

·研究综述·

# 人工智能应用的就业效应研究综述\*

杨伟国 邱子童 吴清军

**【摘要】**文章从人工智能的概念出发,在总结已有研究方法的基础上,回顾了人工智能对就业的产业分布、岗位、工资等方面影响的理论与实证研究。文章发现,人工智能技术在替代部分岗位、促使劳动力在不同产业间流动的同时,还会加快劳动力市场中岗位极化的进程,并在这一过程中引起工资不平等。从长远看,替代与创造效应将长期共存,但后者的影响会越来越明显;工资不平等可以通过长期社会政策予以弥补;岗位极化现象并不会持续很长时间;劳动者在产业间的流动本质上是劳动技能在技术变革后与任务需求相匹配的结果。更多学者认为未来人工智能对就业的影响是可控的,关键在于通过教育、培训提升劳动者技能水平以实现广泛而有效的人机合作。

**【关键词】**人工智能 产业结构 岗位 工资

**【作者】**杨伟国 中国人民大学劳动人事学院,教授;邱子童 中国人民大学劳动人事学院,博士研究生;吴清军 中国人民大学劳动人事学院,副教授。

## 一、引言

近年来,人工智能的影响已成为就业研究中难以回避的主题。围绕产业、岗位、工资等方面进行人工智能应用的就业效应研究,既能从宏观层面了解人工智能对就业形势的方向性影响,也能在微观层面观察现有的工作任务、收入分配在面临人工智能时出现的具体变化。在讨论各方面的影响之前,需要首先明确人工智能的概念及其应用和现阶段对其就业效应研究的主要方法。国外学者对于人工智能的概念有不同的理解。在发展初期,人工智能被描述为具备等同于人类的思维、行动能力并在未来能够超越人类相应能力的“思考机器”(McCorduck, 1979)。也有学者认为能力的发挥需要特定的载体与外部环境,Dreyfus(1972)对人工智能的经典批判<sup>①</sup>和 Searle(1992)的“生物自然主义”观点<sup>①</sup>都

\* 本文为中国人民大学科学研究基金重大规划项目“数字技术革命与工作世界的未来”(编号:17XNLG06)的阶段性成果。

① Dreyfus(1972)对人工智能的批判涉及人工智能研究的4个主要假设:“生物学”、“心理学”、“认识论”和“本体论”假设。在“生物学”假设中,大脑类似于计算机硬件,而思维类似于软件;“心理学”假设是指思维通过对符号执行计算(以算法规则的形式)来工作;“认识论”假设是指所有活动能以预测规则的形式实现;“本体论”假设认为现实完全由一组相互独立但又不可分割的事实组成。

认为实现类人的智能需要像人一样的身体体现和社会背景。目前对人工智能概念较为全面的描述来自 MIT 电气工程领域的研究,即人工智能是一个有机整体,是通过模型建立的关于思维、感知和行动的表达式,以生成测试法为基本运行方式,这一系统存在一定的约束条件,并通过算法(程序或方法)实现约束条件的作用(Finlayson 等, 2010)。

由于人工智能正在全面进入和重塑生产、生活空间,对其描述既要避免认识论上的卢德主义,又要避免技术决定论,以保持对人工智能技术的客观认识<sup>②</sup>(张成岗, 2018)。因此,本文对人工智能的理解是:为实现特定任务目标而创造的能够表现出与人类能力(认知、思维或行动)相似水平的技术,这一技术需要借助相应的载体(工具)及应用环境发挥作用。在现有技术条件下,人工智能的应用载体主要是计算机化和自动化设备,应用环境即为工作任务执行环境。

现阶段国外学者进行人工智能对就业影响的研究,通常基于任务模型方法。Autor 等(2003)区分认知和手工任务、常规和非常规任务的主要目的是了解计算机化<sup>③</sup>如何改变工作技能的需求。从“机器视觉”出发将具体的工作拆解为不同的任务,判断哪些任务可以由计算机执行,并给出了工作场所中四类不同任务可被计算机替代的若干情况,即替代、互补及有条件的替代或互补。Autor 等认为,计算机已经成为许多日常任务的替代劳动力,同时与执行非常规认知任务的劳动力具有很强的互补性。但 Autor 等并没有预测与执行非常规手工任务(非常规体力劳动)的劳动力之间的互补性<sup>④</sup>(Frey 等, 2017)。

