

# 人工智能、企业生产率与劳动力技能匹配

姚加权 张锬澎 郭李鹏 冯绪

（暨南大学管理学院，广州 510632；暨南大学管理学院，广州 510632；  
晋城市财政局，晋城 048000；天津大学管理与经济学部，天津 300072）

作者简介：姚加权，暨南大学管理学院，Email: jiaquanyao@gmail.com.

张锬澎，暨南大学管理学院，Email: zkpworking0729@163.com.

郭李鹏，晋城市财政局，Email: lypon@foxmail.com.

冯绪（通讯作者），天津大学管理与经济学部，Email: fengxu@tju.edu.cn.

\*本文感谢国家自然科学基金重大项目（71790594）、面上项目（71871157&71771170）、青年项目（71502152）的资助以及色诺芬（CCER）金融系列数据库提供的专利数据支持。文责自负。

# 人工智能、企业生产率与劳动力技能匹配

**摘要：**作为新一轮科技革命和产业变革的重要驱动力量，人工智能对企业提高生产率、优化劳动力结构方面有重要影响。本文收集了 2007-2018 年中国沪深 A 股上市公司年报和专利文本信息，采用机器学习的方法构建了企业层面的人工智能指标，研究了人工智能对企业生产率的影响以及劳动力技能的匹配过程。本文发现人工智能显著提升了中国上市公司的生产率。为了发挥人工智能的生产率效应，企业会提高劳动力总数，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。人工智能的生产率效应在国有企业、劳动密集型企业、拥有技术型董事会的企业、高技术行业、高要素市场发育程度的地区以及拥有较大政府支持力度的地区中更显著。最后，本文发现人工智能有助于提高公司价值。本文加深了微观企业层面对人工智能在生产过程中所扮演角色的理解和认知，并在企业和政策层面推动人工智能技术发展给出了建议。

**关键词：**人工智能；企业生产率；劳动力技能匹配；公司招聘

## **Artificial Intelligence, Firm Productivity and Labor Skill Matching**

**Abstract:** As an important driving force for a new round of technological revolution and industrial transformation, artificial intelligence (AI) has an important impact on firm productivity improvement and labor structure optimization. By collecting the annual report and patent text information of China's Shanghai and Shenzhen A-share listed companies from 2007 to 2018, this paper uses machine learning to construct firm-level artificial intelligence indices. This paper studies the influence of AI on the firm's productivity and the process of labor skill matching. This paper shows that AI has significantly increased the productivity of Chinese listed firms. In order to fully utilize the productivity effect of AI, firms will increase the total number of labor forces, increase the number of unconventional high-skilled workers, and reduce the number of conventional low-skilled workers. The productivity effect of AI is more significant among state-owned firms, labor-intensive firms, firms with technical board, high-tech industries, regions with high factor market development, and regions with greater government support. Finally, this paper finds that AI can increase firm value. This paper deepens the understanding and cognition of the role of AI in the production process at firm-level, and gives recommendations to promote the development of artificial intelligence technology at the firm-level and for policy-makers.

**Key words:** Artificial Intelligence; Firm Productivity; Labor Skill Matching; Recruitment

**JEL Classification:** D24, M12, O30

# 一、引言

在大数据、算法和算力三驾马车的带动下，人工智能（Artificial Intelligence, AI）愈来愈受到国家和企业的认可和重视。1956年，McCarthy首次提出了“人工智能”的概念：人工智能就是制造智能的机器，特别是智能计算机程序的科学工程。目前，人工智能的发展主要集中于机器学习、语音识别、自然语言处理以及计算机视觉等领域。在社会和经济层面，作为新一轮科技革命和产业变革的重要驱动力量，人工智能对经济增长、劳动力就业以及收入分配产生了深远影响（曹静和周亚林，2018）。世界多个国家都在大力发展人工智能技术，2019年签署的《美国人工智能倡议》（American AI Initiative）确保了美国在人工智能领域的研发优势。韩国政府公布了“人工智能国家战略”，以推动人工智能产业的发展。我国政府也在2019年政府工作报告中指出“深化大数据、人工智能等研发应用，培育新一代信息技术、高端装备、生物医药、新能源汽车、新材料等新兴产业集群，壮大数字经济”。2020年新冠肺炎疫情期间，工信部也呼吁充分发挥人工智能赋能效用，用人工智能补齐疫情管控技术短板，快速推动产业生产与应用服务<sup>①</sup>。

然而在企业层面，人工智能如何对企业生产经营活动产生影响还尚未有明确的结论。中国已经成为人工智能发展最为迅速的国家之一。《中国新一代人工智能发展报告2019》显示，中国人工智能论文的发文量居全球最高，并且企业数量和融资规模居全球第二<sup>②</sup>。2019年中央全面深化改革委员会第七次会议也强调，要促进人工智能和实体经济深度融合。在此背景下，探索人工智能对我国企业生产率的影响，对企业进行劳动力结构调整，深化技术研发和应用，以及推动我国数字经济的健康发展具有重要的现实意义。目前学术界在企业层面的研究仅发现了人工智能对无形资产（Tambe et al., 2019）、管理范式（徐鹏和徐向艺，2020）等的影响，而人工智能技术如何影响企业劳动力结构，以及最终如何影响企业生产率的相关实证研究还尚待开展。本文运用机器学习方法构建了企业层面的人工智能指标，对以上问题进行了分析。

在企业劳动力结构方面，人工智能技术的影响存在多种可能性。一方面，人工智能所具有的学习能力和自主决策能力使其对从事重复性工作的常规低技能劳动力具有替代性。随着企业用工成本的逐渐提高，企业用人工智能技术替代常规低技能劳动力的可能性也在逐渐增加。另一方面，企业需要更多具有创新能力的高技术人才对人工智能技术进行应用和创新，最终引发非常规高技能劳动力的增加。本文就人工智能可能对企业劳动力结构产生的影响进行了讨论。

上市公司年报和企业发布的专利文本中包含着企业对人工智能技术的应用和研发信息。本文收集了2007-2018年中国沪深A股上市公司年报和专利文本信息，采用机器学习方法创建了人工智能词典，并基于该词典构建了企业层面的人工智能指标。研究表明，人工智能显著提高了中国上市公司的生产率。经过倾向得分匹配（PSM）、工具变量、《中国制造2025》规划作为外生政策冲击以及替代指标等稳健性检验后，该结论依然成立。在劳动力结构方面，为了发挥人工智能的生产率效应，企业会增加劳动力总数，提高非常规高技能劳动力数量，降低常规低技能劳动力数量，并加强对人才的需求。为了进一步考察哪些因素会影响人工智能的生产率效应，本文从企业、行业以及地区三个方面详细探讨了人工智能生产率效应的异质性表现。企业层面，人工智能的生产率效应在国有企业、劳动密集型企业以及具

有技术型董事会的企业中更加明显。行业层面，人工智能的生产率效应主要集中在高技术行业中。地区层面，较高的要素市场发育程度以及较大的政府支持力度均有利于人工智能的生产率效应。以上异质性研究结论验证了人力资本、资金等互补性因素的重要性，而且人工智能的生产率效应离不开企业相关决策的保障和政府政策的扶持。最后，本文发现人工智能有助于提高公司价值。

本文的贡献在于：第一，现有文献研究人工智能对生产率和劳动力的影响主要从宏观角度开展，重点考察了人工智能对宏观经济增长（林晨等，2020）、产业结构转型升级（郭凯明，2019）、劳动力供需（Acemoglu and Restrepo，2018）、劳动收入分配（王林辉等，2020）等因素的影响。本文则着眼于微观企业层面，对人工智能如何影响个体企业的生产率和劳动力技能匹配过程进行了实证分析。对于个体企业而言，投入成本发展人工智能技术可能给生产率带来不确定性，本文回应了这一问题，并指出了人工智能的生产率效应在哪些类型的企业、行业及地区中更加显著。第二，人工智能与经济学的交叉研究是目前学术研究的前沿领域，但是由于人工智能缺乏通用和普适的度量指标，导致针对微观企业人工智能的研究仍比较匮乏。为缓解该问题，本文搜寻中国沪深 A 股上市公司年报和专利文本信息，基于机器学习的方法构建了微观企业层面的人工智能指标。本文构建的人工智能指标可以比较容易地应用于大量且公开的上市公司样本，为后续关于微观企业人工智能的研究提供了有效的借鉴。

在实践层面，在当前“深化人工智能技术研发应用”和“壮大数字经济”的战略背景下，本文的研究结论有助于微观企业层面对人工智能在生产过程中所扮演角色的理解和认知，并对如何在企业层面和政策层面发挥人工智能技术优势给出了一定的政策建议。

## 二、相关文献回顾与研究假设

本文旨在研究人工智能与企业层面生产率之间的关系，并探索企业劳动力技能的匹配过程。本部分首先讨论了人工智能技术对企业生产效率和劳动力结构的影响，提出相关假设。其次，本部分也分析了人工智能技术和传统信息技术对企业生产效率影响途径的差异。具体如下：

### （一）人工智能对企业生产效率的影响

在人工智能对生产率的影响方面，以往研究主要通过构建理论模型，从宏观层面展开分析。陈彦斌等（2019）构建了含有人工智能和老龄化的动态一般均衡模型，研究发现人工智能提高了经济系统的全要素生产率，缓解了老龄化对经济增长的不利影响。林晨等（2020）构建了含有人工智能和异质性资本的动态一般均衡模型，研究发现人工智能可以提高经济系统生产的智能化程度以及全要素生产率，从而增强实体经济的吸引力，提高实体经济资本占比，有助于优化中国的资本结构。然而，在微观层面，鲜有文献研究人工智能对微观企业生产率的影响，本文采用机器学习的方法构建了企业层面的人工智能指标展开研究，弥补了微观层面人工智能生产率效应的研究不足。考虑到人工智能技术的使用可能降低企业生产成本，以及在宏观层面研究中也指出的人工智能对经济产出存在的正面影响，因此对微观企业个体而言，人工智能的使用对企业的生产效率可能产生积极作用。

结合以上分析，本文提出假设 1：

假设 1：在其他条件一定的情况下，人工智能能够提高企业生产率。

## （二）人工智能对劳动力结构的影响

劳动力结构变化是人工智能影响企业生产效率的重要途径。在宏观层面，Acemoglu and Restrepo（2018）构建人工智能技术模型发现，人工智能与机器设备相结合会对劳动力产生替代效应，但随着资本积累和自动化程度的提高，又增加了劳动力需求。王林辉等（2020）在 Acemoglu and Restrepo（2018）模型的基础上引入了高技能和低技能两部门分类，研究发现在低技能部门，人工智能技术导致自动化扩张，劳动岗位被机器取代。而在高技术部门，人工智能技术创造了大量的新岗位。在微观企业层面，Alekseeva et al.（2020）基于 2010-2019 年间美国劳动力市场的招聘信息发现，美国上市公司对人工智能人才的需求逐渐提高，人工智能人才的需求与企业较高的市场价值、较高的现金持有量以及较大的研发投入相关。

