

# 企业数字化转型的测度难题：基于大语言模型的新方法与新发现

金星晔 左从江 方明月 李涛 聂辉华\*

**内容提要：**当前，企业数字化转型的重要性已经被社会各界所认知，但在学界内部以及学界和业界之间，关于企业数字化转型的效果存在严重的分歧。我们认为这一现象的主要原因是现有研究对企业数字化转型的测度存在问题，这表现在两个方面：一是测度对象不够统一明确，二是测度方法不够科学准确。这导致很多研究结论不可比较、难以复制和相互冲突。为了更好地处理上述难题，本文运用前沿的机器学习和大语言模型构造了一套新的企业数字化转型指标。具体来说，本文先对 2006-2020 年上市公司年报中的句子进行人工打标签，然后用标记结果训练和微调了包括大语言模型在内的多个机器学习模型，选择其中分类效果最好的 ERNIE 模型作为句子分类模型，来预测全部文本中句子的标签，最终构造了企业数字化转型指标。理论分析和数据交叉验证均表明，本研究构建的指标相对于已有方法更加准确。在此基础上，本文实证检验了企业数字化转型对财务绩效的影响，有三点发现。第一，企业数字化转型能够显著提高财务绩效。其中，大数据、人工智能、移动互联、云计算和物联网均能显著提高企业财务绩效，但区块链并没有明显的作用。第二，对于财务绩效较差的企业，数字化转型能够显著提高财务绩效；而对于财务绩效较好的企业，数字化转型对财务绩效的影响并不显著。第三，企业数字化转型提高财务绩效的主要渠道有两个，即改善效率和降低成本。本文的研究对于推动企业数字化转型和实现经济高质量发展具有重要意义。

**关键词：**企业数字化转型 数字经济 数字技术 人工智能 大语言模型

本文发表于《经济研究》，2024 年第 3 期，引用请注明。

## 一、引言

人类开始从工业经济时代迈入数字经济时代。在此背景下，党的二十大报告指出，“加快发展数字经济，促进数字经济和实体经济深度融合”。对于企业来说，数字经济和实体经济的融合过程本质上是一个数字化转型过程。所谓数字化转型（digital transformation），是企业借助数字技术来改造企业的生产经营系统、管理模式和核心业务流程，从而形成一个破坏性创新和变革的过程（Siebel, 2019）。伴随数字经济的不断发展，数字化转型已经成为全球企业普遍关心的热点问题。2020 年春季，BCG（波士顿咨询集团）的研究报告显示，超过 80% 的企业正在进行数字化转型。<sup>①</sup>对于中国企业来说，面对数字经济规模的快速增长，数字化转型已经成为它们面临的巨大挑战之一。2021 年，中国数字经济的规模为 7.1 万亿美元，位居世界第二，仅次于美国，并且数字经济占 GDP 的比重高达 39.8%（中国信息通信研究院，2022a）。<sup>②</sup>

---

\*金星晔、左从江、李涛，中央财经大学经济学院；方明月（通讯作者），中国农业大学经济管理学院，邮政编码：100083，电子信箱：fmingyue@163.com；聂辉华，中国人民大学经济学院。作者感谢 2022 年度国家社科基金重大项目“数字经济高质量发展的创新与治理协同互促机制研究”（22&ZD070）、国家自然科学基金青年项目（72002213）、面上项目（72273144）、中央财经大学青年科研创新团队支持计划和科教融合研究生学术新星孵化计划的资助，并且感谢三位匿名审稿人提出的有益建议。作者文责自负。

<sup>①</sup> 参见：BCG: The Evolving State of Digital Transformation, 2020 年 9 月 25 日，

<https://www.bcg.com/publications/2020/the-evolving-state-of-digital-transformation>

<sup>②</sup> 联合国对 2019 年数字经济的狭义和广义测算，均表明美国和中国分别位居全球第一名和第二名（Chen, 2020）。蔡跃洲和牛新星（2021）提供了关于中国数字经济规模测算的详细信息。

实践是理论的基础。中国在数字经济领域的后发优势，催生了中国学者如火如荼的企业数字化转型研究。2018-2022 年，中国知网收录的涉及企业数字化转型的已发表论文数量从 2018 年的 110 篇快速增加到 2022 年的 961 篇。同期，EconLit 数据库收录的相关英文论文数量也从 2018 年的 48 篇快速增加到 141 篇，并且其中有华人作者的文章比例从 2018 年的 2% 飞速增加到 2022 年的 25%！

尽管企业进行数字化转型已经成为业界和学界的共识，但是针对企业数字化转型的成败却形成了截然相反两种观点。著名管理咨询公司麦肯锡基于 1793 个企业经理人的调查认为，超过 80% 的企业数字化转型是失败的。<sup>①</sup> 这与学术研究的结果大相径庭，因为基于中外企业的多数经验研究都表明，企业数字化转型显著提高了财务绩效（赵宸宇等，2021；Commander et al., 2011; Müller et al., 2018）。当然，在对总体效果有一定共识的同时，学术界内部对数字化转型的具体影响也存在不同判断。例如，DeStefano et al. (2018) 利用 1999-2005 年英国企业的调查数据，发现数字化转型虽然扩大了企业规模，但并未提高全要素生产率。此外，刘淑春等（2021）基于 1950 家中国企业连续 5 年的追踪调查数据，发现企业数字化转型和效率之间并不存在线性的关系，而是呈现倒 U 型关系。业界和学界在企业数字化转型成败方面出现严重分歧，我们认为，导致这一现象的主要原因是现有研究在企业数字化转型的测度上出现了问题，这体现在两个方面：一是测度对象不统一、不明确，不同的研究对企业数字化转型的定义和测度不同，这使得不同研究的结果不可比较甚至难以复刻。二是测度方法不科学、不准确。现有文献在测度数字化转型时，大多采用了基于上市公司年报的词典法来测度企业数字化转型水平（例如，吴非等，2021；方明月等，2022），但是词典法存在两个明显的问题：一是词典包含的数字技术关键词不够完备，导致了一部分真实的数字化转型未被统计（第一类错误，企业应用了数字技术但未能被词典法等方法识别）；二是表意不真实，错误地将一部分文本内容判定为数字化转型（第二类错误，文本中提及关键词但实际未使用数字技术）。此外，不同的数字技术可能导致了不同的财务绩效。例如，人工智能可能提高了企业的财务回报，但区块链可能只是提高了企业的生产成本，此时我们就不能笼统地判断数字化转型是成功还是失败。因此，如果理论要反过来指导实践，学术界需在企业数字化转型的测度上达成共识，并着力缓解测度方法不准确的问题。这样才能廓清迷雾，减少分歧，进而为当前中国企业在数字化转型过程中普遍存在的“不愿转、不敢转”的难题提供理论启迪。

在充分扬弃现有文献利弊的基础上，本文利用前沿的机器学习方法和大语言模型（large language model, LLM）<sup>②</sup>，基于 2006-2020 年中国上市公司年报文本，立足全面体现各种数字技术在企业中的实际使用状况，构造了 4181 家上市公司的一套数字化转型指标。具体来说，数字化转型的测度分五步进行。第一步，整理爬虫抓取和手动收集的上市公司年报，并将年报中的“管理层讨论与分析”和“目录、释义及重大风险提示”这两部分内容作为企业数字化转型的相关文本。第二步，将相关文本按照句号和分号全部分割为句子，构成待预测句库。第三步，对相关文本同时进行随机抽取和抽取包含关键词的文本，形成待标记句库，对待标记句库进行人工标注，并以此判断企业是否进行了数字化转型。第四步，基于大语言模型 ERNIE<sup>③</sup>等，采取有监督的机器学习方法进行句子分类模型的训练。第五步，使用训练后的 ERNIE 模型对待预测句库进行逐句预测，判断上市公司是否使用以及使用哪种数字技术，并最终构建一套新的企业数字化转型指标。为了验证新指标的有效性，我们先后将其与

<sup>①</sup> “Unlocking success in digital transformations”, October 2018, <http://www.mckinsey.com>.

<sup>②</sup> 大语言模型是指基于海量文本训练，并且包含数亿（或更多）参数的语言模型。作为一种人工智能技术，它使用深度学习算法来处理自然语言的模型。它可以根据大量数据来识别、总结、翻译、预测和生成文本及其他内容。2022 年底开始风靡全球的 ChatGPT 就是一种大语言模型的具体应用。ChatGPT 的全称是 Chat Generative Pre-trained Transformer（聊天生成型预训练变换模型），它是 OpenAI 公司研发的一款聊天机器人程序。

<sup>③</sup> ERNIE 模型是百度公司开发的一种大语言模型，全称是 Enhanced Representation through Knowledge Integration（通过知识集成实现增强型表征）。

专利数据、地区数据以及国际文献等进行六个方面的对比，均发现本文构建的数字化转型指标与现实高度吻合。并且与词典法相比，本文构造的指标在内容上更加完备，在表意上更加真实。

在使用新方法构造了企业数字化转型指标的基础上，本文实证检验了企业数字化转型与企业财务绩效的关系，并得到了三点新发现。第一，总体而言，企业数字化转型能够显著提高财务绩效（ROA 和 ROE），但并非所有的数字技术都有这种显著的积极作用：大数据、人工智能、移动互联、云计算和物联网均能显著提高 ROA 和 ROE，但区块链未能显著提高 ROA 和 ROE。第二，不同财务绩效的企业进行数字化转型的效果不同。对于财务绩效较差的企业，数字化转型能够显著提高 ROA 和 ROE；而对于财务绩效较好尤其是非常好的企业，数字化转型对 ROA 和 ROE 的作用效果并不显著。第三，企业数字化转型提高财务绩效的主要渠道有两个，即改善效率和降低成本，而提高收入的渠道没有被证实。

本文的贡献主要体现在以下三个方面。第一，本文提供了一种测度企业数字化转型的新方法，从而为数字化转型文献奠定了坚实的实证基础。伴随数字经济在全球的兴起，“数字经济”（digital economics）已经成为一个新兴研究领域，而企业的数字化转型属于该领域的重要内容（Goldfarb & Tucker, 2019）。近几年，国内外学者从数字技术的投入经费（刘飞和田高良，2019；祁怀锦等，2020）、数字设备的使用（Acemoglu & Restrepo, 2020; Bloom et al., 2014; Brynjolfsson et al., 2021; Gal et al., 2019）和数字技术关键词提取（方明月等，2022；吴非等，2021；杨德明和刘泳文，2018；袁淳等，2021；张叶青等，2021；赵宸宇等，2021）等多个角度研究了数字化转型对企业行为和绩效的影响。但是，由于测度对象不够统一明确，测度方法不够科学准确，导致不同文献的结果不可比较，部分文献的计量结果难以复制，以及结论相互冲突等问题。本文基于机器学习和大语言模型提供的一套数字化转型测度指标，具有对象明确、指标齐全、准确度高和可复制的优点，为缓解上述问题提供了一种可行方案。因此，本文有助于从研究方法上推进企业数字化转型的深入研究，并且为广义的数字经济学文献提供来自中国的经验证据。考虑到中国既是发展中国家，又是全球数字经济大国，我们相信基于上市公司文本并利用机器学习方法来构造企业数字化转型指标的做法，对广大发展中国家和发达国家都具有参考价值。

第二，本文揭示了不同的数字技术对企业财务绩效的不同影响，并甄别了不同的影响渠道，从而为现有的数字化转型文献补充了新的发现。已有文献在分析数字化转型对企业绩效的影响时，通常笼统地将所有数字技术的采用都视为企业数字化转型（例如，何帆和刘红霞，2019；赵宸宇等，2021），或者只是考虑了某种数字技术（例如，Bloom et al., 2014; Gal et al., 2019），但实际上不同的数字技术可能导致不同的转型效果，而且在实践中企业可能只是采用了某些技术。本文根据政府统计口径和权威机构的定义，将数字技术分为大数据、人工智能、移动互联、云计算、物联网和区块链六种类型，并发现区块链对企业财务绩效没有显著影响，而其它五种数字技术都显著提高了企业财务绩效。此外，在影响渠道上，本文证实了效率渠道和成本渠道的成立，但收入渠道不成立。这与现有文献的结果相互验证。通过上述更细致的技术分类和渠道检验，本文丰富了企业数字化转型文献。

第三，本文丰富了大语言模型在经济学文献中的应用。伴随人工智能和机器学习技术的快速扩散，一些学者开始利用大语言模型进行微观经济学研究。许雪晨和田侃（2021）使用 BERT 模型<sup>①</sup>进行财经新闻文本的情感分析，进而预测情感与股票市场涨跌的关系。刘青和肖柏高（2023）利用 BERT 模型构建了一个专利文本分类模型，并使用模型识别了专利数据库中与创新节约型技术有关的专利。Hansen et al.（2023）使用了一个约百万规模的文本集对 DistilBERT 模型（BERT 的一种子模型）进行预训练，又使用人工标注的训练集对该模型进

---

<sup>①</sup> BERT 模型是谷歌公司开发的一种大语言模型，全称是 Bidirectional Encoder Representations from Transformers（基于转换器的双向编码表征）。

