数字化转型能缓解企业“融资贵”吗？

陈中飞 江康奇 殷明美

内容提要：在政策引导以及科技驱动下，我国企业开启了对生产流程、商业模式以及内部组织的数字化变革。这种变革能否帮助企业进一步建立融资市场上的优势？本文首先利用2007-2020年我国上市公司数据，基于适用中文文本的深度学习模型，构建企业数字化转型指标，并基于股价协同性视角，验证了指标的有效性。在此基础上，本文考察数字化转型对企业融资成本的总量效应、作用机制以及异质性影响。研究发现，数字化转型后，公司融资成本显著降低，表明数字化转型有助于企业建立融资优势。经一系列内生性处理和稳健性检验后，上述结论依然成立。机制分析显示，数字化转型通过缓解信息不对称、增强盈利能力，进而降低企业债务融资成本。异质性分析表明，数字化转型对融资成本的作用在不同所有制、年龄、行业和地区中呈现结构性特征。此外，提高企业人力资本水平、降低经济政策不确定性以及培育市场化环境有助于强化数字化转型的融资成本效应。本文为评估数字化转型的经济效益、推动我国数字经济发展、缓解企业融资贵的问题提供了有益参考。

关键词：数字化转型；企业降成本；深度学习；融资成本

中图分类号：F49

一、引言

随着大数据、物联网、云计算、虚拟现实、人工智能等新兴数字技术的快速迭代和深入渗透，世界已逐步进入数字时代。在新冠疫情的蔓延和全球经济负增长的背景下，全球数字经济规模依然呈快速增长态势。根据中国通信院发布的《2021年全球数字经济白皮书》，到2020年底，全球数字经济规模已达32.6万亿美元，同比增长0.8万亿美元，占全球GDP的43.7%，可见数字经济成为全球经济发展的强大动力。党的十八大以来，我国高度重视数字经济带来的发展机遇，做强做优做大数字经济已上升为国家战略。党的十九届五中全会指出，我国要推动数字经济和实体经济深度融合，打造具有国际竞争力的数字产业集群。2022年出台的《“十四五”数字经济发展规划》更是将数字经济定性为继工业经济和农业经济之后的主要经济形态，明确在接下来三年里，实现数字经济产值占国内生产总值达10%的发展目标。在如此的政策引导、新冠疫情倒逼以及科技创新驱动下，加快数字技术开发利用、提高数字化程度已成为企业在新时代下高质量发展的必然之选（吴非等，2021）。根据《中国数字经济发展白皮书2021》显示，企业数字化经济规模已达31.7万亿人民币，占中国数字经济产值的80.9%，在发展中国家中位居第一，表明中国企业数字化转型已取得初步成效。技术与企业经营的深度融合能否带来显著的经济成效，成为了众多学者关注的焦点。现有文献考察了数字化转型对财务绩效（Mikalef et al, 2020；Zhai et al., 2022）、生产率（赵宸宇等，2021；刘淑春等，2021）、创新能力（Mikalef et al，2019；Trocin et al，2021; 姜英兵等，2022）以及其他经济表现（例如，袁淳等，2021；吴非等，2021; 管考磊、朱海宁，2022；胡海峰等，2022；Jiang et al., 2022）的影响。较为遗憾的是，目前少有研究将数字化转型与企业债务融资成本直接联系起来。

一直以来，“融资难、融资贵”问题损害我国经济内外的平衡性，降低经济运行效率（申广军等，2020），制约微观实体企业高质量发展。如何降低企业债务融资成本？现有文献从多个方面予以解释，例如社会责任披露（El Ghoul et al，2011）、环境披露（叶陈刚等，2015；Caragnano et al，2020）、一带一路参与（李建军、李俊成，2020）、内部控制（陈汉文、周中胜，2014；林钟高、丁茂桓，2017）、家族控制（Xiang et al，2019）、高管特征（周楷唐等，2017）、股权结构（王运通、姜付秀，2017）等。上述研究为构建数字化转型影响融资成本的微观机理提供了宝贵的借鉴。不难发现，信息不对称和企业财务状况是探究融资成本的微观影响因素的两个重要基本点。数字化转型是对自身的生产流程、商业模式以及内部组织的技术改造（刘淑春等，2021）。流程改造强化生产信息的获取性和传递效率（信息效应），而模式转型契合数字时代发展需求，捕捉增长机会（盈利效应）。因此，理论上，数字化转型可赋予企业融资优势，降低企业融资成本。本文拟对数字化转型作用企业债务融资成本的总量效应、异质性影响以及渠道机制进行深入分析和客观解答，不仅有助于我们理解数字技术与实体经济深度融合的经济效应，为相关的研究领域拓展新的补充性证据，更可为贯彻落实企业降成本的基本方针、解决企业“融资贵”问题、加快经济高质量发展提供重要的政策参考。

本文潜在的边际贡献可能体现在以下几个方面：第一，在现有文献中，企业融资，特别是融资约束大多被视为数字化转型影响其他经济表现的渠道机制而加以讨论。考虑到上市公司融资约束较小但依然面临着成本高企的问题，本文则直接考察了数字化转型对企业融资成本的影响。本研究不仅为评估数字化转型的经济后果提供了新的视角，从技术进步视角拓展了融资贵的问题的解决思路，而且回答了数字经济发展战略与企业降成本方针能否兼容的问题。实证上，本文运用多种方法来解决潜在的内生性问题，为后续相关研究解决内生性问题提供方法参考。第二，本文基于最新的适用中文文本的深度学习RoBERTa-wwm-ext模型构建上市公司数字化转型指标，并基于股价协同性视角，对数字化转型指标进行有效性检验，为今后数字化转型研究提供了指标上的借鉴；第三，本文从信息不对称以及盈利能力两个视角开展机制分析，不仅揭开数字化转型影响企业融资成本的机制黑箱，而且进一步补充数字化转型的经济效应研究；第四，本文基于企业基本特征、人力资本水平、经济政策不确定性以及政府干预的视角，进一步厘清数字化转型作用企业融资成本的横截性差异，为我国制定精细化政策以促进数字经济发展提供不可或缺的经验依据。

后文的结构如下：第二部分梳理数字化转型的相关文献，并在此基础上理论阐述数字化转型影响融资成本的三条渠道机制；第三部分是研究设计，介绍了基准模型、控制变量以因变量的设定、数字化转型指标的构建以及有效性检验，描述数据来源；第四部分为基准分析，提供了数字化转型影响企业融资成本的基准结果，并进行包括工具变量法、Heckman两步法、倾向得分法、安慰剂检验在内的稳健性检验；第五部分为机制检验，对三条潜在影响渠道进行识别；第六部分为异质性分析；第七部分为结论与政策建议。

二、文献梳理与理论分析

（一）文献梳理

近年来，国内外学者对企业数字化转型给予了较多的关注。结合现有研究（吴非等，2021；张永珅等，2021；Li et al，2018；Vial，2019；Verhoef et al，2021），数字化转型是指企业为适应不断变化的数字时代，运用例如云计算、大数据、区块链、人工智能、虚拟现实、物联网等新一代数字技术，对自身的生产流程、商业模式、内部管控以及组织文化进行改造，从而强化竞争优势、实现转型升级。数字化转型是信息化的升级形式（Li et al，2018），不仅强调了新技术与企业自身经营的结合，更是企业内部生产、商业、组织管理模式的全方位变革（刘淑春等，2021）。现有文献对数字化转型的经济后果展开研究，并得到了诸多丰富的结论。一方面，数字化转型有利于提高企业竞争绩效（Babina et al，2020；Mikalef et al, 2020；Zhai et al., 2022）、创新能力（Mikalef et al , 2019; Blichfeldt & Faullant，2021; Trocin et al, 2021；姜英兵等，2022）、生产率水平（Brynjolfsson et al, 2019; 刘淑春等，2021；赵宸宇等，2021）、分工水平（袁淳等，2021）、韧性水平（胡海峰等，2022）、出口质量（洪俊杰等，2022），最终促进企业价值水平提升（Chen & Srinivasan，2019；黄大禹等，2021）。另一方面，数字化转型有利于改善信息环境和治理水平，表现为审计效率提升（张永坤等，2021）、避税行为减少（管考磊、朱海宁，2022）、股票流动性提高（吴非等，2021）以及股价崩盘风险降低（Jiang et al., 2022）等。

部分文献讨论了数字化转型与企业融资之间关系。融资约束常被视为数字经济影响其他经济表现的渠道机制而被探究（姜英兵等，2022；管考磊、朱海宁，2022；王守海等，2022）。相关研究发现数字化转型可通过缓解企业融资约束，进而促进企业双元创新（姜英兵等，2022）、抑制避免动机（管考磊、朱海宁，2022）以及降低债券违约风险（王守海等，2022）。肖红军等（2021）则发现数字化转型的社会责任促进效应能缓解融资约束水平。此外，高雨辰等（2021）实证发现了数字化转型提高企业短期对外融资规模。

总的来说，现有文献对企业数字化转型给予较高的关注，相关的经济后果研究也非常丰富。值得一提的是，融资约束并不等同于融资成本，前者侧重于市场金融资源的合理配置（姜付秀等，2019），后者偏向债权人对贷款的风险定价以及金融资源的总体供给。目前直接考察数字化转型如何影响企业融资成本的证据依然较少，且其中的影响渠道有待深入探讨。现有研究证实了数字化转型对企业财务状况、治理水平和信息披露的改善作用，这有助于形成本文坚实的理论基础。鉴于此，本文在构建合理的指标的基础上，考察数字化转型对企业融资成本的影响，并进一步探究异质性和潜在的作用机制。

（二）理论分析

信息披露、企业经营表现以及代理问题是影响企业融资成本的三个重要因素（Myers & Majluf，1984；Cull & Xu，2003；Ashbaugh-Skaife et al, 2006）。由于外界与企业之间信息不对称的存在，外部债权人所获得的企业内部信息远小于企业内部管理者，金融机构倾向于要求更高的资金价格以补偿贷款风险。在信息不对称程度不变的情况下，优质的企业更容易获得债权人的青睐。经营表现决定了企业对贷款的偿还能力。对于盈利能力较强的企业，未来经营现金流确定性较高，企业偿债能力稳定。因此，良好的经营表现有助于企业获取更低的资金价格。当公司存在代理风险时，债权人预期公司内部管理人可能会做出损害债权人利益的机会主义行为，因此债权人会对代理问题较为严重的公司索取较高的资本价格以对冲投资风险（王运通和姜付秀，2017）。结合已有文献对数字化转型经济效应的讨论，本文认为数字化转型可通过“信息渠道”以及“盈利渠道”赋予企业融资上的竞争优势，降低融资成本。

“信息渠道”认为，数字化转型降低企业不透明度，强化市场正面预期，改善公司治理，进而降低融资成本水平。企业的各个业务环节包括原材料采购、制造、研发设计、产品销售等，每天都会产生大量经营数据。这些数据原先滞留于离散生产模式中，无法被有效挖掘和利用。数字技术赋能使得沉淀的生产数据得以搜集和处理（吴非等，2021）。数字化转型提高内部信息可得性，降低外界与企业之间的信息不对称，减轻债权人的贷前审查和贷后监督成本，进而降低企业融资成本。第一，数字化转型提高信息披露质量。数字化转型赋能企业信息加工能力，一方面，在数字技术的支持下，海量的非结构化、非标准化数据可转换为易于理解的可视化数据；另一方面，人工智能技术强化企业数据分析能力（Chen et al，2012；Agrawal et al，2019b；Mikalef et al，2020；Babina et al，2020），企业可实现对所获取的海量内外部信息进行数据分析（Babina et al，2020），从而形成自身的经营报告与预测。这些经加工后的数据资料可帮助金融机构更加准确地判断企业的当前境况和未来前景，降低贷前审查的难度和成本，强化市场的正面预期。第二，海量数据用以还原企业的各个经营环节（张永坤等，2021），帮助外部金融机构动态、及时、全面地了解公司内部运营情况，有助于减少企业内部各部门的信息不对称，方便对企业的贷后监督和审查，从而约束有损债权人利益的机会主义行为，降低代理风险。第三，数字技术的运用提高了审计质量和效率（Manita et al, 2020；张永坤等，2021），进而弱化内部管理人财务操控等机会主义行为的动机（雷英等，2013），增强财务报告的真实性和可靠性，提高信息披露质量。第四，互联网技术使得企业传递信息更具便利性。互联网的链接属性确保企业更加高效且及时地发布信息，实现与外部的有效沟通（张永坤等，2021）。最后，企业数字化转型契合我国数字经济发展战略，这无疑向外部传递企业置身于数字化建设的积极信号，反映了企业适应数字时代的良好前景，不仅进一步强化外部市场预期，而且有利于提升股票流动性（吴非等，2021），强化外部监督以及公司治理。不透明度下降有利于债权人对企业形成正确的现金流预测和还款预期，减轻贷前审查和贷后监督成本，降低债权人所要求的风险补偿（Bharath et al，2008；周楷唐等，2017）。

