

分类号 _____
UDC _____

密级 _____
编号 10741

兰州财经大学

LANZHOU UNIVERSITY OF FINANCE AND ECONOMICS

硕士学位论文

(专业学位)

论文题目 人工智能对我国就业技能结构
影响的区域差异研究

研究生姓名: 颜小凤

指导教师姓名、职称: 韩君 教授

学科、专业名称: 统计学 应用统计硕士

研究方向: 经济统计应用

提交日期: 2022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： 颜小凤 签字日期： 2022.5.30

导师签名： 韩磊 签字日期： 2022.5.30

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： 颜小凤 签字日期： 2022.5.30

导师签名： 韩磊 签字日期： 2022.5.30

Study on Regional Differences of the Impact of Artificial Intelligence on China's Employment Skill Structure

Candidate : YAN Xiaofeng

Supervisor: HAN Jun

摘 要

人工智能作为第四次科技革命的核心驱动力,在应用和发展过程中必然带来经济的发展和价值的创造,同时也会引起劳动力市场的深刻变革,不同于传统的技术进步,人工智能对就业技能结构的影响将更彻底,更广泛,其对就业技能结构的影响需要从理论到实证的深入研究。

基于此,本文从人工智能影响就业技能结构的影响路径出发,梳理相关文献,构建人工智能影响就业技能结构的理论框架,接着运用时序加权平均算子计算我国各省份科技发展指数并进行地区划分,再引入实证数据定量分析人工智能对就业技能结构影响的地区差异性,重点突出人工智能对我国就业技能机构影响效应的结构差异和地区差异,最后从实现我国充分就业和数字经济高质量发展的角度提出合理有效的建议。

文章首先梳理人工智能影响就业技能结构的理论机制,发现人工智能对就业既有替代效应,又有创造效应,总效应取决于二者的动态变化;对就业技能结构的影响呈现阶段式特征,主要从两个阶段展开,在人工智能发展的初级阶段,就业技能结构以升级为特征,在人工智能发展的成熟阶段,就业技能结构以两极分化为特征;此外,人工智能发展水平不同,对就业技能结构的影响不同,人工智能发展高水平地区,就业创造效应大于替代效应,实现就业技能结构的转型比较容易,人工智能发展低水平地区,就业替代效应大于创造效应,实现就业技能结构的转型比较困难。

接着通过引入我国 30 个省份 2005-2019 年的数据进行实证检验,采用时序加权平均算子对 30 个省份科技发展水平进行动态评价,根据科技发展水平评价结果将 30 个省份分为高等、中等、低等三个地区,以引入虚拟变量构建面板模型分析人工智能对我国不同地区就业技能结构的影响差异。研究结果表明:全国范围内,人工智能对就业技能结构的影响特征还不太明显,有助于促进高等技能劳动力就业,但不利于低等技能劳动力就业;从不同区域来看,对科技发展高水平地区表现为就业技能结构升级特征,但影响不明显,对科技发展中、低水平地区的低等技能劳动力就业具有积极的促进作用,但不利于科技发展中水平地区高等技能劳动力和科技发展低水平地区中等技能劳动力就业。

最后,从推进人工智能发展与保障充分就业的角度,依据相关政策,对如何

协调人工智能发展与充分就业、优化就业技能结构、加强技能劳动力供需准确匹配提出针对性建议。

关键词：人工智能 就业技能结构 理论机制 科技发展水平 区域差异

Abstract

As the core driving force of the fourth scientific and technological revolution, artificial intelligence will inevitably bring economic development and value creation in the process of application and development. It will also cause profound changes in the labor market. Unlike traditional technological progress, the impact of artificial intelligence on employment skill structure will be more thorough and extensive. Its impact on employment skill structure needs in-depth research from theory to demonstration.

Based on this, this paper starts from the impact path of AI on employment skill structure, combs the relevant literature, constructs the theoretical framework of AI on employment skill structure, then uses the time-series weighted average operator to calculate the science and technology development index of various provinces in China and divide them into regions, and then introduces empirical data to quantitatively analyze the regional differences of the impact of AI on employment skill structure, Focus on the structural and regional differences of the impact of artificial intelligence on China's employment skill institutions, and finally put forward reasonable and effective suggestions from the perspective of realizing China's full employment and high-quality development of digital economy.

Firstly, this paper combs the theoretical mechanism of AI affecting

employment skill structure, and finds that AI has both substitution effect and creation effect on employment, and the total effect depends on the dynamic changes of them; The impact on the structure of employment skills is characterized by stages, mainly from two stages. In the primary stage of the development of AI, the structure of employment skills is characterized by upgrading, and in the mature stage of the development of AI, the structure of employment skills is characterized by polarization; In addition, different levels of AI development have different effects on the employment skill structure. In areas with high-level AI development, the employment creation effect is greater than the substitution effect, so it is easier to realize the transformation of employment skill structure. In areas with low-level AI development, the employment substitution effect should be greater than the creation effect, so it is more difficult to realize the transformation of employment skill structure.

Then, by introducing the data of 30 provinces in China from 2005 to 2019 for empirical test, the time series weighted average operator is used to dynamically evaluate the scientific and technological development level of 30 provinces. According to the evaluation results of scientific and technological development level, 30 provinces are divided into three regions: high, medium and low. The panel model is constructed by introducing dummy variables to analyze the impact of artificial intelligence on the employment skill structure in different regions of

China. The results show that the influence of artificial intelligence on employment skill structure is not obvious nationwide, which helps to promote the employment of high skilled labor, but is not conducive to the employment of low skilled labor; From different regions, the high-level areas of scientific and technological development are characterized by the upgrading of employment skill structure, but the impact is not obvious. It has a positive role in promoting the employment of low skilled labor in medium and low-level areas of scientific and technological development, but it is not conducive to the employment of high skilled labor in medium and low-level areas of scientific and Technological Development and medium skilled labor in low-level areas of scientific and technological development.

Finally, from the perspective of promoting the development of artificial intelligence and ensuring full employment, according to relevant policies, this paper puts forward targeted suggestions on how to coordinate the development of artificial intelligence and full employment, optimize the employment skill structure, and strengthen the accurate matching between the supply and demand of skilled labor force.

Keywords : Artificial Intelligence; Employment Skill Structure; Theoretical Framework; Scientific and Technological Development Level; Regional Differences

目 录

1 引言	1
1.1 研究背景及意义	1
1.1.1 研究背景	1
1.1.2 研究意义	2
1.2 文献综述	3
1.2.1 技术进步影响就业技能结构的研究现状	3
1.2.2 人工智能影响就业技能结构的研究现状	5
1.2.3 地区差异研究现状	7
1.2.4 文献述评	7
1.3 研究思路及研究内容	8
1.3.1 研究思路	8
1.3.2 主要研究内容	9
1.4 研究方法与创新之处	10
1.4.1 研究方法	10
1.4.2 创新之处	11
2 人工智能影响就业技能结构的机理分析	12
2.1 相关概念界定	12
2.1.1 人工智能概念界定	12
2.1.2 就业技能结构概念界定	13
2.2 人工智能影响效应分析	13
2.2.1 人工智能替代效应分析	13
2.2.2 人工智能创造效应分析	15
2.3 人工智能对就业技能结构的影响效应分析	16
2.3.1 历次科技革命形成的就业技能结构演变	17
2.3.2 不同人工智能发展阶段的就业技能结构特征	17
2.3.3 不同人工智能发展水平对就业技能结构的影响	18

2.4 本章小结.....	20
3 基于科技发展水平的地区划分及差异比较.....	21
3.1 指标体系的构建及数据来源.....	21
3.2 基于 TOWA 的科技发展水平动态评价.....	22
3.2.1 时序加权平均算子概念.....	22
3.2.2 测度方法的基本原理及实施步骤.....	23
3.2.3 科技发展水平评价值计算.....	23
3.3 基于测算结果的地区划分.....	26
3.4 各地区人工智能发展现状比较.....	27
3.5 本章小结.....	30
4 人工智能影响就业技能结构的实证分析.....	32
4.1 变量选取与数据来源.....	32
4.2 面板模型的设定.....	34
4.3 模型估计结果分析.....	35
4.3.1 描述性分析.....	35
4.3.2 平稳性检验.....	36
4.3.3 全国就业技能结构分析.....	37
4.3.4 区域就业技能结构分析.....	38
4.4 本章小结.....	41
5 研究结论与对策建议.....	42
5.1 研究结论.....	42
5.2 对策建议.....	43
5.3 研究不足及展望.....	44
参考文献.....	46
致 谢.....	51

1 引言

人工智能作为第四次科技革命的主要驱动力量，它的应用在提高劳动生产率、促进技术创新和价值创造的同时，也会引起劳动力市场的彻底变革，主动掌握人工智能的发展方向，对战略层面的系统研发至关重要。本章通过对相关文献进行梳理，主要介绍了文章的研究背景、研究意义、文献综述以及全文的主要研究内容、研究思路和研究方法，奠定了研究的基础。

1.1 研究背景及意义

1.1.1 研究背景

人工智能(Artificial Intelligence, AI)作为一种新形势的技术进步，带来的不仅是一个或几个行业的变化，也会给整个社会的消费和生产方式带来深刻的变革。近年来，人工智能的发展和應用极大地促进生产力水平和经济增长，对就业技能结构的影响也更加广泛，不同于传统技术进步影响就业技能结构的一般规律，人工智能在替代人的体力劳动的同时，还会对部分脑力劳动也造成替代效应；此外，人工智能的应用和发展也将使低劳动力成本和自然资源逐渐失去其原有的竞争优势，就业技能结构极化现象将更加明显，对拼低劳动力成本和拼资源的发展中国家形成挑战。

改革开放以来，中国凭借土地价格和人口红利等优势，长期保持着较高的经济增速^[35]。现如今中国的经济发展已经从原来的高速增长阶段转变为高质量发展阶段，随着中国土地、劳动力和其他生产要素价格的上涨，以及逐渐出现的一些资源和环境问题，这些优势将逐渐减弱。习近平总书记在第九次集体学习时提出“人工智能是新一轮科技革命和产业变革的重要驱动力量，加快发展新一代人工智能是事关我国能否抓住新一轮科技革命和产业变革机遇的战略问题”的重大结论。人工智能技术进步，极大地推动知识经济、智能经济的形成，为我国带来了前所未有的发展机遇；但同时也为我们带来严峻的挑战：如劳动者素质与岗位技能要求不匹配、人工智能发展长期挤出就业风险高、人工智能技术与发达国家差距较大、就业空间极化、贫富差距拉大等衍生效应。2015年以来，国家相继出

台一系列相关政策支持人工智能技术的发展,将我国人工智能的发展推向了一个全新的发展阶段,但人工智能技术的深入应用也逐渐增加了对部分工作岗位的替代,与以往取代低技能劳动力的技术革命不同,人工智能将对具有一定专业技能的程序性劳动力造成冲击,就业总量的压力问题将不再是我国劳动力市场所要面临的主要矛盾,智能化发展所带来的结构性失业问题将更加严峻;虽然人工智能的发展会通过新兴产业的发展创造出大量全新的就业岗位,但我国目前正处于人工智能的初级发展阶段,人工智能发挥就业的创造效应还需要一定的时间,加之我国劳动力素质整体偏低的问题和岗位技能要求与劳动者素质不匹配的问题依旧比较普遍,可能会加大短期内的结构性失业风险。

中国的区域发展差异很大,人工智能发展水平不同,对就业技能结构的影响可能存在差异,各地区面临的“机器换人”的情景也会表现出不同的特点。这一背景下,应根据各地区人工智能的发展特点,有针对性的关注各地区劳动力市场的变化,根据区域发展情况应对人工智能快速发展对就业技能结构带来的影响,从而加强技能型劳动力的供需准确匹配,促进就业技能结构平稳转型。

1.1.2 研究意义

理论意义:目前国内外主要从产业结构、就业总量以及技能结构等视角研究人工智能对劳动力市场的影响,缺乏对区域差异的系统研究。近百年来,学者们关于技术进步对就业影响的研究一直在持续,并且取得了一定的研究成果,但就中国发展形势而言,仅研究技术进步对全国就业整体性的影响不具有完备性,也缺乏对所处情境针对性的分析;第四次科技革命以智能化为核心,反映出不同于以往技术进步的新特点,对就业技能结构也表现出新的影响特征。因此,本文以人工智能为核心,在新发展形势和区域差异的角度,比较分析人工智能对我国不同科技发展地区就业技能结构的影响情况,主要体现人工智能对就业技能结构影响的地区差异和结构差异,从而根据研究结果提出针对性建议,可以为我国相关就业政策的完善和制定提供理论支持,具有较好的理论指导意义。

现实意义:就业是民生之本,技术是增长之源,技术进步是社会发展的必然趋势,有效地利用技术进步带来的创造效应可以促进劳动力就业,习近平总书记在2018年金砖国家工商论坛上指出,“我们要妥善化解信息化、自动化、智能化

对传统产业的冲击，在培育新产业过程中创造新的就业机会”。人工智能技术能有效促进新技术、新商业模式以及实体经济的充分融合，是推动现阶段中国经济高质量发展的重要驱动力量，抓住人工智能的发展机遇，也就是抓住新一轮科技革命的机遇。但人工智能是一把“双刃剑”，要科学辩证地分析人工智能对就业技能结构的影响，扬长避短，准确落实政策，对实现中国充分就业和促进新发展阶段中国经济高质量发展具有重要的现实意义。本文深入剖析了人工智能对不同科技发展地区就业技能结构影响的结构差异和区域差异，以此得到协调人工智能发展和就业技能结构平稳转型的合理措施，这对我国技能供需错配与结构性失业问题的解决具有重要的现实意义。

1.2 文献综述

关于技术进步如何影响就业的问题，随着技术的不断发展进步，一直是学术界所关注的焦点，技术的进步在提高生产效率的同时，也将伴随着原有生产模式的不断更新，在此过程中虽然会产生大量新的就业岗位，但技术进步会取代部分就业岗位也是无可改变的事实，人工智能属于技术进步的范畴，作为新一轮产业革命和科技革命的重要驱动力，它不仅符合技术进步影响就业的一般规律，而且有其特殊的表现形式，因此研究人工智能与就业技能结构之间的关系，应从传统技术进步对劳动力就业的影响展开。

1.2.1 技术进步影响就业技能结构的研究现状

(1) 国外研究现状

梳理已有文献发现，技术进步对就业的影响主要从创造效应、替代效应和总效应三个角度进行探讨。在工业化初期，机器的产生对手工业劳动者造成负向影响，第二次工业革命期间工业机器人的就业挤出效应更加明显，造成工人的大规模失业，因此很多经济学家提出技术进步对劳动力就业存在替代效应，马克思资本有机构成理论也提出“资本有机构成的提高将导致机器排挤工人”的观点；Aghion (1994)^[1]通过构建失业—增长模型，得出技术进步的规模决定失业水平大小的结论；Ford(2015)^[8]认为，由技术进步产生的新就业岗位数量不能完全弥补被替代的劳动力数量。不同于“机器排挤工人”理论，古典学派提出技术进步对

