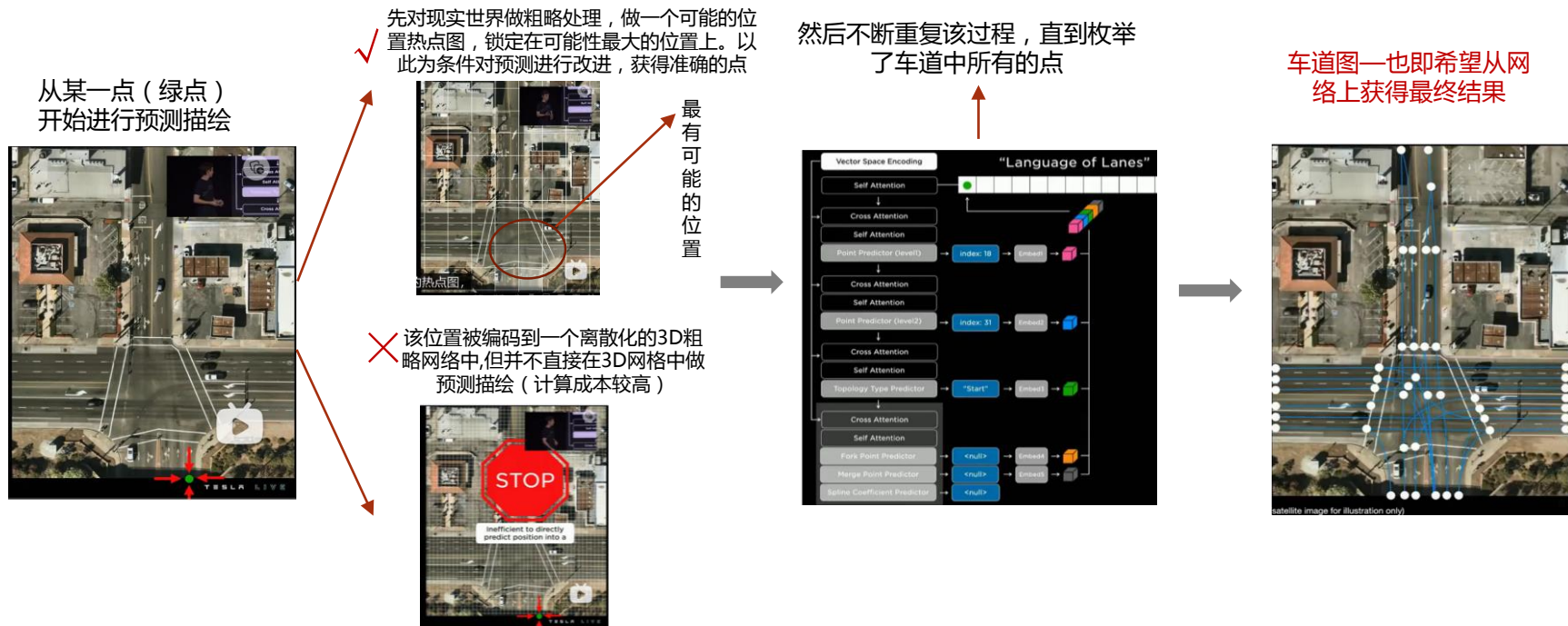
图表：车道线及障碍物感知模型



资料来源：TESLA 2022AI day，youtube，德邦研究所

问题一：如何预测车道？

图表：特斯拉车道预测方案



资料来源：TESLA 2022AI day, youtube, 德邦研究所

2.3

训练数据 (Training Data) ——为什么这么走是正确的？

2.3.1

自动数据标注 (Auto Labeling)

由2D手工标注逐步升级为4D自动标注，数据闭环趋于完善

外包第三方进行数据标注

组建超1000人团队进行手工标注

自动标注

图表：特斯拉数据标注由2D手工标注逐步升级为4D自动标注

基于2D图像进行标注



在BEV空间下进行4D自动标注



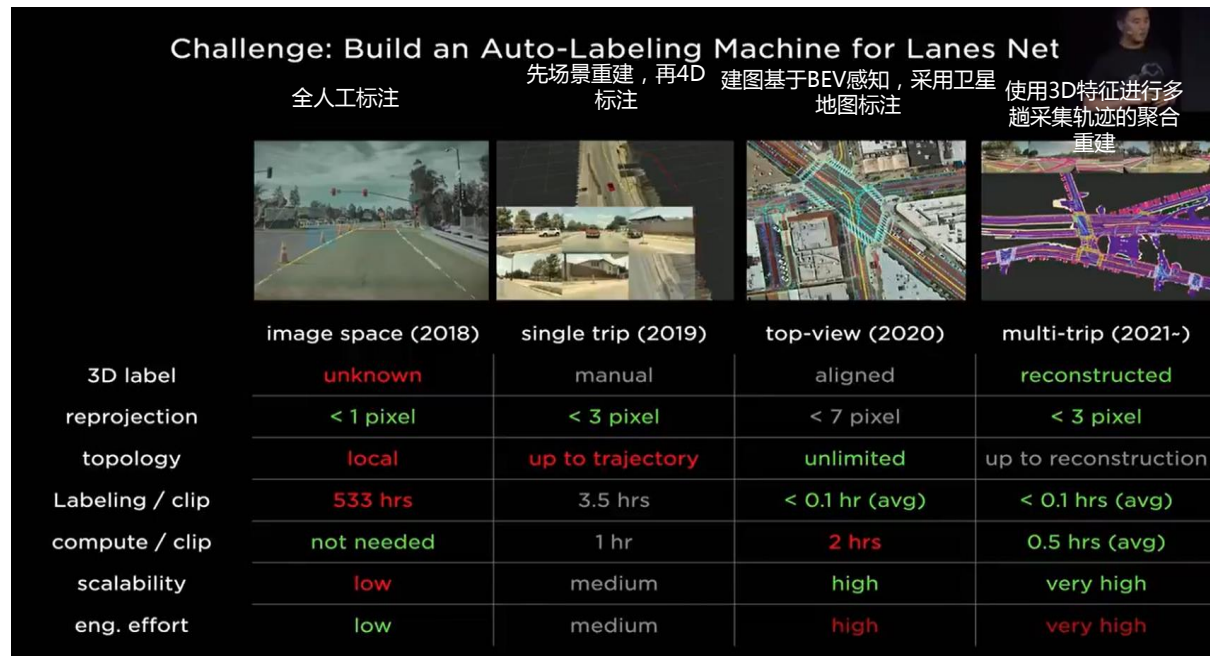
资料来源：TESLA 2021 AI day, youtube，德邦研究所

- **做法**：在2D图像上标注出各种物体，具体表现为在单个物体上绘制出一些多边形和折线，用以描绘出边界框（Bounding Boxes）
- **缺点**：数据量很大的情况下，工作量极大，标注效率低

- **含义**：在三维或四维空间中，为不同的时间点和空间位置赋予独特的标签或标识符
- **做法**：直接在向量空间中进行标注，将其投影到相机图像中
- **优点**：能够支持大量数据标注；由于只需要在空间中标注一次，然后自动投影，标注效率大幅提升

