

基于 Gartner 曲线的颠覆性技术生命周期模型构建研究

——以新一代人工智能技术为例

黄颖^{1,2*} 张慧^{1,2} 叶冬梅^{1,2} 袁佳^{1,2}

(1. 武汉大学信息管理学院, 湖北 武汉 430072; 2. 武汉大学科教管理与评价中心, 湖北 武汉 430072)

摘要: [目的/意义] 颠覆性技术具有独特的发展路径, 识别其生命周期阶段对各国(地区)技术投资、战略规划和政策制定具有重要意义。本研究借助 Gartner 曲线, 提出一种基于机器学习的技术生命周期识别方法, 以促进颠覆性技术生命周期的精准识别。[方法/过程] 研究首先构建了一个基于论文、专利和用户期望三维度含 14 个关键指标的综合测度体系, 用于捕捉颠覆性技术在不同生命周期阶段的特征表现; 其次, 研究选取了生物芯片、云计算等 7 项具有代表性的颠覆性技术进行模型训练, 采用 XGBoost 分类模型学习和识别样本技术在 Gartner 曲线标记下的阶段特征; 最后, 选取新一代人工智能技术进行实证检验, 以验证模型的适用性和准确性。[结果/结论] 结果表明, 基于 Gartner 曲线的生命周期识别方法能有效识别颠覆性技术生命周期阶段, 新一代人工智能技术的发展转折点分别在 2014 年、2017 年、2022 年。与传统的 S 曲线模型和反向 S 曲线模型相比, 该方法在识别技术早期发展阶段的变动和趋势方面表现出更高的敏感性和准确性, 能更准确地描绘颠覆性技术的发展特征, 有助于更好地把握技术创新的脉搏。

关键词: 颠覆性技术; 技术生命周期; Gartner 曲线; 新一代人工智能; XGBoost 模型

DOI:10.3969/j.issn.1008-0821.2025.08.006

[中图分类号] TP18 [文献标识码] A [文章编号] 1008-0821 (2025) 08-0070-15

The Construction of Disruptive Technology Life Cycle Model Based on the Gartner Hype Cycle ——Illustrated as Next-Generation AI Technology

Huang Ying^{1,2*} Zhang Hui^{1,2} Ye Dongmei^{1,2} Yuan Jia^{1,2}

(1. School of Information Management, Wuhan University, Wuhan 430072, China;

2. Center for Science, Technology & Education Assessment (CSTEa), Wuhan University,
Wuhan 430072, China)

Abstract: [Purpose/Significance] Disruptive technologies follow unique developmental trajectories, and identifying their lifecycle stages is of significant for technology investment, strategic planning, and policy formulation. To more accurately characterize the lifecycle of disruptive technologies, this study proposes a machine learning-based lifecycle identification method based on the Gartner Hype Cycle. [Method/Process] Specifically, the method constructed a comprehensive measurement system based on three dimensions: academic papers, patents, and user expectations, encompassing a total of 14 key indicators. These indicators analyzed and trained the model, aiming to capture the characteristics of disruptive

收稿日期: 2024-11-01

基金项目: 国家自然科学基金项目“多源数据融合视角下技术会聚的形成机制与预测评估研究”(项目编号: 72374162); 国家自然科学基金项目“科学基金在支撑颠覆性技术发展中的贡献识别与决策优化研究”(项目编号: L2324105)。

作者简介: 张慧(1998-), 女, 博士研究生, 研究方向: 科技文献计量与科技管理。叶冬梅(1996-), 女, 博士研究生, 研究方向: 科技文献计量与科技管理。袁佳(2000-), 女, 硕士研究生, 研究方向: 科技文献计量与科技管理。

通信作者: 黄颖(1990-), 男, 教授, 博士, 博士生导师, 研究方向: 科技文献计量与科技管理。

technologies across various lifecycle stages. The study selected seven representative disruptive technologies, including bio-chips and cloud computing, for model training, and employing the XGBoost classification model to learn and identify the lifecycle stages as marked by the Gartner Hype Cycle. Then the study selected next-generation artificial intelligence technology for empirical testing to verify the model's applicability and accuracy. [Result/Conclusion] The results indicate that the lifecycle identification method based on the Gartner Hype Cycle effectively identifies the lifecycle stages of disruptive technologies and identify the turning points in the development of next-generation artificial intelligence technology as occurring in 2014, 2017, and 2022. Compared to the traditional S-curve model and inverse S-curve model, the method shows higher sensitivity and accuracy in detecting changes and trends in the early development stages of technology, which aids in better understanding the pulse of technological innovation.

Key words: disruptive technology; technology life cycle; Gartner hype cycle; next-generation AI technology; XG-Boost model

随着新一轮科技革命的演进,技术创新正成为各国(地区)推动经济发展、提高竞争力的重要抓手,而颠覆性技术以其极大的创新性、颠覆性和影响力,成为短时间内超越原有技术、推进科技创新、改变行业格局的重要力量,也成为全球各国(地区)科技竞争的焦点。相较于传统技术,颠覆性技术会改变原有技术轨道,往往涉及对现有技术、商业模式或社会结构的彻底变革,其发展过程通常充满不确定性,技术从萌芽到成熟再到普及的每个阶段都伴随着不同的挑战与机遇。因此,准确识别和预测颠覆性技术生命周期阶段,不仅有助于了解颠覆性技术的发展脉络和趋势,也为各国(地区)政府和企业制定科学的技术发展战略^[1]、投资决策,以及进行资源配置提供了重要依据。同时,对于提升国家科技竞争力、推动产业转型升级也具有重要意义。

在技术生命周期分析领域,学者通常依赖专利相关指标来识别技术发展阶段,常见的研究方法包括:S曲线、反向S曲线、专利指标法和技术生命周期图法等^[2]。例如,李春燕等^[3]、周曼等^[4]、张丰等^[5]和Wang Y H等^[6]基于S曲线的Logistic模型,分别对3D打印技术、植物防冻设备、新能源汽车和DVD的专利数据进行拟合,从而识别技术的不同发展阶段。方曦等^[7]、明宇等^[8]、姜红等^[9]和李维思等^[10]则通过专利指标法,利用四项指标对门禁系统安全技术、运动鞋、比亚迪汽车和薄膜太阳能电池技术生命周期展开了研究。王云飞等^[11]、李进进等^[12]通过分析专利权人数和专利申请数两项指标绘制了领域的生命周期图。然而,这些方法普遍依赖单一的数据源——专利数据,而专利相对于技术发展往往存在滞后性,这导致现有模型在识别

技术生命周期早期阶段敏感度较低。此外,这些模型的测度指标较为单一,适用场景有限^[13-14],难以捕捉技术在各个阶段的复杂变化特征。例如,反向S曲线对技术复苏期的边界界定模糊,而专利指标法受各国(地区)专利制度差异的影响,其应用受地区专利类型的限制。

针对现有方法的局限性,有学者开始尝试使用技术成熟度曲线(Gartner Hype Cycle,简称Gartner曲线)来描绘新技术的生命周期。与传统方法不同,Gartner曲线的制定不仅关注技术本身的进展,还综合考虑市场接受度、公众期望和媒体报道等因素,能够有效捕捉技术在发展的各阶段,尤其是技术早期的波动与变化。Jun S P^[15]使用文献计量的方法,对混合动力汽车的数据展开实证研究,通过谷歌平台的网络搜索数据对曲线进行拟合。Steinert M等^[16]对Gartner曲线的理论基础进行了探讨,并选取潮汐能、IGCC和光伏发电三项进行实证研究,借助谷歌平台的新闻数据对Gartner曲线进行拟合。可以看出,现有研究主要依赖用户搜索数据来拟合Gartner曲线,而颠覆性技术的发展具有较高的复杂性和不确定性,单纯依赖用户数据难以准确描绘技术生命周期的复杂变化过程。

基于此,本研究提出了基于Gartner曲线的颠覆性技术生命周期识别方法,在传统技术生命周期的刻画方法上,引入用户期望指标,构建了涵盖技术发展各阶段的论文、专利、用户三维测度体系,从而更全面地反映技术的发展特征和趋势。与传统技术生命周期模型相比,Gartner曲线可以增强技术在发展早期的分析和预测^[15],这种结合了用户期望数据的周期模型适用于较为新兴技术发展周期的

描述^[16]。此外,研究使用机器学习分类方法进行模型的构建与优化,并以新一代人工智能技术为代表性颠覆性技术,对模型的科学性和准确性进行实证研究。这种方式能较为敏锐地捕捉技术发展初期阶段的特征,较好地识别颠覆性技术发展的周期阶段。

1 理论基础

技术生命周期是描述一项技术从诞生、发展到淘汰的演进过程。这一概念源于 1966 年 Vernon R^[17]提出的产品生命周期理论,强调从市场视角分析技术发展规律,现已成为预测技术演进方向的重要理论工具。Gartner 曲线侧重于分析用户及市场对技术发展的期望演变,对新技术的早期识别较为敏感,是一个广泛用于描绘新技术成长和成熟过程的概念模型^[18]。该模型由 IT 调研与咨询服务公司 Gartner 于 1995 年发布,用于解释一项新技术从市场引入到最终成熟应用的用户期望演变,可以用于衡量技术发展的不同成熟阶段。Gartner 公司结合媒体信息、行业报告、企业采用等多源数据,针对每年各行业领域创建技术成熟度曲线,并详细介绍领域内

