

2023年05月15日

中小盘研究团队

智能汽车系列深度（九）：ChatGPT 横空出世，大模型全面赋能，自动驾驶渐行渐近

——中小盘策略专题

任浪（分析师）

renlang@kysec.cn

证书编号：S0790519100001

● ChatGPT 横空出世，OpenAI 引领进入大模型时代

ChatGPT 引发 AI 热潮，大模型赋能千行百业，人工智能迎来“iPhone”时刻。2022 年底 ChatGPT 横空出世，其在理解人类意图、思维链推理、零样本下处理问题的能力优异。2023 年 3 月大模型 GPT4 发布，性能进一步增强，并拥有多模态能力可实现“看图说话”。大模型能力来源于几个方面：大参数量带来能力的“涌现”；海量的数据预训练带来模型基础能力；指令微调解锁的特定领域能力；基于人类反馈的强化学习带来的与人类“对齐（沟通）”的能力。类似的范式被广为传播，诸多科技巨头纷纷推出自己构建的大模型，并且将多模态作为目标。大模型如火如荼发展，带来应用端的百花齐放，在传媒、游戏、电商、汽车等诸多行业大模型广泛赋能，人工智能迎来“iPhone”时刻。

● 大模型赋能自动驾驶，算法、数据闭环、仿真全面受益

算法迭代和数据驱动有待完善，长尾问题处理成为关键。驾驶环境纷繁复杂，罕见的长尾场景识别和处理成为制约自动驾驶发展的主要瓶颈。行业致力于建立优秀的算法框架和完善的数据闭环体系及仿真体系，让模型成为见多识广的“老司机”。算法端逐步从基于规则逐步走向基于神经网络，从模块化部署走向端到端感知决策一体化。数据端标注成本、仿真平台的可用性亦存在难点。

大模型有效赋能自动驾驶，数据闭环、仿真、算法全面受益。数据闭环方面，大模型有助于玩家实现更好的数据挖掘和管理效果，提升数据利用效率，同时通过自动标注大幅降低成本。仿真方面，生成式大模型可助力生成特定的场景，加速算法成熟。在算法方面，感知算法中云端的大模型可作为车载端模型的“老师”通过“蒸馏（教授）”帮助小模型实现更优性能。规控算法中玩家通过搭建行业自动驾驶大模型，来实现城市导航辅助驾驶以及场景脱困等功能。在端到端的自动驾驶算法方面，大模型可实现感知决策一体化集成，并助力端到端算法的训练。

● 自动驾驶渐行渐近，行业玩家迎广阔发展空间

科技巨头有望构筑自动驾驶行业“安卓”，技术鸿沟快速缩小。特斯拉全栈自研的自动驾驶闭环体系，构成自动驾驶行业的“IOS”，海量的车队建立数据壁垒，其他玩家难以复制。而大模型时代，第三方科技巨头的加入有望通过提供强大工具链形成自动驾驶行业的“安卓”，帮助整车厂构建自己的自动驾驶算法和数据闭环系统，同时依靠大模型的数据生成能力缩小与头部玩家在数据领域的差距。此外产业链加速分工合作亦将带来自动驾驶成本下降，推动自动驾驶渗透率进一步提升，产业链玩家均会充分受益。

● 重点关注：德赛西威、经纬恒润、华阳集团、北京君正、晶晨股份、美格智能、均胜电子、华测导航、瀚川智能、炬光科技、源杰科技、长光华芯

● 风险提示：技术发展进度不及预期、市场需求不及预期。

相关研究报告

《HJT 以高发电量为核心优势，有望成为下一代主流技术——中小盘周报》-2023.5.14

《次新股说：本批埃科光电等值得重点跟踪（2023 批次 17、18、19）——中小盘 IPO 专题》-2023.5.7

《经济性渐显，HJT 进入大规模扩产前夕——中小盘成长股深度》-2023.5.7

目 录

1、 OpenAI 引领，人工智能进入大模型时代.....	5
1.1、 ChatGPT 横空出世，引领人工智能新浪潮	5
1.2、 算法是人工智能的基石，Transformer 逐步成为主流.....	8
1.2.1、 始于 NLP，延伸至各领域，Transformer 在人工智能行业展现统治力	8
1.2.2、 大语言模型多基于 Transformer 构建，Decoder-Only 系列占优	9
1.3、 大模型+预训练+人类反馈微调，大模型蓄势待发	10
1.3.1、 探求 ChatGPT 的能力来源，寻找构建大模型的有效方法.....	10
1.3.2、 大参数+海量数据预训练+基于人类反馈的微调构成打造大语言模型的要素	11
1.4、 多模态成为趋势，应用端千帆竞渡，人工智能迎来 iPhone 时刻	14
2、 大模型赋能自动驾驶，算法、数据闭环、仿真全面受益.....	15
2.1、 自动驾驶算法、数据不断迭代，长尾问题处理成为关键.....	15
2.2、 大模型全面赋能，自动驾驶各大环节全面受益.....	17
2.2.1、 大模型助力数据挖掘和自动标注，数据飞轮飞驰推动自动驾驶落地	18
2.2.2、 大模型推动算法迭代，感知规控全赋能.....	20
2.2.3、 生成海量数据，大模型助力仿真平台及端到端自动驾驶模型构建	22
3、 自动驾驶渐行渐近，行业玩家乘风起	23
3.1、 科技巨头构筑自动驾驶行业“安卓”，技术鸿沟有望缩小	23
3.2、 行业分工加速，成本下降可期	25
3.3、 大模型开发者、自动驾驶产业链玩家全面受益.....	26
3.3.1、 百度 Apollo：自动驾驶元老，文心大模型全面赋能.....	26
3.3.2、 商汤科技：AI 算法领军，布局大模型探索自动驾驶新机遇.....	27
3.3.3、 地平线：智驾芯片新星，对算法的深入理解指引芯片架构迭代完美适配需求	27
3.3.4、 产业链玩家：自动驾驶落地加速，产业链各大环节全面受益	28
4、 风险提示	29

图表目录

图 1： 达特茅斯会议开启人工智能发展之路.....	5
图 2： 视觉识别领域 AI 在 2015 年超越人类	5
图 3： ChatGPT 引领人工智能新范式	5
图 4： ChatGPT 可完美实现用户的需求甚至可输出代码.....	6
图 5： ChatGPT 用户数 2 个月过亿超越 TikTok.....	6
图 6： GPT-4 的性能显著强于上个版本.....	6
图 7： GPT4 在推理和逻辑能力上大幅提升	6
图 8： GPT-4 可理解部分图片笑话	7
图 9： GPT4 准确度相比之前的版本大幅提升	7
图 10： 对不被允许和敏感的内容的错误响应显著下降.....	7
图 11： GPT4 的多项能力超越人类平均水平	7
图 12： 循环神经网络适合处理序列信息	8
图 13： 卷积神经网络可实现图像处理等任务.....	8
图 14： Transformer 采用编码器和解码器的组合，有优异全局信息感知能力	8
图 15： Transformer 在计算机视觉领域形成诸多路线.....	9

图 16: Transformer 应用领域迅速泛化.....	9
图 17: GPT 模式采用 Decoder-Only 的算法.....	9
图 18: Bert 模式采用 Encoder-Only 算法.....	9
图 19: 大语言模型拥有三大技术方向, 类 GPT 模式的技术路线近年成为主流.....	10
图 20: GPT 版本和能力演进路径——各类训练、微调方法下形成最终 ChatGPT.....	11
图 21: 模型规模到达一定程度会出现“涌现”现象.....	12
图 22: 通用化的大模型通常会采用内容丰富的海量数据进行预训练.....	12
图 23: ChatGPT 通过多个步骤训练而来.....	14
图 24: 参数超过 100 亿的大语言模型不断出现.....	14
图 25: 大模型的应用将不断延伸.....	15
图 26: 基础大模型将能完成诸多任务有望赋能千行百业.....	15
图 27: 广汽研究院认为人工智能将在算法中更多渗透.....	16
图 28: 端到端自动驾驶算法逐步映入眼帘.....	16
图 29: 长尾场景稀缺而不常见.....	16
图 30: 路标多种多样, 考验算法的泛化能力.....	16
图 31: 自动驾驶长尾问题出现概率较低.....	16
图 32: 毫末智行认为自动驾驶能力与数据量直接相关.....	16
图 33: 软件升级速率滞后于硬件.....	17
图 34: 自动驾驶算法、数据闭环、仿真工具仍待完善.....	17
图 35: 蒸馏、量化、剪枝是三大模型压缩的方式.....	17
图 36: 大模型从多个维度全面推动自动驾驶前行.....	18
图 37: 百度采用大模型实现长尾数据的挖掘.....	18
图 38: 大模型助力完美实现儿童、异型车等场景的实时挖掘.....	19
图 39: 商汤推动标注 2.0 时代演进, 自动标注成为主流.....	19
图 40: 商汤明眸提供强大的自动标注能力.....	20
图 41: 毫末智行 DriveGPT 大幅降低标注成本.....	20
图 42: 感知大模型依靠半监督的方式迭代.....	21
图 43: 通过感知大模型的蒸馏, 实现车端远距离 3D 视觉感知性能提升.....	21
图 44: 大模型可赋能车端多模态模型.....	22
图 45: 大模型赋能下, 车端多模态模型感知能力提升.....	22
图 46: 毫末智行 DriveGPT 大模型将助力自动驾驶落地.....	22
图 47: 云骥智行认为端到端的自动驾驶算法优势显著.....	23
图 48: 自动驾驶端到端大模型构建需要海量资源.....	23
图 49: 商汤自动驾驶多模态大模型有望实现传统自动驾驶算法无法实现的功能.....	23
图 50: 特斯拉自动驾驶解决方案堪称自动驾驶界“iOS”.....	24
图 51: 第三方巨头凭工具链有望构筑自驾领域“安卓”.....	24
图 52: 微软云可提供 OpenAI 接口服务.....	24
图 53: 微软 AirSim 是强大的虚拟场景仿真平台.....	24
图 54: 英伟达 DriveSim 可完美生成自动驾驶仿真场景.....	25
图 55: 英伟达拥有整套端到端自动驾驶解决方案.....	25
图 56: VideoLDM 可合成视频实现多模式驾驶场景预测.....	25
图 57: NeuralField-LDM 可实现高质量的 3D 场景生成.....	25
图 58: 英伟达推出 Thor 产品面向舱驾融合场景.....	26
图 59: 高通推出 Snapdragon Ride Flex 实现舱驾融合.....	26
图 60: 百度致力于利用文心大模型实现自动驾驶感知模型增强和长尾数据挖掘.....	26

图 61: 商汤将大模型用来赋能自动驾驶感知闭环和决策闭环等环节	27
图 62: 地平线认为未来自动驾驶终将走向端到端算法	27
图 63: 纳什架构芯片将专为大参数 Transformer 而设计	27
表 1: 大模型均对应超大规模的预训练数据	13
表 2: 受益公司盈利预测与估值	28

1、OpenAI 引领，人工智能进入大模型时代

1.1、ChatGPT 横空出世，引领人工智能新浪潮

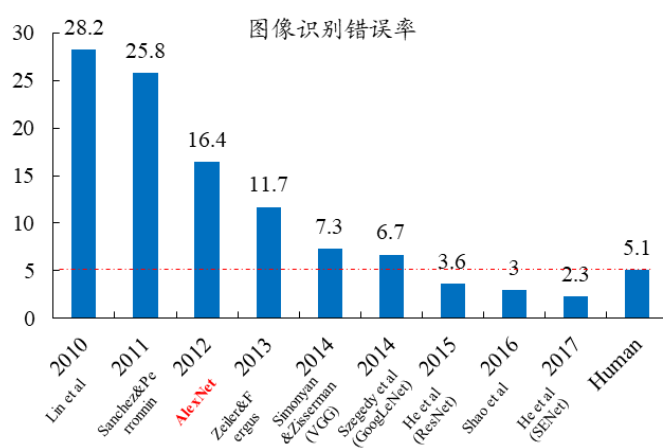
人工智能历经多年发展，在诸多领域超越人类。自 1956 年 8 月达特茅斯会议上“人工智能”概念诞生以来，行业几经起落不断发展壮大。临近新千年的 1997，IBM 深蓝计算机打败国际象棋大师卡斯帕罗夫成为首台打败国际象棋世界冠军的电脑。2010 年，谷歌宣布自动驾驶汽车计划。2012 年卷积神经网络 AlexNet 在大规模视觉识别挑战赛中以比第二名低 10.8 个百分点的错误率夺冠，引发轰动，开启了深度学习黄金时代。2016 年 DeepMind 公司的 AlphaGo 以 4:1 大比分战胜当时世界冠军李世石，人类将围棋冠军也让与计算机，掀起人工智能新一轮热潮。多年以来，像计算器超越人类的计算能力一样，人工智能在越来越多领域超越人类，并被应用到千行百业，未来将继续在更多的领域崭露头角，为人类赋能。

