

基于专利数据的人工智能就业效应研究

——来自中关村企业的微观证据

尹志锋, 曹爱家, 郭家宝, 郭冬梅

[摘要] 本文匹配了2009—2018年中国人工智能专利数据库和中关村企业调查数据库,聚焦于考察人工智能对包括服务业在内的企业就业的影响。研究发现:人工智能显著促进就业,这一研究结论在考虑内生性问题及稳健性检验后依然成立;微观机制方面,人工智能可以通过提升企业市场占有率进而提升企业就业水平。拓展分析表明,人工智能提升了高学历员工、年轻员工、新员工占比;人工智能的就业促进效应在不同细分技术领域和不同类型企业间存在异质性:相较于专家系统及机器人,计算机视觉、机器学习、自然语言处理的就业促进效应更明显;人工智能的就业促进效应在企业规模较大、出口规模较大,以及国有和集体所有的企业中更小。本文基于专利数据对企业人工智能技术水平进行测度,将研究样本拓展至包含服务业企业,从企业市场规模扩大的角度拓展了人工智能影响就业的微观机理,为企业实施人工智能发展战略、政府制定人工智能政策提供了经验证据。

[关键词] 人工智能; 就业; 专利

[中图分类号] F272 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1006-480X(2023)05-0137-18

一、引言

人工智能(Artificial Intelligence, AI)作为第四次工业革命的核心,是推动国家经济社会发展的重要技术力量。《中华人民共和国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》明确指出,要瞄准人工智能等前沿领域,实施一批具有前瞻性、战略性的国家重大科技项目。在数字经济背景下,人工智能发展日新月异,其与传统领域广泛结合,在构成新时代经济发展强大引擎的同时,也会对就业市场造成系统性冲击。作为一种通用技术(General Purpose Technology, GPT),人工智能具有强渗透性,能系统嵌入生产、分配、交换、消费等经济活动环节。人工智能区别于以往

[收稿日期] 2022-04-22

[基金项目] 国家社会科学基金重大项目“城乡融合与新发展格局战略联动的内在机理与实现路径研究”(批准号21&ZD085);国家自然科学基金面上项目“中国非专利实施体的行为策略及其创新效应研究”(批准号72274231)。

[作者简介] 尹志锋,中央财经大学经济学院副教授,经济学博士;曹爱家,中央财经大学经济学院博士研究生;郭家宝,中央财经大学经济学院博士研究生;郭冬梅,中央财经大学经济学院教授,博士生导师,理学博士。通讯作者:郭冬梅,电子邮箱:guodongmeicufe@163.com。感谢匿名评审专家和编辑部的宝贵意见,文责自负。

技术进步,可以渗透到文案创作、分析决策等非常规工作任务领域,推动机器以前所未有的广度和深度替代人类劳动。

研究人工智能对就业的影响,对于中国来说更具紧迫性,这主要源于人工智能在中国的“井喷”式增长与中国庞大就业基数、劳动力结构性失衡之间的潜在矛盾。中国近年来在人工智能领域异军突起,人工智能专利申请数量和论文发文量均位列全球第一,并呈现出较快增长。中国在人工智能领域已具备较为坚实的基础及成长潜力,其蓬勃发展势必对劳动力市场产生深刻影响。就业作为中国最基本的民生,是维护经济平稳发展的有效动力。与发达国家相比,中国劳动年龄人口众多,城乡受教育水平差距大,就业系统仍以中低技能劳动力为主,较难适应产业数字化、智能化转型的要求。在人口红利消减的背景下,劳动力供需不平衡的“数量型矛盾”逐渐转向中低技能劳动力不适应技术进步的“质量型矛盾”(丁守海等,2018)。这意味着人工智能在加速推广应用的过程中很可能会给中国的中低技能劳动力就业带来比发达国家更大的冲击。

本文通过匹配2009—2018年中国人工智能专利数据库和中关村企业调查数据库,采用企业人工智能专利申请数衡量人工智能技术水平,构建双向固定效应模型实证考察人工智能对就业的影响。研究发现,人工智能具有显著的就业促进效应,且在考虑内生性问题及稳健性检验后结论依然成立。剖析人工智能影响就业的微观机制发现,人工智能通过“市场扩大效应”促进企业产品市场规模扩张,进而提升就业需求。拓展性分析进一步考察了人工智能对就业结构的影响,发现人工智能提升了企业内高学历员工、年轻员工、新员工占比。考虑人工智能细分技术领域差异和企业特征差异,异质性分析结果表明:计算机视觉、机器学习、自然语言处理的就业促进效应大于专家系统和机器人;人工智能促进就业的作用效果随着企业规模、出口规模的增加而减小;相较于私营企业,人工智能的就业促进效应在国有和集体企业中更小。本文尝试从以下三个维度丰富既有文献:

第一,通过构建人工智能专利数据库并结合中关村企业年度调查数据库,在更精确度量企业人工智能技术水平的同时,考察了其对企业就业的影响,以期与现有文献形成互补。一方面,相关实证研究大多利用IFR数据、EU KLEMS数据以及工业企业数据探讨工业机器人或信息投资技术对劳动力市场的影响(Graetz and Michaels, 2018; Acemoglu and Restrepo, 2020a; 王永钦和董雯, 2020; 孔高文等, 2020; 闫雪凌等, 2020; 李磊等, 2021)。但人工智能是一个复杂且宽泛的范畴,工业机器人只是其中的一个分支。由于不同人工智能细分领域在技术原理以及应用场景上存在差别,其对就业的影响也会有所不同。因此,使用工业机器人数量衡量人工智能的技术水平并探讨其就业效应,并不能完全反映人工智能的就业影响。相比之下,通过关键词识别企业申请的人工智能专利,能更为全面、精确地测度企业的整体人工智能技术水平。另一方面,目前人工智能就业影响的研究集中于制造业或工业(闫雪凌等, 2020; 王永钦和董雯, 2020; 李磊等, 2021),对服务业的就业影响还有待进一步探究。服务业作为推动中国经济增长的重要力量和未来着力点,也是应用新兴数字技术进行生产管理实践的先锋,因此,本文通过使用以服务业企业为主的中关村企业数据集,揭示了服务业企业应用人工智能的就业效应,能够与目前大多以工业企业或上市公司为研究对象的人工智能研究形成互补,并具备一定的前瞻性。

第二,借助企业数据,从“市场扩大”的角度考察了人工智能影响企业就业的微观作用渠道。现有理论文献主要探讨了人工智能影响就业的替代效应和复原效应等(Acemoglu and Restrepo, 2018a, 2020a),相关实证文献则大多利用行业或地区层面数据进行机制分析(王永钦和董雯, 2020; 孔高文等, 2020),无法识别人工智能对企业就业产生影响的微观作用渠道。本文基于文献理论,提出人工智能通过“市场扩大效应”提升企业就业的微观机制,并利用中关村企业调查数据加以

检验,对现有文献形成了有益补充。

第三,基于人工智能专利关键词分类和中关村企业调查数据中的就业结构详细信息,开展了进一步的拓展分析,使得对人工智能就业影响的讨论更加完整。一是基于人工智能不同细分技术领域的关键词,将人工智能划分为专家系统、机器人、计算机视觉、机器学习、自然语言处理五大细分技术领域,对人工智能细分技术领域的区分为讨论各子技术就业效应的异质性提供了可能。二是国内外对人工智能如何影响就业结构的研究仍主要集中在理论层面(蔡跃洲和陈楠,2019;Trajtenberg,2019),而部分实证文献虽然分析了人工智能对区域、行业或企业内部就业结构的影响,但大多只区分了高低技能劳动力(孙早和侯玉琳,2019;何小钢和刘叩明,2023),缺乏对诸如年龄、工龄等就业结构的差异化分析。本文借助中关村企业年度调查数据中的详细就业结构信息,在统一框架下进一步考察了人工智能对就业(技能、年龄、工龄)结构的影响,有助于丰富人工智能影响就业结构的研究。

