

人工智能技术水平与企业投资效率*

文雯 肖瑶 牛煜皓

(北京外国语大学国际商学院, 北京 100089)



内容提要:作为引领新一轮科技革命和产业变革的战略力量,人工智能技术成为企业投资决策的重要支撑。本文以 2007—2022 年中国沪深 A 股上市公司为样本,实证检验人工智能技术水平对企业投资效率的影响及其内在机制。研究表明:人工智能技术能够显著提升企业投资效率。机制检验表明,人工智能技术通过改善企业信息环境、增强融资能力、缓解代理冲突进而提升投资效率。异质性分析显示,当企业所处行业竞争更加激烈、内部管控成本更高、信息不对称程度更大,以及所在地区数字基础设施较为完善和市场化程度较高时,人工智能技术对企业投资效率的提升作用更为显著。拓展性研究发现,人工智能技术不仅能有效抑制投资过度,还能缓解企业投资不足。同时,人工智能技术能够通过缓解非效率投资提升企业价值。本文从企业投资效率视角拓展了人工智能技术应用微观经济后果的研究,对于推动人工智能技术与产业发展深度融合具有启示意义。

关键词:人工智能技术 投资效率 信息环境 融资约束 代理成本

中图分类号:F270 **文献标志码:**A **文章编号:**1002—5766(2025)06—0103—20

一、引言

投资是企业资源配置的核心活动。高效率的投资不仅能够带来丰厚回报和股东财富增长,还能有效降低企业风险(Habib和Hasan,2017)^[1]。因此,如何优化投资决策和提高投资效率是企业关注的重要议题。信息不对称、融资约束及代理问题是制约企业高效率投资的关键因素(Aghion等,2010^[2];王丹等,2020^[3])。在经济全球化和数字经济蓬勃发展背景下,企业面临着市场竞争加剧、关键技术迭代、组织管理变革等多重挑战,传统的决策工具和方法已难以满足企业高效投资的需求。人工智能技术凭借其深度分析能力,不仅能够帮助管理层提升预测准确性、识别投资机会和潜在风险,还能助力企业突破技术瓶颈、推动组织管理变革,逐渐成为企业应对复杂决策环境的重要工具(李玉花等,2024)^[4]。那么,企业的人工智能技术水平能否提高企业投资效率?其作用机制如何?

基于信息经济学和委托代理理论,人工智能技术能够改变企业信息获取方式并抑制管理层短视行为,提高企业投资效率。其主要原因如下:一是人工智能技术有助于提高企业信息生成和传输效率,实现信息的互联互通和共享,提高企业的外部关注度,显著改善企业信息环境。二是人工

收稿日期:2024-6-24

* 基金项目:教育部人文社会科学研究项目“数据生产要素视角下公共数据开放对企业融资的影响效应、作用机制与优化路径研究”(24YJA630100);国家自然科学基金面上项目“会计信息形式质量与资本市场效率”(72473012);国家社会科学基金重大项目“数字化变革推动中小企业高质量发展研究”(22&ZD148)。

作者简介:文雯,女,副教授,博士,研究方向为公司财务与公司治理,电子邮箱:wenwen_bfsu@bfsu.edu.cn;肖瑶,女,博士研究生,研究方向为公司财务与资本市场,电子邮箱:xiaoyao@bfsu.edu.cn;牛煜皓,男,讲师,博士,研究方向为公司财务与资本市场,电子邮箱:niuyuhao@bfsu.edu.cn。通讯作者:牛煜皓。

智能技术有助于企业降本增效,不仅直接降低劳动力等成本,提升企业生产效率(曹静和周亚林,2018^[5];刘骏等,2023^[6];Koch等,2001^[7]),还能向外界释放企业高质量发展的积极信号,帮助企业获取更多研发补贴和政府补助^①,降低信贷融资成本,从而缓解企业资金困境。三是人工智能技术可以通过完成复杂的逻辑思维过程,弥补管理层的认知局限,降低代理成本,帮助管理层做出更加科学合理的决策(Edwards等,2000)^[8],进而减少非效率投资行为。但是,人工智能技术对企业生产要素投入和技术保障等方面也提出了更高要求,若管理层在技术引入后未能形成有效应用能力,反而可能导致投资效率的扭曲。因此,人工智能技术究竟会对企业投资效率产生何种影响在理论上尚不确定,亟需系统的实证检验。

本文采用2007—2022年中国沪深A股上市公司数据为研究样本,利用企业人工智能专利数据刻画企业人工智能技术水平,系统考察其对企业投资效率的影响及作用机制。本文的研究贡献体现在:首先,拓展了人工智能赋能企业投资的相关研究,从投资效率角度揭示其微观影响,为理解人工智能在经济活动中的作用提供了新的思路。已有文献更多关注人工智能如何影响企业生产效率(Yang,2022^[9];姚加权等,2024^[10]),本研究从企业投资效率的角度切入,分析人工智能技术对企业投资过度和投资不足行为的影响,拓宽了人工智能技术的经济后果研究。其次,从新兴技术视角丰富了企业投资效率的影响因素文献,揭示了人工智能技术在提高投资效率方面的具体路径和机制。现有研究主要关注宏观环境(陈运森和黄健峤,2019^[11];于文超等,2020^[12])、公司治理结构(陈运森和谢德仁,2011^[13];Jiang等,2018^[14])等因素对企业投资效率的驱动作用,本文基于新兴技术变革的视角,探讨了企业通过利用人工智能技术来改善信息环境、增强融资能力和缓解代理问题,进而提高企业投资效率,为理解新兴技术与投资效率之间的关系提供增量证据,对企业投资效率影响因素领域的研究进行了有益补充。最后,厘清人工智能技术赋能企业投资效率的内外部条件,为更好地发挥人工智能技术的积极作用提供实践启示。

二、文献回顾与研究假设

1. 文献回顾

(1)投资效率的影响因素研究。投资效率反映了公司资源配置的有效性,企业投资效率主要受信息环境、融资约束和代理问题三类因素的影响。

信息不对称是引发企业投资扭曲的重要因素,企业内外部信息环境的改善有助于提高投资效率(Myers和Majluf,1984)^[15]。已有文献发现,高质量信息披露(Biddle等,2009^[16];张纯和吕伟,2009^[17])、非控股股东信息交互(李杰等,2024)^[18]、资本市场开放(陈运森和黄健峤,2019)^[11]、媒体关注(Gao等,2021)^[19]、机构投资者持股(李维安等,2017^[20];冯晓晴和文雯,2022^[21])能够缓解信息不对称问题,进而提升企业投资效率。

融资约束是制约企业高效率投资的另一障碍,当企业面临资金短缺时,管理层不得不放弃净现值为正的投资项目,使得企业投资偏离最优水平,导致投资不足(张宗益和郑志丹,2012)^[22]。现有研究表明,控股股东股权质押会加剧上市公司融资约束,降低投资效率(柯艳蓉和李玉敏,2019)^[23];而政府补贴和税收优惠可以缓解企业融资约束,进而提升投资效率(李刚等,2017)^[24]。

所有权与经营权分离造成的代理问题同样会损害企业投资效率。根据代理理论,管理层出于构建“商业帝国”的动机,可能会盲目扩大投资,造成投资过度(Jensen,1986^[25];王化成等,2016^[26]);

^① 例如,得益于在人工智能技术方面的较好表现,工业富联(股票代码:601138)在2022年获得了企业扶持资金、技术改造补贴、研发项目补贴等政府补助共计187万元。牧原股份(股票代码:002714)依托人工智能技术,实现了生猪养殖过程的智能化应用,提高了银行授信额度。

相反,管理层也可能为了追求安逸的生活,主动放弃净现值为正的投资项目,引发投资不足(Bertrand和Mullainathan,2003)^[27]。

(2)人工智能经济后果的相关研究。近年来,人工智能技术在宏观和微观两个层面的经济后果得到学术界的高度关注。在宏观层面,人工智能不仅有助于提升劳动生产率(Acemoglu和Restrepo,2019^[28];Acemoglu和Restrepo,2020^[29]),还能创造新的劳动力需求(李磊等,2021)^[30],并推动经济增长(杨光和候钰,2020)^[31]。在微观层面上,人工智能技术正在重塑企业的生产活动,并带来管理和决策方式的深刻变革。

一方面,人工智能技术能够降低劳动投入、改变劳动力技能结构,进而优化企业生产效率。具体而言,人工智能技术可以替代低技能劳动,节约劳动成本(王永钦和董雯,2020)^[32],显著提升劳动生产率(Agrawal等,2019)^[33]。同时,人工智能技术可以通过降低常规低技能劳动力需求、增加非常规劳动力需求,改变企业劳动力技能结构(姚加权等,2024)^[10],进而提高生产效率(Yang,2022)^[9]。

另一方面,人工智能技术可以推动企业内部组织结构调整,使组织结构朝扁平化的方向发展(Bloom等,2014)^[34]。人工智能技术使得企业内部信息环境变得更加公开透明,降低各部门之间的沟通成本并增强部门间协作能力(徐鹏和徐向艺,2020)^[35]。同时,人工智能技术可以实时采集和分析数据,能够有效抑制管理层自利行为(高山行和刘嘉慧,2018)^[36]。

