

人工智能对实体经济融资效率的影响研究： 理论机制与实证检验

陈劲^{1,2}, 彭刚东¹, 韩卫冬³, 张吉森⁴

- 清华大学经济管理学院, 北京, 100084;
- 清华大学技术创新研究中心, 北京, 100084;
- 重庆市税务局, 重庆, 401121;
- 中国人民银行湖北省分行神农架林区营业管理部, 湖北神农架, 442400

摘要: 实体企业的融资效率是衡量实体经济发展质量的关键指标, 对企业经营具有深远影响。从融资成本、融资收益和融资风险三个方面构建融资效率评估指标, 选取 2000—2022 年中国上市公司的数据, 探讨了人工智能对实体经济融资效率的影响及其作用机制。研究发现, 人工智能显著提升了实体企业的融资效率, 即便在采用工具变量 2SLS、动态面板-系统 GMM 等方法控制内生性问题后, 这一结果依然保持稳健。机制分析表明, 人工智能能够通过降低资金供需双方的信息不对称、缓解企业融资约束以及加剧企业间的竞争, 提高实体经济的融资效率。异质性分析表明, 人工智能对东部地区实体企业融资效率的影响较为显著, 而对西部、中部及东北地区实体企业融资效率的影响则不明显; 根据企业所有制属性进一步分组研究发现, 人工智能对实体企业融资效率的影响均显著为正, 但对民营企业的作用效果相对较弱。

关键词: 人工智能; 实体经济; 融资效率; 信息不对称

中图分类号: F062.4; F062.5

文献标识码: A

文章编号: 1672-3104(2024)06-0104-15

人工智能是新一轮科技革命和产业变革的重要驱动力量。作为引领未来的战略性技术, 人工智能正在或终将引发人类社会各领域的链式反应, 重构经济活动形态, 催生经济结构变革, 形成智能化需求, 改变人类思维模式和生产生活方式, 实现社会生产力的整体跃升。党的二十大报告指出, 坚持面向世界科技前沿, 以国家战略需求为导向, 加快实施创新驱动发展战略。在企业发展过程中, 资金约束很容易成为制约企业发展的关键要素, 融资则是推进企业发展、解决资金困难的重要手段, 融资效率关乎企业的发展速度与发展质量。人工智能通过大数据分析、机器学习和自然语言处理等技术手段, 能够快速处理和分析庞大的数据集^[1], 挖掘其中隐藏的规律和关联性, 评估企业特征^[2]。在实体经济融资中, 人工智能可以帮助企业识别和评估潜在投资机会^[3], 提供精准的风险评估和预测, 从而降低融资成本和风险。同时, 人工智能还能够自动化处理整个融资流程, 包括资料准备、审批流程和合同签署等环节, 极大地提高融资效率和速度。通过智能化的融资平台, 企业可以更快地与投资者和金

收稿日期: 2024-03-08; 修回日期: 2024-06-16

基金项目: 国家社会科学基金重大项目“打赢关键核心技术攻坚战的目标、主攻方向与对策研究”(23ZDA062); 国家社会科学基金一般项目“世界经济政策不确定性对我国高端制造业产业链韧性影响与应对研究”(23BJY236)

作者简介: 陈劲, 男, 浙江余姚人, 管理学博士, 清华大学经济管理学院教授、博士生导师, 清华大学技术创新研究中心主任, 主要研究方向: 技术创新管理和科技政策; 彭刚东, 男, 湖北恩施人, 经济学博士, 清华大学经济管理学院博士后, 主要研究方向: 技术经济、智能经济与产业经济, 联系邮箱: penggangdong@qq.com; 韩卫冬, 男, 河南许昌人, 重庆市税务局四级主任科员, 主要研究方向: 税务征收及管理; 张吉森, 男, 湖北神农架人, 中国人民银行湖北省分行神农架林区营业管理部经济师, 主要研究方向: 数字经济

融机构进行沟通和协商^[4], 加速资金的筹集和配置。

现有学者对人工智能如何影响经济发展展开了系列研究。张鑫和王明辉认为, 人工智能技术遵循新技术产生、发展、优化、应用的发展规律, 其对经济的影响也受发展规律的影响^[5]; 同时受理论基础、产业生态、技术和实体经济融合等方面的制约^[6]。范德志和于水^[7]以“宏观—中观—微观”为分析框架, 从提高生产效率、传统产业转型和变革商业模式等角度阐述了生成式人工智能大模型推进实体经济高质量发展的理论机理。刘家旗等^[8]将研究范围缩小, 通过构建面板平滑转移模型, 从影响机制、时间动态特征出发, 研究得出人工智能技术与城市经济韧性之间呈 U 型关系, 并呈现区域化差异的特点。另有观点指出, 人工智能的赋能效应在促进经济高质量发展的同时, 也能产生冲击劳动力市场、市场垄断和影响信息安全等深层风险, 阻碍经济高质量发展^[9]。

从经济发展的资金供需主体来看, 在传统的融资模式中, 资金的供给方银行往往处于主导地位。有学者认为阻碍企业融资的根本原因是信息结构^[10], 不可否认, 信息不对称仍是造成融资难题的重要原因, 资金供给者难以获取实体企业的信息, 导致实体企业融资难, 而借助大数据和人工智能, 能够有效解决实体企业融资中信息不对称的问题^[11-12]。在银行层面, 不同类型银行受人工智能对其资金配置效率的影响不同, 因而在缓解实体企业融资约束、改善融资环境、提升服务实体经济水平等方面也可能存在差异^[13-16]。在实体企业层面, 人工智能是否能够缓解实体企业融资约束, 提升企业的融资效率? 顾海峰和卞雨晨^[17]对中国 755 家科技型上市公司的年度数据进行研究表明: 中国省域科技—金融耦合协同度主要呈现二元分布特征, 且存在一定的演进态势; 科技—金融耦合协同对企业融资效率具有正向影响, 协同度提高有助于企业融资效率提升。郭金录等^[18]认为, 科技金融发展通过缓解企业融资约束、扩大企业间或行业间的技术创新扩散效应, 降低企业融资成本, 激发企业获取较高的融资收益, 提高企业的融资效率, 且这种融资效率的提升受到企业类型和区域经济发展水平的影响。

人工智能对金融领域的影响越来越大, 通过人工智能手段提升实体经济融资效率, 破解实体企业融资难题, 从而推动经济高质量发展, 已成为当前的重要课题。而现有研究多从宏观层面研究人工智能对经济的影响, 只有少量文献从微观企业层面进行研究, 如有的研究从实体企业的角度研究信息不对称, 有的研究从银行角度研究融资效率, 鲜有文献对人工智能如何影响实体经济融资效率进行研究。人工智能到底如何影响实体经济融资效率? 或者说人工智能影响实体经济融资效率的机制是什么? 有没有现实证据予以支撑? 这些将是本文着力解决的问题。因此, 本文以 2000—2022 年的中国上市公司为研究对象, 通过数据分析, 探究人工智能对实体经济融资效率的影响, 以理论支撑实证, 以实证印证理论, 从而为推动中国实体经济的持续稳定发展贡献一份学术力量。

