

# 人工智能、劳动力任务类型与城市规模工资溢价

李静<sup>1,2</sup>, 闫日奇<sup>2</sup>, 潘丽群<sup>3</sup>

(1. 厦门大学 宏观经济研究中心, 福建 厦门 361005; 2. 新疆财经大学 经济学院, 新疆 乌鲁木齐 841100;  
3. 广州大学 经济与统计学院, 广东 广州 510006)

**摘要:** 人工智能是任务偏向型技术, 其广泛应用可能会扩大工资差距, 但对城市规模工资溢价影响需深入研究。文章利用中国劳动力动态调查微观数据和人工智能应用数据, 实证探讨在人工智能冲击下非常规和常规劳动力所获得的城市规模工资溢价及其机制。研究发现: 相比于常规劳动力, 人工智能使得非常规劳动力得到了更高的城市规模工资溢价, 该结论在工具变量法、重新划分劳动力类型和扩展样本的检验下依然稳健。机制分析表明: 相对于常规劳动力, 具有任务偏向型属性的人工智能应用能够强化非常规劳动力在城市集聚经济下的学习、匹配效应, 从而提高其城市规模工资溢价。进一步研究表明, 不同任务类型劳动力获得城市规模工资溢价会因所处的区位、个体特征而呈现一定的差异性。文章为区域协调发展政策和共同富裕政策的制定提供了理论依据与经验支撑。

**关键词:** 人工智能; 非常规和常规工作; 城市规模工资溢价

中图分类号: F244.1 文献标识码: A 文章编号: 1001-9952(2023)12-0062-15

DOI: 10.16538/j.cnki.jfe.20230917.401

## 一、引言

人工智能引领新一轮科技革命, 在全球范围蓬勃发展, 将深刻改变收入分配的结构以及区域经济的发展格局。研究发现, 人工智能技术冲击会扩大收入差距, 在宏观层面劳动收入份额会下降(Acemoglu 和 Restrepo, 2018; 郭凯明, 2019), 资本收入份额将提升(Aghion 等, 2017), 在劳动群体内部之间收入不平等程度会增加(王林辉等, 2020; Moll 等, 2021)。如何积极应对人工智能技术冲击对收入差距的不利影响以及深入探究其影响机制, 这是实现共同富裕目标的重大研究挑战。

城市规模工资溢价衡量了个体工资相对于城市规模的弹性, 是研究收入差距的一个重要视角(潘丽群等, 2020), 可以衡量个体从城市增长中获得的收益。图1呈现了从2010年到2019年中国工业机器人使用量与城市在岗职工工资的变化趋势。趋势显示人工智能的应用在一定程度上扩大了不同规模城市之间的收入差距。所以, 稳健评估人工智能对城市规模工资溢价的影响程度, 并且深入探讨其影响机制, 对于协调区域发展, 缩小收入差距都有重要的政策指导意义。

收稿日期: 2023-02-10

基金项目: 国家社会科学基金一般项目(22JLB00346)

作者简介: 李静(1981-), 女, 江西弋阳人, 厦门大学宏观经济研究中心、新疆财经大学经济学院副教授, 硕士生导师;  
闫日奇(1998-), 男, 山东聊城人, 新疆财经大学经济学院硕士研究生;  
潘丽群(1986-)(通讯作者), 女, 江西婺源人, 广州大学经济与统计学院副教授, 硕士生导师。

不同于技能偏向型技术冲击,人工智能是一种任务偏向型技术(*Routine-Biased Technological Change, RBTC*)。具体而言,把一个工作岗位的活动分解成不同的任务,以分析、管理为主要任务,需要适应情景,并且将沟通作为主要技能的工作被视为非常规工作(*Non-Routine work*),这些工作难以被人工智能替代,而且人工智能技术可以增强此类工作的执行效率。那些按照既定方案执行、可被数字化和程序化的以体力劳动为主要任务的工作被视为常规工作(*Routine work*),更容易被人工智能技术所替代(Acemoglu 和 Autor, 2011; 魏下海等, 2020; Koster 和 Ozgen, 2021)。目前有关人工智能对就业收入影响的研究,普遍认为人工智能有利于非常规劳动力的就业和收入,而不利常规劳动力。因此,劳动力任务类型是理解人工智能技术冲击与城市规模工资溢价关系的重要中介,分析不同任务类型的城市规模工资溢价的差异可以更好地观察人工智能技术对收入差距的影响。

与此同时,从应用的角度来看,人工智能是让机器模拟人类的思维,从而执行学习推理、信息匹配等工作的一种智能型产品(李梦薇等, 2021)。例如,依据人工智能的现实增强性场景和虚拟性场景会改变人们的学习方式,依据海量数据的智能个性化推送场景可以改变信息的匹配方式。现有文献认为城市规模工资溢价主要来源于集聚经济的学习、匹配和共享微观机制(Duranton 和 Puga, 2004; 陈飞和苏章杰, 2021),对于不同任务类型的劳动者,其所需要的学习环境和信息匹配环境是不同的。

人工智能的广泛应用是否会影响城市规模工资溢价,对于不同任务类型的劳动者是否会产生不同的影响?其影响机制又是什么?这些问题是本文的主要研究内容。基于上述考虑,本文使用中国劳动力动态调查(*China Labor-force Dynamic Survey, CLDS*)、国际机器人联盟(*International Federation of Robotics, IFR*)数据以及地级市数据,实证探讨人工智能冲击下的非常规和常规劳动力的城市规模工资溢价及其机制。实证结论为:第一,城市规模带来工资溢价,人工智能应用促进非常规劳动力得到更高的城市规模工资溢价;第二,对于非常规劳动力而言,人工智能应用能够强化学习、匹配效应,提高其城市规模工资溢价;第三,不同任务类型劳动力获得城市规模工资溢价会因所处的区位以及个体特征不同而呈现一定的差异性。

本文的边际贡献概括为三个方面:首先,从非常规和常规劳动力视角分析中国城市规模工资溢价的异质性,不仅扩展了传统的性别、技能视角,而且在一定程度上间接解释了中国城市内部收入愈益不平等的原因;其次,人工智能作为当下典型的技术冲击,考察其对城市规模工资溢价的影响,从而能进一步拓展人工智能等数字技术与收入不平等的研究范围;最后,剖析了人工智能应用与集聚经济的学习、匹配微观机制的相互作用,使得不同任务类型劳动者获得不同的城市规模工资溢价,为区域协调发展政策和共同富裕政策的制定提供理论依据和经验支撑。

