

DOI: 10.19361/j.er.2025.01.02

# 人工智能、资本-技能 互补与企业全要素生产率

李健斌 周浩\*

**摘要:** 作为新一代通用目的技术,人工智能在赋能企业高质量发展中发挥重要作用。本文利用2010—2020年沪深A股制造业上市企业数据,考察了人工智能技术对企业全要素生产率的影响。研究发现,人工智能技术显著提高了企业全要素生产率。机制检验表明,人工智能技术显著增加了企业固定资产和无形资产投资,并引致高技能劳动力占比提升,进而实现资本-技能互补以促进全要素生产率的提高。异质性检验表明,对于高技术、数字化应用场景丰富的行业,人工智能技术促进企业全要素生产率提升的作用更强;对于人工智能技术的细分领域,相较于符号系统和机器人,机器学习技术的生产率促进效应更明显。本文有助于为推进人工智能赋能企业高质量发展提供参考价值。

**关键词:** 人工智能;全要素生产率;资本-技能互补;专利

**中图分类号:** F49;F273.1

## 一、引言

中国经济已由高速增长阶段转向高质量发展阶段,优化经济结构和转换增长动力成为当前经济运行的重要特征。2017年国务院印发《新一代人工智能发展规划》,指出到2025年人工智能基础理论实现重大突破,部分技术与应用达到世界领先水平,人工智能成为带动我国产业升级和经济转型的主要动力,智能社会建设取得积极进展。通过壮大智能产业、培育智能经济,为我国未来十几年乃至几十年经济繁荣创造一个新的增长周期。从微观层面来看,实现长期经济增长必须全面提升全要素生产率(Total Factor Productivity, TFP)。技术进步和资源配置效率改善是提升全要素生产率的两个重要因素(Aghion et al., 2009; Hsieh and Klenow, 2009)。相比资源配置效率改善,通过研究、开发与创新活动形成的技术进步属于经济增长的内生因素,是实现全要素生产率中长期增长的主要源泉。目前,人工智能作为新一代通用目的技术,正在逐步融入企业核心业务环节,包括设计、生产、管理、物流和营销等,这促使企业朝智能化发展方向转变。因此,在人工智能与制造业融合的背景下,人工智能技术能否提高企业全要素生产率,值得深入研究。

\*李健斌(通讯作者),暨南大学产业经济研究院,邮政编码:510632,电子邮箱:645481401@qq.com;周浩,暨南大学产业经济研究院,暨南大学产业大数据应用与经济决策研究实验室,邮政编码:510632,电子邮箱:tzhouhao@jnu.edu.cn。感谢匿名审稿专家及编辑部的宝贵意见,文责自负。

关于人工智能对生产率影响的研究众多,但由于各国环境制度差异、基于不同样本和不同研究方法,结论并未达成一致。其中一支文献认为人工智能在发展初期可能无助于提高生产率,这引起学术界对人工智能时代索洛悖论的担忧(Brynjolfsson et al., 2021; 程文, 2021)。究其原因,关键在于无形资产投资的存在和时机。Brynjolfsson等(2017)认为人工智能在研究创新阶段需要投入大量无形资产,只有当大量互补性创新被开发和实施后,人工智能的生产率效应才会有所显现。Brynjolfsson等(2021)基于美国上市公司数据揭示人工智能时代索洛悖论形成及其演化背后的经济机制,他们的研究工作表明当企业采用人工智能技术时,资本和劳动力被用于积累无法衡量的无形资产存量,导致生产率最初将被低估,但随着这些无形资产存量产生了可衡量的产出后,被衡量的生产率增长会高估真实的生产率增长,并将这一现象称为生产率J曲线。程文(2021)利用中国产业面板数据对无形资产带来的索洛悖论进行了验证,研究发现随着无形资产占比的增加,人工智能技术扩散在短期内对生产率增长产生抑制作用,但长期来看将有效提高生产率。此外,一些学者对索洛悖论产生的原因进行了其他方面的解释。例如,Acemoglu和Restrepo(2018a)从技能和技术之间不匹配、以牺牲新任务和其他有利于劳动力的技术为代价的自动化以及社会过度自动化三个方面阐述了导致生产率增长放缓的原因;而Acemoglu(2021)发现工作过度自动化会加剧收入不平等,压低工人工资,从而未能提高生产率。

另外一支文献则认为人工智能可以提高生产率。例如,陈彦斌等(2019)证实人工智能可以提高生产的自动化和智能化程度,从而带来全要素生产率的提升。Corrado等(2021)基于美国和欧盟宏观经济数据来检验生产率J曲线效应是否真实存在,研究发现尽管存在大量未衡量的投资,但几乎没有证据表明人工智能对全要素生产率增长存在J曲线效应。为使得研究更为深入和规避宏观数据隐含的不准确问题,相关文献利用微观企业层面的数据验证人工智能对企业生产率产生的正向影响。例如,Alderucci等(2020)研究发现人工智能相关创新有效提高了美国企业层面的劳动生产率。在理论机制上,现有文献认为人工智能技术可通过技术进步和资源配置效率改善这两种途径影响企业生产率:一方面,企业在生产管理过程中大规模引入基于人工智能的应用程序不仅能够实现更好的控制和更准确的预测,最大限度地减少错误和产生更高的产出,还可以通过人工智能技术(尤其是机器学习技术)发掘和创造出更多商机,带来新的销售和产出增长,从而提高企业生产率(Damioli et al., 2021; Czarnitzki et al., 2023);另一方面,人工智能可以使企业找到现有技术的高效新组合,有利于企业对现有技术和能力进行深入挖掘和延伸,从而提高企业生产率(Yang, 2022)。

纵观以上两支文献,关于人工智能对生产率影响的研究主要从宏观层面直接分析人工智能技术发展与生产率增长的关系,缺少对人工智能影响生产率的微观机制考察。同时,关于人工智能对企业生产率影响的研究仅从理论上探讨了人工智能提升企业产出效率的效果,忽略了生产要素调整在推动人工智能转化与应用上的重要作用。鉴于人工智能作为一种计算机技术,其应用到企业内部的过程将促进企业调整资本和劳动力要素投入份额与结构,从而可能会影响企业全要素生产率。一方面,人工智能技术扩大了企业固定资产投资和无形资产投资规模,可以促进生产设备、业务流程和管理系统等环节转型升级(Brynjolfsson et al., 2021);另一方面,人工智能作为更高级的产业智能化,可以使用机器替代低技能劳动力,同时新任务可以增加对高技能劳动力需求,从而优化劳动力要素结构(Acemoglu and Restrepo, 2018b)。根据资本-技能互补理论,资本与技能劳动的替代弹性要低于资本与非

技能劳动的替代弹性,资本-技能互补效应可以通过资本的技术水平提高和资本规模的扩大引致技术进步偏向于技能劳动,从而提升高技能劳动力生产率(Griliches, 1969)。因此,本文基于资本-技能互补理论探究人工智能技术对企业全要素生产率的影响,不仅可以为人工智能时代我国克服索洛悖论、提高全要素生产率提供经验证据,而且可以为我国促进人工智能技术发展和推动智能经济发展提供重要启示。

