



科研管理
Science Research Management
ISSN 1000-2995, CN 11-1567/G3

《科研管理》网络首发论文

题目: 基于 LDA 与共现网络动态分析的技术机会识别
作者: 王金凤, 张芷芯, 冯立杰, 张珂
收稿日期: 2022-05-10
网络首发日期: 2023-10-17
引用格式: 王金凤, 张芷芯, 冯立杰, 张珂. 基于 LDA 与共现网络动态分析的技术机会识别[J/OL]. 科研管理. <https://link.cnki.net/urlid/11.1567.G3.20231016.0918.002>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于 LDA 与共现网络动态分析的技术机会识别

王金凤^{1,2}, 张芷芯¹, 冯立杰^{1,3}, 张珂⁴

- (1. 郑州大学 管理学院, 河南 郑州 450001;
2. 上海海事大学 中国(上海)自贸区供应链研究院, 上海 201306;
3. 上海海事大学 物流工程学院, 上海 201306;
4. 郑州大学 信息管理学院, 河南 郑州 450001)

摘要:直面未来科技发展的高度不确定性以及技术复杂性不断叠加的外部环境,亟须采用科学高效的分析方法识别技术创新机会。为此,本文从专利文本挖掘与关键词共现网络融合的动态分析视角构建了技术机会识别路径。首先,进行专利数据的获取及预处理,进而运用 LDA 模型提取具象领域的技术主题及关键词,并引入 TF-IDF 指标进行重要度分析;其次,分别构建技术关键词整体共现网络和基于技术主题的包含时间窗口的关键词共现子网络;再次,基于共现强度分析及共现网络动态分析探究技术主题及关键词的演化过程,以此将关键词划分为持续型、衰退型、新兴型和舍弃型等 4 种类型,进而识别出具有发展潜力的技术机会;最后,以无人船为例,识别了动力技术主题、姿态测量技术主题和定位导航技术主题中路径规划、传感器等持续型的技术机会和激光雷达、惯性导航等新兴型的技术机会。本文不仅弥补了静态共现网络难以揭示技术领域动态演化过程的局限性,而且避免了在创新过程中掩盖或误判一些技术机会的问题,为企业高效识别技术创新机会提供了可资借鉴的决策参考依据。

关键词:技术机会识别;LDA 模型;共现网络;动态分析;无人船

中图分类号: G353.1

文献标识码: A

0 引言

科学技术的日新月异使突破性科技创新呈涌发态势,进而推动着产业结构不断发生飞速的变革^[1-2]。对此,直面未来科技发展的高度不确定性,采用科学高效的研究方法识别技术机会显得愈发重要。然而,现实中对技术机会的识别较多地依赖领域专家的主观研判,容易受限于专家对特定技术领域的了解程度,继而可能影响到识别结果的

客观性与准确性^[3]。所以,基于专利中所蕴含的海量技术信息^[4],近年来众多学者致力于利用数据挖掘手段^[5],经由专利文本分析进行技术机会识别并产生了大量相关的研究成果。

依据分析时所采用数据粒度的不同,可将利用专利文本挖掘技术机会的相关文献划分为:基于专利引文、基于专利 IPC 分类号和基于专利关键词进行文本分析等 3 类方法^[6]。其中,有关利用专利引文分析进行技术机会识别的研究中,郑素丽等^[7]通过对专利引文网络进行社群

收稿日期:2022-05-10;修回日期:2023-05-15。

基金项目:国家科技部创新方法工作专项:“‘端端驱动、融合赋能’创新方法新系统研究与应用示范”(2019IM020200,2019—2023);NSFC—河南联合基金重点项目:“煤矿重大灾害主动预控体系”(U1904210-4,2020—2023);上海市科技计划项目:“元易创新方法在港航物流工程与海洋装备关键技术领域的应用研究”(20040501300,2020—2023);国家重点研发专项:“风电机组服役全周期质量评估与调控技术研究”(2022YFF0608700,2022—2026);河南兴文化工程文化研究专项项目:“创新驱动战略下河南企业创新管理的机制及路径研究”(2022XWH082,2022—2024);河南省高校人文社会科学研究一般项目:“科技创新起高峰情境下河南本土企业创新方法理论及应用研究”(2023-ZZJH-039,2022—2024)。

作者简介:王金凤(1963—),女(汉),河南焦作人,郑州大学教授,博导,研究方向:工业工程与创新方法。

张芷芯(1995—),女(汉),山东聊城人,郑州大学硕士研究生,研究方向:技术创新。

冯立杰(1966—),男(汉),河南焦作人,郑州大学教授,博导,研究方向:技术创新与管理。

张珂(1994—),女(汉),河南新乡人,郑州大学讲师,研究方向:管理创新。

通信作者:冯立杰

分析,识别了主路径演化趋势与发展方向;Kim等^[8]通过构建专利引文网络挖掘离群专利,识别了潜在的技术机会;Lee和Lee^[9]通过剖析外部动态环境对专利引用网络的影响过程,研判了未来可能产生融合的诸多技术领域;Park和Yoon^[10]通过建立两个技术领域的专利引文网络,运用链接预测方法分析了不同领域之间的创新技术融合机会。有关利用专利IPC分类号分析进行技术机会识别的研究中,Park和Yoon^[11]通过利用IPC分类号对不同企业技术组合的评价识别了实用性技术机会;Jee等^[12]在利用专利分类信息构建空间向量模型基础上,分析评估了技术机会的新颖性;曹兴等^[13]构建了IPC共分类分析,利用网络连通性及核心程度识别了新兴技术。然而,采用专利引文或IPC分类号进行研究的相关文献,大多存在时滞性或粗粒度缺陷,由此可能会影响到分析结果的准确性。

因此,围绕关键词共现网络挖掘具象技术的特征、发展路径和关联关系等^[5],是现有技术机会识别方法的主要研究分支。有关利用专利关键词分析进行技术机会识别的研究中,如Ren和Zhao^[6]利用关键词网络结合蚁群算法,探究了通过网络中的最优路径识别潜在技术机会的方法;马铭等^[14]运用网络节点关系强度等指标识别了潜在颠覆性技术;陈悦等^[15]通过构建主题词的共现网络,识别了核心技术与技术融合的模式。此类将关键词作为专利文本挖掘最小粒度^[16]进行的研究,能够在准确表征具象技术领域创新要素的同时,细粒度揭示科学知识的结构及其演化特征。然而上述研究未考虑时间因素的影响,忽略了技术领域在长期发展过程中某些具象技术可能发生衰退的现象。对此,Huang等^[17]将链路预测与社区检测算法相结合,系统梳理了共词网络中的新兴主题;罗恺和袁晓东^[18]通过构建不同主题的关键词共现网络,识别了具象关键技术与技术融合的趋势;Huang和Chen^[19]经由网络分析与多元分析的可视化,探索了云计算各服务模式下的技术机会。上述研究构建了不同时段共现网络,在一定程度上弥补了以往研究的不足,但是仅将多个静态的共现网络简单罗列,难以从技术动态演化过程的时序动态视角挖掘技术机会,由此可能会影响到识别结果的时效性。

对此,近期已有相关研究关注到了该问题,如陈荣等^[20]在挥发性有机物(VOCs)领域统计了单个关键词共现频次随时间发生变化的状况,刘自强等^[21]在图情领域构建了含有时间分层的共词网络,但这些研究仍缺乏对关键词之间内在联系的剖析,忽略了技术主题之间的潜在关系,而且大多仅选用了共现频次作为衡量指标,难以精准反映各关键词的重要性及影响力。随着对技术分析需求研究的日渐深入,现有静态共现网络不仅难以客观呈现技术时序性的演化趋势进而难以发现正在兴起的技术机会,同时也极易掩盖某些具象技术衰退的趋势进而增加企业

