



开放科学
(资源服务)
标识码
(OSID)

基于 STM 的颠覆性技术主题识别研究

刘雨农¹ 石静² 梁琴琴¹

1. 中国科学技术信息研究所 北京 100038;
2. 南京大学信息管理学院 南京 210023

摘要: [目的/意义] 基于专利数据, 探讨识别颠覆性技术主题并揭示主题关联的方法。[方法/过程] 以人工智能领域为例, 获取目标专利及其引用专利与施引专利, 以此计算目标专利的颠覆性指数。基于目标专利摘要, 建立以颠覆性指数为协变量的结构主题模型。对领域主题进行分类并构建主题关联网络, 同时计算主题流行度, 筛选出颠覆性技术主题。[局限] 无法完全替代领域专家的经验 and 智慧, 对颠覆性技术主题的预测能力相对有限。[结果/结论] 得到人机交互、量子人工智能、机器阅读理解和推荐系统四个潜在颠覆性技术主题, 发现当前人工智能领域的颠覆性技术创新聚焦于降低算力成本和优化人机互动两个方向。

关键词: 颠覆性技术主题; 颠覆性指数; 结构主题模型

中图分类号: G35

STM-based Topic Identification for Disruptive Technologies

LIU Yunong¹ SHI Jing² LIANG Qinqin¹

1. Institute of Scientific and Technical Information of China, Beijing 100038, China;
2. School of Information Management, Nanjing University, Nanjing 210023, China

Abstract: [Objective/Significance] This paper explores methods for identifying disruptive technology topics and topic associations based on patent data. [Methods/Processes] First, taking artificial intelligence technology as an example, the target patent and its cited patents and cited patents are obtained to calculate the disruptive index of the target patent. Secondly, based on the target patent abstracts, a structural topic model with the disruptive index as a covariate is built. Finally, the domain topics are classified and the topic association network is constructed, and the topic popularity is also calculated to filter out disruptive technology topics. [Limitations] The methods can't replace the experience of expert, and is underperforming on disruptive

基金项目 国家重点研发计划课题“全球创新主体创新感知系统”(2019YFA0707203)。

作者简介 刘雨农(1991-), 博士, 助理研究员, 研究方向为科技管理研究; 石静(1995-), 博士研究生, 研究方向为信息资源管理研究, E-mail: shijing11@smail.nju.edu.cn; 梁琴琴(1982-), 博士, 研究方向为前沿技术监测。

引用格式 刘雨农, 石静, 梁琴琴. 基于 STM 的颠覆性技术主题识别研究[J]. 情报工程, 2023, 9(3): 81-91.

technology topics predicting tasks. [Results/Conclusions] Four potentially disruptive technology topics, human-computer interaction, quantum artificial intelligence, machine reading understanding and recommender systems, were obtained. The results show a focus on two directions: reducing the cost of computing power and optimizing human-machine interaction.

Keywords: Disruptive technology topics; disruptive index; structural topic model

引言

颠覆性创新 (Disruptive Innovation) 是当前科技创新领域最为热门的话题之一^[1-3], 不同于渐进性的创新模式, 颠覆性创新在带来技术进步的同时, 能够冲击甚至颠覆原有主流市场的格局与规则, 并催生出全新的产业生态^[4,5]。根据克里斯坦森的理论框架, 作为技术因素或非技术因素影响的结果, 颠覆性创新通常会集中出现在特定的技术主题^[6,7]。从科研管理的角度来看, 对重点领域主题进行长期的识别和跟踪能够在科技规划过程中做到有的放矢, 从而有效提升潜在颠覆性技术的识别与响应效率。

近年来, 世界各国就颠覆性技术主题的识别开展了一系列探索^[8-10]。然而, 主流的识别方法通常高度依赖于专家智慧, 在实践过程中面临着突出的困难。首先, 颠覆性技术通常具有较强的隐蔽性。根据历史经验, 颠覆性技术通常对现有技术体系产生实质性的颠覆性影响后, 其重要性才会引起重视^[11]。而在真正的颠覆发生前, 很难对原本并不存在的市场或主题进行准确预测^[7]; 其次, 当前技术创新环境发生了根本变化, 不仅体现在新技术的出现速度和提高, 也表现为技术生命周期的缩短和技术关联性的加强^[12], 需要在短时间内完成对数量众多且迅速变化的主题进行准确扫描。

对此, 本研究设计了一种基于客观专利数据的颠覆性技术主题识别框架, 着重回答以下两个问题: 第一, 颠覆性技术主要集中于哪些主题, 如何对其进行有效地识别? 第二, 颠覆性技术主题之间是如何关联的? 相较于以主观性判断为主的分析方法, 本研究提出颠覆性技术主题识别框架具备了主题发现和主题关联揭示能力, 在主题识别任务中的准确性和工程性上具有显著优势。

