

劳动力流动何以带来高收益?*

——基于流入地工业化发展的分析

余长林^{1,2} 邵飞飞³

(1. 厦门大学宏观经济研究中心, 福建 厦门 361005;

2. 厦门大学邹至庄经济研究院, 福建 厦门 361005;

3. 江西财经大学经济学院, 江西 南昌 330013)



内容提要: 本文利用中国流动人口动态监测数据考察城市工业化发展对流入到该城市的劳动力工资性收入的影响,以探究劳动力流动为何能带来高收益。研究发现,工业化发展会显著提高流动到该城市劳动者的工资性收入,即劳动力流动的确会带来高收益。但这种影响对常住流动劳动力和短期流动劳动力具有显著的差异性,相较于短期流动劳动力,城市工业化发展对常住流动劳动力工资性收入的提升作用更显著,说明劳动力流动获取的高收益存在时间效应,即流动时间越长,获得的收益增量越大。机制分析表明,全要素生产率提升、效率改进、技术创新是城市工业化提高劳动者工资性收入的主要机制;此外,职业分工和人力资本转化分别是城市工业化影响常住流动劳动力与短期流动劳动力工资差异的主要机制。基于技能维度、规模与时间维度的异质性分析进一步佐证了上述机制的合理性。本文研究对工业化浪潮下如何提高劳动者报酬具有重要现实意义。

关键词: 工业化 工资性收入 常住流动劳动力 短期流动劳动力

中图分类号: F424; F244 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-5766(2024)11-0047-20

一、引言

劳动力流动一定会带来高收益吗?理论上,劳动力流动是一种“用脚投票”的自我选择过程(Todaro, 1969)^[1],只有当预期收入大于流动成本的情况下,劳动力才会流动,所以,流动大概率会带来高收益。但当前以人工智能技术为代表的新一轮科技革命正迅猛发展,新型工业化朝着智能化方向变革,这在创造新的就业机会的同时,不仅会导致长期从事重复性、程序性常规任务的劳动力面临被替代的风险,还会通过劳动力就业状态影响其流动行为选择(陈媛媛等, 2022)^[2]。这意味着,在工业化存在对劳动力的替代效应和互补效应的情况下,其对劳动力的影响不会局限于本地市场,还会引发劳动力跨地区流动,进而通过劳动要素再配置实现效率改进,引发利益再分配,进一步影响不同劳动力主体的现实利益(许岩等, 2019)^[3]。在此背景下,劳动力流动后一定

收稿日期: 2024-03-19

* **基金项目:** 国家社会科学基金一般项目“数字经济提升中国产业链供应链韧性的机制与实现路径研究”(23BJY216);教育部人文社会科学重点研究基地重大项目“创新驱动型经济发展战略研究”(22JJD790051);福建省社会科学基金重点项目“基础研究促进关键核心技术创新的理论机制与实现路径研究”(FJ2022A011)。

作者简介: 余长林,男,教授,博士生导师,经济学博士,研究领域为创新经济、知识产权、数字经济与国际贸易,电子邮箱: changliny@xmu.edu.cn; 邵飞飞,女,讲师,经济学博士,研究领域为数字经济与收入分配,电子邮箱: feifei_shao@126.com。通讯作者: 邵飞飞。

会获得高收益吗?亦即城市工业化发展对流动到该地工作的劳动力的工资究竟会产生什么影响?这种影响是否与理论预期存在差异?如果能,又是通过何种机制产生影响?对这些问题进行深入探讨,不仅能为劳动力流动是否带来高收益提供新的分析视角,也为进一步理解工业化对不同类劳动者收益的影响,以及应对劳动力市场动态变化以实现发展与共享的双赢等方面提供重要启示意义。

与本文研究相关的文献主要有两类:一类是关于劳动力流动与收益的相关文献。学者们普遍认为流动有助于劳动者收入增加,但相关研究大多是基于农民工流动样本(姚俊,2010)^[4],或从户籍制度(魏万青,2012)^[5]、流入城市规模(王建国和李实,2015)^[6]、最低工资(杨娟和李实,2016)^[7]、流动经历(盛亦男和郑浩冉,2023)^[8]等视角进行分析。少数学者在研究工业化对城乡收入差距影响时简单分析了对农村流动劳动力工资的作用(刘欢,2020^[9];马述忠等,2023^[10]),但较少有学者从工业化视角专门研究其对流入劳动者本身收入的影响。而工业化在引发劳动力跨地区流动的同时还会影响主体的现实利益(许岩等,2019)^[3],进一步弱化或强化流动带来的收益。在此背景下,劳动力流动后获得的收益可能会偏离理论预期,因此有必要从该视角展开分析。

另一类是关于工业化与劳动者工资性收入的相关文献,主要以 Autor 和 Acemoglu 的相关研究为代表,他们认为,工业化蕴含的智能化技术会挤出从事重复性、程序性常规任务的劳动力,挤出从事认知与理解和需要创造性的非常规任务劳动力,与此同时,这种技术进步带动的生产效率提高也会通过扩大生产规模等方式挤入劳动力,进而通过需求变化引发工资变动,即工业化对工资的影响存在负向的替代效应和正向的互补效应与生产率效应的双重博弈(Autor 等,2003^[11];Autor,2015^[12];Acemoglu 和 Restrepo,2018^[13];Acemoglu 和 Restrepo,2019^[14])。国内学者在此基础上从工资水平、结构和差距等不同角度进行了相关分析,但研究往往未区分劳动力的地域属性(余玲铮等,2021^[15];王林辉等,2022a^[16];屈小博和黄海,2024^[17]),忽略了对流动劳动力的分析。而现实情况是,劳动力被蕴含智能化的技术设备替代后,除了在本地区处于失业状态或其他行业工作这两个选择外,还可能流动到其他地区工作。此外,智能化技术设备引致的对高技能劳动力需求扩张,还会通过知识溢出等效应提高本地的创新能力。可见,劳动力流动不仅是劳动力市场受到冲击后重新回到均衡状态的推手(曹章露等,2023)^[18],这种要素跨地区再配置更是市场经济条件下提高经济效率的本质要求。根据第七次人口普查数据显示,我国跨市流动人口达3.76亿,占比约四分之一,规模庞大。而且作为流动的主体,流动劳动力对就业与工资的变化更为敏感,对此类主体进行研究,无论是从市场效率角度、工资敏感性角度还是政策建议角度均具有重要意义(陈岑等,2023)^[19]。个别学者已经注意到这一议题并展开研究,但分析仍存在一些拓展和改进的空间:一是只从技能差异角度考察工业化对流动劳动力工资性收入的影响(彭代彦等,2021)^[20],忽略了流动时间的作用。二是关于工业化对流动劳动力工资性收入的作用机制探讨不足(王永钦和董雯,2023)^[21]。为此,本文将基于流动人口视角,考察工业化对流动劳动力工资性收入的影响。在此基础上,根据流动时间差异将流动劳动力分为常住流动劳动力和短期流动劳动力两类,系统分析工业化与劳动力流动的交互作用对两类流动劳动力影响的差异性。

本文的边际贡献在于:第一,现有关于工业化对流动劳动力工资性收入影响的文献较少且缺乏系统性分析,而流动劳动力不仅能通过跨地区配置实现效率提升,还对劳动力市场的工资变化更为敏感。选择流动劳动力作为研究对象,从市场效率、工资敏感性等方面具有比较优势(陈岑等,2023)^[19]。因此,利用流动人口动态监测数据系统考察城市工业化对流动劳动力工资性收入的影响与机制,能为现有研究提供有益补充。第二,流动劳动力群体异质性方面,现有文献大多基于流动区域进行研究(邓翔等,2018)^[22],忽视了流动时间对劳动力工资性收入的影响,尤其是在工业化对劳动力市场造成冲击的背景下。而时间是劳动者适应新环境、进行技能转换、提

高岗位匹配度的重要因素。因此,本文基于流动时间将流动劳动力群体划分为常住流动劳动力和短期流动劳动力两类,系统分析了城市工业智能化对两类群体工资性收入影响效果的差异,有利于理解工业智能化对流动劳动力工资性收入的动态影响。第三,过往文献大多没有将异质性分析强化到因果关系论证高度(江艇,2022)^[23],本文从该角度对城市工业智能化影响常住流动劳动力和短期流动劳动力工资性收入作用机制的进一步梳理与分析,有利于深化城市工业智能化对流动劳动力群体工资性收入影响的因果关系论证。

二、理论分析与研究假设

工业智能化作为智能化技术应用于工业领域以创造经济新增长引擎和动力的转型方式,在劳动力已经流入该地的情况下,工业智能化对劳动者整体的工资性收入的影响主要是通过生产率效应实现的。即随着工业智能化发展,流动劳动力群体会获得高收益,具体表现为以下三个方面。

首先,工业智能化通过效率改进提高了劳动者的生产效率,带动劳动者边际产出增加,从而有利于工资水平上涨。一是工业智能化对劳动力的替代效应和互补效应引致的用工结构适应性调整,提高了劳动力与任务岗位的匹配度以及不同技能水平劳动力的匹配度,分工细化与协作直接提高了劳动者的生产效率。工业智能化采用的智能化设备会直接替代从事重复性、程序性任务的劳动力且生产效率更高,被替代的劳动力可以从事非智能化环节生产任务(Autor,2015)^[12],亦可协同高技能劳动力完成非常规类的创造性任务。智能化设备、劳动力依据各自的比较优势各司其职、各尽所能,有利于劳动生产效率提高。二是工业智能化提高了生产管理与公司治理水平,通过流程高效化和去风险化,带动生产效率提升。工业智能化通过打造生产、管理、销售等环节的互联互通,不仅能够利用大数据分析市场趋势进行生产预测,通过生产流程可视化监控提高生产质量,更能通过柔性产品线生产实现供给与大批量个性化需求的匹配(李廉水等,2020)^[24]。流程的高效管理也能通过模拟仿真分析和缓解信息不对称降低公司在转变生产模式和投资上的风险,有助于做出科学决策。三是工业智能化的人机交互提高内部沟通效率,带动生产效率提升。产品生产与销售、公司运营离不开各环节劳动力的有效沟通,智能化人机系统能够根据人的指令做出对应行为,通过大数据收集、分析、结果的科学性以及信息传递及时性,能够有效缓解信息不对称,提高沟通效率,加快生产与公司运转。简言之,工业智能化引致的分工协作、生产管理与公司治理流程高效,以及内部沟通及时有效,能够提高生产效率。但这种生产效率提高无法直接作用于产出,必须通过提高投入要素生产率的方式促进产出增加(尹向飞和段文斌,2016)^[25],因而工业智能化会通过提高劳动者的生产效率进而提高工资水平。

