

# AI 大模型赋能智能汽车产业发展的分析与展望

周海鹰<sup>1</sup> 李剑<sup>2</sup>

1. 东风电子科技股份有限公司研究院 2. 湖北汽车工业学院汽车商学院

**摘要:** 人工智能(AI)大模型技术正在加速重构智能汽车产业的价值链。本文通过介绍 AI 大模型的发展历程,对比了大模型的两类技术范式,提出大模型的行业发展痛点,分析大模型“从静态模型到动态智能”的技术趋势和“从平台竞争到与应用竞争”的产业发展趋势。从产品价值赋能到产业链价值重塑角度,系统分析了大模型在智能驾驶、智慧座舱以及车联网等领域的赋能效应,揭示了大模型在汽车产品研发设计、生产制造到后市场服务的产业效率提升和用户体验革新的关键作用。

**关键词:** AI 技术范式; 动态网络架构; 多模态泛化; 汽车价值链重构

## 1 AI 大模型发展现状

### 1.1 AI 大模型的发展历史: 从 Transformer 到 DeepSeek-R1 的 AI 变革之路

现代大语言模型 (LLMs) 的快速发展如图所示,起源于 2017 年出现的基于自我注意机制的 Transformer 架构。谷歌的 BERT 和 OpenAI 的 GPT 等模型的兴起,改变了上下文理解和生成能力,最终出现了 1750 亿参数的 GPT-3,通过监督微调 (SFT) 和来自人类反馈的强化学习 (RLHF) 有效解决了 LLMs 中的“幻觉”问题。2023 年, GPT-4 等多模态模型集成了文本、图像和音频,而 OpenAI-o1 和 DeepSeek-R1 等推理模型则突破了复杂问题解决的界限。2025 年, Grok 3 则以超大规模算力推动了技术边界拓展。2025 年初,采用混合专家 (MoE) 架构且开放权重的轻量化模型 DeepSeek-V3 出现,推动了高性价比模型的端侧布局和领域应用。

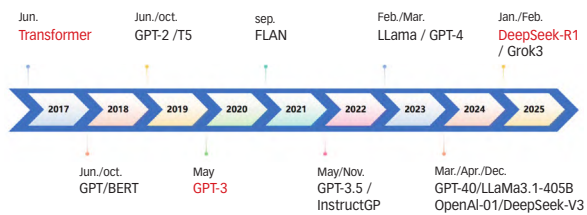


图 1 LLMs 的发展历程

#### (1) Transformer 架构 (2017 年)

Vaswani 等提出 Transformer 架构,通过自我注意机制重新定义自然语言处理 (NLP),有效解决了早期模型在处理长距离依赖和顺序处理时的关键局限性,如循环神经网络 (RNN) 和长短期记忆网络 (LSTM),为现代 LLMs 的发展奠定了基础。

#### (2) 预训练 Transformer 模型 (2018 ~ 2020 年)

基于 Transformer 架构,依托大规模预训练和微调的预训练模型,典型代表如谷歌 BERT 双向训练模型与 OpenAI 的 GPT 系统 (尤其是拥有 1750 亿参数的 GPT-3),证明了通过大量数据集训练的大规模模型可以在广泛应用中实现接近人类能力的性能。

#### (3) 弥合 AI 与现实价值差距的训练后对齐 (2021 ~ 2022 年)

监督微调 (SFT) 和人类反馈强化学习 (RLHF) 等技术,致力于提高 LLMs 与人类意图的一致性并减少幻觉。典型代表如 OpenAI 的 ChatGPT,通过整合 RLHF 实现模型迭代以提高内容性能,实现了以对话为重点的微调,展示了对话式人工智能改变人机交互的潜力。

