

工业智能化会重塑企业地理格局吗

王林辉, 姜昊, 董直庆

[摘要] 已有文献多数关注人工智能技术及其对劳动就业的影响,却普遍忽视了人工智能技术是否会改变企业空间分布,即智能化情境中企业地理格局的演变问题。本文运用天眼查微观企业数据,结合网络爬虫技术和文本抓取等方法获取的数据,考察了智能化情境中制造业企业分布的空间演变特征,检验了工业智能化的企业地理格局重塑效应及其影响机制。结果表明:工业智能化对制造业企业分布存在选择性偏向,能激励人工智能企业集聚而使传统企业分散,在稳健性检验和内生性处理后结果依然稳健。机制检验表明,工业智能化主要通过调整要素配置结构和提升生产率方式重塑企业的地理格局;在智能化环境中,企业的地理格局往往由大规模企业主导,工业智能化可能会使企业“强者愈强,弱者愈弱”,即形成规模效应;智能企业空间分布演变有别于传统梯度转移或雁阵模式,呈现向京津冀和长三角城市群迁移的特征;在更高的人力资本水平以及市场化程度环境中,工业智能化的经济地理格局重塑效应更为显著。

[关键词] 工业智能化; 企业地理格局; 要素配置结构; 生产率提升

[中图分类号]F270 **[文献标识码]**A **[文章编号]**1006-480X(2022)02-0137-19

一、引言

随着中国经济步入新常态,人口红利消退、生产成本高企和劳动供求矛盾显现,传统制造业在国际竞争中的比较优势开始弱化,制造业“大而不强,全而不优”的问题愈加突出。人工智能作为引领第四次技术革命的战略技术,不断融合5G、互联网、云计算和大数据等新兴信息通信技术,全面赋能实体经济推动产业智能化转型升级。中国政府对人工智能发展给予了高度重视,2019年《政府工作报告》明确提出“打造工业互联网平台,拓展‘智能+’,为制造业转型升级赋能”;2021年《政府工作报告》指出“推动产业数字化智能化改造,战略性新兴产业保持快速发展势头”。近年来,中国人工智能产业获得了蓬勃发展,中国信息通信研究院数据研究中心数据显示,2020年中国人工智能产业规模达到3031亿元,同比增长15.10%;人工智能企业在全中国企业占比排名第二,比重高达24.70%。2004—2020年,制造业企业总数近似呈线性增长,年均增速为8.63%;人工智能企业数量

[收稿日期] 2021-10-16

[基金项目] 国家社会科学基金重大项目“人工智能技术与更充分更高质量就业问题研究”(批准号20ZDA069);国家社会科学基金一般项目“人工智能技术应用的职业可替代率、行业智能化程度及就业效应”(批准号20BJY019)。

[作者简介] 王林辉,华东师范大学经济与管理学部教授,博士生导师,经济学博士;姜昊,华东师范大学经济与管理学部博士研究生;董直庆,华东师范大学经济与管理学部教授,博士生导师,管理学博士。通讯作者:董直庆,电子邮箱:dongzhiqing@sina.com。感谢匿名评审专家和编辑部的宝贵意见,当然文责自负。

年均增速为 11.77%,明显高于总体企业增速,且二者增速差距在 2014 年开始呈现均衡特征。^① 根据工业和信息化部统计资料,截至 2020 年 11 月,中国规模以上工业企业生产设备数字化率、关键工序数控化率分别达到 49.40%和 51.70%,305 个智能制造试点覆盖了 92 个重点行业,生产效率平均提高 44.90%。可见,由“中国制造”向“中国智造”转型,一种新型的智能化产业分布格局端倪初显。

技术发展史表明,历次工业技术革命均推动了生产方式变革和生产模式转变,促进了产业升级且形成了新的产业格局。新一代人工智能技术有别于其他工业技术,既可以通过常规计算机技术以既定程序执行生产任务,又具备生物智能的自学习、自适应和自行动属性,与传统制造业深度融合,推动传统生产方式向智能化转型。人工智能技术在与传统制造业不断融合过程中,会改变要素禀赋条件及地理区位对企业的限制,推动企业重新选址、迁移流动与集聚而形成新的经济地理格局。然而,现有文献主要考虑劳动成本和地理区位等因素对企业选址和分布的影响,并未重视人工智能技术冲击下工业智能化能否以及如何重塑企业地理格局。

关于经济地理格局的演变问题,现有文献的研究思路主要有两类:一是关注宏观或产业层面的经济地理格局演变。已有研究认为,中国制造业发生了明显的空间调整和空间极化现象,即在区域层面东部沿海地区集聚程度最高,在行业层面技术密集型行业集聚最明显(罗勇和曹丽莉,2005)。若以中国第二、三次工业普查增加值数据计算三位数制造业区位基尼系数,发现与受自然资源或资本约束的本地化企业不同,资源约束较低的相对“自由”企业主要向沿海地区集中(Wen,2004),在企业向东部沿海地区集聚的过程中,出口导向型的行业表现尤为明显(Long and Zhang,2012)。同时,王业强和魏后凯(2006)以行业集中度、区位基尼系数、绝对与相对地理集中指数等方法,测算中国二位数制造业分布状况,发现地理区位分布的“东倾”现象突出。文东伟和冼国明(2014)的研究也支持这一结论,认为中国制造业向东部沿海省份集聚的程度不断加深。当然,这种经济地理格局的东部集聚并非完全均等化,若以长三角地区为例,制造业企业的空间分布不均衡,空间集聚存在以地理距离为特征的尺度效应,且集中在以“Z 字”型城市为中心的轴线上(徐维祥等,2019)。但这并非宏观经济地理格局演变特征的全部,毛中根和武优劭(2019)研究发现,在西部大开发战略实施后,西部地区制造业空间集聚增强,逐渐形成与东部地区互补的格局。二是关注经济地理格局的演变动力。已有研究认为:^①劳动力流动成本、运输成本以及房价差异等因素造成了区域集聚与分散力的动态变化,诱致产业在区域间分布的不平衡。通常运输成本和通信成本影响地区对不同企业组织类型的选择,通过有选择性地偏向某些类型企业方式来改变产业格局(Gokan et al.,2019),而劳动力价格和土地成本虽对高技术产业影响有限,却会引致劳动密集型或低技术产业外迁(Bao et al.,2013)。一般地,劳动力成本的分散效应最先挤出发达地区的低生产效率企业,但伴随市场一体化程度加深,高效率企业也会外迁(吕大国等,2019),这与 Krugman and Venables(1996)发现的小企业先转移、大企业后转移结论基本吻合。^②技术因素会重塑经济地理格局。安同良和杨晨(2020)认为,互联网是区域竞争优势的新源泉,会通过引力机制吸引企业形成集聚,但也会通过网络条件弱化地理空间约束以及传递房价信息等方式,助推企业从高房价的集聚地向低房价地区分散。孙早和侯玉琳(2021)构建新经济地理模型对传统“雁阵理论”进行再检验,发现工业智能化改变了产业间单向梯度转移模式,劳动力成本在智能化时代的重要性大幅度削弱,智能化技术成为构筑新型产业体系的重要力量。

^① 本文将人工智能制造业企业简称为人工智能企业,非人工智能制造业企业则简称为传统企业,利用天眼查企业信息数据库获取企业数据。

不难发现,以往研究更多关注宏观或产业层面经济地理格局的演化问题,虽有少量文献从微观视角研究互联网等新兴技术对企业选址、生产地域分布及产业格局的影响,但从人工智能技术视角展开的研究甚少。人工智能明显有别于一般信息通信技术,但已有的研究较少关注在工业智能化环境中企业地理格局正在发生何种变化以及如何变化。伴随人工智能技术应用场景落地和应用范围不断扩大,地理区位与要素禀赋条件的约束将不断弱化,工业智能化情境中企业选址和流动将更具弹性。基于此,本文研究工业智能化情境中制造业企业分布的时空演变特征,检验工业智能化对企业经济地理格局的影响。本文可能的边际贡献在于:①从企业层面系统考察工业智能化的经济地理格局重塑效应,借助网络爬虫技术和文本抓取等方法获取数据构建工业智能化指数,检验工业智能化对企业地理格局的重塑效应;②创新性地考察工业智能化经济地理格局重塑效应的机制与依赖条件。借助天眼查企业信息数据库,从微观层面抓取涵盖规模以上和非规模以上企业的企业数据,细分企业样本探究工业智能化通过何种机制重塑企业地理格局,以及人力资本和市场化环境在其中发挥的作用。

二、理论分析

企业重新选址、流动与集聚作为产业集聚的主要微观表象,在经济中普遍存在且频繁发生,具体表现为相同或相近企业在特定空间迁移集聚,引致生产要素在特定地理区域流动和密集分布。在这个过程中,要素成本、市场竞争、市场规模和产业梯度等都会改变企业地理格局。可见,企业地理格局并非固定不变,而是处于动态变化过程中,外在约束条件变化或某类经济社会活动冲击均会打破旧均衡,而技术在其中扮演重要角色。