其次,工业智能化通过技术创新提升高技能劳动力工资水平,进而通过知识与技术溢出效应带动全体劳动者工资水平提高。一是工业智能化通过人力资本集聚推动技术创新。工业智能化的替代效应能够将高技能劳动力从常规程序化任务中释放出来(何小钢等,2019)^[26],互补效应有利于高技能劳动力集聚,高技能劳动力间的交流和沟通会加速思想交汇碰撞,产生创意火花,从而有利于技术创新。二是工业智能化通过大数据分析 with 反馈机制推动技术创新。工业智能化不仅能够捕捉和采集生产、管理、销售、售后等系列流程产生的零散数据,并汇总成大数据形成有价值的显性知识,还能够通过神经网络算法、机器学习等新技术,将劳动者经验、认知和感觉类的隐性知识和技术部分显性化,进而有助于研发人员针对特定问题和短板进行实用型技术创新。此外,模拟仿真实验能够降低研发人员试错成本,通过大数据给予的反馈信息及时纠正,加速技术创新。创新者普遍是高技能劳动力,其较高的人力资本会使其具有较强的议价能力和较高的工资水平(陈梦根和周元任,2021)^[27]。并且,为了鼓励创新,企业和政府均会给予创新者丰厚的待遇与奖励,使其获得超额收入。三是技术创新还会通过知识与技术溢出效应促进全体劳动者工资水平提

高。工业智能化依托于互联网和物联网打造的互联互通的生产网络,不仅降低了区域内部信息传递与沟通的成本,还带动了知识与技术在区域内部、上下游产业链和空间范围的流动。联系的紧密性不仅会因外部性提高周围劳动力的技能和知识等人力资本水平,直接提高劳动者的工资收入,还会通过优势互补削弱技术壁垒、促进协同创新,引发大范围生产率改进,间接提高劳动者的工资收入(Aghion等,2018)^[28]。

最后,工业智能化会进一步通过全要素生产率引发的规模扩大与扩散效应增加劳动力需求,促进工资水平上升。技术创新和效率改进是全要素生产率提升的重要来源(郭庆旺和贾俊雪,2005^[29];程惠芳和陆嘉俊,2014^[30]),技术创新和效率改进在促使人力资本提升、劳动生产率提高的同时,也提高了全要素生产率。全要素生产率的改进扩大了企业的利润空间,刺激企业扩大生产规模,加大了对劳动力的需求(Graetz和Michaels,2018)^[31]。规模扩大也会使单位产品价格下降,刺激消费需求,进一步促使企业扩大生产规模,增加劳动力需求。此外,技术溢出亦会使这种规模扩大行为进一步扩散到产业链和供应链上下游企业及低技术密集度行业(孔高文等,2020^[32];李磊等,2021^[33];陈宗胜和赵源,2021^[34]),引起劳动力需求增加、工资水平提高。

因此,本文提出如下假设:

H₁:工业智能化会提高流动劳动力的工资性收入水平。

H₂:效率改进、技术创新和全要素生产率提高是工业智能化影响流动劳动力工资性收入的主要机制。即工业智能化一方面会通过效率改进和技术创新提高流动劳动力工资性收入;另一方面会通过效率改进和技术创新影响生产效率,从而进一步提高流动劳动力工资性收入。

然而,劳动力流动时间不仅能反映劳动力流动后的人力资本转化与积累程度,还能够反映出对流入地工作模式的适应与匹配性。这通常对于提高流动劳动力的工资性收入具有重要作用。即工业智能化对流动劳动力工资性收入的影响具有时间效应,长期比短期更能增进收益(Farooq等,2023)^[35]。因而在考虑劳动力流动时间的情况下,这种时间效应对应于流动劳动力类型而言,体现为工业智能化对常住流动劳动力与短期流动劳动力工资性收入的影响具有差异性。

对短期流动劳动力而言,工业智能化发展会通过降低其人力资本转化率进而对其工资收入产生不利影响。工业智能化发展对劳动力产生的替代性和互补性(Acemoglu和Restrepo,2019)^[14],从技能角度可理解为工业智能化重构了岗位的技能组合或重置了岗位技能组合权重,改变了劳动力技能供给与岗位技能需求的匹配性。只有良好的匹配才会带来更高的工资回报(Lazear,2009)^[36]。而流动劳动力其流出地与流入地的智能化技术水平差异会导致两地的劳动力市场规则或职业所需技能存在区别,致使劳动力在流动前的人力资本水平不一定完全适用于流入地劳动力市场(谢桂华,2012)^[37]。所以,流动最初,流动劳动力会不断学习新工作所需技能,积累工作经验,调整自身的人力资本水平,以匹配流动后的职业技能需求。这一过程可以称之为人力资本转化过程。与此同时,流动劳动力的新雇主也会根据其工作表现和产出业绩以正确评估其人力资本价值(Moscarini,2005)^[38]。随着时间推移,流动劳动力的人力资本转换率随着人力资本投资不断提高,其人力资本价值也会在工资收入中真正予以体现(Duleep和Regets,1999)^[39]。因此,针对初到该城市工作不久的短期流动劳动力而言,在时间的限制下,工业智能化发展较高的技术标准会对其人力资本适应性提出更高要求,低质量与不稳定的匹配很难产生良好的业绩表现并反馈到其工资收入上,导致流动劳动力实际工资性收入偏离理论预期,相较后期而言处于劣势状态。

对常住流动劳动力而言,工业智能化发展会通过职业分工对其工资收入产生积极影响。具体而言,工业智能化引致的用工技能需求结构调整,会因地域制度、政策、技术、教育等因素差异,产生用工选择的次序性。本地劳动力因其在教育资源获取、培训机会、经济基础、社会网络等方面的优势,倾向于被优先雇佣。在此基础上,工业智能化引发的劳动力跨地区流动(曹章露等,

2023)^[18],会进一步加剧流动劳动力与流入地劳动力本身的不完全替代性,产生职业再分配与劳动再分工,促使短期流动劳动力大多从事生产、运输、服务等低技能职业的同时(Meng, 2012)^[40],也将从事该类职业的流入地劳动力挤入到其他相对需要更高技能的职业(陈刚, 2016)^[41]。这一过程可称之为职业分工过程。该过程最终会通过生产效率改进提高流入地劳动力的工资水平(钟笑寒, 2006)^[42]。在考虑流动时间的情况下,常住流动劳动力相较于本地劳动力具有更高的经济利益驱动性(Chiswick, 1999^[43]; 谢桂华, 2012^[37]),这种趋向与短期流动劳动力基本一致,但比之多了经验与积累效应。导致常住流动劳动力随着时间推移在接受知识溢出效应、进行人力资本投资、培养本地社会资本等方面均具有比较优势。在以上分工和常住流动劳动力本身特征下,职业技能匹配质量的提高会给常住流动劳动力带来更高的生产力、竞争力和高收益(Venables, 2011)^[44]。因此,对常住流动劳动力而言,工业智能化会通过促使其与短期流动劳动力间的职业分工对其工资收入产生显著的正向影响。

因此,本文提出如下假设:

H₃:工业智能化对短期流动劳动力与常住流动劳动力工资性收入具有差异性影响。

H₄:人力资本转化是工业智能化影响短期流动劳动力工资性收入的一个重要机制;职业分工是工业智能化影响常住流动劳动力工资性收入的一个重要机制。

工业智能化影响流动劳动力工资性收入的机制如图1所示。

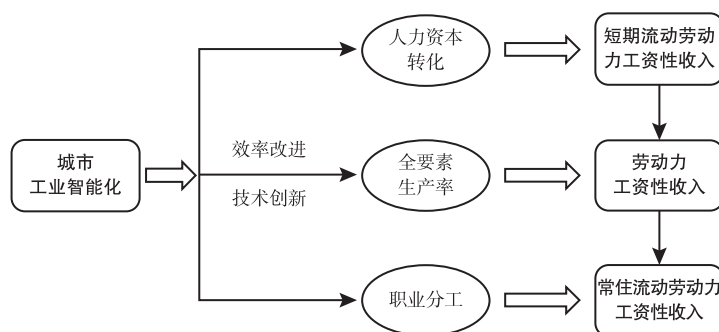


图1 工业智能化影响流动劳动力工资性收入的机制

资料来源:作者绘制

三、研究设计

1. 模型设定

为了探讨城市工业智能化水平对流动劳动力工资性收入的影响,本文设定了如下计量模型:

$$\ln wage_{i,c,t} = \alpha AI_{c,t} + \phi X_{i,c,t} + \varphi M_{c,t} + \mu_c + \lambda_t + \varepsilon_{i,c,t} \quad (1)$$

其中, $\ln wage_{i,c,t}$ 是本文的被解释变量流动劳动力的工资性收入; $AI_{c,t}$ 是本文的核心解释变量城市工业智能化指标; $X_{i,c,t}$ 表示劳动力个体层面的控制变量; $M_{c,t}$ 表示城市层面的控制变量; μ_c 和 λ_t 表示城市层面固定效应和时间固定效应; $\varepsilon_{i,c,t}$ 表示误差项。

