

相得益彰:人智协同如何影响企业投资效率?

袁 帅, 于 翔

(南开大学 商学院, 天津 300071)

摘 要:数字经济背景下,人力资本与人工智能形成的协同互补机制成为企业优化投资决策、提升投资效率的重要支撑。基于此,本文以2018—2024年我国A股上市公司为研究样本,实证检验人智协同对企业投资效率的影响。研究发现,人智协同有助于提升企业投资效率,基于人工智能技术发展阶段差异的分析同样支持该结论。机制分析表明,人智协同主要通过提升企业信息获取与分析能力、抑制管理层非理性决策影响投资效率。基于“动机—机会—借口”视角的异质性分析表明,人智协同对企业投资效率的影响在管理层外部薪酬差距较大、机构投资者持股比例较高以及战略激进度较低的企业中更加显著;同时,基于企业资源基础的异质性分析表明,该影响在企业规模较大、融资约束较小的企业中更加显著。区分投资不足和投资过度的检验发现,人智协同能同时有效缓解投资不足、抑制投资过度。经济后果表明,人智协同对投资效率的影响最终有助于提升企业价值。本文为企业如何在数字时代构建人智协同机制来提高投资效率、实现价值创造提供了经验参考。

关键词:人工智能;人力资本;人智协同;投资效率

中图分类号:F270 **文献标识码:**A **文章编号:**1001-4950(2026)08-0021-18

一、引 言

近年来,人工智能技术迅猛发展,推动具备分析与决策辅助能力的智能系统嵌入企业内部各流程,逐渐成为人类工作伙伴,形成了人智协同的新型管理实践(张志学等,2024),受到党和国家高度重视。2025年8月,国务院《关于深入实施“人工智能+”行动的意见》强调“要推动人工智能与各领域深度融合,加快形成人机协同、跨界融合、共创分享的智能经济和智能社会新形态”。2022年,中国计算机学会发布了“人智协同”术语释义,称其为人与人工智能通过交互融合各自优势,共同管理和执行任务的过程。而管理学者则认为,人智协同是人通过与人工智能的互动合作释放组织生产力的过程(Bankins等,2024)。具体而言,人工智能具有计算优势,能够进行高效的信息获取与分析,帮助企业拓展与整合知识库、形成“数据智慧”,但其缺乏人类经

收稿日期:2025-04-09

基金项目:教育部人文社科基金项目(23YJC630110)

作者简介:袁 帅(1999—),女,南开大学商学院博士研究生;

于 翔(1998—),女,南开大学商学院博士研究生(通信作者,1046205890@qq.com)。

验判断等“隐性知识”,在理解复杂任务和战略决策时存在局限性,难以确保“数据智慧”与企业的全局战略完全契合(李玉花等,2024)。人力资本则具有多维度认知,擅长进行丰富的情感表达和创造性活动,但信息获取与分析方面的能力有所欠缺,可能形成基于经验的认知偏见(Choudhary等,2025)。基于此,人智协同能够通过二者的交互彼此补充与启发,形成兼具人工智能计算优势和人力资本认知优势的混合智能体系(许晖等,2025),从而重塑企业生产运作、经营管理等活动,提升其应对环境不确定性的韧性(Avgar等,2018),奠定以“人工智能+”赋能高质量发展的微观基础。在此背景下,探索基于人智协同的价值增长路径,具有重要的理论和实践意义。

提升投资效率不仅是企业优化资源配置、构筑竞争优势的关键路径,也是增强国家经济发展内生动力、推动高质量发展的重要基础。党的二十届四中全会便将扩大有效投资列为“建设强大国内市场,加快构建新发展格局”的重点任务之一。作为一项前瞻性决策,投资取决于企业未来的投资机会(Stein,2003)。这在很大程度上依赖于企业对投资前景的评估能力,即企业能否及时、精准地捕捉相关信息并合理配置资源对投资效率至关重要(马光源等,2025)。然而,在如今技术快速迭代、全球竞争加剧的背景下,企业面临信息呈爆发式增长、市场不确定性增加等多重挑战。这使得利用传统工具和方法进行投资决策的局限日益凸显,企业难以精准把握投资机会。

人智协同将人力资本在价值主张、意义建构方面的经验判断优势与人工智能在信息搜索与处理、逻辑推演方面的技术优势结合,为企业突破上述困境提供了机遇。一方面,人智协同有助于提升企业信息获取与分析的能力,其不仅能助力企业克服时空限制、拓展信息获取范围,规避信息过载陷阱、提升投资决策信息的精度;还能改变信息分析方式,产生有别于单主体的数据智慧,从而提高企业识别、评估投资机会的准确性。另一方面,人智协同决策能够挖掘丰富知识并开展多元情景模拟,从而提升管理层的决策理性,改善投资效率。因此,人力资本与人工智能的有效协同为企业应对高度复杂的环境,构建高效的投资响应机制提供了途径,但现有研究对此并未进行探讨。

基于此,本文以我国上市公司为研究样本,探究人智协同对投资效率的影响。研究贡献主要体现在三个方面。第一,本文关注到企业内人力资本与人工智能适配、协作的重要性,将人工智能视为能够与人力资本互动的行为主体,揭示二者协同在企业优化投资决策、提升投资效率方面的作用。一方面,这突破了既有文献基于人力资本、人工智能单一视角开展研究的局限,回应了关于人与人工智能的关系如何影响企业的呼吁(张志学等,2024)。另一方面,从新技术应用推动形成人智协同这一管理实践角度出发,加深了对技术进步重塑资源配置和引发管理变革的认识,丰富了新古典增长理论关于技术进步推动经济增长的理论框架。第二,本文从提升信息获取与分析能力和抑制管理层非理性决策两个维度剖析人智协同如何影响企业投资效率,部分地打开了二者间作用机制的“黑箱”,为企业寻求价值增长路径提供了理论支撑。具体而言,本文不仅基于传统公司治理框架分析人智协同如何对信息约束这一理论机制产生影响;还关注到管理层非理性特征的作用,尝试分析人智协同是否能够通过抑制过度自信、缓解损失厌恶来纠正非理性决策,进而影响投资效率。这不仅回答了新技术应用如何辅助“非理性人”决策的学术命题(Murray等,2021),也丰富了有关投资效率的研究框架。第三,本文的研究具有一定的启示意义。本文通过实证检验发现,人力资本与人工智能所形成的协同机制,有助于提升企业识别投资机会并转化为价值创造的能力。这不仅加深了企业对人力资本和人工智能作用的认识,为其在复杂动态的环境中优化决策体系、实现长远发展提供了实践启示;也向政府提供了有关人智协同经济效应的微观证据,为其通过政策引导推动人智协同建设、促进有效投资提供了理论依据。

二、文献回顾与研究假设

(一)文献回顾

与本文最相关的文献有两类,第一类为人智协同相关的文献。目前相关研究主要围绕以下两个维度展开:一是探究企业如何构建和谐、高效的人智关系,即人工智能如何由辅助性工具转变为与人类深度协同的工作伙伴(Murray等,2021)。二是基于个体和组织层面,探究人智协同的影响。在个体层面,人智协同能够重塑个体知识利用、知识增值与知识创造的过程,进而影响分析师预测的精度(Cao等,2024)、投资者的交易行为(Cheng等,2025)、创作者绩效(黄炎一等,2025)以及企业员工的创新行为(李晓曼和陈丽,2024)。在组织层面,人智协同不仅能推动企业重塑学习模式,增强组织韧性(吴小龙等,2024);还能促进产品创新模式的演进,提升企业匹配用户个性化需求的能力(吴小龙等,2023;邹波等,2024)。然而,上述文献尚存在以下不足:其一,基于组织层面的研究聚焦于人智协同对产品创新和组织学习的作用,未关注到人智协同对企业投资决策的影响。在当前高度动荡的经营环境中,人智双向增强的协同机制有助于企业在纷繁复杂的信息中识别、把握投资机会,从而为企业突破投资困境提供新的路径。其二,既有研究多基于案例分析、实验研究方法展开,缺少大样本的实证研究。随着人工智能在各类组织与场景中的广泛应用,亟须结合多样化的研究方法,以更全面、科学地剖析人智协同的经济后果。

