

# 数字技术创新的价值 ——基于并购视角和机器学习方法的分析

周 鹏， 王 卓， 谭常春， 宋 敏

**[摘要]** 数字技术创新是数字经济发展的动力之源，并购重组是企业获取数字技术、进行数字化变革的高效方式。本文运用文本分析和Word2Vec算法构建数字专利词库、通过机器学习模型对数字技术进行细分，从并购视角探究数字技术创新能否为企业带来价值。本文利用2011—2020年沪深A股上市公司数据，研究发现：目标公司拥有的数字专利越多，企业并购所产生的累积超额收益率越大，即数字技术创新能显著提升并购公司的市场价值；目标公司拥有的数字技术能显著提升并购企业的生产效率、数字技术创新以及商业模式创新；对于处在知识产权保护较强地区、受到分析师关注较高以及拥有首席技术官的并购公司而言，数字技术的这种价值提升效应更明显；就数字技术类别而言，目标公司拥有的云计算技术和通信网络技术是驱动并购公司价值提升的可能原因，且最具价值的数字技术类别存在行业异质性。本文不仅丰富了数字技术创新的相关研究，也为强化数字技术与实体经济的深度融合提供了政策参考。

**[关键词]** 数字技术创新； 并购； 机器学习

**[中图分类号]** F273 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1006-480X(2024)02-0137-18

## 一、引言

创新是保持企业核心竞争优势的关键，也是推动国家经济增长的第一动力(Aghion and Howitt, 1992; Porter, 1992; Hall et al., 2005)。随着以人工智能、区块链、云计算、大数据、物联网等为核心的数字技术的涌现，新一轮科技革命和产业变革正在爆发，发展数字经济已经成为把握新机遇的重大战略选择。数字技术创新作为数字经济的核心驱动力，是新一轮“角逐”的关键。“十四五”规划指出，要促进数字技术与实体经济深度融合，赋能传统产业转型升级，催生新产业新业态新模式。《“十

**[收稿日期]** 2023-09-25

**[基金项目]** 国家社会科学基金重大项目“新形势下全球创新网络演化及风险治理研究”(批准号20&ZD072)；国家自然科学基金青年项目“监管科技与上市公司信息披露质量：赋能监管、公司响应与经济效果”(批准号72302073)；中央高校基本科研业务费专项资金资助项目“金融市场助力双碳目标实现的路径研究”(批准号JS2022ZSPY0025)。

**[作者简介]** 周鹏，合肥工业大学经济学院副教授，金融学博士；王卓，上海财经大学金融学院博士研究生；谭常春，合肥工业大学经济学院教授，概率论与数理统计学博士；宋敏，武汉大学经济与管理学院教授，博士生导师，经济学博士。通讯作者：宋敏，电子邮箱:fmsong@whu.edu.cn。感谢腾讯公司部门产品经理姜星志女士和上海分值医学科技有限公司咨询顾问李勇先生对本文的帮助，以及匿名评审专家和编辑部的宝贵意见。文责自负。

四五”数字经济发展规划》进一步明确要把创新作为引领数字经济发展的第一动力。长期以来,中国不断完善数字化建设,在数字技术创新上取得积极成效。根据国家互联网信息办公室发布的《数字中国发展报告(2021)》,2021年中国信息领域PCT国际专利申请数量较2017年提升60%,在全球占比已经超过1/3。

尽管数字技术创新发展势头迅猛并获得广泛关注,但对于数字技术创新能否为企业带来价值的研究还存在不足,尤其是在新兴市场国家(刘洋等,2020)。既有文献主要考察了数字技术对实体经济的赋能作用(田秀娟和李睿,2022)、数字化变革对宏观经济和微观企业的影响(吴非等,2021)以及企业组织管理的数字创新(Yoo et al.,2012),鲜有学者从微观视角实证探究数字技术创新对企业价值的影响。理论上,数字技术创新是一把“双刃剑”,一方面,基于数字技术的数字化浪潮会给大部分企业带来一种额外的冲击,损害企业价值(唐浩丹等,2022);另一方面,数字技术创新能通过信息、计算、沟通和连接技术的组合来赋能企业的组织管理、生产流程、产品创造和商业模式等(Nambisan et al.,2017;刘洋等,2020),为企业带来价值。中国经济正处在向高质量发展转型的换挡期,数字技术创新能否为企业带来价值、哪些类型的数字技术创新更能促进企业价值提升尚未可知。

本文从并购视角实证探究数字技术创新能否提升企业价值。并购是企业提升创新能力的重要渠道(Sevilir and Tian,2012),在数字经济时代更是如此。相较于一般创新而言,数字技术创新的复杂程度更高,并不适合大多数企业内部培育,尤其是传统制造业企业。数字并购已经成为传统企业获取数字技术的重要途径(唐浩丹等,2022)。以软件和信息技术服务业为代表的数字技术产业是中国上市公司并购最热门的标的,2012年以来,以该行业企业作为标的的并购交易数量逐步上升,并从2015年开始连续5年位居第一(曾敏,2022)。通过兼并拥有数字技术的企业,公司不仅能在短时间获得数字技术、弥补自身技术不足,还能利用“先发优势”提高自身在数字经济时代的市场竞争力。同时,数字技术具备的渗透性、协同性和自成长性,会推动并购方建立和拓展数字知识库(Yoo et al.,2012)以及提升利用数字技术创新进行衍生创新的能力(Nylén and Holmström,2019),这些都能为并购企业创造价值。

公司创新产出的价值难以直接量化,已有研究主要通过两种方法对创新价值进行测度:专利的被引用数量(Hall et al.,2005)和股票市场对创新的反应(Kogan et al.,2017)。第一种方法更具一般性,不管企业是否上市其生产的专利都会有被引用信息,但准确度会受引用时间滞后和引用专利之间可比性的影响(孟庆斌等,2019);第二种方法更具时效性和可比性,只要专利被公开,股票市场就会对公司专利新闻做出反应,根据市值计算出的专利价值也是可比的(龙小宁等,2018)。考虑到本文的研究对象是上市公司且旨在评估数字技术创新的价值,对时效性和可比性均有要求,本文采用第二种方法。借鉴Kogan et al.(2017)的思路,本文通过上市公司并购事件产生的股票累积超额收益率来捕捉数字专利的价值。研究数字技术创新的一个根本挑战是,目前对“数字技术”及其包含的具体技术没有统一定义。因此,本文研究的关键之一是对数字技术创新进行客观地识别和分类。本文首先运用Word2Vec算法(一种浅层神经网络模型)构建数字专利词库,以识别数字技术创新。相较于年报等文本中的数字词汇,数字技术的描述包含了大量专业术语,由此,构建一个适合且完备的数字专利词库成为识别数字技术创新的前提。本文利用Word2Vec算法,从数字专利文本语料中挖掘与基础词库高度相关的数字技术专业词汇,拓展得到数字专利词库。此外,为探究不同类别数字技术的异质性作用,本文还将数字专利细分为以下六类:人工智能技术、安全技术、云计算技术、大数据技术、通信网络技术和电子芯片技术。

本文选取2011—2020年中国沪深A股上市公司作为买方的并购事件为研究样本,研究发现:

①目标公司拥有的数字专利越多,企业并购所产生的累积超额收益率越大,即数字技术创新能显著提升并购公司的市场价值;②目标公司拥有的数字技术能显著提升并购企业的生产效率、数字技术创新以及商业模式创新;③对于处在知识产权保护较强地区、受到分析师关注较高以及拥有首席技术官的并购公司而言,数字技术的这种价值提升效应更明显;④各类数字技术中,云计算技术和通信网络技术对并购公司价值的驱动效应最明显。此外,人工智能技术价值提升效应对传统的机械设备制造领域企业更突出,安全和大数据技术能为轻工制造业企业带来更大价值,安全技术对信息技术服务业企业的市场价值创造作用更明显。

