

发展视角的人工智能就业效应： 基于文献挖掘的元分析

张米尔, 张霖霖, 黄思婷

(大连理工大学经济管理学院, 辽宁 大连 116023)

摘要:人工智能近年来呈现加速发展之势,对人类生产生活方式的影响日益显著,首当其冲是对就业的影响;就业是民生之本,在就业形势严峻的当下,亟待对人工智能的就业效应开展研究。目前研究主要采用现象描述和理论阐释,少数定量研究得出不同结论。因此,有必要针对更大范围和时间跨度的样本,研究揭示人工智能对就业的影响。采用元分析整合研究人工智能的就业效应,研究表明,人工智能应用与就业总量正相关,与中高技能岗位正相关,但与低技能岗位负相关,人工智能的发展对上述关系具有调节作用。这表明人工智能在促进整体就业的同时,对中高技能岗位主要呈现岗位拓展效应,对低技能岗位主要呈现岗位替代效应。因此,一方面要推动人工智能的产业发展和应用场景拓展,充分发挥人工智能的岗位拓展效应;另一方面要正视人工智能的岗位替代效应,主动应对人工智能时代的结构性失业冲击。

关键词:人工智能;就业效应;岗位拓展;岗位替代;元分析

中图分类号:F49 文献标识码:A 文章编号:1005-0566(2025)03-0068-11

Employment effects of artificial intelligence in development perspective: Meta-analysis based on literature mining

ZHANG Mier, ZHANG Linlin, HUANG Siting

(School of Economics and Management, Dalian University of Technology, Dalian 116023, China)

Abstract: Artificial intelligence (AI) has shown accelerated development in recent years, significantly impacting human production and lifestyles, with employment being the first to bear the brunt. Employment serves as the foundation of people's livelihoods, and it is urgent to conduct research on employment effects of AI in the current grim employment situation. Current researches mainly focus on phenomenal descriptions and theoretical explanations, with a few quantitative researches yielding different conclusions. Therefore, it is necessary to reveal employment effects of AI using samples with broader scope and time span. The meta-analysis is conducted to research the employment effect of AI. The results indicate that AI application is positively correlated with overall employment and with medium- and high-skilled jobs, but negatively correlated with low-skilled jobs. The development of AI has moderating effects on above relationships. This means that while AI promotes overall employment, it presents expansion effects for medium- and high-skilled jobs and replacement effects for low-skilled jobs. Therefore, it is necessary to promote the industrial

收稿日期:2024-11-30 修回日期:2025-02-21

基金项目:国家自然科学基金资助项目“专利国际化背景下的专利战及防范应对研究”(72074042);国家自然科学基金资助项目“技术内卷下的策略性专利行为及应对政策研究”(72474045)。

作者简介:张米尔(1970—),男,江苏盐城人,大连理工大学经济管理学院教授、博士生导师,管理学博士,研究方向为技术创新、知识产权、产业转型。

development and application scenario expansion of AI to fully leverage its job expansion effects. Meanwhile, the job replacement effect should be acknowledged, and proactive measures should be taken to address the structural unemployment shocks in the era of AI.

Key words: artificial intelligence; employment effect; job expansion; job replacement; meta-analysis

在算力提升、算法优化和数智融合的驱动下，人工智能近年来呈现加速发展之势，对人类生产生活方式产生深刻影响；2024 年度诺贝尔物理学奖授予两位在机器学习领域作出开创性贡献的学者，彰显人工智能的影响力和渗透力。第四次工业革命以人工智能和网络化信息系统为基础，通过大规模的分布式制造实现生产方式的变革^[1]。人工智能的应用向服务业快速渗透。Pandya 等^[2]研究指出，自然语言处理、神经网络和机器学习等子域构成的人工智能具有与人类类似的推理决策能力，改变了银行、电子商务等服务行业的运营模式。随着人工智能的快速发展和向社会经济系统的深入渗透，人工智能的应用呈现利弊交织的双刃剑效应，尤其对就业的影响不容忽视。就业是民生之本。在就业形势严峻的当下，面对人工智能快速发展带来的机遇和挑战，亟待开展针对人工智能就业效应的研究工作。

一、文献综述

人工智能具有通用技术的特征，基于人工神经网络和自动化机器学习等深度学习的发展在工业生产活动中得到日益广泛的应用^[3]；人工智能应用可以影响知识创造、溢出效应以及消化吸收能力，进而对技术创新产生促进作用^[4]。Yang 等^[5]研究指出，人工智能用于制造系统实现智能制造，能显著增加企业的财务绩效和创新绩效；通过人工智能技术使机器更加智能，制造商可以灵活决定运营方式，有效分配资源赋能智能生产^[6]。人工智能还对全要素生产率产生影响，Wang 等^[7]研究指出，通过提高技术创新水平、优化人力资本等方式，人工智能可以显著提高企业的全要素生产率；人工智能技术的应用可以降低运营成本、提高高技能劳动力的投入比例、促进数字化转型和提高创新效率，进而显著提高企业的全要素生产率^[8]。

随着人工智能向社会经济系统的深入渗透，

人工智能对就业的影响逐渐受到关注，早期的研究主要围绕现象描述和理论阐释展开。Frank 等^[9]研究指出，人工智能有可能重塑职业机会、技能需求以及员工在不同行业之间的分布，政策制定者有必要预测人工智能导致的劳动力变动趋势；Autor^[10]以美国市场为例，指出人工智能可以创造新的工作任务，增加企业的劳动力需求；Sachs^[11]研究指出，人工智能导致先进机器取代生产工人，结果是产出的增加以及劳动力需求的下降。Rahwan 等^[12]的研究表明，由人工智能驱动的机器发挥日益重要的作用，智能机器可以改变人类行为；技术进步同时带来就业替代效应和就业创造效应，因此人工智能对于就业的总体效应尚不明确^[13]。