本研究可能的边际贡献在于: 一是使用融资成本、融资收益和融资风险衡量融资效率, 考察了人工智能对实体经济融资效率的影响及作用机制; 二是将人工智能纳入实体经济融资效率的分析框架, 丰富了融资效率的理论及实证研究; 三是从不同区域和不同企业类型角度考察了人工智能对实体经济融资效率影响的异质性, 为人工智能应用于实体经济, 促进经济高质量发展提供了有益思考。

一、理论分析与研究假设

(一) 人工智能、信息不对称与实体经济融资效率

首先, 人工智能可以增强数据整合和提升信息透明度。实体经济的融资活动通常涉及企业、投资者、金融机构的信息交流与沟通。以往, 信息不对称是融资活动中的一个主要问题, 企业不一定能够提供充分和准确的信息, 投资者也难以获得可靠和详尽的企业信息, 而人工智能通过大数据分析和自

然语言处理技术,能够整合和处理大量的数据,提取信息的核心要素并进行分析,进而提高信息的透明度和准确性。这使得企业和投资者能够更加清晰地了解对方的需求和条件,有效缓解信息不对称。其次,人工智能技术可以提供智能化的信息披露和交流平台,为企业和投资者之间的沟通提供便利。这些平台可以基于数据分析和机器学习算法,自动化地生成企业的融资材料和信息披露文件,并将其与投资者的需求进行匹配。同时,通过自然语言处理技术,人工智能可以实现智能化的问答和交流,解答投资者的疑问,并提供可供参考的指导信息。这样,企业和投资者能够更加快速、准确地共享信息,有效地缓解两者间的信息不对称。再次,人工智能能够实施风险评估和预测。在实体经济的融资过程中,风险评估是一个重要的环节,人工智能可以通过分析大量的数据并运用机器学习算法^[19],提供更准确的风险评估和预测。人工智能可以通过对企业的财务状况、市场竞争环境和行业趋势等因素进行综合分析,进而帮助投资者和金融机构更全面地了解融资项目的风险水平。这样,投资者可以更有信心地做出决策,从而降低信息不对称带来的风险。最后,人工智能的自然语言处理技术可以对文本数据进行语义分析和理解。在实体经济的融资过程中,自然语言处理技术可以帮助投资者更好地理解企业的财务报告、市场调研报告等。例如,在分析企业的财务报表时,自然语言处理技术可以自动化地识别和解析关键数据,并进行财务比较分析。这样投资者可以更加有效地了解企业的业绩表现和潜在风险,更准确地做出决策。此外,人工智能还能够促进智能化合约的实现。智能合约技术可以将合约规则编程化,自动执行合约条款,降低合约执行的成本和风险。在实体经济的融资过程中,智能合约技术可以提高信息披露的透明度,促进企业和投资者之间的诚信合作^[20]。例如,在私募融资领域,企业可以利用智能合约技术,约束投资者将资金用于特定用途,保证融资项目的正常运作和资金安全。这样,投资者能够更加信任企业,降低信息不对称和风险。因此,本文提出如下假设:

假设 H1: 人工智能能够降低金融机构与实体企业之间的信息不对称,从而提升实体经济融资效率。

(二) 人工智能、融资约束和实体经济融资效率

“融资难”“融资贵”的融资约束问题长期制约着企业的对内对外发展^[21],这归根结底是信息不对称造成的。从企业的角度来讲,破解信息不对称难题,就能匹配到与其清偿能力相适应的资金供给^[22];降低信息不对称,能够降低融资成本,提高融资时效和资金的可获得性。在作用机制上,有学者认为,通过“技术溢出效应”,金融科技“赋能”降低了金融机构与企业之间的信息不对称,在“量”上缓解了企业融资约束,在“质”上提高了信贷资源配置^[23-25]。还有学者认为,融资能力受科技金融数字化实现形式影响,“科技金融业务创新”推动了科技金融机构信息搜寻技术的变革,改善了信息结构,优化了信贷决策的信息环境,增强了“逆向选择风险”规避能力,又能够在低成本低风险的基础上处理海量数据^[26-27]。

一般来说,一方面,人工智能有助于提高信贷决策的效率和准确性,人工智能技术通过分析大量的数据,如企业的财务报表、行业数据、社交媒体信息等,来评估企业的信用状况和还款能力,这种深入的数据分析可以帮助金融机构做出更加准确和迅速的信贷决策,降低信贷风险,从而有助于缓解企业的融资约束;另一方面,人工智能技术能够提升金融服务的可及性,特别是通过移动应用和在线平台的广泛使用,金融服务得以覆盖更广泛的企业群体,包括那些地处偏远地区或以往因规模较小而难以吸引金融机构注意的企业。融资约束的缓解通常意味着金融机构愿意以更低的利率提供贷款,或者投资者愿意以更优惠的条件投资。这减少了企业为获取资金所需支付的利息或股权成本,从而降低了整体的资金成本。同时,人工智能技术有助于加快融资速度,当融资约束减少时,企业向金融机构

申请贷款或通过资本市场筹集资金的过程会更加顺畅、快捷、高效。因此, 本文提出如下假设:

假设 H2: 人工智能能够通过缓解融资约束, 从而提升实体经济融资效率。

(三) 人工智能、企业竞争和实体经济融资效率

飞速发展的人工智能技术势必会应用于融资活动中^[28], 其在实体经济融资中的应用, 为实体经济的发展带来了全新的变革, 这种变革的推动力之一就是竞争。一方面, 随着人工智能技术的发展和普及, 越来越多的企业可以轻松获取和应用这些技术, 使得原本需要大量人力等资源才能实现的工作内容变得更加容易。这降低了实体企业进入市场的门槛, 同时提升了实体企业的竞争力。另一方面, 人工智能技术可以自动化完成许多重复性工作, 并且在数据处理、分析和预测等方面具有很高的效率和准确度。通过应用人工智能技术, 企业可以大幅提高生产效率、降低成本, 从而在市场上以更具竞争力的价格提供产品和服务。当市场上很多企业都利用人工智能提升自身竞争力时, 市场上企业之间的竞争就会显著加剧。