以人工智能技术为代表的新兴技术与产业深度融合,对企业地理格局将会产生较大影响。当人工智能技术在市场出现时,一些企业为获取新技术红利与提高市场竞争力,会选择放弃旧技术而使用新技术。这样新技术会不断被复制、模仿、研发与应用,吸引新企业进入和旧企业退出,直至新技术红利消失殆尽后形成新的市场均衡。陈建军等(2009)的研究也支持这一观点,认为新技术应用通常与企业的进退、迁移和集聚相伴随,会塑造出与新技术相匹配的经济地理格局。Furman and Seamans(2019)认为,新兴技术的出现会降低企业成本,使其更加容易快速低成本地扩大企业规模、收集潜在消费者的信息以及创造新产品,会改变企业的空间分布,进而形成新的经济地理格局。

人工智能技术以机器人等智能化机器为载体,赋予机器设备自主性和自我推理决策属性改变生产模式,更大程度地替代传统由劳动执行的生产任务(Aghion et al.,2017)。随着人工智能技术应用场景的不断拓宽,机器人等智能设备深度融入产业链条,企业也随之向智能化生产转型,技术环境发生明显变化,进而逐渐减弱企业对传统生产要素的依赖性(Prettner and Strulik,2017),诱使企业重新选址、布局或迁移,更大程度地适应新技术变化和新技术环境的需求。孙早和侯玉琳(2021)发现,工业智能化促进企业智能升级,削弱劳动对产业布局的影响,打破了传统的产业梯度转移模式,吸引工业企业向南部沿海地区回流形成新的产业布局。王书斌(2020)探究了工业智能化对城市层级结构的影响,发现工业智能化推动企业经营活动向高层级城市集聚,通过缓解大城市对高用工成本企业的“筛选效应”,进一步促进大城市的企业集聚。

与互联网技术普及模式相类似,各地区新型信息基础设施条件会影响企业选址和迁移等决策。新型基础设施的建设水平和完善程度是企业追逐新技术红利的过程中重新选址所优先考量的因素。这些基础条件不仅影响人工智能等新技术的应用效率,而且影响企业智能化转型进程与深度(Gokan et al.,2019;安同良和杨晨,2020)。也有研究认为,人工智能技术的应用范围和规模与早期

的通用技术(GPT)相比更具优势,不仅可以直接提高生产率,更重要的是可以在经济领域引发更广泛的互补创新浪潮,而这依赖于基础设施方面的投资(Brynjolfsson and Mitchell,2017)。这就意味着,在人工智能应用过程中,地区间新型基础设施和智能化条件差异对智能企业和传统企业的吸引力不同,会形成差异化的企业空间分布。基于此,本文提出:

假说 1:工业智能化对企业地理格局存在重塑效应。

一方面,工业智能化会通过要素再配置方式改变企业的选址决策。主要表现为:①工业智能化通过改变不同类型劳动与资本的配比结构,实现生产要素再配置。对美国 702 个职业计算机化的研究发现,约 47%的劳动力将面临失业风险,且常规型职业的替代风险更高(Frey and Osborne,2017)。Boustan et al.(2014)研究发现,技术变革改变了美国工人的任务分配,并反馈至对技能水平的需求,使低技能职业就业份额不断下降而高技能职业快速增长。与此类似,Acemoglu and Restrepo(2020a)证实自动化技术不仅倾向于使用机器替代低技能劳动,同时新任务对高技能劳动也更加青睐,进而改变要素需求结构。此外,工业智能化进程中企业会倾向于提高蕴含前沿技术的设备投资比重,利用新科技成果更新设备或改造旧设备,助力于企业的智能化转型(Bessen,2019; Acemoglu and Restrepo,2020a)。②在企业智能化生产过程中,资本和劳动要素的重要性将发生变化,企业对传统生产要素的依赖程度和区位优势也会不断变化,进而改变企业投资和选址决策,最终带来企业空间分布格局的演变。魏下海等(2021)考察数字技术应用如何影响企业选址,发现企业运用数字技术之后,能够通过智能生产降低劳动雇佣,缓解工资上涨对企业成本的影响,优化企业生产要素配置结构,改变企业的搬迁意愿,同时推动企业的智能化升级。另一方面,工业智能化过程中新兴技术融入生产环节会带来生产率的提升。企业是否进行智能化转型,以及智能化程度差异均会改变企业生产率。例如,企业以效率较高的智能化设备去替代劳动执行生产任务,借助智能化生产技术进行信息集成,实现以市场需求为导向的柔性化生产,生产要素结构得以优化配置,企业的市场地位和竞争优势也会得到较大提升。这样市场中智能化转型与尚未转型的企业之间会形成明显的生产率差异及技术势差,迫使采用旧技术的企业要么选择新技术、要么转移至其他地区或退出市场,进而改变原有的经济地理格局(Acemoglu and Restrepo,2020b)。陈彦斌等(2019)通过理论模型推导发现,人工智能技术不仅越来越多地实现资本对劳动的替代,提高生产自动化和智能化程度,也促进了全要素生产率的提高。文献研究还发现,人工智能技术不仅有助于提高企业生产率,也会融合“机器学习”等智能化算法和相关激励科技创新的配套措施,刺激互补式创新,共同提升整体经济的技术进步和全要素生产率。即人工智能技术可能会从资本、劳动与技术效率等多角度全方位提高全要素生产率。因此,本文提出:

假说 2:工业智能化会通过调整要素配置结构和生产率提升机制改变企业空间布局。

工业智能化进程中,智能技术除了改变企业生产方式,也会影响产品流通与销售,进而塑造出全新的生产经营环境,但塑造方向存在多元化,不同情境也更具可变性(安同良和杨晨,2020)。那么,在智能化技术环境中,地区会凭借何种条件吸引新型企业流入集聚?

在企业流动集聚中,区位要素和空间地理距离仍然扮演重要角色。无论是对于存在运输成本的实物产品还是无运输成本的电子产品,空间距离都有着不可忽视的重要影响。传统经济环境中市场竞争的胜出地通常更具区位优势,这些区域往往拥有更高的人才密集度、信息处理能力、产业集聚度、经济规模性以及更优的社会经济文化制度,同时在新的技术环境下也会更具竞争力(Leamer and Storper,2001)。尽管现代信息通信技术可在一定程度上降低知识溢出的地域限制,但技术知识溢出随距离增加而衰减的特性仍未改变,即地理邻近区域更有利于技术知识溢出(Keller,2002)。事

实上,那些区位优势明显和工业基础雄厚的地区,更有可能率先成为新型制造业的起源地,进而在政策扶持下更易形成密集型产业集群(曲玥等,2013)。当前,中国智能型企业在京津冀、长三角和珠三角三大城市群中快速增长,地方性和特色性的人工智能产业集聚特征初显。

人力资本和市场化环境在工业智能化改变企业布局中发挥重要的作用。何小钢等(2019)基于互补理论阐释了人力资本结构的信息技术生产率提升效应的微观机制,认为人力资本水平是企业能否依托新兴信息技术实现转型升级的关键所在。人力资本会影响技术吸收与技术扩散的广度及深度,那些缺乏新技术落地条件的地区将难以获取工业智能化技术红利,导致劣势企业和地区的“数字鸿沟”不断扩大,出现新的企业地理分布(Cheng et al.,2019)。魏后凯和白玫(2008)研究发现,高端技术、人力资本和信息的可获得性以及融资便利程度等区位优势,是企业迁移的主要影响因素。同样地,市场环境在经济地理格局演化中也发挥重要作用。吴建峰和符育明(2012)研究中国制造业地理流动集聚的决定性因素,发现市场化程度提升有助于企业根据相应的市场机制进行选址和组织生产活动,进而加速企业集聚的收敛过程。杨继东和罗路宝(2018)在实证模型中引入市场化程度与产业政策的交互项,探究产业政策对资源空间配置的影响,发现市场化程度越高的区域,市场调节对重点产业分布的作用更强,各级政府对产业政策的扭曲程度也越低。综上,本文提出:

假设3:不同地理区位会诱致工业智能化经济地理格局重塑效应的异质性,人力资本水平与市场化环境在经济地理格局重塑过程中扮演重要的角色。

三、模型选择与指标设计

根据工业智能化对二位数制造业企业地理格局的影响机制,设定基准回归模型如下:

$$\ln dist_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln int_{it} + \sum_{k=2}^n \beta_k \ln X_{ik} + \mu_i + \sigma_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中, $dist_{it}$ 是以区位熵衡量的企业空间分布,具体细分成人工智能企业区位熵和传统企业区位熵两类,同时为了检验企业地理格局的相对演变速度,进一步采用二者的区位熵比值加以表征。 int_{it} 为工业智能化指标, X_{ik} 为可能影响企业空间分布的一系列控制变量, μ_i 和 σ_t 分别表示城市和年份固定效应, ε_{it} 为模型的随机误差项。被解释变量设计如下:

$$Ai_distr_{it} = \frac{\sum_{j=1}^{31} firm_ai_{ijt} / \sum_{j=1}^{31} firm_{ijt}}{\sum_{j=1}^{31} \sum_{i=1}^{284} firm_ai_{ijt} / \sum_{j=1}^{31} \sum_{i=1}^{284} firm_{ijt}} \quad (2)$$

$$NoAi_distr_{it} = \frac{\sum_{j=1}^{31} (firm_{ijt} - firm_ai_{ijt}) / \sum_{j=1}^{31} firm_{ijt}}{\sum_{j=1}^{31} \sum_{i=1}^{284} (firm_{ijt} - firm_ai_{ijt}) / \sum_{j=1}^{31} \sum_{i=1}^{284} firm_{ijt}} \quad (3)$$

$$Ratio_distr_{it} = \frac{Ai_distr_{it}}{NoAi_distr_{it}} \quad (4)$$

其中,式(2)、式(3)分别表示人工智能和传统企业空间分布,式(4)表示人工智能企业与传统企业空间分布的相对演变特征, $firm_{ijt}$ 、 $firm_ai_{ijt}$ 分别表示地级市*i*行业*j*第*t*年制造业企业数、人工智能企业数,涵盖2004—2018年31个行业284个地级市的数据。为了提高检验结果的稳健性,进一步从企业规模角度衡量企业分布,但受限于数据的可得性,采用企业注册资本加以表征。关于人工智能企业数据信息,本文使用特征关键词提取法识别,以各个企业在天眼查企业信息数据库中公布的经营范围内容为文本分析依据。例如,当企业经营范围涉及芯片、图像识别、计算机视觉、语音识别、传感器等与人工智能相关的关键词,则将该企业识别为人工智能企业。其中,识别人工智能企业

的关键词与下文中人工智能专利爬取的关键词基本一致。

本文核心解释变量为工业智能化指标。现有研究对如何测度工业智能化方法并未形成共识。一般而言,常用的工业机器人指标往往只能表征工业智能化的某一侧面,且单一维度的指标易使测度结果出现偏误。现有综合指标体系由于其依据特定的研究对象构造,往往会涵盖某些非智能化特征指标(孙早和侯玉琳,2019)。基于此,本文充分对比单一指标和综合指标的优劣性,重构工业智能化综合指标体系。根据《信息化和工业化融合发展规划(2016—2020)》制定的发展目标与评估原则,以及地级市层面数据的可获得性,本文参考孙早和侯玉琳(2019)指标体系设计思路,从智能化条件、智能化应用、智能化技术等三个方面选取 11 个指标,刻画地级市工业智能化水平。为了保证工业智能化指数测算更具合理性与科学性,通过熵权法和纵横向拉开档次法两种客观赋权方法测度地级市工业智能化指数,将获得的两类工业智能化指数用于模型的对比检验。

具体设计如下:①智能化条件。采用光缆密度、移动交换机容量、互联网宽带接入用户规模、移动互联网用户规模、企业注册网站和电子邮箱数量等 6 个分项指标表征智能化条件。其中,区域光缆密度和移动交换机容量指标,用于表征区域通信技术和信息基础设施建设。由于市政公用设施建设固定资产投资涵盖通信杆线建造,采用地级市市政公用设施建设固定资产投资比重将省级光缆数据折算至地级市。而移动交换机容量的大小与地区通信业务高度相关,采用区域电信收入比重将移动交换机容量进行折算。关于互联网宽带接入用户规模与移动互联网用户规模,采用各地级市互联网宽带接入用户数和移动电话用户数分别占年末户籍人口数比重表征。此外,借鉴郭家堂和骆品亮(2016)关于互联网技术指标的设计思路,选取企业注册的网站与电子邮箱数量衡量(网站和电子邮箱数目通过 Python 正则表达式进行提取),其中企业注册网站和电子邮箱数量均为存量指标。②智能化应用。采用城市层面的机器人渗透度、大数据采集和处理能力两个指标来衡量。由于目前缺乏各地级市智能制造机器人、新型智能制造关键设备和硬件产品等数据,借鉴 Acemoglu and Restrepo (2020a)、王永钦和董雯(2020)的思路,采用“Bartik IV”方法,利用各行业机器人安装量与各地区分行业劳动就业份额测算各地级市机器人渗透度,各个地级市每年机器人渗透度为 $\sum_{j=1}^m (l_{ijt_0}/L_{jt_0}) \times (robot_{jt}/L_{jt_0})$,其中, l_{ijt_0} 为基期 2004 年地级市 i 行业 j 的就业人数, L_{jt_0} 为基期全国行业 j 的就业人数, $robot_{jt}$ 为 t 年行业 j 机器人安装量。使用 IFR 数据库中机器人安装量而非机器人产量构建工业智能化指数。原因在于,安装的机器人是作为企业的投入要素参与生产,可以反映工业智能化程度,但使用机器人作为投入要素进行生产的企业不一定成为人工智能类企业,即未必生产机器人,也未必从事人工智能方面的业务。因此,使用机器人安装量相比于机器人的产量,构造工业智能化指数在一定程度上可避免循环论证问题。关于大数据采集和处理能力,采用信息传输、计算机服务和软件业从业人员数占所属地级市总从业人员数的比重表征。③智能化技术。采用人工智能专利来衡量。利用 Python 软件按照人工智能关键词爬取万方专利数据库中人工智能专利数据。在人工智能关键词筛选过程,本文根据国家标准化管理委员会等五部门印发的《国家新一代人工智能标准体系建设指南》、工业和信息化部发布的《促进新一代人工智能产业发展三年行动计划(2018—2020 年)》、国务院 2017 年发布的《新一代人工智能发展规划》、深圳发布的《新一代人工智能发展行动计划(2019—2023 年)》等文件,以及参考斯坦福大学发布的《Artificial Intelligence Index Report 2021》、Acemoglu et al.(2020a,2020b)等资料,获取人工智能主题关键词,两类资料的交集在一定程度上保证了本文对人工智能关键词筛选的准确度和完备性。最终将获得的人工智能发明专利、外观设计专利以及实用新型专利数 3 类专利指标,在地级市层面加总后除以科研从业人员数作为智能化技术。

其中,科研从业人员数采用科学研究、技术服务和地质勘察从业人员数来表征。同时,为避免循环论证问题,将所有人工智能专利按照专利权人信息,剔除属于人工智能企业的专利,选取属于高校和科研院所等非人工智能企业的专利,与使用全部人工智能专利构造的智能化指数进行对比检验,确保结论的稳健性。

控制变量:经济发展水平($pgdp$),采用人均GDP表征。由于部分《中国城市统计年鉴》中人均GDP数据存在缺失,本文统一采用各地级市GDP与年末户籍人口数的比值进行填补。固定资产规模(fix),采用各地级市固定资产占实际GDP的比重,在以固定资产投资价格指数对各个地级市固定资产投资总额进行平减处理的基础上,采用永续盘存法进行核算。产业结构($stru$),采用第二产业的比重衡量。对外开放程度(fdi),采用地级市外商直接投资占实际GDP的比重衡量。研发投入(rd),使用政府财政预算支出中科研经费支出的占比表征。人口密度($population$),使用年末户籍人口数与地级市建成区面积的比值表示。融资便利度($finance$),使用年末金融机构存贷款余额占实际GDP的比重表征。

本文选择2004—2018年中国284个地级市面板数据。被解释变量数据来自天眼查企业信息数据库,其收录了中国全部制造业企业信息。控制变量数据来自历年《中国城市统计年鉴》《中国统计年鉴》和中国研究数据服务平台(CNRDS)。由于部分地级市在样本期内发生行政级别变换或数据缺失严重,本文剔除以下地区样本:海南省(三沙市、儋州市)、西藏自治区(所有地级市)、新疆维吾尔自治区(哈密市、吐鲁番市)、贵州省(毕节市、铜仁市)、安徽省(巢湖市)、内蒙古自治区(海拉尔区)、云南省(思茅市、普洱市)、青海省(海东市)。此外,对于少量缺失值,利用多项式拟合法进行插值填补。

四、实证检验

1. 基准回归

本文检验了工业智能化重塑企业地理格局效应的存在性,基准回归结果见表1。其中,第(1)—(3)列分别检验以熵权法测算的工业智能化指数对人工智能企业和传统企业区位熵以及企业空间分布相对演变趋势的影响。同时,考虑到工业智能化指标体系的智能化技术维度中的人工智能专利可能来自人工智能企业,将其剔除后构造工业智能化指数重新进行回归,结果如第(4)—(6)列。第(1)、(4)列结果显示,工业智能化对人工智能企业空间分布的影响系数分别为0.0687和0.0748,均在1%显著性水平上通过检验,但后者系数有所增大,两组结果均说明,工业智能化存在企业地理格局的重塑效应。第(2)、(5)列结果显示,工业智能化对传统企业空间分布的影响为负,系数分别为-0.0018和-0.0019,表明工业智能化对传统企业分布产生了明显的负向冲击,即工业智能化对传统企业具有分散作用。第(3)、(6)列结果显示,工业智能化对人工智能企业与传统企业分布相对演变趋势的影响系数为0.0705和0.0767,均在1%的水平上显著为正,这与第(1)、(4)列的结果保持一致。上述回归结果表明,工业智能化正在改变企业空间分布,相对于传统企业,人工智能企业呈现集聚的发展态势。