结合上述文献，本文认为人工智能会替代传统生产中高频、重复且规则明确的常规性工作，减少企业中常规低技能劳动力的数量。同时人工智能技术必须被具有创新能力的劳动者掌握和使用。《中国人工智能 ABC 人才发展报告》<sup>③</sup>指出，2017 年 ABC（Artificial Intelligence, Big Data, Cloud Computing）人才需求比 2016 年激增 4.7 倍，未来 3-5 年内 ABC 人才需求将保持快速增长态势。由此可见，人工智能人才的市场前景良好，为了发挥人工智能的生产率效应，企业会提升对非常规高技能劳动力的需求。

结合以上分析，本文提出假设 2：

假设 2：在其他条件一定的情况下，为了发挥人工智能的生产率效应，企业会提高非常规高技能劳动力数量，减少常规低技能劳动力数量，并提升对人才的需求。

## （三）人工智能技术和传统信息技术的区别

传统的信息技术主要实现人类信息的获取、处理、传递和利用等功能。与传统的信息技术相比，人工智能的特点在于提高数据分析能力，优化决策方案。有限理性（Bounded Rationality）理论指出，人的认知和信息处理能力有限，即便使用了传统信息技术，也只能将很小的信息子集用于决策（Simon, 1955）。但人工智能以机器学习、深度学习算法为基础，能够对企业的大数据进行“学习”，通过更为复杂的逻辑思维过程，帮助企业免于认知和能力的限制，最终做出更加科学合理的决策<sup>④</sup>（Edwards et al., 2000）。作为新一轮科技革命和产业变革的重要驱动力量，人工智能更注重系统思维能力和自主决策能力，进而使机器具有一定的直觉和自我意识，实现替代人类完成特定工作的任务（徐鹏和徐向艺，2020）。因此，虽然人工智能技术和信息技术均有可能促进企业生产效率提高<sup>⑤</sup>，但是在影响途径上也会有所区别。

具体而言，人工智能技术和信息技术均通过影响企业劳动力结构进而影响生产效率。其中信息技术对劳动力结构的改变体现在增加了高学历劳动力，最终提高企业生产效率。已有研究发现企业雇佣的高学历（高中以上）劳动力有明显促进作用，对中低学历（高中及以下）劳动力的替代作用则不确定。例如：何小钢等（2019）发现中国企业的高学历员工和信息技术发展形成互补效应，而低学历员工则未受信息技术发展的影响。宁光杰和林子亮（2014）发现信息技术对高中学历劳动者比例的影响不显著，说明在中国信息技术进步没有出现大量替代中等技能劳动力、导致其需求下降的现象。而人工智能技术对劳动力结构的改变不宜用学历来度量，更适宜用是否从事重复性劳动来度量。其中从事重复性工作的劳动力属于常规低技能劳动力，从事非重复性且有创新要求工作的劳动力属于非常规高技能劳动（施新政等，2019a）。由于人工智能技术具有系统思维能力和自主决策能力，需要重复性劳动的常规低技

能劳动力工作有可能被其替代 (Aghion et al., 2017), 而具有创新性要求的非常规高技能劳动力则与人工智能技术有很好的互补效应, 因为人工智能技术可以激发此类劳动力的创新能力, 最终提高企业生产效率。因此 AI 技术的普及会导致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, 呈现明显的劳动力技能匹配过程。

### 三、研究设计

#### (一) 数据来源

本文以中国沪深 A 股上市公司为研究对象, 样本期间为 2007-2018 年。选取 2007 年为研究起点的原因在于: 其一, 《2017 年中国人工智能产业专题研究报告》指出, 当前人工智能发展浪潮主要源于 2006 年深度学习算法的提出, 在数据量和计算能力的基础上实现了大规模运算, 属于技术上的重大突破, 因此 2007 年起, 人工智能技术的优势可能会更加明显。其二, 《2019 年中国人工智能行业市场前景研究报告》表明, 2007 年后中国人工智能领域专利开始步入发展阶段, 这使本文收集人工智能专利信息具备可行性。本文采用的上市公司年报来自于新浪财经网站; 专利信息来自于色诺芬 (CCER) 金融系列数据库; 劳动力相关数据来自于锐思数据库 (RESSET); 企业基本信息和财务数据来自于国泰安数据库 (CSMAR); 上市公司发布的招聘广告数据来自于智联招聘网站<sup>⑥</sup>。为了保证数据质量, 本文对样本进行了如下处理: (1) 剔除金融行业公司; (2) 剔除当年处于 ST 和 \*ST 状态的样本; (3) 剔除数据缺失的样本; (4) 剔除当年员工人数小于 100 人的样本。最后得到 19340 个观测值。为了消除极端值的影响, 本文对连续变量在 1% 的水平上进行了缩尾处理。

#### (二) 人工智能指标

本文基于上市公司年报和专利文本信息, 采用机器学习的方法构建企业人工智能指标。一方面避免了调查数据中的“光晕效应 (Halo Effect)”, 即经理人回答问题的结果会受到调查问卷中问题的次序以及其他问题的影响。另一方面, 机器学习方法能够获得大样本的面板数据。上市公司年报会披露与人工智能相关的文本信息, 以附录图 1 为例, 该图为平安银行 2018 年年报的部分文本信息, 图中所圈选的词语反映了公司当年应用的人工智能技术。本文采用关键词词频衡量企业人工智能。具体步骤为: ①以 Chen and Srinivasan (2020) 提供的人工智能相关词语的中文翻译版为基础, 并参考平安证券发布的《科创板系列——AI 产业链全景图》、中商产业研究院编制的《2019 年中国人工智能行业市场前景研究报告》、深圳前瞻产业研究院发布的《2019 年人工智能行业现状与发展趋势报告》等业界研究报告以及世界知识产权组织 (World Intellectual Property Organization, WIPO) 提供的人工智能词表, 人工选取了 52 个词语作为种子词 (Seed Words)。②参考 Li et al. (2020), 使用 Word2vec (Mikolov et al., 2013) 技术, 采用 Skip-gram 模型将种子词嵌入到向量空间当中, 然后使用相同的方法对年报和专利文本材料中的词语进行处理, 在同一向量空间中比较并获取与种子词语义相似的词语。根据种子词与输出词语之间的余弦相似度, 同潘健平等 (2019)、王靖一和黄益平 (2018) 的做法, 针对每个种子词筛选出 10 个与该种子词语义程度最相近的词语。然后, 将重复词语、与人工智能不相关的词语以及词频过低的词语剔除, 最终形成本文的人工智能词典<sup>⑦</sup>。③计算每家上市公司年报中人工智能关键词的词频, 以上市公司年报

中人工智能关键词数量加 1 的自然对数 ( $Lnwords$ ) 来衡量企业人工智能。另外, 在替代指标检验中, 本文以公司当年申请的人工智能专利个数加 1 的自然对数 ( $Lnpatents$ ) 重新度量企业人工智能。公司申请的人工智能专利代表企业目前已经拥有的人工智能技术, 能够更可靠地衡量企业人工智能水平。具体地, 我们通过查看公司当年申请专利的摘要信息中是否涉及人工智能关键词来识别人工智能专利, 以附录图 2 为例, 该图为四川长虹 2016 年发布的某专利信息, 通过所圈选的词语, 我们确认该专利属于人工智能专利。

### (三) 企业生产率

本文采用全要素生产率 ( $TFP$ ) 作为企业生产率的指标, 全要素生产率不仅与技术进步相关, 还反映了物质生产的知识水平、管理技能、制度环境以及计算误差等因素 (鲁晓东和连玉君, 2012), 能够更好地衡量人工智能的生产率效应。由于传统计算全要素生产率的 OLS 方法存在同时性偏差 (Simultaneity Bias) 和样本选择性偏差 (Selectivity and Attrition Bias) 问题, 本文参考赵健宇和陆正飞 (2018), 采用 Olley and Pakes (1996) 的方法测算上市公司全要素生产率, 用销售总额的自然对数衡量产出, 用员工人数的自然对数衡量企业劳动力投入, 用固定资产净值自然对数衡量资本投入, 用资本性支出 (购建固定资产、无形资产和其他长期资产支付的现金-处置固定资产、无形资产和其他长期资产收回的现金净额) 的自然对数衡量企业投资。借鉴鲁晓东和连玉君 (2012) 的做法, 采用公司总部所在地区工业品出厂价格指数对总产出进行指数平减处理, 采用固定资产投资价格指数对资本投入进行指数平减处理。考虑到制造业和非制造业之间的区别, 参考肖文和薛天航 (2019), 本文对制造业和非制造业分别进行回归, 计算企业全要素生产率。

### (四) 人工智能生产率效应的研究模型

为了考察人工智能的生产率效应, 本文建立如下回归模型 (1):

$$TFP_{i,t} = \alpha + \beta AI_{i,t} + \gamma Controls_{i,t} + year + industry + province + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

其中,  $i$  和  $t$  分别代表公司和年份,  $TFP$  为企业全要素生产率,  $AI$  为人工智能指标, 在基准回归中采用上市公司年报中人工智能关键词词频 ( $Lnwords$ ) 衡量, 在替代指标检验中采用公司当年申请的人工智能专利数量 ( $Lnpatents$ ) 作为替代指标。根据假设 1, 本文预测回归系数  $\beta$  显著为正。  $\varepsilon$  为随机误差项,  $year$ 、 $industry$  和  $province$  分别代表年度固定效应、行业固定效应和省份固定效应。  $Controls$  代表控制变量, 参考赵健宇和陆正飞 (2018)、肖文和薛天航 (2019), 本文纳入如下控制变量: 公司规模 ( $Size$ )、公司年龄 ( $Age$ )、资产负债率 ( $Leverage$ )、市值账面比 ( $MB$ )、企业成长性 ( $Growth$ )、董事会规模 ( $BoardSize$ )、董事长与总经理是否两职合一 ( $Dual$ )、股权集中度 ( $Top1$ )、人均固定资产 ( $Fixedpp$ )。为了缓解序列相关问题, 本文对模型中回归系数的标准误在企业层面进行了聚类 ( $cluster$ ) 处理。变量的定义方法如表 1 所示。

表 1 变量定义

变量类型	变量名称	变量符号	变量描述
被解释变量	全要素生产率	$TFP$	根据 Olley and Pakes (1996) 的方法计算
	劳动力总数	$Num\_labor$	企业当年员工总数, 取自然对数
	常规低技能劳动力数量	$Routine$	公司生产人员和业务人员数量加总, 取自然对数