## 二、对就业的产业分布的影响

从目前的研究结果看,农业生产部门受人工智能的影响较小,制造业部门劳动者受人工智能替代效应的影响将逐步转移到服务业领域(Autor 等, 2013),钟仁耀等(2013)

---

① Searle(1992)认为,如果想要创造一个有意识的存在,将不得不复制大脑经历的任何物理过程,以模仿并唤醒意识。

② 斯坦福大学在 2017 年的报告中指出人工智能效应,“虽然原有技术仍属于人工智能的范畴,但新技术的普及将取代原有技术成为公众意识中‘真正’的人工智能,以此往复”。由于这一效应的存在,在了解智能技术的应用如何影响就业之前,需要考虑哪些技术属于智能技术的范畴,这里可能既有高新技术,也有我们习以为常的工具。

③ 对于智能概念的实现,计算机科学尤为重要,智能计算、智能信息处理、计算机科学是智能实现的基本动力学。这也是本文将计算机化技术和建立在计算机化基础之上的自动化技术视为人工智能表现形式的重要原因。

④ Frey 等(2017)在其研究中将任务模型进一步细化,将非常规任务的劳动力投入细分为认知与操作任务、创造性智力任务和社会性智力任务。Amztz 等(2016)认为,这种细化(扩展)已超出了 Autor 等对常规任务与非常规任务的定义。

认为这种情况与原从业人员的知识结构和变化适应能力有关。美国劳工统计局的研究显示,到 2024 年,几乎所有新增就业机会将集中于服务业,尤其是在医疗保健和社会援助服务领域(Trajtenberg, 2018)。

### (一) 对农业的影响

虽然现阶段人工智能应用并未对农民数量产生显著影响(Manyika 等, 2017; Frey 等, 2017),但人工智能技术确实会转变农民生产劳作的习惯与方式,并强化与市场的联系。一是从农业生产角度考虑, Ampatzidis 等(2017)指出,目前的自动化和机器人可以实现从作物选择、播种到灾害预防等直到作物收获,即整个农业生产流程的人机合作。二是从农民与市场的联系角度考虑, Lele 等(2017)认为,现阶段智能、数字技术变革的速度和范围有利于包容性的农业和农村发展,真正实现农民与市场在每个生产环节上的密切联系,并可以通过提供更高水平的教育、卫生保健、金融和市场服务等间接提高农民收入。

已有研究表明,人工智能对农业生产的影响主要集中在转变农业生产方式、提高生产效率、增加农民收益方面,对农民的替代效应并不明显。这可能是由于农业生产从机械化向自动化过渡的过程中,生产任务完成方式的变化并没有影响到农业生产过程对农民的需求,或者远未达到农业机械化设备应用时所产生的影响。

### (二) 对制造业的影响

Acemoglu 等(2017)关注工业机器人的使用对美国劳动力市场的影响,研究了 1993~2007 年 19 个产业(主要是制造业)中工业机器人的大规模使用与 722 个通勤区就业率及工资之间的关系,发现工业机器人的大规模应用与就业、工资呈显著的负相关关系,并提出现阶段工业机器人对劳动力市场的替代作用大于其创造效应,每千名工人中每多 1 台机器人,就业人口比例降低 0.18%~0.34%,工资下降 0.25%~0.5%,并据此推断 1990~2007 年因工业机器人使用而造成的制造业失业人数达 36 万~67 万人。同时,人工智能也深刻影响着制造业内部的生产模式与生产系统,并改变着对这些生产系统中劳动者的技能需求。Yin 等(2017)在梳理历次工业革命的生产系统变化时发现,与第二次工业革命创造的流水线、丰田生产体系(TPS)及单元式制造相比,第三次工业革命催生的以计算机化和工业机器人为软、硬件基础的柔性制造系统(FMS)和 Seru<sup>①</sup>生产系统更能满足工业 4.0 条件下产品市场对大规模定制的需求,这不仅会改变未来制造业发展的格局,也对劳动者技能提升有更高的要求。

