

企业人工智能技术强度与内部劳动力结构 转化研究 *

王泽宇

摘要：随着人工智能技术的飞速发展和数据基础的不断完善，人工智能已经开始广泛应用和渗透到我国社会生活的各个领域，新的“智能+”经济格局已经初步形成，并且日益成为中国经济的新兴动能。人工智能对传统行业的冲击和劳动力替代也对经济学理论提出了挑战，企业新技术强度在总体上创造了就业还是消灭了就业成为经济学领域研究人工智能的焦点问题。然而现有研究缺乏利用中国企业数据探究人工智能对劳动力结构的影响，特别是基于微观企业层面差异化的研究。本文利用实证研究，从中国上市企业层面数据入手，分析了企业人工智能技术强度对员工数量、生产效率和员工结构的变化影响，并且分析了人工智能技术服务和传统行业人工智能赋能两类企业劳动力结构变化的差异，最后提出了相应政策建议。

关键词：人工智能 劳动力替代 劳动力结构 上市企业

中图分类号：F40,F42

Research on the Intensity of Enterprise Artificial Intelligence Technology and the Transformation of Internal Labor Structure

WANG Zeyu

(Institute of Economics, Chinese Academy of Social Sciences, Beijing, China)

Abstract: With the rapid progress of artificial intelligence (AI) technology and the continuous improvement of data foundation, AI has been widely used and penetrated into every field of social life in China, and the new "intelligence +" economic pattern has initially taken shape which has gradually become a new driving force for the Chinese economy. The impact of AI on traditional industries and labor substitution also pose a challenge to economic theory, whether the intensity of new technologies creates or eliminates employment has becomes the focus of research on AI in the field of economics. However, existing researches seldom use the data Chinese enterprise data to explore the impact of AI on labor structure, especially the researches based on the differentiation at micro enterprise level. This article conducts empirical research, starting from the data of listed companies in China, and analyzes the impact of the strength of enterprise AI technology on the employee numbers, production efficiency and changes in employee structure, and also analyzes the difference in labor structure changes between AI technology services and AI empowerment in traditional industries, and finally makes corresponding policy implications.

Keywords: Artificial Intelligence; Labor Substitution; Labor Structure; Listed Enterprises

JEL Classification: J24, O14, P42

一、引言

* 王泽宇，中国社会科学院经济研究所。感谢匿名审稿人的宝贵意见，文责自负。

近年来，中国人工智能相关技术和行业发展迅速，人工智能发展在 2017、2018 和 2019 年连续三年写入政府工作报告，国家密集出台相关政策。根据德勤发布的《2019 全球人工智能发展白皮书》，2019 年上半年中国人工智能产业投资总额达到 478 亿人民币，成为仅次于美国的人工智能第二大投资国。人工智能发展已经成为中国新的经济增长点之一。^①人工智能在金融、交通、营销、安防与政府服务等方面发挥了重要的经济作用，带动和赋能其他产业的发展。人工智能在生产率提升、新经济模式和结构转变方面都具有巨大的潜力。研究人工智能对生产率、就业以及贫富分化等经济问题的影响具有十分深远的意义（曹静、周亚林，2018；Fernald & Jones，2014）。

近年来，人工智能对就业总量以及就业结构（如企业内部不同技能劳动者所处不同类型岗位）的影响越来越得到经济学理论界的重视。然而，对于人工智能这一新兴技术和经济模式的就业影响具有正反两方面的研究结论，理论尚未得到统一（曹静、周亚林，2018；Dauth et al, 2017；Frey & Osborne，2017）。但是对于劳动力结构而言，相关研究已经证明了人工智能能够显著地改变未来就业结构（曹静、周亚林，2018）。但是，国内经济理论界现有研究还没有利用国内数据，研究人工智能技术对就业总量以及结构的影响。而国外有关研究大多利用一国或者多国跨行业就业数据，着眼于宏观领域的人工智能就业影响，对于人工智能导致的就业总量和结构变化的微观基础，即从企业层面，应用了人工智能后具体企业如何在就业岗位总量，不同类型就业岗位差异化影响，以及不同类型人工智能企业的技术强度所造成的差异化就业表现方面具有一定的学术空白。

应当注意的是人工智能对劳动力结构影响的宏微观转换过程并非是渐大的微观企业劳动力转换的加总。某一个微观企业应用新技术的成功所带来的某些岗位劳动力需求扩张，可能仅仅是挤占了同行业内其他企业的劳动力需求，而并非是等比地扩大了行业劳动力需求。人工智能对劳动力结构影响的宏微观转换机制可能更为复杂。但是有一点是毋庸置疑的：从技术发展时间和逻辑上，新技术的使用所带来的劳动力转换必然是一个从微观到行业再到国民经济整体的过渡过程，研究其微观机制虽然不能简单的推导到宏观变化中去，但是也可以为宏观就业研究提供一定的参考（Brougham & Haar，2018；Cortes et al, 2017；曹静、周亚林，2018）。

因此，为了弥补人工智能发展对就业影响相关研究在微观层面的理论欠缺，本文基于中国 A 股 2013 年-2018 年 6 年间上市企业专利、就业和财务数据，利用系统广义矩模型（SYS-GMM）、倍差法模型（DID）和面板数据固定效应模型（GLS-FE）分析了人工智能技术对企业就业总量、生产效率和企业内部不同类型就业岗位的影响。进一步，本文将人工智能企业划分为人工智能技术提供企业和传统行业人工智能赋能企业，具体分析上述影响的企业类型差异，从微观企业实证角度验证了相关理论的有效性，最终提出了相应的经济政策建议。

二、文献综述

（一）人工智能对就业与劳动力效率的影响分析

随着人工智能技术商业化的发展，人工智能相关行业从技术储备，投资总额，人才梯队建设和经济、社会效益等方面都实现爆发式发展。与之同步，全球人工智能产业在新技术的推动之下，实现了技术瓶颈和商业落地的双双突破，成为全球经济增长的重要着力点

^① 资料来源：

<https://www2.deloitte.com/cn/zh/pages/about-deloitte/articles/pr-global-ai-development-white-paper.html>

(Fernald & Jones, 2014)。一方面,人工智能替代将在多大的程度和范围上提升生产效率,上述效率的提升又将如何影响产业布局成为了重要的学术问题(Parkes & Wellman, 2015)。

从劳动效率角度来讲,一部分理论研究将人工智能对劳动力效率的影响以替代效应和生产力效应解释人工智能对生产力影响的理论机制(Acemoglu & Restrepo, 2017; 曹静、周亚林, 2018)。在任务理论模型的统一框架之下,上述理论认为人工智能所带来的自动化影响同时具有替代效应和生产力效应,替代效应本身会降低劳动力需求,而生产力效应则通过使用更便宜的资本替代劳动从而提高生产力,并提高对尚未自动化任务中劳动力的需求(Acemoglu & Restrepo, 2017; 曹静、周亚林, 2018)。

另一类理论从人工智能和自动化所带来的资本价值角度进行研究,认为人工智能的引入必然改变了人力资本和技术资本的价值结构。Aghion et al (2017)讨论了人工智能可能带来的两方面的生产率效果,在提高了自动化部门生产率的同时,也提升了资本价格,间接导致了非自动化部门生产率的降低。在两种效应的叠加影响下,人工智能技术强度的生产力效应需要通过进一步的实证证据予以验证。与之对应的,人工智能的使用也催生了资本和劳动力在不同部门之间的流动效应,不同部门之间生产力和创新效率会产生结构性变化,影响整体国民经济各个行业之间的生产率和创新差异。

上述理论的研究发展必然引发经济学理论对人工智能的大规模使用是否会导致人力资本大幅度贬值,人工智能替代现有工作岗位能否创造新的就业岗位,并且弥补人工智能所带的就业替代等议题的关注。一部分经济学家认为人工智能的广泛应用带来了劳动力价格的贬值,新增就业难以弥补被替代岗位(曹静、周亚林, 2018)。Acemoglu & Restrepo (2017)利用1990年到2007年间美国劳动力市场的数据进行了研究,发现人工智能条件下的机器人和工人的比例每增加千分之一,就会减少0.18%-0.34%的就业岗位,并让工资下降0.25%-0.5%;但另一部分研究者对机器替代劳动持乐观态度,Graetz & Michaels(2015; 2018)认为虽然人工智能技术强度的提升能够使一部分就业走向消亡,但是总体上看,人工智能的使用可以同时创造新的就业机会,没有证据证明自动化的提升在总体上会导致全社会劳动力报偿的减少。另外从新技术与企业规模效应方面,与其他新技术类似,人工智能技术强度极大的提升了企业的业绩水平,更进一步刺激企业扩大经营规模,成本和效率的双重刺激实现了企业规模效益的边际递增,规模效益提升刺激企业提升劳动力需求(Wilson et al, 2017)。