## 二、文献综述与理论假设

### (一)城市规模工资溢价与人工智能的任务偏向性

#### 1. 城市规模工资溢价及其差异

在城市化发展进程中,诸多国家普遍存在工资水平随着城市规模的扩大而逐步提高的趋

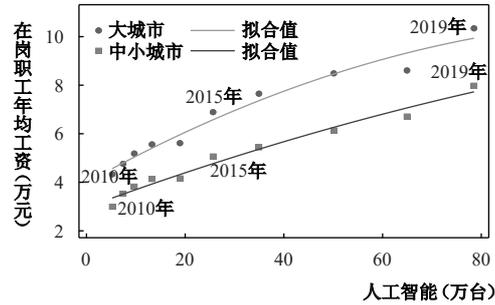


图1 工业机器人使用量与城市在岗职工工资的变化趋势图

数据来源: IFR 数据与《中国城市年鉴》数据。

势,被国内外学者称为城市规模工资溢价现象(Glaeser 和 Maré, 2001; Combes 等, 2012; 孟美侠等, 2019; 陈飞和苏章杰, 2021)。现有文献对城市规模工资溢价的差异分析主要集中于城市与劳动力两个层面。就城市来看,一般而言,城市规模越大,劳动力工资溢价程度越高(王建国和李实, 2015; 王俊, 2021)。也有研究表明,只有城市规模达到一定程度才能带来工资溢价。例如周密等(2018)发现农民工工资水平随着城市规模扩大而提高,并且仅限于大城市以及特大城市;孟美侠等(2019)基于中国家庭金融微观调查数据(CHFS)研究得出,集聚经济效应主要存在于人口大于 300 万的大城市和超特大城市,而对于规模等级较低的城市,并没有产生明显的工资溢价现象。

就劳动力而言,现有文献着重从性别差异、技能差异等角度展开分析。从性别来看,潘丽群和张少华(2021)构建两步回归计量模型研究发现女性比男性获得了更高的城市规模工资溢价,在增量方面缩小了与男性的工资差距。从技能来看,李红阳和邵敏(2017)通过以受访者的教育程度区分劳动者的技能差异,研究得出城市规模经济具有技能偏向性特征,高技能劳动力相较于低技能劳动力在城市规模的扩大中所获收益较大。

## 2. 人工智能的任务偏向性

人工智能作为任务偏向性技术,对不同劳动者就业的影响是非对称的。不少研究认为受到冲击最大的是从事程序化、常规性工作的中等技能劳动力,其次是从事非常规复杂劳动的高技能劳动力和从事非常规简单劳动的低技能劳动力。大多数实证研究也证明,最容易被替代的是中间层就业岗位,例如 Michaels 等(2013)搜集多个发达国家 1980 年至 2004 年的行业数据后发现,在 ICT 投资增长更快的行业部门,高等和低等教育水平的劳动力的就业增长迅速,中等教育水平的劳动力的就业下降幅度大。因此,高技能劳动力和低技能劳动力的就业率明显上升,中等技能劳动力的就业率下降,即存在非常明显的就业极化现象(Acemoglu 和 Autor, 2011; 蔡跃洲和陈楠, 2019)。

对收入而言,目前研究多以教育程度反映劳动者的技能水平来区分高、中、低技能劳动力群体的工资差异。例如,孙早和侯玉琳(2019)从理论和经验两个层面论证了工业智能化在短期内将替代中等技能劳动力,并增加对高、低技能劳动力的需求,从而产生“就业极化”进而导致“工资极化”。国外也有学者实证研究发现,自动化技术的快速发展将不利于低技能劳动力的就业和收入,但对高技能劳动力的就业和收入有着显著的推动作用(Lordan 和 Neumark, 2018)。

基于任务偏向性, Autor 等(2003)认为计算机资本替代了部分涉及常规手工任务,补充了涉及非常规互动任务的活动,从而计算机化将减少对常规劳动力的需求,增加对非常规劳动力的需求。余玲铮等(2021)利用广东省制造业“企业和工人”匹配调查数据发现,无论是否使用机器人,非常规劳动力都比常规劳动力有着显著的工资优势。

以基于工作任务划分执行常规任务和非常规任务的劳动力群体,人工智能会对执行常规任务的工人产生负向的替代效应。在短期劳动力供给不变的条件下,替代效应会进一步导致均衡中的劳动力需求和工资下降。而对于执行非常规任务的劳动力,由于当前人工智能技术并未能解决组织管理等复杂的任务,人工智能非但不会对非常规劳动力产生替代作用,反而由于机器人的大规模应用使得企业增加对机器人工程师、维修师等劳动力的需求,从而对劳动力市场产生显著的正向生产力效应及就业创造效应。在短期劳动力供给不变的条件下,上述两种效应的综合影响会进一步导致均衡中的非常规劳动力需求和工资的上升。因此,本文提出假设:

假设 H1: 按照任务类型划分常规劳动力和非常规劳动力,人工智能造成不同任务类型劳动力群体的城市规模工资溢价存在差异。

## (二)城市规模工资溢价机制与人工智能的相互作用

### 1. 城市规模工资溢价的微观机制

为什么大城市会存在“工资溢价”现象?其背后的经济影响机制又是什么?早期研究认为较高的生活成本(生活成本假说)与高技能劳动力在更大规模城市的集中(高技能劳动力迁移假说)导致了城市规模工资溢价,但是上述假说还不能回答具有同等职业技能的劳动力为何在大城市里就可以获得较高收入等问题(王俊, 2021)。目前,国内外学者普遍认为产生“工资溢价”的原因是大城市相较于小城市拥有的“生产率优势”,而集聚经济是解释“生产率优势”和“工资溢价”的核心理论(Duranton 和 Puga, 2004)。

集聚经济主要通过学习、匹配、共享三种机制相互协调,共同影响工资溢价。首先,学习机制。其主要是由于城市集聚的学习效应促进人力资本和学习经验的积累。在人力资本的积累方面,Matano 和 Naticchioni(2016)研究发现,熟练工人的工资溢价主要是由于符合学习假说的人力资本积累。在学习经验的积累上,陈飞和苏章杰(2021)认为大城市内部的空间集聚加速了知识的创造与传播,方便不同微观主体之间的相互学习,给劳动者积累更有价值的经验,从而获得更高的工资;奚美君等(2019)发现劳动力在工资增长过程中会产生明显的“学习效应”,另外拥有不同类型规模城市的工作经验以及在大城市工作均对劳动力“学习效应”有促进作用。其次,匹配机制。Papageorgiou(2022)通过构建职业选择动态模型发现,更好的职业技能匹配约占观察到的工资溢价的 35%;周密等(2018)基于 2013 年中国居民收入调查项目数据,验证了教育和工作匹配度是城市规模影响农民工工资溢价的重要影响机制,即城市规模越大,越有助于农民工技能和工作相匹配,工资溢价越高;陈飞和苏章杰(2021)认为大城市存在的劳动力池效应能够有效促进各类生产要素与企业之间的相互匹配,降低了各微观主体之间的搜寻成本,从而提高各要素生产率,劳动者所得分配收入也越多;王俊(2021)实证研究发现,经济集聚促进了匹配概率和匹配质量的提升,进而促进城市劳动力工资水平的提高。最后,共享机制。Marshall(1890)最早指出集聚经济正外部性来源于企业间的共享劳动力市场和中间投入品。Duranton 和 Puga(2004)进一步指出城市集聚经济中的共享机制并不直接作用于微观劳动者,主要是通过企业间的基础设施共享、投入中间产品共享、风险分担来降低企业生产成本,进而间接提高个体工资水平。

