

# 人工智能、动态能力与制造企业创新绩效

李果<sup>1</sup>, 白云朴<sup>2</sup>

(1. 南京大学 信息管理学院, 江苏 南京, 210033;

2. 南京邮电大学 管理学院, 江苏 南京, 210093. )

**内容摘要:** 本文以动态能力理论和资源基础理论为基础, 运用 2013-2021 年中国沪深两市 A 股制造行业上市公司数据, 实证分析了人工智能对制造企业创新绩效的影响效应及其作用机制。研究发现, 人工智能显著促进了制造企业创新绩效的提升, 该结论在一系列稳健性检验后依然成立。中介机制检验表明, 动态能力在人工智能提升制造企业创新绩效的过程中具有显著的中介作用, 其中创新能力的中介效应最大, 吸收能力次之, 适应能力的中介效应最小。进一步地, 异质性检验结果发现, 人工智能对制造企业创新绩效的促进作用在国有企业、大型企业和通信行业企业中更显著。本文的研究发现为理解人工智能对制造企业创新绩效的影响提供了一个新的视角, 同时为推动企业智能化转型提供了理论基础和决策参考。

**关键词:** 人工智能 创新绩效 动态能力 文本分析

中图分类号: F272.3

文献标识码: A

## Artificial Intelligence, Dynamic Capability and Innovation Performance of Manufacturing Enterprises

Li Guo<sup>1</sup>, Bai Yunpu<sup>2</sup>

(1. School of information management, Nanjing University, Nanjing 210033, China;

2. School of management, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210093, China)

**Abstract:** Based on the dynamic capability theory and resource based theory, this paper constructs a theoretical framework of artificial intelligence, dynamic capability and innovation performance of manufacturing enterprises. It empirically analyzes the impact of artificial intelligence on the innovation performance of manufacturing enterprises and its mechanism, using the panel data of A-share manufacturing industry listed companies in China's Shanghai and Shenzhen stock markets from 2013 to 2021.

The results indicate that artificial intelligence significantly promotes the improvement of innovation performance in manufacturing enterprises, and this conclusion remains valid after a series of robustness tests, including replacing explanatory variables, replacing dependent variables, controlling for multidimensional fixed effects, replacing regression samples, and endogeneity issues. The mechanism analysis shows that dynamic capability plays a significant mediating role in the process of improving the innovation performance of manufacturing enterprises through artificial intelligence. Among them, the mediating effect of innovation capability is the largest, followed by absorption capability, and the mediating effect of adaptability is the smallest; Furthermore, heterogeneity tests reveal that artificial intelligence in state-owned enterprises, large enterprises, and communication industry enterprises has a greater promoting effect on innovation performance.

The research findings of this article provide a new perspective for understanding the impact of artificial intelligence on the innovation performance of manufacturing enterprises, and also provide a theoretical basis and decision-making reference for promoting the intelligent transformation of enterprises.

**Keywords:** Artificial Intelligence; Innovation Performance; Dynamic Capability; Text Analysis

## 一、引言

制造业是构筑未来发展战略优势的重要支撑。自改革开放以来,我国逐渐成为一个门类齐全、实力雄厚的制造大国,但与世界发达国家相比,我国制造业仍然面临劳动力成本上升、制造业长期处于价值链低端、技术创新能力薄弱等诸多问题(谢伟丽等,2023)。持续激发制造企业创新活力,提升企业创新绩效,成为加快发展我国现代产业体系、巩固壮大实体经济根基的重大任务。2015年,国务院颁布《中国制造2025》,提出智能制造是我国实现制造业强国目标的五大工程之一。党的二十大报告也明确提出,“推动制造业高端化、智能化和绿色化发展”,“推动战略性新兴产业融合集群发展,构建新一代信息技术、人工智能等一批新的增长引擎”,对制造业高质量发展提出了明确的智能化转型要求。

人工智能作为推动制造业智能化转型的关键战略性数字技术,近年来,在物联网、云计算、大数据等新型信息技术的驱动下,其发展和应用势头强劲,呈现出深度学习、人机协同、跨界融合、自主操控等新特征,已逐渐渗透到社会经济发展的各个领域。无论是在经济增长、劳动力就业、收入分配、产业结构等宏观层面,还是在企业管理等微观层面,人工智能的影响都不容忽视(顾国达和马文景,2021)。世界主要发达国家把人工智能视为未来综合国力竞争的重要抓手,已经开始从国家战略层面对人工智能技术发展进行战略部署。我国为抢抓人工智能发展的重大战略机遇,构筑我国人工智能发展的先发优势,2017年,国务院印发《新一代人工智能发展规划》将人工智能提升至国家战略高度,强调人工智能将成为经济增长的新引擎,必须加快人工智能深度应用(王军和常红,2021)。人工智能作为新一轮产业变革的核心驱动力,能够为制造业发展创造出更多新空间、新机会,催生出许多新技术、新产品、新模式,是推动制造业水平整体跃升的重要抓手。

为此,在制造业智能化转型背景下,深入探索人工智能技术应用对制造企业创新绩效的影响效应并揭示其影响机理,对于提升制造业企业创新绩效,推动制造业智能化转型,具有重要的实践指导意义。而目前,鲜有文献关注人工智能与企业创新绩效之间的因果关系。鉴于此,本文基于动态能力理论和资源基础理论,构建人工智能影响制造企业创新绩效的理论分析框架,对人工智能技术应用影响制造企业创新绩效的效应和作用机制进行实证检验,以期能够为中国制造企业提升其创新绩效的实现路径提供借鉴。

本研究可能的边际贡献主要有三个方面:第一,本文验证了人工智能对制造企业创新绩效的积极影响,为企业创新绩效的影响因素研究提供新的实证证据和文献补充。此外,本文还进一步考虑了不同类型制造企业导致的异质性,从而得出人工智能对不同类型制造企业创新绩效的促进作用具有差异,拓展了相关研究;第二,本文不仅研究了人工智能对制造企业创新绩效产生的作用,而且还基于资源基础理论和动态能力理论,探讨了创新能力、适应能力和吸收能力在人工智能与企业创新绩效之间的作用路径,打开了人工智能影响企业创新绩效的机制黑箱,也为后续研究提供可借鉴的理论视角;第三,本文的研究结论不仅为人工智能影响制造企业创新绩效提供了理论阐释和经验证据,而且对于如何利用人工智能进一步促进制造业企业创新绩效提升,以推动中国制造业智能化转型,实现高质量发展提供政策依据。

## 二、文献回顾

### （一）人工智能与企业创新绩效

目前，针对人工智能与创新绩效之间关系的研究较少，国内仅孙丽文和李少帅（2021）使用模糊集定性比较分析方法研究了人工智能对企业创新绩效的影响路径，结果发现人工智能赋能通过技术、数据和企业三个层面影响企业创新绩效。还有少数学者探究了智能制造或智能化转型与企业创新绩效之间的关系。比如：陈金亮等（2021）基于信息处理视角，利用问卷调查数据进行实证研究，发现智能制造能够显著的促进企业创新绩效提升，该研究还探究了研发投入与组织结构复杂性在智能制造影响创新绩效过程中的调节作用；孟凡生等（2022）依据前景理论、人工智能理论和资源基础理论，运用问卷调查数据进行实证检验，结果表明“智能+”与企业创新绩效之间存在U型关系，同时还探究了集成创新发挥的中介作用以及环境动态性的调节作用。此外，还有部分文献研究了人工智能对企业创新的影响，指出人工智能对创新理论与实践都具有积极的影响。比如：睢博和雷宏振（2021）基于劳动力结构和融资约束相关理论，利用2010-2019年上市企业面板数据，实证研究发现工业智能化能够促进企业创新，但这种促进作用具有时滞性。邓悦和蒋琬仪（2022）基于制造业劳动力多样性视角，运用中国企业-劳动力匹配调查数据实证研究了智能化转型和企业创新之间的关系，发现智能化转型能够显著地激发企业创新。黄先海等（2022）基于企业创新理论，从人力资本视角出发研究了工业机器人对企业创新的影响，发现工业机器人能够促进企业创新，并强调了人力资本在工业机器人使用和企业创新之间的中介作用。

实际上，人工智能与企业创新绩效的关系研究还可以追溯到信息技术对企业创新绩效的影响。通过文献梳理，发现学术界对信息技术与创新绩效之间的关系尚且存在争议。多数研究认为信息技术能够推动企业创新绩效的提升，比如：Gomez et al. (2017)、Wu et al. (2021)从吸收能力视角出发，认为信息技术能够通过增强企业吸收能力，进而降低企业知识识别、吸收和利用的成本，提高企业创新绩效。Kleis et al. (2012)研究发现信息技术可以增强企业知识管理和机会识别，进而推动企业专利发明或新产品开发等创新活动。钱玉竺（2022）对新零售企业数字技术组合与企业创新绩效的关系进行了理论分析和实证检验，发现数字技术组织显著提高了企业创新绩效。王海花和杜海（2021）基于诱因-贡献理论和资源基础理论，利用2008-2018年上市制造企业的的面板数据，实证检验发现数字技术对企业创新绩效具有显著的促进作用，并强调了员工参与的中介作用。此外，对于信息技术与创新绩效之间的关系还存在其他观点，比如：Haug et al. (2023)研究发现信息技术会引发企业生产和管理的刚性，所以不会促进企业创新绩效的提升。