本文基于上市企业专利申请文件中的国际专利分类和文本信息识别了人工智能发明专利,从而构建了人工智能技术水平度量指标,并利用2010—2020年沪深A股制造业上市企业数据考察了其对企业全要素生产率的影响。具体来说,本文首先构建双向固定效应模型实证考察了人工智能技术对制造业企业全要素生产率的影响,并从替换被解释变量和解释变量度量方式、控制高维固定效应以及处理内生性问题等多个维度进行了稳健性检验。其次,本文进一步从新增固定资产投资、员工学历结构和要素替代三个层面对资本-技能互补这一核心作用机制进行检验。最后,本文从行业特征和人工智能技术细分领域展开异质性分析,以期为核心逻辑提供更丰富的经验证据。研究发现,人工智能技术能够通过实现资本-技能互补,提升企业全要素生产率,且该提升效应在高技术、数字化应用场景较多的行业中更明显。

本文的边际贡献主要体现在以下几方面:第一,利用人工智能发明专利数据构建了企业层面人工智能技术水平的衡量指标。与以往研究大多采用产业层面的世界工业机器人安装数据相比,本文通过国际专利分类号和关键词识别上市企业申请的人工智能发明专利,能更为直接地测度企业的人工智能技术水平。第二,利用中国微观企业数据实证分析了人工智能技术与全要素生产率之间的关系,为人工智能技术的采用和扩散提供了微观企业层面的证据。实证研究所使用的数据是导致现有文献对人工智能能否提高生产率存有争议的因素之一,本文使用企业微观数据进行验证,以期提升结论的可靠性奠定较合理的数据基础。第三,基于资本-技能互补理论深入揭示了人工智能技术对企业全要素生产率的影响机制。以往文献很少使用资本-技能互补理论考察人工智能技术的影响,基于该理论,本文较为系统地分析了人工智能技术对企业投资结构、劳动力结构和要素替代的差异化影响,多维度的机制探究有助于更加深入地理解人工智能技术与企业全要素生产率的内在联系。

## 二、理论分析与研究假说

内生增长理论将知识、技术投资纳入经济增长的框架,指出企业在生产过程形成的与研发活动创造的新知识和新技术具有规模报酬递增特征,因为知识和技术可以不断增长和积累,并且不会随着经济周期而波动。根据熊彼特的创新和内生增长理论,通过研究、开发与创新活动形成的技术进步是经济增长的长期动力。而人工智能作为新一代通用目的技术,具有普遍适用性和互补性两个明显的特征,未来会通过大幅提升技术进步和提高全要素生产率以促进经济增长。普遍适用性意味着人工智能对各行业企业资源配置的影响具有共性,而互补性则意味着人工智能可以在经济领域引起广泛的互补创新浪潮,从而给经济社会发展方式带来深刻变革。尽管人工智能与企业核心任务环节存在“融合成本”,导致企业转型存在“阵痛期”,在短期内对全要素生产率的提升作用可能比较有限;但在长期,大量互补性投资和要素配置结构调整完成后,其带来的全要素生产率提升效果可以得到逐步显现。有鉴于此,本文主要根据资本-技能互补理论分析人工智能技术对企业全要素生产率的影响。

首先,人工智能技术推动了企业的固定资产和无形资产投资增加,促进生产设备、业务流程和管理系统等环节转型升级。Teece(1986)认为,对于企业而言,为技术创新成果辅以互补性资产,包括制造、管理、分销渠道、售后服务、品牌和辅助性技术等资产或能力,是实现和获取创新活动经济价值的前提和关键。Brynjolfsson等(2021)从理论和实证的角度证实了这一观点。从人工智能的应用场景来看,为了创造人工智能技术与生产制造、订单管理和生产排程等环节的对接与融合,企业必须保障相关设备的信息化、自动化、智能化和数字化水平,促进生产设备、业务流程和管理系统等环节转型升级。另外,作为新一代通用目的技术,人工智能还必须与计算机软件、数据库、研发以及人力资本等无形资产结合,才能实现其经济价值(Brynjolfsson et al., 2021)。这是因为人工智能需要基于大型数据库和算法来实现模拟人类行为,通过构建智能终端、在线平台、虚拟设计环境等数字化平台,实现需求预测、设备健康监测、库存管理以及供应链管理等企业内部各环节的效率提升。刘淑春等(2021)认为,企业应制定符合自身实际的数字化转型规划,优化数字化转型投资预算结构,提高企业数字化转型投入的针对性和精准性,从而实现企业数字化转型价值的可持续释放。因此,人工智能技术推动企业增加固定资产和无形资产投资,为人工智能技术的应用落地配备互补性资产,进而赋能数字化转型升级,促进全要素生产率的提高。基于上述分析,本文提出:

假说1:人工智能技术通过扩大企业固定资产和无形资产投资实现数字化转型升级,从而促进全要素生产率的提升。

其次,人工智能减少了生产任务环节等工作的低技能劳动力相对需求,增加了从事管理和研发等工作的高技能劳动力相对需求,进而使得人力资本结构得到改善。人工智能作为一项革命性的通用目的技术,其应用推广既依赖于具备信息化、自动化、智能化和数字化等先进机器设备投入,也依赖于计算机软件、数据库、研发以及人力资本等无形资产投入。基于资本-技能互补理论,企业购入的先进机器设备和无形资产蕴含着更高的技术,因而促使企业匹配高技能劳动力以满足与先进技术相适应的劳动力需求,从而实现智能化转型。此外,新一代人工智能技术作为一种具有通用性、基础性和使能性特征的技术,能够借助计算机程序和算法实现智能化生产和管理,减少低技能劳动力的相对需求,从而缓解劳动力成本上升、数量下降以及老龄化加剧等问题,确保企业按照利润最大化进行生产运营。基于上述分析,本文提出:

假说2:人工智能技术通过增加高技能劳动力的相对需求、减少低技能劳动力的相对需求促进人力资本升级,助力企业的智能化转型升级,从而提高企业全要素生产率。

最后,人工智能引致的固定资产和无形资产调整会与其带来的人力资本结构变化形成互补产生合力,进而提升企业全要素生产率。资本-技能互补理论认为资本设备与高技能劳动力具有更强的互补性,资本设备与低技能劳动力则具有更强的替代性(Griliches, 1969)。Krusell等(2000)发现尽管更好、更便宜的机器设备有利于整个经济体的发展,但机器设备也会持续与低技能劳动力在劳动力市场上形成竞争关系,压低低技能劳动力工资。因此,企业将人工智能技术嵌入生产过程推动了生产设备的升级,促进生产制造、订单管理和生产排程等环节趋于自动化和智能化,由此产生的替代效应会显著减少低技能劳动力数量,并且提高了全要素生产率。但随着数据资本逐步扩张、数字技术不断更新迭代和数字化平台快速涌现等数字经济的基本特征在中国逐渐显现,计算机软件、数据库、研发以及人力资本等开始逐渐取代物质资本,成为重要的生产要素投入到企业生产活动中(段巍等, 2023)。从人工

