

基于动态网络位置的颠覆性技术识别方法^①

邢晓昭^② 袁芳 牟琳 李善青^③

(中国科学技术信息研究所 北京 100038)

摘要 根据颠覆性技术的发展特点,通过组合使用度中心性、中介中心性和接近中心性等网络指标,提出基于网络位置动态性的颠覆性技术识别方法,在技术没有造成显著市场变化时实现预警决策。首先基于论文关键词构建技术主题网络;其次计算每个主题节点的中心性指标并划分区间;最后定义4种网络初始位置,并根据网络位置的变化特征提出4种潜在的颠覆类型。以脑机接口领域论文数据开展实证,验证了该方法的可行性和有效性。

关键词 颠覆性技术识别;网络位置;动态视角;中心性指标;颠覆类型

0 引言

“颠覆性技术”一词最早由文献[1]提出。颠覆性技术以一种另辟蹊径的、激烈的方式突破现有技术范式,改变传统技术轨道和市场格局,被称为“改变游戏规则”、“重塑未来格局”的革命性力量^[1]。颠覆性技术对于我国创新驱动发展来说,既是机遇也是挑战。对颠覆性技术形成的准确和早期识别,可以提高对新技术的利用机会,建立或维持竞争优势,而误判和漏判会使我国在某些关键技术领域面临被赶超和被替代的风险,从而遭受巨大经济损失。但由于颠覆性技术的发展具有过程复杂、高度不确定性的特征,对此类技术的发现和预测既是热点,也是难点。大数据技术极大丰富了对于知识结构的分析方法和工具,基于科技文献的知识网络能够从系统角度展示某一领域的知识结构。本文以关键词作为基本知识单元,通过对网络结构特征及演化规律的监测,识别关键技术节点,并尽早发现颠覆性技术趋势。

1 相关研究

早期学者主要采用事后方法,即通过对技术应用后的影响和价值进行评估来识别颠覆性技术。事前方法的框架体系尚未完全建立,将现有技术预测方法融入颠覆性技术识别是对事前方法的补充和完善。颠覆性技术事前识别方法主要包括主观判断方法和客观分析方法。主观判断方法从技术管理角度出发,对技术特征及其应用属性进行评价分析,主要包括技术路线图法、德尔菲法、情景分析法、指标评估法等^[2-4]。主观判断方法相对灵活,可以多种方法配合使用、互相辅助。但预测过程复杂,结果依赖专家判断,容易造成个人偏差且复用性低。客观分析方法主要是以专利、论文等作为数据来源的文献计量方法。专利数量、专利引文、专利科学引文和IPC分类号是常用的颠覆性潜力计量属性^[5-7]。传统的外部特征统计方法缺少对科技文本内容的理解,因此有学者开始从计量分析视角转向语义分析,基于内容的文本挖掘方法使分析结果更加深入、直观,提高了技术主题识别的准确性^[8-10]。

^① 中国科学技术信息研究所青年基金(QN2021-01)和国家重点研发计划课题(2019YFA0707203)资助项目。

^② 女,1988年生,硕士;研究方向:专利分析,技术识别;E-mail: xingxz@istic.ac.cn。

^③ 通信作者,E-mail: lishanqing@istic.ac.cn。

(收稿日期:2021-09-29)

属性计量一般将一篇技术文献看作一项独立的技术,且计量维度较为单一。网络分析从系统视角出发,能够从技术本身和技术之间的关联角度共同揭示技术节点的所处位置,为颠覆性技术的早期、精准识别提出了新的可能性。Dotsika^[11]将关键词的网络位置指标进行组合、排序和系统分组,以创建离散参考模块,最后将这些模块组合起来,形成一个整体框架。Mariani 等人^[12]超越传统引文计数,同时考虑引文网络拓扑结构和时间信息,提出一种年龄标准化的专利中心性度量指标——修正 PageRank,以便尽早识别突变性技术。

综上,客观分析方法能够从一定程度上弥补主观判断方法的缺陷,提升识别方法的准确性、简洁性和适用性。该类方法中,基于内容的文本挖掘和知识网络分析是最新趋势。现有研究中也存在以下一些不足之处。(1)对颠覆性技术理论框架研究薄弱,识别方法相对单一和滞后,特别是基于客观数据的早期识别方法不足。(2)量化指标未能充分体现颠覆性技术核心特征。现有客观识别指标多是建立在已有方法基础上,虽然针对颠覆性技术内涵特征进行了改进与完善,但另辟蹊径、意料之外的应用和早期不易发现等特征仍未能得到很好的表达和抽象。(3)观察视角的动态性不足。颠覆性技术的发展存在一个从边缘走向主流并替代现有技术的突变过程,现有少量的基于知识网络的识别方法主要采用静态指标来识别颠覆性技术,对这种动态趋势的表达有待加深。本文将语义分析与网络分析技术相结合,考察知识网络中关键技术节点属性特征及其变化规律,深入分析网络特征变化背后的驱动力量和技术趋势,并从中识别具有高颠覆性潜力的技术主题。