本文主要贡献如下:①创新性地从并购视角探究数字技术创新的价值,不仅拓展了数字技术的相关研究,也为衡量创新的价值提供了新思路。目前,与数字技术相关的文献除了从宏观角度构建理论模型(田秀娟和李睿,2022)外,主要从微观企业视角探究公司自身数字技术研发或应用对企业组织管理(Nambisan et al., 2017)、营运成本(杨德和刘泳文,2018)、全要素生产率(黄勃等,2023)等方面的影响,少有研究对数字技术创新的价值进行度量,尚没有研究从外部数字技术获取(并购)的视角,通过相对外生的并购绩效(累积超额收益率)来捕捉数字技术创新的价值。②运用文本分析和Word2Vec算法构建适用且全面的数字专利词库,对数字专利进行更精准地识别。现有文献对于数字技术创新的测度,除了用年报中相应关键词词频(田秀娟和李睿,2022)和财务报表附注中相关无形资产占比(祁怀锦等,2020)外,还包括利用IPC分类号(陶锋等,2023)和文本分析(黄勃等,2023;刘青和肖柏高,2023)。但上述方法可能因为不适用于数字技术创新或识别不够精确和全面而存在一定的局限性<sup>①</sup>。专利作为创新重要的表现形式,能最大程度反映数字技术。本文通过专利文本,利用机器学习Word2Vec算法构建数字专利词库。相较于主观的关键词提取法(吴非等,2021;黄勃等,2023),该词库更为客观且全面地对数字技术进行了定义。同时,本文获取了样本企业的数字专利数据,作为对其价值进行量化的基础。该方法为后续关于数字技术的经验研究提供了有益的借鉴。③利用机器学习模型,对数字技术创新进行更精确地分类,探究了不同类别技术对企业以及对不同行业的价值,为各行业进行数字化变革提供了启示。已有研究对于创新的分类主要基于IPC分类号(寇宗来和刘学悦,2020),然而数字技术会带来衍生性创新(Nylén and Holmström, 2019),简单地用IPC分类号进行识别会造成数字技术创新的错估,尤其对属于非数字产品制造和服务行业的企业。本文采用机器学习模型对专利文本进行分类,在一定程度上缓解了使用IPC分类号进行分类的偏差。对不同类型的数字技术创新价值进行深入探讨,有助于企业及各产业利用不同数字技术创新“取长补短”,实现数字化变革。

## 二、研究假说

根据创新程度,企业创新可以分为渐进式创新与突破式创新。其中,突破式创新涉及企业技术、产品和服务等方面的根本性变化,是企业生存和保持竞争优势的关键。然而,由于突破式创新具有收益回收期长、技术不确定性高等特征,仅依靠内部研发会使得企业面临较高的风险和时间成本。因此,相较于自主研发,企业更倾向于通过并购快速获取目标公司的技术知识、提升企业价值(Sevilir and Tian, 2012)。数字技术具有突破式创新特征,其技术复杂程度高、技术迭代

<sup>①</sup> 本文对IPC分类法和文本分析法进行了比较,具体内容参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

快、企业内部研发风险大,并购为企业短时间内获取数字技术创新资源、融合数字技术和商业模式、提高在数字时代的竞争力提供了重要途径(唐浩丹等,2022)。

数字技术具有渗透性、替代性和协同性的特征(蔡跃洲和牛新星,2021),能在生产效率、技术创新和商业模式方面为企业带来价值。首先,数字技术创新能渗透到企业生产活动的全过程、提高企业生产效率。一方面,数字技术实现了企业内部的即时信息交互,提升了生产各环节的协同运作效率,不仅能降低运营成本,还能改善资源利用效率(Yoo et al.,2012);另一方面,数字技术创新实现了上下游企业间的互联互通,促进了产业集聚和产业协同,变革了企业的生产方式(张三峰和魏下海,2019)。其次,数字技术能重塑企业技术创新流程、推动企业突破式创新。一方面,数字技术的运用能降低企业研发成本并加速企业的(数字)知识积累,进而激发企业的自主创新(Yoo et al.,2012);另一方面,数字技术模糊了创新过程的边界(Nambisan et al.,2017)、提高了企业整合新旧资源的能力,这有助于企业实现衍生和突破式创新、满足市场对数字化产品的需求(Nylén and Holmström,2019)。最后,数字技术创新颠覆了传统商业模式,催生了企业价值创造的新增长点。数字技术通过自动化和数字增强、数字化扩展以及数字转型,增强、拓展、替代传统商业模式(Li,2020)。由封闭转向开放的商业模式,能使企业灵活应对环境变化,抓住外部机会、提高自身绩效(李东红等,2021)。

对于具体的数字技术,大数据技术能通过对海量数据进行采集、处理、分析,帮助企业资源数据化、信息化,为企业的生产经营、市场决策等方面提供基础(焦豪等,2021;张叶青等,2021)。人工智能技术能通过学习和推理来自主执行任务,促进企业生产过程自动化、业务流程自动化、销售服务智能化以及内部管理智能化,帮助企业改善劳动生产效率(王永钦和董雯,2021)。云计算技术帮助企业以更低的成本和更高的灵活性来管理和存储数据,提高了上下游企业资源共享的速度和安全性,以及企业运营管理能力。区块链技术提供了安全和透明的数据记录和交换方式,使企业可实现对生产、销售等环节的全记录,增加交易的可追溯和透明度,保障业务的稳定性(龚强等,2021)。物联网技术帮助产业链之间、企业部门间实现互联互通,使企业生产销售流程更高效,并提升企业产品和服务质量(曹鑫等,2022)。企业数字化转型的浪潮下,并购数字技术的公司可能出于用数字技术对自身产品、过程、组织、商业模式进行变革的目的(肖静华,2020),抢占市场先机,获得更大的竞争优势。据此,本文提出:

假说:在其他条件不变的情况下,目标公司的数字专利越多,企业并购所产生的累积超额收益率越大,即为并购公司带来的价值越大。

### 三、数字技术创新定义与分类<sup>①</sup>

#### 1. 数字技术创新界定

当前,数字技术创新缺乏明确且统一的定义。相关文献除了宏观层面的研究(田秀娟和李睿,2022)、理论定性研究(刘洋等,2020;肖静华,2020;蔡跃洲和牛新星,2021)外,部分定量研究基于上市公司年报相关关键词的词频来刻画企业数字技术、数字化转型(吴非等,2021;袁淳等,2021)。但企业年报中关键词词频主要反映的是关注倾斜和业务规划,无法切实体现企业数字技术研发和应用水平。随着数字技术相关政策和标准的出台以及经济和金融学实证研究方法的进步,相关研究

---

<sup>①</sup> 数字技术创新定义与分类技术细节参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

开始利用 IPC 分类号(陶锋等,2023)和文本分析法(黄勃等,2023;刘青和肖柏高,2023)识别数字专利。但仅用 IPC 分类号来识别数字专利的方法存在识别不全或错误识别的情况,而主观提取关键词的方法也存在词库不全的问题。数字专利是衡量数字技术发展水平的重要指标,精准识别数字技术相关专利,对科学评估数字技术创新的作用具有重要意义。在类似的研究中,Chen et al. (2019)运用词袋模型基于专利文本对金融科技专利进行了分类;陈强远等(2020)利用专利名称提取了创新基因;黄勃等(2023)将数字技术相关词汇作为关键词来检索企业潜在的数字专利。本文通过构建数字专利词库,用词库中的词汇作为关键词获取并购事件中目标企业的数字专利信息。

## 2. 数字技术词库构建

词库的适用性和完备性是数字专利识别准确和完整的基础,本文根据数字技术基础词库在大量数字专利文本上拓展相似词汇,以构建一个完整且适合数字专利的完备词库。首先,从学术文献、政策文件以及搜狗词库中整理出数字技术相关的词汇并以此构建基础词库。然后,为了保证词库的专业性同时减少相关词汇的遗漏,利用 Word2Vec 算法从数字专利文本语料中挖掘与基础词库高度相关的技术词汇作为扩充词库。将基础词库和扩充词库合并去重后得到最终词库。具体步骤如下:

(1)基础词库构建。基于三个渠道:学术文献、政策文件以及搜狗词库。首先参考了一系列与文本相关的数字化主题的文献(吴非等,2021;张叶青等,2021),归纳出与数字技术相关的关键词。然后,依据国家统计局颁布的《数字经济及其核心产业统计分类(2021)》、国务院制定的《“十四五”数字经济发展规划》以及国务院颁布的《数字中国建设整体布局规划》等三十多份数字经济政策的核心内容,经 Python 文本分词和人工标注的方式整理出与数字技术相关的词汇<sup>①</sup>。最后,将上述词汇加入 Python 第三方软件包 jieba 自带的中文分词库,以增加分词的准确性。