已有一些学者在人工智能加剧企业竞争方面做了支撑性研究。宋敏等^[29]认为, 金融科技发展改变竞争格局, 对内促进了支持创新的基础设施建设; 对外加剧了生存和发展的竞争压力, 最终推动金融创新水平的提升, 从而加剧企业竞争程度。金融科技通过缓解企业的融资约束、提高税收返还两个渠道促进企业创新, 企业创新表现为专利申请数量的增加和研发投入的增加^[30]。数字金融发展能够有效解决企业的“融资难”“融资贵”问题, 这意味着在企业融资约束得以缓解的情况下, 企业内部充裕的现金流能够为企业的研发活动提供保障, 从而促进企业实质性创新产出的提升, 并能够驱动企业去杠杆、稳定财务状况, 这些都有助于企业技术创新产出的增加^[31-34]。这些研究表明, 人工智能等技术的应用能够提升企业的创新能力, 从而加剧企业之间的竞争。而这种企业之间的竞争加剧, 能够使得企业根据自身的规模、发展阶段、面临的难题, 选择合适的融资模式, 从而降低融资成本、提高融资效率。此外, 因为企业竞争程度的加剧, 企业会争相增强自身的业绩表现, 这种表现的变好又会为资金供给者快速识别企业信贷能力提供便利, 从而提升实体经济的融资效率。因此, 本文提出如下假设:

假设 H3: 人工智能能够通过加剧实体企业的竞争, 从而提升实体经济融资效率。

二、研究设计与变量选择

(一) 样本选取与数据来源

本文以 2000—2022 年的中国上市公司为研究样本, 在行业分类中剔除金融业和金融属性较强的房地产业, 并剔除 ST 和 *ST 类上市公司, 数据主要来源于 CSMAR 数据库; 人均国内生产总值和消费者物价指数来源于 EPS DATA 数据平台; 人工智能专利数据来自国家知识产权局、WinGo 财经文本数据平台、各上市公司的专利申请书和年度报告。遵循以往实证数据处理惯例, 本文删除了主要数据缺失的样本, 对样本缺失值进行了线性平均内部插值和外部插值, 插值后仍存在缺失值的部分, 用 0.000 1 值补全, 因为本文设定模型需取对数, 为保证样本量不损失, 则其值的设定需要大于 0, 从理论上讲, 融资效率值为 0.000 1, 可以理解为融资效率为 0, 即融资零效率。本文在进行后文实证分析时对数据进行了上下双侧 1%异常值的缩尾处理, 由于样本缺失值较少, 所以处理后对整体结果的影响可以忽略不计, 经处理最终得到 51 350 个企业一年度观测数据。

(二) 模型构建与变量定义

为有效识别人工智能对实体经济融资效率的影响, 本部分以非金融类上市公司为研究样本, 参考

张玉喜和赵丽丽^[35]等的模型设计思路,设定本文的计量模型为:

$$\ln FE_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln AI_{it} + \beta_2 \ln SIZE_{it} + \beta_3 \ln TAT_{it} + \beta_4 \ln AGR_{it} + \beta_5 \ln EPS_{it} + \beta_6 \ln LEV_{it} + \beta_7 \ln pGDP_{it} + \beta_8 \ln CPI_{it} + \gamma_i + \theta_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

式(1)中, i 和 t 分别代表企业和年份, $\ln FE_{it}$ 、 $\ln AI_{it}$ 、 $\ln SIZE_{it}$ 、 $\ln TAT_{it}$ 、 $\ln AGR_{it}$ 、 $\ln EPS_{it}$ 、 $\ln LEV_{it}$ 、 $\ln pGDP_{it}$ 、 $\ln CPI_{it}$ 分别表示对 i 企业 t 年份的融资效率、人工智能、企业资产规模、资产周转率、总资产增长率、每股收益、资产负债率、人均国内生产总值、居民消费价格指数取对数, β_0 表示常数项, β_1 、 β_2 、 β_3 、 β_4 、 β_5 、 β_6 、 β_7 、 β_8 表示对应解释变量的系数, γ_i 表示企业固定效应, θ_t 表示时间固定效应, ε_{it} 表示随机干扰项,该模型涉及的主要变量阐述如下。

1. 被解释变量: 实体经济融资效率

本文以我国实体经济的融资效率作为被解释变量,在具体操作时,测算主体为上市公司的融资效率,而企业的融资效率与该企业的融资成本、融资收益和融资风险密切相关。在融资效率的衡量上,方芳和曾辉^[36]构造了公式(2),但该公式只考虑了收益和成本对企业融资效率的影响,未考虑企业的融资风险。黄辉^[37]构造了公式(3)测算融资效率,而该公式只涉及企业的融资成本和风险,未考虑融资收益。本文综合参照张玉喜和赵丽丽的研究^[35],将他们基于科技创新企业研究的方法运用到本文上市公司的研究上,从企业的成本、收益和风险三个方面,衡量企业融资效率,具体衡量公式如式(4)所示。

$$\text{融资效率} = \text{投资报酬率} / \text{资本成本率} \times 100\% \quad (2)$$

$$\text{融资效率} = [1 - \text{加权平均资本成本} \times (1 + \text{企业破产率})] \times 100\% \quad (3)$$

$$FE = FI \times [1 - FC \times (1 + FR)] \times 100\% \quad (4)$$

式(4)中, FE 表示融资效率, FI 表示融资收益, FC 表示融资成本, FR 表示融资风险。融资效率指标及计算公式见表1。

表1 融资效率指标及计算公式

指标类别	衡量变量	计算公式
融资收益(FI)	净资产收益率(ROE)	$ROE = \text{净利润} / \text{平均净资产}$
融资成本(FC)	债务利息(DI)	$DI = \text{利息费用} / \text{总负债}$
融资风险(FR)	财务风险(FRI)	$FRI = \text{息税前利润} / (\text{息税前利润} - \text{利息})$

2. 核心解释变量: 人工智能

本文的核心解释变量为人工智能,用人工智能专利数据进行衡量,主要是通过词频法抓取数据,运用python爬虫技术爬取国家知识产权局、WinGo财经文本数据平台、各上市公司的专利申请书和年度报告中的上市公司人工智能专利模糊词语,检索标题及摘要,如标题或摘要中出现人工智能特征的模糊词语项则记为一项人工智能专利^①。其中模糊词语包括人工智能、大数据、算法、算力、机器学习、深度学习、智能机器人、数字技术、智能制造、现代信息系统、商业智能、图像理解、投资决策辅助系统、智能数据分析、生物识别技术、人脸识别、语音识别、身份验证、自然语言处理、数据挖掘、文本挖掘、数据可视化、增强现实、虚拟现实、智能客服、智能投顾、智能营销、智能制造、智能技术、智能化,共计30组模糊词语。

3. 控制变量

为了有效控制其他影响上市公司融资效率的因素,本部分参考洪祥骏等^[38]的研究,引入企业层面

的系列控制变量, 主要包括企业资产规模(*SIZE*)、资产周转率(*TAT*)、总资产增长率(*ARG*)、每股收益(*EPS*)、资产负债率(*LEV*); 同时本文也引入地区层面的控制变量, 包括地区人均国内生产总值(*pGDP*)、居民消费价格指数(*CPI*)。