近年来，学术界针对人工智能的就业效应展开定量研究，Sharfaei 等^[14]研究指出，机器人应用在全球范围内，尤其在发达经济体中产生显著的生产率提高和就业增长效应；Damioli 等^[15]研究发现，人工智能产生积极的就业效应，尤其是对从事人工智能技术创新的公司创造效应更大。Shen 等^[16]采用中国省级面板数据，研究指出由于劳动生产率提高、资本深化和劳动分工细化，人工智能可以创造出显著的就业效应；采用机器人的企业往往具有更高的生产力，能适应技术变革带来的影响，通过提供新的就业机会增加整体就业效应^[17]；机器人应用会同时产生生产率提高、市场份额提升和产出规模扩张效应，显著提升中国工业企业的就业水平^[18]；人工智能的就业创造效应不仅表现为拓展非常规职业的岗位数以及岗位类别，而且催生出对新兴职业和岗位的需求^[19]。

Acemoglu 等^[20]分析工业机器人渗透程度对美国劳动力市场的影响，研究发现自动化、机器人和人工智能正在产生变革性影响，对人工的替代会对劳动力市场产生负面影响；针对英国的研究同样表明，随着自动化发展，机器人初始渗透率高

的城市失业情况往往更加严重^[21]; Ballestar 等^[22]以西班牙制造企业为样本,研究指出从长期来看,实施自动化技术能带来生产力提升和劳动力减少效应。Gentili 等^[23]研究指出,机器人的应用对不同国家劳动力市场影响不同,取决于当地发展阶段及社会特点; Dottori^[24]对意大利的就业数据展开分析,研究发现机器人使用仅对制造业就业产生微弱的负面影响,并未对整体就业产生负面影响; Jestl^[25]针对欧盟数据进行分析,研究指出工业机器人对当地制造业的就业效应为负,但对当地非制造业的就业效应为正。

人工智能不仅会对就业总量产生影响,而且对就业结构也会造成一定影响。机器人采用与高技能劳动力需求是互补的,引入工业机器人的公司往往雇用更多受过高等教育的工人^[26];工业机器人的使用能够显著提升企业的生产力,导致公司对受过高等教育的员工和高技能劳动力的需求增加^[27];机器人的应用能够显著提升产品质量和生产效率,激励员工从事高技能工作^[28];人工智能引发的自动化取代越来越多的工作,并且大部分剩余工作集中在规模较小的高技能劳动力手中^[29]。Blanas 等^[30]研究发现,工业机器人的使用减少制造业低技能人员的就业,而服务业高技能人员的就业增加;低技能岗位的自动化程度比较高,因此更可能受到人工智能影响^[31];人工智能更擅长执行重复性和机械化工作,提高劳动生产效率,减少这些工作所需的人力资本^[32]。

综上所述,人工智能近年来呈加速发展之势,对人类生产生活方式的影响日益显现,首当其冲是对就业的影响。目前,针对人工智能的就业效应研究主要是现象描述和理论阐释,近年来少数研究开始采用定量分析方法,研究样本涉及企业、行业和国家(地区)层面,测度人工智能、就业总量和就业结构的方法不尽相同,研究结论存在明显分歧。人工智能对就业的影响是复杂的,范围波及全社会,而单个研究是基于局部样本开展的,研究结论难以反映人工智能的整体影响;此外,人工智能目前处于快速发展阶段。因此,有必要整合分析多视角的定量研究,针对更大范围和时间跨

度的样本开展研究,从发展视角分析揭示人工智能的就业效应。

二、研究设计

(一) 研究方法

本文研究旨在揭示人工智能对就业总量和就业结构的影响,已有围绕该主题的定量研究得出不同结论,不仅存在强弱差异,而且存在方向差异。分析出现差异的原因,一方面,采用定量分析的研究针对选择的企业、行业或国家(地区)的数据展开,研究结果受到抽样误差的影响,不能准确反映总体的实际状况,导致不同的研究可能会出现不同结果;Hunter 等^[33]研究指出,单个研究通常存在抽样误差,仅通过一项研究难以揭示真实效应。另一方面,不同研究测度人工智能、就业总量和就业结构的方式存在差异,测量误差也会影响研究结果。因此,为了减小抽样误差和测量误差,有必要对更大范围和时间跨度的样本展开分析,更客观地揭示人工智能对就业的影响。

元分析(meta-analysis)通过整合特定主题的定量研究结果,能够提高样本与总体的相似度,减小单个研究存在的抽样误差,进而提高变量之间关系估计的准确性。这个方法的基本思想是利用样本量、方差倒数等权重指标对不同样本文献的效应值进行加权平均,得到总体效应的无偏估计。元分析是遵循同一规则对定量文献进行分析,整合大量研究结果的一种统计分析方法^[34];元分析综合现有研究结果,降低单个研究存在的抽样误差,有助于得到更普适的结论^[33]。元分析汇总大量不同研究的样本数据增大样本量,有助于提高变量关系估计的准确性,Gurevitch 等^[35]研究指出,通过整合大量研究结果得到综合性结论,元分析有助于解释看似矛盾的研究结果。因此,选择元分析方法整合多视角的定量研究,分析揭示人工智能的就业效应。

运用元分析评价人工智能的就业效应,首先,广泛检索并搜集相关研究文献,满足元分析对文献多样化的要求,通读文献提取研究结论,提出关于就业效应的研究假设。然后,开展文献挖掘,筛选与研究主题相关的定量研究文献,通过编码提

