

人工智能应用与企业就业吸纳

——来自中国上市公司年报文本分析的证据

彭树宏

(江西财经大学财税与公共管理学院,江西 南昌 330013)



内容提要:新一代人工智能技术的广泛应用引发了人们对技术性失业的普遍担忧。但由于数据所限,现有人工智能对就业影响的实证研究多在宏观层面展开,缺乏微观作用机制和发生条件的实证检验。本文基于中国上市公司年报文本数据构建企业层面的人工智能应用程度的测度指标,考察人工智能应用对企业就业吸纳(下文中有些简称企业就业)的影响效应和多重影响机制。研究发现:人工智能应用会显著提升企业就业水平,该结论在各种稳健性检验中均成立;人工智能应用主要通过提升企业生产率和竞争力,进而扩大企业生产规模来促进企业就业;只有当产品需求价格弹性较大、人工智能技术能力较强且与企业应用场景契合度较高时,人工智能应用的就业促进效应才会出现;人工智能应用对企业就业的促进效应在大规模企业、出口企业、国有企业、劳动力密集型行业企业、高市场集中度行业企业中更为显著;人工智能应用的就业效应存在溢出现象,人工智能应用会促进本地区人工智能生产企业的就业,同时减少同行业中未应用人工智能企业的就业。本文研究结论能为政府制定人工智能相关产业政策提供有益启示,使人工智能时代的教育政策、反垄断政策和出口贸易政策得到优化。

关键词:人工智能 就业 文本分析 规模效应 溢出效应

中图分类号:F24 **文献标志码:**A **文章编号:**1002—5766(2024)08—0042—23

一、引言

技术进步对就业的影响是人们长久以来所关注的问题。第一次工业革命时期,著名的卢德运动集中反映了人们对机器替代工人的恐惧。凯恩斯在1930年预言人类在一百年后会面临技术性失业问题(Keynes, 1930)^[1],里昂锡夫在1952年也预测会有越来越多的工人被机器所替代,劳动力将变得越来越不重要(Leontief, 1952)^[2]。但从历史来看,技术进步并没有导致大面积失业,相反,人类经济活动的规模和就业岗位数量却随技术进步而不断扩大和增加(Alexopoulos 和 Cohen, 2016^[3]; Bessen, 2019^[4])。近年来,新一代人工智能技术已成为第四次工业革命的核心驱动力,机器人、图像识别、自然语言处理等人工智能技术在工作场所得得到广泛应用,再次引发人们对技术性失业的普遍担忧(Frey 和 Osborne, 2017)^[5]。2017年出台的《新一代人工智能发展规划》明确提出,要建立人工智能安全监管和评估体系,增强风险意识,重视风险评估和防控,近期重点关注对就业的影响,确保把人工智能发展规制在安全可控范围内。与历次工业革命中的其他通用目的技术不同的是,人工智能天然的目的就是对人类劳动的全面替代(蔡昉, 2024)^[6]。除了常规的操作型体力劳动外,越来越多的认知型脑力劳动也逐渐被人工智能所替代,近年爆火的 ChatGPT 和 Sora 便是例

收稿日期:2023-07-04

作者简介:彭树宏,男,副教授,硕士生导师,经济学博士,研究领域为人工智能与劳动力市场,电子邮箱:pshxyz@qq.com。

证。随着人工智能技术的进一步发展,几乎所有领域的人类劳动都存在被人工智能替代的可能(Korinek 和 Stiglitz, 2019)^[7]。这一次,真的是“狼来了吗”?人工智能应用会如何影响就业已成为当下广受关注并亟待研究的热点问题。

近年已有大量文献对此展开研究。理论方面的研究主要是在“任务”模型的框架下,从微观层面考察人工智能对企业劳动力需求的影响机制(Autor 等, 2003^[8]; Acemoglu 和 Autor, 2011^[9]; Acemoglu 和 Restrepo, 2018^[10]);实证方面的研究多数是利用国际机器人联合会(IFR)提供的工业机器人数据,在行业层面或通过 Bartik 方法转换到地区层面展开研究,主要考察工业机器人对就业总量的影响效应(Acemoglu 和 Restrepo, 2020^[11]; Dauth 等, 2021^[12]; Mann 和 Püttmann, 2023^[13]; 闫雪凌, 2020^[14]; 孔高文等, 2020^[15]; 韩民春等, 2020^[16])。宏观层面的实证研究无法考察人工智能应用对就业的影响机制,企业是雇佣决策的主体,只有企业层面的实证研究才能真正揭示相应的微观机制。虽然现有理论模型阐明了人工智能主要通过替代效应的负向作用机制,以及生产率效应和新任务创造效应的正向作用机制而影响企业劳动力需求,但仍缺乏相应的实证研究来检验不同机制的作用大小,也无法回答什么情形下企业应用人工智能更能促进就业的问题。

企业层面的实证研究相对滞后,主要原因是缺少企业层面人工智能应用的指标数据^①。相关研究不得不采取各种替代的间接办法来测度企业层面的人工智能应用强度,包括采用企业抽样调查数据(Acemoglu 等, 2024^[19]; 陈良源等, 2023^[20])、海关贸易数据中的企业进口机器人数据(Aghion 等, 2021^[21]; 李磊等, 2021^[22])、在线招聘数据(Acemoglu 等, 2022^[23]; Braxton 和 Taska, 2023^[24])、企业人工智能专利数据(王泽宇, 2020)^[25],以及借鉴 Bartik 方法将国际机器人联合会(IFR)的行业层面的数据分解到企业层面(王永钦和董雯, 2020^[26]; 宋旭光和左马华青, 2022^[27])等。但这些方法要么本身存在缺陷,要么在中国应用时面临数据开发程度不够的困境^②。企业层面的实证研究需要更好的人工智能应用程度的测度方法。人工智能应用程度测度方法的不同带来了研究结论的不一致,现有研究中既有企业应用人工智能增加就业的结论(Aghion 等, 2021^[21]; 李磊等, 2021^[22]),也有企业应用人工智能减少就业的结论(Acemoglu 等, 2022^[23]; 王永钦和董雯, 2020^[26]),还有企业层面的人工智能应用对就业总体上没有显著影响的结论(Acemoglu 等, 2024)^[19]。除此之外,当前企业层面实证研究还缺乏对人工智能应用促进企业就业的作用机制和发生条件的实证检验,以及对异质性和行业溢出效应的深入考察。

与现有研究相比,本文的边际贡献在于:(1)基于公开的上市公司年报文本数据,采用文本分析法构建了微观层面的企业人工智能应用指标,为在微观企业层面开展相关研究提供了基础测度;(2)采用多重机制分析方法深入考察了人工智能应用促进企业就业的作用机制和发生条件,并基于中国数据进行了实证,深化了人们对技术性失业问题的认识;(3)考察了异质性和行业溢出效应,丰富了研究结论,补充了现有研究文献,能为政府制定相关人工智能产业政策和就业政策提供有益参考。

二、研究假设

1. 人工智能应用会提升企业就业水平吗?

现有文献通常认为人工智能应用通过三种途径影响企业就业:替代效应、生产率效应和创造

^① 不少国外学者已注意到此问题, Mitchell 和 Brynjolfsson(2017)^[17]警告人工智能应用数据的缺乏可能会带来政策误判的灾难性后果。Raj 和 Seamans(2019)^[18]指出,当前人们对人工智能应用带来的社会经济效应缺乏认识,正是源于企业人工智能应用数据的缺乏,进而呼吁开展企业层面的数据基础设施建设工作。

^② 如国内相关企业调查的范围有限且未公开,在线招聘数据缺少专业整理,进口机器人数据只能适用 2013 年之前的早期样本分析,企业人工智能专利实际上代表的是企业人工智能研发而非人工智能应用,将 IFR 数据分解到企业层面的方法缺乏逻辑基础。

效应(Acemoglu 和 Restrepo, 2019^[28]; Aghion 等, 2022^[29])。替代效应是指企业应用人工智能替代劳动力从事某些工作任务, 如用工业机器人替代流水线上的装配工人、用智能语音替代传统客服人员等, 该效应会使得劳动力需求减少(Acemoglu 和 Autor, 2011^[9]; Frey 和 Osborne, 2017^[5]; Eloundou 等, 2024^[30])。创造效应是指企业应用人工智能后创造了新的工作任务, 如应用智能设备后新增了设备维护人员、应用生成式人工智能后新增了提示词工程师岗位等, 该效应会增加企业的劳动力需求(Autor, 2015^[31]; Acemoglu 和 Restrepo, 2018^[10])。生产率效应是指企业应用人工智能后提升了劳动者的生产效率, 如应用 ChatGPT 提升了程序员的编程效率、应用人工智能筛选简历提升了招聘人员的工作效率等, 通常认为该效应会提升企业竞争力、扩大生产规模, 从而增加企业的劳动力需求(Koch 等, 2021^[32]; Aghion 等, 2022^[29])。人工智能应用对企业就业的影响取决于这三种效应的相对大小, 是一个需要数据来检验的实证问题。因此, 本文提出如下竞争性研究假设:

H_{1a}: 人工智能应用会提升企业就业水平。

H_{1b}: 人工智能应用会降低企业就业水平。

2. 人工智能应用为什么会提升企业就业水平?

替代效应和创造效应是直接效应, 而生产率效应是间接效应。现有研究对直接效应的关注较多, 对间接效应的深入分析较少(Aghion 等, 2022^[29])。本文则重点对间接效应展开分析, 以厘清人工智能应用影响企业就业的机制链。虽然很多文献都证实了人工智能应用会提升企业生产率(Graetz 和 Michaels, 2018^[33]; 姚加权等, 2024^[34]; 任英华等, 2023^[35]), 但少有文献实证考察生产率在人工智能应用的就业效应中的中介作用机制。即使考察了生产率的中介作用机制, 也仅仅是简单地将生产率提升等同于生产规模扩大, 而没有深入考察人工智能应用、生产率、生产规模和企业劳动力需求之间的复杂作用关系(王泽宇, 2020^[25]; 李磊等, 2021^[22])。本文将生产率和生产规模同时作为间接效应纳入机制分析, 先从逻辑上分析它们是如何在人工智能应用和企业劳动力需求之间起到中介机制作用, 提出本文的研究假设。在其后的实证分析中, 本文将采用多重机制的分析方法考察各种机制的存在性和效应大小, 并对本部分的研究假设进行实证检验。

图 1 中的机制②、机制③、机制④是间接效应。在保持生产规模不变的情况下, 人工智能应用带来的生产率提升会使得企业只需投入更少的要素就能生产与原先同样多的产品或服务, 从而使得企业就业下降, 此为机制②。根据竞争性市场理论, 均衡时, $P \cdot MP_L = w$ 。应用人工智能后, 劳动生产率提升, 劳动力的边际产量 MP_L 提升, 在劳动力工资 w 保持不变的情形下(竞争性市场), 企业的产品价格 P 可以下降, 导致产品需求量上升, 从而可以扩大生产规模, 企业就业上升, 此为机制③。企业应用人工智能除了可以提高生产率外, 还可以提升产品质量, 如用工业机器人组装的产品比工人组装的产品精度更高、次品率更低(Dixon 等, 2021^[36]; 綦建红和张志彤, 2022^[37])。更高质量的产品同样会提升企业竞争力, 扩大生产规模, 提升企业就业, 此为机制④。由机制③和机制④, 可以推知, 企业应用人工智能后, 其产品市场份额会提升。因此, 本文提出如下假设:

H₂: 人工智能应用通过提高企业生产率、扩大企业生产规模, 从而提升企业就业水平。

H_{2a}: 人工智能应用会提升企业的产品市场份额。

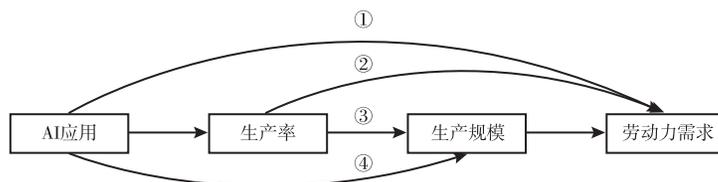


图 1 机制分析

3. 人工智能应用提升了企业中哪类劳动力的就业水平?

