人工智能对制造业高质量发展的影响

——来自中国制造业上市公司的经验证据

何丹妮[1,2]，洪茹燕[1]

（1. 安徽三联学院新商科学部，合肥 230601；2. 杭州师范大学经济学院，杭州 311121）

摘要：中国制造业正面临数智化快速发展、创新“一高两低”以及转型进入瓶颈期的现实困境。基于2009—2023年上市公司数据，研究证实人工智能对制造业高质量发展具有正向影响，且在规模越大、国有企业和资本技术密集型企业体现更为明显。机制分析表明，人工智能通过利用式及探索式创新对制造业高质量发展产生正向影响，探索式创新效果更佳。研究成果为推动实体制造业与人工智能高效融合提供了经验证据和指导建议。

关键词：人工智能；利用式创新；探索式创新；制造业高质量发展

中图分类号：F204；F224.2 **文献标志码：**A **文章编号：**1671－1807(2026)11－0150－10

推动全要素生产率的持续提升，不仅是实现高质量发展的核心路径，也是培育新质生产力的关键标志。从自动化、信息化到数字化，制造业的每一次重大技术变革都深刻重塑了产业生态与竞争格局。当前，以人工智能为代表的新一代信息技术迅猛发展，正推动制造业进入智能化转型的新阶段。作为具有广泛渗透性和颠覆性的通用目的技术，人工智能(AI)通过海量数据学习与智能预测决策，为制造业全要素生产率的跃升提供了技术可能[1]。然而，与历史上许多通用技术一样，人工智能在广泛应用初期也面临着“生产率悖论”的困扰，其实际应用效果与理论预期之间存在差距，技术落地进程亦不均衡。这使得人工智能究竟能否真正成为驱动制造业转型升级、实现高质量发展的有效引擎，仍需严谨的实证检验与机制探索。

现有关于人工智能经济影响的研究，主要围绕3条脉络展开。①在宏观经济影响方面，大量文献聚焦于以工业机器人为代表的技术应用对劳动力市场的复杂影响，但关于替代效应与创造效应的结果尚未达成共识[2-3]。人工智能的核心价值可能超越对特定任务的自动化，更在于其作为预测机器赋能企业创新与优化决策，形成新的增长路径[4]。②在测度方法上现有研究多采用行业机器人存量、企业研发支出或人工智能专利数量等代理变量[5]。这些方法虽各有贡献，但难以全面地捕捉人工智能技术在企业发展策略、管理流程与产品服务中日益深化融合形态，在大模型技术兴起后其软性嵌入特征更为显著。③在中国情境研究中，学者们已关注到劳动力成本上升、企业规模与研发能力、人口结构变迁等因素对人工智能采纳的驱动作用[6-7]。然而关于人工智能在中国制造业究竟如何影响生产效率、其内在机制为何，及不同企业在此过程中获益是否存在系统性差异，仍缺乏基于微观企业证据的深入分析，造成这一局限的原因在于缺乏能够准确反映企业层面人工智能技术数据。

为此，利用2009—2023年中国制造业上市公司年度报告文本数据，通过构建人工智能相关词频指标，刻画企业层面的人工智能技术关注与应用程度。并对核心问题展开系统实证分析，包括：人工智能的应用能否显著提升中国制造业企业的全要素生产率？其作用机制是什么？该影响在不同产权性质、规模、行业与区域的企业间是否存在异质性？

本文的边际贡献主要体现在以下3个方面：①在测度方法上，构建了基于上市公司年报文本分析的企业层面人工智能应用指标，为在微观层面开展相关实证研究提供了新的、具有一致性的度量工具，弥补了传统方法的不足；②在机制揭示上，不仅证实了人工智能对生产率的促进作用，更深入剖析了其通过双元创新发挥作用的具体路径，将人工智

收稿日期：2026-02-02

基金项目：安徽省教育厅高校科研项目(2025AHGXSK30237)；安徽三联学院校级科研一般项目(SKYB2025012，SKYB2026005)

作者简介：何丹妮(1998—)，女，安徽合肥人，硕士，助教，研究方向为产业转型与技术创新；通信作者洪茹燕(1976—)，女，浙江宁波人，博士，副教授，硕士研究生导师，研究方向为技术创新与战略管理。

能影响经济增长的微观机制从传统的劳动力替代-互补框架,拓展至创新赋能框架,与前沿理论形成了对话与呼应[8]。③在研究视角上,基于大规模企业样本,细致考察了人工智能影响在不同类型企业间的异质性,并关注了其环境与社会效益,为全面评估人工智能技术在推动制造业高质量发展中的作用提供了更为立体的经验证据。研究结论为理解人工智能赋能实体经济的内在逻辑提供了来自中国制造企业的微观证据,也为政府引导技术扩散、企业制定智能化战略提供了有益的政策与实践启示。

1 理论分析

人工智能系统通常被定义为能够针对人类预设目标进行预测、建议或决策的基于机器的系统。作为一项通用技术,其关键特征主要体现在以下方面:①具有预测能力,能够帮助企业应对经营中的不确定性、优化决策并开拓新机遇;②具有广泛的行业渗透性与应用多样性[9];③以人类专业知识为核心,并需要配套的计算能力与数据基础设施作为补充,表现出典型无形资产属性,符合向无形资本转型的整体趋势[10];④作为信息产品人工智能算法本身具有非竞争性,然而其创造的价值高度依赖于企业大数据资源,构成企业间差异化优势的关键来源[11]。这些特征决定了人工智能的经济影响。