(三) 描述性统计

本文实证部分所使用变量的基本统计量特征, 如指标的观测值数、单位、均值、标准差、最小值和最大值等呈现如表 2。

表 2 描述性统计结果

指标		观测值	单位	均值	标准差	最小值	最大值
名称	英文简写						
融资效率	<i>FE</i>	51 350	/	0.14	4.84	0.00	713.20
人工智能	<i>AI</i>	51 350	项	1.83	4.92	1.00	228.00
资产规模	<i>SIZE</i>	51 350	亿元	125.00	701.00	0.00	27 300.00
资产周转率	<i>TAT</i>	51 350	次/年	0.66	0.58	0.00	36.02
总资产增长率	<i>AGR</i>	51 350	/	0.24	0.72	0.00	72.52
每股收益	<i>EPS</i>	51 350	元/股	1.05	64.26	0.00	9 375.74
资产负债率	<i>LEV</i>	51 350	/	0.49	4.22	0.00	877.26
人均国内生产总值	<i>pGDP</i>	51 350	元	67 336.60	44 361.54	0.00	203 000
居民消费价格指数	<i>CPI</i>	51 350	/	97.30	21.87	0.00	117.70
人工智能技术	<i>Alt</i>	51 350	项	2.22	6.73	1.00	305.00
大数据	<i>Bigdata</i>	51 350	项	2.83	8.94	1.00	323.00
信息不对称	<i>ASY</i>	51 350	/	0.15	0.44	0.00	29.14
融资约束	<i>KZFC</i>	51 350	/	1.70	2.16	0.00	24.80
企业竞争	<i>RDOI</i>	51 350	/	5.41	168.58	0.00	29 256.16

三、实证结果与分析

(一) 基准回归

以 2000—2022 年上市公司人工智能专利数作为人工智能的衡量指标, 运用固定效应面板模型进行最小二乘法回归, 结果如表 3 所示。表 3 中列(1)汇报的结果是未加入控制变量和时间固定效应时人工智能对上市公司融资效率的回归结果, 结果显示, 人工智能对数对上市公司融资效率对数的影响在 1%的置信水平上显著为正, 影响系数为 0.471, 表明上市公司人工智能的对数每提高 1 个单位会导致上市公司融资效率的对数提高 0.471 个单位。列(2)汇报了加入系列控制变量后的结果, 在加入系列控制变量后, 人工智能对数对上市公司融资效率对数的影响依然在 1%的置信水平上显著为正, 影响系数变为 0.029。列(3)汇报了在同时加入系列控制变量和时间固定效应后的回归结果, 其影响系数在 5%的置信水平上显著为正, 系数值为 0.023。因此, 在依次加入系列控制变量、时间固定效应后, 人工智能对上市公司融资效率的影响依然显著为正, 这在一定程度上表明上市公司人工智能的发展对上市公司融资效率产生正向促进作用, 即上市公司人工智能的发展会促进上市公司融资效率的提升。

表3 人工智能对上市公司融资效率影响的基准回归

变量	(1) lnFE	(2) lnFE	(3) lnFE
lnAI	0.471*** (19.92)	0.029*** (3.09)	0.023** (2.38)
lnSIZE		-0.314*** (-52.01)	-0.348*** (-49.76)
lnTAT		0.074*** (7.97)	0.079*** (8.40)
lnAGR		-0.007*** (-5.88)	-0.006*** (-5.03)
lnEPS		0.793*** (462.90)	0.793*** (460.72)
lnLEV		0.396*** (38.72)	0.410*** (39.61)
lnpGDP		0.098*** (12.99)	0.033*** (2.95)
lnCPI		-0.156*** (-12.09)	-0.051*** (-2.88)
常数	-3.315*** (-328.33)	5.207*** (43.41)	6.095*** (40.28)
企业固定效应	是	是	是
时间固定效应	否	否	是
观测值	51 350	51 350	51 350
公司数量	5 013	5 013	5 013
R ²	0.008	0.861	0.861
F值	396.7	35 745	9 584

注：表内数字为变量回归系数，对应括号内数字为t值，*、**、***分别表示在10%、5%、1%的统计水平上显著。

(二) 稳健性检验

1. 人工智能指标的重构与替换

为增强基准回归结果的稳健性，本文对人工智能指标进行了重构与替换。首先是对人工智能指标进行了重构，重构的方法是在衡量人工智能的模糊词语中增加了5组相关词语，这5组词语分别是高端智能、工业智能、智能控制、智能管理、智能系统，替换之后的变量称为人工智能技术(AIt)，回归结果如表4列(1)所示，人工智能技术对上市公司融资效率的影响在5%的置信水平上显著为正，影响系数为0.022。此外，用人工智能的核心底层技术大数据(Bigdata)对人工智能指标进行替换，本文的大数据获得方式与人工智能的数据获得方式类似，大数据检索的模糊词语包括大数据、数字技术应用、数据挖掘、数据可视化、异构数据、数据中心、数据平台、数据科学、数字控制、数字技术等10组词语，替换变量后的回归结果如表4列(2)所示，大数据的对数值对上市公司融资效率对数值的影响在1%的水平上显著为正，影响系数为0.029。因此，对人工智能指标进行重构和替换后，人工智能对上市公司融资效率的影响依然显著为正，说明基准回归的结果依然稳健。

表 4 稳健性检验回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	lnFE	lnFE	lnFE	lnFE
lnAlt	0.022** (2.44)			
lnBigdata		0.029*** (3.79)		
lnAI			0.021** (1.98)	0.027*** (5.37)
常数	6.101*** (40.26)	6.128*** (40.41)	5.527*** (35.71)	4.063*** (52.28)
控制变量	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是
观测值	51 350	51 350	51 350	48 657
公司数量	5 013	5 013	5 013	4 966
R ²	0.861	0.861	0.868	0.970
F 值	9 584	9 586	10 113	46 408

注: 表内数字为变量回归系数, 对应括号内数字为 *t* 值, *, **, *** 分别表示在 10%、5%、1% 的统计水平上显著。

2. 样本缩尾与截尾处理

另外, 本文对样本进行上下 3% 双侧缩尾, 处理后的回归结果如表 4 列(3)所示, 人工智能对上市公司融资效率的影响在 5% 的置信水平上显著为正, 影响系数为 0.021。进一步对样本进行上下 3% 双侧截尾, 截尾后样本量变为 48 657 个, 回归结果如表 4 列(4)所示, 人工智能对上市公司融资效率的影响在 1% 的水平上保持显著为正, 影响系数为 0.027。因此, 通过缩尾及截尾等一系列处理后, 人工智能对上市公司融资效率的正向影响仍然稳健。