① Seru 生产是一种可根据不同生产任务需求改变自身生产内容,适用于多品种、小批量市场需求,兼具效率与柔性的生产方式。自产生以来, Seru 生产在日本制造业得到迅速普及,是许多日本电子公司采用的组装系统。

在人工智能影响就业的产业分布研究中突出制造业,不仅由于制造业本身容易受工业机器人和自动化的影响,还因为制造业吸纳了大量普通劳动力,其劳动力分布与农业、服务业相比也更为集中。人工智能对制造业的影响不仅局限于就业数量方面,也不完全是负面影响。具体的效应依赖于产业的特征和属性(Acemoglu 等,2017),人们普遍预期工业机器人应用的积极成果直接关系到生产力,尤其是在工业环境中,对于特定任务中使用工业机器人会减少人的工作负担与可能承受的危险,同时还可以节约劳动时间,增加闲暇。而对消极影响首要的考虑是有关工业机器人对就业的冲击,其次是对工业机器人应用事故的问责存在困难。

### (三) 对服务业的影响

除了承接来自制造业的劳动者外,在 Frey 等(2017)的研究中,服务业的很多劳动者都存在被计算机化替代的风险。从事电话销售、保险承销、运输服务、摄影、数据维护等职业的劳动者被视为是极有可能被计算机化替代的群体。但人工智能的创造效应也促使一部分职业的劳动力需求有所上升,增长最快的是幼儿(及小学)教师、会计与财务人员、护士、健康顾问、康复师和社会资讯类工作者等。对于后者劳动力需求数量的上升, Deming(2017)认为,任务对社交能力的要求是计算机化、自动化技术还无法实现的,但会促使劳动者提升社交能力及相关技能并转变工作选择,并指出 1980~2012 年美国社交密集型工作增长了 24%,同时期就业份额提高了 7.2%,且工资水平上升了 26%。

## 三、对岗位的影响

从已有文献看,人工智能对岗位的影响不仅涉及岗位数量和任务性质的变化,即替代和创造效应,还会造成岗位极化并加速岗位上的人机合作。

### (一) 岗位极化

20 世纪计算机革命与 21 世纪人工智能技术飞速发展相结合对岗位的影响突出表现为中等收入、中等技能需求岗位数量的减少(Autor,2013;Frey 等,2017)。与之相对应的是高收入的脑力劳动(认知工作)和低收入的体力劳动岗位均有所增加,就业人数也随之变化,劳动力市场两极分化的趋势已出现,并影响着劳动者的就业选择(Goos 等,2007)。Autor 等(2013)发现,美国劳动力市场中岗位极化趋势主要表现为低技能服务业岗位与就业人数的增加;且在常规的劳动密集型市场中,就业和工资的两极分化更加明显。同时,Jerbashian(2016)聚焦于单一技术领域,利用欧洲 10 个国家的数据证明信息技术价格的下跌与中等工资岗位份额降低和高工资岗位份额提升有关,但对最低收入职业的岗位比重影响较小,证明了以计算机化为代表的智能技术存在引起岗位单极化发展的可能性。

对于极化的趋势,Autor(2013)认为,其他领域的互补性和劳动力市场需求上升的抵



消效应目前难以确定,岗位极化现象不会无限期持续下去。Frey 等(2017)指出,在现阶段计算机化主要局限于低技能和低工资岗位的情况下,当前劳动力市场极化范围不会继续扩大,其影响可以通过相应措施予以缓解,即低技能的劳动者将重新分配到那些不受计算机化影响的任务中去,但劳动者为了赢得这些机会必须提高创造性思维能力和社交能力。