1 相关工作与研究回顾

颠覆性技术的概念提出以来, 各国围绕潜在颠覆性技术主题的识别开展了一系列探索。从方法上看, 主要有以专家调查为代表的定性方法和以信息计量为主的定量方法两种。近年来, 随着自然语言处理技术的进步, 基于科技文献的主题模型也逐步应用到不同的研究场景中, 为颠覆性主题识别工作的工程化奠定了重要基础。

1.1 颠覆性技术主题识别的定性方法

由于颠覆性技术历史数据基础薄弱, 发展路径复杂^[13], 因此地平线扫描、德尔菲法、情景分析法、技术路线图等定性分析方法的综合运用依然是颠覆性技术主题识别的主流选择。例如, 美国国防部高级研究计划局 (DARPA),

主要以实地调研的方式向部队、企业、大学、实验室、科研机构等征集需求，同时与领域主题专家进行交流研讨，确定潜在的颠覆性主题。其中，项目经理在颠覆性项目的遴选和确定上具有充分的自主权^[14]。日本 ImPACT 计划同样依靠计划委员会和专家小组，根据日本产业实际需求对公开征集的主题进行选择 and 评估^[15]，最终陆续形成了 16 个颠覆性技术主题。在我国，针对经济社会高质量发展的重大科技需求，科学技术部于 2021 年向企事业单位和社会公众征集颠覆性技术研发方向^[16]。上述项目中，专家评估是颠覆性技术主题识别和遴选的核心环节，具体方法包括问卷调查、专家访谈等形式的主观判断法，根据现实需求构建并推演可能的未来情景，并识别潜在颠覆性主题的情景分析法^[17]，以图形和文字呈现技术逻辑关系，进而说明颠覆性技术发展方向的技术路线图法^[18]等。

定性分析注重技术演化的逻辑推理和哲学思辨，考量角度较为全面，在以往的实际工作中对大数据、量子技术、人工智能、虚拟现实等颠覆性领域实现了有效地识别和发现。但是，定性分析依然存在一定短板。一是颠覆性技术特征难以量化，分析结果高度依靠专家的主观经验和判断；二是专业壁垒的存在，通常只能涉及大的宏观领域，对细分粒度的技术主题很难进行全面的判断；三是成本较高，在大数据时代，难以有效应对技术创新在速度和广度上的跃升。

1.2 基于科技文献的计量与情报分析

科技创新在产品化前，通常以论文、专利等方式公开。因此，不少研究从信息计量和情

报分析的角度对科技文献的客观数据进行定量分析，从而对具有颠覆性潜力的技术主题进行识别。当前，相关研究主要存在根据技术演化生命周期和根据科技文献元数据表征计算两种思路。

“轨道变异”是颠覆性技术的核心特征之一，即不遵循原有的性能提升轨迹，通过改变技术性能标准的方式替代原有技术，从而开辟新兴市场，最终完成对原有市场格局的颠覆^[11]。从技术生命周期的角度上看，颠覆性技术的轨道变异表现出数量、引用量指标等在特定时间段出现显著的起飞、突变、阶跃等特征，因此一些研究从生命周期角度分析特定技术主题所处的阶段，由此判断该主题是否正具有颠覆性潜力。例如，张奔^[19]以中国轨道交通专利为样本，对专利申请增长过程建立逻辑模型来为颠覆性技术识别和评价提供参考。此外，不少学者也根据科技文献的外部元数据，对特定颠覆性技术主题进行识别。早期颠覆性潜力仅仅用被引量来表征^[20]，随着相关计算方法不断完善，逐步涵盖了技术、应用、市场等多个维度。李乾瑞等^[21]从融合性、新颖性、扩张性、影响性四个角度，建立模糊一致矩阵对领域专利的颠覆性潜力进行测度。于光辉等^[22]基于专利数据建立 Bass 模型，进一步从市场角度对颠覆性技术进行了考量。王超等^[23]则进一步引入替代计量学指标，通过综合计算技术多样性、均衡性和平衡度来评价目标技术主题的颠覆性潜力。

信息计量与情报分析研究基于客观数据，相较于定性分析具备一定优势，但需要事先选定目标主题方能通过计算来判断颠覆性。因此，该方法并不能解决潜在颠覆性技术主题的发现

问题。

1.3 主题模型在颠覆性技术主题识别中的运用

随着自然语言处理技术、语义分析技术的成熟,主题模型开始广泛运用到颠覆性技术主题识别中。通过大规模文本的自动分类,进而揭示颠覆性的技术领域主题。Zhang 等^[24]利用文本聚类方法对主题进行分组,通过分析相关主题的 TFIDF 值变化来预测主题领域的未来趋势。后续研究从模型性能和领域适应性角度进行改进,如刘忠宝等^[25]在 LDA-LSTM 文本分类算法的基础上得到技术主题,然后建立共现网络并对其中的突变性主题进行监测;王雪等^[26]则基于 BIOBERT 模型对医学文献文本进行训练,增强了医学领域突破性评价引用语句的识别效果。综上所述,主题模型解决了大规模技术信息的处理难题,为颠覆性主题的识别提供了全新的思路。但对于主题分类结果,已有研究仍依靠主观方式判断其颠覆性潜力,模型在本质上仅仅为定性分析提供一种启发性线索。此外,目前技术主题之间的关联性和依赖性日益增强,常见的文本分类模型难以对主题之间的关系进行有效揭示。