第二类文献为投资效率影响因素相关的研究。在完全竞争的市场中,企业会在边际收益等于边际成本的均衡点上作出最优投资决策。然而,现实中的企业往往受到诸多市场摩擦的影响,导致这一均衡难以实现。基于此,相关研究围绕法治环境(宋清华等,2024;刘金洋,2024)、政府行为(蔡庆丰等,2023;罗宏等,2024)等外部环境以及公司治理、管理者特征(姚立杰等,2020)等企业内部特征对投资效率的影响因素进行了诸多有益的探讨。随着数字经济的持续推进,部分研究也关注到新技术应用引致的企业技术与管理变革对投资效率的影响。相关研究表明,数字化转型、人工智能技术应用等推动企业的生产、营销、管理等活动发生变革,改变了企业内和企业间的信息分布状态,从而作用于信息不对称、委托代理等市场摩擦因素,影响了投资效率(朱茜俣和谭小芬,2024;文雯等,2025)。然而,上述文献在研究过程中忽视了人工智能在泛化和整合能力方面存在不足,可能在信息获取与分析方面出现问题,未考虑到其有效性的发挥需要与企业内部要素适配、协作,尤其是与人力资本的深度融合(马鸿佳等,2024)。本文正是基于此展开分析,关注到人力资本与人工智能的协同,并进一步挖掘其对企业投资效率的影响。

(二)研究假设

投资是提升企业价值的重要驱动力。然而,现实中企业的实际投资可能偏离最优投资水平,即存在非效率投资行为。一方面,信息是影响投资效率的关键,但企业无论是在多源内外部信息的获取方面,还是在从海量信息中甄别有效规律的信息分析方面均存在局限,从而削弱了其识别、把握投资机会的能力,成为提升投资效率的重要障碍。另一方面,管理层是投资决策的重要主体,但其在决策过程中可能存在非理性特征,体现出许多认知偏见(如过度自信和损失厌恶),从而产生非理性投资决策,降低投资效率(刘星和曾宏,2002)。而人智协同通过频繁交互,融合两类主体的优势,形成双主体的协同机制,不仅有利于提升企业信息获取与分析的能力,助力其突破信息约束;还能够弥补管理层的主观经验缺陷,提高其决策科学性与理性化水平,改善企业投资效率。因此,本文从以下两个维度分析人智协同对企业投资效率的影响。

根据信息经济学理论,信息是企业决策的核心资源。在数字经济赋能企业变革的背景下,

人智协同对企业投资效率的提升作用,本质上是人力资本的主观信息处理优势与人工智能的客观信息处理能力深度耦合的结果(Balasubramanian等,2022)。二者基于信息处理功能的互补性与协同性,显著提高了企业获取和分析信息的能力(徐超和陈勇,2021),共同破解传统投资决策中的信息约束难题,推动企业投资行为从经验驱动向信息驱动转型,进而实现投资效率提升。具体而言,一方面,在信息获取环节,人工智能的海量数据处理能力与人力资本的信息筛选判断力形成协同,突破传统投资决策的信息获取局限。人工智能凭借其多源数据抓取技术,可实时整合宏观经济数据、行业竞争数据、标的企业非结构化数据等海量信息,打破信息获取的时空限制,解决传统人力资本信息不全的问题(Shrestha等,2019);但人工智能缺乏对信息价值的主观判断能力,易陷入数据过载困境。人力资本基于行业认知与投资经验,能够精准识别与投资决策高度相关的关键信息,对人工智能获取的冗余数据进行筛选与过滤,剔除噪声信息,确保信息获取的“量”与“质”平衡,为后续投资决策提供高质量的信息基础,避免因信息冗余或关键信息缺失导致的投资决策偏差,最终实现投资效率的提升。另一方面,在信息分析环节,人工智能的深度数据挖掘能力与人力资本的复杂问题推理能力形成互补,提升信息转化为投资决策依据的效率与精度。人工智能依托算法模型,可对结构化与非结构化信息进行量化分析,挖掘数据背后隐藏的行业周期特征、标的企业盈利模式等投资规律,并通过预测模型输出投资收益与风险的量化结果,解决传统人力资本手工分析下信息处理滞后与量化能力不足的问题。然而,人工智能在准确理解主观意图、战略含义方面仍存在局限。此时,人力资本凭借战略洞察力与价值判断优势,可对人工智能的量化分析结果进行补充解读,将非量化信息转化为投资决策依据,修正“算法黑箱”可能导致的分析偏差,实现信息分析中量化精准与定性深度的有机融合(许晖等,2025),为投资决策提供更全面的逻辑支撑,从而提升投资效率。

基于行为决策理论以及高阶梯队理论中管理层特质影响决策的核心观点(Simon,1997),管理层的非理性决策可能引致投资效率下降。而过度自信、损失厌恶与风险规避倾向是管理层非理性特征的重要体现。其中,过度自信会使其高估自身能力与项目收益,进而可能导致投资过度;损失厌恶与风险规避则表现为对潜在损失的过度聚焦和回避,可能使其放弃高风险高回报项目,是投资不足的重要原因。人智协同通过人力资本的价值判断和经验校准优势,与人工智能的海量数据处理、高度算法化与程序化的学习推理优势之间的双向互动(Raisch和Fomina,2025),能够改善上述情况,提升投资效率。具体而言,在投资决策过程中,人力资本的背景知识和专业判断能够为人工智能分析模型的构建提供问题定义与情境解释等基础(Choudhary等,2025)。在此基础上,人工智能一方面可以基于自身迭代学习能力优化分析模型;另一方面可以凭借多源数据整合与量化分析优势,对复杂数据进行解析,实现对宏观经济信号、行业收益规律、项目风险参数等信息无情绪干扰的结构化处理。这不仅能生成包含投资收益区间与风险概率的客观评估结果,还能挖掘出单纯依靠人力资本难以洞察的数据特征,从而拓展人力资本的认知边界,为其校准认知偏差提供外部参照(王嘉鑫和赵牧,2025)。一方面,管理层通过人智协同呈现出的收益校准数据与风险预警信息,能够重新审视项目真实价值,规避对负净现值项目的盲目投入,缓解管理层过度自信的影响;另一方面,协同生成的长期收益量化论证与多情景模拟,有助于管理层重新权衡风险与回报,缓解对潜在损失的过度聚焦,从而降低保守程度,增强投资信心。如此,人智协同能够抑制管理层非理性决策,进而提升企业投资效率。

综上所述,本文提出如下假说:

H1:人智协同有助于提升企业投资效率。

本文理论分析框架如图1所示。

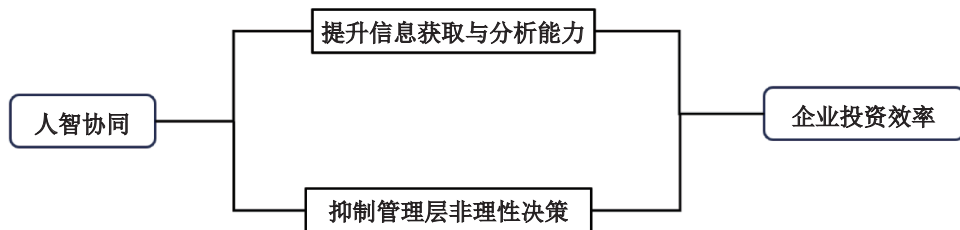


图1 理论分析框架

三、研究设计

(一)样本选择与数据来源

2017年7月,国务院发布《新一代人工智能发展规划》,将发展人工智能上升为国家战略;同年12月,工信部发布《促进新一代人工智能产业发展三年行动计划(2018—2020年)》,着力推动新一代人工智能技术的产业化和集中应用。这为人工智能技术的大规模产业化应用提供了战略指引,推动其加速与实体经济融合,落地场景不断丰富,此后我国人工智能迈入融合发展新阶段(尹丽波,2020),为人智协同奠定了基础。基于此,本文选取2018—2024年我国A股上市公司为初始研究样本,并对数据进行以下处理:(1)剔除人智协同、投资效率等变量数据缺失的样本;(2)剔除金融行业样本;(3)剔除被ST和*ST的样本;(4)为避免极端值对研究结果的影响,对所有连续变量在1%和99%水平上进行缩尾处理。最终,获得16067条公司一年度的样本数据。本文人工智能数据从企业年报中获取;其余相关数据主要源自CSMAR数据库。