综上所述,三种影响机制共同发挥作用影响劳动者的城市规模工资溢价,但直接作用于微观劳动者的是学习机制和匹配机制。

### 2. 人工智能与城市规模工资溢价机制的相互作用

一方面,人工智能技术可以直接提高劳动力市场的匹配、学习效率,从而提高城市规模工资溢价,例如各种学习平台、培训软件、社交软件、虚拟现实技术、在线招聘平台、人工智能算法匹配技术等都可以提高学习效率和匹配效率;另一方面,人工智能技术改变了城市劳动力市场中非常规和常规劳动力的需求结构,造成不同类型劳动力市场规模的相对变化,其所获得的工资溢价也会有显著差异,具体的影响机制也不同。所以,本文认为人工智能和城市规模可以相互作用,人工智能与城市规模对城市劳动力市场的作用具有交互性。

对于执行非常规任务的劳动力而言,人工智能的广泛应用可以通过生产力效应和创造效应来提高劳动力需求和工资水平。随着当前城市规模的扩大以及城市层面人工智能的大规模应用,非常规劳动力的需求规模相对扩大,而人口密集的大城市恰好可以提供更多微观个体之间的学习机会,并提高微观个体掌握先进技术的学习速度(李红阳和邵敏, 2017)。非常规劳动力从事的职位特征难以量化,匹配难度大,人口密集的大城市可以提供更多的就业机会,在节省工

作搜寻成本的同时也实现了技能与工作更好匹配,大大提高了非常规劳动力的匹配效率,从而促进其在大城市工资水平的提高。

对于执行常规任务的劳动力而言,人工智能应用主要发挥的是负向替代效应,但由于当前人工智能对劳动力的替代效应主要体现在制造业内部,远未实现全国各行各业的普遍应用(陈媛媛等,2022),同时工资刚性也使得常规劳动力的工资下降趋势并不明显(王永钦和董雯,2020),所以人工智能应用对执行常规任务的劳动力需求和工资水平的提高具有弱负向阻碍作用,考虑到常规劳动力市场的流动性更强,使得大城市在人工智能冲击下,常规劳动力需求规模相对缩小。随着当前城市规模的扩大,大多数常规劳动力主要从事城市内部诸如简单重复性、可被程序化的体力工作(魏下海等,2022),这些工作无需更多的学习经验和技能工作匹配,甚至有些工作会被人工智能完全替代。对于常规劳动力而言,人工智能应用的正向作用可能并不明显,因此本文提出假设:

假设 H2: 相对于常规劳动力,人工智能应用能够强化非常规劳动力的学习、匹配效应,进而促进非常规劳动力获得更高的城市规模工资溢价。

不同任务类型的城市规模工资溢价差异机制如图 2 所示。

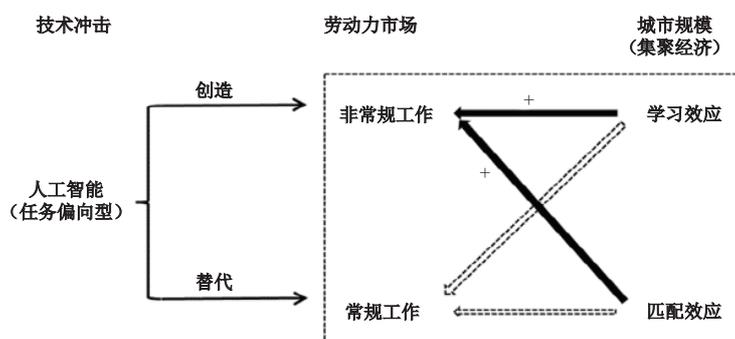


图 2 不同任务类型的城市规模工资溢价差异机制图

### 三、数据、模型与统计事实

#### (一)数据来源

本文利用的数据集包括微观个体调查数据、人工智能应用数据、地级市统计数据。首先,微观个体调查数据来自于中山大学社会科学调查中心提供的中国劳动力动态调查(CLDS2018),劳动力数据是以 15—65 岁的劳动年龄人口为调查对象,包含教育、就业工资、职业要求等现状和流动变迁情况。其次,人工智能应用数据主要来自于国际机器人联盟(IFR)数据,该数据库拥有按“国家、年度和行业”层面汇总的工业机器人当期存量和安装保有量。最后,地级市统计数据主要取自相应年度的《中国城市统计年鉴》。

#### (二)计量模型

##### 1. 基准回归

为探讨非常规和常规劳动力的城市规模工资溢价以及人工智能对其的影响,设置如下基准模型(1):

$$\ln wage_{ij} = \alpha_0 + \alpha_1 \ln citysize_j + \alpha_2 AI_j + \alpha_3 \ln citysize_j \times AI_j + X_i + Z_j + \varepsilon_{ij} \quad (1)$$

$\ln wage_{ij}$ 表示的是劳动者个体  $i$  在城市  $j$  经过对数化处理的 2017 年月均工资性收入。考虑到反向因果关系,  $\ln citysize_j$ 选取滞后一期(2016 年)城市  $j$  市辖区的经过对数化处理的年均人口

代表城市  $j$  的经济集聚度。人工智能变量  $AI_j$  同样选取滞后一期(2016年)城市  $j$  的机器人安装密度,用以代表城市  $j$  的人工智能应用水平。 $X_i$  是劳动者  $i$  的个体特征变量, $Z_j$  是城市  $j$  的地区特征变量, $\varepsilon_{ij}$  是随机扰动项。另外,该基准计量模型重点关注的是  $\ln citysize_j$  和  $\ln citysize_j \times AI_j$  前的系数  $\alpha_1$  和  $\alpha_3$ 。

## 2. 机制分析

在机制分析之经验学习中,为探究人工智能应用如何与非常规和常规劳动力的经验学习相互作用进而影响其城市规模工资溢价,设置模型(2):

$$\begin{aligned} \ln wage_{ij} = & \beta_0 + \beta_1 \ln citysize_j + \beta_2 AI_j + \beta_3 \ln learn_i + \beta_4 \ln citysize_j \times \ln learn_i \\ & + \beta_5 \ln citysize_j \times \ln learn_i \times AI_j + X_i + Z_j + \varepsilon_{ij} \end{aligned} \quad (2)$$

式(2)机制变量  $\ln learn_i$  代表劳动者个体  $i$  对数化的劳动力市场经验,该计量模型重点关注的是  $\ln citysize_j$  和  $\ln citysize_j \times \ln learn_i \times AI_j$  前的系数  $\beta_1$  和  $\beta_5$ 。

在机制分析之技能工作匹配中,为探究人工智能应用如何与非常规和常规劳动力的技能工作匹配相互作用进而影响其城市规模工资溢价,设置模型(3):

$$\begin{aligned} \ln wage_{ij} = & \gamma_0 + \gamma_1 \ln citysize_j + \gamma_2 AI_j + \gamma_3 Match_i + \gamma_4 \ln citysize_j \times Match_i \\ & + \gamma_5 \ln citysize_j \times Match_i \times AI_j + X_i + Z_j + \varepsilon_{ij} \end{aligned} \quad (3)$$