(2)数字专利文本语料获取。不同于年报文本,专利语言更多包含的是特定领域的专业术语。为构建适用于数字专利的词库,本文首先根据全球数字专利统计数据,获取了中国数字技术专利申请排名前十企业的共 415410 条专利文本<sup>②</sup>。根据 Chen et al.(2019),本文将专利 IPC 分类号的部限定在“G”和“H”,因为其基本涵盖了与数字技术相关的所有专利<sup>③</sup>。然后,本文将专利名称和摘要作为数字专利词库构建的原始语料,对其进行分词处理,并去除“一种”“及其”“方法”等无创新意义的停用词,形成处理后的语料库。

(3)词库扩充。由于基础词库更加针对企业年报而非专业技术,本文进一步利用 Word2Vec 算法在数字专利文本语料上进行数字技术词语拓展。Word2Vec 算法由 Mikolov et al.(2013)提出,基于词嵌入对文本上下文的词汇进行向量化,然后依据向量的余弦相似度计算词汇之间的相关性。本文首先对语料库中词语进行词向量化训练。现有文献表明,Skip-Gram 模型较 CBOW 模型具有更准确的预测力(Mikolov et al., 2013; 姜富伟等,2021),同时考虑到专利文本中存在低频的专业术语,本文使用 Word2Vec 中的 Skip—Gram 模型。然后,根据计算后词语的余弦相似度,提取与基础词库中词语相似度前 15 或余弦相似度大于 0.8 的词汇<sup>④</sup>,在去重和筛选后得到扩充词库。最后,将基础词库与扩充词库整合,通过多次复核后得到最终的数字专利词库,共包含 671 个词语。

<sup>①</sup> 传统 jieba 分词无法得到新兴技术词汇,需要人工标注。基础词库已由相关领域专业人士复核。

<sup>②</sup> 前十位的企业分别是百度、腾讯、平安集团、国家电网、阿里巴巴、华为、蚂蚁集团、中国移动和金融壹账通。

<sup>③</sup> 只要该专利的任一 IPC 分类号属于“G”或“H”部类,本文就将其纳入基础专利库。

<sup>④</sup> 选择原因是专利摘要为短文本,选择过多数量的词汇可能导致词库质量下降。

### 3. 数字技术专利获取

从国家知识产权局获取并购双方企业的所有专利。依据上述步骤构建的数字专利词库,如果专利名称或摘要包含数字专利词库的词语,则该专利被标记为数字技术专利。为保证不遗漏单个企业数字专利样本,本文从全国企业信用查询系统获取了企业工商信息,将并购时目标企业名称与企业曾用名(现用名)均作为专利申请人的名称进行检索,最终获得样本并购事件中目标企业的41832件数字专利。

### 4. 数字技术创新分类

本文运用有监督的机器学习对数字专利进行分类。在确定数字技术类型后,创建训练样本并训练分类算法。根据模型表现选出最优分类算法,最后对全部数字专利进行分类。

(1)训练样本和机器学习模型构建。①数字技术类型和训练样本创建。基于已有包含数字技术分类的文献、相关政策及研究报告<sup>①</sup>,首先确定数字技术类型,主要包括:人工智能技术、云计算技术、安全技术、大数据技术、通信网络技术和电子芯片技术<sup>②</sup>。然后,为提高机器学习模型分类的准确率,增加已有研究的训练样本比例(Chen et al., 2019),在所有数字专利中随机选择2200条样本进行手动分类,构成训练样本<sup>③</sup>。若专利涉及多个技术,本文则根据专利核心创新部分或最终应用场景将其划分到相应类别,如用户画像生成的过程是利用人工智能算法(人工智能技术)挖掘海量数据中的信息(大数据技术),该技术主要是应用成熟的AI算法赋能大数据平台,本文将其划分至“大数据技术”类别。②训练分类算法。在训练机器学习模型之前,本文先对训练样本的专利文本进行预处理,包括分词和删除停用词等常规操作,并使用词频—逆文档频率(TF-IDF)将每条处理后的专利文本进行数值向量化,作为机器学习模型的特征输入。参考已有利用机器学习进行中文文本分类的研究,本文选择将80%的训练样本作为训练集,用来训练机器学习模型,其余20%作为测试集,用来评估模型样本外的预测效果。本文选取了多个在经管领域广泛使用的机器学习分类模型,包含:K近邻(K-nearest Neighbor, KNN)、逻辑回归(Logistic Regression, LR)、朴素贝叶斯(Naïve Bayes, NB)、支持向量机(Support Vector Machines, SVM)、神经网络(Artificial Neural Network, ANN)、随机森林(Random Forest, RF)、梯度提升树(Gradient Boosting, GBDT)。调整好每个模型的超参数后,本文将测试集输入模型查看各个分类器的性能。

(2)机器学习模型表现。表1报告了各个机器学习分类模型在样本外的表现,包括了四个常用的性能指标:准确率(Accuracy)、精确率(Precision)、召回率(Recall)、F1值(F1-Score),每个性能指标都是根据六个数字技术创新类型的平均性能得分计算的。采用F1值作为参数优化的目标,因为其通常被认为优于其他指标(Chen et al., 2019)。结果显示,GBDT和SVM是预测准确率和F1值最高的两个模型,其中,GBDT的准确率达到了81.2%,优于大部分中文文本分类的准确率。

---

① 参见中国信息通信研究院编写的数字经济相关的系列白皮书(<http://www.caict.ac.cn/kxyj/qwfb/bps>)。

② 为确定数字技术分类的合理性和概括性,本文也利用LDA(Latent Dirichlet Allocation)主题模型对专利文本进行分类,对数字技术分类数量和类型确定给予了参考。用“主题一致性”(Coherence)判别主题数量,当主题数为6时,Coherence值达到局部(主题数从1—9)最优。数字技术类别与每个类别相关的关键技术参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

③ 人工标注参考类似研究的方法:首先,与专家讨论后,初步生成了一套分类标注逻辑;然后,进行了两人“背对背”标注,将标注结果交由第三人,由第三人对有分歧的专利进行重新判断,并向专家咨询有争议的分类结果,再进行修正;最后,将标注训练样本交给专家,专家进行抽样检查后未发现问题。

表1

机器学习模型样本外表现

单位: %

	KNN	LR	NB	SVM	ANN	RF	GBDT
准确率	61.11	77.35	75.21	79.06	76.92	76.92	81.20
精确率	54.44	81.15	78.91	83.81	82.88	67.32	80.84
召回率	47.11	62.62	62.11	67.55	66.04	62.91	70.83
F1值	46.60	69.36	64.18	70.93	69.45	63.71	73.31

本文用拟合好的 GBDT 模型对全部 41832 件数字专利进行分类,最终分类结果包含 44.85% 的通信网络技术、23.82% 的人工智能技术、17.81% 的电子芯片技术、9.93% 的大数据技术、2.11% 的安全技术和 1.48% 的云计算技术。其中,2011—2020 年样本并购事件中目标企业的数字专利申请数量呈逐年上升趋势。通信网络技术和人工智能技术数量在所有数字专利中的占比超过 50%,而云计算技术和安全技术占比较小<sup>①</sup>。

## 四、研究设计

### 1. 数据来源

本文选取 2011—2020 年中国沪深 A 股上市公司为买方的并购数据为初始样本。并购事件信息、上市公司的股票收益率以及财务数据均来自国泰安数据库(CSMAR)。并购双方的工商信息和专利数据分别来自全国企业信用查询系统和国家知识产权局(SIPO)。遵循已有研究(张学勇等,2017;姚颐等,2022),对并购事件进行如下处理:①剔除并购失败的事件;②剔除要约收购、债务重组和并购比例小于 5% 的事件;③剔除标的方不属于企业的样本;④剔除金融行业和交易金额缺失样本;⑤剔除 ST、PT 公司样本;⑥为保证事件影响的独立性,对同一买方在 30 天内发生多次并购仅保留第一个事件。本文最终得到 4221 起并购事件。为了排除离群值的影响,本文还对所有连续变量进行了双侧 1% 的缩尾处理。

### 2. 变量定义

(1) 累积超额收益率(*CAR*)。本文使用累积超额收益率度量并购带来的市场价值,并通过并购事件为主并方带来的市场收益测度数字技术创新的价值。具体地,参考事件研究文献的常用方法(陈胜蓝和马慧,2017;姚颐等,2022),本文选择公告日前后 3 个交易日为事件窗口,公告日前 30 到前 250 个交易日为估计窗口,并采用市场模型计算股票预期收益率<sup>②</sup>。

