



开放科学
(资源服务)
标识码
(OSID)

融合 BERTopic 和大语言模型的研究前沿识别 ——以美国 NSF 人工智能领域资助为例

范旭辉 穆智蕊

中国工程院战略咨询中心 北京 100088

摘要: [目的/意义] 为了解决研究前沿识别中主题建模缺少语义化的主题表达、基于关键词和人工判别的主题命名较为主观、未考虑主题相关文档内容等问题,引入大语言模型对生成的研究主题进行语义增强,以提高研究前沿识别的准确性和客观性。[方法/过程] 首先梳理了研究前沿的相关概念,以及主要识别理论、方法,然后以基金项目为数据源,通过 BERTopic 进行主题识别,使用大语言模型进行主题命名,识别出了隐含在基金项目中的研究主题,提出了研究前沿测度指标体系,并使用 Critic 客观赋权法确定了指标权重。[局限] 大模型生成的主题短语部分内容语义较为模糊,未能使用专业领域内的术语来表达,且研究所使用的数据仅限于基金项目数据。[结果/结论] 以人工智能领域 NSF 资助的科研项目为例,识别出了机器人、机器学习算法、智能教育、数据管理、模拟仿真等研究前沿,通过与美国人工智能规划及技术评估和预测报告的内容进行对比后发现,识别出的研究前沿具有一定的合理性和前瞻性。

关键词: 研究前沿; 前沿识别; BERTopic; 大语言模型; 主题建模; 科研基金

中图分类号: G353.1; TP391

The Research Frontier Identification by Integrating BERTopic and LLMs: Taking the U.S. NSF Funding in the Field of Artificial Intelligence as an Example

FAN Xuhui MU Zhirui

Center for Strategic Studies, Chinese Academy of Engineering, Beijing 100088, China

Abstract: [Objective/Significance] To address the issues in research frontier identification, such as the lack of semantic representation in topic modeling, the subjectivity in topic naming based on keywords and manual judgment, and the neglect

基金项目 中国工程科技知识中心项目“数据资源采集与加工”(CKCEST-2023-1-3),中国工程院战略研究与咨询项目“2024年度全球工程前沿研究”(2024-XBZD-20)。

作者简介 范旭辉(1989-),硕士,助理研究员,主要研究方向为数据分析与挖掘、智库信息服务;穆智蕊(1983-),硕士,副研究员,主要研究方向为前沿技术识别, E-mail: mzm@cae.cn。

引用格式 范旭辉,穆智蕊.融合 BERTopic 和大语言模型的研究前沿识别——以美国 NSF 人工智能领域资助为例[J].情报工程,2025,11(1):18-28.

of relevant document content, this study enhances the generated research topics using large language models to improve the accuracy and objectivity of frontier identification. [Methods/Processes] This paper first reviews the relevant concepts of research frontiers, as well as the main identification theories and methods. Then, using funded projects as the data source, BERTopic is applied for topic identification, and a large language model is used for topic naming. Hidden research topics within the funded projects are identified, and a research frontier measurement index system is proposed. The Critic objective weighting method is used to determine the index weights. [Limitations] Some of the topic phrases generated by the large language models are semantically vague and fail to utilize specialized terminology in the relevant field. Additionally, the data used in this study is limited to funded project data. [Results/Conclusions] Using NSF-funded research projects in the field of artificial intelligence as a case study, this paper identifies research frontiers such as robotics, machine learning algorithms, intelligent education, data management, and simulation. By comparing these identified frontiers with the content of the U.S. artificial intelligence planning, technology assessments, and forecasting reports, it is found that the identified research frontiers demonstrate a certain degree of rationality and foresight.

Keywords: Research Frontiers; Frontier Identification; BERTopic; Large Language Models; Topic Modeling; Research Funding

引言

基础科学的研究水平决定着一国科技发展和进步的程度，世界上主要国家都设立了专门的科学基金资助本国的基础科学研究^[1]。政府基金资助在科学发展中发挥着重要作用，并引起了学术界的广泛关注^[2]。国家科学基金资助的研究内容和方向通常具有前瞻性、先导性和探索性，可以挖掘出大量的研究前沿信息^[3]。

准确识别学科领域的研究前沿，是洞察学科发展现状，预见未来趋势的基础，也是科技政策研究、制定和实施的依据和先决条件。识别研究前沿的关键在于确保其时效性、准确性和代表性。相对于论文、专利等科研产出数据，基于对基金项目申报环节的数据分析，可以更早识别出研究前沿。研究显示，在同一领域内，学术论文的研究主题相较于基金项目平均存在 2 年的滞后^[4]；相对于科技政策文件的分析，经

