

DOI: 10.13504/j.cnki.issn1008-2700.2023.04.004

人工智能对就业规模及 劳动收入的影响

——来自 Meta 分析的证据

何勤¹, 刘明泽²

(1. 首都经济贸易大学 劳动经济学院, 北京 100070;
2. 北京联合大学 管理学院, 北京 100101)

摘要: 采用 Meta 分析方法, 基于近年来 28 篇相关文献的 40 个独立样本, 分析人工智能对就业规模与劳动收入的总体影响, 并进一步将人工智能分为表征内生的自身投入和外生的外部引入两个维度进行探讨, 运用 Meta 亚组分析探究潜在调节变量对上述关系的调节作用。研究表明: 总体上看, 人工智能小幅扩大了就业规模, 效应值为 0.032; 降低了劳动收入, 效应值为 -0.011。具体而言, 技术的投入维度显著地促进就业规模和劳动收入, 而使用维度则对二者起到抑制作用。此外, 本文识别了行业、地区作为调节变量的影响, 研究结果显示人工智能对制造业、发展中国家就业规模的提升作用大于非制造业和发达国家; 人工智能增加了制造业和发展中国家的劳动收入, 但降低了发达国家的劳动收入。

关键词: 人工智能; 就业规模; 劳动收入; Meta 分析

中图分类号: F249.2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1008-2700 (2023) 04-0054-15

一、问题提出

近年来, 随着数据挖掘、深度学习、算法、生成式人工智能等领域取得突破性进展, 人工智能的应用空间越发广泛, 正深刻地改变着人们的工作和生活方式^[1]。人工智能作为一项具有渗透性特征的技术, 能够与经济社会各行业融合并具备改变原有生产和运营方式的潜力^[2]。人工智能作为数字经济的代表性技术, 其在经济社会与民生领域将会产生何种影响一直深受学者们的关注。其中备受争议的是人工智能对就业的冲击。从历史经验来看, 自 18 世纪 60 年代第一次工业革命以来, 虽然在每次技术变革中会经历失业率上升的阵痛, 但重要的技术变革在长期会通过创造新的工作机会最终促进经济发展。因此, 学术界长期存在着技术进步抑制和促进就业两种观点。

一方面, 技术进步对就业的抑制效应主要体现在技术性失业这一现象。20 世纪 30 年代, 凯恩斯首次提出技术性失业的概念, 即由技术进步引发的失业^[3]。西蒙 (Simon, 1965) 也在其开创性著作《人类和管理的自动化形态》中表示“在未来, 机器将能够做人类能做的任何工作”^[4]。在上述观点的影响下, 技

收稿日期: 2022-05-19; 修回日期: 2023-06-15

基金项目: 国家社会科学基金重点项目“人工智能对劳动力市场的冲击及劳动者知识技能转换应对研究”(19AGL025)

作者简介: 何勤 (1972—), 女, 首都经济贸易大学劳动经济学院教授、博士生导师, 通信作者; 刘明泽 (1996—), 男, 北京联合大学管理学院硕士研究生。

技术性失业逐渐成为宏观经济学家热议的话题。正如西蒙所说,岗位替代是技术性失业的一个具体表现形式,而如今此种替代正在悄然发生。有研究表明,美国将会有47%的工作岗位面临被替代的风险^[5],相同的结论在针对澳大利亚、德国、欧洲等地区的研究中也得到证实^[6-8]。当前人工智能的发展,对生产生活等方面改变的深度和广度前所未有,机器换人的边界被大大扩展。人工智能对劳动力的替代以及对传统工作机会的破坏正在到来。

另一方面,也有许多学者认为新兴技术的广泛应用,会对就业产生正向的创造效应,主要体现在增加新的工作岗位及扩大企业规模等方面。具体而言,新技术可能催生全新的产业链,增加以新技术为基础的工作岗位,如相关设备研发、维修及对智能设备进行操控等^[9],有学者通过分析全球多家人工智能公司发现,目前已催生了3类全新的职业,包括人工智能培训人员、解释人员和维护人员^[10]。同时,技术的应用也可能会改变产业结构,进而引发服务体系的更新,使消费者产生新需求,新兴行业也将会应运而生,进一步增加就业机会^[11]。此外,新技术在企业的广泛应用将会使成本降低,提高劳动生产率,从而增加企业利润,因此倾向于扩大生产规模,提供更多的就业机会^[12]。

技术进步与就业之间的关系是一个经典且复杂的问题。如前所述,虽然学者们已对二者进行了大量研究,但由于人工智能超脱于以往技术的特殊性,先前的结论并不一定能为针对人工智能的研究带来直接的启示。因此,学者们开始将人工智能作为独立的技术代表,广泛研究其对就业的影响,主要集中在就业规模和就业质量两方面,而就业质量又以劳动收入为关键表征指标。但一个新构念的提出,必然要经历长时间的修正与沉淀,由此也将导致早期研究得出的人工智能与就业关系的结论之间存在差异甚至是矛盾。Meta分析作为系统性综述的工具之一,可以通过对更大样本的统计分析,回答当前仍存在争议的问题。

就本文而言,当前关于人工智能与就业之间关系的研究结论分歧较大。虽然学者们对人工智能影响就业规模和劳动收入的因素进行了细致的文献梳理和实证研究,但学者们的结论受其研究视角、研究设计及数据来源的限制而无法达成一致。具体而言,当前文献中既包括从社会宏观视角对人工智能研发投入带来影响的探索,也包括从企业微观视角关注应用人工智能为员工带来的影响,导致了研究设计和数据来源的不同。采用宏观视角的学者,多以经济学范式结合区域统计数据、上市公司数据进行实证分析;而微观视角的研究则多以管理学范式进行设计,利用调查问卷收集的数据、案例数据展开实证分析。基于以上种种差异,便不难理解当前研究结论纷繁不一的原因。

针对此现状,为揭示人工智能与就业规模和劳动收入的关系,本文尝试采用Meta分析方法对人工智能与就业规模和劳动收入的关系进行探究,使用定量方法更全面、系统地分析已有实证研究,同时对现有文献进行归纳,梳理个中差异。具体而言,本文试图探讨以下三个问题:(1)人工智能是扩大还是缩减了就业规模?(2)人工智能是提高还是降低了劳动者收入?(3)人工智能与就业规模和劳动收入的关系是否受到潜在变量的调节作用?本文通过对众多相互独立的研究进行Meta分析,探究人工智能与就业规模和劳动收入的关系,旨在得出更加科学合理的研究结论,为客观评估人工智能对劳动力市场的冲击提供实证依据。

本文的边际贡献体现在:一是不同于以往研究将人工智能发展水平笼统地作为一个变量,本文根据人工智能技术的内、外生性质,将人工智能发展水平分解为内生的人工智能技术投入和外生的技术使用,对人工智能与就业、收入之间的关系进行更为深入细致的探索,得出更接近客观现实的实证结论;二是识别行业、地区作为调节变量对二者关系的影响,为人工智能与就业、收入之间的关系在不同情境下得出差异化的结论提供更有说服力的解释。

二、文献回顾与研究假设

人工智能发展水平对就业规模和劳动收入影响的复杂性决定了现有研究的差异性。厘清现有研究的差异性是把握人工智能发展水平对就业规模和劳动收入影响研究结论不一致性来源的基础。

