

人工智能、岗位结构变迁与服务型制造

潘 珊, 郭凯明

[摘要] 近年来,中国制造业内部生产岗位就业比重下降、服务岗位就业比重上升,呈现服务型制造快速发展的岗位结构变迁趋势,是制造业高端化、智能化、绿色化发展的重要动力和典型表现。本文认为,岗位结构变迁是全球主要经济体在人均国内生产总值稳定增长过程中普遍经历的共性规律,为中国推进新型工业化和建设制造强国增添新的动能,而作为推动新一轮科技革命和产业变革的战略性通用技术,人工智能将成为中国加快岗位结构变迁和服务型制造发展的新的基础性力量。本文建立了一个包含人工智能技术和岗位异质性的动态一般均衡模型,刻画了岗位结构变迁的内生过程。本文发现,在人工智能技术偏向生产岗位且生产岗位和服务岗位的替代弹性较低时,人工智能技术会在制造业内部推动由生产转向服务的岗位结构变迁,提高服务型制造比重,由此提升制造业相对劳动生产率、稳定制造业实际产出比重。促进产业内不同岗位深度融合、加大人工智能技术研发力度、降低岗位之间劳动力流动壁垒,可以有效推动岗位结构变迁和产业结构转型升级。本文从宏观经济结构层面展示了人工智能技术影响岗位结构变迁和产业结构转型的理论机制,针对如何以人工智能技术创新促进服务型制造发展和现代化产业体系建设提出了政策建议。

[关键词] 人工智能; 岗位结构变迁; 服务型制造; 产业结构转型

[中图分类号] F124 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1006-480X(2024)04-0057-19

一、引言

党的二十大报告提出,要坚持把发展经济的着力点放在实体经济上,推进新型工业化,加快建设制造强国、质量强国、航天强国、交通强国、网络强国、数字中国。作为实体经济的基础和大国经济的“压舱石”,制造业在新发展阶段实现转型升级、由大转强,将为中国建设现代化产业体系和实现高质量发展提供有力支撑。《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》明确提出,要深入实施智能制造和绿色制造工程,发展服务型制造新模式,推动制造

[收稿日期] 2023-10-16

[基金项目] 国家社会科学基金后期资助项目“供给侧改革与中国经济“双重”结构转型”(批准号22FJLB009);国家自然科学基金青年项目“中国经济的‘双重’结构转型:基于供给侧改革的理论分析与实证检验”(批准号71703056);国家自然科学基金面上项目“新时代中国供需结构优化与分配结构演化的系统关系与路径管理”(批准号72373166)。

[作者简介] 潘珊,暨南大学产业经济研究院副研究员,经济学博士;郭凯明,中山大学岭南学院教授,经济学博士。通讯作者:郭凯明,电子邮箱:guokm3@mail.sysu.edu.cn。感谢匿名评审专家和编辑部的宝贵意见,文责自负。

业高端化智能化绿色化。在新一代人工智能技术方兴未艾、蓬勃发展的时代背景下,中国应如何顺应技术革命和产业变革特征,通过促进服务型制造发展推动产业结构转型升级和现代化产业体系建设,是本文要研究的主要问题。

作为制造与服务融合发展的新型产业形态,服务型制造是制造业转型升级的重要方向。从企业内部看,典型制造业企业的经营活动除了包括加工制造等传统生产型活动,还包括研发、设计、物流、分销、安装、维修售后等服务性质的活动。因此,制造业本身就包含服务活动。如果用企业员工的岗位结构来刻画企业不同的生产经营活动,那么岗位结构的变迁也可以代表企业生产模式和业态的转变。跨国数据表明,伴随着经济增长,包括中国在内的很多经济体都经历了显著的岗位结构变迁,呈现出生产岗位比重下降、服务岗位比重上升的新趋势,其中制造业内部的岗位结构变化更为明显。制造业内部由生产转向服务的岗位结构变迁正是服务型制造的典型表现和重要动力之一。到底是什么因素推动了岗位结构变迁?这一进程又会对产业结构转型带来怎样的影响?

过去的十多年里,人工智能技术快速发展,显著改变了传统的生产方式,在制造业和服务业发展中得到了广泛应用,成为引领新一代科技革命和产业变革的战略性技术,有望推动中国岗位结构变迁和服务型制造发展。工业机器人近十年在中国工业生产中的应用日益深入,2011—2017年平均每年增速高达30%。关于人工智能对于生产的影响尚无定论,一部分学者认为人工智能技术会引发机器替代劳动力,造成失业(Frey and Osborne, 2017;王永钦和董雯,2020)。也有一些学者认为人工智能对劳动力需求的影响是结构性的,对就业的影响存在明显的异质性特征,对不同群体就业具有不对称效应(Acemoglu and Autor, 2011;孙早和侯玉琳,2019;余玲铮等,2021;王林辉等,2023;陈岑等,2023;何小钢和刘甲明,2023;尹志锋等,2023)。人工智能作为改进劳动生产效率的辅助性工具,在许多情况下,并不会导致劳动力完全失业,而是换了工作^①。中国上市企业数据表明,中国在过去十几年呈现出明显的岗位结构变迁趋势。从宏观产业层面看,总体企业和制造业企业中生产岗位的就业比重在下降,服务岗位的就业比重在上升。从微观企业层面看,相关实证结果表明,在总体企业样本和制造业企业子样本中,人工智能技术对于企业内生产岗位的就业比重有显著负向影响^②。与此同时,上市企业中存续的制造业企业^③的员工总数非但没有减少,反而以年均4%的速度增长,在制造业企业内部,生产岗位员工比重在下降,服务岗位员工比重在上升。可见,人工智能发展并不必然完全替代劳动力,可能偏向性地带来生产环节技术进步,提高生产岗位劳动生产率,从而促使劳动力由生产岗位转移到服务岗位,推动了岗位结构变迁,促进了服务型制造的发展。

基于以上考虑,为了分析人工智能影响岗位结构变迁和产业结构转型的内在机制,本文建立了一个引入人工智能和岗位异质性的多部门动态一般均衡模型,其中,生产岗位劳动力和服务岗位劳动力采用常替代弹性形式复合形成部门的劳动投入,人工智能技术通过研发投入内生积累,人工智能技术有偏向性地影响不同岗位的劳动扩展型技术。与现有模型相比,本文突出了人工智能技术的外溢性和偏向性特征。人工智能通过外溢性的特征,可以提高所有岗位和所有产业的劳动生产

① 参见麦肯锡全球研究院2017年发布的报告《Jobs Lost, Jobs Gained: Workforce Transitions in a Time of Automation》。

② 具体实证相关内容参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

③ 中国上市企业中存续的制造业企业数量为1082家,员工总数从2012年的5217581人增长到2022年的7755941人。

率,又通过岗位偏向性的特征,有偏地提高生产岗位的相对劳动生产率。本文发现,在一定条件下,人工智能技术水平的提高会导致生产岗位比重下降、服务岗位比重上升的岗位结构变迁,提高服务型制造比重。同时,人工智能也会提升制造业的相对劳动生产率,保持制造业实际产出比重稳定,实现制造业的转型升级。本文通过理论分析和数值模拟展示了人工智能技术推动岗位结构变迁以及制造业转型升级的经济机制,并基于研究结论为中国发展服务型制造、加快建设制造强国提出针对性的政策建议。

本文发展了人工智能领域的相关研究。目前大量文献从微观层面探究人工智能对就业的异质性影响,还有一部分文献研究人工智能对宏观经济的影响,包括产业结构升级、收入分配、技能溢价、生产率等方面(Acemoglu and Restrepo, 2018; Aghion et al., 2019; 郭凯明, 2019; 陈彦斌等, 2019; 郭凯明和王钰冰, 2022; 郭凯明等, 2023)。李晓华(2021)发现,人工智能、工业互联网等新一代数字技术使制造业在加工制造能力等方面显著增强,为服务型制造的发展扫除了障碍。但是这些文献没有深入讨论人工智能促进服务型制造发展的经济机制。本文基于宏观视角构建了包含人工智能和岗位异质性的理论模型,深入研究了人工智能对岗位结构变迁和产业结构转型的影响,丰富了人工智能领域的研究视角。

本文拓展了产业结构转型的相关研究。传统结构转型的理论关注供给侧技术进步和资本深化以及需求侧偏好的影响(Kongsamut et al., 2001; Ngai and Pissarides, 2007; Acemoglu and Guerrieri, 2008)。还有一些研究强调国际贸易、政府作用和投资的影响(Dekle and Vandenbroucke, 2012; Uy et al., 2013; Herrendorf et al., 2018; Sposi, 2019; Guo et al., 2021)。但是这些研究都是基于产业层面,没有考虑产业内部的岗位异质性。近几年开始有学者关注岗位结构变迁(Aum et al., 2018; Bárány and Siegel, 2020; Duernecker and Herrendorf, 2022),发现与岗位相关的技术进步是推动岗位结构变迁的重要因素。但是这些研究并未引入人工智能技术,也没有基于中国的数据进行深入的定量分析。本文从人工智能的视角出发,探讨了人工智能技术对于岗位结构变迁以及制造业转型升级的影响,并结合中国经济特征做了定量检验,为推动中国发展服务型制造提供了理论基础。

二、特征事实

岗位结构变迁是指企业内劳动力由生产岗位向服务岗位转移的趋势,表现为生产岗位的就业比重下降、服务岗位的就业比重上升。这种趋势不仅体现为经济总体的生产岗位和服务岗位的结构变化,也体现为不同部门(企业)内部岗位结构的变化。

