

就读重点大学对人工智能就业替代压力的缓解作用^{*}

岳昌君 张沛康 林涵倩

【摘 要】随着人工智能的高速发展,劳动力市场的许多岗位存在被替代的风险。文章基于 2017 年全国高校毕业生就业状况调查数据,考察就读重点大学对人工智能的就业替代压力的缓解作用。研究结果显示,与非重点大学相比,重点大学毕业生能进入就业替代率更低的行业,说明就读重点大学能缓解人工智能的就业替代压力。这些结论在控制样本选择偏差和解决内生性问题后依然成立。对其影响机制的进一步研究发现,重点大学主要通过提升学生的专业技能和引导学生形成良好的人格特征,帮助他们进入就业替代率更低的行业,降低被人工智能替代的风险。此外,缓解作用在不同专业背景和职业类型上具有异质性,对于人文社科、理工科学生及从事非常规知识型工作的学生而言效果最为明显。

【关键词】重点大学 人工智能 就业替代率 高校毕业生

【作 者】岳昌君 北京大学教育学院教育经济研究所,教授;张沛康 北京大学教育学院教育经济研究所,硕士研究生;林涵倩 北京大学教育学院教育经济研究所,硕士研究生。

一、引 言

近年来,随着大数据的积累、运算能力的提升和核心算法的突破,人工智能经历半个多世纪的起伏之后,成为继蒸汽机、电力和互联网之后在全球范围内掀起一番热潮的技术。中国已进入后工业化时代,其市场环境和政府政策均为人工智能产业的发展提供了有利条件。截至 2018 年 6 月,中国人工智能企业数量达 1 011 家,位居世界第二,中国人工智能领域的投融资占全球的 60%,成为规模最大的国家^①。人工智能在提高企业生产效率和人们生活便利性的同时,减少了许多重复性强、技能性低的就业岗位,改变了

^{*} 本文为国家自然科学基金面上项目“高校毕业生就业分布研究”(批准号:71473007)的阶段性成果。

^① 数据来自清华大学中国科技政策研究中心发布的《中国人工智能发展报告(2018)》。

劳动力结构,对劳动力需求产生了负面的冲击。2016年世界银行发布的《世界发展报告》显示,目前中国有55%~77%的就业将因技术水平较低而被自动化或人工智能取代。人工智能产生的“技术性失业”,会加剧社会不平等,使低技能的劳动人口缺乏生活保障。

高校毕业生作为进入劳动力市场的主要群体,其就业难的问题已引起社会的广泛关注和政府的高度重视。面对人工智能发展的新形势,劳动力的技能无法满足新产业、新业态、新技术的需求,大学生就业问题也面临新的挑战,高等教育的重要性不言而喻。随着人力资本相关研究的逐渐深入,学者意识到教育质量是影响人力资本积累的重要因素,在中国,就读重点大学往往被视为能接受高质量的教育。以高校毕业生这一群体为切入点,考察就读重点大学所带来的人力资本积累,能否有效缓解人工智能高速发展带来的就业替代压力,具有重要的理论价值和现实意义。

从已有研究来看,人工智能通常通过两种途径对劳动力市场产生影响:替代效应和创造效应。在替代效应方面,根据熊彼特的“创造式破坏”理论,自动化或计算化^①虽然提高了劳动生产率,但会降低劳动力需求,减少就业机会,从而产生就业岗位的被替代风险。许多研究支持这一观点,如Frey等(2017)对美国702种职业被人工智能替代的概率进行分析后发现,美国在未来20年有47%的职业存在因自动化的快速发展而消失的风险。Benzell等(2015)构建的跨期迭代(OLG)模型显示,在一定条件下,机器人可以完全替代低技能工作和部分高技能工作,从而造成劳动力需求的减少和工资的下降。Arntz等(2016)对OECD的21个国家进行研究,结果发现9%的工作可被替代,但国家之间具有异质性。在创造效应方面,结合Aghion等(1994)在熊彼特的内生增长框架内探讨出的资本化效应来分析,人工智能使创建一个生产单位的报酬增加,利润的提高会创造新的就业岗位,吸引新的劳动力。Acemoglu等(2018a、2018b)的就业创造模型指出,自动化在消灭就业岗位的同时会创造出一些更具有比较优势的新岗位。