(2) 数字技术创新(*DPatent*)。目标企业并购公告发生前一年的数字专利申请数加 1 后取自然对数。考虑到主并方并购的股权比例以及并购后的股权地位会对基于并购收益测度的数字技术创新价值带来影响,本文进一步通过目标方被并购的股权比例作为权重乘以目标方并购前一年的数字专利申请数量(*DPatent\_w*)来测度数字技术创新<sup>③</sup>。

(3) 控制变量。遵循已有文献(王艳和李善民,2017;张学勇等,2017),本文在企业层面控制了企业市值(*MKT*)、企业成立年龄(*Age*)、资产负债率(*LEV*)、现金流(*Cashflow*)、增长能力(*Growth*)、独立董事占比(*Indep*)、研发投入(*R&D*);在并购事件特征层面控制了是否关联交易(*Relevance*)、是否

① 具体内容参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

② 累积超额收益率的详细计算步骤参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

③ *DPatent\_w* 作为核心解释变量的回归结果参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

重大资产重组(*MajorMA*)、交易价格(*Dealvalue*)。同时,加入了主并方专利申请(*Acq\_Patent*)以控制由主并方自身的创新带来的并购收益。此外,考虑到目标企业的其他非数字技术特征,如盈利能力、非数字技术创新等也可能带来并购收益,并且大量研究认为企业盈利能力与创新产出正相关,本文控制了目标企业非数字专利申请(*Tar\_Patent*)。

### 3. 模型设定

为捕捉数字技术创新的价值,本文设定了如下模型:

$$CAR_i = \beta_0 + \beta_1 DPatent_{i,t} + \gamma' Controls + Year_i + Industry_j + \varepsilon_i \quad (1)$$

其中, $CAR_i$ 表示主并企业在并购公告发布前后3个交易日的累积超额收益率 $CAR(-3,3)$ ;  $DPatent_{i,t}$ 表示目标企业数字技术创新; $Controls$ 为一系列企业层面和并购事件层面的控制变量,  $Year$ 和 $Industry$ 分别为年份和行业固定效应。本文重点关注 $DPatent_{i,t}$ 的系数 $\beta_1$ ,若 $\beta_1$ 显著为正,说明数字技术创新能为企业带来价值。

### 4. 描述性统计

表2展示了样本区间内各年份并购事件的数量和其中目标方有数字专利的并购事件的数量。2011—2020年,无论是并购事件总数还是目标方有数字专利的并购数量,均呈现总体上升趋势,且都在2015年达到高峰:样本中并购事件共有694起,其中目标方有数字专利的并购事件多达84起,占比12.1%,这与曾敏(2022)关于2014年中国并购支持政策引致并购浪潮的发现一致。虽然2015年后并购事件数量回落,但目标方有数字专利的并购事件占比总体呈上升趋势,在2020年达到了19.63%。数字技术并购浪潮的产生,也凸显了并购在企业获取数字技术和进行数字化转型中的重要作用。

**表2 2011—2020年目标方有数字专利的并购事件分布**

年份	并购事件(起)	目标方有数字专利并购事件(起)	目标方有数字专利并购事件占比(%)
2011	123	4	3.25
2012	255	12	4.71
2013	470	71	15.11
2014	476	80	16.81
2015	694	84	12.10
2016	577	63	10.92
2017	467	61	13.06
2018	460	58	12.61
2019	373	49	13.14
2020	326	64	19.63
合计	4221	546	12.94

本文首先用 $CAR(-10,10)$ 来刻画目标方有无数字专利的两类并购事件为主并公司带来的短期累积超额收益率<sup>①</sup>。从图1可以直观看出,相较于并购无数字专利的目标方,上市公司并购有数字专利的目标方的市场表现更优。

描述性统计结果显示<sup>②</sup>,全样本的 $CAR$ 平均值为5%,并购整体上能带来股价的短期上升。在目标

① 为了更直观地展示两组并购方累积超额收益率的差异,本文参照张学勇等(2017),选择(-10,10)的事件窗口。

② 主要变量描述性统计结果参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

方有数字技术的并购中,  $CAR$  平均值为 7.6%, 高于全样本。目标方有数字技术的并购样本  $DPatentN$  平均值为 6.035, 高于全样本的平均值 0.781。未取对数的目标方数字专利数量  $DPatentN$  存在严重右偏特性。此外,  $DPatentN$  平均值远大于中位数, 说明目标企业数字技术创新水平分化较大, 在量化时需要对其进行对数变换。其他控制变量与以往研究相近。

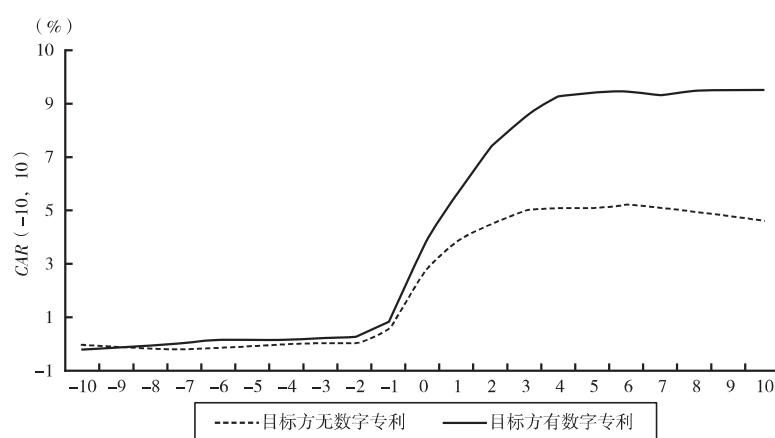


图 1 短期累积超额收益率:CAR(-10, 10)

## 五、实证结果分析

### 1. 基准回归结果

根据目标公司是否拥有数字专利, 本文将并购事件分为两类, 并比较这两类并购的市场表现。结果如表 3 所示, 目标方在并购前一年内有数字专利申请, 能给主并方在窗口期内带来平均 7.58% 的累积超额收益率; 相比之下, 上市公司并购没有数字专利的目标方在公告日前后 3 日内仅获得平均 4.63% 的累积超额收益率。 $t$  检验结果表明两组之间差异显著, 前者的  $CAR$  显著高于后者 2.96%, 说明上市公司并购拥有数字技术的目标方能带来更高的短期市场涨幅。

表 3 目标方是否拥有数字技术对主并方  $CAR$  值影响的  $t$  检验

变量		观测值	均值	标准误
$CAR$	目标公司有数字技术的并购	546	0.0758	0.0069
	目标公司无数字技术的并购	3675	0.0463	0.0023
	$t$ 检验		0.0296***	0.0022

注:\*\*\*代表 1% 的显著性水平。

数字技术创新为并购方带来的市场价值的结果如表 4 所示。在基准回归中, 本文采用逐步控制的回归策略。第(1)列为未加入任何控制变量的结果, 数字技术创新  $DPatent$  回归系数为 0.018 且在 1% 的水平上显著为正; 第(2)列回归中加入了控制变量, 核心解释变量系数显著性水平未发生变化; 第(3)列进一步控制了年份、行业固定效应。结果显示,  $DPatent$  回归系数为 0.014, 在 1% 的水平上显著为正, 说明目标方拥有的数字专利数量越多, 并购方股票市场反应越大, 表明数字技术创新能为企业带来较大的市场价值。

### 2. 稳健性检验<sup>①</sup>

(1) 更换事件研究法的估计窗口。借鉴已有文献事件窗口期的选择, 本文增加了  $CAR(-5, 5)$  和

<sup>①</sup> 稳健性检验结果参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

表4 数字技术创新对主并公司市场价值的影响

变量	(1) <i>CAR</i>	(2) <i>CAR</i>	(3) <i>CAR</i>
<i>DPatent</i>	0.018 <sup>***</sup> (4.747)	0.016 <sup>***</sup> (3.820)	0.014 <sup>***</sup> (3.291)
控制变量	否	是	是
年份固定效应	否	否	是
行业固定效应	否	否	是
样本量	4387	4221	4221
调整 R <sup>2</sup> 值	0.005	0.127	0.187