为什么要采用4D自动标注？——大幅提升标注效率

图表：特斯拉数据标注发展历程

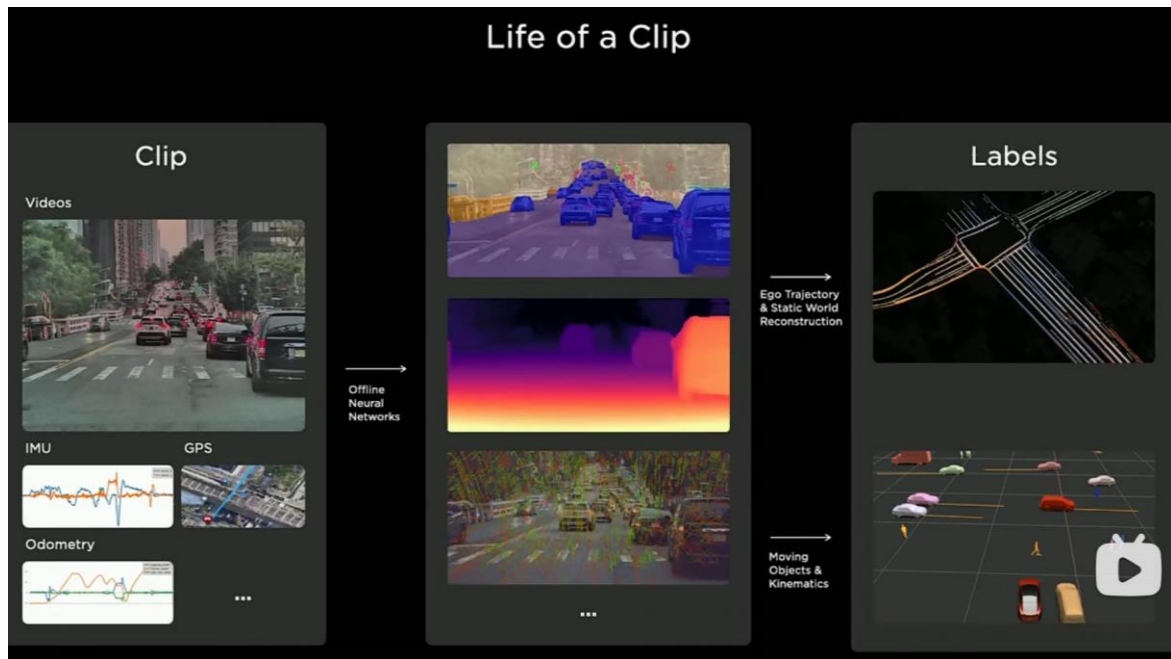


- 可以取代500万小时的人工操作标记，只需在集群中运行12小时，就可以完成10000次行驶轨迹的标记

资料来源：TESLA 2022AI day, youtube, 德邦研究所

如何进行4D自动标注？—采集Clips通过机器算法生成Labels

图表：4D自动标注过程



□ 自动标注步骤：

- 通过汽车在一段时间内采集到的视频、IMU、GPS、里程表等数据构成最小标注单元（Clip，约45-60秒）
- 将最小标注单元上传至服务器，由离线神经网络系统训练得到中间层结果，如分割、深度等
- 通过大量机器算法生成最终用以训练的标签集（Labels）

资料来源：TESLA 2021AI day, youtube, 德邦研究所

4D自动标注的几个关键步骤

图表：4D自动标注的3个关键步骤

高精度的轨迹和结构复现 (High precision trajectory)

由多摄像头和惯性里程计实现

所有的特征都是神经网络从视频中推断出来的，然后在向量空间进行跟踪和重构

复建的路面和道路细节也被用作以后人工验证的有利指导

多重轨迹重建 (Multi-Trip Reconstruction)

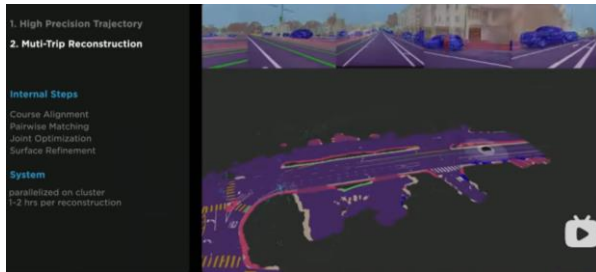
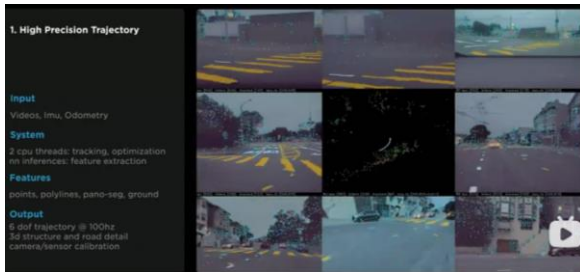
通过粗对齐/关联/联合非线性优化及最终曲面优化等几步进行；然后进一步细化路面；最后人工介入确定最终标记

上述每一个步骤在集群上都已经实现并行化，因此整个过程只需要1-2小时

自动标记新轨迹 (Auto-Labeling New Trips)

使用多轨迹对齐引擎，但只做现有重建结果+新行驶轨迹的重建

对于每个新的轨迹需要30min就可以完成自动标记，而无需几个小时的人工标记。这也是提高可扩展性的关键所在



资料来源：TESLA 2022 AI day, youtube, 德邦研究所

2.3.2

仿真模拟 (Simulation)

为什么要做仿真模拟？—泛化Corner Case，赋能模型迭代

- 仿真模拟可以提供现实世界中难以获得或是难以标记的数据，从而加速FSD能力的训练，赋能模型迭代

图表：仿真模拟示意图

基于数据标记，叠加一些全新工具，可以在5Min内生成这类场景



资料来源：TESLA 2022 AI day，youtube，德邦研究所

如何进行仿真模拟？——五大步骤

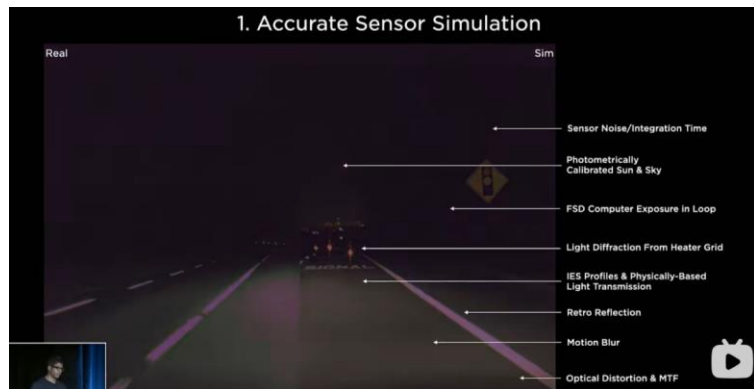
- ❑ **Step 1 准确的传感器仿真 (Accurate Sensor Simulation)** :由于FSD的感知系统是基于纯摄像头，因此需要对摄像头的各种属性进行软硬件建模，如传感器噪声、曝光时间、光圈大小、运动模糊、光学畸变等
- ❑ **Step 2 逼真的视觉渲染 (Photorealistic Rendering)** :为了更真实的模拟现实世界场景，需要仿真渲染尽可能做到逼真。特斯拉利用神经网络视觉技术提升视觉渲染效果，同时用光线追踪的方法模拟逼真的光照效果
- ❑ **Step 3 多元化的交通参与者与地理位置 (Diverse Actors & Locations)** :为了避免仿真环境过于单一，导致感知系统过拟合的问题，特斯拉对仿真环境参与物进行了充分建模，包括多元化的交通参与者和静态物体