### （二）动态能力与企业创新绩效

现有研究证实了动态能力能够提升企业创新绩效。比如：Lin & Wu(2013)、张慧和孙双兰（2018）从动态能力的学习吸收能力、变革重构能力和协调整合能力三个维度考察了动态能力对企业创新绩效的影响，实证研究发现动态能力及三个子能力都能显著提升企业创新绩效。周雄勇和许志端（2022）在研究可追溯实践、动态能力对企业创新绩效的影响时，实证

检验了动态能力对企业创新绩效的显著提升作用。周妮娜等(2022)运用实证研究从基础动态能力和高阶动态能力两个层面研究动态能力对企业创新绩效的影响,指出作为基础动态能力的吸收能力能够显著提升企业创新绩效,作为高阶动态能力的联盟组合能力通过吸收能力也对企业创新绩效产生积极影响。李梅等(2022)利用上市企业数据从动态能力的机会感知、环境适应、协调整合、学习吸收四个维度证实了动态能力对企业创新绩效的积极影响。

### (三) 文献述评

综上所述,已有研究为理解人工智能技术对制造企业创新绩效的影响提供了丰富的理论启发和经验借鉴,但仍有待进一步探讨和深化。首先,以往关于人工智能的相关研究主要集中在人工智能对经济增长、就业及收入分配等宏观层面的影响方面,对人工智能影响企业微观层面的研究尚处于初始阶段。其次,已有研究主要使用企业问卷调查数据来考察智能制造对企业创新绩效的影响效应,不仅研究结果有待商榷,而且只揭示了变量之间的相关关系,缺乏对人工智能影响企业创新绩效中介机制的探讨,也缺乏对人工智能影响企业创新绩效存在的异质性进行探讨。最后,已有相关文献已经注意到了动态能力的中介作用。

因此,本文在前人研究的基础上,将基于资源基础理论和动态能力理论,通过构建人工智能影响制造企业创新绩效的理论分析框架,重点探究以下三个问题:人工智能对制造企业创新绩效会产生何种影响?其中介作用机制是什么?旨在通过对这两个问题的探讨,解释人工智能提升制造企业创新绩效的路径机理,以期为该领域管理实践活动提供理论支撑。

## 三、理论分析与研究假说

资源基础理论强调企业拥有的有价值的、稀有的、不可替代的和不可模仿的资源是企业获取可持续竞争优势的来源,也是企业绩效的根本决定因素(Campbell & Park, 2017)。动态能力理论认为,当组织具备一定的动态能力之后,能够及时识别并利用市场机遇对企业内外资源加以整合,从而促进组织绩效提升(周雄勇和许志端, 2023)。结合本文研究情景来看,人工智能作为一种通用目的技术,其与制造业的深度融合是一种技术经济范式,能有效替代与革新传统的制造方式,它在企业中的应用就是整合、重构内部外资源、流程和组织结构的过程,优化了企业资源配置的方式,创造了具有 VRIS(有价值的、稀有的、不可替代的和不可模仿)特征的独特资源,提高了企业吸收、转化、整合和利用知识的能力、适应环境的能力和开发新产品、开拓新市场的能力,使企业能够维持或增强可持续的竞争优势,而较高的创新绩效是企业竞争优势的重要体现。因此,从理论上讲,人工智能技术应用有助于企业创新绩效的提升,并且企业动态能力是人工智能技术提升企业创新绩效的重要机制。

### (一) 人工智能对制造企业创新绩效的直接影响机制

首先,基于动态能力理论,人工智能技术的使用通过提高企业创新效率改善了企业配置创新资源的方式,提高了企业的竞争优势,进而促进企业创新绩效的提升。具体来说,一方面,人工智能的使用提高了企业智能化水平,使得企业生产过程中能够同时推进多项研发流程并行演进,缩短企业的研发周期。而且人工智能技术的应用能够提高企业供需双方信息匹配程度和沟通效率,使企业以更快的速度和更高的效率开展研发活动,提高企业创新效率。

另一方面,人工智能能够促进知识生产,人工智能的深度学习技术具有增强学习、自我迭代的能力,加之通过对群体智慧的机器学习,掌握事物之间的关联,弥补了人类脑力的不足,提高知识创造的效率和精准度,进而提升了企业创新效率(束超慧等,2022)。

其次,根据资源基础理论和动态能力理论,人工智能的使用通过降低生产成本优化了内部创新资源配置,增强了企业的竞争优势,进而促进企业创新绩效的提升。具体来说,一方面,人工智能在制造企业中的应用以工业机器人为主,工业机器人的使用替代了制造企业中的常规和一般体力劳动,进而降低了企业生产的边际成本,提高了企业劳动生产率(诸竹君,2022),进而产生正向的效率增进效应;另一方面,人工智能技术应用于制造企业生产经营活动,通过数据驱动决策,实现了生产经营过程中的智能控制和精准管理,提升了部门之间、企业之间的沟通效率,从而优化了企业成本结构,从而显著地降低了企业的搜寻成本、沟通成本等生产成本。生产成本降低缓解了企业的融资约束,最终实现企业内部资源的优化配置。

最后,根据资源基础理论,当企业拥有具有VRIS(有价值的、稀有的、不可模仿和不可替代)特征的资源时,就能保持持续的竞争优势。企业的创新产品就是一种VRIS资源,而人工智能的使用推动了企业产品创新。具体来说,人工智能作为一种通用目的技术,具有技术赋能的作用,其与传统设备的结合能够直接产生具有自感知、自我学习和自主决策等智能化功能的新设备,进而推动企业产品创新(陈凤仙,2022)。基于以上分析,本文提出如下假说:

假说1:人工智能能够促进制造企业创新绩效提升

## (二) 动态能力的中介作用

人工智能技术所引发的一系列创新行为必须建立在企业资源和能力的基础上。已有文献强调了动态能力的中介作用。Wang & Ahmed(2007)指出动态能力包括吸收能力、创新能力和适应能力三个维度。本文采用Wang & Ahmed(2007)对动态能力的分类维度研究动态能力在人工智能技术与创新绩效之间的中介作用。

根据动态能力理论,增强企业创新能力能够维持和提高企业竞争优势,进而提升企业创新绩效。人力资本是决定企业创新能力的关键因素。而人工智能的使用会提升企业人力资本水平。具体来说,人工智能作为一种技能偏向型技术,其在企业中的应用会替代一些执行程序化任务的低技能劳动力,同时创造更多知识和技术密集型就业岗位,增加了对拥有信息化和智能化知识的高技能劳动力的需求(王林辉等,2020)。另外,人工智能或工业机器人的使用促进了企业员工在“干中学”中提升劳动技能水平(黄先海等,2023)。高技能劳动力相比较中低技能劳动力而言,拥有更加丰富的学习能力和知识应用能力,能更充分运用技术。高技能劳动力的增加和低劳动力的减少改变了企业劳动力结构,促进企业整体人力资本水平的提升,通过改善企业创新活动要素禀赋,提高企业创新能力。据此,本文提出如下研究假说:

假说2:创新能力在人工智能影响制造企业创新绩效的过程中发挥中介作用

一方面,人工智能作为一种可以从大数据中获取信息和吸收知识的使能工具,随着人工

智能人机协同技术的发展,不仅改变了企业惯有的信息传递方式,打破了企业部门之间的信息孤岛,实现数据信息的集成和共享,拓展了企业外部资源来源(张远和李焕杰,2022)。而且人工智能技术使得信息搜集、分析和连接的效率和速度显著提高,提高了企业的信息处理能力,促进知识在企业中的快速传播和广泛学习。此外,吸收能力理论认为,企业的吸收能力还部分取决于企业的人力资本水平,企业人力资本水平越高,吸收能力越强(张树满等,2023)。通过前文分析,人工智能的应用能够提升企业人力资本水平,所以人工智能技术能够通过提升企业人力资本水平提升企业的吸收能力。