不同技术生命周期,展示各种技术所处的阶段。

Gartner 曲线各阶段的含义如图 1 所示,分别为:①萌芽期(Technology Trigger):该阶段标志着新技术的首次出现,通常伴随着媒体的广泛报道和公众的高度期待。然而,此时技术的商业应用尚未明确,实际应用前景仍不明确;②期望膨胀期(Peak of Inflated Expectations):随着成功案例的增多,市场对技术的期望达到顶峰。然而,这一时期同时也伴随着大量的技术失败,逐渐暴露技术的局限性;③转折期(Trough of Disillusionment):由于技术未能达到预期的高度,早期的技术采纳者开始感到失望,媒体的关注度也开始减退;④稳步上升期(Slope of Enlightenment):随着技术的不断改进和应用案例的增多,技术逐渐成熟,更多企业开始积极采用并进行实际应用,推动技术的成果转化;⑤成熟期(Plateau of Productivity):技术的实际应用价值得到广泛认可,市场需求稳定增长,技术进入成熟阶段,产品在市场中的表现趋于稳定并持续扩展。

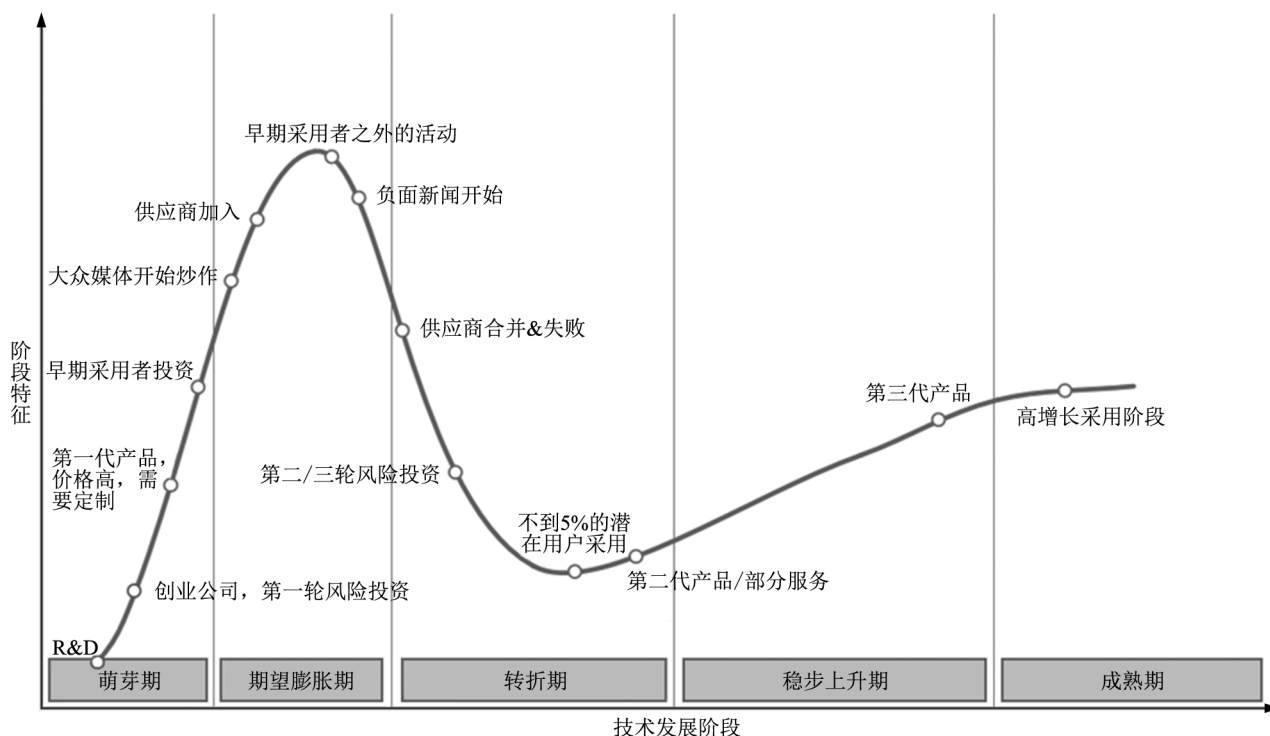


图 1 Gartner 曲线各周期及其阶段指标^[19]

Fig. 1 The Gartner Hype Cycle and Stage Indicators

针对 Gartner 技术成熟度的演变趋势,学者经研究后发现,该曲线形态实际上是由两条不同曲线共同塑造的,即描述新技术预期的“钟形”曲线,

以及描述技术成熟度经典特征的 S 形曲线^[20],如图 2 所示。Fenn J 等^[21]认为,人类对新奇事物所持有的好奇心、社会传播机制以及政策导向的共同作

用, 导致在评估新技术潜力时, 公众往往表现出过度的热忱。媒体倾向于聚焦可能引发广泛关注的新闻事件, 并进行夸大报道, 这促使技术拥护者的数量达到临界规模。在这一背景下, 组织内部的决策

者可能会顺应潮流, 对相关技术进行投资。然而, 当新技术的热潮达到顶峰, 第一代技术应用的初步成效往往未能满足预期, 这将导致媒体炒作迅速降温, 并使技术热潮陷入低谷。

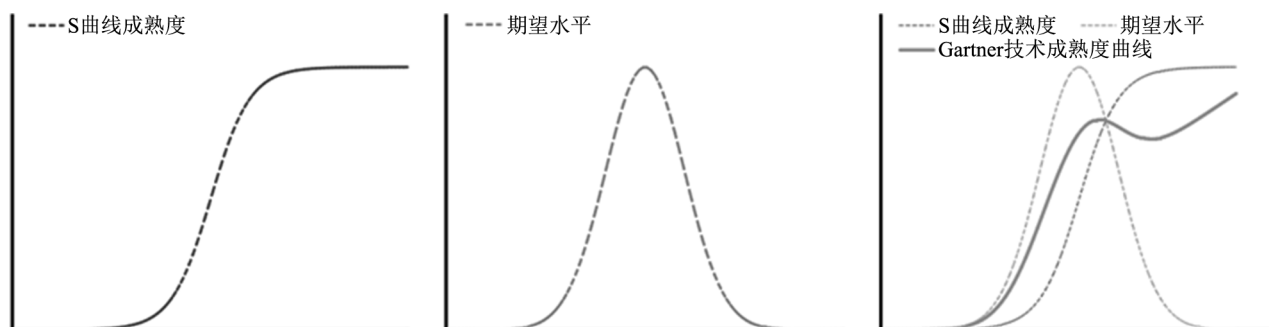


图 2 Gartner 曲线的演变

Fig. 2 Evolution of the Gartner Hype Cycle

2 基于 Gartner 曲线的颠覆性技术生命周期模型构建

鉴于本文旨在针对颠覆性技术, 尝试借助 Gartner 曲线构建其技术生命周期模型, 而颠覆性技术的发展具有一定的市场敏感性, 因此, 除论文数据与专利数据外, 研究还纳入了用户数据, 并在此基础上选取并构建具体的技术生命周期指标与测度方式。最后, 基于 Gartner 曲线, 运用专利计量、机器学习等方法, 对颠覆性技术的发展阶段即萌芽期、期望膨胀期、转折期、稳步上升期以及成熟期

进行刻画。图 3 展示了本文的研究框架与技术路线图, 主要包括以下步骤: 样本颠覆性技术的选取、技术特征值的计算、机器学习技术特征以及对目标技术的生命周期识别。具体而言, Gartner 曲线为研究提供了一个理论框架, 用于描述颠覆性技术的发展阶段和波动规律, 为机器学习模型的训练提供了技术所处阶段的标签, 研究通过计算和分析技术在不同发展阶段的特征值, 结合分类建模, 训练模型学习各阶段的特征模式, 从而实现对技术生命周期关键转折节点的识别。