然而,人工智能对就业的最大影响,并非减少就业岗位的数量,而是从旧岗位淘汰的劳动者缺乏高技能工作所需的能力,因此无法适应新的岗位。Griliches(1969)的资本—技能互补假说指出,相对于低技能劳动,高技能劳动与物质资本的互补性更强,或者说替代性更弱。人工智能作为技能偏向性的技术进步,对不同类别的劳动者的影响各不相同。如Autor等(2003)使用美国劳工部数据进行研究,结果发现,在1970年以后,“计算化”减少非程式化任务的劳动力需求,增加了程式化任务的劳动力需求,这个趋势在1980年后更为明显。Acemoglu等(2018c)通过构建一个任务型模型,让低技能劳动力和高技能劳动力在不同任务的生产中与自动化竞争。研究发现,人工智能带来的自动化对不同劳动力的影响各异,低技能劳动力被自动化替代时会扩大收入不平等,高技能劳

① 以往相关研究常把人工智能作为自动化(Automation)或计算化(Computerization)来处理。

动力被替代时会缩小收入不平等。总的来说,人工智能对部分就业岗位造成被替代的风险,也可以创造出新的岗位。劳动者的可替代程度与就业岗位的程序性、重复程度有关,高人力资本的劳动者往往能胜任高技能岗位。

在国外,人工智能对劳动力市场的影响是近 10 年来研究的热点,但大多基于理论建模和描述统计,较少通过劳动力市场的数据进行实证分析,因为这类研究要求获取较近年份的劳动力市场数据,对数据的时效性要求较高。国内相关研究仍处于起步阶段。陈秋霖等(2018)基于跨国面板数据和中国省级面板数据发现人工智能与劳动者之间存在“补位式”替代而不是“挤出式”替代,发展人工智能成为缓冲人口老龄化造成的经济增长放缓的重要工具。但该研究是基于宏观数据进行分析,在国内尚未发现基于微观数据进行的研究。与已有文献相比,本文有以下三方面的贡献:(1)将微观调查数据与中国各行业的就业替代率相结合,对人工智能与高校毕业生就业质量的关系进行微观层面的实证分析。(2)以教育为切入点,通过考察重点大学在人工智能快速发展的背景下对就业的改善作用,从一个全新的视角补充了教育经济学中关于教育与劳动力市场的相关研究。(3)围绕专业技能和人格特征两方面,详细分析了就读重点大学影响人工智能就业替代压力的作用机制,丰富了高质量教育对缓解人工智能的就业替代压力机理的认识。

二、模型及数据

(一) 数据来源

本文的数据来自北京大学教育学院教育经济研究所 2017 年开展的全国高校毕业生就业状况调查数据和孙文凯等(2018)计算的中国各行业和总体就业替代率。全国高校毕业生就业状况调查从 2003 年开始,每隔一年调查一次,到 2017 年已完成 8 次调查。2017 年全国高校毕业生就业状况调查抽取了中国东、中、西部 20 个省份的 33 所高校,其中,985 重点高校 5 所、211 重点高校 5 所、一般本科院校 11 所、高职院校 9 所、民办高校 2 所、独立学院 1 所。调查内容包括应届毕业生的个人基本信息、家庭背景、大学期间表现、求职过程和最终签约情况,共回收有效问卷 18 076 份。由于就业替代率衡量的是城镇的劳动力市场状况,所以本文在已确定工作单位的毕业生中剔除在农村就业的样本^①,并将分析范围控制在高考年份为 2006~2016 年^②的被访者,最终得到样本 16 414 个。样本描述性统计如表 1 所示。

① 单位所在地位于农村的观测值占比仅为 1.37%。

② 本科生的学制一般为 4 年,在本数据中有 82.17%的本科生高考年份为 2013 年,8.84%为 2012、2015 和 2016 年,6.45%为 2014 年。专科生的学制一般为 3 年,在本数据中有 78.82%的专科生高考年份集中在 2014 年。研究生高考年份集中在 2009~2011 年,博士生高考年份集中在 2006~2008 年。

(二) 模型设定

本文主要考察就读重点大学能否缓解人工智能的就业替代压力。重点大学的师资水平高、经费投入多、培养质量好,毕业生的专业技能、非认知能力等方面相对更强,他们进入人工智能难以替代的行业的可能性更大。因此,本文构建以下模型:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 E_i + \gamma X_i + \mu_m + \theta_n + \varepsilon_i \tag{1}$$

其中, y_i 为被解释变量,指毕业生所进入的行业的就业替代率。 E_i 为解释变量,用虚拟变量代表是否就读重点大学。 X_i 为控制变量, μ_m 为学生就业所在省份的虚拟变量, θ_n 为学生高考所在省份的虚拟变量, ε_i 为随机干扰项。下面为式(1)各变量的详细说明。

