

DOI: 10.16538/j.cnki.fem.20251209.104

## “争先恐后”还是“后发制人”？ ——企业人工智能采用速度与竞争优势

贺小刚, 李宁泊

(上海财经大学 商学院, 上海 200433)

**摘要:** 现有研究大多数关注了人工智能(AI)技术采用强度对企业绩效的影响,而忽视了采用速度这一重要维度可能带来的企业竞争优势。对于AI这项新技术,同行业内的企业应该选择“争先恐后”的快速跟进策略,还是“后发制人”的跟随者策略?本研究采用2000—2023年中国上市公司数据构建了AI采用速度的指标,并通过固定效应模型对竞争优势的相对指标经行业调整的勒纳指数和绝对指标投资回报率进行回归分析。研究发现,在先发优势和先发劣势双重机制的作用下,企业AI采用速度与竞争优势呈倒U形关系,并且在进行一系列稳健性检验后结果仍然成立。基于资源基础理论,当企业具备不同的资源基础时这种倒U形关系可能发生变化:当企业高管中IT背景的比例高时,高管对AI的知识储备和关注增强了先发优势,抑制了先发劣势,抛物线拐点右移、曲率变小;当数字互补性资产存量高时,良好的数字化基础与新采用的AI技术产生了协同效应,抛物线曲率也发生缩小、拐点轻微右移。进一步异质性分析表明,AI采用强度越高竞争优势拐点会越早到来;在制造业和专精特新企业中,AI采用速度与竞争优势的倒U形关系更加显著。综上,本研究弥补了AI采用速度维度研究的不足,丰富了AI战略领域的研究成果,发现并解释了其与竞争优势的倒U形关系,同时也有助于为企业选择合适的AI采用时机提供了实践指导。

**关键词:** 人工智能; AI采用速度; 竞争优势; 先发优势; 资源基础理论

**中图分类号:**F270   **文献标识码:**A   **文章编号:**1001-4950(2026)01-0115-17

### 一、引言

ChatGPT、DeepSeek等生成式人工智能(Artificial Intelligence, AI)的广泛应用与社会关注,表明人工智能技术正在趋于成熟,并逐步进入大规模商业化阶段。2025年政府工作报告明确提出“持续推进‘人工智能+’行动”,推动AI与制造业、服务业深度融合,培育生物制造、量子科技、具身智能等未来产业。在政策的引导下,我国AI技术得以持续快速发展、数据和算力资源也日

收稿日期:2025-07-01

基金项目:国家自然科学基金项目(72272096, 71972121)

作者简介:贺小刚(1971—),男,上海财经大学商学院教授,博士生导师;

李宁泊(2002—),男,上海财经大学商学院博士研究生(通信作者,2024310007@stu.sufe.edu.cn)。

益丰富、企业也意识到AI应用对于降本增效和行业重塑的巨大潜力。但是AI在落地过程中却面临着巨大挑战。2025年中国企业家AI应用调研报告显示,超过80%的企业认为人才不足、技能缺失、投资回报模糊等问题是企业AI采用的主要障碍。同时,根据麦肯锡的2022年人工智能现状及五年回顾报告指出, AI技术的应用也尚未能大规模地提升企业的营收与利润。对于AI这项充满不确定性的新技术,企业如何把握采用的时机也许关系到能否利用好AI技术从而建立竞争优势。本文拟从微观视角出发,探索AI技术采用速度对企业竞争优势的影响,以及企业如何针对AI技术进行资源部署加速竞争优势的形成等问题。这些问题的回答对企业根据自身资源禀赋把握采用AI技术的时机,加快AI技术向新质生产力转化,推动经济高质量发展具有重要的现实意义。

在企业层面,现有研究大多数关注了AI采用强度对企业绩效或竞争优势的影响。AI技术以人机协同的方式应用于企业各项活动,通过对人的决策和监督赋能,实现价值链各环节的提质增效(Enrique等,2022;Mirowska等,2022;陈金晓,2023;吴小龙等,2023;Raisch和Fomina,2025)。AI采用实践构建的竞争优势体现在提高全要素生产率(姚加权等,2024)、提升在全球价值链的分工地位(吕越等,2020)、提高非经济绩效等多个方面(Tian等,2023)。虽然目前对AI技术采用强度的研究较为充分,但是对AI采用速度的影响尚不明确。在同行业竞争中,“争先恐后”地采用AI就能够建立先发优势吗?而后来的模仿者能否“后发制人”?张建宇等(2025)在研究AI采用强度与竞争优势的关系时发现在后发企业和AI技术采用速度较快的企业中,竞争优势更强。这一结论为本研究提供了初步支撑,但其对采用速度的衡量采用的是固定时点的二分法,缺乏同行业内企业间的比较,因此AI采用速度与竞争优势的关系可能更加复杂,需要进一步研究和讨论。

在资源基础观的视角下, AI技术本身作为一种通用目的技术,其代码、算法及数据在很大程度上具有可复制性和扩散性,因而难以直接构成企业可持续竞争优势的来源(Babina等,2024;Kemp,2024;Wingate等,2025)。真正的竞争优势源于企业将AI资源与自身业务流程、组织架构进行深度融合后所形成的、难以被模仿的“AI能力”(Dubey等,2020;Krakowski等,2023)。而AI采用速度正是影响这一能力构建过程的关键战略变量。一方面,适度地快速采用能使企业通过“学习曲线效应”更早地积累人机协同、流程再造等隐性知识,并通过“资产抢占效应”锁定关键数据、算力与人才,从而强化先发优势,加速AI能力的培育(张建宇等,2025)。另一方面,过快的采用速度则可能因技术不确定性、高昂的整合成本以及后发者的“搭便车”效应,使企业陷入探索陷阱,不仅无法形成有效能力,反而因资源错配和路径依赖而削弱其竞争优势(Lieberman和Montgomery, 1988;Oesch和Walser, 2025)。因此, AI采用速度与竞争优势之间并非简单的线性关系,而很可能呈现出先升后降的“U”形特征,其背后是先发优势与先发劣势两种机制的动态权衡。

为了考察企业如何把握AI采用的时机以建立竞争优势,本文使用2000—2023年A股上市公司数据构建了AI采用速度的综合指标,并实证检验了同行业内企业AI采用速度与竞争优势的倒U形关系。这一关系在企业高管IT背景比例高、数字互补性资产丰富的情况下曲率变小、拐点右移。本文进一步将AI采用速度和强度综合考虑,发现高强度的AI采用加速了竞争优势拐点的到来;在制造业和专精特新企业中AI采用速度与竞争优势的倒U形关系会更加显著。

本文在企业AI采用速度与竞争优势关系的研究中,作出了以下四个方面的理论和方法贡献:第一,拓展了AI采用行为的研究维度。现有文献大多数聚焦于AI采用强度对竞争优势的影响(Kemp, 2024;姚加权等, 2024),而忽视了“采用速度”这一关键变量。本文基于资源基础理论,系统构建并实证检验了AI采用速度对企业竞争优势的影响机制,丰富了AI在战略管理领

域的研究视角。第二,揭示了AI采用速度的“双刃剑”效应。相较于以往研究大多数采用线性方法强调AI的积极效应(李玉花等,2024;张建宇等,2025),本文首次将“先发劣势”纳入分析框架,提出并验证了一个倒U形关系模型,揭示了AI采用速度在“先发优势”与“先发劣势”之间的动态权衡,为理解AI的战略效果提供了更全面的理论解释。第三,构建了AI采用速度的测度指标,突破数据瓶颈。针对AI战略研究中普遍存在的数据不足问题(戚聿东等,2025),本文基于中国企业数据,创新性地构建了AI采用速度的综合指标,并采用多种方法验证其与企业竞争优势之间的非线性关系,为后续研究提供了可操作的测量工具与实证路径。第四,深化了AI战略效应的情境机制研究。本文回应了“AI是否能带来持续竞争优势”这一核心争议,提出AI采用速度的战略效果受制于高管技术组合能力与互补性数字资产存量两个关键边界条件,拓展了AI与竞争优势关系的理论边界,增强了模型的解释力与适用性。

## 二、文献回顾与理论假设

人工智能是一项基于大数据输入并通过自主学习算法进行预测,使模型达到甚至超越人类智能,最终在各具体场景中协助或代替人类行动的通用技术(Jarrahi,2018;Van Rijmenam和Logue,2021;Rana和Daultani,2023)。本文参考以往研究将采用AI定义为企业在既有业务或价值链活动中引入AI技术、产品或解决方案(李玉花等,2024;张建宇等,2025)。基于此定义,本文认为通过迅速采用AI技术以获取的先发优势可能来自学习曲线效应与资产抢占效应;而导致的先发劣势或后发优势可能来自搭便车效应、不确定性的解决与技术变革效应(Lieberman和Montgomery,1988)。