2 研究设计

2.1 总体思路

本研究从专利数据库中选定特定的时间和领域的专利作为目标专利,同时抽取其摘要和引用关系。其中,摘要文本经过分词、去重、去停、向量化等预处理程序,输入到结构主题模型中。同时,通过专利引用网络,分别获得

目标专利的施引专利和引用专利,经过数据统计和计算得到目标专利的颠覆性指数。最后,将颠覆性指数作为协变量纳入到结构主题模型中,在识别领域主题的同时,识别颠覆性技术领域,探讨领域之间的关联关系。

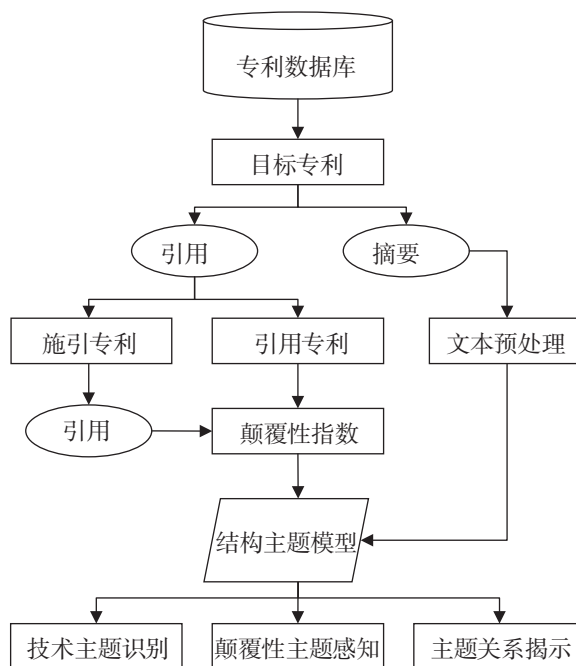


图1 颠覆性技术领域识别总体框架

2.2 结构主题模型

结构主题模型(The Structural Topic Model, STM)是一种基于词向量的文本生成模型。该模型最大的优势在于允许将任意元数据作为协变量合并到主题中^[27],从文档层面解释协变量信息如何影响特定主题的普遍性和词汇运用,进而发现主题并估计主题与文本元数据的关系^[27]。不同于LDA等将文档集中每篇文档的主题按照概率分布形式呈现、并假定主题向量相互独立的模型,STM充分考虑到特定主题与其他主题可能存在的相关关系,允许将主

题与协变量联系在一起，具有更强的准确性和解释力。对于一个具有 K 个主题的 STM 模型，文档 i (词数量为 V) 的生成过程可以概括为：

步骤一：从基于文档协变量向量 X_i 的 logistic-normal 广义线性模型中得到每个主题下的比例。其中， X 是一个 $p \times 1p$ 的向量， γ 是一个 $p \times (k-1)$ 的系数矩阵， Σ 是 $(k-1) \times (k-1)$ 的协方差矩阵， $p-1p$ 是协方差的数量， k 是主题数量。

$$\text{Logit}(\pi_i) \sim N_k(X_i \gamma, \Sigma)$$

步骤二：从步骤一文档层面比例的多项式分布中提取每个文档中的主题，其中 $\hat{\pi}_i$ 是文档层面分布的标准化比例。

$$\tau_{ij} \sim \text{Multinomial}(1, \hat{\pi}_i)$$

步骤三：以选择的主题分配为条件，从该主题中得到特定词语。其中， $\theta_{ik} \propto \exp(m + \kappa_k \tau_{ij} + \kappa_c U_i + \kappa_l U_i \tau_{ij})$ ， m 是基词频线，

U_i 是文档层面的协变量， κ_k 、 κ_c 、 κ_l 是对应文档主题的系数、协变量以及二者的交互。

$$W_{ij} \sim \text{Multinomial}(1, \theta_{ik})$$

2.3 协变量设定

本文选择颠覆性指数 (Disruption Index) 作为 STM 模型的协变量。颠覆性指数由 Funk 等^[28] 提出，是一种重要的创新测度指标，在科学计量学领域具有较高认可度。相对于新颖性指标、学术影响力类指标和定性评价方法，颠覆性指数在衡量技术颠覆性潜力时具有显著的优势^[29]，对于专利、论文不同的数据形式均表现出良好的适应性^[30-32]。然而，专利、论文通常都存在一定滞后期，因此颠覆性指数在实际运用中很难及时覆盖最新的创新成果，但从宏观角度探讨特定技术方向的创新依然能够发挥重要作用。