	非常规高技能劳动力数量	<i>Non_routine</i>	公司市场、技术、研发、财务人员数量加总，取自然对数
	招聘广告数量	<i>Recruit_ad</i>	公司当年发布的招聘广告数量加 1，取自然对数
	人工智能相关岗位的招聘广告数量	<i>AI_ad</i>	公司当年发布的人工智能相关岗位的招聘广告数量加 1，取自然对数
解释变量	年报人工智能关键词词频	<i>Lnwords</i>	上市公司年报中人工智能关键词数量加 1，取自然对数
	人工智能专利数量	<i>Lnpatents</i>	公司当年申请的人工智能专利数量加 1，取自然对数
控制变量	公司规模	<i>Size</i>	公司总资产，取自然对数
	公司年龄	<i>Age</i>	公司成立年龄，取自然对数
	资产负债率	<i>Leverage</i>	总负债/总资产
	市值账面比	<i>MB</i>	年个股总市值/所有者权益
	成长性	<i>Growth</i>	销售收入增长率，取自然对数
	董事会规模	<i>BoardSize</i>	董事会人数，取自然对数
	两职合一	<i>Dual</i>	董事长与总经理两职合一时取 1，否则取 0
	股权集中度	<i>Top1</i>	第一大股东持股比例
	人均固定资产	<i>Fixedpp</i>	固定资产净值/员工人数，取自然对数
	销售总额	<i>Sale</i>	公司销售总额，取自然对数
	资产收益率	<i>ROA</i>	净利润/总资产平均余额
	产权性质	<i>SOE</i>	公司实际控制人为国有时取 1，否则取 0
	员工平均薪酬	<i>Wage</i>	公司支付薪酬总额/员工人数，取自然对数

## 四、实证分析

### （一）描述性统计

描述性统计结果如表 2 所示。本文测算的 2007-2018 年中国上市公司的全要素生产率 (*TFP*) 的均值为 9.483，略大于赵健宇和陆正飞 (2018) 测算的 2007-2015 年中国上市公司的全要素生产率的均值 8.61，说明近年来中国上市公司的全要素生产率具有上升的趋势。企业劳动力总数 (*Num\_labor*) 的最小值和最大值分别为 5.170 和 11.017，常规低技能劳动力数量 (*Routine*) 的最小值和最大值分别为 3.045 和 10.492，非常规高技能劳动力数量 (*Non\_routine*) 的最小值和最大值分别为 3.296 和 9.531，说明上市公司之间的劳动力数量和劳动力技能结构存在较大差异。年报中人工智能关键词频 (*Lnwords*) 的均值为 0.404，标准差为 0.862，上市公司每年申请的人工智能专利 (*Lnpatents*) 的均值为 0.037，标准差为 0.200，说明各企业之间人工智能水平相差悬殊 (标准差均大于均值)。人工智能专利数量的均值 0.037 大于中位数 0，说明人工智能专利的申请主要集中于少数上市公司。另外，本文进一步构建年报中是否包含人工智能关键词的虚拟变量 (*Words\_dum*)，若上市公司年报包含人工智能关键词，则取 1，否则为 0。据此将样本分为两组进行均值差异检验。结果显示，与年报中未包含人工智能关键词的上市公司相比，年报中包含人工智能关键词的上市公司的全要素生产率 (*TFP*)、劳动力总数 (*Num\_labor*)、非常规高技能劳动力数量 (*Non\_routine*)、



发布的招聘广告总数 (*Recruit\_ad*) 以及人工智能相关岗位的招聘广告数量 (*AI\_ad*) 显著较高, 常规低技能劳动力数量 (*Routine*) 显著较低。这为假设 1 和假设 2 提供了初步证据。

表 2 描述性统计

变量	全样本						<i>Words_dum=0</i>		<i>Words_dum=1</i>		MeanDiff
	样本数	均值	标准差	最小值	中位数	最大值	样本数	均值	样本数	均值	
<i>TFP</i>	19340	9.483	0.713	7.917	9.410	11.499	14672	9.462	4668	9.547	-0.085***
<i>Num_labor</i>	19340	7.737	1.184	5.170	7.665	11.017	14672	7.709	4668	7.824	-0.115***
<i>Routine</i>	19340	6.983	1.460	3.045	7.009	10.492	14672	7.051	4668	6.772	0.279***
<i>Non_routine</i>	19340	6.211	1.228	3.296	6.161	9.531	14672	6.086	4668	6.604	-0.518***
<i>Recruit_ad</i>	3519	4.164	1.594	0.693	4.174	8.075	1849	3.877	1670	4.482	-0.605***
<i>AI_ad</i>	3519	0.261	0.622	0.000	0.000	2.996	1849	0.116	1670	0.422	-0.305***
<i>Lnwords</i>	19340	0.404	0.862	0.000	0.000	3.912	14672	0.000	4668	1.676	-1.676***
<i>Lnpatents</i>	19340	0.037	0.200	0.000	0.000	1.386	14672	0.015	4668	0.106	-0.091***
<i>Size</i>	19340	22.068	1.237	19.840	21.888	25.810	14672	22.040	4668	22.160	-0.121***
<i>Age</i>	19340	2.754	0.331	1.792	2.773	3.466	14672	2.732	4668	2.824	-0.092***
<i>Leverage</i>	19340	0.438	0.203	0.056	0.436	0.886	14672	0.450	4668	0.402	0.048***
<i>MB</i>	19340	3.557	2.477	0.664	2.887	15.319	14672	3.451	4668	3.889	-0.438***
<i>Growth</i>	19340	0.130	0.289	-0.704	0.113	1.317	14672	0.117	4668	0.170	-0.054***
<i>BoardSize</i>	19340	2.154	0.199	1.609	2.197	2.708	14672	2.165	4668	2.121	0.045***
<i>Dual</i>	19340	0.236	0.425	0.000	0.000	1.000	14672	0.213	4668	0.309	-0.096***
<i>Top1</i>	19340	35.310	14.889	8.860	33.590	74.650	14672	35.890	4668	33.490	2.402***
<i>Fixedpp</i>	19340	12.576	1.032	9.858	12.531	15.498	14672	12.680	4668	12.250	0.427***
<i>Sale</i>	19340	21.420	1.389	18.515	21.275	25.314	14672	21.400	4668	21.490	-0.087***
<i>ROA</i>	19340	4.253	5.497	-15.190	3.770	21.450	14672	4.076	4668	4.811	-0.735***
<i>SOE</i>	19340	0.428	0.495	0.000	0.000	1.000	14672	0.469	4668	0.299	0.170***
<i>Wage</i>	19340	11.323	0.553	9.923	11.321	12.852	14672	11.260	4668	11.520	-0.261***

注: 根据公司年报是否具有人工智能关键词进行均值差异检验; \*\*、\*、\*分别表示在 1%、5%、10% (双尾) 水平下显著。

## (二) 人工智能的生产率效应

表 3 考察了人工智能的生产率效应。列 (1) 显示, 人工智能 (*Lnwords*) 的回归系数为 0.079, 在 1% 水平上显著。列 (2) 显示, 在加入控制变量后, 人工智能 (*Lnwords*) 的回归系数依然显著为正。就经济意义而言, 在控制其他因素后, *Lnwords* 每提高一个标准差, 会使 *TFP* 提高 3.99% ( $0.862 \times 0.033 / 0.713$ ) 个标准差。以上结果表明, 在其他条件一定的情况下, 人工智能能够显著提高企业全要素生产率, 这在一定程度上否认了 Solow (1987) 的“生产率悖论”, 假设 1 得到验证。在控制变量方面: 企业规模 (*Size*) 的回归系数显著为正, 说明大规模企业的全要素生产率更高; 资产负债率 (*Leverage*) 的回归系数显著为正, 说明融资能力越强, 企业的全要素生产率越高; 成长性 (*Growth*) 的回归系数显著为正, 说明成长能力更好的企业的全要素生产率更高; 董事会规模 (*BoardSize*) 和两职合一 (*Dual*) 的回归系数显著为负, 表明董事会规模过大以及董事长和总经理权力的集中不利于企业全要素生产率的提升; 股权集中度 (*Top1*) 的回归系数显著为正, 说明股权集中有利于企业全

要素生产率的提高；人均固定资产（*Fixedpp*）的回归系数显著为负，说明人均固定资产较高的企业全要素生产率较低。

表 3 人工智能与企业全要素生产率回归结果

变量	(1)	(2)	(3)
	<i>TFP</i>	<i>TFP</i>	<i>TFP</i>
<i>Lnwords</i>	0.079 <sup>***</sup>	0.033 <sup>***</sup>	0.027 <sup>**</sup>
	(0.012)	(0.010)	(0.011)
<i>Size</i>		0.258 <sup>***</sup>	0.255 <sup>***</sup>
		(0.011)	(0.012)
<i>Age</i>		0.052	0.055
		(0.032)	(0.037)
<i>Leverage</i>		0.170 <sup>***</sup>	0.324 <sup>***</sup>
		(0.055)	(0.067)
<i>MB</i>		0.005	0.003
		(0.004)	(0.005)
<i>Growth</i>		0.383 <sup>***</sup>	0.339 <sup>***</sup>
		(0.018)	(0.027)
<i>BoardSize</i>		-0.089 <sup>*</sup>	-0.130 <sup>**</sup>
		(0.046)	(0.054)
<i>Dual</i>		-0.040 <sup>**</sup>	-0.040 <sup>*</sup>
		(0.018)	(0.021)
<i>Top1</i>		0.003 <sup>***</sup>	0.003 <sup>***</sup>
		(0.001)	(0.001)
<i>Fixedpp</i>		-0.079 <sup>***</sup>	-0.115 <sup>***</sup>
		(0.012)	(0.015)
<i>Constant</i>	9.984 <sup>***</sup>	5.134 <sup>***</sup>	5.545 <sup>***</sup>
	(0.116)	(0.313)	(0.386)
<i>Industry</i>	Yes	Yes	Yes
<i>Year</i>	Yes	Yes	Yes
<i>Province</i>	Yes	Yes	Yes
<i>Observations</i>	19340	19340	6907
<i>Adjusted R<sup>2</sup></i>	0.210	0.399	0.440

注：\*\*\*、\*\*、\*分别表示在 1%、5%、10%水平下显著，括号内为企业层面的聚类标准误，以下各表若无特别说明均同此注。

### （三）稳健性检验

#### 1. 倾向得分匹配法

企业引入人工智能并不是随机的，而是由人力资本、管理实践和技术水平等公司特征和外部环境的变化所决定，因此实证研究中可能存在样本的自选择偏差问题。其次，如表 2 所示，上市公司年报中有人工智能关键词的样本与没有人工智能关键词的样本的公司特征存在显著差异，尽管回归模型中控制了上述变量，但仍无法排除遗漏变量问题。为此，本文采