(二) 人工智能对企业劳动力结构的影响分析

本文研究的劳动力结构是指企业内部不同技能劳动者所处不同类型岗位所带来的劳动力结构性差异。虽然对于人工智能的总体宏观就业影响而言,现有研究尚没有形成统一的权威学术结论,但是几乎所有的人工智能相关经济学研究都发现新技术的发展和应用能够显著地改变就业和劳动力结构(Abubakar et al, 2019; Boyd & Holton, 2018; Brougham & Haar, 2018; Cortes et al, 2017; 曹静、周亚林, 2018)。人工智能对劳动力的替代作用具有结构化和差异化的特点(夏海清, 2012)。事实上,人工智能发展对就业的影响具有多重性特征:新技术在减少原工作岗位的同时也在创造新工作机会;在技术进步影响下,不仅就业规模会有所变化,就业结构也将发生深刻调整。人工智能技术的出现不仅造就了深度学习和数据技术等相关的高技术和专业化就业岗位,也重塑了新的产业链,构造了一系列的低技术岗位(Michaels et al, 2014)。

在人工智能对劳动力结构影响的角度,现有理论研究主要关注以人工智能技术为代表的新技术所产生的就业结构极化的现象(吕世斌、张世伟, 2015)。Feng & Graetz (2015)提出了一个就业极化理论模型,认为在劳动复杂程度接近的情况下,自动化或者智能化技术优先替代培训强度和需求较高岗位,以节省相应的培训资源。而反之,在培训强度类似的情况下,则首先替代复杂程度较低的劳动岗位以符合自动化成本的要求。因此就必然出现自动化或者人工智能替代过程中的就业结构极化的现象。相关经验证据也证明了上述劳动力极化现

象 (Goos et al, 2009)。Autor (2003) 指出了两大类最难以被替代的劳动力岗位：需要复杂理解能力的高技术研究和开发岗位和需要沟通能力的销售性岗位。

也有学者利用劳动力动态结构理论解释人工智能对就业结构的影响。现有文献表明，人工智能技术将会消灭一些就业岗位，这一动态循环过程贯穿人工智能技术发展的始终 (Abubakar et al, 2019; Autor, 2003; 曹静、周亚林, 2018)。根据以往新技术所带来的就业变化历史经验，上述就业创造和就业消亡的过程始终围绕着新技术研发过程中的创新活动 (Boyd & Holton, 2018; Huang & Rust, 2018)。岗位结构化调整将有利于技术岗位而不利于重复性的行政、辅助性岗位。人工智能作为一项新技术，将推动企业生产过程、工艺的重新改造，即作用于企业“创新生产函数”的环节，在上述环节上，从微观角度往往首先增加的是技术类工作岗位，而非行政和管理等辅助类岗位 (Davenport & Ronanki, 2018)。同时，人工智能技术的劳动力结构影响是否能依然遵循以往技术变革的先例，是否具有其独特的影响路径和影响结果需要进一步的实证研究加以证明 (Vochozka et al, 2018)。

从劳动力结构的宏微观转换方面，人工智能的劳动力结构变化是一个从微观变化到宏观结构调整，再到其他行业微观劳动力结构改进的动态过程。从技术发展角度，人工智能技术首先在个别行业的领先企业应用，通过不断的发展形成企业和行业内部的技术场景和商业应用，也必然形成企业和行业内部的人力资源结构变化 (Ransbotham et al, 2017)。进一步，微观企业新技术强度带来的生产率、商业模式和劳动力岗位变化必然引起企业微观技术应用影响其他企业和其他行业的存量岗位变化 (Brougham & Haar, 2018; Cortes et al, 2017; 曹静和周亚林, 2018)。最后新技术强度在挤出其他企业和行业岗位的同时也会为其他企业和行业创造新的商业机会和商业模式，正如互联网平台催生外卖和快递就业岗位一样，人工智能技术也将创造相关的非智能化的就业岗位 (Boyd & Holton, 2018; Huang & Rust, 2018)。

(三) 在不同类型企业中人工智能对就业的差异化影响分析

最后，不同类型企业对人工智能技术强度，应用前景和劳动力结构影响也不尽相同。Martínez-López & Casillas (2013) 研究了各个行业之间人工智能强度的不同，在高度重复和低复杂程度行业内人工智能的替代性较强，并且对于人工智能技术提供商和传统企业而言，人工智能技术所带来的劳动效率和就业替代作用的成因和效果都不尽相同。余玲铮等 (2019) 基于广东的调研数据发现，人工智能替代在企业间存在劳动替代差异，出口企业、生命周期长、规模大、用工短缺、准备搬迁及非国有等企业的人工智能使用率更高。在人工智能发展过程中，首先由科技研发和信息技术提供企业进行人工智能技术服务，之后再由各个传统行业企业进行人工智能应用，对于信息提供企业和人工智能赋能企业而言，人工智能所引发的劳动力需求并不相同 (余玲铮, 2019)。

综上所述，人工智能对于劳动力结构的影响，即创造高技术劳动岗位，消灭一些重复性较高且人力资本也较高的相关岗位的理论机制已经构建成熟，上述结论可以推断出技术岗位比例的提升和行政等重复性岗位比例的降低。但是在上述动态演进的过程中，劳动力总量的变化方向还没有统一的学术定论。

并且人工智能与劳动力结构转化的相关研究大多集中在宏观和行业层面，对于企业层面而言，人工智能技术强度提升之后具体企业劳动力结构变化不仅是宏观劳动力结构转变的微观基础，在国内学术界也缺乏相关的微观实证研究，特别是对企业内部不同类型工作的人工智能替代效果和就业岗位调整缺乏微观证据，更没有区分不同的人工智能应用模式企业的内部劳动力结构变化效果。虽然微观变化并不一定等比地放大到宏观经济环境中去，但是不论从时间和是技术发展逻辑上，人工智能的劳动力影响都必然遵循从微观到行业再到国民经济整体的过程，因此研究人工智能对微观企业劳动力的影响具有较高的理论指导意义。

本文将利用中国 A 股上市企业相关数据，基于实证分析方法，分析企业人工智能技术强度对就业总量，劳动生产效率，和劳动力结构变化的影响，进一步分析不同人工智能应用

企业模式（专业性的信息服务业企业和传统行业人工智能赋能企业）的劳动力结构差异。

三、数据、变量和模型

（一）数据来源

为了分析微观企业人工智能技术强度对企业就业数量，劳动力效率和劳动力结构的差异化影响，本文首先从研发角度，利用企业人工智能有效专利数量体现企业人工智能技术强度。基于爬虫技术，本文利用万得数据库中上市公司名称，再利用天眼查查询列出所有上市企业全资子公司和控股子公司名称，编制上市企业及全资子公司、控股子公司名录。再根据国家工业信息安全发展研究中心发布的《人工智能中国专利技术分析报告》中列明的各个人工智能专利类别编码，在国家知识产权局专利数据库中进行检索，收集 A 股上市公司及其全资子公司、控股子公司人工智能有效专利数量（有效专利特指上市公司拥有的专利权处于维持状态的中国专利数量）（见表 1）。应当注意到的是，本文并非爬取开放而变化的非格式化互联网数据（如网站销售数据，Google 搜索页面等），而是来自国家知识产权局等标准化的数据库，所搜索的字段如企业名称、专利编号、授权时间和生效情况都是标准化的，本文实际上是在标准化数据库中利用一定技术手段进行数据整合本文（由于本文专利主体包括上市企业全资子公司和控股子公司，因此每年专利数略大于其他报告中整理数字），进一步利用上述企业人工智能有效专利数进行回归分析。

在确定了 A 股上市企业人工智能有效专利数量之后，本文利用万得数据库获取 A 股上市企业相关财务信息（Liang et al, 2015）。本文利用万得数据库编制和生成了有关企业员工总数、企业员工平均效率、企业员工结构等相关因变量和控制变量，结合 A 股上市企业人工智能有效专利数量等核心解释变量，生成了包含 2013 年-2018 年 6 年间 2345 家企业、11670 个观测值的非平衡面板数据。其中具有人工智能有效专利的 A 股上市企业为 275 家。根据年报的公司主要经营范围，上述企业中专业性的信息服务业企业（即以向客户提供人工智能软硬件服务为主要人工智能业务的企业）196 家；传统行业人工智能赋能企业 79 家。由于并非所有板块的企业都具有人工智能专利，因此本文排除了无人工智能专利企业的板块。