#### (4) 多模态模型:融合文本、图像等多源数据 (2023 ~ 2024 年)

GPT-4 和 GPT-4o 等多模态 LLMs,通过将文本、图像、音频和视频集成融合到统一系统,提供了更丰

富的交互和解决更复杂问题的能力，彻底改变了医疗保健（诊断）、教育（互动学习）和创意产业（多媒体制作）等行业。

（5）推理模型：关注逻辑性和结构化的思维过程（2024 年）

强推理模型关注更具逻辑性和结构化的思维过程，如 OpenAI-o1 系列模型，通过思维链（CoT）过程增强推理能力，将复杂问题分解成更小、更易处理的步骤，结合生成能力和推理能力，展示出思维和行为更接近人类的模型潜力。

（6）高性价比推理模型：DeepSeek-R1（2025 年）

作为一款高性价比的开放权重大语言模型，DeepSeek-V3 采用 MoE 架构，将模型划分为用于数学和编码等任务的专门组件，从而降低训练负担。在此基础上，DeepSeek-R1 借助先进的强化学习技术，展现了卓越的推理能力，且训练成本极具性价比。

1.2 AI 大模型的两大技术范式：大力出奇迹 vs. 精算师策略

2025 年年初相继发布的 Grok 3 与 DeepSeek，代表了 AI 大模型发展的两种典型范式，如表所示。前者奉行“大力出奇迹”的技术路线，以超大规模算力推动技术边界，通过持续增加模型训练的参数规模，提高了智能化水平和处理复杂任务的能力，但算力边际效益出现的递减现象（算力投入增加 10 倍仅带来 20% 性能提升），引发了业界对技术路线可持续性的质疑；后者采用“精算师策略”，以极致的成本控制与算法优化实现普惠应用，通过架构优化降低算力依赖，以低成本实现接近顶级模型的性能，并通过开源生态和广泛场景覆盖构建商业壁垒，在可持续性和生态优势上更具生命力。

（1）性能与技术特点

1) Grok 3 的核心优势

①强推理能力：Grok 3 引入了 CoT 机制，可逐步

表 1 技术范式对比：Grok3 vs. DeepSeek

| 维度     | Grok 3(大力出奇迹)           | DeepSeek-V3(精算师策略)     |
|--------|-------------------------|------------------------|
| 核心架构   | 稠密 Transformer(1.7T 参数) | 混合专家 (MoE, 激活参数 370 亿) |
| 训练成本   | 2.8 亿美元                 | 557.6 万美元              |
| 推理成本   | 18 美元 / 百万 Token        | 0.48 美元 / 百万 Token     |
| 技术优势   | 多模态生成、复杂任务推理            | 中文理解优化、动态扩展性           |
| 典型应用场景 | 航天计算、代码生成               | 车载语音、边缘部署              |

拆解复杂问题（如设计火星能源系统），逻辑严谨性显著提升。在数学（AIME'24 得分 52 vs. DeepSeek-V3 得分 39）、科学（GPQA 得分 75 vs. 65）和编程（LCB 测试 57 vs. 36）等任务中表现突出。

②多模态与实时应用：支持生成 3D 航天器模型、实时代码开发游戏（如融合《俄罗斯方块》与《宝石迷阵》的创意游戏），并推出 DeepSearch 搜索引擎，整合实时数据与多模态处理能力。

③超大算力规模：依托 20 万块英伟达 H100 GPU 的超算集群 Colossus，训练效率达到 Grok 2 的 10 倍，推理模型在 Chatbot Arena 评测中以 1400 分登顶。

2) DeepSeek 的核心竞争力

①成本控制与高效训练：通过创新算法优化和 MoE 架构设计，DeepSeek-V3 在推理时仅激活部分专家模块（约 370 亿参数），显著降低了训练成本（仅为 557.6 万美元）；采用 FP8 混合精度训练和通信优化，使算力利用率最大化。

②开源策略与生态构建：允许开发者自由调用和优化模型，形成开放的社区生态，使得 DeepSeek 在教育、医疗、政务等垂直场景快速渗透，吸引了大量中小企业和开发者低成本接入 AI。DeepSeek 每百万 Token 的价格仅为 0.48 美元，远低于 GPT、Grok 3 等闭源模型（如 GPT-4o 的 18 美元）。