新古典增长理论认为,全要素生产率不仅是制造业投入产出效率的综合反映,更是技术创新进步、管理效率改善、资源配置优化等生产活动综合因素的体现。人工智能推动制造业劳动成本降低、创新产出增加与多产业融合态势等多种途径,为全要素生产率的提高提供有利条件。目前高新技术缺失与管理水平滞后正是中低端制造业在生产工艺、组织体系构成和发展方式中存在的固有缺陷的源头。以人工智能为代表的技术进步不仅能够转变生产方式,提高要素利用率,同时对于优化能源的投入、减少制造业单位能源消耗从而提升制造业高质量发展具有重要作用。作为科技革命与制造业融合的一项标志性技术,人工智能有助于制造业内部全要素生产率的提升,推动制造业实现质量、效率和动力变革。由此,提出如下假设。

H1:人工智能将对制造业高质量发展起到助推作用。

人工智能是推动利用式创新的重要动力,主要通过人力资本提升和创新风险规避两种路径实现。一方面,人工智能并非简单替代人力,而是通过优化任务结构,促使员工技能升级并释放创造力,使一线与高技能员工能够在既有技术框架下进行工艺改进与效率提升[12-13]。另一方面,面对较高的初始投资成本与不确定性,企业倾向于选择风险较低、见效较快的利用式创新;人工智能还可借助历史数据与预测能力,对创新流程进行动态监控与调整,进一步提高此类创新的成功率与效益[10]。而根据熊彼特创新理论与二元创新观,利用式创新是推动制造业高质量发展的重要路径。①它通过优化既有技术流程、降低生产成本、提升资源利用效率,直接促进生产率的提高与技术复杂度的累积[14-15];②由于其对高端人才和完备基础设施依赖相对较低,利用式创新有助于吸引资源约束较强地区的企业进入制造业领域,通过渐进式技术改进推动当地产业向高端化转型,为行业注入活力。由此,提出如下假设。

H2:人工智能将通过利用式创新对制造业高质量发展起到助推作用。

人工智能的应用对探索式创新具有显著的促进作用。探索式创新是企业基于新知识开发新技术、新产品或拓展新业务领域的创新活动,其关键依赖于对新知识的吸收与利用能力。人工智能主要通过 3 条路径赋能此类创新:①知识溢出效应。人工智能有助于企业获取异质性知识,扩大知识池,并为不同技能层级的劳动力提供再培训与激励空间,促进内外部资源协调以探索新技术[15]。②信息网络协同效应。人工智能提升信息识别与处理效率,可被视为一种组织学习激发机制,推动企业同时实现高水平知识开发与利用。③规模经济效应。随着人工智能应用深化,企业对外部知识的吸收与资源搜寻能力增强,为持续开展探索活动提供支撑,形成创新规模效应。与此同时探索式创新是推动制造业高质量发展的关键力量。一方面,它通过开发新产品、新技术吸引高技术产业集聚,延长产业链、提升产品附加值,从而优化区域产业生态与营商环境,助力关键核心技术突破[16]。另一方面,探索式创新能增强制造业应对外部风险与开拓新领域的能力。企业通过持续探索更新产品线、拓展市场,提升产品技术含量与附加值;同时,长期开展探索活动有助于培养组织的适应性、灵活性与风险承担意识,增强产业整体韧性,实现长期可持续发展[17]。

因此,提出如下假设。

H3:人工智能通过探索式创新对制造业高质量发展产生正向助推作用。

2 数据来源与指标构建

2.1 被解释变量:制造业企业高质量发展

单一指标法多采用全要素生产率、劳动生产率等进行测度,但测度主观性较难以得到统一评估指

标。由于全要素生产率的测算方法众多，其中普通最小二乘(ordinary least squares，OLS)法和固定效应(fixed effects，FE)法无法解决内生性问题且涵盖的信息不全面，而广义矩估计法要求样本具有足够长的时间跨度，OP(Olley-Pakes)法又会因企业投资额缺失导致大量数据丢失问题，因此使用LP(Levinsohn-Petrin)法计算企业全要素生产率，并将其作为制造企业高质量发展代理变量，同时使用OP法、OLS法和FE法计算结果作为稳健性检验中被解释变量的替换变量。

2.2　解释变量

基于年报文本关键词词频测度企业智能技术应用效率水平。①使用Python软件下载制造业公司企业年报获取2009—2023年中国上市公司年报；②借鉴吴非等[18]的研究以及根据《中国制造2025》《新一代人工智能发展规划》等重要政策文件和研究报告选取与智能技术、应用两个维度相关关键词，生成人工智能词典；③利用Python的jieba等功能对上市公司年报文本分词处理并提取与人工智能相关关键词词频加总，计算出企业人工智能综合词频数并取对作为人工智能指标。

人工智能伴随较大规模的机器设备等有形投入和数字化转型。为验证词频指标能否反映企业实际AI投入，手工收集财务报表附注中“无形资产”明细科目，筛选与AI直接相关的项目加总取对数。相关性分析显示人工智能综合词频指标与有效性指标在1%水平上显著正相关，表明词频越高，企业账面所确认的AI相关资产也越高。此外选取“深化改革”等无关词汇进行安慰剂检验，结果显示并无显著相关性，排除了企业信息披露风格的替代性解释。上述检验表明，构建的人工智能词频指标能够有效度量企业智能技术应用水平。