2. 变量定义

(1)城市工业智能化水平(AI)。本文指代的是劳动力流入地的工业智能化水平。相较于用多维度细化指标构建工业智能化指标,利用工业机器人衡量工业智能化水平可以更好地缓解内生性问题(孙早和侯玉琳, 2021)^[45],因此,本文参考 Acemoglu 和 Restrepo (2020)^[46]、王永钦和董雯 (2023)^[21]的做法,构建城市层面机器人渗透度指标,以此衡量劳动力流入地的工业智能化水平。具体计算公式为:

$$AI_{c,t} = \sum_j \frac{emp_{j,c,t=2011}}{emp_{c,t=2011}} \cdot \frac{Rob_{j,t}}{L_{j,t=2011}} \quad (2)$$

其中, $AI_{c,t}$ 表示 c 城市在 t 年的工业智能化水平, $emp_{j,c,t=2011}$ 表示 2011 年 c 城市 j 行业的就业人数, $emp_{c,t=2011}$ 表示 2011 年 c 城市的总就业人数, $Rob_{j,t}$ 表示 t 年 j 行业的机器人存量, $L_{j,t=2011}$ 表示 2011 年全国层面 j 行业的就业人数。因此, 式(2)关于城市层面工业智能化指标的构建思路是以 2011 年 c 城市 j 行业的就业人数比重作为权重, 对以 2011 年全国就业人数计算得到的 j 行业机器人密度进行加权求和。

(2) 流动劳动力工资性收入($\ln wage$)。以中国流动人口动态监测数据(CMDS)中受访者对问题“您个人上个月(或上次就业)的收入为多少?”的回答衡量劳动者的名义工资性收入, 之后按其所在省份的居民消费价格指数、以 2011 年为基期进行平减转化为实际工资性收入, 用其对数形式作为本文的被解释变量。

(3) 控制变量。本文参考孙早和侯玉琳(2019)^[47]、王林辉等(2022b)^[48]、王永钦和董雯(2023)^[21]等的做法, 选择年龄(age)、受教育年限(edu)、性别($gender$)、户口性质($register$)、婚姻状况($marry$)、流动时间($flowtime$)作为个体层面控制变量, 选择城市人均 GDP($\ln GDPper$)、人口密度($popuden$)、产业结构($indstru$)、对外开放度($open$)、政府教育投入(hci)、融资便利度(fin)作为城市层面控制变量。城市层面的名义变量以城市所在省份的 GDP 平减指数、以 2011 年为基期进行平减。

本文相关变量的具体测度方式如表 1 所示。

表 1 变量定义与说明

变量	变量名称	变量符号	变量说明
被解释变量	工资性收入	$\ln wage$	受访者上个月(或上次就业)实际收入的对数形式(元)
解释变量	工业智能化	AI	机器人渗透度(每万人使用机器人数量)
个体层面控制变量	年龄	age	调查年份-出生年份
	受教育年限	edu	未上学、小学、初中、高中/中专、大专、本科、研究生的受教育年限分别视为 0、6、9、12、15、16、19 年
	性别	$gender$	二值变量: 女性为 1, 男性为 0
	户口性质	$register$	二值变量: 农村为 1, 其余为 0
	婚姻状况	$marry$	二值变量: 未婚为 1, 其余为 0
	流动时间	$flowtime$	本次流动时间与调查年份的时间间隔
城市层面控制变量	人均 GDP	$\ln GDPper$	实际人均地区生产总值的对数形式(万元)
	人口密度	$popuden$	户籍人口/行政区域土地面积(人/平方公里)
	产业结构	$indstru$	第二产业增加值/GDP(%)
	对外开放度	$open$	外商直接投资/GDP(%)
	政府教育投入	hci	教育支出/地方财政一般预算内支出(%)
	融资便利度	fin	金融机构存贷款余额/GDP

3. 数据说明

本文使用的微观个体数据来自于 2011—2018 年中国流动人口动态监测数据(CMDS), 将数据整理成混合截面数据后, 根据研究需要对数据进行了如下筛选: (1) 由于制造业是工业智能化发展的主要应用行业, 因此, 本文主要以制造业为研究样本; (2) 本文主要研究工业智能化对流动劳动力工资性收入的影响, 而 CMDS 数据中关于收入的数据仅限于“五一”节前一周做过一小时以上有收入的工作的受访者个体, 且自营劳动者和雇主这类就业身份的受访者的收入中还包含了经营性收入, 因此, 本文剔除了收入数据缺失的受访者个体样本, 保留了就业身份为雇员的样本; (3) 考虑

到我国男性劳动年龄人口为16~60岁、女性劳动年龄人口为16~55岁,因此,本文进一步选取了该区间的受访者作为研究对象。工业智能化测度使用的机器人数据来自于国际机器人联盟(IFR),相关城市层面数据主要来自于《中国城市统计年鉴》、中国研究数据服务平台(CNRDS)。由于部分城市在样本期内数据严重缺失,本文又剔除了西藏的日喀则市和林芝市、新疆的哈密市和吐鲁番市、青海的海南藏族自治州、安徽的巢湖市、海南的儋州市,最终得到203913条个体层面研究样本。变量的描述性统计结果如表2所示。

表2 变量的描述性统计

变量符号	样本量	均值	中位数	标准差	最小值	最大值
<i>lnwage</i>	203913	7.9595	7.9414	0.4231	1.0154	11.4337
<i>AI</i>	203913	25.0306	13.2499	31.9797	0	195.3739
<i>age</i>	203913	32.5345	31	8.9091	15	64
<i>edu</i>	203913	9.8950	9	2.9191	0	19
<i>gender</i>	203913	0.4299	0	0.4951	0	1
<i>register</i>	203913	0.8556	1	0.3515	0	1
<i>marry</i>	203913	0.2577	0	0.4374	0	1
<i>flowtime</i>	203913	4.2257	3	4.5218	0	55
<i>lnGDPper</i>	1891	1.8006	1.8538	0.4887	-0.3921	3.6840
<i>popuden</i>	1891	812.0984	701.1168	525.5901	5.0935	2648.2558
<i>indstru</i>	1891	47.0639	47.7100	8.7899	14.9500	89.3400
<i>open</i>	1891	2.9628	2.5766	2.0618	0.0002	19.8799
<i>hci</i>	1891	17.9483	17.1049	4.0344	4.3628	35.6207
<i>fin</i>	1891	3.2328	2.9550	1.2830	0.5879	13.5303

四、实证结果分析

1. 基准估计结果

表3列示了城市工业智能化对流动劳动力工资性收入影响的回归结果。未加入控制变量、只考虑个体层面控制变量和同时考虑个体与城市层面控制变量的结果分别如第(1)~(3)列所示。结果表明,城市工业智能化对流动劳动力工资性收入有显著的正向影响,第(3)列结果说明,城市层面每万人使用的机器人数量每增加1个单位,流动劳动力实际的工资性收入将增加0.08%,若按照实际工资性收入样本均值3143元计算,流动劳动力的工资性收入每月将增加2.5元。进一步地,本文根据受访者本次流动时间与调查时间之间的差额将全样本划分为常住流动劳动力样本与短期流动劳动力样本,分类讨论工业智能化对不同流动时间劳动力工资性收入的影响。流动且居住时间超过6个月的常住流动劳动力的回归结果如表3第(4)列所示,城市工业智能化的估计系数在1%显著性水平下显著为正;流动时间少于6个月的短期流动劳动力的回归结果如表3第(5)列所示,城市工业智能化的估计系数为正但不显著,说明城市工业智能化对不同流动时间劳动力的工资性收入具有显著的差异性影响。以上结果支持了本文提出的假设H₁和假设H₃,即整体来看,城市工业智能化发展会提高流动到该城市工作的劳动力的工资性收入,但这种影响存在差异性。与此同时,上述结果也证实了劳动力流动的确会带来高收益,至少从长期看来确实如此。劳动力流动这种“用脚投票”的自我选择过程(Todaro, 1969)^[1],也确实是个体劳动者在预期收入大于流动成本或追求长期效应最大化做出的选择。

表 3 基准估计结果

变量	全样本			常住流动劳动力	短期流动劳动力
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	<i>lnwage</i>	<i>lnwage</i>	<i>lnwage</i>	<i>lnwage</i>	<i>lnwage</i>
<i>AI</i>	0.0010*** (0.0003)	0.0007*** (0.0002)	0.0008*** (0.0002)	0.0008*** (0.0002)	0.0003 (0.0003)
<i>age</i>		-0.0007*** (0.0002)	-0.0007*** (0.0002)	-0.0013*** (0.0002)	0.0019*** (0.0004)
<i>edu</i>		0.0330*** (0.0034)	0.0330*** (0.0034)	0.0340*** (0.0036)	0.0228*** (0.0022)
<i>gender</i>		-0.2276*** (0.0097)	-0.2276*** (0.0097)	-0.2416*** (0.0092)	-0.1613*** (0.0121)
<i>register</i>		-0.0723*** (0.0192)	-0.0720*** (0.0192)	-0.0733*** (0.0201)	-0.0520*** (0.0124)
<i>marry</i>		-0.1366*** (0.0043)	-0.1369*** (0.0042)	-0.1301*** (0.0041)	-0.1266*** (0.0088)
<i>flowtime</i>		0.0028*** (0.0007)	0.0028*** (0.0007)	0.0017** (0.0007)	0.0244*** (0.0083)
<i>lnGDPper</i>			0.0085 (0.0084)	0.0116 (0.0096)	-0.0104 (0.0176)
<i>popuden</i>			0.0000 (0.0000)	0.0000 (0.0000)	0.0002*** (0.0001)
<i>indstru</i>			0.0034** (0.0016)	0.0036** (0.0016)	0.0009 (0.0020)
<i>open</i>			0.0074*** (0.0028)	0.0081*** (0.0027)	0.0032 (0.0035)
<i>hci</i>			-0.0032* (0.0017)	-0.0035** (0.0017)	-0.0005 (0.0026)
<i>fin</i>			0.0082 (0.0110)	0.0143 (0.0100)	-0.0259* (0.0135)
<i>cons</i>	7.2461*** (0.0046)	7.1663*** (0.0297)	7.0006*** (0.1030)	7.0146*** (0.0999)	7.5086*** (0.1021)
城市/年份固定效应	是	是	是	是	是
样本量	203913	203913	203913	167839	36074
R ²	0.1679	0.3155	0.3162	0.3323	0.2548

