

人工智能对企业盈利能力的研究

贾娴

百色学院工商管理学院, 广西百色, 中国

【摘要】“十五五”时期,我国要全面实施“人工智能+”行动,加强人工智能技术创新。因此,人工智能成为市场的“宠儿”,人工智能影响着企业的战略选择、发展方向甚至盈利能力,成为影响企业发展的要素。本文通过对2015—2024年中国A股上市公司数据,探讨了人工智能对企业盈利能力的影响。研究发现:人工智能能够显著提升企业的盈利能力,且该结论经多种稳健性检验后依然成立。本文旨在为上市公司人工智能与企业盈利能力提供策略启示与实践路径。

【关键词】人工智能;企业盈利能力;人力资本;管理费用率;企业创新

1.引言

“十五五”期间,要把“人工智能+”从倡导转为全面落地,以智能技术重塑科研路径,并深度融入产业升级、文化繁荣、民生改善和社会治理各领域,力争在人工智能应用层形成领先优势,真正为各行各业注入新动能。在理论层面,学术界关于人工智能与盈利能力的研究尚未达成共识。从现实来看,人工智能成为推动产业结构转型升级和实现经济高质量发展的重要引擎[1],但对收入分配格局却也带来了重大挑战。就发展特征而言,人工智能技术以人机协同与深度融合为核心取向,正逐步成为驱动制造企业智能化转型的关键力量[2]。由于当前全球智能经济发展仍处于起步阶段,企业在推进智能化转型的过程中面临多重现实挑战,具体表现为前期资金投入压力较大、关键技术瓶颈尚待突破,以及由此带来的盈利模式与投资回报预期尚不明朗等问题[3]。此外,人工智能技术与制造业的融合,可充分发挥其固有的创新协同优势,在助推企业生产技术升级的同时,有效激发新产品研发的创新动能[4,5]。就外部生态而言,市场需求波动、行业竞争激烈度及监管政策导向共同构成了盈利边界的约束条件[6]。内部而言,研发投入强度、生产运营效率及现金流周转水平则成为决定盈利上限的核心驱动要素[7]。主流观点认为人工智能可以促进企业盈利能力的提升,但关于人工智能如何通过人力资本、管理效率、技术创新等多路径协同驱动盈利提升的传导机制,仍缺乏相关的实证检验。

本文试图通过对2015—2024年中国A股上市公司相关数据进行分析,探讨人工智

能对企业盈利能力的影响研究,主要研究问题包括:人工智能的发展是如何影响企业盈利能力的?人力资本结构、内部管理效率,企业创新等因素如何调节人工智能对盈利能力的影响?本文通过梳理相关文献,构建人工智能相关测度指标体系,明确人工智能对企业盈利能力的影响因素,对上述问题进行了深入探讨和分析。

2.理论基础与研究假说

2.1 直接影响

人工智能对制造业技术创新的推动作用,根植于其独特的知识重构逻辑。借助对离散知识节点的智能链接与创新性重组[8],该技术显著提升了企业对异质知识的吸收转化效率,成为驱动制造业技术能力跃迁的重要力量[9,10]。既有研究经由实验、案例与仿真建模,证实了人工智能在新品设计、开发及商业化各阶段的关键降本效能[11]。人工智能的嵌入使企业能够更智能地分析数据,揭示以往难以察觉的市场趋势和消费者需求[12]。这不仅有助于企业优化现有产品和服务,还有助于开发全新的创新性解决方案,推动新产品的推出和市场份额的扩大[12]。从企业发展来看,一是人工智能应用能够重塑企业行为,如促进企业参与全球价值链分工[13],强化专业化分工[13],增强供应链韧性[13]。二是人工智能应用能够提高企业绩效,如提高企业生产效率[13]促进企业增长[13],提高企业盈利能力[13]。基于上述文献梳理与理论分析,本文提出如下假设:

人工智能对企业盈利能力具有积极的影响(H1)。

2.2 间接影响

2.2.1 人力资本结构的机制作用

由于不同技能和教育背景的员工在企业中的可替代性存在差异,人工智能对员工需求的影响是非对称的[13]。从员工技能视角来看,人工智能应用会导致企业减少非人工智能职位的招聘[14]。不仅如此,人工智能应用会使得企业增加非常规高技能劳动力数量,减少常规低技能劳动力数量[15]。从员工教育背景来看,人工智能应用会降低企业对具有本科及以下学历员工的需求占比[16]。制造业内部,人工智能应用会推动岗位从生产领域向服务领域变迁[17]。通过数字化人才招聘和培训,企业能够提升团队的数字化素质和创新能力,促使企业形成独特的数字化人力资源优势[12],为绩效提升创造了有利条件。因此,可以看出人力资本是人工智能对企业盈利能力影响的重要中介变量。基于此,本文提出以下假设:

人工智能可以提升改善人力资本结构,进而提升企业盈利能力(H2)。

2.2.2 内部管理效率的机制作用

人工智能可能会优化企业内部管理效率,人工智能预测能力及辅助决策能力的形成,主要得益于人工智能在信息获取和处理等方面具有的优势性,包括信息获取和处理效率提高[13]、知识搜寻成本下降等[10]。基于组织学习理论,一方面,数字技术的应用,把大量常规管理事务交给了系统自动处理,既省去了人工填表、审批等琐碎环节,也大幅减少了纸质材料的流转,管理成本自然减少。另一方面,数字化工具和平台使得企业各个部门之间的信息传递和交流更加便捷[18,19],避免了信息孤岛的问题,减少了因信息不对称而导致的重复工作和决策错误。此外,企业需要对组织架构进行重新设计和优化,将流程更加扁平化,减少层级和冗余岗位[6,18,19],降低组织管理的成本。优化后的组织结构,让上下级之间的信息流转更加及时,减少不少冗余的中间环节,对企业利润的提升起到了直接作用。基于此,本文提出以下假设:

人工智能可以优化企业的内部管理效率,进而提升企业盈利能力(H3)。

2.2.3 企业创新的机制作用

人工智能作为新一轮科技革命与产业变革中的关键驱动技术,正逐步成为创新研究的重要议题。聚焦于创新过程,人工智能有助于提升员工的创造表现,尤其在高技能群

体中,其辅助作用更能激发新颖思路的形成[20],对技术创新存在促进效应[21]进而对企业创新产生促进作用。其中,李玉花等通过研究并揭示了人工智能主要通过增加知识多样性、打破组织惯例和提高资源配置效率促进企业创新[10]。在产业融合发展中,人工智能通过提升生产效率、降低生产成本、创造新的价值,促进了新质生产力的形成和发展[22]。人工智能可为管理者提供决策支持与洞察,辅助识别市场机会与风险,优化资源配置,为创新项目腾出空间。但其缺乏人类的感官、情感与社交能力,故在处理复杂管理事务上存有局限,不仅能够实现常规工作任务的智能化处理,更能在持续迭代升级中不断提升自身智能化水平,全方位、多维度推动企业创新能力提升,最终影响企业盈利能力。基于此,本文提出以下假设:

人工智能对企业创新具有促进作用,进而提升企业盈利能力(H4)。

3.数据来源及研究设计

3.1 数据来源和样本选择

本研究以2015—2024年间我国A股上市公司为研究对象,参照李秀敏[12]杨倩[22]的研究,对样本数据进行如下处理:①剔除样本期内被特别处理(ST)、退市风险警告(*ST)的样本;②剔除上市时间不满一年的样本;③剔除样本期内发生暂停上市、终止上市的样本;④剔除超过连续5年数据缺失的样本。同时为规避极端异常值的影响,将数据进行1%的双侧截尾处理。因此,最终获得25130个观测数据。

3.2 各主要变量的选取及定义

3.2.1 被解释变量:盈利能力(prof)

企业盈利能力是指企业在一定时期内通过生产经营活动实现盈利的能力,反应企业利用资产创造利润的效率,是企业生存和发展的核心目标之一,探究人工智能对其的影响,有助理解技术变革如何通过优化生产流程、降低成本、提升创新能力和市场竞争力等途径,最终作用于企业的盈利表现。本文企业盈利能力的数据来自于上市公司数据来自国泰安数据库(CSMAR),选取2015—2024年A股上市公司的数据里的市场盈利能力为初始研究样本,参考既往文献的常规做法,对数据进行标准化处理以消除规模差异的影响。

3.2.2 解释变量:人工智能(Ai)

本文使用国泰安数据库提供的中国A股

上市公司在 2015—2024 年发布的数据信息，构建企业的人工智能应用变量。为准确界定上市公司自主研发的数字技术专利范畴，本文参照李秀敏[12]等研究，首先构建了企业名称匹配库。鉴于国泰安数据库所载公司名称与 incoPat 专利数据库中的申请人名称存在表述差异，本研究采用 Python 软件批量提取专利文献中的全部申请人字段，并在此基础上辅以人工核校，将上市公司名录与专利申请名称逐一比对校准，以确保二者对应关系的准确性与完整性。

3.2.3 其他控制变量

企业其他因素可能对创新绩效产生影响，通过对相关研究的分析，为了模型更加稳健可靠，本文选择如下控制变量进行控制。这些变量均来自国泰安（CSMAR）数据库。本文参照赵剑波[23]的研究，具体如下：企业规模（Size），流动比率（Cr），资产负债率（Lev），总资产净利润率（Roa），净资产收益率（Roe），流动比率(Liquid)及营业收入增长率（Growth）。另外还控制了企业个体、时间和年份的固定效应。