式(3)机制变量  $Match_i$  代表劳动者个体  $i$  的技能工作匹配度,1 表示技能工作成功匹配,0 为技能工作不成功匹配,该计量模型重点关注的是  $\ln citysize_j$  和  $\ln citysize_j \times Match_i \times AI_j$  前的系数  $\gamma_1$  和  $\gamma_5$ 。

考虑到上述交乘项的机制分析可能存在缺陷,本文将机制变量作为被解释变量的方式对机制再次检验:

$$\ln learn_i = b_0 + b_1 \ln citysize_j + b_2 AI_j + b_3 \ln citysize_j \times AI_j + X_i + Z_j + \varepsilon_{ij} \quad (4)$$

$$Match_i = c_0 + c_1 \ln citysize_j + c_2 AI_j + c_3 \ln citysize_j \times AI_j + X_i + Z_j + \varepsilon_{ij} \quad (5)$$

式(4)、式(5)的相关变量定义同上文所述,该计量模型重点关注的是  $\ln citysize_j$ 、 $AI_j$  和  $\ln citysize_j \times AI_j$  前的系数  $b_1$ 、 $b_2$ 、 $b_3$  和  $c_1$ 、 $c_2$ 、 $c_3$ 。

## (三)变量设定

### 1. 核心变量

(1)被解释变量  $\ln wage_{ij}$  表示劳动者个体  $i$  在城市  $j$  中 2017 年税前工资性收入除以 12 再经过对数化处理得到的名义月均工资收入。在 CLDS2018 微观个体数据库中,劳动者收入层面数据包含总收入、<sup>①</sup>工资性收入、经营性收入、兼职收入等。本文选取工资性收入作为被解释变量,一方面是因为它更符合本文所探究的城市规模工资溢价主题,另一方面是其他收入类型具有不确定性,不是多数劳动者的常态收入来源。

(2)核心解释变量  $\ln citysize_j$  表示城市  $j$  的经济集聚度。本文借鉴李红阳等(2017)的研究,将城市人口规模作为经济集聚度的代理变量,利用滞后一期《中国城市统计年鉴》人口状况部分中各地级市经过对数化的市辖区全年平均人口数来衡量该指标。

(3)核心解释变量  $AI_j$  表示城市  $j$  的机器人安装密度。本文借鉴魏下海等(2020)的研究方法,通过 *Bartik* 工具变量法计算城市层面的机器人安装密度来代表人工智能对各地级市的技术冲击强度。首先,本文将滞后一期 IFR2016 中的行业与中国第二次经济普查数据公报中的单位

① 利用对数化月总收入作为本文的核心被解释变量,除样本量扩大外,结果与本文所得基准回归结论基本一致。

从业人员指标下的行业进行匹配；<sup>①</sup>其次，以2008年为基准年份计算各地级市各行业机器人密度的权重；最后，将各行业加总求和计算各地级市2016年的工业机器人安装密度。其计算公式如下：

$$AI_j = \sum_{s=1}^S \frac{employ_{s,j,t=2008}}{employ_{j,t=2008}} \times \frac{Robot_{s,t=2016}}{employ_{s,t=2008}} \quad (6)$$

其中， $S$ 表示所有行业的合集， $employ_{s,j,t=2008}$ 表示2008年在 $j$ 城市 $s$ 行业的就业人数， $employ_{j,t=2008}$ 表示2008年 $j$ 城市所有行业的就业人数， $employ_{s,t=2008}$ 表示2008年 $s$ 行业的总就业人数， $Robot_{s,t=2016}$ 表示2016年 $s$ 分行业的工业机器人安装保有量。

(4)机制变量 $lnlearn_i$ 表示劳动者个体 $i$ 经过对数化的学习经验。本文用调查年份减去受访者最近这份工作开始的年份来衡量该劳动者的学习经验。<sup>②</sup>

(5)机制变量 $Match_i$ 表示劳动者个体 $i$ 的技能工作匹配度的虚拟变量，1为成功匹配，0为不成功匹配。技能工作匹配度的计算具体为：首先获得劳动者个体回答的目前这份工作所需的学历要求，<sup>③</sup>然后计算受访者实际教育水平与该职业所需学历之差并取绝对值。若绝对值为0是成功匹配，否则为不成功匹配。

## 2. 重要指标 $RII$ (Routine Intensity Index)

本文对常规和非常规劳动力进行划分的依据是劳动力工作任务的数字化和程序化的可能性。常规劳动力从事的工作任务有很大可能被数字化和程序化，例如生产流水线上的工作任务是按照标准化和通用性来设定的，只需要体力劳动就可以完成，这种标准化和通用性最容易被数字化和程序化，所以工业机器人的出现使得常规劳动力非常容易被取代；非常规劳动力从事的工作任务不易被数字化和程序化，通常具有灵活性和自主性，虽然机器人介入生产环节，但非常规劳动力不容易被取代(Marcolin等, 2019; 魏下海等, 2020; Koster和Ozgen, 2021)。常规密集指数 $RII$ 是衡量非常规和常规任务的重要指标，利用 $RII$ 可以区分执行非常规和常规任务的劳动者个体。本文借鉴Marcolin等(2019)和魏下海等(2020)研究中的方法，依据CLDS调查询问劳动者工作任务的灵活性和自主性等问题来构建常规密集指数 $RII$ ，具体做法是利用主成分分析法将工作内容、进度安排和工作强度这三维指标转化为单一综合指标。 $RII$ 数值越小，说明劳动者在工作过程中的自主能力和灵活度越高，从事非常规任务； $RII$ 数值越大，说明劳动者在工作过程中的自主能力和灵活度越低，工作任务常规倾向大，所以从事常规任务。

本文计算得到 $RII$ 的取值区间为[-1.2309, 1.3955]。其中最小值-1.2309对应的劳动力职业为在公司做文案工作、在计算机公司做IT工作、在本地当美甲师等同属于在工作过程中自主能力和灵活度较高的职业，符合非常规任务的主要特征是其工作内容不易被数字化和程序化。而最大值1.3955对应的劳动力职业为在燃气公司做工人、在就业局当保安、在小区里面打扫卫生等同属于在工作过程中自主能力和灵活度较低的职业，同样符合常规任务的主要特征是其工作容易被数字化和程序化。按照区间分布及对应职业特征，本文以 $RII$ 的0.5为界对非常规和常规劳动力进行分组。

① IFR2016与第二次经济普查数据公报一一匹配的行业共6类，分别是农林牧渔业、采矿业、制造业、电力燃气及水的生产和供应业、建筑业、教育科学研究技术服务和地质勘探业。

② 调查问卷中的相关问题为“您目前或最近这份工作是什么时候开始的？”

③ 目前这份工作所需的学历要求来自于CLDS问卷调查问题“应聘你目前这份工作的学历要求是什么？”供选择的答案是“1.小学；2.初中；3.高中/中专；4.大专；5.本科；6.硕士；7.博士；99999.不知道”。