注:括号内是城市层面聚类稳健标准误;***、**、*分别表示在1%、5%、10%水平下显著,下同

2. 内生性分析

为了确保上述回归结果的稳健性,首先需要对其内生性问题进行处理。一方面,城市工业智能化水平提高有利于流动劳动力工资水平上升,但与此同时,流动劳动力工资水平的提高亦会通过吸引人才集聚、资本替代劳动等方式进一步促进城市工业智能化发展。城市工业智能化发展与流动劳动力工资性收入之间的反向因果关系会导致基准回归结果有偏。另一方面,城市工业智能化发展是一种全方位多维度的指标,本文的测度方式可能存在测量误差问题。测量误差的存在会使解释变量工业智能化与误差项中影响被解释变量流动劳动力工资性收入的不可观测因素相关联,从而低估真实的因果效应。为此,本文采用工具变量法进行两阶段最小二乘回归以修正内生性问题产生的估计结果偏差。

理想的工具变量要满足相关性和外生性条件。自然界变量的随机属性使其独立于经济系统之外,普遍能够满足工具变量的外生性要求。因此,本文选用地形起伏度作为外生的工具变量(林

伯强和谭睿鹏,2019^[49];胡善成等,2023^[50])。但由于地形起伏度是不随时间变化的变量,为了使之具有时变的特征,本文参考柏培文和张云(2021)^[51]的时变指标选取方式以及Nunn和Qian(2014)^[52]的双维度工具变量构建方式,用2001—2008年全国人工智能企业数量这一历史数据的对数形式与地形起伏度的交互项作为城市工业智能化的工具变量。城市工业智能化发展依托于信息与通信网络技术、厂房等基础设施建设,地形陡峭地区部署网络设施的成本相对高昂,建立连片工业用地的困难较大,可能对城市智能化发展产生不利影响。地形起伏度与城市工业智能化发展存在一定关联,但其作为地理特征无法直接影响流动劳动力工资性收入。此外,采用人工智能技术的企业作为城市工业智能化发展的微观主体,其数量多寡是反映其所在城市工业智能化发展的重要指标,但全国采用人工智能技术的企业数量无法直接作用于某一地区劳动者的工资性收入,尤其是在采用历史数据的情况下。因此,2001—2008年全国人工智能企业数量这一历史数据的对数形式与地形起伏度的交互项这一工具变量理论上满足“强相关”和“严外生”的要求。

两阶段最小二乘回归结果如表4所示。第(1)~(3)列的第一阶段结果表明,工具变量IV对城市工业智能化(AI)有显著的负向影响,符合理论预期。不可识别检验的p值为0,表明IV与AI存在相关性,弱工具变量检验F统计量的数值大于Stock-Yogo检验的10%水平临界值16.38,进一步说明该工具变量不是弱工具变量,与工业智能化指标具有较强的相关性。第(4)~(6)列的第二阶段回归结果表明,工业智能化对流动劳动力工资性收入的影响在全样本和常住流动劳动力中显著为正,与基准估计结果一致。工具变量的回归结果系数为0.0023,大于基准回归结果的0.0008,表明基准估计结果低估了城市工业智能化发展对流动劳动力工资性收入的真实影响。此外,工业智能化对常住流动劳动力和短期流动劳动力工资性收入的影响方向和显著性与基准估计结果一致。

表4 工具变量两阶段最小二乘回归

变量	第一阶段			第二阶段		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	全样本	常住流动 劳动力	短期流动 劳动力	全样本	常住流动 劳动力	短期流动 劳动力
	AI	AI	AI	lnwage	lnwage	lnwage
IV	-12.2547*** (0.1944)	-13.8592*** (0.2332)	-5.3401*** (0.3011)			
\widehat{AI}				0.0023*** (0.0003)	0.0020*** (0.0003)	0.0021 (0.0016)
不可识别检验	5677.832 [0.000]	5279.045 [0.000]	281.498 [0.000]			
弱工具变量检验	3972.626 <16.38>	3532.730 <16.38>	314.751 <16.38>			
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市/年份固定效应	是	是	是	是	是	是
样本量	203913	167839	36074	203912	167836	36051
R ²	0.7925	0.7971	0.7788	0.1761	0.1918	0.1003

注:括号内是稳健标准误;不可识别检验汇报的是Kleibergen-Paap rk LM statistic,其下方的方括号内是p值;弱工具变量检验汇报的是Kleibergen-Paap rk Wald F statistic,其下方的尖括号是Stock-Yogo weak ID test在10%显著性水平上的临界值

3. 其他稳健性检验

为了进一步确保回归结果的稳健性,本文还采取了如下方式进行检验:(1)控制职业变量。同一受教育程度的劳动力因职业不同,工资性收入也会有所差异,因此,本文进一步控制了劳动者的职业。结果如表5的Panel A的前三列所示。(2)剔除非企业样本。工业智能化对流动劳动力工资性收入的影响主要通过劳动力市场的价格信号传递,且企业是影响劳动力就业的核心主体,因此,本文将

非企业的样本进行剔除,结果如表5的Panel A的后三列所示。(3)替换解释变量。工业机器人新安装数据相较于其存量数据,能较为纯粹地反映每年智能化水平的变化,因此,本文用工业机器人新安装数据重新按照式(2)的思路构建工业智能化指标,回归结果如表5的Panel B的前三列所示。(4)替换被解释变量。为确保回归结果不会因被解释变量的改变发生变化,本文采用劳动者每小时的工资水平替换了被解释变量月工资水平的对数形式,回归结果如表5的Panel B的后三列所示。以上稳健性检验的结果无论是全样本还是分样本均与基准估计结果一致,验证了本文基准结果的稳健性。

表5 稳健性检验

Panel A	控制职业			剔除非企业样本		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	全样本 <i>lnwage</i>	常住流动劳动力 <i>lnwage</i>	短期流动劳动力 <i>lnwage</i>	全样本 <i>lnwage</i>	常住流动劳动力 <i>lnwage</i>	短期流动劳动力 <i>lnwage</i>
<i>AI</i>	0.0007*** (0.0002)	0.0007*** (0.0002)	0.0003 (0.0003)	0.0007*** (0.0002)	0.0007*** (0.0002)	0.0004 (0.0004)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
职业	控制	控制	控制	未控制	未控制	未控制
城市/年份固定效应	是	是	是	是	是	是
样本量	203913	167839	36074	187269	154770	32499
R ²	0.3290	0.3453	0.2628	0.3245	0.3401	0.2595
Panel B	替换解释变量			替换被解释变量		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	全样本 <i>lnwage</i>	常住流动劳动力 <i>lnwage</i>	短期流动劳动力 <i>lnwage</i>	全样本 <i>wagehour</i>	常住流动劳动力 <i>wagehour</i>	短期流动劳动力 <i>wagehour</i>
<i>AI_f</i>	0.0034*** (0.0008)	0.0034*** (0.0007)	0.0017 (0.0013)			
<i>AI</i>				0.0324*** (0.0082)	0.0335*** (0.0073)	0.0139 (0.0121)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市/年份固定效应	是	是	是	是	是	是
样本量	203913	167839	36074	174612	144325	30287
R ²	0.3164	0.3325	0.2549	0.3406	0.3501	0.2755

注:括号内是城市层面聚类稳健标准误,下同

五、作用机制检验

根据前文理论分析,本文首先验证工业智能化对流动劳动力整体工资性收入影响的作用机制。工业智能化会通过生产率效应影响流动劳动者的工资性收入。该生产率效应可进一步分为全要素生产率效应、效率改进效应和技术创新效应三方面。因此,指标选取上,本文用城市当地所有上市企业全要素生产率的平均值衡量该城市的全要素生产率效应,用 tfp 表示,数据来自CSMAR。因效率改进会体现为劳动生产率提高,所以,本文用企业(普遍是中小企业)的人均营业收入衡量劳动生产率,用城市当地所有企业的平均劳动生产率衡量该城市的效率改进效应,用 lp 表示,数据来自2011—2016年的税调数据。技术创新最主要的表现形式是专利,所以,本文用城市的制造业领域发明申请数衡量技术创新效应,用 $patent$ 表示,数据来自于CNRDS。机制变量对工业智能化回归的这三种生产率效应的检验结果分别如表6所示。研究发现,工业智能化对机制变量的影响系数均显著为正,说明工业智能化的确会实现全要素生产率提升、劳动效率改进以及创新成果增加。而全要素生产率提高后,企业会通过工资增长的方式与员工分享部分收益(Lazear, 2000)^[53]。即便存在劳动报酬增长与劳动生产率增长的非同步性,员工也会因自身生产率的提高而获得更高的工资回报

(Becchetti 等, 2013)^[54]。此外,企业在研发前和研发中会通过高工资吸引并激励员工创新,研发后会通过创新租金分享留住并鼓励员工持续创新(Van Reenen, 1996^[55]; Cirera 和 Martins-Neto, 2023^[56])。创新成果的出现还会通过内部协同共享、产业链、市场竞争、人才流动等渠道产生溢出效应,引发大范围生产率改进,促进更广泛劳动力群体工资的上升(Aghion 等, 2018)^[28]。以上结果论证了工业智能化的确会通过生产率效应对流动劳动力的工资性收入产生影响的假设。即工业智能化一方面会通过效率改进和技术创新提高流动劳动力工资性收入;另一方面,会通过效率改进和技术创新影响生产效率,从而有利于流动劳动力工资性收入增加。假设 H₂ 得到验证。

表 6 全样本作用机制检验

变量	全样本		
	(1)	(2)	(3)
	全要素生产率机制	效率改进机制	技术创新机制
	<i>tfp</i>	<i>lp</i>	<i>patent</i>
<i>AI</i>	0.0007* (0.0004)	0.0040** (0.0017)	0.0281*** (0.0083)
控制变量	控制	控制	控制
城市/年份固定效应	是	是	是
样本量	203909	155776	203910
R ²	0.9010	0.8723	0.9452