智能的技术特性来看,人工智能需要通过常规计算机技术以既定程序执行生产任务或基于大型数据库和算法来实现模拟人类行为,促进了企业使用无形资产替代低技能劳动力推进制造业服务化与智能化转型,从而提高了企业全要素生产率。因此,从理论上讲,在数字经济时代,很难直接判断人工智能技术对企业全要素生产率的影响是通过采用先进机器设备替代低技能劳动力,还是通过无形资产替代低技能劳动力产生了直接的效率增进效应。基于上述分析,本文提出:

假说 3a:人工智能技术通过扩大固定资产投资替代企业生产过程中的低技能劳动力,进而通过要素替代效应促进企业全要素生产率的提升。

假说 3b:人工智能技术通过扩大无形资产投资替代企业生产过程中的低技能劳动力,进而通过要素替代效应促进企业全要素生产率的提升。

### 三、研究设计

#### (一) 研究数据说明

本文的研究样本是 2010—2020 年中国沪深 A 股制造业上市企业数据,财务数据来源于国泰安数据库,员工学历数据来源于万得数据库,专利数据来源于合享智慧专利数据库。在进行实证分析之前,本文对原始数据进行了如下处理:(1)剔除 ST、\*ST、PT 公司以及已退市的公司;(2)剔除净资产为负的观测值;(3)剔除主要变量缺失的观测值;(4)剔除没有申请人工智能专利的行业。本文最终样本为 2580 家上市企业的 17814 个企业年度观测值。为避免各变量数据极端值对研究结果的影响,本文对两端 1% 样本进行了缩尾。

#### (二) 模型设定和变量定义

##### 1. 模型设定

为了检验人工智能技术对企业全要素生产率的影响,本文构建如下模型用于基准回归检验:

$$TFP_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 \ln AIstock_{it} + \alpha_x Controls_{it} + v_t + \mu_i + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

(1)式中: $TFP_{it}$ 为企业*i*第*t*年的全要素生产率, $\ln AIstock_{it}$ 为企业*i*在*t*年的人工智能技术水平, $Controls_{it}$ 为控制变量的集合。 $\alpha_0$ 为不随个体变化的截距项, $\alpha_x$ 为各控制变量的估计系数。 $v_t$ 为年份固定效应, $\mu_i$ 为企业固定效应, $\varepsilon_{it}$ 为计量模型的随机误差项。

##### 2. 被解释变量

被解释变量为企业全要素生产率( $TFP_{LP}$ )。本文借鉴权小锋和李闯(2022)的做法,使用 Levinsohn 和 Petrin(2003)的半参数估计方法(简称 LP 法)计算企业的全要素生产率。测算公式所用到的指标及其度量方式如下:(1)企业产出,采用企业主营业务收入取自然对数计算而得;(2)劳动力投入,采用员工人数取自然对数计算而得;(3)资本投入,采用固定资产净额取自然对数计算而得;(4)中间投入,采用“购买商品、接受劳务支付的现金”科目取自然对数计算而得。随后,本文运用 stata16.0 软件中 `prodest` 程序对企业全要素生产率估算模型进行估计,得出残差值后再取自然对数得到全要素生产率。

##### 3. 解释变量

解释变量为企业人工智能技术水平( $\ln AIstock$ )。根据 Brunel 和 Zylkin(2022)提出的关于专利存量的计算办法,本文使用企业申请的人工智能发明专利存量加 1 取自然对数来衡量。对于上市企业人工智能发明专利,本文依据 Baruffaldi 等(2020)提供的国际专利分类号

和关键词,结合合享智慧专利数据库中国际专利分类号、中文摘要、申请人和首项权利要求等指标甄别,并提取出上市企业的人工智能发明专利数据。 $AIstock_{it}$ 衡量人工智能发明专利存量,其计算方法如下:

$$AIstock_{it} = \sum_{s=0}^4 e^{-w_1 s} (1 - e^{-w_2(1+s)}) \times PAT_{i(t-s)} \quad (2)$$

(2)式中: $w_1$ 为技术衰减率,该参数默认设定为0.1; $w_2$ 为技术扩散率,该参数默认设定为0.25;参照 Brunel 和 Zylkin (2022) 的做法,研发资本达到顶峰的年限为3—5年,因此人工智能技术对企业全要素生产率的影响平均在4年左右,即参数  $s$  的最大值取值为4; $PAT_{i(t-s)}$ 为企业  $i$  滞后  $t-s$  期人工智能发明专利数量。

#### 4.控制变量

为了尽可能详尽地控制影响企业全要素生产率的因素,本文参考汪佩洁等(2022)的做法,控制了上市企业的主要财务指标和企业本身的特征变量。本文对以下变量进行控制:(1)企业规模(*Size*),使用员工人数自然对数计算而得;(2)企业年龄(*Age*),使用企业成立年限自然对数计算而得;(3)资产负债率(*Lev*),使用总负债与总资产之比计算而得;(4)主营业务收入增长率(*SaleGrowth*),使用当年主营业务收入除以上一年主营业务收入后减1计算而得;(5)经营性现金流比率(*Cfo*),使用经营活动产生的现金流量净额与总资产之比计算而得;(6)总资产收益率(*ROA*),使用净利润与总资产之比计算而得;(7)市场价值(*TobinQ*),使用总市值与总资产之比计算而得;(8)流动比率(*Liquid*),使用流动资产与总资产之比计算而得;(9)董事会规模(*Board*),使用董事人数自然对数计算而得;(10)产权性质(*SOE*),国有企业为1,否则为0。

#### (三)描述性统计

表1报告了主要变量的描述性统计结果。其中,企业全要素生产率(*TFP\_LP*)均值为14.9282,标准差为0.9424,最小值为12.4487,最大值为17.6980;企业人工智能技术水平( $\ln AIstock$ )均值为0.1054,最小值为0,中位数为0,最大值为2.9010;主营业务收入增长率(*SaleGrowth*)中位数为0.1093,经营性现金流比率(*Cfo*)中位数为0.0459。这说明样本企业多属于成长型企业,有较好的增长势头。其余指标的统计量与其他文献中上市企业的数据统计量基本吻合。

表1 描述性统计

变量	样本量	均值	标准差	最小值	中位数	最大值
<i>TFP_LP</i>	17814	14.9282	0.9424	12.4487	14.8481	17.6980
$\ln AIstock$	17814	0.1054	0.3594	0	0	2.9010
<i>Size</i>	17814	7.7134	1.1247	5.1120	7.6275	10.9376
<i>Age</i>	17814	2.8229	0.3368	1.3863	2.8904	3.5264
<i>Lev</i>	17814	0.3993	0.1944	0.0353	0.3903	0.8978
<i>SaleGrowth</i>	17814	0.1664	0.3741	-0.5143	0.1093	3.0806
<i>Cfo</i>	17814	0.0476	0.0668	-0.1912	0.0459	0.2692
<i>ROA</i>	17814	0.0385	0.0643	-0.4272	0.0379	0.2171
<i>TobinQ</i>	17814	2.1427	1.3924	0.8337	1.7025	13.1712
<i>Liquid</i>	17814	0.5773	0.1675	0.1525	0.5863	0.9263
<i>Board</i>	17814	2.1191	0.1902	1.6094	2.1972	2.7081
<i>SOE</i>	17814	0.2961	0.4566	0	0	1

