

工业机器人与中国生产工人职业流动

魏嘉辉 顾乃华

内容提要:“机器换人”背景下中国工业就业规模不断缩减,引起了社会的广泛担忧。本文基于职业流动视角,通过匹配中国劳动力调查数据和行业机器人应用数据进行实证分析,发现行业机器人渗透水平每增加1%,将平均提高生产工人1.2%的职业流动概率;结合垂直和水平流动考察生产工人职业变化,发现工业机器人应用促进了生产工人互补式流动而非替代式转移。以上研究结论在一系列稳健性检验、内生性处理下依然成立。异质性分析发现,在工业机器人应用影响下,高学历、健康和男性生产工人的互补式流动更加明显。本文研究结论在一定程度上回应了对技术性失业的担忧,在“机器换人”背景下促进生产工人职业互补式流动具有重要的意义。

关键词:机器换人 工业机器人 生产工人 职业流动 人机互补

中图分类号:F062

文献标识码:A

文章编号:1000-7636(2024)03-0059-16

一、问题提出

自工业4.0概念提出以来,各国政府纷纷增加相关投资和技术研究,把现代信息技术应用于生产的各个环节,改变了整个工业生产方式。在这场全球技术革命浪潮中,中国智能化发展趋势尤为突出,特别表现在工业机器人的大规模应用和技术研发上。国际机器人联合会(IFR)数据显示,中国在2011—2021年,机器人总安装量高达119.1万台,位居世界第一。据中国知网专利数据,本土机器人专利申请量在同时期累计达到37.7万件,接近2000—2010年的6.5倍(见图1)。2021年底,工业和信息化部等多部门联合印发《“十四五”智能制造发展规划》和《“十四五”机器人产业发展规划》,强调到2035年,中国规模以上工业企业全面普及数字化技术,并成为全球机器人技术创新和应用高地。可见,中国智能化发展势头相当强劲,对中国工业高质量发展起着重要的作用。

工业机器人技术为中国制造带来巨大发展潜力,但也不可避免地就业产生挤出影响,尤其是对广大生产工人。生产工人主要指工业企业中从事生产、运输设备操作活动的从业人员。以往为了让机械自动衔接不同生产任务,企业往往需要付出巨大的成本建设体积庞大、可调整性差、维护成本高、适应性低的复杂

收稿日期:2023-07-24;修回日期:2023-12-15

基金项目:广东省哲学社会科学规划青年项目“工业智能化背景下广东高质量就业的机制与对策研究”(GD23YYJ31);广东省社会科学界联合会社科类社会组织扶持项目“高质量发展背景下的广东创新链与产业链深度融合路径研究”(GD2023SKFC12)

作者简介:魏嘉辉 仲恺农业工程学院经贸学院讲师,通信作者,广州,510230;

顾乃华 暨南大学产业经济研究院研究员、博士生导师,广州,510632。

作者感谢匿名审稿人的评审意见。

动力系统,这在生产工艺、产品质量不断更新下往往得不偿失,因而难以打造全自动化生产车间,此时技术的替代作用非常有限。工业机器人在原有自动化设备基础上,通过计算机、互联网、大数据、视觉识别等信息与通信技术(information and communications technology, ICT)加入多种可变参数,大幅提高了生产的自动化程度。一方面,工业机器人集成了多种传感器,如加入视觉传感、力传感、触觉传感等,使其能与环境进行交互,做出相应的反应和调整。另一方面,工业机器人具有多轴系统,能在多个自由度上运动,加上高度可编程性的特点,能灵活适应不同工作环境和变化的生产任务。在这样的情况下,工业企业实现全自动化生产的概率将大幅提高,从而挤出传统操作序列的劳动力。

技术进步是否挤出就业是一个古老的话题^[1]。从宏观数据来看,伴随着过去十年工业机器人应用大规模的增长,在不考虑疫情冲击影响下,2011—2019年中国第二产业从业人员占比平均每年下降0.1%,生产工人职业占比平均每年下降0.3%,相当于每年减少生产工人约40万(见图2)。已有不少研究关注到第二产业劳动力流失问题,并做了大量的实证研究,验证了工业机器人等技术对生产工人就业的负向影响^[2-3]。然而,对于第二产业劳动力的减少,并不能把技术与生产工人的关系直接定性为替代。根据就业补偿理论,技术应用产生挤出影响的同时,也可能通过工资下降、产品价格下降、新产品新需求创造等原因产生新就业岗位^[4],进而倒逼劳动力转移,提高资源配置效率,在宏观视角形成与技术互相补充的关系^[5]。

实际上,伴随着生产工人的大规模流失,2011—2019年中国整体失业率并没有表现出明显的上涨,反而有稍微下降的趋势。与生产工人流失相对应,2011—2019年,中国第三产业从业人员比例平均每年上涨1.4%,而服务人员职业占比平均每年提高1.7%,其中相当部分就来自生产工人的职业转移。因此,要研究技术最终是否对劳动力造成挤出的问题,不仅要从企业、行业内部雇佣数量进行分析,还要关注劳动转移问题,从更广义的视角分析技术与劳动力的关系。不过,劳动力的二三产业转移并不能说明其就是来自技术关联岗位创造的结果。如果劳动力转移的目标行业与新需求无关,可能在低技能、低技术、低产出的新部门形成劳动力堆积,造成另一种意义上的挤出^[6]。另外,技术创造的新就业岗位也可能来自工业内部,使原有操作序列生产工人转向从事技术类、管理类的工作。在这两种情况下,劳动力与机器人的互补关系将同时体现在生产工人职业水平转移和垂直晋升两个方面,使得就业数量、就业结构等变量无法很好地反映劳动力与技术的关系。

为了研究机器人与人类是替代还是互补关系,本文基于生产工人职业转变视角作进一步实证分析,在更广义上定义劳动者的互补式流动和替代式转移,发现工业机器人应用能与生产工人职业流动形成互补而非替代。本文的贡献在于:第一,从生产工人职业流动视角出发,更广义地分析了劳动力和机器人互补的可能,对现有智能技术对就业影响相关研究进行了理论补充,一定程度上也回应了对技术性失业的担忧;第