### 3. 控制变量

(1) 个体特征变量  $X_i$ 。具体包括: 性别 (*Gender*), 女性为 1, 男性为 0。政治面貌 (*Politics*), 中共党员为 1, 其他 (民主党派、群众) 为 0。婚姻状况 (*Marriage*), 有配偶 (初婚、再婚、同居) 为 1, 无配偶 (未婚、丧偶、离婚) 为 0。健康状况 (*Health*), 健康 (非常健康、健康、一般) 为 1, 不健康 (比较不健康、非常不健康) 为 0。所从事的职业 (*Occupation*) 以多类别虚拟变量形式呈现, 依据数据库中“目前工作的能力要求”问题来划分: 研究生学历才能胜任的职业定义为非常高等技能职业 (*Very-high-skilled occupation*); 只需本科学历就能胜任的职业定义为高技能职业 (*High-skilled occupation*); 只需高中/中专、大专学历就能胜任的职业定义为中技能职业 (其中大专对应中高技能职业 (*Med-high-skilled occupation*))、高中/中专对应中低技能职业 (*Med-low-skilled occupation*)); 将该工作只需小学、初中学历就能胜任的职业定义为低技能职业 (*Low-skilled occupation*)。社会保险健全程度 (*Socialinsur*), 有城乡居民医疗保险为 1, 无为 0。

(2) 城市特征变量  $Z_j$ 。包括 2017 年城市  $j$  市辖区的人均生产总值 ( $\ln PGDP$ )、2017 年城市  $j$  市辖区的第三产业占比 ( $\ln Industry$ )。其数据来源于 2017 年《中国城市统计年鉴》地级以上城市统计资料综合经济部分的地区生产总值及构成部分。

变量的描述性统计如表 1 所示。

表 1 变量定义和描述性统计

变量	含义	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
<i>lnwage</i>	名义工资收入	6 182	7.807	1.088	2.813	12.395
<i>RII</i>	常规密集指数	6 182	0	1	-1.231	1.395
<i>lnlearn</i>	学习经验	5 454	2.090	1.202	0	4.317
<i>Match</i>	技能工作匹配度	2 191	0.231	0.422	0	1
<i>Gender</i>	性别状况	6 182	0.435	0.496	0	1
<i>Politics</i>	政治面貌	6 182	0.115	0.319	0	1
<i>Marriage</i>	婚姻状况	6 182	0.853	0.354	0	1
<i>Health</i>	健康状况	6 182	0.910	0.286	0	1
<i>Socialinsur</i>	社会保险健全程度	6 182	0.114	0.318	0	1
<i>Occupation</i>	职业类型	3 573	1.003	1.146	0	4
<i>lncitysize</i>	城市人口规模	187	4.699	0.809	2.729	7.662
<i>AI</i>	人工智能应用水平	187	7.385	3.858	1.451	19.137
<i>lnPGDP</i>	市辖区人均生产总值	187	11.008	0.556	8.327	12.993
<i>lnIndustry</i>	市辖区第三产业占比	187	3.866	0.213	3.360	4.385

注: 本文也对常规和非常规劳动力展开个体特征和工作特征的统计比较, 限于篇幅, 省略此部分内容, 若感兴趣可向作者索取。

#### (四) 城市规模与劳动者工资性收入关系的统计事实<sup>①</sup>

文章利用 CLDS2018 数据研究了个体工资与城市规模的关系。根据分析结果, 随着城市规模扩大, 劳动者的工资性收入也逐步提高, 该相关性在 1% 的显著性水平下显著, 证实总体上存在城市规模工资溢价现象。人工智能作为新一代任务偏向型技术进步的代表, 如何与集聚经济的学习、匹配机制<sup>②</sup>相互作用进而影响到非常规和常规劳动力的城市规模工资溢价? 接下来, 本文将从实证层面探讨人工智能对非常规和常规劳动力获得城市规模工资溢价的影响及其机制。

① 限于篇幅, 图表分析省略, 读者若是感兴趣可向作者索取。

② 如文献阐述, 集聚经济中的共享机制并不直接作用于微观个体, 因此本文并未就共享机制展开研究。

### 四、基准回归与结果分析

#### (一) 基准回归结果

表 2 显示了非常规和常规劳动力的城市规模工资溢价以及人工智能对其影响的基准回归估计结果。<sup>①</sup>由表 2 总体组、非常规和常规分组回归列(1)的回归结果可知,在其他条件不变的情况下,城市规模对劳动者工资性收入均产生了显著的正向影响,即工资水平随着城市规模的扩大而提高,并且城市规模对非常规劳动力工资收入的正向边际效应大于城市规模对常规劳动力工资收入的正向边际效应。这意味着,在其他条件不变的情况下,城市规模扩大对非常规和常规劳动力的工资收入均产生显著的正向影响。

从表 2 非常规组列(2)来看,在城市规模效应(*ln**citysize*)显著为正的前提下,交互项(*ln**citysize* × *AI*)经中心化处理后亦显著为正。<sup>②</sup>这表明人工智能应用强化了城市规模对非常规劳动力工资收入的正向影响。对比常规组列(2),在城市规模效应(*ln**citysize*)显著为正的前提下,交互项(*ln**citysize* × *AI*)经中心化处理后并不显著。这意味着,人工智能应用在城市规模扩大对常规劳动力工资溢价所起到的正向作用并不强烈,从而支持了本文的假设 H1。

表 2 基准回归结果

	总体组		非常规组		常规组	
	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)
<i>ln</i> <i>citysize</i>	0.173*** (7.897)	0.178*** (8.113)	0.187*** (6.663)	0.191*** (6.805)	0.145*** (4.150)	0.150*** (4.319)
<i>AI</i>	0.016*** (2.689)	0.054*** (3.771)	0.019*** (2.712)	0.059*** (3.132)	0.008 (0.812)	0.039* (1.870)
<i>ln</i> <i>citysize</i> × <i>AI</i>		0.012*** (2.770)		0.012** (2.196)		0.010 (1.498)
<i>Gender</i>	-0.294*** (-7.425)	-0.296*** (-7.479)	-0.268*** (-5.008)	-0.270*** (-5.051)	-0.342*** (-6.297)	-0.344*** (-6.329)
<i>Med-low-skilled occupation</i>	0.524*** (10.725)	0.522*** (10.706)	0.581*** (8.744)	0.579*** (8.712)	0.413*** (6.005)	0.411*** (5.994)
<i>Med-high-skilled occupation</i>	0.815*** (15.923)	0.814*** (15.939)	0.900*** (13.476)	0.899*** (13.500)	0.676*** (8.726)	0.675*** (8.716)
<i>High-skilled occupation</i>	0.977*** (14.983)	0.971*** (14.870)	1.061*** (12.118)	1.049*** (11.931)	0.828*** (10.213)	0.831*** (10.208)
<i>Very-high-skilled occupation</i>	1.432*** (12.145)	1.432*** (12.124)	1.543*** (10.827)	1.537*** (10.771)	1.075*** (8.404)	1.093*** (8.024)
<i>Politics</i>	0.088* (1.771)	0.082 (1.643)	0.096 (1.457)	0.091 (1.377)	0.048 (0.669)	0.041 (0.583)
<i>Marriage</i>	0.142*** (2.648)	0.142*** (2.654)	0.139* (1.863)	0.138* (1.849)	0.175** (2.437)	0.177** (2.465)
<i>Health</i>	0.470*** (5.348)	0.451*** (5.073)	0.519*** (4.499)	0.498*** (4.253)	0.327*** (2.816)	0.314*** (2.690)