“盈利渠道”认为，数字化转型提高企业盈利能力，改善企业财务状况，进而降低融资成本水平。数字化转型赋予企业数据分析能力，帮助企业在竞争环境中观察趋势并重新配置战略（Chen et al，2012；Agrawal et al，2019；Mikalef et al，2020；Babina et al，2020）。数字技术的采用使得企业能够更积极、更迅速地发现新的商机并获得竞争优势（Liu，2014）。第一，数字化转型促进产品创新（Cockburn et al，2019；Babina et al，2020；Blichfeldt & Faullant，2021）。通过对自身销售数据和行业数据的分析，企业可推出迎合消费者偏好的新产品或服务（Babina et al，2020）。第二，数字化转型降低了追踪成本，有助于企业锚定客户并根据客户过去的行为采用新形式的价格歧视，包括行为价格歧视、差别定价以及捆绑销售（Fudenberg & Villas-Boas，2006；Bhargava & Choudhary，2008；Goldfarb & Tucker，2019）。追踪成本的降低使公司能够向目标客户发送个性化广告（Goldfarb & Tucker，2019）。个性化的广告策略不仅可以节省无效的广告支出，还能提高客户与商品的匹配度，扩大产品市场占有率。第三，大数据分析和人工智能算法帮助企业及时识别和系统分析业务活动中的风险（吴非等，2021；Jiang et al., 2022），合理确定风险应对策略，从而减少企业盈利损失，降低未来贷款违约风险。第四，数字技术的渗透降低了工人和工厂经理的自主权（Bloom et al, 2014），提高了内部控制系统的独立性，从而约束公司高管的非理性行为，减少因代理问题所造成的盈利损失*。*最后，数字化转型有助于精细化成本管理（赵宸宇等，2021）。基于大数据技术和人工智能算法，企业可以搜集各个经营环节的成本信息并进行成本分析，有效实现成本精细化管理，减少经营过程中不必要的费用开支，降低生产和管理成本。而经营成本降低有利于企业缩小边际成本，提升产品定价优势。因此，本文认为数字化转型有利于企业在销售市场中形成竞争优势，改善企业盈利能力。财务状况改善提升企业偿债能力，降低贷款的违约风险。在信息不对称程度不变的情况下，贷款价格中债权人所要求的风险补偿得以降低。

综上所述，本文认为数字化转型有助于企业形成融资上的竞争优势，降低融资成本水平。

三、研究设计

（一）基准模型与变量

本文探讨数字化转型与企业融资成本之间的关系。基准回归模型如下:

, (1)

其中，,和分别表示企业、年份和行业下标。因变量代表公司在年的融资成本。解释变量表示企业在年的数字化转型程度。表示控制变量。参考吴非等（2021），本文控制时间固定效应和行业固定效应，在稳健性检验中，本文进一步采用个体固定效应加以估计。是误差项。若显著为负，说明数字化转型有利于降低企业融资成本。在稳健性检验中，本文拟运用工具变量法、Heckman两步法、倾向得分法以及安慰剂检验等方法解决由遗漏变量、反向因果关系和样本自选择所引起的内生性问题（Hill et al, 2021）。

本文用债务成本来度量企业融资成本（Pittman & Fortin, 2004；周楷唐等，2017；张伟华等，2018；李建军、李俊成，2020），表示为利息支出与总负债之比，记为。本文还以财务费用率作为另一度量指标，记为。

本文控制了一系列可能影响融资成本的变量，包括企业规模（总资产的自然对数，），企业年龄（当前年份减去成立年份的差值的自然对数，）、资本结构（资产负债率，）、财务状况（营业利润率，）、增长能力（营业收入增长率，）、资产有形性（有形资产占总资产比例，）、董事会规模（董事会人数的自然对数，）、审计意见（审计意见类型是标准无保留的，则为1，否则为0，）、两职合一（CEO是董事会主席，那么该虚拟变量等于1，否则为0，）、董事独立性（独立董事人数占董事会的比例，）以及国有企业虚拟变量（企业属于国有，则等于1，否则等于0，）。

（二）数字化转型

1.指标构建与基本描述。现有文献使用两种方法来衡量企业的数字化转型。一是采用与数字化转型相关的投入来度量企业数字化转型程度。Babina et al（2020）和Rock（2019）利用人工智能员工的招聘来表示企业数字化投资。刘淑春等（2021）以PLM、DCS、ERP、MES等数字化项目的投资量来度量企业数字化管理。然而此类文献采用的是特定的调查数据，研究结论不具备一般性（Chen & Srinivasan，2019）。二是采用文本指标表示。Chen & Srinivasan（2019）强调非结构化数据的重要性，使用年度报告中数字关键词的词频代表公司数字化。国内学者也采用类似方法度量中国上市公司的数字化转型水平（赵宸宇等，2021；吴非等，2021；袁淳等，2021）。本文认为，数字关键词的词频反映的更多是高管对数字化转型的认知或者危机意识。意识不等于行动。因此，利用投入变量来刻画企业的数字化转型更加合理。中国上市公司年报中并未披露与人工智能员工相关的数据。考虑到企业数字化转型不仅要求人力资源投入，更需要数字资产助力企业实现数字化运转，本文重点关注与数字化转型相关的资产投入。年报披露企业无形资产的具体项目。本文将与数字化转型关键词相关联的无形资产定义为数字化资产，并以当年数字化资产的增加值占总无形资产的比例（）来衡量企业的数字化程度。

为了更加准确地确定数字化无形资产，我们需要构建一个尽可能完整的关键词集，即数字化词典。深度学习方法可以帮助研究者获得更多相关的数据信息（Heaton et al, 2017；姚加权等，2020）。本研究通过整理和阅读政策文件获取基础的数字关键词词组，并使用深度学习方法，筛选出年报中与基础词组类似的词语，扩展基础关键词，从而形成数字化词典。

数字化词典的构建步骤如下。第一阶段，本文通过整理、阅读和理解一些政策文件中对数字转型的官方描述，对与数字转型相关的基础词组进行搜集。政策文件包括《中国制造2025》、《十四五规划第5章》、《数字经济及其核心产业统计分类2021》、《关于加快国有企业数字化改造的通知》、《关于推进“上云用数赋智”行动 培育新经济发展实施方案》、《中小企业数字化赋能专项行动方案》等重要且最新的政策文件。本文获取与数字技术相关的关键词，包括人工智能、大数据、云计算、虚拟现实、区块链、物联网、5G技术、工业互联网、DevOps等。数字化转型代表了新商业模式的引入（Verhoef et al, 2021）。考虑到部分企业更愿意披露商业模式数字化转型而非采用数字技术，本文进一步梳理了商业模式数字化转型相关关键词。本文从智能制造、数字营销和数字化管理三个方面对基础词组进行了进一步的拓展。总的来说，本文的基础词组是合理且全面的。它不仅考虑了中国企业数字化转型的实际情况，还兼顾了不同企业对数字化转型信息的披露习惯。

第二阶段，本文收集整理了2007年至2020年中国所有上市公司的年报。年报数据来源于上交所和深交所网站。根据现有文献（Brown & Tucker, 2011; Muslu et al, 2015；姚加权等，2020），本文保留管理层经营讨论和分析 (MD&A)这一部分。MD&A报告公司的经营情况，也报告公司的资产负债情况和投资状况等。MD&A还分析了公司未来的发展前景和市场风险。经过提取和人工筛选，本文获得了37,266份MD&A，这些文本将被用于接下来的深度学习分析。

第三阶段，本文扩展了数字化转型的关键词。语言表达多种多样，尤其是汉语。本文力求通过深度学习模型找出与基础词组在短语语义相似的关键词。具体而言，本文基于收集到的所有MD&A对预训练模型进行训练，并获得具有语义关系的固定维度词向量。然后本文使用词向量来表示文本并计算词之间的余弦相似度。常见的深度学习模型包括Word2vec模型（Mikolov et al, 2013）、BERT模型（Devlin et al, 2018）和RoBERTa-wwm-ext模型（Cui et al, 2019）。Word2vec模型只能表示在不同上下文中具有相同词向量的静态词向量。因此，Word2vec模型无法解决多义性问题。BERT模型通过多层attention机制计算词向量，同一个词在不同语境下的BERT模型词向量是不同的，解决了多义性问题。但是，BERT模型是针对英文文本的预训练模型，不能直接应用于中文文本。本文选用Cui et al (2019)提出的RoBERTa-wwm-ext模型作为文本预训练模型。RoBERTa-wwm-ext模型不仅适用于中文文本，还在预训练任务、训练数据和训练策略三个方面对BERT模型进行了改进。本文保留与基础词组余弦相似度超过0.8的扩展词组，剔除与企业数字化转型无关的词语。最后，本文构建了一个包含86个关键词的企业数字化转型术语中文词典[[1]](#footnote-1)。本文依据数字化词典对无形资产披露项目进行关键词检索，将与数字化转型关键词相关联的无形资产定义为数字化资产。

本文绘制了企业数字化资产占比[[2]](#footnote-2)的年末平均值的趋势图。本文依据企业是否位于“宽带中国”政策试点城市，得到两条横轴为年份，纵轴为数字化资产占比均值的折线。首先，通过图1，可以发现企业数字资产占比曲折向上，体现我国企业数字化转型程度逐年深化的基本事实。其次，数字化资产占比存在部分年份下降的情况，这可能是当年投资倾向所导致的。数字化资产占比下降的年份多为金融危机或者疫情后我国经济的恢复期，整体的投资倾向更偏向于固定资产投资，因此该指标一定程度上反映了中国经济的波动。值得一提的是，本文所提供的时间趋势图的波动程度与现有文献（Chen et al, 2021）的较为一致。再次，我国于2013年启动了旨在强化ICT投资的“宽带中国”政策，而ICT投资所带来的网络宽带的提速降费可为企业数字化转型创造不可或缺的基础设施条件。通过比较不同样本的数字化占比变化，可以发现两个样本的年度均值的差值于2013年开始显著扩大，一定程度上证明了本文指标能够反映我国加强ICT投资的趋势。最后，非“宽带中国”样本的数字化资产占比较低，说明在网络基础设施较为落后的地区，企业数字化转型存在较大提升空间。本文所定义的数字化资产变化能够反映了我国经济发展特征和ICT投资趋势，具备一定的现实基础。



图1 数字化资产占比均值的时间趋势图

本文用数字化资产当年的增加值除以总无形资产，记为。这样的做法一方面可以控制企业规模和时间趋势对研究结论的影响，另一方面也可以充分考虑企业对无形资产的依赖程度。在稳健性检验中，本文以数字化资产的增加值占总资产的比例（）作为另一替代指标。

部分文献也依据相关的关键词，定义了数字化资产（张永坤等，2021；Chen et al，2022）。相比之下，本文所依据的关键词集覆盖范围广，能够更大程度上识别企业数字化资产[[3]](#footnote-3)。此外，对于部分在业务实践中被广为使用的企业数字转型指数[[4]](#footnote-4)，本文指标在个体层面上具备数据可得性，更加适用于学术研究。

2.有效性检验。本文认为，数字技术的采用使得企业更具有科技公司的特征（Chen & Srinivasan，2019）。因此，数字化转型可能使得公司在股票表现上更多地与科技公司协同，而与非科技公司的协同减少（Chen & Srinivasan，2019）。若本文指标具备合理性，那么应能正确预测转型公司与科技公司和非科技公司的股价联动。基于此思路，本文验证的有效性。当企业所在行业为计算机、通信和其他电子设备制造业、软件和信息技术服务业、医药制造业、仪器制造业、铁路、船舶、航空航天和其他运输设备制造业时，确定为科技公司，反之亦然。本文建立以下回归模型：

(2)

