

# 盖斯特汽车产业与技术战略研究报告

## 第814期\_2022.06.15

**本期主题：高级别自动驾驶开发最新发展趋势研究**

盖斯特管理咨询有限责任公司

0512-69576333

[cait@gast-group.com](mailto:cait@gast-group.com)

## 目 录

□ 高级别自动驾驶发展进程及当前面临的挑战

□ 高级别自动驾驶当前发展面临的核心问题解析

□ 高级别自动驾驶发展趋势展望

# 高级别自动驾驶发展进程解析

## ■ 高级别自动驾驶产业发展从关键技术验证阶段进入产品和商业模式验证阶段

### 关键技术验证阶段

关键技术验证阶段通过各项举措→解决长尾效应前99%的问题

- 通过大规模路测+云端仿真测试→获取海量数据，喂养数据闭环，持续快速迭代自动驾驶算法
- 测试场景从简单转向复杂：  
✓ 封闭→半封闭→开放道路
- ✓ **阶段目标：**①核心关键技术AD算法突破→解决99%的技术问题；②形成较完善的测试管理体系→为行业提供标准化体系，加快测试验证进程

### 产品和商业模式验证阶段

由于最后1%的长尾问题永远存在，为实现产品化和商业化，需要通过各种手段减小事故发生的可能性  
产业发展对国内**政策、监管、示范规模、基础设施、场景、产品、商业模式**等支撑要素提出升级需求

政策	自动驾驶会出事故，要保障在产品化和商业化过程中的安全性；不能因为会出事故就因噎废食、不准上路
监管	对产品进入市场的标准、数据采集、车辆和人员的信息等进行监管→多方面规范自动驾驶产业发展
示范规模	规模太小（不起作用）、规模太大（易出事故）→合理有序，逐步推进
基础设施	协同感知+协同控制→让车辆行驶更安全、上路更容易
场景	优先选择容易落地的场景（用户有需要、技术可实现）→支撑自动驾驶快速落地
产品	从产品设计角度降低长尾问题出现概率（如完善人机交互中人工接管流程）
商业模式	加快产品化和商业化发展，所有人能各取所需，资源互联互通→确定适合产业发展的商业模式

## 当前高级别自动驾驶发展面临的挑战解析

■ 为解决最后1%的问题，产品和商业模式验证阶段主要面临以下挑战：

### 技术问题（核心挑战）：最后1%难以解决

- 感知方案争议：摄像头与激光雷达技术路线各有优劣
- 感知不充分：传统感知系统难以超视距/全方位/全天时感知→为保证安全，传感器堆叠与成本间产生矛盾
- 感知难融合：当多传感器识别出现差别时，存在感知结果矛盾问题
- AD算法局限性：算法开发中人工占比较大→成本高+数据处理效率低→长尾问题难以解决，安全难保证

单车智能

单车智能技术路线存在一定局限性 → 要发展V2X解决最后1%的问题

### 政策法规

人/车合规性+道路规划建设+权责划分

### 基础设施

基础设施建设周期长：落地需要时间，无法一蹴而就

### 当前高级别自动驾驶商业化落地进程缓慢

#### 测试

- 高级别自动驾驶的测试评价体系，目前还有待完善

#### 产品化

- 产品认证体系不完善
- 产品化过程中提升安全+从用户体验角度提供安全性

#### 商业模式

- 作为参与者，如何合作、分工，及后期盈利分配 → 需多方协调/探索

#### 商业化

- 大部分城市尚未开放收费\去安全员→企业大量投入却难以规模化铺开、持续盈利

**□ 商业化是自动驾驶行业的最终目标，改进算法开发方法、完善产品认证体系及4S融合发展是决定自动驾驶能否商业化落地的关键**

## 挑战解析：自动驾驶技术

- 技术始终是自动驾驶需要面对的核心问题，选择合适的技术路线对于推进自动驾驶进程十分重要

自动驾驶当前有两大技术路线：单车智能和车路协同

- 车路协同投资大+跨行业协调难度较高+当前智能基础设施建设不足以支撑大规模车路协同 → 大部分自动驾驶企业均采用**单车智能**路线

### 单车智能各环节技术路线

- 感知：纯视觉 or 激光雷达（纯视觉+轻地图→感知差；激光雷达+重地图→成本高）
- 决策：人为规则 or 机器学习（人为规则→迭代周期长、成本高、可扩展性低；机器学习→需收集大规模数据集，很多企业无此条件）

#### 传感器

- 感知：大多企业采用摄像头+激光雷达融合
  - ✓ 摄像头深度感知不足，测距精度差，易受恶劣环境影响
  - ✓ 激光雷达测距范围及点云分辨率远小于图像传感器、成本高，大规模商业化难度较大

- 决策/执行：多传感器融合时，当摄像头与激光雷达产生矛盾，难以解决“听谁的”问题

**□ 自动驾驶长尾问题始终存在，选择合适的技术路线能尽量解决长尾问题，加速突破技术瓶颈**

## 挑战解析：政策体系\基础设施

### ■ 政策体系主要面临人\车\路方面的挑战；基础设施主要面临建设投入方面的挑战

政策体系	人	<ul style="list-style-type: none"><li>• 驾驶员的合规性：<ul style="list-style-type: none"><li>✓ 自动驾驶允许脱手，需制定法律细则对脱手驾驶等情况进行约束和判定</li><li>✓ 如何规范、系统的对车辆安全员进行培训，需思考是否参考驾驶证考核体系</li></ul></li><li>• 驾驶证管理体系方面：<ul style="list-style-type: none"><li>✓ 对现有交通法规发起挑战→是否意味着驾驶员可“无证驾驶”</li></ul></li></ul>
	车	<ul style="list-style-type: none"><li>• 车辆的合规性：<ul style="list-style-type: none"><li>✓ 自动驾驶车型众多（乘用车、商用车等），需要对颁发自动驾驶上路牌照的具体流程细化</li><li>✓ 自动驾驶车辆与普通车辆混行环境的统筹管理有待解决</li></ul></li></ul>
	路	<ul style="list-style-type: none"><li>• 交通规划建设：<ul style="list-style-type: none"><li>✓ 当前对是否设置自动驾驶专用道路存在争议→末端配送等场景已有部分专用道路，未来如何进一步开放路权</li></ul></li></ul>
	其他	<ul style="list-style-type: none"><li>• 责任认定和划分：<ul style="list-style-type: none"><li>✓ 责任主体方由人向AI主体转变，需解决发生安全事故后的责任认定问题，及伴随产生的伦理道德问题</li></ul></li></ul>
基础设施		<ul style="list-style-type: none"><li>• 当前基础设施难以达到自动驾驶所要求：智能基础设施建设投入巨大→整体建设周期较长，落地需要时间，短期内无法实现建设目标</li></ul>

