

• 专题: ChatGPT 与人工智能技术应用 •

ChatGPT 技术解析及通用人工智能发展展望

张伟男 刘挺*

哈尔滨工业大学 计算学部, 哈尔滨 150001

[摘要] ChatGPT 在全世界范围内掀起了人工智能的科技巨浪。本文根据 OpenAI 官方公布的信息和已有相关研究工作中涉及的技术, 对 ChatGPT 进行了技术解析, 并简述了随着大模型的发展而出现的一系列新技术。进一步, 本文论述了开源社区对于大模型技术发展的重要贡献和后续潜力。最后, 本文展望以大模型为技术里程碑的通用人工智能发展的未来研究方向。

[关键词] ChatGPT 技术解析; 大模型技术; 开源大模型; 通用人工智能

DOI:10.16262/j.cnki.1000-8217.20231026.003

2022 年 11 月 30 日, OpenAI 在其研发的 GPT^① 系列大模型的基础上, 推出通过人机对话的形式访问和使用 GPT 语言模型的全新应用 ChatGPT。仅发布几天之内, ChatGPT 的注册用户就超过百万, 并在 2 个月内, 活跃用户数达到 1 亿, 成为历史上增长最快的面向消费者的应用程序^②。同时, 由于简单自然的使用形式, 其用户分布全社会各行业及领域, 在全世界范围内带来了广泛的影响和对人工智能前沿技术效果的感知, 掀起了人工智能的科技巨浪^[1]。

在功能上, 除了聊天之外, ChatGPT 还能够根据用户的指令, 进行文本理解及生成、知识问答、代码生成、方案设计等工作, 由于其对自然语言的准确理解和生成回复的高可用 (Helpful)、强自知 (Honest) 以及弱毒害 (Harmless) 的特点, 使其在与用户对话的效果和带来的体验上, 大幅超越了传统的聊天机器人, 也燃起了科技界对于通用人工智能 (Artificial General Intelligence, AGI) 技术实现的希望。

1 ChatGPT 的技术发展路径

1.1 无监督预训练技术

在技术上, ChatGPT 的发展并非一蹴而就, 在其发布之前, OpenAI 的 GPT 系列模型技术有着 5



刘挺 哈尔滨工业大学长聘教授, 现任哈尔滨工业大学副校长、党委常委, 黑龙江省政协教科卫体委员会副主任。中国计算机学会会士、中国中文信息学会副理事长、黑龙江省计算机学会理事长, 黑龙江省中文信息处理重点实验室主任, 黑龙江省“人工智能”头雁团队带头人。主要研究方向为人工智能、自然语言处理、社会计算、智能教育和智慧医疗等。曾获国家科技进步奖二等奖、黑龙江省科技进步奖一等奖、黑龙江省科技进步奖二等奖、钱伟长中文信息处理科学技术奖一等奖、吴文俊人工智能科技进步奖二等奖等奖项。担任科技创新 2030“新一代人工智能”重大项目“人机融合会诊”首席科学家。



张伟男 哈尔滨工业大学教授, 博士生导师, 黑龙江省中文信息处理重点实验室副主任, 中国中文信息学会青年工作委员会副主任, 中国计算机学会 (CCF) 术语审定工作委员会执行委员、CCF 哈尔滨分部秘书长, 中国人工智能学会教育工作委员会副秘书长。主要研究方向为大模型、自然语言处理、人机对话和社交机器人等。在国际顶级会议和期刊发表论文 60 余篇, 多次担任自然语言处理领域国际顶级会议的领域主席。曾获黑龙江省科技进步奖一等奖、吴文俊人工智能科技进步奖二等奖及黑龙江省青年科技奖等奖项。主持国家重点研发计划项目等项目。