就业的“补偿理论”，认为技术进步的就业替代效应可以通过市场机制的自动补偿得到抵消；Martin(1997)^[11]证实了这一观点，证明了技术进步的就业创造效应；Pini(1989)^[13]认为，技术进步可以通过降低商品生产成本、价格的方式扩大社会总需求，进而增加就业和产出。最早提出技术进步对就业具有“双面效应”的是李嘉图^[36]，他一方面肯定了技术进步对就业的积极影响，另一方面他也认识到使用机器可能会导致总产出的减少，并对劳动阶级产生负面影响。

关于技术进步对就业技能结构的影响研究，多数学者认为技术进步主要造成的是对技能偏好型劳动力的创造效应和技能退化型劳动力的替代效应，研究主要集中在就业技能结构的变动上，Clower(1965)^[4]首先提出了“技术性失业”的概念；Katz(1992)^[10]认为，技术进步会提高高技能从业者的就业需求，但也会造成低技能从业者的失业率上升；Mayer(2001)^[12]证明全球化将会引起大多数发展中国家高技能劳动力需求下降。总之，学者们关于技术进步对就业结构影响的研究主要集中在就业技能结构的不断变动上。

(2) 国内研究现状

国内学者关于技术进步影响就业的研究也通过替代效应、创造效应以及双面效应展开。关于替代效应，宋小川(2004)^[45]、姚战琪和夏杰长(2005)^[55]提出，技术进步对就业是存在负向影响的，会导致就业机会的减少；张华初(2008)^[60]通过测度技术、投资以及进口分别对就业的影响，发现技术进步对就业具有很强的破坏效应，且影响最大。关于创造效应，王诚(2002)^[47]在总结熊彼特创新理论的基础上，得出创新只能增加就业的结论；朱翠华和李建民(2012)^[61]通过实证分析得到技术进步的就业创造效应大于替代效应，其总效应是正向的结论。关于技术进步的“双面效应”，大多数国内学者认为技术进步既可以减少就业，又可以增加就业，其总效应尚不确定，崔友平(2001)^[18]提出，技术进步在造成对就业的替代效应的同时，会通过促进消费需求的增长来拓宽就业渠道，从而促进就业增长；余源源(2008)^[56]认为，技术进步对就业具有扩大效应和收缩效应，短期内收缩效应替代就业，长期内扩大效应促进就业。

国内学者关于技术进步对就业技能结构影响的研究也主要集中在就业技能结构的变动上，且以计量分析和描述性分析居多，以实证分析为主，理论机制的研究较少，赵利和姜均武(2011)^[62]在宏观上分析了就业技能结构和技术进步之间

的关系，认为技术进步可以有效提升我国劳动力的整体从业技能；成艾华等(2012)^[19]、杨飞(2013)^[57]证明了技能偏向性结论的正确性，认为就业极化现象确实存在；陆雪琴和文雁兵(2013)^[37]认为，技术进步是就业技能结构的内生因素，并推动就业技能结构不断转变。

1.2.2 人工智能影响就业技能结构的研究现状

人工智能不同于传统技术进步对就业技能结构的影响，不仅会替代人的体力劳动，还会替代人的脑力劳动，尤其是会对一些程序化的常规性劳动造成负向影响，目前学术界关于人工智能对劳动力市场影响的讨论多集中于对就业技能结构的影响上。

(1) 国外研究现状

国外许多学者将自动化与人工智能相联系，强调机器自动化与人类思维和意识的结合，如 Aghion(2018)^[2]等将人工智能定义为“机器模仿人类智能行为的能力”或“代理人人类在广泛的环境中实现目标的能力”；人工智能属于技术进步的范畴，其对就业的影响也包括替代效应、创造效应及不确定的“双面效应”。与以往技术进步的影响不同，人工智能技术的深入运用将会替代绝大部分常规性就业岗位，世界银行报告(2016)指出，人工智能的发展使得劳动力市场中出现高技能和低技能就业比重增加，中等技能就业比重下降的 U 形曲线，将逐渐导致就业两极分化，大部分程序性岗位的失业风险将增高；Smith(2014)^[15]认为人工智能技术的发展和运用不仅会替代很多常规性工作，还会威胁到一些非常规性工作；Sachs(2015)^[16]提出，生产效率的提高会降低劳动力市场对就业的需求；Richard(2016)^[14]预测，在人工智能时代，技术性失业问题将进一步加剧，会通过细化分解等方式将一些原本复杂的工作转变为常规性工作，进而被智能机器所取代；Frey(2017)^[5]研究了美国 702 种职业，发现 47% 的工作岗位存在被智能机器所取代的风险，几乎达到调查对象的一半。与此相对的，一些学者认为新技术对就业的影响是正向的，会使得就业机会不断增加，Vivarelli(1995)^[17]提出，人工智能会创造新的产品、开拓新的市场，从而吸纳一部分劳动力；Gorle(2011)^[9]通过分析人工智能对制造业就业的影响，发现人工智能会增加制造业细分行业的就业；David(2017)^[6]认为，新兴技术将通过新的就业机制创造前所未有的就业机会。

同样也有学者认为人工智能对就业具有不确定性的“双面效应”，Dauth(2017)^[7]通过分析德国 IFR 的实证数据，发现虽然人工智能会使得制造业行业的劳动力需求降低，但会增加服务行业的就业需求，验证了人工智能的应用对就业影响的不确定性。

(2) 国内研究现状

人工智能技术的应用会使得很多岗位逐渐实现自动化，不同于传统的技术进步，人工智能对于技能过于专业化、程序化的就业人员，就业替代风险更高，蔡跃洲和陈楠(2019)^[20]认为，随着人工智能技术的逐渐深入，将导致劳动力市场出现中等技能劳动力下降，高等、低等技能劳动力上升的就业技能结构极化现象；针对人工智能的特殊性，隆云滔等(2020)^[38]认为，那些被人工智能替代的中等技能岗位的技术性失业者将会被迫重新就业，受个人发展潜力和学习能力等因素的影响，一些人将转向旅游、零售或运输等低端服务业，另一些人将通过就业技能培训等方式提高自身技能，并向高技能劳动（通常是脑力劳动）转型，就业技能结构将逐渐呈现出极化的特点。

国内学者对于人工智能的就业效应研究还是围绕破坏效应，创造效应及“双面效应”展开，也没能得到一致的结论，和以往科技革命相比，此次技术革命覆盖范围更广、发展速度更快。部分学者持悲观态度，认为人工智能会替代人类劳动，造成就业替代，杜娟(2017)^[25]认为机器不仅正在替代大量低技能岗位，甚至开始影响中、高技能岗位和劳动收入；朱巧玲和李敏(2017)^[63]认为，人工智能时代工作岗位对从业者就业技能的要求将更加严格，劳动者的创新能力和创新意识对个人的发展起到举足轻重的作用；冯欢(2019)^[29]验证了人工智能发展的阶段性特点，认为人工智能首先促进就业技能结构升级，最后导致就业技能结构极化。有些学者持积极态度，认为人工智能会通过创造新的就业岗位来抵消智能化发展带来的就业替代效应，而且从长期效果看，创造效应大于替代效应，如王志凯(2018)^[48]通过向量自回归模型分析了人工智能对三次产业就业的短期和长期影响，结果表明，人工智能对就业初期有短期负面影响，在中长期趋于稳定，并且从长远来看，人工智能带来的新兴产业将创造大量就业机会；段海英和郭元元(2018)^[26]、吴清军等(2019)^[49]认为人工智能技术运用的最终结果是工作流转，而不是解雇人类；有些学者则从中立的角度指出，人工智能对就业具有“双面效应”，

总效应是不确定的,如王君等(2017)^[50]提出全球化效应机制,全球化背景下,国际分工日益深化,人工智能对就业的影响将跨越国界,对一国就业的影响效应也存在不确定性;张歆悦(2019)^[64]认为人工智能对就业的影响是混合动态的,张于喆(2019)^[65]认为技术进步所带来的改变并不是线性的,其短期、长期造成的影响都有其不确定性。

1.2.3 地区差异研究现状

目前关于地区就业差异的研究,主要通过地理分布、经济发展水平等要素进行划分,如杜传忠等(2011)^[27]以地理分布划分,发现中国东、中、西地区就业存在较为明显的差异,其中西部地区对经济增长的就业拉动效果表现较明显;杨胜利和高向东(2015)^[58]以经济发展水平划分,发现经济发展水平越高的地区劳动力资源规模水平越高。

同样的,部分学者也从区域差异的视角分析了技术进步对就业的影响效应,关锦镠等(1994)^[30]提出技术进步对就业的影响效应要“因地制宜”地有针对性的加以论述;王光栋等(2008)^[52]、郝楠(2017)^[32]将全国划分为发达和欠发达两个区域分析技术进步对就业的影响,发现欠发达地区技术进步替代就业,发达地区则促进就业,最终将导致就业空间极化;赵利和潘志远(2012)^[66]则认为,技术进步对东、中、西部地区就业均有负面影响;吕荣杰和郝力晓(2018)^[39]得出人工智能虽然可以通过创造新就业岗位来促进劳动力就业,但可能对乡村劳动力造成替代效应的结论;杜传忠和许冰(2018)^[28]提出,率先形成人工智能产业集聚的地区对技能型人才有较强的就业吸纳作用,吸引劳动力流入,而人工智能发展比较落后的地区,可能会出现人才流失的问题;程承坪和彭欢(2018)^[21]认为,人工智能会削弱发展中国家自然资源和低成本劳动力的竞争优势,将面临更严峻的挑战,强化就业空间极化现象。

1.2.4 文献述评

国内外学者关于人工智能影响劳动力市场的研究颇为丰富,且研究视角多样,研究结果也不尽相同。通过对相关文献进行梳理发现,关于人工智能对就业的影响效应,学者们主要从替代效应、创造效应及“双面效应”展开,一直以来

尚未达成一致的结论；关于研究视角的研究，学者们从产业、行业、结构、短期长期等不同视角分析人工智能对就业的影响，研究侧重不同，得出的结果也有所差异，但仍然是围绕创造效应和替代效应的大小关系进行展开；关于研究方法，学术界从人工智能影响就业的路径、机理、实证（定量分析）等方法进行研究，并围绕不同的研究视角展开，大多数是以理论和实证相结合的方法；关于区域差异的研究较少，现有研究多偏重于规范分析，实证薄弱，且目前现有的文献对区域差异的研究多基于地理分布和经济发展水平进行划分，并在此基础上分析人工智能等技术进步对我国不同区域的影响效应。

综上所述，通过文献梳理发现，关于人工智能影响就业的研究具有多样性，但仍然存在研究切入点比较单一，机理论述规范性不高等问题，而且缺乏对所处情境针对性的分析以及系统性的机理论述和实证验证。人工智能属于科技进步的范畴，我国各地区的科技发展水平存在很大的地区差异，针对人工智能对我国就业技能结构的地区差异性分析，若只单纯地根据经济发展水平或者地理分布进行划分，容易忽略部分科技进步因素的影响。基于以上不足，本文首先通过梳理国内外现有相关文献，对人工智能影响就业技能结构的理论机制进行归纳和总结，从定性的角度分析人工智能的影响路径和影响效应，接着通过计算各地区的科技发展水平，根据科技发展指数对我国 30 个省份进行划分，然后根据理论框架提取主要因素，引入实证数据定量分析人工智能对我国不同地区就业技能结构影响情况，从而根据研究结果提出针对性建议，以促进我国充分就业和数字经济高质量发展。

1.3 研究思路及研究内容

1.3.1 研究思路

针对人工智能发展引起就业技能结构变化这一现象，本文首先通过对国内外文献进行梳理和总结，构建人工智能影响就业技能结构的理论框架，从理论性的角度分析人工智能的影响路径和效应，接着通过计算各地区的科技发展水平，根据科技发展指数对我国各个省份进行地区划分，然后根据理论框架提取主要因素，引入实证数据定量分析人工智能对我国就业技能结构影响的地区差异性，并

根据研究结果提出合理有效的建议。文章研究的主要思路框架如图 1.1 所示：

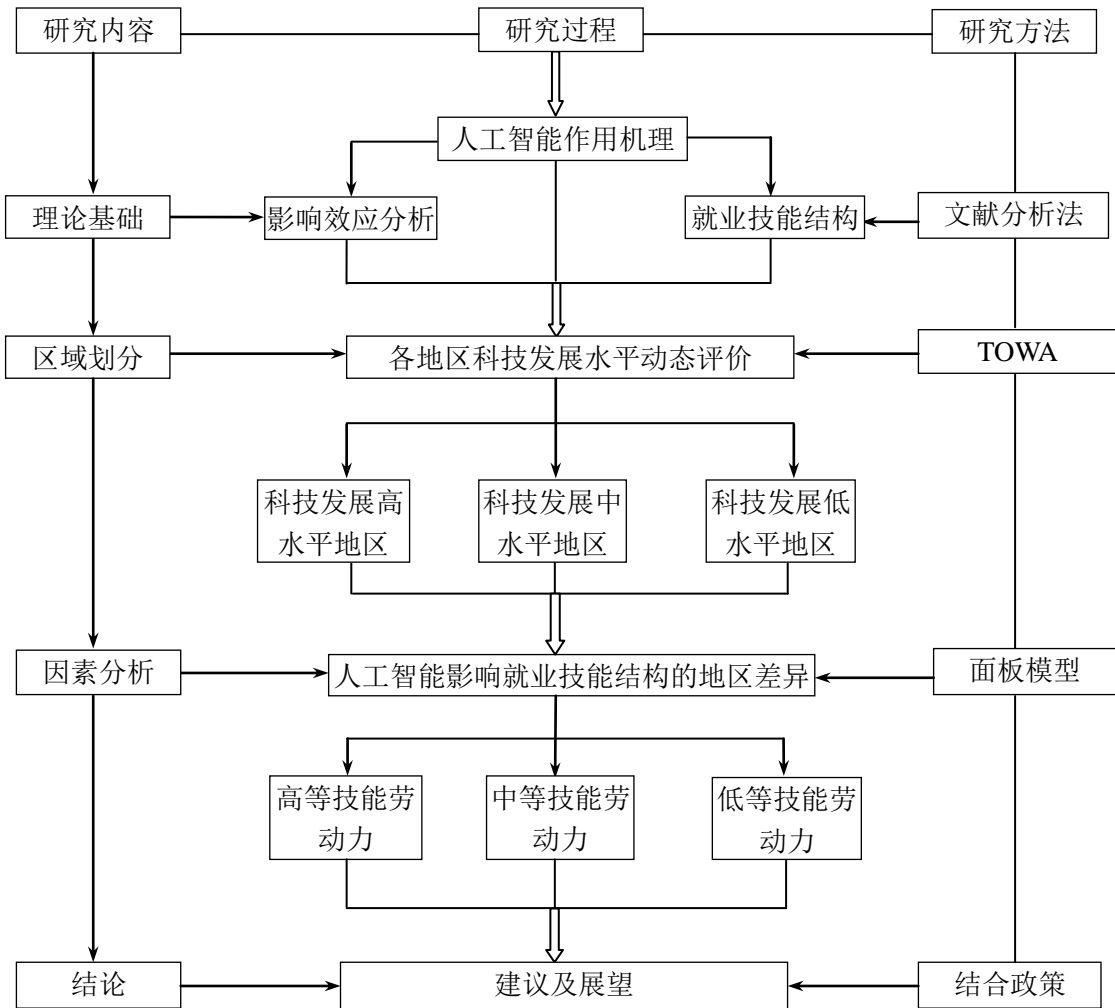


图 1.1 主要思路流程图

1.3.2 主要研究内容

文章从五个部分展开讨论，各章主要研究内容如下：

第一章：引言。在对我国人工智能目前发展状况了解的基础上，关注人工智能对我国不同地区就业带来的影响，明确研究背景和研究意义，并分别从技术进步、人工智能和地区差异三方面对相关文献进行梳理，并简要介绍文章的研究思路、研究内容、研究方法与创新之处。