取样本文献的发表时间、样本量、相关系数、回归系数,转化为结构化数据,将其作为元分析的基础数据。随后,对数据进行发表偏倚检验和异质性检验,分析纳入文献是否存在发表偏倚,判断选择固定效应模型或随机效应模型;通过主效应分析计算人工智能的就业效应值,评价人工智能对就业的整体影响和结构影响。最后,进行调节效应分析,基于时间维度揭示人工智能的发展对就业效应的调节作用。

(二) 研究假设

人工智能对就业影响的定量研究存在明显分歧,综合分析目前的研究进展,考虑到人工智能的发展对人工智能就业效应的调节作用,提出关于就业效应的研究假设。

假设 1:人工智能应用与就业总量呈正相关关系。

近年来,随着算力提升、算法创新和数据积累,人工智能不仅技术体系加速发展,而且应用场景不断拓展,能够显著推动就业总量的增加。一方面,人工智能的技术体系和相关产业正处于快速发展阶段,加快人工智能的产业发展可直接带来大量的新增就业岗位;另一方面,通过与传统产业深度融合加速产业的智能化升级改造,虽然替代部分现有的就业岗位,但是伴随着人工智能的应用场景不断拓展,新业态和新产业也在持续涌现,从而催生新的就业岗位,倾向于带来积极的整体就业效应。综上所述,提出人工智能应用与就业总量呈正相关关系的假设。

假设 2a:人工智能应用与中高技能岗位呈正相关关系;

假设 2b:人工智能应用与低技能岗位呈负相关关系。

人工智能发展不仅创造新的就业岗位,而且改变了工作要求和所需能力;由于人工智能应用场景不断拓展,创造出大量与之适配的中高技能岗位,如软件工程师、工业机器人维护、无人机操作员等。因此,人工智能应用与中高技能岗位呈正相关关系,即主要表现为岗位拓展效应。与此同时,普通操作工、建筑施工、收银员等低技能岗

位通常具有程序化、重复性的特点,人工智能叠加智能设备能够更好完成此类工作,大量的就业岗位被不断替代。因此,人工智能应用与低技能岗位呈负相关关系,即主要表现为岗位替代效应。综上所述,提出人工智能应用与中高技能岗位呈正相关关系,与低技能岗位呈负相关关系的假设。

假设 3a:人工智能的发展强化人工智能应用与就业总量的正相关关系;

假设 3b:人工智能的发展强化人工智能应用与中高技能岗位的正相关关系;

假设 3c:人工智能的发展弱化人工智能应用与低技能岗位的负相关关系。

随着人工智能的发展,人工智能的核心产业和渗透产业规模扩大,创造新的中高技能岗位,人工智能应用对中高技能岗位的拓展效应强化。同时,人工智能应用对低技能岗位是“从易到难”逐步替代,随着大量岗位被替代,部分难替代的岗位将长期存在,人工智能应用对低技能岗位的替代效应弱化。由于人工智能的发展导致人工智能应用对中高技能岗位的拓展效应强化,对低技能岗位的替代效应弱化。因此,人工智能应用与就业总量的正相关关系得以强化。综上所述,提出人工智能的发展强化人工智能应用与就业总量、中高技能岗位的正相关关系,弱化与低技能岗位的负相关关系的假设。

(三) 数据来源与收集

元分析是在文献挖掘的基础上,汇总分析大量不同研究的样本数据,利用更大范围和时间跨度的研究数据,得到更为普适的研究结论。这要求样本文献全面、完整和来源多样化。Gusenbauer 等^[36]研究指出,检索得到的样本文献质量决定评价的结果、有效性和解释力。因此,开展文献挖掘应重视来源期刊的广泛性和代表性,不仅选择中文期刊,而且选择外文期刊。考虑到研究目标是人工智能的就业效应,刊源以综合性科技期刊、经济管理类期刊为主。其中,外文刊源为 *Science*、*Nature* 及其子刊等权威的综合性科技期刊(206 种)、SSCI 期刊(3 534 种),中文刊源为国家自然科学基金委员会管理学部认定的管理学 A 类、B 类

期刊(30 种)、全国哲学社会科学工作办公室认定的管理学、经济学资助期刊(25 种)。上述刊源有重合,最终合计为 3 682 种。

为了获取元分析的样本文献,还需要确定与主题相关的检索词构建检索式。与人工智能相关的主题词包括人工智能(*artificial intelligence*)、智能制造(*intelligent manufacturing/smart manufacturing*)和机器人(*robot*),与就业相关的主题词包括就业(*employment*)和工作(*job*)。构建中文检索式(‘人工智能’ or ‘智能制造’ or ‘机器人’) and (‘就业’ or ‘工作’),英文检索式(*artificial intelligence* or *intelligent manufacturing* or *smart manufacturing* or *robot*) and (*employment* or *job*)。考虑到 1956 年达特茅斯会议首次提出人工智能的概念,设定文献发表起始点为 1956 年 1 月;通过 Web of Science 和中国知网数据库,按照上述检索式进行主题检索得到 1 547 篇文献,含中文文献 128 篇,英文文献 1 419 篇;最早文献为 1973 年 Walsh 发表于 *Personnel*,评述机器人使用与工人之间的矛盾。