二、理论分析与研究假说

理论上,人工智能对企业就业的影响存在不确定性,取决于负向的替代效应(Displacement Effect)与正向的复原效应(Reinstatement Effect)孰大孰小。其中,替代效应是指当人工智能相对劳动更具比较优势时,人工智能会以“机器换人”的自动化形式替代劳动,导致企业劳动力需求下降;与之相反地,复原效应是指人工智能的广泛应用催生新业态、新模式和新职业,创造出劳动具有比较优势的新岗位或拓展原有岗位的工作任务内容,引发企业劳动力需求上升(Acemoglu and Restrepo,2019,2020b)

一方面,人工智能会通过替代效应使企业就业减少。其机理在于:①人工智能以机器设备为载体,能够促进资本相对生产效率的提升,企业有激励通过“机器换人”替代劳动。区别于传统技术,人工智能通过机器学习模拟或实现人类的学习行为,对劳动的替代程度更深(Acemoglu and Restrepo,2018a,2018b;陈彦斌等,2019)。近年来,以机器人为代表的人工智能开始替代劳动执行生产车间内机械、可编码的常规型任务(王永钦和董雯,2020),而2022年末以ChatGPT为代表的生成式人工智能横空出世,开始对文案创作、数据分析、图像生成等以往定义为非常规型任务的工作形成替代。②人工智能重塑了企业的生产过程,压缩岗位需求。“智能制造”背景下高端智能技术改变了生产流程,催生出小批量、定制型的柔性生产方式,降低了生产单位产品的劳动力需求,尤其会对传统制造业中从事低技能岗位的劳动者形成系统性冲击(王林辉等,2020)。③人工智能的引入对劳动者学习和应用技术的能力提出了更高要求,劳动者现有技能与岗位和任务的不匹配将导致劳动力市场出现结构性失业(Acemoglu and Restrepo,2018a)。

另一方面,人工智能会通过复原效应推动企业就业增加:①人工智能的广泛应用将创造出更多新岗位、新业态和新模式,增加对应劳动力需求。这其中既包括大量与技术相关的知识密集型职位(Acemoglu and Restrepo,2018a),如人工智能训练师等,还包括智能辅助(Intelligence Assistance, IA)型工作,如智能硬件装调员等,有利于拉动企业对新技术适应型劳动力的需求(Korinek and Stiglitz,2021)。②人工智能作为改进劳动生产效率的互补性劳动工具,直接提升了劳动要素的边际生产力,引发劳动需求增加。OpenAI团队预计,通过使用大语言模型,美国约15%的工作任务可以在相同的质量水平下被更快地完成,当考虑技术对应的软件及工具时,这一比例将上升至47%—56%(Eloundou et al.,2023)。未来人工智能将能够在较大范围内辅助劳动提

高生产效率。

如上所述,人工智能对就业的净效应取决于负向替代效应和正向复原效应综合作用的结果,但由于不同经济体在产业结构、劳动力结构、人工智能发展水平等方面的差异,人工智能对就业的净影响也将表现出异质性。①人工智能对就业的净影响受产业特征和岗位特征的影响,其在第三产业内更易与劳动力形成互补关系进而提升就业需求。作为任务偏向型技术进步,人工智能更倾向于在重复、可编码的常规型任务中替代劳动,而在高级认知和复杂互动的非常规任务中与劳动互补(Autor et al., 2003),进而表现出在常规任务集中行业对劳动力的替代和在非常规性任务集中行业的岗位创造。对应地,生产性服务业、高端生活服务业等第三产业集中了技能、服务类的非常规性工作任务,人工智能的应用更易发挥正向的复原效应,而农业、传统制造业中包含的流水线作业等大量的常规任务则更易受到人工智能的冲击。一方面,中国第三产业占比相较于OECD国家偏低,第一、二产业受到冲击的就业规模可能会大于第三产业创造的劳动力需求;但另一方面,伴随中国消费互联网飞速发展,人工智能催生了电子商务等诸多新模式、新业态,形成了智能营销、智能物流等劳动辅助性工具,大大提升了复原效应在中国的作用空间。②劳动力技能、年龄结构影响人工智能的就业净效应。人工智能替代由常规任务构成的低技能岗位,而创造出更多知识和技术密集的高技能岗位,受教育程度高、知识结构新、能适应技术环境变化的年轻劳动力将受益于人工智能发展,技能和学历偏低、年龄较大的劳动者则将首当其冲成为福利受损最大的群体(Trajtenberg, 2019; 蔡跃洲和陈楠, 2019)。从劳动力结构看,相比OECD国家,中国就业人口的平均受教育程度和中等教育人数比例仍然偏低(蔡跃洲和陈楠, 2019),且中国老龄化问题日益严重,40岁以上就业人员占比持续攀升,加剧了中国劳动者被替代和平稳再就业的风险。但与此同时,在人工智能领域人才投入方面,中国人工智能人才总数在2018年位居世界第二,仅次于美国,且STEM(Science, Technology, Engineering, Mathematics)学科毕业生数量居世界首位,具有较大的上升潜力(张鑫和王明辉, 2019),这均为人工智能创造出的高技能岗位提供了充足的劳动力供给,使人工智能得以通过复原效应实现就业创造。③技术扩散速度的快慢也影响人工智能的就业效应。人工智能产业的迅猛发展既有可能导致短期结构性失业,又为技能劳动力的培养和就业带来更多机会。作为最早提出人工智能发展战略规划的国家之一(张鑫和王明辉, 2019),中国建立了大力推进人工智能技术创新和应用的政策体系,人工智能发展十分迅速。如此快速的发展,既可能引致劳动力供应的转换速度难以适应技术扩散速度,从而增加国家结构性失业风险,又可能在人工智能产业政策的引领和产业发展转型的要求下,加快培养技能型人才,创造更多新职业和岗位,扩大技能劳动力的就业空间,实现中国劳动力素质整体提升。综上,作为发展中国家,中国具有独特的产业结构、劳动力市场特征和人工智能发展特征,不能简单套用发达经济体的研究结论,需要结合中国实际数据提供关于中国人工智能发展对就业影响净效应的经验证据。

鉴于此,本文认为人工智能对就业的影响在理论上具有两面性,两者作用的大小和整体效果尚不清晰。此外,由于中国相较于发达经济体的特殊性,中国人工智能就业影响的净效应有待进一步实证检验。鉴于此,本文提出:

假说1:人工智能对就业具有替代效应与促进效应,综合效应具有不确定性。

基于上述理论分析,人工智能对就业存在正负两方面的影响,理想状态是直接研究替代效应和复原效应的相对大小,但由于现有数据缺少刻画企业内部各工作岗位的细分就业信息,无法度量企业在受到人工智能影响后原有岗位的就业变化以及新岗位的就业创造情况,致使现阶段的研究局

限于考察人工智能对企业整体就业变动的影响。与既有研究形成互补,本文提出人工智能对企业就业新的作用机制,即“市场扩大效应”。“市场扩大效应”通常指随着市场深度和广度的增加,企业会由于生产和流通方面的规模效应而增加劳动力需求(黄先海和张胜利,2019)。本文提出的“市场扩大效应”^①是指企业引入人工智能技术,有利于提升企业创新能力、节约生产成本,从而实现市场份额扩张^②。市场规模的扩大进而增加企业对内部各岗位的劳动要素投入,带来企业层面的就业增长(李磊等,2021)。