行额外训练，从而基于招聘广告判断企业是否允许员工远程工作。Acikalin et al. (2022) 用已标记的 23734 条专利文本对 Longformer 模型（一种改进的 BERT 模型）进行训练，预测企业的专利受到美国某个判例影响的可能性。Rajan et al. (2023) 使用美国上市公司 1955-2020 年 9000 封致股东的信来预训练 BERT 模型，并人工标注了约 2% 的段落来训练模型，使得模型能够判断公司的目标，继而研究了企业发布这些目标的原因以及时机。与上述文献主要基于 BERT 模型进行训练不同，本文考虑到英文和中文语境的差异，使用了更适合中文语境的 ERNIE 模型 (Sun et al., 2019)。因此，本文的研究为中文大语言模型在经济研究中的应用开辟了一条新路。

接下来，本文第二节对企业数字化转型指标进行一个完整的评估，第三节介绍本文基于机器学习和大语言模型构建企业数字化转型指标的方法，并从多个角度验证新指标的有效性，第四节通过分析企业数字化转型绩效揭示一些新的发现，最后是结论和政策含义。

## 二、现有文献测度数字化转型时存在的不足

### （一）企业数字化转型的三种测度方法

现有文献在测度企业数字化转型程度时，通常使用了三种方法。第一种方法是客观数据法，这包括计算本企业数字技术相关的软件投资或硬件投资占总资产的比例（刘飞和田高良，2019；祁怀锦等，2020；Müller et al., 2018），基于调查数据度量企业内机器人的使用（Acemoglu & Restrepo, 2020）或者分析预测工具的使用（Brynjolfsson et al., 2021），基于行业计算机软硬件投资额度量行业的信息技术密度（IT Intensity）（Chun et al., 2008）。

第二种方法是事件冲击法，即利用企业所属群体是否受到数字化转型政策的冲击来度量企业的数字化转型情况。常用的做法是，利用国务院确定的“宽带中国”政策（李万利等，2022）、工信部批准的“两化”（信息化和工业化）融合政策（李磊等，2022）、国家信息消费示范城市（方明月等，2022）作为政策冲击。这些政策冲击也常用于解决企业数字化转型影响企业行为和绩效时存在的内生性问题。

第三种方法是最主流的方法——词典法，即先构建一个包含各种数字技术的关键词词典，然后根据这些关键词在上市公司年报中“管理层讨论与分析”部分出现的次数或比例<sup>①</sup>，构建企业数字化转型指标。该方法背后隐含的假设是，使用了某种数字技术就表明企业进行了数字化转型。因此，一个上市公司年报中提及数字技术的次数或者比例越高，表示企业的数字化转型程度越高。使用这一方法的文献较多，包括杨德明和刘泳文（2018）、吴非等（2021）、袁淳等（2021）、赵宸宇等（2021）、张叶青等（2021）和方明月等（2022）。

公允地说，以上三种方法为中国学者开辟企业数字化转型这一新时代的重要研究提供了一个有效的切入点。然而，时至今日，当企业数字化转型的文献已经相当丰富时，学术界应该客观地认识到上述方法的不足，并努力寻求更加完善的测度方法，才能深入推进企业数字化转型的研究。客观数据法有两个缺点。第一，范围较窄，只适合度量某一种具体的数字技术的非人力成本投入。例如，某个企业招聘了从事数字化转型的工程师，此时支付给工程师的工资成本也应该算作企业数字化转型的投入，但是它并不能体现为数字化硬件或软件的投入。第二，度量比较粗糙。例如，笼统地统计数字技术硬件或软件的做法，无法区分不同类型数字技术（例如大数据和人工智能）的应用。如前所述，不同的数字技术可能产生不同的转型效果。

事件冲击法也有两点不足。第一，它假设试点地区所有企业都受到某项数字技术政策的同等程度影响，这显然不符合现实。事实上，即便是在试点地区，也不是所有企业都会受到

<sup>①</sup> 这里的比例是这些关键词（或者包含关键词的句子）占年报中“管理层讨论与分析”章节的全部词语（或全部句子）的比例。一些数据库（例如 CSMAR）或文献（吴非等，2021）在计算企业数字化转型指标时，只统计了数字技术关键词的次数，而没有计算比例。

该政策的影响。例如，金环等（2021）发现，“宽带中国”政策对本地区的民营企业和成长型企业的创新和 TFP 影响较大，但对国有企业和衰退期企业并没有显著影响。第二，试点地区的企业很可能会受到本地区其它政策的影响。尽管平行趋势检验可以排除其它政策在样本区间的干扰，但无法排除与试点政策同期实施的其它政策。此外，多种相关政策在短期内同时推行，并且存在政策时滞，这导致很难区分不同政策的实际效果。

## （二）词典法测度数字化转型存在的两类问题

鉴于词典法是国内多数文献使用的数字化转型的测度方法，我们重点分析词典法的不足。很多研究企业数字化转型的文献直接使用了 CSMAR 数据库自带的数字技术词频统计表作为企业数字化转型程度的指标（例如，黄逵友等，2023；耀友福和周兰，2023）。因此，下面我们以 CSMAR 关键词词典作为主要分析对象。CSMAR 词典总共包含了 62 个数字技术关键词，例如“机器学习”、“数字货币”、“物联网”和“数据挖掘”等，并且分为四类技术：人工智能技术（包含 27 个关键词）、区块链（包含 8 个关键词）、云计算（包含 17 个关键词）和大数据（包含 10 个关键词）。

以 CSMAR 为代表的词典法存在的第一个问题是，词典构建不够完备，即它可能遗漏了不少属于数字技术但是未被纳入词典的关键词。我们在年报文本中找到了一些句子，这些句子能够表示企业使用了数字技术，但相关的技术词语并没有被收录到词典中。例如：（1）“二是聚焦在出行、医疗、教育等用户自然生活需求的场景构建，通过‘云+API’应用程序编程接口的方式输出金融服务能力，提高客户粘度与产品渗透率”<sup>①</sup>；（2）“利用光学字符识别技术（OCR）赋能证件识别，识别成功率达 98% 以上，提升了业务审核效率”<sup>②</sup>；（3）“研发完成通过较小代价提升方言与小语种识别可用性的技术路径，方言与维语、藏语识别效果大幅提升”<sup>③</sup>；（4）“配合先进的图像识别算法可保证图像识别正确率>95%”<sup>④</sup>。这些句子中的“云+API”、“OCR”、“小语种识别”和“图像识别”都能够表示企业使用了相关的数字技术，但这些关键的技术词语均未被收录到 CSMAR 的词典。

之所以会出现关键词遗漏，是因为这些关键词都是研究者根据部分文献人为选定的词语，而每个人选择的标准又很难统一。在实践中，各种数字技术层出不穷，新的名词不断涌现，因此用词典法来测度数字化转型难免会存在“挂一漏万”和更新迟滞的问题。事实上，除了 CSMAR 的关键词词典，其它文献使用的关键词词典也存在一定的遗漏问题。

人为选择关键词导致的附带问题是，每个研究者的主观标准不同，选择范围不同，这导致不同文献使用的关键词差异很大，使得基于不同词典构造的数字化转型指标缺乏可比性。以公开了关键词词典的几篇代表性文章为例。吴非等（2021）的词典包含了 76 个关键词，李云鹤等（2022）包含了 95 个关键词，杨金玉等（2022）包含了 76 个关键词，方明月等（2022）包含了 112 个关键词。从词语范围来看，方明月等（2022）包含的关键词最多，CSMAR 最少，这导致这些词典之间的重合度不高。例如，CSMAR 词典与吴非等（2021）、李云鹤等（2022）均有 39 个关键词相同，相同的关键词占 CSMAR 词语总数（62 个）的比例（即重合度）为 63%。不过，吴非等（2021）和李云鹤等（2022）的关键词又不完全相同，后者比前者多了 19 个关键词。此外，词语个数最多的方明月等（2022）与词语个数第二多的李云鹤等（2022）有 19 个关键词相同，重合度为 17%。

第二个问题是，词典法可能会误将一些并不表示企业数字化转型实践的内容包括在内。仍以 CSMAR 为例。在一些上市公司的年报中，即便某个句子中包含了数字技术关键词，根据句意也不能判断该企业进行了数字化转型。具体来说，这包括三种情况：第一，句子采用了否定表述；第二，公司可能表示将在未来进行数字化转型而不是现在；第三，企业可能描

<sup>①</sup> 上市公司（股票代码为 600036）2018 年年报。

<sup>②</sup> 上市公司（股票代码为 000001）2020 年年报。

<sup>③</sup> 上市公司（股票代码为 002230）2017 年年报。

<sup>④</sup> 上市公司（股票代码为 002767）2017 年年报。



述的是行业的发展背景而不是自身的数字化转型行动。这些情况都会导致词典法出现误判。我们对应地找到了如下句子来分别说明这三个问题：（1）“为了避免项目存在的不确定性与技术研发风险，公司暂时将智能教育机器人研发中心项目推进节奏放缓，因此尚未对该项目有较大的投入”<sup>①</sup>；（2）“未来公司将利用物联网行业高速发展的有利环境，努力扩大业务规模并提高公司盈利能力”<sup>②</sup>；（3）“2021 年，公司将稳步拓展大屏与专业显示器业务，进一步丰富产品品类，充分利用 5G 基站建设、特高压、城际轨道交通、新能源汽车充电桩、大数据中心、人工智能、工业互联网七大领域发展带来的新机遇”<sup>③</sup>。如果说词典包括的关键词不够完备属于“苛责”，那么更严重的问题是，机械地根据文本内容是否包含关键词来判别企业是否进行了数字化转型。前者属于第一类错误，即企业应用了数字技术但未能被词典等方法识别；后者属于第二类错误，即文本中提及关键词但实际未使用数字技术。本文接下来提供的新测度方法，就试图在以上两个方面提出改进。

### 三、基于大语言模型的新测度方法

#### （一）大语言模型 ERNIE

使用词典法进行文本分析，虽然操作比较简便，但是这种传统方法不能够充分提取文本中含有的信息，导致分析的准确度、指标的有效性较低。近年来，在人工智能和机器学习领域，自然语言处理（natural language processing, NLP）技术被广泛使用。它是利用计算机技术来分析、理解和处理自然语言的一门交叉学科，主要应用于机器翻译、舆情监测、自动摘要、观点提取、文本分类、问题回答、文本语义对比、语音识别和光学字符识别等功能。一个自然语言处理（NLP）任务通常可以分为如下步骤：数据预处理、文本表征、目标任务模型训练。自然语言处理技术的进步，又主要受益于预训练（pre-train）技术的发展。所谓预训练，即首先在一个原任务上训练一个初始模型，然后在下游任务（也称目标任务）上继续对该模型进行精调，从而达到提高下游任务准确率的目的（车万翔等，2021）。预训练技术主要在自然语言处理的文本表征和目标任务模型训练这两个阶段发挥作用，目的在于使文本能够更好地被表征从而提升下游模型效果。

预训练技术的发展可以分为三个阶段：早期的静态预训练技术、经典的动态预训练技术和近期的新式预训练技术（李舟军等，2020）。静态与动态的差别在于词语的表征是否随上下文变动。动态预训练技术主要包括 GPT 和 BERT 两类大语言模型，它开创了基于上下文的文本表征方法，解决了一词多义问题。然而，在中文表达中，知识大多以词为单元出现，BERT 模型难以学出语义知识单元的完整语义表示。基于 BERT 模型改进的新式预训练技术 ERNIE 模型通过遮盖词语（知识单元）引入知识，进一步提升了模型的语义表示能力。此外，在训练数据方面，BERT 仅使用百科类语料训练模型，而 ERNIE 使用百科类、新闻资讯、论坛对话类语料训练，且实验证明 ERNIE 预训练模型在五项中文文本分类任务上体现出全面超越 BERT 的性能（Sun et al., 2019）。<sup>④</sup> 基于以上原因，本文选择主要使用大语言模型 ERNIE 来完成文本分类任务。

#### （二）使用 ERNIE 模型测度企业数字化转型

##### 第一步：确定文本分析对象

由于数字化转型涉及企业组织结构、内部管理、业务流程等方方面面的变革，难以在财务指标中完整显示，但上市公司有强烈的意愿在年报中披露，以获得资本市场的青睐，因此

<sup>①</sup> 上市公司（股票代码为 300010）2019 年年报。

<sup>②</sup> 上市公司（股票代码为 603236）2019 年年报。

<sup>③</sup> 上市公司（股票代码为 000727）2020 年年报。

<sup>④</sup> 例如，BERT 可以推测出“北【x】是中国的首都”，其中【x】为“京”，但不能对知识单元“北京”进行学习。而 ERNIE 1.0 可以预测“【xx】是中国的首都”中“【xx】”为“北京”，从而学习到北京与中国首都之间的关系。