第二章：人工智能影响就业技能结构的机理分析。本章首先对人工智能、就业技能结构的概念进行充分的了解，奠定后续分析的基础，然后梳理人工智能的

主要影响效应，提取主要因素，构建人工智能影响就业技能结构的理论框架。

第三章：基于科技发展水平的地区划分及差异比较。首先通过时序加权平均算子对我国各地区科技发展水平进行动态测算，接着将我国 30 个省份划分为科技发展高水平地区、科技发展中水平地区和科技发展低水平地区，再根据划分结果比较分析我国人工智能的发展现状和地区差异性。

第四章：人工智能影响就业技能结构的实证分析。本章通过选取 2005-2019 年全国 30 个省份的实证数据构建面板模型，以人工智能为核心解释变量，分析人工智能对我国就业技能结构的影响程度和地区差异情况。

第五章：本章总结主要研究结论，并根据相关政策，从促进人工智能发展、保障充分就业的角度提出优化就业结构的建议，最后指出研究内容的不足和研究展望。

1.4 研究方法与创新之处

1.4.1 研究方法

本文的研究方法主要包括文献研究法、动态评价法、计量分析法以及比较分析法。

文献研究法：人工智能作为一种新的科技进步形式，具有传统技术进步的共同特征，通过文献梳理，总结技术进步影响就业的一般规律，可以更好地揭示人工智能发挥作用的特殊性，而且可以对相关理论进行归纳总结。

动态评价法：科技发展是一个动态的系统过程，如果仅仅用一年的数据来衡量它的综合发展水平，难免有所偏差，且无法揭示出科技发展的动态演化规律。基于此，本文运用时序加权平均算子(TOWA)对我国 30 个省份 2005-2019 年的科技发展相关数据进行时空多维动态评价。

比较分析法：即通过比较分析认识客观事物的规律和本质。本文的主体是从地区差异性的视角分析人工智能对就业技能结构的影响，所以比较分析法贯穿全文，文章的理论分析、实证检验、研究结论以及政策建议等均采用了比较分析法。

计量分析法：本文通过引入虚拟变量，分地区对高等、中等以及低等技能劳动力构建面板模型，以突出人工智能影响就业技能结构的区域差异性。

1.4.2 创新之处

(1) 研究视角的创新

目前，国内外的研究大多从结构、产业、行业、短期和长期等不同角度分析技术进步对劳动力市场的影响，研究侧重不同，得出的结果也有所差异，但大多数是围绕人工智能的替代效应和创造效应的大小关系展开，其中不乏关于就业技能结构的研究，但我国地区发展差异大，从不同区域看，各地区人工智能发展水平并不相同，基于此，本文依据科技发展水平对我国 30 个省份进行地区划分，在地区差异的视角下分析人工智能对不同科技发展地区就业技能结构的影响具有一定的创新性。

(2) 地区划分方法的创新

科技发展是一个动态的系统过程，若是仅用单一年份的数据测算其发展水平不符合科技发展的动态演变规律，也不符合我国科技发展的现实情境，故本文采用时序加权平均算子（TOWA）对我国 30 个省份科技发展水平进行动态评价，再根据评价结果进行地区划分具有一定的创新性。

2 人工智能影响就业技能结构的机理分析

通过第一章梳理相关文献可以得出,技术进步对就业既有创造效应,又有替代效应,而人工智能不同于传统的技术进步,对劳动力市场的影响程度更深,范围更广,其对就业技能结构的影响需要从理论到实证的深入研究。本章首先通过参考王君等(2017)^[50]、王君和杨威(2017)^[51]、林松池(2020)^[43]、隆云滔等(2020)^[38]、程承坪和彭欢(2018)^[21]等学者的现有研究成果,并基于人工智能不同于传统技术进步的特殊性,分别从宏观、微观的角度总结人工智能的替代效应和创造效应,为后续提炼人工智能对就业技能结构影响的机理分析提供理论依据;其次,考虑到技术进步是一个不断演进的过程,对就业的影响表现出阶段差异性^[2],人工智能既然属于技术进步的范畴,也遵循技术进步在时序上对就业的影响具有差异性的规律,因此,在总结人工智能的替代效应和创造效应之后,将从技术进步的阶段性发展和人工智能的阶段性发展入手,深入的分析人工智能对就业技能结构的影响效应;最后,根据我国地区发展规律,分析不同人工智能发展水平对就业技能结构的影响。我国地区发展差异大,各地区处于人工智能发展的不同阶段,对人工智能影响就业技能结构的机理分析,从人工智能在时序上对就业的影响具有差异性的规律展开,符合我国人工智能发展现状和客观事实。

2.1 相关概念界定

2.1.1 人工智能概念界定

人工智能属于技术进步范畴,在定量分析人工智能对我国就业技能结构的影响之前,明确人工智能的基本概念和特征,可以有针对性地分析人工智能影响就业技能结构的特殊性和异质性。根据《人工智能标准化白皮书 2018》的定义,人工智能是通过研究智能机器来执行和模仿人脑的智能功能,使它们能够在各种环境中独立或交互地执行各种拟人化任务的知识工程。从概念上来看,人工智能技术的应用离不开自动化和计算机化等设备的支持,需要借助相应的载体(工具)及应用环境才能发挥作用^[59];与传统技术进步相比,人工智能具有一定的智能行为和自主性,过去,计算机技术只是按照设定好的指令编码执行命令,而人工智

能的核心是机器学习,可以不断自动优化算法^[38],技术发展更快,覆盖范围更广,对就业技能结构的影响也将体现出不同于传统技术进步的新特点。

2.1.2 就业技能结构概念界定

就业结构可以根据从业者所处的部门、行业、地区等进行划分,也可以根据从业者的职业、性别、知识水平等自身状况进行划分。技能是指劳动者掌握和使用专业技术的能力,工作技能的类型取决于从业人员在劳动过程中使用的技术类型,与他们的任务属性密切相关,劳动者在不同技能水平下的就业人员比重叫做就业技能结构。技能水平的分类和排序标准是正确定义就业技能结构和对其进行一系列研究分析的基础,也是研究其影响因素和赋予其实证数据进行定量分析的关键;现阶段国内外技能水平的分类和排序标准大致可以从从业者工作内容、平均受教育年限以及从业者平均工资水平^[23]进行衡量和划分。受分类标准的影响,不同的分类方法,可能得到不同的研究结果,据此便可以得出不同分类标准下劳动者的就业技能结构。考虑到数据的可得性,本文根据从业人员受教育程度的高低作为就业技能结构的替代变量,根据我国劳动统计年鉴现有就业者的受教育水平划分,通过进一步整合,将受教育水平划分为高等、中等及低等三个层级,分别表示大专及以上学历的从业人员比重、高中文化程度的从业人员比重以及初中及以下文化程度的从业人员比重。以此分类标准划分的就业技能结构仅代表受教育程度标准下的就业技能结构,研究结论不适用于其他分类标准。

2.2 人工智能影响效应分析

针对人工智能的特殊性,结合学术界现有的研究,提取主要影响因素,从替代效应(破坏效应)和创造效应(补偿效应)两方面分析人工智能的影响效应。理论分析框架见图 2.1 以及 2.2。

2.2.1 人工智能替代效应分析

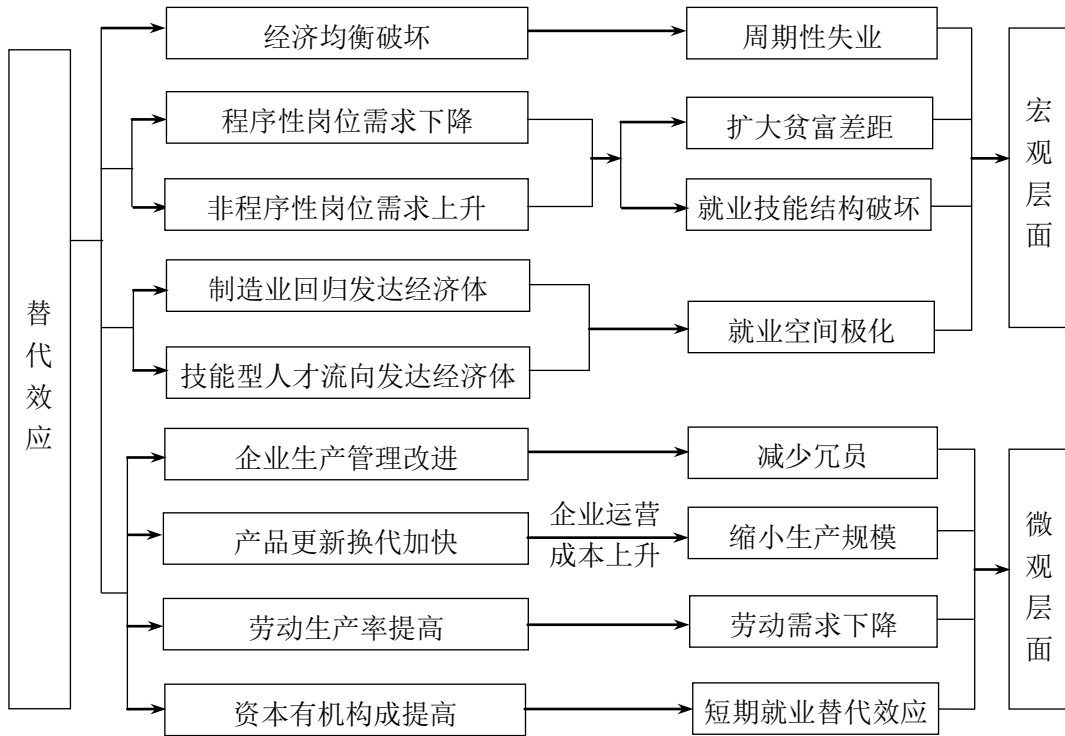


图 2.1 人工智能替代效应理论分析框架

(1) 宏观层面替代效应分析

①破坏经济均衡，增大周期性失业风险。人工智能的发展势必会打破原有的经济均衡，建立新的均衡状态，在发展初级阶段，一些旧产业的衰落必然使失业率上升，而新兴产业尚未成规模，市场投资风险大，周期性失业风险较高。②破坏就业技能结构，扩大贫富差距。一些成本过高、新技术应用存在难度的非程序性岗位，人工智能替代率低，而一些中等、基础技能的程序性岗位替代风险高，造成就业技能结构破坏；而且技术门槛的提高，使高等、低等技能劳动力工资差距逐渐扩大，拉大贫富差距。③就业空间极化，重塑世界经济发展格局。以人工智能为核心的第四次技术革命，将使得大规模定制生产逐渐取代大规模批量化生产，全球制造业回归发达经济体，欠发达经济体的发展优势降低，通过产品贸易等形式，大量成熟产品的流入会直接对欠发达经济体的就业造成替代，再加上技能型人才也流向发达经济体，将会进一步强化就业空间极化现象，并重塑世界经济发展格局。

(2) 微观层面替代效应分析

①生产管理模式改进，中低等劳动力失业率增加。企业管理模式的创新，在

完善企业管理和提高生产效率的同时，会降低劳动力需求，导致失业率增加。比如智能化的管理系统可以通过智能技术替代部分中层管理者的工作，在提升工作效率，提高工作质量的同时，直接造成部分中层管理者的失业。②产品更新换代加快，企业运营成本上升。人工智能的快速发展，加快产品和生产工具的更新换代，企业资产折旧时间缩短，运营成本上升，利润空间降低，抑制企业投资，就业需求降低。③资本有机构成增加，可变资本比例下降。在知识和技术密集型产业中，先进生产工具的增加，大大提高企业劳动生产率，不变资本的增长速度快于可变资本的上涨速度，使得可变资本的比例相对降低，资本有机构成增加，资本对劳动的替代加强。

2.2.2 人工智能创造效应分析

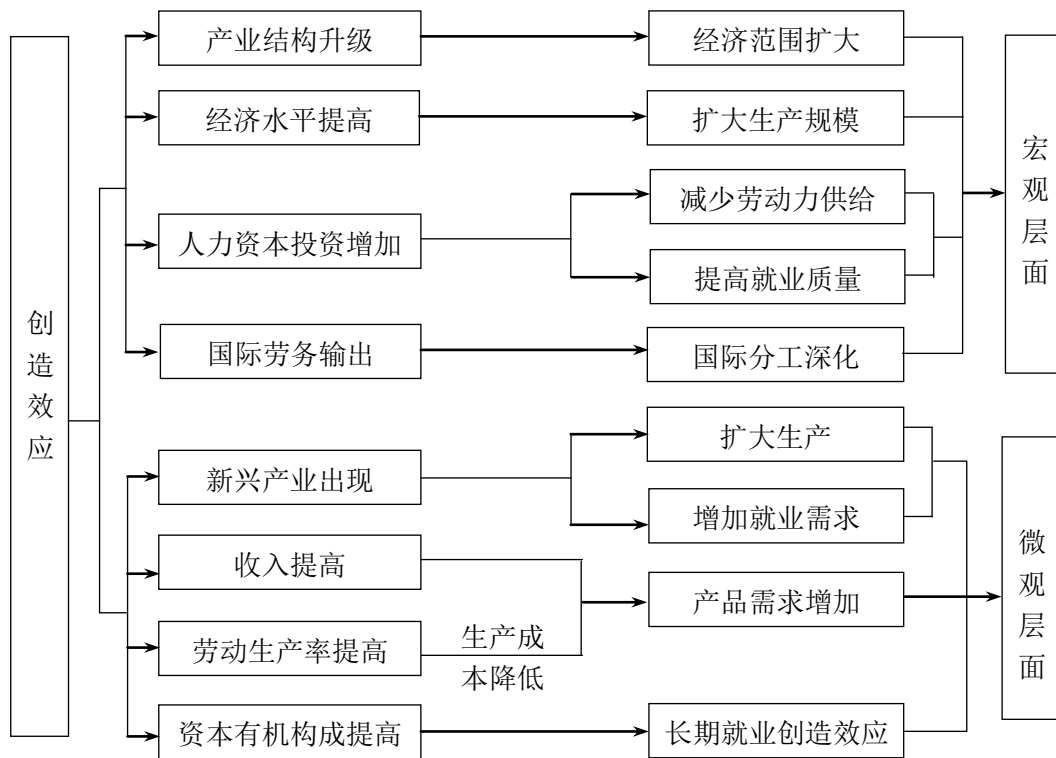


图 2.2 人工智能创造效应理论分析框架

(1) 宏观层面创造效应分析

①人工智能发展促进产业结构转型升级。人工智能一方面导致传统产业的衰落，另一方面促进新产业的兴起，通过逐步细化社会分工，促进产业结构向广度

和深度发展，随着产业类别的增加，生产规模和经济范围将进一步扩大，从而创造大量新的就业岗位。②人工智能发展处于成长期，社会对相关领域的高端技术人才和专业人才的需求非常迫切，加之居民收入增加，势必会增加人力资本的投入来提高居民的受教育年限，在减少劳动力供给的同时，提高了劳动力素质，减少社会就业压力。③全球化进程的加快，以人工智能为标志的科技革命将推动国际分工的细化。一些传统产业将通过国际劳务输出在技术进步后发国得以发展，并增加就业，而智能化发展引发的新兴产业将首先在技术进步先发国发挥人工智能的就业创造效应。