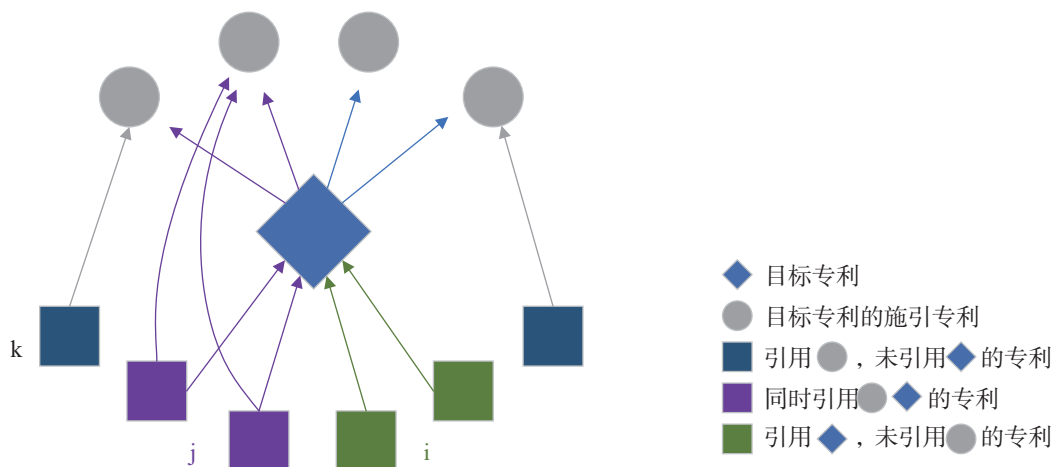


图2 颠覆性指数概念模型

颠覆性指数的核心是“替代性”。在本研究中，当一项专利在引用网络中占据结构洞位置，在新技术研究中能够替代施引专利的作用，或难以被其他相似专利替代时，则认为该专利

本身具备了颠覆性潜力。反之，则说明目标专利技术更倾向于一种渐进性的创新，是对原有技术的改进。图2展示了颠覆性指数的概念模型，表示聚焦于特定专利的局部引文网络，有

向箭头表示专利之间的引用关系。其中，菱形节点表示目标专利，圆形节点表示目标专利的施引专利，正方形则对应施引专利、目标专利的引用专利。对于后续的研究，分别将同时引用目标专利和施引专利的专利（ j 型专利）数量记为 n_j ；仅引用目标专利、未引用施引专利（ i 型专利）的数量记为 n_i ，仅引用施引专利、未引用目标专利的数量记为 n_k 。则目标专利颠覆性指数 DI 定义为 i 型专利和 j 型专利的比例之差，即：

$$DI = p_i - p_j = \frac{n_i - n_j}{n_i + n_j + n_k} \quad (1)$$

3 颠覆性技术主题识别应用分析

3.1 数据来源与处理

人工智能是计算机科学的重要分支，主要聚焦于模拟、延伸和扩展人的智能的理论、方法、技术及应用系统。近年来，人工智能领域迅速发展，并广泛应用到军事、医疗、工业制造等领域。美国《国家人工智能研究与发展战略计划》、日本《人工智能战略》等战略规划中可以看到，主要发达国家均将人工智能视为能够“改变游戏规则”的颠覆性技术领域。然而，人工智能领域涉及面十分广泛，不同分支和主题的技术发展路径、发展阶段不同，导致颠覆性潜力也存在较大差异。对此，本研究提出的颠覆性技术领域识别框架与人工智能领域的特点十分契合，通过将主题识别模型应用在人工智能领域中，可以进一步识别领域内的颠覆性技术主题。

从德温特专利数据库获取了近四年来 24934 件相关专利信息，并选择了其中 3171 件存在施引记录的专利作为目标专利。为计算颠覆性指

数，本研究同时获取了目标专利的 41375 件施引专利，以及 825098 件施引专利的引用记录，其中 12007 件同时引用了目标专利。将数据代入颠覆性指数计算公式，分别计算出每一件目标专利的颠覆性指数。最后，根据 DI 值将数据进行降序排列，其中前 25% 专利归类为颠覆性创新专利，其余归类为渐进性创新专利，并作为协变量代入 STM 模型。

3.2 结构主题模型构建与分类结果

与 LDA 等主题模型类似，STM 要求在建模前给定一个特定的主题数量。由于主题数量并不绝对，因而通过计算不同主题数量的模型语义连贯性（semantic coherence）和独占性（exclusivity）来选择最佳的主题数量。

语义连贯性是一种话题质量的评估指标，由 Mimno 等^[33]提出。当一个给定主题中最有可能的词经常共同出现时，则该主题的语义连贯性达到了最大。设是 $D(v, v')$ 单词 v 和 v' 是特定文档中的共现次数，对于话题 k 的 M 个高频词，话题 k 的语义连贯性可表示为：

$$C_k = \sum_{i=2}^M \sum_{j=1}^{i-1} \log \left(\frac{D(v_i, v_j) + 1}{D(v_j)} \right) \quad (2)$$