(二)变量定义

1.解释变量

人智协同的核心是将人力资本与人工智能共同作为主体,交互融合各自优势形成协同机制,进而更好地释放与提升组织生产力。而耦合协调度适用于测度系统内部各要素间的协同关系,涉及耦合度、协调度两个维度。其中耦合度用以揭示要素间的联系,刻画不同要素间的互动与作用强度;协调度则反映各要素互动过程中相互适应、和谐互促的状态。因此,采用耦合协调度模型能够较好地刻画企业人力资本与人工智能间相互作用、协同共进的关系。

(1)人力资本(HC)的测度。虽然组织中的每个人都可以是与人工智能协同的主体,但就投资决策而言,其主要涉及价值评估、风险判断等,部分员工(如生产工人)主要参与日常生产,对决策影响较小。而具备专业能力的管理层有助于确保人工智能的决策逻辑与企业价值主张及整体战略目标相契合,从而与人工智能协同,提升投资效率。为此,借鉴杨林等(2020)、方顺超等(2025)的研究思路,本文从经验水平和知识基础两个维度界定人力资本。一是经验水平,具体包括行业经验深度和职业经验广度两个方面:其中行业经验深度采用企业管理层人员在现任行业工作年限的平均值进行测量,深厚的行业积淀对于管理者形成隐性知识、提升行业洞察力与风险感知力具有重要作用,是与人工智能协同过程中进行价值判断与战略校准的基石;职业经验广度采用Blau分类指数^①进行计算,其数值越接近于1,表明管理层团队职业经验异质性越高,有助于打破单一管理者的认知限制,拓宽决策视野,增加管理层隐性知识的维度(王新光和盛宇华,2023),帮助其识别更多机会与发展方向,从而掌握投资的主动权。二是知识基础,采

^①将管理层的职能背景划分为六类并进行编码:生产制造=1、研发=2、金融财会=3、市场营销=4、法律=5、行政管理=6,在此基础上通过如下公式进行计算:Blau's Categorical=1- $\sum_{i=1}^n P_{it}^2$ 其中, P_{it} 是j公司在第t年的管理层中第i类职能背景的成员所占的百分比,n等于职能背景类别数。

用管理层团队中硕士及硕士以上学历人数占比衡量,受教育水平反映了管理层的知识储备与理论素养,经历长期系统化教育的管理者,通常具备更强的抽象思维与分析能力(方顺超等, 2025),这有助于提升其研判能力,以应对投资决策中的复杂性与不确定性。在获取上述指标后,进一步采用熵权法计算得到企业整体的人力资本水平。

(2)人工智能(AI)的测度。根据技术任务匹配理论,信息技术只有在与使用者完成的任务匹配良好时,才能带来使用绩效的提升。就投资决策任务而言,并非所有人工智能技术都是重要的。投资决策本质上涉及价值评估、风险判断,要求人工智能能够与人类共同参与信息处理、分析和决策。因此,本文将人工智能界定为具备数据存储、运算与学习能力,并能在一定程度上自主完成信息处理与决策的智能系统,主要包括以机器学习算法类、知识表示与推理类、自然语言处理类以及计算机视觉类人工智能为代表的技术类型^①。借鉴李玉花等(2024)的研究,本文利用机器学习方法测度企业人工智能水平。具体而言,首先,选取“机器学习”“自然语言处理”“计算机视觉”“知识表示”作为种子词;其次,基于Word2vec技术的Skip-gram模型对种子词进行扩展,筛选出与种子词语义最近的10个词汇,并删除重复词及与四类人工智能技术无关的词汇,形成人工智能词典;最后,基于词典计算上市公司年报中四类人工智能关键词的数量并加1取自然对数得到企业人工智能指标。

(3)人智协同(D)的测度。借鉴唐要家等(2023)、孙忠娟等(2025)的研究,本文基于如下模型测度企业人智协同水平。

$$C = 2\sqrt{HC \times AI} / (HC + AI) \quad (1)$$

$$T = \alpha HC + \beta AI \quad (2)$$

$$D = \sqrt{C \times T} \quad (3)$$

其中,HC、AI分别为进行标准化处理后的企业人力资本水平和人工智能应用情况。C为人力资本与人工智能的耦合度,表征二者间相互影响的程度;T为企业人力资本与人工智能的综合协调指数,反映二者的平衡性;D为企业人力资本与人工智能的协同度; α 、 β 分别为人力资本与人工智能的权重($\alpha + \beta = 1$)。鉴于本文旨在探究人力资本和人工智能双主体协同如何优化企业投资决策,故认为人力资本与人工智能对协同效应同等重要,取 $\alpha = \beta = 0.5$ ^②。

2.被解释变量

企业投资效率。本文采用Richardson(2006)的模型进行测度,将模型估计得到的残差取绝对值得到企业投资效率(InEff)指标。该指标为反向指标,值越大说明投资效率越低。其中,模型中的投资支出通过企业“(购建固定资产、无形资产及其他长期资产所支付的现金+取得子公司及其他营业单位支付的现金净额-处置固定资产、无形资产和其他长期资产收回的现金净额-处置子公司及其他营业单位所收到的现金净额)/总资产”计算得到。

3.控制变量

参考李玉婷等(2024)、申志轩等(2025)的研究,控制变量选取企业规模(Size)、总资产净利率(Roa)、资产负债率(Lev)、账面市值比(Mar)、现金流(Cashflow)、固定资产占比(Tang)、股权制衡度(Balance)、劳动密集程度(Labor)、董事会规模(Board)、企业年限(Age);同时,还控制了人力资本和人工智能两个变量,以控制二者对研究结果的潜在影响。具体变量定义如表1所示。

^①机器学习类人工智能可以从数据中学习规律并通过模型训练来优化决策;知识表示与推理类人工智能能够依赖预定义规则进行知识整合和推理;自然语言处理类人工智能能够对非结构化数据进行深度学习和语义分析;计算机视觉类人工智能则可以对视觉信息进行精确学习与识别。这些技术能够与人类决策者的认知与判断能力互补,从而提升决策质量。

^②参照孙忠娟等(2025)的研究,本文还尝试采用其他人力资本和人工智能的配比方案重新计算耦合协调度并进行实证检验,相关结果列示于稳健性检验部分,结果与主要研究结论一致。

表 1 主要变量定义

变量类型	变量名称	变量符号	变量定义
被解释变量	企业投资效率	<i>InEff</i>	具体定义见上文
解释变量	人智协同	<i>D</i>	根据模型(1)至(3)计算得出
	企业规模	<i>Size</i>	期末资产总额的自然对数
	总资产净利率	<i>Roa</i>	净利润/总资产
	资产负债率	<i>Lev</i>	总负债/总资产
	账面市值比	<i>Mar</i>	资产总额/市值
控制变量	现金流	<i>Cashflow</i>	经营活动现金流/总资产
	固定资产占比	<i>Tang</i>	固定资产净额/总资产
	股权制衡度	<i>Balance</i>	第2至第10大股东持股比例/第1大股东持股比例
	劳动密集程度	<i>Labor</i>	员工人数/营业收入
	董事会规模	<i>Board</i>	公司董事会总人数取自然对数
	企业年限	<i>Age</i>	$\ln(\text{当年年份}-\text{上市年份}+1)$
	人力资本	<i>HC</i>	具体定义见上文
	人工智能	<i>AI</i>	具体定义见上文

(三)模型设计

本文构建模型(4)检验人智协同对企业投资效率的影响。

$$InEff_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 D_{i,t} + \beta_2 Controls_{i,t} + \Sigma Code_i + \Sigma Year_t + \varepsilon_{i,t} \quad (4)$$

其中,*InEff*为企业投资效率;*D*表示企业人智协同水平;*Controls*为控制变量;*Code*、*Year*分别为公司固定效应、年份固定效应,以控制公司特征和时间趋势对研究结果的潜在影响; ε 为随机扰动项。

四、实证结果

(一)描述性统计^①

描述性统计结果显示,企业投资效率(*InEff*)均值为0.036,大于中位数(0.026),表明大部分样本企业存在非效率投资。企业人智协同水平(*D*)的均值为0.192,标准差为0.247,说明不同企业间人力资本与人工智能的协同水平存在较大差异。除解释变量和被解释变量外,其余变量描述性分析结果与已有研究一致,表明本文变量选取合理。同时,多重共线性结果表明,各变量方差膨胀因子(*VIF*)均小于10,说明不存在严重的多重共线性问题。