年多的发展历程 (图 1)。在第一代 GPT-1 模型^[2] 被提出之前, 大多数深度学习方法倾向于采用有监督

收稿日期: 2023-08-03; 修回日期: 2023-09-18

* 通信作者, Email: tliu72@foxmail.com

① GPT 是 Generative Pretrained Transformer 的首字母缩写, 指明了其模型结构源自 Transformer。

② <https://explodingtopics.com/blog/chatgpt-users>

的训练和学习方式,需要大量人工标注的高质量数据,然而巨大的数据标注成本极大地限制了这类方法在各项任务的性能上限和在任务之间的通用性。因此,GPT-1 及同时期的其他深度学习模型所解决的两个主要问题为:

(1) 如何利用大规模开放获取且无需标注的数据进行模型的训练,也就是通常所说的无监督预训练。

(2) 如何将大规模无标注数据上学习到的模型参数,经过简单的再训练方式适应到下游任务,即基于预训练和精调的迁移学习,而精调的过程通常采用有监督的方式,因此也称为有监督精调(Supervised Fine-tuning, SFT)。

1.2 无监督多任务学习技术

与 GPT-1 模型采用的预训练—精调范式来完成多个下游任务不同,GPT-2 模型^[3]更加侧重于模型本身的通用性,即在不改变模型结构的基础上,通过引入额外的输入信息来使模型适应到多个不同的下游任务,即多任务学习。简而言之,GPT-2 并未针对 GPT-1 的模型结构进行调整和创新,而是在 GPT-1 的基础上引入要完成的任务信息(任务名称或标识任务的提示语)作为模型生成的输入条件,并继续增大预训练的数据规模以及模型本身的参数量。在使用过程中,GPT-2 模型在下游任务中不进行任何训练或精调,不再根据下游任务的数据进行参数上的优化,而是根据给定的输入和任务信息自行理解并完成任务。

1.3 少样本学习技术

GPT-3^[4]使用了与 GPT-2 类似的模型结构,但进一步增加了模型的规模。为了探索模型规模对于

性能的影响,OpenAI 一共训练了 8 个不同参数量的模型,并将其中具有最大参数量,即 1 750 亿参数(175 B)的模型称为 GPT-3。

GPT-3 最显著的特点就是规模大。具体体现在两方面,一方面是模型具有的参数量大,其结构上具有 96 个 Transformer 解码层,每一层有 96 个 128 维的注意力头(Attention Head),词嵌入的维度也达到了 12 288;另一方面,与大规模参数对应的是训练过程中使用到的数据量大,达到了 45 TB。在这样的模型参数量与数据量的情况下,GPT-3 在多个任务上均展现出了非常优异的性能,延续 GPT-2 将无监督模型应用到有监督任务的思想中,GPT-3 在少样本(Few-shot)、单样本(One-shot)、甚至零样本(Zero-shot)设置下,完成相应任务的性能上却得到了显著的提升,因而首次展现了大规模预训练语言模型的能力。

1.4 人类偏好对齐技术

尽管 GPT-3 展现出了强大的少样本学习的能力,但是其完成任务的方式仍然需要给出若干个任务示例数据。例如,如果我们希望 GPT-3 完成一个加法运算,我们需要给出几个加法运算的完整示例,这显然与人类的使用习惯不符。因而,与人类习惯对齐的 ChatGPT 的出现,更加符合人机交互的自然形式,即人机对话的形式。

遗憾的是,OpenAI 并没有公布 ChatGPT 的技术实现细节。实际上,OpenAI 从 GPT-3 开始就已经闭源,因此大家都戏称 OpenAI 可以改名 CloseAI。但是,结合 OpenAI 官方网站上发布的信息,能够了解到比较接近 ChatGPT 的技术架构是其