然而，对于较少的主题数量，通常会生成常用词主导的话题，导致语义连贯性函数被高估^[27]。因此，需要同时引入话题排他性指标 REXFF，通过计算词语词频和排他性的加权调和平均数来平衡词频，进而提高模型质量^[34,35]。

FREX 的计算公式为：

$$FREX_{k,v} = \left(\frac{w}{\beta_{k,v} / \sum_{j=1}^K \beta_{j,v}} + \frac{1-w}{ECDF(\beta_{k,v})} \right)^{-1} \quad (3)$$

其中，ECDF 为累积经验分布函数， w 为预设概率。

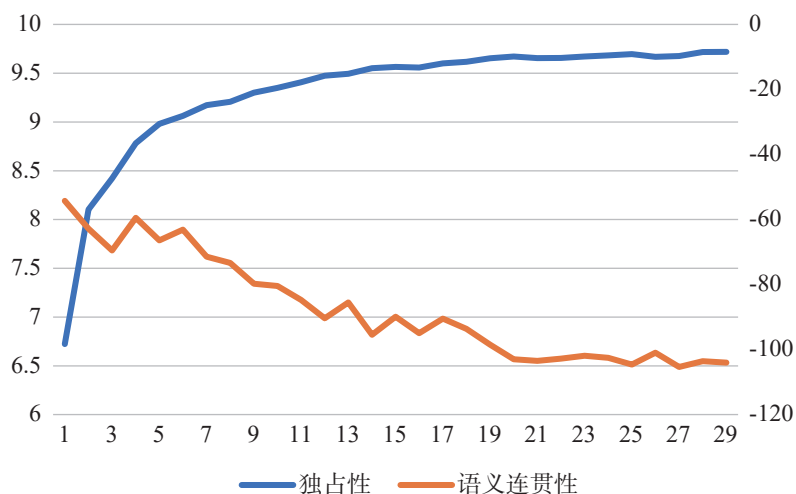


图3 不同主题数量独占性、语义连贯性分布

如图3所示，当主题数量设置为20时，模型独占性和语义连贯性趋于平稳。因此，建立主题数量为20的STM模型，进而得到人工智

能领域主题列表（表1）。最终，将各主题的高频词反馈给相关领域专家，从而完成各个主题的定义。

表1 人工智能领域主题

编号	主题	关键词
Topic1	机器学习分类算法	训练、样本、模型、估计、参数、分类器
Topic2	工业互联网	机器人、装备、控制、温度、工业、无线网
Topic3	神经网络芯片	神经形态、半导体、堆栈、并行、线路、加速
Topic4	安全与故障检测	安全、监测、威胁、异常、风险、批处理
Topic5	智慧交通与自动驾驶	地图、地区、感知、空间、媒介、识别
Topic6	量子计算机	超导、量子、滤波器、仿真信号、传播、时钟块
Topic7	计算机视觉	图像、卷积、像素、视频、帧、面部识别
Topic8	人机交互	虚拟、捕获、代理、音频、计算机读取、流量
Topic9	人工智能芯片	芯片架构、内存、阵列、注册、电路、处理器
Topic10	知识图谱	图、节点、边、链接、有向网、位置、树
Topic11	自然语言处理	向量、句子、词语、文本、语言、翻译、特征
Topic12	量子人工智能	量子比特、芯片、耦合、处理器、传感器
Topic13	AGV小车	车辆、驱动、运动、控制、运输、绘图、旅行
Topic14	机器阅读理解	知识、问题、答案、识别、文档、实体、主题
Topic15	图像滤波算法	过滤、视觉、迭代、图像、实体、角点
Topic16	推荐系统	用户、内容、推荐、反馈、互动、行为、个人
Topic17	路径优化	蚁群算法、步、变异、蜂群、路径、收敛、搜索
Topic18	智能电网	电力、负载、能源、风力、分配、电容、电压
Topic19	智慧医疗	诊断、健康、病人、医疗、人、器官、实时
Topic20	神经网络算法	神经、网络、训练、深度、梯度、召回、层

3.3 颠覆性技术领域识别与关联

(1) 颠覆性技术领域识别

STM 主题流行度 (topical prevalence) 用来衡量各个主题受协变量的影响程度。本研究以颠覆性指数为协变量,生成颠覆性主题流行度

结果 (如图 4 所示), 其中主题越靠近右侧, 意味着该主题的技术颠覆性潜力越大。最终, 发现人工智能领域最具有颠覆性的四个主题: 人机交互 (Topic8)、量子人工智能 (Topic12)、机器阅读理解 (Topic14)、推荐系统 (Topic16)。