2 研究方法

本研究基于论文关键词的网络位置变化趋势来筛选颠覆性技术主题。一般认为,作者关键词能够概括一篇论文的核心概念和重点,因此由某一领域关键词(节点)及词间关系(边)所构成的网络可以很好地揭示该领域的研究主题及主题间关系模式。

如果一个关键词节点代表一个技术主题,那么节点的网络位置可以很好地反映主题的学科地位和影响力,之前学者提出了很多识别网络中重要节点的指标和方法。对于颠覆性技术识别来说,那些长期占据重要位置的节点一般属于在位技术,而本研究的关注重点是那些从边缘向核心转移、从低影响力向高影响力发展、连接不同主题聚簇并催生新热点以及新出现并迅速居于重要位置的节点。要识别这些节点,一方面需要设计指标来捕捉网络特征,另一方面需要关注节点位置的时序变化。

2.1 节点网络位置与主题特征之间的关联性

2.1.1 颠覆性技术特征

Christensen^[13]认为,颠覆性技术具有简单、方便、便宜等特点,往往从低端或边缘市场进入,逐渐吸引主流用户并最终替代现有技术,形成新的价值体系。与渐进性技术相比,颠覆性技术具有前瞻性、超越性、隐蔽性、突变性、不确定性等基本特征。

(1) 前瞻性

颠覆性技术影响力巨大,只有敏锐洞察并独家掌握才具有革命性效果。这需要从战略高度深刻理解技术所在领域的发展现状、技术体系和技术轨迹,并以前瞻的思维和严谨的科学态度,跟踪、分析、判断、预测可能带来颠覆性影响的技术。与数量特征和引文特征相比,网络特征对于技术地位的变化更为敏感,在揭示颠覆性趋势方面更具有超前性。

(2) 突变性

颠覆性技术既要符合技术发展规律,又在常识意料之外,使对手猝不及防,形成所谓的“技术突袭”,有可能改变技术力量对比,影响竞争格局。当技术节点的网络位置在短时间内从边缘向核心转移、影响力显著提高时,体现突变性特征。

(3) 隐蔽性

颠覆性技术在刚出现时,由于一些技术障碍没有完全攻克,而相关配套设施也不够完善,因此在主流性能上往往处于劣势,无法吸引主流用户和企业的关注。因此,技术节点的初始网络位置一般表现为低影响力和低中心性。

(4) 超越性

颠覆性技术能够满足未被在位技术所发掘的潜

在需求。该技术可能是全新的原始创新技术,也可能基于原有概念或机理的跨学科、跨领域的创新型应用,或支撑关键技术创新的新的使能技术。不同的网络初始位置及趋势特征可能预示不同的潜在颠覆类型。

2.1.2 中心性指标介绍

中心性指标是刻画节点网络位置、衡量其影响力的最常用指标。主要中心性指标包括度中心性(degree centrality)、中介中心性(betweenness centrality)和接近中心性(closeness centrality)。其中,度中心性是从连接广泛性角度来表示节点影响力,中介中心性是从路径控制角度来表示节点影响力,而接近中心性从距离角度来表示节点影响力。3 种性指标的具体计算公式如下。

(1) 度中心性

度中心性定义为与节点直接相连的邻居数(见式(1))。

$$D(u) = \sum_{v=1}^{n-1} x_{uv} \quad (1)$$

式中, x_{uv} 表示点 u 和点 v 之间的一条边, n 表示图的规模。节点的度中心性越高,对应关键词在网络中具有越高的语义重要性。

(2) 中介中心性

中介中心性定义为一个节点处于其他节点最短路径上的概率(见式(2))。

$$B(u) = \sum_{s,t \in V} \frac{\sigma(s,t|u)}{\sigma(s,t)} \quad (2)$$

式中, s 和 t 表示图中除节点 u 以外的任意两点, $\sigma(s,t)$ 表示 s,t 之间的最短路径数, $\sigma(s,t|u)$ 表示

s,t 之间经过 u 的最短路径数。节点的中介中心性越高,关键词越有可能充当其他主题之间的桥,因而在信息传播中的影响力也越大。

(3) 接近中心性

接近中心性定义为一个节点与图中所有其他节点的平均最短路径长度的倒数(见式(3))。

$$C(u) = \frac{n-1}{\sum_{v=1}^{n-1} d_{uv}} \quad (3)$$

式中, d_{uv} 表示点 u 和点 v 之间最短路径长度, n 表示图的规模。节点的接近中心性越高,关键词所代表的主题与其他主题距离越接近,也越有可能是中心主题。这种节点可以更快速影响其他主题,同时受其他主题的控制程度较低。