图 1 中的机制①是直接效应,包括替代效应和创造效应。直接效应对企业就业的影响取决于替代效应和创造效应的相对大小。替代效应所替代的劳动力与创造效应所需要的劳动力并非同一类劳动力。人工智能并非对所有人类劳动都有相同的替代率。现有文献研究表明,当前人工智能技术主要是替代常规任务劳动(Autor 和 Dorn, 2013^[38]; de Vries 等, 2020^[39])。人工智能所替代的常规任务通常由中等技能劳动力承担,其难以替代的非常规任务通常由高技能劳动力和低技能劳动力承担(Autor 等, 2003^[8]; Acemoglu 和 Autor, 2011^[9])。创造效应新增的工作任务通常是是需要抽象思考决策、面对面人际交流的非常规认知任务,或者是需要较高灵感性和空间感知性等非常规操作型任务(都阳等, 2017)^[40],这类任务通常由高技能劳动力和低技能劳动力承担。可以预见,人工智能应用会带来企业雇佣结构的调整,中等技能劳动力和常规任务劳动力占比会下降,高技能和低技能劳动力以及非常规任务劳动力占比会上升。因此,本文提出如下假设:

H_{3a}: 人工智能应用会提升企业中的非常规任务劳动力就业水平。

H_{3b}: 人工智能应用会提升企业中的高技能和低技能劳动力就业水平。

4. 人工智能应用在什么条件下会提升企业就业水平?

机制③表明,人工智能应用通过提高生产率、降低产品价格来增加产品市场需求量、扩大生产规模,进而提升企业就业。在这一机制链中,下降的产品价格会在多大程度上影响到产品市场需求量的提升取决于产品需求价格弹性。企业产品需求价格弹性越大,则产品市场需求量提升越多,人工智能应用的就业提升效应就越大。Bessen(2019)^[4]通过理论分析表明,当产品需求价格弹性大于 1 时,生产率提高带来的价格下降将产生足够多的市场需求,进而提升企业就业水平。因此,本文提出如下假设:

H₄: 人工智能应用的就业促进效应更可能出现在产品需求价格弹性大的行业企业中。

人工智能是正在快速发展中的新型通用目的技术,它带来的生产效率提升一方面取决于人工智能自身的技术能力;另一方面取决于人工智能与其应用场景的契合性(Autor 等, 2022^[41]; Kissinger 等, 2021^[42])。在早期阶段,人工智能技术尚不成熟,技术能力有限;随着时间的推移,人工智能的技术能力得到较大提升,生产率效应更明显,对就业的提升作用会更加显著。人工智能虽然是一项通用目的技术,但当前并非所有场景都适用。如果人工智能与企业的业务场景更契合,那么企业就会更早、更多地应用人工智能,人工智能发挥的作用就会更大,对企业就业的影响就相应更大。此外,一项新技术的应用要产生效应,往往需要达到一定的积累,且需要相关的配套性技术、人员和制度的支持(蔡跃洲和陈楠, 2019^[43]; Brynjolfsson 等, 2019^[44])。人工智能应用时间越长,应用程度越高的企业,其配套措施会越完善,人工智能的生产率效应就越显著,对就业的提升作用就越大。因此,本文提出如下假设:

H_{5a}: 相比于早期技术,晚期技术的人工智能应用的就业促进效应会更显著。

H_{5b}: 在应用时间更长、应用程度更高的企业中,人工智能应用的就业促进效应会更大。

三、研究设计

1. 数据来源

本文以 2007—2021 年中国 A 股上市公司作为初始研究样本,并对该数据进行如下处理:(1)剔除 ST、*ST 及样本期退市的企业;(2)删除人工智能产品生产企业^①;(3)删除员工人数在 50 人以下

① 以上市公司主营产品名称或主营产品类型中是否含有人工智能相关关键词来识别该企业是否为人工智能产品生产企业。

的企业；(4)删除主要变量缺失的企业；(5)对所有企业层面连续变量进行1%和99%的缩尾处理。公司年报文本来源于深交所、上交所和北交所官方网站，企业基本信息和员工数据来源于万得(Wind)数据库，其他企业相关数据来源于中国经济金融研究数据库(CSMAR)。

2. 企业层面的人工智能应用测度

(1)基于上市公司年报文本的人工智能应用指标测度。企业的人工智能应用程度是本文关注的核心解释变量。由于人工智能在企业中的应用在近些年才受到广泛关注，且是一个较为抽象的概念，所以目前并无相关的统计指标和数据。现有的研究多是以国际机器人联盟发布的工业机器人数据来开展研究，但一方面，工业机器人只是一种特定的人工智能应用，无法涵盖其他形式的人工智能应用；另一方面，国际机器人联盟发布的工业机器人数据是国家和行业层面的数据，无法在企业层面开展研究。为了更准确地揭示企业的人工智能应用程度，本文采用的度量方式如下：首先，基于人工智能的内涵和技术特征，从相关学术文献、政策文件、研究报告等整理出“人工智能”应用相关的关键词库；然后，通过Python程序批量提取并计算上市公司年报文本中与“人工智能”应用相关的关键词出现的总频次，并以此反映企业的人工智能应用程度。

本文从人工智能核心技术和应用场景两个层面构建关键词库，其中应用场景包括应用领域和管理流程两个方面。人工智能核心技术相关的关键词包括：人工智能、机器学习、自然语言处理、模式识别等；应用领域相关的关键词包括：智慧医疗、智慧银行、智能工厂、智能零售等；管理流程相关的关键词包括：智能制造、智能营销、智能仓储系统、智能客服等^①。图2给出了2007—2021年人工智能关键词词频的年度演化趋势。可以看到两个特征：①2010年后，无论是总体还是各类别的人工智能关键词词频都呈快速递增趋势，这标志着人工智能应用进入了一个新的发展阶段；②代表核心技术和应用管理流程的人工智能关键词词频在2014年之后有更快的增长趋势，这反映了人工智能技术本身和传统产业的数字化转型在加速。

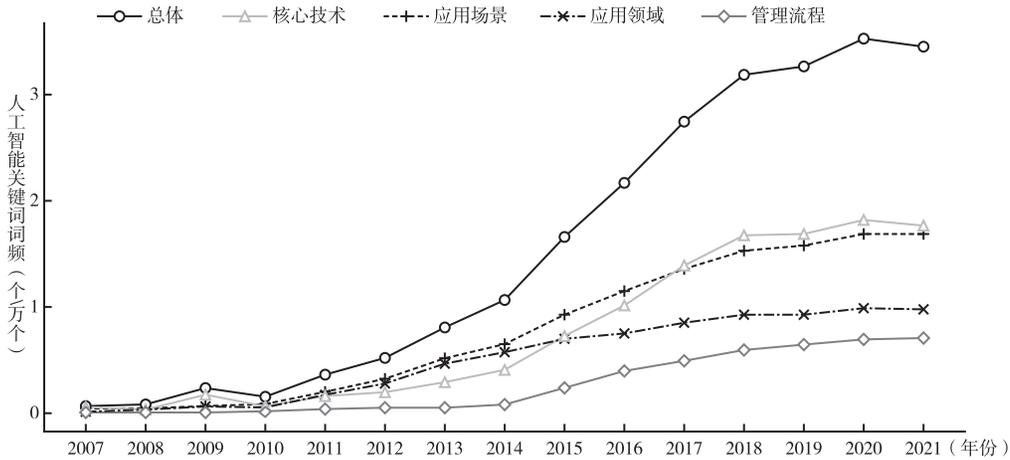


图2 人工智能关键词词频的年度趋势

(2)人工智能应用测度指标的有效性验证。工业机器人是人工智能技术应用的一个典型代表，国际机器人联盟公布的各国分年份分行业的工业机器人数据是目前唯一的权威统计数据，现

^① 本文构建人工智能关键词库时参考的学术文献包括Taddy(2019)^[45]、Chen和Srinivasan(2024)^[46]、吴非等(2021)^[47]等；参考的政策文件包括《新一代人工智能发展规划》《国民经济和社会发展第十四个五年规划和2035年远景目标纲要》《国家新一代人工智能标准体系建设指南》等；参考的研究报告包括《中国新一代人工智能科技产业发展报告·2022》(南开大学)、《2022年全球人工智能产业研究报告》(尚普研究院)、《人工智能发展报告2011—2020》(清华大学)、《科创板系列——AI产业链全景图》(平安证券)等。此外，本文还对比参考了国泰安数据库上市公司数字化转型指标，咨询了相关业界人士和人工智能专家，尽可能全面、准确地筛选人工智能应用相关的关键词。

有考察人工智能的就业效应的研究文献也多以此开展研究。所以,本文用工业机器人数据来对上述基于公司年报文本关键词构建的人工智能应用指标进行验证。具体步骤如下:首先,基于国际机器人联合会提供的各年份行业层面的工业机器人数据和《中国工业统计年鉴》提供的各年份各省份分行业就业人员数计算行业工业机器人密度,并进一步采用Bartik方法构建地区(省级)层面的工业机器人密度指标(Acemoglu和Restrepo,2020^[11];陈媛媛等,2022^[48]);然后,以上市公司年报中是否含有人工智能关键词库中的关键词为依据界定企业是否应用人工智能,然后计算各行业、各地区应用人工智能的企业占比作为各行业、各地区人工智能应用程度的指标;最后,计算行业(地区)层面的人工智能应用程度指标和行业(地区)工业机器人密度之间的相关性。计算结果表明,行业层面两种测度之间的Pearson相关系数为0.72,相关性的统计显著性 p 值低于 8.902×10^{-7} ;地区层面两种测度之间的Pearson相关系数为0.81,相关性的统计显著性 p 值低于 2.2×10^{-16} 。测算结果表明两种测度之间存在很强的线性相关性。图2的散点图也直观呈现了两种测度之间的强相关性,拟合的曲线近似直线。图3所展示的人工智能应用程度指标与工业机器人密度的年度趋势具有高度的相似性,两者之间的Pearson相关系数高达0.98,相关性的统计显著性 p 值为 1.586×10^{-9} 。这些结果表明,本文所构建的企业层面的人工智能应用指标能有效反映企业的人工智能应用强度。

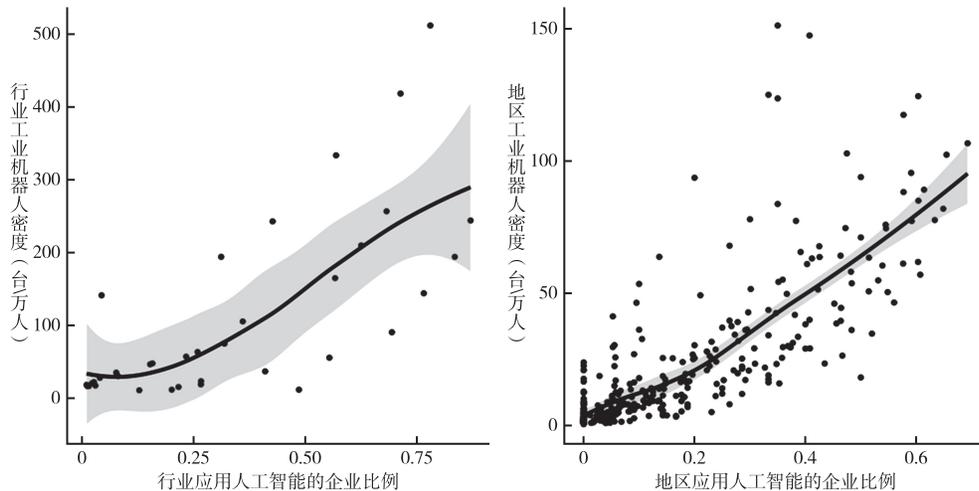


图3 人工智能应用程度与工业机器人密度的相关性

注:行业(地区)工业机器人密度以该行业(地区)现有的工业机器人数量与该行业(地区)就业人员数之比来表示;行业(地区)人工智能应用程度以该行业(地区)上市公司年报中含有人工智能关键词的公司数量占该行业(地区)全部公司数量的比例来表示,后同。图中的每一个点是一个特定年份的行业(地区)人工智能应用程度与行业(地区)工业机器人密度的组合。