2.3　控制变量

选取股权集中度、资产负债率、资产收益率、内部融资约束以及企业自有现金流等变量以期尽可能控制企业层面的因素。其中股权集中度以前3大股东持股比例表示；资产负债率以企业总负债与总资产的比值表示；市场集中度以企业销售额与行业销售总额比值的平方表示，反映企业在行业中的垄断程度；内部融资约束以企业自有现金流与企业总资产的比值表示；企业规模以企业员工总数表示。

2.4　变量描述性统计

采用2009—2023年中国制造业所有上市公司作为初始研究样本，依次剔除ST及PT、已退市、净资产为负、主要变量缺失公司，总共获得1 925家上市公司13 487个样本。为避免极端值干扰，对连续变量进行上下1%的缩尾处理。企业层面利用式创新和探索式创新数据来自CNRDS数据库，将二者数据进行匹配，最终得到1 625家制造业上市公司数据用于研究使用。表1报告主要变量描述性统计

表1　变量描述性统计

变量类型	变量	变量符号	样本数	均值	标准差	最小值	最大值
因变量	LP法	TFP_LP	13 487	9.131	1.031	5.789	12.424
	OP法	TFP_OP	13 487	6.690	0.800	3.849	9.232
	OLS法	TFP_OLS	13 487	11.043	1.204	7.348	14.877
自变量	人工智能-报表	InYP	13 487	0.085	0.233	0.000	2.061
	人工智能-管理层	InMD	13 487	0.051	0.168	0.000	1.929
	人工智能-专利	InAIpatent	13 487	0.363	0.806	0.000	6.806
部分控制变量	现金流比例	Cashflow	13 487	0.050	0.074	−0.742	0.661
	融资约束度	SA	13 487	−3.817	0.235	−5.318	−2.773
	账面市值比	BM	13 487	0.591	0.247	0.012	1.463
	托宾Q值	TobinQ	13 487	2.224	2.038	0.684	86.498
	企业年龄	FirmAge	13 487	2.903	0.300	1.946	4.007
	两职合一	Dual	13 487	0.235	0.424	0.000	1.000
	资产负债率	Leverage	13 487	0.444	0.195	0.007	1.957
	应收账款占比	REC	13 487	0.124	0.096	0.000	0.813
	董事会规模	Board	13 487	2.136	0.197	0.693	2.890
	市净率	PB	13 487	4.144	16.350	0.178	143.920
	第一大股东持股比例	Top 1	13 487	32.360	13.916	2.431	89.986
	固定资产占比	FIXED	13 487	0.244	0.145	0.001	0.872
中介变量	探索式创新1	exploitative_inn1	13 487	3.788	11.119	0.000	565.000
	利用式创新1	exploratory_inn1	13 487	62.757	377.649	0.000	12 606
	探索式创新2	exploitative_inn2	13 487	53.746	293.669	0.000	8 841
	利用式创新2	exploratory_inn2	13 487	58.476	222.262	0.000	7 563

结果。2009—2023年共有1 925个公司层面年度观察数据。其中人工智能投入指标均值为0.085,中位数为0,标准差为0.233,说明样本中公司人工智能运用程度存在一定差异。因变量均值为9.131,与上市公司数据统计量基本相吻合[19]。

3 人工智能应用对制造业高质量发展的影响

3.1 实证模型设定

为准确识别人工智能对制造业企业高质量发展影响的方向以及具体效果,首先构建如下静态计量模型:

$$TFP_{it}=\alpha_0+\alpha_1 AI_{it}+\beta Controls_{it}+\sum Year+\sum Ind+\sum Province+\varepsilon_{it} \quad (1)$$

式中:i为上市公司;t为年份;Controls为控制变量;ε为残差项;模型分别引入行业Ind、省份Province、年份Year固定效应来缓解遗漏变量偏误,其中,行业固定效应控制行业层面上不随年份变化的特征对制造业高质量发展的影响,省份固定效应控制省份层面上不随时间变化的特征对制造业高质量发展的影响,年份固定效应控制宏观周期波动的影响;α_0为常数项;α_1、β为系数。

在基准回归检验模型的基础上,为进一步研究人工智能作用于制造业企业高质量发展的路径机制,考察利用式创新与探索式创新在推动中的关键作用,结合相关理论分析,将基准效应模型扩展为机制检验模型,首先构建人工智能与探索式创新的检验方程:

$$Innov_{it}=\gamma_0+\gamma_1 AI_{it}+\gamma_2 Controls+\sum Year+\sum Ind+\sum Province+\varepsilon_{it} \quad (2)$$

$$TFP_{it}=\gamma_0+\gamma_1 AI_{it}+\gamma_2 Innov+\gamma_3 Controls+\sum Year+\sum Ind+\sum Province+\varepsilon_{it} \quad (3)$$

式中:γ_0为常数项;$\gamma_1\sim\gamma_3$为系数。

利用式创新机制检验模型同上。

3.2 基准回归

通过对构建的基准模型进行估计比较,回归结果见表2。其中,列(1)控制了个体固定效应,列(2)在列(1)基础上控制了时间固定效应,从结果中可以看出,人工智能运用水平估计系数出现较大差异,且拟合优度明显提升,说明地区、时间变动干扰会对其产生偏误。列(3)在列(2)基础上加入控制变量,与列(2)相比较,其核心解释变量系数仍然为正,但对制造业高质量发展影响程度有所变化,说明制造业高质量发展亦会受到其他控制变量的影响。

除此之外,考虑所处行业以及所属省份的影响,控制行业以及省份固定效应,结果见表2列(4)。因此将列(4)作为基准模型的回归结果进行分析。可以看到,列(4)结果显示人工智能水平系数为0.118 7,且在1%水平显著,这说明人工智能对制造业高质量发展影响在经济意义上是十分显著的,即假设H1人工智能对制造业高质量发展具有正向促进作用是成立的。