## (二) 岗位替代

人工智能的替代效应比以往任何技术进步的影响都要明显(曹静、周亚林,2018)。世界银行调查显示,2013 年超过 50 个国家 57%的工作受到了自动化技术的影响(Manyika 等,2017)。在美国,47%的劳动岗位被替代(计算机化)的风险较高,且被替代率同工资和岗位技能需求呈负相关关系。在 702 种职业中,工作在交通运输、后勤服务、办公文员及部分生产部门岗位的劳动者都面临被替代的风险(Frey 等,2017)。Arntz 等(2016)分析了 21 个 OECD 国家的岗位可被自动化替代的程度,结果显示,在美国有 9%的岗位处于高风险状态<sup>①</sup>。David(2017)发现,在日本有 55%的岗位处于“危险”状态,且非正规就业的劳动者及其岗位被替代的可能性更大。2016 年德国联邦劳动和社会事务部(BMAS)对其国内机器替代岗位可能性的计算结果为 13%。但是,Oschinski 等(2017)通过对加拿大劳动力市场的研究发现加拿大的高自动化风险岗位占比很小,仅为 1.7%。不同学者计算结果的差异可能是由于统计口径、被高估的技术能力与滞后的利用水平和工作场所的异质性造成的(Arntz 等,2016)。此外,不同行业、不同时序的替代效应表现也不一样,姜金秋、杜育红(2015)发现,在短期、中期和长期阶段不同行业就业对技术进步有不同的反应。

关于岗位替代的发展趋势,以技术性失业为代表的传统观点仍然有着很强的声音。Trajtenberg(2018)指出,仍然有新的“技术狂热者”认为人工智能将在可预期的时间内取代大部分人的工作,释放出巨大的生产力,随之会出现对就业预期、收入分配的负面影响。对此,也有学者持不同观点,Arntz 等(2016)提出现有替代效应被夸大了,以区分任务为基础的研究结果代表的只是替代的可能性,而不是真实情况;Autor(2015)、Brynjolfsson 等(2018)指出,大多数自动化系统缺乏灵活性,仍无法适应部分非常规任务的需要。曹静、周亚林(2018)也认为工作被自动化的风险并不意味着实际的工作损失。此外,较为折中的观点是从长远来看,技术进步对大家都有益。但从短期考虑,并非所有人都是赢家(Cortes 等,2014)。Manyika 等(2017)通过考察自动化对工作(职业)的影响,认为现

<sup>①</sup> Arntz 等(2016)将自动化替代概率超过 70%的视为高风险,Oschinski 等(2017)在考虑自动化风险程度时选取的数值与之近似,其高风险岗位占比计算结果由高至低依次为奥地利与德国(12%),西班牙(11.5%),斯洛伐克(10.5%),英国、挪威、荷兰、捷克(10%),加拿大、丹麦、法国、美国(9%),瑞典、波兰、日本、芬兰、比利时(7%),爱沙尼亚(6.5%),韩国(6%)。

阶段的转型充满挑战,但到2030年大部分工作场所能够提供维持充分就业所需的工作岗位<sup>①</sup>。

### (三) 岗位创造

虽然人工智能应用(现阶段的计算机化、自动化)所表现出的替代效应较为明显,但是其创造效应仍然存在。Acemoglu(2017)提出自动化在减少就业的同时会通过创造新的工作任务衍生出新的就业机会。创造的岗位由两部分构成,一是由于人工智能应用提升业务量引起的对劳动力需求的增加;二是围绕人工智能产生的新类型的岗位(算法开发、训机师、智能设备维护等)。两者的就业群体存在共性,即与新兴的通用技术<sup>②</sup>行业本身相关的劳动者,以及在主要应用领域中部署通用技术前沿领域相关的劳动者,其特征是年轻,具有创业精神,同时具备了新的通用技术所要求的技术知识储备和技能(Trajtenberg, 2018)。

除岗位数量增加外,王君、杨威(2017)提出人工智能等新技术进步对就业总量的影响具有拓展性,有利于改善工作质量。根据Kremer(1993)的O-ring模型,任务生产率的提高会增加生产链条中剩余任务的价值,而人工智能在提升常规体力劳动效率的同时也会带动剩余的人工生产环节价值的提升。实现改进的首要前提是人机之间在任务过程中的互补性。1988~2004年,ATM造成美国银行分支机构柜员数量平均减少了1/3,但全美银行分支机构数量上升了40%以上;同时,柜员也从单一的现金结算业务中解放出来,其工作内容逐步转变为销售、客户业务,单一岗位创造的价值更高(Autor, 2015)。