的技术创新风险。

有鉴于此,本文将基于LDA模型,通过从专利中提取技术主题及关键词,并利用TF-IDF指标进行重要度分析,分别构建技术关键词整体共现网络及基于技术主题的关键词共现子网络;通过共现强度分析及共现网络的动态分析,识别出未来具有发展潜力的技术机会。本文从时序动态分析视角提出的技术机会识别方法,能够在提高技术发展潜力研判的准确性和有效性基础上,丰富并完善共现网络分析方法的研究范畴,为企业精准识别技术机会、不断提升创新效率提供了科学的理论参考依据。

1 技术机会识别路径构建

本文提出的技术机会识别路径主要包含以下4个步骤:

第一,数据的获取及预处理。该阶段涉及下载特定领域专利的申请日、标题与摘要数据,并对数据进行的清洗。

第二,基于LDA模型的技术主题聚类。该阶段需要运用LDA模型聚类技术主题、提取关键词,并采用TF-IDF指标进行重要度分析。

第三,关键词的共现网络构建。该阶段主要包括构建技术关键词整体共现网络及基于技术主题的关键词共现子网络。

第四,技术机会的识别。该阶段主要通过共现强度分析与共现网络动态分析,识别出未来具有发展潜力的技术机会。本文的具体研究路径如图1所示。

1.1 数据的获取及预处理

专利数据因蕴含着大量的技术信息,因此可作为识别技术机会的重要来源^[22-23]。本文选择国家知识产权局检索平台的专利数据库作为数据源。首先,依据领域专家意见确定检索表达式及检索年限并进行专利检索;其次,剔除相关度较低的专利;再次,下载包括专利申请日、标题和摘要等信息并初步去重;最后,对收集到的数据进行清洗,包括中英文同义与近义词的归并。

1.2 基于LDA模型的技术主题聚类

在专利挖掘研究领域,LDA模型被广泛应用于从专利中提取知识要素,即利用狄利克雷分布将高维向量空间的文档进行降维表达,能够自动提取技术主题与关键词进而提升专利数据的挖掘效率,实现对文档和词项的高效聚类^[18,24]。因此,本文采用LDA模型从专利数据中提取技术主题及关键词。

此外,在构建LDA模型之前,还需结合相关文献资料和领域专家意见建立用户词典,以防止专用术语被机械分割;同时构建停用词库以剔除标点符号、语气词及低质量的文本信息。

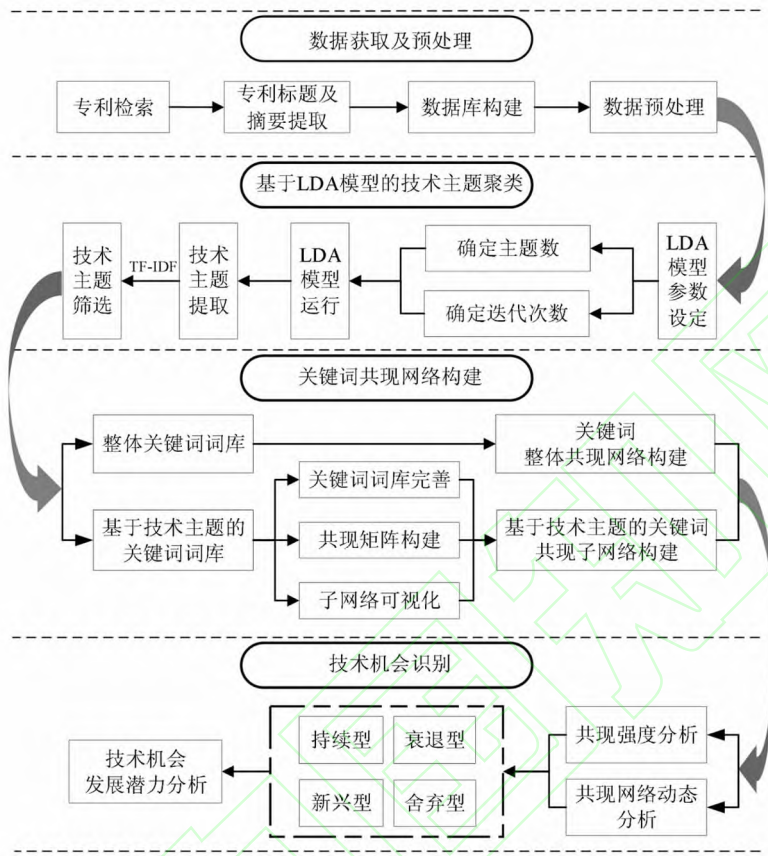


图1 融合LDA与共现网络动态分析的机会技术识别路径

Figure 1 Path of technical opportunity identification by fusing LDA with co - occurrence network dynamic analysis

1.2.1 技术主题的提取

首先,设定LDA模型的参数 α 与 β ,根据式(1)计算困惑度并得到最佳主题数 K ;其次,利用Python的jieba中文分词工具对文本进行分词处理,并利用scikit-learn库进行LDA模型运算,进而获取内容-分词-主题文档与主题-关键词文档;最后,对提取的技术主题进行初步筛选,剔除与技术机会无关的技术主题。

$$perplexity(D) = e \left(- \frac{\sum_{i=1}^M \log p(w_{di})}{\sum_{i=1}^M N_{di}} \right) \quad (1)$$

其中, D 表示专利文档, D_i 表示第 i 个专利文档; N_{di} 表示文档所有词项的总数; $p(w_{di})$ 表示文本集中各文档的产生概率。

1.2.2 技术主题的筛选

在利用LDA模型抽取技术主题和关键词时,往往存在难以精准衡量关键词重要度的缺陷^[25],然而,TF-IDF算法作为一种常用的特征词提取方法,利用词频和逆文档频率共同研判关键词的重要性,能够弥补主要依靠概率高低筛选技术主题及关键词存在的不足^[26]。

因此,本文引入TF-IDF指标对技术关键词的重要度进行分析,通过对每个技术主题下关键词的TF-IDF值求和,筛选出重要的技术主题,计算公式如下:

$$TF-IDF(w_i, D) = \frac{C_{w_i}}{C} * \ln \frac{D}{(d_i; w_i \in d_i) + 1} \quad (2)$$

式(2)中, D 表示文本集合, d_i 表示集合 D 中的文本; C 表示关键词出现总次数集合, w_i 表示关键词, C_{w_i} 表示关键词在文本集合 D 中出现的次数。

1.3 关键词的共现网络构建

1.3.1 技术关键词整体共现网络构建

通过分析共现网络中的节点特征及节点间的语义关系,能够有效识别热点研究领域及其技术机会^[13,27]。因为一个技术关键词通常代表一个节点,与其连接的节点越多表明该节点的影响范围越广,而与其他节点共现的频次越多则说明该节点与其他节点的联系越紧密。

因此,本文将通过构建技术关键词整体共现网络,计算技术关键词的共现强度并对其进行排序,从而系统研判特定技术领域较为重要且影响力较大的技术。

1.3.2 基于技术主题的关键词共现子网络构建

在整体共现网络呈现的关键词共现强度基础上,可进一步分析技术主题与关键词随时间演化的趋势。已有研究大多按照时间顺序罗列不同时期的静态共现网络,难以揭示其动态演化过程,而通过可视化方式融入时变的可视化编码表达,可以更加直观地揭示具象技术的动态发展趋

势。因此,本文将利用Ucinet软件构建共现子网络,借助三维坐标系揭示技术主题及关键词的动态演化过程,将相同技术主题的关键词用相同形状的节点表示,在连接线上用数字标明其连接的紧密程度。具体步骤如下:

首先,完善关键词词库。在筛选技术主题及关键词时,有鉴于关键词在各年度的重要度差异,可能导致某些

关键词因重要度较低而被剔除,难以精准研判关键词随时间连续发生变化的趋势。因此需要完善各年度的关键词词库,即将各年度筛选出的关键词同时加入其他年度的词库以提取各年度的关键词并集。具体过程见表1。其中, T_i 表示时间变量, a, b, c 等分别表示各网络节点。