一方面,采用速度与先发优势呈线性增加关系。首先,学习曲线效应表明早期采用者通过积累经验降低了长期平均成本,并在组织学习的过程中将新技术融入业务,形成令竞争者更加难以模仿的能力(Lieberman和Montgomery,1988)。受AI技术约束性和社会约束性的影响,率先采用AI的企业在初期面临着巨大的学习成本。在技术约束性方面,算法黑箱的存在使人类无法彻底掌控AI对任务的理解,这可能导致AI在自主行动中产生严重的代理问题、伦理问题、安全问题和产权问题,给企业带来决策损失、声誉风险和纠错成本(Newman等,2020;Kemp,2024)。在社会约束性方面,AI对劳动力的替代在一定程度上引起员工的失业焦虑,快速的AI采用者可能面临员工算法厌恶、AI抵制的行为(Bader和Kaiser,2019)。虽然早期AI采用者面临着巨大挑战,但长期来看其成本能更早地沿着学习曲线向下移动。由于人机协同是AI发挥作用的主要方式,先行者在组织学习的过程中通过组织创新、流程创新不断克服或缓解上述AI属性所带来的消极影响,更好地发挥其技术能动性对各项企业活动的赋能作用,更早地形成独特的AI能力,构建起竞争优势(Krakowski等,2023;Jia等,2023)。其次,资产抢占效应表明早期采用者可以通过迅速控制稀缺资源来构建战略壁垒(Lieberman和Montgomery,1988)。AI的数据依赖性表明高质量和大规模的数据资源已经成为竞争优势的重要来源(Bessen等,2022)。率先采用AI的企业为了追求更高的模型性能以实现对自身业务与行业的重构,可能通过联盟的方式抢占优质的数据资源、技术资源与算力资源。例如由中国石油(601857)牵头与移动、华为、科大讯飞等科技公司成立的“能源化工行业大模型联合实验室”将石化行业的数据优势与科创企业的技术优势结合起来,开发出基于石化行业的“昆仑大模型”,极大赋能了油气勘探、炼化工艺优化、设备故障诊断等场景应用,中国石油也在AI浪潮下的全球石化行业竞争中脱颖而出。因此,快速采用AI的企业可能通过学习曲线效应和资源抢占效应取得先发优势。

另一方面,AI采用速度与先发劣势或后发优势呈边际递增关系。首先,“搭便车”效应表明相较于早期的采用者,跟随采用的企业可以借鉴前者的经验和知识,从而降低自身采用过程中

的成本费用(Lieberman和Montgomery,1988)。通用的AI技术是一种显性知识,其代码和数据,以及掌握AI知识和技能的员工很容易在企业间流动扩散,因此先发企业采用的AI及形成的知识经验并不具备稀缺性的特征(Babina等,2024;Kemp,2024)。后发企业很容易通过平台开源算法、开源数据获取技术,以低成本吸收熟练掌握AI知识的员工加快自身组织学习的过程,从而实现先发劣势与后发优势的指教级增加。其次,后发者可以通过解决市场和技术不确定性问题来获得优势。在市场不确定性方面,消费端的复杂特征影响到企业AI采用的决策,先行企业需要根据服务对象的偏好部署并调整AI,探索价值共创模式,而后发企业可直接借鉴前者经验,市场不确定性随采用时点的延后而递减(吴小龙等,2023)。在技术不确定性方面,经过先行者的探索,那些技术成熟、采用性价比高的AI被筛选出来,技术不确定性也随采用时点的延后而递减(Singh等,2023)。最后,技术变革效应表明先行者可能受制于组织、专有性资产的惯性而对于不连续性技术变革不能做出及时反应而丧失竞争优势。AI技术快速的更新迭代导致AI资产的折旧速度极快,先发采用AI的企业由于形成了专有性资产的部署而难以进行战略转型,从而被后发采用更先进AI的企业所超越。因此,先发采用AI的企业可能受到“搭便车”效应、不确定性解决与技术变革效应的影响形成先发劣势。

结合上述分析,企业AI采用速度与竞争优势的关系受到先发优势和先发劣势两个方面机制的影响。Haans等(2016)认为,当两种机制以不同速率随自变量上升时,自变量与因变量可能呈现倒U形关系。将AI采用速度的先发优势函数与先发劣势函数作差,可得到如下假设:

假设1:同行业内企业AI技术采用速度与竞争优势呈倒U形关系,且在拐点左侧先发优势机制起主导作用,在拐点右侧先发劣势机制起主导作用。

本文基于资源基础理论的视角,进一步讨论具备不同类型资源的企业中,企业AI采用速度与竞争优势之间关系的影响。以往的研究表明管理者的认知结构、机会感知能力与资源整合能力深刻影响着企业的AI采用决策,而具备智能技术知识背景的管理者对促进企业理解和应用AI具有积极影响(徐鹏和徐向艺,2020;Xu和Zhang,2023)。一方面,企业拥有高比例IT背景的管理者可能使AI采用速度与先发优势之间线性递增的函数关系斜率变大。从学习曲线效应来看,在采用实践过程中更加熟悉数字技术的运作原理及其潜在应用场景,加速AI技术与业务融合、引导员工与AI实现人机协同(Dietvorst等,2018;Budhwar等,2022)。从资源抢占效应来看,IT背景高管的注意力会更加集中于计算机领域技术的发展和应用,更早地关注到AI技术发展的潜力依赖于稀缺的优质数据、算力与人才资源,进一步加强了先发优势。另一方面,企业拥有高比例IT背景的管理者可能使AI采用速度与先发劣势之间的函数关系边际递增速度放缓。从“搭便车”效应来看,IT背景的高管更能意识到组织知识保护的重要性,通过竞业协议等契约手段或激励措施将高技能员工与企业深刻绑定,一定程度上缓解了组织AI知识的外部扩散,构建了可持续的AI能力(Kemp,2024)。从消除不确定性和技术变革的角度来看,IT背景高管可以凭借自身专业知识对AI技术发展形成战略性的独特认知,深刻评估AI技术成熟度、相对优势与组织的适配性,缓解了技术迭代、不确定性因素带来消极影响(Simsek等,2024)。

综合上述分析,高管IT背景对企业AI采用速度与竞争优势关系间的两种机制都起到了调节作用。Haans等(2016)认为,当调节变量加强了线性机制的斜率时,抛物线会发生右移;而当调节变量削弱了曲线机制的曲率时,抛物线曲率也随之降低。此时,将AI采用速度的先发优势函数与先发劣势函数作差,可得到如下假设:

假设2:高管IT背景会导致企业AI技术采用速度与竞争优势的倒U形关系发生右移,且曲率降低。

以往研究表明企业具备与AI属性相适配的互补性资源时将促进AI技术的采用,这些互补性资源包括财务资源、人力资源、无形资源等(程文,2021;Kinkel等,2022;章潇萌和刘相波,2022)。但是这些研究并未关注到AI技术作为数字技术的一种,与物联网、大数据等其他数字技术形成的互补关系。例如物联网技术通过设备传感器收集和交换数据,成为AI输入所需的外部数据的一种特定方式;而大数据技术则能够收集跨领域、多结构的数据信息(Duan等,2019;Wagner,2020)。由于AI数据依赖的特性,大数据与物联网等数字技术为AI的训练提供了丰富而独特的数据,而AI技术的应用也更能高效地处理复杂的数据信息,提高决策质量和效率。因此,具备数字互补性资产的企业在采用AI技术后更容易发挥协同作用,构建竞争优势(Bessen等,2022;张建宇等,2025)。一方面,企业拥有较多的数字互补性资产可能使AI采用速度与先发优势之间线性递增的函数关系斜率变大。数字资源互补性高的企业对数字技术更加熟悉,加速了学习成本曲线的下降,因此能更快地接受AI技术。并且数字互补性资产本身作为一种重要的资源,不仅对构建先发优势起到了直接作用,而且通过源源不断地生产优质数据资源进一步强化了这种优势(Pan等,2023)。另一方面,企业拥有大量数字互补性资产可能使AI采用速度与先发劣势之间的函数关系边际递增速度放缓。数字互补性资产属于专有性投资,难以被竞争者模仿,削弱了“搭便车”效应所导致的先发劣势(Kemp,2024);同时AI数据驱动发展的底层逻辑难以出现颠覆性的技术变革,这也削弱了AI技术不确定性所致的先发劣势。

