

ChatGPT: 深度拆解

华泰研究

2023年2月09日 | 中国内地

专题研究

ChatGPT 引发范式革命, AI 产业发展前景可期

近期由 OpenAI 团队发布的聊天机器人软件 ChatGPT, 凭借类人的语言理解和表达能力, 引发 AI 产业范式革命。通过拆解 ChatGPT, 我们发现: 1)单一大模型或为未来 AI 训练主流方向; 2) 大模型训练可以积累底层语言能力,但需要大算力支持; 3)预训练语言模型和 Transformer 架构是模型底层能力的根源; 4) ChatGPT 商业化应用前景广阔。基于此,我们认为国产厂商或将训练出自己的 GPT 模型, AI 产业有望迎来景气周期。目前国内在模型层面具备产业基础的相关企业包括: 百度、商汤、云从科技等;在应用层持续推出新应用的相关企业包括: 科大讯飞、金山办公、同花顺、汉王科技等;在底层基础设施和工具有布局的相关企业包括: 寒武纪、景嘉微等。

背景:发源于 OpenAI,成名于生成式语言

OpenAI于 2015年在旧金山成立,主要从事人工智能研究。2019年 OpenAI收到微软注资 10亿美元,就 Azure 业务开发人工智能技术。2020年发布GPT-3 语言模型,由微软获得独家授权。2022年,OpenAI在 GPT-3.5的基础上推出了 ChatGPT,强化了人工智能的语言对话能力,引起社会广泛关注。2023年,微软拟对 OpenAI 追加数十亿美元投资,利用自身算力基础设施资源发挥与 OpenAI 业务协同效应,深入布局生成式 AI技术。

原理: AI 大模型里程碑式的胜利

ChatGPT采用监督学习+奖励模型进行语言模型训练,主要包括三个步骤: 1)第一阶段:训练监督策略模型。在 ChatGPT 模型的训练过程中,需要标记者的参与监督过程; 2)第二阶段:训练奖励模型。借助标记者的人工标注,训练出合意的奖励模型,为监督策略建立评价标准; 3)第三阶段:采用近端策略优化进行强化学习。通过监督学习策略生成 PPO 模型,将最优结果用于优化和迭代原有的 PPO 模型参数。我们认为, ChatGPT 的训练过程采用单一模型+小样本学习+人类微调监督方式进行,取得了良好效果,验证了 AI 大模型应用前景,大模型路线有望成为未来主流。

模型: 三个维度拆解 GPT 模型特征

我们认为, ChatGPT 的成功离不开 AI 大模型的加持, 强大的算法训练模型, 使得 ChatGPT 在迭代中获得实现接近自然语言的表达能力。拆解模型来看: 1) ChatGPT 使用单一大模型, 积累强大底层通用能力, 背后来自微软丰富的算力资源支持, 并通过引入监督学习, 有效填补了大模型同质化漏洞; 2)模型的具体训练模式, 采用的是预训练语言模型, 而预训练语言模型无需人工标签, 具备高效性、通用性与正则化等内生优势, 且二代模型具备上下文交互能力, 推动模型语义理解能力升级; 3) Transformer 是大模型高效运行的根基, 天然适合高并发训练, 通过编码器堆叠实现底层架构搭建。

应用: 打开 AIGC 应用新局面

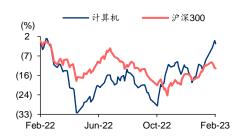
ChatGPT 属于 AIGC 的具体应用,相比过去的 AI 产品,在模型类型、应用领域、商业化等层面呈现出新的特点。1)技术方面: ChatGPT 属于自然语言处理领域,与早期的自然语言技术相比,ChatGPT 采用大模型进行训练,并加入人工反馈增强学习(RLHF)方法,实现了效果提升; 2)应用方面: ChatGPT 属于生成式 AI, 相比于分析型 AI, 不局限于已有的内容,已在文艺创作,代码处理,营销等多个创造性场景内得到应用; 3)商业化方面: ChatGPT 在商业化方面彰显出强于以往 AI 应用的潜力,一方面用户数快速增长,另一方面得到了微软为代表的科技巨头的支持,应用有望快速推广。

风险提示: 宏观经济波动; 下游需求不及预期。

计算机 增持 (维持)

研究员	谢春生
SAC No. S0570519080006	xiechunsheng@htsc.com
SFC No. BQZ938	+(86) 21 2987 2036
联系人	彭钢
SAC No. S0570121070173	penggang@htsc.com
	+(86) 21 2897 2228
联系人	林海亮
SAC No. S0570122060076	linhailiang@htsc.com
	+(86) 21 2897 2228

行业走势图



资料来源: Wind, 华泰研究



正文目录

背景:	: 发源于 OpenAI,成名于生成式语言	3
原理:	: AI 大模型里程碑式的胜利	5
模型:	:三个维度拆解 GPT 模型特征	7
\$	维度一: 单一大模型	7
4	维度二: 预训练语言模型	10
\$	维度三: Transformer 特征抽取器	12
应用:	: 打开 AIGC 应用新局面	14
4	技术新:Transformer 架构+RLHF,NLP 领域迎来新突破	14
<u>)</u>	应用新: 生成式 AI 应用于创造性工作	15
ī	商业化潜力:巨头纷纷发力,商业化潜力较大	16
J	风险提示	17



背景:发源于 OpenAI,成名于生成式语言

OpenAI是一家世界领先的非营利性人工智能研究公司。OpenAI于2015年在旧金山成立,是一家非营利的人工智能研究公司,公司的目标是以最有可能造福全人类的方式推进人工智能,而不受财务回报需求的约束。OpenAI创始人背景深厚,由埃隆·马斯克与硅谷孵化器 Y Combinator 投资人山姆·阿尔特曼等人联合创立。公司研究人员经验丰富,包括前Google Brain 研究科学家伊利亚·苏茨凯弗与前 Stripe 首席技术官格雷格·布罗克曼等世界一流研究工程师与科学家。