表 1 人工智能专利技术分类及数量占比

人工智能一级技术名称	主要技术分支代码	截至 2018 年有效专利数量占比 (%)	年份	有效专利数	拥有人工智能有效专利企业	拥有人工智能专利数最大企业
深度学习技术	G06K9 G06F17 G06Q10 G06N3 G06T7 G06F16 H04L29 G06Q30 G05B13 G06F19	14.56	2018	11865	275	2954
语音识别	G10L15 G06F17 G06F3 G10L25 G06K9 H04L29 H04M1 G10L21 G10L17 G05B19	7.08	2017	10464	195	2558
自然语义处理	G06F17 G06F16 G06K9 G10L15 G06F9 G06Q10 H04L29 G06F3 G09B5 H04L12	8.90	2016	9818	170	2140

计算机视觉	G06K9 G06T7 G06F3 G06F17 G06T5 H04N5 G06T3 G06T17 G06F21 G06F9	30.28	2015	8622	166	1757
智能驾驶	G05D1 G08G1 G06K9 B60W30 B64C27 G06T7 B60R16 G05B19 B64C39	16.38	2014	6940	151	1439
云计算	H04L29 G06F17 H04L12 G06F9 G06Q10 G06F3 G06F21 G06Q30 G06F11 G06F16 G01C21	16.77	2013	4117	147	998
智能机器人	B25J G05D G05B B62D A47L A61H G06F B23K B65G G06K	6.03	总数	51826	1104	11846

资料来源：作者根据《人工智能中国专利技术分析报告》提供的主要技术分支代码检索国家知识产权局专利数据库计算而得。

应当注意到的是，企业有效专利数量能够部分说明企业人工智能强度，但是其更侧重于体现企业研发能力，虽然现代企业如华为、Google 等已经将研发和技术应用贯穿企业发展的全生命周期，很难将一个企业单纯地定义为研发企业还是应用企业。但是在现实经济生活中毕竟也会出现购买人工智能生产设备、软件和其他服务来开展人工智能服务的情况，上述企业在应用人工智能技术上强度较高而研发人工智能技术上强度较低。为了从人工智能应用强度角度进行稳健性检验，本文从企业主营业务入手，利用“大智慧”软件列出的人工智能板块企业，以确定中国上市人工智能企业名单。“大智慧”证券信息平台通过对 A 股上市企业年报和主营业务分析，对上市企业人工智能业务投入和产出进行了整理，形成了人工智能板块（代码：993980），并且列举了上述板块所有成分股名称。通过上述企业年度报告中出现人工智能业务的年份，本文还分析了上述企业开始应用人工智能的时间。上述板块成分股共计 122 家，其中专业性的信息服务业企业（即以向客户提供人工智能软硬件服务为主要人工智能业务的企业）73 家；传统行业人工智能赋能企业 49 家。最后本文还分析了上述 122 家企业年报中披露的不同类别技术应用家数，一家企业可能应用多个人工智能技术，因此按人工智能技术分企业家数总和大于 122 家（具体企业构成见表 2）。

本文利用万得数据库获取了其他相关变量，生成了包含 2013 年-2018 年 6 年间 1235 家企业（122 家人工智能企业）、6115 个观测值的人工智能劳动力结构转化数据库。由于人工智能板块企业仅分布在有限行业，因此上述数据库排除了 122 家人工智能未分布行业的 A 股上市企业。

表 2 A 股上市人工智能企业分布

人工智能应用模式	企业数量	一级行业	企业数量	应用人工智能时间	数量	人工智能一级技术名称	企业数量
人工智能技术服务	49	房地产	2	2014 或 2014 年前	18	深度学习技术	98
传统企业人工智能赋能	73	工业	58	2015	44	语音识别	34
		公共事业	50	2016	38	自然语义	67

					处理	
商业	8	2017	20	计算机视觉	65	
综合业	4	2018	2	智能驾驶	11	
				云计算	23	
				智能机器人	19	

资料来源：作者根据“大智慧”证券信息平台提供的数据计算而得。

（二）变量定义

1. 因变量

为分析企业适用人工智能技术后劳动力岗位总数的变化，本文利用企业员工总数对数值（*Job*）作为因变量进行回归分析。为分析人工智能适用对平均劳动力效率的影响，本文分使用员工人均利润率（*Aveprofit*）作为平均劳动力生产效率贡献。为分析不同类型工作岗位在人工智能技术引入之后的结构变化，本文利用万得数据库中根据企业公开年报所整理的不同类型工作岗位占总工作岗位比例进行回归分析，利用技术人员数量/企业员工总数量（技术人员占比，*Job_tech*），销售人员数量/企业员工总数量（销售人员占比，*Job_sale*），高管外行政管理人员数量（管理人员总数-高管数量）/企业员工总数量（管理行政人员占比，*Job_mang*）三个变量作为因变量，进行劳动力结构变化分析。

2. 核心解释变量

为了分析企业人工智能强度对企业岗位总数，企业员工生产效率和企业劳动力结构的影响，本文首先利用当年企业人工智能有效专利数量（A股上市公司及其全资子公司、控股子公司人工智能有效专利数量）作为解释变量（*AIpatent*），分析人工智能技术强度对相关因变量的影响。企业有效专利数量的多少体现了企业人工智能强度，特别是研发强度的高低。在模型中，能够很好的体现人工智能应用所带来的经济冲击效果（Artz et al, 2010）。

为了进行稳健性检验，发现人工智能应用强度的影响，本文根据“大智慧”软件标注的人工智能板块成分股目录生成人工智能企业虚拟变量（*AIpolicy*），对于人工智能板块成分企业赋值为1，其余企业赋值为0。随后根据适用人工智能应用时间构造人工智能适用时间虚拟变量（*AItime*），当年企业适用人工智能则企业当年上述变量赋值为1，其余赋值为0。为了检验不同类型人工智能企业之间的劳动力结构变化差异，本文还构造了人工智能企业类型虚拟变量（*AItype*），对人工智能企业中传统行业赋能企业赋值为1，对于人工智能企业中主要以为其他企业提供人工智能信息、软、硬件服务的企业赋值为0。为了进行DID平行趋势检验本文还构造了适用人工智能前一年虚拟变量（*AItime_01*），令企业人工智能使用时间前第一个财务年度为1，其余为0；适用人工智能前二年虚拟变量（*AItime_02*），令企业人工智能使用时间前第二个财务年度为1，其余为0；适用人工智能前三年虚拟变量（*AItime_03*），令企业人工智能使用时间前第三个财务年度为1，其余为0。适用人工智能前四年虚拟变量（*AItime_04*），令企业人工智能使用时间前第四个财务年度为1，其余为0。适用人工智能前五年虚拟变量（*AItime_05*），令企业人工智能使用时间前第五个财务年度为1，其余为0。为简便起见，上述五个变量不在相关变量表中输出。

企业的营业收入水平往往决定了企业的劳动力需求，为了检验劳动力需求变化是由于技术变化所引起的还是由于企业营业规模所引起的，本文引入企业企业规模（*Size*），作为解释变量，对应企业各类劳动力数量进行回归。

3. 控制变量

企业总体资产回报效果往往能够影响企业劳动力结构。根据Celo & Chacar（2015），本文利用万得数据库中提供的当年资产收益率（*Roa*）作为衡量企业投资回报的绩效标准。

企业处于不同的制度治理水平之下，将影响企业在投资和劳动力策略，市场化指数作为中国各省份制度治理水平的衡量指标广受认可（唐跃军等，2014），因此本文采用王小鲁和樊纲（2017）所编制的中国各省份市场化指数（*marketindex*）衡量企业所在地的制度治理水平。另外，根据 Kang & Jiang（2012），行业不确定性和企业的不确定性规避倾向会影响企业业绩进而影响企业人力资本战略，因而本文根据 Li et al（2008）利用企业所在行业的总收入、销售收入和利润三者标准差的几何平均数作为行业不确定性（*ind_uncertain*）的标准，进行模型控制。最后，企业处于不同的生命周期阶段也会影响企业的投资和人力资本行为，因而，本文根据 Kravet（2014）利用企业总资产、资本支出加 R&D 投入与总资产比以及企业所在行业增长率测算企业生命周期（*lifecycle*），作为控制变量。另外，本文还加入企业所有制（*ownership*）、企业成立时间（*age*）、企业行业增长率（*ind_growth*）、企业研发投入资产比（*rdintensity*）、企业所在地区 GDP（*GDP*），行业虚拟变量（*industry*），以及年度虚拟变量（*year*）作为控制变量。为了控制潜在的内生性本文还加入了行业虚拟变量（*industry*）与年度虚拟变量（*year*）的交叉项（*industry×year*）作为控制变量，同样此变量也不在变量说明表中输出。