综合上述分析,数字互补性资产对企业AI采用速度与竞争优势关系间的两种机制都起到了调节作用。此时,依据Haans等(2016)的理论将AI采用速度的先发优势函数与先发劣势函数作差,可得到如下假设:

假设3:数字互补性资产会导致企业AI技术采用速度与竞争优势的倒U形关系右移,且曲率降低。

### 三、研究设计

#### (一)数据来源

本文以中国A股上市公司为研究对象,样本期间为2000—2023年。这一样本区间涵盖了AI发展不同阶段,更适宜从长周期观察企业采用AI技术速度对竞争优势产生的影响。本文采用的上市公司年报数据来自新浪财经网,选择该数据源是为了与我们所借鉴的文本分析方法(姚加权等,2024)的基准数据源保持一致,以确保方法实施的可比性与可复现性,同时本文还抽取了中国证监会指定的上市公司信息披露官方网站——巨潮资讯网上的年报文本进行比对,内容完全一致;企业基本信息和财务数据来自国泰安数据库(CSMAR)和万得数据库(Wind)。为了保证数据质量,本文对样本进行了如下处理:(1)剔除金融行业公司;(2)剔除当年处于ST和\*ST状态的样本;(3)剔除数据缺失的样本。最后得到62 961个观测值,共5 512家企业。为了消除极端值的影响,本文对连续变量在1%的水平上进行了缩尾处理。

#### (二)变量定义

(1)被解释变量:企业竞争优势( $Epcm$ )。目前关于竞争优势的测量存在两种方式:第一是采用勒纳指数排名或经行业平滑的勒纳指数等相对指标来测量(张建宇等,2025);第二是采用企业绩效这一绝对指标来衡量,例如资产收益率( $ROA$ )、权益收益率( $ROE$ )、投资回报率( $ROIC$ )、销售回报率( $ROS$ )、托宾Q等(Sauerwald等,2019;Su等,2024)。鉴于本研究更加关注采用AI技术是否能够给企业带来领先于行业的相对优势,因此选择经行业中位数调整的勒纳指数( $Epcm$ )作为测量指标。具体计算方法如下:

$$LI_{i,j,t} = \frac{\text{营业收入} - \text{营业成本} - \text{销售费用} - \text{管理费用}}{\text{营业收入}} \quad (1)$$

$$Epcm_{i,j,t} = LI_{i,j,t} - Median(\{LI_{k,t} | k \in I_{j,t}\}), \text{ 其中 } I_{j,t} = \{i | \text{企业 } i \text{ 在年份 } t \text{ 属于行业 } j\} \quad (2)$$

其中,  $Epcm_{i,j,t}$  表示  $i$  企业在第  $t$  年在行业  $j$  的相对竞争优势。 $LI_{i,j,t}$  表示  $i$  企业在第  $t$  年在行业  $j$  的勒纳指数,  $I_{j,t}$  表示企业  $i$  在年份  $t$  属于行业  $j$ 。此外, 本研究将其他文献中使用过的绩效绝对指标作为替换变量进行稳健性检验。

(2) 解释变量: AI 采用速度 ( $AIspeed$ )。本文借鉴谢萌萌等(2020)对于产业 AI 化的界定, 将固定资产、无形资产和在建工程会计科目明细中涉及人工智能资金的年份及其以后的年份都视作 AI 采用的年份。本文将三个会计科目视作三种 AI 采用的实践, 运用姚加权等(2024)开发的 AI 词典对科目明细进行文本分析, 识别出与 AI 相关的固定资产、无形资产和在建工程, 按时间顺序将首次金额不为 0 的年份确定为企业采用 AI 的时间。借鉴 Su 等(2024)对采用速度的测量方法, 本文根据两位数的行业代码(GB/T 4754), 找出每个行业所有企业中最先采用 AI 技术的年份, 用该年份减去同行业内所有企业采用 AI 的年份, 得到  $[-23, 0]$  区间的速度指标。在这一区间内, 如果样本企业的某一实践中没有采用 AI, 则该实践的采用速度为  $-23$ ; 同理最先采用则速度为  $0$ 。接下来利用主成分分析(PCA)构建了 AI 采用速度的复合指数, 用以评估企业与同行相比, 采用 AI 实践的总体速度趋势。构建流程如图 1 所示。

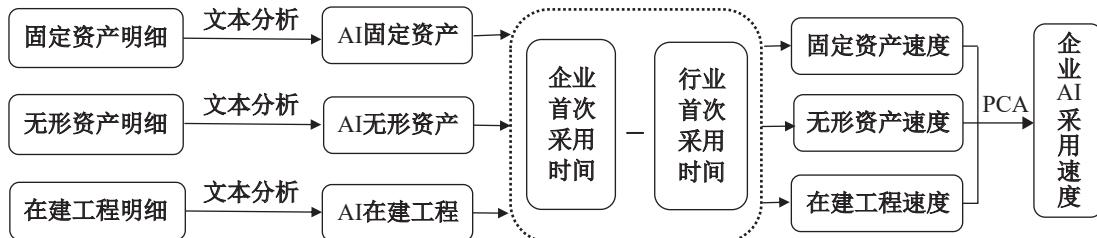


图 1 企业AI采用速度的构建流程

本文举例说明如何构建速度测量的复合指数。不妨考虑在专用设备制造业(C35)中无形资产明细中 AI 技术的采用, 赛象科技(002337)于 2009 年最先报告采用了 AI 技术, 因此它的采用速度是 0。而天桥起重(002523)于 2010 年在无形资产中报告采用了 AI 技术, 较行业领先者落后了 1 年, 因此采用速度是  $-1$ 。尽管赛象科技在无形资产报告中采用了 AI 技术, 但是它在 2009 年的其他会计科目中没有报告采用了 AI, 因此其采用速度向量为  $[0, -23, -23]$ 。综合指数 ( $AIspeed$ ) 的 PCA 得分为 2.936。天桥起重(002523)在 2008 年的在建工程中报告了采用了 AI 技术, 它的速度向量为  $[-23, -2, -23]$ , 其 PCA 得分为 2.657。该分数表明, 天桥起重比赛象科技较慢地采用了 AI 技术。

(3) 调节变量: 高管 IT 背景。参考袁蓉丽等(2021)的研究, 本文计算了企业中拥有信息技术背景董监高的比例用于衡量管理层的信息技术背景( $IT$ ), 即当年具有信息技术背景的董监高数量与董监高总数量之比。当董事具有与企业信息化管理或信息技术相关的教育或从业经历时, 本文认为其具有信息技术背景。根据教育部 2012 年发布的《普通高等学校本科专业目录》, 信息技术教育背景是指具有电子信息类(0807)、计算机类(0809)、电子商务类(1208)、信息与计算科学(070102)、信息管理与信息系统(120102)、信息资源管理(120503)等专业背景; 从业经历是指具有信息技术( $IT$ )、信息管理、信息系统、信息化建设、EP 建设、软件开发、互联网/网络开发、计算机/电脑、电子工程、系统工程、系统构建、电子商务和电子政务、物联网、云计算等工作经历。

数字互补性资产。参考张建宇等(2025)的研究,根据吴非等(2021)开发的数字化转型的词典,剔除人工智能技术的关键词,仅保留大数据技术、云计算技术、区块链技术和数字技术应用的关键词,运用Python爬取了2000—2023年上市公司年报中的这些词频的数量并进行加总和自然对数化处理作为本文数字互补性资产的代理指标。

(4)控制变量:参考Sauerwald等(2019)、张建宇等(2025)的研究,本文控制了以下变量:企业年龄(Age),以统计当年年份与企业成立年份的差值取自然对数测量;企业规模(Size),以企业总资产的自然对数测量;资产负债率(Lev),以企业总负债与总资产的比值测量;企业成长性(Growth),以(本年营业收入-去年营业收入)/去年营业收入测量;企业现金流(Cashflow),以经营活动产生的现金流量净额与总资产的比值测量;董事会规模(Board),以董事会人数取自然对数测量;董事长与CEO两职合一(Dual),若董事长兼任CEO则取值为1,否则为0;股权集中度(Share),以第一大股东持股比例测量;独立董事比例(Indep),以独立董事人数占董事会总人数的比例;所有权性质(Equity),若为国有控股企业取值为1,否则为0。此外,本文还控制了行业、地区和年份的固定效应。

### (三)研究模型

为了检验同行业内企业AI采用速度与竞争优势的关系,本文建立了以下固定效应模型进行回归检验。

$$Epcm_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 AIspeed_{i,t}^2 + \beta_2 AIspeed_{i,t} + \beta_3 Control_{i,t} + Year + Pro + Ind + \varepsilon_{i,t} \quad (3)$$