① 本文回归样本中非常规劳动者数量大于常规劳动者,这可能与通常印象不符合,原因在于:通常印象中非常规劳动者就是科研人员之类的知识型人才,常规劳动者则是标准操作工之类,但非常规操作型劳动者如餐厅服务员等往往被忽略。如果将非常规操作型劳动者考虑在内,则统计数据与通常印象会有较大差异。

② 中心化处理(去均值)的目的是使主效应更具有直观含义(江艇, 2022)。

续表 2 基准回归结果

	总体组		非常规组		常规组	
	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)
<i>Socialinsur</i>	0.069 (1.023)	0.070 (1.035)	0.099 (1.157)	0.097 (1.137)	0.014 (0.131)	0.021 (0.191)
<i>lnPGDP</i>	-0.014 (-0.270)	-0.027 (-0.500)	-0.076 (-1.110)	-0.092 (-1.334)	0.091 (1.126)	0.084 (1.045)
<i>lnIndustru</i>	0.290*** (2.954)	0.286*** (2.937)	0.364*** (2.861)	0.362*** (2.858)	0.098 (0.708)	0.091 (0.657)
常数项	5.127*** (9.191)	4.970*** (8.834)	5.297*** (7.254)	5.163*** (7.046)	5.180*** (6.241)	5.027*** (5.940)
样本量	2 533	2 533	1 646	1 646	887	887
$R^2$	0.242	0.244	0.250	0.252	0.239	0.241

注: \*、\*\*和\*\*\*分别表示估计系数在10%、5%和1%统计水平上的显著性,并且括号中为异方差稳健t统计量。

## (二)内生性处理和稳健性检验<sup>①</sup>

本文选取 1953 年的城市人口规模作为工具变量。原因一方面在于 1953 年的城市人口规模与内生解释变量(2016 年的城市人口规模)相关,满足工具变量的相关性要求;另一方面在于 1953 年的城市人口规模仅能通过 2016 年的城市人口规模来影响本文的被解释变量工资水平,满足工具变量的排他性约束或外生性要求。借鉴以往文献,本文采用 2016 年美国工业机器人数据作为工具变量。一方面,美国的工业机器人应用程度与中国工业机器人的应用程度具有类似性,满足工具变量的相关性要求;另一方面,美国工业机器人应用程度对中国劳动力市场的工资表现影响较小,也满足工具变量的外生性要求。

此外,本文进行了两个层面的稳健性检验:第一,重新划分劳动力类型。新的划分方法为:其一是在原划分基础上各自缩小 0.5 区间,即新非常规任务取值区间为  $[-1.2309, 0]$ ,新常规任务取值区间为  $[1, 1.3955]$ ;其二是根据 CLDS2018 调查问卷询问工作中是否需要“繁重的体力劳动?”问题来构建,<sup>②</sup>本文以劳动者在工作过程中是否需要繁重的体力劳动的频率以区分非常规和常规劳动力,回答“经常”的被定义为常规劳动力,回答“从不”的定义为非常规劳动力。第二,扩展样本。采用 CLDS 2012 年至 2018 年的混合截面数据进行回归。

### 1. 工具变量法

根据回归结果,各工具变量一阶段系数显著为正且均通过识别不足检验和弱工具变量检验,证实工具变量的有效性。而且非常规与常规劳动力均获得了城市规模工资溢价,非常规劳动力获得了较高的城市规模工资溢价,与基准回归结果一致。根据回归结果,人工智能应用能够促进非常规劳动力城市规模工资溢价的提高。但对于常规劳动力,人工智能应用的正向作用并不明显,无法进一步促进其城市规模工资溢价的提高,与基准回归结果保持一致。

### 2. 重新划分劳动力类型

重新划分劳动力类型回归后,结果基本与基准回归结果保持一致。

### 3. 扩展样本

本文基于 CLDS 2012 年至 2018 年混合截面数据进行了回归。根据回归结果,非常规劳动力

<sup>①</sup> 限于篇幅,图表分析省略,读者若是感兴趣可向作者索取。

<sup>②</sup> 调查问卷问题为“您在工作过程中,是否需要繁重的体力劳动?”回答(单选)选项为“经常、有时、很少、从不”。

获得了更高的城市规模工资溢价，与基准回归结果保持一致。人工智能显著促进非常规劳动力城市规模工资溢价的提高，但是人工智能无法有效促进常规劳动力城市规模工资溢价的提高，基准回归结果再次得以验证。

## 五、机制分析

### (一) 机制分析之经验学习

表 3 汇报了人工智能应用如何与非常规和常规劳动力的经验学习相互作用进而影响其城市规模工资溢价的机制回归结果。由总体组可知，列(1)中的交互项( $ln\text{citysize} \times ln\text{learn}$ )显示，总体上城市集聚经济的学习效应显著；在列(1)的基础上，列(2)交互项( $ln\text{citysize} \times ln\text{learn} \times AI$ )显示人工智能对城市集聚经济的学习效应有显著的促进作用。对于非常规组而言，列(1)显示了城市集聚经济的学习效应显著，同时列(2)的交互项( $ln\text{citysize} \times ln\text{learn} \times AI$ )的估计系数也为正，且在 1% 的显著性水平下显著。这意味着，对于非常规劳动力，人工智能会强化学习效应从而促进其城市规模工资溢价的提高。相反，常规组的交互项( $ln\text{citysize} \times ln\text{learn} \times AI$ )的估计系数为负，且不显著。对比分析非常规组和常规组的回归结果，在实证层面上支持了本文假设 H2。

表 3 机制分析之经验学习

	总体组		非常规组		常规组	
	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)
$ln\text{citysize}$	0.092** (2.339)	0.098** (2.483)	0.086 (1.547)	0.094* (1.701)	0.115** (2.148)	0.114** (2.116)
$AI$	0.016*** (2.769)	-0.001 (-0.051)	0.016** (2.533)	-0.011 (-0.982)	0.014 (1.305)	0.016 (1.289)
$ln\text{learn}$	-0.207** (-2.284)	-0.188** (-2.077)	-0.301** (-2.487)	-0.275** (-2.278)	0.016 (0.115)	0.013 (0.099)
$ln\text{citysize} \times ln\text{learn}$	0.036** (2.044)	0.017 (0.885)	0.047** (1.990)	0.016 (0.618)	0.007 (0.273)	0.009 (0.347)
$ln\text{citysize} \times ln\text{learn} \times AI$		0.002** (2.361)		0.003*** (3.141)		-0.001 (-0.158)
个体特征	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市特征	控制	控制	控制	控制	控制	控制
常数项	5.785*** (9.409)	5.931*** (9.514)	6.275*** (8.019)	6.558*** (8.412)	5.175*** (5.465)	5.164*** (5.279)
样本量	2 267	2 267	1 448	1 448	819	819
$R^2$	0.237	0.238	0.244	0.248	0.238	0.238