关于岗位结构的数据,Integrated Public Use Microdata Series (IPUMS) International提供的人口普查数据中包含关于个体就业的部门和岗位的信息,IPUMS将原始数据进行整合处理后使得不同年份不同国家的数据具有可比性。本文参考Duernecker and Herrendorf(2022)的做法,将个体就业分别划分至生产/服务部门及生产/服务岗位^①。图1是包括中国在内的全球30个经济体不同岗位就业比重与人均GDP对数值关系的散点图。从总体岗位结构的数据看,伴随着一个经济体人均GDP的提高,生产岗位的就业比重显著下降,服务岗位的就业比重逐渐上升,展现出岗位结构变迁的趋势。

^① 具体数据处理过程及国家列表参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

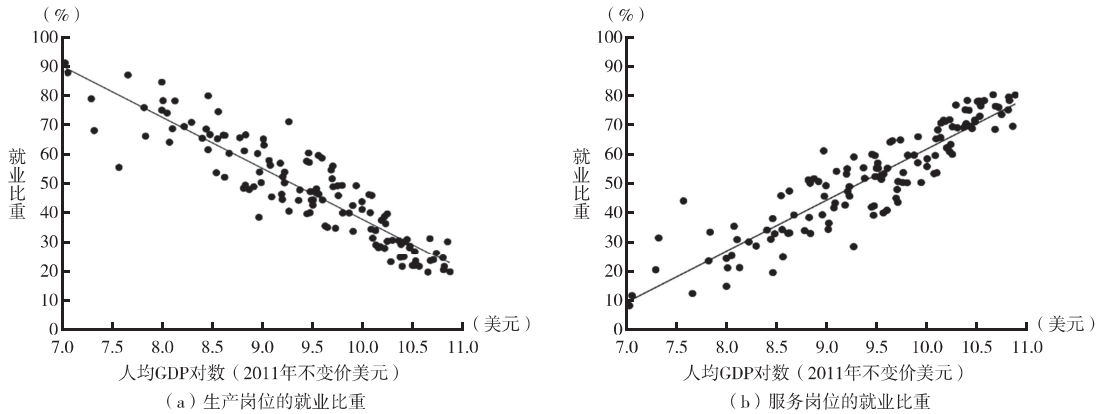


图1 全球不同经济体的岗位结构与人均GDP对数值的关系

资料来源:岗位结构数据来自IPUMS,人均GDP数据来自Maddison Project Database 2020。图2、图3同。

图2分别为生产部门和服务部门的岗位结构与人均GDP对数值的关系。平均而言,伴随着经济增长,生产部门和服务部门都呈现出劳动力由生产岗位向服务岗位转移的趋势,并且生产部门的岗位结构变化幅度大于服务部门。由此可见,对于不同发展程度的经济体,生产部门的岗位结构差异巨大,欠发达国家的生产部门中绝大多数的劳动力集中在生产岗位,而发达国家中只有50%左右的劳动力保留在生产岗位。

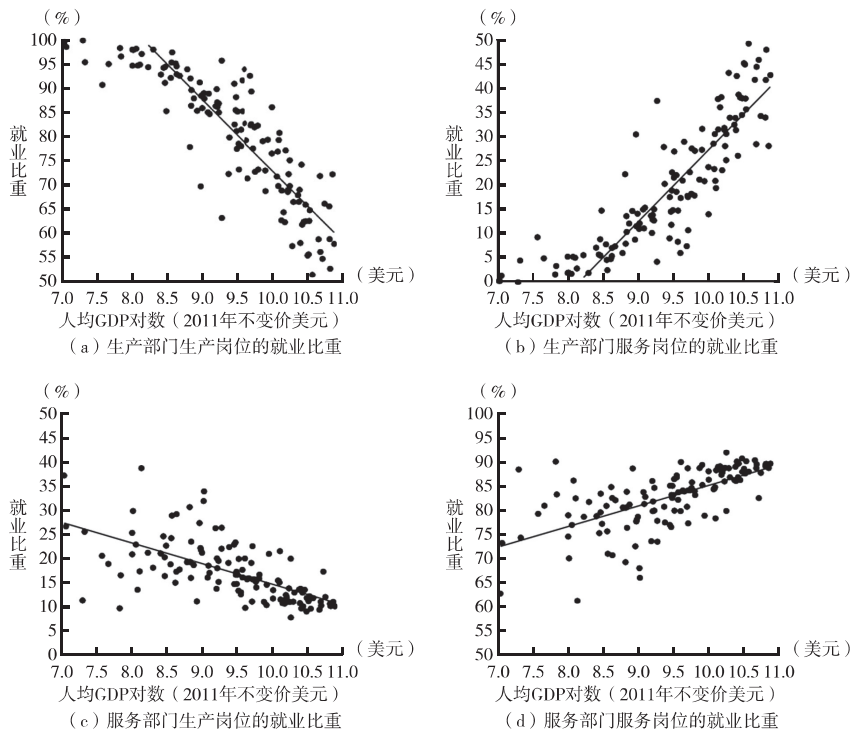


图2 全球不同经济体生产部门和服务部门的岗位结构与人均GDP对数值的关系

图3为部分国家总体岗位结构随时间的变化趋势。可以看到,国家的经济发展水平不同,初始生产岗位的就业比重存在较大差异,但都出现了岗位结构变迁的趋势,生产岗位的就业比重不同程度地下降了20%—40%。目前,美国、法国、加拿大等发达国家的生产岗位就业比重已经下降到20%左右。

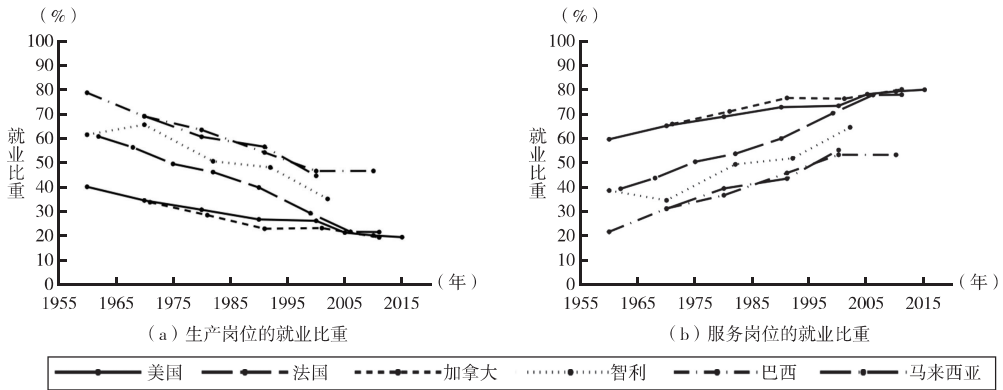


图3 部分国家岗位结构的演化趋势

中国也呈现出相似的岗位结构变迁的趋势。由于难以获得全国层面细化至就业岗位连续人口普查数据,而中国A股上市企业从2011年开始披露企业人员的岗位构成,因此,本文选用了2011—2022年的A股上市企业数据为样本,并对数据进行一定的处理^①。图4为不同岗位就业比重的变化趋势,这十年间,中国上市企业中生产岗位的就业比重逐渐下降,服务岗位的就业比重逐渐上升。其中,生产岗位就业比重由52.5%下降到45.4%,服务岗位就业比重由47.5%增加至54.6%,服务岗位的就业比重从2012年开始超过了生产岗位。值得注意的是,中国的岗位结构变迁自2016年开始出现大幅放缓甚至停滞,后文将做进一步讨论。

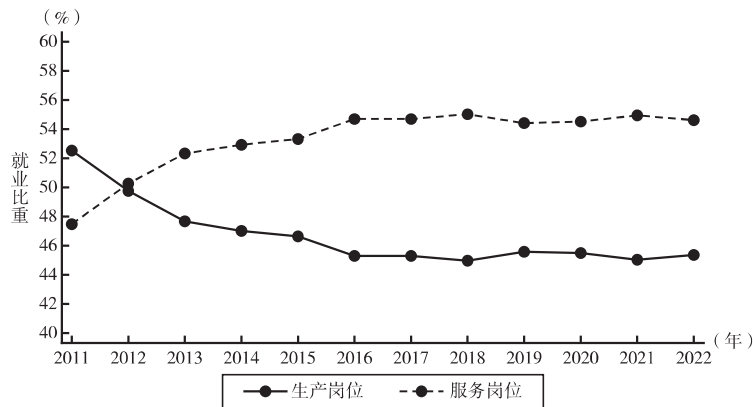


图4 中国A股上市企业中岗位结构的演化趋势

资料来源:岗位结构数据来自Wind数据库。图5同。

^① 具体处理过程参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件,服务业中的生产岗位主要是指企业本身或者子公司有一部分生产业务。

图5为中国制造业和服务业内部岗位结构的变化趋势。总体看,制造业内部岗位结构的变迁更为明显,制造业内部生产岗位的就业比重由66.6%下降到60.2%,服务岗位的就业比重由33.4%增加至39.8%,岗位结构初步呈现出“服务型制造”的趋势。服务业内部的生产岗位就业比重有所下降,但是岗位结构变化波动较大,趋势性没有制造业明显。