## 四、实证结果与分析

### (一) 基准回归结果分析

表 2 汇报了人工智能技术与企业全要素生产率的基准回归结果,各列均控制了年份和企业固定效应。第(1)列为只加入核心解释变量的回归结果,lnAIstock 的估计系数为0.1117,在 1%的水平上显著,意味着人工智能技术可以提高企业全要素生产率。第(2)列为添加了企业层面控制变量的回归结果,发现人工智能技术对企业全要素生产率的促进作用依然存在。从第(2)列的估计结果来看,人工智能技术存量每提高 1%,平均而言,企业全要素生产率提高 0.0751%。由此可见,人工智能技术对企业全要素生产率存在显著的正向影响。

表 2 人工智能技术与企业全要素生产率的基准回归结果

变量	TFP_LP	
	(1)	(2)
lnAIstock	0.1117*** (3.9988)	0.0751*** (3.4119)
Size		0.2918*** (15.3795)
Age		0.3732*** (4.8794)
Lev		0.0060*** (10.7823)
SaleGrowth		0.0025*** (19.5267)
Cfo		0.0041*** (6.6815)
ROA		0.0142*** (14.5742)
TobinQ		-0.0098** (-2.3934)
Liquid		0.0087*** (15.2501)
Board		0.1337*** (3.1639)
SOE		-0.0463 (-1.1681)
常数项	14.5995*** (1008.1728)	10.3047*** (43.2724)
年份固定效应	是	是
企业固定效应	是	是
观测值	17814	17814
调整 R <sup>2</sup>	0.2591	0.5346

注:\*\*\*、\*\*和\*分别表示在 1%、5%和 10%水平上显著。括号内为 t 统计量,稳健标准误经过企业层面的聚类处理。下表同。

### (二) 稳健性检验

#### 1. 替换被解释变量的度量方式

一方面,本文采用 Olley-Pakes 法(简称 OP 法)、Wooldridge(2009)提出的全要素生产率估计方法重新计算企业全要素生产率(TFP\_OP 和 TFP\_WRDG),以及根据 Akerberg 等(2015)提出的方法对 LP 法和 OP 法计算的企业全要素生产率进行修正(TFP\_LPACF 和

*TFP\_OPACF*),从而替换基准回归中使用的衡量指标来进行稳健性检验。另一方面,人工智能也可以通过提高资本劳动比和改善人力资本禀赋等方式提高企业劳动生产率,本文选择人均营业收入(*Labprod*)作为劳动生产率的代理变量用于替换全要素生产率,并重新进行回归。表3结果显示,在分别更换被解释变量企业全要素生产率的度量方式后,回归结果与表2基本一致,进一步验证了人工智能技术对企业全要素生产率具有显著的促进作用。

表3 替换被解释变量度量方式的回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	<i>TFP_OP</i>	<i>TFP_WRDG</i>	<i>TFP_LPACF</i>	<i>TFP_OPACF</i>	<i>Labprod</i>
<i>lnAStock</i>	0.0856*** (3.7217)	0.0752*** (3.4202)	0.0721*** (3.5247)	0.0694*** (3.3306)	11.5747** (2.4376)
控制变量	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是
观测值	17814	17814	17814	17814	17814
调整 $R^2$	0.4875	0.5317	0.3598	0.3741	0.2796

2. 替换解释变量的度量方式

参考 Brunel 和 Zylkin(2022),本文分别用如下方法重新度量人工智能技术水平:(1)将人工智能发明专利存量的计算公式  $AStock_{it}$  的技术衰减率  $w_1$  设定为 0.05,技术扩散率  $w_2$  设定为 0.35,表示人工智能技术更慢地衰减和更快地扩散,其余参数设定不变,记为 *lnAStock1*。(2)将人工智能发明专利存量的计算公式  $AStock_{it}$  的技术衰减率  $w_1$  设定为 0.15,技术扩散率  $w_2$  设定为 0.15,表示人工智能技术更快地衰减和更慢地扩散,其余参数设定不变,记为 *lnAStock2*。(3)仅考虑在审中或已生效的专利申请,剔除法律状态为“撤回”“放弃”和“驳回”的人工智能发明专利,记为 *lnAStock3*。(4)根据国家知识产权局办公室印发的《战略性新兴产业分类与国际专利分类参照关系表(2021)(试行)》这一文件识别人工智能发明专利,并采用(2)式重新计算人工智能技术水平,记为 *lnAStock4*。替换解释变量指标的稳健性检验结果见表4第(1)–(4)列。结果显示,不论采取何种解释变量度量方式,人工智能技术提高企业全要素生产率的结论仍然成立。

表4 替换解释变量度量方式的回归结果

变量	<i>TFP_LP</i>			
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>lnAStock1</i>	0.0656*** (3.3423)			
<i>lnAStock2</i>		0.0904*** (3.5237)		
<i>lnAStock3</i>			0.0737*** (3.3666)	
<i>lnAStock4</i>				0.0913*** (5.0050)
控制变量	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是
观测值	17814	17814	17814	17814
调整 $R^2$	0.5346	0.5347	0.5345	0.5360



### 3.控制高维固定效应

本文在基准回归中尽可能加入了影响企业全要素生产率的控制变量,还同时加入了年份和企业固定效应以控制相关的遗漏变量。但是,影响企业全要素生产率的因素较多,上述控制变量难以全部涵盖。为进一步缓解遗漏变量偏误问题,本文将行业-年份固定效应和省份-年份固定效应引入基准回归模型,控制高维固定效应的稳健性检验结果见表5第(1)–(3)列。结果显示,在控制高维固定效应后, $\ln A\text{Istock}$ 的估计系数至少在5%的水平上显著为正,证明基准回归结果具有稳健性。

表5 控制高维固定效应的回归结果

变量	TFP_LP		
	(1)	(2)	(3)
$\ln A\text{Istock}$	0.0558*** (2.6555)	0.0685*** (3.0449)	0.0534** (2.4655)
控制变量	是	是	是
企业固定效应	是	是	是
行业-年份固定效应	是	否	是
省份-年份固定效应	否	是	是
观测值	17630	17634	17630
调整 $R^2$	0.9222	0.9192	0.9227

### 4.排除时间趋势的干扰

为进一步克服可能存在的内生性问题和排除时间趋势的干扰,本文构造双重差分模型进行检验。2015年10月,“AlphaGo”与2013–2015年欧洲围棋冠军樊麾以正式比赛中使用的十九路棋盘进行了无让子的5局较量,“AlphaGo”赢得了比赛,该事件是人工智能发展史上最重要的里程碑,也因此极大地激发了整个社会对人工智能的高度关注。为抓住新兴市场的产业机会,国内公司自2016年起展开了机器学习、计算机视觉等新一代人工智能技术的市场调研和技术开发。基于此,本文使用2015年“AlphaGo”打败欧洲职业棋手作为一个外生冲击事件,着重考察该事件对经济带来最深刻正面冲击期间(2015年后),人工智能技术能否影响企业全要素生产率。具体而言,本文首先设定该事件的时间虚拟变量为 $POST$ ,若年份在2015年以后,则取值为1,否则为0。其次,借鉴程新生和王向前(2023)、曾嵘和唐松(2023)关于处理组与控制组的定义方法,以制造业企业( $TREAT$ )是否申请人工智能专利定义处理组与控制组,将有申请人工智能专利的企业作为处理组( $TREAT$ 取值为1),未申请人工智能专利的企业作为对照组( $TREAT$ 取值为0)。最后,将企业虚拟变量和时间虚拟变量的交乘项( $TREAT \times POST$ )作为解释变量引入模型(1)中,采用双重差分模型考察两类制造业企业在该事件发生之后的全要素生产率差异。估计结果见表6。