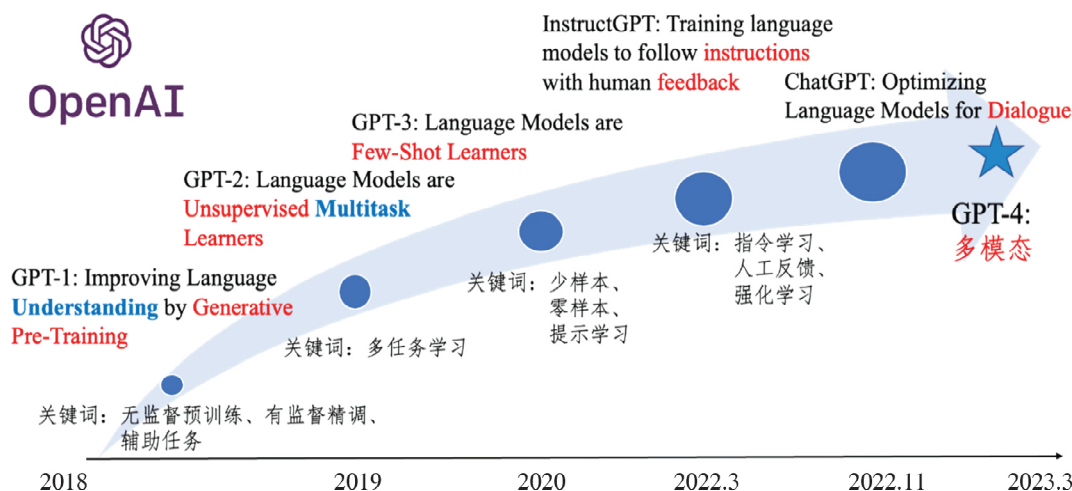


图1 GPT系列模型的技术发展路径

在 2022 年初提出的 InstructGPT 模型^[5],其包括三 项主要技术:

(1) 有监督精调,即利用自动或人工构建的〈Instruction, Query, Response〉形式的数据,对基础的 GPT 模型(通常也称为基座模型)进行精调,让 GPT 能够遵循用户的指令,完成相应的文本生成任务。

(2) 奖励模型的训练(Reward Modeling, RM),由于 GPT 解码生成文本回复是一个在词表上通过概率分布进行采样的过程,因此多次生成能够产生互不相同的回复。在 SFT 训练结束之后,由人类按照自身的偏好对多个回复进行排序的过程,称为人类反馈(Human Feedback),奖励模型利用人类反馈的结果进行训练,实现对不同的回复进行打分。

(3) 基于近端策略梯度算法(Proximal Policy Optimization, PPO)的强化学习,即通过强化学习的方式,利用奖励模型对不同回复进行打分,将 SFT 训练之后的模型向着人类偏好的方向进行进一步的调整,生成礼貌、无害、无偏见以及长度适宜的回复。

综上,GPT 系列模型的技术演进路径具备以下几个方面特点,技术模式上是从“预训练+精调”到“预训练+少样本(或零样本)学习”,再到“预训练+有监督精调+人类反馈学习(人类偏好对齐)”的过程。学习方式上是从无监督学习、迁移学习、多任务学习转变到提示学习、有监督学习和强化学习。模型结构上只利用 Transformer 的单解码器部分结构,不断增加数据和参数量,坚持模型的能力随着数据和参数的增加而增加的放缩法则(Scaling Law)^①。

同时,以 OpenAI 研发的 GPT 系列为代表的大模型中,大部分的技术都是人们所熟知的传统的有监督学习、无监督学习、迁移学习、多任务学习和强化学习等机器学习方法,但使大模型涌现出惊人能力的条件除了模型规模的增大之外,还有一些随着大模型的研究而出现的新技术。

2 大模型中的新技术

2.1 提示学习

在前面的介绍中,我们知道 GPT-3 拥有 1 750 亿的模型参数,远超同时期的其他预训练语言模型的规模,同时,尽管模型在许多任务上实现了少样本或零样本的学习能力,但也使得在当时的算力和数据资源的条件下,一般的研究机构和小公司无法利

用传统的“预训练+精调”的模式对模型进行下游任务上的适配。因此,需要新的技术模式和学习方式来利用类似 GPT-3 这样的大模型,提示学习便是其中的一种学习方式。

提示学习通过将下游任务的输入,转换成与预训练过程中使用的训练数据相似的形式,以此拉近下游任务的数据分布与预训练数据分布之间的距离,进而可以利用大规模预训练语言模型的强大语言建模能力,不经过精调就可以在各种下游任务上获得很好的结果。