### (四) 岗位合作

关于岗位上劳动者与人工智能应用的关系研究,可以围绕McCarthy与Douglas之间的核心观点冲突来理解,即是用日益强大的计算机软件和硬件组合来替代工作场所里的劳动者,还是使用相同的工具在脑力、社会、经济等方面拓展劳动者的能力。这一争论并没有立场、观点方面的对错,只是对现象或趋势的争议,脱离现实情景单纯考虑这两个问题会使答案出现偏颇(Markoff, 2015),而技术的实践应用反而会为我们提供更多启示。

道格拉斯·恩格尔巴特(Douglas C. Engelbart)制造的计算机系统开启了办公自动化的大门,很多人工智能应用(程序、设备等)替代了部分岗位,但劳动者在工作中与其他

① Manyika等(2017)认为,目前半数工作活动在理论上能够通过自动化完成,但只有极少数(5%)能够实现完全自动化。但转型的影响仍然存在,近60%职业中1/3的组成活动可以实现自动化,这意味着所有工人都要进行大量的工作场所转型和变革(<https://www.mckinsey.com/featured-insights/future-of-organizations-and-work/jobs-lost-jobs-gained-what-the-future-of-work-will-mean-for-jobs-skills-and-wages>)。

② 在2018年年初的NBER会议上,人工智能被认为有巨大的潜力成为新的通用技术,并指出在其不断扩大的应用领域中,会带来互补性创新的浪潮。

岗位的劳动者仍然是合作关系,区别在于增加了劳动者与机器的合作。因此,人机合作、人机互动决定了我们将把人工智能载体视为伙伴(Markoff,2015),而要实现人机互动、促进这些载体在团队协作中作用的发挥,就需要其具备必要的任务知识、技能及其他必备特征,包括团队协作中的团队知识、领导、沟通、监控和反馈能力。

2009年以来,面向深度学习的应用型研究有了显著的成果。人工智能创新过程的变化引出了一系列政策和管理领域的关键问题(Cockburn等,2018)。具体而言,机器学习可以纳入尽可能多的变量,从中剥离出传统方法无法得到的影响因素(Camerer,2018)。随着机器学习的发展,在研究预测与决策之间的关系时,人工智能应用对于不确定性下的预测能力有所加强,预测成本也有所下降,可以将人工智能思维视为人类判断的补充(Agrawal等,2018)。结合现有研究,未来在岗位中实现人机合作有着十分明显的优势,了解如何与人工智能合作也是未来劳动者就业时不可或缺的技能。

#### 四、对工资的影响

现有研究重视人工智能等技术进步对工资的影响,不仅由于收入不平等这一主题的重要性,同时也因为工资分布的演变提供了不同类型技能的市场价值信息(Acemoglu等,2011)。此外,由人工智能引起的工作场所内劳动者的不平等可能与人机应用对工资的影响有直接的联系(Chace,2016)。

##### (一) 对劳动者个体的影响

从技术进步已经替代劳动者的前提条件出发,Acemoglu等(2017)认为,制造业中工业机器人的应用对制造业劳动者的工资有较强的负面影响。Korinek等(2017)将人工智能对工资、福利的不同影响进行了分类:一是在最优情况下(完全市场,个人对技术进步进行投资和风险规避),技术进步总是让每个人都更富裕;二是在次优情况下(完全市场,伴随着无成本的再分配),如果再分配能够充分发挥作用,劳动者与技术进步之间是双赢,但如果没有足够的再分配能力弥补劳动者的损失,势必会产生抵制行为,同时,在收入差距过大的情况下,技术进步对生产的提升作用会受到影响;三是在完全市场中(存在有成本的再分配),工资、福利在短期内会受到影响,但帕累托改进从长远来看是存在的,技术进步在造成资本垄断的同时,会通过再分配实现资源配置的相对公平,这取决于再分配成本的高低;四是在不完全市场中,帕累托改进很难实现,技术进步会给工人的福利带来很大影响。

从劳动者的教育回报角度考虑,Brown等(2002)认为,在技术冲击背景下,基于教育回报的工资不平等将会扩大,这是技能与资本互补水平的提高导致高技能劳动者需求上升的结果。但从长远角度看,除非受教育程度提高和技能提升受到限制,否则受教育程度较高的劳动者的教育回报会逐渐回归到市场平均水平。由此引出的对策是采取包

