

分类号 _____
U D C _____

密级 _____
编号 10741

兰州财经大学

LANZHOU UNIVERSITY OF FINANCE AND ECONOMICS

硕士学位论文

论文题目 工业机器人应用对我国制造业就业的影响研究

研究生姓名: 王世琦

指导教师姓名、职称: 张唯实 副教授

学科、专业名称: 应用经济学 劳动经济学

研究方向: 劳动力市场与就业

提交日期: 2023年5月30日

独创性声明

本人声明所呈交的论文是我个人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

学位论文作者签名： 王世琦 签字日期： 2023年5月30日

导师签名： 张唯实 签字日期： 2023年5月30日

关于论文使用授权的说明

本人完全了解学校关于保留、使用学位论文的各项规定， 同意（选择“同意”/“不同意”）以下事项：

- 1.学校有权保留本论文的复印件和磁盘，允许论文被查阅和借阅，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文；
- 2.学校有权将本人的学位论文提交至清华大学“中国学术期刊（光盘版）电子杂志社”用于出版和编入CNKI《中国知识资源总库》或其他同类数据库，传播本学位论文的全部或部分内容。

学位论文作者签名： 王世琦 签字日期： 2023年5月30日

导师签名： 张唯实 签字日期： 2023年5月30日

Research on the influence of industrial robot application on the employment of manufacturing industry in china

Candidate : Wang Shiqi

Supervisor:Zhang Weishi

摘 要

技术进步为人类文明发展带来不竭动力的同时,也对劳动力就业产生了一定影响。工业机器人是人工智能时代背景下的新兴技术进步,也是制造强国战略中所提及的重要支撑设备,近年来我国工业机器人应用广泛,安装量和保有量连续多年位居世界首位,其在为制造业转型升级提供重要抓手的同时,也在影响着制造业的劳动力就业,本文针对这种影响展开研究。

首先梳理了工业机器人、制造业就业以及技术进步对就业影响的相关文献,并结合理论基础分析了工业机器人对制造业就业影响的作用机理。其次通过国际机器人联盟数据对我国工业机器人的应用现状以及产业发展现状进行分析,再通过我国制造业数据对制造业的就业现状进行分析。最后是实证分析,基于我国30个省份2010-2019年的省级面板数据,运用双固定效应模型实证研究工业机器人的应用对我国制造业就业的影响,并通过iv-2s1s方法处理内生性问题。得到如下结论:第一,工业机器人对就业的影响既有替代效应,也有创造效应,其中创造效应包括生产力提高和岗位创造两个方面。第二,工业机器人在我国主要应用于汽车行业和电子电气行业,我国工业机器人产业存在缺乏核心技术积累、配套能力不强、人才储备不足等问题。第三,我国制造业就业主要集中在东部沿海几个省份,在人员构成上表现为技能型劳动力逐年增加。第四,在实证研究中发现,我国工业机器人应用产生的创造效应大于替代效应,总效应为促进就业,具体表现为每千人所拥有的工业机器人数量增加一台,制造业劳动力就业增加1.72%,然后从剔除部分样本、选择不同时间间隔两方面对实证结果进行稳健性检验,验证了所得结论的可靠性。再根据我国区域的划分对东、中、西、东北地区作异质性分析发现,东北地区工业机器人对就业的促进作用最大,其次是西部地区 and 东部地区,在中部地区工业机器人对就业表现为负向影响。

针对所得结论,本文提出如下政策建议:提高工业机器人应用水平,充分发挥就业创造效应;加快技术研发,实现人与机器更好融合;大力培养高技能人才,建立定向培养机制;完善社会保障体系,稳妥解决就业替代影响。

关键词: 工业机器人 制造业 就业 替代效应 创造效应

Abstract

Technological progress has brought inexhaustible impetus to the development of human civilization, but it also has a certain impact on labor employment. Industrial robots are the progress of emerging technologies in the era of artificial intelligence and important support equipment mentioned in the strategy of manufacturing power. In recent years, industrial robots have been widely used in our country, and the installation quantity and total quantity have ranked first in the world for many consecutive years. While providing an important grip for the transformation and upgrading of the manufacturing industry, it also affects the labor employment in the manufacturing industry. This paper studies this effect.

Firstly, relevant literatures on industrial robots, manufacturing employment and the impact of technological progress on employment are reviewed, and the mechanism of the impact of industrial robots on manufacturing employment is analyzed based on relevant theories. Secondly, through the relevant data of international robot federation, the application status and industry development status of Chinese industrial robot are analyzed, and then the manufacturing industry employment situation is analyzed. Finally, the empirical analysis is based on the provincial panel data of 30 provinces from 2010 to 2019. The dual fixed effect model is used to empirically study the impact of the application of

industrial robots on manufacturing employment, and the endogenous problem is dealt with by iv-2sls method.

The following conclusions are drawn: First, the impact of industrial robots on employment has both substitution effect and creation effect, which includes productivity improvement and job creation. Second, industrial robots are mainly applied in the automobile industry and electronic and electrical industry in our country. Our industrial robots industry has problems such as lack of core technology accumulation, weak supporting ability and insufficient reserves of talents. Thirdly, manufacturing employment in our country is mainly concentrated in the east coastal provinces, which is reflected in the personnel composition of the skilled labor force increasing year by year. Fourthly, it is found in the empirical study that the creation effect generated by the application of industrial robots in China is greater than the substitution effect. The total effect is to promote employment, which is reflected in the increase of one industrial robot per thousand people and the increase of 1.72% of labor employment in the manufacturing industry. Then, the robustness test of the empirical results is conducted from the two aspects of removing part of samples and selecting different time intervals. The reliability of the conclusion is verified. Based on the heterogeneity analysis of the east, middle, west and northeast regions, it is found that industrial robots have the largest promoting effect on employment in the northeast region,

followed by the western region and the eastern region. In the central region, industrial robots have a negative effect on employment.

According to the conclusions, the following policy suggestions are put forward: to improve the application level of industrial robots and give full play to the effect of job creation; Accelerate technology research and development to achieve a better integration of human and machine; Cultivate highly skilled personnel vigorously and establish orientation training mechanism; We will improve the social security system and prudently address the impact of employment substitution.

Keywords: Industrial robot; Manufacturing industry; Employment; Substitution effect; Creation effect

目 录

1 引 言	1
1.1 选题背景	1
1.2 研究意义	2
1.2.1 理论意义	2
1.2.2 现实意义	3
1.3 研究内容与研究方法	4
1.4 可能的创新点与不足	6
2 文献综述	7
2.1 工业机器人的相关研究	7
2.2 制造业就业的相关研究	10
2.3 技术进步与劳动力就业	11
2.3.1 技术进步对就业的替代效应	11
2.3.2 技术进步对就业的创造效应	12
2.3.3 技术进步对就业结构的影响	13
2.3 文献评述	14
3 概念界定与理论分析	16
3.1 概念界定	16
3.1.1 工业机器人	16
3.1.2 制造业	16
3.1.3 劳动力就业	17
3.2 技术进步影响就业的理论基础	17
3.2.1 古典经济学派的就业补偿理论	18
3.2.2 马克思的资本有机构成理论	18
3.2.3 熊彼特的创新和经济周期理论	19
3.2.4 经济增长理论	19
3.3 工业机器人影响制造业就业的机理分析	20
3.4 本章小结	21
4 机器人与制造业就业的现状分析	22
4.1 全球机器人的发展	22
4.2 我国机器人的发展	24
4.2.1 机器人应用现状	24
4.2.2 机器人产业现状	27
4.3 我国制造业就业现状	28
4.3.1 制造业就业规模	28
4.3.2 制造业就业结构	29
4.4 本章小结	32
5 实证分析	33

5.1 模型设定	33
5.2 指标构建及数据说明	34
5.2.1 相关指标构建及说明	34
5.2.2 数据说明	35
5.3 实证结果	36
5.3.1 描述性统计	36
5.3.2 基准回归结果	37
5.3.3 内生性处理	39
5.3.4 稳健性检验	40
5.3.5 异质性分析	43
5.4 本章小结	44
6 结论和政策建议	45
6.1 本文主要结论	45
6.2 政策建议	46
参考文献	48
致 谢	53

1 引言

1.1 选题背景

技术进步将人类引向何方？几百年来人们不断思考。技术进步是社会发展的助推器，因为技术进步的存在，人类的生产生活方式不断发生变革，近年来伴随着科学技术的不断进步，以人工智能、大数据、云计算为代表的新一轮科技革命不断取得突破性进展，数据量不断膨胀，算法算力不断提升，5G 通信技术与互联网强强联合共同推进万物互联，人工智能应用正在改变人类的生产和生活方式。

工业机器人作为一项新兴技术进步，是人工智能技术在制造业应用中的具体表现，国际机器人联盟（IFR）将其定义为一种可以自动控制、可重复编程并实现多种目的的机器。工业机器人不同于以往的普通机器，普通机器只是作为人类四肢的延伸来提高力量和重复性劳动的准确性，而工业机器人则通过引入人工智能技术，凭借机器学习的能力逐渐发展为对人脑的扩充，不仅能够进一步提高劳动生产率，还可以在运行过程中进行主动纠错，提出合理的改进建议。工业机器人的发展与人工智能技术和制造业的融合相互促进，软硬件水平共同提高，不断改良工作流程并提高效率，成为制造业中技术进步的集中体现。近年来，国内工业机器人市场持续升温，保有量和安装量连续多年位居世界首位，中国成为全球最大的工业机器人市场。国家适时陆续出台了一系列政策规划，助力我国工业机器人的应用，国内各地也掀起了机器人产业发展的浪潮。

制造业在大多数国家中具有举足轻重的作用，纵观全球各国的产业发展史不难发现，一国制造业的发展水平与国运的兴衰总是紧密联系在一起。新中国成立以来，我国制造业发展迅速，建立了门类齐全、独立完整的产业体系，为我国现代化进程的推动、综合国力的增强做出了巨大贡献，但与世界先进制造业水平相比，我国制造业还存在大而不强、自主创新能力较弱、资源能源利用效率不高、产业结构不合理等问题。

当前在经济全球化和信息技术的推动下，制造业创新和分工体系的加速重构正在引发全球范围内科技和产业升级的巨变，制造业日益呈现出智能化、个性化的发展趋势，智能制造成为驱动制造模式变革的重要引擎。与此同时，随着国内

环境不断变化,劳动力等要素成本持续上升,投资和出口增速明显放缓,单纯依靠资源要素投入、规模扩张的粗放发展模式已经难以持续,新的市场环境要求我国制造业必须转变发展方式,着力发展智能制造技术和装备,推广智能制造生产模式已经成为必然选择。2015年国务院印发了《中国制造2025》,将制造强国战略作为新阶段的发展目标,加快新一代信息技术与制造业深度融合,提高中国制造业创新能力,大力推动重点领域突破发展,完善多层次多类型人才培养体系,为实现我国制造业由大变强。工业机器人是先进制造技术与自动化设备的典型代表,也是制造业智能化升级的重要突破口。

制造业的技术进步,长期也伴随着对劳动力就业的影响,自工业革命以来,蒸汽机、内燃机、电动机的发明和发展,从提供动力的环节取代了人力和蓄力。后来进入信息时代,计算机、传感器等的发明应用使得大量机器进入制造业,在一些重复性较强的工作中替代人力,并且比人工表现的更精确、更稳定。工业机器人作为人工智能时代背景下的高端可编程机器,它的兴起在提高生产效率的同时,也会对制造业的劳动力就业产生一定影响。回顾历史可以发现,我国制造业得以快速发展的最大优势就在于,改革开放以来我国所拥有的一个数量庞大、成本低廉、综合素质较好的制造业劳动力队伍,特别是随着城镇化的推进,大量的农村剩余劳动力向城镇转移,为城镇制造业提供了大量成本较为低廉的劳动力。但值得注意的是,近年来我国面临着农村剩余劳动力转移殆尽、人口老龄化不断加剧、劳动年龄人口出现下降、劳动力成本不断提高等一系列问题。综上所述,一方面随着制造强国战略的实施,我国工业机器人发展应用越来越广泛,另一方面我国制造业劳动力市场也出现新变化,在这种背景下,本文研究工业机器人应用和制造业劳动力就业之间的关系,为我国制造业的更好发展提供建议。

1.2 研究意义

1.2.1 理论意义

在经济发展过程中,关于机器与人的关系问题历史上争论不休,最早可以追溯到工业革命时期,马克思在《资本论》第一卷中就指出,蒸汽机及其驱动的机器取代了人们的体力,在提高单位劳动力产能的同时也减少了劳动力雇佣。而且

企业主为了追求超额利润在投入上提高资本有机构成,进一步使得劳动力占比降低。20世纪初凯恩斯也曾经预言过人类将面临“技术性失业”,熊彼特在分析创新的过程中提出创新具有周期性,由此带来的对旧技术及工业体系的破坏被视为解释周期性失业的重要原因,多种生产函数也表明资本的投入对劳动力就业具有一定的替代作用。在人力资本理论中指出人力资本可以通过培训等手段实现技术进步和劳动力就业之间实现良性互动,实现收益增加,但接受培训也需要一定的时间才能看到适应新技术的效果,在此期间也可能存在暂时性失业。

这些理论从不同角度阐释了技术进步对劳动力的替代,但人工智能这一技术具有极强的颠覆性。如今随着智能化时代的到来,工业机器人作为一种新兴智能机器,它不仅能够替代那些繁重、简单重复的低技术水平工作,而且能够依靠其先进的动力能源和控制能力从事高技术水平的工业制造工作,它对于人类劳动力就业的影响程度之深是前所未有的。目前关于人工智能对劳动力就业的影响分析,不少来自于对相关科学家、企业、机构负责人的调查,以说明在某一行业或领域可能被替代的劳动力比例,多为微观层面定性的分析。有鉴于此,本文在前人研究理论的基础之上结合我国现阶段制造业积极引入工业机器人的发展现状,对其带来的劳动力就业影响进行深入剖析,结合中国相关数据进行定量分析,丰富“机器换人”在人工智能新阶段的研究,具有十分重要的理论意义。

1.2.2 现实意义

就业是最大的民生问题,制造业是吸纳劳动力就业的重要部门,自改革开放以来我国制造业凭借着劳动力成本优势快速发展,为国民经济的快速增长贡献巨大。但现阶段这种“人口红利”优势即将耗尽,根据《中国与全球制造业竞争力》报告指出,在经历2008年金融危机之后,大多数经济体的平均劳动力成本上升在大幅度放缓的时候,中国制造业的平均劳动力成本增长速度却在提升,由危机前的11.0%攀升到危机后的13.1%。而与此同时全球虚拟经济在危机中受挫后发达国家开始重新重视制造业的发展,提出多种鼓励重振制造业的相关政策,且这些政策大多都与工业机器人相关。主要发达国家的战略包括德国提出的“德国工业4.0”战略,希望通过“智能生产”在制造业领域继续保持领先优势;美国在奥巴马政府时期就提出了“再工业化”战略,特朗普上任后又提出“制造业回流”,

希望再创美国制造业的辉煌；日本和韩国也为了保持在机器人领域的国际优势地位制定了新的发展战略。

中国制造业如果想降低“后人口红利”时期对廉价劳动力的依赖，在人工智能时代继续保持和提高国际竞争力，就必须加强技术改造升级，推进信息化和制造业的深度融合。工业机器人的应用是我国实现制造业转型升级的重要手段，其在提升生产效率的同时也对制造业劳动力的就业总量、就业结构等方面产生深刻影响，就业是维持社会稳定发展的重要民生问题，在新冠疫情强力冲击和高校毕业生数量居高不下的严峻就业形势下，研究如何平衡好制造业转型升级和就业市场平稳向好的相关问题对我国促进劳动力就业、优化升级产业结构等具有重大的现实意义。

1.3 研究内容与研究方法

工业机器人作为一种人工智能背景下产生的新型技术进步，极大的改变了人类的生产经营活动，它的兴起在促进制造业转型升级的同时，也给劳动力市场带来了一定冲击，引发了人们对于“机器换人”的讨论，一个普遍的学术界共识是，工业机器人的应用对劳动力一方面表现为替代作用，另一方面也具有积极的促进作用。究竟是替代作用占优还是促进作用占优？已有研究尚未定论。

本文研究的主要内容在于：通过查阅国内外文献，梳理总结工业机器人的经济影响，制造业就业的影响因素以及技术进步对劳动力就业影响的相关研究；结合文献以及有关理论来探讨工业机器人对制造业就业的作用机理；再通过中国工业机器人和制造业就业的具体数据进行定量分析，把握我国工业机器人以及制造业的现状和发展趋势；最后使用 IFR 公布的 2010-2019 年我国工业机器人保有量数据来测算工业机器人渗透率，构建计量模型来实证检验其对我国制造业就业的影响。