1. 被解释变量

式(1)的被解释变量 y_i 用孙文凯等(2018)计算的各行业的替代率来衡量人工智能带来的就业替代压力。我们通过这个数值型变量来代表劳动力市场的行业进入的质量。数值越小,说明毕业生进入了就业替代率越低的行业,就业质量更好。关于就业替代率的计算方法,孙文凯等(2018)参考 Frey 等(2017)的思路,估算出中国 19 种行业的劳动替代潜在规模。Frey 等(2017)曾对美国 702 个就业岗位被人工智能和自动化的概率进行估算,具体计算方式为:一种职业是否容易被人工智能所替代,取决于该职业的感知和操作能力、创造力和社交智慧,其中感知和操作能力包括手指灵敏度、动手能力、是否需要

在狭窄的空间中工作,创造力包括原创性和艺术性,社交智慧包括社交洞察力、谈判能力、说服力、协助和关心他人,共对应 9 种特征。美国劳工部网站上的 O*NET 数据库对 702 种职业在这 9 种特征上被计算机化影响的程度进行了打分。此外,牛津大学工程科学系举办的研讨会对工作中的各类任务的可自动化性进行了讨论。在

表 1 样本描述性统计

变 量	有效观测数	均值	标准差	最小值	最大值
就业替代率	5408	0.430	0.203	0.088	0.888
是否就读重点大学	16392	0.280	0.449	0	1
男性	16407	0.486	0.500	0	1
城镇户口	15983	0.488	0.500	0	1
汉族	15877	0.909	0.288	0	1
理科生	16332	0.583	0.493	0	1
本科学历	16366	0.629	0.483	0	1
硕士或博士学历	16366	0.097	0.296	0	1
父亲受教育年限	16066	11.646	3.936	0	19
母亲受教育年限	15967	10.570	4.246	0	19
父母至少一人为中共党员	15897	0.281	0.450	0	1
兄弟姐妹数量	15522	0.859	1.078	0	11
家庭人均年收入					
20000 元及以下	15876	0.679	0.467	0	1
20001~50000 元	15876	0.147	0.354	0	1
50001~100000 元	15876	0.111	0.314	0	1
100001 元及以上	15876	0.064	0.244	0	1

注:根据 2017 年全国高校毕业生就业状况调查数据整理。

此基础上,Frey 等(2017)首先从 702 种职业中选取了 70 种职业,与多位专家一起就其可自动化进行二元赋值,“可自动化”取值为 1,“不可自动化”取值为 0,将其作为预测模型的被解释变量。然后将 O*NET 中 70 种职业的特征打分作为解释变量,通过机器学习中的高斯过程回归建立两个变量之间的关系。最后,以所选的 70 种职业的结果作为训练集,从中预测另外 632 种职业的结果,最终估算出 702 种职业的就业替代率。

采用这种方法的优点在于:(1)将 Blinder(2009)的指数和 Jensen 等(2005)的客观排名两种方法相结合,一方面可以降低研究者对职业进行分类时的主观偏见,另一方面可以减少计算客观排名所受到的使用变量的限制。(2)对于高斯过程分类器来说,Frey 等(2017)采用的函数是非线性的,这意味着可以灵活地适应训练集数据的模式。这种方法可以进行更为复杂的、非线性的变量之间的交互。

孙文凯等(2018)认为,由于这是对各职位的工作内容进行估算,与经济发展、价格等因素无关,因此从长期来看,可以假设电脑、自动化和人工智能替代劳动的比例在美国和中国是相等的。在此前提下,他们基于 1990、2000 和 2010 年 3 次全国人口普查数据,参照 Frey 等(2017)的方法,估算出中国城镇就业分布的 19 个大行业的就业替代率,再通过加总来估计大致的总替代规模。该就业替代率指标是中国目前衡量人工智能对劳动力市场的影响程度的重要指标,具备权威性和前瞻性。

在中国各行业的就业替代率中,房地产业的就业替代率最高,为 0.888,说明房地产业中 88.8%的城镇就业人口存在被替代的风险。交通运输、仓储及邮电通信业、住宿和餐饮业、电气、燃气及水的生产和供应业的就业替代率也在 0.6 以上。这些行业的程式化和重复性较高,被替代的概率较高。此外,中国城镇劳动力市场的总体就业替代率为 0.45,与美国预测的 0.47 相近。就业替代率高于 0.45 的行业还有建筑业(0.59)、批发和零售业(0.5706)、金融业(0.5654)、农林牧渔业(0.54)及水利、环境和公共设施管理业(0.53)5 个行业。而就业替代率较低的有文化、体育和娱乐业(0.2295)、交通运输、计算机服务和软件业(0.2)、科学研究、技术服务和地质勘查业(0.13)、教育业(0.088)等,这些属于服务业,对知识和技能的要求较高,被替代的概率较低。2017 年,中国制造业的就业人数占比为 28.1%,服务业的就业人数占比为 44.9%(国家统计局,2018),可见,就业替代率较低的行业在中国的就业占比仍然不高。