表1 关键词词库的完善
Table 1 Refinement of keyword lexicon

Time	T_1	T_2	T_3	T_4	...	T_n	备注
Node	a	b	b	d	...	b	检索时间 T_i 包含的节点是否在 $\dots T_{i-1}, T_{i+1} \dots$ 中出现,若不在,则增补为新节点,即取各年度关键词的并集。
	b	c	d	e	...	e	
	c	d	e	f	...	f	
	d	e	f	g	...	g	
	
	e	f	g	g	...	h	

其次,构建共现矩阵。依据完善的关键词词库,在增加时间变量基础上,还需构建融合时序视角的关键词共现

矩阵,见表2。其中, x_i, y_i, z_i 等分别代表在 T_i 年度两节点之间的共现频次。

表2 关键词共现矩阵
Table 2 Keyword co-occurrence matrix

Time	T_1			T_2			T_3			...	T_n		
Node	a	b	c...	a	b	c...	a	b	c...	...	a	b	c...
a	0	x_1	$y_1 \dots$	0	x_2	$y_2 \dots$	0	x_3	$y_3 \dots$...	0	x_n	$y_n \dots$
b	x_1	0	$z_1 \dots$	x_2	0	$z_2 \dots$	x_3	0	$z_3 \dots$...	x_n	0	$z_n \dots$
c	y_1	z_1	0...	y_2	z_2	0...	y_3	z_3	0...	...	y_n	z_n	0...
							...						

最后,可视化共现子网络。依据关键词共现矩阵可构建基于技术主题的关键词共现子网络,在同一个三维坐标系中可视化展示各年度的关键词及其连接关系。

1.4 技术机会的识别

1.4.1 共现强度分析

借鉴吴颖文等^[3]和徐露允等^[28]的研究成果,还需对整体共现网络中的技术关键词进行共现强度分析,筛选出特定技术领域影响力较大的技术,进而可识别知识组合的应用机会和潜在可能。其中的共现强度为具象技术与其他技术共现的频次之和,计算公式如下:

$$S_i = \sum_{j \in N} w_{ij} \quad (3)$$

式(3)中, i, j 分别表示两项不同技术; w_{ij} 表示具象技术 i 与技术 j 共现的频次; S_i 表示技术 i 的共现强度,也即技术 i 对其他技术的影响程度。

1.4.2 共现网络动态分析

利用共现子网络对技术主题及关键词的时序发展变化状态以及不同技术主题之间的交互作用进行动态跟踪分析,能够揭示技术领域的发展脉络和演化趋势。具体包括:

首先,计算基于技术主题的关键词共现子网络中的网络节点共现强度。计算公式如下:

$$S_i(\text{year}X) = \sum_{j \in N} w_{ij} \quad (4)$$

式(4)中, $\text{year}X$ 表示 X 年度; w_{ij} 表示技术 i 与技术 j 在 X 年度的共现频次; $S_i(\text{year}X)$ 表示技术 i 在 X 年度的共现强度。

其次,剖析每个技术主题所含关键词共现强度随时间变化的趋势。

1.4.3 技术机会发展潜力分析

在分别对技术关键词整体共现网络进行共现强度分析、对基于技术主题的关键词共现子网络进行共现网络动态分析的基础上,最终可将关键词划分为持续、新兴、衰退和舍弃4种类型。

其中,持续型关键词是指共现强度较大并且随时间呈稳定上升趋势的关键词;新兴型关键词是指共现强度较小但随时间呈稳定上升趋势的关键词;衰退型关键词是指共现强度较大但随时间呈下降趋势的关键词;舍弃型则是指共现强度较小并且随时间呈下降趋势的关键词。

显然,上述持续型和新兴型关键词所代表的技术机会

可视为未来具有发展潜力的技术机会。

2 案例应用——以无人船为例

随着人工智能技术在计算机网络通信中的高速发展,无人配送车和无人机凸显了一片产业新蓝海^[29]。与此同时,无人船技术也呈现出前所未有的巨大发展前景^[30],在海洋水质监测、水产养殖、水下地形测绘及货物运输等领域得到了广泛应用^[31-32],尤其是近年频发的洪涝灾害,作为主流的由人驾驶的船舶难以满足搜寻范围日益扩大、搜救环境日益复杂、救援时间日益紧迫的要求,精准高效研发相关技术和装置迫在眉睫。

因此,借助前述研究成果,本文将在分析无人船专利文献基础上开展技术机会识别,旨在为相关企业科学选择技术创新方案以提高创新效率提供理论依据。

2.1 无人船专利数据获取及预处理

首先是专利信息的检索及筛选。通过专利检索和领

域专家访谈可确定专利检索表达式(见表3),并在国家知识产权局检索分析平台下载相关专利。

表3 无人船专利检索表达式

Table 3 Patent retrieval expression of unmanned ships	
项目	内容
检索平台	国家知识产权局(http://pss-system.cnipa.gov.cn)
检索时间	2021年11月16日
检索专利范围	中国发明、实用新型与外观设计专利
检索范围	2005年-2021年
检索表达式	关键词=(无人船)

依据表3的限定范围,本文共检索到2751条相关专利,经初步去重、筛除相关度较低的专利后,尚有1925条专利可作为后续分析的数据,如图2所示。

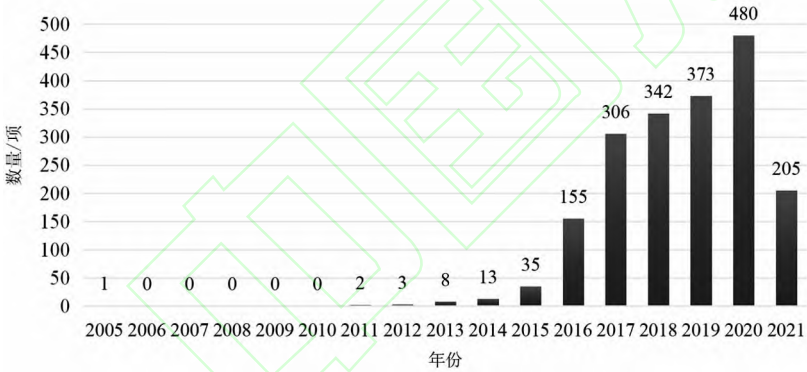


图2 2005—2021年无人船专利申请数量

Figure 2 Number of patent applications for unmanned ships from 2005 to 2021

其次是专利信息年限的选择。纵观无人船从2005至2021年的专利申请数量(由图2可知),2005年诞生了无人船的第一件专利,说明无人船受限于技术瓶颈的制约起步较晚;在2005—2015年10年间,无人船技术领域仍处于缓慢成长期;直至2016年,无人船的专利申请数量急速上升,相关技术由此也进入了快速发展阶段。有鉴于2005—2015年间无人船专利申请数量稀少(仅占总量的3%),加之截至专利检索时点2021年不具有全年的完整数据,故本文选用了2016—2020年共5年的数据进行了分析。

最后是相关技术数据的清洗。在数据分析之前还需对获取的无人船相关技术数据进行清洗。对此,本文在提取2016—2020年1656条专利的申请日、标题及摘要基础上,对文本进行了中英文语义归并及近义词归并,如“GPS”与“卫星定位”“无线网络”与“无线网”等。

2.2 基于LDA模型的无人船技术主题聚类

在构建LDA模型之前,还需结合领域专家意见构建

用户词典与停用词库,以避免无人船专用术语被分割,同时也可去除文本的噪声。

2.2.1 无人船技术主题提取

首先是构建一个包含2016—2020年专利的总文本,同时针对每一年份专利分别设立5个子文本,并设定5个子文本的参数 α 与 β ,通过计算困惑度得到最佳主题数 K 。

其次是利用Python软件中的jieba分词工具和scikit-learn库进行LDA模型运算,分别提取含前述专利总文本的技术关键词及各年份专利文本的技术主题与关键词。