人工智能主要从提升创新能力和降低生产成本两个维度提升企业市场份额:①人工智能提升企业创新能力,帮助企业快速响应市场需求,抢占市场份额。人工智能不仅能以“机器学习”的方式加快知识创造,推动企业创新能力的提升(Brynjolfsson et al., 2019),还可以有效捕捉市场信号,预测市场波动(Milgrom and Tadelis, 2019),并在此基础上优化企业经营决策并实现精准营销,强化用户粘性。产品质量提升和精准定位将更好满足市场对产品的需求,有利于企业市场规模扩大。②人工智能降低企业生产成本,有利于降低产品相对价格,扩大企业市场份额。企业以“机器换人”从事常规型任务,自动化水平的提升降低了企业的生产成本和产品价格(Acemoglu and Restrepo, 2020b),产品需求上升和企业利润增加进一步刺激企业扩大再生产。随着企业市场规模的不断扩张,一方面企业内部那些不易被人工智能替代的(非自动化)部门将招收更多的劳动力(王永钦和董雯, 2020; Acemoglu and Restrepo, 2020a),带动企业整体就业量增长;另一方面,企业更能发挥规模经济和范围经济优势,降低最小生产规模下限,拓宽业务类型并提供更多种类的产品,由此增加新的劳动力需求,增加企业就业。

由于不同经济体在人工智能发展水平、企业所处全球价值链位置、居民生活水平等方面存在一定的差异性,人工智能提升企业市场份额,进而推动企业就业增长的“市场扩大效应”的效果不尽相同,需要针对特定经济体进行系统分析。①中国人工智能发展迅速,形成了“市场扩大效应”的技术基础。近年来,伴随着多项政策规划的出台,中国的人工智能产业在政策的大力支持下取得了飞跃式的进步,并已成为中国经济结构转型升级的新支点。各类人工智能的应用方案也被企业采纳,这降低了“市场扩大效应”发挥作用的技术门槛。②与发达国家相比,中国企业整体技术水平、产品质量不高,同时面临劳动力成本上升,在此背景下,率先引入人工智能的企业将提高创新能力、降低生产成本,在更大程度上实现市场扩张,进而促进企业就业增加。③中国人均收入水平的提高带动了高水平消费需求,因此,若企业应用并提高其人工智能技术水平,将能够显著提升创新能力并降低生产成本,生产出符合市场需求的高质量产品,从而扩大其市场规模并推动企业就业增长。鉴于此,本文提出:

假说2:人工智能可能通过“市场扩大效应”来促进就业。

三、研究设计

为验证假说1,本文设定如下基准模型:

$$Employee_{it} = a_0 + a_1 \times AI_{it} + A \times X_{it} + u_i + \zeta_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中,下标*i*、*t*分别指代企业及年份,*u_i*及*ζ_t*分别表示企业固定效应及年份固定效应,*ε_{it}*为误差

① “市场扩大效应”中“市场”指整体的产品市场,“市场扩大”指企业的市场份额增加。

② 人工智能“市场扩大效应”的理论机制图示参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

项。*Employee*代表就业水平,结合数据的可得性并参考黄解宇等(2013)的研究,本文用企业从业人员平均人数来衡量企业就业水平。

*AI*为本文的核心解释变量,代表人工智能技术水平。本文采用企业人工智能专利申请数衡量其人工智能技术水平(Hoedemakers, 2017; Mann and Püttmann, 2023),并选用专利质量指标进行稳健性检验。相较于文献常用的工业机器人和信息技术投资指标,本文从专利角度衡量人工智能,具有以下优势:①专利作为一种创新产出,由于数据客观、公开易得,被广泛用于度量技术水平。在人工智能相关研究中,Hoedemakers(2017)使用机器人专利数据来衡量人工智能技术水平,Mann and Püttmann(2023)使用机器学习算法识别与自动化相关专利作为人工智能技术水平的替代指标。本文通过设置人工智能关键词识别企业人工智能专利,以期对人工智能技术水平进行更全面、精确地测度。②本文基于人工智能关键词识别的构造方法,将人工智能设定为专家系统、机器人、计算机视觉、机器学习、自然语言处理五个细分领域,能够测度企业在人工智能各细分领域的技术水平,为讨论人工智能各细分领域的就业异质性影响提供了可能。③专利数据便于将研究维度下沉至企业层面,且相比于采用企业工业机器人渗透度指标估算企业人工智能水平的微观层面研究(Acemoglu and Restrepo, 2020a; 王永钦和董雯, 2020),直接采用企业专利数据进行度量更为准确。

变量集合 X 为控制变量,考虑企业就业的主要影响因素(邵文波和盛丹, 2017; 王永钦和董雯, 2020),本文控制了企业规模、企业出口水平、企业年龄、所有制及企业财务状况^①。对于价值型变量,统一用2009年的不变价格表示。考虑数据的平滑性及回归系数的经济含义,本文将基准模型中的连续变量(包括就业水平、专利申请数、企业总收入以及出口总额)加1后取自然对数。

尽管控制了企业规模、企业出口水平、企业年龄、所有制、财务状况、企业固定效应及年份固定效应,但仍可能因遗漏变量而存在内生性问题,导致估计偏误。因此,本文通过工具变量法(IV)来缓解人工智能技术水平的内生性问题,采用三个工具变量:一是同一年度、同一规模其他企业平均的人工智能专利申请数^②;二是同一年度、同一经营地县(区、市、旗)其他企业平均的人工智能专利申请数。三是A股上市公司年度同行业层面人工智能技术水平^③。

本文构建模型(2)及模型(3)检验人工智能通过“市场扩大效应”促进就业的机制。以企业市场份额为机制变量,具体模型设定如下:

$$Market_share_{it} = c_0 + c_1 \times AI_{it} + C \times X_{it} + \alpha_i + \delta_t + \zeta_{it} \quad (2)$$

$$Employee_{it} = d_0 + d_1 \times AI_{it} + d_2 \times market_share_{it} + D \times X_{it} + \lambda_i + \sigma_t + \pi_{it} \quad (3)$$

其中,模型(2)聚焦于考察人工智能对企业市场份额的影响。*Market_share*表示企业同一经营地县(区、市、旗)、同一产业内的市场份额。模型(3)在模型(1)的基础上进一步控制了企业市场份额变量。

在就业总量分析的基础上,本文进一步探讨了人工智能对就业结构的影响,以及人工智能对就业总量影响的异质性。就业结构方面,本文分别从就业者学历、年龄、工龄三个维度刻画;异质性方面,基于人工智能的不同细分领域,本文将人工智能划分为机器人、机器学习、计算机视觉、自然语言处理和专家系统五类子技术,研究了各类人工智能细分技术就业促进作用的异质性。同时,考虑

① 变量具体构造参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

② 本文采用企业总收入衡量企业规模,并将企业规模区分为小于100万元、100万—500万元、500万—1000万元、1000万—5000万元、5000万—1亿元、1亿—10亿元、10亿—100亿元、大于100亿元这8个区间,据此计算同一规模的其他企业平均人工智能专利申请数这一工具变量。

③ 本文对工具变量的选取及构造思路参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

到企业自身特征的影响,本文从企业规模、出口规模及所有制类型三个角度对企业进行划分,分析了人工智能对不同类型企业就业的异质性影响。

四、数据说明

本文使用的主要数据集包括两个:一是中关村企业年度调查数据库,二是中国人工智能专利数据库。其中,中关村企业年度调查数据库来源于北京市中关村国家自主创新示范区企业的年度统计数据。从样本的年度分布看,每年的企业样本量均超过1.4万家。从样本的行业分布看,前五大行业依次为软件和信息技术服务业(占20.66%)、科技推广和应用服务业(占15.27%)、批发业(占6.9%)、餐饮业(占6.46%)及专业技术服务业(占5.43%)。