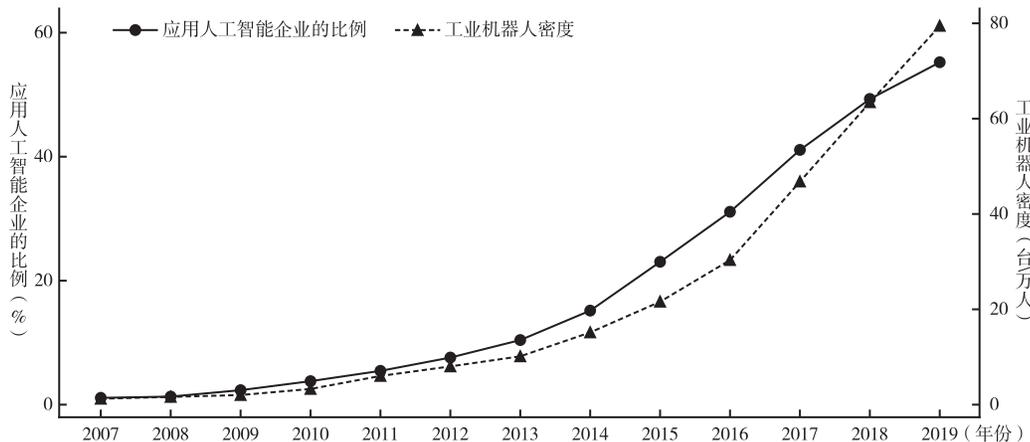


图4 人工智能应用程度与工业机器人密度的年度趋势

3. 其他变量的设定

本文的主要被解释变量为企业员工人数的自然对数(*lnlabor*)。根据以往有关上市公司就业研究的文献(王永钦和董雯,2020^[26];宋旭光和左马华青,2022^[27];余明桂和王空,2022^[49]),本文控制了一系列企业和地区层面的控制变量,包括反映企业特征的资产负债率(*debt_ratio*,反映企业偿债能力)、资产报酬率(*roa*,反映企业盈利能力)、净资产收益率增长率(*roe_rate*,反映企业发展能力)、管理层持股比例(*management_shares*)、国有企业虚拟变量(*soe*)、公司年龄(*age1*)和上市年限(*age2*);反映宏观经济环境的省份GDP增长率(*gdp_growth*)和市场化指数(*market*)。GDP增长率数据来源于Wind数据库,市场化指数基于王小鲁等(2021)^[50]并借鉴马连福等(2015)^[51]的方法外推而得。变量的描述性统计如表1所示。

表1 描述性统计

变量名称	变量定义	观测数	均值	标准差	最小值	最大值
<i>lnlabor</i>	员工人数的自然对数	29593	7.6584	1.2817	3.9120	13.2228
<i>lnAI</i>	年报中人工智能相关关键词出现的次数加一后取自然对数	29593	0.7241	1.1992	0.0000	6.9565
<i>debt_ratio</i>	资产负债率	29593	0.4136	0.2100	0.0498	0.9415
<i>roa</i>	资产报酬率	29593	0.0674	0.0656	-0.2077	0.2775
<i>roe_rate</i>	净资产收益率增长率	29593	-0.6581	4.1276	-31.7794	6.5511
<i>management_shares</i>	管理层持股比例	29593	0.1122	0.1814	0.0000	0.6669
<i>soe</i>	国有企业虚拟变量(国有企业为1,否则为0)	29593	0.3576	0.4793	0.0000	1.0000
<i>age1</i>	公司年龄	29593	17.4183	6.2052	0.0000	66.0000
<i>age2</i>	上市年限	29593	8.3542	6.9537	0.0000	31.0000
<i>gdp_growth</i>	GDP增长率	29593	8.1363	3.0342	-5.0000	19.2000
<i>market</i>	市场化指数	29593	9.4403	1.6929	4.1430	12.3900

4. 模型设定

为检验人工智能对企业就业的影响,本文设定待检验的计量模型如下:

$$lnlabor_{ijct} = \beta_0 + \beta_1 lnAI_{ijct} + \vec{\beta}Z + \lambda_i + \mu_j + \eta_c + \delta_t + \nu_{jt} + \phi_{ct} + \varepsilon_{ijct} \quad (1)$$

其中,下标*i*、*j*、*c*、*t*分别表示企业、行业、城市、年份;被解释变量*lnlabor_{ijct}*为企业员工的自然对数,代表企业就业;核心解释变量*lnAI_{ijct}*为企业年报中人工智能相关关键词出现的次数加一后取自然对数,代表企业人工智能应用程度;*Z*代表前述的一系列控制变量。 λ_i 、 μ_j 、 η_c 、 δ_t 分别表示企业、行业、城市、年份固定效应, ν_{jt} 、 ϕ_{ct} 分别表示行业一年份交互固定效应、城市一年份交互固定效应,用以控制不同行业、不同地区随时间变化的特征; ε_{ijct} 为随机误差项。 β_1 代表人工智能应用对企业就业的影响,是本文重点关注的系数。

四、实证结果

1. 基准回归结果

表2列示了人工智能应用对企业就业的基准估计结果。为了考察各种控制变量和固定效应对估计结果稳健性的影响,本文采取递进式回归策略。第(1)列控制了代表各种企业特征的变量,第(2)列进一步控制了代表地区宏观经济环境的变量,第(3)~(6)列控制了各种固定效应。可以看到,所有情形下,核心解释变量*lnAI*的估计系数都在1%的统计显著性水平上显著为正。这表明,企业的人工智能应用程度越高,其就业水平也越高;而且这一结论非常稳健。是否控制固定效应对估计系数大小有较大影响,但固定效应的具体形式对结果的影响并不大^①。控制最严格的第(6)

① 控制企业固定效应后,不随时间变化的公司年龄(*age1*)和上市年限(*age2*)就不需要再控制了;控制城市固定效应和城市一年份的交互固定效应后,代表地区宏观经济环境变量的地区GDP增长率(*gdp_growth*)和市场化指数(*market*)就不需要再控制了。

列的估计结果显示,企业年报中的“人工智能”相关关键词数量提高 10 个百分点,会使得其员工雇佣人数提高 0.664 个百分点^①。表 2 的基准回归结果表明,人工智能应用提升了企业的就业需求,研究假设 H_{1a} 得到验证。现有基于 IFR 工业机器人数据的宏观层面研究多数得出工业机器人应用会减少就业的研究结论(Acemoglu 和 Restrepo, 2020^[11]; 闫雪凌等, 2020^[14]; 孔高文等, 2020^[15]), 本文在微观企业层面上的回归结果与之相反。但本文的研究结论却与其他一些企业层面的研究结论相似(Koch 等, 2021^[32]; Aghion 等, 2021^[21]; 李磊等, 2021^[22])。这表明,人工智能应用的宏观就业效应和微观就业效应存在差异,不能简单地以一个层面的研究结论替代另一个。2019 年全国政协曾就“人工智能发展对劳动就业的影响”开展专题调研,发现人工智能对劳动就业的影响十分有限,并没有造成大面积失业^②。崔艳(2022)^[52]针对人工智能对我国制造业企业就业影响的专题调研表明,人工智能的岗位替代和岗位创造同时发生,总体表现为正面影响。本文基于上市公司数据的实证研究结论与这些企业实地调研结果相印证。

表 2 基准回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>lnlabor</i>	<i>lnlabor</i>	<i>lnlabor</i>	<i>lnlabor</i>	<i>lnlabor</i>	<i>lnlabor</i>
<i>lnAI</i>	0.1450*** (0.0294)	0.1248*** (0.0224)	0.0711*** (0.0060)	0.0727*** (0.0057)	0.0638*** (0.0049)	0.0664*** (0.0056)
<i>debt_ratio</i>	2.1888*** (0.3163)	2.2214*** (0.3090)	1.1039*** (0.0558)	1.0866*** (0.0597)	1.1039*** (0.0547)	1.0870*** (0.0589)
<i>roa</i>	3.3552*** (0.2414)	3.4353*** (0.2255)	0.5947*** (0.1448)	0.5468*** (0.1205)	0.5717*** (0.1389)	0.5081*** (0.1158)
<i>roe_rate</i>	0.0041 (0.0031)	0.0042 (0.0030)	0.0042*** (0.0014)	0.0044*** (0.0014)	0.0047** (0.0016)	0.0049*** (0.0016)
<i>management_shares</i>	-0.7015*** (0.0738)	-0.7367*** (0.0940)	-0.2677*** (0.0702)	-0.2425*** (0.0565)	-0.2774*** (0.0657)	-0.2545*** (0.0589)
<i>soe</i>	0.3775** (0.1748)	0.4037** (0.1807)	0.1527 (0.0923)	0.1384 (0.0845)	0.1099 (0.0929)	0.0978 (0.0848)
<i>age1</i>	-0.0012 (0.0062)	-0.0064 (0.0059)				
<i>age2</i>	0.0105 (0.0174)	0.0101 (0.0177)				
<i>gdp_growth</i>		-0.0320 (0.0245)				
<i>market</i>		0.0033 (0.0213)				
常数项	6.3012*** (0.1050)	6.6159*** (0.4055)	7.0970*** (0.0364)	7.1088*** (0.0304)	7.1084*** (0.0355)	7.1195*** (0.0299)
固定效应	否	否	是(企业/行业/城市/年份)	是(企业/行业/城市/年份/行业-年份)	是(企业/行业/城市/年份/城市-年份)	是(企业/行业/城市/年份/行业-年份/城市-年份)
观测值	29593	29593	28902	28899	26910	26907
调整 R ²	0.2356	0.2402	0.8854	0.8876	0.8909	0.8930

注:括号内是在企业、行业、城市、年份层面上的多维聚类稳健标准误;***、**、*分别表示 1%、5%、10% 的显著性水平;若未特别注明,聚类标准误和显著性水平设定均与此相同,涉及行业分类样本的多维聚类稳健标准误不包含行业层面的聚类

① 对于样本中员工规模为平均就业人数的企业,其年报中披露了一个“人工智能”相关关键词的公司的就业人数比没有披露任何相关关键词的公司的就业人数多 100 人。计算方式为: $e^{(7.6584+\ln 2 \times 0.0664)} - e^{7.6584}$ 。

② 见中国政协网·拥抱人工智能——全国政协“人工智能发展对劳动就业的影响”专题调研综述[EB/OL].<http://www.cppcc.gov.cn/zxww/2020/01/06/ART11578269770552160.shtml>, 2019-12-30。

2. 内生性问题的处理

虽然基准回归中控制了较多的企业特征变量和多种固定效应,但仍可能存在内生性问题。第一,规模更大的企业面临的融资约束更低,生产上更具有规模效应,从而更有资金实力和动力去应用人工智能,这会导致反向因果问题;第二,可能存在难以观测的同时影响企业人工智能应用和雇佣规模的因素,如更有雄心和远见的企业管理者可能会追求企业规模的扩展并率先采用人工智能;第三,本文基于上市公司年报,采用文本分析法构建的人工智能应用指标也只是企业人工智能应用程度的一个代理指标,不可避免地存在测量误差。所以,本文进一步采用交错双重差分法和工具变量法克服内生性问题,进行稳健性检验。