微软持续增资,布局生成式 AI 技术。2018年,随着特斯拉对 AI 的应用深入,为避免潜在利益冲突,马斯克主动离任董事会,仅保留捐资人和顾问的身份。由于 AI 训练花费金额巨大,2019年公司从非营利性公司转向部分盈利公司,成立了 OpenAI LP 利润上限子公司,即任何对 OpenAI LP 投资的收益都将统一转移至一家非盈利公司,回报达到投资的 100 倍后进行利润分配。同年,OpenAI 收到微软注资 10 亿美元,就 Azure 业务开发人工智能技术。2020年发布 GPT-3 语言模型,由微软获得独家授权。2022年发布 ChatGPT 的自然语言生成式模型,带来更大潜在应用空间。2023年,微软拟对 OpenAI 追加数十亿美元投资,利用自身算力基础设施资源发挥与 OpenAI 业务协同效应,深入布局生成式 AI 技术。

OpenAI 产品发布密集,产品涵盖音频制作、图像生成和语言对话人工智能。2016年,推出用于开发和比较强化学习算法的工具包 OpenAI Gym, 加速公开社会中 RL 研究进度。同时推出 Universe 软件平台,用于测试和训练 AI 在全球游戏、网站和其他应用程序中的智能程度。2019年,OpenAI 推出深度神经网络 MuseNet, 可以使用 4 种不同的乐器生成 10分钟的音乐作品以及最终模型版本的 GPT-2。2020年,研发团队在 GPT-2 的基础上拓展参数,发布了 GPT-3 语言模型。2021年,发布了转换器语言模型 DALL·E,从文本描述生成图像。2022年,OpenAI 在 GPT-3.5 的基础上推出了 ChatGPT,强化了人工智能的语言对话能力,引起社会广泛关注。

OpenAI成立 推出深度神经网络MuseNet 推出转换器语言模型DALL·E 与GPT-2 2015 2021 2019 2016 2020 2022 推出GPT-3 在GPT-3.5的基础上发布 推出用于开发和比较强化学习算法的 工具包OpenAl Gym与Universe软件 chatGPT 平台

图表1: OpenAI 产品

资料来源: OpenAI 官网、华泰研究



OpenAI 当前盈利主要通过付费 API 接口,并尝试拓展盈利模式。目前,OpenAI 提供 GPT-3、Codex 以及 DALL · E 的 API 数据接口,分别执行用户自然语言任务、自然语言转换为代码的任务以及创建和编辑图像的任务。API 接口根据类型不同以流量收费,比如图像模型以分辨率分类按张数收费,语言模型则以基于的子模型型号按字符数收费。OpenAI API 盈利情况较好,据路透社数据,OpenAI 2022 年收入数千万美元,公司预计 2023 与 2024 年收入分别为 2 亿美元和 10 亿美元。同时,OpenAI 正尝试拓展自身盈利模式,2023 年 1 月试点推出订阅制 ChatGPT Plus,收取每月 20 美元的会员费以得到各类优先服务。

图表2: OpenAl API 价格

模型类型	细分	价格 (美元)	模型类型	细分	训练价格 (美元)	使用价格 (美元)
图像模型	1024×1024	0.02/张	微调模型	Ada	0.0004/千字符	0.0016/千字符
	512×512	0.018/张		Babbage	0.0006/千字符	0.0024/千字符
	256×256	0.016/张		Curie	0.0030/千字符	0.0120/千字符
语言模型	Ada	0.0004/千字符		Davinci	0.0300/千字符	0.1200/千字符
	Babbage	0.0005/千字符				<u></u>
	Curie	0.0020/千字符	模型类型	细分	价格 (美元)	
	Davinci	0.0200/千字符	嵌入模型	Ada	0.0004/千字符	

资料来源: OpenAI 官网、华泰研究

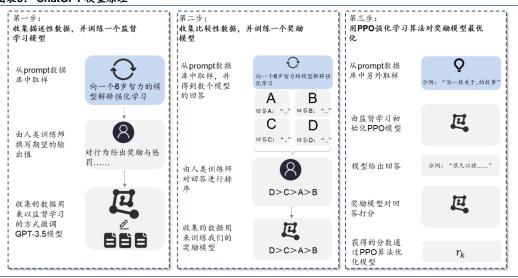


原理: AI 大模型里程碑式的胜利

ChatGPT 采用监督学习+奖励模型进行语言模型训练。ChatGPT 使用来自人类反馈的强化学习 (RLHF) 来训练该模型。首先使用监督微调训练了一个初始模型: 人类 AI 训练员提供对话,他们在对话中扮演双方——用户和 AI 助手。其次,ChatGPT 让标记者可以访问模型编写的建议,以帮助他们撰写回复。最后,ChatGPT 将这个新的对话数据集与原有数据集混合,将其转换为对话格式。具体来看,主要包括三个步骤:

- 1) 第一阶段:训练监督策略模型。在 ChatGPT 模型的训练过程中,需要标记者的参与监督过程。首先,ChatGPT 会从问题数据集中随机抽取若干问题并向模型解释强化学习机制,其次标记者通过给予特定奖励或惩罚引导 AI 行为,最后通过监督学习将这一条数据用于微调 GPT3.5 模型。
- 2) 第二阶段:训练奖励模型。这一阶段的主要目标,在于借助标记者的人工标注,训练出合意的奖励模型,为监督策略建立评价标准。训练奖励模型的过程同样可以分为三步: 1、抽样出一个问题及其对应的几个模型输出结果; 2、标记员将这几个结果按质量排序; 3、将排序后的这套数据结果用于训练奖励模型。
- 3)第三阶段:采用近端策略优化进行强化学习。近端策略优化(Proximal Policy Optimization)是一种强化学习算法,核心思路在于将 Policy Gradient 中 On-policy 的训练过程转化为 Off-policy,即将在线学习转化为离线学习。具体来说,也就是先通过监督学习策略生成 PPO 模型,经过奖励机制反馈最优结果后,再将结果用于优化和迭代原有的 PPO 模型参数。往复多次第二阶段和第三阶段,从而得到参数质量越来越高的 ChatGPT 模型。

图表3: ChatGPT 模型原理



资料来源: OpenAI 官网、华泰研究



从 ChatGPT 的训练原理中, 我们不难发现, 这一训练过程存在几个特点:

- 1) 采用的是单一大模型。在 GPT 模型兴起之前,大多数 AI 模型主要是针对特定应用场景需求进行训练的小模型,存在通用性差、训练数据少、适应范围小的弊端。而我们看到, ChatGPT 虽然在过程中使用了奖励模型等辅助手段,但最终用于实现自然语言理解和生成式功能的主模型只有一个,但却在语义理解、推理、协作等方面表现出了更强能力。因此,我们认为,ChatGPT 的成功,验证了参数增长、训练数据量增大,对 AI 模型的重要意义。
- 2) 采用的是小样本学习方法。在小样本学习(Few-shot Learning)方法下,AI 预训练模型在不必使用大量标记的训练数据,就可以建立起比较通用的泛化能力。简单来说,小样本学习即是在给定有限信息和较少训练数据的情况下,尝试对总体规律进行理解和预测,这一过程类似于"学习如何去学习"。对于小样本学习在 ChatGPT 中的应用,我们认为,这一方法解决了大模型数据标注工作量巨大的问题,是模型得以迅速迭代的基础。
- 3) 采用人类反馈微调监督学习。ChatGPT 是从 GPT3.5 (即 InstructGPT) 改进而来的版本,相比于前代,ChatGPT 主要变化在于采用了人类反馈机制,对监督学习过程进行微调。本质上来说,无论是大模型还是小样本学习,解决的目标都是提升训练的效率,但真正令ChatGPT 实现结果准确、合理的关键技术,还是在于加入了人类反馈。据 Long Ouyang等人 2022 年发表的《Training language models to follow instructions with human feedback》,InstructGPT 仅用 13 亿个参数就实现了比 1750 亿个参数的 GPT-3 更优的输出解雇,显著提升了真实性、减少了有害信息的输出。



模型: 三个维度拆解 GPT 模型特征

拆解 GPT 模型可以帮助理解 ChatGPT 之所以强大的原因。从前面的讨论中,我们发现,ChatGPT 的成功离不开 AI 大模型的加持,强大的算法训练模型,使得 ChatGPT 在迭代中获得实现接近自然语言的表达能力。而这一切的核心,都来自一个模型: GPT 模型。因此,我们以 GPT 模型为核心,从三个维度出发去拆解 GPT 模型,以此进一步挖掘 ChatGPT 强大背后的原因。

维度一:单一大模型

ChatGPT 使用单一大模型,积累强大底层通用能力。对于 ChatGPT 所用到的训练模型,从模型体量来看,属于 AI 单一大模型的范畴。对比传统 AI 训练模型,单一大模型的"卡"体现在: 1) 更多的模型参数量; 2) 更大的数据处理量; 3) 更大的训练计算量。模型体量的增大,带来的最直接变化,在于 AI 模型通用能力的跨越式提升。传统的 AI 训练方法,大多以单一知识领域的应用为目标,主要使用特定领域有标注的数据进行模型训练,模型通用性差,如果更换使用场景,往往需要进行重新训练。而大模型的训练,一是能使用的数据来源更加广泛,可用数据量更大; 二是对标注要求更低,只需要对数据进行微调甚至不调就可以用于训练; 三是输出的能力更加泛化通用,在语义理解、逻辑推理、文本表达等方面能力更出众。

从通用到特殊,单一大模性具备丰富的垂直领域应用潜力。基于对底层能力的训练,AI 大模型积累了对于数据背后特征和规则的理解,因此在进行垂直领域的时候,可以做到"举一反三"。这一过程,与人类学习知识的过程类似,都是先学习如何去学习,再构建听说读写能力,最后在不同学科深入探索。AI 大模型也是一样,在完成通用能力积累之后,可以将学习能力移植到需要应用的特定领域,通过投喂垂直领域数据,可以使模型达到目标场景所需的性能。

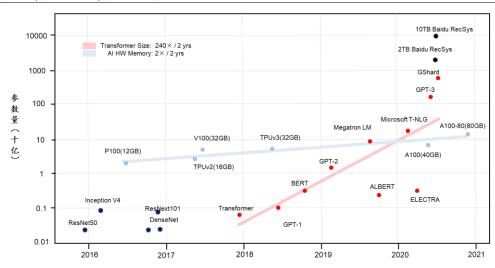
任务 数据 回答问题 文本 情绪分析 图片 大模型 **Foundation** 信息归纳 Model 训练 适应 音频 图像解释 结构化数据 物体识别 3D信号 指令执行

图表4: 单一大模性具备丰富的垂直领域应用潜力

资料来源: 《On the Opportunities and Risk of Foundation Models》, 李飞飞等, 2021、华泰研究



大模型训练需要大算力支持,ChatGPT 坐拥丰富算力资源。我们认为,从大模型自身的发展过程来看,参数量的变化是一个非常值得关注的指标。从最早的 ResNet、Inception 等模型,到如今的 GPT,模型参数量不断增长。2018 年前后 OpenAI 先后推出 Transformer 和GPT-1 模型,参数量来到 1 亿级别。随后谷歌提出 3 亿参数的 BERT 模型,参数量再次增长。2019、2020 年,OpenAI 加速追赶,陆续迭代出 GPT-2、GPT-3 模型,参数量分别为15 亿、1750 亿,实现模型体量质的飞跃。另一方面,参数运算需要大规模并行计算的支持,核心难点在于内存交换效率,取决于底层 GPU 内存容量。以英特尔为例,从 2017 年 V100的 32GB 内存到 2020 年 A100 的 80GB 内存,GPU 内存容量的提升量级与模型参数相比显然不在同一量级。而 ChatGPT 的解决方法,则是与微软联手,借助 Azure 强大的基础算力设施,为 ChatGPT 提供训练支持。



图表5: 单一大模型的参数量快速增长

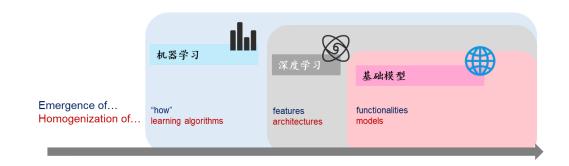
资料来源: Github、华泰研究

AI 大模型会带来特性涌现和模型同质化问题。2021 年 8 月,李飞飞等学者于 arXiv 发表《On the Opportunities and Risk of Foundation Models》,将大模型统一命名为 Foundation Models,即基础模型或基石模型。此外,论文还提出基础模型面临的两大问题: 1) 同质化。尽管基础模型基于标准的深度学习和迁移学习,但其规模导致了新能力的涌现,其在众多任务中的有效性激励了同质化的产生; 2) 特性涌现。尽管基础模型即将被广泛部署,但目前研究者对其如何工作、何时失效以及其涌现的特性衍生了何种能力尚缺乏清晰的理解。举例来看,如机器学习的引入,使得算法从数据案例中学会了如何执行(自动推断);深度学习的引入,涌现了用于预测的高级特征;基础模型的引入,涌现了上下文学习等高级功能。但在这一过程中,机器学习使学习算法变得同质化(例如,逻辑回归),深度学习使模型架构同质化(例如,卷积神经网络架构),大模型使得下游模型同质化(例如,下游模型一定会继承上游模型缺陷)。

