

大语言模型综述

作者：赵鑫，周昆*，李军毅*，唐天一，王晓磊，侯宇蓬，闵映乾，张北辰，张君杰，董梓灿，都一凡，杨晨，陈昱硕，陈志朋，蒋锦昊，任瑞阳，李依凡，汤昕宇，刘子康，刘沛羽，聂建云，文继荣
中文校对：胡译文，邓欣，侯新铭，尹彦彬，曹展硕

摘要—自从 20 世纪 50 年代图灵测试被提出以来，人类一直在探索如何用机器掌握语言智能。语言本质上是一种由语法规则支配的复杂的人类表达系统。开发有能力理解和掌握一门语言的人工智能（AI）算法是一个重大挑战。作为一种主要的语言理解和生成方法，语言建模在过去的二十年中得到了广泛的研究，并从统计语言模型逐步发展为神经语言模型。近年来，通过在大规模语料库上对 Transformer 模型进行预训练，人们提出了预训练语言模型（Pre-training Language Model, PLM），其在解决各种自然语言处理（Natural Language Processing, NLP）任务方面表现出强大的能力。由于研究人员发现扩展模型规模可以提高模型能力，因此他们通过将参数增加到更大的尺寸来进一步研究该效应。有趣的是，当参数规模超过一定水平时，这些规模更大的语言模型的性能不仅得到了显著提升，而且还表现出一些小规模语言模型（例如 BERT）所不具备的特殊能力（例如上下文学习）。为了区分不同参数规模下的语言模型，研究界创造了术语——大语言模型（Large Language Model, LLM）代指大型的 PLM（如包含数百亿或数千亿个参数）。近年来，学术界和工业界极大地推进了针对 LLM 的研究，其中一个显著的进展是推出了 ChatGPT（一种基于 LLM 开发的强大 AI 聊天机器人），它引起了社会的广泛关注。LLM 的技术发展对整个 AI 界产生了重要影响，这将彻底改变我们开发和使用 AI 算法的方式。考虑到这一快速的技术进步，在本篇综述中，我们通过介绍 LLM 的背景、主要发现和主流技术来回顾近年来的进展。我们特别关注 LLM 的四个主要方面，即预训练、适配微调、使用和能力评估。此外，我们还总结了开发 LLM 的可用资源，并讨论了 LLM 现有的问题和未来的发展方向。本文提供了关于 LLM 的最新文献综述，期望能为研究人员和工程师提供帮助。

关键词—大语言模型，涌现能力，适配微调，使用，对齐，能力评估

1 引言

语言是人类表达和交流的突出能力，它在儿童早期发展并在一生中不断演变 [1, 2]。然而，机器除非配备了强大的人工智能算法，否则不能自然地掌握以人类语言形式理解和交流的能力。实现让机器像人类一样阅读、写作和交流的目标，一直是一个长期的研究挑战 [3]。

从技术上讲，语言建模（LM）是提高机器语言智能的主要方法之一。一般来说，LM 旨在对词序列的生成概率进行建模，以预测未来（或缺失）tokens 的概率。语言建模的研究在文献中受到了广泛关注，可以分为四个主要发展阶段：

- **统计语言模型 (SLM)**：SLMs [4–7] 基于统计学习方法开发，并在 20 世纪 90 年代兴起。其基本思想是基于马尔可夫假设建立词预测模型，例如根据最近的上下文预测下一个词。具有固定上下文长度 n 的 SLM 也称为 n 元语言模型，例如 bigram 和 trigram 语言模型。SLM 已被广泛应用于提高信息检索 (IR) [8, 9] 和自然语言处理 (NLP) [10–12] 的任务性能。然而，它们通常受到维数灾难的困扰：由于**需要估计指数**

级数量的转换概率，因此很难准确估计高阶语言模型。因此，**专门设计的平滑策略**，如回退估计 [13] 和古德图灵估计 [14] 已被引入**以缓解数据稀疏**问题。

- **神经语言模型 (NLM)**：NLM [15–17] 通过神经网络，如循环神经网络 (RNN)，来描述单词序列的概率。作为一个显著贡献，[15] 的工作引入了词的分布式表示这一概念，并在**聚合上下文特征（即分布式词向量）**的条件下构建词预测函数。通过扩展学习词或句子有效特征的想法，已有研究开发了一种通用神经网络方法来为各种 NLP 任务构建统一解决方案 [18]。此外，word2vec [19, 20] 提出了构建一个简化的浅层神经网络来学习分布式单词表示的方法，这些表示在各种 NLP 任务中被证明非常有效。这些研究开创了将语言模型用于表示学习（超越词序列建模）的应用，对 NLP 领域产生了重要影响。

- **预训练语言模型 (PLM)**：作为早期尝试，ELMo [21] 被提出通过预训练一个双向 LSTM (biLSTM) 网络（而不是**学习固定的词表示**）来捕捉上下文感知的词表示，然后根据特定的**下游任务微调** biLSTM 网络。进一步，基于自注意力机制的高度并行化 Transformer 架构 [22]，BERT [23] 作为双向语言模型，在**大规模无标签语料库上使用专门设计的预训练任务**。这些预训练的上下文感知词表示作为通用语义特征非常有效，其极大地提高了 NLP 任务的性能。这项研究激发了大量后续工作，确立了“预训练和微调”学习范式。遵循

- GitHub 链接: <https://github.com/RUCAIBox/LLMSurvey>
- 英文原文链接: <https://arxiv.org/abs/2303.18223>
- 注：本文为英文综述论文《A Survey of Large Language Models》的翻译稿件（版本 v10）。请读者们以英文文章为主进行阅读，本文仅供读者需要时对应参考。中文版的翻译检查还在持续进行中，目前的版本仍然为临时版本，我们会不断改进翻译质量，也欢迎大家提出宝贵意见。

这一范式，已经建立了大量关于 PLM 的研究，这些研究引入了不同的架构 [24, 25]（例如 GPT-2 [26] 和 BART [24]）或者改进的预训练策略 [27–29]。在这个范式中，通常需要对 PLM 进行微调以适配不同的下游任务。

● **大语言模型 (LLM)**: 研究人员发现，扩展 PLM（例如扩展模型大小或数据大小）通常会提高下游任务的模型性能（即遵循扩展法则 [30]）。许多研究通过训练越来越大的 PLM（例如 1750 亿参数的 GPT-3 和 5400 亿参数的 PaLM）来探索性能极限。尽管扩展主要在模型大小方面进行（使用类似的架构和预训练任务），但这些大规模的 PLM 与较小的 PLM（例如 3.3 亿参数的 BERT 和 15 亿参数的 GPT-2）表现出不同的行为，并在解决一系列复杂任务中展示了惊人的能力（称为涌现能力）。例如，GPT-3 可以通过上下文学习（*in-context learning, ICL*）来解决小样本任务，而 GPT-2 则表现不佳。因此，研究界将这些大规模的 PLM 命名为“大语言模型”¹ [31–34]。作为 LLM 的一个出色应用，ChatGPT² 将 GPT 系列的 LLM 应用于对话，展现出惊人的与人类对话的能力。

在现有文献中，PLM 已经得到了广泛的讨论和调研 [35–38]，而很少有研究对 LLM 以系统的方式进行回顾。为了激发我们的调研，我们首先强调 LLM 和 PLM 之间的三个主要区别。首先，LLM 表现出一些令人惊讶的涌现能力，这些能力可能在以前较小的 PLM 中没有观察到。这些能力是 LM 在复杂任务上表现的关键，它使得人工智能算法具有前所未有的强大和有效性。其次，LLM 将彻底改变人类开发和使用人工智能算法的方式。与小型 PLM 不同，访问 LLM 的主要方法是通过提示接口（例如 GPT-4 API）。人们必须了解 LLM 的工作原理，并以 LLM 能够遵循的方式形式化他们的任务。第三，LLM 的发展不再明确区分研究和工程。训练 LLM 需要在大规模数据分布和分布式并行训练方面具有丰富的实践经验。为了开发出有能力的 LLM，研究人员必须解决复杂的工程问题，他们需要与工程师合作或成为工程师。

如今，LLM 对 AI 社区产生了重大影响，ChatGPT 和 GPT-4 的出现促使人们重新思考通用人工智能（AGI）的可能性。OpenAI 已经发布了一篇名为“*Planning for AGI and beyond*”的技术文章，讨论了实现 AGI 的短期和长期计划 [39]，而一篇更近期的论文认为 GPT-4 可能被视为 AGI 系统的早期版本 [40]。AI 研究领域正因 LLM 的迅速发展而发生革命性变革。在 NLP 领域，LLM 可以在一定程度上作为通用语言任务解决器，研究范式已经转向使用 LLM。在 IR 领域，传统搜索引擎正受到通过 AI 聊天机器人（即 ChatGPT）搜索新信息的挑战，而 New Bing³ 展示了一个初步的基于 LLM 增强搜索结果的研究尝试。在计算机视觉（CV）领域，研究人员试图开发类似 ChatGPT 的视觉-语言模型，以更好地为多

模态对话提供服务 [41–44]，GPT-4 [45] 已经通过整合视觉信息来支持多模态输入。这一新技术浪潮可能会带来一个基于 LLM 的实际应用的繁荣生态系统。例如，Microsoft 365 正在利用 LLM（即 Copilot）来自动化办公工作，而 OpenAI 支持在 ChatGPT 中使用插件来实现特殊功能。

LLM 尽管取得了进步并产生影响，但其基本原理尚未得到充分探索。首先，为什么涌现能力会出现在 LLM 中，而不是较小的 PLM 中，仍然是难以解释的。并且，一个更普遍的问题是研究界缺乏对 LLM 优越能力的关键因素进行深入、详细的研究调查。因此，研究 LLM 何时以及如何获得这些能力非常重要 [46]。尽管对这个问题已有一些有意义的讨论 [46, 47]，但仍需要更多原则性的研究来揭示 LLM 的“秘密”。其次，研究界很难训练出有能力的 LLM。由于计算资源的巨大需求，为了研究训练 LLM 的各种策略的效果，进行重复、消融研究的成本非常高。实际上，LLM 主要由工业界训练，许多重要的训练细节（如数据收集和清理）并未向公众透露。第三，将 LLM 与人类价值观或偏好保持一致是具有挑战性的。LLM 尽管具有出色的能力，但是其也可能生成有害、虚构或具有负面影响的内容。因此，需要有效和高效的控制方法来消除使用 LLM 的潜在风险。[45]。

面对机遇和挑战，我们需要更多关注 LLM 的研究和发展。为了向读者提供对 LLM 的基础认识，本综述从四个主要方面对 LLM 的最近进展进行文献综述，包括预训练（如何预训练出一个有能力的 LLM）、适配微调（如何从有效性和安全性两个角度有效地微调预训练的 LLM）、使用（如何利用 LLM 解决各种下游任务）以及能力评估（如何评估 LLM 的能力和现有的经验性发现）。我们彻底梳理了文献，总结了 LLM 的关键发现、技术和方法。对于这篇综述，我们还创建了一个 GitHub 项目网站，该网站收集了关于 LLM 的支持资源，链接为 <https://github.com/RUCAIBox/LLMSurvey>。我们也了解到了一些关于 PLM 或 LLM 的相关综述文章 [31, 35, 37, 38, 42, 48–54]。这些论文要么讨论 PLM，要么讨论 LLM 的某些特定（或通用）方面。与它们相比，我们关注开发和使用 LLM 的技术和方法，并为 LLM 的重要方面提供相对全面的参考。

本综述的其余部分安排如下：第 2 章介绍 LLM 的背景，包括术语、设置、资源和组织结构，接着在第 3 章总结开发 LLM 的可用资源。第 4、5、6 和 7 章分别从预训练、适配微调、使用和能力评估四个方面回顾和总结了最近的进展。最后，在第 8 章中，我们通过总结目前的主要发现以及讨论未来工作的剩余问题来结束这次综述。

2 概述

在本节中，我们将概述 LLM 的背景，并总结 GPT 系列模型的技术演变。

1. 请注意，LLM 并不一定比小型 PLM 更有能力，而且涌现能力在某些 LLM 中可能不会出现。

2. <https://openai.com/blog/chatgpt/>

3. <https://www.bing.com/new>

2.1 大语言模型的背景

通常，LLM 是指包含数千亿（或更多）参数的 Transformer 语言模型⁴，这些模型是在大规模文本数据上进行训练的 [31]，例如 GPT-3 [55]，PaLM [56]，Galactica [34] 和 LLaMA [57]。LLM 展现了理解自然语言 and 解决复杂任务（通过文本生成）的强大能力。为了对 LLM 的工作原理有一个快速的了解，本部分将介绍 LLM 的基本背景，包括扩展法则、涌现能力和关键技术。

大语言模型的扩展法则：目前，LLM 主要建立在 Transformer 架构上 [22]，其中多头注意力层堆叠在非常深的神经网络中。现有的 LLM 采用类似的 Transformer 架构和与小型语言模型相同的预训练目标（如语言建模）。然而，LLM 大幅度扩展了模型规模、数据规模和总计算量（数量级）。大量研究表明，**扩展可以大幅提高 LLM 的模型能力** [26, 55, 56]。因此，建立一个定量的方法来描述扩展效应是有意义的。接下来，我们介绍两个 Transformer 语言模型的代表性扩展法则 [30, 33]。

• **KM 扩展法则：**⁵2020 年，Kaplan 等人 [30]（OpenAI 团队）首次提出了神经语言模型的性能与模型规模（ N ）、数据集规模（ D ）和训练计算量（ C ）之间的幂律关系。在给定计算预算 c 的条件下，他们依据实验提出了三个基本公式来描述扩展法则⁶：

$$\begin{aligned} L(N) &= \left(\frac{N_c}{N}\right)^{\alpha_N}, \quad \alpha_N \sim 0.076, N_c \sim 8.8 \times 10^{13} \\ L(D) &= \left(\frac{D_c}{D}\right)^{\alpha_D}, \quad \alpha_D \sim 0.095, D_c \sim 5.4 \times 10^{13} \\ L(C) &= \left(\frac{C_c}{C}\right)^{\alpha_C}, \quad \alpha_C \sim 0.050, C_c \sim 3.1 \times 10^8 \end{aligned} \quad (1)$$

这里， $L(\cdot)$ 表示用 nats 表示的交叉熵损失。这三个规律是通过拟合模型在不同数据大小（2200 万到 230 亿个 token）、模型大小（7.68 亿到 15 亿个非嵌入参数）和训练计算量下的性能得出的，同时做出了一些假设（如一个因素的分析不会受到其他两个因素的限制）。结果表明，模型性能与这三个因素存在着强依赖关系。

• **Chinchilla 扩展法则：**作为另一代表性研究，Hoffmann 等人 [33]（Google DeepMind 团队）提出了一种扩展法则的替代形式来指导 LLM 最优计算量的训练。他们通过变化更大范围的模型大小（7000 万到 160 亿个参数）和数据大小（50 亿

到 5000 亿个 token）进行了严格的实验，并拟合了一个类似的扩展法则，但具有不同的系数，如下所示 [33]：

$$L(N, D) = E + \frac{A}{N^\alpha} + \frac{B}{D^\beta}, \quad (2)$$

其中 $E = 1.69$, $A = 406.4$, $B = 410.7$, $\alpha = 0.34$ 和 $\beta = 0.28$ 。通过在约束条件 $C \approx 6ND$ 下优化损失 $L(N, D)$ ，他们展示了将计算预算最优地分配给模型大小和数据大小的方法（如下）：

$$N_{opt}(C) = G \left(\frac{C}{6}\right)^a, \quad D_{opt}(C) = G^{-1} \left(\frac{C}{6}\right)^b, \quad (3)$$

这里， $a = \frac{\alpha}{\alpha+\beta}$, $b = \frac{\beta}{\alpha+\beta}$, G 是由 A 、 B 、 α 和 β 计算得出的扩展系数。正如 [33] 中所分析的那样，随着给定计算预算的增加，KM 扩展法则更偏向于将更大的预算分配给模型大小，而 Chinchilla 扩展法则则认为**模型大小和数据大小应该以相同的比例增加**，即在公式 (3) 中的 a 和 b 取相近的值。

虽然存在一些限制性的假设，这些扩展法则提供了对扩展效应的直观理解，使得在训练过程中能够预测 LLM 的性能 [45]。然而，一些能力（如 ICL [55]）无法根据扩展法则进行预测，只有当模型超过一定规模时才能被观察到（如下面讨论）。

大语言模型的涌现能力：在文献中 [47]，LLM 的涌现能力被正式定义为“**在小型模型中不存在但在大型模型中产生的能力**”，这是区别 LLM 与先前 PLM 的最显著特征之一。文章进一步介绍了当涌现能力出现时的一个显著特点 [47]：**当规模达到一定水平时，性能显著提高，超出随机水平**。类比而言，这种涌现模式与物理学中的**相变现象**有密切联系 [47, 58]。原则上，涌现能力可以与一些复杂任务相关联 [47, 59]，但我们更关注可以用来解决各种任务的普遍能力。在这里，我们简要介绍了 LLM 的三种典型涌现能力和具备这种能力的代表性模型⁷。

• **上下文学习：**ICL 能力是由 GPT-3 [55] 正式引入的：假设已经为语言模型提供了一个自然语言指令和/或几个任务演示，它可以通过完成输入文本的单词序列的方式来为测试实例生成预期的输出，而无需额外的训练或梯度更新⁸。在 GPT 系列模型中，1750 亿的 GPT-3 模型在一般情况下表现出强大的 ICL 能力，但 **GPT-1 和 GPT-2 模型则没有**。然而，这种能力还**取决于具体的下游任务**。例如，130 亿参数的 GPT-3 可以在算术任务（例如 3 位数的加减法）上展现出 ICL 能力，但 1750 亿参数的 GPT-3 在波斯语 QA 任务上甚至无法很好地工作 [47]。

7. 准确检测 LLM 出现涌现能力的临界规模（即具备能力的最小规模）是困难的，因为它可能因不同模型或任务而相异。此外，现有的研究常常仅针对具体 LLM 在非常有限的几个模型规模上进行涌现能力的测试。例如，PaLM 通常在 80 亿、620 亿和 5400 亿三种模型大小上进行测试，大小未测试过的模型的性能尚不清楚

8. 最近的一项研究 [60] 还表明 ICL 通过注意机制隐式执行元优化。

4. 在现有文献中，关于 LLM 的最小参数规模没有形成正式共识，因为模型容量还与数据规模和总计算量有关。在本综述中，我们采用稍宽松的 LLM 定义，并主要讨论模型规模大于 100 亿的语言模型。

5. 由于原始论文中没有按照此法则训练的模型，我们使用了两位共同第一作者的姓氏来命名这个扩展法则。

6. 这里， N_c 、 D_c 和 C_c 分别以非嵌入参数数量、训练 token 数量和 FP-days 的数量来衡量。根据原始论文 [30]， C_c 和 C 应该分别表示为 C_c^{min} 和 C_{min} ，对应于计算量的最佳使用。但为了便于讨论，我们使用了简化的符号。

- **指令遵循**：通过使用自然语言描述的混合多任务数据集进行微调（称为指令微调），LLM 在未见过的以指令形式描述的任务上表现出色 [28, 61, 62]。通过指令微调，LLM 能够在没有使用显式示例的情况下遵循新的任务指令，因此它具有更好的泛化能力。[62] 中的实验证明，当模型大小达到 680 亿时，经过指令微调的 LaMDA-PT [63] 开始在未见过的任务上显著优于未微调的模型，但对于 80 亿或更小的模型大小则不会如此。最近的一项研究 [64] 发现，PaLM 至少在 620 亿的模型大小上才能在四个评估基准（即 MMLU、BBH、TyDiQA 和 MGSM）的各种任务上表现良好，尽管较小的模型可能足够完成某些特定任务（例如 MMLU）。

- **逐步推理**：对于小型语言模型而言，通常很难解决涉及多个推理步骤的复杂任务，例如数学问题。然而，通过使用思维链（Chain-of-Thought, CoT）提示策略 [32]，LLM 可以通过利用包含中间推理步骤的提示机制来解决这类任务，从而得出最终答案。这种能力可能是通过在代码上进行训练而获得。一项实证研究 [32] 表明，当应用于模型大小大于 600 亿的 PaLM 和 LaMDA 变体时，CoT 提示可以提高模型在算术推理基准任务上的性能，而当模型大小超过 1000 亿时，其相对于标准提示的优势更加明显。此外，CoT 提示的性能改进在不同的任务上也存在差异，例如对于 PaLM 来说，GSM8K > MAWPS > SWAMP [32]。

大语言模型的关键技术：经过漫长的发展，LLM 进化到了当前的状态——通用且有能力的学习者。在这个过程中，人们提出了许多重要的技术，大大提升了 LLM 的能力。在此，我们简要列举了几种重要的技术，这些技术（可能）是导致 LLM 成功的关键。

- **扩展**：如前面的部分所讨论的，Transformer 语言模型存在明显的扩展效应：**更大的模型/数据规模和更多的训练计算**通常会导致模型能力的提升 [30, 33]。作为两个代表性的模型，GPT-3 和 PaLM 通过增加模型规模分别达到了 1750 亿和 5400 亿。此外，由于计算预算通常是有限的，可以利用扩展法则来更高效地分配计算资源。例如，Chinchilla（具有更多的训练 token）通过在相同的计算预算下增加数据规模，优于其对应的模型 Gopher（具有更大的模型规模）[33]。然而，需要注意的是，数据扩展应该经过谨慎的清理过程，因为预训练数据的质量在模型能力中起着关键作用。

- **训练**：由于巨大的模型规模，成功训练一种能力强的 LLM 是非常具有挑战性的。分布式训练算法是学习 LLM 网络参数所必需的，其中通常联合使用各种并行策略。为了支持分布式训练，已经发布了一些优化框架来促进并行算法的实现和部署，例如 DeepSpeed [65] 和 Megatron-LM [66–68]。此外，优化技巧对于训练稳定性和模型性能也很重要，例如重新开始以克服训练损失激增 [56] 和混合精度训练 [69]。最近，GPT-4 [45] 提出开发特殊的基础结构和优化方法，用更小的模型来可靠地预测大模型性能。

- **能力引导**：在大规模语料库上预训练之后，LLM 具备了作为通用任务求解器的潜在能力。然而，当 LLM 执行一些特定任务时，这些能力可能不会显式地展示出来。作为技术手段，**设计合适的任务指令或具体的 ICL 策略**可以激发这些能力。例如，通过包含中间推理步骤，CoT 提示已被证明对解决复杂的推理任务有效。此外，我们还可以使用自然语言表达的任务描述对 LLM 进行指令微调，以提高 LLM 在未见任务上的泛化能力。然而，这些技术主要对应于 LLM 的涌现能力，可能对小语言模型的效果不同。

- **对齐微调**：由于 LLM 被训练用来捕捉预训练语料库的数据特征（包括高质量和低质量的数据），它们可能会为人类生成有毒、偏见甚至有害的内容。因此，有必要使 LLM 与人类价值观保持一致，例如**有用性、诚实性和无害性**。为此，InstructGPT [61] 设计了一种有效的微调方法，使 LLM 能够按照期望的指令进行操作，其中利用了基于人类反馈的强化学习技术 [61, 70]。它将人类纳入训练循环中，采用精心设计的标注策略。ChatGPT 实际上采用类似于 InstructGPT 的技术，在产生高质量、无害的回答（例如拒绝回答侮辱性问题）方面表现出很强的对齐能力。

- **工具操作**：从本质上讲，LLM 是基于海量纯文本语料库进行文本生成训练的，因此在那些不适合以文本形式表达的任务上表现不佳（例如数字计算）。此外，它们的能力也受限于预训练数据，例如无法获取最新信息。为了解决这些问题，最近提出了一种技术，即利用外部工具来弥补 LLM 的不足 [71, 72]。例如，LLM 可以利用**计算器进行准确计算** [71]，**利用搜索引擎检索未知信息** [72]。最近，ChatGPT 已经实现了使用外部插件（现有或新创建的应用程序）的机制⁹，这类似于 LLM 的“眼睛和耳朵”。这种机制可以广泛扩展 LLM 的能力范围。

此外，许多其他因素（例如硬件升级）也对 LLM 的成功做出了贡献。但是，我们主要讨论在开发 LLM 方面的主要技术方法和关键发现。

2.2 GPT 系列模型的技术演进

由于具备与人类进行交流的出色能力，ChatGPT 自从发布以来便引发了 AI 社区的极大兴趣。ChatGPT 基于功能强大的 GPT 模型开发，其对话能力得到专门的优化。考虑到对 ChatGPT 和 GPT 模型日益增长的兴趣，我们特别讨论了 GPT 系列模型的技术演进，以简要总结它们在过去几年中的发展进程。总体而言，OpenAI 对 LLM 的研究可以大致分为以下几个阶段¹⁰。

早期探索：根据对 Ilya Sutskever（OpenAI 联合创始人兼首

9. <https://openai.com/blog/chatgpt-plugins>

10. 请注意，本部分的讨论有一定主观性。总体观点是基于作者通过调查 OpenAI 发布的论文、博客文章、采访报道和 API 获得的理解。

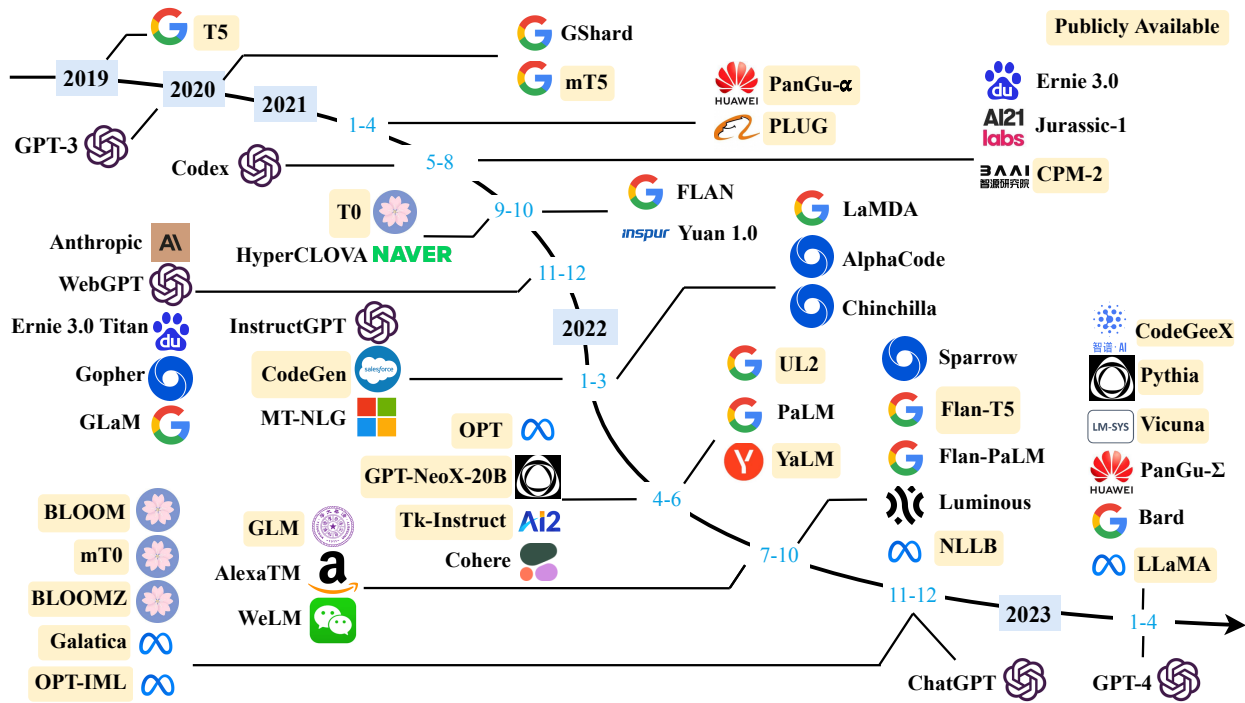


图 1. 最近几年现有的 LLM（大小超过 100 亿）的时间轴。时间轴主要是根据模型技术论文的发布日期（例如提交到 arXiv 的日期）建立的。如果没有相应的论文，我们将模型的日期设置为其公开发布或公告的最早时间。我们用黄色标记具有公开可用模型检查点的 LLM。由于图表空间的限制，我们仅包括公开报告了评估结果的 LLM。

席科学家)的一次采访¹¹，在 OpenAI 的早期，已经探索了使用语言模型来实现智能系统的想法，但当时是尝试使用循环神经网络 (RNN) [73]。随着 Transformer 的出现，OpenAI 开发了两个初始的 GPT 模型，即 GPT-1[74] 和 GPT-2[26]，它们可以看作是后来更强大模型（如 GPT-3 和 GPT-4）的基础。

- **GPT-1:** 2017 年，Google 引入了 Transformer 模型 [22]，OpenAI 团队迅速使用这种新的神经网络架构进行语言建模工作。他们在 2018 年发布了第一个 GPT 模型，即 GPT-1[74]，并将 GPT 作为模型名称的缩写，代表生成式预训练 (Generative Pre-Training)。GPT-1 是基于生成型的、仅解码器的 Transformer 架构开发的，并采用了无监督预训练和有监督微调的混合方法。GPT-1 为 GPT 系列模型建立了核心架构，并确立了对自然语言文本进行建模的基本原则，即预测下一个单词。

- **GPT-2:** GPT-2[26] 采用了与 GPT-1 类似的架构，将参数规模增加到了 15 亿，并使用大规模的网页数据集 WebText 进行训练。正如 GPT-2 的论文所述，它旨在通过无监督语言建模来执行任务，而无需使用标记数据进行显式微调。为了推动这种方法，他们引入了多任务求解的概率形式，即 $p(\text{output}|\text{input}, \text{task})$ (类似的方法已在 [75] 中采用)，它在给定输入和任务信息的条件下预测输出。为了对该条件概率

建模，自然语言文本可以自然地用作为格式化输入、输出和任务信息的统一方式。通过这种方式，解决任务的过程可以被视为生成解决方案文本的单词预测问题。此外，他们对这个想法提出了更正式说明：“由于（特定任务的）有监督目标与无监督（语言建模）目标相同，但只在序列的子集上进行评估，所以无监督目标的全局最小值也是有监督目标的全局最小值（对于各种任务）” [26]¹²。对这个主张的基本理解是，每个 NLP 任务可以被视为基于世界文本的子集的单词预测问题。因此，如果模型训练后具有足够能力以复原世界文本，无监督语言建模可以解决各种任务。GPT-2 论文中的这些早期讨论与 Ilya Sutskever 在接受 Jensen Huang 采访时的观点相呼应：“神经网络学到的是生成文本的过程的某种表示。这个文本实际上是世界的投影... 你在预测下一个单词时越准确，真实度越高，你在这个过程中获得的分辨率就越高...”¹³。

能力飞跃: 尽管 GPT-2 旨在成为一个“无监督的多任务学习器”，但与监督微调的 SOTA 方法相比，其整体性能仍然较差。但 GPT-2 模型规模相对较小，在下游任务中得到了广泛微调，尤其是对话任务 [76, 77]。基于 GPT-2，GPT-3 通过扩展（几乎相同的）生成式预训练架构展现出重要的能力飞跃。

- **GPT-3:** GPT-3 [55] 于 2020 年发布，将模型参数扩展到了更大的规模，达到了 1750 亿。GPT-3 的论文正式介绍

11. <https://hackernoon.com/an-interview-with-ilya-sutskever-co-founder-of-openai>

12. 为更好地理解这句话，我们在括号中加入了一些解释词语。

13. <https://lifearchitect.ai/ilya/>

了 ICL 的概念¹⁴，它是**以小样本或零样本的方式使用 LLM**。ICL 可以指导 LLM 理解以自然语言文本的形式给出的任务。LLM 的预训练和使用在 ICL 下有着相同的语言建模范式：预训练预测给定上下文条件下的后续文本序列，而 ICL 预测正确的任务解决方案，该解决方案可以被格式化为给定任务描述和示范下的文本序列。GPT-3 不仅在各种 NLP 任务中表现出色，而且在一些需要推理或领域适配能力的特殊设计的任务中也表现出色。尽管 GPT-3 的论文没有明确讨论 LLM 的涌现能力，但我们观察到可能超越基本扩展法则 [30] 的巨大性能飞跃，例如更大的模型具有显著更强的 ICL 能力（见 GPT-3 论文的原始图 1.2 [55]）。总体而言，GPT-3 可以被视为从 PLM 到 LLM 进化过程中的一个重要里程碑。它通过实证证明，将神经网络扩展到大的规模可以大幅增加模型的能力。

能力增强：由于其强大的能力，GPT-3 已经成为 OpenAI 开发更强大 LLM 的基础模型。总体而言，OpenAI 探索了两种主要方法来进一步改进 GPT-3 模型，即使用代码数据进行训练以及与人偏好的对齐，具体如下：

- **使用代码数据进行训练：**原始的 GPT-3 模型（在纯文本上进行预训练）的一个主要限制在于缺乏复杂任务的推理能力，例如完成代码和解决数学问题。为了增强这种能力，OpenAI 在 2021 年 7 月推出了 **Codex** [78]，这是一个在大量 GitHub 代码上微调的 GPT 模型。它证明了 Codex 可以解决非常困难的**编程问题，并且在数学问题上**有显著的性能提升 [79]。此外，一种用于训练文本和代码嵌入的对比方法 [80]，在 2022 年 1 月提出，它在一系列相关任务（例如线性探测分类、文本搜索和代码搜索）上有所提升。实际上，GPT-3.5 模型是在基于代码的 GPT 模型（code-davinci-002）的基础上开发的，这表明使用代码数据进行训练是改善 GPT 模型能力（尤其是推理能力）的一种非常有用的实践。此外，还有一种猜测称使用代码数据进行训练可以极大地增加 LLM 的 CoT 提示能力 [46]，尽管这仍然需要更全面的验证。

- **与人类对齐：**OpenAI 与人类对齐的相关研究可以追溯到 2017 年（或更早）：一篇名为“learning from human preferences”的文章¹⁵在 OpenAI 博客上发布，描述了应用强化学习（RL）来**学习由人类标注的偏好比较**的工作，类似于 InstructGPT 在图 6 中的对齐算法的奖励训练步骤 [70]。在发布这篇 RL 论文之后不久，近端策略优化（Proximal Policy Optimization, PPO）的论文在 2017 年 7 月发表 [81]，现在已经成为从人类偏好中学习的基础 RL 算法 [61]。随后在 2020 年 1 月，GPT-2 通过上述 RL 算法进行了微调 [70, 81]，其利用人类偏好来改进 GPT-2 在 NLP 任务上的性能。同年，另一项工作 [82] 以相似的方式训练了一个用于优化人类偏好的摘

要模型。基于这些先前的工作，**InstructGPT** [61] 在 2022 年 1 月提出，以改进 GPT-3 模型的与人类对齐能力，**正式建立了一个三阶段的基于人类反馈的强化学习（RLHF）算法**。请注意，OpenAI 的论文和文档中似乎很少使用“指令微调”一词，而是用在人类示例上有监督微调来替代（即 RLHF 算法的第一步 [61]）。除了提高指令遵循能力之外，RLHF 算法对于缓解有害或有毒内容的生成问题十分有效，这对于 LLM 在实践中的安全部署至关重要。OpenAI 在一篇技术文章中描述了他们在对齐研究中的方法 [83]，总结了三个有前途的方向：“**训练 AI 系统使用人类反馈，协助人类评估以及做对齐研究**”。

这些增强技术引出了具有更强能力的改进型 GPT-3 模型，OpenAI 称其为 GPT-3.5 模型（请参见第 3.1 节中关于 OpenAI API 的讨论）。

语言模型的重要里程碑：基于所有的探索工作，OpenAI 取得了两个重要的里程碑：ChatGPT [84] 和 GPT-4 [45]，这两个模型大大提升了现有 AI 系统的能力水平。

- **ChatGPT：**在 2022 年 11 月，OpenAI 发布了对话语言模型 ChatGPT，它是基于 GPT 模型（GPT-3.5 和 GPT-4）开发。正如官方博文所述 [84]，**ChatGPT 是以类似 InstructGPT 的方式进行训练的**（在原始文章中称为“InstructGPT 的姊妹模型”），但**专门针对对话能力进行了优化**。在 ChatGPT 和 InstructGPT 的数据收集上，他们指出了一个不同之处：ChatGPT 训练数据是通过将人类生成的对话（**扮演用户和 AI 两个角色**）与 InstructGPT 数据集结合起来以对话形式生成。ChatGPT 在与人类的交流中表现出卓越的能力：拥有丰富的知识库，擅长解决数学问题，准确追踪多轮对话中的上下文，并与人类的价值观保持一致以确保被安全使用。随后，ChatGPT 支持了插件机制，进一步通过已有工具或应用扩展了 ChatGPT 的功能。到目前为止，它是 AI 历史上最强大的聊天机器人。ChatGPT 的发布对未来的 AI 研究产生了重大影响，为探索类似人类的 AI 系统提供了新的方向。

- **GPT-4：**作为另一重要的进展，GPT-4 [45] 于 2023 年 3 月发布，**将文本输入扩展到多模态信号**。总体而言，相比 GPT-3.5，GPT-4 在解决复杂任务方面具有更强的能力，在许多评估任务上展现出大幅度的性能提升。最近的一项研究 [40] 通过开展人类生成问题的定性测试来研究 GPT-4 的性能，其中的测试涵盖了各种困难任务，结果显示 GPT-4 具有比之前的 GPT 模型如 ChatGPT 更出色的性能。此外，由于经过为期六个月的迭代对齐（**在 RLHF 训练中加入了额外的安全奖励信号**），GPT-4 对于具有恶意或挑衅的提问的响应更加安全。在技术报告中，OpenAI 强调了如何安全开发 GPT-4，并采用了多种干预策略来减轻语言模型的可能问题，如幻觉、隐私和过度依赖。例如，他们引入了一种称为红队评估（red teaming）的机制 [85] 来减少有害或生成有毒内容的可能性。作为另一个重要方面，GPT-4 是在成熟的深度学习基础上开发的，采用了改进的优化方法。他们引入了一种称为可预测

14. GPT-2 本质上使用了 ICL 进行无监督任务学习，尽管当时没有称之为 ICL。

15. <https://openai.com/research/learning-from-human-preferences>

扩展 (*predictable scaling*) 的新机制, 可以使用模型训练期间一小部分的计算量来准确预测最终性能。

尽管取得了巨大的进展, 这些优秀的 LLM 仍然存在局限性, 例如在某些特定上下文中生成错误的幻觉或存在潜在风险的回应 [45]。更多关于 LLM 的局限性或问题将在第7节中讨论。开发更强大、更安全的 LLM 是一个长期存在的研究挑战。从工程的角度来看, OpenAI 采用了一种**迭代部署策略** [86], 通过遵循五阶段的开发和部署生命周期来开发模型和产品, 以有效降低使用模型带来的潜在风险。接下来, 我们将深入了解技术细节, 以具体了解它们是如何被开发的。

3 大语言模型资源

考虑到技术问题的挑战和计算资源的巨大需求, 开发或复现 LLM 绝非易事。一种可行的方法是在现有的 LLM 的基础上进行开发, 即重复使用公开可用的资源进行增量开发或实验研究。在本节中, 我们简要整理了用于开发 LLM 的公开可用的资源, 包括公开的模型检查点 (或 API)、语料库和代码库。

3.1 公开可用的模型检查点或 API

考虑到模型预训练的巨大成本, 训练良好的模型检查点对于研究组织开展 LLM 的研究和开发至关重要。由于参数规模是使用 LLM 时需要考虑的关键因素, 为了帮助用户根据其资源预算确定适当的研究内容, 我们将这些公开模型分为两个规模级别 (百亿参数量级别和千亿参数量级别)。此外, 也可以直接使用公开的 API 执行推理任务, 而无需在本地运行模型。接下来, 我们对公开可用的模型检查点和 API 进行介绍。

百亿参数量级别的模型: 这类模型的参数规模除了 **LLaMA** (最大版本 650 亿参数) 和 **NLLB** (最大版本 545 亿参数), 大多在 100 亿至 200 亿之间。这一参数范围内的模型包括 mT5 [88]、PanGu- α [89]、T0 [28]、GPT-NeoX-20B [92]、CodeGen [91]、UL2 [94]、Flan-T5 [64] 和 mT0 [98] 等。其中, **Flan-T5 (110 亿版本)** 可以作为研究指令微调的首选模型, 因为它从三个方面探索了指令微调 [64]: **增加任务数量、扩大模型规模和使用 CoT 提示数据进行微调**。CodeGen (11B) 是一个为生成代码设计的自回归语言模型, 可用作探索代码生成能力的候选模型。它提出了一个新的基准测试 MTPB [91], 专门用于多轮程序合成, 由 115 个专家生成的问题组成。为了解决这些问题, 需要 LLM 获得足够的编程知识 (例如数学、数组操作和算法)。对于多语言任务, mT0 (13B) 可能是一个比较好的候选模型, 因为它在多语言任务中使用多语言提示进行微调。此外, 对于中文的下游任务, PanGu- α [89] 具有较好的表现, 特别是在零样本或小样本的设置下, 该模型基于深度学习框架 MindSpore [117] 开发, 拥有多个参数版本 (最大版本 2000 亿参数), 而最大的公开版本只有 130 亿参数。此外, 作为最近发布的模型, LLaMA (65B) [57] 在与指令遵循相关的任务中展现了卓越的性能。由于其开放性和

有效性, LLaMA 引起了研究界的广泛关注, 许多工作 [118–121] 致力于微调或继续预训练其不同的模型版本以实现新模型或工具的开发。**百亿参数量级别的模型通常需要数百甚至上千个 GPU 或 TPU**。例如, GPT-NeoX-20B 使用了 12 个微服务器, 每个服务器配备了 8 个 NVIDIA A100-SXM4-40GB GPU, LLaMA 使用了 2048 个 A100-80G GPU。为了准确估计所需的计算资源, 我们还是建议使用衡量涉及计算量的指标, 例如计算 FLOPS (每秒浮点数运算次数) [30]。

千亿参数量级别的模型: 在这类模型中, 只有少数几个模型进行了公开发布。其中, OPT [95]、OPT-IML [99]、BLOOM [69] 和 BLOOMZ [98] 的参数量几乎与 GPT-3 (175B) 大致相同, 而 GLM [97] 和 Galactica [34] 的参数数量分别为 1300 亿和 1200 亿。其中, OPT (175B) 专注于复现和开源, 旨在使研究人员能够进行大规模可重复研究。对于跨语言泛化研究, 可以将 BLOOM (176B) 和 BLOOMZ (176B) 用作基础模型, 因为其在多语言语言建模任务中具有较好的能力。在这些模型中, OPT-IML 进行了指令微调, 是研究指令微调效果的较好选择。千亿参数量级别的模型通常需要数千个 GPU 或 TPU 进行训练。例如, OPT (175B) 使用了 992 个 A100-80GB GPU, GLM (130B) 使用了 96 个 NVIDIA DGX-A100 (8x40G) GPU 节点集群。

大语言模型的公共 API: 相较于直接使用模型副本, API 提供了一种更方便的方式供普通用户使用 LLM, 使得用户无需在本地运行模型。作为使用 LLM 的代表性接口, GPT 系列模型的 API [45, 55, 61, 78] 已经广泛应用于学术界和工业界¹⁶。OpenAI 提供了七个主要的 GPT-3 系列模型接口: ada、babbage、curie、davinci (GPT-3 系列中最强大的版本)、text-ada-001、text-babbage-001 和 text-curie-001。其中前四个接口可以在 OpenAI 的主机服务器上进一步进行微调。babbage、curie 和 davinci 分别对应于 GPT-3 (1B)、GPT-3 (6.7B) 和 GPT-3 (175B) 模型 [55]。此外, 还有两个与 Codex 有关的 API, 分别称为 code-cushman-001 (Codex (12B) 的强大多语言版本 [78]) 和 code-davinci-002。GPT-3.5 系列包括一个基础模型 code-davinci-002 和三个增强版本, 即 text-davinci-002、text-davinci-003 和 gpt-3.5-turbo-0301。值得注意的是, gpt-3.5-turbo-0301 是调用 ChatGPT 的接口。最近, OpenAI 还发布了与 GPT-4 相应的 API, 包括 gpt-4、gpt-4-0314、gpt-4-32k 和 gpt-4-32k-0314。总体而言, API 接口的选择取决于具体的应用场景和响应需求。详细的用法可以在它们的项目网站上找到¹⁷。