3.3 稳健性检验

OLS回归模型识别因果关系可能因主观选择偏误和反向因果导致内生性问题。针对主观选择偏误问题,考虑到被解释变量制造企业高质量发展和解释变量人工智能程度指标的选取存在一定主观性,为保证结论稳健性,通过替换被解释变量和解释变量的方法进行稳健性检验。分别选取以OP、OLS以及FE方法计算的TFP为制造企业高质量发展程度的替代指标,选取以主成分分析(principal component analysis,PCA)方法计算的人工智能应用程度、合成人工智能的子指标人工智能认知程度及应用程度和AI的采纳度来进一步检验回归结果的稳健性。回归结果见表3,可以看到,无论采用哪个指标对人工智能水平与制造企业生产效率进行测度,人工智能运用程度在1%水平上与制造企业高质量发展仍呈现显著的正向关系,与基本回归结果保持一致,假设H1仍然成立。

通过构建工具变量来缓解双向因果关系导致的内生性问题。

(1)参考姚加权[20]的研究,采用1840—1930年该城市是否开通通商口岸构建工具变量①,并将这

①根据《中国近代经济史统计资料选辑》(严中平,1955)中商埠整理出1840—1930年110个通商口岸,结合近年的城市规划变动,并分别根据中华人民共和国民政部公布的1995年和2004年行政区划代码对地区代码进行了修正调整,总共统计到104个通商口岸区县。再将其与2009—2023年中国制造业上市公司所属地进行匹配,总共匹配上65个地级和直辖市开放港口,分别为丹东市、乌鲁木齐市、九江市、伊犁哈萨克自治州、佛山市、包头市、北海市、南京市、南宁市、厦门市、台山市、吉林市、呼和浩特市、哈尔滨市、嘉峪关市、天津市、威海市、宁德市、宁波市、安庆市、宜昌市、岳阳市、常德市、张家口市、徐州市、惠州市、承德市、无锡市、昆明市、杭州市、梧州市、武汉市、江门市、济南市、济宁市、淄博市、温州市、湘潭市、漳州市、潍坊市、潮州市、烟台市、牡丹江市、珠海市、福州市、秦皇岛市、芜湖市、苏州市、荆州市、葫芦岛市、蚌埠市、辽阳市、连云港市、郴州市、重庆市、铁岭市、铜陵市、锦州市、镇江市、长春市、长沙市、雅安市、青岛市、齐齐哈尔市、龙口市。

表 2　基准回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	TFP_LP	TFP_LP	TFP_LP	TFP_LP
InYP	0.358 6***	0.136 0***	0.118 8***	0.118 7***
	(0.079 9)	(0.021 6)	(0.020 2)	(0.020 0)
Leverage			0.392 3***	0.364 6***
			(0.032 4)	(0.032 3)
FirmAge			0.578 7***	0.545 1***
			(0.078 2)	(0.078 2)
Tobin *Q*			−0.004 3	−0.004 9
			(0.003 6)	(0.003 6)
Board			0.230 0***	0.227 3***
			(0.030 5)	(0.030 2)
BM			0.345 7***	0.345 0***
			(0.029 8)	(0.029 5)
PB			−0.001 2***	−0.001 2***
			(0.000 2)	(0.000 2)
REC			1.180 4***	1.220 0***
			(0.075 0)	(0.075 0)
INV			0.651 4***	0.654 3***
			(0.066 6)	(0.066 7)
Dual			−0.004 6	−0.012 9
			(0.011 6)	(0.011 5)
Top1			0.004 4***	0.004 7***
			(0.000 6)	(0.000 6)
Cashflow			1.062 5***	1.045 1***
			(0.055 3)	(0.054 7)
FIXED			−1.013 6***	−1.051 3***
			(0.046 3)	(0.046 2)
SA			−0.112 0	−0.053 7
			(0.070 4)	(0.070 5)
常数项	9.101 0***	8.552 5***	5.798 9***	6.394 4***
	(0.025 3)	(0.018 6)	(0.314 1)	(0.337 7)
Controls	Yes	Yes	Yes	Yes
样本数	13 487	13 487	13 487	13 487
R^2	0.006 6	0.330 9	0.417 7	0.439 7
个人/年份/行业/省份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes

注：括号内为异方差稳健标准误；*、**、***分别表示 $P<0.1$、$P<0.05$、$P<0.01$。

65 个地级市用 seaport 变量表示，开设通商口岸为 1，否则为 0。通商口岸历史积淀的开放传统与商业活力，有助于企业接纳新技术满足相关性要求，口岸开埠属历史事件，与企业当前生产率扰动无关满足外生性条件。因文本研究样本为企业-年份层面面板数据，但通商口岸开设 seaport 不随时间变化，参考既有文献将 seaport 与 $t-1$ 年的 AIglobal（全国整体人工智能水平）相结合可作为满足相关性和时变性的工具变量。

（2）结合张叶青[21]的研究，理工科技术人才的匮乏是公司采用人工智能的瓶颈。研究采用“珠峰计划”第一批试点所选的 17 所高校②和上市公司所在地的经纬度距离与当地企业的具体数量、时间虚拟变量构建工具变量。为排除地域经济发展水平潜在干扰，采取如下策略：①控制“城市×年份”联合固定效应，吸收所有随时间变化的如 GDP、产业结构等城市特征；②排他性检验，将 distance（上市公司办公地点的经纬度与高校主校区的经纬度计算的直线距离）对非 AI 相关的企业创新产出回归，检验结果显示距离变量与非 AI 创新无显著相关性，初步证明其满足排他性约束。具体工具变量构建公式为

$$IV_{it}=\frac{\ln\left(\sum_{k=1}^{n}\frac{1}{distance_{ik}}\right)}{N_c}\times Post_t \tag{4}$$