2. 解释变量

式(1)的解释变量 E_i 为是否就读重点大学,主要采用教育部的原“211 工程”大学名单来衡量一所学校是否为重点大学。若学生就读的学校为 211 大学,则 E_i 取值为 1,否则为 0。Li 等(2012)、刘泽云和邱牧远(2017)曾分别用是否就读 211 大学作为精英大学和高质量大学的代理变量,考察大学质量的经济回报。

3. 控制变量

式(1)的控制变量 X_i 涵盖个人基本情况和家庭背景情况,具体包括:(1)性别。性别为虚拟变量,男性取 1,女性取 0。(2)户籍类型。城镇户籍取 1,农村户籍取 0。(3)民族。汉族取 1,少数民族取 0。(4)高中是否为理科生。理科生取 1,否则为 0。(5)学历。其包括专科学历、本科学历、硕士或博士学位三类,以专科学历为基准组,设置两个虚拟变量。(6)父母受教育年限。根据以下类别进行受教育年限的换算:文盲(0 年)、小学(6 年)、初中(9 年)、高中、中专或技校(12 年)、大专(15 年)、本科(16 年)、研究生(19 年)。(7)父母政治面貌。若父母至少一人为中共党员取 1,否则取 0。(8)兄弟姐妹数量。直接通过调查结果获得数值型变量。(9)家庭人均年收入。分为 20 000 元及以下、20 001~50 000 元、50 001~100 000 元、100 001 元及以上 4 个区间,以 20 000 元及以下为基准组,设置 3 组虚拟变量。

4. 省份固定效应和随机干扰项

式(1)中 μ_m 为学生就业所在省份的虚拟变量, θ_n 为学生高考所在省份的虚拟变量, ε_i 为随机干扰项。要控制学生高考所在省份的虚拟变量是因为学生家庭所在地的不可观测因素对学生的就业选择产生潜移默化的影响。例如,家庭所在地的文化观念会影响大学生对行业风险、社会地位等方面的看法。为了控制学生家庭所在地带来的不可观测因素,本文在式(1)中加入学生高考所在省份的虚拟变量进行分析。

三、实证分析结果

(一) 基准回归

表 2 考察重点大学的学生在毕业后能否进入就业替代率更低的行业。模型 1 显示,在仅考察个人基本情况时,与非重点大学相比,重点大学毕业生能进入就业替代率低 0.0493 的行业,在 1%水平上显著。模型 2 在此基础上控制了家庭背景信息,结果显示,重点大学毕业生能进入就业替代率低 0.0514 的行业,在 1%水平上显著,回归系数绝对值增加 0.0021。模型 3 进一步控制了就业省份的虚拟变量,回归系数绝对值下降为 0.0334。模型 4 在考虑了所有的控制变量后发现,重点大学毕业生能进入就业替代率低 0.0344 的行业,并在 1%水平上显著,表明就读重点大学能缓解人工智能的就业替代压力。大学质量越高,其毕业生越有机会进入就业替代率更低的行业。

在控制变量方面,如模型 4 所示,男性进入的行业就业替代率比女性高 2.47 个百分点。这可能是因为就业替代率较高的行业,如电气、燃气及水的生产和供应业(男性占 72.59%)、建筑业(68.93%)、制造业(66.24%)、采矿业(65.23%)、农林牧渔业(61.35%)等行业以生产制造为基础,对体力要求较高,男性具有比较优势。而就业替代率较低的行业,如教育业(女性占 64.99%)、卫生、社会保障和社会福利业(61.62%)、租赁和商务