其次,验证工业智能化对常住流动劳动力工资性收入影响的作用机制。前文理论分析已经提到,职业分工这一机制的前提是短期流动劳动力和常住流动劳动力之间的不完全替代性。除本文使用的数据证实了不完全替代性的存在,现有研究一定程度上也为本文提供了经验证据(Meng, 2012)^[40]。在此基础上,本文将采用如下间接方式验证职业分工机制。原理是,如果劳动力间不完全替代性背景下的职业分工是工业智能化影响常住流动劳动力工资性收入的一个重要机制的话,那么,理论上,在同一技能等级的职业内,工业智能化对常住流动劳动力工资的促进效应更强。其中,职业等级划分参考王永钦和董雯(2023)^[21]的做法,将国家机关、党群组织、企事业单位负责人和专业技术人员视为高技能职业;将办事人员和有关人员,生产、运输设备操作人员及有关人员,其他生产、运输设备操作人员及有关人员,视为中技能职业;将商业、服务业人员,其他商业、服务业人员,农林牧渔水利业生产人员,视为低技能职业。机制检验结果如表 7 的前六列所示。结果表明,在每一职业等级内,工业智能化对常住流动劳动力工资的影响都显著为正,对短期流动劳动力的影响不显著,二者显著性存在明显差别。证实了上述检验逻辑。

最后,验证工业智能化对短期流动劳动力工资性收入影响的作用机制。前文理论分析表明,工业智能化发展使得劳动力在实际流动过程中因流入地和流出地的技术水平、劳动力市场规则等存在差异,其在流动前的人力资本需要时间转化才能适应新的岗位技能需求以及调整新雇主对其的人力资本价值评估。而人力资本一般包括受教育程度和工作经验,普遍而言,劳动力的受教育程度在流动前后保持不变,所以,本文采用工作经验来表示人力资本。而本文想构建的指标是流动后的人力资本转化率,这里涉及到流动后的时间作用和人机匹配或协调作用。所以,本文参考谢桂华(2012)^[37]的思路,进一步用劳动力流入到本地的月份长短来衡量流动后积累的工作经验,以此反映流动后的人力资本;借鉴胡晟明等(2021)^[57]的做法计算人机匹配度,以此表征人力资本转化率(*hc*)^①。人机匹配或协调度越高,说明人力资本转化率越高,二者同向变动。机制变量对工

① 人力资本转化率 $hc = \sqrt{u \times v}$ 。其中, $u = 2\sqrt{ETR \times skill} / (ETR + skill)$ 表示工业智能化的技术水平与流动劳动力的人力资本水平间的耦合度, $v = 0.5 \times ETR + 0.5 \times skill$ 表示二者综合协调指数。*ETR* 用机器人渗透度衡量, *skill* 用流动后积累的工作经验(劳动力流入到本地的月份长短)衡量。

业智能化回归的机制检验结果如表7第(7)列所示。结果表明,工业智能化对人力资本转化率的影响系数显著为负,说明工业智能化发展会降低短期流动劳动力的人力资本转化率。这既可以理解为工业智能化创造了全新的工作岗位,也可理解为工业智能化重构了原有岗位的技能组合及其权重,从而导致短期内流动劳动力的技能供给较难与岗位技能需求完全匹配。而人力资本作为工资决定的重要机制,其与岗位技能的匹配质量是影响生产率进而决定劳动力工资高低的关键(屈小博和黄海,2024)^[17]。良好的匹配会产生特定的人力资本,为企业创造更大经济价值和竞争优势(Weller等,2019)^[58]。劳动力也会因与企业需求高度匹配的技能组合从而获得更高工资(Lazear,2009)^[36]。这就意味着,工业智能化会通过降低短期流动劳动力的人力资本转化率,从而对其工资产生不利影响。这与生产率效应共同作用可能就是导致工业智能化对短期流动劳动力工资性收入影响基准结果不显著的原因。

表7 分样本作用机制检验

变量	常住流动劳动力:职业分工效应						短期流动 劳动力
	高技能职业		中技能职业		低技能职业		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	常住	短期	常住	短期	常住	短期	人力资本转化效应
	lnwage	lnwage	lnwage	lnwage	lnwage	lnwage	hc
AI	0.0010*** (0.0002)	0.0011 (0.0007)	0.0004** (0.0002)	0.0001 (0.0004)	0.0007*** (0.0002)	0.0007 (0.0009)	-0.0241*** (0.0014)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市/年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是
样本量	24944	3360	129801	30642	13094	2072	23028
R ²	0.4137	0.3900	0.2978	0.2421	0.3833	0.3699	0.9627
经验p值	0.003		0.000		0.202		/

注:经验p值汇报的是通过费舍尔组合检验(抽样1000次)得到的组间系数差异检验的p值,下同

六、异质性分析

一方面,全样本中既包括短期流动劳动力,又包括常住流动劳动力;另一方面,生产率机制是人机交互、技能匹配等多种因素耦合形成的工业智能化影响流动劳动力工资性收入的机制。所以,相较于在全样本中佐证生产率效应机制,直接在分样本中分别验证工业智能化对常住流动劳动力和短期流动劳动力作用机制程度差异,会进一步凸显研究流动劳动力的意义。因此,本部分将基于技能维度、规模与时间维度进行异质性分析,以佐证工业智能化对常住流动劳动力和短期流动劳动力工资性收入影响的机制作用。

1. 技能维度

工业智能化存在对低技能劳动力的替代效应对高技能劳动力的互补效应,所以,理论上流动劳动力的技能水平高低是工业智能化影响其工资性收入的重要因素。为了佐证前文提及的城市工业智能化对常住流动劳动力与短期流动劳动力工资性收入差异性影响的作用机制,首先需要分析流动劳动力技能水平在其中的作用。本文参考学者们的普遍做法,以学历衡量技能水平,将大专及以上学历的劳动者视为高技能劳动力,其他学历劳动者视为低技能劳动力,利用分组回归的方式分析劳动力技能水平高低在工业智能化对常住流动劳动力和短期流动劳动力工资性收入影响中的作用。

估计结果如表8所示。对常住流动劳动力而言,工业智能化对高、低技能劳动力工资性收入均具有显著的正向影响;而对短期流动劳动力而言,工业智能化对高、低技能劳动力工资性收入的影

响均不显著。组间系数差异检验结果进一步表明,工业智能化对常住流动劳动力工资性收入的影响具有技能差异,但从系数大小来看差异不大;而对短期流动劳动力工资性收入的影响并不具有显著的技能差异。这也间接证明了选择涉及短期流动劳动力与常住流动劳动力间的职业分工机制以及同时作用于高、低技能劳动力的人力资本转化机制的合理性。

表 8 技能异质性

变量	常住流动劳动力		短期流动劳动力	
	(1)	(2)	(3)	(4)
	高技能 lnwage	低技能 lnwage	高技能 lnwage	低技能 lnwage
AI	0.0005*** (0.0002)	0.0004*** (0.0001)	0.0007 (0.0004)	0.0002 (0.0004)
样本量	22247	145592	2613	33461
R ²	0.4243	0.2873	0.4535	0.2415
经验 p 值	0.000		0.122	

注:所有异质性分析均控制了相关劳动者个体层面和城市层面控制变量以及城市和调查年份固定效应;括号内是城市层面聚类稳健标准误,下同

此外,以上结果也说明了技能水平高低对流动劳动力工资水平产生影响的程度会取决于流动劳动力类型。这进一步表明,人力资本转化机制和职业分工机制虽然会同时作用于高、低技能劳动力,但作用程度存在差异,从而会导致机制的作用存在差异。原因在于,工业智能化对低技能劳动力的替代效应和对高技能劳动力的互补效应,还会通过劳动力的重要性以及就业状态影响其流动行为选择(陈媛媛等,2022)^[2],通过劳动要素跨地区配置影响不同劳动力主体的现实利益(许岩等,2019)^[3]。也就是说,虽然理论上劳动力流动是一种“用脚投票”的自我选择过程(Todaro,1969)^[1],只有当预期收入大于流动成本的情况下才会流动,但现实中工业智能化对劳动力的替代效应和互补效应会引发高、低技能劳动力流动目标的异质性,也会对不同类型流动劳动力的工资性收入产生差异影响。

对高技能劳动力而言,其流动的主要目的是获取更高收入。所以,无论是否流动,高技能劳动力较高的人力资本禀赋都会为其获取高收入打下坚实基础。一方面,对短期流动的高技能劳动力来说,其较高的人力资本水平有利于其更快地学习并适应复杂的新任务(Duleep 和 Regets, 1999)^[39]。所以,即使在工业智能化发展会加剧岗位任务技能难度的背景下,高技能劳动力的短期人力资本转化率也相对更高,受到工业智能化的负面影响相对较小。另一方面,对常住的高技能劳动力来说,短期高技能劳动力的流入产生的知识溢出效应有利于其人力资本水平进一步提升,再结合其在本地区长年累月积累的资本,会促使常住高技能劳动力在高技能职业上更具比较优势,出现职业升级。因高技能劳动力只有在更高技能岗位上才能更好地发挥作用从而获得更高收入,在低于自身人力资本水平岗位上从事其他劳动力相同或相似的任务并不能发挥出其更高的比较优势,所以,理论上,对常住的高技能劳动力而言,其高技能职业上会比短期流入的高技能劳动力获得更多的工业化发展带来的收益增量,而在中低技能职业上并不容易获得额外收益。

