工业机器人如何影响中国劳动力市场？

——基于制造业上市公司微观数据的分析

宋旭光 左马华青

**摘要：**人工智能和机器人科技被认为是智能制造和产业转型升级的重要载体，其快速发展在改变人们生活的方方面面的同时，也为经济发展带来了新的机遇和挑战，机器人科技等新技术的出现势必会对就业产生重大冲击。本文利用IFR公布的2010-2019年行业层面工业机器人数据与中国制造业上市公司微观数据匹配，从微观企业层面和宏观行业层面考察工业机器人应用对制造业就业总体变动和就业结构变化的影响。研究结果表明：工业机器人应用对企业就业净增长的负向影响会通过“降低企业就业创造，提高企业就业破坏”来产生作用。且与就业创造相比，企业的就业破坏更容易受到其他因素的影响。其次，工业机器人应用对企业就业变动影响的作用途径存在劳动力、企业层面、行业层面和地区层面异质性。再其次，工业机器人应用导致的劳动力工资减少是对企业就业产生负面影响的直接原因，且前期工业机器人设备的投入会导致企业各项绩效指标的恶化，进而对企业就业产生负面影响。最后，工业机器人应用还会通过产业链传导效应对上下游行业劳动力就业需求产生消极作用，“机器换人”会导致就业破坏增加，同时企业的就业创造效应不明显，从而导致就业再分配的降低。本文的政策启示在于：在致力于机器人科技驱动企业生产效率的同时，应推动技能人才队伍建设，跟上理论研究和技术发展的步伐，以更好地落实新概念和新技术。

**关键词：**人工智能 工业机器人 中国制造业 就业创造 就业破坏

中图分类号：C812 文献标识码：A

# 一、引言

随着新一轮工业革命的蓬勃发展，美国、德国、中国等国家先后出台利好政策促进工业制造业产业再升级，将智能化转型看作产业变革的核心力量。习近平①在2015年提出，随着信息化、工业化不断融合，以机器人科技为代表的智能产业蓬勃兴起，成为新时代科技创新的一个重要标志。现如今，人工智能（AI）和机器人科技被认为是智能制造和产业转型升级的重要载体，得到了快速发展。然而，在其改变人们生活的方方面面的同时，也为经济发展带来了新的机遇和挑战。机器人科技等新技术的出现势必会对就业产生重大冲击，周小川②在2019全球科技发展与治理国际论坛上指出，人工智能发展带来的一个重要变化是，越来越多的人将从工业和制造业环节中转移出去，在这个过程中，人们要重新思考对于机器的比较优势。那么不禁要问，人类的工作在未来将会多大程度被机器人替代？机器人是如何影响劳动力市场的？

正如Klaus Schwab（2017）在世界经济论坛上说的那样，我们现在正处于以智能制造为主导的“第四次工业革命”，大量智能制造技术投入到生产过程中，相应的也会引起对“机器开始取代人工”的关注。2019世界发展报告（2019 World Development Report）③中有提到：自从18世纪早期纺织产业化以来，“机器开始取代人工”已经引起了数百年的关注，随着创新的步伐不断加快，技术影响着我们生活的每一个部分，我们正在经历一场新的不确定性浪潮。

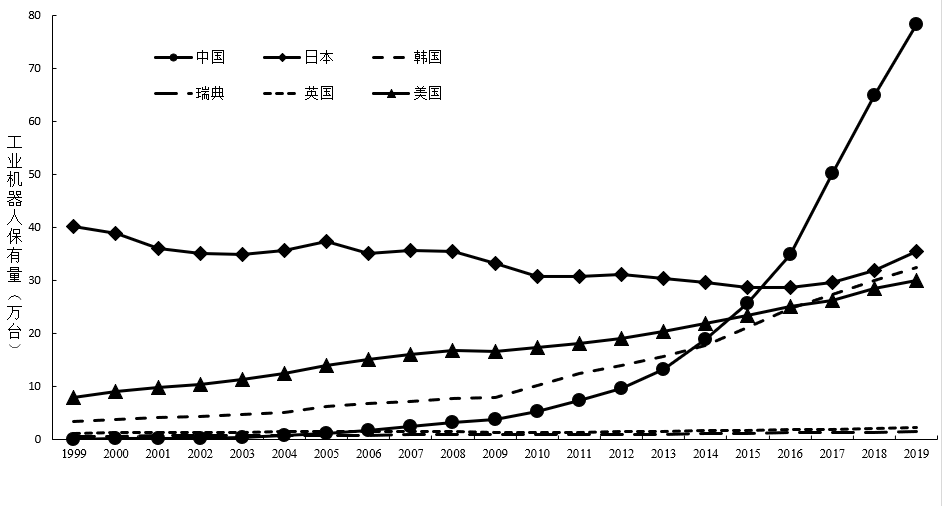
 目前，随着我国经济发展、产业结构升级和国家政策扶持④，机器人科技得到了快速发展。机器人科技也已然成为由“制造大国”向“制造强国”转变，实现高质量发展的新动能。数据显示，工业机器人保有量在世界范围内保持逐年上升趋势，在2019年底已超过78万台。中国的工业机器人应用规模增长更为迅速，从2011-2019年，中国工业机器人保有量年均增长率达到34.22%；2016年中国首次超越日本成为全球工业机器人存量最大的国家；2019年中国工业机器人安装量达到13.99万台，占当年全球安装量的36.71%。与此同时，根据微观调查数据显示，中国企业使用机器人生产线的比例从2008年的2%上升到2017年的13%（程虹等，2018）。实际上，我国正处于经济转型阶段，尚未实现工业化，机器人的应用无疑会影响未来的产业格局，也势必会对劳动力市场带来深刻影响。在相关研究文献中，学者们大多会利用国际机器人联盟（IFR）和EU-KLEMS数据去探讨工业机器人渗透率对欧美等发达经济体劳动力市场的影响（Acemoglu & Restrepo，2020；Graetz & Guy，2018；Dauth et al.，2018）。而对于工业机器人应用对发展中国家劳动力市场影响的讨论，学者往往去通过构建动态随机一般均衡模型从理论层面进行探讨（陈彦斌等，2019；吕洁等，2017；郭凯明，2019；Cheng et al.，2019），经验层面研究也往往利用宏观面板数据从国家层面和产业层面进行讨论（闫雪凌等，2020；王文等，2020；杨光和侯钰，2020；孔高文等，2020）。鲜有文章利用微观数据系统性的实证分析工业机器人应用对中国劳动力市场的影响（王永钦、董雯，2020；魏下海等，2020）。

图1 1999-2019年主要国家工业机器人保有量

注：数据来源：国际机器人联盟（IFR）

因此，本文利用IFR公布的2010-2019年行业层面工业机器人数据与中国制造业上市公司微观数据匹配，通过Bartik工具变量法去构建中国制造业企业层面工业机器人渗透率指标（Bartik，1991；Goldsmith-Pinkham et al.，2020），从微观企业层面和宏观行业层面考察工业机器人应用对制造业的就业变动情况影响，这也能够提供关于工业机器人应用对于劳动力市场均衡影响的中国版本解读。实证结果表明：总体而言，工业机器人应用对企业就业净增长的负向影响会通过“降低企业就业创造，提高企业就业破坏”来产生作用。且与就业创造相比，企业的就业破坏敏感性更强，即比较容易受到其他因素的影响。其次，工业机器人应用对企业就业变动影响的作用途径存在劳动力、企业层面、行业层面和地区层面异质性。再其次，工业机器人应用导致的劳动力工资减少是对企业就业产生负面影响的直接原因，且前期工业机器人设备的投入会给企业带来巨大的成本负担，进而会导致企业各项绩效指标的恶化，也会对企业就业产生负面影响。最后，工业机器人应用还会通过产业链传导效应对上下游行业劳动力就业需求产生消极作用，“机器换人”会导致就业破坏增加，同时企业的就业创造效应不明显，从而导致就业再分配的降低。

本文的边际贡献主要有以下几点：第一，本文采用2010-2019年微观数据在企业层面探讨工业机器人应用对中国制造业就业变动情况的影响。同时，中国作为世界上最大的发展中国家，本文的经验分析补充了以往文献所讨论的工业机器人应用对经济体就业市场的影响。第二，为了识别工业机器人应用对就业市场的影响，本文利用企业层面和行业层面劳动力市场结构的差异，构建了工业机器人渗透率指标。并从就业结构变化的角度出发，将就业净增长分解为就业创造和就业破坏，在讨论就业总体变动的同时，考察就业结构的变化，使得本文对工业机器人应用与中国劳动力市场的关系的讨论更加完整。第三，本文不仅关注工业机器人应用对劳动力就业的平均影响，还从劳动力技能溢价、企业所有权性质、企业规模、劳动力市场分割、企业收益率、行业集中度等六个角度研究其差异化特征，进一步深入剖析其微观机制，使得本文的研究更具政策意义。

本文其余部分结构安排如下：第二部分为文献综述与研究假设；第三部分介绍数据、变量与统计事实；第四部分实证分析工业机器人应用对企业就业变动的影响；第五部分探讨其背后的影响机制；第六部分进一步分析工业机器人应用对企业就业变动影响的产业链传导效应，考察工业机器人与就业再分配之间的关系；第七部分是主要结论与政策启示。

# 二、文献综述与研究假设

## （一）科技创新对劳动力就业需求的影响

Trajtenberg（2018）提出，科技创新会导致两个不同方向的创新，一个是“能力增强式创新”（human-enhancing innovations，HEI），一个是“人工替代式创新”（human-replacing innovations，HRI）。前者认为人工智能可以实现新的创造力和生产力，而后者将会造成失业下岗、工资减少等现象，进而给劳动力带来致命的打击。以往的文献也往往通过这两个方面去探讨科技创新对劳动力就业需求的影响。

### 1.替代效应

自18世纪以来，科技创新对劳动力就业的影响，学者从理论和实证层面对其进行了持续且深入的分析，但研究的观点与结论始终未能达成共识。科技创新会导致自动化的成本逐渐下降，从而引起机器对人类劳动的替代。实际上，科技创新导致机器取代人类劳动并不是一个新的问题。从现有文献来看，科技创新带来的智能制造是可以取代那些低复杂性、重复的工作，虽然可以大幅度提高企业生产率，但是机器人对劳动力的替代效应是一种挤出式的，这会降低企业对于劳动力的需求，进而提高了失业率（Postel-Vinay，2002；Ford，2015；Acemoglu & Restrepo，2019），我国学者也通过相关实证分析发现技术进步与劳动力就业存在负相关（叶仁荪等，2008；崔友平等，2015；王春超、丁琪芯，2019）。许多学者着重从自动化技术的应用（如工业机器人、信息与通信技术）等方面展开了就业替代研究，Susskind（2017）构建了基于任务的模型，认为技术进步会导致技术性失业（Technological Unemployment），所以支持自动化威胁的观点。Frey & Osborne（2017）通过构建高斯过程分类模型，对美国702种职业基于自动化进行敏感性分析，分析预测未来10－20年约有47%的职业存在被自动化风险。另有学者们基于类似方法，发现芬兰、日本等发达国家也存在类似现象（Pajarinen & Rouvinen，2015；David，2017；Arntz et al.，2016）。此外，学者们利用国际机器人联盟（IFR）、欧盟KLEMS项目（EU-KLEMS）等数据库进行工业机器人实证分析，从经验角度予以验证（Bresnahan et al.，2002；Kromann et al.）。

### 2.创造效应

另外一部分学者认为智能制造对劳动力具有创造效应，认为技术进步下的经济增长会促进企业扩大生产进而提供更多的就业岗位（Aghion & Howitt，1994；Pissarides，2000；Schumpeter，2003），李嘉图（2014）认为技术创新在导致中低等技术水平工作失业的同时，但同时会提升对高等水平劳动力的互补性需求，进而能够促进一国的劳动力结构转型，也能够创造出新的就业机会。而对于人工智能对劳动力的最终影响结果，从理论层面来看，人工智能是一种帕累托改进（Korinek & Stiglitz，2019；Acemoglu & Restrepo，2018a）。从时间维度来看，人工智能对劳动力就业的短期影响较大，而长期影响较小（Benzell et al.，2015；王君等，2015；杨伟国等，2018）。

基于上述分析，本文提出以下两个待验证的假说：

H1：从企业层面来看，当替代效应占主导时，科技创新的发展是一种“能力增强式创新”，此时机器人与劳动力之间的关系更多的是一种挤出式替代效应，机器人应用程度的提高会减少企业的劳动力需求。

H2：从企业层面来看，当创造效应占主导时，科技创新的发展是一种“人工替代式创新”，此时机器人与劳动力之间的关系更多的是一种互补式替代效应，机器人应用程度的提高会增加企业的劳动力需求。

## （二）科技创新对劳动力就业结构的影响

进一步深入研究，不少学者发现科技创新会给劳动力市场带来“极化”这种伴生现象。一方面会出现“单极化”现象，即机器人仅仅是对低等技术水平和中等技术水平工作有挤出式替代效应，进而导致非技能型失业，而对于高等技术水平的工作没有替代效应（Acemoglu & Restrepo，2018b）。另一方面也会出现“双极化”现象，即高技能和低技能劳动者的就业呈现出上升趋势，而中等技能劳动者的就业需求降低（Autor et al.，2006；Acemoglu & Autor，2011）。对其相应的解释是，企业会对高技能水平劳动力保持较高的就业需求，而中低技能水平劳动力往往会从事常规性工作，相对而言他们最容易被替代。但由于低技能水平劳动力的人力成本较低，引入机器的替代成本较高，进而导致对中等技能水平劳动力的替代性最高（Autor et al.，2003）。这在其他国家也被学者得到了验证（Goos et al.，2003；Autor & Dorn，2013）。

我国的劳动力市场也存在这种“极化”现象（吕世斌、张世伟，2015；屈小博、程杰，2015；郝楠，2017；），也有学者在既有研究上运用中国的经验事实来验证西方理论，从产业结构升级、贸易自由化、工业智能化等角度进行解释（江永红等，2016；郝楠、江永红，2017；戴觅等，2019；孙早、候玉琳，2019）。也有学者构建宏观均衡模型对其进行解释（Hanson，2001；雷钦礼、王阳，2017）。