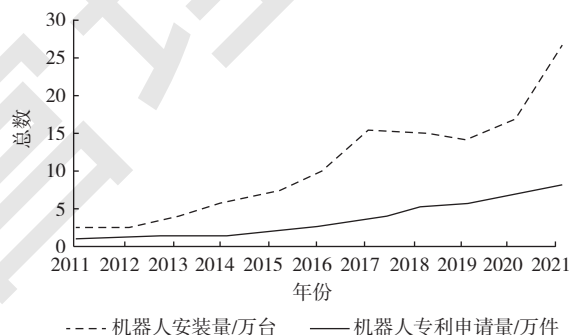


图1 中国机器人安装与专利申请趋势

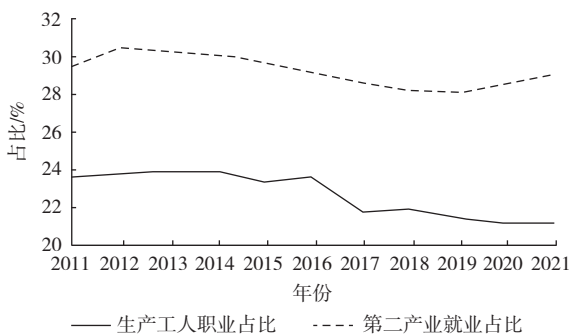


图2 生产工人职业占比与第二产业就业占比趋势

二,基于互补式转移的目标,从财政支出视角进行了异质性分析,为智能化趋势下实现“人机互补”提供政策参考,具有一定的实践启示。文章结构安排如下:第二部分为文献综述,第三部分为理论分析和假设提出,第四部分为基准实证检验,第五部分为异质性分析,最后为结论与政策启示。

二、文献综述

技术进步是否挤出就业的问题自19世纪第一次工业革命开始争论至今。由于新技术的应用对原有工作岗位带来最直接的“破坏影响”,当生产更多采用资本而更少使用劳动力时,劳动收入份额会随之降低,使技术对劳动力的替代成为必然^[7]。这在过去文献中得到了较为统一的结论。例如,普雷特勒(Prettner, 2019)把自动化引入资本积累模型中,认为自动化能解释美国14%的劳动收入份额下降^[8];阿西莫格鲁和雷斯特雷波(Acemoglu & Restrepo, 2020)对美国1990—2007年的劳动力市场展开了实证研究,发现机器人渗透率(每千名就业的机器人保有量)每提高一台,就业率将下降0.18%~0.34%^[2];闫雪凌等(2020)基于中国2006—2017年宏观制造业行业数据展开实证检验,发现工业机器人保有量每增加1%,会带来4.6%就业岗位的增加^[9];王永钦和董雯(2020)基于上市公司数据进行实证研究,发现机器人渗透率每增加1%,会带来制造业企业0.18%的岗位收缩^[3];韩民春等(2020)基于中国地级市面板数据研究发现,工业机器人渗透率每提升一个单位,将挤出制造业3.35%的就业规模^[10]。

从经济动态发展和一般均衡的角度来看,技术进步也可能通过生产需求、消费需求和生产成本下降等原因促进就业岗位的增加,这一系列的间接影响被总结为古典经济学中的“补偿理论”。例如,自动化设备替代就业时,劳动工资会相应下降,此时就业会得到“价格补偿”,相当于企业拥有更多的成本约束增加劳动需求。类似地,还可以分类出因投资增加、扩大生产规模进而增加就业的“投资补偿”,因资本收入提高增加消费的“收入补偿”,因技术操作需求提高而带来的“机器效应补偿”,因技术应用而衍生新需求的“新产品补偿”等多个方面^[11]。

在智能化的背景下,阿吉翁等(Aghion et al., 2017)、阿西莫格鲁和雷斯特雷波(2018)建立了包含旧工作任务替代和新工作任务创造的均衡模型,把岗位替代和岗位创造同时内生,为后续研究提供了一个理论范式^[12-13]。在这种思想下,有不少学者尝试寻找智能技术替代的偏好,从异质性劳动角度展开分析。例如,弗雷和奥斯本(Frey & Osborne, 2017)评估了702个详细职业的自动化概率,认为美国一些工作性质较为重复和单一的职业存在的替代风险更高^[14];戴维(David, 2017)认为日本大约55%的工作容易被智能技术替代,且替代作用更显著存在于非正规工作上^[15]。布兰纳斯等(Blanas et al., 2019)基于跨国分行业数据展开实证研究,发现工业机器人应用降低了低技能劳动、年轻人需求,但促进了高技能劳动、老年劳动需求,前者在制造业中更显著,而后者在服务业中影响更突出^[16]。国内方面,王永钦和董雯(2020)通过制造业上市公司实证研究发现,工业机器人应用存在就业极化效应^[3];魏下海等(2020)基于中国劳动力动态调查数据展开实证研究,认为机器人由于存在与非常规任务的“人机互补”以及产生的生产效率增进作用,未必在规模上带来就业挤出^[17];王小霞和李磊(2020)以机器人进口数据实证发现,机器人对就业的冲击更偏向于技术要求低的制造行业^[18];康茜和林光华(2021)以农民工就业为研究对象,发现机器人的挤出作用更偏向影响男性、常规操作性和私营企业的农民工^[19]。

另有研究关注劳动力的转移情况。孔高文等(2020)联合中国区域和行业层面的机器人数据展开实证研究,发现机器人显著降低地区未来一年的就业水平,但提高了下游行业、外地同行业和替代性较高的其他行业就业水平^[5];阿西莫格鲁等(Acemoglu et al., 2020)基于五万多家法国制造业企业样本,发现机器人应用

下整体就业规模不降反升,但增加的就业岗位主要来自那些非机器人应用企业^[20];王文等(2020)研究发现,工业机器人应用使劳动力转移至高端服务业,促进了服务业就业结构升级^[6]。由于工业机器人大规模应用下并没有伴随着失业率的明显上涨,此类研究为智能技术影响劳动力提供了一个很好的研究方向和思路。

已有文献分别从就业数量、工资、劳动收入份额等角度分析了机器人应用对就业的影响,具有重要的参考意义。然而,既有研究或考虑行业、企业内部就业情况,或分析劳动力跨行业转移情形,都是局部均衡理论下的思考和分析,不能很好地总结劳动力与智能技术的关系。如果把行业内部的垂直流动和水平转移相结合,工业机器人等智能技术影响下劳动力是互补式流动还是替代式转移,依然有再检验的价值。此外,已有研究在探索人类如何与机器共存的问题上,大都以不被机器替代为目标,而较少从与技术互补的视角进行研究。本文以生产工人职业流动为研究对象,一方面能从个体“前职”行业进行匹配,更加精确地量化“机器换人”冲击,另一方面也能从更广义的角度寻求实现劳动力互补式流动的机制,这对于智能化趋势下促进“人机互补”具有重要意义。

三、研究假设

尽管对机器人应用最终是否挤出就业的问题没有形成较为统一的观点,但是学界对其是否替代原有生产任务上却有着高度一致的结论。已有一些研究甚至将工业机器人的替代性作为基本假设条件建立数理模型进行分析,并探讨多种假设和情景下的就业波动情况^[13,21]。工业机器人作为典型的人工智能技术,其设计的初衷就是为了替代人类完成任务^[22],目前多数应用于生产车间前端,主流的应用方向包括装配、焊接、切割、喷涂、搬运、检测、质量控制、包装、仓储物流等,这些生产任务在工业机器人应用之前就已经存在,并且大部分依靠生产工人完成。近年来,工业机器人技术不断发展,融合了更多的传感设备,可编程性变得更强,拟人化程度越来越高,应用成本也在逐渐下降。当工业机器人单位资本产出大于生产工人时,企业就会偏好使用机器人而非人类完成生产任务。此时,生产工人工资、工作强度、岗位需求量等都将呈现出下降的趋势。已有研究分别从就业规模、工资、劳动收入份额等方面进行了实证检验,为此提供了大量的经验证据^[23-24]。工资收入是生产工人职业流动决策的重要影响因素,当工业机器人应用造成挤出时,一定程度上会提高其职业流转概率。为此,本文提出假设1。