(三) 内生性问题处理

1. 工具变量 2SLS 回归结果

本文在基准回归时已经尽可能考虑了控制变量的问题, 然而, 由于上市公司融资效率的提升, 会促使上市公司向好发展, 进一步也可能会促进人工智能的进步, 由此可能产生反向因果的问题。因此, 本文进一步运用工具变量(IV)——两阶段最小二乘法(2SLS)对可能存在的反向因果问题进行处理, 本文选择使用滞后一期人工智能专利数作为工具变量进行检验, 选择的原因是: 由于时间的局限性, 当期的上市公司融资效率不会影响到过去上一期的人工智能发展, 同时相邻期的人工智能专利数据受到公司人工智能发展的影响, 相邻两期专利数据具有高度关联性, 因此, 该工具变量同时满足相关性和外生性两个条件。表 5 列(1)和列(2)汇报了使用工具变量后的回归结果, 列(1)反映了滞后一期的人工智能与当期人工智能呈现高度正相关, 滞后一期的人工智能在 1% 的置信水平上显著影响当期的人工智能水平。进一步, 将工具变量代替人工智能进行回归, 结果显示, 人工智能在 1% 的置信水平上显著影响上市公司融资效率, 影响系数为 0.065, 进一步说明在解决反向因果的内生性问题后, 人工智能的发展对上市公司融资效率的提升依然保持显著的促进作用。

并且, 工具变量通过了不可识别检验和弱工具变量检验, 分别表现为 Kleibergen-Paap rk LM 值的 *P* 值为 0, 拒绝工具变量不可识别的原假设, Cragg-Donald Wald *F* 的值 27 000 和 Kleibergen-Paap rk Wald *F* 的值 5 914.305 远大于 Stock-Yogo 检验 10% 的临界值 16.380, 工具变量不为弱工具变量。

表5 工具变量2SLS回归结果

变量	(1) ln AI	(2) ln FE
IV	0.897*** (310.09)	
ln AI		0.065*** (7.92)
常数	0.178*** (6.14)	2.771*** (37.58)
控制变量	是	是
企业固定效应	是	是
时间固定效应	是	是
Kleibergen-Paap rk LM 统计量	1 768.66 [0.000]	
Cragg-Donald Wald F 统计量	27 000 {16.380}	
Kleibergen-Paap rk Wald F 统计量	5 914.305 {16.380}	
观测值	46 254	46 254
R ²	0.699	0.869
F 值	13 399	

注: ① ()内数字为 t 值, < >内数字为 Z 值, []内数字为 P 值, { }内数字为 Stock-Yogo 弱识别检验 10% 水平的临界值。② 计量结果由 stata 软件 xtivreg2 和 ivregress2 2sls 命令运行得出。

2. 动态面板—系统 GMM 回归结果

工具变量法可以从一定程度上解决人工智能发展与上市公司融资效率反向因果的问题,但很难消除共同趋势造成的内生性。共同趋势是指随着社会的发展,人工智能会发展得越来越好,同时,上市公司的融资效率也会越来越高,导致两者之间的关系不是真实的因果关系,而是由共同趋势所导致的结果。因此,本文将进一步使用动态面板检验人工智能与上市公司融资效率之间的关系,并使用系统广义矩估计方法(即系统 GMM)进行参数估计。在模型设定上,以上市公司融资效率作为被解释变量,人工智能作为核心解释变量,同时引入被解释变量的滞后项(L.lnFE)与解释变量的滞后项(L.lnAI),构成动态面板,系统 GMM 的估计结果如表 6 所示,人工智能对数的回归系数为 0.108,在 5%的水平上显著为正。模型的 AR(2)值 0.380 和 Hansen 检验 P 值 0.275 均大于 0.1,表明残差不存在自相关,系统 GMM 方法估计结果较好。回归结果表明,在有效控制共同趋势等内生性问题后,人工智能与上市公司融资效率依然满足因果统计推断要求,进一步验证人工智能的发展能够促进上市公司融资效率的提升。

表6 动态面板—系统 GMM 回归结果

变量	lnFE
L.lnFE	0.478*** (2.93)
lnAI	0.108** (2.30)
常数	-1.873 (-0.74)
控制变量	是
观测值	46 254
企业数量	4 601
AR(2)	0.380
Hansen	0.275

注: 表内数字为变量回归系数,对应()内数字为 z 值, *、**、***分别表示在 10%、5%、1%的统计水平上显著。

四、机制检验与异质性分析

(一) 机制检验

为了验证人工智能通过信息不对称、融资约束、企业竞争等影响实体经济融资效率的理论机制, 本部分选择中介效应模型对影响机制进行检验, 构造模型如式(5)和式(6)。

$$Mechanism(k)_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln AI_{it} + \beta_2 \ln SIZE_{it} + \beta_3 \ln TAT_{it} + \beta_4 \ln AGR_{it} + \beta_5 \ln EPS_{it} + \beta_6 \ln LEV_{it} + \beta_7 \ln pGDP_{it} + \beta_8 \ln CPI_{it} + \gamma_i + \theta_t + \varepsilon_{it} \quad (5)$$

$$\ln FE_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln AI_{it} + \bar{\beta} Mechanism(k)_{it} + \beta_2 \ln SIZE_{it} + \beta_3 \ln TAT_{it} + \beta_4 \ln AGR_{it} + \beta_5 \ln EPS_{it} + \beta_6 \ln LEV_{it} + \beta_7 \ln pGDP_{it} + \beta_8 \ln CPI_{it} + \gamma_i + \theta_t + \varepsilon_{it} \quad (6)$$

式(5)和式(6)中, i 和 t 分别代表企业和年份, $Mechanism(k)_{it}$ 表示 i 企业在 t 年份的中介作用机制变量, 其中 k 等于 1、2 或 3, 当 $k=1$ 时, 本文参照于蔚等^[39]的研究, 选择指标以公司个股的交易资料为数据来源, 通过构建流动性比率指标、非流动性比率指标和收益率反转指标等三个股票流动性指标, 捕捉证券市场上非知情交易者与知情交易者关于企业价值的信息不对称程度, 进一步对流动性指标进行主成分分析, 构建信息不对称综合指标, 作为资金供给方与企业之间信息不对称程度的代理变量(用 ASY 表示); 当 $k=2$ 时, 本文选取融资约束作为中介机制变量, 用融资约束 KZ 指数衡量(用 $KZ-FC$ 表示); 当 $k=3$ 时, 本文选取企业竞争程度作为中介作用机制变量, 用研发投入占营业收入比例衡量(用 $RDOI$ 表示), 其他变量含义与公式(1)变量含义相同。