例如情感分类任务中,监督学习的做法是输入“今天的天气真差”,模型输出相应的情感类别,而提示学习的做法则是在“今天天气真差”之后拼上一句自然语言描述“我感觉很____”,让模型生成后面的内容,再根据模型自动补充上的内容与情感标签之间的映射关系,完成情感分类任务。

值得注意的是,模型的零样本推理能力在不同任务上表现不同,因此需要在输入中再给一个或几个示例作为提示语,这种方式也被称为语境学习(In-context Learning)^②。

2.2 指令精调

提示学习的目标是通过构造提示语拟合预训练数据的分布,进而实现少样本或零样本的模型学习。指令(Instruction)是一种让模型完成特定任务的提示语,因此,指令精调(Instruction Tuning)属于提示学习的一种特殊形式。但与提示学习不同的是,指令精调的目标不单是拟合预训练数据的分布,而是希望通过构造指令的方式,学习人类与模型的交互模式,使模型更好的理解人类意图,与人类的使用习惯、偏好等进行对齐。在指令精调中,模型所要完成的任务进一步被泛化,因此模型需要根据不同的任务要求,做出与任务相符的正确回复。一些简单的指令样例有:

(1) 请将下面这句话翻译成英文:“我想去哈尔滨看冰雕。”

(2) 请帮我把下面这句话进行中文分词:“哈尔滨工业大学欢迎您!”

(3) 请帮我写一首现代诗,诗中要有太阳岛、松花江、中央大街等关键词。

从样例中可以看出,上述自然语言处理任务,变成了更符合人类使用机器(模型)习惯的指令形式。

① <https://arxiv.org/abs/2001.08361>

② <https://arxiv.org/abs/2301.00234>

已有研究表明,当指令所涉及的任务种类达到一定量级后,大模型可以在没有见过的零样本任务上达到较好的处理能力。因此,指令精调可以帮助语言模型训练更深层次的语言理解能力,以及对齐人类的使用习惯和偏好,从而泛化到处理各种不同任务的零样本学习能力。

在前面章节中曾提到,ChatGPT 的技术源自 InstructGPT,而后者最主要的思想就是指令精调的深度应用。根据 OpenAI 的官方博客^①可知,ChatGPT 所用到的指令精调数据集的构造方法和训练方法与 InstructGPT 大致相同,在 InstructGPT 中,指令数据集由两部分构成,其中一部分收集于全球用户对 OpenAI 的 API 请求数据,而另一部分数据则来自于精细化和系统化的人工标注。

与 GPT-3 时代不同的是,当时出于对数据和算力资源的妥协而放弃的有监督精调训练方式,在 InstructGPT 时代又重新得以启用,即通过在构造的指令数据集上进行有监督精调,使模型具备遵从人类指令而完成任务的能力,并进一步通过基于人类反馈的强化学习(Reinforcement Learning from Human Feedback, RLHF)使模型与人类的偏好和习惯对齐。

2.3 思维链

人类在解决复杂推理任务的过程中,通常会将问题分解为多个中间步骤,并逐步求解,进而给出最终的答案。例如求解问题“已知小明家距离学校 200 米,小明每天需要走路 10 分钟到学校,如果有一天小明只有 5 分钟从家到学校的时间,那么他这一天将比往快的速度快了多少?”,人们可以通过将问题分解为:(1) 小明平时的速度是 200 米/10 分钟=20 米/分钟;(2) 小明这一天的速度是 200 米/5 分钟=40 米/分钟;(3) 40 米/分钟-20 米/分钟=20 米/分钟。因此得出答案,小明这一天要比往快的速度快 20 米/分钟,也就是快一倍。