综上,既有研究已认识到人工智能技术对经济活动的变革性影响,相关学术研究呈现快速发展态势。然而,现有文献存在一定的研究缺口:一是人工智能技术对企业投资效率的影响尚未得到系统性检验;二是传统的企业投资效率影响因素研究未能充分纳入以人工智能为代表的新兴技术变量。基于此,本文实证检验人工智能技术对企业投资效率的影响,为理解数字经济时代企业投资决策提供了新的视角。

2.理论分析与假设提出

在数字经济时代背景下,人工智能技术日益成为企业应对市场竞争和技术变革的核心战略工具。典型的应用场景包括利用智能客服系统满足消费者的个性化需求,以及通过大模型技术提升员工的工作效率等。然而,企业将人工智能技术与生产经营结合的过程中面临技术实施和组织适应性的双重挑战。一方面,从技术实施上看,人工智能系统的复杂性和快速迭代性要求企业在数据治理、计算资源和人才储备等方面持续投入。具体而言,企业需要对海量的非结构化数据进行专业化清洗和标注,同时需要配置高性能计算设备和聘用专业的算法工程师团队,这些都将产生显著的沉没成本。更为关键的是,人工智能技术的快速迭代特征可能导致企业陷入“技术追赶陷阱”,难以实现技术应用的先进性和竞争力。另一方面,从组织适应性上看,人工智能技术的颠覆性特征会对企业传统运营模式产生显著冲击。传统岗位的加速消失会对现有员工的工作积极性产生负面影响(Acemoglu和Restrepo,2020)^[29],而同时具备行业知识和人工智能技术的新型人才供给不足,可能造成企业人力资源结构的断层风险。这种技术—组织匹配的复杂性意味着企业必须具备较强技术吸收能力,才能真正发挥人工智能技术的赋能效应。

基于信息经济学、信号传递理论和委托代理理论,本文认为,人工智能技术可能通过改善信息环境、增强融资能力以及降低代理成本提高企业投资效率。

(1)基于信息不对称理论,人工智能技术有助于促进企业的信息生成与传输,优化信息环境,并提升投资效率。信息经济学认为,信息的获取、处理和利用效率会直接影响决策质量(Goldfarb和Tucker,2019)^[37]。当企业信息透明度较低时,管理层难以向外部利益相关者提供真实完整的经营信息(Myers和Majluf,1984)^[15],这种信息壁垒可能使得企业错失潜在投资机会,进而导致投资不足。同时,信息传递效率的低下会削弱外部监督的有效性,使得管理层出于打造“商业帝国”的动

机而过度投资(Jensen和Meckling,1976^[38];董红晔和李小荣,2014^[39])。人工智能技术的发展为企业突破上述信息约束提供了新路径。通过整合和利用工业机器人、数控机床以及云计算、物联网等新一代技术,企业可以系统地提高信息处理能力。从内部信息生成的角度来看,人工智能技术可以有效打破信息系统与物理系统的传统边界,帮助企业更高效地存储生产经营过程中产生的各类财务信息和非财务信息,从根本上解决“信息孤岛”问题,进而提升信息利用效率(肖红军等,2021)^[40]。例如,随着基因科技行业的发展,深圳华大基因股份有限公司(股票代码:300676)基于云计算、大数据等人工智能技术,实现了生产交付和业务运营的智能化管理,消除了信息流与数据流之间的传统隔阂,促进了财务和业务的深度融合,使企业信息管理更加高效透明。从外部信息获取的角度来看,人工智能技术可以降低企业搜索外部信息的成本(陈德球和胡晴,2022)^[41],并构筑专家资源网络,助力企业精准识别投资机会。同时,人工智能技术支持下的数据可视化和虚拟智能人等新型信息披露方式,能够有效消除信息传递障碍,进而提高信息传递效率。此外,人工智能技术可以吸引更多的媒体和分析师关注,缓解投资者与企业之间的信息不对称,对企业投资效率产生积极影响。

(2)基于信号传递理论,人工智能技术有助于增强企业融资能力,进而提高投资效率。高效率的投资决策对企业的资金提出了较高要求,当企业资金较为充裕时,管理层能够及时把握有价值的投资机会;相反,当企业面临较强的融资约束或较高的融资成本时,为了避免投资失败导致的现金流断裂,管理层往往会倾向于规避风险,这可能会导致投资不足。信号传递理论认为,企业会通过实施特定行动(如发布财务报告、技术升级等)向市场主体发送信号,从而彰显自身价值(Connelly等,2011)^[42]。企业采用人工智能技术的行为本身就会向市场传递积极信号,这种信号不仅可以帮助企业在更短的时间内匹配到合适的交易对象,降低企业谈判成本,还能增强与供应链上下游的信息共享,获得更多的商业信用融资。此外,人工智能技术的应用还会向高技能劳动者释放积极信号,降低人才雇佣和保留成本,进而增强企业内源融资能力(刘骏等,2023)^[6]。值得注意的是,我国各级政府高度重视人工智能发展,各省市已经颁布一系列支持政策,激励企业应用人工智能技术。因此,具备较高人工智能技术水平的企业更容易获得研发补贴和政府补助,缓解资金压力,解决投资不足问题。同时,这类企业也更容易获得银行等金融机构的青睐,在信贷评估中被认为具有较好发展潜力,从而以较低成本获得外部融资(张悦玫等,2017)^[43],提高投资效率。

(3)基于委托代理理论,人工智能技术有助于降低代理成本和缓解代理冲突,进而提升企业投资效率。企业在进行投资决策中常常面临代理问题,管理层既可能出于构建“商业帝国”、扩大控制权的动机进行过度投资,也可能为规避风险而放弃有价值的投资项目导致投资不足(Jensen,1986^[25];Bertrand和Mullainathan,2003^[27])。较高的信息处理和传递成本会降低监督效率,导致管理层权力集中和短视(Bloom等,2014)^[34],从而降低投资效率。通过智能化的数据分析和决策支持系统,企业决策者可以实时掌握各个部门的运营情况、财务状况以及资源投放情况,减少经营活动的追踪成本(Goldfarb和Tucker,2019)^[37],及时发现管理层攫取私利、浪费资源等有损企业投资效率的行为(陈国青等,2022)^[44]。同时,人工智能技术通过与管理流程的深度融合,推动组织结构扁平化变革(徐鹏和徐向艺,2020)^[35],有利于各部门间的信息透明化管理,增强内部协调能力,减少企业非效率投资。例如,哈药集团人民同泰医药股份有限公司(股票代码:600829)通过财务和业务价值链的智能一体化发展,打通资金管理、核算合并、合同管理、预算管理等多个环节,实现公司业务的全流程信息共享,帮助企业在投资预算制定、投资过程管理、投资绩效评估等各个节点实现有效协同。

综上,本文提出如下假设:

H₁:人工智能技术有助于提升企业投资效率。

H₂:人工智能技术通过改善信息环境、增强融资能力和缓解代理冲突以提升企业投资效率。

三、研究设计

1. 样本选择和数据来源

本文的初始样本为2007—2022年中国沪深A股上市公司。根据《2019年中国人工智能行业市场前景研究报告》,2006年深度学习算法的重大突破为人工智能技术带来新的变革,标志着我国人工智能技术发展进入新的阶段(姚加权等,2024)^[10],因此,以2007年作为样本起点。2022年为本文研究开始时可得到的最新数据年份。参考姚加权等(2024)^[10]的研究,本文剔除如下样本:(1)金融行业;(2)ST公司;(3)信息传输、软件和信息技术服务业以及科学研究和技术服务行业^①;(4)核心变量存在缺失的样本。最终得到34749个公司一年度观测值。同时,对连续变量进行了上下1%分位数的缩尾处理。企业专利数据来自国家知识产权局,公司财务及治理数据来自于中国经济金融研究数据库(CSMAR)。

2. 变量定义

(1)被解释变量:企业投资效率(*INEFF*)。借鉴陈运森和黄健峤(2019)^[11],本文分别采用Richardson(2006)^[45]、Biddle等(2009)^[16]的模型估算企业投资效率,将模型残差绝对值分别记为*INEFF_R*和*INEFF_B*。其数值越大,表明企业非效率投资程度越高,企业投资效率越低。

(2)解释变量:人工智能技术水平(*LNAIP*)。参考已有文献(Yang,2022^[9];姚加权等,2024^[10]),本文采用企业申请的人工智能专利数量加1取自然对数度量人工智能技术水平^②。

(3)控制变量。参考已有文献(冯晓晴和文雯,2022)^[21],本文控制了一系列可能影响企业投资效率的变量:公司规模(*SIZE*)、资产负债率(*LEV*)、资产报酬率(*ROA*)、*GROWTH*(营业收入增长率)、产权性质(*SOE*)、公司年龄(*FIRMAGE*)、董事会规模(*BOARD*)、独立董事比例(*INDEP*)、股权制衡度(*BALANCE*)。