用倾向得分匹配法（Propensity Score Matching, PSM）缓解内生性问题。具体地，我们根据年报中有人工智能关键词（*Words\_dum*）将样本划分为实验组和对照组，以模型（1）中的控制变量作为匹配的标准，使用 1:1 有放回的最邻近匹配方法进行匹配。在 PSM 回归前，需要进行平衡性检验，平衡性检验结果显示，匹配后所有协变量的标准化偏差均小于 5% 且 t 检验的结果不拒绝处理组和控制组的系数无显著差异的原假设，说明处理组和对照组的特征差异得到了较大程度的消除，匹配效果良好。对匹配后样本的检验结果如表 3 列（3）所示，该结果说明在缓解内生性问题的情况下，本文的研究结论依然稳健。

## 2. 利用工具变量缓解内生性

然而，人工智能对企业生产率的影响可能存在逆向因果问题。企业生产率的快速提升离不开人工智能的应用，同时人工智能的发展也离不开企业生产率的提升。本文进一步采用工具变量来缓解可能存在的逆向因果问题。本文选用 2009 年《中国城市竞争力报告》中城市的出行设施指数（*Travel*）作为工具变量。我们认为出行设施指数满足工具变量的相关性和外生性两个条件：一方面，交通便利程度是社会公众选择定居城市的重要因素。根据《中国人工智能 ABC 人才发展报告》，我国人工智能人才仍存在较大的缺口。提升城市出行设施的便利程度有助于吸引更多高技能人才在当地定居并参与到当地企业的生产经营活动中从而为企业的引入人工智能提供了人力资本保障，即出行设施指数满足工具变量的相关性条件。另一方面，城市的出行设施主要由地方政府的城建部门进行管理，并且城市层面上的出行设施与单个企业的生产率提升并没有直接关系，因此出行设施指数满足工具变量的外生性条件。另外，在回归模型中还控制了城市人均 GDP 和城市职工的平均薪酬以避免城市经济发展水平和就业因素的影响。本文采用两阶段最小二乘估计方法（2SLS）进行检验。表 4 显示了工具变量与企业全要素生产率的回归结果，第一阶段回归结果显示，工具变量 *Travel* 与 *Lnwords* 的回归系数为 0.815，在 1% 水平上显著。此外，第一阶段 F 统计量为 48.69，大于常规性临界值 10，且 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 检验显著拒绝原假设，说明模型不存在识别不足问题，所选工具变量与内生解释变量相关。第二阶段回归结果显示，*Lnwords* 的回归系数显著为正，说明假设 1 的研究结论是稳健的。

表 4 人工智能与企业全要素生产率的工具变量回归结果

变量	第一阶段	第二阶段
	<i>Lnwords</i>	<i>TFP</i>
<i>Travel</i>	0.815*** (0.119)	
<i>Lnwords</i>		0.435*** (0.123)
<i>Constant</i>	-0.244 (0.260)	4.979*** (0.216)
<i>Controls</i>	Yes	Yes
<i>Industry</i>	Yes	Yes
<i>Year</i>	Yes	Yes
<i>Province</i>	Yes	Yes

<i>Observations</i>	10351	10351
第一阶段 F 统计量 (P 值)	48.69 (0.000)	
Anderson Canon. LM (P 值)	49.02 (0.000)	
Cragg-Donald Wald F	48.69	
Stock-Yogo weak ID test Critical Values: 10% maximal IV	16.38	

### 3. 基于 PSM-DID 的检验

本文进一步采用《中国制造 2025》规划的提出作为外生政策冲击，采用 PSM-DID 方法缓解人工智能与企业生产率的逆向因果问题。在加快新一代信息技术与制造业深度融合，推进智能制造为主攻方向的指导思想下，2015 年 5 月国务院出台了《中国制造 2025》战略文件，该文件是我国实施制造强国战略的第一个十年行动纲领。《中国制造 2025》指出，要将推进信息化与工业化深度融合作为战略任务和重点，加快推动新一代信息技术与制造技术融合发展，把智能制造作为两化深度融合的主攻方向。《中国制造 2025》行动纲领的颁布提高了我国制造业对智能制造的重视程度，并为制造业引入人工智能提供了战略支撑和保障。DID 模型如模型 (2) 所示：

$$TFP_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 Treat_i \times Post_t + \gamma Controls_{i,t} + year + industry + province + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

本文将制造业企业和信息技术企业（即《国民经济行业分类》中行业代码为 C 和 I 的企业）归为实验组，定义  $Treat$  为 1，将其他行业的企业归为对照组，定义  $Treat$  为 0。我们选取《中国制造 2025》颁布前后三年的样本数据作为测试数据，将《中国制造 2025》颁布前的样本定义  $Post=0$ ，《中国制造 2025》颁布当年及后三年的样本定义  $Post=1$ 。控制变量  $Controls$  同模型 (1)，由于模型中控制了行业固定效应  $industry$  和年度固定效应  $year$ ，因此不再控制  $Treat$  和  $Post$  虚拟变量。运用 PSM-DID 方法时，首先通过虚拟变量  $Treat$  对模型 (2) 的控制变量进行 Logit 回归计算倾向得分值，根据倾向得分值最接近的企业作为实验组企业的配对企业，进而最大程度地减少不同企业之间的系统性差异，缓解 DID 估计的偏差。以模型 (2) 中的控制变量作为匹配的标准，使用 1:1 有放回的最邻近匹配方法进行匹配。在大幅度降低实验组和对照组企业的特征差异后，采用匹配后的样本进行回归，回归结果如表 5 列所示，采用 PSM 前后， $Treat \times Post$  的回归系数分别为 0.057 和 0.066 均显著为正，该结果表明在缓解逆向因果问题后人工智能提高企业生产率的研究结论依然保持稳健。

表 5 基于《中国制造 2025》规划的回归结果

变量	(1)	(2)
	DID	PSM-DID
	$TFP$	$TFP$
$Treat \times Post$	0.057**	0.066*
	(0.024)	(0.034)
$Constant$	5.492***	5.062***

	(0.330)	(0.439)
<i>Controls</i>	Yes	Yes
<i>Industry</i>	Yes	Yes
<i>Year</i>	Yes	Yes
<i>Province</i>	Yes	Yes
<i>Observations</i>	14201	5069
<i>Adjusted R<sup>2</sup></i>	0.421	0.419

#### 4. 采用人工智能专利数量重新度量企业人工智能

为了保证研究结果的稳健性，本文采用替代指标进行检验。具体地，前文采用上市公司年报中人工智能关键词词频衡量企业人工智能，换句话说，我们将公司披露的人工智能活动等同于公司引入人工智能。然而，在人工智能的热潮下，企业有可能增加人工智能的信息披露但并未对人工智能进行足够的资本投入，导致前文构建的人工智能指标可能存在偏差。为了缓解该问题，本文进一步运用公司当年申请的人工智能专利个数加 1 的自然对数 (*Lnpatents*)重新度量企业人工智能，回归结果如表 6 所示。列(1)显示，人工智能(*Lnpatents*)的回归系数为 0.319，在 1%水平上显著。列(2)显示，在加入控制变量后，人工智能(*Lnpatents*)的回归系数为 0.067，在 5%水平上显著。在该结果表明本文研究结论仍然成立<sup>®</sup>。

表 6 采用人工智能专利数量重新度量企业人工智能

变量	(1)	(2)
	<i>TFP</i>	<i>TFP</i>
<i>Lnpatents</i>	0.319 <sup>***</sup>	0.067 <sup>**</sup>
	(0.044)	(0.033)
<i>Constant</i>	10.001 <sup>***</sup>	5.176 <sup>***</sup>
	(0.116)	(0.316)
<i>Controls</i>	NO	Yes
<i>Industry</i>	Yes	Yes
<i>Year</i>	Yes	Yes
<i>Province</i>	Yes	Yes
<i>Observations</i>	19340	19340
<i>Adjusted R<sup>2</sup></i>	0.212	0.399

#### (四) 人工智能生产率效应的机制研究

已有研究指出人力资本是信息技术生产率效应的重要互补性因素 (Bresnahan et al., 2002)，信息技术能够与高学历劳动力形成互补效应，显著促进生产率的提升 (何小钢等, 2019)。在人工智能技术方面，本文认为调整劳动力技能结构，实现技术和技能的匹配是企业发挥人工智能的生产率效应的重要机制。由于人工智能技术对常规、重复性劳动岗位具有替代作用，对非常规、非重复性劳动岗位具有互补作用，因此企业会降低常规低技能劳动力数量，提高非常规高技能劳动力数量。为了探索企业对劳动力技能的匹配过程，本文建立如下回归模型 (3)：

$$Labor_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 AI_{i,t} + \gamma Controls_{i,t} + year + industry + province + \varepsilon_{i,t} \quad (3)$$

本文从企业内部劳动力和公司招聘两个方面考察劳动力技能的匹配过程。其中，被解释变量*Labor*包括企业劳动力总数 (*Num\_labor*)、常规低技能劳动力数量 (*Routine*)、非常规高技能劳动力数量 (*Non\_routine*)、公司当年发布的招聘广告总数 (*Recruit\_ad*) 和发布的人工智能相关岗位的招聘广告数量 (*AI\_ad*) 五个指标。如前文所述，人工智能技术对劳动力结构的改变不宜用学历来度量，更适宜用是否从事重复性劳动来度量。结合锐思数据库员工分类信息并参考施新政等(2019a)，本文将生产人员 (*Production*) 和业务人员 (*Business*) 归为常规低技能劳动力，表示常规的、重复的、易被替代的职工；将技术人员 (*Technology*)、研发人员 (*R & D*)、市场人员 (*Market*) 和财务人员 (*Finance*) 归为非常规高技能劳动力，表示非常规、非重复性、不易替代的职工。*AI*为企业人工智能，用 *Lnwords* 和 *Lnpatents* 表示。 $\varepsilon$ 为随机误差项，*year*、*industry*和*province*分别代表年度固定效应、行业固定效应和省份固定效应。*Controls*代表控制变量，参考施新政等 (2019a) 纳入如下控制变量：公司销售总额 (*Sale*)、资产收益率 (*ROA*)、资产负债率 (*Leverage*)、董事会规模 (*BoardSize*)、董事长与总经理是否两职合一 (*Dual*)、股权集中度 (*Top1*)、产权性质 (*SOE*) 以及员工平均薪酬 (*Wage*)。