注:\*\*\*、\*\*、\*分别代表 1%、5%、10% 的显著性水平;括号内为双侧检验 t 值。以下各表同。

*CAR*(-10, 10)两个累积超额收益率作为被解释变量重新估计模型(1)。同时,考虑到短期市场存在投资者过度反应,本文还分别将估计窗口替换为 *CAR*(-10, 60)、*CAR*(-10, 90)以及 *CAR*(-10, 180),重新回归后结论与基准回归结果一致。

(2)更换被解释变量。一是考虑到基础结论更多说明的是数字技术创新的短期市场价值,参考王艳和李善民(2017)、Hanelt et al.(2021)的研究,保留主并方每年首次并购完成的样本,将被解释变量分别替换为企业并购完成后第二年相较于并购发起前一年 *ROA* 的变化  $\Delta ROA$  和 *EPS* 的变化  $\Delta EPS$ ,以证实数字技术创新的价值不仅存在于短期;二是考虑到当前结果可能是由于投资者热点追捧或概念炒作行为所导致的,利用行业收益率调整后的超额收益重新计算 *CAR*,回归结果依然稳健。

(3)替换核心解释变量。参考张学勇等(2017),首先用目标公司在并购前一年内是否拥有数字专利申请的虚拟变量(*D\_MA*)进行替换。然后,使用了目标企业并购前一年内数字技术专利申请数占总专利申请数的比值(*DPatent\_ratio*)进行替换。此外,改变对核心解释变量的定义,将目标企业并购公告发生前一年内的数字专利申请分别变为前 2—5 年内的数字专利申请进行重新测度,结论与基准回归结果一致。

(4)更严格的控制方法。考虑到存在行业层面随时间变动的不可观测因素,本文进一步控制了年份×行业固定效应。此外,各省份间经济发展水平和数字基础设施建设水平存在的差异,会影响当地企业数字技术创新。本文也进一步加入了年份×省份固定效应,以控制地区随年份变化因素的影响。本文还同时控制了年份×行业、年份×省份固定效应,回归结果保持稳健。

(5)倾向得分匹配法(PSM)。为了减少内生性以及样本不平衡可能带来的估计偏误,本文将目标方有数字专利的并购与目标方没有数字专利的并购进行 PSM 样本配对回归。选取公司市值、公司年龄、资产负债率等企业特征以及是否为重大并购等并购事件特征作为 PSM 的匹配变量,依据目标方被并购前一年是否有数字技术专利的虚拟变量(*D\_MA*),分别采用全样本 1:1 近邻匹配和逐年 1:1 邻近匹配方法,然后用匹配后的样本重新估计基础模型,结论与基准结果保持一致。

(6)Heckman 两阶段模型。参考潘越等(2020),利用 Heckman 两阶段模型检验可能的选择偏差问题。第一阶段,构建 Probit 模型估计逆米尔斯比率(*IMR*),以检验滞后期的上市公司特征变量<sup>①</sup>能否影响其开展有数字技术创新的并购(*D\_MA*);第二阶段,将 *IMR* 作为控制变量加入基准回归方程

① 特征变量包含企业市值、企业年龄、资产负债率、现金流、成长能力、独立董事占比、研发投入、创新产出。

(1),以纠正潜在的选择性偏差对本文研究结论的干扰,结论保持不变。

(7)更严格地识别数字专利。考虑到数字技术词汇出现在专利名称或摘要中可能具有一定的偶然性,本文首先对数字技术专利进行重新定义,即数字专利应同时满足基于文本分析方法的识别条件和国家知识产权局颁布的《数字经济核心产业分类与国际专利分类参照关系表(2023)》中的IPC分类,然后将重新识别的目标企业数字专利进行加1取对数处理后估计模型(1)。其次,根据所获取的企业工商数据和产品标签,将拥有数字专利的企业经营范围和产品限定在数字经济产业范围内,然后重新回归,结论保持不变。

### 3. 数字技术创新的长期赋能效应

本文进一步探究数字技术创新在带来短期市场价值的同时能否为企业带来经济效益。理论分析认为,主并方能通过快速利用和学习等方式推动目标企业数字技术为自身发挥作用,赋能企业的生产、技术创新和商业模式变革。为此,本文分别从并购方的全要素生产率、数字技术产出以及商业模式创新三个方面进行考察。参考已有研究,构建如下模型:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 DPatent_i + \delta' Controls + Year_i + Industry_j + \varepsilon_i \quad (2)$$

其中, $Y_i$ 表示主并方并购*i*完成后第二年全要素生产率(TFP)、数字技术产出(Acq\_DPatent)以及商业模式创新(B\_Model);控制变量(Controls)包含并购完成前一年主并方的企业市值(MKT)、企业成立年龄(Age)、资产负债率(LEV)、现金流(Cashflow)、增长能力(Growth)、独立董事占比(Indep)、研发投入(R&D)、创新产出(Acq\_Patent)和目标企业并购发生前一年的非数字专利申请(Tar\_Patent);其他变量定义与模型(1)相同<sup>①</sup>。采用并购完成后第二年的变量主要是考虑到企业通过并购获取的数字技术发挥作用存在一定的时滞。此外,需要说明的是,当企业从并购首次公告到并购完成存在较长时间跨度时,可能存在其他混杂因素影响回归结果,因此,本文删除了时间跨度大于两年的并购事件样本<sup>②</sup>。参照已有研究的做法,对于同一企业在同一年内多次并购完成事件,本文保留企业在当年完成的第一起并购样本。被解释变量的计算和定义分别如下:

(1)生产效率。参考黄勃等(2023),本文利用全要素生产率(TFP)进行度量。借鉴鲁晓东和连玉君(2012)的方法,构建如下模型测算基于OP法下的TFP:

$$\begin{aligned} \ln Y_{i,t} = & \beta_0 + \beta_k \ln K_{i,t} + \beta_l \ln L_{i,t} + \beta_m \ln M_{i,t} + \beta_a Age_{i,t} + \beta_s State_{i,t} + \beta_e EX_{i,t} \\ & + \sum_m \delta_m year_m + \sum_n \lambda_n prov_n + \sum_k \xi_k ind_k + \varepsilon_{i,t} \end{aligned} \quad (3)$$

其中, $Y_{i,t}$ 表示营业收入; $\ln K_{i,t}$ 为资本投入,用固定资产价值来衡量; $\ln L_{i,t}$ 为劳动投入,用企业员工人数自然对数度量; $\ln M_{i,t}$ 是中间投入,即销售额减增加值,其中,增加值为折旧、劳动者报酬、生产税净额和营业盈余四项之和; $Age_{i,t}$ 是企业年龄; $State_{i,t}$ 为是否民营企业虚拟变量; $EX_{i,t}$ 表示企业是否出口虚拟变量; $year_m$ 、 $prov_n$ 和 $ind_k$ 分别是年份、地区和行业固定效应; $\varepsilon_{i,t}$ 为随机误差项。状态变量为 $\ln K_{i,t}$ 和 $Age_{i,t}$ ;控制变量为 $State_{i,t}$ 和 $EX_{i,t}$ ;代理变量为企业投资 $\ln I_{i,t}$ ;退出变量exit根据企业的生存经营情况生成。所有的名义变量都转换为以2000年为基期的实际值。

(2)数字技术创新。本文认为相较于并购方的全部创新,通过数字专利测度主并公司的数字技术创新更能直观体现通过并购获取的数字技术的作用。主并公司的数字技术判断和获取方式与前文相同。本文剔除目标公司在并购后与主并企业合作创新的专利样本,再对主并方当年申请专利进行加总,最后加1取自然对数得到主并公司的数字技术创新(Acq\_DPatent)。

<sup>①</sup> 对于Acq\_DPatent的回归未将Acq\_Patent纳入控制变量。

<sup>②</sup> 时间跨度大于两年的并购事件共10个,约占总样本的0.24%。

(3)商业模式创新。借鉴陶锋等(2023),用上市公司每年年报中“管理层讨论与分析”(MD&A)部分的业务创新和流程创新词频测度商业模式。用业务创新和流程创新词频之和除以 MD&A 文本总字数后乘以 10000,最后得到商业模式创新变量(*B\_Model*)。