（2）微观层面创造效应分析

①人工智能的发展伴随着一系列新产业和新岗位的出现，并逐步形成新的产业链，促使企业增加新的就业岗位和劳动力需求；而且新技术应用于旧产业时也会创造新的就业机会。②人工智能技术可以有效促进社会经济发展，同时提高居民收入，扩大社会有效需求，促进企业扩大生产规模，创造就业机会；而且收入水平的提高增加了居民储蓄总量，扩大投资资金来源。③人工智能促进企业劳动生产率提高的同时，降低产品的生产成本和运营成本，降低产品价格，增加消费者对产品的需求，促进社会总需求的增加，进一步扩大企业生产规模，创造就业岗位。④人工智能会提高资本的有机构成，并在短期内造成就业的替代效应，但从长期来看，率先抓住人工智能发展契机，提高劳动生产率的企业在获得超额利润后，会通过资本的积累逐渐扩大生产规模，进而吸收就业，随着资本有机构成全社会范围的增加，人工智能的就业创造效应将逐渐释放。

2.3 人工智能对就业技能结构的影响效应分析

以人工智能为核心的第四次技术革命对就业技能结构产生了更广泛、更快的影响。我国人工智能区域发展差异很大，不同地区处于不同的发展阶段，对就业技能结构的影响应“因地制宜”的加以分析；而且考虑到人工智能不同于传统技术进步的特殊性，分析人工智能对我国就业技能结构的影响，应从技术进步的阶段性发展入手，再引入人工智能的阶段性发展，符合我国人工智能发展现状和客观事实。结合程承坪等(2018)^[21]、冯欢等(2019)^[29]、邱玥等(2020)^[44]学者的研究，梳理历次技术革命下就业技能结构的演变规律，针对人工智能的不同发展阶段以

及不同人工智能发展水平对就业技能结构的影响特征，构建人工智能影响就业技能结构的理论框架。

2.3.1 历次科技革命形成的就业技能结构演变

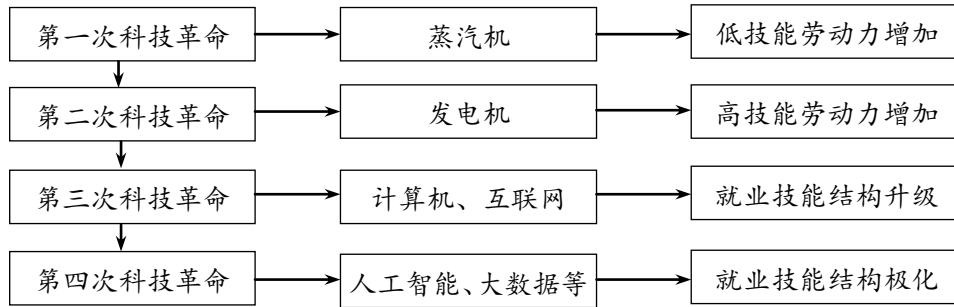


图 2.3 就业技能结构演变

第一次科技革命以蒸汽机的应用为代表，蒸汽机的出现造成手工业和农业领域劳动力的减少，逐渐形成了以操作机器的低技能工人为主的就业结构，低技能劳动力数量增加。第二次科技革命以发电机的应用为代表。动力源增强，促进了工业生产流程的优化，逐步引进自动化技术，细化了企业内部分工，增加了对工程师、管理人员等高技能人才的需求，提高了高技能劳动力的就业比例。第三次科技革命以计算机、互联网的应用为代表，机器实现更高水平自动化，生产模式以深入运用信息技术和自动化为导向，很多高技能水平的就业岗位应运而生，对低技能劳动力的需求量降低，促进就业技能结构的升级。第四次科技革命以人工智能、物联网、大数据等技术的应用发展为代表，此次技术革命虽然使从业人员进一步摆脱繁重、危险的工作任务，提高了劳动生产率；但对程序性就业者的冲击极大，传统劳动密集型低成本已不再是优势，社会对中等技能劳动力的需求逐渐降低，但对人工智能等相关领域的高技能人才和一些非常规性体力任务的低技能劳动力的需求逐渐增加，造成就业技能结构极化。理论分析框架见图 2.3。

2.3.2 不同人工智能发展阶段的就业技能结构特征

人工智能对就业技能结构的影响主要从人工智能发展初级阶段和人工智能发展成熟阶段两个阶段展开。理论分析框架见图 2.4：

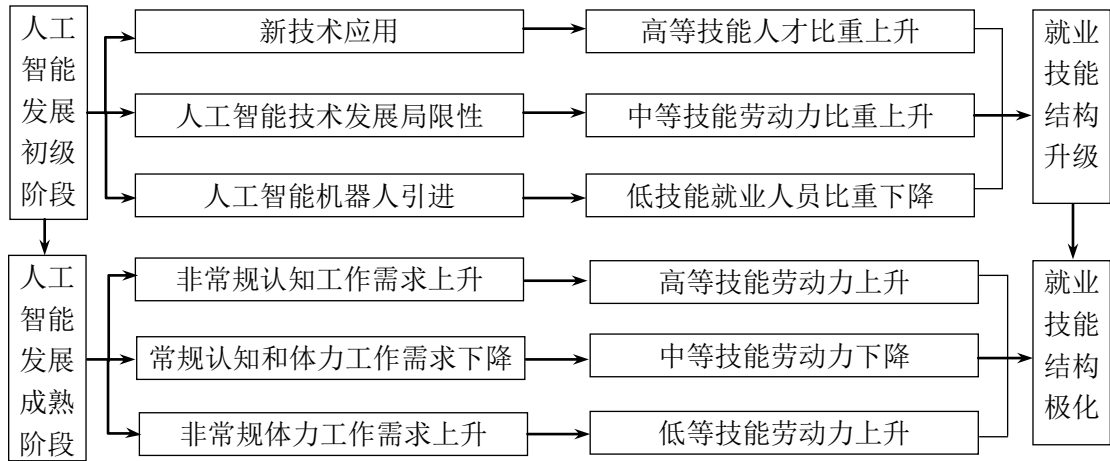


图 2.4 不同人工智能发展阶段的就业技能结构特征

(1) 人工智能发展初级阶段，考虑到人工智能发展程度、应用范围、投资风险性以及发挥作用的时效性等，对中等技能岗位不会产生大范围的影响，并不会立即引起就业技能结构的极化；同时，为降低生产及运营成本，企业增加人工智能机器人的引进，对劳动密集型产业的就业替代效应扩大，造成低等技能劳动力的就业比重下降；而且随着新技术的应用带来的新兴产业的出现，社会扩大对高等技能劳动力的需求，就业者的学习积极性提高，就业质量得以改善，高等技能劳动力的就业比重逐渐上升，表现为就业技能结构升级的特征。

(2) 人工智能发展成熟阶段，随着人工智能各项技术在各行各业的普及，与人工智能技术相关的非常规性认知工作任务的增加将会是必然趋势，如专业技术人员、研发人员、技术工程师、高级管理人员等，使得高等技能劳动力比重增加；而一些常规性认知和体力工作任务，如银行柜员、电话客服等机械化的中等技能岗位将会被智能机器人大量替代，使得中等技能劳动力比重下降；但对于一些非常规性体力任务，新技术的广泛应用对其影响较小，并没有引起低技能就业比重下降反而上升，最终呈现就业技能结构极化的特征。

2.3.3 不同人工智能发展水平对就业技能结构的影响

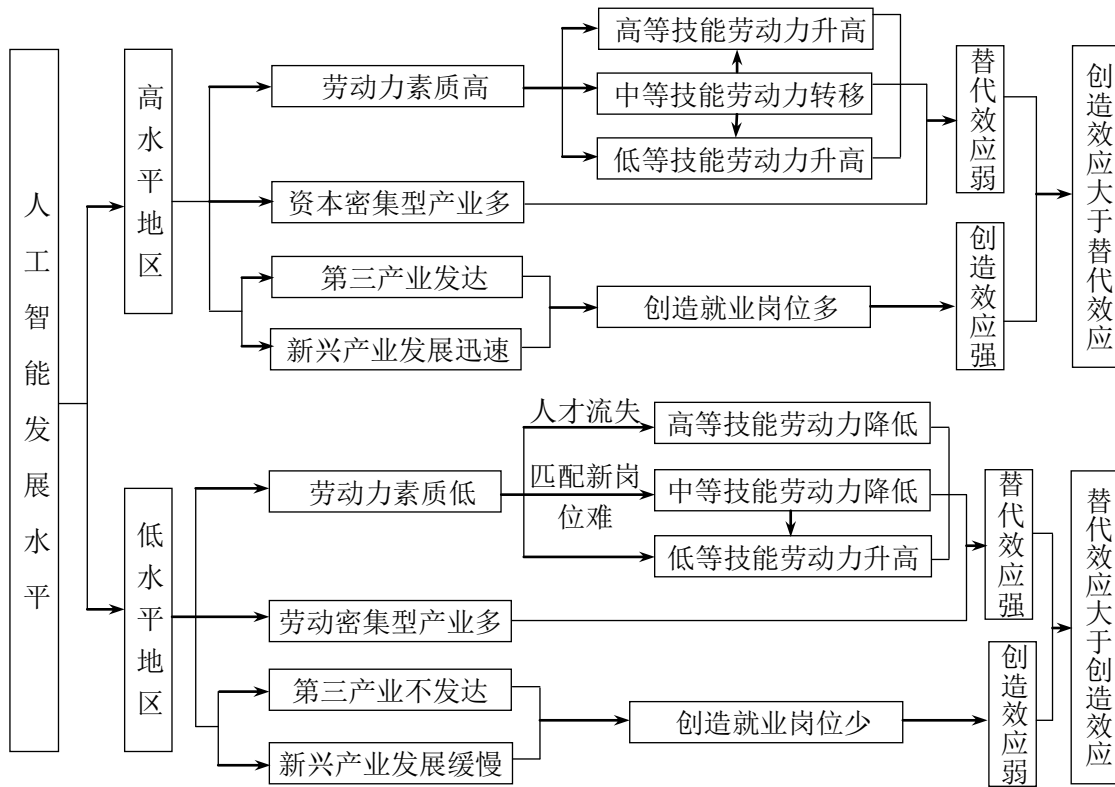


图 2.5 不同人工智能发展水平影响就业技能结构的理论分析框架

(1) 人工智能发展高水平地区，劳动力素质较高，被人工智能替代的中等技能劳动力，学习能力较强的通过学习和就业培训实现更高水平就业，学习能力较差的则转向一些低水平岗位实现再就业，劳动力逐渐向部分高等、低等技能型岗位转移，造成中等技能岗位就业比重下降，高等、低等技能岗位就业比重上升的就业技能结构；而且人工智能发展高水平地区第三产业比重高，新兴产业发展迅速，人工智能对第三产业和新兴产业的发展具有积极的推动作用，大量新兴就业岗位应运而生，人工智能的就业创造效应较强，而且人工智能发展高水平地区，资本密集型产业高，“机器换人”现象不明显，整体上人工智能的就业创造效应大于就业替代效应，实现就业技能结构平稳转型比较容易。

(2) 人工智能发展低水平地区，劳动力素质较低，被人工智能替代的中等技能劳动力实现与新增就业岗位的匹配比较困难，大部分向低技能岗位转移，使得一些低等技能岗位的就业比重上升，而且一些高技能人才和成熟人工智能技术的引进，也会对部分传统技能型人才造成负向影响，同时，因经济社会发展的条件和水平不同，人工智能发展低水平地区，人工智能等新兴产业发展较较慢，一

些技能人才会选择向发展较好的地区转移，造成人才外流，实现就业技能结构转型的阻力较大；而且人工智能发展低水平地区劳动密集型产业多，“机器换人”现象比较明显，人工智能的就业替代效应较强，再加上人工智能发展低水平地区第三产业及新兴产业发展速度较慢，创造的就业岗位数量有限，使得人工智能带来的就业创造效应较弱，整体上人工智能的就业替代效应大于就业创造效应，实现就业技能结构的转型比较困难。

2.4 本章小结

通过梳理和总结相关文献，本章主要对人工智能的创造效应、替代效应以及人工智能对就业技能结构的影响机理进行阐述。首先对人工智能和就业技能结构的概念进行解释，建立后续分析的基础，接着总的阐述人工智能的创造、替代效应，基于此，搭建人工智能影响就业技能结构的理论框架和地区差异理论框架。主要结论有：人工智能的总效应取决于创造效应和替代效应的动态变化，对就业的影响具有不确定性；人工智能对就业技能结构的影响呈现阶段式特征，人工智能发展初级阶段，就业技能结构呈现升级特征；人工智能发展成熟阶段，就业技能结构呈现极化特征；且不同人工智能发展水平对就业技能结构的影响不同，人工智能发展高水平地区，就业创造效应大于替代效应，实现就业技能结构的转型比较容易，人工智能发展低水平地区，就业替代效应大于创造效应，实现就业技能结构的转型比较困难。

3 基于科技发展水平的地区划分及差异比较

通过分析人工智能影响就业技能结构的理论机制可以看出,人工智能发展水平不同,对就业技能结构的影响也不同。目前,中国正处于人工智能发展应用的初级阶段,大部分地区智能化程度较低,而且因为就业者的流动性,人工智能影响的实际情况可能更加复杂,应具体情况具体分析。中国区域发展差距较大,市场经济相对发达的地区人力资本发挥的作用明显高于其他地区^[67],通过测算各省份人工智能发展水平,根据测算结果进行地区划分,分地区研究人工智能对就业技能结构的影响具有一定合理性。但人工智能缺乏宏观统计指标,考虑到数据的可得性,人工智能又属于科技进步的范畴,为了更好地揭示地区间人工智能对就业技能结构影响的异质性,本文选择测算科技发展水平进行地区划分。为了体现出科技发展水平的动态演变规律,本文运用时序加权平均算子(TOWA)对中国30个省份2005—2019年的科技发展相关数据进行时空多维动态评价,并根据评价结果,将30个省份划分为三个科技发展水平不同的地区,在此基础上分析人工智能对就业技能结构的影响。