图表：实现仿真模拟的五大步骤



资料来源：TESLA 2021 AI day, youtube, 德邦研究所

图表：实现仿真模拟的五大步骤



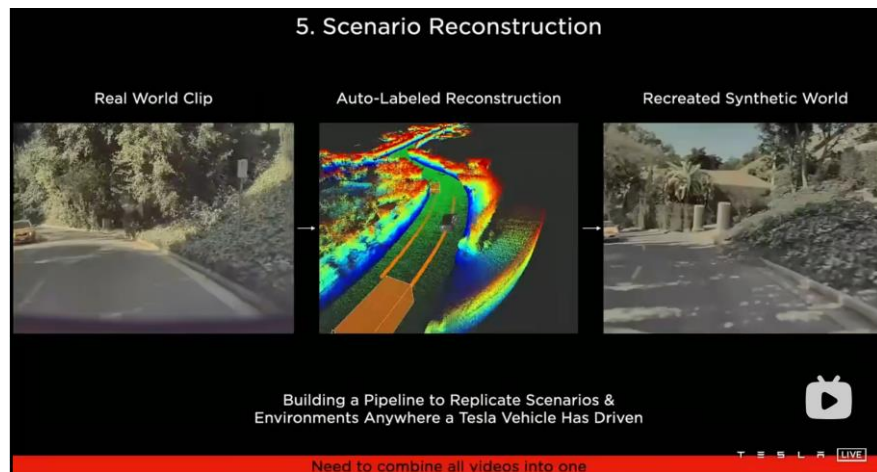
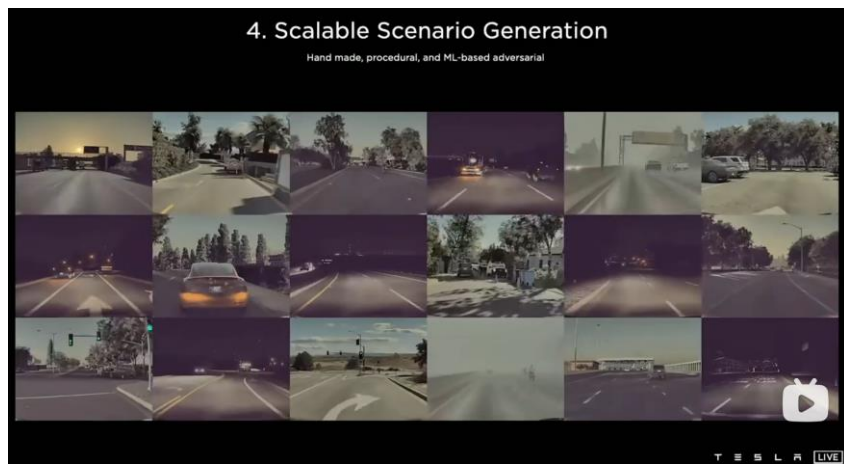
资料来源：TESLA 2021 AI day, youtube, 德邦研究所



如何进行仿真模拟？——五大步骤

- **Step 4 大规模场景生成 (Scalable Sensor Generation)** : 由计算机通过调整参数生成不同的场景形态。同时由于大量的仿真场景可能是无用的，为了避免浪费计算资源，引入MLB等神经网络寻找故障点，重点围绕故障点进行仿真数据创建，反哺实际规划网络，形成闭环
- **Step 5 场景重现 (Sensor Reconstruction)** : 在完成真实世界片段的自动标注重建后，叠加视觉图像信息，生成与真实世界“孪生”的虚拟世界，复现真实世界中FSD失败的场景，实现在仿真环境下的优化迭代后再反哺汽车算法模型，实现“数据闭环”

图表：实现仿真模拟的五大步骤



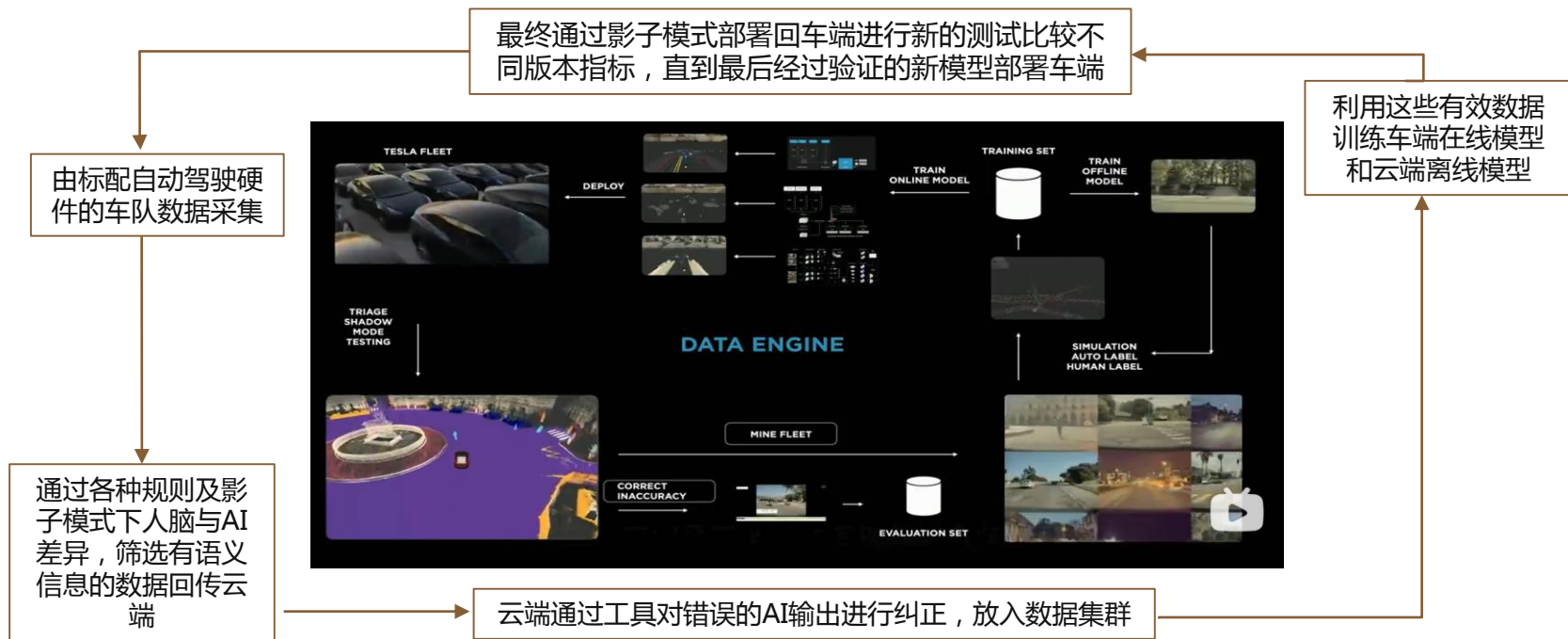
资料来源：TESLA 2021 AI day, youtube, 德邦研究所

2.3.3

数据引擎 (Data Engine)