2.1.3 中心性指标的不一致性与对应主题特征

中心性越高,节点的位置越接近网络核心。一般来说,中心性指标之间具有正相关关系,但有学者^[11,14]指出,指标之间的不一致情况为考察网络结构提供了一种新的视角(如表 1 所示)。例如,细分的桥接主题垄断了从少数指向大多数的关系,这类节点指示主流聚簇与边缘聚簇之间的桥接主题,如果伴随节点度的增长,则体现颠覆性趋势。又如,低频的中心主题指示重要主题相关的新兴主题,可能是一项核心技术的子技术,或一件核心产品的功能需求。如果节点度升高,则颠覆性潜力增加。本文将组合中心性指标来定义节点网络位置,进而通过对比不同时间片网络中节点位置的变化来识别颠覆性趋势。

表 1 中心性指标与主题特征

	度中心性低	中介中心性低	接近中心性低
度中心性高		成熟的流行主题,其相邻主题之间是绕过它的冗余关系。	细分的流行主题,其所嵌入的主题聚簇远离网络中的其他节点。
中介中心性高	低频的桥接主题,其为数不多的关系对主题网络流动来说至关重要。		细分的桥接主题,垄断了主流与边缘聚簇之间的主题联系。
接近中心性高	低频的中心主题,与重要主题相关的新兴主题。	成熟的中心主题,与许多其他主题一起建立良好的关系。	

2.2 基于节点网络位置来识别颠覆性技术

2.2.1 网络结构分析

基于发表时间将论文数据划分为 2 个集合,尽量保证每个数据集包含的论文数量均等。提取论文

关键词,经过预处理后,构建关键词共现矩阵,得到2个时间片的关键词网络。在识别颠覆性技术主题之前,首先需要通过网络整体特征分析来评估本文中关键词网络对真实知识结构的模拟效果。真实世界中大型网络一般是小世界网络,该类网络具有高聚类系数、低平均路径长度以及稀疏等特征。本研究通过网络密度、聚类系数、平均路径长度和节点度分布4个指标来判断网络结构特性。

2.2.2 中心性指标计算

网络分析与可视化软件 CytoScape 提供对于以上3种中心性指标的分析功能。但是对于接近中心性, CytoScape 是基于当前节点与所有可达节点平均最短距离的倒数来计算该指标的,这种计算方式在处理非连通图时存在偏差。Ucinet 提供多种表示接近中心性的方法和处理无限距离的策略,因此本文采用 CytoScape 来计算度中心性和中介中心性,采用 Ucinet 来计算接近中心性。具体来说,选用倒数距离之和来计算接近中心性,不连通节点之间的倒数距离设为0(见式(4))。

$$H_{\text{norm}}(u) = \sum_{v=1}^{n-1} \frac{1}{d(v,u)} \quad (4)$$

式中, $d(v,u)$ 是点 u 和点 v 之间的最短距离, n 是整个图中包含的所有节点数,当点 u 和点 v 之间没有路径时, $d(v,u)$ 等于无穷大,而 $\frac{1}{d(v,u)}$ 为0,孤立节点的调和中心性为0。

2.2.3 指标值区间划分

由于网络的规模和结构不同,节点在2个时间片网络中指标值的变化参考性不强,而节点的排名变化则更能准确反映其位置重要性的变化趋势,但当很多节点的指标值相同时,排名的上升并不一定意味着节点重要性增加。将指标值划分为不同区间,在降低数据复杂性的同时,节点在区间之间的跨越也反映了其位置重要性的显著变化。区间的划分一方面要体现网络结构的差异性,同时兼顾区间节点数量的均衡性。本文基于指标值升序排列后的分位点将各指标划分为由低到高的3或4个区间,再结合每个区间所包含的节点数进行调整,以保证各区间节点数量的均衡型。

