管理科学研究
Journal of Management Science Research
第 5 卷◆第 4 期◆版本 1.0◆2026 年
文章类型：论文| 刊号（ISSN）：2972-3477（P）/ 2972-3485 (O)

人工智能技术投入对企业全要素生产率的影响研究

赵晓刚　魏梦晨
广东理工学院
DOI:10.32629/jmsr.v5i4.22287

[摘　要] 人工智能是新一轮科技革命的核心,对提升企业全要素生产率、推动高质量发展意义重大。本文以2015—2024年中国A股上市公司为样本,采用双向固定效应模型考察人工智能投入对企业全要素生产率的影响。结果表明,人工智能投入显著提升了企业全要素生产率,结论经滞后解释变量、剔除疫情年份、调整缩尾比例后依然稳健;异质性研究表明该效应在非制造业中约为制造业两倍,服务业见效更快,制造业受产线改造约束、释放较慢。研究为评估人工智能微观效应、制定分行业智能化政策提供了经验证据。
[关键词] 人工智能；全要素生产率；行业异质性
中图分类号：TP18　文献标识码：A

The Impact of Artificial Intelligence Technology Investment on Corporate Total Factor Productivity

Xiaogang Zhao　Mengchen Wei
Guangdong Technology College

[Abstract] Artificial intelligence lies at the core of the new round of scientific and technological revolution and is of great significance for enhancing corporate total factor productivity and promoting high-quality development. Based on the data of China's A-share listed companies from 2015 to 2024, this paper adopts a two-way fixed effects model to empirically examine the impact of artificial intelligence technology investment on corporate total factor productivity. The results show that such investment significantly improves corporate total factor productivity, and this conclusion remains robust after lagging the explanatory variable by one period, excluding the pandemic-affected years, and adjusting the winsorization ratio. Heterogeneity analysis shows that this effect in non-manufacturing industries is about twice that in manufacturing industries, as it takes effect more quickly in the service sector, whereas in manufacturing the efficiency gain is released more slowly owing to the long production-line upgrading cycle. This study provides empirical evidence for assessing the micro-level effects of artificial intelligence and formulating industry-specific policies for intelligent transformation.
[Key words] artificial intelligence; total factor productivity; industry heterogeneity

1 引言

近年来,人工智能应用加快由消费端向生产端延伸,逐步进入企业研发、生产与管理等环节。党的二十大报告提出构建人工智能等新增长引擎,2024年政府工作报告部署“人工智能+”行动,企业相关投入持续增长。全要素生产率反映扣除劳动、资本贡献后的产出效率,是衡量企业技术进步与资源配置水平的重要指标。人工智能投入能否提升全要素生产率,是检验智能化转型成效的关键。现有研究多在宏观或行业层面展开,微观企业层面的证据相对不足;将人工智能并入数字化转型的处理,也难以识别其独立作用。本文以2015—2024年中国A股上市公司为样本,采用双向固定效应模型考察其对全要素生产率的影响及行业差异,为分行业推进智能化转型提供经验证据。

2 文献综述与研究假设

2.1人工智能技术投入与企业全要素生产率

人工智能是一类兼具任务替代与任务创造双重特征的技术。Autor等(2003)将职业活动分解为常规任务与非常规任务,发现计算机资本主要替代规则明确、易于编码的常规劳动[1]。Acemoglu和Restrepo(2018)进一步引入新任务创造机制,指出自动化的净产出效应取决于任务替代与任务创造的相对速度,单纯替代并不必然改善生产率[2]。蔡跃洲和陈楠(2019)从宏观层面补充指出,人工智能推广能够支撑经济高质量增长,但受到岗位结构与劳动力供给错配的制约[3]。在企业层面,数字化转型研究为识别人工智能的生产率效应提供了参照。吴非等(2021)发现数字化转型改善了企业资本市场表现[4],赵宸宇等(2021)

Copyright © This work is licensed under a Commons Attribution-Non Commercial 4.0 International License.