括发展知识产权在内的措施努力实现次优,通过促使劳动者工资、福利提升和扩展智能技术应用的双赢形式实现人工智能产生的帕累托改进效应最大化;在次优情况无法实现时,要促使资源分配进行调整,为面对人工智能处于劣势的人提供支持。Trajtenberg(2018)从政治经济学角度出发,认为实现“人类强化创新”<sup>①</sup>是方向性的问题,政府政策起到了关键性作用,特别是在教育、劳动者培训、服务专业化等方面的政策上要有所侧重。

## (二) 对行业整体的影响

首先,从同行业角度看,岗位极化本身就代表了基于技能水平的工资差异。在具体的差异程度方面,技术进步的飞速发展促使在工资分配过程中的中间与底部群体之间的差距越来越大,且这一趋势会持续很长时间(Kearney等,2015)。同时,人工智能应用水平较高的企业出于管理和成本方面的考虑,可能将低技术岗位外包给其他企业,并对保留在企业内部的技术工人给予高工资(Aghion等,2017),这也拉大了工资差距。

其次,对于不同行业,由于工作性质的差异,比较工资的绝对数值没有太大的意义,但对比工资变动情况可以看出行业间对技术进步的不同反应。以服务业为例,Autor等(2013)的研究发现,在过去25年里,大多数低技能职业及其所属行业中的劳动者的实际收入和就业率出现了停滞或下降,但服务业的就业和收入却是一个例外。1980~2005年,非大学学历员工在服务行业工作的时间增加了50%以上,与此同时,实际时薪增加了约11%,超过了其他低技能职业及行业的工资增长。

## 五、结论与评价

在现阶段研究中,现象描述、细节分析和趋势预测3个方面的内容构成了研究主体,理论与实证研究兼顾,存在积极和消极两种不同观点。出于研究角度与内容的不同,两种观点并无对错之分。虽然现阶段已出现了人工智能对就业的某些负面影响,破坏机制也得到众多学者认同,如替代效应、削减岗位数量、拉大工资差距等,但人工智能的突飞猛进需要其他产业的相应升级才能真正发挥其作用,这些负面作用是否在社会、产业或组织进行了相应调整后仍然存在,还需要继续观察。但对于未来趋势的把握还是有可能的,在应用于生产部门的人工智能及其载体仍处于计算机化、自动化背景下(Acemoglu等,2018;Frey等,2017),未来主要考虑的应是人工智能应用条件下劳动者技能水平的提升,通过教育、培训帮助其适应技术进步的需求(Arntz等,2016)。在考虑到实现有效的人机合作时,欧洲政治战略中心(European Political Strategy Center)在2018年的报告

<sup>①</sup> Trajtenberg(2018)认为技术创新的目的应是提升人的技能水平,而非取代对人的技能需求。他举例:电子医疗记录的AI数据挖掘可用于后续药物疗效评价,但并没有取代医生,而是增强了技术与医生能力的结合,从而造就了更好的医生,属于“人类强化创新”(HEI)而不是“人类替代创新”(HRI)。



《人工智能时代:确立以人为本的欧洲战略》<sup>①</sup>中提出部分劳动者确实会因人工智能等技术的应用而失业,但未来的重点在于促进技能的过渡与提升,在为高风险劳动者提供支持保障的基础上,应当注重发展人机共生关系,实现劳动者能力、价值与人工智能发展水平的同步提高。

目前关于人工智能对就业影响的研究成果初具规模,但从文献回顾的过程中可以发现在研究方向、跨学科合作、研究对象等方面仍存在问题。

一是现有研究方向多集中于人工智能对就业的替代、创造效应方面,重点考察就业数量的变化,较少探讨二者背后的产业、行业、岗位变动的经济、社会意义。马弘等(2013)认为,就业数量只是就业结构的一个方面,数字变化背后大量的就业创造、消失同时存在,对劳动力市场的意义截然不同。此外,现阶段还没有任何研究能准确量化人工智能发展对就业前景的影响。因此,未来的研究方向除了考察就业数量变化外,更应深挖数量变化背后所代表的对劳动力市场与经济社会的影响,体现出就业效应研究的现实意义。