2.2.2 无人船技术主题筛选

首先是依据领域专家意见,剔除关于无人船在渔业、垃圾捕捞以及水质测量等应用领域的主题。

其次是对所保留技术主题与关键词的TF-IDF值进行计算并求和以确定技术主题的重要度,进而选取得分最高的前3个技术主题,结果见表4。

表 4 无人船技术主题筛选结果

Table 4 Screening results of the technology topics of unmanned ships

时间	技术主题			分值		
2016 年	船体结构	动力模块	通信模块	0.171	0.108	0.091
2017 年	动力模块	定位导航	姿态测量	0.113	0.084	0.071
2018 年	动力模块	定位导航	姿态测量	0.091	0.086	0.079
2019 年	动力模块	姿态测量	定位导航	0.101	0.087	0.081
2020 年	动力模块	定位导航	姿态测量	0.092	0.084	0.080

由表 4 不难看出,无人船相对重要的技术主题依次是船体结构、动力模块、通信模块、姿态测量和定位导航等。其中,动力模块、姿态测量和定位导航技术主题随时间始终保持较高的重要性,可作为当前的研究热点。

据此,本文选择了动力模块、姿态测量及定位导航等 3 个技术主题,详细分析了其所包含的关键词。

2.3 无人船关键词共现网络构建

2.3.1 无人船技术关键词整体共现网络构建

首先是从整体文本库中提取出排名前 20 的技术关键词。

其次是利用 Ucinet 构建共现矩阵,进而通过共现网络的可视化表达无人船领域的重要技术,如图 3 所示。

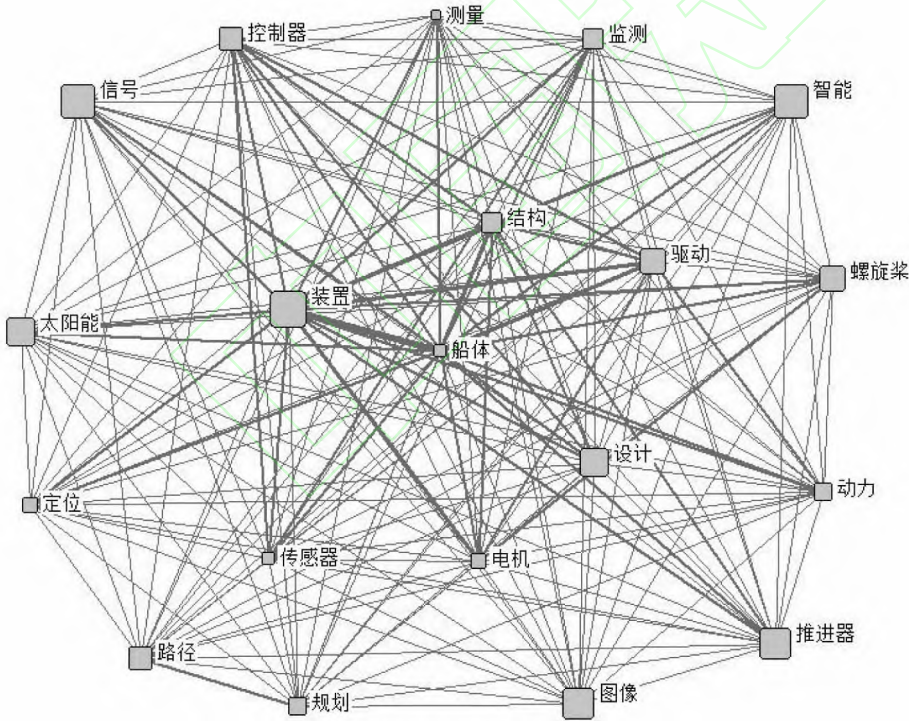


图 3 无人船整体共现网络(排名前 20 关键词)

Figure 3 Overall co – occurrence network of unmanned ships (top 20 keywords)

图 3 中,节点大小可通过软件计算节点的中心度,节点越大其中心度越高;连接线的粗细通过计算共现频次来衡量,以此表示节点间联系的紧密程度,连接线越粗表明节点间的联系越紧密。

2.3.2 无人船基于技术主题的关键词共现子网络构建

首先是完善各年度的关键词词库。鉴于技术主题固有的时序动态特征^[28],为了客观描述无人船技术的演化过程,本文在 2017—2020 年相关关键词词库中加入了

仅在 2016 年词库中出现的关键词,同时在 2016 年关键词词库中加入了其他年份出现的关键词。依此类推,完善了每个年度的关键词词库。

其次是研判技术主题及关键词的动态演化趋势。利用完善后的关键词词库,在加入时间变量基础上可构建共现矩阵,最终得到在三维坐标系中展示的 5 个共现子网络,依此可探寻技术主题及关键词的动态演化趋势。如图 4 所示。

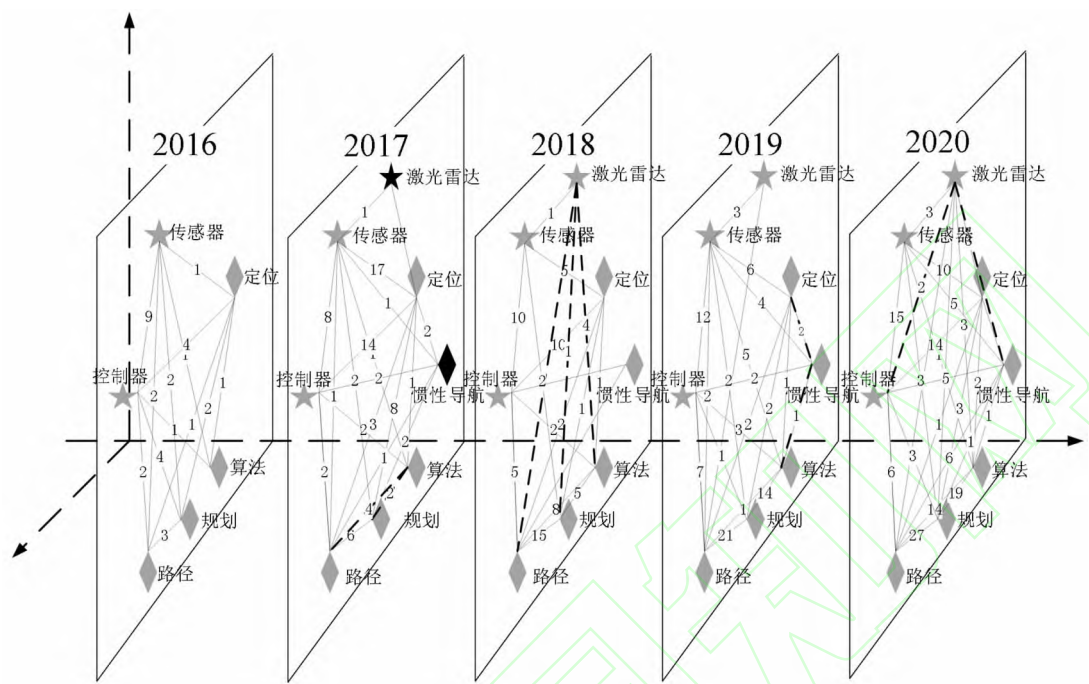


图4 无人船基于技术主题的关键词共现子网络 (此图仅展示部分关键词)
Figure 4 Keyword co-occurrence sub-network for unmanned ships based on technology topics (showing only part of the keywords)

由图4不难看出,无人船领域定位导航技术主题与姿态测量技术主题间关系密切。在展示定位导航及姿态测量技术主题部分关键词子网络时,其中的菱形节点代表定位导航技术主题的关键词,五角星形节点代表姿态测量技术主题的关键词,灰色节点代表第一年即2016年出现的节点,黑色节点代表2017年的新增节点,实线连接线代表2016年出现或上一年出现的连接线,虚线连接线代表当年新出现的连接线。

2.4 无人船技术机会识别

2.4.1 无人船技术共现强度分析

基于图3的分析结果可知,无人船技术中,船体、结构和装置与其他技术的联系较为紧密,其次是驱动、监测、动力和定位等技术与其他技术联系较为紧密;同时,路径和规划之间存在较为紧密的联系,而装置、太阳能和推进器等则是较为重要的节点。