基于上述分析，本文提出第三个待验证的假说：

H3：机器人应用会改变企业就业结构的变化，对于不同技能水平劳动力的就业需求不同，并且存在企业层面、行业层面和地区层面的异质性。

# 三、数据、变量与统计事实

## （一）数据来源

本文使用的工业机器人数据来自国际机器人联盟（International Federation of Robotics, IFR）。IFR每年根据机器人制造商数据统计形成报告，其数据中含有100个国家和地区组织在1993-2019年的工业机器人安装信息，涉及的行业包括以下六大类：农林牧渔业；采矿业；制造业；电力、热力、燃气及水生产和供应业；建筑业；教育业。鉴于工业机器人主要应用于制造业领域，因此本文主要利用制造业行业中类（二位数行业代码）的工业机器人数据进行分析⑤。本文着眼于从微观层面去探讨工业机器人应用对就业需求的影响，利用2011-2019年中国沪深两市A股制造业上市公司企业层面数据进行实证分析⑥。其中，公司基本信息、公司经营指标、公司员工结构等数据来自Wind数据库，公司治理综合信息、公司员工薪酬、公司财务指标等数据来自国泰安数据库（CSMAR）。此外，本文用到的其他数据还包括：中国制造业分行业从业人数，数据来源《中国工业统计年鉴》；城市层面地区生产总值增速、地区人口数量增速等相关数据来自《中国城市统计年鉴》。

在数据处理的过程中，为力求数据的准确性和可靠性，我们按照以下原则去除异常样本：第一，企业员工人数、生产人员人数占比、营业总收入等重要指标缺失或者波动较大的样本。第二，与一般公认会计准则（GAAP）不一致的数据样本，比如资产总计小于流动资产等。第三，上市时间不满一年的企业，排除企业可能存在的IPO效应。第四，企业连续二年亏损（ST）或连续三年亏损（\*ST）。第五，行业分类缺失的企业样本，因为企业层面数据与IFR数据的匹配需要行业层面信息。第六，剔除主营业务收入低于2000万元的样本。最终得到1156家制造业企业，共10277条观测值。

## （二）核心指标的测度

### 1.制造业就业变动

关于核心被解释变量的测度，本文从微观企业层面和宏观行业层面考察制造业的就业变动情况，构建就业变动相关指标作为被解释变量。我们借鉴Davis et al.（1996）、Groizard et al.（2015）以及毛其淋、许家云（2016）的做法，将企业层面的就业变动划分为就业创造（）、就业破坏（）和就业净增长（）三个方面进行讨论。

具体测算方法如下，定义企业在期员工人数的对数为，则就业创造定义为：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

就业破坏定义为：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

就业净增长定义为：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

从衡量就业变动的三个指标定义可以看出，就业创造指标和就业破坏指标是就业净增长指标的分解。就业净增长衡量了企业的就业变化率，而就业创造衡量了企业就业变化中增长的部分，就业破坏则衡量了企业就业变化中减少的部分，这样的分解有利于进一步分析工业机器人应用对企业就业结构变动的影响渠道。

### 2.工业机器人渗透率

（1）工业机器人渗透率的测度方法。关于核心解释变量的测度，本文从微观企业层面和宏观行业层面考察制造业的就业变动情况，构建工业机器人渗透率指标作为被解释变量。我们主要利用IFR数据与中国沪深两市A股制造业上市公司员工结构数据计算得到。由于IFR数据中只有制造业二位数行业层面的工业机器人安装量，无法直接得到企业层面的工业机器人安装量。在既有文献中，Acemoglu & Restrepo（2020）基于模型结构论构造了美国区域层面机器人渗透度（Exposure to Robots）指标，进而我们借鉴其方法，通过Bartik工具变量法去构建中国制造业企业层面工业机器人渗透率指标（Bartik，1991；Goldsmith-Pinkham et al.，2020）。具体测度方法如下：

首先，我们将IFR与中国工业统计年鉴数据的行业进行一一匹配，从而得到可供分析的我国各行业工业机器人安装密度数据，记为：

其中，表示中国行业在期的工业机器人安装量，表示中国行业在2010年的就业人数，表示中国行业在期的工业机器人安装密度。

然后，我们选定一个基准年份计算每个企业机器人安装密度的权重，参考王永钦、董雯（2020）的方法进一步计算出企业层面的工业机器人渗透率指标：

其中，表示制造业中行业企业在2011年（基准年份）生产人员人数占比与制造业所有企业2011年生产人员人数占比中位数的比值。这么计算的目的是将行业层面的工业机器人渗透率分解到企业层面，用以考察企业层面的工业机器人渗透率。我们通过各企业在基准年份的就业结构作为权重，这使得我们能够关注本国行业技术特征的变化，而与企业自身的特征性因素无关。

最后，利用IFR韩国行业层面的工业机器人数据构造中国企业层面工业机器人渗透率的工具变量：

其中，表示韩国行业在期的工业机器人安装量。

上文虽然通过构建工业机器人渗透率指标来克服企业自身特征因素的影响，但估计系数还是可能会因为内生性问题而存在偏误，还是会存在遗漏变量、反向因果等问题。因此本文采用工具变量来处理可能的内生性问题。Acemoglu & Restrepo（2020）认为当前制造大国对于新生产技术和设备应用规模呈现出很高的趋同性，故而利用同行业德国、日本和韩国的工业机器人安装量作为美国工业机器人安装量的工具变量，具有一定的合理性。本文采用IFR韩国行业层面的工业机器人数据来构造工具变量⑦，主要考虑以下几点：

第一，尽管目前我国的工业机器人安装量位居全球第一，是全球机器人应用最广的国家，但是我国有70%以上的工业机器人仍然由外国机器人公司供应，尤其是目前我国机器人90%核心零部件都依赖进口。目前我国制造业所使用的工业机器人进口依赖度较高，韩国是主要进口来源国之一，韩国工业机器人的出货量会影响到中国的工业机器人安装量。

第二，根据IFR数据报告，我们发现中国与韩国的工业机器人产业发展趋势较为相近。韩国是工业机器人后起之秀，于20世纪80年代末开始大力发展工业机器人技术。在政府资助引导下，自2010年以来，韩国始终保持着龙头地位，已跻身机器人强国之列。而中国国务院在2012年发布“十二五”国家战略新兴产业发展规划中就明确表示要重点发展包括工业机器人在内的核心关键技术。自2013年开始，由于国内生产力需求，政府大力支持，工业机器人产业不断扩大。虽然现阶段韩国的工业机器人发展水平领先中国，但是两国工业机器人产业发展趋势接近。

第三，现如今，众多国家积极发展新生产技术和设备应用，工业机器人作为新生产技术的类型之一，各大企业也在积极布局机器人产业。机器人的研发和使用已然成为一种全球化现象，当前制造大国对于新生产技术和设备应用规模呈现出很高的趋同性。其中，韩国的工业机器人发展始终保持着龙头地位，其发展趋势能够反映该行业的技术进步趋势。

第四，以上三点可以认为韩国工业机器人应用与中国工业机器人应用有很强的相关性，其对中国劳动力市场的影响主要反映了同类行业技术特征，这满足了工具变量的相关性要求。与此同时，并没有证据表明韩国的工业机器人应用会影响中国制造业劳动力市场结构的变化，其只能通过中国工业机器人应用与中国制造业劳动力市场结构变化产生关联，因此满足工具变量的排他性约束。

（2）中国工业机器人渗透率的分布特征。IFR只提供工业机器人安装量、存量的数据，而通过上面公式计算得到的工业机器人渗透率更能反映中国工业机器人实际应用水平。如下表1所示，中国工业机器人渗透度较高的行业是橡胶和塑料制品业、汽车及其他交通设备制造业，最低的是纺织业，不同行业间的工业机器人渗透度差异较大。具体来看，在中国和美国都呈现出资本密集型行业（如汽车制造、机械设备制造等）拥有更高的机器人渗透度，而传统的劳动密集型行业（如纺织业、木材和家具制造业等）的机器人应用并不明显。通过2011-2019年时间跨度来看，相对增长幅度较高的行业是通用及专业设备制造业，绝对增长幅度较高的行业是橡胶和塑料制品业、汽车及其他交通设备制造业。

表1 中国制造业工业机器人渗透率

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 制造业行业 | 中国工业机器人渗透率（台/千名员工） | | | |
| 2011 | 2015 | 2019 | 2011-2019 |
| 食品制造业 | 0.203 | 1.395 | 3.910 | 1.649 |
| 纺织业 | 0.002 | 0.048 | 0.182 | 0.069 |
| 木材和家具制造业 | 0.001 | 0.230 | 2.324 | 0.653 |
| 造纸和印刷业 | 0.053 | 0.178 | 0.800 | 0.275 |
| 文体和教育用品制造业 | 0.128 | 0.638 | 5.482 | 1.641 |
| 医药制造业 | 0.189 | 0.699 | 3.591 | 1.444 |
| 化学制品业 | 0.025 | 0.423 | 1.221 | 0.414 |
| 橡胶和塑料制品业 | 19.610 | 42.996 | 67.032 | 43.156 |
| 非金属矿物制品业 | 0.303 | 1.494 | 5.659 | 2.222 |
| 金属加工制造和冶炼业 | 0.077 | 0.418 | 1.000 | 0.485 |
| 金属制品业 | 1.854 | 8.216 | 26.054 | 10.498 |
| 通用及专业设备制造业 | 0.157 | 2.307 | 8.896 | 3.028 |
| 汽车及其他交通设备制造业 | 3.618 | 15.982 | 40.212 | 18.682 |
| 计算机、通信和其他电子设备制造业 | 0.769 | 3.190 | 26.016 | 7.671 |
| 电子和电器设备制造业 | 1.126 | 10.892 | 30.288 | 13.717 |
| 其他制造业 | 0.655 | 2.866 | 23.651 | 7.190 |

注：作者根据上面公式计算得到工业机器人渗透率指标（）。

## （三）控制变量

在实证分析过程中，我们在控制变量中考虑了企业层面、行业层面和地区层面的因素。企业层面的控制变量包括：资产负债率（），通过企业资产负债表中企业负债合计与总资产的比值衡量，用以控制企业的管理能力及盈利能力对企业员工就业的影响；企业规模（），使用企业营业总收入的对数值衡量，用以控制行业的需求因素对企业员工就业的影响。行业层面的控制变量包括：赫芬达尔指数（），该指数用来衡量行业市场集中度，如果该指数越大则表明行业市场集中程度越大，即垄断性越高。本文根据企业总资产占行业（二位数行业代码）所有企业的份额计算行业赫芬达尔指数。地区层面控制变量包括：地区生产总值增长率（），首先采用以2010年为基期的GDP缩减至熟对各地区名义国内生产总值进行消胀处理，然后在此基础上计算各地区实际GDP增长率。用以控制地区经济发展水平对员工就业的影响；地区人口增长率（），用以控制地区人口变化对员工就业的影响。主要变量的描述性统计结果详见表2。平均来看，2011-2019年间，我国制造业上市公司企业就业净增长约为0.048个百分点，与此同时，我国工业机器人渗透率增长约1.400个百分点。

表2 描述性统计

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 变量符号 | 变量名称 | 样本量 | 均值 | 标准差 | 最小值 | 最大值 |
|  | 就业净增长 | 9,702 | 0.048 | 0.233 | -1.574 | 1.590 |
|  | 就业创造 | 9,702 | 0.094 | 0.178 | 0.000 | 1.590 |
|  | 就业破坏 | 9,702 | 0.045 | 0.117 | 0.000 | 1.574 |
|  | 机器人渗透率 | 10,277 | 1.400 | 1.198 | 0.001 | 7.108 |
|  | 资产负债率 | 10,277 | 0.412 | 0.205 | 0.007 | 2.992 |
|  | 企业规模 | 10,276 | 21.520 | 1.388 | 15.751 | 27.528 |
|  | 赫芬达尔指数 | 10,277 | 0.041 | 0.029 | 0.012 | 0.167 |
|  | GDP增长率 | 10,277 | 0.017 | 0.025 | -0.089 | 0.135 |
|  | 人口增长率 | 10,277 | 5.076 | 2.396 | -1.010 | 11.470 |

# 四、工业机器人应用与就业变动：基本估计结果

在接下来的两部分中，我们将探讨工业机器人渗透率变化与制造业企业就业变动之间的关系。我们将首先估算工业机器人渗透率变化与制造业企业就业变动的基准模型，之后进行内生性分析。在第五部分，我们聚焦工业机器人渗透率变化影响制造业企业就业变动的传导机制。

## （一）主回归结果

为检验工业机器人渗透率变化对制造业企业就业变动的影响效应，本文构建了以下基准计量模型：

|  |  |
| --- | --- |
|  | （1） |

其中，下标表示企业，表示行业，表示年份。表示企业、行业以及企业所在地区的控制变量，表示行业固定效应，表示年份固定效应，为随机扰动项。根据考察对象的不同，因变量可以分别用企业就业创造（）、就业破坏（）和就业净增长（）表示。本文的核心解释变量是，是企业层面工业机器人渗透率的对数。为了有效识别工业机器人渗透率变化对制造业企业就业变动的影响，我们分别控制了企业固定效应与年份固定效应，从而避免遗漏与企业特征或时间特征相关的变量所产生的内生性问题。另外，为了避免行业内部企业之间的相关性对模型估计结果的影响，我们将标准误群集（）到行业层面。

接下来探讨模型中的控制变量。企业层面的控制变量包括资产负债率（）和企业规模（）。行业层面的控制变量包括赫芬达尔指数（）。地区层面控制变量包括地区生产总值增长率（）和地区人口增长率（）。

由于国内行业机器人渗透度的变化还可能与其他影响中国机器人应用和劳动力市场需求的因素有关，模型（1）可能存在遗漏变量和内生性问题。比如，不同企业对工业机器人渗透率的反应程度往往有差别，这不但影响工业机器人的发展，也影响企业决策以及企业员工就业，而且这类因素很难被度量。为了尽可能克服由第三方因素导致的内生性问题，我们利用数据的企业面板特征，构建固定效应模型，控制那些不随时间变化的企业层面的遗漏变量，减少对估计结果造成的影响。反向因果也有可能存在，因为企业员工就业的增加或减少，或许会影响企业对于工业机器人的投入，进而影响工业机器人的发展。

为了排除上述影响，我们借鉴Acemoglu & Restrepo（2020）的做法，利用韩国工业机器人数据构造的渗透率指标作为工具变量，工具变量法回归方程如下：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

### 1.基准回归结果

表3报告了工业机器人渗透率变化对制造业企业就业变动影响的估计结果。其中，从第（1）列至第（5）列逐步控制了企业固层面、行业层面和地区层面的控制变量，并且同时加入企业和年份固定效应，以吸收企业和时间层面的其他冲击对结果的干扰。结果显示：首先，工业机器人渗透率的回归系数显著为负且1%水平上显著，这表明企业所面临的工业机器人渗透率每增加1个百分点，其就业人数会下降0.026个百分点，即工业机器人应用会降低企业对于劳动力的就业需求。其可能的解释为，工业机器人可以替代人力去完成一些常规、简单、低级、重复的工作，尤其是在我国劳动力供给发生变化以及国家相关政策扶持的背景下，企业通过利用机器人科技来应对劳动力短缺、劳动力成本提高也顺理成章地提上日程，进而导致整体就业需求减少。