假设1:工业机器人应用替代了原有生产任务,显著提高生产工人职业流动概率。

假设1仅仅是局部均衡下的推论,即把研究视角集中在工业行业或工业企业内部时,生产工人就业规模呈现出逐渐下降的趋势。根据就业补偿理论,工业机器人等技术的应用可能通过整个经济系统产生多种就业补偿效应,弥补技术对劳动力的挤出^[11,25-26]。一方面,这种补偿效应体现在工业行业内部,当生产工人在企业或行业内转向无法被机器人替代的技术、管理等岗位时,就形成了职业的向上流转。已有不少文献对此进行了实证研究,发现工业机器人的应用对生产工人技能提升、学历提升和从事非常规任务具有倒逼作用^[27-28]。另一方面,如果把阿西莫格鲁和雷斯特雷波(2018)^[13]的任务模型看作整个经济体的生产函数,那么就业补偿效应也可以体现在更宏观的视角上。在如今产业边界逐渐模糊、产业互动合作逐渐增强的背景下,工业机器人应用能促进关联产业、行业需求,为生产工人职业水平流动提供内在逻辑。因此,工业机器人应用的行业内部补偿效应促进了生产工人职业垂直晋升,推动实现微观生产过程中“人机共融”,而工业机器人应用的行业外部关联补偿则有助于生产工人转向关联行业,提高整个经济的劳动要素配置效率,进而促进宏观生产过程中的“人机互补”^[29-30]。

然而,已有大量研究指出,工业机器人等技术应用具有明显的技能偏向特征,即偏好于创造与高技能、高学历劳动群体匹配的就业岗位^[31-33]。不同工种的生产工人尽管具有较为明显的技能差异,如焊接、喷漆、装配等,但由于其主要工作内容还是重复生产任务,依然属于相对意义上的低技能劳动。在工业机器人的岗位创造效应下,如果生产工人无法满足新岗位的技能需要,在大规模的“机器换人”下将无法实现上述互补式流动,取而代之的是替代式转移^[34]。从替代含义看来,这种职业流动可以分为流向失业或无固定工作的职业垂直下降,以及往无关行业水平转移的情形。当生产工人转移至非机器人技术关联行业时,将对该行业其他劳动群体造成挤出,进而可能引起失业率的上涨。因此,“机器换人”趋势下生产工人的职业流动方向取决于工业机器人技术能否创造就业岗位以及生产工人技能能否匹配新岗位。据此,本文提出以下两种可能的假设。

假设 2a:工业机器人应用创造了关联工作岗位,促进了生产工人互补式流动。

假设 2b:工业机器人的岗位创造不足或生产工人劳动技能无法匹配,促使生产工人往替代方向转移。

四、实证检验

(一) 实证策略与数据处理

过去关于职业流动问题一般有追踪研究和追溯研究两种策略。前者指通过对固定样本的跨年份追踪调查形成面板数据的研究策略,而后者指通过调查年份向前追溯被访者职业变迁历史的研究方法。在回归时,追踪研究由于可以准确控制样本职业流动年份的其他微观变量而具有一定的优势,但因为追踪调查下的职业转移概率较小,现有数据样本容量很难满足相关问题的实证研究需要^[35]。另外,职业流动问题具有较大的自相关性,即上一年度发生职业流动的个体可能对下一年度职业流动决策产生影响。为了避免这种影响对回归结果带来的干扰,同时能较大程度获得实证需要的样本容量,本文在截面数据层面进行追溯研究。本文研究数据来自中国劳动力动态调查(CLDS),该数据虽为追踪调查数据,但每一期都有较多的新增样本,其中2018年调查个体全部为新增样本,2016年新增样本达到50.6%,2014年新增样本占57.8%,因而可以形成混合截面数据展开实证研究。由于2012年以前的变量与之后的存在较大差异,为了准确识别和避免样本重复出现,同时避免追溯研究法下一些个体变量无法追溯查询的问题,本文把研究区间划分为2012—2014年、2014—2016年、2016—2018年三个区间。

生产工人主要指在工业中从事操作序列的从业人员,与专业技术人员、商业服务人员、办事人员、农林牧渔生产人员等相区别,属于《职业分类代码(GB/T 6565—2015)》的职业大类。在对生产工人的识别中,为了避免样本重复出现,通过“初职是否前职”“初职结束时间”“前职结束时间”“初职职业代码”“前职职业代码”“无职的前职职业代码”“现职是否初职”“现职职业代码”等变量筛选出过去两年职业为生产工人的个体。包括以下两种类型:第一,目前职业代码为生产工人,且样本区间内没有职业流动的个体,包括现职即初职、现职非前职但前职结束时间在区间之前两种情况;第二,前职代码为生产工人,且样本区间内发生了职业流动的个体,包括现职为其他职业或者无职的个体。

在机器人冲击的识别上,本文以IFR的机器人数据为研究对象。IFR成立于1987年,为国际性的非营利组织,包含来自全球20多个国家和地区的78个机器人企业、工业协会和科研机构成员,IFR提供了自1993年以来100多个国家和地区的分国家、行业、年份的三维面板数据,为机器人应用研究领域的权威数据。以往以微观个体信息为被解释变量的研究大多从区域视角切入,衡量方法包括基于海关数据构建的进

口机器人冲击^[36], 或者通过 IFR 行业机器人数据、地区分行业就业数据和巴蒂克工具变量 (Batik instrument) 建立区域机器人渗透水平等^[37-38]。以上方法一定程度量化了机器人等技术的区域普适性影响, 即假设了同一区域不同行业从业的个体面对着同样机器人冲击的假设, 适合探讨区域整体就业情况。然而, 根据本文的理论分析, 生产工人职业流动决策来自新旧职业状态的差异, 其中机器人的影响包含对个体原来所在行业产生影响, 以及对互补性职业衍生出关联需求, 更适合在行业层面进行分析。考虑到工业机器人应用具有高度的行业技术特征^[3,39], 为了不丢失行业差异信息, 本文在基准回归中考虑行业层面的冲击, 而在后续稳健性检验中替换为区域层面冲击作为补充。