另一方面,根据动态能力理论和相关文献梳理,吸收能力对企业创新绩效具有很重要的促进作用(叶传盛和陈传明,2022)。外部知识是企业创新发展的重要动力源泉,不仅可以充实企业已有的知识积累,增强对潜在机遇和威胁进行识别的能力,还能为组织提供新思想、新创意(周妮娜等,2022)。吸收能力能够帮助企业有效获取、吸收、转化和应用外部知识。吸收能力在吸收、转化应用外部知识的过程中,能够提高研发进程,重塑企业创新模式、价值创造和价值获取的方式,优化内部资源结构,有利于产品创新和过程创新。因此,企业的吸收能力越强,就越能提高企业创新绩效(张树满等,2023;周锋等,2021)。综上所述,本文提出如下假说:

假说3:吸收能力在人工智能影响制造企业创新绩效的过程中发挥中介作用

一方面,人工智能技术的应用能够拓宽企业信息的搜寻和获取渠道,实时监督行业发展新动态,提高对前沿技术动态和市场机会的感知能力。同时,人工智能的应用赋予制造企业生产运行系统分析和决策能力,通过深入挖掘制造企业管理数据,可以将制造企业的生产流程、经营战略和资源等有计划结合起来,推动制造企业自我感知、执行和决策,建构起更加灵活和柔性的组织结构和管理能力,促使企业及时对外部高度动态变化的环境做出反馈。因此,人工智能技术的应用能够促进企业适应能力的提升(孟凡生等,2022)。

另一方面,根据动态能力理论,企业的适应能力越强,则越能感知世界范围内的技术动态,适应外部环境的激烈竞争以及应对面临的机遇和威胁,同时还在整合、配置、协调内外部企业知识资源并进一步转化吸收方面更有效率(李梅等,2022),而且还有利于人工智能技术与企业内部组织经营管理、创新方式、资源配置方式、生产流程进行有效适配。所以适应能力的提高能够增强企业竞争优势,促进企业创新绩效的提升。因此,提出如下假说:

假说4:适应能力在人工智能影响制造企业创新绩效的过程中发挥中介作用

## 四、研究设计

### (一) 样本选择与数据来源

本文利用2013-2021年中国沪深两市A股制造业上市企业数据,检验了人工智能对制造企业创新绩效的影响。本文选择2013-2021年中国沪深两市A股制造业上市企业作为研究样本,主要基于以下两个原因:①考虑到人工智能发展进程。智能化转型的推广和实践主要发生于2013年以后,因此本文将2013年作为样本数据收集的起始年份,具有较强的实践意义;②基于数据的可获得性。与非上市企业相比,上市企业的相关数据更容易获得,为后

续变量的测量提供了便利。在具体选择制造业行业企业时，主要依据 2012 版证监会行业分类标准，本文选择了以下 30 种制造行业的 A 股上市企业作为研究对象，包括农副食品加工行业（C13）、食品制造业（C14）、酒、饮料和精制茶制造业（C15）、烟草制品业（C16）、纺织业（C17）、纺织服装、服饰业（C18）、皮革、毛皮、羽毛及其制品和制鞋业（C19）、木材加工及木、竹、藤、棕、草制品业（C20）、家具制造业（C21）、造纸及纸制品业（C22）、印刷和记录媒介复制业（C23）、文教、工美、体育和娱乐用品制造业（C24）、石油加工、炼焦和核燃料加工业（C25）、化学原料及化学制品制造业（C26）、医药制造业（C27）、化学纤维制造业（C28）、橡胶和塑料制品业（C29）、非金属矿物制品业（C30）、黑色金属冶炼及压延加工业（C31）、有色金属冶炼及压延加工业（C32）、金属制品业（C33）、通用设备制造业（C34）、专用设备制造业（C35）、汽车制造业（C36）、铁路、船舶、航空航天和其他运输设备制造业（C37）、电气机械及器材制造业（C38）、计算机、通信和其他电子设备制造业（C39）、仪器仪表制造业（C40）、其他制造业（C41）以及废弃资源综合利用业（C42）金属制品。

上市公司年报来源于深圳证券交易所和上海证券交易所官网。企业人工智能投资、治理、财务、股权属性和研发投入数据均来源于国泰安数据库（CSMAR），专利数据来自中国研究数据服务平台（CNRDS）。在收集完成样本区间的数据之后，对获得的原始数据进行如下处理：①剔除重要指标缺失严重的样本；②删除样本期内被 ST、ST\*、PT 处理的样本企业；③考虑到数据主体的一致性，各变量的主体统一使用上市公司及其子公司（上市公司年度合并报表）；④为降低极端值对估计结果的影响，对关键变量进行对数处理，对没有取对数的所有连续变量在 1%的水平上进行双边缩尾处理。经过上述处理，最终得到 1313 家制造企业的 11384 个观测值。

## （二）变量定义与测量

### 1. 被解释变量：企业创新绩效

现有文献中企业创新绩效一般采用两种测量方式：一是采用专利数据作为企业创新绩效的衡量指标。已有研究主要采用企业专利申请总量（钟凤英和冷冰洁，2022；李丹丹，2022；Hurtado-Torres et al., 2018）或专利授权总量（张吉昌和龙静，2022；罗锋等，2022）作为企业创新绩效的衡量指标；二是采用新产品的销售额作为创新绩效的衡量指标，不过该指标较多用于区域层面的创新绩效的衡量。比如：马永红和李保祥（2022）认为新产品销售收入能够较为客观的表现创新活动的市场价值，因此采用高技术产业新产品销售收入来测度高技术企业创新绩效。由于中国不要求企业在年报中对新产品销售收入进行披露，基于数据的可得性，本文使用专利数据，与专利授权数相比，专利申请数能够反映不受审批流程与偏好影响的企业当期创新水平。由于发明专利属于较高层次的创新，因此，本文使用企业发明专利申请总量度量企业的创新绩效，同时为了排除企业专利申请数过多和无专利申请数造成的干扰，借鉴前人研究（李梅等，2022；钟凤英和冷冰洁，2022；张羽飞等，2023），采用企业发明专利申请总量加 1 取自然对数的方式构造被解释变量。同时，在稳健性检验中使用企业

所有专利申请数测度创新绩效。

## 2.核心解释变量：人工智能

现有关于人工智能企业层面的相关研究主要使用企业工业机器人渗透度（袁其刚等，2022；王永钦和董雯，2020）、企业人工智能专利数量（王泽宇，2020）或年报文本分析统计人工智能相关关键词词频（Yu et al., 2020；王赐之等，2023）作为人工智能的替代变量。尽管工业机器人是人工智能技术在制造业中的重要应用，但只能反映制造企业在制造环节中的自动化程度，很难全面反映制造业企业中人工智能技术的应用水平（张远和李焕杰，2022）。使用人工智能专利指标衡量人工智能时，对于非信息技术生产制造企业来说，很难反映企业中人工智能的应用水平。而年报中的关键词汇可以反映企业的经营管理理念和发展战略。因此，这种年报文本分析的方法有其科学性，为本文测度企业人工智能应用水平提供了重要借鉴。但此方法也存在一些不足之处。一方面，在我国政府大力支持制造业数字化、智能化转型的背景下，企业可能会通过在年报中进行大量的关于人工智能应用的虚假陈述而达到在资本市场中进行概念炒作的目的，实际上并未使用人工智能技术；另一方面，有的企业可能在企业中大量应用人工智能，但在年报中的描述较少，从而造成测度指标的偏误。鉴于此，本文借鉴张远和李焕杰（2022）的做法，使用文本分析法和企业人工智能投资水平构建人工智能（AI）衡量指标，以更加全面、客观的测度微观企业人工智能技术应用水平。

首先，手工整理并测算制造业企业的人工智能投资水平，借鉴祁怀锦等（2020）、张远和李焕杰（2022）的研究，基于上市公司财务报告附注中无形资产和固定资产的科目名称和每项资产额度，手工筛选出与人工智能相关的无形资产投资和固定资产投资，接着利用二者汇总金额占企业年度资产总额的比重来测度人工智能投资水平（AI\_Invest）。其中，与人工智能相关的无形资产为科目名称包含“智能”、“软件”、“系统”、“信息平台”、“数据”等关键词的无形资产项目，相应的固定资产为科目名称包含“电子设备”、“计算机”、“数据设备”等词语的固定资产项目（李婉红和王帆，2022）。其次，本文使用文本挖掘法，利用特定关键词出现频次测度企业人工智能技术应用效率水平。具体分为以下两个步骤：①使用 Python 爬虫技术在深交所和沪交所官网收集整理制造业上市公司的企业年报，转换成 TXT 格式。②利用 Python 的 Jieba 分词，将制造业上市公司的年报文本进行分词处理，统计人工智能相关关键词出现的频次，得到文本分析法下的人工智能关键词词频（AI\_Text）。最后，借鉴李雪松等（2022）的处理方法，对上述两项结果（AI\_Invest、AI\_Text）经标准化处理后，分别以 50%的权重合成最终的人工智能技术衡量指标。具体指标构建见下表 1。