表 7 列(1)和列(2)汇报的是将信息不对称作为中介机制变量的回归结果, 列(1)显示人工智能的对数对信息不对称值对数的影响系数为-0.345, 在 1%的置信水平上显著为负, 表明人工智能对信息不对称有显著的负向影响, 即人工智能能够降低信息不对称, 列(2)显示信息不对称对数的系数为-0.013,

表 7 机制检验回归结果

变量	(1) ln ASY	(2) ln FE	(3) KZ-FC	(4) ln FE	(5) ln RDOI	(6) ln FE
ln AI	-0.345*** (-10.53)	0.019* (1.91)	-0.019* (-1.87)	0.023** (2.32)	0.185*** (6.00)	0.024** (2.41)
ln ASY		-0.013*** (-9.51)				
KZ-FC				-0.034*** (-13.30)		
ln RDOI						0.012** (2.48)
控制变量	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	51 350	51 350	51 350	51 350	51 350	51 350
企业数量	5 013	5 013	5 013	5 013	5 013	5 013
R ²	0.468	0.862	0.371	0.862	0.383	0.861
F 值	1 359	9 296	910.5	9 316	960.1	9 275

注: 表内数字为变量回归系数, 对应()内数字为 t 值, *, **, ***分别表示在 10%、5%、1%的统计水平上显著。

也在 1%的水平上显著为负,表明信息不对称显著负向影响了实体经济的融资效率,综合来看,人工智能能够显著降低信息不对称,从而提升实体经济融资效率,假设 H1 得证。

表 7 列(3)和列(4)是将融资约束作为机制变量的回归结果,列(3)显示人工智能的对数对融资约束 KZ 指数值的影响系数为 -0.019 ,在 10%的置信水平上显著为负,表明人工智能对融资约束有显著的负向影响,即人工智能的发展能够降低实体企业的资金约束;列(4)显示 $KZ-FC$ 对应系数为 -0.034 ,在 1%的置信水平上显著为负,表明融资约束增强会降低实体企业的融资效率。综合而言,人工智能能够显著降低融资约束,从而提升实体企业融资效率,假设 H2 得证。

表 7 列(5)和列(6)汇报了将企业竞争作为中介机制变量的回归结果,列(5)显示人工智能的对数对企业竞争程度的对数的影响系数为 0.185,在 1%的置信水平上显著为正,表明人工智能发展会加剧实体企业的竞争程度;列(6)显示企业竞争程度对数的系数为 0.012,在 5%的置信水平上显著为正,表明实体企业竞争程度的加剧会提高实体企业融资效率。综合而言,人工智能的发展会加剧实体企业的竞争程度,进而提升实体企业融资效率,假设 H3 得证。

(二) 异质性分析

1. 区域异质性

为了探究人工智能对我国不同地区实体企业的影响是否存在差异,以及人工智能对上市公司融资效率影响程度不同可能的原因是什么,本文进行了区域异质性分组,根据上市公司所在省份,按照地理属性分为东部、中部、东北、西部四个地区,其中东部地区包含北京市、天津市、河北省、上海市、江苏省、浙江省、福建省、山东省、广东省,中部地区包含山西省、河南省、安徽省、湖北省、江西省和湖南省,东北地区包含辽宁省、吉林省和黑龙江省,西部地区包含贵州省、云南省、宁夏回族自治区、新疆维吾尔自治区、甘肃省、内蒙古自治区、青海省、西藏自治区、陕西省、四川省、重庆市和广西壮族自治区。分组回归发现(见表 8),人工智能对上市公司融资效率的影响仅在东部地区较为显著,表现为回归结果在 5%的水平上显著为正,影响系数为 0.024,在中部、东北和西部地区则不明显,这可能是因为中部、东北和西部地区目前人工智能的发展水平不及东部地区,发展条件受限,导致人工智能对实体企业的融资效率还未能产生明显影响。因而,加强人工智能基础设施建设,推进人工智能发展,将可能提升实体经济融资效率,促进地方经济高质量发展。

表 8 分组回归结果

变量	分区域				分企业属性		
	东部	中部	东北	西部	国企	民营	外资
	$\ln FE$	$\ln FE$	$\ln FE$	$\ln FE$	$\ln FE$	$\ln FE$	$\ln FE$
$\ln AI$	0.024** (2.33)	0.010 (0.31)	0.031 (0.48)	-0.000 (-0.01)	0.162*** (3.64)	0.033*** (2.72)	0.276** (2.09)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是	是	是
观测值	31 160	7 292	2 230	6 937	20 524	24 641	1 785
R^2	0.888	0.846	0.876	0.838	0.858	0.840	0.839
F 值	7 257	1 167	474.1	1 091	4 194	4 667	323.9

注:表内数字为变量回归系数,对应括号内数字为 t 值,*、**、***分别表示在 10%、5%、1%的统计水平上显著。

2. 企业所有制异质性

我们依据企业所有制属性对上市公司进行分组, 分析在不同所有制属性的企业中, 人工智能对实体经济融资效率的影响效果是否不同, 进而分析可能存在的原因。根据企业所有制属性, 将企业分为国有企业、民营企业和外资企业, 对股权性质同时兼具两种属性的企业进行了剔除, 如民营和外资、国企和民营等。通过分组回归发现(见表 8), 人工智能对国有企业组、民营企业组等两组上市公司融资效率的影响均在 1%的水平上显著为正, 影响系数分别为 0.162 和 0.033; 人工智能对外资企业类上市公司融资效率的影响在 5%的水平上显著为正, 影响系数为 0.276, 因此可以表明, 无论在何种类别的企业, 人工智能的投入使用均将显著提升实体企业的融资效率。另外, 从影响系数来看, 目前对民营企业的影响效果相对较弱, 因此, 国家可以进一步加大对民营企业或是中小企业在人工智能方向上的投资力度, 以破解中小企业融资难题, 提升企业融资效率, 推动实体经济更高质量发展。

五、主要结论及政策启示

(一) 主要结论

本文通过构建多维度融资效率衡量指标, 将人工智能纳入融资效率分析框架, 采用 2000—2022 年中国上市公司数据, 深入探讨并实证检验了人工智能对实体经济融资效率的影响及作用机制。本文得出以下三点研究结论:

第一, 人工智能显著提升了实体经济的融资效率。实证结果显示, 人工智能对上市公司融资效率的影响显著为正, 即使在重构与替换人工智能指标、缩减样本等稳健性处理, 以及采用工具变量法、动态面板—系统 GMM 等方法解决内生性问题后, 这一结果依然稳健。这表明人工智能的发展有效促进了实体经济融资效率的提升。