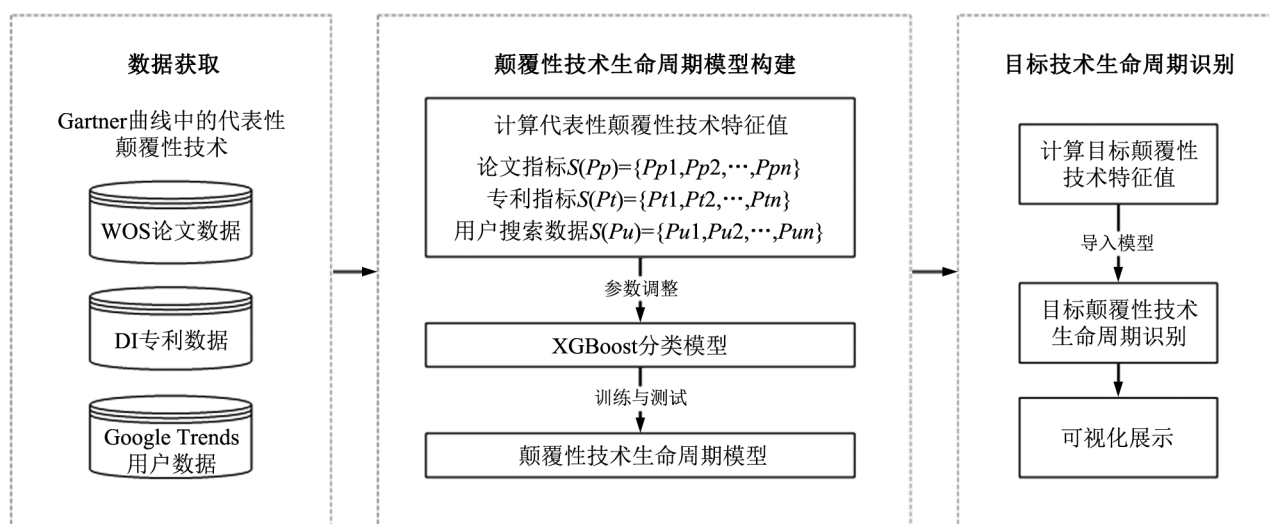


图 3 基于 Gartner 曲线的技术生命周期模型路线图

Fig. 3 Flow of Technology Lifecycle Model Based on the Gartner Hype Cycle

2.1 样本颠覆性技术的选取

本文通过整理 2000—2023 年 Gartner Hype Cy-

cle for Emerging Technologies 曲线中出现的颠覆性技术, 结合技术发展周期阶段, 选取其中生命周期完

整且跨度长的代表性技术用于技术生命周期的特征 技术生命周期阶段。
学习。表 1 为具有代表性的颠覆性技术及其具体的

表 1 代表性颠覆性技术生命周期阶段
Tab. 1 Lifecycle Stages of Sample Technologies

序号	技术名称	萌芽期	期望膨胀期	转折期	稳步上升期	成熟期
1	生物芯片 (Biochips)	2013—2015 年	2018—2019 年			
2	云计算 (Cloud Computing)	2008—2009 年	2010—2011 年	2012—2014 年		
3	增强现实 (Augmented Reality)	2005—2009 年	2010—2012 年	2013—2018 年		
4	3D 打印 (3D Printing)	2007—2010 年	2011—2014 年	2015 年		
5	虚拟现实 (Virtual Reality)			2014—2015 年	2016—2017 年	
6	预测分析 (Predictive Analytics)				2010—2011 年	2012—2013 年
7	语音识别 (Speech Recognition)				2009—2012 年	2013—2014 年

2.2 技术特征值的计算

在上述基础上, 收集并计算样本技术的特征值数据, 主要包括论文、专利和用户搜索数据。论文数据提供了关于技术研究和发展的学术成果与理论基础; 专利数据反映了技术创新和实际应用成果与进展; 用户搜索数据则通过用户对该技术的兴趣和需求, 侧面反映技术发展的市场情况。在此通过计算样本颠覆性技术的特征值指标, 进一步理解 Gartner 曲线的演变特征, 为后续的机器学习模型奠定基础。

2.2.1 技术特征测度指标的选取

技术的发展是一个复杂的过程, 受到许多因素的影响, 包括市场需求、政策法规、竞争环境、科学研究和资源投入等。在判断技术的发展情况时, 需要收集和分析多种数据源的信息。目前, 对于技术生命周期的判断指标通常分为两类: 科学(论文)指标与技术(专利)指标^[22]。科学指标, 主要通过论文数量、作者数量以及相关学术机构的数量来代表技术的科学规模与进展, 这些指标反映了技术的理论基础、研究热度以及学术界对该技术的关注程度; 技术指标, 主要通过专利数量、专利家族、专利权利要求项、专利发明人以及申请人的分布等信息来反映出技术的创新程度与发展阶段。传统的技术生命周期是以生产者与结果为导向进行判断, 主要关注指标如专利数量、企业数量, 主要反映了生产者的活动和成果, 而忽视了消费者的行为和需求。相

比之下, Gartner 曲线(或炒作周期)模型更注重消费者对技术的关注程度^[16], 通常使用用户搜索数据作为技术发展周期的衡量标准。因此, 本研究通过加入用户期望指标来优化技术生命周期的识别过程, 用户期望指标是通过分析用户的搜索行为和互联网数据来反映技术应用场景和市场需求, 当某项技术处于早期发展阶段时, 用户可能会对相关信息进行频繁的搜索, 表现出对新技术的浓厚兴趣; 而当技术逐渐成熟时, 用户搜索量可能会趋于稳定或下降。加入用户搜索数据的技术生命周期判断方法可以更准确地把握技术的发展趋势和市场需求, 为技术生命周期分析提供了重要的补充和支持。基于此, 本文使用论文代表科学发展、专利代表技术创新、用户搜索代表用户期望, 构建颠覆性技术生命周期测度指标。

具体而言, 生命周期测度指标以论文、专利、用户搜索为数据来源, 通过对已有研究的调研^[23-24], 本文将论文指标 $S(P_p) = \{P_{p1}, P_{p2}, \dots, P_{pn}\}$ 、专利指标 $S(P_t) = \{P_{t1}, P_{t2}, \dots, P_{tn}\}$ 、用户搜索数据 $S(P_u) = \{P_{u1}, P_{u2}, \dots, P_{un}\}$ 3 个一级指标以及 14 个二级指标作为计算对象, 分别从科学研究、技术发展、用户期望三重视角探究颠覆性技术发展规律, 具体指标、计算公式及指标所需要的原始数据类型如表 2 所示。此外, 本文的用户期望数据以用户的搜索情况为代表, 数据选自谷歌搜索 (Google Trends) 平台, 谷歌搜索引擎占据了全球搜索市场最高份额,

允许用户查看和分析在谷歌搜索引擎上的搜索趋势，提供了一个直观、可以量化的方式来理解公众对特定主题或查询的兴趣随时间的变化以及地理分布情况。谷歌搜索展示的数据是基于搜索词相对于总搜索量的比例得分，有助于比较用户兴趣的前后变化，并且搜索引擎的大多数用户都是消费者，因此可以用来代表用户的期望数据^[20]。

表 2 技术特征值指标及计算公式
Tab. 2 Indicators and Formulas for Calculating Technical Characteristic Values

一级指标	二级指标	原始指标类型	计算公式
论文指标	论文增长率	论文数量	$Pp_{GrowthRate} = \frac{AN_{Pp}^k - AN_{Pp}^{k-1}}{AN_{Pp}^{k-1}} \quad (1)$
	论文相对增长率		$Pp_{RelativeGrowthRate} = \frac{N_{Pp}^k - N_{Pp}^{k-1}}{N_{Pp}^{k-1}} \quad (2)$
	论文作者占有率	作者数量	$Pp_{AuthorRate} = \frac{A_{Pp}^k}{AA_{Pp}^k} \quad (3)$
	论文作者增长率		$Pp_{AuthorGrowthRate} = \frac{AA_{Pp}^k - AA_{Pp}^{k-1}}{AA_{Pp}^{k-1}} \quad (4)$
	论文机构占有率	机构数量	$Pp_{InstitutionRate} = \frac{I_{Pp}^k}{AI_{Pp}^{k-1}} \quad (5)$
	论文机构增长率		$Pp_{InstitutionGrowthRate} = \frac{AI_{Pp}^k - AI_{Pp}^{k-1}}{AI_{Pp}^{k-1}} \quad (6)$
专利指标	专利增长率	专利数量	$Pt_{GrowthRate} = \frac{AN_{Pt}^k - AN_{Pt}^{k-1}}{AN_{Pt}^{k-1}} \quad (7)$
	专利相对增长率		$Pt_{RelativeGrowthRate} = \frac{N_{Pt}^k - N_{Pt}^{k-1}}{N_{Pt}^{k-1}} \quad (8)$
	发明人占有率	发明人数量	$Pt_{InventorRate} = \frac{I_{Pt}^k}{AI_{Pt}^k} \quad (9)$
	发明人增长率		$Pt_{InventorGrowthRate} = \frac{AI_{Pt}^k - AI_{Pt}^{k-1}}{AI_{Pt}^{k-1}} \quad (10)$
	申请人占有率	申请人数量	$Pt_{ApplicantRate} = \frac{A_{Pt}^k}{AA_{Pt}^k} \quad (11)$
	申请人增长率		$Pt_{ApplicantGrowthRate} = \frac{AA_{Pt}^k - AA_{Pt}^{k-1}}{AA_{Pt}^{k-1}} \quad (12)$
用户期望指标	搜索数据增长率	用户搜索数量	$Pu_{GrowthRate} = \frac{AN_{Pu}^k - AN_{Pu}^{k-1}}{AN_{Pu}^{k-1}} \quad (13)$
	搜索数据相对增长率		$Pu_{RelativeGrowthRate} = \frac{N_{Pu}^k - N_{Pu}^{k-1}}{N_{Pu}^{k-1}} \quad (14)$