表 1 人工智能应用指标体系

一级指标	二级指标	测度方法
人工智能技术应用 (AI)	人工智能资金投入水平 (AI_Invest)	与人工智能相关的无形资产投资和固定资产投资加总金额占企业年度资产总额的比重
	人工智能关键词词频 (AI_Text)	企业年报中与人工智能技术应用相关关键词出现的频次

有关人工智能关键词的确定，本文参考了李婉红和王帆(2022)的智能化转型关键词表，并查阅了国家标准化管理委员会、国家发展改革委员会、中央网信办、科技部、工业和信息



化部五个部门印发的《国家新一代人工智能标准体系建设指南》、工业和信息化部发布的国务院 2017 年发布的《新一代人工智能发展规划》、《促进新一代人工智能产业发展三年行动计划（2018—2020 年）》、深圳发布的《新一代人工智能发展行动计划（2019—2023 年）》等文件，以及参考斯坦福大学发布的《Artificial Intelligence Index Report 2021》等资料，获取人工智能主题关键词，最终得到表 2 所示的关键词词表。

表 2 人工智能关键词词表

一级分类	二级分类	具体关键词
人工智能	人工智能基础技术	智能技术、机器人技术、自动化技术、人机交互、智能交互、虚拟现实、深度学习、机器学习、强化学习、自主学习、神经网络、自然语言处理、情感分析、机器翻译、直觉感知、智能传感技术、知识处理、遗传算法、机器视觉、计算机视觉、云计算、边缘计算、物联网、大数据、生物识别技术、语音交互、类脑智能计算、量子智能计算、模式识别、图像识别、语音识别、视觉识别、人脸识别、智能语音、生物特征识别、文本挖掘、数据挖掘、可视化、专家系统、知识图谱、知识演化与推理、智能描述与生成、主动感知与发现、虚拟现实、增强现实
	人工智能技术应用	人工智能、智能制造、主动制造、智慧制造、虚拟制造、投资决策辅助系统、机器人、智能机器人、智能数据分析、语义搜索、自动驾驶、数字智能、群体智能、自主智能、类脑智能、混合智能、智能系统、智能化、智能设备、工业智能、智能控制、智能决策、智能终端、智能移动、智能管理、智能工厂、智慧工厂、智能物流、智能仓储、智能生产、智能网联、智能终端、智能传感器、智造、人机融合、计算机集成制造系统、自动化、云平台、云制造、智能服务、传感器、端侧设备、智能客服、智能安防、智能运载工具、智能传感器与分散式控制系统、可编程逻辑控制器、数据采集系统、数据存储及传输设备

### 3.中介变量：动态能力

已有研究主要通过问卷调查法获取数据，进而用量表衡量动态能力。但问卷调查法获得的数据为截面数据，很难反映样本企业在一段时间内动态能力的变化过程。因此，本文参考赵凤等（2016）、杨林等（2020）、张吉昌和龙静（2022）等的研究，使用面板数据，从创新能力、吸收能力和适应能力三个维度进行度量。

**吸收能力：**现有文献对于企业吸收能力的衡量，有的学者采用研发支出，还有多数学者采用研发支出强度。鉴于此，本文也采用企业研发支出强度衡量企业吸收能力，企业的研发支出强度越高，企业的吸收能力越强。

**适应能力：**对于适应能力的衡量，本文借鉴以往研究的衡量方法（赵凤等，2016；杨林等，2020），采用企业对研发支出、资本支出和广告支出三种支出的变异系数来衡量企业适应能力的强弱，变异系数值的大小与企业适应能力成负相关。为了使得变异系数值与适应能力的变化方向相同，本文采用变异系数的负值来测量企业的适应能力，即变异系数的负值越大，则企业的适应能力越强。

**创新能力：**本文借鉴以往研究（张吉昌和龙静，2022；杨林等，2020），从样本企业年度研发投入强度和技术人员比例两个维度构建综合指标，对这两个指标数据分别进行标准化处理，然后加总得到创新能力综合值，具体公示如下：

$$DC_{ln} = \frac{(X_{RD} - \min_{RD})}{(\max_{RD} - \min_{RD})} + \frac{(X_{IT} - \min_{IT})}{(\max_{IT} - \min_{IT})}$$

#### 4.控制变量

鉴于存在其它可能的影响因素，本文在研究中还加入了多个控制变量。借鉴以往有关企业创新绩效的研究（陈金亮等，2021；孟凡生等，2022），本文采用的控制变量包括企业规模、企业年龄、所有权性质、总资产利润率、资产负债率、流动资产占比、是否两权分离、独立董事占比、成长性。其中本文使用企业总资产的对数来衡量企业规模；使用企业已经成立年份的对数来衡量企业年龄；使用净利润与总资产的比值来衡量企业总资产利润率；使用总负债与总资产的比值来衡量企业的资产负债率；使用流动资产与总资产的比值来衡量企业流动资产占比；使用董事长和总经理是否是同一人来衡量企业是否两权分离，是一人取 1，不是则取 0；使用董事会中独立董事数量占比来衡量企业独立董事占比；使用第一大股东持股比例衡量股权集中度；企业所有权用虚拟变量表示，是国有企业取 1，不是则取 0。具体衡量指标见表 3。

表 3 变量的选取与测量

变量类型	变量名称	符号	变量测量
被解释变量	创新绩效	<i>Inv</i>	企业发明专利申请总量加 1 后取自然对数
解释变量	人工智能	<i>AI</i>	采用本文得到的人工智能综合指标加 1 后取自然对数来量化
中介变量	创新能力	<i>In</i>	研发支出强度与技术人员比例标准化处理后加总得到的值
	吸收能力	<i>Ab</i>	研发支出与营业收入的比值
	适应能力	<i>Ad</i>	研发支出、资本支出以及广告支出的标准差与平均值比值的负数
控制变量	企业规模	<i>Size</i>	企业总资产的自然对数
	企业年龄	<i>Age</i>	样本年份与企业成立年份差值的自然对数
	企业所有权	<i>Soe</i>	虚拟变量，国有企业为 1，非国有为 0
	总资产利润率	<i>Roa</i>	净利润除以总资产
	资产负债率	<i>Lev</i>	总负债除以总资产
	流动资产占比	<i>Cash</i>	流动资产除以总资产
	两职兼任	<i>Dual</i>	董事长兼任总经理为 1，否则取 0
	独立董事占比	<i>Bodi</i>	董事会中独立董事数量占董事会总人数的比例
	股权集中度	<i>TOPI</i>	第一大股东持股比例

#### （三）模型设定

为了检验人工智能技术应用对制造企业创新绩效的影响，本文设定如下基准计量模型（1）：

$$Inv_{i,j,t} = \beta_0 + \beta_1 AI_{i,j,t} + \beta_2 Control_{i,j,t} + \mu_i + \theta_j + \delta_t + \varepsilon_{i,j,t} \quad (1)$$

其中，*i* 代表企业，*j* 代表企业所属的行业，*t* 代表年份。*Inv<sub>i,j,t</sub>* 为被解释变量，表示 *j* 行

业的制造企业  $i$  在  $t$  年的创新绩效,  $AI_{i,j,t}$  是该模型的核心解释变量, 表示  $j$  行业的制造企业  $i$  在  $t$  年的人工智能应用情况,  $Control_{i,j,t}$  为一系列控制变量。同时为了避免不可观测因素所造成的遗漏解释变量问题, 本文还控制了企业固定效应  $\mu_i$ 、行业固定效应  $\theta_j$  和年份固定效应  $\delta_t$ ,  $\varepsilon_{i,j,t}$  是随机扰动项,  $\beta_0$  为常数项,  $\beta_1$  和  $\beta_2$  都是模型估计参数。其中本文将重点关注核心解释变量的估计系数  $\beta_1$  的符号、大小和显著性, 若  $\beta_1$  显著为正, 说明人工智能对企业创新绩效具有显著的正向促进作用。

检验中介效应的方法主要包括三步法、Sobel 检验和 Bootstrap 法等。其中, 逐步法是近年来最为常用的方法, 但也是颇受质疑的方法。主要是因为逐步法的检验力度不高, 需逐次检验自变量对中介变量的影响和控制了自变量后的中介变量对因变量的影响, 只有当两次回归的系数都显著, 才能证明中介效应存在。为进一步检验中介效应, 本文参考温忠麟和叶宝娟 (2014) 的逐步回归法, 在模型 (1) 的基础上, 构建如下所示中介效应模型:

$$Mediator = \beta_0 + \beta_1 AI_{i,j,t} + rControl_{i,j,t} + \mu_i + \theta_j + \delta_t + \varepsilon_{i,j,t} \quad (2)$$

$$Inv_{i,j,t} = \beta_0 + \beta_1 AI_{i,j,t} + \beta_2 Mediator + rControl_{i,j,t} + \mu_i + \theta_j + \delta_t + \varepsilon_{i,j,t} \quad (3)$$