### (二) 机制分析之技能工作匹配

表 4 汇报了人工智能应用如何与非常规和常规劳动力的技能工作匹配相互作用进而影响其城市规模工资溢价的机制回归结果。由非常规组列(2)可知，城市集聚经济的匹配效应( $ln\text{citysize} \times Match$ )并不显著，但交互项( $ln\text{citysize} \times Match \times AI$ )的参数估计值为正，且在 10% 的显著性水平下显著。这意味着，单纯的城市规模扩大并不一定能带来匹配效应的加强，但是在人工智能的作用下，人工智能会强化匹配效应从而促进其城市规模工资溢价的提高。这可能源于人工智能带来更多工作网络平台信息、更高的搜寻匹配概率等。而对于常规组而言，交互项( $ln\text{citysize} \times Match \times AI$ )的估计系数并不显著。对比非常规组和常规组的回归结果，在实证层面上支持了本文假设 H2。

表 4 机制分析之技能工作匹配

	总体组		非常规组		常规组	
	(1)	(2)	(1)	(2)	(1)	(2)
<i>incitysize</i>	0.157*** (4.526)	0.162*** (4.656)	0.184*** (3.769)	0.191*** (3.891)	0.121*** (2.804)	0.124*** (2.871)
<i>AI</i>	0.006 (0.942)	-0.003 (-0.407)	0.014 (1.631)	0.003 (0.241)	-0.004 (-0.469)	-0.010 (-0.954)
<i>Match</i>	0.159 (0.693)	0.183 (0.794)	0.166 (0.518)	0.210 (0.649)	0.272 (0.860)	0.279 (0.884)
<i>incitysize×Match</i>	-0.008 (-0.188)	-0.047 (-0.982)	-0.004 (-0.072)	-0.055 (-0.795)	-0.035 (-0.598)	-0.058 (-0.947)
<i>incitysize×Match×AI</i>		0.004** (2.100)		0.005* (1.825)		0.003 (1.022)
个体特征	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市特征	控制	控制	控制	控制	控制	控制
常数项	5.771*** (9.069)	5.482*** (8.643)	6.779*** (7.205)	6.589*** (7.060)	4.629*** (5.915)	4.154*** (5.284)
样本量	1448	1448	925	925	523	523
<i>R</i> <sup>2</sup>	0.199	0.201	0.189	0.191	0.281	0.283

## (三)机制分析之经验学习、技能工作匹配的再检验

表 5 汇报了根据式(4)、式(5)得到的人工智能影响不同任务类型劳动者城市工资溢价的机制检验结果。从经验学习来看,人工智能显著促进非常规劳动力学习经验的提高,并且随着城市规模扩大,人工智能显著强化了非常规劳动力的经验学习机制。而对于常规劳动力,人工智能和城市规模显著抑制了其学习经验的提高,并且两者的抑制作用具有相互替代的关系。从技能工作匹配来看,人工智能显著促进了非常规劳动力技能与工作的匹配,并且随着城市规模扩大,人工智能显著强化了匹配效应。而对于常规劳动力而言,人工智能显著抑制技能与工作的匹配,随着城市规模扩大,人工智能显著弱化了匹配效应。再次支持本文的假设 H2。

表 5 机制分析经验学习、技能工作匹配的再检验

	经验学习			技能工作匹配		
	总体组 <i>lnlearn</i>	非常规组 <i>lnlearn</i>	常规组 <i>lnlearn</i>	总体组 <i>Match</i>	非常规组 <i>Match</i>	常规组 <i>Match</i>
<i>incitysize</i>	-0.014 (-0.514)	0.002 (0.047)	-0.174*** (-3.154)	0.116* (1.716)	0.043 (0.301)	0.133* (1.681)
<i>AI</i>	0.058*** (3.162)	0.071** (2.223)	-0.092*** (-2.769)	-0.056 (-1.218)	0.190* (1.722)	-0.099* (-1.861)
<i>incitysize×AI</i>	0.016*** (2.846)	0.017* (1.854)	0.020*** (3.107)	-0.022 (-1.643)	0.051* (1.715)	-0.036** (-2.210)
个体特征	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市特征	控制	控制	控制	控制	控制	控制
常数项	2.144*** (3.550)	4.427*** (4.199)	1.382* (1.802)	-0.090 (-0.051)	-0.454 (-0.108)	0.124 (0.065)
样本量	2357	780	1577	1603	417	1186
<i>R</i> <sup>2</sup>	0.129	0.123	0.159	0.034	0.032	0.043

## 六、进一步分析<sup>①</sup>

针对不同任务类型劳动者因所处区位、个体特征而产生的差异展开进一步分析。根据回归结果,非常规劳动力在东部地区能够获得显著的城市规模工资溢价。对于中部地区的非常规劳动力而言,人工智能能够显著促进其城市规模工资溢价的提高,但对于东、西部地区的非常规劳动力,人工智能反而抑制其城市规模工资溢价的提高。本文还从性别、技能方面进行了回归。从性别来看,人工智能促进非常规女性劳动力城市规模工资溢价的提高,但对非常规男性劳动力促进作用不显著,对常规女性有负向作用,但统计上不显著。从技能来看,<sup>②</sup>无论非常规低技能还是非常规高技能劳动者,人工智能均促进其城市规模工资溢价的提高,但常规高技能劳动者的城市规模工资溢价受到了人工智能显著的负向影响。

## 七、研究结论与政策启示

本文探究了人工智能冲击下非常规和常规劳动力获得的城市规模工资溢价及其影响机制。研究发现:其一,按照任务类型划分非常规劳动力和常规劳动力,人工智能造成不同任务类型劳动群体的城市规模工资溢价存在差异;其二,对于非常规劳动力而言,人工智能应用能够强化城市集聚经济下的学习、匹配效应,并促进其城市规模工资溢价的提高;其三,非常规劳动力获得城市规模工资溢价提升会因所处的区位不同而呈现一定的差异性,中部地区受到人工智能的正向影响,东西部地区受到负向影响,并且人工智能对城市规模工资溢价的提升作用存在性别和技能上的差异,女性常规劳动力和高技能常规劳动力容易受到人工智能技术的负面冲击。

本文的研究结论具有一定的政策启示:其一,由于城市规模溢价的显著存在,且总体上人工智能促进了城市规模溢价的提升,那么在新型城镇化发展过程中,要充分发挥劳动力市场的规模效应,充分利用人工智能技术,从现实和虚拟两个方面建设更大规模的本地化劳动力市场,让劳动者可以获得更多的城市发展规模溢价。例如,可以通过加强城市间的合作,建设一体化的城市群,合理规划职住空间,提高通勤效率,拓展就业半径。另外,也可以通过人工智能技术建设更大规模的虚拟平台,进一步消除工作搜寻摩擦,提高劳动力和企业岗位的匹配质量。还可以发挥人工智能技术在构建劳动力社交网络方面的服务能力,提供适合交流的公共空间。其二,考虑到非常规劳动力获得的溢价显著高于常规劳动力,且人工智能技术应用会强化这一差距,应充分重视对执行常规任务劳动力的培训和技能提升,促进其积极转向非常规工作。例如,再就业培训时注重对人际沟通能力、情景适应能力等职业技能的培训,同时注重发挥人工智能技术在任务学习方面的优势,提升劳动力进行非常规任务学习的效率。其三,为应对人工智能技术冲击对常规劳动力的不利影响,需要充分发挥基本公共服务政策的作用,保障中低收入劳动者的就业安全与就业稳定性。

### 主要参考文献:

- [1]蔡跃洲,陈楠. 新技术革命下人工智能与高质量增长、高质量就业[J]. 数量经济技术经济研究, 2019, (5): 3-22.
- [2]陈飞,苏章杰. 城市规模的工资溢价:来源与经济机制[J]. 管理世界, 2021, (1): 19-32.
- [3]陈媛媛,张竞,周亚虹. 工业机器人与劳动力的空间配置[J]. 经济研究, 2022, (1): 172-188.