受到上述人类求解问题过程的启发,谷歌研究人员 Jason Wei(现 OpenAI 员工)等提出了通过连续多步逻辑相关联的提示或指令进行精调,能够使模型在一些特殊的情况和问题中具备多步推理的能

力,并将这种学习过程、能力或数据构造形式称为思维链(Chain of Thought, COT)^[6]。

相较于一般的小样本提示学习,思维链提示学习有以下几个特点:

(1) 通过思维链的学习,模型可以将需要进行多步推理的问题自动分解为一系列的步骤,进行逐步解决并求得答案。

(2) 通过思维链形式的输出,可以为模型的推理提供了一个可解释的过程,通过一系列求得最终答案的步骤来打破模型的黑盒性。

(3) 思维链的推理模式,可以泛化到用于求解数学问题、常识推理和符号推理等任务。

(4) 思维链作为一种提示,可以融入到语境学习(In-context Learning)过程中,从而实现复杂推理问题的少样本或零样本求解。

3 开源大模型的技术进展

据报道^②,谷歌的一份内部文件中曾表达一个观点:“表面上看 OpenAI 和谷歌你追我赶,走在大模型的前沿,实际上真正的赢家可能来自开源社区”。OpenAI 是大模型公认的领头人,有着世界上最好的大模型,但是如何全面发掘大模型的应用潜力、探究大模型能力的来源,这些问题的答案需要整个学术界和工业界来共同努力和探索。

3.1 开源社区推动大模型技术的快速发展

LLaMA^③ 刚刚发布时,开源社区只有一个经过预训练的基座模型,一个月后人们实现了指令精调、RLHF、量化、参数高效精调等一系列改进。基于开源的 LLaMA 13B 模型,三周的时间里对齐人类偏好的能力提高了 24%,性能接近 GPT-3.5(图 2)。同时,首个可以在移动终端上部署的大模型来自开源社区,首个将大模型和外部知识、其他函数结合从而打造强大应用的 Langchain^④ 也来自开源社区,很多在领域数据上进行精调后的大模型也大都来自于开源社区。由此可见,在公众可感知的大模型的技术迭代和发展速度、领域覆盖宽广程度以及参与研究和开发的人数等方面,开源社区可谓异军突起并占据主流。

① <https://openai.com/blog/chatgpt/>

② <https://www.pingwest.com/a/281542>

③ <https://arxiv.org/abs/2302.13971>

④ <https://www.langchain.com/>

PENG Bo 发起的 ChatRWKV 项目^[3]探索了类 RNN 而非主流 Transformer 的模型架构,完全从零开始预训练和对齐人类偏好,产出了性能超越斯坦福 Alpaca 的模型。LLaMA^①进一步探索了数据对预训练的影响,其结论影响了后续众多的大模型项目的规划。开源社区在大模型技术发展过程中提出的 Self-Instruction^[7]、Context Distillation^②、HIR^③,分布式训练框架(如表 1 所示)等技术,也为如何赋予和开发大模型的新能力提供了新的见解和尝试。同时,在探索和揭示大模型能力之谜的进程上,开源社区的贡献也可圈可点。

Alpaca^[8]利用 OpenAI API 中蒸馏得到的 52 K 数据,仅仅通过精调使得 LLaMA 具有强大的对齐人类偏好能力;Vicuna^[9]使用 ShareGPT 中人类与 ChatGPT 的对话记录精调 LLaMA,取得了接近谷歌 Bard 的性能;Koala^[10]利用蒸馏数据和开源的对话数据精调 LLaMA,取得了与 ChatGPT 接近的效果。以上模型的训练代码是开源的,且开源社区还在不断发布大量可以用于精调的数据。

对于大模型,我们应该对数据、参数、代码、见解等保持开放的态度。大模型是复杂、难以解释的,需要大量的实验来探究其应用价值和能力来源,各自为战是对资源的浪费,闭源参数是对探索的封锁。