为满足元分析的基本要求,针对上述检索得到 1 547 篇研究文献,需要进一步筛选。首先,元分析是通过整合大量定量研究结果得到总体效应的无偏估计,因此研究文献应为产生定量研究结果的实证研究,剔除 588 篇案例研究、理论阐释、文献综述等定性研究文献,得到 959 篇定量研究文献;然后,考虑到研究主题为人工智能对就业总量或就业结构的影响,纳入元分析的文献需要具备相同的自变量和因变量,通过阅读文献,剔除 765 篇与主题不相符的研究文献,得到 194 篇针对就业总量或就业结构的研究文献;最后,剔除 85 篇未汇报样本量、相关系数的研究文献。经过上述文献检索与筛选,得到 109 篇汇报相关统计指标的定量研究文献,最早文献发表于 2017 年,对其进行编码处理转化为结构化数据,得到元分析所需的基础数据。

三、数据处理与检验

搜集获取人工智能影响就业的研究文献,首

先进行数据编码与效应值转化;然后进行发表偏倚检验,确保元分析的数据质量;最后通过异质性检验选择主效应以及调节效应分析的适用模型。

(一) 数据编码与效应值转化

上述检索获得 109 篇研究文献,需要通过编码将文献信息转化为元分析软件可处理的结构化数据。首先,研究确定低技能岗位、中高技能岗位的编码标准,现有定量研究通常采用就业人员的学历进行测量;考虑到初中及以下学历人员仅经历义务教育阶段,未接受正式的专业教育;因此,将其就业岗位界定为低技能岗位^①,更高学历的就业岗位界定为中高技能岗位。然后,为避免编码过程的主观性,由两位研究者分别进行预编码,针对预编码过程遇到的问题进行讨论,确保双方遵循相同编码标准。随后,两位研究者背对背进行正式编码,下载并通读文献,提取研究主题、发表时间、样本量、相关系数、回归系数等信息,并转化为结构化数据。最后,在此基础上,两位研究者的编码结果进行交叉验证,对于不一致的编码结果,两位研究者再次阅读全文,针对编码结果对照编码标准进行讨论,直至达成一致的编码结果。

获得编码数据之后,为了整合已有定量研究结果,还需要采用统一指标反映变量间的关系。考虑到研究致力于评价人工智能对就业总量和就业结构的影响,关于这个主题的研究大多是以相关系数或回归系数反映变量之间的关系,研究选择相关系数作为效应值的统计指标;针对部分只汇报回归系数未汇报相关系数的研究,需要将回归系数转化为相关系数;Peterson 等^[37]研究指出,汇报回归系数的研究可以纳入元分析,并提出将回归系数转为相关系数的转换公式;借鉴上述转化公式,针对只汇报回归系数的研究进行转化处理。此外,部分研究同时针对中、高技能岗位进行分析,根据平均值原则对中高技能岗位的相关系数进行合并处理,得到各项研究的相关系数。

^① 根据 2024 年 9 月国家统计局发布的数据,2023 年就业人员中初中及以下学历占比为 59.1%,仍然是我国目前就业人员的最大群体。

针对 109 篇研究文献的编码结果显示(见表 1),101 篇涉及人工智能与就业总量,45 篇涉及人工智能与中高技能岗位,41 篇涉及人工智能与低技能岗位。纳入元分析的文献数量在 30 份以上,才能保证通过样本效应值的加权平均估计总体效应值是可靠的^[38];上述编码得到的文献数量满足元分析的要求,编码结果表明,人工智能与就业总量的相关系数最小为 -0.977,最大为 0.980,与中高技能岗位的相关系数最小为 -0.103,最大为 0.943,与低技能岗位的相关系数最小为 -0.866,最大为 0.664。在传统的现象描述和理论阐释之后,近年来人工智能对就业影响的定量研究开始增加,但定量研究得出不同结论。因此,采用元分析通过加权平均处理,得到总体效应的无偏估计,分析揭示人工智能的就业效应。

表 1 编码结果

变量	研究数量	相关系数	发表年份
就业总量	101	[-0.977, 0.980]	[2017, 2024]
中高技能岗位	45	[-0.103, 0.943]	[2019, 2024]
低技能岗位	41	[-0.866, 0.664]	[2019, 2024]

(二) 表发表偏倚检验

元分析要求样本文献的全面、完整以及来源多样化,为保证元分析结论的可靠性,需要检验样本文献是否存在发表偏倚问题。常用检验方法为 Egger 线性回归法、失安全系数检验,Egger 线性回归法通过回归方程的截距项是否显著等于零,判断是否存在发表偏倚;失安全系数检验将失安全系数与临界值“5K + 10”^②进行对比,若失安全系数大于临界值,表示元分析结果稳定性高,不存在发表偏倚问题。将上述过程得到的基础数据导入 CMA 3.0 分析软件^③,进行 Egger 线性回归以及失安全系数检验,以判断纳入元分析的研究样本是否存在发表偏倚问题。

Egger 线性回归检验结果显示(见表 2),人工智能应用与就业总量、中高技能岗位、低技能岗位的 P 值均大于 0.05,表明回归方程的截距项与零无显著差异,回归直线经过原点,说明纳入元分析的研究样

本不存在发表偏倚问题。然后,进一步进行失安全系数检验,通过 CMA3.0 分析软件计算得到失安全系数,进行失安全系数与临界值“5K + 10”比较,结果显示人工智能应用与就业总量、中高技能岗位、低技能岗位的失安全系数均大于相应临界值,说明不存在发表偏倚问题。上述检验均表明,纳入元分析的研究样本不存在发表偏倚问题,可以用于后续的主效应分析。

表 2 Egger 线性回归检验和失安全系数检验结果

效应	Egger 线性回归检验		失安全系数检验		
	P 值	95% 置信区间	研究数量	失安全系数	5K + 10
人工智能应用 → 就业总量	0.309	[-41.163, 13.163]	101	6 319	515
人工智能应用 → 中高技能岗位	0.096	[-1.681, 20.028]	45	2 694	235
人工智能应用 → 低技能岗位	0.513	[-6.488, 3.293]	41	1 370	215