注：其中，每项公式中的 k 代表年份，以论文指标为例， AN_{Pp}^k 代表到第 k 年时该领域发表的所有论文的数量， N_{Pp}^k 代表第 k 年当年发表的论文数量， AA_{Pp}^k 代表到第 k 年时该领域发表的所有论文中作者的数量， A_{Pp}^k 代表第 k 年当年发表论文中的作者数量， AI_{Pp}^k 代表到第 k 年时该领域发表的所有论文中机构的数量， I_{Pp}^k 代表第 k 年当年发表论文中的机构数量。

2.2.2 数据的获取与指标的计算

本文在进行论文数据检索时，选用技术特征词在标题、关键词和摘要中进行检索，共获得近 30 万余论文数据；在进行专利数据检索时，研究选用技术特征词在标题、摘要中进行检索，同时补充各

技术的合作专利分类号 (Cooperative Patent Classification, CPC)、国际专利分类号 (International Patent Classification, IPC)、Derwent 手工代码，提高专利检索的查全率，共获得 35 万余条专利数据 (其中，专利的 CPC 号、IPC 号及 Derwent 手工代

码数据借用 incoPat 专利数据库的专利代码辅助查询工具进行查询);在进行用户搜索数据检索时,研究使用“+”连接技术的特征词进行检索,共获得 7 项技术从 2004—2023 年共 240 次搜索数据(按月统计)。

对于获取的论文和专利数据,首先按照技术领域进行去重,确保数据的唯一性。随后,从中提取论文作者、论文机构、专利发明人和专利申请人等关键信息,并基于这些信息计算各技术领域每年的作者数量、机构数量、发明人数量和申请人数量。专利统计时,以专利的公开年份为准。在统计过程中,如果论文机构、论文作者、专利申请人或专利发明人出现多次,则仅计为 1 次,避免重复计算。对于用户搜索数据,由于谷歌搜索平台已经对数据

进行了标准化处理,研究直接使用各领域获取的搜索数据进行指标计算。最后,将清洗后的原始指标数据导入特征值计算公式中,分别计算出各技术每年的 14 项技术特征值指标。此外,研究对 Gartner 曲线刻画的生命周期阶段进行标记,将萌芽期记为阶段 1、期望膨胀期记为阶段 2、转折期记为阶段 3、技术稳步上升期记为阶段 4、技术成熟期记为阶段 5。

表 3 是以增强现实(Augmented Reality, AR)技术为例展示的 2005—2018 年各项技术特征值的计算结果。AR 技术在 Gartner 曲线中从 2005 年开始出现并处于萌芽期(记为阶段 1),2010 年开始进入期望膨胀期(记为阶段 2),2013 年进入转折期(记为阶段 3)并于 2018 年到达技术的低谷。

表 3 AR 技术的论文特征值
Tab. 3 Technical Characteristic Values of AR Technology

年份	阶段	论文特征指标 $S(P_p)$						专利特征指标 $S(P_t)$						用户搜索特征值 指标 $S(P_u)$	
		论文 增长率	论文 相对 增长率	论文 作者 占有率	论文 作者 增长率	论文 机构 占有率	论文 机构 增长率	专利 增长率	专利 相对 增长率	申请人 占有率	申请人 增长率	发明人 占有率	发明人 增长率	搜索 数据 增长率	搜索数 据相对 增长率
2005	1	0.170	0.021	0.198	0.247	0.223	0.287	0.286	0.118	0.198	0.247	0.240	0.316	0.835	-0.216
2006	1	0.165	0.136	0.180	0.219	0.231	0.300	0.270	0.211	0.264	0.358	0.292	0.412	0.315	-0.309
2007	1	0.153	0.080	0.171	0.206	0.230	0.299	0.231	0.087	0.184	0.226	0.224	0.288	0.231	-0.036
2008	1	0.161	0.211	0.165	0.197	0.234	0.305	0.160	-0.147	0.135	0.156	0.174	0.210	0.200	0.065
2009	1	0.149	0.075	0.143	0.166	0.193	0.239	0.235	0.703	0.186	0.229	0.234	0.305	0.742	3.461
2010	2	0.113	-0.129	0.119	0.135	0.165	0.197	0.257	0.349	0.195	0.242	0.262	0.356	0.576	0.351
2011	2	0.144	0.420	0.140	0.163	0.179	0.218	0.561	1.748	0.324	0.479	0.375	0.601	0.349	-0.045
2012	2	0.149	0.182	0.146	0.171	0.171	0.207	0.676	0.881	0.348	0.533	0.414	0.706	0.250	-0.032
2013	3	0.182	0.407	0.167	0.201	0.185	0.228	0.387	-0.039	0.306	0.441	0.287	0.402	0.159	-0.204
2014	3	0.175	0.137	0.158	0.188	0.177	0.216	0.408	0.462	0.292	0.413	0.279	0.388	0.116	-0.159
2015	3	0.182	0.218	0.160	0.190	0.178	0.217	0.342	0.180	0.242	0.320	0.222	0.285	0.105	0.016
2016	3	0.172	0.117	0.157	0.187	0.165	0.197	0.328	0.288	0.209	0.264	0.221	0.284	0.121	0.273
2017	3	0.184	0.258	0.168	0.202	0.169	0.204	0.408	0.649	0.232	0.303	0.237	0.310	0.143	0.323
2018	3	0.225	0.443	0.193	0.239	0.186	0.229	0.453	0.563	0.240	0.316	0.270	0.369	0.120	-0.038

2.3 基于 XGBoost 模型的技术特征学习

利用计算得到的各项样本技术的技术特征值数据作为定量变量 X 输入,将技术所处生命周期阶段作为定类变量 Y 输入,构建 XGBoost 分类模型^[25],研究借助 SPSSPRO 机器学习软件^[26]进行实现。通过输入多种技术特征二级指标的组合,探索并确定

最优的模型性能配置指标,并使用数据集中 70% 的数据进行学习和训练,不断调整数据参数,从而提高模型的可信度,完成技术周期模型的训练。模型最终使用的二级指标及各指标的重要性如表 4 所示,模型各项参数如表 5 所示。

表 4 二级指标重要性占比

Tab. 4 Percentage of Importance of Secondary Indicators

最终用于模型的二级指标	指标重要性占比(%)
论文相对增长率	27.20
专利相对增长率	18.90
申请人占有率	16.10
论文增长率	9.70
搜索数据相对增长率	8.50
论文作者增长率	7.60
论文机构增长率	6.30
搜索数据增长率	5.60

从表 4 各项二级指标的重要性占比可以看出,论文的相对增长率对技术生命周期变化的捕捉最为敏感,该指标反映了特定时间段内论文数量的相对增长速度,较高的相对增长率意味着该技术在学术界的关注度显著提升,作为科技创新体系的源头,科学研究是推动创新形成的关键^[27-28],对技术发展各阶段变化的敏感性最高。此外,模型中引入的用户搜索相关指标在识别颠覆性技术生命周期方面也发挥了一定作用,用户搜索数据作为研究消费者关注度的重要数据来源,可以用来衡量技术发展过程的市场接受度与潜力^[16],进而成为捕捉技术发展阶段的重要指标。值得注意的是,专利发明人相关指标最终并未用于颠覆性技术生命周期的判断中,这可能与专利申请人往往对技术及市场的变化更为敏感有关。发明人对专利及市场的影响往往通过专利的申请活动间接实现,而专利申请人则直接关联专利的法律权利和市场化活动,领域内专利申请人的变化情况更能反映该领域潜在的技术机会^[29]。

经过多次参数调整,研究获得的模型训练集及测试集的预测评价结果如表 6 所示。评价结果中共有 4 个指标,包括准确率、召回率、精确率及 F1 值。其中,准确率反映了预测正确的样本在总样本中的占比;召回率衡量了实际为正样本的结果中,被正确预测为正样本的比例;精确率则关注模型预测为正样本的结果中,实际为正样本的比例。由于精确率和召回率存在互相影响的关系,在实际中往往存在精确率高而召回率低,或者召回率低而精确率高的情况,因此,可以用精确率和召回率的调和平均

表 5 模型参数

Tab. 5 Parameters of the Technology Lifecycle Model

参数名	参数值
训练用时	1.397s
数据切分	0.8
数据洗牌	是
交叉验证	否
基学习器	gbtree
基学习器数量	100
学习率	0.1
L1 正则项	0
L2 正则项	1
样本特征采样率	1
树特征采样率	1
节点特征采样率	1
叶子节点中样本的最小权重	0
树的最大深度	10

F1 代表综合指标。经过测试,本研究构建的模型训练集 F1 达到 1,测试集 F1 指标高于 0.75,说明数据可信。

表 6 模型评价结果

Tab. 6 Evaluation Results of the Technology Lifecycle Model

集 合	准确率	召回率	精确率	F1
训练集	1.000	1.000	1.000	1.000
测试集	0.750	0.750	0.792	0.770

2.4 目标技术的生命周期识别

利用训练好的 XGBoost 分类模型,导入目标技术各年度的技术特征值数据,对不同年份的特征值进行分类预测,从而获得技术在各个年份的生命周期阶段标签。进一步地,结合技术特征值原始数据的时间序列分析,确定技术发展中显著的阶段性转折节点,从而准确划分目标技术的生命周期阶段。