(1)交错 DID 估计。人工智能作为一种正在发展中的新兴技术,近年开始逐步在企业中应用推广^①。本文参考吴非等(2021)^[47]的研究设计,将企业应用人工智能视作准自然实验,使用处理时间不一致的交错 DID(staggered DID)来考察人工智能应用对企业就业的影响。本文将年报中首次出现3次(含)以上“人工智能”相关关键词的年份视作“政策时点”;若企业在“政策时点”之后年份的年报中“人工智能”相关关键词的平均值大于或等于3次^②,则将其认定为处理组($D_{ijct} = 1$),否则将其认定为控制组($D_{ijct} = 0$);将“政策时点”及其后的年份作为处理期($T_{ijct} = 1$),之前的年份作为控制期($T_{ijct} = 0$)。为保证有足够的样本观测期并减少估计偏误,本文删除了样本期少于5年的企业和样本期内一直应用人工智能的企业。本文构建的双重差分模型如下:

$$\ln labor_{ijct} = \beta_0' + \beta_1'(D_{ijct} \times T_{ijct}) + \vec{\beta}'Z + \lambda_i + \mu_j + \eta_c + \delta_t + \nu_{jt} + \phi_{ct} + \varepsilon_{ijct} \quad (2)$$

式(2)可用于考察企业是否应用人工智能对其雇佣规模的影响。为进一步考察人工智能应用强度对企业就业的影响,本文在(2)式中加入人工智能应用程度变量 $\ln AI_{ijct}$,得到改进后的双重差分模型如下:

$$\ln labor_{ijct} = \beta_0'' + \beta_1''(D_{ijct} \times T_{ijct} \times \ln AI_{ijct}) + \vec{\beta}''Z + \lambda_i + \mu_j + \eta_c + \delta_t + \nu_{jt} + \phi_{ct} + \varepsilon_{ijct} \quad (3)$$

式(2)中的 β_1' 和式(3)中的 β_1'' 是本文重点关注的待估系数。

应用双重差分法的前提是满足平行趋势假定。本文以“政策时点”前一期为基期,采用事件研究法估计企业人工智能应用的动态就业效应,结果如图4(a)所示。可以看到,除基期前一期外,其他均满足平行趋势假定。进一步,本文采用倾向得分匹配法寻找与处理组相似的对照组,得到匹配样本。本文选择的匹配变量为资产负债率、资产报酬率、净资产收益率增长率、管理层持股比例、国有企业虚拟变量、公司年龄、上市年限、地区GDP增长率、地区市场化指数、公司所在行业和城市;匹配方法为一对一最近邻匹配。基于匹配样本的平行趋势检验结果如图4(b)所示。可以看到,政策时点前各时期都满足平行趋势假定。

双重差分法的估计结果如表3所示。表3左边的第(1)列和第(2)列是交错 DID 的估计结果。基于式(2)的第(1)列回归结果表明,企业应用人工智能显著提高了其雇佣水平;基于式(3)的第(2)列回归结果表明,企业雇佣水平随着其人工智能应用程度的增加而显著提高。表3右边的第(3)列和第(4)列分别是基于式(2)和式(3),采用交错 PSM-DID 进行的估计。回归结果仍然表明,人工智能应用显著提升了企业就业需求。可以看到,交错 PSM-DID 的估计结果与交错 DID 的估计结果很接近;不仅如此,表3中第(4)列核心解释变量的估计系数还跟表2基准回归中的第(6)列核心解释变量的估计系数非常接近。这进一步说明,在基准回归中控制了多个企业特征变量和多种固定效应后,内生性问题已不再严重,基准回归结果较为稳健。

^① 在本文样本期初的2007年,只有1%的企业年报中提及“人工智能”相关关键词;到了本文样本期末的2021年,则有62%的企业年报中提及“人工智能”相关关键词。从图3可以看到,应用人工智能的企业比例随年份而迅速递增。

^② 选择3次主要是避免选择1次可能带来的较大估计偏误。事实上,选择1次或其他次数都能得到稳健的估计结果。

表 3 交错 DID^①

变量	交错 DID		交错 PSM-DID	
	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>lnlabor</i>	<i>lnlabor</i>	<i>lnlabor</i>	<i>lnlabor</i>
<i>T</i>	0.1468*** (0.0188)		0.1551*** (0.0457)	
<i>T × lnAI</i>		0.0735*** (0.0062)		0.0655*** (0.0208)
控制变量	控制	控制	控制	控制
固定效应	是	是	是	是
观测值	23543	23543	2936	2936
调整 R ²	0.8864	0.8868	0.9279	0.9279

注：所有回归均包含常数项；固定效应包括企业固定效应、行业固定效应、城市固定效应、年份固定效应、行业一年份交互固定效应、城市一年份交互固定效应；控制变量包括资产负债率、资产报酬率、净资产收益率增长率、管理层持股比例、是否国有企业；后文表格中没有特别注明的固定效应和控制变量的设定均与此相同，涉及行业分类样本的固定效应不包括行业固定效应和行业一年份交互固定效应，涉及企业特征分类样本的固定效应不包括企业固定效应

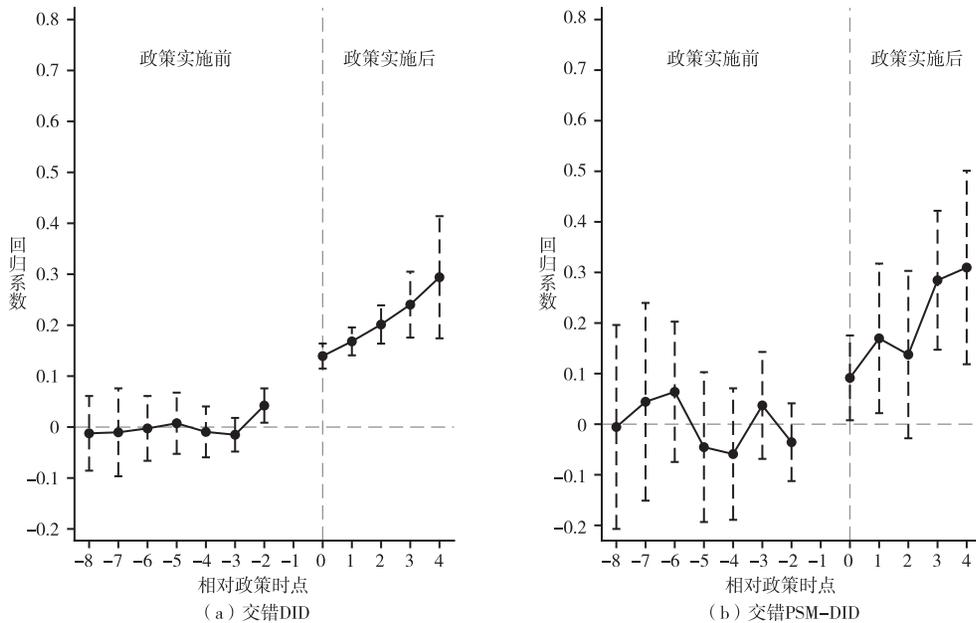


图 5 平行趋势检验

(2)IV 估计。本文进一步利用工具变量估计来克服内生性问题,进行稳健性检验。本文进行了以下两个工具变量估计:第一个是利用国家智慧城市政策试点做 IV 估计。我国住房和城乡建设部于 2012 年 12 月发布《关于开展国家智慧城市试点工作的通知》,并同时印发《国家智慧城市试点暂行管理办法》和《国家智慧城市(区、镇)试点指标体系》,启动智慧城市试点工作。先后于 2013 年 1 月、2013 年 8 月和 2015 年 4 月公布三批试点城市名单。纳入国家智慧城市试点的城市会加强网络基础设施建设,完善公共平台与数据库,从而更有利于该城市的企业应用人工智能。但是,是否纳入国家智慧城市试点并不会直接与企业就业相关。第二个是利用各省份各年份工业机器人密度做 IV 估计。本文利用国际机器人联盟发布的美国各行业各年份工业机器人数据和中國各省份各行业各年份的就业数据,采用 Bartik 方法构造各省份各年份工业机器人密度指标(王永钦和董

① 限于篇幅,控制变量的回归系数未列示,备索,下同。

雯,2020^[26];陈媛媛等,2022^[48])。以此作为各省份企业的人工智能应用的工具变量。

表4是IV估计结果。对每个IV,本文分别采用是否应用人工智能虚拟变量和人工智能应用程度两种测度作为核心解释变量进行估计。由于IV的变动,依赖于企业所在地和时间,所以在进行IV估计时没有控制城市一年份交互固定效应。所有IV估计的第一阶段F统计量结果都表明,人工智能应用与IV有较强相关性,不存在弱工具问题。所有IV估计的第二阶段结果都表明,人工智能应用显著促进了企业就业。

表4 IV估计

变量	国家智慧城市政策试点				工业机器人密度			
	第一阶段	第二阶段	第一阶段	第二阶段	第一阶段	第二阶段	第一阶段	第二阶段
	<i>T</i>	<i>lnlabor</i>	<i>lnAI</i>	<i>lnlabor</i>	<i>T</i>	<i>lnlabor</i>	<i>lnAI</i>	<i>lnlabor</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
IV或AI	0.2617*** (0.0403)	1.6461*** (0.3444)	0.6606*** (0.0921)	0.6522*** (0.1270)	0.0154*** (0.0023)	1.5272*** (0.2876)	0.0402*** (0.0057)	0.5850*** (0.1037)
控制变量	控制							
固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
观测值	28902	28902	28902	28902	23122	23122	23122	23122
SW F统计量	42.26***		51.41***		44.16***		50.22***	

注:固定效应包括企业固定效应、行业固定效应、城市固定效应、年份固定效应

3. 稳健性检验

(1)更换研究样本。由于金融企业的资本结构和盈利模式与其他行业企业不同,制造业的生产方式和其他行业不一样,所以,本文分别剔除金融业样本和仅保留制造业样本后进行回归,结果如表5第(1)、(2)列所示。企业应用人工智能后,会对员工雇佣结构进行调整。2008年开始实施的《中华人民共和国劳动合同法》对企业的雇佣行为施加了约束,同时,2008年发生了全球金融危机。为了避免《劳动合同法》和全球金融危机的冲击对估计结果的影响,本文借鉴吴非等(2021)^[47]和李磊等(2021)^[22]的研究,采取限制样本的方式重新回归,结果如表5第(3)~(5)列所示。第(3)列直接剔除了2008年的样本;第(4)列为了避免冲击的预期效应,删除了2007年和2008年的样本;第(5)列为了避免冲击的滞后效应,只选择2011—2021年的样本。表5的估计结果表明,无论是更换行业样本还是更换时期样本,人工智能应用对企业就业的影响均显著为正且影响效应变化不大,与基准回归结果相一致。

表5 稳健性检验1:更换研究样本

变量	剔除金融业样本	制造业样本	剔除2008年样本	2009—2021年样本	2011—2021年样本
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	<i>lnlabor</i>	<i>lnlabor</i>	<i>lnlabor</i>	<i>lnlabor</i>	<i>lnlabor</i>
<i>lnAI</i>	0.0670*** (0.0058)	0.0594*** (0.0118)	0.0639*** (0.0061)	0.0619*** (0.0065)	0.0560*** (0.0066)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
固定效应	是	是	是	是	是
观测值	26173	16762	26022	25210	23205
调整R ²	0.8867	0.8931	0.8967	0.9047	0.9155

(2)考虑预期效应和滞后效应。人工智能资本投资属于企业的长期投资,企业很可能会预期到人工智能应用后带来的劳动力需求变化,从而事先进行雇佣行为调整。本文将被解释变量分别滞后1~3期来考虑这种预期效应的影响,结果如表6第(1)~(3)列所示。另一方面,人工智能应用