(三) 异质性检验

选择合适的分析模型是主效应分析的前提,固定效应模型和随机效应模型是常见的分析模型;固定效应模型假定纳入元分析的研究样本具有相同的真实效应值,随机效应模型假定研究样本具有不同的真实效应值。选择合适的分析模型需要进行异质性检验,Q 检验和 I² 检验是常用的检验方法;Q 检验是计算 Q 统计量判断研究样本之间是否存在异质性,Q 统计量是效应值的加权离差平方和,若 Q 统计量显著,则表明不同研究样本的效应值存在显著差异;I² 统计量是效应值的组间变异程度占总变异程度的比值,若 I² 统计量大于 75%,则表明研究样本之间存在显著异质性。

Q 检验的结果显示(见表 3),人工智能应用与就业总量、中高技能岗位、低技能岗位的 Q 统计量均显著,表明研究样本之间存在显著异质性,因此,适合采用随机效应模型。I² 检验的结果显示,人工智能应用与就业总量、中高技能岗位、低技能岗位的 I² 统计量均大于 75%,表明研究样本组间变异占总变异的比例均大于 75%,研究样本之间存在显著异质性,进一步说明适合采用随机效应模型。

^② 5K + 10 为失安全系数的临界值,其中 K 为研究文献的数量。

^③ CMA (comprehensive meta analysis) 是由美国国立卫生研究院(NIH)资助,美国 Biostat 公司联合相关专家开发的元分析软件,可实现元分析的发表偏倚检验、异质性检验、元回归等功能。

表 3 异质性检验结果

效应	研究数量	Q	自由度	P 值	I^2
人工智能应用→就业总量	101	1 502 773.396	100	0.000	99.993%
人工智能应用→中高技能岗位	45	45 968.802	44	0.000	99.904%
人工智能应用→低技能岗位	41	7 410.569	40	0.000	99.460%

四、统计分析与讨论

首先,根据上述异质性检验结果,研究采用随机效应模型进行主效应分析,以评价人工智能应用对就业的整体影响和结构影响;然后,针对人工智能的发展进行调节效应检验,分析人工智能的发展对就业效应的调节作用。

(一) 主效应分析

主效应分析是通过加权平均的方式,整合分析编码过程获得的各项研究的相关系数,从而得到人工智能应用与就业总量、中高技能岗位、低技能岗位的相关关系。单个研究的研究对象是局部的样本,对总体的代表性存在局限,因此,单个研究的结论难以全面反映整体状况。样本量是决定抽样误差的重要因素,抽样误差随着样本量的增加而减小;主效应分析通过整合人工智能对就业影响的定量研究,汇总大量不同研究的样本数据,基于更大范围和时间跨度的样本展开分析,有助于提高研究人工智能应用对就业总量和结构影响的准确性。

由于异质性检验表明纳入元分析的研究样本之间存在显著异质性,因此选择随机效应模型进行主效应分析。将相关数据导入 CMA 3.0 分析软件,该软件算法是首先通过 Fisher's Z 转换公式将各相关系数转化为 Z 值;然后,针对随机效应模型,以研究内方差与研究间方差之和的倒数为权重,以相关系数的 Fisher's Z 值为效应值,计算 Fisher's Z 值的加权平均值;最后,通过反 Fisher 转换将加权平均值转化为相关系数,得到整合的相关系数。整合相关系数是基于更大范围和时间跨度的样本得到,能从整体上客观反映人工智能应用与就业总量、中高技能岗位、低技能岗位的相关关系。

主效应分析结果显示(见表 4),人工智能应用与就业总量的相关系数为 0.064,且具有统计显著性,即人工智能应用与就业总量呈正相关关系,表明人工智能应用倾向于带来积极的整体就业效应,假设 1 得到验证。人工智能应用与中高技能岗位、低技能岗位的相关系数分别为 0.157、-0.032,且具有统计显著性,表明人工智能应用与中高技能岗位呈正相关关系,而与低技能岗位呈负相关关系,这意味着对于中高技能岗位,人工智能应用主要呈现岗位拓展效应,而对于低技能岗位,人工智能应用主要呈现岗位替代效应,假设 2a、假设 2b 得到验证。针对就业总量和就业结构的主效应分析结果表明,虽然人工智能应用显著促进了就业总量的提升,但会加大结构性失业风险。

表 4 主效应分析结果

效应	研究数量	相关系数	P 值	95% 置信区间
人工智能应用→就业总量	101	0.064	0.016	[0.012, 0.116]
人工智能应用→中高技能岗位	45	0.157	0.000	[0.107, 0.207]
人工智能应用→低技能岗位	41	-0.032	0.009	[-0.057, -0.008]

(二) 调节效应分析

人工智能正处于快速发展阶段,其对就业总量和就业结构的影响可能随发展而变化,研究人工智能的发展对就业效应的调节作用有助于制定前瞻性的应对策略。考虑到已发表论文是基于特定情境研究人工智能对就业的影响,随着人工智能快速发展,相关论文也不断发表,论文发表时间能从时间维度反映人工智能的发展。因此,可以利用元分析整合分析大量文献的独特优势,采用论文发表时间测度人工智能的发展,研究人工智能的发展对人工智能应用影响就业总量和就业结构的调节作用。

调节效应检验方法包括元组分析和元回归,其中元组分析主要用于离散型调节变量的检验,元回归可同时用于离散型调节变量和连续型调节变量的检验;考虑到人工智能的发展通过论文的发表时间来进行测度,论文的发表时间为连续变量,因此本文采用元回归方法分析人工智能发展的调节作用;元回归的基本思想是以每个研究的