过同行评议的基金项目更能体现研究前沿，且避免了政策文件在落实阶段的不确定性。基金资助的方向通常用于解决关键问题和瓶颈问题，且往往与科学研究的前沿领域紧密契合^[5]。因此，研究世界科技强国科技领域布局情况，不仅可以精准识别研究前沿，把握学科发展趋势，而且对国家科学、前瞻部署科技方向、抢占创新制高点有重要的意义^[6]。

当前，随着人工智能技术的快速发展，世界各国高度重视并将其视为战略性新兴产业，在基础研究和应用研究领域都投入了大量资金。美国国家科学基金会（National Science Foundation, NSF）也将人工智能研究作为资助的重点，持续投入以推进并引领人工智能技术和应用的创新发展。本研究以 NSF 资助的基金项目作为研究前沿识别的数据基础，并提出了一种结合主题建模和大语言模型的文本挖掘方法，实现对研究前沿的识别和分析，具有一定的代表性和合理性。

1 相关研究

1.1 研究前沿的内涵界定

目前,对研究前沿内涵的界定尚未达成统一共识。结合国内外学者的相关研究,可以将其概括为两类:(1)基于引用关系,通常指一组被引频率极高的文献或者其施引文献所涉及的主题^[7-8];由于文献引用数据存在一定滞后性,此种方法识别出的前沿不一定能准确反映最新的科研成果和共识,特点是在快速发展的领域,存在一定的局限性。(2)基于研究前沿的特征,将其界定为突发、新兴或近期高度关注的主题。本文采用第2种定义,即研究前沿代表了近期某研究领域内最新涌现、引发学界广泛关注并促使学者们竞相探索的研究课题,具备创新性、活跃性和导向性等特点。所谓创新性,指的是这些研究前沿代表了该领域中最前沿、最尖端的研究议题。活跃性是指该研究主题能够引起学术界的高度关注。导向性体现在能够指引学术界和产业界加大投入,激发领域内的激烈竞争,推动整个研究方向的发展和创新。

1.2 研究前沿识别方法

研究前沿的识别方法大体上可分为专家研判法、文献计量法和主题建模法3种类型。

专家研判法首先邀请多位专家提名本领域研究前沿,然后对专家提名结果进行整理、归纳,再通过多轮讨论迭代收敛,获得最终结果。文献计量法又可以分为共被引分析方法和文献耦合分析方法,共被引分析是通过检测两篇以上文献被共同引用的频率来识别研究前沿,文

献耦合分析是基于文章发表时所引用的参考文献的相似性来识别研究前沿。这两种分析方法都是基于文献的引用关系,而文献从发表到被引用需要一定的时间积累,因此这类方法在识别研究前沿时会存在一定时滞,实际应用中往往无法及时发现新兴的研究前沿。

1.2.1 主题建模

研究前沿源于新的科学发现、技术突破或者显著的研究进展,因此必然会导致关键词、主题等与研究内容相关的文本内容发生显著变化。因此,通过基于文本内容的分析和挖掘来识别研究前沿具有一定的可行性。主题建模(Topic Modeling)是最为有效的手段之一,最早应用于自然语言处理、信息检索等领域,是一种无监督机器学习技术,主要用于发现大量文本数据中的隐藏主题结构^[9]。

主题建模方法在识别研究前沿时包括两个关键任务:主题抽取和主题命名。

主题抽取研究方面,常见的算法有 c-value、LDA、Top2vec、Doc2vec 和 BERTopic 等。逯万辉^[10]对 LDA、Top2vec、BERTopic 这3种主题建模方法在科学文献主题识别方面的性能进行了深入的研究和对比分析,研究显示基于文本预训练技术的 Top2vec 模型和 BERTopic 模型,在主题稳定性和离散性这两个关键指标上,表现优于传统的主题建模方法。Contreras 等^[11]使用 LDA 和 BERTopic 对文本进行分析,认为 BERTopic 算法在主题的连贯性、多样性和可解释性上表现更为突出。Egger 等^[12]认为,在各类主题建模算法中,BERTopic 在文档嵌入、主题自动合并和 c-TF-IDF 处理等方面具有明显优势。