本文研究对象为个体的职业流动, 而解释变量为个体所在行业的机器人冲击, 因而需要进行数据匹配。具体方法如下: 第一, 根据《职业分类代码(GB/T 6565—2015)》, 选择职业大类为“生产制造有关人员”后得到 32 种生产工人职业种类, 该职业种类的分类逻辑与行业分类一致, 因而可以作为行业层面的数据匹配; 第二, 截取《国民经济行业分类(GB/T 4754—2011)》中的工业行业分类; 第三, 以 IFR 行业分类为基准, 生成 18 种行业分类, 分别为食品加工、纺织、木制品制造、造纸印刷和文教制造、医药制造、化学原料制造、橡胶与塑料制造、非金属制品、黑色和有色金属冶炼、金属制品、通用和专用设备制造、汽车制造、其他运输设备制造、电子设备制造、其他制造业、采矿业、建筑业、电水气供应业。值得注意的是, 相较于既有研究的 14 或 15 种行业匹配结果^[5], CLDS 数据中包含较多的建筑业、采矿业和电水气供应业从业个体, 本文把这些工业行业一并纳入考虑。在以上行业匹配后, 本文研究的问题实际上是个体所在行业受到机器人冲击程度是否会提高个体职业流动的概率。

按照以上策略, 本文提出以下基准模型:

$$occ_{ijat}^* = \alpha_0 + \alpha_1 robotlab_{jt} + \alpha_2 X_{it} + \alpha_3 Y_{at} + \alpha_4 Z_{jt} + v_a + \lambda_t + \theta_j + \varepsilon \quad (1)$$

其中, occ_{ijat}^* 表示行业 j 、地区 a 、个体 i 、区间年份 t 选择职业流动方向的潜变量, 分别代表发生职业流动、互补式职业流动和替代式职业流动的收益; α 为回归系数; ε 为随机扰动项; $robotlab_{jt}$ 表示行业 j 在时间区间 t 受到的机器人冲击; X_{it} 、 Y_{at} 和 Z_{jt} 分别表示个体、地区和行业层面的控制变量。如果系数 α 显著, 说明机器人渗透提高了生产工人进行对应选择的收益, 促进职业往对应方向转移。此外, 考虑到职业流动决策容易受宏观因素影响, 为缓解因遗漏变量而产生的内生性问题, 本文在回归模型中同时加入区域 v_a 、时间 λ_t 和行业 θ_j 虚拟变量, 以控制不随时间变化的行业、区域影响以及只随时间变动的宏观冲击。

在式(1)的基础上, 存在以下逻辑:

$$\begin{cases} occ_{ijat} = 1, occ_{ijat}^* > 0 \\ occ_{ijat} = 0, occ_{ijat}^* \leq 0 \end{cases} \quad (2)$$

表示如果相对收益为正, 则生产工人选择进行对应的职业流动, 否则选择其他方式的职业流动, 进而有:

$$P(occ_{ijat} = 1) = \varphi(\alpha_0 + \alpha_1 robotlab_{jt} + \alpha_2 X_{it} + \alpha_3 Y_{at} + \alpha_4 Z_{jt} + v_a + \lambda_t + \theta_j) \quad (3)$$

其中, $\varphi(\cdot)$ 为积累分布函数。在基准回归中, 本文假设随机扰动项 ε 服从正态分布, 对式(3)进行概率单位 (Probit) 回归, 而在稳健性检验中补充线性概率回归和逻辑回归 (Logistic) 的结果。

(二) 变量定义

解释变量方面, 本文按照上述识别策略, 根据调查年份把样本区分为 2012—2014 年、2014—2016 年、2016—2018 年三个时间区间, 在各个时间区间内筛选出那些前一份工作在区间起始年后结束且职业为生产工人大类的样本。参考阿西莫格鲁和雷斯特雷波 (2020)^[2], 通过以下方式建立行业机器人渗透指标。

$$robotlab_{jt} = \frac{robot_{jt}}{lab_{j,t=2011}} \quad (4)$$

其中, $robot_{jt}$ 为行业 j 在时间区间 t 的机器人存量差, $lab_{j,t=2011}$ 为行业 j 在 2011 年基期的从业人数。为了缓解异方差问题,同时与不同时间区间内的机器人存量差情况进行比较,在实际回归中对所有解释变量的分子部分进行加一再整体取对数处理。

被解释变量方面,参考埃里克森(Erikson et al., 1979)^[40]和石智雷(2017)^[35]的思路,把管理、技术人员、企业家等职业设置为第一层级,一般生产工人、一般服务人员和农业工作人员设置为第二层级,无职或无固定工作者设定为第三层级。在以上三层职业分类下,把生产工人职业流动分为以下三种类型:第一,不流动,指在调查年份区间内,样本前职等于现职,或前职、现职都是工业行业的样本;第二,互补式职业流动,指生产工人从第二层级垂直晋升至第一层级,或者水平转移至互补行业中;第三,替代式职业流动,指生产工人从第二层级垂直下降为第三层级,或者水平流动至替代行业。其中,互补行业的划分方法参考王文等(2020)^[6]的机器人关联促进服务业需求的思想,以交通运输、仓储和邮政、信息传输、软件和信息技术服务、租赁和商务服务、技术辅助服务、修理及制作服务等相关职业作为互补职业,而第二层级的其他职业作为替代职业。在以上职业流动划分下,分别以职业是否流动、是否互补式流动、是否替代式流动作为被解释变量。

控制变量方面,本文同时控制个体、区域和行业层面的多个变量。个体上的控制变量包括受教育年限、性别、年龄、是否为农业户口、是否已婚、是否为党员、健康状况。其中,受教育年限按照小学毕业 6 年、初中毕业 9 年、高中及职业中学毕业 12 年、大专毕业 15 年、本科毕业 16 年、研究生毕业 19 年计算;健康状况为主观序列变量,由 1 到 5 的整数值表示,分别代表非常健康、比较健康、一般、比较不健康、非常不健康。区域层面控制变量包括以下几个方面:第一,地区产业结构高级化趋势,以第三产业与第二产业产值比衡量;第二,对外贸易水平,以平均汇率换算后的地区进出口总额与地区生产总值的比值衡量;第三,地区工业发展,以地区工业企业个数的对数值的跨时间区间变化量衡量;第四,区域经济发展,以 2011 年为基期平价后的人均生产总值对数衡量。行业层面,本文分别加入控制行业人均收入对数变动和行业人均单位数对数变动,以控制两个样本区间的行业收益差异和行业规模差异对职业流动的影响。

(三) 数据来源与描述性统计

本文个体层面的变量来自 2014、2016 和 2018 年中国劳动力动态调查数据,根据职业转变时间形成 2012—2014 年、2014—2016 年、2016—2018 年三个时期的混合截面数据。在经过前职、劳动年龄(16~59)和前职结束时间筛选后,一共得到 2 406 个生产工人样本,其中有 1 766 人职业没有发生流动、32 人实现了职业垂直上升、44 人职业水平互补、230 人垂直下降、334 人水平替代。工业机器人应用数据来自 IFR;分地区分工业行业从业数据来自各年《中国劳动统计年鉴》;地区层面的控制变量来自各年《中国统计年鉴》和各地区统计年鉴;平均汇率数据来自中国人民银行;行业层面的控制变量来自各年《中国工业统计年鉴》。各变量描述性统计见表 1。

