

人工智能技术对制造业资本溢价与技能溢价影响的区域异质性研究

魏巍

(嘉兴南湖学院, 浙江嘉兴 314000)

摘要:人工智能技术会影响资本溢价和技能溢价的观点在国际上已经达成共识,但没有形成统一的研究结论。在我国劳动收入份额持续走低的形势下,有必要探讨人工智能技术对资本溢价和技能溢价带来的影响。聚焦我国制造业,构建资本溢价和技能溢价的内生模型,数理演绎人工智能技术对二者的影响机制,并根据我国情势分别对人工智能技术应用先发地区和后发地区的资本溢价和技能溢价走势提出命题,基于我国制造业1993—2019年的省际数据,应用四方程标准化供给面系统法进行了实证检验,进一步地,区分先发地区和后发地区对人工智能技术影响资本溢价和技能溢价的直接效应和偏效应进行了回归分析。研究结果表明:先发地区资本溢价呈微降趋势,技能溢价呈现显著极化态势;后发地区资本溢价呈上升趋势,技能溢价处于U型低谷区。相较于后发地区,先发地区资本溢价和技能溢价对人工智能技术的反应更敏感、作用效果更强,且人工智能技术可以通过要素结构、技术效率结构缓解资本溢价水平;人工智能技术可以通过劳动结构、技能效率结构增强技能溢价水平。

关键词:人工智能技术;制造业;资本溢价;技能溢价

中图分类号: F062.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002—980X(2022)11—0012—12

一、引言

劳动收入是国民总收入的重要组成部分,是逐步实现全体人民共同富裕的重要内容。党的二十大报告指出,要不断提高最低工资水平,这是扩大劳动收入在初次分配中的比重的制度安排。报告还提出,鼓励勤劳致富,也是强调劳动的重要性以及劳动收入的重要性。这是基于我国劳动收入份额占比偏低的现状提出来的。自20世纪90年代以来,中国劳动收入份额出现下降趋势。资本溢价和技能溢价等问题开始成为国内外学术研究的热点。伴随着人工智能的发展,资本溢价和技能溢价问题逐渐变得尖锐起来,这在发达国家的经济发展中尤其突出。多数学者的研究证实人工智能的发展更加有利于资本和部分高技能劳动者,会加大劳动收入的不平等(Acemoglu和Restrepo, 2018;王林辉等, 2022)。美国的统计数据显示,自动化和人工智能的应用使得美国的劳动收入份额自1929年开始下滑,最大跌幅高达8.71%(Sebastian, 2017)。在经济快速发展的10个扩张阶段,美国前10%的人口收入份额占比持续增加,从早期的20%上升到120%,后90%的人口收入份额占比持续下跌,劳动收入分化明显,技能溢价凸显(Pavlina, 2014)。作为科技革命的最新物化技术成果,人工智能的应用已经在中国呈现出强劲的发展势头,如何在人工智能发展背景下,优化劳动收入份额,缩小区域间收入分配差距是当代社会发展面临的重大课题(蒙昱竹等, 2022)。制造业作为拉动我国经济增长的龙头产业,首当其冲的受到人工智能带来的影响,尤其是低技能劳动岗位在制造业各行业中占比较高,人工智能技术的应用所带来的冲击更加明显。因此,我们有必要探求资本溢价与技能溢价的形成原因及发展特点,为我国人工智能的发展方向提供参考。

综合国内外研究文献,对于资本溢价即劳动收入份额占比下降的原因,很多学者从人工智能对劳动力就业影响的角度来回应。多数研究表面,在人工智能发展的初级阶段,自动化的应用对劳动力的替代作用成为发展的主旋律。大量的低技能劳动岗位被自动化所取代,导致劳动力占比下降,劳动收入份额持续下跌,这种现象在发达国家尤为显著, Richard和John(2017)的研究报告显示,预计到2030年,美国、德国、英国和日本的工作岗位被自动化替代的潜在风险将分别达到38%、35%、30%和21%,甚至有学者测算的美国人工智能

收稿日期: 2022-08-02

基金项目:教育部人文社科青年项目:偏向型技术进步对劳动份额影响的区域异质性及空间溢出效应研究(22YJC790136);嘉兴南湖学院人文社科重点项目:人工智能技术对劳动收入份额的影响及区域异质性研究(62102ZW)

作者简介:魏巍,博士,嘉兴南湖学院现代金融学院副教授,研究方向:发展经济学。

技术替代水平更高,达到45%或47%(James和Michael,2011;Frey和Michael,2017)。有学者研究发现资本份额会随着自动化水平的提高而不断增加,原因是自动化的大规模应用将导致资本需求的上升,资本的不断深化积累会降低劳动收入份额,这从侧面解释了资本溢价的成因(Acemoglu和Restrepo,2018;刘凤良等,2022)。但随着人工智能应用的普及,一些岗位被自动化替代的同时,也会创造一些新的岗位出来(魏巍,2022),但新岗位需要新技能与之相匹配,会对人工智能替代劳动产生制衡,短期内会有就业结构的失衡,但长期来看,会对劳动力就业结构进行新的调整(孙早和侯玉琳,2019;王文,2020)。因此,随着新岗位的补充,劳动收入份额下降的趋势后期可能会被人工智能的应用所缓解,但劳动收入份额的不平等现象可能更加突出(王林辉等,2020)。

对于技能溢价即高技能劳动者收入高于低技能劳动者的原因,众多学者从不同角度进行了研究。Acemoglu(2002)指出偏向型技术进步是导致就业结构调整的根本原因,就业结构的调整导致高技能劳动力需求的增加,进而加剧了劳动收入的不平等,具体表现为高技能和低技能就业岗位的增加,中等技能就业岗位的流失。David和Olsen(2015)从另一个角度给出解释,认为自动化的应用导致低技能劳动力实际工资的停止甚至下降,进而拉大了技能溢价。两位学者的共同点是都将技能溢价归结于是技术进步的结果,但也有学者认为技能溢价产生的根源是教育的不平等(Arntz et al,2016)。低学历劳动者往往从事重复性较强的工作,更加容易被自动化所取代,高学历劳动者从事的工作技能水平更高,不易被取代,且高学历劳动者的接受能力更强,更容易掌握新的技术。教育不平等所带来的影响不仅限于当代劳动者,往往会延续到后代,高学历的家庭更容易对子女教育形成天然的优势(杜传忠和王飞,2015)。

上述成果为本文的研究奠定了基础,本文的创新点和研究意义体现在:第一,基于偏向型技术进步视角,构建资本溢价和技能溢价内生模型,数理分析演绎人工智能技术带来的影响,根据推导结论提出人工智能对资本溢价和技能溢价影响及区域异质性的两个命题。为人工智能、资本溢价和技能溢价的理论研究提供了参考。第二,以制造业为研究对象,综合人工智能发展程度评价指标,将各省份区分为人工智能先发地区和后发地区,以四方程标准化供给面系统法测算各省份资本份额、高技能劳动份额和低技能劳动份额,进一步分析人工智能先发地区和后发地区资本溢价和技能溢价的发展趋势,探析我国人工智能、资本溢价和技能溢价的发展现状并初步回应两个命题结论。第三,构建人工智能影响资本溢价和技能溢价的基础模型和偏效应模型,通过实证检验对比人工智能先发地区和后发地区的作用效果,聚焦差异、分析成因,验证命题结论,最后提出对策建议。

二、作用机制

(一)基本模型

本文在 Acemoglu 和 Fabrizio(2001)、Acemoglu 和 Autor(2011)基于任务的理论模型基础上,设定最终产品函数形式为 $Y = \int_{j=1}^n Y_{ij} dj$, Y_{ij} 代表 i 地区 j 行业生产的产品,借鉴 Klump et al(2007)应用 CES(constant elasticity of substitution)生产函数设定各行业产品 Y_i 的形式:

$$Y_i(t) = \left\{ \left[A_{K_i}(t) K_i(t) \right]^{\frac{\sigma_i - 1}{\sigma_i}} + \left[A_{L_i}(t) L_i(t) \right]^{\frac{\sigma_i - 1}{\sigma_i}} \right\}^{\frac{\sigma_i}{\sigma_i - 1}} \quad (1)$$