ChatGPT 通过引入监督学习,有效填补了大模型同质化漏洞。从本质上来说,上下游模型同质化的问题无法被完全解决,OpenAI 选择的方向是尽可能填补缺陷漏洞。从 GPT-3.5 版本开始,OpenAI 团队在模型中引入了监督学习过程。在监督学习模式下,人类反馈机制开始加入到模型训练过程,从而不断纠正模型生成结果,逐步提升输出结果的准确性和真实性。随着大模型朝着越来越符合人类期望的方向演进,对话逻辑和表达方式逐渐逼近人类水平、才最终达到我们今天所看到的样子。



图表6: 基础模型带来特性涌现和模型同质化



资料来源: 《On the Opportunities and Risk of Foundation Models》, 李飞飞等, 2021、华泰研究

AI 大模型加持下, ChatGPT 有望加速迭代。通过拆解单一大模型的原理、特征及发展历程,我们发现单一大模型的引入,是 ChatGPT 强大语言的根本来源。展望未来,我们认为 ChatGPT 或将在大模型加持下加速迭代,主要因为: 1) 大模型训练效果取决于数据量,目前 ChatGPT 仅使用 2021 年之前的数据,随着更多数据的加入,模型底层语言能力有望进一步加强; 2) 大模型具备能力迁移潜力,垂直领域应用或将加速 ChatGPT 进化; 3) OpenAI 背靠微软,大算力资源为模型演进提供保障; 4) 随着软件用户规模持续扩张,用户自身的反馈又会带来类似监督学习的效果,或将带动 ChatGPT 加速迭代。基于此,我们看好 AI 大模型及 ChatGPT 未来应用前景,商业化落地或将加快。



维度二:预训练语言模型

拆解模型来看,主要关注预训练语言模型和 Transformer 特征抽取器。我们前面讨论了 ChatGPT 背后所使用的 AI 大模型及其迭代过程,但如果我们将拆解动作继续深入,在更细颗粒度的视角下,其实可以将训练模型做进一步的拆解。实际上,GPT(General Pre-Training) 即通用预训练语言模型,简单来说就是一种利用 Transformer 作为特征抽取器,基于语言模型进行预训练的模型。因此,接下来我们从模型的两个关键特征出发,分别从预训练语言模型和 Transformer 特征抽取器的角度来分析 GPT 模型的迭代过程。

预训练语言模型无需人工标签,为 NLP 研究带来质变。预训练属于迁移学习的范畴,其思想是在利用标注数据之前,先利用无标注的数据,即纯文本数据训练模型,从而使模型能够学到一些潜在的跟标注无关的知识,最终在具体的任务上,预训练模型就可以利用大量的无标注数据知识,标志着自然语言处理模型进入了大规模复制阶段。从实现原理上来看,预训练语言模型是通过计算某个词句 W 的出现概率,即 p(W),在给定词句的情况下,可以自行计算出后一个词或句出现的概率。因此, GPT 的训练可以在无人工标签的基础上进行,通过连续不断地预测、迭代参数、再预测,模型最终实现语言能力的学习。

图表7: 预训练语言模型的实现原理

$$P(W_1^T) = P(w_1, w_2, ..., w_T)$$

= $P(w_1)P(w_2|w_1)P(w_3|w_1, w_2)...P(w_T|w_1, w_2, ..., w_{T-1})$

资料来源: CSDN、华泰研究

预训练语言模型与神经网络语言模型的区别在于初始参数的选取。上一代神经网络语言模型训练思想是基于后向传播(BP)算法:先通过对网络模型参数进行随机初始化,然后通过优化算法去优化模型参数。而预训练语言模型的初始参数并非随机,而是先通过一个任务训练得到一套模型参数,再以这套参数对模型初始化,进而继续反复训练。

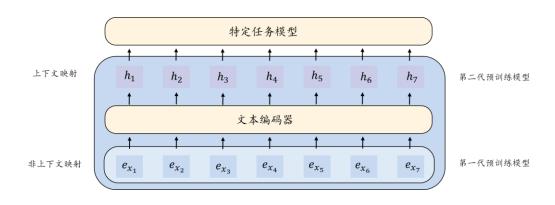
预训练语言模型的内生优势:高效性、通用性与正则化。模型初始参数选取方式不同使得预训练语言模型拥有诸多优势: 1) 训练高效性,神经网络语言模型中随机的初始参数加大训练复杂度,而预训练能得到较好的初始化参数,后续训练更加高效。2) 语言通用性,经过预训练的语言模型更接近通用语言表示(Universial Language Representations),适应于多领域实际应用场景。3) 提供正则化,由于模型复杂性高,神经网络模型的优化算法易陷入过度拟合,导致实际测试表现远低于样本测试表现。预训练模型相当于一个正则化过程,仅通过几步精修得到模型,很大程度上避免了过度拟合。

预训练语言模型的应用优势:对数据处理程度要求低,可利用海量无标注数据。在大多数基于统计方法和神经网络的自然语言处理模型中都需要大量已标注的数据集来满足模型训练,但并非所有的训练任务都能获取足够的标注信息。同时,随着模型复杂度和参数数量的增加,大多数数据集的大小难以支持训练。而预训练模型能先通过利用无标注的数据训练模型,解决传统模型无法解决的实际问题。而且由于预训练语言模型可以利用现实世界中大量的纯文本数据训练,扩大了其训练范围和规模,拥有发掘大模型(Foundation Models)的潜力。



对比两代预训练语言模型,二代模型具备上下文交互能力。第一代预训练模型是静态词向量模型,经训练给每一个词赋予静态词向量,让相似的词聚集在一起,实现了符号空间到向量空间的映射,经典结构有 Continuous Bag-of-Words(CBOW)和 Skip-Gram(SG)等。而由于第一代模型的词向量静态性,使其不能结合上下文,进而有无法分辨同义词等缺陷。最新的第二代预训练模型,包括 BERT、GPT 等则在此基础上允许静态词向量与上下文交互,这种动态词向量优化了同义词问题。目前,第二代预训练模型的标准范式是"预训练+微调": 首先在大量的文本上训练出一个预训练语言模型,再根据实际情况对得到的预训练语言模型进行微调,加强了模型对下游应用场景的契合度。

