

人工智能技术变革的收入分配效应研究： 前沿进展与综述*

朱 琪 刘红英

【摘 要】文章从人工智能的技术特征出发,基于功能性和规模性收入分配视角,梳理了人工智能的收入分配机制与效应。从机理上看,人工智能的资本偏向性通过用资本替代劳动,降低劳动收入份额,扩大了要素收入差距;人工智能的数据偏向性通过发挥数据优势,催生“赢者通吃”市场,扩大了数字平台企业间和企业内的收入差距;人工智能的技能偏向性通过提高技能溢价和岗位极化,扩大了技能、岗位内部的工资差距,但同时也通过推动技能需求变化和组织变革,增加女性就业与收入,缩小性别收入差距。从分配效应看,短期内人工智能的技术偏向性会使数据、技术、资本和高技能劳动力等要素优先受益,收入差距扩大,但从长期看,随着人工智能生产率效应和岗位创造效应释放,以及高技能人才供给增加,收入差距扩大趋势将得到缓解。此外,针对数据、资本和劳动要素的收入分配政策调整,也有助于治理人工智能引致的国民收入分配失衡问题。

【关键词】人工智能 技术偏向性 收入分配 收入差距

【作 者】朱 琪 华南师范大学经管学院,教授;刘红英 华南师范大学经管学院,博士研究生。

一、引 言

近年来,收入差距扩大问题已引起普遍和持续的关注。人工智能作为科技进步的新兴驱动力,有助于推动经济高质量增长,但也可能会加剧收入不平等。人工智能引起的收入分配问题已成为社会治理的全新议题。在科技界,腾讯科技提出了“科技向善”的理念,倡导在技术实现与数字社会普惠目标之间寻找平衡。学术界的讨论更为热烈,Furman 等(2019)认为,人工智能的人工替代性会加剧要素之间和劳动者之间的收入差

* 本文为国家自然科学基金面上项目:“高管业绩薪酬激励计划影响盈余管理的机理及其经济后果:基于跨期动态契约的视角”(编号:71572062)的阶段性成果。

距。Stevenson(2019)参照以往技术革命的经验,认为人工智能会提高劳动生产率,增加国民实际收入,创造新需求和新岗位,收入差距不会扩大。现有研究普遍认为技术进步会引致收入差距扩大,因为技术进步是非均等渗透和非中性的,不能使所有部门、所有要素及所有群体均等获益。人工智能作为新一代技术革命的先锋,其引领的技术变革在速度、深度和广度上更为剧烈,有可能打破传统的商业模式,从而影响收入分配途径,产生更为复杂的初次分配和再分配效应。

本文聚焦人工智能对收入分配的影响机理和路径的阐释,力求从功能性收入分配和规模性收入分配视角梳理人工智能的收入分配效应,凸显人工智能的技术偏向性特征,以此为切入点解析人工智能影响收入差距的内在逻辑,并对本领域的相关理论和实证研究进展进行综述和梳理,为人工智能的经济治理提供参考。

二、人工智能影响收入差距的技术特征和内在逻辑

目前,学术界对人工智能(AI)的概念与范畴没有统一的界定,人工智能的技术内涵仍在不断拓展和深化。对于AI的技术发展轨迹,Cockburn等(2018)总结为“符号系统—机器人技术—神经网络”,典型应用分别为计算机棋类游戏、工业机器人和自动驾驶。神经网络技术突破了机器学习对量级数据集的训练和学习局限,增强了机器的感知和决策能力,使机器具备了“智能”属性。对于AI的技术内涵,Taddy(2018)阐释为“领域知识结构+数据生成+通用性机器学习”,机器学习能够高效地完成对语音、图像和视频等大型非结构化数据的学习,从而使AI突破了以往的技术局限,数据是AI的核心要素投入。从AI的技术发展逻辑,本文将新一代的人工智能定义为“一种能够实现自我学习、具备独立判断和决策能力的数字智能技术”,是一种赋予了“智能”的自动化技术进步,主要表现为对人工的替代,但应用范围更加广泛,如自动驾驶、艺术创作、情感陪护等。

技术进步对收入分配的影响主要源于技术进步的偏向性。根据人工智能的本质特征和功能属性,人工智能具有资本、数据和技能偏向性,正是人工智能的这些技术特征,影响了商业模式、生产特征和组织行为,从而扩大了企业间的收入差异,最终对不同生产要素和劳动群体产生不同的收入分配效应。

首先,人工智能是一种智能自动化技术,对具有智能自动技术的机器设备的投资具有资本集约性。在资本雇佣劳动的理论逻辑下,企业生产具有资本偏向性。人工智能技术是资本增值的手段,它通过提高劳动生产率,节约劳动时间,降低劳动力价值。资本的技术构成通过影响资本的价值构成,从而使资本获得更高的相对剩余价值。据此,人工智能作为行使资本权力的载体,本质上是偏好资本的,人工智能技术对劳动力的替代会加深劳资契约关系的不平等,加剧资本和劳动在初次分配中的占比差距。与以往的技术革命相比,人工智能可能会提高净失业率,因为它不仅能替代体力劳动,还能替代脑力劳动(Trajtenberg, 2018)。

其次,人工智能是一种数字技术,具有数据偏向性,数据成为一种极其重要的生产要素,企业作为生产要素合约的连接点,会加剧组织流程再造和数字化转型的压力。这种商业生产模式转型的广度、深度、速度和适用度将加剧企业资源配置的效率差异,导致了不同企业之间的收入差异。一方面,具备数字化资产和技能的数字平台型企业将率先实现数字化转型,如远程医疗、数字金融、无人驾驶、智慧交通、智能教育等,形成智慧家庭、智慧社区和智慧城市,凭借庞大的数据量和数字平台,他们可以通过人工智能算法实现更高效的供需任务匹配,降低用户和企业的相互搜寻成本,率先获得生产率增长和利润增长。另一方面,人工智能技术开发具有高固定成本和低边际成本的特点,数据和技术汇聚,容易催生超级明星企业,形成“赢者通吃”的垄断市场。人工智能产生的“AI 分歧”将加剧数字鸿沟,破坏竞争,并助长经济和福利分配不平等^①。

