2017年至2023年大语言模型研究的文献计量综述

Lizhou Fan[1]*, Lingyao Li[1], Zihui Ma[2], Sanggyu Lee[2], Huizi Yu[1], Libby Hemphi ll[1]

[1]密歇根大学信息学院，密歇根州安娜堡市[2]马里兰大学土木与环境工程系，马里兰州大学城 *电子邮件：lizhouf@umich.edu

摘要

大语言模型（LLM）是一类语言模型，在多种自然语言处理任务中表现出色。凭借生成类人语言的能力及其革新科学与技术的潜力，大语言模型已成为备受关注的研究领域。本研究对有关大语言模型的学术文献开展文献计量分析和话语分析。本文综合分析了 5,000 余篇出版物，可为研究人员、实践者和政策制定者了解当前大语言模型研究的格局提供路线图。我们梳理了2017年至2023年初的研究趋势，并识别研究范式与合作模式。首先，我们分析了大语言模型研究的核心算法发展和自然语言处理任务；随后，探讨大语言模型在医学、工程、社会科学和人文学科等不同领域中的应用。本综述还揭示了大语言模型研究动态且快速的演进过程。总之，本文深入阐述了大语言模型研究及其应用的现状、影响和潜力。

关键词：文献计量分析、话语分析、大型语言模型、学术合作网络、主题建模

1. 引言

2023年3月14日，OpenAI 宣布发布其最新版本的大语言模型（LLM）——GPT-4（OpenAI，日期不详；Sanderson，2023）。这款最先进的大语言模型为 OpenAI 的许多热门人工智能应用提供支持，包括广泛使用的 ChatGPT，并引起了人们对大语言模型研究的广泛关注。大语言模型是一类语言模型，采用拥有数十亿参数的神经网络，通过自监督学习在海量未标注文本数据上进行训练（Y. Shen、Heacock 等，2023；Zhao 等，2023）。大语言模型通常基于 Transformer，这是一种旨在处理序列数据的神经网络架构。Transformer 使用自注意力机制计算输入词元之间的上下文关系，从而能够有效捕捉长程依赖和上下文信息（Vaswani 等，2017）。2018年大语言模型的出现为自然语言处理（NLP）研究带来了范式转变，因为它们在一系列任务中展现出卓越的性能（Devlin 等，2018；

Radford 等，2018）。大语言模型旨在具备通用能力，使其能够在广泛的自然语言处理任务中表现出色（Wei 等，2022），而非专为某一项自然语言处理任务设计，例如情感分析、命名实体识别或文本分类。典型的大语言模型包括谷歌开发的基于 Transformer 的双向编码器表示（BERT）（Devlin 等，2018）、OpenAI 开发的生成式预训练 Transformer（GPT）系列（Eloundou 等，2023），以及 Meta 的 Meta AI 大语言模型（LLaMa）（Meta，2023）。

尽管以往的科学文献强调了大语言模型在各种自然语言处理任务中的潜力，包括其在医学与健康科学（Ding 等，2022；Khare 等，2021；Yu 等，2022）和政治学（Y. Hu 等，2022；R. Liu 等，2021）等领域的专业应用，但目前的大部分研究仍局限于特定的自然语言处理任务或应用。随着最新、最先进的 GPT 模型近期发布（OpenAI，日期不详；Sanderson，2023），大语言模型已成为备受关注的研究领域，吸引研究人员开发最先进的大语言模型，例如 LLaMa 和 Bard（Meta，2023；Pichai，2023），并探索其能力，例如 Alpaca 和 GPTHuggingface（Rohan Taori、Ishaan Gulrajani、Tianyi Zhang、Yann Dubois、Xuechen Li、Carlos Guestrin、Percy Liang、Tatsunori B. Hashimoto，2023年3月13日；Y. Shen、Song 等，2023）。因此，开展文献计量综述以考察当前的大语言模型研究变得愈发重要。尽管以往研究已凸显大语言模型在自然语言处理任务中的潜力和优势，但鲜有研究对大语言模型领域的最新趋势、机遇与挑战进行系统分析。

为了深入了解大语言模型研究的现状，本文全面综述了当前研究，涵盖其发展与应用中的研究范式和合作。具体而言，我们聚焦于话语和文献计量方面，包括，

- 研究范式：通过主题建模和话语分析探讨大语言模型的主题，涉及从算法与自然语言处理任务到应用、基础设施和批判性研究；
- 研究合作：从国际和组织视角考察学术合作网络。

本文的重要意义主要体现在两个方面。首先，本文对大语言模型领域的前沿研究进行了最新的文献计量分析，识别出有助于深化对该主题理解的趋势和模式。其次，通过分析现有文献，本文为研究人员、从业者和政策制定者提供了一份路线图，帮助他们把握当前格局，找出知识空白和研究机遇，从而促进创新，推动该领域取得突破。

2. 背景

大语言模型是预训练语言模型，它们运用深度学习技术处理并理解自然语言（Y. Shen, Heacock, et al., 2023; Zhao et al., 2023）。大语言模型在海量文本数据上进行训练和微调，因此能够学习非结构化序列中的模式，并构建语言知识库（Brown et al., 2020; Radford et al., 2019）。与传统自然语言处理模型相比，大语言模型具有显著优势。传统自然语言处理任务通常采用监督式学习，在小规模、特定任务的数据集上微调模型；与此不同，

大语言模型只需少量提示，就能有效完成广泛的任务（Manning, 2022）。通过提供人类语言描述或若干期望任务的示例，即使没有经过针对性训练，它们也能执行相应任务（Manning, 2022）。因此，与性能相近的传统模型相比，大语言模型所需资源更少、训练时间更短，因为它们能够从相同数量的数据中学到更多知识（M. Chen et al., 2021）。

因此，大语言模型在执行与语言相关的任务方面具备广泛能力，例如文本生成、翻译和摘要生成（Ollivier 等，2023），还可用于虚拟助手、聊天机器人和语言翻译系统等现实应用。为更好地梳理 2017年 至 2023年初大语言模型的发展新貌，本节将介绍其发展历史，随后探讨其在各研究领域中的当前应用。

2.1 历史

传统上，循环神经网络（RNNs）和卷积神经网络（CNNs）等自然语言处理模型难以捕捉句子中词语之间的长程依赖（Hochreiter 和 Schmidhuber，1997）。这一局限对语言模型在机器翻译、摘要生成和问答等自然语言处理任务中的表现造成了负面影响（Sutskever 等，2014年）。然而，2017年，Vaswani 等人提出了 Transformer 模型（Vaswani 等，2017年）。模型中采用的自注意力机制使其能够关注输入序列中的所有其他词元，并为每个词元分配权重。捕捉长程依赖的能力以及模型可并行化的架构，使其在各种自然语言处理应用中取得成功（Devlin 等，2018）。自 Transformer 模型问世以来，研究人员以其为基础，开发出更先进的语言模型。

BERT，即来自 Transformer 的双向编码器表示，由 Devlin 等人于2018年提出（Devlin 等，2018）。这是一种预训练技术，通过结合所有层的左右文，利用深度双向表示。这使得预训练的 BERT 模型只需额外添加一个输出层即可进行微调，从而适用于问答和语言推理等多种任务。BERT 的成功推动了它的广泛应用，也促进了其他预训练语言模型的发展（Y. Liu 等，2019；Z. Yang 等，2019）。然而，它的局限在于预训练过程的计算成本高昂。2019年，Alec Radford 等人提出了生成式预训练变换器2，也称为 GPT-2，该模型基于拥有15亿个参数的深度神经网络进行训练（Radford 等，2019）。GPT-2 使用变换器架构，借助自注意力机制从输入序列的不同位置收集数据。尽管该模型训练和运行的计算成本高昂，但其庞大的规模使其能够理解并生成丰富多样的语言细微差别和输出。Megatron-LM 是另一种大语言模型，由 Shoeybi 等人于2019年开发（Shoeybi 等，2019）。它拥有83亿个参数，远多于 GPT-2 的15亿个参数。这一规模使模型能够捕捉并生成更复杂的语言模式。该模型采用了一种新的并行化方案，因此与其他规模相当的模型相比，训练速度更快

。然而，由于规模庞大，Megatron-LM 在训练和推理时都需要大量计算资源。

2020年，OpenAI 推出的 GPT-3 标志着大语言模型发展史上的一个重要里程碑（Brown 等，2020）。GPT-3 拥有 1750亿个参数，远超当时的其他大语言模型。得益于更高的层数和更多样化的训练数据等先进技术，它几乎无需微调，就能生成高质量的自然语言文本。GPT-3 的推出推动了自然语言处理领域的发展。GPT-3 获得成功后，研究人员继续拓展大语言模型的能力边界。尽管这些近期模型不在我们的分析时间范围内，但它们有力地证明，大语言模型研究的进展正在不断加快——这些研究项目的迅猛发展不仅给自然语言处理或人工智能研究带来了重大变化，也……2023年，OpenAI 宣布开发一款名为 GPT-4 的新型多模态模型，该模型能够处理文本和图像输入并生成文本输出（OpenAI，2023）。由于该领域竞争激烈且存在潜在的安全隐患，技术论文并未披露模型的架构、硬件、数据集构建和训练方法等细节。不过，研究人员通过多项面向人类的职业和学术考试评估了其表现。GPT-4 在大多数考试中展现出人类水平的表现；值得注意的是，在统一律师资格考试的模拟测试中，其成绩超过了前 10% 的应试者（OpenAI，2023）。此外，近期还发布了一些开源大语言模型，例如 LLaMa（Meta，2023）。这些模型规模较小、参数较少，但研究人员可以免费使用。

2.2 应用

大语言模型在语言理解方面的优势，以及其对新任务的泛化能力，推动了其应用不断扩大，也促进了自然语言处理领域的持续发展。近期使用大语言模型的研究聚焦于若干主题，例如关系抽取（Gu 等，2021）、对话分析（Thoppilan 等，2022）、文本摘要（H. Zhang 等，2019）、情感分析（Araci，2019）、命名实体识别（Nguyen 等，2020）和文本分类（Jin 等，2020）。这些研究表明，大语言模型有望显著提升自然语言处理任务的准确性和流畅性，从而增进我们对人类语言的理解（Beltagy 等，2019；Nguyen 等，2020）。此外，当前使用大语言模型处理下游任务的研究聚焦于若干方向。一个方向是微调，即通过监督方式在特定自然语言处理任务上训练现有的预训练语言模型，并对其进行调整，例如改变神经网络层中的权重（Jurafsky & Martin，2023）。另一个方向是与大语言模型进行提示交互（Reynolds & McDonell，2021）：将待解决的问题构造成“少样本提示”（Brown 等，2020）或进行指令微调（Maarten Bosma，2021），以提升大语言模型在给定自然语言处理任务上的表现。

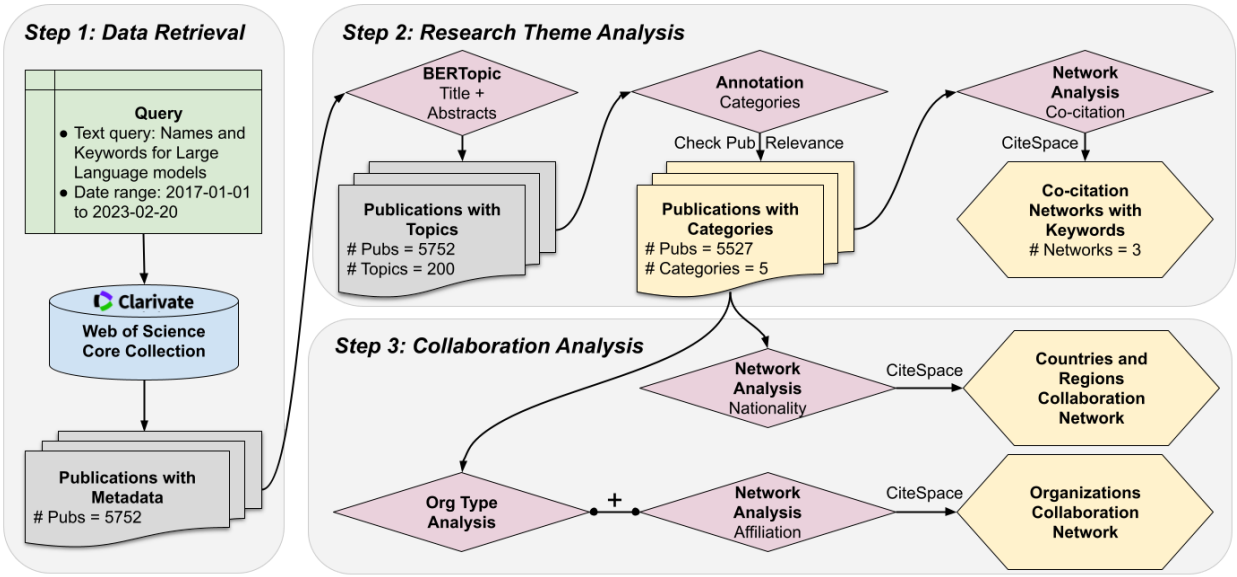
大语言模型的多功能性使其成为适用于不同学科和研究领域的有力工具。研究人员没有针对特定任务训练专门的监督模型，而是利用大语言模型处理多学科领域中广泛的应用。在医学领域，大语言模型用于分析电子健康记录、实验室报告和临床记录