大模型的潜力是巨大的,我们应该让不同领域的研究者有办法动手训练大模型,将最新的技术应用于解决领域中的具体问题,而不仅仅是调用 API,同时这些实践的结果也将反过来促进对大模型的认识与应用。

在可以预见的未来,以开源的方式促进大模型的发展将是一个不可逆转的趋势,同时也是打破大数据与大算力壁垒的一种有效方法。原因包括两点:一是因为大模型的训练和优化是一个智力密集型工作,开源无疑能够最大限度的发挥群体智慧的优势,更好地促进大模型的发展;二是 OpenAI 在大参数、大数据、大算力方向上的持续探索,恰恰忽视了参数、数据和算力多样组合情况下的性能表现,以及在参数、数据、算力不足情况下,对其他优化方向

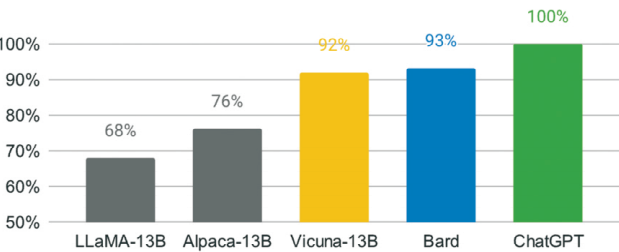


图 2 GPT-4 对不同模型的评分
(图片来源: <https://lmsys.org/blog/2023-03-30-vicuna/>)

表 1 常见大模型分布式训练框架

名称	出品方	并行方案	数据并行	备注
Megatron-LM ^④	NVIDIA	Tensor ^⑤ +Pipeline ^⑥ +Sequence ^⑦	DDP ^⑧ 、ZeRO-1 ^⑨	侧重高速训练, ZeRO ^⑩ 支持不完善
Megatron-Deepspeed ^⑪	BigScience	Tensor+Pipeline	ZeRO-1	Bloom ^⑫ 的训练框架,基于 Megatron 开发
Deepspeed ^⑬	Microsoft	Pipeline	ZeRO	注重节省显存技术
Transformers ^⑭	HuggingFace	Tensor+Pipeline	ZeRO	支持的技术较多,但不能同时使用
FairScale ^⑮	Meta	Tensor	FSDP(ZeRO) ^⑯	LLaMA 的训练框架

① <https://arxiv.org/abs/2302.13971>
② <https://arxiv.org/abs/2209.15189>
③ <https://arxiv.org/abs/2302.05206>
④ <https://arxiv.org/abs/1909.08053>
⑤ <https://arxiv.org/abs/1909.08053>
⑥ <https://arxiv.org/abs/2205.05198>
⑦ <https://arxiv.org/abs/2104.04473>
⑧ <https://pytorch.org/docs/stable/generated/torch.nn.parallel.DistributedDataParallel.html>
⑨ <https://www.deepspeed.ai/tutorials/zero-one-adam/>
⑩ <https://www.deepspeed.ai/tutorials/zero/>
⑪ <https://github.com/microsoft/Megatron-DeepSpeed>
⑫ <https://arxiv.org/abs/2211.01786>
⑬ <https://www.deepspeed.ai/>
⑭ <https://huggingface.co/docs/transformers/index>
⑮ <https://github.com/facebookresearch/fairscale>
⑯ https://pytorch.org/tutorials/intermediate/FSDP_tutorial.html

的探索。总之,大模型技术的发展路径应该也一定是“树状”或“图状”,而不是唯一的“线状”。因此,开源社区在大模型技术发展路径的覆盖度上占据优势,前景广阔。

3.2 开源通用对话大模型“活字”

“活字”大模型是能够对齐人类偏好、支持多语言的对话语言模型,具有 71 亿参数,由哈尔滨工业大学自然语言处理研究所的师生共同研发。以开源的 Bloom 模型为基座,通过在基于开源数据改造的指令精调数据和蒸馏数据中进行监督学习,“活字”模型能够生成符合人类偏好的回答,具备代码、表格生成能力。此外,针对模型安全性问题,“活字”项目组总结归纳出 10 类需要考虑的安全问题,设计诱导模型输出不良内容的提示,并针对这些提示编写合适回复,训练模型拒绝有害提示。