3.3 计量模型的设计

3.3.1 基本回归模型

本文使用长期差分模型分析 2015—2024 年人工智能对企业盈利能力的影响。本文构建了模型（1）对假设 1 进行检验，以考察人工智能对企业盈利能力的总体影响，并检验是否存在短期内的替代效应。具体模型如下：

$$Prof = \alpha_0 + \alpha_1 Ai + \alpha_2 Size + \alpha_3 Cr + \alpha_4 Lev + \alpha_5 Roa + \alpha_6 Roe + \alpha_7 Growth + \alpha_8 Liquid + \alpha_j \Sigma Ind + \alpha_i \Sigma Year + \alpha_k \Sigma Id + \alpha_l \Sigma Pr \quad (1)$$

其中，Prof代表企业盈利能力，Ai 代表人工智能， α_0 则是模型截距项， $\alpha_i (i>0)$ 代表一系列变量的系数；Ind 为行业固定效应，Year 为时间固定效应，Id 为个体固定效应，Pro 为省份固定效应， ϵ 为随机误差项。

3.3.2 作用机制模型

除了公式（1）所体现的直接效应，根据前文分析，对于人工智能提升企业盈利能力的作用机制，本文分别构建盈利能力（Prof）对于中介变量人力资本、管理费用和企业创新的回归模型（2），以及自变量Ai、中介变量对企业盈利能力 Prof 的回归方程（3），通过检验式（2）和式（3）回归系数的显著性判定作用机制存在与否。具体设定如下：

$$Hc/Mfee/Ei = \beta_0 + \beta_1 Ai + \beta_n a + \sum \beta_i Year + \sum \beta_j Id + \sum \beta_k Ind + \sum \beta_l Pro + \epsilon \quad (2)$$

$$Prof = \alpha_0 + \varphi_1 Ai + \varphi_2 M + \varphi_n a + \sum \varphi_i Year + \sum \varphi_j Id + \sum \varphi_k Ind + \sum \varphi_l Pro + \epsilon \quad (3)$$

4.实证结果及分析

4.1 描述性统计及相关性分析

表 1 为描述性统计结果，企业盈利能力（Prof）的最大值为 11.94，最小值为 -2.185，说明上市公司行业间盈利能差异较大，且与其他研究的论证结果相似。人工智能（Ai）的均值为 0.906，中位数为 0.693，最大值为 4.190，表明人工智能指标整体偏低且存在明显个体差异，其他解释变量不再逐个解释说明。此外，相关系数矩阵显示，Prof和 Ai、Mfee、Hc 及 Ei 的 Pearson 相关系数分别为 0.099、-0.053、0.068 及 0.196，Prof和 Ai、Mfee、Hc 及 Ei 的 Spearman 相关系数分别为 0.114、-0.070、0.067 及 0.241，初步证明人工智能从优化人力资本结构，提升内部管理效率，促进技术创新三条路径有助于企业盈利能力的提升，解释变量与控制变量之间的方差膨胀因子 VIF 平均数为 2.37，各个变量之间的 VIF 均小于 10，表明各变量之间不存在严重的多重共线性问题。

表 1.描述性统计

变量	观测值	均值	标准差	最小值	中位数	最大值
prof	25130	2.115	2.201	-2.185	1.621	11.94
tprof	25130	-0.049	1.183	-4.671	0.034	3.861
ai	25130	0.906	1.104	0.000	0.693	4.190
mfee	24815	0.078	0.054	0.008	0.065	0.310
hc	24295	0.590	0.272	0.098	0.554	1.000
ei	25030	3.229	1.409	0.288	3.219	7.094
soe	25130	0.294	0.456	0.000	0.000	1.000
size	25130	22.370	1.291	20.20	22.160	26.430
lev	25130	0.409	0.188	0.064	0.405	0.848
roa	25130	0.035	0.061	-0.226	0.036	0.193
roe	25130	0.050	0.125	-0.639	0.064	0.293
liquid	25130	2.432	2.114	0.388	1.738	13.04
growth	25130	0.126	0.306	-0.493	0.084	1.609

4.2 实证结果分析

4.2.1 基准回归结果分析

本文对模型（1）进行基准回归，分析实数融合发展对城市创新活力的影响。表 2 显示了基本假设 H1 的检验结果，其中第（1）、（2）和（3）列为分别为不同程度多变量回归。在第（1）、（2）和（3）列中，企业盈利能力（Prof）的回归系数分别是

0.078、0.066 和 0.038 且在 1%水平上显著。因此，基准回归结果验证了前文的假设 H1，表明人工智能对企业盈利能力具有积极的影响。

表 2.基本回归

	(1)	(2)	(3)
	prof	prof	prof
Ai	0.078***	0.066***	0.038***
	(6.376)	(6.723)	(3.712)
控制变量	NO	Yes	Yes
固定效应	Yes	No	Yes
r ² a	-0.065	0.241	0.258
F 值	26.890***	1440.533***	147.118***
观测值	25130	25130	25130