此外,通过计算可得到无人船技术整体共现网络各节点的共现强度,借以衡量知识元素间的直接连接次数,进而识别技术组合的应用机会和潜在可能。由此可绘制无人船关键词共现强度图,如图5所示。

由图5不难看出,在2016—2020年间,对无人船领域研究最多的是船体及装置,其次是对船舶控制、动力模块的研究;共现强度值较大的关键词依次是驱动、控制器、路径、传感器、电机、推进器和定位等表征的技术,同时也是

无人船技术领域研究的热点。

2.4.2 无人船技术共现网络动态分析

基于图4的分析结果可知,在无人船技术中,2016年关于定位导航和姿态测量的技术较少;从2017年开始,相继出现了激光雷达与惯性导航技术,同时开始使用算法对无人船的航行路径进行规划,但此时的激光雷达大多止步于与传感器和定位相连;从2018年开始,无人船技术在路径规划中开始应用激光雷达,且在与2017年专利申请总量相差不大情况下,路径规划的共现频次增长了三倍,由此可见定位导航模块新技术的成长之快;此外,从2019年开始,无人船技术新增了惯性导航与定位的联系,以及惯性导航与算法的联系。

进一步的,从2020年开始,无人船技术领域关键词之间连线的数量激增,共现关系更加丰富,关键词之间的联系也更加紧密,同时出现了更多的交叉技术;另外,路径规划与算法设计成为重点研发方向,因为无人船导航与路径规划直接关系着无人船航行的安全性^[30];此外还新增了激光雷达与控制器和惯性导航的联系,预示着无人船技术开始向更智能化趋势发展,旨在实现控制器的定位、导航、姿态和测量一体化。

首先是关于无人船动力模块技术主题下的关键词,其动态演化趋势如图6所示。

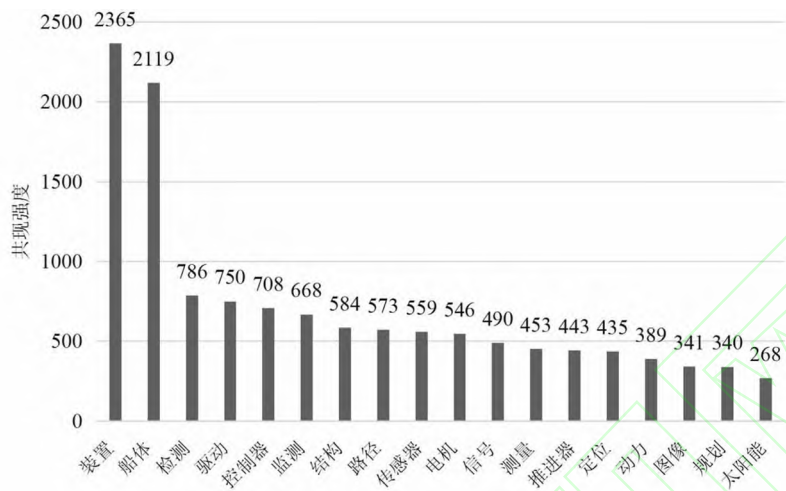


图 5 无人船关键词共现强度
Figure 5 Keyword co – occurrence intensity of unmanned ships

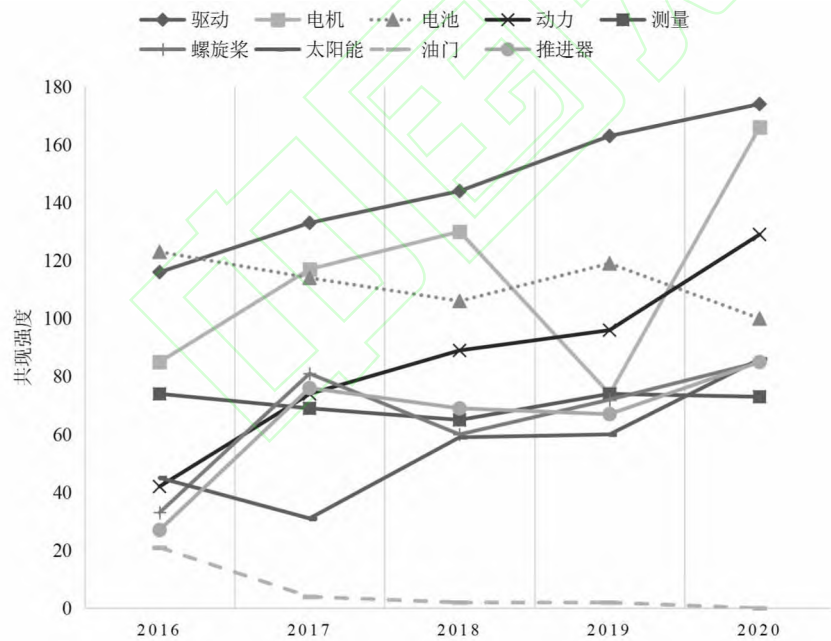


图 6 无人船动力模块技术主题关键词的演化趋势
Figure 6 Trends for evolutions of the technology topic keywords for the power module of unmanned ships

由图 6 不难看出,在无人船技术的动力模块技术主题所包含的关键词中,油门在 2016 年具有较大的共现强度,并且随着时间的延续在逐步衰退;电机、驱动和太阳能等关键词则随着时间的延续有明显上升趋势;而电池、推进器和螺旋桨等关键词则始终保持着稳定的发展态势。由此表明,无人船早期多采用油作为动力,尔后逐步开发了电池、太阳能与风力发电^[33]等供电技术,目前的研究热点主要集中在开发新型电池并为无人船构建自动充电船坞,这为无人船的多用途开发提供了保障。

其次是关于无人船姿态测量技术主题下的关键词,其动态演化趋势如图 7 所示。

由图 7 不难看出,在无人船技术的姿态测量技术主题所包含的关键词中,摄像头的共现强度随着时间的延续逐步降低;而激光雷达的共现强度随着时间的延续有明显上升趋势;传感器、控制器的共现强度遥遥领先且稳定发展;姿态测量则更多用于测量无人船的角度、速度、航向等姿态信息,以此提高无人船在测量等工学领域的精度,进而降低在自动航行轨迹中的偏差。由此表明,无人船的应用开始

从垃圾清理、巡航等低难度工作向高精度工作迈进,未来无人船的应用发展前景不可限量。

最后是关于无人船定位导航技术主题下的关键词,其动态演化趋势如图 8 所示。

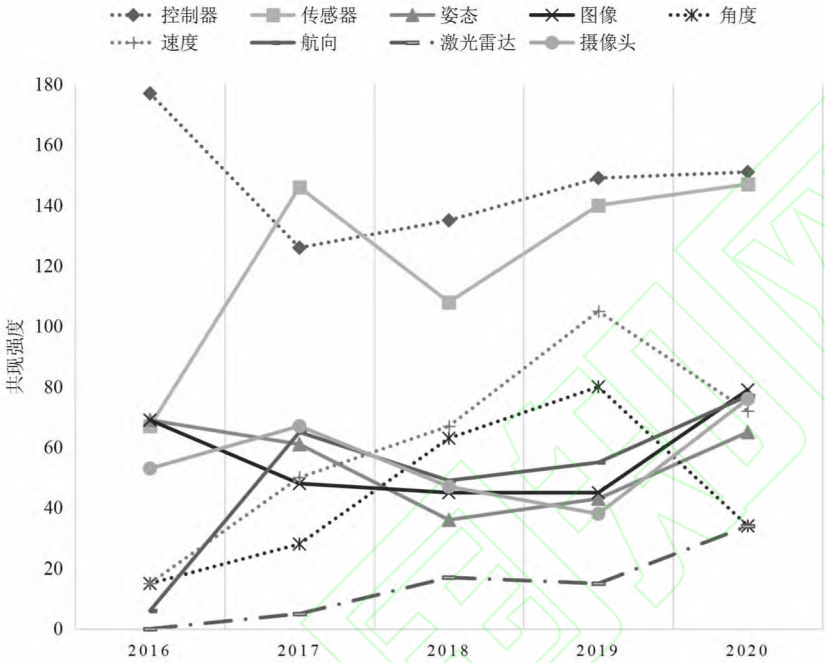


图 7 无人船姿态测量技术主题关键词的演化趋势

Figure 7 Trends for evolutions of the technology topic keywords for the posture measurement of unmanned ships