以为医疗专业人员提供诊断辅助（Rasmy 等，2021年；Tang 等，2021年）和治疗建议（Shang 等，2019年）。研究还表明，它们有望用于人工智能辅助医学教育（Kung 等，2023年）。在工程领域，大语言模型用于分析大量工程文档（Qiu 和 Jin，2022年）、生成应急预案（X. Liu 等，2022年），并检测和分类缺陷，以维持建筑物的性能。类似地，大语言模型还用于分析社交媒体帖子、调查答复和新闻文章，推动社会学（Kawashima 和 Yamaguchi，2021年；Mustakim 等，2022年）、经济学（Jagdish 等，2022年；Li 等，2021年）和政治学（Y. Hu 等，2022年；Salam 等，2020年）等研究领域的数据驱动研究。

3. 数据与方法

图1 展示了我们收集学术文献元数据并对其进行分析的工作流程。我们首先收集了大语言模型研究文献的文献计量数据。随后，我们利用研究主题下的话语和学术合作网络，分析研究范式与合作。

图1. 总体数据与方法工作流程



3.1 数据

Web of Science（WoS）核心合集是一个广受认可的平台，可用于检索全面的学术文献元数据，以开展文献计量研究（Birkle 等，2020）。为了收集与大语言模型研究相关的论文，我们在WoS记录中进行了高级检索。如**表1** 所示，我们随后分别在文章标题（TI）和主题（TS，即文章标题、摘要和关键词的组合）中使用了与大语言模型及特定模型相关的不同关键词组合。查询如下：

TI=((large or big or massive) and language and (model ormodels)) or TS = ("大语言模型" or "大语言模型" or BERT or GPT-1 or GPT-2 orGPT-3 or ChatGPT)

随后，我们将日期范围限定为2017年初（2017-01-01）至2023年初（2023-02-20），共获得5752篇出版物。

表1。Web of Science检索关键词		
检索字段	关键词	检索逻辑与目的
TI	large 或big或massive	结合这三个组成部分， 它们描述了大语言模型可能采用的名称 使用和。
	语言	
	模型或 模型	
TS	“大型语言模型”或 “大型 语言模型”	结合固定组件，这些组件 用于描述大语言模型可能的名称 （仅在连续出现时可检测）以及 常见的单个大语言模型名称。
	BERT或 GPT-1 或 GPT-2 或 GPT-3或 ChatGPT	

3.2 方法

我们首先使用主题建模来分析大语言模型的研究范式。主题建模是一种从大规模非结构化文本数据（例如学术文献）中发现并总结潜在语义主题的方法。它假设每个文本文档（例如一份出版物）由多个主题构成，其中每个主题都以词的概率分布表示，这些词可根据相似性归为不同的聚类（Blei & Lafferty, 2007年；Steyvers, 2007年）。

具体而言，我们采用神经主题建模方法 BERTopic（Grootendorst，2022年）分析大语言模型研究语料库中的出版物。首先，我们使用基于 Transformer 的预训练自然语言处理模型 Sentence-BERT（SBERT）（Reimers & Gurevych，2019年），为每个标题与摘要组合生成句子嵌入。具体而言，我们使用 SBERT Python 包[1] 以及预训练模型“all-MiniLM-L6-v2”[2]。为了更好地处理用于聚类的高维推文向量，随后我们采用降维技术 UMAP，解决聚类模型中的维数灾难问题（McInnes 等，2018年），从而得以使用 Lloyd 的 K 均值聚类算法将相似的句子嵌入向量归为不同主题。[3] 鉴于语料库规模超过 500

[1] https://www.sbert.net/[2] https://huggingface.co/sentence-transformers/all-MiniLM-L6-v2[3] 我们使用 scikit-learn Python 包实现了聚类：https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.cluster.KMeans.html

篇文档，我们尝试了三种不同的聚类数量（100、200 和 400），并选择使用 200 个聚类进行分析，因为这样既能将主题相似的出版物归入同一组，又能避免产生过多的小型聚类。随后，我们对大语言模型主题及其对应的研究主题进行表征。我们使用 scikit-learn Python 包中的计数向量化器，通过聚类层级（主题层级）的词袋表示对主题进行词元化，计算并向量化每个聚类中各词的频次（Y. Zhang 等，2010年）。随后，我们使用基于类别的词频-逆文档频率（c-TF-IDF）提取具有区分性的主题关键词（Grootendorst，2022年），以区分不同聚类，并用独特且高频的词作为大语言模型研究主题的关键词来表征各主题。

最后，我们根据每个主题中出版物的关键词、标题和摘要，对这200个主题进行了界定。剔除无关内容后，例如内容为“nan”的空文档以及与大语言模型研究无关的主题，我们将这些主题归纳为以下五个更高层级的类别，即研究主题：

- **算法与自然语言处理任务**：大语言模型中用于处理、分析和生成人类语言的计算方法与技术，可执行翻译、摘要生成、情感分析和问答等任务；
- **医学与工程应用**：利用大语言模型增强医疗保健和工程领域特定任务的应用，例如分析医学文献、辅助诊断、预测患者结局，以及促进工程设计流程或问题解决；
- **社会与人道主义应用**：利用大语言模型应对社会和人道主义挑战的应用，涵盖分析社会问题、支持灾害应对、改善沟通以及推动教育举措；
- **批判性研究**：对大语言模型的伦理、社会和政治影响进行反思与考察，审视其潜在偏见、透明度及其对社会的影响，同时探讨治理、问责，以及确保人工智能开发与部署负责任且公平的策略；
- **基础设施**：开发、部署和维护大语言模型所需的底层系统与资源，考察计算能力、数据存储、网络，以及规范其使用和发展的政策与框架。

为准确识别这五个研究主题，并移除不相关的出版物，两位作者分别对全部200个主题进行了标注。第一轮标注的结果显示，我们的意见一致度较高（Krippendorff’s $\alpha = 0.76$）（Krippendorff，2018年）；经讨论后，我们达成了完全一致。对于标注结果的相应可视化，以及大语言模型出版物语料库，我们使用 Tableau 创建了趋势线、饼图和文档地图（见第4.1节）。

为进一步研究大语言模型研究中的合作情况，我们还采用网络方法和可视化功能来研究学术合作网络。具体而言，我们借助文献计量分析软件 CiteSpace（C. Chen，2016），生成大语言模型出版物的共被引网络和合作网络（见第 4.2 节）。CiteSpace 提供了一项重要的

共被引分析功能，用于识别研究领域中的重要出版物。当两篇或多篇论文同时被一篇或多篇后续论文引用时，就会形成共被引关系。为对网络节点进行聚类，该软件采用期望最大化（EM）算法。这是一种迭代算法，通过最大化似然函数，根据引文频次和中介中心性（BC）等属性将数据划分为不同聚类。EM 算法是一种硬聚类方法，这意味着每条参考文献只能归属于一个聚类（C. Chen 等，2010年）。

聚类过程开始时，算法会为每条参考文献分配一个初始的随机聚类，然后根据给定聚类分配时数据的可能性，迭代更新聚类分配。此过程会持续进行，直到算法收敛至稳定解。最终形成的聚类互不重叠，随后由内置算法进行标注和总结。共被引知识图谱展示了文献之间的联系；在共被引映射中紧密相连的节点，往往会出现在同一篇文献中（Niu et al., 2022）。这表明，被共同引用的文章在内容上必然相似，而较高的共被引值反映了它们因内容相似度更高而具有更强的联系。

合作网络分析基于社会网络理论，该理论起源于人类学和社会学对复杂社会群体中人际关系的探索（Z. Shen et al., 2023）。通过分析国家、机构和作者之间的合作关系，CiteSpace能够洞察研究领域的整体社会状况，并有助于理解特定研究领域中的学术交流和知识扩散。此外，CiteSpace还可以通过分析不同年份发表的出版物，追踪研究领域随时间的发展。这一功能使研究人员能够识别新兴趋势并追踪研究领域的演变。

4. 结果

4.1 大语言模型的研究范式：从算法与自然语言处理任务到应用、基础设施和批判性研究

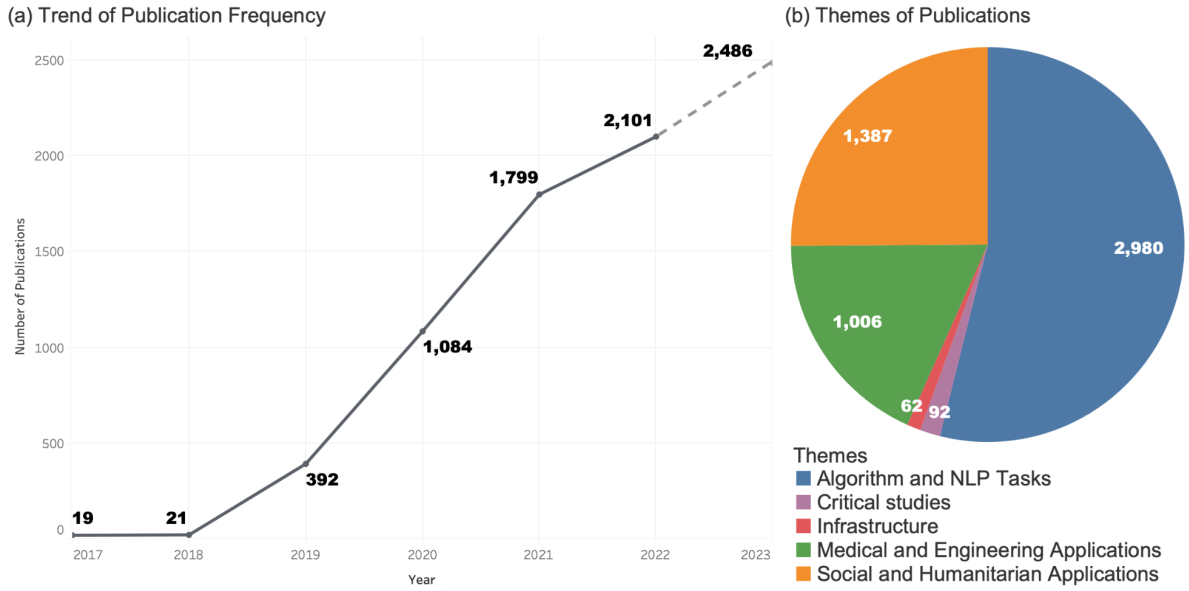
4.1.1 研究趋势与主题概述

近年来，大语言模型领域受到研究人员的广泛关注。正如**图2(a)** 所示，2017年至 2023,[4] 年间，关于大语言模型的出版物数量稳步增加，其中2019年至2020年间出现了显著跃升，这可能是由于人们对基于 Transformer 的自然语言处理算法（例如 SBERT 和 BERTopic，于 9 月首次发布）的兴趣日益浓厚，

[4] 由于撰写本文时尚无法获取2023年出版物总数，我们使用 Tableau 中的分析模型（加法模型）预测出版物数量。根据2017年1月1日至2023年2月20日的数据，预计2023年将有2486篇大语言模型相关出版物。鉴于2023年初 ChatGPT 和 GPT-4 面世后，大语言模型研究热度急剧攀升，我们认为这一预测较为保守。

（2020年）（Grootendorst，2022年；Reimers 和 Gurevych，2019年），以及先进大语言模型的公开发布（例如 GPT-3）（Brown 等，2020年）。这一趋势在2021年及之后仍持续上升，表明大语言模型领域仍在不断发展演进。这一趋势说明，大语言模型领域仍有许多值得探索和发现之处，研究人员很可能会在未来几年继续研究和开发这些模型。

图2. 大语言模型研究趋势与主题



大语言模型研究还涵盖广泛的主题，包括算法与自然语言处理任务、社会与人道主义应用、医学与工程应用、批判性研究以及基础设施。如**图2(b)** 所示，饼图中的大语言模型领域出版物可分为若干主题，每个主题代表一个特定主题或子领域。最大的研究主题是算法与自然语言处理任务，占大语言模型领域全部出版物的一半以上（54%，5527篇中的2980篇）。该主题侧重于大语言模型架构和建模技术的开发与改进，其中一些技术适用于特定的自然语言处理任务。第二大研究主题是社会与人道主义应用，约占出版物的四分之一（25%，5527篇中的1387篇）。该主题包括将大语言模型应用于特定社会问题的研究，例如争议性言论和新冠疫情；也包括人文研究，例如情感分析和语言翻译。第三大主题是医学与工程应用，约占出版物的18%（1006/5527）。该主题涉及使用预训练大语言模型并对其进行微调，以自动完成特定的医学和工程任务，例如健康记录处理和软件相似性分析。饼图中其余两个主题的占比相对较小，各自不到出版物总数的2%。这两个主题分别是批判性研究，关注大语言模型的伦理与社会影响；以及基础设施，关注开发和增强能够支持大语言模型的硬件与云计算资源。总体而言，出版物主题概览展现了大语言模型研究的不同关注领域，说明该领域内容多元，涵盖广泛的主题和子领域。