2.2.4 颠覆性趋势识别

颠覆性技术的产生需要一定条件,包括技术固有的属性条件和受到触发而形成的发展条件。这2种条件分别反映在节点的初始位置和其网络位置的变化趋势上。网络初始位置的不同,体现了技术地位的差异性,进而决定了发展路径的差异性,由此产生不同的颠覆类型(如表2所示)。本研究定义4种初始主题,分别对应4种颠覆类型。

3种中心性都很低的节点定义为边缘主题。当边缘主题由于条件触发产生性能上的优越性,或通过异于主流产品的特征吸引低端用户或新用户,并逐步取代市场在位者时,产生低端颠覆。如果边缘主题3种中心性指标都显著增长,那么主题正由边缘向核心移动,可能具有低端颠覆趋势。

中介中心性高、接近中心性低、总影响力低的节点定义为边缘技术的桥接主题,包括主流-边缘技术之间的桥接主题,和边缘-边缘技术之间的桥接主题。当组合现有技术进行集成创新导致重大范式转变,或组合产品性能进行产品优化而提高效率或降低成本时,产生融合型颠覆。如果边缘技术的桥接主题接近中心性升高,且总影响力显著升高,那么技术融合取得成功并跻身主流市场,可能具有融合型颠覆趋势。

接近中心性高、度中心性低、总影响力低的节点定义为主流技术的相关主题。当主流技术的潜在功能得到开发和扩散,并获得一定的市场占有率时,会围绕该技术形成一个局部的新技术颠覆;而当主流技术的相关技术获得突破,从而进一步扩大技术优势和影响力时,会围绕该技术形成一个局部的原理型颠覆。如果主流技术的相关主题度中心性升高,总影响力显著提升时,代表该相关主题的直接影响范围扩大,可能具有局部原理型/新技术颠覆趋势。

除了以上3种具有特殊初始位置的低影响力主题外,新出现主题也具有较高的颠覆性转化潜力。该类主题的主要特点是新,即出现时间晚、发展历程短。当新技术的出现改变了原有技术属性集,并替代现有技术轨道时,形成全局的原理型颠覆;而当以用户需求为主导,开发全新产品,颠覆市场竞争格局时,产生全局的新技术颠覆。如果新出现主题的3种中心性均很高,证明新技术恰好弥补当前技术空

白,或新产品高度符合用户预期,一出现就被广泛应用和采纳,可能具有全局原理型/新市场颠覆趋势。

本文通过对中心性指标的动态监测识别颠覆性

技术,在此基础上对不同初始主题进行分类研究,深入分析其颠覆性转化概率和技术主题内容。

表 2 3 种低影响力主题和新出现主题的初始网络位置特点和颠覆性趋势判定标准

初始主题	初始网络位置	颠覆性趋势判定	潜在颠覆类型
边缘主题	3 种中心性都很低	3 种中心性升高、总影响力显著提升	低端颠覆
边缘技术的桥接主题	中介中心性高、接近中心性低、总影响力低	接近中心性提升、总影响力显著提升	融合型颠覆
主流技术的相关主题	接近中心性高、度中心性低、总影响力低	度中心性升高、总影响力显著提升	局部原理型/新市场颠覆
新出现主题	出现时间短、发展历程短	影响力迅速升高	全局原理型/新市场颠覆

3 实证分析

本文基于脑机接口领域论文数据开展实证研究。以“((* brain * NEAR/2 (machine OR computer) NEAR/1 interfac *) OR ‘direct neural interface’ OR ‘direct brain computer communication’ OR ‘direct brain connection’)”为检索式在科睿唯安 Web of Science 平台进行检索,时间范围选择 2012 - 2020 年,论文类型选择“Article”和“Proceedings Paper”,共得到脑机接口领域论文 9276 篇。删去“brain computer interface”等表示领域名称的关键词,以及

关键词数量小于 2 的论文,将剩余数据划分为 2 个时间片,其中 2012 - 2016 年包含论文 3447 篇,2017 - 2020 年包含论文 3926 篇。提取论文关键词,构建 2 个时间片的关键词共现网络。

3.1 关键词网络分析

2 个时间片网络的基本指标如表 3 所示。可以发现,二者的网络密度和平均路径长度均较低,而聚类系数较高,证明这 2 个网络属于小世界网络,即大多数关键词不直接相连,却具有共同的邻居,且主题聚簇之间可以通过很少步数彼此连接。并且随着研究不断成熟化,这种趋势有进一步加剧趋势。如图 1、2 所示,2 个网络的节点度分布均高度倾斜,且