16. <https://platform.openai.com/docs/api-reference/introduction>

17. <https://platform.openai.com/docs/models/overview>

表 1

近年来 LLM（指规模大于 100 亿的模型）的统计数据，包括评估、预训练数据规模（以 token 数量或存储大小表示）和硬件。在本表中，我们仅列举有公开论文介绍技术细节的 LLM。这里，“发布时间”表示相应论文正式发布的日期。“可公开获取”表示模型检查点可以公开获取，而“闭源”则相反。“适配”指模型是否经过了后续微调：IT 表示指令微调，RLHF 表示人类反馈的强化学习。“评估”表示模型是否在原始论文中评估了相应的能力：ICL 表示上下文学习，CoT 表示思维链。“*”表示最大的公开可用版本。

模型	发布时间	大小 (B)	基础模型	适配 IT RLHF	预训练 数据规模	最新数据的 时间戳	硬件 (GPUs / TPUs)	训练 时间	评估 ICL CoT
T5 [87]	2019 年 10 月	11	-	- -	1 万亿 tokens	2019 年 04 月	1024 TPU v3	-	✓ -
mT5 [88]	2020 年 10 月	13	-	- -	1 万亿 tokens	-	-	-	✓ -
PanGu- α [89]	2021 年 04 月	13*	-	- -	1.1TB	-	2048 Ascend 910	-	✓ -
CPM-2 [90]	2021 年 06 月	198	-	- -	2.6TB	-	-	-	- -
T0 [28]	2021 年 10 月	11	T5	✓ -	-	-	512 TPU v3	27 小时	✓ -
CodeGen [91]	2022 年 03 月	16	-	- -	5770 亿 tokens	-	-	-	✓ -
GPT-NeoX-20B [92]	2022 年 04 月	20	-	- -	825GB	-	96 40G A100	-	✓ -
Tk-Instruct [93]	2022 年 04 月	11	T5	✓ -	-	-	256 TPU v3	4 小时	✓ -
UL2 [94]	2022 年 05 月	20	-	- -	1 万亿 tokens	2019 年 04 月	512 TPU v4	-	✓ ✓
OPT [95]	2022 年 05 月	175	-	- -	1800 亿 tokens	-	992 80G A100	-	✓ -
NLLB [96]	2022 年 07 月	54.5	-	- -	-	-	-	-	✓ -
可公开 获取 GLM [97]	2022 年 10 月	130	-	- -	4000 亿 tokens	-	768 40G A100	60 天	✓ -
Flan-T5 [64]	2022 年 10 月	11	T5	✓ -	-	-	-	-	✓ ✓
BLOOM [69]	2022 年 11 月	176	-	- -	3660 亿 tokens	-	384 80G A100	105 天	✓ -
mT0 [98]	2022 年 11 月	13	mT5	✓ -	-	-	-	-	✓ -
Galactica [34]	2022 年 11 月	120	-	- -	1060 亿 tokens	-	-	-	✓ ✓
BLOOMZ [98]	2022 年 11 月	176	BLOOM	✓ -	-	-	-	-	✓ -
OPT-IML [99]	2022 年 12 月	175	OPT	✓ -	-	-	128 40G A100	-	✓ ✓
LLaMA [57]	2023 年 02 月	65	-	- -	1.4 万亿 tokens	-	2048 80G A100	21 天	✓ -
CodeGeeX [100]	2022 年 09 月	13	-	- -	8500 亿 tokens	-	1536 Ascend 910	60 天	✓ -
Pythia [101]	2023 年 04 月	12	-	- -	3000 亿 tokens	-	256 40G A100	-	✓ -
GPT-3 [55]	2020 年 05 月	175	-	- -	3000 亿 tokens	-	-	-	✓ -
GShard [102]	2020 年 06 月	600	-	- -	1 万亿 tokens	-	2048 TPU v3	4 天	- -
Codex [78]	2021 年 07 月	12	GPT-3	- -	1000 亿 tokens	2020 年 05 月	-	-	✓ -
ERNIE 3.0 [103]	2021 年 07 月	10	-	- -	3750 亿 tokens	-	384 V100	-	✓ -
Jurassic-1 [104]	2021 年 08 月	178	-	- -	3000 亿 tokens	-	800 GPU	-	✓ -
HyperCLOVA [105]	2021 年 09 月	82	-	- -	3000 亿 tokens	-	1024 A100	13.4 天	✓ -
FLAN [62]	2021 年 09 月	137	LaMDA-PT	✓ -	-	-	128 TPU v3	60 小时	✓ -
Yuan 1.0 [106]	2021 年 10 月	245	-	- -	1800 亿 tokens	-	2128 GPU	-	✓ -
Anthropic [107]	2021 年 12 月	52	-	- -	4000 亿 tokens	-	-	-	✓ -
WebGPT [72]	2021 年 12 月	175	GPT-3	- ✓	-	-	-	-	✓ -
Gopher [59]	2021 年 12 月	280	-	- -	3000 亿 tokens	-	4096 TPU v3	920 小时	✓ -
ERNIE 3.0 Titan [108]	2021 年 12 月	260	-	- -	-	-	-	-	✓ -
GLaM [109]	2021 年 12 月	1200	-	- -	2800 亿 tokens	-	1024 TPU v4	574 小时	✓ -
LaMDA [63]	2022 年 01 月	137	-	- -	7680 亿 tokens	-	1024 TPU v3	57.7 天	- -
闭源 MT-NLG [110]	2022 年 01 月	530	-	- -	2700 亿 tokens	-	4480 80G A100	-	✓ -
AlphaCode [111]	2022 年 02 月	41	-	- -	9670 亿 tokens	2021 年 07 月	-	-	- -
InstructGPT [61]	2022 年 03 月	175	GPT-3	✓ ✓	-	-	-	-	✓ -
Chinchilla [33]	2022 年 03 月	70	-	- -	1.4 万亿 tokens	-	-	-	✓ -
PaLM [56]	2022 年 04 月	540	-	- -	7800 亿 tokens	-	6144 TPU v4	-	✓ ✓
AlexaTM [112]	2022 年 08 月	20	-	- -	1.3 万亿 tokens	-	128 A100	120 天	✓ ✓
Sparrow [113]	2022 年 09 月	70	-	- ✓	-	-	64 TPU v3	-	✓ -
WeLM [114]	2022 年 09 月	10	-	- -	3000 亿 tokens	-	128 A100 40G	24 天	✓ -
U-PaLM [115]	2022 年 10 月	540	PaLM	- -	-	-	512 TPU v4	5 天	✓ ✓
Flan-PaLM [64]	2022 年 10 月	540	PaLM	✓ -	-	-	512 TPU v4	37 小时	✓ ✓
Flan-U-PaLM [64]	2022 年 10 月	540	U-PaLM	✓ -	-	-	-	-	✓ ✓
GPT-4 [45]	2023 年 03 月	-	-	✓ ✓	-	-	-	-	✓ ✓
PanGu- Σ [116]	2023 年 03 月	1085	PanGu- α	- -	3290 亿 tokens	-	512 Ascend 910	100 天	✓ -

表 2
常用语料库信息表。

语料库	大小	来源	最近更新时间
BookCorpus [122]	5GB	Books	2015 年 12 月
Gutenberg [123]	-	Books	2021 年 12 月
C4 [87]	800GB	CommonCrawl	2019 年 04 月
CC-Stories-R [124]	31GB	CommonCrawl	2019 年 09 月
CC-NEWS [27]	78GB	CommonCrawl	2019 年 02 月
REALNEWS [125]	120GB	CommonCrawl	2019 年 04 月
OpenWebText [126]	38GB	Reddit links	2023 年 03 月
Pushift.io [127]	2TB	Reddit links	2023 年 03 月
Wikipedia [128]	21GB	Wikipedia	2023 年 03 月
BigQuery [129]	-	Codes	2023 年 03 月
the Pile [130]	800GB	Other	2020 年 12 月
ROOTS [131]	1.6TB	Other	2022 年 06 月

3.2 常用语料库

与早期的小型 PLM 不同，LLM 有着规模极大的参数量，需要更大量且内容广泛的训练数据。为满足这种需求，越来越多的可用于研究的训练数据集被发布到公共社区中。在本节，我们将简要总结一些常用于训练 LLM 的语料库。基于它们的内容类型，我们将这些语料库分为六个组别进行介绍：Books、CommonCrawl、Reddit Links、Wikipedia、Code、Others。

Books: **BookCorpus** [122] 是之前小规模模型（如 GPT [74] 和 GPT-2 [26]）中常用的数据集，包括超过 11,000 本电子书，涵盖广泛的主题和类型（如小说和传记）。另一个大规模的书籍语料库是 Gutenberg [123]，它有超过 70,000 本文学作品，包括小说、散文、诗歌、戏剧、历史、科学、哲学和其他公共领域的作品。它是目前最大的开源书籍集合之一，被用于训练 MT-NLG [110] 和 LLaMA [57]。至于在 GPT-3 [55] 中使用的 Books1 [55] 和 Books2 [55]，它们比 BookCorpus 要大得多，但目前尚未公开发布。

CommonCrawl: **CommonCrawl** [132] 是最大的开源网络爬虫数据库之一，能力达到了百万亿字节级别，已经被广泛运用于训练 LLM。由于整个数据集非常大，因此现有的研究主要在特定时间段内从中提取网页子集。然而，由于网络数据中存在大量的噪音和低质量信息，因此使用前需要进行数据预处理。目前有四个较为常用的基于 CommonCrawl 的过滤数据集：C4 [87]，CC-Stories [124]，CC-News [27]，和 RealNews [125]。C4 包括五个变种¹⁸，即 en（806G），en.noclean（6T），realnewslike（36G），webtextlike（17G）和 multilingual（38T）。其中，en 版本被用于预训练 T5 [87]，LaMDA [63]，Gopher [59]，和 UL2 [94]。而 multilingual C4，又被称为 mC4，被用于 mT5 [88] 的预训练。CC-Stories（31G）是由 CommonCrawl 数据的子集组成，内容以故事的形式展示。然而，CC-Stories 的原始数据现在已不可用，因此在

表2中是一个复现版本 *CC-Stories-R* [133]。此外，还有两个从 CommonCrawl 中提取的两个新闻语料库：REALNEWS（120G）和 CC-News（76G），也常用作预训练数据。

Reddit Links: Reddit 是一个社交媒体平台，用户可以在上面提交链接和帖子，其他人可以通过“赞同”或“反对”投票。高赞的帖子通常被认为对多数用户是有帮助的，可以用来创建高质量的数据集。WebText [26] 就是一个著名的基于 Reddit 的语料库，它由 Reddit 上高赞的链接组成，但尚未公开。作为替代，有一个易于获取的开源替代品叫做 OpenWebText [126]。另一个从 Reddit 中提取的语料库是 PushShift.io [127]，它是一个实时更新的数据集，包括自 Reddit 创建以来的历史数据。Pushshift 不仅提供每月的数据转储，还提供有用的实用工具，支持用户搜索、总结和对整个数据集进行初步统计分析。这使得用户可以轻松地收集和處理 Reddit 数据。

Wikipedia: Wikipedia [128] 是一个在线百科全书，包含大量高质量的文章，涵盖各种主题。其中大部分文章都采用解释性写作风格（并支持引用），覆盖了多种不同语言和广泛的知识领域。通常来说，Wikipedia 英语版本被广泛应用于大多数 LLM（例如 GPT-3 [55]，LaMDA [63] 和 LLaMA [57]）。它还提供多种语言版本，因此可以在多语言环境下使用。

Code: 为了收集代码数据，现有工作主要是从互联网上爬取有开源许可证的代码。代码数据有两个主要来源：包括开源许可证的公共代码库（例如 GitHub）和与代码相关的问答平台（例如 StackOverflow）。Google 公开发布了 BigQuery 数据集 [129]，其中包括各种编程语言的大量开源许可证代码片段，是一个典型的代码数据集。CodeGen 使用的 BIGQUERY [91] 是 BigQuery 数据集的一个子集，用于训练多语言版本的 CodeGen（CodeGen-Multi）。

Others: **The Pile** [130] 是一个大规模、多样化、开源的文本数据集，有超过 800GB 数据，内容包括书籍、网站、代码、科学论文和社交媒体平台等。它由 22 个多样化的高质量子集构成。The Pile 数据集被广泛应用于不同参数规模的模型，如 GPT-J（6B）[134]，CodeGen（16B）[91] 和 Megatron-Turing NLG（530B）[110]。此外，ROOTS [131] 由各种较小的数据集（总共 1.61 TB 的文本）组成，覆盖 59 种不同的语言（包括自然语言和编程语言），它被用于训练 BLOOM [69]。

实际上，为了预训练 LLM，通常需要混合使用不同的数据源（见图 2），而不是单一的语料库。因此，现有的研究通常混合几个现成的数据集（如 C4、OpenWebText 和 the Pile 等），然后进行进一步的处理以获取预训练语料库。此外，为了训练适用于特定应用的 LLM，从相关源（如 Wikipedia 和 BigQuery）提取数据以丰富预训练数据中的相应信息也很重要。

为了快速了解现有 LLM 使用的数据来源，我们介绍三个代表 LLM 的预训练语料库：

18. <https://www.tensorflow.org/datasets/catalog/c4>

- **GPT-3** (175B) [55] 是在混合数据集（共 3000 亿 token）上进行训练的，包括 CommonCrawl [132]、WebText2 [55]、Books1 [55]、Books2 [55] 和 Wikipedia [128]。

- **PaLM** (540B) [56] 使用了一个由社交媒体对话、过滤后的网页、书籍、Github、多语言维基百科和新闻组成的预训练数据集，共包含 7800 亿 token。

- **LLaMA** [57] 从多个数据源中提取训练数据，包括 CommonCrawl、C4 [87]、Github、Wikipedia、书籍、ArXiv 和 StackExchange。LLaMA (6B) 和 LLaMA (13B) 的训练数据大小为 1.0 万亿 token，而 LLaMA (32B) 和 LLaMA (65B) 使用了 1.4 万亿 token。

3.3 代码库资源

在这部分，我们简要介绍了一些可用于开发 LLM 的代码库。

- **Transformers** [135] 是一个使用 Transformer 架构构建模型的开源 Python 库，由 Hugging Face 开发和维护。它具有简单和用户友好的 API，方便使用和定制各种预训练模型。它是一个功能强大的库，拥有庞大而活跃的用户和开发者社区，他们定期更新和改进模型和算法。

- **DeepSpeed** [65] 是由 **Microsoft** 开发的深度学习优化库（与 PyTorch 兼容），已用于训练多个 LLM，例如 **MT-NLG**[110] 和 **BLOOM** [69]。它提供了各种分布式训练优化技术的支持，例如内存优化（ZeRO 技术、梯度检查点）和管道并行。

- **Megatron-LM** [66–68] 是由 **NVIDIA** 开发的深度学习库，用于训练 LLM。它提供了丰富的分布式训练优化技术，包括模型和数据并行、混合精度训练和 FlashAttention。这些优化技术可以大大提高训练效率和速度，并实现 GPU 间的高效分布式训练。

- **JAX** [136] 是由 **Google** 开发的用于高性能机器学习算法的 Python 库，允许用户在带有硬件加速（例如 GPU 或 TPU）的情况下进行数组的高效运算。它可以在各种设备上进行高效计算，还支持自动微分和即时编译等特色功能。

- **Colossal-AI** [137] 是由 **HPC-AI Tech** 开发的用于训练大规模人工智能模型的深度学习库。它基于 **PyTorch** 实现，并支持丰富的并行训练策略。此外，它还可以使用 **PatrickStar** [138] 提出的方法优化异构内存管理。最近，使用 Colossal-AI 基于 LLaMA [57] 开发的类 ChatGPT 模型 **ColossalChat** [121]（7B 和 13B 版本）已经公开发布。

- **BMTrain** [139] 是由 OpenBMB 开发的用于以分布式方式训练大规模参数模型的高效库，强调代码简洁、低资源占用和高可用性。BMTrain 已经将一些常见的 LLM（如 Flan-T5[64] 和 GLM [97]）迁移到其 ModelCenter 中，用户可以直接使用这些模型。

- **FastMoE** [140] 是一种专门用于 **MoE**（即混合专家）模型的训练库。它基于 PyTorch 开发，注重效率和用户友好

性。FastMoE 简化了将 Transformer 模型转换为 MoE 模型的过程，并支持数据并行和模型并行训练。

除了上述的库资源外，其他深度学习框架（例如 PyTorch [141]，TensorFlow [142]，MXNet [143]，PaddlePaddle [144]，MindSpore [117] 和 OneFlow [145]）也提供了并行算法支持，这些算法通常用于训练大规模模型。

4 预训练

预训练为 LLM 的能力奠定了基础。通过在大规模语料库上进行预训练，LLM 可以获得基本的语言理解和生成能力 [55, 56]。在这个过程中，预训练语料库的规模和质量对于 LLM 获得强大的能力至关重要。此外，为了有效地预训练 LLM，也需要设计好模型架构、加速方法和优化技术。接下来，我们首先在第 4.1 节讨论数据收集和处理，然后在第 4.2 节介绍常用的模型架构，最后在第 4.3 节介绍用于稳定高效地优化 LLM 的训练技巧。

4.1 数据收集

相比小规模语言模型，LLM 更需要高质量数据来预训练模型，并且它们的模型能力很大程度上依赖于预训练语料库及其预处理方式。在这一部分，我们讨论预训练数据的收集和处理，包括数据来源、预处理方法以及对预训练数据如何影响 LLM 的性能的重要分析。

4.1.1 数据来源

要开发出一个有能力的 LLM，其关键在于从各种数据来源中收集大量的自然语言语料库。现有的 LLM 主要混合了各种公共文本数据集，并将其作为预训练语料库。图 2 展示了一些代表性 LLM 的预训练数据来源的分布情况。

预训练语料库的来源可以广义地分为两种类型：通用文本数据和专用文本数据。通用文本数据，如网页、书籍和对话文本等，其由于规模大、多样性强且易于获取的特点，被大多数 LLM 所利用 [55, 56, 95]，这可以增强 LLM 的语言建模和泛化能力。鉴于 LLM 所展现出的惊人泛化能力，也有研究将预训练语料库扩展到更专用的数据集，如多语言数据、科学数据和代码等，以此来赋予 LLM 解决专用任务的能力 [34, 56, 91]。接下来，我们将描述这两种类型的预训练数据来源以及它们对 LLM 的影响。关于常用语料库的详细介绍，可以参考第 3.2 节。

通用文本数据：如图 2 所示，绝大多数的 LLM 采用了通用的预训练数据，比如网页、书籍和对话文本等，这些数据源提供了丰富的文本资源，并且涉及了多种主题。接下来，我们简要总结三种重要的通用文本数据。

- **网页：**随着互联网的普及，多种多样的数据被创造出来，这些丰富的数据使得 LLM 能够获得多样化的语言知识并增强 LLM 的泛化能力 [26, 87]。为了方便使用这

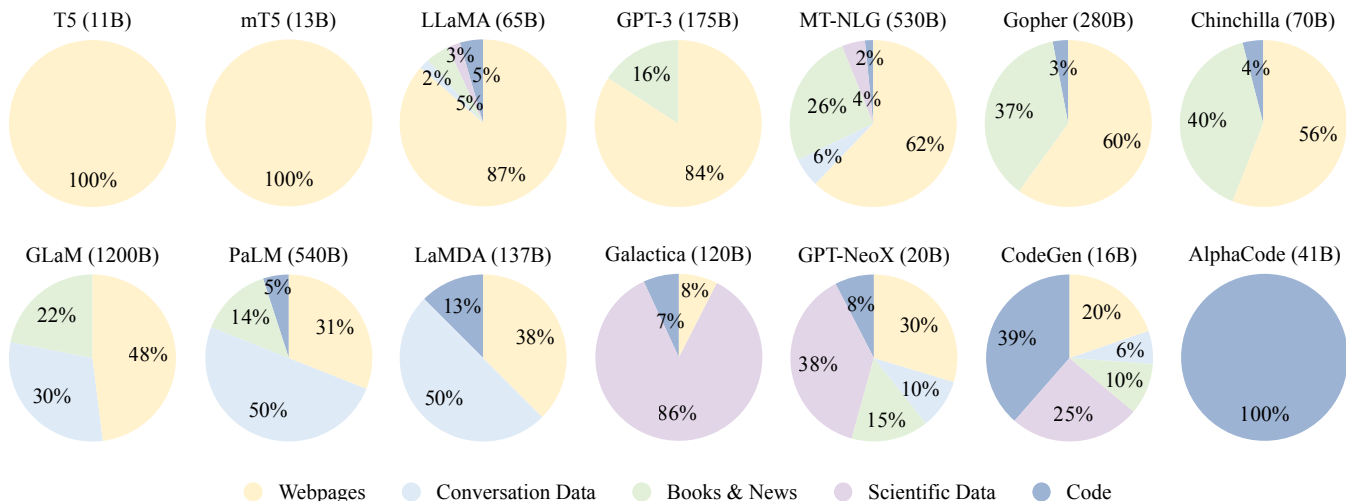


图 2. 现有 LLM 预训练数据中各种数据源的比率。

些数据资源，之前的工作从网络中爬取了大量的数据，如 CommonCrawl [132]。然而，这些爬取的网络数据往往同时包含高质量的文本，如维基百科，和低质量的文本，如垃圾邮件，因此过滤和处理网页以提高数据质量非常重要。

- **对话文本**：对话数据可以增强 LLM 的对话能力 [95]，并可能改善 LLM 在问答任务上的表现 [56]。研究人员可以利用公共对话语料库的子集（例如 PushShift.io Reddit 语料库）[127, 146]，或从在线社交媒体收集对话数据。由于在线对话数据通常涉及多个参与者之间的讨论，因此一种有效的处理方式是将对对话转换成**树形结构**，其中每句话与回应它的话语相连。通过这种方式，多方之间的对话树可以被划分为预训练语料库中的多个子对话。然而，**过度引入对话数据来训练 LLM 可能会导致一个潜在的风险 [95]：陈述性指令和直接疑问句被错误地认为是对话的开始，从而导致指令的有效性下降。**

- **书籍**：与其他语料库相比，书籍提供了更正式的长文本，这对于 LLM 学习语言知识、**建模长期依赖关系**以及生成**叙述性和连贯的文本**具有潜在的好处。为了获得开源书籍数据，现有的研究通常采用 Books3 和 Bookcorpus2 数据集，这些数据可以在 Pile 数据集中获得 [130]。

专用文本数据：专用数据集对于提高 LLM 在特定下游任务中的能力非常有用。接下来，我们介绍三种专用数据类型。

- **多语言文本**：除了在单目标语言上进行训练外，整合多语言语料库可以增强模型的多语言的理解和生成能力。例如，BLOOM [69] 和 PaLM [56] 在其预训练语料库中收集了包含 46 种和 122 种语言的多语言数据。这些模型在多语言任务中展现出了出色的性能，例如翻译、多语言摘要和多语言问答，并且它与在目标语言上微调的最先进的模型具有可比性甚至有更好的性能。

- **科学文本**：科学出版物的不断增长见证了人类对科学的探索。为了增强 LLM 对科学知识的理解 [34, 147]，可以将科

学语料库纳入模型的预训练语料 [34, 147]。通过在大量科学文本上进行预训练，LLM 可以在科学和推理任务中取得出色的性能 [148]。为了构建科学语料库，现有的工作主要收集了 arXiv 论文、科学教材、数学网页和其他相关的科学资源。由于科学领域数据的复杂性，例如数学符号和蛋白质序列，通常需要特定的标记化和预处理技术来将这些不同格式的数据转换为可以被语言模型处理的统一形式。

- **代码**：程序编写在学术界得到了广泛的研究 [78, 149–152]，特别是对于在代码上进行训练的 PLM 的应用 [134, 153]。然而，对于这些 PLM（例如 GPT-J [134]），生成高质量和准确的程序仍然具有挑战性。最近的研究 [78, 152] 发现，在大量的代码语料库上预训练 LLM 可以显著提高编写程序的质量。编写的程序可以成功通过专家设计的单元测试用例 [78] 或解决竞赛编程问题 [111]。一般来说，常用于预训练 LLM 的代码语料库有两种来源。第一种来源是编程问答社区（如 Stack Exchange）[154, 155]。第二种来源是开源软件仓库，例如 GitHub [78, 91, 152]，它们收集了代码数据（包括注释和文档字符串）以供利用。与自然语言文本相比，代码以编程语言的格式呈现，对应着长距离依赖和准确的执行逻辑 [156]。最近的一项研究 [46] 还推测，训练代码可能是复杂推理能力（例如 CoT 能力 [32]）的来源。此外，将推理任务格式化为代码的形式还可以帮助 LLM 生成更准确的结果 [156, 157]。

4.1.2 数据预处理

在收集大量文本数据后，对数据进行预处理，特别是消除噪声、冗余、无关和潜在有害的数据 [56, 59]，对于构建预训练语料库是必不可少的，因为这些数据可能会极大地影响 LLM 的能力和性能。在这部分中，我们将细致地回顾提高收集数据质量的数据预处理策略 [59, 69, 109]。预处理 LLM 的预训练数据的典型流程已在图 3 中说明。

质量过滤：为删除收集到的语料库中的低质量数据，现有的工

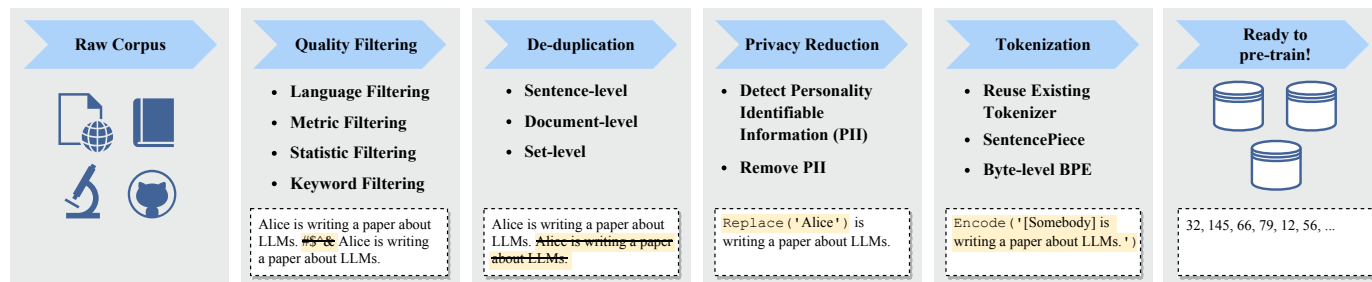


图 3. 一个典型的预处理预训练数据的流程图。

作通常采用两种方法：(1) 基于分类器的方法，和 (2) 基于启发式的方法。前一种方法基于高质量文本训练选择分类器，并利用它来识别和过滤低质量数据。通常，这些方法 [55, 56, 109] 使用高质量数据（例如维基百科页面）作为正样本，采样候选数据作为负样本来训练二元分类器，并预测衡量每个数据的质量的分数。然而，一些研究 [59, 109] 也发现，基于分类器的方法可能会删除方言、口语和社会语言的高质量文本，从而可能导致有偏的预训练语料库，并减少语料库的多样性。对于第二种方法，一些研究，如 BLOOM [69] 和 Gopher [59]，采用基于启发式的方法，通过设计一组精心设计的规则来消除低质量文本，这些规则可以总结如下：

- **基于语言的过滤**：如果 LLM 主要用于某项语言的任务中，那么其他语言的文本可以被过滤掉。
- **基于度量的过滤**：可以利用生成文本的评估度量，例如困惑度 (perplexity)，来检测和删除不自然的句子。
- **基于统计的过滤**：可以利用语料库的统计特征，例如标点符号分布、符号与单词比率和句子长度，来衡量文本质量并过滤低质量数据。
- **基于关键词的过滤**：基于特定的关键词集合，可以识别和删除文本中的噪声或无用元素，例如 HTML 标签、超链接、模板和攻击性词语。

去重：现有的研究 [158] 发现，语料库中的重复数据会降低语言模型的多样性，可能导致训练过程不稳定，从而影响模型性能。因此，需要对预训练语料库进行去重处理。具体来说，可以在句子级、文档级和数据集级等不同粒度上去重。首先，在句子级别上，应删除包含重复单词和短语的低质量句子，因为它们可能会在语言建模中引入重复模式 [159]。在文档级别上，现有研究主要依靠文档之间的表层特征（例如单词和 n 元的重叠）的重叠比率来检测和删除包含相似内容的重复文档 [57, 59, 69, 160]。此外，为了避免数据集污染问题，还必须通过从训练集中删除测试集可能出现的重复文本，来防止训练集和评估集之间的重叠 [56]。现有研究已经证明，这三个级别的去重都有助于改善 LLM 的训练 [56, 161]，在实践中应该共同使用这三个级别的去重。

隐私去除：大多数预训练文本数据来自网络来源，包括涉及

敏感或个人信息的用户生成内容，这可能增加隐私泄露的风险 [162]。因此，需要从预训练语料库中删除可识别个人信息 (PII)。一种直接有效的方法是采用基于规则的方法，例如关键字识别，来检测和删除 PII，例如姓名、地址和电话号码 [131]。此外，研究人员还发现，LLM 在隐私攻击下的脆弱性可能归因于预训练语料库中存在的重复 PII 数据 [163]。因此，去重也可以在一定程度上降低隐私风险。

分词：分词也是数据预处理的关键步骤。它的目的是将原始文本分割成词序列，随后用作 LLM 的输入。虽然直接利用已有的分词器是方便的（例如 OPT [95] 和 GPT-3 [55] 利用了 GPT-2 [26] 的分词器），但是使用专门为预训练语料库设计的分词器可能会更加有效 [69]，特别是对于由多种领域、语言和格式组成的语料库。因此，最近的几个 LLM 使用 SentencePiece [164] 为预训练语料库训练定制化的分词器。同时利用字节级的 *Byte Pair Encoding (BPE)* 算法 [165] 来确保分词后的信息不会丢失 [56, 59]。然而需要注意的是，**BPE** 中的归一化技术，例如 NFKC [166]，可能会降低分词性能 [33, 59, 69]。

4.1.3 预训练数据对大语言模型的影响

与小规模的 PLM 不同，由于对计算资源的巨大需求，通常不可能对 LLM 进行多次预训练迭代。因此，在训练 LLM 之前构建一个准备充分的预训练语料库尤为重要。在这一部分中，我们将讨论预训练语料库的质量和分布如何潜在地影响 LLM 的性能。

混合来源：正如前面所讨论的，来自不同领域或场景的预训练数据具有不同的语言特征或语义知识。通过在来自不同来源的文本数据上进行预训练，LLM 可以获得广泛的知识，并可能会展现出强大的泛化能力。当混合不同来源的数据时，需要仔细设置预训练数据的分布，因为这也可能会影响 LLM 在下游任务上的性能 [59]。Gopher [59] 对数据分布进行了消融实验，以检验混合来源对下游任务的影响。它在 LAMBADA 数据集 [167] 上的实验结果表明，增加书籍数据的比例可以提高模型从文本中捕捉长期依赖的能力，增加 C4 数据集 [87] 的比例则会提升它在 C4 验证数据集 [59] 上的性能。然而，单独训练过多的某个领域的数据会影响 LLM 在其他领域的泛化

能力 [34, 59]。因此，建议研究人员应仔细确定预训练语料库中来自不同领域的数据的比例，以开发更符合其特定需求的 LLM。读者可以参考图 2，了解和比较不同 LLM 的数据来源。

预训练数据的数量：为了预训练一个有效的 LLM，收集足够的高质量数据以满足 LLM 的数据数量需求是很重要的。现有研究发现，随着 LLM 参数规模的增加，也需要更多的数据来训练模型 [33, 57]：在模型性能方面，数据大小也观察到与模型大小类似的扩展法则。Chinchilla [33] 表明，许多现有的 LLM 由于缺乏充足的预训练数据而遭受次优训练的问题。通过进行广泛的实验，一些研究进一步表明，在给定的计算预算下，采用相等规模的模型参数和训练 token 是必要的。最近，LLaMA [57] 表明，使用更多的数据和进行更长时间的训练，较小的模型也可以实现良好的性能。因此，建议研究人员在充分训练模型时，尤其是在调节模型参数时，应该更加关注高质量数据的数量。

预训练数据的质量：现有的研究表明，对低质量的语料库进行预训练时，例如噪声、有害和重复的数据，可能会损害模型的性能 [59, 158, 160, 163]。为了开发表现良好的 LLM，收集的训练数据的数量和质量都是至关重要的。最近的研究，例如 T5 [87]、GLaM [109] 和 Gopher [59]，已经研究了数据质量对下游任务性能的影响。通过比较在过滤和未过滤的语料库上训练的模型的性能，它们得到了相同的结论，即在清理后的数据上预训练 LLM 可以提高性能。更具体地说，数据的重复可能会导致“**双下降现象**”（指性能最初恶化，随后得到改善）[158, 168]，甚至可能会使训练过程不稳定 [158]。此外，已经有研究表明重复的数据会降低 LLM 从上下文中复制的能力，这可能进一步影响 LLM 在 ICL 中的泛化能力 [158]。因此，正如现有研究 [56, 59, 69] 所建议的，研究人员有必要仔细地对预训练语料库进行预处理（如在第 4.1.2 节中所示），来提高训练过程的稳定性并避免其对模型性能的影响。

4.2 架构

本节中，我们将回顾 LLM 的架构设计，包括主流架构、预训练目标和详细配置。表 3 列出了几个具有公开细节的代表性 LLM 的模型。

4.2.1 主流架构

由于 Transformer 架构的出色并行性能和任务完成能力，Transformer 架构已成为开发各种 LLM 的标准骨干，使得语言模型能够扩展到数百亿或数千亿个参数 [22]。一般来说，现有 LLM 的主流架构可以大致分为三种类型，即编码器-解码器、因果解码器和前缀解码器，正如图 4 所示。

编码器-解码器架构：传统 Transformer 模型是建立在编码器-解码器架构上 [22]，由两个 Transformer 块分别作为编码器和解码器。编码器采用堆叠的多头自注意层对输入序列进行编码以生成其潜在表示，而解码器对这些表示进行交叉注意并

自回归地生成目标序列。编码器-解码器 PLM（例如 T5 [87] 和 BART [24]）能有效完成各种 NLP 任务。目前，**只有少数 LLM 是基于编码器-解码器架构构建的**，例如 Flan-T5 [64]。有关架构选择的详细讨论将在第 4.2.4 节中进行。

因果解码器架构：因果解码器架构采用单向注意力掩码，以确保每个输入 token 只能关注过去的 token 和它本身。输入和输出 token 通过解码器以相同的方式进行处理。作为这种架构的代表性语言模型，GPT 系列模型 [26, 55, 74] 是基于因果解码器架构开发的。特别地，GPT-3 [55] 成功展示了这种架构的有效性，同时也展示了 LLM 惊人的 ICL 能力。有趣的是，GPT-1 [74] 和 GPT-2 [26] 没有展现出与 GPT-3 相同的卓越能力，表明了模型规模的扩大在增加这种模型架构的能力方面起到了重要作用。至今，因果解码器已被广泛用作作为各种现有 LLM 的体系结构，例如 OPT [95]、BLOOM [69] 和 Gopher [59]。注意，接下来讨论的因果解码器和前缀解码器都属于仅解码器体系架构。当提到“仅解码器架构”时，除非另有说明，否则主要是指现有文献中的因果解码器架构。

前缀解码器架构：前缀解码器架构（也称非因果解码器架构）修正了因果解码器的掩码机制，以使其能够对前缀 token 执行双向注意力 [169]，并仅对生成的 token 执行单向注意力。这样，与编码器-解码器架构类似，前缀解码器可以双向编码前缀序列并自回归地逐个预测输出 token，其中在编码和解码过程中共享相同的参数。实用的建议是不从头开始进行预训练，而是继续训练因果解码器，然后将其转换为前缀解码器以加速收敛 [29]，例如 U-PaLM [115] 是从 PaLM [56] 演化而来。基于前缀解码器架构的现有代表性 LLM 包括 GLM-130B [97] 和 U-PaLM [115]。

对于这三种类型的架构，我们也可以考虑通过混合专家 (MoE) 扩展它们，其中**每个输入的一小部分神经网络权重被稀疏激活**，例如 Switch Transformer [25] 和 GLaM [109]。已经证明，通过增加专家的数量或总参数大小，性能会有显著的改进 [170]。

4.2.2 详细配置

自 Transformer [22] 推出以来，已经提出了各种改进方法来提高其训练稳定性、性能和计算效率。在这部分中，我们将讨论 Transformer 的四个主要部分的相应配置，包括标准化、位置编码、激活函数、注意力和偏置。为了使这份综述更加独立完整，我们在表 4 中呈现了这些配置的详细公式。

标准化：**训练不稳定**是预训练 LLM 的一个难题。为了缓解这个问题，层标准化 (Layer Norm, LN) [172] 被广泛应用于 Transformer 架构中。LN 的位置对 LLM 的性能至关重要。虽然最初的 Transformer [22] 使用后置 LN，但大多数 LLM 采用前置 LN 以实现更稳定的训练，尽管会带来一定的性能损失 [181]。基于前置 LN，Sandwich-LN [171] 在残差连接之前添加额外的 LN，以避免数值爆炸。然而，已有研究发现

表 3

这里列出了几个具有公开配置细节的选定 LLM 的模型。其中，#L 表示层数，#H 表示注意力头数， d_{model} 表示隐藏状态的大小，而 MCL 表示训练期间的最大上下文长度。

模型	类别	大小	规范化	位置编码	激活函数	偏置	#L	#H	d_{model}	MCL
GPT3 [55]	Causal decoder	1750 亿	Pre Layer Norm	Learned	GeLU	✓	96	96	12288	2048
PanGU- α [89]	Causal decoder	2070 亿	Pre Layer Norm	Learned	GeLU	✓	64	128	16384	1024
OPT [95]	Causal decoder	1750 亿	Pre Layer Norm	Learned	ReLU	✓	96	96	12288	2048
PaLM [56]	Causal decoder	5400 亿	Pre Layer Norm	RoPE	SwiGLU	×	118	48	18432	2048
BLOOM [69]	Causal decoder	1760 亿	Pre Layer Norm	ALiBi	GeLU	✓	70	112	14336	2048
MT-NLG [110]	Causal decoder	5300 亿	-	-	-	-	105	128	20480	2048
Gopher [59]	Causal decoder	2800 亿	Pre RMS Norm	Relative	-	-	80	128	16384	2048
Chinchilla [33]	Causal decoder	700 亿	Pre RMS Norm	Relative	-	-	80	64	8192	-
Galactica [34]	Causal decoder	1200 亿	Pre Layer Norm	Learned	GeLU	×	96	80	10240	2048
LaMDA [63]	Causal decoder	1370 亿	-	Relative	GeGLU	-	64	128	8192	-
Jurassic-1 [104]	Causal decoder	1780 亿	Pre Layer Norm	Learned	GeLU	✓	76	96	13824	2048
LLaMA [57]	Causal decoder	650 亿	Pre RMS Norm	RoPE	SwiGLU	✓	80	64	8192	2048
GLM-130B [97]	Prefix decoder	1300 亿	Post Deep Norm	RoPE	GeGLU	✓	70	96	12288	2048
T5 [87]	Encoder-decoder	110 亿	Pre RMS Norm	Relative	ReLU	×	24	128	1024	512

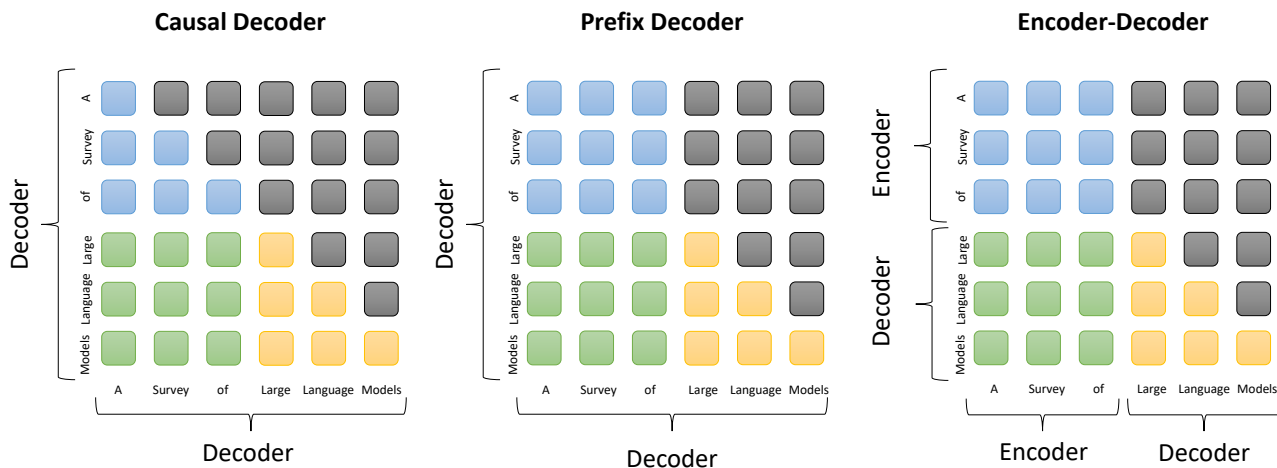


图 4. 三种主流架构的注意力模式比较。这里，蓝色、绿色、黄色和灰色的圆角矩形分别表示前缀 token 之间的注意力、前缀 token 和目标 token 之间的注意力、目标 token 之间的注意力以及掩码注意力。

Sandwich-LN 有时无法稳定 LLM 的训练，可能导致训练崩溃 [97]。最近，一些高级标准化技术被提出以作为 LN 的替代方案。由于 RMS Norm 在训练速度和性能方面的优越性 [173]，其在 Gopher [59] 和 Chinchilla [33] 中被采用。与 LN 相比，DeepNorm [174] 已经表现出更好的训练稳定性，和后标准化一起被 GLM-130B 采用。此外，在嵌入层后添加额外的 LN 也可以稳定 LLM 的训练。然而，这往往会导致显著的性能下降 [182]，在一些最近的 LLM 中已经被移除 [69]。

激活函数：为了获得良好的性能，在前馈网络中也需要设置合适的激活函数。在现有的 LLM 中，广泛使用 **GeLU** 激活函数 [183]。此外，在最新的 LLM (例如 PaLM 和 LaMDA) 中，也使用了 GLU 激活函数的变体 [178, 184]，特别是 SwiGLU 和 GeGLU 变体，在实践中通常可以获得更好的性能 [185]。

然而，与 GeLU 相比，它们在前馈网络中需要额外的参数 (约 50%) [182]。

位置编码：由于 Transformer 中的自注意模块具有置换不变性，因此需要使用位置编码来注入绝对或相对位置信息以建模序列。在经典的 Transformer [22] 中有两种绝对位置编码的变体，即正弦函数和学习的位置编码，后者通常在 LLM 中使用。与绝对位置编码不同，相对位置编码根据键和查询之间的偏移量生成嵌入 [87]，因此它可以在比训练序列更长的序列上表现良好，即外推 [180]。ALiBi [180] 使用基于键和查询之间距离的惩罚来偏置注意力分数。实证结果表明，它比其他位置编码具有更好的零样本泛化能力和更强的外推能力 [29]。此外，通过基于绝对位置设置特定的旋转矩阵，RoPE [179] 中的键和查询之间的分数可以使用相对位置信息计算，这对

表 4

网络配置的详细公式。这里，Sublayer 表示 Transformer 层中的 FFN 或自注意力模块， d 表示隐藏状态的大小， p_i 表示位置嵌入在位置 i ， A_{ij} 表示查询和键之间的注意力分数， r_{i-j} 表示基于查询和键之间偏移的可学习标量， $R_{\theta,t}$ 表示旋转角度为 $t \cdot \theta$ 的旋转矩阵。