表 7 的 Panel A 中用 *Lnwords* 衡量企业人工智能，考察了企业劳动力技能的匹配过程。列 (1) 中 *Lnwords* 的回归系数为 0.037，在 1%水平上显著，说明人工智能与企业劳动力数量显著正相关。列 (2) 中 *Lnwords* 回归系数为-0.095 显著为负，说明应用人工智能技术会降低常规低技能劳动力数量。列 (3) 中 *Lnwords* 回归系数为 0.132 显著为正，说明应用人工智能会增加非常规高技能劳动力数量。以上结果表明，人工智能促进了企业劳动力数量的提升，针对常规低技能劳动力，人工智能发挥“替代效应”；针对非常规高技能劳动力，人工智能发挥“补充效应”。列 (4) 和列 (5) 考察了人工智能与公司招聘的关系。结果显示，*Lnwords* 的回归系数分别为 0.221 和 0.135，均在 1%水平上显著，说明人工智能会提升企业对人才的需求。表 7 的 Panel B 中用 *Lnpatents* 衡量企业人工智能，结果依然稳健。假设 2 得到验证。

表 7 企业劳动力技能匹配的回归结果

Panel A: <i>Lnwords</i> 衡量人工智能					
变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	<i>Num_labor</i>	<i>Routine</i>	<i>Non_routine</i>	<i>Recruit_ad</i>	<i>AI_ad</i>
<i>Lnwords</i>	0.037***	-0.095***	0.132***	0.221***	0.135***
	(0.010)	(0.017)	(0.012)	(0.026)	(0.016)
<i>Sale</i>	0.771***	0.795***	0.710***	0.437***	0.072***
	(0.009)	(0.013)	(0.012)	(0.029)	(0.013)
<i>ROA</i>	-0.007***	-0.012***	-0.001	0.008	0.002
	(0.001)	(0.002)	(0.002)	(0.005)	(0.002)
<i>Leverage</i>	-0.229***	-0.272***	-0.239***	0.048	-0.118
	(0.054)	(0.077)	(0.069)	(0.205)	(0.076)
<i>BoardSize</i>	0.262***	0.281***	0.274***	0.013	0.001
	(0.045)	(0.066)	(0.059)	(0.143)	(0.061)
<i>Dual</i>	0.002	-0.017	0.004	0.034	0.026

	(0.018)	(0.025)	(0.024)	(0.056)	(0.026)
<i>Top1</i>	0.001*	0.003***	-0.001	-0.002	-0.001
	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.002)	(0.001)
<i>SOE</i>	0.189***	0.274***	0.103***	-0.336***	-0.053*
	(0.023)	(0.034)	(0.030)	(0.072)	(0.030)
<i>Wage</i>	-0.885***	-1.154***	-0.472***	0.068	0.107***
	(0.020)	(0.030)	(0.027)	(0.079)	(0.031)
<i>Constant</i>	0.511*	2.108***	-4.293***	-6.850***	-2.851***
	(0.308)	(0.420)	(0.371)	(1.178)	(0.444)
<i>Industry</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Year</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Province</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Observations</i>	19340	19340	19340	3519	3519
<i>Adjusted R<sup>2</sup></i>	0.811	0.703	0.653	0.379	0.201

Panel B: *Lnpatents*衡量人工智能

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	<i>Num_labor</i>	<i>Routine</i>	<i>Non_routine</i>	<i>Recruit_ad</i>	<i>AI_ad</i>
<i>Lnpatents</i>	0.142***	-0.146**	0.338***	0.450***	0.367***
	(0.032)	(0.064)	(0.037)	(0.080)	(0.069)
<i>Sale</i>	0.770***	0.794***	0.708***	0.442***	0.072***
	(0.009)	(0.013)	(0.012)	(0.029)	(0.012)
<i>ROA</i>	-0.007***	-0.012***	-0.001	0.007	0.001
	(0.001)	(0.002)	(0.002)	(0.005)	(0.002)
<i>Leverage</i>	-0.227***	-0.272***	-0.236***	0.056	-0.108
	(0.054)	(0.077)	(0.069)	(0.209)	(0.078)
<i>BoardSize</i>	0.259***	0.287***	0.265***	0.016	0.002
	(0.045)	(0.067)	(0.060)	(0.145)	(0.061)
<i>Dual</i>	0.003	-0.020	0.008	0.047	0.033
	(0.018)	(0.025)	(0.024)	(0.057)	(0.026)
<i>Top1</i>	0.001*	0.003***	-0.001	-0.002	-0.001
	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.002)	(0.001)
<i>SOE</i>	0.186***	0.281***	0.093***	-0.367***	-0.072**
	(0.023)	(0.034)	(0.030)	(0.072)	(0.030)
<i>Wage</i>	-0.885***	-1.156***	-0.470***	0.074	0.107***
	(0.020)	(0.030)	(0.027)	(0.080)	(0.031)
<i>Constant</i>	0.562*	2.122***	-4.222***	-6.895***	-2.779***
	(0.307)	(0.419)	(0.373)	(1.209)	(0.431)
<i>Industry</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Year</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Province</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Observations</i>	19340	19340	19340	3519	3519
<i>Adjusted R<sup>2</sup></i>	0.811	0.702	0.650	0.369	0.186

## 五、进一步研究

上述结论发现人工智能技术通过对常规低技能劳动力的替代效应和对非常规高技能劳动力的互补效应，为企业带来高技能人才，激发企业创新，从而提高生产效率。由于人工智能技术对于创新型人才的需求，其对生产效率的促进效应在特定类型的企业中会表现的更加明显。例如：国有企业在劳动保障机制和政府补贴方面更有优势，因此更容易获得创新型人才，人工智能的生产效率促进效应可能更加明显。拥有技术型董事会的企业对创新型人才更加重视，有可能更好地发挥人工智能的生产效率促进效应。而人工智能的替代效应在劳动密集型企业会表现得更加明显，因为此类企业从事重复性劳动的常规低技能劳动力更多，人工智能技术可以减少更多生产成本，从而促进生产效率。此外在高技术行业和要素市场发育程度较高地区，高技能的创新型人才更容易获得，也更容易通过人工智能技术促进企业的生产效率。因此本部分探讨了人工智能的生产率效应在异质的企业、行业和地区中的不同表现。另外，本文还考察了人工智能对公司价值的影响。

### （一）企业异质性分析

#### 1. 企业所有制

人工智能的生产率效应在国有企业和非国有企业之间可能存在差异。我们根据实际控制人属性，将企业划分为国有企业和非国有企业，回归结果如表 8 的 Panel A 所示。该结果显示，人工智能显著提升了国有企业的全要素生产率，但对非国有企业全要素生产率的影响不显著。正如前文所述，人力资本是人工智能的重要互补性因素，与非国有企业相比，国有企业的劳动保障机制更健全，更注重员工的培训（马双和甘犁，2014）。此外，近年来中国政府发布了《“十三五”国家科技创新规划》和《新一代人工智能发展规划》等政策来支持人工智能的发展。在微观层面，产业政策的实施通常以国有企业为抓手，国有企业在获得高素质人才、政府补贴、融资便利以及税收优惠等方面具有更大的优势（江艇等，2018，张莉等，2019）。因此，国有企业更有能力加强人工智能的互补性投资以提升人工智能的生产率效应。

#### 2. 企业劳动密集程度

本文进一步根据劳动密集度进行分组检验。在指标构建方面，企业的劳动密集度可以从员工薪酬和员工数量两个角度划分，由于本文主要探索人工智能与劳动力数量的关系，因此参考刘媛媛和刘斌（2014），以员工人数除以销售总额乘 100000 的自然对数来衡量企业劳动密集度，根据中位数将样本划分为劳动密集型样本和非劳动密集型样本。回归结果如表 8 的 Panel B 所示，该结果显示，人工智能显著提升了劳动密集型企业的生产率，而对非劳动密集型企业全要素生产率的影响不显著。正如施新政（2019b）指出，劳动密集型企业人力成本较高，员工的技能水平平均较低，总体议价能力较弱。因此，劳动密集型企业更倾向于采用人工智能技术替代常规低技能劳动力，减少生产成本，进而提高企业的生产效率。

#### 3. 企业董事的技术背景

除了研发和应用人工智能的高技能劳动力外，董事会作为公司重要的决策和管理机构在人工智能决策方面发挥的作用同样不容忽视。根据高阶理论（Upper Echelons Theory），具有技术背景的董事可能对创新型人才更加重视，并凭借其技术专长和技术经验指导企业创新项目决策，进而将人工智能引入到企业的生产过程中。另外，人工智能需要与专业的知识和技能相匹配才能更好地发挥作用。根据资源依赖理论，具有技术背景的董事可以为企业提供



更多的专业技能、知识和经验等资源禀赋，提高企业的创新效率。而且，具有技术背景的董事还可以与其他技术专家、创新企业建立关系网络，从而增强企业之间的创新协作、降低交易成本，进而有利于技术创新的顺利进行（胡元木和纪端，2017）。参考朱焱和王广（2017），本文将具有技术背景的董事定义为：①该董事具有生产、研发或设计的职业背景；②该董事具有工程师或研究员的相关技术职称。根据企业董事会中具有技术背景董事人数比例的中位数将样本划分为技术型董事会和非技术型董事会进行分组检验。回归结果如表 8 的 Panel C 所示，该结果显示，人工智能对企业生产率的影响在具有技术型董事会的样本组中更显著，这说明人工智能的生产率效应既依赖技术、知识等资源禀赋，也离不开企业相关决策的保障。

表 8 企业异质性回归结果

Panel A: 企业所有制				
变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	国有企业	非国有企业	国有企业	非国有企业
	<i>TFP</i>	<i>TFP</i>	<i>TFP</i>	<i>TFP</i>
<i>Lnwords</i>	0.095*** (0.021)	0.012 (0.011)		
<i>Lnpatents</i>			0.095* (0.055)	0.034 (0.032)
<i>Constant</i>	4.784*** (0.482)	5.614*** (0.433)	4.889*** (0.489)	5.627*** (0.434)
<i>Controls</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Industry</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Year</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Province</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Observations</i>	8281	11059	8281	11059
<i>Adjusted R<sup>2</sup></i>	0.441	0.358	0.437	0.357
Panel B: 企业劳动密集程度				
变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	劳动密集型 企业	非劳动密集 型企业	劳动密集型 企业	非劳动密集 型企业
	<i>TFP</i>	<i>TFP</i>	<i>TFP</i>	<i>TFP</i>
<i>Lnwords</i>	0.028*** (0.008)	0.013 (0.011)		
<i>Lnpatents</i>			0.057** (0.025)	-0.012 (0.031)
<i>Constant</i>	7.768*** (0.267)	8.572*** (0.331)	7.799*** (0.268)	8.564*** (0.333)
<i>Controls</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Industry</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Year</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Province</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Observations</i>	9670	9670	9670	9670