再次,人工智能是新一代的信息技术(ICT),需要有先进的算法和模型,与计算机、互联网技术一样,具有技能偏向性,掌握这种技术需要高人力资本投资。企业作为一种“激励装置”^②,高人力资本专用性投资需要得到补偿,这在收入分配合约上表现为对高学历和高技能群体的不断倾斜,使劳动技能收入差距扩大,这样才能最小化人力资本投资激励机制的扭曲。Benzell 等(2019)认为,人工智能使数字化资本和劳动得以低成本复制,不能数字化的“天才劳动力”成为稀缺要素,是经济增长的硬约束,从而占据越来越高的收入份额。与此同时,人工智能会加剧岗位极化,降低中等技能的就业与工资,AI 与旧 ICT 技术相比,不仅能替代中等技能岗位,还能替代高技能岗位,岗位极化有扩张趋势。国际劳工组织的研究报告显示,2000~2021 年,就业极化在包括低收入国家的所有经济体都会得到加强(Ernst 等,2018)。

三、人工智能的收入分配效应:理论机理与经验事实

基于功能性收入分配和规模性收入分配的视角,本文对人工智能的收入分配机制和分配效应进行了理论与实证梳理。其中,功能性收入分配是以生产要素为主体的收入分配,是宏观概念上的分配,规模性收入分配则主要考察不同个体间的收入差距大小,是微观意义上的分配。

① Bughin 等(2018)认为,“AI 分歧”会造成公司间的数据鸿沟,到 2030 年,完全采用 AI 的创新前沿公司现金流量将翻倍,完全不采用 AI 的企业将失去市场份额,现金流下降 20%。数据鸿沟还涉及技能,高水平数字技能的岗位需求及其工资总额占比会分别上涨约 10% 和 13%。

② 按照契约理论,企业是一个治理机制,从收入分配和激励约束的角度来看,就是一个“激励装置”,从事人工智能劳动者许多需要人力资本专用性投资激励,按照新产权学派的 GHM 模型,人力资本专用性投资后在履约过程中的“敲竹杠”行为会造成投资激励扭曲,所以收入分配需要最小化这种投资激励扭曲效应。

(一) 人工智能的功能性收入分配效应

1. 资本与劳动要素的分配效应

在功能性收入分配上,人工智能的资本偏向性加剧了资本和劳动要素之间的收入差距。AI 资本不仅能替代劳动(包括脑力劳动),还替代普通资本和 ICT 资本,从而对劳动有更强的替代力。人工智能的要素分配效应研究有以下特点:(1)通过建立固定替代弹性(CES)生产函数,研究资本和劳动的收入分配效应,AI 以两种形式被纳入生产函数,一是作为新的生产要素或新的生产方式纳入生产函数(Benzell 等,2019;郭凯明,2019)。Benzell 等(2019)将 AI 量化为代码(code),代码和资本是商品产出的投入要素,二是作为补充劳动(如机器劳动)或增进资本(如自动化资本)的技术被纳入生产函数,这种人工智能被视为资本增进型技术进步。后者的研究居多。(2)在人工智能理论模型的构建上,并未对自动化与人工智能进行严格区分,从而将人工智能纳入自动化模型的研究框架,模型构建主要分为资本增进型自动化模型和任务导向自动化模型,二者具有不同的研究范式。

首先,资本增进型自动化模型与要素收入差距。该视角的研究将人工智能视为资本增进型技术进步,认为资本与劳动的收入份额由二者的替代弹性决定。考虑两种情形:一是假设自动化资本可以完全替代劳动,那么人工智能会导致要素收入不平等极端化,或引致经济增长出现“奇点”。Korink 等(2017)的研究认为,当机器劳动与人力劳动完全互补时,短期内,机器对人的替代会降低劳动力需求和价格,资本的相对稀缺性会提高资本价格,要素收入差距扩大。但长期中,如果人工智能使资本和劳动的供给成本足够低,要素将无限增长,经济增长会到达“奇点”,这时只有稀缺要素的收入会增长。二是假设自动化资本只能替代部分劳动,基于该假设的研究结论为,当资本与劳动的替代弹性大于 1 时,自动化会降低劳动力份额。这种假设更合乎现实,因为即便是最复杂的机器也无法完全取代所有人类的工作。现有经验研究多集中于此,主要是围绕“资本与劳动的替代弹性是否大于 1”的核心问题进行检验。DeCanio 等(2016)基于美国 154 个制造业行业的生产率数据,证实当机器劳动和人之间的替代弹性介于 1.7~2.1 之间时,引入机器人会降低劳动力工资,而人工智能与人之间的替代弹性为 1.9。Karabarbounis 等(2014)认为,资本增进型技术可以解释 1980 年以来美国劳动力分配份额下降 50% 的事实,ICT 技术导致资本品相对价格下降,使企业更倾向于用资本替代劳动,他们估算出资本与劳动的弹性替代率为 1.25。

其次,任务导向自动化模型与要素收入差距。任务导向自动化模型将人工智能视为任务偏向型技术进步,它将工作细分为不同的任务,每个任务都标准化为 1,并假设所有任务都可以用劳动完成,只有低级别的任务可以自动化,高级别任务必须用劳动完成。要素价格与所配给的任务范围有关。如果任务更多地分配给自动化,资本份额会上升;反之,如果任务更多地分配给劳动力,劳动力的份额会上升(Acemoglu 等,2011)。遵