二是现有研究缺少与人工智能技术研究人员的合作。人工智能应用与其他技术应用的最大区别在于人工智能与工作结合得更深入、更复杂。经济学家、社会学家可以完成对工作任务的划分与权重分配,但并不了解某一任务是否能够完全由人工智能来完成,抑或有人的参与。Arntz 等(2016)认为,现有研究容易高估人工智能技术能力并忽视落后的应用水平<sup>②</sup>。我们需要与技术人员合作实现任务与技术的准确匹配,以提高分析结果的针对性、准确性。

三是现阶段国内的研究多集中于现状描述与趋势预测层面,缺少关于人工智能对就业具体影响的实证研究,这可能是由于国内目前劳动力市场数据统计不充分,无法支撑就业效应微观层面研究造成的。既有 Autor 等(2003)在其任务模型中提到的计算机资本及技术投入特殊性的原因,也涉及国内目前人工智能应用范围难以考察的因素,特别是制造业企业的自动化、计算机化设备应用范围与水平参差不齐,缺少形成代表性研究的实践基础。因此,随着国家对人工智能愈加重视和应用范围的不断扩展,未来需要更多的产业或行业、国家或地区层面的数据夯实这一领域实证研究的数据基础。

#### 参考文献:

1. 曹静、周亚林(2018):《人工智能对经济的影响研究进展》,《经济学动态》,第1期。

<sup>①</sup> 该中心承认人工智能的积极作用,但也认为人工智能会对经济和社会生活产生不稳定影响,并通过这一报告分析了人工智能带来的机遇和挑战([http://ec.europa.eu/epsc/publications/strategic-notes/age-artificial-intelligence\\_en](http://ec.europa.eu/epsc/publications/strategic-notes/age-artificial-intelligence_en))。

<sup>②</sup> 2015年德国联邦经济事务部(FMEA)公布的检测报告显示,德国制造业的数字化程度仍然较低,2020年之前受技术条件限制将始终处于缓慢推进阶段(Arntz 等,2016)。

2. 姜金秋、杜育红(2015):《分行业技术进步对就业的动态影响研究——基于中国34个工业行业1980~2011年的数据》,《工业技术经济》,第7期。
3. 马弘等(2013):《中国制造业的就业创造与就业消失》,《经济研究》,第12期。
4. 王君、杨威(2017):《人工智能等技术对就业影响的历史分析和前沿进展》,《经济研究参考》,第27期。
5. 张成岗(2018):《人工智能时代:技术发展、风险挑战与秩序重构》,《南京社会科学》,第5期。
6. 钟仁耀等(2013):《科技进步对上海就业影响的实证分析——基于分行业的视角》,《人口与经济》,第2期。
7. Acemoglu D., Autor D.H. (2011), Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings. *Handbook of Labor Economics*. Vol. 4 Part B: 1043-1171.
8. Acemoglu D., Restrepo P. (2017), Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets. Nber Working Paper No. 23285.
9. Acemoglu D., Restrepo P. (2018), Artificial Intelligence, Automation and Work. Nber Working Paper No. 24196.
10. Aghion P., Jones B.F., & Jones C.I. (2017), Artificial Intelligence and Economic Growth. Nber Working Paper. No. 23928.
11. Agrawal A.K., Gans J.S., Goldfarb A. (2018), Human Judgment and AI Pricing. Nber Working Paper. No. 24284.
12. Ampatzidis Y., Bellis L.D., Luvisi A. (2017), iPathology: Robotic Applications and Management of Plants and Plant Diseases. *Sustainability*. 9(6): 1-14.
13. Arntz M., Gregory T., Zierahn U. (2016), The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries. OECD Social Employment & Migration Working Paper, No. 189.
14. Autor D.H. (2013), The "Task Approach" to Labor Markets: An Overview. *Journal for Labour Market Research*. 46(3): 185-199.
15. Autor D.H., Dorn, D. (2013), The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market. *American Economic Review*. 103(5): 1553-1597.
16. Autor D.H., Levy F., Murnane R.J. (2003), The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration. *The Quarterly Journal of Economics*. 118(4): 1279-1333.
17. Autor D.H. (2015), Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation. *Journal of Economic Perspectives*. 29(3): 3-30.
18. Brown C., Campbell B.A. (2002), The Impact of Technological Change on Work and Wages. *Industrial Relations*. 41(1), 1-33.
19. Brynjolfsson E., Mitchell T., Rock D. (2018), What can Machines Learn, and What does It Mean for Occupations and the Economy. *AEA Papers and Proceedings*. 108: 43-47.
20. Camerer C.F. (2018), Artificial Intelligence and Behavioral Economics. Nber Chapters, in: *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda National Bureau of Economic Research*. Inc.
21. Chace C. (2016), *The Economic Singularity: Artificial Intelligence and the Death of Capitalism*. Three Cs Pub.
22. Cockburn I.M., Henderson R., Stern S. (2018), The Impact of Artificial Intelligence on Innovation. Nber Chapters, in: *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda National Bureau of Economic Research*. Inc.
23. Cortes G.M., Jaimovich N., Nekarda C.J., Siu H.E. (2014), The Micro and Macro of Disappearing Routine Jobs: A Flows Approach. Nber Working Paper No. 20307.