对劳动力需求的影响可能不是一蹴而就,而是存在滞后现象,逐渐呈现。本文将被解释变量分别前置 1~3 期来考虑这种滞后效应的影响,结果如表 6 第(4)~(6)列所示。从表 6 的估计结果可以得到两个结论:第一,所有回归中,核心解释变量的系数都显著为正,这表明,即使考虑到预期效应和滞后效应,人工智能应用仍然对劳动力就业有十分显著的正向影响;第二,(1)~(3)列的系数和(4)~(6)列的系数分别逐渐递减,这表明,预期效应和滞后效应都随着时间延长而逐渐衰减。

表 6 稳健性检验 2:考虑预期效应和滞后效应

变量	被解释变量后置处理			被解释变量前置处理		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>L.lnlabor</i>	<i>L2.lnlabor</i>	<i>L3.lnlabor</i>	<i>F.lnlabor</i>	<i>F2.lnlabor</i>	<i>F3.lnlabor</i>
<i>lnAI</i>	0.0589*** (0.0086)	0.0531*** (0.0089)	0.0362*** (0.0114)	0.0512*** (0.0098)	0.0432*** (0.0091)	0.0391*** (0.0114)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	21777	19084	16473	21777	19084	16473
调整 R ²	0.9000	0.9012	0.9003	0.9028	0.9047	0.9062

(3)变换人工智能测度方式。本文进一步考察核心解释变量人工智能应用的不同构建方式对研究结果的稳健性。如前所述,本文基于人工智能核心技术和应用场景两个层面构建关键词库(其中应用场景包括应用领域和管理流程两个方面)。表 7 的第(1)~(4)列分别基于各种分类的人工智能相关关键词库构建核心解释变量进行回归。可以看到,无论哪个层面的人工智能技术应用,都对企业就业有显著的正向影响,核心技术应用的就业促进效应比应用场景技术应用的就业促进效应更大。

本文主体部分采用企业年报中人工智能相关关键词词频对数做核心解释变量,表 7 的第(5)~(7)列分别将其更换为人工智能词频密度(年报中人工智能相关关键词词频总数除以年报总词频数)、人工智能虚拟变量(年报中含有人工智能相关关键词的设置为 1,否则为 0)和人工智能分类变量(人工智能词频为 0 时设置为 0,人工智能词频大于 0 时根据分位数三等分划分区间,依次设置为 1、2、3)。可以看到,无论如何改变人工智能应用的测度方式,人工智能应用都对企业就业有显著正向影响。最后,本文将文本分析的语料库从上市公司年报全文变更为管理层讨论与分析(MDA)部分的文本,重新构建人工智能应用指标进行回归。表 7 的第(8)列和第(9)列结果表明,本文的基本结论依然不变。

表 7 稳健性检验 3:变换人工智能测度方式

变量	不同层面的人工智能技术				不同的人工智能衡量指标				
	核心技术	应用场景	应用领域	管理流程	AI 词频密度	AI 虚拟变量	AI 分类变量	AI 词频对数(MDA 文本)	AI 词频密度(MDA 文本)
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
	<i>lnlabor</i>								
人工智能应用	0.0921*** (0.0112)	0.0655*** (0.0038)	0.0629*** (0.0080)	0.0682*** (0.0062)	0.0072*** (0.0017)	0.0923*** (0.0165)	0.0636*** (0.0056)	0.0744*** (0.0065)	0.0037*** (0.0006)
控制变量	控制								
固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是
观测值	26907	26907	26907	26907	26907	26907	25729	26907	26777
调整 R ²	0.8933	0.8927	0.8924	0.8924	0.8923	0.8923	0.8920	0.8926	0.8919

五、机制分析

1. 人工智能应用为什么会提升企业就业水平?

基准回归结果显示,人工智能应用对企业就业有十分显著的促进作用,该研究结论在各种稳健性检验情形下均成立。接下来,本文将检验研究假设 H_2 ,论证人工智能应用带来的生产效率提升和生产规模扩张是导致其提升企业就业水平的重要原因。本文将称之为规模效应。本文采用多重机制分析方法对规模效应进行机制检验(Hayes, 2022^[53]; Yzerbyt等, 2018^[54])。具体模型设定如下:

$$\ln labor_{ijct} = \beta_0 + \beta_1 \ln AI_{ijct} + \vec{\beta} Z + \lambda_i + \mu_j + \eta_c + \delta_t + \nu_{jt} + \phi_{ct} + \varepsilon_{ijct} \quad (4)$$

$$TFP_{ijct} = \alpha_0 + \alpha_1 \ln AI_{ijct} + \vec{\alpha} Z + \lambda_i + \mu_j + \eta_c + \delta_t + \nu_{jt} + \phi_{ct} + \varepsilon_{ijct} \quad (5)$$

$$\ln scale_{ijct} = \chi_0 + \chi_1 \ln AI_{ijct} + \chi_2 TFP_{ijct} + \vec{\chi} Z + \lambda_i + \mu_j + \eta_c + \delta_t + \nu_{jt} + \phi_{ct} + \varepsilon_{ijct} \quad (6)$$

$$\ln labor_{ijct} = \gamma_0 + \gamma_1 \ln AI_{ijct} + \gamma_2 TFP_{ijct} + \gamma_3 \ln scale_{ijct} + \vec{\gamma} Z + \lambda_i + \mu_j + \eta_c + \delta_t + \nu_{jt} + \phi_{ct} + \varepsilon_{ijct} \quad (7)$$

式(4)即本文的主回归模型式(1)。式(5)~式(7)是多重机制检验的核心回归模型,其中的 TFP_{ijct} 和 $\ln scale_{ijct}$ 分别为机制变量全要素生产率和生产规模的自然对数。

企业应用人工智能替代劳动力的最直接动因和效应是提高生产率。本文参考姚东旻等(2022)^[55]和于新亮等(2019)^[56],以企业增加值(劳动报酬+生产税净额+固定资产折旧+营业利润)作为产出变量,员工总人数作为劳动力投入变量,固定资产净额作为资本投入变量,再加上中间投入变量(企业总产值+应交增值税-企业增加值),采用LP法计算得到企业全要素生产率 TFP_{ijct} 。企业通过应用人工智能提高全要素生产率、降低生产成本,或者让生产操作更具精确性、提高产品质量,从而让产品在市场上更具竞争力,进而扩大生产规模,导致企业的就业需求上升。本文以企业营业收入代表生产规模,对其取自然对数得到 $\ln scale_{ijct}$ 。

表8第(1)~(4)列分别对应模型(4)~模型(7)的回归结果。可以看到,核心解释变量和所有机制变量的系数都在5%显著性水平上显著。这表明,人工智能应用的确通过生产效率提升和生产规模扩张提升企业就业水平,研究假设 H_2 得到验证。进一步,如果研究假设 H_2 正确,那么可以得到一个推论:人工智能应用会提升企业的产品市场份额,即研究假设 H_{2a} 。本文以企业营业收入占行业营业收入的比重表示企业市场份额,然后以企业市场份额对人工智能应用程度进行回归。表8第(5)列的回归结果验证了研究假设 H_{2a} 。

本文采用Bootstrap法计算得到各种路径下的机制效应值及其置信区间,结果如表9所示。可以看到,所有机制效应的95%置信区间都不包括零,再次验证了研究假设 H_2 。人工智能应用显著提升了企业全要素生产率,而全要素生产率对劳动力就业有两条作用路径:第一条是直接作用路径:在保持企业规模不变的情形下,全要素生产率的提高会减少劳动力就业(只需要更少的投入来生产同样的产出),即表9中的间接效应1。第二条是间接作用路径:全要素生产率通过扩大生产规模而增加企业劳动力就业,即表9中的间接效应2。表9的结果表明,人工智能应用带来的劳动力就业增长中只有2%可以由全要素生产率来解释,总效应的43%要归因于人工智能应用带来的产品质量提升等因素导致的生产规模扩大,总效应的57%要归因于人工智能应用所创造的新工作岗位^①。人工智能应用带来的生产规模的扩大可以解释企业劳动力就业增长的49%(间接效应2和间接效应3)。

^① 企业既可能因在现有产品生产中引入人工智能而增加智能系统维护等新工作岗位,也可能因应用人工智能提供了新的产品或服务而新增工作岗位。

表 8 机制分析 1: 规模效应的检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	<i>lnlabor</i>	<i>tfp</i>	<i>lnscale</i>	<i>lnlabor</i>	<i>indshare</i>
<i>lnAI</i>	0.0634*** (0.0176)	0.0280** (0.0093)	0.0443*** (0.0129)	0.0362** (0.0151)	0.0061*** (0.0014)
<i>tfp</i>			0.3202*** (0.0352)	-0.1424*** (0.0177)	
<i>lnscale</i>				0.5855*** (0.0194)	
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
固定效应	是	是	是	是	是
观测值	12129	12129	12129	12129	12129
调整 R ²	0.9047	0.8253	0.9424	0.9315	0.8684

表 9 机制分析 2: 规模效应的大小

效应类型	含义	系数	效应值	标准误	置信区间	机制效应 占总效应 比例
总效应	直接效应+间接效应	β_1	0.0634	0.0107	[0.0437, 0.0893]	100
直接效应	<i>lnAI</i> → <i>lnlabor</i>	γ_1	0.0362	0.0083	[0.0248, 0.0554]	57
间接效应	间接效应 1+间接效应 2+间接效应 3	$\alpha_1\gamma_2 + \chi_1\gamma_3 + \alpha_1\chi_2\gamma_3$	0.0271	0.0000	[0.0272, 0.0272]	43
间接效应 1	<i>lnAI</i> → <i>tfp</i> → <i>lnlabor</i>	$\alpha_1\gamma_2$	-0.0040	0.0017	[-0.0081, -0.0019]	-6
间接效应 2	<i>lnAI</i> → <i>tfp</i> → <i>lnscale</i> → <i>lnlabor</i>	$\alpha_1\chi_2\gamma_3$	0.0052	0.0023	[0.0020, 0.0102]	8
间接效应 3	<i>lnAI</i> → <i>lnscale</i> → <i>lnlabor</i>	$\chi_1\gamma_3$	0.0259	0.0050	[0.0167, 0.0373]	41

注: 标准误为 Bootstrap 标准误; 置信区间为 Bootstrap 非参百分位的 95% 置信区间

2. 人工智能应用提升了企业中哪类劳动力的就业水平?