循这一思路,Acemoglu 等(2018a、2018b)研究了自动化技术对劳动力份额的影响,他们认为,无论短期还是长期,自动化都会通过替代劳动,挤压劳动所从事的任务范围,降低劳动收入份额,要素收入差距扩大。但考虑到自动化技术会引入劳动力具有比较优势的新任务,劳动力份额不必然下降,只要新任务的创造速度快于自动化的替代速度,要素收入差距就会趋于稳态。另外,如果自动化所带来的生产率增长足够大,也会提高社会总需求,从而提高劳动力份额。自动化的替代效应、生产率效应和新任务的创造效应构成了自动化技术对劳动力份额影响的主要内容。

Autor 等(2017)基于 19 个 OECD 国家 32 个行业的实证检验发现,自动化机器提高了制造业行业生产率,降低了该行业的就业率,但制造业生产率增长提高了劳动工资收入,刺激了消费,特别是增加了服务业的就业,使社会净就业率为正。Acemoglu 等(2018c)运用美国 61 个制造业行业的数据,证实自动化技术进步会减少劳动力需求,而新任务创造会增加劳动力需求。1947~1987 年,由于新任务创造效应足够大,平衡了替代效应,劳动力需求变化比较平稳,1987~2017 年,自动化速度加快,而新任务的增长趋缓,劳动力需求出现大幅下降,在制造业表现得尤为严重。陈永伟等(2019)以“工业机器人冲击指数”作为人工智能的代理变量,证实人工智能技术显著提升了中国人均 GDP 和工资水平,但同时也提高了失业率,减少劳动收入份额。余玲玲等(2019)基于广东企业的调查数据,证实机器人使用会降低企业的劳动收入份额。

总之,资本与劳动的替代弹性、自动化替代效应、新任务引入速度和生产率增长效应会影响人工智能的要素分配效应。短期内,由于人工智能生产率效应的发挥具有较长的时滞(Brynjolfsson, 2017),而且新任务的引入速度较慢,要素收入不平等的趋势会加强,但长期中,随着人工智能生产率效应和岗位创造效应的释放,劳动收入份额会趋于稳定或提高,要素收入差距不会无限增加。

2. 数据要素的分配效应

人工智能的数据偏向性使数据成为一种重要的生产要素和企业相互竞逐的战略资源。然而,在现阶段,数据报酬没有直接体现在要素收入分配中,而是体现在企业通过行使数据权力获取的垄断利润上,这是数据所有权归平台企业所有,也是数据要素收入分配的特殊性所在。

数据的经济价值是规模报酬递增的,但数据的非竞争性^①和独占性催生了企业之间的不公平竞争,引致企业间的收入不平等。数据的非竞争性通过数据获得的高固定成本和低边际成本,分化企业规模和企业市场竞争力,拉大企业之间的收入差距。这在数字

^① Varian(2018)认为,数据的非竞争性是指数据能够以零边际成本被重复使用,数据的经济价值不因个人的使用而下降或减少。

技术企业尤为显见,如亚马逊平台的建设需要投入高昂的固定成本,但基于这一平台获得新增用户的边际成本却几乎为零。人工智能催生“赢者通吃”市场的一种可能路径是, AI 先行企业拥有数据和算法优势,所生产的数字化产品和服务是非竞争性的,因此在投入了较高的固定成本后,就能以极低的边际成本获得新增市场份额,从而较早占领特定市场而获得先发优势(Ernst 等,2018)。凭借这种先发优势,数字创新企业将价格设定在边际成本之上,获得垄断租金,在规模报酬递增的作用下进一步降低创新成本,提高产业集中度,获得“赢者通吃”的市场地位(Guellec 等,2017)。另外,数据独占性引发了 AI 企业的不公平竞争行为,数据获得性越强的企业将获得强大的市场竞争力,而缺乏数据的公司将被排除在竞争之外。基于此,人工智能催生“赢者通吃”市场的另一可能路径是, AI 应用企业利用独有的消费者数据和 AI 技术,通过追踪消费者行为和情绪偏好,实施精准营销和价格歧视,最大限度地获取消费者剩余,形成垄断利润(Ezrachi 等,2016)。同时,数据驱动型并购,进一步提升了企业力量,导致赢者为大的竞争格局。

一些学者关注了数字技术进步与超级明星企业,证实超级明星企业通常伴随着市场集中度上升和劳动收入份额下降的现象。Autor 等(2017)以美国 6 个主要行业为例的研究发现,专利引用比例低 10 个百分点的行业,5 年后集中度上升了 3.3 个百分点,创新能力越强的行业,集中度上升越快,超级明星企业通过网络效应和阻碍技术扩散获得了“赢者通吃”的垄断利润。在集中度上升幅度最大的行业,劳动收入份额下降幅度也最大。Guellec 等(2017)研究了数字创新的收入分配效应,证实数字创新(基于软件代码和数据的新产品和流程)提高了行业集中度,使数字企业获得“赢者通吃”的垄断租金,出于风险溢价补偿的需要,市场租金更多地分配给投资者和管理者,提高了劳动个体间的收入不平等,同时也降低了劳动收入份额。

(二) 人工智能的规模性收入分配效应

在规模性收入分配上,人工智能的技能偏向性加剧了不同劳动群体的收入差距。这里基于技能、岗位和性别 3 个维度考察人工智能对异质性劳动力收入差距的影响。

1. 基于技能的分配

人工智能的技能偏向性可能通过提高技能溢价增加技能收入差距。理论研究框架仍然以资本增进型自动化模型和任务导向自动化模型为基准。基于资本增进模型的研究认为,智能机器(机器人、3D 打印机、计算机软件等)与高技能劳动是互补的,而与低技能劳动是相互替代的,人工智能通过增强人机合作提高了高技能工人的劳动生产率,使高技能劳动力工资上涨,相反,人工智能对低技能劳动的替代会降低他们的工资,从而扩大二者的收入差距。基于这一假设,学者们进行了多视角的拓展性研究。Zhang (2018)从资本竞争的视角,提出资本的再分配效应,认为资本跨部门流动所产生的再分配效应可以抵消自动化的替代效应,从而使自动化不必然增加熟练劳动和非熟练劳动