配置	方法	公式
归一化位置	Post Norm [22]	$\text{Norm}(\mathbf{x} + \text{Sublayer}(\mathbf{x}))$
	Pre Norm [26]	$\mathbf{x} + \text{Sublayer}(\text{Norm}(\mathbf{x}))$
	Sandwich Norm [171]	$\mathbf{x} + \text{Norm}(\text{Sublayer}(\text{Norm}(\mathbf{x})))$
归一化方法	LayerNorm [172]	$\frac{\mathbf{x} - \mu}{\sigma} \cdot \gamma + \beta, \quad \mu = \frac{1}{d} \sum_{i=1}^d x_i, \quad \sigma = \sqrt{\frac{1}{d} \sum_{i=1}^d (x_i - \mu)^2}$
	RMSNorm [173]	$\frac{\mathbf{x}}{\text{RMS}(\mathbf{x})} \cdot \gamma, \quad \text{RMS}(\mathbf{x}) = \sqrt{\frac{1}{d} \sum_{i=1}^d x_i^2}$
	DeepNorm [174]	$\text{LayerNorm}(\alpha \cdot \mathbf{x} + \text{Sublayer}(\mathbf{x}))$
激活函数	ReLU [175]	$\text{ReLU}(\mathbf{x}) = \max(\mathbf{x}, \mathbf{0})$
	GeLU [176]	$\text{GeLU}(\mathbf{x}) = 0.5\mathbf{x} \otimes [1 + \text{erf}(\mathbf{x}/\sqrt{2})], \quad \text{erf}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x e^{-t^2} dt$
	Swish [177]	$\text{Swish}(\mathbf{x}) = \mathbf{x} \otimes \text{sigmoid}(\mathbf{x})$
	SwiGLU [178]	$\text{SwiGLU}(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) = \text{Swish}(\mathbf{x}_1) \otimes \mathbf{x}_2$
	GeGLU [178]	$\text{GeGLU}(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) = \text{GeLU}(\mathbf{x}_1) \otimes \mathbf{x}_2$
位置嵌入	Absolute [22]	$\mathbf{x}_i = \mathbf{x}_i + \mathbf{p}_i$
	Relative [87]	$A_{ij} = \mathbf{W}_q \mathbf{x}_i \mathbf{x}_j^T \mathbf{W}_k^T + r_{i-j}$
	RoPE [179]	$A_{ij} = \mathbf{W}_q \mathbf{x}_i \mathbf{R}_{\theta, i-j} \mathbf{x}_j^T \mathbf{W}_k^T$
	Alibi [180]	$A_{ij} = \mathbf{W}_q \mathbf{x}_i \mathbf{R}_{\theta, i-j} \mathbf{x}_j^T \mathbf{W}_k^T A_{ij} = \mathbf{W}_q \mathbf{x}_i \mathbf{x}_j^T \mathbf{W}_k^T - m(i-j)$

于建模长序列是有用的。因此，RoPE 已经被广泛应用于一些最新的 LLM [56, 57, 97]。

注意力机制和偏置：除了原始 Transformer 中的全自注意力机制 [22]，GPT-3 采用了更低计算复杂度的**稀疏注意力机制**，即分解注意力 [55, 186]。为了有效且高效地建模更长的序列，研究者们尝试引入**特殊的注意力模式** [187, 188] 或考虑显存访问（即 **FlashAttention** [189]）。此外，与原始 Transformer 一样，大多数 LLM 在每个线性层和层标准化中保留了偏置。然而，在 **PaLM** [56] 和 **Galactica** [34] 中，偏置被移除。研究表明，对于 LLM 来说，去除偏置可以增强训练的稳定性 [56]。

综合上述讨论，我们总结了现有文献中的详细配置建议。为了有更强的泛化能力和训练稳定性，建议**选择前置的 RMS 进行层标准化**，并选择 **SwiGLU 或 GeGLU 作为激活函数**。此外，在位置编码方面，**RoPE 或 ALiBi** 是更好的选择，因为它们长序列上表现更好。

4.2.3 预训练任务

预训练在将大规模语料库中的通用知识编码到巨大的模型参数中起着关键作用。对于训练 LLM，有两个常用的预训练任务，即语言建模和去噪自编码。

语言建模：语言建模任务 (LM) 是预训练仅包含解码器的 LLM（如 GPT3 [55] 和 PaLM [56]）最常用的目标。给定一个 token 序列 $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_n\}$ ，LM 任务旨在基于序列中前面的 token $x_{<i}$ ，自回归地预测目标 token x_i 。通常的训练目标是最大化以下似然函数：

$$\mathcal{L}_{LM}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n \log P(x_i | x_{<i}). \quad (4)$$

由于大多数语言任务可以转换为基于输入的预测问题来解决，因此这些仅包含解码器的 LLM 可能具有优势，可以隐式地学习如何以统一的 LM 方式完成这些任务。一些研究还表明，仅包含解码器的 LLM 可以通过自回归地预测下一个 token 而自然地迁移到某些任务中，而无需微调 [26, 55]。LM 的一个重要变体是**前缀语言建模任务**，它是为预训练具有前缀解码器架构的模型设计的。在计算前缀语言模型的损失时，将**不使用随机选择的前缀内的 token**。由于模型预训练涉及的序列中 token 较少，因此在使用相同数量的预训练 token 时，前缀语言模型的性能往往略低于传统语言模型任务 [29]。

去噪自编码：除了传统的 LM 之外，去噪自编码任务 (DAE) 也被广泛用于 PLM [24, 87]。DAE 任务的输入 $\mathbf{x}_{\setminus \tilde{\mathbf{x}}}$ 是一些有随机替换区间的损坏文本。然后，训练语言模型以恢复被替换的 token $\tilde{\mathbf{x}}$ 。形式上，DAE 的训练目标如下：

$$\mathcal{L}_{DAE}(\mathbf{x}) = \log P(\tilde{\mathbf{x}} | \mathbf{x}_{\setminus \tilde{\mathbf{x}}}). \quad (5)$$

然而，DAE 任务在实现上似乎比 LM 任务更为复杂。因此，它并没有被广泛用于预训练 LLM。采用 DAE 作为预训练目标的现有 LLM 包括 T5 [87] 和 GLM-130B [97]。这些模型主要通过**自回归地恢复替换区间**来进行训练。

4.2.4 总结与讨论

选择架构和预训练任务可能会对 LLM 的归纳偏差产生不同影响，从而导致不同的模型性能。在本部分中，我们总结了现有文献中关于这个问题的一些重要发现或讨论。

- 通过使用语言模型目标进行预训练，因果解码器架构似乎可以实现更优越的零样本和小样本泛化能力。现有研究表明，在没有进行多任务微调的情况下，因果解码器比其他

架构具有更好的零样本性能 [29]。GPT-3 [55] 的成功证明了大因果解码器模型可以成为一个很好的小样本学习器。此外，第 5 节中讨论的指令微调和对齐微调已被证明可以进一步增强大因果解码器模型的能力 [61, 62, 64]。

- 因果解码器中已经广泛观察到了扩展法则。通过扩展模型大小、数据集大小和总计算量，可以大幅提高因果解码器的性能 [30, 55]。因此，扩展已成为提高因果解码器模型能力的重要策略。然而，对于编码器-解码器模型的更详细的研究仍然缺乏，需要更多的努力来研究大规模编码器-解码器模型的性能。

当前仍需要更多架构和预训练任务的研究，以分析架构和预训练任务的选择如何影响 LLM 的能力，特别是对于编码器-解码器架构。除了主要架构外，LLM 的详细配置也值得关注，这已在第 4.2.2 节中讨论过。

4.3 模型训练

在这一部分中，我们回顾了训练 LLM 的重要设置、技巧或诀窍。

4.3.1 优化设置

为了进行 LLM 的参数优化，我们介绍了批量训练、学习率、优化器和训练稳定性的常用设置。

批量训练：对于语言模型的预训练，现有的研究通常将批量大小设置为较大的数字（如 2,048 个例子或 400 万个 token），以提高训练的稳定性与吞吐量。像 GPT-3 和 PaLM 这样的 LLM 引入了一种新的策略，即在训练过程中动态增加批量大小，最终达到百万级别。具体而言，GPT-3 的批量大小从 3.2 万逐渐增加到 320 万个 token。实证结果表明，动态调整批量大小的策略可以有效地稳定 LLM 的训练过程 [56]。

学习率：现有的 LLM 通常在预训练过程中采用类似的学习率调整策略，包括预热（warm-up）和衰减（decay）。具体而言，在训练的初始 0.1% 到 0.5% 的步骤中，采用线性预热策略逐渐增加学习率到最大值，这个最大值通常在 5×10^{-5} 到 1×10^{-4} 之间（例如 GPT-3 的学习率为 6×10^{-5} ）。然后，在后续步骤中采用余弦衰减策略，逐渐将学习率降低到其最大值的约 10%，直到训练损失的收敛。

优化器：Adam 优化器 [190] 和 AdamW 优化器 [191] 被广泛应用于 LLM（例如 GPT-3）的训练中，这些优化器使用了基于一阶梯度优化的低阶矩自适应估计。通常，它的超参数设置如下： $\beta_1 = 0.9$ ， $\beta_2 = 0.95$ 和 $\epsilon = 10^{-8}$ 。同时，Adafactor 优化器 [192] 也被用于训练 LLM（例如 PaLM 和 T5），它是一种 Adam 优化器的变体，经过特殊设计以在训练过程中节省显存。Adafactor 优化器的超参数设置如下： $\beta_1 = 0.9$ ， $\beta_2 = 1.0 - k^{-0.8}$ ，其中 k 表示训练步骤的数量。

稳定训练：在 LLM 的预训练过程中，常常会遇到训练不稳定的问题，这可能会导致模型崩溃。为了解决这个问题，通常

会广泛使用权重衰减（weight decay）和梯度裁剪（gradient clipping）。现有的研究 [55, 69, 95, 97, 110] 通常将梯度裁剪的阈值设置为 1.0，将权重衰减率设置为 0.1。然而，随着 LLM 规模的扩展，训练损失的突增也更容易发生，导致训练不稳定。为了缓解这个问题，PaLM [56] 和 OPT [95] 使用了一种简单的策略，即从发生突增之前的一个检查点重新开始训练过程，并跳过可能导致问题的数据。此外，GLM [97] 发现嵌入层的异常梯度通常会导致突增，因此提出缩减嵌入层梯度以缓解这个问题。

4.3.2 可扩展的训练技术

随着模型和数据规模的增加，有限的计算资源下高效地训练 LLM 变得具有挑战性。尤其是两个主要的技术问题需要解决，即提高训练吞吐量和加载更大模型到显存中。在本部分中，我们回顾了已有工作中广泛用于解决上述两个挑战的几种方法，即 3D 并行 [66, 193, 194]，ZeRO [195] 和混合精度训练 [196]，并就如何利用它们进行训练提供了一般性的建议。

3D 并行：3D 并行实际上是三种常用并行训练技术的组合，即数据并行、流水线并行 [193, 194] 和张量并行 [66]¹⁹。我们接下来介绍这三种并行训练技术。

- 数据并行：**数据并行是提高训练吞吐量的最基本方法之一。它将模型参数和优化器状态复制到多个 GPU 上，然后将整个训练语料库分配到这些 GPU 上。这样，每个 GPU 只需要处理分配给它的数据，并执行前向和反向传播以获取梯度。在不同 GPU 上计算的梯度将进一步聚合以获得整个批量的梯度，以更新所有 GPU 上的模型。这样，由于梯度的计算在不同 GPU 上是独立进行的，数据并行机制具有高度可扩展性，可以通过增加 GPU 数量来提高训练吞吐量。此外，该技术的实现简单，大多数现有的流行深度学习库已经实现了数据并行，例如 TensorFlow 和 PyTorch。

- 流水线并行：**流水线并行旨在将 LLM 的不同层分配到多个 GPU 上。特别地，在 Transformer 模型中，流水线并行将连续的层加载到同一 GPU 上，以减少在 GPU 之间传输已经计算的隐藏状态或梯度的成本。然而，流水线并行的朴素实现可能导致 GPU 利用率降低，因为每个 GPU 必须等待前一个 GPU 完成计算，从而导致不必要的气泡开销 [193]。为了减少流水线并行中的这些气泡，GPipe [193] 和 PipeDream [194] 提出了填充多个数据批量和异步梯度更新技术，以提高流水线效率。

- 张量并行：**张量并行也是一种常用的技术，旨在为多 GPU 加载而分解 LLM。与流水线并行不同，张量并行专注于分解 LLM 的张量（参数矩阵）。对于 LLM 中的矩阵乘法操作 $Y = XA$ ，参数矩阵 A 可以按列分成两个子矩阵 A_1 和 A_2 ，从而将原式表示为 $Y = [XA_1, XA_2]$ 。通过将矩阵 A_1 和 A_2 放置在不同的 GPU 上，矩阵乘法操作将在两个 GPU

19. 模型并行是一个更广泛的术语，在一些工作中包括张量并行和流水线并行 [66]。

表 5
各种现有 LLM 的详细优化设置。

模型	批量大小 (token 数量)	学习率	预热	衰减策略	优化器	精度 类型	权重 衰减	梯度 裁剪	丢弃率
GPT3 (1750 亿)	3.2 万 → 320 万	6×10^{-5}	有	余弦衰减至 10%	Adam	FP16	0.1	1.0	-
PanGu- α (2000 亿)	-	2×10^{-5}	-	-	Adam	-	0.1	-	-
OPT (1750 亿)	200 万	1.2×10^{-4}	有	手动衰减	AdamW	FP16	0.1	-	0.1
PaLM (5400 亿)	100 万 → 400 万	1×10^{-2}	无	平方根倒数	Adafactor	BF16	lr^2	1.0	0.1
BLOOM (1760 亿)	400 万	6×10^{-5}	有	余弦衰减至 10%	Adam	BF16	0.1	1.0	0.0
MT-NLG (5300 亿)	6.4 万 → 375 万	5×10^{-5}	有	余弦衰减至 10%	Adam	BF16	0.1	1.0	-
Gopher (2800 亿)	300 万 → 600 万	4×10^{-5}	有	余弦衰减至 10%	Adam	BF16	-	1.0	-
Chinchilla (700 亿)	150 万 → 300 万	1×10^{-4}	有	余弦衰减至 10%	AdamW	BF16	-	-	-
Galactica (1200 亿)	200 万	7×10^{-6}	有	线性衰减至 10%	AdamW	-	0.1	1.0	0.1
LaMDA (1370 亿)	25.6 万	-	-	-	-	BF16	-	-	-
Jurassic-1 (1780 亿)	3.2 万 → 320 万	6×10^{-5}	有	-	-	-	-	-	-
LLaMA (650 亿)	400 万	1.5×10^{-4}	有	余弦衰减至 10%	AdamW	-	0.1	1.0	-
GLM (1300 亿)	40 万 → 825 万	8×10^{-5}	有	余弦衰减至 10%	AdamW	FP16	0.1	1.0	0.1
T5 (110 亿)	6.4 万	1×10^{-2}	无	平方根倒数	AdaFactor	-	-	-	0.1
ERNIE 3.0 Titan (2600 亿)	-	1×10^{-4}	-	-	Adam	FP16	0.1	1.0	-
PanGu- Σ (10850 亿)	50 万	2×10^{-5}	有	-	Adam	FP16	-	-	-

上并行调用，并且可以通过跨 GPU 通信将两个 GPU 的输出组合成最终结果。目前，张量并行已经在几个开源库中得到支持，例如 Megatron-LM [66]，并且可以扩展到更高维度的张量。此外，Colossal-AI 还为更高维度的张量实现了张量并行 [197–199]，并特别针对序列数据提出了序列并行 [200]，可以进一步分解 Transformer 模型的注意力操作。

ZeRO: ZeRO (Zero Redundancy Optimizer) 技术，由 DeepSpeed [65] 库提出，专注于解决数据并行中的内存冗余问题。如前所述，数据并行需要每个 GPU 存储 LLM 的相同副本，包括模型参数、模型梯度和优化器参数。然而，并非所有上述数据都需要在每个 GPU 上保留，这将导致内存冗余问题。为了解决这个问题，ZeRO 技术旨在仅在每个 GPU 上保留部分数据，而当需要其余数据时可以从其他 GPU 中检索。具体而言，根据三个数据部分具体的存储方式，ZeRO 提供了三种解决方案，即优化器状态分区、梯度分区和参数分区。实证结果表明，前两种解决方案不会增加通信开销，而第三种解决方案会增加约 50% 的通信开销，但可节省与 GPU 数量成比例的内存。PyTorch 实现了与 ZeRO 类似的技术，称为 FSDP [201]。

混合精度训练: 以前的 PLM (例如 BERT [23]) 主要使用 32 位浮点数 (FP32) 进行预训练。近年来，为了预训练极大的语言模型，一些研究 [196] 开始利用 16 位浮点数 (FP16)，以减少内存使用和通信开销。此外，由于流行的 NVIDIA GPU (例如 A100) 具有的 FP16 计算单元是 FP32 的两倍，FP16 的计算效率可以进一步提高。然而，现有的研究发现，FP16 可能导致计算精度的损失 [59, 69]，影响最终的模型性能。为了解决这个问题，一种替代方案称为 *Brain Floating Point (BF16)*

已被用于训练，它比 FP16 分配更多的指数位和更少的有效位。对于预训练而言，BF16 通常比 FP16 在表示准确性方面表现更好 [69]。

整体训练建议: 在实践中，上述训练技术，特别是 3D 并行技术，通常会联合使用以提高训练吞吐量和大模型加载。例如，研究人员已经将 8 路数据并行、4 路张量并行和 12 路流水线并行纳入到 BLOOM [69] 的 384 个 A100 GPU 上进行训练。目前，开源库如 DeepSpeed [65]、Colossal-AI [137] 和 Alpa [202] 可以很好地支持这三种并行训练方法。为了减少内存冗余，可以使用 ZeRO、FSDP 和激活 c 重计算 (activation recomputation) 技术 [68, 203] 来训练 LLM，这些技术已经集成到 DeepSpeed、PyTorch 和 Megatron-LM 中。此外，混合精度训练技术，如 BF16，也可以利用来提高训练效率和减少显存使用，但需要硬件的必要支持 (如 A100 GPU)。由于训练大模型是一个耗时的过程，因此在早期阶段预测模型性能并检测异常问题将非常有用。为此，GPT-4 [45] 最近引入了一种基于深度学习堆栈的新机制，称为可预测扩展，可以使用更小的模型对大模型进行性能预测，这对于开发 LLM 可能非常有用。在实践中，人们还可以进一步利用主流深度学习框架所支持的训练技术。例如，PyTorch 支持完全分片数据并行训练算法 FSDP [201] (即 fully sharded data parallel)，如果需要，可以将部分训练计算卸载到 CPU 上。

除了上述训练策略，提高使用 LLM 的推理速度也很重要。通常，量化技术被广泛用于减少 LLM 推理阶段的时间和空间开销 [204]。虽然会损失一些模型性能，但量化语言模型具有更小的模型大小和更快的推理速度 [97, 205, 206]。对于模型量化，INT8 量化是一个流行的选择 [205]。此外，一些研究工作尝试开发更激进的 INT4 量化方法 [97]。最近，包括

BLOOM²⁰、GPT-J²¹和 ChatGLM²²在内的公开可用的语言模型，已经将量化模型副本发布到 Hugging Face 上。

5 大语言模型的适配微调

在预训练后，LLM 可以获得解决各种任务的通用能力。然而，越来越多的研究表明，LLM 的能力可以进一步适配 (adapting) 到特定的目标。本节中，我们将介绍两种适配预训练后的 LLM 的方法：指令微调 (instruction tuning) 和对齐微调 (alignment tuning)。前一种方法旨在增强 (或解锁) LLM 的能力，而后一种方法旨在将 LLM 的行为与人类的价值观或偏好对齐。进一步，我们还将讨论用于模型快速适配的高效微调方法。接下来，我们将详细介绍这两种方法。

表 6

可用于指令微调的任务集合。其中 OIG 是一个现有任务集合的大型合集。

集合	时间	任务类型数量	任务数量	样本数量
Nat. Inst. [207]	2021 年 04 月	6	61	19.3 万
CrossFit [208]	2021 年 04 月	13	160	710 万
FLAN [62]	2021 年 09 月	12	62	440 万
P3 [209]	2021 年 10 月	13	267	1210 万
ExMix [210]	2021 年 11 月	11	107	1800 万
UnifiedSKG [211]	2022 年 01 月	6	21	81.2 万
Super Nat. Inst. [93]	2022 年 04 月	76	1616	500 万
MVPCorpus [212]	2022 年 06 月	11	77	4100 万
xP3 [98]	2022 年 11 月	17	85	8100 万
OIG ²³	2023 年 03 月	-	-	4300 万

5.1 指令微调

本质上，指令微调是在自然语言格式的实例 (instance) 集合上微调预训练后的 LLM 的方法 [62]。这种方法与有监督微调 [61] 和多任务提示训练 [28] 密切相关。为了进行指令微调，我们首先需要收集或构建指令格式 (instruction-formatted) 的实例。然后，我们使用这种格式的实例以有监督的方式微调 LLM (例如使用序列到序列的损失进行训练)。指令微调后，LLM 可以展现出泛化到未见过任务的卓越能力 [28, 62, 64]，即使在多语言场景下也能有不错表现 [98]。

最近的一篇综述 [213] 系统性地概述了指令微调。相比之下，我们主要关注在 LLM 上指令微调的效果，并提供详细的实例收集和模型微调的方法和策略。此外，我们还讨论了用指令微调来满足用户实际需求的方法，这在现有的 LLM 中被广泛应用，例如 InstructGPT [61] 和 GPT-4 [45]。

5.1.1 格式化实例的构建

通常情况下，一个指令格式的实例包括一个任务描述 (称为指令)、一对输入-输出以及少量示例 (可选)。作为重要的公共资源，现有的研究已经发布了大量带标注的自然语言格式的数据 (可见表 6 中的可用资源列表)。接下来，我们将介绍两种主要的构建格式化实例的方法 (可见图 5 中的插图)，然后讨论几个构建实例关键因素。

格式化已有数据集：在指令微调被提出之前，几项早期的研究 [210, 212, 214, 215] 通过收集来自不同领域 (例如文本摘要、文本分类和翻译) 的实例来创建有监督的多任务训练数据集。作为指令微调实例的一种重要来源，用自然语言的任务描述来格式化这些多任务训练数据集是相当方便的。具体来说，最近的工作 [28, 61, 62, 93] 使用人类撰写的任务描述来增广带标注的数据集，这些描述通过解释任务目标来指导 LLM 理解任务。例如，在图 5 (b) 中，每个问答任务的实例都添加了一个任务描述“请回答下列问题”。在指令微调之后，LLM 可以通过遵循任务描述很好地泛化到其他未见过的任务上 [28, 62, 64]。特别地，指令被证明是影响 LLM 任务泛化能力的关键因素 [62]。为了更好地为指令微调生成标注实例，一种名为 PromptSource 的众包平台 [209] 被提出，可以有效地创建、共享和验证不同数据集的任务描述。此外，一些研究 [28, 212, 216] 还尝试通过为指令微调特殊设计的任务描述，来反转已有实例的输入-输出对。例如，对于一个已有的问题-答案对，我们可以通过基于以问题预测答案的方式来创建一个新实例 (例如，“请基于以下答案生成一个问题:”)。此外，还有一些工作 [217] 利用启发式任务模板将大量无标注的文本转换为带标注的实例。

格式化人类需求：尽管大量的训练实例已经通过添加指令进行格式化，但它们主要来自公共的 NLP 数据集，任务描述缺乏多样性或与人类真实需求不匹配 [61]。为了解决这个问题，InstructGPT [61] 建议采用真实用户提交给 OpenAI API 的查询作为任务描述。用户查询以自然语言表示，很适合引导出 LLM 遵循指令的能力。此外，为了丰富任务的多样性，标注者还要为真实生活中的任务编写指令，包括开放式生成、开放式问答、头脑风暴和聊天等。然后让另一组标注人员直接按照将这些指令作为输出进行回答。最后，将指令 (即采集的用户查询) 和期望的输出 (即人工编写的答案) 配对作为一个训练实例。值得注意的是，InstructGPT 还将这些以自然语言格式化的真实世界任务用于对齐微调 (在第 5.2 节中讨论)。进一步地，GPT-4 [45] 还设计了潜在高风险的指令，并监督微调模型拒绝这些指令以确保安全。此外，为减轻人工标注的负担，几种半自动化的方法 [218-220] 提出将现有实例输入到 LLM 中生成多样的任务描述和实例来构建实例。

构建实例的关键因素：指令实例的质量对模型的性能有重要影响。在此，我们讨论了一些实例构建中的关键因素。

20. <https://huggingface.co/joaoalvarenga/bloom-8bit>

21. <https://huggingface.co/hivemind/gpt-j-6B-8bit>

22. <https://huggingface.co/THUDM/chatglm-6b-int8>

23. <https://laion.ai/blog/oig-dataset/>

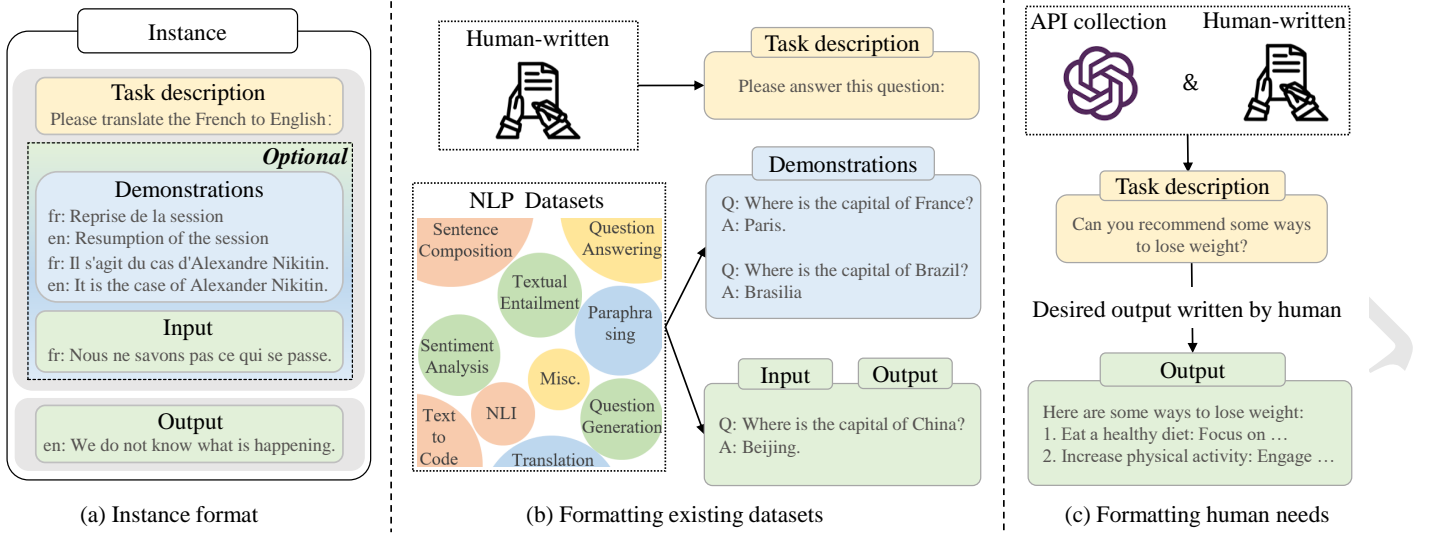


图 5. 格式化实例和两种构造指令格式实例的方式的示意图。

● **增加指令**：大量研究已经证明扩大任务数量可以极大地提高 LLM 的泛化能力 [28, 62, 93]。随着任务数量的增加，模型性能最初呈现连续增长的趋势；但任务数量达到一定水平时，模型性能的提升变得微不足道 [64, 93]。一个合理的猜测是，一定数量的代表性任务可以提供相对充足的知识，而添加更多的任务可能不会带来额外的收益 [64]。此外，从例如长度、结构和创造力等多个方面增强任务描述的多样性也是有益的 [28]。至于每个任务所需的实例数量，已有研究发现少量实例通常可以使模型的泛化性能达到饱和 [62, 64]。然而，将某些任务的实例数量进一步增加（例如数百个）可能会潜在地导致过拟合并影响模型性能 [93]。

● **设计格式**：指令的格式设计也是影响 LLM 泛化性能的一个重要因素 [93]。通常来说，我们可以向现有数据集的输入-输出对添加任务描述和可选的示例，其中任务描述是 LLM 理解任务 [93] 的最关键部分。此外，使用适当数量的示例作为示范 [64]，对模型可以产生实质性的改进，这也减轻了其对指令工程的敏感性 [62, 64]。然而，将其他部分（例如避免事项、原因和建议）添加到指令中对 LLM 的性能提升十分轻微，甚至会产生不利的影响 [93, 207]。为了引出 LLM 的逐步推理能力，一些最近的工作 [64] 建议包含面向推理数据集的 CoT 实例，例如算术推理。已经有研究表明，同时使用包含和不包含 CoT 的样本微调 LLM，可以在各种下游任务中取得良好的性能，包括需要多级推理能力的任务（例如常识问答和算术推理），以及不需要多级推理的任务（例如情感分析和抽取式问答） [64, 99]。

总的来说，指令多样性似乎比实例数量更重要，因为表现良好的 InstructGPT [61] 和 Alpaca [220] 使用的指令（或实例）比 Flan 系列的 LLM [62, 64] 数量更少但更加多样化。此外，邀请标注者构建人类真实需求的任务比使用特定数据集的任务更有用。但是，目前仍然缺乏如何标注来满足人类需

求指令的指南，使得任务构建在某种程度上更具启发性。为减少人力成本，我们可以重用现有的格式化数据集（表6），或使用现有的 LLM 自动构建指令 [218]。

5.1.2 指令微调策略

与预训练不同，因为只需要使用较少数量的实例进行训练，指令微调通常更加高效。指令微调可以被视为一个有监督的训练过程，其优化过程与预训练有一些不同 [64]，比如训练目标函数（如序列到序列的损失）和优化参数设置（如更小的批量大小和学习率）。这些细节需要在实践中特别注意。除了这些优化参数设置，指令微调还需要考虑两个重要方面：

平衡数据分布：由于指令微调涉及多种任务的混合，因此在微调过程中平衡不同任务的比例非常重要。一种广泛使用的方法是实例比例混合策略 [87]，即将所有数据集合并，然后从混合数据集中按比例采样每种实例。此外，根据最近的研究发现 [64, 99]，提高高质量数据集（例如 FLAN [62] 和 P3 [209]）的采样比例通常可以带来性能提升。同时，在指令微调期间通常会设置一个最大容量，以限制数据集中可以包含的最大实例数 [87]，这是为了防止较大的数据集挤占整个采样集合 [87, 99]。在实践中，根据不同的数据集，最大容量通常设置为几千或几万个实例 [62, 64]。

结合指令微调和预训练：为了使微调过程更加有效和稳定，OPT-IML [99] 在指令微调期间加入了预训练数据，这可以看作是对模型的正则化（regularization）。此外，一些研究并没有使用单独的两阶段训练过程（预训练和指令微调），而是尝试混合使用预训练数据（即纯文本）和指令微调数据（即指令格式数据），用多任务学习的方式从头训练模型 [87, 210]。具体而言，GLM-130B [97] 和 Galactica [34] 将指令格式数据集作为预训练语料库的一小部分来预训练 LLM，这有可能同时获得预训练和指令微调的优势。

5.1.3 指令微调的效果

在这部分中，我们讨论了指令微调对 LLM 的两个主要方面的影响。

性能改进：尽管指令微调仅在有限数量的数据上进行了微调，但已成为改进或发掘 LLM 能力的重要方式 [64]。最近的研究在多个规模上（从 7700 百万到 5400 亿不等）对 LM 进行了实验，表明不同规模的模型都可以从指令微调中受益 [64, 216]，随着参数规模的增加，性能也得到了提升 [98]。此外，经过指令微调的较小模型甚至可以比未经微调的较大模型表现更好 [28, 64]。除了模型规模外，指令微调在不同的模型架构、预训练目标和模型适配方法上都展现出稳定的改进效果 [64]。在实践中，指令微调向现有 LM（包括小型 PLM）的能力提升提供了一种通用的方法 [64]。此外，与预训练相比，因为 LLM 所需的指令数据数量明显少于预训练数据，指令微调成本较低。

任务泛化性：指令微调鼓励模型理解用于完成任务的自然语言指令。它赋予 LLM 遵循人类指令执行特定任务的能力（通常被视为一种涌现能力），即使在未见过的任务上也能够执行 [64]。大量研究已经证实了指令微调在已见过和未见过的任务上都有卓越的性能表现 [99, 216]。此外，指令微调还被证明可以帮助缓解 LLM 的一些弱点（例如生成重复内容或补全输入但不完成相应任务）[61, 64]，从而使 LLM 具有更强的解决现实世界任务的能力。此外，使用了指令微调训练的 LLM 可以泛化到其他语言的相关任务上。例如，BLOOMZ-P3 [98] 基于 BLOOM [69] 在纯英文 P3 任务集合 [209] 上进行微调。有趣的是，在多语言的句子补全任务中，BLOOMZ-P3 相比于 BLOOM 仍有超过 50% 的性能提升。这表明指令微调可以帮助 LLM 从仅纯英文数据集中获取通用的解决任务能力，并将这些能力传递到其他语言上 [98]。此外，研究还发现，在多语言的任务中，仅使用英文指令就可以产生令人满意的结果 [98]，从而减少针对特定语言的指令工程的工作量。

5.2 对齐微调

这部分首先介绍对齐微调的背景，包括其定义和标准，然后重点讨论用于对齐 LLM 的人类反馈数据的收集，最后探讨用人类反馈进行强化学习（RL）以对齐微调的关键技术。

5.2.1 对齐微调的背景和标准

背景：LLM 在多个自然语言处理任务上展示出了惊人的能力 [55, 56, 62, 95]。但是，这些模型有时可能表现出预期之外的行为，例如编造虚假信息、追求不准确的目标，以及产生有害的、误导性的和有偏见的表达 [61, 221]。对于 LLM 而言，模型参数的预训练使用了语言建模的目标，即用单词预测进行预训练，但这没有考虑到人类的价值观或偏好。为了避免这些预期外的行为，一些研究 [61, 113] 提出了人类对齐，使得 LLM 的行为能够符合人类期望。但是，与原先的预训练和适

配微调（例如指令微调）相比，对齐微调需要考虑的标准（例如有用性、诚实性和无害性）十分不同。已有研究表明对齐微调可能会在某种程度上损害 LLM 的通用能力，这在相关研究中被称作对齐税 [61, 222, 223]。

对齐的标准：近期，越来越多的研究致力于为规范 LLM 的行为制定多样化的标准。在此，我们选取三个具有代表性的对齐标准（即有用性、诚实性、无害性）作为要讨论的例子，这些标准已在现有文献中得到广泛采纳 [61, 221, 222]。除此以外，从不同视角出发，针对 LLM 还有其他在本质上相似、或使用相似的对齐技术的对齐标准，涵盖了其行为、意图、激励和模型内在层面 [221]。根据不同需求，修改上述三个对齐标准也是切实可行的，例如将诚实性替换为正确性 [113]，或者关注某些特定的标准 [223]。接下来，我们将对上述三个代表性的对齐标准给出简要的解释：

- **有用性：**LLM 为了达到有用性，应当尽其所能以简明扼要且高效的方式帮助用户解决任务或回答问题。当需要进一步阐明问题时，更高水平的 LLM 应展示出通过提出恰当的问题来获取额外相关信息的能力，并表现出合适的敏感度、洞察力和审慎度 [222]。对齐微调实现 LLM 的有用性具有挑战性，因为准确定义和衡量用户的意图很困难 [221]。

- **诚实性：**在基本层面上，诚实的 LLM 应该向用户提供准确的内容，而不会捏造信息。更进一步，LLM 在输出时传达适当程度的不确定性至关重要，以避免任何形式的欺骗或信息误传。这需要模型了解其能力和知识水平（例如“知道自己不知道什么”）。根据过去的研究 [222]，与有用性和无害性相比，诚实性是一个更客观的标准，因此诚实性对齐依赖的人力可能更少。

- **无害性：**无害性要求模型生成的语言不得是冒犯性或歧视性的。在最大限度地发挥其能力的前提下，模型应能够检测到隐蔽的为恶意目的而发送的请求。理想情况下，当模型被诱导去执行危险行为（如犯罪）时，LLM 应礼貌地拒绝。然而，哪些行为被认为是有害的以及在多大程度上有害因不同的个人或社会而不同 [222]，这在很大程度上取决于谁在使用 LLM、提出的问题类型以及使用 LLM 的背景（如时间）。

我们可以看到的，这些对齐的标准相当主观，是基于人类认知制定的。因此，很难将它们直接制定为 LLM 的优化目标。但是，在现有的研究中，有许多方法可以在对齐微调时达到这些标准。一个有前景的技术是红队攻防 [85, 224]，它以对抗性的方式手动或自动地探测 LLM，使之生成有害输出，然后再更新模型防止此类输出。

5.2.2 人类反馈的收集

在预训练阶段，LLM 使用大规模语料库，以语言建模为训练目标进行训练。然而，这样的训练目标缺乏人类对 LLM 输出的主观和定性评估（在本综述中称为人类反馈）。高质量的人类反馈对于将 LLM 向人类的偏好和价值观对齐非常重要。在

本部分，我们将讨论如何筛选出优秀的人类标注者来进行反馈数据收集。

标注人员的选择：在现有的工作中，生成人类反馈数据的主要方法是人工标注 [61, 113, 225]。这凸显了人类标注者在反馈收集的重要作用。为了提供高质量的反馈数据，标注人员应具有合格的教育水平和优秀的英语能力。例如，Sparrow [113] 要求标注人员在英国出生，母语为英语，并且至少获得本科学历。此外，在 [223] 中，高优先级任务中的标注人员约一半是从 Amazon Mechanical Turk 平台上招募的拥有硕士学位的美国本土人员。即便如此，一些研究 [82, 225] 发现标注人员与研究人员的意图仍然会不匹配，这可能使得人类反馈质量下降并导致 LLM 产生预期外的输出。为了解决这个问题，InstructGPT [61] 进一步实施了筛选过程，通过评估标注人员与研究人员之间意图的一致性来选择标注人员。具体而言，研究人员首先标注少量的数据，然后衡量他们自己和标注人员之间的标注一致性。选择一致性最高的标记者继续后续的标注工作。一些其他的工作 [226] 使用一组“优秀标注者”来确保人类反馈的高质量。研究人员评估标注人员的表现，并选择一组表现良好的人类标注员（例如高一致性）作为优秀标注者。优秀标注者将优先与研究人员合作后续的研究。在标注人员进行标注的过程中，提供详细的标注指令与实时的指导是有帮助的 [82]，可以进一步规范标注结果。

人类反馈的收集：在现有的工作中，主要有三种方法从人类标注者中收集反馈和偏好数据。

- **基于排序的方法：**在早期的工作中 [225, 227]，标注人员通常以较为粗略的方式（即只选择最佳的候选结果）评估模型生成的输出结果，而不考虑更精细的对齐标准。然而，不同的标注者可能对最佳候选结果的选择持有不同的意见；同时，这种方法忽略了未被选中的样本。这可能导致不准确或不完整的人类反馈。为了解决这个问题，随后的研究 [113, 223] 引入了 Elo 评分系统，通过一一比较所有候选输出结果来生成一个偏好排序。候选输出的排序将用于调整模型更倾向的输出，从而产生更可靠和更安全的结果。

- **基于问题的方法：**此外，通过回答研究人员设计的特定问题，标注人员可以提供更详细的反馈 [72]，这些问题能够覆盖不同的对齐标准以及其他对 LLM 的约束条件。特别地，在 WebGPT [72] 中，为了帮助模型从检索到的文档中过滤和利用相关信息，标注人员需要回答关于检索到的文档对于回答给定输入是否有帮助的选择题。

- **基于规则的方法：**此外，在许多研究中，基于规则的方法也被用来提供更详细的人类反馈。作为一个经典例子，Sparrow [113] 不仅选择了标注人员挑选的最佳回复，还设计了一系列规则来测试模型生成的回复是否符合有用、正确和无害的对齐标准。通过这种方式，研究人员可以获得两种类型的人类反馈数据：（1）通过一一比较模型输出结果的质量来获得偏好反馈，和（2）通过收集人类标注者的评估（即针对输

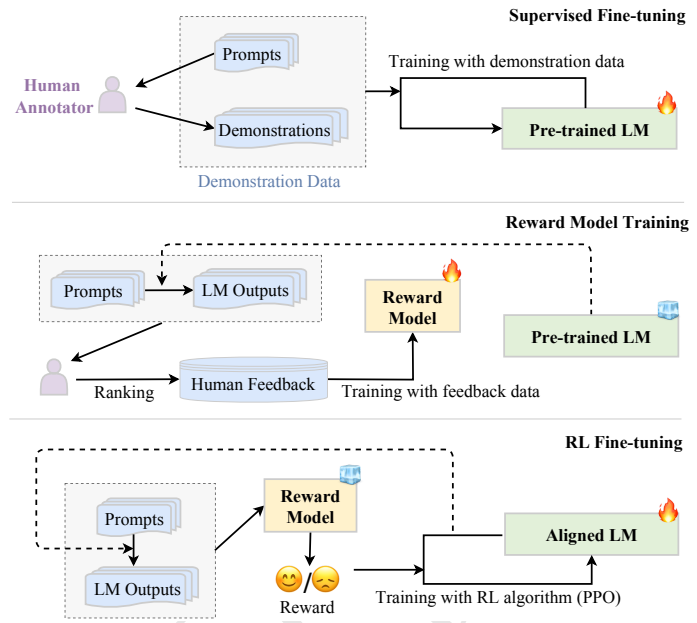


图 6. RLHF 算法工作流。

出结果违反规则的程度打分)来获得规则反馈。此外，GPT-4 [45] 利用一组（基于 GPT-4 本身的）零样本分类器作为基于规则的奖励模型，可以自动地确定模型生成的输出是否违反了一组人类编写的规则。

接下来，我们将重点关注一种被广泛应用于 LLM（如 ChatGPT）中的技术，即基于人类反馈的强化学习（RLHF）。在下面，我们将介绍如何通过学习人类针对 LLM 回答用户请求的反馈，来实现在第 5.2.1 节中介绍的对齐标准。

5.2.3 基于人类反馈的强化学习

为了使 LLM 与人类价值观保持一致，人们提出了 RLHF [70, 225]，使用收集到的人类反馈数据对 LLM 进行微调，有助于改进对齐的指标（例如，有用性，诚实性和无害性）。RLHF 采用强化学习（RL）算法（例如，近端策略优化（Proximal Policy Optimization, PPO）[81]）通过学习奖励模型使 LLM 适配人类反馈。这种方法将人类纳入训练的循环中来开发对齐得良好的 LLM，如 InstructGPT [61]。

基于人类反馈的强化学习系统：RLHF 系统主要包括三个关键组件：要对齐的 PLM、从人类反馈中学习的奖励模型，以及训练 LM 的 RL 算法。具体来说，PLM 通常是一个生成模型，它使用现有的 PLM 参数进行初始化。例如，OpenAI 在其第一个主流的 RLHF 模型 InstructGPT [61] 中使用 1750 亿参数量的 GPT-3，而 DeepMind 在其 GopherCite 模型 [226] 中使用 2800 亿参数模型 Gopher [59]。此外，奖励模型（RM）提供（学习得到的）指导信号，这些信号反映了人类对 LM 生成的文本的偏好，通常以标量值的形式表示。奖励模型通常具有两种形式：经过微调的 LM 或使用人类偏好数据重新训练的 LM。现有工作通常采用与要对齐的 LM [61, 226] 具

有不同参数尺度的奖励模型。例如，OpenAI 使用 60 亿参数量的 GPT-3，DeepMind 使用 70 亿参数量的 Gopher 作为奖励模型。最后，为了使用来自奖励模型的信号优化 PLM，我们设计了一种特定的 RL 算法用于大规模模型的微调。具体地，PPO [81] 是一种在现有工作中广泛使用的 RL 对齐算法 [61, 113, 226]。

基于人类反馈的强化学习的关键步骤：图 6 说明了 RLHF 的整个三步过程 [61, 82]，具体如下所述。

- **监督微调：**为了使 LM 具有初步执行所需行为的能力，通常需要收集一个包含输入提示（指令）和所需输出的监督数据集，以对 LM 进行微调。这些提示和输出可以在确保任务多样性的情况下由人工标注人员针对某些特定任务编写。例如，InstructGPT [61] 要求人工标注者编写提示（例如，“列出五个关于我如何重拾对职业热情的想法”）和一些生成式任务（如开放域问答、头脑风暴、聊天和重写）的期望输出。请注意，第一步在特定的场景中是可选的。