图1：达特茅斯会议开启人工智能发展之路



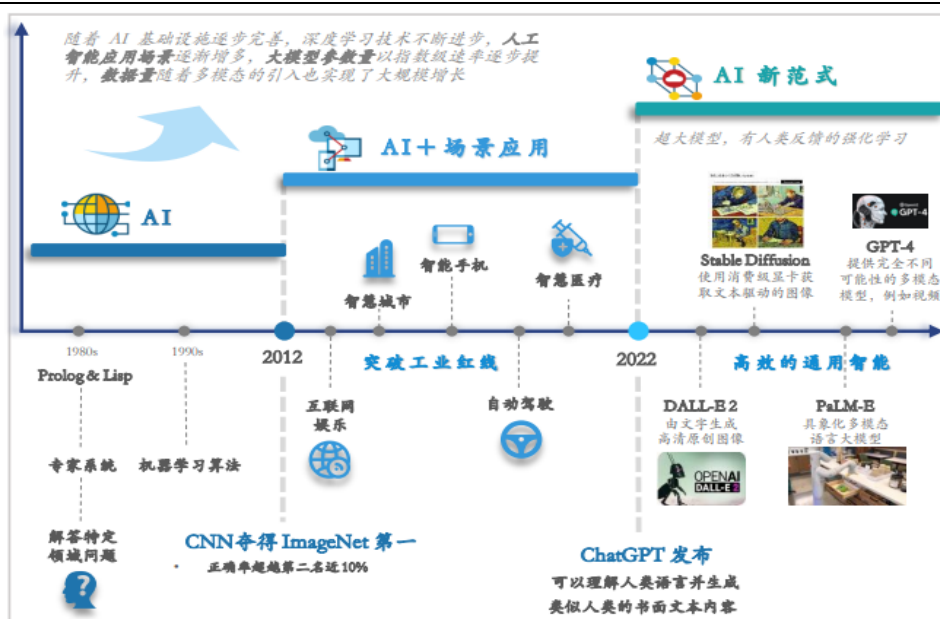
资料来源：凤凰网

图2：视觉识别领域 AI 在 2015 年超越人类



数据来源：搜狐网、开源证券研究所

图3：ChatGPT 引领人工智能新范式



资料来源：沙利文研究

ChatGPT 横空出世，再次引发人工智能热潮。2022 年 11 月，ChatGPT 横空出世，作为一种应用在对话场景的大语言模型，它可以通过更贴近人的方式与使用者互动，可以回答问题、承认错误、挑战不正确的前提、拒绝不适当的请求，同时拥有惊艳的思维链推理能力和零样本下处理问题能力。在理解人类意图、精准回答问题、流畅生成结果方面远超人类预期，几乎“无所不能”，引发网络热潮。据瑞银数据，ChatGPT 产品推出 2 个月用户数量即过亿，而上一个现象级应用 TikTok 达到 1 亿用户花费了 9 个月时间。微软将 ChatGPT 整合到其搜索引擎必应中后，在 1 个多月的时间内让必应日活跃用户数过亿。

图4: ChatGPT 可完美实现用户的需求甚至可输出代码

MY 帮我写一段用ViT实现图像分类的代码

好的，以下是一个使用ViT模型实现图像分类的PyTorch代码示例：

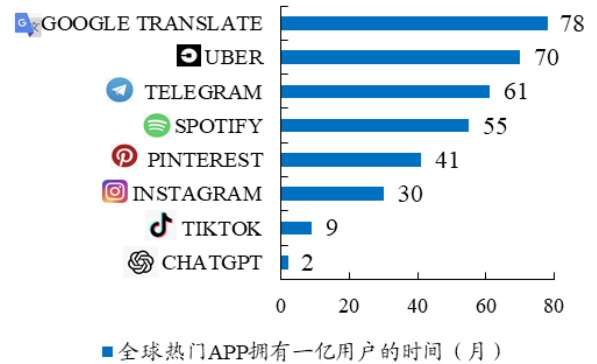
```
python
import torch
import torch.nn as nn
from torchvision import models, transforms
from timm.models import vision_transformer as vit

# 加载预训练的 ViT 模型
model = vit.vit_base_patch16_224(pretrained=True)

# 替换输出层以进行图像分类
num_features = model.head.in_features
model.head = nn.Linear(num_features, num_classes)
```

资料来源：OpenAI 官网、开源证券研究所

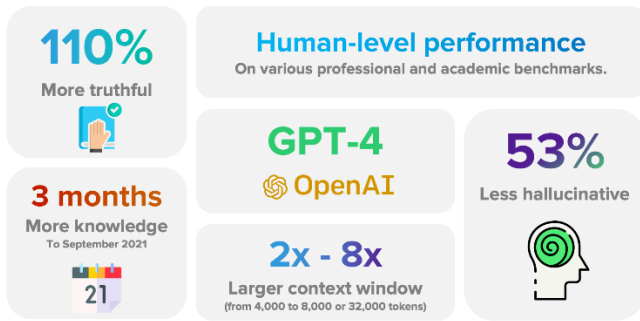
图5: ChatGPT 用户数 2 个月过亿超越 TikTok



数据来源：UBS、开源证券研究所

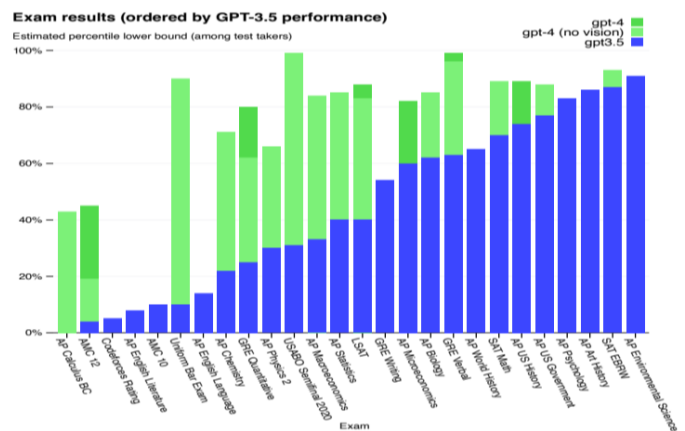
GPT-4 能力进一步提升，安全性显著增强。Open AI 在当地时间 2023 年 3 月 14 日发布了 GPT-3.5 (ChatGPT 基于 GPT3.5 开发) 的升级版 GPT-4，性能全面超越 ChatGPT。其具备多模态能力，可以同时支持文本和图像输入。支持的文本输入数量提升至约 32000 个 tokens，对应约 2.5 万单词。性能方面，(1) 理解/推理/多语言能力增强，在专业和学术考试中表现突出，全面超越 GPT3.5，通过了统一律师考试的模拟版本，分数在考生中排名前 10%。(2) 理解能力显著增强，可以实现“看图说话”，甚至能够理解一些幽默的图片笑话。(3) 可靠性相比 GPT3.5 大幅提升 19%。(4) 安全性指标相比 GPT3.5 有显著提升，对不允许和敏感内容的错误反应显著下降。

图6: GPT-4 的性能显著强于上个版本



资料来源：Life Architect 官网


图7: GPT4 在推理和逻辑能力上大幅提升



资料来源：OpenAI 官网

图8: GPT-4 可理解部分图片笑话

User: What is funny about this image? Describe it panel by panel.



Source: <https://www.reddit.com/r/hmm/comments/ubab5v/hmm/>

GPT-4: The image shows a package for a "Lightning Cable" adapter with three panels.

Panel 1: A smartphone with a VGA connector (a large, blue, 15-pin connector typically used for computer monitors) plugged into its charging port.

Panel 2: The package for the "Lightning Cable" adapter with a picture of a VGA connector on it.

Panel 3: A close-up of the VGA connector with a small Lightning connector (used for charging iPhones and other Apple devices) at the end.

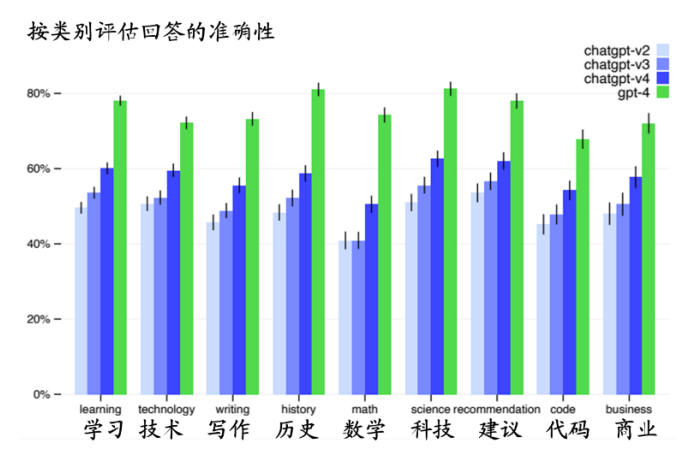
The humor in this image comes from the absurdity of plugging a large, outdated VGA connector into a small, modern smartphone charging port.

用户: 这个画面有什么好笑的? 请一张一张地描述。

GPT-4: 该图显示了带有三张图片的“Lightning Cable”适配器的包装。
 第一张: 一个智能手机, VGA接口(一个大的, 蓝色的, 15针的连接器, 通常用于电脑显示器)插入其充电端口。
 第二张: “Lightning Cable”适配器的包装上有一个VGA连接器的图片。
 第三张: VGA连接器的特写, 末端有一个小型Lightning连接器(用于为iphone和其他苹果设备充电)。这幅图的幽默之处在于, 把一个大而过时的VGA接口插入一个小而现代的智能手机充电端口, 是荒谬的做法。

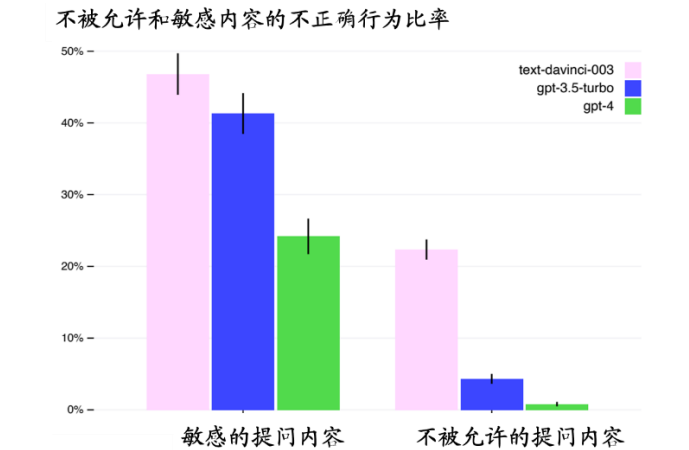
资料来源: OpenAI 官网、开源证券研究所

图9: GPT4 准确度相比之前的版本大幅提升



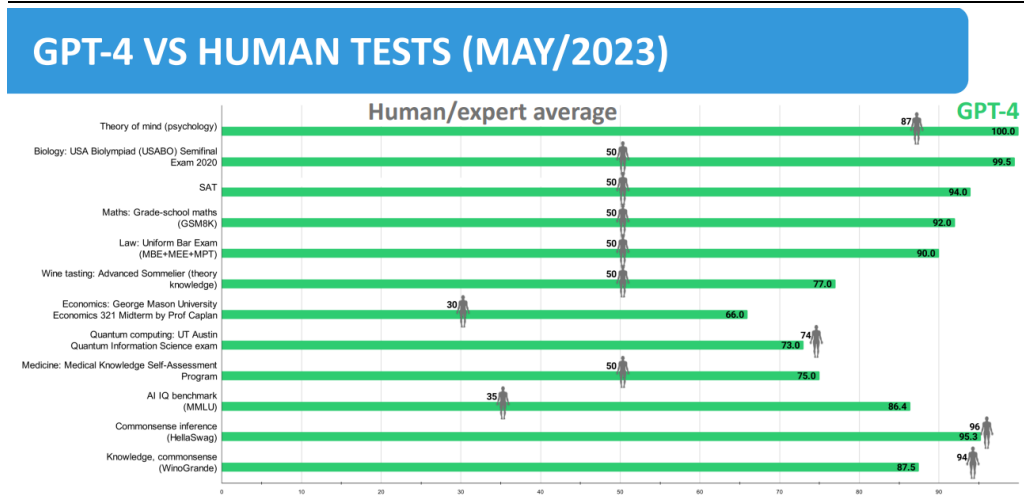
资料来源: OpenAI 官网、开源证券研究所

图10: 对不被允许和敏感的内容的错误响应显著下降



资料来源: OpenAI 官网、开源证券研究所

图11: GPT4 的多项能力超越人类平均水平



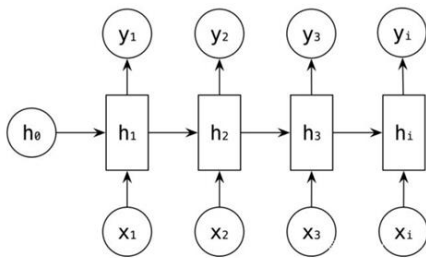
资料来源: Life Architect 官网

1.2、算法是人工智能的基石，Transformer 逐步成为主流

1.2.1、始于 NLP，延伸至各领域，Transformer 在人工智能行业展现统治力

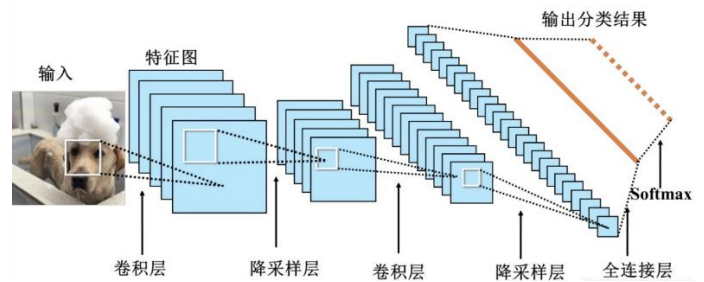
算法是构成模型的基石，循环神经网络（RNN）和卷积神经网络（CNN）曾为自然语言处理和图像处理的领域主流算法。早年人工智能领域常见的算法包含循环神经网络（RNN）和卷积神经网络（CNN），其中循环神经网络每个环节的输出与前面的输出有关（有“记忆”），因此可更好的处理序列问题，如文本、股市、翻译等。卷积神经网络则以图像识别为核心，通过卷积核进行窗口滑动来进行特征提取，进而实现图像识别等功能。但两类算法均存在自身的问题，循环神经网络并行度低，计算效率受限，同时输入的数据较为庞大时，早期的记忆容易丢失。而卷积神经网络由于需要卷积核滑动来提取特征，面对距离较远的特征之间的关系识别能力有限。