表2 基准回归结果

变 量	模型 1 (未控制 家庭背景)	模型 2 (控制 家庭背景)	模型 3 (控制家庭背景 + 就业省份 虚拟变量)	模型 4 (控制家庭背景 + 就业、高考省份 虚拟变量)	模型 5 (控制家庭背景 + 就业、高考省份虚拟 变量+样本选择偏差)
重点大学	-0.0493*** (0.0072)	-0.0514*** (0.0075)	-0.0334*** (0.0082)	-0.0344*** (0.0085)	-0.0312*** (0.0088)
男性	0.0232*** (0.0058)	0.0237*** (0.0060)	0.0236*** (0.0060)	0.0247*** (0.0060)	0.0276*** (0.0064)
城镇户口	0.0093 (0.0059)	-0.0036 (0.0072)	-0.0068 (0.0072)	-0.0098 (0.0073)	-0.0080 (0.0076)
汉族	0.0029 (0.0109)	-0.0013 (0.0113)	-0.0052 (0.0115)	-0.0023 (0.0119)	-0.0066 (0.0124)
理科生	0.0203*** (0.0060)	0.0215*** (0.0062)	0.0182*** (0.0062)	0.0171*** (0.0062)	0.0140** (0.0067)
本科学历	-0.0578*** (0.0067)	-0.0598*** (0.0070)	-0.0544*** (0.0086)	-0.0568*** (0.0093)	-0.0572*** (0.0096)
硕士或博士学历	-0.0601*** (0.0098)	-0.0708*** (0.0102)	-0.0762*** (0.0115)	-0.0752*** (0.0121)	-0.0924*** (0.0160)
父亲受教育年限		0.0014 (0.0012)	0.0011 (0.0012)	0.0011 (0.0012)	0.0012 (0.0013)
母亲受教育年限		0.0000 (0.0011)	-0.0001 (0.0011)	0.0001 (0.0011)	-0.0006 (0.0012)
父母至少有一方 为中共党员		0.0102 (0.0076)	0.0103 (0.0076)	0.0122 (0.0076)	0.0191** (0.0081)
兄弟姐妹数量		0.0010 (0.0030)	0.0020 (0.0030)	0.0011 (0.0031)	0.0015 (0.0032)
家庭人均年收入					
20001~50000 元		0.0105 (0.0083)	0.0115 (0.0082)	0.0110 (0.0082)	0.0101 (0.0085)
50001~100000 元		0.0302*** (0.0097)	0.0242** (0.0097)	0.0246** (0.0098)	0.0218** (0.0100)
100001 元及以上		0.0500*** (0.0132)	0.0444*** (0.0132)	0.0472*** (0.0134)	0.0509*** (0.0140)
常数项	0.4504*** (0.0119)	0.4334*** (0.0166)	0.4517*** (0.0188)	0.4472*** (0.0238)	0.5229*** (0.0513)
就业所在地	否	否	是	是	是
高考所在地	否	否	否	是	是
样本量	5086	4733	4726	4707	11910
R ²	0.0423	0.0503	0.0891	0.0997	

注:括号内数据为标准误差。受篇幅限制,模型5仅列出Heckman的第二阶段结果。*p<0.1,**p<0.05,***p<0.01。

服务业(62.68%)、居民服务业(63.39%)等以人际交往为基础,女性具有比较优势。因此,男性更容易进入上述就业替代率较高的行业,女性更容易进入就业替代率较低的行业。从学历角度看,以专科学历为参照组,本科学历、硕士或博士学历的毕业生更容易进入就业替代率较低的行业,且呈现出学历越高,就业替代压力越小的关系,与预期相符。学历越高的毕业生拥有更高的人力资本,能胜任更高技能的岗位,在行业选择方面更具优势。但家庭人均年收入在 50 001 元及以上和理科毕业生进入就业替代率较高行业的可能性更大,拥有城镇户口、汉族、父母受教育年限长、父母至少一方为中共党员、兄弟姐妹数量多、家庭人均年收入在 20 001~50 000 元对毕业生没有显著影响。

由于模型 1 至模型 4 使用的均为已确定就业单位的毕业生数据,占全样本的 38.62%,不足一半。考虑到有部分学生毕业后选择继续升学(如国内升学、出国或出境深造),或者处于待就业状态,如果仅针对已确定就业单位的学生进行 OLS 回归,估计的系数可能存在偏差。为了控制样本选择偏差,本文采用 Heckman 两阶段模型进行调整,并将其结果与模型 4 的 OLS 回归进行对比。在 Heckman 两阶段模型的第一阶段中,本文除了加入和模型 4 相同的变量,还添加“上学期间是否有实习”和“找工作的社会关系”两个变量作为前定变量。在第二阶段中,本文将第一阶段的 λ 放入模型 4 中进行 OLS 估计。由模型 5 的结果可知, λ 的系数显著为负,说明模型有效控制了样本选择偏差。调整后,重点大学的系数为 -0.0312,与模型 4 相比,绝对值有所下降。这说明若不控制样本选择偏差,会高估就读重点大学对就业替代压力的缓解作用。此时,与非重点大学相比,重点大学毕业生进入就业替代率低 0.0312 的行业,仍在 1%水平上显著。

(二) 影响机制分析

1. 专业技能的影响

本文认为,就读重点大学,接受高质量的教育,有助于学生获得更强的专业技能,从而提升在劳动力市场中的竞争力,进入就业替代率更低的行业。识别这个影响机制的策略是,在回归模型中加入重点大学(E_i)与专业技能($Skill_i$)的交互项($E_i \times Skill_i$),新的待估模型为:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 E_i + \beta_2 Skill_i + \beta_3 E_i \times Skill_i + \gamma X_i + \mu_m + \theta_n + \varepsilon_i \quad (2)$$