□ 政策体系和基础设施所面临的问题与挑战，大多属于行业发展层面需解决的问题，需要政府和企业共同解决

## 挑战解析：商业化落地

- 商业化落地的关键问题是能否解决最后1%问题→实现商业化；不同场景落地进程，都会遇到产品化、测试、商业模式等方面阻碍，企业应精准找到合适的场景

### Robotaxi

- 安全性难以保证→法律法规未放开
  - ✓ 大部分城市未允许收费运营（除北京\深圳\上海外）
  - ✓ 大部分城市未允许去掉安全员（除北京\上海\广州\深圳外）
- 成本高：
  - ✓ 安全员→25万/辆/年+传感器套件→40万/辆
  - ✓ 数据采集、标注→人工成本、时间成本
  - ✓ 软件持续迭代开发费用

不能收费+高成本→业务落地难→持续投入、持续烧钱

### 干线物流

- 车辆问题：
  - ✓ 重卡车辆平台硬件供应链（如底盘设计、控制系统等）需要重新设计，定制化成本高→目前无适合规模商业化的车辆平台
  - ✓ 多数企业选择后装车辆→面临稳定性差的问题
- 成本问题：后装自动驾驶重卡成本比乘用车更高
  - ✓ 企业自主拥车（队）→高昂的购车与维护成本

自动驾驶重卡成本高→企业运营难度大

### 同城货运

- 商业模式暂未跑通，目前布局企业少→商业模式并未进入规模验证阶段
- 产品服务模式（固定路线or非固定路线）仍不确定（快递仓到站的配送、仓到店的配送、C2C运输产品等）

### 末端配送

- 用户体验难以满足→“最后一公里”，用户对效率和体验的要求在不断提高，人机交互待完善
- 规模化过程中，各环节均需对成本进行把控，进一步降本+规模化量产→提高盈利能力

**□ 场景运营多面临成本压力，由于单个参与者无法同时掌握全部技术、资源和能力 → 降低成本需要各方探索合作、分工，及后期盈利分配方式**



## 目 录

### □ 高级别自动驾驶发展进程及当前面临的挑战

### □ 高级别自动驾驶当前发展面临的核心问题解析

#### ➤ 自动驾驶算法开发方法

### □ 高级别自动驾驶发展趋势展望



## 自动驾驶算法开发方法 1.0 概念及局限性分析

- 自动驾驶算法开发方法1.0假设前提：在感知足够精确的前提下，基于规则的规划方法可达到人类驾驶水平

组成环节	感知	预测	规划	测试
1.0算法生成	机器学习		人为规则→将规则编辑到定义汽车驾驶系统的软件中	

商业化落地需要大规模扩展，以发现和妥当处理小概率事件的长尾效应，此时1.0会暴露以下几点局限性：

人为规则无法覆盖机器学习场景量	<ul style="list-style-type: none"> <li>规划\测试（基于人为规则），无法覆盖感知\预测（基于机器学习）的复杂度和多样性： <ul style="list-style-type: none"> <li>✓ 很难发现并处理小概率事件</li> <li>✓ 需人为针对不同的路况重新调整规则</li> </ul> </li> <li>没有从深度机器学习技术的进展中获益</li> </ul>	<p>人力路测可提高基于规则的上限值，但长尾效应永远存在→无法完全覆盖机器学习的场景量</p>
有效性受限	<ul style="list-style-type: none"> <li>基于人为规则的模拟测试在效率和功能上均大打折扣： <ul style="list-style-type: none"> <li>✓ 评估主要通过路测完成→开发周期长+路测成本高+扩展性差</li> </ul> </li> </ul>	

**□ 由于自动驾驶算法开发方法1.0中规划和模拟测试依赖不可扩展的、基于规则的系统，距离规模化部署仍有距离**

# 自动驾驶算法开发方法 1.0 与 2.0 概念及优劣势对比

## ■ 自动驾驶算法开发方法 2.0 是机器学习\数据优先的开发方法

对比维度		自动驾驶算法开发方法 1.0	自动驾驶算法开发方法 2.0
概念	感知	<ul style="list-style-type: none"><li>• 高成本传感器收集数据</li><li>• 测试车人工采集</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>• 低成本商用传感器收集数据</li><li>• 普通驾驶员大规模采集</li></ul>
	预测	基于机器学习	机器学习 (基于所收集的人类驾驶数据)
	规划	基于人为规则	
	测试		
优劣势	可扩展性	低	高
	路径决策和规划	人工改进（基于人为规则的）算法	机器学习人类驾驶员行为
	验证方法	人力路测	离线模拟
	硬件成本	高	可承受