其中, $i$ 和 $t$ 分别代表企业和年份, $Epcm_{i,t}$ 为企业绩效也即竞争优势的代理指标, $AIspeed_{i,t}$ 表示企业 $i$ 在第 $t$ 年的AI采用速度, $AIspeed_{i,t}^2$ 即为企业 $i$ 在第 $t$ 年的AI采用速度的平方项,用来捕捉模型中的非线性关系。 $Control$ 是模型中的控制变量。 $Year$ 、 $Pro$ 与 $Ind$ 分别表示控制的年份固定效应、地区固定效应和行业固定效应。 $\varepsilon_{i,t}$ 表示为随机扰动项。为解决一定的异方差和序列相关问题,本文还在企业层面进行了聚类处理。

为了检验高管IT背景与数字互补性资产的调节效应,本文分别构建了 $AIspeed_{i,t}$ 和 $AIspeed_{i,t}^2$ 与高管IT背景( $IT$ )和数字互补性资产( $Digital$ )的交互项,建立固定效应模型(4)、(5)进行回归检验。

$$Epcm_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 AIspeed_{i,t}^2 + \beta_2 AIspeed_{i,t} + \beta_3 AIspeed_{i,t}^2 \times IT_{i,t} + \beta_4 AIspeed_{i,t} \times IT_{i,t} + \beta_5 Control_{i,t} + Year + Pro + Ind + \varepsilon_{i,t} \quad (4)$$

$$Epcm_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 AIspeed_{i,t}^2 + \beta_2 AIspeed_{i,t} + \beta_3 AIspeed_{i,t}^2 \times Digital_{i,t} + \beta_4 AIspeed_{i,t} \times Digital_{i,t} + \beta_5 Control_{i,t} + Year + Pro + Ind + \varepsilon_{i,t} \quad (5)$$

其中, $IT_{i,t}$ 表示企业 $i$ 在第 $t$ 年IT背景高管的比例, $Digital_{i,t}$ 表示企业 $i$ 在第 $t$ 年的数字互补性资产存量。其他变量与模型(3)中的含义一致。

## 四、实证分析

### (一)描述性统计

本文主要变量的描述性统计结果如表1所示。结果显示,样本企业AI采用速度( $AIspeed$ )的平均水平为-0.0339,标准差为0.7524,标准差大于均值说明各企业之间AI采用速度悬殊,并且其数值范围从-0.2729的最低点延伸至2.9356的最高点。均值与最小值的距离较近,说明目前国内大部分企业的AI采用速度还处于较低水平,这更加激发了本文探索AI采用时机以帮助企业建立竞争优势。通过横向对比Su等(2024)对速度测量的描述性统计,本文结果处于合理区间。其余变量的分布特征与以往研究结果基本类似,在此不再赘述。

表1 变量的描述性统计

变量	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
Epcm	62961	0.1296	0.1313	-0.9123	0.9238
Alspeed	62916	-0.0339	0.7524	-0.2729	2.9356
IT	62961	0.1121	0.1687	0.0000	1.0000
Digital	62961	1.1110	1.3335	0.0000	4.8598
Cashflow	62961	2.3892	0.5357	0.0000	3.0414
Age	62961	2.5980	0.8771	0.0000	3.5835
Equity	62961	0.3553	0.4786	0.0000	1.0000
Size	62961	21.9585	1.4640	18.9327	26.9498
Lev	62961	0.4459	0.2244	0.0519	1.1103
Growth	62961	0.2241	0.7404	-0.7853	5.2552
Share	62961	0.4559	0.1958	0.0000	0.8632
Indep	62961	0.3525	0.0952	0.0000	0.5714
Board	62961	2.1076	0.3371	0.0000	2.7081
Dual	62961	0.2626	0.4401	0.0000	1.0000

表2为本文主要变量的相关性分析结果。

表2 变量的相关性分析

	Epcm	Alspeed	Cashflow	Age	Equity	Size
Epcm	1.0000					
Alspeed	-0.0084**	1.0000				
Cashflow	-0.0697***	0.0360***	1.0000			
Age	0.0672***	0.1301***	0.0207***	1.0000		
Equity	-0.0377***	-0.0042	0.1025***	0.1070***	1.0000	
Size	0.3475***	0.0973***	0.1867***	0.2034***	0.2934***	1.0000
Lev	-0.271***	-0.0213***	0.0077*	-0.0044	0.237***	0.355***
Growth	0.0198***	-0.0016	-0.0084**	-0.0175***	-0.0020	0.0427***
Share	0.0308***	0.0289***	0.2284***	0.1166***	0.2299***	0.2454***
Indep	-0.0258***	0.0881***	0.2999***	0.1927***	0.0921***	0.2138***
Board	-0.0988***	0.0056	0.6105***	-0.0075	0.2275***	0.2960***
Dual	-0.0314*	0.0136***	0.0065	-0.0186***	-0.2791***	-0.1124***
	Lev	Growth	Share	Indep	Board	Dual
Lev	1.0000					
Growth	0.0427***	1.0000				
Share	-0.0504***	0.0235***	1.0000			
Indep	0.0034	0.0048	0.4762***	1.0000		
Board	0.1289***	0.0037	0.1958***	0.1566***	1.0000	
Dual	-0.1500***	-0.0025	0.0449***	0.1373***	-0.0595***	1.0000

注：\*、\*\*、\*\*\*分别表示在10%、5%、1%水平上的统计显著性。

## (二) 基准回归结果

表3呈现了企业AI采用速度与竞争优势的回归结果。列(1)为单变量检验,  $Alspeed^2$  系数为 -0.0085, 通过1%显著性水平检验。列(2)为在加入所有控制变量后的回归分析,结果显示,  $Alspeed^2$  的系数为-0.0068, 在1%的水平上显著为正。结合两列来AI采用速度的平方项为负、开口向下,且随着控制变量的依次加入模型的拟合优度从0.0075提升至0.1232,这初步表明同行业内企业AI采用速度与竞争优势可能存在倒U形关系。列(3)为在列(2)的基础上加入个体固定效应、年份固定效应和行业固定效应和地区固定效应,以控制可能影响结果的相关特定因素。经过这一调整后,  $Alspeed^2$  的系数变为-0.0078,  $Alspeed$  的系数为0.0017,且都通过了1%的显著性检验。模型调整后的拟合优度较模型(1)、(2)也得到巨大提升,达到了0.7103。为了进一

步验证模型的倒U形关系,使用Utest命令对模型(3)进行检验,结果显示企业AI采用速度与竞争优势之间关系的斜率呈现先正( $0.0215, P<0.01$ ),后负( $-0.0284, P<0.01$ )的特征。模型预测的AI采用速度极值点为1.1086,包括在 $[-0.2729, 2.9356]$ 的区间内,此时企业能够获取的竞争优势达到最大。最后U形关系的整体检验在1%的显著性水平上成立( $P = 0.0000$ )。上述结果表明,同行业内企业AI技术采用速度与竞争优势的倒U形关系成立。这一发现与本文前述的理论分析相符,表3控制变量的估计结果与基本预期一致,侧面验证了本研究模型的稳健性。

### (三)稳健性检验

为了保证研究结论的稳健性,本文采用如下方法对前文的回归结果进行稳健性检验。第一,替换被解释变量。将未经行业调整的勒纳指数( $LI$ )作为被解释变量进行回归,如表4列(1)所示,结果仍然稳健。借鉴竞争优势的相关研究,分别将总资产收益率( $ROA$ )、权益收益率( $ROE$ )、投资收益率( $ROIC$ )与托宾Q( $TQ$ )等衡量绩效的绝对指标作替换被解释变量进行回归,如(2)—(5)所示,结果仍然稳健。需要注意的是,在回归时本文发现,AI采用速度对财务绩效和市场绩效(主要是 $TQ$ )的回归结果具有差异性,AI采用速度与市场绩效可能呈正U形关系。不同于财务绩效反映企业实际价值的创造,市场绩效更多反映了投资者对企业实践的评价,因此AI采用速度对两者的影响有差异。此外,本文按照公式(2)的思路对上述绝对绩效指标进行行业调整,回归结果仍然显著。第二,借鉴Su等(2024)的稳健性检验方法,分别用三项AI采用实践的速度的最大值、平均值作为解释变量对 $Epmc$ 进行回归,如列(6)、(7)所示,结果仍然稳健。第三,缩减样本区间。考虑2007年后深度学习算法的提出引起了AI技术新一轮发展,本文将样本区间缩减至2007—2023年,如列(8)所示,回归结果仍然稳健。