其中,  $Mediator$  表示中介变量, 其他符号的含义同模型 (1)。联合模型 (2) 和模型 (3) 检验动态能力是否在人工智能影响制造企业创新绩效的过程中发挥中介作用。

## 五、实证结果与分析

### (一) 描述性统计

表 4 为本文所有变量的描述性统计结果。可以发现: 企业创新绩效的最小值为 0.0000, 最大值为 9.1051, 标准差为 1.5609, 说明样本企业在发明专利申请数量方面存在较大差异, 这与已有研究结果基本保持一致 (Hernano & Martín-Cruz, 2020)。人工智能技术应用的最小值为 0.0000, 最大值为 6.3844, 标准差为 1.2425, 说明样本企业在人工智能应用方面同样存在较大差异。创新能力的均值为 0.2008, 最小值为 0.0000, 最大值为 0.7352, 说明样本企业的创新能力普遍较低。吸收能力标准差为 3.4943, 最小值为 0.0600, 最大值为 21.1100, 说明样本企业在吸收能力方面的差异性较为显著。适应能力的标准差为 0.2703, 均值为 -0.4339, 说明样本企业的适应能力平均水平较低, 差异较小。

表 4 主要变量的描述性统计

变量名称	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
$Inv$	11384	2.6311	1.5609	0.0000	9.1051
$AI$	11384	2.5498	1.2425	0.0000	6.3844
$ln$	11384	0.2008	0.1358	0.0054	0.7352
$Ab$	11384	4.3239	3.4943	0.0600	21.1100
$Ad$	11384	-0.4339	0.2703	-0.9890	-0.0062
$Size$	11384	22.3066	1.2095	17.8787	27.5470
$Age$	11384	3.0962	0.2244	2.4849	3.9890
$Soe$	11384	0.3487	0.4766	0.0000	1.0000

<i>Roa</i>	11384	0.0337	0.0615	-0.2434	0.1940
<i>Lev</i>	11384	0.4135	0.1891	0.0597	0.8696
<i>Cash</i>	11384	0.5608	0.1622	0.1824	0.8935
<i>Dual</i>	11384	0.7258	0.4462	0.0000	1.0000
<i>Bodi</i>	11384	37.5277	5.4669	33.3300	57.1400
<i>TOP1</i>	11384	32.2522	13.8047	8.4480	70.5300

## (二) 基准回归结果分析

根据计量模型（1）式，本文采用逐步加入控制变量的回归方式估计人工智能对制造企业创新绩效的影响效应。同时，为防止估计过程中可能存在的遗漏变量、异方差和序列相关问题，本文加入了行业固定效应和年份固定效应，并采用稳健标准差以确保估计结果的稳健性，具体估计结果如表 5 所示。其中列（1）为不加控制变量的回归结果，列（2）为加了控制变量的回归结果。无论是列（1）还是列（2），核心解释变量人工智能（AI）的估计系数都为正，并且在 1% 的统计水平上显著，表明人工智能技术的应用程度越高，企业发明专利的申请数量（Inv）就越多。因此，验证了本文的假说 1。

表 5 人工智能影响制造企业创新绩效的基准回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	<i>Inv</i>	<i>Inv</i>	<i>ln</i>	<i>Ab</i>	<i>Ad</i>	<i>Inv</i>	<i>Inv</i>	<i>Inv</i>
<i>AI</i>	0.4753*** (0.0135)	0.3317*** (0.0114)	0.0275*** (0.0012)	0.5572*** (0.0298)	0.0177*** (0.0026)	0.2731*** (0.0114)	0.2792*** (0.0112)	0.3222*** (0.0113)
<i>ln</i>						2.1309*** (0.0906)		
<i>Ab</i>							0.0941*** (0.0035)	
<i>Ad</i>								0.5374*** (0.0408)
<i>Age</i>		-0.0437 (0.0499)	-0.0386*** (0.0051)	-1.2793*** (0.1302)	-0.0153 (0.0114)	0.0385 (0.0488)	0.0766 (0.0485)	-0.0355 (0.0495)
<i>Cash</i>		0.4058*** (0.0732)	0.0770*** (0.0074)	-0.4019** (0.1911)	0.2474*** (0.0167)	0.2417*** (0.0718)	0.4436*** (0.0709)	0.2728*** (0.0733)
<i>Top1</i>		-0.0034*** (0.0008)	-0.0004*** (0.0001)	-0.0099*** (0.0022)	-0.0003 (0.0002)	-0.0026*** (0.0008)	-0.0025*** (0.0008)	-0.0032*** (0.0008)
<i>Soe</i>		0.2590*** (0.0257)	0.0056** (0.0026)	0.0397 (0.0672)	0.0179*** (0.0059)	0.2470*** (0.0251)	0.2552*** (0.0249)	0.2493*** (0.0255)
<i>Dual</i>		-0.0386 (0.0245)	-0.0052** (0.0025)	-0.3285*** (0.0640)	-0.0098* (0.0056)	-0.0276 (0.0239)	-0.0076 (0.0238)	-0.0333 (0.0243)
<i>Bodi</i>		-0.0053*** (0.0020)	0.0008*** (0.0002)	0.0177*** (0.0051)	-0.0013*** (0.0004)	-0.0071*** (0.0019)	-0.0070*** (0.0019)	-0.0047** (0.0019)
<i>Lev</i>		-0.2056*** (0.0720)	-0.0999*** (0.0073)	-3.7299*** (0.1880)	-0.0733*** (0.0164)	0.0073 (0.0709)	0.1453** (0.0710)	-0.1662** (0.0715)

<i>Roa</i>		1.4153*** (0.1947)	-0.0746*** (0.0197)	-5.6596*** (0.5084)	0.1138** (0.0445)	1.5743*** (0.1902)	1.9477*** (0.1897)	1.3541*** (0.1932)
<i>Size</i>		0.6978*** (0.0117)	-0.0090*** (0.0012)	-0.1179*** (0.0304)	-0.0060** (0.0027)	0.7169*** (0.0114)	0.7088*** (0.0113)	0.7010*** (0.0116)
企业固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
<i>constant</i>	1.4192*** (0.0135)	-13.5866*** (0.3009)	0.4338*** (0.0305)	11.3313*** (0.7859)	-0.3536*** (0.0688)	-14.5110*** (0.2964)	-14.6526*** (0.2943)	-13.3966*** (0.2990)
N	11384	11384	11384	11384	11384	11384	11384	11384
R <sup>2</sup>	0.2520	0.5006	0.3217	0.3202	0.1302	0.4269	0.4351	0.4079

注：括号内为稳健标准误，\*\*\*、\*\*、\*分别表示1%、5%和10%的显著性水平，以下各表同。

### (三) 稳健性检验

考虑到基准回归结果可能存在一定程度的偏差，本文进一步通过内生性问题处理、替换解释变量和被解释变量、更换回归样本等对基准回归结果的稳健性进行检验。

#### 1. 内生性问题处理

本文的回归模型可能存在内生性问题。一是遗漏变量问题，虽然本文控制了较多企业微观层面的变量，但基于数据的可得性，依然有一些无法观测的遗漏变量影响企业创新绩效。二是双向因果问题。即人工智能的使用可能提升了企业创新绩效，同时创新绩效越高的企业可能会使用更多的人工智能技术。因此，人工智能与企业创新绩效之间可能存在潜在的双向因果关系，进而可能导致参数估计值存在一定的偏差。工具变量法是处理内生性的重要方法，因此，为确保实证结果的可靠性，本文试图运用工具变量法缓解内生性问题。

鉴于工具变量选择的相关性和外生性要求，本文采用滞后一期和滞后两期的人工智能作为工具变量，利用两阶段最二乘法(2SLS)进行估计。滞后一期和滞后两期的人工智能应用水平可能显著影响企业自身对人工智能重视的程度，但不会对企业未来的创新绩效产生直接影响，因此工具变量能够较好的符合工具变量的选择要求。估计结果如表6所示。

表6 人工智能影响制造企业创新绩效的内生性检验

变量	(1)	(2)
	<i>AI</i>	<i>Inv</i>
<i>AI</i>		0.2834*** (0.0477)
<i>L.ai</i>	0.3757*** (0.0167)	
<i>L2.ai</i>	-0.0600*** (0.0126)	

<i>Age</i>	-0.1501*** (0.0303)	-0.2928*** (0.0549)
<i>Cash</i>	-0.0306 (0.0747)	-0.0851 (0.1252)
<i>Top1</i>	0.0029** (0.0011)	0.0068*** (0.0021)
<i>Soe</i>	-0.0970*** (0.0353)	-0.0550 (0.0610)
<i>Dual</i>	-0.0380** (0.1595)	-0.0447 (0.02794)
<i>Bodi</i>	-0.0015 (0.0014)	-0.0043* (0.0026)
<i>Lev</i>	-0.0317 (0.0733)	-0.0975 (0.1221)
<i>Roa</i>	0.7315*** (0.0981)	0.2975 (0.1860)
<i>Size</i>	0.0964*** (0.0178)	0.3715*** (0.03466)
企业固定效应	是	是
行业固定效应	是	是
年份固定效应	是	是
<i>constant</i>	-11.2836*** (0.2607)	-13.1145*** (0.3112)
N	8554	8554
R <sup>2</sup>	0.1669	0.2007