为了减弱内生性问题，本文核心解释变量和控制变量都为上一年的取值，因变量为当年的取值。具体变量说明和模型变量统计特征见表 3。表 3 中来自有效专利数据库的变量的有效观测值数均为 11670 个，根据“大智慧”人工智能板块设定的变量的有效观测值数均为 6115 个。

表 3 变量说明表

变量名称	变量简称	变量说明	变量单位	均值	标准差
企业员工总人数	<i>Job</i>	万得数据库中记载的企业当年员工总数	人	1845.775	985.130
员工人均利润率	<i>Aveprofit</i>	万得数据库中记载的企业当年利润额/企业员工总数	万元/人	3.471	6.236
技术人员占比	<i>Job_tech</i>	万得数据库中记载的技术人员数量/企业员工总数	无	0.216	0.179
销售人员占比	<i>Job_sale</i>	万得数据库中记载的销售人员数量/企业员工总数	无	0.354	0.150
管理行政人员占比	<i>Job_mang</i>	万得数据库中记载的高管外管理行政人员数量（管理人员总数-高管数量）/企业员工总数	无	0.297	0.193
企业人工智能有效专利数	<i>AIpatent</i>	根据 A 股企业名录（包括企业名称，全资子公司和控股子公司名称）以及人工智能专利技术代码，在专利数据库中检索的人工智能有效专利数量	个	7.650	4.441
人工智能企业虚拟变量	<i>AIpolicy</i>	对于人工智能板块成分企业赋值为 1，其余企业赋值为 0	无	-	-
人工智能适用时间虚拟变量	<i>Altime</i>	当年企业适用人工智能则企业当年上述变量赋值为 1，其余赋值为 0	无	-	-
人工智能企业类型虚拟变量	<i>Altype</i>	对人工智能企业中传统行业赋能企业赋值为 1，对于人工智能企业中主要以为其他企业提供人工智能信息、软、硬件服务的企业赋值为 0，对 122 家人工智能企业之外的其他 A 股企业不赋值（空值）	无	-	-
公司规模	<i>size</i>	万得数据库记载的企业当年报告的资产总	无	16.530	9.441

值取对数值。					
资产收益率	<i>Roa</i>	万得数据库中当年净利润/总资产	无	0.075	0.213
市场化指数	<i>marketindex</i>	企业所在省份的市场化指数。	无	8.157	0.795
行业不确定性	<i>ind_uncertain</i> <i>n</i>	企业所在行业总收入、销售收入和利润三者标准差的几何平均数。	无	10.448	0.787
生命周期虚拟变量	<i>lifecycle</i>	根据 Kravet (2014) 研究结果测算企业生命周期指数。	无	-0.036	1.653
企业所有制	<i>ownership</i>	根据万得数据库中企业为国有企业赋值为 1, 其他赋值为 0。	无	-	-
企业成立时间	<i>age</i>	报告当年年份减公司成立时间。	无	12.515	5.493
企业行业增长率	<i>ind_growth</i>	万得数据库报告的企业所在行业营业收入增长率。	无	0.226	1.448
企业研发投入资产比	<i>rdintensity</i>	根据万得数据库中企业当年的 R&D 投入/企业总资产。	无	0.187	1.315
企业所在省份 GDP	<i>GDP</i>	根据万得数据库中企业当年所在省份的 GDP 对数值。	无	-	-
行业虚拟变量	<i>industry</i>	根据万得数据库中, 企业财务数据所在一类行业生成的虚拟变量 (有效专利数据库各个变量有效观测值数均为 6 个, 根据“大智慧”人工智能板块设定的数据库各个变量有效观测值数均为 5 个)	无	-	-
年度虚拟变量	<i>year</i>	根据万得数据库中, 企业财务数据年份生成的 5 个虚拟变量	无	-	-

资料来源：“大智慧”证券信息平台、万得数据库、国家知识产权局专利数据库和作者计算；省略了虚拟变量变量统计特征输出。

(三) 模型设定和估计方法

本文设定模型如 (1) 示。其中, DV 表示全部因变量 (包括 Job , $Aveprofit$, Job_tech , Job_sale , Job_mang), $Control$ 表示全部控制变量, ε 表示扰动项。我们首先利用系统广义矩 (SYS-GMM) 方法进行回归分析。此模型以加入差分工具变量的方法能够很好的解决模型内生性问题 (杨仁发, 2013)。

$$DV_{it} = \alpha + \beta_1 AIpatent_{it} + \beta_2 Control_{it} + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

SYS-GMM 估计实际上是对原模型中的前定变量和内生变量,选择对因变量和所有自变量进行一阶差分作为矩估计工具变量和对应差分方程的相关矩条件一起进行回归。为了解决参数异质性问题, 本文还对模型进行 Sargan 检验和 AR2 检验, 考量模型工具变量过度选择和残差序列相关性问题。

进一步的, 本文还将使用面板数据固定效应模型 (GLS fixed effect) 替代 SYS-GMM 方法进行稳健型检验。其次, 对于以虚拟变量作为模型解释变量的情况, 本文利用倍差法 (DID) 进行回归, 同时上述倍差法模型以面板数据固定效应模型作为基础模型, 分析人工智能适用对劳动力结构的影响 (张伯伟、沈得芳, 2015)。本文的倍差法模型主要用以比较适用人工智能和未使用人工智能企业之间岗位总数, 劳动力效率和不同类型岗位数量变化。

四、回归结果

根据上文收集的数据库，本文利用 SYS-GMM 模型，以下一年数据作为因变量，t-1 和 t-2 期差分矩作为工具变量，进行回归，具体回归结果见表 4。为节省篇幅，本文省略了控制变量的回归结果，下同。

由表 4 内 M1-M5 的结果可知，人工智能有效专利的增多能够帮助企业提高企业员工数，员工人均利润，技术人员占比和降低管理行政人员占比等因变量，在上述数据维度人工智能技术都具有显著的净效应。对于企业员工数量而言，人工智能技术的适用在企业微观层面实际上扩大了企业的经营规模，提高了企业劳动力需求（Buzko, 2016）。与其他新技术类似，人工智能技术强度极大的提升了企业的业绩水平，更进一步刺激企业扩大经营规模，成本和效率的双重刺激实现了企业规模效益的边际递增，规模效益提升刺激企业提升劳动力需求。因此，从企业层面，人工智能技术水平较高的企业产生了更多的劳动力需求，创造了更多的劳动力岗位。而对于劳动力效率而言，对人工智能有效专利数量较多的企业，新的技术不仅为企业带来了整体利润的提升（Acemoglu & Restrepo, 2017; 2018; Syam & Sharma, 2018），也提升了员工人均利润，进而从微观层面而言提升了员工的平均效率，这也就验证了前文生产效率理论的内容，新的技术的引入无疑能够为企业带来生产效率的极大转化（Acemoglu & Restrepo, 2017; 曹静、周亚林, 2018）。

从劳动力结构而言，新技术的使用必然激发新技术相关的技术人员岗位的提升（Bolton et al, 2018; Agrawal et al, 2019），因此从比例而言，人工智能有效专利数量扩大了技术类员工岗位的比例。同时，从劳动力极化理论出发，人工智能的发展必然带来高技术、创新类岗位的增加，而培训成本高，可重复性强的岗位则被逐渐替代（吕世斌、张世伟, 2015）。正如 Feng & Graetz（2015）所述，新技术的劳动力替代首先从培训需求和成本较高但是技术含量较低、可替代性较强的岗位开始，可重复但需要大量培训成本的非技术岗位具有优先替代的特性，因此管理行政人员在人工智能技术水平提升之后被大量替代（Niewiadomski & Anderson, 2020）。然而对于非标准化，需要人际交往的工作岗位，如销售人员岗位而言，人工智能的替代能力较弱，甚至由于企业规模发展，会对销售岗位产生更多的需求，因此本文的回归结果并未表现出对销售岗位比例的影响。