研究方法如下：文献梳理。这是本文开展研究的第一步，国内外有关工业机器人应用对就业影响的文献相对较少，但技术进步影响就业的研究十分丰富，通过梳理技术进步及工业机器人对就业影响的有关文献为本文提供理论基础，并作简要评述；描述性统计分析方法。本文通过 IFR、统计年鉴等整理有关数据，对我国工业机器人安装量、保有量以及制造业就业规模、分行业分区域就业等数据

通过图表做描述性统计分析，清晰把握我国工业机器人及制造业有关情况，同时也为后续的实证研究提供数据支持；定性分析和定量分析相结合。通过文献梳理以及基础理论的分析，再结合人工智能的发展背景，定性分析工业机器人对制造业就业影响的作用机理，再结合具体数据实证研究在我国这种影响的具体情况。并通过稳健性检验使得出的结果更加可靠。

本文的技术路线图如图 1.1 所示。

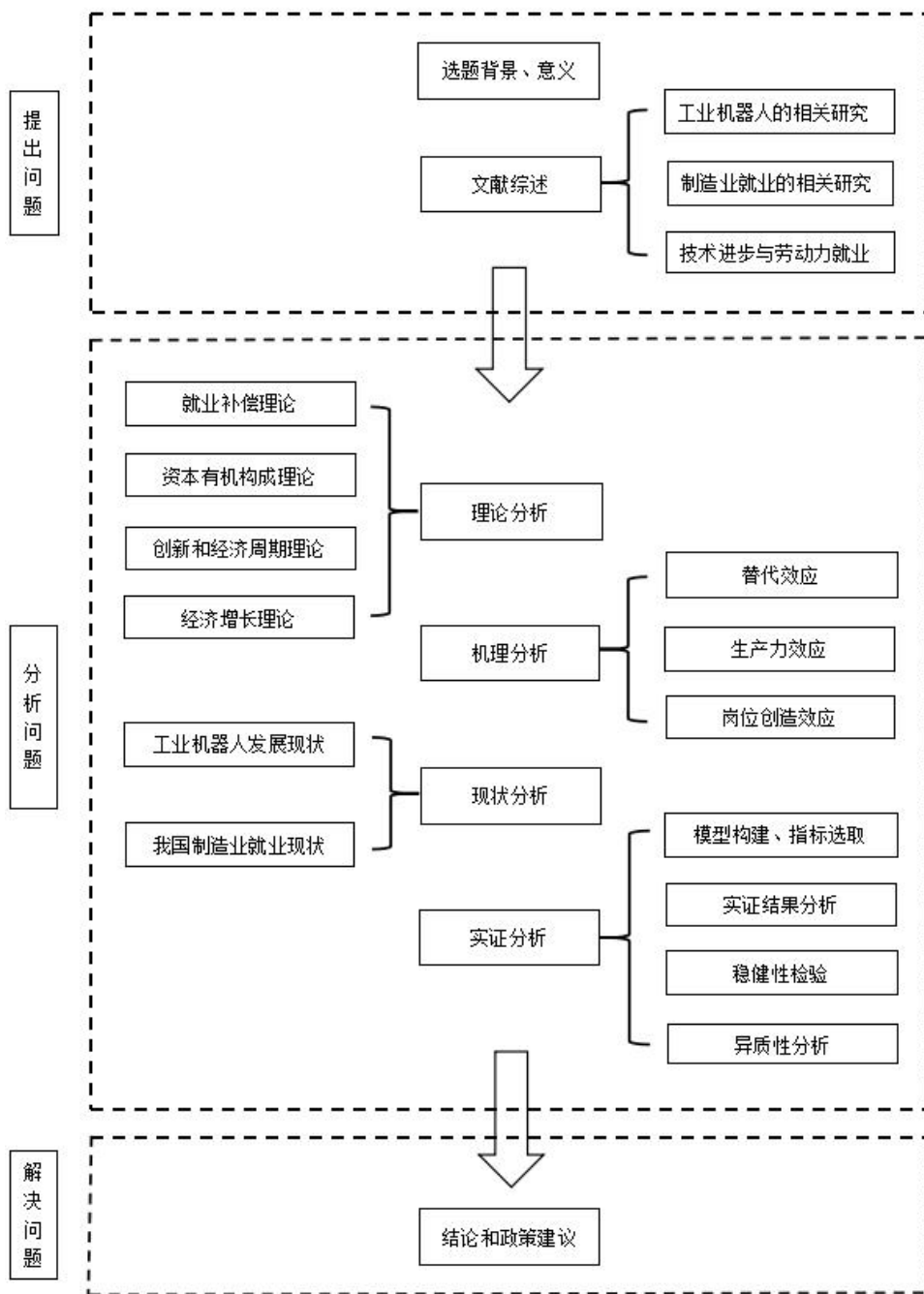


图 1.1 技术路线图

1.4 可能的创新点与不足

可能的创新点在于：研究视角方面，现有文献大多研究了技术进步的就业效应，人工智能、工业机器人作为新兴技术，发展历程较短，研究数量相对较少，本文聚焦于工业机器人这一新兴技术进步对制造业劳动力就业的直接影响；理论创新方面，在梳理技术进步与劳动力就业关系相关文献的基础上，结合现实发展情况，探讨工业机器人对制造业就业影响的作用机理，进一步完善人工智能时代下“机器换人”有关理论；实证研究方面，采用 IFR 公布的近年来的工业机器人有关数据，构建工业机器人渗透率作为核心解释变量，来实证研究对我国制造业就业的影响，所得结果能为政策制定提供一定参考价值。

不足之处在于：在梳理文献中发现，研究技术进步对就业影响的文献较为丰富翔实，而具体到工业机器人对就业影响的有关文献相对较少，本文理论分析部分较多引用技术进步对就业的影响，使用大的概念来覆盖小的概念。在实证部分，出于对制造业是工业机器人应用最集中的领域这一现实情况的考虑，本文实证主要检验其应用对制造业就业的影响，而没有进一步研究可能间接影响的其他工业以及服务业。

2 文献综述

工业机器人以及人工智能的发展与以往数次技术革命相比,对人类的影响程度是前所未有的,其影响的广度和深度以及持续性都明显强于以往。但由于工业机器人的发展历程还比较短暂,目前关于探讨工业机器人影响就业的研究正处于起步阶段。本章主要分为四个部分,第一部分是有关工业机器人的文献梳理,包括人工智能技术及工业机器人对经济增长、劳动力就业和收入分配的影响;第二部分是梳理前人文献中有关制造业就业的影响因素,包括汇率变动、技术进步、进口竞争、产业聚集等等;第三部分是有关技术进步与就业的文献梳理;最后是对所参考文献进行简要评述。

2.1 工业机器人的相关研究

提及工业机器人,必将与人工智能技术联系在一起,早在20世纪四五十年代人工智能研究就开始兴起,1956年约翰·麦卡锡将人工智能定义为制造智能机器,是一种带有智能计算机程序的科学工程。近年来随着计算机硬件的进步,算法的优化以及海量数据的出现,人工智能技术的发展达到了新高潮,理论和技术越来越复杂,应用领域也不断扩大。曹静等(2018)指出,人工智能技术的快速发展将会对世界经济产生深刻的变革,包括经济增长、劳动力就业和收入分配等诸多方面^[27]。工业机器人是人工智能应用于工业领域的典型代表,其在人工智能技术的加持下,可以具有可编程功能,不仅能够替代劳动力进行一些简单的、程序化的工作,而且能够通过机器学习逐渐成为人脑的延伸,在运行过程中主动纠错,提出改进的建议,进一步提高生产效率。这种学习、改进的能力甚至有可能改变制造业生产方式,在柔性制造和敏捷制造等先进制造业领域有所突破,为我国制造业的升级改造提供坚实的技术支撑^[39](李舒沁,2020)。

现有文献普遍认为工业机器人等人工智能应用会通过提高生产率进而促进经济增长。Kromann et al(2011)使用跨国分行业的有关数据实证研究发现,以工业机器人为代表的自动化生产方式无论是在短期还是长期对全要素生产率都具有显著的正向影响,当一个国家的工业机器人应用水平能够提升到样本中自动化程度最高国家对应行业的相同水平,那么这一国家的制造业全要素生产率能够

提高 8%-22%^[21]。进一步的, Graetz&Michaels(2018)在实证研究中发现,工业机器人应用提高了劳动生产率,使得经济增长速度提高了 0.37%,其使用的是 1993-2007 年 17 个国家的行业面板数据,且这些国家中大多是发达国家^[19]。蔡跃洲等(2019)研究发现人工智能应用所具有的技术经济特征使其能与社会多个领域相结合,增加要素贡献以及提高投入产出效率,进而推动国民经济高质量增长,同时人工智能技术背后还包括一个庞大的产业体系,其自身规模对宏观经济增长也存在极大的价值^[25]。陈彦斌等(2019)在老龄化背景下研究人工智能对经济增长的影响发现,人工智能通过减少劳动力需求、提高资本回报率以及提升全要素生产率这三条路径来应对老龄化的冲击,实现经济的增长^[28]。杨光等(2020)使用 1993-2017 年 72 个国家和地区的有关数据实证研究发现,工业机器人的使用对经济增长具有促进作用,在后人口红利时期效果更加明显,中介效应分析显示全要素生产率是这种影响中重要的传导机制,解释力能达到 60%^[59]。

有关工业机器人影响就业的研究近年来也不断涌现,有一些文献认为机器人的使用会直接导致失业的发生,Acemoglu&Restrepo(2020)以生产任务模型为基础,在行业层面构建了一个机器人与人的理论模型,再使用 1990-2007 年美国工业机器人有关数据进行实证研究,结果表明工业机器人的使用会减少就业,具体来说每千名工人中增加一个工业机器人将导致就业人口占比下降 0.18%-0.34%^[9]。程虹等(2018)基于微观企业数据库的研究得出机器人对中国就业市场的整体替代效应为 0.3%,而且在未来机器人带来的替代效应会变得更大^[30]。李新娥等(2020)从宏观层面研究发现人工智能政策对制造业就业呈现负相关影响,在越早颁发相关政策的省份,制造业就业规模变化越明显^[40]。

也有文献研究发现工业机器人的应用也会创造出许多新的工作岗位,不会引起整体劳动力出现大量失业。Dauth et al(2017)针对 1994-2014 年间德国劳动力市场研究发现,工业机器人的大量使用对当地劳动力的总体就业没有显著影响^[12]。与此类似地,在 Graetz&Michaels(2018)的研究中发现虽然工业机器人使用提高了劳动生产率,进而提升经济增长速度,但是对总体劳动力工作时间并没有显著影响^[19]。还有一些文献研究发现工业机器人能够促进就业。Martech(2013)研究表明工业机器人的使用在美国制造业当中一年创造了近 18 万个就业岗位。分析其原因发现:在服装等制造业领域工业机器人还无法替代工人;工业机器人

大多被使用在较为危险或极端的工作环境下；机器人的运用也带来了诸如机器研发制造、修理维护等新的工作岗位^[22]。Hoedemakers (2017) 使用 OECD 国家的动态面板数据集研究发现，工业机器人的技术进步对劳动力市场就业存在比较温和的正向影响^[20]。谢璐等（2019）研究发现新技术具有跨期效应，短期内表现为“机器排挤工人”，带来部分行业的失业，但从长期来看，机器的研发设计、使用维护等以及新技术群、新行业的出现都会增加就业。同时指出，新技术发展速度越快，产业规模越庞大，短期效应存续的时间就相对短一些，对就业的冲击时间也短一些，长期效应尽早到来从而缩短新技术对就业的负面影响^[56]。

工业机器人对就业结构也产生了一定影响。李舒沁等（2021）将我国劳动力以受教育水平分为高、中、低技能三类，研究工业机器人对就业的影响。结果显示，随着工业机器人使用的增多，对高技能劳动力表现为就业促进，对低技能劳动力表现为就业替代，而中技能劳动力所受影响并不显著^[39]。韩民春等（2020）研究发现工业机器人对东部、中部、西部和东北地区制造业就业的影响存在显著差异，具体来说东部西部有显著的负影响，对中部和东北地区的影响不显著，对制造业细分行业如金属制品业、汽车业以及电子通信业存在显著的负影响^[36]。

工业机器人在促进经济增长的同时，也带来了收入不平等的问题。有学者指出，随着自动化的进程不断推进，使得一部分劳动力变得多余，我们将面对的主要问题是分配问题。Berg et al (2018) 解释说，一方面，机器人技术不断改进使得每个人的产出不断增加，因此资本所占的收入份额将会扩大；另一方面，机器人技术使得部分熟练及高技能劳动力的工资稳步增加，而低技能、可替代性较强的劳动力将受到损失，工资差额逐渐扩大^[10]。DeCanio (2016) 研究发现，工业机器人等应用对劳动力工资的影响取决于总生产关系的形式以及机器与人力的替代关系，并预测未来机器人的发展将降低工资，除非机器人资本能够广泛分配，但这种情况很难实现^[15]。Brynjolfsson et al (2014) 研究指出，人工智能的发展使得机器人替代了越来越多不同类型的劳动力，而且它们可以复制从而创造更多的资本，使得廉价劳动力和普通资本完全失去优势，进而财富将源源不断地流向那些具有创新能力的小部分群体，使得少数人获得社会的大部分财富，进而扩大贫富差距^[11]。朱富强（2022）同样在研究中指出，在专利制度的作用下，人工智能技术与产业资本相结合后将出现显著的排他效应，在市场机制下分配问题上将存在

非常严重的不公平性风险^[65]。

2.2 制造业就业的相关研究

关于制造业就业的影响因素研究,现有文献主要有以下几个方面。首先是汇率变动对制造业就业的影响,大部分学者认为汇率贬值将促进就业,相反汇率升值将抑制就业。Faria&Leon-Ledesma(2005)利用美国制造业的有关数据研究发现,美元升值对就业存在显著的负面作用^[16]。范言慧等(2005)用中国制造业数据研究也得到类似的结论,人民币实际汇率升值会导致制造业劳动力就业的下降,并同时指出,制造业出口份额和投资水平的提高会部分抵消这种影响^[33]。毛日昇(2013)采用2001-2009中国工业行业的面板数据实证研究显示,人民币实际汇率变动会对就业市场产生显著的影响,具体表现为人民币实际有效汇率升值10%,将造成工业行业就业下降2.6%-3.9%,且在国有和外资工业部门这种影响更为显著^[43]。也有部分学者得出不同结论。戴觅等(2013)利用2000-2006年制造业企业的微观数据研究发现,不同企业之间由于进出口情况的不同,人民币汇率变动对其就业所造成的影响存在较大差异,综合来看汇率对就业的影响并不明显^[31]。徐伟呈等(2017)对中国制造业细分行业进行实证研究,发现人民币汇率对于制造业不同特征行业的影响并不一致,在大多数劳动密集型制造业行业中,人民币贬值会拉动就业增长,但对于大部分资本和技术密集型制造业行业,人民币升值将使得就业水平提高,因此也进一步指出人民币升值对我国制造业产业结构升级有积极的促进作用^[57]。

其次是技术进步及技术创新对制造业就业的影响。Frey&Osborne(2017)在对美国702种职业做出了未来被技术进步替代的可能性研究中发现美国未来约47%的职业存在被自动化机器替代的风险^[18]。姚先国等(2005)基于浙江省制造业企业的微观数据,研究发现技术进步对制造业就业的影响存在技能偏态性,表现为企业对高技能劳动力需求量的增加,同时其所占的收入比重也增加^[62]。姚曦等(2022)在技术进步影响制造业就业的研究中加入了经济周期的考虑,通过实证研究发现,技术进步对就业的负向替代效应主要发生在经济下行期,在此期间技术进步使得制造业就业增速年均下降0.479%,而在经济上行期技术进步使得制造业就业增速年均上升0.037%,可见在经济下行期技术进步对制造业就业的影响

更大^[61]。李磊等（2021）使用 2000-2013 年中国微观制造业企业层面的面板数据，实证研究机器人使用对就业的影响发现，从整体来看机器人使用促进了中国制造业企业就业水平，具体来说机器人应用使制造业企业就业水平上升 9.48%^[38]。