表 6 中，列（1）是工具变量第一阶段回归结果，滞后一期和滞后两期的人工智能系数分别为 0.3757 和 -0.0600，在 1% 的统计水平上显著，与本文中的核心解释变量人工智能显著相关，符合工具变量的相关性。此外，Kleibergen-Paap Wald F 统计量为 497.691，大于 Stock-Yogo 弱工具变量 10% 的临界值 19.93，说明通过了弱工具变量检验。Kleibergen-Paap rk 的 LM 统计量为 1034.201，P 值为 0.000，通过了不可识别检验。列（2）是第二阶段估计结果，可以发现，核心解释变量人工智能的回归系数为正且通过 1% 水平的显著性检验，与基准回归的估计结果保持一致，表明在控制可能存在的内生性问题后，人工智能对企业创新绩效的正向影响效应依然显著

## 2. 替换核心解释变量

为保证结果稳健，本文构造了两个稳健性检验的人工智能应用相关指标。一是替换为总词频变量。统计上述关键词出现的总词频，得到 AI\_sum 指数。二是构建企业是否披露人工智能应用相关信息的虚拟变量 AI\_dum。如果企业的经营情况分析中出现了人工智能相关的关键词，则 AI\_dum 设定为 1，否则为 0。其检验结果见表 7 列（1）和列（2）。当核心解释变量分别替换为关键词出现的总词频 AI\_sum 和虚拟变量 AI\_dum 时，人工智能（AI）的回归系数分别为 0.0029 和 0.2191，并在 1% 的水平上显著，表明前面的基准回归结果依然稳

健。

### 3. 替换被解释变量

本文选取专利申请总数 (*Inv\_all*) 进行稳健性检验。同时考虑到人工智能对创新绩效的影响存在滞后性, 对企业创新绩效指标进行 1 阶滞后处理, 结果见表 7 列 (3)。其中人工智能 (*AI*) 的回归系数为 0.3262, 并在 1% 的水平上显著, 表明本文的假说 1 依然成立。

### 4. 更换回归样本

剔除掉人工智能为 0 的样本企业, 作为现代经济发展的新型基础设施, 计算机、财务软件等智能化设备及软件是企业研发、生产各环节中必不可少的工具, 对于实力较强的制造上市企业来说, 这些设施投资为 0 的可能性比较小, 但本文在测算过程中存在人工智能应用指数为 0 的状况, 这可能是由于企业在编制财务报表的过程中没有单独列出人工智能投资或者制造企业公司年报文本中没有进行相应的表述造成的。因此, 本文剔除人工智能应用指数为 0 的样本, 对剩余样本企业进行回归分析, 结果见表 7 列 (4)。人工智能的回归系数为 0.3341, 并在 1% 的水平上显著为正, 表明本文的基准回归结果依然稳健。

表 7 人工智能影响制造企业创新绩效的基准回归稳健性检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>Inv</i>	<i>Inv</i>	<i>Inv_all</i>	<i>Inv</i>
<i>AI</i>			0.3262*** (0.0113)	
<i>AI_no</i>				0.3341*** (0.0116)
<i>AI_sum</i>	0.0029*** (0.0002)			
<i>AI_dum</i>		0.2191*** (0.0686)		
<i>Age</i>	-0.1119** (0.0507)	-0.1788*** (0.0514)	-0.1159** (0.0495)	-0.0482 (0.0501)
<i>Cash</i>	0.4514*** (0.0746)	0.5541*** (0.0756)	0.2171*** (0.0726)	0.4067*** (0.0736)
<i>Top1</i>	-0.0033*** (0.0008)	-0.0039*** (0.0009)	-0.0033*** (0.0008)	-0.0032*** (0.0008)
<i>Soe</i>	0.2205*** (0.0262)	0.1841*** (0.0265)	0.2201*** (0.0255)	0.2662*** (0.0259)
<i>Dual</i>	-0.0437* (0.0250)	-0.0674*** (0.0254)	-0.0299 (0.0243)	-0.0397 (0.0246)
<i>Bodi</i>	-0.0043** (0.0020)	-0.0047** (0.0020)	-0.0086*** (0.0019)	-0.0052*** (0.0020)
<i>Lev</i>	-0.2680*** (0.0734)	-0.2247*** (0.0747)	0.0362 (0.0714)	-0.2255*** (0.0725)
<i>Roa</i>	1.5961*** (0.1985)	1.4757*** (0.2017)	1.8012*** (0.1932)	1.3926*** (0.1958)

<i>Size</i>	0.7317*** (0.0118)	0.7623*** (0.0119)	0.6789*** (0.0116)	0.6983*** (0.0117)
企业固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是
<i>constant</i>	-13.4690*** (0.3072)	-14.0139*** (0.3165)	-12.0339*** (0.2986)	-13.5944*** (0.3022)
N	11384	11384	11384	11283
R <sup>2</sup>	0.4809	0.4638	0.5360	0.3987

#### (四) 中介效应检验

本文基于模型（1）、模型（2）和模型（3）进行中介效应检验。首先，对人工智能技术应用—创新能力—企业创新绩效的中介机制进行实证检验，其结果如表 5 所示。列（3）中人工智能应用对企业创新能力的回归系数为 0.0275，系数显著为正，表明人工智能应用水平能有效提升企业创新能力。列（6）为人工智能和创新能力两个变量与企业创新绩效的回归，其中人工智能的回归系数为 0.2731，创新能力的回归系数为 2.1309，都通过了 1% 的统计显著性检验。与列（2）回归结果相比，在加入创新能力变量后，人工智能的回归系数下降了，但仍然非常显著，这表明创新能力的中介效应存在，即验证了假说 2。

其次，识别检验人工智能影响企业创新绩效的吸收能力中介，检验结果如表 5 所示。列（4）中人工智能应用对企业吸收能力的回归系数显著为正（0.5572），表明人工智能应用水平能有效提升企业吸收能力。列（7）中为企业创新绩效对人工智能与吸收能力两个变量的回归，其中人工智能的回归系数为 0.2792，通过了 1% 的统计显著性检验。与列（2）回归结果相比，在加入吸收能力变量后，人工智能的回归系数由之前的 0.3317 下降到 0.2792，这表明吸收能力在人工智能影响企业创新绩效的过程中起到了部分中介作用。研究结果验证了假说 3。

最后，识别检验人工智能影响企业创新绩效的适应能力中介，检验结果如表 5 所示。列（5）中人工智能应用对企业适应能力的回归系数显著为正（0.0177），表明人工智能应用水平能有效提升企业适应能力。列（8）中为企业创新绩效对人工智能与适应能力两个变量的回归，其中人工智能的回归系数为 0.3222，通过了 1% 的统计显著性检验。与列（2）回归结果相比，在加入适应能力变量后，企业创新绩效与人工智能应用之间的显著关系没有发生变化，但人工智能的回归系数由之前的 0.3317 下降到 0.3222，这表明在人工智能影响企业创新绩效的过程中，适应能力发挥了部分中介作用。结果验证了假说 4。

此外，为了检验人工智能影响企业创新绩效中间机制的稳健性，本文使用 Bootstrap 检验和 Sobel 检验两种方法对中介机制进行检验。结果均表明在人工智能影响企业创新绩效的过程中，动态能力发挥部分中介作用，且中介效应显著成立。并且通过计算，创新能力的中介效应在总效应中占比 17.65%，吸收能力的中介效应在总效应中占比 15.81%，适应能力的中介效应在总效应中占比 2.86%。



## 六、异质性分析

### (一) 企业产权异质性分析

企业所有制类型在发展战略、融资约束、组织结构和经营方式等方面有所不同，可能会对企业创新绩效产生巨大影响。因此，本文进一步将人工智能与企业所有权的交互项加入到(1)式的基准回归方程中，以探究人工智能技术应用对不同所有制类型的制造企业创新绩效的影响差异。根据企业所有制注册类型，本文将样本企业分为国有企业和非国有企业，表8汇报了区分企业所有制性质的检验结果。估计结果表明，交互项系数在1%的水平上显著为正，说明相较于非国有企业样本，人工智能对制造企业创新绩效的提升作用在国有企业样本下明显更大。这可能是因为企业在应用人工智能技术时还需进行相应的组织管理创新和人力资本水平提升，以匹配人工智能技术应用所带来的组织变革。相比于国有企业，非国有企业内部资源相对匮乏，因此很容易受到更大的融资约束，在应用人工智能技术之后，将很难再进行企业经营管理方面的投资，所以并不能充分发挥人工智能技术对创新绩效提升作用。