为了进一步分析验证人工智能技术对企业劳动力结构的影响，本文利用企业技术人员数量（ $Job \times Job_tech$ ），企业销售人员数量（ $Job \times Job_sale$ ），企业行政人员数量（ $Job \times Job_mang$ ）作为因变量，利用 SYS-GMM 模型进行回归分析，回归结果在表 4 内 M6-M8 中。由劳动岗位数量影响可见，企业人工智能专利技术的提升提高了技术岗位人员的数量，同时由于企业效益的提升，生产规模必然扩大，销售人员数量也产生了显著的提升，但是提升不如技术人员数量明显（换言之，销售人员数量变化与整体劳动力需求同步，没有影响到销售岗位比例的变化）。而即使考虑了业务提升带来的岗位总数影响作用，管理行政岗位数量仍然有显著的下降，人工智能技术对于同质化的管理行政岗位产生了负面的就业冲击，也就验证了上文的回归结果。

表 4. 人工智能技术对劳动力影响 SYS-GMM 回归结果

Model	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8
因变量	企业员工总数 (Job)	员工人均利润率 ($Aveprofit$)	技术人员占比 (Job_tech)	销售人员占比 (Job_sale)	管理行政人员占比 (Job_mang)	技术人员数量 ($Job \times Job_tech$)	销售人员数量 ($Job \times Job_sale$)	管理行政人员数量 ($Job \times Job_mang$)
<i>AIpatent</i>	5.7956*** (0.609)	0.117** *	0.019** *	0.007 (0.015)	-0.007*** (0.002)	4.722*** (0.301)	0.046*** (0.015)	-0.013** (0.006)

		(0.041)	(0.003)					
<i>L1. DV</i>	4.038*** (1.170)	0.409 (0.917)	0.031** * (0.008)	0.099** * (0.025)	0.212* (0.130)	1.038 (2.751)	-2.588 (3.020)	0.996*** (0.149)
<i>size</i>	15.113*** (0.270)	0.218 (0.139)	0.066 (0.213)	0.046 (0.233)	0.106 (0.204)	4.670*** (0.739)	5.751*** (0.696)	2.383*** (0.914)
<i>Roa</i>	0.018** (0.008)	0.033** *	0.036** *	0.049** *	0.037*** (0.006)	0.130 (0.165)	0.091 (0.061)	0.263 (0.224)
<i>marketindex</i>	0.002 (0.002)	0.763** *	1.769** *	1.975** *	1.735 (3.195)	0.150 (0.327)	0.140 (0.427)	0.111 (0.077)
<i>ind_uncertain</i>	-0.382*** (0.055)	0.053 (0.166)	0.167 (0.256)	0.248 (0.279)	0.177 (0.245)	-0.087*** (0.027)	-0.101*** (0.025)	-0.100*** (0.025)
<i>lifecycle</i>	0.150** (0.070)	0.004 (0.005)	0.009 (0.008)	-0.015 (0.029)	0.006 (0.007)	-0.003 (0.003)	-0.003 (0.003)	-0.004 (0.003)
<i>ownership</i>	0.004* (0.002)	6.28E-05 (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	0.003* (0.002)	0.004** (0.002)	0.004** (0.002)
<i>age</i>	-1.219E-04 (2.538E-04)	0.189 (0.181)	0.281 (0.278)	0.157 (0.303)	0.288 (0.267)	-0.002 (0.003)	0.004 (0.003)	0.005 (0.003)
<i>ind_growth</i>	0.028 (0.076)	-0.008 (0.047)	0.037 (0.072)	0.001 (0.079)	0.032 (0.069)	0.002 (0.002)	0.001 (0.002)	0.001 (0.002)
<i>rdintensity</i>	0.017 (0.020)	0.040 (0.047)	0.158** (0.072)	-0.154* * (0.078)	-0.157** (0.069)	0.004*** (0.001)	-0.005 (0.006)	-0.003* (0.002)
<i>GDP</i>	0.044 (0.040)	0.269** * (0.078)	1.801 (1.901)	0.032 (0.298)	0.067 (0.262)	0.308 (0.751)	-0.410 (1.039)	0.175 (0.300)
<i>industry year</i>	控制 控制	控制 控制	控制 控制	控制 控制	控制 控制	控制 控制	控制 控制	控制 控制
<i>Wald chi2</i>	712.56***	554.30**	526.77**	598.81**	374.28***	317.17***	472.25***	312.29***
<i>Sargan test</i>	21.144	18.903	16.086	38.410	31.931	42.301	35.410	43.710
<i>p-value</i>	(0.685)	(0.802)	(0.607)	(0.036)	(0.101)	(0.472)	(0.800)	(0.440)
<i>AR2</i>	1.101	0.775	0.909	1.554	1.439	0.826	0.900	0.847
<i>p-value</i>	(0.271)	(0.196)	(0.363)	(0.120)	(0.141)	(0.409)	(0.368)	(0.397)
企业数	2345	2345	2345	2345	2345	2345	2345	2345
观测值数	11670	11670	11670	11670	11670	11670	11670	11670

注：（1）以系统广义矩模型为回归分析模型，因变量在表内注明；（2）Z 统计量“*”，“**”，“***”分别表示在 10%，

5%和 1%水平下显著。

还应当注意到，不同企业人员在企业扩张中的劳动力边际需求不同，企业生产性规模扩张并不一定与管理人员规模扩张同步，随着技术进步的发展企业管理最优规模，也就是行政人员处理复杂事物的能力边界在扩张，而企业中的技术人员和销售员需求则更可能与企业扩张同步的线性扩张。因此，本文仍然基于 SYS-GMM 模型，分别利用企业技术人员数量 ($Job \times Job_tech$)，企业销售人员数量 ($Job \times Job_sale$)，企业行政人员数量 ($Job \times Job_mang$) 作为因变量，企业规模 ($Size$) 作为解释变量，利用企业人工智能有效专利数 ($AIpatent$) 与 $Size$ 的交叉项分析规模效应前提下，人工智能技术对企业各类岗位需求数量的影响(表 5)。

表 5. 企业营收规模和人工智能技术对劳动力影响 SYS-GMM 回归结果

Model	M6	M7	M8
因变量	技术人员数量 ($Job \times Job_tech$)	销售人员数量 ($Job \times Job_sale$)	管理行政人员数量 ($Job \times Job_mang$)
<i>Sale</i>	6.470*** (1.507)	9.310*** (1.139)	3.200** (1.401)
<i>AIpatent</i>	3.297*** (0.402)	0.039* (0.021)	-0.009** (0.004)
<i>Sale \times AIpatent</i>	1.906*** (0.039)	0.391*** (0.105)	-0.019** (0.010)
其他变量	已控制	已控制	已控制
<i>Wald chi2</i>	309.45***	471.29***	310.51***
<i>Sargan test</i>	41.920	39.961	43.330
<i>p-value</i>	(0.433)	(0.705)	(0.410)

AR2	0.709	0.901	0.828
p-value	(0.393)	(0.368)	(0.394)
企业数	2345	2345	2345
观测值数	11670	11670	11670

注：（1）以系统广义矩模型为回归分析模型，因变量在表内注明；（2）Z 统计量“*”，“**”，“***”分别表示在 10%，5%和 1%显著水平下显著。

从表 5 的回归结果中可以看出，企业规模对于全部三类岗位的需求都有正向的影响，但是对管理行政人员数量影响最小，的确存在企业规模提升的同时，管理行政人员需求边际提升较小的情况。但是通过考察 *AIpatent* 与 *Size* 交叉项可以发现技术人员与销售人员在人工智能企业中随企业营收增长需求增加更快。而管理行政人员为因变量 *AIpatent* 与 *Size* 交叉项为负数，表明了即使考虑了企业规模因素的情况下，与非人工智能企业相比，人工智能强度较高的企业的管理和行政性岗位也被部分的替代了。

随后本文利用 SYS-GMM 模型对不同类型企业人工智能劳动力结构差异进行分析，本文保留了具有人工智能专利的企业共计 275 家，分为专业性的信息服务业企业和传统行业人工智能赋能企业，同样利用 Deng & Wang (2016)的研究成果，利用分组 Z 值检验的方式进行比较分析（表 6）。

表 6. 人工智能技术对不同类型企业劳动力结构影响 SYS-GMM 回归结果

Model	M1	M2	M3	M4	M5	M6
因变量	技术人员占比 (<i>Job_tech</i>)		销售人员占比 (<i>Job_sale</i>)		管理行政人员占比 (<i>Job_mang</i>)	
	信息服务企业	传统行业人工智能赋能企业	信息服务企业	传统行业人工智能赋能企业	信息服务企业	传统行业人工智能赋能企业
<i>AIpatent</i>	0.013*** (0.001)	0.029*** (0.004)	0.006 (0.019)	0.007 (0.013)	-0.002*** (0.001)	-0.009*** (0.003)
Z-value	3.332***		0.451		4.101***	
其他变量	已控制	已控制		已控制	已控制	已控制
Wald chi2	328.66***	477.28***	403.39***	314.01***	527.15***	320.41***
Sargan test	45.881	46.516	51.772	45.881	37.009	46.167
p-value	(0.354)	(0.329)	(0.162)	(0.354)	(0.722)	(0.342)
AR2	0.791	0.872	0.787	0.798	0.880	0.802
p-value	(0.449)	(0.392)	(0.403)	(0.428)	(0.344)	(0.418)
企业数	196	79	196	79	196	79
观测值数	810	398	810	398	810	398