3.1 指标体系的构建及数据来源

科技发展是一个有着丰富内涵的综合性概念,本文构建的科技发展指标体系只是反映了我国科技发展的主要内容,可以对我国科技发展水平做出基本判断。通过归纳和梳理先关文献,借鉴李海超(2015)^[40],李建辉(2019)^[41],李俊珏(2020)^[42]等学者的研究成果,并综合考虑现阶段中国科技建设存在的实际问题,结合新时代中国科技发展的指导思想与理念,从发展环境、科技投入、产业规模、科技产出及科技成效5个方面构建了我国科技发展评价指标体系。基于科技发展水平测度原理,同时兼顾各分项指标的数据可得性,本文重点从5个方面中选取17个具体指标对我国科技发展水平展开测度,选取2005~2019年全国30个省份数据,其中名义指标数据以2004年为基期进行指数平减,并对个别指标取对数处理,西藏、台湾、澳门及香港的数据不进入样本。各指标数据来源于中国国家统计局、中国科技部、《中国劳动统计年鉴》、《全国科技经费投入统计公报》、《中国统计年鉴》及各省份统计年鉴,各变量的定义情况如表3.1所示:

表 3.1 科技发展水平测度体系

分项指标	基础指标	指标衡量方式
发展环境	经济发展环境	地区生产总值
	产业结构高级化	第三产业增加值/第二产业增加值 ^[46]
	人力资源	大专及以上学历受教育程度就业人员比重
科技投入	资金投入	地方财政科学技术支出
		研究与开发机构 R&D 经费内部支出
	人力投入	研究与开发机构 R&D 人员全时当量
		高技术产业 R&D 人员全时当量
产业规模	研发机构	研究与开发机 R&D 机构数
	企业规模	规模以上工业企业数
	外商吸引力	外商投资企业数
科技产出	科研能力	研究与开发机构 R&D 课题数
	产业化能力	高技术产业新产品开发项目数
		高技术产业专利申请数
	产业化效益	高技术产业主营业务收入
科技成效	技术扩散	技术市场技术流向地域（合同金额）
	科技能力	技术市场技术输出地域（合同金额）
	技术引进	国外技术引进合同数

3.2 基于 TOWA 的科技发展水平动态评价

3.2.1 时序加权平均算子概念

郭亚军(2007)^[31]等给出的时序加权平均 TOWA 算子的概念定义为：令 $N=\{1,2,\dots,n\}$ ， $\langle u_i, a_i \rangle (i \in N)$ 为 TOWA 对， u_i 为时间诱导分量， a_i 为数据分量，定义时序加权平均（TOWA）算子为：

$$F(\langle u_1, a_1 \rangle, \dots, \langle u_n, a_n \rangle) = \sum_{j=1}^n w_j b_j \quad (3.1)$$

式中, $W = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$ 是与 F 相关联的加权向量, $w_j \in [0, 1]$, 且 $\sum_{j=1}^n w_j = 1$;

b_j 是 $u_i (i \in N)$ 中第 j 时刻所对应的第 2 个分量。

TOWA 算子的本质是将时间诱导分量 $u_i (i \in N)$ 按一定的时间顺序排序后, 对相应的数据分量 $\{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ 进行加权集成, w_j 称为时间权向量, 与元素 a_j 的大小和位置无关, 只与时间诱导分量顺序的第 j 个位置有关。

3.2.2 测度方法的基本原理及实施步骤

在对由评价对象、指标和时间组成的时序立体数据进行动态综合评价时, 评价过程可以看作对时间维和指标维的加权集成。本文运用“间接”的方法对各省份科技发展水平综合指数进行动态评价, 首先对每一年各评价对象进行静态评价, 即计算每个省份每年的科技发展水平, 然后对各省份 2005-2019 年得到的静态评价价值通过时序加权平均算子 (TOWA) 方法进行加权集成 (动态评价)。评价步骤如下^[31]:

(1) t 时刻第 i 个省份的评价值

$$y_i(t) = \sum_{j=1}^m \omega_j(t) \cdot x_{ij}(t) \quad (3.2)$$

式中, x_{ij} 是第 i 个评价对象的第 j 项指标值, ω_j 是对应的第 j 项指标权重,

$i=1, 2, \dots, n$; $t=1, 2, \dots, N$; $j=1, 2, \dots, m$ 。

(2) 包含多个时段的第 i 个地区的综合评价价值为:

$$h_i = \sum_{t=1}^N y_i(t) \cdot w_t \quad (3.3)$$

式中, w_t 是时间权向量, $t=1, 2, \dots, N$, $i=1, 2, \dots, n$ 。

3.2.3 科技发展水平评价价值计算

(1) 静态评价价值计算

在计算各省份单一年份科技发展水平时，首先对样本数据进行标准化，为避免赋权时主观人为因素的干扰，本文运用熵值法对各省份科技发展水平进行计算，其核心思想是在对各衡量指标进行标准化的基础上，用熵值法对各衡量指标进行权重赋值。评估步骤如下：

第一步，运用极差法对各指标数据 x_{ij} 作标准化处理，以消除各指标在量纲和数量级上的不一致性：

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij} - \min(x_{ij})}{\max(x_{ij}) - \min(x_{ij})}, x_{ij} \text{ 为正向指标}$$

其中， $\max(x_{ij})$ 和 $\min(x_{ij})$ 分别表示 x_{ij} 的最大值与最小值。

第二步，利用熵值法确定各指标权重：

$$p_{ij} = x'_{ij} / \sum_{i=1}^n x'_{ij} \quad (3.4)$$

$$e_j = -\frac{1}{\ln 30} \sum_{i=1}^n p_{ij} \ln(p_{ij}) \quad (3.5)$$

$$\omega_j = (1 - e_j) / \sum_{j=1}^m (1 - e_j), \quad e_j (0 \leq e_j \leq 1) \quad (3.6)$$

第三步， t 时刻第 i 个省份的评价值为：

$$y_i(t) = \sum_{j=1}^m \omega_j(t) \cdot x'_{ij}(t) \quad (3.7)$$

(2) 时间权向量的确定

时间权向量 $W = (w_1, w_2, \dots, w_N)^T$ 表明了对不同时刻的重视程度，本文通过非线性规划模型进行确定^[31]。

求解时间权向量 $W = (w_1, w_2, \dots, w_N)^T$ 的过程中，须运用“时间度” λ 和时间权向量熵 I ，二者定义如下所示：

$$I = \sum_{t=1}^N w_t \cdot \ln w_t \quad (3.8)$$

式中， w_t 是时间权向量， I 是时间权向量熵， $t=1, 2, \dots, N$ 。权向量 w_t 中各分量之间的差异越大，则熵值 I 越小；相反，差异越小，熵值 I 则越大。

$$\lambda = \sum_{t=1}^N \frac{N-t}{N-1} w_t \quad (3.9)$$

式中， λ 表示“时间度”，它的大小体现了动态评价过程中对各时间点的重视程度，当 λ 越接近于0时，表示更重视近期的数据，将赋予近期时间点较大的权重，当 λ 越接近于1时，表示更重视远期的数据，将赋予远期时间点较大的权重。确定 w_t 依据的原则是，在事先给定 λ 的情况下，使得时间权向量 $\{w_t\}$ 之间的差异最小。则有如下的非线性规划问题：

$$\text{Max}(-\sum_{t=1}^N w_t \ln w_t) \quad (3.10)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \lambda = \sum_{t=1}^N \frac{N-t}{N-1} w_t \\ \sum_{t=1}^N w_t = 1, w_t \in [0,1], t = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (3.11)$$

解以上的非线性规划问题，即可求出 $\{w_t\}$ 。

2015 年以来，我国相继出台多项政策推动人工智能的发展，相关领域的投资迅速增长，科技发展呈迅速发展态势，“时间度” λ 的选取应更重视样本近期的数据，通过征求有关专家意见，取“时间度” $\lambda = 0.1$ 。根据式(3.10)，(3.11)，令 $N = 15$ ，运用 LINGO14 软件求解，得 2005-2019 年的时间权向量为：

$$W = (0.0021, 0.0028, 0.0039, 0.0054, 0.0075, 0.0104, 0.0145, 0.0202, 0.0281, 0.1867, 0.1867, 0.0758, 0.1054, 0.1466, 0.2039)$$

(3) 综合动态评价值计算

引入 TOWA 算子，根据式(3.1)，定义最终的评价结果为：

$$h_i = F(\langle t_1, y_i(t_1) \rangle, \langle t_2, y_i(t_2) \rangle, \dots, \langle t_N, y_i(t_N) \rangle) = \sum_{t=1}^N w_t \cdot b_{it}, i = 1, 2, \dots, n \quad (3.12)$$

式中， h_i 表示最终综合评价值； $W = (w_1, w_2, \dots, w_N)^T$ 是时间权向量； b_{it} 是第 t 时刻所对应的静态评价值 $y_i(t)$ 。将 $\{w_t\}$ 与 $y_i(t)$ 代入(3.3)式，得各省份科技发展水平最终评价值 h_i ，根据 h_i 确定我国30个省份科技发展状况的次序关系，如表3.2所示：

表 3.2 科技发展水平动态综合评价结果

广东	北京	江苏	上海	浙江	山东	四川	湖北	陕西	福建
0.6188	0.5367	0.4284	0.3512	0.2520	0.2320	0.1635	0.1449	0.1206	0.1160
安徽	天津	辽宁	河南	湖南	河北	重庆	江西	吉林	黑龙江
0.1148	0.1113	0.1058	0.1001	0.0887	0.0769	0.0710	0.0678	0.0610	0.0468
广西	山西	云南	贵州	内蒙古	甘肃	新疆	海南	青海	宁夏
0.0466	0.0455	0.0432	0.0411	0.0382	0.0377	0.0359	0.0295	0.0168	0.0141

从表 3.2 可以看出，取 $\lambda=0.1$ （表明评价者非常重视近期数据）时，运用 TOWA 算子对我国 30 个省份科技发展水平进行排序，可以看出我国各省份科技发展水平差异很大，基于地区差异视角分析不同科技发展地区人工智能对就业技能结构的影响符合我国发展现状和客观事实。

3.3 基于测算结果的地区划分

经计算，30 个省份科技发展水平指数标准差（SD）为 0.1510，均值（M）为 0.1386，表明我国不同省份科技发展水平存在较为明显的空间差异，且综合得分整体偏低。根据得分情况，借鉴魏敏、李书昊（2018）^[53]的研究成果，将 30 个省份分为科技发展高水平地区、科技发展中水平地区和科技发展低水平地区三个等级。其中，科技发展高水平地区得分高于 $M + 0.5SD$ （0.2141），科技发展中水平地区得分介于 $M - 0.5SD$ 至 $M + 0.5SD$ 之间，科技发展低水平地区得分低于 $M - 0.5SD$ （0.0635）。地区划分结果如表 3.3 所示：

表 3.3 地区划分结果

科技发展高 水平地区	广东 0.6188	北京 0.5367	江苏 0.4284	上海 0.3512	浙江 0.2520	山东 0.2320
科技发展中 水平地区	四川 0.1635	湖北 0.1449	陕西 0.1206	福建 0.1160	安徽 0.1148	天津 0.1113
	辽宁 0.1058	河南 0.1001	湖南 0.0887	河北 0.0769	重庆 0.0710	江西 0.0678
科技低水平 发展地区	吉林 0.0610	黑龙江 0.0468	广西 0.0466	山西 0.0455	云南 0.0432	贵州 0.0411
	内蒙古 0.0382	甘肃 0.0377	新疆 0.0359	海南 0.0295	青海 0.0168	宁夏 0.0141

由表 3.3 得, 科技发展高水平地区科技发展水平得分高于 0.2141, 包括广东、北京、江苏、上海、浙江、山东六个省份, 这些省份普遍发展程度较好, 且都属于东部沿海地区; 科技发展中水平地区发展综合指数得分介于 0.0635—0.2141 之间, 共 12 个省份, 其中包括东部地区的天津和福建, 东北地区的辽宁, 西部地区发展较好的四川、陕西和重庆, 其余均属于中部地区; 科技发展低水平地区发展综合指数得分低于 0.0635, 其中包括东部地区的海南, 东北及中部地区的吉林、黑龙江、山西三个能源型大省, 其余均属于西部地区。可以看出我国各地区科技发展水平差异较大, 科技发展低水平地区科技发展水平远不及科技发展高水平地区, 尤其是中部地区一些能源型大省科技发展水平处于低等科技发展水平地区, 大量发展较落后的地区也主要集中在科技发展低水平地区。

3.4 各地区人工智能发展现状比较

(1) 人工智能企业发展现状

中国人工智能产业呈蓬勃发展之势, 机器人市场规模也逐渐扩大, 根据 IFR 统计, 我国工业机器人保持高速增长, 约占全球市场份额的三分之一, 2017 销量达 13.8 万台, 比 2016 年增加了 53.5%; 2019 年 9 月, 中国人工智能相关公司总数已超 2500 家, 人工智能产业发展步入快车道。2020 年中国人工智能产业规模达到 3031 亿元, 同比增长 15% (来源: 中国信通院), 发展速度迅猛, 可以看出人工智能发展速度加快, 人工智能的应用和发展已成必然趋势。但从竞争格局

来看,中国人工智能企业主要集中在应用层,占比达到 84.05%,技术层占 13.65%,基础层仅占 2.30% (来源:中国新一代人工智能发展战略研究院),表明我国人工智能自主核心技术的发展有待提高,技术层和基础层占比严重不足,很容易造成国际上的被动地位。

我国人工智能区域发展存在很大差距,2019 年中国人工智能产业发展指数显示,全国人工智能产业呈三大梯队,其中东部地区的北京、上海、广东、浙江、江苏领跑,五省市拥有全国近 80%的人工智能企业,覆盖超过 90%的人工智能头部企业,其他地区因缺乏技术基础和区位优势与领跑地区存在一定差距,人工智能技术基础和应用市场有待进一步加快,可以看出这五个省份都属于科技发展高水平地区,发展严重不平衡;同时,截至 2019 年,全国已有 20 个省份建立了相关人工智能产业园区,整体而言,科技发展高水平地区建设力度较强,其中江苏建有 17 家、广东建有 16 家,上海、北京各 9 家,中等、科技发展低水平地区建设较为滞后。2020 年,人工智能企业数量增多,并开始向其他发展较好的地区延伸,但主要还是集中于北京、广东、上海、浙江及江苏五省,其中北京达到 29.73%,占比最高,其次是广东,占比 26.39%,上海、浙江、江苏分别占比 14.07%, 8.81%, 6.56%, 达到企业总数的 85.56%,四川、山东、湖北、福建、湖南的占比分别为 2.51%、1.88%、1.84%、1.25%以及 0.96%,其他地区占比 6.00% (来源:中国新一代人工智能发展战略研究院),人工智能发展地区差异较大,人工智能企业主要集中于科技发展高水平地区,但科技发展中水平地区一些发展较好的省份也开始步入人工智能发展的行列,发展势头良好。2020 年,全国互联网和相关服务业企业个数合计 62163 个,其中科技发展高水平地区有 36908 个,占比 59.37%;科技发展中水平地区有 19749 个,占比 31.77%;科技发展低水平地区有 5506 个,占比 12.3% (来源:中华人民共和国工业和信息化部);可以看出科技发展高水平地区与科技发展中、低水平地区互联网和相关服务业企业数量差距也较大。整体来看,各地人工智能发展差异较大,根据科技发展水平对 30 个省份进行地区划分结果基本符合以上人工智能发展的客观规律。

(2) 人工智能代表指标发展现状

由于人工智能缺乏宏观统计指标,因此本文通过“信息传输、计算机服务和软件业全社会固定资产投资额”(Jeff&Michael,2017)^[3]和“电信业主营业务收入”