③算法创新与架构优势：稠密与 MoE 架构结合：DeepSeek-R1 采用稠密 Transformer 架构以支持深度推理，而 DeepSeek-V3 通过 MoE 架构平衡性能与效率。DeepSeek 中文理解与多模态交互中表现稳定，适应本土化需求。

（2）应用场景与市场定位

Grok 3 具备强大的推理能力、多模态处理能力和实时数据接入能力，在科学研究、编程、内容创作等多个领域提供技术服务，主要定位于高端科研与复杂任务，如航空航天计算、多模态内容创作及深度推理场景，通过 X 平台订阅模式提供服务，未来计划开源旧版模型（Grok 2）并整合至特斯拉、SpaceX 等业务。

DeepSeek 的定位旨在通过技术输出、服务订阅、企业合作和生态建设，满足不同行业和场景的需求，实现商业价值的最大化。应用场景从高频的客户服务和个性化推荐，到中频的医疗、金融和教育应用，再到前沿的智能家居和自动驾驶等领域，更多地适用于应用型市场。

## 2 AI 大模型的挑战与趋势

AI 大模型的竞争已不再是单纯的算力与参数的堆砌，而是架构创新、效率革命与多模态协同的全面发展。在动态网络、多模态泛化、生态协同的发展趋势下，大模型正在实现从单系统到多模态、从通用模型到垂直场景、从重生成到强推理的智能边界延展。

### 2.1 AI 模型的行业痛点

#### (1) 效率瓶颈

动态网络与多模态泛化对资源需求呈指数级增长，千亿参数模型的推理成本居高不下。一方面，训练前沿大模型成本高昂，如 GPT-4 的训练高达 7800 万美元，预计到 2027 年，最大模型的训练成本将突破 10 亿美元；另一方面，算力资源利用率普遍低下，如 OpenAI 在训练 GPT-4 时，算力利用率仅 32% ~ 36%，GPU 闲置现象普遍，而传统云计算架构难以适配大模型需求，导致基础设施资源浪费。

#### (2) 模态割裂

文本、图像和代码等能力难以深度融合，多模态模型多采用“拼接式”架构（如 CLIP），视觉与语言信号仅在最后一层融合，导致细粒度理解缺失。通用大模型（如 GPT-3）在特定场景中效果不足，而行业大模型通过轻量化设计、知识蒸馏等技术实现专业化，但数据分散和标注成本高仍是障碍。同时，不同硬件架构（CPU、GPU 和 ASIC）和软件框架导致算力碎片化和硬件生态分隔。

#### (3) 推理黑箱

传统模型依赖复杂的非线性计算，导致决策路径难以追踪，隐性推理能力进一步加剧黑箱问题，引发可控性与安全性风险。生成式模型存在模型“幻觉”问题，常常会输出不真实或矛盾的内容，例如 GPT-3 的文本偏见，影响医疗诊断和金融预测的可靠性，此外，因决策缺乏透明度，也会引发伦理争议，生成结果缺乏可解释性，制约了 AI 的商业落地。MIT 实验显示，超过 80% 的开发者无法解释大模型的关键决策路径。

#### (4) 数据安全

多模态数据涉及敏感信息（如医疗和金融领域），训练过程中可能会因数据投毒（恶意注入虚假数据）导致模型偏差或引发法律纠纷。模型存在安全漏洞，易受越狱攻击、提示词注入攻击，导致输出违法或有害信息，例如：DeepSeek 曾因 DDoS 攻击服务中断，开源框架 Ray 的漏洞曾被用于勒索。与此同时，黑箱推

理进一步加剧了隐私泄露的不可控性，黑客利用 AI 技术分析系统漏洞，可以发动更隐蔽的攻击，如深度伪造和网络钓鱼等。

### 2.2 AI 模型的技术趋势：从静态模型到动态智能

#### (1) 动态网络架构

模型根据任务复杂度实时动态调整架构配置与推理深度，通过模型压缩、低功耗优化及实时推理的技术路线，能够支持在线扩展收缩与实时优化推理路径，推动模型在边缘计算设备（如手机、IoT 终端）的部署落地。2025 年 2 月，DeepSeek 提出硬件对齐稀疏注意力（NSA, Native Sparse Attention）架构，通过优化硬件设计与训练效率，使得长上下文处理和快速推理成为可能。NSA 采用态分层稀疏策略，结合粗粒度的令牌压缩与细粒度的令牌选择，以保留全局上下文信息和局部精度；通过平衡算术强度的算法设计和现代硬件优化，提升计算效率；支持端到端训练，减少预训练计算成本的同时保持模型性能。