- **训练奖励模型：**第二步是使用人类反馈的数据训练 RM。具体来说，我们向 LM 中输入采样的提示（来自监督数据集或人类生成的提示），以生成一定数量的输出文本，然后邀请人工标注员为这些输入-输出对标注偏好。标注过程可以以多种形式进行，常见的做法是对生成的候选文本进行排序标注，这样可以减少因标注者不同带来的差异。最后，训练 RM 预测人类偏好的输出。在 InstructGPT 中，标注员将模型生成的输出从最好到最差进行排名，然后训练 RM（即 60 亿参数量的 GPT-3）来预测排名。

- **强化学习微调：**在这一步骤中，LM 的对齐微调可以被形式化为 RL 问题。在这种情况下，RL 问题的策略（policy）由 PLM 给出（将提示作为输入并返回输出文本），行动空间（action space）是 LM 的词表，状态（state）是目前生成的 token 序列，奖励（reward）则由 RM 提供。为了避免 LM 显著偏离初始（微调前）的模型，通常在奖励函数中纳入一项惩罚项。例如，InstructGPT 在使用 PPO 算法对抗 RM 来优化 LM 时，对于每个输入提示，InstructGPT 计算当前 LM 和初始 LM 生成的结果之间的 KL 散度作为惩罚项。值得注意的是，可以通过多次迭代第二步和最后一步来更好地对齐 LLM。

5.3 高效微调

在上文中，我们讨论了指令微调和对齐微调的方法，以使 LLM 适应特定的目标。由于 LLM 包含大量的模型参数，进行全参数微调将会有较大开销。在本节中，我们将讨论如何对 LLM 进行高效微调。我们首先回顾几种用于 Transformer 语言模型的代表性参数高效微调方法，然后总结现有关于参数高效微调 LLM 的工作。

5.3.1 参数高效微调方法

在现有文献中，参数高效微调（parameter-efficient fine-tuning）[228, 228–231] 是一个重要的课题，旨在减少可训练参数的数量，同时尽可能保持良好的性能。接下来，我们将简要回顾四种用于 Transformer 语言模型的参数高效微调方法，包括适配器微调（adapter tuning）、前缀微调（prefix tuning）、提示微调（prompt tuning）和低秩适配（LoRA）。

适配器微调：适配器微调在 Transformer 模型中引入了小型神经网络模块（称为适配器）[232]。为了实现适配器模块，在 [232, 233] 中提出了一个瓶颈架构，它首先将原始特征向量压缩到较小的维度（然后进行非线性变换），然后将其恢复到原始维度。适配器模块将被集成到每个 Transformer 层中，通常使用串行插入的方式，分别在 Transformer 层的两个核心部分（即注意力层和前馈层）之后。另外，在 Transformer 层中也可以使用并行适配器 [234]，其将两个适配器模块与注意力层和前馈层并行放置。在微调过程中，适配器模块将根据特定的任务目标进行优化，而原始语言模型的参数将在此过程中保持不变。通过这种方式，我们可以在微调过程中有效地减少可训练参数的数量。

前缀微调：前缀微调 [229] 在语言模型的每个 Transformer 层前添加了一系列前缀，这些前缀是一组可训练的连续向量。这些前缀向量具有任务的特异性，可以视为虚拟的 token 嵌入。为了优化前缀向量，文章 [229] 提出了一种重参数化技巧，即学习一个将较小矩阵映射到前缀参数矩阵的 MLP 函数，而不是直接优化前缀。经证明，该技巧对于稳定训练很有帮助。优化后，映射函数将被舍弃，只保留派生的前缀向量以增强与特定任务相关的性能。由于只有前缀参数会被训练，因此可以实现参数高效的模型优化。类似于前缀微调，p-tuning v2 [235] 特别为自然语言理解而在 Transformer 架构中引入了逐层提示向量，并且还利用多任务学习来联合优化共享的提示。已经证明，它能有效提高不同参数规模的模型在自然语言理解任务上的性能。

提示微调：与前缀微调不同，提示微调 [230, 236] 主要是在输入层中加入可训练的提示向量²⁴。基于离散提示方法 [238, 239]，它通过包含一组软提示 token（以自由形式 [236] 或前缀形式 [230]）来扩充输入文本，然后将扩充后的输入用于解决特定的下游任务。在实现中，任务特定的提示嵌入与输入文本嵌入相结合，然后输入到语言模型中。P-tuning [236] 提出了一种自由形式来组合上下文、提示和目标 token，适用于自然语言理解和生成的架构。他们还通过双向 LSTM 学习了软提

24. 这里，提示微调指的是一类相关高效微调方法的范畴，例如 [230, 236, 237] 中的工作，而不是像在 [230] 中使用的特定方法。事实上，基于前缀的微调方法 [229, 235] 也可以被视为提示方法，它们在 [235] 中被称为深度提示微调。然而，在本综述中，提示微调特指，在 LLM 的语境下只在输入层中包含提示 token 的方法。我们将 p-tuning v2 [235] 归类为前缀微调的一种，因为它在语言模型中引入了逐层提示。

示 token 的表示。另一种称为提示微调的代表性方法 [230]，直接在输入前加入前缀提示。在训练过程中，只有提示嵌入会根据特定任务的监督进行学习。然而，由于该方法在输入层只包含少量可训练参数，已发现其性能高度依赖底层语言模型的能力 [230]。

低秩适配：低秩适配 (LoRA) [231] 通过添加低秩约束来近似每层的更新矩阵，以减少适配下游任务的可训练参数。考虑优化参数矩阵 \mathbf{W} 的情况。更新过程可以写成一般形式： $\mathbf{W} \leftarrow \mathbf{W} + \Delta\mathbf{W}$ 。LoRA 的基本思想是冻结原始矩阵 $\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ，同时通过低秩分解矩阵来近似参数更新矩阵 $\Delta\mathbf{W} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{B}^\top$ ，其中 $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times k}$ 和 $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{n \times k}$ 是用于任务适配的可训练参数， $r \ll \min(m, n)$ 是降低后的秩。LoRA 的主要优点是可以大大节省内存和存储使用（例如 VRAM）。此外，人们可以只保留一个大型模型副本，同时保留多个用于适配不同下游任务的特定低秩分解矩阵。此外，还有几项研究讨论了如何以更有原则的方法设置秩，例如基于重要性分数的分配 [240] 和无需搜索的最优秩选择 [241]。

除了上述方法，还有大量关于 Transformer 语言模型的高效微调的研究。然而，对于高效微调的更全面讨论超出了本文的范围，可以在相关论文中找到 [228, 234]。

5.3.2 大语言模型上的参数高效微调

随着 LLM 的兴起，高效微调吸引了越来越多的研究关注，以开发一种更轻量级的下游任务适配方法。

特别地，LoRA [231] 已广泛应用于开源 LLM（如 LLaMA 和 BLOOM）以实现参数高效微调。在这些研究尝试中，LLaMA 及其变体因其参数高效微调而受到了广泛关注。例如，Alpaca-LoRA [242] 是通过 LoRA 训练出的 Alpaca [220]（一个经过微调的 70 亿 LLaMA 模型，包含 5.2 万个人类指示遵循演示）的轻量级微调版本。在不同语言或模型大小方面，都有对 Alpaca-LoRA 广泛的探索，可以在收集页面找到²⁵。此外，LLaMA-Adapter [243] 将可学习的提示向量插入到每个 Transformer 层中，其中提出了零初始化的注意力，通过减轻欠拟合提示向量的影响以改善训练。此外，他们还将此方法扩展到多模态设置，如视觉问答。

此外，一项实证研究 [233] 检验了不同微调方法对语言模型的影响。他们比较了四种高效微调方法，包括串行适配器微调 [232]、并行适配器微调 [234, 244] 和 LoRA [231]，在三个开源 LLM（GPT-J (6B)、BLOOM (7.1B) 和 LLaMA (7B)）上进行评估。根据在六个数学推理数据集上的实验结果，他们发现这些高效微调方法在困难任务上表现不如参考基准模型 GPT-3.5，但在简单任务上表现相当。总体而言，LoRA 在这些比较方法中表现相对较好，同时使用的可训练参数明显较少。

25. <https://github.com/tloen/alpaca-lora>

作为重要资源，PEFT 代码库 [245]（代表参数高效微调）已在 GitHub 上发布²⁶。它包括了几种广泛使用的高效微调方法，包括 LoRA [231]/AdaLoRA [240]、前缀微调 [229, 235]、P-Tuning [236] 和提示微调 [230]。此外，它支持多个语言模型，如 GPT-2 和 LLaMA，还涵盖了几个代表性的视觉 Transformer 模型（如 ViT 和 Swin Transformer）。

正如在第 5.3.1 节中讨论的，现有文献中提出了大量高效微调方法。然而，大多数方法都是在小型 PLM 上进行测试的，而不是在 LLM 上进行的。到目前为止，有关不同高效微调方法对不同设置或任务下 LLM 的影响仍缺乏深入的研究。

6 使用

经过预训练或适配微调之后，使用 LLM 的主要方法是为解决各种任务设计适当的提示策略。一种典型的提示方法是将任务描述和（或）示范（demonstration）以自然语言文本的形式表达的上下文学习（*in-context learning, ICL*）[50, 55]。此外，采用思维链提示（*chain-of-thought prompting*）[32] 可以通过将一系列中间推理步骤加入提示中来增强 ICL。接下来，我们将详细介绍这两种技术的细节。

6.1 上下文学习

作为一种特殊的提示形式，ICL 在 GPT-3 [55] 中首次被提出，而后成为使用 LLM 的典型方法。

6.1.1 上下文学习的形式

根据 [55] 中的描述，ICL 使用一种由任务描述和（或）作为示范的几个任务样例构成的自然语言提示。图7是 ICL 的示意图。首先，以任务描述作为开始，从任务数据集中选择一些样例作为示范。然后，以特别设计的模板形式将它们按照特定的顺序组合成自然语言提示。最后，将测试样例添加到 LLM 的输入中以生成输出。基于任务示范，LLM 可以在没有显式梯度更新的情况下识别和执行新任务。

形式上，设 $D_k = \{f(x_1, y_1), \dots, f(x_k, y_k)\}$ 代表由 k 个样例组成的一组示范，其中 $f(x_k, y_k)$ 是将第 k 个任务样例转换为自然语言提示的函数。给定任务描述 I 、示范 D_k 以及新的输入查询 x_{k+1} ，LLM 生成的输出 \hat{y}_{k+1} 的预测可以用如下公式表示²⁷：

$$\text{LLM}(I, \underbrace{f(x_1, y_1), \dots, f(x_k, y_k)}_{\text{示范}}, \underbrace{f(x_{k+1}, \quad)}_{\text{输入}} \underbrace{\quad}_{\text{答案}}) \rightarrow \hat{y}_{k+1}. \quad (6)$$

其中，真实的答案 y_{k+1} 留白，来由 LLM 预测。因为 ICL 的性能非常依赖示范，在提示中合理地设计它们是一个重要的

26. <https://github.com/huggingface/peft>

27. ICL 首次在 GPT-3 论文 [55] 中被引入时，被定义为任务描述和示范的组合，其中任何一个部分都是可选的。按照这个定义，当 LLM 仅通过任务描述来解决一个未见过的任务时，也可以被视为通过 ICL 来解决任务，而指令微调可以增强 ICL 能力。



图 7. 一个关于上下文学习 (ICL) 和思维链 (CoT) 提示的比较说明。ICL 通过自然语言描述、多个样例和查询来提示 LLM。而 CoT 提示涉及提示中的一系列中间推理步骤。

问题。根据式 (6) 的构建过程，我们着眼于提示中示范格式化的三个主要方面，包括：选择组成示范的样例，用函数 $f(\cdot)$ 将每个样例格式化为提示，以及用合理的顺序排列示范。

综述论文 [50] 对 ICL 进行了综合的回顾，我们建议读者参考它以获得关于该主题更加普遍和详细的讨论。和这篇综述相比，我们特别关注应用 ICL 使用 LLM 时的两个主要方面，即示范设计以及 ICL 背后的机制。此外，ICL 还与指令微调（在 5.1 中已讨论）有着密切的联系，因为它们都将任务或样例转化为自然语言的形式。然而，指令微调需要微调 LLM 来增强适配，而 ICL 仅仅是以提示的方式来使用 LLM。此外，指令微调可以提高 LLM 执行目标任务的 ICL 能力，尤其是在零样本设置时（仅使用任务描述）[64]。

6.1.2 示范设计：

多项研究表明，ICL 的有效性在很大程度上受到示范设计的影响 [246–248]。根据 6.1.1 节中的讨论，我们将主要从三个方面介绍 ICL 的示范设计，即示范选择、格式和顺序。

示范选择： 根据 [249]，不同的示范对于 ICL 的性能影响非常大；因此，选择一个能够有效发挥 LLM 的 ICL 能力的样例子集很重要。关于示范选择的主要方法有两种，被称作启发式方法和基于 LLM 的方法。

- 启发式的方法：由于其简单性和低成本，现有工作广泛采用启发式方法来选择示范。一些研究采用基于 k -NN 的检索器来选择与查询语义相关的样例 [249, 250]。然而，他们只是针对每一个样例进行单独选择，而不是对整个样例集合进行评估。为了解决这个问题，基于多样性的选择策略被提出，来选择对于特定任务最具代表性的样例集合 [251, 252]。此外，[253] 在选择样例时同时考虑了相关性和多样性。

- 基于大语言模型的方法：另一部分工作利用 LLM 来

选择示例。例如，LLM 可以直接根据添加样例后的性能提升 [254] 评估每个样例的信息量，从而进行选择。此外，EPR [255] 提出了一种两阶段检索方法，首先使用无监督方法（例如 BM25）召回相似的样例，然后使用密集检索器（使用 LLM 标记的正负样例训练）对它们进行排名。作为一种替代方法，可以将示范选择任务建模为一个 RL 问题，其中 LLM 作为奖励函数，为训练策略模型提供反馈 [256]。因为 LLM 在文本标注方面表现良好 [257]，最近的一些研究用 LLM 本身作为没有人工干预的示范生成器 [258, 259]。

总而言之，正如 [260] 中所讨论的，对于上述两种选择方法，ICL 中所选择的示范样例应该包含足够的有关待解决任务的信息，并且与测试查询相关。

示范格式： 在选择任务示范样例后，下一步是将它们整合及格式化为对 LLM 的自然语言提示。一种直接的方法是用相应的输入输出对来实例化预定义的模板 [35]。为了构建更具信息量的模板，一些研究 [64] 考虑添加任务描述，或者通过 CoT 提示 [32] 来增强 LLM 的推理能力。例如，在 [207] 中，作者收集了一个包含人工编写的任务描述的大规模数据集。使用这个数据集微调后，对已见任务的性能提升，LLM 也可以在一定程度上泛化到未见任务上。为了降低标注成本，在 [218] 中，作者提出了一种半自动化方法，通过使用由人工编写的任务描述组成的种子集合来指导 LLM 为新任务生成任务描述。由于人工标注不同任务的示范格式成本较高，一些工作研究了如何自动生成高质量的示范格式。作为两种典型的方法，Auto-CoT [261] 利用 LLM 使用零样本提示 “Let’s think step by step” 来生成中间推理步骤，而 least-to-most 提示 [262] 首先询问 LLM 来执行问题分解，然后利用 LLM 根据先前解决的中间答案依次解决子问题。

示范顺序：LLM 有时会受到顺序偏差的影响，例如会倾向于重复示范结尾附近的答案 [248]。因此，以合理的顺序排列示范（例如任务样例）非常重要。早期的工作提出了一些启发式方法来快速地找到一个良好的顺序。例如，可以直接根据在嵌入空间中示范与查询的相似度来排列 [249]：相似度越高，距离结尾越近。此外，全局和局部熵度量可以用来给不同的示范顺序打分 [247]。受到信息论的启发，一些最近的研究提出最小化压缩和传输任务标签所需的码长来整合更多的任务信息 [263]。然而，这些方法需要额外的标记数据作为用来评估特定示范顺序性能的验证集。为了消除这种需要，在 [247] 中，作者提出从 LLM 本身采样获得验证数据。

6.1.3 底层机制

经过预训练，LLM 可以在不更新的情况下表现出令人惊艳的 ICL 能力。在接下来的内容中，我们将讨论与 LLM 的 ICL 能力有关的关键问题，即“预训练如何影响 ICL 能力”和“LLM 如何在推理阶段执行 ICL”。

预训练如何影响上下文学习？ICL 首次在 GPT-3 [55] 中提出，其表明 ICL 的能力随着模型规模的增大而增强。然而，一些研究表明，小规模 PLM 也可以通过特别设计的训练任务表现出强大的 ICL 能力（例如学习由任务实例和查询组成的输入来预测标签），甚至可能超越规模更大的模型 [264]。这表明，训练任务的设计是影响 LLM 的 ICL 能力的一个重要因素。除了训练任务之外，近期的一些研究还探索了 ICL 与预训练语料之间的关系 [260, 265, 266]；研究表明，ICL 的性能主要取决于预训练语料的来源而非规模 [266]。另一项研究 [265] 深入分析了训练数据分布的影响；他们发现，当训练数据可以被聚类成许多不常见的类别，而不是均匀分布时，模型会表现出 ICL 的能力。此外，在 [260] 中，作者从理论上给出了解释，认为 ICL 是在具备长程连贯性的文档上进行预训练的产物。

大语言模型如何实现上下文学习？在推理阶段，因为 ICL 不涉及显式的学习或更新，研究人员侧重分析在给定示范的情况下 ICL 的能力如何实现。他们通常从梯度下降的角度进行分析，并将 ICL 视为隐式微调 [60, 267]。在这一框架下，ICL 可以解释为：通过前向计算，LLM 生成关于示范的元梯度，并通过注意力机制隐式地执行梯度下降。实验也表明，LLM 中的某些注意力头能够执行与 ICL 能力密切相关的任务无关的原子操作（例如复制和前缀匹配）[268, 269]。为了进一步探索 ICL 的工作机制，一些研究将 ICL 抽象为一种算法学习过程 [270–272]。具体来说，在 [271] 中作者发现，在预训练阶段，LLM 本质上通过其参数对隐式模型进行了编码。而在前向计算阶段，通过 ICL 中提供的示例，LLM 可以实现诸如梯度下降的学习算法，或者直接计算出闭式解以更新这些模型。基于这一解释框架，LLM 能够通过 ICL 有效地学习简单的线性函数，甚至是一些复杂函数（如决策树）[270–272]。

6.2 思维链提示

思维链 (Chain-of-Thought, CoT) [32] 是一种改进的提示策略，旨在提高 LLM 在复杂推理任务中的性能，例如算术推理 [273–275]，常识推理 [276, 277] 和符号推理 [32]。不同于 ICL 中仅使用输入输出对来构造提示，CoT 将可以导出最终输出的中间推理步骤纳入提示中。下面我们将详细介绍使用 CoT 进行 ICL 的方法，并讨论 CoT 提示什么时候起作用及为什么起作用。

6.2.1 使用思维链的上下文学习

通常情况下，CoT 可以在小样本 (few-shot) 和零样本 (zero-shot) 设置这两种主要设置下与 ICL 一起使用。

小样本思维链：小样本 CoT 是 ICL 的一个特例，它通过加入 CoT 推理步骤将每个示范 (输入, 输出) 扩充为 (输入, CoT, 输出)。为了应用此策略，接下来我们讨论两个关键问题，即如何设计合适的 CoT 提示以及如何利用生成的 CoT 推导出最终答案。

- **思维链提示设计：**设计合适的 CoT 提示对于有效引出 LLM 的复杂推理能力至关重要。一种直接的方法是使用多样的 CoT 推理路径（即对于每个问题的多个推理路径），这可以有效增强性能 [278]。另一个基于直觉的想法是，具有复杂推理路径的提示更有可能引出 LLM 的推理能力，这可以提高生成正确答案的准确性 [279]。然而，这两种方法都需要标注 CoT，这限制了它们在实践中使用。为了克服这个限制，Auto-CoT [261] 提出了利用 Zero-shot-CoT [280]（详见“零样本 CoT”部分）通过特别提示 LLM 来生成 CoT 推理路径，从而消除了人工操作。为了提高性能，Auto-CoT 进一步将训练集中的问题分成不同的簇，并选择最接近每个簇质心的问题，它们应该可以很好地代表整个训练集中的问题。尽管小样本 CoT 可以被视为 ICL 的一种特殊提示情况，但相比于 ICL 中的标准提示，示范的顺序似乎对性能影响相对较小：在大多数任务中，重新排序样例导致的性能变化仅仅少于 2% [32]。

- **增强的思维链策略：**除了丰富上下文信息外，CoT 提示还提供了更多推断答案的选项。现有研究主要关注如何生成多个推理路径，并尝试在得到的答案中寻找一致性 [281–283]。例如，*self-consistency* [281] 提出了一种在生成 CoT 和最终答案时新的解码策略。其首先用 LLM 生成多个推理路径，然后对所有答案进行集成（例如通过在这些路径中进行投票来选择最一致的答案）。Self-consistency 极大地提高了 CoT 推理的性能，甚至可以改善一些 CoT 提示的效果差于标准提示的任务（例如闭卷问答和自然语言推理）。此外，[282] 中的作者将 self-consistency 策略扩展为更通用的集成框架（延伸至提示的集成），他们发现多样化的推理路径是 CoT 推理性能提高的关键。上述这些方法可以很容易地集成到 CoT 提示中以提高性能，而无需进行额外的训练。相反地，其他研究则通过训打模型来衡量生成的推理路径的可靠性 [278]，或者持续

地使用 LLM 自己生成的推理路径进行训练 [284, 285] 以提高性能。

零样本思维链: 与小样本 CoT 不同, 零样本 CoT 没有在提示中加入人工标注的任务示范。相反, 它直接生成推理步骤, 然后利用生成的 CoT 来得出答案。零样本 CoT 最初是在 [280] 中被提出的; 其中, 首先通过用 “*Let’s think step by step*” 提示 LLM 来生成推理步骤, 然后通过用 “*Therefore, the answer is*” 提示来得出最终答案。他们发现, 这种策略在模型规模超过一定大小时可以显著提高性能, 但在小规模模型中效果不佳, 这是涌现能力的重要表现。为了在更多任务上解锁 CoT 能力, Flan-T5 和 Flan-PaLM [64] 进一步使用 CoT 进行了指令调整, 有效增强了在未见任务上的零样本性能。

6.2.2 关于思维链的进一步讨论

在这部分中, 我们将讨论两个与 CoT 相关的基本问题, 即 “CoT 何时适用于 LLM” 和 “LLM 为什么能够进行 CoT 推理”。

思维链何时适用于大语言模型? 由于 CoT 是一种涌现能力 [47], 它只能有效增强有 100 亿或更多参数的足够大的模型 [32], 而对小模型无效。此外, 由于 CoT 通过中间推理步骤增强了标准提示, 它的效果主要体现在需要逐步推理的任务 [32], 例如算术推理、常识推理和符号推理。然而, 对于不依赖于复杂推理的其他任务, 它可能会比标准提示表现更差 [282], 例如 GLUE 数据集 [176] 中的 MNLI-m/mm、SST-2 和 QQP。有趣的是, CoT 提示带来的性能提升似乎只有在标准提示表现较差的情况下才会较为显著 [32]。

大语言模型为什么能够进行思维链推理? 我们将从以下两个方面讨论 CoT 的基本机制。

- **思维链能力的来源:** 关于 CoT 能力的来源, 研究人员普遍假设其可以归因于使用代码进行训练, 因为在代码数据上训练过的模型表现出了强大的推理能力 [46, 286]。直观上, 代码数据具有规范的算法逻辑和编程流程, 这可能有助于提高 LLM 的推理性能。然而, 这个假设仍然缺乏公开的消融实验作为证据 (有和没有在代码上的训练)。此外, 指令微调似乎不是获得 CoT 能力的关键原因, 因为有实验表明, 在非 CoT 数据上进行指令微调不会提高模型使用 CoT 完成任务的性能 [64]。

- **提示中组成部分的影响:** CoT 提示与标准提示之间的主要区别在于在最终答案之前加入了推理路径, 因此, 一些研究人员调查了推理路径中不同组成部分的影响。具体而言, 最近的一项研究首先定义了 CoT 提示中的三个关键组成部分, 即符号 (*symbols*) (例如算术推理中的数值量)、模式 (*patterns*) (例如算术推理中的方程) 和文本 (*text*) (即不是符号或模式的其余 token) [287]。结果表明, 后两部分 (即模式和文本) 对模型的性能至关重要, 去除其中任何一部分都会导致性能显著下降。然而, 符号和模式的正确性似乎并不关

键。此外, 文本和模式之间存在共生关系: 文本有助于 LLM 生成有用的模式, 而模式则可以帮助 LLM 理解任务并生成额外文本以帮助解决任务 [287]。

总的来说, CoT 提示提供了一种通用而灵活的方法来引出 LLM 的推理能力。还有一些工作尝试将这种技术扩展至多模态任务 [288] 和多语言任务 [289]。除了直接通过 ICL 和 CoT 使用 LLM, 最近还有一些研究探索了如何将 LLM 的能力专业化于特定任务 [290–292], 这被称为模型专业化 (*model specialization*) [293]。例如, 在 [293] 中, 研究人员用 LLM 生成推理路径, 然后再用这些推理路径微调小规模的语言模型 Flan-T5 [64], 从而将 LLM 的数学推理能力专业化。模型专业化可以应用于解决各种任务, 如问答 [294]、代码生成 [295] 和信息检索 [296]。

7 能力评测

为了检验 LLM 的有效性和优越性, 已有研究采用了大量的任务和基准数据集来进行实证评估和分析。首先, 我们会介绍 LLM 在语言生成和语言理解方面的三种基本评估任务。然后会介绍 LLM 在几种更复杂的设定或目标下的高级任务。最后, 会讨论现有的基准和实证分析。

7.1 基础评测任务

在本部分中, 我们主要关注 LLM 的三种评估任务, 即语言生成、知识利用和复杂推理。需要注意的是, 我们并不打算对所有相关任务进行完整覆盖, 而是只关注 LLM 领域中最广泛讨论或研究的任务。接下来, 我们将详细介绍这些任务。

7.1.1 语言生成

根据任务定义, 现有语言生成的任务主要可以分为语言建模、条件文本生成和代码合成任务。需要注意的是, 代码合成不是典型的自然语言处理任务, 但可以直接地用 (经过代码数据训练的) LLM 以类似自然语言文本生成的方法解决, 因此也纳入讨论范围。

语言建模: 语言建模是 LLM 的基本能力, 旨在基于前一个 token 预测下一个 token [15], 主要关注基本的语言理解和生成能力。典型的语言建模数据集包括 Penn Treebank [297]、WikiText-103 [298] 和 Pile [130], 其中困惑度 (perplexity) 指标通常用于评估零样本情况下模型的性能。实证研究 [55, 97] 表明, LLM 在这些评估数据集上相较于之前效果最好的方法带来了实质性的性能提升。为了更好地测试文本的长程依赖的建模能力, LAMBADA 数据集 [167] 要求 LLM 基于一段上下文来预测句子的最后一个单词。然后使用预测的最后一个单词的准确性和困惑度来评估 LLM 性能。正如现有工作所示, 语言建模任务的性能通常遵循扩展法则 [30], 这意味着提升语言模型 (LM) 的参数量将提高模型的准确性并降低困惑度。

表 7
LLM 的基础评测任务和相应的代表性数据集。

任务	数据集
语言建模	Penn Treebank [297], WikiText-103 [298], the Pile [130], LAMBADA [167]
语言生成	条件文本生成 WMT'14,16,19,20,21,22 [299–304], Flores-101 [305], DiaBLa [306], CNN/DailyMail [307], XSum [308], WikiLingua [309], OpenDialKG [310], SuperGLUE [311], MMLU [312], BIG-bench Hard [313], CLUE [314] 代码合成 APPS [315], HumanEval [78], MBPP [152], CodeContest [111], MTPB [91], DS-1000 [316], ODEX [317]
知识运用	闭卷问答 Natural Questions [318], ARC [319], TruthfulQA [320], Web Questions [321], TriviaQA [322], PIQA [323], LC-quad2.0 [324], GrailQA [325], KQApro [326], CWQ [327], MKQA [328], ScienceQA [329] 开卷问答 Natural Questions [318], OpenBookQA [330], ARC [319], Web Questions [321], TriviaQA [322], MS MARCO [331], QASC [332], SQuAD [333], WikiMovies [334] 知识补全 WikiFact [335], FB15k-237 [336], Freebase [337], WN18RR [338], WordNet [339], LAMA [340], YAGO3-10 [341], YAGO [342]
知识推理	CSQA [276], StrategyQA [277], ARC [319], BoolQ [343], PIQA [323], SIQA [344], HellaSwag [345], WinoGrande [346], OpenBookQA [330], COPA [347], ScienceQA [329], proScript [348], ProPara [349], ExplaGraphs [350], ProofWriter [351], EntailmentBank [352], ProOntoQA [353]
复杂推理	符号推理 CoinFlip [32], ReverseList [32], LastLetter [32], Boolean Assignment [354], Parity [354], Colored Object [355], Penguins in a Table [355], Repeat Copy [356], Object Counting [356] 数学推理 MATH [312], GSM8k [273], SVAMP [274], MultiArith [357], ASDiv [275], MathQA [358], AQUA-RAT [359], MAWPS [360], DROP [361], NaturalProofs [362], PISA [363], miniF2F [364], ProofNet [365]

条件文本生成：作为语言生成中的一个重要话题，条件文本生成 [48] 旨在基于给定的条件生成满足特定任务需求的文本，通常包括机器翻译 [366]、文本摘要 [367] 和问答系统 [368] 等。为了衡量生成文本的质量，通常使用自动化指标（如准确率、BLEU [369] 和 ROUGE [370]）和人类评分来评估性能。由于 LLM 具有强大的语言生成能力，它们在现有的数据集上取得了显著的性能，甚至超过了人类（在测试数据集上的）表现。例如，当仅给出 32 个示例作为输入时，GPT-3 通过 ICL 能够在 SuperGLUE 的平均得分上超过使用完整数据微调的 BERT-Large [311]；在 MMLU 指标上，一个 5-样本的 Chinchilla [33] 的准确率几乎是人类平均准确率的两倍；而在 5-样本的设定下，GPT-4 [45] 取得了当前最优秀的性能，平均准确率比之前的最佳模型提高了超过 10%。于是，人们开始关注现有的条件文本生成任务，能否很好地评估和反映 LLM 的能力。考虑到这个问题，研究人员试图通过收集目前无法解决的任务（即 LLM 无法取得良好表现的任务）或创建更具挑战性的任务（例如超长文本生成 [371]）来制定新的评估基准，例如 BIG-bench Hard [313]。此外，最近的研究还发现自动化指标可能会低估 LLM 的生成质量。在 OpenDialKG [310] 中，ChatGPT 在 BLEU 和 ROUGE-L 指标上表现不如微调的 GPT-2，但在人类评分中获得了更多的好评 [372]。因此，

需要更多的努力来开发更符合人类偏好的新指标。

代码合成：除了生成高质量的自然语言外，现有的 LLM 还表现出强大的生成形式语言的能力，尤其是满足特定条件的计算机程序（即代码），这种能力被称为代码合成 [373]。与自然语言生成不同，由于生成的代码可以直接用相应的编译器或解释器执行，现有的工作主要通过计算测试用例的通过率（即 $\text{pass}@k$ ）来评估 LLM 生成的代码的质量²⁸。最近，有工作提出了几个专注于功能正确性的代码基准，用来评估 LLM 的代码合成能力，例如 APPS [315]、HumanEval [78] 和 MBPP [152]。通常，它们由各种编程问题组成，包含题目描述和用于检查正确性的测试用例。提高代码合成能力的关键在于用代码数据微调（或预训练）LLM，这可以有效地使 LLM 适配代码合成任务 [91]。此外，现有的工作提出了新的代码生成策略，例如采样多个候选解 [152] 和由规划指导的解码 [374]，相当于模仿程序员修复错误和代码规划的过程。令人印象深刻的是，LLM 最近在程序竞赛平台 Codeforces 上取得了所有选手中前 28% 的排名，与人类表现相当 [111]。此外，已发布的 GitHub Copilot 可在编程 IDE（如 Visual Studio 和

28. 给定 k 个 LLM 生成的程序，当至少有一个程序通过所有测试用例时， $\text{pass}@k$ 被计算为 1，否则为 0

JetBrains IDE) 中辅助编程, 支持包括 Python、JavaScript 和 Java 在内的多种语言。ACM 通讯中的一篇观点文章 “*The End of Programming*” [375] 讨论了 AI 编程在计算机科学领域的影响, 强调了一个重要的转变, 即, 将高度适配微调的 LLM 作为新的计算原子单位。

主要问题: 虽然 LLM 在生成类似于人类的文本已经取得了出色的表现, 但它们容易受到以下两个语言生成方面的问题影响。

- **可控生成:** LLM 生成给定条件下文本的主流方法, 是使用自然语言指令或提示。这种机制虽然很简单, 但是在对模型生成的输出进行细粒度或结构化的约束方面, 仍面临着重大挑战。现有工作 [40] 表明, 对生成文本施加复杂的结构约束时, LLM 可以很好地处理局部关系 (例如相邻句子之间的交互), 但可能难以解决全局关系 (即长程相关性)。例如, 要生成一个由多个段落组成的复杂长篇文章, 仍然很难直接在全局上保证指定的文本结构 (例如概念的顺序和逻辑流)。对于需要遵循结构化规则或语法的生成任务, 例如代码合成, 则会更加具有挑战性。为了解决这个问题, 一种有潜力的解决方案是从 LLM 一次性生成 (即直接生成目标输出) 扩展到迭代提示。这模拟了人类写作过程, 将语言生成分解为多个步骤, 例如规划、起草、重写和编辑 [371]。几项研究已经证明, 迭代提示可以诱导出相关的知识, 从而在子任务中达到更好的性能 [376, 377]。本质上, CoT 提示用到的想法是, 可以将复杂任务分解为多步的推理链条。此外, 对于实际的部署而言, 对生成文本的安全控制极其重要。研究表明 LLM 可能会生成包含敏感信息或冒犯性表达的文本 [45]。虽然 RLHF 算法 [61] 可以在一定程度上缓解这个问题, 但它仍然依赖于相当数量的人工标注数据来微调 LLM, 且缺乏客观的优化目标。因此, 探索有效的方法来克服这些局限性, 以实现 LLM 的输出施加更安全的约束, 是极其重要的。

- **专业化生成:** 尽管 LLM 已经学习到了一般的语言模式, 且可以以此生成连贯的文本, 但在处理专业的领域或任务时, 它们的生成能力仍然可能受到限制。例如, 一个已经在一般类型的网络文章上训练的 LM, 在生成一个涉及许多医学术语和方法的医学报告时仍可能面临挑战。直观上, 领域知识对于模型的专业化至关重要。然而, 将这种专业知识注入到 LLM 中并不容易。正如最近的一些分析 [46, 378] 所讨论的, 当训练 LLM 展现特定的能力, 以使模型在某些领域获得出色的表现时, 它们可能会在另外一些领域遇到困难。这种问题与神经网络训练中的灾难性遗忘 [379, 380] 有关, 它指的是整合新旧知识时发生冲突的现象。类似的情况也出现在 LLM 的人类对齐微调中, 要将模型向人类的价值观和需求对齐, 必须要支付 “对齐税” [61] (例如可能在 ICL 能力上产生损失)。因此, 开发有效的模型专业化方法至关重要, 以使得 LLM 可以灵活地适配到各种任务场景, 并尽可能保留其原有的能力。

7.1.2 知识利用

知识利用是一种智能系统基于事实证据的支撑, 完成知识密集型任务的重要能力 (例如常识问题回答和事实补全)。具体而言, 它要求 LLM 适当地利用来自预训练语料库的丰富事实知识, 或在必要的时候检索外部数据。特别地, 问答和知识补全已经成为评估这一能力的两种常用任务。根据测试任务 (问答或知识补全) 和评估设定 (有或没有外部资源), 我们将现有的知识利用任务分为三种类型, 即闭卷问答, 开卷问答²⁹和知识补全。

闭卷问答: 闭卷问答任务 [381] 测试 LLM 从预训练语料库中习得的事实知识。LLM 只能基于给定的上下文回答问题, 而不能使用外部资源。为了评估这一能力, 可以利用几个数据集, 包括 Natural Questions [318]、Web Questions [321] 和 TriviaQA [322]。其中准确性指标被广泛采用。实验表明, LLM 在这种情况下表现良好, 甚至与目前效果最好的开放领域问答系统的表现相匹配 [56]。此外, LLM 在闭卷问答任务上的性能也显示出扩展法则的模式, 包括模型大小和数据大小方面的扩展法则: 增加参数和训练 token 数量可以增加 LLM 的容量, 并帮助它们从预训练数据中学习 (或记忆) 更多的知识 [56]。此外, 在相似的参数规模下, 用更多与评估任务相关的数据训练 LLM 将实现更好的性能 [72]。此外, 闭卷问答的任务设定还为探究 LLM 编码的事实知识的准确性提供了测试平台。然而, 正如现有研究所示 [55], 即使预训练数据中存在相关的知识, LLM 在需要细粒度知识的问答任务上, 表现仍然可能较差。

开卷问答: 与闭卷问答不同, 在开卷问答任务中, LLM 可以从外部知识库或文档集合中提取有用的证据, 然后基于提取的证据回答问题 [382–385]。典型的开卷问答数据集 (例如, Natural Questions [318]、OpenBookQA [330] 和 SQuAD [333]) 与闭卷问答数据集有所重叠, 但是前者包含外部数据源, 例如维基百科。在开卷问答任务中, 广泛使用的评估指标是准确性和 F1-score。为了从外部资源中选出有关的知识, LLM 通常与一个文本检索器 (甚至是一个搜索引擎) 配对, 该文本检索器与 LLM 独立或联合训练 [72, 382, 386]。在评测的过程中, 现有研究主要关注于测试 LLM 如何利用提取到的知识来回答问题。研究表明, 检索到的证据可以大大提高生成答案的准确性, 甚至使较小的 LLM 能够胜过 10 倍参数数量的 LLM [382, 386]。此外, 开卷问答任务还可以评估知识信息的新旧程度。从过时的知识资源进行预训练或检索, 可能导致 LLM 在时间敏感的问题上生成不正确的答案 [382]。

知识补全: 在知识补全任务中, LLM (在某种程度上) 可以被视为一个知识库 [340], 补全或预测知识单元 (例如知识三

29. 在本部分中, 开卷问答是指需要从外部知识资源中提取和利用有用信息的问答任务。相反地, 闭卷问答仅使用预训练语料库中的编码信息。值得注意的是, 有一个名为 OpenBookQA 的数据集 [330] 遵循了开卷问答任务的设定, 通过提取和利用外部科学事实来回答问题。

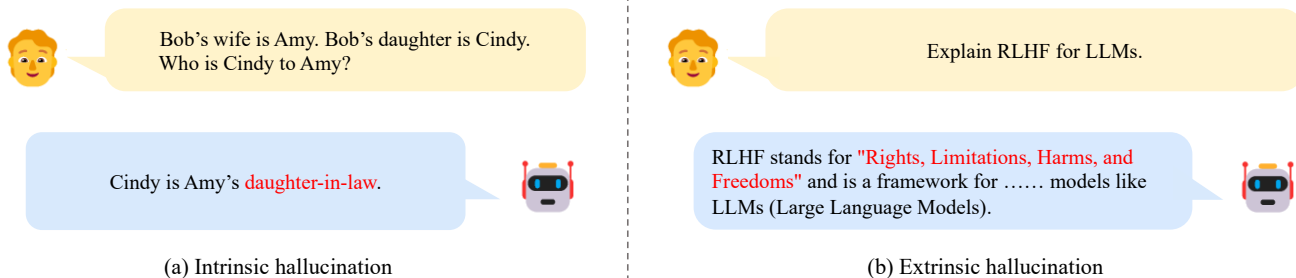


图 8. 一个开放 LLM 的内在和外在幻觉的例子（访问日期：2023 年 3 月 19 日）。作为内在幻觉的例子，LLM 对 Cindy 和 Amy 之间的关系给出了错误的判断，这与输入相矛盾。对于外在的幻觉，在这个例子中，LLM 似乎对 RLHF 的含义有不正确的理解，尽管它能正确理解 LLM 的含义（在本例中）。

元组)的缺失部分。这种任务可以探索和评估 LLM 从预训练数据中学习到的知识的数量和种类。现有的知识补全任务可以粗略地分为知识图谱补全任务(例如 FB15k-237 [336] 和 WN18RR [338])和事实补全任务(例如, WikiFact [335]), 分别旨在补全知识图谱中的三元组和有关特定事实的句子。实证研究表明, 对于涉及特定关系类型的知识补全任务, 现有的 LLM 很难完成 [286]。在 WikiFact 的评估结果中, LLM 在一些预训练数据中频率较高的关系上(例如通气和作者)具有良好表现, 但在出现频率较少的关系(例如发现或发明者和出生地)上表现欠佳。有趣的是, 在相同的评估设定下(例如 ICL), InstructGPT (即 text-davinci-002) 在 WikiFact 的所有子测试集中均优于 GPT-3。这表明, 指令微调有助于 LLM 完成知识补全任务。

主要问题: 尽管 LLM 在捕获和利用知识信息方面取得了重要进展, 但它们存在以下两个主要问题。

- **幻觉 (Hallucination):** 在生成事实文本时, 一个具有挑战性的问题是幻觉生成 [372], 即, 生成的信息与现有来源相冲突 (内在幻觉) 或无法通过现有来源验证 (外在幻觉)。图 8 展示了这两种幻觉的例子。幻觉在现有的 LLM 中广泛存在, 甚至包括 GPT-4 [45] 等最优秀的 LLM。本质上, LLM 似乎是“无意识地”在解决任务的过程中利用这些知识, 缺乏对使用内部或外部知识精准控制的能力。幻觉会误导 LLM 生成非预期的输出, 并且在大部分时候会降低其性能, 为部署 LLM 到实际应用带来潜在风险。为了缓解这个问题, 现有的工作广泛使用了对齐调整策略 (如第 5.2 节中讨论的), 这种策略依赖于在高质量的数据上对 LLM 进行微调, 或使用人类反馈对 LLM 进行微调。为了评估幻觉问题, 已经提出了一系列幻觉检测任务, 例如 TruthfulQA [320] 旨在检测模型是否会模仿人类的虚假言论。

- **知识实时性:** 另一个主要挑战是, 对于需要使用比训练数据更新的知识的任务时, LLM 在解决这些任务时会遇到困难。为了解决这个问题, 一个直接的方法是定期用新数据更新 LLM。然而, 微调 LLM 的成本非常昂贵的, 而且增量训练 LLM 非常可能导致灾难性遗忘问题。因此, 有必要开发高效

有效的方法, 将新知识融入到现有的 LLM 中, 使其保持最新状态。现有的研究已经探索了如何利用外部知识源 (例如搜索引擎) 来补充 LLM, 这既可以是与 LLM 一起优化的 [382], 也可以是作为一种即插即用的模块 [387]。例如, ChatGPT 使用了检索插件来访问最新的信息源 [388]。通过将提取的相关信息融入上下文 [389, 390], LLM 可以获取新的事实知识, 并在相关任务上有更好的表现。然而, 这种方法似乎仍然停留于表面层次。一些实验揭示, 直接修改内在知识或将特定的知识注入 LLM 是很困难的, 这仍然是一个值得研究的研究问题 [391, 392]。

7.1.3 复杂推理

复杂推理是指理解和利用相关的证据或逻辑来推导结论或做出决策的能力 [51, 52]。根据推理过程中涉及的逻辑和证据类型, 我们考虑将现有的评估任务分为三个主要类别, 即知识推理、符号推理和数学推理。