2. 稳健性检验

为了增强模型估计结果的可信度,本文采用替换核心解释变量、被解释变量、替换样本以及使用滞后解释变量等方法进行稳健性检验^①。

(1)替换核心解释变量,即以纵横向拉开档次法测算的工业智能化指数。首先剔除来自人工智能企业的人工智能专利,其次以纵横向拉开档次法重新构造的工业智能化指数作为核心解释变量

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

表 1 基准回归结果

| 变量 | 包含全部人工智能专利 | | | 剔除人工智能企业的专利 | | |
|----------------|-----------------------|------------------------|-----------------------|-----------------------|------------------------|-----------------------|
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) |
| | <i>Ai</i> | <i>NoAi</i> | <i>Ratio</i> | <i>Ai</i> | <i>NoAi</i> | <i>Ratio</i> |
| <i>lnint</i> | 0.0687*** (0.0178) | -0.0018*** (0.0004) | 0.0705*** (0.0182) | 0.0748*** (0.0183) | -0.0019*** (0.0004) | 0.0767*** (0.0186) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 城市固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| N | 4142 | 4142 | 4142 | 4142 | 4142 | 4142 |
| R ² | 0.0906 | 0.1141 | 0.0912 | 0.0917 | 0.1148 | 0.0923 |

注:***、**、* 分别表示 1%、5%和 10%的显著水平;括号内数值均为省份和年份维度的聚类异方差稳健标准误;*Ai*、*NoAi*、*Ratio* 分别表示人工智能、传统企业分布以及人工智能与传统企业分布的相对演变趋势。以下各表同。

再次进行回归,结果稳健。

(2)若不同区域企业空间分布情况仅使用企业数量增减表征,可能难以全面衡量企业地理格局的变化。依据数据可得性,进一步从企业规模变化视角衡量企业地理格局演变,即将被解释变量替换为企业资本规模区位熵,构造方法同式(2)一式(4)。将被解释变量替换为企业资本规模区位熵衡量的空间分布,以及剔除来自人工智能企业的人工智能专利后,以熵权法和纵横向拉开档次法分别重新构造的工业化指数,利用这两类指数做解释变量重新回归。结果显示,工业化存在重塑企业地理格局效应,结果稳健。综合而言,无论是从数量还是规模维度考察企业空间分布,工业化对企业地理格局都存在重塑效应。

(3)考虑到直辖市无论在经济发展水平、技术水平还是在政策优惠等方面都优于一般地级市,因此,剔除直辖市样本重新进行回归。同时,为了证实回归结果的稳健性,选用不同的核心解释变量进行对比检验,即使用由纵横向拉开档次法合成的工业化指数,以及使用由熵权法合成的工业化指数,但在构造时剔除来自人工智能企业的人工智能专利数据。结果发现,更换样本后的回归结果依旧稳健,表明工业化正全面改变传统制造业占主导地位的经济格局,表现出促进人工智能企业集聚和传统企业分散,进而重塑企业地理格局的特征。

(4)技术应用并非一蹴而就,从智能化技术研发到机器设备投资和行业应用,再到改变企业空间布局,这一过程存在一定的时滞。同时,为更准确识别工业化与企业地理格局演变的关系,避免可能存在循环论证问题,利用滞后一期的工业化指数作为核心解释变量重新进行回归。即分别使用纵横向拉开档次法和熵权法合成的两类智能化指数一阶滞后项进行回归,结果依然稳健。

3. 内生性处理

在工业化改变企业地理格局的同时,随着地区智能化企业不断集聚与技术溢出,可能会反向影响工业化水平。若工业化与企业地理格局之间存在双向因果关系,可能引发参数估计值的有偏或非一致性问题。为避免出现核心解释变量工业化指数与被解释变量之一的人工智能企业区位熵存在双向因果关系问题,如前所述,工业化指数构建时使用机器人的安装量而非企业机器人的产量,即使用作为投入要素的机器人安装量构建工业化指数;同时,从人工智能专利数据中剔除来自人工智能企业的人工智能专利,选择属于高校和科研院所等非人工智能企业的专利重构工业化指数进行对比检验,结果依然稳健。此外,考虑到影响企业地理格局的因素众多且无法穷尽,遗漏解释变量可能造成估计结果非一致性。工具变量法无疑是处理双向因果关

系和遗漏解释变量引起内生性问题的有效方法。通常一个好的工具变量需要满足相关性和排他性约束,本文参考 Acemoglu and Restrepo(2020a)、王永钦和董雯(2020),利用工业行业就业人数和各城市工业行业基期就业人员数的结构差异,使用“Bartik IV”方法构建美国工业机器人渗透度,具体计算公式与前文指标体系中工业机器人渗透度一致,作为城市层面工业智能化的工具变量,以期有效地减弱计量模型中存在的内生性问题。美国工业机器人渗透度与中国工业智能化具有相关性,且美国相对于发展中国家而言工业发展更加完善,工业机器人渗透度受发展中国家影响较低,且对中国制造业企业分布的影响仅能通过工业智能化这一途径实现,故也满足工具变量的排他性。同时,防止仅使用“Bartik IV”方法构造的美国机器人渗透度作为工具变量可信度不足,借鉴 Lewbel(2012)提出的异方差工具变量法,共同处理内生性问题。表2列示了使用美国工业机器人渗透度和 Lewbel(2012)的异方差工具变量作为联合工具变量 *etr* 的回归结果。第(1)—(3)列结果再次验证了工业智能化重塑企业地理格局效应的存在,系数绝对值与基准回归系数值相比略有提升,且均保持在1%水平上显著。第(4)—(6)列与第(1)—(3)列的区别是,将核心解释变量由熵权法替换为纵横

表2 工具变量回归结果

| 变量 | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) |
|----------------|-----------------------|------------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|
| | <i>Ai</i> | <i>NoAi</i> | <i>Ratio</i> | <i>Ai</i> | <i>NoAi</i> | <i>Ratio</i> |
| <i>lnint</i> | 0.0794*** (0.0213) | -0.0021*** (0.0005) | 0.0815*** (0.0217) | 0.2451*** (0.0819) | -0.0081* (0.0048) | 0.2532*** (0.0838) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 城市固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 第一阶段回归结果 | | | | | | |
| <i>lnetr</i> | 0.8801*** (0.2578) | 0.8801*** (0.2578) | 0.8801*** (0.2578) | 2.0756*** (0.2793) | 2.0822*** (0.2800) | 2.0756*** (0.2793) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 城市固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| N | 4142 | 4142 | 4142 | 4134 | 4142 | 4134 |
| R ² | 0.8985 | 0.9057 | 0.8992 | 0.8593 | 0.9307 | 0.8649 |
| 第一阶段 F 值 | 28.1503 | 28.1503 | 28.1503 | 24.3933 | 24.4326 | 24.3933 |
| 变量 | (7) | (8) | (9) | (10) | (11) | (12) |
| | <i>Ai</i> | <i>NoAi</i> | <i>Ratio</i> | <i>Ai</i> | <i>NoAi</i> | <i>Ratio</i> |
| <i>lnint</i> | 0.0898*** (0.0220) | -0.0023*** (0.0005) | 0.0921*** (0.0224) | 0.2485*** (0.0806) | -0.0083* (0.0047) | 0.2568*** (0.0824) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 城市固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 第一阶段回归结果 | | | | | | |
| <i>lnetr</i> | 0.8212*** (0.2432) | 0.8212*** (0.2432) | 0.8212*** (0.2432) | 1.9656*** (0.2742) | 1.9733*** (0.2752) | 1.9656*** (0.2742) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 城市固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| N | 4142 | 4142 | 4142 | 4134 | 4142 | 4134 |
| R ² | 0.8987 | 0.9058 | 0.8993 | 0.8593 | 0.9307 | 0.8650 |
| 第一阶段 F 值 | 27.4109 | 27.4109 | 27.4109 | 23.8367 | 23.8804 | 23.8367 |

向拉开档次法测算的工业智能化指数,被解释变量换成以企业规模区位熵表示的企业空间分布,结果依然稳健。同时,第(1)—(6)列的第一阶段回归的F值均大于10,表明该工具变量通过了弱工具变量检验。进一步将属于人工智能企业的人工智能专利剔除后重构工业智能化指数,再次使用工具变量法进行回归,结果见第(7)—(12)列,可以发现系数绝对值更大,显著性没有明显变化,表明结果依然稳健。可见,在基准回归、稳健性检验和内生性检验中,无论使用企业数量还是规模表征企业空间分布特征,并替换核心解释变量以及样本,得出结论一致,表明结果稳健可信。因此,后文将以企业数来衡量企业空间分布进行分析。