表8 企业产权和企业规模异质性回归分析结果

变量	企业所有权	企业规模
	<i>Inv</i>	<i>Inv</i>
<i>AI</i>	0.2959*** (0.0126)	2.2784*** (0.1582)
<i>AI*Soe</i>	0.1219*** (0.0186)	
<i>AI*Size</i>		0.1175*** (0.0071)
<i>Age</i>	-0.0512 (0.0498)	-0.0612 (0.0493)
<i>Cash</i>	0.3582*** (0.0734)	0.3537*** (0.0724)
<i>Top1</i>	-0.0034*** (0.0008)	-0.0027*** (0.0008)
<i>Soe</i>	-0.0365 (0.0518)	0.2683*** (0.0242)
<i>Dual</i>	-0.0472* (0.0245)	-0.0418* (0.0242)
<i>Bodi</i>	-0.0055*** (0.0019)	-0.0053*** (0.0019)
<i>Lev</i>	-0.1919*** (0.0719)	-0.1923*** (0.0711)
<i>Roa</i>	1.3963*** (0.1943)	1.4558*** (0.1924)
<i>Size</i>	0.6927*** (0.0117)	0.3728*** (0.0228)

企业固定效应	是	是
年份固定效应	是	是
行业固定效应	是	是
<i>constant</i>	-13.3232*** (0.3030)	-6.3435*** (0.5292)
N	11384	11384
R <sup>2</sup>	0.4011	0.4130

### （二）企业规模异质性分析

本文将制造企业按照企业资产规模中位数划分为大型企业、中小型企业。为探究人工智能技术应用对不同规模制造企业创新绩效的影响效应，本文将企业规模与人工智能的交互项加入到原来的基准回归方程中，估计结果如表 8 所示。结果表明，交互项系数在 1%的水平上显著为正，说明企业规模越大，则人工智能技术应用对制造企业创新绩效的提升作用就更大。即人工智能对大型制造企业创新绩效的提升作用最大，其次是中型制造企业，最后是小型企业。这可能是由于人工智能技术与相关智能设备使用成本较高，要求较为严格，因此采用人工智能技术和智能设备在客观上要求企业具有一定的规模效应。而相比于中小型企业，大型企业经济实力更强，规模更大，更有利于发挥人工智能技术和智能设备应用的规模效应。

### （三）行业异质性分析

在制造业细分行业中，计算机、通信和其他电子设备制造业是直接生产信息化、智能化设备的行业，与人工智能技术密切相关，因此人工智能对制造企业创新绩效的影响可能与其他行业存在较大差异。因此，本文将行业划分为通信行业和非通信行业进行具体分析。其中通信行业仅包括计算机、通信和其他电子设备制造业。分别对通信行业企业样本和非通信行业企业样本进行回归，估计结果见表 9 所示。通信行业样本进行回归时人工智能的回归系数为 0.3992，非通信行业样本进行回归时人工智能的回归系数为 0.3962，并在 1%的水平上显著。说明与非通信行业相比，通信行业中人工智能技术应用对企业创新绩效的促进作用稍为明显。可能的原因在于通信行业企业具备更加丰富的人工智能技术应用实践，相比非通信行业企业能够较好的处理人工智能技术应用所带来的挑战。

表 9 企业行业异质性回归分析结果

变量	通信行业	非通信行业
	<i>Inv</i>	<i>Inv</i>
<i>AI</i>	0.3992*** (0.0301)	0.3962*** (0.0107)
<i>Age</i>	0.1396 (0.1153)	-0.1915*** (0.0550)
<i>Cash</i>	-0.1150 (0.1846)	0.6481*** (0.0749)
<i>Top1</i>	-0.0042* (0.0024)	-0.0044*** (0.0009)

<i>Soe</i>	0.4845*** (0.0672)	0.2366*** (0.0278)
<i>Dual</i>	-0.0470 (0.0616)	-0.0743*** (0.0273)
<i>Bodi</i>	0.0026 (0.0046)	-0.0067*** (0.0022)
<i>Lev</i>	0.0233 (0.1859)	-0.0714 (0.0784)
<i>Roa</i>	0.8950** (0.4478)	1.4477*** (0.2211)
<i>Size</i>	0.8656*** (0.0292)	0.6295*** (0.0126)
企业固定效应	是	是
年份固定效应	是	是
行业固定效应	否	否
<i>constant</i>	-17.6143*** (0.7289)	-11.9275*** (0.3286)
N	1582	9802
R <sup>2</sup>	0.5757	0.3943

## 七、结论与建议

本文基于动态能力理论和资源基础理论，运用 2013-2021 年中国沪深两市 A 股制造业上市企业数据，实证检验了人工智能对制造企业创新绩效的影响效应及其作用机制。研究发现，人工智能显著促进了制造企业创新绩效的提升，该结论在进一步解决内生性问题以及一系列稳健性检验后，均保持稳健；中介效应检验表明，动态能力在人工智能影响制造企业创新绩效的过程中存在显著的中介效应，并且动态能力的不同维度发挥的中介效应大小不同，其中创新能力的中介效应最大，吸收能力次之，适应能力的中介效应最小。这为企业提升其创新绩效提供了新思路，在通过人工智能促进制造企业创新绩效提升的同时，企业还可挖掘提升企业动态能力的方法来提升企业创新绩效。进一步的异质性分析发现，人工智能对制造企业创新绩效的促进作用在国有企业、大企业和通信行业企业中更显著。

基于以上研究结论，本文为提升制造企业创新绩效提出如下政策建议：

第一，加快人工智能与制造企业的深度融合，提升制造企业整体智能化水平。制造业智能化转型升级亟需人工智能助力，但目前我国人工智能技术处于弱人工智能阶段，还存在人工智能技术研发与产业应用脱节的现象，使得人工智能在企业中的应用广度和深度有限，尤其在制造企业智能化水平和智能应用率较低。因此，一是国家应进一步加强对人工智能基础研究的支持力度，提升人工智能技术基础研发能力，突破关键核心技术和“卡脖子”技术，开展产业链强链补链行动，增强技术创新的驱动作用，实现人工智能技术的自立自强。二是继续实施智能制造试点示范行动，建设更多的智能工厂和智慧供应链，鼓励建设智能制造先行

区，优化智能制造推进体系，坚持将人工智能技术创新作为制造业转型升级的突破口。三是积极打造智能服务和信息服务平台，助力制造企业智能化转型。首先，政府需要充分发挥主导作用，为相关企业、高校以及科研院所的产学研合作提供稳定合作的平台，以推动科技成果高效转化。其次，政府还需搭建信息服务平台，为企业提供智能化设备采购、使用指导和维修保养等服务，多举措支持和促进企业人工智能技术的应用。四是制造企业应充分发挥其主观能动性，大力建设智能人才队伍，主动配合国家人工智能和智能制造发展战略，积极投身于企业智能化转型升级的队伍中。

第二，重视制造企业动态能力的构建和培育。作为人工智能技术提升企业创新绩效的中介机制，动态能力能够将创新资源转化为创新产出，它的高低对企业创新绩效具有重要影响。因此，企业应积极培育和发展自身动态能力，避免陷入能力陷阱和创新困境，从而提高企业创新绩效。一是制造企业应根据自身发展需求和运营管理实践，有侧重点的培育企业动态能力。由于创新能力的中介效应最大，吸收能力次之，适应能力的中介效应最小。因此，制造企业在人工智能技术时应重点发展和培育企业创新能力和吸收能力，实现企业资源和吸收能力以及创新能力的对接，从而建立有利于企业创新绩效提升的长效机制。二是企业应加强对外部环境的动态监测，及时发现机遇与威胁，并主动调整组织战略和流程以实现与外部环境的动态匹配，积极应对环境动荡带给企业的危机。三是加强企业与外部环境的合作与交流，充分获取可用的外部资源，并将获取的外部资源与内部资源和组织流程进行整合，以更新组织运营惯例，克服核心能力刚性和原有的组织惯性。四是借助人工智能技术提升企业创新能力，重塑创新过程，构建企业独特的创新体系和竞争优势。