值得注意的是，控制变量的估计结果也与经济直觉相一致。其中，资产负债率每增加1个百分点，其就业人数就会降低0.079个百分点。企业资产负债率高，说明企业的财务风险相对较高，企业的管理能力及盈利能力较低，进而直接影响企业雇佣员工人数。企业规模每增加1个百分点，其就业人数就会增加0.064个百分点，企业规模的扩大显然会增加就业机会的供给。行业层面的控制变量赫芬达尔指数每增加1个百分点，其就业人数就会减少0.707个百分点，可见行业市场集中程度越大，垄断性越高，不利于员工就业。

表3 工业机器人应用与就业净增长：基本估计结果

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 解释变量 | | 被解释变量： | | | | |
| （1） | （2） | （3） | （4） | （5） |
| 工业机器人渗透率 |  | -0.023\*\* | -0.026\*\* | -0.060\*\*\* | -0.026\*\* | -0.026\*\*\* |
|  | (0.010) | (0.010) | (0.004) | (0.010) | (0.008) |
| 企业控制变量 |  | -0.078\*\* | -0.079\*\* | -0.064\*\* | -0.079\*\* | -0.079\*\* |
|  | (0.027) | (0.028) | (0.025) | (0.028) | (0.031) |
|  | 0.064\*\*\* | 0.064\*\*\* | 0.056\*\*\* | 0.064\*\*\* | 0.064\*\*\* |
|  | (0.009) | (0.009) | (0.007) | (0.009) | (0.009) |
| 行业控制变量 |  |  | -0.686\*\* | -1.003\*\* | -0.707\*\* | -0.707 |
|  |  | (0.316) | (0.346) | (0.318) | (0.430) |
| 地区控制变量 |  |  |  | 0.197\*\* | 0.115 | 0.115 |
|  |  |  | (0.071) | (0.154) | (0.153) |
|  |  |  | 0.002 | -0.003 | -0.003 |
|  |  |  | (0.002) | (0.003) | (0.003) |
| 企业固定效应 | | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | | 是 | 是 | 否 | 是 | 是 |
| 观测值数量 | | 9,701 | 9,701 | 9,701 | 9,701 | 9,701 |
|  | | 0.030 | 0.030 | 0.024 | 0.031 | 0.031 |

注：（1）工业机器人渗透率指标和就业变动指标是根据上文公式构造。（2）括号内是行业层面的稳健聚类（Cluster）标准误，第（5）列括号内是行业地区层面的稳健聚类（Cluster）标准误，其中\*\*\*、\*\*、\*分别表示在1%、5%、10%水平上显著。（3）由于表格篇幅所限，表中没有汇报常数项的结果。下同。

接下来，我们从就业结构变化的角度出发，将就业净增长分解为就业创造和就业破坏两个方面分别回归。表4和表5报告了回归结果，与基准回归相同，从第（1）列至第（5）列逐步控制了企业固层面、行业层面和地区层面的控制变量，并且同时加入企业和年份固定效应，以吸收企业和时间层面的其他冲击对结果的干扰。结果显示：首先，表4中工业机器人渗透率的回归系数显著为负且1%水平上显著，这表明企业所面临的工业机器人渗透率每增加1个百分点，企业的就业创造平均下降0.016个百分点，这表明现阶段我国制造业企业在面临机器人科技影响下，并没有出现就业创造效应。因此，工业机器人应用对企业就业净增长的负向影响会通过“降低企业就业创造”来产生作用。从其他变量来看，资产负债率和赫芬达尔指数变量的统计意义不显著，这说明企业管理能力和行业垄断程度对企业就业创造的作用不明显。但企业规模每增加1个百分点，企业的就业创造就会平均增加0.035个百分点，企业规模的扩大会显著提高就业机会的供给。

表4 工业机器人应用与就业创造：基本估计结果

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 解释变量 | | 被解释变量： | | | | |
| （1） | （2） | （3） | （4） | （5） |
| 工业机器人渗透率 |  | -0.015\* | -0.016\* | -0.041\*\*\* | -0.016\* | -0.016\*\* |
|  | (0.008) | (0.009) | (0.004) | (0.009) | (0.006) |
| 企业控制变量 |  | -0.023 | -0.023 | -0.012 | -0.024 | -0.024 |
|  | (0.023) | (0.023) | (0.021) | (0.023) | (0.019) |
|  | 0.035\*\*\* | 0.035\*\*\* | 0.028\*\*\* | 0.035\*\*\* | 0.035\*\*\* |
|  | (0.005) | (0.005) | (0.005) | (0.005) | (0.005) |
| 行业控制变量 |  |  | -0.261 | -0.478 | -0.260 | -0.260 |
|  |  | (0.244) | (0.303) | (0.249) | (0.342) |
| 地区控制变量 |  |  |  | 0.046 | 0.087 | 0.087 |
|  |  |  | (0.065) | (0.126) | (0.112) |
|  |  |  | 0.003 | -0.000 | -0.000 |
|  |  |  | (0.002) | (0.003) | (0.002) |
| 企业固定效应 | | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | | 是 | 是 | 否 | 是 | 是 |
| 观测值数量 | | 9,702 | 9,701 | 9,701 | 9,701 | 9,701 |
|  | | 0.021 | 0.027 | 0.027 | 0.019 | 0.027 |

其次，表5公布了工业机器人应用对就业破坏影响的基本估计结果。结果显示：工业机器人渗透率的回归系数显著为正且1%水平上显著，这表明企业所面临的工业机器人渗透率每增加1个百分点，企业的就业破坏平均上升0.010个百分点，这表明现阶段，工业机器人的应用会导致我国制造业企业对劳动力就业需求的降低。工业机器人应用对企业就业净增长的负向影响会通过“提高企业就业破坏”来产生作用。从其他变量来看，资产负债率、企业规模和赫芬达尔指数变量的统计意义显著且符合经济直觉，这说明企业管理能力、企业规模和行业垄断程度的变动对企业就业破坏的作用明显。这也从一定程度上说明，与就业创造相比，企业的就业破坏敏感性更强，即比较容易受到其他因素的影响。但能够影响就业创造的因素有局限性，很难出现就业创造效应。总体而言，工业机器人应用对企业就业净增长的负向影响会通过“降低企业就业创造，提高企业就业破坏”来产生作用。

表5 工业机器人应用与就业破坏：基本估计结果

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 解释变量 | | 被解释变量： | | | | |
| （1） | （2） | （3） | （4） | （5） |
| 工业机器人渗透率 |  | 0.008\*\*\* | 0.010\*\*\* | 0.019\*\*\* | 0.010\*\*\* | 0.010\*\* |
|  | (0.003) | (0.003) | (0.002) | (0.003) | (0.004) |
| 企业控制变量 |  | 0.055\*\*\* | 0.056\*\* | 0.052\*\* | 0.055\*\* | 0.055\*\* |
|  | (0.019) | (0.019) | (0.018) | (0.019) | (0.023) |
|  | -0.030\*\*\* | -0.030\*\*\* | -0.028\*\*\* | -0.030\*\*\* | -0.030\*\*\* |
|  | (0.006) | (0.006) | (0.005) | (0.006) | (0.006) |
| 行业控制变量 |  |  | 0.426\*\*\* | 0.525\*\*\* | 0.446\*\*\* | 0.446\*\* |
|  |  | (0.139) | (0.146) | (0.134) | (0.201) |
| 地区控制变量 |  |  |  | -0.151\*\*\* | -0.028 | -0.028 |
|  |  |  | (0.048) | (0.090) | (0.089) |
|  |  |  | 0.001 | 0.003\* | 0.003\*\* |
|  |  |  | (0.001) | (0.001) | (0.001) |
| 企业固定效应 | | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | | 是 | 是 | 否 | 是 | 是 |
| 观测值数量 | | 9,701 | 9,701 | 9,701 | 9,701 | 9,701 |
|  | | 0.015 | 0.016 | 0.014 | 0.016 | 0.016 |

### 2.工具变量（2SLS）回归结果

上文虽然通过构建工业机器人渗透率指标来克服企业自身特征因素的影响，但估计系数还是可能会因为内生性问题而存在偏误，还是会存在遗漏变量、反向因果等问题。因此本文采用工具变量的方法，检验基准回归的结果，且上文已经探讨了采用IFR韩国行业层面的工业机器人数据来构造工具变量的合理性。

表6报告了工业机器人应用对企业就业变动的IV 2SLS估计结果。其中，第（1）列报告了工具变量第一阶段回归结果，第（2）至第（5）列逐步控制了企业固层面、行业层面和地区层面的控制变量，并且同时加入企业和年份固定效应。Panel A、Panel B和Panel C分别为就业净增长、就业创造和就业破坏为因变量的工具变量第二阶段回归结果。首先，根据表6第一阶段回归结果显示，韩国工业机器人渗透率指标与中国工业机器人渗透率指标具有相关关系。其次，我们考察工具变量的有效性，发现第一阶段的考虑异方差的弱工具变量检验F统计量均大于19.70，该工具变量与就业变动相关指标不存在直接关联的渠道，因此，工具变量满足相关性特征。最后，根据表6变量的估计结果来看，平均来看工业机器人渗透率每增加1个百分点，企业对劳动力的需求会下降0.025个百分点，同时企业的就业创造会降低0.012个百分点，企业的就业破坏会提高0.014个百分点。从估计结果来看，工业机器人应用对企业就业净增长的负向影响会通过“降低企业就业创造，提高企业就业破坏”来产生作用，该结论与基准回归结果一致。不仅如此，我们发现核心变量的估计系数变化不大，表明解释变量的测量误差程度较弱（Angrist & Pischke，2008）。

表6 工业机器人应用与就业变动（IV 2SLS回归）

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Panel A 工业机器人应用对就业净增长的影响 | | | | | |
| 解释变量 |  |  | | | |
| （1） | （2） | （3） | （4） | （5） |
|  |  | -0.020\*\* | -0.025\*\* | -0.025\*\* | -0.025\*\* |
|  |  | (0.010) | (0.012) | (0.012) | (0.011) |
|  | 1.113\*\*\* |  |  |  |  |
|  | (0.250) |  |  |  |  |
|  | 0.122\*\* | -0.079\*\*\* | -0.079\*\*\* | -0.079\*\*\* | -0.079\*\* |
|  | (0.051) | (0.026) | (0.026) | (0.027) | (0.032) |
|  | 0.045\*\* | 0.064\*\*\* | 0.064\*\*\* | 0.064\*\*\* | 0.064\*\*\* |
|  | (0.021) | (0.009) | (0.009) | (0.009) | (0.009) |
|  | -3.652 |  | -0.675\* | -0.697\* | -0.697 |
|  | (4.907) |  | (0.363) | (0.366) | (0.444) |
|  | 0.048 |  |  | 0.115 | 0.115 |
|  | (0.169) |  |  | (0.149) | (0.153) |
|  | -0.004 |  |  | -0.003 | -0.003 |
|  | (0.011) |  |  | (0.003) | (0.003) |
| 企业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 观测值数量 | 9696 | 9,696 | 9,696 | 9,696 | 9,696 |
|  | 0.728 | 0.030 | 0.030 | 0.031 | 0.031 |
| 第一阶段F统计量 | - | 20.47 | 19.70 | 19.75 | 207.6 |
| Panel B 工业机器人应用对就业创造的影响 | | | | | |
| 解释变量 |  |  | | | |
|  | （1） | （2） | （3） | （4） | （5） |
|  |  | -0.010\* | -0.012\* | -0.012\*\* | -0.012\* |
|  |  | (0.008) | (0.009) | (0.009) | (0.008) |
|  | 1.113\*\*\* |  |  |  |  |
|  | (0.250) |  |  |  |  |
|  | 0.122\*\* | -0.025 | -0.025 | -0.025 | -0.025 |
|  | (0.051) | (0.023) | (0.023) | (0.023) | (0.019) |
|  | 0.045\*\* | 0.034\*\*\* | 0.034\*\*\* | 0.034\*\*\* | 0.034\*\*\* |
|  | (0.021) | (0.005) | (0.005) | (0.005) | (0.006) |
|  | -3.652 |  | -0.192 | -0.192 | -0.192 |
|  | (4.907) |  | (0.266) | (0.274) | (0.349) |
|  | 0.048 |  |  | 0.086 | 0.086 |
|  | (0.169) |  |  | (0.122) | (0.112) |
|  | -0.004 |  |  | -0.000 | -0.000 |
|  | (0.011) |  |  | (0.003) | (0.002) |
| 企业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 观测值数量 | 9696 | 9,696 | 9,696 | 9,696 | 9,696 |
|  | 0.728 | 0.027 | 0.027 | 0.027 | 0.027 |
| 第一阶段F统计量 | - | 20.47 | 19.70 | 19.75 | 207.6 |
| Panel C 工业机器人应用对就业破坏的影响 | | | | | |
| 解释变量 |  |  | | | |
| （1） | （2） | （3） | （4） | （5） |
|  |  | 0.010\*\* | 0.014\*\*\* | 0.014\*\*\* | 0.014\*\* |
|  |  | (0.004) | (0.005) | (0.005) | (0.006) |
|  | 1.113\*\*\* |  |  |  |  |
|  | (0.250) |  |  |  |  |
|  | 0.122\*\* | 0.054\*\*\* | 0.054\*\*\* | 0.054\*\*\* | 0.054\*\* |
|  | (0.051) | (0.018) | (0.019) | (0.019) | (0.023) |
|  | 0.045\*\* | -0.030\*\*\* | -0.030\*\*\* | -0.030\*\*\* | -0.030\*\*\* |
|  | (0.021) | (0.005) | (0.005) | (0.005) | (0.005) |
|  | -3.652 |  | 0.484\*\*\* | 0.505\*\*\* | 0.505\*\* |
|  | (4.907) |  | (0.156) | (0.149) | (0.213) |
|  | 0.048 |  |  | -0.029 | -0.029 |
|  | (0.169) |  |  | (0.088) | (0.089) |
|  | -0.004 |  |  | 0.003\* | 0.003\*\* |
|  | (0.011) |  |  | (0.001) | (0.001) |
| 企业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 观测值数量 | 9696 | 9,697 | 9,696 | 9,696 | 9,696 |
|  | 0.728 | 0.005 | 0.015 | 0.016 | 0.016 |
| 第一阶段F统计量 | - | 20.47 | 19.70 | 19.75 | 207.6 |

注：（1）工业机器人渗透率指标和就业变动指标是根据上文公式构造。（2）括号内是行业层面的稳健聚类（Cluster）标准误，第（5）列括号内是行业地区层面的稳健聚类（Cluster）标准误，其中\*\*\*、\*\*、\*分别表示在1%、5%、10%水平上显著。（3）由于表格篇幅所限，表中没有汇报常数项的结果。下同。