4.1.2 专题研究主题与关键话语

图3 展示了2017年至2023年大语言模型出版物主题建模结果的二维映射。[5] 图中的每个点代表一篇出版物。[6] 这幅彩色文献地图分为若干研究主题簇，每个主题簇代表一组特定的出版物，这些出版物围绕大语言模型具有相似主题，具体定义见第4.1.1节。总体而言，算法与自然语言处理任务、社会与人道主义应用等较大的研究主题并未形成独立的聚类。这两个主题交错分布在地图各处，表明这两个聚类中的许多主题在语义上高度接近。例如，两个黑框所示，情感与情绪分析是需要算法开发的自然语言处理任务（主题65和主题103），同时也对应着社会与人道主义方面的应用（主题63和主题28）。这两个主题（以蓝色和橙色圆点标示）也散布在整幅地图中，说明算法与自然语言处理任务、社会与人道主义应用这两个研究主题中，存在与其他三个主题相关的议题，体现了大语言模型研究不同子领域之间活跃的学术交流。

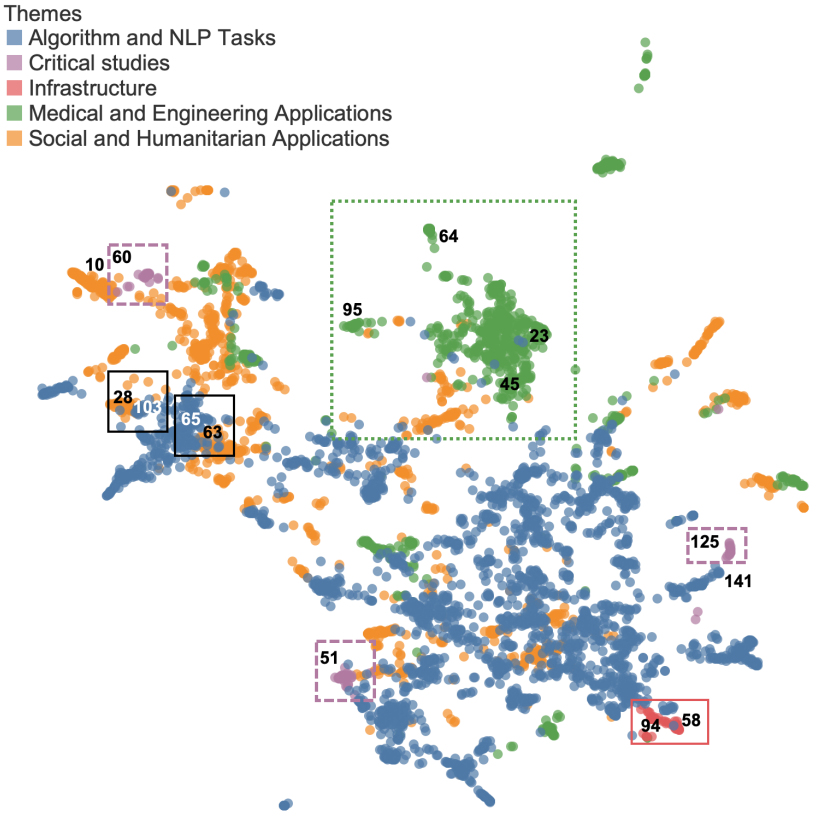
该图还揭示了大语言模型出版物分布中的若干有趣规律，如不同颜色的框所示。首先，医学与工程应用通常位于图的上部中间区域，表明大语言模型研究中存在一组涵盖多个高度专业化且语义相关子领域的综合性聚类。例如，主题64关注使用大语言模型研究特定类别的疾病，如阿尔茨海默病和痴呆症；主题95关注药物使用和卫生服务；主题87关注生物医学咨询和精准医学；主题45关注生物医学关系抽取技术；主题23关注处理不同语言（如中文）的电子病历，这些主题均与医学和健康研究相关。该主题中的其他子领域大多属于工程应用，位于图的其他区域（绿色点线框之外），并与算法与自然语言处理任务以及社会与人道主义应用这两个研究主题密切相关。其次，批判性研究（紫色虚线框标出）在语义上也接近其所批判分析的对象。例如，主题60包含对大语言模型中偏见的批判性研究，与处理网络欺凌和辱骂性评论的大语言模型应用（主题10）密切相关。同样，主题125涉及与大语言模型相关的隐私问题，与大语言模型应用中的抗攻击探索（主题141）密切相关。最后，基础设施主题（红色框标出）聚焦于使用图形处理器进行并行与分布式计算（主题58），以及硬件和加速器（主题94）；这些技术能够提升可扩展性和效率，推动大语言模型研究。

总体而言，该图以可视化方式呈现了大语言模型研究领域中涌现的不同主题，揭示了仅通过简单分析出版物关键词或标题可能无法立即发现的模式和子领域

[5] 为了进行更细致的分析，我们还参考了 Tableau 上此可视化的交互版本：https://public.tableau.com/app/profile/lizhou/viz/LLM_bib_categories/Documents_dash_online?publish=yes。我们提供了每篇大语言模型出版物的研究主题、主题编号和文章标题。[6] 点（即一篇出版物）的位置由其基于 BERTopic 中 SBERT 嵌入的主题分布决定。x 轴表示主题分布的第一个主成分（PC），y 轴表示第二个 PC。主题分布由主题词得分构成。主题词得分示例见 **附录A**。

。为进一步说明主题建模结果与研究主题之间的对应关系，我们在**附录 B**中列出了主题关键词和主题标签的详细信息。

图3. 大语言模型出版物嵌入与研究主题的二维图谱



为详细阐述各主要主题下的核心话语，我们分析了各相应共被引网络中的关键词[7]（**图4**）。在算法与自然语言处理任务共被引网络（**图4(a)**）中，核心聚类的关键词涉及自然语言处理和机器学习算法的一般方面，例如“自然语言推理”（#12）和“机器学习理解”（#3）。外围聚类的关键词通常对应具体的自然语言处理任务。核心与外围关键词都指向已受到关注的重要且前景广阔的研究方向，可为新晋研究人员，以及关注大语言模型研究的出版商和资助方等利益相关者提供重要参考。

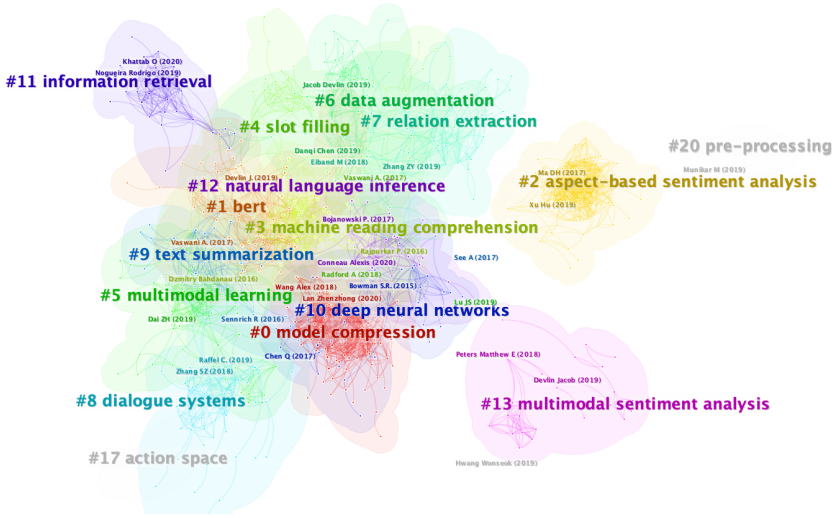
在另外两个大语言模型应用的共被引网络中，中心聚类不那么明显，显示出各子领域多样且多面的发展。在医学与工程应用共被引网络（**图4(b)**）中，关键词表明，医学和工程领域最重要的大语言模型研究主题与预训练模型和自然语言处理技术的应用有关。这些应用依托命名实体识别（NER）和上下文化词嵌入等几项核心自然语言处理任务，支持从医学任务（例如临床文本语义相似度）到工程

[7] 请注意，此处的主题关键词是 Web of Science（WoS）关键词，而非由 BERTopic 算法生成的主题关键词。

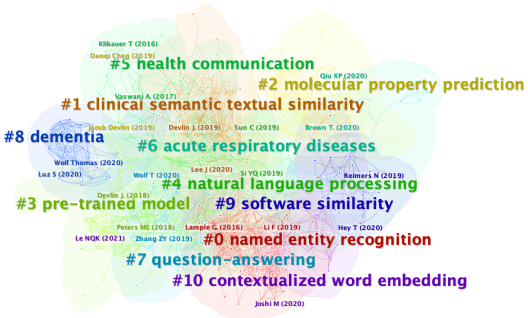
（例如软件相似性）等广泛用例。在社会与人道主义应用共被引网络（**图4(c)**）中，一些有代表性的关键词包括“假新闻”“Twitter”“仇恨言论”“谣言检测”和“论证挖掘”。这些关键词表明，该子领域的热门主题与社交媒体和新闻数据分析有关，尤其关注情感、观点和争议性内容。

图4. 主要大语言模型研究主题的关键词与代表性出版物

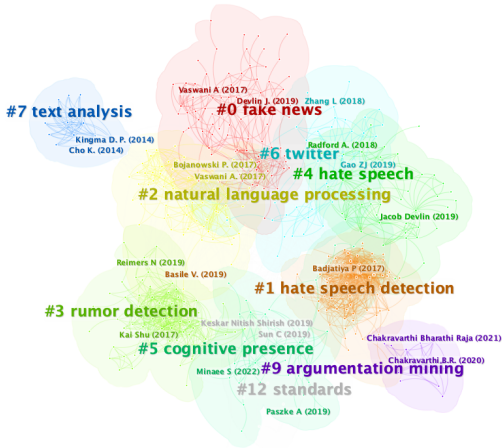
(a) 算法与自然语言处理任务



(b) 医学与工程应用



(c) 社会与人道主义应用



4.2 大语言模型研究合作：国际与组织视角

4.2.1 研究合作中的活跃国家和地区

图 5 展示了使用 CiteSpace 生成的国家和国际合作分布网络知识图谱。在该图谱中，一个国家在合作网络中的中心性以其度表示，而该国在我们的数据集中发表的论文数量则以其出版物频次表示。鉴于所选论文均来自 Web of Science 收录的国际知名期刊，可以合理地认为，本次文献计量研究所识别的中心性度数和出版物频次在一定程度上反映了大语言模型研究的重要性。这些发现可为当前和未来参与国际合作的大语言模型领域研究人员提供有价值的见解。

在**表2**中，我们列出了对高产出度数和频次研究贡献最大的前10个国家。这些国家包括美国（USA）、英国（英格兰）、印度、加拿大、法国、中国、德国、西班牙、澳大利亚和俄罗斯，它们均对合作网络产生了影响。具体而言，这些国家的度数值依次为51、41、35、34、33、33、29、28、28和27。此外，我们的分析显示，美国、英格兰和印度的度数值最高，分别为51、41和35。这表明，在大语言模型研究方面，这些国家与其他国家的联系最为密切。在频次方面，中国和美国的获认可出版物数量最多，分别为1828篇和1344篇，远超其他国家。然而，美国的度数值高于中国，表明美国在合作网络中的位置更为中心，与其他国家的联系也更广泛。日本、荷兰、新加坡和韩国等其他国家和地区也积极参与合作。总体而言，我们观察到，大语言模型研究的大多数论文发表于亚太地区、北美洲和欧洲的国家。

图 5. 总体活跃国家和地区

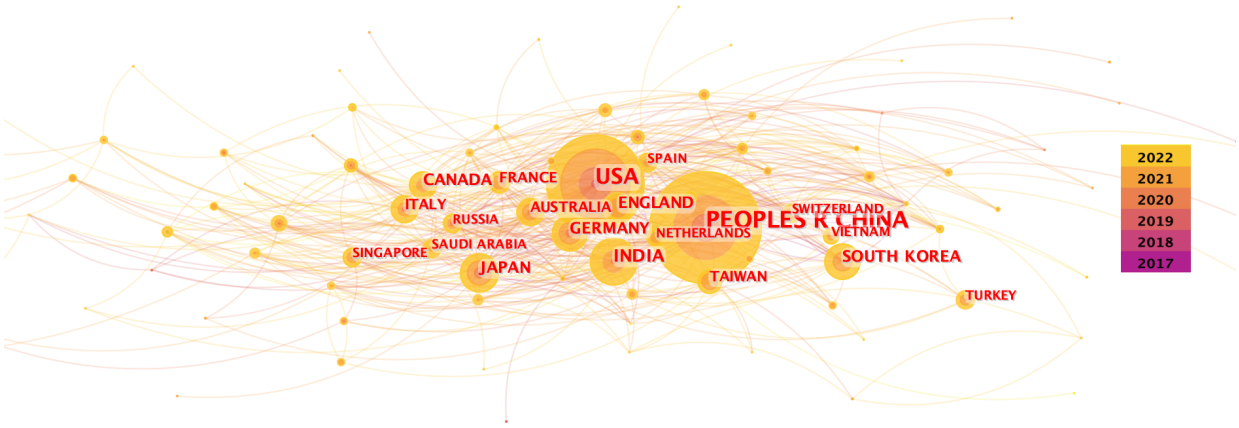


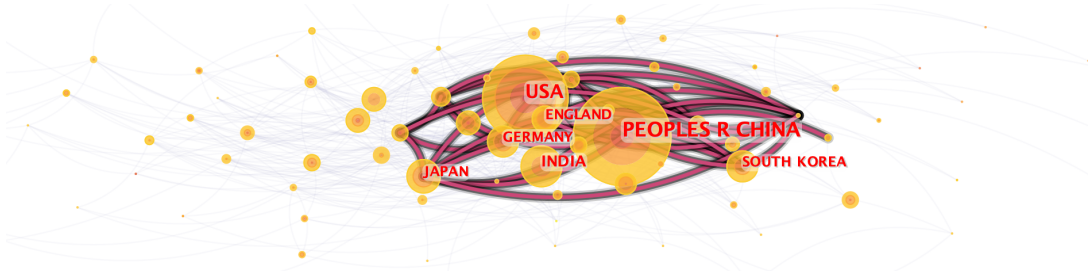
表 2. 国际合作网络中的主要国家和地区		
国家	**度**	**频次**
USA	51	1344
英格兰	41	205
印度	35	377
加拿大	34	179
法国	33	112
中国	33	1828
德国	29	219
西班牙	28	89
澳大利亚	28	131
俄罗斯	27	81