对低技能劳动力而言,其流动的首要目的是稳就业,其次才是获取更高收入。原因在于,低技能劳动力普遍与智能化技术设备呈替代关系,存在失业或者工资降低的风险。面对这种情况,低技能劳动力有两种选择:一是留在当地,要么处于失业状态或退出劳动力市场,要么在其他行业工作;二是流动到其他能寻找到与当前工作相似性高的工作的地区(陈媛媛等,2022)^[2]。也就是说,低技能劳动力在面临或预期面临失业和工资降低的情况下,会迁出本地寻求新的工作机会,以实现工作相对稳定和工资的相对增长(Hansen 等,2021^[59];曹章露等,2023^[18])。然而,工业化发展在全国各地区推进,说明对低技能劳动力的替代具有非局部性,低技能劳动力的技能相对落伍。若不能迅速适应并提升人力资本水平,随着岗位技能要求的不断提高,其技能折旧速度将加快(王

林辉等,2023)^[60]。而且由负向的自我选择理论可知,如果流动的劳动力普遍是低技能劳动力,那么他们在流出后的收入劣势将很难改变(Borjas,1987)^[61]。所以,对短期流入的低技能劳动力而言,因其人力资本水平较低,难以在短时间内适应复杂岗位的技能需求,人力资本转化率受工业智能化的负面影响更大。为了确保流动后能及时找到工作获取收入,会一定程度上降低工作与工资预期(宁光杰等,2023)^[62],从事诸如运输服务等低技能职业,从而将常住的低技能劳动力从该类职业中释放出来。常住的低技能劳动力凭借积攒的资源与政策等优势向更高技能职业转移(陈刚,2016)^[41],所以,理论上,其在中等技能职业分工获得的收入效应更显著。

因此,为了进一步验证上述关于职业分工机制和人力资本转化机制在高低技能劳动力间的作用差异,以佐证机制选取的合理性,本文又分别针对高技能劳动力和低技能劳动力探讨职业分工机制和人力资本转化机制的作用。回归结果分别如表9、表10所示。职业分工机制研究发现,对高技能劳动力而言,工业智能化对常住流动劳动力工资的促进效应在高技能职业更显著,在中、低技能职业中与短期流动劳动力无显著差别。而对低技能劳动力来说,工业智能化对常住流动劳动力工资的促进效应在中等技能职业更显著,在高、低技能职业中与短期流动劳动力无显著差别。这说明,与短期流动劳动力相比,常住流动劳动力的确具备一定的比较优势,他们虽然经历了职业上的转换,但因为更熟悉本地劳动力市场的规则以及劳动力要求,所以,在获取高工资上更具有优势。但这种优势对于不同技能(学历)的劳动者存在差异。对低技能劳动力(大专以下学历)而言,常住流动劳动力在中等技能职业上的收入效应显著高于短期流动劳动力;对高技能劳动力(大专及以上学历)而言,常住流动劳动力在高等技能职业上的收入效应显著高于短期流动劳动力。这种职业分工作用在高、低技能劳动力上的差别与理论预期基本一致。

表9 职业分工机制检验:技能维度

变量		高技能职业		中技能职业		低技能职业	
		(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
		常住	短期	常住	短期	常住	短期
		lnwage	lnwage	lnwage	lnwage	lnwage	lnwage
高技能	AI	0.0005*** (0.0002)	0.0009 (0.0008)	0.0000 (0.0002)	0.0009 (0.0005)	0.0005 (0.0005)	-0.0011 (0.0013)
	样本量	9459	869	9882	1385	2906	359
	R ²	0.4751	0.5703	0.3647	0.4033	0.4089	0.6047
	经验p值	0.095		0.186		0.323	
低技能	AI	0.0003 (0.0003)	0.0009 (0.0010)	0.0004* (0.0002)	0.0001 (0.0004)	0.0003 (0.0002)	0.0004 (0.0009)
	样本量	15485	2491	119919	29257	10188	1713
	R ²	0.3277	0.3593	0.2871	0.2396	0.3137	0.3530
	经验p值	0.020		0.000		0.158	

此外,表10的结果表明,工业智能化对短期流动的高技能劳动力和低技能劳动力的人力资本转化率的影响显著为负,但系数没有显著差别。这说明,工业智能化对短期流动劳动力的人力资本转化率的影响并不存在显著的技能(学历)差异。说明短期流动劳动力无论是高学历还是低学历,即使学习适应能力不同,也都需要干中学、人力资本投资等才能匹配流动后的岗位要求。结论虽与理论预期存在些许差别,但也证实了人力资本转化率机制会同时作用于高、低技能劳动力,从而导致表8中得出的工业智能化对短期流动劳动力工资性收入的影响不具有显著的技能差异的结论,表明了该机制的合理性。表9和表10的结果也间接说明劳动力流动时间的影响。即在短期内,虽然高、低技能劳动力的人力资本转化在流动后都会受到工业智能化带来的相似程度的负面

冲击,从而对各自工资产生不利影响。但长期来看,高技能劳动力最终会在高技能职业上获得高收益,低技能劳动力则会在中技能职业上获得工业智能化带来的高收益。

表 10 人力资本转化机制检验:技能维度

变量	(1)	(2)
	高技能	低技能
	<i>hc</i>	<i>hc</i>
<i>AI</i>	-0.0236*** (0.0011)	-0.0242*** (0.0014)
样本量	1584	21444
R ²	0.9727	0.9626
经验 <i>p</i> 值	0.355	

2. 规模维度和时间维度

本部分将从规模维度和时间维度两方面分别验证工业智能化对常住流动劳动力和短期流动劳动力作用机制程度差异,以进一步佐证前文的机制分析。

规模维度方面。同一时间段内,一个地区制造业的就业规模越大,说明具有替代性的机器或智能化资本在该地区当前较少,本地企业更喜欢雇佣劳动力执行生产任务,尤其是低技能劳动力。这说明,制造业的就业规模越大,常住流动劳动力普遍是低技能职业。但考虑技术随时间变化和普及趋势,当前时间制造业就业规模越大,也同步意味着未来工业智能化在该地区的发展潜力巨大(Cheng等,2019)^[63]。因此,基期制造业规模大的地区,因低技能职业更多,所以,随着智能化技术的不断提升和工业智能化的大力发展,职业分工率先从常住流动劳动力内部产生,且程度大、范围广,会让大量从事低技能职业的常住流动劳动力逐渐转移到中高技能职业中。因从事低技能职业的人数过多,职业分工的时间将会一定程度上延长。这一过程中,最初常住流动劳动力的人力资本水平会随着不断被挤入到更高技能职业中而不断提升,进而导致其在之后与短期流动劳动力进行职业再分工的比较优势中获取到的收益增量逐渐减弱。而后期不断流入的大量从事低技能职业的劳动力会渐渐成为常住流动劳动力,其人力资本水平引致的收益增量也会经历上述类似的变化。因此,在基期制造业规模大的地区,本文预期,同一技能等级职业内产生的工业智能化对常住流动劳动者工资的促进效应,会随着职业技能等级提升而减弱。反之,若地区基期制造业就业规模小,意味着未来该地区进行智能化转型的可能性小,职业分工程度相对更小。因而在同一技能等级职业内,工业智能化对常住流动劳动力工资的影响与对短期流动劳动力的影响可能没有显著差别。以上分析是基于职业分工机制逻辑展开的。为了验证上述逻辑,本文以2011年各城市制造业就业人数的均值划分为大规模和小规模城市两类进行异质性分析,结果如表11所示。

基于大规模样本的结果表明,在低技能职业组,工业智能化对常住流动劳动力工资性收入的影响为0.0012,在5%水平下显著;对短期流动劳动力的影响为-0.0005,不显著。说明工业智能化对常住流动劳动力工资性收入促进效应更明显。在中技能职业组,工业智能化对常住流动劳动力工资性收入和短期流动劳动力的影响均显著为正,且影响系数并无显著差异,说明工业智能化对常住流动劳动力工资性收入和短期流动劳动力的促进作用无明显差别。在高技能职业组,工业智能化对常住流动劳动力工资性收入的影响为0.0004,不显著;对短期流动劳动力的影响为0.0028,在5%水平下显著。说明工业智能化对常住流动劳动力工资性收入无明显促进效应。所以,在制造业规模大的群体中,同一技能等级职业内产生的工业智能化对常住流动劳动者工资的促进效应的确在转弱。基于小规模样本的结果表明,无论是在低技能职业等级中,还是中技能或高技能职业等级中,工业智能化对常住流动劳动力和短期流动劳动力的影响都不显著。所以,在制造业规

模小的群体中,工业智能化对常住流动劳动力工资的影响与对短期流动劳动力的影响的确没有显著差别。以上结论与理论预期基本一致,也进一步佐证了职业分工在工业智能化对常住流动劳动力工资性收入影响中的作用。

表 11 职业分工机制检验:规模维度

变量		高技能职业		中技能职业		低技能职业	
		(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
		常住	短期	常住	短期	常住	短期
		<i>lnwage</i>	<i>lnwage</i>	<i>lnwage</i>	<i>lnwage</i>	<i>lnwage</i>	<i>lnwage</i>
大规模	<i>AI</i>	0.0004 (0.0003)	0.0028** (0.0009)	0.0012*** (0.0003)	0.0015** (0.0006)	0.0012** (0.0004)	-0.0005 (0.0012)
	样本量	9774	1073	49680	10023	4878	624
	R ²	0.4531	0.4174	0.3066	0.2214	0.4152	0.3819
	经验 <i>p</i> 值	0.042		0.222		0.303	
小规模	<i>AI</i>	0.0011 (0.0010)	0.0008 (0.0019)	-0.0006 (0.0005)	-0.0011 (0.0009)	-0.0004 (0.0013)	0.0031 (0.0036)
	样本量	15170	2287	80121	20619	8216	1448
	R ²	0.3410	0.3962	0.2931	0.2549	0.3368	0.3713
	经验 <i>p</i> 值	0.026		0.000		0.196	