## （二）异质性分析

上文研究显示，工业机器人应用对企业就业净增长的负向影响会通过“降低企业就业创造，提高企业就业破坏”来产生作用。但这一分析只是平均意义上的，忽视同一地区和行业内部的不同企业异质性可能会掩盖工业机器人应用对企业就业变动影响的作用途径。

### 1.技能溢价

第一种异质性为技能溢价。之前的分析中，我们将所有劳动力视为同质的，然而工业机器人应用对不同类型的劳动力会产生不同的影响，从而影响不同行业的技能溢价。为考察工业机器人应用对劳动力影响的异质性，本文将样本中的员工划分为生产人员、研发人员和管理层人员⑧，并通过上文就业变动指标公式计算出相对应的就业净增长、就业创造和就业破坏指标。表7报告了工业机器人应用对生产员工、研发人员和管理层人员就业变动影响的IV 2SLS回归结果。结果显示：工业机器人应用对就业变动的负影响主要体现在生产人员和研发人员上，其估计系数的均高于基准回归的结果。工业机器人渗透率每增加1个百分点，企业对生产人员的需求会下降0.032个百分点，对研发人员的需求会下降0.103个百分点。管理层人员的估计系数结果在统计意义与经济意义上均不显著。

从就业结构变化的角度来看，生产人员和研发人员的就业变动是造成企业就业变动的主要原因，且无论是就业创造还是就业破坏，工业机器人应用对研发人员的影响要大于对生产人员的影响。其可能的原因有以下几点：第一，通常情况下，研发人员属于高技能劳动力，其就业门槛较高，但往往高技能劳动力的流动性也越大，研发人员往往会通过更换工作来满足自己对于工资等方面的需求。第二，对于生产人员而言，其工作的替代性较高，也越容易被机器人所替代。但是针对一些技能需求较低的工作，生产人员相对于机器人更具有比较优势，企业采用机器替代人工反而会增加生产成本。第三，对于制造业企业来讲，工业机器人应用对企业就业变动的影响多集中于生产环节，而对于企业管理层人员，其受到的影响较小。对管理层人员的回归结果也证实了上述想法，也是上文主要结论的安慰剂检验。

表7 工业机器人应用与技能溢价（IV 2SLS回归）

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Panel A 工业机器人应用对就业净增长的影响 | | | | | |
| 解释变量 |  |  | 生产人员 | 研发人员 | 管理层人员 |
|  |  | （1） | （2） | （3） | （4） |
| 工业机器人渗透率 |  |  | -0.032\* | -0.103\*\*\* | -0.007 |
|  |  | (0.017) | (0.039) | (0.008) |
|  | 1.994\*\*\* |  |  |  |
|  | (0.313) |  |  |  |
| 企业控制变量 |  | 0.203\*\*\* | -0.116\*\* | 0.043 | 0.011 |
|  | (0.049) | (0.053) | (0.206) | (0.017) |
|  | 0.010 | 0.084\*\*\* | 0.092\* | 0.004 |
|  | (0.030) | (0.013) | (0.048) | (0.004) |
| 行业控制变量 |  | -12.689\* | -0.236 | -0.276 | -0.031 |
|  | (6.053) | (0.567) | (3.184) | (0.339) |
| 地区控制变量 |  | 0.219 | 0.408\* | 0.232 | -0.303\*\* |
|  | (0.287) | (0.212) | (0.302) | (0.143) |
|  | 0.000 | 0.001 | 0.004 | 0.001 |
|  | (0.008) | (0.004) | (0.007) | (0.003) |
| 企业固定效应 | | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 观测值数量 | | 10,276 | 8,720 | 4,257 | 9,993 |
|  | | 0.894 | 0.023 | 0.012 | 0.005 |
| 第一阶段F统计量 | | - | 57.71 | 18.22 | 41.61 |
| Panel B 工业机器人应用对就业创造的影响 | | | | | |
| 解释变量 |  |  | 生产人员 | 研发人员 | 管理层人员 |
|  |  | （1） | （2） | （3） | （4） |
| 工业机器人渗透率 |  |  | -0.023\* | -0.085\*\*\* | -0.004 |
|  |  | (0.013) | (0.032) | (0.005) |
|  | 1.994\*\*\* |  |  |  |
|  | (0.313) |  |  |  |
| 企业控制变量 |  | 0.203\*\*\* | 0.000 | 0.152 | -0.003 |
|  | (0.049) | (0.030) | (0.159) | (0.015) |
|  | 0.010 | 0.036\*\*\* | 0.028 | 0.004 |
|  | (0.030) | (0.005) | (0.032) | (0.003) |
| 行业控制变量 |  | -12.689\* | 0.077 | 0.654 | -0.129 |
|  | (6.053) | (0.373) | (2.269) | (0.195) |
| 地区控制变量 |  | 0.219 | 0.218 | 0.275 | -0.102 |
|  | (0.287) | (0.158) | (0.250) | (0.106) |
|  | 0.000 | 0.002 | 0.000 | 0.001 |
|  | (0.008) | (0.003) | (0.005) | (0.002) |
| 企业固定效应 | | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 观测值数量 | | 10,276 | 8,720 | 4,257 | 9,993 |
|  | | 0.894 | 0.021 | 0.015 | 0.004 |
| 第一阶段F统计量 | | - | 57.71 | 18.22 | 41.61 |
| Panel C 工业机器人应用对就业破坏的影响 | | | | | |
| 解释变量 |  |  | 生产人员 | 研发人员 | 管理层人员 |
|  |  | （1） | （2） | （3） | （4） |
| 工业机器人渗透率 |  |  | 0.009\* | 0.017 | 0.004 |
|  |  | (0.007) | (0.019) | (0.006) |
|  | 1.994\*\*\* |  |  |  |
|  | (0.313) |  |  |  |
| 企业控制变量 |  | 0.203\*\*\* | 0.117\*\*\* | 0.109 | -0.014\* |
|  | (0.049) | (0.033) | (0.098) | (0.007) |
|  | 0.010 | -0.049\*\*\* | -0.064\*\*\* | -0.000 |
|  | (0.030) | (0.013) | (0.018) | (0.004) |
| 行业控制变量 |  | -12.689\* | 0.314 | 0.930 | -0.099 |
|  | (6.053) | (0.346) | (1.243) | (0.339) |
| 地区控制变量 |  | 0.219 | -0.189 | 0.043 | 0.200\*\*\* |
|  | (0.287) | (0.129) | (0.227) | (0.068) |
|  | 0.000 | 0.000 | -0.004 | -0.000 |
|  | (0.008) | (0.002) | (0.003) | (0.002) |
| 企业固定效应 | | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 观测值数量 | | 10,276 | 8,720 | 4,257 | 9,993 |
|  | | 0.894 | 0.015 | 0.008 | 0.004 |
| 第一阶段F统计量 | | - | 57.71 | 18.22 | 41.61 |

进一步，为深入分析工业机器人应用对不同类型企业员工就业变动的影响，我们在基准回归的基础上，将企业按照生产人员占比和研发人员占比进行划分，考察员工占比结构不同的企业在面对工业机器人渗透率变化时，其就业变动可能具有的不同反应。具体做法是，根据企业生产人员占比和研发人员占比的中位数，将样本分为生产人员占比高和生产人员占比低、研发人员占比高和研发人员占比低做分组回归。其中，表8是工业机器人应用与生产人员就业变动的IV 2SLS回归结果。结果显示：对于生产人员占比高的企业，工业机器人应用对就业净增长和就业创造的影响显著为负，对于就业破坏的影响并不显著。对于生产人员占比低的企业，工业机器人应用对就业净增长和就业创造的影响不显著，对于就业破坏的影响显著为正。可见，工业机器人应用对不同生产人员占比类型企业存在异质性影响。导致上述结果可能的原因是，一方面，生产人员工作的替代性较高，当企业引进机器人科技之后，首当其冲的便是生产人员，尤其是生产人员占比较高的企业。另一方面，针对生产人员占比较低的企业，其科技应用水平较高、高技能劳动力较多，且更为倾向去通过科技来提高生产率，相应的便会导致生产人员的岗位消失。

表8 工业机器人应用与生产人员就业变动（IV 2SLS回归）

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 解释变量 | 就业净增长 | | 就业创造 | | 就业破坏 | |
| 生产占比高 | 生产占比低 | 生产占比高 | 生产占比低 | 生产占比高 | 生产占比低 |
| （1） | （2） | （3） | （4） | （5） | （6） |
|  | -0.037\*\*\* | -0.002 | -0.027\*\*\* | 0.013 | 0.009 | 0.015\*\*\* |
|  | (0.012) | (0.020) | (0.007) | (0.020) | (0.010) | (0.005) |
|  | -0.050\*\* | -0.099\*\* | -0.035\* | -0.006 | 0.014 | 0.093\*\*\* |
|  | (0.020) | (0.041) | (0.019) | (0.033) | (0.015) | (0.034) |
|  | 0.064\*\*\* | 0.067\*\*\* | 0.039\*\*\* | 0.031\*\*\* | -0.024\*\*\* | -0.036\*\*\* |
|  | (0.010) | (0.014) | (0.007) | (0.011) | (0.004) | (0.008) |
|  | -1.030\*\* | 0.061 | -0.741\*\* | 0.713 | 0.289 | 0.652\*\*\* |
|  | (0.459) | (1.006) | (0.368) | (0.908) | (0.267) | (0.206) |
|  | 0.250 | -0.011 | 0.247\* | -0.084 | -0.003 | -0.073 |
|  | (0.189) | (0.195) | (0.134) | (0.160) | (0.109) | (0.122) |
|  | 0.001 | -0.007 | 0.003 | -0.003 | 0.002 | 0.004\*\* |
|  | (0.003) | (0.004) | (0.002) | (0.003) | (0.001) | (0.002) |
| 企业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 观测值数量 | 5,118 | 4,578 | 5,118 | 4,578 | 5,118 | 4,578 |
|  | 0.022 | 0.043 | 0.023 | 0.035 | 0.009 | 0.031 |
| 第一阶段F统计量 | 23.65 | 16.33 | 23.65 | 16.33 | 23.65 | 16.33 |

表9是工业机器人应用与研发人员就业变动的IV 2SLS回归结果。对于研发人员占比较高的企业，其就业变动并不显著。对于研发人员占比较低的企业，工业机器人应用对就业净增长和就业破坏的影响显著。可见，工业机器人应用对于研发人员占比低的企业影响显著，这类企业生产人员相对较多，也更容易受到工业机器人应用的冲击。而对于研发人员占比高的企业，其员工结构相对稳定，不易受到工业机器人应用的影响。

表9 工业机器人应用与研发人员就业变动（IV 2SLS回归）

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 解释变量 | 就业净增长 | | 就业创造 | | 就业破坏 | |
| 研发占比高 | 研发占比低 | 研发占比高 | 研发占比低 | 研发占比高 | 研发占比低 |
| （1） | （2） | （3） | （4） | （5） | （6） |
|  | -0.020 | -0.013\* | -0.017 | 0.005 | 0.003 | 0.018\*\*\* |
|  | (0.026) | (0.011) | (0.017) | (0.011) | (0.010) | (0.006) |
|  | -0.088\*\* | -0.084\*\*\* | -0.010 | -0.032 | 0.079\*\* | 0.051\*\*\* |
|  | (0.045) | (0.024) | (0.036) | (0.027) | (0.031) | (0.018) |
|  | 0.076\*\*\* | 0.066\*\*\* | 0.045\*\*\* | 0.029\*\*\* | -0.031\*\*\* | -0.036\*\*\* |
|  | (0.012) | (0.009) | (0.011) | (0.006) | (0.005) | (0.009) |
|  | -0.663 | -0.633 | -0.757 | -0.094 | -0.094 | 0.538\*\*\* |
|  | (1.279) | (0.413) | (0.785) | (0.387) | (0.563) | (0.181) |
|  | 0.339 | 0.003 | 0.132 | 0.041 | -0.207\*\* | 0.037 |
|  | (0.222) | (0.218) | (0.185) | (0.192) | (0.103) | (0.106) |
|  | -0.004 | -0.001 | 0.001 | -0.001 | 0.005\*\*\* | 0.000 |
|  | (0.003) | (0.005) | (0.003) | (0.004) | (0.001) | (0.002) |
| 企业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 观测值数量 | 4,238 | 5,273 | 4,238 | 5,273 | 4,238 | 5,273 |
|  | 0.045 | 0.026 | 0.042 | 0.019 | 0.024 | 0.018 |
| 第一阶段F统计量 | 18.36 | 22.44 | 18.36 | 22.44 | 18.36 | 22.44 |

### 2.企业所有权性质

在讨论完工业机器人应用对不同类型劳动力的影响之后，我们要探讨企业所有权性质的异质性。我国在全面深化改革已经取得重大成就，其中国有企业改革是中央重大战略步骤，推进国有企业改革，要有利于[国有资本](https://baike.baidu.com/item/%E5%9B%BD%E6%9C%89%E8%B5%84%E6%9C%AC/6120321)保值增值，有利于提高国有经济竞争力。在这个过程中，积极发展混合所有制经济，国有企业在国民经济中仍然承担着“保民生、稳就业”的责任。进而，我们根据企业的所有权性质，将样本分为国有制企业、非国有制企业、中央国有企业、地方国有企业、民营企业等进行分样本回归。根据表10变量的估计结果来看，平均来看工业机器人渗透率每增加1个百分点，国有制企业对劳动力的需求会下降0.071个百分点，同时企业的就业创造会降低0.038个百分点，企业的就业破坏会提高0.033个百分点，且这种影响对于中央国有制企业和地方国有制企业的影响区别不大。而工业机器人应用对非国有制企业就业变动的影响不显著。分析其可能的原因：一方面，国有制企业须兼具社会公共目标和经济目标，是国民经济和行业发展的支柱，要实现社会福利的最大化。同时国有制企业往往控制着如铁路、电网等国家主要经济命脉，企业中从事生产的员工较多，相对而言其就业需求也更容易受到工业机器人应用的冲击。另一方面，自改革开放以来，非国有制企业得到了迅猛发展，为缓解社会就业压力做出了巨大贡献。同时，非国有制企业具有更高的灵活性，适应于竞争激烈的市场经济。在面对工业机器人冲击的情况下，其企业的就业变动和就业结构变化不大。