文献中通常使用年报的文本分析法来衡量数字化转型水平（方明月等，2022）。借鉴已有文献的做法，本文同样采用上市公司年报作为企业数字化转型指标的文本基础。

我们通过爬虫和人工收集这两个途径，收集了上市公司年报，来源包括 Wind、巨潮资讯网和上市公司官网。2007 年 1 月 1 日起施行的新《企业会计准则》对企业财务指标要求有较大变化，而 2006 年年报实际披露于 2007 年一季度，因此我们选择 2006 年至 2020 年间披露的上市公司年报进行分析。在年报中，“管理层讨论与分析”（MD&A）分析了企业在报告期内的经营情况、描述未来的发展战略并披露公司所面临的风险状况。因此，已有文献几乎都选择这个部分作为计算数字技术关键词的次数或比例的来源（袁淳等，2021；赵宸宇等，2021）。还有部分公司选择在“目录、释义及重大风险提示”中披露公司可能面临的风险，其中也可能包含企业数字化转型相关信息。因此本文选择“管理层讨论与分析”和“目录、释义及重大风险提示”这两个章节作为文本数据，最终我们得到 2006-2020 年 4181 家公司的 39175 份年报文本。

## 第二步：构建待预测句库和待标记句库

本文先将全部文本按照句号和分号分割，得到待预测句库。由于年报中大多数句子与数字化转型无关，如果完全随机抽取句子进行阅读，得到的大多数标签将都与数字技术无关，为了提高人工阅读的效率并防止上下文对人工阅读产生干扰，我们需要使用关键词抽取具有不同代表性的年报句子，并与随机抽取的句子一起，构成待标记句库。<sup>①</sup>为此，我们先要定义数字技术，并构建一个数字技术词典。

在定义数字技术时，我们首先考虑政策口径。国家统计局在《数字经济及其核心产业统计分类（2021）》中提到，产业数字化代表性技术为物联网、人工智能、大数据、云计算、移动互联等数字技术。国务院和工信部等部门多次出台政策文件，提出了促进大数据、人工智能、云计算、物联网、移动互联和区块链等数字技术发展的指导意见。其次是企业界的定义。中国数字技术的领军企业、腾讯计算机系统有限公司董事会主席马化腾在《The Chinese Digital Economy》一书中指出：近年来，移动互联、云计算、大数据、人工智能、物联网、区块链等数字技术不断突破和融合发展，推动了数字经济快速发展（Ma et al., 2021）。综合以上定义，本文将数字技术分为六种类型：大数据、人工智能、移动互联、云计算、物联网和区块链。附表 1 展示了具体的数字技术的定义以及例子。我们基于政策文本、研究报告和已有文献，并通过人工阅读之后的不断补充，收集整理了一个包含了 311 个数字技术关键词的词典（附表 2）。然后，我们抽取了包含 10 个及以上不同关键词的年报文本<sup>②</sup>，并取出其中含有关键词的句子。同时，为了提高模型对不含关键词句子的预测能力，我们又随机抽取了部分年报，并分割为句子。由于上市公司总数逐年增加，如果直接在上述两部分句子中进行随机标注，将导致大部分被标注的句子靠近当前年份。为了解决年份分布不均匀的问题，在这两部分句子的基础上，我们按照年份分组，在每个年份中取出相同数量的句子。再从这部分均匀分布的句子中进行不放回的随机抽取，得到本研究的待标记句库。最终，本研究的待标记句库中包含 38994 个句子。

## 第三步：对待标记句库的句子进行人工标注

人工标注的思路是，先判断企业使用了哪种/哪几种数字技术，进而判断企业是否进行了数字化转型。人工标注的目的是形成训练集、测试集和验证集，为后面的机器学习打下基础。

<sup>①</sup> 通过构建关键词词典缩小随机阅读的范围，这种做法在类似研究中也经常使用。例如，Chen et al. (2019) 使用有监督的机器学习方法对金融科技相关专利文本进行分类。在人工阅读之前，他们基于自行构造的金融词典，在原文本库的基础上筛选出符合要求的文本，然后再抽取文本进行标注。

<sup>②</sup> 10 个及以上这个阈值是一个经验数值，更低的阈值会包含更多的年报，但可能会导致人工阅读的效率降低。另外，不直接从待预测句库中找含有关键词的句子，是因为直接抽取句子会导致句子的来源难以确定。而先抽取年报再取句子不仅可以满足随机性，还可以保证句子的来源可回溯，从而方便打标签以及排查错误。

我们将 24 位研究人员分为 12 组，每组两人定期轮换。为了统一对句子打标签的标准，在正式打标签之前，我们多次讲解打标签任务的详情，并对容易混淆的标签进行了重点讲解和示范。明晰标准后，我们进行了充分的打标签训练，并对标注过程中发现的难点和疑点定期商讨。正式标注时，待标记句库中的每个句子都会被两位研究成员标记。如果双方标注结果一致，则句子标签被记录；对存在分歧的句子，经过全部成员讨论后确定其标签；对难以确定标签的句子，不纳入训练集。最后，所有待标记句库中除了难以确定标签的句子外，剩余句子都被分类至八个标签下，包括六种新型数字技术、非新型数字技术<sup>①</sup>、非数字技术。

#### 第四步：采用有监督的机器学习方法训练模型

度量数字化转型的关键步骤是训练机器学习模型，让人工智能技术替代人工来判别文本中包括数字技术关键词是否意味着企业真正进行了数字化转型，从而缓解在文本中提及数字技术的关键词，但实际上并未使用数字技术的难题。这需要使用分类模型。我们使用百度开源的、内嵌了 ERNIE 的 PaddleHub 框架来开展模型训练，用其内置的 tokenizer 函数快速将句子转为 ERNIE 模型训练所需要的格式。我们将全部被标记的句子按照 8: 1: 1 的比例分为训练集、测试集和验证集。同时，为了比较不同模型之间的分类性能，我们也基于 PaddleHub 框架训练了 BERT\_base\_Chinese，同时基于 sklearn 框架训练了 SVM（支持向量机）、Neural Networks（神经网络）、SVM 与 Neural Networks 结合的 Voting 算法<sup>②</sup>、KNN（K 近邻）以及 GaussianNB（朴素贝叶斯）共七类常见模型。

机器学习的主要目的是识别文本是否以及体现了哪种数字技术。对于这种分类模型，通常用精确度（Precision）、召回率（Recall）和正确率（Accuracy）来度量模型的性能。考虑到训练集各类型标签数量分布不均，通常使用 F-Score 来衡量模型的整体分类能力。<sup>③</sup>四类指标中，Precision 是指模型预测为 Positive 类的样本中，实际为 Positive 类的比例。一个高 Precision 的模型意味着它能够准确地识别出真正为 Positive 类的样本，减少了误报的可能性。在本文的使用场景下，Precision 度量的是模型认为的属于数字技术的句子中，其真实标签也是数字技术的句子的比例。Recall 度量的是所有实际为 Positive 类的样本中，被预测为 Positive 类的比例。一个高 Recall 的模型意味着它能够尽可能地找出所有实际为 Positive 类的样本，减少了漏报的可能性。在本文的使用场景下，年报中可能会有多处句子表示企业使用了数字技术，因此正确分类的能力在本文的场景下相对更加重要。据此，本文也计算了 F.8-Score，以赋予 Precision 更大的权重。附表 3 比较了不同模型在相同训练集上的表现。ERNIE 模型的精确度、召回率、正确率、F1-Score、F.8-Score 分别达到了 81%、70%、93%、75% 和 76.4%。可以看出 ERNIE 仅在 Recall 上落后于 BERT（进而导致 F1-Score 上落后），但考虑 Precision 的重要性后，ERNIE 的 F.8-Score 是所训练模型中得分最高的，据此我们选择 ERNIE 作为句子分类模型。

#### 第五步：采用 ERNIE 模型构造数字化转型指标

基于 ERNIE 大语言模型，我们对 2006-2020 年待预测句库中的每一句文本进行预测，判断企业是否使用了数字技术以及使用了何种数字技术。我们构造了企业数字化转型哑变量，即公司在当年只要使用了大数据、人工智能、移动互联、云计算、区块链和物联网中的任意某种技术，则指标赋值为 1，反之为 0。<sup>④</sup>

<sup>①</sup> 非新型数字技术指传统的数字技术或者数字技术的泛称。例如，互联网、宽带、通信技术、网购、平台经济、数字化、数字技术、智能化等提法。

<sup>②</sup> SVM 与 NN 的分类性能在所选择的传统算法中表现最好，因此选择这两类算法的结合来构造 Voting 模型

<sup>③</sup> Precision 度量全部被预测为 Positive 类（“是”）的句子中，真的是 Positive 类的比例；Recall 是模型能够将一份年报中全部 Positive 类句子找出来的能力；Accuracy 是度量模型在多大程度上是正确的能力，包括了 Positive 类和 Negative 类（“否”），F1 是 Precision 和 Recall 的调和平均数。假设一份文本中有 100 个句子，其中 10 句经人工判断被认为与数字技术相关，模型预测全文有 12 句与数字技术相关，比对后发现模型预测出的 12 句中有 8 句与人工判断的结果一致，则 Precision 值为  $8/12=0.75$ ，Recall 值即为  $8/10=0.8$ ，两个指标的差别主要在于分母，此外该结果说明模型对 90 句 Negative 类的判断有 4 句错误，对 10 句 Positive 类的判断也有 2 句的错误，则 Accuracy 即为  $[(10-2)+(90-4)]/100=0.94$ 。F-Score =  $(1+\beta^2)*Precision*Recall/(1+\beta^2*Precision+Recall)$ 。F1-Score =  $(1+1^2)*Precision*Recall/(1^2*Precision+Recall)=0.774$ 。F.8-Score 即  $\beta$  取值为 0.8。

<sup>④</sup> 我们没有根据数字技术关键词的频次或比例来构造企业数字化转型的连续变量。因为一个公司在年报中多次提及数字技



### （三）企业数字化转型指标有效性检验

虽然我们从技术上论证了使用大语言模型 ERNIE 构建企业数字化转型指标的合理性，但是我们用新方法构造的指标是否更准确、更符合现实呢？下面我们从分类性能、专利数据、时间趋势、地区差异、行业差异和国际比较六个角度，对新方法的有效性进行全面检验。

#### 1. 分类性能

我们首先与现有文献广泛使用的词典法比较。我们分别基于 CSMAR 数字技术关键词（62 个）和吴非等（2021）的关键词（76 个）对人工阅读所用的测试集的句子进行分类。如果句子中出现了关键词，则认为句子能够表示企业使用了对应的数字技术。得到分类结果后，计算精确度（Precision）、召回率（Recall）、正确率（Accuracy）和 F1-Score 四个指标。

图 1 表明，与词典法相比，ERNIE 模型的各项指标都表现更好，而 CSMAR 和吴非等（2021）的分类性能差不多。这证明，采用机器学习方法可以更准确地判定文本是否真实体现了企业数字化转型，即提高了表意的真实性。具体而言，本文的方法相对于词典法，在第二类错误上，即提及但实际未使用的问题方面，有近 25 个百分点的改进程度（Precision 的变化）；在第一类错误上，即句子意思能够表示使用了数字技术，但不能被模型或者关键词捕捉的问题，也有 6-7 个百分点的改进程度（Recall 的变化）。这说明本文的方法相对于词典法在两类错误的处理上都有更好的表现。

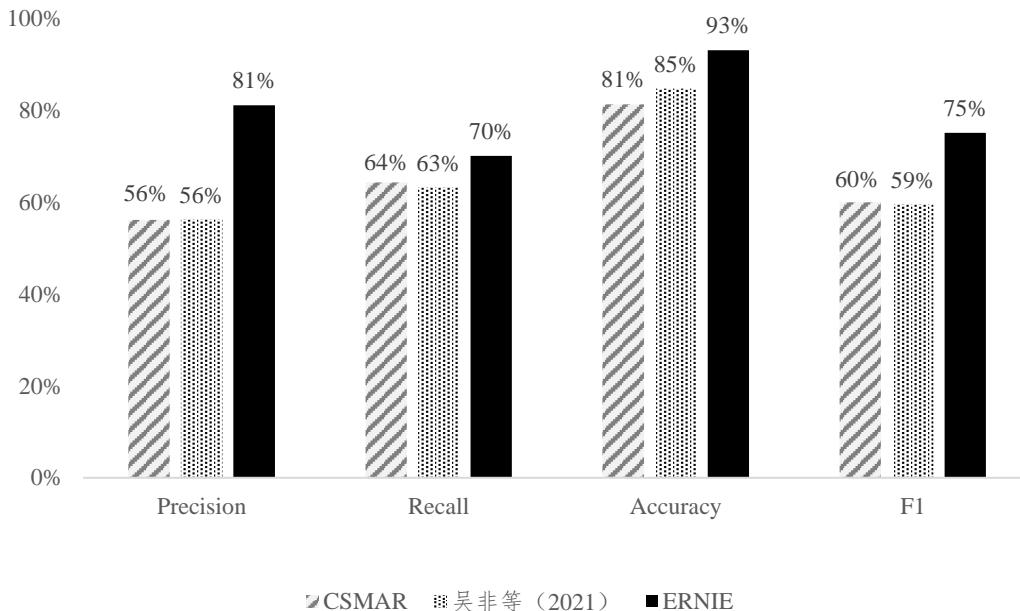


图 1 词典法与 ERNIE 性能比较

#### 2. 专利数据

我们将企业使用了某种数字技术作为企业数字化转型的主要判断依据。而判断企业是否使用了某种数字技术，最可靠的指标是企业的数字技术专利申请。从理论上讲，如果一个企业申请了某种数字技术的专利，那么它应该使用了这种数字技术，但反之则未必成立。因此，我们可以将词典法、ERNIE 模型判断的使用了数字技术的公司，与那些确实申请了数字技术专利的上市公司进行比较。如果某种方法的判断结果与专利申请结果最接近，那么某种方法的准确度就最高。