注：（1）以系统广义矩模型为回归分析模型，因变量在表内注明；（2）Z 统计量“*”，“**”，“***”分别表示在 10%，5%和 1%显著水平下显著。

与人工智能服务提供商相比，赋能传统行业的人工智能企业具有更强的技术人员占比提升作用和管理行政人员工作岗位消减作用。与技术服务提供商相比，传统企业在适用人工智能前与人工智能技术相关的信息技术、通信技术类技术人员较少，人力岗位更多的集中在销售人员，管理人员和行政人员之中。在人工智能技术强度提高之后，上述劳动力结构变化的效应更强（通过 Z 值检验）。因此，不同类型人工智能企业劳动力结构变化具有显著的差异。

五、稳健性检验与异质性问题

（一）稳健性检验

为了进一步发现企业在业务中应用人工智能而非单纯的技术研发能力对劳动力结构的影响。本文根据“大智慧”平台收集的人工智能数据库进行 DID 回归，利用 *AIpolicy* 和 *Altime* 交互项回归系数结果分析人工智能技术应用对于岗位总数，劳动力效率和不同类型岗位比例变化。全部回归结果输出在表 7 中。回归结果发现人工智能技术的应用推动了企业员工数量

和员工人均利润的提升。在劳动力结构角度,技术人员比例和数量都有显著的正向回归系数。销售人员数量有显著提升,但是销售人员占比没有显著性,说明企业销售人员比例与总体业绩同比提升,但是占比没有显著变化。最后,行政管理人数和比例都有显著的下降,说明人工智能的引入降低了管理行政人员劳动力需求和劳动力结构占比。验证了上文SYS-GMM模型回归结果。

表 7. 人工智能技术对劳动力影响 DID 回归结果

Model	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8
因变量	企业员工总数 (<i>Job</i>)	员工人均利润 (<i>Aveprofit</i>)	技术人员占比 (<i>Jobtech</i>)	销售人员占比 (<i>Jobsale</i>)	管理行政人员占比 (<i>Jobmang</i>)	技术人员数量 (<i>Jobtech</i>)	销售人员数量 (<i>Jobsale</i>)	管理行政人员数量 (<i>Jobmang</i>)
<i>AIpolicy</i> × <i>AItime</i>	0.817** (0.085)	0.014** (0.004)	0.069** (0.005)	0.021 (0.038)	-0.045*** (0.016)	0.715*** (0.039)	0.019*** (0.003)	-0.103*** (0.028)
其他变量	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制
Wald chi2	5902.30***	5025.76***	8646.88***	8794.84***	7551.22**	1394.78**	1560.43**	1548.31**
<i>R-sq</i>	0.244	0.276	0.260	0.233	0.310	0.301	0.320	0.315
异质性处理稳健性指标	0.315	0.194	0.201	0.149	0.297	0.201	0.199	0.168
企业数	1235	1235	1235	1235	1235	1235	1235	1235
观测值数	6115	6115	6115	6115	6115	6115	6115	6115

注: (1) 以倍差法模型为回归分析模型, 因变量在表内注明; (2) Z 统计量 “*”, “**”, “***” 分别表示在 10%, 5% 和 1% 显著水平下显著。

对于倍差法模型, 还需要进行平行趋势检验, 本文在模型中加入适用人工智能前一年虚拟变量 (*AItime_01*), 适用人工智能前二年虚拟变量 (*AItime_02*), 适用人工智能前三年虚拟变量 (*AItime_03*), 适用人工智能前四年虚拟变量 (*AItime_04*), 适用人工智能前五年虚拟变量 (*AItime_05*) 以及上述变量与 *AIpolicy* 的交叉项, 检验上述五个交叉项的回归系数, 具体回归结果见表 8。根据平衡趋势检验结果, 五个平衡趋势交叉项都不具有显著性, 而 *AIpolicy* 与 *AItime* 交叉项仍然具有稳健性, 通过平行趋势检验。

表 8. 人工智能技术对劳动力影响 DID 平行趋势检验

Model	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8
因变量	企业员工总数 (<i>Job</i>)	员工人均利润 (<i>Aveprofit</i>)	技术人员占比 (<i>Jobtech</i>)	销售人员占比 (<i>Jobsale</i>)	管理行政人员占比 (<i>Jobmang</i>)	技术人员数量 (<i>Jobtech</i>)	销售人员数量 (<i>Jobsale</i>)	管理行政人员数量 (<i>Jobmang</i>)
<i>LAIpolicy</i> × <i>LAItime</i>	0.809** (0.128)	0.012** (0.005)	0.060** (0.006)	0.011 (0.022)	-0.041** (0.021)	0.471*** (0.045)	0.014*** (0.002)	-0.089*** (0.018)
<i>LAIpolicy</i> × <i>LAItime_01</i>	0.006 (0.044)	-0.011 (0.082)	0.002 (0.001)	-0.121 (0.415)	0.005 (0.040)	-0.061 (0.098)	0.005 (0.019)	0.038 (0.099)
<i>LAIpolicy</i> × <i>LAItime_02</i>	0.004 (0.007)	0.012 (0.066)	0.003 (0.004)	0.010 (0.074)	0.009 (0.048)	-0.003 (0.003)	0.013 (0.009)	0.192 (0.317)
<i>LAIpolicy</i> × <i>LAItime_03</i>	0.070 (0.401)	-0.093 (0.118)	0.006 (0.028)	-0.004 (0.012)	0.014 (0.030)	0.001 (0.031)	0.005 (0.009)	0.006 (0.004)
<i>LAIpolicy</i> × <i>LAItime_04</i>	0.035 (0.038)	0.007 (0.021)	0.001 (0.003)	0.003 (0.014)	0.009 (0.007)	1.31e-04 (0.001)	-0.022 (0.031)	-0.013 (0.028)
<i>LAIpolicy</i> × <i>LAItime_05</i>	0.003 (0.014)	1.37e-0 (0.001)	0.001 (0.002)	0.015 (0.009)	0.030 (0.038)	0.032 (0.029)	0.045 (0.059)	0.045 (0.119)
其他变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
Wald chi2	5390.44***	5187.20***	8763.16***	8941.52***	8190.91**	1941.76**	1830.91**	2190.18**
<i>R-sq</i>	0.288	0.241	0.249	0.252	0.244	0.331	0.349	0.390
企业数	1235	1235	1235	1235	1235	1235	1235	1235
观测值数	6115	6115	6115	6115	6115	6115	6115	6115

注: (1) 以倍差法模型为回归分析模型, 因变量在表内注明; (2) Z 统计量 “*”, “**”, “***” 分别表示在 10%,

5%和1%显著水平下显著；（3）由于表8所输出模型整体本身即为模型检验之一，因此上述模型不再重复进行异质性处理稳健性指标检验。

本文利用人工智能有效专利数据和变量进行面板数据回归，首先利用 Hausman 检验，确定面板数据固定效应模型进行回归分析，回归结果输出在表9中。相关结果与上一章节的回归结果类似，传统行业人工智能赋能之后技术人员比例提升更为迅猛，而管理行政人员比例下降效果更强，同时销售人员比例没有太大差异，模型具有稳健性。

表9. 人工智能技术对不同类型企业劳动力结构影响面板数据固定效应回归结果（专利数据）

Model	M1		M2		M3	M4	M5
因变量	技术人员占比 (Job_tech)		销售人员占比 (Job_sale)		管理行政人员占比 (Job_mang)		
	信息服务企业	传统行业人工智能赋能企业	信息服务企业	传统行业人工智能赋能企业	信息服务企业	传统行业人工智能赋能企业	
<i>AIpatent</i>	0.029*** (0.010)	0.077*** (0.014)	0.009 (0.028)	0.010 (0.025)	-0.009*** (0.002)	-0.027*** (0.006)	
<i>Z-value</i>	3.721***		0.342		3.460***		
其他变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	
Wald chi2	328.67***	469.39***	511.28***	328.66***	527.15***	320.29***	
R-sq	0.526	0.515	0.503	0.506	0.514	0.477	
企业数	196	79	196	79	196	79	
观测值数	810	398	810	398	810	398	