知识推理: 知识推理任务依赖于逻辑关系和事实知识的证据来回答给定的问题。现有的工作主要使用特定的数据集来评估相应类型的知识推理能力, 例如 CSQA [276]/StrategyQA [277] 用于常识推理, ScienceQA [329] 用于科学知识推理。除了生成结果的准确性, 现有的工作 [329] 还通过自动化评测 (例如 BLEU) 或人类评估的方法, 来评估所生成的推理过程的质量。通常, 这些任务要求 LLM 根据事实知识逐步推理, 直到回答给定的问题。为了激发逐步推理的能力, 有研究提出了 CoT 提示策略 [32] 来增强 LLM 的复杂推理能力。如第 6.2 节所述, CoT 涉及到中间推理步骤, 通过手动创建 [32] 或自动生成 [393] 的方式嵌入到提示中, 指导 LLM 进行多步推理。这种方式大大提高了 LLM 的推理性能, 使其在几个复杂知识推理任务上取得了目前效果最好的效果 [32, 56, 394]。此外, 将知识推理任务转化为代码生成任务后, 研究人员发现可以进一步提高 LLM 的性能 [156], 特别是对于在代码上预训练的 LLM。然而, 由于知识推理任务的复杂性, 在例如常识推理等任务上, 当前 LLM 的性能仍然落后于人类的结果。作为最常见的错误之一, LLM 可能基于错误的事实知识生成不准确的

中间步骤，导致最终结果错误。为了解决这个问题，现有的工作提出了特殊的解码策略和（对多个推理路径）集成策略，以提高整个推理链的准确性。最近的一项实证研究 [394] 表明，LLM 可能难以明确推断出特定任务所需的常识知识，尽管它们可以成功地解决该任务。此外，它进一步表明，利用自动生成的知识可能不利于提高推理性能。

符号推理³⁰：符号推理任务主要关注于在形式化规则设定中操作符号以实现某些特定目标 [51]，且这些操作和规则可能在 LLM 预训练期间从未被看到过。现有的工作 [32, 262, 280] 通常用尾字母拼接和硬币反转任务来评估 LLM，其中用于评测的数据与上下文例子有相同的推理步骤（称为领域内测试）或更多步骤（称为领域外测试）。比如一个领域外测试的例子，LLM 在上下文例子中看到的示例只有两个单词，但在测试中 LLM 需要将三个或更多的单词的最后一个字母进行拼接。通常会采用生成符号的准确性来评估 LLM 在这些任务上的性能。因此，LLM 需要理解符号操作之间的语义关系以及它们在复杂场景中的组合。然而，在领域外测试下，由于 LLM 没有看到符号操作和规则的复杂组合（例如将上下文示例的操作数量增加一倍），因此难以捕捉其准确含义。为了解决这个问题，现有研究结合了 scratchpad [354, 395] 和 tutor [396] 策略来帮助 LLM 更好地操作符号，生成更长和更复杂的推理过程。另一条研究路线利用形式化编程语言来表示符号操作和规则，这要求 LLM 生成代码并通过外部解释器执行推理过程。这种方法可以将复杂的推理过程分解为 LLM 的代码合成和解释器的程序执行，从而简化推理过程并获得更准确的结果 [356]。

数学推理：数学推理任务需要综合利用数学知识、逻辑和计算来解决问题或生成证明过程。现有的数学推理任务主要可分为数学问题求解和自动定理证明两类。对于数学问题求解任务，常用的评估数据集包括 SVAMP [274]、GSM8k [273] 和 MATH [312] 数据集，其中 LLM 需要输出准确的具体数字或方程来回答数学问题。由于这些任务也需要多步推理，CoT 提示策略已被广泛采用来提高 LLM 的推理性能 [32]。作为一种实用的策略，持续在大规模数学语料库上预训练 LLM 可以大大提高它们在数学推理任务上的性能 [34, 147, 397]。此外，由于不同语言中的数学问题共享相同的数学逻辑，研究人员还提出了一个多语言数学问题基准测试 [289]，用于评估 LLM 的多语言数学推理能力。另一个具有挑战性的任务是自动定理证明 (ATP) [362, 364, 398]，要求用于推理的模型严格遵循推理逻辑和数学技能。为了评估在此任务上的性能，PISA [363] 和 miniF2F [364] 是两个典型的 ATP 数据集，其中证明成功率是评估指标。作为一种典型的方法，现有的 ATP 工作利用 LLM 来辅助交互式定理证明器 (interactive theorem prover,

ITP，例如 Lean、Metamath 和 Isabelle) 进行证明搜索 [399–401]。ATP 研究的一个主要限制是缺乏相关的形式化语言语料库。为了解决这个问题，一些研究利用 LLM 将非形式化的表述转换为形式化证明以增加新数据 [157]，或者生成草稿和证明草图以减少证明搜索空间 [402]。

主要问题：尽管 LLM 在解决复杂推理的任务方面有所进展，但仍存在一些限制。

- **不一致性**：通过改进推理策略（如使用 CoT），LLM 可以基于逻辑和支撑性证据逐步执行推理过程，从而解决一些复杂的推理任务。尽管这种方法是有效的，但在推理过程中经常出现不一致性问题。具体而言，LLM 可能会在错误的推理路径下仍生成正确答案，或者在正确的推理过程之后产生错误答案 [32, 403]，导致得到的答案与推理过程之间存在不一致性。为了缓解这个问题，现有的工作提出了通过外部工具或模型指导 LLM 的整个生成过程 [374]，或者重新检查推理过程和最终答案以进行纠正 [404] 的方法。作为一种有前景的解决方案，最近的方法将复杂的推理任务重新形式化为代码生成任务，而生成的代码会被严格执行，从而确保了推理过程和结果之间的一致性。此外，研究还发现，相近输入的任务之间也可能存在不一致性，即任务描述中微小的变化可能导致模型产生不同的结果 [49, 274]。为了缓解这个问题，可以集成多个推理路径来增强 LLM 的解码过程 [281]。

- **数值计算**：对于复杂的推理任务，LLM 在数值计算上仍然面临困难，特别是对于在预训练阶段很少遇到的符号，例如大数字的算术运算 [49, 396]。为了解决这个问题，一种直接的方法是在合成的算术问题上微调 LLM [405]。一系列的研究采用了这种方法，并通过特殊的训练和推理策略进一步提高数值计算性能 [395]，例如使用草稿纸推演。此外，现有的工作还包括使用外部工具（例如计算器）来处理算术运算 [71]。最近，ChatGPT 提供了一个插件机制来使用外部工具 [388]。这样，LLM 需要学习如何正确地操作这些工具。为此，研究人员通过一些工具（甚至是 LLM 本身）调整了 LLM 的示例 [71, 406]，或者为 ICL 修订指令和示例 [356]。然而，这些 LLM 仍然依赖于（在预训练阶段）从文本上下文捕捉数学符号的语义含义，这在本质上并不是适合于数值计算的最佳方案。

7.2 高级能力评估

除了上述基本评测任务外，LLM 还展现出一些需要特殊考虑的高级能力。在本节中，我们将讨论几种有代表性的高级能力及其相应的评测方法，包括与人类对齐、与外部环境的互动、工具操作等。接下来，我们将详细讨论这些高级能力。

7.2.1 与人类对齐

与人类对齐 (human alignment) 指的是让 LLM 能够很好地符合人类的价值和需求，这是在现实世界应用中广泛使用 LLM 的关键能力。

30. 我们主要讨论为评估 LLM 而特别设计的符号推理任务，而不考虑传统自然语言处理任务中的符号推理方法，例如从知识图谱中推导逻辑规则的 KBQA。

为了评估这种能力，现有的研究考虑了多个人类对齐的标准，例如有益性、真实性和安全性 [45, 222, 223]。对于有益性和真实性，可以利用对抗性问答任务（例如 TruthfulQA [320]）来检查 LLM 在检测文本中可能的虚假性方面的能力 [45, 72]。此外，有害性也可以通过若干现有的基准测试来评估，例如 CrowS-Pairs [407] 和 Winogender [408]。尽管存在基于以上数据集的自动评估，人工评估仍然是一种更直接有效的测试 LLM 与人类对齐能力的方法。OpenAI 邀请了许多与 AI 风险相关的领域专家来评估和改进 GPT-4 在遇到风险内容时的行为 [45]。此外，对于人类对齐的其他方面（例如真实性），一些研究提出使用具体指令和设计标注规则来指导评价过程 [72]。实证研究表明，这些策略可以大大提高 LLM 的人类对齐能力 [223]。例如，在与专家交互收集的数据的对齐调整后，GPT-4 在处理敏感或不允许的提示时的错误行为率可以大大降低。此外，高质量的预训练数据可以减少对齐所需的工作量 [45]。例如，Galactica 模型在含有较少偏见内容的科学语料库上进行预训练，因此可能更加无害 [34]。

7.2.2 与外部环境的互动

除了标准评估任务外，LLM 还具有从外部环境接收反馈并根据行为指令执行操作的能力，例如生成自然语言行动计划以操纵智能体 [409, 410]。这样的能力也是在 LLM 中涌现，可以生成详细且高度切实可行的行动计划，而较小的模型（例如 GPT-2）倾向于生成较短或无意义的计划 [409]。

为了测试这种能力，研究者提出了一些具身 AI 环境和评价基准，如下所述。VirtualHome [411] 构建了一个 3D 模拟器，用于家务任务（例如清洁和烹饪），代理人可以执行 LLM 生成的自然语言行动。ALFRED [412] 包括更具挑战性的任务，需要 LLM 完成组合目标。BEHAVIOR [413] 侧重于在模拟环境中进行日常杂务，要求 LLM 生成复杂的解决方案，例如更改对象的内部状态。

对于 LLM 生成的行动计划，现有的工作要么采用基准测试中的常规指标（例如生成的行动计划的可行性和正确性），要么直接根据现实世界执行的成功率来评估这种能力 [409, 414]。现有的工作已经显示出 LLM 在与外部环境的互动和生成准确的行动计划方面的有效性 [415]。最近，一些工作提出了几种改进方法来增强 LLM 的交互能力，例如设计类似代码的提示 [416] 和提供真实世界的反馈 [414]。

7.2.3 工具使用

在解决复杂问题时，LLM 可以在必要的情况下利用外部工具。通过封装可用工具的 API 调用，现有的工作已经考虑了各种外部工具，例如搜索引擎 [72]、计算器 [71] 和编译器 [356] 等等，以增强 LLM 在特定任务上的性能。最近，OpenAI 已经支持在 ChatGPT 中使用插件 [388]，这使得 LLM 除了语言建模之外还具备了更广泛的能力。例如，网页浏览器插件使 ChatGPT 能够访问实时信息。此外，整合第三方插件对于创建基于 LLM 的应用程序生态系统非常关键。

为了检验工具使用的能力，现有的工作大多采用复杂的推理任务进行评估，例如数学问题求解（例如 GSM8k [273] 和 SVAMP [274]）或知识问答（例如 TruthfulQA [320]），其中成功使用工具对于增强 LLM 缺乏的所需技能非常重要（例如数值计算）。通过这种方式，这些任务的评估性能可以反映出 LLM 在工具使用方面的能力。为了让 LLM 学会利用工具，现有研究在上下文中添加使用工具的示例来让 LLM 学习使用方法 [356]，或基于工具使用的相关数据对 LLM 进行微调 [71, 406]。现有的工作发现，在工具的帮助下，LLM 变得更加有能力解决它们不擅长的问题，例如方程计算和利用实时信息，并最终提高了最后的性能 [71]。

总结：上述三种能力对于 LLM 在实际应用中的表现具有巨大的价值：符合人类价值和偏好（与人类对齐）、在实际场景中正确行动（与外部环境交互）和扩展能力范围（工具操作）。除了上述三种高级能力之外，LLM 还可能展现出一些有关特定任务（例如数据标注 [257]）或学习机制（例如自我改进 [285]）的其他高级能力。发现、衡量和评估这些新兴能力以更好地利用和提升 LLM 将是一个开放的研究方向。

7.3 公开基准和经验性分析

在上述章节中，我们已经讨论了 LLM 的评估任务及其相应的设置。接下来，我们将介绍现有的 LLM 评测基准和实证分析，从总体视角对大模型的能力进行更全面的讨论。

7.3.1 评测基准

数个用于评估 LLM 的综合性评测基准已于近日发布 [286, 312, 355]。在本节中，我们将介绍几个具有代表性并得到广泛使用的评测基准，即 MMLU、BIG-bench 和 HELM。

- *MMLU* [312] 是一个通用评测基准，用于大规模评测 LLM 的多任务知识理解能力。其涉及到的知识涵盖数学，计算机科学以及人文和社会科学等领域，并包含从基础到进阶不同难度的任务。现有工作表明，大多数情况下，LLM 在这个基准上比小模型表现出更高的性能 [34, 56, 57, 64]，这表明了模型尺寸的扩展法则。最近，GPT-4 在 MMLU 上取得了显著成果（5-shot 设置下正确率达到 86.4%），远远优于以前的最佳模型 [45]。

- *BIG-bench* [355] 是一个由社区协作收集的评测基准，旨在从各个方面探究现有 LLM 的能力。它包含了 204 个任务，主题包括语言学、儿童发展、数学、常识推理、生物学、物理学、社会偏见、软件开发等等。通过扩展模型尺寸，小样本设置下的 LLM 甚至可以在 65% 的 BIG-bench 任务中超过人类的平均表现 [56]。鉴于该评测基准的高评估成本，作者还提出了一个轻量级基准 BIG-bench-Lite，其中包含来自 BIG-bench 的 24 个小型、多样且具有挑战性的任务。此外，研究者们从 BIG-bench 中挑选 LLM 表现差于人类的挑战性任务，提出了 BIG-bench hard (BBH) 基准，用以探索 LLM 当前无法解决的任务。实验发现，随着任务难度的增加，大部

分小模型的性能接近于随机猜测。相比之下, CoT 提示可以引出 LLM 逐步推理的能力从而增强性能, 使其在 BBH 中超过平均人类表现 [313]。

- **HELM** [286] 是一个综合性评测基准, 目前包括 16 个核心场景和 7 类指标。它建立在许多先前提出的评测基准之上, 旨在对 LLM 进行全面评估。HELM 的实验结果显示, 指令微调可以在准确性、鲁棒性和公平性方面提高 LLM 的性能。此外, 对于推理任务, 已经在代码语料库上预训练的 LLM 表现出更优秀的性能。

以上评测基准涵盖了大量的主流 LLM 评估任务。此外, 还有一些评测基准专门用来评估 LLM 在特定任务上的能力, 如用于评测多语言知识利用能力的 TyDiQA [417] 和用于评测多语言数学推理的 MGSM [289]。研究者可以根据想要评测的能力选择相应基准。此外, Language Model Evaluation Harness [418] 和 OpenAI Evals [45] 等开源评估框架可供研究人员在现有评测基准上评估 LLM, 或者在新任务上进行个性化评估。

7.3.2 大语言模型能力的综合分析

除了构建大规模评估基准之外, 为调查 LLM 的优势和局限性, 大量研究已经进行了全面分析。在本部分中, 我们将主要从两个主要方面简要讨论它们, 即通用能力和专业能力。

通用能力: 由于 LLM 出色的表现, 现有的工作 [40, 45, 372, 378, 419–421] 对它们的通用能力进行了系统的评估, 以探索它们在众多任务或应用中的表现。这些研究主要关注之前未经过充分调查的新兴 LLM (例如 ChatGPT 和 GPT-4), 具体内容如下所述:

- **精通度:** 为了评估 LLM 在解决一般任务方面的精通度, 现有的工作 [421] 通常收集一组涵盖各种任务和领域的数据集, 然后在小样本或零样本设置下测试 LLM 的性能。实验结果 [40, 45, 378, 421] 显示 LLM 对通用任务有着卓越的解决能力。作为一项显著进展, GPT-4 在语言理解、常识推理和数学推理等一系列任务中超越了此前在特定数据集上训练过的方法 [45]。此外, 它可以在为人类设计的真实考试 (例如美国大学预修课程考试和研究生入学考试) 中达到近似于人类的表现 [45]。最近, 一项全面的定性分析 [40] 揭示了 GPT-4 能在各个领域的各种具有挑战性的任务中接近人类水平, 例如数学、计算机视觉和编程, 并将其视为“一个通用人工智能系统的早期版本”。在这些令人鼓舞的结果之外, 该分析也表明 GPT-4 仍然具有严重的局限性。例如, GPT-4 难以校准生成结果的置信度, 并且无法验证其训练数据和自身的一致性。此外, 多项研究还表明, LLM 可能会误解陌生概念 [421, 422], 并且在解决与情感相关的实用任务方面 [420] (例如个性化情感识别) 面临挑战, 表现不及特定的微调模型。

- **鲁棒性:** 对 LLM 的综合分析需要考虑的另一个方面是它们对噪声或扰动的稳定性, 这对于实际应用尤其重要。为了评估 LLM 对噪声或扰动的鲁棒性, 现有的工作 [423] 对输

入进行对抗攻击处理 (例如符号替换), 然后根据输出结果的变化评估 LLM 的稳定性。实验表明 LLM 在各种任务中比小型的 LM 更稳定, 但也会遇到一些新的问题, 例如鲁棒性的不一致性和对提示的敏感性。具体来说, 对于具有相同含义而表达方式不同的输入, LLM 往往会提供不同的答案, 甚至与自身生成的内容相矛盾 [424]。这样的问题也会导致在使用不同提示评估稳定性时产生不一致的结果, 使稳定性分析的评估结果本身不太可靠。

专业能力: 由于 LLM 已经在大规模语料库上进行了预训练, 它们可以从预训练数据中获取丰富的知识。因此, LLM 可以被用作特定领域的专家。最近的研究广泛探索了将 LLM 用于解决特定领域任务的应用, 并评估了 LLM 的适配能力。通常, 这些研究收集或构建特定领域的数据集, 使用 ICL 来评估 LLM 的性能。由于我们的重点不是覆盖所有可能的应用领域, 因此我们简要讨论了三个受到研究界广泛关注的代表性领域, 即医疗、教育和法律。

- **医疗**是一个与人类生命密切相关的重要应用领域。自 ChatGPT 问世以来, 一系列研究已经将 ChatGPT 或其他 LLM 应用于医疗领域。LLM 能够处理各种医疗保健任务, 例如生物信息提取 [425]、医疗咨询 [426–428] 和报告简化 [429], 甚至可以通过为专业医生设计的医疗执照考试 [430–432]。然而, LLM 可能会制造医学错误信息 [427, 429], 例如错误解释医学术语并提供与医学准则不一致的建议。此外, 上传患者健康信息也会引起隐私问题 [425]。

- **教育**也是一个重要的应用领域。已有研究发现, LLM 可以在数学、物理、计算机科学等科目的标准化测试中达到学生级别的表现 [45, 433, 434], 这些测试包括选择题和开放式问题。此外, 实验表明 LLM 可以作为写作或阅读助手 [435, 436]。最近的一项研究 [436] 表明, ChatGPT 可以生成在不同学科之间逻辑一致并且平衡深度和广度的答案。另一项定量分析 [435] 表明, 在某些计算机安全领域的课程中, 利用 ChatGPT 的学生表现比使用其他方法的学生的平均表现更好 (例如保留或完善 LLM 结果作为自己的答案)。然而, LLM 的普及也引发了关于如何合理使用这样的智能助手的担忧 (例如如何避免作弊行为)。

- **法律**是一个建立在专业知识之上的专业领域。最近的一些研究已经应用 LLM 来解决各种法律任务, 例如法律文件分析 [437, 438]、法律判决预测 [439] 和法律文件撰写 [440]。最近的一项研究 [441] 发现, LLM 具有强大的法律解释和推理能力。此外, 最新的 GPT-4 模型在模拟律师考试中取得了相当于人类考生前 10% 的成绩。然而, LLM 在法律领域的使用也引发了关于法律挑战的担忧, 包括版权问题 [442]、个人信息泄露 [443] 以及偏见和歧视 [444]。

除上述工作外, 一些工作还从其他角度分析了 LLM 的能力。例如, 一些工作研究了 LLM 的类人特征, 如自我意识、心理理论 (Theory of Mind, ToM) 和情感计算等方面的

特征 [40, 445–447]。特别地，针对两个经典的错误信念任务进行的 ToM 的实验表明，GPT-3.5 系列模型在 ToM 任务中的表现与 9 岁儿童相当，因此推测 LLM 可能具有类似 ToM 能力 [446]。此外，另一些工作调查了目前 LLM 的评估设置的公平性和准确性 [448]，例如，大规模的预训练数据可能包含测试集中的数据。

8 总结与未来方向

在这篇综述中，我们回顾了 LLM 的最新进展，并介绍了理解和利用 LLM 的关键概念、发现和技术。我们重点关注大模型（即大小超过 100 亿的模型），并未考虑与早期 PLM（例如 BERT 和 GPT-2）的相关内容，因为它们已经在现有文献中得到了很好的综述。具体来说，我们的综述讨论了 LLM 的四个重要方面，即预训练、适配微调、应用和评估。针对每个方面，我们重点介绍了对 LLM 成功至关重要的技术或发现。此外，我们还总结了开发 LLM 的可用资源，并讨论了实现 LLM 的重要技术以便复现 LLM。这篇综述试图涵盖关于 LLM 的最新文献，并为研究人员和工程师提供一份有关这个主题的优质参考资料。接下来，我们总结了本文的讨论，并在以下方面介绍了 LLM 的挑战和未来方向。

理论与原理：对于 LLM 的潜在的工作机制，最大的谜题之一是其如何通过非常大且深的神经网络分配、组织和利用信息。揭示建立 LLM 能力基础的基本原则或要素非常重要。具体来说，扩展似乎在提高 LLM 的能力方面起着重要作用 [47, 55, 59]。已有工作显示，当语言模型的参数增加到某个临界规模（例如 100 亿）时，会以一种意想不到的方式（突然性能飞跃）涌现出一些能力 [32, 47]，通常包括 ICL、指令遵循和逐步推理。这些涌现能力既令人着迷又令人困惑：LLM 何时和如何获得它们尚不清楚。最近的研究要么进行广泛的实验来调查涌现能力的影响和这些能力的贡献因素 [249, 266, 449]，要么用现有的理论框架解释一些具体能力 [60, 260]。一个富有洞察力的技术博客也以 GPT 系列模型为目标，专门讨论了这个话题 [46]。然而，更多能理解、描述和解释 LLM 的能力或行为的正式理论和原理仍然缺失。由于涌现能力与自然界的相变具有十分相似的类比关系 [47, 58]，跨学科理论或原则（例如，LLM 是否可以被视为某种复杂系统）可能对解释和理解 LLM 的行为有用。这些基本问题值得研究界探讨，且对于开发下一代 LLM 至关重要。

模型架构：堆叠的多头自注意力层组成的 Transformer，由于其可扩展性和有效性，已成为构建 LLM 的基本架构。已有方法已经提出了各种策略来提高该架构的性能，如神经网络配置和可扩展的并行训练（请参阅第 4.2.2 节的讨论）。为了提高模型容量（例如多轮对话能力），现有的 LLM 通常维持一个较长的上下文窗口，例如 GPT-4-32k 的上下文长度达到了 32,768 个词。因此，减少标准自注意力机制所带来的时间复杂度（原始为二次代价）是一个实际应用时重要的考虑因

素。研究如何构建 LLM 中更高效的 Transformer 变体十分重要 [450]，例如 GPT-3 中已经使用了稀疏注意力 [55]。此外，灾难性遗忘一直是神经网络的长期挑战，其对 LLM 也有负面影响。在使用新数据微调 LLM 时，原先学到的知识可能会受到损害，例如根据某些特定任务对 LLM 进行微调将影响 LLM 的通用能力。当 LLM 与人类价值观保持一致时（称为对齐 [61, 222]），也会出现类似情况。因此，有必要考虑将现有架构扩展到更具灵活性的机制或模块，以有效支持数据更新和任务专用化。

模型训练：在实践中，由于巨大的计算消耗和对数据质量和训练技巧的敏感性 [69, 97]，预训练功能强大的 LLM 非常困难。因此，开发更系统、经济的预训练方法以优化 LLM 变得尤为重要，同时考虑到模型有效性、效率优化和训练稳定性等因素。我们应该开发更多的模型检查或性能诊断方法（例如 GPT-4 中的可预测扩展 [45]），以便在训练过程中及早发现异常问题。此外，还需要更灵活的硬件支持或资源调度机制，以便更好地组织和利用计算集群中的资源。由于从头开始预训练 LLM 的成本非常高，因此设计适合的机制在公开可用的模型检查点基础上不断预训练或微调 LLM 是非常重要的（例如 LLaMA [57] 和 Flan-T5 [64]）。为此，需要解决许多技术问题，例如灾难性遗忘和任务专门化。然而，迄今为止，仍缺乏具有完整预处理和训练日志的 LLM 开源模型检查点（例如准备预训练数据的脚本）以进行复现。我们相信，在开源模型中报告更多技术细节对于 LLM 研究将具有很大价值。此外，开发更多有效引导模型能力的改进微调策略也很重要。

模型应用：由于在实际应用中微调的成本非常高，提示已成为使用 LLM 的主要方法。通过将任务描述和示例合并到提示中，ICL（一种特殊形式的提示）赋予了 LLM 在新任务上表现良好的能力，甚至在某些情况下胜过全数据微调模型。此外，为了提高复杂推理能力，已有工作提出了先进的提示技术，例如 CoT 策略，它将中间推理步骤包含在提示中。然而，现有的提示方法仍然存在以下几个不足之处。首先，提示设计时需要大量人力。自动生成有效提示以解决各种任务将非常有用。其次，一些复杂任务（例如形式证明和数值计算）需要特定的知识或逻辑规则，这些规则可能无法用自然语言很好地表达或通过示例演示。因此，开发更具信息量和灵活性的任务格式化方法以进行提示非常重要³¹。第三，现有的提示策略主要关注单轮性能。开发交互式提示机制（例如通过自然语言对话）来解决复杂任务是有用的，其效果已经被 ChatGPT 证明。

安全与对齐：尽管具有强大的能力，LLM 与小型语言模型在安全方面面临类似的挑战。例如 LLM 倾向于产生幻觉 [372]，这些文本看似合理，但可能在事实上是错误的。更糟糕的是，

31. 然而，解决这个问题的另一种方法似乎是在任务难以通过文本生成解决时调用外部工具，例如 ChatGPT 的插件。

LLM 可能被有意的指令激发以产生有害的、有偏见的或有毒的文本以用于恶意系统，从而导致潜在的滥用风险 [55, 61]。为了详细讨论 LLM 的安全问题（例如隐私、过度依赖、虚假信息 and 影响操作），读者可以参考 GPT-3/4 技术报告 [45, 55]。作为避免这些问题的主要方法，可通过将人类纳入训练循环来开发良好对齐的 LLM，并使用 RLHF [61, 113]。为了提高模型安全性，在 RLHF 过程中包含安全相关的提示也非常重要，正如 GPT-4 所示 [45]。然而，RLHF 严重依赖专业标注者的高质量人类反馈数据，这使得它在实践中难以适当实施。因此，有必要改进 RLHF 框架以减少人类标注者的工作量，并寻求更高效的、具有保证数据质量的标注方法，例如 LLM 可以用于辅助标注工作。最近，红队方法 [85, 224] 已经被采用来提高 LLM 的模型安全性，该方法利用收集到的对抗性提示来优化 LLM（即避免红队攻击）。此外，通过聊天获取人类反馈并直接将其用于自我改进的适当学习机制也具有重要意义。

应用与生态：随着 LLM 在解决各种任务方面表现出强大的能力，它们可以应用于广泛的现实世界应用（即遵循特定任务的自然语言指令）。作为一个显著的进步，ChatGPT 可能已经改变了人类获取信息的方式，这已在“New Bing”的发布中得到实现。在不远的将来，可以预见到 LLM 将对信息检索技术产生重大影响，包括搜索引擎和推荐系统。此外，智能信息助手的开发和使用将随着 LLM 的技术升级得到高度推广。从更广泛的范围来看，这波技术创新浪潮将产生一个以 LLM 为支持的应用生态系统（例如 ChatGPT 对插件的支持），这与人类生活息息相关。最后，LLM 的兴起为人工通用智能（AGI）的探索提供了启示。有望开发出比以往更智能的系统（可能具有多模态信号）。然而，在这一发展过程中，AI 安全应成为主要关注之一，即 AI 对人类产生好处而非坏处 [39]。

尾声：本综述是由我们研究团队在一次讨论会上计划的，我们旨在总结 LLM 的最新进展，为我们的团队成员提供一份高度可读性的报告。第一稿于 2023 年 3 月 13 日完成，我们的团队成员尽最大努力以相对客观、全面的方式囊括有关 LLM 的相关研究。接着，我们进行了多次细致的写作和内容修订。尽管我们付出了巨大的努力，但这份综述仍远非完美：我们可能会遗漏重要的参考文献或主题，也可能存在不严谨的表述或讨论。由于空间有限，我们只能按照特定的选择标准在图 1 和表 1 中展示部分现有的 LLM。然而，我们在 GitHub 页面 (<https://github.com/RUCAIBox/LLMSurvey>) 上设置了更为宽松的模型选择标准，该页面将定期维护。我们将不断更新这份文献综述，并尽力提高质量。对于我们来说，综述写作也是我们自己对 LLM 的学习过程。对于那些有建设性意见来改进这份文献综述的读者，欢迎在我们综述的 GitHub 页面上留言或直接给我们的作者发电子邮件。我们将根据收到的评论或建议进行修订，并在我们的综述中致谢为此做出建设性贡献的读者。

更新日志在这部分中，我们会定期更新这篇综述文章提

交到 arXiv 的更新日志：

- 2023 年 3 月 31 日首次发布：初始版本。
- 2023 年 4 月 9 日更新：添加了附属信息，修订了图 1 和表 1，澄清了 LLM 的相应选择标准，改进了写作，并纠正了一些小错误。
- 2023 年 4 月 11 日更新：纠正了关于代码库资源的错误。
- 2023 年 4 月 12 日更新：修订了图 1 和表 1，澄清了 LLM 的发布日期。
- 2023 年 4 月 16 日更新：添加了第 2.2 节关于 GPT 系列模型的技术演进。
- 2023 年 4 月 24 日更新：添加了关于扩展法则的讨论，为出现涌现能力的模型尺寸添加了一些解释（第 2.1 节）；在图 4 中添加了不同架构的注意力模式的示意图，并在表 4 中添加了详细的公式。
- 2023 年 4 月 25 日更新：修订了图表中的一些拷贝错误。
- 2023 年 4 月 27 日更新：在第 5.3 节中添加了高效微调。
- 2023 年 4 月 28 日更新：修订了第 5.3 节。
- 2023 年 5 月 7 日更新：修订了表 1、表 2 和一些细节。

计划内容我们将定期将新内容加入本篇文献综述中，使其更加完整并切合最新情况。在这里，我们列出了几个可能出现在下一主要版本中的主题：(1) 从 GPT-1 到 ChatGPT 的技术演进（部分完成），(2) 基于 LLaMA 的微调（如 Alpaca），(3) 轻量级微调策略（已完成）和 (4) 模型细节的详细公式（已完成）。如果您对本篇文献综述有特定主题的建议，请给我们留言。

致谢

作者们感谢和 Yutao Zhu 对本文的校对。自本文首次发布以来，我们收到了许多来自读者的宝贵意见。我们真诚地感谢给我们邮件并提出建设性建议和评论的读者：Tyler Suard, Damai Dai, Liang Ding, Stella Biderman, Kevin Gray, and Jay Alammar.

参考文献

- [1] S. Pinker, *The Language Instinct: How the Mind Creates Language*. Brilliance Audio; Unabridged edition, 2014.
- [2] M. D. Hauser, N. Chomsky, and W. T. Fitch, “The faculty of language: what is it, who has it, and how did it evolve?” *science*, vol. 298, no. 5598, pp. 1569–1579, 2002.
- [3] A. M. Turing, “Computing machinery and intelligence,” *Mind*, vol. LIX, no. 236, pp. 433–460, 1950.
- [4] F. Jelinek, *Statistical Methods for Speech Recognition*. MIT Press, 1998.
- [5] J. Gao and C. Lin, “Introduction to the special issue on statistical language modeling,” *ACM Trans. Asian Lang. Inf. Process.*, vol. 3, no. 2, pp. 87–93, 2004.

- [6] R. Rosenfeld, “Two decades of statistical language modeling: Where do we go from here?” *Proceedings of the IEEE*, vol. 88, no. 8, pp. 1270–1278, 2000.
- [7] A. Stolcke, “Srlm-an extensible language modeling toolkit,” in *Seventh international conference on spoken language processing*, 2002.
- [8] X. Liu and W. B. Croft, “Statistical language modeling for information retrieval,” *Annu. Rev. Inf. Sci. Technol.*, vol. 39, no. 1, pp. 1–31, 2005.
- [9] C. Zhai, *Statistical Language Models for Information Retrieval*, ser. Synthesis Lectures on Human Language Technologies. Morgan & Claypool Publishers, 2008.
- [10] S. M. Thede and M. P. Harper, “A second-order hidden markov model for part-of-speech tagging,” in *27th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, University of Maryland, College Park, Maryland, USA, 20-26 June 1999*, R. Dale and K. W. Church, Eds. ACL, 1999, pp. 175–182.
- [11] L. R. Bahl, P. F. Brown, P. V. de Souza, and R. L. Mercer, “A tree-based statistical language model for natural language speech recognition,” *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 37, no. 7, pp. 1001–1008, 1989.
- [12] T. Brants, A. C. Popat, P. Xu, F. J. Och, and J. Dean, “Large language models in machine translation,” in *EMNLP-CoNLL 2007, Proceedings of the 2007 Joint Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and Computational Natural Language Learning, June 28-30, 2007, Prague, Czech Republic*, J. Eisner, Ed. ACL, 2007, pp. 858–867.
- [13] S. M. Katz, “Estimation of probabilities from sparse data for the language model component of a speech recognizer,” *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process.*, vol. 35, no. 3, pp. 400–401, 1987.
- [14] W. A. Gale and G. Sampson, “Good-turing frequency estimation without tears,” *J. Quant. Linguistics*, vol. 2, no. 3, pp. 217–237, 1995.
- [15] Y. Bengio, R. Ducharme, P. Vincent, and C. Janvin, “A neural probabilistic language model,” *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 3, pp. 1137–1155, 2003.
- [16] T. Mikolov, M. Karafiát, L. Burget, J. Cernocký, and S. Khudanpur, “Recurrent neural network based language model,” in *INTERSPEECH 2010, 11th Annual Conference of the International Speech Communication Association, Makuhari, Chiba, Japan, September 26-30, 2010*, T. Kobayashi, K. Hirose, and S. Nakamura, Eds. ISCA, 2010, pp. 1045–1048.
- [17] S. Kombrink, T. Mikolov, M. Karafiát, and L. Burget, “Recurrent neural network based language modeling in meeting recognition,” in *INTERSPEECH 2011, 12th Annual Conference of the International Speech Communication Association, Florence, Italy, August 27-31, 2011*. ISCA, 2011, pp. 2877–2880.
- [18] R. Collobert, J. Weston, L. Bottou, M. Karlen, K. Kavukcuoglu, and P. P. Kuksa, “Natural language processing (almost) from scratch,” *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 12, pp. 2493–2537, 2011.
- [19] T. Mikolov, I. Sutskever, K. Chen, G. S. Corrado, and J. Dean, “Distributed representations of words and phrases and their compositionality,” in *Advances in Neural Information Processing Systems 26: 27th Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2013. Proceedings of a meeting held December 5-8, 2013, Lake Tahoe, Nevada, United States*, C. J. C. Burges, L. Bottou, Z. Ghahramani, and K. Q. Weinberger, Eds., 2013, pp. 3111–3119.
- [20] T. Mikolov, K. Chen, G. Corrado, and J. Dean, “Efficient estimation of word representations in vector space,” in *1st International Conference on Learning Representations, ICLR 2013, Scottsdale, Arizona, USA, May 2-4, 2013, Workshop Track Proceedings*, Y. Bengio and Y. LeCun, Eds., 2013.
- [21] M. E. Peters, M. Neumann, M. Iyyer, M. Gardner, C. Clark, K. Lee, and L. Zettlemoyer, “Deep contextualized word representations,” in *Proceedings of the 2018 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, NAACL-HLT 2018, New Orleans, Louisiana, USA, June 1-6, 2018, Volume 1 (Long Papers)*, M. A. Walker, H. Ji, and A. Stent, Eds. Association for Computational Linguistics, 2018, pp. 2227–2237.
- [22] A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, J. Uszkoreit, L. Jones, A. N. Gomez, L. Kaiser, and I. Polosukhin, “Attention is all you need,” in *Advances in Neural Information Processing Systems 30: Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2017, December 4-9, 2017, Long Beach, CA, USA*, 2017, pp. 5998–6008.
- [23] J. Devlin, M. Chang, K. Lee, and K. Toutanova, “BERT: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding,” in *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, NAACL-HLT 2019, Minneapolis,*

- MN, USA, June 2-7, 2019, Volume 1 (Long and Short Papers)*, J. Burstein, C. Doran, and T. Solorio, Eds. Association for Computational Linguistics, 2019, pp. 4171–4186.
- [24] M. Lewis, Y. Liu, N. Goyal, M. Ghazvininejad, A. Mohamed, O. Levy, V. Stoyanov, and L. Zettlemoyer, “BART: denoising sequence-to-sequence pre-training for natural language generation, translation, and comprehension,” in *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, ACL 2020, Online, July 5-10, 2020*, 2020, pp. 7871–7880.
- [25] W. Fedus, B. Zoph, and N. Shazeer, “Switch transformers: Scaling to trillion parameter models with simple and efficient sparsity,” *J. Mach. Learn. Res.*, pp. 1–40, 2021.
- [26] A. Radford, J. Wu, R. Child, D. Luan, D. Amodei, I. Sutskever *et al.*, “Language models are unsupervised multitask learners,” *OpenAI blog*, p. 9, 2019.
- [27] Y. Liu, M. Ott, N. Goyal, J. Du, M. Joshi, D. Chen, O. Levy, M. Lewis, L. Zettlemoyer, and V. Stoyanov, “Roberta: A robustly optimized BERT pretraining approach,” *CoRR*, vol. abs/1907.11692, 2019.
- [28] V. Sanh, A. Webson, C. Raffel, S. H. Bach, L. Sutawika, Z. Alyafeai, A. Chaffin, A. Stiegler, A. Raja, M. Dey, M. S. Bari, C. Xu, U. Thakker, S. S. Sharma, E. Szczechla, T. Kim, G. Chhablani, N. V. Nayak, D. Datta, J. Chang, M. T. Jiang, H. Wang, M. Manica, S. Shen, Z. X. Yong, H. Pandey, R. Bawden, T. Wang, T. Neeraj, J. Rozen, A. Sharma, A. Santilli, T. Févry, J. A. Fries, R. Teehan, T. L. Scao, S. Biderman, L. Gao, T. Wolf, and A. M. Rush, “Multitask prompted training enables zero-shot task generalization,” in *The Tenth International Conference on Learning Representations, ICLR 2022, Virtual Event, April 25-29, 2022*. OpenReview.net, 2022.
- [29] T. Wang, A. Roberts, D. Hesslow, T. L. Scao, H. W. Chung, I. Beltagy, J. Launay, and C. Raffel, “What language model architecture and pretraining objective works best for zero-shot generalization?” in *International Conference on Machine Learning, ICML 2022, 17-23 July 2022, Baltimore, Maryland, USA*, ser. Proceedings of Machine Learning Research, vol. 162, 2022, pp. 22 964–22 984.
- [30] J. Kaplan, S. McCandlish, T. Henighan, T. B. Brown, B. Chess, R. Child, S. Gray, A. Radford, J. Wu, and D. Amodei, “Scaling laws for neural language models,” *CoRR*, vol. abs/2001.08361, 2020.
- [31] M. Shanahan, “Talking about large language models,” *CoRR*, vol. abs/2212.03551, 2022.
- [32] J. Wei, X. Wang, D. Schuurmans, M. Bosma, E. H. Chi, Q. Le, and D. Zhou, “Chain of thought prompting elicits reasoning in large language models,” *CoRR*, vol. abs/2201.11903, 2022.
- [33] J. Hoffmann, S. Borgeaud, A. Mensch, E. Buchatskaya, T. Cai, E. Rutherford, D. de Las Casas, L. A. Hendricks, J. Welbl, A. Clark, T. Hennigan, E. Noland, K. Millican, G. van den Driessche, B. Damoc, A. Guy, S. Osindero, K. Simonyan, E. Elsen, J. W. Rae, O. Vinyals, and L. Sifre, “Training compute-optimal large language models,” vol. abs/2203.15556, 2022.
- [34] R. Taylor, M. Kardas, G. Cucurull, T. Scialom, A. Hartshorn, E. Saravia, A. Poulton, V. Kerkez, and R. Stojnic, “Galactica: A large language model for science,” *CoRR*, vol. abs/2211.09085, 2022.
- [35] P. Liu, W. Yuan, J. Fu, Z. Jiang, H. Hayashi, and G. Neubig, “Pre-train, prompt, and predict: A systematic survey of prompting methods in natural language processing,” *ACM Comput. Surv.*, pp. 195:1–195:35, 2023.
- [36] C. Zhou, Q. Li, C. Li, J. Yu, Y. Liu, G. Wang, K. Zhang, C. Ji, Q. Yan, L. He, H. Peng, J. Li, J. Wu, Z. Liu, P. Xie, C. Xiong, J. Pei, P. S. Yu, and L. Sun, “A comprehensive survey on pretrained foundation models: A history from BERT to chatgpt,” *CoRR*, vol. abs/2302.09419, 2023.
- [37] X. Han, Z. Zhang, N. Ding, Y. Gu, X. Liu, Y. Huo, J. Qiu, Y. Yao, A. Zhang, L. Zhang, W. Han, M. Huang, Q. Jin, Y. Lan, Y. Liu, Z. Liu, Z. Lu, X. Qiu, R. Song, J. Tang, J. Wen, J. Yuan, W. X. Zhao, and J. Zhu, “Pre-trained models: Past, present and future,” *AI Open*, vol. 2, pp. 225–250, 2021.
- [38] X. Qiu, T. Sun, Y. Xu, Y. Shao, N. Dai, and X. Huang, “Pre-trained models for natural language processing: A survey,” *CoRR*, vol. abs/2003.08271, 2020.
- [39] S. Altman, “Planning for agi and beyond,” *OpenAI Blog*, February 2023.
- [40] S. Bubeck, V. Chandrasekaran, R. Eldan, J. Gehrke, E. Horvitz, E. Kamar, P. Lee, Y. T. Lee, Y. Li, S. Lundberg, H. Nori, H. Palangi, M. T. Ribeiro, and Y. Zhang, “Sparks of artificial general intelligence: Early experiments with gpt-4,” vol. abs/2303.12712, 2023.
- [41] S. Huang, L. Dong, W. Wang, Y. Hao, S. Singhal, S. Ma, T. Lv, L. Cui, O. K. Mohammed, B. Patra, Q. Liu, K. Aggarwal, Z. Chi, J. Bjorck, V. Chaudhary, S. Som, X. Song, and F. Wei, “Language is not all you need: Aligning perception with language models,” *CoRR*, vol.