自成闭环的数据引擎能够更好地优化神经网络

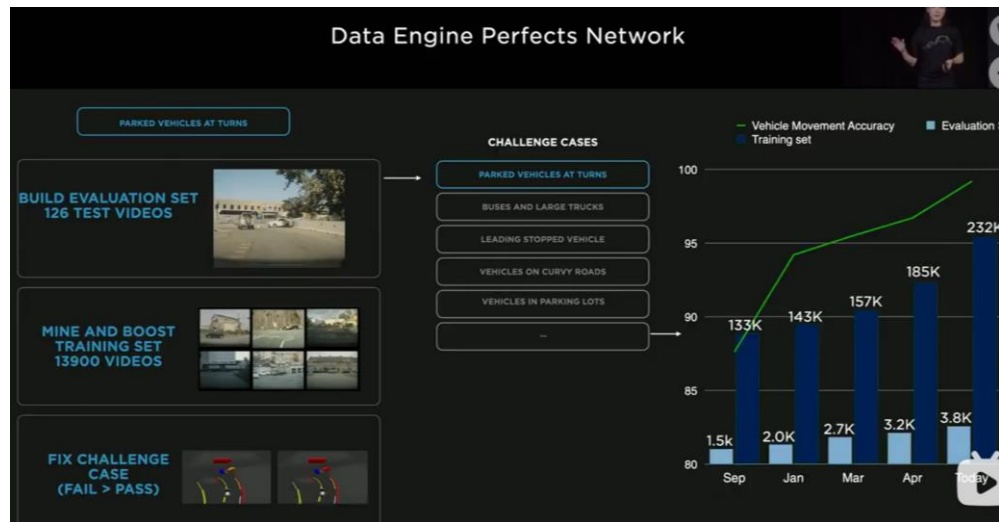
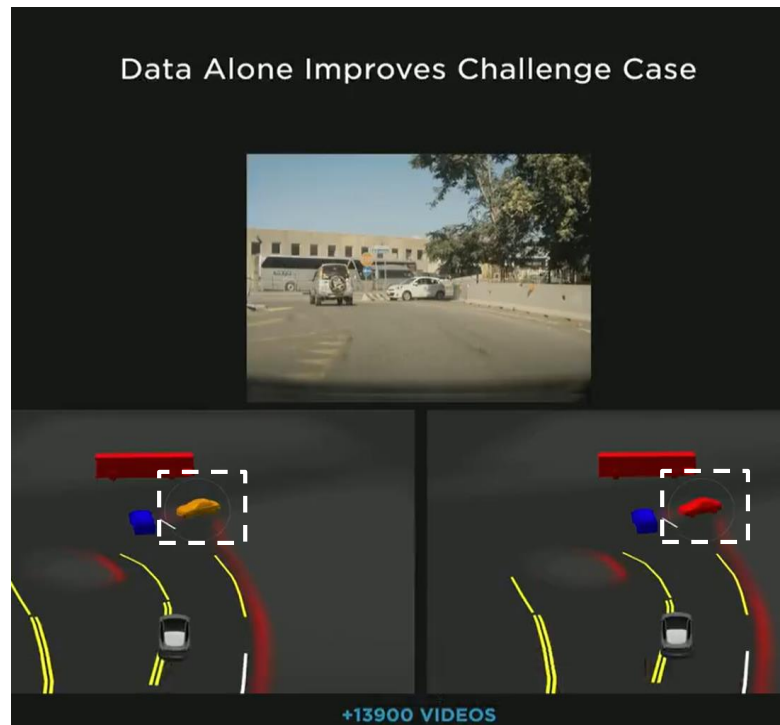
图表：特斯拉数据引擎示意图



资料来源：TESLA 2022 AI day, youtube, 德邦研究所

自成闭环的数据引擎能够更好地优化神经网络

图表：数据引擎优化神经网络的案例



资料来源：TESLA 2022 AI day, youtube, 德邦研究所

请务必阅读正文之后的信息披露及法律声明。

更多免费行业报告

并购家

www.ipopo.cn

2.4

训练基础设施 (Training Infra)

——用什么进行训练

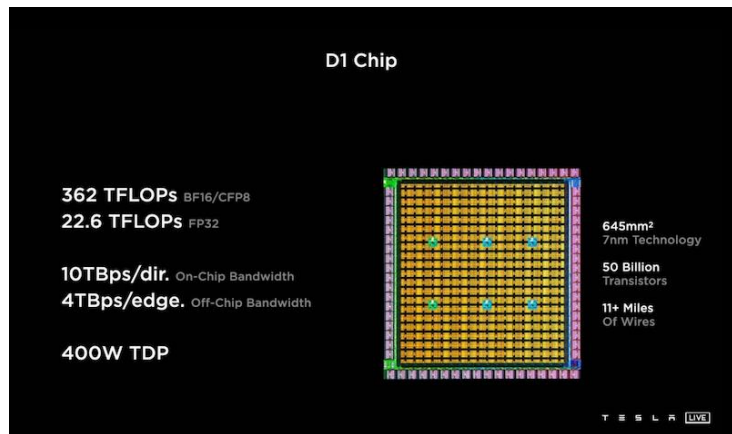
Dojo何以为道？——化繁为简，以少为多的集群架构

□ 架构方式：近乎对称的分布式计算架构

□ 优势：D1芯片扩展性好；算力的编程灵活性高

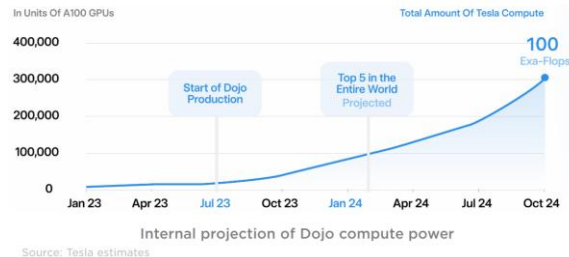
- 拓展性高：通用CPU芯片
- 加速迭代：2d Mesh连接，大幅提升集群性能的线性度
- 轻装上阵：削减对计算非必须功能，简化结构，减少功耗和面积使用，极大程度释放性能