表10 工业机器人应用与就业变动：企业所有权性质（IV 2SLS回归）

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Panel A 工业机器人应用对就业净增长的影响 | | | | | | | |
|  | 国有制 | 中央国有 | 地方国有 | 非国有制 | 民营 | 集体 | 公众 |
| 解释变量 | （1） | （2） | （3） | （4） | （5） | （6） | （7） |
|  | -0.071\*\*\* | -0.089\*\*\* | -0.048\*\*\* | -0.006 | -0.006 | -0.128 | 0.015 |
|  | (0.016) | (0.032) | (0.014) | (0.014) | (0.017) | (0.083) | (0.044) |
|  | -0.033 | 0.017 | -0.092 | -0.074\*\* | -0.090\*\*\* | 0.092 | -0.008 |
|  | (0.034) | (0.060) | (0.066) | (0.035) | (0.033) | (0.188) | (0.130) |
|  | 0.070\*\*\* | 0.074\*\*\* | 0.067\*\*\* | 0.062\*\*\* | 0.063\*\*\* | 0.068 | 0.023 |
|  | (0.013) | (0.024) | (0.017) | (0.011) | (0.012) | (0.078) | (0.019) |
|  | -1.665\*\* | -2.015\*\* | -1.518\*\* | -0.514 | -0.531 | -4.944 | -0.319 |
|  | (0.679) | (1.011) | (0.710) | (0.457) | (0.490) | (4.674) | (2.384) |
|  | 0.518\*\* | 0.894\*\* | 0.228 | -0.288 | -0.411\* | 1.040 | 0.777 |
|  | (0.206) | (0.395) | (0.253) | (0.238) | (0.243) | (1.454) | (0.609) |
|  | -0.001 | -0.000 | -0.004 | -0.002 | -0.003 | 0.018 | 0.011 |
|  | (0.005) | (0.013) | (0.006) | (0.005) | (0.005) | (0.033) | (0.007) |
| 企业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 观测值数量 | 3,469 | 1,311 | 2,158 | 6,156 | 5,157 | 89 | 595 |
|  | 0.038 | 0.046 | 0.036 | 0.034 | 0.034 | 0.136 | 0.078 |
| 第一阶段F统计量 | 19.93 | 20.66 | 18.37 | 19.89 | 22.89 | 19.78 | 10.69 |
| Panel B 工业机器人应用对就业创造的影响 | | | | | | | |
|  | 国有制 | 中央国有 | 地方国有 | 非国有制 | 民营 | 集体 | 公众 |
| 解释变量 | （1） | （2） | （3） | （4） | （5） | （6） | （7） |
|  | -0.038\*\*\* | -0.061\*\* | -0.020 | 0.001 | -0.007 | -0.024 | 0.044 |
|  | (0.011) | (0.024) | (0.014) | (0.012) | (0.012) | (0.021) | (0.036) |
|  | -0.036 | -0.056 | -0.031 | -0.005 | -0.010 | -0.038 | 0.047 |
|  | (0.024) | (0.052) | (0.022) | (0.031) | (0.028) | (0.096) | (0.104) |
|  | 0.039\*\*\* | 0.065\*\*\* | 0.021\*\*\* | 0.032\*\*\* | 0.034\*\*\* | 0.002 | 0.006 |
|  | (0.008) | (0.016) | (0.007) | (0.006) | (0.006) | (0.020) | (0.008) |
|  | -0.546 | -1.681\* | 0.001 | -0.211 | -0.224 | -3.389\*\*\* | 1.310 |
|  | (0.502) | (0.872) | (0.477) | (0.321) | (0.356) | (0.743) | (1.862) |
|  | 0.348\*\* | 0.658\*\* | 0.111 | -0.158 | -0.250\*\* | 0.403 | 0.664 |
|  | (0.171) | (0.317) | (0.192) | (0.157) | (0.099) | (0.582) | (0.618) |
|  | -0.000 | 0.003 | -0.002 | 0.001 | 0.001 | 0.004 | 0.010\*\* |
|  | (0.004) | (0.009) | (0.004) | (0.003) | (0.004) | (0.007) | (0.004) |
| 企业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 观测值数量 | 3,469 | 1,311 | 2,158 | 6,156 | 5,157 | 89 | 595 |
|  | 0.034 | 0.055 | 0.024 | 0.030 | 0.030 | 0.143 | 0.074 |
| 第一阶段F统计量 | 19.93 | 20.66 | 18.37 | 19.89 | 22.89 | 19.78 | 10.69 |
| Panel C 工业机器人应用对就业破坏的影响 | | | | | | | |
|  | 国有制 | 中央国有 | 地方国有 | 非国有制 | 民营 | 集体 | 公众 |
| 解释变量 | （1） | （2） | （3） | （4） | （5） | （6） | （7） |
|  | 0.033\*\*\* | 0.027\*\*\* | 0.028\*\*\* | 0.007 | -0.000 | 0.104 | 0.029 |
|  | (0.010) | (0.010) | (0.010) | (0.005) | (0.007) | (0.065) | (0.027) |
|  | -0.003 | -0.072 | 0.060 | 0.070\*\*\* | 0.080\*\*\* | -0.130 | 0.056 |
|  | (0.032) | (0.052) | (0.060) | (0.021) | (0.023) | (0.178) | (0.039) |
|  | -0.031\*\*\* | -0.010 | -0.046\*\*\* | -0.029\*\*\* | -0.028\*\*\* | -0.066 | -0.017 |
|  | (0.009) | (0.016) | (0.014) | (0.007) | (0.008) | (0.059) | (0.013) |
|  | 1.119\*\*\* | 0.334 | 1.519\*\*\* | 0.303 | 0.306 | 1.555 | 1.628 |
|  | (0.317) | (0.502) | (0.379) | (0.196) | (0.243) | (4.208) | (1.197) |
|  | -0.170 | -0.236 | -0.117 | 0.130 | 0.162 | -0.638 | -0.113 |
|  | (0.128) | (0.237) | (0.146) | (0.163) | (0.194) | (1.005) | (0.102) |
|  | 0.001 | 0.003 | 0.002 | 0.003 | 0.004 | -0.013 | -0.001 |
|  | (0.002) | (0.005) | (0.003) | (0.002) | (0.003) | (0.029) | (0.004) |
| 企业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 观测值数量 | 3,469 | 1,311 | 2,158 | 6,156 | 5,157 | 89 | 595 |
|  | 0.017 | 0.016 | 0.035 | 0.021 | 0.021 | 0.157 | 0.043 |
| 第一阶段F统计量 | 19.93 | 20.66 | 18.37 | 19.89 | 22.89 | 19.78 | 10.69 |

### 3.企业规模

工业机器人应用同样会对不同规模的企业产生异质性影响。我们根据2019年企业规模将企业分为大型企业、中型企业和小微型企业。表11汇报了工业机器人应用与企业规模的分样本IV 2SLS回归。结果显示：工业机器人应用对不同规模企业的就业冲击呈现一种“极化”现象，即对大型和小微型企业影响显著，而对中型企业的影响不明显。通过相关系数的大小可知，工业机器人应用对小微型企业就业的影响较大，可见小微型企业仍然存在抗风险能力差、资金缺乏等问题，在应对机器人科技会面临诸多困难和挑战，进而企业的就业变动较大。而对于大型企业来说，其规模越大波动越大，员工的流动性较大。在应对机器人科技中展现较高就业弹性的同时，也会存在就业负向变动的情况。对于中型企业来说，在国家帮扶中小微企业政策措施落实的情况下，中型企业没有出现大规模破产、员工失业现象，初步实现了“稳企业保就业”的目标。在政策红利的不断释放下，中型企业信心提振，企业发展逐步稳定向好。

表11 工业机器人应用与企业规模

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Panel A 工业机器人应用对就业净增长的影响 | | | | | | |
|  | 大型 | 中型 | 小微型 | 大型 | 中型 | 小微型 |
|  | （1） | （2） | （3） | （4） | （5） | （6） |
|  | -0.032\*\* | 0.015 | -0.196\* | -0.032\*\* | 0.015 | -0.179\* |
|  | (0.014) | (0.020) | (0.082) | (0.014) | (0.021) | (0.075) |
|  | -0.064 | -0.106\* | -0.212 | -0.063 | -0.105\* | -0.225 |
|  | (0.037) | (0.052) | (0.129) | (0.038) | (0.052) | (0.133) |
|  | 0.069\*\*\* | 0.034\*\* | 0.077 | 0.070\*\*\* | 0.034\* | 0.073 |
|  | (0.008) | (0.016) | (0.117) | (0.008) | (0.016) | (0.120) |
|  | -0.785\* | -0.144 | 4.253 | -0.810\* | -0.153 | 4.894 |
|  | (0.389) | (1.056) | (5.126) | (0.395) | (1.057) | (4.887) |
|  |  |  |  | 0.107 | 0.030 | 0.314 |
|  |  |  |  | (0.173) | (0.713) | (1.366) |
|  |  |  |  | -0.003 | -0.001 | -0.015 |
|  |  |  |  | (0.004) | (0.006) | (0.020) |
| 企业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 观测值数量 | 8,140 | 1,428 | 133 | 8,140 | 1,428 | 133 |
|  | 0.032 | 0.030 | 0.282 | 0.032 | 0.030 | 0.284 |
| 第一阶段F统计量 | 19.90 | 20.51 | 18.21 | 19.22 | 22.67 | 19.54 |
| Panel B 工业机器人应用对就业创造的影响 | | | | | | |
|  | 大型 | 中型 | 小微型 | 大型 | 中型 | 小微型 |
|  | （1） | （2） | （3） | （4） | （5） | （6） |
|  | -0.022\* | 0.002 | 0.002 | -0.022\* | 0.002 | 0.023 |
|  | (0.011) | (0.013) | (0.031) | (0.011) | (0.012) | (0.019) |
|  | -0.026 | -0.027 | -0.007 | -0.026 | -0.029 | -0.017 |
|  | (0.027) | (0.029) | (0.069) | (0.027) | (0.030) | (0.065) |
|  | 0.044\*\*\* | 0.015 | -0.005 | 0.044\*\*\* | 0.016 | -0.007 |
|  | (0.006) | (0.010) | (0.024) | (0.006) | (0.010) | (0.023) |
|  | -0.478 | 0.917\* | 4.074 | -0.483 | 0.953\* | 4.867 |
|  | (0.279) | (0.499) | (2.841) | (0.287) | (0.507) | (2.749) |
|  |  |  |  | 0.071 | 0.110 | 0.106 |
|  |  |  |  | (0.131) | (0.443) | (0.639) |
|  |  |  |  | -0.001 | 0.004 | -0.018\*\* |
|  |  |  |  | (0.003) | (0.003) | (0.005) |
| 企业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 观测值数量 | 8,140 | 1,428 | 133 | 8,140 | 1,428 | 133 |
|  | 0.031 | 0.023 | 0.117 | 0.031 | 0.024 | 0.138 |
| 第一阶段F统计量 | 19.90 | 20.51 | 18.21 | 19.22 | 22.67 | 19.54 |
| Panel C 工业机器人应用对就业破坏的影响 | | | | | | |
|  | 大型 | 中型 | 小微型 | 大型 | 中型 | 小微型 |
|  | （1） | （2） | （3） | （4） | （5） | （6） |
|  | 0.010\*\* | -0.013 | 0.198\*\* | 0.010\*\* | -0.013 | 0.203\*\* |
|  | (0.004) | (0.011) | (0.064) | (0.004) | (0.012) | (0.064) |
|  | 0.038 | 0.078 | 0.205 | 0.037 | 0.076 | 0.207 |
|  | (0.024) | (0.059) | (0.173) | (0.024) | (0.060) | (0.172) |
|  | -0.025\*\*\* | -0.019 | -0.082 | -0.025\*\*\* | -0.018 | -0.080 |
|  | (0.004) | (0.017) | (0.095) | (0.004) | (0.017) | (0.099) |
|  | 0.308\* | 1.061 | -0.179 | 0.326\* | 1.106 | -0.026 |
|  | (0.160) | (0.726) | (3.170) | (0.160) | (0.712) | (2.913) |
|  |  |  |  | -0.035 | 0.080 | -0.207 |
|  |  |  |  | (0.069) | (0.600) | (1.015) |
|  |  |  |  | 0.002 | 0.006 | -0.002 |
|  |  |  |  | (0.001) | (0.005) | (0.019) |
| 企业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 观测值数量 | 8,140 | 1,428 | 133 | 8,140 | 1,428 | 133 |
|  | 0.013 | 0.025 | 0.284 | 0.013 | 0.026 | 0.284 |
| 第一阶段F统计量 | 19.90 | 20.51 | 18.21 | 19.22 | 22.67 | 19.54 |

### 4.劳动力市场分割

各地区劳动力流动不同也会导致工业机器人应用影响就业变动的异质性。因此，为考察工业机器人应用导致的就业变动是否会受到劳动力市场分割的影响，我们借鉴桂琦寒等（2006）、赵奇伟、熊性美（2009）的方法，利用《中国统计年鉴》的分地区职工平均实际工资指数来测算2019年劳动力市场的市场分割指数，该指数越大，意味着该地区劳动力市场分割程度越高。在此基础上，按照计算得到的劳动力市场分割指数的中位数，将样本划分为劳动力市场分割程度高和劳动力市场分割程度低两部分样本。表12报告了分样本IV 2SLS回归结果。结果显示：对于劳动力市场分割程度低的地区，工业机器人应用会显著影响就业净增长和就业破坏，而对就业创造的影响不明显。这说明针对岗位、劳动条件、收入差异不明显的劳动力市场，岗位的替代性较大，较为容易受到工业机器人应用的影响。对于劳动力市场分割成都高的地区，就业变动变量的相关系数统计意义不显著，即工业机器人应用对就业变动的影响不明显。这说明劳动力市场分割程度高的地区，劳动力市场仍然处于相互分割状态，缺乏必要的竞争性和流动性，这些岗位不会因为工业机器人应用冲击而造成大规模失业、流动等现象。