还有一些学者从进口竞争、产业聚集、贸易方式、基础设施等方面研究其对制造业就业的影响。魏浩等（2020）利用 2000-2013 年企业层面的微观数据，研究发现来自美国的进口竞争对中国制造业就业增长产生显著的促进作用，主要影响路径包括促进企业创新和价格加成^[54]。刘军等（2015）基于 2001-2012 年中国的省级面板数据研究发现，从全国来看产业聚集能够显著提高制造业的就业水平，分区域分析发现尤其是在东部地区这种影响作用最大，在机制分析中进一步指出产业集聚通过扩大劳动力市场规模以及深化劳动分工来增加制造业就业^[41]。马光明等（2016）研究发现中国的贸易方式转型将影响制造业的就业结构，加工贸易生产方式的减少将导致制造业就业人员占比的降低^[42]。曹杰等（2016）研究发现基础设施建设也能对制造业就业产生促进作用，但这种影响效果并不明显^[26]。

2.3 技术进步与劳动力就业

自工业革命以来技术进步日新月异，有关技术进步和劳动力关系的研究不断在推进演化，但一直以来有一个共识被学者们广泛接受，那就是技术进步对劳动力的影响同时存在就业替代和就业创造两种相反的效应。工业机器人是人工智能技术快速发展背景下的一项新兴技术进步，其对劳动力的影响也十分深刻，为更好理解工业机器人及人工智能与就业的关系，有必要对以往有关技术进步对劳动力就业影响的有关研究进行梳理总结。

2.3.1 技术进步对就业的替代效应

早在工业革命时期就出现了机器和人力的矛盾，1811 年“卢德运动”就是这一矛盾导致的典型事例，英格兰纺织工人通过毁坏机器来表达他们的不满，因为机器的发明出现取代了他们的劳动，造成大批工人失业。马克思在《资本论》中指出，蒸汽机等机器的出现替代了劳动力的体力，减少了所需劳动力的数量，使得产业后备军的出现，同时作为企业主来说，为了保持竞争优势获得超额利润，他们会不断地追求技术创新，从而导致在投入上资本有机构成提高，资本挤占劳

动力,进一步导致劳动力就业的减少。熊彼特在1912年提出技术创新是一种创造性破坏,在他的分析中指出,技术创新会对经济结构产生较大影响,在技术创新发生时,旧的生产技术体系将被淘汰,取而代之的则是新出现的生产体系,在这种替代情况发生时,会有大量旧体系下的劳动力面临失业,因为他们不能及时适应新体系下的生产方式。

在新世纪以来技术进步突飞猛进,自动化、人工智能等新兴技术对经济社会影响广泛且深远。Zeira(1998)在理论研究方面提出了任务模型来将这些新兴技术引入到生产函数中,由传统的要素性生产函数改造为任务性生产函数,在这一模型下,产出并不是由生产要素劳动和资本直接决定,而是由一系列任务的完成来决定^[24]。Acemoglu&Restrepo(2017,2018a,2019,2020)基于这一模型来研究了自动化技术对劳动力的替代作用,指出这些新兴技术进步存在偏向技术替代,并在对美国实际数据的实证研究中发现,工业机器人的使用显著减少就业,并降低工资水平^{[2][3][4][5][6][7][9]}。David(2017)同样通过实证研究发现,在芬兰、挪威、日本等几个技术进步水平较高的国家中,自动化技术的使用对劳动力存在替代效应,造成失业^[14]。龚遥等(2020)在我国人工智能技术广泛应用的现实背景下,通过随机森林分类器算法结合我国实际预测了各种职业被技术进步替代的可能性,结果表明,未来有59.5%的就业岗位将受到人工智能技术进步的影响,尤其对那些重复性认知或重体力任务较多的职业冲击较大,包括运输物流、生产设备操作以及部分白领等,研究进一步指出,职业人员受教育程度与替代风险呈现负相关,财务金融领域的白领存在较高的潜在替代风险^[35]。

2.3.2 技术进步对就业的创造效应

技术进步并不只是一味的造成劳动力替代,通常在一项新的技术出现后,必定会需要与这项新技术相适应的从业人员,因此技术进步在替代就业的同时,也在创造就业。古典政治经济学家在面对“机器排挤工人”这一问题时指出,技术进步能够带动经济发展,从而促进就业,在市场机制下会自动补偿技术进步所导致的失业现象。Pissaries(2000)分析指出其所处时期的劳动力市场较古典时期相比更加灵活高效,企业采用新技术的频率更快,类别也更加多样,在这种情况下,技术进步所带来的就业创造效应来自于资本化影响,企业使用新技术使得效

率极大提升进而获得更多收益，同时企业为追求利润最大化将扩大再生产，从而带动劳动力岗位的增加^[23]。Carnoy (1997) 分国家层面和行业或企业层面分别研究了技术进步的就业创造效应，在国家层面，技术进步在影响部分原有行业的同时也带动了一些新兴行业的发展，在国民经济的整体发展上是有所促进的，从而就业也相应提高；在行业或企业层面，技术进步虽然会在一定程度上破坏就业，但随着产出增长所产生的新的工作岗位会完全抵消这种就业损失^[64]。Trehan (2003) 在对比分析主要发达国家的技术进步与就业的关系中发现，美国由于计算机等信息技术的领先地位，国家整体经济增长以及发展形态发生较大改变，其就业市场的表现也明显强于其它发达国家^[49]。苏剑等 (2018) 研究指出，从长期来看技术进步是促进就业的，当技术进步扩散开以后，相关企业的产业规模不断扩大，与之关联的上下游产业也随之发展壮大，进而增加就业岗位，而且由于技术进步所带来的产品价格下跌以及新产品的出现也会刺激消费和投资，就业岗位进一步增加。此外，新技术的研发以及传播推广同样需要大量劳动力的参与，也会出现对高技能劳动力需求的增加^[46]。王君等 (2017) 从历史角度考察了技术进步与就业的关系，发现历次技术进步都会导致就业率出现波动，但是就业总量整体上是增加的，就业质量也不断改善。进一步分析将原因归结为技术进步促进了产业规模扩张和结构升级，从而创造了更多的就业岗位^[50]。邓州 (2016) 认为从整体上看工业机器人对就业是促进作用，工业机器人的使用填补了部分人类无法完成工作的岗位空缺，而且还创造了大量有关研发、保养维护等新的工作岗位^[32]。彭盈盈等 (2020) 对广东省 270 家制造企业用工总量调查后发现，人工智能等技术进步也同样存在岗位创造效应^[44]。

2.3.3 技术进步对就业结构的影响

技术进步不仅会对就业数量产生影响，同时也会影响就业结构，包括劳动力的技能结构、教育结构，就业的空间结构等。在欧美等国家学者的研究中发现，技术进步在不同技能劳动力之间存在明显的就业极化现象，即高技能和低技能劳动力的就业表现为促进，而中等技能劳动力的就业表现为破坏。Autor et al (2003) 认为，中等技能劳动者往往从事的是程序化、常规性的工作，这些工作将会被自动化技术所替代。而高技能劳动者从事非常规复杂劳动，比如企业管理、科

学研究等，低技能劳动者从事非常规简单劳动，比如服务行业，被替代的可能性都比较小^[1]。Feng&Graetz(2015)从理论上解释了技术进步是如何导致工作两极化的，他们提出了一个可以区分任务复杂度以及培训需求度的模型。研究发现，对于两个复杂度相同的任务，其中培训需求度高的任务所需的劳动力也相应昂贵，企业会选择通过技术进步来自动化这部分任务，而对于高度复杂的工作则不易被自动化。这样会造成劳动力流向高度复杂或者能力天生、无须太多培训的任务，从而解释了就业极化现象的发生^[17]。Dauth et al. (2021)通过 1994-2014 年间德国的相关数据研究发现，技术进步改变了不同产业就业情况，制造业就业人数减少，而服务业就业人数上升，整体就业数量基本不变^[12]。

国内学者也同样关注了技术进步对就业结构的影响。孙早和侯玉琳（2019）构造了衡量工业智能化的指标体系，可以将其看作技术进步，其研究发现工业智能化会导致中国不同受教育程度劳动力就业呈现“两极化”，即高中和初中劳动力就业减少，而专科及以上和小学及以下劳动力就业增加^[48]。孙雪等（2022）按照劳动力自身素质将劳动力分为教育型、技术型和创业型三种类型，分别研究工业机器人的应用对三种异质性劳动力的就业影响。结果显示，工业机器人促进了教育型和创业型劳动力的就业，但抑制了技术型劳动力就业。工业机器人也影响了我国劳动力的空间配置^[47]。陈媛媛等（2022）使用 2005-2015 年人口普查数据以及 IFR 工业机器人在中国各行业运行量的数据来研究工业机器人的应用对中国劳动力空间配置的影响，发现工业机器人的应用显著减少了地区劳动力的迁入，并指出该影响主要来自于低技能劳动力。机制分析显示工业机器人的应用对劳动力迁移的影响与其应用规模和劳动力的迁移成本有关。从户籍制度改革的影响看，工业机器人广泛应用和户籍制度松绑的双重作用主要影响高技能外来劳动力的迁入^[29]。

2.3 文献评述

综上所述，国内外有关技术进步与劳动力就业的讨论由来已久，技术进步对就业技术进步在不同历史时期的表现形式有所不同，工业机器人是人工智能技术加持下的新型技术进步，它的使用促进了经济增长，而与此同时其在制造业的广泛应用也会对劳动力就业产生影响，但目前来看直接研究这一问题的文献相对较

少，大量研究都集中于技术进步这一比较宽泛的概念上研究对就业的影响，指出替代效应和创造效应同时存在，且技术进步会对劳动力就业结构产生影响，包括异质性劳动力以及空间配置等。

从国内外文献对比来看，美国、德国等发达国家由于工业机器人应用较早，获得了大量的有关数据，在相关理论和实证研究方面都比较丰富，其研究发现，工业机器人应用会通过以下渠道影响劳动力就业：一是替代效应，与早期工业革命类似，机器人使用会替代部分手工劳动，特别是那些程式化非复杂劳动。二是创造效应，工业机器人的应用使得企业生产率获得提高，进而扩大生产规模使得就业增加。两种效应同时存在，至于对就业的最终影响则取决于两种效应孰强孰弱，且在两种效应的共同作用下，工业机器人对于高中低技能劳动力就业产生不同影响进而导致了就业极化现象。

近年来随着制造强国战略的实施，我国工业机器人应用快速发展，安装量、保有量都位居世界首位，与此同时我国劳动力市场正处于“后人口红利”时期，保证制造业的就业稳定对一个国家的经济社会发展具有举足轻重的地位，在如此背景下，本文聚焦于制造业，试图探讨机器人与制造业就业的相关问题，并结合中国实际数据进行实证研究。

3 概念界定与理论分析

3.1 概念界定

3.1.1 工业机器人

工业机器人是在工业生产中使用的机器人的总称，是一种多关节机械手或多自由度的机器装置，通过编程或示教等方式，可以拥有一定的自动性，依靠自身的动力能源和控制能力，实现各种加工制造功能，替代人类完成繁重、重复、危险等多方面的工作。目前全球机器人总量的 80% 以上都是工业机器人，在工业生产过程中，它能够大幅提高生产的自动化水平，减少工艺过程中的停顿时间，优化生产流程，使企业在生产产品质量和生产效率方面都有大幅提升。

工业机器人诞生于 20 世纪 60 年代，自其问世以来就展现出强大的生命力，最早应用工业机器人是在汽车及零部件制造业领域，主要完成弧焊、点焊、装配、搬运、喷漆等复杂工艺流程。由于工业机器人的动作稳定性较人工更出色，持续工作能力也更强，有效降低了制造过程中的废品率、残次零件风险以及高危操作人员风险，从而大大提高了汽车厂商的生产效率。随着工业机器人技术的不断研发升级其应用的领域也在不断拓展，比如制造业中在电子电气、工业机械、塑料及化工、金属制品、食品加工等领域都得到广泛应用，工业机器人能够很好的应对精密度高、重体力、高温高热、有毒害以及有较高卫生要求等生产场景。尤其是在电子产品行业，工业机器人能够适应这类产品更新迭代快、精密度要求高的特点，在有效保证产品生产质量的同时缩短生产周期，极大释放产能，还能够为客户提供定制化的生产服务，这一行业也成为工业机器人程度最高的领域之一。

3.1.2 制造业

制造业是指对制造资源包括原材料、能源、设备工具等按照市场的需要，通过制造过程，转换为可供生产、生活所需要的大型工具、工业品以及生产消费产品的行业。制造业是一个国家国民经济的核心组成部分，承担着为社会提供物质基础、先进装备和技术平台的重任，其发展水平是衡量一个国家工业化程度和综

合国力的重要标志。

自工业革命以来制造业随着技术进步的不断更迭也在发生变化，全球制造业经历了机械化、电气化再到信息化的演变，从最开始的手工制造产品到机器制造产品，后来发展到机器生产机器、全球协同制造，制造业在演进过程中极大地推动了社会生产力的发展，在这个演进过程中也先后涌现了英国、美国、德国、日本、韩国等制造业强国。近年来制造业的发展又出现新变化，以效率优势替代成本优势、以技术创新引领高端制造成为主流，整个行业呈现出信息化、智能化、定制化、服务化的特点，以工业机器人为代表的智能制造设备使制造业的研发设计和协同制造更加高效，同时也带来了全球产业分工与竞争格局的不断调整。

3.1.3 劳动力就业

劳动力是指人的劳动能力，是蕴藏在人体中的脑力和体力的总和。物质资料生产过程就是劳动力作用于生产资料的过程，劳动力和生产资料二者缺一不可。劳动者在生产过程中使用自己的劳动力以及生产工具，作用于劳动对象，既可以创造出物质财富，也能够在这一过程中不断提高自身的劳动技能。

劳动力就业通常被我们简称为就业，是指具有劳动能力的劳动者在法定劳动年龄内自愿从事某种社会劳动，并获得相应的报酬收入或经营收入的经济活动，劳动力就业是维护社会秩序稳定的重要因素。但如果处于工资较低、劳动力投入工作的时间低于法定的工作时间的情况下，人们就会对更高工资报酬、劳动时间更长的工作充满向往，这时社会就处于不充分就业的状态。而与之对应的就是充分就业，指在某一工资水平下，所有愿意接受工作的劳动力都获得了工作机会。但值得注意的是充分就业并不等于全部就业，此时仍然会存在一定的失业，这些失业属于摩擦性和结构性的，即因技术进步、产业结构调整等以及职业转换过程中所带来的暂时性失业。

3.2 技术进步影响就业的理论基础

工业机器人作为一种新兴技术，在表现形式上与以往的技术相比存在一定差异，其发展历程较短且还在持续进步，有关机器人与就业的理论研究还相对较少，但关于技术进步影响就业的研究由来已久，理论成果相对丰富。为了分析

工业机器人将对就业产生怎样影响,有必要对技术进步影响就业的相关理论进行回顾,为本文研究提供理论支撑。

3.2.1 古典经济学派的就业补偿理论

古典经济学派对技术进步持肯定态度,提出了技术进步的就业补偿理论,理论的核心观点是生产效率的提高将有利于提高就业水平。这一观点从三个方面展开论述:首先,技术进步使得企业降低生产成本,提高生产效率,经济的快速发展带动了居民收入水平提高,一方面提高了社会储蓄率,为企业扩大再生产提供了资金支持,另一方面,居民收入水平的提高也增加了消费能力,企业为满足增加的消费而必须扩大产能。两方面共同作用下企业扩大再生产,从而增加就业。其次,当个别企业或某个行业出现技术进步时,劳动生产率提高使得其对上游企业原材料的需求增加,同时对下游企业提供中间品的供给也增加,上游企业为获取更多利润从而提高生产效率以及扩大再生产,而下游企业也会进行技术改造从而承接更多产品的制造,一个行业的技术进步会使上下游企业都扩大再生产,进而增加就业。最后,技术进步使得企业成本下降,如果企业产品价格保持不变,那么企业就会获得额外的经济利润,进而继续扩大再生产,促进就业;如果企业产品价格下降,则会推动下游企业需求增加,也会促使企业扩大再生产,从而吸引更多劳动力进入行业。

3.2.2 马克思的资本有机构成理论

马克思认为技术进步对劳动力产生替代作用,并运用资本有机构成理论做了深刻分析。资本有机构成从物质形式来说,表现为生产资料的数量与所需劳动力的数量之间的比值,这能够反映生产技术的发展水平;从价值形态来说,是不变资本与可变资本之间的比值。资本的价值构成是由物质构成决定的,反映了技术水平的变化,统称为资本的有机构成。随着技术进步的发生,生产率不断提高,资本有机构成也随之提高,不变资本比重增加,可变资本比重减少是必然趋势,这就会导致对劳动力的需求减少。古典经济学理论认为企业扩大再生产能够增加对劳动力的需求从而促进就业,但当时年代的现实情况是机器大量替代了人工,理论和现实不符,马克思分析指出,资本主义生产的根本目的是为了追求剩余价