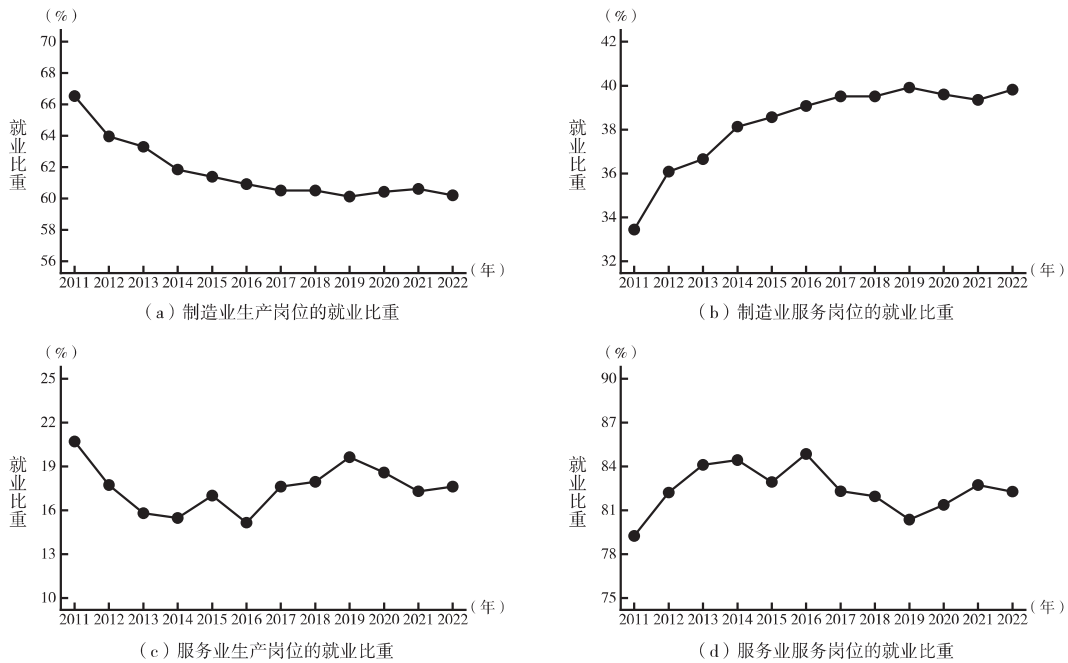


图5 中国制造业和服务业内部岗位结构的演化趋势

进一步地,本文发现,岗位结构变迁的趋势在人工智能技术嵌入更广泛和深入的大型制造业企业尤为突出。例如,三一重工和潍柴动力在新一轮科技浪潮中大力推进数字化转型,深度融合人工智能技术,实现生产流程智能化。三一重工的生产岗位就业比重在2011—2022年间由59.1%下降到39.3%,潍柴动力的生产岗位就业比重由74.5%下降到55.1%。

综上所述,不同经济发展水平的国家之间岗位结构的差异较大。随着人均GDP的提高,不同经济体呈现出岗位结构变迁的事实,这一趋势在制造业和服务业内部同样存在。近十年来中国同样出现了劳动力由生产岗位向服务岗位转移的趋势,并且在制造业企业内部,这种岗位结构变迁的趋势更为明显。那些经济发展更好、应用人工智能技术更深入的国家 and 企业的岗位结构变迁幅度也更大。

三、模型框架

本部分在Duernecker and Herrendorf(2022)模型框架中引入人工智能技术,构建了一个包含人工智能和岗位结构变迁的多部门动态一般均衡模型。在供给方面,模型考虑了异质性的劳动投入,人工智能技术通过影响岗位扩展型技术改变岗位和产业的劳动力结构。在需求方面,模型区分了消费、投资和研发投入的产业来源构成的差异性。

用下标 $t \in \{0, 1, 2, \dots\}$ 表示时期。生产部门分为制造业和服务业, 分别由一个代表性企业在完全竞争市场下租用资本和雇佣劳动进行生产, 下文用 $J \in \{G, S\}$ 分别代表制造业和服务业, 用 $j \in \{g, s\}$ 分别代表生产岗位和服务岗位。

两个产业部门均采用 Cobb-Douglas 的生产函数形式:

$$Y_{jt} = K_{jt}^\theta L_{jt}^{1-\theta} \quad (1)$$

其中, $\theta \in (0, 1)$ 表示产业 J 的资本收入份额^①。 L_{jt} 是来自生产岗位和服务岗位的复合劳动力, 采用常替代弹性函数形式:

$$L_{jt} = [(\alpha_j)^{1/\sigma_j} (A_{gt} N_{jgt})^{(\sigma_j-1)/\sigma_j} + (1-\alpha_j)^{1/\sigma_j} (A_{st} N_{jst})^{(\sigma_j-1)/\sigma_j}]^{\sigma_j/(\sigma_j-1)} \quad (2)$$

其中, N_{jt} 代表产业 J 雇佣的岗位 j 的劳动力, 参数 $\alpha_j \in (0, 1)$ 为常数, 衡量产业 J 的复合劳动力中来自生产岗位的权重, $\sigma_j > 0$ 表示生产岗位和服务岗位之间的替代弹性。 A_{jt} 是岗位 j 的劳动扩展型技术, 进一步假设:

$$A_{gt} = B_g M_t^{\gamma_g}, A_{st} = B_s M_t^{\gamma_s} \quad (3)$$

其中, 参数 $B_j > 0$ 衡量与岗位相关的传统技术进步, M_t 代表人工智能通用技术, $\gamma_j > 0$ 为常数, 衡量人工智能技术对两类岗位的影响程度。如果 $\gamma_g \neq \gamma_s$, 那么人工智能技术对于不同岗位的影响是有偏的。注意到参数 B_j 和 γ_j 的下标均是 j , 表明这里的岗位扩展型技术 A_{jt} 是与岗位相关, 而非与产业相关。

用 P_{jt} , r_t 和 w_{jt} 分别表示产出价格、资本租金和劳动工资, 企业利润最大化问题的一阶最优性条件为:

$$r_t = \theta P_{jt} Y_{jt} / K_{jt} \quad (4)$$

$$w_{jgt} = (1-\theta) P_{jt} K_{jt}^\theta L_{jt}^{-\theta} L_{jgt}^{1/\sigma_j} \alpha_j^{1/\sigma_j} A_{gt}^{(\sigma_j-1)/\sigma_j} N_{jgt}^{-1/\sigma_j} \quad (5)$$

$$w_{jst} = (1-\theta) P_{jt} K_{jt}^\theta L_{jt}^{-\theta} L_{jst}^{1/\sigma_j} (1-\alpha_j)^{1/\sigma_j} A_{st}^{(\sigma_j-1)/\sigma_j} N_{jst}^{-1/\sigma_j} \quad (6)$$

投资品部门由一个代表性企业在完全竞争市场中使用制造业和服务业的产出作为中间品生产投资品, 其生产技术采用常替代弹性函数形式:

$$I_t = \left[\omega_t^{1/\varepsilon_t} I_{Gt}^{(\varepsilon_t-1)/\varepsilon_t} + (1-\omega_t)^{1/\varepsilon_t} I_{St}^{(\varepsilon_t-1)/\varepsilon_t} \right]^{\varepsilon_t/(\varepsilon_t-1)} \quad (7)$$

其中, I_t 表示投资品, I_{jt} 表示在生产投资品过程中投入的来自产业 J 的产出, 参数 $\omega_t \in (0, 1)$ 、 $\varepsilon_t \in (0, 1)$ 为常数, 分别表示制造业在投资品中的权重、两个产业的产出在生产投资品中的替代弹性。

家庭部门由一个代表性家庭刻画, 效用函数满足:

$$C_t = \left[\omega_c^{1/\varepsilon_c} C_{Gt}^{(\varepsilon_c-1)/\varepsilon_c} + (1-\omega_c)^{1/\varepsilon_c} C_{St}^{(\varepsilon_c-1)/\varepsilon_c} \right]^{\varepsilon_c/(\varepsilon_c-1)} \quad (8)$$

其中, C_{jt} 表示用于消费的两个产业的产出, 参数 $\omega_c \in (0, 1)$ 、 $\varepsilon_c \in (0, 1)$ 为常数, 分别表示制造业在消费品中的权重、两个产业的产出在消费中的替代弹性。

该家庭每一期持有资本 K_t 和 1 单位劳动力 N_t , 获得资本租金 $r_t K_t$ 和劳动收入 w_t 。家庭将收入的一部分用于人工智能技术研发 T_t , 剩余部分用于消费和投资, 投资提高了家庭持有的资本数量。于是, 家庭预算约束满足:

① 为了突出岗位劳动力结构变迁的影响、弱化资本深化对于不同产业的差异性影响, 在基准模型中设定制造业和服务业的资本收入份额相等。统计数据中, 中国的制造业和服务业的资本收入份额也几乎相等。

$$P_{Gt}C_{Gt} + P_{St}C_{St} + P_{It}I_t = r_tK_t + w_t - T_t \quad (9)$$

$$K_{t+1} = (1 - \delta_k)K_t + I_t \quad (10)$$

其中, $\delta_k \in (0, 1)$ 表示资本折旧率。求解家庭效用最大化问题, 得到消费结构满足:

$$\frac{P_{Gt}C_{Gt}}{P_{St}C_{St}} = \frac{\omega_c}{1 - \omega_c} \left(\frac{P_{Gt}}{P_{St}} \right)^{1-\varepsilon_c} \quad (11)$$