图表：D1芯片



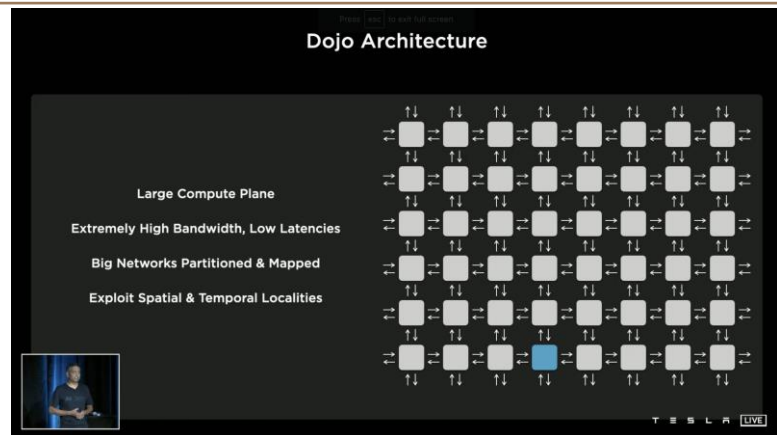
资料来源：Tesla 2021 AI day, youtube, 德邦研究所

图表：Dojo算力迭代情况



图表：Dojo架构

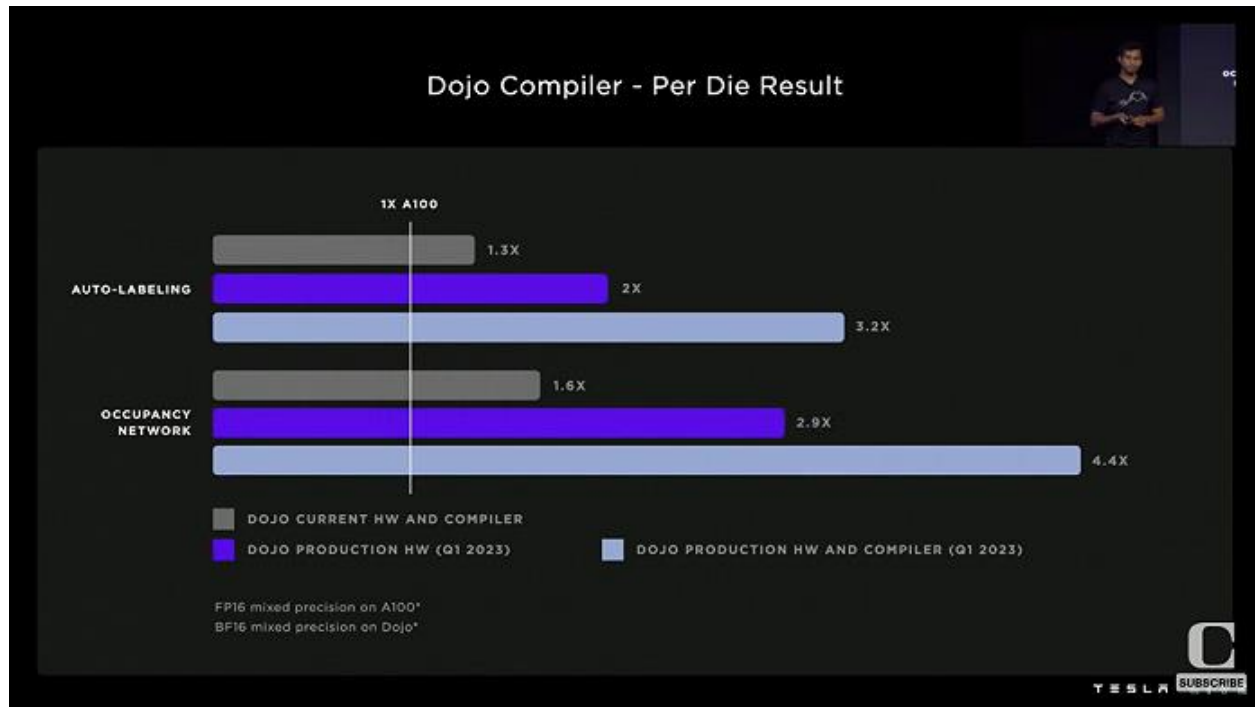
资料来源：Tesla公告，德邦研究所



资料来源：Tesla 2021 AI day, youtube, 德邦研究所

Dojo助力加速自动标注、Occupancy Networks

图表：Dojo Compiler



性能对比：

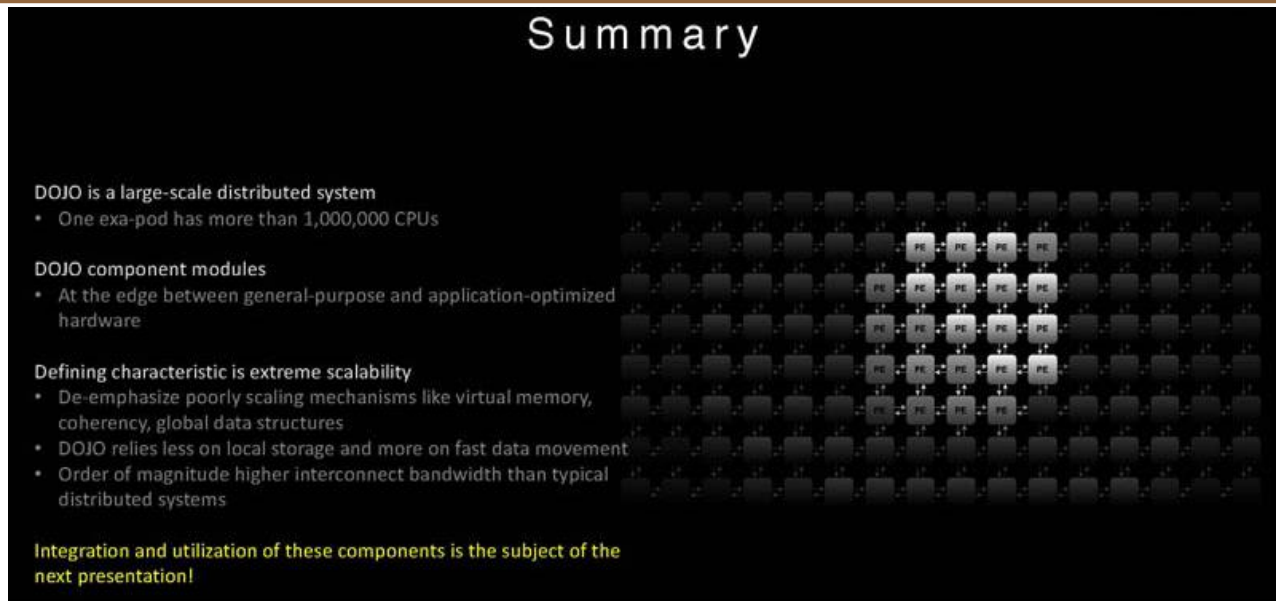
- 在4D自动标注任务和使用Occupancy Networks完成环境感知任务时，相比英伟达A100，Dojo能实现性能的倍增

资料来源：Tesla 2021 AI day, youtube, 德邦研究所

不止于此，Dojo的更大野心

- 不断扩大的集群规模、Dojo超算中心的投产，意味着特斯拉有望再次加速FSD的迭代速度；在拥有如此大规模的算力后，特斯拉拥有的海量数据有望释放出巨大价值

图表：Dojo不但将释放摆脱英伟达之后的潜力，还有望带来人形机器人Optimus 的不断突破



资料来源：TESLA：《Dojo:The Microarchitecture of Tesla' s Exa-Scale Computer》，德邦研究所

2.5

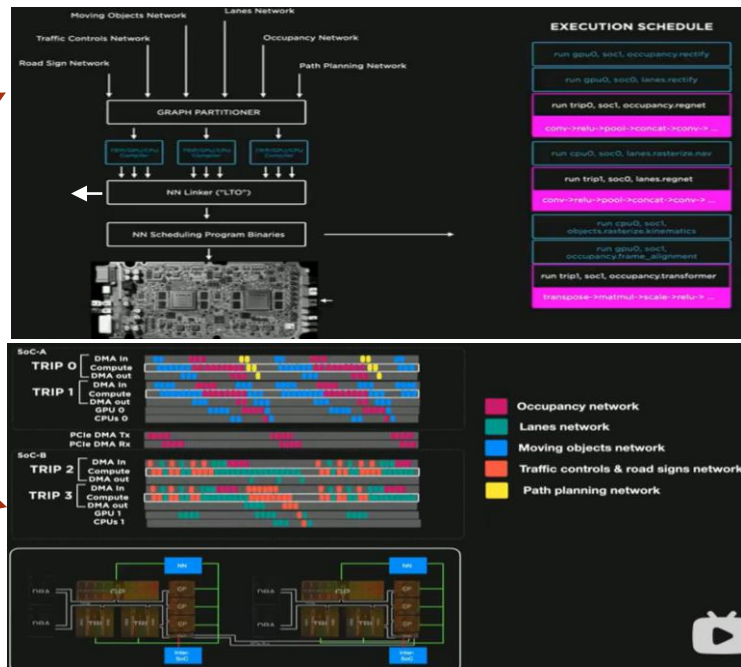
AI编译与推理 (AI compiler & inference)