式中：i 为公司；k 为第一批试点高校；c 为公司办公地点所在的城市；$distance_{ik}$ 为通过上市公司 i 办公地点的经纬度与高校 k 主校区的经纬度计算的直线距离；n 为第一批试点高校的数目（$n=17$）；N_c 为 2014 年公司 i 办公地点所在城市 c 中上市公司总数量；$Post_t$ 为时间虚拟变量，2014 年之后设为 1，2014 年之前则设为 0。

（3）将人工智能应用程度滞后 1 期作为工具变量进行回归，一定程度上满足了工具变量的外生性和排他性要求。

表 4 为二阶段最小二乘法的回归结果，其中 IV1 一阶段回归结果显示回归系数为 0.030；IV2 一阶段回归结果显示工具变量回归系数为 −0.027；IV3 一阶段回归结果显示工具变量回归系数为 0.313，在 1%水平上显著。3 个工具变量回归中，Cragg-Donald Wald F 统计量明显大于 Stock-Yogo 弱工具变量检验的临界值，说明模型不存在弱工具变量问题。Anderson LM 检验显著拒绝工具变量识别不足的原假设，工具变量对内生变量具有较强的解释力。第二阶段回归结果皆显示，InYP 回归系数显著为正，结果再次证明研究结论稳健。

3.4　异质性影响

考虑到不同类型制造业企业的人工智能储备不同，人工智能应用成本存在差异，转化为制造业高质量发展动力也不相同。因此，在基准回归基础上，

②珠峰计划 17 个第一批试点学校为北京大学、清华大学、北京师范大学、南开大学、吉林大学、复旦大学、上海交通大学、南京大学、中国科学技术大学、浙江大学、厦门大学、山东大学、武汉大学、中山大学、四川大学、西安交通大学、兰州大学。

表 3　稳健性检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	TFP_LP	TFP_LP	TFP_LP	TFP_OP	TFP_OLS	TFP_FE
lnMD	0.144***					
	(0.026 4)					
lnAIpatents		0.021***				
		(0.006 8)				
L. lnYP			0.071***			
			(0.022 6)			
lnYP				0.062***	0.135***	0.143***
				(0.018 2)	(0.022 1)	(0.022 9)
常数项	6.412***	6.363***	7.494***	4.537***	7.695***	8.106***
	(0.337 7)	(0.339 2)	(0.403 2)	(0.308 0)	(0.373 3)	(0.386 3)
Controls	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
样本数	13 487	13 487	10 936	13 487	13 487	13 487
R^2	0.439 4	0.438 5	0.430 2	0.426 7	0.453 2	0.454 0
个人/年份/行业/省份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes

注:括号内为异方差稳健标准误;*、**、***分别表示 $P<0.1$、$P<0.05$、$P<0.01$。

表 4　工具变量回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	InYP	TFP_LP	InYP	TFP_LP	InYP	TFP_LP
InYP		4.355***		6.809***		0.247*
		(0.480 3)		(0.597 6)		(0.133)
IV1	0.030***					
	(0.003 3)					
IV2			−0.027***			
			(0.002 4)			
IV3					0.313***	
					(0.035 5)	
常数项	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
样本数	13 306	13 306	11 973	11 973	10 734	10 734
F 统计量(Cragg-Donald)	358.921		128.194		847.879	
F 统计量(Kleibergen-Paaprk)	81.560		96.831		38.745	

注:括号内为异方差稳健标准误;*、**、***分别表示 $P<0.1$、$P<0.05$、$P<0.01$。

根据公司规模③、国有性质及制造业细分行业竞争程度进行异质性分析。

表 5 的回归结果显示,人工智能应用水平对小规模制造业企业全要素生产率估计系数方向显著为负,但对大规模制造业企业高质量发展水平估计系数显著为正。这可能因为当企业规模较低时购置前沿智能化设备技术能力较弱,并无充足研发资本投入到风险性大的技术升级和改造过程,将导致企业研发创新水平较低,对全要素生产率存在一定程度抑制作用[22]。相比于小规模企业,中大型规模企业资源较为丰富且拥有资金优势及较高风险规避能力使其更加倾向于研发技术水平提升。因此随着企业规模进一步提升,人工智能对制造业高质量发展的促进作用呈逐步增强趋势。

不同类型企业管理水平、激励机制和决策对制造企业影响可能存在差异,可根据所有制性质将企业分为国有、非国有企业分别进行分组回归。表 5 显示,人工智能无论对国有还是非国有制造企业影响系数均在 1%水平上显著为正,且系数分别为 0.135 4 和 0.092 6,说明对于国有和非国有企业来说,人工智能水平提高一定程度上有助于促进制造业高质量发展,并且虽然二者都表现出正向促进作用,但国有企业的促进作用高于非国有企业的促进作用。原因在于在资源与资金方面国企拥有更稳定的资本支持和信贷条件,能承担人工智能高额投入与长周期回报;在政策与制度上国企在获取政策

③根据 2018 年公布的《统计上大中小微型企业划分标准》所规定的工业企业规模营业收入划分标准,以资产规模 2 000 万元或从业人员 300 人为界,将样本分为小规模和中大规模企业。