表6 排除时间趋势干扰的回归结果

变量	(1)	(2)
	TFP_LP	TFP_OP
$TREAT \times POST$	0.0566*** (3.5292)	0.0673*** (4.0193)
控制变量	是	是
年份固定效应	是	是
企业固定效应	是	是
观测值	17814	17814
调整 $R^2$	0.5340	0.4867

表 6 第(1)、(2)列报告了排除时间趋势干扰的结果。可以看到,  $TREAT \times POST$  的估计系数均显著为正, 表明人工智能技术发展确实有助于提高企业全要素生产率。因此, 本文的基准回归结果不受时间趋势的干扰。

### (三) 内生性处理

本文可能存在反向因果造成的内生性问题, 具体表现在以下两方面: 一是随着企业全要素生产率的提高, 其要求传统资本和复合劳动投资大幅上升, 而短期传统投资增加了中长期的资本存量, 人工智能租金下降幅度显著大于工资, 这可能会致使企业提升人工智能水平以替代劳动; 二是生产效率高的企业有更大概率接触到更先进的技术和更优质的产品与服务, 这也会给企业提供更多的机会和动能去发展人工智能。为此, 本文借鉴黄先海和高亚兴(2023)的做法, 利用同一年度、同一规模其他企业人工智能技术平均水平与 1984 年各城市每万人固定电话数量构建工具变量, 从而进一步缓解潜在的内生性问题。具体而言, 其他企业人工智能技术平均水平(记为  $AvgAI$ )一定程度上可以反映企业个体的差异, 同时又可避免企业自身特征对工具变量排他性的干扰, 该工具变量能较好满足相关性与排他性要求。企业所在地区过往的固定电话普及率可能影响样本期内企业对新一代人工智能技术的应用与接受程度, 而历史上固定电话数量很难对企业全要素生产率造成影响, 满足排他性要求。由于 1984 年各城市每万人固定电话数量为历史数据, 本文引入上一年度企业所在省份的互联网接入端口的数量与其进行交乘, 从而作为人工智能技术水平的工具变量(记为  $FixTel$ )。

在回归方法选择上, 本文采用两阶段最小二乘法(2SLS)进行估计, 工具变量估计和相关检验结果见表 7。

表 7 工具变量估计结果

变量	第一阶段结果	第二阶段结果
	(1)	(2)
	$\ln AIstock$	$TFP\_LP$
$AvgAI$	0.9033 *** (7.4607)	
$FixTel$	0.0016 *** (4.5253)	
$\ln AIstock$		0.6312 *** (5.3482)
控制变量	是	是
年份固定效应	是	是
企业固定效应	是	是
Kleibergen-Paap rk LM 统计量	61.769 [0.000]	
Kleibergen-Paap rk Wald F 统计量	37.008 [19.93]	
Hansen J 统计量	0.695 [0.405]	
观测值	17634	17634
调整 $R^2$	0.0502	0.3664

工具变量的检验结果显示, Kleibergen-Paap rk LM 统计量为 61.769,  $P$  值为 0.000; Kleibergen-Paap rk Wald F 统计量为 37.008, 远远大于 Stock-Yogo 弱工具变量检验 10% 临界值 19.93; Hansen J 统计量为 0.695,  $P$  值为 0.405。以上检验表明本文选取的工具变量是合理

有效的。表7第(1)列报告了第一阶段结果,发现  $AvgAI$ 、 $FixTel$  的估计系数均在 1% 的水平上显著为正,证实了工具变量的相关性。第(2)列报告了第二阶段结果,发现  $\ln AIstock$  的估计系数为 0.6312,在 1% 水平上显著,该结果与基准回归结果在方向上保持一致,验证了本文基准回归结论稳健。但工具变量回归中  $\ln AIstock$  的估计系数明显大于表 2 基准回归的结果,每提高 1% 的人工智能技术水平,可以导致企业全要素生产率提高 0.6312%,说明潜在的内生性问题也许会在一定程度上低估人工智能技术对企业全要素生产率的促进效应。

## 五、作用机制检验

本部分将进一步考察人工智能技术影响企业全要素生产率的作用机制。根据理论分析部分,本文将着重检验以下三个问题来论证潜在的影响机制:一是人工智能技术能否通过固定资产投资和无形资产投资增加推动数字化转型升级;二是人工智能技术能否通过固定资产投资和无形资产投资增加引致高技能劳动力投入的增加和低技能劳动力的减少,提高企业的人力资本水平;三是人工智能技术是通过固定资产与低技能劳动力的要素替代渠道还是通过无形资产与低技能劳动力的要素替代渠道提升企业全要素生产率。

### (一) 人工智能技术对企业投资结构的影响

根据前文的理论分析,企业将人工智能技术嵌入生产经营活动会增加固定资产与无形资产投资规模,以实现生产设备、业务流程和管理系统等环节数字化转型升级,从而有助于提高全要素生产率。因此,本文首先验证人工智能技术对企业投资结构的影响。

借鉴程文(2021),企业生产设备、业务流程和管理系统等环节数字化转型升级可从对先进机器设备的购买和软件、数据库搭建等无形资产的引进等维度来刻画。具体地,本文采用本期新增固定资产占总资产的比重来衡量固定资产投资 ( $Fixed\_invest$ ),采用计算机软件、数据库、研发、品牌、组织战略、供应商网络、客户、社会关系以及人力资本等新增无形资产占总资产的比重来衡量无形资产投资 ( $Intangible\_invest$ )。表 8 第(1)和第(2)列报告了人工智能技术对企业固定资产投资与无形资产投资的影响。从第(1)列和第(2)列的回归结果可以看出, $\ln AIstock$  的估计系数分别为 0.3994 和 0.0854,且均在 1% 的水平上显著,支持了人工智能技术通过新增固定资产投资和无形资产投资促进生产设备、业务流程和管理系统等环节的数字化转型升级,验证了假说 1。

### (二) 人工智能技术对劳动力结构的影响

根据资本-技能互补理论,人工智能技术在增加企业固定资产投资和无形资产投资的同时,还会降低生产任务环节低技能劳动力的相对需求,提升从事管理和研发等工作的高技能劳动力的相对需求,从而实现企业人力资本结构升级。为此,本文根据受教育程度区分劳动者类型,进而检验人工智能技术对企业高技能劳动力和低技能劳动力占比的影响。