3 实证检验:新一代人工智能技术

3.1 技术选取依据

本文将选取新一代人工智能技术作为目标颠覆性技术,识别其生命周期阶段。新一代人工智能技术因其显著的变革性和广泛的应用前景,被认为是当代最具颠覆潜力的技术之一。具体而言,2017 年,中国颁布的《新一代人工智能发展规划》中明确指

出, 人工智能是影响面广的颠覆性技术, 可能带来改变就业结构、冲击法律和社会、侵犯个人隐私、挑战国际关系准则等问题; 2022 年, 美国国家科技委员会 (National Science and Technology Council, NSTC) 发布的《关键和新兴技术清单》就包括了自主系统和机器人 (Autonomous Systems and Robotics) 技术。此外, 各大商业机构和咨询公司, 如麦肯锡、波士顿咨询等, 也在其颠覆性技术分类中多次提到新一代人工智能技术的关键子技术, 进一步确认了该技术的重要性。在子技术的划分依据上, 本文参考 Gartner 历年发布的《Hype Cycle for Artificial Intelligence》报告涉及的部分子技术、新兴产业的分类以及 Aminer 2020 年发布的人工智能发展报告中列出的 AI 十大技术热点等。

基于以上参考文献和报告, 本文选取了大模型、通用人工智能、生成式人工智能、智能机器人以及

科学与研究智能 5 项子技术代表新一代人工智能技术作为研究对象。这些子技术不仅覆盖了新一代人工智能领域的核心发展方向, 而且在近年来的研究和应用中表现出了巨大的发展潜力和应用场景, 具有代表性和典型性。

3.2 新一代人工智能技术特征值计算

为了准确计算新一代人工智能技术的特征值, 本文首先对数据来源进行了详尽的整理和筛选。研究参考了 2018 年清华大学发布的人工智能报告中的检索词以及近几年发表的有关人工智能计量分析的论文和专利报告中的检索式, 全面梳理了新一代人工智能领域的关键子技术主题, 基于技术主题并参考专家意见构建了详细的数据检索策略, 各子技术的论文检索策略如表 7 所示, 相应子技术的检索结果如表 8 所示。

表 7 新一代人工智能技术检索式
Tab. 7 The Retrieval Strategy for Next-Generation AI Technology

技术主题	科学文献检索式
大模型	TS=(“large language model*” OR ((transformer* OR prompt*) NEAR/1 (“large model*” OR “foundation* model*”))) OR (BERT OR “bidirection* encoder* representation* from transformer*”) OR (“variational autoencoder*” OR “variational auto-encoder*”) OR (“generative pre-train* transformer*”) OR (ChatGPT* OR GPT-3* OR GPT-4* OR GPT-5* OR “Midjourney*”))
通用人工智能	TS=(“strong AI” OR “strong artificial intelligence” OR “general artificial intelligence” OR “general AI” OR “artificial general intelligence” OR “full AI” OR “full artificial intelligence” OR “embodi* AI” OR “embodi* artificial intelligence” OR “human-level artificial intelligence” OR “human-level AI”)
生成式人工智能	TS=((“generative artificial intelligence” OR “generative AI” OR “AI-generated content*” OR aicc OR “artificial intelligence-generated content*”) OR (“generative language model*” OR “pre-train* language model*”) OR (“variational autoencoder*” OR “variational auto-encoder*” OR “generative adversarial network*”) OR (“text generation*” OR “text to image*” OR “text to code*” OR “text to video*”) OR “generative diffusion model*” OR (ChatGPT* OR GPT-3* OR GPT-4* OR GPT-5* OR “Midjourney*”))
科学与研究智能	TS=(“AI for science” OR “artificial intelligence for science” OR “AI4S” OR “AI4Science” OR “AI-based science” OR “AI for research” OR “artificial intelligence for research” OR “AI4R” OR “AI4research” OR “AI-based research” OR “AI for”)
智能机器人	TS=((humanoid NEAR/1 robot*) OR (intelligent NEAR/1 robot*) OR (autonomous NEAR/1 robot*) OR (smart NEAR/1 robot*) OR (bionic NEAR/1 robot*) OR “simulat* robot*” OR biorobot*)

有关新一代人工智能技术的用户搜索数据, 本文以各子技术的主题词进行检索, 将各技术不同的主题词用“+”连接, 从而获取以 5 项子技术为代表的新一代人工智能技术的用户搜索趋势变化, 2004—2023 年的用户搜索趋势变化如图 4 所示。进

一步地, 根据获取的新一代人工智能领域论文、专利及用户搜索数据计算技术每一年的论文特征指标 $S(P_p)$ 、专利特征指标 $S(P_t)$ 与用户搜索特征值指标 $S(P_u)$ 。

表 8 各技术的数据检索结果

Tab. 8 Results of Data Searches for Each Technology

数据类型	技术主题					
	新一代人工智能(总)	大模型	通用人工智能	生成式人工智能	智能机器人	科学与研究智能
论文数量	43 200	8 278	484	18 380	13 858	2 197
专利数量	28 970	10 791	103	12 162	10 431	322

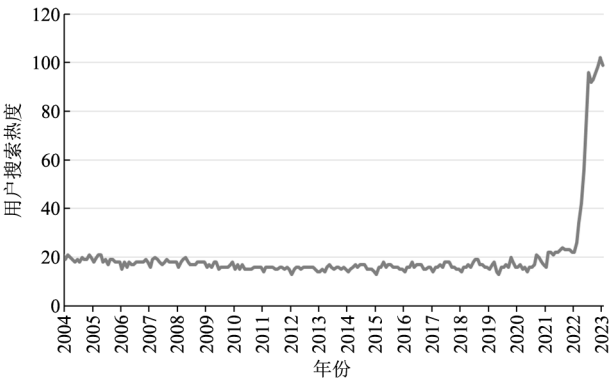


图 4 新一代人工智能技术用户搜索趋势

Fig. 4 Evolution of Metrics for Next-Generation AI Technology

3.3 新一代人工智能技术生命周期识别

将新一代人工智能技术历年的技术特征值输入训

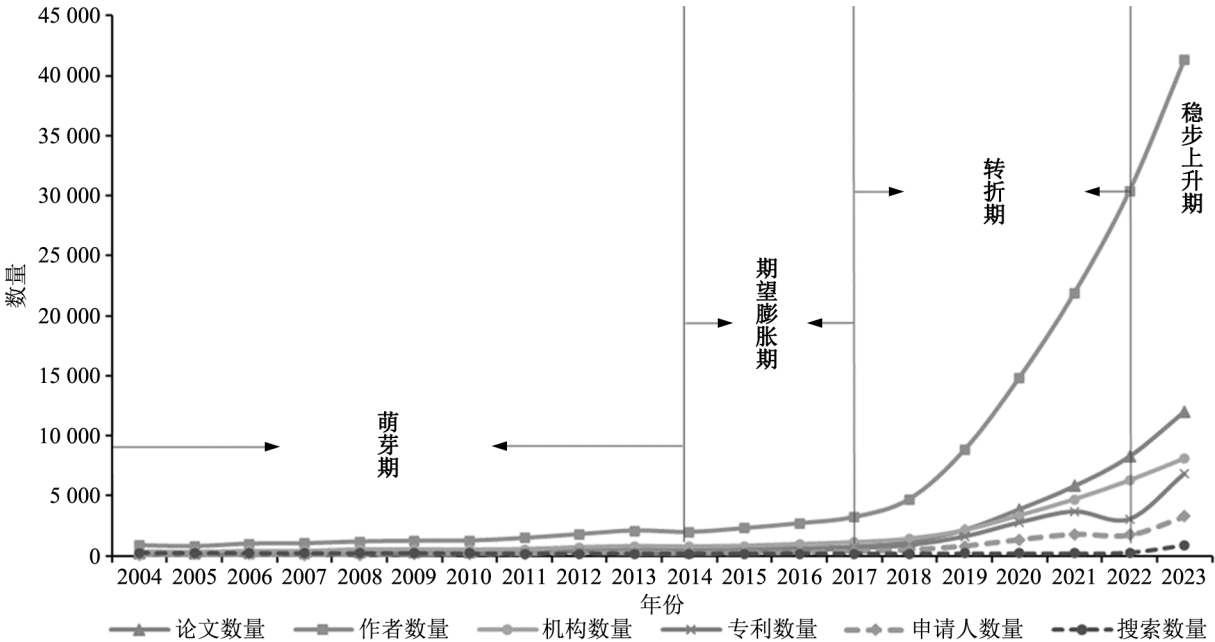


图 5 新一代人工智能技术各项特征值演变趋势

Fig. 5 Evolution of Metrics for Next-Generation AI Technology

综合以上分析判断，本文确定新一代人工智能技术的发展生命周期阶段，如表 9 所示。

1) 萌芽期：新一代人工智能技术在 2014 年前

练好的模型中，识别人工智能技术发展的关键节点和转折点。经过计算，模型认为新一代人工智能技术的发展转折点分别在 2014 年、2017 年以及 2022 年。

为进一步验证技术发展阶段的划分是否准确并便于可视化展示，本文结合二级指标所涉及的论文、专利及用户期望的原始数据演变趋势进一步判断，如图 5 所示。从图 5 可以看出，本文所识别的新一代人工智能技术的发展转折点符合各项原始数据的演变趋势，新一代人工智能技术的发展在 2014 年以前处于萌芽期，2015 年进入期望膨胀期，2018 年之后部分曲线先增后降，发展进入转折期；曲线于 2022 年后开始稳步上升。