(二)基准回归

表2汇报了模型(4)的回归结果。在不控制任何因素的情况下,第(1)列显示的是人智协同(*D*)对企业投资效率的影响,人智协同系数在5%的水平上显著为负。第(2)列在第(1)列基础上引入控制变量,人智协同依旧对企业非效率投资存在显著负向影响。第(3)列为进一步控制公司和年份固定效应的结果。人智协同的回归系数为-0.0088,在5%的水平上显著,验证了假设1。就经济意义而言,人智协同(*D*)每提高一个标准差,企业非效率投资平均下降6.04%。

(三)稳健性检验

1.内生性问题的处理

(1)工具变量法。本文采用工具变量法缓解人智协同与企业投资效率间可能的反向因果问题。参考孙忠娟等(2025)的研究,选择同行业同年度内其他企业人智协同水平的均值(*D_IV*)作为工具变量。一方面,根据同群效应,同行业其他企业的人智协同水平反映了相近企业的经营动态,有利于推动企业自身重视培育人力资本与应用人工智能技术,满足相关性要求;另一

^①限于篇幅,描述性统计结果未列示,备索。

方面,同行业其他企业的人智协同水平对企业自身投资效率不存在直接影响,满足工具变量的外生性要求。表3第(1)列、第(2)列为回归结果。其中,第一阶段结果显示, D_IV 估计系数在1%的水平上显著,且 F 统计值大于经验值10,表明不存在弱工具变量问题。第二阶段的结果表明,人智协同对企业非效率投资具有显著抑制作用,表明研究结论具有稳健性。

表2 基准回归结果

变量	(1) <i>InEff</i>	(2) <i>InEff</i>	(3) <i>InEff</i>
<i>D</i>	-0.0055** (-2.4163)	-0.0052** (-2.0550)	-0.0088** (-2.1884)
<i>Controls</i>	No	Yes	Yes
<i>Code</i>	No	No	Yes
<i>Year</i>	No	No	Yes
<i>N</i>	16 067	16 067	16 067
<i>Adj-R²</i>	0.2356	0.0441	0.2567

注:***、**、*分别表示在1%、5%、10%的统计水平上显著,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,以下各表同。

表3 内生性检验结果(1)

变量	(1) 工具变量法 <i>D</i>	(2) <i>InEff</i>	(3) Heakman两阶段 <i>D_m</i>	(4) <i>InEff</i>	(5) PSM-DID <i>InEff</i>	(6) 差分模型 <i>InEff</i>
<i>D</i>		-0.1158** (-2.0916)		-0.0090** (-2.2214)		-0.0028* (-1.6656)
<i>D_IV</i>	0.1647*** (4.0696)		-3.4014*** (-9.6302)			
<i>IMR</i>				-0.0062* (-1.7003)		
<i>Treat_Post</i>					-0.0013*** (-3.2600)	
<i>Controls</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Code</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Year</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>N</i>	15 583	15 583	15 987	15 987	15 317	12 172
<i>Adj-R²</i>	0.0472	0.1769	0.1623		0.3763	0.3068
第一阶段 $F/Wald$ 值	13.227		2030.68			

(2)Heckman两阶段模型。为缓解样本自选择问题可能的影响,本文使用Heckman两阶段模型进行了检验。在第一阶段,根据企业人智协同(D)行业年度均值设置虚拟变量(D_m),人智协同高于均值时 D_m 取值为1,否则取值为0,将 D_m 作为被解释变量利用Probit模型回归。以模型(4)所有控制变量为解释变量,同时引入 D_IV 为工具变量计算得到逆米尔斯比(IMR)。在第二阶段,将 IMR 作为控制变量重新对模型(4)回归。表3第(4)列的结果显示,人智协同系数依旧在5%的水平上显著为负,表明在考虑了样本自选择问题后,研究结论依然保持稳健。

(3)PSM-DID。为进一步缓解内生性问题对实证结果可能的影响,本文引入“国家新一代人工智能创新发展试验区”建设作为外生冲击,结合PSM-DID模型进行检验。2019年以来,我国陆续在北京、天津等18个城市分批设立人工智能创新发展试验区。该政策通过构建政府引导、企业参与的协作机制,显著降低了区域内企业探索与应用人工智能技术的成本与门槛,并优化了人智协同所需的人才生态(任宪静和王凤,2025)。因此,其可作为检验人智协同经济后

果的准自然实验场景^①。基于此,本文设置双重差分变量 $Treat_Post$,若企业 i 在第 t 年位于人工智能创新发展试验区,则 $Treat_Post$ 取值为1,否则取值为0^②。同时,考虑到试验区与非试验区企业在特征上可能存在差异,本文采用倾向得分匹配法(PSM)进行处理。具体而言,以控制变量为协变量,利用Logit模型实施1:4最近邻匹配,并对匹配样本进行平衡性检验,结果表明平衡性良好。表3第(5)列为利用匹配后样本回归的结果, $Treat_Post$ 系数显著为负,表明人智协同有助于降低企业非效率投资,研究结论保持稳健。

(4)差分模型。为控制不随时间变化的内生变量对结果的潜在影响,借鉴李姝等(2021)的研究,本文采用一阶差分模型进行了测试,动态考察人智协同与企业投资效率间的关系。表3第(6)列的结果显示,人智协同系数显著为负,表明前文研究结论具有稳健性。

(5)排除竞争性解释。①排除管理层更替的影响。企业可能为构建与人智协同适配的人力资本基础而主动调整管理层。而这可能同时改变管理团队的决策过程与认知基础,从而对投资效率产生影响,构成对结论的竞争性解释。为此,借鉴徐健等(2024)的研究,本文构建管理层离职率指标(M_leave),并将其作为控制变量放入原模型回归。表4第(1)列结果显示,控制该变量后,人智协同的系数依然在5%的水平上显著为负。这表明,在控制了管理层整体流动性的潜在影响后,人智协同对投资效率的促进作用依然稳健。②排除数字基础的影响。企业对信息技术基础设施的前瞻性投入既为构建高水平的人智协同奠定了软硬件基础,也可能直接优化整体运营与决策流程,从而对投资效率产生影响,干扰本文检验结果。为此,借鉴陈庆江等(2025)的思路,增加数字基础设施(D_infra)这一控制变量。表4第(2)列结果显示,控制该变量后,人智协同的系数依然在5%的水平上显著为负。③排除企业组织结构变化的影响。数智背景下,企业可能前瞻性地开展组织架构调整、流程重塑与文化构建等活动。而这可能同时改善与人智协同适配的组织基础和整体管理效能,从而影响投资效率。为此,本文增加企业组织变革程度这一控制变量。借鉴李玉花等(2024)的研究,基于组织变革的关键词集^③,统计企业年报文本中上述关键词出现的频率,并加1取对数得到组织变革变量(O_change)。表4第(3)列结果显示,控制该变量后,人智协同的系数依然在5%的水平上显著为负。④排除战略引领的影响。企业前瞻性的数字变革战略导向可能同时驱动了人智协同水平的提升与整体资源配置的优化,从而干扰本文检验结果。为此,本文参照陈庆江等(2025)的研究,增加CSMAR数据库中战略引领指数(B_orin)这一控制变量。该指数基于管理层数字职务设立、数字创新导向等一系列结构化指标构建,能有效捕捉企业将数字变革等议题置于战略决策的重要程度(陈庆江等,2025)。表4第(4)列结果显示,控制该指数后,人智协同系数依然在5%的水平上为负。这说明在考虑企业顶层战略导向的影响后,人智协同本身对投资效率的正向影响仍然显著存在。

(6)控制遗漏变量。行业、城市层面的动态变化可能同时影响企业的人智协同水平和投资效率,引发遗漏变量偏误,对本文研究结论产生影响。为此,本文在原模型中纳入行业固定效应(Ind)以及行业年份交互固定效应($Ind \times Year$)以控制行业层面因素发生变化的影响。另外,在原模型中放入城市固定效应($City$)以及城市年份交互固定效应($City \times Year$)以控制地方政策变化、经济发展等的影响。表4第(5)列至第(8)列展示了回归结果,人智协同系数显著为负,与前文研究结论一致。

①双重差分模型需在政策冲击前拥有可供比较的对照组数据,鉴于首批“国家新一代人工智能创新发展试验区”于2019年获批,我们将样本区间扩展为2017—2024年。

②对于在年末(11月、12月)实施政策的城市,视作下一年度开始受到冲击,对于非年末实施政策的城市,视作当年开始受到冲击。

③具体关键词包括优化组织架构、组织架构变革、组织变革、变革组织、变革规章制度、变革流程管理、变革管理、变革文化意识、转变业务模式、转变运营模式、流程重构、业务流程再造等。