效应值为被解释变量,以调节变量作为解释变量进行回归,如果回归系数具有统计显著性,说明调节效应显著,即人工智能的就业效应受到调节变量的影响。

调节效应分析结果显示(见表5),对于人工智能应用与就业总量,人工智能发展的回归系数为正值,且具有统计显著性,表明人工智能的发展强化人工智能应用与就业总量的正相关关系,假设3a得到验证。对于人工智能应用与中高技能岗位,人工智能发展的回归系数为正值,且具有统计显著性,表明人工智能的发展强化人工智能应用与中高技能岗位的正相关关系,假设3b得到验证。对于人工智能应用与低技能岗位,人工智能发展的回归系数为正值,且具有统计显著性,表明人工智能的发展弱化人工智能应用与低技能岗位的负相关关系,假设3c得到验证。

表5 调节效应分析结果

调节变量	效应	研究数量	回归系数	P值	95%置信区间
人工智能的发展	人工智能应用→就业总量	101	0.034	0.038	[0.002, 0.066]
	人工智能应用→中高技能岗位	45	0.048	0.013	[0.010, 0.086]
	人工智能应用→低技能岗位	41	0.042	0.000	[0.024, 0.059]

(三) 分析讨论

目前人工智能的就业效应研究得出不同的结论,运用元分析整合分析定量研究结果,针对人工智能应用对就业总量影响的元分析表明,人工智能应用倾向于带来积极的整体就业效应。近年来,随着算力提升、算法创新和数据积累,人工智能不仅技术体系加速发展,直接带来大量就业岗位;随着人工智能应用场景不断拓展,与传统产业深度融合,创造出新的产品和服务,在此过程中涌现新业态、新产业,从而产生大量的就业岗位。纵观产业发展历程,蒸汽技术、电力技术、信息技术引导三次产业革命均带来就业总量的增加,人工智能作为引导新一轮产业革命的重大技术创新,会产生大量的就业岗位,从而带来积极的整

体就业效应。

针对人工智能应用对就业结构影响的元分析结果表明,人工智能应用对于中高技能岗位主要呈现岗位拓展效应,对于低技能岗位主要呈现岗位替代效应。人工智能的发展持续重塑职业形态,提出新的能力要求,从而对就业结构产生深远影响;由于不同产业就业岗位的技能结构不同,人工智能应用对于就业的影响呈现产业异质性。对于软件和信息技术服务、互联网、集成电路制造等人工智能核心产业,人工智能发展直接带来新增的中高技能岗位就业。而且随着人工智能应用场景拓展,对渗透产业的岗位技能提出新要求,在专业技术服务、文化艺术、专用设备制造等知识密集型产业创造出大量中高技能就业岗位。因此,人工智能应用对上述产业的就业主要呈现拓展效应。

对于低技能岗位占比高的劳动密集型产业,如纺织服装、食品加工、房屋建筑等产业,这类产业以程序化、重复性低技能岗位为主,大量的就业岗位正被人工智能叠加智能设备替代,“黑灯工厂”逐渐成为产业常态。因此,人工智能应用对上述产业就业主要呈现替代效应,已经对就业产生显著冲击。考虑到劳动密集型产业承载着大量就业人口,在宏观经济增速放缓、就业形势严峻背景下,有必要对低技能劳动者的就业问题给予高度的重视。历史经验教训表明,重大技术创新的产业化在带来社会进步的同时,造成的社会冲击不容忽视,卢德运动^④殷鉴在前。对人工智能的岗位替代效应必须高度重视并积极应对,否则随之而来的结构性失业将成为人工智能的发展阻力和社会隐患。

人工智能处于快速发展阶段,相继发表的研究论文是基于当时情境研究人工智能对就业的影响。因此,论文发表时间能从时间维度反映人工智能的发展,可以此研究人工智能发展的调节作

^④ 卢德运动(luddite movement)是英国第一次工业革命时期,机器生产排斥手工劳动使大批工人失业,工人将机器视为贫困根源,卢德(Ned Ludd)发起捣毁机器,争取就业岗位的工人运动。此类现象在新技术发展过程中多次出现,卢德运动被用于表述反对新技术造成失业的社会行为。

用。研究表明,人工智能的发展强化人工智能应用对就业总量、中高技能岗位的拓展效应,随着人工智能的发展,人工智能应用对就业总量、中高技能岗位的拓展效应强化。同时,人工智能的发展弱化人工智能应用对低技能岗位的替代效应,人工智能应用对低技能岗位是“从易到难”逐步替代,例如生产一线工人被大量替代,随着易替代岗位被大量替代,人工智能应用的替代效应逐渐弱化。

五、研究结论与管理启示

(一) 研究结论

(1) 人工智能应用与就业总量正相关,人工智能倾向于带来积极的整体就业效应。运用元分析方法评价人工智能应用对就业总量的影响,估计结果显示,人工智能应用与就业总量的相关系数为正值,且具有统计显著性,表明人工智能应用对就业总量具有显著的拓展效应;人工智能近年来加速发展,不仅直接带来大量的新增就业岗位,而且与传统产业融合过程中不断涌现新业态、新产业,在替代部分岗位的同时,产生大量新的就业岗位,带来积极的整体就业效应。现有人工智能对就业影响的研究结论存在分歧,通过元分析进行整合分析,为评价人工智能应用的整体就业效应提供经验证据。