间的工资差距,资本的再分配效应取决于熟练劳动与资本的替代弹性。Jackson 等(2019)从产业链视角,将人工智能、机器人视为中间产品,嵌入生产流程,认为自动化技术应用通过增加技能溢价扩大高低技能的工资差距。实证研究中,他们基于不同的生产率和工资阈值,考察了技能溢价的动态效应,发现无自动化时,高、低技能工人的工资增长率一致,工资差距平稳;在自动化阶段,高技能工资增长率高于低技能工资增长率,技能溢价上升,在完全自动化阶段,任何技术冲击都只有投入产出效应,技能溢价趋于稳定。

基于任务模型的研究认为,自动化通过替代低技能劳动力,压缩了低技能从事的任务范围,降低了其工资收入;同时,新任务引入增加了对高技能劳动力的需求,技能溢价上升。长期中,新任务的标准化会降低任务复杂程度,从而增加低技能的就业,收入差距会逐渐减小。如果存在劳动技能与自动化技术要求不匹配,技能溢价将会长期上涨(Acemoglu 等,2018a)。考虑到人工智能不仅可以自动化低技能任务,还能自动化高技能任务,Acemoglu 等(2018d)在任务模型中引入了高低技能自动化,认为短期内,低技能自动化会增大工资差距,高技能自动化则缩小工资差距,长期中,高、低技能自动化使总的生产率效应大于替代效应,工资差距不会扩大。基于任务模型的实证研究,通常以计算机应用或工业机器人为代理变量,Bessen(2016)基于美国 1980~2013 年的就业数据,证实计算机应用增加了高薪工作,减少了较少使用计算机的低薪工作,高薪岗位青睐大学毕业生,但新技能成本高昂而难以获得,进一步拉大了工资差距。Acemoglu 等(2017)基于美国通勤区 1993~2007 年的制造业数据,证实机器人降低了高中及以下学历工人的就业与工资,但对大学及以上工人的就业和工资没有显著的正效应,这可能是因为机器人与高技能劳动力的互补性不强。

由此可见,人工智能对技能溢价的影响与新任务的创造效应、生产率效应及技能与技术的匹配程度相关,但短期内,由于人工智能偏向高技能人才,且存在技能短缺,技能溢价会上升。

2. 基于岗位的分配

人工智能可能通过强化就业极化趋势,扩大岗位收入差距。现有文献对就业极化的解释主要基于任务模型,认为技能与任务是对应关系,常规任务对应中等技能岗,抽象任务和操作任务分别对应于高、低技能岗,岗位收入与技能所从事的任务类型相关(Autor 等,2003;Acemoglu 等,2011)。计算机信息技术(ICT)具有“常规任务偏向性”,通过取代大量常规任务导致劳动力向其他两个端点分流,造成就业极化与收入极化并存的“双极”现象^①。人工智能是新一代 ICT 技术,AI 资本对其他 ICT 资本和常规任务的替代可

^① Acemoglu 等(2011)证实美国的计算机化降低了中等收入岗位(如销售、制造岗位)的就业与工资,但提高了高收入岗位(如管理、技术岗位)和低收入岗位(如家居清洁、健康护理等服务岗位)的就业和工资。

能会加强岗位极化趋势。对于 AI 技术增强岗位极化的原因, Autor(2015)认为,机器学习赋予了智能机器完成非常规任务的学习能力,无须教授机器那些“难以名状”的“默会规则”,从而突破了“波兰尼悖论”的边界,人工智能、机器人技术使自动化向上“侵蚀”,开始强有力地取代抽象任务,最终使岗位极化程度加强。

近年来的研究显示,岗位极化有加强趋势,并且由制造业向服务业蔓延,由发达国家向发展中国家蔓延。一是人工智能通过扩大常规任务范围,强化了发达国家的岗位极化趋势, Autor(2015)比较了美国 1979~2012 年的岗位需求变化,发现最近 5 年,中等技能岗位如制造岗、文员岗等持续萎缩,销售岗就业增长由正转负,而技术员、经理等高技能岗位的就业份额和工资增长趋缓,个人健康管理、清洁服务等低技能岗位增长最快,岗位极化总体呈现扩张趋势。Levy(2018)认为,人工智能会加速岗位极化,幸存的岗位将劳动者分为顶尖收入群体(CEO、投资者)和低收入人群(按摩师、家庭护理员)两类,大量中产阶级岗位被清空(如卡车司机、会计人员、办公室经理等),甚至在新增职业也存在极化特征^①。二是人工智能大量取代中等收入的服务业岗位,如汽车驾驶、人工客服、法律文书阅读、医疗诊断、人事简历筛选等(Levy, 2018; Ernst 等, 2018),这将加剧服务业的岗位极化。Lee 等(2017)用数值模拟法证实,制造业部门存在“横向极化”和“纵向极化”,制造业部门的极化程度加剧,使中等技能劳动力向更依赖社交和管理技能的服务业两端转移,从而造成服务业部门的极化。三是发展中国家也被证实存在岗位极化, Consoli 等(2019)以西班牙 50 个省为研究对象,发现西班牙存在岗位极化现象,常规技能型岗位需求下降,且在常规岗位密集的省份,低技能服务业岗位的增长最快,而高技能工人的就业增长主要在非交易性质的服务业部门。孙早等(2019)也证实工业智能化导致中国劳动力就业结构整体上呈现“两极化”特征,并且具有地区差异。