值，为达到这一目的资本家必然改进生产技术、提高生产率，这就导致资本有机构成的提高。由于资本有机构成的提高，资本对劳动力的需求减少，甚至是绝对减少，造成了相对过剩人口的出现，此时劳动力的供给超过了资本对劳动力的实际需求，这一现象造成了日益增多的产业后备军，使越来越多的无产阶级陷入失业和贫困。

3.2.3 熊彼特的创新和经济周期理论

针对技术进步所带来的周期性失业这一现象，熊彼特所提出的创新和经济周期理论在一定程度上能够做出解释，他认为技术创新是经济发展的推动因素，但技术创新也存在周期性，呈现波浪式递进。新技术将破坏旧的产业结构和经济发展模式，从而对原有经济模式下的就业造成冲击。该理论强调技术创新对经济增长的核心作用，同时指出技术创新过程将导致产业结构发生变动，就业结构也会随之改变，新技术在促进经济增长的同时，将不可避免地带来结构性失业。

3.2.4 经济增长理论

经济增长理论认为，技术进步和就业都是经济增长的重要影响因素。根据对技术进步要素的设置，有两类不同的分析模型，一个是外生增长模型，还有一个是内生增长模型。在外生增长模型中，以柯布道格拉斯生产函数和索洛增长模型为代表，短期内新技术会带来劳动力失业，但随着总产出的提高将带来新的就业。但在该类模型中的一个假设是，技术进步在增长中表现为要素，主要是指劳动能力的增长。在内生增长模型中，技术进步的影响被内化在了模型之中，将人力资本、知识的提升以及培训作为技术进步的因素，认为技术进步会导致部分劳动力不适应新的生产方式，为了避免结构性失业而去参加学习、培训，提高自己的人力资本和竞争力。在这一过程中尽管会产生一定规模的失业，但在劳动者具有适应新技术的能力后又可以继续就业，这样劳动者和技术相互促进提高，推动经济的可持续发展。

3.3 工业机器人影响制造业就业的机理分析

工业机器人是当前人工智能技术在制造业中的重要应用，具有效率高、动作精确、使用时间持续等特点，非常适合用于传统制造业中的流水线作业，而现代化的工业机器人还可以通过编程等计算机技术进行功能升级，在一些特定的就业领域内展现出较好的通用性和任务灵活性，能够胜任现代制造、智能制造中的复杂制造作业。这些功能特点表明工业机器人相较于其它技术进步具有更深刻的影响力，在对制造业就业的影响上表现为既存在对就业岗位的替代，也能够创造大量新的就业岗位。

替代效应：首先，工业机器人作为一种生产工具在某些工作上能够比人工表现更出色，可以直接实现对传统劳动力的替代，比如生产线上的操作工人，大多从事的是简单机械的重复性工作，工业机器人在这类工作上工作效率远超过人类，且凭借高精度度的特点能够大幅度降低产品的次品率。其次，工业机器人在人工智能、机器学习等技术的加持下，能够适用于更加广泛的应用场景，实现整个生产流程的智能化，从而降低对劳动力的需求，比如无人工厂的出现，生产命令和原料从工厂一端输入，经过产品设计、生产加工和检验包装，最后从另一端输出产品，整个工作流程都是由计算机控制的机器人、数控机床等完成，只需要少数工作人员做一些核查工作。最后，工业机器人还将优化生产制造环节进而间接替代环节中衔接段的劳动力，在传统场景下生产程序复杂，生产所需各类物料转运调度需要分配劳动力进行沟通协调，但在智能化的生产场景下可以有效提高生产效率，优化资源配置，简化企业的组织结构，从而造成部分劳动力被淘汰。当然，企业在选择工业机器人替代人工时也会对成本和产出进行权衡，人工的成本主要就是工人工资，工业机器人的成本则包括购买、调试以及维护等方面，当使用工业机器人时成本大幅高于人工成本，而且产出并没有大幅度的提升时，企业并不会大量使用工业机器人，就业市场也不会出现大规模的替代现象。

生产力效应：工业机器人的使用有利于提高生产效率，降低企业的生产经营成本，比如装配机器人的应用，安装精度高、灵活且耐用的特点极大降低了以往依靠人力装配的生产成本。生产成本的下降将导致产品的价格下降，进而在消费市场上刺激消费需求，在均衡中消费需求的增加会使企业扩大生产规模，从而导致劳动力需求的增加。而且商品价格的降低还会使得消费者的实际收入水平提高，

进而增加消费者的储蓄意愿，当整个社会的储蓄率提高后又会对企业的生产经营提供资金保证，进一步促进企业扩大生产规模，增加就业。此外，工业机器人在某些应用领域内表现为对人工的辅助，比如在工业检测中对工业瑕疵的探测，在高危领域的作业等，这些应用也能够直接提高企业的生产效率，增加就业。

岗位创造效应：随着工业机器人的广泛应用，与之相关的配套产业也形成起来，比如工业机器人的产品研发、生产，机器设备的操作、调试、维修，以及产品的销售等，产业链的形成会带来全新的工作岗位，而且这类工作岗位所需的大多是高端技术性人才。工业机器人的使用以及其可定制化的技术特点也提高了生产效率和生产工艺水平，在电子产品行业尤其体现出这一特点，表现为产品更新迭代快，企业为保持在激烈的市场竞争中占据优势，又会进一步提高对研发人员的投入，同时也会对上下游产品的生产提出更高要求，从而带动整个产业链的就业增长。

综上所述可以看出，工业机器人对制造业就业的影响并不是简单的单向影响，与以往技术进步类似，既有对就业产生负向影响的替代效应，也有对就业产生正向影响的生产力效应和岗位创造效应，这两种正向效应统称为创造效应。替代效应和创造效应的孰强孰弱，决定了工业机器人对制造业就业表现为促进还是抑制。

3.4 本章小结

本章首先界定了本文所研究主题的几个有关概念，包括工业机器人、制造业和就业，这是本文研究内容的主体。然后结合前人研究梳理了有关技术进步影响就业的相关理论，包括就业补偿理论、资本有机构成理论、创新和经济周期理论以及经济增长理论。最后结合工业机器人的技术特点以及技术进步影响就业的相关理论基础，分析了工业机器人对制造业就业的影响机理，指出其影响发生的三种效应，即替代效应、生产力效应和岗位创造效应，其中生产力效应和岗位创造效应可以概括为创造效应。

4 机器人与制造业就业的现状分析

4.1 全球工业机器人的发展

自 20 世纪 80 年代以来,随着各种最新传感技术和运算处理技术的突破和进步,机器人产业发展迎来了新一轮的爆发期,进入到 21 世纪以后,工业机器人的发展速度进一步加快,安装量和保有量数据屡创新高。

根据 IFR 的统计数据显示,全球工业机器人的安装量由 2001 年的 78055 台上升到 2019 年的 381005 台,总体增长了将近四倍。在 2010 年之前,工业机器人安装量相对较少,年平均安装量在 10 万台左右,其中 2009 年考虑金融危机影响导致安装量大幅低于其它时期。2010 年以后,工业机器人的自动化趋势和技术创新、改进不断涌现,全球工业机器人发展开始进入“快车道”,年安装量均高于 15 万台。特别是从 2013 年开始,伴随着德国“工业 4.0”概念的提出,全球工业机器人的安装量出现前所未有的强劲增长势头,直至 2018 年达到顶峰 422271 台,这期间年安装量平均增长值超过 4 万台。由此可见世界范围内对工业机器人的应用经历了一个跨越式增长阶段,近年来已经具备较大规模。

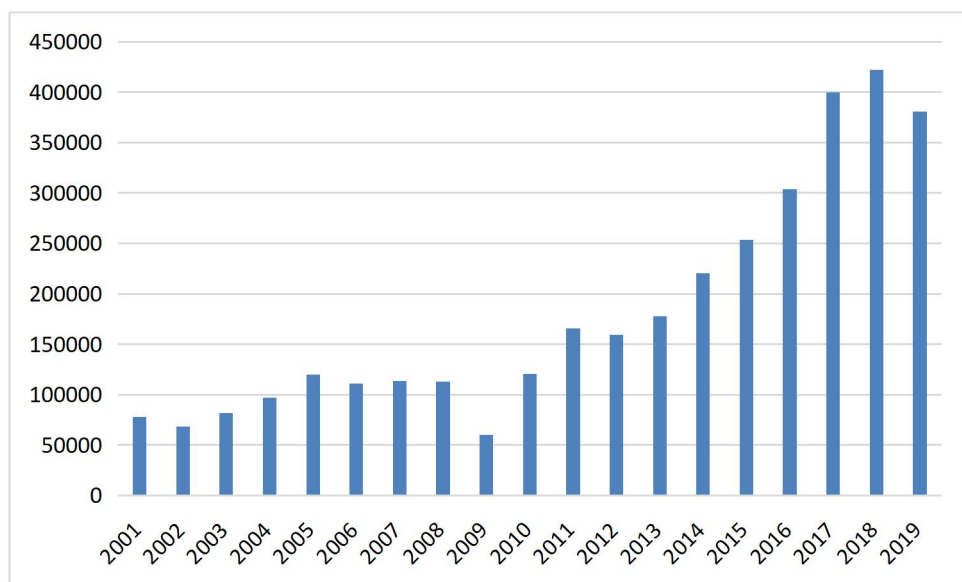


图 4.1 全球 2001-2019 年工业机器人安装量 (台)

在全球工业机器人保有量方面,除 2009 年相较于上一年略有降低之外,其

余年份均保持持续增加态势，整体来看由 2001 年的 756498 台增加到 2019 年的 2729842 台，增加了 2.6 倍之多。

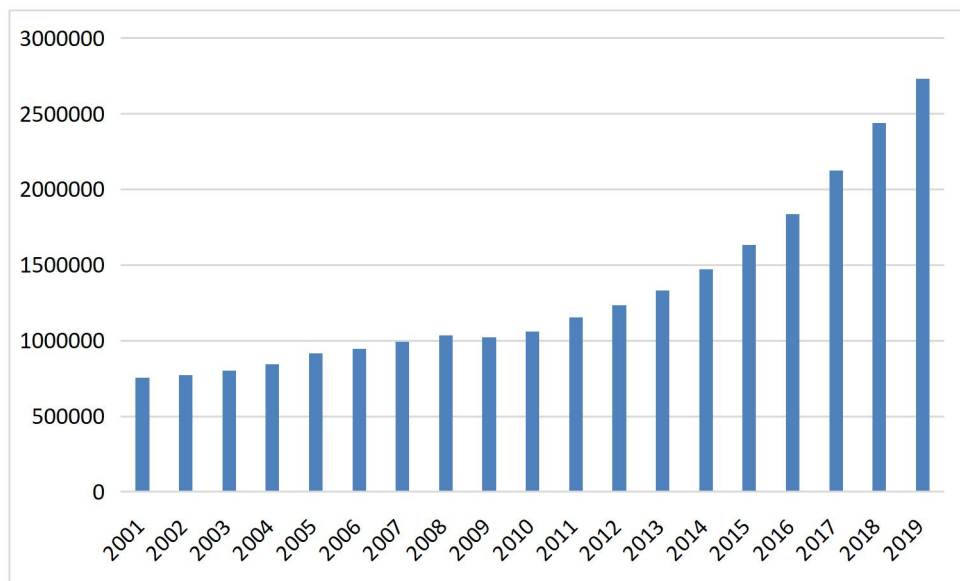


图 4.2 全球 2001-2019 年工业机器人保有量（台）

机器人与制造业联系紧密，制造业大国往往是工业机器人的主要市场。2020 年工业机器人安装量全球排名前五位的市场是中国、日本、美国、韩国、德国，这五个国家工业机器人安装量之和占全球安装量的 75.7%。

中国自 2013 年起成为世界上最大的工业机器人市场，并保持着持续的增长，2020 年工业机器人安装量为 168400 台，占全球安装量的 43.8%，继续保持最大市场并处于领先地位。

日本 2020 年工业机器人安装量为 38700 台，相较于过去三年有所下降，但日本工业机器人起步较早，在 2000 年安装量就达到 46986 台，随后虽然出现较大幅度下滑，但仍保持平均每年 25000 多台的安装量，在 2013 年前是全球最大的工业机器人市场，2014-2018 年得益于电子电气产业发展，工业机器人安装量年增长超过 15%，2018 年达到峰值 55240 台。

美国虽然被认为存在工业空心化的问题，但其制造业一直在向自动化方向转型，2020 年美国的工业机器人安装量为 30800 台，位列世界第三，自 2010 年以来美国工业机器人安装量持续保持增长，由 2009 年的 8417 台增长到 2018 年的 40373 台，年平均增长 3550 台，随后几年虽出现一定程度下降，但仍保持 30000 多台的安装量，自动化转型是推动美国制造业增长的强劲动力，从而保持美国制

制造业的高水平内涵以及在全球市场中的重要地位。

韩国在 2020 年的工业机器人安装量为 30500 台，几乎和美国持平，自 2015 年以来韩国工业机器人市场规模大，年平均安装量为 36773 台，多年位于全球第三的位置，但近年来安装量呈现下降趋势，2017-2020 年平均下降率为 7.2%，从行业来看其原因可能是电子电气行业工业机器人的供应量下降所致。

德国是世界第五大工业机器人市场，近十年其工业机器人安装量始终保持在 20000 台左右，2020 年为 22300 台，相较于上一年增长了 8.7%。

4.2 我国工业机器人的发展

我国工业机器人发展主要经历了五个阶段：首先是起步阶段，开始于 20 世纪 70 年代，一直到 90 年代，主要以技术研究、市场探索为主，为后续的发展提供技术、人才等多方面的准备；第二阶段是 90 年代到 20 世纪初，随着汽车行业的快速发展带动了工业机器人的发展，由于点焊、装配、喷漆、搬运、码垛等多方面的需要，工业机器人快速研发并投入使用，同时也形成了一批工业机器人产业化基地及机器人制造商。第三阶段是 2001-2010 年，制造业的发展也带来了工业机器人使用领域的扩大，不仅在汽车领域，食品、药品、化工等卫生要求高的行业也开始使用工业机器人，但这一阶段自主品牌工业机器人年销量仅有数千台，机器人市场表现为外资加速布局国内市场，本土企业主要做集成和代理。第四阶段是 2010 年到 2013 年，随着汽车、电子电气等行业需求的高速增长，推动了国内工业机器人产业的快速发展，自主品牌销量超过万台，一些内资集成企业发展到了一定程度，开始谋求向中上游拓展。第五阶段是 2013 年以来，随着国家对工业机器人的各项支持补贴政策密集出台，汽车、电子电气行业景气度高，这一时期我国工业机器人发展呈爆发式增长，早在 2013 年就超过日本成为世界最大的工业机器人市场，并持续至今，同时长江三角洲、珠江三角洲、环渤海地区等也结合自身优势形成了工业机器人产业集聚区。

4.2.1 工业机器人应用现状

我国由于经济体量大、用工需求强，目前是全球销量最大、发展最快的工业机器人市场。如图 4.3 所示，2007 年我国工业机器人安装量仅为 6581 台，而 2020

年的安装量则达到了 168400 台，年平均增长率为 34%。增长发生最快的是在 2013-2017 年期间，5 年时间安装量由 2012 年的 22987 台增长到 2017 年的 156176 台，年平均增长 26000 余台。在 2018-2019 年间安装量出现小幅度下降，但依然维持在 130000 台以上这个体量，稳居世界第一，在 2020 年又迎来反弹，达到 168400 台，成为单一国家有史以来工业机器人年安装量的最高水平。