证实数字化转型对企业全要素生产率具有促进作用[5]。同时通用目的技术从投入到产出存在时滞：Brynjolfsson等(2021)提出生产率J曲线,认为互补性无形资产投入在短期内抑制、长期内提升生产率[6]；程文(2021)指出人工智能领域的索洛悖论源于技术扩散的阶段性,将随扩散深化而消解[7]。梳理现有研究可以发现,相关结论多基于宏观或行业层面得出,微观企业层面的证据相对不足；多数研究将人工智能并入数字化转型加以处理,难以识别人工智能投入的独立作用。本文在企业层面单独测度人工智能投入,考察其对全要素生产率的影响。据此提出：

假设H1：人工智能技术投入显著提升企业全要素生产率。

2.2人工智能投入的行业异质性

人工智能投入的生产率效应在不同行业间并不一致。郭凯明(2019)指出人工智能对劳动和资本均可能产生偏向性替代,在不同产业应用前景存在差异,通过引导要素跨部门流动推动结构转型[8]。孙早和侯玉琳(2019)发现工业智能化在替代低端、重复性岗位的同时扩大了对高技能劳动力的需求,改变了工业部门的就业与技能结构[9]。从落地条件看,制造业智能化需要协同工业机器人部署、产线改造与工艺重构,前期投入大、磨合周期长,效率释放迟缓；非制造业的智能客服、精准营销、算法风控等应用主要依托软件与数据,无需大规模产线改造,见效更快。肖土盛等(2022)的研究也表明,技术应用的经济效应受到行业要素结构的调节[10]。据此本文提出：

假设H2：人工智能技术投入对企业全要素生产率的提升作用在非制造业中更为显著。

3 研究设计

3.1样本选择与数据来源

本文使用2015—2024年中国A股上市公司数据展开实证。样本清洗遵循通行做法：剔除金融业公司,剔除ST、*ST类公司及关键变量缺失观测；为降低极端值影响,对所有连续变量在1%和99%分位缩尾。清洗后共保留34762个观测值,覆盖5056家上市公司。企业财务数据取自CSMAR数据库,人工智能投入指标参考已有研究基于上市公司年度报告文本测度得到。

3.2变量定义

3.2.1被解释变量：全要素生产率(TFP)

本文采用LP法估计企业全要素生产率。该方法由Levinsohn和Petrin(2003)提出,以中间投入作为不可观测生产率冲击的代理变量,能够缓解传统OLS估计中投入决策与生产率冲击相关所导致的估计偏误。具体以营业收入度量产出、固定资产净值度量资本、员工人数度量劳动、购买商品接受劳务支付的现金度量中间投入。TFP数值越高,表明企业单位要素投入的产出效率越高。

3.2.2核心解释变量：人工智能投入

人工智能投入反映企业人工智能技术的应用程度。参考姚加权等(2024)[11]的做法,以上市公司年报为基础,统计“人工智能”“机器学习”“计算机视觉”等关键词词频,加1后取自然对数；数值越高表明投入越深。

3.2.3控制变量

参照已有研究的变量选取思路,将资产负债率(Lev)、经营现金流(Cashflow)、营业收入增长率(Growth)、董事会规模(Board)、独立董事比例(Indep)、第一大股东持股比例(Top1)及企业年龄(FirmAge)纳入控制变量集合,各变量定义见表1。

表1　主要变量说明

变量类型	变量名称	变量符号	变量定义
被解释变量	全要素生产率	TFP	LP法估计
解释变量	人工智能投入	AI	年报人工智能相关词频加1后取自然对数
控制变量	资产负债率	Lev	总负债/总资产
	经营现金流	Cashflow	经营活动现金流净额/总资产
	成长能力	Growth	营业收入增长率
	董事会规模	Board	董事会人数的自然对数
	独董比例	Indep	独立董事人数/董事会人数(%)
	股权集中度	Top1	第一大股东持股比例
	企业年龄	FirmAge	企业年龄的自然对数

3.3模型设定

为检验假设H1,构建双向固定效应模型(1)：

$$TFP_{it}=\alpha+\beta\cdot AI_{it}+\gamma\cdot Controls_{it}+\mu_i+\lambda t+\varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中,i表示企业,t表示年份, μ_i 为企业固定效应, λ_t 为年份固定效应, ε_{it} 为随机扰动项。若系数 β 显著为正,则表明人工智能投入对全要素生产率具有正向促进作用,假设H1成立。为检验假设H2,本文进一步按制造业与非制造业分组估计模型(1),比较两组 β 系数的大小。