<i>Adjusted R<sup>2</sup></i>	0.579	0.467	0.579	0.467
Panel C: 董事技术背景				
变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	技术型董事会	非技术型董事会	技术型董事会	非技术型董事会
	<i>TFP</i>	<i>TFP</i>	<i>TFP</i>	<i>TFP</i>
<i>Lnwords</i>	0.037*** (0.011)	0.027* (0.016)		
<i>Lnpatents</i>			0.080** (0.038)	0.021 (0.043)
<i>Constant</i>	5.185*** (0.393)	5.159*** (0.428)	5.267*** (0.398)	5.156*** (0.431)
<i>Controls</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Industry</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Year</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Province</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Observations</i>	9569	9771	9569	9771
<i>Adjusted R<sup>2</sup></i>	0.450	0.371	0.449	0.371

## (二) 行业异质性分析

不同行业中，人工智能的生产率效应也可能存在差异。高技术行业中，技术创新是其核心竞争力。政府的财税激励政策和税收优惠政策也对高技术行业的研发创新和产业增长产生了积极影响（张同斌和高铁梅，2012）。与低技术行业相比，高技术行业往往具备更多的高技能劳动力、更先进的技术和知识以及更快的研发速度。因此，在高技术行业中，企业更有能力引进人工智能技术，将该技术应用于生产过程中，这为发挥人工智能的生产率效应提供了良好的基础。为了区分行业的异质性影响，本文参考国家统计局发布的《高技术产业（制造业）分类（2017）》和《高技术产业（服务业）分类（2018）》，将行业划分为高技术行业与低技术行业。分组回归的结果如表 9 显示，人工智能的生产率效应主要集中在高技术行业中。这表明，人力资本、技术和知识在人工智能的生产率效应中发挥着重要作用。

表 9 行业异质性回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	高技术行业	低技术行业	高技术行业	低技术行业
	<i>TFP</i>	<i>TFP</i>	<i>TFP</i>	<i>TFP</i>
<i>Lnwords</i>	0.044*** (0.014)	0.023 (0.014)		
<i>Lnpatents</i>			0.088** (0.040)	0.008 (0.041)
<i>Constant</i>	5.468*** (0.488)	4.834*** (0.360)	5.622*** (0.498)	4.832*** (0.362)
<i>Controls</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Industry</i>	Yes	Yes	Yes	Yes

<i>Year</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Province</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Observations</i>	5204	14136	5204	14136
<i>Adjusted R<sup>2</sup></i>	0.436	0.393	0.434	0.393

### (三) 地区异质性分析

中国各地区的要素市场发育程度和政策支持力度具有较大差异,不同地区的经济基础和资源禀赋也不同,这很可能导致部分地区的企业在资金、人力资本、技术创新等方面的投资不足,最终影响人工智能的生产率效应。对此,本文从要素市场发育程度和政策支持力度两个方面进行分组检验。具体而言,本文依据王小鲁、樊纲和胡李鹏发布的《中国分省份市场化指数报告(2018)》中公布的要素市场的发育程度指数排序,将样本划分为要素市场发育程度高的地区和要素市场发育程度低的地区两组<sup>⑨</sup>。其中,要素市场的发育程度从当地金融业的商业化、人力资源供应条件和技术成果市场化三个方面考量。要素市场的发育程度越高,说明企业能够更灵活地调整资金,更容易地招聘高技能劳动力,更有动力进行技术研发。这三个方面均对人工智能的生产率效应发挥着重要作用。另外,为了衡量不同地区的政府对人工智能的支持力度,我们通过收集各省政府工作报告,通过考察人工智能是否写入政府工作报告来衡量地方政府对人工智能的政策支持力度<sup>⑩</sup>。表 10 为分组后的回归结果。

表 10 地区异质性回归结果

Panel A: 地区要素市场发展程度分组结果				
变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	要素市场发育程度高的地区	要素市场发育程度低的地区	要素市场发育程度高的地区	要素市场发育程度低的地区
	<i>TFP</i>	<i>TFP</i>	<i>TFP</i>	<i>TFP</i>
<i>Lnwords</i>	0.051*** (0.013)	0.016 (0.015)		
<i>Lnpatents</i>			0.095* (0.051)	0.078 (0.056)
<i>Constant</i>	5.021*** (0.475)	5.572*** (0.405)	5.091*** (0.482)	5.596*** (0.406)
<i>Controls</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Industry</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Year</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Province</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Observations</i>	8261	10360	8261	10360
<i>Adjusted R<sup>2</sup></i>	0.421	0.402	0.419	0.402
Panel B: 政府支持力度分组结果				
变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	政策支持力度大的地区	政策支持力度小的地区	政策支持力度大的地区	政策支持力度小的地区
	<i>TFP</i>	<i>TFP</i>	<i>TFP</i>	<i>TFP</i>

<i>Lnwords</i>	0.025*	-0.012		
	(0.015)	(0.015)		
<i>Lnpatents</i>			0.075*	0.009
			(0.043)	(0.050)
<i>Constant</i>	6.197***	5.416***	6.269***	5.431***
	(0.454)	(0.495)	(0.456)	(0.493)
<i>Controls</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Industry</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Year</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Province</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Observations</i>	2199	1942	2199	1942
<i>Adjusted R<sup>2</sup></i>	0.425	0.420	0.424	0.420

表 10 的 Panel A 显示，相比要素市场发育程度较低的地区，要素市场发育程度较高的地区中人工智能的生产率效应更显著。表 10 的 Panel B 显示，在政府支持力度小的地区，人工智能对企业的全要素生产率没有显著影响，而在政府支持力度大的地区，人工智能显著促进了企业的全要素生产率。以上结果表明，人工智能与资金、人力资本等因素相匹配能够发挥更显著的作用。另外，在目前阶段人工智能的生产率效应离不开政府相关政策的扶持，政府应在资金和人才方面提供更多的优惠政策以帮助企业提高互补性投资，进而促进人工智能的稳步发展。

#### （四）人工智能与公司价值

前文探究了人工智能的生产率效应以及企业劳动力技能的匹配过程。与此相关的另一个重要问题是，人工智能是否能够有效提升公司价值？对这一问题进行研究有助于更全面地评估人工智能的经济效应。下面，我们构建模型（4）来考察人工智能对公司价值的影响：

$$Tobinq_{i,t} = \alpha + \beta AI_{i,t} + \gamma Controls_{i,t} + year + industry + province + \varepsilon_{i,t} \quad (4)$$

其中 *Tobinq* 表示公司价值，计算方法为企业股权市值与负债面值的和除以总资产。*AI* 为企业人工智能，用 *Lnwords* 表示。控制变量 *Controls* 包括企业规模（*Size*）、资产负债率（*Leverage*）、经营活动现金流量净额除以营业总收入的对数（*Cashflow*）、董事会规模（*BoardSize*）、董事长与总经理是否两职合一（*Dual*）、股权集中度（*Top1*）、公司年龄（*Age*）、产权性质（*SOE*）、企业成长性（*Growth*）。另外，该模型还控制了年度固定效应 *year*、行业固定效应 *industry* 和省份固定效应 *province*。表 11 的 Panel A 报告了该模型的回归结果，人工智能显著提高了公司的市场价值。为了保证该研究结论的稳健性，本文进一步运用 PSM、替代指标和工具变量法进行稳健性测试。PSM 中以模型（3）的控制变量为匹配标准，使用 1:1 有放回的最邻近匹配方法进行匹配。平衡性检验结果显示，匹配后所有协变量的标准化偏差均小于 5%，且大多数协变量检验的结果不拒绝处理组和控制组的系数无显著差异的原假设。对匹配后样本的检验结果如表 11 的 Panel B 所示。替代指标检验中，以人工智能专利数量 *Lnpatents* 作为解释变量重新回归，结果如表 11 的 Panel C 所示。在工具变量回归中，运用 2009 年《中国城市竞争力报告》中城市的出行设施指数（*Travel*）作为工具变量，采用 2SLS 进行检验，回归结果如表 11 的 Panel D 所示。以上稳健性检验表明，人工智能提高公司价值的研究结论依然保持稳健。

表 11 人工智能与公司价值

	Panel A: 人工智能与 公司价值回归结果	Panel B: 人工智能与公司 价值 PSM 回归结果	Panel C: 人工智能与公司 价值替代指标检验结果
变量	(1)	(2)	(3)
	<i>Tobinq</i>	<i>Tobinq</i>	<i>Tobinq</i>
<i>Lnwords</i>	0.093 <sup>***</sup> (0.020)	0.101 <sup>***</sup> (0.024)	
<i>Lnpatents</i>			0.255 <sup>***</sup> (0.066)
<i>Constant</i>	12.101 <sup>***</sup> (0.523)	11.982 <sup>***</sup> (0.738)	12.214 <sup>***</sup> (0.524)
<i>Controls</i>	Yes	Yes	Yes
<i>Industry</i>	Yes	Yes	Yes
<i>Year</i>	Yes	Yes	Yes
<i>Province</i>	Yes	Yes	Yes
<i>Observations</i>	14692	5375	14692
<i>Adjusted R<sup>2</sup></i>	0.381	0.396	0.380

Panel D: 人工智能与公司价值工具变量回归结果

变量	第一阶段	第二阶段
	<i>Lnwords</i>	<i>Tobinq</i>
<i>Travel</i>	0.846 <sup>***</sup> (0.135)	
<i>Lnwords</i>		0.500 <sup>**</sup> (0.231)
<i>Constant</i>	-1.201 <sup>***</sup> (0.261)	10.978 <sup>***</sup> (0.412)
<i>Controls</i>	Yes	Yes
<i>Industry</i>	Yes	Yes
<i>Year</i>	Yes	Yes
<i>Province</i>	Yes	Yes
<i>Observations</i>	7896	7896
第一阶段 F 统计量 (P 值)	41.98	
Anderson Canon. LM (P 值)	42.38 (0.000)	
Cragg-Donald Wald F	41.98	
Stock-Yogo weak ID test Critical Values: 10% maximal IV	16.38	

## 六、研究结论与政策启示

党的十九大报告指出，推动经济发展质量变革、效率变革、动力变革，提高全要素生产率。作为新一轮科技革命和产业变革的重要驱动力量，人工智能在提高企业生产率、推动经

经济增长方面具有重大潜力。本文收集了 2007-2018 年中国沪深 A 股上市公司年报和专利文本信息，采用机器学习的方法构建了企业层面的人工智能指标，研究了人工智能对企业生产率的影响以及劳动力技能的匹配过程。研究结论表明，人工智能显著提升了中国上市公司的生产率。经过倾向得分匹配（PSM）、工具变量、《中国制造 2025》规划作为外生政策冲击以及替代指标检验后，该结论依然稳健。为了发挥人工智能的生产率效应，企业会提高劳动力总数，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，并提升对人才的需求。异质性研究表明：在企业层面，人工智能的生产率效应在国有企业、劳动密集型企业以及具有技术型董事会的企业中更加明显。在行业层面，人工智能的生产率效应主要集中在高技术行业中。在地区层面，较高的要素市场发育程度以及较大的政府支持力度均有利于人工智能的生产率效应。以上研究结论验证了人力资本、资金等互补性因素的重要性，而且人工智能的生产率效应离不开企业相关决策的保障和政府政策的扶持。最后，本文发现人工智能有助于提高公司价值。