为全面了解合作过程随时间的演变，我们绘制了国际合作的年度聚类分析图，如**图6**所示。主要合作始于2018年，涉及不同大洲的国家（**图6(a)**），包括美国、中国、德国、韩国、印度、英格兰和日本。2019年（**图6(b)**），更多国家和地区参与了与大语言模型研究相关的国际合作，包括瑞典、希腊、西班牙和意大利，这些国家大多来自欧洲。

截至2022年，参与大语言模型研究合作的国家数量不断增加，这表明全球研究人员对这一研究领域的兴趣日益浓厚（**图6(c)**）。这一趋势不仅凸显了大语言模型研究的普及，也体现了其作为研究领域的全球重要性。总体而言，图X为了解大语言模型研究国际合作的发展演变提供了宝贵见解。尽管该图仅呈现当前的国际合作状况，但它展现了大语言模型研究如何突破传统边界，以及该领域中新合作网络的涌现。

图6：所选年份活跃国家和地区的合作网络

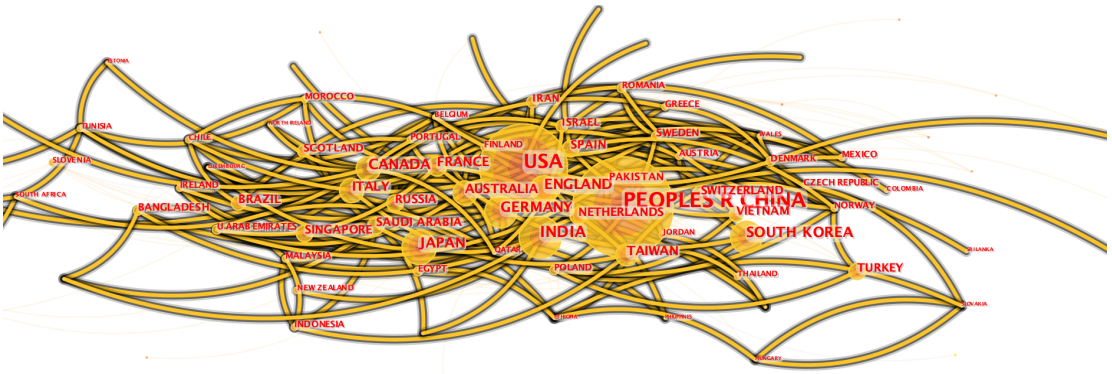
(a) 2018年



(b) 2019年



(c) 2022年



基于前文分析所得的见解，我们进一步分析了第 4.1 节所确定的各研究主题中活跃国家和地区的合作网络。结果见**图 7**。考察最热门的三个研究主题的网络后，我们发现，美国和中国在算法与自然语言处理任务研究（**图 7(a)**）以及医学与工程应用领域处于领先地位，这一点从它们的圆圈尺寸相对较大可以看出。此外，我们还观察到，德国、英格兰和印度等多个国家和地区在所有三个主题中始终处于核心位置，表明它们在合作网络中持续发挥着重要作用。

具体而言，在考察算法与自然语言处理任务这一主题时，我们发现美国和中国是领先的两个国家。然而，日本、加拿大、韩国、英格兰和德国在该网络中也处于核心位置（**图 7(b)**）。俄罗斯倾向于在算法以及医学与工程应用方面开展合作，但在另外两个研究主题中并未表现出频繁参与。在医学与工程应用这一主题中，活跃于算法与自然语言处理任务领域的国家仍然活跃于这一领域。我们还观察到，沙特阿拉伯、澳大利亚和瑞典等并未积极参与算法研究的国家或地区，在这一研究主题中却经常开展合作。与 **图 7** 中呈现的前两个研究主题相比，社会与人道主义

应用主题呈现出更加分散的网络，多个国家处于核心位置（**图 7(c)**）。例如，印度主要参与此类应用领域的合作。该主题的去中心化特征表明，社会与人文领域的研究并非由单一国家或地区主导，而是涉及世界各地众多研究人员之间的合作。

图 7。不同研究主题下活跃国家和地区的合作网络

(a) 算法与自然语言处理任务



（b）医学与工程应用



(c) 社会与人道主义应用



4.2.2 研究合作中的活跃机构

图8 展示了大语言模型相关研究论文中各贡献机构的分布网络。**表3** 列出了机构合作网络中的顶尖机构。中国科学院以发表205篇论文位居第一，其次是加利福尼亚大学系统和微软。网络中心的其他重要机构包括清华大学、斯坦福大学、谷歌、德克萨斯大学系统和麻省理工学院。这些机构按中心性排序的结果与其发表论文数量大体一致。因此，发表论文最多的机构也是最重要的机构，并位于合作网络的中心。在度最高的前20个机构中，14个是大学，2个是研究机构，4个是科技公司。

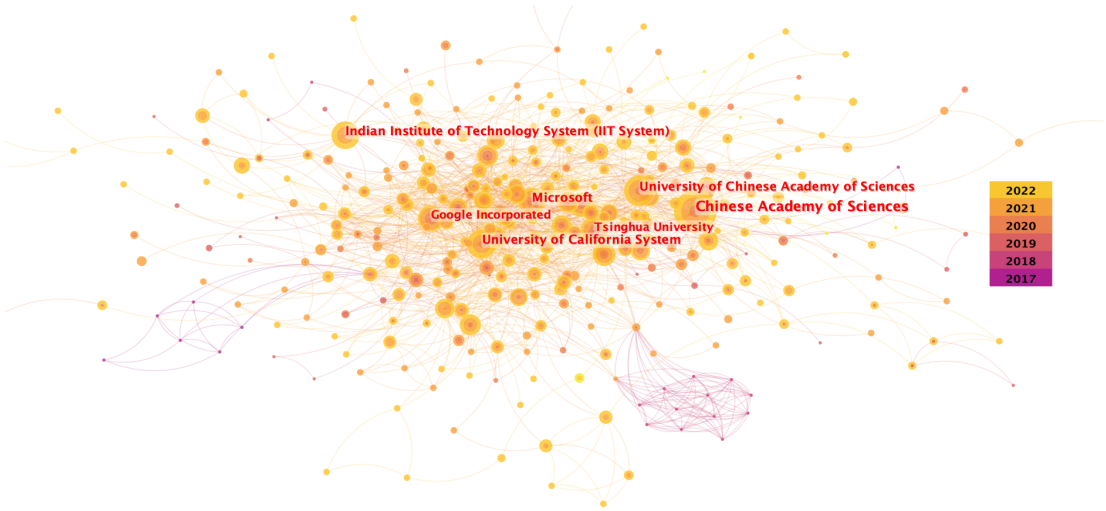
图8 还展示了不同年份的合作情况。有趣的是，我们观察到，早期研究成果（例如发表于2017年和2018年的出版物）往往处于网络的外围。尽管这些成果为后续合作奠定了基础，但当时参与合作的一些机构并未继续处于网络中心。例如，2017年，纽约大学、美国海军、美国国防部和北京工业大学参与了早期研究，但后来未能留在合作网络的中心。我们还观察到，某些机构能够分别独立实现相关工作。例如，2018年，马克斯·普朗克学会与其他机构合作形成了一个集群，但其影响似乎未能持续。

近期的大多数研究项目都是通过学术机构与工业机构之间的伙伴关系开展的。显著的例子包括大型科技公司与大学系统之间的合作，例如美国加利福尼亚大学系统和斯坦福大学与微软、谷歌的联合努力，以及中国清华大学、北京大学与腾讯之间的合作。值得注意的是，这些近期的重要研究项目可能并未直接涉及前文提到的早期机构。此外，在后来的年份中，合作网络中的中心实体相对稳定，而各种外围机构开始为研究工作作出贡献。

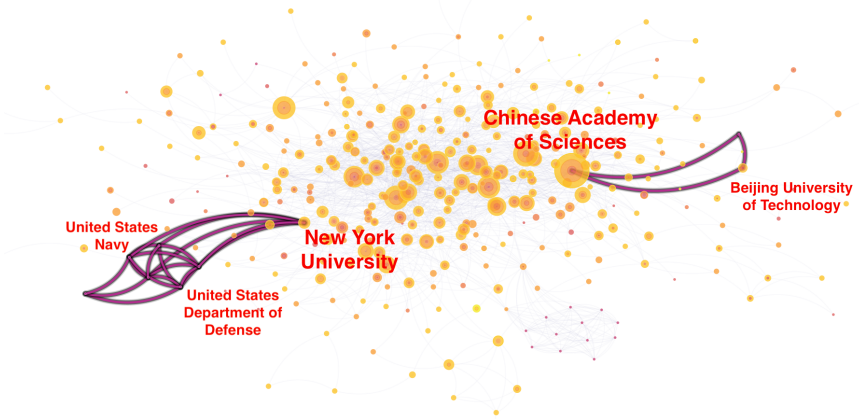
关于合作模式，研究发现，大学一直是大语言模型研究合作的主要贡献者，正如**表3** 中排名前20的机构有14所为大学所示。尽管大学在这些工作中继续发挥着至关重要的作用，但谷歌、微软、Meta（原Facebook）和腾讯等大型科技公司也日益成为重要的合作伙伴。正如前文所述，学术界与产业界机构的结合促成了该领域众多重要成果，凸显了学术界与产业界之间合作的重要性。

图8。活跃机构合作网络总览及选定年份的情况

（a）总体及顶尖组织



（b）2017年



（c）2018年

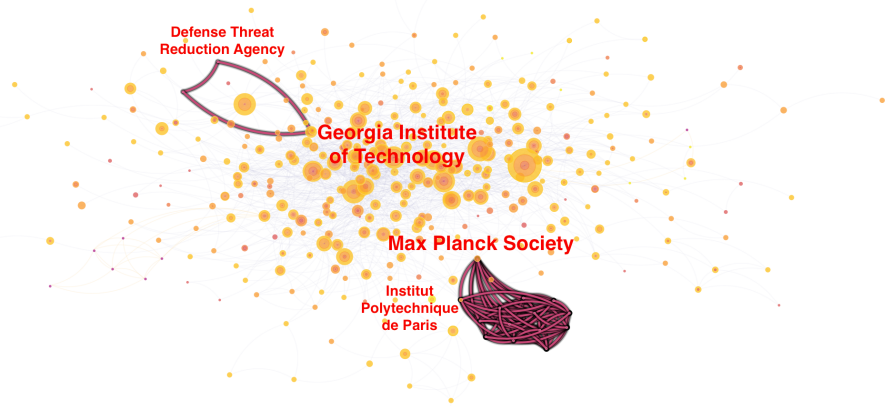


表3. 机构合作网络中的顶尖组织			
组织	**频次**	**度**	**Type**
中国科学院	205	60	研究所
加利福尼亚大学系统	104	59	大学
微软	95	50	公司
清华大学	86	43	大学
斯坦福大学	56	40	大学
谷歌公司	86	37	公司
德克萨斯大学系统	50	37	大学
麻省理工学院（MIT）35		36	大学
爱丁堡大学	28	35	大学
法国国家科学研究中心（CNRS）	60	35	研究所
腾讯	43	34	公司
北京大学	79	34	大学
佐治亚大学系统	37	33	大学
纽约大学	34	30	大学
佐治亚理工学院	30	29	大学
Facebook公司	29	29	公司
法国研究型大学联合会（UDICE）	53	28	大学
宾夕法尼亚州高等教育联合大学系统的高等教育（PCSHE）	27	28	大学
中国科学技术大学 47		27	大学
新加坡国立大学	32	27	大学