表 3 网络整体指标

	节点数量	网络密度	平均路径长度	聚类系数	节点平均度
2012 - 2016 年	6469	0.001	3.225	0.839	7.942
2017 - 2020 年	7932	0.001	3.107	0.858	10.049

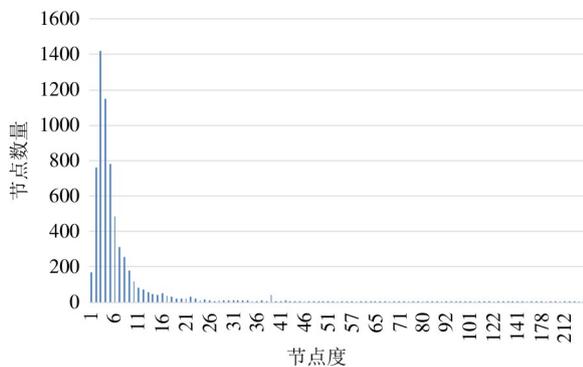


图 1 2012 - 2016 年节点度分布

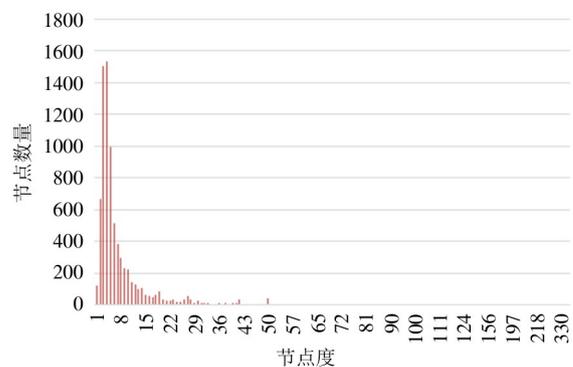


图 2 2017 - 2020 年节点度分布

满足幂律分布特征。表明网络中存在一些能够连接大部分主题的中心主题,这些关键词构成主流研究方向,同时存在大量的低链接主题,边际和新兴趋势一般产生于这些长尾主题。

3.2 指标计算与区间划分

节点中心性指标的统计摘要如表4所示,结合分位点和指标值分布规律,将各数值序列划分为由低到高的区间。如前所述,度中心性(d)满足幂律分布,且取值断层不体现网络结构差异性,因此按4分位点将其划分为低、较低、较高和高4个区间。中介中心性(b)中0值节点在2个时间片中分别占到

76.4%和77.2%,将这些节点划归低区间,剩余节点按中位数分为较高和高2个区间。接近中心性(c)在 $\theta(5 < \theta < 15)$ 到 $\gamma(900 < \gamma < 1500)$ 之间出现断层,当 $c \leq \theta$ 时,节点与最大主成分不连通,将这些节点划归低区间;当 $c \geq \gamma$ 时,节点与最大主成分联通,将这些节点按3分位点划分为较低、较高和高3个区间。对于2012-2016年关键词网络, $\theta = 8, \gamma = 936$;对于2017-2020年关键词网络, $\theta = 13, \gamma = 1334$ 。各指标区间的划分标准和节点数量如表5所示。

表4 节点中心性指标统计摘要

指标名称	2012-2016年			2017-2020年		
	最小值	最大值	平均值	最小值	最大值	平均值
度中心性(d)	1	1277	7.94	1	1709	10.05
中介中心性(b)	0	5 676 201.5	6742.63	0	6 845 955.5	7876.22
接近中心性(c)	1	3495.70	1790.89	1	4436.24	2316.65

表5 区间划分标准与节点数量分布

指标名称	2012-2016 区间划分标准	2012-2016 区间节点数	2017-2020 划分标准	2017-2020 区间节点数
度中心性(d)	低: $d \leq 3$,	低:2352,	低: $d \leq 3$	低:2284
	较低: $3 < d < 5$	较低:1150	较低: $3 < d < 5$	较低:1537
	较高: $5 \leq d \leq 7$	较高:1582,高:1385	较高: $5 \leq d \leq 8$	较高:2192
	高: $d > 7$		高: $d > 8$	高:1919
中介中心性(b)	低: $b = 0$	低:4941	低: $b = 0$,	低:6125
	较高: $0 < b \leq 3285$	较高:763	较高: $0 < b \leq 3890$	较高:904
	高: $b > 3285$	高:765	高: $b > 3890$	高:903
接近中心性(c)	低: $c \leq 8$	低:401	低: $c \leq 13$	低:448
	较低: $936 < c < 1794$	较低:2016	较低: $1334 < c < 2290$	较低:2504
	较高: $1795 \leq c \leq 2060$	较高:2015	较高: $2290 \leq c \leq 265$	较高:2491
	高: $c > 2657$	高:2037	高: $c > 2657$	高:2489