主题命名研究方面，基于注意力机制的生成式语言模型展现出显著的技术优势。传统的主题抽取方法是将抽取出来的关键词进行组合，加上专家对内涵的归纳解读形成主题，耗时费力且存在一定的主观偏误性^[13-15]。大模型显著提升了文本理解和生成能力、从语料中获取和编码知识的能力以及复杂任务的推理能力^[13]。有研究表明，在进行文本摘要生成等任务时，与传统的抽取式方法相比，使用生成式模型得到的结果具有更好的连贯性和可读性^[16]。因此，大语言模型成为文本挖掘环境下处理复杂语义和生成式任务的更好选择，不仅能够实现主题的精准语义化表征，还可充分挖掘主题相关文档的深层语义信息。

1.2.2 研究前沿识别指标体系

在以基金项目为数据源进行研究前沿的识别时，许多学者根据研究前沿的概念内涵，设计了多种测量指标以提高准确性。徐路路等^[17]采用动态主题模型（DTM）对 NSF 资助的项目数据进行了主题抽取，并基于资助时长、主题强度、资助强度等指标，对主题随时间的变化趋势进行了详细的分析；王效岳等^[3]基于 PLDA 模型从基金项目文本中提取研究主题，并通过结合主题的资助时间、资助强度以及中心性等指标来识别出前沿主题。刘博文等^[14]结合基金数据和论文数据的特点，提出了一套包括主题强度、主题新颖度和主题相似度的指标体系，以识别和判定前沿主题；范丽鹏等^[18]在现有前沿主题探测方法的基础上，考虑到基金项目的特点，创新性地融入资助趋势、资助强度指标来综合判别前沿型项目。

2 研究设计

2.1 研究思路

主题模型法识别研究前沿一般是得到多组主题词的集合，再通过人工识别优化为主题短语来表达完整的语义，此种方法具有较强的主观性，很大程度上是基于主题词的含义。

本文创新性提出使用大语言模型增强的主题表示方法。以基金项目为数据源，运用 BERTopic 进行主题识别，运用大语言模型进行主题命名，识别隐含的研究主题，并提出了研究前沿测度指标体系。不同于以论文、专利数据为基础的研究前沿识别研究，科研项目数据具有以下特点：缺少引用等关系揭示项目间关系；没有关键词，需要进行主题抽取；具有资助内容、资助金额等文本信息，可以结合主题抽取对科研投入方向和强度进行深入分析。科研项目中揭示研究内容的关键字段同科技文献类似，包括项目名称、关键词、摘要以及科研计划、资助类型等。

本研究的具体框架如图 1 所示。首先，完成 NSF 资助的科研项目数据的采集与筛选工作；其次，利用数据集中的英文标题和摘要进行预处理，包括词性还原、去停用词、词干提取等；再次，借助 BERTopic 模型抽取研究主题，通过分析主题相关词以及评估主题之间的距离确定研究主题词集合；从次，利用大语言模型对上一步识别出来的研究主题词集合进行主题命名，具体步骤为选择各主题下最相关的代表性文档，连同该主题的关键词一起构建提示词并输入大模型，获取输出的短语作为主题名称，以代替上一步中生成的