图12：循环神经网络适合处理序列信息



资料来源：CSDN

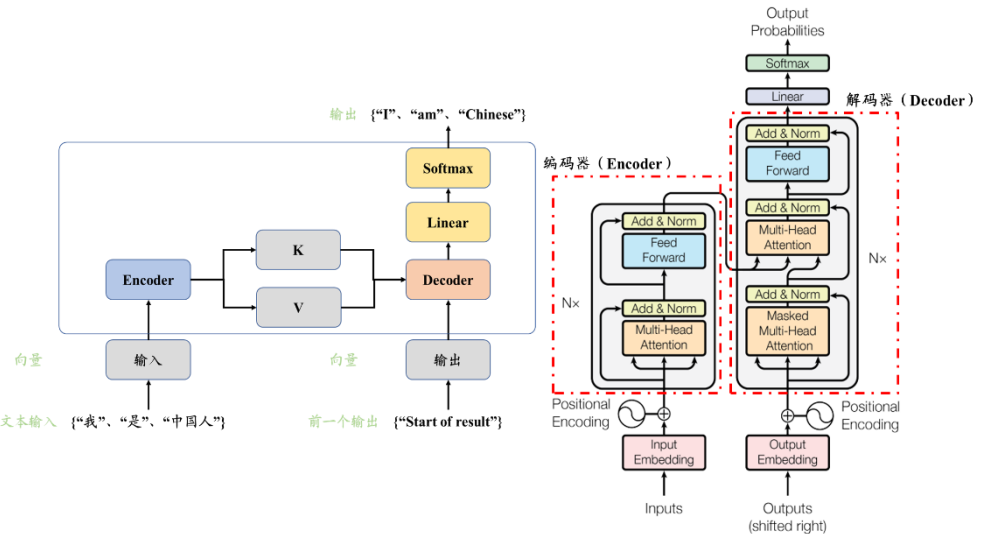
图13：卷积神经网络可实现图像处理等任务



资料来源：CSDN

Transformer 结构性能强大一经推出迅速得到认可。Transformer 在谷歌著名的论文“Attention is all you need”首次出现，其优点在于并行度高，精度和性能上均优于传统神经网络。该算法采用编码器解码器（Encoder-Decoder）架构，编码器接受输入并将其编码为固定长度的向量，解码器获取该向量并将其解码为输出序列。该算法早期被应用于翻译领域，相比传统 RNN 只关注句子相邻词之间的关系，Transformer 会将句子中的每个字与所有单词进行计算，得出他们之间的相关度，而确定该词在句子里更准确的意义。因此 Transformer 拥有更优的全局信息感知能力。

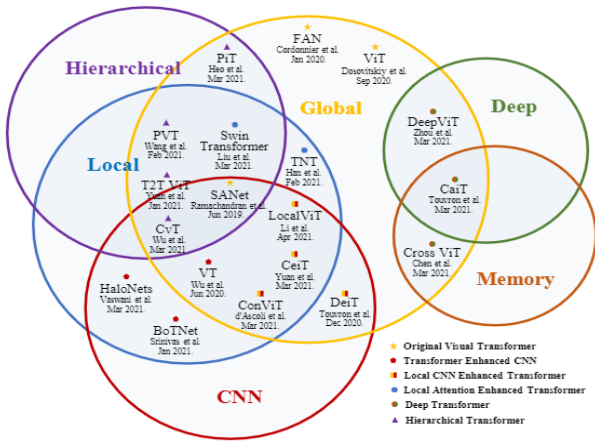
图14：Transformer 采用编码器和解码器的组合，有优异全局信息感知能力



资料来源：《Attention Is All You Need》（Ashish Vaswani 等）、开源证券研究所

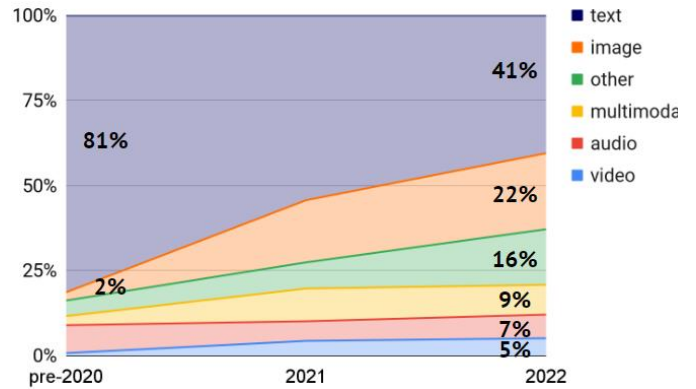
始于 NLP，逐步延伸到各大应用领域。在计算机视觉领域，早年卷积神经网络（CNN）几乎占据统治地位，Transformer 出现后，大量基于 Transformer 及 CNN 和 Transformer 算法的结合体涌现，诞生了最初应用在图像识别领域的 Vision Transformer，应用在目标检测领域的 DETR，应用在分割领域的 SETR 等等诸多算法。此外在其他领域，Transformer 也开始崭露头角，观察 Transformer 有关的论文，几年之内，其所覆盖的领域迅速泛化，涵盖文本、图像、语音、视频等。

图15: Transformer 在计算机视觉领域形成诸多路线



资料来源:《A survey of Visual Transformers》(Yang Liu)

图16: Transformer 应用领域迅速泛化

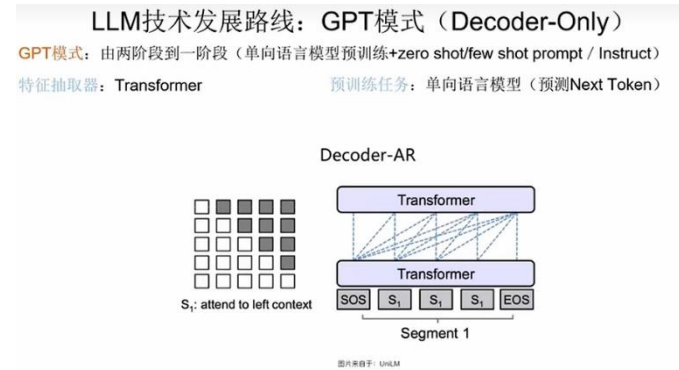


资料来源: stateof.ai

1.2.2、大语言模型多基于 Transformer 构建，Decoder-Only 系列占优

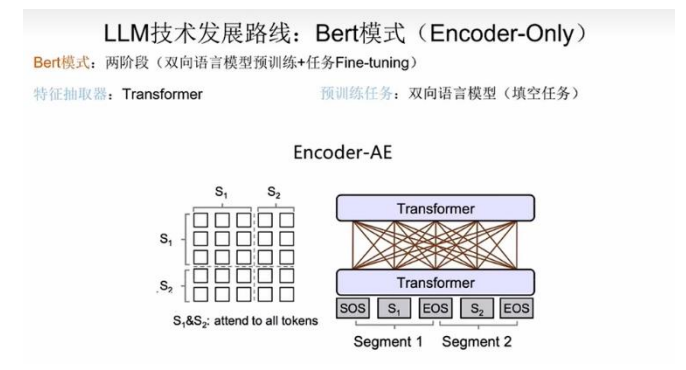
大语言模型形成三大类别，Decoder-Only 系列占优。出色的性能让 Transformer 架构已经成为各种大语言模型的主干，前文提到 Transformer 结构由编码器和解码器构成，而单独基于编码器或者解码器均可构建大语言模型，因此业内形成三类大模型路线：Decoder-Only（仅解码器）、Encoder-Only（仅编码器）、Encoder-Decoder（编码器-解码器）。其中采用 Encoder-Only 的有谷歌的 Bert、微软的 Deberta 等，其采用“完形填空”式的预训练，再根据所需的应用领域用少量标注过的数据进行 Fine-tuning（微调）。采用 Decoder-Only 的有 GPT 等，其采用“预测下一个单词”的方式进行预训练，之后通过指令微调等实现特定领域功能的激发。此外也有采用 Encoder-Decoder 架构的模型如谷歌的 T5、Meta 的 Bart、清华大学的 ChatGLM 等。值得注意的是当 GPT3 推出后，大量基于 Decoder-Only 的算法涌现出来，成为主流的大模型算法构建方式。