注：（1）以面板数据固定效应模型为回归分析模型，因变量在表内注明；（2）Z统计量“*”，“**”，“***”分别表示在10%，5%和1%显著水平下显著。

最后本文根据“大智慧”软件划定的人工智能企业数据库，以 *Altype* 作为解释变量，进行面板数据回归，分析不同类型企业人工智能技术应用的劳动力结构影响（表10）。回归结果说明传统企业人工智能赋能后技术人员占比提升更大，而管理行政人员占比降低也更多，模型结果依然具有模型稳健性。

表10. 人工智能技术对不同类型企业劳动力结构影响面板数据固定效应回归结果（“大智慧”软件数据）

Model	M1	M2	M3
因变量	技术人员占比 (Job_tech)	销售人员占比 (Job_sale)	管理行政人员占比 (Job_mang)
<i>L.Altype</i>	0.046*** (0.015)	-0.033 (0.052)	-0.018*** (0.005)
其他变量	控制	控制	控制
Wald chi2	7644.70***	8903.46***	9001.30***
R-sq	0.219	0.230	0.271
企业数	122	122	122
观测值数	605	605	605

注：（1）以面板数据固定效应模型为回归分析模型，因变量在表内注明；（2）Z统计量“*”，“**”，“***”分别表示在10%，5%和1%显著水平下显著。

（二）有关回归结果异质性的讨论

在 SYS-GMM 和 DID 模型回归中，会分别面临两类异质性问题：对于 SYS-GMM 模型而言主要面临动态面板数据参数异质性问题，导致误差项序列相关，同时工具变量的过度识别也可能导致异质性问题，在两阶段 SYS-GMM 检验中往往利用 AR2 检验验证模型误差序列相关问题，而利用 Sargan 检验验证工具变量过度选择问题。在本文表4-表6的 SYS-GMM 回归模型结果中，本文在每个模型内都输出了上述两个检验的数值和对应的 P 值，其中所有 P 值都有大于 0.1 的结果，表明模型不存在误差序列自相关和工具变量过度选择问题，能够保证参数异质性问题的解决(Hoeffler, 2002)。而根据 De Chaisemartin, C., & D'Haultfoeuille (2020) 的论述，在以 DID 模型为代表的双向固定效应模型中，可能产生总体处理效应权重之和为 1，但是个体处理效应权重为负数的情况，在一些情况之下，上述负数权重的比例

极大，体现了在双向固定效应模型中模型异质性影响了回归结果的稳健性，因此，上述研究提出了异质性处理稳健性指标检验，利用 STATA 软件的 `twowayfweights` 命令，所得到的异质性处理稳健性指标越接近于 1 则，模型异质性检验稳健，越接近 0 则不稳健，本文在表 7 中对所有 DID 模型进行了上述检验，结果均大于 0.1，模型结果稳健，异质性问题在本文模型内未影响模型稳健性。

六、结论

（一）研究结论

通过对人工智能上市企业相关数据进行的回归分析，本文从微观角度发现了人工智能技术强度对企业内部劳动力岗位总数，劳动力效率和劳动力结构的影响，更进一步分析了不同人工智能应用模式（不同人工智能企业）对劳动力结构的差异化影响，结合相关人工智能经济学理论得出以下研究结论：

第一，从微观企业角度，人工智能技术强度的提升能够从总体上提升企业劳动力需求和劳动力生产效率（员工平均利润率）。与以往新技术一样，人工智能技术也能够显著地提升企业员工的劳动生产率，在人工智能技术和商业应用的快速发展期，必然能够大幅度地提升企业员工人均劳动生产率和人均利润水平和市场竞争力，从而刺激企业扩大规模，占领更广阔的市场份额，这需要雇佣更多的员工进行业务拓展。同时人工智能技术强度提升也会催生一系列技术相关的劳动力就业岗位，从微观层面能够提升企业的劳动力需求而非降低劳动力需求。这也从微观角度部分地回答了学术界对人工智能就业影响争论，为相关研究提供了微观基础。虽然微观现实并不可能等比的放大为宏观结论，但是技术影响必然从微观企业到行业再到宏观环境，因此对微观企业的分析也必然能够为宏观条件下人工智能技术与劳动力结构相关研究提供启示。

第二，从微观企业劳动力结构角度，人工智能技术强度的提升在创造部分类型岗位的同时，也使得其他类型的岗位逐渐消亡。具体而言，对于技术性、创新性较强的技术和研发岗位，由于人工智能新技术的特点，需要雇佣大量技术人员，催生大量的技术性劳动力需求。而与之对应的，同样需要较高培训成本，但是相对而言创新性工作不足，而重复性、程序化的可替代工作内容较多的管理行政类岗位受到人工智能冲击最为严重。最后，由于销售性岗位需要大量的人际沟通，需要多样化和人性化的沟通能力以完成销售工作，因此对于销售岗位而言，人工智能技术强度对销售岗位占比影响并不明显，在岗位总数量上还略有提升。由此可见，正如所有其他重要技术的应用一样，总体上人工智能对微观企业有劳动力雇佣促进作用，而从劳动力结构角度而言，人工智能技术的应用改变了企业内部劳动力结构。

第三，对于不同类型人工智能企业而言，人工智能强度对劳动力结构的影响具有显著差异。对于人工智能服务商而言，人工智能技术应用前其本身往往就是高科技类的信息技术性企业，已经经历了对于技术人员的需求和对于行政性人员的强烈替代。但是对于传统企业应用人工智能技术以赋能传统业务的情况而言，新技术的劳动力冲击更为强烈，传统企业原有技术条件下信息技术等人工智能基础技术渗透较弱，技术岗位需求较低，行政等重复性岗位需求较高。企业技术转型过程中，传统企业劳动力结构受到的技术冲击更为强烈、迅捷，对于技术应用的劳动力调整效果也就更为强烈。

（二）政策建议

由上述研究结论，本文得出了相应政策建议：

第一、应当鼓励人工智能技术应用和提升，以从微观企业层面创造更多地就业岗位和提

升劳动生产效率。与很多较为悲观的预测不同的是,本文研究发现,从微观层面人工智能技术的适用没有对就业岗位造成实质性的威胁,反而在企业内部增加了更多地技术类岗位,最终实现了总体岗位的提升和劳动生产效率的提高。因此,从微观角度,总体上人工智能应用对劳动力岗位的威胁得以证伪,政策制定者不应当出于稳就业的考虑而限制人工智能技术的适用或者扶植和强制保留一定的非人工智能企业和劳动岗位。从就业和劳动力效率角度应当大力扶持人工智能技术的商业化应用。

基于就业保障视角,中央和地方主管机关应当制定各级人工智能企业资金支持、技术保障、基础设施建设等政策,切实保障人工智能企业发展。特别是出台针对人工智能企业的人力资本保障政策,如落户优惠、人才补贴、人工智能专项人才市场等。

第二、从就业转换角度,应当注意对非技术性岗位的培训。根据本文研究结论,企业内部在人工智能技术适用之后,技术性岗位占比不断提升,管理行政性岗位有所下降,需要对行政性岗位和劳动力密集性岗位进行培训,使相关人员更能适应人工智能劳动力结构影响的新形势、新变化。

基于劳动力培训视角,除了以企业为中心对高技术人员组织在线或者线下人工智能培训,还要以社会培训为中心,商业培训为补充组织专项销售和管理行政岗位人工智能相关劳动力专项培训。以专门款项、专门机构、专门人员对低技术岗位进行人工智能相关劳动力增值。

第三、从就业促进和生产制造业转型角度,在政策上应当更加倾向于扶持传统行业的人工智能转型。根据本文的研究结果,人工智能技术对传统行业赋能更能够显著地影响企业劳动力结构的变化,在上述赋能产业企业之中,技术性岗位占比提升更为强烈,可替代性的岗位会被加快淘汰。对上述行业的人工智能引入更能够保证劳动力结构的顺利转型。相关的政策扶持对劳动力转型和产业结构的调整促进作用更强。

基于产业规划视角,要明确传统企业人工智能化转型这一具体的政策支持方向,在产业规划特别是供给侧改革相关政策中明确传统产业的人工智能技术应用,实现传统行业劳动力本行业内部转型,极大地扩大传统行业的劳动力容量。