表 5 第(1)—(3)列分别报告了对上述被解释变量的回归结果。具体地,第(1)列对 *TFP* 回归结果显示,*DPatent* 的系数在 5% 水平上显著为正,即数字技术创新能提高企业生产效率。这表明数字技术能渗透到企业生产活动中,赋能于传统生产要素(黄勃等,2023),同时推动企业内各部门间的信息交流,提高资源配置效率(Yoo et al., 2012)。本文还用 LP 法计算的 *TFP* 进行检验,结论未发生改变。第(2)列是对主并公司的数字技术创新的回归结果,系数在 1% 水平上显著为正,意味着主并企业通过并购获取外部创新资源,不仅拓展了自身的数字知识库,还在一定程度上学习和运用了目标方数字技术吸收能力,不断释放整合潜力,并发挥协同创新作用(Sevilir and Tian, 2012),提高了自身的数字技术创新水平。第(3)列是对商业模式创新(*B\_Model*)的回归结果,系数在 1% 水平上显著为正,说明并购方利用目标企业的数字技术创新,增强了自身与其他利益相关者之间的联系,并据此获得互补性知识以拓展自身的商业模式(李东红等,2021),催生企业价值创造的新增长点。

**表 5 数字技术创新的长期赋能效应**

变量	(1) <i>TFP</i>	(2) <i>Acq_DPatent</i>	(3) <i>B_Model</i>
<i>DPatent</i>	0.049** (2.045)	0.219*** (4.510)	0.590*** (2.627)
控制变量	是	是	是
年份固定效应	是	是	是
行业固定效应	是	是	是
样本量	2960	3114	3114
调整 R <sup>2</sup> 值	0.446	0.513	0.128

## 六、进一步分析

### 1. 异质性分析

(1)地区知识产权保护力度。较强的地区知识产权保护能增加当地企业的创新投入和创新产出(吴超鹏和唐菂,2016)。一方面,数字经济活动依托数据资源和现代信息技术,在增加知识和技术传播速度的同时加剧了侵权行为的模仿(赵宸宇,2021),知识产权保护降低了技术被窃取的风险,提高了创新的价值;另一方面,并购完成后,知识产权保护力度较强地区的企业更有动力研发新技术,发挥创新协同效应,从而带来更积极的市场绩效。本文借鉴龙小宁等(2018),采用国家知识产权局发布的历年《中国知识产权发展状况评价报告》中的知识产权保护指数(*IPP*)作为地区知识产权保护力度的衡量指标。根据中位数将各省份知识产权保护力度划分为高和低两组,若低于中位数 *IPP* 为 0,否则为 1,在模型(1)中引入知识产权保护力度(*IPP*)与数字技术创新的交互项。结果如表 6 第(1)列所示,*IPP* × *DPatent* 的系数在 1% 水平上显著为正,表明数字技术创新在知识产权保护力度大的地区能发挥更高价值。

(2)分析师关注度。证券分析师作为资本市场信息中介,缓解了市场参与者之间的信息不对称,提高了资本市场的有效性。具备专业能力的分析师能有效评估企业创新这类专业化活动的价值,并向市场传递信息。为了检验分析师关注度对数字技术创新价值的作用,本文参考已有文献的

普遍做法,用一年内对某企业进行跟踪的分析师数量测度分析师关注度(*Coverage*)。根据中位数将分析师跟踪数量划分为高低两组,若低于中位数 *Coverage* 为 0,否则为 1。表 6 第(2)列报告了结果, *Coverage* × *DPatent* 与被解释变量存在显著正向关系,说明分析师关注度越高,数字技术创新为主并方带来的价值更大。因为数字技术涉及领域广、专业性强,分析师关注能提高企业创新信息透明度,帮助普通投资者理解企业数字技术的应用情况,增加数字技术创新为企业带来的价值。

表 6 异质性分析

变量	(1) <i>CAR</i>	(2) <i>CAR</i>	(3) <i>CAR</i>
<i>DPatent</i>	0.002 (0.275)	-0.001 (-0.138)	0.013*** (3.104)
<i>IPP</i>	-0.001 (-0.120)		
<i>Coverage</i>		0.001 (0.231)	
<i>CTO</i>			-0.047* (-1.937)
<i>IPP</i> × <i>DPatent</i>	0.020*** (2.689)		
<i>Coverage</i> × <i>DPatent</i>		0.021** (2.442)	
<i>CTO</i> × <i>DPatent</i>			0.047*** (3.275)
控制变量	是	是	是
年份固定效应	是	是	是
行业固定效应	是	是	是
样本量	4221	4221	4221
调整 R <sup>2</sup> 值	0.189	0.189	0.187

(3)企业首席技术官。高管能通过监督和咨询对并购发挥重要作用,尤其当技术并购活动需要高管的建议和知识时,会伴随产生较高的并购绩效(Schmidt, 2015)。首席技术官(Chief Technology Officer, CTO)作为企业高管团队的重要成员,负责企业技术研发与创新战略选择,以确保技术创新为企业增加价值。企业在进行数字化变革时需要技术型高管的引导,以跨越“数字鸿沟”,打通“信息孤岛”,提升数字技术价值。从上市公司年报中收集 CTO 的设立情况,若企业在并购前设立首席技术官, *CTO* 为 1,反之为 0。同理,本文在基础模型中分别引入 *CTO* 与 *DPatent* 交乘项进行回归。结果如表 6 第(3)列所示,交乘项系数在 1% 水平上显著为正,说明 CTO 能为企业数字化发展制定合理战略决策、提供专业建议,让数字技术创新迸发更大价值。

## 2. 不同数字技术创新类型的价值

为进一步分析哪些类型的数字技术创新对企业最有价值以及各类技术对不同行业发挥作用的程度,本文根据前文机器学习对数字技术创新的分类结果,参考 Chen et al.(2019)构建多元回归模型(4)进行分析。具体模型如下:

$$CAR_i = \alpha + \beta' Technologies_{i,t} + \gamma' Controls + Year_t + Industry_j + \varepsilon_i \quad (4)$$

其中, *Technologies* 包含了人工智能技术(AI)、云计算技术(Cloud\_Computing)、安全技术(Security)、大数据技术(Big\_Data)、通信网络技术(Commu\_Network)和电子芯片技术(E\_Chip),计算

方式为目标公司拥有的该类技术数量加1取自然对数;其他变量与模型(1)一致。本文关注的是 $\beta'$ ,即各类技术的回归系数。

结果如表7第(1)列所示,*Cloud\_Computing*和*Commu\_Network*的系数分别为0.062和0.011,且分别在5%和10%水平上显著为正,而其他技术的系数并未出现统计意义上的显著性。这说明相较于人工智能、大数据、安全技术和电子芯片四类技术,云计算技术和通信网络技术的价值更大。这可能是因为大多数企业当前还处于数据获取和存储的数字化初期阶段<sup>①</sup>。通信网络技术中的传感技术,能帮助企业更高效、精确地获取数据;云计算能以低成本解决企业数据存储问题<sup>②</sup>,帮助企业优化数据资产管理,为实现进一步的数据共享、数据挖掘利用以及其他数字技术的拓展应用提供可能。

**表7 不同数字技术创新的价值**

变量	(1)	机械设备制造业	轻工制造业	能源化工业	信息技术制造业	信息技术服务业
		(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
AI	-0.000 (-0.008)	0.082*** (3.724)	-0.032 (-0.912)	-0.024 (-0.695)	-0.018 (-0.982)	-0.011 (-0.329)
<i>Cloud_Computing</i>	0.062** (2.317)	0.166*** (2.827)	0.423*** (3.749)	0.169** (2.269)	0.017 (0.203)	0.116** (2.272)
<i>Security</i>	0.006 (0.275)	-0.156 (-1.300)	0.335*** (4.808)	0.173 (0.701)	-0.028 (-1.464)	0.174*** (2.788)
<i>Big_Data</i>	0.004 (0.613)	0.008 (0.209)	0.090* (1.714)	-0.071 (-0.854)	0.002 (0.062)	-0.011 (-0.707)
<i>Commu_Network</i>	0.011* (1.653)	-0.010 (-0.720)	0.031 (0.813)	-0.010 (-0.363)	0.020** (1.968)	-0.028 (-1.208)
<i>E_Chip</i>	0.004 (0.448)	0.023 (0.794)	-0.035 (-0.800)	0.014 (0.874)	0.006 (0.563)	-0.022 (-0.516)
控制变量	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是
样本量	4221	649	361	960	770	477
调整 R <sup>2</sup> 值	0.187	0.165	0.333	0.230	0.183	0.249