其中: K_i 和 L_i 分别为 i 地区的资本和劳动; A_{K_i} 和 A_{L_i} 分别为 i 地区的资本和劳动的技术效率; σ_i 为 i 地区资本与劳动的替代弹性,当 $0 < \sigma_i < 1$,表示资本与劳动呈现互补效应,当 $\sigma_i > 1$,表示资本与劳动呈现替代效应。

$MTRS_{KL}$ 刻画资本与劳动边际生产率即边际产出之比,假设市场出清,可得:

$$MTRS_{KL}(t) = \frac{MP_{K_i}(t)}{MP_{L_i}(t)} = \frac{\left[\frac{A_{K_i}(t)}{A_{L_i}(t)} \right]^{\frac{\sigma_i - 1}{\sigma_i}} \left[\frac{K_i(t)}{L_i(t)} \right]^{-\frac{1}{\sigma_i}}}{\frac{r_i(t)}{w_i(t)}} \quad (2)$$

其中: r_i 为 i 地区的单位资本报酬; w_i 为 i 地区的单位劳动报酬。 MP_{K_i} 为 i 地区的资本边际产出; MP_{L_i} 为 i 地区的劳动边际产出。

由式(1)和式(2)可得:

$$\alpha_{K_i}(t) = \frac{r_i(t) K_i(t)}{r_i(t) K_i(t) + w_i(t) L_i(t)} = \left[\frac{A_{K_i}(t) K_i(t)}{Y_i(t)} \right]^{\frac{\sigma_i - 1}{\sigma_i}} \quad (3)$$

$$\alpha_{L_i}(t) = \frac{w_i(t) L_i(t)}{r_i(t) K_i(t) + w_i(t) L_i(t)} = \left[\frac{A_{L_i}(t) L_i(t)}{Y_i(t)} \right]^{\frac{\sigma_i - 1}{\sigma_i}}$$

其中: α_{K_i} 和 α_{L_i} 分别为*i*地区的资本和劳动份额,且 $\alpha_{K_i} + \alpha_{L_i} = 1$ 。进一步可得资本与劳动份额的相对比(下称资本溢价):

$$\frac{\alpha_{K_i}(t)}{\alpha_{L_i}(t)} = \left[\frac{A_{K_i}(t)}{A_{L_i}(t)} \right]^{\frac{\sigma_i - 1}{\sigma_i}} \left[\frac{K_i(t)}{L_i(t)} \right]^{\frac{\sigma_i - 1}{\sigma_i}} \quad (4)$$

即资本与劳动的相对份额(下称资本溢价)受资本与劳动的相对技术效率、资本与劳动的要素投入比及替代弹性的影响。

进一步地,将*L*所代表的劳动分为高技能劳动 L_s 和低技能劳动 L_u ,则上述 CES 函数转化为双层嵌套形式:

$$Y_i(t) = \left\{ \left[A_{K_i}(t) K_i(t) \right]^{\frac{\sigma_i - 1}{\sigma_i}} + \left\{ \left[A_{S_i}(t) L_{S_i}(t) \right]^{\frac{\eta_i - 1}{\eta_i}} + \left[A_{U_i}(t) L_{U_i}(t) \right]^{\frac{\eta_i - 1}{\eta_i}} \right\}^{\frac{\eta_i}{\eta_i - 1} \frac{\sigma_i - 1}{\sigma_i}} \right\}^{\frac{\sigma_i}{\sigma_i - 1}} \quad (5)$$

其中: A_{S_i} 和 A_{U_i} 分别为*i*地区的高技能和低技能劳动的技术效率; η_i 为*i*地区高技能和低技能劳动的替代弹性。

假设劳动市场出清,高技能与低技能劳动边际产出之比为

$$MTRS_{SU}(t) = \frac{MP_{S_i}(t)}{MP_{U_i}(t)} = \left[\frac{A_{S_i}(t)}{A_{U_i}(t)} \right]^{\frac{\eta_i - 1}{\eta_i}} \left[\frac{L_{S_i}(t)}{L_{U_i}(t)} \right]^{-\frac{1}{\eta_i}} = \frac{w_{S_i}(t)}{w_{U_i}(t)} \quad (6)$$

其中: w_{S_i} 为*i*地区的单位高技能劳动报酬; w_{U_i} 为*i*地区的单位低技能劳动报酬; MP_{S_i} 为*i*地区的高技能劳动边际产出; MP_{U_i} 为*i*地区的低技能劳动边际产出。参照上述方法,经过进一步推导,可得:

$$\frac{\beta_{S_i}(t)}{\beta_{U_i}(t)} = \left[\frac{A_{S_i}(t)}{A_{U_i}(t)} \right]^{\frac{\eta_i - 1}{\eta_i}} \left[\frac{L_{S_i}(t)}{L_{U_i}(t)} \right]^{\frac{\eta_i - 1}{\eta_i}} \quad (7)$$

其中: β_{S_i} 和 β_{U_i} 分别为*i*地区的高技能和低技能劳动份额。即高技能和低技能劳动的相对份额(下称技能溢价)受高技能和低技能劳动相对技术效率、高技能和低技能劳动投入比及替代弹性的影响。

(二)引入人工智能技术的资本溢价影响模型

最终生产厂商的利润公示为

$$\pi_i(t) = P_i(t) Y_i(t) - r_i(t) K_i(t) - w_i(t) L_i(t) \quad (8)$$

其中: P_i 为*i*地区最终产品的价格; π_i 为*i*地区的利润。人工智能技术的应用,短期内主要表现为机器设备的智能化,大量的资本被应用到智能设备的建造中,并形成对劳动力的替代。因此,利润公示可以表示为

$$\tilde{\pi}_i(t) = P_i(t) Y_i(t) - r_i(t) [K_i(t) + K_{A_i}(t)] - w_i(t) [L_i(t) - L_{A_i}(t)] \quad (9)$$

其中: K_{A_i} 为*i*地区人工智能技术应用导致的资本投入增加量; L_{A_i} 为*i*地区人工智能技术应用导致的劳动投入减少量,根据利润最大化原则,式(9)应满足条件:

$$\text{st. } r_i(t) K_{A_i}(t) \leq w_i(t) L_{A_i}(t)$$

式(4)可以表述为

$$\frac{\alpha_{K_i}(t)}{\alpha_{L_i}(t)} = \left[\frac{\tilde{A}_{K_i}(t)}{\tilde{A}_{L_i}(t)} \right]^{\frac{\sigma_i - 1}{\sigma_i}} \left[\frac{K_i(t) + K_{A_i}(t)}{L_i(t) - L_{A_i}(t)} \right]^{\frac{\sigma_i - 1}{\sigma_i}} \quad (10)$$

其中： $\tilde{A}_{K_i}(t)$ 和 $\tilde{A}_{L_i}(t)$ 分别为人工智能技术应用后的资本和劳动的技术效率，令 $\frac{\tilde{A}_{K_i}(t)}{\tilde{A}_{L_i}(t)} = \chi \frac{A_{K_i}(t)}{A_{L_i}(t)}$ ，假设 $K_{A_i}(t) = \varphi K_i(t)$ ， $L_{A_i}(t) = \varsigma L_i(t)$ ； φ 和 ς 为人工智能应用对资本和劳动的作用系数，人工智能普及程度越高二者值越大，则式(4)可以表述为

$$\underbrace{\frac{\alpha_{K_i}(t)}{\alpha_{L_i}(t)}}_{\text{资本溢价}} = \underbrace{\left[\frac{A_{K_i}(t)}{A_{L_i}(t)} \right]^{\frac{\sigma_i-1}{\sigma_i}}}_{\text{要素效率结构}} \underbrace{\left[\frac{\chi(1+\varphi)}{(1-\varsigma)} \right]^{\frac{\sigma_i-1}{\sigma_i}}}_{\text{人工智能效应}} \underbrace{\left[\frac{K_i(t)}{L_i(t)} \right]^{\frac{\sigma_i-1}{\sigma_i}}}_{\text{要素投入结构}} \quad (11)$$