五、机制检验

前文分析表明,工业智能化促进了人工智能企业集聚,而对传统企业具有明显的分散作用。接下来,本文将重点考察工业智能化重塑企业地理格局的机制。由理论分析可知,工业智能化引发不同类型要素在企业生产过程中的重要性发生变化,企业对要素的依赖程度和区位优势也将随之改变,进而影响企业投资和选址决策,最终带来企业空间分布格局的演变。同时,智能化程度不同的企业之间易形成生产率差异,推动旧技术使用企业与落后产能进行空间转移,进而重塑经济地理格局。因此,工业智能化会通过调整要素配置结构和提升生产率改变企业空间分布。

1. 调整要素配置结构

为了验证工业智能化重塑企业地理格局的要素配置结构机制,使用中介效应模型进行验证:

$$\ln factor_{it} = \gamma_0 + \gamma_1 \ln int_{it} + \sum_{k=2}^n \gamma_k \ln X_{ik} + \mu_i + \sigma_t + \varepsilon_{it} \quad (5)$$

$$\ln distr_{it} = \delta_0 + \delta_1 \ln int_{it} + \eta \ln factor_{it} + \sum_{k=2}^n \delta_k \ln X_{ik} + \mu_i + \sigma_t + \varepsilon_{it} \quad (6)$$

其中,变量 $factor_{it}$ 为要素配置结构,在此分别通过三个维度加以表征:技能劳动结构、投资结构以及资本劳动间配置结构。技能劳动结构用高低技能劳动比重表征,投资结构以固定资产中机器设备投资占其他投资比重表征,资本劳动间配置结构用资本存量与总就业人数的比值表示,中介效应检验结果见表3。第(1)—(4)列展示了以高低技能劳动比值作为中介变量的检验结果,其中,第(1)列的工业智能化指数在5%水平上显著为正,表明工业智能化改变了高低技能劳动的配置结构,即增加了高技能劳动需求,这是由于企业由传统企业向智能化转型亟需高端技能劳动支持。第(2)—(4)列展示了将技能劳动结构加入基准回归模型的估计结果,可以看出,工业智能化重塑企业地理格局效应在1%水平上显著,且技能劳动结构均在5%水平上显著,揭示了工业智能化会通过提升高技能劳动的相对需求,推动企业智能化转型与重塑企业地理格局。

从资本投资结构角度进行考量,结果见第(5)—(8)列。第(5)列结果显示,工业智能化显著提高了固定资产投资中设备投资相对于其他投资的比重,这也说明企业若想实现智能化转型,智能设备的投资必不可少,工业智能化通过改变投资结构,促进传统设备改造与升级,助力企业朝智能化方向转型。第(6)—(8)列是将投资结构加入基准回归模型,发现智能化重塑效应依旧显著,且第(6)、(8)列的中介变量也均在5%水平上显著,说明工业智能化通过提升设备资本投资,推动企业智能化转型,进而重塑企业地理格局。

从资本劳动间配置结构角度分析工业智能化对企业地理格局的影响机制,结果见第(9)—(12)列。第(9)列显示,工业智能化在1%水平上显著提高了资本劳动比,表明随着工业智能化水平不断提升,企业更多使用资本进行生产。第(10)—(12)列展示了将中介变量加入基准回归模型的估计结果,发现工业智能化重塑效应依旧在1%的水平上显著,资本劳动比的作用方向也符合预期,但系数

表3 调整要素配置结构机制检验

| 变量 | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) |
|-----------------|------------------------|-----------------------|------------------------|-----------------------|------------------------|-----------------------|
| | <i>lnfactor</i> | <i>Ai</i> | <i>NoAi</i> | <i>Ratio</i> | <i>lnfactor</i> | <i>Ai</i> |
| <i>lnint</i> | 0.0172** (0.0085) | 0.0650*** (0.0178) | -0.0017*** (0.0004) | 0.0667*** (0.0181) | 0.0155* (0.0088) | 0.0664*** (0.0178) |
| <i>lnfactor</i> | | 0.2111** (0.0827) | -0.0056** (0.0019) | 0.2167** (0.0843) | | 0.1357** (0.0591) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 城市固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| N | 4247 | 4142 | 4142 | 4142 | 4247 | 4142 |
| R ² | 0.9305 | 0.0963 | 0.1202 | 0.0969 | 0.1659 | 0.0952 |
| 变量 | (7) | (8) | (9) | (10) | (11) | (12) |
| | <i>NoAi</i> | <i>Ratio</i> | <i>lnfactor</i> | <i>Ai</i> | <i>NoAi</i> | <i>Ratio</i> |
| <i>lnint</i> | -0.0018*** (0.0004) | 0.0682*** (0.0181) | 0.0858*** (0.0200) | 0.0670*** (0.0179) | -0.0018*** (0.0004) | 0.0688*** (0.0182) |
| <i>lnfactor</i> | -0.0017 (0.0015) | 0.1374** (0.0604) | | 0.0192 (0.0143) | 0.0000 (0.0004) | 0.0191 (0.0146) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 城市固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| N | 4142 | 4142 | 4247 | 4142 | 4142 | 4142 |
| R ² | 0.1152 | 0.0957 | 0.8445 | 0.0912 | 0.1141 | 0.0917 |

不显著。综合而言,工业智能化通过调整资本与技能劳动配置结构重塑企业经济地理格局。

2. 生产率提升效应

人工智能技术主要借助于机器设备投入生产活动,更有利于提高生产率,进而促进企业智能化转型。为了验证生产率提升机制的存在性,构建如下计量模型:

$$\ln product_{it} = \gamma_0 + \gamma_1 \ln int_{it} + \sum_{k=2}^n \gamma_k \ln X_{ik} + \mu_i + \sigma_t + \varepsilon_{it} \quad (7)$$

$$\ln distr_{it} = \delta_0 + \delta_1 \ln int_{it} + \eta \ln product_{it} + \sum_{k=2}^n \delta_k \ln X_{ik} + \mu_i + \sigma_t + \varepsilon_{it} \quad (8)$$

其中,中介变量 $product_{it}$ 使用制造业全要素生产率进行衡量,利用 MaxDEA6.0 软件测算,回归结果见表4。第(1)列结果显示,工业智能化对制造业全要素生产率的影响在5%的水平上显著为正,表明人工智能技术与制造业深度融合后对制造业全要素生产率具有显著的提升作用,这与郭家堂和骆品亮(2016)的研究结论基本一致。第(2)—(4)列为加入中介变量全要素生产率的回归结果,可以看出工业智能化重塑企业地理格局的效应依旧存在,且全要素生产率均在1%的水平上显著,表明工业智能化通过提升制造业全要素生产率,促进了人工智能企业集聚和传统企业分散,进而改变企业地理格局。在工业智能化发展进程中,随着新基础设施不断完善,一些企业率先使用机器人,并积极引进和应用前沿的智能技术,淘汰生产率下的传统设备,不断提高企业信息集成与资源整合能力,逐渐向生产率更高的智能化企业转型,提升企业在市场中的相对竞争优势;但也有一些企业无法跟上技术发展,在市场竞争中处于劣势。生产率的差异引致企业在市场竞争中进退或迁移,进而形成新的经济地理格局。除了考察工业智能化对全要素生产率的影响,本文也关注工业智能化对资本和劳动两种单要素生产率的作用。第(5)—(8)列与第(9)—(12)列分别展示了以资本生产率

表 4 生产率提升效应机制检验

| 变量 | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) |
|------------------|------------------------|-----------------------|------------------------|-----------------------|------------------------|-----------------------|
| | <i>lnproduct</i> | <i>Ai</i> | <i>NoAi</i> | <i>Ratio</i> | <i>lnproduct</i> | <i>Ai</i> |
| <i>lnint</i> | 0.0310** (0.0153) | 0.0625*** (0.0172) | -0.0017*** (0.0004) | 0.0642*** (0.0175) | 0.0159** (0.0078) | 0.0669*** (0.0177) |
| <i>lnproduct</i> | | 0.1978*** (0.0364) | -0.0030*** (0.0007) | 0.2008*** (0.0369) | | 0.1059* (0.0558) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 城市固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| N | 4247 | 4142 | 4142 | 4142 | 4247 | 4142 |
| R ² | 0.5536 | 0.1117 | 0.1216 | 0.1120 | 0.8967 | 0.0923 |
| 变量 | (7) | (8) | (9) | (10) | (11) | (12) |
| | <i>NoAi</i> | <i>Ratio</i> | <i>lnproduct</i> | <i>Ai</i> | <i>NoAi</i> | <i>Ratio</i> |
| <i>lnint</i> | -0.0017*** (0.0004) | 0.0687*** (0.0180) | 0.0191 (0.0165) | 0.0703*** (0.0179) | -0.0019*** (0.0004) | 0.0722*** (0.0182) |
| <i>lnproduct</i> | -0.0043** (0.0016) | 0.1102* (0.0572) | | -0.0738** (0.0233) | 0.0022*** (0.0006) | -0.0760** (0.0238) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 城市固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| N | 4142 | 4142 | 4247 | 4142 | 4142 | 4142 |
| R ² | 0.1186 | 0.0930 | 0.6769 | 0.0946 | 0.1194 | 0.0952 |