(来源: EPS 中国第三产业数据库) 反映我国人工智能发展水平, 前者直接反映 IT 行业的发展, 后者直接反映信息传输、计算机服务和软件业的发展, 二者可间接反映我国人工智能发展水平, 分别对科技发展高水平地区、科技发展中水平地区和科技发展低水平地区投资额和主营业务收入取平均值, 以反映我国各地区人工智能发展现状, 结果如图 3.1 和 3.2 所示:

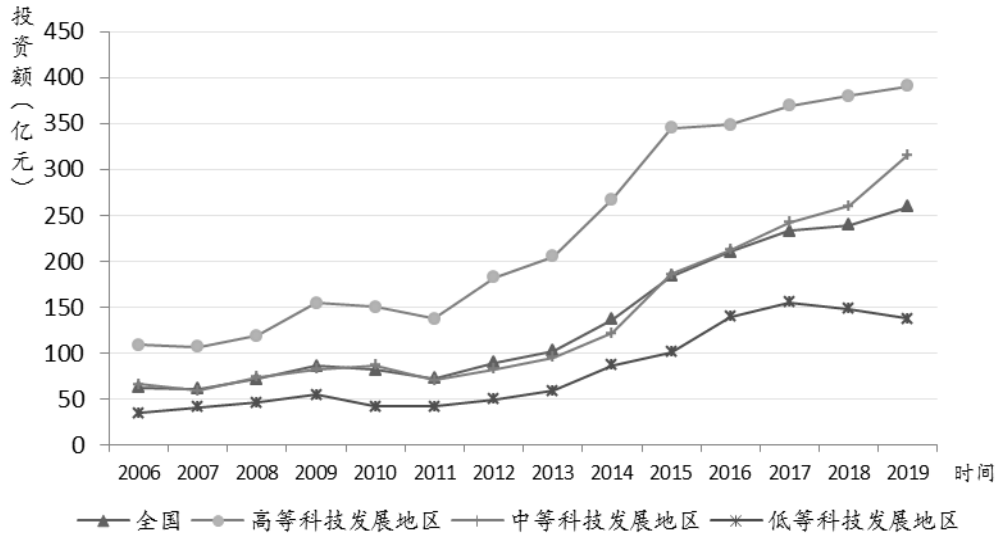


图 3.1 各地区人工智能发展现状比较

由图 3.1 可以看出, 我国各地区投资额呈逐年上升的趋势, 各地区人工智能发展差异明显, 且呈逐年扩大的形式, 科技发展高水平地区明显高于科技发展中、低水平地区, 科技发展中水平地区与全国平均水平基本保持一致, 高于科技发展低水平地区, 发展差异较大, 分地区研究人工智能对就业技能结构的影响符合客观现状; 自 2015 年我国相继出台多项政策推动人工智能的发展以来, 各地区信息传输、计算机服务和软件业全社会固定增速明显, 可见我国人工智能的应用和发展已成必然趋势, 应抓住人工智能发展的机遇。

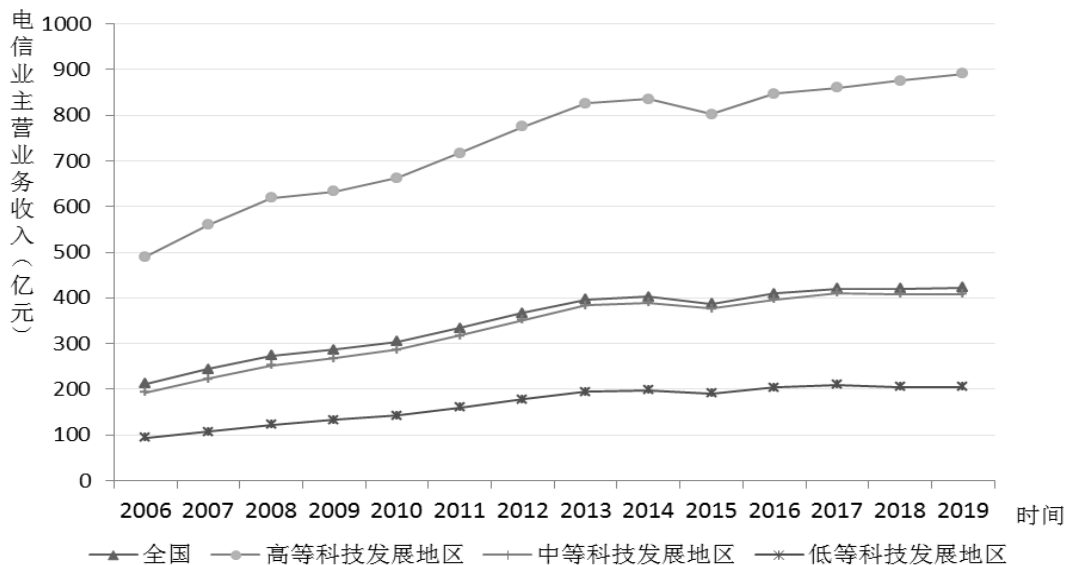


图 3.2 各地区电信业主营业务收入发展现状比较

由图 3.2 可以看出，我国各地区电信业主营业务收入呈逐年上升的趋势，且各地区发展差距较大，科技发展中水平地区与全国电信业主营业务收入保持一致，且相差不大，但科技发展高水平地区明显高于全国平均水平和科技发展中、低水平地区，科技发展低水平地区低于全国科技发展地区；说明各地区人工智能发展差异明显，分地区研究人工智能对就业技能结构的影响符合我国客观现实。各地区人工智能发展速度加快，人工智能的应用和发展已成必然趋势，但我国存在着劳动力数量大、劳动者平均素质低等诸多问题，因此，人工智能的就业替代效应及其可能产生的负面影响不容忽视，需要尽快寻求对策。

3.5 本章小结

本章主要通过运用时序加权平均算子，对我国 30 个省份科技发展水平进行动态综合评价，在此基础上将 30 个省份划分为科技发展高水平地区、科技发展中水平地区、科技发展低水平地区三个区域，并对人工智能发展现状进行地区差异分析。主要结论有：科技发展高水平地区都属于东部沿海发展较好的地区，科技发展中水平地区主要包括部分东部地区和一些发展较好的中西部地区，科技发展低水平地区主要包括全国一些发展较落后的省份和中部、东北地区一些能源型大省，但大部分属于西部地区。可以看出我国各地区科技发展水平差异较大，科

科技发展低水平地区科技发展水平远不及科技发展高水平地区，尤其是中部、东北地区一些能源型大省科技发展水平处于科技发展低水平地区；各地区人工智能发展水平差距逐年扩大，科技发展高水平地区明显高于科技发展中、低水平地区，科技发展中水平地区高于科技发展低水平地区，全国水平基本与科技发展中水平地区保持一致，符合我国人工智能发展的客观现状。

4 人工智能影响就业技能结构的实证分析

本文选取全国 30 个省份 2005-2019 年相关变量数据构建面板模型。为分析人工智能对不同科技发展水平地区就业技能结构的影响，本章引入虚拟变量，以及虚拟变量和核心解释变量的交叉项分析人工智能对我国不同地区的影响程度。

4.1 变量选取与数据来源

(1) 被解释变量

就业技能结构 (HIGH、MID、LOW)：根据第二章对就业技能结构的概念进行界定，选取大专及以上学历、高中、初中及以下三种教育程度的就业人员比重^[54]来衡量高等、中等及低等技能劳动力的就业情况，以反映我国就业技能结构。

(2) 核心解释变量

选取“信息传输、计算机服务和软件业全社会固定资产投资额”^[3,54]衡量人工智能发展水平，该数据直接反映 IT 行业的发展。IT(Information Technology)即信息技术产业，是指整个以电子计算机和通信技术为基础而形成的产业，包括硬件和软件，从第二章人工智能的概念界定来看，人工智能属于计算机科学的一个分支，涉及智能机器的设计、研究和应用，而计算机学科作为 IT 行业的一部分，可以说 IT 行业包括人工智能；此外，2015 年以来，我国相继出台多项政策推动人工智能的发展，相关领域的投资迅速增长，因此用该指标代表我国人工智能发展水平是合理的。

根据韩民春和冯乐兰(2020)^[33]，韩民春和乔刚(2020)^[34]的研究，劳动力需求量可以表示成资本存量，实际工资和全要素生产率的函数，而全要素生产率可以表示成不同技术进步来源的函数，所以选择信息传输、计算机服务和软件业全社会固定资产投资额分析人工智能对从业人员的影响具有一定的理论基础，而不同受教育程度从业人员比重是从业人员的一部分，故可以进行后续的研究。

(3) 控制变量

根据韩民春等(2020)^[33,34]的研究，劳动力数量受实际工资、自主研发、技术引进（包括对外引进和技术市场购买）、地区经济发展水平和产业结构、资本存量等因素的影响，因此本文引入劳动力成本、自主研发能力、技术市场购买、对

外开放程度、经济发展水平、产业结构合理化、资本存量作为模型的控制变量，其中劳动力成本（W）用城镇单位就业人员平均工资衡量，劳动力成本的上升促使企业用相对便宜的要素替代劳动，进而影响劳动力就业；自主研发能力（RD）用国内专利申请授权量衡量，体现自主创新能力；技术市场购买（JSS）用技术市场成交额衡量，对外开放程度（OPEN）用货物进出口总额衡量，反映技术引进水平对就业的影响；经济发展水平（PGDP）用人均地区生产总值衡量，一般经济发展水平越高对就业的吸纳能力越强；产业结构合理化^[46]（TL）采用结构偏离度衡量，反映产业转型升级水平，结构偏离度越大，产业结构合理性越差；资本存量（K）反映资本存量对就业的拉动效果，采用永续盘存法^[68]（PIM）进行计算；地方政府的介入也会对劳动力数量造成影响^[29]，因此，本文选取政府干预程度（GOV）反映政府行为，用地方财政一般预算支出衡量。

（4）数据来源

选取 2005—2019 年全国 30 个省份数据进行定量分析，名义指标数据以 2004 年为基期进行指数平减，并对个别指标取对数处理，考虑到数据的可得性，西藏、台湾、澳门及香港特别行政区的数据不进入样本。各指标数据来源于中国国家统计局、《中国劳动统计年鉴》、《中国统计年鉴》以及各省份统计年鉴，对各变量的定义情况如表 4.1 所示：

表 4.1 变量说明

变量类型	符号标识	变量名称	变量衡量方式
被解释变量	HIGH	高等技能劳动力	大专及以上学历就业人员比重
	MID	中等技能劳动力	高中就业人员比重
	LOW	低等技能劳动力	初中及以下就业人员比重
核心解释变量	LnAI	人工智能	信息传输、计算机服务和软件业全社会固定资产投资额
控制变量	GOV	政府干预程度	地方财政一般预算支出/地区生产总值
	LnK	资本存量	永续盘存法
	LnW	劳动力成本	城镇单位就业人员平均工资
	LnRD	自主研发能力	国内专利申请授权量
	LnJSS	技术市场购买	技术市场成交额
	OPEN	对外开放程度	货物进出口总额/地区生产总值
	LnPGDP	经济发展水平	人均地区生产总值
	TL	产业结构合理化	结构偏离度

4.2 面板模型的设定

面板数据克服了截面数据和时间序列数据的局限性,可以对经济现象进行更为客观准确的分析,本文选取全国 2005-2019 年数据构建面板模型分析人工智能对中国就业技能结构的影响,为突出人工智能对不同科技发展地区的影响差异,本文引入虚拟变量,根据虚拟变量的使用原则:如果定性指标共分 M 类,则最多只能有 $(M-1)$ 个虚拟变量^[24]。本文共分为三个地区,因此引入两个虚拟变量 D_1 、 D_2 。得人工智能对就业技能结构影响的面板模型设定如下:

$$HIGH_{it} = \beta_0 + \beta_1 D_{1i} + \beta_2 D_{2i} + \beta_3 \ln AI_{it} + \beta_4 D_{1i} \ln AI_{it} + \beta_5 D_{2i} \ln AI_{it} + \beta_j CV + \varepsilon_{it} \quad (4.1)$$

$$MID_{it} = \gamma_0 + \gamma_1 D_{1i} + \gamma_2 D_{2i} + \gamma_3 \ln AI_{it} + \gamma_4 D_{1i} \ln AI_{it} + \gamma_5 D_{2i} \ln AI_{it} + \gamma_j CV + \varepsilon_{it} \quad (4.2)$$

$$LOW_{it} = \lambda_0 + \lambda_1 D_{1i} + \lambda_2 D_{2i} + \lambda_3 \ln AI_{it} + \lambda_4 D_{1i} \ln AI_{it} + \lambda_5 D_{2i} \ln AI_{it} + \lambda_j CV + \varepsilon_{it} \quad (4.3)$$

$$D_1 = \begin{cases} 1, & \text{中等科技发展地区} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad D_2 = \begin{cases} 1, & \text{低等科技发展地区} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

式中, i 代表各省份自治区, t 代表年份, $HIGH$ 、 MID 、 LOW 表示高等、中等、低等技能劳动力, D 是区分地区科技发展水平的虚拟变量,本文以科技发展高水平地区为对照组,当 $D_1=D_2=0$ 时,系数 β_3 、 γ_3 、 λ_3 分别反映了科技发展高水平地区人工智能对高等、中等、低等技能劳动力的影响, $D_1=1$ 、 $D_2=0$ 时,系数 $\beta_3+\beta_4$ 、 $\gamma_3+\gamma_4$ 、 $\lambda_3+\lambda_4$ 分别反映了科技发展中水平地区人工智能对高等、中等、低等技能劳动力的影响, $D_1=0$ 、 $D_2=1$ 时, $\beta_3+\beta_5$ 、 $\gamma_3+\gamma_5$ 、 $\lambda_3+\lambda_5$ 分别反映了科技发展低水平地区人工智能对高等、中等、低等技能劳动力的影响, β_4 、 γ_4 、 λ_4 和 β_5 、 γ_5 、 λ_5 不同科技发展水平地区人工智能对就业技能结构影响的差别,若 β_4 、 γ_4 、 λ_4 和 β_5 、 γ_5 、 λ_5 的检验值在统计上显著,则说明人工智能对不同科技发展地区就业技能结构的影响存在差别。 CV 代表控制变量组。

4.3 模型估计结果分析

4.3.1 描述性分析

在构建模型之前，对各地区就业技能结构做描述性统计分析，以了解各地区就业技能结构的基本特征，结果如表 4.2 所示：

表 4.2 变量的统计描述

被解释变量	地区	样本量	平均值	标准差	最小值	最大值
高等技能劳动力 (HIGH)	全国	450	0.153	0.101	0.030	0.622
	科技发展高水平地区	90	0.241	0.155	0.050	0.622
	科技发展中水平地区	180	0.135	0.074	0.033	0.425
	科技发展低水平地区	180	0.127	0.059	0.030	0.291
中等技能劳动力 (MID)	全国	450	0.155	0.046	0.051	0.275
	科技发展高水平地区	90	0.194	0.042	0.117	0.275
	科技发展中水平地区	180	0.157	0.043	0.068	0.273
	科技发展低水平地区	180	0.134	0.037	0.051	0.214
低等技能劳动力 (LOW)	全国	450	0.692	0.135	0.195	0.916
	科技发展高水平地区	90	0.564	0.177	0.195	0.831
	科技发展中水平地区	180	0.709	0.109	0.366	0.894
	科技发展低水平地区	180	0.739	0.088	0.542	0.916