表 5　异质性检验结果(1)

变量	(1)		(2)	
	小型企业	中、大型企业	国有	非国有
	TFP_LP	TFP_LP	TFP_LP	TFP_LP
InYP	−0.660 2**	0.115 7***	0.135 4***	0.092 6***
	(0.321 1)	(0.019 4)	(0.033 7)	(0.023 8)
常数项	19.810 4***	7.839 8***	7.326 5***	2.936 0***
	(5.693 8)	(0.339 9)	(0.489 2)	(0.576 3)
Controls	Yes	Yes	Yes	Yes
样本数	194	13 293	5 452	7 917
R^2	0.597 7	0.446 3	0.483 9	0.440 1
个人/年份/行业/省份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes

注：括号内为异方差稳健标准误；*、**、*** 分别表示 $P<0.1$、$P<0.05$、$P<0.01$。

表 6　异质性检验结果(2)

变量	(1)	(2)	(3)
	劳动密集型	资本密集型	技术密集型
	TFP_LP	TFP_LP	TFP_LP
InYP	−0.020 9	0.111 6**	0.086 8***
	(0.102 5)	(0.056 2)	(0.029 3)
常数项	4.057 6**	7.301 7***	5.797 3***
	(1.704 4)	(0.456 2)	(0.491 0)
Controls	Yes	Yes	Yes
样本数	585	2 058	6 165
R^2	0.427 7	0.530 2	0.450 6
个人/年份/行业/省份固定效应	Yes	Yes	Yes

注：括号内为异方差稳健标准误；*、**、*** 分别表示 $P<0.1$、$P<0.05$、$P<0.01$。

试点、财政补贴和关键技术接入方面具有先天优势；在组织与规模上国企产业链更完整、内部协同更强，有利于 AI 技术在多环节发挥协同效应；同时完善的人才体系也保障了技术的消化与再创新[23]。

制造企业所处行业不同，人工智能对制造业企业的影响也可能有所不同。参考曲玥[24]在研究中对行业种类的划分④，根据不同的所属行业对样本进行分组回归。具体的实证回归结果见表 6。可以看到人工智能对劳动密集型制造业企业高质量发展水平估计系数为负但不显著。人工智能对资本密集型、技术密集型制造业企业高质量发展水平估计系数均显著为正。对劳动密集型行业企业来说，劳动以及资本密集型企业智能化发展较为缓慢，劳动力成本仍然较低，还没有足够资金和技术要素投入，或还处于向智能化转型初期难以从有限发展中获益。对比资本密集型和技术密集型产业回归结果，发现相较于技术密集型制造业企业，资本密集型企业的人工智能影响效应更为显著。原因可能在于人工智能投入成本巨大，需要资金支持以维持较高的成本支出。而技术密集型企业因为技术的研发占据较大的资金成本无法有效投入资金引入。

3.5　机制分析

为检验人工智能通过双元创新影响制造业高质量发展的机制，分别采用利用式创新与探索式创新作为中介变量。其中利用式创新以企业实用新型与外观专利数量，以及 5 年内专利分类号重复出现的专利申请量两类指标衡量；探索式创新也类似采用发明专利数量与新兴技术领域专利申请量作为代理变量。表 7、表 8 报告了回归结果。人工智能对利用式创新两个代理变量的影响系数在 1%水平上显著为正，表明人工智能显著促进了企业开展的利用式创新活动，假设 H2 得到验证。同时人工智能对探索式创新的影响系数亦显著为正，且整体效应强度高于利用式创新，说明人工智能同样推动企业开展突破式的探索式创新。

比较两类机制可发现，探索式创新在人工智能影响高质量发展过程中发挥的中介效应相对更大。可能原因包括：①在落实创新驱动发展战略与数字技术深度融合的背景下，人工智能更直接地赋能于前沿技术研发与突破，其对利用式创新的带动作用则依赖于制造业整体智能化改造的进程而中国仍处于推进中[25]；②利用式创新的持续积累可为探索式创新奠定知识基础，形成渐进—突破的创新演进路径，使得人工智能影响更多体现为对探索活动的激发。③在机制测度上分别采用企业层面与地区层面的创新指标，数据层次的差异也可能在一定程度上导致两类机制效应呈现不同强度[26]。

4　进一步分析

理论分析表明，人工智能对制造业高质量发展具有正向积极作用。在前文分析的基础上，通过对制造业高质量发展维度进一步探讨，研究讨论结合当下的高质量发展特性：绿色、协调和可持续，对人

④其中劳动密集型行业包括农副食品加工类，食品制造业，饮料制造业，烟草加工业，纺织业，服装及其他纤维制品制造业，皮革、毛皮、羽绒及其制品业，木材加工及竹、藤、棕、草制品业。资本密集型行业包括家具制造业、造纸及纸制品业、印刷业和记录媒介的复制、文教体育用品制造业、石油加工及炼焦业、橡胶制品业、塑料制品业、非金属矿物制品业、黑色金属冶炼及压延加工业、有色金属冶炼及压延加工业、金属制品业。技术密集型行业包括化学原料及化学制品制造业，医药制造业，化学纤维制造业，通用设备制造业，专用设备制造业，交通运输设备制造业，电气机械及器材制造业，电子及通信设备制造业，仪器仪表及文化、办公用机械制造业。