5. 讨论

在我们的话语分析和文献计量分析中，我们使用计算方法，即主题建模，识别了大语言模型研究的研究范式和合作，以及

网络分析。这些方法的实施旨在对大语言模型研究中新兴和不断扩展的领域进行高层次且准确的描绘。

大语言模型研究的动态性和快速演进推动了自然语言理解与处理能力的显著进步，并在医学、工程、社会和人道主义等多元领域得到应用。大语言模型研究中涉及国际与组织间合作的协同工作力量，对该研究领域的增长与发展发挥着关键作用。

然而，由于大语言模型的开发与应用当前面临的动向和紧张局势，挑战依然存在。在面向终端用户的工具（如 ChatGPT 和 GPT-4）发布之前，大语言模型的能力尚未得到清晰或公开的分析（Fridman，2023年）。此外，大语言模型研究与应用的支持者和反对者之间也存在分歧，例如暂停大型人工智能实验的公开信（生命未来研究所，未注明日期）。

我们将本研究视为大语言模型研究现代史的一瞥，可为该领域的新手、人工智能监管政策制定者以及科学技术研究领域的研究人员提供参考。大语言模型的未来难以预测，但了解其过去至少能为未来研究奠定知识基础并提供警示。

5.1 大语言模型研究的动态性与快速演进：从算法到应用及更广阔领域

认识到大语言模型研究领域的动态性和快速演进，以及由此带来的机遇与挑战，至关重要。人们日益浓厚的兴趣和丰富多样的研究主题，预示着未来将有望取得新的发现与进展。随着研究人员不断探索和开发新型算法、技术与应用，认识到大语言模型研究领域的动态性至关重要。目前，大语言模型算法的能力已显著提升自然语言理解与处理能力。这些进展使研究人员能够应对复杂的语言任务，并将其应用于多个领域的广泛场景，包括医学、工程、社会与人文等研究领域。在社会与人文领域，大语言模型已被用于分析社交媒体和新闻数据，尤其是情感、观点和争议性内容。在医学和工程领域，大语言模型被用于解决复杂问题，从处理电子病历、研究特定类别的疾病，到自动化开展软件相似性分析。这些多样化的应用展现了大语言模型应对现实挑战、推动各领域进步的强大能力与广泛适用性。

从大语言模型研究中的算法到应用，不同子领域之间存在顺畅的知识迁移，包括专业化应用。例如，算法与自然语言处理任务和社会与人道主义应用之间较高的语义接近性（**图3**）表明，这些领域的研究人员跨学科合作，分享见解与专业知识，以开发新颖的解决方案。这种跨学科方法意味着，与社会与人道主义应用相关的大语言模型研究所面临的挑战并不局限于

单一解决方案，不同背景的研究人员也能为共享的知识与专业经验作出贡献并从中受益。这种合作有助于形成更高效的问题解决方法，并推动社会与人道主义应用产生更广泛、更深远的影响。此外，医学与工程应用主题是大语言模型研究中由多个高度专业且语义相关的子领域构成的综合集群，展现了大语言模型算法的适应性。通过应用预训练大语言模型并针对特定任务进行微调，研究人员可以利用大语言模型的能力改善医疗保健并推进工程实践。具体而言，医学与工程应用相关出版物中的许多高频关键词都是通用大语言模型算法和自然语言处理任务，例如命名实体识别（命名实体识别）和问答（问答）（**图4(b)**）。这种适应性凸显了大语言模型彻底改变各行业并推动社会整体进步的巨大潜力。

与此同时，大语言模型的发展与应用仍面临诸多挑战，其中许多源于大语言模型动态变化、快速演进所带来的复杂性与不确定性（Johanna Okerlund、Evan Klasky、Aditya Middha、Sujin Kim、Hannah Rosenfeld、Molly Kleinman、Shobita Parthasarathy，2022年；Weidinger 等人，2021年）。由于多种因素，例如计算复杂性、缺乏可解释性或伦理问题，一些算法未能得到广泛应用。计算复杂性可能限制某些大语言模型的可扩展性，使资源有限的研究人员更难使用这些模型，同时加剧环境不公与社会碎片化。训练大语言模型需要大量计算能力，因而造成显著的环境代价；然而，在许多使用场景中，这些模型的表现并不优于更环保的模型（Goetze & Abramson，2021年）。此外，大语言模型缺乏可解释性，可能会妨碍人们在关键应用中对其建立信任并加以采用，因为用户可能不愿依赖“黑箱”解决方案。例如，在问答系统或聊天机器人中，模型可以模仿类似人类的思维与行为，成为“随机鹦鹉”，却并未真正理解这类技术所带来的影响（Bender 等人，2021年）。

此外，关于偏见、隐私和其他意外后果的伦理问题，可能会阻碍某些大语言模型的广泛使用。首先，这些模型可能会延续社会中现有的偏见，并通过快速且低成本的应用加剧这些偏见。例如，一些大语言模型中存在持续性反穆斯林偏见（Abid 等人，2021年）。其次，有可能从大语言模型中提取个人身份信息 (PII) 和其他敏感信息，这引发了模型中对海量数据集的使用可能导致隐私信息泄露的担忧。（Carlini 等人，2020年）。大语言模型的其他恶意用途，例如传播虚假信息或制造假新闻，也可能强化偏见，并导致社会因子化问题（Guembe 等人，2022年；Ya min 等人，2021年）。因此，应对这些挑战对于确保未来大语言模型负责任且包容性的发展与应用至关重要。

5.2 大语言模型研究中的协同力量：国际与组织间合作

学术合作网络所显示的中心性度数和频次，反映了研究大语言模型的国家和机构之间合作的重要性，可为希望探索并参与相关研究活动的研究人员提供指引。这些发现也能启发并为其他利益相关方提供参考，例如资助机构、科技政策制定者和非营利组织，促使他们调整议程，以便在大语言模型研究中发挥更显著的作用。总体而言，研究人员和其他利益相关方有宝贵的机遇开展合作、交流想法并生成知识，从而为制定政策和实践提供参考，满足大语言模型需求。

对大语言模型研究合作日益浓厚的兴趣和不断增加的参与，彰显了这一研究领域的全球重要性。我们观察到，截至2022年，大语言模型研究中的国际合作趋势正不断增强，越来越多的国家和机构加入其中。尽管一些国家和机构仍处于这一运动的前沿，但令人鼓舞的是，一个日益包容、多元的研究社群正在形成，汇聚了来自不同背景的学者。我们坚定支持在不同情境中应用大语言模型的国际合作。我们尤其观察到，许多研究人员已将大语言模型应用于关注语言和文化差异的领域，这是一个优势（J. Hu & Sun, 2020; Kim et al., 2021; Le et al., 2019）。

此外，我们的研究为希望寻找潜在合作伙伴、评估研究格局并发掘新合作机遇的研究人员提供了一些有价值的见解。我们尤其观察到，加利福尼亚大学系统和美国的斯坦福大学，以及中国的清华大学和北京大学，还有微软、谷歌等公司，在合作网络中拥有较高的出版物数量和度数。我们还观察到，一些机构可能具有特定的研究优势，例如，印度理工学院系统在社会与人道主义应用方面拥有突出的出版成果。总之，这些机构拥有坚实的知识基础、专业的研究人员和计算资源，为大语言模型研究提供支持。这些领先机构有必要承担起推动大语言模型发展的责任，并为其他机构未来参与大语言模型研究主题提供机遇。对于有意参与大语言模型研究的机构而言，与这些领先大学或公司寻求合作，有助于获取前沿资源和工具。正如我们所见，一些较晚参与大语言模型研究的机构后来也产生了重要影响，我们相信，通过利用这些合作，后来者能够拓展研究能力，并为大语言模型研究的进步作出贡献。

此外，我们对机构合作网络的分析表明，学术界与产业界在大语言模型研究领域保持着密切关系。这种合作为双方带来了重要机遇。产业界可以为学术研究人员提供先进计算资源，例如云计算和图形处理器，以及资金支持。同时，学术界可以利用这些资源来探索

算法和解决方案，并帮助产业界测试和验证现实世界中的语言处理问题。我们认为，这种合作能够促进学术界与产业界之间的知识共享，有助于弥合学术研究与产业应用之间的差距。我们的发现与先前一项研究一致，该研究强调，在校企互动中加强公共人工智能研究领域的重要性，以确保人工智能技术的公平发展（Jurowetzki 等，2021）。

最后，为确保合作取得成功，我们认为，参与其中的机构和公司必须理解并履行各自在大语言模型研究中的职责。例如，网络中的美国海军和国防部等政府机构，在制定科学技术政策方面发挥着重要作用，以规范大语言模型应用在实际案件中的使用。大学作为网络合作的主体，应从多学科视角探索研究前沿，例如发掘新的研究方向并优化大语言模型的发展。产业界的公司比网络中的其他机构拥有更多资源，因此在部署大语言模型时应承担社会责任，并确保落实充分的监督，以降低潜在风险。数据创建者，无论是研究人员还是公司，都应为数据使用者提供具体的指引和规范，确保数据得到合乎伦理的使用，并符合合作目标。基础设施服务提供商需要考虑大语言模型的需求，并确保其基础设施系统经过优化，以支持这些需求，例如提供必要的计算能力和存储容量。

5.3 局限性与研究展望

由于研究范围、方法以及文献计量数据的可获取性，我们的研究存在若干局限。其一与论文筛选有关。通过对 Web of Science 核心合集进行全文查询，少数论文可能与大语言模型研究无关，却因包含相似关键词或缩略语而被纳入。例如，有篇论文因出现“Bert 等”而被选中；这里指的是一位姓氏恰好为“BERT”的作者的引文，而 BERT 是 Bidirectional Encoder Representations from Transformers（Devlin 等，2018）的缩略语。根据主题建模结果以及对研究主题的人工标注，我们移除了这些论文。

另一项局限在于主题建模过程。主题聚类中的少数论文与同一主题下的其他论文看起来并不相似，但这并非指主题类别本身。例如，在“批判性研究”主题（主题 125）下，几篇论文包含表明其对大语言模型进行批判性分析或关注相关问题的词语，例如“恶意”和“社会联结”；然而，它们实际上关注的是一些特定的工程概念，只是恰好包含这些关键词或相关应用。我们尝试使用 SciBERT（Beltagy 等，2019），它可以改善部分边缘聚类结果，但作为词嵌入模型，其整体主题连贯性不如默认的 BERT 模型。因此，我们继续使用默认的 BERT 模型“all-MiniLM-L6-v2”，它能生成信息丰富且全面的词嵌入，用于聚类。

由于 Web of Science 上有关大语言模型研究的数据可得性有限，因此还存在另一项局限。首先，需要注意的是，并非所有大语言模型都能及时向学术界提供公开

访问权限。部分大语言模型的技术细节并未反映在其文献计量数据中。例如，GPT-4 的训练和测试在其报告发布数月前就已完成（Eloundou 等，2023；OpenAI，日期不详）。由于许多大语言模型研究并未向公众免费开放，一些相关研究，尤其是由开发该大语言模型的非合作机构开展的评估和大规模实验，必须等到有资金或资源可用后才能进行。其次，一些关于大语言模型的研究文章是会议论文，仅发布在 Arxiv.org 等预印本网站上。尽管我们的出版物中未纳入部分大语言模型研究，但 Web of Science 核心合集中的出版物足以代表我们对国际与组织间合作的分析。

大语言模型领域正在迅速发展，新的研究和进展不断涌现。虽然本文讨论了最先进技术，但其中一些技术很可能会被更新的进展所超越。因此，我们不仅要正视本文所概述的局限性，也要及时了解大语言模型研究的最新进展。鉴于预计2023年与大语言模型相关的出版物数量将有所增长，我们预计未来几年可能会出现出版与引用激增，因此希望继续监测这一趋势，确保我们的研究始终具有相关性和影响力。

6. 结论

本研究对2017年至2023年初发表的5,000多篇大语言模型研究论文进行了话语分析和文献计量分析，考察了相关范式与合作不断涌现和扩展的图景。大语言模型的快速发展推动了自然语言处理领域取得重大进展，并在各个领域催生了多种应用。跨学科、跨组织和国际合作推动了这些发展，促进了包容性研究社群的形成，并使知识得以顺畅共享。然而，挑战依然存在，例如计算复杂性、缺乏可解释性，以及在设计和应用大语言模型时面临的伦理问题。为确保大语言模型得到负责任的开发与应用，政府机构、大学、公司、数据创建者和基础设施服务提供商等利益相关方有必要进一步加强开放与合作。

致谢

Lizhou Fan：概念化、方法论、数据分析与解读、撰写初稿、可视化。Lingyao Li：方法论、数据分析与解读、撰写初稿、可视化。Zihui Ma：数据分析与解读、撰写初稿、可视化。
Sanggyu Lee：数据分析与解读、撰写初稿。Huizi Yu：数据分析与解读、撰写初稿、可视化。
Libby Hemphill：撰写初稿、监督。