式(11)说明，人工智能技术的应用对资本溢价的影响取决于要素效率结构、人工智能效应和要素投入结构的共同影响。要素效率结构取决于资本技术效率和劳动技术效率两个方面。人工智能技术的应用在资本技术效率上的体现主要是指人工智能技术作用于固定资产上加速产出所带来的资本技术效率的提升，也就是说企业引入人工智能技术后，资本与劳动相对技术效率会趋于上升，即要素效率结构增长。随着人工智能技术应用的普及，对于劳动技能的要求越来越高，倒逼劳动技术效率的提升，要素效率结构上升趋缓甚至会转为下降。要素替代效应包括资本对传统岗位劳动的替代效应和新岗位劳动的创新效应两个方面(巍巍，2022)。人工智能技术应用初期主要体现在对传统岗位的替代上，此时大量的劳动力被资本替代，要素投入结构呈上升趋势。随着人工智能技术应用的普及，一些新岗位逐渐被创造出来要素投入结构呈下降趋势。众多经验研究表明，我国多数地区和行业的资本和劳动之间呈现替代效应，即 $\sigma_i > 1$ (陈汝影和余东华，2020；张鑫宇，2021)。因此，本文提出：

命题1 人工智能技术对资本溢价的影响表现为先升后降的倒“U”型趋势，对劳动的替代效应主要在前期显现。人工智能技术普及率低的后发地区，资本溢价呈上升趋势；人工智能技术普及率高的先发地区，资本溢价已经开始呈现倒“U”型中的下降趋势。

(三)引入人工智能技术的技能溢价影响模型

设 $L_{A_i}(t) = L_{AS_i}(t) + L_{AU_i}(t)$ ，其中， L_{AS_i} 代表 i 地区人工智能技术应用导致的高技能劳动投入减少量， L_{AU_i} 代表 i 地区人工智能技术应用导致的低技能劳动投入减少量，即把被替代的劳动区分为高技能和低技能劳动两种。随着人工智能技术的应用，一些新的岗位会被创造出来，形成对新技术劳动力的需求 L_{C_i} ，即人工智能的创新效应，式(7)可以表述为

$$\frac{\beta_{S_i}(t)}{\beta_{U_i}(t)} = \left[\frac{\tilde{A}_{S_i}(t)}{\tilde{A}_{U_i}(t)} \right]^{\frac{\eta_i-1}{\eta_i}} \left[\frac{L_{S_i}(t) + L_{C_i}(t) - L_{AS_i}(t)}{L_{U_i}(t) - L_{AU_i}(t)} \right]^{\frac{\eta_i-1}{\eta_i}} \quad (12)$$

类似地， $\tilde{A}_{S_i}(t)$ 和 $\tilde{A}_{U_i}(t)$ 分别为人工智能技术应用后的高技能劳动和低技能劳动技术效率，令 $\frac{\tilde{A}_{S_i}(t)}{\tilde{A}_{U_i}(t)} = \kappa \frac{A_{S_i}(t)}{A_{U_i}(t)}$ ， κ 为比例系数。假设 $L_{C_i}(t) = \tau L_{S_i}(t)$ ， $L_{AS_i}(t) = \zeta L_{S_i}(t)$ ， $L_{AU_i}(t) = \nu L_{U_i}(t)$ ， τ 代表人工智能技术应用对新创造的高技能劳动的作用系数， ζ 和 ν 为人工智能技术应用对现有高技能劳动和低技能劳动的作用系数，人工智能普及程度越高二者值越大，则

$$\underbrace{\frac{\beta_{S_i}(t)}{\beta_{U_i}(t)}}_{\text{技能溢价}} = \underbrace{\left[\frac{A_{S_i}(t)}{A_{U_i}(t)} \right]^{\frac{\eta_i-1}{\eta_i}}}_{\text{技能效率结构}} \underbrace{\left[\frac{\kappa(1+\tau-\zeta)}{(1-\nu)} \right]^{\frac{\eta_i-1}{\eta_i}}}_{\text{人工智能效应}} \underbrace{\left[\frac{L_{S_i}(t)}{L_{U_i}(t)} \right]^{\frac{\eta_i-1}{\eta_i}}}_{\text{技能投入结构}} \quad (13)$$

式(13)说明，人工智能技术的应用对技能溢价的影响取决于技能效率结构、人工智能效应和技能投入结构的共同影响。在人工智能技术应用的初期，最先被替代的是重复性高、机械性强的传统岗位，低技能劳动力大幅减少，技能投入结构提升。岗位结构的重组创造了一些新的技能岗位，使得高技能劳动效率有所提升。因此技能效率结构提升。由于人工智能技术普及率较低，往往技术进步较为滞后，高技能和低技能劳动之间很大程度上能够相互替代，即 $\eta_i > 1$ ，技能溢价上升。随着人工智能技术应用的深入，一些中高技能岗位开始被人工智能所取代，技能投入结构增速趋缓，由于智能设备效率得到大幅提升，低技能劳动效率被迫

有所提升,技能效率结构趋于下降,总体来说,技能溢价增速趋缓。当人工智能技术普及率很高时,技能效率结构会显著提升,技能投入结构变动趋于平缓,高技能劳动和低技能劳动之间界限明显,二者难以相互替代,即 $0 < \eta_i < 1$,仍表现为高技能劳动份额上升。因此,本文提出:

命题 2 人工智能技术对技能溢价的影响表现为替代效应和创新效应的综合效应。随着人工智能技术应用普及率的提升,技能溢价增速呈现高一低一高的“U”型趋势,总体呈上升态势。对于我国来说,人工智能技术普及率高的先发地区开始呈现明显的上升态势,技能溢价极化态势明显,而人工智能技术应用普及率低的后发地区,主要处于“U”型的低谷区。

参照 Klump et al(2007)的设定方法,将生产函数及其一阶条件标准化并构建四方程标准化系统,利用 SUR 模型及可行的广义非线性最小二乘法对参数进行估计。

设定高技能和低技能劳动效率的增长率满足 BOX-COX 变换:

$$\begin{aligned} A_{S_i}(t) &= A_{S_i}(t_0) e^{g_{S_i}(t, t_0)}; \quad g_{S_i}(t, t_0) = \left\{ \frac{t_0 \gamma_{S_i}}{\lambda_{S_i}} \left[\left(\frac{t}{t_0} \right)^{\lambda_{S_i}} - 1 \right] \right\} \\ A_{U_i}(t) &= A_{U_i}(t_0) e^{g_{U_i}(t, t_0)}; \quad g_{U_i}(t, t_0) = \left\{ \frac{t_0 \gamma_{U_i}}{\lambda_{U_i}} \left[\left(\frac{t}{t_0} \right)^{\lambda_{U_i}} - 1 \right] \right\} \end{aligned} \quad (14)$$

其中: γ_{S_i} 和 γ_{U_i} 分别为高技能劳动和低技能劳动技术效率的增长参数; λ_{S_i} 和 λ_{U_i} 分别为高技能劳动和低技能劳动技术效率的曲率; g_{S_i} 为 i 地区高技能劳动技术进步的增长率; g_{U_i} 为 i 地区低技能劳动技术进步的增长率,令 ξ_i 为规模因子。则以各指标的样本均值为基准对参数进行标准化:

$$Y_i(t_0) = \xi_i \bar{Y}_i; \quad K_i(t_0) = \bar{K}_i; \quad L_{S_i}(t_0) = \bar{L}_S; \quad L_{U_i}(t_0) = \bar{L}_U \quad (15)$$