我们先将专利数据库和上市公司数据库进行匹配。具体来说，第一步是使用大为 InnoJoy 专利检索平台确定上市公司数字技术专利申请记录。第二步，根据世界知识产权组织（WIPO）

术关键词，在表意为真的前提下只能说明其正在进行数字化转型，而难以测度其转型的程度。感谢一位审稿人提示我们澄清这一点。

发布的《2022 年世界知识产权报告：创新方向》，确定大数据、人工智能和云计算这三种数字技术的专利分类号。<sup>①</sup> 第三步，依据专利的“标准申请人”字段将专利匹配至上市公司层面。最后，我们获得了吴非等（2021）、CSMAR 基于词典法和本文基于 ERNIE 模型判断的使用了三种数字技术的公司名单，并比较了这三者与申请了这三类数字技术专利的上市公司的重合度（附图 1）。统计结果显示，ERNIE 模型识别的使用数字技术的公司与实际申请数字技术专利的公司重合度最高。这表明，从专利数据来判断，本文使用的 ERNIE 模型对企业数字化转型的判断准确度最高。

### 3.时间趋势

我们将当年上市公司是否使用某种数字技术的哑变量加总后求均值，算出某种数字技术以及任意一种数字技术在不同年份的普及度（图 2）。例如，2020 年 A 股上市公司中，有 42% 的企业使用了大数据技术。从时间趋势上看，各类数字技术的普及度都明显地随时间增加，特别是在 2011-2017 年期间。这符合直觉，也与国内外的技术扩散相吻合。以人工智能为例。在图 2 中，人工智能普及度在 2011 年以后达到了 18% 以上，并且在 2012-2018 年间快速增长。在现实中，2013 年，Facebook 成立了人工智能实验室，Google 收购了语音和图像识别公司 DNNResearch，百度创立了深度学习研究院。2015 年 Google 开源了机器学习平台 TensorFlow，使得 2015 年成为人工智能技术突破之年。此外，Google 人工智能 AlphaGo 分别于 2016、2017 年击败了李世石、柯洁等围棋世界冠军，使得人工智能技术获得了大量关注。此外，从不同技术的发展趋势来看，总体上物联网和人工智能的普及度最高（60% 左右），其次是大数据和移动互联（40% 左右），第三是云计算（20% 左右），区块链的普及度最低（7%）。在附图 3 中，我们展示了贵州省大数据技术的普及度趋势，发现贵州省大数据技术的普及度与相关政策节点高度相关。此外，在附图 4 中我们还计算了移动互联技术在 2007-2020 年期间的普及度增速。我们发现中国工信部在发放 3G、4G 和 5G 牌照时，移动互联技术的普及度增速都是相近年份的峰值。这些证据都说明了本文所构建指标的可靠性。

	大数据	人工智能	移动互联	云计算	物联网	区块链	任意一项
2006	2%	4%	3%	1%	12%	0%	15%
2007	3%	6%	4%	1%	16%	1%	20%
2008	3%	7%	5%	1%	19%	0%	23%
2009	6%	9%	6%	2%	22%	1%	28%
2010	7%	12%	7%	4%	25%	1%	31%
2011	10%	16%	10%	6%	29%	1%	37%
2012	11%	18%	13%	8%	33%	2%	42%
2013	16%	21%	19%	10%	38%	2%	50%
2014	22%	29%	25%	12%	42%	3%	57%
2015	32%	39%	32%	17%	49%	4%	65%
2016	32%	41%	32%	18%	48%	4%	66%
2017	35%	48%	34%	18%	54%	5%	70%
2018	39%	53%	36%	20%	59%	7%	73%
2019	40%	54%	39%	21%	59%	7%	75%
2020	42%	58%	41%	22%	62%	7%	78%
均值	25%	34%	25%	13%	43%	4%	

图 2 数字技术普及度

注：表格展示了不同数字技术在 2006 年至 2020 年期间普及度的变化。表中“任意一项”指使用了任意一项数字技术的上市公司占当年全部上市公司的比重。由于不同数字技术普及度差距较大，表中条形图的长度基于每类数字技术的最大普及度标准化而来，以便于读者看出不同数字技术普及度的变化趋势，因此不同数字技术的条形图不可相互比较。后同。

### 4.地区比较

<sup>①</sup> 之所以只选择这三种数字技术，是因为 WIPO 虽然提供了人工智能、大数据、云计算、物联网等技术的分类号，但与吴非等（2021）、CSMAR 重合的技术类型只有人工智能、大数据和云计算。

然后，我们统计了不同省份上市公司中使用了不同数字技术的比例（附表 4）。统计显示，北京、福建、上海、浙江、江苏等地区的上市公司数字技术使用比例最高。而宁夏、西藏、青海以及内蒙古等地区的上市公司数字技术使用比例最低，即经济发达的东南沿海地区企业数字化转型程度较高，而经济水平较低的中西部地区企业数字化转型程度较低。根据中国信息通信研究院（2022b），截至 2022 年 3 月底，我国以“数字经济”命名的产业园累计超过 200 家，在东部、中部、西部、东北部地区的产业园数量占比分别是 41%、28%、25% 和 6%。这一结果与本文的分析结果相互印证。

### 5. 行业比较

我们依据国民经济行业分类标准，计算了不同行业的上市公司使用数字技术的比例（附表 5）。结果显示，信息传输软件和信息技术服务业、金融业、科学研究和技术服务业的数字化程度最高。农林牧渔、采矿以及公用事业行业的数字化程度较低。归纳为三次产业来看，服务业的数字化水平较高（35%左右），工业其次（20%左右），农业最低（9%）。根据中国信息通信研究院（2021）对中国 2020 年三次产业数字经济渗透率的测算，服务业、工业和农业的渗透率分别是 40.7%、21% 和 8.9%，这一结果也说明了本文测度的准确性。

### 6. 国际比较

最后我们进行国际比较。Zolas et al.（2020）调查了美国 85 万家企业使用先进技术的情况，其中就包括了人工智能（AI）的使用情况。结果发现，规模越大的企业，使用 AI 的比例越高。处于规模最大的那部分企业，使用 AI 的比例高达 60%，而那些人数少于 50 人的企业，使用 AI 的比例不超过 10%。我们以 2020 年为例，依据企业员工人数分组，描述了企业规模与人工智能使用比例的关系（附图 2）。从中可以看出，本文构建的人工智能指标与美国的统计数据在规模特征上高度一致，即规模越大的企业，使用人工智能的比例越高。

## 四、企业数字化转型与财务绩效：一些新发现

### （一）回归模型和变量定义

对于一个好指标来说，既要准确，还要适用。所谓适用，是指运用该指标进行实证分析时，能够得到符合经济学理论的结果。因此，为了进一步表明本文采用新方法构造的企业数字化转型指标的合理性，并回应本文引言提到的关于企业数字化转型成败的分歧，下面我们分析企业数字化转型对企业财务绩效的影响。我们之所以选择企业财务绩效作为因变量，是因为财务绩效是一个客观指标，容易度量并且具有可比性。

已有文献要么从总体上分析了企业数字化转型对企业财务绩效的影响，例如杨德明和刘泳文（2018）、何帆和刘红霞（2019）以及赵宸宇等（2021）；要么分析了某一种数字技术对企业财务绩效的影响，包括大数据（Huang et al., 2020; Müller et al., 2018）、人工智能（Kaya, 2019）、云计算（Alali & Yeh, 2012）、区块链（林心怡和吴东，2021）、ICT（Commander et al., 2011; De Stefano et al., 2018）、移动互联（Yang et al., 2018）和物联网（Tang et al., 2018）。但是还没有一篇论文比较不同的数字技术是否对企业的财务绩效有不同影响。因此，要回答开头提到的数字化转型成败问题，我们必须既考虑总体的数字化转型，又区分不同的数字技术带来的财务回报，然后再探讨企业数字化转型影响财务绩效的渠道。

为了探究企业数字化转型对企业财务绩效的影响，我们构建如下基准模型：

$$Y_{i,t} = \alpha + \beta \cdot DT_{i,t} + \sum_n \chi_n \cdot Controls_{i,t} + \lambda_i + \mu_t + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

其中因变量  $Y_{i,t}$  表示第  $t$  年企业  $i$  的财务绩效，用 ROA（总资产收益率）和 ROE（净资产收益率）度量；关键解释变量  $DT$  是一组度量企业数字化转型的哑变量，包括是否进行了企业数字化转型（DigiTech，即企业是否使用了任何一种数字技术），以及是否使用了六种新型数字技术（大数据、人工智能、移动互联、云计算、物联网和区块链）中的一种。Controls

代表一系列控制变量。参考已有文献的做法（杨德明和刘泳文，2018；赵宸宇等，2021；DeStefano et al., 2018），我们在回归方程中控制了企业年龄、企业规模、增长率（以企业营收同比增速度量）、市值账面比、第一大股东持股比例、董事长是否兼任总经理和现金流等变量。 $\lambda_i$ 表示时间固定效应， $\mu_i$ 表示企业固定效应， $\varepsilon_{i,t}$ 代表随机扰动项。本文使用的是企业层面的聚类标准误。

在数据来源上，除了企业数字化转型指标，本文用到的其它变量来自 Wind 和 CSMAR 数据库。由于 2008 年发生了全球金融危机，2020 年爆发了新冠疫情，因此本文的样本范围为 2010-2019 年。本文剔除了 ST 和 ST\*公司，剔除了金融业和关键变量缺失的样本，然后对连续变量进行上下 1%的缩尾处理，最终得到 25107 个观测值。

表 1 是变量定义和描述性统计。表 1 显示，样本中 60.6%的企业进行了数字化转型，即使用了六类新型数字技术中的任意一种。在六种新型数字技术中，物联网和人工智能的使用比例最高。从财务绩效上看，上市公司的 ROA 平均为 6%，但营收增长速度平均值超过 14%。

表 1 变量定义和描述性统计

变量名称	变量定义	观测个数	均值	标准差	最小值	最大值
A 栏：被解释变量						
ROA	净利润/总资产	25107	6.043	6.459	-19.819	25.415
ROE	净利润 / 权益	25107	6.872	12.661	-63.093	36.335
B 栏：解释变量						
DigiTech	是否数字化转型	25107	0.606	0.489	0	1
BD	是否使用大数据	25107	0.269	0.443	0	1
AI	是否使用人工智能	25107	0.369	0.483	0	1
MI	是否使用移动互联	25107	0.269	0.444	0	1
CC	是否使用云计算	25107	0.143	0.350	0	1
Iot	是否使用物联网	25107	0.476	0.499	0	1
BC	是否使用区块链	25107	0.0332	0.179	0	1
lnAge	企业年龄加一取对数	25107	2.879	0.306	2.079	3.555
lnAsset	企业资产（万元）加一取对数	25107	12.881	1.278	10.566	16.808
Growth	企业营收同比增速（%）	25107	14.270	30.283	-49.863	157.13
MB	市值账面比	25107	0.585	0.230	0.114	1.081
Top1	第一大股东持股比例（%）	25107	34.836	14.845	8.800	74.660
Dual	董事长是否兼任总经理（1 为是）	25107	0.272	0.445	0	1
Cashflow	现金流/总资产	25107	0.0433	0.0697	-0.166	0.234
C 栏：渠道变量						
TFP1	ACF 方法基于销售额计算的 TFP	21934	1.588	1.133	-1.322	4.623
TFP2	ACF 方法基于经济增加值计算的 TFP	18743	2.575	3.127	-7.424	11.820
lnIncome	总收入加一取对数	25107	12.185	1.439	9.013	16.168
lnCost	总支出加一取对数	25107	12.116	1.445	9.100	16.132
Cost2Income	总支出/总收入	25107	0.947	0.182	0.560	1.971

## （二）基准回归

表 2 提供了基准回归的结果，其中关键解释变量为企业数字化转型哑变量（DigiTech）。从中可以看出，无论因变量是 ROA 还是 ROE，关键解释变量的系数都在 1%的水平上显著为正。这意味着，当我们使用基于 ERNIE 模型构造的新指标后，企业数字化转型显著地改善了企业的财务绩效。然而，上述基准回归可能存在反向因果关系，即财务绩效好的企业现金流充足，更有能力使用数字技术。为了缓解反向因果关系，在

表 2 第（3）和第（4）列，我们将全部因变量提前一期，发现企业数字化转型的系数依然显著为正。这初步证明，企业数字化转型总体上提高了企业的财务绩效，即数字化转型总体上是成功的。这符合经济学逻辑，并且与部分已有文献（杨德明和刘泳文，2018；何帆和

刘红霞，2019；赵宸宇等，2021）的发现是一致的。<sup>①</sup>考虑到信息传输、软件和信息技术服务业的上市公司大多是数字产业化的企业，其数字技术的使用与其他行业的企业有所不同，我们在附表 7 中展示了剔除这一行业后的回归，结果仍与基准回归保持一致。