图17: GPT 模式采用 Decoder-Only 的算法



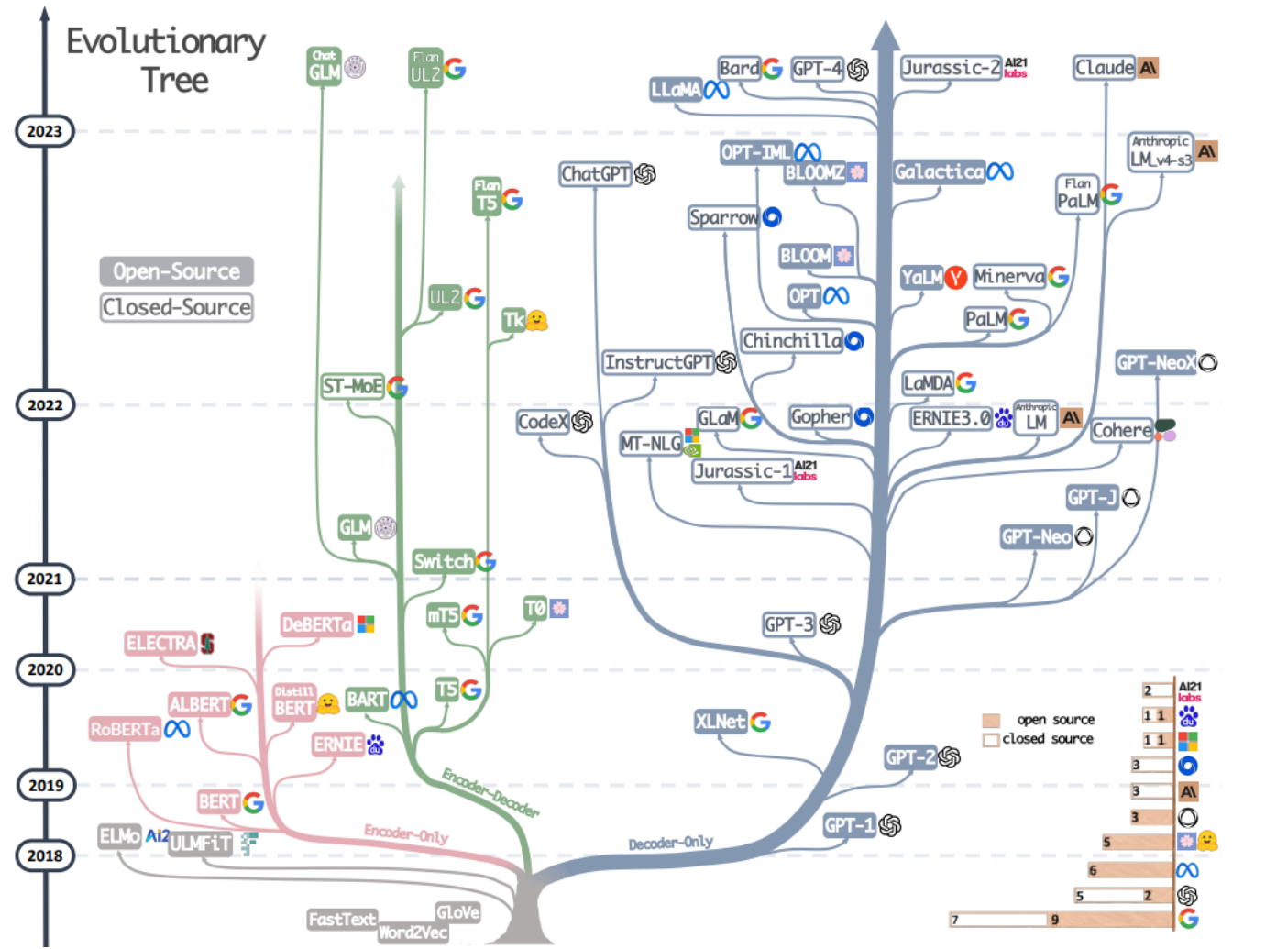
资料来源: 人大高瓴人工智能学院公众号

图18: Bert 模式采用 Encoder-Only 算法



资料来源: 人大高瓴人工智能学院公众号

图19：大语言模型拥有三大技术方向，类 GPT 模式的技术路线近年成为主流



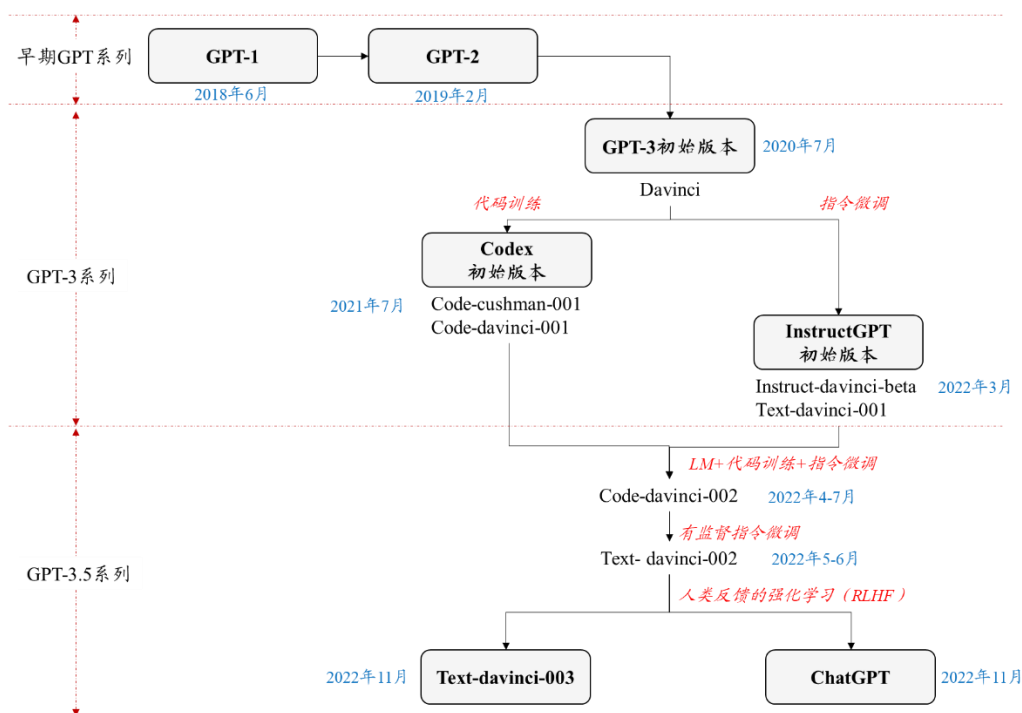
资料来源：《Harnessing the Power of LLMs in Practice: A Survey on ChatGPT and Beyond》(JINGFENG YANG 等)

1.3、大模型+预训练+人类反馈微调，大模型蓄势待发

1.3.1、探求 ChatGPT 的能力来源，寻找构建大模型的有效方法

GPT 的能力来源于预训练+指令微调+基于人类反馈的强化学习。ChatGPT 的前身为 GPT-3，基于 GPT-3，OpenAI 对大模型进行了诸多探索，开发出了多个可应用于不同领域的模型。对比这些不同的模型，在初代的 GPT-3 上即展现出语言生成、情景学习 (in-context learning，遵循给定的示例为新的测试应用生成解决方案)、世界知识 (事实性知识和常识) 等能力，而这些能力几乎都来自于大规模的预训练，通过让拥有 1750 亿参数的大模型去学习包含 3000 亿单词的语料，大模型已经具备了所有的基础能力。而通过指令微调 (Instruction tuning)，帮助大模型“解锁”特定领域的的能力如遵循指令来实现问答式的聊天机器人，或泛化到其他新的任务领域。而基于人类反馈的强化学习 (RLHF, Reinforcement Learning with Human Feedback) 则让大模型具备了和人类“对齐”的能力，即给予提问者详实、公正的回应，拒绝不当的问题，拒绝其知识范围外的问题等特性。

图20: GPT 版本和能力演进路径——各类训练、微调方法下形成最终 ChatGPT

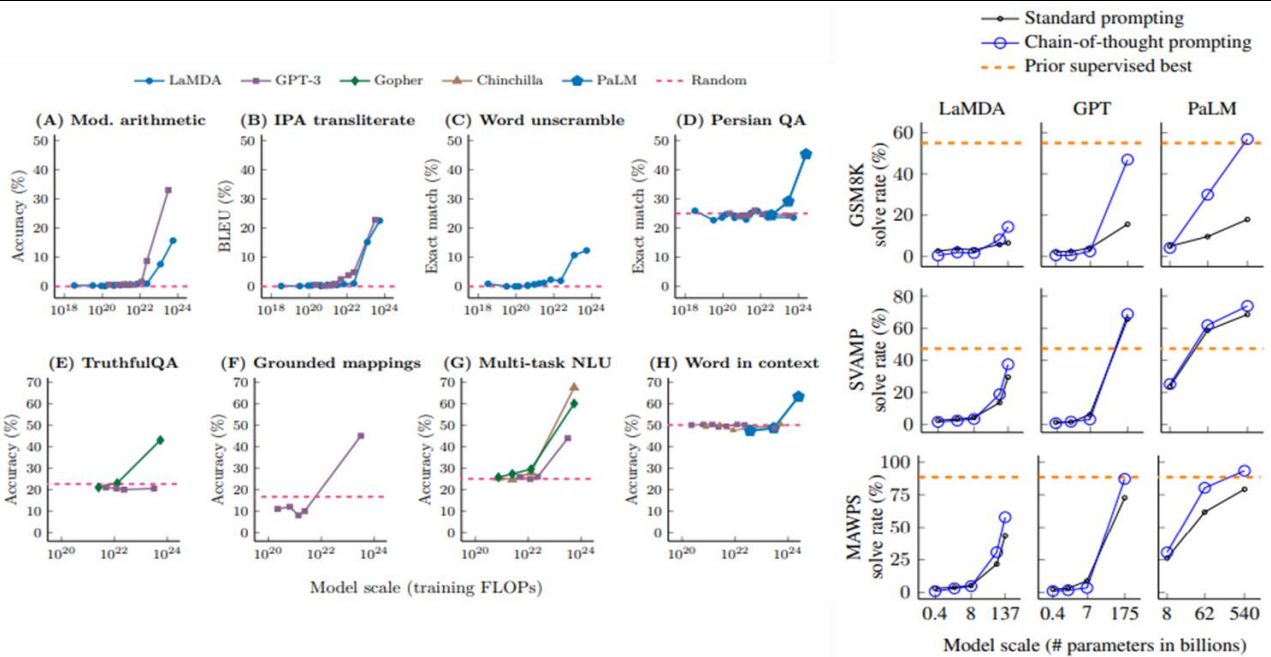


资料来源: 机器之心公众号、开源证券研究所

1.3.2、大参数+海量数据预训练+基于人类反馈的微调构成打造大语言模型的要素

大参数量变带来质变,“涌现”现象带来大模型能力跃迁。当模型规模较小时,模型的性能和参数大致符合比例定律,即模型的性能提升和参数增长呈现线性关系,而当参数量上升到一定程度,模型的性能会突然跃迁,打破比例定律,实现质的飞跃,这被称为模型的“涌现”能力。诸多研究发现,大参数量,配合海量数据训练,大语言模型在 In-context learning (情景学习)、Instruct following (指令遵循)、Chain of thought (思维链,即可逐步解决问题) 方面会出现“涌现”现象。因此模型拥有较大参数量是其拥有超乎想象性能的前提。

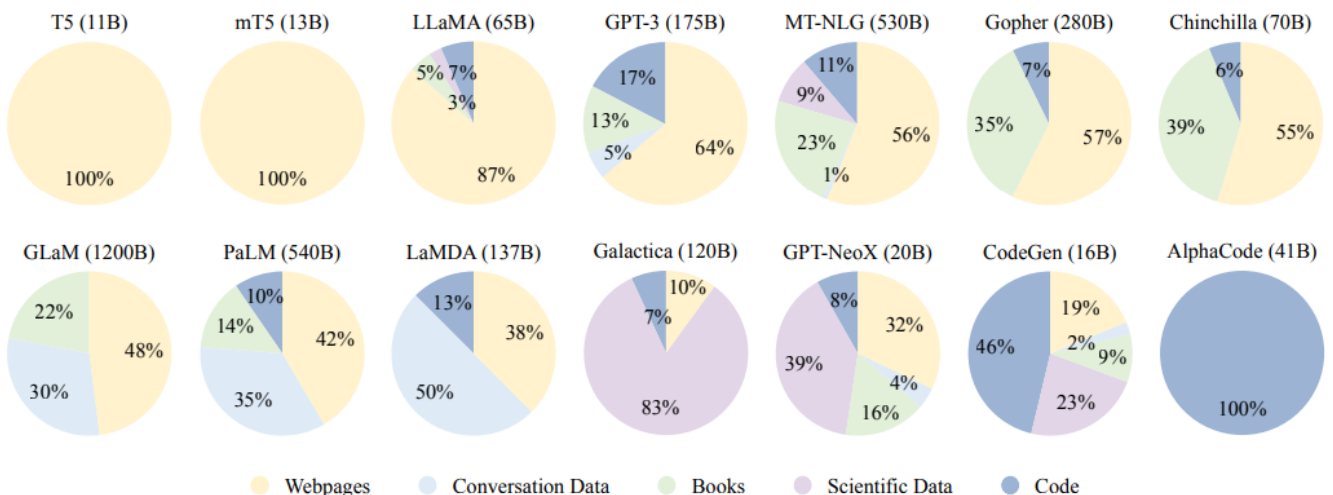
图21: 模型规模到达一定程度会出现“涌现”现象



资料来源:《Emergent Abilities of Large Language Models》(Wei Jason 等)、《Chain-of-Thought Prompting Elicits Reasoning in Large Language Models》(Wei Jason 等); 注: Mod.arithmetic、IPA transliterate、Word unscramble、Persian QA 均为评估大语言模型的一些指标,如 Word unscramble 表示解开一个单词中字母的混乱排列,使之成为正确的单词。MAWPS、SVAMP、GSM8K 为数学问题、科学问题、多项选择问题中模型的解决率。

海量数据预训练不可或缺。参数量庞大的大语言模型需要大量覆盖广泛内容的高质量数据。目前的语料库包含网页、书籍、对话、百科、书籍、代码等。数据集的规模和质量对模型的性能表现至关重要,大模型玩家采用独特的数据训练模型以增强模型性能。如 Project Gutenberg (古腾堡计划) 是一个经典的西方文学数据集,其由超过 70000 本文学书籍组成,包括小说、诗歌、散文、戏剧、科学、哲学等诸多类型作品,是目前最大的开源藏书之一,被用于 Meta 的大语言模型 LLaMA 以及英伟达和微软联合推出的大语言模型 MT-NLG 的训练,而 GPT3 中所使用的 Books1 和 Books3 数据集则至今未公开发布。

图22: 通用化的大模型通常会采用内容丰富的海量数据进行预训练



资料来源:《A Survey of Large Language Models》(Zhao Wayne Xin 等)