### (四)内生性检验

以往研究表明,财务绩效具有持续性(Suarez等,2013)。考虑到路径依赖对企业绩效的潜在影响,本文进一步控制了 $Epmc$ 的滞后项并构建了一个动态面板模型。此外,企业采用AI技术可能存在内生性问题,但是有效的外部工具是有限的。因此,本文采用系统GMM方法来解决这些问题。这种方法适用于本文这种时间周期较少、单位较多的不平衡动态面板数据,并已在之前的采用速度相关研究中使用(Su等,2024)。在缺乏有效的工具变量的情况下,系统GMM模

表3 基准回归结果

变量	(1) $Epmc$	(2) $Epmc$	(3) $Epmc$
$AIspeed^2$	-0.0085*** (0.0016)	-0.0068*** (0.0010)	-0.0078*** (0.0016)
$AIspeed$	0.0275*** (0.0032)	-0.0143*** (0.0022)	0.0017*** (0.0032)
$Cashflow$		-0.0053 (0.0043)	-0.0008 (0.0031)
$Age$		-0.0049*** (0.0010)	-0.0081* (0.0048)
$Equity$		-0.0103*** (0.0012)	-0.0081** (0.0033)
$Size$		0.0191*** (0.0004)	0.0086*** (0.0021)
$Lev$		-0.0010*** (0.0018)	-0.0090** (0.0038)
$Growth$		0.0022*** (0.0003)	0.0012*** (0.0003)
$Share$		0.0212*** (0.0023)	-0.0425*** (0.0081)
$Indep$		-0.0079 (0.0059)	0.0120 (0.0108)
$Board$		-0.0050 (0.0043)	-0.0086* (0.0085)
$Dual$		0.0008 (0.0011)	0.0001 (0.0012)
$Firm$	No	No	Yes
$Year$	No	No	Yes
$Industry$	No	No	Yes
$Pro$	No	No	Yes
$N$	62 961	62 961	62 961
$adj.R^2$	0.0075	0.1232	0.7103

注:<sup>\*</sup>、<sup>\*\*</sup>、<sup>\*\*\*</sup>分别表示在10%、5%、1%水平上的统计显著性。

表4 稳健性检验回归结果

变量	(1) <i>LI</i>	(2) <i>ROA</i>	(3) <i>ROE</i>	(4) <i>ROIC</i>	(5) <i>TQ</i>	(6) <i>Epmc</i>	(7) <i>Epmc</i>	(8) <i>Epmc</i>
<i>AIspeed</i> <sup>2</sup>	-0.0085*** (0.0031)	-0.0005* (0.0003)	-0.0014** (0.0005)	-0.0033** (0.0016)	0.0755** (0.0321)	-0.0013*** (0.0002)	-0.0001*** (0.0000)	-0.0074*** (0.0012)
<i>AIspeed</i>	0.0162*** (0.0063)	0.0011* (0.0006)	0.0029** (0.0012)	0.0074*** (0.0035)	-0.153** (0.0637)	-0.0501*** (0.0091)	-0.0045*** (0.0009)	0.0168*** (0.0025)
<i>Control</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>Firm</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Year</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Industry</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Pro</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>N</i>	62961	62961	62961	62961	62961	62961	62961	54148
<i>adj.R</i> <sup>2</sup>	0.1757	0.1789	0.1493	0.1573	0.2507	0.7103	0.7103	0.7423

注: \*、\*\*、\*\*\*分别表示在10%、5%、1%水平上的统计显著性。

型在差分方程中使用滞后因变量和内生自变量作为工具,在水平方程中使用滞后因变量和差分因变量以及内生自变量作为工具。通过纳入这些工具来评估变量对因变量的影响超过其过去值,该方法解决了因变量的路径依赖性,并控制了自变量潜在的内生性问题(Arellano和Bover, 1995; Blundell和Bond, 1998)。为了控制工具变量过多的问题,并平衡模型效率和样本收缩,本文借鉴Roodman(2009)的方法,包括所有可用的滞后变量,并在内生性检验中使用collapse方法。最后,我们使用两步系统GMM估计与Windmeijer校正的聚类稳健标准误差来解释面板内潜在的异方差和可能的自相关(Roodman, 2009; Windmeijer, 2005)。

如表5所示,列(1)结果显示滞后*Epmc*与当期*Epmc*正相关,说明财务绩效具有路径依赖性。*AIspeed*<sup>2</sup>系数显著为负,倒U形关系仍成立。列(2)使用了竞争优势的绝对指标结果仍然显著成立。本文进一步检验了系统GMM方法的有效性。该方法要求在误差项中不存在二阶序列相关。Arellano-Bond检验显示AR(1)具有序列相关性,且不存在AR(2)序列相关,表明过去*ROIC*对当前*ROIC*的影响局限于AR(1)的自回归过程,满足要求。此外模型还通过了Hansen的过度识别检验。综上,模型的内生性问题得到了一定的解决。

##### (五)调节效应

为了检验高管IT背景(*IT*)与数字互补性资产(*Digital*)对AI采用速度与竞争优势关系的调节效应(即H2和H3),本文在模型中分别引入AI采用速度及其平方项各自与高管IT背景、数字互补性资产的交互项进行回归检验。对于高管IT背景,表6的模型(1)中的*AIspeed*<sup>2</sup>×*IT*系数显著为正(0.0176,

表5 系统GMM回归检验

变量	(1) <i>Epmc</i>	(2) <i>ROIC</i>
<i>L.Epmc</i>	0.5746*** (0.0334)	
<i>L.ROIC</i>		0.0706*** (0.0227)
<i>AIspeed</i> <sup>2</sup>	-0.0805*** (0.0463)	-1.1663*** (0.2794)
<i>AIspeed</i>	0.1348*** (0.0806)	1.989*** (0.4808)
<i>Controls</i>	Yes	Yes
<i>Firm</i>	Yes	Yes
<i>Year</i>	Yes	Yes
<i>Industry</i>	Yes	Yes
<i>Pro</i>	Yes	Yes
<i>Arellano-Bond test</i>		
<i>AR(1)in first differences</i>	-9.61 ***	-15.19 ***
<i>AR(2)in first differences</i>	2.34	-4.29
<i>Over identification</i>		
<i>Hansen test</i> $\chi^2$	65.13	329.57
<i>N</i>	52019	52019

注: \*、\*\*、\*\*\*分别表示在10%、5%、1%水平上的统计显著性。

$P < 0.01$ ), 说明高管IT比例使AI采用速度与竞争优势间的倒U形关系更加平缓; 拐点的移动方向由方程(4)中的系数决定, 在该模型中 $\beta_2\beta_3 - \beta_1\beta_4 = 3.11 \times 10^{-5}$ 大于0, 即拐点随IT背景高管比例的增大向右移动(Haans等, 2016)。模型(2)中使用 $ROIC$ 作为竞争优势的测量指标调节效应仍然成立, 因此假设2得到支持。对于数字互补性资产, 模型(3)中的 $AIspeed^2 \times Digital$ 系数显著为正(0.0007,  $P < 0.01$ ), 说明数字互补性资产使AI采用速度与竞争优势间的倒U形关系更加平缓; 该模型拐点的移动方向由方程(5)中的系数决定, 其中 $\beta_2\beta_3 - \beta_1\beta_4 = -1.08 \times 10^{-6}$ 大于0, 即拐点随数字互补性资产的增多而向右移动。模型(4)中使用 $ROIC$ 作为竞争优势的测量指标调节效应仍然成立。因此假设3得到支持。

表6 调节效应回归结果

变量	(1) <i>Epmc</i>	(2) <i>ROIC</i>	(3) <i>Epmc</i>	(4) <i>ROIC</i>
<i>AIspeed</i> <sup>2</sup>	-0.0095*** (0.0017)	-0.0042** (0.0017)	-0.0084*** (0.0016)	-0.0056*** (0.0016)
<i>AIspeed</i>	0.0212*** (0.0034)	0.0088** (0.0037)	0.0191*** (0.0031)	0.0134*** (0.0036)
<i>IT</i>	0.0088* (0.0046)	0.0028 (0.0068)		
<i>AIspeed</i> <sup>2</sup> × <i>IT</i>	0.0176*** (0.0058)	0.0304*** (0.0097)		
<i>AIspeed</i> × <i>IT</i>	-0.0360*** (0.0129)	-0.0713*** (0.0219)		
<i>Digital</i>			0.0012*** (0.0001)	-0.0021*** (0.0006)
<i>AIspeed</i> <sup>2</sup> × <i>Digital</i>			0.0009*** (0.0002)	0.0034*** (0.0011)
<i>AIspeed</i> × <i>Digital</i>			-0.0026*** (0.0005)	-0.0087*** (0.0024)
<i>Controls</i>	控制	控制	控制	控制
<i>Firm</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Year</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Industry</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Pro</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>N</i>	62961	62961	62961	62961
<i>adj.R</i> <sup>2</sup>	0.5944	0.1357	0.7106	0.1572