表 2 企业数字化转型与企业财务绩效的基准回归结果<sup>②</sup>

自变量	(1) ROA	(2) ROE	(3) F.ROA	(4) F.ROE
DigiTech	0.398*** (0.0896)	0.740*** (0.208)	0.183* (0.0968)	0.435** (0.218)
Controls	Yes	Yes	Yes	Yes
Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes
Firm FE	Yes	Yes	Yes	Yes
N	25107	25107	22552	22552
R <sup>2</sup>	0.204	0.152	0.109	0.0777

注：括号中的标准误为企业层面的聚类标准误，\*p<0.10 \*\*p<0.05 \*\*\*p<0.01，下同。

### （三）内生性问题

除了反向因果关系，还可能存在遗漏变量问题。为了更好地解决内生性问题，我们构建一个工具变量（IV）。对于使用数字技术进行数字化转型的公司来说，科技人才供给是一个关键问题。因此，在现有文献中，Babina et al.（2024）使用企业与 AI 强校之间的联系作为企业应用 AI 的 IV，并研究 AI 对企业增长的影响。背后的逻辑是：企业从 AI 强校（以 AI 领域的论文发表来度量）雇佣的员工越多，就越是可能应用 AI 技术。类似地，张叶青等（2021）用珠峰计划作为企业采用大数据技术的 IV，研究大数据对企业价值（托宾 Q）的影响。参考张叶青等（2021）的做法，本文使用珠峰计划作为数字化转型的 IV。

“珠峰计划”是“基础学科拔尖学生培养试验计划”的简称，是国家为回应“钱学森之问”而推出的人才培养计划。主要内容是在高水平研究型大学和科研院所的优势基础学科建设一批国家青年英才培养基地，建立拔尖人才重点培养体制机制，吸引最优秀的学生投身基础科学研究。第一批“珠峰计划”囊括了 17 所高校，选择了清华、北大等高校的数学、物理、化学、生物、计算机科学等理工类相关专业作为试点。该计划提高了高校毕业生选择科技类职业的概率，有效增加了科技类人才供给（宋弘和陆毅，2020）。我们推测，上市公司办公地址距离“珠峰计划”17 个试点学校的距离越远，越是不可能招聘到科技类人才，就越是进行数字化转型。与此同时，当地上市公司数目越多，每个上市公司受到该政策的影响就越弱，也越是不太可能进行数字化转型。因此，试点学校的距离和上市公司数量均与企业数字化转型的概率成反比，这满足了 IV 的相关性假设。我们定义的 IV 如下：

$$IV_{i,t} = mSumdis_i * mN_{i,t} * Post_t$$

其中， $i$  代表上市公司， $t$  代表年份， $mSumdis$  表示上市公司  $i$  登记的办公地址到 17 个试点学校主校区直线距离之和除以 10000（KM）， $mN$  表示  $t$  年公司  $i$  所在城市  $c$  中的上市公司总数除以 1000。由于受珠峰计划影响的第一批大学生大部分是 2010 年入学的本科生，他们的毕业年份为 2014 年及其之后，因此我们乘以一个时间虚拟变量  $Post$ ，2014 年及之前取值为 0，2014 年之后取值为 1。<sup>③</sup>

表 3 提供了工具变量法的回归结果。第（1）列是第一阶段回归结果，其中 IV 的系数显著为负，且 F 统计量大于 10，这符合相关性的预期。与此同时，我们认为“珠峰计划”本身不会直接影响某个企业的数字化转型，因此该 IV 满足排他性假设。第（2）和第（3）的

<sup>①</sup> 复刻相关文献的结果显示，当因变量为 ROA 时，基于 CSMAR 和方明月等（2022）构造的企业数字化转型虚拟变量是显著为正的，吴非等（2021）的结果不显著，杨金玉等（2022）的结果显著为负。当因变量提前一期时，只有方明月等（2022）的结果是显著的。详见附表 6。

<sup>②</sup> 限于篇幅，控制变量的回归结果在正文中被略过。

<sup>③</sup> 考虑到部分学生会选择读研，从而推迟毕业年份，我们将毕业年份从 2014 年先后改为 2015、2016、2017 和 2018 年，结果依然稳健。限于篇幅，此处省略。

结果表明，使用 IV 之后，关键解释变量企业数字化转型的系数在 5% 的水平上显著为正。这说明，利用工具变量法排除了潜在的内生性问题后，本文的结论是稳健的。

表 3 工具变量法回归结果

	(1)	(2)	(3)
	DigiTech	ROA	ROE
IV	-0.102*** (0.0300)		
DigiTech		9.455** (4.599)	21.628** (10.053)
Cragg-Donald Wald F statistic	21.487		
Kleibergen-Paap Wald rk F statistic	11.456		
Controls	Yes	Yes	Yes
Year FE	Yes	Yes	Yes
Firm FE	Yes	Yes	Yes
N	25107	25107	25107
R <sup>2</sup>		-0.232	-0.346

#### （四）不同数字技术的影响

为了探究企业使用某一种数字技术（大数据、人工智能、移动互联、云计算、物联网和区块链）对财务绩效的影响，本节重新选取处理组 and 对照组。我们将不使用任何数字技术的企业定义为对照组，赋值为 0；将单独使用大数据、人工智能、物联网、云计算、移动互联和区块链的企业分别记作 BD、AI、MI、CC、IoT 和 BC，并赋值为 1。

表 4 展示了企业单独使用某种数字技术对 ROA 的影响。第（1）-（5）列显示，无论企业单独使用大数据、人工智能、移动互联、云计算还是物联网中的哪一种数字技术，都能显著提高企业的 ROA。这与已有研究的结果是一致的。值得注意的是，第（6）列显示区块链技术的回归系数并不显著。原因可能是，区块链技术虽然有助于提高企业信息的安全性（Sharma et al., 2023），但对股价的影响往往是昙花一现，而且放大了企业的收益风险（Jain & Jain, 2019; Akyildirim et al., 2020）。<sup>①</sup>当我们把 ROE 作为被解释变量时，也得到了类似结果（附表 8）。

表 4 企业使用不同数字技术对 ROA 的影响

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	ROA	ROA	ROA	ROA	ROA	ROA
BD	0.533*** (0.151)					
AI		0.544*** (0.125)				
MI			0.344** (0.150)			
CC				0.686*** (0.217)		
IoT					0.447*** (0.102)	
BC						-0.108 (0.370)
Controls	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Firm FE	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
N	16627	19150	16643	13476	21821	10714
R <sup>2</sup>	0.193	0.198	0.198	0.189	0.202	0.187

#### （五）分位数回归

上文的分析表明，企业数字化转型能够显著提高企业的财务绩效。然而，对于不同财务绩效的企业而言，企业使用数字技术的影响可能存在差异。同时，最小二乘法模型中残差平方和易受极端值影响，回归结果容易出现偏差。为了进一步探究对于不同财务绩效的企业而

<sup>①</sup> 我们在访谈中了解到，目前区块链技术的应用还处于初级阶段，而且几乎都是私链或者联盟链，真正去中心化的公链是极少的。



言，数字化转型对财务绩效的影响，我们使用分位数回归方法。本文分别选取了 10%、25%、50%、75%和 90%这五个代表性分位点进行分位数回归。

我们将 ROA 作为被解释变量，回归结果如表 5 所示。第（1）-（3）列回归结果表明，数字化转型对企业 ROA 有着显著的正向影响；第（4）-（5）列结果表明，随着分位数的上升，在 75%和 90%的高分位点上，数字化转型对企业 ROA 的影响并不显著。一种可能的解释是，数字技术（例如云计算）为新兴的中小企业赋能，通过轻资产化减轻了它们在大额资本支出和规模方面的相对劣势（Jin & McElheran, 2017），因此数字化转型可以为绩效较差的企业提供“弯道超车”的机会。当我们将 ROE 作为被解释变量时，结果类似（附表 9）。

结合上一小节的内容，我们得到三点结论。第一，企业在进行数字化转型时使用的数字技术不同，数字化转型的效果就不同。目前的证据表明，使用区块链技术并不会改善企业的财务绩效。第二，企业数字化转型的效果存在异质性，即对于财务绩效较差的企业来说，数字化转型是成功的，但对于财务绩效较好特别是很好的企业来说，数字化转型的效果并不显著。第三，使用不同的方法构造数字化转型指标，会出现不同的回归结果。这回应了我们在导论中提到的数字化转型成败之争。正是因为不同企业数字化转型的路径（数字技术）不同，基础（财务绩效）不同，以及学者们采取的测度方法不同，所以才会出现不同的结果。这也说明，研究企业数字化转型，必须区分不同的数字技术和不同的财务基础，并且构造一个统一、可比的企业数字化转型指标是非常有必要的。

表 5 企业数字化转型对 ROA 的不同分位数回归

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	QR_10	QR_25	QR_50	QR_75	QR_90
DigiTech	0.341* (0.198)	0.154* (0.0803)	0.346*** (0.107)	0.147 (0.112)	0.158 (0.192)
Controls	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Firm FE	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
N	25107	25107	25107	25107	25107

### （六）渠道分析

接下来我们探讨企业数字化转型提高企业财务绩效的渠道。根据已有文献，可以将数字化转型的渠道归纳为三种。第一种是效率渠道。例如，Brynjolfsson & Hitt.（2003）、刘飞（2020）和赵宸宇等（2021）均发现，企业数字化转型能够显著提高生产率，而效率的提升将提高企业的财务绩效（包群和梁贺，2022）。第二种是收入渠道。例如，Yadav（2014）发现，企业数字化转型会促进企业参与国际贸易活动。此外，消费数据的积累和分析也有助于建立产品忠诚度，从而鼓励消费者重复消费（Hänninen et al., 2017）。这些都有助于企业增加营业收入，进而提高企业的财务绩效。第三种是成本渠道。例如，Shivajee et al.（2019）发现，企业数字化转型有助于降低制造成本，减少零件报废和原材料浪费。何帆和刘红霞（2019）也揭示了这一渠道。为此，本文将验证效率渠道、收入渠道和成本渠道是否成立。

为了检验效率渠道，本文使用企业的 TFP（全要素生产率）作为因变量。测算企业 TFP 的核心问题是解决生产函数估算中的内生性问题，而 ACF 方法能够有效解决 OP 和 LP 法在估计劳动力投入弹性时可能出现的多重共线性问题，因此被广为接受（Loecker & Warzynski, 2012）。在表 6 第（1）和（2）列，我们采用 ACF 方法，先后基于销售额和经济增加值计算了两种形式的 TFP，分别为 TFP1 和 TFP2。

为了检验收入渠道，在表 6 的第（3）列，本文将总收入的对数（lnIncome）作为因变量。为了检验成本渠道，在表 6 第（4）列将总成本的对数（lnCost）作为被解释变量。综合成本和收入两个维度，我们在第（5）列加入了成本收入比（cost2income=总成本/总收入）作为被解释变量。表 6 显示，企业进行数字化转型后，TFP 以及总成本分别显著提高、降低，

这印证了效率渠道和成本渠道。<sup>①</sup>但同时，总收入并未显著增加，这说明收入渠道未被证实。同时，表6的第（5）列显示每单位的收入所需的成本下降了，这说明成本收入比下降，因此总体上数字技术的使用提高了企业的财务绩效。

表 6 渠道分析

	(1) TFP1	(2) TFP2	(3) lnIncome	(4) lnCost	(5) cost2income
DigiTech	0.0121** (0.00516)	0.0214* (0.0121)	-0.00184 (0.00682)	-0.0187*** (0.00720)	-0.0164*** (0.00268)
Controls	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
YearFE	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
FirmFE	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
N	21934	18743	25107	25107	25107
R <sup>2</sup>	0.422	0.0989	0.727	0.718	0.145

## 五、结论

作为世界上最大的发展中国家，中国在数字经济领域后来居上，已经成为数字经济大国。在中国数字经济快速发展的过程中，企业的数字化转型是非常重要的微观基础。在中国企业数字化转型的实践备受关注的同时，学术界对企业数字化转型的研究也如火如荼。然而，目前学术界在测度企业数字化转型指标时，存在测度对象不统一明确、测度方法不科学准确这两个主要问题，导致对企业数字化转型的现状和效果存在严重分歧。为了更好地推进企业数字化转型的深入研究，同时呼应中国企业数字化转型的难题，本文基于前沿的机器学习和大语言模型开发了一套新的企业数字化转型指标。为此，我们首先收集了 2006-2020 年中国上市公司的年报文本作为分析对象。然后，我们整理了一个包含了 311 个数字技术关键词的词典，并将数字技术分为六种类型：大数据、人工智能、移动互联、云计算、物联网和区块链。接着，我们对年报文本进行人工标注，形成训练集。之后，我们采用有监督的机器学习方法，使用百度开发的 ERNIE 大语言模型，对年报文本进行预测，判断企业是否使用了数字技术以及使用了何种数字技术，在此基础上构造了中国上市公司数字化转型指标。多项交叉验证结果表明，本文开发的新指标明显优于主流的词典法，并且符合中国企业数字化转型的实践。在文章的后半部分，我们使用新方法构建的指标，证明中国上市公司的企业数字化转型显著提高了财务绩效。而且，对于财务业绩比较差的上市公司而言，数字化转型的效果更加明显。进一步，本文发现数字化转型提高财务绩效的主要渠道是提高效率和降低成本。