为了更好地推动人工智能的生产率效应，实现我国数字经济的健康发展，本文提出以下政策建议。（1）企业层面：在中国经济高质量发展之际，企业应当顺应发展潮流，引入人工智能技术以实现人工智能与实体经济的深度融合。同时，企业还要加强创新型劳动力资本的投入，以便更好地实现技术和技能的匹配，充分发挥人工智能的生产率效应。（2）政府层面：政府不仅要在大数据、人工智能等领域的技术研发方面提供扶持，还要完善人工智能人才的培养体制，例如，在高校中增设大数据分析、机器学习、数据挖掘等前沿课程，并鼓励人工智能与管理学、经济学、医学等交叉学科的学习，建立人工智能人才培养和实践基地以更快的速度弥补中国人工智能的人才缺口。此外，尽管人工智能可能不会造成大规模失业，但是人工智能仍对低技能劳动力存在显著的“替代效应”。因此，政府应当继续完善失业保障制度，逐步降低人工智能替代效应的负面影响，保障低技能劳动力的基本生活，并通过教育培训的方式提供再就业的机会。最后，政府应进一步加强公共就业服务体制的建设，使得就业信息能够在劳动力市场上灵活流动，进而帮助企业更快地实现劳动力技能的匹配。

未来的研究还可以从以下几个方面进行拓展：首先，本文基于劳动力数量和招聘广告数量，研究了人工智能背景下企业劳动力技能的匹配过程，未来的研究中还可以从劳动力的学历、年龄、性别等个体特征以及劳动力薪酬结构等方面展开研究。其次，未来可以划分具体行业，研究人工智能对银行、资产管理、证券业、保险业等具体行业的影响。最后，在未来的研究中还可以从微观企业层面探究人工智能与管理实践、组织变革等其他互补性因素的关系，进一步拓展微观企业层面人工智能与经济学交叉学科的研究。

## 注释

①参见工业和信息化部科技司于 2020 年 2 月发布的《充分发挥人工智能赋能效用，协力抗击新型冠状病毒感染的肺炎疫情倡议书》，网址：<http://www.miit.gov.cn/n1146290/n1146402/n1146440/c7664158/content.html>。

②《中国新一代人工智能发展报告 2019》，网址：[http://www.pujiangforum.cn/cn/news\\_show.aspx?channel\\_id=18&cateid=319&id=215](http://www.pujiangforum.cn/cn/news_show.aspx?channel_id=18&cateid=319&id=215)。

③《中国人工智能 ABC 人才发展报告》网址：<http://www.199it.com/archives/828986.html>。

④例如，在 2020 年新型冠状病毒疫情期间，中国人工智能企业第四范式研发了基于人

工智能的精准防控、疫情推演及病毒溯源方案，辅助政府等有关部门做出疫情防控决策，网址：<https://baijiahao.baidu.com/s?id=1664998439033416734&wfr=spider&for=pc>。

⑤在信息技术与生产效率的关系方面，尽管“生产率悖论”假说认为信息技术对企业生产率的影响甚微（Solow，1987），但是近年来的多数研究均表明传统信息技术有助于生产率的提高（Graetz and Michaels，2018；黄群慧等，2019；叶康涛和孙苇杭，2019）。

⑥本文收集的招聘广告数据的时间范围为2017-2018年。

⑦基于Word2vec技术构建人工智能词典的过程以及具体的人工智能词典参见附录。

⑧为了更好地阐述清楚主要实证结果，我们没有在论文的表3和表4讨论人工智能专利的回归结果。我们参照表3和表4，一方面根据企业有无人工智能专利将样本划分为实验组和对照组，以模型（1）中的控制变量作为匹配的标准，使用1:1有放回的最邻近匹配方法进行匹配，对匹配后样本进行检验。另一方面采用城市出行设施指数（Travel）作为工具变量，采用2SLS方法重新检验，研究结论依然保持稳健。有兴趣的读者可以联系作者获取这部分的实证结果。

⑨《中国分省份市场化指数报告（2018）》提供了2008-2016年要素市场发育程度排序数据。由于各地区不同年度指数排序变化较小，所以本文使用2016年的数据代表2017-2018年的情况，根据地区要素市场发展程度分组检验的时间范围为2008-2018年。

⑩由于“人工智能”于2017年首次写入全国政府工作报告，所以在此我们仅考察2017-2018年两年的数据样本。

#### 参考文献

（1）曹静、周亚林：《人工智能对经济的影响研究进展》，《经济学动态》，2018年第1期。

（2）陈彦斌、林晨、陈小亮：《人工智能、老龄化与经济增长》，《经济研究》，2019年第7期。

（3）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》，《管理世界》，2019年第7期。

（4）何小钢、梁权熙、王善骞：《信息技术、劳动力结构与企业生产率——破解“信息技术生产率悖论”之谜》，《管理世界》，2019年第9期。

（5）胡元木、纪端：《董事技术专长、创新效率与企业绩效》，《南开管理评论》，2017年第3期。

（6）黄群慧、余泳泽、张松林：《互联网发展与制造业生产率提升：内在机制与中国经验》，《中国工业经济》，2019年第8期。

（7）江艇、孙鲲鹏、聂辉华：《城市级别、全要素生产率和资源错配》，《管理世界》，2018年第3期。

（8）林晨、陈小亮、陈伟泽、陈彦斌：《人工智能、经济增长与居民消费改善：资本结构优化的视角》，《中国工业经济》，2020年第2期。

（9）刘媛媛、刘斌：《劳动保护、成本粘性与企业应对》，《经济研究》，2014年第5期。

（10）鲁晓东、连玉君：《中国工业企业全要素生产率估计：1999—2007》，《经济学（季刊）》，2012年第2期。

（11）马双、甘犁：《最低工资对企业在职培训的影响分析》，《经济学（季刊）》，2014年第1期。

（12）宁光杰、林子亮：《信息技术应用、企业组织变革与劳动力技能需求变化》，《经济研究》，2014年第8期。

（13）潘健平、潘越、马奕涵：《以“合”为贵？合作文化与企业创新》，《金融研究》，2019年第1期。

(14) 施新政、赵烁、陆瑶、刘心悦：《兼并收购与劳动力技术升级》，2019a 年清华大学工作论文。

(15) 施新政、高文静、陆瑶、李蒙蒙：《资本市场配置效率与劳动收入份额——来自股权分置改革的证据》，《经济研究》，2019b 年第 12 期。

(16) 王小鲁、樊纲、胡李鹏：《中国分省份市场化指数报告（2018）》，社会科学文献出版社，2019 年。

(17) 王靖一、黄益平：《金融科技媒体情绪的刻画与对网贷市场的影响》，《经济学（季刊）》，2018 年第 4 期。

(18) 王林辉、胡晟明、董直庆：《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》，2020 年第 4 期。

(19) 肖文、薛天航：《劳动力成本上升、融资约束与企业全要素生产率变动》，《世界经济》，2019 年第 1 期。

(20) 徐鹏、徐向艺：《人工智能时代企业管理变革的逻辑与分析框架》，《管理世界》，2020 年第 1 期。

(21) 叶康涛、孙苇杭：《会计软件采用与企业生产率——来自非上市公司的证据》，《会计研究》，2019 年第 1 期。

(22) 赵健宇、陆正飞：《养老保险缴费比例会影响企业生产效率吗？》，《经济研究》，2018 年第 10 期。

(23) 张莉、朱光顺、李世刚、李夏洋：《市场环境、重点产业政策与企业生产率差异》，《管理世界》，2019 年第 3 期。

(24) 张同斌、高铁梅：《财税政策激励、高新技术产业发展与产业结构调整》，《经济研究》，2012 年第 5 期。

(25) 朱焱、王广：《技术型高管权力与非技术型高管权力对企业绩效的影响——来自中国 A 股上市高新技术企业的实证检验》，《会计研究》，2017 年第 12 期。

(26) Acemoglu, D. and Restrepo, P., 2018, “Artificial intelligence, automation and work”, NBER Working Paper, No.w24196.

(27) Aghion, P., Jones, B. F. and Jones, C. I., 2017, “Artificial Intelligence and Economic Growth”, NBER Working Paper, No. w23928.

(28) Alekseeva, L., Azar, J., Gine, M., Samila, S. and Taska, B., 2020, “The Demand for AI Skills in the Labor Market”, CEPR Discussion Paper, No. DP14320.

(29) Bresnahan, T. F., Brynjolfsson, E. and Hitt, L. M., 2002, Information Technology, Workplace Organization, and the Demand for Skilled Labor: Firm-Level Evidence, *Quarterly Journal of Economics*, vol.117(1), pp. 339~376.

(30) Chen, W. and Srinivasan, S., 2020, “Going Digital: Implications for Firm Value and Performance”, Harvard Business School Working Paper.

(31) Edwards, J. S., Duan, Y. and Robins, P. C., 2000, “An Analysis of Expert Systems for Business Decision Making at Different Levels and in Different Roles”, *European Journal of Information Systems*, vol.9(1), pp. 36~46.

(32) Graetz, G. and Michaels, G., 2018, “Robots At Work”, *Review of Economics and Statistics*, vol.100(5), pp.753~768.

(33) Li, K., Mai, F., Shen, R. and Yan, X., 2020, “Measuring Corporate Culture Using Machine Learning”, *Review of Financial Studies*, Forthcoming.

(34) Mikolov, T., Sutskever, I., Chen, K., Corrado, G. S. and Dean, J., 2013, “Distributed Representations of Words and Phrases and Their Compositionality”, In *Advances in Neural*



*Information Processing Systems* 26 (NIPS2013), pp. 3111~3119.

(35) Olley, G. S. and Pakes, A., 1996, "The Dynamics of Productivity in the Telecommunications Equipment Industry", *Econometrica*, vol.64(6), pp.1263-1297.

(36) Simon, H. A., 1955, "A Behavioral Model of Rational Choice", *Quarterly Journal of Economics*, vol. 69(1), pp. 99~118.

(37) Solow, R. M., 1987, *We'd Better Watch Out*, New York Times Book Review, 36 (Dec, 01).

(38) Tambe, P., Hitt, L. M., Rock, D. and Brynjolfsson, E., 2019, "IT, AI and the Growth of Intangible Capital", SSRN Working Paper, No.3416289.