表12 工业机器人应用与就业变动：劳动力市场分割（IV 2SLS回归）

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 解释变量 | 就业净增长 | | 就业创造 | | 就业破坏 | |
| 分割高 | 分割低 | 分割高 | 分割低 | 分割高 | 分割低 |
| （1） | （2） | （3） | （4） | （5） | （6） |
|  | -0.019 | -0.035\*\* | -0.007 | -0.020 | 0.012 | 0.014\*\*\* |
|  | (0.015) | (0.016) | (0.010) | (0.014) | (0.008) | (0.005) |
|  | -0.054 | -0.107\*\* | 0.003 | -0.056 | 0.057\* | 0.051\* |
|  | (0.038) | (0.051) | (0.017) | (0.040) | (0.034) | (0.029) |
|  | 0.059\*\*\* | 0.072\*\*\* | 0.025\*\*\* | 0.046\*\*\* | -0.034\*\*\* | -0.026\*\*\* |
|  | (0.009) | (0.014) | (0.004) | (0.009) | (0.008) | (0.006) |
|  | -0.199 | -1.364\*\* | 0.392 | -0.895\*\* | 0.591\*\*\* | 0.469\* |
|  | (0.397) | (0.610) | (0.281) | (0.424) | (0.213) | (0.256) |
|  | 0.110 | 0.073 | 0.027 | 0.062 | -0.083 | -0.011 |
|  | (0.243) | (0.241) | (0.169) | (0.186) | (0.141) | (0.108) |
|  | -0.006\* | -0.001 | 0.002 | -0.002 | 0.007\*\*\* | -0.001 |
|  | (0.003) | (0.004) | (0.003) | (0.003) | (0.002) | (0.001) |
| 企业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 观测值数量 | 4,653 | 5,043 | 4,653 | 5,043 | 4,653 | 5,043 |
|  | 0.024 | 0.041 | 0.018 | 0.039 | 0.020 | 0.016 |
| 第一阶段F统计量 | 19.79 | 19.70 | 19.79 | 19.70 | 19.79 | 19.70 |

### 5.企业收益率

净资产收益率⑨是反映企业经营效率的核心指标，其大小反映的是企业盈利能力。为考察收益率水平不同的企业在面临工业机器人应用冲击时，其就业变动可能具有不同的反应。具体的做法是，将样本按照净资产收益率的均值进行划分，净资产收益率高于均值的企业划分为一组（），净资产收益率低于均值的企业划分为一组（）。表13报告了分样本IV 2SLS回归结果。结果显示：对于净资产收益率较高的企业，工业机器人应用会显著影响就业净增长和就业破坏，而对就业创造的影响不明显。对于净资产收益率较低的企业，工业机器人应用只会抑制企业的就业创造。这说明工业机器人应用对不同收益率企业的就业变动存在异质性影响，其导致了高收益率企业的就业净增长的降低和就业破坏的提高。导致这一结果可能的原因是，不同收益率水平的企业在面临机器人科技的冲击时会做出不同的战略决策。例如，一方面，当企业引入工业机器人之后，其生产成本增加，且会导致部分员工岗位的多余，则高收益率企业为确保其叫高收益率的稳定，可能会通过取消不必要岗位和削减就业人数的方式。另一方面，针对低收益率水平的企业，其本身已经很难保证净资产收益率在一个相对良好的水平，可能不会通过引入机器人科技来改善现状，因为这些企业没有能力去消化前期一次性工业机器人设备投的高额成本，进而也不会导致企业就业岗位的增加。

表13 工业机器人应用与就业变动：企业收益率（IV 2SLS回归）

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 解释变量 | 就业净增长 | | 就业创造 | | 就业破坏 | |
|  |  |  |  |  |  |
| （1） | （2） | （3） | （4） | （5） | （6） |
|  | -0.015 | -0.032\*\*\* | 0.006 | -0.022\*\*\* | 0.021\*\*\* | 0.010\* |
|  | (0.018) | (0.012) | (0.016) | (0.008) | (0.007) | (0.006) |
|  | -0.044 | -0.089\*\*\* | -0.015 | -0.027 | 0.029 | 0.062\*\*\* |
|  | (0.057) | (0.032) | (0.048) | (0.027) | (0.019) | (0.024) |
|  | 0.057\*\*\* | 0.066\*\*\* | 0.025\*\* | 0.038\*\*\* | -0.032\*\*\* | -0.028\*\*\* |
|  | (0.013) | (0.009) | (0.012) | (0.006) | (0.006) | (0.007) |
|  | -0.809\*\* | -0.622 | -0.042 | -0.251 | 0.767\*\*\* | 0.371\* |
|  | (0.379) | (0.471) | (0.344) | (0.401) | (0.195) | (0.190) |
|  | 0.709\*\*\* | -0.234 | 0.578\*\*\* | -0.195 | -0.131\* | 0.039 |
|  | (0.179) | (0.209) | (0.176) | (0.153) | (0.077) | (0.141) |
|  | -0.000 | -0.004 | 0.002 | -0.001 | 0.002\* | 0.003\* |
|  | (0.004) | (0.005) | (0.003) | (0.003) | (0.001) | (0.002) |
| 企业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 观测值数量 | 3,595 | 6,101 | 3,595 | 6,101 | 3,595 | 6,101 |
|  | 0.031 | 0.032 | 0.031 | 0.027 | 0.018 | 0.019 |
| 第一阶段F统计量 | 20.71 | 19.21 | 20.71 | 19.21 | 20.71 | 19.21 |

### 6.行业集中度

前文已经分析了企业自身特性以及企业所在地区的异质性分析，而不同行业之间也存在异质性，工业机器人对所属不同行业企业的就业变动会存在差异性。我们在基准回归的基础上，根据行业平均集中度的中位数，将样本分为高行业集中度样本和低行业集中度样本。表14报告了分样本IV 2SLS回归结果。结果显示：对于低行业集中度的企业，工业机器人应用会显著影响就业净增长、就业创造和就业破坏。而对于高行业集中度的企业，工业机器人应用对就业变动影响不明显。这说明工业机器人应用对不同收益率企业的就业变动存在异质性影响，其导致了低行业集中度企业的就业净增长和就业创造的降低，以及就业破坏的提高。导致这一结果可能的原因是，不同行业集中度水平的企业在面临机器人科技的冲击时会做出不同的战略决策。例如，一方面，对于低行业集中度的企业，其所在的市场环境竞争性较强。较高的竞争性会导致企业做出引入机器人科技的决策，以此来降低企业生产成本，进而保证企业在众多企业中具有较高的实力和竞争力。而工业机器人的引进，也必将会影响企业就业结构的变动。另一方面，对于高行业集中度的企业，其行业本身进入壁垒较高，企业员工就业结构稳定，工业机器人应用对劳动力的替代效应可能并不明显。

表14 工业机器人应用与就业变动：行业集中度（IV 2SLS回归）

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 解释变量 | 就业净增长 | | 就业创造 | | 就业破坏 | |
| 集中度高 | 集中度低 | 集中度高 | 集中度低 | 集中度高 | 集中度低 |
| （1） | （2） | （3） | （4） | （5） | （6） |
|  | -0.029\*\* | -0.032\*\*\* | -0.018\*\* | -0.015\*\*\* | 0.011\*\* | 0.017\*\* |
|  | (0.012) | (0.009) | (0.008) | (0.004) | (0.005) | (0.008) |
|  | -0.101\*\*\* | -0.036 | -0.012 | -0.037 | 0.088\*\*\* | -0.000 |
|  | (0.032) | (0.042) | (0.025) | (0.032) | (0.022) | (0.013) |
|  | 0.074\*\*\* | 0.058\*\*\* | 0.036\*\*\* | 0.038\*\*\* | -0.038\*\*\* | -0.021\*\*\* |
|  | (0.015) | (0.009) | (0.010) | (0.008) | (0.008) | (0.004) |
|  | -0.949\*\*\* | 1.913\*\* | -0.276 | 1.412\*\* | 0.673\*\*\* | -0.501 |
|  | (0.286) | (0.814) | (0.208) | (0.570) | (0.134) | (0.475) |
|  | 0.241 | -0.069 | 0.120 | 0.043 | -0.122 | 0.112 |
|  | (0.165) | (0.244) | (0.165) | (0.165) | (0.087) | (0.127) |
|  | -0.005 | 0.002 | -0.003 | 0.005 | 0.002 | 0.003 |
|  | (0.003) | (0.005) | (0.003) | (0.003) | (0.002) | (0.002) |
| 企业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 观测值数量 | 6,063 | 3,633 | 6,063 | 3,633 | 6,063 | 3,633 |
|  | 0.033 | 0.034 | 0.027 | 0.034 | 0.023 | 0.013 |
| 第一阶段F统计量 | 19.12 | 18.08 | 19.12 | 18.08 | 19.12 | 18.08 |

# 五、工业机器人应用与就业变动：影响机制

## （一）工资变动

工资是影响就业最为直接的因素，工业机器人应用会直接导致员工工资的变动，这也可能是制造业企业就业变动的直接原因。因此，我们将验证企业的工资水平是否会受到工业机器人应用的影响，从而考察企业员工就业减少的具体机制。

本文将从企业层面考察工业机器人应用与企业员工工资水平的关系，为此，我们构建了以下回归方程：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

其中，下标表示企业，表示行业，表示年份。表示工资增长率。我们同样控制了企业固定效应与年份固定效应，从而避免遗漏与企业特征或时间特征相关的变量所产生的内生性问题。另外，为了避免行业内部企业之间的相关性对模型估计结果的影响，我们将标准误群集（）到行业层面。表15汇报了工业机器人应用对企业员工工资影响的IV 2SLS结果。结果显示：对于普通员工来说，工业机器人渗透率的回归系数显著为负，这表明企业所面临的工业机器人渗透率每增加1个百分点，普通员工的工资增长率将降低0.028个百分点，进而减少了普通员工的就业。而工业机器人应用对管理层工资的影响不明显，这也印证了前文结论。由此可看出，工业机器人应用会导致企业员工工资的降低，从而减少劳动力就业，即工资减少是工业机器人应用影响企业就业变动的直接原因。

表15 工业机器人应用与就业变动的机制分析：工资变动（IV 2SLS回归）

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 解释变量 | 员工平均薪酬增长率 | | | 管理层平均薪酬增长率 | | |
| （1） | （2） | （3） | （4） | （5） | （6） |
|  | -0.015 | -0.026\* | -0.026\* | -0.017 | -0.031 | -0.031 |
|  | (0.013) | (0.015) | (0.015) | (0.020) | (0.021) | (0.021) |
|  |  | 0.076 | 0.077 |  | -0.118\*\* | -0.120\*\* |
|  |  | (0.050) | (0.052) |  | (0.056) | (0.055) |
|  |  | 0.056\*\*\* | 0.056\*\*\* |  | 0.091\*\*\* | 0.090\*\*\* |
|  |  | (0.011) | (0.011) |  | (0.023) | (0.023) |
|  |  | 0.613 | 0.567 |  | -0.838 | -0.836 |
|  |  | (0.449) | (0.449) |  | (0.698) | (0.681) |
|  |  |  | 0.061 |  |  | 0.408 |
|  |  |  | (0.121) |  |  | (0.384) |
|  |  |  | -0.006 |  |  | -0.000 |
|  |  |  | (0.007) |  |  | (0.008) |
| 企业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 观测值数量 | 9,661 | 9,660 | 9,660 | 9,971 | 9,970 | 9,970 |
|  | 0.006 | 0.009 | 0.009 | 0.006 | 0.012 | 0.012 |
| 第一阶段F统计量 | 20.30 | 19.76 | 19.80 | 20.29 | 20.06 | 20.10 |

## （二）企业绩效

根据上述分析，工业机器人应用会导致企业员工工资水平的降低，进而减少员工就业。而员工工资水平的降低往往源自企业的运行状况的变化，如生产成本的提高、企业利润减少等。本文认为，导致企业就业变动的根本原因可能来自企业绩效的变化。因此，从企业对劳动力的需求出发，检验企业绩效是否受到工业机器人的负面影响有助于考察企业就业变动的具体机制。

本文将从企业层面考察工业机器人应用与企业绩效的关系，为此，我们构建了以下回归方程：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

其中，下标表示企业，表示行业，表示年份。表示企业绩效，本文根据企业效绩评价标准，将从四个方面去衡量企业绩效，分别是：财务效益状况、资产营运状况、偿债能力状况和发展能力状况，分别用净资产收益率、存货周转率、资产负债率和总资产增长率这四个指标来衡量。我们同样控制了企业固定效应与年份固定效应，从而避免遗漏与企业特征或时间特征相关的变量所产生的内生性问题。另外，为了避免行业内部企业之间的相关性对模型估计结果的影响，我们将标准误群集（）到行业层面。表16汇报了工业机器人应用对企业员工工资影响的IV 2SLS结果。结果显示：工业机器人渗透率对净资产收益率、存货周转率和总资产增长率的回归系数显著为负，且工业机器人渗透率对资产负债率的回归系数显著为正。这表明企业在面临机器人科技冲击的时候，企业的财务效益状况、资产营运状况、偿债能力状况和发展能力状况都会变得恶化。可能的原因解释是，企业在实施“机器换人”战略时，前期工业机器人设备的投入会给企业带来巨大的成本负担，进而会导致企业各项绩效指标的恶化，进而直接影响企业雇佣员工人数。从而造成企业员工就业变动。

表16 工业机器人应用与就业变动的机制分析：企业绩效（IV 2SLS回归）

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 解释变量 | | 财务效益状况 | 资产营运状况 | 偿债能力状况 | 发展能力状况 |
| 净资产收益率 | 存货周转率 | 资产负债率 | 总资产增长率 |
| （1） | （2） | （3） | （4） |
| 工业机器人渗透率 |  | -0.028\*\*\* | -0.138\*\* | 0.058\*\*\* | -0.039\*\*\* |
|  | (0.010) | (0.063) | (0.008) | (0.012) |
| 企业控制变量 |  | -0.085\*\* | -0.309 |  | -0.074 |
|  | (0.039) | (0.201) |  | (0.050) |
|  | 0.032\*\*\* | 0.115 | 0.051\*\*\* | 0.099\*\*\* |
|  | (0.007) | (0.087) | (0.010) | (0.019) |
| 行业控制变量 |  | 0.149 | -0.164 | -0.104 | -0.307 |
|  | (0.290) | (0.908) | (0.388) | (0.667) |
| 地区控制变量 |  | 0.237 | 0.232 | 0.207 | -0.139 |
|  | (0.174) | (0.229) | (0.143) | (0.126) |
|  | -0.005\*\* | -0.001 | 0.004\* | -0.002 |
|  | (0.002) | (0.003) | (0.002) | (0.003) |
| 企业固定效应 | | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 观测值数量 | | 10,139 | 10,011 | 10,276 | 10,275 |
|  | | 0.016 | 0.015 | 0.073 | 0.069 |
| 第一阶段F统计量 | | 21.79 | 20.09 | 22.47 | 22.65 |

# 六、进一步分析

## （一）基于供应链方面

接下来，本文继续研究工业机器人应用是否在劳动力市场存在溢出效应，以期更全面地了解工业机器人应用对中国劳动力市场造成的影响。具体而言，机器人应用可以提高同行业的全要素生产率和人均产出，并降低产品价格。这不仅会对同行业其他企业的劳动力就业产生影响，这还会导致上下游行业的生产成本变化，进而影响上下游行业企业的就业需求。基于此，本文研究机器人应用是否影响供应链上下游行业的就业水平。

参照Acemoglu et al.（2016），本文根据2012年中国投入产出表⑩构建行业关联权重，以检验工业机器人应用的产业链传导效应。为此，我们构建了以下回归方程：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