本文的研究对于推动企业数字化转型和实现经济高质量发展具有重要的政策含义。第一，政府、企业和学界应该通力合作，为企业数字化转型的理论和实践提供基础数据和基础研究。当前，企业在数字化转型方面之所以面临严峻挑战，原因之一是缺乏统一的数字化转型度量以及权威的转型效果分析，这阻碍了有关部门及时地追踪并总结企业数字化转型的成败。要构建一套全面、统一、准确的数字化转型指数和数字化转型数据库，需要掌握企业在数字技术投入、人力投入、资金投入等多方面的信息，而目前学术界主要还是依赖文本分析。本文利用前沿的大语言模型构造的数字化转型指标，为此提供了前期基础和可行方向，但仍需相关数据相互验证。因此，只有政府、企业和学界的多方参与，才能摸清中国企业数字化转型的“底数”，进而为企业进行数字化转型提供理论指导和政策支持。

第二，企业应坚定不移地推进数字化转型。本文的研究表明，数字化转型通过提高效率和降低成本，能够改善企业的财务绩效。因此，中国企业应该克服“不愿转、不敢转”的心态，坚定拥抱数字化转型。特别是，在全球化时代，中国企业面临跨国巨头在规模、品牌、资金等方面的传统优势，更应该充分利用数字经济时代的后发优势，加大力度推进企业数字

<sup>①</sup> 根据江艇（2022），经济学文献在分析渠道时，关键是验证解释变量对渠道（中介变量）的影响，因为渠道对因变量的影响通常是不言自明的。为此，我们省略了渠道对企业财务绩效的回归分析。

化转型,以便提高国际竞争力。在这方面,Shein(希音)公司就是中国企业利用数字化转型占领海外市场的成功案例,值得企业界和学术界深入研究。

第三,政府应根据不同企业的实际情况,推出差异化的数字化转型鼓励政策。本文的研究表明,数字化转型对财务绩效较差和一般的企业更有作用,对财务绩效特别好的企业没有显著效果。因此,政府在推进企业数字化转型时,不能一刀切,要尊重规律,多给绩效较差的企业“雪中送炭”,少给绩效好的企业“锦上添花”,以免浪费宝贵的财政资源。这样可以更好地实现数字技术和实体经济的深度融合,促进经济高质量发展。

第四,要鼓励中西部地区的企业加快数字化转型。我们的分析表明,经济水平较低的中西部地区企业数字化转型程度较低,因此中西部地区的企业更应该高度重视数字技术的利用,加快数字化转型的步伐。考虑到数字技术所具有的后发优势,政府可以针对中西部地区出台偏向性鼓励政策。例如,加大中西部地区的数字基础设施建设,鼓励东部发达地区的企业向中西部地区提供数字化转型的技术和人才支持。这有利于避免中西部地区和东部地区的企业形成一种“数字鸿沟”,从而更好地实现共同富裕。

### 参考文献

- 包群、梁贺, 2022:《下放与改制:不同国企改革路径的绩效比较》,《世界经济》第6期。
- 蔡跃洲、牛新星, 2021:《中国数字经济增加值规模测算及结构分析》,《中国社会科学》第11期。
- 车万翔、崔一鸣、郭江, 2021:《自然语言处理:基于预训练模型的方法》. 电子工业出版社(2021)。
- 方明月、林佳妮、聂辉华, 2022:《数字化转型是否促进了企业内共同富裕?——来自中国A股上市公司的证据》,《数量经济技术经济研究》第11期。
- 何帆、刘红霞, 2019:《数字经济视角下实体企业数字化变革的业绩提升效应评估》,《改革》第04期。
- 黄速友、李增福、潘南佩、倪江崑, 2023:《企业数字化转型与劳动收入份额》,《经济评论》第2期。
- 江艇, 2022:《因果推断经验研究中的中介效应与调节效应》,《中国工业经济》第5期。
- 金环、魏佳丽、于立宏, 2021:《网络基础设施建设能否助力企业转型升级——来自“宽带中国”战略的准自然实验》,《产经经济研究》第6期。
- 李磊、刘常青、韩民春, 2022:《信息化建设能够提升企业创新能力吗?——来自“两化融合试验区”的证据》,《经济学(季刊)》第3期。
- 李万利、潘文东、袁凯彬, 2022:《企业数字化转型与中国实体经济发展》,《数量经济技术经济研究》第9期。
- 李云鹤、蓝齐芳、吴文锋, 2022:《客户公司数字化转型的供应链扩散机制研究》,《中国工业经济》第12期。
- 李舟军、范宇、吴贤杰, 2020:《面向自然语言处理的预训练技术研究综述》,《计算机科学》第03期。
- 林心怡、吴东, 2021:《区块链技术与企业绩效:公司治理结构的调节作用》,《管理评论》第11期。
- 刘飞, 2020:《数字化转型如何提升制造业生产率——基于数字化转型的三重影响机制》,《财经科学》第10期。
- 刘飞、田高良, 2019:《信息技术是否替代了就业——基于中国上市公司的证据》,《财经科学》第7期。
- 刘青、肖柏高, 2023:《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》,《经济研究》第2期。
- 刘淑春、闫津臣、张思雪、林汉川, 2021:《企业管理数字化变革能提升投入产出效率吗》,《管理世界》第05期。
- 祁怀锦、曹修琴、刘艳霞, 2020:《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》,《改革》第04期。
- 宋弘、陆毅, 2020:《如何有效增加理工科领域人才供给?——来自拔尖学生培养计划的实证研究》,《经济研究》第2期。
- 吴非、胡慧芷、林慧妍、任晓怡, 2021:《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》,《管理世界》第07期。
- 许雪晨、田侃, 2021:《一种基于金融文本情感分析的股票指数预测新方法》,《数量经济技术经济研究》第12期。
- 杨德明、刘泳文, 2018:《“互联网+”为什么加出了业绩》,《中国工业经济》第05期。
- 杨金玉、彭秋萍、葛震霆, 2022:《数字化转型的客户传染效应——供应商创新视角》,《中国工业经济》第08期。
- 耀友福、周兰, 2023:《企业数字化影响关键审计事项决策吗?》,《审计研究》第1期。
- 袁淳、肖土盛、耿春晓、盛誉, 2021:《数字化转型与企业分工:专业化还是纵向一体化》,《中国工业经济》第09期。
- 张叶青、陆瑶、李乐芸, 2021:《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》,《经济研究》第12期。
- 赵宸宇、王文春、李雪松, 2021:《数字化转型如何影响企业全要素生产率》,《财贸经济》第07期。
- 中国信息通信研究院, 2021:《中国数字经济发展报告(2021年)》. 中国信息通信研究院网站(2021)。
- 中国信息通信研究院, 2022a:《全球数字经济白皮书(2022年)》. 中国信息通信研究院网站(2022)。
- 中国信息通信研究院, 2022b:《中国数字经济发展报告(2022年)》. 中国信息通信研究院网站(2022)。
- Acemoglu D., and P. Restrepo, 2020, “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets”, *Journal of Political Economy*, 128(6), 2188—2244.
- Acikalin U.U., T. Caskurlu, G. Hoberg, and G.M. Phillips, 2022, “Intellectual Property Protection Lost and Competition: An Examination Using Machine Learning”. National Bureau of Economic Research(2022-11).
- Akyildirim, E., S. Corbet, A. Sensoy, L. Yarovaia, 2020, “The impact of blockchain related name changes on corporate performance”, *Journal of Corporate Finance*, 65, 101759.
- Alali F.A., and C.-L. Yeh, 2012, “Cloud computing: Overview and risk analysis”, *Journal of Information Systems*, 26(2), 13—33.
- Babina T., A. Fedyk, A. He, and J. Hodson, 2024, “Artificial intelligence, firm growth, and product innovation”, *Journal of Financial Economics*, 151, 103745.
- Bloom N., L. Garicano, R. Sadun, and J.V. Reenen, 2014, “The Distinct Effects of Information Technology and Communication Technology on Firm Organization”, *Management Science*, 60(12), 2859—2885.
- Brynjolfsson E., and L.M. Hitt, 2003, “Computing productivity: Firm-level evidence”, *Review of Economics and Statistics*, 85(4), 793—808.
- Brynjolfsson E., W. Jin, and K. McElheran, 2021, “The power of prediction: predictive analytics, workplace complements, and

- business performance", *Business Economics*, 56(4), 217—239.
- Chen Y., 2020, "Improving market performance in the digital economy", *China Economic Review*, 62, 101482.
- Chen M.A., Q. Wu, and B. Yang, 2019, "How Valuable Is FinTech Innovation?", *The Review of Financial Studies*, 32(5), 2062—2106.
- Chun H., J.-W. Kim, R. Morck, and B. Yeung, 2008, "Creative destruction and firm-specific performance heterogeneity", *Journal of Financial Economics*, 89(1), 109—135.
- Commander S., R. Harrison, and N. Menezes-Filho, 2011, "Ict and Productivity in Developing Countries: New Firm-Level Evidence from Brazil and India", *Review of Economics and Statistics*, 93(2), 528—541.
- DeStefano T., R. Kneller, and J. Timmis, 2018, "Broadband infrastructure, ICT use and firm performance: Evidence for UK firms", *Journal of Economic Behavior & Organization*, 155, 110—139.
- Gal P., G. Nicoletti, T. Renault, S. Sorbe, and C. Timiliotis, 2019, "Digitalisation and productivity: In search of the holy grail—Firm-level empirical evidence from EU countries" OECD.
- Goldfarb A., and C. Tucker, 2019, "Digital Economics", *Journal of Economic Literature*, 57(1), 3—43.
- Hänninen M., A. Smedlund, and L. Mitronen, 2017, "Digitalization in retailing: multi-sided platforms as drivers of industry transformation", *Baltic Journal of Management*, 13(2), 152—168.
- Hansen S., P.J. Lambert, N. Bloom, S.J. Davis, R. Sadun, and B. Taska, 2023, "Remote Work across Jobs, Companies, and Space". National Bureau of Economic Research(2023-03).
- Huang C.-K., T. Wang, and T.-Y. Huang, 2020, "Initial evidence on the impact of big data implementation on firm performance", *Information Systems Frontiers*, 22, 475—487.
- Ma H., M. Zhao, D. Yan, and H. Wang, 2021, "The Chinese Digital Economy". Singapore: Springer Singapore.
- Jin, W., K. McElheran, 2017, "Economies before Scale: Survival and Performance of Young Plants in the Age of Cloud Computing", SSRN working paper, No.3112901.
- Jain, A., C. Jain, 2019, "Blockchain hysteria: Adding 'blockchain' to company's name", *Economics Letters*, 181: 178—181.
- Loecker J.D., and F. Warzynski, 2012, "Markups and firm-level export status", *American economic Review*, 102(6), 2437—2471.
- Müller O., M. Fay, and J. vom Brocke, 2018, "The Effect of Big Data and Analytics on Firm Performance: An Econometric Analysis Considering Industry Characteristics", *Journal of Management Information Systems*, 35(2), 488—509.
- Rajan R., P. Ramella, and L. Zingales, 2023, "What Purpose Do Corporations Purport? Evidence from Letters to Shareholders". National Bureau of Economic Research(2023-03).
- Sharma P., D.M. Shukla, and A. Raj, 2023, "Blockchain adoption and firm performance: The contingent roles of intangible capital and environmental dynamism", *International Journal of Production Economics*, 256, 108727.
- Shivajee V., R.K. Singh, and S. Rastogi, 2019, "Manufacturing conversion cost reduction using quality control tools and digitization of real-time data", *Journal of Cleaner Production*, 237, 117678.
- Siebel T.M., 2019, "Digital Transformation: Survive and Thrive in an Era of Mass Extinction". New York: Rodin Books.
- Sun Y., S. Wang, Y. Li, S. Feng, X. Chen, H. Zhang, X. Tian, D. Zhu, H. Tian, and H. Wu, 2019, "ERNIE: Enhanced Representation through Knowledge Integration", *arXiv:1904.09223 [Cs]*.
- Tang C.-P., T.C.-K. Huang, and S.-T. Wang, 2018, "The impact of Internet of things implementation on firm performance", *Telematics and Informatics*, 35(7), 2038—2053.
- Yadav N., 2014, "The Role of Internet Use on International Trade: Evidence from Asian and Sub-Saharan African Enterprises", *Global Economy Journal*, 14(2), 189—214.
- Yang S., Z. Li, Y. Ma, and X. Chen, 2018, "Does electronic banking really improve bank performance? Evidence in China", *International Journal of Economics and Finance*, 10(2), 82—94.
- Zolas N., Z. Kroff, E. Brynjolfsson, K. McElheran, D.N. Beede, C. Buffington, N. Goldschlag, L. Foster, and E. Dinlersoz, 2020, "Advanced Technologies Adoption and Use by U.S. Firms: Evidence from the Annual Business Survey". National Bureau of Economic Research(2020-12).