复合消费品 C_t 的价格满足: $P_{Ct} = [\omega_c P_{Gt}^{1-\varepsilon_c} + (1 - \omega_c) P_{St}^{1-\varepsilon_c}]^{1/(\varepsilon_c)}$ 。人工智能技术研发投入 T_t 用于两个产业产出上的支出 H_{jt} , 即:

$$T_t = P_{Gt}H_{Gt} + P_{St}H_{St} \quad (12)$$

在两个产业产出上的支出可以形成新的人工智能技术 H_t , 形式上满足:

$$H_t = \left[\omega_H^{1/\varepsilon_H} H_{Gt}^{(\varepsilon_H-1)/\varepsilon_H} + (1 - \omega_H)^{1/\varepsilon_H} H_{St}^{(\varepsilon_H-1)/\varepsilon_H} \right]^{\varepsilon_H/(\varepsilon_H-1)} \quad (13)$$

其中, 参数 $\omega_H \in (0, 1)$, $\varepsilon_H \in (0, 1)$ 为常数, 分别表示制造业在人工智能技术生产中的权重、两个产业的产出在人工智能技术生产中的替代弹性。

新增人工智能技术提高了下一期的人工智能技术水平, 即:

$$M_{t+1} = (1 - \delta_M)M_t + H_t \quad (14)$$

其中, 参数 $\delta_M \in (0, 1)$ 代表人工智能技术的更新换代率。人工智能技术水平 M_t 又会对不同岗位的劳动力产生有偏的影响, 如(3)式所示。

产品市场和要素市场的出清条件满足:

$$Y_{jt} = C_{jt} + I_{jt} + H_{jt} \quad (15)$$

$$K_t = K_{Gt} + K_{St} \quad (16)$$

$$N_{jt} = N_{Jgt} + N_{Jst}, \quad N_{jt} = N_{Gjt} + N_{Sjt} \quad (17)$$

$$N_{Gt} + N_{St} = N_{gt} + N_{st} = N_t = 1 \quad (18)$$

四、理论分析

下面深入分析人工智能技术对于岗位结构和产业结构的影响。定义制造业和服务业的就业比重分别为:

$$X_t = \frac{N_{Gt}}{N_t}, \quad 1 - X_t = \frac{N_{St}}{N_t} \quad (19)$$

定义总的生产岗位和服务岗位的就业比重分别为:

$$x_t = \frac{N_{gt}}{N_t}, \quad 1 - x_t = \frac{N_{st}}{N_t} \quad (20)$$

定义制造业和服务业内生产岗位和服务岗位的就业比重分别为:

$$x_{jt} = \frac{N_{Jgt}}{N_{jt}}, \quad 1 - x_{jt} = \frac{N_{Jst}}{N_{jt}}, \quad J \in \{G, S\} \quad (21)$$

假设劳动力可以在不同岗位和部门之间自由流动, 联立(5)式及(6)式得到:

$$\frac{x_{jt}}{1 - x_{jt}} = \frac{\alpha_j}{1 - \alpha_j} \left(\frac{B_g}{B_s} M_t^{\gamma \varepsilon} \right)^{\sigma_j - 1} \quad (22)$$

给定人工智能技术水平 M_t , 上式决定了静态均衡下的产业 J 中的岗位结构。对 M_t 进行比较静

态分析,得到:

$$\frac{d\log x_{jt}}{d\log M_t} = (1 - x_{jt})(\sigma_j - 1)(\gamma_g - \gamma_s) \quad (23)$$

因此,人工智能对于岗位结构的影响取决于不同岗位劳动力之间的替代弹性以及人工智能技术的偏向性。虽然人工智能对就业的总体影响尚未定论,但大部分学者认同人工智能带来的技术进步存在偏向性,人工智能更倾向于提高程序性、重复性常规技术的进步(Ge et al., 2021; Duernecker and Herrendorf, 2022; 王林辉等, 2022; 陈岑等, 2023)。因此,在引入人工智能的初期阶段,人工智能技术对生产岗位的影响大于服务岗位,即 $\gamma_g > \gamma_s$ 。进一步地,如果不同岗位之间的互补协同作用大于替代作用,即岗位替代弹性 $\sigma_j < 1$,那么人工智能技术的提高会带来产业内的生产岗位比重下降,服务岗位比重上升。反之亦然。据此,得到:

结论 1:如果人工智能技术偏向生产岗位且生产岗位和服务岗位之间的替代弹性较低,那么随着人工智能技术水平的提高,制造业和服务业内会出现岗位结构变迁,即产业内的生产岗位比重下降、服务岗位比重上升。对于总体经济而言,生产岗位所占比重也会下降,服务岗位所占比重也会上升。^①

结论 1 的经济机制类似 Ngai and Pissarides(2007),如果产业内生产岗位和服务岗位之间的替代弹性小于 1,那么劳动力会转移到增长更慢的岗位。人工智能技术更偏向生产岗位,导致生产岗位的劳动扩展型技术增长更快,生产岗位的产出更高,由此导致产业内劳动力由生产岗位转移到服务岗位。由于岗位结构变迁同时发生在制造业和服务业中,加总看,总体生产岗位的比重会下降,服务岗位的比重会上升。根据(23)式,生产岗位和服务岗位之间的替代弹性 σ_j 越小、人工智能技术的偏向性差异 $(\gamma_g - \gamma_s)$ 越大,那么人工智能对于岗位结构的影响越大,劳动力在不同岗位之间的转移幅度也越大。

为了直观展示人工智能技术对产业层面劳动力结构的影响,进一步对需求侧和供给侧进行简化^②。给出假设 1: $\omega_c = \omega_i = \omega_n = \omega, \varepsilon_c = \varepsilon_i = \varepsilon_n = \varepsilon$,即在需求侧,制造业的权重均相等,替代弹性也相等。因此,无论产出中多少比例用于消费、投资和人工智能研发,都不会影响制造业和服务业的相对比重,此时有:

$$\frac{P_{Gt} Y_{Gt}}{P_{St} Y_{St}} = \frac{\omega}{1 - \omega} \left(\frac{P_{Gt}}{P_{St}} \right)^{1-\varepsilon} \quad (24)$$

进一步给出假设 2: $\sigma_c = \sigma_s = \sigma$,即在供给侧忽略不同产业内部岗位之间替代弹性的差异。那么,经过推导整理可得:

$$\frac{X}{1 - X} = \frac{\omega}{1 - \omega} \left[\frac{1 - \alpha_c + \alpha_c \left(B_g / B_s M_t^{\gamma_g - \gamma_s} \right)^{\sigma-1}}{1 - \alpha_s + \alpha_s \left(B_g / B_s M_t^{\gamma_g - \gamma_s} \right)^{\sigma-1}} \right]^{(\sigma-1)(1-\theta)/(\sigma-1)} \quad (25)$$

上式两边同时取自然对数后做全微分,可得 $\frac{d\log X_t}{d\log M_t} \propto (\gamma_g - \gamma_s)(\alpha_c - \alpha_s)(\varepsilon - 1)$ 。文献里一致的结论是消费和投资中不同产业之间的替代弹性接近于 0(Herrendorf et al., 2018; Guo et al., 2021),也就是说,制造业和服务业之间是难以替代的,即 $\varepsilon < 1$ 。如果制造业的复合劳动力中生产岗位的权重大于服务业中的生产岗位权重,也就是 $\alpha_c > \alpha_s$,那么人工智能技术的提高会降低制造业的就

① 文中所有的结论推导参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

② 可以证明,参数简化与否并不会改变模型定性的结论,为了直观展示模型的理论机制,并显示给出定性结论,这里做了一系列的参数简化。值得说明的是,后面的数值模拟中并未采用简化参数相同的假设,重要参数的敏感性分析参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件,以进一步验证模型的定性结论。

业比重,增加服务业的就业比重,即出现了产业结构转型。反之亦然。据此,得到:

结论2:如果人工智能技术更偏向生产岗位、制造业和服务业之间替代弹性较低,且制造业中生产岗位的权重高于服务业,那么随着人工智能技术水平的提高,会出现产业结构转型,即制造业的就业比重下降,服务业的就业比重上升。

由结论2可知,从产业层面看,如果制造业中生产岗位权重更大,那么人工智能对生产岗位的偏向性将带来制造业整体生产效率的更快提高,由于制造业和服务业是互补的,随着岗位结构的变迁,制造业整体的就业比重将会下降。因此,在包含岗位结构变迁的模型中依然可以得到产业层面的结构转型过程,即劳动力由制造业部门转移到服务业部门。

进一步计算制造业和服务业的相对劳动生产率和实际产出,得到:

$$\frac{Y_{Gt}/N_{Gt}}{Y_{St}/N_{St}} = \left[\frac{1 - \alpha_G + \alpha_G \left(B_g/B_s M_t^{\gamma_g - \gamma_s} \right)^{\sigma-1}}{1 - \alpha_S + \alpha_S \left(B_g/B_s M_t^{\gamma_g - \gamma_s} \right)^{\sigma-1}} \right]^{(1-\theta)/(\sigma-1)} \quad (26)$$

上式两边同时取自然对数后做全微分,可得 $\frac{d \log \left(\frac{Y_{Gt}/N_{Gt}}{Y_{St}/N_{St}} \right)}{d \log M_t} \propto (\gamma_g - \gamma_s)(\alpha_G - \alpha_S)$ 。如果人工智能技术偏向生产岗位,且制造业中生产岗位的权重高于服务业,那么制造业相对服务业的劳动生产率会随着人工智能技术水平积累而提高。反之亦然。制造业和服务业的实际产出比为:

$$\frac{Y_{Gt}}{Y_{St}} = \left(\frac{\omega}{1 - \omega} \right)^{1/(1-\varepsilon)} \left(\frac{X}{1 - X} \right)^{-\varepsilon/(1-\varepsilon)} \quad (27)$$