- abs/2302.14045, 2023.
- [42] Y. Cao, S. Li, Y. Liu, Z. Yan, Y. Dai, P. S. Yu, and L. Sun, “A comprehensive survey of ai-generated content (aigc): A history of generative ai from gan to chatgpt,” *arXiv preprint arXiv:2303.04226*, 2023.
- [43] D. Driess, F. Xia, M. S. Sajjadi, C. Lynch, A. Chowdhery, B. Ichter, A. Wahid, J. Tompson, Q. Vuong, T. Yu *et al.*, “Palm-e: An embodied multimodal language model,” *arXiv preprint arXiv:2303.03378*, 2023.
- [44] C. Wu, S. Yin, W. Qi, X. Wang, Z. Tang, and N. Duan, “Visual chatgpt: Talking, drawing and editing with visual foundation models,” *arXiv preprint arXiv:2303.04671*, 2023.
- [45] OpenAI, “Gpt-4 technical report,” *OpenAI*, 2023.
- [46] Y. Fu, H. Peng, and T. Khot, “How does gpt obtain its ability? tracing emergent abilities of language models to their sources,” *Yao Fu’s Notion*, Dec 2022.
- [47] J. Wei, Y. Tay, R. Bommasani, C. Raffel, B. Zoph, S. Borgeaud, D. Yogatama, M. Bosma, D. Zhou, D. Metzler, E. H. Chi, T. Hashimoto, O. Vinyals, P. Liang, J. Dean, and W. Fedus, “Emergent abilities of large language models,” *CoRR*, vol. abs/2206.07682, 2022.
- [48] J. Li, T. Tang, W. X. Zhao, and J. Wen, “Pretrained language model for text generation: A survey,” in *Proceedings of the Thirtieth International Joint Conference on Artificial Intelligence, IJCAI 2021, Virtual Event / Montreal, Canada, 19-27 August 2021*, Z. Zhou, Ed. ijcai.org, 2021, pp. 4492–4499.
- [49] P. Lu, L. Qiu, W. Yu, S. Welleck, and K. Chang, “A survey of deep learning for mathematical reasoning,” *CoRR*, vol. abs/2212.10535, 2022.
- [50] Q. Dong, L. Li, D. Dai, C. Zheng, Z. Wu, B. Chang, X. Sun, J. Xu, L. Li, and Z. Sui, “A survey for in-context learning,” *CoRR*, vol. abs/2301.00234, 2023.
- [51] J. Huang and K. C. Chang, “Towards reasoning in large language models: A survey,” *CoRR*, vol. abs/2212.10403, 2022.
- [52] S. Qiao, Y. Ou, N. Zhang, X. Chen, Y. Yao, S. Deng, C. Tan, F. Huang, and H. Chen, “Reasoning with language model prompting: A survey,” *CoRR*, vol. abs/2212.09597, 2022.
- [53] J. Zhou, P. Ke, X. Qiu, M. Huang, and J. Zhang, “Chatgpt: potential, prospects, and limitations,” in *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 2023, pp. 1–6.
- [54] W. X. Zhao, J. Liu, R. Ren, and J. Wen, “Dense text retrieval based on pretrained language models: A survey,” *CoRR*, vol. abs/2211.14876, 2022.
- [55] T. B. Brown, B. Mann, N. Ryder, M. Subbiah, J. Kaplan, P. Dhariwal, A. Neelakantan, P. Shyam, G. Sastry, A. Askell, S. Agarwal, A. Herbert-Voss, G. Krueger, T. Henighan, R. Child, A. Ramesh, D. M. Ziegler, J. Wu, C. Winter, C. Hesse, M. Chen, E. Sigler, M. Litwin, S. Gray, B. Chess, J. Clark, C. Berner, S. McCandlish, A. Radford, I. Sutskever, and D. Amodei, “Language models are few-shot learners,” in *Advances in Neural Information Processing Systems 33: Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2020, NeurIPS 2020, December 6-12, 2020, virtual*, H. Larochelle, M. Ranzato, R. Hadsell, M. Balcan, and H. Lin, Eds., 2020.
- [56] A. Chowdhery, S. Narang, J. Devlin, M. Bosma, G. Mishra, A. Roberts, P. Barham, H. W. Chung, C. Sutton, S. Gehrmann, P. Schuh, K. Shi, S. Tsvyashchenko, J. Maynez, A. Rao, P. Barnes, Y. Tay, N. Shazeer, V. Prabhakaran, E. Reif, N. Du, B. Hutchinson, R. Pope, J. Bradbury, J. Austin, M. Isard, G. Gur-Ari, P. Yin, T. Duke, A. Levskaya, S. Ghemawat, S. Dev, H. Michalewski, X. Garcia, V. Misra, K. Robinson, L. Fedus, D. Zhou, D. Ippolito, D. Luan, H. Lim, B. Zoph, A. Spiridonov, R. Sepassi, D. Dohan, S. Agrawal, M. Omernick, A. M. Dai, T. S. Pillai, M. Pellat, A. Lewkowycz, E. Moreira, R. Child, O. Polozov, K. Lee, Z. Zhou, X. Wang, B. Saeta, M. Diaz, O. Firat, M. Catasta, J. Wei, K. Meier-Hellstern, D. Eck, J. Dean, S. Petrov, and N. Fiedel, “Palm: Scaling language modeling with pathways,” *CoRR*, vol. abs/2204.02311, 2022.
- [57] H. Touvron, T. Lavril, G. Izacard, X. Martinet, M. Lachaux, T. Lacroix, B. Rozière, N. Goyal, E. Hambro, F. Azhar, A. Rodriguez, A. Joulin, E. Grave, and G. Lample, “Llama: Open and efficient foundation language models,” *CoRR*, 2023.
- [58] B. A. Huberman and T. Hogg, “Phase transitions in artificial intelligence systems,” *Artificial Intelligence*, vol. 33, no. 2, pp. 155–171, 1987.
- [59] J. W. Rae, S. Borgeaud, T. Cai, K. Millican, J. Hoffmann, H. F. Song, J. Aslanides, S. Henderson, R. Ring, S. Young, E. Rutherford, T. Hennigan, J. Menick, A. Cassirer, R. Powell, G. van den Driessche, L. A. Hendricks, M. Rauh, P. Huang, A. Glaese, J. Welbl, S. Dathathri, S. Huang, J. Uesato, J. Mellor, I. Higgins, A. Creswell, N. McAleese, A. Wu, E. Elsen, S. M. Jayakumar, E. Buchatskaya, D. Budden, E. Suther-

- land, K. Simonyan, M. Paganini, L. Sifre, L. Martens, X. L. Li, A. Kuncoro, A. Nematzadeh, E. Gribovskaya, D. Donato, A. Lazaridou, A. Mensch, J. Lespiau, M. Tsimpoukelli, N. Grigorev, D. Fritz, T. Sottiaux, M. Pajarskas, T. Pohlen, Z. Gong, D. Toyama, C. de Masson d’Autume, Y. Li, T. Terzi, V. Mikulik, I. Babuschkin, A. Clark, D. de Las Casas, A. Guy, C. Jones, J. Bradbury, M. J. Johnson, B. A. Hechtman, L. Weidinger, I. Gabriel, W. S. Isaac, E. Lockhart, S. Osindero, L. Rimell, C. Dyer, O. Vinyals, K. Ayoub, J. Stanway, L. Bennett, D. Hassabis, K. Kavukcuoglu, and G. Irving, “Scaling language models: Methods, analysis & insights from training gopher,” *CoRR*, vol. abs/2112.11446, 2021.
- [60] D. Dai, Y. Sun, L. Dong, Y. Hao, Z. Sui, and F. Wei, “Why can GPT learn in-context? language models secretly perform gradient descent as meta-optimizers,” *CoRR*, vol. abs/2212.10559, 2022.
- [61] L. Ouyang, J. Wu, X. Jiang, D. Almeida, C. L. Wainwright, P. Mishkin, C. Zhang, S. Agarwal, K. Slama, A. Ray, J. Schulman, J. Hilton, F. Kelton, L. Miller, M. Simens, A. Askell, P. Welinder, P. F. Christiano, J. Leike, and R. Lowe, “Training language models to follow instructions with human feedback,” *CoRR*, vol. abs/2203.02155, 2022.
- [62] J. Wei, M. Bosma, V. Y. Zhao, K. Guu, A. W. Yu, B. Lester, N. Du, A. M. Dai, and Q. V. Le, “Finetuned language models are zero-shot learners,” in *The Tenth International Conference on Learning Representations, ICLR 2022, Virtual Event, April 25-29, 2022*. OpenReview.net, 2022.
- [63] R. Thoppilan, D. D. Freitas, J. Hall, N. Shazeer, A. Kulshreshtha, H. Cheng, A. Jin, T. Bos, L. Baker, Y. Du, Y. Li, H. Lee, H. S. Zheng, A. Ghafouri, M. Menegali, Y. Huang, M. Krikun, D. Lepikhin, J. Qin, D. Chen, Y. Xu, Z. Chen, A. Roberts, M. Bosma, Y. Zhou, C. Chang, I. Krivokon, W. Rusch, M. Pickett, K. S. Meier-Hellstern, M. R. Morris, T. Doshi, R. D. Santos, T. Duke, J. Soraker, B. Zevenbergen, V. Prabhakaran, M. Diaz, B. Hutchinson, K. Olson, A. Molina, E. Hoffman-John, J. Lee, L. Aroyo, R. Rajakumar, A. Butryna, M. Lamm, V. Kuzmina, J. Fenton, A. Cohen, R. Bernstein, R. Kurzweil, B. Aguera-Arcas, C. Cui, M. Croak, E. H. Chi, and Q. Le, “Lamda: Language models for dialog applications,” *CoRR*, vol. abs/2201.08239, 2022.
- [64] H. W. Chung, L. Hou, S. Longpre, B. Zoph, Y. Tay, W. Fedus, E. Li, X. Wang, M. Dehghani, S. Brahma, A. Webson, S. S. Gu, Z. Dai, M. Suzgun, X. Chen, A. Chowdhery, S. Narang, G. Mishra, A. Yu, V. Y. Zhao, Y. Huang, A. M. Dai, H. Yu, S. Petrov, E. H. Chi, J. Dean, J. Devlin, A. Roberts, D. Zhou, Q. V. Le, and J. Wei, “Scaling instruction-finetuned language models,” *CoRR*, vol. abs/2210.11416, 2022.
- [65] J. Rasley, S. Rajbhandari, O. Ruwase, and Y. He, “Deepspeed: System optimizations enable training deep learning models with over 100 billion parameters,” in *KDD*, 2020, pp. 3505–3506.
- [66] M. Shoenybi, M. Patwary, R. Puri, P. LeGresley, J. Casper, and B. Catanzaro, “Megatron-lm: Training multi-billion parameter language models using model parallelism,” *CoRR*, vol. abs/1909.08053, 2019.
- [67] D. Narayanan, M. Shoenybi, J. Casper, P. LeGresley, M. Patwary, V. Korthikanti, D. Vainbrand, P. Kashinkunti, J. Bernauer, B. Catanzaro, A. Phanishayee, and M. Zaharia, “Efficient large-scale language model training on GPU clusters using megatron-lm,” in *International Conference for High Performance Computing, Networking, Storage and Analysis, SC 2021, St. Louis, Missouri, USA, November 14-19, 2021*. ACM, 2021, p. 58.
- [68] V. Korthikanti, J. Casper, S. Lym, L. McAfee, M. Andersch, M. Shoenybi, and B. Catanzaro, “Reducing activation recomputation in large transformer models,” *CoRR*, vol. abs/2205.05198, 2022.
- [69] T. L. Scao, A. Fan, C. Akiki, E. Pavlick, S. Ilic, D. Hesslow, R. Castagné, A. S. Luccioni, F. Yvon, M. Gallé, J. Tow, A. M. Rush, S. Biderman, A. Webson, P. S. Ammanamanchi, T. Wang, B. Sagot, N. Muennighoff, A. V. del Moral, O. Ruwase, R. Bawden, S. Bekman, A. McMillan-Major, I. Beltagy, H. Nguyen, L. Saulnier, S. Tan, P. O. Suarez, V. Sanh, H. Laurençon, Y. Jernite, J. Launay, M. Mitchell, C. Raffel, A. Gokaslan, A. Simhi, A. Soroa, A. F. Aji, A. Alfassy, A. Rogers, A. K. Nitzav, C. Xu, C. Mou, C. Emezue, C. Klammer, C. Leong, D. van Strien, D. I. Adelani, and et al., “BLOOM: A 176b-parameter open-access multilingual language model,” *CoRR*, vol. abs/2211.05100, 2022.
- [70] P. F. Christiano, J. Leike, T. B. Brown, M. Martic, S. Legg, and D. Amodei, “Deep reinforcement learning from human preferences,” in *Advances in Neural Information Processing Systems 30: Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2017, December 4-9, 2017, Long Beach, CA, USA*, I. Guyon, U. von Luxburg, S. Bengio, H. M. Wallach, R. Fergus, S. V. N.

- Vishwanathan, and R. Garnett, Eds., 2017, pp. 4299–4307.
- [71] T. Schick, J. Dwivedi-Yu, R. Dessì, R. Raileanu, M. Lomeli, L. Zettlemoyer, N. Cancedda, and T. Scialom, “Toolformer: Language models can teach themselves to use tools,” *CoRR*, vol. abs/2302.04761, 2023.
- [72] R. Nakano, J. Hilton, S. Balaji, J. Wu, L. Ouyang, C. Kim, C. Hesse, S. Jain, V. Kosaraju, W. Saunders, X. Jiang, K. Cobbe, T. Eloundou, G. Krueger, K. Button, M. Knight, B. Chess, and J. Schulman, “Webgpt: Browser-assisted question-answering with human feedback,” *CoRR*, vol. abs/2112.09332, 2021.
- [73] A. Radford, R. Józefowicz, and I. Sutskever, “Learning to generate reviews and discovering sentiment,” *CoRR*, vol. abs/1704.01444, 2017.
- [74] A. Radford, K. Narasimhan, T. Salimans, I. Sutskever *et al.*, “Improving language understanding by generative pre-training,” 2018.
- [75] B. McCann, N. S. Keskar, C. Xiong, and R. Socher, “The natural language decathlon: Multitask learning as question answering,” *CoRR*, vol. abs/1806.08730, 2018.
- [76] Y. Zhang, S. Sun, M. Galley, Y. Chen, C. Brockett, X. Gao, J. Gao, J. Liu, and B. Dolan, “DIALOGPT : Large-scale generative pre-training for conversational response generation,” in *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: System Demonstrations, ACL 2020, Online, July 5-10, 2020*, A. Celikyilmaz and T. Wen, Eds. Association for Computational Linguistics, 2020, pp. 270–278.
- [77] D. Ham, J. Lee, Y. Jang, and K. Kim, “End-to-end neural pipeline for goal-oriented dialogue systems using GPT-2,” in *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, ACL 2020, Online, July 5-10, 2020*. Association for Computational Linguistics, 2020, pp. 583–592.
- [78] M. Chen, J. Tworek, H. Jun, Q. Yuan, H. P. de Oliveira Pinto, J. Kaplan, H. Edwards, Y. Burda, N. Joseph, G. Brockman, A. Ray, R. Puri, G. Krueger, M. Petrov, H. Khlaaf, G. Sastry, P. Mishkin, B. Chan, S. Gray, N. Ryder, M. Pavlov, A. Power, L. Kaiser, M. Bavarian, C. Winter, P. Tillet, F. P. Such, D. Cummings, M. Plappert, F. Chantzis, E. Barnes, A. Herbert-Voss, W. H. Guss, A. Nichol, A. Paino, N. Tezak, J. Tang, I. Babuschkin, S. Balaji, S. Jain, W. Saunders, C. Hesse, A. N. Carr, J. Leike, J. Achiam, V. Misra, E. Morikawa, A. Radford, M. Knight, M. Brundage, M. Murati, K. Mayer, P. Welinder, B. McGrew, D. Amodei, S. McCandlish, I. Sutskever, and W. Zaremba, “Evaluating large language models trained on code,” *CoRR*, vol. abs/2107.03374, 2021.
- [79] I. Drori, S. Tran, R. Wang, N. Cheng, K. Liu, L. Tang, E. Ke, N. Singh, T. L. Patti, J. Lynch, A. Shporer, N. Verma, E. Wu, and G. Strang, “A neural network solves and generates mathematics problems by program synthesis: Calculus, differential equations, linear algebra, and more,” *CoRR*, vol. abs/2112.15594, 2021.
- [80] A. Neelakantan, T. Xu, R. Puri, A. Radford, J. M. Han, J. Tworek, Q. Yuan, N. Tezak, J. W. Kim, C. Hallacy, J. Heidecke, P. Shyam, B. Power, T. E. Nekoul, G. Sastry, G. Krueger, D. Schnurr, F. P. Such, K. Hsu, M. Thompson, T. Khan, T. Sherbakov, J. Jang, P. Welinder, and L. Weng, “Text and code embeddings by contrastive pre-training,” *CoRR*, vol. abs/2201.10005, 2022.
- [81] J. Schulman, F. Wolski, P. Dhariwal, A. Radford, and O. Klimov, “Proximal policy optimization algorithms,” *arXiv preprint arXiv:1707.06347*, 2017.
- [82] N. Stiennon, L. Ouyang, J. Wu, D. M. Ziegler, R. Lowe, C. Voss, A. Radford, D. Amodei, and P. F. Christiano, “Learning to summarize from human feedback,” *CoRR*, vol. abs/2009.01325, 2020.
- [83] OpenAI, “Our approach to alignment research,” *OpenAI Blog*, August 2022.
- [84] —, “Introducing chatgpt,” *OpenAI Blog*, November 2022.
- [85] D. Ganguli, L. Lovitt, J. Kernion, A. Asell, Y. Bai, S. Kadavath, B. Mann, E. Perez, N. Schiefer, K. Ndousse, A. Jones, S. Bowman, A. Chen, T. Conerly, N. DasSarma, D. Drain, N. Elhage, S. E. Showk, S. Fort, Z. Hatfield-Dodds, T. Henighan, D. Hernandez, T. Hume, J. Jacobson, S. Johnston, S. Kravec, C. Olsson, S. Ringer, E. Tran-Johnson, D. Amodei, T. Brown, N. Joseph, S. McCandlish, C. Olah, J. Kaplan, and J. Clark, “Red teaming language models to reduce harms: Methods, scaling behaviors, and lessons learned,” *CoRR*, vol. abs/2209.07858, 2022.
- [86] OpenAI, “Lessons learned on language model safety and misuse,” *OpenAI Blog*, March 2022.
- [87] C. Raffel, N. Shazeer, A. Roberts, K. Lee, S. Narang, M. Matena, Y. Zhou, W. Li, and P. J. Liu, “Exploring the limits of transfer learning with a unified text-to-text transformer,” *J. Mach. Learn. Res.*, pp. 140:1–140:67, 2020.

- [88] L. Xue, N. Constant, A. Roberts, M. Kale, R. Al-Rfou, A. Siddhant, A. Barua, and C. Raffel, “mt5: A massively multilingual pre-trained text-to-text transformer,” in *Proceedings of the 2021 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, NAACL-HLT 2021, Online, June 6-11, 2021*, 2021, pp. 483–498.
- [89] W. Zeng, X. Ren, T. Su, H. Wang, Y. Liao, Z. Wang, X. Jiang, Z. Yang, K. Wang, X. Zhang, C. Li, Z. Gong, Y. Yao, X. Huang, J. Wang, J. Yu, Q. Guo, Y. Yu, Y. Zhang, J. Wang, H. Tao, D. Yan, Z. Yi, F. Peng, F. Jiang, H. Zhang, L. Deng, Y. Zhang, Z. Lin, C. Zhang, S. Zhang, M. Guo, S. Gu, G. Fan, Y. Wang, X. Jin, Q. Liu, and Y. Tian, “Pangu- α : Large-scale autoregressive pretrained chinese language models with auto-parallel computation,” *CoRR*, vol. abs/2104.12369, 2021.
- [90] Z. Zhang, Y. Gu, X. Han, S. Chen, C. Xiao, Z. Sun, Y. Yao, F. Qi, J. Guan, P. Ke, Y. Cai, G. Zeng, Z. Tan, Z. Liu, M. Huang, W. Han, Y. Liu, X. Zhu, and M. Sun, “CPM-2: large-scale cost-effective pre-trained language models,” *CoRR*, vol. abs/2106.10715, 2021.
- [91] E. Nijkamp, B. Pang, H. Hayashi, L. Tu, H. Wang, Y. Zhou, S. Savarese, and C. Xiong, “Codegen: An open large language model for code with multi-turn program synthesis,” *arXiv preprint arXiv:2203.13474*, 2022.
- [92] S. Black, S. Biderman, E. Hallahan, Q. Anthony, L. Gao, L. Golding, H. He, C. Leahy, K. McDonell, J. Phang, M. Pieler, U. S. Prashanth, S. Purohit, L. Reynolds, J. Tow, B. Wang, and S. Weinbach, “Gpt-neox-20b: An open-source autoregressive language model,” *CoRR*, vol. abs/2204.06745, 2022.
- [93] Y. Wang, S. Mishra, P. Alipoormolabashi, Y. Kordi, A. Mirzaei, A. Naik, A. Ashok, A. S. Dhanasekaran, A. Arunkumar, D. Stap, E. Pathak, G. Karamanolakis, H. G. Lai, I. Purohit, I. Mondal, J. Anderson, K. Kuznia, K. Doshi, K. K. Pal, M. Patel, M. Moradshahi, M. Parmar, M. Purohit, N. Varshney, P. R. Kaza, P. Verma, R. S. Puri, R. Karia, S. Doshi, S. K. Sampat, S. Mishra, S. R. A. S. Patro, T. Dixit, and X. Shen, “Super-naturalinstructions: Generalization via declarative instructions on 1600+ NLP tasks,” in *Proceedings of the 2022 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP 2022, Abu Dhabi, United Arab Emirates, December 7-11, 2022*, 2022, pp. 5085–5109.
- [94] Y. Tay, M. Dehghani, V. Q. Tran, X. García, J. Wei, X. Wang, H. W. Chung, D. Bahri, T. Schuster, H. Zheng, D. Zhou, N. Houlsby, and D. Metzler, “Ul2: Unifying language learning paradigms,” 2022.
- [95] S. Zhang, S. Roller, N. Goyal, M. Artetxe, M. Chen, S. Chen, C. Dewan, M. T. Diab, X. Li, X. V. Lin, T. Mihaylov, M. Ott, S. Shleifer, K. Shuster, D. Simig, P. S. Koura, A. Sridhar, T. Wang, and L. Zettlemoyer, “OPT: open pre-trained transformer language models,” *CoRR*, vol. abs/2205.01068, 2022.
- [96] M. R. Costa-jussà, J. Cross, O. Çelebi, M. Elbayad, K. Heafield, K. Heffernan, E. Kalbassi, J. Lam, D. Licht, J. Maillard, A. Sun, S. Wang, G. Wenzek, A. Youngblood, B. Akula, L. Barrault, G. M. Gonzalez, P. Hansanti, J. Hoffman, S. Jarrett, K. R. Sadagopan, D. Rowe, S. Spruit, C. Tran, P. Andrews, N. F. Ayan, S. Bhosale, S. Edunov, A. Fan, C. Gao, V. Goswami, F. Guzmán, P. Koehn, A. Mourachko, C. Ropers, S. Saleem, H. Schwenk, and J. Wang, “No language left behind: Scaling human-centered machine translation,” *CoRR*, vol. abs/2207.04672, 2022.
- [97] A. Zeng, X. Liu, Z. Du, Z. Wang, H. Lai, M. Ding, Z. Yang, Y. Xu, W. Zheng, X. Xia, W. L. Tam, Z. Ma, Y. Xue, J. Zhai, W. Chen, P. Zhang, Y. Dong, and J. Tang, “GLM-130B: an open bilingual pre-trained model,” vol. abs/2210.02414, 2022.
- [98] N. Muennighoff, T. Wang, L. Sutawika, A. Roberts, S. Biderman, T. L. Scao, M. S. Bari, S. Shen, Z. X. Yong, H. Schoelkopf, X. Tang, D. Radev, A. F. Aji, K. Al-mubarak, S. Albanie, Z. Alyafeai, A. Webson, E. Raff, and C. Raffel, “Crosslingual generalization through multitask finetuning,” *CoRR*, vol. abs/2211.01786, 2022.
- [99] S. Iyer, X. V. Lin, R. Pasunuru, T. Mihaylov, D. Simig, P. Yu, K. Shuster, T. Wang, Q. Liu, P. S. Koura, X. Li, B. O’Horo, G. Pereyra, J. Wang, C. Dewan, A. Celikyilmaz, L. Zettlemoyer, and V. Stoyanov, “OPT-IML: scaling language model instruction meta learning through the lens of generalization,” *CoRR*, vol. abs/2212.12017, 2022.
- [100] Q. Zheng, X. Xia, X. Zou, Y. Dong, S. Wang, Y. Xue, Z. Wang, L. Shen, A. Wang, Y. Li *et al.*, “Codegex: A pre-trained model for code generation with multilingual evaluations on humaneval-x,” *arXiv preprint arXiv:2303.17568*, 2023.
- [101] S. Biderman, H. Schoelkopf, Q. Anthony, H. Bradley, K. O’Brien, E. Hallahan, M. A. Khan, S. Purohit, U. S. Prashanth, E. Raff *et al.*, “Pythia: A suite for analyz-

- ing large language models across training and scaling,” *arXiv preprint arXiv:2304.01373*, 2023.
- [102] D. Lepikhin, H. Lee, Y. Xu, D. Chen, O. Firat, Y. Huang, M. Krikun, N. Shazeer, and Z. Chen, “Gshard: Scaling giant models with conditional computation and automatic sharding,” in *9th International Conference on Learning Representations, ICLR 2021, Virtual Event, Austria, May 3-7, 2021*, 2021.
- [103] Y. Sun, S. Wang, S. Feng, S. Ding, C. Pang, J. Shang, J. Liu, X. Chen, Y. Zhao, Y. Lu, W. Liu, Z. Wu, W. Gong, J. Liang, Z. Shang, P. Sun, W. Liu, X. Ouyang, D. Yu, H. Tian, H. Wu, and H. Wang, “ERNIE 3.0: Large-scale knowledge enhanced pre-training for language understanding and generation,” *CoRR*, vol. abs/2107.02137, 2021.
- [104] O. Lieber, O. Sharir, B. Lenz, and Y. Shoham, “Jurassic-1: Technical details and evaluation,” *White Paper. AI21 Labs*, vol. 1, 2021.
- [105] B. Kim, H. Kim, S. Lee, G. Lee, D. Kwak, D. H. Jeon, S. Park, S. Kim, S. Kim, D. Seo, H. Lee, M. Jeong, S. Lee, M. Kim, S. Ko, S. Kim, T. Park, J. Kim, S. Kang, N. Ryu, K. M. Yoo, M. Chang, S. Suh, S. In, J. Park, K. Kim, H. Kim, J. Jeong, Y. G. Yeo, D. Ham, D. Park, M. Y. Lee, J. Kang, I. Kang, J. Ha, W. Park, and N. Sung, “What changes can large-scale language models bring? intensive study on hyperclova: Billions-scale korean generative pretrained transformers,” in *Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP 2021, Virtual Event / Punta Cana, Dominican Republic, 7-11 November, 2021*. Association for Computational Linguistics, 2021.
- [106] S. Wu, X. Zhao, T. Yu, R. Zhang, C. Shen, H. Liu, F. Li, H. Zhu, J. Luo, L. Xu *et al.*, “Yuan 1.0: Large-scale pre-trained language model in zero-shot and few-shot learning,” *arXiv preprint arXiv:2110.04725*, 2021.
- [107] A. Askell, Y. Bai, A. Chen, D. Drain, D. Ganguli, T. Henighan, A. Jones, N. Joseph, B. Mann, N. Das-Sarma, N. Elhage, Z. Hatfield-Dodds, D. Hernandez, J. Kernion, K. Ndousse, C. Olsson, D. Amodei, T. B. Brown, J. Clark, S. McCandlish, C. Olah, and J. Kaplan, “A general language assistant as a laboratory for alignment,” *CoRR*, vol. abs/2112.00861, 2021.
- [108] S. Wang, Y. Sun, Y. Xiang, Z. Wu, S. Ding, W. Gong, S. Feng, J. Shang, Y. Zhao, C. Pang, J. Liu, X. Chen, Y. Lu, W. Liu, X. Wang, Y. Bai, Q. Chen, L. Zhao, S. Li, P. Sun, D. Yu, Y. Ma, H. Tian, H. Wu, T. Wu, W. Zeng, G. Li, W. Gao, and H. Wang, “ERNIE 3.0 titan: Exploring larger-scale knowledge enhanced pre-training for language understanding and generation,” *CoRR*, vol. abs/2112.12731, 2021.
- [109] N. Du, Y. Huang, A. M. Dai, S. Tong, D. Lepikhin, Y. Xu, M. Krikun, Y. Zhou, A. W. Yu, O. Firat, B. Zoph, L. Fedus, M. P. Bosma, Z. Zhou, T. Wang, Y. E. Wang, K. Webster, M. Pellat, K. Robinson, K. S. Meier-Hellstern, T. Duke, L. Dixon, K. Zhang, Q. V. Le, Y. Wu, Z. Chen, and C. Cui, “Glam: Efficient scaling of language models with mixture-of-experts,” in *International Conference on Machine Learning, ICML 2022, 17-23 July 2022, Baltimore, Maryland, USA, 2022*, pp. 5547–5569.
- [110] S. Smith, M. Patwary, B. Norick, P. LeGresley, S. Rajbhandari, J. Casper, Z. Liu, S. Prabhumoye, G. Zerveas, V. Korthikanti, E. Zheng, R. Child, R. Y. Aminabadi, J. Bernauer, X. Song, M. Shoenybi, Y. He, M. Houston, S. Tiwary, and B. Catanzaro, “Using deepspeed and megatron to train megatron-turing NLG 530b, A large-scale generative language model,” *CoRR*, vol. abs/2201.11990, 2022.
- [111] Y. Li, D. H. Choi, J. Chung, N. Kushman, J. Schrittwieser, R. Leblond, T. Eccles, J. Keeling, F. Gimeno, A. D. Lago, T. Hubert, P. Choy, C. de Masson d’Autume, I. Babuschkin, X. Chen, P. Huang, J. Welbl, S. Goyal, A. Cherepanov, J. Molloy, D. J. Mankowitz, E. S. Robson, P. Kohli, N. de Freitas, K. Kavukcuoglu, and O. Vinyals, “Competition-level code generation with alphacode,” *Science*, 2022.
- [112] S. Soltan, S. Ananthakrishnan, J. FitzGerald, R. Gupta, W. Hamza, H. Khan, C. Peris, S. Rawls, A. Rosenbaum, A. Rumshisky, C. S. Prakash, M. Sridhar, F. Triefenbach, A. Verma, G. Tür, and P. Natarajan, “Alexatm 20b: Few-shot learning using a large-scale multilingual seq2seq model,” *CoRR*, vol. abs/2208.01448, 2022.
- [113] A. Glaese, N. McAleese, M. Trebacz, J. Aslanides, V. Firoiu, T. Ewalds, M. Rauh, L. Weidinger, M. Chadwick, P. Thacker, L. Campbell-Gillingham, J. Uesato, P. Huang, R. Comanescu, F. Yang, A. See, S. Dathathri, R. Greig, C. Chen, D. Fritz, J. S. Elias, R. Green, S. Mokrá, N. Fernando, B. Wu, R. Foley, S. Young, I. Gabriel, W. Isaac, J. Mellor, D. Hassabis, K. Kavukcuoglu, L. A. Hendricks, and G. Irving, “Improving alignment of dialogue agents via targeted human judgements,” *CoRR*, vol. abs/2209.14375, 2022.
- [114] H. Su, X. Zhou, H. Yu, Y. Chen, Z. Zhu, Y. Yu,

- and J. Zhou, “Welm: A well-read pre-trained language model for chinese,” *CoRR*, vol. abs/2209.10372, 2022.
- [115] Y. Tay, J. Wei, H. W. Chung, V. Q. Tran, D. R. So, S. Shakeri, X. Garcia, H. S. Zheng, J. Rao, A. Chowdhery, D. Zhou, D. Metzler, S. Petrov, N. Houlsby, Q. V. Le, and M. Dehghani, “Transcending scaling laws with 0.1% extra compute,” *CoRR*, vol. abs/2210.11399, 2022.
- [116] X. Ren, P. Zhou, X. Meng, X. Huang, Y. Wang, W. Wang, P. Li, X. Zhang, A. Podolskiy, G. Arshinov, A. Bout, I. Piontkovskaya, J. Wei, X. Jiang, T. Su, Q. Liu, and J. Yao, “Pangu- Σ : Towards trillion parameter language model with sparse heterogeneous computing,” *CoRR*, vol. abs/2303.10845, 2023.
- [117] L. Huawei Technologies Co., “Huawei mindspore ai development framework,” in *Artificial Intelligence Technology*. Springer, 2022, pp. 137–162.
- [118] R. Taori, I. Gulrajani, T. Zhang, Y. Dubois, X. Li, C. Guestrin, P. Liang, and T. B. Hashimoto, “Stanford alpaca: An instruction-following llama model,” https://github.com/tatsu-lab/stanford_alpaca, 2023.
- [119] W.-L. Chiang, Z. Li, Z. Lin, Y. Sheng, Z. Wu, H. Zhang, L. Zheng, S. Zhuang, Y. Zhuang, J. E. Gonzalez, I. Stoica, and E. P. Xing, “Vicuna: An open-source chatbot impressing gpt-4 with 90%* chatgpt quality,” 2023. [Online]. Available: <https://vicuna.lmsys.org>
- [120] 2023. [Online]. Available: <https://github.com/nebulai/nebullvm/tree/main/apps/accelerate/chatllama>
- [121] Y. You, “Colossalchat: An open-source solution for cloning chatgpt with a complete rlhf pipeline,” 2023. [Online]. Available: https://medium.com/@yangyou_berkeley/colossalchat-an-open-source-solution-for-cloning-chatgpt-with-a-complete-rlhf-pipeline-5edf08fb538b
- [122] Y. Zhu, R. Kiros, R. S. Zemel, R. Salakhutdinov, R. Urtasun, A. Torralba, and S. Fidler, “Aligning books and movies: Towards story-like visual explanations by watching movies and reading books,” in *2015 IEEE International Conference on Computer Vision, ICCV 2015, Santiago, Chile, December 7-13, 2015*. IEEE Computer Society, 2015, pp. 19–27.
- [123] “Project gutenber.” [Online]. Available: <https://www.gutenberg.org/>
- [124] T. H. Trinh and Q. V. Le, “A simple method for commonsense reasoning,” *CoRR*, vol. abs/1806.02847, 2018.
- [125] R. Zellers, A. Holtzman, H. Rashkin, Y. Bisk, A. Farhadi, F. Roesner, and Y. Choi, “Defending against neural fake news,” in *Advances in Neural Information Processing Systems 32: Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2019, NeurIPS 2019, December 8-14, 2019, Vancouver, BC, Canada*, H. M. Wallach, H. Larochelle, A. Beygelzimer, F. d’Alché-Buc, E. B. Fox, and R. Garnett, Eds., 2019, pp. 9051–9062.
- [126] A. Gokaslan, V. C. E. Pavlick, and S. Tellex, “Openwebtext corpus,” <http://Skylion007.github.io/OpenWebTextCorpus>, 2019.
- [127] J. Baumgartner, S. Zannettou, B. Keegan, M. Squire, and J. Blackburn, “The pushshift reddit dataset,” in *Proceedings of the Fourteenth International AAAI Conference on Web and Social Media, ICWSM 2020, Held Virtually, Original Venue: Atlanta, Georgia, USA, June 8-11, 2020*. AAAI Press, 2020, pp. 830–839.
- [128] “Wikipedia.” [Online]. Available: https://en.wikipedia.org/wiki/Main_Page
- [129] “Bigquery dataset.” [Online]. Available: <https://cloud.google.com/bigquery?hl=zh-cn>
- [130] L. Gao, S. Biderman, S. Black, L. Golding, T. Hoppe, C. Foster, J. Phang, H. He, A. Thite, N. Nabeshima, S. Presser, and C. Leahy, “The pile: An 800gb dataset of diverse text for language modeling,” *CoRR*, vol. abs/2101.00027, 2021.
- [131] H. Laurençon, L. Saulnier, T. Wang, C. Akiki, A. V. del Moral, T. Le Scao, L. Von Werra, C. Mou, E. G. Ponferrada, H. Nguyen *et al.*, “The bigscience roots corpus: A 1.6 tb composite multilingual dataset,” in *Thirty-sixth Conference on Neural Information Processing Systems Datasets and Benchmarks Track*, 2022.
- [132] “Common crawl.” [Online]. Available: <https://commoncrawl.org/>
- [133] “A reproduction version of cc-stories on hugging face.” [Online]. Available: <https://huggingface.co/datasets/spacemanidol/cc-stories>
- [134] B. Wang and A. Komatsuzaki, “GPT-J-6B: A 6 Billion Parameter Autoregressive Language Model,” <https://github.com/kingoflolz/mesh-transformer-jax>, 2021.
- [135] T. Wolf, L. Debut, V. Sanh, J. Chaumond, C. Delangue, A. Moi, P. Cistac, T. Rault, R. Louf, M. Funtowicz, J. Davison, S. Shleifer, P. von Platen, C. Ma, Y. Jernite, J. Plu, C. Xu, T. L. Scao, S. Gugger, M. Drame, Q. Lhoest, and A. M. Rush, “Transformers: State-of-the-art natural language processing,” in *Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing: System Demonstrations, EMNLP*

- 2020 - Demos, Online, November 16-20, 2020. Association for Computational Linguistics, 2020, pp. 38–45.
- [136] J. Bradbury, R. Frostig, P. Hawkins, M. J. Johnson, C. Leary, D. Maclaurin, G. Necula, A. Paszke, J. VanderPlas, S. Wanderman-Milne, and Q. Zhang, “JAX: composable transformations of Python+NumPy programs,” 2018. [Online]. Available: <http://github.com/google/jax>
- [137] Z. Bian, H. Liu, B. Wang, H. Huang, Y. Li, C. Wang, F. Cui, and Y. You, “Colossal-ai: A unified deep learning system for large-scale parallel training,” *CoRR*, vol. abs/2110.14883, 2021.
- [138] J. Fang, Y. Yu, S. Li, Y. You, and J. Zhou, “Patrickstar: Parallel training of pre-trained models via a chunk-based memory management,” *CoRR*, vol. abs/2108.05818, 2021.
- [139] “Bmtrain: Effient training for big models.” [Online]. Available: <https://github.com/OpenBMB/BMTrain>
- [140] J. He, J. Qiu, A. Zeng, Z. Yang, J. Zhai, and J. Tang, “Fastmoe: A fast mixture-of-expert training system,” *CoRR*, vol. abs/2103.13262, 2021.
- [141] A. Paszke, S. Gross, F. Massa, A. Lerer, J. Bradbury, G. Chanan, T. Killeen, Z. Lin, N. Gimelshein, L. Antiga, A. Desmaison, A. Köpf, E. Z. Yang, Z. DeVito, M. Raison, A. Tejani, S. Chilamkurthy, B. Steiner, L. Fang, J. Bai, and S. Chintala, “Pytorch: An imperative style, high-performance deep learning library,” in *Advances in Neural Information Processing Systems 32: Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2019, NeurIPS 2019, December 8-14, 2019, Vancouver, BC, Canada*, H. M. Wallach, H. Larochelle, A. Beygelzimer, F. d’Alché-Buc, E. B. Fox, and R. Garnett, Eds., 2019, pp. 8024–8035.
- [142] M. Abadi, P. Barham, J. Chen, Z. Chen, A. Davis, J. Dean, M. Devin, S. Ghemawat, G. Irving, M. Isard, M. Kudlur, J. Levenberg, R. Monga, S. Moore, D. G. Murray, B. Steiner, P. A. Tucker, V. Vasudevan, P. Warden, M. Wicke, Y. Yu, and X. Zheng, “Tensorflow: A system for large-scale machine learning,” in *12th USENIX Symposium on Operating Systems Design and Implementation, OSDI 2016, Savannah, GA, USA, November 2-4, 2016*, K. Keeton and T. Roscoe, Eds. USENIX Association, 2016, pp. 265–283.
- [143] T. Chen, M. Li, Y. Li, M. Lin, N. Wang, M. Wang, T. Xiao, B. Xu, C. Zhang, and Z. Zhang, “Mxnet: A flexible and efficient machine learning library for heterogeneous distributed systems,” *CoRR*, vol. abs/1512.01274, 2015.
- [144] Y. Ma, D. Yu, T. Wu, and H. Wang, “Paddlepaddle: An open-source deep learning platform from industrial practice,” *Frontiers of Data and Domputing*, vol. 1, no. 1, p. 105, 2019.
- [145] J. Yuan, X. Li, C. Cheng, J. Liu, R. Guo, S. Cai, C. Yao, F. Yang, X. Yi, C. Wu, H. Zhang, and J. Zhao, “One-flow: Redesign the distributed deep learning framework from scratch,” *CoRR*, vol. abs/2110.15032, 2021.
- [146] S. Roller, E. Dinan, N. Goyal, D. Ju, M. Williamson, Y. Liu, J. Xu, M. Ott, E. M. Smith, Y. Boureau, and J. Weston, “Recipes for building an open-domain chatbot,” in *Proceedings of the 16th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics: Main Volume, EACL 2021, Online, April 19 - 23, 2021*, 2021, pp. 300–325.
- [147] A. Lewkowycz, A. Andreassen, D. Dohan, E. Dyer, H. Michalewski, V. V. Ramasesh, A. Slone, C. Anil, I. Schlag, T. Gutman-Solo, Y. Wu, B. Neyshabur, G. Gur-Ari, and V. Misra, “Solving quantitative reasoning problems with language models,” *CoRR*, vol. abs/2206.14858, 2022.
- [148] T. Saier, J. Krause, and M. Färber, “unarxive 2022: All arxiv publications pre-processed for nlp, including structured full-text and citation network,” *arXiv preprint arXiv:2303.14957*, 2023.
- [149] H. A. Simon, “Experiments with a heuristic compiler,” *J. ACM*, vol. 10, no. 4, pp. 493–506, 1963.
- [150] Z. Manna and R. J. Waldinger, “Toward automatic program synthesis,” *Commun. ACM*, vol. 14, no. 3, pp. 151–165, 1971.
- [151] Z. Feng, D. Guo, D. Tang, N. Duan, X. Feng, M. Gong, L. Shou, B. Qin, T. Liu, D. Jiang, and M. Zhou, “Codebert: A pre-trained model for programming and natural languages,” in *Findings of EMNLP*, 2020.
- [152] J. Austin, A. Odena, M. I. Nye, M. Bosma, H. Michalewski, D. Dohan, E. Jiang, C. J. Cai, M. Terry, Q. V. Le, and C. Sutton, “Program synthesis with large language models,” *CoRR*, vol. abs/2108.07732, 2021.
- [153] S. Black, L. Gao, P. Wang, C. Leahy, and S. Biderman, “GPT-Neo: Large Scale Autoregressive Language Modeling with Mesh-Tensorflow,” 2021.
- [154] F. F. Xu, U. Alon, G. Neubig, and V. J. Hellendoorn, “A systematic evaluation of large language models of code,” in *MAPS@PLDI*, 2022.
- [155] D. Fried, A. Aghajanyan, J. Lin, S. Wang, E. Wallace, F. Shi, R. Zhong, W. Yih, L. Zettlemoyer, and M. Lewis,