——如何在计算机上运行神经网络

- 所有的模型、架构运算加起来大约有10亿个参数，产生了大约1000个神经网络信号。因此，需要确保共同优化它们，才能最大限度优化吞吐量，并尽量减少延迟

- 编译：建立了一个专门针对神经网络的编译器(Combile Toolchain)，与传统编译器共享架构

- 运行：设计了混合调度系统（Hybrid Parallelism），基本上可以在单SOC上执行异构调度，在两个SOC上进行分布式调度，以模型并行的方式运行这些网络



目标：将所有操作在计算机上运行

图表：如何在计算机上运行神经网络

Goals : compile all operations to natively run on TRIP engine



- 目标：快速运行密集点积（Dense Dot Product）
- 难点：但是Lanes Network架构是自回归和迭代的，它在内循环中紧缩多个注意力块，在每一步都直接产生稀疏点（sparse point），那么最大的挑战是如何在密集点积引擎上做稀疏点预测

资料来源：TESLA 2022 AI day, youtube, 德邦研究所

如何做？——将得到的One-Hot编码通过矩阵乘法运算实现

在网络预测出最有可能的空间位置热图后，通过算法得到空间位置索引的One-Hot编码

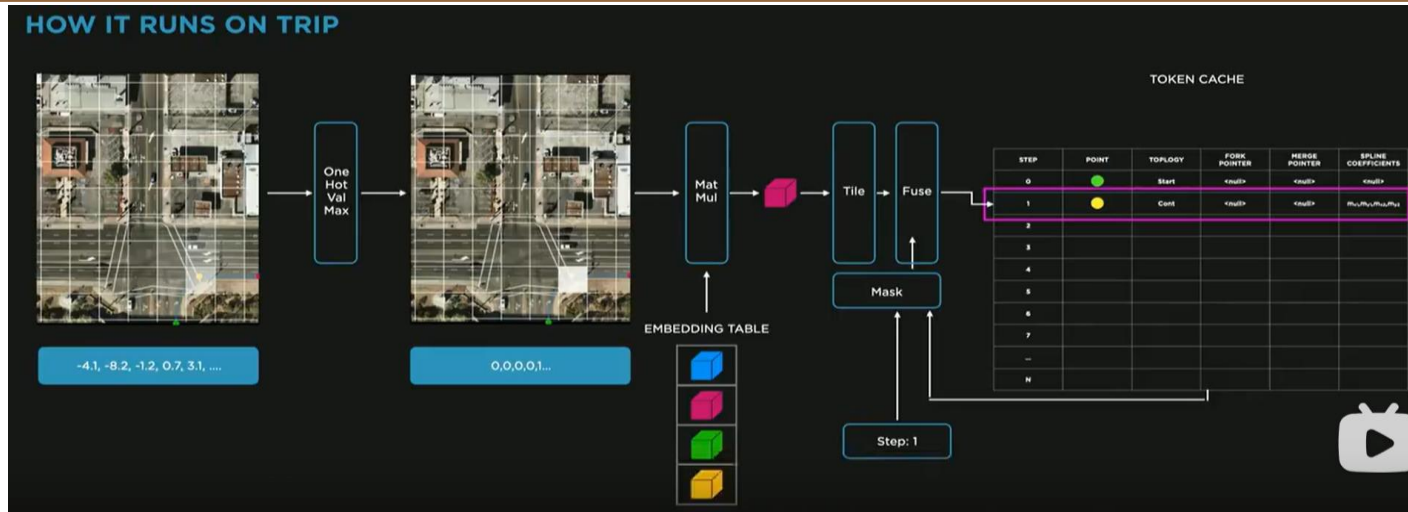


选择与这个索引相关的嵌入。为了在芯片上实现它，在SRAM中建立了一个查询表，并且设计了这个嵌入的尺寸，以便可以用矩阵乘法实现所有



将这个嵌入存储到一个标记缓存中，这样就可以无需在每次迭代时都重新计算，而是能够在未来的预测中重新使用

图表：AI编译与推理步骤



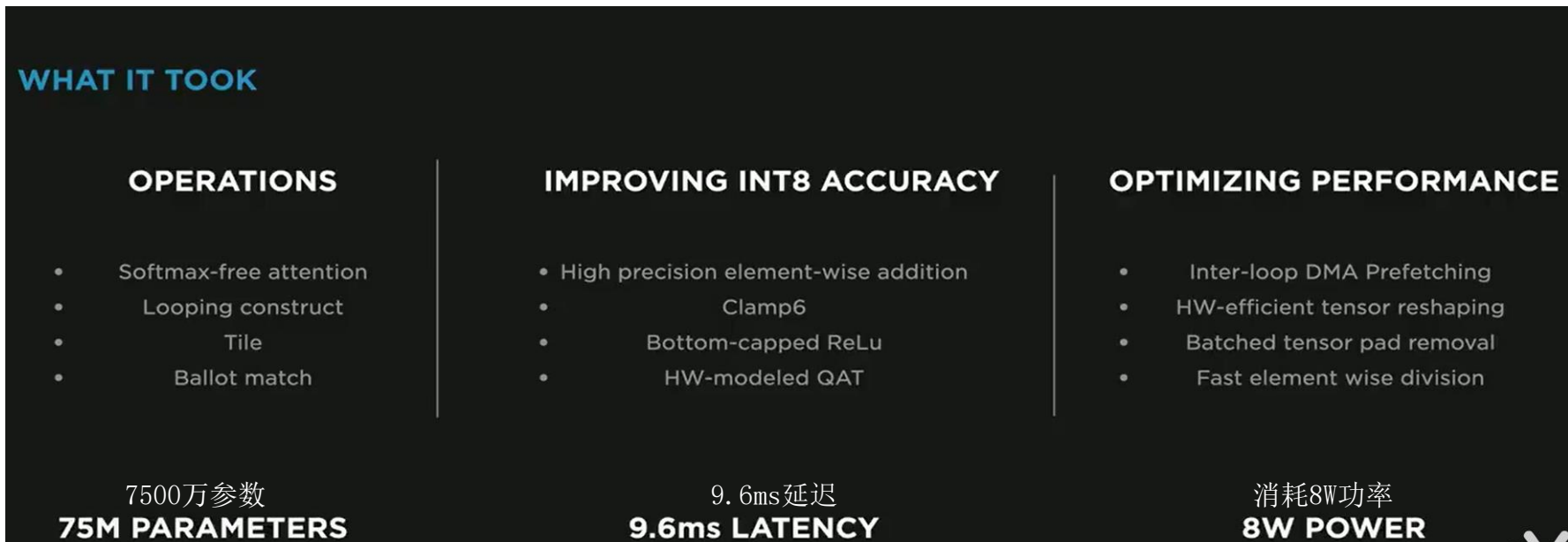
资料来源：TESLA 2022 AI day, youtube, 德邦研究所

效果如何？—运行7500万个参数的模型延迟不到10ms，消耗功率8W



德邦证券
Topsperity Securities

图表：运行7500万参数的模型只有不到10ms延迟，消耗8W功率



资料来源：TESLA 2022 AI day，youtube，德邦研究所

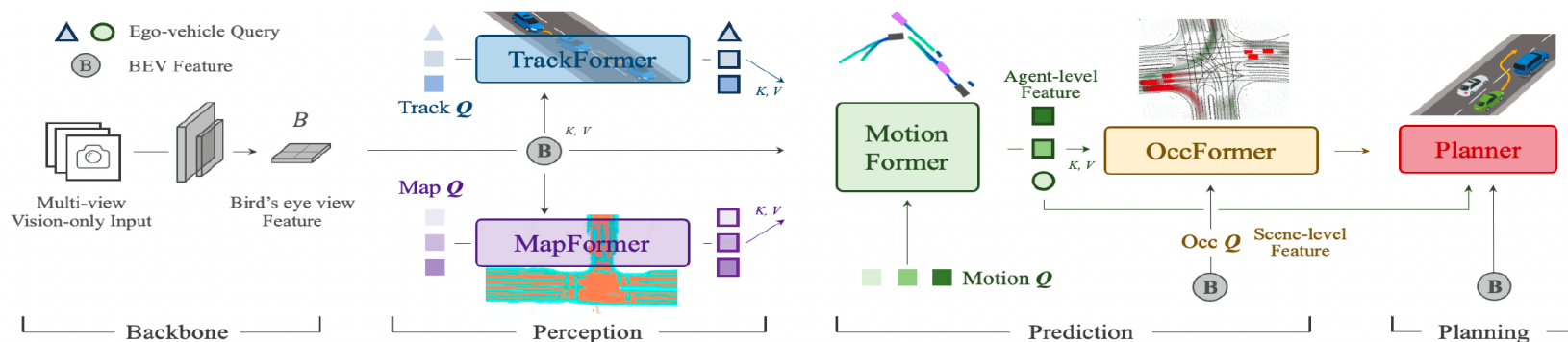