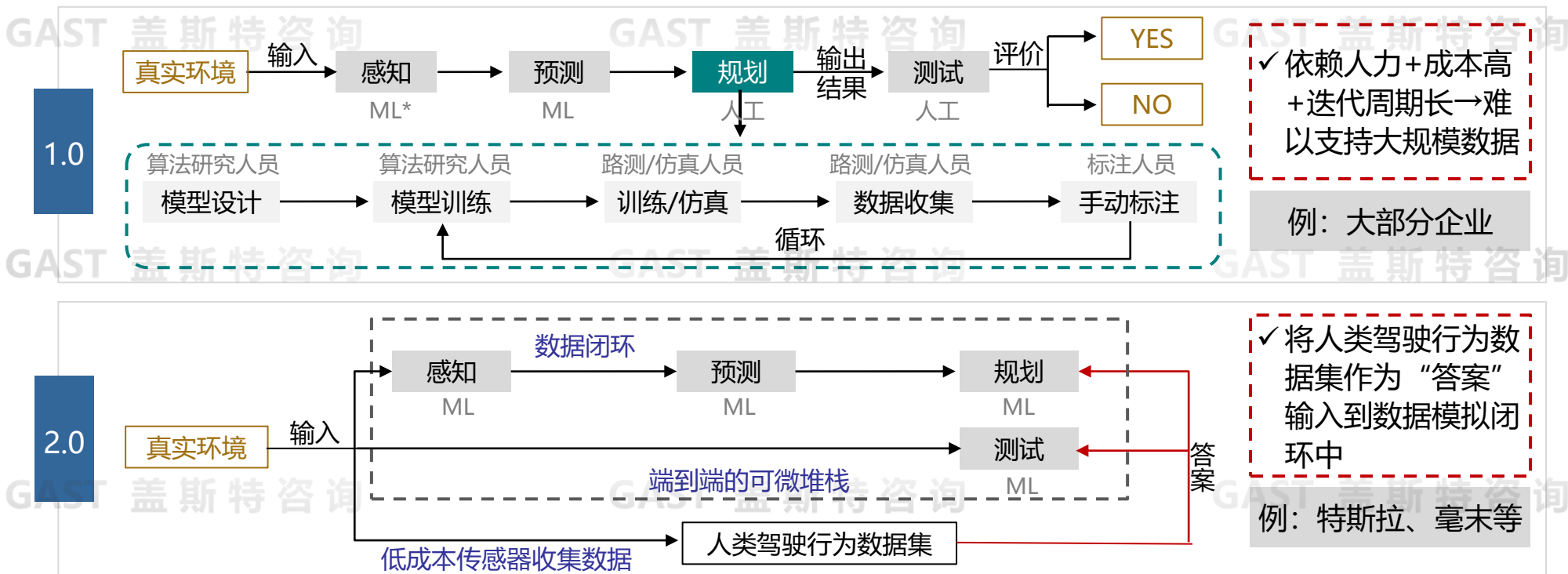
### 2.0不同于1.0主要两点

- ✓ 低成本传感器感知系统采集大规模、多样化、真实场景的人类驾驶数据→替代高成本道路试验
- ✓ 根据收集的大规模数据集，基于机器学习训练\离线验证→替代人为基于规则设计的软件升级