(一) 当前研究的差异性

1. 人工智能发展水平的测度

学者们在对核心解释变量的定义及测度方面存在差异。目前学界和业界对于人工智能发展水平尚无一致的界定。学者们对这一概念的测度主要分为两类:一类采用工业机器人安装量、工业机器人使用密度、工业机器人渗透度等技术应用程度的指标来衡量人工智能的发展水平^[13-15];另一类则采用全社会信息传输、计算机服务和软件业固定资产投资、人工智能专利数量等用于技术研发投入的指标来衡量人工智能发展水平^[14-18]。两类做法均有一定可取之处,但侧重点不同。由于当前对人工智能的界定尚不明确,因此在测度方法上有较大的空间允许学者们尝试。未来,随着相关概念逐步清晰,对人工智能发展水平的测度将会更加多维和贴近人工智能技术的特征,测度的准确性也会进一步提升。

2. 就业规模和数据选择

已有研究在对被解释变量的数据选择上存在差异。大部分学者以地区数据作为衡量就业状况的数据来源^[14,16,19],但也有部分学者以不同行业为研究对象^[7,20]。由于现有研究选取来自发展中国家^[21-23]和发达国家的^[7,22,24]的区域和行业的人工智能发展水平,数据来源存在差异性,导致研究结论相差较大。同时,采用不同技术发展程度地区的数据也是导致研究结论不一的主要原因之一。

3. 实证研究模型的选取

相关研究选择的理论基础和实证分析方法也存在差异。在理论选择方面,经济增长理论、创新与经济周期理论、技术创新理论、工作任务模型等为相关研究提供了富有解释力的理论依据。而在研究范式方面,主要分为管理学范式和经济学范式两类。在管理学范式中,学者们将人工智能发展水平作为解释变量、中介变量或调节变量放入不同的回归模型中,研究其与就业相关变量的关系或对其产生的影响^[14-16,22,25];在经济学范式中,学者们普遍采用生产函数或一般均衡模型,将人工智能和劳动力作为不同要素,在对理论模型推导的基础上进行静态或动态均衡分析^[17,21,26]。两种研究范式在实证方面各有所长,从不同的视角对同一问题进行研究。同时各类模型的运用也可相互验证结论是否一致,提高了研究的严谨性、准确性和可靠性。

(二) 人工智能及其各维度与就业规模及劳动收入的关系

如前所述,在探究人工智能与就业规模的关系时,学者们试图从多个方面对人工智能发展水平进行测量。具体而言,包括信息技术资本、信息传输、计算机服务和软件业全社会固定资产投资、企业机器设备的价值、人工智能技术使用规模、工业机器人渗透度、企业拥有机器人专利数量、机器人安装数量和工业机器人使用密度等。总的来看,可将其归为内生的技术投入和外生的技术使用两个维度并将其分解为人工智能技术投入和人工智能技术使用两个维度。尽管如此,相关研究的结论仍是千差万别。如:针对人工智能技术投入维度,吕荣杰和郝力晓(2018)认为人工智能固定资产投资能够提升就业整体水平^[27];何勤等(2020)发现,企业机器设备价值与员工数量存在负相关关系^[28];钞小静和周文慧(2021)认为人工智能技术投入在短期内不利于劳动收入份额的提升,并且对第一产业的抑制作用尤为明显^[29];王丽媛(2021)则认为人工智能水平能够带来技能溢价,进而提高劳动收入^[30]。针对人工智能技术使用维度,阿西莫格鲁和雷斯特雷波(Acemoglu & Restrepo, 2020)将其视为降低就业率的重要因素^[31],而吴清军等(2019)则认为人工智能应用水平与就业规模并无显著关系^[32]。在劳动收入方面,蔡啸和黄旭美(2019)认为人工智能技术使用规模能有效提高劳动者收入^[33],与此相反,余玲铮等(2019)认为机器人使用规模虽然使工资率和劳动生产率都有所增长,但前者增长幅度不及后者,从而使劳动收入份额下降^[34]。

前述相关研究的结论存在明显分歧或矛盾。故本文通过整合有关人工智能发展水平与就业规模及劳动收入的各类实证结果,从现有研究中归纳出的人工智能的技术投入和技术使用两个维度深入探究人工智能发展水平与就业之间的关系。虽然目前研究结论莫衷一是,但考虑到当前技术仍处于弱人工智能阶段,各研究样本所反映的事实未能代表人工智能对就业和收入的长期影响,故本文采用人工智能技术的

短期抑制观点, 提出以下假设:

假设 H1: 人工智能发展水平与就业规模之间存在显著的负相关关系。

假设 H1a: 人工智能技术投入与就业规模之间存在显著的负相关关系。

假设 H1b: 人工智能技术使用与就业规模之间存在显著的负相关关系。

假设 H2: 人工智能发展水平与劳动收入之间存在显著的负相关关系。

假设 H2a: 人工智能技术投入与劳动收入之间存在显著的负相关关系。

假设 H2b: 人工智能技术使用与劳动收入之间存在显著的负相关关系。

(三) 潜在调节变量

随着研究的深入, 根据现有文献可以发现, 不同行业和地区的就业结构存在显著差异^[35], 因此, 其受到人工智能冲击的程度也有所不同。行业间的差异主要体现在技术的运用程度以及劳动力技能种类的不同, 而地区间的差异主要体现为技术的发展水平以及劳动力素质的不同^[33]。但以往研究由于样本限制, 只能关注其中的某一方面, 忽略了异质性问题。因此, 探究行业与地区是否为人工智能冲击劳动力市场过程中的调节变量具有重要意义。

1. 行业: 制造业与全行业

受人工智能发展水平和行业发展的约束, 人工智能未能均等地在各行业中发挥作用, 即人工智能与各行业的融合程度不同。从当前情况来看, 人工智能在常规体力任务多、重复性强的制造业中应用得更加广泛。同时, 有研究指出, 人工智能的替代效应也逐渐开始从制造业延伸到服务业等领域^[36]。钟仁耀等(2013)在分析上海市就业情况后认为, 技术进步对就业的影响在不同行业有不同的效应, 如在工业和建筑业中, 技术进步会导致就业情况恶化; 而在金融业、房地产业和其他服务业中, 技术进步几乎不会带来影响^[37]。此外, 在人工智能对劳动者收入的相关研究结论中也存在行业异质性。杨飞(2022)认为产业智能化对制造业劳动报酬份额的负向影响更大^[21]。基于所收集到的文献, 不难发现, 当前关于人工智能与就业规模的研究绝大部分聚焦于制造业, 另有部分研究因采用国家及省份面板数据或各上市公司数据, 无法区分样本行业, 故本文只能将行业这一调节变量分为制造业和全行业。同样, 考虑到当前仍处于弱人工智能阶段, 人工智能在制造业中的应用和影响更加广泛, 因此, 本文提出以下假设:

假设 H3a: 人工智能发展水平与就业规模的关系受样本所在行业的影响, 具体而言, 人工智能发展水平对制造业就业规模的抑制作用更明显。

假设 H3b: 人工智能发展水平与劳动收入的关系受样本所在行业的影响, 具体而言, 人工智能发展水平对制造业劳动收入的抑制作用更明显。

2. 地区: 发达国家与发展中国家

通过整理文献发现, 人工智能对不同国家和地区就业规模及劳动收入的影响存在差异。总体而言, 对发展中国家地区就业规模和劳动收入的冲击更大。人工智能技术进步导致的就业极化现象已经显现, 而且这种极化现象首先体现在空间上^[38]。有研究报告指出, 人工智能对就业规模的影响在全球不同国家和地区有所不同^[39], 其对发达国家的创造效应要远大于抑制效应, 但这一结论在发展中国家则相反^[40]。如前文分析, 人工智能技术对于制造业的低技能劳动者就业数量的影响更为显著, 而相较于发达国家, 中国制造业中的低技能劳动者比重更大^[41]。同时, 孙文凯等(2018)指出, 中国的常规性就业岗位与发达国家相比要高出许多, 因此相较于发达国家, 人工智能技术对中国就业市场带来的冲击更大^[42]。此外, 在劳动收入方面, 奥特和山拉蒙斯(Autor & Salomons, 2018)实证检验了产业智能化对发达国家劳动报酬份额的影响, 研究发现, 产业内的替代效应大于产业关联效应和市场需求效应, 从而使得劳动报酬份额下降^[43]。总体而言, 产生异质性的主要原因是在经济落后的国家或地区, 在全球产业链供应链分工中位于低地位, 所谓的“两头在外”, 即主要从事生产环节, 而高附加值的研发设计和服务、品牌在外, 导致劳动者多从事以常规性操作、常规性认知工作为主的生产环节, 从而更易被人工智能替代; 而在发达国家或地区, 其在全球产业链供应链分工中位于高地位, 工作任务中从事

研发设计、品牌服务居多, 劳动者多从事以非常规认知、非常规操作任务为主的工作任务, 承担这些任务通常是高技能劳动者, 与人工智能有互补效应, 被替代风险更小。据此, 本文提出以下假设:

假设 H4a: 人工智能发展水平与就业规模的关系受国家(地区)不同发展程度的影响, 具体而言, 在发展中国家人工智能发展水平对就业规模的抑制作用更明显。

假设 H4b: 人工智能发展水平与劳动收入的关系受国家(地区)不同发展程度的影响, 具体而言, 在发展中国家人工智能发展水平对劳动收入的抑制作用更明显。

综合以上分析, 本文构建研究模型, 如图 1 所示。

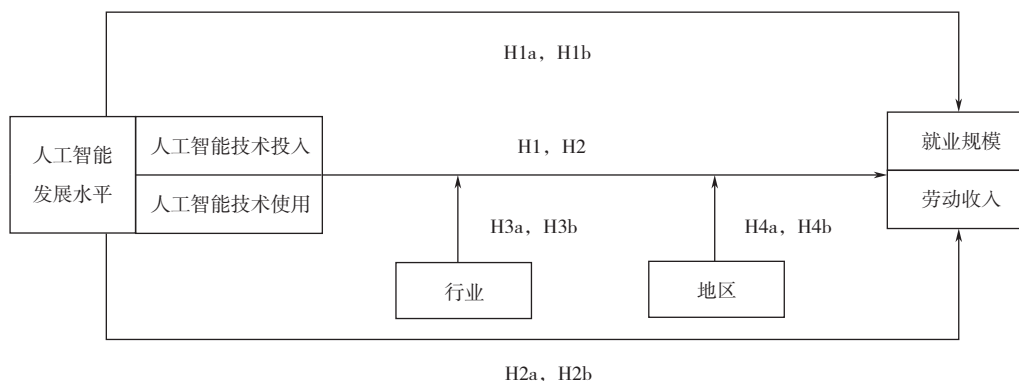


图 1 研究模型

三、研究设计

(一) 研究方法

Meta 分析是一种对以往的实证研究结果进行归纳和总结的统计方法, 以达到整合研究结果、综合已有发现的目的。在此基础上, Meta 分析能够进一步研究主要变量间是否会受到其他变量的调节作用。

本文采用 Meta 分析主要是由于: (1) 元分析对于样本体量有一定的要求, 而非单纯以文献数量为准。从该方法创立之初及后续的大量分析实践来看, 对于元分析所需的样本量并未有一个具体的限制, 多则上百篇文献、数万例样本, 少则十几篇文献、数百例样本, 只要所采用的样本能够通过偏倚性检验, 同时研究过程符合科学原理即可。而通过搜集整理, 当前关于人工智能与就业规模与劳动收入之间关系的实证研究的数量基本满足 Meta 分析的文献及样本要求。(2) 现有人工智能和就业规模之间关系的研究结论存在不一致甚至是矛盾的情况, 而 Meta 分析能在更广泛样本的基础上得出更加可靠的结论。通过梳理文献, 发现目前存在宏观与微观两种研究视角, 其中绝大多数研究采用宏观视角, 少量研究采用微观视角。因研究对象的特殊性, 两种视角下的研究样本无法在同一标准下进行科学的权重赋值, 故为满足 Meta 分析需要, 本文选择采用宏观视角的研究作为 Meta 分析的研究文献。但是传统的 Meta 分析均是对微观研究进行统计, 对于宏观研究该方法似乎束手无策。本文在大量阅读相关文献、以往 Meta 研究的基础上, 将宏观数据中的省级地区数(或行业分类数)×年份作为本文研究的样本量, 以期在同一维度上衡量各研究结论的可靠性, 并赋予合理的权重。

(二) 文献检索与筛选

本文使用人工智能 (artificial intelligence)、就业 (employment) 及收入 (income) 的相关术语进行文献检索, 包括人工智能 (artificial Intelligence)、机器人 (robot)、技术进步 (technological progress)、就业 (employment)、失业 (unemployment)、劳动力市场 (labour market)、用工需求 (labor demand)、就业规模 (employment scale)、劳动收入 (labor income) 及收入分配 (income distribution) 等。为确保样本文献的全面, 同时避免发表偏倚, 本文首先在 Web of Science、EBSCO、中国知网等平台进行文献检索; 之后, 检索国内外人工智能

与就业的相关学术会议;最后,细致地查阅人工智能与就业领域的文献综述和参考文献,查漏补缺。

对文献进行初步筛选的原则是标题与摘要须与本文相符,且该文献必须为实证研究。通过文献整理,共获得了65篇初始文献。二次筛选确立了更为严格的四条标准:一是研究问题必须是人工智能发展水平(或是其子维度)对就业规模及劳动收入的影响;二是实证研究必须报告人工智能发展水平对就业的替代率或回归系数(或其他可转换的统计指标);三是一篇文献中包含多个独立效应值时,分别对其进行编码;四是考虑到近十年人工智能的研究进展迅猛,故尽量采用近年来的相关文献。通过筛选得到有效文献28篇,共40个独立效应值。

(三) 文献编码与数据处理

在获得样本文献后,对文献进行编码。文献编码过程由两位研究者分别独立进行,对存在不一致的情况,由课题组商议决定,形成最终的编码结果。本文的研究中,两位研究者的编码一致性达到92%。获得编码数据后,作者对数据进行处理。以上过程通过Excel及Comprehensive Meta Analysis 3.0(CMA 3.0)软件实现,编码情况见表1和表2。