本文的变量定义如表1所示。

表1 变量定义

变量名称	变量符号	变量定义
企业投资效率	<i>INEFF_R</i>	基于Richardson(2006) ^[45] 计算的投资效率,数值越大代表企业投资效率越低
企业投资效率	<i>INEFF_B</i>	基于Biddle等(2009) ^[16] 计算的投资效率,数值越大代表企业投资效率越低
人工智能技术水平	<i>LNAIP</i>	申请的人工智能专利数量加1取自然对数
公司规模	<i>SIZE</i>	总资产的自然对数
资产负债率	<i>LEV</i>	总负债/总资产
资产报酬率	<i>ROA</i>	净利润/总资产
营业收入增长率	<i>GROWTH</i>	本年营业收入/上一年营业收入-1
产权性质	<i>SOE</i>	国有控股企业取值为1,否则为0
公司年龄	<i>FIRMAGE</i>	公司成立年限加1取自然对数
董事会规模	<i>BOARD</i>	董事会人数取自然对数

① 上述行业多为人工智能等新技术的供给方,一定程度上无法判断该类行业所在企业应用人工智能对投资效率的影响。

② 具体通过如下方法认定人工智能专利:首先,在国家知识产权局获取中国上市公司专利的标题、摘要、申请日期、申请人、分类号等信息。其次,根据申请人信息,将专利与上市公司信息相关联,通过查看公司当年申请专利的标题和摘要文本中是否涉及人工智能关键词来识别与人工智能技术相关的专利,并将其界定为人工智能专利。

续表 1

变量名称	变量符号	变量定义
独立董事比例	<i>INDEP</i>	独立董事人数/董事会人数
股权制衡度	<i>BALANCE</i>	第二大股东持股比例除以第一大股东持股比例

3. 模型构建

为了检验人工智技术与企业投资效率之间的关系,参考以往文献(Yang, 2022^[9];姚加权等, 2024^[10]),本文构建了多元回归模型:

$$INEFF_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 LNAIP_{i,t} + \beta_i X_{i,t} + \sum FIRM + \sum YEAR \times PRO + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

其中,下标*i*代表公司,*t*代表年份, β_i 代表各变量的估计系数, ε 代表随机误差项。*INEFF*代表非效率投资,其数值越大代表企业投资效率越低。*LNAIP*表示企业人工智能技术水平。*X*代表控制变量。为控制潜在的公司特征、宏观环境及地区层面因素对企业投资效率的影响,本文在实证模型中同时控制了公司(*FIRM*)以及年份×地区(*YEAR*×*PRO*)固定效应。此外,所有回归都对标准误进行了公司层面的聚类处理。预期 β_1 的系数显著为负,即企业人工智能技术会抑制企业非效率投资。

四、实证结果与分析

1. 描述性统计和相关性分析

表2列示了描述性统计结果。其中,衡量企业投资效率的变量*INEFF_R*和*INEFF_B*均值分别为4.517和4.629^①,与已有文献(王丹等,2020)^[3]结果相近。人工智能技术水平变量(*LNAIP*)的均值为0.224,标准差为0.600,说明各企业间的人工智能技术能力水平差异较大。此外,其他变量的取值范围与已有文献一致。

表2 描述性统计

变量	样本量	均值	标准差	最小值	四分之一分位数	中位数	四分之三分位数	最大值
<i>INEFF_R</i>	34749	4.517	5.238	0.003	1.203	3.142	5.770	31.692
<i>INEFF_B</i>	34749	4.629	5.074	0.006	1.305	3.396	5.978	30.482
<i>LNAIP</i>	34749	0.224	0.600	0.000	0.000	0.000	0.000	3.045
<i>SIZE</i>	34749	22.259	1.312	19.804	21.323	22.067	23.003	26.199
<i>LEV</i>	34749	0.446	0.205	0.054	0.286	0.444	0.599	0.900
<i>ROA</i>	34749	0.039	0.063	-0.212	0.013	0.037	0.069	0.225
<i>GROWTH</i>	34749	0.170	0.406	-0.570	-0.028	0.107	0.273	2.473
<i>SOE</i>	34749	0.392	0.488	0.000	0.000	0.000	1.000	1.000
<i>FIRMAGE</i>	34749	2.886	0.351	1.609	2.708	2.944	3.136	3.526
<i>BOARD</i>	34749	2.134	0.201	1.609	1.946	2.197	2.197	2.708
<i>INDEP</i>	34749	0.375	0.054	0.300	0.333	0.353	0.429	0.571
<i>BALANCE</i>	34749	0.350	0.287	0.009	0.103	0.265	0.559	0.994

主要变量的皮尔逊相关性分析表明^②,企业人工智能技术水平(*LNAIP*)与非效率投资(*INEFF_R*、*INEFF_B*)之间均显著负相关,初步表明人工智能技术有助于抑制企业非效率投资。各

① 考虑到回归系数的问题,投资效率变量在模型中乘以100进行回归。

② 因篇幅所限,相关内容正文略去。详见本刊网站登载扩展资料中的附录。下同。

主要变量的相关性系数绝对值较小,且方差膨胀系数较低,说明不存在严重的多重共线性问题。

2. 基准回归结果

表 3 列示了基准回归结果。结果显示,在第(1)列和第(2)列不加入控制变量时,人工智能技术(LNAIP)的回归系数分别为-0.327和-0.274,在1%的水平上显著;第(3)列和第(4)列加入了控制变量,人工智能技术(LNAIP)的系数分别为-0.297和-0.248,在1%的水平上显著,表明企业较强的人工智能技术抑制了非效率投资行为,提高了投资效率。从经济意义上看,人工智能技术(LNAIP)每提高1个标准差,企业的投资效率平均提升3.95%和3.21%^①。上述实证结果表明,人工智能技术通过推动企业经营模式创新和管理流程再造,构建智能化决策支持系统,提升企业投资效率,假设H₁得到证实。

表 3 基准回归结果

变量	INEFF_R	INEFF_B	INEFF_R	INEFF_B
	(1)	(2)	(3)	(4)
LNAIP	-0.327*** (-5.04)	-0.274*** (-4.18)	-0.297*** (-4.65)	-0.248*** (-3.83)
SIZE			0.053 (0.56)	0.099 (1.13)
LEV			0.692* (1.79)	1.181*** (3.21)
ROA			5.441*** (7.16)	5.027*** (7.42)
GROWTH			1.826*** (13.96)	1.902*** (14.76)
SOE			-0.476** (-2.30)	-0.456** (-2.21)
FIRMAGE			-1.684*** (-3.16)	-1.911*** (-3.62)
BOARD			-0.199 (-0.62)	0.144 (0.47)
INDEP			-0.342 (-0.37)	-0.214 (-0.23)
BALANCE			0.341* (1.68)	0.104 (0.52)
常数项	4.590*** (315.91)	4.690*** (318.35)	8.056*** (3.02)	6.868*** (2.75)
企业固定效应	是	是	是	是
年度×地区固定效应	是	是	是	是
观测值	34749	34749	34749	34749
调整 R ²	0.189	0.187	0.215	0.217

注:***、**、*分别代表在1%、5%和10%的水平上显著;括号内为t值;回归系数的标准误均经过公司层面的聚类处理。下同

① 经济显著性计算方式:-0.297×0.600/4.517=3.95%,-0.248×0.600/4.629=3.21%。

3. 稳健性检验

(1) 双重差分模型。企业人工智能技术水平和投资效率会受到诸多不可观测因素的影响,这可能导致模型估计存在偏误。本文选取国家新一代人工智能创新发展试验区建设试点作为外生冲击进行因果识别。具体而言,为了顺应国家人工智能发展战略、推动人工智能创新发展,我国于2019年在北京、上海、天津等城市,2020年在重庆、成都、西安等城市,以及2021年在苏州、长沙、郑州等城市分批开展国家新一代人工智能创新发展试验区建设试点。在试验区内,政府通过切实有效的政策工具,形成人工智能与社会发展深度融合的典型模式,打造人工智能创新发展高地^①(刘华珂等,2024)^[46]。该政策的制定并不受到单个企业的影响,符合外生冲击的假定条件。本文选取2015—2022年作为研究区间,构建多时点DID模型:

$$INEFF_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 TREAT \times POST_{i,t} + \beta_2 CONTROLS_{i,t} + \sum FIRM + \sum YEAR \times PRO + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

其中, $INEFF$ 代表企业非效率投资, $TREAT \times POST$ 为双重差分变量,模型中控制了企业固定效应和年度×地区固定效应。将人工智能创新发展试验区企业归为处理组, $TREAT$ 取值为1,将位于试验区外的企业归为对照组, $TREAT$ 取值为0。当企业所在地设立试验区之后, $POST$ 取值为1;当企业所在地位于试验区设立前, $POST$ 取值为0。表4列示了双重差分模型的回归结果。结果显示, $TREAT \times POST$ 的估计系数显著为负,说明人工智能创新发展试验区的建设降低了企业的非效率投资,本文的核心结论保持稳健。