图表8: 两代预训练语言模型对比



资料来源: Pre-trained Models for Natural Language Processing, 邱锡鹏, 2020、华泰研究



维度三: Transformer 特征抽取器

Transformer 是大模型高效运行的根基。前面我们从单一大模型出发,对预训练语言模型进行了拆解。但如果我们继续深入,会发现语言模型仍然不是 GPT 模型的最底层,语言模型之下还需要有具体的调度架构和运算逻辑,来实现最终的计算。我们认为,Transformer特征抽取器在 GPT 模型中,就承担了这样的一个角色,直接决定了 AI 大模型能否实现高效率的运算和学习。

Transformer 模型较 RNN 并行计算能力更强,提升了大模型训练效率。Transformer 模型最早由谷歌在 2017 年提出,属于深度学习模型架构的一种,特点是在学习中引入了注意力机制。对比循环神经网络(RNN)来看,Transformer 与 RNN 均对输入数据,如自然语言等,进行顺序处理,并主要应用于翻译和文本摘要等工作。但 Transformer 与 RNN 不同的是,Transformer 中的注意机制可以为输入序列中的任何字符提供上下文,因此可以一次处理所有输入,而不是一次只处理一个词。因此,与 RNN 相比,Transformer 可以实现更大规模的并行计算,大大减少了模型训练时间,使得大规模 AI 模型得以被应用。

Transformer 解码模块是 GPT 模型的核心要建。从 Transformer 架构细节来看,核心是由编码模块和解码模块构成,而 GPT 模型只用到了解码模块。拆解模块来看,大致分为三层:前馈神经网络层、编码/解码自注意力机制层 (Self-Attention)、自注意力机制掩码层。其中,自注意力机制层主要作用在于计算某个单词对于全部单词的权重 (即 Attention),掩码层则需要在这一过程中帮助模型屏蔽位于计算位置右侧尚未出现的单词,最后输出的向量结果输入前馈神经网络、完成模型参数计算。

图表9: Transformer 解码模块拆解

THE TRANSFORMER 解码模块 前馈神经网络 编解码自注意力机制 自注意力机制掩码 Input <s> robot must obey 1 2 3 4 5 6 512

资料来源: CSDN、华泰研究



解码模块大量堆叠,最终形成 GPT 模型完整架构。在 GPT 模型中,解码模块相当于基本架构单元,通过彼此堆叠的方式,拼凑成最终我们看到的 GPT 模型底层架构。这里有两个值得关注的要点: 1) 解码模块的数量决定了模型的规模,GPT-1 一般有 12 个模块,GPT-2 有 48 个,GPT-3 则有 96 个模块; 2) 针对模块输出的结果还需要进行 Finetune (对模型进行调优)。

Text Task Classification Start Text Extract Transformer - Linear Premise Transformer - Linear Start Hypothesis Extract Layer Norm Entailment Delim Start Text 1 Text 2 Extract Feed Forward Delim Linear 12×-Similarity Start Text 2 Delim Text 1 Extract Layer Norm Start Context Answer 1 Extract Transformer Delim Masked Multi Self Attention Multiple Choice Context Start Answer 2 Extract Linear Delim Transformer Delim Answer N Extract Text & Position Embed Start Context Transformer → Linear

图表10: 解码模块堆叠形成 GPT 模型完整架构

资料来源: CSDN、华泰研究



应用: 打开 AIGC 应用新局面

ChatGPT 属于 AIGC 的具体应用,相比过去的 AI 产品,在模型类型、应用领域、商业化等 层面呈现出新的特点。1)技术方面: ChatGPT 属于自然语言处理领域,与早期的自然语言技术相比,ChatGPT 采用大模型进行训练,并加入人工反馈增强学习(RLHF)方法,实现了效果的明显提升; 2)应用方面: ChatGPT 属于生成式 AI,相比于分析型 AI,不局限于已有的内容,已在文艺创作,代码处理,营销等多个创造性场景内得到应用; 3)商业化方面: ChatGPT 在商业化方面彰显出强于以往 AI 应用的潜力,一方面用户数快速增长,另一方面得到了微软为代表的科技巨头的支持,应用有望快速推广。

技术新: Transformer 架构+RLHF, NLP 领域迎来新突破

Transformer 架构逐步成为主流。自然语言处理从技术的发展可分为三个时期: 1) 一般机器学习模型阶段 (2013 年前): 自然语言处理多采用机器学习和一般的统计学方法来分析词语或者句子之间的联系; 2) 深度学习模型阶段 (2013-2017 年): 深度学习算法被引入 NLP 领域,在这一阶段内主要通过增加层深和模型容量提升训练效果; 3) Transformer 架构逐步成为主流 (2017 至今): 2017 年 transformer 架构面世,使得深度学习对语言的理解更加深入,基于 transformer 架构的 GPT 及 BERT 的陆续发布,影响力进一步扩大。

图表11: AI 自然语言处理发展历程

2010前	2013	2015	2017	2018	
1过一般机器学习 2统计学来进行自 法语言处理;	RNN、LSTM、 GRU等循环神经网 络模型取得显著的 改进,对语言模型 产生重要影响	CNN和 LSTM的结合,在文本分类中取得了优异的表现,成为了NLP领域的重要模型	OpenAI发布预训练语言 模型GPT,使用大量预训 练数据和Transformer网 络结构,为NLP领域带来 了革命性的变革	Google发布BERT模型,总双向预训练语言理解为主要特点,在语言任务的性能」取得了好成绩,并引领了一股预训练模型的热潮	
0040	2020.2	2024 7			
2019	2020.3	2021.7	2022.3	2022	

资料来源: CSDN、华泰研究

ChatGPT 模型优势在于语言生成。2017年后,应用范围最广的是 BERT 和 GPT 模型以及在这些模型基础上做出的改进模型。BERT 模型在结构上是一个多层的双向 transformer 的 Encoder 模型, GPT 是由 12 个 Transformer 中的 Decoder 模块经修改后组成。相比来说,BERT 模型的核心优势在于自然语言理解,GPT 模型的核心优势在于自然语言生成。BERT 的改进模型有 RoBERTa、ALBERT等,GPT 的改进模型有 GPT2、GPT3、ChatGPT等。随着人工反馈增强学习(RLHF)方法的加入,模型能够在与人类标注者互动时通过人类的反馈进行强化学习。人类标注者则可对初始模型生成的结果进行修改、比较和排序,帮助模型进行训练。ChatGPT 在效果上取得重大突破,在语言生成领域形成优势。