考虑到不同技术的赋能可能存在行业异质性,本文根据《数字经济及其核心产业统计分类(2021)》以及各行业所处数字化阶段的特征,进一步聚焦并购企业细分行业,并重点关注处在产业数字化阶段的机械设备制造业、轻工制造业和能源化工业,以及处在数字产业化阶段的信息技术制造业和信息技术服务业<sup>③</sup>。表7第(2)—(4)列结果表明,就处在产业数字化的行业而言,一是人工智能和云计算技术对于机械设备制造业企业价值较大。这可能是由于该行业企业正处于数字化转型初期,在整合自身数据(焦豪等,2021;戚聿东等,2021)并进行云端存储的同时,会利用人工智能

① 工业和信息化部2020年数据显示,中国仅有25%的企业开展了数字化转型,超过55%的企业尚未完成基础设施的数字化改造。

② 据中国信息通信研究院《云计算发展白皮书(2020年)》,95%的企业表示使用云计算可以降低企业的IT成本,12%的用户称IT成本降幅超过50%。

③ 本文主要基于《数字经济及其核心产业统计分类(2021)》中具体的范围说明,并结合申万一级行业分类和国民经济行业分类进行行业细分。同时,考虑到部分细分行业样本数量过少而导致模型无法回归问题,本文将数字化发展特征相似度较高的行业进行合并。行业分类的具体逻辑参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

技术如工业机器人等实现生产的自动化和智能化。二是云计算技术、安全技术和大数据技术能为轻工制造业带来较大价值,但数字化转型初期所需的云计算和安全技术价值更大。以纺织服饰行业为例,需求个性化的特点决定了其需要获取海量客户数据进行大数据分析,并基于云计算技术和安全技术进行数据管理和保障数据安全。三是云计算技术能为能源化工业企业带来较大的价值。

对于处在数字产业化的行业,云计算、通信网络以及安全技术的价值较为明显,因为企业主要以自身业务为主线,并运用新兴技术赋能其业务的数字化。第(5)列中 *Commu\_Network* 系数在 5% 水平上显著为正,说明包含电子信息、通信业等信息技术制造业主要通过传感、5G 等通信网络技术创造价值;第(6)列中 *Cloud\_Computing* 和 *Security* 系数分别在 5% 和 1% 水平上显著为正,表明包含了以软件、互联网技术服务为主营业务的信息技术服务业企业,其业务除了依赖大规模和高效率的存储条件,还需要安全技术为经营过程中的数据传输、存储、共享和销毁提供保障。云计算技术与安全技术的结合能为信息技术服务业带来安全性、可靠性以及效率的提升。

## 七、结论与启示

本文利用中国沪深 A 股上市公司 2011—2020 年的并购数据,在获取并购双方企业专利数据的基础上通过 Word2Vec 算法构建了适用于数字专利的词库,利用机器学习分类模型对数字技术创新进行了更细致的分类,实证探究了数字技术创新能否以及如何为企业带来价值。结论表明,目标企业的数字技术创新越多,并购公司的市场价值提升就越大,表现为并购产生的累积超额收益率的显著增加;目标公司拥有的数字技术具有长期赋能效应,即显著提升了并购企业的生产效率、数字技术创新以及商业模式创新;较强的知识产权保护、更高的分析师关注度以及拥有首席技术官,能分别作为并购公司的外部和内部因素,使数字技术的价值提升作用更明显;云计算技术和通信网络技术对主并公司更具价值提升作用。人工智能技术和云计算对机械设备制造行业的赋能作用最明显,安全、云计算和大数据技术能共同为轻工制造业带来更大价值,这表明大部分企业可能还处于数字化初级阶段。基于以上结论,本文提出如下政策启示:

(1) 加强数字技术研发与创新,推动数字经济核心产业发展。数字技术创新是数字经济发展的核心动力,是推动数字产业化的坚实基础,也是社会数字化转型的重要支撑。一方面,不仅要加强数字技术企业的研发投入力度、提高基础研发能力,而且要关注数字经济所需的新技术应用场景,为数字经济发展提供前沿技术、产品、服务和解决方案;另一方面,加强数字经济核心产业企业通过如并购、产业链间资源共享等多种方式获取数字知识,推动创新协同和技术融合。在掌握数字经济发展自主权的同时,立足中国资本市场和企业数字能力,提高数字技术创新的价值,打造在新一轮科技革命和产业变革机遇下的竞争新优势。

(2) 推进各行业数字技术融合,加速产业数字化转型升级。数字技术能助力企业降本提质增效,提升各部门要素的协同应用,改善资源配置效率,进而推动产业数字化升级。企业要强化自身数字化思维。传统行业的企业可以通过并购等外部资源获取方式,更高效地提高企业管理效率、技术创新和数字应用能力。需加速实现在数字化初期阶段的数据资源化,推进数据要素价值化,为进一步数智化升级打下坚实基础。同时,要立足各产业不同特点和需求,差异化使用数字技术,制定和实施相应产业数字化战略,推动传统产业全方位数字化转型。

(3) 打造支持数字化的服务环境,综合提升数字技术创新价值。良好的外部环境和内部资源能提高企业数字化转型的意愿和数字技术应用的能力。应以制度和服务双重协同,通过技术、人才、

资本等内外部要素,综合解决企业转型风险大、难度高等问题。例如,加强地区知识产权保护、提高企业数字技术创新在资本市场的信息透明度、加大企业对数字技术人才的引进力度和提高数字化转型过程中的专业技术咨询等,多方位提升数字技术在企业数字化变革中的价值。

需要说明的是,由于本文利用并购这一外生方式测度数字技术创新的价值,而导致样本数量较少,实证结论及其可拓展性有待利用大样本进一步检验。同时,考虑到数字技术创新产生的长期市场超额收益(BHAR),受各种混淆因素影响较大、难以准确捕捉,本文尚未对其进行实证检验。因此,如何利用大样本更合理地测度数字技术创新的价值仍值得深入研究。

### [参考文献]

- [1]蔡跃洲,牛新星.中国数字经济增加值规模测算及结构分析[J].中国社会科学,2021,(11):4-30.
- [2]曹鑫,欧阳桃花,黄江明.智能互联产品重塑企业边界研究:小米案例[J].管理世界,2022,(4):125-142.
- [3]陈强远,林思彤,张醒.中国技术创新激励政策:激励了数量还是质量[J].中国工业经济,2020,(4):79-96.
- [4]陈胜蓝,马慧.卖空压力与公司并购——来自卖空管制放松的准自然实验证据[J].管理世界,2017,(7):142-156.
- [5]龚强,班铭媛,张一林.区块链、企业数字化与供应链金融创新[J].管理世界,2021,(2):22-34.
- [6]黄勃,李海彤,刘俊岐,雷敬华.数字技术创新与中国企业高质量发展——来自企业数字专利的证据[J].经济研究,2023,(3):97-115.
- [7]姜富伟,孟令超,唐国豪.媒体文本情绪与股票回报预测[J].经济学(季刊),2021,(4):1323-1344.
- [8]焦豪,杨季枫,王培暖,李倩.数据驱动的企业动态能力作用机制研究——基于数据全生命周期管理的数字化转型过程分析[J].中国工业经济,2021,(11):174-192.
- [9]寇宗来,刘学悦.中国企业的专利行为:特征事实以及来自创新政策的影响[J].经济研究,2020,(3):83-99.
- [10]李东红,陈昱蓉,周平录.破解颠覆性技术创新的跨界网络治理路径——基于百度Apollo自动驾驶开放平台的案例研究[J].管理世界,2021,(4):130-159.
- [11]刘青,肖柏高.劳动力成本与劳动节约型技术创新——来自AI语言模型和专利文本的证据[J].经济研究,2023,(2):74-90.
- [12]刘洋,董久钰,魏江.数字创新管理:理论框架与未来研究[J].管理世界,2020,(7):198-217.
- [13]龙小宁,易巍,林志帆.知识产权保护的价值有多大?——来自中国上市公司专利数据的经验证据[J].金融研究,2018,(8):120-136.
- [14]鲁晓东,连玉君.中国工业企业全要素生产率估计:1999—2007[J].经济学(季刊),2012,(2):541-558.
- [15]孟庆斌,李昕宇,张鹏.员工持股计划能够促进企业创新吗?——基于企业员工视角的经验证据[J].管理世界,2019,(11):209-228.
- [16]潘越,汤旭东,宁博,杨玲玲.连锁股东与企业投资效率:治理协同还是竞争合谋[J].中国工业经济,2020,(2):136-164.
- [17]祁怀锦,曹修琴,刘艳霞.数字经济对公司治理的影响——基于信息不对称和管理者非理性行为视角[J].改革,2020,(4):50-64.
- [18]戚聿东,杜博,温馨.国有企业数字化战略变革:使命嵌入与模式选择——基于3家中央企业数字化典型实践的案例研究[J].管理世界,2021,(11):137-158.
- [19]唐浩丹,方森辉,蒋殿春.数字化转型的市场绩效:数字并购能提升制造业企业市场势力吗[J].数量经济技术经济研究,2022,(12):90-110.
- [20]陶锋,朱盼,邱楚芝,王欣然.数字技术创新对企业市场价值的影响研究[J].数量经济技术经济研究,2023,(5):68-91.
- [21]田秀娟,李睿.数字技术赋能实体经济转型发展——基于熊彼特内生增长理论的分析框架[J].管理世界,2022,(5):56-74.