03

FSD V12展望

FSD V12或将完全转向端到端自动驾驶技术方案

- 23年8月26日，特斯拉CEO马斯克开启了一场路测特斯拉FSD V12的直播。直播全程45分钟，马斯克只有一次驾驶干预，这发生在一个繁忙的十字路口，马斯克所驾驶的特斯拉试图闯红灯，他立即控制了车辆。直播中仪表盘中的实时道路场景可以看出，V12保留了当前FSD输出的感知结果
- 以UniAD为例，利用多组query实现了全栈 Transformer 的端到端模型。图中UniAD 由2个感知模块，2个预测模块以及一个规划模块组成。其中感知和预测模块是通过Transformer架构进行预测，每个模块输出的特征会传递到之后的模块来辅助下游任务，这样的模型结构实现了端到端可导，显著提升了模型的可解释性

图表：自动驾驶大模型UniAD Pipeline

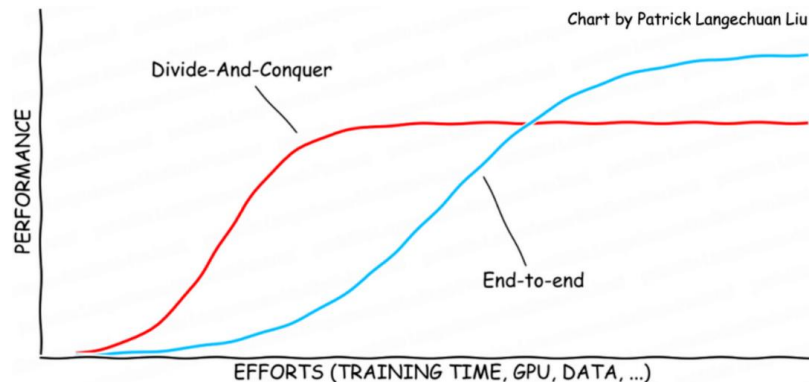


资料来源：《Planning-oriented Autonomous Driving》（Yihan Hu, Jiazhi Yang等），德邦研究所

端到端方案中神经网络是关键，有望实现全局最优解

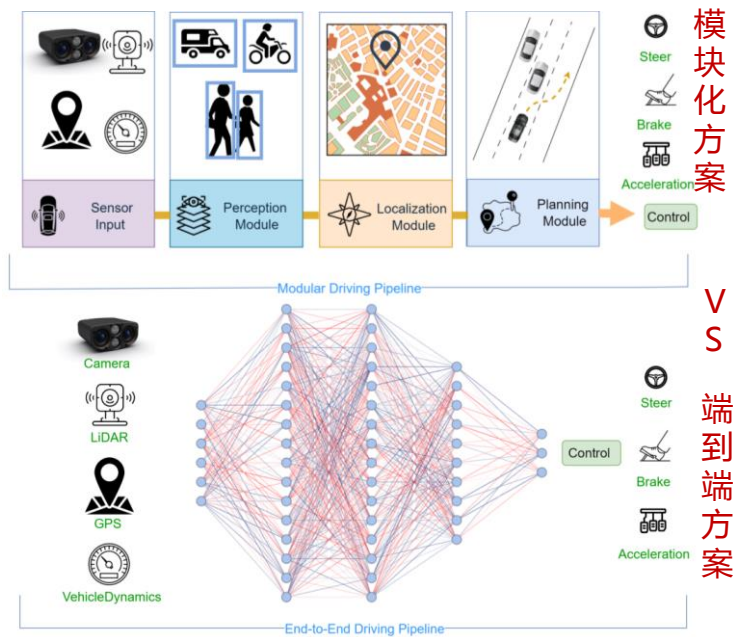
- ❑ **原理**：与模块化方案相比，端到端自动驾驶方案将感知、规划、控制各环节一体化，去除了各模块基于规则的代码，将传感器收集到的信息直接输入神经网络，经过处理后能够直接输出自动驾驶指令，使得整个系统端到端可导
- ❑ **优点**：能够降低对激光雷达、高精地图、人工的依赖，减少中间环节的成本；模型上限高，可以得到近似全局最优解
- ❑ **缺点**：模型能力起步较慢，解释简单场景不如模块化架构，模型下限低；中间“黑盒”解释性差

图表：模块化与端到端的性能增长曲线



资料来源：赛博汽车微信公众号，德邦研究所

图表：多模块化方案VS端到端方案

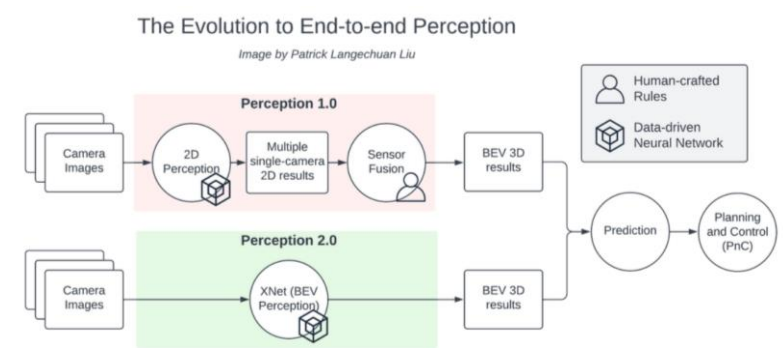


资料来源：《Recent Advancements in End-to-End Autonomous Driving using Deep Learning: A Survey》（Pranav Singh Chib, Pravendra Singh），德邦研究所