表4 稳健性检验:双重差分模型

变量	$INEFF_R$	$INEFF_B$
	(1)	(2)
$TREAT \times POST$	-0.317 [*] (-1.69)	-0.346 [*] (-1.92)
$SIZE$	0.590 ^{***} (3.88)	0.576 ^{***} (4.15)
LEV	0.258 (0.47)	0.988 [*] (1.91)
ROA	3.646 ^{***} (3.94)	4.113 ^{***} (5.02)
$GROWTH$	1.859 ^{***} (10.92)	1.911 ^{***} (11.67)
SOE	-0.301 (-1.18)	-0.394 (-1.56)
$FIRMAGE$	-5.491 ^{***} (-4.84)	-4.444 ^{***} (-4.09)
$BOARD$	-0.046 (-0.10)	0.217 (0.51)
$INDEP$	0.107 (0.08)	-0.219 (-0.18)
$BALANCE$	0.421 (1.51)	0.215 (0.80)

① 国家新一代人工智能创新发展试验区是依托地方开展人工智能技术示范、政策试验和社会实验,在推动人工智能创新发展方面先行先试、发挥引领带动作用区域。重点围绕京津冀协同发展、长江经济带发展、粤港澳大湾区建设、长三角区域一体化发展等重大区域发展战略进行布局,兼顾东中西部及东北地区协同发展,推动人工智能成为区域发展的重要力量。

续表 4

变量	<i>INEFF_R</i>	<i>INEFF_B</i>
	(1)	(2)
常数项	6.951 (1.42)	3.563 (0.78)
企业固定效应	是	是
年度×地区固定效应	是	是
观测值	22470	22470
调整 R ²	0.263	0.262

(2)工具变量法。为缓解可能存在的遗漏变量问题,本文使用工具变量法进行检验。具体而言,参考已有文献(戴翔和王如雪,2023^[47];魏下海和李胡建,2024^[48]),本文使用全国各省份互联网用户占比(*INTERNET*)与滞后一期的人工智能技术变量(*LAI*)的乘积作为工具变量。工具变量第一阶段结果显示,工具变量的系数显著为正,且 Cragg-Donald Wald F 和 Kleibergen-Paap Wald rk F 的统计量均大于 5% 的临界值,从而排除了弱工具变量问题。第二阶段的回归结果显示,人工智能技术的系数依然显著为负,说明通过工具变量法解决内生性问题后,本研究的结论仍然成立。

(3)熵平衡。为缓解样本选择性偏差问题,本文使用熵平衡匹配法(entropy balancing method)进行稳健性检验。基于企业是否申请人工智能专利设置处理组和对照组,选择基准回归模型的所有控制变量作为协变量。熵平衡的平衡性检验结果显示,在匹配之前,处理组和对照组样本在公司特征上存在显著差异,但是,在匹配之后两组样本均无显著差异。基于熵平衡配对样本的回归结果表明,解释变量人工智能技术(*LNAIP*)的系数显著为负,说明人工智能技术显著降低了企业非效率投资,验证了本文实证结果的稳健性。

(4)更换变量衡量方式。为避免变量衡量方式产生的偏差,本文采用替代指标进行稳健性检验。一方面,改变企业投资效率衡量方式。其一,采用 Chen 等(2011)^[49]的模型进行回归,以残差项的绝对值衡量非效率投资,记为 *INEFF_C*,其数值越大,表示投资效率越低。其二,企业的投资往往和投资机会关系紧密,投资对于投资机会的敏感程度越高,企业投资效率越高。因此,本文探究人工智能技术对投资规模—投资机会敏感性的影响。其中,投资规模(*INEFF_EX*)为购建固定资产、无形资产和其他长期资产支付的现金与处置资产收回现金的差值除以滞后一期总资产,投资机会采用托宾 Q 值(*TOBINQ*)衡量。回归结果显示,*TOBINQ*×*LNAIP* 的系数显著为正,意味着当企业人工智能技术水平提高时,投资规模对投资机会的敏感性显著增加,说明本文的实证结果仍是稳健的。另一方面,改变企业人工智能技术水平的衡量方式。为了降低不同行业人工智能技术水平的差异,参考 Yang(2022)^[9]的研究,采用减去行业均值的人工智能专利申请数量(*ADJAIP*)度量企业人工智能技术水平,研究结果依然稳健。

(5)更换固定效应和聚类方式。为了进一步缓解遗漏变量偏误,本文采用控制年度×行业和地区固定效应模型重新进行回归。同时,本文使用企业和年度双重聚类标准误重新回归,主要结论依然成立。

(6)控制其他影响因素。为控制潜在的遗漏变量偏误对研究结论的干扰,本文在基准回归的基础上进一步加入如下控制变量:其一,研发投入(*RD*),采用企业研发投入加 1 取自然对数进行衡量;其二,信息环境(*ASY*),参考于蔚等(2012)^[51]和宋敏等(2021)^[50]的研究,基于个股交易数据提取的流动性比率、非流动性比率以及收益率反转指标进行主成分分析;其三,内部控制质量(*IC*),考虑到代理问题可能影响企业投资效率,而完善的内部控制制度能够降低代理成本,因而使用迪博

数据库的内部控制指数除以100来衡量企业内部控制质量。控制上述影响因素的回归结果表明,本文研究结论依然成立。

4. 机制检验

为探究人工智能技术对企业投资效率的作用机制,本文主要从改善信息环境、增强融资能力、缓解代理冲突三个角度进行分析,并参考江艇(2022)^[52]的方法进行检验。

(1)改善企业信息环境。透明的信息环境能够约束高管的非效率投资。人工智能技术能够显著提高企业信息透明度,并通过释放技术创新积极信号吸引外部利益相关方关注,有效缓解信息不对称问题,从而减少企业非效率投资。

为检验改善信息环境的作用机制,本文采用三种方法度量企业的内外部信息环境:其一,交易所信息披露质量评级(*INFOQLTY*),评分越高代表信息质量越好;其二,媒体关注度(*MEDIA*),采用当年企业的网络新闻报道总数加1取自然对数衡量,该数值越高,表明信息不对称程度越低;其三,分析师关注程度(*ANALYST*),等于分析师跟踪人数加1取自然对数,该数值越大,表明信息透明度越高。表5列示了机制检验结果。其中,第(1)~(3)列为改善信息环境的机制检验结果,被解释变量分别为信息披露质量(*INFOQLTY*)、媒体关注(*MEDIA*)、分析师关注(*ANALYST*)。可以看出,人工智能技术(*LNAIP*)的回归系数显著为正,表明人工智能技术可以改善信息环境,降低信息不对称程度,从而提升企业投资效率。

(2)增强企业融资能力。融资约束导致企业的资金成本较高,因而可能被迫放弃潜在收益为正的投资机会。我国资本市场仍存在信息披露质量参差不齐的现象,资金供求方之间存在较为严重的信息不对称,由此导致的融资约束制约企业提升投资效率。人工智能技术通过改进自动化流程和智能决策,显著降低劳动力成本和运营成本(姚加权等,2024)^[10],并向外部利益相关方传递企业发展的积极信号。这有助于增强企业的外部融资能力,减少由融资约束导致的非效率投资行为。

表5 作用机制检验

变量	改善信息环境			缓解融资约束			降低代理成本	
	<i>INFOQLTY</i>	<i>MEDIA</i>	<i>ANALYST</i>	<i>SA</i>	<i>SUBSIDY</i>	<i>TC</i>	<i>AC</i>	<i>TUNNEL</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>LNAIP</i>	0.035*** (3.83)	0.053*** (4.27)	0.022** (2.01)	0.012*** (5.66)	0.096*** (5.53)	0.005*** (4.27)	-0.004*** (-4.09)	-0.004*** (-9.41)
<i>SIZE</i>	0.106*** (8.05)	0.229*** (13.07)	0.436*** (23.78)	0.006 (1.31)	0.270*** (12.99)	-0.004* (-1.94)	-0.014*** (-6.91)	-0.005*** (-8.23)
<i>LEV</i>	-0.375*** (-6.91)	0.037 (0.56)	-0.322*** (-4.71)	-0.014 (-1.46)	-0.089** (-2.09)	0.133*** (16.73)	-0.041*** (-5.31)	-0.009*** (-3.50)
<i>ROA</i>	1.877*** (19.02)	0.994*** (9.07)	4.033*** (26.99)	-0.009 (-0.62)	0.141 (1.57)	0.029*** (2.63)	-0.241*** (-15.65)	-0.094*** (-19.09)
<i>GROWTH</i>	0.015 (1.56)	-0.000 (-0.01)	-0.004 (-0.33)	-0.011*** (-7.91)	-0.058*** (-6.85)	0.002** (2.15)	-0.024*** (-16.74)	-0.009*** (-17.22)
<i>SOE</i>	0.049* (1.71)	0.012 (0.33)	-0.235*** (-4.60)	-0.018** (-2.19)	-0.080** (-2.39)	0.006 (1.41)	-0.007 (-1.62)	-0.002 (-1.31)
<i>FIRMAGE</i>	-0.205** (-2.48)	0.096 (0.88)	-0.077 (-0.76)	-0.099*** (-5.12)	0.072 (0.68)	-0.024** (-2.10)	-0.032*** (-3.72)	-0.007** (-2.30)
<i>BOARD</i>	0.029 (0.59)	0.074 (1.27)	0.082 (1.27)	-0.005 (-0.55)	0.106* (1.93)	-0.002 (-0.36)	0.002 (0.30)	-0.000 (-0.18)