从高等技能劳动力来看，在 15 年期间，全国高等技能劳动力平均值为 0.153，标准差为 0.101，最小值为 0.030，最大值为 0.622，表明我国高等技能劳动力在空间和时序上存在一定差异；分地区来看，科技发展高水平地区平均值明显大于全国平均水平，与其他地区差异较大，全国平均水平略高于科技发展中水平地区，科技发展中水平地区略高于科技发展低水平地区，科技发展高水平地区标准差最大，表明我国高等技能劳动力的差异主要是由科技发展高水平地区引起的，而且各地区最大值差距也较大，其中科技发展高水平地区最高。从中等技能劳动力来看，15 年期间，全国中等技能劳动力平均值为 0.155，标准差为 0.046，最小值为 0.051，最大值为 0.275，科技发展高水平地区平均值仍然高于科技发展中、

低水平地区，但从标准差看，相比高等技能劳动力，中等技能劳动力的空间和时序差异较小，最大值之间的差异也很小。从低等技能劳动力来看，全国低等技能劳动力平均值为 0.692，标准差为 0.135，最小值为 0.195，最大值为 0.916，表明我国低等技能劳动力在空间和时序上差异最大，不同于高等、中等技能劳动力，低等技能劳动力的平均值和最大值均明显高于高等、中等技能劳动力，这与我国低技能劳动力比重较大的事实相符合，分地区看，科技发展低水平地区平均值最高，科技发展中水平地区次之，科技发展高水平地区最小，最大值也遵循类似的规律，但科技发展高水平地区标准差最大，说明低等技能劳动力的差异也主要是由科技发展高水平地区引起的。整体来看，我国各地区就业技能机构差异较大，发展极不平衡，且低等技能劳动力差异最大，其次是高等技能劳动力差异程度，中等技能劳动力差异最小。

4.3.2 平稳性检验

为避免出现“伪回归”，确保回归分析结果的有效性，本文选择 LLC 单位根检验方法检验各变量的平稳性，结果如表 4.3 所示：

表 4.3 变量平稳性检验结果

变量	ADF 统计量	P 值
HIGH	-6.023	0.0920
MID	-6.803	0.0041
LOW	-8.362	0.0055
LnAI	-7.809	0.0005
GOV	-10.253	0.0000
LnK	-13.028	0.0000
LnW	-12.802	0.0000
LnRD	-7.846	0.0204
LnJSS	-7.809	0.0005
OPEN	-10.499	0.0000
LnPGDP	-7.509	0.0000
TL	-8.187	0.0000

由表 4.3 可知，显著性水平为 10% 时，各变量均通过平稳性检验。具备建立面板模型的前提条件。

4.3.3 全国就业技能结构分析

在考虑人工智能影响就业技能结构的区域异质性之前，本文首先分析人工智能对全国就业技能结构的一般影响规律。根据 F 检验、LSDV 法检验及豪斯曼检验^[24]的结果，得全国性的面板模型适用于固定效应模型，采用聚类稳健标准误计算方法进行估计，以消除普通标准误估计带来的误差，得到人工智能对就业技能结构的影响效应如表 4.4 所示。

表 4.4 全国就业技能结构模型估计结果

被解释变量	系数	P 值	置信区间	
高等技能劳动力 (HIGH)	0.157 ***	0.002	0.062	0.252
中等技能劳动力 (MID)	-0.033	0.382	-0.109	0.043
低等技能劳动力 (LOW)	-0.124*	0.057	-0.252	0.004

注：***、**、*分别表示在 1%、5%、10% 的显著性水平上统计显著。

从表 4.4 可以看出，全国范围内，人工智能对高等技能劳动力具有显著的正向影响，影响程度为 0.157，即人工智能水平每提高 1%，高等技能劳动力相应增加 0.157，表明人工智能可以有效促进全国高等技能劳动力的增加；对中等技能劳动力具有负向影响，但不显著，表明人工智能对全国中等技能劳动力就业替代效应不明显，目前，中国人工智能的发展处于成长期，对就业的替代效应有限^[21]，但由于中国劳动力数量大、劳动者平均素质不高，其带来的负向影响不容忽视；对低等技能劳动力具有显著的负向影响，影响程度为-0.124，即人工智能水平每提高 1%，低等技能劳动力相应减少 0.124，表明人工智能对低等技能劳动力具有就业替代效应，中国劳动密集型产业占比较大，为降低生产及运营成本，企业增加人工智能机器人的引进，对劳动密集型产业的就业替代效应扩大，人口红利优势减弱，而且中国人工智能的发展还不成熟，对低等技能劳动力的创造效应较小，使得人工智能应用初级阶段会对部分低技能工人造成就业替代。整体来看，人工

智能对高等技能劳动力就业创造效应明显，对中等技能劳动力的影响效果不明显，对低等技能劳动力就业替代效应明显。

4.3.4 区域就业技能结构分析

(1) 地区差异性分析

因为模型中引入了不随时间改变的虚拟变量，导致个体固定效应模型无法使用，因此本文通过构建随机效应模型研究人工智能影响的区域差异性，为消除普通标准误估计带来的误差，采用聚类稳健标准误计算方法进行估计，模型估计结果如表 4.5 所示：

表 4.5 区域就业技能结构模型估计结果

被解释变量	地区变量	参数	系数	P 值	置信区间	
高等技能劳动力 (HIGH)	lnAI	β_3	0.023	0.266	-0.018	0.064
	$D_1 \cdot \ln AI$	β_4	-0.033*	0.086	-0.070	0.005
	$D_2 \cdot \ln AI$	β_5	-0.029	0.121	-0.066	0.008
中等技能劳动力 (MID)	lnAI	γ_3	0.009	0.579	-0.022	0.040
	$D_1 \cdot \ln AI$	γ_4	-0.013	0.380	-0.043	0.016
	$D_2 \cdot \ln AI$	γ_5	-0.033 **	0.016	-0.059	-0.006
低等技能劳动力 (LOW)	lnAI	λ_3	-0.033	0.203	-0.085	0.018
	$D_1 \cdot \ln AI$	λ_4	0.047 ***	0.006	0.014	0.081
	$D_2 \cdot \ln AI$	λ_5	0.064 ***	0.001	0.027	0.101

注：***、**、*分别表示在 1%、5%、10%的显著性水平上统计显著；lnAI、 $D_1 \cdot \ln AI$ 、 $D_2 \cdot \ln AI$ 分别表示人工智能对科技发展高、中、低水平地区的影响。

从人工智能对高等技能劳动力的影响看：人工智能对科技发展高水平地区具有正向影响，但不显著，表明人工智能技术对科技发展高水平地区高等技能劳动力的就业创造效应还未完全释放，影响效果不明显；科技发展高水平地区人工智能发展水平较高，虽然人工智能的开发和利用发展迅速，并取得了一些成绩，但与美国、欧洲等人工智能发达国家相比，在芯片研发和基础研究方面仍存在一定

的差距，甚至一些核心芯片还需要进口^[21]，相关领域的高技能人才也比较紧缺，再加上劳动力适应新增就业岗位需要时间，使得人工智能对高等技能劳动力的创造效应不明显。对科技发展中水平地区的影响显著，对科技发展低水平地区的影响不显著，表明在对高等技能劳动力的影响上，人工智能对科技发展中水平地区存在显著差异，对科技发展低水平地区不存在显著差异；相较于科技发展高水平地区，科技发展低水平地区人工智能发展水平较低，人工智能技术和高技术人才的引进有限，人工智能对技能型人才的影响较弱，而科技发展中水平地区人工智能发展水平仅次于科技发展高水平地区，新技术发展和应用速度较快，劳动者平均素质又不及科技发展高水平地区，技能型劳动力实现与新增就业岗位的匹配比较困难，而且考虑到本文选择就业者的受教育水平作为就业技能结构的替代变量，将大专及以上学历的从业人员划分为高等技能劳动力，一些成熟人工智能技术和高技术人才的引进，会对部分技能水平不高的技能型人才造成负向影响，故人工智能对科技发展中水平地区的高等技能劳动力具有更明显的就业替代效应。

从人工智能对中等技能劳动力的影响看：人工智能对科技发展高水平地区具有正向影响，影响不显著，表明人工智能对科技发展高水平地区中等技能劳动力的影响效果尚不明显；科技发展高水平地区劳动力素质较高，实现劳动力转移比较容易，被人工智能替代的部分劳动力通过劳动力转移实现再就业，使得人工智能对中等技能劳动力的影响不明显。对科技发展中水平地区的影响不显著，表明科技发展中水平地区在人工智能对中等技能劳动力的影响上不存在差异，对科技发展低水平地区的影响显著，表明科技发展低水平地区在人工智能对中等技能劳动力的影响上存在显著差异；由表 3.3 可以看出，科技发展低水平地区多为一些能源型省份和经济欠发达省份，这些省份劳动成本较高、重复性较强的操作性岗位和劳动强度较大、生产条件较差的岗位较多，而这些岗位往往被替代率较高^[21]，再加上科技发展低水平地区大多数省份承接东部地区产业转移的任务，承接的产业类型又多为资源密集型和劳动密集型，导致人工智能对科技发展低水平地区替代效应更明显，故人工智能对科技发展低水平地区的中等技能劳动力具有更明显的就业替代效应。

从人工智能对低等技能劳动力的影响看：人工智能对科技发展高水平地区具

有负向影响，但影响不显著，表明人工智能对科技发展高水平地区低等技能劳动力的影响效果不明显。对科技发展中、低水平地区有正向影响，影响显著，说明不同科技发展水平地区人工智能对低等技能劳动力的影响存在差异。科技发展高水平地区已经进入人工智能发展初级阶段，表现为就业技能结构升级现象；相比科技发展高水平地区，科技发展中、低水平地区劳动力素质较低，被人工智能替代的劳动力实现高水平再就业比较困难，大部分向低水平岗位转移，使得低等技能劳动力上升，人工智能对低等技能劳动力的影响地区差异更明显。

(2) 影响效应分析

根据表 4.5 的模型回归结果，计算得人工智能对不同地区就业技能结构的影响效应如表 4.6 所示：

表 4.6 人工智能对就业技能结构的影响效应

被解释变量	地区	影响系数	
高等技能劳动力 (HIGH)	科技发展高水平地区	β_3	0.023
	科技发展中水平地区	$\beta_3 + \beta_4$	-0.01
	科技发展低水平地区	$\beta_3 + \beta_5$	-0.006
中等技能劳动力 (MID)	科技发展高水平地区	γ_3	0.009
	科技发展中水平地区	$\gamma_3 + \gamma_4$	-0.004
	科技发展低水平地区	$\gamma_3 + \gamma_5$	-0.024
低等技能劳动力 (LOW)	科技发展高水平地区	λ_3	-0.033
	科技发展中水平地区	$\lambda_3 + \lambda_4$	0.014
	科技发展低水平地区	$\lambda_3 + \lambda_5$	0.031

注：系数显著性与表 4.5 保持一致。

可以看出，从高等技能劳动力来看，人工智能对科技发展高水平地区影响程度为 0.023，对科技发展低水平地区影响程度为-0.006 (0.023-0.029)，影响不明显；对科技发展中水平地区的影响明显，影响程度为-0.01 (0.023-0.033)，即人工智能水平每提高 1%，科技发展中水平地区的高等技能劳动力下降 0.01；表明人工智能技术的发展对科技发展中水平地区的高等技能劳动力具有明显的就业替代效应。从中等技能劳动力来看，人工智能对科技发展高水平地区影响程度为

0.009，对科技发展中水平地区影响程度为-0.004（0.009-0.013），影响不明显；对科技发展低水平地区的影响明显，影响程度为-0.024（0.009-0.033），即人工智能水平每提高1%，科技发展低水平地区的中等技能劳动力下降0.024；表明人工智能技术的发展对科技发展低水平地区的中等技能劳动力具有明显的就业替代效应。从低等技能劳动力来看，人工智能对科技发展高水平地区影响程度为0.033，影响不明显；对科技发展中、低水平地区影响明显，影响程度分别为0.014（-0.033+0.047）和0.031（-0.033+0.064），即人工智能水平每提高1%，科技发展中水平地区的低等技能的劳动力上升0.014，科技发展低水平地区的低等技能劳动力上升0.031；表明人工智能对科技发展中、低水平地区的低等技能劳动力具有明显的就业创造效应。

4.4 本章小结

本章引入虚拟变量，采取2005-2019年省级面板数据，以人工智能为核心解释变量，构建面板模型分析不同科技发展地区人工智能对就业技能结构的影响。主要结论有：全国范围内，人工智能对就业技能结构的影响特征还不太明显，有助于促进高等技能劳动力就业，不利于低等技能劳动力就业；从不同区域来看，对科技发展高水平地区表现为就业技能结构升级特征，但影响不明显，对科技发展中、低水平地区低等技能劳动力就业具有积极的促进作用，但不利于科技发展中水平地区高等技能劳动力和科技发展低水平地区中等技能劳动力就业。

5 研究结论与对策建议

5.1 研究结论

基于 2005—2019 年中国 30 个省份的面板数据,本文定性和定量分析了人工智能对中国就业技能结构的影响效应,结论如下:

(1) 理论研究表明:人工智能的发展伴随着创造效应和替代效应的产生,总效应具有不确定性,具体影响效果取决于二者的动态变化。对就业技能结构的影响呈现阶段性特征,主要从两个阶段展开,人工智能发展初级阶段,人工智能的影响效果有限,并不会立即引起就业技能结构的极化,表现为高等、中等技能劳动力就业比重上升,低等技能劳动力就业比重下降的就业技能结构,呈现就业技能结构升级特征;人工智能发展成熟阶段,人工智能对中等技能劳动力的就业替代效应加强,劳动力向高等、低等技能劳动力转移,就业技能结构呈现极化特征。且不同的人工智能发展水平对就业技能结构有不同的影响,人工智能发展高水平地区,中等技能劳动力向高等、低等技能劳动力转移,人工智能的就业创造效应大于就业替代效应,就业技能结构实现平稳转型比较容易,人工智能发展低水平地区,中等技能劳动力大多向低等技能劳动力转移,高等技能劳动力就业不稳定,甚至存在人才流失现象,人工智能的就业替代效应大于就业创造效应,实现就业技能结构的转型比较困难。

(2) 经验证表明:1.各地区人工智能发展水平呈逐年上升的趋势,但发展差异明显,其中科技发展高水平地区明显高于科技发展中、低水平地区,科技发展中水平地区略高于科技发展低水平地区,发展差距呈扩大的趋势,且科技发展高水平地区各省份普遍发展程度较好,且都属于东部沿海地区,人工智能发展势头良好,科技发展中水平地区不及科技发展高水平地区,但有着较好的人工智能发展空间,科技发展低水平地区主要包括一些经济欠发达省份和一些能源型大省,人工智能发展速度比较缓慢;全国人工智能平均发展水平发展速度较快,呈稳步上升的态势,发展态势更接近于科技发展中水平地区。2.全国范围内,人工智能对就业技能结构的影响特征还不太明显,有助于促进高等技能劳动力就业,不利于低等技能劳动力就业,对中等技能劳动力的就业替代效应初步显现,但效果不明显。从不同区域来看,人工智能对科技发展高水平地区表现为就业技能结