四方程标准化供给面系统为

$$\begin{cases} \frac{Y_i(t)}{\xi_i \bar{Y}_i} = \left\{ \alpha_{K_i} \left[\frac{K_i(t)}{\bar{K}_i} e^{g_{K_i}(t, t_0)} \right]^{\frac{\sigma_i - 1}{\sigma_i}} + \alpha_{L_i} \left\{ \left[\frac{L_{S_i}(t)}{\bar{L}_S} e^{g_{S_i}(t, t_0)} \right]^{\frac{\eta_i - 1}{\eta_i}} + \left[\frac{L_{U_i}(t)}{\bar{L}_U} e^{g_{U_i}(t, t_0)} \right]^{\frac{\eta_i - 1}{\eta_i}} \right\}^{\frac{\eta_i}{\eta_i - 1} \frac{\sigma_i - 1}{\sigma_i}} \right\}^{\frac{\sigma_i}{\sigma_i - 1}} \\ \frac{r_i(t) K_i(t)}{Y_i(t)} = \alpha_{K_i} \left[\xi_i e^{g_{K_i}(t, t_0)} \right]^{\frac{\sigma_i - 1}{\sigma_i}} \left[\frac{Y_i(t)}{K_i(t) \bar{K}_i} \right]^{\frac{1 - \sigma_i}{\sigma_i}} \\ \frac{w_{S_i}(t) L_{S_i}(t)}{Y_i(t)} = \alpha_{L_i} \beta_{S_i} \left\{ \left[\frac{L_{S_i}(t)}{\bar{L}_S} e^{g_{S_i}(t, t_0)} \right]^{\frac{\eta_i - 1}{\eta_i}} \left[\frac{Y_i(t)}{\xi_i \bar{Y}_i} \right]^{\frac{1 - \sigma_i}{\sigma_i}} \right\} \left\{ \beta_{S_i} \left[A_{S_i}(t) L_{S_i}(t) \right]^{\frac{\eta_i - 1}{\eta_i}} + \left[A_{U_i}(t) L_{U_i}(t) \right]^{\frac{\eta_i - 1}{\eta_i}} \right\}^{\frac{\eta_i}{\eta_i - 1} \frac{\sigma_i - 1}{\sigma_i} - 1} \\ \frac{w_{U_i}(t) L_{U_i}(t)}{Y_i(t)} = \alpha_{L_i} \beta_{U_i} \left\{ \left[\frac{L_{U_i}(t)}{\bar{L}_U} e^{g_{U_i}(t, t_0)} \right]^{\frac{\eta_i - 1}{\eta_i}} \left[\frac{Y_i(t)}{\xi_i \bar{Y}_i} \right]^{\frac{1 - \sigma_i}{\sigma_i}} \right\} \left\{ \beta_{U_i} \left[A_{S_i}(t) L_{S_i}(t) \right]^{\frac{\eta_i - 1}{\eta_i}} + \left[A_{U_i}(t) L_{U_i}(t) \right]^{\frac{\eta_i - 1}{\eta_i}} \right\}^{\frac{\eta_i}{\eta_i - 1} \frac{\sigma_i - 1}{\sigma_i} - 1} \end{cases} \quad (16)$$

参照式(13)求解思路,可得相关参数值。

三、关键指标的测算及分析

(一)替代弹性和技术效率的测算

综合考虑各项数据的可获得性和连续性(1993年后统计口径发生变化),本文选取的研究期间为1993—2019年,重庆市与四川省数据合并。①制造业产出:最常用的做法是选取增加值作为产出指标,为了使结果更加精准、消除政府的影响,本文在制造业增加值的基础上剔除了生产税作为产出。对于不能直接获得制造业增加值的省份,以制造业产值占工业产值的比重为权重乘以工业增加值剔除税金之后的数额作为制造业

产出；②劳动投入：对于制造业劳动投入，以《中国工业统计年鉴》中公布的各地区细分行业的从业人员平均数加总求得。对于高技能行业劳动投入，分别以国家统计局印发的《高技术产业(制造业)分类(2017)》中的高技术行业和经济合作与发展组织(organization for economic co-operation and development, OECD)标准划分的高技术行业为依据，汇总两种标准下高技能行业的从业人员平均数，低技能行业劳动投入以制造业劳动投入减去高技能行业劳动投入来获取；③资本投入：借鉴魏巍和王林辉(2020)的做法，以1993—2019年间各省份制造业投资的平均增长速度来估算1993年的资本存量。以1993年为基期，以制造业固定资产投资额近似固定资本增加额，借鉴张军等(2004)的做法，求得制造业各年资本存量；④劳动报酬：以《中国劳动统计年鉴》公布的城镇单位制造业从业人员平均工资与上述制造业从业人员平均数的乘积来表示制造业劳动报酬，分别以两种划分标准下高技术行业对应的各细分行业城镇单位从业人员平均工资与各对应的细分行业从业人员平均数的乘积汇总数作为两种标准下的高技能劳动报酬。低技能劳动报酬等于制造业劳动报酬减去高技能行业劳动报酬；⑤资本报酬：以《中国统计年鉴》公布的“收入法”核算的国民经济组成中的各省份历年“固定资本折旧”和“营业盈余”数据之和为依据，除以根据张军等的计算方法得到的以1993年为基期的各省份资本存量，经过平减后可得各省份的资本报酬率，以各省份资本报酬率近似替代制造业资本报酬率，乘以前述计算得到的制造业资本存量即得资本报酬。上述数据均以1993年为基期进行平减，缺失数据采用线性插值法补全，数据来源于历年《中国统计年鉴》《中国工业统计年鉴》《中国劳动统计年鉴》《中国固定资产投资统计年鉴》和各省份统计年鉴。

分别根据两种标准下高技能与低技能的划分方法，结合式(15)进行测算，得到各参数值见表1，下标为1的结果是以国家统计局印发的《高技术产业(制造业)分类(2017)》归纳的高技术行业为依据测算的结果，下标为2的结果是以OECD标准划分的高技术行业为依据测算的结果。不难发现，在劳动和资本的关系上，劳动和资本替代率 σ 、资本平均份额 α_k 在两种测算方法下的结果较为相近，体现了测算结果的稳定性。在高技能劳动和低技能劳动的关系上，由于第一种高技术行业划分标准的涵盖面显著高于第二种标准。因此，第一种结果下的高技能劳动平均份额值 β_{s_1} 均大于第二种结果 β_{s_2} ，但二者的高技能劳动与低技能劳动替代率结果 η 相差不大、替代方向一致。尤其是多数人工智能技术普及率排名靠前的省份高技能劳动与低技能劳动替代率 $\eta < 0$ ，高技能劳动与低技能劳动呈现互补效应，这说明人工智能技术的应用助推了技能劳动的极化分工，使得高技能劳动和低技能劳动之间的替代性越来越弱，根据参数结果可以求得各技术效率值(限于篇幅，各技术效率值、技术效率相对比等结果省略)。考虑到我国制造业行业特色，下文主要参照国家统计局的划分方式来界定各指标数值。

表1 1993—2019年四方程标准化供给面系统回归结果核心指标

省份	σ_1	σ_2	α_{k_1}	α_{k_2}	η_1	η_2	β_{s_1}	β_{s_2}
北京	1.2913	1.2870	0.3955	0.3874	0.8058	0.9104	0.5800	0.1664
天津	1.2599	1.2624	0.7922	0.7873	0.7671	0.7720	0.5026	0.0987
河北	1.6021	1.5685	0.9348	0.9331	0.7126	0.6984	0.2960	0.0451
山西	1.1831	1.1668	0.8310	0.8283	0.6520	0.9517	0.3164	0.0515
内蒙古	1.3146	1.3313	0.9371	0.9365	1.1517	1.8927	0.2129	0.0218
辽宁	1.4475	1.4106	0.8563	0.8481	1.0092	1.3350	0.4433	0.0479
吉林	1.0085	1.0041	0.8803	0.8807	1.6910	1.4825	0.5495	0.0508
黑龙江	0.9747	0.9663	0.8603	0.8588	1.0261	1.5178	0.3683	0.0486
上海	1.2477	1.2238	0.5421	0.5372	0.8546	0.9144	0.5789	0.1340
江苏	1.2041	1.1745	0.8341	0.8286	1.0540	1.0412	0.5258	0.1660
浙江	1.6570	1.5617	0.8049	0.7910	0.1506	0.0702	0.4054	0.0774
安徽	1.4541	1.4104	0.9279	0.9174	0.8400	0.6614	0.3557	0.0478
福建	1.7855	1.6191	0.8793	0.8599	1.3033	1.2794	0.2552	0.0940
江西	1.6332	1.5987	0.9490	0.9458	1.3621	1.0702	0.3671	0.0923
山东	2.2464	2.1935	0.9443	0.9416	0.8534	0.1361	0.3700	0.0525
河南	1.5133	1.5298	0.9181	0.9154	1.1549	1.4207	0.3424	0.0754
湖北	1.5657	1.5531	0.8847	0.8788	1.3817	1.5917	0.4183	0.0683
湖南	1.8403	1.8133	0.9100	0.9047	1.4917	1.1471	0.3637	0.2196
广东	2.1251	2.1245	0.7251	0.7215	0.6462	0.8231	0.4818	0.2457
广西	2.0656	2.0533	0.9447	0.9422	0.1713	0.3839	0.3196	0.0554
海南	1.4223	1.4317	0.8125	0.8096	1.0365	0.7879	0.3065	0.0963
四川	1.9695	1.9313	0.8825	0.8783	0.8948	1.1993	0.2807	0.0727