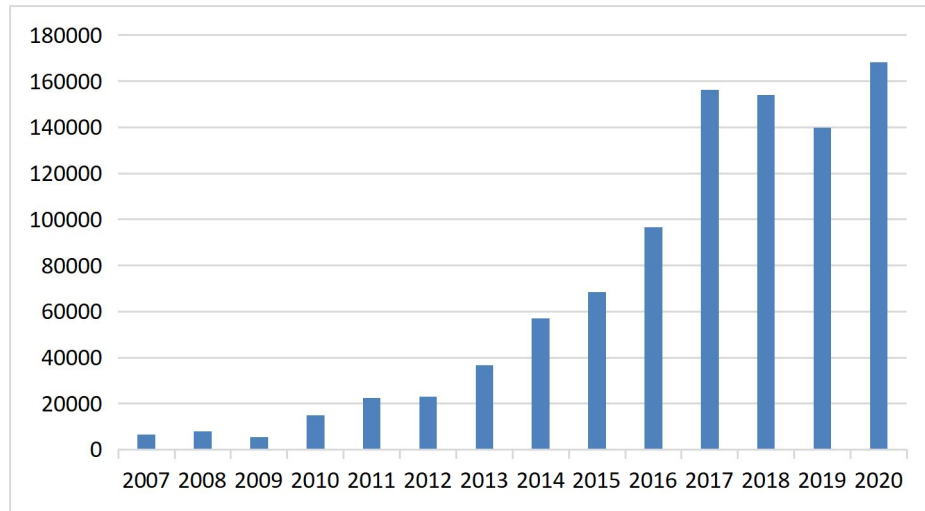


图 4.3 2007-2020 年中国工业机器人安装量（台）

在保有量方面，中国工业机器人 2007-2020 年始终保持增长态势，保有量由 2007 年的 23908 台增长到 2020 年的 943223 台，年平均增长率为 33%，可见工业机器人在我国的应用得到极大发展。

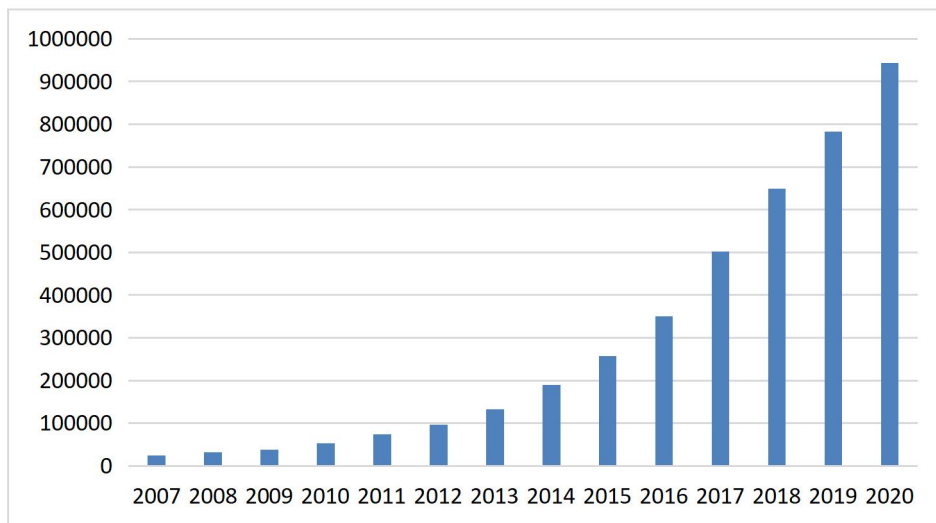


图 4.4 2007-2020 年中国工业机器人保有量（台）

在工业机器人的应用领域中，除了农业、建筑业等部分场景下需要工业机器人进行辅助性生产以外，绝大多数的工业机器人被用于制造业进行生产制造活动，占安装使用量的 98%以上。在制造业细分行业中，汽车行业是起步较早且规模较大的一个领域，2010-2013 年间汽车行业的工业机器人的安装量占比达到 50%左右，2019 年汽车及其它运输设备制造业工业机器人安装量达到 32936 台，占安装总量的 23.5%，近些年汽车行业工业机器人安装量占比持续下降，但规模依旧可观。然后是电子电气行业，凭借强劲的发展势头逐渐取代汽车行业成为中国工业机器人最重要的应用领域。2016 年安装量达到 29979 台，首次超越运输设备制造业成为制造业中工业机器人安装量最多的细分行业，占比为 31%，此后连年保持领先地位，2019 年安装量达到 41651 台，占安装总量的 29.8%。除了这两个重要领域外，工业机器人在工业机械、金属制品、塑料和化工、食品和饮料等制造业也有广泛应用。2015-2019 年中国制造业细分行业工业机器人安装量见图 4.5 所示。

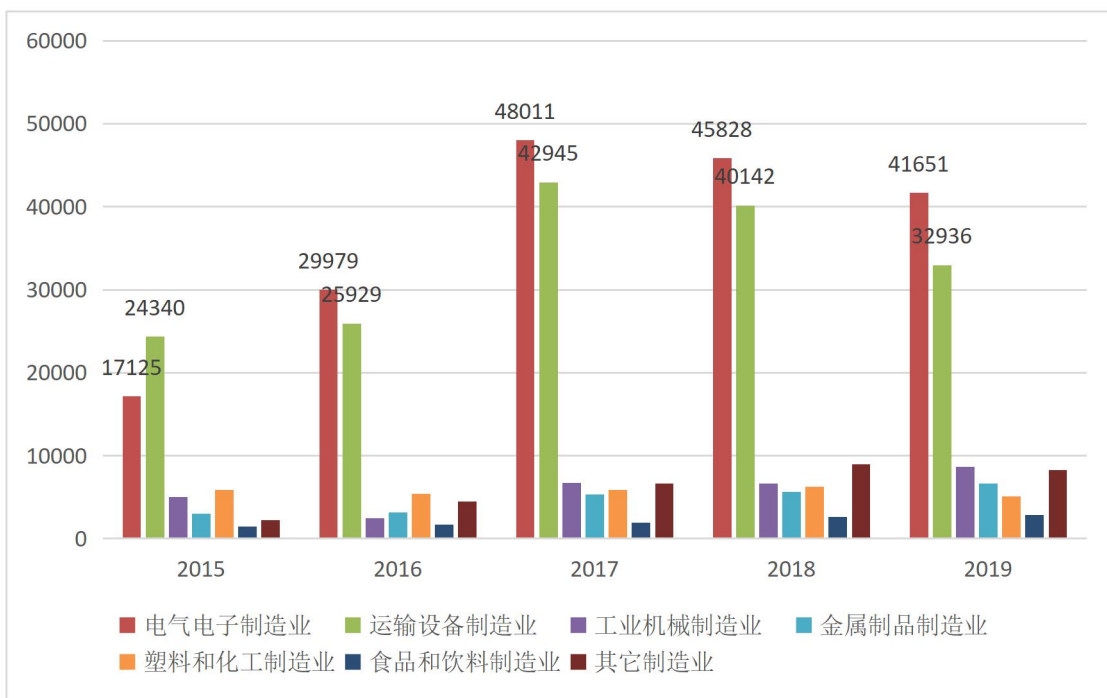


图 4.5 2015-2019 年中国制造业细分行业工业机器人安装量（台）

4.2.2 工业机器人产业现状

工业机器人作为国家战略性新兴产业之一,是我国从制造大国走向制造强国的重要抓手,国务院各部门相继出台了多项工业机器人产业政策,以此来促进其更好发展。2013年工信部发布《关于推进工业机器人产业发展的指导意见》中提出,开发满足用户需求的工业机器人系统集成技术、主机设计技术及关键零部件制造技术,突破一批核心技术和关键零部件,提升量大面广主流产品的可靠性和稳定性指标,在重要工业制造领域推进工业机器人的规模化示范应用。

工业机器人产业链主要分为上游核心零部件、中游本体制造以及下游系统集成三个环节。上游核心零部件是工业机器人最关键的技术,也是国内外差距最大的领域,主要包括减速器、伺服系统、控制器,直接决定了工业机器人的性能、可靠性、负载能力等主要技术指标,工业机器人大型企业往往通过掌握关键零部件打造核心竞争力,但我国在减速器、伺服系统方面严重依赖进口,尤其是负责动力来源的伺服电机,目前超过90%需要依赖进口。中游本体制造负责工业机器人本体的组装和集成,即机座和执行结构,包括手臂、腕部等。该环节目前主要由国外企业占据领先地位,但国产替代趋势较为明显,主要因素包括:一是本土企业价格更为灵活,性价比高且更懂得国内企业需要;二是下游行业细分领域众多,市场分散、需求多样,外资企业优势并不明显。下游系统集成是连接机器人本体企业和应用端的桥梁,为终端客户提供应用解决方案,负责工业机器人的二次开发,以及周边自动化配套设备的集成等。得益于我国拥有全球最完善的制造业产业类别,系统集成在我国市场巨大,而且随着机器人应用领域的不断扩展而不断增大。数据统计显示,我国系统集成厂商超过了3500家,市场规模也超过了600亿元。但与此同时,机器人系统集成的技术门槛较低,竞争十分激烈导致议价能力较弱,且在不同行业之间横向拓展较为困难,企业发展存在一定的瓶颈。

我国是最大的工业机器人市场,但国内企业却相对弱势。这主要是由于缺乏核心技术的积累,同时配套能力也不够强,如高端芯片、操作系统、控制器、减速机、电机、精密加工技术等等都需要依赖进口,这些将导致产品成本过高,利润率不足,进而导致大量工业机器人企业举步维艰、发展缓慢。工信部数据显示,2020年全国规模以上工业机器人制造企业营业收入531.7亿元,利润总额为17.7亿元,利润率仅有3.3%。与此同时,经过多年的努力发展,我国制造业已经跨

过了第一阶段的劳动密集型产业、第二阶段资本密集型产业，来到了第三阶段的智力密集型产业，也就是高端制造，在这一阶段，行业对人才的定位已经彻底改变了，现如今的大多数人才将与接下来的行业需求不匹配，从而导致出现人才匮乏的状况，从最基本的操作和编程到整个机器人系统的复杂调试、维护，在研究人才、工程人才、操作人才等方面都存在不足，而相应的人才教育培训体系还有待完善，导致人才问题将成为未来工业机器人发展的最大阻碍，《制造业人才发展规划指南》中指出，到 2025 年，高档数控机床和机器人有关领域人才缺口将达到 450 万人。

4.3 我国制造业就业现状

在传统制造业中，劳动力占据重要位置。而劳动力资源丰富、成本低廉一直是我国制造业的传统优势，我国自改革开放以来依靠这一优势实现了制造业的快速发展。国家统计局数据显示，1980-2005 年我国劳动力总量从 5.03 亿增长到 7.67 亿，年平均增长 1000 万左右，充足的劳动力资源使得制造业发展迅速。但从 2005 年开始，虽然全国劳动力总量没有出现较大波动，但劳动参与率明显下降，其中 2005-2010 年下降幅度最大，平均每年一个百分点，到 2020 年全国劳动参与率已降至 68.3%，在人口结构变化的关键时期，如何让制造业发挥好稳定就业的作用至关重要。

4.3.1 制造业就业规模

根据国家统计局公布的我国制造业城镇单位就业人员的相关数据绘制图 4.6，从图中可以看出，2007-2010 年中国制造业就业规模相对平稳，维持在 3500 万人左右，在 2011-2013 年制造业就业规模持续扩张，尤其是在 2013 年，就业规模从 4262 万人猛增到 5258 万人，仅一年时间就增长了近 1000 万人，而在此之后制造业就业规模开始逐渐缩小，直到 2020 年达到 3806 万人。分析原因一方面可能是自动化技术蓬勃发展，制造业中大量劳动密集型工作岗位被自动化机器所替代，引起就业人数下降；另一方面我国正处于产业转型升级和高质量发展的关键阶段，部分中低端制造业发展缓慢导致吸纳就业能力下降，与此同时现代服务业空前发展，各种新形式、新业态的新兴服务业吸引了大量制造业过剩劳动力。

从制造业就业人员在全部就业人员占比来看，2007-2013年相对平稳，占比基本维持在在28%上下，没有出现明显的波动，反应出我国制造业对劳动力的吸纳能力已经接近饱和状态。从2014年开始我国制造业就业人员占比开始逐年下降，在2019-2020年几乎持平，接近22%，可以看出2014年以来我国制造业就业人员向其他行业如新兴服务业发生了明显转移。

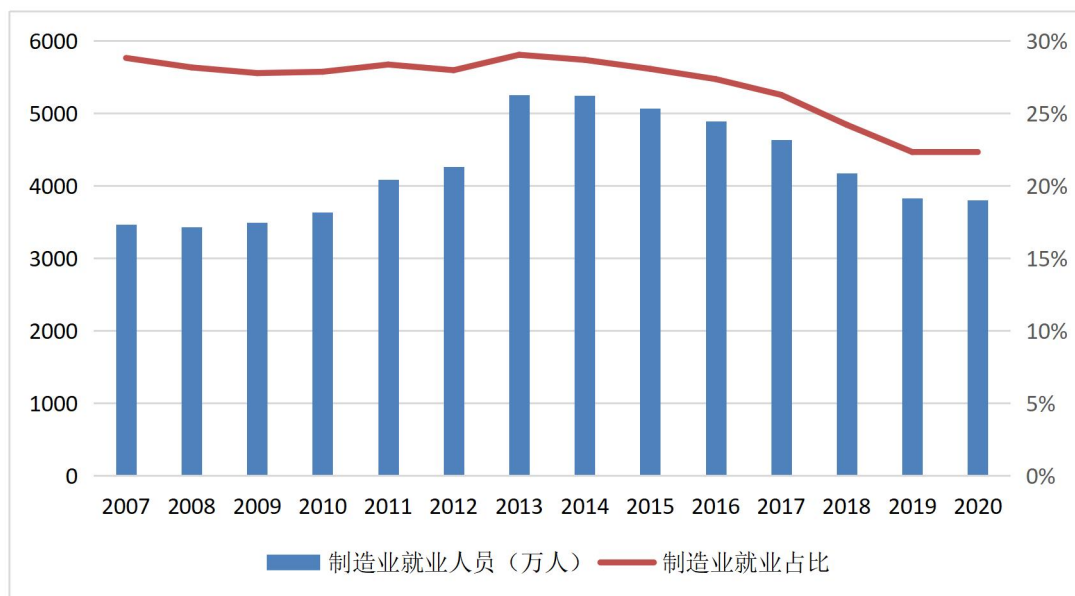


图 4.6 2007-2020 年中国制造业就业规模

4.3.2 制造业就业结构

首先从区域层面分析我国制造业的就业分布，图 4.7 为我国 2020 年 30 个省份制造业就业情况，其中就业规模最大的是广东省，达到 819 万人，其次是江苏省的 454 万人，然后是浙江省的 309 万人和山东省的 273 万人，这四个省份制造业就业人数之和占到全国制造业就业人数的 48.7%。其他省份中制造业就业规模超过 100 万人的还包括辽宁、上海、安徽、福建、江西、河南、湖北和四川。可见我国制造业就业大多集聚在东部沿海区域，这些省份经济发展水平高，产业多元化程度高，同时区位优势明显，凭借便利的港口条件以及对外开放推动了贸易自由化的实现，制造业随之蓬勃发展。然后是在中部几个省份，劳动力资源比较丰富，制造业也发展到一定程度成为吸引就业的重要部门，进一步分析这些省份制造业大多集聚于中心城市，比如河南郑州的富士康科技园区。

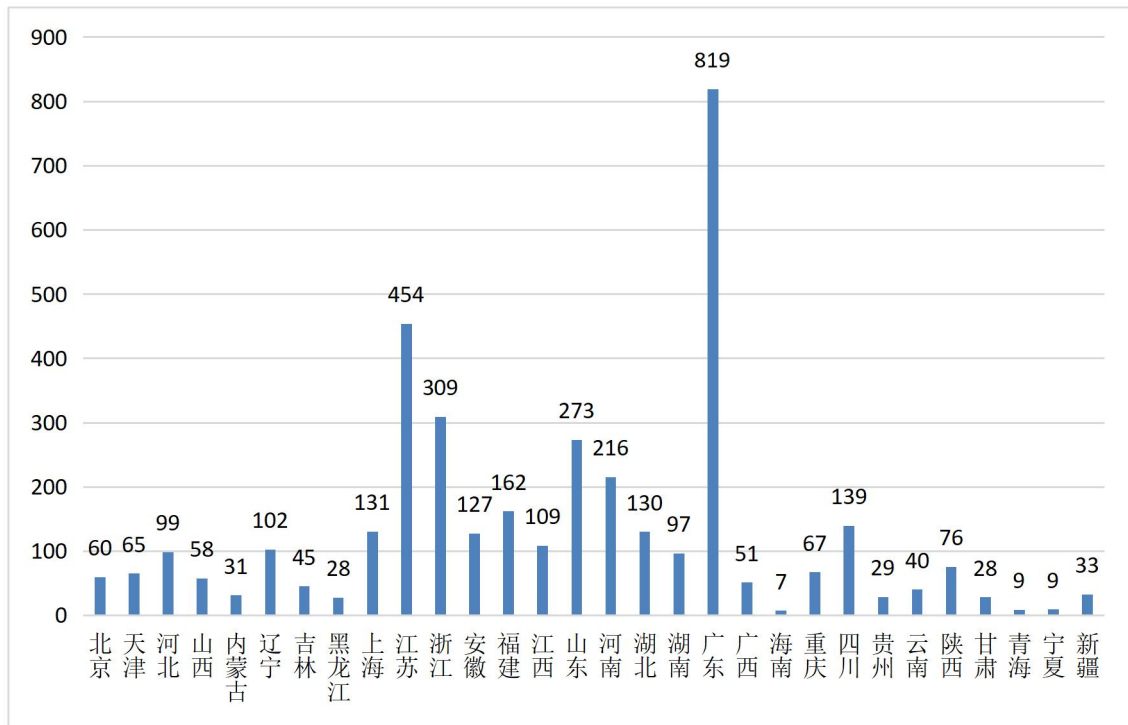


图 4.7 2020 年中国制造业区域就业情况 (万人)