构升级特征，但影响效果不明显；对科技发展中水平地区高等技能劳动力具有就业替代效应，不利于科技发展中水平地区高等技能劳动力，存在人才流失现象，对低等技能劳动力就业具有积极的就业促进作用；对科技发展低水平地区低等技能劳动力就业同样具有积极的促进作用，但不利于其中等技能劳动力就业。

5.2 对策建议

在推动人工智能与实体经济融合，促进人工智能推广应用的同时，要妥善化解智能化对劳动力市场的冲击，实现传统经济的数字化转型。本文从推进人工智能发展与保障充分就业的角度，依据相关政策，主要提出以下建议：

(1) 完善人工智能发展环境，增加资金和技术投入，合理优化教育资源配置，缩小人工智能发展差距。针对地区人工智能发展水平差距较大的问题，一要加强完善科技发展中、低水平地区人工智能发展环境，建设以产业智能化为导向的新型创新园区，加速科技创新资源的集聚，吸引优质项目、技术、人才，促进实体经济与人工智能的融合，抓住人工智能的发展机遇；二要制定支持科技发展中、低水平地区发展的创业、落户等方面等激励政策，加大科技发展中、低水平地区的资金投入和技术投入，采取专家培训、人工智能项目共同参与等方式，实现技术共享、资金共享、收益共享，激发人工智能的就业创造效应；三要合理优化教育资源配置，以切实提高劳动者职业素养为目的，实行教育导向型政策，强化基础教育和职业教育，加强人才后备军的培养。

(2) 完善社会保障制度，开发新型就业岗位，实时智能化监测，推动就业技能结构平稳转移。针对人工智能对低等技能劳动力就业替代效应明显的问题，一要与时俱进地完善社会保障制度，给予失业人群资金支持和制度倾斜，重点加强岗位信息服务和职业技能再培训，促进失业人群再就业；二要开发不易被人工智能替代的工作岗位，人工智能在提高劳动生产率的同时，也使劳动者获得更多的闲暇时间，艺术创作、人与人之间的情感交流、旅游休闲等都是人工智能无法替代的服务型劳动，可以开发这类服务型劳动岗位满足劳动者的需求（程承坪，2020^[22]）。要充分利用智能化监测平台，实时进行监测，对于技能水平较高的劳动力，引导其实现更高水平就业，对于技能水平较低的劳动力，引导其向服务业等低等技能岗位实现再就业，推动就业技能结构的平稳转移，避免岗位匹配造成

的结构性失业问题。

(3) 科技发展高水平地区加速人工智能就业创造效应的释放, 科技发展中水平地区增强就业吸引力, 科技发展低水平地区打造人机协同的发展模式。针对人工智能对科技发展高水平地区就业创造效应未完全释放的问题, 应鼓励高校加快设置和发展人工智能相关专业, 加强培养人工智能方面的领军人才和科研人才; 鼓励自主研发, 在引进先进人工智能技术的基础上开发具有核心竞争力的领先技术, 提升人工智能等相关产业的竞争地位。针对人工智能对科技发展中水平地区高等技能劳动力替代效应明显的问题, 应加快培育人工智能产业生态, 打造吸纳人工智能高端人才就业的高地拓宽人才发展空间, 促进高端人才向其流动和聚集。针对人工智能对科技发展低水平地区中等技能劳动力替代效应明显的问题, 要从人机协同的角度进行发展, 建立以人为中心的人机物融合的理论方法和关键技术, 开发人机交融的劳动岗位, 针对不同规模和不同性质的企业, 要在人与机器间进行不同的任务分配, 实现人与机器的协同工作; 重视对传统产业工人技术技能升级培训和转岗转业培训, 使其具备人机协作能力。

5.3 研究不足及展望

由于研究能力的限制和数据收集的不完整, 文章存在很多不足之处。结合论文本身, 主要做以下几点总结:

(1) 人工智能指标的选取。目前人工智能指标的选取缺乏统一的规范标准, 考虑到数据的可得性, 本文以“信息传输、计算机服务和软件业全社会固定资产投资额”作为人工智能的替代变量进行后续一系列的实证分析, 虽然具有一定的合理性, 但人工智能是一个综合性很强的概念, 该指标不能完全代表人工智能发展水平, 存在估计误差。(2) 研究方法的限制。本文通过引入虚拟变量的方式分析人工智能对就不同地区就业技能结构的影响差异, 仅用随机效应模型检验存在局限性, 无法判别个体效应和自变量之间的相关性。(3) 本文仅对人工智能这个核心解释变量进行地区差异性分析, 缺少对其他控制变量的差异性分析。

针对以上研究不足, 接下来的深入研究将通过以下几个方面展开:

(1) 完善人工智能指标。人工智能发展迅速, 在人工智能相关领域的逐渐发展下, 人工智能指标将不断完善, 使得后续实证研究更具有科学性。(2) 采用

新的计量方法。接下来的研究中，将考虑去掉虚拟变量，采用变系数模型或空间面板模型分析人工智能对就业技能结构的影响，并对个体效应和自变量之间的相关性进行判别。（3）增加控制变量的地区差异性分析。通过改变定量分析方法，分析控制变量影响的地区差异性。

参考文献

- [1] Aghion P, Howitt P. Growth and unemployment[J]. *The Review of Economic Studies*, 1994, 61(3): 477-494.
- [2] Aghion P, Jones B F, Jones C I. Artificial Intelligence and Economic Growth[M]. National Bureau of Economic Research, 2019, 237-282.
- [3] Borland J, Coelli M. Are robots taking our jobs?[J]. *Australian Economic Review*, 2017, 50(4): 377-397.
- [4] Clower R W. The Keynesian Counter Revolution: A Theoretical Appraisal[J]. *The Theory of Interests*, 1965,103-125.
- [5] Frey C B, Osborne M A. The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?[J]. *Technological forecasting and social change*, 2017, 114: 254-280.
- [6] David B. Computer Technology and Probable Job Destructions in Japan:An Evaluationt[J]. *Journal ofthe Japanese and International Economies*,2017,43(01):77—87.
- [7] Dauth W, Findeisen S, Südekum J. German robots-the impact of industrial robots on workers[J]. *IAB-Discussion Paper*, 2017, 30:1-64.
- [8] Ford, M. Rise of the Robots. Technology and Threat of a Jobless Future[J]. New York, 2015, 115-117.
- [9] Gorle P, Clive A. Positive impact of industrial robots on employment[J]. *International federation of robotics*, 2011,1-64.
- [10]Katz L F, Murphy K M. Changes in Relative Wages, 1963-1987: Supply and Demand Factors[J]. *Harvard Institute of Economic Research Working Papers*, 1991, 107(1):35-78.
- [11]Martin C. The new information technology-international diffusion and its impact on employment and skills. A review of the literature[J]. *International Journal of Manpower*, 1997, 18(1-2): 119-159.
- [12]Mayer J. Globalization, Technology Transfer, and Skill Accumulation in Low-Income Countries[J]. *World Institute for Development Economic Research (UNU-WIDER)*, 2001,39:1-20.
- [13] Pini P. Technical change and labour displacement: Some comments on recent models of technological unemployment[M]. *Universit àcattolica del Sacro Cuore*, 1989, 63-85.
- [14] Richard S, Daniel S, The Futures of the Professions: How Technology Will Transform

- the Work of Human Experts[J]. *Drutvena Istraivanja asopis Za Opa Drutvena Pitanja*, 2016, 25(3):422-426.
- [15]Smith A, Anderson J. AI, Robotics, and the Future of Jobs[J]. Pew Research Center, 2014, 6: 51.
- [16]Sachs J D, Benzell S G, LaGarda G. Robots: Curse or blessing? A basic framework[R]. National Bureau of Economic Research, 2015,1-19.
- [17]Vivarelli M. The Economics of Technology and Employment[R]. Edward Elgar Publishing, 1995,1-46.
- [18]崔友平.利用技术进步增加就业[J].当代经济研究,2001(10):29-33+72.
- [19]成艾华,敖荣军,韦燕生.中国工业行业技能偏向型技术变化的实证检验[J].中国人口·资源与环境,2012,22(05):108-113.
- [20]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.
- [21]程承坪,彭欢.人工智能影响就业的机理及中国对策[J].中国软科学,2018(10):62-70.
- [22]程承坪.人工智能对劳动的替代、极限及对策[J].上海师范大学学报(哲学社会科学版),2020,49(2):85-93.
- [23]陈龙,张力.区域产业转移与就业技能结构——来自中国的经验证据[J].宏观经济研究,2021(06):62-79+160.
- [24]陈强.高级计量经济学[M].高等教育出版.2014.
- [25]杜娟.论智能机器对就业的影响[J].开放导报,2017(02):68-72.
- [26]段海英,郭元元.人工智能的就业效应述评[J].经济体制改革,2018(03):187-193.
- [27]杜传忠,韩元军,杨成林.中国影响就业因素的区域差异分析——基于省级面板数据的实证检验[J].当代财经,2011(05):16-23.
- [28]杜传忠,许冰.第四次工业革命对就业结构的影响及中国的对策[J].社会科学战线, 2018(02): 68-74.
- [29]冯欢.人工智能对我国就业技能结构的影响研究[D].山西财经大学,2019.
- [30]关锦镗,曹志平,韩斌.科技革命与就业[M].北京:北京大学出版社,1994.
- [31]郭亚军,姚远,易平涛.一种动态综合评价方法及应用[J].系统工程理论与实践,2007 (10):154-158.
- [32]郝楠.劳动力就业“极化”、技能溢价与技术创新[J].经济学家,2017(08):27-32.

- [33]韩民春,冯乐兰.工业机器人应用对中国劳动力就业影响的研究[J].工业技术经济,2020,39(6):117-122.
- [34]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.
- [35]刘广,刘艺萍.风险投资对产业转型升级的影响研究[J].产经评论,2019,10(03):45-55.
- [36]李嘉图.政治经济学及赋税原理[M].北京:商务印书馆,1976.
- [37]陆雪琴,文雁兵.偏向型技术进步、技能结构与溢价逆转——基于中国省级面板数据的经验研究[J].中国工业经济,2013(10):18-30.
- [38]隆云滔,刘海波,蔡跃洲.人工智能技术对劳动力就业的影响——基于文献综述的视角[J].中国软科学,2020(12):56-64.
- [39]吕荣杰,郝力晓.人工智能等技术对劳动力市场的影响效应研究[J].工业技术经济,2018,37(12):131-137.
- [40]李海超,张赟,陈雪静.我国高科技产业原始创新能力评价研究[J].科技进步与对策,2015,32(07):118-121.
- [41]李建辉.科技活动的综合发展水平测度与分析[J].世界科技研究与发展,2019,41(03):317-327.
- [42]李俊珏.智能化发展对劳动力就业的影响研究[D].云南财经大学,2020.
- [43]林松池.人工智能技术发展对我国就业的影响及对策研究[J].生产力研究,2020(04):18-20+80.
- [44]邱玥,何勤.人工智能对就业影响的研究进展与中国情景下的理论分析框架[J].中国人力资源开发,2020,37(2):90-103.
- [45]宋小川.无就业增长与非均衡劳工市场动态学[J].经济研究,2004(07):91-96.
- [46]沈赏.基于系统 GMM 的我国人工智能对产业转型升级影响效应分析[J].工业技术经济,2020,39(04):155-160.
- [47]王诚.中国就业发展新论——核心就业与非核心就业理论分析[J].经济研究,2002(12):79-87+92.
- [48]王志凯.人工智能等技术进步对就业的影响——基于三次产业的实证分析[J].时代金融,2018(33):192-193+199.
- [49]吴清军,陈轩,王非,杨伟国.人工智能是否会带来大规模失业?——基于电商平台人工智能技术、经济效益与就业的测算[J].山东社会科学,2019(03):73-80.

- [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]王君,杨威.人工智能等技术对就业影响的历史分析和前沿进展[J].经济研究参考,2017(27):11-25.
- [52]王光栋,叶仁荪,王雷.技术进步对就业的影响:区域差异及政策选择[J].中国软科学,2008(11):151-160.
- [53]魏敏,李书昊.新时代中国经济高质量发展水平的测度研究[J].数量经济技术经济研究,2018,35(11):3-20.
- [54]王丽华.人工智能技术对就业技能结构的影响[D].天津师范大学,2020.
- [55]姚战琪,夏杰长.资本深化、技术进步对中国就业效应的经验分析[J].世界经济,2005(01):58-67+80.
- [56]余源源.中国技术进步的就业效应:基于VAR模型的实证分析[J].软科学,2008(06):11-15+21.
- [57]杨飞.技能偏向性技术进步与劳动力市场极化[D].南开大学,2013.
- [58]杨胜利,高向东.我国劳动力资源配置水平综合评价与分析——兼论区域差异与经济发展[J].人口学刊,2015,37(05):73-84.
- [59]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.
- [60]张华初.中国就业结构演变的SDA分析[J].中国人口科学,2008(02):42-49+95.
- [61]朱翠华,李建民.技术进步就业效应新解[J].财经科学,2012(04):53-61.
- [62]赵利,姜均武.中国技术进步对劳动力素质影响的实证研究[J].经济经纬,2011(02):82-85.
- [63]朱巧玲,李敏.人工智能的发展与未来劳动力结构变化趋势——理论、证据及策略[J].改革与战略,2017,33(12):172-177.
- [64]张歆悦.人工智能技术对就业影响效应研究[J].合作经济与科技,2019(19):90-91.
- [65]张于喆.人工智能、机器人的就业效应及对策建议[J].科学管理研究,2019,37(01):43-45+109.
- [66]赵利,潘志远.劳动就业的影响因素及其效应研究综述[J].山东财政学院学报,2013(04):71-75.
- [67]张刚,姜玉.流动人口收入水平的地区差异与影响因素研究[J].西北人

口,2017,38(5):43-50+57.

- [68] 张军,吴桂英,张吉鹏. 中国省际物质资本存量估算:1952—2000[J]. 经济研究,2004(10):35-44.

致 谢

三年的硕士研究生求学即将结束，三年时间，我得到的不只是知识的积累，更是一次历练和成长，更是思想的成熟。毕业论文是对我整个研究生学习的考核和总结，但也只是一个阶段的总结，因为这意味着新的开始，回顾整个论文的写作过程，感慨颇多。

片言之赐，皆事师也。韩君老师不仅是我研究生期间的导师，在本科期间亦是良师，他不仅是我学习的老师，更是人生的导师，借得大江千斛水，研为翰墨颂师恩。

感谢家人一直以来对我的支持和鼓励，一直给予我坚强的后盾和学习的动力，给了我决心，也给了我信心，最大的幸福莫过于一家人一日三餐四季常伴。

感谢我的好友，人之相识，贵在相知，人之相知，贵在知心。

硕士研究生生涯即将落幕，人生的旅途才刚刚开始，我将带着满满的收获，踏上新一段的人生旅程。

2022年5月