借鉴 Autor 等 (2003)^[8] 和都阳等 (2017)^[40] 的分类, 本文将需要较多抽象思考的技术人员和需要较多人际互动的销售人员视为非常规任务劳动力, 将其他岗位就业人员视为常规任务劳动力。将模型式 (1) 中的被解释变量替换为常规任务劳动力就业比重和非常规任务劳动力就业比重进行回归发现, 人工智能应用显著降低了常规任务劳动力就业比重, 提升了非常规任务劳动力就业比重 (表 10 第 (1)、(2) 列)。虽然人工智能应用可以替代部分常规任务劳动力, 但如果规模效应超过替代效应, 最后的总效应仍可能会导致就业增加。进一步以常规任务劳动力就业人数和非常规任务劳动力就业人数为被解释变量进行回归发现, 人工智能应用对二者都有显著正向影响且系数大小相当 (表 10 第 (3)、(4) 列)^①。进一步控制企业生产规模后回归发现, 人工智能应用对两类劳动力就业的影响效应都下降, 但对常规任务劳动力就业的估计系数下降得更多 (表 10 第 (5)、(6) 列)。虽然表 10 第 (5) 列中核心解释变量的估计系数比第 (3) 列下降了 72%, 但依然在 5% 显著性水平上显著为正。由于服务业的生产和消费是同时进行的, 企业员工在生产过程中需要与顾客进行人际互动, 与制造业不同, 服务业的生产人员更不容易被人工智能替代^②。前述回归将服务业的生产人员

① 这主要是本文样本中常规任务劳动力比重 (均值为 66%) 比非常规任务劳动力比重 (均值为 34%) 大的缘故导致。

② 虽然有些服务也可以由人工智能替代, 如酒店机器人、智能客服等, 但囿于数据, 本文无法考察服务业生产人员中有多少从事可被人工智能替代的工作。

视作常规任务劳动力可能会对结果造成干扰。所以,本文进一步将样本限定在制造业,重做前述回归,考察人工智能应用对两类不同任务类型劳动力就业的影响。对比表10第(7)列和第(9)列的回归结果可以看到,在控制规模效应后,人工智能应用对常规任务劳动力就业的影响系数已变得非常小,且在通常的5%显著性水平上不再显著。相比之下,在控制规模效应后,人工智能对非常规任务劳动力就业的估计系数虽然下降,但仍非常显著(表10第(8)列和第(10)列对比),与全样本的情形相比变化不大^①。表10的回归结果表明,人工智能应用对劳动力就业的替代效应主要表现为对常规任务劳动力需求的减少,规模效应则同时增加了常规任务和非常规任务的劳动力需求,创造效应则主要体现为对非常规任务劳动力需求的增加。人工智能应用主要提升了企业中的非常规任务劳动力就业,研究假设H_{3a}得到验证。

表10 机制分析3:结构效应1

变量	全样本						制造业样本			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
	<i>occupation</i> <i>R_ratio</i>	<i>occupationNR</i> <i>_ratio</i>	<i>lnoccupati</i> <i>onR</i>	<i>lnoccupatio</i> <i>nNR</i>	<i>lnoccupati</i> <i>onR</i>	<i>lnoccupatio</i> <i>nNR</i>	<i>lnoccupati</i> <i>onR</i>	<i>lnoccupatio</i> <i>nNR</i>	<i>lnoccupati</i> <i>onR</i>	<i>lnoccupatio</i> <i>nNR</i>
<i>lnAI</i>	-0.2611** (0.1153)	0.2608** (0.1153)	0.0454*** (0.0065)	0.0458*** (0.0133)	0.0127** (0.0041)	0.0226** (0.0075)	0.0418*** (0.0086)	0.0575*** (0.0129)	0.0083* (0.0041)	0.0238** (0.0106)
<i>lnscale</i>					0.5329*** (0.0287)	0.4791*** (0.0653)			0.5781*** (0.0319)	0.5816*** (0.0264)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是
观测值	22672	22672	22672	22672	22273	22273	14472	14472	14472	14472
调整R ²	0.8214	0.8214	0.9055	0.7653	0.9254	0.7983	0.9145	0.8787	0.9424	0.9086

人工智能所替代的常规任务通常由中等技能劳动力承担,其难以替代的非常规任务通常由高技能劳动力和低技能劳动力承担(Autor等,2003^[8];Acemoglu和Autor,2011^[9])。本文将本科及以上学历劳动者视为高技能劳动力,将大专学历劳动者视为中等技能劳动者,将高中及以下学历劳动者视为低技能劳动者^②。将模型式(1)中的被解释变量替换为中等技能劳动力就业比重和高低技能劳动力就业比重进行回归发现,人工智能应用显著降低了中等技能劳动力就业比重,提升了高低技能劳动力就业比重(表11第(1)、(2)列)。进一步以三类技能劳动力就业人数的自然对数为被解释变量进行回归发现,人工智能应用显著提升了高技能劳动力和低技能劳动力的就业人数,虽然减少了中等技能劳动力就业人数但并不显著(表11第(3)~(6)列)。控制规模效应后,人工智能对中等技能劳动力就业的负向影响变得显著且效应值变大,对高、低技能劳动力就业的影响仍然显著为正,但效应值大幅度变小(表11第(7)~(10)列)。表11的回归结果表明,人工智能应用对劳动力就业的替代效应主要表现为对中等技能劳动力需求的减少,规模效应则同时增加了各类技能劳动力需求,创造效应则主要体现为对高、低技能劳动力需求,尤其是高技能劳动力需求的增加。人工智能应用主要提升了企业中的高低技能劳动力就业,研究假设H_{3b}得到验证。

^① 控制规模效应后,非常规任务劳动有三方面的原因:一是人工智能应用会创造一些新的常规任务工作岗位;二是人工智能应用会降低生产成本进而降低产品价格,这使得本文中以营业收入代表的生产规模低估了人工智能应用带来的产出增加,规模效应没有得到完全控制;三是受劳动法规约束,企业存在解雇成本。

^② 上市公司年报中没有对高中及以下学历做更细的划分。

表 11 机制分析 4: 结构效应 2

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
	<i>degreeM_ratio</i>	<i>degreeHL_ratio</i>	<i>lndegreeM</i>	<i>lndegreeH</i>	<i>lndegreeL</i>	<i>lndegreeHL</i>	<i>lndegreeM</i>	<i>lndegreeH</i>	<i>lndegreeL</i>	<i>lndegreeHL</i>
<i>lnAI</i>	-0.3708*** (0.0609)	0.3710*** (0.0609)	-0.0157 (0.0153)	0.0818*** (0.0069)	0.0548*** (0.0094)	0.0601*** (0.0053)	-0.0407** (0.0182)	0.0456*** (0.0063)	0.0196** (0.0074)	0.0266*** (0.0047)
<i>lnscale</i>							0.4446*** (0.0230)	0.6019*** (0.0340)	0.5337*** (0.0321)	0.5463*** (0.0306)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是
观测值	22700	22700	22700	22700	22700	22700	22305	22305	22305	22305
调整 R ²	0.7468	0.7468	0.7303	0.7935	0.6961	0.8797	0.7274	0.8038	0.6948	0.9030

3. 人工智能应用在什么条件下会提升企业就业水平?

由第二部分的分析可知,人工智能应用的就业促进效应更可能出现在产品需求价格弹性大的行业企业中。电力、热力、燃气及水生产和供应业的需求价格弹性比制造业更低,可以预期,人工智能应用的就业促进效应更可能出现在制造业中。表 12 的第(1)列和第(2)列分别针对制造业样本以及电力、热力、燃气及水生产和供应业样本进行回归,结果表明,人工智能应用显著提升了制造业企业的就业水平,但对电力、热力、燃气及水生产和供应业企业的就业效应为负且不显著。这表明,人工智能应用的就业促进效应更可能出现在产品需求价格弹性大的行业企业中,研究假设 H₄ 得到验证。

表 12 机制分析 5: 阈值效应

变量	制造业	电力、热力、燃气及水生产和供应业	2007—2012年	2013—2021年	人工智能应用程度在中位数以上的行业	人工智能应用程度在中位数以下的行业	短期应用人工智能	中期应用人工智能	长期应用人工智能
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
	<i>lnlabor</i>	<i>lnlabor</i>	<i>lnlabor</i>	<i>lnlabor</i>	<i>lnlabor</i>	<i>lnlabor</i>	<i>lnlabor</i>	<i>lnlabor</i>	<i>lnlabor</i>
<i>lnAI</i>	0.0594*** (0.0118)	-0.1202 (0.1382)	0.0329 (0.0236)	0.0495*** (0.0060)	0.0646*** (0.0110)	0.0547 (0.0338)			
<i>AI_1</i>							0.3567*** (0.0576)		-0.1973*** (0.0202)
<i>AI_2</i>							0.5540*** (0.0676)	0.1973*** (0.0226)	
<i>AI_3</i>							0.6976*** (0.0898)	0.3409*** (0.0656)	0.1436* (0.0712)
<i>AI_0</i>								-0.3567*** (0.0571)	-0.5540*** (0.0664)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是
观测值	16762	573	6719	20035	21896	4188	27611	27611	27611
调整 R ²	0.8931	0.7646	0.9319	0.9314	0.8999	0.8727	0.3243	0.3243	0.3243

人工智能技术在新世纪以来得到快速发展,特别是 2012 年之后以深度神经网络为代表的人工智能技术发展迎来了图像分类、语音识别、无人驾驶、智能机器人等人工智能技术广泛应用的高潮。本文将样本划分为 2007—2012 年的早期应用阶段和 2013—2021 年的晚期应用阶段,分样本考察人工智能应用的企业就业效应在两个时期的差异。表 12 第(3)列和第(4)列的结果显示,在

2007—2012年的早期阶段,人工智能应用对企业就业的提升效应不显著,而在2013—2021年的晚期阶段,人工智能应用对企业就业则有十分显著的正向影响。其原因在于,2012年之后,随着深度学习技术的发展、云计算能力的提升和大规模训练数据集的积累,人工智能的技术能力得到较大提升,此时人工智能应用就更有可能提升企业就业水平,研究假设 H_{5a} 得到验证。

如果人工智能技术与企业的应用场景更具契合性,那么企业就会更多、更早期地应用人工智能。本文根据人工智能应用程度将样本划分为人工智能应用程度在中位数以上的行业和中位数以下的行业两类,分别对这两类行业样本进行回归。表12第(5)列和第(6)列的回归结果表明,人工智能应用的就业促进效应只出现在人工智能应用程度较高的行业企业中。本文进一步根据企业应用人工智能的时间长短,以五年为一个时间段划分,设置无应用($AI_0=1$)、短期应用(1~5年, $AI_1=1$)、中期应用(6~10年, $AI_2=1$)和长期应用(11~15年, $AI_3=1$)四个虚拟变量,考察人工智能应用时长对企业就业的影响。表12第(7)~(9)列分别以无应用、短期应用和中期应用为基期,考察短期应用对比无应用、中期应用对比短期应用、长期应用对比中期应用的就业效应。可以看到,人工智能应用越久,其提升的就业越多,但边际提升量却越来越少,此结果与资本的边际报酬率递减规律相一致。研究假设 H_{5b} 得到验证。

六、进一步讨论

1. 异质性影响

由假设 H_2 知,如果企业面对的产品市场规模更大,那么企业应用人工智能获得生产率优势后将更可能扩大生产规模。大规模企业在扩大同等程度生产规模时,会比小规模企业雇佣数量更多的劳动力。出口企业面对的是全球竞争市场,其产品市场规模更大^①,所以人工智能应用的就业促进效应在出口企业中会表现得比非出口企业更显著。国有企业一方面规模更大^②;另一方面会面临更多的雇佣关系约束、更少融资约束和更多的就业责任,所以人工智能应用的就业促进效应在国有企业中会表现得比非国有企业更显著。表13是根据企业特征分样本回归的结果。可以看到,人工智能应用的就业促进效应在大规模企业、出口企业和国有企业中相对更大,组间系数差异十分显著。表13中第(1)列大规模企业样本的核心解释变量估计系数是第(2)列小规模企业样本的2.22倍,第(3)列出口企业样本的核心解释变量估计系数是第(4)列非出口企业样本的2.74倍。这再次间接验证了规模效应在人工智能的就业促进效应中的重要机制作用。

表13 异质性1:企业特征

变量	大规模	小规模	出口	非出口	国有	非国有
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>lnlabor</i>	<i>lnlabor</i>	<i>lnlabor</i>	<i>lnlabor</i>	<i>lnlabor</i>	<i>lnlabor</i>
<i>lnAI</i>	0.1428*** (0.0200)	0.0644*** (0.0096)	0.1124*** (0.0012)	0.0410* (0.0050)	0.1469*** (0.0129)	0.1238*** (0.0143)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	13230	13111	12326	2466	9033	17450
调整R ²	0.2576	0.1400	0.3638	0.1660	0.2884	0.2767
系数差异		-0.0784 [0.0000]		-0.0714 [0.0010]		-0.0231 [0.0000]