3. 基于性别的分配

人工智能对性别收入差距的影响是值得关注的研究方向。已有研究表明,任务偏向型技术进步有助于收敛性别收入差距,其基本思路是 ICT 技术进步对常规任务的替代降低了男性的就业与工资,而从事非常规任务的女性则获得了就业和工资增长,从而缩小性别收入差距(Acemoglu 等, 2011)。人工智能所引发的技术变革和组织变革为缩小性别收入差距提供了可能。首先,人工智能技术变革会使运动技能需求下降,使社交情感、沟通协调等认知技能需求增加,女性相对于男性在认知技能具有比较优势,提高了女性的劳动参与率和工资收入。Borghans 等(2014)以英国、德国和美国为例,证实了计算机技术扩散与社交任务增长呈正相关,女性在人际交往等认知技能的比较优势,为女性带

① Autor 等(2019)考察了 2015 年美国纽约新增岗位的分布,发现代表“两极”的新职业,“前沿工作”(如机器人集成等)和“财富工作”(如指甲技师、宠物寄养等)在新职业的占比最高,分别为 38.8% 和 51.5%,而中等技能的“自动化剩余岗”(如呼叫中心操控员等)占比仅为 9.4%。

来了就业增长和工资溢价,从而使性别收入差距缩小。魏下海等(2018)的研究表明,自动化生产线升级也具有认知技能偏向性,缩小了企业内的性别工资差距,尤其是大幅缩小了高技能工人的性别工资差距。

其次,人工智能会带来重大的组织变革,人工智能使更多的工作任务被“拆分”和“重组”,这种“碎片化”的工作组织模式,要求在组织中引入灵活的工作方式和组建流动性强的员工队伍,这将繁荣“零工经济”,零工经济增长为女性创造更加自由的就业环境及灵活的工作时间,有助于缩小性别收入差距,Cook 等(2018)基于美国 Uber 平台上 250 万名乘车司机的微观就业数据,研究了零工经济与性别收入差距的关系,发现男女性别收入差距仍存在,男性司机平均每小时的收入比女性司机高 7%,主要受男女司机在平台操作经验、工作地点偏好和驾驶速度偏好差异影响。Barzilay 等(2017)研究了平台经济对性别收入差距的影响,发现不同行业均存在性别工资差距,总体上女性的小时工资收入是男性的 2/3,但零工经济提高了女性的就业时间。

总之,人工智能的技能偏向性会扩大技能和岗位内部的收入差距,减少性别收入差距。人工智能的个体收入分配效应受岗位创造效应、高技能人才供给状况、零工市场变化等因素的综合影响。短期内,人工智能将对特定群体的收入分配产生较大的负面冲击。

四、对人工智能收入分配效果的治理与再分配政策

虽然现有研究并不能完全表明人工智能技术变革必然加剧收入不平等,但人工智能作为一种有偏技术进步,在大量新就业岗位涌现之前,短期内将造成某些行业和个体福利损失,这是当前研究的普遍共识。如果人工智能导致劳动力过早进入永久性失业状态,或者引致社会阶层巨大的收入差距,将对社会造成严重的后果,不利于经济社会的和谐、稳定、可持续发展。这些需要初次分配和再分配领域的经济治理政策发挥作用。

(一) 初次分配效果及其治理政策

从初次分配结果看,数据、技术、资本、高技能劳动力等生产要素凭借各自的边际贡献,获得了较高的报酬,拉大了与其他要素的收入差距。具体而言,创新者、投资者、高技术人才是人工智能技术创新的受益者,而普通劳动者,特别是中、低技术劳动者是技术革命的受损者。基于初次分配领域需要保障效率优先前提下兼顾公平的视角,学者们在数据所有权、资本所有权和劳动者教育培训等方面提出了相关治理政策。

1. 明确数据所有权

数据的收入分配存在数据供给与数据收入主体不统一的问题,消费者是数据的提供者,但数据收益主要归于技术创新者和资本所有者。Ibarra 等(2018)认为,将“数据视为资本”是催生不平等的根源,因为这意味着企业是数据的所有者,数据的收益来自企业的创新盈余,但事实上,企业的垄断利润收入是消费者免费共享数据的结果。因此,他们

认为应该将“数据视为劳动”,将数据所有权归于个人,消费者可以选择有偿共享数据,通过数据参与企业利润分配或获得相应的报酬。即个人享有数据的初次分配成果。基于此,Furman等(2019)提出了“数据迁移”的观点,允许消费者将数据从一个平台转移到另一个平台,以此打破数据垄断,为企业营造公平的竞争环境。Guellec等(2017)则认为,应该基于法律的框架分配数据权利,使企业能够分享数据,进行公平竞争。明确数据所有权和加强数据开放,是促进企业公平竞争的重要方面。

2. 共享资本所有权

人工智能的资本偏向性,使资本收入份额快速增长,这使征收资本税成为热议话题,但现实中,资本的流动性增加了征收资本税的难度,资产数字化更是增加了跨国企业在全球范围进行利润转移和资本逃离的风险。为此,Freeman(2015)提出,与其征收资本税,不如把资本所有权分配给工人以分享技术盈余,即提倡所谓的“共享资本主义”,工人的大部分收入来自资本所有权,而不是劳动。未来不管机器如何取代人,只要工人拥有机器所有权,就能从资本中获得收益,从而将资本和劳动的收入再分配问题调整到初次分配的范畴。当然,这需要国家层面的政策支持与税收刺激,如美国对执行“员工持股计划”的企业给予税收优惠。