处于萌芽期，主要集中于理论和基础研究的探索。此时，尽管已有少量研究和应用，但整体上未受到广泛关注，尚未在学术界和产业界形成系统化

表 9 新一代人工智能技术生命周期阶段
Tab. 9 Lifecycle Stages of Next-Generation AI Technology

萌芽期	期望 膨胀期	转折期	稳步 上升期	成熟期
2014 年 及以前	2015— 2017 年	2018— 2022 年	2023 年 至今	/

的发展框架或商业模式。在这一阶段,虽然神经网络和机器学习算法的概念已经存在,但由于计算能力和数据资源的限制,这些技术的实际应用依然十分有限。同时,生成式对抗网络(GAN)的基础理论逐渐形成,为后来的生成式人工智能发展奠定了坚实的理论基础^[30]。早期的智能机器人技术也在实验室环境中进行了初步的探索,但尚未达到广泛应用的程度。在此阶段,相关的政策资助也较为薄弱,美国于 2013 年率先启动“通过推动创新型神经技术开展大脑研究”(Brain Research Through Advancing Innovative NeuroTechnologies)的计划(简称“脑计划”)^[31],旨在探索人类大脑的工作机制等,脑科学的新发现为深入揭示人类大脑的工作机制提供了重要突破,成为推动人工智能发展的全新动力,并为下一代人工智能技术的研发奠定了理论基础。

2) 期望膨胀期:自 2015 年起,在各国(地区)政府出台的人工智能战略规划的有力支持下,新一代人工智能技术步入期望膨胀期。在这一阶段,新一代人工智能技术引起了人们的广泛关注和热情。一方面,随着技术潜力的逐步显现,政府开始加大政策支持力度,大量的研究机构、高校和企业政策的支持下也开始投入资金和人力资源进行新一代人工智能相关的研究和开发。2015 年 1 月 23 日,日本政府公布了《机器人新战略》,提出“迈向世界领先的机器人新时代”的目标^[32],强调机器人技术的前沿发展;2016 年,美国发布《美国国家人工智能研究与发展战略计划》,旨在产生新的人工智能知识和技术,为社会提供积极效益^[33];同年,中国发布的“十三五”国家科技创新规划纲要也将“脑科学与类脑研究”列为“科技创新 2030——重大项目”,旨在抢占脑科学前沿研究制高点^[34]。此外,欧盟、英国等国家(地区)也颁布了一系列政策推动人工智能的创新发展^[35-36]。从图 4 中可以看出,这个时间段内的研究人员、研究机构以及研

究成果相较前一阶段有明显增长。另一方面,世界科技巨头在人工智能领域的突破性进展和应用开始出现,引发了人们对于人工智能技术未来发展的无限遐想和期待。2016 年,谷歌发布了其开源的自动图像描述系统“Show and Tell”,能够结合场景生成精准的图像描述;在无人驾驶领域,谷歌以技术为核心,聚焦基础技术探索和人工智能关键技术的研发。微软于同年发布了人工智能机器人第四代微软小冰,并成立了微软人工智能与研究事业部。2016 年,中国科技企业(如百度、腾讯等)也相继成立人工智能实验室用于人工智能前沿领域的研究^[37]。在技术发展上,2017 年,Transformer 模型的提出开创了自然语言处理领域的新纪元,极大地推动了大模型的发展^[38]。此外,AlphaGo 在复杂博弈中的成功展示了人工智能在解决高复杂度问题上的潜力^[39],更是将人们对人工智能的期望推向前所未有的高度。这一时期,生成对抗网络的应用开始扩展至图像生成和其他领域。

3) 转折期:2018—2022 年为新一代人工智能技术发展转折期,在这段时间内,新一代人工智能技术虽然取得了一些重要的进展(如深度学习技术的崛起、大语言模型的普及应用),但同时也暴露出了一些困难和挑战(如算法的局限性、数据隐私和安全等问题),人们开始重新审视新一代人工智能技术的应用,企业与市场也开始评估技术的可发展性,并思考如何突破技术瓶颈。2018 年,OpenAI 发布预训练语言模型 GPT1.0^[40],其通过无监督学习的方式,使得对大规模文本数据的学习成为可能,但模型在理解和准确回答问题方面还存在一些限制,随后,OpenAI 分别在 2019 年与 2020 年公布了 GPT-2 与 GPT-3,经过优化与更大规模训练的模型在语言生成和理解方面取得了很大的进步,但也引发了人们对模型滥用、伦理安全和资源消耗的关注^[41]。在此阶段,企业与市场也开始评估新一代人工智能技术的可发展性,热度有所减退,市场规模增速放缓^[42],中国人工智能的企业成立数量及融资情况在这一阶段均有所降低^[43]。2022 年,OpenAI 进一步突破技术瓶颈,推出 ChatGPT,人们对新一代人工智能技术的应用有了新的认识,产品两个月内的活跃用户就达到了 1 亿^[44]。这一阶段,生成式人工

智能的应用扩展至图像生成和音乐创作等领域，如 DALL-E 模型的出现^[45]，智能机器人技术在工业和服务领域的应用也在不断深化。

4) 稳步上升期：自 2023 年起，新一代人工智能技术进入稳步上升期，逐渐走出了转折期带来的困境，应用逐渐成熟并扩展至更多领域。大模型和生成式人工智能在内容创作、医疗诊断等方面展现出更广泛的应用前景，进一步推动了科学研究和产业创新^[46]。智能机器人在更多复杂场景中得到部署，特别是在医疗、农业和物流等领域，展示出更高的自主性和适应性。随着多模态技术的不断发展，人工智能模型在智能家居和智慧城市领域的应用前景广阔，在自动驾驶和工业制造领域也展现出较强的应用前景^[47]。同时，人们也更加关注政策与伦理方面的考量，欧盟于 2024 年发布《人工智能法案》^[48]，实施对人工智能系统进行分类监管，强调积极迎接数据依赖与局限、伦理与安全等挑战。

3.4 识别结果的验证

为了验证本文构建的生命周期模型的科学与准确性，本研究选择技术生命周期中常用的 S 曲线模型进行结果对比。S 曲线是一种经典的技术发展曲线，其通过 Logistic 模型进行曲线拟合，将技术生命周期划分为 4 个阶段：萌芽期、成长期、成熟期和衰退期，表 10 为 S 曲线各阶段的特征值，其中，K 代表 Y 的最大值，反映了技术发展的潜在极限。考虑到颠覆性技术的发展不一定按照传统的线性路径，研究进一步选用“反向 S 曲线”进行拟合并对结果进行补充对比。反向 S 曲线通常用折线图表示，其中横轴表示专利申请量，纵轴表示专利权人数量（或发明人数），通过描绘不同时间阶段下的曲线状态与通用曲线图进行对比，从而识别技术所处的发展阶段。

表 10 Logistic 各阶段特征值

Tab. 10 Values for Each Stage of the Logistic Cycle

模型名称	萌芽期	成长期	成熟期	衰退期
Logistic	0~10%K	10%K~50%K	50%K~90%K	90%K~

研究将新一代人工智能技术的专利累计数据导入 Loglet Lab4 软件中，并使用 Logistic 模型对人工

智能技术专利增长数据进行拟合，S 曲线的拟合结果如图 6 所示。结果显示，模型的拟合优度 R^2 值为 0.948，表明 Logistic 模型对专利增长数据的拟合效果较好，能够反映新一代人工智能技术的发展趋势。研究进一步使用历年来新一代人工智能技术的专利申请量与专利发明人数量构建反向 S 曲线，结果如图 7 所示。