借鉴叶永卫等(2023),本文将本科及以上学历员工定义为高技能劳动力,将大专及以上学历员工定义为低技能劳动力,并用本科及以上学历员工数量占员工总数的比重度量高技能劳动力占比 ( $High\_Edu$ ),大专及以上学历员工数量占员工总数的比重度量低技能劳动力占比 ( $Low\_Edu$ )。表 8 第(3)列和第(4)列报告了人工智能技术对企业高技能劳动力和低技能劳动力占比的影响。从第(3)列的结果可以看出, $\ln AIstock$  的估计系数为 2.1948,且在 1% 水平上显著,表明人工智能技术显著增加了高技能劳动力占比,促进了人力资本升级,“资本-技能互补性”假说得到证实。第(4)列结果表明, $\ln AIstock$  的估计系数为 -1.6618,且在

5%水平上显著,表明人工智能技术显著降低了低技能劳动力占比,支持人工智能技术挤出部分生产任务环节中低技能劳动力的结论。总体而言,人工智能技术既可以改进劳动力的使用技术,也可以通过资本-技能互补效应增加高技能劳动力投入以及减少低技能劳动力需求来实现人力资本结构升级,从而提高企业全要素生产率,验证了假说2。

表 8 作用机制检验 I :投资结构和劳动力结构调整渠道

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>Fixed_invest</i>	<i>Intangible_invest</i>	<i>High_Skill</i>	<i>Low_Skill</i>
<i>lnAIstock</i>	0.3994 <sup>***</sup> (2.8733)	0.0854 <sup>***</sup> (2.6433)	2.1948 <sup>***</sup> (3.3337)	-1.6618 <sup>**</sup> (-2.5646)
控制变量	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是
观测值	17814	17814	16484	16484
调整 $R^2$	0.1014	0.0290	0.1924	0.0553

### (三)人工智能、要素替代与全要素生产率

本文进一步从资本密集度维度出发,考察人工智能技术导致固定资产和无形资产投资增加引致的要素“替代效应”。在上一部分中,本文已经证实人工智能技术促进了企业固定资产和无形资产投资增加,降低了低技能劳动力的需求,初步表明要素“替代效应”真实存在。进一步考虑到资本密集度亦可以刻画要素“替代效应”,并且从资本投资结构来看,固定资产与无形资产投资均增加,本文将考察固定资产和无形资产与高技能劳动力之间的相互作用,以及固定资产和无形资产与低技能劳动力之间的相互作用,以验证经典的资本-技能互补理论在数字经济时代下是否成立。为此,本文以固定资产净额(单位:万元)与大专及以上学历员工数量的比值来衡量固定资产与低技能劳动力之间的替代性或互补性(*Fixed\_Low*),以无形资产净额(单位:万元)与大专及以上学历员工数量的比值来衡量无形资产与低技能劳动力之间的替代性或互补性(*Intangible\_Low*),以固定资产净额(单位:万元)与本科及以上学历员工数量的比值来衡量固定资产与高技能劳动力之间的替代性或互补性(*Fixed\_High*),以无形资产净额(单位:万元)与本科及以上学历员工数量的比值来衡量无形资产与高技能劳动力之间的替代性或互补性(*Intangible\_High*),以此来验证人工智能技术导致固定资产和无形资产投资增加引致的要素“替代效应”。

表9报告了人工智能技术对企业固定资产密集度与无形资产密集度的影响。第(1)列结果显示,*lnAIstock*的估计系数为正但不显著,这意味着人工智能技术并没有显著提高固定资产与低技能劳动力之间的密集度。第(2)列结果显示,*lnAIstock*的估计系数在1%的水平显著为正,说明人工智能技术显著提高无形资产与低技能劳动力之间的密集度,也就是说无形资产与低技能劳动力之间具有较强的替代性。第(3)列和第(4)列结果显示,*lnAIstock*的估计系数为正但均不显著,说明人工智能技术并没有显著提高固定资产、无形资产与高技能劳动力之间的密集度,即这两类资本与高技能劳动力之间不存在明显的替代性。总体而言,上述实证结果表明人工智能技术导致企业内部要素“替代效应”主要发生在无形资产与低技能劳动力之间,并不像经典的资本-技能互补假说那样采用固定资产直接替代低技能劳动力(Griliches,1969)。这进一步佐证了在数字经济时代下企业通过无形资产替代生产过程中常规和一般劳动力,从而通过要素替代效应提升全要素生产率,验证了假说3b。

表 9 作用机制检验 II :要素替代渠道

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>Fixed_Low</i>	<i>Intangible_Low</i>	<i>Fixed_High</i>	<i>Intangible_High</i>
<i>lnA1stock</i>	2.5764 (1.0188)	2.8721*** (4.7965)	25.6460 (1.2025)	0.4794 (0.5277)
控制变量	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是
观测值	16464	16464	15584	15584
调整 $R^2$	0.2039	0.0921	0.0352	0.0370

## 六、进一步分析

### (一) 异质性分析

#### 1. 行业技术属性

高技术行业具有高成长、高投入、高风险等特征,更需要借助人工智能、大数据、物联网等先进技术为企业创造更多经济价值。此外,高技术行业通常对研发、机器设备等具有相对较高的需求,与非高技术行业相比,人工智能可能对其生产率促进效应更大。以高端装备制造行业为例,人工智能的应用推动了该行业智能制造发展,实现了产品智能化、决策智能化、制造智能化和系统解决方案智能化等方面转型升级。本文据此推测,若企业所处行业为高技术行业,该行业内的企业更愿意进行人工智能技术开发,并将人工智能技术嵌入企业生产管理活动中,从而有利于全要素生产率增长。为此,本文根据国家统计局印发的《高技术产业(制造业)分类(2017)》<sup>①</sup>,将样本分为高技术行业和非高技术行业两组样本。表 10 第(1)列和第(2)列报告了行业技术属性的异质性检验结果。结果显示,在高技术行业的样本,人工智能技术可以更有效地提高企业全要素生产率。从这个角度来看,数字经济时代下高技术行业的企业更倾向于吸收新技术来推动企业高质量发展。

#### 2. 行业数字化应用场景

拥有广泛的应用基础和应用场景是人工智能成为一项通用目的技术的条件之一,企业在人工智能技术转化过程中依赖于应用场景多样化,以促进智能经济高端、高效发展。为考察不同行业数字化应用场景丰富度下人工智能技术对企业全要素生产率的差异性影响,本文首先按照吴非等(2021)总结归纳的数字化转型特征词在沪深 A 股上市企业的年度报告中进行搜索、匹配和词频统计,然后依据《国民经济行业分类》GB/T 4754-2017 对上市企业进行行业分类并按行业层面加总词频,并依照行业内上市企业数量进行平均化处理。最后,本文根据行业数字化转型词频数的年度中位数对样本进行分组,得到数字化应用场景较少组和数字化应用场景较多组两组样本。表 10 第(3)列和第(4)列结果表明,在数字化应用场景较多的行业,人工智能技术可以促进企业全要素生产率的提高,而对数字化应用场景较少行业的企业全要素生产率没有显著影响。这表明,在人工智能等新兴技术不断应用和推

<sup>①</sup>国家统计局颁布的《高技术产业(制造业)分类(2017)》涉及的高技术制造业大类行业有:医药制造,航空、航天器及设备制造,电子及通信设备制造,计算机及办公设备制造,医疗仪器设备及仪器仪表制造,信息化学品制造。我们按此标准对样本中 A 股上市企业的行业进行了分组。