表4 内生性检验结果(2)

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	排除管理层更替的影响	排除数字基础的影响	排除组织结构变化的影响	排除战略引领的影响	控制行业固定效应	控制行业年份固定效应	控制城市固定效应	控制城市年份固定效应
<i>D</i>	-0.0087** (-2.1602)	-0.0088** (-2.1807)	-0.0149** (-2.2309)	-0.0085** (-2.1140)	-0.0090** (-2.2358)	-0.0087** (-2.1715)	-0.0083** (-2.0474)	-0.0081** (-1.9909)
<i>M_leave</i>	0.0094* (1.9172)							
<i>D_infra</i>		-0.0012 (-0.5691)						
<i>O_change</i>			-0.0022* (-1.8754)					
<i>B_orin</i>				-0.0001*** (-2.5827)				
<i>Controls</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Code</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Year</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>N</i>	16 067	16 067	16 067	16 067	16 067	16 067	16 067	16 067
<i>Adj-R²</i>	0.2569	0.2567	0.2962	0.2571	0.2612	0.2665	0.2442	0.2514

2.其他稳健性检验^①

(1)替换被解释变量。首先,采用“(购建固定资产、无形资产及其他长期资产所支付的现金+取得子公司及其他营业单位支付的现金净额)/总资产”重新测度企业投资支出,并根据Richardson(2006)的模型重新计算企业投资效率(*InEff_T*)。其次,借鉴Biddle等(2009)和Chen等(2011)的研究,重新计算企业的投资效率指标(*InEff_Biddle*和*InEff_Chen*)。

(2)替换解释变量。前文基于耦合协调度模型测度企业人智协同水平,本部分基于“种子词+机器学习法扩充”的方法,重新进行度量。参考姚加权等(2024)进行指标构建的思路,首先确定与人智协同有关的种子词,依次为人智协同、人智交互、人机协同、人机交互。其次,利用文构(Wingo)财经文本数据平台扩展种子词形成人智协同关键词集,并人工剔除重复、与人智协同不相关的词语。最后,统计“上市公司年报中人智协同关键词集对应的扩展词频总和/年报文本总词数 $\times 100$ ”得到人智协同指标。

(3)考虑策略性信息披露行为的影响。本文利用文本分析法测度企业人工智能技术应用水平,其准确性可能受到企业策略性信息披露行为的干扰。例如,企业在年报中夸大人工智能技术的应用情况。为此,本文仅保留深圳证券交易所信息披露评级达到优秀的样本进行检验,因为这类样本实施策略性信息披露行为的可能性较小。

(4)子样本回归。第一,仅有一个观测期的企业可能为新近上市企业,或者刚开始应用人工智能,因此本文剔除此类样本以减轻其对结果的潜在影响。第二,2020年公共卫生事件对经济产生了较大冲击,可能影响企业投资效率,故本文剔除2020年样本重新进行检验。

(5)更换聚类稳健标准误维度。考虑自相关或异方差问题对研究结果的可能影响,基准回归中在企业层面对标准误进行了聚类调整。为增强稳健性,本文将前述稳健标准误的聚类维度改为行业层面,重新进行检验。

(6)更换配比方案。基准回归中,本文利用耦合协调度模型计算人智协同度时设定 $\alpha=\beta=0.5$ 。为增强研究结果的稳健性,参考孙忠娟等(2025)的研究,本部分尝试使用其他人力资本和人工智能的配比方案(包括1:3、3:1等)重新测度企业人智协同水平。

^①限于篇幅,其他稳健性检验结果未列示,备索。

上述稳健性检验结果均显示,前文研究结论具有稳健性。

五、影响机制和异质性分析

(一)机制分析

如前所述,人智协同通过提升信息获取与分析能力、抑制管理层非理性决策影响企业投资效率。为此,借鉴韩洪灵等(2025)、Lisic等(2026)机制检验的方法,本部分通过考察在信息获取与分析难度、管理层非理性程度不同的企业中,人智协同对投资效率的异质性影响来验证上述机制。

1.提升企业信息获取与分析能力

信息环境对企业投资决策有着重要影响。当企业面临信息不确定性较低的内外环境时,其可以及时洞悉投资决策相关信息,把握投资机会,人智协同的作用较小。然而,在内外环境信息不确定性较高的情况下,企业的信息获取与分析能力会受到限制,从而削弱其对投资机会的识别与把握能力(王磊等,2022),此时人智协同信息效应的作用更大。因此,如果提升信息获取与分析能力是人智协同影响企业投资效率的作用路径,我们预期在内外信息不确定性更高的环境中,其影响更为显著。为此,本文首先以业务复杂度来表示企业面临的内部信息不确定性。在业务复杂度较高的公司中,其交易与财务活动往往更为繁杂,面临更多不确定性,不仅增加了内部协调成本,也降低了信息透明度(马慧和陈胜蓝,2022)。借鉴张竹等(2025)的做法,本文采用企业各年度合并报表中控股子公司的数量作为代理变量,该数值越大,表明企业业务复杂度越高。根据业务复杂度的年度中位数,将样本划分为业务复杂度高组和业务复杂度低组,并进行分组检验。结果如表5第(1)和第(2)列所示,人智协同对企业投资效率的提升作用在业务复杂度高的样本中更为显著,这一发现支持了前述推断。

表 5 机制分析结果

变量	(1) 业务 复杂度 低	(2) 业务 复杂度 高	(3) 行业会计 信息质量 低	(4) 行业会计 信息质量 高	(5) 管理层 过度自信 低	(6) 管理层 过度自信 高	(7) 环境 不确定性 低	(8) 环境 不确定性 高
<i>D</i>	-0.0074 (-1.0077)	-0.0103** (-1.9620)	-0.0133*** (-2.6223)	-0.0011 (-0.1607)	-0.0017 (-0.6763)	-0.0124*** (-2.8362)	-0.0077 (-0.7832)	-0.0089*** (-4.2484)
<i>Controls</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>
<i>Code</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>
<i>Year</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>
<i>N</i>	6 273	9 794	9 891	6 176	5 438	5 784	7 518	8 549
<i>Adj R²</i>	0.2791	0.2586	0.2515	0.2928	0.2985	0.3171	0.3789	0.2342

其次,借鉴马光源等(2025)的研究,本文以企业所在行业的会计信息质量作为外部信息不确定程度的衡量指标,该指标具体通过行业内各公司经修正Jones模型测算的可操控应计盈余绝对值的均值计算得出。在此基础上,根据企业所在行业的会计信息质量的年度中位数,将样本划分为行业会计信息质量高组和行业会计信息质量低组,并进行分组检验。结果如表5第(3)和第(4)列所示,人智协同对企业投资效率的提升作用在行业会计信息质量较低的样本中更为显著,支持了前述推断。

2.抑制管理层非理性决策

一方面,管理者过度自信对投资决策有着重要影响,过度自信的管理层可能会倾向于激进和冒险的投资行为,进而引致非效率投资。因此,如果人智协同能够发挥治理效应,抑制由于管

理层过度自信引致的非效率投资,我们预期在管理层过度自信程度较高的企业中,其对投资效率的影响更为显著。为此,本文借鉴孙光国和赵健宇(2014)、刘柏和卢家锐(2018)的研究,选取企业业绩预告乐观偏差测度管理层过度自信。进一步地,根据管理层过度自信的年度中位数,将样本划分为管理层过度自信高组和管理层过度自信低组,并进行分组检验。结果如表5第(5)和第(6)列所示,人智协同对企业投资效率的提升作用在管理层过度自信较高的样本中更为显著,这一发现支持了前述推断。

另一方面,损失厌恶与保守主义会降低管理层对决策结果的信心,使其表现出对潜在损失的过度规避,放弃前景良好但不确定性较高的项目,从而引致非效率投资。当企业所处的环境不确定性水平较高时,管理者在信息获取、机会识别及风险评估方面受到更大约束,其损失厌恶也更为明显。因此,如果人智协同能够发挥治理效应,抑制由于管理层损失厌恶或者过于保守引致的非效率投资,我们预期在环境不确定性更高的情境下,其对投资效率的影响更为显著。为此,本文借鉴申慧慧等(2012)的研究,采用企业过去五年销售收入剔除正常增长部分并经行业调整的标准差来作为企业环境不确定性的代理变量,在此基础上根据年度中位数将样本划分为环境不确定性高和环境不确定性低两个子样本重新进行检验,表5第(7)(8)列汇报了结果,人智协同对企业投资效率的影响在企业面临的环境不确定性更高时更显著,支持了前文的逻辑。