4 实证结果与分析

4.1描述性统计

主要变量的描述性统计见表2。样本期内全要素生产率均值为9.098,标准差1.105,最小值6.850、最大值12.117,企业间效率差异较为明显。人工智能投入均值为0.969,标准差1.204,取值从0延伸到4.477；中位数为0.693,表明已经布局的企业已有实质性披露,技术扩散呈现明显的分化特征。其余控制变量的取值区间与已有文献报告的结果大体吻合,未出现异常取值,说明样本筛选未造成系统性偏误。

表2　变量描述性统计

变量名	样本量	均值	标准差	最小值	中位数	最大值
TFP	34762	9.098	1.105	6.850	8.979	12.117
AI	34762	0.969	1.204	0.000	0.693	4.477
Lev	34762	0.423	0.204	0.061	0.414	0.924
Cashflow	34762	0.048	0.067	-0.150	0.046	0.241
Growth	34762	0.128	0.368	-0.594	0.077	2.083
Board	34762	2.096	0.195	1.609	2.197	2.565
Indep	34762	38.01	5.43	33.33	36.36	57.14
Top1	34762	0.325	0.145	0.080	0.301	0.727
FirmAge	34762	3.048	0.289	2.197	3.091	3.638

Copyright © This work is licensed under a Commons Attribution-Non Commercial 4.0 International License.

4.2基准回归结果

表3报告了模型(1)的回归结果。列(1)为未加入控制变量的估计，人工智能的系数为0.0514，在1%水平上显著为正；列(2)加入全部控制变量后，系数为0.0509，仍在1%水平上显著，表明人工智能投入显著提升了企业全要素生产率，假设H1得到验证。经济意义上，人工智能投入每提高一个标准差(1.204)，企业全要素生产率平均提高约0.061；由于该指标以对数形式度量，这一幅度相当于在要素投入不变的情况下产出增加约6.3%，具有明确的经济意义。从控制变量来看，经营现金流(Cashflow)、成长性(Growth)和股权集中度(Top1)的系数显著为正，表明现金流充裕、成长性好、股权集中度高的企业具有更高的全要素生产率。

表3　基准回归结果

变量	(1) TFP	(2) TFP
AI	0.0514***	0.0509***
	(0.0076)	(0.0071)
Lev		0.4316***
		(0.0674)
Cashflow		0.8880***
		(0.0675)
Growth		0.3414***
		(0.0087)
Board		0.2078***
		(0.0554)
Indep		0.0024
		(0.0015)
Top1		0.3190**
		(0.1263)
FirmAge		0.7298***
		(0.1378)
常数项	8.6678***	5.7148***
	(0.0131)	(0.4338)
企业固定效应	控制	控制
年份固定效应	控制	控制
观测值	34762	34762
R^2	0.026	0.248

注：括号内为聚类到企业层面的标准误；***、**、*分别表示1%、5%、10%水平显著。

4.3稳健性检验

为检验基准结果是否稳健，本文从解释变量时滞、样本区间和极端值处理三方面做了重新估计，结果见表4。把人工智能投入滞后一期再回归，以缓解反向因果并容纳影响时滞，滞后项系数为0.0434，仍在1%水平显著为正。考虑到2020年新冠疫情对企业生产经营造成特殊冲击，剔除该年度(2020年)样本后重新估计，系数为0.0562，方向与显著性均未改变。将连续变量的缩尾比例由1%放宽至2%，以排除极端值的扰动，系数为0.0505，同样在1%水平显著。三项处理下人工智能的系数方向和显著性均未发生实质变化，基准结论稳健。

表4　稳健性检验

变量	(1) 滞后一期	(2) 剔除2020年	(3) 缩尾2%
L.AI	0.0434***		
	(0.0076)		
AI		0.0562***	0.0505***
		(0.0078)	(0.0070)
常数项	5.7920***	5.7233***	5.7260***
	(0.5107)	(0.4456)	(0.4319)
控制变量	控制	控制	控制
企业/年份固定效应	控制	控制	控制
观测值	29706	31420	34762