一组关键词；最后，结合科研项目资助的特点，从资助强度、资助趋势等指标，构建了研究前沿识别模型，将满足特征的主题作为研究前沿。为

比较前沿识别的效果，将本研究成果与政府发布的科技战略和政策、智库发布的科技前沿与趋势分析报告中人工智能相关内容进行了对比。

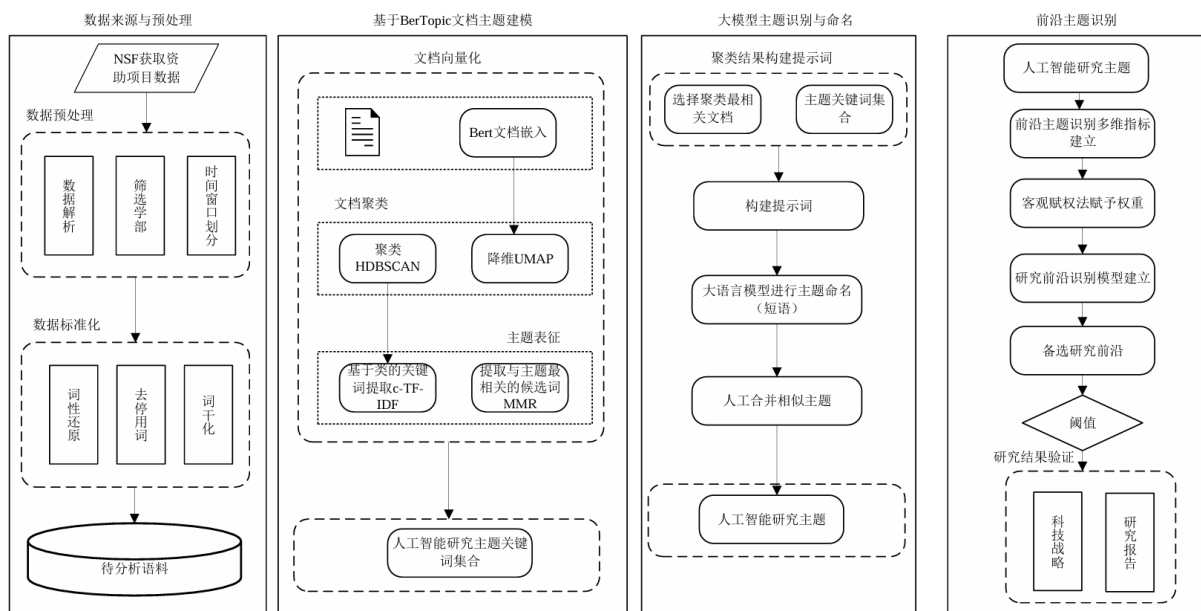


图1 研究框架

2.2 数据来源与处理

本文的研究数据为美国 NSF 在 2019—2023 年资助的人工智能项目。通过人工核查，剔除标题或者摘要为空的数据，对包含基金项目标题和摘要的文档进行去除停用词、同义词替换、词形转化等预处理，最终得到待研究数据集，共 2518 件，如表 1 所示。

表1 数据来源统计

年份	筛选前	筛选后	年份	筛选前	筛选后
2019	12975	683	2022	11457	473
2020	11301	501	2023	8423	348
2021	12651	513	合计	56807	2518

2.3 主题识别

由于科研项目数据没有正文，只有标题和

摘要包含与资助方向和内容相关的语义信息，其中摘要具有篇幅较短、内容复杂等特性，本文采用 BERTopic 对 NSF 资助的科研项目数据的标题和摘要进行主题抽取与分析，更好地挖掘相关项目的研究主题，发现其重点研究领域，把握其主题演变及发展趋势。主要流程包括：（1）文档向量化；（2）文档聚类，包括 UMAP 降维、HDBSCAN 聚类；（3）主题表征，包括基于类的关键词提取 c-TF-IDF、提取与主题最相关的候选词 MMR 算法。

具体流程及参数设置如下：（1）文档向量化：使用“all-MiniLM-L6-v2”的英文文本嵌入模型来将文档转换为向量表示，该模型能够有效地捕捉文本的语义信息。（2）使用 UMAP 降维：参考 Sánchez-Franco 等^[19]的研究，并通过反复

的实验验证，将相邻点数量（`n_neighbors`）设为 15，将投影后的维数（`n_components`）设为 2，使用余弦相似性衡量数据点之间的相似度，将点之间的最小距离（`min_dist`）调整到 0.01，以使嵌入更加紧密。（3）使用 HDBSCAN 聚类：将最小聚类规模（`min_cluster_size`）设为 10，将最小样本（`min_samples`）设为 5，即少于 5 个点的类簇会被视为噪声。（4）主题表征：将主题数（`nr_topics`）设为“auto”，以自动调整合并相似的主题。为了提高生成词组的质量，以发现结合较紧密的词组，调整 `n-gram` 窗口（`n_gram_range`）为 1~2。

2.4 主题表示

在主题识别阶段形成的每个主题都是以“编号 + 一组描述文档集合的关键词组”来表示。随着 NLP 技术的快速发展，尤其是大语言模型技术的突破，可以使用 GPT 等文本生成模型对主题进行微调，以得到更好的主题短语表示。

将 `c-TF-IDF` 生成的一组关键字视为候选主题，然后使用该主题的代表性文档进一步微调主题表示。通过实验确定每个主题代表性文档的数量，并使用候选关键字和文档构建提示词，传递到文本生成模型，并要求生成最适合该主题的输出。具体步骤如下：（1）选择文档，通过计算文档与主题表示的相似性（通过 `c-TF-IDF` 表示）来选择文档；根据反复实验，每个主题选择四个最佳匹配文档有较好效果。（2）构建提示词并优化，由于大语言模型有上下文窗口限制，将代表性文档内容按照长度截断后加入提示词中；本研究对比了“`en_core_web_sm`”“`KeyBERT`”“`GLM-4`”3 种主题表