#### (2) 多模态泛化

构建“多模态泛化引擎”，可以将语言模型扩展至 3D 点云、音视频、传感器等多源数据，通过跨模态信号对齐、多模态联合优化等策略与深度学习算法，实现多模态数据和跨领域知识的融合，形成统一表征与文本到图像（如扩散模型）、语音到视频等跨模态生成任务，未来趋势包括生成结果的对齐与多模态输入的闭环优化。例如：DeepSeek-R1 通过将模型推理能力扩展至视觉、音频等多模态任务，在自动驾驶场景中，通过解析 LiDAR 点云数据，DeepSeek-R1 生成驾驶决策，将使得多模态任务准确率提升 25%，开发成本降低 40%。

#### (3) 自监督学习

通过无标注数据的自监督学习模型，能减少对人工标注的依赖。GPT 系列模型采用了自监督学习方法，其训练过程分为监督策略模型、奖励模型和强化学习三个阶段，形成了持续增强的闭环机制。BERT 模型在自然语言处理任务中采用自监督学习，通过对大规模文本的预训练，在问答、文本分类等任务上取得了优异成绩，大大提高了模型的泛化能力和应用效果。DeepSeek-V3 基于自研 DualPipe 算法和 FP8 数据格式的混合精度训练框架，采用自监督学习，推理能力提升 18%，训练数据需求减少 50%，模型泛化能力提升 30%。

#### (4) 轻量化边缘部署

模型边缘部署（如传感器、嵌入式硬件），通过轻量化、硬件加速与工具链优化，可显著提升实时性，

降低带宽成本并增强隐私保护，模型压缩与推理优化成为核心方向。模型轻量化方法包括量化、剪枝和知识蒸馏，推理优化技术分为算法加速和硬件优化两个方向。通过模型压缩和推理优化，在长文本、复杂交互、边缘部署等场景推动迭代，以平衡成本与用户体验，实现参数规模从“千亿级”转向“轻量级”，降低推理成本和资源需求。例如，DeepSeek-R1 通过 GRPO 算法、强化学习（RL）和跨维度知识蒸馏，压缩模型规模，降低算力消耗，实现端侧设备（如智能眼镜）的高效部署。

### 2.3 AI 模型的产业趋势：从平台竞争到应用竞争

AI 产业竞争的重点正在由平台竞争向应用竞争转变，从基础模型的构建与优化转向模型的商业化和终端应用的深化。产业界不再仅仅专注于模型的参数规模和处理能力，而是更加注重将技术转化为实际的商业价值和用户价值。

#### （1）重塑产品应用形态

AI 大模型正在引发产品形态的“量子跃迁”——从“解决问题”的工具进化为“理解需求”的智能体。AI 产品应具备三大典型特征：对话式交互界面（CUI）、动态自适应能力以及跨域知识融合。大模型赋予产品“拟人化”的交互能力，突破传统图形界面（GUI）限制；多模态交互融合，实现语义到物理操作的直接映射；结合用户历史行为与实时环境数据的决策推理，提供面向场景的情境感知服务；强大的数据合成与内容生成能力，让用户通过文本描述生成定制化设计。

#### （2）垂直领域深耕细作

AI 大模型在垂直行业的应用场景的渗透正在加速，呈现出“AI+”和“AI 原生”两大情境，其作为生产力工具正渗透到行业各环节，不断提升行业智能化水平，尤其在金融、医疗和制造等领域。在制造业中，AI 大模型可用于生产过程的优化、质量检测和设备维护等；在教育领域，教育大模型能够根据学生的学习情况提供个性化的学习计划和辅导内容，提高学习效率和教学质量；在金融领域，利用大模型进行风险评估和信贷审批，可有效降低风险，提升服务效率。