根据结论2,如果制造业和服务业之间的替代弹性较低,且制造业中生产岗位的权重高于服务业,那么人工智能的岗位偏向性将带来制造业实际产出比重的增加。反之亦然。据此,得到:

结论3:如果人工智能技术更偏向生产岗位且制造业中生产岗位的权重高于服务业,那么随着人工智能技术水平的提高,制造业相对服务业的劳动生产率会上升。进一步地,如果制造业和服务业的替代弹性较小,那么制造业的实际产出比重也会增加,即实现了制造业的转型升级。

这是因为人工智能促进了生产岗位的效率提升,而制造业中生产岗位的权重高于服务业,从而带动了制造业整体劳动生产率的更快提升。虽然产业结构转型下制造业的就业比重在下降,但是制造业与服务业的替代弹性较小,导致制造业劳动生产率上升的幅度更大,总体看,制造业的实际产出比重仍然会随着人工智能技术水平的积累而增加。结论3表明,人工智能技术的岗位偏向性进一步促进了制造业劳动生产率的提高,并保持制造业实际产出比重的稳定,实现了制造业在人工智能时代的转型升级。

五、数值模拟

1. 参数选取

下面通过数值模拟定量展示人工智能技术对于岗位结构变迁和产业结构转型的影响。取模型1期为1年,主要关注30期的经济结构转型过程。由于中国上市企业岗位结构的信息从2011年开始披露,设定模型第1期对应2011年,因此,通过校准参数使模型在第1期得到的结果拟合2011年的中国上市企业的岗位结构特征。在供给侧方面,取制造业和服务业中资本收入份额 θ 为0.5,把劳动供给总数固定在1,初始资本和人工智能水平设定为1,资本的折旧率设定为0.1,人工智能的折

旧率设定为0,这是文献中常用的取值。不失一般性,在基准模型中设定参数 $\gamma_g = 1$ 和 $\gamma_s = 0.75$,来模拟人工智能技术初期更偏向生产岗位的情形,在后文的敏感性分析中将进一步提高 γ_s 的取值来模拟人工智能技术对服务岗位的影响逐渐加强的情形。制造业和服务业的复合劳动力中生产岗位的权重参数 α_c, α_s 根据(22)式校准,利用2011年中国上市企业中制造业和服务业的生产岗位和服务岗位的就业比重数据,校准后得到 $\alpha_c = 0.666$ 和 $\alpha_s = 0.207$ 。岗位之间的替代弹性 σ 通过回归的方法校准,根据理论部分的推导,如果不同产业的岗位之间的替代弹性 σ 相等,则有:

$$\frac{1 - x_{Gt}}{1 - x_{St}} = \frac{1 - \alpha_c}{1 - \alpha_s} \left(\frac{Y_{Gt}/N_{Gt}}{Y_{St}/N_{St}} \right)^{\frac{1-\sigma}{1-\theta}} \quad (28)$$

将上式两边取对数,用2011—2022年上市企业数据中“实际营业收入/员工人数”表示等式右边的劳动生产率,等式左边为制造业和服务业的服务岗位份额之比,通过OLS回归,得到回归系数为0.58,那么岗位之间的替代弹性 $\sigma = 0.71$ 。因此,中国企业内生产岗位和服务岗位的替代弹性小于1,符合前文结论1至结论3中的前提假设。最后,校准参数 B_g 和 B_s 使得模型第12期的岗位结构特征尽量拟合2022年的中国上市企业的岗位结构数据。

在需求侧,Herrendorf et al.(2018)、郭凯明等(2020)的研究表明,消费和投资中不同产业增加值的替代弹性均接近于0,即制造业和服务业在需求侧是难以相互替代的。因此,设定基准模型中制造业和服务业在消费、投资和人工智能研发中的替代弹性取值为 $\varepsilon_c = \varepsilon_I = \varepsilon_R = 0.01$ 。假设在基准模型中消费和人工智能研发中制造业的权重取值为 $\omega_c = \omega_R = 0.5$,而投资的产业来源构成中制造业的权重会更高一些,校准 ω_I 使得制造业的就业比重尽量拟合中国实际数据,取 $\omega_I = 0.9$ 。为了分离出人工智能对岗位结构和产业结构的影响,部分控制投资率变动带来的资本深化的影响。本文在模拟时并未使用欧拉方程将投资率内生,而是采用固定外生投资率的模拟方法。设定经济总投资率 $s = s_I + s_H = (P_I I + P_H H)/(P_C Y_C + P_S Y_S)$ 为0.4,设定人工智能技术研发的投资率 $s_H = (P_C H_C + P_S H_S)/(P_C Y_C + P_S Y_S)$ 为0.01。

2. 基准结果

图6给出了基准模型的数值模拟结果。伴随着经济动态演化,人工智能技术不断提高。从产业结构看,制造业的就业比重略有下降,从岗位结构看,总体生产岗位的就业比重显著下降,制造业中生产岗位的就业比重也持续下降,制造业和服务业的劳动生产率之比逐步提升,制造业的实际产出比重稳中有升。这些趋势印证了结论1—结论3,伴随着人工智能技术进步,产业层面和岗位层面都发生了结构转型,人工智能促进了劳动力由生产岗位转移到服务岗位、由制造业转移到服务业,岗位结构变迁带来了制造业劳动生产率的更快提高,保持了制造业实际产出比重的稳定,实现了制造业的转型升级。

表1汇报了模型主要变量在2011年(第1期)和2022年(第12期)数值模拟结果和现实数据^①的对比。从表1看,总体而言,模型主要变量较好地拟合了现实数据。其中,制造业和服务业内的岗位结构变化几乎与现实数据一致。在加总的产业结构和岗位结构方面,模型的模拟结果与现实数据略有差异,但下降的趋势和幅度是类似的。

① 现实数据主要是指基于A股上市企业的制造业企业和服务业企业的汇总数据,制造业中生产岗位就业比重为“所有制造业企业中生产岗位的员工人数/制造业企业全部员工人数”,制造业就业比重为“制造业企业的员工人数/(制造业企业员工人数+服务业企业员工人数)”。

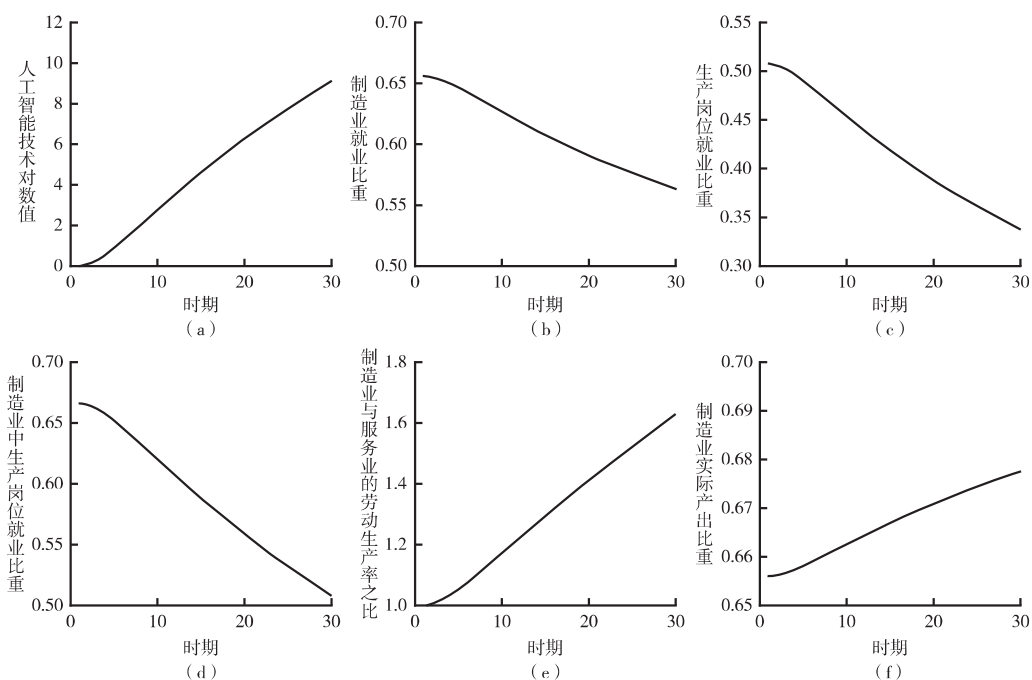


图6 基准模型的模拟结果

表1 模型主要变量的数值模拟结果与现实数据对比

主要变量	模型		现实数据	
	2011	2022	2011	2022
制造业中生产岗位就业比重 x_G	0.666	0.607	0.666	0.602
服务业中生产岗位就业比重 x_S	0.207	0.168	0.207	0.176
制造业就业比重 X	0.656	0.619	0.638	0.591
生产岗位就业比重 x	0.508	0.439	0.525	0.454

表2汇报了模型主要变量在第1期到第30期的变化,在基准模型中,人工智能技术水平的对数增加了9.095,制造业内生产岗位的就业比重下降了0.158(变化率为23.7%),制造业的就业比重下降了0.093(变化率为14.2%),总体生产岗位就业比重下降了0.170(变化率为33.5%),制造业与服务业的劳动生产率之比上升了0.628(变化率为62.8%),制造业的实际产出比重上升了0.021(变化率为3.2%)。由此可见,在基准模型中,人工智能技术进步带来的岗位结构变迁幅度大于产业结构变迁幅度,制造业内生产岗位的就业比重持续下降,制造业相对服务业劳动生产率的提升达到了62.8%,制造业的实际产出比重保持了基本稳定,制造业转型升级效果显著。