然后再从细分行业来分析我国将制造业的就业情况，根据国家统计局最新的行业划分标准将制造业分为了 31 个细分行业，如表 4.1 所示，2020 年制造业总体就业规模为 3806 万人，其中就业人数最多的是计算机、通信和其他电子设备制造业，达到 683 万人，除此以外电气机械和器材制造业、汽车制造业、通用设备制造业就业人数较多，均超过 200 万人。

表 4.1 2020 年中国制造业细分行业就业人数 (万人)

制造业细分行业	就业人数	制造业细分行业	就业人数
农副食品加工业	119	橡胶和塑料制品业	143
食品制造业	97	非金属矿物制品业	170
酒、饮料和精制茶制造业	74	黑色金属冶炼和压延加工业	128
烟草制品业	16	有色金属冶炼和压延加工业	95
纺织业	111	金属制品业	152
纺织服装、服饰业	127	通用设备制造业	218
皮革、毛皮、羽毛及其制品和制鞋业	77	专用设备制造业	183
木材加工和木、竹、藤、棕、草制品业	20	铁路、船舶、航空航天和其他运输设备制造业	67
家具制造业	42	汽车制造业	287
造纸及纸制品业	46	电气机械和器材制造业	315

(续表 4.1)

印刷和记录媒介复制业	44	仪器仪表制造业	55
文教、工美、体育和娱乐用品制造业	85	计算机、通信和其他电子设备制造业	683
石油、煤炭及其他燃料加工业	55	其他制造业	15
化学原料和化学制品制造业	189	废弃资源综合利用业	9
医药制造业	145	金属制品、机械和设备修理业	18
化学纤维制造业	23	制造业合计	3806

资料来源：《2021 年中国劳动统计年鉴》

在制造业就业的技能结构方面，本文从就业人员的工作岗位视角出发，将研发人员定义为技能劳动力，将除研发人员以外的劳动力定义为非技能劳动力，图 4.8 所示为我国 2010-2019 年技能劳动力人数变动以及技能劳动力占制造业就业人数比重变动情况，可以看出，除 2015 年较上一年略有下降以外，其它年份技能劳动力逐年增加且较为平缓，在 2019 年达到 444 万人，相较于 2010 年的 175 万人，增长了 1.5 倍左右，结合前文提到的 2013 年我国制造业就业规模逐年下降，两者共同作用下使得技能劳动力占制造业就业人数比重逐年增加，由 2013 年的 6.4% 增加到 2019 年的 11.6%，增幅将近一倍。

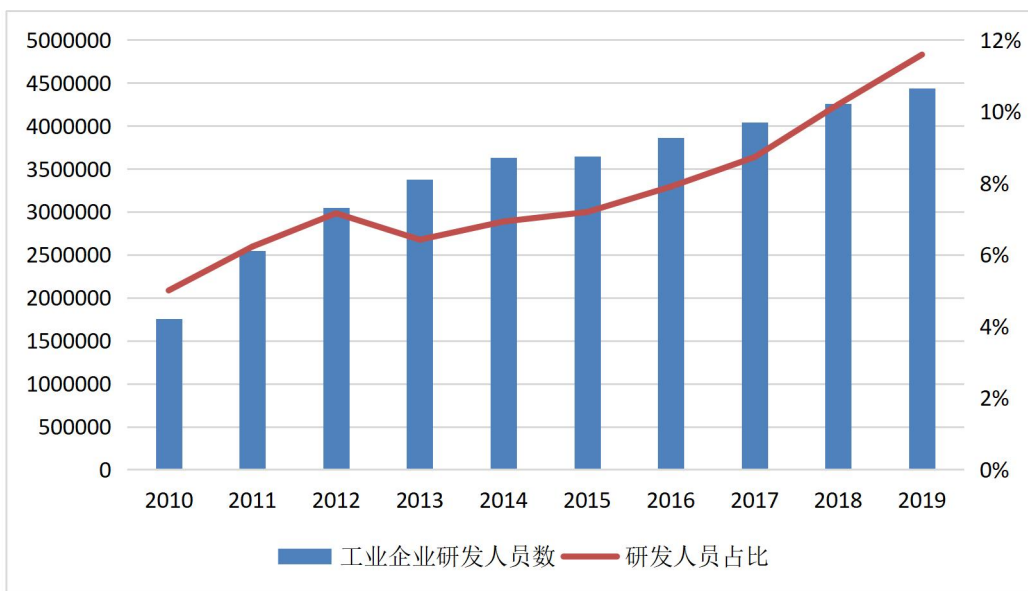


图 4.8 2010-2019 年中国工业企业研发人员数及占比

4.4 本章小结

本章主要分析了工业机器人的发展和我国制造业就业的现状，工业机器人在全球范围内快速发展，在发展过程中涌现出中国、日本、美国、韩国、德国这五个工业机器人应用大国，其中中国已经连续多年成为世界范围内工业机器人安装量和保有量第一的国家，年安装量已经超过 16 万台，在电子电气以及运输设备制造应用十分广泛。进一步分析我国工业机器人产业发现，我国自主品牌工业机器人近年来发展迅速，产销量持续增长，但同时存在缺乏核心技术积累、配套能力不强、人才储备不足等问题。

中国是制造业大国，我国制造业就业规模在 2013 年之前呈逐年上升态势，2013 年达到峰值 5258 万人，而在此之后呈现逐年减少；在就业区域方面，制造业就业主要集中于广东、江苏、浙江、山东等东南沿海地区；在制造业细分行业中，计算机、通信和其他电子设备、电气机械和器材、汽车以及通用设备等制造业吸纳的就业人员相对较多；在人员构成上，从事研发工作的技能劳动力逐年增加，2019 年占比达到 11.6%。通过以上对现状的分析，为后续研究提供了现实基础。

5 实证分析

5.1 模型设定

Acemoglu&Restrepo(2017)的技能-工作任务匹配均衡模型为研究机器人与劳动力就业问题提供了经典范式。根据工作复杂程度将一系列任务分布在一个连续工作任务集上, 设定基础模型公式为:

$$Y = \left(\int_{N-1}^N y(i)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} \alpha_i \right)^{\frac{\sigma}{\sigma-1}}$$

其中, Y 是唯一的最终产品, $y(i)$ 是为了完成 Y 在任务集上的各项任务, 且具体工作 i 在连续区间 $[N-1, N]$ 上分布, α_i 为某一份具体工作在总体任务集上的权重, σ 是工作任务之间的替代弹性, 表明不同工作任务的直接替代程度。基于各项工作任务复杂程度, 劳动要素和资本要素在一定程度上相互替换, 比如过于复杂的任务如果不用劳动力而用资本, 则会使得资本的价格大幅高于劳动力的工资, 基于成本的考虑会使用劳动力替代资本, 由此反映出工业机器人的应用和劳动力规模密切相关。经过一系列推导, 得出了一个工业机器人在不同行业之间与劳动力规模关系的模型, 公式如下:

$$d \ln L_c = \beta_c^L \sum_{i \in I} l_{ci} \frac{dR_i}{L_i} + \varepsilon_c^L$$

式中, c 表示一个交易区域, l_{ci} 是在 c 区域中 i 行业的劳动力人数占 c 区域就业人口的比例, R_i 是 i 行业工业机器人的使用量, L_i 是 i 行业的从业人员数。

其中将 $\sum_{i \in I} l_{ci} \frac{R_i}{L_i}$ 称为工业机器人在劳动力中的暴露水平 (exposure to robot, ER)。

有鉴于此, 本文在研究我国工业机器人应用对制造业劳动力就业影响时构建的基准模型如下:

$$L_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 ER_{it} + \alpha_2 X_{it} + \varepsilon_{it}$$

其中, L_{it} 表示 i 省份 t 时期的制造业就业人数, ER_{it} 为 i 省份 t 时期工业机器人渗透度, 是本文的核心解释变量, 该指标反映 i 省份 t 时期工业机器人的应

用程度，单位为台每千人， X_{it} 表示一系列控制变量， ε_{it} 为随机误差项。

5.2 指标构建及数据说明

5.2.1 相关指标构建及说明

本文选取工业机器人渗透度作为实证研究的核心解释变量，其衡量的是每一千劳动力中所使用的工业机器人台数，能够反映出某一省份工业机器人在制造业中的应用程度，这一指标越高就说明该省份应用程度越高，自动化生产能力越强。

在计算工业机器人渗透度过程中分为三个步骤，首先是全国层面某一行业的渗透度计算，具体做法是，根据 IFR 公布的中国每年分行业的工业机器人保有量数据以及中国每年分行业的就业数据，每一个行业分别作除法计算得到全国层面的工业机器人渗透度，将其称为行业渗透度；其次是将行业渗透度分配到各个省份，将某省份在每一行业中劳动力就业份额作为权重与行业渗透度相乘得到该省份在各个行业中所分得的工业机器人渗透度水平；最后再将该省份的所有行业分得的渗透度水平进行加总就得到了该省份实际的工业机器人渗透度水平，反映出该省份整体的工业机器人应用情况。表达式为：

$$ER_{it} = \sum_{j=1}^n l_{ijt} * \frac{R_{jt}}{L_{jt}}$$

其中， $l_{ijt} = \frac{L_{ijt}}{L_{jt}}$ ， L_{ijt} 表示 i 省份 t 时期 j 行业的就业人员数量， L_{jt} 表示 t 时期 j 行业的就业人员总量，其比值 l_{ijt} 即为 i 省份所占的就业份额； R_{jt} 表示 t 时期 j 行业的工业机器人数量， L_{jt} 表示 t 时期 j 行业的全国就业总量。

在控制变量的选取上，本文从以下几个方面进行考虑：首先是人口因素，人口数量对就业的影响不言而喻，该变量以各省份的年末常住人口数来衡量，用以控制人口数量对制造业就业的影响；第二个是资本因素，生产函数中资本和劳动是相互替代的关系，一个地区资本存量的水平也会影响到制造业就业，该变量用各省份的固定资产投资额来衡量；第三个是经济发展水平，一个地区的经济发展程度与就业息息相关，该变量用地区生产总值来衡量；第四个是使用外资情况，外资的投入会带动相关产业的发展从而吸纳就业，这一情况在制造业中时常发生，

该指标用国际直接投资（FDI）来衡量；第五个是国际贸易，包括进口和出口两个方面，进出口水平体现了一个地区的对外开放程度，开放程度高，经济繁荣也会带动就业，该指标用两个变量来衡量，分别是货物进口总额和货物出口总额。

5.2.2 数据说明

本文所使用的有关工业机器人安装量和保有量的数据来源于国际机器人联盟（IFR），该联盟每年发布的报告中包括全球各个国家分行业的工业机器人相关数据，在 IFR 的行业分类标准中将制造业分为了电气电子、运输设备、塑料和化工等 12 个行业。我国统计年鉴中目前通用的是国民经济行业分类（GB/4754-2011）标准，其中对制造业的划分较为精细，分为 31 个行业，我国制造业分行业的就业数据中也沿用这一标准。如前文所述在计算工业机器人渗透度时需要将 IFR 的分行业工业机器人数据与我国制造业分行业的就业数据相结合，因此要将两种不同分类标准中的细分行业进行匹配，匹配结果如表 5.1 所示。

表 5.1 行业匹配情况

IFR 制造业分类及代码	国民经济行业分类及代码
26-27 电气电子制造业	38 电气机械和器材制造业 39 计算机、通信和其它电子设备制造业
29 运输设备制造业	36 汽车制造业 37 铁路、船舶、航空和其它运输设备制造业
19-22 塑料和化工制造业	25 石油加工、炼焦和核燃料加工业 26 化学原料和化学制品制造业 28 化学纤维制造业 29 橡胶和塑料制品业
28 工业机械制造业	34 通用设备制造业 35 专用设备制造业 40 仪器仪表制造业
10-12 食品和饮料制造业	13 农副食品加工业 14 食品制造业 15 酒、饮料和精制茶制造业 16 烟草制品业
13-15 纺织业	17 纺织业 18 纺织服装、服饰业 19 皮革、毛皮、羽毛及其制品和制鞋业
16 木制品及家具制造业	20 木材加工和木、竹、藤、棕、草制品业 21 家具制造业
17-18 造纸及出版印刷业	22 造纸及纸制品业 23 印刷和记录媒介复制业
23 矿物制品制造业	30 非金属矿物制品业
24 基础金属制造业	31 黑色金属冶炼和压延加工业 32 有色金属冶炼和压延加工业
25 金属制品制造业	33 金属制品业

(续表 5.1)

91 其他制造业分支	24 文教、工美、体育和娱乐用品制造业
	27 医药制造业 41 其它制造业
	42 废弃资源综合利用业
	43 金属制品、机械和设备维修业

本文在实证分析中使用的是除西藏以外的 30 个省市自治区 2010-2019 年的省级面板数据。在数据来源上,有关工业机器人相关数据均来自国际机器人联盟(IFR);制造业分行业的各省份就业数据来源于《中国劳动统计年鉴》、《中国工业统计年鉴》等;控制变量的有关数据来源于《中国统计年鉴》等。

5.3 实证结果

5.3.1 描述性统计

根据上文所述方法计算本文的核心解释变量工业机器人渗透度,表 5.2 为 2010-2019 年部分省份的工业机器人渗透度计算值以及全国平均值汇总,整体来看工业机器人渗透度呈逐年递增,全国平均水平由 2010 年的每千人拥有 0.26 台增加到 2019 年的每千人拥有 4.82 台,可见工业机器人在我国的应用在此期间快速发展。从所列举省份来看,其中广东、江苏、浙江等省份工业机器人渗透度增幅较大,这也与这些省份的制造业发展水平高密切相关。

表 5.2 部分省份工业机器人渗透度(台/千人)

	北京	江苏	浙江	辽宁	河南	广东	福建	四川	全国
2010	0.25	0.66	0.65	0.37	0.29	0.95	0.35	0.26	0.26
2011	0.36	0.90	0.87	0.54	0.40	1.28	0.46	0.36	0.37
2012	0.51	1.15	1.15	0.70	0.62	1.58	0.58	0.47	0.50
2013	0.55	1.82	1.09	0.74	0.80	2.59	0.49	0.61	0.61
2014	0.82	3.00	1.65	1.04	1.33	4.20	0.73	0.79	0.91
2015	1.13	4.39	2.37	1.43	2.09	6.29	1.09	1.09	1.32
2016	1.48	6.05	3.21	1.76	3.08	9.05	1.57	1.49	1.80
2017	2.06	8.83	5.09	2.46	4.63	14.00	2.38	2.38	2.61
2018	2.77	12.50	7.16	3.86	4.81	20.25	3.52	3.23	3.61
2019	3.47	16.94	10.28	5.60	6.73	28.07	4.33	4.41	4.82

本文实证的完整模型为:

$$L_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 ER_{it} + \alpha_2 popu_{it} + \alpha_3 k_{it} + \alpha_4 gdp_{it} \\ + \alpha_5 fdi_{it} + \alpha_6 im_{it} + \alpha_7 ex_{it} + \varepsilon_{it}$$

式中 ER 为工业机器人渗透度；popu 表示人口规模；k 表示资本存量；gdp 表示地区生产总值；fdi 表示国际直接投资；im 和 ex 分别表示进口和出口。为在实证中得到弹性结果，故对有关变量作取对数处理，变量的描述性统计如表 5.3 所示。

表 5.3 主要指标描述性统计分析

variable	N	mean	sd	min	max
ER	300	1.680	2.910	0.0100	28.07
lnL	300	4.490	1.070	1.960	6.930
lnpopu	300	8.200	0.740	6.330	9.430
lnk	300	9.440	0.820	6.920	10.99
lnim	300	14.45	1.660	9.670	17.63
lnex	300	14.66	1.580	10.28	17.98
lnfdi	300	6.500	1.380	3.160	9.880
lngdp	300	9.750	0.860	7.210	11.59