注：*、**和***分别表明在 10%、5% 和 1%的水平上显著，固定效应包括时间固定效应、个体固定效应、行业固定效应和区域固定效应。下表同。

4.2.2 稳健性检验

(1) 替换被解释变量。本文借鉴颜强和李晓龙[24]的研究，替代原来被解释变量，进一步检验回归结果的稳定性。回归结果如表 3 中第 (1) 和第 (2) 列所示，无论是单量回归还是加入控制变量的回归，企业盈利能力 (Prof) 回归系数符号均为正，且在 1%水平上显著，与最初回归结果完全一致，符合假设 H1 的假设，与前文结论未发生变化。

(2) 排除宏观因素系统性变化。创新能力强、人力资源结构禀赋好、内部管理效率好的城市在企业盈利能力发展中具备“先发优势”，这使得本文变量间的因果关系面临内生性挑战。通过设置行业一年份以及城市一年份双重固定效应，以排除行业周期与城市政策冲击对企业盈利能力的干扰。表 4

的第 (1) 和 (2) 列表明，企业绩效对应的回归系数均在 1%水平上显著为正，与前文结论未发生变化。进一步采用聚类标准误调整模型，以缓解企业层面的异方差与序列相关问题，ai 的系数仍显著为正，表明基准回归结果具有统计稳健性，如表 4 第 (3) 列所示。

表 3.替换被解释变量

	(1)	(2)
	tprof	tprof
ai	0.005	0.029**
	(0.398)	(2.261)
控制变量	No	Yes
cons	-0.369	6.365***
	(-0.416)	(6.109)
固定效应	Yes	Yes
r ² a	-0.143	-0.116
F 值	6.186***	12.013***
观测值	25130	25130

(3) 为解决样本选择偏误带来的内生性问题，本文采用倾向得分匹配双重差分法 (PSM-DID) 对样本进行匹配，并进一步采用 1:1 近邻匹配以提升匹配精度。在 PSM-DID 与 1:1 匹配模型中，人工智能的系数分别为 0.246 与 0.233，依然在 1%水平上显著为正，且系数幅度有所提升，这一结果不仅验证了核心结论的稳健性，更排除了“高盈利企业更倾向于采用人工智能”的反向因果干扰。从模型拟合效果来看，聚类标准误模型的调整 R² (0.859) 显著高于其他模型，表明该设定对企业绩效的解释力更强；而 PSM-DID 模型的 R² 较低 (0.082、0.411)，则反映了匹配后样本异质性的下降，进一步佐证了样本选择偏误的缓解。如表 4 第 (4) 和 (5) 列所示。

表 4.稳定性检验

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	行业一年份	城市一年份	聚类	PSM—DID 检验 (1:1)	
	prof	prof	prof	prof	prof
ai	0.044***	0.038***	0.038*	0.246***	0.233***
	(4.285)	(3.667)	(2.103)	(11.152)	(13.174)
控制变量	Yes	Yes	Yes	No	Yes
cons	-24.184***	-64.950***	-25.513***	0.343	-15.041***
	(-25.578)	(-13.044)	(-7.210)	(1.063)	(-35.156)
固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
N	25130	25130	25048	12931	12931
adj. R ²	0.259	0.260	0.859	0.082	0.411

(4) 为了进一步分析人工智能对企业盈利能力的影响，本文延长了时间考察窗口。表 5 表明，核心解释变量人工智能对被解释

变量企业盈利能力延长两期的回归系数符号均在不低于 5%水平上显著为正，该促进效应在时间维度上表现出良好的持续性，并未随

观测窗口的延伸而呈现衰减或消解趋势。综合来看，人工智能对企业盈利能力的提升作用具有跨期累积特征，这一发现亦为本文核心假说的成立提供了经验层面的支撑。

表 5.延长被解释变量观察窗口

	(1)	(2)	(3)	(4)
	F2.prof	F3.prof	prof	prof
ai	0.033** (2.532)	0.034** (2.381)		
L2.ai			0.029** (2.523)	
L3.ai				0.036*** (2.949)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes
_cons	-13.484*** (-13.906)	-8.643*** (-8.529)	-31.864*** (-51.554)	-33.723*** (-47.513)
固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
r2_a	0.028	-0.069	0.233	0.224
F 值	53.256***	28.218***	109.860***	94.556***
观测值	17610	14468	17610	14468