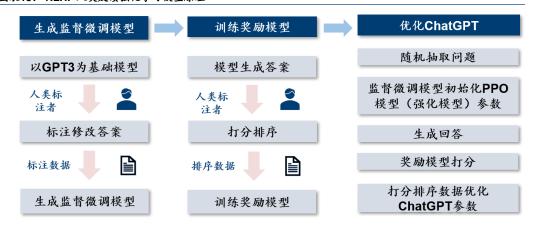
图表12: 训练模型对比

	-		
对比指标	ChatGPT	BERT	一般深度学习模型(CNN、RNN)
参数量	1750 亿	3.4 亿	千万以下
训练方式	双向预训练 + Fine-tuning	自回归模型 + Zero/Few-Shot Prompt	神经网络、机器学习模型训练
预训练数据量	45TB	16GB	无预训练
数据质量	人工标注+聊天网站	维基百科、图书语料库等	公开语料库
模型	Transformer	Transformer	决策树、CNN、RNN 等

资料来源: CSDN、华泰研究



图表13: RLHF 人类反馈强化学习模型原理



资料来源: CSDN、华泰研究

应用新: 生成式 AI 应用于创造性工作

生成式 AI 应用于创造性工作。AI 可分为生成式 AI 和分析型 AI, 其中分析型 AI (Analytical AI), 主要在给定数据的情况下,通过分析找出规律和关系,并在此基础上生成报告或给出建议。比如通过追踪客户行为以刻画用户画像,并基于此进行个性化推荐,实现精准营销;通过收集城市中传感器的大量数据并分析,预测天气及环境污染情况,从而帮助相关部门进行政策制定。不同于分析型 AI 局限于分析已有内容,生成式 AI (Generative AI) 可以通过学习已有数据和信息生成多种形式的新的内容,在创造性工作的领域进行应用,目前生成式 AI 的应用主要包括生成文本、图像、对话、音视频、代码、3D等。

图表14: 生成型 AI 应用领域



资料来源:红杉资本、华泰研究

ChatGPT是典型的生成式 AI。ChatGPT 通过学习大量语料并通过生成模型生成文本回答,其基础 GPT-3 是一个大型语言模型。该模型通过对大量语料的预训练,学习了语言的语法、语义、语用等特征,并通过对语言的生成任务进行微调,以适应各种应用场景。目前,除了 ChatGPT 外,有大量 AIGC 应用产品基于 GPT-3 模型。

15



图表15: 基于 GPT-3 的 AI 产品

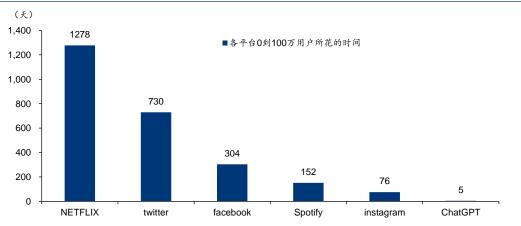
应用名称	应用领域	成立时间
OthersideAl	AI写作邮件	2020年
CopyAl	AI 写作广告及营销文案	2020 年
JasperAl	AI 写作广告文案、播客等	2020 年
Notion AI	AI写作、提供创意、语法检查、翻译	2022 年
ChatSonic	Al 对话,在实时数据、图像和语音搜索方面表现出色。	2022 年
Perplexity	AI 对话,将 LLM(Large Language Model)和搜索引擎结合来进行问答	2022 年
YouChat	AI对话,第一个将聊天助手集成到其搜索结果中的搜索引擎	2022 年

资料来源:公司官网、华泰研究

商业化潜力:巨头纷纷发力,商业化潜力较大

ChatGPT 用户突增彰显商业化潜力,内容生成或成 ChatGPT 重要应用。据各公司官网,ChatGPT 从 0 到 100 万用户数仅花费 5 天,速度远超其他平台。从活跃用户角度,据Similarweb,2023年1月期间,ChatGPT平均每天约有1300万独立访客,超出22年12月一倍。用户数量的快速扩大反映了ChatGPT具备较强的商业化潜力。

图表16: ChatGPT 从 0 到 100 万用户速度远超其他平台



注:按1年=365 天进行换算 资料来源: Statista、华泰研究

国内外巨头持续发力布局 AIGC。AIGC(AI Generated Content)指由人工智能生成的内容,包括文本、图像、音频、3D等多种类型,具有高效及自动化生产的特点。近年来谷歌、亚马逊、百度等国内外巨头持续布局 AIGC。2014年,谷歌以超 5 亿美元的价格收购人工智能公司 DeepMind; 2023年3月,谷歌宣布向人工智能初创公司 Anthropic 投资约 3 亿美元,建立新的合作伙伴关系; 2022年11月,亚马逊宣布与 AI 制图平台 Stability AI 合作,成为其首选云合作伙伴,同时为其提供亚马逊 Tradium 芯片; 2021年4月,华为诺亚方舟实验室联合多部门推出首个 2000 亿参数中文预训练模型盘古 a; 2023年2月,百度官宣类 ChatGPT 大模型新项目文心一言(英文名 ERNIE Bot)。