5.3.2 基准回归结果

在进行回归分析之前，首先要对所使用的回归模型计算方法进行筛选，通常的做法是通过豪斯曼检验来判断是使用固定效应模型还是随机效应模型。经过 stata16 软件运行结果显示，Hausman 检验值为 75.28，P 值为 0.000，因此本文选择固定效应模型进行分析，又考虑到可能存在时间效应，所以选择个体时间双固定效应模型。

在基准回归中，本文考察工业机器人渗透度(ER)对制造业就业人数(lnL)的影响，首先是只考虑单一变量，然后逐个添加控制变量，直到本文所选控制变量全部加入回归。由回归结果显示，在只考虑工业机器人渗透度单一指标影响时，工业机器人应用对中国制造业就业具有促进作用，且结果显著。具体表现为 ER 每增加一个单位，即每一千名劳动力中增加一台工业机器人的使用，我国制造业整体就业人数上升 2.54%；进一步加入人口因素，可见人数数量对制造业就业具有显著的正向影响且影响的程度很高，这与现实情况也相符，在第二个模型中，ER 对制造业就业的影响有所下降，具体表现为 ER 每增加一个单位，制造业就业

增加 2.16%；第三个模型是加入资本存量的影响，发现固定资产投资额对制造业就业有一定正向影响但并不显著，在此模型中 ER 对就业的影响系数为 2.14%；第四个模型中加入了进口因素，进口额对制造业就业也具有显著的正向影响，进一步的在第五个模型中同时加入进口和出口来反映经济的开放程度，结果显示经济开放程度对就业产生积极影响，在这个模型中 ER 对制造业就业的影响系数为 2.18%且结果在 1%的显著性水平下依旧显著；第六个模型中又加入了使用外资情况，结果显示国外直接投资对我国制造业就业有较小程度的负向影响但结果并不显著；最后第七个模型是加入所有控制变量的完整模型，在该模型中结果显示工业机器人对就业的影响为 2.22%，同样表现为正向促进作用且结果显著，说明工业机器人的应用在对我国制造业就业的影响中创造效应大于替代效应，总体表现为促进就业。

表 5.4 基准回归结果

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	lnL	lnL	lnL	lnL	lnL	lnL	lnL
ER	0.0254*** (0.0040)	0.0216*** (0.0040)	0.0214*** (0.0040)	0.0219*** (0.0039)	0.0218*** (0.0039)	0.0218*** (0.0040)	0.0222*** (0.0039)
lnpopu		0.9988*** (0.2895)	0.8198** (0.3044)	0.7878** (0.2985)	0.6915* (0.3017)	0.6960* (0.3139)	0.4192 (0.3378)
lnk			0.0617 (0.0337)	0.0488 (0.0333)	0.0341 (0.0341)	0.0343 (0.0342)	-0.0200 (0.0425)
lnim				0.0978*** (0.0289)	0.0730* (0.0318)	0.0731* (0.0319)	0.0627 (0.0320)
lnex					0.0542 (0.0295)	0.0544 (0.0297)	0.0483 (0.0296)
lnfdi						-0.0020 (0.0369)	-0.0121 (0.0369)
lngdp							0.2469* (0.1161)
_cons	4.3182*** (0.0219)	-3.8418 (2.3653)	-2.9258 (2.4073)	-3.9297 (2.3786)	-3.4317 (2.3831)	-3.4607 (2.4490)	-2.7176 (2.4572)
个体	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
时间	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
N	300	300	300	300	300	300	300
R ²	0.5738	0.5925	0.5978	0.6149	0.6199	0.6199	0.6266

注：*、**和***分别表示在 10%，5%和 1%的显著性水平上显著，括号内数字表示标准误。

5.3.3 内生性处理

在计量分析过程中，不可避免的要考虑模型是否存在内生性问题，即解释变量与随机误差项存在相关关系，导致内生性问题最常见的原因有两个，一个是遗漏变量，同时遗漏变量与模型中的其它变量相关；另一个是反向因果，即解释变量与被解释变量之间相互影响，互为因果。本文所使用的时间个体双固定效应模型一定程度上可以解决遗漏变量的问题，但模型中也存在反向因果问题，即工业机器人的应用会对就业产生影响，同时反过来劳动力就业也会影响企业对工业机器人使用量的决策，比如说在就业人数短缺的情况下，人力成本会上升从而导致企业被动选择用机器人来替代工人从而降低生产成本，表现为就业的变动影响了工业机器人的使用。针对以上所提到的反向因果问题，本文将通过采用工具变量法对模型进行重新估计，工具变量法是解决内生性问题的重要手段。

在工具变量的选择上要求做到两点，一是与随机扰动项无关，二是要与内生变量相关。基于本文所研究问题考虑，选择滞后一期的工业机器人渗透率作为本文模型的工具变量来进行后续实证分析。在使用工具变量之前要对其进行检验，以确定工具变量的有效性，检验包括三个部分，分别是不可识别、弱工具变量以及过度识别。检验结果如表 5.5 所示，在不可识别检验中，Kleibergen-Paap rk LM 统计量的值为 10.151，在 1% 的显著性水平下拒绝原假设，因此工具变量不存在不可识别问题；在弱工具变量检验中，Kleibergen-Paap rk Wald F 统计量的值为 6605.325，大于 Stock&Yogo 弱工具变量在 10% 显著性水平上的临界值 16.38，弱工具变量检验也通过；本文采用的是滞后一阶的 ER 指标作为工具变量，与模型中的内生变量一一对应，属于恰好识别，所以工具变量也不存在过度识别问题。

表 5.5 工具变量检验结果

检验名称	检验值	检验结果
不可识别检验 (Kleibergen-Paap rk LM statistic)	10.151	Chi-sq(1)P-val=0.0014
弱工具变量检验 (Kleibergen-Paap rk Wald F statistic)	6605.325	10%maximal IV size:16.38
过度识别检验 (hansen J statistic)	0.000	Equation exactly identified

在模型的估计方法上后续研究选择的是两阶段最小二乘估计（2SLS），回归结果如表 5.6 所示。不加控制变量时，工业机器人渗透度对制造业就业的影响系数为 2.08%，相较于基准回归的结果略有下降，但同样显著。在逐个加入控制变量的过程中，所得模型结果在方向上基本与基准回归结果一致，但在影响系数上略有不同，特别是核心解释变量 ER 的影响系数较基准回归都有所降低，说明基准回归高估了工业机器人渗透度对制造业就业的提升作用。在完整模型中，工业机器人渗透度每提高一个单位，则制造业就业人数增加 1.72%，且在 1% 的显著性水平下显著。与基准回归结果相比，影响系数从 2.22% 降低为 1.72%。

表 5.6 iv-2sls 回归结果

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	lnL	lnL	lnL	lnL	lnL	lnL	lnL
ER	0.0208*** (0.0036)	0.0169*** (0.0036)	0.0165*** (0.0036)	0.0170*** (0.0036)	0.0168*** (0.0036)	0.0168*** (0.0036)	0.0172*** (0.0036)
lnpopu		1.1609*** (0.2970)	0.9672** (0.3128)	0.9142** (0.3080)	0.8630** (0.3129)	0.8544** (0.3270)	0.5220 (0.3622)
lnk			0.0595 (0.0315)	0.0476 (0.0312)	0.0425 (0.0316)	0.0424 (0.0317)	-0.0042 (0.0387)
lnim				0.0864** (0.0284)	0.0752* (0.0310)	0.0751* (0.0310)	0.0654* (0.0311)
lnex					0.0256 (0.0286)	0.0254 (0.0286)	0.0226 (0.0284)
lnfdi						0.0030 (0.0334)	-0.0027 (0.0333)
lngdp							0.2196* (0.1061)
_cons	4.1831*** (0.0418)	-4.7260* (2.2797)	-3.7776 (2.3219)	-4.7720* (2.3054)	-4.5366 (2.3177)	-4.4920 (2.3696)	-3.5206 (2.3979)
N	270	270	270	270	270	270	270
R ²	0.9908	0.9913	0.9914	0.9917	0.9917	0.9917	0.9918

注：*、**和***分别表示在 10%，5%和 1%的显著性水平上显著，括号内数字表示标准误。

5.3.4 稳健性检验

为了使所得的结论更加可靠，接下来将对所研究问题进行稳健性检验。本文的稳健性检验包括两个方面，第一个考虑工业机器人的就业效应是否是某些特定行业所引起；第二个是考虑不同时间间隔下工业机器人对就业的影响是否一致。

基于前文分析发现，汽车行业是工业机器人应用最广泛的行业之一，2016

年以前一直是工业机器人安装量最多的行业，早些年更是占比一半以上，如果前文实证分析所得到的结果是受到汽车行业的单一影响所致，那么对于整个制造业来说，这种影响不具有普遍性，那么前文研究的结论不再具有说服力。为了排除这种问题出现的可能，本文接下来将剔除掉工业机器人应用占比最高的汽车和其它运输设备制造业的有关数据，用其他行业的数据重新计算本文的核心解释变量工业机器人渗透度，再结合前文所选的工具变量来进行 iv-2s1s 回归，研究对制造业就业人数的影响，以得到更为稳健的结果。

回归结果如表 5.7 所示，在单一考察剔除汽车和其他运输设备制造业的工业机器人渗透度对制造业就业人数的影响时，结果显著为正，回归系数提高到了 2.94%，而将所有控制变量加入后，回归结果为 2.45%且在 1%的显著性水平下显著。说明汽车和其它运输设备制造业并不是本文实证结果的唯一影响因素，而在其它制造业行业也存在工业机器人促进就业的情况，而且通过影响系数对比发现，在其他行业工业机器人对制造业就业的促进程度相较于汽车和其它运输设备制造业的就业促进程度更深。

表 5.7 剔除汽车和其他运输设备制造业后的 iv-2s1s 回归结果

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	lnL	lnL	lnL	lnL	lnL	lnL	lnL
ER	0.0294*** (0.0051)	0.0243*** (0.0052)	0.0236*** (0.0052)	0.0244*** (0.0051)	0.0241*** (0.0051)	0.0240*** (0.0051)	0.0245*** (0.0051)
lnpopu		1.0739*** (0.3029)	0.8800** (0.3181)	0.8222** (0.3130)	0.7597* (0.3182)	0.7694* (0.3316)	0.4340 (0.3667)
lnk			0.0603 (0.0314)	0.0479 (0.0311)	0.0416 (0.0316)	0.0417 (0.0316)	-0.0051 (0.0386)
lnim				0.0898** (0.0284)	0.0758* (0.0309)	0.0759* (0.0310)	0.0662* (0.0311)
lnex					0.0317 (0.0285)	0.0319 (0.0285)	0.0291 (0.0283)
lnfdi						-0.0033 (0.0332)	-0.0092 (0.0330)
lngdp							0.2205* (0.1059)
_cons	4.2103*** (0.0401)	-4.0358 (2.3254)	-3.0934 (2.3650)	-4.1047 (2.3408)	-3.8207 (2.3536)	-3.8720 (2.4029)	-2.8841 (2.4315)
N	270	270	270	270	270	270	270
R ²	0.9909	0.9913	0.9914	0.9917	0.9917	0.9917	0.9919

注：*、*和***分别表示在 10%，5%和 1%的显著性水平上显著，括号内数字表示标准误。

进一步考察不同时间间隔工业机器人应用和制造业就业的关系, 基于数据的可得性本文所选的样本时间区间是 2010-2019, 在这里将其分为前五年 2010-2014 和后五年 2015-2019 分别进行回归分析, 回归方法仍采用 iv-2s1s。回归结果如表 5.8 所示, 第一列为前文得到的全样本回归结果, 为后两列 2010-2014 和 2015-2019 的回归结果作为参考, 方便比较。后两列结果显示: 前五年工业机器人对制造业的就业促进影响系数很大, 达到了 24.36%, 分析是因为这五年是工业机器人开始引入中国且快速发展的时期, 随着新兴技术的引进需要大量的配套人员, 因此极大推动了制造业的就业。而后五年工业机器人对制造业就业的促进作用大幅度降低, 但仍表现为促进, 考虑原因是这五年工业机器人技术走向成熟, 大量简单繁琐的工作岗位被机器所替代, 导致对总体制造业就业岗位的促进作用大大削弱。

表 5.8 不同时间间隔的 iv-2s1s 回归结果

	(1) 2010-2019	(2) 2010-2014	(3) 2015-2019
ER	0.0172*** (0.0036)	0.2436*** (0.0307)	0.0037 (0.0020)
lnpopu	0.5220 (0.3622)	-1.1927 (0.6408)	2.0120*** (0.5027)
lnk	-0.0042 (0.0387)	0.0645 (0.1499)	-0.0691* (0.0315)
lnim	0.0654* (0.0311)	0.0259 (0.0433)	0.0927** (0.0353)
lnex	0.0226 (0.0284)	0.1215 (0.0630)	-0.0022 (0.0212)
lnfdi	-0.0027 (0.0333)	0.0160 (0.0837)	-0.0064 (0.0268)
lngdp	0.2196* (0.1061)	0.0543 (0.3221)	0.1810 (0.1159)
_cons	-3.5206 (2.3979)	10.0151* (4.8292)	-14.0715*** (2.9580)
N	270	120	150
R ²	0.9918	0.9959	0.9973

注: *、*和***分别表示在 10%、5%和 1%的显著性水平上显著, 括号内数字表示标准误。

5.3.5 异质性分析

我国幅域辽阔,各个地区凭借当地的比较优势在产业发展上各有不同,在制造业上也是如此,考虑到不同区域之间工业机器人对制造业就业的影响也存在一定异质性,所以接下来将根据区域划分来作进一步研究。根据国家统计局的划分,将我国 30 个省市自治区(西藏因数据缺失除外)分为了东、中、西、东北四组,分别用 iv-2s1s 方法进行回归分析。

所得结果如表 5.9 所示,工业机器人渗透度对全国不同区域的制造业就业存在不同影响。从影响程度来看,首先是东北地区的影响系数较大,为 17.61% 且结果显著,说明东北地区的工业机器人对制造业的就业促进程度最深;其次是西部地区,影响系数为 5.15%且在 5%的显著性水平下显著,同样高于全国水平;在制造业发展体量相对较大的东部地区,工业机器人对制造业就业的影响系数为 2.83%,较为接近全国水平。而作为农业发达的中部地区,工业机器人应用对制造业就业的影响系数为负,具体表现为每一千人所拥有的工业机器人数量增加一单位时,中部地区制造业就业人数降低 7.73%。

表 5.9 分地区 iv-2s1s 回归结果

	(1) east	(2) middle	(3) west	(4) northeast
ER	0.0283*** (0.0050)	-0.0773 (0.0615)	0.0515** (0.0170)	0.1761*** (0.0489)
lnpopu	0.8651 (1.0586)	11.4304 (5.8752)	2.1693*** (0.4072)	-6.5054*** (1.8851)
lnk	-0.0536 (0.1449)	-0.2188*** (0.0539)	-0.0799 (0.0545)	-0.1389 (0.1036)
lnim	-0.0779 (0.1239)	0.5423*** (0.1115)	0.0052 (0.0225)	0.2540 (0.1480)
lnex	0.1847 (0.1487)	-0.3968** (0.1423)	-0.0426 (0.0270)	0.0866 (0.0758)
lnfdi	-0.1020 (0.0922)	0.0499 (0.0651)	0.0424 (0.0314)	0.3843** (0.1439)
lngdp	0.1328 (0.1938)	-0.0280 (0.3610)	-0.1875 (0.1328)	0.9332** (0.3572)
_cons	-4.1533 (6.5070)	-95.3204 (49.5968)	-10.8620*** (2.9072)	41.0296** (13.8974)
N	90	54	99	27
R ²	0.9938	0.9706	0.9954	0.9944

5.4 本章小结

本章结合中国 2010-2019 年的相关数据实证分析了工业机器人对制造业就业的影响。首先构造了本文的实证分析模型，为衡量工业机器人的应用程度，构建了工业机器人渗透度指标，并根据有关数据计算出各省份的所得值；然后结合我国制造业就业的相关数据，采用基准回归以及 iv-2s1s 回归方法对模型进行估计，结果显示工业机器人应用对制造业就业总体呈现正向促进的影响，说明创造效应大于替代效应，具体表现为每千人所拥有的工业机器人数量增加一台，制造业劳动力就业增加 1.72%；然后再从多方面对实证结果进行稳健性检验，进一步验证本文所得结论的可靠性；最后再根据我国区域的划分对东、中、西、东北地区作异质性分析，结果显示，东北地区工业机器人对就业的促进作用最大，其次是西部地区和东部地区，在中部地区工业机器人对就业表现为负向影响。