注: \*、\*\*、\*\*\*分别表示在10%、5%、1%水平上的统计显著性。

为了直观地表示高管IT背景和数字互补性资产的调节作用, 本文以经行业调整后的勒纳指数作为竞争优势的代理指标, 分别绘制了高管IT背景对AI采用速度与竞争优势关系、数字互补性资产对AI采用速度与竞争优势关系的调节效应图。在图2抛物线拐点的右侧先发劣势机制起主导作用, 但是具备IT知识背景的高管在理解和应用AI过程中具有优势, 通过选择与组织适配的AI技术, 绑定组织AI知识等措施抑制了先发劣势的边际递增, 反映在图像中使抛物线更加平缓地居于较高水平。在图2抛物线拐点的左侧先发优势机制起主导作用, 而高管IT背景降低了组织学习成本, 并且通过与AI相关的稀缺资源抢占加强了先发优势, 反映在图像中的拐点右移。同理, 在图3中, 数字互补性资产通过专有性资产投资建立竞争壁垒, 抑制了先发劣势机制, 使抛物线更加平缓地居于较高水平。虽然在图3中拐点右移的现象并不显著, 但仍反映了拐点随数字互补性资产存量边际变化的相对趋势。从理论上解释, 数字互补性资产与AI产生协同效应, 降低了组织学习成本, 加强了先发优势机制, 从而使抛物线拐点右移。

## (六) 异质性分析

为了更深入地理解AI采用速度对企业竞争优势的边界条件,本文进一步考察了企业的采用强度、创新属性与行业特征所带来的异质性影响。

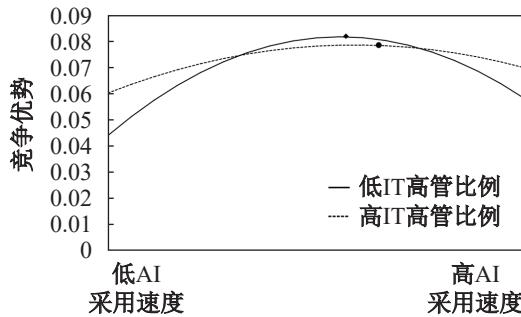


图2 高管IT背景的调节效应

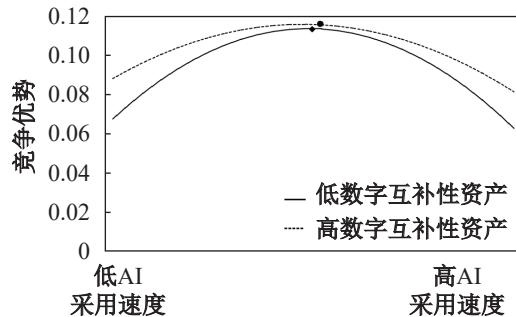


图3 数字互补性资产的调节效应

企业除了要考虑AI采用的时机外,采用AI需要投入的人、财、物的多少及采用强度也是一个需要考虑的问题,因此将AI采用速度与强度进行综合考虑对企业战略决策具有重要意义。对于高强度采用AI技术的企业,其更有可能对人力资源培训和引进进行投资,从而加快组织学习的进程(Jaiswal等,2023);同时高强度的AI采用也意味着企业可能具备良好的数字化基础或丰富的数据资源,能够与AI技术形成协同优势(Kemp,2024)。因此,高强度的AI采用增强了先发优势机制,而低强度的AI采用与之相反。同时,高强度的AI采用也存在弊端,过高的专用性资产投资使企业产生路径依赖,难以灵活应对迭代速度日新月异的AI技术,从而被后发采用更先进AI的企业所超越。因此,高强度的AI采用也有可能增强了先发劣势机制。为了检验AI采用强度与速度对竞争优势的综合影响,本文依据安同良和吴致治(2025)加权后企业专利中AI核心知识出现频次作为AI采用强度的测量指标,分别将排序前后各25%的企业作为高强度采用企业和低强度采用企业进行分组回归<sup>①</sup>。表7列(1)、(2)中结果显示高强度采用组和低强度采用组AI speed的一次项、二次项系数都通过了1%的显著性水平检验,这表明AI采用速度与竞争优势的关系具有普适性。从图4中可以直观看出,高强度AI采用组的拐点发生了右移,而曲率变化不明显。这表明高强度的AI采用通过增强组织学习效应和资源抢占效应来增强了先发优势机制,同时其产生的消极影响较小。

由于AI技术对创新的赋能作用十分重要,我们需要进一步考虑企业创新属性的强弱对AI采用速度与竞争优势关系影响。专精特新企业聚焦于细分市场、注重研发创新,同时也普遍面临资金、人才等资源限制,很大程度上代表了我国企业创新的中坚力量。一方面,相较于普通企业专精特新企业快速采用AI可以将其深厚的知识与AI强大的知识搜索能力结合起来,快速降低组织学习成本,缩短研发周期、提高研发效率;同时专精特新企业在细分领域积累的数据往往是独特、稀缺且高质量的,快速采用AI能将这种数据优势转化为先发优势(李晓梅等,2023)。另一方面,由于专精特新企业只专注于狭小领域,一旦其通过先行探索证明了某条AI技术路径的可行性,大型平台企业或行业巨头更容易利用其体量优势进行“精准搭车”;同时专精特新企业通常资源有限,选错技术路线或投资于即将被淘汰的专用AI资产的风险极高。由于缺乏多元化的业务来分摊风险,这种高度的技术不确定性与其业务单一性带来的脆弱性相结合,使得先发的试错成本极其高昂(Singh等,2023)。为了验证专精特新企业中AI采用速度

<sup>①</sup> 安同良和吴致治(2025)提供的企业AI采用数据的样本范围为2014—2024年,受数据限制本研究在该分组回归中使用的样本范围为2014—2023年。

表7 异质性分析回归结果

变量	(1) 高强度	(2) 低强度	(3) 专精特新	(4) 非专精特新	(5) 制造业	(6) 非制造业
$AIspeed^2$	-0.0049*** (0.0017)	-0.0045*** (0.0012)	-0.0240*** (0.0092)	-0.0049 (0.0089)	-0.0026*** (0.0008)	-0.0053 (0.0043)
$AIspeed$	0.1100*** (0.0033)	0.0076*** (0.0021)	0.0419*** (0.0160)	0.0089 (0.0091)	0.0047*** (0.0016)	0.0090 (0.0094)
<i>Controls</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>Firm</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Year</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Industry</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Pro</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>N</i>	29 341	10 470	19 147	43 786	40 074	22 886
<i>adj.R<sup>2</sup></i>	0.0190	0.1818	0.1365	0.1990	0.3746	0.1567

注: \*、\*\*、\*\*\*分别表示在10%、5%、1%水平上的统计显著性。

与竞争优势之间的关系,本文参考陈金勇等(2024)的做法,将上市公司与国家级与省级专精特新企业名单进行匹配并进行分组回归。表6中列(3)中展示了在专精特新企业样本中  $AIspeed^2$  的回归系数显著为负,列(4)中非专精特新企业样本  $AIspeed^2$  的回归系数并不显著,这说明在专精特新企业中组织学习效应和资源抢占效应导致的先发优势机制与“搭便车”效应、不确定性消除与技术变革效应导致的后发优势机制更加显著,因此企业AI采用速度与竞争优势之间的倒U形关系更显著。