表 7　利用式创新传导机制检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	TFP_LP	exploitative_inn1	TFP_LP	exploitative_inn2	TFP_LP
LnYP	0.003 5***	5.681 0***	0.002 8**	1.601 9***	0.003 1***
	(0.001 2)	(0.804 2)	(0.001 2)	(0.410 5)	(0.001 2)
exploitative_inn			0.000 1***		
			(0.000 0)		
exploitative_inn1					0.000 3***
					(0.000 0)
常数项	6.532 8***	5 531.2***	5.856 7***	2 958.8***	5.778 4***
	(0.322 7)	(223.025 7)	(0.330 1)	(113.843 7)	(0.330 7)
Controls	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
样本数	13 487	13 487	13 487	13 487	13 487
R^2	0.433 6	0.108 4	0.437 7	0.127 4	0.438 2
个人/年份/行业/省份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes

注:括号内为异方差稳健标准误;*、**、***分别表示 $P<0.1$、$P<0.05$、$P<0.01$。

表 8　探索式创新传导机制检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	TFP_LP	exploratory_inn1	TFP_LP	exploratory_inn2	TFP_LP
LnYP	0.003 5***	0.054 3	0.003 4***	4.816 5***	0.002 6**
	(0.001 2)	(0.035 4)	(0.001 2)	(0.591 5)	(0.001 2)
exploratory_inn			0.002 4***		
			(0.000 3)		
exploratory_inn1					0.000 2***
					(0.000 0)
常数项	6.532 8***	2.990 6	6.525 5***	3 990.4***	5.772 1***
	(0.322 7)	(9.825 2)	(0.321 9)	(164.054 0)	(0.329 4)
Controls	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
样本数	13 487	13 487	13 487	13 487	13 487
R^2	0.433 6	0.021 8	0.436 7	0.115 9	0.438 9
个人/年份/行业/省份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes

注:括号内为异方差稳健标准误;*、**、***分别表示 $P<0.1$、$P<0.05$、$P<0.01$。

工智能与制造业高质量发展的研究做进一步的简单补充研究。其中以 ESG 指数⑤作为拓展研究中高质量发展的代理指标,其基本回归结果见表 9。

可以看到,人工智能对以 ESG 评分作为代理指标反映制造业企业高质量发展的绿色可持续维度影响正向且显著。这进一步验证了人工智能对制造业高质量发展具有正向促进作用。这丰富了人工智能对制造业高质量发展内涵研究,有待下一步继续研究人工智能对制造业高质量发展的多元视角下的促进机制。

表 9　人工智能对制造业企业 ESG 影响回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	ESG	ESG	ESG	ESG
InYP	0.167 7**	0.098 7**	0.096 2**	0.094 4**
	(0.075 8)	(0.038 5)	(0.038 3)	(0.038 3)
常数项	3.955 1***	3.890 0***	7.805 5***	8.649 8***
	(0.022 3)	(0.029 5)	(0.693 3)	(0.755 5)
Controls	Yes	Yes	Yes	Yes
样本数	12 505	12 505	12 505	12 505
R^2	0.001 5	0.010 4	0.028 8	0.040 9
个人/年份/行业/省份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes

注:括号内为异方差稳健标准误;*、**、***分别表示 $P<0.1$、$P<0.05$、$P<0.01$。

5　结论与政策建议

基于中国制造业上市公司 2009—2023 年年报文本数据,构建企业层面人工智能应用指标系统考察其对高质量发展影响。研究发现:人工智能应用

⑤ESG 指数由证券交易所或金融服务机构编制,符合 ESG 投资理念和标准的一篮子股票。ESG 是 3 个英文单词的缩写 environment, social and governance(环境、社会和治理),ESG 投资的本质是选出真正高质量可持续发展的公司,而非依靠短期的资源消耗作为商业模式的公司。

显著促进制造业高质量发展，该效应在规模较大、国有及资本技术密集型企业中更为突出。机制分析表明人工智能通过赋能利用式创新与探索式创新双元路径推动发展，其中探索式创新的中介效应更强。此外人工智能还对制造业绿色转型与企业社会责任履行产生积极影响。研究为人工智能与实体经济深度融合提供了实证依据，丰富了制造企业发展影响因素与实现机制研究，对探讨中国智能制造政策实施效果及企业智能化转型决策提供具有重要启示。

根据上述研究结论，提出如下政策建议。

(1)坚持创新，大力推广人工智能。针对人工智能促进高质量发展的双元创新机制，政策设计需区别发力。在利用式创新方面，应引导企业将人工智能与生产一线经验深度融合，通过“人机协同”模式优化工艺流程、提升生产效率，重点加强面向产业工人的数字化技能培训，形成渐进式创新制度化环境。在探索式创新方面，需加大基础研究与前沿技术投入，依托国家级制造业创新中心构建产学研协同平台，完善知识产权保护体系与数据要素市场机制，激发企业开展突破性创新的积极性。

(2)健全市场机制，促进人工智能的助推路径。发挥数字金融的赋能作用，建立多元化投入机制，引导社会资本支持企业尤其是非国有企业开展智能化改造。财政政策应注重结构性调整，逐步降低普适性补贴，转向基于场景应用效果的精准激励。同时，需完善行业级智能化转型指引，培育专业化人工智能服务商，通过市场化机制推动技术在不同制造业环节的深度融合与扩散，实现制造业高质量发展。

(3)因地制宜，助力人工智能发挥推动作用。针对人工智能应用与区域发展水平密切相关的发现，建议实施区域差异化推进策略。东部地区应聚焦高端制造与核心技术突破，发挥创新引领作用；中部地区可依托产业基础，全面推进人工智能在制造全环节的应用示范；西部地区则需优先完善数字基础设施与人才储备，积极承接智能化产业转移，形成引领-扩散-承接的良性区域协同发展路径。

参考文献

[1] GOLDFARB A, GANS J, AGRAWAL A. Economic policy for artificial intelligence[R]. Cambridge: National Bureau of Economic Research Working Paper Series, 2023: 31347.