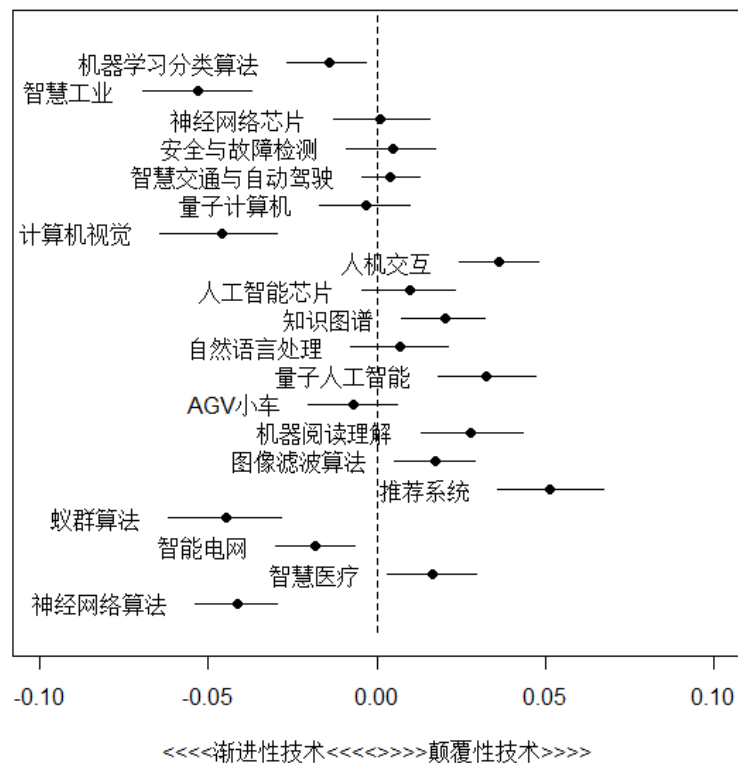


图 4 人工智能领域主题颠覆性流行度

人机交互 (Human-Machine Interaction, HM) 是人与计算机设备之间的信息交互, 是计算机领域的核心议题之一。键盘、鼠标、触控板、手柄等均是早期人机交互技术的典型运用。近年来, 增强现实技术显示出强劲的发展前景, 该技术通过将虚拟信息自然地融合到现实空间, 能够极大地提高人机交互效率, 并已广泛运用到社交、军事、交通、娱乐等领域。然而, 由于软硬件的技术限制, 目前增强现实技术在稳定性、准确性和实时性上依然存在较大的提升空间。

量子人工智能 (Quantum AI) 是将量子计算应用到人工智能的创新性技术, 即用量子比特编码信息, 大大降低了信息表示和处理所需的算力, 提高学习速度。当前, 基于神经网络的机器学习算法对于复杂网络而言往往耗时巨大, 而短期内硬件层面的算力提升空间十分有限。因此, 量子人工智能技术作为一种新的计算系统, 在未来的人工智能的发展中, 具有较大的颠覆性潜力。然而, 当前量子人工智能的技术研发与应用尚处于起步阶段, 相关市场远

未形成规模，这对我国在下一代人工智能领域建立优势提供了全新的契机。

机器阅读理解（Machine Reading Comprehension, MRC）是自然语言处理技术的重要衍生任务，其核心目的是让计算机能够理解和处理人类的语义信息。毫无疑问，机器阅读理解是人工智能从感知智能走向认知智能的关键步骤，全球各个科研机构已对此开展了超过 20 年的研究，并逐步形成了信息检索、问答知识库、知识图谱等多种技术路径。然而，由于自然语言的复杂性，当前机器阅读理解效果依然有限，仅能处理日常性、相对简单的问答任务，尤其需要能够有效处理专业领域知识以及兼顾隐式反馈数据的技术方法。

推荐系统（RecommendSystem）是指基于用户需求、兴趣等历史数据，通过推荐算法从海量信息中将符合用户偏好的信息以个性

化的形式推荐给用户。近年来，由于协同过滤、矩阵分解和深度学习算法逐步成熟，推荐系统在社交媒体、电子商务等领域均展现出良好的效果。然而，当前推荐系统在可扩展性、可解释性等方面依然存在一定局限，在实践中容易造成用户的认知壁垒。可以预见的是，随着信息的爆炸式增长，用户的“信息过载”问题日益加剧，推荐系统的重要性在未来将继续增加。

（2）颠覆性技术的领域相关性

除技术本身，关联技术的发展对潜在颠覆性技术同样具有重要影响。例如，作为一种公认的颠覆性技术，人工智能技术本身早在上世纪 50 年代就已经出现并成熟，但直到数据存储、数据组织等关联技术成熟后，才开始产生颠覆性效应。对此，本文通过 STM 模型，构建了不同主题之间的关联关系，如图 5 所示。