3.3 颠覆性技术主题分析

用整数1~4来表示节点所属区间,其中1表示低区间,4表示高区间。在此基础上,定义持续高影响力主题、昙花一现主题和颠覆性主题等几种典型主题的识别策略。此后,进一步根据初始主题的不同对颠覆性主题的具体类型加以区分。

3.3.1 几类代表性主题的识别

如表6所示,高影响力主题要求关键词的3种中心性指标均属于高区间,或2种中心性指标属于高区间,另外一种为较高,即指标和(sum,这里指3种指标所属区间的和)大于10。持续高影响力主题在2个时间片中均为高影响力主题。这类主题代表领域中的共性关键技术或主流范式,如eeg(脑电图)、motor imagery(运动想像)、p300(P300事件诱

发电位)、ssvep(稳态视觉诱发电位)、machine learning(机器学习)等,本研究共识别出持续高影响力主题 558 个。

昙花一现主题在 2012-2016 年之间中出现过,但在 2017-2020 年之间没再出现。这类主题代表从其他领域中偶然借用、过于细分、已被淘汰或暂未被接受的方法和概念,如 whole genome sequencing(全基因组测序),hyper sausage neuron(超香肠神经元),emotional imagery(情绪意象)等均属此类。昙花一现主题数量众多,对其进行识别有助于过滤外围主题,锁定研究目标。

颠覆性技术主题可能连续出现在 2 个时间片

中,且在第 1 个时间片为低影响力主题。这类技术的发展相对缓慢,可以观察其重要性升高的过程,在其成为高影响力主题之前进行捕捉。如果关键词在 2 个时间片的指标和增加值($difference = sum1 - sum2$)大于 3,且第 2 个时间片中各指标($d2, b2, c2$)均为较高及以上,则判定该主题为颠覆性主题,低端颠覆、融合型颠覆和局部原理型/新市场颠覆都属于此类。此外,颠覆性技术还可能只出现在第 2 个时间片中,同时也是高影响力主题。这类技术一经出现热度迅速上升,发展速度快,更需要密切关注。全局原理型/新市场颠覆属于这一类颠覆,本研究共识别出颠覆性主题 797 个。

表 6 各类主题识别标准及识别结果

主题类型	量化标准	主题数量(占比)
持续高影响力主题	$(sum1 > 10) \text{ AND } (sum2 > 10)$	558 (4.46%)
昙花一现主题	$(Exist1 = \text{TRUE}) \text{ AND } (Exist2 = \text{FALSE})$	4575 (36.58%)
颠覆性主题	$((d2 > 2) \text{ AND } (b2 > 2) \text{ AND } (c2 > 2) \text{ AND } (difference > 3)) \text{ OR } ((Exist1 = \text{FALSE}) \text{ AND } (Exist2 = \text{TRUE}) \text{ AND } (sum2 > 10))$	797 (6.37%)

3.3.2 各类初始主题的颠覆性趋势分析

进一步对边缘主题、边缘技术的桥接主题和主流技术的相关主题 3 类初始主题向颠覆性主题转化的趋势进行分析。由于新出现主题在第 1 个时间片中尚未出现,在此不讨论其发展趋势。各类初始主题识别标准如表 7 所示。实验结果表明,这 3 类主题向颠覆性主题转化的总概率($R \times D$)和成为高影

响主题的总概率($D \times H$)均高于其他低影响力主题。其中以边缘技术的桥接主题最高,这类主题数量最少,该结果与文献[14]的判断相一致,但其重复出现的概率远高于其他主题。边缘主题重复出现的概率较低,但其在重复出现的条件下具有颠覆性趋势的概率最高。

表 7 特殊网络位置节点的颠覆性趋势分析

初始位置	识别标准	主题数量	重复出现概率(R)	颠覆性主题概率 重复出现(D)	高影响主题概率 重复出现(H)
边缘主题	$d1 \in \{1,2\}, b1 = 1, c1 \in \{1,2\}$	1659	0.151	0.402	0.343
边缘技术的桥接主题	$b1 \in \{3,4\}, c1 \in \{1,2\}, sum1 \leq 8$	79	0.456	0.278	0.361
主流技术的相关主题	$c1 \in \{3,4\}, d1 \in \{1,2\}, sum1 \leq 8$	1798	0.185	0.337	0.277
其他低影响力主题	$sum1 \leq 8, k \notin (S1 \cup S2 \cup S3)$	1421	0.181	0.245	0.265