#### （3）开源生态加速推进

通过开放模型 API、开发套件及训练平台、多模态数据集以及预置行业场景模板，可有效降低开发者门槛，支持开发者快速集成与行业推广应用，形成 AI 应用生态；进一步开源化 AI 模型核心算法，可吸引众多开发者和企业参与到生态建设中，促进 AI 生态的繁荣

与发展。例如：小米澎湃 OS 2 开放 HyperAI 接口，吸引了全球开发者基于云端协同能力开发轻量化 AI 应用，降低了中小厂商创新门槛；百度 Apollo 平台向车企提供纯视觉智驾方案与数据训练工具链，加速了行业技术普惠；Deepseek 通过开放模型权重以及模型 API、开发套件及训练平台，极大地推动了 AI 模型在行业领域的应用及端侧智能化的推广。

## 3 AI 大模型在汽车领域的应用

### 3.1 赋能汽车产品价值

在汽车产业智能化变革的浪潮中，AI 大模型已成为推动汽车产品价值提升的关键力量，通过深度融入智能驾驶、智慧座舱以及车联网服务等核心领域，从根本上改变了汽车的功能体验与价值内涵。通过智能化软硬件、自动驾驶突破、用户体验升级及生态协同，AI 正在推动汽车从“出行工具”进化为“智能生命体”，使汽车成为连接数字世界与物理世界的超级终端。

#### （1）赋能自动驾驶：从感知增强到决策进化

1) 提升自动驾驶决策能力：AI 大模型通过海量数据训练及多模态感知技术（如激光雷达、摄像头融合）增强环境识别能力，提升自动驾驶系统的感知、决策和控制能力，实现更安全、更可靠的自动驾驶体验。通过将感知—决策—控制模块整合为端对端大模型，采用“动态蒸馏”等模型压缩与强化学习、实时推理技术，降低硬件算力需求，实现大模型的端侧部署。通过生成式 AI 重构数据生产流程，采用合成数据技术模拟复杂交通场景，加速模型迭代，减少人工标注成本。例如：特斯拉 FSD V12 基于端到端大模型架构的自动驾驶决策系统，将事故率显著降低；小鹏汽车的端到端模型（XNet+XPlanner+XBrain）实现了全国无图智驾，减少了 50% 的顿挫和 60% 的违停卡死，支持 100m 循迹倒车等复杂功能。

2) 拓展自动驾驶功能边界：随着 AI 大模型的发展，自动驾驶等级不断被突破，将催生新的出行服务模式，如无人驾驶出租车（Robotaxi）、无人配送车等，为交通出行带来变革。据预测，到 2030 年，全球 Robotaxi 的市场规模将达 5000 亿美元。极越汽车基于百度 Apollo 自动驾驶视觉大模型 VTA（Vision-Language-Action Model）和“B.O.T（BEV+OCC+Transformer）三向箔”智能驾驶技术体系，大幅升级了动静检测、时序跟踪等能力，让点到点领航辅助 PPA（Point to Point Autopilot）可应对更复杂的行车场景。

## （2）赋能智慧座舱：交互革命与个性化服务

1) 实现自然流畅的人机交互：AI 大模型推动智能座舱交互体验持续创新，融合多模态交互技术，如语音、手势、表情识别等，打造更加个性化、智能化的车载交互体验。依托 AI 大模型强大的数据处理能力、生成能力及多模态交互能力，帮助智能座舱语音交互更智能、互动推荐更个性、感知更多维、驾驶体验更丰富；通过结合多模态，深度学习和自然语言处理技术等，提供更精准、更智能的语义解析，同时提供更快、更类人的语音交互，来提升智能座舱的用户体验；通过多种语言、多轮对话提升对用户语音信息的获取，提升感知、推理理解能力，并提供更具有拟人情感、表达方式的语音交互，甚至预判消费者的需求，将汽车智能化向更高发展层次推进。例如：百度 Apollo 超级座舱借助大模型实现精准的语音识别与语义理解，极越汽车机器人基于百度语音交互底层能力，将语音助手 SIMO 的识别速度提升至 500 ms，在弱网和无网环境也能流畅交互，极大地提升了用户体验。