续表1

省份	σ_1	σ_2	α_{K_1}	α_{K_2}	η_1	η_2	β_{S_1}	β_{S_2}
贵州	2.4308	2.4632	0.8711	0.8704	1.0757	1.4088	0.3202	0.0738
云南	2.2723	2.2820	0.8334	0.8310	1.1816	1.6053	0.2652	0.0400
西藏	1.3676	1.3804	0.8927	0.8991	1.0064	1.3730	0.1460	0.0690
陕西	2.2651	2.2178	0.9099	0.9035	1.2353	1.6106	0.5143	0.1121
甘肃	1.4978	1.5161	0.7894	0.7859	1.7301	1.7707	0.2648	0.0343
青海	1.3006	1.3283	0.8448	0.8391	1.2650	1.5644	0.3560	0.0208
宁夏	1.9389	1.9643	0.8821	0.8806	1.0234	1.0734	0.3144	0.0347
新疆	1.0523	1.0702	0.8237	0.8207	1.0314	1.1015	0.1863	0.0150

(二)资本溢价和技能溢价的先发-后发地区对比分析

由于我国人工智能起步较晚,大部分地区发展还处于初级阶段,为了更直观的呈现资本溢价及劳动溢价的变化趋势,应选取我国人工智能技术普及率高的先发地区来分析。由于人工智能技术发展并未形成一致的度量标准,本文通过各省份信息传输企业主营业务收入占GDP比重、信息传输企业数占总企业数比重、人工智能企业分布区域占比三个指标分别度量,并以综合排名来确定。见表2,选取三个指标下排名前5的省份作为我国人工智能技术普及率高省份的代表,选取排名靠后的5个省份作为后发地区的代表。图1和图2刻画了先发地区和后发地区的资本溢价趋势图,在研究期间内先发地区资本溢价均呈现不同程度的倒U型态势,而后发地区主要呈上升态势。图3和图4刻画了先发地区和后发地区的技能溢价趋势图,各地区的技能溢价均呈上升态势,但先发地区的上升态势更加明显(其他省份的变化趋势处于先发地区和后发地区之间,鉴于篇幅不再阐释),印证了命题1和命题2的推论。

表2 人工智能技术应用普及率高的先发地区

排名	指标一	指标二	指标三	综合
1	广东省	北京市	广东省	广东省
2	江苏省	广东省	浙江省	江苏省
3	上海市	江苏省	山东省	北京市
4	北京市	浙江省	江苏省	浙江省
5	天津市	上海市	福建省	上海市

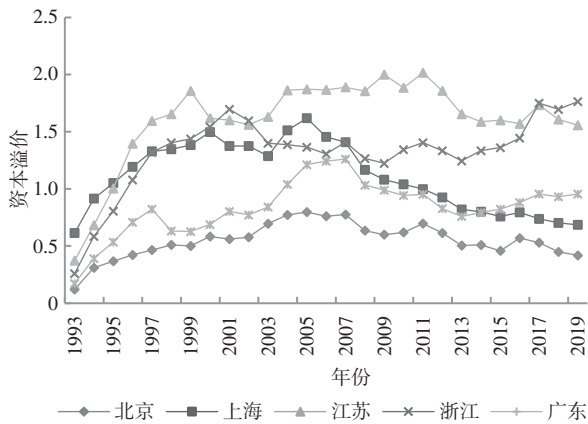


图1 1993—2019年先发地区资本溢价发展趋势折线图

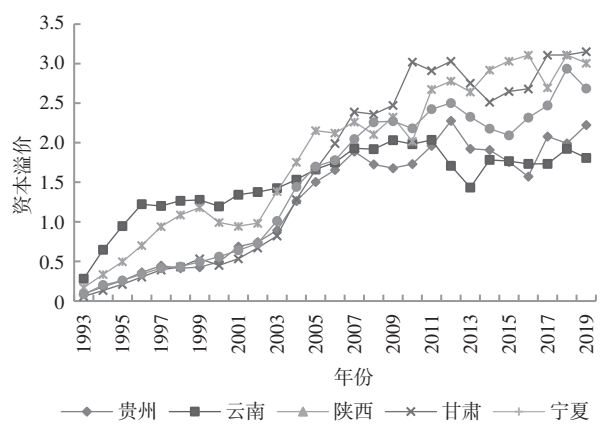


图2 1993—2019年后发地区资本溢价发展趋势折线图

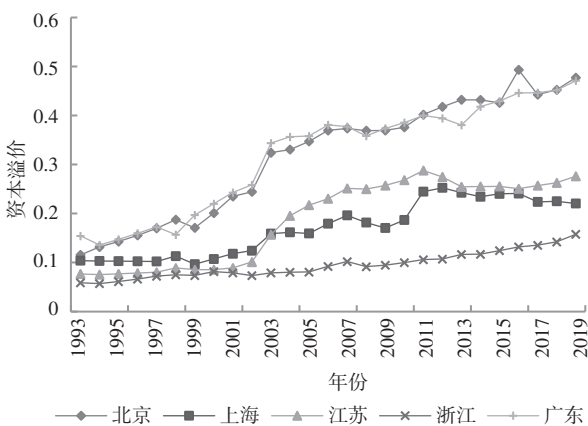


图3 1993—2019年先发地区技能溢价发展趋势折线图

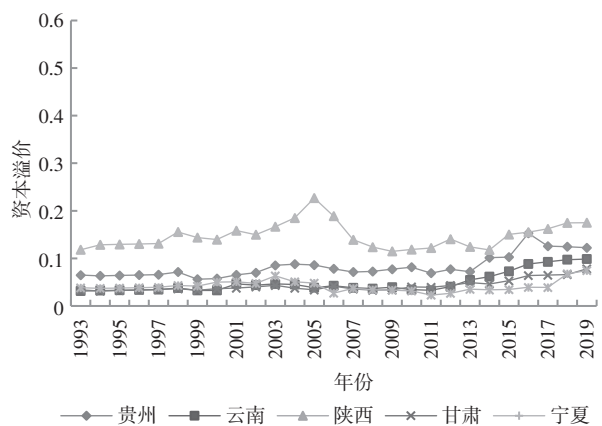


图4 1993—2019年后发地区技能溢价发展趋势散点图

四、实证检验

(一) 计量模型及指标选取

为了进一步检验人工智能技术对资本溢价和技能溢价的影响,结合前述理论推导中式(11)和式(13)的结论,为减弱异方差的影响,将模型对数化,构建计量检验模型如下:

$$\ln\alpha_{LK} = \gamma_1 \ln A_{KL} + \gamma_2 \ln KL + \gamma_3 \ln AI + \gamma_3 \ln AI \times \ln Z + \sum_{n=3}^m \gamma_n \ln x_n + u \quad (17)$$

$$\ln\beta_{SU} = \delta_1 \ln A_{SU} + \delta_2 \ln L_{SU} + \delta_3 \ln AI + \delta_4 \ln AI \times \ln X + \sum_{n=3}^m \delta_n \ln x_n + u \quad (18)$$