3.3.3 各类颠覆性主题内容分析

边缘主题、边缘技术的桥接主题、主流技术的相关主题和新出现主题成功转化为颠覆性主题后,分别对应低端颠覆、融合型颠覆、局部原理型/新市场颠覆和全局原理型/新市场颠覆。797 个颠覆性主

题中,共有 734 个主题(占比 92%)可以被划分到以上 4 种类型,而其他类型颠覆则由其他 2012 - 2016 年间出现的低影响力主题转化而来。各类颠覆性主题数量及详细内容如表 8 所示。

表 8 各类颠覆性主题数量及详细内容(部分)

潜在颠覆类型	初始位置	颠覆性主题数量	颠覆性主题举例
低端颠覆	边缘主题	101	transient VEP(瞬态视觉诱发电位) backscatter communication(反向散射通信) nuclear norm(核范数) echo state network(回声状态网络) environmental control(环境控制) response time(响应时间) received signal strength(接收信号强度) gliosis(胶质增生)
融合型颠覆	边缘技术的桥接主题	10	periodogram(周期图法) onset detection(起点检测) covert speech(隐蔽语音) inductive coupling(电感耦合) high speed(高速)
局部原理型/ 新市场颠覆	主流技术的相关主题	112	tikhonov's regularization(tikhonov 正则化) firefly algorithm(萤火虫算法) covert visuospatial attention(内隐视觉空间注意) unmanned aerial vehicle(无人机) drowsy driving(疲劳驾驶) mixed reality(混合现实) matrix speller(矩阵拼写器) emotional stability(情绪稳定性)
全局原理型/ 新市场颠覆	新出现主题	511	graphene(石墨烯) blockchain(区块链) soft robotics(软体机器人) edge computing(边缘计算) memristor(忆阻器) memory retrieval(记忆提取) social robot(社交机器人) consumer behavior(消费者行为)
其他类型颠覆	其他低影响力主题	63	adaptive BCI(自适应脑机接口) system on chip(片上系统) biocompatibility(生物兼容性) calcium imaging(钙成像) home automation(家庭自动化)

低端颠覆中,技术方法类主题多为与主流技术相对应的边缘技术,在某种条件触发下关注度增加。

如瞬态视觉诱发电位与稳态视觉诱发电位同为由外界视觉刺激所引起的视觉皮质电活动,稳态视觉诱

发电位现已成为脑机接口的三大主流范式之一,而瞬态视觉诱发电位因刺激的时间间隔较长,能够完整地记录每一个脑电诱发电位,近几年常被用于开展视觉研究。反向散射通信原来是一种传统的信号处理方法,近几年受到射频识别技术的带动而广泛应用于物流领域和电子收费系统。而在功能应用方面,将脑接口设备带出实验室,在家庭或医院环境下使用成为一个主要目标,因此涉及便捷性和稳定性的环境控制、响应时间和接收信号强度等指标逐渐获得重视。融合型颠覆多为本领域以外方法和概念的输入,如周期图法是一种经典功率谱估计方法,起点检测、隐蔽语音最初用于语音信号处理,现在广泛应用于脑电信号解码。而电感耦合是电力工程学概念,脑机接口芯片通过电感耦合的方式从外部获取能量,从而可以实现无接触式充电功能。局部原理型颠覆一般为主流技术细分模块或配套技术的更新,如 tikhonov 正则化是机器学习的一个预处理步骤,用于限制模型参数,从而减少模型过拟合的可能。萤火虫算法是一种启发式优化算法,在脑机接口领域常与机器学习算法配合进行特征提取。内隐空间注意是近几年开始流行的一种范式,常与运动想像范式相结合来实现对物体的三维控制。局部新市场颠覆多为成熟范式的新应用场景开发,如基于运动想像范式的无人机控制和疲劳驾驶检测,以及基于 P300 范式的矩阵拼写器等等。全局原理型颠覆是指新技术的出现突破原有技术范畴,改变原有技术轨道,对整个领域产生广泛而深刻的变革,如石墨烯材料对于提升电极安全性和使用寿命意义重大,而区块链技术显著降低了脑电数据在传输和存储过程中的泄漏风险。全局新市场颠覆是指不同于以往的全新产品或应用方向探索,如记忆提取、社交机器人、脑机接口等。其他类型颠覆中节点的初始位置均为度中心性高且中介中心性低,这类主题包括自适应脑机接口、片上系统和生物兼容性等。