在人工智能时代,统计与数据处理能力作为体现计算思维素养的专业技能,是步入职场的必备能力。因此本文选取统计与数据处理能力作为专业技能的代理变量。在对受访者的调查中,调查员让被访大学生对其统计与数据处理能力在大学期间的发展(增值)进行自评,赋值 1~5,分别代表很小、较小、一般、较大和很大。从表 3 模型 6 的结果可知,交互项系数为 -0.0215,在 5%水平上显著,说明重点大学通过提升专业技能,从而帮助学生进入就业替代率更低的行业。根据 Schultz(1961)的人力资本理论,教育是形成人力资本的关键方式,个体可通过教育提升知识、技能和劳动生产率,从而获得更高的报酬。

有学者研究发现,教育质量对经济回报有正向影响(刘泽云、邱牧远,2017;Zhong,2011;Li等,2012)。另外,从大学生就业的角度来说,专业技能属于人力资本的重要组成部分。应对人工智能带来的就业冲击,记忆、复述、再现等初级加工信息的能力容易被机器所替代,社会对应聘者的专业技能有更高的要求,具备专业技能有助于大学毕业生适应信息社会的发展。因此,这部分的研究结果支持专业技能这一作用机制。

2. 人格特征的影响

鲍尔斯(Samuel Bowles)通过拓展“瓦尔拉斯模型”环境假设,构造出新的人力资本模型分析框架,并认为除了认知能力,教育还能通过提升非认知能力使个体获得更高的经济回报。认知能力并不能完全解释个体在劳动力市场表现的差异(Barrick等,1991)。若将专业技能视为认知能力的重要组成部分,那么人格特征作为一种重要的心理特征,可视为影响个体劳动力表现的非认知能力。然而,人格特征并不完全由父母遗传先天决定,有40%~60%较为稳定(Bouchard等,2001),其在人的整个生命周期中是动态变化的,学校环境或教育投入会影响人格特征的形成(Cunha等,2007),因此人格特征可通过教育干预来实现自身的有效积累。本文认为,重点大学能为学生提供更好的学校环境,学生从中享受更为优质的教育资源,这有助于形成良好的人格特征,从而帮助他们进入就业替代率较低的行业。为对此影响机制进行检验,本文在模型中加入重点大学(E_i)与人格特征(per_i)的交互项($E_i \times per_i$),新的待估模型为:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 E_i + \beta_2 per_i + \beta_3 E_i \times per_i + \gamma X_i + \mu_m + \theta_n + \varepsilon_i \tag{3}$$

依据现有的人格经济学研究,本文采用“大五”人格(Allport等,1936)对学生的人格特征进行衡量,将人格特征分为开放性、神经质、严谨性、顺同性和外向性五大维度。结合Costa等(1992)的研究成果,本文用调查问卷中的“创新能力”衡量开放性;“自信、果断、勇敢”衡量神经质;“注意力的集中”衡量严谨性;“包容力”衡量顺同性;“领导力”衡量外向性。在调查的过程中调查员让学生在问卷上对自己的五类人格特征在大学期间的发展(增值)进行自评,赋值1~5,分别表示很小、较小、一般、较大和很大。

由表3模型7至模型11的结果可知,除了外向性,重点大学与其他四类人格特征的交互项均显著为负,说明重点大学通过使大学生形成良好的人格特征,从而促使他们

表3 影响机制分析

变 量	专业技能	人格特征				
	模型6 (统计与数据处理能力)	模型7 (开放性)	模型8 (神经质)	模型9 (严谨性)	模型10 (顺同性)	模型11 (外向性)
重点大学与专业技能 或人格特征交互项	-0.0215** (0.0085)	-0.0205** (0.0080)	-0.0142* (0.0081)	-0.0170** (0.0081)	-0.0186** (0.0084)	-0.0130 (0.0079)
样本量	4271	4247	4236	4238	4258	4261

注:被解释变量为就业替代率。括号内数据为标准误差。受篇幅限制,未列出控制变量的系数和显著性水平。* $p < 0.1$, ** $p < 0.05$, *** $p < 0.01$ 。