其中: x_n 为一组控制变量; γ 和 δ 为各变量的作用系数; u 为随机误差项,具体变量的对应指标、表示方法和描述性统计参见表1。相关指标均以1993年为基期进行了平减。由于我国没有专门针对人工智能方面的统计数据,结合数据可得性,选取信息传输业主营业务收入与GDP之比作为替代变量,并用软件和信息技术服务业收入与GDP之比进行稳健性检验。本文将控制变量界定为产业结构、传统行业自主研发水平、对外贸易程度和劳动力受教育水平。由于2002年新《国民经济行业分类》国家标准(GB/T4754—2002)推出,部分指标仅能获取2003年后的数据。因此对于实证检验的研究期限选取2003—2019年,由于西藏地区存在较多数据缺失,故面板研究对象剔除西藏地区。数据来源于《中国工业统计年鉴》《中国固定资产投资统计年鉴》《中国劳动统计年鉴》《中国基本单位统计年鉴》《中国信息产业年鉴》《中国电子信息产业统计年鉴》《中国税务年鉴》《中国统计年鉴》和各省份统计年鉴,部分缺失数据通过拟合得到。各变量的具体描述性统计如表3所示。

表3 各变量的描述性统计情况

变量	对应指标	表示方法	最大值	最小值	平均值	标准误
α_{LK}	资本溢价	各地区制造业资本报酬与劳动报酬之比	9.7686	0.4179	2.6958	1.3205
β_{SU}	技能溢价	各地区制造业高技能劳动报酬与低技能劳动报酬之比	2.9532	0.2144	0.7275	0.4239
A_{KL}	要素效率结构	各地区制造业资本技术效率与劳动技术效率比	8.3698	-0.4197	2.0514	1.5272
A_{SU}	技能效率结构	各地区制造业高技能劳动技术效率与低技能劳动技术效率比	2.3717	0.0009	1.0763	0.3287
KL	资本投入结构	各地区制造业资本数量与劳动数量之比(万元/人)	253.7106	4.6743	46.1231	43.5370
L_{SU}	技能投入结构	各地区制造业高技能劳动数量与低技能劳动数量之比	1.8692	0.1878	0.6562	0.2951
AI	人工智能普及度	信息传输业主营业务收入与GDP之比	0.5865	0.0001	0.0933	0.1201
x_1	产业结构	各地区第三产业与第二产业GDP之比	2.0228	0.1935	1.1324	0.3558
x_2	对外贸易程度	各地区进出口总额与GDP之比	1.7569	0.0114	0.3096	0.3567
x_3	自主研发水平	各地区R&D投入经费与GDP之比	0.4175	0.0023	0.0851	0.0790
x_4	劳动力受教育水平	各地区人均居民受教育年限,参照白雪梅(2004)	13.8320	6.4130	9.2326	1.2752

(二) 实证检验

参照前文对人工智能技术应用普及率程度的划分,从先发地区和后发地区两个层面对资本溢价进行回归(除了先发地区的5个省份,其余省份差别不大,均归结为后发地区),结果见表4。指标1和指标2中各变量的作用系数大同小异,说明了回归结果较为稳健。对比先发地区和后发地区的回归结果发现,先发地区的各变量作用系数均大于后发地区,意味着先发地区资本溢价对三个变量的变动更加敏感,这也解释了为什么先发地区资本溢价的变动要先于后发地区,引领我国资本溢价变动的趋势。具体来说,要素结构和技术效率结构都对技能溢价形成了显著的正向影响,这符合前文公式推导的结论。人工智能技术普及度对资本溢价形成影响相对于要素结构和技术效率结构,作用系数较小,这说明我国人工智能技术的普及度较低,还不能形成较大的规模效应,一些学者也得到了同样的结论(赵丹丹和周世军,2021)。其中,先发地区人工智能技术的应用对于资本溢价的作用呈现负向影响,说明先发地区人工智能技术在制造业中的应用已经在较大程度上提升了劳动工资水平,形成了一定的规模效应。控制变量中,产业结构和对外贸易程度对技能溢价形成正向影响,即第三产业占比的增加和对外贸易程度的提升均能增加资本溢价,说明资本在第三产业中的获利能力更强,外资的获利能力更强,基本符合我国国情。自主研发水平的提升和劳动力受教育水平的提升均会降低资本溢价,说明二者可能会通过提升劳动技能水平,进而提升劳动工资水平。其中,先发地区自主研发水平的反向作用系数明显大于后发地区,这也在一定程度上解释了随着研发水平的提升,先发地区资本溢价增速放缓甚至趋于下降。另外,劳动力受教育水平的反向作用系数要大于自主研发水平,说明要降低资本溢价程度,可以重点从提升劳动力受教育水平着手。

根据前文理论推导结果,各省份技能溢价的发展趋势较为一致,但先发地区的上升趋势要更为显著。表 5 中各变量对技能溢价的回归结果显示,先发地区和后发地区的作用系数较为相近,但先发地区作用系数较高,指标 2 的回归结果也显示各变量作用系数较为稳定。具体来看,技能劳动结构、技能效率结构和人工智能技术普及程度对技能溢价具有显著的正向影响,这与前述理论分析结果一致。其中,技能劳动结构的作用系数最大,技能效率结构和人工智能技术普及程度的作用系数较小。控制变量中,产业结构、对外贸易程度和劳动力受教育水平的提升均会增加技能溢价程度,这说明第三产业中高技能劳动投入水平较高,外资更加青睐于高技能投资产品,劳动力受教育水平正在逐渐拉开差距,就业趋势朝极化方向发展,与多数学者的研究结论相符(屈小博,2019;孙早和侯玉琳,2019),基本符合我国现实情况。

表 4 对资本溢价影响的回归结果

变量	先发地区		后发地区	
	指标 1	指标 2	指标 1	指标 2
KL	0.6891*** (0.0450)	0.6940*** (0.0473)	0.4344*** (0.0306)	0.4464*** (0.0304)
A_{KL}	0.2534*** (0.0589)	0.2869*** (0.0627)	0.0196** (0.0118)	0.0224** (0.0118)
AI	-0.1234*** (0.0351)	-0.1155** (0.0544)	0.0306* (0.0153)	0.0033 (0.0098)
x_1	0.5852*** (0.1114)	0.6679*** (0.1242)	0.5727*** (0.0530)	0.5831*** (0.0535)
x_2	0.0429* (0.0720)	0.1895*** (0.0717)	0.0112 (0.0233)	0.0026 (0.0234)
x_3	-0.4877*** (0.0528)	-0.5223*** (0.0608)	-0.0523* (0.0283)	-0.0860*** (0.0238)
x_4	-0.6594* (0.3696)	-0.7501* (0.3912)	-0.6283*** (0.1967)	-0.7041*** (0.2004)
$cons$	-1.2420 (0.8594)	-0.9679 (0.9230)	-0.4501 (0.4322)	-0.5706 (0.4467)
obs	85	85	374	374
Wald chi2	1559.72	1427.19	976.07	940.52
Prob > chi2	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

注:括号内的值代表各系数的标准误;*、**、***分别代表显著性水平在 10%、5% 和 1% 以上。

表 5 对技能溢价影响的回归结果

变量	先发地区		后发地区	
	指标 1	指标 2	指标 1	指标 2
L_{SU}	1.0068*** (0.0253)	1.0035*** (0.0249)	0.9477*** (0.0312)	0.9888*** (0.0299)
A_{SU}	0.0071*** (0.0025)	0.0069*** (0.0025)	0.0101*** (0.0032)	0.0094*** (0.0033)
AI	0.0180** (0.0090)	0.0133** (0.0059)	0.0588*** (0.0143)	0.0099* (0.0091)
x_1	0.0718** (0.0315)	0.0699** (0.0314)	0.1353*** (0.0533)	0.1187** (0.0533)
x_2	0.0839*** (0.0108)	0.0846*** (0.0106)	0.0753*** (0.0168)	0.0965*** (0.0168)
x_3	-0.0392*** (0.0149)	-0.0515*** (0.0127)	-0.0073 (0.0234)	-0.0373* (0.0213)
x_4	0.7314* (0.1004)	0.7715*** (0.1015)	0.1362* (0.1530)	0.1183* (0.1574)
$cons$	-1.6001 (0.2455)	-1.7257*** (0.2499)	-0.2195 (0.3726)	-0.0696 (0.3860)
obs	85	85	374	374
Wald chi2	6748.34	5951.49	3594.74	3524.74
Prob > chi2	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