其中，下标表示企业，表示行业，表示年份。根据考察对象的不同，因变量可以分别用企业就业创造（）、就业破坏（）、就业净增长（）和员工平均工资增长率表示。的估计系数反映了行业工业机器人渗透率对本行业企业的劳动力需求的影响，称为“向上游传导效应”。的估计系数反映了行业的上游行业的工业机器人渗透率对本行业企业的劳动力需求的影响，称为“向下游传导效应”。其构造方式参考王永钦、董雯（2020），通过Bartik工具变量法去构建中国制造业行业层面产业链传导效应指标，具体测度方法如下：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
|  |  |

其中，表示行业与其下游行业的关联系数，反映了行业每单位产出投入到行业的使用份额，是指示函数。相应的，表示行业每单位产出使用到行业中间投入品的份额。我们同样控制了企业固定效应与年份固定效应，从而避免遗漏与企业特征或时间特征相关的变量所产生的内生性问题。另外，为了避免行业内部企业之间的相关性对模型估计结果的影响，我们将标准误群集（）到行业层面。

表17汇报了基于供应链方面工业机器人应用对企业就业变动影响的结果。结果显示：无论是向上传导效应还是向下传导效应，都会对劳动力就业需求产生消极作用。一方面，下游行业机器人应用水平变化通过产业链传导对上游行业劳动力需求的影响（向上游传导效应）可能主要表现为技术溢出，对于就业净增长为挤出效应（-0.010），且主要通过减少就业创造的方式。另一方面，上游行业机器人应用水平变化通过产业链传导对下游行业劳动力需求的影响（向下游传导效应）主要表现为技术溢出，这种溢出效应整体呈现为挤出效应（-0.021），并且是通过减少就业创造（-0.014）增加就业破坏（0.007）的方式。

表17 工业机器人应用与就业变动：基于供应链方面

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 向上传导效应（行业为上游） | | | 向下传导效应（行业为下游） | | |
| 解释变量 | 就业净增长 | 就业创造 | 就业破坏 | 就业净增长 | 就业创造 | 就业破坏 |
|  | （1） | （2） | （3） | （4） | （5） | （6） |
|  | -0.010\*\* | -0.008\* | 0.002 |  |  |  |
|  | (0.004) | (0.004) | (0.002) |  |  |  |
|  |  |  |  | -0.021\*\* | -0.014\* | 0.007\*\* |
|  |  |  |  | (0.008) | (0.007) | (0.003) |
|  | -0.070\*\*\* | -0.021 | 0.049\*\*\* | -0.069\*\*\* | -0.021 | 0.048\*\*\* |
|  | (0.017) | (0.015) | (0.011) | (0.017) | (0.014) | (0.011) |
|  | 0.056\*\*\* | 0.027\*\*\* | -0.029\*\*\* | 0.057\*\*\* | 0.027\*\*\* | -0.030\*\*\* |
|  | (0.007) | (0.004) | (0.004) | (0.007) | (0.004) | (0.004) |
|  | 0.192 | 0.061 | -0.131 | 0.162 | 0.042 | -0.119 |
|  | (0.142) | (0.133) | (0.109) | (0.129) | (0.126) | (0.110) |
|  | -0.003 | -0.011 | -0.008 | -0.003 | -0.012 | -0.009 |
|  | (0.139) | (0.115) | (0.074) | (0.139) | (0.116) | (0.074) |
|  | -0.002 | 0.000 | 0.002 | -0.002 | 0.000 | 0.002 |
|  | (0.003) | (0.003) | (0.001) | (0.003) | (0.003) | (0.001) |
| 企业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 观测值数量 | 12,592 | 12,592 | 12,592 | 12,593 | 12,593 | 12,593 |
|  | 0.031 | 0.026 | 0.020 | 0.032 | 0.026 | 0.021 |

## （二）工业机器人与就业再分配

就业创造和就业破坏时劳动力市场运行的重要指标，上文已经从各个角度考察了中国制造业工业机器人应用对企业就业结构变动的影响。接下来，本文继续研究工业机器人应用对企业就业再分配的影响，以期更全面地了解工业机器人应用对中国劳动力市场造成的影响。参照马弘等（2013），本文构造企业就业再分配指标等于企业的就业创造和就业破坏的加总，反映了该企业的就业调整总况。回归方程如下：

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

表18汇报了工业机器人应用对企业就业再分配影响的结果。结果显示：从经济意义上来看，工业机器人应用对就业再分配呈现一种负相关关系，并且工业机器人渗透率的估计系数在滞后4期及以上才会显著为负，这说明这个影响是一个中长期影响。结合上文结论，工业机器人应用对企业就业净增长的负向影响会通过“降低企业就业创造，提高企业就业破坏”来产生作用。通过“机器换人”被替代的这部分劳动力，往往不太可能找到新的工作，同时企业的就业创造效应不明显，从而导致就业再分配的降低。

表18 工业机器人应用与就业再分配

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 解释变量 | 基准回归 | | | IV 2SLS回归 | | |
|  | （1） | （2） | （3） | （4） | （5） | （6） |
|  | -0.006 |  |  | 0.002 |  |  |
|  | (0.008) |  |  | (0.008) |  |  |
|  |  | -0.012 |  |  | -0.007 |  |
|  |  | (0.009) |  |  | (0.009) |  |
|  |  |  | -0.039\*\* |  |  | -0.042\*\*\* |
|  |  |  | (0.013) |  |  | (0.014) |
|  | 0.031 | 0.082\*\* | 0.078\* | 0.029 | 0.080\*\* | 0.106\*\* |
|  | (0.033) | (0.036) | (0.044) | (0.033) | (0.036) | (0.050) |
|  | 0.005 | 0.002 | -0.011 | 0.004 | 0.001 | -0.024 |
|  | (0.006) | (0.006) | (0.011) | (0.006) | (0.006) | (0.016) |
|  | 0.186 | 0.357 | 1.549\*\* | 0.313 | 0.458 | 1.133 |
|  | (0.242) | (0.313) | (0.710) | (0.245) | (0.320) | (0.716) |
|  | 0.058 | 0.150 | 0.146 | 0.057 | 0.151 | 0.071 |
|  | (0.156) | (0.166) | (0.186) | (0.151) | (0.161) | (0.160) |
|  | 0.003 | 0.004 | 0.004 | 0.003 | 0.004 | 0.003 |
|  | (0.003) | (0.003) | (0.003) | (0.002) | (0.003) | (0.003) |
| 企业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 观测值数量 | 9,701 | 8,797 | 6,664 | 9,696 | 8,791 | 5,555 |
|  | 0.014 | 0.017 | 0.015 | 0.014 | 0.017 | 0.019 |
| 第一阶段F统计量 | - | - | - | 19.75 | 26.14 | 27.77 |

我们还分样本探讨了工业机器人应用对企业就业再配置的异质性影响，IV 2SLS回归结果见表19。结果显示：第一，工业机器人应用会显著影响生产人员和研发人员的就业再配置，但相对而言对生产人员的影响较小，这说明生产人员的流动性要高于研发人员。第二，工业机器人应用会显著降低国有制企业的就业再分配，而对于非国有制企业影响不明显。这说明国有制企业的就业结构相对稳定，即便是面对机器人科技的冲击，也不会出现从业人员大规模流动的现象。第三，工业机器人应用会显著提高小微型企业的就业再分配，而对于大中型企业的影响不显著。这说明小微型企业更为容易受到工业机器人应用的影响，从而造成就业结构的变化。可见小微型企业仍然存在抗风险能力差、资金缺乏等问题，在应对机器人科技会面临诸多困难和挑战，进而企业的就业变动较大。

表19 工业机器人应用与就业再分配：异质性（IV 2SLS回归）

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 解释变量 | 生产人员 | 研发人员 | 国有制 | 非国有制 | 大型 | 中型 | 小微型 |
|  | （1） | （2） | （3） | （4） | （5） | （6） | （7） |
|  | -0.021\* | -0.152\*\* | -0.005\* | 0.008 | -0.006 | -0.006 | 0.364\*\*\* |
|  | (0.012) | (0.071) | (0.013) | (0.011) | (0.008) | (0.008) | (0.123) |
|  | 0.111\*\*\* | 0.271\* | -0.039 | 0.065 | 0.008 | 0.008 | 0.210 |
|  | (0.036) | (0.161) | (0.045) | (0.040) | (0.034) | (0.034) | (0.198) |
|  | -0.014 | -0.035\* | 0.008 | 0.003 | 0.018\*\*\* | 0.018\*\*\* | -0.088 |
|  | (0.015) | (0.020) | (0.012) | (0.006) | (0.006) | (0.006) | (0.076) |
|  | 0.627 | 1.013 | 0.573 | 0.093 | -0.054 | -0.054 | 8.131 |
|  | (0.433) | (1.677) | (0.494) | (0.272) | (0.245) | (0.245) | (4.998) |
|  | 0.030 | 0.267 | 0.178 | -0.029 | 0.036 | 0.036 | -0.506 |
|  | (0.195) | (0.383) | (0.221) | (0.215) | (0.114) | (0.114) | (0.712) |
|  | 0.002 | -0.002 | 0.001 | 0.004 | 0.001 | 0.001 | -0.036 |
|  | (0.003) | (0.006) | (0.003) | (0.003) | (0.002) | (0.002) | (0.028) |
| 企业固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 年份固定效应 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 | 是 |
| 观测值数量 | 8,720 | 4,257 | 3,469 | 6,156 | 8,137 | 8,137 | 133 |
|  | 0.012 | 0.011 | 0.015 | 0.018 | 0.020 | 0.020 | 0.201 |
| 第一阶段F统计量 | 12.36 | 4.963 | 19.93 | 19.89 | 20.71 | 20.71 | 13.750 |

# 七、主要结论与政策启示

本文利用IFR公布的2010-2019年行业层面工业机器人数据与中国制造业上市公司微观数据匹配，从微观企业层面和宏观行业层面考察工业机器人应用对制造业就业总体变动和就业结构变化的影响。研究结果表明：总体而言，工业机器人应用对企业就业净增长的负向影响会通过“降低企业就业创造，提高企业就业破坏”来产生作用。且与就业创造相比，企业的就业破坏敏感性更强，即比较容易受到其他因素的影响。其次，工业机器人应用对企业就业变动影响的作用途径存在劳动力、企业层面、行业层面和地区层面异质性，相对而言，生产人员占比高、国家所有制、大型和小微型、市场分割程度较低、净资产收率较高的企业，工业机器人应用的影响较大。再其次，企业在实施“机器换人”战略时，工业机器人应用导致的劳动力工资减少是对企业就业产生负面影响的直接原因。前期工业机器人设备的投入会给企业带来巨大的成本负担，进而会导致企业各项绩效指标的恶化，也会对企业就业产生负面影响。最后，工业机器人应用还会通过产业链传导效应对上下游行业劳动力就业需求产生消极作用，“机器换人”会导致就业破坏增加，同时企业的就业创造效应不明显，从而导致就业再分配的降低。本文从微观企业层面和宏观行业层面考察工业机器人应用对制造业的就业变动情况影响，这也能够提供关于工业机器人应用对于劳动力市场均衡影响的中国版本解读，具有重要的政策含义：

第一，积极应对工业机器人应用导致的“技术性失业”问题。不论是政府监管部门，还是微观企业决策者，在实施“机器换人”战略用以提升生产规模与生产效率之前，应当关注其对劳动力市场的影响。对于现有机器人应用较广的行业，政府和企业应继续保持“稳就业”的目标，及时解决相关就业问题。对于现有机器人应用相对薄弱的行业，在提高生产效率的同时，政府和企业应进一步完善相关政策，要充分保障劳动力市场就业稳定。对于中国而言，相关企业要全方位加强对员工的职业培训教育，从企业内部缓解机器人应用带来的“技术性失业”问题。相关管理部门可考虑出台就业相关政策，在推动工业向智能制造转变的同时，保证就业规模和社会稳定，进一步完善多层次社会保障体系，加快推进失业保险制度改革，以化解人工智能对劳动力市场带来的风险。

第二，注重工业机器人对就业结构变化的影响。工业机器人应用对企业就业净增长的负向影响会通过“降低企业就业创造，提高企业就业破坏”来产生作用。政府和企业在出台相关政策来应对“技术性失业”的同时，还需政府建立科学的职业技能鉴定体系，扩大职业资格证书覆盖范围。取消那些已被智能化代替的鉴定工种，新增那些应运新技术而生的鉴定工种。构建新的技能人才培养体系，以职业教育为基础，以职业资格证书为评价标准，以高级技工教育为主体。

第三，重视受工业机器人应用冲击的特定劳动力群体的就业问题。当前中国政府出台各种政策支持工业机器人产业发展以促进经济结构转型和产业升级，本文研究发现工业机器人应用对生产人员的就业冲击较大。因此，应充分考虑这些群体的利益，有针对性地完善下岗失业人员再就业培训工作，通过适当的就业政策和收入再分配政策对其进行补偿。此外，还要加强顶层设计，加大技能人才的培养力度。进一步加强职业技能教育培训，尤其是高技能人才队伍建设。推进区域技能劳动力转移，促进区域协调发展。加强机器人、人工智能等相关领域的专业人才的培养，抓住新一轮技术革命带来的发展机遇。

第四，重视工业机器人应用对企业就业变动影响的企业层面、行业层面和地区层面异质性。本文研究发现国家所有制、大型和小微型、市场分割程度较低、净资产收率较高的企业，工业机器人应用的影响较大。因此，政府和企业应根据公司不同的发展阶段和就业现状，推出因地制宜、全面协调的发展战略，有助于创造更多的就业机会和岗位，实现中国经济的高质量发展，逐步形成以国内大循环为主体、国内国际双循环相互促进的新发展格局意义重大。

第五，完善工业机器人产业的整体产业链，突破技术发展瓶颈。尽管目前我国的工业机器人安装量位居全球第一，是全球机器人应用最广的国家，但是我国有70%以上的工业机器人仍然由外国机器人公司供应，尤其是目前我国机器人90%核心零部件都依赖进口。因此，要提高对于工业机器人的研发投入，以实现工业机器人全产业链的自主可控。

第六，重视工业机器人的技术溢出效应，实现供应链的协调和优化。本文研究发现，对于上下游行业，无论是向上传导效应还是向下传导效应，工业机器人应用都会对劳动力就业需求产生消极作用。建议政府制定适当政策以引导利用工业机器人的技术溢出效应，促进不同行业、地区之间的协调立体发展，推动企业、行业对中长期持续发展的关注，以更高效地调节生产和就业。

**注：**

①习近平：《致2015世界机器人大会贺信》，http://www.xinhuanet.com/politics/2015-11/23/c\_1117229738.htm。