(5)内生性问题。本研究中的人工智能和企业盈利能力同处 T 时期观测值，性能指标可能具有时间惯性及互为因果问题，从而导致内生性问题。为了分析内生性问题，本文通过构建工具变量（IV）来缓解内生性。首先，参考方明月[25]等的研究方法，根据 Bartik 工具变量法的构建思想，进行内生性检验。工具变量（IV）对核心解释变量 ai 的影响均在 1%水平上显著为正，其次，借鉴方福前等[26]的做法，使用企业所在城市到杭州的球面距离与数字基础建设交水平交乘项作为第二个工具变量（IV2）。杭州作为中国数字经济的中心城市和国家级政策的先行区，其数字技术、知识溢出、商业模式和创新氛围会随距离增加而衰减，即距离杭州越近的企业，越容易受到其辐射和影响，从而人工智能化程度可能更高；相反可能更低。此外，考虑到人才集聚机制的作用——人工智能化好的通常就业市场区域也更为广阔，并且人工智能化规模的扩大会促进企业间相关知识的交流，故而，一个地区的上市公司数量越有限，其从杭州获得数字化人才支持的程度往往越低[27]。就排他性而言，相对于杭州地理位置，企业的地理坐标通常是历史形成的，在研究的样本期前就已固定，这使其能够独立于当期的企业个体各因素的冲击[28]；城市数字基础设施建设水平受当地政府政策的影响，并不直接决定组织数实融合发展水平的高低。因此，本研究选取企业至杭州的球面距离作为区位特征的代理变量，以

政府年度报告中“数字基础设施”等相关表述的频次衡量城市数字基础设施建设强度，并将二者的交互项作为工具变量纳入回归分析。综上，本文定义与企业数实融合负相关的工具变量（IV2）如下：

$$IV_{idt} = \frac{1}{N_{dt}} \sum_{k=1}^n (Sph_Dis_{ik} \times Fundig_t) \quad (5)$$

其中，Sph_Disik 表示企业 i 所在城市 d 到杭州中心城区球面距离（除以 10000KM），Fundigt 表示企业 i 所处城市数字基础设施建设水平，Ndt 表示企业所在城市 d 上市企业数量。结果见表 6，针对工具变量的有效性检验显示，LM 检验的 P 值低于 0.001，强烈否定了识别不足的原假设；与此同时，Wald F 统计量的对应数值远超临界水平，排除了弱工具变量存在的可能性；Hansen J 回归结果统计量显示工具变量不存在过度识别问题。第一阶段回归结果如第（1）和第（3）列所示，工具变量 IV 与人工智能对应的系数符号分别为（+，-），且均在 1%水平上显著，符合预期；第二阶段回归结果如（2）和（4）列所示，均在 5%水平上显著为正，表明在控制内生性问题之后，人工智能依然能够促进企业盈利能力水平的提升。

表 6.内生性检验

	(1)	(2)	(3)	(4)
	Bartik 工具变量		到杭州的球面距离	
VARIABLES	firstAI	second	firstAI	second
IV	0.006*** (9.32)		-0.568*** (-4.71)	
ai		0.445** (2.13)		2.618*** (3.83)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes
Constant	-1.919*** (-12.13)	-15.175*** (-27.00)	-2.023*** (-13.20)	-10.346*** (-7.08)
固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
Kleibergen-Paap rk LM		84.043		22.108
		[0.000]		[0.000]
Kleibergen-Paap rk Wald F		86.826		22.217
		{16.38}		{16.38}
Hansen J		0.000		0.000
Observations	18,709	18,709	18,039	18,039
R-squared		0.420		-0.341

4.3 机制检验与分析

本文试图提供更多的数据证据，进一步明确人工智能对于企业盈利能力的影响机制。本文借鉴赵剑波[23]的研究，以上市公司员工学历为切入点，采用专科及以上学历人员占比，来衡量人力资本的赋能水平。结果表明，人力资本结构在人工智能和企业盈利能力关

系中起着积极的中介效应。回归结果如表 7 中第 (5) 和 (6) 列所示, 假设 H2 得到验证。

在优化内部治理水平方面, 本文借鉴李秀敏[12]、徐怀宁和董必荣[29]的研究, 采用管理费用率来衡量企业的内部治理水平。该值越大, 说明企业的内部治理越差。表 7 中第 (3) 和 (4) 所示, 反应了内部治理渠道的检验结果。结果显示, 人工智能变量的估计系数在管理费用率回归中呈现显著负向特征, 这意味企业层面的人工智能应用能够有效压缩管理性支出占比, 从而对内部治理结构产生积极影响。进一步看, 管理费用率对企业盈利能力的回归系数在 1%统计水平上显著为负, 说明过高的管理支出比重会明显削弱企业获利水平, 并对长期可持续成长构成制约。上述检验结果表明, “人工智能能优化内部治理, 进而提升盈利能力”的作用路径, 假设 H3 成立。