- [22]王艳,李善民.社会信任是否会提升企业并购绩效[J].管理世界,2017,(12):125-140.
- [23]王永钦,董雯.机器人的兴起如何影响中国劳动力市场?——来自制造业上市公司的证据[J].经济研究,2020,(10):159-175.
- [24]吴超鹏,唐菂.知识产权保护执法力度、技术创新与企业绩效——来自中国上市公司的证据[J].经济研究,2016,(11):125-139.
- [25]吴非,胡慧芷,林慧妍,任晓怡.企业数字化转型与资本市场表现——来自股票流动性的经验证据[J].管理世界,2021,(7):130-144.
- [26]肖静华.企业跨体系数字化转型与管理适应性变革[J].改革,2020,(4):37-49.
- [27]杨德明,刘泳文.“互联网+”为什么加出了业绩[J].中国工业经济,2018,(5):80-98.
- [28]姚颐,徐亚飞,凌玥.技术并购、市场反应与创新产出[J].南开管理评论,2022,(3):4-16.
- [29]袁淳,肖土盛,耿春晓,盛誉.数字化转型与企业分工:专业化还是纵向一体化[J].中国工业经济,2021,(9):137-155.
- [30]曾敏.中国上市公司并购重组的现状、问题及前景[J].数量经济技术经济研究,2022,(5):104-124.
- [31]张三峰,魏下海.信息与通信技术是否降低了企业能源消耗——来自中国制造业企业调查数据的证据[J].中国工业经济,2019,(2):155-173.
- [32]张学勇,柳依依,罗丹,陈锐.创新能力对上市公司并购业绩的影响[J].金融研究,2017,(3):159-175.
- [33]张叶青,陆瑶,李乐芸.大数据应用对中国企业市场价值的影响——来自中国上市公司年报文本分析的证据[J].经济研究,2021,(12):42-59.
- [34]赵宸宇.数字化发展与服务化转型——来自制造业上市公司的经验证据[J].南开管理评论,2021,(2):149-163.
- [35]Aghion, P., and P. Howitt. A Model of Growth through Creative Destruction [J]. Econometrica, 1992, 60(2): 323-351.
- [36]Chen, M.A., Q. Wu, and B. Yang. How Valuable is Fintech Innovation [J]. Review of Financial Studies, 2019, 32(5): 2062-2106.
- [37]Hall, B. H., A. B. Jaffe, and M. Trajtenberg. Market Value and Patent Citations [J]. RAND Journal of Economics, 2005, 36(1):16-38.
- [38]Hanelt, A., S. Firk, B. Hildebrandt, and L. M. Kolbe. Digital M&A, Digital Innovation, and Firm Performance: An Empirical Investigation [J]. European Journal of Information Systems, 2021, 30(1):3-26.
- [39]Kogan, L., D. Papanikolaou, A. Seru, and N. Stoffman. Technological Innovation, Resource Allocation, and Growth [J]. Quarterly Journal of Economics, 2017, 132(2):665-712.
- [40]Li, F. The Digital Transformation of Business Models in the Creative Industries: A Holistic Framework and Emerging Trends [J]. Technovation, 2020, 92, 102012.
- [41]Mikolov, T., I. Sutskever, C. Kai, G. Corrado, and J. Dean. Distributed Representations of Words and Phrases and Their Compositionalities [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2013, 26:3111-3119.
- [42]Nambisan, S., K. Lyytinen, A. Majchrzak, and M. Song. Digital Innovation Management: Reinventing Innovation Management Research in a Digital World [J]. MIS Quarterly, 2017, 41(1):223-238.
- [43]Nylén, D., and J. Holmström. Digital Innovation in Context: Exploring Serendipitous and Unbounded Digital Innovation at the Church of Sweden [J]. Information Technology & People, 2019, 32(3):696-714.
- [44]Porter, M. Capital Disadvantage: America's Failing Capital Investment System [J]. Harvard Business Review, 1992, 70(5):65-82.
- [45]Schmidt, B. Costs and Benefits of Friendly Boards during Mergers and Acquisitions [J]. Journal of Financial Economics, 2015, 117(2):424-447.
- [46]Sevilir, M., and X. Tian. Acquiring Innovation [R]. AFA 2012 Chicago Meetings Paper, 2012.
- [47]Yoo, Y., R. J. Boland, K. Lyytinen, and A. Majchrzak. Organizing for Innovation in the Digitized World [J]. Organization Science, 2012, 23(5):1398-1408.

**The Value of Digital Technology Innovation:  
From the M&A Perspective and Machine Learning Methods**

ZHOU Peng<sup>1</sup>, WANG Zhuo<sup>2</sup>, TAN Chang-chun<sup>1</sup>, SONG Min<sup>3</sup>

(1. School of Economics, Hefei University of Technology;  
2. School of Finance, Shanghai University of Finance and Economics;  
3. Economics and Management School, Wuhan University)

**Abstract:** Digital technology innovation is the driving force for the development of the digital economy, and M&A is an efficient way for enterprises to acquire digital technology and undergo digital transformation. With the rapid development of digital technology innovation, including core technologies such as artificial intelligence (AI), blockchain, cloud computing, big data, and Internet of Things, a new round of technological revolution and industrial transformation is unfolding. Despite the rapid development of digital technology innovation, there is limited understanding of whether it brings value to enterprises, especially in emerging market countries. China's economy is in a transition to high-quality development, and the potential value of digital technology innovation for enterprises, as well as which types of digital technology innovations are more conducive to enhancing firm value, remains uncertain.

This study utilizes the Word2Vec algorithm to construct a digital patent vocabulary for identifying digital technology innovation. By using machine learning models to classify digital technology patents, this study explores the heterogeneous effects of different categories of digital technology on enterprise value. This paper selects the M&A events of China's listed enterprises as buyers from 2011 to 2020 as the research samples. This study finds that the more digital technology innovation the target companies have, the greater the increase in the market value of the acquiring companies, as evidenced by a significant increase in cumulative abnormal returns generated by the M&As; the digital technologies owned by target companies have a long-term empowering effect, significantly improving the production efficiency, digital technology innovation, and business model innovation of acquiring companies; and stronger intellectual property protection, higher analyst attention, and the presence of CTO serve as external and internal factors for acquiring companies, making the enhancement effect of digital technology more pronounced. In addition, the study on the value enhancement effect of different categories of digital technology finds that cloud computing and communication network technology have a greater value enhancement effect on the acquiring companies. Industry-specific research shows that AI and cloud computing are more effective to the machinery and equipment manufacturing industry, while security, cloud computing, and big data bring greater value to the light manufacturing industry, indicating that most firms may still be at the early stages of digitization.

The results indicate that it is necessary to strengthen independent R&D and innovation of digital technologies, promote the integration of various industries with digital technologies, and create a service environment that supports digitization to comprehensively enhance the value of digital technology innovation. This study innovatively explores the value of digital technology innovation from the perspective of M&A, which expands relevant research on digital technology, provides new ideas for measuring the value of innovation, as well as provides policy reference for strengthening the integration of digital technology with the real economy.

**Keywords:** digital technology; mergers and acquisitions; machine learning

**JEL Classification:** G34 O31 C53

[责任编辑:张永坤]