**□ 机器学习优先+降低开发过程中人力占比→开发方法2.0系统可扩展性增强、能处理小概率事件长尾效应+扩展新的路况→加快高性能自动驾驶汽车落地**

## 自动驾驶算法开发方法 1.0 与 2.0 流程对比

- 2.0将开发方法全栈转化为数据问题，基于闭环模拟和完全可微神经网络，通过使用低成本传感器收集来的数据实现性能的提升



**自动驾驶算法开发方法 2.0 本质就是“影子模式” → 有利于大规模商业化**

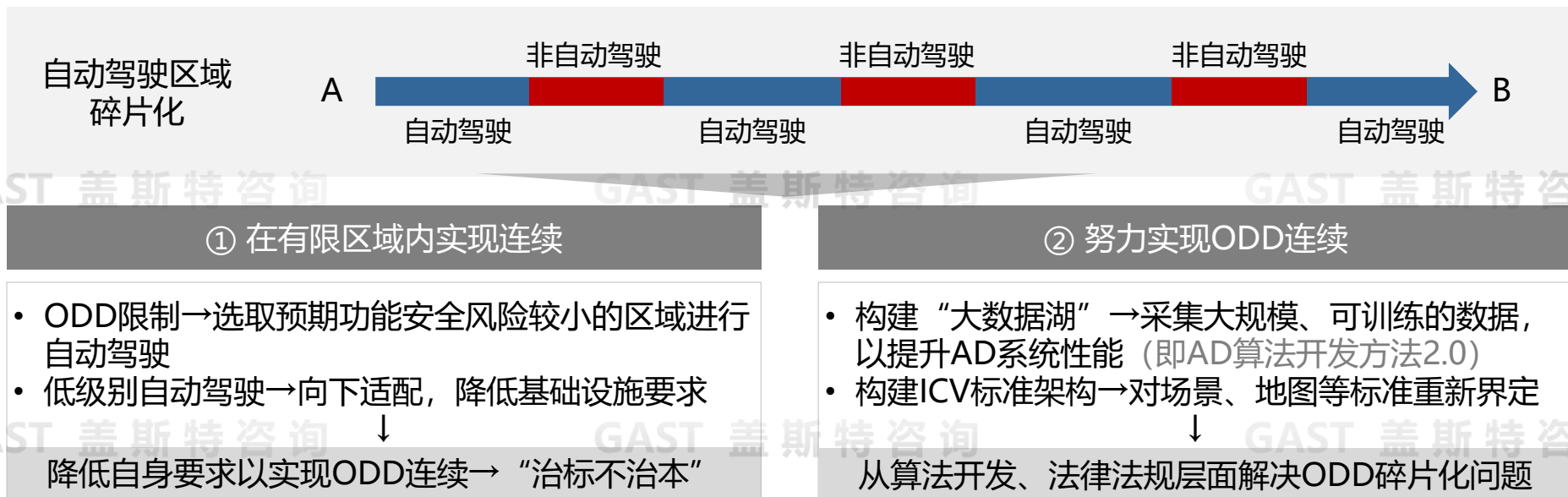
## ODD碎片化问题解析

- 高级别自动驾驶发展中，自动驾驶区域（ODD）不连续是其面临的挑战之一

基础设施建设不足

预期功能安全长尾效应

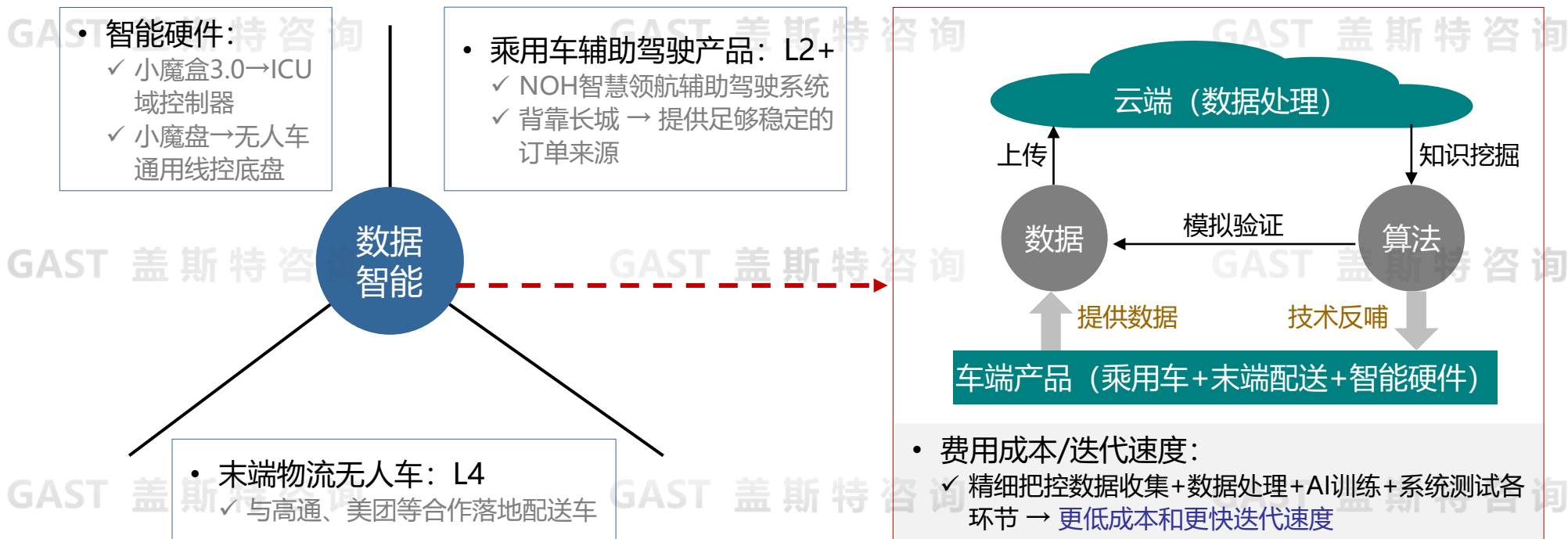
ICV标准架构不完善



**□ 限制区域边界表面上可达到目的；从自动驾驶的长期发展考虑，要真正实现ODD连续，还是要解决预期功能安全长尾效应、政策标准缺失等源头问题**

## 企业实践案例解析：毫末智行“风车”战略

- “风车战略”以数据智能为核心，从乘用车、末端配送、智能硬件三大产品布局自动驾驶业务



**□ 毫末种类丰富的量产产品提供足够多、足够好的数据，数据智能不断迭代升级AD技术，并反哺三个业务 → 加速技术进步**

## 企业实践案例解析：毫末智行城市NOH功能

- 相比其他自动驾驶公司，毫末自动驾驶虽然起步较晚，但系统迭代速度更快，产品体验更好 → 主要源于MANA数据智能体系和背靠长城汽车

毫末起步晚，但迭代速度快

玩家	领航辅助	城市NOH	全场景NOH
特斯拉	2019.6	仅国外测试	/
蔚来	2020.10	2022.9	/
小鹏	2021.1	2022年	2023年
理想	2021.12	2022	/
毫末	2021.11	2022上半年	2022下半年

产品用户体验好

红绿灯识别	可识别路面上不同形式的红绿灯
无保护转弯	能处理多车道交互的复杂路口
进出环岛转弯	准确感知、识别环路，根据导航选择合适路线
车道线识别	设计BEV Transformer，识别准确率和连续性提升
复杂场景挑战	遇到违规车紧急避让，确认安全后尽快通过
避让其他目标	根据导航选择合适路径，动态避让其他车辆\行人

- 数据智能体系MANA：收集到的数据可以自动化处理 → 速度快

- 背靠长城—可收集真实数据，并迭代系统 → 体验好
  - ✓ 搭载车型计划：HPilot辅助驾驶系统已落地六款车型
  - ✓ 数据收集成果 → 行驶里程超700万km（截至2022.3）

**□ 毫末智行背靠长城汽车，并自主研发MANA数据智能体系 → 实现数据规模化获取和高效利用，促进智能驾驶技术的持续快速迭代**



## 企业实践案例解析：毫末构建自动驾驶数据智能体系MANA

- MANA是毫末以海量数据为基础的一整套数据处理工具，围绕感知智能、认知智能、标注、仿真、计算打造的数据智能体系

MANA体系由TARS、LUCAS、VENUS、BASE四个子系统组成

VENUS：数据可视化系统

LUCAS：算法在应用场景上的实践

TARS：车端研发算法原型→更多为车端算法服务

BASE：数据分析和数据服务（如数据获取、传输、存储、计算）

- 超70%的数据由系统自动标注处理
- 虚拟驾龄=人类司机2万年

MANA  
应用

数据标注

- 目标粗定位 + 属性精细估计 → 提高自动化水平 → 降低标注成本

数据存储

- 搭建数据挖掘的体系LUCAS：从用户回传的海量数据中筛选出有价值的数据，并根据其价值做分级管理 → 降低存储成本

数据融合

- 引入Transformer\*算法：融合视觉和激光雷达数据，实现空间、时间、传感器三位一体的深层次感知→①解决多相机之间的融合关联；②通过激光雷达有效提升视觉检测效果

**□ MANA智能体系可以在全局任务（比如可行驶道路的检测）中加入对场景的理解，也能在场景的理解中提供全局信息**



## 企业实践案例解析：毫末将深度学习算法引入路径规划环节

- 毫末在决策环节引入场景数字化和大规模强化学习，并通过不断迭代的感知算法进行学习

### 毫末自动驾驶算法开发方法—规划阶段

TarsGo→提供车端模型

模型学习+立体化学习→学习人类驾驶员行为

新模型→替代规则式场景判定和参数设定

LUCAS Go→为TarsGo提供高价值的人类驾驶数据

- 在决策环节引入场景数字化和大规模强化学习：

- ✓ 场景数字化：将不同场景进行参数化表示→可对场景有效分类，并差异化处理，进而采用人工智能的算法来学习
- ✓ 强化学习：通过模拟人类驾驶员的行为，对每一次的驾驶行为进行客观评价→完善决策系统中强化学习算法