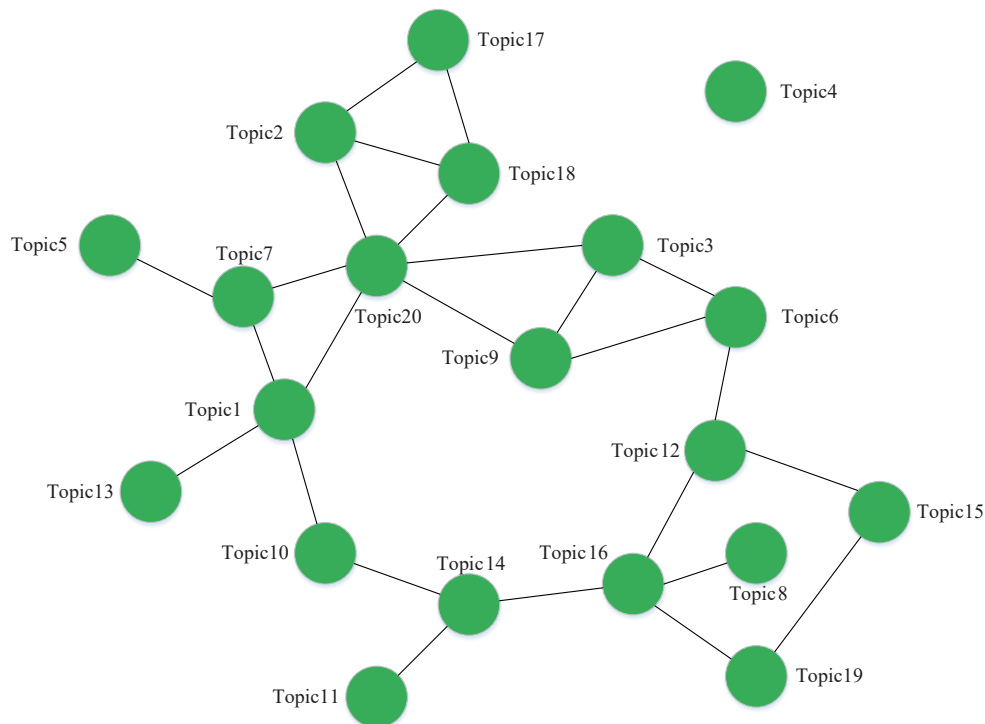


图 5 人工智能领域主题关联网络

可以看到,当前人工智能领域工业互联网、计算机视觉、智慧交通、自动驾驶机器人、人工智能芯片等大量技术领域创新都依赖于神经网络算法;由于主流神经网络算法的算力成本较高,因此不少研发主体提出了量子计算机与神经网络结合的策略,进而带动了包括量子芯片在内的量子人工智能创新;图像滤波算法的发展量子理论高度相关,能够服务于智慧医疗等典型场景;除此之外,颠覆性技术创新通常与用户相关,机器阅读理解技术和虚拟现实等人机交互技术的发展能够显著提升用户推荐的效果和效率;其中,机器阅读理解是自然语言处理技术最具颠覆性潜力的发展方向之一,也是知识图谱最重要的应用场景。总体而言,人工智能领域的颠覆性技术创新聚焦于降低算力成本和优化人机互动两个总体方向,科研管理部门可通过政策倾斜、项目支持、资金投入等方式,扶持相关主题的创新实践。

最后,将上述研究结果与领域专家探讨验证,认为研究结论基本符合人工智能领域的现实发展情况,本文提出的方法能够为颠覆性主题识别与相关任务提供参考。

5 结语

本文建立了以技术颠覆性指数为协变量的结构主题模型,能够以更细的颗粒度挖掘潜在的颠覆性技术方向,为科技规划与管理部门提供必要的情报支持。但需要强调的是,本研究的核心目的是为相关科技决策提供启发和服务,并不意味着可以完全脱离领域专家的经验。在颠覆性主题挖掘、科技资源优化布局等实际工

作中,依然需要充分结合数据发现技术和领域专家智慧,做出谨慎的判断和决策。此外,本研究以专利数据为基础,通常存在一定滞后期,因此模型对技术未来发展的预测能力相对有限。

参考文献

- [1] Dan Y, Chieh H C. A reflective review of disruptive innovation theory[C]. PICMET'08-2008 Portland International Conference on Management of Engineering & Technology. IEEE, 2008: 402-414.
- [2] 靳宗振,罗晖,曹俐莉.发展颠覆性创新的导向策略研究[J].中国软科学,2017(9):168-174.
- [3] 陈卉,斯晓夫,刘婉.破坏性创新:理论、实践与中国情境[J].系统管理学报,2019,28(6):1021-1028+1040.
- [4] 薛捷.破坏性创新理论述评及推进策略[J].管理学报,2013,10(5):768-774.
- [5] Dan Y, Chieh H C. A reflective review of disruptive innovation theory[C]. PICMET'08-2008 Portland International Conference on Management of Engineering & Technology. IEEE, 2008: 402-414.
- [6] Christensen C, Raynor M. The innovator's solution: Creating and sustaining successful growth[M]. Harvard Business Review Press, 2013.
- [7] Christensen C M. The innovator's dilemma: when new technologies cause great firms to fail[M]. Harvard Business Review Press, 2013.
- [8] 彭春燕.日本设立颠覆性技术创新计划探索科技计划管理改革[J].中国科技论坛,2015(4):141-147.
- [9] 王子丹,袁永,邱丹逸.颠覆性技术创新促进机制及国内外经验研究[J].科学管理研究,2021,39(2):153-158.
- [10] 杜丽雅,张志娟,陆飞澎,等.以色列创新体系视角下颠覆性技术培育研究[J].全球科技经济瞭望,2020,35(3):7-15+57.
- [11] 黄鲁成,成雨,吴菲菲,等.关于颠覆性技术识别框架的探索[J].科学学研究,2015,33(5):654-664.
- [12] Assink M. Inhibitors of disruptive innovation capability: a conceptual model[J]. European journal of innovation management, 2006.
- [13] 刘秋艳,吴新年.国内外颠覆性技术发现方法研究