- “InCoder: A generative model for code infilling and synthesis,” in *ICLR*, 2023.
- [156] A. Madaan, S. Zhou, U. Alon, Y. Yang, and G. Neubig, “Language models of code are few-shot common-sense learners,” in *Proceedings of the 2022 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP 2022, Abu Dhabi, United Arab Emirates, December 7-11, 2022*, Y. Goldberg, Z. Kozareva, and Y. Zhang, Eds. Association for Computational Linguistics, 2022, pp. 1384–1403.
- [157] Y. Wu, A. Q. Jiang, W. Li, M. N. Rabe, C. Staats, M. Jarnik, and C. Szegedy, “Autoformalization with large language models,” *CoRR*, vol. abs/2205.12615, 2022.
- [158] D. Hernandez, T. B. Brown, T. Conerly, N. DasSarma, D. Drain, S. E. Showk, N. Elhage, Z. Hatfield-Dodds, T. Henighan, T. Hume, S. Johnston, B. Mann, C. Olah, C. Olsson, D. Amodei, N. Joseph, J. Kaplan, and S. McCandlish, “Scaling laws and interpretability of learning from repeated data,” *CoRR*, vol. abs/2205.10487, 2022.
- [159] A. Holtzman, J. Buys, L. Du, M. Forbes, and Y. Choi, “The curious case of neural text degeneration,” in *8th International Conference on Learning Representations, ICLR 2020, Addis Ababa, Ethiopia, April 26-30, 2020*. OpenReview.net, 2020.
- [160] K. Lee, D. Ippolito, A. Nystrom, C. Zhang, D. Eck, C. Callison-Burch, and N. Carlini, “Deduplicating training data makes language models better,” in *Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers), ACL 2022, Dublin, Ireland, May 22-27, 2022*, 2022, pp. 8424–8445.
- [161] N. Carlini, D. Ippolito, M. Jagielski, K. Lee, F. Tramèr, and C. Zhang, “Quantifying memorization across neural language models,” *CoRR*, 2022.
- [162] N. Carlini, F. Tramèr, E. Wallace, M. Jagielski, A. Herbert-Voss, K. Lee, A. Roberts, T. B. Brown, D. Song, Ú. Erlingsson, A. Oprea, and C. Raffel, “Extracting training data from large language models,” in *30th USENIX Security Symposium, USENIX Security 2021, August 11-13, 2021*, 2021, pp. 2633–2650.
- [163] N. Kandpal, E. Wallace, and C. Raffel, “Deduplicating training data mitigates privacy risks in language models,” in *International Conference on Machine Learning, ICML 2022, 17-23 July 2022, Baltimore, Maryland, USA*. PMLR, 2022, pp. 10 697–10 707.
- [164] T. Kudo and J. Richardson, “Sentencepiece: A simple and language independent subword tokenizer and detokenizer for neural text processing,” in *Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP 2018: System Demonstrations, Brussels, Belgium, October 31 - November 4, 2018*, E. Blanco and W. Lu, Eds. Association for Computational Linguistics, 2018.
- [165] R. Sennrich, B. Haddow, and A. Birch, “Neural machine translation of rare words with subword units,” in *Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, ACL 2016, August 7-12, 2016, Berlin, Germany, Volume 1: Long Papers*. The Association for Computer Linguistics, 2016.
- [166] M. Davis and M. Dürst, “Unicode normalization forms,” 2001.
- [167] D. Paperno, G. Kruszewski, A. Lazaridou, Q. N. Pham, R. Bernardi, S. Pezzelle, M. Baroni, G. Boleda, and R. Fernández, “The LAMBADA dataset: Word prediction requiring a broad discourse context,” in *ACL (1)*. The Association for Computer Linguistics, 2016.
- [168] P. Nakkiran, G. Kaplun, Y. Bansal, T. Yang, B. Barak, and I. Sutskever, “Deep double descent: Where bigger models and more data hurt,” in *8th International Conference on Learning Representations, ICLR 2020, Addis Ababa, Ethiopia, April 26-30, 2020*. OpenReview.net, 2020.
- [169] L. Dong, N. Yang, W. Wang, F. Wei, X. Liu, Y. Wang, J. Gao, M. Zhou, and H. Hon, “Unified language model pre-training for natural language understanding and generation,” in *Advances in Neural Information Processing Systems 32: Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2019, NeurIPS 2019, December 8-14, 2019, Vancouver, BC, Canada*, 2019, pp. 13 042–13 054.
- [170] A. Clark, D. de Las Casas, A. Guy, A. Mensch, M. Paganini, J. Hoffmann, B. Damoc, B. A. Hechtman, T. Cai, S. Borgeaud, G. van den Driessche, E. Rutherford, T. Hennigan, M. J. Johnson, A. Cassirer, C. Jones, E. Buchatskaya, D. Budden, L. Sifre, S. Osindero, O. Vinyals, M. Ranzato, J. W. Rae, E. Elsen, K. Kavukcuoglu, and K. Simonyan, “Unified scaling laws for routed language models,” in *International Conference on Machine Learning, ICML 2022, 17-23 July 2022, Baltimore, Maryland, USA*, 2022, pp. 4057–4086.
- [171] M. Ding, Z. Yang, W. Hong, W. Zheng, C. Zhou, D. Yin, J. Lin, X. Zou, Z. Shao, H. Yang, and J. Tang, “Cogview: Mastering text-to-image generation via transformers,”

- in *Advances in Neural Information Processing Systems 34: Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2021, NeurIPS 2021, December 6-14, 2021, virtual*, 2021, pp. 19822–19835.
- [172] L. J. Ba, J. R. Kiros, and G. E. Hinton, “Layer normalization,” vol. abs/1607.06450, 2016.
- [173] B. Zhang and R. Sennrich, “Root mean square layer normalization,” in *Advances in Neural Information Processing Systems 32: Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2019, NeurIPS 2019, December 8-14, 2019, Vancouver, BC, Canada*, 2019, pp. 12360–12371.
- [174] H. Wang, S. Ma, L. Dong, S. Huang, D. Zhang, and F. Wei, “Deepnet: Scaling transformers to 1,000 layers,” vol. abs/2203.00555, 2022.
- [175] V. Nair and G. E. Hinton, “Rectified linear units improve restricted boltzmann machines,” in *Proceedings of the 27th international conference on machine learning (ICML-10)*, 2010, pp. 807–814.
- [176] A. Wang, A. Singh, J. Michael, F. Hill, O. Levy, and S. R. Bowman, “GLUE: A multi-task benchmark and analysis platform for natural language understanding,” in *Proceedings of the Workshop: Analyzing and Interpreting Neural Networks for NLP, BlackboxNLP@EMNLP 2018, Brussels, Belgium, November 1, 2018*, T. Linzen, G. Chrupala, and A. Alishahi, Eds. Association for Computational Linguistics, 2018, pp. 353–355.
- [177] P. Ramachandran, B. Zoph, and Q. V. Le, “Searching for activation functions,” *arXiv preprint arXiv:1710.05941*, 2017.
- [178] N. Shazeer, “GLU variants improve transformer,” vol. abs/2002.05202, 2020.
- [179] J. Su, Y. Lu, S. Pan, B. Wen, and Y. Liu, “Roformer: Enhanced transformer with rotary position embedding,” vol. abs/2104.09864, 2021.
- [180] O. Press, N. A. Smith, and M. Lewis, “Train short, test long: Attention with linear biases enables input length extrapolation,” in *The Tenth International Conference on Learning Representations, ICLR 2022, Virtual Event, April 25-29, 2022*, 2022.
- [181] R. Xiong, Y. Yang, D. He, K. Zheng, S. Zheng, C. Xing, H. Zhang, Y. Lan, L. Wang, and T. Liu, “On layer normalization in the transformer architecture,” in *ICML*, 2020.
- [182] T. L. Scao, T. Wang, D. Hesslow, S. Bekman, M. S. Bari, S. Biderman, H. Elsahar, N. Muennighoff, J. Phang, O. Press, C. Raffel, V. Sanh, S. Shen, L. Sutawika, J. Tae, Z. X. Yong, J. Launay, and I. Beltagy, “What language model to train if you have one million GPU hours?” in *Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2022, Abu Dhabi, United Arab Emirates, December 7-11, 2022*, 2022, pp. 765–782.
- [183] D. Hendrycks and K. Gimpel, “Gaussian error linear units (gelus),” *arXiv preprint arXiv:1606.08415*, 2016.
- [184] Y. N. Dauphin, A. Fan, M. Auli, and D. Grangier, “Language modeling with gated convolutional networks,” in *Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning, ICML 2017, Sydney, NSW, Australia, 6-11 August 2017*, 2017, pp. 933–941.
- [185] S. Narang, H. W. Chung, Y. Tay, L. Fedus, T. Févry, M. Matena, K. Malkan, N. Fiedel, N. Shazeer, Z. Lan, Y. Zhou, W. Li, N. Ding, J. Marcus, A. Roberts, and C. Raffel, “Do transformer modifications transfer across implementations and applications?” in *Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP 2021, Virtual Event / Punta Cana, Dominican Republic, 7-11 November, 2021*, 2021, pp. 5758–5773.
- [186] R. Child, S. Gray, A. Radford, and I. Sutskever, “Generating long sequences with sparse transformers,” *CoRR*, vol. abs/1904.10509, 2019.
- [187] H. Peng, N. Pappas, D. Yogatama, R. Schwartz, N. A. Smith, and L. Kong, “Random feature attention,” in *9th International Conference on Learning Representations, ICLR 2021, Virtual Event, Austria, May 3-7, 2021*.
- [188] M. Zaheer, G. Guruganesh, K. A. Dubey, J. Ainslie, C. Alberti, S. Ontañón, P. Pham, A. Ravula, Q. Wang, L. Yang, and A. Ahmed, “Big bird: Transformers for longer sequences,” in *Advances in Neural Information Processing Systems 33: Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2020, NeurIPS 2020, December 6-12, 2020, virtual*, 2020.
- [189] T. Dao, D. Y. Fu, S. Ermon, A. Rudra, and C. Re, “Flashattention: Fast and memory-efficient exact attention with IO-awareness,” in *NeurIPS*, 2022.
- [190] D. P. Kingma and J. Ba, “Adam: A method for stochastic optimization,” in *3rd International Conference on Learning Representations, ICLR 2015, San Diego, CA, USA, May 7-9, 2015, Conference Track Proceedings*, Y. Bengio and Y. LeCun, Eds., 2015.
- [191] I. Loshchilov and F. Hutter, “Fixing weight decay regularization in adam,” *CoRR*, vol. abs/1711.05101, 2017.
- [192] N. Shazeer and M. Stern, “Adafactor: Adaptive learning

- rates with sublinear memory cost,” in *Proceedings of the 35th International Conference on Machine Learning, ICML 2018, Stockholmsmässan, Stockholm, Sweden, July 10-15, 2018*, ser. Proceedings of Machine Learning Research, J. G. Dy and A. Krause, Eds., vol. 80. PMLR, 2018, pp. 4603–4611.
- [193] Y. Huang, Y. Cheng, A. Bapna, O. Firat, D. Chen, M. X. Chen, H. Lee, J. Ngiam, Q. V. Le, Y. Wu, and Z. Chen, “Gpipe: Efficient training of giant neural networks using pipeline parallelism,” in *Advances in Neural Information Processing Systems 32: Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2019, NeurIPS 2019, December 8-14, 2019, Vancouver, BC, Canada*, H. M. Wallach, H. Larochelle, A. Beygelzimer, F. d’Alché-Buc, E. B. Fox, and R. Garnett, Eds., 2019, pp. 103–112.
- [194] A. Harlap, D. Narayanan, A. Phanishayee, V. Seshadri, N. R. Devanur, G. R. Ganger, and P. B. Gibbons, “Pipedream: Fast and efficient pipeline parallel DNN training,” *CoRR*, vol. abs/1806.03377, 2018.
- [195] S. Rajbhandari, J. Rasley, O. Ruwase, and Y. He, “Zero: memory optimizations toward training trillion parameter models,” in *Proceedings of the International Conference for High Performance Computing, Networking, Storage and Analysis, SC 2020, Virtual Event / Atlanta, Georgia, USA, November 9-19, 2020*, C. Cuicchi, I. Qualters, and W. T. Kramer, Eds. IEEE/ACM, 2020, p. 20.
- [196] P. Micikevicius, S. Narang, J. Alben, G. F. Diamos, E. Elsen, D. García, B. Ginsburg, M. Houston, O. Kuchaiev, G. Venkatesh, and H. Wu, “Mixed precision training,” *CoRR*, vol. abs/1710.03740, 2017.
- [197] Q. Xu, S. Li, C. Gong, and Y. You, “An efficient 2d method for training super-large deep learning models,” *CoRR*, vol. abs/2104.05343, 2021.
- [198] B. Wang, Q. Xu, Z. Bian, and Y. You, “Tesseract: Parallelize the tensor parallelism efficiently,” in *Proceedings of the 51st International Conference on Parallel Processing, ICPP 2022, Bordeaux, France, 29 August 2022 - 1 September 2022*. ACM, 2022.
- [199] Z. Bian, Q. Xu, B. Wang, and Y. You, “Maximizing parallelism in distributed training for huge neural networks,” *CoRR*, vol. abs/2105.14450, 2021.
- [200] S. Li, F. Xue, C. Baranwal, Y. Li, and Y. You, “Sequence parallelism: Long sequence training from system perspective,” *arXiv e-prints*, pp. arXiv–2105, 2021.
- [201] FairScale authors, “Fairscale: A general purpose modular pytorch library for high performance and large scale training,” <https://github.com/facebookresearch/fairscale>, 2021.
- [202] L. Zheng, Z. Li, H. Zhang, Y. Zhuang, Z. Chen, Y. Huang, Y. Wang, Y. Xu, D. Zhuo, E. P. Xing *et al.*, “Alpa: Automating inter-and {Intra-Operator} parallelism for distributed deep learning,” in *OSDI*, 2022, pp. 559–578.
- [203] T. Chen, B. Xu, C. Zhang, and C. Guestrin, “Training deep nets with sublinear memory cost,” *CoRR*, vol. abs/1604.06174, 2016.
- [204] Z. Yao, C. Li, X. Wu, S. Youn, and Y. He, “A comprehensive study on post-training quantization for large language models,” *CoRR*, vol. abs/2303.08302, 2023.
- [205] T. Dettmers, M. Lewis, Y. Belkada, and L. Zettlemoyer, “Llm.int8(): 8-bit matrix multiplication for transformers at scale,” *CoRR*, vol. abs/2208.07339, 2022.
- [206] C. Tao, L. Hou, W. Zhang, L. Shang, X. Jiang, Q. Liu, P. Luo, and N. Wong, “Compression of generative pre-trained language models via quantization,” in *Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers), ACL 2022, Dublin, Ireland, May 22-27, 2022*, S. Muresan, P. Nakov, and A. Villavicencio, Eds. Association for Computational Linguistics, 2022, pp. 4821–4836.
- [207] S. Mishra, D. Khashabi, C. Baral, and H. Hajishirzi, “Cross-task generalization via natural language crowdsourcing instructions,” in *Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers), ACL 2022, Dublin, Ireland, May 22-27, 2022*, S. Muresan, P. Nakov, and A. Villavicencio, Eds., 2022, pp. 3470–3487.
- [208] Q. Ye, B. Y. Lin, and X. Ren, “Crossfit: A few-shot learning challenge for cross-task generalization in NLP,” in *EMNLP (1)*. Association for Computational Linguistics, 2021, pp. 7163–7189.
- [209] S. H. Bach, V. Sanh, Z. X. Yong, A. Webson, C. Raffel, N. V. Nayak, A. Sharma, T. Kim, M. S. Bari, T. Févry, Z. Alyafeai, M. Dey, A. Santilli, Z. Sun, S. Ben-David, C. Xu, G. Chhablani, H. Wang, J. A. Fries, M. S. AlShaibani, S. Sharma, U. Thakker, K. Almubarak, X. Tang, D. R. Radev, M. T. Jiang, and A. M. Rush, “Promptsources: An integrated development environment and repository for natural language prompts,” in *ACL (demo)*. Association for Computational Linguistics, 2022, pp. 93–104.
- [210] V. Aribandi, Y. Tay, T. Schuster, J. Rao, H. S. Zheng,

- S. V. Mehta, H. Zhuang, V. Q. Tran, D. Bahri, J. Ni, J. P. Gupta, K. Hui, S. Ruder, and D. Metzler, “Ext5: Towards extreme multi-task scaling for transfer learning,” in *ICLR*. OpenReview.net, 2022.
- [211] T. Xie, C. H. Wu, P. Shi, R. Zhong, T. Scholak, M. Yasunaga, C. Wu, M. Zhong, P. Yin, S. I. Wang, V. Zhong, B. Wang, C. Li, C. Boyle, A. Ni, Z. Yao, D. Radev, C. Xiong, L. Kong, R. Zhang, N. A. Smith, L. Zettlemoyer, and T. Yu, “Unifiedskg: Unifying and multi-tasking structured knowledge grounding with text-to-text language models,” in *EMNLP*. Association for Computational Linguistics, 2022, pp. 602–631.
- [212] T. Tang, J. Li, W. X. Zhao, and J. Wen, “MVP: multi-task supervised pre-training for natural language generation,” *CoRR*, vol. abs/2206.12131, 2022.
- [213] R. Lou, K. Zhang, and W. Yin, “Is prompt all you need? no. A comprehensive and broader view of instruction learning,” *CoRR*, vol. abs/2303.10475, 2023.
- [214] X. Liu, P. He, W. Chen, and J. Gao, “Multi-task deep neural networks for natural language understanding,” in *ACL (1)*. Association for Computational Linguistics, 2019, pp. 4487–4496.
- [215] A. Aghajanyan, A. Gupta, A. Shrivastava, X. Chen, L. Zettlemoyer, and S. Gupta, “Muppet: Massive multi-task representations with pre-finetuning,” in *EMNLP (1)*. Association for Computational Linguistics, 2021, pp. 5799–5811.
- [216] S. Longpre, L. Hou, T. Vu, A. Webson, H. W. Chung, Y. Tay, D. Zhou, Q. V. Le, B. Zoph, J. Wei, and A. Roberts, “The flan collection: Designing data and methods for effective instruction tuning,” *CoRR*, vol. abs/2301.13688, 2023.
- [217] Y. Gu, P. Ke, X. Zhu, and M. Huang, “Learning instructions with unlabeled data for zero-shot cross-task generalization,” in *EMNLP*. Association for Computational Linguistics, 2022, pp. 1617–1634.
- [218] Y. Wang, Y. Kordi, S. Mishra, A. Liu, N. A. Smith, D. Khashabi, and H. Hajishirzi, “Self-instruct: Aligning language model with self generated instructions,” *CoRR*, vol. abs/2212.10560, 2022.
- [219] O. Honovich, T. Scialom, O. Levy, and T. Schick, “Unnatural instructions: Tuning language models with (almost) no human labor,” *CoRR*, vol. abs/2212.09689, 2022.
- [220] R. Taori, I. Gulrajani, T. Zhang, Y. Dubois, X. Li, C. Guestrin, P. Liang, and T. B. Hashimoto, “Stanford alpaca: An instruction-following llama model,” https://github.com/tatsu-lab/stanford_alpaca, 2023.
- [221] Z. Kenton, T. Everitt, L. Weidinger, I. Gabriel, V. Mikulik, and G. Irving, “Alignment of language agents,” *CoRR*, vol. abs/2103.14659, 2021.
- [222] A. Askell, Y. Bai, A. Chen, D. Drain, D. Ganguli, T. Henighan, A. Jones, N. Joseph, B. Mann, N. DasSarma, N. Elhage, Z. Hatfield-Dodds, D. Hernandez, J. Kernion, K. Ndousse, C. Olsson, D. Amodei, T. B. Brown, J. Clark, S. McCandlish, C. Olah, and J. Kaplan, “A general language assistant as a laboratory for alignment,” *CoRR*, vol. abs/2112.00861, 2021.
- [223] Y. Bai, A. Jones, K. Ndousse, A. Askell, A. Chen, N. DasSarma, D. Drain, S. Fort, D. Ganguli, T. Henighan, N. Joseph, S. Kadavath, J. Kernion, T. Conerly, S. E. Showk, N. Elhage, Z. Hatfield-Dodds, D. Hernandez, T. Hume, S. Johnston, S. Kravec, L. Lovitt, N. Nanda, C. Olsson, D. Amodei, T. B. Brown, J. Clark, S. McCandlish, C. Olah, B. Mann, and J. Kaplan, “Training a helpful and harmless assistant with reinforcement learning from human feedback,” *CoRR*, vol. abs/2204.05862, 2022.
- [224] E. Perez, S. Huang, H. F. Song, T. Cai, R. Ring, J. Aslanides, A. Glaese, N. McAleese, and G. Irving, “Red teaming language models with language models,” in *Proceedings of the 2022 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP 2022, Abu Dhabi, United Arab Emirates, December 7-11, 2022*, Y. Goldberg, Z. Kozareva, and Y. Zhang, Eds. Association for Computational Linguistics, 2022, pp. 3419–3448.
- [225] D. M. Ziegler, N. Stiennon, J. Wu, T. B. Brown, A. Radford, D. Amodei, P. F. Christiano, and G. Irving, “Fine-tuning language models from human preferences,” *CoRR*, vol. abs/1909.08593, 2019.
- [226] J. Menick, M. Trebacz, V. Mikulik, J. Aslanides, H. F. Song, M. Chadwick, M. Glaese, S. Young, L. Campbell-Gillingham, G. Irving, and N. McAleese, “Teaching language models to support answers with verified quotes,” *CoRR*, vol. abs/2203.11147, 2022.
- [227] J. Wu, L. Ouyang, D. M. Ziegler, N. Stiennon, R. Lowe, J. Leike, and P. F. Christiano, “Recursively summarizing books with human feedback,” *CoRR*, vol. abs/2109.10862, 2021.
- [228] N. Ding, Y. Qin, G. Yang, F. Wei, Y. Zonghan, Y. Su, S. Hu, Y. Chen, C.-M. Chan, W. Chen, J. Yi, W. Zhao, X. Wang, Z. Liu, H.-T. Zheng, J. Chen, Y. Liu, J. Tang, J. Li, and M. Sun, “Parameter-efficient fine-tuning of

- large-scale pre-trained language models,” *Nature Machine Intelligence*, vol. 5, pp. 1–16, 03 2023.
- [229] X. L. Li and P. Liang, “Prefix-tuning: Optimizing continuous prompts for generation,” in *Proceedings of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing, ACL/IJCNLP 2021, (Volume 1: Long Papers), Virtual Event, August 1-6, 2021*, C. Zong, F. Xia, W. Li, and R. Navigli, Eds. Association for Computational Linguistics, 2021, pp. 4582–4597.
- [230] B. Lester, R. Al-Rfou, and N. Constant, “The power of scale for parameter-efficient prompt tuning,” in *Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP 2021, Virtual Event / Punta Cana, Dominican Republic, 7-11 November, 2021*, M. Moens, X. Huang, L. Specia, and S. W. Yih, Eds. Association for Computational Linguistics, 2021, pp. 3045–3059.
- [231] E. J. Hu, Y. Shen, P. Wallis, Z. Allen-Zhu, Y. Li, S. Wang, L. Wang, and W. Chen, “Lora: Low-rank adaptation of large language models,” in *The Tenth International Conference on Learning Representations, ICLR 2022, Virtual Event, April 25-29, 2022*. OpenReview.net, 2022.
- [232] N. Houlsby, A. Giurghi, S. Jastrzebski, B. Morrone, Q. de Laroussilhe, A. Gesmundo, M. Attariyan, and S. Gelly, “Parameter-efficient transfer learning for NLP,” in *Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning, ICML 2019, 9-15 June 2019, Long Beach, California, USA, 2019*, pp. 2790–2799.
- [233] Z. Hu, Y. Lan, L. Wang, W. Xu, E. Lim, R. K. Lee, L. Bing, and S. Poria, “Llm-adapters: An adapter family for parameter-efficient fine-tuning of large language models,” *CoRR*, vol. abs/2304.01933, 2023.
- [234] J. He, C. Zhou, X. Ma, T. Berg-Kirkpatrick, and G. Neubig, “Towards a unified view of parameter-efficient transfer learning,” in *The Tenth International Conference on Learning Representations, ICLR 2022, Virtual Event, April 25-29, 2022*. OpenReview.net, 2022.
- [235] X. Liu, K. Ji, Y. Fu, Z. Du, Z. Yang, and J. Tang, “P-tuning v2: Prompt tuning can be comparable to fine-tuning universally across scales and tasks,” *CoRR*, vol. abs/2110.07602, 2021.
- [236] X. Liu, Y. Zheng, Z. Du, M. Ding, Y. Qian, Z. Yang, and J. Tang, “GPT understands, too,” *CoRR*, vol. abs/2103.10385, 2021.
- [237] Y. Gu, X. Han, Z. Liu, and M. Huang, “Ppt: Pre-trained prompt tuning for few-shot learning,” in *Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, 2022, pp. 8410–8423.
- [238] Z. Jiang, F. F. Xu, J. Araki, and G. Neubig, “How can we know what language models know?” *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, vol. 8, pp. 423–438, 2020.
- [239] T. Shin, Y. Razeghi, R. L. Logan IV, E. Wallace, and S. Singh, “Autoprompt: Eliciting knowledge from language models with automatically generated prompts,” in *Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, 2020, pp. 4222–4235.
- [240] Q. Zhang, M. Chen, A. Bukharin, P. He, Y. Cheng, W. Chen, and T. Zhao, “Adaptive budget allocation for parameter-efficient fine-tuning,” *CoRR*, vol. abs/2303.10512, 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.10512>
- [241] M. Valipour, M. Rezagholizadeh, I. Kobayev, and A. Ghodsi, “Dylora: Parameter efficient tuning of pre-trained models using dynamic search-free low-rank adaptation,” *CoRR*, vol. abs/2210.07558, 2022. [Online]. Available: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2210.07558>
- [242] Alpaca-LoRA, “Instruct-tune llama on consumer hardware,” <https://github.com/tloen/alpaca-lora>, 2023.
- [243] R. Zhang, J. Han, A. Zhou, X. Hu, S. Yan, P. Lu, H. Li, P. Gao, and Y. Qiao, “Llama-adapter: Efficient fine-tuning of language models with zero-init attention,” *CoRR*, vol. abs/2303.16199, 2023.
- [244] J. Pfeiffer, I. Vulic, I. Gurevych, and S. Ruder, “MAD-X: an adapter-based framework for multi-task cross-lingual transfer,” in *Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP 2020, Online, November 16-20, 2020*, B. Weber, T. Cohn, Y. He, and Y. Liu, Eds. Association for Computational Linguistics, 2020, pp. 7654–7673.
- [245] S. Mangrulkar, S. Gugger, L. Debut, Y. Belkada, and S. Paul, “Peft: State-of-the-art parameter-efficient fine-tuning methods,” <https://github.com/huggingface/peft>, 2022.
- [246] S. Min, X. Lyu, A. Holtzman, M. Artetxe, M. Lewis, H. Hajishirzi, and L. Zettlemoyer, “Rethinking the role of demonstrations: What makes in-context learning

- work?” in *Proceedings of the 2022 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP 2022, Abu Dhabi, United Arab Emirates, December 7-11, 2022*. Association for Computational Linguistics, 2022, pp. 11 048–11 064.
- [247] Y. Lu, M. Bartolo, A. Moore, S. Riedel, and P. Stenetorp, “Fantastically ordered prompts and where to find them: Overcoming few-shot prompt order sensitivity,” in *Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers), ACL 2022, Dublin, Ireland, May 22-27, 2022*, S. Muresan, P. Nakov, and A. Villavicencio, Eds., 2022, pp. 8086–8098.
- [248] Z. Zhao, E. Wallace, S. Feng, D. Klein, and S. Singh, “Calibrate before use: Improving few-shot performance of language models,” in *Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning, ICML 2021, 18-24 July 2021, Virtual Event*, M. Meila and T. Zhang, Eds., 2021, pp. 12 697–12 706.
- [249] J. Liu, D. Shen, Y. Zhang, B. Dolan, L. Carin, and W. Chen, “What makes good in-context examples for gpt-3?” in *Proceedings of Deep Learning Inside Out: The 3rd Workshop on Knowledge Extraction and Integration for Deep Learning Architectures, DeeLIO@ACL 2022, Dublin, Ireland and Online, May 27, 2022*, 2022, pp. 100–114.
- [250] Y. Lee, C. Lim, and H. Choi, “Does GPT-3 generate empathetic dialogues? A novel in-context example selection method and automatic evaluation metric for empathetic dialogue generation,” in *Proceedings of the 29th International Conference on Computational Linguistics, COLING 2022, Gyeongju, Republic of Korea, October 12-17, 2022*, N. Calzolari, C. Huang, H. Kim, J. Pustejovsky, L. Wanner, K. Choi, P. Ryu, H. Chen, L. Donatelli, H. Ji, S. Kurohashi, P. Paggio, N. Xue, S. Kim, Y. Hahm, Z. He, T. K. Lee, E. Santus, F. Bond, and S. Na, Eds. International Committee on Computational Linguistics, 2022, pp. 669–683.
- [251] I. Levy, B. Bogin, and J. Berant, “Diverse demonstrations improve in-context compositional generalization,” *CoRR*, vol. abs/2212.06800, 2022.
- [252] H. Su, J. Kasai, C. H. Wu, W. Shi, T. Wang, J. Xin, R. Zhang, M. Ostendorf, L. Zettlemoyer, N. A. Smith, and T. Yu, “Selective annotation makes language models better few-shot learners,” *CoRR*, 2022.
- [253] X. Ye, S. Iyer, A. Celikyilmaz, V. Stoyanov, G. Durrett, and R. Pasunuru, “Complementary explanations for effective in-context learning,” *CoRR*, 2022.
- [254] X. Li and X. Qiu, “Finding supporting examples for in-context learning,” *CoRR*, 2023.
- [255] O. Rubin, J. Herzig, and J. Berant, “Learning to retrieve prompts for in-context learning,” in *Proceedings of the 2022 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, NAACL 2022, Seattle, WA, United States, July 10-15, 2022*, 2022, pp. 2655–2671.
- [256] Y. Zhang, S. Feng, and C. Tan, “Active example selection for in-context learning,” in *Proceedings of the 2022 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP 2022, Abu Dhabi, United Arab Emirates, December 7-11, 2022*, 2022, pp. 9134–9148.
- [257] F. Gilardi, M. Alizadeh, and M. Kubli, “Chatgpt outperforms crowd-workers for text-annotation tasks,” 2023.
- [258] H. J. Kim, H. Cho, J. Kim, T. Kim, K. M. Yoo, and S. Lee, “Self-generated in-context learning: Leveraging auto-regressive language models as a demonstration generator,” *CoRR*, vol. abs/2206.08082, 2022.
- [259] Y. Lin, A. Papangelis, S. Kim, S. Lee, D. Hazarika, M. Namazifar, D. Jin, Y. Liu, and D. Hakkani-Tur, “Selective in-context data augmentation for intent detection using pointwise v-information,” *CoRR*, 2023.
- [260] S. M. Xie, A. Raghunathan, P. Liang, and T. Ma, “An explanation of in-context learning as implicit bayesian inference,” in *The Tenth International Conference on Learning Representations, ICLR 2022, Virtual Event, April 25-29, 2022*, 2022.
- [261] Z. Zhang, A. Zhang, M. Li, and A. Smola, “Automatic chain of thought prompting in large language models,” *CoRR*, vol. abs/2210.03493, 2022.
- [262] D. Zhou, N. Schärli, L. Hou, J. Wei, N. Scales, X. Wang, D. Schuurmans, O. Bousquet, Q. Le, and E. H. Chi, “Least-to-most prompting enables complex reasoning in large language models,” *CoRR*, vol. abs/2205.10625, 2022.
- [263] Z. Wu, Y. Wang, J. Ye, and L. Kong, “Self-adaptive in-context learning,” *CoRR*, vol. abs/2212.10375, 2022.
- [264] S. Min, M. Lewis, L. Zettlemoyer, and H. Hajishirzi, “Metaicl: Learning to learn in context,” in *Proceedings of the 2022 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, NAACL 2022, Seattle, WA, United States, July 10-15, 2022*, M. Carpuat, M. de Marneffe, and I. V. M. Ruíz, Eds., 2022, pp. 2791–

- 2809.
- [265] S. C. Y. Chan, A. Santoro, A. K. Lampinen, J. X. Wang, A. Singh, P. H. Richemond, J. McClelland, and F. Hill, “Data distributional properties drive emergent in-context learning in transformers,” *CoRR*, vol. abs/2205.05055, 2022.
- [266] S. Shin, S. Lee, H. Ahn, S. Kim, H. Kim, B. Kim, K. Cho, G. Lee, W. Park, J. Ha, and N. Sung, “On the effect of pretraining corpora on in-context learning by a large-scale language model,” in *NAACL-HLT*. Association for Computational Linguistics, 2022, pp. 5168–5186.
- [267] J. von Oswald, E. Niklasson, E. Randazzo, J. Sacramento, A. Mordvintsev, A. Zhmoginov, and M. Vladymyrov, “Transformers learn in-context by gradient descent,” *CoRR*, vol. abs/2212.07677, 2022.
- [268] C. Olsson, N. Elhage, N. Nanda, N. Joseph, N. Das-Sarma, T. Henighan, B. Mann, A. Askell, Y. Bai, A. Chen, T. Conerly, D. Drain, D. Ganguli, Z. Hatfield-Dodds, D. Hernandez, S. Johnston, A. Jones, J. Kernion, L. Lovitt, K. Ndousse, D. Amodei, T. Brown, J. Clark, J. Kaplan, S. McCandlish, and C. Olah, “In-context learning and induction heads,” *CoRR*, vol. abs/2209.11895, 2022.
- [269] H. Bansal, K. Gopalakrishnan, S. Dingliwal, S. Bodapati, K. Kirchhoff, and D. Roth, “Rethinking the role of scale for in-context learning: An interpretability-based case study at 66 billion scale,” *CoRR*, vol. abs/2212.09095, 2022.
- [270] Y. Li, M. E. Ildiz, D. S. Papailiopoulos, and S. Oymak, “Transformers as algorithms: Generalization and implicit model selection in in-context learning,” *CoRR*, vol. abs/2301.07067, 2023.
- [271] E. Akyürek, D. Schuurmans, J. Andreas, T. Ma, and D. Zhou, “What learning algorithm is in-context learning? investigations with linear models,” *CoRR*, vol. abs/2211.15661, 2022.
- [272] S. Garg, D. Tsipras, P. Liang, and G. Valiant, “What can transformers learn in-context? A case study of simple function classes,” *CoRR*, vol. abs/2208.01066, 2022.
- [273] K. Cobbe, V. Kosaraju, M. Bavarian, J. Hilton, R. Nakano, C. Hesse, and J. Schulman, “Training verifiers to solve math word problems,” *CoRR*, vol. abs/2110.14168, 2021.
- [274] A. Patel, S. Bhattamishra, and N. Goyal, “Are NLP models really able to solve simple math word problems?” in *NAACL-HLT*. Association for Computational Linguistics, 2021, pp. 2080–2094.
- [275] S. Miao, C. Liang, and K. Su, “A diverse corpus for evaluating and developing english math word problem solvers,” in *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, ACL 2020, Online, July 5-10, 2020*, D. Jurafsky, J. Chai, N. Schluter, and J. R. Tetreault, Eds. Association for Computational Linguistics, 2020, pp. 975–984.
- [276] A. Talmor, J. Herzig, N. Lourie, and J. Berant, “Commonsenseqa: A question answering challenge targeting commonsense knowledge,” in *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, NAACL-HLT 2019, Minneapolis, MN, USA, June 2-7, 2019, Volume 1 (Long and Short Papers)*, J. Burstein, C. Doran, and T. Solorio, Eds. Association for Computational Linguistics, 2019, pp. 4149–4158.
- [277] M. Geva, D. Khashabi, E. Segal, T. Khot, D. Roth, and J. Berant, “Did aristotle use a laptop? A question answering benchmark with implicit reasoning strategies,” *Trans. Assoc. Comput. Linguistics*, vol. 9, pp. 346–361, 2021.
- [278] Y. Li, Z. Lin, S. Zhang, Q. Fu, B. Chen, J. Lou, and W. Chen, “On the advance of making language models better reasoners,” *CoRR*, vol. abs/2206.02336, 2022.
- [279] Y. Fu, H. Peng, A. Sabharwal, P. Clark, and T. Khot, “Complexity-based prompting for multi-step reasoning,” *CoRR*, vol. abs/2210.00720, 2022.
- [280] T. Kojima, S. S. Gu, M. Reid, Y. Matsuo, and Y. Iwasawa, “Large language models are zero-shot reasoners,” *CoRR*, vol. abs/2205.11916, 2022.
- [281] X. Wang, J. Wei, D. Schuurmans, Q. V. Le, E. H. Chi, and D. Zhou, “Self-consistency improves chain of thought reasoning in language models,” *CoRR*, vol. abs/2203.11171, 2022.
- [282] —, “Rationale-augmented ensembles in language models,” *CoRR*, 2022.
- [283] S. Imani, L. Du, and H. Shrivastava, “Mathprompter: Mathematical reasoning using large language models,” *arXiv preprint arXiv:2303.05398*, 2023.
- [284] E. Zelikman, J. Mu, N. D. Goodman, and Y. T. Wu, “Star: Self-taught reasoner bootstrapping reasoning with reasoning,” 2022.
- [285] J. Huang, S. S. Gu, L. Hou, Y. Wu, X. Wang, H. Yu, and J. Han, “Large language models can self-improve,” *CoRR*, vol. abs/2210.11610, 2022.

- [286] P. Liang, R. Bommasani, T. Lee, D. Tsipras, D. Soylu, M. Yasunaga, Y. Zhang, D. Narayanan, Y. Wu, A. Kumar, B. Newman, B. Yuan, B. Yan, C. Zhang, C. Cosgrove, C. D. Manning, C. Ré, D. Acosta-Navas, D. A. Hudson, E. Zelikman, E. Durmus, F. Ladhak, F. Rong, H. Ren, H. Yao, J. Wang, K. Santhanam, L. J. Orr, L. Zheng, M. Yüksekönlü, M. Suzgun, N. Kim, N. Guha, N. S. Chatterji, O. Khattab, P. Henderson, Q. Huang, R. Chi, S. M. Xie, S. Santurkar, S. Ganguli, T. Hashimoto, T. Icard, T. Zhang, V. Chaudhary, W. Wang, X. Li, Y. Mai, Y. Zhang, and Y. Koreeda, “Holistic evaluation of language models,” *CoRR*, vol. abs/2211.09110, 2022.
- [287] A. Madaan and A. Yazdanbakhsh, “Text and patterns: For effective chain of thought, it takes two to tango,” *CoRR*, vol. abs/2209.07686, 2022.
- [288] Z. Zhang, A. Zhang, M. Li, H. Zhao, G. Karypis, and A. Smola, “Multimodal chain-of-thought reasoning in language models,” *CoRR*, vol. abs/2302.00923, 2023.
- [289] F. Shi, M. Suzgun, M. Freitag, X. Wang, S. Srivats, S. Vosoughi, H. W. Chung, Y. Tay, S. Ruder, D. Zhou, D. Das, and J. Wei, “Language models are multilingual chain-of-thought reasoners,” *CoRR*, vol. abs/2210.03057, 2022.
- [290] K. Shridhar, A. Stolfo, and M. Sachan, “Distilling multi-step reasoning capabilities of large language models into smaller models via semantic decompositions,” *ArXiv*, vol. abs/2212.00193, 2022.
- [291] N. Ho, L. Schmid, and S. Yun, “Large language models are reasoning teachers,” *CoRR*, vol. abs/2212.10071, 2022.
- [292] L. C. Magister, J. Mallinson, J. Adámek, E. Malmi, and A. Severyn, “Teaching small language models to reason,” *CoRR*, vol. abs/2212.08410, 2022.
- [293] Y. Fu, H. Peng, L. Ou, A. Sabharwal, and T. Khot, “Specializing smaller language models towards multi-step reasoning,” *CoRR*, vol. abs/2301.12726, 2023.
- [294] A. Chan, Z. Zeng, W. Lake, B. Joshi, H. Chen, and X. Ren, “Knife: Distilling meta-reasoning knowledge with free-text rationales,” in *ICLR 2023 Workshop on Pitfalls of limited data and computation for Trustworthy ML*.
- [295] Z. Li, C. Wang, P. Ma, C. Liu, S. Wang, D. Wu, and C. Gao, “On the feasibility of specialized ability stealing for large language code models,” *CoRR*, 2023.
- [296] Z. Dai, V. Y. Zhao, J. Ma, Y. Luan, J. Ni, J. Lu, A. Bakalov, K. Guu, K. B. Hall, and M. Chang, “Promptagator: Few-shot dense retrieval from 8 examples,” *CoRR*, 2022.
- [297] M. P. Marcus, B. Santorini, and M. A. Marcinkiewicz, “Building a large annotated corpus of english: The penn treebank,” *Comput. Linguistics*, vol. 19, no. 2, pp. 313–330, 1993.
- [298] S. Merity, C. Xiong, J. Bradbury, and R. Socher, “Pointer sentinel mixture models,” in *ICLR (Poster)*. OpenReview.net, 2017.
- [299] O. Bojar, C. Buck, C. Federmann, B. Haddow, P. Koehn, J. Leveling, C. Monz, P. Pecina, M. Post, H. Saint-Amand, R. Soricut, L. Specia, and A. Tamchyna, “Findings of the 2014 workshop on statistical machine translation,” in *WMT@ACL*. The Association for Computer Linguistics, 2014, pp. 12–58.
- [300] O. Bojar, R. Chatterjee, C. Federmann, Y. Graham, B. Haddow, M. Huck, A. Jimeno-Yepes, P. Koehn, V. Logacheva, C. Monz, M. Negri, A. Névelol, M. L. Neves, M. Popel, M. Post, R. Rubino, C. Scarton, L. Specia, M. Turchi, K. Verspoor, and M. Zampieri, “Findings of the 2016 conference on machine translation,” in *WMT*. The Association for Computer Linguistics, 2016, pp. 131–198.
- [301] L. Barrault, O. Bojar, M. R. Costa-jussà, C. Federmann, M. Fishel, Y. Graham, B. Haddow, M. Huck, P. Koehn, S. Malmasi, C. Monz, M. Müller, S. Pal, M. Post, and M. Zampieri, “Findings of the 2019 conference on machine translation (WMT19),” in *Proceedings of the Fourth Conference on Machine Translation, WMT 2019, Florence, Italy, August 1-2, 2019 - Volume 2: Shared Task Papers, Day 1*, O. Bojar, R. Chatterjee, C. Federmann, M. Fishel, Y. Graham, B. Haddow, M. Huck, A. Jimeno-Yepes, P. Koehn, A. Martins, C. Monz, M. Negri, A. Névelol, M. L. Neves, M. Post, M. Turchi, and K. Verspoor, Eds. Association for Computational Linguistics, 2019, pp. 1–61.
- [302] L. Barrault, M. Biesialska, O. Bojar, M. R. Costa-jussà, C. Federmann, Y. Graham, R. Grundkiewicz, B. Haddow, M. Huck, E. Joanis, T. Kocmi, P. Koehn, C. Lo, N. Ljubesic, C. Monz, M. Morishita, M. Nagata, T. Nakazawa, S. Pal, M. Post, and M. Zampieri, “Findings of the 2020 conference on machine translation (WMT20),” in *Proceedings of the Fifth Conference on Machine Translation, WMT@EMNLP 2020, Online, November 19-20, 2020*, L. Barrault, O. Bojar, F. Bougares, R. Chatterjee, M. R. Costa-jussà, C. Federmann, M. Fishel, A. Fraser, Y. Graham,

- P. Guzman, B. Haddow, M. Huck, A. Jimeno-Yepes, P. Koehn, A. Martins, M. Morishita, C. Monz, M. Nagata, T. Nakazawa, and M. Negri, Eds. Association for Computational Linguistics, 2020, pp. 1–55.
- [303] F. Akhbardeh, A. Arkhangorodsky, M. Biesialska, O. Bojar, R. Chatterjee, V. Chaudhary, M. R. Costa-jussà, C. España-Bonet, A. Fan, C. Federmann, M. Freitag, Y. Graham, R. Grundkiewicz, B. Haddow, L. Harter, K. Heafield, C. Homan, M. Huck, K. Amponsah-Kaakyire, J. Kasai, D. Khashabi, K. Knight, T. Kocmi, P. Koehn, N. Lourie, C. Monz, M. Morishita, M. Nagata, A. Nagesh, T. Nakazawa, M. Negri, S. Pal, A. A. Tapo, M. Turchi, V. Vydrin, and M. Zampieri, “Findings of the 2021 conference on machine translation (WMT21),” in *Proceedings of the Sixth Conference on Machine Translation, WMT@EMNLP 2021, Online Event, November 10-11, 2021*, L. Barrault, O. Bojar, F. Bougares, R. Chatterjee, M. R. Costa-jussà, C. Federmann, M. Fishel, A. Fraser, M. Freitag, Y. Graham, R. Grundkiewicz, P. Guzman, B. Haddow, M. Huck, A. Jimeno-Yepes, P. Koehn, T. Kocmi, A. Martins, M. Morishita, and C. Monz, Eds. Association for Computational Linguistics, 2021, pp. 1–88.
- [304] T. Kocmi, R. Bawden, O. Bojar, A. Dvorkovich, C. Federmann, M. Fishel, T. Gowda, Y. Graham, R. Grundkiewicz, B. Haddow, R. Knowles, P. Koehn, C. Monz, M. Morishita, M. Nagata, T. Nakazawa, M. Novák, M. Popel, and M. Popovic, “Findings of the 2022 conference on machine translation (WMT22),” in *Proceedings of the Seventh Conference on Machine Translation, WMT 2022, Abu Dhabi, United Arab Emirates (Hybrid), December 7-8, 2022*, P. Koehn, L. Barrault, O. Bojar, F. Bougares, R. Chatterjee, M. R. Costa-jussà, C. Federmann, M. Fishel, A. Fraser, M. Freitag, Y. Graham, R. Grundkiewicz, P. Guzman, B. Haddow, M. Huck, A. Jimeno-Yepes, T. Kocmi, A. Martins, M. Morishita, C. Monz, M. Nagata, T. Nakazawa, M. Negri, A. Névél, M. Neves, M. Popel, M. Turchi, and M. Zampieri, Eds. Association for Computational Linguistics, 2022, pp. 1–45.
- [305] N. Goyal, C. Gao, V. Chaudhary, P. Chen, G. Wenzek, D. Ju, S. Krishnan, M. Ranzato, F. Guzmán, and A. Fan, “The flores-101 evaluation benchmark for low-resource and multilingual machine translation,” *Trans. Assoc. Comput. Linguistics*, vol. 10, pp. 522–538, 2022.
- [306] R. Bawden, E. Bilinski, T. Lavergne, and S. Rosset, “Diabla: a corpus of bilingual spontaneous written dialogues for machine translation,” *Lang. Resour. Evaluation*, vol. 55, no. 3, pp. 635–660, 2021.
- [307] R. Nallapati, B. Zhou, C. N. dos Santos, Ç. Gülçehre, and B. Xiang, “Abstractive text summarization using sequence-to-sequence rnns and beyond,” in *Proceedings of the 20th SIGNLL Conference on Computational Natural Language Learning, CoNLL 2016, Berlin, Germany, August 11-12, 2016*, Y. Goldberg and S. Riezler, Eds. ACL, 2016, pp. 280–290.
- [308] S. Narayan, S. B. Cohen, and M. Lapata, “Don’t give me the details, just the summary! topic-aware convolutional neural networks for extreme summarization,” in *EMNLP*. Association for Computational Linguistics, 2018, pp. 1797–1807.
- [309] F. Ladhak, E. Durmus, C. Cardie, and K. Mckeown, “Wikilingua: A new benchmark dataset for cross-lingual abstractive summarization,” in *Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2020*, 2020, pp. 4034–4048.
- [310] S. Moon, P. Shah, A. Kumar, and R. Subba, “Open-dialkg: Explainable conversational reasoning with attention-based walks over knowledge graphs,” in *ACL (1)*. Association for Computational Linguistics, 2019, pp. 845–854.
- [311] A. Wang, Y. Pruksachatkun, N. Nangia, A. Singh, J. Michael, F. Hill, O. Levy, and S. R. Bowman, “Super-glue: A stickier benchmark for general-purpose language understanding systems,” in *NeurIPS*, 2019, pp. 3261–3275.
- [312] D. Hendrycks, C. Burns, S. Basart, A. Zou, M. Mazeika, D. Song, and J. Steinhardt, “Measuring massive multitask language understanding,” in *ICLR*. OpenReview.net, 2021.
- [313] M. Suzgun, N. Scales, N. Schärli, S. Gehrmann, Y. Tay, H. W. Chung, A. Chowdhery, Q. V. Le, E. H. Chi, D. Zhou, and J. Wei, “Challenging big-bench tasks and whether chain-of-thought can solve them,” *CoRR*, vol. abs/2210.09261, 2022.
- [314] L. Xu, H. Hu, X. Zhang, L. Li, C. Cao, Y. Li, Y. Xu, K. Sun, D. Yu, C. Yu, Y. Tian, Q. Dong, W. Liu, B. Shi, Y. Cui, J. Li, J. Zeng, R. Wang, W. Xie, Y. Li, Y. Patterson, Z. Tian, Y. Zhang, H. Zhou, S. Liu, Z. Zhao, Q. Zhao, C. Yue, X. Zhang, Z. Yang, K. Richardson, and Z. Lan, “CLUE: A chinese language understanding evaluation benchmark,” in *COLING*. International Committee on Computational Linguistics, 2020, pp. 4762–4772.