24. David B.(2017),Computer Technology and Probable Job Destructions in Japan:An Evaluation. *Journal of the Japanese and International Economies*. 43:77-87.
25. Deming D.J.(2017),The Growing Importance of Social Skills in the Labor Market. *The Quarterly Journal of Economics*. 132(4):1593-1640.
26. Dreyfus H.(1972),What Computers Can't Do,MIT Press.
27. European Political Strategy Center(2018),The Age of Artificial Intelligence:Towards a European Strategy for Human-Centric Machines. EPSC Strategic Notes Issue 29.
28. Finlayson M.A.,Richards W.,Winston P.H.(2010),Computational Models of Narrative:Review of the Workshop. *AI Magazine*. 32(1):97.
29. Frey C.B.,Osborne M.A.(2017),The Future of Employment:How Susceptible are Jobs to Computerization. *Technological Forecasting and Social Change*. 114:254-280.
30. Goos M.,Manning A.(2007),Lousy and Lovely Jobs:The Rising Polarization of Work in Britain. *The Review of Economics and Statistics*. 89(1):118-133.
31. Jerbashian V.(2016),Automation and Job Polarization:On the Decline of Middling Occupations in Europe. CERGE-EI Working Paper No.576.
32. Kearney M.S.,Hershbein,B.,& Boddy D.(2015),The Future of Work in the Age of the Machine. Hamilton Project Framing Paper.
33. Kremer M.(1993),Population Growth and Technological Change:One Million B.C. to 1990. *The Quarterly Journal of Economics*. 108(3):681-716.
34. Korinek A.,Stiglitz J.E.(2017),Artificial Intelligence and Its Implications for Income Distribution and Unemployment. Nber Working Paper No.24174.
35. Lele U.,Goswami S.(2017),The Fourth Industrial Revolution,Agricultural and Rural Innovation,and Implications for Public Policy and Investments:A Case of India. *Agricultural Economics*. 48(S1):87-100.
36. Manyika J.,Chui M.,Miremadi M.,et al.(2017),*A Future that Works:Automation,Employment,and Productivity*. Mckinsey & Company.
37. Markoff J.(2015),Machines of Loving Grace:The Quest for Common Ground between Humans and Robots. Ecco Press.
38. McCorduck P.(1979),Machines Who Think:A Personal Inquiry into the History and Prospects of Artificial Intelligence. *Leonardo*. 15(3):242.
39. Oschinski M.,Wyonch R.(2017),Future Shock? The Impact of Automation on Canada's Labour Market. C.D. Howe Institute Commentary. No.472.
40. Searle J.R.(1992),The Rediscovery of the Mind. MIT Press.
41. Trajtenberg M.(2018),AI as the Next GPT:A Political-Economy Perspective. Nber Working Paper. No.24245.
42. Yin Y.,Stecke K.E.,Li D.(2017),The Evolution of Production Systems from Industry 2.0 Through Industry 4.0. *International Journal of Production Research*. 56:848-861.

(责任编辑:朱 犁)