目前,“活字”项目组已经通过监督精调和人类反馈的强化学习方式,较好地实现了对齐人类偏好,并在实践过程中积累了大量数据和经验,掌握分布式训练、模型量化等开发部署中不可或缺的技术,具备对话模型应用落地的工程能力。“活字”大模型开源地址为: <https://github.com/HIT-SCIR/huozi>。未来,“活字”项目组将继续在大模型领域展开更为广泛深入的探索,包括但不限于:(1) 从零开始预训练,打造百亿级别中文大模型基座;(2) 通过扩充词表等方式激发非中文大模型的中文能力;(3) 进一步探索通过人类反馈的强化学习提高模型对齐人类偏好的能力;(4) 使用领域数据精调大模型,打造强大的领域大模型;(5) 构建全面的大模型评估体系,促进大模型开发和研究。

4 通用人工智能发展之路展望

随着 ChatGPT 的发布,人们也看到了实现通用人工智能的曙光。但是人类与环境交互和认知社会的途径,绝不仅仅只通过文本,还需要综合听觉、视觉、触觉等多种感官信息。因此,大模型融入更多的模态信息在理论上是必然的趋势。此外,大模型的训练和应用的过程还需要能够同物理世界以及人类社会进行交互,这样才能真正理解现实世界中的各种概念,从而实现真正的通用人工智能。

4.1 多模态融合技术

多模态融合目前有两大主要技术路线,其最主

要的区别是融合的对象。第一种融合技术实现的前提是各个模态信息首先要经过独立的编码器处理才可以被融合。也就是说,该技术所融合的是经过各个模态的编码器独立编码后的各模态特征,这些模态编码器参数互不共享,结构上也无任何交叠。第二种技术则无上述前提,直接对未经编码的各模态原始特征进行融合处理。

随着 ChatGPT 的问世,越来越多的开源大模型相继出现,学者们逐渐发现大模型的语言能力或许也能够迁移到处理多模态任务中。由于大模型本身是一个独立的编码器,利用上文中提到的第一种融合技术,只需在大模型的基础之上,添加图像或其他模态编码器和进行特征融合,就可以将一个语言模型变成视觉—语言联合模型,并且不需要过多额外的参数,而大模型的文本编码器部分也只需少量的训练甚至直接冻结参数,就能得到一个效果相当不错的多模态模型,如最近出现的 VL-LLaMA^①、VisualGLM^②、miniGPT4^③ 等等,因此第一种融合技术的优势在今日也显露无疑。

4.2 具身智能技术

具身智能(Embodiment AI)^[11]已经逐渐受到了人工智能研究人员的关注^[12]。相关工作以现有的自然语言处理、计算机视觉和机器人技术作为支撑,利用当前的 AI 技术在具身智能任务中做了一些前期的尝试。尽管 ChatGPT 的出现,为我们展示了强大的语言理解能力和推理能力,但距离自主认知、自主学习甚至改造客观世界的能力还相去甚远。未来要取得进一步发展,有两大方面技术需要突破。

一是对现实环境的建模能力(自主认知能力),如何让机器能够实时感知周围的真实且复杂的环境?如何从环境中推理出自身下一步的决策?即在理解环境和与环境交互的过程中进行推理决策。或许未来可以运用现有大模型的理解和推理能力来帮助实现环境的理解和推理,但如何表示现实环境并输入到现有大模型中也极具挑战。

二是记忆能力(自主学习能力),自主学习即将模型或智能体自身认知或经过正确推理得到的内容记忆下来,这对于具身智能来说至关重要。目前的 ChatGPT 等 AI 技术,其储存信息的能力有限,一方面是多轮对话历史信息的长距离建模能力有限,另一方