图表17: AIGC 领域产品

应用名称	简介	推出时间	开发者	备注
Jasper Al	AI 内容写作工具,内置超 50 个模板,可应用于广告、电商、播客等不同场景。	2021	Jasper AI	
OpenAI	是一种基于 Web 的工具,可以轻松测试并熟悉 API 的工作原理; 无需编写任	2021	Open Al	继 2019 年和 2021 年之后, 2023 年 2
Playground	何代码,只需提供简单的英语文本输入即可开始使用 GPT-3。			月再次获得 Microsoft 数十亿美元的投资。
盘古α	业界首个 2000 亿超大参数中文预训练模型,基于"鹏城云脑 II "和 MindSpore 框架的自动混合并行模式。	2021	华为	
Sparrow	基于 Deepmind Chinchilla 语言模型的 AI 聊天机器人,其设计目的是与人类交谈并回答问题,同时实时使用谷歌搜索或有关信息来支持它的答案。	2022	DeepMind	2014 年谷歌以超 5 亿美元的价格收购 DeepMind。
Chatsonic	是 AI 文本生成器 Writesonic 的一项新功能,与 ChatGPT 相比的优势在于提供了访问当前谷歌数据的选项。	2022	Writersonic	
Perplexity AI	是一种由大型语言模型和搜索引擎提供支持的聊天工具,在答案中以脚注数字的 形式引用了来源。	2022	Perplexity Al	
YouChat	AI 聊天机器人,是第一个将聊天助手集成到其搜索结果中的搜索引擎。	2022	You.com	2021 年获得来自 Salesforce CEO Marc Benioff 的投资。
Bard	是一款由 LaMDA 提供支持的对话式 AI 聊天机器人,利用来自网络的信息提供最新、高质量的回复,答案中包含搜索索引。	2023	谷歌	
Stability Diffusion	是一个文字转图片的生成模型,可以只用几秒钟时间就生成高分辨率、高清晰度, 具有真实性及艺术性的图片结果。	2022	Stability AI	
Claude	AI 聊天机器人,基于前沿 NLP 和 AI 安全技术打造,目标是成为一个安全、接近人类价值观且合乎道德规范的 AI 系统。目前仍处于实验阶段,尚未作为商业产品正式发布。	2023	Anthropic	2021 年获包括 Facebook 联合创始人 Dustin Moskovitz, 谷歌前 CEO、现技 术顾问 Eric Schmidt 在内 1.24 亿美元投 资。
文心一言	是百度基于文心大模型技术推出的生成式对话产品,将于 2023 年 3 月完成內測,面向公众开放。	2023	百度	

资料来源:公司官网、华泰研究

图表18: AIGC 商业化应用潜力彰显



资料来源:公司官网、华泰研究

风险提示

宏观经济波动。若宏观经济波动,产业变革及新技术的落地节奏或将受到影响,宏观经济波动还可能对 IT 投资产生负面影响,从而导致整体行业增长不及预期。

下游需求不及预期。若下游数字化需求不及预期,相关的数字化投入增长或慢于预期,致 使行业增长不及预期。



免责声明

分析师声明

本人, 谢春生, 兹证明本报告所表达的观点准确地反映了分析师对标的证券或发行人的个人意见; 彼以往、现在或未来并无就其研究报告所提供的具体建议或所表达的意见直接或间接收取任何报酬。

一般声明及披露

本报告由华泰证券股份有限公司(已具备中国证监会批准的证券投资咨询业务资格,以下简称"本公司")制作。本报告所载资料是仅供接收人的严格保密资料。本报告仅供本公司及其客户和其关联机构使用。本公司不因接收人收到本报告而视其为客户。

本报告基于本公司认为可靠的、已公开的信息编制,但本公司及其关联机构(以下统称为"华泰")对该等信息的准确性及完整性不作任何保证。

本报告所载的意见、评估及预测仅反映报告发布当日的观点和判断。在不同时期,华泰可能会发出与本报告所载意见、评估及预测不一致的研究报告。同时,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。以往表现并不能指引未来,未来回报并不能得到保证,并存在损失本金的可能。华泰不保证本报告所含信息保持在最新状态。华泰对本报告所含信息可在不发出通知的情形下做出修改,投资者应当自行关注相应的更新或修改。

本公司不是 FINRA 的注册会员, 其研究分析师亦没有注册为 FINRA 的研究分析师/不具有 FINRA 分析师的注册资格。

华泰力求报告内容客观、公正,但本报告所载的观点、结论和建议仅供参考,不构成购买或出售所述证券的要约或招揽。该等观点、建议并未考虑到个别投资者的具体投资目的、财务状况以及特定需求,在任何时候均不构成对客户私人投资建议。投资者应当充分考虑自身特定状况,并完整理解和使用本报告内容,不应视本报告为做出投资决策的唯一因素。对依据或者使用本报告所造成的一切后果,华泰及作者均不承担任何法律责任。任何形式的分享证券投资收益或者分担证券投资损失的书面或口头承诺均为无效。

除非另行说明,本报告中所引用的关于业绩的数据代表过往表现,过往的业绩表现不应作为日后回报的预示。华泰不承诺也不保证任何预示的回报会得以实现,分析中所做的预测可能是基于相应的假设,任何假设的变化可能会显著影响所预测的回报。

华泰及作者在自身所知情的范围内,与本报告所指的证券或投资标的不存在法律禁止的利害关系。在法律许可的情况下,华泰可能会持有报告中提到的公司所发行的证券头寸并进行交易,为该公司提供投资银行、财务顾问或者金融产品等相关服务或向该公司招揽业务。

华泰的销售人员、交易人员或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。华泰没有将此意见及建议向报告所有接收者进行更新的义务。华泰的资产管理部门、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。投资者应当考虑到华泰及/或其相关人员可能存在影响本报告观点客观性的潜在利益冲突。投资者请勿将本报告视为投资或其他决定的唯一信赖依据。有关该方面的具体披露请参照本报告尾部。

本报告并非意图发送、发布给在当地法律或监管规则下不允许向其发送、发布的机构或人员,也并非意图发送、发布给因可得到、使用本报告的行为而使华泰违反或受制于当地法律或监管规则的机构或人员。

本报告版权仅为本公司所有。未经本公司书面许可,任何机构或个人不得以翻版、复制、发表、引用或再次分发他人(无论整份或部分)等任何形式侵犯本公司版权。如征得本公司同意进行引用、刊发的,需在允许的范围内使用,并需在使用前获取独立的法律意见,以确定该引用、刊发符合当地适用法规的要求,同时注明出处为"华泰证券研究所",且不得对本报告进行任何有悖原意的引用、删节和修改。本公司保留追究相关责任的权利。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。

中国香港

本报告由华泰证券股份有限公司制作,在香港由华泰金融控股(香港)有限公司向符合《证券及期货条例》及其附属法律规定的机构投资者和专业投资者的客户进行分发。华泰金融控股(香港)有限公司受香港证券及期货事务监察委员会监管,是华泰国际金融控股有限公司的全资子公司,后者为华泰证券股份有限公司的全资子公司。在香港获得本报告的人员若有任何有关本报告的问题,请与华泰金融控股(香港)有限公司联系。