2) 打造个性化智能座舱环境：AI 大模型根据用户的使用习惯和偏好，打造个性化的座舱环境，提供定制化的服务和体验。基于模型具备的强大长短期记忆能力（长期记忆存储和回忆过去的数据和经验，短期记忆帮助快速响应和即时处理信息），通过记录学习用户的行为习惯与个人偏好，形成不同用户个性画像，定制个性化的内容和服务，为客户带来更精准、更具个性化的座舱界面和交互方式。比如：DeepSeek 的 AI 大模型可以根据用户的个性化需求，提供定制化的音乐推荐、路线规划等服务；通过分析用户的音乐偏好、驾驶习惯等数据，可以为用户推荐合适的音乐、调整座椅位置和空调温度等，营造专属的驾驶氛围；同时，通过用户生物特征识别和上下文感知技术，可以确认驾驶者身份以加载用户的个性化设置，确保服务能够准确及时地提供给正确的用户。

## （3）赋能车联网服务生态：数据价值挖掘与生态互联

AI 技术通过统一操作系统、跨端协议与大模型赋能，正重构“人车家”生态的交互逻辑与服务边界。

1) 挖掘车联网数据价值：AI 大模型能够助力车联网数据价值深度挖掘，通过对海量驾驶数据、用户行为数据的分析，车企可为用户提供精准的增值服务，如个性化保险、智能维保等，拓展新的盈利增长点。同时，AI 算法整合车载传感器、路侧单元及云端数据，实现车辆与基础设施的实时交互；车联网（V2X）技术

通过 AI 分析路况，动态调整自动驾驶路径，缓解交通拥堵。据估算，车联网大数据服务市场规模在未来 5 年内将以每年 20% 的速度增长。智能车辆产生的海量数据及合成数据用于训练 AI 模型，将进一步优化算法性能，将形成“技术迭代—数据积累”的正向循环。

2) 实现人车家生态互联：AI 技术通过“端—边—云”协同计算与多模态交互，构建了“人车家全生态”的底层技术框架。比如，小米澎湃 OS 2 通过 HyperCore 内核重构性能调度机制，实现跨设备（手机、平板、汽车和家居）的统一算力调度与资源分配，为生态互联提供流畅基础，HyperConnect 支持设备能力原子化，实现手机、汽车和家居设备的无感融合，HyperAI 结合生成式 AIGC 技术，动态优化锁屏视频景深效果，并实现全局 AI 写作、实时多语言翻译等场景化功能。

## 3.2 重构汽车价值链与商业模式

AI 技术正在重塑汽车行业从研发、生产到营销、服务的价值链，其逐步渗透正在推动汽车产业向智能化、高效化以及个性化方向跃迁。AI 推动着汽车价值链核心从硬件制造转向数据与算法能力，汽车产业正迈向“软件定义一切”的新纪元。

### （1）重塑产品开发范式

主动需求洞察：通过自然语言处理分析用户反馈、社交媒体等非结构化数据，自动生成需求图谱。例如，车企利用大模型实时解析用户对智能座舱的语音评价，快速定位交互痛点；代码自动生成：GitHub Copilot 等工具使代码生成效率提升 55%；测试与迭代加速：西门子与微软的合作案例显示，自然语言生成 PLC 代码使错误率降低 60%，开发周期缩短 40%；人才能力重塑：产品团队规模缩减，人才结构重塑——初级工程师转向 AI 工具协调与创意设计，核心人员聚焦策略制定与复杂问题解决。

### （2）重构汽车价值链

AI 通过数据共享、智能决策和资源优化，正在打破传统汽车产业中研发、生产、供应链、销售与服务之间的信息孤岛，重构汽车价值链，催生新业态。在制造端，AI 可用于生产计划、质量控制，例如预测设备故障并自动调整产线以减少停机时间，还可优化汽车生产制造流程，提高生产效率和产品质量，实现智能化决策和自动化操作；在供应链端，AI 可提升汽车供应链的效率和透明度，通过实时分析市场需求、供应商数据及物流信息，实现精准预测与动态调整，可预测零部件需求波动，优化库存周转率；在营销端，