相较于学术研究中采用较多的规模以上工业企业及上市公司数据,中关村企业调查数据库在本文中具有以下几个方面的优势:①该数据集涵盖的企业类别更丰富。本文所采用的中关村自主创新示范区企业年度统计数据同时包含了规模以上和规模以下企业(包括中小微型企业),以及工业和其他行业企业。②中关村企业调查数据集包含详细的就业结构数据,包括学历、年龄、工作年限等指标,为研究人工智能对就业的结构性影响提供了良好的数据基础。③中关村自主创新示范区企业在创新领域具有领军特点。中关村人工智能企业数量占全国的1/4,并已形成从高端芯片、基础软件到核心算法和行业整体解决方案的完整产业链。以中关村企业作为研究样本,所得结论具有前瞻性,对创新后发地区有较强的引领意义。④数据集中所有样本企业均为北京市内注册企业,处在同一园区和政策环境之下,能更好地避免区域层面不可观测因素对估计结果造成的偏误。

中国人工智能专利数据库是在合享智慧专利数据库的基础上,通过人工智能关键词检索筛选而得^①。本文借鉴了Raj and Seamans(2019)、薛澜等(2019)的研究,将人工智能专利限定为专家系统、机器人、计算机视觉、机器学习及自然语言处理五大领域,并依据细分领域分别设置关键词,再基于人工智能关键词,从合享智慧专利数据库中的标题、摘要及权利项中检索关键词,最终得到了2009—2018年各类申请人在中国所申请的277252件人工智能专利。从申请趋势看,人工智能专利申请量呈逐年上升趋势,由2009年的4901件上升到2018年的79555件;从细分技术领域看,机器人技术在样本中占比最高,达45.39%,其次是机器学习和自然语言处理,两者占比分别为21.76%和13.72%,专家系统(10.28%)和计算机视觉(8.85%)的占比最低。

本文基于专利信息中的专利申请人与中关村企业调查数据中的企业名称进行匹配,得到企业一年度的人工智能专利数据。本文的样本期间为2009—2018年。选择2009年作为起始年份的原因在于本文的核心变量,如从业人员平均人数自2009年才开始统计,终止年份设为2018年则是因为这是本文开展时能够获得的最新数据年份。

主要变量的描述性统计结果显示^②,企业从业人员平均人数的均值为107.24人,标准差为549.04人;企业人工智能专利申请数的均值为0.09个,标准差为2.48个,表明申请人工智能专利的企业并不多且申请的人工智能专利数量相对较少。

① 更多关于中关村企业调查数据和合享智慧专利数据库的介绍参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

② 变量的描述性统计结果参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

五、实证结果

1. 基准结果

表1报告了基准回归方程(1)的估计结果。表1的第(1)一(3)列采用逐步回归方法,其中,第(1)列只控制了企业固定效应,第(2)列进一步控制了年份固定效应,第(3)列则在第(2)列的基础上进一步控制了包括企业规模、企业出口水平、企业年龄、所有制及固定资本占比等在内的企业特征变量。回归结果显示,人工智能专利申请数都在1%水平上显著,其每增加1%,企业从业人员平均人数分别增长0.215%、0.161%和0.094%。这表明在控制企业特征和企业及年份固定效应的情况下,人工智能的就业效应显著为正,能够在总体上促进就业增长。

表1 人工智能对企业就业的影响效应

	就业水平		
	(1)	(2)	(3)
人工智能专利申请对数	0.215*** (0.020)	0.161*** (0.020)	0.094*** (0.019)
控制变量	否	否	是
企业固定效应	是	是	是
年份固定效应	否	是	是
观测值	174349	174349	168524
拟合优度	0.001	0.235	0.317

注:括号内数值为稳健标准误,***、**和*分别表示在1%、5%和10%水平上统计显著。以下各表同。

本文基准回归结果与Hoedemakers(2017)的结论基本一致。其经济解释在于:人工智能的复原效应能够实现直接的岗位创造,促进“新就业形态”形成,相较于替代效应处于主导地位,进而使得企业整体就业水平上升。①技术进步往往伴随着新岗位的生成和新工种的创造。人工智能的发展带动了配套的前端开发、中端操作和后端维护岗位的产生,如围绕机器人的设计、制造、调试等,一些新工种也在人工智能快速发展的背景下应运而生。中国人力资源和社会保障部等部门发布的新职业信息中就包括人工智能工程技术人员、工业机器人系统操作员和维护员等。②中国就业结构的不断升级导致人工智能的复原效应有更大的发挥空间。一方面,人工智能主要替代部分常规化、可被编码任务的低技能岗位;另一方面,中国对人工智能领域的高度重视以及高校开设人工智能相关专业均促进了适应人工智能技术的高学历、高技能和富有创新精神的年轻劳动力增加,使当前复原效应能够补偿替代效应造成的直接就业损失,带来总体上的就业促进效应。③中国的人工智能处于技术层起步、应用层迅猛前进的发展阶段,更多表现为劳动辅助而非劳动替代。此外,业界围绕人工智能领域对不同应用场景进行了深度探索,各种新模式、新业态不断涌现。在智能营销、智能物流、智能制造等背景下,人工智能充当劳动辅助,有效发挥对就业的复原效应。综上,当前中国人工智能的复原效应大于替代效应,总体上表现为促进就业增加。

2. 内生性问题处理

本文通过工具变量(IV)法来缓解内生性问题,以期估计人工智能对企业就业水平的因果效应。表2报告了工具变量法的估计结果。第一阶段回归中,同期同规模其他企业专利申请均值的系数

显著为正,说明同期同规模其他企业的人工智能技术水平越高,目标企业人工智能技术水平也会相应越高。对于第二个工具变量,同期同经营地其他企业人工智能专利均值的回归系数也为正,说明地区经济聚集效应和同一地区企业在人工智能技术方面的丰富互动,能够使目标企业人工智能技术水平与同地区其他企业的平均水平具有联动相关性。第三个工具变量A股同行业人工智能专利申请均值的系数显著为正,表明上市公司及中关村企业在人工智能投资策略上具有较强的一致性。第二阶段回归结果显示,人工智能回归系数为0.68,表明企业人工智能专利申请数每增加1个百分点,从业人员平均人数会在1%的显著水平上增长0.68个百分点。Kleibergen-Paap rk Wald F statistic 值约为52.00, Hansen J statistic 值约为4.59,对应的p值为0.1007,表明本文所采用的工具变量相对外生,不存在弱工具变量问题和过度识别问题。综上,IV的有效估计结果与基准回归结果一致,均表明人工智能有利于促进就业^①。

表2 人工智能对企业就业的影响效应(IV估计)

变量	人工智能专利申请对数	就业水平
	(1)	(2)
同规模企业专利对数均值(排除本企业)	0.938*** (0.129)	
同经营地企业专利对数均值(排除本企业)	0.087 (0.080)	
A股同行业人工智能专利对数均值	0.022*** (0.007)	
人工智能专利申请对数		0.680*** (0.149)
Kleibergen-Paap rk Wald F statistic		52.003
Hansen J statistic		4.592
Hansen J statistic P value		0.1007
拟合优度	0.027	
观测值	164216	155573

注:模型中控制了控制变量、企业固定效应和年份固定效应。以下各表同。

3. 机制分析:人工智能的“市场扩大效应”

本文首先对人工智能提升企业创新能力、降低生产成本使得企业市场份额扩大的路径进行了实证检验。回归结果显示^②:①人工智能(人工智能专利申请)对企业创新能力(非人工智能专利申请)的正向影响在1%的统计水平上显著,其每提高1%,企业非人工智能专利申请会增加0.583%。可能的原因在于,人工智能能够提高创新机会识别效率,找出那些最有价值的知识组合(Agrawal et al., 2019),进而提高企业的研发效率和创新能力(蔡跃洲和陈楠, 2019)。②人工智能可以显著降低企业的营业成本,其每提高1%,企业人均营业成本会降低0.091%。可能的原因在于,人工智能小批量、定制型的柔性生产方式能够灵活满足企业成本控制和市场需求快速变化的要求,有助于降低