其中，为公司股票在年的回报率，表示的是当年科技公司股票回报的均值，表示的是当年非科技公司股票回报的均值，代表的是公司与科技公司在股票市场上的协同运动，代表的是公司与非科技公司在股票市场上的协同运动，和则分别衡量企业开展数字化转型后在股票市场上与科技公司和非科技公司的协同运动。其他设计与基准回归模型一致。表1汇报了模型（2）的全样本估计和非科技公司样本估计结果。可以发现，无论是全样本回归，还是基于非科技公司样本的回归，的系数正显著，而的系数负显著，说明本文所构建的数字化转型指标能够准确反映转型公司与科技公司和非科技公司的股价联动，凸显其有效性。本文也对稳健性指标进行有效性检验，限于篇幅，估计结果未报告。

表1数字化转型指标的有效性检验

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | (I) | (II) | (III) | (IV) |
| 全样本 | 非科技公司样本 | 全样本 | 非科技公司样本 |
|  | | | |
|  | 1.178\*\*  (1.974) | 1.217\*  (1.767) | 1.240\*\*  (2.077) | 1.318\*  (1.909) |
|  | -1.158\*  (-1.742) | -1.200  (-1.568) | -1.245\*  (-1.870) | -1.329\*  (-1.733) |
|  | 0.087\*\*  (2.365) | 0.109\*\*  (2.545) | 0.019  (0.497) | 0.049  (1.134) |
|  |  |  | -0.010\*\*\*  (-3.002) | -0.011\*\*\*  (-2.893) |
|  |  |  | -0.013  (-1.274) | -0.010  (-0.884) |
|  |  |  | 0.162\*\*\*  (7.728) | 0.144\*\*\*  (6.138) |
|  |  |  | 0.562\*\*\*  (23.072) | 0.534\*\*\*  (19.402) |
|  |  |  | 0.012\*\*  (2.353) | 0.012\*\*  (2.167) |
|  |  |  | -0.076\*\*  (-2.094) | -0.089\*\*  (-2.100) |
|  |  |  | -0.013  (-0.664) | -0.014  (-0.668) |
|  |  |  | 0.097\*\*\*  (4.615) | 0.074\*\*\*  (3.045) |
|  |  |  | 0.009  (1.200) | 0.014\*  (1.729) |
|  |  |  | -0.018  (-0.273) | -0.042  (-0.588) |
|  |  |  | -0.000\*\*  (-2.050) | -0.000\*\*  (-2.063) |
|  |  |  | -0.021\*\*\*  (-2.934) | -0.024\*\*\*  (-2.924) |
|  | 0.119\*\*\*  (41.052) | 0.112\*\*\*  (35.491) | 0.289\*\*\*  (2.851) | 0.342\*\*\*  (3.064) |
| 行业 | 控制 | 控制 | 控制 | 不控制 |
| 年份 | 控制 | 控制 | 控制 | 不控制 |
| R2 | 0.478 | 0.482 | 0.496 | 0.499 |
| N | 17277 | 13860 | 17247 | 13838 |

注：括号内为经聚类调整的t值； \*\*\*、\*\* 和 \* 分别指1%、5%和10%的显著性水平；因多重共线性，和被剔除。

（三）数据

本文所用到的所有上市公司年度报告均来自上海证券交易所和深圳证券交易所的网站。所有关于企业特征的信息数据均来自CSMAR和Wind数据库。本文将金融与房地产业企业、\*ST或ST企业予以剔除。鉴于中国上市公司信息披露制度自2007年以来不断趋于完善，本文选取的样本时期为2007-2020年。所有企业特征连续变量在1%水平缩尾，以减轻极端离群值的影响。表2是描述性统计。的均值为0.0158，最大值为0.0609，标准差为0.0178，说明不同企业之间融资成本水平差异较大。总体而言，的描述性统计与现有文献（例如，张伟华等，2018）较为接近。观察到的数值整体偏小，这可能是由于本文将全体负债均纳入了计算范围。另一融资成本指标也表现出不同企业之间波动程度较大的特点。和的最小值均小于0，说明存在部分企业利息收入大于利息支出的情况。数字化转型指标的均值为0.0175，标准差为0.0957，说明总体上我国企业数字化资产投资处于增长状态，但不同企业之间的差异较大。存在负值的情况，这与图1所展示数字化资产波动上涨的现象相符合。

表2 描述性统计

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 变量 | N | 均值 | S.D. | 最小值 | P25 | P50 | P75 | 最大值 |
|  | 16138 | 0.0158 | 0.0178 | -0.0488 | 0.0043 | 0.0155 | 0.027 | 0.0609 |
|  | 16138 | 0.0152 | 0.0312 | -0.0654 | -0.0004 | 0.0087 | 0.0232 | 0.1676 |
|  | 16138 | 0.0175 | 0.0957 | -0.3087 | -0.002 | 0.0008 | 0.0116 | 0.6172 |
|  | 16138 | 0.0005 | 0.0018 | -0.0029 | -0.0001 | 0 | 0.0003 | 0.0128 |
|  | 16138 | 22.2197 | 1.2533 | 19.9628 | 21.3221 | 22.0481 | 22.9235 | 27.2688 |
|  | 16138 | 2.8776 | 0.3381 | 1.7918 | 2.7081 | 2.9444 | 3.1355 | 3.4965 |
|  | 16138 | 0.4191 | 0.1899 | 0.0503 | 0.2685 | 0.4152 | 0.5614 | 0.9167 |
|  | 16138 | 0.0919 | 0.1475 | -0.5579 | 0.0311 | 0.079 | 0.1484 | 0.6676 |
|  | 16138 | 0.2989 | 0.6491 | -0.615 | -0.0155 | 0.14 | 0.3985 | 4.1596 |
|  | 16138 | 0.9202 | 0.0919 | 0.5313 | 0.9056 | 0.9525 | 0.976 | 1 |
|  | 16138 | 2.1371 | 0.2029 | 1.6094 | 1.9459 | 2.1972 | 2.1972 | 2.7081 |
|  | 16138 | 0.9823 | 0.1319 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 |
|  | 16138 | 0.2834 | 0.4507 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 |
|  | 16138 | 0.3739 | 0.0528 | 0.3077 | 0.3333 | 0.3333 | 0.4286 | 0.5714 |
|  | 16138 | 34.5777 | 14.796 | 8.7726 | 23.0634 | 32.5873 | 44.7753 | 74.0177 |
|  | 16138 | 0.3363 | 0.4725 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 |

资料来源：作者整理，下同。

四、基准结论与分析

（一）基准结果

表3汇报了基准回归模型（1）的估计结果。栏（I）中，本文未控制任何控制变量和固定效应，因变量为。解释变量的估计系数为-0.010，且在1%水平上统计显著。栏（II）和栏（III）中，本文进一步加入企业层面控制变量和行业年份固定效应，发现的回归系数依然在1%统计水平上显著为正，说明参与数字化转型后，企业债务融资成本水平下降。考虑到不同变量之间的量纲差异，本文对所有回归变量进行标准化处理，重新栏（III）中的回归。如栏（IV）所示，估计系数值为-0.022，数字化资产增加值占总无形资产的比例每提高1倍的标准差，利息支出占总负债的比例减少0.022倍的标准差。在依次添加控制变量和虚拟变量之后，解释变量的系数绝对值变小，说明选定的控制变量和固定效应可较好地吸收不可观测因素对企业融资成本的影响。重复栏（I）—栏（IV）中的回归，将因变量替换为，回归结果汇报于栏（V）—栏（VIII）。结果表明，数字化转型显著降低了企业的融资成本。

控制变量中，资产负债率与融资成本呈正相关关系。较高的负债率意味着较高的财务风险（于富生等，2008）。金融机构倾向于要求更高的贷款价格作为补偿，因此回归结果符合预期。和的估计系数在回归中多数显著为负，说明财务状况改善有利于行为信贷融资增进效应，这与李建军、李俊成（2020）的研究一致。有形资产可为企业提供贷款抵押的资质（Aivazian et al, 2015）。资产有形性越高，企业面临的外部融资约束程度就越低，因此表现出较低的融资成本，资产有形性的回归系数与预期相符。的估计系数在所有回归中均为显著负值，表明提高审计质量可以降低融资成本。这是因为审计质量可以提高财务报表的可信度，弱化贷款违约风险，从而降低贷款价格（Pittman & Fortin, 2004）。在以国有银行为主的金融体系下，民营企业缺少政府担保和融资渠道，且存在着较为严重的信息不对称（Cull & Xu，2003），获取外部资金的难度和价格明显高于国有企业。相对应地，在控制了固定效应之后，国有企业虚拟变量的回归系数统计显著为负。总体上，控制变量的估计系数符合预期，间接凸显了本文模型设定的合理性。

表3基准结果

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | (I) | (II) | (III) | (IV) | (V) | (VI) | (VII) | (VIII) |
|  | | | |  | | | |
|  | -0.010\*\*\*  (-5.989) | -0.006\*\*\*  (-4.382) | -0.004\*\*\*  (-2.848) | -0.022\*\*\*  (-2.848) | -0.024\*\*\*  (-8.064) | -0.015\*\*\*  (-6.036) | -0.006\*\*  (-2.569) | -0.018\*\*  (-2.569) |
|  |  | -0.001\*\*\*  (-5.553) | -0.001\*\*\*  (-2.798) | -0.050\*\*\*  (-2.798) |  | -0.000  (-0.119) | -0.000  (-0.483) | -0.010  (-0.483) |
|  |  | -0.006\*\*\*  (-7.699) | 0.001  (1.330) | 0.019  (1.330) |  | 0.005\*\*\*  (3.699) | 0.002  (1.188) | 0.017  (1.188) |
|  |  | 0.037\*\*\*  (24.452) | 0.034\*\*\*  (23.703) | 0.383\*\*\*  (23.703) |  | 0.075\*\*\*  (22.616) | 0.075\*\*\*  (24.567) | 0.477\*\*\*  (24.567) |
|  |  | -0.007\*\*\*  (-3.710) | -0.012\*\*\*  (-8.271) | -0.110\*\*\*  (-8.271) |  | -0.001  (-0.252) | -0.013\*\*\*  (-3.068) | -0.063\*\*\*  (-3.068) |
|  |  | -0.003\*\*\*  (-10.983) | -0.002\*\*\*  (-7.100) | -0.065\*\*\*  (-7.100) |  | -0.003\*\*\*  (-4.497) | -0.002\*\*  (-2.374) | -0.037\*\*  (-2.374) |
|  |  | -0.023\*\*\*  (-9.781) | -0.022\*\*\*  (-10.689) | -0.108\*\*\*  (-10.689) |  | -0.048\*\*\*  (-7.330) | -0.035\*\*\*  (-6.867) | -0.095\*\*\*  (-6.867) |
|  |  | 0.005\*\*\*  (3.066) | -0.001  (-0.393) | -0.006  (-0.393) |  | 0.006\*  (1.852) | 0.003  (1.306) | 0.021  (1.306) |
|  |  | -0.004\*\*\*  (-3.252) | -0.005\*\*\*  (-4.466) | -0.037\*\*\*  (-4.466) |  | -0.018\*\*\*  (-4.787) | -0.015\*\*\*  (-4.617) | -0.061\*\*\*  (-4.617) |
|  |  | -0.002\*\*\*  (-3.514) | -0.001\*\*  (-2.216) | -0.023\*\*  (-2.216) |  | -0.000  (-0.013) | -0.000  (-0.056) | -0.001  (-0.056) |
|  |  | 0.005  (0.882) | 0.004  (0.975) | 0.012  (0.975) |  | 0.002  (0.191) | 0.005  (0.695) | 0.009  (0.695) |
|  |  | -0.000\*\*\*  (-3.666) | -0.000\*\*\*  (-5.683) | -0.074\*\*\*  (-5.683) |  | -0.000\*  (-1.727) | -0.000\*\*\*  (-3.469) | -0.049\*\*\*  (-3.469) |
|  |  | 0.002\*\*\*  (2.925) | -0.003\*\*\*  (-5.736) | -0.084\*\*\*  (-5.736) |  | 0.002  (1.544) | -0.003\*\*\*  (-3.240) | -0.049\*\*\*  (-3.240) |
|  | 0.016\*\*\*  (54.670) | 0.065\*\*\*  (8.993) | 0.044\*\*\*  (6.901) | -0.081\*\*\*  (-6.721) | 0.013\*\*\*  (22.431) | 0.021  (1.264) | 0.028\*\*  (1.975) | -0.003  (-0.202) |
| 行业 | 不控制 | 不控制 | 控制 | 控制 | 不控制 | 不控制 | 控制 | 控制 |
| 年份 | 不控制 | 不控制 | 控制 | 控制 | 不控制 | 不控制 | 控制 | 控制 |
| R2 | 0.003 | 0.192 | 0.383 | 0.383 | 0.006 | 0.278 | 0.438 | 0.438 |
| N | 16257 | 16139 | 16137 | 16137 | 18020 | 17879 | 17877 | 17877 |