续表 5

变量	改善信息环境			缓解融资约束			降低代理成本	
	<i>INFOQLTY</i>	<i>MEDIA</i>	<i>ANALYST</i>	<i>SA</i>	<i>SUBSIDY</i>	<i>TC</i>	<i>AC</i>	<i>TUNNEL</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>INDEP</i>	0.048 (0.32)	0.192 (1.10)	0.069 (0.36)	0.014 (0.54)	0.172 (0.90)	-0.022 (-1.19)	0.003 (0.20)	-0.000 (-0.08)
<i>BALANCE</i>	-0.108*** (-3.42)	0.082** (2.06)	-0.017 (-0.40)	0.024*** (3.35)	0.058* (1.71)	0.010** (2.23)	0.007* (1.69)	0.002 (1.56)
常数项	1.297*** (3.40)	-2.519*** (-5.12)	-7.769*** (-15.38)	-3.629*** (-34.78)	-6.117*** (-11.00)	0.208*** (3.69)	0.570*** (11.08)	0.194*** (11.49)
企业固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
年度×地区固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
观测值	26048	33954	23729	34749	34749	34749	34749	34749
调整 R ²	0.438	0.783	0.616	0.934	0.673	0.734	0.746	0.648

注：由于部分作用机制变量存在缺失值，因而本表部分列的观测值小于全样本

为检验融资约束机制，本文采用三种方法度量企业融资约束：其一，SA 指数(SA)，该指数越大，代表企业的融资约束程度越低。其二，政府补贴(SUBSIDY)，采用以亿元为单位的政府补贴总额衡量。当政府补贴越高时，企业的融资约束越低。其三，商业信用融资(TC)，采用[(应付账款+应付票据+预收账款)-(应收账款+应收票据+预付账款)]占总资产的比例衡量。TC 越大，代表企业获取的净商业信用融资越多，融资约束程度越低。表 5 第(4)~(6)列列示了缓解融资约束的机制检验结果，因变量分别为 SA 指数(SA)、政府补贴(SUBSIDY)、商业信用融资(TC)。可以看出，人工智能技术(LNAIP)的系数均显著为正，说明人工智能技术有助于企业缓解融资约束、增加政府补贴和商业信用融资，进而提高投资效率。

(3)降低企业代理成本。代理问题是企业非效率投资的重要原因(Bertrand 和 Mullainathan, 2003)^[27]。一方面，由于管理层和股东利益的非一致性，管理层会做出违背股东价值最大化目标的经营决策，出于私利动机滥用资金，投资净现值为负的项目，表现为过度投资；另一方面，管理层在面临较高代理成本时，会倾向于采取更加保守的投资策略，放弃有利的投资机会，表现为投资不足。人工智能技术有助于企业提升管理效率，约束高管自利行为，进而提升企业投资效率。

为检验降低代理成本的影响机制，本文分别使用两种方式度量代理成本：其一，销售费用与管理费用之和占营业收入的比值(AC)；其二，其他应收款占总资产的比值(TUNNEL)。表 5 第(7)~(8)列列示了降低代理成本的机制检验结果，被解释变量为代理成本(AC 和 TUNNEL)。可以看出，人工智能技术(LNAIP)的估计系数均显著为负，说明人工智能技术能够显著降低代理成本、缓解委托代理冲突，从而提高投资效率。综上，表 5 的结果验证了本文的研究假设 H₂。

五、进一步研究

1. 异质性检验

(1)行业竞争程度。市场竞争程度直接影响企业现金流和治理水平。当企业面临激烈的行业竞争时，不仅投资风险增加，还会使企业内外部融资能力降低，同时，竞争对手的挤压以及信息传递障碍会导致非效率投资行为。因此，本文预期，当行业竞争程度较高时，人工智能技术提高企业投资效率的作用更明显。本文采用赫芬达尔指数的相反数衡量行业竞争度，设置虚拟变量

HIGH_COMP。如果高于样本中位数,*HIGH_COMP*取值为1,否则为0。将人工智能技术与行业竞争程度的交互项(*LNAIP*×*HIGH_COMP*)加入主模型进行回归。从表6第(1)~(2)列的回归结果可以看出,*LNAIP*×*HIGH_COMP*的系数显著为负,说明人工智能技术对非效率投资的抑制作用在行业竞争程度高时显著更强。

表6 异质性检验:行业竞争程度、内部管控成本、信息不对称

变量	行业竞争程度		内部管控成本		信息不对称	
	<i>INEFF_R</i>	<i>INEFF_B</i>	<i>INEFF_R</i>	<i>INEFF_B</i>	<i>INEFF_R</i>	<i>INEFF_B</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>LNAIP</i>	0.158 (1.37)	0.078 (0.67)	-0.180** (-2.45)	-0.150** (-2.00)	-0.238*** (-3.23)	-0.195*** (-2.59)
<i>LNAIP</i> × <i>HIGH_COMP</i>	-0.495*** (-4.79)	-0.344*** (-3.37)				
<i>HIGH_COMP</i>	2.604*** (14.89)	2.619*** (14.85)				
<i>LNAIP</i> × <i>HIGH_PERK</i>			-0.263*** (-3.29)	-0.221*** (-2.77)		
<i>HIGH_PERK</i>			0.861*** (10.00)	0.771*** (9.23)		
<i>LNAIP</i> × <i>HIGH_ASYM</i>					-0.191** (-2.35)	-0.172** (-2.02)
<i>HIGH_ASYM</i>					0.354*** (4.41)	0.534*** (6.87)
<i>SIZE</i>	0.051 (0.55)	0.099 (1.14)	0.070 (0.74)	0.114 (1.31)	0.108 (1.13)	0.185** (2.11)
<i>LEV</i>	0.743* (1.93)	1.233*** (3.37)	0.758** (1.97)	1.240*** (3.39)	0.655* (1.69)	1.122*** (3.05)
<i>ROA</i>	5.080*** (6.72)	4.654*** (6.91)	5.650*** (7.47)	5.215*** (7.73)	5.604*** (7.38)	5.279*** (7.81)
<i>GROWTH</i>	1.878*** (14.36)	1.955*** (15.14)	1.863*** (14.29)	1.935*** (15.06)	1.818*** (13.94)	1.890*** (14.69)
<i>SOE</i>	-0.496** (-2.42)	-0.477** (-2.34)	-0.422** (-2.04)	-0.408** (-1.98)	-0.460** (-2.22)	-0.433** (-2.10)
<i>FIRMAGE</i>	-1.555*** (-2.92)	-1.778*** (-3.38)	-1.659*** (-3.14)	-1.889*** (-3.59)	-1.551*** (-2.90)	-1.699*** (-3.22)
<i>BOARD</i>	-0.220 (-0.69)	0.120 (0.40)	-0.184 (-0.58)	0.157 (0.51)	-0.200 (-0.62)	0.138 (0.45)
<i>INDEP</i>	-0.196 (-0.22)	-0.067 (-0.07)	-0.232 (-0.25)	-0.117 (-0.13)	-0.304 (-0.33)	-0.162 (-0.18)
<i>BALANCE</i>	0.368* (1.83)	0.132 (0.67)	0.354* (1.75)	0.115 (0.58)	0.309 (1.52)	0.056 (0.28)
常数项	5.323** (2.00)	4.086* (1.65)	7.006*** (2.64)	5.926** (2.38)	6.288** (2.34)	4.104 (1.64)
企业固定效应	是	是	是	是	是	是
年度×地区固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	34749	34749	34749	34749	34749	34749
调整R ²	0.223	0.226	0.219	0.220	0.216	0.218

(2)内部管控成本。良好的内部管控可以增加信息沟通效率,有效缓解信息不对称问题,提升企业投资效率,而且也可以减少管理层的风险厌恶,降低代理成本。由于在职消费是管理层侵占企业资源的重要体现,反映了较高的内部管控成本,因此,本文预期,当高管在职消费水平较高时,人工智能技术对投资效率的赋能作用更明显。借鉴现有文献(张晓亮等,2020)^[53],采用业务招待费、交际应酬费、差旅费、会议费、通信费、小车费之和与营业收入之比衡量高管在职消费水平。设置虚拟变量 *HIGH_PERK*,当在职消费水平高于样本中位数时,*HIGH_PERK*取值为1,否则为0,将人工智能技术与高管在职消费的交互项(*LNAIP*×*HIGH_PERK*)加入主模型进行回归。从表6第(3)~(4)列的回归结果可以看出,*LNAIP*×*HIGH_PERK*的估计系数显著为负,说明当高管在职消费水平较高,即企业内部管控成本较高时,人工智能技术对非效率投资的抑制作用更加显著。

(3)信息不对称。当企业与外部利益相关者之间的信息不对称更严重时,管理层更难识别有价值的投资项目。人工智能技术能够帮助管理层更全面地掌握投资所需的信息,提高投资效率。因此,本文预期,当企业信息不对称程度更高时,人工智能技术能够更好地提高企业投资效率。本文采用股票流动性指标衡量信息不对称程度,设置虚拟变量 *HIGH_ASYM*。股票流动性越低,代表信息不对称程度越高,因此,如果股票流动性低于样本中位数,*HIGH_ASYM*取值为1,否则为0。将人工智能技术与信息不对称程度的交互项(*LNAIP*×*HIGH_ASYM*)加入主模型进行回归。从表6第(5)~(6)列的回归结果可以看出,*LNAIP*×*HIGH_ASYM*的估计系数显著为负,说明人工智能技术对非效率投资的抑制作用在信息不对称程度高的企业中更加显著。