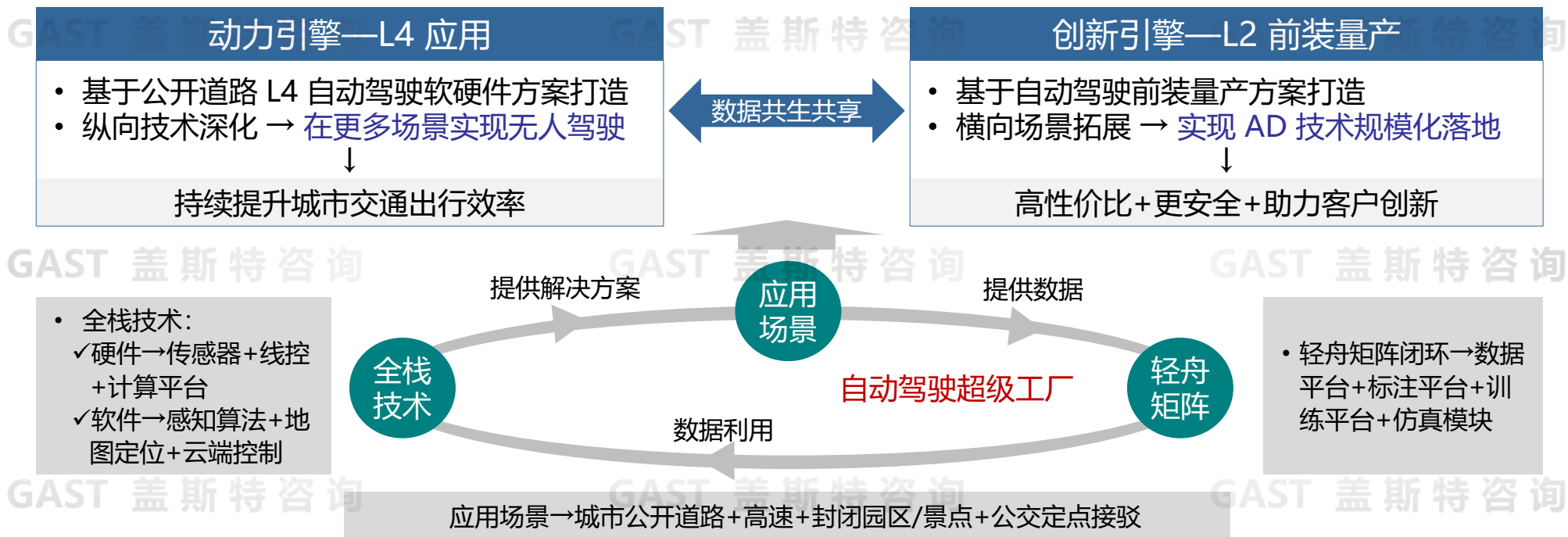
#### 行驶环境熵

- 在测试阶段，设定辅助驾驶通过性能力指针“行驶环境熵”→对自身产品性能进行评估
  - ✓ 一个和车辆周围环境交通参与者数量、相对距离、相对位置、运动方向相关的函数
  - ✓ 根据这个函数，将交通环境分为7个等级→对毫末、行业产品的测试和能力进行对比