感知端率先落地，BEV本质上是一种端到端感知解决方案

- ❑ **传统感知模型**：2D图像被输入感知模块以生成2D结果，然后利用传感器融合对多个摄像机的2D结果进行推理，并将其提升为3D。生成的3D对象随后被发送到下游组件，例如预测和规划
- ❑ **BEV感知**：应用鸟瞰图感知模型能够直接在BEV空间中感知环境，其感知堆栈将两个独立的组件组合成一个解决方案，本质上就是一种端到端的感知解决方案
- ❑ **当前应用端到端感知模型的典型企业为特斯拉和小鹏**。特斯拉率先引入BEV+transformer；小鹏2021年初开始试验XNet深度视觉神经网络，是国内首个且唯一量产的BEV感知

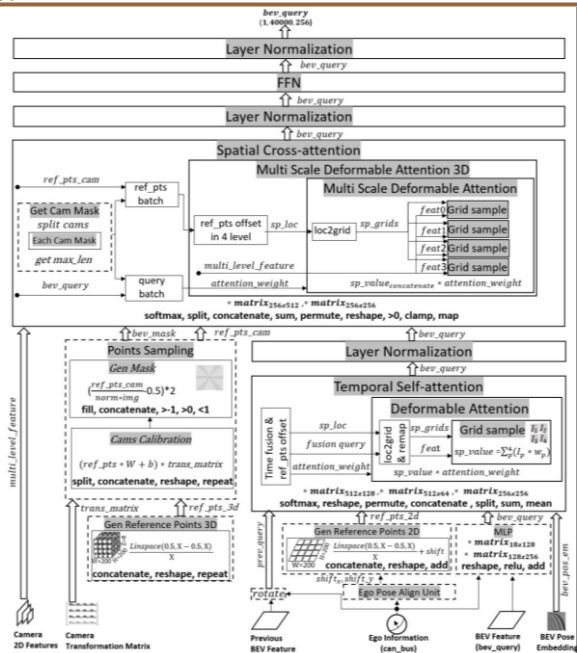
图表：小鹏XNet深度视觉神经网络



资料来源：赛博汽车微信公众号，德邦研究所

请务必阅读正文之后的信息披露及法律声明。

图表：Transformer 4D Encoder Structure



资料来源：《Transformer-based models and hardware acceleration analysis in autonomous driving:A survey》
(Juan Zhong, Zheng Liu, Xi Chen)，德邦研究所

04

投资建议

投资建议

- 通过复盘及解读特斯拉FSD发展可以发现：1）“轻地图重感知”引领算法迭代，数据闭环将为核心竞争要素。2）软件收费模式有望跑通，主机厂有望深度受益
- 港股建议关注：理想汽车、小鹏汽车；A股建议关注华为合作相关企业：长安汽车、赛力斯、江淮汽车

图表：相关投资标的盈利预测（截至11月6日收盘）

股票代码	公司名称	市值 (亿元)	归母净利润（亿元）				PB（倍）			
			2022A	2023E	2024E	2025E	2022A	2023E	2024E	2025E
2015.HK	理想汽车-W	3,032	-20.12	78.94	150.67	313.95	3.19	5.70	4.43	3.03
9868.HK	小鹏汽车-W	1,108	-91.39	-92.85	-57.52	-17.88	1.60	3.83	4.79	4.88
000625.SZ	长安汽车	1,526	77.98	104.21	82.48	105.35	1.94	2.19	1.99	1.75
601127.SH	赛力斯	1,476	-38.32	-30.46	-9.70	8.61	5.24	15.83	20.19	23.14
600418.SH	江淮汽车	422	-15.82	2.11	4.06	6.45	2.10	3.05	2.97	2.87

资料来源：wind一致预期，德邦研究所

注：理想汽车、长安汽车来自德邦研究所测算，其他来自wind一致预期；单位：人民币；汇率：1港币=0.92962人民币

风险提示

- 汽车销量不及预期风险
- 新能源汽车渗透不及预期
- 政策落地不及预期
- 自动驾驶落地不及预期
- 行业竞争加剧风险

分析师与研究助理简介

俞能飞：德邦证券研究所智能制造组组长，机械设备首席分析师。厦门大学经济学硕士，曾于西部证券、华西证券、国泰君安等从事机械、中小盘研究，擅长挖掘底部、强预期差、高弹性标的研究。作为团队核心成员获得2016年水晶球机械行业第一名；2017年新财富、水晶球等中小市值第一名；2018年新财富中小市值第三名；2020年金牛奖机械行业最佳行业分析团队。

投资评级说明

	类 别	评 级	说 明
1. 投资评级的比较和评级标准： 以报告发布后的6个月内的市场表现为比较标准， 报告发布日后6个月内的公司股价（或行业指数） 的涨跌幅相对同期市场基准指数的涨跌幅；	股票投资评级	买入	相对强于市场表现20%以上；
		增持	相对强于市场表现5%~20%；
		中性	相对市场表现在-5%~+5%之间波动；
		减持	相对弱于市场表现5%以下。
2. 市场基准指数的比较标准： A股市场以上证综指或深证成指为基准；香港市场以恒生指数为基准；美国市场以标普500或纳斯达克综合指数为基准。	行业投资评级	优于大市	预期行业整体回报高于基准指数整体水平10%以上；
		中性	预期行业整体回报介于基准指数整体水平-10%与10%之间；
		弱于大市	预期行业整体回报低于基准指数整体水平10%以下。

免责声明

分析师声明：本人具有中国证券业协会授予的证券投资咨询执业资格，以勤勉的职业态度、专业审慎的研究方法，使用合法合规的信息，独立、客观地出具本报告，本报告所采用的数据和信息均来自市场公开信息，本人对这些信息的准确性或完整性不做任何保证，也不保证所包含的信息和建议不会发生任何变更。报告中的信息和意见仅供参考。本人过去不曾与、现在不与、未来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接收任何形式的补偿，分析结论不受任何第三方的授意或影响，特此声明。

法律声明：

德邦证券股份有限公司（以下简称“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。在任何情况下，本报告中的信息或所表述的意见并不构成对任何人的投资建议。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所引致的任何损失负任何责任。本报告所载的资料、意见及推测仅反映本公司于发布本报告当日的判断，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。市场有风险，投资需谨慎。本报告所载的信息、材料及结论只提供特定客户作参考，不构成投资建议，也没有考虑到个别客户特殊的投资目标、财务状况或需要。客户应考虑本报告中的任何意见或建议是否符合其特定状况。在法律许可的情况下，德邦证券及其所属关联机构可能会持有报告中提到的公司所发行的证券并进行交易，还可能为这些公司提供投资银行服务或其他服务。本报告仅向特定客户传送，未经德邦证券研究所书面授权，本研究报告的任何部分均不得以任何方式制作任何形式的拷贝、复印件或复制品，或再次分发给任何其他人，或以任何侵犯本公司版权的其他方式使用。所有本报告中使用的商标、服务标记及标记均为本公司的商标、服务标记及标记。如欲引用或转载本文内容，务必联络德邦证券研究所并获得许可，并需注明出处为德邦证券研究所，且不得对本文进行有悖原意的引用和删改。根据中国证监会核发的经营证券业务许可，德邦证券股份有限公司的经营范围包括证券投资咨询业务。



德邦证券
Topsperry Securities

德邦证券股份有限公司

地 址：上海市中山东二路600号外滩金融中心N1幢9层

电 话：+86 21 68761616 传 真：+86 21 68767880
400-8888-128