## 附录

附表 1 数字技术定义

定义	例子
<b>大数据:</b> 传统处理技术、算法无法处理的大型复杂数据集; 具有数据体量巨大、数据类型多、处理速度快、价值密度低, 商业价值高、数据真实性的特征	对象储存、分析型数据库、关系型数据库、键值数据库、批量计算、时序数据库、数据集成、数据建模
<b>人工智能:</b> 利用数字计算机或者由数字计算机控制的机器, 模拟、延伸和扩展人类的智能, 感知环境、获取知识并使用知识获得最佳结果的理论、方法、技术 and 应用系统	知识图谱、自然语言处理、增强现实、监督学习、无监督学习、强化学习、深度神经网络
<b>移动互联:</b> 互联网的技术、平台、商业模式应用与移动通信技术结合并实践的活动的总称	移动搜索、移动中间件、移动操作系统、移动通信网络
<b>云计算:</b> 是一种技术手段, 通过云计算, 将有能力把现有的信息孤岛进行数据、信息整合, 实现“大数据”集中处理和综合分析, 进行更加有效的策略制定	并行计算、弹性云服务器、工业云、公有云、混合云
<b>物联网:</b> 通过一定的设备, 把物品与互联网相连接, 进行信息交换和通信, 以实现智能化识别、定位、跟踪、监控和管理的一种网络	RFID、电子标签、射频识别、读写器、传感器、微纳传感器、红外感应器、激光扫描器
<b>区块链:</b> 将数据区块以顺序相连的方式组合成的链式数据结构, 并以密码学方式保证的不可篡改和不可伪造的分布式账本	区块链、区块结构、分布式网络、分布式计算、智能合约、分布式账本

附表 2 关键词列表

类型	关键词
大数据	大数据、海量数据、异构数据、big data、对象储存、分析型数据库、关系型数据库、键值数据库、批量计算、时序数据库、数据集成、数据建模、数据可视化、数据脱敏、数据挖掘、数据资源、图数据库、文档数据库、隐私计算、元数据管理、数据资产、数据管理平台、数据技术、EB 级存储
人工智能	AI、人的智能、人类能力、人类智能、机器学习、人工智能、知识图谱、自然语言处理、人机交互、计算机视觉、生物特征识别、虚拟现实、增强现实、监督学习、无监督学习、强化学习、深度学习、深度神经网络、深度学习、迁徙学习、主动学习、演化学习、神经网络、量子计算、认知计算、机器智能、增强智能、机器人（含医疗机器人、陪伴机器人等）、计算机视觉、计算成像学、图像理解、三维视觉、动态视觉、视频编解码、情感交互、体感交互、脑机交互、自然语言生成、自然语言问答、机器翻译、语义理解、问答系统、支持向量机、决策树、深度置信、卷积神经、受限玻尔兹曼、循环神经、粒子群优化、多目标演化、身份识别、CIMS、人证核验、人脸识别、虹膜识别、指静脉识别、声纹识别、步态识别、价值挖掘、个性化推荐、Artificial Intelligence、人机对话、人机交互、语音测评、语音交互
移动互联	移动搜索、移动中间件、移动操作系统、移动通信网络、4G、5G、3G、无线局域网（WLAN）、无线 MESH 网络、IEEE、802.21、移动搜索、移动社交网络、IOS、Android、手机百度、手机商店、手机广告、携程网、美团、大众点评、平板电脑、

类型	关键词
	移动上网设备、LBS、移动支付、移动导航、移动定位、移动社交、手游、移动电子商务、手机广告、移动应用商店、手机客户端、微信、微店、移动支付、手机购物、支付宝、移动办公、移动即时通信、APP、手机音乐、抖音、短视频、直播带货、手机订单、滴滴打车、移动电子政务、公众号、微店、手机淘宝、移动智能终端、智能手机
云计算	并行计算、弹性云服务器（ECS）、多重租赁技术、多租户技术、访问控制技术、分布式并行编程模式、分布式存储、分布式云、分级存储、负载均衡技术、工业云、公有云、混合云、基础设施即服务（IaaS）、集成平台即服务（IPaaS）、教育云、金融云、密钥管理、内部云、平台即服务（PaaS）、区域云、软件即服务（SaaS）、私有云、同态加密、网格计算、效用计算、行业云、虚拟化技术（VT）、虚拟机、医疗云、应用程序平台即服务（APaaS）、应用虚拟化、云安全、云备份、云仓储、云操作系统、云储存、云存储、云端、云端化、云端管控、云端灾难恢复、云端智慧化信息搜索、云服务、云管理、云呼叫、云互动、云计算、云计算平台管理、云技术、云架构、云媒体、云密文、云平台、云上容灾、云社交、云手机、云电话、云手游、云数据管理、云数据加密、云数据中心、云搜索、云物流、云业务、云营销、云硬盘（EVS）、云游戏、云原生技术、云战略、云支付、云制造、云转码、中心云、专有云、资源虚拟化、移动云（OSS）、视频即服务（VaaS）、视频监控即服务（VSaaS）、视频会议即服务（VCaaS）
物联网	RFID、电子标签、射频识别、读写器、传感器、微纳传感器、红外感应器、激光扫描器、条码、条形码、红外扫描、识读器、微机电系统、MEMS、传感网、物品标识、磁卡识别、PML、射频标签、GPS、全球定位系统、GIS、ZigBee、蓝牙、工业无线网络、无线传感、WSN、IrDA、NFC 技术、WiMAX、工业无线技术、HART、M2M、NB-IoT、车联网、可穿戴设备、在线监测、定位追溯、远程控制、无线 pos 机、远程监控、物联网、工业物联网、嵌入式系统、边缘计算、IoT、Internet of Thing
区块链	区块链、区块结构、分布式网络、分布式计算、智能合约、分布式账本、链式数据结构、去中心化、信息不可篡改、共识机制、对等式网络、共识机制、侧链、多链、链式数据、梅克尔树、工作量证明、数字货币、许可链、非许可链、公有链、私有链、联盟链、比特币、以太坊、以太币、ETH、BaaS、数字资产、非同质化代币、NTF、IOC 代币、产品溯源、libra、加密货币

附表 3 不同机器学习算法的分类性能

	Precision	Recall	Accuracy	F1	F.8
ERNIE	81.1%	70.0%	92.9%	75.1%	76.4%
BERT	78.0%	73.3%	92.7%	75.6%	76.1%
Neural Networks	73.4%	64.7%	92.5%	68.8%	69.7%
SVM	78.0%	56.3%	92.4%	65.4%	67.8%
Voting	78.7%	57.6%	91.0%	66.5%	68.8%
KNN	64.7%	54.1%	88.3%	58.9%	60.1%
GaussianNB	47.7%	50.1%	83.8%	48.9%	48.6%



附表 4 各地区数字技术普及度

	大数据	人工智能	移动互联	云计算	物联网	区块链
北京	40%	46%	37%	27%	52%	7%
广东省	30%	43%	38%	18%	55%	5%
福建省	28%	35%	29%	16%	47%	5%
上海	29%	34%	27%	16%	43%	5%
浙江省	25%	38%	25%	12%	45%	4%
江苏省	23%	37%	23%	13%	46%	3%
天津	26%	33%	21%	10%	45%	3%
四川省	26%	29%	25%	13%	42%	2%
湖南省	21%	31%	27%	11%	41%	4%
湖北省	22%	32%	24%	11%	43%	2%
江西省	18%	35%	21%	6%	48%	2%
陕西省	21%	33%	17%	9%	42%	2%
安徽省	20%	32%	22%	11%	40%	2%
贵州省	21%	25%	22%	14%	38%	3%
河南省	20%	32%	13%	7%	45%	2%
广西	23%	26%	23%	11%	33%	3%
山东省	17%	28%	16%	8%	37%	3%
河北省	19%	29%	14%	6%	39%	4%
黑龙江省	23%	28%	18%	10%	32%	4%
辽宁省	17%	24%	17%	10%	31%	2%
重庆	17%	27%	15%	6%	30%	2%
云南省	12%	16%	12%	11%	24%	4%
吉林省	18%	22%	14%	8%	26%	3%
新疆	16%	19%	13%	4%	27%	2%
甘肃省	15%	17%	15%	3%	25%	2%
海南省	15%	15%	19%	4%	22%	3%
山西省	12%	16%	11%	2%	26%	2%
内蒙古	16%	15%	10%	3%	25%	1%
青海省	15%	19%	12%	9%	19%	3%
西藏	16%	15%	13%	8%	18%	2%
宁夏	13%	11%	8%	7%	24%	1%
均值	25%	34%	25%	13%	43%	4%

附表 5 各行业数字技术普及度

	大数据	人工智能	移动互联	云计算	物联网	区块链
信息传输、软件和信息技术服务业	66%	65%	68%	57%	67%	13%
金融业	47%	44%	45%	34%	24%	31%
科学研究和技术服务业	42%	47%	26%	20%	56%	2%
租赁和商务服务业	43%	35%	45%	21%	35%	6%
文化、体育和娱乐业	33%	34%	59%	23%	29%	3%
卫生和社会工作	32%	33%	36%	17%	33%	2%
制造业	20%	35%	21%	9%	48%	2%
教育	24%	33%	22%	14%	38%	0%
交通运输、仓储和邮政业	30%	31%	20%	6%	39%	3%
批发和零售业	27%	24%	33%	12%	26%	3%
水利、环境和公共设施管理业	27%	28%	18%	11%	39%	1%
建筑业	22%	29%	18%	9%	41%	3%
住宿和餐饮业	20%	11%	32%	10%	21%	2%
房地产业	17%	19%	18%	8%	20%	4%
电力、热力、燃气及水生产和供应业	17%	18%	8%	3%	31%	1%
采矿业	9%	16%	4%	2%	28%	7%
农、林、牧、渔业	13%	9%	8%	1%	22%	2%
均值	25%	34%	25%	13%	44%	4%

附表 6 不同方法的数字化转型变量对财务绩效的影响

方法	CSMAR		李云鹤等（2022）		吴非等（2021）		杨金玉等（2022）		方明月等（2022）	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
因变量	ROA	F.ROA	ROA	F.ROA	ROA	F.ROA	ROA	F.ROA	ROA	F.ROA
DigiTech	0.424*** (0.105)	0.147 (0.117)	0.169* (0.0990)	0.145 (0.112)	0.148 (0.0988)	0.111 (0.113)	-0.189* (0.0997)	-0.00717 (0.118)	0.549*** (0.123)	0.368*** (0.124)
Controls	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
YearFE	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
FirmFE	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
R <sup>2</sup>	0.204	0.109	0.203	0.109	0.203	0.109	0.203	0.109	0.204	0.109
N	25107	22552	25107	22552	25107	22552	25107	22552	25107	22552

附表 7 企业使用数字技术对 ROA 和 ROE 的影响（剔除信息传输、软件和信息技术服务业）

	(1)	(2)
	ROA	ROE
DigiTech	0.332*** (0.0891)	0.670*** (0.208)
lnAsset	1.366*** (0.153)	3.423*** (0.352)
lnAge	-11.139*** (1.213)	-17.602*** (2.364)
Growth	0.0367*** (0.00155)	0.0701*** (0.00346)
Dual	0.460*** (0.161)	0.637* (0.342)
Top1	0.0851*** (0.00989)	0.191*** (0.0197)
MB	-6.179*** (0.343)	-13.494*** (0.698)
Cashflow	17.550*** (0.911)	28.404*** (1.943)
YearFE	Yes	Yes
FirmFE	Yes	Yes
R <sup>2</sup>	0.203	0.151
N	23239	23239