参考文献

Abid, A., Farooqi, M., & Zou, J.（2021年）。大语言模型中的持续性反穆斯林偏见。《2021年AAAI/ACM人工智能、伦理与社会会议论文集》，298–306。Araci, D.（2019年）。FinBERT：使用预训练语言模型进行金融情感分析。载于 arXiv *[*计算与语言*]*。arXiv。http://arxiv.org/abs/1908.10063 Beltagy, I., Lo, K., & Cohan, A.（2019年）。SciBERT：一种用于科学文本的预训练语言模型。载于 arXiv *[*计算与语言*]*。arXiv。http://arxiv.org/abs/1903.10676 Bender, E. M., Gebru, T., McMillan-Major, A., & Shmitchell, S.（2021年）。论随机鹦鹉的危险：语言模型会不会过于庞大？🦜。《2021年ACM公平性、问责制与透明度会议论文集》，610–623。Birkle, C., Pendlebury, D. A., Schnell, J., & Adams, J.（2020年）。Web of Science作为研究科学与学术活动的数据来源。《定量科学研究》，1(1)，363–376。Blei, D. M., & Lafferty, J. D.（2007年）。科学领域的相关主题模型。《应用统计年鉴》，1(1)，17–35。Brown, T. B., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., Neelakantan, A., Shyam, P., Sastry, G., Askell, A., Agarwal, S., Herbert-Voss, A., Krueger, G., Henighan, T., Child, R., Ramesh, A., Ziegler, D. M., Wu, J., Winter, C., …Amodei, D.（2020年）。语言模型是少样本学习器。载于 arXiv *[*计算与语言*]*。arXiv。http://arxiv.org/abs/2005.14165 Carlini, N., Tramer, F., Wallace, E., Jagielski, M., Herbert-Voss, A., Lee, K., Roberts, A., Brown, T., Song, D., Erlingsson, U., Oprea, A., & Raffel, C.（2020年）。从大语言模型中提取训练数据。载于 arXiv *[*cs.CR*]*。arXiv。https://www.usenix.org/system/files/sec21-carlini-extracting.pdf Chen, C.（2016年）。CiteSpace：绘制科学文献图谱的实用指南。http://www.dobraca.com/wp-content/uploads/2019/03/CiteSpacePracticalGuide-Nova-Sample1-50pp.pdf Chen, C., Ibekwe-SanJuan, F., & Hou, J.（2010年）。共被引聚类的结构与动态：多视角共被引分析。《美国信息科学与技术学会期刊》，61(7)，1386–1409。Chen, M., Tworek, J., Jun, H., Yuan, Q., de Oliveira Pinto, H. P., Kaplan, J., Edwards, H., Burda, Y., Joseph, N., Brockman, G., Ray, A., Puri, R., Krueger, G., Petrov, M., Khlaaf, H., Sastry, G., Mishkin, P., Chan, B., Gray, S., … Zaremba, W. （ 2021 年）。评估使用代码训练的大语言模型。载于 arXiv *[*cs.LG*]*。arXiv。http://arxiv.org/abs/2107.03374 Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., & Toutanova, K.（2018年）。BERT：用于语言理解的深度双向变换器预训练。载于 arXiv *[*计算与语言*]*。arXiv。http://arxiv.org/abs/1810.04805 Ding, J., Li, B., Xu, C., Qiao, Y., & Zhang, L.（2022年）。基于电子病历领域自适应预训练BERT诊断作物病害。《应用智能》。https://doi.org/10.1007/s10489-022-04346-x Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P., & Rock, D.（2023年）。GPT就是GPT：大语言模型对劳动力市场潜在影响的初步观察。载于 arXiv *[*econ.GN*]*。arXiv。http://arxiv.org/abs/2303.10130 Fridman, L.（2023年3月25日）。Sam Altman：OpenAI首席执行官谈GPT-4、ChatGPT与人工智能的未来。YouTube。https://www.youtube.com/watch?v=L_Guz73e6fw 生命未来研究所。（无日期）。暂停大型人工智能实验：一封公开信。生命未来研究所。检索于2023年4月2日，网址：https://futureoflife.org/open-letter/pause-giant-ai-experiments/ Goetze, T. S., & Abramson, D.（2021年）。越大未必越好：语言模型中超大型数据集的伦理与科学弊端。2021年第13届ACM网络科学会议，

69–75. Grootendorst, M.（2022）。BERTopic：采用基于类别的 TF-IDF 程序进行神经主题建模。载于*arXiv [*计算与语言*]*。arXiv。http://arxiv.org/abs/2203.05794 Guembe, B., Azeta, A., Misra, S., Osamor, V. C., Fernandez-Sanz, L., & Pospelova, V.（2022）。人工智能驱动的网络攻击这一新兴威胁：综述。《应用人工智能：*AAI*》，*36*(1)，2037254。Gu, Y., Tinn, R., Cheng, H., Lucas, M., Usuyama, N., Liu, X., Naumann, T., Gao, J., & Poon, H.（2021）。面向生物医学自然语言处理的领域特定语言模型预训练。《*ACM*计算医疗保健汇刊》，*3*(1)，1–23。Hochreiter, S., & Schmidhuber, J.（1997）。长短期记忆。《神经计算》，*9*(8)，1735–1780。Hu, J., & Sun, M.（2020）。在统一框架下生成主要类型的中国古典诗歌。载于*arXiv [*计算与语言*]*。arXiv。http://arxiv.org/abs/2003.11528 Hu, Y., Hosseini, M., Skorupa Parolin, E., Osorio, J., Khan, L., Brandt, P., & D'Orazio, V.（2022）。ConfliBERT：用于政治冲突与暴力的预训练语言模型。*2022*年北美计算语言学协会分会会议论文集：人类语言技术，5469–5482。Jagdish, M., Shah, D. U., Agarwal, V., Loganathan, G. B., Alqahtani, A., & Rahin, S. A.（2022）。使用轻量级区块链 BERT 模型识别终端用户经济关系图。《计算智能与神经科学》，*2022*年，6546913。Jin, D., Jin, Z., Zhou, J. T., & Szolovits, P.（2020）。BERT真的稳健吗？用于文本分类和蕴涵自然语言攻击的强基线。*AAAI*人工智能会议论文集，*34*(05)，8018–8025。Johanna Okerlund, Evan Klasky, Aditya Middha, Sujin Kim, Hannah Rosenfeld, Molly Kleinman, Shobita Parthasarathy。（2022）。闲聊机器人里有什么？大语言模型、它们为何重要，以及我们应该如何应对。密歇根大学。
h
t
t
p
s://stpp.fordschool.umich.edu/sites/stpp/files/2022-05/large-language-models-TAP-2022 -final-051622.pdf Jurafsky, D., & Martin, J. H.（2023）。语音与语言处理：自然语言处理、计算语言学与语音识别导论。https://web.stanford.edu/~jurafsky/slp3/ed3book_jan72023.pdf Jurowetzki, R., Hain, D., Mateos-Garcia, J., & Stathoulopoulos, K.（2021）。人工智能研究（者）的私有化：原因与潜在后果——从校企互动到公共研究人才流失？载于 *arXiv [cs.CY]*。arXiv。http://arxiv.org/abs/2102.01648 Kawashima, K., & Yamaguchi, S.（2021）。从面向学生的社会研究问题理解语言模型。*2021*年*IEEE*国际大数据会议（*Big Data*），5932–5934。Khare, Y., Bagal, V., Mathew, M., Devi, A., Deva Priyakumar, U., & Jawahar, C. V.（2021）。MMBERT：用于提升医学视觉问答效果的多模态 BERT 预训练。载于*arXiv [cs.CV]*。arXiv。http://arxiv.org/abs/2104.01394 Kim, B., Kim, H., Lee, S.-W., Lee, G., Kwak, D., Jeon, D. H., Park, S., Kim, S., Kim, S., Seo, D., Lee, H., Jeong, M., Lee, S., Kim, M., Ko, S. H., Kim, S., Park, T., Kim, J., Kang, S., …Sung, N.（2021）。大规模语言模型会带来哪些变化？对 HyperCLOVA 的深入研究：数十亿规模的韩语生成式预训练变换器。载于*arXiv [*计算与语言*]*。arXiv。http://arxiv.org/abs/2109.04650 Krippendorff, K.（2018）。内容分析：方法论导论。SAGE Publications。Kung, T. H., Cheatham, M., Medenilla, A., Sillos, C., De Leon, L., Elepaño, C., Madriaga, M., Aggabao, R., Diaz-Candido, G., Maningo, J., & Tseng, V.（2023）。ChatGPT 在美国执业医师执照考试中的表现：使用大语言模型辅助医学教育的潜力。*PLOS*

数字健康，2(2)，e0000198。Le，H.，Vial，L.，Frej，J.，Segonne，V.，Coavoux，M.，Lecouteux，B.，Allauzen，A.，Crabbé，B.，Besacier，L.，& Schwab，D.（2019）。FlauBERT：面向法语的无监督语言模型预训练。载于 arXiv *[*计算与语言*]*。arXiv。http://arxiv.org/abs/1912.05372 Li，M.，Li，W.，Wang，F.，Jia，X.，& Rui，G.（2021）。应用 BERT 分析股票市场中的投资者情绪。神经计算与应用，33(10)，4663–4676。Liu，R.，Jia，C.，Wei，J.，Xu，G.，Wang，L.，& Vosoughi，S.（2021）。通过强化校准缓解语言模型中的政治偏见。AAAI人工智能会议论文集，35(17)，14857–14866。Liu，X.，Lu，H.，& Li，H.（2022）。基于知识图谱的水利工程应急预案智能生成方法——以南水北调工程为例。LHB，108(1)，2153629。Liu，Y.，Ott，M.，Goyal，N.，Du，J.，Joshi，M.，Chen，D.，Levy，O.，Lewis，M.，Zettlemoyer，L.，& Stoyanov，V.（2019）。RoBERTa：一种稳健优化的 BERT 预训练方法。载于 arXiv*[*计算与语言*]*。arXiv。http://arxiv.org/abs/1907.11692 Maarten Bosma，J. W.（2021）。介绍 FLAN：通过指令微调提升语言模型的泛化能力。https://ai.googleblog.com/2021/10/introducing-flan-more-generalizable.html Manning，C. D.（2022）。人类语言理解与推理。《Daedalus》，151(2)，127–138。McInnes，L.，Healy，J.，Saul，N.，& Großberger，L.（2018）。UMAP：统一流形近似与投影。载于《开放源代码软件期刊》（第3卷，第29期，第861页）。https://doi.org/10.21105/joss.00861 Meta，A. I.（2023年2月24日）。介绍 LLaMA：基础性、650亿参数的大语言模型。Meta AI。https://ai.facebook.com/blog/large-language-model-llama-meta-ai/ Mustakim，N.，Rabu，R.，Md. Mursalin，G.，Hossain，E.，Sharif，O.，& Hoque，M. M.（2022）。CUET-NLP@TamilNLP-ACL2022：使用 Transformer 对社交媒体文本进行多类别情绪检测。第二届达罗毗荼语族语言语音与语言技术研讨会论文集，199–206。Nguyen，D. Q.，Vu，T.，& Nguyen，A. T.（2020）。BERTweet：面向英语推文的预训练语言模型。载于 arXiv *[*计算与语言*]*。arXiv。http://arxiv.org/abs/2005.10200 Niu，Y.，Adam，M.，& Hussein，H.（2022）。将城市绿地与儿童联系起来：使用 CiteSpace 进行科学计量分析。《土地》，11(8)，1259。Ollivier，M.，Pareek，A.，Dahmen，J.，Kayaalp，M. E.，Winkler，P. W.，Hirschmann，M. T.，& Karlsson，J.（2023）。深入探讨 ChatGPT：骨科研究的历史、用途与未来展望。《膝关节手术、运动创伤学、关节镜检查：ESSKA官方期刊》，31(4)，1190–1192。OpenAI。（无日期）。GPT-4 是 OpenAI 最先进的系统，能够提供更安全、更有用的回复。OpenAI。检索于2023年3月23日，网址：https://openai.com/product/gpt-4 OpenAI。（2023）。GPT-4技术报告。载于 arXiv *[*计算与语言*]*。arXiv。http://arxiv.org/abs/2303.08774 Pichai，S.（2023年2月6日）。人工智能之旅的重要下一步。《The Keyword》，谷歌。https://blog.google/technology/ai/bard-google-ai-search-updates/ Qiu，Y.，& Jin，Y.（2022）。工程文档摘要：一种基于双向语言模型的方法。《工程计算与信息科学期刊》，22(6)，061004。Radford，A.，Narasimhan，K.，Salimans，T.，& Sutskever，I.（2018年6月11日）。通过生成式预训练改进语言理解。OpenAI。https://cdn.openai.com/research-covers/language-unsupervised/language_understanding_p aper.pdf Radford，A.，Wu，J.，Child，R.，Luan，D.，Amodei，D.，& Sutskever，I.（2019）。语言模型