第二, 人工智能能通过降低信息不对称、缓解融资约束、加剧企业竞争等途径, 提升实体经济融资效率。首先, 人工智能通过大数据分析和自然语言处理技术等, 增强了数据整合和信息透明度, 有效降低了资金供需双方的信息不对称; 其次, 人工智能技术的应用缓解了企业的融资约束, 提高了信贷资源配置的效率, 降低了融资成本, 提升了融资时效和资金的可获得性; 最后, 人工智能的普及和应用加剧了企业间的竞争, 倒逼企业根据自身情况选择合适的融资模式, 从而提高融资效率。

第三, 在异质性上, 人工智能对不同区域企业和不同所有制属性企业的融资效率的影响存在差异, 表现为: 对东部地区的影响效应显著, 对中西部及东北地区的影响效应不明显; 人工智能对国有企业、民营企业和外资企业的融资效率均有显著的正向影响, 但对民营企业的影响相对较弱。

(二) 政策启示

第一, 着力加强中西部地区人工智能基础设施建设。实证研究发现, 与东部地区相比, 在中西部地区, 人工智能对实体经济融资效率的影响还不够显著。为了有效应对这一问题, 应加大对中西部地区人工智能基础设施建设的投入。这种投入包括政策上的倾斜和资金、人才上的投入等。具体而言, 可以从以下几个方面着手: 一是制定专项政策以支持中西部地区人工智能的发展, 通过优化政策环境, 为人工智能技术的研发和应用创造更加有利的条件, 如实施税收优惠政策、资金支持政策、人才激励政策等; 二是引导多元资金投入, 鼓励民营企业在中西部投资建厂, 支持中西部地区人工智能基础保障设施的配套升级, 增强对新一代人工智能技术的承接能力; 三是建设中西部人工智能人才培训基地, 对中西部地区的职业技能型人才实施本地化培养, 增强人才应用的便利性与人才的归属感; 四是加大对人才的引进力度, 对愿意支持中西部地区发展的人才给予更好的职业晋升通道、福利保障和工资待

遇,为人工智能的发展提供坚实的人才支撑^[40]。

第二,加大人工智能在民营企业的应用力度。研究发现,相比于国有企业和外资企业,目前在民营企业中人工智能作用于实体经济融资效率的效果还较弱。中小微民营企业“融资贵”“融资难”是需要着力解决的问题,人工智能的应用对中小微企业的融资效率的影响应该会更加显著,但从目前研究来看,这种影响效果还相对较弱,其原因可能是人工智能的发展还不足,导致其在民营企业的应用效果还不佳。民营企业应充分认识到人工智能在提升融资效率方面的重要作用,抢抓新一代人工智能带来的重要机遇,积极引入人工智能技术,优化融资流程,降低融资成本,提高融资效率,破解融资难题,从而在新一轮技术革命中推动本企业向前发展。

第三,加大政策倾斜力度,鼓励人工智能技术与实体经济深度融合^[41],推动实体企业智能化发展,加快实体经济新质生产力形成。制定政策前期要充分调研,了解市场需求,从财政、税收等政策领域支持实体企业智能化投入,制定涵盖技术开发、创新应用等领域的财税政策,对技术开发企业给予税收优惠,技术应用企业享受财政补贴,严格细化政策享受的具体条件,确保政策精准落地实施,进行政策中后期效应分析,适时调整、优化政策指向。同时,注重政策的持续性、重点性,避免突发性的强力干预,稳定市场的政策预期。针对实体企业在智能化融合过程中的技术优化和升级迭代,建议政府采取专项政策措施,以构建人工智能促进实体经济发展的新增长引擎。

第四,加强宏观审慎监管,完善技术保障体系,防范重大信息安全风险和“寻租”行为。人工智能的有效利用以大数据为基础,大数据技术对信息的大量采集也将带来重大信息的泄露风险,政府应该发挥包容审慎的宏观管理职能,在安全发展和战略资源等关键领域提供技术保障,提升技术监管的针对性、及时性和有效性,助力企业信息安全。同时,需要提高对新技术的研发与应用的辨识能力,精准识别具备创新力的企业,合理配置创新资源,有效防范在税收优惠和财政返还政策中可能出现的“寻租”行为,从而提升政策执行效果。

注释:

① 为了避免取对数值后无意义,本文在实证检验时对获取的人工智能数据进行了+1处理。

参考文献:

- [1] ZHANG B, ZHU J, SU H. Toward the third generation artificial intelligence[J]. *Science China Information Sciences*, 2023, 66(2): 121101.
- [2] ZHU C. Big data as a governance mechanism[J]. *The Review of Financial Studies*, 2019, 32(5): 2021–2061.
- [3] 王庭东,尹丽丽.数据要素参与对企业资本配置效率的影响研究[J].*南方经济*,2024(9):1–24.
- [4] BUCHAK G, MATVOS G, PISKORSKI T, et al. Fintech, regulatory arbitrage, and the rise of shadow banks[J]. *Journal of Financial Economics*, 2018, 130(3): 453–483.
- [5] 张鑫,王明辉.中国人工智能发展态势及其促进策略[J].*改革*,2019(9):31–44.
- [6] 杜传忠,疏爽.人工智能与经济高质量发展:机制、成效与政策取向[J].*社会科学战线*,2023(12):78–87,281.
- [7] 范德志,于水.生成式人工智能大模型助推实体经济高质量发展:理论机理、实践基础与政策路径[J].*云南民族大学学报(哲学社会科学版)*,2024,41(1):152–160.
- [8] 刘家旗,薛飞,茹少峰.人工智能技术对城市经济韧性的影响研究[J].*软科学*,2024,38(6):13–19,60.
- [9] 冯涛,董嘉昌,李佳霖.ChatGPT等生成式人工智能对我国经济高质量发展的双重影响及其应对[J].*陕西师范大学学报(哲学社会科学版)*,2023,52(4):44–54.