注:括号内的值代表各系数的标准误;*、**、***分别代表显著性水平在 10%、5% 和 1% 以上。

五、进一步讨论

根据理论分析,人工智能技术的应用会通过作用于要素结构和技术效率,进而影响资本溢价;通过作用于技能劳动结构和技能效率进而影响技能溢价。因此,对于人工智能技术应用带来的偏效应有必要做进一步分析。表 6 分别对先发地区和后发地区的资本溢价影响因素进行了回归分析,模型 1 检验人工智能技术应用通过技术效率结构对资本溢价的影响;模型 2 检人工智能技术应用通过要素结构对资本溢价的影响。总体来看,先发地区和后发地区两个模型的关键指标作用存在差异,主要体现在交叉项变量的作用效果上。先发地区的模型 1 证实了人工智能技术的应用通过技术效率结构对资本溢价形成了负向作用,产生了抑制资本溢价的偏效应;模型 2 证实了人工智能技术的应用通过要素结构对资本溢价形成了负向作用,也产生了抑制资本溢价的偏效应。后发地区的模型 1 反映了人工智能技术的应用通过技术效率结构对资本溢价形成了正向的偏效应;模型 2 反映了人工智能技术的应用通过要素结构对资本溢价也形成了正向的偏效应,且后发地区的作用系数显著小于先发地区。说明我国先发地区的人工智能技术应用效果已初具带动效应,在一定程度上提升了劳动效率、创造了新的工作岗位。后发地区还处于人工智能技术应用的初级阶段,规模效应有待提升。

表7分别对先发地区和后发地区的技能溢价影响因素进行了回归分析,模型1检验人工智能技术应用通过技能效率结构对技能溢价的影响;模型2检验人工智能技术应用通过技能劳动结构对技能溢价的影响。结果证实,先发地区和后发地区的人工智能技术应用对技能溢价影响的作用效果类似,即人工智能技术的应用通过技能劳动结构对技能溢价形成了显著的正向偏效应;通过技能效率结构对技能溢价形成了显著的负向偏效应,但后者小于前者,总体呈现正向影响。说明人工智能技术的应用已经对低技能劳动效率产生了一定的拉动作用,人工智能技术在行业中的发展开始呈现极化效应。

表6 对资本溢价影响的回归结果

变量	先发地区		后发地区	
	模型1	模型2	模型1	模型2
KL	0.5074*** (0.0437)		0.3087*** (0.0397)	
A_{KL}		0.2214*** (0.0284)		0.0619*** (0.0124)
$AI \times KL$		-0.1333*** (0.0094)		0.0099*** (0.0028)
$AI \times A_{KL}$	-0.0886*** (0.0103)		0.0048** (0.0023)	
x_1	0.5414*** (0.0855)	0.3182*** (0.0849)	0.3458*** (0.0672)	0.1599** (0.0647)
x_2	0.1493*** (0.0332)	0.0343* (0.0250)	0.0038 (0.0672)	0.0861*** (0.0280)
x_3	-0.3771*** (0.0299)	-0.2690*** (0.0296)	-0.0295* (0.0283)	-0.0568** (0.0257)
x_4	-0.1728 (0.3126)	-0.6624** (0.2262)	-0.0847 (0.2441)	-1.0158** (0.2038)
$cons$	-1.8341*** (0.6780)	-3.1440*** (0.5435)	-0.0957 (0.5052)	-1.5599*** (0.4961)
obs	85	85	374	374
Wald chi2	1210.53	1478.84	231.03	160.14
Prob > chi2	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

注:括号内的值代表各系数的标准误;*、**、***分别代表显著性水平在10%、5%和1%以上。

表7 对技能溢价影响的回归结果

变量	先发地区		后发地区	
	模型1	模型2	模型1	模型2
L_{SU}	0.8781*** (0.0463)		0.9644*** (0.0294)	
A_{SU}		0.0998*** (0.0125)		0.0094** (0.0039)
$AI \times L_{SU}$		0.2325*** (0.0130)		0.1244*** (0.0066)
$AI \times A_{SU}$	-0.0147*** (0.0081)		-0.0019*** (0.0006)	
x_1	0.2193*** (0.0647)	0.2788*** (0.0314)	0.1399*** (0.0377)	0.2192*** (0.0534)
x_2	0.0569** (0.0310)	0.1053*** (0.0309)	0.0527*** (0.0133)	0.0183 (0.0191)
x_3	-0.0025 (0.0182)	-0.0568*** (0.0209)	-0.5528*** (0.1486)	-0.0528** (0.0212)
x_4	-0.2144* (0.1004)	-0.4218** (0.1745)	0.7912*** (0.1130)	0.7301*** (0.1606)
$cons$	0.6356* (0.3788)	0.9899** (0.4258)	-1.8178*** (0.2800)	-2.0115*** (0.3963)
obs	85	85	374	374
Wald chi2	5579.81	4883.00	1323.45	613.20
Prob > chi2	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

注:括号内的值代表各系数的标准误;*、**、***分别代表显著性水平在10%、5%和1%以上。

六、总结

作为工业革命4.0的主要产物,人工智能技术在我国的发展呈现出强劲的增长势头,面对全国劳动收入水平持续走低、资本溢价和技能溢价日益凸显的问题,人工智能技术的应用可能会使劳动力结构面临重组,能否平稳的完成新时期的现代化进程、降低可能出现的社会矛盾是我国政府面临的重大考验。本文结合资本溢价和技能溢价的内生模型,数理演绎了人工智能技术对二者的影响,并结合我国国情提出了两个命题:①人工智能技术对资本溢价的影响表现为先升后降的倒“U”型趋势,且后发地区资本溢价呈上升趋势;先发地区资本溢价呈微降趋势,全国资本溢价呈上升趋势;②人工智能技术对技能溢价增速影响呈现高一低一高的“U”型趋势,总体呈上升态势。且先发地区和后发地区,都表现为高技能劳动份额上升,技能溢价呈现极化态势。通过应用四方程标准化供给面系统法,选取我国1993—2019年的省际数据,区分先发地区和后发地区以走势图验证了命题结论。进一步地,对人工智能影响资本溢价和技能溢价的直接效应和偏效应进行了检验,得到结论:相较于后发地区,先发地区资本溢价对要素结构、技术效率结构和人工智能带来影响的反应更敏感,已经进入到人工智能发展新阶段;先发地区技能溢价对技能劳动结构、技能效率结构和人工智能带来的影响作用效果更强,技能劳动收入极化效应均已显现。控制变量中,传统制造业研发水平的提升和劳

劳动者受教育水平的提升均能在一定程度上缓解资本溢价和技能溢价的增长。

据此,本文提出以下政策建议。

一是增强先发地区人工智能技术的传带作用,助力后发地区降低资本溢价水平。先发地区即人工智能技术应用普及程度较高的地区已经可以借助人工智能技术对要素结构和技术效率的影响来缓解资本溢价的增长甚至开始缩小资本溢价程度,这对其他地区形成了很好的示范作用。先发地区应该发挥自己的先动优势,带动贸易往来密切地区及毗邻地区的人工智能技术发展,扩大辐射效应,形成联动影响。后发地区应该主动寻求与先发地区加大产业合作的可能性,提高贸易往来水平,扩大人工智能技术的应用范围,利用先进带动落后的传帮带模式,提升后发地区的人工智能技术应用水平。同时依托本地现有人工智能技术应用高精尖产业,开展内部的传帮带模式,由内而外的快速提升人工智能技术的应用普及度,减缓资本溢价速度,提升科技发展水平,一举两得。

二是重视各地区低技能劳动力技术效率的提升,缓解技能溢价差距和降低失业率。研究表明,无论是先发地区还是后发地区,人工智能技术除了自身,还可以通过技能劳动结构和技能效率结构对技能溢价形成影响。虽然人工智能技术对技能溢价的总体作用呈现正向影响,但通过技能效率结构对技能溢价形成的偏效应呈现负向影响。说明各地政府应积极提升低技能劳动力的技术效率水平,进而提升技能效率水平,缓解技能溢价的上涨。低技能劳动力面临人工智能技术的替代作用,短期内在人工智能技术应用普及程度还不高的时候,可以通过提升本岗位的技能水平来避免被替代的风险;但长期来看,随着人工智能技术的普及,机械性强、重复性高的低技能岗位被替代是大势所趋,政府应引导低技能劳动力尽快掌握人工智能发展所需要的新技能,在新的岗位中提升技能水平,缓解就业压力、降低失业率。