① 针对较大规模的目标企业会降低工具变量外生性的担忧,本文进行了进一步的实证检验。具体地,本文在工具变量回归中删除了同地区同产业中规模在前1%的企业,所得的结果依然稳健。

② 人工智能影响企业市场份额作用路径的回归结果参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

企业的生产成本(Acemoglu and Restrepo, 2020b)。结果显示,企业创新能力的增强能够进一步带动企业市场份额的扩大。

进一步地,本文考察了人工智能促进企业市场份额扩大进而带动就业的作用机制。表3的第(1)列考察了人工智能对企业市场份额的影响。回归结果显示,在控制其他条件不变的情况下,人工智能专利申请数增加使得企业市场份额显著增加。第(2)列与基准回归模型一致,考察了人工智能对就业的总体影响。第(3)列报告了在基准回归的基础上引入机制变量,即模型3的回归结果。研究发现:市场份额对企业就业水平的回归系数在1%的水平上显著为正。综合上述回归结果,本文发现“市场扩大效应”机制是存在的。在控制企业市场份额后,人工智能的回归系数从0.094减小为0.092^①,表明人工智能的直接促进效应小于总体促进效应,总体促进效应中有一部分是通过“市场扩大效应”发挥作用的。可能的经济解释在于:①人工智能在生产环节降低了生产成本、增强了创新能力(Graetz and Michaels, 2018; Brynjolfsson et al., 2019; 杨光和侯钰, 2020),强化了企业产品的质量;②人工智能在营销环节通过大数据分析和智能推介(Milgrom and Tadelis, 2019),加强了产品与市场的耦合度。由此,企业市场份额得以扩大,最终引致企业就业规模的扩张。综上,机制检验结果表明,人工智能可以通过“市场扩大效应”提升就业水平^②。

表3 人工智能“市场扩大效应”的内在机制检验

变量	市场份额	就业水平	就业水平
	(1)	(2)	(3)
人工智能专利申请对数	0.008** (0.004)	0.094*** (0.019)	0.092*** (0.019)
企业总收入产业份额			0.243*** (0.043)
观测值	168495	168524	168454
拟合优度	0.009	0.317	0.317

4. 拓展性讨论

(1)人工智能对企业就业结构的影响。已有文献指出,人工智能不仅会对就业总量产生影响,还会给就业结构带来冲击(Bessen, 2016; Korinek and Stiglitz, 2019)。这是由于人工智能自我更新、自主学习以及多学科融合的特性,在劳动(任务)替代和技术要求方面已经与以往的通用技术有很大不同,企业在采纳或运用人工智能时,会考虑到对不同类型(年龄、技能等)劳动力的差异化需求,进而影响企业整体的就业结构。具体而言,一是人工智能进一步提高了对劳动(任务)的替代程度,其不仅能够替代重复性或常规性的体力劳动(任务),还能够对部分智力劳动(任务)进行替代;二是人工智能知识融合和快速更新的特性使其增加了对年轻劳动力和高学历劳动力的需求。

基于此,本文进一步分析了人工智能对企业就业结构的影响,主要以就业人员的技能水平、年龄及工龄作为切入点(孙早和侯玉琳, 2019)。在实证设计上,本文通过如下模型检验人工智能对就

① 鉴于人工智能系数显著性没有明显降低,系数绝对值大小也没有明显差异,本文进一步使用Sobel方法进行检验。结果显示,Sobel统计量为1.88,对应的P值为0.06,表明本文所发现的市场扩大效应机制是存在的。

② 为了检验结论的稳健性,本文还使用工具变量法对人工智能的“市场扩大效应”机制进行检验。工具变量估计结果与正文一致,即考虑内生性问题后,“市场扩大效应”的机制检验结论仍然稳健。

业结构的影响:

$$Employ_structure_{it} = b_0 + b_1 \times AI_{it} + B \times X_{it} + \theta_i + \mu_t + \eta_{it} \quad (4)$$

其中, $Employ_structure$ 表示就业结构。结合既有研究并基于数据可得性, 本文从学历、年龄及工作年限(工龄)三个维度刻画就业结构。①学历能够在一定程度上度量工人的技能水平(Frey and Osborne, 2017; Acemoglu and Restrepo, 2020b)。②员工年龄刻画了企业青年、中年及老年劳动力的数量对比, 能够反映企业内部的老龄化问题。③员工工作年限结构体现了一个企业员工工作的稳定程度以及企业新旧员工的数量对比。具体变量构造方面, 结合数据可得性, 本文按学历结构区分了企业就业人员中博士、硕士、大学、大专及中专占比; 按年龄结构区分了企业就业人员中29岁及以下、30—39岁、40—49岁、50岁及以上占比; 按工作年限区分了在本企业工作了1年内、1—3年(含)、3—5年(含)、5年以上的就业人员占比。

表4报告了人工智能对企业就业结构影响的估计结果。表4 Panel A结果显示, 企业人工智能技术水平的增长有利于提升就业人员的学历结构。对于大学本科学历、硕士学历和博士学历的就业人员占比, 人工智能的回归系数分别为0.010、0.009(在1%的水平上显著)及0.002(在5%的水平上显著), 对于大专学历的就业人员占比, 人工智能的回归系数为-0.008(在1%的水平上显著)。结果表明, 人工智能具有技能偏向性的特征, 人工智能技术水平的提升会相对减少企业对低学历劳动者的需求, 相对增加对高学历劳动者的需求, 从而使企业劳动力就业结构呈现出“就业高知化”。其经济解释在于: 人工智能的发展提高了产品生产和技术环境的复杂度, 要求劳动者掌握使用新技术的方法, 高技能劳动者能够在更短时间内学习新技术要点, 更好地“拥抱”新技术, 从而减少技术“适应性”成本。由此, 人工智能会引发岗位更迭效应, 对高低技术部门劳动岗位产生异质性影响, 而这种影响相较于以往的技术进步(互联网、信息通信技术等)又有所不同。这是因为, 人工智能对低技

表4 人工智能对企业就业结构的影响

变量	就业结构				
Panel A: 学历结构					
	博士	硕士	本科	大专	中专
人工智能专利申请对数	0.002** (0.001)	0.009*** (0.002)	0.010*** (0.004)	-0.008*** (0.002)	-0.002 (0.002)
观测值	148177	148034	145697	147656	148093
拟合优度	0.002	0.002	0.005	0.003	0.004
Panel B: 年龄结构					
	29岁及以下	30—39岁	40—49岁	50岁及以上	
人工智能专利申请对数	0.004 (0.004)	0.013*** (0.003)	-0.007*** (0.002)	-0.007*** (0.001)	
观测值	145843	146720	147901	148044	
拟合优度	0.161	0.008	0.024	0.042	
Panel C: 工作年限结构					
	1年内占比	1—3年(含)	3—5年(含)	5年以上	
人工智能专利申请对数	0.007 (0.004)	0.014*** (0.003)	0.000 (0.003)	-0.013*** (0.003)	
观测值	145942	146845	147797	147678	
拟合优度	0.044	0.046	0.003	0.126	

能岗位的替代作用在范围和深度上都更为明显,不仅能够替代常规化、可被编码任务的低技能岗位(Cheng et al., 2019),还可以通过机器学习的方法进一步替代低端脑力劳动(曹静和周亚林, 2018),冲击到以往未受到技术进步影响的低技能岗位。人工智能的应用将在高技术部门创造新的劳动岗位,提升了人力资本要求(王林辉等, 2020),那些具备更高教育水平或特定技能的劳动者,才有更多机会在创造性要求更高的岗位上重新实现就业(蔡跃洲和陈楠, 2019)。