3. 敏感性分析

这里对如下几个重要参数进行敏感性分析。

(1)改变不同岗位劳动力之间的替代弹性 σ ^①。Duernecker and Herrendorf(2022)对美国经济中不同岗位的替代弹性校准为0.56,这里将 σ 取值从0.71分别调整到0.6和0.55,模拟岗位职责分工

① 当两个部门的 σ 取值不同时,理论部分的分析不再适用,数值模拟结果参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

日益明晰、不同岗位之间互补协同性增强的趋势。表2汇报了此时的模拟结果。总体看,不同 σ 的取值并不改变模型主要变量的变化趋势,定性结论不变。根据(22)式,如果岗位之间替代弹性 σ 越小,那么人工智能技术对岗位结构的影响机制将放大,岗位结构的变化会越明显。从数值看,当 σ 取0.6和0.55时,总体生产岗位就业比重分别下降0.213和0.232,制造业内生产岗位就业比重将分别下降0.219和0.246。由此可见,随着产业内不同岗位之间互补性的增强,岗位结构变迁幅度会明显加大。岗位之间替代弹性对产业结构的影响很小,即不同 σ 的取值对制造业就业比重、制造业的相对劳动生产率以及制造业实际产出比重的影响较小。

表2 不同参数取值下主要变量的变化

	人工智能技术 对数变化	制造业内生产 岗位就业比重	制造业 就业比重	总体生产岗位 就业比重	制造业与服务业的 劳动生产率之比	制造业的实际 产出比重
基准模型	9.095	-0.158	-0.093	-0.170	0.628	0.021
敏感性分析I:岗位替代弹性变化						
$\sigma_g(\sigma_s) = 0.6$	9.031	-0.219	-0.089	-0.213	0.594	0.020
$\sigma_g(\sigma_s) = 0.55$	9.003	-0.246	-0.087	-0.232	0.578	0.020
敏感性分析II:人工智能偏向性程度变化						
$\gamma_s = 0.9$	10.726	-0.072	-0.045	-0.083	0.271	0.010
$\gamma_s = 1$	12.088	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
敏感性分析III:人工智能研发投入率变化						
$s_H = 0.02$	11.541	-0.203	-0.116	-0.211	0.826	0.027
$s_H = 0.05$	14.866	-0.262	-0.146	-0.260	1.105	0.033

注:表中变量变化是指第1期到第30期该变量取值的变化。

(2)改变人工智能的岗位偏向性参数 γ_s 。在基准模型中 γ_s 取值0.75,这里逐步将 γ_s 提高到0.9和1,来模拟人工智能技术升级后对服务岗位的偏向性影响逐渐提高的情形。根据理论部分的分析,如果人工智能对两个岗位的偏向性影响差异($\gamma_g - \gamma_s$)缩小,那么岗位结构和产业结构的转型幅度将有所下降。表2汇报了此时的模拟结果,当 γ_s 取值为0.9时,制造业内生产岗位就业比重下降了0.072,制造业就业比重下降了0.045,总体生产岗位就业比重下降了0.083,岗位结构和产业结构变化幅度明显小于基准模型。当 γ_s 取值为1时,此时 $\gamma_g = \gamma_s$,虽然人工智能技术水平仍会提高,但是由于人工智能对两个岗位的影响是无偏的,人工智能技术的提高将无法改变岗位结构和产业结构。

近年来,随着大数据、云计算、大语言模型(LLM)等技术的应用,人工智能的应用领域逐渐渗透到服务岗位,如白领、科研人员、新兴平台经济下的服务岗位等,缩小了与生产岗位的技术偏向性差距。人工智能的岗位偏向性差距缩小会带动服务业相对劳动生产率的提高。因此,随着人工智能技术进步,制造业和服务业劳动生产率的差距不断减小,在一定程度上缓解了“鲍莫尔成本病”。

(3)在改变人工智能技术研发的投资率 s_H 。提高人工智能技术研发投资率后,人工智能技术水平得到直接的积累,岗位结构和产业结构的变化也会更大。由表2可知,当人工智能技术研发投资率 s_H 由0.01分别增加到0.02和0.05时,各个主要变量的变化幅度会更大。制造业内生产岗位的就业比重分别下降了0.203和0.262,制造业的就业比重分别下降了0.116和0.146,总体生产岗位的就业比重分别下降了0.211和0.260,制造业与服务业的劳动生产率之比分别提高了0.826和1.105。因此,提高人工智能技术研发的投资率可以带来更显著的岗位结构变迁和产业结构转型,大幅提高制造业的相对劳动生产率。

此外,本文还做了其他参数的敏感性分析,如改变需求侧的权重参数 $\omega_c, \omega_l, \omega_H$ 和替代弹性 $\varepsilon_c, \varepsilon_l, \varepsilon_H$ 的取值,但是定量上需求侧机制对岗位结构变迁的影响有限,数值模拟的结果与基准模型差别很小。

综上分析,数值模拟的结果验证了理论分析的结论。在一定范围内改变参数取值,并不影响模型主要变量的定性趋势。促进产业内不同岗位深度融合、加大人工智能研发投入率都可以进一步推动岗位结构变迁和产业结构转型。由于技术偏向性的参数是通过人工智能呈指数级影响岗位结构变迁和产业结构转型,因此,人工智能技术对服务岗位影响的增强会大幅放缓岗位结构的变迁,这也许是造成中国 2016 年之后岗位结构变化停滞的重要因素之一。

六、进一步讨论

基准模型中的劳动力可以在不同岗位和不同部门之间自由流动,本部分引入岗位或部门的工资摩擦因子来刻画劳动力流动成本,以考察劳动力市场摩擦的定量影响。

1. 不同岗位之间存在劳动力流动成本

由于不同岗位所需技能不同,劳动力在不同岗位之间的转移需要一定的培训成本,意味着劳动力在不同岗位之间存在流动成本。近几年国家统计局有公布全国规模以上企业 5 类岗位就业人员的平均工资,其中,生产制造及有关人员的工资是所有人员工资水平的 77%。这里假设服务岗位的工资是生产岗位的 λ 倍^①,即 $w_{st} = \lambda w_{gt}, \lambda \geq 1$ 。这里, λ 衡量劳动力在不同岗位之间的流动成本。那么,决定岗位结构的(22)式变为:

$$\frac{x_{jt}}{1-x_{jt}} = \lambda^\sigma \frac{\alpha_j}{1-\alpha_j} \left(\frac{B_g}{B_s} M_t^{\gamma_s - \gamma_g} \right)^{\sigma-1} \quad (29)$$

定义 $\tilde{N}_j = N_{jgt} + \lambda N_{jst}, j \in \{G, S\}$, 那么决定部门劳动力结构的(25)式变为:

$$\begin{aligned} \frac{\tilde{N}_{Gt}}{\tilde{N}_{St}} &= \frac{\omega}{1-\omega} \left[\frac{1-\alpha_G + \lambda^{\sigma-1} \alpha_G \left(\frac{B_g}{B_s} M_t^{\gamma_s - \gamma_g} \right)^{\sigma-1}}{1-\alpha_S + \lambda^{\sigma-1} \alpha_S \left(\frac{B_g}{B_s} M_t^{\gamma_s - \gamma_g} \right)^{\sigma-1}} \right]^{(\sigma-1)(1-\theta)/(\sigma-1)} \\ &= \frac{X_t x_{Gt} + \lambda X_t (1-x_{Gt})}{(1-X_t) x_{St} + \lambda (1-X_t) (1-x_{St})} \end{aligned} \quad (30)$$

由(29)式可知,岗位间劳动力流动成本 λ 越大,劳动力越难从生产岗位转移到服务岗位,岗位结构变迁也越慢。由(30)式, λ 同样会影响不同产业部门的劳动力结构。当然这里还要综合考虑人工智能技术水平 M_t 对岗位结构变迁的影响。下面通过数值模拟来定量展示岗位间劳动力流动成本 λ 对于岗位结构和产业结构的影响。

图 7 分别展示了 λ 取值为 1、1.3 和 1.5 的数值模拟结果,模拟岗位间劳动力流动成本越来越大的情形。可以看到,在同一 λ 取值下,人工智能技术的岗位偏向性推动了岗位结构变迁和产业结构转型,结论 1—结论 3 仍成立。而在同一时期, λ 取值越大,总体以及部门内部的生产岗位的就业比重越高,制造业部门的就业比重也略高,表明岗位结构变迁和产业结构转型进程越慢,并且 λ 对制造业内部的岗位结构变迁影响更大。