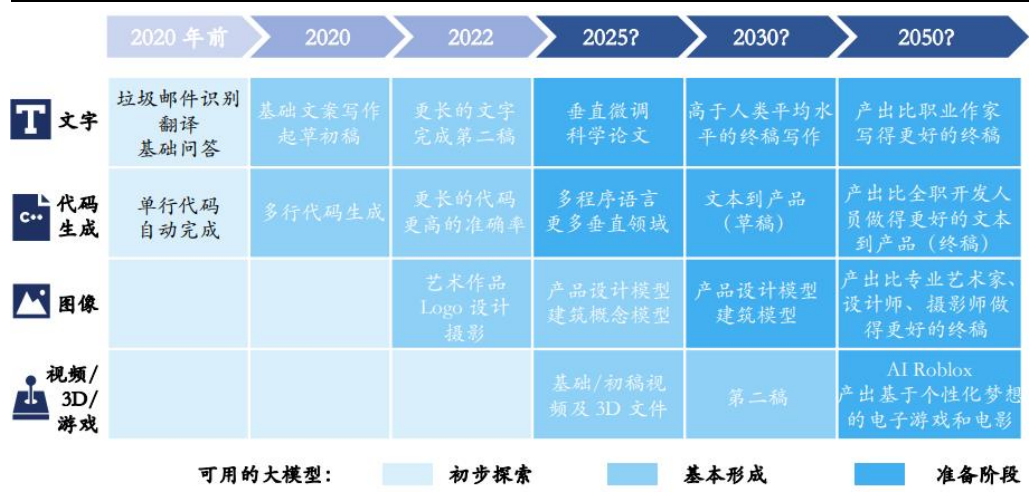
表1: 大模型均对应超大规模的预训练数据

是否开源	模型名称	发布时间	参数规模 (十亿)	预训练数据规模	公司
开源	T5	Oct-2019	11	1T tokens	Google
	mT5	Mar-2021	13	1T tokens	Google
	PanGu- α	May-2021	13	1.1TB	华为
	CPM-2	May-2021	198	2.6TB	智源 AI/清华
	GPT-NeoX-20B	Feb-2022	20	825GB	EleutherAI
	CodeGen	Mar-2022	16	577B tokens	Hugging Face
	UL2	Apr-2022	20	1T tokens	Google
	OPT	May-2022	175	180B tokens	Meta
	GLM	Aug-2022	130	400B tokens	智源 AI/清华
	Galactica	Nov-2022	120	106B tokens	Meta
	LLaMA	Feb-2023	65	1.4T tokens	Meta
未开源	GShard	Jan-2020	600	1T tokens	Google
	GPT-3	May-2020	175	300B tokens	OpenAI
	LaMDA	May-2021	137	2.81T tokens	Google
	HyperCLOVA	Jun-2021	82	300B tokens	NAVER
	Codex	Jul-2021	12	100B tokens	OpenAI
	ERNIE 3.0	Jul-2021	10	375B tokens	百度
	Jurassic-1	Aug-2021	178	300B tokens	AI21 Labs
	MT-NLG	Oct-2021	530	270B tokens	Microsoft
	Yuan 1.0	Oct-2021	245	180B tokens	浪潮
	Gopher	Dec-2021	280	300B tokens	
	ERNIE 3.0 Titan	Dec-2021	260	300B tokens	百度
	GLaM	Dec-2021	1200	280B tokens	Google
	AlphaCode	Feb-2022	41	967B tokens	DeepMind
	Chinchilla	Mar-2022	70	1.4T tokens	DeepMind
	PaLM	Apr-2022	540	780B tokens	Google
	AlexaTM	Aug-2022	20	1.3T tokens	Amazon
	GPT-4	Mar-2023	-	-	OpenAI
	PanGu- Σ	Mar-2023	1085	329B tokens	华为

资料来源:《A Survey of Large Language Models》(Zhao Wayne Xin 等)、开源证券研究所

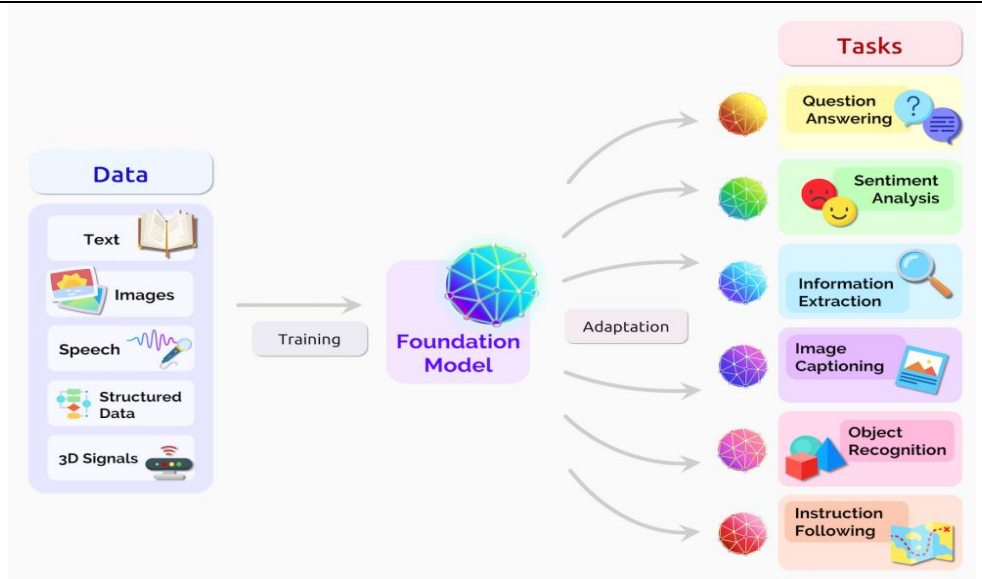
恰当的模型微调亦尤为重要。预训练构筑模型强大的基础能力之后,恰当的模型微调将赋予模型在特定领域的能力和与人类“对齐”的能力。在这里,模型调整的方法繁多,以 ChatGPT 的训练过程为例,预训练好的基础模型进一步的训练通常分为三步:(1)采用人工标注好的数据来训练模型;(2)通过人类对模型答案的排序训练一个奖励模型;(3)使用奖励模型通过强化学习的方式训练 ChatGPT。其中后两个步骤称为 RLHF(基于人类反馈的强化学习)。在 GPT4 的训练过程中,OpenAI 还进一步加入了基于规则的奖励模型(RBRMs)来帮助模型进一步生成正确的回答,拒绝有害内容。可以看出模型微调对模型最终的效果实现至关重要,玩家独特的训练和微调方法会让自己的模型形成独特的性能。

图25：大模型的应用将不断延伸



资料来源：沙利文研究

图26：基础大模型将能完成诸多任务有望赋能千行百业



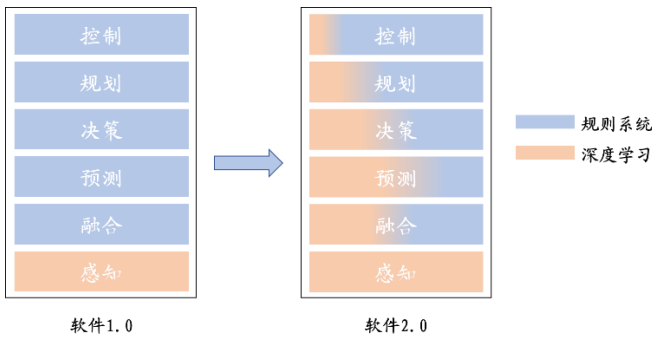
资料来源：《On the Opportunities and Risks of Foundation Models》(Bommasani Rishi 等)

2、大模型赋能自动驾驶，算法、数据闭环、仿真全面受益

2.1、自动驾驶算法、数据不断迭代，长尾问题处理成为关键

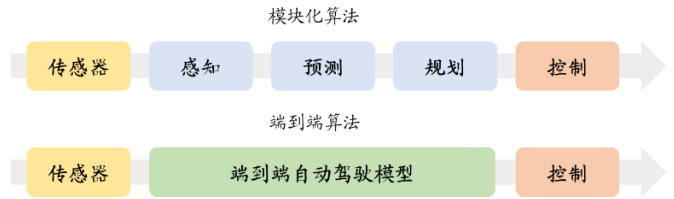
自动驾驶算法从基于规则逐步走向神经网络，从模块化部署走向端到端一体化，Transformer+BEV 逐步成为主流。目前自动驾驶算法历经多年演变，呈现出几大特点。首先，基于神经网络的算法逐步替代基于规则的算法，早年神经网络主要用于感知环节，现在逐步在向规划控制环节渗透。其次，自动驾驶算法在早期以模块化部署，每个模块拥有独立的优化目标，但整体模型的效果未必达到最优，因此端到端的自动驾驶解决方案映入人们眼帘，学界和产业界均进行了诸多探索。最后，我们看到行业玩家逐步认可 Transformer+BEV 的算法构建模式，模型架构上逐步走向趋同，这无疑将推动包含芯片在内的整个产业链加速发展。

图27：广汽研究院认为人工智能将在算法中更多渗透



资料来源：盖世汽车资讯、开源证券研究所

图28：端到端自动驾驶算法逐步映入眼帘



资料来源：开源证券研究所

长尾问题处理是自动驾驶面临的主要挑战，数据驱动提供解药。当前，大部分算法可以覆盖主要的行车场景，但驾驶环境纷繁复杂，仍有诸多罕见的长尾场景需要算法识别和处理，这类场景虽不常见但无法忽视，成为制约自动驾驶成熟的主要瓶颈。行业通常采用大量的数据去训练自动驾驶算法，以求让自动驾驶模型成为见多识广的“老司机”。早期 Waymo 的路测、特斯拉的影子模式均希望通过获取大量数据解决长尾问题。马斯克曾经在推特上赞同了实现超越人类的自动驾驶能力至少需要 100 亿公里驾驶数据的说法。国内毫末智行将数据作为“自动驾驶能力函数”的自变量，认为是决定能力发展的关键。Momenta 在其公众号上也表示 L4 要实现规模化，至少要做到人类司机的安全水平，最好比人类司机水平高一个数量级，因此需要至少千亿公里的测试，解决百万长尾问题。

图29：长尾场景稀缺而不常见



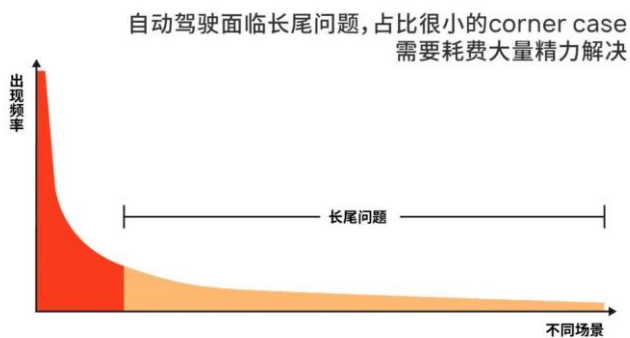
资料来源：5ICTO 官网

图30：路标多种多样，考验算法的泛化能力



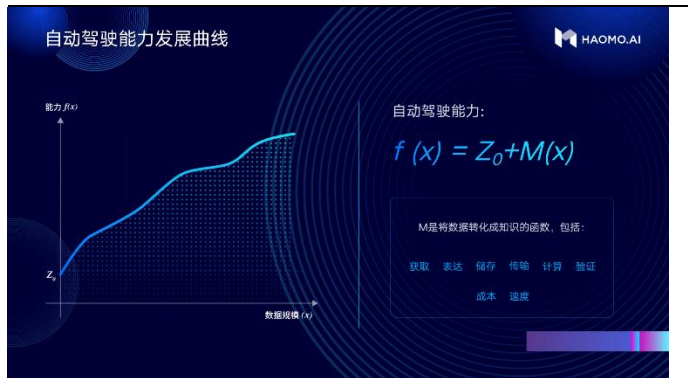
资料来源：九章智驾公众号

图31：自动驾驶长尾问题出现概率较低



资料来源：纽劭科技公众号

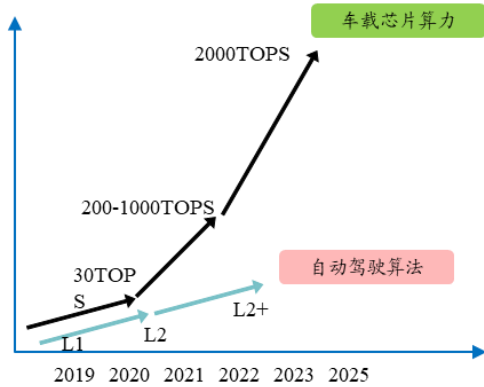
图32：毫末智行认为自动驾驶能力与数据量直接相关



资料来源：毫末智行公众号

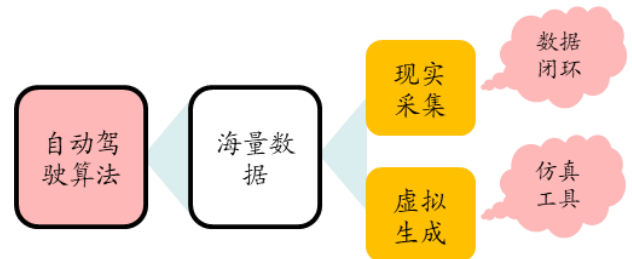
自动驾驶在模型端仍需优化，数据闭环、仿真工具仍待完善。自动驾驶近年发展迅猛，硬件预埋软件持续迭代的风潮下，车载算力急剧增长快速普及，但软件端功能进化滞后于算力。软件端算法、数据闭环、仿真系统均有待完善。算法领域感知、预测、决策、规划模型都在不断升级演进，精度、可靠性均有提升空间。数据闭环系统方面，伴随有关车型量产，数据的挖掘、标注和处理工作量庞大，数据闭环系统自动化高效运行决定模型能否由数据驱动持续迭代。仿真环节，理论上优质仿真可替代实车数据收集，降低算法搭建成本并提升迭代速率，但逼真的仿真环境的构建、诸多的长尾场景的复现难度大。