②第十二届全国政协副主席、博鳌亚洲论坛副理事长周小川2日在2019全球科技发展与治理国际论坛上指出，人工智能发展对就业将产生巨大冲击，因此公共政策要对这种冲击给予充分重视。

③2019 World Development Report：工作性质的变化研究了当今技术进步导致工作性质的变化，对“机器取代人工”的担忧主导了对未来工作的讨论，但2019年世界发展报告发现，这种担忧似乎是没有根据的，并没有找到证据显示“机器取代人工”。相反，技术进步不断地改造着工作，企业采用新的生产方式，市场扩大，社会发展。总的来说，技术带来了机遇，为创造新的就业机会、提高生产力和提供有效的公共服务铺平了道路。

④2013年工信部出台的《关于推进工业机器人产业发展的指导意见》，是我国政府关于工业机器人发展较早的全国性政策文件，目标是在重要工业生产领域推进工业机器人的规模化示范应用；2015年国务院颁布《中国制造2025》，将发展智能制造列为实现制造业强国目标的“五大工程”之一；2016年，国务院及相关部委出台《机器人产业发展规划（2016-2020）》，要求我国力争五年内形成较为完善的机器人产业体系并基本满足市场需求；十九大报告进一步明确了“加快建设制造业强国，加快发展先进制造业”的发展目标。

⑤行业对照表参见附录。

⑥尽管中国规模以上工业企业数据库（以下简称工企数据库）在研究中国工业企业行为方面具有独特优势，但是考虑到中国工业机器人的使用在2010年之后才呈现出快速上升趋势，且工业企业数据库中2007年之后的数据有明显缺失，因此本文在实证研究中主要采用上市公司数据进行分析。

⑦本文也使用其他工具变量。中国、日本、韩国、美国和德国是全球五大工业机器人市场，据IFR最新发布的《全球机器人2019-工业机器人》报告称，2018年全球工业机器人出货量42.2万台，同期增长6%；年销售额达到165亿美元，创下新纪录。2018年，中国、日本、韩国、美国和德国五大工业机器人市场占到全球安装量的74%。

⑧管理层人员的计算公式为董事人数-独立董事人数+监事总规模+高管人数-未领取薪酬的董事监事及高管人数。

⑨净资产收益率（Return on Equity，简称ROE），又称[股东权益报酬率](https://baike.baidu.com/item/%E8%82%A1%E4%B8%9C%E6%9D%83%E7%9B%8A%E6%8A%A5%E9%85%AC%E7%8E%87/9202024)/净值报酬率/[权益报酬率](https://baike.baidu.com/item/%E6%9D%83%E7%9B%8A%E6%8A%A5%E9%85%AC%E7%8E%87/3460217)/权益利润率/[净资产利润率](https://baike.baidu.com/item/%E5%87%80%E8%B5%84%E4%BA%A7%E5%88%A9%E6%B6%A6%E7%8E%87/8528440)，是净利润与[平均股东权益](https://baike.baidu.com/item/%E5%B9%B3%E5%9D%87%E8%82%A1%E4%B8%9C%E6%9D%83%E7%9B%8A/2585458)的百分比，是公司税后利润除以净资产得到的百分比率，该指标反映股东权益的[收益水平](https://baike.baidu.com/item/%E6%94%B6%E7%9B%8A%E6%B0%B4%E5%B9%B3/2589849)，用以衡量公司运用[自有资本](https://baike.baidu.com/item/%E8%87%AA%E6%9C%89%E8%B5%84%E6%9C%AC/10838522)的效率。指标值越高，说明投资带来的收益越高。该指标体现了自有资本获得净收益的能力。

⑩以2012年的投入产出表构建行业关联权重，表明行业间的投入产出关系是前定且不随时间变化，这使得上下游行业的工业机器人渗透率变化仅来自于行业机器人应用水平的变化。

参考文献：

陈彦斌 林晨 陈小亮, 2019:《人工智能,老龄化与经济增长》,《经济研究》第7期。

程虹 陈文津 李唐, 2018:《机器人在中国:现状,未来与影响——来自中国企业-劳动力匹配调查(CEES)的经验证据》,《宏观质量研究》第3期。

崔友平 金玉国 王晓, 2015:《技术进步对中国就业影响的实证分析:1995—2013年》,《经济社会体制比较》第4期。

戴觅 张轶凡 黄炜, 2019:《贸易自由化如何影响中国区域劳动力市场?》,《管理世界》第6期。

桂琦寒 陈敏 陆铭 陈钊, 2006:《中国国内商品市场趋于分割还是整合: 基于相对价格法的分析》,《世界经济》第2期。

郭凯明, 2019:《人工智能发展、产业结构转型升级与劳动收入份额变动》,《管理世界》第7期。

郝楠, 2017:《劳动力 “极化” 的经济效应分析——基于经济增长和收入不平等的双重视角》,《华东经济管理》第2期。

郝楠 江永红, 2017:《谁影响了中国劳动力就业极化?》,《经济与管理研究》第5期。

江永红 张彬 郝楠, 2016:《产业结构升级是否引致劳动力 “极化” 现象》,《经济学家》第3期。

孔高文 刘莎莎 孔东民, 2020:《机器人与就业——基于行业与地区异质性的探索性分析》,《中国工业经济》第8期。

雷钦礼 王阳, 2017:《中国技能溢价, 要素替代与效率水平变化的估计与分析》,《统计研究》第10期。

李嘉图, 2014:《政治经济学及赋税原理》,译林出版社。

吕洁 杜传文 李元旭, 2017:《工业机器人应用会倒逼一国制造业劳动力结构转型吗?——基于1990—2015年间22个国家的经验分析》,《科技管理研究》第22期。

吕世斌 张世伟, 2015:《中国劳动力 “极化” 现象及原因的经验研究》,《经济学 (季刊)》第2期。

马弘 乔雪 徐嫄, 2013:《中国制造业的就业创造与就业消失》,《经济研究》第12期。

毛其淋 许家云, 2016:《中间品贸易自由化与制造业就业变动——来自中国加人 WTO 的微观证据》,《经济研究》第1期。

屈小博 程杰, 2015:《中国就业结构变化:“升级” 还是 “两极化”?》,《劳动经济研究》第1期。

孙早 侯玉琳, 2019:《工业智能化如何重塑劳动力就业结构》,《中国工业经济》第5期。

王春超 丁琪芯, 2019:《智能机器人与劳动力市场研究新进展》,《经济社会体制比较》第2期。

王君 张于喆 张义博 洪群联, 2017:《人工智能等新技术进步影响就业的机理与对策》,《宏观经济研究》第10期。

王文 牛泽东 孙早, 2020:《工业机器人冲击下的服务业:结构升级还是低端锁定》,《统计研究》第7期。

王永钦 董雯, 2020:《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》,《经济研究》第10期。

魏下海 张沛康 杜宇洪, 2020:《机器人如何重塑城市劳动力市场: 移民工作任务的视角》,《经济学动态》第10期。

闫雪凌 朱博楷 马超, 2020:《工业机器人使用与制造业就业: 来自中国的证据》,《统计研究》第1期。

杨光 侯钰, 2020:《工业机器人的使用,技术升级与经济增长》,《中国工业经济》第10期。

杨伟国 邱子童 吴清军, 2018:《人工智能应用的就业效应研究综述》,《中国人口科学》第5期。

叶仁荪 王光栋 王雷, 2008:《技术进步的就业效应与技术进步路线的选择——基于 1990-2005 年中国省际面板数据的分析》,《数量经济技术经济研究》第3期。

赵奇伟 熊性美, 2009:《中国三大市场分割程度的比较分析: 时间走势与区域差异》,《世界经济》第6期。

Acemoglu D. & Autor D.(2011),"Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings" *Handbook of labor economics*. Elsevier, 1043-1171.

Acemoglu D. & Restrepo P.(2018b),"Low-skill and high-skill automation", *Journal of Human Capital* 12(2):204-232.

Acemoglu D. & Restrepo P.(2018a),"The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment", *American Economic Review* 108(6):1488-1542.

Acemoglu D. & Restrepo P.(2019),*Artificial Intelligence, Automation, and Work*, University of Chicago Press.

Acemoglu D. & Restrepo P.(2020),"Robots and jobs: Evidence from US labor markets", *Journal of Political Economy* 128(6):2188-2244.

Acemoglu D., Akcigit U. and Kerr W.(2016),"Networks and the macroeconomy: An empirical exploration", *Nber macroeconomics annual* 30(1):273-335.

Aghion P. & Howitt P.(1994),"Growth and unemployment", *The Review of Economic Studies* 61(3):477-494.

Angrist J. D. & Pischke J.(2008), *Mostly harmless econometrics*, Princeton university press.

Arntz M., Gregory T. and Zierahn U.(2016),"The risk of automation for jobs in OECD countries".

Autor D. H., Levy F. and Murnane R. J.(2003),"The skill content of recent technological change: An empirical exploration", *The Quarterly journal of economics* 118(4):1279-1333.

Autor D., Katz L. F. and Kearney M. S.(2006), *The polarization of the US labor market*, National Bureau of Economic Research Cambridge, Mass., USA.

Bartik T. J. & Bartik Timothy J.(1991),*Who benefits from state and local economic development policies?*, M. :W. E. Upjohn Institute.

Benzell S. G., Kotlikoff L. J., LaGarda G. and Sachs J. D.(2015),"Robots are us: Some economics of human replacement" NBER Working Paper, NO.20941.

Bresnahan T. F., Brynjolfsson E. and Hitt L. M.(2002),"Information technology, workplace organization, and the demand for skilled labor: Firm-level evidence", *The quarterly journal of economics* 117(1):339-376.

Cheng H., Jia R., Li D. and Li H.(2019),"The rise of robots in China", *Journal of Economic Perspectives* 33(2):71-88.

Dauth W., Findeisen S., Suedekum J. and Woessner N.(2018),"Adjusting to robots: Worker-level evidence", Opportunity and Inclusive Growth Institute Working Papers 13.

David B.(2017),"Computer technology and probable job destructions in Japan: An evaluation", *Journal of the Japanese and International Economies* 43:77-87.

David H. & Dorn D.(2013),"The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market", *American Economic Review* 103(5):1553-1597.

Davis S. J., Haltiwanger J. C. and Schuh S.(1998), *Job creation and destruction*, MIT Press Books 1.

Ford M.(2015), *Rise of the Robots: Technology and the Threat of a Jobless Future*, Basic Books.

Frey C. B. & Osborne M. A.(2017),"The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?", *Technological forecasting and social change* 114:254-280.

Goldsmith-Pinkham P., Sorkin I. and Swift H.(2020),"Bartik instruments: What, when, why, and how", *American Economic Review* 110(8):2586-2624.

Goos M., Manning A. and Salomons A.(2014),"Explaining job polarization: Routine-biased technological change and offshoring", *American Economic Review* 104(8):2509-2526.

Graetz G. & Michaels G.(2018),"Robots at work", *Review of Economics and Statistics* 100(5):753-768.

Groizard J. L., Ranjan P. and Rodriguez Lopez A.(2015),"Trade costs and job flows: Evidence from establishment‐level data", *Economic Inquiry* 53(1):173-204.

Hanson R.(2001), *Economic growth given machine intelligence*, Technical Report, University of California, Berkeley.

Korinek A. & Stiglitz J. E.(2019), *Artificial Intelligence and Its Implications for Income Distribution and Unemployment*, University of Chicago Press.

Kromann L., Malchow-Møller N., Skaksen J. R. and Sorensen A.(2016),"Automation and Productivity–A Cross‐Country, Cross‐Industry Comparison", Cross‐Industry Comparison (March 29, 2016).

Pajarinen M. & Rouvinen P.(2014),"Computerization threatens one third of Finnish employment", *Etla Brief* 22(13.1):2014.

Pissarides C. A.(2000), *Equilibrium unemployment theory*, MIT press.

Postel Vinay F.(2002),"The dynamics of technological unemployment", *International Economic Review* 43(3):737-760.

Schumpeter J.(2003),"Theorie der wirtschaftlichen Entwicklung" *Joseph Alois Schumpeter*. Springer, 5-59.

Schwab K.(2017), *The fourth industrial revolution*, Currency.

Susskind D.(2017),"A model of technological unemployment", Economics Series Working Papers 819.

Trajtenberg M.(2018),"AI as the next GPT: a Political-Economy Perspective" NBER Working Paper, NO.24245.

附录：文章中行业对照表

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 本文行业分类 | 证监会行业分类 | IFR工业行业分类 |
| 1.食品制造业 | 农副食品加工业  食品制造业  酒、饮料和精制茶制造业  烟草制品业 | 食品及饮料制造业 |
| 2.纺织业 | 纺织业  纺织服装、服饰业  皮革、毛皮、羽毛及其制品和制鞋业 | 纺织品制造业 |
| 3.木材和家具制造业 | 木材加工和木、竹、藤、棕、草制品业  家具制造业 | 木材及家具制造业 |
| 4.造纸和印刷业 | 造纸及纸制品业  印刷和记录媒介复制业 | 造纸和印刷业 |
| 5.文体和教育用品制造业 | 文教、工美、体育和娱乐用品制造业 | 文体和教育用品制造业 |
| 6.医药制造业 | 医药制造业 | 药品、化妆药品制造业 |
| 7.化学制品业 | 化学原料和化学制品制造业  化学纤维制造业 | 化学品制造业 |
| 8.橡胶和塑料制品业 | 橡胶和塑料制品业 | 橡胶和塑料制品业 |
| 9.非金属矿物制造业 | 非金属矿物制造业 | 其他非金属矿物制造业 |
| 10.金属加工制造和冶炼业 | 黑色金属冶炼和压延加工业  有色金属冶炼和压延加工业 | 基本金属制造业 |
| 11.金属制品业 | 金属制品业 | 金属制品制造业 |
| 12.通用及专用设备制造业 | 通用设备制造业  专用设备制造业 | 通用及专用设备制造业 |
| 13.汽车及其他交通设备制造业 | 汽车制造业  铁路、船舶、航空航天和其他运输设备制造业 | 汽车制造业  铁路、船舶、航空航天和其他运输设备制造业 |
| 14.计算机、通信和其他电子设备制造业 | 计算机、通信和其他电子设制造业 | 计算机制造业  通信设备制造业  其他电子设备制造业（计算机、通信相关） |
| 15.电子和电气设备制造业 | 电气机械和器材制造业  仪器仪表制造业 | 电子和电气设备制造业（除计算机、通信设备外） |
| 16.其他制造业 | 石油加工、炼焦和核燃料加工业  其他制造业  废弃资源综合利用业  金属制品、机械和设备修理业 | 其他制造业 |

注：作者整理