## 附录一：上市公司年报及专利摘要披露的人工智能信息示例

在移动互联网、**生物识别**、大数据和**人工智能**技术应用方面，打造了全新的业务流程和风控模式，具体有三个层面：一是远程身份识别，通过**人脸识别**、**声纹识别**、公安联网核查、银联鉴权等手段，在线核实客户身份；二是以人行征信数据为基础，通过与银联、公积金中心、工商、税务、移动运营商、第三方平台等开展合作，运用**人工智能**技术对数据进行整合分析，对客户进行 360 度画像，建立基于多维度实时数据的信用评估能力、反欺诈能力和风险预警能力；三是将移动端应用与远程集中运营相结合，在提高业务运营效率的同时有效控制风险。如小企业数字金融（KYB）是本行积极响应国家“支持普惠金融，解决中小企业融资难、融资贵问题”的号召，应用上述创新技

附录图 1 平安银行 2018 年年报中披露的人工智能信息

### (57)摘要

本发明公开基于**人工智能**的电视屏及屏组件诊断系统及方法，该系统包括通信连接的电视信号转换模块、图像信号传输模块、数据采集模块、图像分析模块和消息推送模块，该方法包括将电视屏幕的模拟信号量转换成数字图像信号；将转换后数字图像数据通过网络上传到云端；借助**人工智能**、大数据**图像识别**算法判定持续有问题的图像；将持续有问题的图像对应的用户通过消息通道推送给售后服务部门，从而进行回访确认，本发明利用**人工智能**的方法，可实现远程服务器自动检测电视屏及屏组件有无损坏，从而可以准确且提前告知售后服务人员该用户的电视屏及屏组件出现故障，不仅提升了维修效率，而且让用户体验了电视维修的智能化服务，从而提升了用户的体验感。

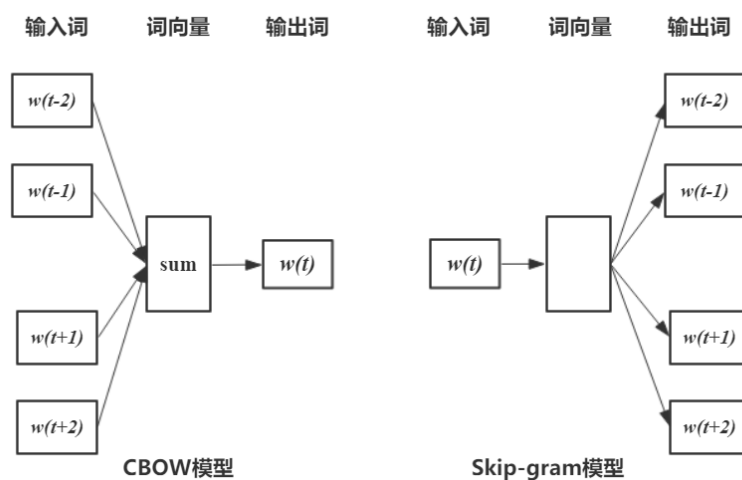
附录图 2 四川长虹 2016 年某专利摘要中披露的人工智能信息

## 附录二：基于 Word2vec 技术构建人工智能词典

### 1. Word2vec 技术介绍

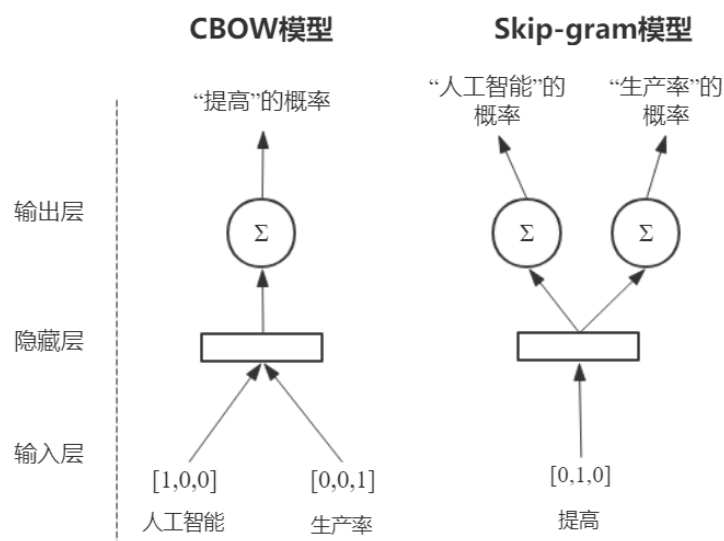
词嵌入 (Word Embedding) 是指将维数为所有词的数量的高维空间嵌入到低维连续向量空间的技术。通过词嵌入技术, 可以将词语映射成低维连续向量空间中的向量, 通过向量之间的距离和位置来表示文档中词语的上下文、语法和语义的相似性以及与其他词语的关系。Word2vec 是常用的词嵌入技术, 可以通过训练使神经网络捕捉到更多词语之间的上下文信息, 从而将每个词语映射成更低维度、稠密且包含更多语义信息的向量 (Mikolov et al., 2013)。Word2vec 技术包括 CBOW (Continuous Bag-of Words Model) 模型和 Skip-gram (Continuous Skip-gram Model) 模型两种训练方法。

CBOW 模型认为每个词语都是由相邻的词语决定的, 其中中心思想为给定某个词语的上下文, 通过训练好的模型预测出这个词语的生成概率。而 Skip-gram 模型恰好相反, Skip-gram 模型认为每个词语决定了相邻的词语, 其中中心思想为给定某个词, 通过训练好的模型预测出该词上下文中各个词的生成概率, 如附录图 3 所示。



附录图 3 CBOW 模型与 Skip-gram 模型介绍

简化流程, 以便理解, 假设给定训练数据为“人工智能提高生产率”。首先采用独热 (One-hot) 编码得到大小为 3 的语料库以及与语料库中的词一一对应的 3 个 3 维词向量, 分别为: 人工智能=[1,0,0]; 提高=[0,1,0]; 生产率=[0,0,1]。当采用 CBOW 模型进行训练时, 3 维词向量 [1,0,0] 和 [0,0,1] 作为模型的输入, 经过中间层降低维度, 然后经过输出层输出 1 个同样是 3 维的向量, 包含了 1 个概率, 该概率代表着当前词与输入词一同出现在采样窗口的概率大小。当采用 Skip-gram 模型进行训练时, 3 维词向量 [0,1,0] 作为模型的输入, 经过隐藏层降低维度, 然后经过输出层输出 2 个同样是 3 维的向量, 包含了 2 个概率, 每一个概率代表着当前词与输入词一同出现在采样窗口的概率大小, 如附录图 4 所示。



附录图 4 CBOW 模型与 Skip-gram 模型示例

## 2. 训练 Word2vec 模型

我们采用 Python 中的 `gensim` 工具包来训练 Word2vec 模型，具体参数设定如下：① `window size=5`：该参数用来确定上下文窗口的最大值，默认值为 5，即 Word2vec 模型可以截取中心词左侧 5 个词语和右侧 5 个词语。② `size=300`：该参数用于指定词语向量的维数，当 Size 越大且有足够的训练集时，模型的训练效果越高，该值一般在几十至几百之间。参照 Li et al. (2020) 我们将 Size 设定为 300。③ `iter=5`：该参数用于设定迭代次数，默认值为 5。④ `min_count=5`：该参数设定对字典做截断的阈值，我们将该参数设定为 5，即忽略在语料库中出现次数少于 5 次的词语。⑤ `hs=1`：该参数选择学习算法，我们将该参数设定为 1，即选择 Hierarchical Softmax 方法。⑥ `sg=1`：对 Word2vec 两个模型的选择。如果是 0，为 CBOW 模型，是 1 则是 Skip-gram 模型。我们选择 `sg=1`，即 Skip-gram 模型。

## 3. 构建词典

①以 Chen and Srinivasan (2020) 提供的人工智能相关词语的中文翻译版为基础，并参考平安证券发布的《科创板系列——AI 产业链全景图》、中商产业研究院编制的《2019 年中国人工智能行业市场前景研究报告》、深圳前瞻产业研究院发布的《2019 年人工智能行业现状与发展趋势报告》等业界研究报告以及世界知识产权组织 (World Intellectual Property Organization, WIPO) 提供的人工智能词表，人工选取了 52 个词语作为种子词 (Seed Words)。②参考 Li et al. (2020)，使用 Word2vec (Mikolov et al., 2013) 技术，采用 Skip-gram 模型将种子词嵌入到向量空间当中，然后使用相同的方法对年报和专利文本材料中的词语进行处理，在同一向量空间中比较并获取与种子词语义相似的词语。根据种子词与输出词语之间的余弦相似度，同潘健平等 (2019)、王靖一和黄益平 (2018) 的做法，针对每个种子词筛选出 10 个与该种子词语义程度最相近的词语。然后，将重复词语、与人工智能不相关的词语以及词频过低的词语剔除，最终共获得 70 个词语作为本文的人工智能词典，具体词典如附录表 1 所示。值得说明的是，在统计“支持向量机 (SVM)”词频时，词频等于该词语中英文词频的加总。另外，由于卷积神经网络 (CNN) 等词语的英文缩写在年报中具有歧义，例如 CNN

也可能表示美国有线电视新闻网（www.cnn.com），所以本文词典未纳入引起混淆的英文缩写。最后，“神经网络”和“卷积神经网络”在统计个数时并不会重复统计，因为统计的过程是在对文档的分词之后，并不是直接对原始文档进行统计，而分词后，“神经网络”和“卷积神经网络”会分为两个独立的词语，分别统计个数。

附录表 1 人工智能词典

人工智能	AI 产品	AI 芯片	机器翻译	机器学习
计算机视觉	人机交互	深度学习	神经网络	生物识别
图像识别	数据挖掘	特征识别	语音合成	语音识别
知识图谱	智慧银行	智能保险	人机协同	智能监管
智能教育	智能客服	智能零售	智能农业	智能投顾
增强现实	虚拟现实	智能医疗	智能音箱	智能语音
智能政务	自动驾驶	智能运输	卷积神经网络	声纹识别
特征提取	无人驾驶	智能家居	问答系统	人脸识别
商业智能	智慧金融	循环神经网络	强化学习	智能体
智能养老	大数据营销	大数据风控	大数据分析	大数据处理
支持向量机 (SVM)	长短期记忆 (LSTM)	机器人流程自动 化 (RPA)	自然语言处理 (NLP)	分布式计算 (Hadoop)
知识表示	智能芯片	物联网	云计算	智能传感器
模式识别	边缘计算	可穿戴产品	智能计算	智能搜索
人机对话	深度神经网络	增强智能	语音交互	智能环保