表 1 描述性统计

变量	变量定义	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
occ_a	职业是否流动	2 406	0.266	0.442	0	1
occ_b	职业是否互补式流动	2 406	0.032	0.175	0	1

表1(续)

变量	变量定义	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
<i>occ_c</i>	职业是否替代式转移	2 406	0. 234	0. 424	0	1
<i>robotlab</i>	机器人渗透对数	2 406	-0. 554	2. 243	-4. 898	5. 389
<i>robotlab^{Zone}</i>	区域分解机器人渗透对数	2 406	2. 218	0. 950	-0. 926	3. 669
<i>robotlab^{Zone,Ind}</i>	区域行业分解机器人渗透对数	2 406	-3. 388	2. 284	-9. 381	3. 299
<i>robotlab^{US}</i>	美国机器人渗透对数	2 345	-1. 633	1. 933	-5. 304	3. 983
<i>edu</i>	受教育年限	2 406	9. 011	2. 929	0	19
<i>gen</i>	是否男性	2 406	0. 639	0. 480	0	1
<i>age</i>	年龄	2 406	40. 142	10. 130	16	59
<i>reg</i>	是否农业户口	2 406	0. 782	0. 413	0	1
<i>mar</i>	是否已婚	2 406	0. 854	0. 353	0	1
<i>pol</i>	是否党员	2 406	0. 038	0. 192	0	1
<i>hel</i>	健康状况	2 406	2. 253	0. 876	1	5
<i>opn</i>	地区对外贸易水平	2 406	0. 248	0. 207	0. 000	0. 808
<i>ind</i>	地区工业强度	2 406	9. 233	0. 967	5. 583	10. 325
<i>str</i>	地区产业结构高级化	2 406	1. 084	0. 294	0. 666	4. 347
<i>gdp</i>	地区经济发展	2 406	0. 082	0. 135	-0. 273	0. 889
<i>inc</i>	行业收益变动	2 406	0. 082	0. 135	-0. 273	0. 889
<i>siz</i>	行业规模变动	2 406	0. 058	0. 076	-0. 368	0. 155

(四) 基准回归结果

表 2 为基准回归结果。从表 2 可知：

首先,工业机器人渗透增加了生产工人的流动概率,这与过去大部分相关文献结论一致。目前,工业机器人多用于生产线前端,各种功能或多或少都与过去人力工作形成替代,进而在原岗位上对生产工人造成职业挤出。在加入控制变量和考虑平均边际影响的情况下,每万人机器人安装量增加 1%,将提高生产工人 0.012 的职业流动相对概率,由此验证了假设 1。

其次,工业机器人应用对生产工人的互补式流动有促进作用,加入控制变量和考虑平均边际影响时,机器人渗透水平增加 1%,将平均提高 0.005 的互补式流动相对概率。这说明工业机器人替代人类完成生产任务的同时,也创造了技术性岗位和互补服务需求,前者包括机器人操作、机器学习工程师、设备维护技术人员和管理组织等技术性岗位,后者包括设备租赁服务、技术研发服务、交通运输服务、软件信息技术服务、机械维修服务互补服务岗位。在原有工作任务被机器人替代的情况下,这些需求影响了生产工人的职业决策,进而增加了垂直岗位晋升或水平互补转移的概率,促进人与机器耦合发展^[41]。

最后,相较于互补式流动的影响,工业机器人并没有明显提高替代式转移的概率,即没有明显地带来失业或往非需求关联服务业、农业等其他行业方向转移。替代式职业转移的潜在收益低于互补式职业流动,当工业机器人关联需求产生,而微观个体具备新岗位需要的工作技能时,生产工人会优先选择互补式职业流动方向。表 2 中替代式转移影响在统计上不显著,一定程度上说明关联工作岗位的需求和技能供给得到

匹配,生产工人往替代式方向流转不明显。因此,假设 2a 得到了验证。

表 2 基准回归

变量	未加控制变量			加入控制变量		
	流动	互补流动	替代流动	流动	互补流动	替代流动
<i>robotlab</i>	0.046** (2.444)	0.067** (2.070)	0.028 (1.469)	0.045** (2.220)	0.075** (2.197)	0.027 (1.293)
<i>edu</i>				-0.001 (-0.112)	0.044* (1.671)	-0.011 (-0.915)
<i>gen</i>				-0.195*** (-2.788)	-0.055 (-0.440)	-0.205*** (-2.863)
<i>age</i>				0.003 (0.973)	-0.013** (-2.098)	0.007* (1.845)
<i>reg</i>				-0.075 (-0.922)	-0.332*** (-2.618)	0.008 (0.097)
<i>mar</i>				-0.201** (-2.206)	0.138 (0.844)	-0.238** (-2.532)
<i>pol</i>				0.136 (0.836)	0.003 (0.012)	0.166 (0.987)
<i>hel</i>				0.098*** (2.713)	-0.001 (-0.018)	0.103*** (2.785)
<i>opn</i>				0.739 (1.011)	-0.878 (-0.659)	0.808 (1.077)
<i>ind</i>				-0.680 (-1.636)	-3.334*** (-2.961)	-0.364 (-0.875)
<i>str</i>				0.746 (1.221)	0.710 (0.458)	0.340 (0.550)
<i>gdp</i>				1.804 (1.446)	-0.891 (-0.256)	1.162 (0.919)
<i>inc</i>				0.225 (0.815)	-0.294 (-0.605)	0.303 (1.086)
<i>siz</i>				0.251 (0.337)	4.057** (2.220)	-0.422 (-0.557)
常数项	-0.274 (-0.844)	-1.305*** (-2.582)	-0.599* (-1.726)	-19.386 (-1.321)	28.479 (0.646)	-12.966 (-0.883)
样本量	2 406	2 406	2 406	2 406	2 406	2 406
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
地区固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制

注：*、**和***分别表示在10%、5%和1%水平上显著；括号内为t值；时间、地区、行业虚拟变量回归结果略。后表同。

控制变量方面,可以发现:第一,女性相对于男性更容易发生职业流动和替代式职业流动,而在互补式流动上不明显;第二,年轻人发生互补式职业流动概率更高,而老年人发生替代式职业流动概率更高;第三,非农户口互补式职业流动的概率更显著,而是否流动、是否替代式流动的概率不显著;第四,已婚抑制了职业流动和替代式职业流动,但婚姻情况对互补式职业流动的影响不明显;第五,健康程度越差,发生职业流动和替代式职业流动的概率越高,但对是否发生互补式职业流动的影响不显著;第六,地区工业发展抑制了生产工人职业流动和替代式职业流动的概率,而对于是否发生互补式职业流动的影响不明显;第七,生产工人所在工业行业规模越大,发生互补式流动的概率越高,而对是否流动、是否替代式流动的影响不显著。以上结果均符合预期。