6 结论和政策建议

6.1 本文主要结论

本文通过梳理工业机器人、制造业就业以及技术进步对就业影响的相关文献,并利用有关理论基础分析了工业机器人影响制造业就业的作用机理,然后结合中国的实际数据对工业机器人的发展现状以及制造业的就业现状进行分析,再运用时间个体双固定效应模型实证检验工业机器人应用对我国制造业就业的影响作用,得到以下结论:

第一,机器人与历次技术进步一样,对就业的影响既有替代效应,也有创造效应。替代效应不仅是对简单重复性工作劳动力的直接替代,而且是在人工智能等技术的加持下对更多生产环节以及管理人员的间接替代;创造效应包括两个方面,首先是生产力效应,工业机器人的技术优势以及在特定场景下的使用提高了企业的生产效率,促进企业扩大生产规模从而增加就业;其次是岗位创造效应,工业机器人带动了相关产业链以及上下游企业对劳动力的需求。

第二,从工业机器人的发展来看,2010年以后全球工业机器人发展突飞猛进,涌现了中国、日本、美国、韩国、德国这五个工业机器人使用大国。其中我国自2013年起超越日本成为世界最大的工业机器人应用市场,安装量和保有量连续多年保持第一。我国工业机器人主要应用于汽车行业和电子电气行业,汽车行业是应用最早且规模最大的领域,2010-2013年间占比接近50%,在2016年后电子电气行业超越汽车行业成为工业机器人应用最多的领域。针对我国工业机器人产业研究发现,近年来发展迅速,产销量持续增长,但也存在缺乏核心技术积累、配套能力不强、人才储备不足等问题。

第三,从我国制造业就业的情况来看,我国制造业就业规模在2013年之前呈逐年上升态势,2013年达到峰值5258万人,而在此之后呈现逐年减少。分区域来看制造业就业人员主要集中在广东、江苏、浙江、山东等东部沿海地区,在计算机、通信和其他电子设备制造业、电气机械和器材制造业、汽车制造业、通用设备制造业吸纳的就业人员相对较多。在人员构成上,制造业中从事研发工作的技能型劳动力逐年增加,而且这些劳动力在制造业就业人员的占比上增长明显。

第四，在实证研究中参考 Acemoglu&Restrepo(2017)采用的指标构建方法，结合中国制造业和 IFR 工业机器人有关数据，构建工业机器人渗透度指标，作为核心解释变量实证研究工业机器人应用对我国制造业就业的影响。结果显示，我国工业机器人应用产生的创造效应大于替代效应，总效应为促进就业，具体表现为每千人所拥有的工业机器人数量增加一台，制造业劳动力就业增加 1.72%，然后从剔除部分样本、选择不同时间间隔两方面对实证结果进行稳健性检验，验证了本文所得结论的可靠性。最后再根据我国区域的划分对东、中、西、东北地区作异质性分析发现，东北地区工业机器人对就业的促进作用最大，其次是西部地区 and 东部地区，在中部地区工业机器人对就业表现为负向影响。

6.2 政策建议

基于以上研究所得结论，本文提出以下几点建议：

提高工业机器人应用水平，充分发挥就业创造效应。实际经验表明，工业机器人在我国的应用在制造业相关行业催生出大量新的工作岗位，并且大于其所替代的工作岗位。目前工业机器人正处于快速发展阶段，其应用范围也在不断扩大，将其延伸到更多区域、更多制造业细分行业，进一步提高其应用水平，能够提高相关企业的核心竞争力，扩大其就业创造效应，实现更多的高质量就业。

加快技术研发，实现人与机器更好融合。我国是目前世界最大的工业机器人市场，但在购买上主要依靠进口，本土机器人与国外在技术上存在较大差距。为改变这一现状，要以企业为主体，市场为导向，产学研相结合共同推进相关技术研发与应用，同时明确工业机器人所对应的劳动力技能要求，加大劳动力培训力度，同时提高职业教育水平，促进人和机器相匹配，更好地融合发展。

大力培养高技能人才，建立定向培养机制。工业机器人等自动化技术使得制造业对劳动力的技能要求越来越高，高技能人才短缺是制造业发展面临的关键问题之一。各高校、科研院所应该及时建立定向培养机制，根据制造业的高技能劳动力需求，有针对地培养一大批研发、操作、维修等相关人员，为制造业定点输送合适的高技能人才，在实现制造业快速发展的同时降低企业成本。

完善社会保障体系，稳妥解决就业替代影响。积极引导工业机器人技术合理有序发展应用，规避大规模失业、收入分化等一系列劳动力市场潜在风险。政府

应通过税收政策、市场监管等手段对可能导致市场垄断的工业机器人企业进行有效管制,同时通过转移支付和完善的社会保障体系对工业机器人所替代的且难以转移就业的低技能劳动力进行基本生活保障。

参考文献

- [1] Autor,D.H.,F.Levy,& R.J.Murnane.The skill content of recent technological change:An empirical exploration[J],Quarterly Journal of Economics,2003,118(4):1279-1333.
- [2] Acemoglu,D.& P.Restrepo.Secular Stagnation?The Effect of Aging on Economic Growth in the Age of Automation[J].American Economic Review,2017,107(5):174-179.
- [3] Acemoglu,D.,& P.Restrepo.Modeling Automation[J].AEA Papers and Proceedings,2018a,(108):48-53.
- [4] Acemoglu,D.,& P.Restrepo.Low-Skill and High-Skill Automation[J]. Journal of Human Capital,2018b,12(2):204-232.
- [5] Acemoglu,D.,& P.Restrepo.The Race between Man and Machine:Implications of Technology for Growth,Factor Shares,and Employment[J]. American Economic Review, 2018c,108(6):1488-1542.
- [6] Acemoglu,D.,& P.Restrepo.Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor[J].Journal of Economic Perspectives,2019,33(2):3-30.
- [7] Acemoglu,D.,& P.Restrepo.Unpacking Skill Bias:Automation and New Tasks[R].NBER Working Papers,2020a.
- [8] Acemoglu,D.,C.LeLarge,& P.Restrepo.Competing with Robots:Firm Level Evidence from France[J].AEA Papers and Proceedings,2020b,(110): 383-88.
- [9] Acemoglu,D.,& P.Restrepo.Robots and jobs:evidence from U.S. labor markets[J].Journal of Political Economy,2020,128(6):2188-2244.
- [10] Berg,A.,E.F.Buffie.,& L.F.Zanna.Should We Fear the Robot Revolution? (The Correct Answer Is Yes) [J].Journal of Monetary Economics, 2018,(97):117-148.
- [11] Brynjolfsson,E. et al.Labor,capital,and ideas in the power law economy[J].Foreign Affairs,2014,93(4):44-53.
- [12] Dauth,W.,S.Findeisen,& S.Jens.German Robots-The Impact of Industrial Robots on Workers[R],CEPR Discussion Papers,2017.
- [13] David,A.Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation[J].Journal of Economic Perspectives,2015,29(3):3-30.

- [14] David,B.Computer Technology and Probable Job Destructions in Japan: An Evaluat ion[J].Journal of the Japanese and International Economies,2017,(43):77-87.
- [15] DeCanio,S.J.Robots and humans:Complements or substitutes?[J].Journal of Macroeconomics,2016,49(1):280-291.
- [16] Faria,J.,& M.Leon-Ledesma.Real Exchange Rate and Employment Perf-ormance in an Open Economy[J].Research in Economies,2005,59(2):75-80.
- [17] Feng,C.B.,& G.Graetz.Rise of the machines:The effects of laborsaving innovations on jobs and wages[R].IZA Discussion Paper,2015.
- [18] Frey,C.B.,& M.A.Osborne.The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs t o Computerization[J].Technological Forecasting and Social Change,2017,(114):254-280.
- [19] Graetz,G.,& G.Michaels.Robots at work:The Impact on Productivity and Jobs[J].Review of Economics and Statistics,2018,100(5):753-768.
- [20] Hoedemakers,L.The changing Nature of Employment:How Technological Progress a nd Robtics shape the Future of Work[R],Lund University Master Thesis,2017.
- [21] Kromann,L.,J.R.Skaksen,& A.Srensen.Automation,Labor Productivity and Employmen t:A CrossCountry Comparison[R].CEBR,Copenhagen Business School,2011.
- [22] Martech,M.Positive Impact of Industrial Robots on Employment[R].Frankfurt:Bank f or International Settlements,2013.
- [23] Pissarides,C.A.Equilibrium Unemployment Theory[R],MIT Press,2000.
- [24] Zeira,J.Workers,machines,and economic growth[J].Quarterly Journal of Economics,1998,113(4):1091-1117.
- [25] 蔡跃洲,陈楠. 新技术革命下人工智能与高质量增长、高质量就业[J]. 数量经济技术经济研究, 2019, 36 (05) :3-22.
- [26] 曹杰,邵笑笑. 基础设施对制造业就业的影响:基于中国省级面板数据的实证分析 [J]. 数学的实践与认识, 2016, 46 (18) :54-62.
- [27] 曹静,周亚林. 人工智能对经济的影响研究进展[J]. 经济学动态, 2018, (01) :103-115.
- [28] 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 (07) :47-63.

- [29]陈媛媛,张竞,周亚虹. 机器人与劳动力的空间配置[J]. 经济研究, 2022, 57(01):172-188.
- [30]程虹,陈文津,李唐. 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[J]. 宏观质量研究, 2018, 6(03):1-21.
- [31]戴觅,徐建炜,施炳展. 人民币汇率冲击与制造业就业——来自企业数据的经验证据[J]. 管理世界, 2013, (11):14-27+38+187.
- [32]邓洲. 工业机器人发展及其对就业影响[J]. 地方财政研究, 2016, (06):25-31.
- [33]范言慧,宋旺. 实际汇率对就业的影响:对中国制造业总体的经验分析[J]. 世界经济, 2005, (04):3-12+80.
- [34]冯泰文,孙林岩,何哲. 技术进步对制造业就业弹性调节效应的实证分析[J]. 公共管理学报, 2008, (04):19-25+123.
- [35]龚遥,彭希哲. 人工智能技术应用的职业替代效应[J]. 人口与经济, 2020, (03):86-105.
- [36]韩民春,乔刚. 工业机器人对制造业劳动力就业的结构性影响与地区差异[J]. 产经评论, 2020, 11(03):49-63.
- [37]李磊,何艳辉. 人工智能与就业——以中国为例[J]. 贵州大学学报(社会科学版), 2019, 37(05):13-22.
- [38]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(09):104-119.
- [39]李舒沁,王灏晨,汪寿阳. 人工智能背景下制造业劳动力结构影响研究——以工业机器人发展为例[J]. 管理评论, 2021, 33(03):307-314.
- [40]李新娥,何勤,李晓宇,穆红莉. 基于政策量化的人工智能政策对制造业就业的影响研究[J]. 科技管理研究, 2020, 40(23):197-203.
- [41]刘军,杨浩昌. 产业聚集对制造业就业的影响及其地区差异——基于中国省级面板数据的实证分析[J]. 经济问题探索, 2015, (11):79-87.
- [42]马光明,刘春生. 中国贸易方式转型与制造业就业结构关联性研究[J]. 财经研究, 2016, 42(03):109-121.
- [43]毛日昇. 人民币实际汇率变化如何影响工业行业就业?[J]. 经济研究, 2013, 48(03):56-69.
- [44]彭莹莹,汪昕宇. 人工智能技术对制造业就业的影响效应分析——基于中国广东省

- 制造企业用工总量与结构的调查[J]. 北京工业大学学报(社会科学版), 2020, 20(05):68-76.
- [45] 屈小博, 高凌云, 贾朋. 中国制造业就业动态研究[J]. 中国工业经济, 2016, (02):83-97.
- [46] 苏剑, 陈阳. 技术进步减少了劳动力需求吗?[J]. 开放导报, 2018, (03):28-32.
- [47] 孙雪, 宋宇, 赵培雅. 人工智能对异质劳动力就业的影响——基于劳动力供给的视角[J]. 经济问题探索, 2022, (02):171-190.
- [48] 孙早, 侯玉琳. 工业智能化如何重塑劳动力就业结构[J]. 中国工业经济, 2019, (05):61-79.
- [49] 田正杰. 产业机器人对就业的影响[D]. 武汉大学, 2017.
- [50] 王君, 张于喆, 张义博, 洪群联. 人工智能等新技术进步影响就业的机理与对策[J]. 宏观经济研究, 2017, (10):169-181.
- [51] 王文. 数字经济时代下工业智能化促进了高质量就业吗[J]. 经济学家, 2020, (04):89-98.
- [52] 王颖, 石郑. 技术进步与就业: 特征事实、作用机制与研究展望[J]. 上海经济研究, 2021, (06):39-48.
- [53] 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.
- [54] 魏浩, 连慧君. 来自美国的进口竞争与中国制造业企业就业[J]. 财经研究, 2020, 46(08):4-18.
- [55] 魏嘉辉, 顾乃华, 韦东明. 机器人与中国制造业地区发展差距: 后发优势还是先发优势?[J]. 经济与管理研究, 2022, 43(01):59-71.
- [56] 谢璐, 韩文龙, 陈翥. 人工智能对就业的多重效应及影响[J]. 当代经济研究, 2019, (09):33-41.
- [57] 徐伟呈, 范爱军. 中国制造业就业和工资的影响因素研究——来自细分行业的经验证据[J]. 南开经济研究, 2017, (04):105-124.
- [58] 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(01):74-87.
- [59] 杨光, 侯钰. 工业机器人的使用、技术升级与经济增长[J]. 中国工业经济, 2020, (10):138-156.

- [60]杨伟国,邱子童,吴清军. 人工智能应用的就业效应研究综述[J]. 中国人口科学, 2018, (05):109-119+128.
- [61]姚曦,续继. 技术进步、经济周期与制造业岗位丢失[J]. 世界经济, 2022, 45(05):81-112.
- [62]姚先国,周礼,来君. 技术进步、技能需求与就业结构——基于制造业微观数据的技能偏态假说检验[J]. 中国人口科学, 2005, (05):47-53+95-96.
- [63]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]. 管理世界, 2021, 37(01):47-59+4.
- [64]赵利. 技术进步对劳动就业的影响研究[D]. 天津大学, 2009.
- [65]朱富强. 人工智能时代的价值创造和分配——不平等加剧的社会和经济基础[J]. 财经问题研究, 2022, (03):10-23.

致 谢

黄河静静流淌，时间匆匆流逝，转眼间研究生生涯已接近尾声。从初到兰州的水土不服，到如今对这片热土的依依不舍，三年的回忆历历在目，感慨万千。

首先我要感谢我的导师张唯实老师，他严谨的治学态度，渊博的学识储备，勤勉的工作状态以及和蔼可亲的性格令我印象深刻。在我刚进入研究生生活时懵懂无知，面对浩如烟海的文献无从下手，是张老师细致耐心地解答我的疑问，循序善诱地指引我前进的方向。张老师时常教导我们阅读高水平期刊的最新论文，找到自己感兴趣的问题深入研究，这种以兴趣为导向的教学方式让我在学习中少了很多枯燥，每次在与导师的交流探讨中我都能获益匪浅。在生活上张老师也时常关心学生，在我遇到困难时鼓励我、帮助我，让我远在他乡也能感受到家的温暖。

其次要感谢经济学院的各位老师，是他们认真负责地授课带我走进了经济学的知识殿堂，在传授知识的同时也启发了我独立思考的能力，每一次课堂上思想火花的碰撞都能够开拓我的眼界，对很多问题有更深层次的理解。同时也要特别感谢陈冲老师、杨迎军老师、杜斌老师、何业嘉老师、赵桂婷老师在论文选题以及撰写过程中对我的指导和帮助。

然后要感谢与我朝夕相处的各位同窗们，特别是我的室友冯琪源、卓逸皇和程子龙，非常珍惜与你们相聚在兰州财经大学的三年时光，因为有你们的陪伴我不曾孤单，一起学习进步一起嬉戏玩笑，这些都是我日后回忆里的宝贵财富，使我能够更加积极乐观的面对生活。

最后要感谢我的家人，特别是我的父母，因为有你们的辛苦操劳我才能够心无旁骛地完成学业，在以后的日子里我会加倍努力来回报你们的付出。