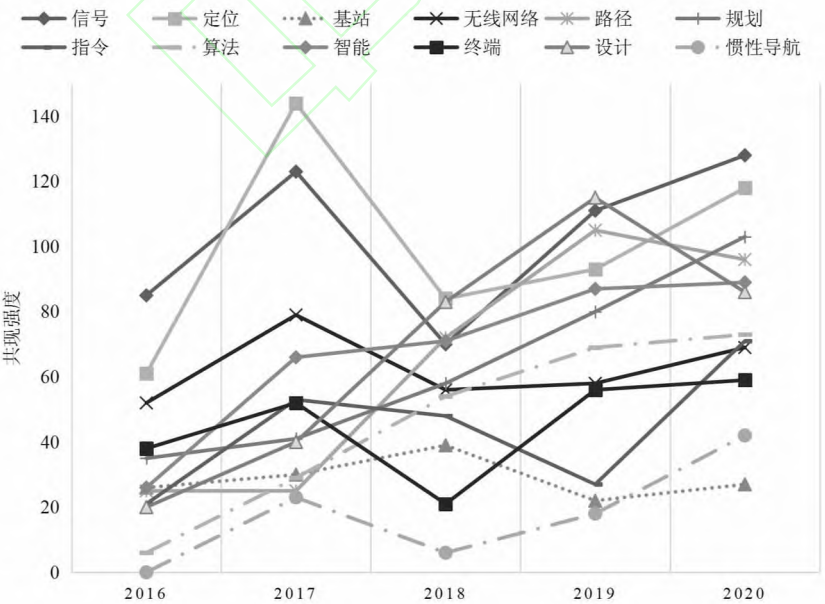


图 8 无人船定位导航技术主题关键词的演化趋势

Figure 8 Trends for evolutions of the technology topic keywords for the positioning navigation of unmanned ships

由图 8 不难看出,在无人船技术的定位导航技术主题所包含的关键词中,信号、定位和无线网络从 2016 年开始

即为研究的热点,且始终保持在较高水平;而路径、规划、指令、算法、智能、设计等关键词的共现强度于 2016 年处

于较低的发展水平,直至2017年才得到爆发式增长;惯性导航的共现强度则随着时间的延续有缓慢增长趋势。由此表明,2016年无人船技术的定位及导航较多采用GPS和北斗导航等系统,随着无人车和无人机领域的蓬勃发展,关于无人船定位导航的研究开始聚焦于智能算法、路径规划和惯性导航^[34-35]。

2.4.3 无人船技术机会发展潜力分析

由上述共现强度分析与共现网络的动态分析可知,无人船技术的路径、规划、控制器、传感器和电池等属于持续型关键词,而算法、激光雷达和惯性导航等属于新兴型关键词,这两类关键词均表征了未来具有发展潜力的技术机会。分析结果如图6至图8所示,其中实线代表持续型技术机会,长划-点线代表新兴型技术机会,圆点线代表衰退型技术机会,短划线则代表舍弃型技术机会。

具体而言,无人船技术的路径、规划、算法、电机、控制器、激光雷达和惯性导航等关键词的共现强度随时间呈明显上升趋势,说明这些关键词所表征的技术重要性及影响力在逐年递增;而舵机、太阳能、电池和推进器等关键词的共现强度则随时间呈明显下降趋势;传感器、定位、摄像头和螺旋桨等关键词的共现强度随时间的波动较小;同时,路径、规划、驱动、控制器、路径、油门、电机、推进器和定位等关键词的共现强度值较大,说明在该领域无人船技术具有较大的发展潜力。

综合前述分析结果,可对无人船的技术创新机会总结如下:

一是在无人船的动力技术领域,需重点挖掘与清洁能源相关的潜在技术,以不断提升无人船的续航能力。例如可考虑将太阳能发电、风力发电和波浪能等发电技术作为无人船的辅助动力,拓展清洁能源的应用领域。同时,鉴于现有主流电池多为界面阻抗大、快充困难且成本较高的固态锂离子电池^[36],因此,围绕无人船的动力技术主题进一步开展技术研发有利于提升其续航能力。

二是在无人船的姿态测量技术领域,需重点挖掘与传感器、激光雷达和摄像头等相关的潜在技术,以不断提高无人船的测量精度、减小自动航行偏差并提升航行的稳定性。尤其是针对无人救援船,以最短的时间完成快速响应和精准救援,即意味着能够将人员伤亡和财产损失降至最低,因此,围绕无人救援船的姿态测量技术主题进一步开展技术研发有利于提升其精准救援能力。

三是在无人船的定位导航技术领域,需重点挖掘与人工智能和机器学习有关的优化算法以及惯性导航技术,以不断提升无人船的避障功能、自动选择最优路径能力和导航范围。随着人工智能和机器学习优化算法的日臻成熟,对无人船自动选择最优路径意义重大;而惯性导航技术则能够帮助无人船在GPS和北斗导航无法覆盖区域或无线电被破坏(如自然灾害)区域正常航行,因此,围绕无人船的定位导航技术主题进一步开展技术研发有利于在强化无人船避障功能的同时扩大无人船的精准导航范围。

3 主要研究结论及启示

3.1 主要研究结论

本文构建了基于LDA模型与共现网络动态分析的技术机会识别路径,通过对获取的相关数据进行预处理,运用LDA模型提取了技术主题与关键词并进行了重要度计算;在此基础上分别构建了整体共现网络与共现子网络;然后依据共现强度及其随时间动态演化的过程,探究了特定领域技术主题与关键词的演化趋势进而将关键词划分为四种类型,从而识别出了未来具有发展潜力的技术机会;最后以无人船为例验证了该路径的可行性,为企业精准高效开展技术研发提供了科学的参考依据。研究发现:

第一,利用LDA模型和TF-IDF指标有助于识别具象化的技术机会。运用LDA模型提取的技术主题及关键词,能够较为具体地表征具象技术要素,进而有效弥补了IPC分类号共现的粗粒度与引文共现的时滞性缺陷;进一步地,引入TF-IDF指标依据重要度对技术主题及关键词进行筛选,能够有效弥补以往单一利用LDA模型难以深度挖掘潜在技术机会的不足。

第二,结合主题模型和共现网络进行动态分析有助于提升技术机会识别的精准性。本文对整体共现网络进行的共现强度分析和对基于技术主题的共现子网络进行的共现网络动态分析,不仅能够避免将高词频却出现下降趋势的关键词误判为技术机会的问题,而且能够发现以往被忽略的低词频却呈现上升趋势的关键词。因此,能够有效弥补以往研究中单纯利用静态共现网络极易掩盖某些具象技术衰退的趋势进而增加企业的技术创新风险的缺陷;同时,有助于客观呈现技术时序性的演化趋势进而发现正在兴起的技术机会。

第三,将关键词划分为四种类型有助于为企业提供科学的决策参考依据。本文将关键词划分为持续型、衰退型、新兴型和舍弃型等4种类型,并将持续型和新兴型这两类具备上升趋势的关键词作为技术机会。由于衰退型和舍弃型具有下降趋势而难以辨别其是否具备研发价值,暂不考虑将其视作技术机会。因此,能够为企业高效开展技术机会识别以避免盲目创新奠定理论基础。