可实现精准营销和个性化推荐，通过用户数据分析和AIGC（人工智能生成内容），快速生成营销视频与文案，精准触达目标用户；在售后端，通过预测性维护与远程诊断分析车辆 OBD 数据与维保记录，AI 可提前预警故障并生成维修方案，并通过分析用户行为数据，提供个性化售后服务（如定制维保计划），增强客户粘性。

### （3）促进产业协同生态

通过优化资源分配、促进技术融合与构建开放生态，AI 已成为汽车产业协同发展的核心驱动力。

1) 跨企业技术协同：车企、科技公司与政府共同制定 AI 技术应用标准（如自动驾驶安全规范、数据共享协议），减少技术碎片化风险。通过制定统一数据标准与接口协议，加速技术模块的兼容性整合，并共同定义下一代出行服务。例如，自动驾驶、车联网等技术的研发需要芯片、算法、传感器等跨领域协作，车企与芯片厂商合作开发域控制器，实现算力共享与功能协同。

2) 跨行业领域协同：AI 促进汽车产业与交通、IT 等领域协同发展，推动汽车从交通工具升级为移动办公、娱乐和生活空间，与家庭、办公场景深度绑定。例如：智能驾驶与智慧交通的协同演进中，AI 算法整合车载传感器、路侧单元及云端数据，实现车一路一云的实时交互及感知与决策协同；车联网增值服务方面，基于车联网大数据可提供个性化保险、智能维保等增值服务；新能源与智能制造的绿色协同方面，通过 AI 优化电池管理系统（BMS），可提升能量利用率，延长续航里程，同时，AI 驱动的智能制造系统可通过能耗监控与工艺优化，降低生产环节碳排放。

## 4 结语

AI 大模型通过数据驱动和算法优化，正在重构汽车产业价值链的核心环节，从降本增效到创新服务模式，正全面推动着汽车产业向智能化、高效化、个性

化方向跃迁。AI 大模型在智能驾驶、智慧座舱和车联网服务方面的深度赋能，极大地提升了汽车产品的价值，为用户带来了更安全、智能、便捷的出行体验。同时，AI 大模型正在深刻重塑汽车产业价值链，从研发设计、生产制造到后市场服务，各环节均迎来了智能化升级的机遇，推动着产业向数据驱动和生态协同转型。未来，随着技术的不断发展和应用的深入，AI 大模型将持续推动汽车产业的创新与变革。

### 参考文献

- [1] Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N. Gomez, Łukasz Kaiser, Illia Polosukhin, Attention Is All You Need, 31st Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017) , Long Beach, CA, USA.
- [2] 腾讯研究院. 可解释 AI 发展报告 2022：打开算法黑箱的理念与实践. 2022.
- [3] 中国信息通信研究院. 大模型安全研究报告. 2024.
- [4] Jingyang Yuan, Huazuo Gao, Damai Dai, et al. Native Sparse Attention: Hardware-Aligned and Natively Trainable Sparse Attention. arXiv preprint arXiv:2502.11089v1 [cs.CL]. 2025.
- [5] DeepSeek-AI. Deepseek-R1: Incentivizing reasoning capability in llms via reinforcement learning. arXiv preprint arXiv:2501.12948. 2025.
- [6] DeepSeek-AI. DeepSeek-V3: Technical Report. arXiv preprint arXiv:2412.19437v2 [cs.CL]. 2025.
- [7] Li Shengbo, Liu Chang, Duan Jingliang, Wang Jianqiang, Li Keqiang. 汽车端到端自动驾驶系统的关键技术与发展趋势. 10.16453/j.2096-5036.202350. 2023.
- [8] 于海洋、赵维党、李园园. AI 大模型赋能智能座舱研究报告. iResearch Inc. 2024.