注：括号内为经聚类调整的t值； \*\*\*、\*\* 和 \* 分别指1%、5%和10%的显著性水平。

（二）内生性处理

本文基准结果可能受到内生性问题的干扰。内生性可能由遗漏变量、反向因果和样本自选择导致（Hill et al，2021）。一方面，回归模型虽然控制了一系列控制变量以及固定效应，但依然可能遗漏某些影响融资成本的重要变量。另一方面，融资成本的降低减轻了企业偿债压力，可能会进一步推动企业开展数字化投资。此外，数字化转型程度较高的企业本身可能就具有较低的融资成本水平，研究样本存在自选择问题。现有文献仅使用工具变量法来处理内生性问题。考虑到工具变量的有效性，这样的做法依然是不足的。本文拟采用工具变量法，Heckman两步法，倾向得分匹配（PSM）和安慰剂检验等方法解决潜在的内生性问题。

1.工具变量法。现有文献采用企业总部所在城市的1984年邮电业务量作为企业数字化转型的工具变量（袁淳等，2021）。从我国历史邮电业务的分布来看，经济发展水平较高的地区的邮电业务业规模较大，因此历史上城市邮电业务量可能与地区经济发展正相关。相关研究也表明，历史邮电业务量也可能影响当地的科技金融发展水平（陈中飞和江康奇，2021）。较高的经济发展和金融发展水平可为公司融资创造良好的外部条件。综上来看，现有文献所用的IV可能会通过非企业数字化转型渠道，进而作用于企业融资成本，导致工具变量的外生性假设难以成立。鉴于此，本文不再采用现有文献的做法，以公司高管的数字化转型意识作为企业数字转型的工具变量。一方面，本文认为公司高管关于数字化转型的战略认知会推动企业开展数字化资产投资，从而实现数字化转型（Chen & Srinivasan, 2019）。另一方面，高管数字化意识显然不能直接影响融资成本，特定的战略认知应通过特定的战略实施才能影响企业经营活动。因此，本文认为，应满足相关性假设和外生性假设。

公司高管对企业未来前景的看法将在管理层讨论与分析MD&A中披露（Brown & Tucker，2011；Muslu et al，2015）。鉴于此，本文计算了数字化关键词在MD&A中的提及次数，并用数字化关键词的词频度量管理者的数字化转型意识。表4 Panel B栏（I）报告了工具变量回归一阶段的估计结果。第一阶段回归F值为117.477，大于16.38，排除了弱工具变量问题。的估计系数在统计上显著为正，支持了本文的观点，即高管更高的数字化意识显著促进企业的数字化转型。Panel A 中栏（I）和栏（II）汇报了以为工具变量的第二阶段回归结果。可以发现，企业数字化转型依然显著降低企业融资成本。

考虑到的有效性，本文结合Hao et al（2021）的做法，以企业所属城市的上市公司数字化转型均值作为工具变量。首先，城市数字化转型均值即体现了地区企业参与数字化转型所需的硬件条件和人力资本水平，也反映了地方政府对发展数字经济的支持力度。地区数字化转型均值越高，企业越有可能参与数字化建设。其次，地区数字化转型均值难以对企业融资成本形成直接影响。根据Panel B栏（II），一阶段回归F值为195.427，回归系数显著为正，符合预期。Panel A 中栏（III）和栏（IV）汇报了以为工具变量的第二阶段回归结果，可见本文结论依然稳健。

表4 工具变量回归

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Panel A: 第二阶段回归 | | | | | | |
|  | (I) | | (II) | (III) | | (IV) |
|  | |  |  | |  |
|  | -0.098\*\*\*  (-4.322) | | -0.248\*\*\*  (-5.891) | -0.020\*\*\*  (-2.724) | | -0.021\*  (-1.660) |
|  | -0.001\*\*\*  (-3.403) | | -0.001  (-1.521) | -0.001\*\*\*  (-2.941) | | -0.000  (-0.559) |
|  | 0.001  (0.662) | | -0.000  (-0.071) | 0.001  (1.222) | | 0.001  (1.104) |
|  | 0.034\*\*\*  (22.413) | | 0.077\*\*\*  (22.223) | 0.034\*\*\*  (23.747) | | 0.075\*\*\*  (24.596) |
|  | -0.007\*\*\*  (-3.484) | | 0.001  (0.132) | -0.012\*\*\*  (-7.473) | | -0.012\*\*\*  (-2.864) |
|  | -0.002\*\*\*  (-5.234) | | -0.001  (-1.349) | -0.002\*\*\*  (-6.881) | | -0.002\*\*  (-2.298) |
|  | -0.023\*\*\*  (-9.902) | | -0.039\*\*\*  (-6.733) | -0.022\*\*\*  (-10.727) | | -0.035\*\*\*  (-6.917) |
|  | 0.000  (0.306) | | 0.005\*  (1.716) | -0.000  (-0.265) | | 0.003  (1.357) |
|  | -0.005\*\*\*  (-3.652) | | -0.015\*\*\*  (-3.805) | -0.005\*\*\*  (-4.392) | | -0.015\*\*\*  (-4.592) |
|  | -0.001  (-1.135) | | 0.001  (0.957) | -0.001\*\*  (-2.053) | | 0.000  (0.027) |
|  | 0.006  (1.205) | | 0.008  (0.923) | 0.004  (1.030) | | 0.006  (0.718) |
|  | -0.000\*\*\*  (-5.634) | | -0.000\*\*\*  (-3.604) | -0.000\*\*\*  (-5.725) | | -0.000\*\*\*  (-3.520) |
|  | -0.004\*\*\*  (-6.293) | | -0.005\*\*\*  (-4.042) | -0.003\*\*\*  (-5.859) | | -0.003\*\*\*  (-3.308) |
| 行业 | 控制 | | 控制 | 控制 | | 控制 |
| 年份 | 控制 | | 控制 | 控制 | | 控制 |
| 控制变量 | 控制 | | 控制 | 控制 | | 控制 |
| N | 16137 | | 17877 | 16137 | | 17877 |
| Panel B: 第一阶段回归 | | | | | | |
|  | | (I) | | | (II) | |
|  | | | | |
|  | | 0.008\*\*\*  (10.839) | | |  | |
|  | |  | | | 0.8228\*\*\*  (13.98) | |
|  | | -0.003\*\*\*  (-3.030) | | | -0.002\*\*\*  (-2.730) | |
|  | | -0.004  (-1.266) | | | -0.003  (-0.895) | |
|  | | 0.007  (1.228) | | | 0.007  (1.175) | |
|  | | 0.055\*\*\*  (7.312) | | | 0.051\*\*\*  (7.101) | |
|  | | 0.001  (0.719) | | | 0.001  (0.689) | |
|  | | -0.006  (-0.508) | | | -0.012  (-1.035) | |
|  | | 0.010\*  (1.735) | | | 0.010  (1.641) | |
|  | | 0.003  (0.418) | | | 0.002  (0.274) | |
|  | | 0.004\*  (1.736) | | | 0.002  (0.940) | |
|  | | 0.015  (0.822) | | | 0.008  (0.465) | |
|  | | -0.000  (-0.648) | | | -0.000  (-1.206) | |
|  | | -0.004\*\*  (-2.268) | | | -0.008\*\*\*  (-4.281) | |
| 行业 | | 控制 | | | 控制 | |
| 年份 | | 控制 | | | 控制 | |
| KPF | | 117.477 | | | 195.427 | |

注：括号内为经聚类调整的t值； \*\*\*、\*\* 和 \* 分别指1%、5%和10%的显著性水平。KPF表示Kleibergen-Paap rk Wald F统计量。

2.Heckman两步法。本文进一步采用Heckman两步法来解决样本自选择问题。首先，估计以下Probit方程:

(3)

其中，如果企业的数字化资产增加值占总无形资产的比例高于年的中位数，的值为1，否则为0。为上文提及的工具变量。其他设计与基准模型（1）一致。当工具变量为IV1，通过估计模型（3），本文得到逆米尔斯比率，定义为。当工具变量为IV2，得到逆米尔斯比率。将逆米尔斯比率放入基准模型（1）中，表5报告了重新估计的实证结果。可以发现，逆米尔斯比率的系数出现显著情况，表明样本自选择问题的确存在。即便如此，回归结果再次支持了数字化转型降低企业融资成本的结论。

表5 Heckman两步法

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | (I) | (II) | (III) | (IV) |
|  |  |  |  |
|  | -0.003\*\*  (-2.340) | -0.004\*  (-1.811) | -0.003\*\*  (-2.212) | -0.005\*\*  (-2.260) |
|  | 0.009\*\*\*  (4.427) | 0.024\*\*\*  (6.644) |  |  |
|  |  |  | 0.005\*\*  (2.196) | 0.005  (1.183) |
| 行业 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 年份 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| R2 | 0.384 | 0.442 | 0.383 | 0.438 |
| N | 16133 | 17873 | 16133 | 17873 |

注：括号内为经聚类调整的t值； \*\*\*、\*\* 和 \* 分别指1%、5%和10%的显著性水平。

3.倾向得分匹配。在本节中，倾向得分法（PSM）将被用于解决由样本选择偏差引起的内生性问题。本文估计以下Logit模型:

(4)

其中为虚拟变量，当企业的数字化资产增加值占总无形资产的比例在当年大于75%分位数，取值为1，标记为处理组企业，否则为0，代表控制组企业。依据75分位数划分的做法不仅有利于研究确定深入参与数字化转型的公司，而且能够使得控制组企业的数量明显大于处理组公司的数量，从而在匹配时能更加精准地筛选出偏差较小的样本。本文也尝试采用其他标准（50%分位数或80%分位数）识别处理组，结论保持不变，限于篇幅，实证结果留存备索。为协变量。本文采用最近邻匹配，匹配比为1:1。表6呈现了PSM平衡性检验的结果。可以发现，控制组企业和处理组企业之间的所有协变量的偏差均明显变小，且较少出现显著的偏差。

表6 平衡性检验结果

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 变量 | 匹配前后 | 处理组 | 控制组 | 偏差百分比 | t值 | P值 |
|  | U | 22.203 | 22.212 | -0.600 | -0.440 | 0.659 |
| M | 22.203 | 22.221 | -1.300 | -0.860 | 0.390 |
|  | U | 2.848 | 2.871 | -6.500 | -4.920 | 0.000 |
| M | 2.848 | 2.845 | 1.000 | 0.700 | 0.486 |
|  | U | 0.410 | 0.414 | -1.900 | -1.390 | 0.163 |
| M | 0.410 | 0.410 | 0.100 | 0.060 | 0.949 |
|  | U | 0.116 | 0.098 | 11.200 | 8.440 | 0.000 |
| M | 0.116 | 0.119 | -2.000 | -1.330 | 0.185 |
|  | U | 0.304 | 0.274 | 4.600 | 3.450 | 0.001 |
| M | 0.304 | 0.317 | -2.100 | -1.340 | 0.182 |
|  | U | 0.934 | 0.921 | 14.900 | 11.110 | 0.000 |
| M | 0.934 | 0.931 | 3.000 | 2.170 | 0.030 |
|  | U | 2.150 | 2.141 | 4.600 | 3.420 | 0.001 |
| M | 2.150 | 2.149 | 0.600 | 0.440 | 0.662 |
|  | U | 0.986 | 0.983 | 2.000 | 1.460 | 0.145 |
| M | 0.986 | 0.984 | 1.100 | 0.770 | 0.439 |
|  | U | 0.283 | 0.275 | 1.700 | 1.290 | 0.198 |
| M | 0.283 | 0.288 | -1.100 | -0.790 | 0.431 |
|  | U | 0.373 | 0.374 | -0.300 | -0.240 | 0.813 |
| M | 0.373 | 0.375 | -2.200 | -1.510 | 0.132 |
|  | U | 34.343 | 34.993 | -4.400 | -3.280 | 0.001 |
| M | 34.344 | 34.221 | 0.800 | 0.570 | 0.567 |
|  | U | 0.362 | 0.355 | 1.400 | 1.050 | 0.295 |
| M | 0.362 | 0.357 | 1.100 | 0.740 | 0.459 |