香港-重要监管披露

- 华泰金融控股(香港)有限公司的雇员或其关联人士没有担任本报告中提及的公司或发行人的高级人员。
- 汉王科技(002362 CH): 华泰金融控股(香港)有限公司、其子公司和/或其关联公司实益持有标的公司的市场资本值的 1%或以上。
- 有关重要的披露信息,请参华泰金融控股(香港)有限公司的网页 https://www.htsc.com.hk/stock_disclosure 其他信息请参见下方 "美国-重要监管披露"。

美国

在美国本报告由华泰证券(美国)有限公司向符合美国监管规定的机构投资者进行发表与分发。华泰证券(美国)有限公司是美国注册经纪商和美国金融业监管局(FINRA)的注册会员。对于其在美国分发的研究报告,华泰证券(美国)有限公司根据《1934年证券交易法》(修订版)第15a-6条规定以及美国证券交易委员会人员解释,对本研究报告内容负责。华泰证券(美国)有限公司联营公司的分析师不具有美国金融监管(FINRA)分析师的注册资格,可能不属于华泰证券(美国)有限公司的关联人员,因此可能不受 FINRA 关于分析师与标的公司沟通、公开露面和所持交易证券的限制。华泰证券(美国)有限公司是华泰国际金融控股有限公司的全资子公司,后者为华泰证券股份有限公司的全资子公司。任何直接从华泰证券(美国)有限公司收到此报告并希望就本报告所述任何证券进行交易的人士,应通过华泰证券(美国)有限公司进行交易。

美国-重要监管披露

- 分析师谢春生本人及相关人士并不担任本报告所提及的标的证券或发行人的高级人员、董事或顾问。分析师及相关人士与本报告所提及的标的证券或发行人并无任何相关财务利益。本披露中所提及的"相关人士"包括 FINRA 定义下分析师的家庭成员。分析师根据华泰证券的整体收入和盈利能力获得薪酬,包括源自公司投资银行业务的收入。
- 科大讯飞(002230 CH): 华泰证券股份有限公司、其子公司和/或其联营公司在本报告发布日之前的 12 个月内担任了标的证券公开发行或 144A 条款发行的经办人或联席经办人。
- 汉王科技(002362 CH): 华泰证券股份有限公司、其子公司和/或其联营公司实益持有标的公司某一类普通股证券的比例达 1%或以上。
- 华泰证券股份有限公司、其子公司和/或其联营公司,及/或不时会以自身或代理形式向客户出售及购买华泰证券研究所覆盖公司的证券/衍生工具,包括股票及债券(包括衍生品)华泰证券研究所覆盖公司的证券/衍生工具,包括股票及债券(包括衍生品)。
- 华泰证券股份有限公司、其子公司和/或其联营公司,及/或其高级管理层、董事和雇员可能会持有本报告中所提到的任何证券(或任何相关投资)头寸,并可能不时进行增持或减持该证券(或投资)。因此,投资者应该意识到可能存在利益冲突。
- 本报告所载的观点、结论和建议仅供参考,不构成购买或出售所述证券的要约或招揽,亦不试图促进购买或销售该等证券。如任何投资者为美国公民、取得美国永久居留权的外国人、根据美国法律所设立的实体(包括外国实体在美国的分支机构)、任何位于美国的个人,该等投资者应当充分考虑自身特定状况,不以任何形式直接或间接地投资本报告涉及的投资者所在国相关适用的法律法规所限制的企业的公开交易的证券、其衍生证券及用于为该等证券提供投资机会的证券的任何交易。该等投资者对依据或者使用本报告内容所造成的一切后果,华泰证券股份有限公司、华泰金融控股(香港)有限公司、华泰证券(美国)有限公司及作者均不承担任何法律责任。

评级说明

投资评级基于分析师对报告发布日后 6 至 12 个月内行业或公司回报潜力(含此期间的股息回报)相对基准表现的预期(A股市场基准为沪深 300 指数,香港市场基准为恒生指数,美国市场基准为标普 500 指数),具体如下:

行业评级

增持: 预计行业股票指数超越基准

中性: 预计行业股票指数基本与基准持平 减持: 预计行业股票指数明显弱于基准

公司评级

买入: 预计股价超越基准 15%以上 **增持:** 预计股价超越基准 5%~15%

持有:预计股价相对基准波动在-15%~5%之间

卖出:预计股价弱于基准 15%以上

暂停评级:已暂停评级、目标价及预测,以遵守适用法规及/或公司政策

无评级:股票不在常规研究覆盖范围内。投资者不应期待华泰提供该等证券及/或公司相关的持续或补充信息



法律实体披露

中国:华泰证券股份有限公司具有中国证监会核准的"证券投资咨询"业务资格,经营许可证编号为:91320000704041011J香港:华泰金融控股(香港)有限公司具有香港证监会核准的"就证券提供意见"业务资格,经营许可证编号为:AOK809

美国: 华泰证券(美国)有限公司为美国金融业监管局(FINRA)成员,具有在美国开展经纪交易商业务的资格,经营业务许可编号为: CRD#:298809/SEC#:8-70231

华泰证券股份有限公司

南京

南京市建邺区江东中路 228 号华泰证券广场 1 号楼/邮政编码: 210019

电话: 86 25 83389999/传真: 86 25 83387521 电子邮件: ht-rd@htsc.com

深圳

深圳市福田区益田路 5999 号基金大厦 10 楼/邮政编码: 518017 电话: 86 755 82493932/传真: 86 755 82492062 电子邮件: ht-rd@htsc.com

华泰金融控股(香港)有限公司

香港中环皇后大道中 99 号中环中心 58 楼 5808-12 室 电话: +852-3658-6000/传真: +852-2169-0770 电子邮件: research@htsc.com http://www.htsc.com.hk

华泰证券 (美国) 有限公司

美国纽约公园大道 280 号 21 楼东(纽约 10017) 电话: +212-763-8160/传真: +917-725-9702 电子邮件: Huatai@htsc-us.com http://www.htsc-us.com

©版权所有2023年华泰证券股份有限公司

北京

北京市西城区太平桥大街丰盛胡同 28 号太平洋保险大厦 A座 18 层/

邮政编码: 100032

电话: 86 10 63211166/传真: 86 10 63211275

电子邮件: ht-rd@htsc.com

上油

上海市浦东新区东方路 18 号保利广场 E 栋 23 楼/邮政编码: 200120

电话: 86 21 28972098/传真: 86 21 28972068

电子邮件: ht-rd@htsc.com