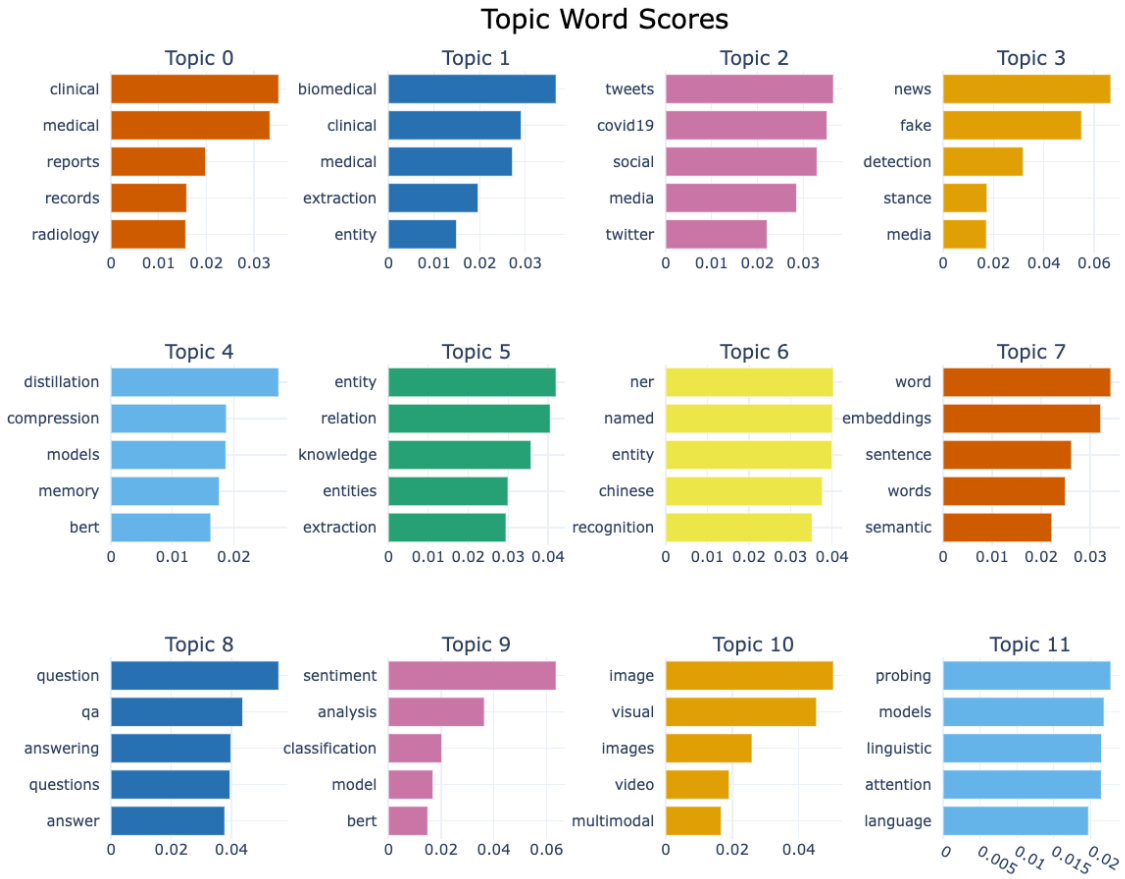
是《无监督多任务学习者》。
https://d4mucfpksywv.cloudfront.net/better-language-models/language_models_are_unsupervised_multitask_learners.pdf Rasmy, L., Xiang, Y., Xie, Z., Tao, C., & Zhi, D. (2021). Med-BERT：面向疾病预测、基于大规模结构化电子健康记录的预训练上下文化嵌入。NPJ Digital Medicine, 4(1), 86. Reimers, N., & Gurevych, I. (2019). Sentence-BERT：使用孪生 BERT 网络的句子嵌入。载于 arXiv *[*计算与语言*]*。arXiv. http://arxiv.org/abs/1908.10084 Reynolds, L., & McDonell, K. (2021). 大语言模型的提示编程：超越少样本范式。2021年 CHI 人机交互大会扩展摘要，文章编号 314。Rohan Taori, Ishaan Gulrajani, Tianyi Zhang, Yann Dubois, Xuechen Li, Carlos Guestrin, Percy Liang, Tatsunori B. Hashimoto. (2023年3月13日). Alpaca：一种强大且可复现的指令遵循模型。斯坦福基础模型研究中心。https://crfm.stanford.edu/2023/03/13/alpaca.html Salam, S., Khan, L., El-Ghamry, A., Brandt, P., Holmes, J., D'Orazio, V., & Osorio, J. (2020). 西班牙语政治新闻文章的自动事件编码框架。2020年 IEEE 第六届云端大数据安全国际会议（BigDataSecurity）、IEEE 高性能与智能计算国际会议（HPSC）及 IEEE 智能数据与安全国际会议（IDS），246–253。Sanderson, K. (2023). GPT-4 面世：科学家怎么看。Nature. https://doi.org/10.1038/d41586-023-00816-5 Shang, J., Ma, T., Xiao, C., & Sun, J. (2019). 用于药物推荐的图增强 Transformer 预训练。载于 arXiv *[*cs.AI*]*。arXiv. http://arxiv.org/abs/1906.00346 Shen, Y., Heacock, L., Elias, J., Hentel, K. D., Reig, B., Shih, G., & Moy, L. (2023). ChatGPT 与其他大语言模型是一把双刃剑。Radiology, 230163. Shen, Y., Song, K., Tan, X., Li, D., Lu, W., & Zhuang, Y. (2023). HuggingGPT：使用 ChatGPT 及其 HuggingFace 好友解决人工智能任务。载于 arXiv *[*计算与语言*]*。arXiv. http://arxiv.org/abs/2303.17580 Shen, Z., Ji, W., Yu, S., Cheng, G., Yuan, Q., Han, Z., Liu, H., & Yang, T. (2023). 交通碰撞重建知识图谱：基于 CiteSpace、VOSviewer 和 SciMAT 的科学计量分析。Science & Justice: 法医学会期刊, 63(1), 19–37. Shoeybi, M., Patwary, M., Puri, R., LeGresley, P., Casper, J., & Catanzaro, B. (2019). Megatron-LM：使用模型并行训练数十亿参数的语言模型。载于 arXiv *[*计算与语言*]*。arXiv. http://arxiv.org/abs/1909.08053 Steyvers, M. (2007). 概率主题模型。taylorfrancis.com.
https://doi.org/10.4324/9780203936399-29/probabilistic-topic-models-mark-steyvers-tom-griffiths Sutskever, I., Vinyals, O., & Le, Q. V. (2014). 使用神经网络进行序列到序列学习。《神经信息处理系统进展》，27。
https://proceedings.neurips.cc/paper/5346-sequence-to-sequence-learning-with-neural-Tang, R., Yao, H., Zhu, Z., Sun, X., Hu, G., Li, Y., & Xie, G. (2021). 嵌入电子健康记录以学习用于诊断决策支持的基于 BERT 的模型。2021年 IEEE 第九届医疗信息学国际会议（ICHI），311–319。Thoppilan, R., De Freitas, D., Hall, J., Shazeer, N., Kulshreshtha, A., Cheng, H.-T., Jin, A., Bos, T., Baker, L., Du, Y., Li, Y., Lee, H., Zheng, H. S., Ghafouri, A., Menegali, M., Huang, Y., Krikun, M., Lepikhin, D., Qin, J., ...Le, Q. (2022). LaMDA：用于对话应用的语言模型。载于 arXiv *[*计算与语言*]*。arXiv. http://arxiv.org/abs/2201.08239 Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L., & Polosukhin, I. (2017). 注意力机制就是你所需要的一切。载于 arXiv *[*计算与语言*]*。arXiv.

https://proceedings.neurips.cc/paper/7181-attention-is-all Weidinger, L., Mellor, J., Rauh, M., Griffin, C., Uesato, J., Huang, P.-S., Cheng, M., Glaese, M., Balle, B., Kasirzadeh, A., Kenton, Z., Brown, S., Hawkins, W., Stepleton, T., Biles, C., Birhane, A., Haas, J., Rimell, L., Hendricks, L. A., … Gabriel, I. (2021). 语言模型带来的伦理和社会危害风险。载于 *arXiv [*计算与语言*]*。arXiv. http://arxiv.org/abs/2112.04359 Wei, J., Tay, Y., Bommasani, R., Raffel, C., Zoph, B., Borgeaud, S., Yogatama, D., Bosma, M., Zhou, D., Metzler, D., Chi, E. H., Hashimoto, T., Vinyals, O., Liang, P., Dean, J., & Fedus, W. (2022). 大语言模型的涌现能力。载于 *arXiv [*计算与语言*]*。arXiv. http://arxiv.org/abs/2206.07682 Yamin, M. M., Ullah, M., Ullah, H., & Katt, B. (2021). 用于网络攻击的武器化人工智能。《信息安全与应用杂志》, *57*, 102722. Yang, D. U., Kim, B., Lee, S. H., Ahn, Y. H., & Kim, H. Y. (2022). AutoDefect：采用多任务通道注意力网络对住宅建筑缺陷文本进行分类。《可持续城市与社会》。https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2210670722001329 Yang, Z., Dai, Z., Yang, Y., Carbonell, J., Salakhutdinov, R. R., & Le, Q. V. (2019). XLNet：用于语言理解的广义自回归预训练。《神经信息处理系统进展》, *32*。https://proceedings.neurips.cc/paper/2019/hash/dc6a7e655d7e5840e66733e9ee67cc69-Abstract.html Yu, H., Fan, L., & Gilliland, A. J. (2022). 差异与韧性：分析 COVID-19 期间 LGBTQ + 老年人的在线健康信息提供、行为与需求。《*BMC*公共卫生》, *22*(1), 2338. Zhang, H., Xu, J., & Wang, J. (2019). 基于预训练的文本摘要自然语言生成。载于*arXiv [*计算与语言*]*。arXiv. http://arxiv.org/abs/1902.09243 Zhang, Y., Jin, R., & Zhou, Z.-H. (2010). 理解词袋模型：一个统计框架。《国际机器学习与控制论杂志》, *1*(1-4), 43–52. Zhao, W. X., Zhou, K., Li, J., Tang, T., Wang, X., Hou, Y., Min, Y., Zhang, B., Zhang, J., Dong, Z., Du, Y., Yang, C., Chen, Y., Chen, Z., Jiang, J., Ren, R., Li, Y., Tang, X., Liu, Z., …Wen, J.-R. (2023). 大语言模型综述。载于 *arXiv [*计算与语言*]*。arXiv. http://arxiv.org/abs/2303.18223

附录

A. 主题词得分

图 9. 主题词得分示例



B. 主题建模与研究主题

表 4. 大语言模型出版物的主题与关键词

主题	数量	主题	关键词
0	98	算法与自然语言处理任务	0_方面_情感_基于方面的_方面级情感分析
1	98	算法与自然语言处理任务	1_排序_检索_查询_文档
2	89	算法与自然语言处理任务	2_视觉_图像_视觉问答_图像描述
3	82	医学与工程应用	3_蛋白质_蛋白质_分子_DNA
4	80	社会与人道主义应用	4_仇恨_语音_冒犯性言论_仇恨性言论
5	75	算法与自然语言处理任务	5_摘要生成_摘要_抽象式_抽取式
6	75	社会与人道主义应用	6_法律_法律_案件_司法
7	75	算法与自然语言处理任务	7_关系_抽取_实体_关系

8	75	社会与人道主义应用	8 虚假新闻检测 多模态_ _ _ _
9	67	算法与自然语言处理任务	9_自动语音识别_语音_口语_声学
10	66	社会与人道主义应用	10_网络欺凌_辱骂性_评论_社会
11	62	医学与工程应用	11 灾害 灾害 事件 社会_ _ _ _
12	61	算法与自然语言处理任务	12_对抗性_攻击_攻击_示例
13	57	医学与工程应用	13_患者_医学_记录_诊断
14	57	医学与工程应用	14_临床_医学_健康_资格
15	55	算法与自然语言处理任务	15_情感_分析_移民_分类
16	55	算法与自然语言处理任务	16_剪枝_推理_胶水_压缩
17	53	社会与人道主义应用	17_新冠肺炎19_大流行_公众_推文
18	52	算法与自然语言处理任务	18_意图_槽位_填充_意图
19	52	社会与人道主义应用	19_威胁_漏洞_日志_网络安全
20	50	移除	20_nan___
21	50	社会与人道主义应用	21_抑郁症_心理_自杀_社会
22	50	算法与自然语言处理任务	22_跨语言_多语言_语言_mbert
23	49	医学与工程应用	23 医学 中文电子病历_ _ _ _
24	49	社会与人道主义应用	24_评论_评论_客户_声誉
25	48	算法与自然语言处理任务	25 翻译 神经机器翻译 机器 BLEU
26	48	医学与工程应用	26_Radiology_报告_空间_报告
27	47	算法与自然语言处理任务	27_命名_识别_实体_中文
28	47	社会与人道主义应用	28_情感_情感_共情_富有同理心
29	47	算法与自然语言处理任务	29_问答_问题_问题_问答
30	46	算法与自然语言处理任务	30_答案_问题_问题_阅读
31	46	算法与自然语言处理任务	31 大脑 头部 注意力机制 功能性磁共振成像
32	45	医学与工程应用	32_纠正_错误_拼写_语法
33	44	医学与工程应用	33_软件缺陷_软件_代码_报告
34	44	算法与自然语言处理任务	34_命名实体识别_命名_实体_嵌套
35	44	算法与自然语言处理任务	35_嵌入_静态_词_词
36	43	算法与自然语言处理任务	36_对话_人物设定_回复_对话
37	42	社会与人道主义应用	37_股票_市场_价格_金融
38	42	移除	38_甜叶菊_甜叶菊_植物_植物
39	41	算法与自然语言处理任务	39_响应_对话_会话_多轮
40	41	算法与自然语言处理任务	40_事件_因果关系_因果_时间
41	41	算法与自然语言处理任务	41_推荐_项目_序列_推荐器
42	40	移除	42_星座_家庭_正义_文学
43	39	算法与自然语言处理任务	43_知识_图_图_实体
44	39	算法与自然语言处理任务	44 蒸馏 学生 教师 知识蒸馏