在企业创新方面, 创新能力是指企业所具有的创新潜力与产品市场优势之间联系的能力, 体现在企业中的各种专利、规范、数据库、系统等制度化的内容中, 一般由企业的组织结构、文化及内部制度构成, 贯穿于企业经营管理的全过程[30]。从企业的资源基础理论和知识基础理论来看, 创新能力作为能够获得可持续企业竞争力的关键驱动因素, 这种竞争力来源于组织内部新技术知识的获取、吸收、创造和转让, 能够保证企业提高其竞争地位并获得高额盈利能力[31]。人工智能的建设能够促进创新信息的传播流通, 降低创新信息的搜索成本及传递成本, 强化劳动力迁移, 激发新产业新创意新技术, 进而提升盈利能力。回归结果如表 7 中第 (1) 和 (2) 列所示, 企业创新在人工智能和企业盈利能力关系中起着积极的中介效应, 假设(H4)成立。

表 7.机制检验—知识溢出

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	ei	prof	mfee	prof	hc	prof
ai	0.017**	0.037***	-0.002***	0.036***	0.004***	0.036***
	(2.160)	(3.654)	(-3.111)	(3.503)	(2.582)	(3.387)
ei		0.025***				
		(2.812)				
mfee				-0.291**		
				(-2.153)		
hc						0.113**
						(2.205)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
_cons	-8.978***	-25.997***	0.158***	-25.711***	-0.525***	-26.611***
	(-14.318)	(-31.584)	(3.793)	(-31.444)	(-4.671)	(-32.031)
固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
r2_a	0.132	0.256	-0.163	0.253	-0.053	0.254
F	88.498***	143.999***	1.732***	141.213***	28.258***	139.699***
N	25030	25030	24815	24815	24295	24295

5.进一步分析：区域异质性检验

在不同知识产权保护制度、不同所有权性质、不同区域中, 人工智能对企业盈利能力的影响可能具有非对称性, 产生差异性效果, 因此, 本文针对不同知识产权保护制度、不同所有权性质、不同区域中进行了分样本回归检验。

5.1 不同知识产权保护制度异质性检验.

知识产权保护制度是影响知识溢出与技术应用效果的重要制度因素。因此, 本文按照知识产权保护度高低分别对人工智能 (Ai) 和企业盈利能力 (Prof) 进行回归分析。结果表明, 在高知识产权保护度组中, 人工智能 (Ai) 对企业盈利能力 (Prof) 的

影响在 1% 水平上显著为正 (系数为 0.053); 而在低知识产权保护度组中, 人工智能的影响为负且仅在 10%水平上显著 (系数为-0.035)。这说明人工智能对企业盈利能力的正向促进作用仅在高知识产权保护度的环境下得以体现, 而在低保护度环境中甚至可能产生抑制效应。从作用机制来看, 高知识产权保护度能够更有效地保障企业通过人工智能投入获得的创新收益, 降低知识溢出的外部性损失, 激励企业加大技术转化与应用力度; 而低保护度下企业创新成果易被模仿, 削弱了人工智能投入的回报预期, 难以形成绩效提升的正向循环。

5.2 不同所有权性质的检验

回归结果显示,在国有企业产权性质下,回归结果显示,在国有企业产权性质下,核心解释变量(A_i)对被解释变量($Prof$)的回归系数为0.066,且在1%水平上显著;在非国有企业中,核心解释变量(A_i)对被解释变量($Prof$)的回归系数为0.034,同样在1%水平上显著。究其原因,一方面,相较于非国有企业,国有企业享有更多的政策倾斜与资源支持,融资约束较小,在市场竞争中凭借政治优势面临的生存压力相对较低,一定程度上限制了人工智能技术对盈利能力的提升幅度。另一方面,国企高管为追求短期业绩与晋升安全,对回报周期较长的人工智能技术应用积极性不足,削弱了技术转化为盈利的效率。反观非国有企业,尽管面临更大的融资约束与市场竞争压力,但内部决策链条更短、市场敏感度更高,为了在竞争中占据优势,通过技术应用优化生产效率、降低管理成本,从而实现盈利能力提升。

5.3 不同地区属性的异质性检验

由于不同区域经济发展水平、发展阶段、产业结构及要素配置效率等因素均存在一定差异,人工智能发展指数也可能存在一定的异质性。本文按照东部、中部及西部地区分别对核心变量人工智能(A_i)对被解释变量企业盈利能力($Prof$)进行回归。结果显示,在东部地区,核心解释变量 A_i 对企业盈利能力($prof$)的回归系数为0.037,在1%水平上显著为正;在中部地区, A_i 的系数为0.060,在5%水平上显著为正;这一差异源于区域间资源禀赋与产业基础的不均衡:东部地区数字经济基础设施完善、人才集聚度高,能够快速将人工智能技术转化为生产效率得提升;中部地区依托产业转移与政策扶持,人工智能的边际绩效提升效应更为突出;而西部地区受限于技术储备不足、产业链配套不完善,尚未形成人工智能与企业盈利能力的正向循环。