注:中括号内为系数差异检验的经验 p 值,由Bootstrap法得到,自抽样次数为2000次

① 本文样本中,出口企业的平均总资产规模、营业收入和就业人数分别是非出口企业的1.59倍、1.53倍和1.58倍。

② 国有企业的平均总资产规模、营业收入和就业人数分别是非国有企业的5.62倍、3.47倍和3.32倍。

本文以行业就业人数与行业固定资产净额的比值来度量行业劳动密集型程度,按中位数划分为劳动密集型行业和非劳动密集型行业分样本回归。表 14 第(1)列和第(2)列的回归结果表明,人工智能对劳动密集型行业企业的就业促进效应更大更显著。这一结论与 Acemoglu 和 Restrepo (2020)^[11]发现的机器人在劳动力密集型行业会促进就业,而在资本密集型行业会减少就业的研究结论一致。劳动密集型行业需要更多的劳动力投入进行生产,人工智能应用对劳动密集型行业企业劳动力就业的冲击会更大。本文以行业前四家企业营业收入之和占全行业营业收入的比值代表行业市场集中度,按中位数划分为高市场集中度行业 and 低市场集中度行业分样本回归。表 14 第(3)列和第(4)列的回归结果表明,人工智能对高市场集中度行业企业的劳动力就业促进效应更大。其原因是:一方面,高市场集中度行业内的企业通常规模更大^①,应用人工智能后的规模效应更大导致就业促进效应更大;另一方面,高市场集中度行业存在市场势力,产品和服务通常存在“价高质低”现象,应用人工智能后的“降价提质”效应可以更大幅度促进消费需求,从而有更大的规模效应导致更多的就业提升。

表 14 异质性 2: 行业性质

变量	劳动密集型	非劳动密集型	高市场集中度	低市场集中度
	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>lnlabor</i>	<i>lnlabor</i>	<i>lnlabor</i>	<i>lnlabor</i>
<i>lnAI</i>	0.0625*** (0.0119)	0.0315** (0.0108)	0.0444*** (0.0067)	0.0568*** (0.0096)
控制变量	控制	控制	控制	控制
固定效应	是	是	是	是
观测值	6389	6459	11316	11677
调整 R ²	0.9215	0.8660	0.9083	0.9013
系数差异		-0.0310 [0.0200]		0.0124 [0.0570]

注:中括号内为系数差异检验的经验 *p* 值,由 Bootstrap 法得到,自抽样次数为 2000 次

2. 溢出效应

本文以上所考虑的均是企业应用人工智能对其自身就业的影响。事实上,企业的人工智能应用还会对同行业其他企业,以及产业链上下游企业的就业有影响,从而产生溢出效应。企业更多地应用人工智能会增加其上游人工智能产品生产企业的产品需求,从而增加它们的就业。如果一个地区的企业更多地应用人工智能,那么该地区企业对人工智能产品的需求就越大。这意味着该地区的人工智能生产企业有了更多的订单,从而会扩大生产规模,增加劳动力就业。表 15 第(1)列针对人工智能产品生产企业样本,将企业雇佣规模(就业人数的自然对数)对地区人工智能应用密度(各年各地级市内应用人工智能的企业占比)进行回归。结果显示,地区人工智能应用密度显著提升了该地区人工智能产品生产企业的就业水平。

企业更多地应用人工智能使得企业自身的生产率提高,单位生产成本降低,在产品市场上的竞争力增强,从而可以抢夺同行业竞争对手的市场份额。这意味着同行业中没有应用人工智能的企业市场份额下降,生产规模减小,劳动力就业减少。表 15 第(2)列针对没有应用人工智能的企业

^① 本文样本中,高市场集中度行业企业的平均总资产规模、营业收入和就业人数分别是低市场集中度行业企业的 1.38 倍、1.79 倍和 1.88 倍。

样本,将企业雇佣规模(就业人数的自然对数)对其所在行业的人工智能应用密度(各年各行业应用人工智能的企业占比)进行回归。结果表明,行业人工智能应用密度显著降低了行业内没有应用人工智能的企业的就业水平。

人工智能应用的就业溢出效应意味着,在考察人工智能应用对劳动力就业的影响时,不能将微观企业层面的影响效应简单等同于宏观地区或行业层面的影响效应,反之亦然。

表 15 溢出效应

变量	对同地区人工智能生产企业的影响	对同行业无人工智能应用企业的影响
	(1)	(2)
	<i>lnlabor</i>	<i>lnlabor</i>
<i>AI_density_city</i>	1.4090** (0.2233)	
<i>AI_density_ind</i>		-0.2848** (0.1242)
控制变量	控制	控制
固定效应	行业/年份/行业—年份	城市/年份/城市—年份
观测值	610	18219
调整 R ²	0.2872	0.2045

七、结论与政策启示

1. 结论与讨论

本文基于中国上市公司年报文本数据构建企业人工智能应用的测度指标,考察人工智能应用对企业就业的影响效应、作用机制和发生条件,并分析了异质性和行业溢出效应。得到以下主要研究结论:

第一,人工智能应用会显著提升企业就业水平。在采用交错 DID、工具变量等方法缓解内生性问题,更换人工智能衡量指标、数据样本,考虑人工智能应用的时间滞后效应等问题后,此研究结论依然十分稳健。Mondolo(2022)^[57]指出,在考察技术进步和就业的关系时,要特别注意技术的类型和分析的层次。解读本结论时尤其要注意两点:其一,本文的结论是针对人工智能技术,它包含了机器人技术,但不等于机器人技术。机器人主要是对人类劳动的替代,但人工智能还包含很多与人类劳动互补的技术。其二,本文的结论是在企业层面上得到的。人工智能应用会提升企业就业不代表着它会一定提升全行业乃至全社会的就业。

第二,当前的人工智能应用主要通过提升企业生产率和竞争力,进而扩大企业生产规模来提升企业就业。本结论意味着,当前企业应用人工智能的主要动机不是为了替代劳动力,而是为了提高生产率和产品质量,增强企业竞争力。本文不是简单地考察生产率或生产规模的中介效应,而是运用多重机制的分析方法,深入考察人工智能应用、生产率、生产规模和企业劳动力需求之间的复杂作用关系,更细致地厘清人工智能应用影响企业就业的机制链。

第三,人工智能应用增加了高低技能劳动力和非常规任务劳动力比重,降低了中等技能劳动力和常规任务劳动力比重。如果说人工智能对劳动力就业总量的影响尚存争议的话,那么人工智能会改变就业结构、重塑劳动力市场的看法则是没有争议的。问题只是在于人工智能会将劳动力市场重塑为怎样的新形态?本结论与任务模型的理论分析结论一致,人工智能应用给中国劳动力

市场带来的“就业极化”现象初现。

第四,只有当产品需求价格弹性较大、人工智能技术能力较强且与企业应用场景契合度较高时,人工智能应用的就业促进效应才会出现。人工智能可能引发的技术性失业是社会普遍担心的问题,也是人工智能发展规划的重要关注。本结论为有效引导人工智能产业发展,同时实现高质量发展和稳就业两大政策目标提供了重要的政策启示。

第五,人工智能应用对企业就业的促进效应存在异质性,其在大规模企业、国有企业、出口企业、劳动力密集型行业企业和高市场集中度行业企业中更为显著;人工智能应用的就业效应存在溢出现象,人工智能应用会促进本地区人工智能产品生产企业的就业,同时减少同行业中未应用人工智能企业的就业。异质性的存在是人们对人工智能就业效应看法不一的重要原因,也是人工智能的就业效应在微观企业层面不同于宏观地区或行业层面的重要原因。

2. 政策启示

第一,要加大企业智能化改造,充分发挥人工智能在提升企业生产率、推动企业做大做强中的积极作用。本文研究结论表明,人工智能应用能提升企业生产率和竞争力,进而扩大企业生产规模。加大企业智能化改造,大力推进以人工智能应用为核心的数字化转型是实现企业做大做强的重要途径。要加大人工智能技术的研发力度,增强技术能力,优先应用在产品市场需求弹性大的领域,同时加强互补性技术、人员和制度的配套建设,以充分发挥人工智能的生产率提升和就业促进作用,实现高质量发展和就业提升的双重政策目标。

第二,要加强教育结构转型,为有效应对人工智能应用带来的就业结构冲击做好准备。本文研究已表明,人工智能应用会增加高低技能劳动力和非常规任务劳动力比重,降低中等技能劳动力和常规任务劳动力比重。人工智能应用带来的劳动力需求结构变化要求劳动力的供给结构要随之而变,否则会出现结构性失业问题。加强教育结构转型,是有效应对人工智能应用带来的就业结构冲击的治本之策。要深入研究人工智能时代背景下的职业技能需求,加大高等教育学科专业的调整力度,改革教学内容,强化数字化技能、软技能和跨学科能力的培养,适应人工智能时代的劳动力需求变化。

第三,要重视反垄断政策,警惕人工智能应用带来的市场垄断势力上升的问题。人工智能应用提高了企业生产效率和产品质量,增强了企业竞争力,扩大了企业生产规模,提升企业市场份额。而大规模企业和高市场集中度企业更能充分利用规模效应,实现滚雪球式发展,形成大者愈大的马太效应。这意味着,人工智能应用企业在做大做强的同时,更容易获得市场支配地位,也更可能实施垄断行为,反过来损害市场效率。所以,政府要警惕人工智能应用带来的市场垄断势力上升的问题,重视反垄断政策的制衡作用,确保企业在“做大”的过程中不会“做坏”。

第四,要重视出口贸易政策,减轻企业人工智能应用对行业就业的负向溢出效应。本文研究结论表明,人工智能应用在提升企业自身就业和市场份额的同时会降低同行业未应用人工智能的企业就业和市场份额。如果竞争局限在国内市场,那么国内企业中既有赢家也有输家,国内就业将既有增又有减;相反,如果重视出口贸易政策,积极推动企业出口,将竞争扩展到国际市场,那么国内的人工智能应用企业将会更多地占领国际市场份额,减轻其对国内同行业劳动力就业的负向溢出效应,促使国内就业提升。

参考文献

[1] Keynes, J.M. Economic Possibilities for our Grandchildren [A]. Keynes, J.M. Essays in Persuasion [C]. New York: Harcourt Brace, 1930.