示模型，最终采用大语言模型 `GLM-4` 进行主题命名，其中输入的单篇文档长度限定为 1000，温度设为 0.01，以确保生成的主题具有确定性。

（3）层次聚类与合并主题，本研究尝试使用 `topicGPT` 等方法进行分层主题建模，以便更好地组织和理解主题之间的关系，但效果不佳，再加上生成的主题数量不大，因此最终采用专家审定的方式，结合聚类结果合并相似的主题，生成总分结构的研究主题集合。

2.5 研究前沿识别

2.5.1 研究前沿识别指标体系

本文在识别出的研究主题基础上，按照研究前沿的定义，提出了主题新颖度、主题规模、主题趋势、主题强度等 4 个维度、5 个指标，用于表征研究主题的创新性、活跃性、动态性，构建了研究前沿识别模型。

（1）主题新颖度指标

新颖性是指一个研究领域最新涌现的研究主题。某个主题出现的年份越晚，说明该主题的新颖度越高。主题识别完成后，可以通过分析立项时间等信息，揭示每个主题的新颖性。计算方法为：

$$N_s = \sum_{i=1}^n y_i / n \quad (1)$$

式（1）中， N_s 表示主题 s 的新颖度； n 表示主题 s 内基金项目数量； y_i 表示第 i 个基金项目的批准立项年份与当前年的差值，该数值越小说明主题越新颖。

（2）主题规模指标

活跃性是指研究前沿应是能够激发学术界的广泛兴趣和高度关注的研究主题。利用近五

年主题内项目数量和金额衡量主题规模，直接统计即可。

(3) 主题趋势指标

研究前沿是正在兴起的主题，表现为近期主题的活跃度随时间而增加，具有一定的动态性、时效性。统计近五年主题内项目数量和金额的增长率的平均值，作为主题趋势的指标。

计算方法为：

$$Q_s = \frac{\sum_{i=2}^n (q_i - q_{i-1}) / q_{i-1}}{n-1} \quad (2)$$

$$M_s = \frac{\sum_{i=2}^n (m_i - m_{i-1}) / m_{i-1}}{n-1}$$

式(2)中， Q_s 、 M_s 分别表示主题 s 的数量和资助金额平均增长率； n 表示主题 s 内基金项目数量； q_i 表示 s 主题下基金项目在第 i 年份的数量， m_i 表示 s 主题下基金项目在第 i 年的金额。

(4) 主题强度指标

前沿主题在未来的持续发展会吸引更多投资，平均受资助金额可以反映研究主题的受资助力度。如果资助力度高，则说明在该研究主题下布局的单个项目的资助金额大，更能代表前沿。为消除资助时长和年份的影响，取近五年的年平均资助金额作为主题强度指标。计算方法为：

$$T_s = \frac{m}{n} \quad (3)$$

式(3)中， T_s 表示主题 s 的主题重要度； n 表示 s 主题内的基金项目的总量； m 表示 s 主题内的基金项目在近五年的受资助金额之和。

2.5.2 指标权重赋值

Critic 法是一种客观赋权方法，它综合考虑

了指标内部的对比强度和指标之间的冲突性，同时考虑到指标内部变异性的 大小，并兼顾了指标之间的关联性。该方法基于指标数据自身的统计特性进行评价，相较于熵权法和标准离差法，Critic 法在处理指标权重赋值时更为精细和客观^[15]。

本文采用了 Critic 客观赋权法对指标体系进行权重赋值。具体实验步骤如下：(1) 对原始决策矩阵进行无量纲化处理，以消除不同指标之间的量纲影响，得到标准化矩阵，本实验采用正向化处理，确保所有指标的趋势一致，便于比较和分析。(2) 根据标准化矩阵，计算各指标的概率。(3) 按照 Critic 法的客观赋权原理，计算各指标的权重，具体包括：a. 计算每个指标的平均值和标准差，以衡量指标的变异性；b. 计算指标之间的相关系数，以评估指标之间的冲突性；c. 根据指标变异性的 大小和相关性的强弱，计算每个指标的权重。

3 实证研究

3.1 实验结果

3.1.1 研究主题识别结果

本次实验共识别出 55 个主题，经过人工审核，合并相似研究主题，最终形成 20 个研究主题，识别的研究主题如表 2 所示。可以看出，人工智能的研究前沿集中在数据管理等数据建设研究；深度学习、增强学习等算法研究；计算机视觉、语音、机器人、模拟仿真等应用研究；安全、隐私等技术与伦理研究；脑科学、医学等行业应用研究。