三是大力提升素质教育水平,从根源上缓解资本溢价和技能溢价水平。关于技能溢价的众多研究中,已有学者提到教育不平等是助推技能溢价上涨的根本原因,且这种影响会持续到子孙后代。本文的结论也证实了同样的观点,劳动者受教育水平的提升将会在很大程度上缓解技能溢价的上涨,是政府应重点关注的用途途径。但劳动者受教育水平的提升并非一朝一夕可以改变的,是需要政府系统谋划、长远规划的民生问题。随着人工智能技术的不断普及,高技能劳动力将是各企业争相的焦点,必须从根本上提升整体国民素质,提高受教育水平,才能塑造足够多的高技能劳动力来满足人工智能发展所创造的新型岗位,而人工智能的发展也会提升社会的整体国民素质,进而反哺劳动者的技能水平和受教育程度。因此,政府需要在长远规划中将提升素质教育摆到更高的水平,出台相应内培外引的政策,逐步推进劳动力提升受教育水平。

四是提升传统制造业的研发水平,增强劳动力技能,降低资本溢价和技能溢价水平。一般来说,传统制造业岗位被人工智能技术所取代的主要原因是传统制造业的自主研发水平较低,尤其我国的传统制造业以中低技能的劳动密集型产业为主,这些岗位工作的劳动者首当其冲的受到人工智能技术的威胁。如果加大传统制造业的研发投入,将制造业的产业链提升到较高水平,相应的岗位所需技能也会提升,倒逼劳动者提升技能水平,当人工智能技术来袭时不会产生大量岗位被替代的情况。一些研究证实,研发水平的提升确实可以在一定程度上抑制资本溢价或技能溢价的增长(徐少俊和郑江淮,2022;魏巍,2021)。长远来看,各地政府应重视制造业研发水平的提升,推动制造业产业链的转型升级。

参考文献

- [1] 白雪梅, 2004. 教育与收入不平等: 中国的经验研究[J]. 管理世界, 20(6): 53-58.
- [2] 陈汝影, 余东华, 2020. 资本深化、有偏技术进步与制造业全要素生产率[J]. 现代经济探讨, (6): 62-69.
- [3] 杜传忠, 王飞, 2015. 产业革命与产业组织变革——兼论新产业革命条件下的产业组织创新[J]. 天津社会科学, (2): 90-99.
- [4] 刘凤良, 吴孟非, 徐少锋, 2022. 人工智能的财富分配效应研究[J]. 经济理论与经济管理, (6): 64-78.
- [5] 蒙昱竹, 王树, 赵庆, 2022. 共同富裕目标下缩小城乡区域发展和收入分配差距的产业结构升级动力研究[J]. 新疆社会科学, (1): 47-60, 146-147.
- [6] 屈小博, 2019. 机器人和人工智能对就业的影响及趋势[J]. 劳动经济研究, (5): 133-143.
- [7] 孙早, 侯玉琳, 2019. 工业智能化如何重塑劳动力就业结构[J]. 中国工业经济, (5): 61-79.
- [8] 王林辉, 胡晨明, 董直庆, 2020. 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, (4): 97-115.
- [9] 王林辉, 胡晨明, 董直庆, 2022. 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, 38(7): 60-79.

- [10] 王文, 2020. 数字经济时代下工业智能化促进了高质量就业吗[J]. 经济学家, (4): 89-98.
- [11] 魏巍, 2021. 人工智能就业创新效应补偿了替代效应吗?[J]. 企业经济, 40(7): 137-145.
- [12] 魏巍, 2022. 人工智能就业替代效应和创新效应的分化研究[J]. 软科学, 36(3): 55-61.
- [13] 魏巍, 王林辉, 2020. 中国制造业技术进步偏向性的空间扩散效应实证研究[J]. 东南大学学报(哲学社会科学版), (5): 56-69, 155.
- [14] 徐少俊, 郑江淮, 2022. 信息化如何影响中国劳动力市场的技能溢价——基于就业升级和就业极化双重视角的分析[J]. 经济问题探索, (2): 158-170.
- [15] 张军, 吴桂英, 张吉鹏, 2004. 中国省际物质资本存量估算: 1952-2000[J]. 经济研究, (10): 35-44.
- [16] 张鑫宇, 2021. 要素配置、技术进步与制造业全要素生产率[D]. 济南: 山东大学.
- [17] 赵丹丹, 周世军, 2021. 人工智能与劳动力工资——基于工业机器人匹配数据的经验证据[J]. 调研世界, (7): 3-12.
- [18] ACEMOGLU D, 2002. Technical change, inequality, and the labor market[J]. Journal of Economic Literature, 40(1): 7-72.
- [19] ACEMOGLU D, AUTOR D H, 2011. Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings [J]. Handbook of Labor Economics, (4B): 1043-1171.
- [20] ACEMOGLU D, FABRIZIO Z, 2001. Productivity differences[J]. Quarterly Journal of Economics, (116): 563-606.
- [21] ACEMOGLU D, RESTREPO P, 2017. Robots and jobs: Evidence from US labor markets[R]. Boston: Boston University, NBER Working Paper.
- [22] ACEMOGLU D, RESTREPO P, 2018. Artificial intelligence, automation and work[R]. Boston: Boston University, NBER Working Paper.
- [23] ARNTZ M, GREGORY T, ZIERAHN U, 2016. The risk of automation for jobs in OECD countries[R]. Paris: Oecd Social, Employment & Migration Working Papers.
- [24] DAVID H, OLSEN M. 2014. The rise of the machines: Automation, horizontal innovation and income inequality[J]. Social Science Electronic Publishing, 28(5): 4-18.
- [25] FREY C B, MICHAEL A O, 2017. The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? [J]. Technological Forecasting and Social Change, 114: 254-280.
- [26] JAMES M, MICHAEL C, 2011. Big data: The next frontier for innovation, competition and productivity [J]. Mc Kinsey Quarterly, (5): 15-36.
- [27] KLUMP R, MCADAM P, WILLMAN A. 2007. Factor substitution and factor-augmenting technical progress in the United States: A normalized supply-side system approach[J]. The Review of Economics and Statistics, 89(1): 183-192.
- [28] PAVLINA R T, 2014. Reorienting fiscal policy: A bottom-up approach[J]. Journal of Post Keynesian Economics, 37(1): 43-66.
- [29] RICHARD B, JOHN H, 2017. Will robots steal our jobs? The potential impact of automation on the UK and other major economies[R]. London: UK Economics Outlook.
- [30] SEBASTIAN V M, 2017. The slowdown in productivity growth: A view from international trade[J]. Development Issues, 21(4): 1-4.

Research on Regional Heterogeneity of the Impact of Artificial Intelligence Technology on Manufacturing Capital Premium and Skill Premium

Wei Wei

(Jiaxing Nanhu University, Jiaxing 314000, Zhejiang, China)

Abstract: The view that artificial intelligence (AI) technology will affect capital premium and skill premium has reached international consensus, but no unified research conclusion has been reached. Under the situation that the share of labor income in China continues to decline, it is necessary to explore the impact of AI technology on capital premium and skill premium. Focus on China's manufacturing industry, build an endogenous model of capital premium and skill premium, mathematically deduce the impact mechanism of AI technology on them, and put forward propositions on the trend of capital premium and skill premium in the first and second developing regions of AI technology application according to the situation in China. Based on the provincial data of China's manufacturing industry from 1993 to 2019, an empirical test was carried out using the four equation standardized supply surface system method. Furthermore, the direct effect and partial effect of AI technology on capital premium and skill premium are regressed by distinguishing the first developing region and the second developing region. The results show that the capital premium in the first mover regions shows a slight downward trend, while the skill premium shows a significant polarization trend; The capital premium in the late developing regions shows an upward trend, and the skill premium is in a U-shaped low area. Compared with the late developing regions, the capital premium and skill premium in the early developing regions are more sensitive and effective to AI technology, and AI technology can mitigate the level of capital premium through factor structure and technical efficiency structure; AI technology can enhance the skill premium level through labor structure and skill efficiency structure.

Keywords: artificial intelligence (AI) technology; manufacturing industry; capital premium; skill premium