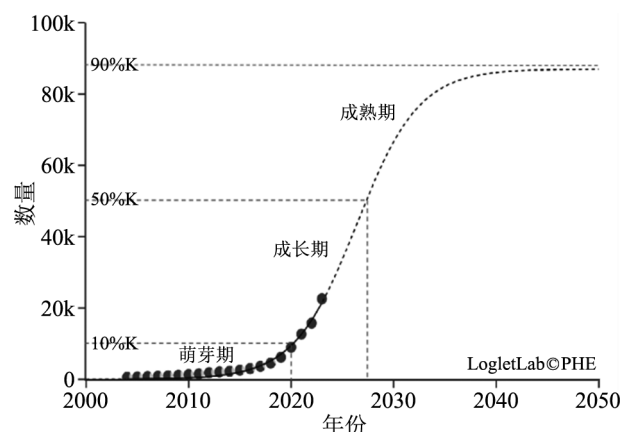


图 6 新一代人工智能技术的 S 曲线结果

Fig. 6 S-curve Results for Next-Generation AI Technologies

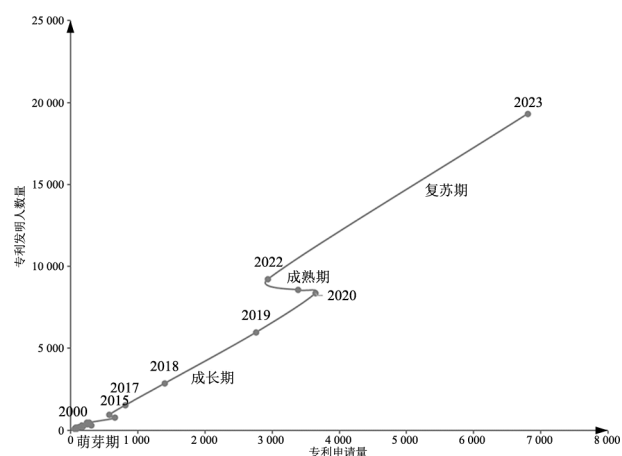


图 7 新一代人工智能技术的反向 S 曲线结果

Fig. 7 Inverse S-curve Results for Next-Generation AI Technologies

根据 S 曲线的拟合结果，新一代人工智能技术在 2019 年前处于萌芽期，2020—2026 年进入成长期，模型预测该技术将于 2027 年步入成熟期。然而，进一步分析多源数据（包括学术论文、技术专利和用户期望数据的变化趋势）显示，新一代人工智能技术发展的周期阶段比 S 曲线拟合结果所揭示得更加复杂。从图 5 可以看出，自 2015 年起，与新一代人工智能技术相关的论文作者数量和专利发明

人数量都显示出明显的增长趋势,表明该技术的第一个发展转折点可能早于 2019 年。尤其是 2022 年,该领域的专利数量、专利发明人及申请人数量出现了显著的波动,并不完全符合 S 曲线中的持续上升趋势。

根据反向 S 曲线的拟合结果,新一代人工智能技术在 2020 年前处于成长期,2022 年后发展迈入新的阶段,这一关键转折点的识别与本研究构建的模型识别结果一致。然而,图 7 中也显示,反向 S 曲线对技术发展初期的识别并不十分清晰,单纯依赖曲线的变化趋势难以准确捕捉技术发展阶段的变化。同时,技术发展中后期的演变趋势也不完全符合反向 S 曲线的典型模式。此外,Gartner Hype Cycle for AI 显示,新一代人工智能技术的子技术中,智能机器人技术、大模型的基础技术:自然语言处理技术以及深度学习技术在 2017 年时已处于期望膨胀期^[49],大模型的基础技术在 2022 年时处于发展转折期^[50]。这些数据表明,传统的 S 曲线模型与反向 S 曲线模型在捕捉技术早期阶段和动态变化方面可能存在一定局限性。相比之下,本文基于 Gartner 曲线构建的生命周期模型能够更敏感地识别新一代人工智能技术发展的早期阶段特征。

综合以上分析,本文验证了基于 Gartner 曲线的生命周期模型在识别颠覆性技术发展动态方面的优越性,尤其是在识别技术发展的早期转折点和关键阶段方面具有更高的准确性和敏感性。

4 结 论

颠覆性技术具有极大的创新性、颠覆性和影响力,往往具有重新定义行业竞争格局和发展路径的能力,因此,识别和理解颠覆性技术生命周期阶段,对国家(地区)和企业的技术投资决策、战略规划以及政策制定具有至关重要的意义。然而,颠覆性技术生命周期往往偏离传统的线性发展模式,呈现出复杂且多变的演化过程,传统的技术生命周期刻画方法,如 S 曲线模型、专利计量法等,往往难以准确捕捉颠覆性技术的动态发展过程。

本研究通过构建基于 Gartner 曲线的生命周期识别方法,使用机器学习技术成功地识别了颠覆性技术生命周期阶段特征,并且在新一代人工智能技术的实证检验中验证了该方法的有效性和准确性。

研究表明,相比于传统的 S 曲线模型,该方法在识别技术早期发展阶段的变动和趋势方面表现出更高的敏感性和准确性。从理论意义而言,本研究创新性地将 Gartner 曲线引入颠覆性技术生命周期的识别研究,并结合论文、专利、用户三维数据,构建了系统的技术发展特征测度体系,为颠覆性技术的动态演化特征研究提供了新的视角;此外,研究系统地揭示了 Gartner 曲线与传统生命周期模型的差异及适用场景,为颠覆性技术生命周期的理论研究提供了重要补充,并验证了用户期望在技术识别中的重要作用,为后续技术生命周期的相关研究奠定了基础。在实践价值方面,本研究所提出的方法能够为技术管理部门、政策制定者和企业更精准地识别颠覆性技术生命周期阶段提供支持,从而优化研发资源分配、政策设计及市场战略布局,特别是在人工智能等快速发展的技术领域具有较强的指导作用。

然而,本研究也存在进一步优化的空间。首先,研究选取了 Gartner 曲线中生命周期阶段较为完整的 7 项代表性颠覆性技术用于模型训练,较好地捕捉了技术各阶段的特征。但是,由于技术成熟期阶段的特征样本较少,可能会导致模型在该阶段的识别精确性受限,影响模型的准确性。未来的研究可以通过丰富训练数据,尤其是成熟阶段的样本量,进一步增强模型对生命周期后期特征的学习能力和预测准确性。此外,当前模型在各阶段特征值的训练中缺乏对时间序列动态变化的考虑,这可能导致部分阶段的识别不够准确。颠覆性技术的演化阶段较为复杂,往往需要结合时间序列的变化定位发展阶段,未来可以通过结合动态数据建模,采用优化的机器学习方法(如时序模型或动态分类器),将时间序列维度融入特征分析中,以提升对技术生命周期阶段的精细化识别能力。

参 考 文 献

- [1] Grimaldi M, Cricelli L, Di Giovanni M, et al. The Patent Portfolio Value Analysis: A New Framework to Leverage Patent Information for Strategic Technology Planning [J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2015, 94: 286-302.
- [2] 李春燕. 基于专利信息分析的技术生命周期判断方法 [J]. *现代情报*, 2012, 32 (2): 98-101.