- [2] Leontief, W. Machines and Man[J]. *Scientific American*, 1952, 187, (3): 150–160.
- [3] Alexopoulos, M., and J. Cohen. The Medium Is the Measure: Technical Change and Employment, 1909–1949[J]. *The Review of Economics and Statistics*, 2016, 98, (4): 792–810.
- [4] Bessen, J. Automation and Jobs: When Technology Boosts Employment[J]. *Economic Policy*, 2019, 34, (100): 589–626.
- [5] Frey, C. B., and M. A. Osborne. The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation? [J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2017, 114: 254–280.
- [6] 蔡昉. 变与不变——人工智能的就业影响[N]. 上海: 第一财经, 2024–6–19.
- [7] Korinek, A., and J. E. Stiglitz. Artificial Intelligence and Its Implications for Income Distribution and Unemployment[A]. Agrawal, A., J. Gans, and A. Goldfarb. *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*[C]. Chicago: University of Chicago Press, 2019.
- [8] Autor, D. H., F. Levy, and R. J. Murnane. The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration[J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 2003, 118, (4): 1279–1333.
- [9] Acemoglu, D., and D. Autor. Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings[A]. Ashenfelter, O., and D. Card. *Handbook of Labor Economics* (Vol. 4b) [C]. Amsterdam: Elsevier, 2011.
- [10] Acemoglu, D., and P. Restrepo. The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment[J]. *American Economic Review*, 2018, 108, (6): 1488–1542.
- [11] Acemoglu, D., and P. Restrepo. Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets[J]. *Journal of Political Economy*, 2020, 128, (6): 2188–2244.
- [12] Dauth, W., S. Findeisen, and J. Suedekum et al. The Adjustment of Labor Markets to Robots[J]. *Journal of the European Economic Association*, 2021, 19, (6): 3104–3153.
- [13] Mann, K., and L. Püttmann. Benign Effects of Automation: New Evidence from Patent Texts[J]. *The Review of Economics and Statistics*, 2023, 105, (3): 562–579.
- [14] 闫雪凌, 朱博楷, 马超. 工业机器人使用与制造业就业: 来自中国的证据[J]. 北京: 统计研究, 2020, (1): 74–87.
- [15] 孔高文, 刘莎莎, 孔东民. 机器人与就业——基于行业与地区异质性的探索性分析[J]. 北京: 中国工业经济, 2020, (8): 80–98.
- [16] 韩民春, 韩青江, 夏蕾. 工业机器人应用对制造业就业的影响——基于中国地级市数据的实证研究[J]. 重庆: 改革, 2020, (3): 22–39.
- [17] Mitchell, T., and E. Brynjolfsson. Track How Technology Is Transforming Work[J]. *Nature*, 2017, 544, (7650): 290–292.
- [18] Raj, M., and R. Seamans. Artificial Intelligence, Labor, Productivity, and the Need for Firm-Level Data[A]. Agrawal, A., J. Gans, and A. Goldfarb. *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*[C]. Chicago: University of Chicago Press, 2019.
- [19] Acemoglu, D., G. Anderson, and D. Beede, et al. Automation and the Workforce: A Firm-Level View from the 2019 Annual Business Survey[A]. Basu, S., L. Eldridge, J. Haltiwanger et al. *Technology, Productivity, and Economic Growth*[C]. Chicago: University of Chicago Press, 2024.
- [20] 陈良源, 张一帆, 林建浩, 李兰玉. 工业机器人应用与企业用工决策——来自微观企业的调查证据[J]. 北京: 统计研究, 2023, (7): 85–97.
- [21] Aghion, P., C. Antonin, and S. Bunel, et al. What Are the Labor and Product Market Effects of Automation? New Evidence from France[R]. Working Paper, 2021.
- [22] 李磊, 王小霞, 包群. 机器人的就业效应: 机制与中国经验[J]. 北京: 管理世界, 2021, (9): 104–119.
- [23] Acemoglu, D., D. Autor, and J. Hazell. Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from Online Vacancies[J]. *Journal of Labor Economics*, 2022, 40, (S1): 293–340.
- [24] Braxton, J. C., and B. Taska. Technological Change and the Consequences of Job Loss[J]. *American Economic Review*, 2023, 113, (2): 279–316.
- [25] 王泽宇. 企业人工智能技术强度与内部劳动力结构转化研究[J]. 北京: 经济学动态, 2020, (11): 67–83.
- [26] 王永钦, 董雯. 机器人的兴起如何影响中国劳动力市场? ——来自制造业上市公司的证据[J]. 北京: 经济研究, 2020, (10): 159–75.
- [27] 宋旭光, 左马华青. 工业机器人如何影响制造业就业变动——基于上市公司微观数据的分析[J]. 北京: 经济学动态, 2022, (7): 70–89.
- [28] Acemoglu, D., and P. Restrepo. Artificial Intelligence, Automation, and Work[A]. Agrawal, A., J. Gans, and A. Goldfarb. *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*[C]. Chicago: University of Chicago Press, 2019.
- [29] Aghion, P., C. Antonin, and S. Bunel, et al. The Direct and Indirect Effects of Automation on Employment: A Survey of the Recent

Literature [A]. Ing, L. Y., and G. M. Grossman. Robots and AI: A New Economic Era [C]. London: Routledge, 2022.

- [30] Eloundou, T., S. Manning, and P. Mishkin, et al. GPTs Are GPTs: Labor Market Impact Potential of LLMs [J]. *Science*, 2024, 384, (6702): 1306–1308.
- [31] Autor, D. Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation [J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2015, 29, (3): 3–30.
- [32] Koch, M., I. Manuylov, and M. Smolka. Robots and Firms [J]. *The Economic Journal*, 2021, 131, (638): 2553–2584.
- [33] Graetz, G. and G. Michaels. Robots at Work [J]. *The Review of Economics and Statistics*, 2018, 100, (5): 753–768.
- [34] 姚加权, 张彬澎, 郭李鹏, 冯绪. 人工智能如何提升企业生产效率? ——基于劳动力技能结构调整的视角 [J]. *管理世界*, 2024, (2): 101–116, 133.
- [35] 任英华, 刘宇钊, 李海彤. 人工智能技术创新与企业全要素生产率 [J]. *北京: 经济管理*, 2023, (9): 50–67.
- [36] Dixon, J., B. Hong, and L. Wu. The Robot Revolution: Managerial and Employment Consequences for Firms [J]. *Management Science*, 2021, 67, (9): 5586–5605.
- [37] 綦建红, 张志彤. 机器人应用与出口产品范围调整: 效率与质量能否兼得 [J]. *北京: 世界经济*, 2022, (9): 3–31.
- [38] Autor, D. H., and D. Dorn. The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market [J]. *American Economic Review*, 2013, 103, (5): 1553–1597.
- [39] de Vries, G. J., E. Gentile, and S. Miroudot, et al. The Rise of Robots and the Fall of Routine Jobs [J]. *Labour Economics*, 2020, 66, 101885.
- [40] 都阳, 贾朋, 程杰. 劳动力市场结构变迁、工作任务与技能需求 [J]. *北京: 劳动经济研究*, 2017, (3): 30–49.
- [41] Autor D. H., D. A. Mindell, and E. Reynolds, et al. *The Work of the Future: Building Better Jobs in an Age of Intelligent Machines* [M]. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press, 2022.
- [42] Kissinger, H. A., E. Schmidt, and D. Huttenlocher. *The Age of AI: And Our Human Future* [M]. New York: Little, Brown and Company, 2021.
- [43] 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]. *北京: 数量经济技术经济研究*, 2019, (5): 3–22.
- [44] Brynjolfsson, E., D. Rock, and C. Syverson. Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics [A]. Agrawal, A., J. Gans, and A. Goldfarb. *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda* [C]. Chicago: University of Chicago Press, 2019.
- [45] Taddy, M. The Technological Elements of Artificial Intelligence [A]. Agrawal, A., J. Gans, and A. Goldfarb. *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda* [C]. Chicago: University of Chicago Press, 2019.
- [46] Chen, W., and S. Srinivasan. Going Digital: Implications for Firm Value and Performance [J]. *Review of Accounting Studies*, 2024, 29, (2): 1619–1665.
- [47] 吴非, 胡慧芷, 林慧妍. 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]. *北京: 管理世界*, 2021, (7): 130–144, 10.
- [48] 陈媛媛, 张竞, 周亚虹. 工业机器人与劳动力的空间配置 [J]. *北京: 经济研究*, 2022, (1): 172–188.
- [49] 余明桂, 王空. 地方政府债务融资、挤出效应与企业劳动雇佣 [J]. *北京: 经济研究*, 2022, (2): 58–72.
- [50] 王小鲁, 胡李鹏, 樊纲. 中国分省份市场化指数报告 (2021) [M]. 北京: 社会科学文献出版社, 2021.
- [51] 马连福, 王丽丽, 张琦. 混合所有制的优序选择: 市场的逻辑 [J]. *北京: 中国工业经济*, 2015, (7): 7–22.
- [52] 崔艳. 人工智能对制造业就业的影响及应对研究: 来自微观企业和劳动者调查数据 [J]. *石家庄: 当代经济管理*, 2022, (3): 59–66.
- [53] Hayes, A. F. *Introduction to Mediation, Moderation, and Conditional Process Analysis (Third Edition): A Regression-Based Approach* [M]. New York: The Guilford Press, 2022.
- [54] Yzerbyt, V., D. Muller, and C. Batailler. New Recommendations for Testing Indirect Effects in Mediation Models: The Need to Report and Test Component Paths [J]. *Journal of Personality and Social Psychology*, 2018, 115, (6): 929–943.
- [55] 姚东旻, 姜丽, 王斐然. 管理费用、交易成本与企业全要素生产率——一个基于“营改增”改革的准实验研究 [J]. *上海: 世界经济文汇*, 2022, (2): 36–56.
- [56] 于新亮, 上官熠文, 于文广, 李倩. 养老保险缴费率、资本——技能互补与企业全要素生产率 [J]. *北京: 中国工业经济*, 2019, (12): 96–114.
- [57] Mondolo J. The Composite Link between Technological Change and Employment: A Survey of the Literature [J]. *Journal of Economic Surveys*, 2022, 36, (4): 1027–1068.

Artificial Intelligence Application and Enterprise Employment: Evidence from Textual Analysis of Chinese Listed Companies' Annual Reports

PENG Shu-hong

(School of Public Finance and Public Administration, Jiangxi University of Finance and Economics,
Nanchang, Jiangxi, 330013, China)

Abstract: At present, a new generation of scientific and technological revolution represented by artificial intelligence is emerging globally, and a new round of industrial change characterized by intelligence and digitization is accelerating. AI technologies such as voice recognition, image recognition and drones are constantly being applied on the ground, and AI products such as robots, translators and face recognition systems are being widely integrated into economic production activities, greatly improving the production efficiency of all aspects of research and development, manufacturing, operations and services. At the same time, there is a general concern in society about technological unemployment brought about by the widespread application of AI. However, due to the lack of data at the micro enterprise level, current research on the employment effects of AI technology application has mainly been conducted at the macro-level of industries and regions. Since enterprises are the main parties involved in hiring decisions, macro-level studies are unable to examine the impact mechanism in depth; and because of spillover effects, the conclusions of macro-level studies may not be applicable to the micro level.

This paper constructs enterprise-level measures of the degree of AI application based on textual data from the annual reports of Chinese listed companies, and examines the effects and multiple mechanisms of AI application on enterprise employment. This paper asks five questions and gives empirical answers to each of them. Firstly, do AI applications raise the level of corporate employment? Artificial Intelligence applications significantly increase the level of corporate employment, and this conclusion holds in various robustness tests. Secondly, why does AI application enhance the level of corporate employment? Current AI applications mainly promote enterprise employment by enhancing enterprise productivity and competitiveness and then expanding enterprise production scale. Thirdly, what type of labor force in a firm is boosted by AI applications? AI applications increase the share of high and low-skilled labor and labor for non-routine tasks, and decrease the share of medium-skilled labor and labor for routine tasks. Fourthly, under what conditions do AI applications raise the level of employment in a firm? The employment-boosting effect of AI applications only occurs when the price elasticity of product demand is large, the AI technical capability is strong and the fit with enterprise application scenarios is high. Fifthly, are there heterogeneity and spillover effects in the employment effects of AI applications? There is heterogeneity in the employment-boosting effect of AI applications on firms, which is more pronounced among firms in large-scale, state-owned, exporting, labor-intensive, and highly market-concentrated industries. There is a spillover phenomenon in the employment effect of AI application, and AI application will promote the employment of the enterprises that produce AI products in the region, and at the same time, reduce the employment of the enterprises that do not apply AI in the same industry. The findings of this paper can provide useful insights for the government to formulate AI-related industrial policies, and the education policy, antitrust policy and export trade policy in the era of AI need to be optimized and strengthened.

Compared with existing studies, there are three marginal contributions of this paper. Firstly, based on publicly available textual data from annual reports of listed companies, this paper adopts textual analysis to construct micro-level indicators of enterprise AI application, which provides a basic measure for conducting relevant research at the micro enterprise level. Secondly, based on Chinese data, this paper adopts the method of multi-mechanism analysis to examine in depth the mechanism and the conditions of AI applications to promote corporate employment, deepening the understanding of the problem of technological unemployment. Thirdly, this paper examines the heterogeneity and industry spillover effects, which enriches the research conclusions and complements the existing research literature, and can provide useful references for the government to formulate relevant AI industrial policies and employment policies.

Key Words: artificial intelligence; employment; textual analysis; scale effect; spillover effect

JEL Classification: J23, O33, C81

DOI: 10.19616/j.cnki.bmj.2024.08.003

(责任编辑:舟 山)