(4)外部应用条件:地区市场化水平和数字基础设施发展。市场化水平代表法律制度的健全和社会体系的完善程度。在市场化水平较高的地区,经营不确定性程度较低,能够为人工智能技术的应用创造良好的外部条件。因此,本文预期,当企业所在地区的市场化水平较高时,人工智能技术将发挥更强的投资效率赋能作用。本文借鉴樊纲等(2011)^[54]的研究,采用市场化指数衡量地区市场化水平,并设置虚拟变量 *HIGH_MARKET*。如果市场化指数高于样本中位数,*HIGH_MARKET*取值为1,否则为0。将人工智能技术与市场化水平的交互项(*LNAIP*×*HIGH_MARKET*)加入主模型进行回归。从表7第(1)~(2)列的回归结果可以看出,在市场化水平更高时,人工智能技术对企业投资效率的提升效果更明显。

表 7 异质性检验:外部应用条件

变量	<i>INEFF_R</i>	<i>INEFF_B</i>	<i>INEFF_R</i>	<i>INEFF_B</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>LNAIP</i>	-0.203*** (-2.66)	-0.153** (-2.01)	-0.200*** (-2.73)	-0.189** (-2.47)
<i>LNAIP</i> × <i>HIGH_MARKET</i>	-0.165** (-1.97)	-0.165** (-2.03)		
<i>HIGH_MARKET</i>	2.526*** (10.64)	2.743*** (12.62)		
<i>LNAIP</i> × <i>HIGH_INFRA</i>			-0.183** (-2.34)	-0.108 (-1.39)
<i>HIGH_INFRA</i>			2.397*** (13.30)	2.345*** (13.66)
<i>SIZE</i>	0.041 (0.43)	0.086 (0.99)	0.030 (0.32)	0.077 (0.88)

续表 7

变量	<i>INEFF_R</i>	<i>INEFF_B</i>	<i>INEFF_R</i>	<i>INEFF_B</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>LEV</i>	0.744* (1.92)	1.237*** (3.38)	0.683* (1.78)	1.172*** (3.21)
<i>ROA</i>	5.256*** (6.96)	4.826*** (7.16)	5.025*** (6.67)	4.617*** (6.86)
<i>GROWTH</i>	1.820*** (13.91)	1.895*** (14.70)	1.828*** (14.02)	1.904*** (14.79)
<i>SOE</i>	-0.446** (-2.17)	-0.424** (-2.07)	-0.485** (-2.36)	-0.464** (-2.27)
<i>FIRMAGE</i>	-1.666*** (-3.14)	-1.892*** (-3.62)	-1.540*** (-2.90)	-1.770*** (-3.37)
<i>BOARD</i>	-0.227 (-0.71)	0.113 (0.37)	-0.173 (-0.54)	0.170 (0.56)
<i>INDEP</i>	-0.388 (-0.42)	-0.263 (-0.29)	-0.191 (-0.21)	-0.062 (-0.07)
<i>BALANCE</i>	0.348* (1.72)	0.112 (0.56)	0.353* (1.76)	0.116 (0.58)
常数项	7.191*** (2.70)	5.928** (2.39)	6.847** (2.57)	5.676** (2.27)
企业固定效应	是	是	是	是
年度×地区固定效应	是	是	是	是
观测值	34749	34749	34749	34749
调整 R ²	0.220	0.223	0.222	0.224

数字基础设施水平会影响人工智能技术的应用。数字基础设施包括网络基础设施、信息服务基础设施等,是数据要素的重要载体。当所在地区数字基础设施更完善时,企业获取外部数据的成本更低、难度更小,更能够发挥人工智能技术的积极作用。因此,本文预期,在数字基础设施更加完善的地区,人工智能技术水平对企业投资效率的影响更为大。本文采用省级互联网普及程度衡量地区的数字基础设施水平,并设置虚拟变量 *HIGH_INFRA*。当地区互联网普及程度高于样本中位数时, *HIGH_INFRA* 取值为 1, 否则为 0。将人工智能技术与互联网普及程度的交互项 (*LNAIP*×*HIGH_INFRA*) 加入主模型进行回归。从表 7 第 (3)~(4) 列的回归结果可以看出,在数字基础设施更完善时,人工智能技术水平抑制企业非效率投资的作用更为显著,说明良好的外部基础设施条件能够增强人工智能技术的投资赋能效果。

2. 区分投资过度与投资不足

根据前文理论分析和实证检验,人工智能技术能够通过改善信息环境、缓解融资约束、减少代理成本提高企业投资效率。接下来,本文检验人工智能技术对企业投资过度和投资不足行为的影响差异。具体而言,根据 Richardson(2006)^[45]、Biddle 等(2009)^[16] 的投资效率模型,当残差项为正时,表明出现投资过度,记为 *OVERINEFF_R* 和 *OVERINEFF_B*;当残差项为负时,表明公司出现投资不足,记为 *UNDERINEFF_R* 和 *UNDERINEFF_B*。回归结果如表 8 所示。表 8 第 (1)~(2) 列显示,

LNAIP 的系数显著为负,说明人工智能技术能够显著抑制投资过度;第(3)~(4)列实证结果表明,*LNAIP* 变量的系数显著为负,表明人工智能技术同样能够缓解企业的投资不足。因此,人工智能技术对于投资过度和投资不足两种非效率投资行为均有显著的抑制作用。

表 8 区分投资过度与投资不足

变量	投资过度		投资不足	
	<i>OVERINEFF_R</i>	<i>OVERINEFF_B</i>	<i>UNDERINEFF_R</i>	<i>UNDERINEFF_B</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>LNAIP</i>	-0.662*** (-4.22)	-0.518*** (-2.90)	-0.149*** (-2.79)	-0.086* (-1.78)
<i>SIZE</i>	1.504*** (7.17)	1.761*** (6.39)	-0.716*** (-7.62)	-0.486*** (-6.97)
<i>LEV</i>	1.654* (1.94)	1.696 (1.62)	0.801** (2.29)	1.410*** (4.98)
<i>ROA</i>	5.400*** (2.91)	5.120** (2.33)	2.810*** (3.95)	3.180*** (5.55)
<i>GROWTH</i>	3.389*** (14.22)	4.103*** (15.59)	0.219** (2.18)	-0.323*** (-4.93)
<i>SOE</i>	-1.364** (-2.26)	-2.216*** (-2.89)	0.122 (0.66)	0.141 (0.96)
<i>FIRMAGE</i>	-4.125*** (-3.50)	-2.376* (-1.68)	2.443*** (5.21)	1.079** (2.57)
<i>BOARD</i>	-0.080 (-0.11)	-0.308 (-0.33)	-0.573** (-2.02)	0.442* (1.82)
<i>INDEP</i>	-1.005 (-0.49)	-1.130 (-0.43)	-0.430 (-0.50)	0.596 (0.86)
<i>BALANCE</i>	0.223 (0.47)	0.152 (0.26)	0.302* (1.76)	0.151 (0.97)
常数项	-16.783*** (-2.89)	-26.488*** (-3.67)	14.714*** (5.66)	10.281*** (4.90)
企业固定效应	是	是	是	是
年度×地区固定效应	是	是	是	是
观测值	12597	10703	17415	19242
调整 R ²	0.281	0.254	0.272	0.259

3. 经济后果检验

本文实证结果表明,人工智能技术可以显著提升企业投资效率。那么,当人工智能技术提升投资效率后,能否为企业创造价值?这是一个值得回答的重要问题。本文采用企业未来一期的销售增长率衡量企业价值(*FGROWTH*),并运用交乘项模型分析人工智能技术提升企业投资效率的经济后果。回归结果如表9所示。可以看出,*INEFF_R*×*LNAIP*和*INEFF_B*×*LNAIP*的估计系数均显著为负,这表明人工智能技术通过降低企业非效率投资,提高了企业价值。

表 9 经济后果检验

变量	<i>FGROWTH</i>	<i>FGROWTH</i>
	(1)	(2)
<i>INEFF_R</i>	0.007*** (10.73)	
<i>INEFF_R</i> × <i>LNAIP</i>	-0.003*** (-2.77)	
<i>INEFF_B</i>		0.007*** (10.31)
<i>INEFF_B</i> × <i>LNAIP</i>		-0.004*** (-3.14)
<i>LNAIP</i>	-0.000 (-0.02)	0.002 (0.32)
<i>SIZE</i>	-0.121*** (-14.60)	-0.121*** (-14.62)
<i>LEV</i>	0.020 (0.59)	0.017 (0.49)
<i>ROA</i>	-0.174** (-2.35)	-0.168** (-2.26)
<i>GROWTH</i>	-0.016 (-1.63)	-0.017* (-1.65)
<i>SOE</i>	-0.046** (-2.51)	-0.047** (-2.51)
<i>FIRMAGE</i>	-0.040 (-1.00)	-0.036 (-0.91)
<i>BOARD</i>	-0.023 (-0.81)	-0.026 (-0.92)
<i>INDEP</i>	0.140* (1.77)	0.139* (1.76)
<i>BALANCE</i>	-0.045** (-2.33)	-0.043** (-2.23)
常数项	2.970*** (13.55)	2.975*** (13.55)
企业固定效应	是	是
年度×地区固定效应	是	是
观测值	30340	30340
调整 R ²	0.088	0.087