(二)异质性分析

1. 基于“动机—机会—借口”的异质性分析

前文研究发现,人智协同通过人工智能技术与人类决策的优势互补,能够优化信息处理效率,为企业投资决策提供更精准的数据分析与理性判断支撑,进而对投资效率产生积极影响。但人智协同的效果亦会受到人工智能使用者动机与组织环境的影响,例如熟悉信息技术的管理层可能基于私利动机或者监督环境的缺陷利用人智协同实施更隐蔽的合谋、舞弊或过度冒险,从而损害投资效率。而此种情况在某种程度上具有违规特征。根据舞弊三角理论,动机、机会与借口是影响违规的关键要素,三者从不同维度刻画了影响企业决策主体行为选择的核心因素(Albrecht等,1995),其不同水平会改变人智协同发挥作用的效果。因此,本文将从动机、机会、借口三个维度出发,研究哪些场景可以有效抑制人智协同的“违规”倾向,使其更好地发挥作用。具体而言,本文分别以管理层外部薪酬差距、机构投资者持股比例、战略激进度作为动机层面、机会层面、借口层面的体现展开分析。

在动机层面,人智协同的效果会受到管理层内在动机的影响。而外部薪酬差距会从激励导向层面影响管理层决策动机,进而影响人智协同与企业投资效率的关系。具体而言,外部薪酬差距越大,管理层提升企业投资效率以维持或扩大薪酬优势的激励动机越强。在现代企业治理中,薪酬差距不仅是对高管能力与贡献的认可,更构成了其职业声誉与物质回报的核心来源。人智协同虽能提供高效的投资决策支持,但这一优势的转化离不开管理层的主动接纳。当本公司管理层薪酬显著高于同行业水平时,其面临着维持薪酬优势的竞争压力与自我实现的内在诉求(严若森和张素各,2025),会更主动地寻求能够提升企业投资效率的有效路径。人智协同所具备的精准数据挖掘、风险量化评估、机会识别等优势,成为优化投资决策、规避非效率投资的重要管理模式。由此,管理层会更积极地推动人智协同在投资项目筛选、资金配置、过程监控等全流程的应用,将协同优势转化为投资绩效的实际提升,进而强化人智协同对投资效率的正向影响。为此,本文借鉴严若森和张素各(2025)的做法,采用企业管理层平均薪酬与同行业企业的平均管理层薪酬之比衡量管理层外部薪酬差距(Pay),并构建其与人智协同(D)的交乘项放入模型进行检验。实证结果如表6第(1)列所示,管理层外部薪酬差距与人智协同交互项的系

数为-0.0044,在1%的水平上显著。这说明管理层外部薪酬差距越大,人智协同对企业投资效率的提升作用越强。

表 6 异质性分析结果

变量	(1) <i>InEff</i>	(2) <i>InEff</i>	(3) <i>InEff</i>	(4) <i>InEff</i>	(5) <i>InEff</i>
<i>D</i>	-0.0092** (-2.2932)	0.0034 (0.4025)	0.0210 (1.1787)	0.0434 (1.1700)	0.0372 (1.0717)
<i>Pay</i>	-0.0028* (-1.7322)				
<i>D</i> × <i>Pay</i>	-0.0044*** (-3.3270)				
<i>Ins</i>		0.0032*** (3.2560)			
<i>D</i> × <i>Ins</i>		-0.0035* (-1.7178)			
<i>Str</i>			-0.0025 (-1.0566)		
<i>D</i> × <i>Str</i>			0.0109*** (4.0667)		
<i>Size</i>				0.0049* (1.8379)	
<i>D</i> × <i>Size</i>				-0.0023*** (-2.9558)	
<i>SA</i>					-0.1179*** (-5.2616)
<i>D</i> × <i>SA</i>					0.0453** (2.5327)
<i>Controls</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>
<i>Code</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>
<i>Year</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>
<i>N</i>	16 037	16 062	12 761	16 067	16 067
<i>Adj R</i> ²	0.2568	0.2576	0.2695	0.2568	0.2793

在机会层面,人智协同的效果会受到机会主义空间的影响。而机构投资者持股可以压缩管理层决策时的机会主义空间,进而影响人智协同与企业投资效率的关系。具体而言,作为专业的资本市场参与者,机构投资者具备丰富的行业经验、专业的分析能力与成熟的投资理念。其持股比例越高,对企业经营决策的监督与专业赋能作用越强(苑泽明等,2022)。一方面,机构投资者通过强化对高管决策的监督约束,能够有效抑制高管基于私人利益的过度投资或投资不足等行为,减少人智协同实施过程中可能出现的资源浪费、方向偏离等问题,保障技术应用的针对性与有效性。另一方面,机构投资者通过跨企业持股能够积累不同企业技术应用的实践经验,为被投资企业优化人智协同建设模式与运营思路提供支持,助力企业优化技术与业务的融合机制,规范人智协同在投资决策中的应用,进而放大投资效率的提升效果(苑泽明等,2022)。为此,本文以机构投资者持有股份数量与上市公司股份总数的比值度量机构投资者持股比例(*Ins*),并构建其与人智协同(*D*)的交乘项放入模型进行检验。实证结果如表6第(2)列所示,机构投资者持股比例与人智协同交互项的系数为-0.0035,在10%的水平上显著。这说明机构投资者持股比例越高,人智协同对企业投资效率的提升作用越强。

在借口层面,人智协同的效果会受到管理层责任转移能力的影响。而战略激进度会从战略

氛围层面影响管理层的责任转移情况,进而影响人智协同与企业投资效率的关系。具体而言,战略激进度较低的企业在决策过程中更注重稳健性与风险可控性,使得管理层将与激进战略相关的不确定性与复杂性作为掩护投资失败的借口更为困难(肖红军等,2013)。同时,当企业战略激进度较低时,高管面临的追求短期业绩的潜在借口大幅减少,会更倾向于借助人智协同优化投资组合、筛选优质投资项目。此外,低战略激进度下企业资源配置更聚焦,能避免人智协同模式被分散应用于非核心领域,确保技术资源集中服务于投资效率提升,进而强化人智协同对企业投资决策科学性与资源配置合理性的促进作用,有效抑制非效率投资行为。为此,本文借鉴郭婧和张新民(2021)的研究,从风险、增长以及盈利三个维度构建指标体系测度企业战略激进度(Str),并构建其与人智协同(D)的交乘项放入模型进行检验。实证结果如表6第(3)列所示,战略激进度与人智协同交互项的系数为0.0109,在1%的水平上显著。这说明当战略激进度越低时,人智协同对企业投资效率的提升作用越强。

2. 基于企业资源基础的异质性分析

人智协同模式的形成及其价值转化需要企业进行前瞻性的资源投入,包括部署人工智能技术、建设人才队伍等,因此资源基础可能影响人智协同对企业的经济效应(张竹等,2025)。据此,本文从企业规模和融资约束两个维度展开分析。

企业规模方面。一方面,大规模企业往往拥有更丰富的资源支持、更强的管理能力以及风险承担能力,这有利于为企业构建与人智协同适配的数字设施和人才队伍提供资源支持,缓解企业推动人智协同过程中的成本压力;另一方面,大规模企业往往具有庞大的组织体量、多元的业务单元。这为人智协同系统提供了广泛的应用场景,有利于推动其更充分地应用,从而摊薄单位成本,实现规模经济。为此,本文构建企业规模($Size$)与人智协同(D)的交乘项放入模型进行检验。实证结果如表6第(4)列所示,企业规模与人智协同交互项的系数在1%的水平上显著为负。这说明企业规模在一定程度上会增强人智协同对企业投资效率的提升作用,从而提高人智协同的投入产出比。