**□ 规划环节的算法开发方法中，毫末在大规模数据上进行尝试，对于自动驾驶技术发展和商业化落地均有重要意义**

## 企业实践案例解析：轻舟智航双擎战略

- 轻舟基于“自动驾驶超级工厂”方法论，在过往研发的基础上，提出双擎战略，在动力引擎和创新引擎两个方面实现落地 → 加快AD技术大规模上车进程



**□ 底层打造自动驾驶超级工厂理论，实现数据闭环、数据驱动高效迭代，两个引擎实现数据共享 → 是平衡技术和商业化的一条有效路径**

## 目 录

### □ 高级别自动驾驶发展进程及当前面临的挑战

### □ 高级别自动驾驶当前发展面临的核心问题解析

#### ➤ 高级别自动驾驶技术路线选择

### □ 高级别自动驾驶发展趋势展望

## 两种单车智能自动驾驶技术路线辨析

- 目前，单车智能技术路线大致上可分为两种：一种是基于激光雷达和“重地图”的技术路线，一种是基于车载图像和“轻地图”的技术路线

### 基于激光雷达和“重地图”方案

- 激光雷达\*4（前后左右各一个）
- 顶部激光雷达\*1
- 视觉摄像头\*1
- 前后77G毫米波雷达\*4
- 声音感知器\*1

✓ **评价：**使用激光雷达+高度依赖高精地图→感知更充分，但成本较高不利于大规模量产

#### 成本高昂

- 为提升车辆安全→不断加大感知\决策\控制环节冗余
- 传感器、计算平台价格昂贵→商业化落地难

### 基于车载图像和“轻地图”方案

- 前视摄像头\*3（正常、长焦、广角）
- 后视摄像头\*3
- 侧视摄像头\*2（左右各一个）
- 超声波雷达\*12
- 前置毫米波雷达\*1

✓ **评价：**使用量产车载摄像头获取数据，制作高精地图→成本低，可规模量产，但感知相对不充分

#### 安全难以保障

- 摄像头在极端环境下易导致事故，单车智能提升空间越来越小，可靠性难以保障→安全问题凸显

**□ 两种路线各有优劣：激光雷达+重地图技术路线适用于高级别自动驾驶测试示范；车载图像+轻地图技术路线可应用在量产车型上进行大规模数据收集**

## “视觉派”与“激光雷达派”技术路线辨析

- 视觉派支持理由包括感知原理相似、成本低、适合量产等方面
- 激光雷达派支持理由包括覆盖度高、更安全、纯视觉技术门槛高等方面

### “视觉派”理由及“激光雷达派”给予的反驳

- 与人眼感知相似：
  - ✓ 摄像头所获数据与人眼感知的真实世界最为相似
  - ✓ 以高帧率、高分辨率获取环境信息

**反驳：**①纯视觉方案遇逆光、黑暗等情况易出事故；②由于技术限制，其无法真正像人眼那样随时变换焦距和景深

- 低成本\适合量产：
  - ✓ 收集数据时，纯视觉路线测试AD汽车可大幅降低成本

**反驳：**激光雷达生产商聚焦成本更低的混合固态\半固态激光雷达

- 摄像头相对成熟：
  - ✓ 无需高级AD车辆即可实现规模化采集传感器数据

**反驳：**多传感器融合技术在不断进步，如华为融合多种传感器所获得的障碍物分布信息

**代表企业** 特斯拉、Mobileye、丰田Woven Planet等

### “激光雷达派”理由及“视觉派”给予的反驳

- 覆盖度高：
  - ✓ 可在多传感器加持下覆盖更多工况→能够对环境进行较为精确的描述，获得更多维度信息

**反驳：**①摄像头的数据速率远超雷达几个数量级→能更好识别环境并作出反应；②通过增加摄像头可超越现有雷达的能力

- 更安全：
  - ✓ 安全是汽车的首要因素，多传感器融合方案更符合中国国情

**反驳：**部分玩家凭纯视觉感知实现城市L4自动驾驶的能力

- 纯视觉技术门槛高：
  - ✓ 摄像头尽管成本低、技术原理简单，但对软件算法要求高
  - ✓ 特斯拉作为纯视觉支持者，拥有算法、数据积累和算力的基础→竞争优势难以超越

**代表企业** 蔚来、上汽、宝马、奔驰、沃尔沃、小鹏等

**□ 视觉派痛点是摄像头性能局限性，未来能否达到激光雷达的性能水平还不得知；激光雷达派痛点是成本，未来可降→目前来看，激光雷达派会略胜一筹**

## 企业实践案例解析：特斯拉纯视觉技术路线

### ■ 作为纯视觉路线的代表，特斯拉比较排斥堆砌激光雷达的行为

#### 特斯拉FSD完全靠“看”——已陆续取消各类雷达传感器

演进历程	<ul style="list-style-type: none"> <li>2021年，发布完全基于视觉感知方式、仅依赖摄像头和AI智能算法的FSD Beta V9.0</li> <li>2021年5月，取消在美国\加拿大销售车型的毫米波雷达 → 采用由8个120万像素摄像头组成的视觉系统</li> <li>2022年2月起，投放在北美市场的车型不再配备毫米波雷达</li> </ul>
成本	<ul style="list-style-type: none"> <li>视觉方案成本优势较大：单目摄像头成本为150-600元，较为复杂的三目摄像头成本在1000元以内</li> <li>✓ 特斯拉的8个摄像头成本在1400元内，加上自研自动驾驶芯片 → 总成本≤1万元人民币</li> </ul>

虽然特斯拉纯视觉技术路线成本优势明显，有利于规模量产，但也面临技术、监管、环境等方面问题

技术	<ul style="list-style-type: none"> <li>要将2D图像翻译成3D→①存在延迟问题；②对图像处理算法、场景数量/质量、硬件算力都要求较高</li> <li>由于纯视觉没有对速度、加速度的直接测量能力→“幽灵刹车”会是长期存在的问题</li> </ul>
监管	<ul style="list-style-type: none"> <li>受国家数据安全要求，在华数据不能出国，而纯视觉方案所需要的数据量十分巨大，这意味着特斯拉要适配中国场景需在中国“重建”组织 → 需要数千人的团队</li> </ul>
环境	<ul style="list-style-type: none"> <li>中国交通环境远比美国复杂，需要大量视距之外的辅助信息 → 依赖实时，纯视觉感知系统很难落地</li> </ul>

**□ 纯视觉与激光雷达可尝试共存：目前最合适的做法，大部分厂商也是这么做的 → 在视觉方案的基础上，辅以激光雷达等传感器方案进行安全冗余**



## 企业实践案例解析：毫末智行技术路线

### ■ 毫末通过训练算法弥补缺少高精地图的损失；同时分场景制定传感器技术路线

毫末采取“重感知”技术路线，通过训练优化感知算法

#### 原因

①目前暂无审批通过的城市级高精地图；②即使通过，高精地图制作时间长→短期内量产车型难以应用

#### 以红绿灯 难题为例

- 通过3D仿真引擎搭建不同光照、天气下的红绿灯场景，再用这些场景做模型训练→扩大训练样本量
- AD车辆可以在没有高精地图的情况下，纯凭感知处理、识别红绿灯，且知道这个红绿灯跟道路的关系

#### 技术壁垒

- 感知算法精度：如果精度不高，即使拓扑信息\*准确，车也开不好，更何况拓扑信息本身也有精度差异

毫末分场景选择传感器技术路线→量产车型（摄像头）+自动驾驶测试（激光雷达）

#### 量产

- 目前长城有多款量产车型搭载毫末智驾系统，用户行驶总里程也有了一定积累 → 车型无激光雷达，用2D的数据做自动驾驶较难，需要从2D数据中得到3D信息，才能将这些数据的价值发挥出来