表1 人工智能发展水平与就业规模研究汇总

作者	发表年份	人工智能测量维度	样本量	效应值	行业	国家(地区)
汪昕宇等 ^[19]	2022	技术使用	10	-0.458	全行业	发展中国家
孙雪等 ^[11]	2022	技术使用	420	0.017	全行业	发展中国家
王晓雨等 ^[25]	2022	技术投入	450	0.061 1	全行业	发展中国家
王晓雨等 ^[25]	2022	技术使用	450	0.005 9	全行业	发展中国家
张美莎等 ^[22]	2021	技术使用	210	-0.004	全行业	发展中国家
闫雪凌等 ^[20]	2021	技术使用	180	0.031 8	制造业	发展中国家
马国旺和李培尧 ^[23]	2021	技术投入	434	0.059 5	全行业	发展中国家
李赛男 ^[44]	2021	技术投入	155	0.004 5	全行业	发展中国家
邓晶晶 ^[45]	2021	技术使用	180	-0.169	制造业	发展中国家
吕荣杰等 ^[16]	2021	技术投入	504	0.22	制造业	发展中国家
闫雪凌等 ^[46]	2020	技术使用	162	-0.046 3	制造业	发展中国家
杨朝舜 ^[11]	2020	技术使用	558	-0.332	全行业	发展中国家
王文 ^[14]	2020	技术使用	270	-0.127	制造业	发展中国家
王文 ^[14]	2020	技术使用	270	0.046	非制造业	发展中国家
孙早和侯玉琳 ^[17]	2019	技术投入	450	0.231 1	全行业	发展中国家
阿西莫格鲁和雷斯特雷波 ^[15]	2019	技术使用	351	-0.000 2	制造业	发达国家
雷等人(Leigh et al.) ^[47]	2020	技术使用	250	0.002	制造业	发达国家
吕荣杰和郝力晓 ^[27]	2018	技术投入	217	0.68	制造业	发展中国家
祖德库姆等(Sudekum et al.) ^[7]	2017	技术使用	1 060	-0.383 7	制造业	发达国家
霍德马克(Hoedemakers) ^[18]	2017	技术投入	1 800	0.005 4	制造业	发达国家
托马斯(Thomas) ^[24]	2017	技术投入	400	0.001 7	全行业	发达国家
祖德库姆等 ^[7]	2017	技术使用	380	0.417 7	非制造业	发达国家
格雷茨和迈克尔(Graetz & Michaels) ^[48]	2015	技术使用	255	0.003 7	制造业	发达国家

表2 人工智能发展水平与劳动收入研究汇总

第一作者	发表年份	人工智能测量维度	样本量	效应值	行业	地区
汪昕宇等 ^[19]	2022	技术使用	10	0.122 0	全行业	发展中国家
杨飞 ^[21]	2022	技术投入	705	-0.056 2	全行业	发展中国家
杨飞 ^[21]	2022	技术投入	240	-0.208 1	制造业	发展中国家
金等人 (Cheon et al.) ^[49]	2022	技术使用	665	-0.353 0	全行业	发达国家
钞小静和周文慧 ^[29]	2021	技术投入	300	-0.129 0	全行业	发展中国家
闫雪凌等 ^[20]	2021	技术使用	180	0.015 5	制造业	发展中国家
马国旺和李培尧 ^[23]	2021	技术投入	434	-0.079 7	全行业	发展中国家
王丽媛 ^[30]	2021	技术投入	300	0.084 0	制造业	发展中国家
赵丹丹和周世军 ^[26]	2021	技术使用	164	0.171 0	全行业	发展中国家
李赛男 ^[44]	2021	技术投入	155	0.163 0	全行业	发展中国家
胡晟明等 ^[50]	2021	技术使用	195	0.003 0	制造业	发展中国家
吕荣杰和郝力晓 ^[27]	2018	技术投入	504	0.344 0	制造业	发展中国家
闫雪凌等 ^[46]	2020	技术使用	162	0.034 7	制造业	发展中国家
薛莹 ^[51]	2019	技术投入	330	0.126 0	全行业	发展中国家
阿西莫格鲁和雷斯特雷波 ^[15]	2019	技术使用	351	-0.004 2	制造业	发达国家
杜传忠和许冰 ^[52]	2017	技术投入	450	-0.195 0	全行业	发展中国家
祖德库姆等 ^[7]	2017	技术使用	1 060	-0.076 6	制造业	发达国家

四、研究结果

(一) 偏倚性检验

Meta 分析首先需要对文献进行偏倚性检验, 主要通过漏斗图来检查分布偏差。从结果来看, 涉及人工智能发展水平与就业规模及劳动收入的研究文献较均匀分布于总效应值两侧, 这一分布特点表明针对两者关系的研究在大概率上不存在分布偏差, 结果见图 2 和图 3。因此, 可以认定本文的结论具有可靠性。