融资约束方面。一方面,融资约束更严重的企业面临更高的外部资源获取成本,其投资决策严重依赖内部现金流。在此情境下,企业推进人智协同模式可能挤占能够产生现金流的生产性投资,产生较大的机会成本。另一方面,人智协同的价值实现依赖于技术与组织的深度适配,这要求企业具备一定的组织松弛度以允许试错与学习。而面临较高融资约束的企业通常更关注生存与短期绩效,缺乏将前期投资转化为协同价值的能力。因此,人智协同的经济效应在面临融资约束的企业中可能因组织消化能力不足而弱化,其单位投入所能带来的效率改进显著低于资源充裕的企业。为此,本文构建融资约束(SA 指数)与人智协同(D)的交乘项放入模型进行检验。实证结果如表6第(5)列所示,融资约束(SA)与人智协同交互项的系数在5%的水平上显著为正。这说明企业融资约束越小,人智协同对企业投资效率的提升作用越强。

六、进一步分析

(一) 关于人工智能发展阶段的讨论

基于技术—任务匹配理论,前文将人工智能界定为具备信息搜索与处理、学习推演以及决策支持能力的智能系统,并据此选取机器学习类、知识表示与推理类、自然语言处理类以及计算机视觉类人工智能作为主要技术类型。这些技术在信息搜索、数据处理和逻辑推演方面的优势,能够与人力资本在价值判断和意义建构方面的经验优势形成互补,从而提升投资决策质量。但2022年以来,大语言模型的快速发展掀起新一轮人工智能技术发展浪潮,具备上述能力的人工智能在技术实现路径上呈现出新的阶段性特征。与先前人工智能通过不同技术模块提

供决策支持不同,大语言模型通过统一的模型架构将自然语言处理、知识推理与学习等多种功能集成于同一系统之中,从而实现对投资决策任务所需能力的整体性支持,在信息理解、生成与推演等方面呈现出新特征(中国人工智能学会,2023)。因此,本文进一步度量企业应用大语言模型等新技术的情况,从技术实现路径演进的视角考察人工智能在不同技术阶段下与人力资本协同的经济效应。

参考姚加权等(2024)的指标构建思路,首先结合《人工智能生成内容(AIGC)白皮书》《AI大模型发展白皮书》《中国人工智能大模型技术白皮书(2023版)》选取“大语言模型”“预训练模型”“多模态大模型”“生成式人工智能”等种子词。其次,利用文构(Wingo)财经文本数据平台扩展种子词,并通过人工筛选^①删除重复以及不相关的词汇,形成新的人工智能词典;在此基础上,统计“上市公司年报中上述关键词对应的扩展词频总和/年报文本总词数×100”得到新的人工智能指标。最后,利用该指标重新计算企业人智协同(D_G)水平。回归结果如表7第(1)列所示,人智协同(D_G)对企业投资效率的回归系数显著为负,表明在考虑人工智能技术实现路径发生阶段性演进的情况下,人智协同对企业投资效率表现出显著的促进作用,支持了本文结论^②。

表 7 进一步分析结果

变量	(1) <i>InEff</i>	(2) <i>OverInEff</i>	(3) <i>UnderInEff</i>	(4) <i>TobinQ</i>
D_G	-0.0158** (-2.2726)			
D		-0.0438** (-2.5602)	-0.0063** (-2.5697)	-0.1962** (-2.4850)
$InEff$				0.3728 (1.6149)
$D \times InEff$				1.5636* (1.8991)
<i>Controls</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>
<i>Code</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>
<i>Year</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>	<i>Yes</i>
<i>N</i>	5 978	5 927	10 140	16 067
<i>Adj-R²</i>	0.4008	0.2843	0.1989	0.6999

(二)区分投资过度和投资不足

企业的非效率投资包含过度投资和投资不足两个维度,为了识别人智协同改善企业投资效率的具体方向,本文基于Richardson(2006)模型计算得到的投资效率残差,将残差值大于0的样本视作过度投资(*OverInEff*),小于0的样本视作投资不足(*UnderInEff*),对小于0的残差值取绝对值。结果如表7第(2)(3)列所示,人智协同的回归系数至少在5%的水平上显著为负,说明人智协同对投资效率的正向影响在投资过度和投资不足两个维度均有所体现。

(三)经济后果检验

前文实证检验结果表明,人智协同能够显著提高企业投资效率。那么,人智协同对企业投资的正向影响是否进一步有利于企业价值的提升?为此,本文采用托宾*Q*值(*TobinQ*)衡量企业价值,利用人智协同与投资效率的交乘项进行经济后果检验。表7第(4)列汇报了检验结果,交乘项系数 $D \times InEff$ 显著为正,说明人智协同改善投资效率之后,也促进了企业价值的提升。

①在人工筛选过程中剔除了与机器学习、自然语言处理、计算机视觉和知识表示与推理等功能模块直接相关的词汇,以避免与前文人工智能指标在词汇层面产生重叠。

②根据《中国人工智能大模型技术白皮书(2023版)》,鉴于以大语言模型为代表的生成式人工智能的应用主要集中于2023年以后,为保证研究更贴合技术扩散事实,此处以2023—2024年为研究窗口开展检验。

七、研究结论与启示

党的二十届四中全会提出扩大有效投资,强调要提高投资效益,增强投资精准度和有效性。在此背景下,企业亟须调整发展理念,通过提高投资效率与质量推动自身从“做大做强做优”向“做强做优做大”转变。然而,在内外环境日趋复杂、不确定性显著增加的背景下,传统决策工具和方法难以支撑企业对海量信息的有效甄别与系统分析,客观上加大了其把握投资机会、做出理性投资决策的难度。而作为驱动新一轮科技革命和产业变革的重要力量,人工智能逐渐演进为与人类互相学习、协同发展的工作伙伴,由此形成的“人智协同”新型管理实践成为企业塑造未来发展新动能的关键,为企业优化决策过程、提升竞争力提供了新的可能。因此,系统评估人智协同对企业投资效率的影响,不仅有助于深化对“人工智能+”赋能经济增长和企业发展的认识,也为企业有效应对技术冲击、激活人力资本潜能,把握发展机遇、夯实宏观战略的微观基础提供了经验证据。为此,本文将人智协同与企业投资效率纳入同一研究框架,基于2018—2024年我国A股上市公司的样本,实证检验人智协同对企业投资效率的影响。研究有如下发现。

(1)人智协同有助于提升企业投资效率,该结论在经过内生性检验及稳健性检验后依旧成立,基于人工智能技术发展阶段差异的分析同样支持该结论。(2)机制检验发现,人智协同主要通过提升企业信息获取与分析能力,增强投资决策的信息基础,并抑制管理层非理性决策,进而提升投资效率。(3)基于“动机—机会—借口”视角的异质性分析表明,当企业管理层外部薪酬差距较大、机构投资者持股比例较高、战略激进度较低时,人智协同对投资效率的影响更加显著;基于企业资源基础的异质性分析表明,当企业规模较大、融资约束较小时,该影响更加显著。(4)区分投资效率提升的方向进行检验发现,人智协同不仅能抑制投资过度,还能缓解投资不足。(5)经济后果研究表明,人智协同通过降低非效率投资最终提高了企业价值。根据研究结论,本文得到以下启示。

对于企业而言,一是加强人智协同建设。一方面,企业应建立激励约束相容的机制,以提升管理层的专业素养,增强其应对投资决策复杂性和不确定性的能力,从而为人智协同打下坚实的人力资本基础。另一方面,要加大在人工智能技术上的投入,引入先进的智能系统,为人智协同提供技术支持。在此基础上,企业应针对管理层开展系统化培训,提升其在投资决策中运用人工智能工具的能力,推动管理层与人工智能技术的深度融合,从而充分发挥人智协同的优势,提高投资效率。二是打通人智协同提升投资效率的作用渠道。首先要通过人智协同优化信息处理机制,提升环境响应速度,以改善投资效率;其次借助人智协同的智能分析结果培养管理层的理性决策思维,推动其决策从经验直觉向数据驱动转变,做出更加科学合理的投资判断。三是根据企业特征进行差异化应用。实证结果显示,人智协同对投资效率的促进作用在管理层外部薪酬差距较大、机构投资者持股比例较高、战略激进度较低,以及企业规模较大、融资约束较小的企业中更为显著。因此,企业应结合自身治理结构与资源条件制定落地路径:治理约束较强、资源禀赋较优的企业可积极推进人智协同的深度应用;而资源相对不足的企业可优先选择关键环节试点或与外部企业合作,逐步实现协同能力积累,最终促进企业价值提升。