本文画出了控制组企业和处理组企业在最近邻匹配前后倾向得分的核密度曲线。如图2和图3所示，在匹配之前，两组在倾向得分的概率密度便具有较高的一致性，说明文章样本的自选择问题并不严重，匹配后的概率密度分布具有明显的一致性。

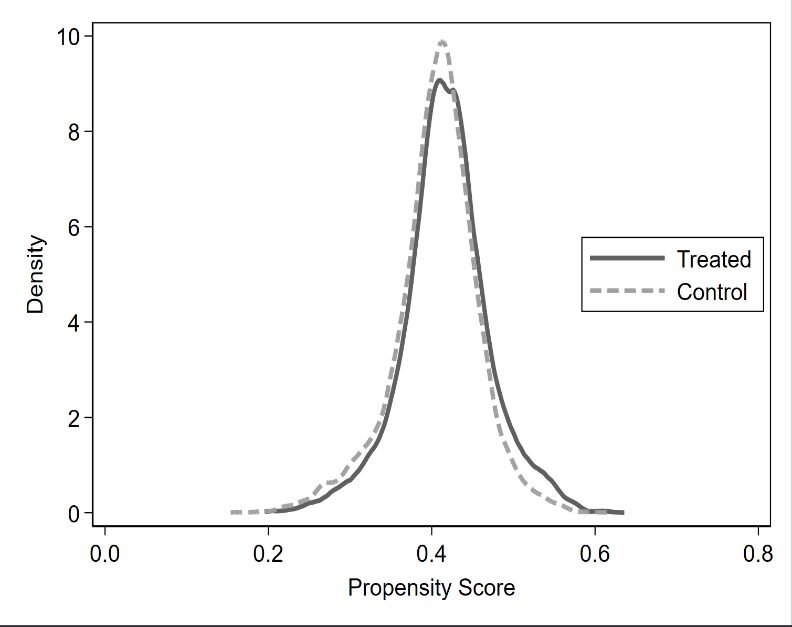


图2 核密度分布比较(匹配前)

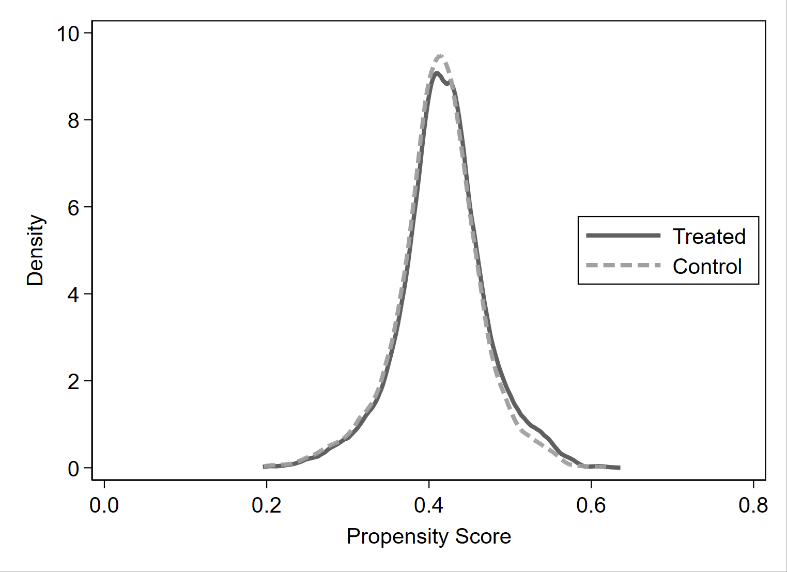


图3 核密度分布比较(匹配后)

依据匹配后的样本，重新估计基准模型。表7中的回归结果显示，解释变量的系数依然统计显著为负，支持基准结论成立。

表7 倾向得分匹配

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | (I) | (II) |
|  |  |
|  | -0.007\*\*\*  (-3.979) | -0.006\*\*  (-2.069) |
| 行业 | 控制 | 控制 |
| 年份 | 控制 | 控制 |
| 控制变量 | 控制 | 控制 |
| R2 | 0.380 | 0.443 |
| N | 7848 | 8740 |

注：括号内为经聚类调整的t值； \*\*\*、\*\* 和 \* 分别指1%、5%和10%的显著性水平。

4.安慰剂检验。最后，为排除不可观测因素对本文结论的干扰，借鉴Hao et al（2021），本文开展基于随机分配解释变量数值的安慰剂检验。在不改变控制变量和被解释变量的前提下，本文打乱原先的数字化转型指标的赋值，并进行随机分配，然后重新估计基准模型。图4和图5分别描绘了解释变量估计系数的分布和P值。由图可得，随机分配后解释变量的回归系数均值接近0，呈接近正态分布，且绝大部分系数不显著。回归结果通过了安慰剂测试，表明本文基准结论并非由不可观测因素所造成。

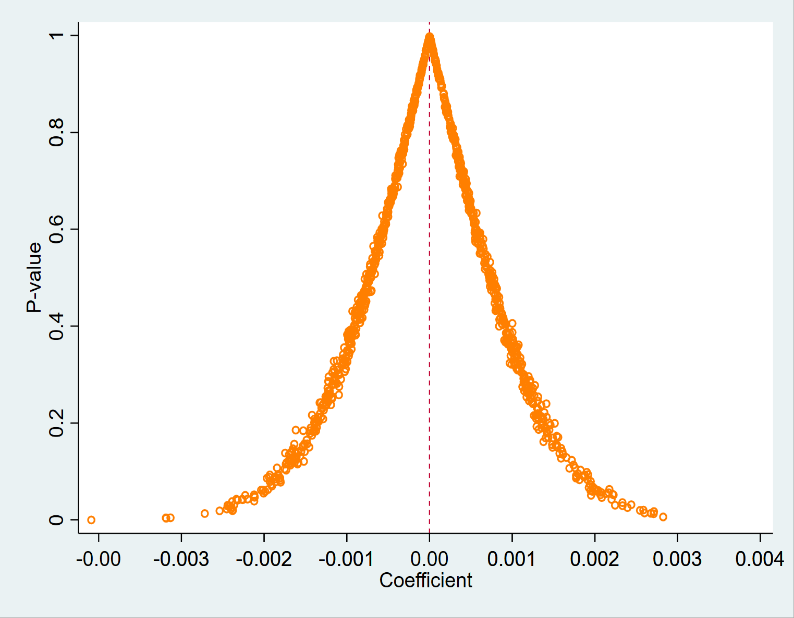


图4 安慰剂检验(为被解释变量)

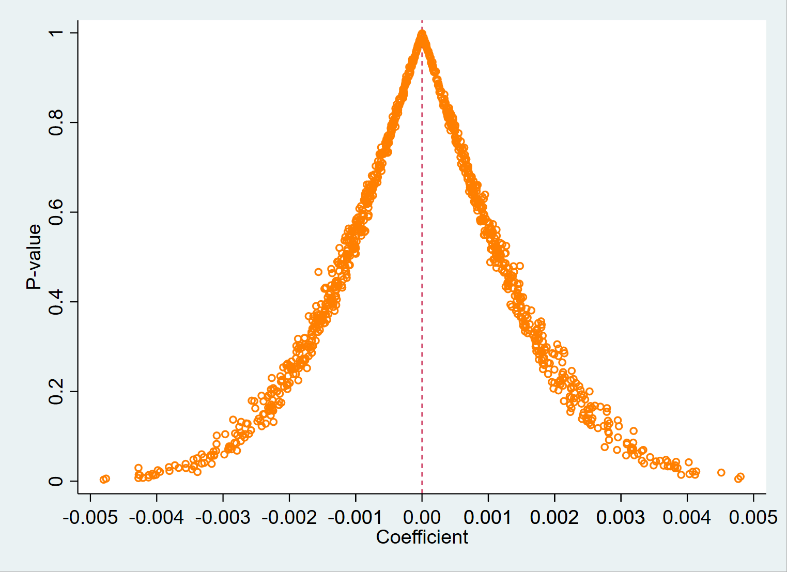


图5 安慰剂检验(为被解释变量)

5.滞后解释变量。最后，为进一步控制潜在的反向因果，本文将解释变量分别滞后一期、二期以及三期，分别估计基准模型，并分别汇报OLS估计和以为工具变量的IV-2SLS的结果。结果如表8所示。在控制了潜在内生性后，的估计系数仍然显著为负，表明基准结论仍然是稳健的。

表8 滞后解释变量

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Panel A: 滞后一期 | | | | |
|  | (I) | (II) | (III) | (IV) |
| OLS | IV-2SLS | OLS | IV-2SLS |
|  | |  | |
|  | -0.001  (-0.957) | -0.092\*\*\*  (-3.652) | -0.005\*  (-1.945) | -0.223\*\*\*  (-5.059) |
| 行业 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 年份 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| Panel B: 滞后两期 | | | | |
|  | (I) | (II) | (III) | (IV) |
| OLS | IV-2SLS | OLS | IV-2SLS |
|  | |  | |
|  | -0.001  (-0.370) | -0.076\*\*\*  (-3.009) | -0.003  (-1.018) | -0.221\*\*\*  (-4.433) |
| 行业 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 年份 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| Panel C: 滞后三期 | | | | |
|  | (I) | (II) | (III) | (IV) |
| OLS | IV-2SLS | OLS | IV-2SLS |
|  | |  | |
|  | -0.005\*\*\*  (-2.712) | -0.071\*\*\*  (-3.044) | -0.007\*\*\*  (-2.731) | -0.218\*\*\*  (-4.564) |
| 行业 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 年份 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |

注：括号内为经聚类调整的t值； \*\*\*、\*\* 和 \* 分别指1%、5%和10%的显著性水平；，和分别为滞后一期、二期以及三期的数字化转型指标。

（二）其他稳健性检验

第一，本文控制其他因素的影响。除了企业自身因素外，外部经济发展状况也可能影响企业的融资成本。鉴于此，本文在基准模型中进一步纳入地区变量，包括经济增长（城市当年GDP增长率，）、金融发展（年末城市金融机构各项贷款余额除以GDP，）以及财政自由度（财政预算支出除以财政预算收入，），其他设计保持不变。结果如表9栏（I）和栏（II）所示。的估计系数仍然显著为负。本文进一步加入城市虚拟变量，估计结果依然支持基准结论成立。此外，考虑到企业负债结构是决定企业融资成本的重要因素之一，本文计算了企业债务期限结构（长期负债除以总负债，），重新估计基准模型并控制期限结构对企业融资成本的影响，结果汇报于栏（VII）和栏（VIII），企业数字化转型的估计系数依然在5%统计水平上显著为负，支持本文基准结论。

表9 控制其他因素

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | (I) | (II) | (III) | (IV) | (V) | (VI) | (VII) | (VIII) |
|  |  |  |  |  |  |  |  |
|  | -0.005\*\*\*  (-3.323) | -0.006\*\*  (-2.497) | -0.004\*\*\*  (-2.645) | -0.006\*\*\*  (-2.758) | -0.004\*\*\*  (-3.139) | -0.006\*\*\*  (-2.856) | -0.003\*\*  (-2.481) | -0.005\*\*  (-2.287) |
|  | 0.000  (0.823) | -0.000  (-0.653) |  |  | 0.000  (0.310) | -0.000  (-0.796) |  |  |
|  | 0.000  (0.436) | -0.000  (-0.667) |  |  | 0.000  (0.957) | -0.000  (-0.384) |  |  |
|  | 0.001\*\*\*  (4.012) | 0.001\*\*  (2.301) |  |  | 0.000  (0.539) | -0.000  (-0.100) |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  | 0.021\*\*\*  (17.162) | 0.043\*\*\*  (12.320) |
| 行业 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 年份 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 城市 | 不控制 | 不控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 不控制 | 不控制 |
| 企业控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| R2 | 0.348 | 0.450 | 0.425 | 0.482 | 0.397 | 0.495 | 0.411 | 0.477 |
| N | 13604 | 15331 | 16133 | 17876 | 13597 | 15329 | 16136 | 17877 |

注：括号内经聚类调整的t值； \*\*\*、\*\* 和 \* 分别指1%、5%和10%的显著性水平；栏（I）、栏（II）、栏（V）以及栏（VI）中，控制变量集包括地区层面变量。