[2] GRAETZ G, MICHAELS G. Robots at Work[J]. Review of Economics and Statistics, 2018, 100(5): 753-768.

[3] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Robots and jobs: evidence from U. S. labor markets[J]. Journal of Political Economy, 2020, 128(6): 2188-2244.

[4] COCKBURN I, HENDERSON R, STERN S. The impact of artificial intelligence on innovation[R]. Cambridge: National Bureau of Economic Research Working Paper Series, 2018: 24449.

[5] CROUZET N, EBERLY J C. Understanding weak capital investment: the role of market concentration and intangibles[R]. Cambridge: National Bureau of Economic Research Working Paper Series, 2019: 25869.

[6] FAN H, GAO X, LIN M, et al. Employment and productivity effects of robots: evidence from China[R]. Cambridge: National Bureau of Economic Research Working Paper Series, 2021: 29322.

[7] 宁光杰，张雪凯. 劳动力流转与资本深化：当前中国企业机器替代劳动的新解释[J]. 中国工业经济，2021(6)：42-60.

[8] HIRVONEN J. The impact of robots on productivity in Finnish manufacturing[J]. Journal of Productivity Analysis, 2022, 57(2): 187-207.

[9] BENMELECH E, ZATOR J. How artificial intelligence and machine learning will change the economics profession[J]. Journal of Economic Perspectives, 2022, 36(4): 139-164.

[10] MIHET R, PHILIPPON T. The economics of big data and artificial intelligence[R]. Cambridge: National Bureau of Economic Research Working Paper Series, 2019: 26223.

[11] JONES C I, TONETTI C. Nontivalry and the economics of data[J]. American Economic Review, 2020, 110(9): 2819-2858.

[12] AGRAWAL A, GANS J S, GOLDFARB A. Artificial intelligence: the ambiguous labor market impact of automating prediction[J]. Journal of Economic Perspectives, 2019, 33(2): 31-50.

[13] 程虹，王泽宇，陈佳. 机器人与工资：基于劳动力质量中介效应的解释：来自中国企业综合调查(CEGS)的经验证据[J]. 宏观质量研究，2020，8(3)：1-13.

[14] 冯文娜. 机器换人背景下的工资结构变动与收入分配公平性研究[D]. 北京：北京理工大学，2022.

[15] 黄海艳，李敏，张红彬. 工业机器人应用对制造业双元创新的影响：政府补贴和高管技术背景的调节效应[J]. 商业研究，2023(2)：29-38.

[16] 张辽. 人工智能对劳动力市场的影响及对策研究[J]. 现代经济探讨，2023，5(6)：112-119.

[17] 杨金玉. 基于产业链视角的机器人技术创新扩散路径研究[J]. 科技进步与对策，2023，40(12)：85-92.

[18] 吴非，陈晨，李晓. 机器人产业发展对地区就业结构影响的实证研究[J]. 经济地理，2021，41(3)：90-98.

[19] 屠西伟,张平淡. 企业数字化转型、碳排放与供应链溢出[J]. 中国工业经济,2024(4):133-151.
[20] 姚加权. 机器人产业政策对区域经济增长的溢出效应研究[D]. 上海:上海交通大学,2024.
[21] 张叶青. 基于双元创新视角的机器人技术应用绩效研究[J]. 科技管理研究,2021,41(20):143-149.
[22] 孙晓华,王昀. 机器换人对制造业就业结构影响的再分析[J]. 经济研究导刊,2014,6(4):45-50.
[23] 王永进,刘灿雷. 机器人密度与劳动生产率关系的动态面板分析[J]. 统计研究,2016,33(8):55-61.
[24] 曲玥. 人工智能时代的劳动力市场结构性变化研究[J]. 经济学报,2022,12(3):101-110.
[25] 蔡跃洲,刘佳,王鹏. 机器人技术创新对企业绩效的影响机制[J]. 科技进步与对策,2021,38(5):124-130.
[26] BLOOM N, HASSAN T A, KALYANI A, et al. The diffusion of disruptive technologies[R]. Cambridge: National Bureau of Economic Research Working Paper Series, 2021: 28999.

Impact of Artificial Intelligence on High-quality Development of Manufacturing Industry: Empirical Evidence from Chinese Manufacturing Listed Companies

HE Danni[1,2], HONG Ruyan[1]

(1. New Business Science Department, Anhui Sanlian University, Hefei 230601, China;
2. School of Economics, Hangzhou Normal University, Hangzhou 311121, China)

Abstract: China's manufacturing industry is currently facing practical challenges such as the rapid development of digitalization and intelligence, the "one high, two low" phenomenon in innovation, and a bottleneck period in transformation. Data from listed companies spanning 2009 to 2023 were used to confirm that artificial intelligence has a positive impact on the high-quality development of the manufacturing industry, with this effect being more pronounced in larger-scale enterprises, state-owned enterprises, and capital-and technology-intensive enterprises. It is found through mechanism analysis that artificial intelligence positively influences the high-quality development of manufacturing through both exploitative and exploratory innovation, with exploratory innovation demonstrating a stronger effect. The research results the empirical evidence and guidance are provided for promoting the effective integration of the physical manufacturing industry and artificial intelligence.

Keywords: artificial intelligence; exploitative innovation; exploratory innovation; high-quality development of manufacturing industry