45	38	医学与工程应用	45 关系 生物医学信息抽取 关系_ _ _ _
46	38	社会与人道主义应用	46_语言_形态学_多语言_标注
47	38	算法与自然语言处理任务	47_链接_实体_实体_图
48	38	移除	48_甜叶菊 _甜叶菊 _抗氧化剂 _叶片
49	38	算法与自然语言处理任务	49_语言学_BERT模型_句法_语法
50	37	社会与人道主义应用	50_引文_科学_论文_被引用
51	37	批判性研究	51_人工智能_GPT3_智能_人工
52	37	社会与人道主义应用	52_讽刺_幽默_反讽_讽刺性的
53	37	算法与自然语言处理任务	53_表情符号_表情符号_情感_推文
54	37	算法与自然语言处理任务	54_聚类_主题_主题_K均值
55	36	社会与人道主义应用	55_新冠19_大流行_推文_社会
56	36	医学与工程应用	56_生物医学_PICO_本体_否定
57	36	医学与工程应用	57 临床命名实体识别；医学；生物医学
58	36	基础设施	58_内存_并行性_图形处理器_分布式
59	35	算法与自然语言处理任务	59_设备_故障_电力_知识
60	35	批判性研究	60_偏见_性别_偏见_性别歧视
61	35	算法与自然语言处理任务	61_中文_分割_字符_字符
62	34	社会与人道主义应用	62_科学的_科学_材料_论文
63	34	社会与人道主义应用	63_评论_情感_旅游_分析
64	33	医学与工程应用	64_广告_阿尔茨海默病_痴呆症_语音
65	32	算法与自然语言处理任务	65_情感_分析_软件_工具
66	32	医学与工程应用	66 事故 施工缺陷 危险_ _ _ _
67	32	算法与自然语言处理任务	67_代码_CodeBERT_程序_源代码
68	32	社会与人道主义应用	68_评分_可读性_学生_答案
69	32	算法与自然语言处理任务	69_探测_探针_语言学_探针
70	32	医学与工程应用	70_巨型4_电阻率_质子_物理学
71	31	医学与工程应用	71_恶意软件_网络钓鱼_恶意_网址
72	31	医学与工程应用	72_标题党_圣训_欺骗_欺骗性的
73	31	社会与人道主义应用	73_习语_词_习语_多义性
74	31	算法与自然语言处理任务	74_常识_推理_知识_感知
75	30	医学与工程应用	75_临床_医学_笔记_安慰剂
76	30	算法与自然语言处理任务	76_知识_问题_复杂_问答
77	30	算法与自然语言处理任务	77_多模态_音频_模态_模态
78	30	算法与自然语言处理任务	78_理解_机器阅读理解_阅读_答案
79	29	移除	79_物种_南洋杉_狭叶南洋杉_遗传
80	29	算法与自然语言处理任务	80_句子_相似度_语义文本相似度_句子
81	29	社会与人道主义应用	81_专利_专利_创新_金融科技

82	28	算法与自然语言处理任务	82_图像_多模态_图像_跨模态
83	28	算法与自然语言处理任务	83_问答_问题_问题_答案
84	28	算法与自然语言处理任务	84_文本转语音_韵律_多音字_文本转语音
85	28	算法与自然语言处理任务	85_情感_句子_表示_语义
86	28	算法与自然语言处理任务	86_聊天机器人_虚拟_代理_aidir
87	27	医学与工程应用	87_生物医学_建议_精度_医学
88	27	医学与工程应用	88_临床_相似度_语义文本相似度_临床语义文本相似度
89	27	医学与工程应用	89_地质_地球科学_地址_地址
90	27	算法与自然语言处理任务	90_对话_对话状态跟踪_跟踪_对话
91	27	算法与自然语言处理任务	91_情感_依存关系_句法_方面
92	26	算法与自然语言处理任务	92 表格 表格 列 列_ _ _ _
93	26	算法与自然语言处理任务	93_话语_排序_隐含的_句子
94	26	基础设施	94_量化_硬件_加速器_基于重排序
95	26	医学与工程应用	95_药物_推文_健康_不良反应
96	26	算法与自然语言处理任务	96_掩码_掩码语言模型_自回归_预训练
97	26	医学与工程应用	97 癫痫发作补救 医疗护理
98	26	移除	98_pt_催化剂_氢_催化剂
99	26	医学与工程应用	99_药物_药物_生物医学_ds
100	26	算法与自然语言处理任务	100 分类 文本特征 短_ _ _ _
101	25	算法与自然语言处理任务	101_风格_gpt2_写作_dsi
102	25	算法与自然语言处理任务	102_符号_视频_草图_图像
103	24	算法与自然语言处理任务	103 情感 情感 多标签 情绪的_ _ _ _
104	24	算法与自然语言处理任务	104_生成_修订_文本_修订
105	24	社会与人道主义应用	105_释义_释义_抄袭_识别
106	24	算法与自然语言处理任务	106_标点符号_言语不流畅_语音_自动语音识别
107	24	社会与人道主义应用	107 金融 FinBERT FinSim2 领域
108	23	社会与人道主义应用	108_作文_AES_评分_作文
109	23	社会与人道主义应用	109_慕课_认知_学生_慕课
110	23	社会与人道主义应用	110_性别_作者_画像_社会
111	23	算法与自然语言处理任务	111_适配器_适配器_词元_RPT
112	23	算法与自然语言处理任务	112_立场_论点_论点_辩论
113	22	社会与人道主义应用	113_话题标签_话题标签_推文_用户
114	22	算法与自然语言处理任务	114_依存关系_图_句法_结构
115	22	医学与工程应用	115_需求_软件_非功能性_需求
116	22	社会与人道主义应用	116_句法分析_成分_依存关系_分析器
117	21	社会与人道主义应用	117_图_网页_页面_文本
118	21	算法与自然语言处理任务	118_情感_多模态_音频_识别

119	21	算法与自然语言处理任务	119_观点_情感_阿拉伯语_评论
120	20	算法与自然语言处理任务	120_领域_适配_特定领域_领域
121	20	社会与人道主义应用	121_主题_公共_食品_安全
122	20	算法与自然语言处理任务	122 乌都语 阿拉伯语情感 罗马字母
123	20	算法与自然语言处理任务	123_阿拉伯语_多主题_摘要_阿拉伯语BERT
124	20	算法与自然语言处理任务	124 softmax 鲁棒性 漂移 分布外_ _ _ _
125	20	批判性研究	125_隐私_交通_敏感_政策
126	20	算法与自然语言处理任务	126 多标签分类标签_ _ _ _
127	20	算法与自然语言处理任务	127_少样本_提示词_GPT3_上下文学习
128	19	算法与自然语言处理任务	128_文档_分类_长_文档
129	19	算法与自然语言处理任务	129_自注意力机制_冗余_卷积_微调
130	19	算法与自然语言处理任务	130_成语_象形图_乌克兰语_BERT4TC
131	19	算法与自然语言处理任务	131_匹配_孪生网络_检索_SARCNN
132	18	社会与人道主义应用	132 谣言 谣言 粤语 微博_ _ _ _
133	18	医学与工程应用	133_人乳头瘤病毒_问答_答案_问题
134	18	算法与自然语言处理任务	134_偏见_伪相关_因果_视觉语言
135	18	算法与自然语言处理任务	135_轨迹_交通_缺失_轨迹
136	18	社会与人道主义应用	136_新冠疫情19_错误信息_阴谋论_虚假信息
137	18	医学与工程应用	137_不良反应_药物_药物不良反应_药物不良事件
138	17	算法与自然语言处理任务	138_跨领域_领域_适应_领域
139	17	社会与人道主义应用	139_人格_特质_条目_心理语言学
140	17	算法与自然语言处理任务	140 少样本 标签 零样本 标签
141	17	算法与自然语言处理任务	141_后门_隐写分析_隐写术_攻击
142	17	算法与自然语言处理任务	142 DCS Transformer CBT SLR
143	17	社会与人道主义应用	143_新冠肺炎19_文献_科学_预印本
144	16	社会与人道主义应用	144_故事_游戏_创意_作家
145	16	社会与人道主义应用	145_证据_主张_主张_事实核查
146	16	算法与自然语言处理任务	146_关键词短语_关键词短语_连贯性_抽取
147	16	算法与自然语言处理任务	147_联邦式_梯度_客户端_随机梯度下降
148	16	社会与人道主义应用	148_产品_电子商务_属性_产品
149	15	算法与自然语言处理任务	149_类型标注_实体_超细粒度_标注
150	15	社会与人道主义应用	150_体育_问题_旅游_问答
151	15	算法与自然语言处理任务	151_语义角色标注_句法分析_标注_角色
152	15	算法与自然语言处理任务	152_词义_词义消歧_消歧_词
153	15	医学与工程应用	153_生物医学_命名实体识别_识别_实体
154	14	社会与人道主义应用	154 住宅、地产、投资与智能_ _ _ _
155	14	算法与自然语言处理任务	155_多任务_mtdnn_jiant_gradts

156	14	算法与自然语言处理任务	156_正式性_句子_DiBERT_卡西语
157	14	社会与人道主义应用	157_垃圾邮件_电子邮件_短信_电子邮件
158	14	社会与人道主义应用	158 压力推文 Twitter 热度
159	14	算法与自然语言处理任务	159_算术_求解_问题_故事
160	13	社会与人道主义应用	160_工作_招聘_技能_简历
161	13	社会与人道主义应用	161_歌词_诗歌_诗作_清晰度
162	13	医学与工程应用	162_工作人员_患者_焦虑_患者
163	13	算法与自然语言处理任务	163_终身_遗忘_灾难性_更新
164	13	社会与人道主义应用	164 电影推荐 图书推荐系统_ _ _ _
165	13	算法与自然语言处理任务	165_俄语_复杂性_流形之外_音乐会
166	13	社会与人道主义应用	166_政治_机器人_暴力_共和党人
167	13	算法与自然语言处理任务	167_韩语_GSL_空格_后置词
168	12	社会与人道主义应用	168_分割_故事_段落_小说
169	12	社会与人道主义应用	169_偏见_政治_YouTube_新闻
170	12	算法与自然语言处理任务	170 共指消解 意大利语 提及_ _ _ _
171	11	算法与自然语言处理任务	171_高光谱_hsibert_stellar_光谱
172	11	算法与自然语言处理任务	172_mrc_理解_阅读_知识
173	11	算法与自然语言处理任务	173_asr_语音_slu_口语
174	11	社会与人道主义应用	174_服务_服务_网络_组成
175	11	算法与自然语言处理任务	175_AMR_序列_提前退出_BiDKT
176	10	算法与自然语言处理任务	176_生成_动作_故事_故事
177	10	算法与自然语言处理任务	177_事件_企业_热线_缩略语
178	10	算法与自然语言处理任务	178_代词_消解_性别化_共指
179	9	算法与自然语言处理任务	179 关系 少样本 基于度量的 未见类别
180	9	算法与自然语言处理任务	180_活跃_al_ltp_标注
181	8	社会与人道主义应用	181 电子邮件 电子邮件 销售转接
182	8	算法与自然语言处理任务	182_简化_替代_词汇_候选项
183	8	算法与自然语言处理任务	183_变化_词汇_转变_语境化
184	8	社会与人道主义应用	184_食谱_烹饪_食谱_食材
185	8	算法与自然语言处理任务	185_预训练语言模型_文本转图表_图表_解释
186	8	算法与自然语言处理任务	186_隐喻_隐喻的_vua_隐喻
187	8	算法与自然语言处理任务	187_否定_差异_多语言_类比
188	8	算法与自然语言处理任务	188_barthez_法语_基于长度的_课程
189	7	医学与工程应用	189_综合_程序_整理_编程
190	7	算法与自然语言处理任务	190_拼写错误_超参数_文本_查询
191	7	算法与自然语言处理任务	191 中文 fasthan ancient anchibert
192	6	社会与人道主义应用	192_诗歌_感官_古典_va

193	6	医学与工程应用	193_军事_chis_标识符_制造业
194	6	算法与自然语言处理任务	194_阅读_理解_跨语言_捷克语
195	5	医学与工程应用	195_新冠病毒19_大流行_关系_空间
196	5	算法与自然语言处理任务	196_KerasBERT_等价性_判断_ProcessBERT
197	4	社会与人道主义应用	197 乐谱 乐器_ _ _ _
198	4	算法与自然语言处理任务	198_连贯性_话语对_FFCD_UniLM
199	4	算法与自然语言处理任务	199_排序_假设_最佳候选列表_重排序