#### AD测试

- 各场景数据可以打通，但是物流车传感器的型号、位置和乘用车区别较大，且物流车行驶的区域和乘用车虽然相似，但是也有一些区别 → 要用好这些数据，需要技术改进

**□ 能否①将量产车型收集的视觉数据标注成带有3D信息的数据；②打通自动驾驶各测试场景数据 → 是毫末向更高级自动驾驶迈进的重要门槛**



## 目 录

### □ 高级别自动驾驶发展进程及当前面临的挑战

### □ 高级别自动驾驶当前发展面临的核心问题解析

#### ➤ 智能汽车安全及产品认证

### □ 高级别自动驾驶发展趋势展望

## 智能汽车安全概念解析

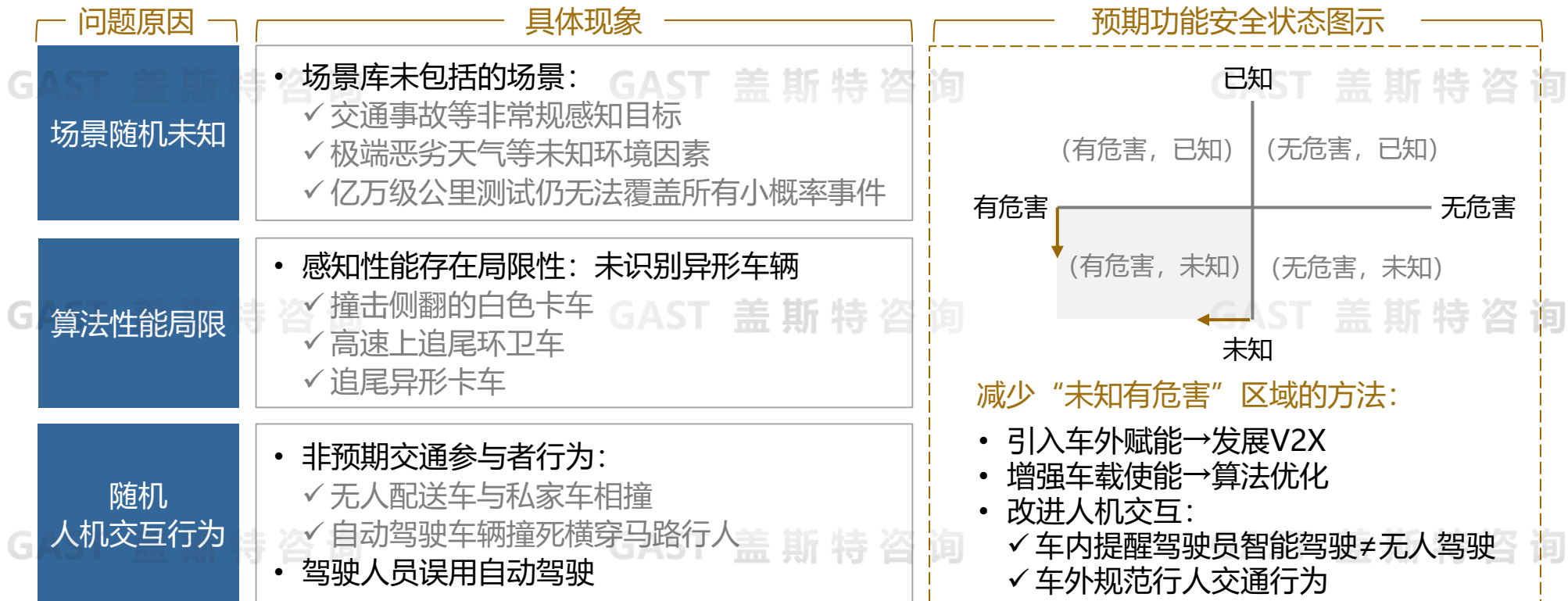
- 智能汽车安全包括基本安全、功能安全、预期功能安全和信息安全



□ 与其他三种安全问题不同，已有的法律法规较难定义预期功能安全中“未知”的问题，即我们不知道自己不知道什么→这是自动驾驶商业化最大难题之一

## 预期功能安全长尾问题解析

■ 预期功能安全主要目的是将设计不足、性能局限导致的风险控制在可接受范围内



□ 在智能汽车产品研发中能快速解决近80%的安全问题，剩余20%的预期功能安全问题需要80%的精力解决

## 传统汽车与智能汽车产品认证对比

- 智能汽车在传统汽车平台上加装感知传感器及功能模块，以实现智能驾驶等功能，其被测对象\内容与传统汽车有较大差异

### 传统汽车产品认证

- 测试对象多为车辆机电部分：
    - ✓ 可靠性
    - ✓ NVH\*
    - ✓ HVAC
    - ✓ EMC
    - ✓ 化学分析
    - ✓ 道路性能
  - 测试环境：
    - ✓ 多种不同类型的室内试验室
    - ✓ 整车综合性能封闭试验场
    - ✓ 不同地域条件的公共交通道路
- ↓
- ✓ 测试对象不针对具体驾驶行为\过程
  - ✓ 测试环境针对有限环境\里程

### 智能汽车产品认证

- 测试对象→车辆机电+智能系统
  - 车辆机电部分：
    - ✓ 与传统汽车产品认证相似
  - 智能系统部分：
    - ✓ 驾驶性能
    - ✓ 预期功能安全
    - ✓ 功能安全
    - ✓ 信息安全
    - ✓ 系统成熟度
- ↓
- ✓ 车辆机电认证标准较为健全
  - ✓ 智能系统认证标准基本空白

### 智能汽车产品认证存在长尾问题

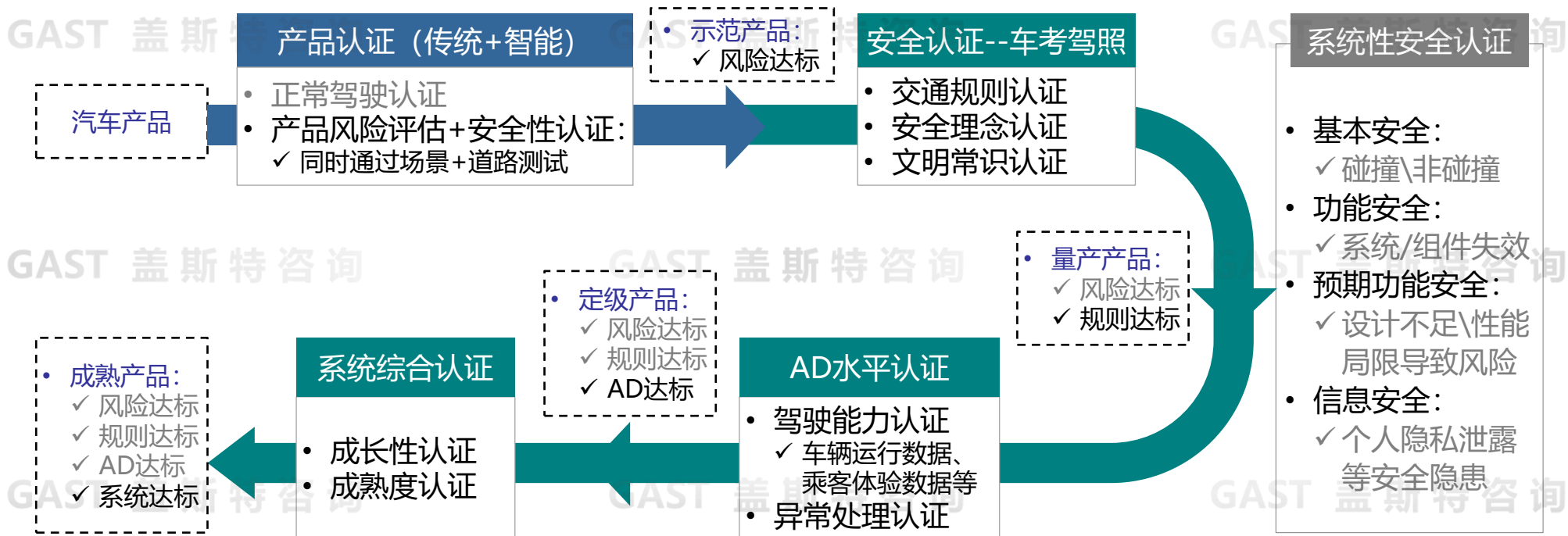
认证范围扩展至应对机器驾驶能力→  
驾驶能力测试需要在交通场景中进行  
→交通场景复杂且随机