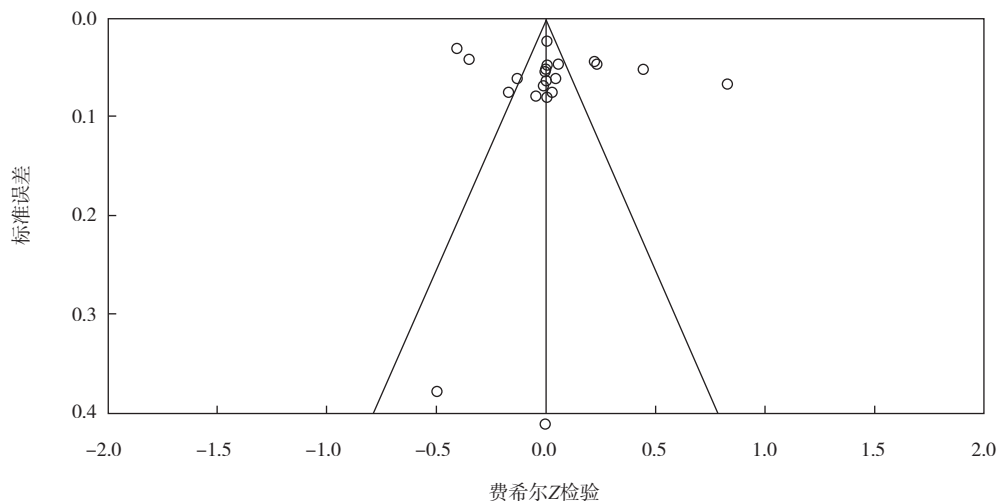


图2 人工智能发展水平与就业规模漏斗图检验

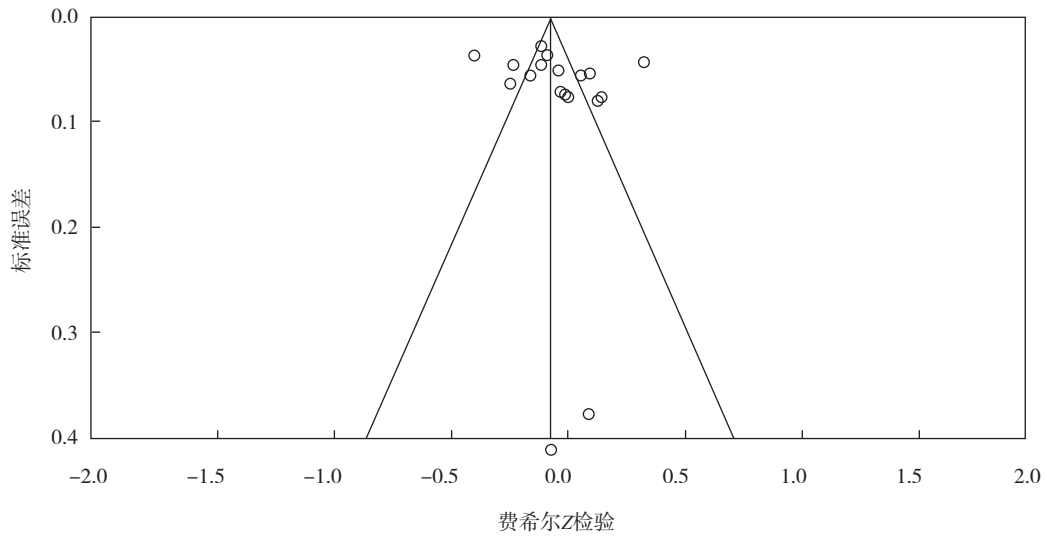


图3 人工智能发展水平与劳动收入漏斗图检验

(二) 异质性检验

异质性检验是对多个独立样本之间的差异程度进行分析。按照统计原理,若存在异质性,则需要选择随机效应模型予以校正^[53]。异质性检验常用的方法有 Q 值检验和 I^2 值检验。由表3和表4可知,人工智能发展水平与就业规模及劳动收入的 Q 值均达到显著性水平($P < 0.01$),即各效应值之间均呈现异质性;人工智能发展水平与就业规模及劳动收入的 I^2 值分别为95.818和92.140,表示在人工智能发展水平和就业规模的研究中,有95.818%的观察变异由效应值的真实差异造成,4.182%的观察变异由随机误差带来,在人工智能发展水平与劳动收入的研究中同理。因此,在本文中,人工智能发展水平与就业规模及劳动收入的Meta分析均采用随机效应模型。

表3 人工智能发展水平与就业规模整体效应的异质性检验

模型	综合效应值	效应值数	95%置信区间		Z值	异质性检验			
			上限	下限		df	I^2	Q值	P值
固定效应	-0.004***	23	0.016	-0.024	-0.408	22	95.818	526.038	0.000
随机效应	0.032***		0.134	-0.071	0.599				

表4 人工智能发展水平与劳动收入整体效应的异质性检验

模型	综合效应值	效应值数	95%置信区间		Z值	异质性检验			
			上限	下限		df	I^2	Q值	P值
固定效应	-0.044***	17	-0.019	-0.069	-3.429	16	92.140	203.571	0.000
随机效应	-0.011***		0.082	-0.105	-0.024				

(三) 整体效应检验

如上所述,基于异质性检验结果,对整体效应的检验均选择随机效应模型,结果见表5和表6。人工智能发展水平与就业规模的相关系数为0.032,人工智能发展水平与劳动收入的相关系数为-0.011,且统计结果均具有显著性($P < 0.01$),假设H1未得到验证,假设H2得到验证。此外,人工智能技术投入与

就业规模和劳动收入的效应值为正值, 人工智能技术使用与就业规模和劳动收入的效应值为负值, 假设 H1a 和假设 H2a 未得到验证, 假设 H1b 和假设 H2b 得到验证。该结果表明, 大多数学者的研究支持人工智能与就业规模之间存在低程度的正相关关系, 而与劳动收入之间存在低程度的负相关关系。因此, 尽管存在不一致的结论, 但是从更大样本、更长时间上看, 人工智能对就业规模有小幅度的促进作用, 而对劳动收入有小幅度的抑制作用。

表 5 人工智能与就业规模的整体效应检验

分类	综合效应值	效应值数	样本量	Q 值	df	P 值	95%置信区间	
							上限	下限
人工智能发展水平	0.032***	23	9 416	526.038	22	0.000	0.134	-0.071
人工智能技术投入	0.173***	15	4 410	152.203	14	0.000	0.312	-0.027
人工智能技术使用	-0.050***	8	5 006	275.989	7	0.000	0.079	-0.177

表 6 人工智能与劳动收入的整体效应检验

分类	综合效应值	效应值数	样本量	Q 值	df	P 值	95%置信区间	
							上限	下限
人工智能发展水平	-0.011***	17	6 205	203.571	16	0.000	0.112	-0.098
人工智能技术投入	0.006***	9	3 418	113.756	8	0.000	0.134	-0.122
人工智能技术使用	-0.035***	8	2 787	71.163	7	0.000	0.100	-0.168

(四) 调节效应检验

在 Meta 分析中, 对调节效应的检验主要通过亚组分析。如前所述, 整体效应结果表明各独立研究之间存在异质性, 说明可能存在潜在调节变量对人工智能发展水平及其两个维度与就业规模和劳动收入产生影响。为了验证这一猜想, 本文对文献进行 0-1 形式的归类编码, 随后进行亚组分析。具体结果见表 7 和表 8。

表 7 人工智能发展水平对就业规模的调节效应检验

假设	潜在调节变量	效应值数	综合效应值	95%置信区间		df	异质性检验		
				上限	下限		I ²	Q 值	P 值
H3a: 行业	制造业	11	0.030	0.198	-0.140	10	97.126	347.945	0.000
	非制造业	2	0.242	0.563	-0.143	1	95.979	24.867	0.000
	全行业	10	-0.006	0.107	-0.120	9	90.596	95.706	0.000
H4a: 地区	发达国家	7	0.006	0.199	-0.187	6	97.434	233.793	0.000
	发展中国家	16	0.044	0.165	-0.079	15	94.439	269.741	0.000

表 8 人工智能发展水平对劳动收入的调节效应检验

假设	潜在调节变量	效应值数	综合效应值	95%置信区间		df	异质性检验		
				上限	下限		I ²	Q 值	P 值
H3b: 行业	制造业	8	0.027	0.155	-0.102	7	91.398	81.347	0.000
	全行业	9	-0.049	0.079	-0.175	8	91.429	93.333	0.000

表8(续)

假设	潜在调节变量	效应值数	综合效应值	95%置信区间		异质性检验			
				上限	下限	<i>df</i>	<i>F</i> ²	<i>Q</i> 值	<i>P</i> 值
H4b: 地区	发达国家	3	-0.150	0.062	-0.350	2	95.520	44.645	0.000
	发展中国家	14	0.022	0.118	-0.075	13	89.002	118.203	0.000

由表7可知,制造业的效应值为0.030,非制造业的效应值为0.242,但全行业的效应值为-0.006,并且异质性显著,假设H3a未得到验证;发达国家的效应值(0.006)要低于发展中国家(0.044),异质性显著,假设H4a未得到验证。由表8可知,制造业的效应值为0.027,而全行业的效应值为-0.049,说明人工智能发展水平小幅度提升了制造业劳动者的收入,抑制了全行业劳动者的收入,假设H3b未得到验证;发达国家的效应值为-0.150,发展中国家的效应值为0.022,说明人工智能发展水平抑制了发达国家劳动者的收入,提高了发展中国家劳动者的收入,假设H4b未得到验证。