4.4行业异质性分析

表5报告了按制造业与非制造业分组的回归结果。制造业子样本中人工智能的系数为0.0384，非制造业子样本中为0.0737，后者约为前者的两倍，且两组系数均在1%水平显著为正，假设H2得到支持。可能的原因在于，金融、信息服务、商贸等非制造业的人工智能应用主要集中在智能客服、算法风控、精准营销等软件层面，不依赖产线改造，部署快、变现短，效率提升能够较快反映到产出上；而制造业的人工智能需要联动工业机器人、生产线升级与工艺重构，固定投入大、回收周期长，短期效率释放相对滞后。这也意味着，随着制造业智能化改造由试点走向规模化，两组之间的效应差距有望逐步收敛。

表5 行业异质性分组回归

变量	制造业	非制造业
AI	0.0384***	0.0737***
	(0.0070)	(0.0143)
常数项	6.1703***	5.3737***
	(0.4960)	(0.8121)
控制变量	控制	控制
企业/年份固定效应	控制	控制
观测值	23279	11483

5 结论与建议

本文以2015—2024年中国A股上市公司为样本，参考已有研究测度企业人工智能投入水平，采用双向固定效应模型实证检验人工智能投入对企业全要素生产率的影响及其行业异质性。主要结论如下：第一，人工智能投入显著提升了企业全要素生产率。人工智能通过替代规则化的常规操作、优化劳动力技能结构与资源配置等路径提高了企业产出效率，该结论在将解释变量滞后一期、剔除2020年疫情样本以及调整缩尾比例后依然成立。第二，人工智能投入的生产率拉动作用在不同行业间存在明显差异，非制造业中的提升效应约为制造业的两倍，反映出服务

Copyright © This work is licensed under a Commons Attribution-Non Commercial 4.0 International License.

文章类型：论文| 刊号（ISSN）：2972-3477（P）/ 2972-3485 (O)

业人工智能落地见效更快,而制造业受产线改造周期约束,效率释放相对滞后。

基于上述结论,本文提出以下建议：第一,企业应根据自身行业特征合理安排人工智能投入节奏。非制造业企业可优先落地智能客服、精准营销、算法风控等轻资产场景,较快回收投资;制造业企业应结合工业互联网分阶段推进智能化改造,避免盲目上马设备。第二,政府应针对制造业智能化改造给予税收抵免、设备补贴和首台套保险等支持,缩短制造企业人工智能投资的回收周期,推动制造业与服务业在人工智能红利上协调释放。第三,金融机构可开发面向制造业智能化改造项目的中长期科技贷款和融资租赁产品,缓解企业在产线升级过程中面临的重资产投入压力。

[参考文献]

[1]AUTOR D H,LEVY F,MURNANE R J.The Skill Content of Recent Technological Change:An Empirical Exploration[J].Quarterly Journal of Economics,2003,118(4):1279-1333.

[2]ACEMOGLU D,RESTREPO P.The Race between Man and Machine:Implications of Technology for Growth,Factor Shares, and Employment[J].American Economic Review,2018,108(6):1488-1542.

[3]蔡跃洲,陈楠.新技术革命下人工智能与高质量增长、高质量就业[J].数量经济技术经济研究,2019,36(5):3-22.

[4]吴非,胡慧芷,林慧妍,任晓怡.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.

[5]赵宸宇,王文春,李雪松.数字化转型如何影响企业全要素生产率[J].财贸经济,2021,42(7):114-129.

[6]BRYNJOLFSSON E,ROCK D,SYVERSON C.The Productivity J-Curve:How Intangibles Complement General Purpose Technologies[J].American Economic Journal: Macroeconomics,2021,13(1):333-372.

[7]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.

[8]郭凯明.人工智能发展、产业结构转型升级与劳动收入份额变动[J].管理世界,2019,35(7):60-77.

[9]孙早,侯玉琳.工业智能化如何重塑劳动力就业结构[J].中国工业经济,2019(5):61-79.

[10]肖土盛孙瑞琦,袁淳,孙健.企业数字化转型、人力资本结构调整与劳动收入份额[J].管理世界,2022,38(12):220-235.

[11]姚加权,张锟澎,郭李鹏.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.

作者简介：

赵晓刚(1996--),男,汉族,河南省平顶山市人,硕士研究生,研究方向：公司金融,产业经济学。

魏梦晨(1992--),女,仡佬族,贵州贵阳市人,研究生,讲师,研究方向：财务金融,经济管理。

Copyright © This work is licensed under a Commons Attribution-Non Commercial 4.0 International License.