表4 Panel B考察了人工智能对企业就业人员年龄结构的影响。结果显示,人工智能技术水平提升,会使得企业30—39岁就业人员占比显著增加,40—49岁就业人员占比、50岁及以上就业人员占比显著减少。这表明人工智能具有促进就业“年轻化”的作用效果。主要原因在于,相较于以往的技术进步,人工智能学科交叉、知识融合的特性会提高企业内部岗位或任务中的技术复杂度(董直庆等, 2013),进而相应提高对在岗位工作或执行任务的员工的技能要求,这使得知识结构较新、吸收能力较强的年轻雇员相对老雇员具有比较优势。人工智能作为一种新兴的通用技术,其对就业岗位的替代具有一定的“选择性”。非常规岗位或创造性任务通常要求就业者具备全面的知识水平和出色的学习能力,因此,较常规岗位(任务)更难以被人工智能所替代。而年轻的就业人员不仅掌握了最新的知识技术,还比年龄较大的就业人员有着更强的创新精神、应变能力和学习能力,能够胜任人工智能环境中的多变情况和相关工作任务(蔡跃洲和陈楠, 2019),并更可能推出高质量的创新产品。因此,企业会招募更多的年轻劳动者,带来企业内部年轻就业人员占比的增加。相较而言,中老年劳动者由于存在技术路径依赖,受教育程度不高,且知识结构比较陈旧,无法适应人工智能或适应成本很高,因此,他们会面临较高的失业风险(Trajtenberg, 2019)。

表4 Panel C考察了人工智能对企业就业人员工作年限结构的影响。结果显示,人工智能技术水平提升,会使得企业工作年限为1—3年的就业人员占比显著增加,工作年限5年以上的就业人员占比显著减少。这与Stevenson(2019)和Trajtenberg(2019)的结论基本一致,即在人工智能背景下,那些工作年限较长的员工可能会面临相对更大的失业风险。其原因在于,人工智能属于新兴的交叉学科技术,技术周期短,更迭速度快,其相比于互联网等通用技术,更要求就业人员具备较强的新知识吸收能力和多领域知识融合能力。一般而言,就业年限越长的员工,越容易在技术运用上形成路径依赖,对新技术的知识结构存在排斥性,吸收新技术知识的能力相对较弱。而企业新雇员工在知识结构上接近当前的技术发展水平,能够快速整合不同领域的相关知识,消化吸收新技术。

(2)基于人工智能细分领域的异质性分析。人工智能涵盖范围广泛,包括机器人、机器学习、计算机视觉、自然语言处理和专家系统等细分技术领域。考虑到人工智能各细分领域具有不同的技术特征和应用场景,可能对就业的影响存在差异性(曹静和周亚林, 2018),本文考察了人工智能在不同细分领域产生的就业效应。

表5报告了人工智能不同细分技术领域对企业就业水平的异质性影响^①。结果显示,计算机视觉、机器学习和自然语言处理的系数均至少在10%的水平上显著为正,而专家系统和机器人的回归系数则不显著,说明相较于专家系统和机器人,计算机视觉、机器学习、自然语言处理的就业促进效应更为明显。其经济解释在于:机器人和专家系统将不可避免地替代单一的、具有特定性质的工作

^① 为了避免样本企业主要集中于某几个行业而导致有偏估计结果,本文在稳健性检验中删除了样本最为集中的行业(软件和信息技术服务业),该行业企业占全部样本的20.66%,并重新考察了人工智能细分技术对于企业就业水平的影响。所得结果与全样本的结果基本一致,表明人工智能不同细分领域对企业就业的异质性影响具有一定的稳健性。

(Graetz and Michaels, 2018; Acemoglu and Restrepo, 2020a)。在机器人技术方面,其运用增大了资本对劳动的替代(Acemoglu and Restrepo, 2018b),减少了企业对简单劳动力的需求;而专家系统由于拥有某个领域的大量专业知识和经验,能够从人类专家的角度进行全面的分析推理,且不受情绪和周围环境的影响,表现出一定的就业替代性,例如,专家系统中的无人汽车能够部分代替司机,从而在很大程度上削弱人工智能的整体就业促进效应。因而机器人和专家系统具有较明显的就业替代效应。

表 5 人工智能不同细分领域对企业就业水平的异质性影响

变量	就业水平					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
计算机视觉	0.136*** (0.033)					0.070** (0.035)
专家系统		0.047 (0.050)				0.001 (0.050)
机器学习			0.128*** (0.023)			0.090*** (0.025)
自然语言处理				0.122*** (0.028)		0.052* (0.030)
机器人					0.047 (0.029)	-0.009 (0.031)
观测值	168524	168524	168524	168524	168524	168524
拟合优度	0.317	0.317	0.317	0.317	0.317	0.317

比较而言,自然语言处理、计算机视觉和机器学习能够催生或创造出新的岗位,例如,自然语言处理中的多语言翻译,不仅不会减少现有翻译人员的数量,还会增加对计算机语言进行编程翻译的程序员,以进行便捷的实时翻译,信息网络的迅速发展也会促进自然语言处理成果的运用,创造更多就业;与此同时,基于计算机视觉、机器学习、自然语言处理的现实运用场景相对更接“地气”,运用也更加广泛,例如,作为语音助手的Siri、Cortana、Alexa、人脸识别以及智能病例处理都已经进入人们的生活,这些便捷技术大范围的运用促进了企业产品市场规模的扩大,从而表现出相对更明显的就业促进效应。

(3) 基于企业类型的异质性分析。企业是应用人工智能的主体和人工智能发挥就业影响作用的基本单位,鉴于企业自身特征的重要性,本文考察了人工智能的就业效应是否会因企业规模、出口规模及所有制不同而存在差异。结果显示^①,人工智能和企业规模、出口规模的交乘项都显著为负,表明人工智能促进就业的作用效果随着企业规模的扩大、出口规模的扩大而减小。其经济解释为:①人工智能开发成本高,建构难度大,存在规模经济和范围经济特征。对于规模大和出口多的企业,人工智能开发的高昂固定成本更易摊销,产品需求和资金存量使其更有动力和能力构建功能相对完善的人工智能系统。人工智能在这些企业中的深度利用,可能会导致边际生产率下降,并削弱技术使用所带来的就业促进作用。②人工智能对生产效率的影响存在“门槛效应”(王林辉等,

① 人工智能对不同类型企业就业水平的异质性影响的回归结果参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

2020)。当人工智能的应用程度在门槛值以下时,人工智能具有较强的就业创造效应,但随着人工智能的进一步发展,技术水平超过了现有就业人员的技能范围后,会引致技能不匹配及岗位空缺,从而削弱人工智能的就业创造效应。③对于规模大、出口额多的企业,其原本市场份额较大,通过市场份额提升促进就业岗位增加的空间更小,即人工智能通过“市场扩大效应”带来的就业促进作用也会相应更小。

与此同时,人工智能与国有和集体所有制虚拟变量的交互项系数为负,且在1%的显著性水平上显著。这表明,相较于私营企业,人工智能的就业促进效应在国有和集体企业中显著更小。这与Cheng et al.(2019)的研究基本一致。本文的经济解释在于,国有和集体所有制企业的员工调整具有刚性,因此,人工智能的就业促进效应不能充分发挥;加之国有企业内部冗员相对较多,生产效率相对较低,对市场需求的变化敏感度较低。尽管国有企业得到的政策资源更多,但其与私营企业在经营目标和管理层激励上存在差异,其利用人工智能扩大企业市场份额的效果弱于私营企业,市场份额增加带来的岗位促进效应也相应较弱。