五、研究结果与讨论

(一) 结果分析

1. 整体效应

对整体效应的检验结果表明,人工智能发展水平及其投入维度对就业规模的效应呈正相关关系,而其使用维度与就业规模之间呈负相关关系。这说明人工智能在一定程度上促进了就业规模的提升,这一结果与假设H1有较大出入。因按照技术性失业的传统思路,以人工智能为代表的技术进步会提高劳动生产率,故在既定产出下,就业量减少,由此带来劳动力失业等不利后果^[54];同时,人工智能技术也将对劳动力就业结构产生影响^[17]。但从当前事实来看,在大样本的统计下发现人工智能在一定程度上扩大了就业规模,促进了就业,即人工智能的创造效应大于其替代效应。究其原因,可能是因为人工智能技术带来的生产力提升,使资本进一步扩大产业规模,从而创造出更多的就业岗位^[55-57]。在劳动收入方面,人工智能发展水平及其使用维度与劳动收入之间呈负相关关系。在人工智能的冲击下,劳动收入分配在劳动者内部呈现复杂的变化,即不同技能水平的劳动者会出现不同的情况。结论显示,人工智能技术进步,从整体上看,导致劳动收入降低。综上,人工智能虽扩大了就业规模,但对以劳动收入为表征的就业质量的提升有一定的抑制作用。但应注意收入差距的问题,已有文献表明,人工智能等技术进步会对低技能劳动者的收入产生负面影响,但通过提高生产率会提高高技能人才的收入,从而导致收入差距的扩大^[58]。

人工智能发展水平对就业规模及劳动收入的影响是一个复杂的话题,学者们对人工智能发展水平这一构念测量方式的不同、样本数量的多少、长短期视角的差异而得出各异的结论。本文通过对其整体效应的检验表明,在大样本条件下,人工智能发展水平对就业规模具有小幅度的促进作用,却在一定程度上对劳动者收入具有抑制作用。

2. 调节效应

在人工智能对就业规模和劳动收入的异质性影响方面,行业与地区的调节作用得到验证,但与本文假设出入较大。第一,与非制造业相比,人工智能对制造业的就业促进作用更为明显,并提升了制造业劳动者的收入。这表明对制造业中的劳动者而言,其享有的人工智能发展的创造效应要高于非制造业劳动者。按以往研究思路,随着人工智能技术的发展,制造业中结构单一、程序化程度高、重复性强的任务会最先被机器所替代^[46],但事实却并非如此。相反,人工智能会进一步扩大制造业的就业规模。究其原因,是因为资本的扩张效应随着技术的发展进一步发挥效用,而制造业的规模扩张路径较非制造业而言更为成熟。同时,随着人工智能技术逐渐取得重大突破,其对制造业的挤出效应将会发生反转,制造

业劳动力的数量得到进一步提升^[33]。此外, 可以看到人工智能对全行业的就业规模具有一定的抑制作用, 并降低了全行业劳动者的收入, 说明人工智能的冲击已开始向制造业之外的其他行业蔓延^[35], 智能机器开始能够执行如驾驶、医疗诊断、写作等非常规认知任务。同时, 本文的结论也从另一角度解释了人工智能与就业规模、劳动收入关系研究得出不同结论的可能原因: 部分学者忽视了行业对于三者关系的调节作用, 从而导致了研究结论的不一致性。

第二, 人工智能对就业规模和劳动收入的影响受到地区的调节作用, 但统计结论也与本文假设不完全一致。具体而言, 人工智能同时促进了发达国家和发展中国家的就业, 这一影响在发展中国家更为明显。虽然就现有文献来看, 发达国家拥有更高水平的人工智能技术, 其应用于各行业中的场景更加广泛^[40], 但大样本的研究结论却表明发展中国家由技术进步带来的新岗位更多。其中可能的原因, 一是发展中国家的生产力效应和新任务创造效应带来的补偿效应与替代效应的对冲带来的净效应增加^[15]; 二是发展中国家劳动力市场的市场化程度不高, 被替代的从事常规性操作工作的劳动者大多在企业内部进行岗位转移, 并未被抛到劳动力市场中^[15]。此外, 人工智能技术发展提升了发展中国家的劳动者收入, 但降低了发达国家的劳动者收入。其可能与劳动者的技能溢价相关。由于大多发展中国家目前仍处于智能化起步阶段, 通过增加对技能劳动者的需求提高了掌握人工智能相关技能工人对非技能工人的技能溢价, 带来了收入的增加^[30]; 而发达国家由于智能化的深入, 劳动者由于自身技能水平的不同正面临着收入极化的问题, 技能偏向型技术进步导致了收入差距逐渐增加, 并由此带来整体收入的减少^[59]。同时, 可以看到, 在加入了上述调节变量后, 不同亚组的效应值有所不同但相差不大, 这是因为代表发展中国家的样本大多来自中国。因此, 在未来的研究中, 若加入了除中国外的发展中国家样本后, 行业与地区的调节效应结论会更加可靠。相应地, 本文研究结论也受到样本量的限制, 待国内外有关人工智能与就业规模和劳动收入的研究更充分时, 二者间的关系会得到进一步明确。

(二) 实践启示与政策建议

首先, 如前所述, 社会整体通过内生性的自身投入的方式发展、应用人工智能技术将会对就业规模和劳动收入带来积极效果, 而外生性的外部引入的方式将对二者造成负面影响。因此, 在当前阶段, 从减少技术冲击和助力技术研发的角度来看, 具备研发实力的各团体、机构、高校应承担起使人工智能技术在社会生活中平稳落地的重任, 通过自身投入, 扩大就业规模的同时提升就业质量, 让人工智能技术红利惠及就业和收入等民生福祉。

其次, 本文虽未使用微观企业层面的数据, 但研究结论仍能给企业发展带来一定启示。在企业实施数字化战略的过程中, 人工智能将成为重要的推动技术。考虑到时间、人力、资金等成本问题, 在人工智能发展的早期, 多数企业倾向于采取外部引入的方式, 加快技术应用速度。但不适度的外部引入不仅会减少就业数量也会降低劳动收入, 这表明技术进步的收益目前并未被劳动者享有。因此, 企业在享受人工智能技术进步带来利润的同时, 应在最大程度上与劳动者分享技术红利, 包括为员工提供相关的人类具有比较优势的非智力和新技能培训; 创造更多的人机协同的工作场景, 推动实现人机优势互补, 促进生产率的整体提升和劳动者在技术进步中的收入提升, 让人工智能技术在赋能企业高质量发展的同时惠及更多员工。

再次, 研究表明当前人工智能技术对制造业与非制造业、发展中国家与发达国家的冲击有显著差异。从行业角度分析, 当前制造业走在人工智能技术应用的前列, 其覆盖的劳动力市场最大, 受到的影响也最为直接。因此, 各级部门和研究机构应深入探究人工智能在制造业中的实践案例, 从实际出发总结、归纳技术冲击的具体逻辑, 为今后其他行业推广人工智能技术提供指导。从地区角度分析, 现阶段的人工智能技术对发展中国家的就业规模和劳动收入均有积极影响, 考虑到中国既处于世界人工智能实力的第一梯队, 又保有发展中国家的劳动力红利, 可以出台相关支持政策, 在特定行业适度加快技术应用的步伐。

最后,随着人工智能技术从数学的机械化走向认知的机器化^[60],其在社会各行业的应用将会更加广泛,由此带来整体就业环境的巨大变革。人工智能技术不仅会改变员工原本的工作环境,也必然对员工提出更高的工作要求,特别是对员工多维技能的要求,而未能及时跟上技术发展脚步的员工自然会面临被淘汰的风险。因此,从长远角度来看,各级政府应积极推进劳动力,特别是低技能劳动力的技能培训、知识技能转型升级工作。在横向层面加强员工流动,在纵向层面提高技能水平,通过员工能力的提升,拓宽其职业发展通道,通过岗位转型、工作重塑抵御技术替代浪潮中的失业风险。