① <https://vpgtrans.github.io/>

② <https://github.com/THUDM/VisualGLM-6B>

③ <https://arxiv.org/abs/2304.10592>

面是对信息的长时间记忆能力有限。目前对其如何产生的这种有限的记忆能力也无法做出合理解释。因此,如何让机器能够存储知识、以何种形式存储、如何提取等,都是具身智能领域需要解决的难题。

5 总 结

本文从无监督预训练技术、无监督多任务学习技术、少样本学习技术和人类偏好对齐技术等方面解析了 ChatGPT 中的关键技术,并简述了大模型在训练和预测过程中所特有的一些新技术,包括提示学习、指令精调和思维链;进一步总结了开源大模型的技术进展及其对大模型技术发展的重要影响;同时介绍了开源通用对话大模型“活字”。最后,本文从多模态融合技术和具身智能技术两个方面展望了关于通用人工智能技术的后续发展。

参 考 文 献

- [1] George AS, George AH. A review of ChatGPT AI's impact on several business sectors. *Partners Universal International Innovation Journal*, 2023, 1(1): 9—23.
- [2] Radford A, Narasimhan K, Salimans T, et al. Improving language understanding by generative pre-training. (2018-06-11)/[2023-08-02]. https://cdn.openai.com/research-covers/language-unsupervised/language_understanding_paper.pdf.
- [3] Radford A, Wu J, Child R, et al. Language models are unsupervised multitask learners. *OpenAI blog*, 2019, 1(8): 9.
- [4] Brown TB, Mann B, Ryder N, et al. Language models are few-shot learners. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2020, 33: 1877—1901.
- [5] Ouyang L, Wu J, Jiang X, et al. Training language models to follow instructions with human feedback. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2022, 35: 27730—27744.
- [6] Wei J, Wang XZ, Schuurmans D, et al. Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2022, 35: 24824—24837.
- [7] Wang YZ, Kordi Y, Mishra S, et al. Self-instruct: aligning language models with self-generated instructions. (2022-12-20)/[2023-08-02]. <https://arxiv.org/pdf/2212.10560.pdf>.
- [8] Taori R, Gulrajani I, Zhang T, et al. Alpaca: a strong, replicable instruction-following model. (2023-03-13)/[2023-08-02]. <https://crfm.stanford.edu/2023/03/13/alpaca.html>.
- [9] Chiang WL, Li ZH, Lin Z, et al. Vicuna: an open-source chatbot impressing GPT-4 with 90% * ChatGPT Quality. (2023-03-30)/[2023-08-02]. <https://lmsys.org/blog/2023-03-30-vicuna/>.
- [10] Geng XY, Gudibande A, Liu H, et al. Koala: a dialogue model for academic research. (2023-04-30)/[2023-08-02]. <https://bair.berkeley.edu/blog/2023/04/03/koala/>.
- [11] Pfeifer R, Iida F. Embodied artificial intelligence: trends and challenges// Iida F, Pfeifer R, Steels L, et al. *Embodied Artificial Intelligence*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2004: 1—26.
- [12] Duan JF, Yu S, Tan HL, et al. A survey of embodied AI: from simulators to research tasks. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, 2022, 6 (2): 230—244.

Technical Analysis of ChatGPT and Perspectives on the Development of Artificial General Intelligence

Weinan Zhang Ting Liu*

Faculty of Computing, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001

Abstract ChatGPT raises the technological giant wave of artificial intelligence all over the world. In this paper, we provide a technical analysis of ChatGPT based on the official information published by OpenAI and the techniques involved in existing related research work, and we briefly discuss a series of new technologies that have emerged with the development of large language models (LLMs). Furthermore, we discuss the important contribution and subsequent potential of the open-source community to the development of LLMs technology. Finally, we look forward to the future research direction of the development of artificial general intelligence with LLMs as a technological milestone.

Keywords technical analysis of ChatGPT; large language model technology; open source large language model; artificial general intelligence

(责任编辑 崔国增 张 强)

* Corresponding Author, Email: tliu72@foxmail.com