图33：软件升级速率滞后于硬件



资料来源：开源证券研究所

图34：自动驾驶算法、数据闭环、仿真工具仍待完善



资料来源：开源证券研究所

2.2、大模型全面赋能，自动驾驶各大环节全面受益

蒸馏、剪枝、量化助力大模型在多场景应用。通常大型模型采用三种方式压缩：蒸馏、剪枝、量化。蒸馏类似于老师教学生，将一个大模型或多个模型集学到的知识迁移到另一个轻量级的模型上方便部署。剪枝可理解为将复杂的神经网络结构精简使其变得轻量化。量化则为直接降低模型中的参数精度，进而实现模型轻量化。基于多种模型压缩的方式，大模型也拥有了加速垂直行业的基础。

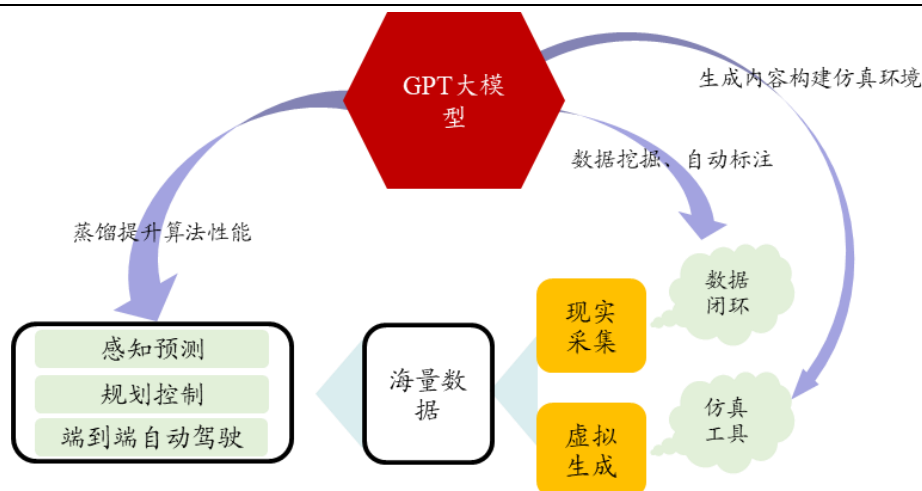
图35：蒸馏、量化、剪枝是三大模型压缩的方式



资料来源：数据派 THU 公众号

大模型可在算法、数据闭环、仿真等环节全面赋能自动驾驶。大模型具有良好的认知和推理性能，作为人工智能最先落地的应用领域之一，自动驾驶有望得到全面助力。首先在数据闭环和仿真环节，大模型的精准识别和数据挖掘以及数据生成能力可对数据挖掘、数据标注、以及仿真场景构建赋能。其次在模块化的算法部署模式下，感知算法、规控算法亦可受到大模型的加强而实现感知精度和规控效果的提升。最后，端到端的感知决策一体化算法被认为是自动驾驶算法终局，但面临诸多难以解决的问题，比如构建适合该算法的仿真换环境、端到端的数据标注等，而在大模型时代以上问题或不再成为瓶颈，落地指日可待。

图36：大模型从多个维度全面推动自动驾驶前行



资料来源：开源证券研究所

2.2.1、大模型助力数据挖掘和自动标注，数据飞轮飞驰推动自动驾驶落地

在自动驾驶的数据闭环体系构建过程中存在数据挖掘和自动标注等难点。随着量产车型数量增加，产生的数据量呈现指数级增长，一方面，高效的利用数据实现预期的训练效果要求系统具有数据挖掘、处理能力。另一方面，海量数据的标注带来高昂的成本，而部分 3D 场景人工标注较为困难，进一步限制算法模型迭代和应用，大模型诞生后这两类问题有望迎刃而解。

➤ 数据挖掘：百度阿波罗应用大模型实现长尾数据挖掘

百度首先利用文字和图像输入编码器预训练一个原始模型用来实现向量搜索，再利用算法将街景图像数据进行物体识别并定位和分割，经过图像编码器，形成底库；简单来说就是基于街景建立一个拥有图片和文字信息对应的大模型。最后，面向特定的场景（如快递车、轮椅、小孩等），可以通过文本、图像等形式进行搜索和挖掘（类似向量数据库）。进而对自动驾驶模型进行定制化的训练，大幅提升存量数据的利用效果。

图37：百度采用大模型实现长尾数据的挖掘



资料来源：Apollo 智能驾驶公众号

图38：大模型助力完美实现儿童、异型车等场景的实时挖掘



资料来源：Apollo 智能驾驶公众号

➤ 自动标注：商汤毫末等玩家已经推动走向落地

商汤科技在大模型加持下，落地数据自动标注服务商汤明眸。公司多模态多任务通用大模型书生 2.5 拥有强大的语义理解和图像处理能力，在 ImageNet 分类任务开源模型中 Top1 准确率能超过 90%。基于此公司开发出商汤明眸自动标注服务，提供结构化检测等 12 个行业专用大模型，涵盖超 1000 个不同的 2D、3D 目标类别，大幅降低标注成本。

图39：商汤推动标注 2.0 时代演进，自动标注成为主流



资料来源：商汤科技官方视频号

图40：商汤明眸提供强大的自动标注能力



资料来源：商汤科技官方视频号

毫末智行开发 DriveGPT，并释放云端驾驶场景识别能力。毫末智行训练了 DriveGPT 大模型雪湖·海若，用户将驾驶场景上传到云端平台，平台能够快速将图片中所有车道线、交通参与者（行人、自动车等）标注出来，单帧图像整体标注成本降低至行业平均水平的十分之一。

图41：毫末智行 DriveGPT 大幅降低标注成本



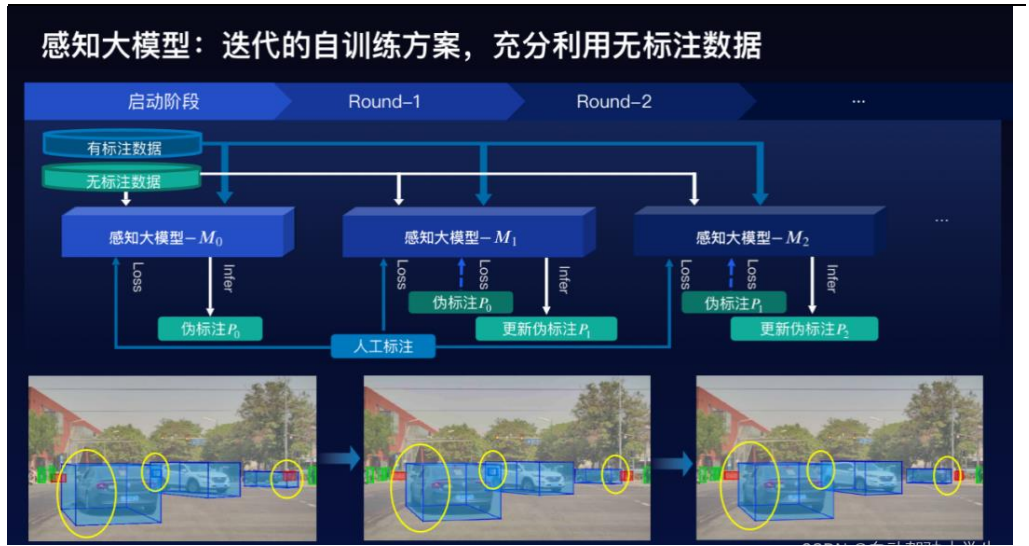
资料来源：毫末智行公众号

2.2.2、大模型推动算法迭代，感知规控全赋能

➢ 大模型在自动驾驶感知端算法的应用：

大模型作为车端算法的“老师”，通过“蒸馏（教授）”帮助小模型实现优异的性能。百度将文心大模型的能力与自动驾驶感知技术结合，提升车载端侧模型的感知能力。百度用半监督方法通过用 2D 和 3D 数据训练出一个感知大模型。其中“半监督”是指首先利用标注好 2D 和 3D 数据训练一个感知大模型，再让大模型为未标注的 3D 数据进行标注，接着用这些数据再次训练感知大模型，多次迭代后，大模型的感知性能实现快速提升。应用这个大模型即可实现对视觉小模型、多模态模型感知能力的加强。

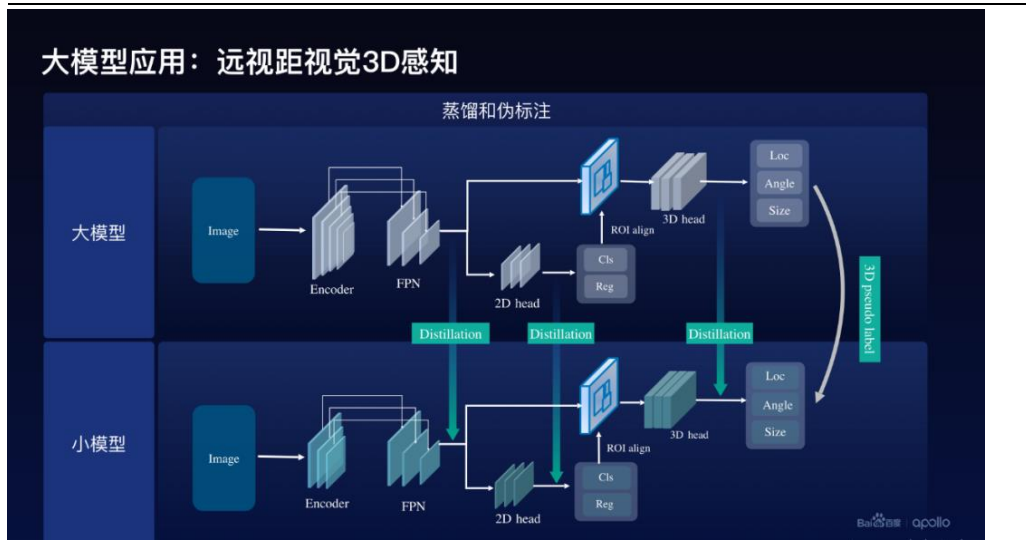
图42：感知大模型依靠半监督的方式迭代



资料来源：Apollo 智能驾驶公众号

(1) 利用大模型赋能增强小模型远距离 3D 视觉感知：一方面通过大模型对图像进行 3D 标注，投送给小模型学习。另一方面，在模型中编码器输出处、在 2D 和 3D 的头等位置，进行大模型到小模型的蒸馏帮助提升小模型性能。最后全面提升了小模型的 3D 感知效果。

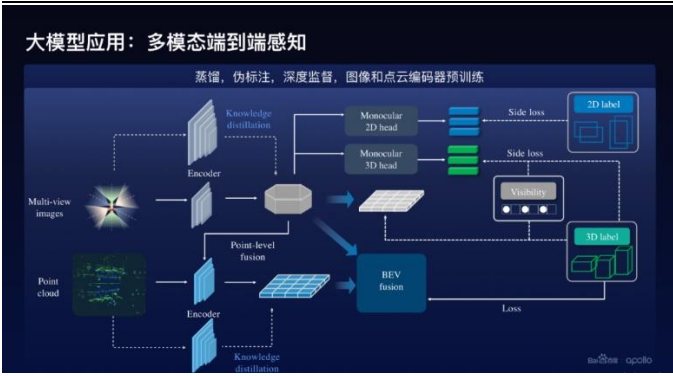
图43：通过感知大模型的蒸馏，实现车端远距离 3D 视觉感知性能提升



资料来源：Apollo 智能驾驶公众号

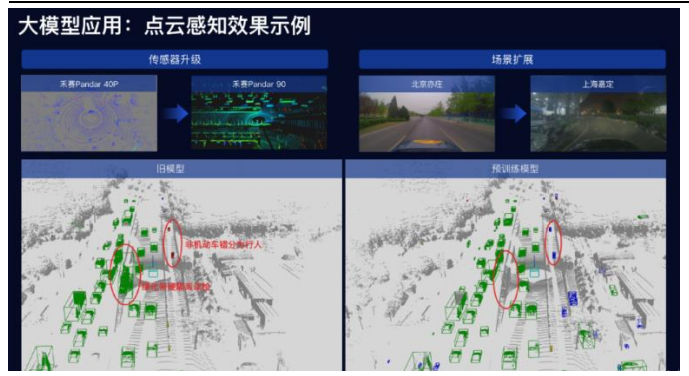
(2) 利用大模型赋能多模态感知：面向车载端融合视觉激光雷达数据的自动驾驶算法，同样使用伪标注（自动标注）、并在图像端和点云端进行知识蒸馏等方式，全面提升了多模态模型的感知效果，识别出了此前没有识别出来的绿化带等信息。

图44：大模型可赋能车端多模态模型



资料来源：Apollo 智能驾驶公众号

图45：大模型赋能下，车端多模态模型感知能力提升



资料来源：Apollo 智能驾驶公众号

➤ 大模型在规控端应用：毫末智行发布行业首个 DriveGPT

毫末智行推出 DriveGPT，可实现城市辅助驾驶、场景脱困、驾驶策略可解释等功能。毫末智行在 2023 年 4 月的 AI DAY 上推出了业界首个 DriveGPT 大模型——雪湖·海若。模型训练过程参考 GPT，首先构建 1200 亿参数的大模型，预训练环节，将自动驾驶空间的信息如车道线、感知环境等离散化后作为 Token 输入大模型，再基于联合概率分布生成未来 Token 序列，将 4000 万公里中合适的数据放进大模型中。即将外部环境作为预训练数据输入模型，训练模型预测未来情景演化的能力。人类反馈强化学习 (RLHF) 环节，选取 5 万条人驾困难场景接管数据，输入预训练模型，并将模型输出的行为进行排序，进行强化训练。同时在根据输入端的提示语及毫末自动驾驶场景库的样本训练模型，让模型学习推理关系。最终训练好的模型，可将完整的驾驶策略分拆为自动驾驶场景的动态识别过程，进而实现可理解、可解释的推理逻辑链条。毫末智行的 DriveGPT 大模型将实现城市 NOH、街景推荐、智能陪练、场景脱困等功能，云端，大模型将开放接口提供包括智驾能力、驾驶场景识别等能力。