第三，因企制宜，实施差异化的企业人工智能发展战略。由于人工智能技术对不同类型制造企业创新绩效的影响存在显著的差异，因此在应用人工智能技术时要做到因企制宜，有针对性地制定发展政策，企业也应结合自身资源禀赋加快人工智能技术应用。一是重点推动人工智能技术在国有制造企业、大型制造企业和通信行业制造企业的推广应用，充分发挥国有制造企业、大型制造企业和通信行业制造企业中人工智能技术的融合创新效应与产业链带动效应，从而全面系统推进制造业智能化转型。二是加快出台实施支持非国有制造企业、中小型制造企业和非通信行业制造企业人工智能技术赋能的专项行动计划。对于非国有制造企业和中小型制造企业，应降低人工智能技术与企业深度融合的成本。同时政府及相关部门在资金上给予支持，降低制造企业融资约束，使得企业增加与人工智能技术相配套设施方面的投资，从而促进人工智能技术的创新绩效提升效应。对于通信行业制造企业，搭建人工智能应用平台，为企业提供人工智能技术使用相关的配套服务，多举措支持和推动制造企业人工智能技术赋能，提升企业创新绩效。

## 参考文献

- 陈凤仙, 2022:《人工智能发展水平测度方法研究进展》,《经济学动态》第2期。
- 陈金亮、赵雅欣、林嵩, 2021:《智能制造能促进企业创新绩效吗?》,《外国经济与管理》第9期。
- 邓悦、蒋琬仪, 2022:《智能化转型何以激发企业创新?——基于制造业劳动力多样性的解释》,《改革》第9期。
- 顾国达、马文景, 2021:《人工智能综合发展指数的构建及应用》,《数量经济技术经济研究》第1期。
- 黄先海、虞柳明、袁逸铭, 2023:《工业机器人与企业创新——基于人力资本视角》,《科学学研究》第2期。
- 李丹丹, 2022:《政府研发补贴对企业创新绩效的影响研究——基于企业规模和产权异质性视角》,《经济学报》第1期。
- 李梅、朱韵、赵乔、孙偲琬, 2022:《研发国际化、动态能力与企业创新绩效》,《中国软科学》第6期。
- 李雪松、党琳、赵宸宇, 2022:《数字化转型、融入全球创新网络与创新绩效》,《中国工业经济》第10期。
- 李婉红、王帆, 2022:《智能化转型、成本粘性与企业绩效——基于传统制造企业的实证检验》,《科学学研究》第1期。
- 罗锋、杨丹丹、梁新怡, 2022:《区域创新政策如何影响企业创新绩效?——基于珠三角地区的实证分析》,《科学学与科学技术管理》第2期。
- 马永红、李保祥, 2022:《数字经济、区域高校知识转移与高新技术企业创新绩效》,《系统管理学报》第3期。
- 孟凡生、徐野、赵刚, 2022:《“智能+”对制造企业创新绩效的影响机制研究》,《科研管理》第9期。
- 钱玉竺, 2022:《新零售企业数字技术组合对创新绩效的影响研究》,《商业经济研究》第8期。
- 祁怀锦、曹修琴、刘艳霞, 2020:《数字经济对公司治理的影响——基于信息不对称和管理者非理性行为视角》,《改革》第4期。
- 睢博、雷宏振, 2021:《工业智能化能促进企业技术创新吗?——基于中国2010—2019年上市公司数据的分析》,《陕西师范大学学报(哲学社会科学版)》第3期。
- 束超慧、王海军、金珠彤、贺子桐, 2022:《人工智能赋能企业颠覆性创新的路径分析》,《科学学研究》第10期。
- 孙慧、张双兰, 2018:《国际化背景下动态能力与企业创新绩效的关系研究——来自中国高技术企业的经验证据》,《工业技术经济》第11期。
- 孙丽文、李少帅, 2021:《人工智能赋能对创新绩效的影响路径研究——基于模糊定性比较分析》,《科技管理研究》第23期。
- 王赐之、冯佳林、孙忠娟、谢伟, 2023:《市场动荡驱动企业智能化转型的门槛效应研究》,《科技进步与对策》第9期。
- 王海花、杜梅, 2021:《数字技术、员工参与与企业创新绩效》,《研究与发展管理》第1期。
- 王军、常红, 2021:《人工智能对劳动力市场影响研究进展》,《经济学动态》第8期。
- 王林辉、胡晟明、董直庆, 2020:《人工智能技术会诱致劳动收入不平等吗——模型推演与分类评估》,《中国工业经济》第4期。
- 王永钦、董雯, 2020:《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》,《经济研究》第10期。
- 王泽宇, 2020:《企业人工智能技术强度与内部劳动力结构转化研究》,《经济学动态》第11期。
- 温忠麟、叶宝娟, 2014:《中介效应分析:方法和模型发展》,《心理科学进展》第5期。
- 谢伟丽、石军伟、张起帆, 2023:《人工智能、要素禀赋与制造业高质量发展——来自中国208个城市的经验证据》,《经济与管理研究》第4期。
- 叶传盛、陈传明, 2022:《产学研协同、知识吸收能力与企业创新绩效》,《科技管理研究》第3期。
- 杨林、和欣、顾红芳, 2020:《高管团队经验、动态能力与企业战略突变:管理自主权的调节效应》,《管理世界》第6期。
- 袁其刚、嵇泳盛、于舒皓, 2022:《人工智能促进了制造业企业出口产品升级吗?——基于技术复杂度视角的分析》,《产业经济评论》第3期。
- 钟凤英、冷冰洁, 2022:《员工持股计划、内部控制与创新绩效》,《经济问题》第8期。
- 周锋、顾晓敏、韩慧媛、何建佳, 2021:《质量管理实践、吸收能力与创新绩效——基于船舶企业智能制造视角》,《科技进步与对策》第7期。
- 赵凤、王铁男、王宇, 2016:《开放式创新中的外部技术获取与产品多元化:动态能力的调节作用研究》,《管理评论》第6期。
- 张吉昌、龙静, 2022:《数字化转型、动态能力与企业创新绩效——来自高新技术上市企业的经验证据》,《经济与管理》第3期。

- 周妮娜、张林、李培祥, 2022: 《企业动态能力影响创新绩效的路径——基于能力层次论的分析》, 《企业经济》第 7 期。
- 张树满、张羽飞、原长弘, 2023: 《产学研联盟组合伙伴地理集中度如何影响企业创新绩效——中介效应与调节效应分析》, 《管理工程学报》第 2 期。
- 周雄勇、许志端, 2023: 《可追溯实践、动态能力对企业创新绩效的影响: 以制造企业为例》, 《科技进步与对策》第 9 期。
- 张远、李焕杰, 2022: 《企业智能化转型对内部劳动力结构转换的影响研究》, 《中国人力资源开发》第 1 期。
- 张羽飞、原长弘、张树满, 2023: 《共建产学研创新联合体对科技中小企业创新绩效的影响研究》, 《管理学报》第 1 期。
- 诸竹君、袁逸铭、焦嘉嘉, 2022: 《工业自动化与制造业创新行为》, 《中国工业经济》第 7 期。
- Campbell, J. M., and J. Park, 2017, “Extending the Resource-Based View: Effects of Strategic Orientation Toward Community on Small Business Performance”, *Journal of Retailing and Consumer Services*, 34(5), 302-308.
- Gómez, J., I. Salazar, and P. Vargas, 2017, “Does Information Technology Improve Open Innovation Performance? An Examination of Manufacturers in Spain”, *Information Systems Research*, 28(3), 661-675.
- Haug, A., K. Adsbøll Wickstrøm, J. Stentoft, and K. Philipsen, 2023, “The Impact of Information Technology on Product Innovation in SMEs: The Role of Technological Orientation”, *Journal of Small Business Management*, 61(2), 384-410.
- Hernando, V., and N. Martín-Cruz, 2020, “The Project-Based Firm: A Theoretical Framework for Building Dynamic Capabilities”, *Sustainability*, 12(16), 6639.
- Hurtado-Torres, N. E., J. A. Aragón-Correa, and N. Ortiz-de-Mandojana, 2018, “How Does R&D Internationalization in Multinational Firms Affect Their Innovative Performance? The Moderating Role of International Collaboration in the Energy Industry”, *International Business Review*, 27(3), 514-527.
- Kleis, L., P. Chwelos, R. V. Ramirez, and I. Cockburn, 2012, “Information Technology and Intangible Output: The Impact of IT Investment on Innovation Productivity”, *Information Systems Research*, 23(1), 42-59.
- Lin, Y., and L. Y. Wu, 2014, “Exploring the Role of Dynamic Capabilities in Firm Performance Under the Resource-Based View Framework”, *Journal of Business Research*, 67(3), 407-413.
- Wang, C. L., and P. K. Ahmed, 2007, “Dynamic Capabilities: A Review and Research Agenda”, *International Journal of Management Reviews*, 9(1), 31-51.
- Wu, S., X. Ding, R. Liu, and H. Gao, 2021, “How Does IT Capability Affect Open Innovation Performance? The Mediating Effect of Absorptive Capacity”, *European Journal of Innovation Management*, 24(1), 43-65.
- Yu, F., L. Wang, and X. Li, 2020, “The Effects of Government Subsidies on New Energy Vehicle Enterprises: The Moderating Role of Intelligent Transformation”, *Energy Policy*, 141, 111463.