和劳动生产率为中介变量的回归结果,可以看出,工业智能化对于资本生产率的影响在5%的水平上显著,而对于劳动生产率的影响在统计上并不十分显著。综合而言,表明工业智能化主要通过提升全要素生产率和资本生产率来重塑企业地理格局。

六、异质性检验

1. 企业规模

一般而言,规模以上企业与规模以下企业相比,拥有更高的资源禀赋、经济财力和技术研发实力,更容易形成规模效应,从而对工业智能化的经济地理格局重塑效应产生影响。由于天眼查企业信息数据库未收录企业产值与营业收入数据,本文借鉴《中国工业统计年鉴》中规模企业的界定方法,根据企业注册资本指标对全部制造业企业进行分类。分为注册资本 500 万元以下和以上(包括 500 万元)的企业,回归结果见表 5。结果显示,对于注册资本 500 元万以下的小规模传统企业,工业智能化指数在 5%水平上显著为负,即工业智能化对小规模传统企业存在明显的分散效应;对于小规模人工智能企业的影响为正但不显著,且对人工智能企业与传统企业相对演变趋势影响也不显著。对于注册资本在 500 万元以上的大规模人工智能企业,工业智能化指数在 1%水平上显著为正,且高于基准回归中的系数,表明相比于小规模企业而言,大规模企业更能借助人工智能技术整合资源,向智能化方向转型升级。同时,工业智能化对大规模传统企业的影响显著,且显著性水平也由第(2)列的 5%提升至 1%,表明工业智能化不仅对大规模人工智能企业的集聚效应更强,且对大规模传统企业的分散作用也更突出,这一结论从第(6)列的结果进一步得到证实。综上可知,工业智能化对经济地理格局的重塑效应,主要体现在大规模企业的空间演化。为了验证回归结果的稳健性,本文替换表 5 第(1)—(6)列估计结果的解释变量与被解释变量,即以纵横向拉开档次法测算工业智

表5 企业规模异质性

| 变量 | 注册资本 500 万元以下 | | | 注册资本 500 万元以上 | | |
|----------------|----------------------|------------------------|--------------------|-----------------------|------------------------|-----------------------|
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) |
| | <i>A_i</i> | <i>NoA_i</i> | <i>Ratio</i> | <i>A_i</i> | <i>NoA_i</i> | <i>Ratio</i> |
| <i>lnint</i> | 0.0167 (0.0151) | -0.0003** (0.0001) | 0.0170 (0.0152) | 0.1321*** (0.0263) | -0.0121*** (0.0031) | 0.1428*** (0.0291) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 城市固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| N | 4130 | 4142 | 4130 | 3917 | 4142 | 3917 |
| R ² | 0.0371 | 0.1879 | 0.0380 | 0.0549 | 0.0511 | 0.0551 |
| | (7) | (8) | (9) | (10) | (11) | (12) |
| <i>lnint</i> | 0.0565 (0.0388) | 0.0013*** (0.0003) | 0.0552 (0.0389) | 0.1138** (0.0412) | -0.0056 (0.0037) | 0.1192** (0.0432) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 城市固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| N | 4119 | 4142 | 4119 | 4064 | 4142 | 4064 |
| R ² | 0.0700 | 0.1357 | 0.0684 | 0.0447 | 0.0514 | 0.0374 |

能化指数,以企业规模考察企业地理格局的演变,结果见第(7)—(12)列,与第(1)—(6)列结果基本一致。这也间接说明,工业智能化会形成“强者愈强,弱者愈弱”的规模效应,且智能化环境中企业的地理格局往往由大规模企业所主导。

2. 企业注册地

《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,要发展和壮大城市群与都市圈,而推动城市群的发展与企业的良好布局密切相关。根据城市群发展规划,目前共布局了 19 个国家级城市群,其中京津冀、长三角、粤港澳、成渝和长江中游城市群作为国家重点发展的核心城市群。同时,中国新一代人工智能发展战略研究院发布的《中国新一代人工智能科技产业发展报告 2021》数据显示,目前中国人工智能企业主要分布于京津冀、长三角和珠三角三大都市圈,占比分别为 31.02%、30.23%和 26.39%,京津冀人工智能区域竞争力最强,长三角位列其次。根据城市群对样本进行划分,本文进一步考察了工业智能化如何影响不同城市群制造业企业地理格局,回归结果见表 6。对于人工智能企业,京津冀城市群和长三角城市群的系数分别为 0.1481 和 0.1851,且均在 5%水平上显著为正,表明工业智能化确实促进了京津冀和长三角城市群人工智能企业集聚,这与当前京津冀和长三角人工智能企业位列中国头部集聚区的现实相吻合。对于粤港澳、成渝和长江中游城市群,工业智能化的影响系数均为负,且成渝城市群通过了显著性检验,表明工业智能化并未对这些城市群人工智能企业形成集聚效应,人工智能企业主要向京津冀和长三角区域集聚,两大集聚中心正在加速形成。对于传统企业,工业智能化对京津冀城市群的影响在 5%水平上显著为负,而对长三角和粤港澳城市群的影响为负但不显著,对成渝和长江中游城市群的影响在 5%水平上显著为正,表明传统企业逐渐流向成渝和长江中游城市群等地区。对于人工智能与传统企业区位熵比值,也同样表现出京津冀和长三角城市群的人工智能企业挤出传统企业特征。

为探究人工智能企业在京津冀和长三角城市群的集聚模式,将被解释变量企业数量的存量数替换为企业新增数,估计结果见表 7。对于人工智能企业,工业智能化对京津冀和长三角城市群的影

表 6 城市群异质性(企业数量)

| 制造业类别 | 变量 | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) |
|-------|----------------|-----------------------|----------------------|---------------------|-----------------------|----------------------|------------------------|
| | | 京津冀 | 长三角 | 粤港澳 | 成渝 | 长江中游 | 其他 |
| Ai | lnint | 0.1481** (0.0683) | 0.1851** (0.0835) | -0.0621 (0.0867) | -0.2304** (0.0739) | -0.0569 (0.0452) | 0.0904** (0.0298) |
| | 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| | 城市固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| | 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| | N | 209 | 390 | 135 | 240 | 413 | 2245 |
| | R ² | 0.4505 | 0.2177 | 0.5817 | 0.5728 | 0.1656 | 0.1077 |
| NoAi | lnint | -0.0062** (0.0021) | -0.0016 (0.0022) | -0.0006 (0.0032) | 0.0044** (0.0016) | 0.0045** (0.0013) | -0.0028*** (0.0006) |
| | 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| | 城市固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| | 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| | N | 209 | 390 | 135 | 240 | 413 | 2245 |
| | R ² | 0.5345 | 0.2301 | 0.5948 | 0.5075 | 0.1388 | 0.1652 |
| Ratio | lnint | 0.1543** (0.0700) | 0.1867** (0.0853) | -0.0615 (0.0890) | -0.2348** (0.0754) | -0.0614 (0.0463) | 0.0931** (0.0302) |
| | 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| | 城市固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| | 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| | N | 209 | 390 | 135 | 240 | 413 | 2245 |
| | R ² | 0.4536 | 0.2187 | 0.5886 | 0.5725 | 0.1643 | 0.1086 |

响为正,且对长三角的影响在 5%水平上显著,由此可以判断京津冀工业智能化引起的人工智能企业集聚不是来源于新增企业,而可能是传统企业的智能化改造。根据前瞻产业研究院的分析报告,京津冀城市群是中国人工智能企业集聚最密集的区域,人工智能产业链条最为完整,几乎实现整条产业链环节的全覆盖,在产业链的核心环节均分布了行业的龙头企业,拥有完备的人工智能企业发展环境,因而京津冀城市群人工智能企业集聚,可能更多来自原有企业的智能化改造。与京津冀不同,长三角城市群人工智能企业集聚则主要来源于新增的人工智能企业。对于粤港澳和成渝城市群,人工智能企业新增效应为正但不显著,表明工业智能化对这两个城市群新增人工智能企业的集聚效应较弱。同时,对于长江中游城市群而言,人工智能企业新增效应为负且不显著,但传统企业系数在 1%水平上显著为正,表明长江中游城市群传统企业新增活力较强,而人工智能企业呈现分散发展态势。综合表 6 和表 7 的结果可知,智能化环境下企业空间演变有别于传统梯度转移或雁阵模式,智能企业向京津冀和长三角集聚,而传统企业呈现向长江中游和成渝城市群转移的发展态势。

七、进一步分析

正如上文分析,受企业自身特征和区域地理位置的影响,工业智能化对企业地理格局的影响存在较大差异。一个自然的问题是,工业智能化对企业地理格局的塑造效应存在哪些依赖条件?为此,本文将进一步探究不同约束条件下工业智能化的企业地理格局重塑效应。