(三) 研究局限与展望

本文基于 Meta 分析的方法,研究了人工智能发展水平从整体上及其内生、外生两个维度与就业规模及劳动收入之间的关系,并进一步探讨了行业和国别地区等潜在调节变量对上述关系的影响,获得了较为全面、可靠的研究结论。尽管如此,本文仍存在以下几点研究局限:

第一,在文献收集环节中,本文在文献数量和文献适配度之间进行取舍,以保证研究数据的可靠性。因本文主要研究人工智能和就业规模与收入的关系,所以一些有关技术进步的文献未能纳入收集范围。但人工智能作为技术进步的一部分,技术进步对就业和收入影响的结论或许对本文有参考价值,个中取舍,难免有不当之处。

第二,由于 Meta 分析的特点,不同衡量标准下的样本无法进行统一分析,如本文舍弃微观视角下的研究结论,一是因为当前微观视角下的研究数量有限,难以支撑 Meta 分析需要的体量;二是因为微观视角下的企业数量无法与宏观视角下的经济数据进行比较。同时由于数据的限制,本文的研究对象只能是文献的整体结果,而无法细化到企业层面。此外,在许多文献中对各变量使用了多种统计分析方法,但在应用 Meta 分析时只能取其一个结果,这一过程可能会降低研究结论的精确度。

第三,对于人工智能构念的测量方式目前纷繁复杂。本文虽将人工智能发展水平分为技术投入和技术使用两个维度,但在对相关文献进行划分时,难免会有模棱两可的选择。同时,构念测量的不同本身会对实证结论造成影响,Meta 分析无法对其进行修正。因人工智能相关研究仍处于学术前沿,所以只能取大放小,在存有遗憾的基础上进行计量综述。因此,希望在后续研究中可以形成更为科学的人工智能构念的测量方法。

虽然就业规模和劳动收入是劳动力市场中非常关键的两个问题,但关于人工智能冲击的讨论并不会停留于此。本文通过整合近年来诸多实证结果,仅仅从总量上探究了人工智能对就业规模和劳动收入的影响,在未来的研究中,希望学者们能对二者进行更加深入的探索,如人工智能对就业规模是否存在非线性影响、人工智能对不同的工作任务类型的收入影响有何差异、收入总量变化的同时是否伴随着不平等程度的扩大、人工智能是否提高了劳动力的就业质量,以及技术引发的技能需求变化是否引发了技能溢价等,对上述问题的进一步研究将使人们对人工智能及其影响的认识更为全面,从而让人工智能这一第四次工业革命中最具有代表性的通用技术更加平稳、高效地融入社会生活之中,并赋能人类的发展。

参考文献:

- [1] SOWA K, PRZEGALINSKA A, CIECHANOWSKI L. Cobots in knowledge work: human-AI collaboration in managerial professions[J]. *Journal of Business Research*, 2021, 125: 135-142.
- [2] METCALFE J S, PERELMAN B S, BOOTHE D L, et al. Systemic oversimplification limits the potential for human-AI partnership[J]. *IEEE Access*, 2021, 99: 70242-70260.
- [3] KEYNES J M. Economic possibilities for our grandchildren[M]//KEYNES J M. *Essays in persuasion*. London: Palgrave Macmillan, 2010: 321-334.
- [4] SIMON H A. The shape of automation for men and management[M]. New York: Harper & Row, 1965.
- [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] BORLAND J, COELLI M. Are robots taking our jobs? [J]. *The Australian Economic Review*, 2017, 50(4): 377-397.
- [7] SÜDEKUM J, DAUTH W, FINDEISEN S, et al. German robots—the impact of industrial robots on workers [Z]. CEPR Discussion Paper No. 12306, 2017.
- [8] ARNTZ M, GREGORY T, ZIERAHN U. The risk of automation for jobs in OECD countries: a comparative analysis [Z]. OECD Social, Employment and Migration Working Paper No. 189, 2016.
- [9] 陈永伟. 人工智能与经济学: 近期文献的一个综述 [J]. *东北财经大学学报*, 2018(3): 6-21.
- [10] WILSON H J, DAUGHERTY P R, MORINI-BIANZINO N. The jobs that artificial intelligence will create [J]. *MIT Sloan Management Review*, 2017, 58(4): 13-17.
- [11] 杨朝舜. 人工智能技术进步对劳动力就业的替代影响研究 [D]. 上海: 上海社会科学院, 2020.
- [12] 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.
- [13] 孙雪, 宋宇, 赵培雅. 人工智能对异质劳动力就业的影响——基于劳动力供给的视角 [J]. *经济问题探索*, 2022(2): 171-190.
- [14] 王文. 数字经济时代下工业智能化促进了高质量就业吗? [J]. *经济学家*, 2020(4): 89-98.
- [15] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Automation and new tasks: how technology displaces and reinstates labor [J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2019, 33(2): 3-29.
- [16] 吕荣杰, 徐梦瑶, 杨蕾. 人工智能发展水平对制造业就业的影响——基于消费升级的中介效应分析 [J]. *金融与经济*, 2021(7): 63-71.
- [17] 孙早, 侯玉琳. 工业智能化如何重塑劳动力就业结构 [J]. *中国工业经济*, 2019(5): 61-79.
- [18] HOEDEMAEKERS L. The changing nature of employment: how technological progress and robotics shape the future of work [D]. Lund: Lund University, 2017.
- [19] 汪昕宇, 谢玉, 彭莹莹, 等. 人工智能技术对就业的影响及趋势预测: 基于北京市工业机器人安装量的数据 [J]. *中国人力资源开发*, 2022, 39(1): 119-133.
- [20] 闫雪凌, 李雯欣, 高然. 人工智能技术对我国劳动力市场的冲击和影响 [J]. *产业经济评论*, 2021(2): 65-77.
- [21] 杨飞. 产业智能化如何影响劳动报酬份额——基于产业内效应与产业关联效应的研究 [J]. *统计研究*, 2022, 39(2): 80-95.
- [22] 张美莎, 曾钰桐, 冯涛. 人工智能对就业需求的影响: 基于劳动力结构视角 [J]. *中国科技论坛*, 2021(12): 125-133.
- [23] 马国旺, 李培尧. 人工智能应用、劳动报酬份额与失业率动态关系的实证分析 [J]. *深圳大学学报(人文社会科学版)*, 2021, 38(2): 61-70.
- [24] THOMAS M K. The rise of technology and its influence on labor market outcomes [J]. *The Gettysburg Economic Review*, 2017, 10: 3.
- [25] 王晓雨, 许清清, 江霞. 人工智能、就业数量效应与劳动关系转型研究——基于有调节的中介模型 [J]. *南京航空航天大学学报(社会科学版)*, 2022, 24(1): 56-63.
- [26] 赵丹丹, 周世军. 人工智能与劳动力工资——基于工业机器人匹配数据的经验证据 [J]. *调研世界*, 2021(7): 3-12.
- [27] 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.
- [28] 何勤, 李雅宁, 程雅馨, 等. 人工智能技术应用对就业的影响及作用机制研究——来自制造业企业的微观证据 [J]. *中国软科学*, 2020(S1): 213-222.
- [29] 钞小静, 周文慧. 人工智能对劳动收入份额的影响研究——基于技能偏向性视角的理论阐释与实证检验 [J]. *经济与管理研究*, 2021, 42(2): 82-94.
- [30] 王丽媛. 智能化发展、劳动力供给技能结构与技能溢价 [J]. *山西财经大学学报*, 2021, 43(5): 45-60.
- [31] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Robots and jobs: evidence from US labor markets [J]. *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6): 2188-2244.
- [32] 吴清军, 陈轩, 王非, 等. 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(3): 73-80.
- [33] 蔡啸, 黄旭美. 人工智能技术会抑制制造业就业吗? ——理论推演与实证检验 [J]. *商业研究*, 2019(6): 53-62.
- [34] 余玲铮, 魏下海, 吴春秀. 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 [J]. *中国人口科学*, 2019(4): 114-125, 128.
- [35] 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.
- [36] AUTOR D H, DORN D. The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market [J]. *American Economic Review*, 2013, 103(5): 1553-1597.
- [37] 钟仁耀, 刘苇江, 刘晓雪, 等. 科技进步对上海就业影响的实证分析——基于分行业的视角 [J]. *人口与经济*, 2013(2): 78-85.
- [38] GOOS M, MANNING A. Lousy and lovely jobs: the rising polarization of work in Britain [J]. *The Review of Economics and Statistics*, 2007, 89(1): 118-133.
- [39] SMITH A, ADNERSON J. AI, robotics, and the future of jobs [Z]. Pew Research Center, 2014.
- [40] 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(1): 43-45.