3. 强化劳动者的教育培训

劳动是参与收入分配的基本要素,提高劳动者的初次分配报酬是缩小收入差距的重要途径。Benzell等(2019)认为,智能机器最终会淘汰劳动,失业的劳动者将买不起智能机器生产的产品,长此以往经济将不可持续。他们认为提高顶尖人才的数量和生产率才是减少收入差距的有效途径,这可以通过鼓励高技能移民、鼓励创造性技能培养或扩大进入顶尖大学的机会来实现。提高劳动参与率,部分学者认为关键在于改革现行教育体系,Trajtenberg(2018)认为,人工智能发展所需的技能包括分析性和创造性思维、人际沟通及情绪控制。政府应该改变传统的“工厂模式化教育”,实行“个性化教育”,培养新技能。Agrawal等(2019)认为,教育体系应该考虑职业的流动性和为劳动者提供终身教育,不是仅在劳动者青年时期提供教育培训,教育系统应该注重对劳动者能力的培养,不只是技能的培养。本文以为,充分补给适用性技能人才是发挥人工智能岗位创造效应的关键,这需要政府在教育体系改革、劳动力技能升级、顶尖人才培养等核心问题采取积极措施。

(二) 再分配政策和相关效应

再分配政策是对初次分配后果的调节,面对人工智能可能加剧要素之间和劳动个体之间的收入分配差距,现有研究从税收和社会保障的角度对再分配政策进行了解析和阐释。

1. 税收政策

托马斯·皮凯蒂在《21世纪资本论》中提到,资本分配决定收入分配,而且资本主义

的市场力量无法遏制资本和财富不断集中的趋势,唯有征收全球协调一致的财富税才是有效“解药”(Piketty, 2014)。人工智能时代,对数字化资本征税是税收政策讨论的焦点,征收数字税和机器人税是主要议题。

首先是征收数字税。目前,数据被视为一种资本,消费者免费享用的数字技术或服务,实际上是用个人数据交换所得。在某种意义上,数据是一种货币报酬。对企业而言,数据已成为核心资产,因此,征收数字税成为一种共识。Ibarra 等(2018)认为,数据作为 AI 技术发展的核心投入要素,获得了巨额收入,应该向数据所有者,即各大型科技巨头公司征收数字税。Ernst (2018)认为,应该从法律框架调整反垄断立法和知识产权保护,对用于 AI 技术开发的数据要素进行定价和征税。实践上,法国的数字税法案已经生效,于 2019 年 3 月开始对大型互联网和科技公司征收 3% 的数字税,应税项目主要为数字广告、跨境数据流动和出售用户数据所得。

其次是征收机器人税。随着机器换人带来的失业、收入不平等和税收减少问题逐渐显现,现有文献就是否应该对机器人征税及如何征税进行了多角度的研究。例如,Abbott 等(2018)认为,机器对人的替代,减轻了企业的负税,为了弥补税收损失,应该向企业征收“自动化税”,这样既保持了人与机器在劳动力市场上的平等地位,还可将税收用于培训工人和保证最低收入。Guerreiro 等(2018)则认为,机器人具有中间产品性质,机器人税会带来生产扭曲、效率损失和福利损失,只有在经济不能实现完全自动化情形下,机器人税才是有效的,机器人税的最高适用税率可为 30%。Mazur(2019)认为,对机器人征税难以执行,一是机器人的定义和范畴难以明确界定,二是机器人征税的标准难以统一,三是机器人的工资报酬或机器人生产的产值难以衡量,因此,对机器人征税不是一种理想的税收政策。总之,目前对机器人征税仍属于开放性议题。

2. 全民基本收入政策

针对人工智能可能带来大规模失业而减少劳动者福利的问题,全民基本收入政策(UBI)作为治理技术性失业的终极福利分配方案,受到广泛关注。全民基本收入政策是指国家为每个公民提供最低限度的收入,而不附加任何条件。其优点在于行政成本低,执行效率高,它没有传统福利方案的“福利陷阱”,可以平缓现行福利方案对劳动力市场和经济的扭曲。Reed 等(2016)认为,全民基本收入政策不仅可以解决收入不平等问题,还可以缔造更为平等自由的良好社会,赋予人们更有尊严地选择生活的权利,是分享人工智能技术成果的首选福利政策。然而,也有学者质疑全民基本收入政策的可行性。一是全民基本收入政策融资成本高,Zon(2016)计算出为每个加拿大的成人提供 10 000 美元的基本收入,将花费加拿大 12% 的 GDP;二是全民基本收入政策存在向富人漏损和“逆向激励”问题。Agrawal 等(2019)认为,全民基本收入政策对富人的转移支付,分流了穷人的可得资金,而且税率的提高也会将资金从穷人手里转移出去,这在本质上恶化了穷人的福

利。Goolsbee(2018)认为,全民基本收入政策无法对人们花钱的行为进行道德约束,可能会滋生诸如赌博、吸毒等社会问题,如果缺乏必要的社会援助法案,将会使收入不平等恶化。虽然全民基本收入政策的可行性遭到质疑,但对全民基本收入政策的试点工作从未停止。近年来,更大规模的全民基本收入政策试点项目落地加拿大、芬兰、荷兰。

五、简评与展望

本文梳理了人工智能影响收入分配的研究成果。从研究结论看,短期内,人工智能的技术偏向性会使数据、技术、资本、高技能劳动力等生产要素受益,收入差距扩大;长期中,随着人工智能生产率效应、岗位创造效应的释放,以及高技能人才的补给加强,收入差距扩张趋势将得到缓解。在理论研究上,主要是将人工智能视为资本增进型技术进步和任务偏向型技术进步来构建自动化模型。前者认为人工智能的收入分配效应取决于资本与劳动的替代弹性,后者则认为自动化的替代效应、生产率效应和新任务创造效应共同决定人工智能的分配后果。比较而言,任务导向模型对现实的解释力要强于资本增进模型,它不需要考虑资本与劳动的替代弹性,并且具有较强的延展性,可以讨论人工智能的各种收入分配效应,是建模的主流方向。在经验研究方面,主要采用数值模拟法和计量分析法进行实证检验,其中“工业机器人使用量”是人工智能的主要代理变量,数据来自 IFR 或企业微观调查数据库。目前以中国为研究对象的文献较少,且大多集中在对人工智能就业效应的讨论,立足现有文献,结合中国制度背景和现实情境,未来值得关注的范畴和 content 如下。