6. 结论与政策启示

6.1 研究结论

本文研究发现,人工智能对企业盈利能力具有显著正向影响。基于我国A股上市公司相关数据,构建人工智能和企业盈利能力指标,并实证分析了人工智能对企业盈利能力的影响,这一结论通过多种模型进行进一步检验后依然保持稳定。机制检验表明,人工智能从优化人力资本结构,提升内部管理

效率,促进技术创新促进企业盈利能力提升。

首先,人工智能不仅能够提升劳动者技能素质,催生掌握人机协作能力的新型劳动者,还能推动数据、算法等新型生产要素的深度应用,从而促进企业绩效增长。其次,随着人工智能技术与业务场景的深入融合,还可以通过优化管理流程、实现柔性定制生产,催生新技术、新模式、新业态,进一步释放企业的价值创造潜力。最后,人工智能驱动的数字基础设施能够加速知识与信息的传播流通,降低创新资源的搜索与匹配成本,进而持续提升企业盈利能力与市场竞争力。异质性分析表明,人工智能对企业盈利能力的正向促进作用仅在高知识产权保护度的环境下得以体现;东中部地区人工智能对企业盈利能力具有显著促进作用,而西部则具有显著负相关关系;主要是因为西部地区受限于技术储备不足、产业链配套不完善,尚未形成人工智能与企业盈利能力的正向循环。

6.2 政策建议

6.2.1 推进数智化人才培养,优化企业人力资本结构

我国人工智能产业还存在较大的高端人才缺口,除少数技术领先的科技大厂外,多数人工智能企业存在着优质人才薪资过高、匹配岗位匮乏的问题,导致人工智能产业发展缓慢,商业化落地进程困难。因此,在人力资本优化集聚过程中,需加强高层次人才的培育,吸引更多高层次人才以及培育本地高层次人才,强化区域内各类企业与人才的交流协作。鼓励企业通过提供专业培训和更新数字软件等方式,将数字技术用于为劳动者赋能,增强员工对人工智能等数字技术的适应性,不断提高培训对象对先进智能技术掌握程度,增加人力资本要素的区域聚集,以持续提升知识多元性、知识溢出效应,以及吸收能力和动态能力,进而实现创新效率的提升。健全完善推动实数融合深入发展的体制机制和政策环境,增加人力资本要素的区域聚集,以持续提升知识多元性、知识溢出效应,以及吸收能力和动态能力,进而实现创新效率的提升。

6.2.2 依托智能管理系统,提升企业内部管理效率

在衡量内部治理成效时,管理费用率是一个关键指标——它直接体现了企业用于管

理和监督环节的资源消耗。首先,战略层面应明确数字化转型目标,将智能管理系统纳入企业长期发展规划,实现资源动态优化配置。其次,技术实施层面需分阶段部署流程自动化工具,如采用RPA替代重复性人工操作,降低人力成本;聚焦财务核算、供应链调度、人力资源管控等关键模块,降低运营成本。最后,组织保障层面应建立“业务+IT”双轮驱动的转型团队,通过内部培训提升员工数字化技能,确保技术落地与业务场景深度融合,确保系统合规高效运行,以管理数字化转型赋能盈利能力持续提升,从而降低管理费用率。因此,通过以上举措,企业可显著降低运营成本,提升管理决策的科学性与响应速度,最终实现盈利能力的持续增长。

6.2.3 强化人工智能赋能,促进企业技术创新突破

政府在制定产业政策促进数字经济与产业经济融合时,应根据知识产权保护度、地理位置、所有制进行细化,针对具体情况制定相应的扶持措施。第一,构建分类评估体系。采用人工智能发展测度指标体系进行评估,积极采取更具针对性的产业政策进行扶持,提升企业创新活力。第二,深化国有企业股份改革,加大独立董事的监管力度,制定科学合理的决策,深化国有企业人工智能发展,提升国有企业创新能力;第三,寻求与企业发展战略相符合的组织并与其合作,强化内部控制人责任担当。

参考文献

- [1] 刘伟,范欣.2019:《中国发展仍处于重要战略机遇期——中国潜在经济增长率与增长跨越》,《管理世界》第1期。
- [2] 解学芳.人工智能时代的文化创意产业智能化创新:范式与边界[J].同济大学学报(社会科学版),2019,30(01):42-51.
- [3] Oettmeier K, Hofmann E. Additive Manufacturing Technology Adoption: An Empirical Analysis of General and Supply Chain-related Determinants [J]. Journal of Business Economics, 2016, 87(1):97-124.
- [4] Rammer, C., G. P. Fernández, and D. Czarnitzki. Artificial Intelligence and Industrial Innovation: Evidence from German Firm-Level Data [J]. Research Policy,

<https://doi.org/10.1016/j.respol.2022.104555>, 2022.