- [41]王永钦,董雯. 机器人的兴起如何影响中国劳动力市场?——来自制造业上市公司的证据[J]. 经济研究,2020,55(10):159-175.
- [42]孙文凯,郭杰,赵忠,等. 我国就业结构变动与技术升级研究[J]. 经济理论与经济管理,2018(6):5-14.
- [43]AUTOR D, SALOMONS A. Is automation labor share—displacing? Productivity growth, employment, and the labor share[J]. *Brookings Papers on Economic Activity*, 2018, Spring: 1-87.
- [44]李赛男. 人工智能发展对就业数量与收入的影响研究[D]. 常州:常州大学,2021.
- [45]邓晶晶. 人工智能发展对中国制造业就业的影响研究[D]. 沈阳:辽宁大学,2021.
- [46]闫雪凌,朱博楷,马超. 工业机器人使用与制造业就业:来自中国的证据[J]. 统计研究,2020,37(1):74-87.
- [47]LEIGH N G, KRAFT B, LEE H. Robots, skill demand and manufacturing in US regional labour markets[J]. *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, 2020, 13(1): 77-97.
- [48]GRAETZ G, MICHAELS G. Robots at work[Z]. CEPR Discussion Paper No. 10477, 2015.
- [49]CHEON B Y, HO J J, CHANG J Y. The employment and wage effects of artificial intelligence (AI)[J]. *Journal of Economics Studies*, 2022, 40(1): 133-156.
- [50]胡晟明,王林辉,朱利莹. 工业机器人应用存在人力资本提升效应吗? [J]. 财经研究,2021,47(6):61-75,91.
- [51]薛莹. 货币政策、人工智能水平与劳动收入份额[J]. 统计与决策,2021,37(19):143-148.
- [52]杜传忠,许冰. 技术进步与产业结构升级的就业效应——2000—2014年省级面板数据分析[J]. 科技进步与对策,2017,34(13):55-60.
- [53]冯长利,刘洪涛,梅小敏. 供应链整合与企业绩效的关系研究——基于 Meta 分析[J]. 管理评论,2016,28(11):217-227.
- [54]熊彼特. 经济发展理论[M]. 王永胜,译. 上海:立信会计出版社,2017:242.
- [55]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(3):187-193.
- [56]BESSEN J. Automation and jobs: when technology boosts employment[J]. *Economic Policy*, 2019, 34(100): 589-626.
- [57]TRAJTENBERG M. AI as the next GPT: a political-economy perspective[Z]. NBER Working Paper No. 23234, 2018.
- [58]郭凯明,向风帆. 人工智能技术和工资收入差距[J]. 产业经济评论,2021(6):82-100.
- [59]杨蕙馨,李春梅. 中国信息产业技术进步对劳动力就业及工资差距的影响[J]. 中国工业经济,2013(1):51-63.
- [60]李德毅. 人工智能基础问题:机器能思维吗? [J]. 智能系统学报,2022,17(4):856-858.

The Effects of Artificial Intelligence on Employment Scale and Labor Income —Evidence from a Meta-Analysis

HE Qin¹, LIU Mingze²

(1. Capital University of Economics and Business, Beijing 100070;

2. Beijing Union University, Beijing 100101)

Abstract: In recent years, the application space of artificial intelligence has become more and more extensive. As a representative technology of digital economy, its impact on economic society and people's livelihood has been concerned by scholars. One of the most controversial is the impact of artificial intelligence on employment. At present, the research conclusions on the relationship between artificial intelligence and employment scale and labor income are quite different. Revealing the effect of artificial intelligence on employment scale and labor income is of guiding significance for objectively assessing the impact of artificial intelligence on the labor market and actively coping with it. Therefore, this paper attempts to use meta-analysis method to explore the relationship between artificial intelligence and employment scale and labor income, and to use this method to analyze existing empirical studies in a more comprehensive and systematic way. At the same time, existing literatures are summarized and differences are sorted out.

Specifically, based on 40 independent samples of 28 relevant literatures in recent years, this paper analyzes the overall impact of artificial intelligence on employment scale and labor income, and further divides artificial intelligence technology into two subdivision dimensions, namely endogenous technology input and exogenous technology use, in order to draw more accurate research conclusions. Meanwhile, by summarizing and analyzing previous studies, it is found that industry and region may be potential moderating variables among the main variables studied in this paper. Therefore, Meta subgroup analysis is used to explore the moderating effects of the two on the above relationship.

The study shows that, overall, AI has slightly expanded the size of employment, with a correlation coefficient of 0.032, and reduced labor income, with a correlation coefficient of -0.011. Specifically, the input dimension of technology significantly promotes employment scale and labor income, while the use dimension inhibits both. This conclusion provides empirical evidence for the input innovation of enterprises. In addition, this paper identifies the effects of industry and region as moderating variables, and finds that AI has a greater effect on employment in manufacturing and developing countries than in non-manufacturing and developed countries. Artificial intelligence has increased labor incomes in manufacturing and developing countries, but reduced labor incomes in developed countries.

In general, from the perspective of AI subdivision dimension and the identification of moderating variables, this study found the reasons for the general and inconsistent conclusions in previous studies, and provided empirical basis and practical enlightenment for the impact of different AI development levels on the labor market, including more scientific research conclusions and policy recommendations for reference for the study of the relationship between the two. At the same time, there are three research limitations in this paper. Therefore, in the future research, it is hoped that the majority of scholars can conduct more in-depth exploration of the impact of artificial intelligence and employment, so that people can have a more comprehensive understanding of artificial intelligence and its impact. Thus, artificial intelligence, the most representative general technology in the fourth industrial revolution, can be integrated into social life more smoothly and efficiently, and enable human development.

Keywords: artificial intelligence; employment size; labour income; meta-analysis

(责任编辑: 姚望春; 宛恬伊)