4 结论

颠覆性技术具有隐蔽性和突变性,而技术网络位置极其动态趋势在一定条件下会释放颠覆性技术

出现趋势的早期信号。本文提出基于动态网络位置的颠覆性技术识别方法:根据不同时期的论文关键词构建 2 个时间片技术主题网络,采用中心性指标的组合来定义节点网络位置,基于节点网络位置的初始特征和变化特征对颠覆型技术进行识别及分类研究,并通过脑机接口领域论文数据进行实证。本文的主要贡献有:第一,基于动态网络视角追踪技术发展趋势,以期在萌芽阶段捕捉颠覆性技术。第二,基于不同的网络初始位置定义 4 种初始主题:边缘主题、边缘技术的桥接主题、主流技术的相关主题和新出现主题,探索性地对颠覆性技术的 4 种潜在类型——全局原理型/新市场颠覆、低端颠覆、融合型颠覆和局部原理型/新市场颠覆进行识别。

本研究的不足之处在于:第一,数据范围存在一定局限性。下一步将扩充数据采集领域,细化时间粒度,并丰富数据类型,采用专利、网络信息等多种数据源验证方法可行性。第二,对方法的应用场景讨论不深入。未来将进一步剖析不同颠覆类型在产生动因、发展轨迹、影响程度等方面的差异性及影响因素。

参考文献

- [1] NAGY D J, SCHUESSLER A. Defining and identifying disruptive innovations[J]. *Industrial Marketing Management*, 2016, 57(8):119-126.
- [2] CARLSEN H, DREBORG K H, GODMAN M, et al. Assessing socially disruptive technological change[J]. *Technology in Society*, 2020, 32(3):209-218.
- [3] DIXON T, EAMES M, BRITNELL J, et al. Urban retrofitting: identifying disruptive and sustaining technologies using persormative and foresight techniques[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2014, 89:131-144.
- [4] HAHN F, JENSEN S, TANEV S. Disruptive innovation vs disruptive technology: the disruptive potential of the value propositions of 3D printing technology startups[J]. *Technology Innovation Management Review*, 2014, 12(4):27-36.
- [5] ARTS S, APPIO F P, VAN LOOPY B. Inventions shaping technological trajectories: do existing patent indicators provide a comprehensive picture[J]. *Scientometrics*, 2013, 97(2):397-419.

- [6] BARBIERI N, MARZUCCHI A, RIZZO. Acknowledge sources and impacts on subsequent inventions; do green technologies differ from non-green ones? [R]. Brighton: University of Sussex, 2019.
- [7] 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, 2020(9):1-12.
- [8] 黄鲁成, 蒋林杉, 吴菲菲. 萌芽期颠覆性技术识别研究 [J]. 科技进步与对策, 2019, 36(1):10-17.
- [9] 白光祖, 郑玉荣, 吴新年, 等. 基于文献知识关联的颠覆性技术预见方法研究与实证 [J]. 情报杂志, 2017, 36(9):38-44.
- [10] XU S, HAO L Y, YANG G C, et al. A topic models based framework for detecting and forecasting emerging technologies [J]. Technological Forecasting and Social Change, 2021, 162:120366.
- [11] DOTSIKA A W. Identifying potentially disruptive trends by means of keyword network analysis [J]. Technological Forecasting and Social Change, 2017, 119:114-127.
- [12] MARIANI M S, MEDO M, LAFOND F. Early identification of important patents; design and validation of citation network metrics [J]. Technological Forecasting and Social Change, 2019, 146:644-654.
- [13] CHRISTENSEN C M. The innovator's dilemma; when new technologies cause great firm to fail [M]. Boston: Harvard Business School Press, 1997.
- [14] 刘军. 整体网分析 [M]. 上海: 上海人民出版社, 2014.

Disruptive technology identification method based on dynamic network location

XING Xiaozhao, YUAN Fang, MU Lin, LI Shanqing

(Institute of Scientific and Technical Information of China, Beijing 100038)

Abstract

According to the development characteristics of disruptive technology, by combining degree centrality, betweenness centrality and proximity centrality, a method for identifying and classifying disruptive technologies based on network location dynamics is proposed. This method is expected to give early warning and support decision making before the technology does cause significant market changes. First, a technical topic network is constructed based on the author keywords; second, the centrality index of each topic node is calculated and the network location is divided; last but not least, five initial network locations are defined and five potential disruptive types are proposed based on the change characteristics of the network location. The empirical data from the thesis in the field of brain-computer interface verify the feasibility and effectiveness of the method.

Key words: disruptive technology identification, network location, dynamic perspective, centrality index, types of disruption