- [5] Grashof, N., and A. Kopka. Artificial Intelligence and Radical Innovation: An Opportunity for All Companies [J]. Small Business Economics, 2023, 61(2):771-797.
- [6] 霍倩倩,陈伟.全渠道商业模式创新对企业经营绩效的影响——来自市场价值和盈利能力的中介作用[J].商业经济研究, 2024(17):151-154.
- [7] 黄爱双,陈育俭,王佳妹.医药制造业企业盈利质量及影响因素分析[J].吉林工商学院学报,2022,38(2):62-69.
- [8] Cockburn, I. M., R. Henderson, and S. Stern. The Impact of Artificial Intelligence on Innovation [R]. NBER Working Paper, 2018.
- [9] Grashof, N., and A. Kopka. Artificial Intelligence and Radical Innovation: An Opportunity for All Companies [J]. Small Business Economics, 2023, 61(2): 771-797.
- [10] 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.
- [11] Babina, T., A. Fedyk, A. He, and J. Hodson. Artificial Intelligence, Firm Growth, and Product Innovation [J]. Journal of Financial Economics, <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2023.103745>, 2023.
- [12] 李秀敏,陈梓烁,陈雅琪.企业数字化转型与财务绩效——来自上市公司数字专利数据的证据[J].技术经济, 2024, 43(1):73-87.
- [13] 马百超,廖科智.人工智能应用如何影响企业创新——来自在线招聘的证据[J].中南财经政法大学学报, 2025,(6):132-145. DOI:10.19639/j.cnki.issn1003-5230.2025.0061.
- [14] 王林辉,胡晟明,董直庆.人工智能技术、任务属性与职业可替代风险:来自微观层面的经验证据[J].管理世界, 2022(7):60-79.
- [15] 尹志锋,曹爱家,郭家宝,郭冬梅.基于专利数据的人工智能就业效应研究——来自中关村企业的微观证据[J].中国工业经济, 2023(5):137-15.
- [16] 诸竹君,黄先海,王毅.外资进入与中国式创新双低困境破解[J].经济研究, 2020(5):99-115.

- [17] 姚加权, 张锟澎, 郭李鹏, 冯旭. 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 (2): 101-116.
- [18] 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 (10): 22-38.
- [19] Yang, C. H. How Artificial Intelligence Technology Affects Productivity and Employment: Firm-level Evidence from Taiwan[J]. Research Policy, 2022, 51 (6): 104536.
- [20] 潘珊, 郭凯明. 人工智能、岗位结构变迁与服务型制造[J]. 中国工业经济, 2024 (4): 57-75.
- [21] 张任之. 企业数字化转型能否提升智力资本价值创造效率?[J]. 财经问题研究, 2023 (5): 89-100.
- [22] 杨倩. 人工智能对制造企业创新绩效的影响研究 [D]. 河南理工大学, 2023. DOI:10.27116/d.cnki.gjzgc.2023.000357.
- [23] 赵剑波, 刘钊. 人工智能渗透率对企业创新效率的影响研究[J]. 经济学动态, 2025, (5): 55-69.
- [24] 颜强, 李晓龙. 数字金融发展、创新创业活力与城市经济效率——来自中国地级城市层面的经验证据[J]. 贵州社会科学, 2022, (05): 131-140.
- [25] 方明月, 林佳妮, 聂辉华. 数字化转型是否促进了企业内共同富裕? 数量经济技术经济研究, 2022 年第 11 期.
- [26] 方福前, 马瑞光. 智能制造与企业人力资本升级——基于智能制造试点政策的准自然实验[J]. 人文杂志, 2023, (12): 131-140.
- [27] 宋华, 韩梦玮, 沈凌云. 人工智能在供应链韧性塑造中的作用——基于迈创全球售后供应链管理实践的案例研究[J]. 中国工业经济, 2024 (5): 174-192.
- [28] 段云龙, 田悦, 彭丽娟, 王墨林. 人工智能应用驱动“专精特新”企业创新韧性提升研究[J]. 系统工程理论与实践, [https://link .cnki.net/urlid/11.2267.N.20251023.1526.034](https://link.cnki.net/urlid/11.2267.N.20251023.1526.034).
- [29] 徐怀宁, 董必荣. 数字化转型如何推动企业可持续发展——基于企业核心竞争力塑造的视角[J]. 当代经济管理, 2023, 45 (7): 44-53.
- [30] 田心语. 智力资本对制造业企业绩效影响的研究[J]. 商场现代化, 2022 (18): 104-106.
- [31] 胡化广, 刘海建, 周枫凯. 人工智能的“稳链”效应——来自供应链波动的经验证据, 数量经济技术经济研究, 2025 年第 10 期.