5. 稳健性检验^①

(1)构建企业人工智能质量指标。考虑到本文使用的企业人工智能专利申请数可能存在一定的测量误差,从而导致估计系数的不准确,以及多数学者的实证分析表明,中国企业在创新过程中存在追求专利“数量”而忽略“质量”的现实问题(张杰和郑文平;2018),因此,本文参考既有文献并基于数据的可得性,采用人工智能发明专利申请数、人工智能专利族数、合享价值度加权值专利数和引用加权的专利数来度量企业人工智能专利的质量(均加1后取自然对数)。这四个新的专利指标能够衡量人工智能专利的质量,因此,相较于人工智能专利申请数而言,更凸显企业人工智能技术(创新)水平的高低。人工智能专利质量指标的回归结果显示,人工智能促进就业的核心结论是稳健的。

(2)其他稳健性检验。为排除其他因素对基准回归结果的干扰,本文还开展了一系列稳健性检验:①考虑到以专利申请数衡量的人工智能技术水平的就业效应可能存在一定时滞,本文采用前一年的专利申请数作为解释变量进行稳健性检验。②考虑到企业有无申请人工智能专利可能与企业申请多少人工智能专利之间存在紧密关联,也能够反映企业人工智能技术水平,本文构造了0—1型的反映人工智能技术水平的变量,即企业当年的人工智能专利申请为0时记为0,申请量大于0时记为1,并进行稳健性检验。③考虑到企业人工智能专利申请不仅取决于企业自身特征,还跟企业所处行业的技术特征,以及所在地区的科技政策和研发基础有很大关系,本文进一步控制了行业固定效应和地区固定效应。上述回归结果显示,关键解释变量的回归系数始终在1%的水平上显著为正,再次表明本文得到的结论是基本稳健的。

六、结论及政策启示

人工智能被认为是人类科学与技术文明的“巅峰之作”,预期会对人类的生产与生活方式产生颠覆式影响。在就业领域,人工智能可能导致“岗位消失”,给就业者带来系统性冲击。近年来人工智能在中国“井喷”式的增长,以及中国庞大的就业基数和复杂的劳动力市场环境,使得研究中国人工智能对就业的影响,具有紧迫性与特殊意义。本文通过匹配中国人工智能专利数据库及中关村

^① 稳健性检验结果参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

企业调查数据库,从微观企业层面揭示了人工智能对就业的影响。

研究发现:①人工智能的发展会显著提升企业就业水平,这一结论在考虑内生性问题后基本稳健,在使用人工智能专利质量指标作为解释变量、引入滞后项、构建0—1型人工智能指标和控制产业及地区固定效应等稳健性检验下结论仍然成立。②人工智能通过提升企业产品市场份额,促进就业规模的扩大,具有“市场扩大效应”。③对就业结构的拓展性分析表明,人工智能的发展从学历、年龄、工龄维度影响了企业的就业结构:学历上,大学及以上学历就业者占比增多,大专学历就业者占比减少;年龄上,40岁及以下就业者占比增多,40岁以上就业者占比减少;工作年限上,3年及以下就业者占比增多,5年及以上就业者占比减少。④人工智能的就业创造效应在不同细分领域和不同特征企业间存在差异。相较于专家系统及机器人,计算机视觉、机器学习和自然语言处理的就业促进效应更为明显;人工智能促进就业的作用效果随着企业规模、出口总额的增加而减小;相较于私营企业,人工智能的就业促进效应在国有和集体企业中更小。基于上述研究结论,本文提出如下政策启示。

第一,总体看,目前阶段人工智能的快速发展对就业而言并非“洪水猛兽”。本文发现,人工智能具有显著的就业促进效应。因此,对于微观企业决策者,可以考虑加强人工智能技术创新,并切实利用人工智能相关技术,使其融入企业的生产管理决策流程,提升企业竞争力及市场份额。对于政府相关部门,可以考虑面向企业设立人工智能专项创新发展基金、搭建公共数据平台、打造行业人工智能龙头企业等措施,以减轻企业人工智能研发面临的融资约束,降低企业搭建人工智能系统的成本门槛,并发挥行业创新的协同效应。

第二,人工智能引发就业结构变化,既会带动就业增长,也会导致结构性失业。本文发现,人工智能改变了就业的学历、年龄和工龄结构。人工智能一方面使高学历就业者占比、年轻就业者占比及工作年限低的就业者占比增多;另一方面,使低学历就业者占比、年老就业者占比及工作年限长的就业者占比减少。对于人工智能冲击下的“受益者”,应注重培养其后备力量,减少其进入劳动力市场的就业摩擦,以促进这部分就业稳定增长。可以考虑完善学科建设,根据人工智能发展的现实要求设置对口专业,培养高层次的创新人才,增加高技能劳动力供给,同时加强在岗培训,减少人工智能发展与劳动力技能不匹配之间的摩擦,使从业者能够更好适应人工智能发展下人机结合的要求,最大程度地利用人工智能与劳动的互补作用。对于“受损者”,要保障其福利,促进再就业。可以考虑提供针对技术性失业的失业保险、家庭最低收入保障等“兜底”措施,对下岗劳动者进行职业培训,帮助其完成人力资本升级,从而顺应新技术时代要求,将低技能、高年龄就业者引流至其他行业。

第三,人工智能可以通过影响企业市场份额进而影响企业就业。本文发现,人工智能提高了企业的创新能力、减少了企业的生产成本,进而带动企业市场份额的扩大,并最终引致企业劳动需求的提高。鉴于此,政策制定者可以考虑结合经济发展现状和就业市场供求水平,通过进一步制定人工智能相关的产业政策,加速人工智能、机器人等新兴产业的发展,鼓励企业更多地应用人工智能相关技术,强化企业的创新能力和产品质量,提升其竞争力并带动企业市场份额扩大的同时,提高企业整体的就业水平,实现经济增长与“稳就业”的并行。

第四,人工智能不同细分技术对就业的影响不同,人工智能的就业促进效应在不同类型企业中也有所不同,需要进行结构性考查。本文发现,计算机视觉、机器学习和自然语言处理的就业促进效应较为明显,而专家系统及机器人的就业促进效应不明显。鉴于此,政策制定者可以考虑结合人工智能产业发展现状和市场需求,侧重探索和开发计算机视觉、机器学习和自然语言处理的应用场

景,推进这些技术在企业落地应用。对于专家系统及机器人,则需重点关注其对就业的负向冲击。本文同时发现,人工智能促进就业的作用效果随企业规模、出口总额的增加而减弱,相较于私营企业,人工智能的就业促进效应在国有和集体企业中更小。鉴于此,一方面,需要权衡人工智能的使用深度与使用广度,关注人工智能所带来的就业创造效应可能会因企业规模及出口规模的扩大而减小,另一方面,需要深化对国有和集体企业的市场化改革,重点从市场敏感度和人员流动性入手,以充分发挥人工智能的就业促进效应。

[参考文献]