(2) 人工智能应用与中高技能岗位呈正相关关系,但与低技能岗位呈负相关关系。运用元分析方法评价人工智能应用对就业结构的影响,估计结果显示,人工智能应用与中高技能岗位的相关系数为正值,与低技能岗位的相关系数为负值,且均具有统计显著性,表明人工智能应用对中高技能岗位主要呈现岗位拓展效应,对低技能岗位主要呈现岗位替代效应。人工智能应用场景不断拓展,创造出大量要求具备中高技能的就业岗位,因此人工智能应用对中高技能岗位主要表现为拓展效应。低技能岗位通常具有程序化、重复性特点,人工智能叠加智能设备更适合完成此类工作,大量就业岗位面临被替代的前景,因此人工智能应用对其主要表现为替代效应。

(3) 人工智能的发展强化人工智能应用与就

业总量、中高技能岗位的正相关关系,弱化人工智能应用与低技能岗位的负相关关系。调节效应分析显示,针对人工智能应用与就业总量、中高技能岗位的正相关关系,人工智能发展的回归系数为正值,且均具有统计显著性。这表明随着人工智能的发展,人工智能应用对就业总量和中高技能岗位的拓展效应逐步强化。针对人工智能应用与低技能岗位的负相关关系,人工智能发展的回归系数为正值,且具有统计显著性,这表明人工智能的发展逐步弱化上述负相关关系;在人工智能发展的过程中,随着易替代岗位被大量替代,人工智能应用的替代效应逐渐弱化,部分难以替代的低技能岗位将长期存在。

(二) 理论贡献

(1) 通过元分析对更大范围和时间跨度的样本进行分析,研究揭示人工智能应用对就业总量和就业结构的影响,为人工智能的就业效应提供更普适的经验证据。目前人工智能对就业影响的研究主要是现象描述和理论阐释,近年来研究开始采用定量分析方法,但研究结论存在明显分歧。究其原因在于单个研究选择的样本是局部的,基于局部样本的研究不足以代表总体。因此,单个研究结论难以反映人工智能影响就业的整体状况。采用元分析整合多视角的定量研究结论,对更大范围和时间跨度的研究样本展开分析,分析对象更接近客观现实,有助于克服单个研究的局限性,从而更客观地揭示人工智能应用对就业的整体影响和结构影响。

(2) 研究发现人工智能发展对就业效应的调节作用,从而为制定前瞻性的应对策略提供科学依据。人工智能应用对就业总量和就业结构的影响趋势关系到应对策略的科学制定,考虑到相关论文是基于特定情境研究人工智能对就业的影响,论文发表时间能从时间维度反映人工智能的发展。因此,利用元分析整合分析定量研究结论的优势,研究人工智能的发展对就业效应的调节作用,从而揭示人工智能就业效应的变动趋势。研究表明,随着人工智能的发展,人工智能应用对就业总量、中高技能岗位的拓展效应逐步强化,而

对于低技能岗位的替代效应逐渐弱化;这有助于面向人工智能的发展,研究制定更为精准的促就业策略。

(三)管理启示

(1)充分利用人工智能的岗位拓展效应,推动人工智能的产业发展和应用场景拓展,以催生更多的中高技能岗位。一方面,人工智能的技术体系和核心产业正处于快速发展阶段,加快人工智能的产业发展不仅直接带来大量的新增就业岗位,而且通过就业乘数效应拉动社会整体就业;另一方面,人工智能与传统产业深度融合,应用场景不断拓展,在此过程中创造新的产品和服务,涌现出新的业态和产业,从而催生新的岗位和职业。随着人工智能的发展,人工智能应用对就业总量和中高技能岗位的拓展效应逐步强化。因此,在经济增长放缓和传统产业就业萎缩背景下,推动人工智能产业发展和应用场景拓展,充分发挥人工智能拓展中高技能岗位,促进整体就业的积极效应,将为解决当前严峻的就业问题提供新的政策支点。

(2)高度重视人工智能的岗位替代效应,主动应对人工智能时代的结构性失业冲击。人工智能应用对低技能岗位呈岗位替代效应,这意味着人工智能将带来结构性失业问题,尤其是在易替代岗位被大量替代,同时叠加经济增长放缓的转型阵痛期,低技能劳动者作为人工智能冲击下的弱势群体,需要得到就业政策的重点关注。考虑到结构性失业的低技能群体学习新技能、寻找新工作需要转型时间,因此必须主动应对人工智能时代的结构性失业,提供托底的失业救济和技能培训,以缓冲人工智能应用带来的就业冲击。随着人工智能的发展,易替代岗位替代过程逐步完成,替代效应将逐渐弱化;通过技能培训提升劳动技能,扶持引导失业人员再就业,减轻替代效应造成的社会冲击,有助于消解人工智能的发展阻力和社会隐患。

参考文献:

[1] OKWUDIRE C E, MADHYASTHA H V. Distributed manufacturing for and by the masses[J]. Science, 2021, 372

(6540): 341-342.

[2] PANDYA D, KUMAR G. Applying Industry 4.0 technologies for the sustainability of small service enterprises [J]. Service business, 2023, 17(1): 37-59.

[3] RAMMER C, FERNÁNDEZ G P, CZARNITZKI D. Artificial intelligence and industrial innovation: evidence from German firm-level data [J]. Research policy, 2022, 51(7): 104555.

[4] LIU J, CHANG H H, FORREST J Y L, et al. Influence of artificial intelligence on technological innovation: evidence from the panel data of China's manufacturing sectors [J]. Technological forecasting and social change, 2020, 158: 120142.

[5] YANG J, YING L M, GAO M R. The influence of intelligent manufacturing on financial performance and innovation performance: the case of China [J]. Enterprise information systems, 2020, 14(6): 812-832.

[6] O'MEARA S. From plastic toys to Industry 4.0: how Taiwan is using science to upgrade its manufacturing [J]. Nature, 2020, 577(7789): S1-S3.