制造业与非制造业企业在生产流程、价值创造模式和AI技术嵌入方式上存在系统性差异,这可能导致AI采用速度对其竞争优势产生不同的影响。一方面,制造业的运营复杂性与AI应用的嵌入深度更高,越早采用AI技术可以越快开始组织学习,加快AI技术的场景嵌入,与实体设备、生产流程和供应链网络进行深度融合,把握住效率跃升的战略机遇(张建宇等,2025)。相比之下,许多非制造业企业,尤其是一些服务业的AI应用可能更侧重于客户关系管理、数据分析或后台自动化,其与核心业务的结合相对松散,整合难度和学习成本相对较低(吴小龙等,2023)。因此,采用速度带来的边际收益和边际成本变化相对平缓,不易观察到显著且尖锐的非线性关系。另一方面,AI在制造业中扮演实体赋能的角色,涉及专用性资产投资。与咨询、金融等服务业AI应用侧重于数据分析和流程自动化不同,制造业的AI应用常涉及专用的硬件和软件,投资规模大、沉没成本高。率先采用者若未能有效整合,将面临巨大的财务损失和转型风险,且AI技术更新换代速度较快,技术变革风险造成的先发劣势也更加明显(Singh等,2023)。因此,制造业这种风险和收益的双高特性使企业对AI采用速度的权衡变得更加敏感,速度太快,高昂的整合成本可能吞噬早期收益;速度太慢,又可能错失效率跃升的战略机遇。这种内在张力使得制造业企业AI采用速度与竞争优势的倒U形关系更加显著。表6中列(5)中展示了在制造业样本中  $AIspeed^2$  的回归系数显著为负,列(6)中非制造业样本  $AIspeed^2$  的回归系数并不显著。上述结果均经由Bootstrap法1 000次得到的组间回归系数差异的经验p值

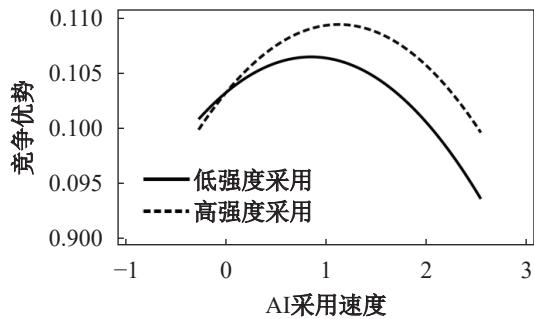


图4 AI采用强度的分组回归结果

为0.000,这证实了 $AIspeed^2$ 回归系数在不同分类的组间存在显著性差异。

## 五、研究结论与建议

本文深入分析了对于AI这项充满不确定性的新技术,企业应该“争先恐后”地采用以抢占战略主动权?还是采用“后发制人”的策略伺机后来居上?基于资源基础理论,本文构建了AI采用速度与企业竞争优势的理论模型,并基于中国上市公司的数据进行了经验分析。

### (一)主要研究结论

本文关于同行业内企业AI采用与竞争优势的讨论得到的主要结论:(1)本文基于上市公司数据实证检验了AI采用速度与竞争优势之间的倒U形关系。这种关系是由先发优势机制和先发劣势机制双方力量的竞争形成的。一方面,快速采用AI的企业具有更低的长期平均学习成本,以及通过优先抢占与AI相关的优质资源构建起先发优势;另一方面,越早采用AI的企业也意味着面临越大的巨大财务、技术等方面的风险,即使付出高昂的探索成本,也容易被后来者“搭便车”,同时技术、市场的不确定性也容易使AI的专有性投资积重难返,形成了先发劣势机制同时也是后发优势机制。因此,当两种机制达到均衡的时候,即倒U形关系的拐点,此时企业采用AI技术将获得最大的竞争优势。

(2)企业的资源储备调节了AI采用与竞争优势之间的关系。首先,高管IT背景比例使倒U形关系拐点右移、曲率变小。因为IT背景高管对AI知识的掌握和关注使企业在组织学习、资源抢占与整合的过程更加顺利,增强了先发优势机制。同时,IT背景高管会更加重视对组织AI知识的绑定,缓解了“搭便车”效应;同时其专业知识也缓解了市场与技术的不确定性给企业AI采用带来的不利影响,抑制了先发劣势的边际递增趋势,使抛物线曲率变小。其次,数字互补性资产也使得倒U形关系拐点轻微右移、曲率变小。这是由于数字互补性资源高的企业对数字技术更加熟悉,加速了学习成本曲线的下降,并且数字互补性技术通过源源不断地生产优质数据资源与AI技术形成协同效应,进一步强化了先发优势。同时,数字互补性资产属于专有性投资,难以被竞争者模仿,削弱了“搭便车”效用所导致的先发劣势;同时AI数据驱动发展的底层逻辑难以出现颠覆性的技术变革,这也削弱了AI技术不确定性所致的先发劣势。因此,IT背景高管和数字互补性资产两种关键资源使企业具备快速采用AI的资格,帮助企业更早地形成竞争优势。

(3)本文的异质性分析还综合考虑了AI采用强度和速度对构建竞争优势的综合影响,高强度AI采用的企业由于对人力资源、数据资源等进行了投资,进而增强了组织学习效应和资源抢占效应,强化了先发优势机制,同时其产生的消极影响较小。因此兼顾采用强度和采用速度的企业构建的竞争优势更大。此外,专精特新企业由于其创新导向且深度专业化的特征,在该类企业中AI采用速度与竞争优势的倒U形关系更显著;制造业企业由于生产流程模式较其他企业更加复杂,需要AI专有性投资深度嵌入,因此AI采用速度与竞争优势的倒U形关系在该类企业中也更加显著。

### (二)启示

基于研究结论,本文聚焦微观层面AI技术采用提出以下管理启示:(1)研究揭示AI采用速度与竞争优势呈倒U形关系,说明存在一个最优采用窗口期,企业应结合自身资源与行业环境,在“争先恐后”与“后发制人”之间找到平衡点,避免过早投入带来的高探索成本,也不应过度滞后错失技术红利。

(2)具备IT背景的高管能增强组织对AI的理解与应用能力,缓解先发劣势,提升采用效益,企业应该加强高管团队的数字化培训,或在高层管理中引入具备技术背景的人才,以期更快地

采用AI技术。研究表明数字互补性资产(如物联网、大数据平台)能与AI技术形成协同,增强先发优势、抑制先发劣势。企业应在AI部署前,系统评估并加强自身的数字化基础,包括数据治理、系统集成与流程的适配度,再做出采用早晚的决策。

(3)专精特新企业和制造业企业对AI的嵌入度要求高、风险敏感性强,采用速度对竞争优势的影响更为显著,这类企业在AI战略中更应精细地规划采用路径,结合自身领域知识与技术趋势,制定分阶段、可迭代的AI部署方案。

### (三)不足与未来研究

本文虽然探索了企业AI采用速度与竞争优势之间的关系,但仍存在以下不足,有待未来进一步探索:第一,由于企业AI采用速度与竞争优势之间影响机制的复杂性,本文仅从理论角度进行解释,缺乏进一步的实证支撑。未来研究可综合运用机器学习等方法对多种因素进行非线性分析,对这一“黑箱”机制进行系统拆解与验证。第二,本文将各种AI采用实践的速度作为一个综合指数,而非针对某一特定实践的采用速度进行衡量,这可能限制了我们考察不同采用实践之间的潜在差异,在更细化的背景下考察某些项目的AI采用速度则需要开辟新的研究路径。第三,本文对企业采用AI的速度进行了讨论,而AI产业化的速度或许是一个更加有趣的主题。在全球AI竞争加剧的背景下,国家与地区之间的竞争本质上是整个AI产业生态成熟与扩张速度的竞争。因此,从“企业采用”迈向“产业形成”,是研究范式的必然升级。

## 主要参考文献

- [1]安同良,吴致治.企业人工智能技术水平的分层测度及其创新效应——基于全球知识网络视角[J].[中国工业经济](#),2025,(6): 81-100.
- [2]陈金晓.人工智能驱动供应链变革——平台重构、生态重塑与优势重建[J].[当代经济管理](#),2023,45(5): 50-63.
- [3]陈金勇,汪小池,长昊东,等.“专精特新”认定政策与中小企业技术创新[J].[科研管理](#),2024,45(3): 20-30.
- [4]程文.人工智能、索洛悖论与高质量发展:通用目的技术扩散的视角[J].[经济研究](#),2021,56 (10): 22-38.
- [5]李晓梅,李焕焕,王梦毫.人工智能时代“专精特新”企业高质量发展进化机制[J].[科学管理研究](#),2023,41(6): 106-114.
- [6]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.
- [7]吕越,谷玮,包群.人工智能与中国企业参与全球价值链分工[J].[中国工业经济](#),2020,(5): 80-98.
- [8]戚聿东,朱正浩,赵志栋.人工智能时代中国管理学学术体系建构[J].[管理世界](#),2025,41(7): 172-191.
- [9]吴非,胡慧芷,林慧妍,等.企业数字化转型与资本市场表现——来自股票流动性的经验证据[J].[管理世界](#),2021,37(7): 130-144.
- [10]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.
- [11]谢萌萌,夏炎,潘教峰,等.人工智能、技术进步与低技能就业——基于中国制造业企业的实证研究[J].[中国管理科学](#),2020,28(12): 54-66.
- [12]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].[管理世界](#),2020,36(1): 122-129.
- [13]姚加权,张锐澎,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.
- [14]袁蓉丽,李瑞敬,孙健.董事的信息技术背景能抑制盈余管理吗[J].[南开管理评论](#),2021,24(3): 139-149.
- [15]张建宇,杨旭,鲁超冉,等.人工智能采用对企业竞争优势的影响研究[J].[科研管理](#),2025,46(1): 95-105.
- [16]章潇萌,刘相波.融资约束、人工智能与经济增长[J].[财经研究](#),2022,48(8): 63-77.
- [17]Arellano M, Bover O. Another look at the instrumental variable estimation of error-components models[J].[Journal of Econometrics](#),1995,68(1): 29-51.
- [18]Babina T, Fedyk A, He A, et al. Artificial intelligence, firm growth, and product innovation[J].[Journal of Financial Economics](#),2024,151: 103745.
- [19]Bader V, Kaiser S. Algorithmic decision-making? The user interface and its role for human involvement in decisions supported by artificial intelligence[J].[Organization](#),2019,26(5): 655-672.