- 综述 [J]. 图书情报工作, 2017, 61(7): 127-136.
- [14] 杨芳娟, 梁正, 薛澜, 等. 颠覆性技术创新项目的组织实施与管理——基于 DARPA 的分析 [J]. 科学学研究, 2019, 37(8): 1442-1451.
- [15] 彭春燕. 日本设立颠覆性技术创新计划探索科技计划管理改革 [J]. 中国科技论坛, 2015(4): 141-147.
- [16] 王琳琳. 科技部面向全社会征集颠覆性技术研发方向建议 [N]. 新华每日电讯, 2021-08-24(2).
- [17] 苏鹏, 苏成, 潘云涛. 基于多案例对比的颠覆性创新研究 [J]. 情报杂志, 2020, 39(1): 63-69.
- [18] Walsh S T. Roadmapping a disruptive technology: A case study: The emerging microsystems and top-down nanosystems industry[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2004, 71(1-2): 161-185.
- [19] 张奔. 国内外高速轨道技术生命周期特征的比较与启示——基于专利视角 [J]. 情报杂志, 2020, 39(1): 83-90.
- [20] 陈傲, 柳卸林. 突破性技术创新的形成机制 [M]. 北京: 科学出版社, 2013.
- [21] 李乾瑞, 郭俊芳, 黄颖, 等. 基于专利计量的颠覆性技术识别方法研究 [J]. 科学学研究, 2021, 39(7): 1166-1175.
- [22] 于光辉, 宁钟, 李昊夫. 基于专利和 Bass 模型的颠覆性技术识别方法研究 [J]. 科学学研究, 2021, 39(8): 1467-1473, 1536.
- [23] 王超, 马铭, 李思思, 等. Altmetrics 视角下颠覆性技术的社会影响力探测研究 [J]. 情报理论与实践, 2021, 1(16).
- [24] Zhang Y, Zhang G, Chen H, et al. Topic analysis and forecasting for science, technology and innovation: Methodology with a case study focusing on big data research[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2016, 105: 179-191.
- [25] 刘忠宝, 康嘉琦, 张静. 基于主题突变检测的颠覆性技术识别——以无人机技术领域为例 [J]. 科技导报, 2020, 38(20): 97-105.
- [26] 王雪, 杨雪梅, 林紫洛, 等. 基于引文全文本的医学领域突破性文献识别研究 [J]. 情报杂志, 2021, 40(3): 132-138.
- [27] Roberts M E, Stewart B M, Tingley D, et al. Structural topic models for openended survey responses[J]. American Journal of Political Science, 2014, 58(4): 1064-1082.
- [28] Funk R J, Owen-Smith J. A dynamic network measure of technological change[J]. Management Science, 2017, 63(3): 791-817.
- [29] 刘小慧, 廖宇, 朱曼曼. 颠覆性指数用于科研评价初探 [J/OL]. 情报理论与实践 :1-12[2021-11-17].
- [30] Wu L, Wang D, Evans J A. Large teams develop and small teams disrupt science and technology[J]. Nature, 2019, 566(7744): 378-382.
- [31] Balland P A, Jara-Figueroa C, Petralia S G, et al. Complex economic activities concentrate in large cities[J]. Nature Human Behaviour, 2020, 4(3): 248-254.
- [32] Hardwicke T E, Serghiou S, Janiaud P, et al. Calibrating the scientific ecosystem through meta-research[J]. Annual Review of Statistics and Its Application, 2020, 7: 11-37.
- [33] Mimno D, Wallach H, Talley E, et al. Optimizing semantic coherence in topic models[C]. Proceedings of the 2011 conference on empirical methods in natural language processing. 2011: 262-272.
- [34] Bischof J, Airoldi E M. Summarizing topical content with word frequency and exclusivity[C]. Proceedings of the 29th International Conference on Machine Learning (ICML-12). 2012: 201-208.
- [35] Airoldi E M, Bischof J M. Improving and evaluating topic models and other models of text[J]. Journal of the American Statistical Association, 2016, 111(516): 1381-1403.