表 2 研究主题识别及人工合并结果

编号	一级主题	二级主题	主题短语 (LLM)	综合指数
1	机器人	自主机器人与人机交互	机器人与人机交互的进步 用于环境监测和群体机器人研究的先进无人机系统	100.00
		机器人部件	开发机器人踝足矫形器和假肢	
		水下机器人	使用机器人对有害藻类进行监测和应对	
2	计算机视觉	光学成像	计算机图形学和视觉中的微分绘制和动态光传输研究	41.92
		图神经网络	图神经网络的研究与开发	
3	语音技术	视频分析	从流媒体视频看计算机视觉和事件理解	32.51
		语音合成	提高儿童学习成果的语音技术	
4	数据管理	语音技术	人机交互和语音技术的研究	56.06
		大数据管理	开放式数据保存和元数据管理系统 处理不确定性和大数据的高级数据管理和分析技术	
		数据审核	内容审核研究与开发项目	
		数据可视化	数据可视化研究与开发	
5	机器学习算法	众包研究	主动学习与众包研究优化算法	67.90
		深度学习	研究深度学习的可解释性和公平性 公民科学数据分析的智能支持系统	
		大数据分析	数据分析和城市考古恢复的高级计算方法	
6	推荐系统	数据挖掘	数据挖掘与知识发现	10.64
		抽样估计	网络抽样与估计研究	
7	信息检索	推荐系统	用于算法和界面实验的研究性新闻推荐基础设施的开发	3.41
8	可解释 AI	信息检索	高级搜索和信息检索技术	18.00
9	虚拟现实	因果推理	因果推理研究	28.89
		虚拟及增强现实	与人机交互和辅助技术相关的研究	
10	模拟仿真	触觉技术	触觉技术与触觉研究	52.09
		模拟仿真	使用并行计算和深度学习的大规模非线性可变形仿真技术的 进展	
		编程与软件开发	软件开发和编程接口增强研究	
11	大规模预训练模型	语言模型	语言技术与多语言处理	25.97
12	安全与伦理	技术伦理	人工智能伦理和多利益相关者决策 推进技术和数据科学伦理	44.46
		AI 公平	推进人工智能系统的公平	
		AI 安全	学习型自主系统的安全评估和风险管理	
13	AI 教育	AI 教育	机器学习研究和教育计划	57.77
14	脑科学	脑机接口	神经科学和网络优化研究	45.67
15	生物学	蛋白质功能预测	蛋白质功能预测研究	37.82

(续表)

编号	一级主题	二级主题	主题短语 (LLM)	综合指数
16	AI 新闻	新闻研究	通过人类技术合作推进新闻事业	42.53
17	医学与健康	流行病预测模型	传染病传播预测中的人工智能和数学建模	45.63
		医学数据分析	用于疾病理解和个性化医学的高级生物医学数据分析	
		疾病筛查	医学成像和深度学习在疾病检测和筛查中的应用	
		癌症与基因研究	癌症系统发育动力学和单细胞测序算法开发	
		非法药品供应	非法和假冒药品供应链中断研究	
		健康监测	睡眠医学中的睡眠表型感知和深度学习	
18	应急	灾害预测	人工智能和机器学习在环境科学和灾害预测中的应用	12.66
19	AI 制造	设计制造	用于定制和可访问产品开发的计算设计和优化进展	48.49
20	其他	AI 研究所	人工智能研发计划	23.32

3.1.2 多维研究前沿识别指标的计算结果

根据之前定义的研究前沿识别指标体系,在获得研究主题的基础上,先计算每个基金项目的资助时长、资助金额,然后计算 20 个研究主题的主题新颖度、项目数量、资助金额、项目数量增长率、资助金额增长率、主题强度等

6 个指标的值,通过 Critic 法确定的指标权重如表 3 所示,计算得到的综合指数见表 2。本研究识别出的研究前沿共有 20 个,其中前 10 个代表性前沿依次为:机器人、机器学习算法、AI 教育、数据管理、模拟仿真、AI 制造、脑科学、医学与健康、安全与伦理、AI 新闻。

表 3 Critic 法确定的评估指标权重

主题新颖度	项目数量	资助金额	项目数量增长率	资助金额增长率	主题强度
0.222874	0.16661	0.153197	0.135158	0.138261	0.183899