(五) 稳健性检验

1. 建立巴蒂克工具变量形式的区域机器人渗透水平

基准回归采用了行业层面的机器人渗透水平为解释变量,只有随行业和时间变化的信息,缺少空间变异。为了提高研究结论的稳健性,本文分别参考奥托等(Autor et al., 2013)^[42]、王永钦和董雯(2020)^[3]的方法,建立以下巴蒂克工具变量形式的机器人渗透水平:

$$robotlab_{at}^{Zone} = \sum_j \frac{emp_{aj,t=2011}}{emp_{a,t=2011}} \frac{robot_{jt}}{lab_{j,t=2011}} \quad (5)$$

$$robotlab_{ajt}^{Zone,Ind} = \frac{emp_{aj,t=2011}}{emp_{a,t=2011}} \frac{robot_{jt}}{lab_{j,t=2011}} \quad (6)$$

其中, $robotlab_{at}^{Zone}$ 、 $robotlab_{ajt}^{Zone,Ind}$ 分别表示区域层面和分区域分行业层面的机器人渗透水平, $\frac{emp_{aj,t=2011}}{emp_{a,t=2011}}$ 表示在基期 2011 年地区 a 、行业 j 的就业份额。式(5)在式(4)的基础上通过加入区域工业份额信息,一定程度上产生了需要的空间差异。巴蒂克工具变量的原理在于份额与冲击相乘后的加总,在 IFR 只提供了国家-行业层面机器人数据下,是产生区域变异样本的好办法,在实证时也能缓解很多内生性问题。式(6)采取只用份额分解但不加总的变量构建方法,其中包含着区域机器人应用程度的高低等于基期从业份额占比的假设。回归结果如表 3 所示。从结果来看,总体与基准模型结果一致。

表 3 稳健性检验 I:巴蒂克工具变量形式的机器人渗透水平

变量	区域层面			区域行业层面		
	流动	互补流动	替代流动	流动	互补流动	替代流动
$robotlab_{at}^{Zone}$	2.217*** (5.567)	1.967** (1.979)	0.273 (0.232)			
$robotlab_{ajt}^{Zone,Ind}$				0.036* (1.810)	0.072** (1.987)	0.016 (0.832)
样本量	2 406	2 406	2 406	2 406	2 406	2 406
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
地区固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
时间固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制

2. 考虑线性概率模型(LPM)与逻辑回归(Logistic)模型

以上研究设置了非线性的模型形式,同时假设潜变量回归中的随机扰动项服从正态分布。为了提高研究结论的稳健性,本文放开以上假设,分别在LPM和Logistic模型下进行回归,结果如表4所示。LPM模型的回归系数更加直接,分别表示每万人机器人安装量增加1%,将提高生产工人0.012的流动概率,提高0.006的互补性流动概率。Logistic回归的系数解释与Probit模型相似,通过计算平均效应发现,每万人机器人安装量增加1%,分别平均提高0.012和0.004的流动、互补式流动概率。整体看与基准回归结论一致。

表4 稳健性检验II:LPM和Logistic模型

变量	LPM			Logistic		
	流动	互补流动	替代流动	流动	互补流动	替代流动
<i>robotlab</i>	0.012* (1.883)	0.006* (1.655)	0.006 (1.040)	0.074** (2.115)	0.151** (2.046)	0.043 (1.233)
样本量	2406	2406	2406	2406	2406	2406
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
地区固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
时间固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制

3. 稀有事件偏差修正

在基准回归的样本中,不发生职业流动的样本占73.4%,发生替代式职业转移的样本占23.4%,发生互补式职业流动的样本只占3.2%,容易产生稀有事件偏差,即因事件发生样本过小而高估解释变量的作用。为了缓解这一问题,本文参考金和曾(King & Zeng, 2001)^[43]的偏差修正估计方法和陈强(2014)^[44]的“补对数-对数模型”方法进行修正。前者的思想是对稀有事件造成的偏差进行估计,再用其对估计系数进行修正,而后者通过构建补对数-对数模型,使事件发生概率趋于1的速度快于趋于0的速度,使其更符合稀有事件的情形。表5分别列举了两种方法下的回归结果,整体看来回归系数相较于基准回归均有明显的增大,显著性和方向没有变化,一定程度上提高了基准回归的稳健性。

表5 稳健性检验III:稀有事件偏差修正

变量	偏差修正估计			补对数-对数模型		
	流动	互补流动	替代流动	流动	互补流动	替代流动
<i>robotlab</i>	0.073** (2.126)	0.119* (1.700)	0.043 (1.249)	0.054** (2.077)	0.144** (2.023)	0.036 (1.304)
样本量	2406	2406	2406	2406	2406	2406
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
地区固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
时间固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制

(六) 内生性处理

宏观层面来看,大量就业人员可能因收入、工作强度、环境和自身条件等原因偏向于某部分行业,使其其他行业劳动力短缺而投入使用机器人进而产生可能的内生性问题。本文分别构建美国机器人渗透水平和滞后一期解释变量作为工具变量进行两阶段最小二乘法估计。美国机器人渗透水平的建立参考王永钦和董雯(2020)^[3]、魏下海等(2020)^[17]的方法,按以下方式计算:

$$robotlab_{jt}^{US} = \frac{robot_{jt}^{US}}{lab_{j,t=2011}} \quad (7)$$

其中, $robot_{jt}^{US}$ 表示美国行业 j 在时间区间 t 的机器人存量差。该方法利用了美国和中国工业行业技术特征相似的特点,即中国机器人应用与美国存在相关性,而中国生产工人职业流动又无法影响美国机器人应用情况。滞后一期解释变量同样与当期解释变量存在一定的关联,而当期生产工人流动无法影响过去的机器人应用情况,因而一定程度上能缓解可能存在的内生性问题。以上两种方法回归结果如表 6 所示,工具变量法的显著性和系数方向与基准回归结论一致。采用美国机器人渗透水平作为工具变量时,三种职业选择方向的沃尔德(Wald)检验对应 P 值分别为 0.003、0.095 和 0.008;而采用滞后一期解释变量为工具变量时,沃尔德检验对应 P 值分别为 0.093、0.850 和 0.075。因此,工具变量法估计一定程度上缓解了内生性问题。

表 6 内生性处理

变量	美国机器人渗透水平			滞后一期解释变量		
	流动	互补流动	替代流动	流动	互补流动	替代流动
<i>robotlab</i>	0.069*** (3.142)	0.979** (2.271)	0.032 (1.039)	0.063*** (2.731)	0.057* (1.656)	0.085 (0.534)
样本量	2 345	2 345	2 345	2 406	2 406	2 406
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
地区固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
时间固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
沃尔德检验	0.003	0.095	0.008	0.093	0.850	0.075