第二，本文改变固定效应设定，采用行业和年度的联合固定效应，重新估计基准模型。实证结果见于表10。的回归系数仍然显著为负，表明本文基准结论是稳健的。

表10 联合固定效应

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | (I) | (II) | (III) | (IV) |
|  |  |  |  |
|  | -0.003\*\*  (-2.326) | -0.004\*  (-1.844) | -0.003\*\*  (-2.351) | -0.005\*\*\*  (-2.653) |
| 行业#年份 | 控制 | 控制 | 不控制 | 不控制 |
| 年份 | 不控制 | 不控制 | 控制 | 控制 |
| 企业 | 不控制 | 不控制 | 控制 | 控制 |
| 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| R2 | 0.413 | 0.467 | 0.708 | 0.792 |
| N | 16046 | 17781 | 15977 | 17735 |

注：括号内为经聚类调整的t值； \*\*\*、\*\* 和 \* 分别指1%、5%和10%的显著性水平；栏（I）和栏（II）的回归控制了行业年份的联合固定效应；栏（III）和栏（IV）的回归控制了企业和年份的固定效应。

第三，本文剔除部分特殊样本。一方面，科技公司本身就具备较高的科技运用程度，对于非科技公司而言，数字化转型程度较低，本文结论可能不成立。鉴于此，本文剔除科技公司样本，重新估计基准模型，新的实证结果见于表11栏（I）和栏（II）。可以发现，数字化转型的估计系数均统计显著为负。另一方面，利息支出小于0的公司实际上不存在债务负担，因此本文剔除了利息支出小于0 的样本，重新估计基准模型，新的实证结果见于表11栏（III）和栏（IV）。显然，数字化转型降低融资成本的结论依然是稳健的。

表11 剔除部分样本

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | (I) | (II) | (III) | (IV) |
|  |  |  |  |
|  | -0.003\*\*  (-2.165) | -0.005\*  (-1.886) | -0.005\*\*\*  (-4.471) | -0.007\*\*\*  (-2.932) |
| 行业 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 年份 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| R2 | 0.376 | 0.437 | 0.282 | 0.439 |
| N | 12861 | 14230 | 14566 | 16307 |

注：括号内经聚类调整的t值； \*\*\*、\*\* 和 \* 分别指1%、5%和10%的显著性水平；回归中，科技公司样本被剔除。

最后，考虑到指标选取的有效性，本文采用了数字化转型的替代指标，即企业数字资产增加值与总资产的比值，记为。表12的结果显示，的估计系数也显著为负，表明基准结论是稳健的。

表12 其他解释变量

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | (I) | (II) | (III) | (IV) | (V) | (VI) |
|  |  |  |  |  |  |
|  | -0.296\*\*\*  (-3.979) | -0.373\*\*\*  (-3.305) | -0.278\*\*\*  (-3.813) | -0.310\*\*\*  (-2.766) | -0.217\*\*\*  (-3.089) | -0.234\*\*  (-2.413) |
| 行业 | 控制 | 控制 | 不控制 | 不控制 | 不控制 | 不控制 |
| 年份 | 控制 | 控制 | 不控制 | 不控制 | 控制 | 控制 |
| 行业#年份 | 不控制 | 不控制 | 控制 | 控制 | 不控制 | 不控制 |
| 企业 | 不控制 | 不控制 | 不控制 | 不控制 | 控制 | 控制 |
| 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| R2 | 0.383 | 0.438 | 0.414 | 0.467 | 0.709 | 0.792 |
| N | 16138 | 17878 | 16047 | 17782 | 15978 | 17736 |

注：括号内为经聚类调整的t值； \*\*\*、\*\* 和 \* 分别指1%、5%和10%的显著性水平。

五、机制分析

理论分析指出，数字化转型的融资优势效应可能归因于数字化转型对企业盈利能力、信息透明度的改善。本文将进一步考察盈利能力以及信息不对称的中介作用。一方面，机制分析实证检验前述的理论机制，验证理论分析的合理性。另一方面，本文拓展了数字化转型的经济效应文献，揭开数字化转型影响企业融资成本的机制黑箱，为政策制定者评估和推动企业数字化转型提供更多不可或缺的经验参考。

（一）信息渠道

信息渠道指出，数字化转型通过减轻企业的不透明度，进而降低企业融资成本。为了验证这一渠道机制，本文以下中介效应模型:

(5)

(6)

(7)

是企业信息不对称程度的代理变量。其他设计与基准模型一致。借鉴黄俊、郭照蕊（2014），本文用股价同步性衡量企业的信息不对称程度。具体来说，本文首先估计以下回归模型:

, (8)

其中为公司在第周的股票收益率，为公司所属股票市场在第周的股票收益率，为公司所属行业在第周的股票收益率，为随机误差项。通过估计模型（8），可以计算回归的拟合优度。股价同步性的计算公式如下：

(9)

越大，代表企业股价同步性越大，企业信息不对称程度越高。结果如表13所示。栏（I）中，的估计系数在1%水平下显著为负，说明数字化转型提高了企业的信息透明度。的绝对值为0.3629，说明企业数字化资产增加值占总无形资产的比例每增加1单位，企业股价同步性降低0.3629单位。栏（IV）和栏（V）中，的估计系数均显著为正，表明金融机构会对信息不对称较高的企业索取较高的贷款价格，与本文理论分析相符。结合栏（II）—栏（V），加入信息透明度后，数字化转型对企业融资成本的解释力度下降，证实了信息不对称渠道的存在性以及合理性。

表13 机制分析：信息渠道

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | (I) | (II) | (III) | (IV) | (V) |
|  |  |  |  |  |
|  | -0.3629\*\*\*  (-4.5727) | -0.0049\*\*\*  (-3.4914) | -0.0061\*\*\*  (-2.7456) | -0.0048\*\*\*  (-3.4010) | -0.0060\*\*\*  (-2.6674) |
|  |  |  |  | 0.0004\*\*\*  (2.8878) | 0.0005\*\*  (2.2518) |
| Sobel test |  |  |  | P-value<0.1 | P-value<0.1 |
| 行业 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 年份 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| R2 | 0.3117 | 0.3512 | 0.4563 | 0.3517 | 0.4565 |
| N | 15036 | 13444 | 15036 | 13444 | 15036 |

注：括号内为经聚类调整的t值； \*\*\*、\*\* 和 \* 分别指1%、5%和10%的显著性水平。

（二）盈利渠道

企业自身基本面也是影响企业融资状况的重要因素。财务指标体现了企业的经营状况，是金融机构判断企业是否具备偿债能力的基本依据（李建军、李俊成，2020）。盈利渠道认为，数字化转型赋予企业数据分析能力，增强盈利能力，进而降低融资成本。为验证这一猜想，本文构建企业盈利能力指标净资产收益率，用替换中介模型中的,重新估计中介效应模型。结果见表14。栏（I）中，的回归系数为0.015，在5%水平上统计显著，表明企业数字化资产增加值占总无形资产的比例每增加1单位，企业净资产收益率提升0.015个单位。栏（IV）和栏（V）中，的回归系数分别为-0.028和-0.059，在1%水平上显著，表明盈利增厚有助于降低融资成本。结合栏（II）—栏（V），加入收入增长率后，数字化转型对企业融资成本的解释力度下降。本文也采用营业毛利率作为企业盈利能力的衡量指标，结果依然稳健。上述结果表明，数字化转型带动了企业盈利能力提升，进而降低融资成本。

表14 机制分析：盈利渠道

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | (I) | (II) | (III) | (IV) | (V) |
|  |  |  |  |  |
|  | 0.015\*\*\*  (2.586) | -0.004\*\*\*  (-2.843) | -0.006\*\*  (-2.574) | -0.003\*\*  (-2.421) | -0.005\*\*  (-2.129) |
|  |  |  |  | -0.028\*\*\*  (-9.724) | -0.059\*\*\*  (-7.451) |
| Sobel test |  |  |  | P-value<0.1 | P-value<0.1 |
| 行业 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 年份 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| R2 | 0.579 | 0.383 | 0.438 | 0.392 | 0.451 |
| N | 18180 | 16134 | 17874 | 16134 | 17874 |

注：括号内为经聚类调整的t值； \*\*\*、\*\* 和 \* 分别指1%、5%和10%的显著性水平。

六、异质性分析

此部分将探究数字化转型的融资优势效应的横截性差异。一方面，基于企业基本特征的异质性分析可为本文的理论机制提供更多的间接的经验证据。另一方面，本文进一步基于人力资本、经济政策不确定性、市场干预等视角，探究数字化转型发挥融资优势效应的强化机制，差异化的影响效应有助于我们提出更加精细化的政策建议，从而更好地贯彻落实企业降成本的重大方略，解决融资难融资贵难题，推动中国数字经济的发展。

（一）基于企业基本特征

借鉴已有文献（Qiu & Wan, 2015；吴非等，2021），本文采用分样本回归方法开展异质性分析。表15的Panel A报告了基于企业所有制的分样本估计结果。国有企业样本中（栏（I）和栏（III）），数字化转型的回归系数虽然为负，但并不显著，而在非国有企业样本中（栏（II）和栏（IV））, 估计系数均显著为负，这表明相比于国有企业，数字化转型的融资优势效应在非国有企业中更加显著。本文认为，国有企业是中国经济发展的支柱力量，受到市场的关注度较高，而非国有企业规模小，信息不对称程度较为严重，这有利于数字化转型所产生的信息渠道发挥更大的作用。此外，国有企业在中国有着天然的资源禀赋和稳定的市场优势，科技创新转型的动力不足，缺乏开展数字化转型的强烈意愿（吴非等，2021），非国有企业则面临着较大的外部竞争压力，其贷款价格也较高（Cull & Xu，2003），数字化转型的融资优势效应在非国有企业中有着更大的发挥空间。

表15的 Panel B报告了基于企业年龄的异质性分析结果。当企业的年龄小于中位数时，定义为年轻企业，否则为旧企业，本文对基准模型进行分组回归。可以发现，数字化转型的估计系数仅在年轻企业中（栏（I）和栏（III））显著为负，表明相比于旧企业，数字化转型对融资成本的降低作用在年轻企业中更加明显。首先，年轻企业成立时间较短，企业信息难以被金融市场熟知，借助数字化转型，年轻企业可实现信息流通，加快获取外部的关注，降低自身的信息不对称程度；其次，年轻企业多处于快速上升期，数字化转型所赋予的数据分析能力，帮助年轻企业确立以及调整正确的战略部署，从而配合业务的快速扩张；最后，相比于成熟企业，年轻企业因设立时间较短，在财务管理和内部控制体系等诸多方面有许多待改进的地方，借助数字化转型，年轻企业可加快内部控制建设以及优化成本管理，从而改善信息披露质量和盈利水平。因此，数字化转型的“信息渠道”和“盈利渠道”可在年轻企业中发挥更大的作用，从而有利于降低年轻企业的融资成本。

表15的Panel C报告了基于企业行业的异质性分析结果。本文依据是否制造业企业，对基准模型进行分样本回归。在非制造业企业样本中（栏（II）和栏（IV）），解释变量回归系数虽然为负，但并不显著。在制造业企业样本中（栏（I）和栏（III）），估计系数显著为负，且系数绝对值大于基准分析中系数的绝对值。相比于非制造业，制造业企业近年来面临着较为严峻的用工成本上涨压力，企业盈利水平下降，融资成本水平较高，一方面，通过数字化转型实现智能化生产，不仅淘汰低端的劳动力需求，减少用工成本，而且有利于改良制造流程和产品质量，提高生产效率，提振制造业的盈利水平。另一方面，数字化转型之前，我国制造业大多采用离散制造模式。在这一模式下，生产设备状态不透明，运转数据极易丢失且难以实现有效搜集。通过建立数字化试点工厂，海量的生产数据可以被实时记录与传输。数字化转型可有效提升制造业企业内部的信息透明度，降低与外界的信息不对称程度；此外，数据采集帮助企业及时监控内部的运行情况，强化制造业企业的内部控制能力。鉴于此，本文认为，数字化转型的盈利渠道以及信息渠道可在制造业企业中发挥更大的作用。因此，相比于非制造业企业，数字化转型对融资成本的作用在制造业企业中更加显著。