1. 人力资本

采用各类学生在校人数计算平均受教育年限,表征地区人力资本水平(human),结果见表 8 中 Panel A。第(1)—(3)列的工业智能化与人力资本水平的交互项均通过了 1%的显著性水平检验,第

表 7 城市群异质性(新增企业数量)

| 制造业类别 | 变量 | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) |
|----------|----------------|----------------------|----------------------|--------------------|--------------------|-----------------------|---------------------|
| | | 京津冀 | 长三角 | 粤港澳 | 成渝 | 长江中游 | 其他 |
| Ai_新增 | lnint | 0.3313 (0.2476) | 0.2595** (0.1201) | 0.0302 (0.0620) | 0.1589 (0.1089) | -0.1767 (0.1227) | -0.0112 (0.0464) |
| | 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| | 城市固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| | 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| | N | 209 | 382 | 135 | 230 | 406 | 2024 |
| | R ² | 0.2960 | 0.1274 | 0.5898 | 0.1341 | 0.1329 | 0.0195 |
| NoAi_新增 | lnint | 0.0108** (0.0054) | -0.0001 (0.0024) | 0.0021 (0.0029) | 0.0015 (0.0021) | 0.0071*** (0.0018) | -0.0002 (0.0004) |
| | 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| | 城市固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| | 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| | N | 209 | 390 | 135 | 240 | 413 | 2245 |
| | R ² | 0.3301 | 0.2283 | 0.5460 | 0.1586 | 0.1223 | 0.1773 |
| Ratio_新增 | lnint | 0.3204 (0.2508) | 0.2592** (0.1215) | 0.0281 (0.0616) | 0.1578 (0.1102) | -0.1835 (0.1238) | -0.0113 (0.0467) |
| | 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| | 城市固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| | 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| | N | 209 | 382 | 135 | 230 | 406 | 2024 |
| | R ² | 0.2962 | 0.1304 | 0.5961 | 0.1339 | 0.1321 | 0.0201 |

(4)—(6)列使用剔除人工智能企业的人工智能专利后构造的工业智能化指数,结果基本一致。第(1)、(4)列的交互项系数显著为正,表明在人力资本更高的地区,工业智能化改变人工智能企业地理格局的效应更强。由于人工智能企业发展离不开高水平人才支撑,人力资本与智能化技术互补形成人机协作,助推工业智能化重塑企业地理格局,而第(3)、(6)列进一步验证了这一结论。第(2)、(5)列的交互项负向显著,表明人力资本水平越高的地区,工业智能化越易减少传统企业,这可能源于传统企业渐次退出,也可能源于传统企业向智能化企业转型。表 8 中 Panel A 的回归结果说明,区域人力资本水平对人工智能企业发展的重要性,若能大幅提高地区人力资本水平,将更有利于创造新的智能企业或促使传统企业智能化转型。

2. 市场化环境

市场化改革的方向之一就是通过市场进行资源的优化配置,促进生产要素流动和产品市场的自由竞争。通常企业的进入和退出与所属地的市场化环境存在较大关联,若地区市场化程度较低,则政府行政干预较强,即政府配置资源现象明显;若地区市场化程度较高,则政府行政干预较弱,即通过市场机制配置资源,更易消除要素错配而实现优化配置。本文以市场化指数表征地区的市场化程度,其中市场化指数(*market*)使用王小鲁等(2019)构建的市场化指数,构建与工业智能化的交互项进行调节效应检验,结果见表 8 中的 Panel B。第(7)—(9)列的工业智能化与市场化程度的交互项,均在 1%的水平上显著。同时,使用剔除人工智能企业的人工智能专利后构造的工业智能化指数进行回归,结果见第(10)—(12)列,结果与第(7)—(9)列基本一致。结果表明,在市场化程度更高、要素流动更加自由的地区,工业智能化对人工智能企业的集聚效应更强;相反,在市场化程度较低的地区,行政力量占主导,要素自由流动受到更多限制,不利于新兴人工智能企业发展。因此,人工

表 8 依赖条件检验

| Panel A: 人力资本水平 | | | | | | |
|-----------------------|-----------------------|------------------------|------------------------|-----------------------|------------------------|-----------------------|
| 变量 | 全部人工智能专利 | | | 剔除人工智能企业专利 | | |
| | (1) | (2) | (3) | (4) | (5) | (6) |
| | <i>Ai</i> | <i>NoAi</i> | <i>Ratio</i> | <i>Ai</i> | <i>NoAi</i> | <i>Ratio</i> |
| <i>lnint×lnhuman</i> | 0.0212*** (0.0060) | -0.0009*** (0.0002) | 0.0221*** (0.0061) | 0.0207*** (0.0059) | -0.0009*** (0.0002) | 0.0216*** (0.0061) |
| <i>lnint</i> | -0.0551 (0.0395) | 0.0036** (0.0011) | -0.0586 (0.0403) | -0.0462 (0.0394) | 0.0033** (0.0011) | -0.0496 (0.0402) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 城市固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| N | 4140 | 4140 | 4140 | 4140 | 4140 | 4140 |
| R ² | 0.0956 | 0.1304 | 0.0964 | 0.0965 | 0.1307 | 0.0973 |
| Panel B: 市场化环境 | | | | | | |
| | (7) | (8) | (9) | (10) | (11) | (12) |
| <i>lnint×lnmarket</i> | 0.1477*** (0.0335) | -0.0057*** (0.0008) | 0.1534*** (0.0341) | 0.1484*** (0.0333) | -0.0056*** (0.0008) | 0.1540*** (0.0339) |
| <i>lnint</i> | -0.2161** (0.0659) | 0.0090*** (0.0015) | -0.2251*** (0.0670) | -0.2113** (0.0656) | 0.0089*** (0.0015) | -0.2202** (0.0667) |
| 控制变量 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 城市固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| N | 4142 | 4142 | 4142 | 4142 | 4142 | 4142 |
| R ² | 0.1167 | 0.1481 | 0.1176 | 0.1180 | 0.1490 | 0.1189 |

智能企业不断向市场化程度更高、资源流动更自由的地区集聚,凭借自身生产率等优势占领市场,挤出传统非智能企业,形成以人工智能企业为主的新格局。同时,也表明若能营造自由市场环境和减少政府干预,将更有益于企业适应新技术环境,推动人工智能企业发展和传统企业的智能化改造。

八、结论与政策建议

本文利用天眼查企业信息数据和万方专利数据库爬取的人工智能专利数据等,构建地级市层面的工业智能化指标体系,探究工业智能化对企业地理格局的重塑效应及影响机制,以及考察工业智能化对不同规模和不同注册地企业的异质性影响以及依赖条件,为新技术环境中制造业企业分布格局演变规律和演变动力的研究提供理论支撑。研究发现:①工业智能化能够重塑企业地理格局,即促进人工智能企业集聚而使传统企业分散,运用多种稳健性检验和工具变量法处理之后结果依然稳健;②工业智能化主要通过调整要素配置结构和提升要素生产率的机制重塑企业地理格局;③智能化环境中企业的地理格局往往由大规模企业主导,工业智能化可能会使企业“强者愈强,弱者愈弱”,即形成规模效应;④工业智能化表现出地域异质性特征,人工智能企业空间演变有别于传统梯度转移或雁阵模式,表现为向京津冀和长三角城市群集聚特征,而传统企业向长江中游和成渝城市群转移的发展态势;⑤在更高的人力资本水平以及市场化程度环境中,工业智能化的经济地理格局重塑效应更为显著。基于此,本文提出如下建议:

(1)政府应加大新型基础设施建设和激励人工智能研发,助力工业智能化发展。智能企业集聚

更易发生在工业智能化基础设施条件优越和人工智能技术研发实力更强的区域。因此,地方政府应积极加大新型网络基础设施、数据算力基础设施以及新技术基础设施等建设,通过产业政策、财税政策激励企业充分应用智能设备实现智能化升级;并通过完善知识产权保护制度创设良好的研发条件,激励企业和科研院所进行人工智能技术创新,推动工业智能化。

(2)加强区域间的交流与合作,发挥智能化企业集聚地区的技术溢出效应。工业智能化对制造业企业地理格局的重塑效应存在区域差异,在不同城市群形成不同类型的企业集聚,京津冀和长三角城市群表现为智能化企业集聚,而传统企业向长江中游和成渝城市群集聚的发展趋势。为充分发挥智能企业集聚区的技术溢出效应,应加强区域间生产合作与技术交流,建立完善的区域间合作机制,充分发挥人工智能产业集聚区的技术溢出与知识扩散效应,来带动传统产业集聚区快速实现智能化转型与升级。

(3)地方政府应积极营造良好的营商环境,促进不同规模企业相容发展。由于工业智能化对于不同规模人工智能企业集聚效应不同,大规模企业容易借助资源禀赋优势获取技术红利,进而挤压中小企业,易引发企业头部化和行业垄断。因此,地方政府应积极优化营商环境,并通过财税政策激励中小企业淘汰落后产能,进行设备升级改造以提高企业生产率,并创造公平条件实现不同类型企业均等分享新技术红利,促进不同规模企业相容发展。此外,工业智能化可能会造成部分企业的退出以及失业等短期不利后果,政府应重视工业智能化的经济社会效应,并及时应对相关问题。