时间维度方面。工业智能化作为智能化技术应用于工业领域的转型方式,其在不同发展阶段的技术水平可能会导致工业智能化对流动劳动力人力资本转化率的影响呈现出阶段性特征(陈媛媛等,2022)^[2]。随着智能化技术的发展,各城市各企业陆续开始工业智能化转型从无到有的过程。2015年我国提出了智能制造试点示范城市政策,进一步推动了城市工业智能化发展,工业智能化进入快速发展时期。然而,技术的迅速推广与发展不断抬高了岗位的技能要求,可能导致劳动者的技能水平难以同步提高以适应更高技能的岗位需求(Graetz和Michaels,2018)^[31]。也就是说,工业智能化快速发展导致的技能加速折旧现象(王林辉等,2023)^[60],会进一步降低流动劳动力的人力资本转化速度,导致人机匹配度降低,从而对其工资性收入产生不利影响。因此,相对而言,工业智能化对人力资本转化率的负向影响在工业智能化快速发展时期更大。对应于时间维度,即预期在智能化发展后期可能对流动劳动力人力资本转化率的影响更为显著或在相同显著性水平下影响系数更大。

因此,本文以2015年为分界点,将2011—2014年视为工业智能化发展起步阶段,2015—2018年视为工业智能化快速发展阶段,在此分类基础上分组进行作用机制检验,结果如表12所示。本文发现,工业智能化对人力资本转化率的估计系数在工业智能化快速展阶段的负向影响更大,说明工业智能化加速发展的确会进一步降低流动劳动力的人力资本转化率,从而对其工资性收入产生不利影响。该结论与理论预期基本一致,同步佐证了人力资本转化率在工业智能化对短期流动劳动力工资性收入影响中的作用。

表 12 人力资本转化机制检验:时间维度

变量	(1)	(2)
	快速发展阶段(2015—2018年)	起步阶段(2011—2014年)
	<i>hc</i>	<i>hc</i>
<i>AI</i>	-0.0287*** (0.0036)	-0.0235*** (0.0018)
样本量	9242	13786
R ²	0.9778	0.9813
经验 <i>p</i> 值	0.000	

七、结论与政策启示

本文基于流动人口视角分析了城市工业化发展对流入到该城市工作的流动劳动力工资性收入的影响,在此基础上,根据流动时间差异将流动劳动力分为常住流动劳动力和短期流动劳动力两类,考察了工业化对两类流动劳动力的差异性影响。即从工业化视角探究劳动力流动能否带来高收益以及这种影响的时间效应。研究发现,城市工业化对流动劳动力的工资性收入具有显著的正向影响,说明即使在工业化存在对劳动力的替代效应的情况下,劳动力流动后也会获取高收益。但在考虑劳动力流动时间的情况下,城市工业化发展对常住流动劳动力和短期流动劳动力的工资性收入具有显著的差异性影响。城市工业化发展对常住流动劳动力工资性收入具有显著的正向影响,而对短期流动劳动力的影响不显著。这也同步说明,工业化背景下,劳动力流动后获取高收益具有时间效应,流动时间越长,越能获取收益增量。机制分析表明,工业化主要通过全要素生产率提升、效率改进和技术创新提高流动劳动力的工资水平。对常住流动劳动力而言,职业分工效应是工业化提升其工资性收入的主要机制;而对短期流动劳动力而言,人力资本转化效应是工业化发展对其工资性收入产生负面影响的主要机制,该机制结合生产率效应带来的正向影响,可能是造成工业化对短期流动劳动力工资影响不显著的主要原因。技能维度的异质性分析表明,职业分工机制导致的常住流动劳动力相较于短期流动劳动力的收益获取优势对不同技能的劳动者存在差异。常住低技能劳动力在中等技能职业上的收入效应更显著,常住高技能劳动力在高等技能职业上的收入效应更显著。而人力资本转化机制并不存在技能差异,面对工业化带来的技能冲击,短期流动的高技能劳动力与低技能劳动力的人力资本转化率受到的负面影响相似。基于规模维度和时间维度的异质性分析表明,在基期制造业规模大的地区,职业分工机制会导致同一技能等级职业内的工业化对常住流动劳动力工资的促进效应随着职业技能等级提升而减弱。这种影响在基期制造业就业规模小的地区并不存在。此外,人力资本转化机制对短期流动劳动力工资性收入的负面影响会随着工业化的加速发展而增强。根据上述研究结论,本文得到如下启示。

其一,由于城市工业化能够整体上提高流动劳动力的工资性收入,那么,在追求高质量发展过程中,要充分发挥工业化的生产力提升作用以及对劳动者工资性收入的带动作用,让劳动者共享更多的发展成果。在这一过程中,人力资本的作用凸显。所以,我国应该实施更加积极有效的人才政策,培养全方位、多元化人才,提高劳动者整体的人力资本水平,这对实现智能化领域关键技术突破、积极稳步推进工业化发展具有积极影响。

其二,城市工业化对不同类型流动劳动力工资性收入的影响具有差异性,尤其是对短期流动劳动力的影响较为微弱。一方面的原因是短期流动劳动力大多数是低技能劳动力,其流动有可能是失业的被动流动,技能低和信息不对称会导致其流动不畅或只能在流入地找到薪资较低的工作,相较于常住流动劳动力处于劣势;另一方面的原因可能是低技能劳动力较低的人力资本转化率要通过一段时间的“干中学”才能适应流入地环境,以及流入地的新工作的技能要求。所以,为了提高短期流动劳动力的工资性收入,针对上述可能的原因,一是要进一步适当放松当前的户籍限制,促使劳动力在各城市间合理有序流动,提高各地劳动力市场的联通性和协同性以及要素资源配置效率;二是由政府搭建互联互通的针对就业困难劳动力的就业求职交流平台,消减地区间信息交流壁垒;三是积极发挥工业化生产率效应引发的就业岗位创造优势,提供更多数量和多种类型就业岗位,满足就业需求;四是由各地政府和企业提供相关完善的岗前培训、岗中帮扶,加快劳动力岗位适应性。

其三,城市工业化虽然整体上有利于流动劳动力工资性收入增加,但在工业化转型

的进程中,不可避免地会对低学历、从事重复性和程序性常规任务的劳动力产生负面影响,且这种影响在工业智能化规模和技术随时间加速发展中可能更明显。即使劳动力流动的要素再配置过程引发的效率提升可以一定程度缓解这种不利影响,但并不是所有劳动者都会从流动中获益。这种不利影响只能靠提升劳动者自身人力资本水平的方式弥补。因此,劳动者应积极参与社会工会或政府组织的技能培训,主动提高自身人力资本和技能水平以顺应时代发展。

参考文献

- [1] Todaro, M.P. A Model of Labor Migration and Urban Unemployment in Less Developed Countries [J]. *The American Economic Review*, 1969, 59, (1): 138-148.
- [2] 陈媛媛, 张竞, 周亚虹. 工业机器人与劳动力的空间配置 [J]. *北京: 经济研究*, 2022, (1): 172-188.
- [3] 许岩, 尹晓, 尹希果. 劳动力流动与中国城市居民的工资变动 [J]. *北京: 人口与经济*, 2019, (4): 47-64.
- [4] 姚俊. 流动就业类型与农民工工资收入——来自长三角制造业的经验数据 [J]. *北京: 中国农村经济*, 2010, (11): 53-62.
- [5] 魏万青. 户籍制度改革对流动人口收入的影响研究 [J]. *北京: 社会学研究*, 2012, (1): 152-173, 245.
- [6] 王建国, 李实. 大城市的农民工工资水平高吗? [J]. *北京: 管理世界*, 2015, (1): 51-62.
- [7] 杨娟, 李实. 最低工资提高会增加农民工收入吗? [J]. *北京: 经济学(季刊)*, 2016, (4): 1563-1580.
- [8] 盛亦男, 郑浩冉. 越流动, 越富有? ——流动经历的工资溢价效应研究 [J]. *北京: 人口与经济*, 2023, (6): 105-121.
- [9] 刘欢. 工业智能化如何影响城乡收入差距——来自农业转移劳动力就业视角的解释 [J]. *北京: 中国农村经济*, 2020, (5): 55-75.
- [10] 马述忠, 吴鹏, 潘钢健. 机器人渗透对城乡收入影响的异质性研究——基于劳动力流动视角 [J]. *杭州: 浙江大学学报(人文社会科学版)*, 2023, (7): 20-38.
- [11] Autor, D.H., F. Levy, and R.J. Murnane. The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration [J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 2003, 118, (4): 1279-1333.
- [12] Autor, D.H. Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation [J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2015, 29, (3): 3-30.
- [13] 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.
- [14] Acemoglu, D., and P. Restrepo. Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor [J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2019, 33, (2): 3-30.
- [15] 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]. *北京: 管理世界*, 2021, (1): 47-59, 44.
- [16] 王林辉, 钱圆圆, 赵贺. 人工智能技术、个体能力与劳动工资: 来自认知和非认知能力视角的经验证据 [J]. *南京: 东南大学学报(哲学社会科学版)*, 2022a, (4): 58-69, 149, 147.
- [17] 屈小博, 黄海. 机器人应用、人机适配与工资效应 [J]. *北京: 世界经济*, 2024, (10): 186-220.
- [18] 曹章露, 王林辉, 赵贺. 人工智能技术与劳动力迁出决策——来自全国流动人口动态监测调查的经验证据 [J]. *北京工商大学学报(社会科学版)*, 2023, (2): 1-14, 27.
- [19] 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]. *北京: 世界经济*, 2023, (1): 95-120.
- [20] 彭代彦, 李亚诚, 彭旭辉. 人工智能对流动人口工资收入的影响及其作用机理 [J]. *成都: 经济体制改革*, 2021, (3): 32-38.
- [21] 王永钦, 董雯. 人机之间: 机器人兴起对中国劳动者收入的影响 [J]. *北京: 世界经济*, 2023, (7): 88-115.
- [22] 邓翔, 朱海华, 路征. 劳动力流动与工资收入差距: 理论和实证分析 [J]. *北京: 人口研究*, 2018, (4): 39-50.
- [23] 江艇. 因果推断经验研究中的中介效应与调节效应 [J]. *北京: 中国工业经济*, 2022, (5): 100-120.
- [24] 李廉水, 鲍怡发, 刘军. 智能化对中国制造业全要素生产率的影响研究 [J]. *北京: 科学学研究*, 2020, (4): 609-618, 722.
- [25] 尹向飞, 段文斌. 中国全要素生产率的来源: 理论构建和经验数据 [J]. *天津: 南开经济研究*, 2016, (1): 95-116.
- [26] 何小钢, 梁权熙, 王善骞. 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]. *北京: 管理世界*, 2019, (9): 65-80.
- [27] 陈梦根, 周元任. 数字化对企业人工成本的影响 [J]. *北京: 中国人口科学*, 2021, (4): 45-60, 127.
- [28] Aghion, P., U. Akcigit, and A. Hyytinen, et al. On the Returns to Invention within Firms: Evidence from Finland [J]. *AEA Papers and Proceedings*, 2018, 108: 208-212.