表15的Panel D报告了基于企业所有制的异质性结果。本文依据东部与非东部，将全样本分为两个子样本，并分别对模型（1）进行回归。栏（I）和栏（III）汇报的是基于东部企业样本的估计结果。数字化转型的估计系数均显著为负。对于非东部企业样本，如栏（II）和栏（IV）所示，数字化转型的系数均不显著。本文认为，相比于非东部地区，东部地区经济发展水平和金融发展水平较为发达，市场化水平以及资源配置效率较高，数字化转型所带来的信息不对称降低、盈利改善等优势效应更加容易被金融机构识别，金融资源能够快速地配置于参与数字化转型的企业中，从而形成有效的融资促进效应。因此，本文认为，相比于非东部企业，数字化转型对东部企业的融资成本形成更加显著的降低作用。

表15 异质性分析：基本特征

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Panel A: 基于企业所有制 | | | | |
|  | (I) | (II) | (III) | (IV) |
| 国有企业 | 非国有企业 | 国有企业 | 非国有企业 |
|  | |  | |
|  | -0.002  (-0.650) | -0.004\*\*\*  (-2.616) | -0.004  (-0.899) | -0.004\*  (-1.870) |
| 行业 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 年份 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| R2 | 0.456 | 0.369 | 0.487 | 0.423 |
| N | 5425 | 10708 | 5997 | 11876 |
| Panel B: 基于企业年龄 | | | | |
|  | (I) | (II) | (III) | (IV) |
| 年轻企业 | 旧企业 | 年轻企业 | 旧企业 |
|  | |  | |
|  | -0.005\*\*\*  (-2.632) | -0.003  (-1.546) | -0.005\*\*  (-1.979) | -0.004  (-1.178) |
| 行业 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 年份 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| R2 | 0.374 | 0.409 | 0.453 | 0.436 |
| N | 7967 | 8168 | 9171 | 8705 |
| Panel C: 基于所属行业 | | | | |
|  | (I) | (II) | (III) | (IV) |
| 制造业 | 非制造业 | 制造业 | 非制造业 |
|  | |  | |
|  | -0.009\*\*\*  (-3.708) | -0.001  (-0.682) | -0.008\*\*  (-2.224) | -0.004  (-1.417) |
| 行业 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 年份 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| R2 | 0.394 | 0.376 | 0.414 | 0.451 |
| N | 10738 | 5399 | 11774 | 6103 |
| Panel D: 基于所在地区 | | | | |
|  | (I) | (II) | (III) | (IV) |
| 东部企业 | 非东部企业 | 东部企业 | 非东部企业 |
|  | |  | |
|  | -0.004\*\*\*  (-3.037) | -0.001  (-0.183) | -0.006\*\*\*  (-2.787) | -0.001  (-0.110) |
| 行业 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 年份 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| R2 | 0.377 | 0.414 | 0.435 | 0.478 |
| N | 11248 | 4887 | 12475 | 5400 |

注：括号内为经聚类调整的t值； \*\*\*、\*\* 和 \* 分别指1%、5%和10%的显著性水平。

（二）基于人力资本

上述异质性分析主要基于企业基本属性来开展，启示我们应关注不同类别企业在实施数字化转型条件以及借贷融资便利上的差异。接下来，本文基于人力资本视角，讨论如何强化数字化转型的融资优势效应。本文认为，高管教育强化数字化转型对融资成本的降低作用。数字化转型要求企业引进新技术和智能设备，也要求企业从“工业化管理”模式向“数字化管理”模式过渡（刘淑春等，2021），这必然导致对更先进的人力资本的需求。高技能的高管帮助公司加快数字化进程，有效利用数字化转型带来的技术优势（Chen & Srinivasan, 2019）。为了验证上述猜想，本文将高管平均受教育年限高于中位数的企业划分高人力资本样本，否则为低人力资本样本，分样本估计基准模型，结果如表16所示。在低人力资本企业样本（栏（I）和栏（III））中，解释变量的估计系数并不显著。而在高人力资本企业样本（栏（II）和栏（IV））中，解释变量的估计系数显著为负，且系数绝对值大于基准分析中的系数绝对值。可见，相比于高管教育水平较低的企业，数字化转型对融资成本的影响在高管教育水平较高的企业中更加显著。

表16 异质性分析：人力资本

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | (I) | (II) | (III) | (IV) |
| 低人力资本 | 高人力资本 | 低人力资本 | 高人力资本 |
|  | |  | |
|  | -0.001  (-0.350) | -0.007\*\*\*  (-3.127) | -0.002  (-0.712) | -0.007\*\*  (-2.521) |
| 行业 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 年份 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| R2 | 0.382 | 0.398 | 0.471 | 0.465 |
| N | 6196 | 5797 | 6936 | 6356 |

注：括号内为经聚类调整的t值； \*\*\*、\*\* 和 \* 分别指1%、5%和10%的显著性水平。

（三）基于政策预期

如前所述，数字化转型赋予企业数据分析能力，帮助企业在竞争环境中观察趋势并重新配置战略（Chen et al，2012；Agrawal et al，2019；Mikalef et al，2020；Babina et al，2020）。企业主要基于自身经营数据和行业市场数据进行分析。政策冲击属于非市场因素，较少进入数据分析模型的参数。因此，政策变化难以被及时预测，降低数据分析模型的效力。经济政策不确定性可能降低数字化转型的融资优势效应。鉴于此，本文基于政策预测视角，开展异质性分析。本文依据各省份经济政策不确定性程度划分中高低样本。为突出各地区变化差异，本文基于经济政策不确定性程度高低两样本进行回归。省级层面经济政策不确定性指数来源于Yu et al.（2021），样本时间为2007-2017年。结果如表17所示。在高经济政策不确定性地区样本（栏（II）和栏（IV））中，解释变量的估计系数并不显著。而在低经济政策不确定地区样本（栏（I）和栏（III））中，解释变量的估计系数显著为负。上述说明，稳定企业的政策预期，降低经济政策不确定性有助于强化数字化转型对融资成本的降低作用。

表17 异质性分析：政策预期

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | (I) | (II) | (III) | (IV) |
| 低不确定性 | 高不确定性 | 低不确定性 | 高不确定性 |
|  | |  | |
|  | -0.010\*\*\*  (-4.754) | -0.004  (-1.492) | -0.012\*\*\*  (-2.920) | -0.002  (-0.393) |
| 行业 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 年份 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| R2 | 0.321 | 0.291 | 0.491 | 0.484 |
| N | 3480 | 2778 | 3992 | 3229 |

注：括号内为经聚类调整的t值； \*\*\*、\*\* 和 \* 分别指1%、5%和10%的显著性水平。

（四）基于政府干预

最后，本文基于政府干预视角，探究数字化转型降低融资成本的强化机制。企业自身基本面以及信息不对称程度的改善，能否及时有效被金融机构识别，依赖于完备的金融市场。地方政府干预容易损害地区金融配置效率（李青原等，2013），不完备市场条件容易加剧企业融资约束。因此，本文认为，地方政府干预可能弱化数字化转型的融资优势效应。本文借鉴李青原等（2013），用财政预算赤字占GDP的比例衡量地方政府对信贷的干预程度，依据指标划分中高低样本。同样为突出各地区变化差异，本文基于地方干预程度高低两样本进行回归。结果如表18所示。在地方政府干预程度较高地区样本（栏（II）和栏（IV））中，解释变量的估计系数并不显著。而在其他地区样本（栏（I）和栏（III））中，回归系数显著为负，且系数绝对值大于基准分析中系数绝对值。上述说明，培育市场化环境，降低地方政府信贷干预有助于强化数字化转型对融资成本的降低作用。

表18 异质性分析：政府干预

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | (I) | (II) | (III) | (IV) |
| 干预程度低 | 干预程度高 | 干预程度低 | 干预程度高 |
|  | |  | |
|  | -0.005\*  (-1.913) | -0.003  (-1.263) | -0.008\*\*  (-2.152) | -0.000  (-0.067) |
| 行业 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 年份 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| 控制变量 | 控制 | 控制 | 控制 | 控制 |
| R2 | 0.332 | 0.377 | 0.454 | 0.486 |
| N | 4333 | 4630 | 5037 | 5065 |

注：括号内为经聚类调整的t值； \*\*\*、\*\* 和 \* 分别指1%、5%和10%的显著性水平。

七、结论与政策建议

我国政府高度重视数字经济带来的发展机遇。数字经济已被视为主要经济形态之一。在政策引导、疫情倒逼以及科技驱动下，数字化转型已成为中国企业在新时代下高质量发展的必由之路。相关数据表明我国企业数字化转型已取得积极成效。然而，目前尚未有研究探讨数字化转型能否赋予企业融资优势。利用来自沪深A股上市公司2007-2020年数据，本文试图厘清数字化转型与企业债务融资成本之间的因果关系，为解决企业融资贵问题、加快微观数字经济发展提供有益的参考。

本文采用最新的深度学习RoBERTa-wwm-ext模型构建包含86个数字化转型关键词的词典，根据关键词检索相关联的无形资产（数字化资产），并以数字化资产占总资产的比例来衡量企业的数字化程度。基于股价协同性的指标有效性检验显示，数字化转型后，公司在股票表现上更多地与科技公司协同，而与非科技公司的协同减少。基准回归结果表明，数字化转型后，公司融资成本显著降低，表明数字化转型有助于企业形成融资优势。本文运用工具变量法、Heckman两步法、倾向得分匹配以及安慰剂检验处理内生性问题，也进行了其他稳健性检验，包括改变固定效应、滞后解释变量、替换解释变量衡量指标等，上述结论依然稳健成立。机制分析显示，数字化转型缓解信息不对称、改善企业盈利，进而降低企业债务融资成本。异质性分析表明，数字化转型的融资成本效应在非国有企业、年轻企业、制造业企业以及东部企业中更加显著。此外，提高企业人力资本水平、降低经济政策不确定性以及培育市场化环境有助于强化数字化转型的融资成本效应。研究结论具有以下几方面的政策建议：

第一，政府应积极肯定企业数字化转型的正向经济效应，出台一系列政策为企业开展数字化转型创新营造良好的外部条件。首先，政府可通过针对性的补贴政策和税收政策，优化企业数字化转型的成本环境。其次，政府应重视地区网络基础设施建设，扩大5G网络的覆盖率，提高数据光缆的铺设长度，加大“宽带中国”战略的实施力度。再次，政府应重视发展数字经济底层的技术产业，例如人工智能、虚拟现实、大数据、量子通信等，一方面，要加大新兴技术产业的直接融资支持力度，推动更多科技公司在创业板、科创板等上市；另一方面，要降低科技产业的行业准入门槛，强化行业内竞争，实现优胜劣汰。最后，考虑到数据传输是数字化转型的基础，政府应出台相应的法律法规，明确数据所有权的归属，对企业合理的数据资产所有权和使用权给予保护，同时也要重视数据隐私问题，加大对数据隐私贩卖的惩戒力度。

第二，政府应关注数字化转型经济效应的非对称性。第一，在制定相关的扶持政策时，应考虑对非国有企业、年轻企业、制造业企业和东部企业给予更多的倾斜，优先对非国有企业、年轻企业和制造业企业实施财政转移以及减税降费；第二，政府应重视中西部地区相对落后的基础设施以及市场化程度，优先对中西部地区网络基础设施进行升级换代；第三，政府应稳定市场政策预期，加强地方金融监管，培育良好的金融市场化环境；第四，政府还需要重视人才资源，采取发展高等教育与升级硬件相结合的原则，扩大高等教育普及，为我国数字经济发展创造不可或缺的人力资本条件。

第三，企业应响应时代的潮流以及政策的倡导，积极投入于数字化建设。一方面，企业应结合所在行业的发展趋势，引进合适的数字化设备，采取恰当的数字化转型策略，捕捉数字经济下宝贵的发展机遇；另一方面，数据是数字经济的核心，企业应重视对数据资产的保护，在不违背法律法规的前提下，合理开发利用数据资产。最后，企业要重视内部人力资本的积累，提高企业内技术人员占比，深化高管团队的职业教育。