(4)通过学校教育及在职培训等多种方式,培养工业智能化发展的专业人才。本文研究结果表明,在人力资本更高的地区,工业智能化重塑企业地理格局的效应更强。人工智能企业发展离不开高水平人才,在智能化情境中企业生产环境更复杂且技能要求更高,人力资本与智能化技术更易形成互补,以人机协作方式提高生产率。教育部门应结合工业智能化发展的现实需求,动态调整人才培养规划,完善人工智能领域的学科布局。地方政府、企业和人力资源相关部门可通过继续教育、岗前培训与在职培训等多种方式,培养社会亟需的人工智能专业人才。

(5)推进市场化改革,促进企业智能化转型升级。本文研究发现,在市场化程度更高的地区,越有助于发挥工业智能化对人工智能企业的集聚效应;而在市场化程度较低的地区,要素自由流动受到更多限制,可能不利于人工智能企业发展。市场化环境有利于促进企业智能化转型,地方政府应全面推进市场化改革,充分发挥市场在资源配置中的主导作用,维护公平公正的市场秩序,以公正的市场监督来保障公平的市场竞争,推动工业企业的智能化转型升级。

此外,本文在以下方面还存在改进的空间:①在工业智能化指标体系的构建方面,许多与工业智能化紧密相关的变量难以获取,如5G基站建立个数、地级市工业机器人数目等指标匮乏,地级市工业智能化测度体系有待完善;②在企业地理格局的测度方面,受限于数据库的限制,本文选择了制造业企业区位熵来衡量企业地理格局,而难以采用DO指数等其他指数进行衡量。未来随着数据获取技术的进一步提升和数据库的进一步开放,工业智能化重塑企业地理格局的影响能够更加精准被估计。

[参考文献]

- [1]安同良,杨晨. 互联网重塑中国经济地理格局:微观机制与宏观效应[J]. 经济研究,2020,(2):4-19.
- [2]陈建军,陈国亮,黄洁. 新经济地理学视角下的生产性服务业集聚及其影响因素研究——来自中国222个城市的经验证据[J]. 管理世界,2009,(4):83-95.
- [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]郭家堂,骆品亮. 互联网对中国全要素生产率有促进作用吗[J]. 管理世界,2016,(10):34-49.
- [5]何小钢,梁权熙,王善骢. 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[J]. 管理世

- 界,2019,(9):65-80.
- [6]罗勇,曹丽莉.中国制造业集聚程度变动趋势实证研究[J].经济研究,2005,(8):106-115.
- [7]吕大国,耿强,简泽,卢任.市场规模、劳动力成本与异质性企业区位选择——中国地区经济差距与生产率差距之谜的一个解释[J].经济研究,2019,(2):36-53.
- [8]毛中根,武优劭.我国西部地区制造业分布格局、形成动因及发展路径[J].数量经济技术经济研究,2019,(3):3-19.
- [9]曲玥,蔡昉,张晓波.“飞雁模式”发生了吗?——对1998—2008年中国制造业的分析[J].经济学(季刊),2013,(3):757-776.
- [10]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.
- [11]孙早,侯玉琳.工业智能化与产业梯度转移:对“雁阵理论”的再检验[J].世界经济,2021,(7):29-54.
- [12]王书斌.工业智能化升级与城市层级结构分化[J].世界经济,2020,(12):102-125.
- [13]王小鲁,樊纲,胡李鹏.中国分省份市场化指数报告(2018)[M].北京:社会科学文献出版社,2019.
- [14]王永强,魏后凯.产业地理集中的时空特征分析——以中国28个两位数制造业为例[J].统计研究,2006,(6):28-33.
- [15]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.
- [16]魏后凯,白玫.中国上市公司总部迁移现状及特征分析[J].中国工业经济,2008,(9):13-24.
- [17]魏下海,郭凯明,吴春秀.数字技术、用工成本与企业搬迁选择[J].中国人口科学,2021,(1):104-116.
- [18]文东伟,冼国明.中国制造业的空间集聚与出口:基于企业层面的研究[J].管理世界,2014,(10):57-74.
- [19]吴建峰,符育明.经济集聚中马歇尔外部性的识别——基于中国制造业数据的研究[J].经济学(季刊),2012,(2):675-690.
- [20]徐维祥,张筱娟,刘程军.长三角制造业企业空间分布特征及其影响机制研究:尺度效应与动态演进[J].地理研究,2019,(5):1236-1252.
- [21]杨继东,罗路宝.产业政策、地区竞争与资源空间配置扭曲[J].中国工业经济,2018,(12):5-22.
- [22]Aghion, P., B. F. Jones, and C. I. Jones. Artificial Intelligence and Economic Growth [R]. NBER Working Paper, 2017.
- [23]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Robots and Jobs: Evidence from U.S. Labor Markets [J]. Journal of Political Economy, 2020a,128(6):2188-2244.
- [24]Acemoglu, D., and P. Restrepo. The Wrong Kind of AI? Artificial Intelligence and the Future of Labor Demand[J]. Economy and Society, 2020b,13(1):25-35.
- [25]Bao, C., Z. Chen, and J. Wu. Chinese Manufacturing on the Move: Factor Supply or Market Access[J]. China Economic Review, 2013, 26(9):170-181.
- [26]Bessen, J. Automation and Jobs: When Technology Boosts Employment [J]. Economic Policy, 2019,34(100):589-626.
- [27]Boustan, L. P., C. Frydman, and R. A. Margo. Human Capital in History: The American Record [M]. Chicago: University of Chicago Press, 2014.
- [28]Brynjolfsson, E., and T. Mitchell. What Can Machine Learning Do? Workforce Implications[J]. Science, 2017, 358(6370):1530-1534.
- [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]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(1):254-280.
- [31]Furman, J., and R. Seamans. AI and the Economy [J]. Innovation Policy and the Economy, 2019,19(1):161-191.

- [32]Gokan, T., S. Kichko, and J. F. Thisse. How Do Trade and Communication Costs Shape the Spatial Organization of Firms[J]. *Journal of Urban Economics*, 2019,113:103191.
- [33]Krugman, P., and A. J. Venables. Integration, Specialization, and Adjustment[J]. *European Economic Review*, 1996,40(3-5):959-967.
- [34]Keller, W. Geographic Localization of International Technology Diffusion[J]. *American Economic Review*, 2002, 92(1):120-142.
- [35]Lewbel, A. Using Heteroscedasticity to Identify and Estimate Mismeasured and Endogenous Regressor Models[J]. *Journal of Business & Economic Statistics*, 2012,30(1):67-80.
- [36]Long, C., and X. Zhang. Patterns of China's Industrialization: Concentration, Specialization, and Clustering[J]. *China Economic Review*, 2012,23(3):593-612.
- [37]Prettner, K., and H. Strulik. The Lost Race Against the Machine: Automation, Education and Inequality in an R&D—Based Growth Model[R]. *CEGE Discussion Papers*, 2017.
- [38]Leamer, E. E., and M. Storper. The Economic Geography of the Internet Age [J]. *Journal of International Business Studies*, 2001,32(4):641-665.
- [39]Wen, M. Relocation and Agglomeration of Chinese Industry [J]. *Journal of Development Economics*, 2004,73 (1): 329-347.

Will Industrial Intelligence Reshape the Geography of Companies

WANG Lin-hui, JIANG Hao, DONG Zhi-qing

(Faculty of Economics and Management, East China Normal University, Shanghai 200241, China)

Abstract: While most of the literature has focused on artificial intelligence technology and its impact on labour employment, but generally ignores whether AI technology will change the spatial distribution of companies, i.e., the evolution of the economic geography of companies in an intelligent context. In this paper, we examine the spatial evolution of manufacturing companies' distribution in the context of industrial intelligence by using the micro-company data of Tian-Yancha, combined with web crawler technology and text crawling, and examine the effect of industrial intelligence on the reshaping of companies' geography and its influence mechanism. The results show that there is a selective bias of industrial intelligence on the distribution of manufacturing companies, which can stimulate the concentration of AI companies and disperse traditional companies, and the results are still robust after the robustness test and endogeneity treatment. The mechanism test shows that industrial intelligence reshapes the economic geography mainly by adjusting the factor allocation structure and improving productivity. The economic geography of companies in an intelligent environment is often dominated by large-scale companies, and industrial intelligence may make companies "the stronger the stronger, the weaker the weaker", i.e. forming a scale effect. The spatial distribution of AI companies evolves differently from the traditional gradient shift or flying geese mode, showing the characteristics of migration to Beijing-Tianjin-Hebei and the Yangtze River Delta areas; and the economic geography reshaping effect of industrial intelligence is more significant in the higher level of human capital and the degree of marketization.

Key Words: industrial intelligence; the geography of companies; factor allocation structure; productivity improvement

JEL Classification: D22 R12 R30

[责任编辑:崔志新]