广的过程中,丰富的数字化应用场景有助于为企业人工智能技术和产品应用提供测试、验证机会,成为其获取经济价值的重要途径。

表 10 基于行业特征的异质性回归结果

变量	TFP_LP			
	(1)	(2)	(3)	(4)
	高技术行业	非高技术行业	数字化应用 场景较多行业	数字化应用 场景较少行业
$\ln AIstock$	0.0776 <sup>***</sup> (3.2730)	0.0217 (0.4935)	0.0834 <sup>***</sup> (3.3220)	-0.0429 (-1.3828)
控制变量	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是
观测值	11148	6666	9234	8580
调整 $R^2$	0.5606	0.4759	0.5681	0.5001
组间系数差异性	非高技术行业-高技术行业 -0.056 [0.0440]		数字化应用场景较少行业-数字化 应用场景较多行业 -0.126 [0.0000]	

注:[ ] 内为  $P$  值。

## (二) 人工智能细分技术领域的影响

人工智能是一系列新兴技术(如机器学习、计算机视觉、机器人)的总称,因此不同类型的人工智能技术会对企业全要素生产率产生差异化影响。例如, Brynjolfsson 等(2018)认为机器学习与早期的自动化技术不同,而实现机器学习的潜力需要重新设计工作任务内容才能实现更高的生产率;Acemoglu 和 Restrepo(2020)发现工业机器人应用显著提升了企业全要素生产率。因此,本文参考 Cockburn 等(2018)关于人工智能技术类型划分方法,将人工智能划分为符号系统(*Symbols*)、机器学习(*Learning*)和机器人(*Robotics*)。具体来说,首先,本文依据细分技术领域特定关键词在专利摘要中进行文本识别,采用“搜索-配对-加总”方法得到每个企业在不同技术类型的人工智能发明专利数量;其次,以前文专利存量的计算方法为基础,通过计算得出每个企业在符号系统、机器学习和机器人 3 个细分技术领域的专利存量加 1 再取自然对数来衡量其技术水平。

表 11 报告了细分技术领域的人工智能技术对企业全要素生产率的影响。第(1)列结果显示,*Symbols* 的估计系数为-0.1072,但不显著;第(2)列的结果显示,*Learning* 的估计系数为 0.1010,在 1%水平上显著;第(3)列结果显示,*Robotics* 的估计系数为 0.1957,在 5%水平上显著,初步表明机器学习和机器人技术会促进企业全要素生产率的提升。第(4)列是将 3 个人工智能细分技术领域同时纳入基准回归模型中,发现 *Learning* 的估计系数依然显著为正,*Symbols* 的估计系数显著为负,而 *Robotics* 的估计系数不显著,这说明机器学习技术的促进作用最明显,符号系统和机器人技术的促进作用并不明显。可能的解释是,制造业企业的符号系统和机器人专利技术向生产管理方面的转移仍然有限。在符号系统技术方面,其运用往往需要人为地定义符号和规则,该技术本身不会拥有人类的创造力、带有深度的逻辑推理能力以及对复杂任务的求解能力,并且在处理不确定性和模糊性方面较为薄弱,从而对企业生产率的影响很小;而机器人专利涵盖了机器人定位、路径规划及机器人同步跟踪等技术,提

高了机器人领域中的关键技术效果,区别于能够实现自动化生产的整机机器人。

比较而言,机器学习技术对企业全要素生产率的提升作用更显著。从技术应用的广度和深度来看,一方面,机器学习可以实现对操作性劳动和部分智力劳动的替代、提升运营管理决策的科学性和精准度以及增强供应链生态系统的韧性和柔性等,从而能够提高全要素生产率;另一方面,机器学习的应用是更高级的产业智能化,它可以通过对企业的机器设备数据进行分析,实现生产运营过程的自诊断、自维护和自适应等,最终实现宏观统筹管理,从而表现出相对更明显的生产率促进效应。

**表 11** 人工智能细分技术领域的回归结果

变量	TFP_LP			
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Symbols</i>	-0.1072 (-0.5495)			-0.7281*** (-3.6795)
<i>Learning</i>		0.1010*** (3.2118)		0.1357*** (3.4074)
<i>Robotics</i>			0.1957** (1.9919)	0.1394 (1.1163)
控制变量	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是
观测值	17814	17814	17814	17814
调整 R <sup>2</sup>	0.5331	0.5340	0.5335	0.5346

## 七、结论与政策启示

伴随着人工智能在经济社会发展各领域扮演越来越重要的角色,人工智能技术应用已成为促进企业数字化转型、帮助企业获得竞争优势和实现企业高质量发展的关键性核心要素。本文利用 2010—2020 年沪深 A 股制造业上市企业数据,深入考察了人工智能技术与企业全要素生产率之间的关系。研究发现,人工智能技术能够促进企业全要素生产率的提高,并且上述结论在处理了内生性问题后依然成立。机制检验表明,人工智能技术显著增加了企业固定资产和无形资产投资,增加了对高技能劳动力的相对需求,减少了对低技能劳动力的相对需求,改善了要素结构,从而使得企业能实现资本-技能互补以促进全要素生产率的提高。异质性分析发现,人工智能技术对全要素生产率的提高作用在高技术、数字化应用场景较多的行业企业样本中表现更明显。此外,相比符号系统和机器人,机器学习技术对企业全要素生产率的提高作用更明显。

基于以上研究,本文为促进人工智能技术发展和推动智能经济发展提出以下政策启示:第一,吸引高技能人才,加强对低技能劳动力的教育培训,提升企业内部高技能劳动力储备。本文发现,人工智能技术增加了企业对高技能劳动力的相对需求,减少了低技能劳动力的相对需求。因此,企业应雇佣或培训更多高技能人才来推动智能化升级、构建企业数字技术竞争优势,进而实现企业高质量发展。第二,增加无形资产投入,推进企业数字化、网络化和智能化转型。本文发现,人工智能技术造成无形资产与低技能劳动力之间的替代,而没有造成固定资产与低技能劳动力之间的替代。因此,企业在推进人工智能技术研发与成果转化应用过程中,除了需要配备相应机器设备以支撑人工智能技术应用落地,还应加大软件、客户

端、数据库和管理系统等无形资产方面的投入以提升生产管理的自动化和智能化水平,进而提高企业全要素生产率。第三,不同行业与人工智能的融合深度和价值转化存在差异。例如,非高技术行业可能因为缺乏先进技术改造的动力而难以发挥人工智能的价值;数字化应用场景较少行业可能因为缺乏为企业人工智能技术和产品应用提供测试、验证的机会而导致人工智能的价值无法得到市场认可。有鉴于此,政府在进一步制定和实施人工智能鼓励政策时,需要针对不同行业给出更为细致的数字化转型意见。