3.2 启示

基于上述研究结论,本文对企业高效精准开展技术创新活动具有一定启示。

首先,需要客观定量地寻找具象的创新机会。对于希望及时把握发展机遇以抢占技术高地的企业,需要关注量化的分析方法以提升技术机会识别的客观性。企业需利用模型提取具象化的技术主题及关键词以表征具象技术要素,进而弥补引文共现和IPC分类号共现的时滞性缺陷和粗粒度缺陷。与此同时,还需合理运用TD-IDF等多种量化指标以提升关键词重要度判别的准确性。

其次,需要全面精准地寻找创新的研发机会。对于从事某一技术领域并希望在其中建立竞争优势的中小型企业

业,需要对通过客观定量分析得到的具象创新机会进行动态演化分析,从而客观全面把握技术发展的脉络和动向。企业需从原有的较多关注高频热点技术而对其动态演化趋势的不敏感转向对二者的整体考虑。对此,不仅需要关注高频及热点技术,还应重视技术的动态演化以避免研发人员只精通特定领域的部分技术而对其他技术的发展脉络并不熟悉而掩盖或误判技术机会的问题,从而提高技术机会识别的精准性。

最后,需要对创新机会划分不同的类型并采取相应的研发策略。持续型的技术机会通常是已经被市场验证过的,相对成熟且具有广泛的应用场景。因此,企业可以通过不断提升产品质量、服务水平和创新能力来巩固自己在市场中的地位。新兴型技术机会通常是刚刚出现或还处于发展初期,具有较高的风险和不确定性,但也存在着巨大的商业机会。因此,企业可以通过市场调研、产品试用、营销推广等方式来积极探索新的商业模式和应用场景,不断拓展市场。对于衰退型和舍弃型技术未来应继续辨别该技术是进入了瓶颈期或是被历史淘汰。

参考文献:

- [1] 张玉利,冯潇,田莉. 大型企业数字创新驱动的创业:实践创新与理论挑战[J]. 科研管理,2022,43(5):1-10.
ZHANG Yuli, FENG Xiao, TIAN Li. Digital innovation - driven entrepreneurship of large enterprises: Practical innovation and theoretical challenges[J]. Science Research Management,2022,43(5):1-10.
- [2] 袁立科,王书华. 走向系统性预测:中国的技术预测历程及实践[J]. 科学学与科学技术管理,2021,42(3):3-15.
YUAN Like, WANG Shuhua. Towards systematic foresight - history and practice of technology foresight in China[J]. Science of Science and Management of S. &T.,2021,42(3):3-15.
- [3] 吴颖文,纪杨建,顾新建. 基于专利动态复杂网络的产业共性技术预测[J]. 计算机集成制造系统,2020,26(12):3185-3194.
WU Yingwen, JI Yangjian, GU Xinjian. Industrial generic technology prediction based on dynamic complex network of patents[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2020,26(12):3185-3194.
- [4] LEE C. A review of data analytics in technological forecasting[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2021, 166(1):120646.
- [5] 苏娜平,谭宗颖. 技术机会分析方法研究综述与展望[J]. 情报理论与实践,2020,43(11):179-186.
SU Naping, TAN Zongying. Review and vision for the future of the research on technology opportunity analysis methods[J]. Information studies: Theory & Application,2020,43(11):179-186.
- [6] REN H, ZHAO Y. Technology opportunity discovery based on constructing, evaluating, and searching knowledge networks[J]. Technovation,2020,1:102196.
- [7] 郑素丽,吴盛豪,郭京京. 自动驾驶汽车技术轨道演进研究:基于社群识别和主路径分析的整合框架[J]. 科研管理,2022,43(2):126-136.
ZHENG Suli, WU Shenghao, GUO Jingjing. The research on the evolution of autonomous vehicle's technological trajectory: An integrated framework based on community recognition and main path analysis[J]. Science Research Management,2022,43(2):126-136.
- [8] KIM B, GAZZOLA G, YANG J, et al. Two - phase edge outlier detection method for technology opportunity discovery[J]. Scientometrics,2017,113(1):1-16.
- [9] LEE C, LEE G. Technology opportunity analysis based on re-combinant search: Patent landscape analysis for idea generation[J]. Scientometrics,2019,121:603-632.
- [10] PARK I, YOON B. Technological opportunity discovery for technological convergence based on the prediction of technology knowledge flow in a citation network[J]. Journal of Informetrics,2018,12(4):1199-1222.
- [11] PARK Y, YOON J. Application technology opportunity discovery from technology portfolios: Use of patent classification and collaborative filtering[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2017,118:170-183.
- [12] JEE S J, KWON M, HA J M, et al. Exploring the forward citation patterns of patents based on the evolution of technology fields[J]. Journal of Informetrics,2019,13(4):100985.
- [13] 曹兴,朱晶莹,杨春白雪. 新兴技术创新网络“液化化”机理及实证分析[J]. 科研管理,2022,43(2):55-64.
CAO Xing, ZHU Jingying, YANG Chunbaixue. The mechanism pf “liquification” of emerging technology innovative network and its empirical analysis[J]. Science Research Management,2022,43(2):55-64.
- [14] 马铭,王超,张伟然,等. 突变视角下潜在颠覆性技术识别与分析方法研究[J]. 情报理论与实践,2021,20(24):6-20.
MA Ming, WANG Chao, ZHANG Weiran, et al. Research on the methods of identifying and analyzing potential disruptive technologies from the perspective of catastrophe[J]. Information studies: Theory & Application,2021,20(24):6-20.
- [15] 陈悦,谭建国,王智琦,等. 专利视角下工业机器人领域的技术机会分析[J]. 科研管理,2018,39(4):144-156.
CHEN Yue, TAN Jianguo, WANG Zhiqi, et al. Technological opportunity analysis of industrial robots from the perspective of patents[J]. Science Research Management,2018,39(4):144-156.
- [16] 张斌. 共词网络的结构与演化:概念与理论进展[J]. 情报杂志,2014,33(7):103-109.
ZHANG Bin. Structure and evolution of co - word network: Concept and research review[J]. Journal of Intelligence, 2014,33(7):103-109.
- [17] HUANG L, CHEN X, NI X, et al. Tracking the dynamics of co - word networks for emerging topic identification[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2021,170:120944.
- [18] 罗恺,袁晓东. 基于 LDA 主题模型与社会网络的专利技术