第一,对人工智能技术发展水平的科学测度。现有研究以工业机器人作为人工智能的代理变量,可能使研究结论有失偏颇。孙早等(2019)从基础建设、生产应用、竞争力和效益 3 个方面,选取了 10 个细化指标,测度了工业智能化水平。基于这一研究思路,未来研究可以考虑选取更为科学的测度指标,多维度测量中国人工智能的技术发展水平。以此为基础,研究中国人工智能的经济效应将更有价值。例如,人工智能与工业融合是否有助于提高制造业生产率、促进国内价值链升级,人工智能对服务业的渗透是否会带动服务业效率和质量同步增长,打破“鲍莫尔成本病”魔咒等。

第二,人工智能对中国收入分配的影响机制和实现途径研究。现有文献主要以发达国家为研究对象,人工智能对中国收入分配的影响路径可能有所不同。就劳动收入分配而言,人工智能通过强化岗位极化引致中等技能岗位需求下降的经验证据主要来自发达国家,但麦肯锡预测,2016~2030 年,中国的中等技能职业需求将大幅上升。现实中,人工智能对全球价值链重构可能会冲击中国劳动力市场,随着智能语音、智能翻译、机器人等技术日趋成熟,中国的出口和离岸服务外包可能大幅萎缩,从而遭受失业风险。此外,人工智能发展速度更快的地区和行业,其生产率效应和岗位创造效应的释放速度也

会更快,因而人工智能可能会引发劳动力就业结构变化,而不必然降低劳动收入份额。

第三,对中国人工智能“超级明星企业”的收入分配问题研究。现有研究对中国“超级明星企业”的收入分配效应关注较少,如百度、阿里巴巴和腾讯等。人工智能会进一步催生“超级明星企业”,新创 AI 企业如商汤、旷视、依图、第四范式、地平线机器人等在 2019 年 CB insights 公布的全球 11 家 AI 独角兽中榜上有名,其中商汤科技更是以估值 45 亿美元位居全球榜首。那么,这些“AI 超级明星企业”是否会存在“赢者通吃”的问题,是否会加剧企业之间的收入差距,同时降低劳动收入份额?其中的作用机理如何?

第四,人工智能背景下提高劳动者报酬的收入政策研究。面对人工智能对劳动市场的强力冲击,如何提高劳动者报酬是一个难题。党的十九届四中全会强调要“增加劳动者特别是一线劳动者劳动报酬,提高劳动报酬在初次分配中的比重”,并且首次将数据作为生产要素列入收入分配范畴。在人工智能经济背景下,如何调整收入分配政策,稳定就业,提高劳动者报酬是值得关注的问题,其中对数据要素的收入分配政策尤为关键。此外,人工智能通过工作任务碎片化,使“微工作”、“云劳动”等新的工作模式不断涌现,零工经济将成为一种新型的用工关系,以长期劳动合同为识别标准的社保体系将不再适用,因此,研究零工经济下的劳动者报酬及其分配政策,以及如何完善零工市场的就业环境和社会保障体系等,是智能经济收入分配政策研究的新内容。

总之,本次人工智能浪潮由大数据、机器学习、高速网络和资本市场等多重因素推动,呈现跨界融合、人机协同、自主操控的新特征,不能仅从市场和商业模式角度探讨自动化、机器人和人工智能的问题,有必要在安全、公众健康、发展中国家从人工智能获益能力等全球整体角度考虑产品价值链和流程创新及其带来的广泛影响。人工智能和自主技术在世界范围内的分配可得性是非常重要的,需要确保人工智能技术效益在世界范围内公平分配,特别是为欠发达国家提供机器人和自主系统的培训和教育,使人工智能技术成为不发达国家劳动者提升收入水平的重要机会。

参考文献:

1. 陈永伟、曾昭睿(2019):《“第二次机器革命”的经济后果:增长、就业和分配》,《学习与探索》,第2期。
2. 郭凯明(2019):《人工智能发展、产业结构转型升级与劳动收入份额变动》,《管理世界》,第7期。
3. 魏下海等(2018):《生产线升级与企业内性别工资差距的收敛》,《经济研究》,第2期。
4. 孙早、侯玉琳(2019):《工业智能化如何重塑劳动力就业结构》,《中国工业经济》,第5期。
5. 余玲铮等(2019):《机器人对劳动收入份额的影响研究——来自企业调查的微观证据》,《中国人口科学》,第4期。
6. Abbott R., Bogenschneider B. (2018), Should Robots Pay Taxes: Tax Policy in the Age of Automation. *Harvard Law and Policy Review*. 12.
7. Acemoglu D., Autor D.H. (2011), Skills, Tasks and Technologies: Implication for Employment and Earnings. In Ashenfelter O., Card D. (eds.). *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. (2018a), The Race Between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment. *American Economic Review*. 108(6): 1488–1542.
10. Acemoglu D., Restrepo P. (2018b), Artificial Intelligence, Automation and Work. NBER Working Paper No. 24196.
11. Acemoglu D., Restrepo P. (2018c), Automation and New Tasks: The Implications of the Task Content of Technology for Labor Demand. Paper Prepared for Conference of Economics of Artificial Intelligence.
12. Acemoglu D., Restrepo P. (2018d), Low-skill and High-skill Automation. *Journal of Human Capital*. 12(2): 204–232.
13. Agrawal A.K., Gans J.S., Goldfarb A. (2018), Economic Policy for Artificial Intelligence. In Lerner J., Stern S. (eds). *Innovation Policy and the Economy*. Volume 19. University of Chicago Press.
14. Autor D.H., Levy F., Mumane R.J. (2003), The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration. *The Quarterly Journal of Economics*. 118(4): 1279–1333.
15. Autor D.H. (2015), Why are There Still so many Jobs? The History and Future of Workplace Automation. *The Journal of Economic Perspectives*. 29(3): 3–30.
16. Autor D., Dorn D., Katz L.F., Patterson C., Van Reenen J. (2017), The Fall of the Labor Share and the Rise of Superstar Firms. NBER Working Paper No.23396.
17. Autor D., Salomons A. (2017), Does Productivity Growth Threaten Employment? “Robocalypse Now”. Paper Prepared for the ECB Forum on Central Banking.
18. Autor D., Salomons A. (2019), New Frontiers: The Evolving Content and Geography of New Work in the 20th Century. Paper Prepared for the Conference of Economics of Artificial Intelligence.
19. Barzilay A.R., Ben-David A. (2017), Platform Inequality: Gender in the Gig-Economy. *Seton Hall Law Review*. 47(2): 393–431.
20. Bessen J. (2016), How Computer Automation Affects Occupations: Technology, Jobs, and Skills. Boston University School of Law, Law & Economics Working Paper No. 15–49.
21. Benzell G.S., Brynjolfsson E. (2019), Digital Abundance and Scarce Genius: Implications for Wages, Interest Rates, and Growth. NBER Working Paper No.25585.
22. Borghans L., Well B., Weinberg B.A. (2014), People Skills and the Labor-market Outcomes of Underrepresented Groups. *ILR Review*. 67(2): 287–334.
23. Brynjolfsson E., Rock D., Syverson C. (2017), Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics. NBER Working Paper No.24001.
24. Bughin J., Seong J., Manyika J., Chui M., Joshi R. (2018), Note From the AI Frontier: Modeling the Impact of AI on the World Economy. McKinsey Global Institute.
25. Cockburn I.M., Henderson R., Stern, S. (2018), The Impact of Artificial Intelligence on Innovation. NBER Working Paper No. 24449.
26. Consoli D., Sanchez-Barrioluengo M. (2019), Polarization and the Growth of Low-skill Service Jobs in Spanish Local Labor Markets. *Journal of Regional Science*. 59(1): 145–162.
27. Cook C., Diamond R., Hall J., List J.A., Oyer P. (2018), The Gender Earnings Gap in the Gig Economy: Evidence From Over a Million Rideshare Drivers. NBER Working Paper No.24732.

28. DeCanio S.J.(2016),Robots and Humans:Complements or Substitutes. *Journal of Macroeconomics*. 49(1): 280–291.
29. Ernst E.,Merola R.,Samaan,D.(2018),The Economics of Artificial Intelligence:Implications for the Future of Work. ILO Future of Work Research Paper.
30. Ezrachi A.,Stucke M.E.(2016),Virtual Competition. *Journal of European Competition Law & Practice*. 7(9): 585–586.
31. Freeman R.B.(2015),Who Owns the Robots Rules the World. *IZA World of Labor*. 5.
32. Furman J.,Seamans R.(2019),AI and the Economy. In Lerner J.,Stern S.(eds). *Innovation Policy and the Economy*. Volume 19. University of Chicago Press.
33. Goolsbee A.(2018),Public Policy in An AI Economy. NBER Working Paper No.24653.
34. Guellec D.,Paunov C.(2017),Digital Innovation and the Distribution of Income. NBER Working Paper No. 23987.
35. Guerreiro J.,Rebello S.,Teles P.(2017),Should Robot Be Taxed? NBER Working Paper No.23806.
36. Ibarra I.A.,Goff L.,Hernandez D.J.,Lanier J.,Weyl E.G.(2017),Should We Treat Data as Labor? Moving Beyond “Free”. *American Economic Association Papers and Proceedings*. 108(1):38–42.
37. Jackson O.M.,Zafer K.(2019),How Automation That Substitutes for Labor Affects Production Networks, Growth, and Income Inequality. Paper Prepared for Conference of Economics of Artificial Intelligence.
38. Karabarbounis L.,Neiman B.(2014),The Global Decline of the Labor Share. *The Quarterly Journal of Economics*. 129(1):61–103.
39. Korinek A.,Stiglitz J.E.(2017),Artificial Intelligence and Its Implications for Income Distribution and Unemployment. NBER Working Paper No.24174.
40. Lee S.Y.,Shin Y.(2017),Horizontal and Vertical Polarization;Task-specific Technological Change in A Multi-sector Economy. NBER Working Paper No.23283.
41. Levy F.(2018),Computers And Populism:Artificial Intelligence,Jobs and Politics in the Near Term. *Oxford Review of Economic Policy*. 34(3):393–417.
42. Mazur O.(2019),Taxing the Robots. *Pepperdine Law Review*. 46(2):277–330.
43. Piketty T.(2014),*Capital in the Twenty-First Century*. Harvard University Press.
44. Reed H.,Lansley S.(2016),Universal Basic Income:An Idea Whose Time Has Come? Compass.
45. Stevenson B.(2019),AI,Income,Employment, and Meaning. In Agrawal A.K. et al.(eds),*The Economics of Artificial Intelligence:An Agenda*. University of Chicago Press.
46. Taddy M.(2018),The Technological Elements of Artificial Intelligence. NBER Working Paper No.24301.
47. Trajtenberg M.(2018),AI as the Next GPT:A Political Economy Perspective. NBER Working Paper No.24245.
48. Varian H.(2018),Artificial Intelligence,Economics, and Industrial Organization. NBER Working Paper No. 24839.
49. Zhang P.(2019),Automation,Wage Inequality and Implications of a Robot Tax. *International Review of Economics and Finance*. 59:500–509.
50. Zon N.(2016),Would a Universal Basic Income Reduce Poverty? Maytree.

(责任编辑:朱 犁)