^① 中国上市企业没有披露不同岗位的工资数据,IPUMS 中美国的数据可以得出无论是生产部门还是服务部门,生产岗位的平均工资都低于服务岗位。

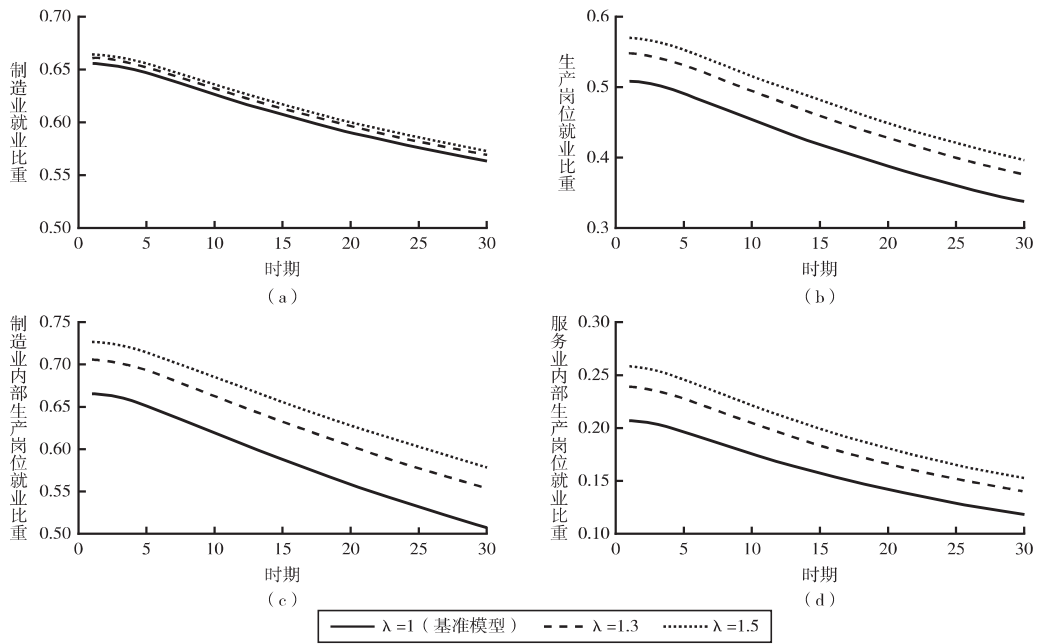


图7 岗位间劳动力流动成本不同取值下的模拟结果

因此,如果劳动力无法在不同岗位之间自由流动,虽然并不会改变岗位结构和产业结构的转型趋势,但是岗位间劳动力流动成本越大,岗位结构变迁和产业结构转型越慢。反过来看,如果政府通过加强针对不同岗位的技能培训,促进劳动力由生产岗位顺利转向服务岗位,那么随着劳动力在不同岗位之间流动性的提高,岗位结构变迁和制造业转型升级会加快。从定量结果看,如果 λ 下降1/3,那么每一时期制造业内部生产岗位的就业比重可以下降0.06—0.07,总体生产岗位就业比重可以下降0.05—0.07,这一数值相当于中国过去十几年的岗位结构变迁的幅度。因此,减少岗位流动障碍,提高员工岗位转移灵活度可以有效推动岗位结构变迁和制造业转型升级。

2. 不同部门之间存在劳动力流动成本

如果劳动力在不同部门之间无法自由流动,那么部门间存在劳动力流动成本。根据中国上市企业数据整理可得,最近十几年中服务业部门的平均薪酬水平是制造业部门的1.2—1.8倍。假设服务业的工资是制造业的 η 倍,即 $w_{st} = \eta w_{ct}$, $\eta \geq 1$ 。 η 衡量部门间的劳动力流动成本。由于 η 并不会影响部门内的岗位结构,所以基准模型中的(22)式没有变化。但是,部门劳动力结构决定方程(25)式变为:

$$\frac{X_t}{1 - X_t} = \eta^\varepsilon \frac{\omega}{1 - \omega} \left[\frac{1 - \alpha_c + \alpha_c (B_g/B_s M_t^{\gamma_s - \gamma_c})^{\sigma-1}}{1 - \alpha_s + \alpha_s (B_g/B_s M_t^{\gamma_s - \gamma_c})^{\sigma-1}} \right]^{(\varepsilon-1)(1-\theta)/(\sigma-1)} \quad (31)$$

根据上式可知,部门间劳动力流动成本 η 会改变部门的劳动力结构。图8展示了部门间劳动力流动成本 η 分别增加到1.5和2的模拟结果。同样地,定量上, η 并不会改变岗位结构和产业结构的转型趋势。在同一时期, η 取值越高,制造业的劳动力越难转移到服务业,导致制造业的就业比重越高,产业结构转型越慢;而不同 η 取值下的岗位结构趋势线几乎重合。因此,在定量上,部门间劳动力流动成本会阻碍产业结构转型,而对岗位结构变迁影响较小。

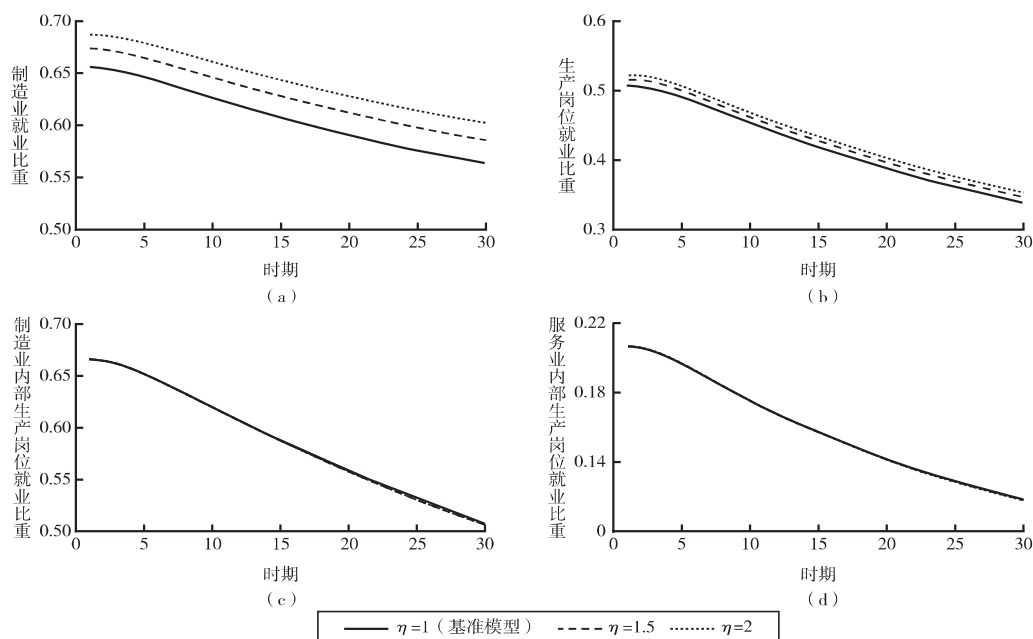


图8 部门间劳动力流动成本不同取值下的模拟结果

综上,如果劳动力市场存在壁垒,并不会改变岗位结构变迁和产业结构转型的方向和趋势,基准模型下的结论仍然成立,但是不同类型的壁垒影响有差异。岗位之间的流动壁垒将阻碍岗位结构变迁和产业结构转型升级,岗位间劳动力流动成本越大,总体以及部门内部的生产岗位比重越高,岗位结构变迁越慢;而部门之间的流动壁垒从定量看对产业结构转型有一定的影响,而对岗位结构的影响十分有限。

七、结论和启示

伴随着人工智能时代的到来,中国的制造业内出现了劳动力由生产岗位转向服务岗位的岗位结构变迁。基于一系列特征事实,本文构建了一个包含人工智能和岗位异质性的一般均衡模型,分析了人工智能技术对岗位结构变迁以及制造业转型升级的影响。研究结论如下:①如果人工智能技术偏向生产岗位且生产岗位和服务岗位之间的替代弹性较低,那么人工智能技术水平的提高将促使劳动力由生产岗位转向服务岗位,即推动了部门内部和经济总体的岗位结构变迁。如果制造业和服务业之间替代弹性较低,且制造业中生产岗位的权重高于服务业,那么人工智能的岗位偏向性会导致制造业的就业比重下降,服务业的就业比重上升,即同样会带来产业结构转型。②如果人工智能技术更偏向生产岗位且制造业中生产岗位的权重高于服务业,那么随着人工智能技术水平的提高,制造业相对服务业的劳动生产率会上升。虽然制造业的就业比重会下降,但是由于岗位结构变迁带来制造业劳动生产率的更大幅度提高,制造业的实际产出比重能够保持稳定,从而实现制造业的转型升级。③敏感性分析表明,促进产业内不同岗位深度融合、加大人工智能研发投入率,都可以进一步推动岗位结构变迁和产业结构转型,并保持制造业实际产出比重的稳定。同时,随着人工智能技术对服务岗位的影响加强,人工智能的岗位偏向性差异会减弱,岗位结构变迁和产业结构转型也将有所减缓,服务业相对制造业的劳动生产率会提高,这在一定程度上会缓解“鲍莫尔成本病”。④如果劳动力市场存在壁垒,并不会改变岗位结构变迁和产业结构转型的方向和趋势。降低岗位之间的流动壁垒将推进服务型制造的发展,加

快实现制造业的转型升级,而部门之间的流动壁垒对岗位结构变迁的影响十分有限。

中国服务型制造方兴未艾、快速发展,岗位结构变迁有着较大的发展空间,这是拓展制造业盈利空间、打造新的竞争优势的重要途径,有利于巩固提升中国制造在全球产业链中的地位、畅通经济循环、构建现代化产业体系。本文为在人工智能时代促进岗位结构变迁和产业结构转型提供了理论依据。为加快制造业转型升级,提出如下几点政策建议:

(1)更大力度支持通用人工智能技术研发,全面加强数字基础设施建设。以大模型为代表的通用人工智能技术是人工智能技术创新发展的一个重要方向,可以应用于多场景和多领域。本文模型中的人工智能技术具有通用性,可被各个产业采用,这是通用人工智能技术的典型特征。本文建议:一方面,充分发挥举国体制优势,持续加大对人工智能通用大模型的研发投资力度,形成自主可控的大模型完整技术体系;另一方面,有步骤、有重点地推进数字基础设施建设,对于关键的基础设施,如5G基站、数据中心和云计算中心等,应适当超前部署,为未来的深度应用提供前期基础。

(2)持续深化劳动力市场化改革,有效缓解结构性就业矛盾。本文发现,劳动力在不同岗位和部门之间的流动壁垒会阻碍岗位结构变迁和产业结构转型。本文建议:一方面,深化劳动力市场化改革,继续推进户籍制度改革,消除劳动力市场分割和地区封锁,打破行业垄断,促进劳动力市场的一体化发展;另一方面,不断完善岗位技能培训体系,大力支持劳动力在岗、转岗技能培训活动,提高劳动力向新岗位转移的能力,培养一批适应不同岗位的“多面手”,以有效缓解结构性就业矛盾。

(3)加快企业“上云用数赋智”行动,以数字化转型促进岗位深度融合。本文发现,提高生产岗位和服务岗位的融合将进一步有效推动岗位结构变迁和服务型制造发展,而不明晰的岗位分工将导致不同岗位之间难以形成有效互补,不利于人力资本的高效利用。本文建议:一方面,推行普惠性“上云用数赋智”服务,以专项资金、金融扶持形式鼓励平台为中小微企业提供云计算、大数据、人工智能等技术,开展核心业务环节的数字化转型;另一方面,以企业数字化转型为基础,鼓励企业应用数字技术和数字系统推进企业人力资源管理体系的改革和完善,以数字化的手段厘清企业各岗位的职责边界,实现劳动力和岗位的精准匹配,促进不同岗位的深度融合。

(4)加大对服务型制造企业政策支持力度,推动数字经济和实体经济深度融合。本文发现,人工智能有望成为推动企业发展服务型制造的有力抓手,利用人工智能等新技术来培育服务型制造企业可以为扎实推动数字经济和实体经济的融合提供可靠路径。本文建议:一方面,鼓励产业集群内制造业龙头企业进入服务型制造领域,深化与产业链上下游企业和供应链网络各主体的合作,打造面向特定制造领域、围绕产业链的服务型制造网络;另一方面,可以通过实施产业引导政策的方式设立专项资金,对转型为服务型制造的企业提供资金支持,以及为企业提供一定期限的税收减免或优惠,促进制造业企业向服务型制造转型发展。

〔参考文献〕

- [1]陈岑,张彩云,周云波.信息技术、常规任务劳动力与工资极化[J].世界经济,2023,(1):95-120.
- [2]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.
- [3]郭凯明.人工智能发展、产业结构转型升级与劳动收入份额变动[J].管理世界,2019,(7):60-77.
- [4]郭凯明,潘珊,颜色.新型基础设施投资与产业结构转型升级[J].中国工业经济,2020,(3):63-80.
- [5]郭凯明,王钰冰.人工智能技术方向、时间配置结构转型与人类劳动变革远景[J].中国工业经济,2022,(12):33-51.
- [6]郭凯明,王钰冰,龚六堂.劳动供给转变、有为政府作用与人工智能时代开启[J].管理世界,2023,(6):1-21.
- [7]何小刚,刘叩明.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.

- [8]李晓华. 数字技术推动下的服务型制造创新发展[J]. 改革, 2021, (10): 72-83.
- [9]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.
- [10]王林辉, 胡晟明, 董直庆. 人工智能技术、任务属性与职业可替代风险: 来自微观层面的经验证据[J]. 管理世界, 2022, (7): 60-79.
- [11]王林辉, 钱圆圆, 宋冬林, 董直庆. 机器人应用的岗位转换效应及就业敏感性群体特征——来自微观个体层面的经验证据[J]. 经济研究, 2023, (7): 69-85.
- [12]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.
- [13]尹志锋, 曹爱家, 郭家宝, 郭冬梅. 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[J]. 中国工业经济, 2023, (5): 137-154.
- [14]余玲铮, 魏下海, 孙中伟, 吴春秀. 工业机器人、工作任务与非常规能力溢价——来自制造业“企业—工人”匹配调查的证据[J]. 管理世界, 2021, (1): 47-59.
- [15]Acemoglu, D., and D. Autor. Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings [A]. Ashenfelter, O., and D. Card. Handbook of Labor Economics[C]. Amsterdam: Elsevier, 2011.
- [16]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.
- [17]Acemoglu, D., and V. Guerrieri. Capital Deepening and Non-balanced Economic Growth [J]. Journal of Political Economy, 2008, 116(3): 467-498.
- [18]Aghion, P., B. F. Jones, and C. I. Jones. Artificial Intelligence and Economic Growth [A]. Agrawal, A., J. Gans, and A. Goldfarb. The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda [C]. Chicago: University of Chicago Press, 2019.
- [19]Aum, S., S. Y. T. Lee, and Y. Shin. Computerizing Industries and Routinizing Jobs: Explaining Trends in Aggregate Productivity [J]. Journal of Monetary Economics, 2018, 97: 1-21.
- [20]Bárány, Z. L., and C. Siegel. Biased Technological Change and Employment Reallocation [J]. Labour Economics, 2020, 67: 101930.
- [21]Dekle, R., and G. Vandenbroucke. A Quantitative Analysis of China's Structural Transformation [J]. Journal of Economic Dynamics and Control, 2012, 36(1): 119-135.
- [22]Duernecker, G., and B. Herrendorf. Structural Transformation of Occupation Employment [J]. Economica, 2022, 89 (356): 789-814.
- [23]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.
- [24]Ge, P., W. Sun, and Z. Zhao. Employment Structure in China from 1990 to 2015 [J]. Journal of Economic Behavior & Organization, 2021, 185: 168-190.
- [25]Guo, K., J. Hang, and S. Yan. Servicification of Investment and Structural Transformation: The Case of China [J]. China Economic Review, 2021, 67: 101621.
- [26]Herrendorf, B., R. Rogerson, and A. Valentinyi. Structural Change in Investment and Consumption: A Unified Approach [R]. NBER Working Paper, 2018.
- [27]Kongsamut, P., S. Rebelo, and D. Xie. Beyond Balanced Growth [J]. Review of Economic Studies, 2001, 68(4): 869-882.
- [28]Ngai, L. R., and C. A. Pissarides. Structural Change in a Multisector Model of Growth [J]. American Economic Review, 2007, 97(1): 429-443.
- [29]Sposi, M. Evolving Comparative Advantage, Sectoral Linkages, and Structural Change [J]. Journal of Monetary Economics, 2019, 103: 75-87.
- [30]Uy, T., K. M. Yi, and J. Zhang. Structural Change in An Open Economy [J]. Journal of Monetary Economics, 2013, 60(6): 667-682.

Artificial Intelligence, Occupational Structural Transformation and Service-oriented Manufacturing

PAN Shan¹, GUO Kai-ming²

(1. Institute of Industrial Economics, Jinan University;

2. Lingnan College, Sun Yat-sen University)

Abstract: Occupational structural transformation is a common pattern during the steady growth of GDP per capita in major economies worldwide. In recent years, there has been a decline in the employment share of production occupation and an increase in service occupation within the Chinese manufacturing industry, presenting a trend of occupational structural transformation with rapid development of service-oriented manufacturing. It is an important driving force and typical performance of the high-end, intelligent, and green development of the manufacturing industry. As a strategic general technology leading the new round of technological revolution and industrial transformation, artificial intelligence (AI) has become a fundamental force in accelerating the occupational structural transformation and service-oriented manufacturing development in China. This paper establishes a dynamic general equilibrium model with AI technology and occupational heterogeneity, showing the endogenous mechanism of occupational structural transformation.

This paper finds that when AI technology is biased towards production occupation, and the elasticity of substitution between production occupation and service occupation is less than 1, then AI will drive the transformation of occupational structure from production to service within the manufacturing sector, increase the proportion of service-oriented manufacturing, improve relative labor productivity of manufacturing and stabilize the real output share of manufacturing. If AI has an increasing influence on service occupation, the occupation-biased gap of AI will be narrowed and the relative labor productivity of service will be improved, which will alleviate Baumol's cost disease to some extent. Promoting deeper integration of different occupations, intensifying R&D in AI technology and reducing labor mobility barriers between occupations can effectively accelerate the occupational structural transformation and industrial structural upgrading.

This paper contributes to literature on AI and industrial structural transformation. This paper uses theoretical analysis and numerical simulation methods to show the theoretical mechanism by which AI affects occupational structural transformation and industrial structural transformation from a macroeconomic perspective, and puts forward policy implications on how to promote the service-oriented manufacturing development and accelerate the construction of modern industrial systems through AI innovation. First, we should devote more to supporting R&D in general AI technology, and comprehensively strengthen digital infrastructure construction. Second, we should continue to deepen the reform of labor marketization, and effectively relieve structural employment contradictions. Third, we should press ahead with cloud-based big data and AI initiatives, and promote deeper integration of occupations through digital transformation. Last, we should increase policy support for service-oriented manufacturing enterprises, and promote deeper integration of the digital economy and the real economy.

Keywords: artificial intelligence; occupational structural transformation; service-oriented manufacturing; industrial structural transformation

JEL Classification: O11 O14 O41

[责任编辑:覃毅]