- [1]蔡跃洲,陈楠.新技术革命下人工智能与高质量增长、高质量就业[J].数量经济技术经济研究,2019,(5):3-22.
- [2]曹静,周亚林.人工智能对经济的影响研究进展[J].经济学动态,2018,(1):103-115.
- [3]陈彦斌,林晨,陈小亮.人工智能、老龄化与经济增长[J].经济研究,2019,(7):47-63.
- [4]丁守海,丁洋,吴迪.中国就业矛盾从数量型向质量型转化研究[J].经济学家,2018,(12):57-63.
- [5]董直庆,王芳玲,高庆昆.技能溢价源于技术进步偏向性吗[J].统计研究,2013,(6):37-44.
- [6]何小钢,刘明.机器人、工作任务与就业极化效应——来自中国工业企业的证据[J].数量经济技术经济研究,2023,(4):52-71.
- [7]黄解宇,孙维峰,杨朝晖.创新的就业效应分析——基于中国上市公司微观数据的实证研究[J].中国软科学,2013,(11):161-169.
- [8]黄先海,张胜利.中国战略性新兴产业的发展路径选择:大市场诱致[J].中国工业经济,2019,(11):60-78.
- [9]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].中国工业经济,2020,(8):80-98.
- [10]李磊,王小霞,包群.机器人的就业效应:机制与中国经验[J].管理世界,2021,(9):104-119.
- [11]邵文波,盛丹.信息化与中国企业就业吸纳下降之谜[J].经济研究,2017,(6):120-136.
- [12]孙早,侯玉琳.工业智能化如何重塑劳动力就业结构[J].中国工业经济,2019,(5):61-79.
- [13]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[J].中国工业经济,2020,(4):97-115.
- [14]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].经济研究,2020,(10):159-175.
- [15]薛澜,姜李丹,黄颖,梁正.资源异质性,知识流动与产学研协同创新——以人工智能产业为例[J].科学学研究,2019,(12):2241-2251.
- [16]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].统计研究,2020,(1):74-87.
- [17]杨光,侯钰.工业机器人的使用,技术升级与经济增长[J].中国工业经济,2020,(10):138-156.
- [18]张杰,郑文平.创新追赶战略抑制了中国专利质量么[J].经济研究,2018,(5):28-41.
- [19]张鑫,王明辉.中国人工智能发展态势及其促进策略[J].改革,2019,(9):31-44.
- [20]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Artificial Intelligence, Automation and Work [R]. NBER Working Paper, 2018a.
- [21]Acemoglu, D., and P. Restrepo. The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment [J]. American Economic Review, 2018b, 108(6): 1488-1542.
- [22]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor [J]. Journal of Economic Perspectives, 2019, 33(2):3-30.
- [23]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets [J]. Journal of Political Economy, 2020a, 128(6): 2188-2244.
- [24]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Unpacking Skill Bias: Automation and New Tasks [J]. AEA Papers and

- Proceedings, 2020b, 110: 356–361.
- [25] Agrawal, A., J. McHale, and A. Oettl. Finding Needles in Haystacks: Artificial Intelligence and Recombinant Growth [A]. Agrawal A., J. Gans, and A. Goldfarb eds. *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda* [C]. Chicago: University of Chicago Press, 2019.
- [26] Autor, D. H., F. Levy, and R. J. Murnane. The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration [J]. *Quarterly Journal of Economics*, 2003, 118(4): 1279–1333.
- [27] Bessen, J. How Computer Automation Affects Occupations: Technology, Jobs, and Skills [R]. Boston University School of Law, Law and Economics Research Paper, 2016.
- [28] 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 eds. *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda* [C]. Chicago: University of Chicago Press, 2019.
- [29] Cheng, H., R. Jia, D. Li, and H. Li. The Rise of Robots in China [J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2019, 33(2): 71–88.
- [30] Eloundou, T., S. Manning, P. Mishkin, and D. Rock. GPTs are GPTs: An Early Look at the Labor Market Impact Potential of Large Language Models [R]. arXiv Working Paper, 2023.
- [31] 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.
- [32] Graetz, G., and G. Michaels. Robots at Work [J]. *Review of Economics and Statistics*, 2018, 100(5): 753–768.
- [33] Hoedemakers, L. The Changing Nature of Employment: How Technological Progress and Robotics Shape the Future of Work [D]. Lund University Master Thesis, 2017.
- [34] Korinek, A., and J. E. Stiglitz. Artificial Intelligence and Its Implications for Income Distribution and Unemployment [A]. Agrawal A., J. Gans, and A. Goldfarb eds. *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda* [C]. Chicago: University of Chicago Press, 2019.
- [35] Korinek, A., and J. E. Stiglitz. Artificial Intelligence, Globalization, and Strategies for Economic Development [R]. NBER Working Paper, 2021.
- [36] Mann, K., and L. Püttmann. Benign Effects of Automation: New Evidence from Patent Texts [J]. *Review of Economics and Statistics*, 2023, 105(3): 562–579.
- [37] Milgrom, P. R., and S. Tadelis. How Artificial Intelligence and Machine Learning Can Impact Market Design [A]. Agrawal A., J. Gans, and A. Goldfarb eds. *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda* [C]. Chicago: University of Chicago Press, 2019.
- [38] Raj, M., and R. Seamans. AI, Labor, Productivity, and the Need for Firm-level Data [A]. Agrawal A., J. Gans, and A. Goldfarb eds. *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda* [C]. Chicago: University of Chicago Press, 2019.
- [39] Stevenson, B. Artificial Intelligence, Income, Employment, and Meaning [A]. Agrawal A., J. Gans and A. Goldfarb eds. *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda* [C]. Chicago: University of Chicago Press, 2019.
- [40] Trajtenberg, M. AI as the Next GPT: A Political-Economy Perspective [A]. Agrawal A., J. Gans, and A. Goldfarb eds. *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda* [C]. Chicago: University of Chicago Press, 2019.

A Study of the Impact of Artificial Intelligence on Employment Based on Patents Data——Evidence from Zhongguancun Enterprises

YIN Zhi-feng, CAO Ai-jia, GUO Jia-bao, GUO Dong-mei
(School of Economics, Central University of Finance and Economics)

Abstract: As a strategic emerging technology in the digital economy, Artificial Intelligence (AI) is increasingly being integrated with industries, promoting enterprise productivity and contributing to the economic growth. Meanwhile, the possibility of AI replacing jobs raises concerns about its potential systemic impact on the labor market. Existing literature concerning employment effect of AI focused mainly on developed economies and obtained controversial findings. The impact of AI on developing countries, especially on China's labor market, remains to be explored. Compared with developed countries, China has a significant working-age population and its labor structure is still dominated by low- and medium-skilled labor. Therefore, dramatic advances in AI may have a stronger impact on employment in China. This paper constructs indicators of AI from the perspective of patent, attempting to study the impact of AI on employment in China through empirical analysis, and clarifies its possible mechanisms at the micro level. The results of this paper provide theoretical support for China to implement AI strategies, cope with the potential impact of AI on the labor market and achieve parallel economic growth and employment stability.

This paper examines the impact of AI on employment at the micro-level by matching the AI patents and employment data of Zhongguancun enterprises from 2009 to 2018. The findings indicate that AI has a significantly positive effect on enterprise employment, which remains valid after considering the endogeneity problem and robustness tests. Micro-mechanism analysis shows that AI affects employment through the "market expansion effect." Specifically, AI is conducive to improving enterprise innovation capacity and reducing production costs, which drives the expansion of market share, and leads to increased employment growth. The extended analysis further investigates the impact of AI on employment structure based on dimensions of skill, age and working age of labor. The results show that AI increases the proportion of highly educated, young, and new employees in enterprises. Heterogeneity analysis indicates that the effect of AI on employment differs among different types of AI technology fields and different types of enterprises. The promotion effect of computer vision, machine learning, and natural language processing on employment is greater than that of expert systems and robotics. The promotion effect of AI on employment decreases with enterprise size and export scale; and compared with private enterprises, the promotion effect of AI on employment is significantly weaker in state-owned and collective enterprises.

This paper attempts to enrich existing literature from following three perspectives. Firstly, AI patent applications for enterprises are identified by keywords to evaluate their influence on employment in Zhongguancun. This approach provides a comprehensive and precise measurement of the overall AI technology level of enterprises, complementing existing literature. Secondly, this paper reveals the micro-mechanism of AI, which influences changes in employment, by examining the expansion of enterprises' market size based on the literature theory and micro-enterprise data. Thirdly, exploratory analysis is conducted by utilizing AI patent keyword classification and detailed employment structure information from survey data of Zhongguancun enterprises. On the one hand, this paper examines the heterogeneity of employment effects for five sub-technology fields of expert systems, robotics, computer vision, machine learning, and natural language processing. On the other hand, this paper investigates the impact of AI on employment structure in terms of skill, age and work experience, providing a more comprehensive discussion on the impact of AI on employment.

Keywords: artificial intelligence; employment; patent

JEL Classification: J23 J24 O33

[责任编辑:王燕梅]