### 参考文献:

1. 陈彦斌、林晨、陈小亮, 2019:《人工智能、老龄化与经济增长》,《经济研究》第7期。
2. 程文, 2021:《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》,《经济研究》第10期。
3. 程新生、王向前, 2023:《技术并购与再创新——来自中国上市公司的证据》,《中国工业经济》第4期。
4. 段巍、舒欣、吴福象、刘彤彤, 2023:《无形资产、资本—技能互补与技能溢价》,《经济研究》第3期。
5. 黄先海、高亚兴, 2023:《数实产业技术融合与企业全要素生产率——基于中国企业专利信息的研究》,《中国工业经济》第11期。
6. 刘淑春、闫津臣、张思雪、林汉川, 2021:《企业管理数字化变革能提升投入产出效率吗》,《管理世界》第5期。
7. 权小锋、李闯, 2022:《智能制造与成本粘性——来自中国智能制造示范项目的准自然实验》,《经济研究》第4期。
8. 汪佩洁、蒙克、黄海、黄炜, 2022:《社会保险缴费率与企业全要素生产率和创新》,《经济研究》第10期。
9. 吴非、胡慧芷、林慧妍、任晓怡, 2021:《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》,《管理世界》第7期。
10. 叶永卫、陶云清、王琪红、刘兆达, 2023:《税收激励、人力资本投资与企业劳动生产率——来自2018年职工教育经费税前扣除政策的证据》,《数量经济技术经济研究》第5期。
11. 曾嵘、唐松, 2023:《新冠疫情下国有企业的经济稳定器作用——基于供应链扶持的视角》,《经济研究》第3期。
12. Acemoglu, D. 2021. "Harms of AI." NBER Working Paper 29247.
13. Acemoglu, D., and P. Restrepo. 2018a. "Artificial Intelligence, Automation and Work." NBER Working Paper 24196.
14. Acemoglu, D., and P. Restrepo. 2018b. "The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment." *American Economic Review* 108(6): 1488–1542.
15. Acemoglu, D., and P. Restrepo. 2020. "Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets." *Journal of Political Economy* 128(6): 2188–2244.
16. Akerberg, D. A., K. Caves, and G. Frazer. 2015. "Identification Properties of Recent Production Function Estimators." *Econometrica* 83(6): 2411–2451.
17. Aghion, P., R. Blundell, R. Griffith, P. Howitt, and S. Prantl. 2009. "The Effects of Entry on Incumbent Innovation and Productivity." *The Review of Economics and Statistics* 91(1): 20–32.
18. Alderucci, D., L. Branstetter, E. Hovy, A. Runge, and N. Zolas. 2020. "Quantifying the Impact of AI on Productivity and Labor Demand: Evidence from U.S. Census Microdata." Allied Social Science Associations—ASSA 2020 Annual Meeting. [https://conference.nber.org/conf\\_papers/f204793.pdf](https://conference.nber.org/conf_papers/f204793.pdf).
19. Baruffaldi, S., B. van Beuzekom, H. Dernis, D. Harhoff, N. Rao, D. Rosenfeld, and M. Squicciarini. 2020. "Identifying and Measuring Developments in Artificial Intelligence: Making the Impossible Possible." OECD Science, Technology and Industry Working Papers, No. 2020/05, OECD Publishing, Paris. <https://doi.org/10.1787/5f65ff7e-en>.
20. Brunel, C., and T. Zylkin. 2022. "Do Cross-Border Patents Promote Trade." *Canadian Journal of Economics/Revue canadienne d'économique* 55(1): 379–418.
21. Brynjolfsson, E., D. Rock, and C. Syverson. 2017. "Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics." NBER Working Paper 24001.
22. Brynjolfsson, E., D. Rock, and C. Syverson. 2021. "The Productivity J-Curve: How Intangibles Complement General Purpose Technologies." *American Economic Journal: Macroeconomics* 13(1): 333–372.



23. Brynjolfsson, E., T. Mitchell, and D. Rock. 2018. "What Can Machines Learn, and What Does It Mean for Occupations and the Economy?" *AEA Papers and Proceedings* 108:43-47.
24. Cockburn, I. M., R. Henderson, and S. Stern. 2018. "The Impact of Artificial Intelligence on Innovation." NBER Working Paper 24449.
25. Corrado, C., J. Haskel, and C. Jona-Lasinio. 2021. "Artificial Intelligence and Productivity: An Intangible Assets Approach." *Oxford Review of Economic Policy* 37(3): 435-458.
26. Czarnitzki, D., G. P. Fernández, and C. Rammer. 2023. "Artificial Intelligence and Firm-Level Productivity." *Journal of Economic Behavior & Organization* 211: 188-205.
27. Damioli, G., V. Van Roy, and D. Vertesy. 2021. "The Impact of Artificial Intelligence on Labor Productivity." *Eurasian Business Review* 11: 1-25.
28. Griliches, Z. 1969. "Capital-Skill Complementarity." *The Review of Economics and Statistics* 51(4): 465-468.
29. Hsieh, C-T., and P. J. Klenow. 2009. "Misallocation and Manufacturing TFP in China and India." *The Quarterly Journal of Economics* 124(4): 1403-1448.
30. Krusell, P., L. E. Ohanian, J-V. Ríos-Rull, and G. L. Violante. 2000. "Capital-Skill Complementarity and Inequality: A Macroeconomic Analysis." *Econometrica* 68(5): 1029-1053.
31. Levinsohn, J., and A. Petrin. 2003. "Estimating Production Functions Using Inputs to Control for Unobservables." *The Review of Economic Studies* 70(2): 317-341.
32. Teece, D. J. 1986. "Profiting from Technological Innovation: Implications for Integration, Collaboration, Licensing and Public Policy." *Research Policy* 15(6): 285-305.
33. Wooldridge, J. M. 2009. "On Estimating Firm-Level Production Functions Using Proxy Variables to Control for Unobservables." *Economics Letters* 104(3): 112-114.
34. Yang, C-H. 2022. "How Artificial Intelligence Technology Affects Productivity and Employment: Firm-level Evidence from Taiwan." *Research Policy* 51(6): 1-12.

## Artificial Intelligence, Capital-Skill Complementarity and Enterprise Total Factor Productivity

Li Jianbin<sup>1</sup> and Zhou Hao<sup>1,2</sup>

(1: Institute of Industrial Economics, Jinan University;

2: Industrial Big Data Application and Economic Decision Research Lab, Jinan University)

**Abstract:** As a new generation of general-purpose technology, artificial intelligence (AI) plays an important role in empowering the high-quality development of enterprises. In this article, we examine the impact of AI technology on enterprise total factor productivity (TFP) using Shanghai and Shenzhen's A-share manufacturing listed companies as a sample from 2010 to 2020. The study revealed that AI technology significantly enhances enterprise TFP. The mechanism test shows that AI technology increases enterprises' investment in fixed assets and intangible capital, and leads to an increase in the proportion of high-skilled labor, which in turn achieves capital-skill complementarity to promote TFP. The heterogeneity test indicates that AI technology has a stronger effect on enhancing TFP for enterprises in industries with high-tech and digital application scenarios. Moreover, the productivity effect of AI technology is heterogeneous among different subdivided technology fields. Machine learning technology has a more obvious productivity-promoting effect compared to symbolic systems and robotics. Our findings provide suggestions for AI-enabled high-quality development of enterprises.

**Keywords:** Artificial Intelligence, Total Factor Productivity, Capital-skill Complementarity, Patent

**JEL Classification:** D24, M21, O33

(责任编辑:赵锐、彭爽)