- [29]郭庆旺,贾俊雪.中国全要素生产率的估算:1979—2004[J].北京:经济研究,2005,(6):51-60.
- [30]程惠芳,陆嘉俊.知识资本对工业企业全要素生产率影响的实证分析[J].北京:经济研究,2014,(5):174-187.
- [31]Graetz, G., and G.Michaels.Robots at Work[J].The Review of Economics and Statistics,2018,100,(5):753-768.
- [32]孔高文,刘莎莎,孔东民.机器人与就业——基于行业与地区异质性的探索性分析[J].北京:中国工业经济,2020,(8):80-98.
- [33]李磊,王小霞,包群.机器人的就业效应:机制与中国经验[J].北京:管理世界,2021,(9):104-119.
- [34]陈宗胜,赵源.不同技术密度部门工业智能化的就业效应——来自中国制造业的证据[J].成都:经济学家,2021,(12):98-106.
- [35]Farooq, S.F., J.D.P.Priyadarshi, and G.R.Do Long-Term Migrants Earn Higher Wages than Short-Term Migrants in The Informal Sector? Evidence from Jammu & Kashmir, India[J].Habitat International,2023,141.
- [36]Lazear, E.P.Firm-Specific Human Capital: A Skill-Weights Approach[J].Journal of Political Economy,2009,117,(5):914-940.
- [37]谢桂华.中国流动人口的人力资本回报与社会融合[J].北京:中国社会科学,2012,(4):103-124,207.
- [38]Moscarini, G.Job Matching and the Wage Distribution[J].Econometrica,2005,73,(2):481-516.
- [39]Duleep, H.O., and M.C.Regets.Immigrants and Human-Capital Investment[J].The American Economic Review,1999,89,(2):186-191.
- [40]Meng, X.Labor Market Outcomes and Reforms in China[J].The Journal of Economic Perspectives,2012,26,(4):75-101.
- [41]陈刚.流动人口进入对本地劳动力市场的影响[J].北京:经济学动态,2016,(12):50-60.
- [42]钟笑寒.劳动力流动与工资差异[J].北京:中国社会科学,2006,(1):34-46,206.
- [43]Chiswick, B.R.Are Immigrants Favorably Self-Selected?[J].The American Economic Review,1999,89,(2):181-185.
- [44]Venables, A.J.Productivity in Cities: Self-Selection and Sorting[J].Journal of Economic Geography,2011,11,(2):241-251.
- [45]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].北京:世界经济,2021,(7):29-54.
- [46]Acemoglu, D., and P.Restrepo.Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets[J].Journal of Political Economy,2020,128,(6):2188-2244.
- [47]孙早,侯玉琳.工业智能化如何重塑劳动力就业结构[J].北京:中国工业经济,2019,(5):61-79.
- [48]王林辉,姜昊,董直庆.工业智能化会重塑企业地理格局吗[J].北京:中国工业经济,2022b,(2):137-155.
- [49]林伯强,谭睿鹏.中国经济集聚与绿色经济效率[J].北京:经济研究,2019,(2):119-132.
- [50]胡善成,韩律,张彦彦.互联网应用与技能溢价[J].北京:财贸经济,2023,(8):110-126.
- [51]柏培文,张云.数字经济、人口红利下降与中低技能劳动者权益[J].北京:经济研究,2021,(5):91-108.
- [52]Nunn, N., and N.Qian.US Food Aid and Civil Conflict[J].American Economic Review,2014,104,(6):1630-1666.
- [53]Lazear, E.P.Performance Pay and Productivity[J].American Economic Review,2000,90,(5):1346-1361.
- [54]Becchetti, L., S.Castriota, and E.C.Tortia.Productivity, Wages and Intrinsic Motivations[J].Small Business Economics,2013,41,(2):379-399.
- [55]Van Reenen, J.The Creation and Capture of Rents: Wages and Innovation in a Panel of U.K.Companies[J].The Quarterly Journal of Economics,1996,111,(1):195-226.
- [56]Cirera, X., and A.S.Martins-Neto.Do Innovative Firms Pay Higher Wages? Micro-level Evidence from Brazil[J].Research Policy,2023,52,(1),104645.
- [57]胡晟明,王林辉,赵贺.人工智能应用、人机协作与劳动生产率[J].北京:中国人口科学,2021,(5):48-62,127.
- [58]Weller, I., C.Hymer, and A.Nyberg, et al.How Matching Creates Value: Cogs and Wheels for Human Capital Resources Research[J].The Academy of Management Annals,2019,13,(1):188-214.
- [59]Hansen, H. K., D. H. Lyngemark, and C. D. Weatherall. Migration and Employment after an Economic Shock: Regional Characteristics and Migration Patterns[J].Regional Studies,2021,55,(5):907-920.
- [60]王林辉,钱圆圆,宋冬林,等.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].北京:经济研究,2023,(7):69-85.
- [61]Borjas, G.J.Self-Selection and the Earnings of Immigrants[J].The American Economic Review,1987,77,(4):531-553.
- [62]宁光杰,崔慧敏,付伟豪.信息技术发展如何影响劳动力跨行业流动?——基于工作任务与技能类型的实证研究[J].北京:管理世界,2023,(8):1-21.
- [63]Cheng, H., R.Jia, D.Li, and H.Li.The Rise of Robots in China[J].The Journal of Economic Perspectives,2019,33,(2):71-88.

Why Does Labor Flow Bring High Returns? Analysis on the Development of Industrial Intelligence in the Inflow Area

YU Chang-lin^{1,2}, SHAO Fei-fei³

(1.Center for Macroeconomic Research, Xiamen University, Xiamen, Fujian, 361005, China;

2.Paula and Gregory Chow Institute for Studies in Economics, Xiamen University, Xiamen, Fujian, 361005, China;

3.School of Economics, Jiangxi University of Finance and Economics, Nanchang, Jiangxi, 330013, China)

Abstract: Does labor flow necessarily lead to high returns? Theoretically, labor flow is a self-selection process akin to “voting with one’s feet”. Laborers are likely to relocate only if their expected income exceeds the costs of moving, making high returns a probable outcome of mobility. However, with the rapid advancements in the new wave of technological revolutions, exemplified by artificial intelligence, the substitution and complementary effects caused by these technologies significantly influence labor flow behaviors and the associated benefits. In this context, can labor flow still guarantee high returns? If so, how are these returns achieved. And does the duration of mobility play a role?

To address these questions, this paper uses the data of China Migrants Dynamic Survey to investigate the impact and mechanism of urban industrial intelligence development on the wage income of the labor flowing into the city. Additionally, the paper categorizes migrant laborers into two groups—long-term migrant laborers and short-term migrant laborers—based on differences in mobility duration and analyzes the differential impacts of industrial intelligence on these groups. The findings reveal that the development of industrial intelligence in cities significantly increases the wage income of migrating laborers, confirming that labor flow indeed leads to higher returns. However, this impact varies significantly between long-term and short-term migrant laborers. Compared to short-term migrant laborers, the wage-enhancing effect of urban industrial intelligence development is more pronounced for long-term migrant laborers. This indicates a time effect in the high returns from labor flow: the longer the duration of mobility, the greater the incremental returns. The mechanism analyses show that improvements in total factor productivity, labor efficiency, and technological innovation are the primary drivers behind the wage increase for laborers due to urban industrial intelligence. Additionally, occupational division and human capital transformation serve as the main mechanisms explaining the wage disparities between long-term and short-term migrant laborers. The heterogeneity analyses based on skill dimension, scale dimension and time dimension further support the rationality of the above mechanism. This research holds significant practical implications for understanding how to enhance worker compensation in the era of the industrial intelligence wave.

Compared to existing studies, the marginal contributions of this paper are as follows: Firstly, there is limited and insufficiently systematic research on the impact of industrial intelligence on the wage income of migrant laborers. Migrant laborers not only enhance efficiency through cross-regional allocation but is also more sensitive to wage changes in the labor market. Focusing on migrant laborers as the subject of study offers comparative advantages in terms of market efficiency and wage sensitivity. By systematically examining the impact and mechanisms of urban industrial intelligence on migrant laborers’ wage income using data of China Migrants Dynamic Survey, this paper provides a valuable supplement to the existing literature. Secondly, regarding the heterogeneity within the migrant labor groups, most existing studies focus on flow regions, overlooking the role of mobility duration in influencing wage income, particularly in the context of industrial intelligence impacting the labor market. Time is a critical factor for laborers to adapt to new environments, undergo skill transformation, and improve job matching. Therefore, This paper categorizes migrant laborers into two groups—long-term migrant laborers and short-term migrant laborers—based on mobility duration, and systematically analyzes the differential effects of urban industrial intelligence on the wage income of these groups, which is conducive to contributes to understanding the dynamic impact of industrial intelligence on the wage income of migrant laborers. Thirdly, while prior studies often fail to elevate heterogeneity analysis to the level of causal inference, this paper further clarifies and analyzes the mechanisms through which urban industrial intelligence affects the wage income of long-term and short-term migrant laborers. This perspective strengthens the causal inference regarding the impact of urban industrial intelligence on the wage income of migrant labor groups.

Key Words: industrial intelligence; wage income; long-term migrant laborers; short-term migrant laborers

JEL Classification: O14, J23, J31

DOI: 10.19616/j.cnki.bmj.2024.11.003

(责任编辑:舟 山)