<sup>①</sup> 限于篇幅,图表分析省略,读者若是感兴趣可向作者索取。

<sup>②</sup> 受教育年限 12 年及以下为低技能,相反则为高技能。

- [4]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.
- [5]李红阳, 邵敏. 城市规模、技能差异与劳动者工资收入[J]. 管理世界, 2017, (8): 36-51.
- [6]李梦薇, 徐峰, 高芳. 人工智能应用场景的界定与开发[J]. 中国科技论坛, 2021, (6): 171-179.
- [7]孟美侠, 李培鑫, 艾春荣, 等. 城市工资溢价: 群聚、禀赋和集聚经济效应——基于邻近匹配法的估计[J]. 经济学(季刊), 2019, (2): 505-526.
- [8]潘丽群, 陈坤贤, 李静. 城市规模工资溢价视角下流动人口工资差异及其影响路径研究[J]. 经济学动态, 2020, (9): 111-129.
- [9]潘丽群, 张少华. 城市规模对性别工资差距影响的研究[J]. 贵州财经大学学报, 2021, (4): 83-91.
- [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]王建国, 李实. 大城市的农民工工资水平高吗?[J]. 管理世界, 2015, (1): 51-62.
- [12]王俊. 经济集聚、技能匹配与大城市工资溢价[J]. 管理世界, 2021, (4): 83-98.
- [13]王林辉, 胡晟明, 董直庆. 人工智能技术会诱致劳动收入不平等吗——模型推演与分类评估[J]. 中国工业经济, 2020, (4): 97-115.
- [14]王永钦, 董雯. 机器人的兴起如何影响中国劳动力市场?——来自制造业上市公司的证据[J]. 经济研究, 2020, (10): 159-175.
- [15]魏下海, 张沛康, 杜宇洪. 机器人如何重塑城市劳动力市场: 移民工作任务的视角[J]. 经济学动态, 2020, (10): 92-109.
- [16]奚美君, 陈乐, 汪奕鹏, 等. 大城市工资溢价、集聚经济与学习效应——基于城市劳动力动态迁移视角[J]. 当代财经, 2019, (04): 14-26.
- [17]余玲铮, 魏下海, 孙中伟, 等. 工业机器人、工作任务与非常规能力溢价——来自制造业“企业—人”匹配调查的证据[J]. 管理世界, 2021, (1): 47-59.
- [18]周密, 罗婷婷, 赵晓琳等. 城市规模与农民工工资溢价效应——基于教育—工作匹配视角[J]. 农业技术经济, 2018, (08): 35-43.
- [19]Autor D H, Levy F, Murnane R J. The skill content of recent technological change: An empirical exploration[J]. *Quarterly Journal of Economics*, 2003, 118(04): 1279-1333.
- [20]Acemoglu D, Autor D. Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings[J]. *Handbook of Labor Economics*, 2011, 4: 1043-1171.
- [21]Combes P P, Duranton G, Gobillon L, Puga D, Roux S. The productivity advantages of large cities: Distinguishing agglomeration from firm selection[J]. *Econometrica*, 2012, 80(6): 2543-2594.
- [22]Duranton G, Puga D. Micro-foundations of urban agglomeration economies[J]. *Handbook of Regional and Urban Economics*, 2004, 4: 2063-2117.
- [23]Koster H R A, Ozgen C. Cities and tasks[J]. *Journal of Urban Economics*, 2021, 126: 103386.
- [24]Lordan G, Neumark D. People versus machines: The impact of minimum wages on automatable jobs[J]. *Labour Economics*, 2018, 52: 40-53.
- [25]Marcolin L, Miroudot S, Squicciarini M. To be (routine) or not to be (routine), that is the question: A cross-country task-based answer[J]. *Industrial and Corporate Change*, 2019, 28(3): 477-501.
- [26]Michaels G, Natraj A, Reenen J V. Has ICT polarized skill demand? Evidence from eleven countries over twenty-five years[J]. *Review of Economics and Statistics*, 2013, 96(1): 60-77.
- [27]Moll B, Rachel L, Restrepo P. Uneven growth: Automation's impact on income and wealth inequality[R]. NBER Working Paper No.28440, 2021.

[28] Papageorgiou T. Occupational matching and cities[J]. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 2022, 14(3): 82-132.

## AI, Labor Type and Urban Wage Premium

Li Jing<sup>1,2</sup>, Yan Yueqi<sup>2</sup>, Pan Liqun<sup>3</sup>

(1. *Center of Macroeconomics Research, Xiamen University, Xiamen 361005, China;*

2. *School of Economics, Xinjiang University of Finance & Economics, Urumqi 841100, China;*

3. *School of Economics and Statistics, Guangzhou University, Guangzhou 510006, China)*

**Summary:** With the vigorous development of a new round of global technological revolutions, artificial intelligence (AI) will profoundly change the income distribution structure and regional economic development pattern. How to actively respond to the adverse impact of AI technology on income inequality and deeply explore its impact mechanism is a major theoretical research challenge to achieve the goal of common prosperity.

This paper first reviews the literature on routine-biased technological change of AI, the differences in urban wage premium, and their impact mechanisms. Then, it proposes two hypotheses and empirically tests them using CLDS, IFR, and prefecture-level city statistical data. The conclusions are that: First, there are differences in urban wage premium caused by AI for non-routine and routine labor. Second, for non-routine labor, AI can strengthen learning and matching mechanisms to promote the increase of urban wage premium. Third, the urban wage premium for non-routine labor will exhibit certain differences depending on their location: The central region is susceptible to the positive impact from AI, while the eastern and western regions are negatively affected. Moreover, there are gender and skill differences in the impact of AI on urban wage premium, with female routine labor and high-skilled routine labor susceptible to the negative impact of AI.

The marginal contributions of this paper are that: First, it analyzes the heterogeneity of urban wage premium from the perspective of non-routine and routine labor, expanding the traditional perspective of gender and skill heterogeneity, and indirectly explaining the reasons for the increasing income inequality within Chinese cities to some extent. Second, taking AI as a typical technological representative, it examines the impact of AI as an exogenous technology shock on urban wage premium, expanding the scope of research on the impact of AI on income inequality. Third, it analyzes how AI interacts with the learning and matching micro mechanisms of agglomeration economies, enabling workers of different task types to obtain different urban wage premium.

**Key words:** AI; Non-Routine and Routine Work; Urban Wage Premium

(责任编辑 顾 坚)