注:由于经济后果变量采用了未来一期的数据,因而本表的观测值小于全样本

六、结论与启示

1. 研究结论

人工智能是现代企业智能化发展的重要驱动力。本文探究了人工智能技术水平对企业投资效率的影响以及具体的作用机制,发现人工智能技术通过改善企业信息环境、增强融资能力和缓解委托代理问题,进而提升企业投资效率。异质性分析表明,当企业所处行业竞争更激烈、内部管控成本更高、信息不对称程度更高,以及所在地区市场化水平更高、数字基础设施更完善时,人工智能技术水平对投资效率的提升作用更为明显。进一步研究发现,人工智能技术不仅能够改善投资不足,而且能够约束投资过度。经济后果研究表明,人工智能技术通过降低非效率投资最终提高了企业价值。上述发现不仅加深了对企业投资效率影响因素的理解,也有助于更加全面地认识企业应用人工智能技术的重要价值。此外,基于国家新一代人工智能创新发展试验区建设试点作为外生冲击的双重差分模型检验,有效缓解了内生性问题,确保了研究结论的稳健性。

2. 建议与启示

从政府层面来看,需要构建系统化的人工智能发展政策支持体系。其一,在数字基础设施建设方面,本研究发现,数字基础设施的完善程度显著影响技术赋能效果,在数字设施越完善的地区,企业人工智能技术对投资效率的影响越显著。这要求政府在推进人工智能技术应用过程中,必须重视基础设施与技术创新之间的协同关系,加强数字基础设施建设,构建人工智能发展生态。具体而言,可以结合“东数西算”国家工程布局,在重点产业集群区域建设共享型人工智能计算中心,通过降低企业技术应用门槛提升技术赋能效果。同时,建议建立区域数字基础设施协同发展机制,促进算力资源优化配置,为人工智能技术提升企业投资效率提供要素保障。其二,在财政和金融政策方面,本研究发现,缓解融资约束是企业人工智能技术提升企业投资效率的重要路径。因此,政府可以扩大科技型中小企业人工智能专项补贴的覆盖范围,重点支持人工智能技术示范应用项目,鼓励银行设立人工智能技术升级改造专项贷款,适当放宽贷款条件,并探索将企业人工智能技术应用成熟度纳入信用评级体系,建立技术应用与融资成本挂钩的激励机制。其三,在区域协调发展方面,本研究发现,人工智能技术效用的发挥与地区市场化水平密切相关,这要求实施人工智能政策需要采取地区差异化策略。例如,对于长三角、粤港澳大湾区等数字化领先区域,可支持其申报国家人工智能创新应用先导区,开展智能投资决策系统的标准化试点;针对中西部省份,建议在中央财政专项转移支付中单列人工智能基础设施建设补助资金,并建立跨行政区域的人工智能算力共享网络,打破制约技术赋能效果的区域壁垒。

作为创新主体和投资主体,企业应当重视人工智能技术对于投资活动的重要支撑作用,抓住人工智能技术的发展机遇。第一,在战略设计层面,可以在董事会的战略委员会下设人工智能专项工作组,统筹技术应用与业务转型的协同发展。第二,在运营实施层面,应当聚焦人工智能与核心业务流程的深度融合,重点推进财务管理系统与业务运营系统的智能互联,通过构建动态数据中台实现投资决策的实时可视化分析。通过引入人工智能技术,实现财务、运营和人力资源管理的一体化,增加信息透明度,提高管理效率和决策准确性,降低代理成本所带来的效率损失。第三,在人才培养层面,加大对人工智能领域人才队伍建设的支持力度。企业可以加强与高校和研究机构的合作,培养具备人工智能技术理解力与商业洞察力的复合型人才;同时,也可以建立技术人员与管理干部的轮岗交流制度,通过创新组织机制促进人工智能技术从工具层面向决策层面的渗透。

3. 研究展望

本文为人工智能技术对企业投资效率的影响提供了经验证据,未来研究可以从以下三方面进

行深化拓展:第一,可以突破静态分析框架,关注人工智能技术对企业投资效率的动态演化过程,例如通过案例追踪、系统仿真等方法,深入揭示人工智能技术提升企业投资效率的时变特征。第二,采用更精确的方法刻画企业人工智能技术水平,考察其在经营管理活动中的具体应用场景和嵌入特征,并深入探究人工智能在各环节的作用机理。第三,可以将人工智能技术的研究视野延伸至产业链和区域经济层面,进一步考察其网络外部性和空间溢出效应,为优化人工智能产业布局、推动经济高质量发展提供更具针对性的政策参考。

参考文献

- [1] Habib, A., and M.M.Hasan. Business Strategy, Overvalued Equities, and Stock Price Crash Risk [J]. *Research in International Business and Finance*, 2017, 39: 389-405.
- [2] Aghion, P., G. M. Angeletos, A. Banerjee, and K. Manova. Volatility and Growth: Credit Constraints and the Composition of Investment [J]. *Journal of Monetary Economics*, 2010, 57, (3): 246-265.
- [3] 王丹,李丹,李欢. 客户集中度与企业投资效率[J]. 北京: 会计研究, 2020, (1): 110-125.
- [4] 李玉花,林雨昕,李丹丹. 人工智能技术应用如何影响企业创新[J]. 北京: 中国工业经济, 2024, (10): 155-173.
- [5] 曹静,周亚林. 人工智能对经济的影响研究进展[J]. 北京: 经济学动态, 2018, (1): 103-115.
- [6] 刘骏,龚熠,刘涛雄. 工业机器人应用如何影响企业运营效率——基于中国制造业上市公司的实证研究[J]. 北京: 管理评论, 2023, (5): 243-253, 291.
- [7] Koch, M., I. Manuylov, and M. Smolka. Robots and Firms [J]. *The Economic Journal*, 2021, 131, (638): 2553-2584.
- [8] Edwards, J.S., Y. Duan, and P.C. Robins. An Analysis of Expert Systems for Business Decision Making at Different Levels and in Different Roles [J]. *European Journal of Information Systems*, 2000, 9, (1): 36-46.
- [9] Yang, C.H. How Artificial Intelligence Technology Affects Productivity and Employment: Firm-Level Evidence from Taiwan [J]. *Research Policy*, 2022, 51, (6), 104536.
- [10] 姚加权,张锟澎,郭李鹏,冯绪. 人工智能如何提升企业生产效率? ——基于劳动力技能结构调整的视角[J]. 北京: 管理世界, 2024, (2): 101-116, 133, 117-122.
- [11] 陈运森,黄健峤. 股票市场开放与企业投资效率——基于“沪港通”的准自然实验[J]. 北京: 金融研究, 2019, (8): 151-170.
- [12] 于文超,梁平汉,高楠. 公开能带来效率吗? ——政府信息公开影响企业投资效率的经验研究[J]. 北京: 经济学(季刊), 2020, (3): 1041-1058.
- [13] 陈运森,谢德仁. 网络位置、独立董事治理与投资效率[J]. 北京: 管理世界, 2011, (7): 113-127.
- [14] Jiang, F., W. Cai, X. Wang, and B. Zhu. Multiple Large Shareholders and Corporate Investment: Evidence from China [J]. *Journal of Corporate Finance*, 2018, 50: 66-83.
- [15] Myers, S.C., and N.S. Majluf. Corporate Financing and Investment Decisions When Firms Have Information That Investors Do Not Have [J]. *Journal of Financial Economics*, 1984, 13, (2): 187-221.
- [16] Biddle, G.C., G. Hilary, and R.S. Verdi. How does Financial Reporting Quality Relate to Investment Efficiency? [J]. *Journal of Accounting and Economics*, 2009, 48, (2-3): 112-131.
- [17] 张纯,吕伟. 信息披露、信息中介与企业过度投资[J]. 北京: 会计研究, 2009, (1): 60-65, 97.
- [18] 李杰,张永杰,熊熊. 非控股大股东信息交互的公司治理效应: 投资效率的视角[J]. 北京: 经济管理, 2024, (2): 149-171.
- [19] Gao, X., W. Xu, D. Li, and L. Xing. Media Coverage and Investment Efficiency [J]. *Journal of Empirical Finance*, 2021, 63: 270-293.
- [20] 李维安,齐鲁骏,丁振松. 兼听则明,偏信则暗——基金网络对公司投资效率的信息效应[J]. 北京: 经济管理, 2017, (10): 44-61.
- [21] 冯晓晴,文雯. 国有机构投资者持股能提升企业投资效率吗?[J]. 北京: 经济管理, 2022, (1): 65-84.
- [22] 张宗益,郑志丹. 融资约束与代理成本对上市公司非效率投资的影响——基于双边随机边界模型的实证度量[J]. 浙江: 管理工程学报, 2012, (2): 119-126.
- [23] 柯艳蓉,李玉敏. 控股股东股权质押、投资效率与公司期权价值[J]. 北京: 经济管理, 2019, (12): 123-139.
- [24] 李刚,侯青川,张瑾. 政府补助与公司投资效率——基于中国制度背景的实证分析[J]. 南京: 审计与经济研究, 2017, (4): 74-82.