- [20]Bessen J, Impink S M, Reichensperger L, et al. The role of data for AI startup growth[J]. *Research Policy*, 2022, 51(5): 104513.
- [21]Blundell R, Bond S. Initial conditions and moment restrictions in dynamic panel data models[J]. *Journal of Econometrics*, 1998, 87(1): 115-143.
- [22]Budhwar P, Malik A, De Silva M T T, et al. Artificial intelligence—challenges and opportunities for international HRM: A review and research agenda[J]. *The International Journal of Human Resource Management*, 2022, 33(6): 1065-1097.
- [23]Dietvorst B J, Simmons J P, Massey C. Overcoming algorithm aversion: People will use imperfect algorithms if they can (even slightly) modify them[J]. *Management Science*, 2018, 64(3): 1155-1170.
- [24]Duan Y Q, Edwards J S, Dwivedi Y K. Artificial intelligence for decision making in the era of Big Data—evolution, challenges and research agenda[J]. *International Journal of Information Management*, 2019, 48: 63-71.
- [25]Dubey R, Gunasekaran A, Childe S J, et al. Big data analytics and artificial intelligence pathway to operational performance under the effects of entrepreneurial orientation and environmental dynamism: A study of manufacturing organisations[J]. *International Journal of Production Economics*, 2020, 226: 107599.
- [26]Enrique D V, Lerman L V, De Sousa P R, et al. Being digital and flexible to navigate the storm: How digital transformation enhances supply chain flexibility in turbulent environments[J]. *International Journal of Production Economics*, 2022, 250: 108668.
- [27]Haans R F J, Pieters C, He Z L. Thinking about U: Theorizing and testing U - and inverted U - shaped relationships in strategy research[J]. *Strategic Management Journal*, 2016, 37(7): 1177-1195.
- [28]Jarrahi M H. Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making[J]. *Business Horizons*, 2018, 61(4): 577-586.
- [29]Jia N, Luo X M, Fang Z, et al. When and how artificial intelligence augments employee creativity[J]. *Academy of Management Journal*, 2023, 67(1): 5-32.
- [30]Kemp A. Competitive advantage through artificial intelligence: Toward a theory of situated AI[J]. *Academy of Management Review*, 2024, 49(3): 618-635.
- [31]Kinkel S, Baumgartner M, Cherubini E. Prerequisites for the adoption of AI technologies in manufacturing—evidence from a worldwide sample of manufacturing companies[J]. *Technovation*, 2022, 110: 102375.
- [32]Krakowski S, Luger J, Raisch S. Artificial intelligence and the changing sources of competitive advantage[J]. *Strategic Management Journal*, 2023, 44(6): 1425-1452.
- [33]Lieberman M B, Montgomery D B. First - mover advantages[J]. *Strategic Management Journal*, 1988, 9(S1): 41-58.
- [34]Mirowska A, Mesnet L. Preferring the devil you know: Potential applicant reactions to artificial intelligence evaluation of interviews[J]. *Human Resource Management Journal*, 2022, 32(2): 364-383.
- [35]Newman D T, Fast N J, Harmon D J. When eliminating bias isn't fair: Algorithmic reductionism and procedural justice in human resource decisions[J]. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 2020, 160: 149-167.
- [36]Oesch D, Walser T. The impact of automation on firms' reporting quality[J]. *Journal of Corporate Finance*, 2025, 92: 102683.
- [37]Pan Y, Froese F, Liu N, et al. The adoption of artificial intelligence in employee recruitment: The influence of contextual factors[J]. *The International Journal of Human Resource Management*, 2022, 33(6): 1125-1147.
- [38]Raisch S, Fomina K. Combining human and artificial intelligence: Hybrid problem-solving in organizations[J]. *Academy of Management Review*, 2025, 52(2): 441-464.
- [39]Rana J, Daultani Y. Mapping the role and impact of artificial intelligence and machine learning applications in supply chain digital transformation: A bibliometric analysis[J]. *Operations Management Research*, 2023, 16(4): 1641-1666.
- [40]Roodman D. How to do Xtabond2: An introduction to difference and system GMM in Stata[J]. *The Stata Journal: Promoting Communications on Statistics and Stata*, 2009, 9(1): 86-136.
- [41]Simsek Z, Heavey C, König A, et al. Leading digital transformation in incumbent firms: A strategic entrepreneurship framing[J]. *Strategic Entrepreneurship Journal*, 2024, 18(1): 91-102.
- [42]Singh A, Dwivedi A, Agrawal D, et al. Identifying issues in adoption of AI practices in construction supply chains: Towards managing sustainability[J]. *Operations Management Research*, 2023, 16(4): 1667-1683.
- [43]Su H C, Fu W, Linderman K. When does it pay to be green? The strategic benefits of adoption speed[J]. *Journal of Operations*

- Management, 2024, 70(7): 1155-1177.
- [44] Suarez F F, Cusumano M A, Kahl S J. Services and the business models of product firms: An empirical analysis of the software industry[J]. Management Science, 2013, 59(2): 420-435.
- [45] Tian H N, Zhao L Y, Li Y F, et al. Can enterprise green technology innovation performance achieve “corner overtaking” by using artificial intelligence?—evidence from Chinese manufacturing enterprises[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2023, 194: 122732.
- [46] Van Rijmenam M, Logue D. Revising the ‘science of the organisation’: Theorising AI agency and actorhood[J]. Innovation, 2021, 23(1): 127-144.
- [47] Wagner D N. The nature of the Artificially Intelligent Firm—an economic investigation into changes that AI brings to the firm[J]. Telecommunications Policy, 2020, 44(6): 101954.
- [48] Windmeijer F. A finite sample correction for the variance of linear efficient two-step GMM estimators[J]. Journal of Econometrics, 2005, 126(1): 25-51.
- [49] Wingate D, Burns B L, Barney J B. Why AI will not provide sustainable competitive advantage[J]. MIT Sloan Management Review, 2025, 66(4): 9-11.
- [50] Xu P, Zhang Z C. Are scholar-type CEOs more conducive to promoting industrial AI transformation of manufacturing companies?[J]. Industrial Management & Data Systems, 2023, 123(8): 2150-2168.

## “First-mover” or “Fast-follower”? The Pace of AI Adoption by Firms and Competitive Advantages

He Xiaogang, Li Ningbo

(School of Business, Shanghai University of Finance and Economics, Shanghai 200433, China)

**Abstract:** Existing studies primarily focus on the impact of AI adoption intensity on corporate performance, while neglecting the competitive advantages that the pace of AI adoption may bring. For the new technology of AI, should firms in the same industry act as a “first-mover” or a “fast-follower”? This paper uses data from Chinese listed firms from 2000 to 2023 to construct an indicator of AI adoption pace, and conducts regression analysis on industry-adjusted Lerner Index and ROI through a fixed effects model. The results show an inverted U-shaped relationship between the pace of AI adoption and competitive advantages, driven by the dual forces of first-mover advantages and disadvantages. Based on the resource-based theory, this relationship is moderated by firm resources: A higher share of top executives with IT expertise and greater digital complementary assets both flatten the curve and shift the inflection point. Further heterogeneity analysis finds that the inflection point occurs earlier with greater AI adoption intensity, and the inverted U-shape is more pronounced in manufacturing firms and specialized and innovative firms. By addressing the overlooked dimension of AI adoption pace, this paper enriches the research in the field of AI strategy, and provides both theoretical contributions and practical guidance for firms on the timing of AI adoption.

**Key words:** AI; pace of AI adoption; competitive advantages; first-mover advantages; resource-based theory

(责任编辑:王雅丽)