- [3] 李春燕, 黄斌. 利用 S 曲线法判断 3D 打印工艺技术生命周期 [J]. 科技与经济, 2017, 30 (2): 91-95.
- [4] 周曼, 王秀红. 基于技术生命周期理论的植物防霜专利技术分析 [J]. 图书情报研究, 2017, 10 (3): 90-97.
- [5] 张丰, 缪小明, 王海啸. 基于专利信息分析的中、美、日新能源汽车技术生命周期研究 [J]. 世界科技研究与发展, 2017, 39 (6): 516-520.
- [6] Wang Y H, Trappey A J C, Trappey C V. Life Cycle Analysis of the Optical Disc Industry Market Innovation and Development [J]. Innovation, 2015, 17 (2): 196-216.
- [7] 方曦, 吴冰倩, 熊焰. 基于专利指标法和 S 曲线的门禁系统安全技术生命周期研究 [J]. 科技管理研究, 2019, 39 (15): 130-136.
- [8] 明宇, 司虎克. 技术创新扩散动力对技术生命周期的影响——以我国运动鞋专利技术为例 [J]. 情报杂志, 2014, 33 (6): 93-98.
- [9] 姜红, 吴玉浩, 高思范. 基于专利分析的技术标准化能力演化过程研究 [J]. 情报杂志, 2018, 37 (7): 66-73.
- [10] 李维思, 史敏, 肖雪葵. 基于专利分析的产业竞争情报与技术生命周期研究——以太阳能薄膜电池产业为例 [J]. 企业技术开发, 2011, 30 (11): 91-93.
- [11] 王云飞, 初志勇, 管泉, 等. 基于专利分析的动力型锂离子电池发展态势分析 [J]. 现代情报, 2015, 35 (6): 102-106.
- [12] 李进进, 刘迎鸣, 王在竹, 等. 广东省体外诊断试剂(生物类)专利申请分析 [J]. 中国科技信息, 2018 (1): 31-32, 34.
- [13] 黄颖. 基于专利文献的技术演化路径识别方法研究 [D]. 北京: 北京理工大学, 2018.
- [14] 王山, 谭宗颖. 技术生命周期判断方法研究综述 [J]. 现代情报, 2020, 40 (11): 144-153.
- [15] Jun S P. An Empirical Study of Users' Hype Cycle Based on Search Traffic: The Case Study on Hybrid Cars [J]. Scientometrics, 2012, 91 (1): 81-99.
- [16] Steinert M, Leifer L. Scrutinizing Gartner's Hype Cycle Approach [C] //Portland International Center for Management of Engineering and Technology(PICMET 10), 2010.
- [17] Vernon R. International Investment and International Trade in the Product Cycle [J]. The Quarterly Journal of Economics, 1966, 80 (2): 190-207.
- [18] Dedehayir O, Steinert M. The Hype Cycle Model: A Review and Future Directions [J]. Technological Forecasting and Social Change, 2016, 108: 28-41.
- [19] Linden A, Fenn J. Understanding Gartner's Hype Cycles [J]. Strategic Analysis Report, 2003, 88: 1423.
- [20] Campani M, Vaglio R. A Simple Interpretation of the Growth of Scientific/Technological Research Impact Leading to Hype-Type Evolution Curves [J]. Scientometrics, 2015, 103 (1): 75-83.
- [21] Fenn J, Raskino M. Mastering the Hype Cycle: How to Choose the Right Innovation at the Right Time [M]. Boston: Harvard Business School Press, 2008.
- [22] 王山. 基于多指标体系的技术生命周期判断方法研究 [J]. 现代情报, 2022, 42 (3): 77-85.
- [23] 任智军, 乔晓东, 徐硕, 等. 基于数据挖掘的技术机会发现模型研究 [J]. 情报杂志, 2015, 34 (6): 174-177, 190.
- [24] 王山. 基于技术功能指标的技术生命周期判断方法研究 [J]. 情报杂志, 2021, 40 (11): 46-52.
- [25] Chen T, Guestrin C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System [J]. ACM, 2016: 785-794.
- [26] Scientific Platform Serving for Statistics Professional 2021. SPSSPRO. (Version 1.0.11) [Online Application Software]. [2024-10-23]. Retrieved from <https://www.spsspro.com>.
- [27] Mansfield E. Academic Research and Industrial Innovation [J]. Research Policy, 1991, 20 (1): 1-12.
- [28] Bhattacharya S, Meyer M. Large Firms and the Science-Technology Interface Patents, Patent Citations, and Scientific Output of Multinational Corporations in Thin Films [J]. Scientometrics, 2003, 58 (2): 265-279.
- [29] 高道斌, 李志杰, 吴红. “专利申请人/专利权人”主体视角下的技术机会识别研究 [J]. 竞争情报, 2024, 20 (4): 18-29.
- [30] Goodfellow I, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative Adversarial Networks [C] //Neural Information Processing Systems, 2014, 27: 2672-2680.
- [31] Insel T R, Landis S C, Collins F S. The NIH BRAIN Initiative [J]. Science, 2013, 340 (6133): 687-688.
- [32] The Headquarters for Japan's Economic Revitalization. New Robot Strategy [EB/OL]. [2024-12-26]. https://www.kantei.go.jp/jp/singi/keizaisaisei/pdf/robot_honbun_150210EN.pdf.
- [33] National Science and Technology Council. The National Artificial Intelligence Research and Development Strategic Plan [EB/OL]. [2024-12-26]. https://www.nitrd.gov/pubs/national_ai_rd_strategic_plan.pdf.
- [34] 中华人民共和国中央人民政府. 国务院关于印发“十三五”国家科技创新规划的通知 [EB/OL]. [2016]. https://www.gov.cn/gongbao/content/2016/content_5103134.htm.
- [35] SPARC. Robotics 2020 Multi-Annual Roadmap [EB/OL]. [2024-12-26]. https://old.eu-robotics.net/cms/upload/topic_groups/H2020_Robotics_Multi-Annual_Roadmap_ICT-2017B.pdf.
- [36] Brianna Crandall. BSI Standard Tackles Ethical Hazards of Robots [EB/OL]. [2024-12-26]. <http://fmlink.com/articles/bsi-standard-tackles-ethical-hazards-robots>.
- [37] 王德生. 全球人工智能发展动态 [J]. 竞争情报, 2017, 13 (4): 49-56.
- [38] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is All You Need

- [C] //Neural Information Processing Systems, 2017, 30: 5998 – 6008.
- [39] Silver D, Huang A, Maddison C J, et al. Mastering the Game of Go with Deep Neural Networks and Tree Search [J]. Nature, 2016, 529 (7587): 484–489.
- [40] Radford A, Narasimhan K, Salimans T, et al. Improving Language Understanding by Generative Pre-Training [EB/OL]. [2024–12–26]. https://cdn.openai.com/research-covers/language-unsupervised/language_understanding_paper.pdf.
- [41] Brown T B, Mann B, Ryder N, et al. Language Models are Few-Shot Learners [C] //Neural Information Processing Systems, 2020, 33: 1877–1901.
- [42] Statista. Artificial Intelligence–Worldwide [EB/OL]. [2024–12–26]. <https://www.statista.com/outlook/tmo/artificial-intelligence/worldwide>.
- [43] 深圳市人工智能行业协会. 2024 人工智能发展白皮书 [R]. 深圳: 深圳市易行网数字科技有限公司, 2024.
- [44] Reuters. ChatGPT Sets Record for Fastest-Growing User Base – Analyst Note [EB/OL]. [2024–12–26]. <https://www.reuters.com/technology/chatgpt-sets-record-fastest-growing-user-base-analyst-note-2023-02-01/>.
- [45] Ramesh A, Pavlov M, Goh G, et al. Zero-Shot Text-to-Image Generation [C] //Proceedings of Machine Learning Research, 2021, 139: 8821–8831.
- [46] OPENAI. GPT-4 Technical Report [EB/OL]. [2024–12–26]. [BFhttps://openai.com/research/gpt-4](https://openai.com/research/gpt-4).
- [47] NAAI. 2024 Global Artificial Intelligence Industry Development Report [EB/OL]. [2024–12–26]. <https://thenaai.org/index/index/newsdata1/id/189.shtml>.
- [48] EU Artificial Intelligence Act. The AI Act Explorer [EB/OL]. [2024–12–26]. <https://artificialintelligenceact.eu/ai-act-explorer/>.
- [49] Gartner Research. Hype Cycle for Artificial Intelligence, 2017 [EB/OL]. [2024–12–26]. <https://www.gartner.com/en/documents/3770467>.
- [50] Gartner Research. Summary Translation+Localization: Hype Cycle for Artificial Intelligence, 2022 [EB/OL]. [2024–12–26]. <https://www.gartner.com/en/documents/4126199>.

(责任编辑: 郭沫含)

(上接第 69 页)

- [29] 刘自强, 许海云, 罗瑞, 等. 基于主题关联分析的科技互动模式识别方法研究 [J]. 情报学报, 2019, 38 (10): 997–1011.
- [30] 许海云, 王超, 陈亮, 等. 颠覆性技术的科学-技术-产业互动模式识别与分析 [J]. 情报学报, 2023, 42 (7): 816–831.
- [31] 彭小益. 时间序列与复杂网络的等价表征及其应用 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2020.
- [32] Hirata Y, Horai S, Aihara K. Reproduction of Distance Matrices and Original Time Series from Recurrence Plots and Their Applications [J]. The European Physical Journal Special Topics, 2008, 164 (1): 13–22.
- [33] Haraguchi Y, Shimada Y, Ikeguchi T, et al. Transformation from Complex Networks to Time Series Using Classical Multidimensional Scaling [C] //Artificial Neural Networks – ICANN 2009: 19th International Conference, Limassol, Cyprus, September 14–17, 2009, Proceedings, Part II 19. Berlin Heidelberg: Springer, 2009: 325–334.
- [34] Shimada Y, Ikeguchi T, Shigehara T. From Networks to Time Series [J]. Physical Review Letters, 2012, 109 (15): 158701.
- [35] Weng T F, Zhao Y, Small M, et al. Time-Series Analysis of Networks: Exploring the Structure with Random Walks [J]. Physical Review E, 2014, 90 (2): 022804.
- [36] Campanharo A S L O, Sिरer M I, Malmgren R D, et al. Duality Between Time Series and Networks [J]. PLoS One, 2011, 6 (8): e23378.
- [37] Nicosia V, De Domenico M, Latora V. Characteristic Exponents of Complex Networks [J]. Europhysics Letters, 2014, 106 (5): 58005.
- [38] Bahuleyan H, El Asri L. Diverse Keyphrase Generation with Neural Unlikelihood Training [C] //Proceedings of the 28th International Conference on Computational Linguistics. Barcelona Spain: ACL, 2020: 5271–5287.
- [39] Zhu Y M, Lu S D, Zheng L, et al. Texygen: A Benchmarking Platform for Text Generation Models [C] //The 41st International ACM SIGIR Conference on Research & Development in Information Retrieval. Ann Arbor MI USA. ACM, 2018: 1097–1100.
- [40] Zelinka I, Raidl A. Evolutionary Synchronization of Chaotic Systems [M]. Evolutionary Algorithms and Chaotic Systems. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2010: 385–407.
- [41] Stam C J, Dijk B W. Synchronization Likelihood: An Unbiased Measure of Generalized Synchronization in Multivariate Data Sets [J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 2002, 163 (3/4): 236–251.

(责任编辑: 郭沫含)