图46：毫末智行 DriveGPT 大模型将助力自动驾驶落地



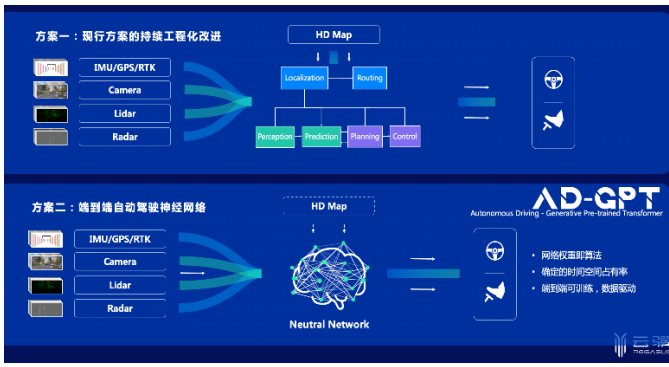
资料来源：毫末智行官方公众号

2.2.3、生成海量数据，大模型助力仿真平台及端到端自动驾驶模型构建

大模型能够生成海量可训练数据，推动端到端自动驾驶模型落地。云骥智行认为自动驾驶的终局会演进成为一个超大规模的端到端自动驾驶神经网络：AD-GPT。

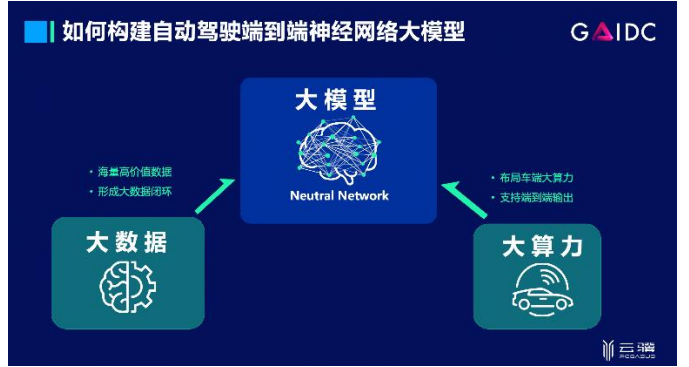
而为了实现它，自动驾驶神经网络、海量高价值数据、车端高算力平台缺一不可。这些在模块化构建算法的时代难以实现，而当大模型诞生后，无论在车端一体化模型的构建、还是端到端训练仿真数据的生成似乎都触手可及。究其本源，大模型本质上是对输入信息作出反应，而自动驾驶则是这类行为中的一个子集。

图47：云骥智行认为端到端的自动驾驶算法优势显著



资料来源：云骥智行官方公众号

图48：自动驾驶端到端大模型构建需要海量资源



资料来源：云骥智行官方公众号

商汤：公司提到，可以用 AIGC 生成真实的交通场景以及困难样本来训练自动驾驶系统，以多模态数据作为大模型的输入，提升系统对 Corner Case 场景的感知能力上限。同时自动驾驶多模态大模型可做到感知决策一体化集成，在输出端通过环境解码器可对 3D 环境进行重建，实现环境可视化解码；行为解码器可生成完整的路径规划；动机解码器可用自然语言对推理过程进行描述，使得自动驾驶系统变得更加安全可靠可解释。

图49：商汤自动驾驶多模态大模型有望实现传统自动驾驶算法无法实现的功能



资料来源：商汤科技官方视频号

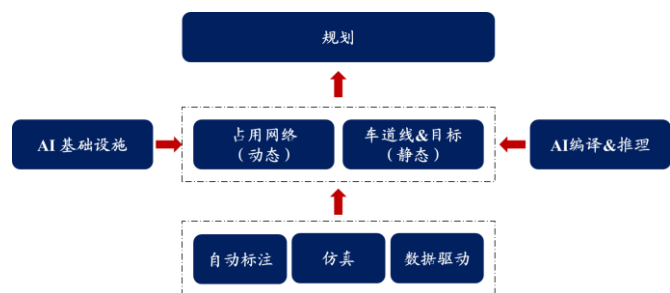
3、自动驾驶渐行渐近，行业玩家乘风起

3.1、科技巨头构筑自动驾驶行业“安卓”，技术鸿沟有望缩小

第三方玩家有望通过提供构建大模型的工具链，打造自动驾驶行业的“安卓系统”，技术鸿沟有望缩小。特斯拉全栈自研的自动驾驶系统，包含算法、数据闭环系统（自动标注、仿真、数据引擎）等，闭环的体系构成自动驾驶行业的“IOS”，海

量的车队数据形成数据壁垒，其他玩家难以复制。而大模型时代，诸多第三方科技巨头如微软、英伟达、百度、商汤等加入自动驾驶行列，可通过提供强大的大模型构建能力以及完善的工具链帮助整车厂构建自己的自动驾驶算法和数据闭环系统，同时依靠大模型的数据生成能力弥补与头部玩家在数据领域的差距，从而构建自动驾驶领域的“安卓”，快速提升玩家自动驾驶能力。

图50：特斯拉自动驾驶解决方案堪称自动驾驶界“iOS”



资料来源：腾讯网、开源证券研究所

图51：第三方巨头凭工具链有望构筑自驾领域“安卓”



资料来源：各公司官网、开源证券研究所

科技巨头摩拳擦掌，微软、英伟达争相布局，有望加速行业发展。我们已经看到，巨头如微软、英伟达在自动驾驶领域以及大模型领域都进行了深度布局，有望将二者结合帮助车企实现能力飞跃。

微软：自动驾驶方面，微软通过微软云可提供覆盖全球的云计算和边缘计算能力，借助云上的 PaaS 和 SaaS 软件可赋能各类算法和应用开发。2021 年，微软分别投资通用旗下的自动驾驶子公司 Cruise 以及致力于构建端到端感知决策一体化算法的自动驾驶创业公司 Wayve。微软打造完整的自动驾驶开发支持解决方案，帮助开发者将数据进行导入分析，对模型进行训练仿真。微软基于虚幻引擎开发的 AirSim 仿真平台在无人机仿真领域扮演重要角色，该平台也同时可实现对无人驾驶汽车的仿真。**大模型方面**，微软云推出了 Azure OpenAI 服务，企业可获得对大模型（含 GPT、Codex、嵌入模型）的访问权限并将其应用于新的场景如语言、代码、逻辑、推理、理解等，同时也允许客户微调生成定制化的模型。而结合微软的认知搜索，可以进一步拓宽大模型的应用领域和提升应用效果。微软及 OpenAI 依托强有力的大模型能力，未来或许能在自动驾驶算法、仿真领域擦出新的火花。

图52：微软云可提供 OpenAI 接口服务



资料来源：微软云官网

图53：微软 AirSim 是强大的虚拟场景仿真平台



资料来源：GitHub

英伟达：自动驾驶方面，英伟达在自动驾驶领域布局已久，拥有从算法到底层软件中间件再到芯片的全栈解决方案。英伟达 DriveSim 仿真平台基于虚幻引擎开发，

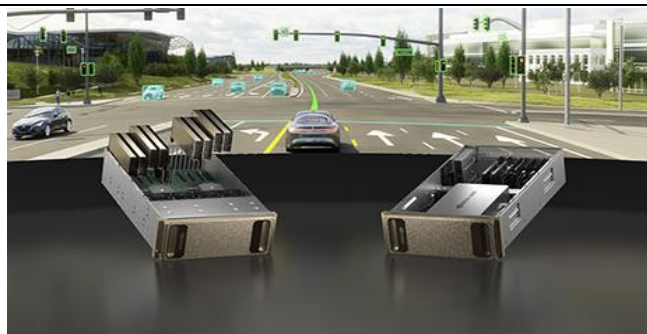
能够提供核心模拟和渲染引擎，生成逼真的数据流，创建各种测试环境，模拟暴雨和暴雪等各种天气条件，以及不同的路面和地形，还可以模拟白天不同时间的眩目强光以及晚上有限的视野，达到“照片级逼真且物理精确”的传感器仿真。DriveSim还拥有完善的工具链支持，如神经重建引擎（NER）可以将真实世界的的数据直接带入仿真中，开发者可在仿真环境中修改场景、添加合成对象，并应用随机化技术，大大增加真实感并加快生产速度。**大模型方面**，英伟达进一步强化“卖铲人”地位，帮助企业玩家构建自己的大模型产品。在 2023 年 GTC 大会上，英伟达推出 AI Foundations 云服务，用于帮助客户构建生成式 AI 模型如大语言模型、生物学模型、AI 生成式图像模型等。而英伟达最新发布的两篇文献更展现了其在生成式 AI 及自动驾驶领域的不懈探索，其中一篇推出了生成式视频模型 VideoLDM，可生成最高分辨率 2048*1280，24 帧，最长 4.7 秒的视频，该模型拥有 41 亿个参数，可实现文本生成视频等功能，在自动驾驶领域可生成驾驶场景视频以实现特定场景的模拟，也可以从同一个起始帧生成多个不同的事件演进方向来训练算法。而另一篇文献则推出了神经场扩散模型 NeuralField-LDM，用于复杂世界开放世界 3D 场景生成，在现有数据集中实现了最强性能，为高效实现自动驾驶仿真助力。

图54：英伟达 DriveSim 可完美生成自动驾驶仿真场景



资料来源：英伟达官网

图55：英伟达拥有整套端到端自动驾驶解决方案



资料来源：英伟达官网

图56：VideoLDM 可合成视频实现多模式驾驶场景预测



资料来源：英伟达官网

图57：NeuralField-LDM 可实现高质量的 3D 场景生成



资料来源：英伟达官网

3.2、行业分工加速，成本下降可期

行业分工加速，自动驾驶算法体系成本或迎下降。随着大模型逐步介入自动驾驶，行业分工将进一步明确。第三方科技巨头的加持下，整车厂无需大规模搭建庞杂的算法、数据等整个闭环体系的团队，即可拥有比肩全球一线水平的自动驾驶算法模型体系。产业链分工合作，避免“重复造轮子”，自动驾驶的成本有望大幅降低，渗透率将加速提升。同时，随着更多自动驾驶车型上路，数据收集效率和效果也会进一步提升，反过来推动行业进步。

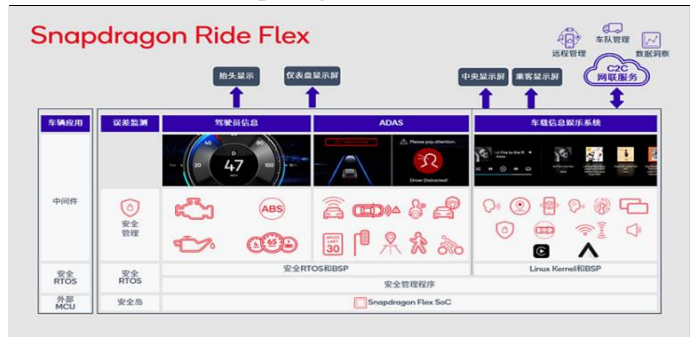
传感器和芯片加速迭代，自动驾驶系统整体成本亦有下降空间。大模型的推进将加速芯片和传感器迭代，传感器方面，玩家有望能够以类似特斯拉的形式构建自动驾驶系统，进而降低成本。算力芯片方面，大模型将进一步推升对芯片算力的需求。而我们看到在车载高算力芯片领域，无论英伟达、高通还是本土的地平线、黑芝麻均明确舱驾融合芯片是未来的发展方向。这样的趋势将显著推动自动驾驶系统降本，一方面，舱驾融合芯片通常会集成座舱、智驾甚至车身控制等领域控制器功能，大幅度缩减物料和线束成本；另一方面，AI 算力如果能在整车芯片层面“池化”，在座舱、自动驾驶两大功能之间灵活调用，亦将提升 AI 算力的利用率，车上“冗余”的算力可大幅缩减。大模型驱使下，行业舱驾融合产品上车趋势将加速，系统降本紧随其后，自动驾驶渗透率也将随之提升。