- 融合趋势研究;以关节机器人为例[J]. 情报杂志,2021,40(3):89-97.
- LUO Kai, YUAN Xiaodong. A study on the technology convergence trend of patent base on LDA and social network: An example of joint robot[J]. Journal of Intelligence, 2021, 40(3):89-97.
- [19] HUANG J Y, CHEN R C. Exploring the intellectual structure of cloud patents using non-exhaustive overlaps[J]. Scientometrics, 2019, 121(2):739-769.
- [20] 陈荣,贺聪聪,孙济庆,等. 基于趋势演化分析的技术预测研究[J]. 科技管理研究,2020,24(7):47-53.
- CHEN Rong, HE Congcong, SUN Jiqing, et al. Research on technology forecasting on trend evolution analysis[J]. Science and Technology Management Research, 2020, 24(7):47-53.
- [21] 刘自强,岳丽欣,许海云,等. 时序共词网络构建及其动态可视化研究[J]. 情报学报,2020,39(2):186-198.
- LIU Ziqiang, YUE Lixin, XU Haiyun, et al. Construction of a temporal co-word network and its dynamic visualization[J]. Journal of the China Society for Scientific and Technical Information, 2020, 39(2):186-198.
- [22] YOON B, MAGEE C L. Exploring technology opportunities by visualizing patent information based on generative topographic mapping and link prediction[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2018, 132:105-117.
- [23] 孔德婧,董放,陈子婧,等. 离群专利视角下的新兴技术预测:基于BERT模型和深度神经网络[J]. 图书情报工作, 2021, 65(17):131-141.
- KONG Deqing, Dong Fang, CHEN Zijing, et al. Prediction of emerging technologies from the perspective of outlier patents: Based on Bert Model and Deep Neural Networks[J]. Library and Information Service, 2021, 65(17):131-141.
- [24] 冯立杰,尤鸿宇,王金凤. 专利技术创新路径识别及其新颖性评价研究[J]. 情报学报,2021,40(5):513-522.
- FENG Lijie, YOU Hongyu, WANG Jinfeng. Research on the path of patent innovation technology opportunities and their evaluation[J]. Journal of the China Society for Scientific and Technical Information, 2021, 40(5):513-522.
- [25] 马永红,孔令凯,林超然,等. 基于专利挖掘的关键共性技术识别研究[J]. 情报学报,2020,39(10):1093-1103.
- MA Yonghong, KONG Lingkai, LIN Chaoran, et al. Key generic technology identification based on patent mining[J]. Journal of the China Society for Scientific and Technical Information, 2020, 39(10):1093-1103.
- [26] 伍之昂,赵新元,黄宾,等. 基于文献计量的大数据管理决策研究热点分析[J]. 管理科学学报,2021,21(6):117-126.
- WU Zhiang, ZHAO Xinyuan, HUANG Bin, et al. Status and trends in big-data-driven managerial decision-making on bibliometric[J]. Journal of Management Sciences in China, 2021, 21(6):117-126.
- [27] ZHANG K, FENG L J, LIN K Y, et al. UNISON framework of model-based innovation for collaborative innovation of smart product-service system design[J]. Computers & Industrial Engineering, 2022, 171:108494.
- [28] 徐露允,曾德明,陈静. 基于专利的知识网络结构特征演变分析:以中国汽车产业为例[J]. 情报学报,2019,38(7):750-759.
- XU Luyun, ZENG Deqing, CHEN Jing. A study on the evolution of knowledge network structure features based on patent intelligence: Empirical analysis of the automobile industry[J]. Journal of the China Society for Scientific and Technical Information, 2019, 38(7):750-759.
- [29] 伍国华,毛妮,徐彬杰,等. 基于自适应大规模邻域搜索算法的多车辆与多无人机协同配送方法[J]. 控制与决策, 2023, 38(1):201-210.
- WU Guohua, MAO Ni, XU Binjie, et al. The cooperative delivery of multiple vehicles and multiple drones based on adaptive large neighborhood search[J]. Control and Decision, 2023, 38(1):201-210.
- [30] 周松立,甘霁斐,陆响晖. 基于智能船舶技术的FPSO智能化研究与展望[J]. 船舶工程,2021,43(8):31-35.
- ZHOU Songli, GAN Feifei, LU Xianghui. Research and prospect of FPSO intelligent based on intelligent ship technology[J]. Ship Engineering, 2021, 43(8):31-35.
- [31] 普东东,欧阳永忠,马晓宇. 无人船监测与测量技术进展[J]. 海洋测绘,2021,41(1):8-12,16.
- PU Dongdong, OUYANG Yongzhong, MA Xiaoyu. Progress in monitoring and measurement technology of unmanned surface vehicles[J]. Hydrographic Surveying and Charting, 2021, 41(1):8-12,16.
- [32] 苏士斌,刘英策,林洪山,等. 无人驾驶运输船发展现状与关键技术[J]. 航海工程,2018,47(5):56-59.
- SU Shibin, LIU Yingce, LIN Hongshan, et al. Development and key technologies of unmanned transport ship[J]. Ship & Ocean Engineering, 2018, 47(5):56-59.
- [33] WANG J F, ZHANG Z X, FENG L J, et al. Development of technology opportunity analysis based on technology landscape by extending technology elements with BERT and TRIZ[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2023, 191:122481.
- [34] 张洋. 复杂航区内无人船自动导航系统[J]. 舰船科学技术, 2021, 43(6A):55-57.
- ZHANG Yang. Design of automatic navigation system for unmanned ship in complex navigation area[J]. Ship Science and Technology, 2021, 43(6A):55-57.
- [35] 刘涛. 基于改进A*算法的无人船路径规划研究[J]. 舰船科学技术, 2022, 44(5):134-137.
- LIU Tao. Research on unmanned ship path planning based on improved A* algorithm[J]. Ship Science and Technology, 2022, 44(5):134-137.
- [36] 宋洁尘,夏青,徐宇兴,等. 全固态锂离子电池的研究进展与挑战[J]. 化工进展,2021,40(9):5045-5060.
- SONG Jiechen, XIA Qing, XU Yuxing, etc. Recent progress and challenges on all-solid-state lithium ion battery[J]. Chemical Industry and Engineering Progress, 2021, 40(9):5045-5060.

Identification of technology opportunities based on the LDA model and co – occurrence network dynamic analysis

Wang Jinfeng^{1,2}, Zhang Zhixin¹, Feng Lijie^{1,3}, Zhang Ke⁴

(1. School of Management, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, Henan, China;

2. China (Shanghai) Institute of FTZ Supply Chain, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China;

3. School of Logistics Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China;

4. Information Management School, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, Henan, China)

Abstract: The external environment for future technological development is characterized by high uncertainty and increasing technological complexity. It is crucial to adopt a scientific and efficient analytical approach to identify technological innovation opportunities. In the era of data science, scientific knowledge is experiencing explosive growth, making it increasingly difficult to evaluate and predict technological trends. Previous studies relying on qualitative or static analysis is no longer sufficient to accurately identify technical opportunities. In order to make informed decisions about scientific development policies, mitigate investment risks, and accurately grasp the direction of scientific development, it is necessary to increase research efforts on the scientific knowledge network and attempt to mine potential knowledge through the co – occurrence network. Therefore, this paper has constructed a path of technology opportunity identification from a dynamic analysis perspective that integrates patent text mining and keyword co – occurrence networks.

Firstly, this paper obtained and preprocessed patent data, and then applied the LDA model to extract technology topics and keywords from the patent data of specific technology domains. In particularly, the LDA model operation was performed using the jieba word splitting tool in Python software and the scikit – learn library. This requires setting the parameters α and β separately and obtaining the optimal topic number K by calculating the perplexity. In the meanwhile, the TF – IDF indicator was also introduced for importance analysis. Secondly, the paper constructed the overall co – occurrence matrix of technology keywords and the co – occurrence matrix based on technology topics with time windows. Subsequently, the overall co – occurrence network of technology keywords and the keyword co – occurrence sub – network based on technology topics were generated based on the co – occurrence matrix. In particularly, this paper systematically investigated and judged the more important and influential technologies in a specific technology domain by constructing an overall co – occurrence network of technology keywords and calculating the co – occurrence intensity of technology keywords. In the meanwhile, the trends in the evolution of technical topics and keywords over time were further analyzed through co – occurrence sub – networks. This requires the generation of a dynamically changing co – occurrence sub – network using the well – established keyword lexicon and the co – occurrence matrix containing time windows. It visualized the keywords and their linkage relationships across years in the same three – dimensional coordinate system.

Thirdly, high – frequency technology keywords were identified based on the overall co – occurrence network, while the evolution process of technology topics and keywords were analyzed based on the co – occurrence sub – network. And then, technology keywords were classified into four types: sustained, declining, emerging, and abandoned. Among them, sustained keywords are those with high co – occurrence intensity and a stable upward trend over time; declining keywords are those with high co – occurrence intensity but a decreasing trend over time; emerging keywords are those with low co – occurrence intensity but a stable upward trend over time; and abandoned keywords are those with low co – occurrence intensity and a decreasing trend over time. In turn, sustained and emerging were identified from these four types as technology opportunities with growth potential.

Finally, using unmanned ships as an example, the technology opportunities contained in the power supply technology topic, attitude measurement technology topic, and positioning and navigation technology topics were identified. For example, sustained technology opportunities such as path planning and sensors, emerging technology opportunities such as lidar and inertial navigation were identified. This paper not only addressed the limitations of static co – occurrence networks in revealing the dynamic evolution process of technological domains, but also avoided the problem of covering up or misjudging some technology opportunities in the innovation process. This will provide a useful decision – making reference for companies to efficiently identify technological innovation opportunities.

Keywords: technology opportunity identification; LDA model; co – occurrence network; dynamic analysis; unmanned ship