- [25] Jensen, M.C. Agency Costs of Free Cash Flow, Corporate Finance, and Takeovers[J]. *The American Economic Review*, 1986, 76, (2): 323-329.
- [26] 王化成, 张修平, 高升好. 企业战略影响过度投资吗[J]. *天津: 南开管理评论*, 2016, (4): 87-97, 110.
- [27] Bertrand, M., and S. Mullainathan. Enjoying the Quiet Life? Corporate Governance and Managerial Preferences[J]. *Journal of Political Economy*, 2003, 111, (5): 1043-1075.
- [28] Acemoglu, D., and P. Restrepo. Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor[J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2019, 33, (2): 3-30.
- [29] Acemoglu, D., and P. Restrepo. Robots and Jobs: Evidence from US labor markets[J]. *Journal of Political Economy*, 2020, 128, (6): 2188-2244.
- [30] 李磊, 王小霞, 包群. 机器人的就业效应: 机制与中国经验[J]. *北京: 管理世界*, 2021, (9): 104-119.
- [31] 杨光, 候钰. 工业机器人的使用、技术升级与经济增长[J]. *北京: 中国工业经济*, 2020, (10): 138-156.
- [32] 王永钦, 董雯. 机器人的兴起如何影响中国劳动力市场? ——来自制造业上市公司的证据[J]. *北京: 经济研究*, 2020, (10): 159-175.
- [33] Agrawal, A., J.S. Gans, and A. Goldfarb. Artificial Intelligence: The Ambiguous Labor Market Impact of Automating Prediction[J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2019, 33, (2): 31-50.
- [34] Bloom, N., L. Garicano, R. Sadun, and J.V. Reene. The Distinct Effects of Information Technology and Communication Technology on Firm Organization[J]. *Management Science*, 2014, 60, (12): 2859-2885.
- [35] 徐鹏, 徐向艺. 人工智能时代企业管理变革的逻辑与分析框架[J]. *北京: 管理世界*, 2020, (1): 122-129, 238.
- [36] 高山行, 刘嘉慧. 人工智能对企业管理理论的冲击及应对[J]. *北京: 科学学研究*, 2018, (11): 2004-2010.
- [37] Goldfarb, A., C. Tucker. Digital Economics[J]. *Journal of Economic Literature*, 2019, 57, (1): 3-43.
- [38] Jensen, M.C., and W.H. Meckling. Theory of the Firm: Managerial Behavior, Agency Costs and Ownership Structure[J]. *Journal of Financial Economics*, 1976, 3, (4): 305-360.
- [39] 董红晔, 李小荣. 国有企业高管权力与过度投资[J]. *北京: 经济管理*, 2014, (10): 75-87.
- [40] 肖红军, 阳镇, 刘美玉. 企业数字化的社会责任促进效应: 内外双重路径的检验[J]. *北京: 经济管理*, 2021, (11): 52-69.
- [41] 陈德球, 胡晴. 数字经济时代下的公司治理研究: 范式创新与实践前沿[J]. *北京: 管理世界*, 2022, (6): 213-240.
- [42] Connelly, B.L., S.T. Certo, R.D. Ireland, and C.R. Reutzel. Signaling Theory: A Review and Assessment[J]. *Journal of Management*, 2011, 37, (1): 39-67.
- [43] 张悦玫, 张芳, 李延喜. 会计稳健性、融资约束与投资效率[J]. *北京: 会计研究*, 2017, (9): 35-40, 96.
- [44] 陈国青, 任明, 卫强, 郭迅华, 易成. 数智赋能: 信息系统研究的新跃迁[J]. *北京: 管理世界*, 2022, (1): 180-196.
- [45] Richardson, S. Over-investment of Free Cash Flow[J]. *Review of Accounting Studies*, 2006, 11, (2): 159-189.
- [46] 刘华珂, 李旭超, 聂禾, 宋敏. AI时代: 城市数智化转型与企业创新[J]. *北京: 中国软科学*, 2024, (2): 38-54.
- [47] 戴翔, 王如雪. 人工智能条件下人口老龄化对全球价值链攀升的影响[J]. *北京: 经济管理*, 2023, (3): 28-43.
- [48] 魏下海, 李胡建. 数字经济发展是否促进社会代际流动?[J]. *北京: 系统工程理论与实践*, 2024, (1): 85-101.
- [49] Chen, F., O.K. Hope, Q. Li, and X. Wang. Financial Reporting Quality and Investment Efficiency of Private Firms in Emerging Markets[J]. *The Accounting Review*, 2011, 86, (4): 1255-1288.
- [50] 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]. *北京: 中国工业经济*, 2021, (4): 138-155.
- [51] 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]. *北京: 经济研究*, 2012, (9): 125-139.
- [52] 江艇. 因果推断经验研究中的中介效应与调节效应[J]. *北京: 中国工业经济*, 2022, (5): 100-120.
- [53] 张晓亮, 文雯, 宋建波. 学者型 CEO 更加自律吗? ——学术经历对高管在职消费的影响[J]. *北京: 经济管理*, 2020, (2): 106-126.
- [54] 樊纲, 王小鲁, 马光荣. 中国市场化进程对经济增长的贡献[J]. *北京: 经济研究*, 2011, (9): 4-16.

Artificial Intelligence Technology Level and Corporate Investment Efficiency

WEN Wen, XIAO Yao, NIU Yu-hao

(International Business School, Beijing Foreign Studies University, Beijing, 100089, China)

Abstract: Artificial intelligence (AI) has emerged as a foundational driver of the ongoing technological revolution and industrial transformation. Its integration across industries is reshaping traditional business models, enhancing productivity, and promoting innovation. Among its many impacts, how AI influences corporate investment behavior remains underexplored, particularly regarding its role in improving investment efficiency—a critical dimension of firm performance and value creation. Efficient investment empowers firms to strategically allocate resources and maximize economic value.

This study empirically examines the relationship between AI technology and corporate investment efficiency using a sample of Chinese A-share listed companies from 2007 to 2022. We measure the AI technology level by the number of AI-related patents filed. Our findings reveal that the adoption of AI technologies significantly enhances corporate investment efficiency. Mechanism tests show that AI contributes to this improvement through three channels: (1) improving the corporate information environment, which reduces information asymmetry and enhances decision-making; (2) strengthening financing capabilities by increasing firms' transparency and creditworthiness; and (3) mitigating agency conflicts by providing more accurate and timely monitoring tools. Heterogeneity analysis suggests that the positive impact of AI on investment efficiency is more pronounced in firms facing intense industry competition, firms with higher internal control costs, and greater degrees of information asymmetry. Moreover, firms located in areas with more advanced digital infrastructure and a higher degree of marketization benefit more from AI technology, suggesting that complementary institutional and technological environments enhance the effectiveness of AI in improving resource allocation. Further analysis reveals that AI mitigates both overinvestment and underinvestment. Finally, economic consequences analysis suggests firms that successfully integrate AI into their operations not only optimize investment decisions but also enhance economic value.

This study makes three key contributions. First, it extends the literature on the impact of AI from the perspective of investment efficiency, offering a novel perspective on the economic consequences of AI. While prior research has primarily emphasized how AI enhances operational productivity, this study contributes by examining its role in mitigating both corporate overinvestment and underinvestment, thereby advancing our understanding of AI's influence on firm-level resource allocation. Second, it enriches the literature on the determinants of corporate investment efficiency by introducing AI as a salient factor from the perspective of emerging technologies. Unlike existing studies that largely concentrate on macroeconomic conditions or corporate governance structures, this paper identifies and empirically verifies three mechanisms through which AI improves investment efficiency: enhancing the corporate information environment, strengthening financing capacity, and alleviating agency conflicts. These findings provide incremental evidence on how technological advancements shape investment behavior, offering a new theoretical and empirical lens through which to study the determinants of investment efficiency. Third, this study identifies the internal and external conditions that moderate the effect of AI on investment efficiency. Specifically, it reveals that AI's positive impact is more pronounced in firms operating under high competition, with elevated internal control costs, greater information asymmetry, and in regions with advanced digital infrastructure and higher marketization, providing actionable insights for both managers and policymakers.

The policy implications of this study are manifold. For governments, it is essential to create a supportive ecosystem for AI development through improved digital infrastructure, targeted subsidies for AI adoption—particularly among technology-driven small and medium-sized enterprises—and enhanced financing support such as AI-focused credit evaluation systems and dedicated loan programs. For firms, the findings highlight the strategic importance of embracing AI technologies not only for operational upgrades but also for improving capital allocation and long-term competitiveness. Firms should invest in AI capabilities, integrate AI into decision-making processes, and cultivate an organizational culture that leverages data-driven insights.

Key Words: artificial intelligence; investment efficiency; information environment; agency costs; financial constraints

JEL Classification: O33, O12

DOI: 10.19616/j.cnki.bmj.2025.06.006

(责任编辑:李先军)