五、异质性分析

基于职业流动视角,本文发现工业机器人挤出了生产工人原工作岗位,同时也推动了生产工人更多发生互补式流动而非替代式转移。如何更多地促进职业与机器人技术互补是工业智能化趋势下需要思考的重要问题。为此,本部分分别从学历、健康程度、性别和户口性质四个个体特征探讨工业机器人应用的影响差异,其中学历以序列变量的形式设定,由 1 到 10 的整数表示,分别为未读过书、小学、初中、高中、职业高中、技校、中专、大专、本科、研究生,其余变量与基准回归中控制变量一致。具体做法上,分别建立以上四个指标与解释变量交乘项的方式进行回归分析。

表7 异质性分析

变量	学历		健康程度		性别	
	互补流动	替代流动	互补流动	替代转移	互补流动	替代转移
$robotlab \times var_k$	0.015*	0.009	-0.047*	0.004	0.094*	-0.028
	(1.661)	(1.142)	(-1.650)	(0.286)	(1.663)	(-0.866)
$robotlab$	-0.043	-0.030	0.085	0.017	-0.123	-0.166**
	(-0.748)	(-0.781)	(1.145)	(0.418)	(-0.911)	(-2.351)
var_k	0.044*	-0.022	-0.013	0.105***	-0.111	-0.183***
	(1.661)	(-0.997)	(-0.200)	(2.814)	(-0.893)	(-2.582)
样本量	2 406	2 406	2 406	2 406	2 406	2 406
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
地区固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制
时间固定	控制	控制	控制	控制	控制	控制

注： $var_k(k=1,2,3)$ 分别表示学历、健康程度和是否男性。

从表7可发现,最高学历、健康程度、男性均有利于生产工人往互补式方向转移,而对于是否替代流动影响不明显。首先,高学历生产工人在面对“机器换人”冲击时通常有着更广泛的知识技能,这使他们跨足不同行业时能有更强的技术适应能力,有利于实现工业智能化关联职业状态的快速转变。在既有研究更多关注“机器换人”趋势下工业内部异质劳动就业规模变动差异时,该结论从职业流动视角进行了补充,学历高不仅有利于降低被机器替代的概率,还有助于实现互补式职业转移。其次,由于本文健康程度变量序列越低表示健康状态越好,交乘项显著为负意味着健康程度对互补式职业流动的正向调节关系。身体健康虽然是再就业的前提,但对包含“失业”去向的替代式流动方向调节影响不明显。最后,尽管过去一些研究发现,工业智能化趋势下的就业岗位更偏向于女性群体^[45],但本文从流动视角来看,男性生产工人职业互补式流动概率依然更高,这意味着要防止职业转变状况下带来的性别就业差距扩大。

六、结论与政策启示

工业智能化趋势下,生产工人承受着巨大的替代风险,如何实现“人机互补”具有重要的研究价值。本文基于职业流动视角,探究了工业机器人应用对生产工人职业流动的影响。通过匹配工业机器人行业数据、中国劳动力动态调查数据进行实证分析,发现机器人渗透对原有生产工人造成挤出,行业机器人渗透水平每增加1%,将平均提高生产工人1.2%的职业流动概率。把职业垂直晋升和职业水平互补流动划分为互补式职业流动,职业垂直下降和水平替代流动定义为替代式职业转移,进一步实证发现,工业机器人应用更多促进了生产工人职业互补式流动,而非替代式转移。以上结论在构建巴蒂克工具变量、考虑线性概率和逻辑回归、稀有事件偏差修正和进行内生性处理下依然成立。以促进生产工人互补式流动为目标,本文展

开异质性分析发现,高学历、健康和男性生产工人的互补式职业流动更加明显。

基于上述结论,本文提出以下政策建议:

第一,扎实推进工业智能化发展。过去十年间,伴随着机器人的大规模引进,已有研究表达了对技术挤出就业的担忧。本文研究认为,机器人应用确实增加了生产工人流动概率,对原工作岗位造成挤出,但引致流动的方向更多属于广义上的互补转移,有利于经济的整体发展。为此,应当继续积极推进工业智能化发展,通过税收优惠、补贴等方式扶持本土机器人产业,借助机器人技术降低工业生产成本,促进中国制造业价值链攀升和经济高质量发展。

第二,破除劳动力流动障碍,增强劳动力的行业配置效率。正如本文研究的样本特征,相当一部分生产工人在遭遇机器人冲击时并没有发生职业流动,这容易导致生产的低效。为此,应当加快改革户籍制度等制约劳动力空间和行业流动的障碍,建立更加透明和信息对称的就业服务平台,降低就业市场摩擦,引导劳动力往需要的方向流转,以提高经济运行效率。

第三,搭建生产工人职业流转服务平台,嵌入技能培训、学历提升、健康管理咨询和职业流转路径咨询等功能,同时更多关注女性群体的职业流转问题,帮助生产工人在工业智能化趋势下进行有序、健康而积极的职业转移,推动实现更充分更高质量就业。

参考文献:

- [1]王君,杨威.人工智能等技术对就业影响的历史分析和前沿进展[J].经济研究参考,2017(27):11-25.
- [2]ACEMOGLU D, RESTREPO P. Robots and jobs: evidence from US labor markets[J]. Journal of Political Economy, 2020, 128(6): 2188-2244.
- [3]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,2020,55(10):159-175.
- [4]PETIT P. Employment and technical change[Z]. Cepremap No. 9330, 1993.
- [5]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].中国工业经济,2020(8):80-98.
- [6]王文,牛泽东,孙早.工业机器人冲击下的服务业:结构升级还是低端锁定[J].统计研究,2020,37(7):54-65.
- [7]AGHION P, HOWITT P. Growth and unemployment[J]. The Review of Economic Studies, 1994, 61(3): 477-494.
- [8]PRETTNER K. A note on the implications of automation for economic growth and the labor share[J]. Macroeconomic Dynamics, 2019, 23(3): 1294-1301.
- [9]闫雪凌,朱博楷,马超.工业机器人使用与制造业就业:来自中国的证据[J].统计研究,2020,37(1):74-87.
- [10]韩民春,韩青江,夏蕾.工业机器人应用对制造业就业的影响——基于中国地级市数据的实证研究[J].改革,2020(3):22-39.
- [11]VIVARELLI M. The economics of technology and employment: theory and empirical evidence[M]. Aldershot: Edward Elgar Publishing, 1995.
- [12]AGHION P, JONES B F, JONES C I. Artificial intelligence and economic growth[Z]. NBER Working Paper No. 23928, 2017.
- [13]ACEMOGLU D, RESTREPO P. 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]FREY C B, OSBORNE M A. The future of employment: how susceptible are jobs to computerisation? [J]. Technological Forecasting and Social Change, 2017, 114: 254-280.
- [15]DAVID B. Computer technology and probable job destructions in Japan: an evaluation[J]. Journal of the Japanese and International Economies, 2017, 43: 77-87.
- [16]BLANAS S, GANCIA G, LEE S Y. Who is afraid of machines? [J]. Economic Policy, 2019, 34(100): 627-690.