在毕业时进入就业替代率较低的行业。具体来说,创新能力越强、注意力越集中、包容力越强及更加自信、果断、勇敢的重点大学学生,都更容易进入就业替代率较低的行业。虽然人工智能技术可以复制各类行为,用极快的速度执行任务,但创新能力、专注力、包容力、自信与果断勇敢、领导力等都是代表个人综合素质的人格特征,这些方面难以被人工智能所替代,个人的人格特征可以成为其难以替代的独特优势。此外,人工智能在给各行各业带来便利的同时,也对个人的学习提出了更高的要求。信息社会要求学生不仅是掌握知识,而且需要培养基于认知能力的高阶思维。因此,上述的回归结果支持人格特征这一作用机制。

四、稳健性检验及拓展性分析

(一) 内生性问题

不可观测的异质性可能导致遗漏变量^①这一内生性问题。不可观测的因素会对未来潜在收益进行比较从而做出是否接受教育的选择。在本研究中,能力作为一种不可观测的因素,同时影响着能否就读重点大学和毕业后的可替代性,所以个体是否就读重点大学是内生的。目前已有学者(许玲丽等,2012;张巍巍、李雪松,2014;刘泽云、邱牧远,2017)用异质性模型研究中国的教育问题。本文虽然用 Heckman 两阶段模型控制样本选择偏差,但仍无法解决不可观测的异质性所带来的估计偏差。即使通过工具变量法或者倾向得分匹配法,也无法准确估计就读重点大学给学生带来的人工智能替代压力的缓解作用。因此,本文尝试通过异质性模型解决内生性问题。在异质性模型中的第一阶段,使用 Probit 模型估计倾向指数 P,在第二阶段通过局部工具变量法估计边际处理效应(MTE)。此外,还进行 OLS 和 Heckman 的估计结果对比(见表 4)。

综合来看,就读重点大学有助于学生毕业后进入就业替

表 4 异质性模型估计结果

参 数	估计值	参 数	估计值
OLS	-0.0344	实验组	
Heckman	-0.0312	选择偏差(OLS-ATT)	0.0414
ATE	-0.1101	分类收益(ATT-ATE)	0.0343
ATT	-0.0758	对照组	
ATUT	-0.1255	选择偏差(ATUT-OLS)	-0.0911
偏差(OLS-ATE)	0.0757	分类收益(ATE-ATUT)	0.0154

① 本文也考虑是否存在双向因果和测量偏差这两种内生性问题,但认为可能性较低。主要原因是:双向因果方面,学生在填报高考志愿时,影响他们决策的决定性因素是高考成绩,高考分数较高的学生往往会理性地选择排名更靠前的学校,不会轻易放弃就读重点大学的机会。在本文的数据中,2017 年应届毕业生的高考年份集中在 2013 和 2014 年,在这两年中,人工智能仍未被大部分人关注,且当时的学生及父母并没有担心所读的专业所对口的工作在未来是否容易被人工智能替代,也无法预测若干年后各行业被人工智能的就业替代程度,从而做出是否就读重点大学的选择。测量误差方面,在本文变量选择部分已阐述选用 211 大学作为重点大学的代理变量的合理性,该变量存在测量误差的可能性较低。

代率较低的行业。由表4的ATE可知,与就读非重点大学相比,重点大学毕业生进入就业替代率低0.1101的行业,系数绝对值大于OLS的-0.0344和Heckman的-0.0312的绝对值,说明若不考虑不可观测的异质性,OLS估计结果会低估重点大学对人工智能替代压力的缓解作用。实验组的选择偏差为正,对照组的选择偏差为负,说明对于实验组而言,就读重点大学遵循了比较优势的原则。

(二) 考虑职业类型的异质性

由于行业内各职业的情况存在较大差异,本文针对不同职业类型进行异质性分析。参照Acemoglu等(2011)、Autor等(2013)、Cortes(2016)、Jaimovich等(2012)的做法,本文依据2010年斯坦福职业分类法,按照常规型或非常规型工作和操作型或知识型工作这两个维度,将毕业生的职业类型分为:常规操作型、非常规操作型、常规知识型、非常规知识型和其他五类^①。

表5 基于职业类型的异质性分析

变 量	模型 12 (非常规知识型)	模型 13 (常规知识型)	模型 14 (非常规操作型)	模型 15 (常规操作型)	模型 16 (其他)
重点大学	-0.1579*** (0.0355)	-0.0489* (0.0276)	-0.0323 (0.0262)	-0.0200* (0.0102)	-0.0768 (0.0519)
样本量	280	597	661	2800	306