图58：英伟达推出 Thor 产品面向舱驾融合场景



资料来源：2022 Nvidia GTC 大会

图59：高通推出 Snapdragon Ride Flex 实现舱驾融合



资料来源：高通中国公众号

3.3、大模型开发者、自动驾驶产业链玩家全面受益

3.3.1、百度 Apollo：自动驾驶元老，文心大模型全面赋能

百度在自动驾驶领域的探索一马当先，大模型方面，在谷歌推出 Bert 后即开始投入研发，起步较早，因此对于大模型在自动驾驶领域的应用深有心得。最新的 Apollo Day 及文心一言发布会上，百度表示将在自动驾驶感知算法、图文监督预训练下的数据挖掘方案两个方向推动大模型赋能自动驾驶，全面助力自动驾驶能力提升。同时百度亦拥有 Apollo 开放平台，对自动驾驶全流程开发体系拥有深厚积累，并与诸多开发者形成紧密的互动，未来有望深度受益本轮技术变革。

图60：百度致力于利用文心大模型实现自动驾驶感知模型增强和长尾数据挖掘

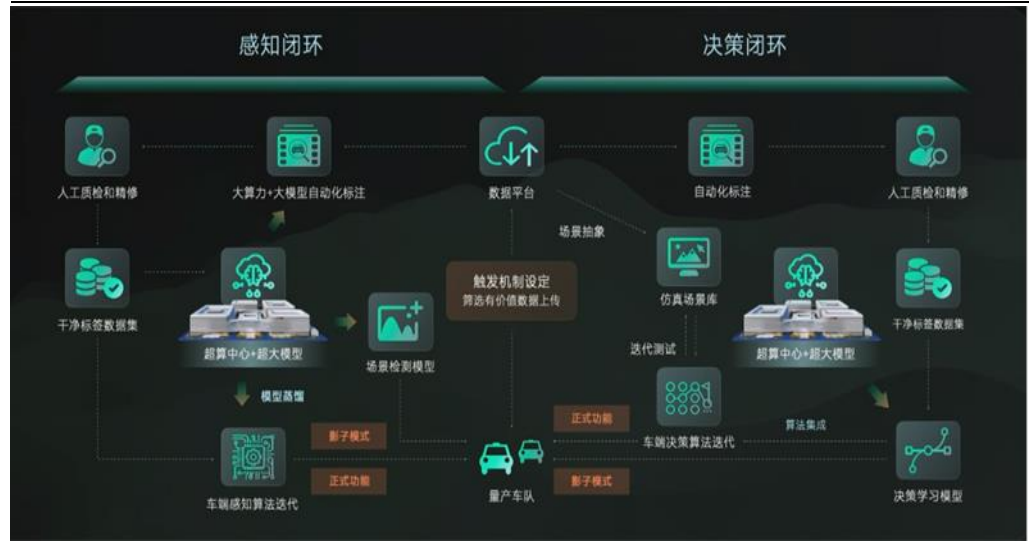


资料来源：Apollo 智能驾驶公众号

3.3.2、商汤科技：AI 算法领军，布局大模型探索自动驾驶新机遇

商汤利用大模型对小模型进行知识蒸馏，同时通过自动化标注实现感知和决策端的数据闭环。此外大模型也可以生成困难图片，解码 3D 环境、路径规划、驾驶动机等使得驾驶行为可解释。作为传统 AI 算法领域的领军，公司在自动驾驶算法领域发力，目前产品已经落地多款车型。未来有望持续受益大模型在自动驾驶的应用。

图61：商汤将大模型用来赋能自动驾驶感知闭环和决策闭环等环节

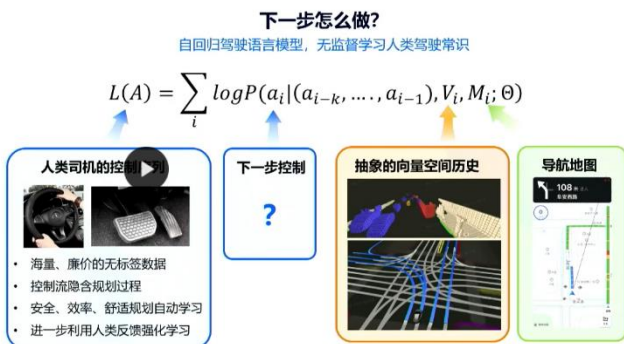


资料来源：商汤科技官方视频号

3.3.3、地平线：智驾芯片新星，对算法的深入理解指引芯片架构迭代完美适配需求

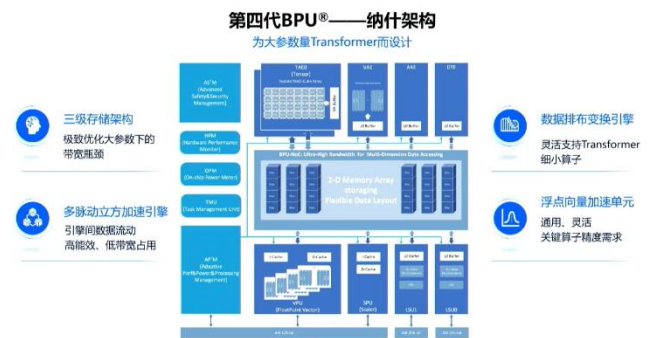
公司作为本土智能驾驶芯片领军，对算法及大模型理解深入，有望指引公司芯片迭代以完美适应客户需求。地平线认为算法终将走向端到端的形式，因此公司也在构建下一代的面向 Transformer 的统一计算架构，而其下一代 BPU 纳什架构将专为大参数 Transformer 模型设计。地平线在 CVPR 中提出基于 Transformer 的端到端的自动驾驶算法框架，该文章首次在检测、跟踪、预测、建图、轨迹预测、端到端完成自动驾驶的算法，这可以让玩家用海量数据去训练整个自动驾驶系统。地平线认为未来需继续用大数据和大模型无监督的预训练模型让其学习人类驾驶的常识。语言模型是给定一个文本去预测下一个词的概率，同样给定当前交通环境/导航地图/驾驶员整个驾驶行为历史，模型亦可从大规模的无监督数据中学习，构建自回归的大语言模型预测下一个驾驶动作。

图62：地平线认为未来自动驾驶终将走向端到端算法



资料来源：中国汽车百人会公众号

图63：纳什架构芯片将专为大参数 Transformer 而设计



资料来源：中国汽车百人会公众号

3.3.4、产业链玩家：自动驾驶落地加速，产业链各大环节全面受益

随着自动驾驶的全面加速，整个自动驾驶产业链包含域控制器、算法、传感器等环节亦将加速渗透。产业链玩家如德赛西威、经纬恒润、华阳集团、北京君正、晶晨股份、美格智能、均胜电子、华测导航、瀚川智能、炬光科技、源杰科技、长光华芯等均值得关注。

表2：受益公司盈利预测与估值

股票代码	公司简称	最新收盘价 (元)	总市值 (亿元)	EPS			P/E			评级
				2023E	2024E	2025E	2023E	2024E	2025E	
002920.SZ	德赛西威	105.98	588.40	2.86	3.99	5.46	37.1	26.6	19.4	买入
688326.SH	经纬恒润	122.79	147.35	3.08	4.30	5.96	39.9	28.6	20.6	买入
002906.SZ	华阳集团	27.88	132.80	1.08	1.46	1.97	25.8	19.1	14.2	买入
300223.SZ	北京君正	79.80	384.29	1.49	2.33	3.40	53.6	34.2	23.5	买入
688099.SH	晶晨股份	79.64	330.72	0.12	2.63	3.37	676.9	30.3	23.6	买入
002881.SZ	美格智能	26.91	70.28	0.82	1.17	1.62	32.8	23.0	16.6	买入
600699.SH	均胜电子	14.78	202.20	0.60	0.87	1.23	24.6	17.0	12.0	买入
300627.SZ	华测导航	27.20	146.41	0.88	1.15	1.50	30.9	23.7	18.1	买入
688022.SH	瀚川智能	45.16	56.42	2.55	3.54	4.83	17.7	12.8	9.3	买入
688167.SH	炬光科技	97.00	87.65	1.73	2.51	3.61	56.1	38.6	26.9	买入
688498.SH	源杰科技	216.54	131.22	2.46	3.42	5.44	88.0	63.3	39.8	买入
688048.SH	长光华芯	85.36	115.75	1.48	2.31	3.32	57.7	37.0	25.7	买入

数据来源：Wind、开源证券研究所（注：收盘日期 2023 年 5 月 12 日，盈利预测均来自开源证券研究所）

4、风险提示

技术发展进度不及预期、市场需求不及预期

特别声明

《证券期货投资者适当性管理办法》、《证券经营机构投资者适当性管理实施指引（试行）》已于2017年7月1日起正式实施。根据上述规定，开源证券评定此研报的风险等级为R4（中高风险），因此通过公共平台推送的研报其适用的投资者类别仅限定为专业投资者及风险承受能力为C4、C5的普通投资者。若您并非专业投资者及风险承受能力为C4、C5的普通投资者，请取消阅读，请勿收藏、接收或使用本研报中的任何信息。因此受限于访问权限的设置，若给您造成不便，烦请见谅！感谢您给予的理解与配合。

分析师承诺

负责准备本报告以及撰写本报告的所有研究分析师或工作人员在此保证，本研究报告中关于任何发行商或证券所发表的观点均如实反映分析人员的个人观点。负责准备本报告的分析师获取报酬的评判因素包括研究的质量和准确性、客户的反馈、竞争性因素以及开源证券股份有限公司的整体收益。所有研究分析师或工作人员保证他们报酬的任何一部分不曾与，不与，也将不会与本报告中具体的推荐意见或观点有直接或间接的联系。

股票投资评级说明

	评级	说明
证券评级	买入（Buy）	预计相对强于市场表现 20%以上；
	增持（outperform）	预计相对强于市场表现 5%~20%；
	中性（Neutral）	预计相对市场表现在-5%~+5%之间波动；
	减持（underperform）	预计相对弱于市场表现 5%以下。
行业评级	看好（overweight）	预计行业超越整体市场表现；
	中性（Neutral）	预计行业与整体市场表现基本持平；
	看淡（underperform）	预计行业弱于整体市场表现。

备注：评级标准为以报告日后的6~12个月内，证券相对于市场基准指数的涨跌幅表现，其中A股基准指数为沪深300指数、港股基准指数为恒生指数、新三板基准指数为三板成指（针对协议转让标的）或三板做市指数（针对做市转让标的）、美股基准指数为标普500或纳斯达克综合指数。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。投资者应阅读整篇报告，以获取比较完整的观点与信息，不应仅仅依靠投资评级来推断结论。

分析、估值方法的局限性说明

本报告所包含的分析基于各种假设，不同假设可能导致分析结果出现重大不同。本报告采用的各种估值方法及模型均有其局限性，估值结果不保证所涉及证券能够在该价格交易。

法律声明

开源证券股份有限公司是经中国证监会批准设立的证券经营机构，已具备证券投资咨询业务资格。

本报告仅供开源证券股份有限公司（以下简称“本公司”）的机构或个人客户（以下简称“客户”）使用。本公司不会因接收人收到本报告而视其为客户。本报告是发送给开源证券客户的，属于商业秘密材料，只有开源证券客户才能参考或使用，如接收人并非开源证券客户，请及时退回并删除。

本报告是基于本公司认为可靠的已公开信息，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、工具、意见及推测只提供给客户作参考之用，并非作为或被视为出售或购买证券或其他金融工具的邀请或向人做出邀请。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。客户应当考虑到本公司可能存在可能影响本报告客观性的利益冲突，不应视本报告为做出投资决策的唯一因素。本报告中所指的投资及服务可能不适合个别客户，不构成客户私人咨询建议。本公司未确保本报告充分考虑到个别客户特殊的投资目标、财务状况或需要。本公司建议客户应考虑本报告的任何意见或建议是否符合其特定状况，以及（若有必要）咨询独立投资顾问。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。若本报告的接收人非本公司的客户，应在基于本报告做出任何投资决定或就本报告要求任何解释前咨询独立投资顾问。

本报告可能附带其它网站的地址或超级链接，对于可能涉及的开源证券网站以外的地址或超级链接，开源证券不对其内容负责。本报告提供这些地址或超级链接的目的纯粹是为了客户使用方便，链接网站的内容不构成本报告的任何部分，客户需自行承担浏览这些网站的费用或风险。

开源证券在法律允许的情况下可参与、投资或持有本报告涉及的证券或进行证券交易，或向本报告涉及的公司提供或争取提供包括投资银行业务在内的服务或业务支持。开源证券可能与本报告涉及的公司之间存在业务关系，并无需事先或在获得业务关系后通知客户。

本报告的版权归本公司所有。本公司对本报告保留一切权利。除非另有书面显示，否则本报告中的所有材料的版权均属本公司。未经本公司事先书面授权，本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。

开源证券研究所

上海

地址：上海市浦东新区世纪大道1788号陆家嘴金控广场1号楼10层
邮编：200120
邮箱：research@kysec.cn

深圳

地址：深圳市福田区金田路2030号卓越世纪中心1号楼45层
邮编：518000
邮箱：research@kysec.cn

北京

地址：北京市西城区西直门外大街18号金贸大厦C2座9层
邮编：100044
邮箱：research@kysec.cn

西安

地址：西安市高新区锦业路1号都市之门B座5层
邮编：710065
邮箱：research@kysec.cn