3.2 研究前沿识别结果与分析

根据研究前沿的识别结果,本研究通过文献调研与比对的方法,对比国家发布的人工智能领域战略规划和政策、智库机构发布的研究前沿识别报告,验证识别的研究前沿的准确性。

3.2.1 与科技战略及计划对比

2023 年 5 月,美国白宫公布了一系列围绕美国人工智能使用和发展的新举措并更新发布了《国家人工智能研发战略计划》。文件中提出要优先投资下一代人工智能以推动负责的

创新,包括推进基础人工智能能力(如:感知、表征、学习和推理),致力于开发更易使用和更可靠的人工智能以及评价和管理生成式人工智能相关的风险^[6]。

文件中与研究前沿相关的战略包括“战略 1:对基础和负责任的人工智能研究进行长期投资”和“战略 2:开发人—人工智能协作的有效方法”。其中战略 1 包含 10 个优先事项:推进以数据为中心的知识发现方法 (Topic_4 数据管理);促进联邦机器学习方法 (Topic_5 机器学习算法);了解人工智能的理论能力和局限性 (Topic_8 可解释性 AI、Topic_12 安全

与伦理)；开展可扩展的通用目的的人工智能系统研究 (Topic_11 大规模预训练模型)；在物理和虚拟环境中开发人工智能系统和仿真模拟 (Topic_10 模拟仿真)；增强人工智能系统的感知能力 (Topic_2 计算机视觉、Topic_3 语音技术)；开发功能更强大、更可靠的机器人 (Topic_1 机器人)；改进硬件以促进人工智能；创建改进硬件的人工智能系统；拥抱可持续的人工智能和计算系统。战略 2 涉及的研究领域包括成功的人智协作团队的属性和要求，评价人工智能协作应用的效率、有效性和性能的方法，以及降低人类滥用人工智能增强应用导致有害后果的风险 (Topic_12 安全与伦理)。可以看出，在识别出来的 20 个前沿方向中，有 10 个方向出现在战略文件中，表明识别的前沿具有较高的可信度。

3.2.2 与研究报告对比

3.2.2.1 斯坦福大学发布的《2024 年人工智能指数报告》

该报告对 2023 年 AI 技术的进展进行了全面总结，从高层次概述 AI 技术性能的整体演进开始，深入探讨了当前 AI 各领域的的能力，如语言处理、编程、计算机视觉、推理、音频处理、自动化智能体、机器人和强化学习等。详细介绍了过去一年中 AI 研究的重要突破，包括使用提示技术、优化和微调等方法来增强大语言模型，并最终探讨了 AI 系统对环境的影响。报告探讨了在负责任的 AI 领域内的几个关键趋势，包括隐私与数据管理、透明度与可解释性、安全性与保安以及公平性。

报告中涉及 Topic_1 机器人、Topic_5 机器学习算法、Topic_4 数据管理、Topic_12 安全与

伦理、Topic_2 计算机视觉、Topic_3 语音技术、Topic_11 大规模预训练模型、Topic_8 可解释性 AI 等 8 个识别出来的前沿方向，均包含在识别的研究前沿中。

3.2.2.2 欧洲研究委员会 (ERC) 发布的《预见：人工智能在科学过程中的使用 and 影响》报告

2023 年底 ERC 发布的该报告深入分析了其资助的 1048 个人工智能项目，主题包括：深度学习、机器学习、自然语言、计算机视觉、自适应和自治系统以及机器人。与报告相关的前沿主题包括 Topic_1 机器人、Topic_5 机器学习算法、Topic_2 计算机视觉、Topic_11 大规模预训练模型等 4 个前沿方向。

4 结语

围绕研究前沿识别这一研究主题，本文首先梳理了研究前沿的相关概念，以及主要识别理论、方法，然后以 NSF 基金项目为数据源，综合运用自然语言处理、主题识别、客观赋权、可视化分析等技术，识别出了隐含在基金项目中的研究主题，提出研究前沿测度指标体系，以人工智能领域为例，识别出了研究前沿主题，并与人工智能政策规划及智库研究报告的技术评估和预测内容进行了对比，显示了本文构建的前沿识别方法的可行性和有效性。

研究尚存在以下不足：

(1) BERTopic 主题模型获得的主题可解释性强，但其关键词分布倾向于高频词；使用大语言模型提取出来的主题短语，部分语义较为模糊，未能使用专业术语来表达，无法很好解释该主题内的主题词集合。