- [17] 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.
- [18] 王小霞,李磊. 工业机器人加剧了就业波动吗——基于中国工业机器人进口视角[J]. 国际贸易问题,2020(12):1-15.
- [19] 康茜,林光华. 机器人与农民工就业:替代抑或促进[J]. 山西财经大学学报,2021,43(2):43-56.
- [20] ACEMOGLU D, LELARGE C, RESTREPO P. Competing with robots: firm-level evidence from France[Z]. NBER Working Paper No. 26738, 2020.
- [21] 陈彦斌,林晨,陈小亮. 人工智能、老龄化与经济增长[J]. 经济研究,2019,54(7):47-63.
- [22] ACEMOGLU D, RESTREPO P. The wrong kind of AI? Artificial intelligence and the future of labour demand[J]. Cambridge Journal of Regions, Economy and Society, 2020, 13(1): 25-35.
- [23] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Automation and new tasks: how technology displaces and reinstates labor[J]. Journal of Economic Perspectives, 2019, 33(2): 3-30.
- [24] HÉMOUS D, OLSEN M. The rise of the machines: automation, horizontal innovation, and income inequality[J]. American Economic Journal: Macroeconomics, 2022, 14(1): 179-223.
- [25] 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.
- [26] 林欣,李春顶. 国内外工业机器人应用对制造业就业的影响分析[J]. 财经研究,2023,49(7):19-33.
- [27] 余铃铮,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—工人”匹配调查的证据[J]. 管理世界, 2021,37(1):47-59.
- [28] 胡晟明,王林辉,朱利莹. 工业机器人应用存在人力资本提升效应吗? [J]. 财经研究,2021,47(6):61-75.
- [29] 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,2019,35(7):60-77.
- [30] 魏嘉辉,顾乃华,郑鹏. 工业机器人应用与服务业结构升级[J]. 软科学,2022,36(9):1-7.
- [31] LANKISCH C, PRETTNER K, PRSKAWETZ A. How can robots affect wage inequality? [J]. Economic Modelling, 2019, 81: 161-169.
- [32] 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.
- [33] 李磊,王小霞,包群. 机器人的就业效应:机制与中国经验[J]. 管理世界,2021,37(9):104-119.
- [34] KRENZ A, PRETTNER K, STRULIK H. Robots, reshoring, and the lot of low-skilled workers [J]. European Economic Review, 2021, 136: 103744.
- [35] 石智雷. 有多少农民工实现了职业上升? ——人力资本、行业分割与农民工职业垂直流动[J]. 人口与经济,2017(6):90-104.
- [36] 綦建红,付晶晶. “机器换人”时代低技能劳动力何去何从? ——基于中国劳动力动态调查数据的检验[J]. 人口研究,2022,46(4):114-128.
- [37] BARTIK T J. Who benefits from state and local economic development policies? [M]. Kalamazoo, MI: W. E. Upjohn Institute for Employment Research, 1991.
- [38] 甄浩,贾勇. 机器人使用加剧了农村劳动力回流吗[J]. 当代财经,2022(12):3-15.
- [39] 孙早,陈玉洁. 机器人角色、生产分割与生产方式转换[J]. 中国工业经济,2023(4):5-23.
- [40] ERIKSON R, GOLDTHORPE J H, PORTOCARERO L. Intergenerational class mobility in three Western European societies: England, France and Sweden[J]. British Journal of Sociology, 1979, 30(4): 415-441.
- [41] 郝力晓,吕荣杰. 人工智能与高质量就业——基于耦合视角的分析[J]. 经济与管理研究,2023,44(6):3-18.
- [42] AUTOR D H, DORN D, HANSON G H. The China syndrome: local labor market effects of import competition in the United States[J]. American Economic Review, 2013, 103(6): 2121-2168.
- [43] KING G, ZENG L C. Logistic regression in rare events data[J]. Political Analysis, 2001, 9(2): 137-163.
- [44] 陈强. 气候冲击、王朝周期与游牧民族的征服[J]. 经济学(季刊),2015,14(1):373-394.
- [45] 许健,季康先,刘晓亭,等. 工业机器人应用、性别工资差距与共同富裕[J]. 数量经济技术经济研究,2022,39(9):134-156.

Industrial Robots and Production Workers' Occupational Mobility

WEI Jiahui¹, GU Naihua²

(1. Zhongkai University of Agriculture and Engineering, Guangzhou 510230;

2. Jinan University, Guangzhou 510632)

Abstract: The shrinking scale of industrial employment in the context of machine replacement raises widespread concern. Research on the issue of how humans can coexist with machines mostly aimed at not being replaced by machines rather than actively seeking pathways to achieve technological complementarity. Therefore, determining whether industrial robots and production workers are substitutes or complements requires a broader exploration from the perspective of occupational mobility, which is of great significance in promoting human-machine complementarity under the trend of intelligentization.

This paper takes occupational mobility as a research perspective and conducts empirical research based on the 2014 - 2018 China Labor-force Dynamics Survey (CLDS) data. The findings reveal that for every 1% increase in the industrial robot penetration rate, the probability of occupational mobility for production workers increases by 1.2% on average, which supports previous conclusions. Moreover, after classifying vertical career advancement and horizontal occupational complementarity as complementary mobility and defining vertical career decline and horizontal occupational substitution as substitutive transfer, it indicates that the application of industrial robots can promote the former rather than the latter. Further heterogeneity analysis reveals that complementary mobility is more pronounced among high-skilled, healthy, and male production workers under industrial robot deployment.

This paper makes the following contributions. Firstly, from the perspective of occupational mobility, it provides a broader definition of the human-robot complementarity and human-robot substitution relationships, offering theoretical supplements to existing research and addressing concerns about technological unemployment. Secondly, based on the objective of complementary mobility, the paper conducts a heterogeneous analysis from the perspective of fiscal expenditure, providing policy references for achieving human-robot complementarity under the trend of automation. Furthermore, this paper offers the following policy implications. Firstly, it is crucial to promote the development of industrial intelligence in China and reduce industrial production costs by leveraging robot technology, thereby facilitating the ascent of manufacturing value chains and achieving high-quality economic development. Secondly, efforts should be made to accelerate the household registration system reforms, remove barriers to labor mobility, and improve the efficiency of labor allocation in industries. Thirdly, it is essential to establish a platform for occupational mobility services for production workers and pay greater attention to the occupational mobility issues of women, in order to promote fuller and higher-quality employment.

Keywords: machine replacement; industrial robot; production worker; occupational mobility; human-robot complementarity

责任编辑:姜 莱;魏小奋