对于政府而言,一是提供政策支持。政府可出台相关政策,对积极推进人智协同的企业给予税收优惠、财政补贴等支持,降低企业在技术投入和应用方面的成本,鼓励企业加大人智协同建设力度,从而培育推动有效投资的动能。二是加强基础设施建设与人才培养。一方面,加大对人工智能相关基础设施的投入,如建设高速网络、数据中心等,为企业人智协同发展提供良好的外部环境,保障企业能够高效地获取和处理内外部信息。另一方面,引导高校和职业院校

开设相关专业和课程,培养既懂人工智能技术又懂企业管理和投资的复合型人才,为企业人智协同发展提供充足的人才储备。三是完善监管机制。建立健全人工智能应用的监管机制,保障数据安全,保护信息隐私,营造公平竞争的市场环境,促进企业人智协同健康、有序、规范发展。

主要参考文献

- [1]蔡庆丰,陈熠辉.财政纵向失衡、地方激励异化与企业投资[J]. *管理世界*, 2023, 39(5): 25-40.
- [2]郭婧,张新民.企业战略激进、信贷周期与债务违约[J]. *外国经济与管理*, 2021, 43(7): 38-53.
- [3]黄炎一,刘智强,杨静.人智协同对创意产业工作者的极化影响[J]. *中国工业经济*, 2025, (1): 156-173.
- [4]李晓曼,陈丽.人机交互对工作创新行为的影响机制研究——来自智慧电厂的证据[J]. *外国经济与管理*, 2024, 46(10): 105-120.
- [5]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]. *中国工业经济*, 2024, (10): 155-173.
- [6]李玉婷,黄建炜,展望.经营投资问责能否提升国有企业投资效率?[J]. *经济评论*, 2024, (5): 146-162.
- [7]刘柏,卢家锐.“好公民”还是“好演员”:企业社会责任行为异象研究——基于企业业绩预告视角[J]. *财经研究*, 2018, 44(5): 97-108.
- [8]刘金洋.证监会行政监管与公司投资效率——基于随机抽查制度的准自然实验[J]. *会计研究*, 2024, (4): 126-136.
- [9]马鸿佳,王春蕾,李卅立,等.数据驱动如何提升数字平台生态系统竞争优势?——基于数据网络效应视角[J]. *管理世界*, 2024, 40(12): 170-184,10.
- [10]马慧,陈胜蓝.企业数字化转型、坏消息隐藏与股价崩盘风险[J]. *会计研究*, 2022, (10): 31-44.
- [11]任宪静,王凤.人工智能试验区建设如何影响企业绿色治理绩效?[J]. *经济与管理研究*, 2025, 46(6): 103-125.
- [12]申志轩,祝树金,文茜,等.以有为政府赋能有效市场:政府数字治理与企业投资效率[J]. *世界经济*, 2025, 48(2): 166-195.
- [13]宋清华,郑琳琳,钟启明,等.债权人保护与制造业企业投资效率——基于破产法庭设立的准自然实验[J]. *金融评论*, 2024, 16(6): 1-26,151.
- [14]孙忠娟,刘凯月,冯佳林,等.如何实现数字竞争优势:“专精特新”企业数字投资与专业投资的协同逻辑[J]. *中国工业经济*, 2025, (4): 156-173.
- [15]王嘉鑫,赵牧.“人工智能+”如何赋能券商高质量发展?——基于IPO抑价率的解释[J]. *管理世界*, 2025, 41(11): 196-220.
- [16]王新光,盛宇华.高管团队人力资本对实体企业“脱实向虚”的影响分析——基于职业经历异质性的视角[J]. *管理评论*, 2023, 35(9): 194-204,221.
- [17]文雯,肖瑶,牛煜皓.人工智能技术水平与企业投资效率[J]. *经济管理*, 2025, 47(6): 103-122.
- [18]吴小龙,肖静华,吴记.当创意遇到智能:人与AI协同的产品创新案例研究[J]. *管理世界*, 2023, 39(5): 112-126,144,8.
- [19]徐健,张文哲,孔东民.空气污染、管理者行为与股价崩盘风险[J]. *管理科学学报*, 2024, 27(8): 148-158.
- [20]许晖,龙杨,李阳,等.人机联合认知视角下制造企业如何实现智能决策[J]. *中国工业经济*, 2025, (4): 174-192.
- [21]严若森,张素各.高管团队稳定性与企业社会责任脱耦:推动还是抑制?[J]. *会计研究*, 2025, (4): 165-179.
- [22]姚加权,张锟澎,郭李鹏,等.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]. *管理世界*, 2024, 40(2): 101-116,133,6.
- [23]张志学,华中生,谢小云.数智时代人机协同的研究现状与未来方向[J]. *管理工程学报*, 2024, 38(1): 1-13.
- [24]张竹,邢小强,徐赫辰.人工智能技术创新与中国企业高质量发展:能力基础观视角[J]. *外国经济与管理*, 2025, 47(9): 86-105.
- [25]朱茜俣,谭小芬.企业数字化转型与投资效率——来自年报文本的经验证据[J]. *经济科学*, 2024, (4): 93-113.
- [26]邹波,杨晓龙,唐倩,等.花开并蒂:人与AI协同的场景化产品开发机会识别案例研究[J]. *南开管理评论*, 2024, 27(1): 51-65.
- [27]Balasubramanian N, Ye Y, Xu M T. Substituting human decision-making with machine learning: Implications for organizational learning[J]. *Academy of Management Review*, 2022, 47(3): 448-465.
- [28]Bankins S, Ocampo A C, Marrone M, et al. A multilevel review of artificial intelligence in organizations: Implications for organizational behavior research and practice[J]. *Journal of Organizational Behavior*, 2024, 45(2): 159-182.
- [29]Cao S A, Jiang W, Wang J B, et al. From man vs. machine to man+ machine: The art and AI of stock analyses[J]. *Journal of*

Financial Economics, 2024, 160: 103910.

[30]Cheng Q, Lin P K, Zhao Y. Does generative AI facilitate investor trading? Early evidence from ChatGPT Outages[J]. *Journal of Accounting and Economics*, 2025, 80(2-3): 101821.

[31]Choudhary V, Marchetti A, Shrestha Y R, et al. Human-AI ensembles: When can they work?[J]. *Journal of Management*, 2025, 51(2): 536-569.

[32]Lisic L L, Liu Q L, Seidel T A, et al. Common auditors in supply chain relationships and the provision of trade credit[J]. *The Accounting Review*, 2026, 101(1): 411-435.

[33]Murray A, Rhymer J, Sirmon D G. Humans and technology: Forms of conjoined agency in organizations[J]. *Academy of Management Review*, 2021, 46(3): 552-571.

[34]Raisch S, Fomina K. Combining human and artificial intelligence: Hybrid problem-solving in organizations[J]. *Academy of Management Review*, 2025, 50(2): 441-464.

Synergistic Enhancement: How does Human-AI Collaboration Affect Enterprise Investment Efficiency?

Yuan Shuai, Yu Xiang

(*Business School, Nankai University, Tianjin 300071, China*)

Abstract: In the digital economy, collaboration between human capital and artificial intelligence (AI) provides a critical foundation for enterprises to optimize investment decisions and improve investment efficiency. Taking China's A-share listed companies from 2018 to 2024 as the research sample, this paper empirically investigates the impact of human-AI collaboration on enterprise investment efficiency. The results show that human-AI collaboration enhances investment efficiency, and analysis based on the varying developmental stages of AI supports this conclusion. Mechanism testing indicates that human-AI collaboration enhances investment efficiency primarily by improving enterprise capabilities in acquiring and analyzing information and by curbing irrational managerial decisions. Heterogeneity analysis from the perspective of "motivation-opportunity-rationalization" shows that the positive effect of human-AI collaboration on investment efficiency is more pronounced in enterprises with larger managerial external pay gaps, higher institutional ownership, and lower strategic aggressiveness. Heterogeneity analysis based on enterprise resource endowments reveals that this effect is stronger among larger enterprises and those facing fewer financing constraints. The test that separates overinvestment from underinvestment shows that human-AI collaboration effectively alleviates both underinvestment and overinvestment. The economic consequences indicate that the impact of human-AI collaboration on investment efficiency ultimately contributes to an enhancement in corporate value. This paper provides practical insights for enterprises on how to build human-AI collaboration mechanisms in the digital economy to enhance investment efficiency and achieve value creation.

Key words: AI; human capital; human-AI collaboration; investment efficiency

(责任编辑:王 孜)