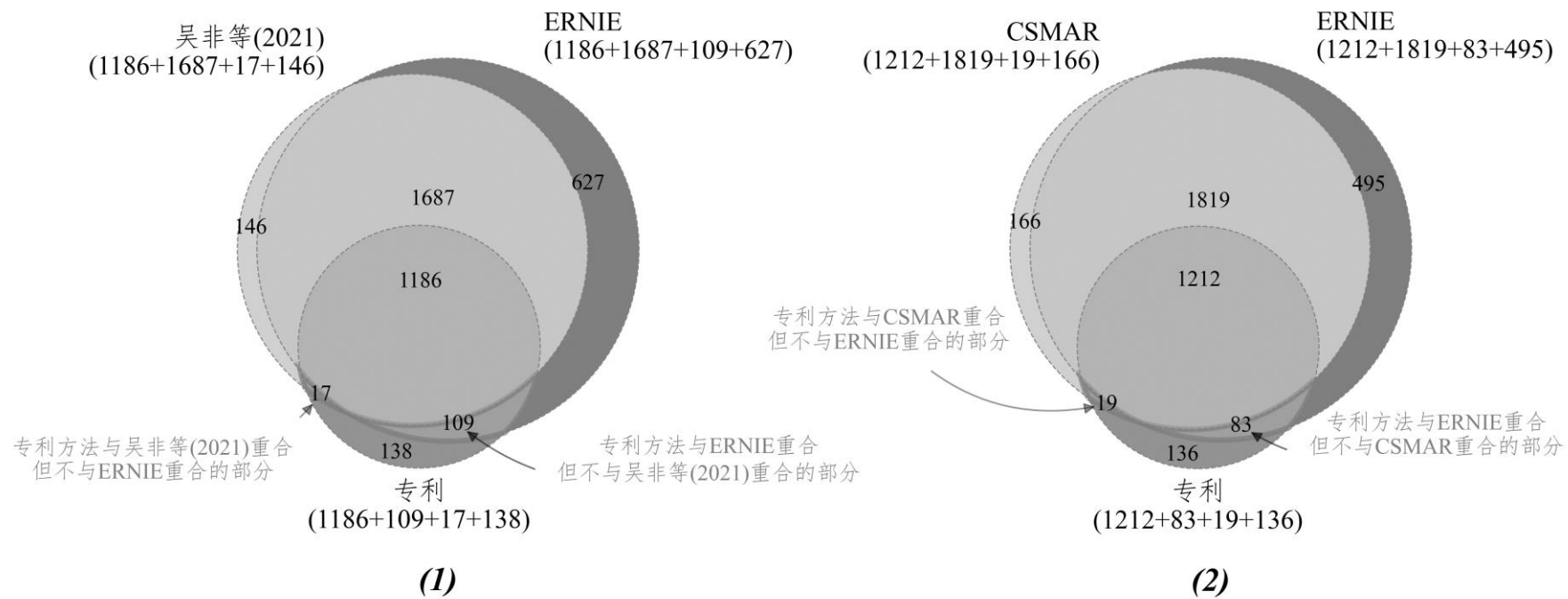
附表 8 企业使用不同数字技术对 ROE 的影响

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	ROE	ROE	ROE	ROE	ROE	ROE
BD	0.767** (0.343)					
AI		1.023*** (0.288)				
MI			0.788** (0.341)			
CC				1.317*** (0.475)		
IoT					0.891*** (0.235)	
BC						-0.314 (0.809)
lnAsset	3.502*** (0.424)	3.281*** (0.386)	3.635*** (0.408)	3.057*** (0.489)	3.340*** (0.374)	2.846*** (0.618)
lnAge	-19.406*** (2.830)	-17.518*** (2.632)	-21.257*** (3.129)	-21.005*** (3.359)	-18.642*** (2.418)	-20.249*** (3.991)
Growth	0.0703*** (0.00427)	0.0714*** (0.00384)	0.0676*** (0.00417)	0.0710*** (0.00482)	0.0690*** (0.00364)	0.0728*** (0.00541)
Dual	1.177*** (0.416)	0.771** (0.384)	0.928** (0.432)	0.926** (0.464)	0.624* (0.358)	0.391 (0.540)
Top1	0.190*** (0.0232)	0.202*** (0.0218)	0.195*** (0.0245)	0.170*** (0.0257)	0.194*** (0.0208)	0.158*** (0.0293)
MB	-14.442*** (0.879)	-13.689*** (0.782)	-14.266*** (0.896)	-14.492*** (0.980)	-12.970*** (0.721)	-14.419*** (1.156)
Cashflow	26.251*** (2.241)	26.594*** (2.091)	28.011*** (2.313)	24.490*** (2.467)	27.628*** (1.993)	25.946*** (2.838)
YearFE	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
FirmFE	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
R <sup>2</sup>	0.144	0.148	0.150	0.140	0.148	0.135
N	16627	19150	16643	13476	21821	10714

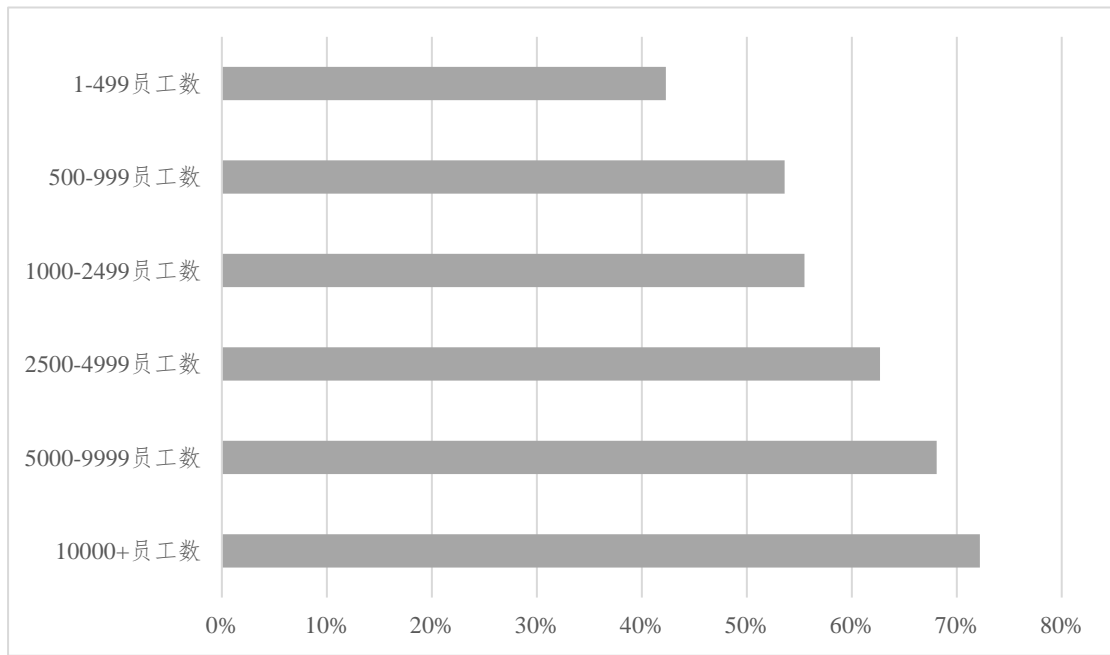
附表 9 数字化转型对 ROE 的不同分位数回归

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	QR_10	QR_25	QR_50	QR_75	QR_90
DigiTech	0.904*** (0.335)	0.472*** (0.131)	0.510*** (0.151)	0.338* (0.181)	0.0990 (0.303)
lnAsset	0.867* (0.497)	0.429** (0.196)	0.549** (0.246)	0.691*** (0.241)	2.024*** (0.336)
lnAge	-1.653 (15.946)	-1.199 (6.114)	-1.154 (2.581)	-0.920 (1.774)	-1.075 (1.879)
Growth	0.0548*** (0.0127)	0.0363*** (0.00229)	0.0425*** (0.00239)	0.0514*** (0.00375)	0.0693*** (0.00619)
Dual	0.473 (0.616)	0.409 (0.344)	0.582*** (0.211)	1.009*** (0.284)	2.121*** (0.534)
Top1	0.111* (0.0586)	0.0665*** (0.0147)	0.112*** (0.0129)	0.184*** (0.0219)	0.235*** (0.0285)
MB	-2.455 (2.279)	-1.847* (0.947)	-2.915*** (0.634)	-4.265*** (0.790)	-11.896*** (1.353)
Cashflow	28.216*** (3.178)	18.192*** (2.236)	18.302*** (1.243)	23.236*** (1.456)	32.640*** (2.063)
Year FE	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Firm FE	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
N	25107	25107	25107	25107	25107

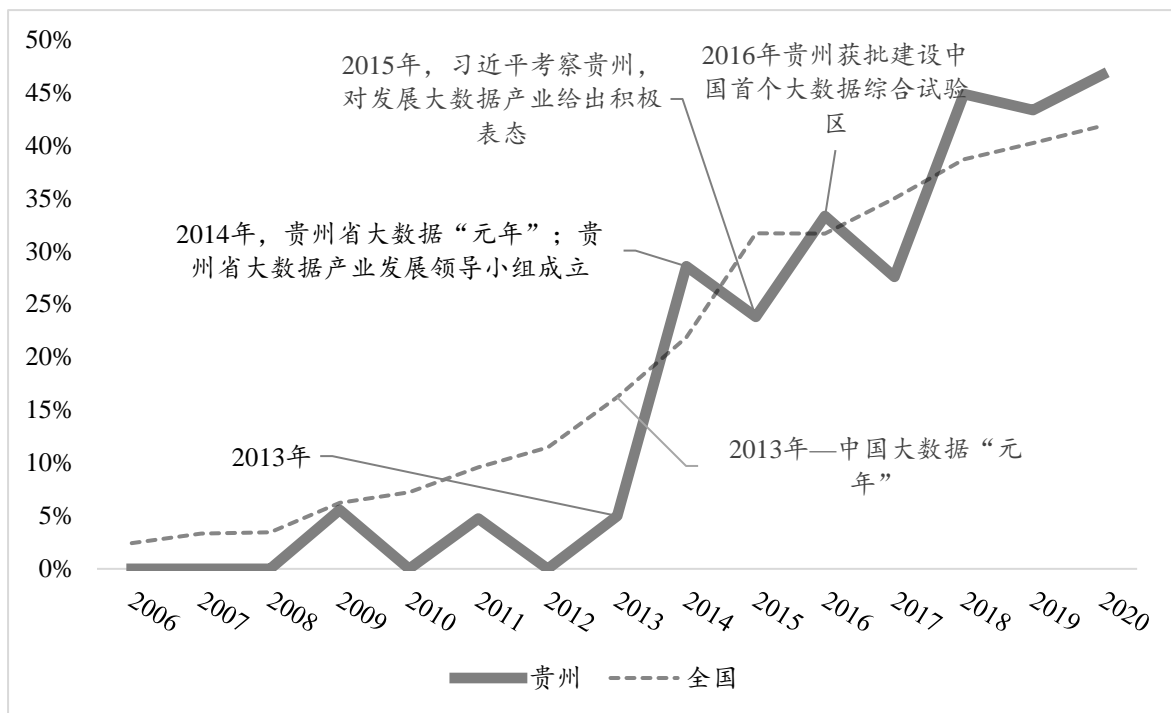




附图 1 三种数字技术的专利覆盖程度比较

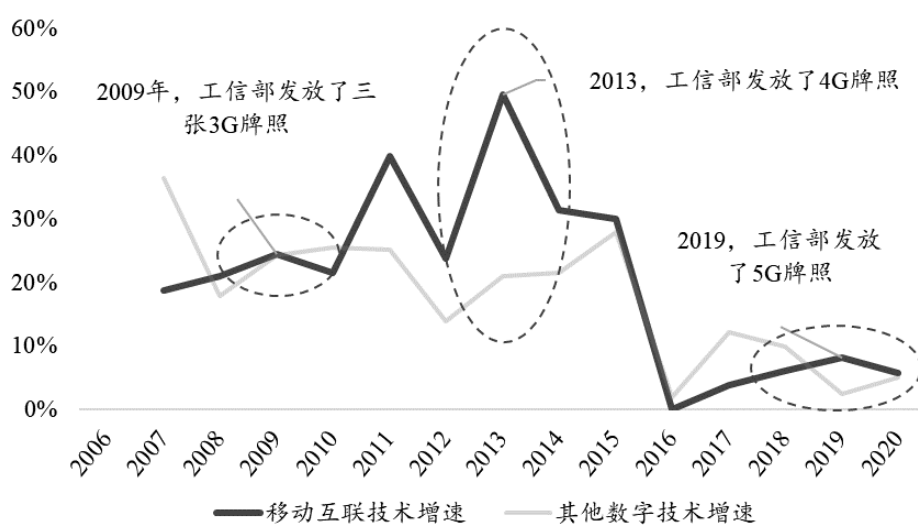


附图 2 2020 年上市公司 AI 使用比例 (%)



附图 3 大数据普及度<sup>①</sup>

<sup>①</sup> 参见：《七年前的抉择，给这个西部省份带来了什么？》，光明网，2021 年 6 月 8 日，<https://m.gmw.cn/baijia/2021-06/08/34906510.html>；《习近平考察贵州：贵州发展大数据确实有道理》，新华网，2015 年 06 月 17 日，[http://www.xinhuanet.com/politics/2015-06/17/c\\_1115651477.htm](http://www.xinhuanet.com/politics/2015-06/17/c_1115651477.htm)；《瞭望·治国理政纪事 | 数字中国的贵州算力》，新华网，2021 年 10 月 23 日，<https://baijiahao.baidu.com/s?id=1714392997890379117&wfr=spider&for=pc>。



附图 4 移动互联网技术普及度的增速<sup>①</sup>

<sup>①</sup> 参见：《工业和信息化部为移动、电信、联通发放 3G 牌照》，中央政府门户网站，2009 年 1 月 7 日，[https://www.gov.cn/jrzq/2009-01/07/content\\_1198562.htm](https://www.gov.cn/jrzq/2009-01/07/content_1198562.htm)；《电信、联通拿到了第二张 4G 牌照：4G 大战正式打响》，澎湃新闻，2015 年 2 月 27 日，[https://www.thepaper.cn/newsDetail\\_forward\\_1306227](https://www.thepaper.cn/newsDetail_forward_1306227)；《我国正式开始 5G 商用》，中央政府门户网站，2019 年 6 月 7 日，[https://www.gov.cn/xinwen/2019-06/07/content\\_5398188.htm](https://www.gov.cn/xinwen/2019-06/07/content_5398188.htm)。