(三) 未来研究展望

本文还存在一定局限性:首先,由于人工智能技术的应用与否和应用程度无法完全用二手数据进行刻画,不论是根据有效专利数量还是年报所披露的经营范围,都只是侧面的二手数据研究方法,反应人工智能应用的一个或者几个角度。都不可能真正全面的了解企业的人工智能技术实际应用情况。其次,本文实证研究对象是 A 股上市企业,未能体现科技行业中最具活力的中小科技企业情况。第三,本文分别从专利和主营业务入手,利用专利数据库和“大智慧”软件确定的主营业务为人工智能相关业务的企业数据库两种数据模式,初步的涵盖了人工智能研发和人工智能应用企业,但是值得注意的是这种涵盖还比较粗糙,实际上借助二手数据很难完全将企业的研发属性和技术应用属性区分开来。另外,由于上市公司信息披露中人员编制划分各个公司有所不同,可能存在人员实际工作岗位与披露内容差距,需要进一步的精细化、实地调研获取数据。最后,本文的实证研究限于篇幅和模型整体性问题,其中没有对不同技术进行细分研究,而在“技术/创新能力”这一环节上,人工智能应用可能与相当部分劳动力存在较强互补关系,这一创新/劳动力螺旋所产生的新就业和岗位也需要长期,动态化的观测和迭代研究。

因此,本文未来研究中还将对人工智能企业 and 非人工智能企业进行实地调研,利用复合型的一手调研数据,发现企业人工智能技术应用和劳动力结构的真实情况;同时对中小型人工智能和其他科技企业进行数据采集和调研问卷,发现这一最具活力的经济实体在应用人工智能过程中生产效率和劳动力结构的变化;最后还会对不同人工智能技术分支应用在时间上的动态生产效率和劳动力结构影响进行跟踪性,迭代研究。

参考文献:

- 曹静 周亚林, 2018: 《人工智能对经济的影响研究进展》, 《经济学动态》第 1 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。
- 唐跃军 左晶晶 李汇东, 2014: 《制度环境变迁对公司慈善行为的影响机制研究》, 《经济研究》第 2 期。
- 夏海清, 2012: 《经济增长, 产业发展与就业结构在中国的实证检验》, 《经济问题》第 1 期。
- 王小鲁 樊纲 余静文, 2017: 《中国分省份市场化指数报告(2016)》, 社会科学文献出版社。
- 杨仁发, 2013: 《产业集聚与地区工资差距》, 《管理世界》第 8 期。
- 余玲铮 魏下海 吴春秀, 2019: 《机器人对劳动收入份额的影响研究——来自企业调查的微观证据》, 《中国人口科学》第 4 期
- 张伯伟 沈得芳, 2015: 《政府补贴与企业员工就业——基于配对倍差法的实证分析》, 《经济学动态》第 10 期。
- Abubakar, A. M. et al(2019), “Applying artificial intelligence technique to predict knowledge hiding behavior”, *International Journal of Information Management* 49(1): 45-57.
- Acemoglu, D., & Restrepo, P(2017), “Secular stagnation? The effect of aging on economic growth in the age of automation”, *American Economic Review* 107(5): 174-79.
- Acemoglu, D., & Restrepo, P(2018), “Artificial intelligence, automation and work (No. w24196)”, National Bureau of Economic Research.
- Aghion, P. et al(2017), “Artificial intelligence and economic growth (No. w23928)”, National Bureau of Economic Research.
- Agrawal, A. et al(2019), “Artificial intelligence: the ambiguous labor market impact of automating prediction”, *Journal of Economic Perspectives* 33(2): 31-50.
- Artz, K. W. et al(2010), “A longitudinal study of the impact of R&D, patents, and product innovation on firm performance”, *Journal of product innovation management* 27(5): 725-740.
- Autor, D. H. (2003), “Outsourcing at will: The contribution of unjust dismissal doctrine to the growth of employment outsourcing”, *Journal of labor economics* 21(1): 1-42.
- Bolton, C. et al(2018), “The power of human-machine collaboration: Artificial intelligence, business automation, and the smart economy” *Economics, Management, and Financial Markets* 13(4): 51-56.
- Boyd, R., & Holton, R. J (2018), “Technology, innovation, employment and power: Does robotics and artificial intelligence really mean social transformation?”, *Journal of Sociology* 54(3): 331-345.
- Brougham, D., & Haar, J(2018), “Smart technology, artificial intelligence, robotics, and algorithms (STARA): employees’ perceptions of our future workplace”, *Journal of Management & Organization* 24(2): 239-257.
- Buzko, I. et al(2016), “Artificial Intelligence technologies in human resource development”, *Computer modelling and new technologies* 20(2): 26-29.
- Celo, S., & A. Chacar(2015), “International Coherence and MNE Performance”, *Journal of International Business Studies* 46(5): 620-628.
- Cortes, G. M. et al(2017), “Disappearing routine jobs: Who, how, and why?”, *Journal of Monetary Economics* 91(9): 69-87.
- Davenport, T. H., & Ronanki, R.(2018), “Artificial intelligence for the real world”, *Harvard business review* 96(1): 108-116.
- Dauth, W. et al(2017), “German robots-the impact of industrial robots on workers”, CEPR Discussion Paper No. DP12306.
- De Chaisemartin, C., & D'Haultfoeuille, X.(2020), “Two-way fixed effects estimators with heterogeneous treatment effects”, *American Economic Review* 110(9): 2964-96.
- Deng, Z., & Wang, Z(2016), “Early-mover advantages at cross-border business-to-business e-commerce portals”, *Journal of Business Research* 69(12): 6002-6011.
- Feng, A., & Graetz, G(2015), “Rise of the machines: The effects of labor-saving innovations on jobs and wages (No. 8836)”, IZA Discussion Papers.

- Fernald, J. G., & Jones, C. I.(2014), "The future of US economic growth", *American economic review* 104(5): 44-49.
- Frey, C. B., & Osborne, M. A(2017), "The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?", *Technological forecasting and social change* 114(2): 254-280.
- Goos, M., Manning, A., & Salomons, A(2009), "Job polarization in Europe", *American economic review* 99(2): 58-63.
- Graetz, G., & Michaels, G(2015), "Estimating the impact of robots on productivity and employment", Center for Economic Performance.
- Graetz, G., & Michaels, G(2018), "Robots at work", *Review of Economics and Statistics* 100(5): 753-768.
- Hoeffler, A(2002), "The augmented Solow model and the African growth debate", *Oxford Bulletin of Economics and Statistics* 64(2): 135-158.
- Huang, M. H., & Rust, R. T(2018), "Artificial intelligence in service", *Journal of Service Research* 21(2): 155-172.
- Kang, Y., and F. Jiang(2012), "FDI Location Choice of Chinese Multinationals in East and Southeast Asia Traditional Economic Factors and Institutional Perspective", *Journal of World Business* 47(1): 45-53.
- Kravet, T. D.(2014), "Accounting Conservatism and Managerial Risk-Taking: Corporate Acquisitions", *Journal of Accounting and Economics* 57(2): 218-240.
- Li, J. J. et al(2008), "Do Managerial Ties in China Always Produce Value? Competition, Uncertainty, and Domestic vs. Foreign Firms", *Strategic Management Journal* 29(4): 383-400.
- Liang, H. et al(2015), "An Anatomy of State Control in the Globalization of State-Owned Enterprises", *Journal of International Business Studies* 46(2): 223-240.
- Martínez-López, F. J., & Casillas, J(2013), "Artificial intelligence-based systems applied in industrial marketing: An historical overview, current and future insights", *Industrial Marketing Management* 42(4): 489-495.
- Michaels, G., Natraj, A., & Van Reenen, J(2014), "Has ICT polarized skill demand? Evidence from eleven countries over twenty-five years", *Review of Economics and Statistics* 96(1): 60-77.
- Niewiadomski, R., & Anderson, D(2020), "The rise of artificial intelligence: its impact on labor market and beyond", In *Natural Language Processing: Concepts, Methodologies, Tools, and Applications* (pp. 1298-1313). IGI Global.
- Parkes, D. C., & Wellman, M. P(2015), "Economic reasoning and artificial intelligence", *Science* 349(6245): 267-272.
- Ransbotham, S. et al(2017), "Reshaping business with artificial intelligence: Closing the gap between ambition and action", *MIT Sloan Management Review* 59(1): 354-370.
- Syam, N., & Sharma, A(2018), "Waiting for a sales renaissance in the fourth industrial revolution: Machine learning and artificial intelligence in sales research and practice", *Industrial Marketing Management* 69(1): 135-146.
- Vochozka, M. et al(2018), "Participating in a highly automated society: How artificial intelligence disrupts the job market", *Economics, Management, and Financial Markets* 13(4): 57-62.
- Wilson, H. J. et al(2017), "The jobs that artificial intelligence will create", *MIT Sloan Management Review* 58(4): 14.