- [10] 张浩, 杨炜妮, 谭雯倩. 境外投资者持股与企业投融资期限错配[J]. 国际金融研究, 2024(10): 87-96
- [11] 孙文娜, 苏跃辉. 征信机构如何破解中小企业融资信息不对称难题[J]. 人民论坛, 2019(29): 84-85.
- [12] PHAN H B D, NARAYAN K P, RAHMAN E R, et al. Do financial technology firms influence bank performance?[J]. Pacific-Basin Finance Journal, 2020, 62: 101210.
- [13] 张一林, 郁芸君, 陈珠明. 人工智能、中小企业融资与银行数字化转型[J]. 中国工业经济, 2021(12): 69-87.
- [14] 张一林, 林毅夫, 龚强. 企业规模、银行规模与最优银行业结构——基于新结构经济学的视角[J]. 管理世界, 2019, 35(3): 31-47, 206.
- [15] 刘畅, 刘冲, 马光荣. 中小金融机构与中小企业贷款[J]. 经济研究, 2017, 52(8): 65-77.
- [16] LAEVEN L, LEVINE R, MICHALOPOULOS S. Financial innovation and endogenous growth[J]. Journal of Financial Intermediation, 2015, 24(1): 1-24.
- [17] 顾海峰, 卞雨晨. 科技-金融耦合协同提升了企业融资效率吗? ——基于中国 755 家科技型上市公司的证据[J]. 统计与信息论坛, 2020, 35(9): 94-109.
- [18] 郭金录, 金宁, 张婕, 等. 科技金融与企业融资效率——来自长三角城市群高新技术企业的经验证据[J]. 中央财经大学学报, 2023(10): 68-80.
- [19] 梅立润. 人工智能时代国家治理的算法依赖及其衍生难题[J]. 中南大学学报(社会科学版), 2022, 28(6): 123-131.
- [20] 韩民春, 彭刚东, 袁瀚坤. 人工智能驱动现代化产业体系协同发展的理论机制、实证检验与实现路径[J]. 经济问题探索, 2024(3): 112-132.
- [21] 刘莉亚, 何彦林, 王照飞, 等. 融资约束会影响中国企业对外直接投资吗? ——基于微观视角的理论和实证分析[J]. 金融研究, 2015(8): 124-140.
- [22] 黄益平, 邱晗. 大科技信贷: 一个新的信用风险管理框架[J]. 管理世界, 2021, 37(2): 12-21, 50, 2, 16.
- [23] 宋敏, 周鹏, 司海涛. 金融科技与企业全要素生产率——“赋能”和信贷配给的视角[J]. 中国工业经济, 2021(4): 138-155.
- [24] 盛天翔, 范从来. 金融科技、最优银行业市场结构与小微企业信贷供给[J]. 金融研究, 2020(6): 114-132.
- [25] JAKŠIČ M, MARINČ M. Relationship banking and information technology: The role of artificial intelligence and Fintech[J]. Risk Management, 2019, 21: 1-18.
- [26] 钟成林, 胡雪萍. 科技金融数字化对科技型中小企业融资能力影响研究——基于异质性实现形式视角[J]. 重庆大学学报(社会科学版), 2021, 27(6): 46-58.
- [27] GOMBER P, KAVFFMAN R J, PARKER C, et al. On the fintech revolution: Interpreting the forces of innovation, disruption, and transformation in financial services[J]. Journal of Management Information Systems, 2018, 35(1): 220-265.
- [28] 彭俞超, 孙铭鸿, 王舒奇. 数字流量模式与企业融资约束[J]. 财经问题研究, 2023(12): 64-74.
- [29] 宋敏, 司海涛, 周鹏, 等. 金融科技发展能否促进银行创新? ——信息赋能与产业竞争的视角[J/OL]. 南开管理评论, 1-29. (2023-04-04) [2024-03-08]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/12.1288.f.20230403.1113.003.html>.
- [30] 李春涛, 闫续文, 宋敏, 等. 金融科技与企业创新——新三板上市公司的证据[J]. 中国工业经济, 2020(1): 81-98.
- [31] AYDIN S, DUBE M. Knowledge management, innovation, and competitive advantage: Is the relationship in the eye of the beholder?[J]. Knowledge Management Research & Practice, 2018, 16(3): 402-413.
- [32] HU T, XIE C. Competition, innovation, risk-taking, and profitability in the Chinese banking sector: An empirical analysis based on structural equation modeling[J]. Discrete Dynamics in Nature and Society, 2016: 1-10.
- [33] 唐松, 伍旭川, 祝佳. 数字金融与企业技术创新——结构特征、机制识别与金融监管下的效应差异[J]. 管理世界, 2020, 36(5): 52-66, 9.
- [34] 肖文, 薛天航. 劳动力成本上升、融资约束与企业全要素生产率变动[J]. 世界经济, 2019, 42(1): 76-94.
- [35] 张玉喜, 赵丽丽. 政府支持和金融发展、社会资本与科技创新企业融资效率[J]. 科研管理, 2015, 36(11): 55-63.
- [36] 方芳, 曾辉. 中小企业融资方式与融资效率比较[J]. 经济理论与经济管理, 2005(4): 38-42.
- [37] 黄辉. 企业特征、融资方式与企业融资效率[J]. 预测, 2009, 28(2): 21-27.
- [38] 洪祥骏, 林娴, 陈丽芳. 地方绿色信贷贴息政策效果研究——基于财政与金融政策协调视角[J]. 中国工业经济, 2023(9): 80-97.

- [39] 于蔚, 汪淼军, 金祥荣. 政治关联和融资约束: 信息效应与资源效应[J]. 经济研究, 2012, 47(9): 125-139.
- [40] 童嘉, 邓勇新, 李拓宇. 我国人工智能人才队伍建设: 现状、瓶颈及若干建议——基于中美两国的比较分析[J]. 创新科技, 2022, 22(11): 84-92.
- [41] 任保平, 苗新宇. 数字经济与实体经济深度融合的微观内涵、发展机理和政策取向[J]. 中南大学学报(社会科学版), 2024, 30(3): 88-98.

The impact of artificial intelligence on the financing efficiency of the real economy: Theoretical mechanism and empirical test

CHEN Jin^{1,2}, PENG Gangdong¹, HAN Weidong³, ZHANG Jisen⁴

- (1. School of Economics and Management, Tsinghua University, Beijing 100084, China;
2. Research Center for Technological Innovation, Tsinghua University, Beijing 100084, China;
3. Chongqing Taxation Bureau, Chongqing 401121, China;
4. Shennongjia Forest District Business Management Department, Hubei Province Branch, People's Bank of China, Shennongjia 442400, China)

Abstract: The financing efficiency of physical enterprises is a key indicator for measuring the quality of real economic development and has a profound impact on business operations. By constructing an evaluation index for financing efficiency from such three aspects as financing costs, financing benefits, and financing risks, and by selecting data from Chinese listed companies from 2000 to 2022, this paper explores the impact of artificial intelligence on the financing efficiency of the real economy and its mechanism of action. The study finds that artificial intelligence significantly enhances the financing efficiency of physical enterprises, and this result remains robust even after controlling for endogeneity issues using instrumental variable 2SLS and dynamic panel-system GMM methods. Mechanism analysis indicates that artificial intelligence can improve the financing efficiency of the real economy by reducing information asymmetry between capital providers and capital demanders, alleviating corporate financing constraints, and intensifying competition among enterprises. Heterogeneity analysis shows that the impact of artificial intelligence on the financing efficiency of physical enterprises in the eastern region is more significant, while its impact on the financing efficiency of physical enterprises in the central, western, and northeastern regions is not apparent. Further subgroup analysis based on enterprise ownership attributes reveals that the impact of artificial intelligence on the financing efficiency of physical enterprises is significantly positive, while its effect on private enterprises is relatively weaker.

Key words: artificial intelligence; real economy; financing efficiency; information asymmetry

[编辑: 何彩章]