(2) 没有充分基于大语言模型来抽取和构建主题概念及其层次网络, 缺少主题抽取结果的对比和验证。

(3) 所利用的数据仅局限于 NSF 基金项目数据, 未能利用多元异构数据进行研究前沿的识别及测度。

在未来研究中, 将尝试使用大语言模型来进一步提取文本的关键词、摘要, 结合关键词抽取算法、专业领域术语来优化主题词的表达, 进而优化主题的语义表达。同时, 尝试使用监督学习的思路, 以代表性成果中的研究前沿作为目标构建训练集进行学习, 并考虑更好地评估前沿识别的效果。

参考文献

- [1] 孙海华, 张礼超. 美国国家科学基金会的重要资助举措及启示 [J]. 中国科学基金, 2021, 35(4): 663-671.
- [2] ZHOU P, CAI X, LYU X. An in-depth analysis of government funding and international collaboration in scientific research[J]. *Scientometrics*, 2020, 125(2): 1331-1347.
- [3] 王效岳, 刘自强, 白如江, 等. 基于基金项目数据的研究前沿主题探测方法 [J]. 图书情报工作, 2017, 61(13): 87-98.
- [4] 张雪, 张志强, 曹玲静, 等. 学科领域研究前沿识别方法研究进展 [J]. 图书情报工作, 2022, 66(12): 139-151.
- [5] 刘城, 廖林望, 丁倩. 基于美国国家基金数据的人工智能前沿分析 [J]. 中国高科技, 2021(4): 68-73, 88.
- [6] 张婧, 刘彦君, 张炜, 等. 基于科研项目数据的科技前沿识别有效路径实证探索 [J]. 科技管理研究, 2019, 39(16): 108-119.
- [7] PRICE D J. Networks of scientific papers[J]. *Science*, 1965, 149(3683): 510-515.
- [8] SMALL H. Co-citation in the scientific literature: A new measure of the relationship between two documents[J]. *Journal of the American Society for Information Science*, 1973, 24(4): 265-269.
- [9] FU X, HUANG K, SIDIROPOULOS N D, et al. Anchor-free correlated topic modeling[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2019, 41(5): 1056-1071.
- [10] 逯万辉. 科学文献主题建模方法及其效果评估研究 [J]. 现代情报, 2024, 44(4): 22-31.
- [11] CONTRERAS K, VERBEL G, SANCHEZ J, et al. Using Topic Modelling for Analyzing Panamanian Parliamentary Proceedings with Neural and Statistical Methods[C]//2022 IEEE 40th Central America and Panama Convention (CONCAPAN). IEEE, 2022: 1-6.
- [12] EGGER R, YU J. A Topic Modeling Comparison Between LDA, NMF, Top2Vec, and BERTopic to Demystify Twitter Posts[J]. *Frontiers in Sociology*, 2022, 7(5): 1-16.
- [13] 张凯, 杨敏纳, 隗玲. 融合 Finetuned-BERTopic 和大模型的技术主题识别方法研究 [J]. 情报理论与实践, 2025, 48(3): 189-198.
- [14] 刘博文, 白如江, 周彦廷, 等. 基金项目数据和论文数据融合视角下科学研究前沿主题识别——以碳纳米管领域为例 [J]. 数据分析与知识发现, 2019, 3(8): 114-122.
- [15] 牛晓蓉. 基于政策文本和基金项目的研究前沿识别研究 [D]. 北京: 中国科学院大学, 2022.
- [16] 车万翔, 窦志成, 冯岩松, 等. 大模型时代的自然语言处理: 挑战、机遇与发展 [J]. 中国科学: 信息科学, 2023, 53(9): 1645-1687.
- [17] 徐路路, 王效岳, 白如江, 等. 基于 DTM 模型和文本特征分析的基金项目新兴趋势探测研究——以 NSF 石墨烯领域为例 [J]. 数据分析与知识发现, 2018(2): 87-97.
- [18] 范丽鹏, 王曰芬, 岑咏华, 等. 基金项目计划学部交叉及对前沿分布的影响研究——以美国 NSF 数据中 AI 领域为例 [J]. 情报学报, 2022, 41(9): 956-966.
- [19] SÁNCHEZ-FRANCO M J, CALVO-MORA A, PERIÁÑEZ-CRISTOBAL R. Clustering abstracts from the literature on Quality Management (1980–2020)[J]. *Total Quality Management & Business Excellence*, 2023, 34(7-8): 959-989.