参考文献：

陈汉文 周中胜，2014：《内部控制质量与企业债务融资成本》，《南开管理评论》第3期。

陈中飞 江康奇，2021：《数字金融发展与企业全要素生产率》，《经济学动态》第10期。

高雨辰 万滢霖 张思，2021：《企业数字化、政府补贴与企业对外负债融资——基于中国上市企业的实证研究》，《管理评论》第11期。

管考磊 朱海宁，2022：《企业数字化转型对税收规避的影响——来自中国上市公司的经验证据》，《证券市场导报》网络首发。

洪俊杰 蒋慕超 张宸妍，2022：《数字化转型、创新与企业出口质量提升》，《国际贸易问题》第3期。

胡海峰 宋肖肖 窦斌，2022：《数字化在危机期间的价值：来自企业韧性的证据》，《财贸经济》第7期。

黄大禹 谢获宝 孟祥瑜 张秋艳，2021：《数字化转型与企业价值——基于文本分析方法的经验证据》，《经济学家》第12期。

黄俊 郭照蕊，2014：《新闻媒体报道与资本市场定价效率——基于股价同步性的分析》，《管理世界》第5期。

姜付秀 蔡文婧 蔡欣妮 李行天，2019：《银行竞争的微观效应:来自融资约束的经验证据》，《经济研究》第6期。

姜英兵 徐传鑫 班旭，2022：《数字化转型与企业双元创新》，《经济体制改革》第3期。

雷英 吴建友 孙红，2013：《内部控制审计对会计盈余质量的影响——基于沪市A股上市公司的实证分析》，《会计研究》第11期。

李建军 李俊成，2020：《“一带一路”倡议、企业信贷融资增进效应与异质性》，《世界经济》第2期。

李青原 李江冰 江春 Kevin X.D.Huang，2013：《金融发展与地区实体经济资本配置效率——来自省级工业行业数据的证据》，《经济学（季刊）》第2期。

林钟高 丁茂桓，2017：《内部控制缺陷及其修复对企业债务融资成本的影响——基于内部控制监管制度变迁视角的实证研究》，《会计研究》第4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5期。

申广军 姚洋 钟宁桦，2020：《民营企业融资难与我国劳动力市场的结构性问题》，《管理世界》第2期。

王守海 徐晓彤 刘烨炜，2022：《企业数字化转型会降低债务违约风险吗？》，《证券市场导报》第4期。

王运通 姜付秀，2017：《多个大股东能否降低公司债务融资成本》，《世界经济》第10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7期。

肖红军 阳镇 刘美玉，2021：《企业数字化的社会责任促进效应：内外双重路径的检验》，《经济管理》第11期。

姚加权 张锟澎 罗平，2020：《金融学文本大数据挖掘方法与研究进展》，《经济学动态》第4期。

叶陈刚 王孜 武剑锋 李惠，2015：《外部治理、环境信息披露与股权融资成本》，《南开管理评论》第5期。

于富生 张敏 姜付秀 任梦杰，2008：《公司治理影响公司财务风险吗?》，《会计研究》第10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9期。

张伟华 毛新述 刘凯璇，2018：《利率市场化改革降低了上市公司债务融资成本吗?》，《金融研究》第10期。

张永珅 李小波 邢铭强，2021：《企业数字化转型与审计定价》，《审计研究》第3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7期。

周楷唐 麻志明 吴联生，2017：《高管学术经历与公司债务融资成本》，《经济研究》第7期。

Agrawal, A. et al(2019b), “Finding Needles in Haystacks: Artificial Intelligence and Recombinant Growth”, *University of Chicago Press* 5:149-174.

Aivazian, V. et al(2015), “Loan collateral, corporate investment, and business cycle”, *Journal of Banking and Finance* 55:380-392.

Ashbaugh-Skaife, H. et al(2006), “The effects of corporate governance on firms’ credit ratings”, *Journal of Accounting and Economics* 42(1-2):203-243.

Babina, T. et al(2020), “Artificial intelligence, firm growth, and industry concentration”, *Firm Growth, and Industry Concentration*.

Bharath, S. et al(2008), “Accounting quality and debt contracting”, *The Accounting Review* 83(1):1-28.

Bhargava, H. K. & V. Choudhary(2008), “Research note—when is versioning optimal for information goods?”, *Management Science* 54(5):1029-1035.

Blichfeldt, H. & R. Faullant(2021), “Performance effects of digital technology adoption and product & service innovation–A process-industry perspective”, *Technovation* 102275.

Bloom, N. et al(2014), “The distinct effects of information technology and communication technology on firm organization”, *Management Science* 60(12):2859-2885.

Brown, S. V. & J. W. Tucker(2011), “Large‐sample evidence on firms’ year‐over‐year MD&A modifications”, *Journal of Accounting Research* 49(2):309-346.

Brynjolfsson, E. et al(2019), “Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics”, *University of Chicago Press* 1:23-60.

Caragnano, A. et al(2020), “Is it worth reducing GHG emissions? Exploring the effect on the cost of debt financing”, *Journal of Environmental Management* 110860.

Chen, H. et al(2012), “Business intelligence and analytics: From big data to big impact”, *MIS quarterly* 1165-1188.

Chen, N. et al(2022), “Digital transformation, labour share, and industrial heterogeneity”, *Journal of Innovation & Knowledge* 7(2):100173.

Chen, W. & S. Srinivasan(2019), “Going Digital: Implications for Firm Value and Performance”, *Harvard Business School*.

Chen, Z. et al(2021), “Do carbon emission trading schemes stimulate green innovation in enterprises? Evidence from China”, *Technological Forecasting and Social Change* 168, 120744.

Cockburn, I. et al(2019), “The Impact of Artificial Intelligence on Innovation: An Exploratory Analysis”, *University of Chicago Press* 4:115-148.

Cui, Y. et al(2019), “Pre-training with whole word masking for chinese bert. arXiv preprint arXiv:1906.08101.

Cull, R. & L. C. Xu(2003), “Who gets credit? The behavior of bureaucrats and state banks in allocating credit to Chinese state-owned enterprises”, *Journal of Development Economics* 71(2):533-559.

Devlin, J. et al(2018), “Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. arXiv preprint arXiv:1810.04805.

El Ghoul, S. et al(2011), “Does corporate social responsibility affect the cost of capital?”, *Journal of Banking & Finance* 35(9):2388-2406.

Forman, C. & N. van Zeebroeck(2019), “Digital technology adoption and knowledge flows within firms: Can the Internet overcome geographic and technological distance?”, *Research policy* 48(8) 103697.

Fudenberg, D. & J. M. Villas-Boas(2006), “Behavior-based price discrimination and customer recognition”, *Handbook on Economics and Information Systems* 1:377-436.

Goldfarb, A. & C. Tucker(2019), “Digital economics”, *Journal of Economic Literature* 57(1):3-43.

Hao, X. et al(2021), “Does green innovation increase enterprise value?”, *Business Strategy and the Environment* 31(3):1232-1247.

Heaton, J. et al(2017), “Deep learning for finance: deep portfolios”, *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 33(1):3-12.

Hill, A. D. et al(2021), “Endogeneity: A review and agenda for the methodology-practice divide affecting micro and macro research”, *Journal of Management* 47(1):105~143.

Jiang, K. et al(2022), “Firms' digitalization and stock price crash risk”, *International Review of Financial Analysis* 102196.

Li, L. et al(2018), “Digital transformation by SME entrepreneurs: A capability perspective”, *Information Systems Journal* 28(6):1129~1157.

Liu, Y.(2014), “Big data and predictive business analytics”, *The Journal of Business Forecasting* 33(4):40.

Manita, R. et al(2020), “The digital transformation of external audit and its impact on corporate governance”, *Technological Forecasting and Social Change* 150:119751.

Myers, S. C. & N. S. Majluf (1984), “Corporate financing and investment decisions when firms have information that investors do not have”, *Journal of Financial Economics* 13(2):187-221.

Mikalef, P. et al(2019), “Big data analytics capabilities and innovation: the mediating role of dynamic capabilities and moderating effect of the environment”, *British Journal of Management* 30(2):272~298.

Mikalef, P. et al(2020), “Exploring the relationship between big data analytics capability and competitive performance: The mediating roles of dynamic and operational capabilities”, *Information & Management* 57(2):103169.

Mikolov, T. et al(2013), “Efficient estimation of word representations in vector space”, arXiv preprint arXiv:1301.3781.

Muslu, V. et al(2015), “Forward-looking MD&A disclosures and the information environment”, *Management Science* 61(5):931~948.

Pittman, J. A. & S. Fortin(2004), “Auditor choice and the cost of debt capital for newly public firms”, *Journal of Accounting and Economics* 37(1):113~136.

Qiu, J. & C. Wan(2015), “Technology spillovers and corporate cash holdings”, *Journal of Financial Economics* 115(3):558-573.

Rock, D.(2019), “Engineering value: The returns to technological talent and investments in artificial intelligence”, Available at *SSRN* 3427412.

Trocin, C. et al(2021), “How Artificial Intelligence affords digital innovation: A cross-case analysis of Scandinavian companies”, *Technological Forecasting and Social Change* 173:121081.

Verhoef, P. C. et al(2021), “Digital transformation: A multidisciplinary reflection and research agenda”, *Journal of Business Research* 122:889~901.

Vial, G.(2019), “Understanding digital transformation: A review and a research agenda”, *The journal of strategic information systems* 28(2):118~144.

Xiang, D. et al(2019), “Family firms, sustainable innovation and financing cost: Evidence from Chinese hi-tech small and medium-sized enterprises”, *Technological Forecasting and Social Change* 144:499~511.

Yu, J. et al(2021), “Economic policy uncertainty (EPU) and firm carbon emissions: Evidence using a China provincial EPU index”, *Energy Economics* 94:105071.

Zhai, H. et al(2022), “Does digital transformation enhance a firm's performance? Evidence from China”, *Technology in Society* 68:101841.

**Can Digital Transformation Reduce the Financing cost of Enterprises?**

**Abstract:** Under the guidance of policies and driven by technology, Chinese enterprises have initiated digital transformation of production processes, business models and internal organizations. Can this kind of change help companies to further establish their advantages in the financing market? This paper firstly uses the data of listed companies in my country from 2007 to 2020, based on the deep learning model applicable to Chinese text, to construct the digital transformation indicators of enterprises, and based on the perspective of stock price synergy, the validity of the indicators is verified. On this basis, this paper examines the aggregate effect, mechanism, and heterogeneity of digital transformation on corporate financing costs. The study found that after digital transformation, the company's financing costs were significantly reduced, indicating that digital transformation can help companies build financing advantages. After a series of endogeneity processing and robustness tests, the above conclusion still holds. Mechanism analysis shows that digital transformation reduces the cost of corporate debt financing by alleviating information asymmetry, and enhancing profitability. Heterogeneity analysis shows that the effect of digital transformation on financing costs exhibits structural characteristics across different ownerships, ages, industries and regions. In addition, improving the level of human capital, reducing economic policy uncertainty, and fostering a market-oriented environment can help strengthen the financing cost effect of digital transformation. This paper provides a useful reference for evaluating the economic benefits of digital transformation, promoting the development of my country's digital economy, and alleviating the problem of expensive corporate financing.

**Key Words:** Digital transformation; Enterprise cost reduction; Deep learning; Financing cost

1. 最终的关键词集为：3D打印、5G技术、增强现实、BIM技术、DevOps、RFID、RPA、虚拟现实、边缘计算、并行计算、大数据、地理信息系统、分布式计算、仿真技术、工业互联网、工业视觉算法、机器学习、量子通信、区块链、全球定位系统、人工智能、认知计算、商业智能、深度学习、神经网络、生物识别、试验验证、数据湖、数据分析、数据科学、数据可视化、数据挖掘、数字博物馆、信息技术、数字技术、数字孪生、数字博物馆、图像理解、图像识别、物联网、遥感、移动互联网、移动通信、异构计算、语音识别、云储存、云计算、云技术、云加工、云平台、知识图谱、知识图谱、自动化技术、无人驾驶、自动驾驶、自动进食、自然语言处理、信息化建设、信息化管理、信息系统、软件、办公自动化、ERP、管理系统、MES、CMS、HER、CRM、OA系统、PLM、SCM、网络营销、网络销售、新零售、数字营销、互联网营销、电子商务、O2O、B2B、B2C、C2C、智能客服、自动化、智能制造、机器人、无人机 [↑](#footnote-ref-1)
2. 为了控制规模因素的影响，本文用数字化资产除以总资产 [↑](#footnote-ref-2)
3. 本文控制了与现有文献相同的时间区间和指标构建形式，通过比较发现，本文所定义的数字化资产拥有更高的均值和中位数。 [↑](#footnote-ref-3)
4. 例如埃森哲中国企业数字转型报告等。 [↑](#footnote-ref-4)