[7] WANG K L, SUN T T, XU R Y. The impact of artificial intelligence on total factor productivity: empirical evidence from China's manufacturing enterprises [J]. Economic change and restructuring, 2023, 56(2): 1113-1146.

[8] ZHAI S X, LIU Z P. Artificial intelligence technology innovation and firm productivity: evidence from China [J]. Finance research letters, 2023, 58: 104437.

[9] FRANK M R, AUTOR D, BESEN J E, et al. Toward understanding the impact of artificial intelligence on labor [J]. Proceedings of the national academy of sciences, 2019, 116(14): 6531-6539.

[10] AUTOR D H. Why are there still so many jobs? the history and future of workplace automation [J]. Journal of economic perspectives, 2015, 29(3): 3-30.

[11] SACHS J D. Some brief reflections on digital technologies and economic development [J]. Ethics & international affairs, 2019, 33(2): 159-167.

[12] RAHWAN I, CEBRIAN M, OBRADOVICH N, et al. Machine behaviour [J]. Nature, 2019, 568(7753): 477-486.

[13] 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(1): 103-115.

[14] SHARFAEI S, BITTNER J. Technological employment: evidence from worldwide robot adoption [J]. Technological

- forecasting and social change, 2024, 209: 123742.
- [15] DAMIOLI G, VAN ROY V, VÉRTESTY D, et al. Drivers of employment dynamics of AI innovators [J]. Technological forecasting and social change, 2024, 201: 123249.
- [16] SHEN Y, ZHANG X W. The impact of artificial intelligence on employment: the role of virtual agglomeration [J]. Humanities and social sciences communications, 2024, 11: 122.
- [17] ZHANG Q N, ZHANG F F, MAI Q. Robot adoption and labor demand: a new interpretation from external competition [J]. Technology in society, 2023, 74: 102310.
- [18] 李磊, 王小霞, 包群. 机器人的就业效应: 机制与中国经验 [J]. 管理世界, 2021, 37(9): 104-119.
- [19] 陈琳, 高悦蓬, 余林徽. 人工智能如何改变企业对劳动力的需求?: 来自招聘平台大数据的分析 [J]. 管理世界, 2024, 40(6): 74-93.
- [20] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Robots and jobs: evidence from US labor markets [J]. Journal of political economy, 2020, 128(6): 2188-2244.
- [21] CHEN C, FREY C B, PRESIDENTE G. Automation or globalization? the impacts of robots and Chinese imports on jobs in the United Kingdom [J]. Journal of economic behavior and organization, 2022, 204: 528-542.
- [22] BALLESTAR M T, CAMINA E, DÍAZ-CHAO Á, et al. Productivity and employment effects of digital complementarities [J]. Journal of innovation & knowledge, 2021, 6 (3): 177-190.
- [23] GENTILI A, COMPAGNUCCI F, GALLEGATI M, et al. Are machines stealing our jobs? [J]. Cambridge journal of regions, economy and society, 2020, 13(1): 153-173.
- [24] DOTTORI D. Robots and employment: evidence from Italy [J]. Economia politica, 2021, 38(2): 739-795.
- [25] JESTL S. Industrial robots, and information and communication technology: the employment effects in EU labour markets [J]. Regional studies, 2024, 58 (11): 1981-1998.
- [26] TANG C J, HUANG K Q, LIU Q R. Robots and skill-biased development in employment structure: evidence from China [J]. Economics letters, 2021, 205: 109960.
- [27] WANG T, ZHANG Y, LIU C. Robot adoption and

- employment adjustment: firm-level evidence from China [J]. China economic review, 2024, 84: 102137.
- [28] FU X Q, BAO Q, XIE H J, et al. Diffusion of industrial robotics and inclusive growth: labour market evidence from cross country data [J]. Journal of business research, 2021, 122: 670-684.
- [29] TSCHANG F T, ALMIRALL E. Artificial intelligence as augmenting automation: implications for employment [J]. Academy of management perspectives, 2021, 35 (4): 642-659.
- [30] BLANAS S, GANCIA G, LEE S Y. Who is afraid of machines? [J]. Economic policy, 2019, 34 (100): 627-690.
- [31] ARNTZ M, GREGORY T, ZIERAHN U. The risk of automation for jobs in OECD countries: a comparative analysis [R]. OECD social, employment and migration working papers, 2016: 189.
- [32] MA H M, GAO Q, LI X Z, et al. AI development and employment skill structure: a case study of China [J]. Economic analysis and policy, 2022, 73: 242-254.
- [33] HUNTER J E, SCHMIDT F L. Meta-analysis [M]// Advances in educational and psychological testing: theory and applications. Dordrecht: Springer Netherlands, 1991: 157-183.
- [34] CLASS G V. Primary, secondary, and meta-analysis of research [J]. Educational researcher, 1976, 5: 3-8.
- [35] GUREVITCH J, KORICHEVA J, NAKAGAWA S, et al. Meta-analysis and the science of research synthesis [J]. Nature, 2018, 555(7695): 175-182.
- [36] GUSENBAUER M, HADDAWAY N R. Which academic search systems are suitable for systematic reviews or meta-analyses? evaluating retrieval qualities of Google Scholar, PubMed, and 26 other resources [J]. Research synthesis methods, 2020, 11(2): 181-217.
- [37] PETERSON R A, BROWN S P. On the use of beta coefficients in meta-analysis [J]. Journal of applied psychology, 2005, 90(1): 175-181.
- [38] 郭春彦, 朱滢, 王全珍. 差数显著性 t 检验与元分析方法的模拟对比 [J]. 心理学报, 2002, 34(2): 155-159.

(本文责编:润 泽)