- [315] D. Hendrycks, S. Basart, S. Kadavath, M. Mazeika, A. Arora, E. Guo, C. Burns, S. Puranik, H. He, D. Song, and J. Steinhardt, “Measuring coding challenge competence with APPS,” in *NeurIPS Datasets and Benchmarks*, 2021.
- [316] Y. Lai, C. Li, Y. Wang, T. Zhang, R. Zhong, L. Zettlemoyer, S. W. Yih, D. Fried, S. I. Wang, and T. Yu, “DS-1000: A natural and reliable benchmark for data science code generation,” *CoRR*, vol. abs/2211.11501, 2022.
- [317] Z. Wang, S. Zhou, D. Fried, and G. Neubig, “Execution-based evaluation for open-domain code generation,” *CoRR*, vol. abs/2212.10481, 2022.
- [318] T. Kwiatkowski, J. Palomaki, O. Redfield, M. Collins, A. P. Parikh, C. Alberti, D. Epstein, I. Polosukhin, J. Devlin, K. Lee, K. Toutanova, L. Jones, M. Kelcey, M. Chang, A. M. Dai, J. Uszkoreit, Q. Le, and S. Petrov, “Natural questions: a benchmark for question answering research,” *Trans. Assoc. Comput. Linguistics*, pp. 452–466, 2019.
- [319] P. Clark, I. Cowhey, O. Etzioni, T. Khot, A. Sabharwal, C. Schoenick, and O. Tafjord, “Think you have solved question answering? try arc, the AI2 reasoning challenge,” *CoRR*, vol. abs/1803.05457, 2018.
- [320] S. Lin, J. Hilton, and O. Evans, “Truthfulqa: Measuring how models mimic human falsehoods,” in *Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, *ACL 2022, Dublin, Ireland, May 22-27, 2022*, 2022, pp. 3214–3252.
- [321] J. Berant, A. Chou, R. Frostig, and P. Liang, “Semantic parsing on freebase from question-answer pairs,” in *Proceedings of the 2013 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP 2013, 18-21 October 2013, Grand Hyatt Seattle, Seattle, Washington, USA, A meeting of SIGDAT, a Special Interest Group of the ACL*, 2013, pp. 1533–1544.
- [322] M. Joshi, E. Choi, D. S. Weld, and L. Zettlemoyer, “Triviaqa: A large scale distantly supervised challenge dataset for reading comprehension,” in *Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, ACL 2017, Vancouver, Canada, July 30 - August 4, Volume 1: Long Papers*, 2017, pp. 1601–1611.
- [323] Y. Bisk, R. Zellers, R. L. Bras, J. Gao, and Y. Choi, “PIQA: reasoning about physical commonsense in natural language,” in *The Thirty-Fourth AAAI Conference on Artificial Intelligence, AAAI 2020, The Thirty-Second Innovative Applications of Artificial Intelligence Conference, IAAI 2020, The Tenth AAAI Symposium on Educational Advances in Artificial Intelligence, EAAI 2020, New York, NY, USA, February 7-12, 2020*, 2020, pp. 7432–7439.
- [324] M. Dubey, D. Banerjee, A. Abdelkawi, and J. Lehmann, “Lc-quad 2.0: A large dataset for complex question answering over wikidata and dbpedia,” in *The Semantic Web - ISWC 2019 - 18th International Semantic Web Conference, Auckland, New Zealand, October 26-30, 2019, Proceedings, Part II*, 2019, pp. 69–78.
- [325] Y. Gu, S. Kase, M. Vanni, B. M. Sadler, P. Liang, X. Yan, and Y. Su, “Beyond I.I.D.: three levels of generalization for question answering on knowledge bases,” in *WWW ’21: The Web Conference 2021, Virtual Event / Ljubljana, Slovenia, April 19-23, 2021*, 2021, pp. 3477–3488.
- [326] S. Cao, J. Shi, L. Pan, L. Nie, Y. Xiang, L. Hou, J. Li, B. He, and H. Zhang, “KQA pro: A dataset with explicit compositional programs for complex question answering over knowledge base,” in *Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, *ACL 2022, Dublin, Ireland, May 22-27, 2022*, 2022, pp. 6101–6119.
- [327] X. Hu, X. Wu, Y. Shu, and Y. Qu, “Logical form generation via multi-task learning for complex question answering over knowledge bases,” in *Proceedings of the 29th International Conference on Computational Linguistics, COLING 2022, Gyeongju, Republic of Korea, October 12-17, 2022*, 2022, pp. 1687–1696.
- [328] S. Longpre, Y. Lu, and J. Daiber, “MKQA: A linguistically diverse benchmark for multilingual open domain question answering,” *Trans. Assoc. Comput. Linguistics*, vol. 9, pp. 1389–1406, 2021.
- [329] T. Saikh, T. Ghosal, A. Mittal, A. Ekbal, and P. Bhat-tacharyya, “Scienceqa: a novel resource for question answering on scholarly articles,” *Int. J. Digit. Libr.*, vol. 23, no. 3, pp. 289–301, 2022.
- [330] T. Mihaylov, P. Clark, T. Khot, and A. Sabharwal, “Can a suit of armor conduct electricity? A new dataset for open book question answering,” in *Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, Brussels, Belgium, October 31 - November 4, 2018*, 2018, pp. 2381–2391.
- [331] T. Nguyen, M. Rosenberg, X. Song, J. Gao, S. Tiwary, R. Majumder, and L. Deng, “MS MARCO: A human generated machine reading comprehension dataset,” in

Proceedings of the Workshop on Cognitive Computation: Integrating neural and symbolic approaches 2016 co-located with the 30th Annual Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2016), Barcelona, Spain, December 9, 2016, 2016.

- [332] T. Khot, P. Clark, M. Guerquin, P. Jansen, and A. Sabharwal, “QASC: A dataset for question answering via sentence composition,” in *The Thirty-Fourth AAAI Conference on Artificial Intelligence, AAAI 2020, The Thirty-Second Innovative Applications of Artificial Intelligence Conference, IAAI 2020, The Tenth AAAI Symposium on Educational Advances in Artificial Intelligence, EAAI 2020, New York, NY, USA, February 7-12, 2020*, 2020, pp. 8082–8090.
- [333] P. Rajpurkar, J. Zhang, K. Lopyrev, and P. Liang, “Squad: 100, 000+ questions for machine comprehension of text,” in *Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP 2016, Austin, Texas, USA, November 1-4, 2016*, 2016, pp. 2383–2392.
- [334] A. H. Miller, A. Fisch, J. Dodge, A. Karimi, A. Bordes, and J. Weston, “Key-value memory networks for directly reading documents,” in *Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP 2016, Austin, Texas, USA, November 1-4, 2016*, 2016, pp. 1400–1409.
- [335] B. Goodrich, V. Rao, P. J. Liu, and M. Saleh, “Assessing the factual accuracy of generated text,” in *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining, KDD 2019, Anchorage, AK, USA, August 4-8, 2019*, 2019, pp. 166–175.
- [336] K. Toutanova and D. Chen, “Observed versus latent features for knowledge base and text inference,” in *Proceedings of the 3rd Workshop on Continuous Vector Space Models and their Compositionality, CVSC 2015, Beijing, China, July 26-31, 2015*, 2015, pp. 57–66.
- [337] K. D. Bollacker, C. Evans, P. K. Paritosh, T. Sturge, and J. Taylor, “Freebase: a collaboratively created graph database for structuring human knowledge,” in *Proceedings of the ACM SIGMOD International Conference on Management of Data, SIGMOD 2008, Vancouver, BC, Canada, June 10-12, 2008*, 2008, pp. 1247–1250.
- [338] T. Dettmers, P. Minervini, P. Stenetorp, and S. Riedel, “Convolutional 2d knowledge graph embeddings,” in *Proceedings of the Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence, (AAAI-18), the 30th innovative Applications of Artificial Intelligence (IAAI-18), and the 8th AAAI Symposium on Educational Advances in Artificial Intelligence (EAAI-18), New Orleans, Louisiana, USA, February 2-7, 2018*, 2018, pp. 1811–1818.
- [339] G. A. Miller, “Wordnet: A lexical database for english,” *Commun. ACM*, pp. 39–41, 1995.
- [340] F. Petroni, T. Rocktäschel, S. Riedel, P. S. H. Lewis, A. Bakhtin, Y. Wu, and A. H. Miller, “Language models as knowledge bases?” in *Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing, EMNLP-IJCNLP 2019, Hong Kong, China, November 3-7, 2019*, 2019, pp. 2463–2473.
- [341] F. Mahdisoltani, J. Biega, and F. M. Suchanek, “YAGO3: A knowledge base from multilingual wikipedias,” in *Seventh Biennial Conference on Innovative Data Systems Research, CIDR 2015, Asilomar, CA, USA, January 4-7, 2015, Online Proceedings*, 2015.
- [342] F. M. Suchanek, G. Kasneci, and G. Weikum, “Yago: a core of semantic knowledge,” in *Proceedings of the 16th International Conference on World Wide Web, WWW 2007, Banff, Alberta, Canada, May 8-12, 2007*, 2007, pp. 697–706.
- [343] C. Clark, K. Lee, M. Chang, T. Kwiatkowski, M. Collins, and K. Toutanova, “Boolq: Exploring the surprising difficulty of natural yes/no questions,” in *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, NAACL-HLT 2019, Minneapolis, MN, USA, June 2-7, 2019, Volume 1 (Long and Short Papers)*, J. Burstein, C. Doran, and T. Solorio, Eds. Association for Computational Linguistics, 2019, pp. 2924–2936.
- [344] M. Sap, H. Rashkin, D. Chen, R. L. Bras, and Y. Choi, “Socialiqa: Commonsense reasoning about social interactions,” *CoRR*, vol. abs/1904.09728, 2019.
- [345] R. Zellers, A. Holtzman, Y. Bisk, A. Farhadi, and Y. Choi, “Hellaswag: Can a machine really finish your sentence?” in *Proceedings of the 57th Conference of the Association for Computational Linguistics, ACL 2019, Florence, Italy, July 28- August 2, 2019, Volume 1: Long Papers*, A. Korhonen, D. R. Traum, and L. Màrquez, Eds. Association for Computational Linguistics, 2019, pp. 4791–4800.
- [346] K. Sakaguchi, R. L. Bras, C. Bhagavatula, and Y. Choi,

- “Winogrande: An adversarial winograd schema challenge at scale,” in *AAAI*. AAAI Press, 2020, pp. 8732–8740.
- [347] M. Roemmele, C. A. Bejan, and A. S. Gordon, “Choice of plausible alternatives: An evaluation of commonsense causal reasoning,” in *Logical Formalizations of Commonsense Reasoning, Papers from the 2011 AAAI Spring Symposium, Technical Report SS-11-06, Stanford, California, USA, March 21-23, 2011*. AAAI, 2011.
- [348] K. Sakaguchi, C. Bhagavatula, R. L. Bras, N. Tandon, P. Clark, and Y. Choi, “proscript: Partially ordered scripts generation,” in *Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2021, Virtual Event / Punta Cana, Dominican Republic, 16-20 November, 2021*, M. Moens, X. Huang, L. Specia, and S. W. Yih, Eds. Association for Computational Linguistics, 2021, pp. 2138–2149.
- [349] B. Dalvi, L. Huang, N. Tandon, W. Yih, and P. Clark, “Tracking state changes in procedural text: a challenge dataset and models for process paragraph comprehension,” in *Proceedings of the 2018 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, NAACL-HLT 2018, New Orleans, Louisiana, USA, June 1-6, 2018, Volume 1 (Long Papers)*, M. A. Walker, H. Ji, and A. Stent, Eds. Association for Computational Linguistics, 2018, pp. 1595–1604.
- [350] S. Saha, P. Yadav, L. Bauer, and M. Bansal, “Explanographs: An explanation graph generation task for structured commonsense reasoning,” in *Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP 2021, Virtual Event / Punta Cana, Dominican Republic, 7-11 November, 2021*, M. Moens, X. Huang, L. Specia, and S. W. Yih, Eds. Association for Computational Linguistics, 2021, pp. 7716–7740.
- [351] O. Tafjord, B. Dalvi, and P. Clark, “Proofwriter: Generating implications, proofs, and abductive statements over natural language,” in *Findings of the Association for Computational Linguistics: ACL/IJCNLP 2021, Online Event, August 1-6, 2021*, ser. Findings of ACL, C. Zong, F. Xia, W. Li, and R. Navigli, Eds., vol. ACL/IJCNLP 2021. Association for Computational Linguistics, 2021, pp. 3621–3634.
- [352] B. Dalvi, P. Jansen, O. Tafjord, Z. Xie, H. Smith, L. Pipatanangkura, and P. Clark, “Explaining answers with entailment trees,” in *Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP 2021, Virtual Event / Punta Cana, Dominican Republic, 7-11 November, 2021*, M. Moens, X. Huang, L. Specia, and S. W. Yih, Eds. Association for Computational Linguistics, 2021, pp. 7358–7370.
- [353] A. Saparov and H. He, “Language models are greedy reasoners: A systematic formal analysis of chain-of-thought,” *CoRR*, vol. abs/2210.01240, 2022.
- [354] C. Anil, Y. Wu, A. Andreassen, A. Lewkowycz, V. Misra, V. V. Ramasesh, A. Slone, G. Gur-Ari, E. Dyer, and B. Neyshabur, “Exploring length generalization in large language models,” *CoRR*, vol. abs/2207.04901, 2022.
- [355] A. Srivastava, A. Rastogi, A. Rao, A. A. M. Shueb, A. Abid, A. Fisch, A. R. Brown, A. Santoro, A. Gupta, A. Garriga-Alonso, A. Kluska, A. Lewkowycz, A. Agarwal, A. Power, A. Ray, A. Warstadt, A. W. Kocurek, A. Safaya, A. Tazarv, A. Xiang, A. Parrish, A. Nie, A. Hussain, A. Askell, A. Dsouza, A. Rahane, A. S. Iyer, A. Andreassen, A. Santilli, A. Stuhlmüller, A. M. Dai, A. La, A. K. Lampinen, A. Zou, A. Jiang, A. Chen, A. Vuong, A. Gupta, A. Gottardi, A. Norelli, A. Venkatesh, A. Gholamidavoodi, A. Tabassum, A. Menezes, A. Kirubakaran, A. Mullokandov, A. Sabharwal, A. Herrick, A. Efrat, A. Erdem, A. Karakas, and et al., “Beyond the imitation game: Quantifying and extrapolating the capabilities of language models,” *CoRR*, vol. abs/2206.04615, 2022.
- [356] L. Gao, A. Madaan, S. Zhou, U. Alon, P. Liu, Y. Yang, J. Callan, and G. Neubig, “PAL: program-aided language models,” *CoRR*, vol. abs/2211.10435, 2022.
- [357] S. Roy and D. Roth, “Solving general arithmetic word problems,” in *Proceedings of the 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP 2015, Lisbon, Portugal, September 17-21, 2015*, L. Màrquez, C. Callison-Burch, J. Su, D. Pighin, and Y. Marton, Eds. The Association for Computational Linguistics, 2015, pp. 1743–1752.
- [358] A. Amini, S. Gabriel, S. Lin, R. Koncel-Kedziorski, Y. Choi, and H. Hajishirzi, “Mathqa: Towards interpretable math word problem solving with operation-based formalisms,” in *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, NAACL-HLT 2019, Minneapolis, MN, USA, June 2-7, 2019, Volume 1 (Long and Short Papers)*, J. Burstein, C. Doran, and T. Solorio, Eds. Association

- for Computational Linguistics, 2019, pp. 2357–2367.
- [359] W. Ling, D. Yogatama, C. Dyer, and P. Blunsom, “Program induction by rationale generation: Learning to solve and explain algebraic word problems,” in *Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, ACL 2017, Vancouver, Canada, July 30 - August 4, Volume 1: Long Papers*, R. Barzilay and M. Kan, Eds. Association for Computational Linguistics, 2017, pp. 158–167.
- [360] R. Koncel-Kedziorski, S. Roy, A. Amini, N. Kushman, and H. Hajishirzi, “Mawps: A math word problem repository,” in *Proceedings of the 2016 conference of the north american chapter of the association for computational linguistics: human language technologies*, 2016, pp. 1152–1157.
- [361] D. Dua, Y. Wang, P. Dasigi, G. Stanovsky, S. Singh, and M. Gardner, “DROP: A reading comprehension benchmark requiring discrete reasoning over paragraphs,” in *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, NAACL-HLT 2019, Minneapolis, MN, USA, June 2-7, 2019, Volume 1 (Long and Short Papers)*, 2019, pp. 2368–2378.
- [362] S. Welleck, J. Liu, R. L. Bras, H. Hajishirzi, Y. Choi, and K. Cho, “Naturalproofs: Mathematical theorem proving in natural language,” in *Proceedings of the Neural Information Processing Systems Track on Datasets and Benchmarks 1, NeurIPS Datasets and Benchmarks 2021, December 2021, virtual*, J. Vanschoren and S. Yeung, Eds., 2021.
- [363] A. Q. Jiang, W. Li, J. M. Han, and Y. Wu, “Lisa: Language models of isabelle proofs,” in *6th Conference on Artificial Intelligence and Theorem Proving*, 2021, pp. 378–392.
- [364] K. Zheng, J. M. Han, and S. Polu, “minif2f: a cross-system benchmark for formal olympiad-level mathematics,” in *The Tenth International Conference on Learning Representations, ICLR 2022, Virtual Event, April 25-29, 2022*. OpenReview.net, 2022.
- [365] Z. Azerbayev, B. Piotrowski, H. Schoelkopf, E. W. Ayers, D. Radev, and J. Avigad, “Proofnet: Autoformalizing and formally proving undergraduate-level mathematics,” *CoRR*, vol. abs/2302.12433, 2023.
- [366] D. Bahdanau, K. Cho, and Y. Bengio, “Neural machine translation by jointly learning to align and translate,” in *ICLR*, 2015.
- [367] A. M. Rush, S. Chopra, and J. Weston, “A neural attention model for abstractive sentence summarization,” in *EMNLP*. The Association for Computational Linguistics, 2015, pp. 379–389.
- [368] D. Chen, A. Fisch, J. Weston, and A. Bordes, “Reading wikipedia to answer open-domain questions,” in *ACL (1)*. Association for Computational Linguistics, 2017, pp. 1870–1879.
- [369] K. Papineni, S. Roukos, T. Ward, and W. Zhu, “Bleu: a method for automatic evaluation of machine translation,” in *Proceedings of the 40th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, July 6-12, 2002, Philadelphia, PA, USA*. ACL, 2002, pp. 311–318.
- [370] C.-Y. Lin, “ROUGE: A package for automatic evaluation of summaries,” in *Text Summarization Branches Out*. Association for Computational Linguistics, Jul. 2004, pp. 74–81.
- [371] K. Yang, Y. Tian, N. Peng, and D. Klein, “Re3: Generating longer stories with recursive reprompting and revision,” in *Proceedings of the 2022 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP 2022, Abu Dhabi, United Arab Emirates, December 7-11, 2022*, Y. Goldberg, Z. Kozareva, and Y. Zhang, Eds. Association for Computational Linguistics, 2022, pp. 4393–4479.
- [372] Y. Bang, S. Cahyawijaya, N. Lee, W. Dai, D. Su, B. Wilie, H. Lovenia, Z. Ji, T. Yu, W. Chung, Q. V. Do, Y. Xu, and P. Fung, “A multitask, multilingual, multimodal evaluation of chatgpt on reasoning, hallucination, and interactivity,” *CoRR*, vol. abs/2302.04023, 2023.
- [373] S. Gulwani, O. Polozov, and R. Singh, “Program synthesis,” *Found. Trends Program. Lang.*, vol. 4, no. 1-2, pp. 1–119, 2017.
- [374] S. Zhang, Z. Chen, Y. Shen, M. Ding, J. B. Tenenbaum, and C. Gan, “Planning with large language models for code generation,” 2023.
- [375] M. Welsh, “The end of programming,” *Commun. ACM*, vol. 66, no. 1, pp. 34–35, 2023.
- [376] B. Wang, X. Deng, and H. Sun, “Iteratively prompt pre-trained language models for chain of thought,” in *Proceedings of the 2022 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP 2022, Abu Dhabi, United Arab Emirates, December 7-11, 2022*, Y. Goldberg, Z. Kozareva, and Y. Zhang, Eds. Association for Computational Linguistics, 2022, pp. 2714–2730.
- [377] O. Press, M. Zhang, S. Min, L. Schmidt, N. A. Smith,

- and M. Lewis, “Measuring and narrowing the compositionality gap in language models,” *CoRR*, vol. abs/2210.03350, 2022.
- [378] J. Ye, X. Chen, N. Xu, C. Zu, Z. Shao, S. Liu, Y. Cui, Z. Zhou, C. Gong, Y. Shen, J. Zhou, S. Chen, T. Gui, Q. Zhang, and X. Huang, “A comprehensive capability analysis of gpt-3 and gpt-3.5 series models,” *arXiv preprint arXiv:2303.10420*, 2023.
- [379] M. McCloskey and N. J. Cohen, “Catastrophic interference in connectionist networks: The sequential learning problem,” in *Psychology of learning and motivation*, 1989, pp. 109–165.
- [380] R. Kemker, M. McClure, A. Abitino, T. L. Hayes, and C. Kanan, “Measuring catastrophic forgetting in neural networks,” in *Proceedings of the Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence, (AAAI-18), the 30th innovative Applications of Artificial Intelligence (IAAI-18), and the 8th AAAI Symposium on Educational Advances in Artificial Intelligence (EAAI-18), New Orleans, Louisiana, USA, February 2-7, 2018*, 2018, pp. 3390–3398.
- [381] A. Roberts, C. Raffel, and N. Shazeer, “How much knowledge can you pack into the parameters of a language model?” in *Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP 2020, Online, November 16-20, 2020*, 2020, pp. 5418–5426.
- [382] G. Izacard, P. S. H. Lewis, M. Lomeli, L. Hosseini, F. Petroni, T. Schick, J. Dwivedi-Yu, A. Joulin, S. Riedel, and E. Grave, “Few-shot learning with retrieval augmented language models,” *CoRR*, vol. abs/2208.03299, 2022.
- [383] K. Guu, K. Lee, Z. Tung, P. Pasupat, and M. Chang, “Retrieval augmented language model pre-training,” in *Proceedings of the 37th International Conference on Machine Learning, ICML 2020, 13-18 July 2020, Virtual Event, 2020*, pp. 3929–3938.
- [384] P. S. H. Lewis, E. Perez, A. Piktus, F. Petroni, V. Karpukhin, N. Goyal, H. Küttler, M. Lewis, W. Yih, T. Rocktäschel, S. Riedel, and D. Kiela, “Retrieval-augmented generation for knowledge-intensive NLP tasks,” in *Advances in Neural Information Processing Systems 33: Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2020, NeurIPS 2020, December 6-12, 2020, virtual*, 2020.
- [385] Y. Lan, G. He, J. Jiang, J. Jiang, W. X. Zhao, and J. Wen, “Complex knowledge base question answering: A survey,” *CoRR*, vol. abs/2108.06688, 2021.
- [386] S. Borgeaud, A. Mensch, J. Hoffmann, T. Cai, E. Rutherford, K. Millican, G. van den Driessche, J. Lespiau, B. Damoc, A. Clark, D. de Las Casas, A. Guy, J. Menick, R. Ring, T. Hennigan, S. Huang, L. Maggiore, C. Jones, A. Cassirer, A. Brock, M. Paganini, G. Irving, O. Vinyals, S. Osindero, K. Simonyan, J. W. Rae, E. Elsen, and L. Sifre, “Improving language models by retrieving from trillions of tokens,” in *International Conference on Machine Learning, ICML 2022, 17-23 July 2022, Baltimore, Maryland, USA*, ser. Proceedings of Machine Learning Research, K. Chaudhuri, S. Jegelka, L. Song, C. Szepesvári, G. Niu, and S. Sabato, Eds., vol. 162. PMLR, 2022, pp. 2206–2240.
- [387] B. Peng, M. Galley, P. He, H. Cheng, Y. Xie, Y. Hu, Q. Huang, L. Liden, Z. Yu, W. Chen, and J. Gao, “Check your facts and try again: Improving large language models with external knowledge and automated feedback,” *CoRR*, vol. abs/2302.12813, 2023.
- [388] S. Agarwal, I. Akkaya, V. Balcom, M. Bavarian, G. Bernadett-Shapiro, G. Brockman, M. Brundage, J. Chan, F. Chantzis, N. Deutsch, B. Eastman, A. Eleti, N. Felix, S. P. Fishman, I. Fulford, C. Gibson, J. Gross, M. Heaton, J. Hilton, X. Hu, S. Jain, H. Jin, L. Kilpatrick, C. Kim, M. Kolhede, A. Mayne, P. McMillan, D. Medina, J. Menick, A. Mishchenko, A. Nair, R. Nayak, A. Neelakantan, R. Nuttall, J. Parish, A. T. Passos, A. Perelman, F. de Avila Belbute Peres, V. Pong, J. Schulman, E. Sigler, N. Staudacher, N. Turley, J. Tworek, R. Greene, A. Vijayvergiya, C. Voss, J. Weng, M. Wiethoff, S. Yoo, K. Yu, W. Zaremba, S. Zhao, W. Zhuk, and B. Zoph, “Chatgpt plugins,” *OpenAI Blog*, March 2023.
- [389] A. Lazaridou, E. Gribovskaya, W. Stokowiec, and N. Grigorev, “Internet-augmented language models through few-shot prompting for open-domain question answering,” *CoRR*, vol. abs/2203.05115, 2022.
- [390] A. Madaan, N. Tandon, P. Clark, and Y. Yang, “Memory-assisted prompt editing to improve GPT-3 after deployment,” in *EMNLP*. Association for Computational Linguistics, 2022, pp. 2833–2861.
- [391] D. Dai, L. Dong, Y. Hao, Z. Sui, B. Chang, and F. Wei, “Knowledge neurons in pretrained transformers,” in *Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers), ACL 2022, Dublin, Ireland, May 22-27, 2022*, S. Muresan, P. Nakov, and A. Villavicencio, Eds.

- Association for Computational Linguistics, 2022, pp. 8493–8502.
- [392] K. Meng, D. Bau, A. J. Andonian, and Y. Belinkov, “Locating and editing factual associations in gpt,” in *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2022.
- [393] Z. Shao, Y. Gong, Y. Shen, M. Huang, N. Duan, and W. Chen, “Synthetic prompting: Generating chain-of-thought demonstrations for large language models,” *CoRR*, vol. abs/2302.00618, 2023.
- [394] N. Bian, X. Han, L. Sun, H. Lin, Y. Lu, and B. He, “ChatGPT is a Knowledgeable but Inexperienced Solver: An Investigation of Commonsense Problem in Large Language Models,” *CoRR*, 2023.
- [395] M. I. Nye, A. J. Andreassen, G. Gur-Ari, H. Michalewski, J. Austin, D. Bieber, D. Dohan, A. Lewkowycz, M. Bosma, D. Luan, C. Sutton, and A. Odena, “Show your work: Scratchpads for intermediate computation with language models,” *CoRR*, vol. abs/2112.00114, 2021.
- [396] J. Qian, H. Wang, Z. Li, S. Li, and X. Yan, “Limitations of language models in arithmetic and symbolic induction,” *CoRR*, vol. abs/2208.05051, 2022.
- [397] W. X. Zhao, K. Zhou, Z. Gong, B. Zhang, Y. Zhou, J. Sha, Z. Chen, S. Wang, C. Liu, and J. Wen, “Jiuzhang: A chinese pre-trained language model for mathematical problem understanding,” in *KDD ’22: The 28th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, Washington, DC, USA, August 14 - 18, 2022*, A. Zhang and H. Rangwala, Eds. ACM, 2022, pp. 4571–4581.
- [398] Q. Wang, C. Kaliszyk, and J. Urban, “First experiments with neural translation of informal to formal mathematics,” in *Intelligent Computer Mathematics - 11th International Conference, CICM 2018, Hagenberg, Austria, August 13-17, 2018, Proceedings*, ser. Lecture Notes in Computer Science, F. Rabe, W. M. Farmer, G. O. Passmore, and A. Youssef, Eds., vol. 11006. Springer, 2018, pp. 255–270.
- [399] S. Polu and I. Sutskever, “Generative language modeling for automated theorem proving,” *CoRR*, vol. abs/2009.03393, 2020.
- [400] A. Q. Jiang, W. Li, S. Tworkowski, K. Czechowski, T. Odrzygóźdz, P. Milos, Y. Wu, and M. Jamnik, “Thor: Wielding hammers to integrate language models and automated theorem provers,” *CoRR*, vol. abs/2205.10893, 2022.
- [401] S. Polu, J. M. Han, K. Zheng, M. Baksys, I. Babuschkin, and I. Sutskever, “Formal mathematics statement curriculum learning,” *CoRR*, vol. abs/2202.01344, 2022.
- [402] A. Q. Jiang, S. Welleck, J. P. Zhou, W. Li, J. Liu, M. Jamnik, T. Lacroix, Y. Wu, and G. Lample, “Draft, sketch, and prove: Guiding formal theorem provers with informal proofs,” *CoRR*, vol. abs/2210.12283, 2022.
- [403] Q. Lyu, S. Havaldar, A. Stein, L. Zhang, D. Rao, E. Wong, M. Apidianaki, and C. Callison-Burch, “Faithful chain-of-thought reasoning,” *CoRR*, vol. abs/2301.13379, 2023.
- [404] Y. Weng, M. Zhu, S. He, K. Liu, and J. Zhao, “Large language models are reasoners with self-verification,” *CoRR*, vol. abs/2212.09561, 2022.
- [405] X. Pi, Q. Liu, B. Chen, M. Ziyadi, Z. Lin, Q. Fu, Y. Gao, J. Lou, and W. Chen, “Reasoning like program executors,” in *Proceedings of the 2022 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP 2022, Abu Dhabi, United Arab Emirates, December 7-11, 2022*, 2022, pp. 761–779.
- [406] A. Parisi, Y. Zhao, and N. Fiedel, “TALM: tool augmented language models,” *CoRR*, vol. abs/2205.12255, 2022.
- [407] N. Nangia, C. Vania, R. Bhalerao, and S. R. Bowman, “Crows-pairs: A challenge dataset for measuring social biases in masked language models,” in *Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP 2020, Online, November 16-20, 2020*, 2020, pp. 1953–1967.
- [408] R. Rudinger, J. Naradowsky, B. Leonard, and B. V. Durme, “Gender bias in coreference resolution,” in *Proceedings of the 2018 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, NAACL-HLT, New Orleans, Louisiana, USA, June 1-6, 2018, Volume 2 (Short Papers)*, 2018, pp. 8–14.
- [409] W. Huang, P. Abbeel, D. Pathak, and I. Mordatch, “Language models as zero-shot planners: Extracting actionable knowledge for embodied agents,” in *ICML*, ser. Proceedings of Machine Learning Research, vol. 162. PMLR, 2022, pp. 9118–9147.
- [410] T. Carta, C. Romac, T. Wolf, S. Lamprier, O. Sigaud, and P. Oudeyer, “Grounding large language models in interactive environments with online reinforcement learning,” *CoRR*, vol. abs/2302.02662, 2023.
- [411] X. Puig, K. Ra, M. Boben, J. Li, T. Wang, S. Fidler, and A. Torralba, “Virtualhome: Simulating household

- activities via programs,” in *CVPR*. Computer Vision Foundation / IEEE Computer Society, 2018, pp. 8494–8502.
- [412] M. Shridhar, J. Thomason, D. Gordon, Y. Bisk, W. Han, R. Mottaghi, L. Zettlemoyer, and D. Fox, “ALFRED: A benchmark for interpreting grounded instructions for everyday tasks,” in *CVPR*. Computer Vision Foundation / IEEE, 2020, pp. 10 737–10 746.
- [413] S. Srivastava, C. Li, M. Lingelbach, R. Martín-Martín, F. Xia, K. E. Vainio, Z. Lian, C. Gokmen, S. Buch, C. K. Liu, S. Savarese, H. Gweon, J. Wu, and L. Fei-Fei, “BEHAVIOR: benchmark for everyday household activities in virtual, interactive, and ecological environments,” in *CoRL*, ser. Proceedings of Machine Learning Research, vol. 164. PMLR, 2021, pp. 477–490.
- [414] M. Ahn, A. Brohan, N. Brown, Y. Chebotar, O. Cortes, B. David, C. Finn, K. Gopalakrishnan, K. Hausman, A. Herzog, D. Ho, J. Hsu, J. Ibarz, B. Ichter, A. Irpan, E. Jang, R. J. Ruano, K. Jeffrey, S. Jesmonth, N. J. Joshi, R. Julian, D. Kalashnikov, Y. Kuang, K. Lee, S. Levine, Y. Lu, L. Luu, C. Parada, P. Pastor, J. Quiambao, K. Rao, J. Rettinghouse, D. Reyes, P. Sermanet, N. Sievers, C. Tan, A. Toshev, V. Vanhoucke, F. Xia, T. Xiao, P. Xu, S. Xu, and M. Yan, “Do as I can, not as I say: Grounding language in robotic affordances,” *CoRR*, vol. abs/2204.01691, 2022.
- [415] J. Liang, W. Huang, F. Xia, P. Xu, K. Hausman, B. Ichter, P. Florence, and A. Zeng, “Code as policies: Language model programs for embodied control,” *CoRR*, vol. abs/2209.07753, 2022.
- [416] I. Singh, V. Blukis, A. Mousavian, A. Goyal, D. Xu, J. Tremblay, D. Fox, J. Thomason, and A. Garg, “Prog-prompt: Generating situated robot task plans using large language models,” *CoRR*, vol. abs/2209.11302, 2022.
- [417] J. H. Clark, J. Palomaki, V. Nikolaev, E. Choi, D. Garrette, M. Collins, and T. Kwiatkowski, “Tydi QA: A benchmark for information-seeking question answering in typologically diverse languages,” *Trans. Assoc. Comput. Linguistics*, vol. 8, pp. 454–470, 2020.
- [418] L. Gao, J. Tow, S. Biderman, S. Black, A. DiPofi, C. Foster, L. Golding, J. Hsu, K. McDonell, N. Muennighoff, J. Phang, L. Reynolds, E. Tang, A. Thite, B. Wang, K. Wang, and A. Zou, “A framework for few-shot language model evaluation,” Sep. 2021.
- [419] Q. Zhong, L. Ding, J. Liu, B. Du, and D. Tao, “Can chatgpt understand too? A comparative study on chatgpt and fine-tuned BERT,” *CoRR*, vol. abs/2302.10198, 2023.
- [420] J. Kocon, I. Cichecki, O. Kaszyca, M. Kochanek, D. Szydło, J. Baran, J. Bielaniec, M. Gruz, A. Janz, K. Kanclerz, A. Kocon, B. Koptyra, W. Mieszczenko-Kowszewicz, P. Milkowski, M. Oleksy, M. Piasecki, L. Radlinski, K. Wojtasik, S. Wozniak, and P. Kazienko, “Chatgpt: Jack of all trades, master of none,” *CoRR*, vol. abs/2302.10724, 2023.
- [421] C. Qin, A. Zhang, Z. Zhang, J. Chen, M. Yasunaga, and D. Yang, “Is chatgpt a general-purpose natural language processing task solver?” *CoRR*, vol. abs/2302.06476, 2023.
- [422] Y. Ma, Y. Cao, Y. Hong, and A. Sun, “Large language model is not a good few-shot information extractor, but a good reranker for hard samples!” *CoRR*, vol. abs/2303.08559, 2023.
- [423] X. Chen, J. Ye, C. Zu, N. Xu, R. Zheng, M. Peng, J. Zhou, T. Gui, Q. Zhang, and X. Huang, “How robust is gpt-3.5 to predecessors? a comprehensive study on language understanding tasks,” 2023.
- [424] M. Jang and T. Lukasiewicz, “Consistency analysis of chatgpt,” *CoRR*, vol. abs/2303.06273, 2023.
- [425] R. Tang, X. Han, X. Jiang, and X. Hu, “Does synthetic data generation of llms help clinical text mining?” *arXiv preprint arXiv:2303.04360*, 2023.
- [426] O. Nov, N. Singh, and D. M. Mann, “Putting chatgpt’s medical advice to the (turing) test,” *CoRR*, vol. abs/2301.10035, 2023.
- [427] S. Chen, B. H. Kann, M. B. Foote, H. J. Aerts, G. K. Savova, R. H. Mak, and D. S. Bitterman, “The utility of chatgpt for cancer treatment information,” *medRxiv*, 2023.
- [428] L. Yunxiang, L. Zihan, Z. Kai, D. Ruilong, and Z. You, “Chatdoctor: A medical chat model fine-tuned on llama model using medical domain knowledge,” 2023.
- [429] K. Jeblick, B. Schachtner, J. Dextl, A. Mittermeier, A. T. Stüber, J. Topalis, T. Weber, P. Wesp, B. O. Sabel, J. Rieke, and M. Ingrisch, “Chatgpt makes medicine easy to swallow: An exploratory case study on simplified radiology reports,” *CoRR*, vol. abs/2212.14882, 2022.
- [430] H. Nori, N. King, S. M. McKinney, D. Carignan, and E. Horvitz, “Capabilities of gpt-4 on medical challenge problems,” vol. abs/2303.13375, 2023.
- [431] B. Guo, X. Zhang, Z. Wang, M. Jiang, J. Nie, Y. Ding, J. Yue, and Y. Wu, “How close is chatgpt to human experts? comparison corpus, evaluation, and detection,”

- CoRR*, vol. abs/2301.07597, 2023.
- [432] V. Liévin, C. E. Hother, and O. Winther, “Can large language models reason about medical questions?” *CoRR*, vol. abs/2207.08143, 2022.
- [433] G. Kortemeyer, “Could an artificial-intelligence agent pass an introductory physics course?” *arXiv preprint arXiv:2301.12127*, 2023.
- [434] S. Bordt and U. von Luxburg, “Chatgpt participates in a computer science exam,” *CoRR*, vol. abs/2303.09461, 2023.
- [435] K. Malinka, M. Peresíni, A. Firc, O. Hujnak, and F. Janus, “On the educational impact of chatgpt: Is artificial intelligence ready to obtain a university degree?” *CoRR*, vol. abs/2303.11146, 2023.
- [436] T. Susnjak, “Chatgpt: The end of online exam integrity?” *CoRR*, vol. abs/2212.09292, 2022.
- [437] A. Blair-Stanek, N. Holzenberger, and B. V. Durme, “Can GPT-3 perform statutory reasoning?” *CoRR*, vol. abs/2302.06100, 2023.
- [438] F. Yu, L. Quartey, and F. Schilder, “Legal prompting: Teaching a language model to think like a lawyer,” *CoRR*, vol. abs/2212.01326, 2022.
- [439] D. Trautmann, A. Petrova, and F. Schilder, “Legal prompt engineering for multilingual legal judgement prediction,” *CoRR*, vol. abs/2212.02199, 2022.
- [440] J. H. Choi, K. E. Hickman, A. Monahan, and D. Schwarcz, “Chatgpt goes to law school,” *Available at SSRN*, 2023.
- [441] J. J. Nay, “Law informs code: A legal informatics approach to aligning artificial intelligence with humans,” *CoRR*, vol. abs/2209.13020, 2022.
- [442] A. Tamkin, M. Brundage, J. Clark, and D. Ganguli, “Understanding the capabilities, limitations, and societal impact of large language models,” *CoRR*, vol. abs/2102.02503, 2021.
- [443] Z. Sun, “A short survey of viewing large language models in legal aspect,” *CoRR*, vol. abs/2303.09136, 2023.
- [444] A. Abid, M. Farooqi, and J. Zou, “Persistent anti-muslim bias in large language models,” in *AIES ’21: AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society, Virtual Event, USA, May 19-21, 2021*, M. Fourcade, B. Kuipers, S. Lazar, and D. K. Mulligan, Eds. ACM, 2021, pp. 298–306.
- [445] A. Borji, “A categorical archive of chatgpt failures,” *CoRR*, vol. abs/2302.03494, 2023.
- [446] M. Kosinski, “Theory of mind may have spontaneously emerged in large language models,” *CoRR*, vol. abs/2302.02083, 2023.
- [447] M. M. Amin, E. Cambria, and B. W. Schuller, “Will affective computing emerge from foundation models and general ai? A first evaluation on chatgpt,” *CoRR*, vol. abs/2303.03186, 2023.
- [448] R. Aiyappa, J. An, H. Kwak, and Y.-Y. Ahn, “Can we trust the evaluation on chatgpt?” vol. abs/2303.12767, 2023.
- [449] H. Cho, H. J. Kim, J. Kim, S. Lee, S. Lee, K. M. Yoo, and T. Kim, “Prompt-augmented linear probing: Scaling beyond the limit of few-shot in-context learners,” *CoRR*, vol. abs/2212.10873, 2022.
- [450] Y. Tay, M. Dehghani, D. Bahri, and D. Metzler, “Efficient transformers: A survey,” *ACM Comput. Surv.*, vol. 55, no. 6, pp. 109:1–109:28, 2023.