- ↓
- ①场景数量无限
  - ②场景出现概率近似正态分布，小概率场景获取难度高
  - ③现有验证测试方法执行效率低→无法完成大规模场景测试
  - ④算法目前不具备推理\自学习能力→验证结果的适应性\可靠性无法保证

**□ 智能汽车认证范围扩展到针对智能驾驶系统、算法能力等方面，对于汽车行业而言这是全新的问题，而认证标准的空白将极大影响智能汽车的商业化**

## 智能汽车产品认证新体系及关键内容解析

- 智能汽车产品认证新体系在传统汽车认证体系的基础上，结合测试技术与交通法规认证 → 解决存在的长尾问题



□ 智能汽车产品认证新体系从产品认证、安全认证、AD水平认证和系统综合认证四方面，为智能汽车产品的全生命周期（研发→售后）提供支撑

## 目 录

□ 高级别自动驾驶发展进程及当前面临的挑战

□ 高级别自动驾驶当前发展面临的核心问题解析

□ 高级别自动驾驶发展趋势展望

## 高级别自动驾驶发展趋势展望

■ 高级别自动驾驶发展需要持续创新，具体体现在以下几个方面：

### 趋势一 技术发展与商业化落地并进

#### 自动驾驶从技术验证向商业验证

- 2025年前实施四大场景：高速+限定区域+城市混合交通+市郊/乡镇道路
- 技术发展+商业模式+产业形态同时推进  
✓ 形成企业集聚，推动多元服务+商业模式创新

#### 未来智能网联汽车产品及场景发展方向

- 产品：研发乘用车、城市共享汽车、编队行驶商用车三大自动驾驶产品
- 场景：有限区域→无限区域

### 趋势二 效益边界扩大\在更大维度产生作用

#### 以“车路云协同”自动驾驶实现未来发展目标

- 基础设施支持自动驾驶+车路协同理念下的车辆出行服务及扩展应用→出行效率↑
- 通信技术升级→4/5G-V2X等物理信息实现高度融合

#### 促进4S深度融合发展

- 智能汽车、智能交通、智慧城市、智慧能源一体化发展成为行业内共识
- 具备自动驾驶能力的智能网联汽车将在更高的维度发挥作用

### 趋势三 加速产品开发模式创新

#### 自动驾驶加速汽车“软件化和芯片化”

- 汽车价值：硬件+软件→硬件+软件+服务+内容
- 自动驾驶算法对运算速度、处理的实时性要求高→软件代码量剧增，需要高算力的车规级计算芯片/平台

#### 数据驱动的自动驾驶软件开发新模式

- 新模式：道路数据→AI训练→OTA升级
- 提高数据采集能力→生成大数据集  
✓ 特点：大规模+非重复+可AI训练数据  
✓ 意义：扩展ODD，消除长尾效应



## 总结

### 高级别自动驾驶开发最新发展趋势研究

#### □ 关于自动驾驶算法开发方法

- ✓ 1.0阶段存在人为规则无法覆盖机器学习、系统有效性受限等问题
- ✓ 基于机器学习\数据优先的2.0能突破1.0算法性能不足等局限 → 迭代效率↑+成本↓

#### □ 关于高级别自动驾驶技术路线选择

- ✓ 单车智能技术路线均面临感知不充分、难以大规模商业化问题
- ✓ 纯视觉与激光雷达两种方案各有优劣 → 摄像头+激光雷达共存或成为未来趋势

#### □ 关于智能汽车安全及产品认证

- ✓ 预期功能安全中存在大量“未知”问题 → 自动驾驶商业化最大难题之一
- ✓ 智能汽车在测试对象和内容上与传统汽车差异较大，认证标准空白 → 影响商业化
- ✓ 产品认证新体系（测试技术+交通法规） → 为智能汽车产品全生命周期提供支撑



智 慧 的 传 播 者

Sharing Wisdom with You

## 公司简介

盖斯特管理咨询公司立足中国、面向世界，专注汽车全产业链生态，聚焦于产业、企业、技术三大维度进行战略设计、业务定位、管理提升、体系建设、流程再造、产品规划、技术选择及商业模式等深度研究。为汽车产业链及相关行业的各类企业提供战略、管理、技术等全方位的高端专业咨询服务，为各级政府提供决策支持和实施方案。自创立以来，盖斯特以成为世界顶级汽车智库为愿景，以智慧的传播者为使命，以帮助客户创造真正价值为指引，关注实效、致力于长期合作与指导，凭借全面、系统、先进、务实的咨询方法，已经与近百家国内外企业、行业机构及各级政府建立起了战略合作伙伴与咨询服务关系。

## 服务领域

为客户提供多样化、开放式的服务，供客户灵活选择合作模式，包括但不限于：

- 面向高层的战略、管理、技术咨询服务
- 全方位定制式专题研究：涵盖宏观战略、产业发展、政策法规解读、互联网、商业模式、企业战略与管理、汽车市场、产品研究、产品设计方法、车展研究、论坛解读、节能减排、新能源汽车、智能汽车、汽车综合技术等领域
- 作为客户长期可依赖的智库资源，提供随时可满足客户特殊需求的开放式合作
- 提供行业沟通交流及深度研究的高端共享平台（CAIT）
- 公司拥有中、英、日三种语言的近千份专题研究报告供选购

联系方式

邮箱：GAST@gast-group.com

网址：www.gast-auto.com