注:同表3。

异质性分析的结果如表5所示。从模型12可以看出,对于非常规知识型的工作岗位来

说,就读重点大学对人工智能就业替代的缓解作用最为有效。由模型13和模型15可知,若毕业生从事常规型岗位,就读重点大学对人工智能的就业替代的缓解作用也较为明显,但对于常规知识型的效果比常规操作型更佳。由模型14可知,若毕业生从事非常规操作型岗位,就读重点大学并不能显著缓解人工智能的就业替代压力。这是因为常规型工作在生产过程中只需按部就班地完成一系列工作,常规型工作更为多样化,灵活程度高,强调解决问题的能力 and 人际交往能力(Autor等,2003),操作型工作的体力劳动要求更高,知识型工作的脑力劳动程度更高(Cortes,2016)。表5的结果与预期相符。

(三) 考虑专业背景的异质性

重点大学对人工智能的就业替代的缓解作用可能因学生专业背景的不同而存在差异。下面本文考虑专业背景的异质性问题,将样本按照学科门类分为人文与社会科学(哲学、法学、教育学、文学、史学)、商科(经济学和管理学)、理工科(理学和工学)、农学和医学五类后进行分样本回归,结果如表6所示。

表6显示,对于人文社科和理工科学生,就读重点大学更容易进入替代率更低的行业,

① 分类结果与Cortes(2016)相似,其中,国家机关、党群组织、事业单位管理人员,企业管理人员以及专业技术人员属于非常规知识型,办事人员和有关人员属于常规知识型,商业和服务人员属于非常规操作型,农、林、牧、渔、水利业生产人员及生产、运输设备操作人员属于常规操作型。

对于农学和医学专业的学生没有显著影响。但对于商科类的学生来说,就读重点大学反而更容易进入就业替代率较高的行业。其主要原因是:(1)人工智能或许能解决技术上的问题,但

难以处理人际关系。好奇心、创造力、同理心、批判性思维和写作能力等是人文社科毕业生难以替代的优势。(2)重点大学能为理工科毕业生提供更为丰富的学术条件和业界资源,良好的数学基础、扎实的计算机功底和专业的科学技术知识使毕业生更能胜任技术类岗位。(3)在已确定就业单位的样本中,79.06%的商科学生进入金融业工作。目前人工智能技术逐渐被应用在金融科技中,如智能投顾、金融风控、移动支付等领域,其在为金融业注入新的创新活力、提高工作效率的同时,也在促进传统金融机构的转型,许多职能岗位存在降低人力需求的趋势。

(四) 考虑灵活就业、自由职业和自主创业的人群

考虑到原数据中还有部分学生的毕业去向为灵活就业、自由职业和自主创业,本文尝试添加上述人群重新进行估计(见表7)。无论是单独添加还是同时添加三类人群,重点大学对人工智能就业替代压力的缓解作用均有所增加。但总的来看,系数绝对值仍维持在0.03~0.04,变化不大。这说明无论是对于固定单位工作的人群,还是灵活就业、自由职业和自主创业人群,结果均保持稳健。

表 7 考虑灵活就业、自由职业和自主创业的人群

变 量	模型 22 (添加灵活就业人群)	模型 23 (添加自由职业人群)	模型 24 (添加自主创业人群)	模型 25 (添加三类人群)
重点大学	-0.0353*** (0.0081)	-0.0349*** (0.0083)	-0.0391*** (0.0083)	-0.0385*** (0.0077)
样本量	5405	5069	5096	6122

注:同表3。

五、结论及政策启示

本文的实证结果表明,与非重点大学相比,重点大学毕业生能进入就业替代率更低的行业,在控制样本选择偏差和解决内生性问题后,此结论仍成立。重点大学通过提升学生的专业技能和引导学生形成良好的人格特征,从而降低他们在劳动力市场中被替代的风险。对于人文社科和理工科学生而言,就读重点大学对人工智能的就业替代压力具

有明显的缓解作用,而对于农学、医学专业的学生没有显著的作用,对于商科学生反而增大了就业替代压力。在不同职业类型方面,从事非常规知识型工作的学生,就读重点大学对人工智能就业替代压力的缓解作用最明显。将灵活就业、自由职业和自主创业人群纳入考虑时,结果依然稳健。

根据上述研究结果,本文得到以下政策启示:(1)提升高校的教学质量,不仅要培养学生的专业技能,同时要引导学生形成良好的人格特征,以增强对高技能岗位的适应能力,提高就业竞争力。(2)提升教育水平,完善就业服务体系,提高人才与市场需求匹配度。不同专业背景的学生在劳动力市场上的就业表现存在差异,只有不断完善劳动力市场的信息网络,健全服务体系,才能提高专业人才的就业率,将不同专业人才匹配到所需要的岗位,提升社会的整体运作效率。

本研究还存在一些不足,在未来的研究中可以进一步拓展:(1)由于数据的限制,目前从全国常见的微观数据库中获取的信息大部分仅涉及行业类型、单位性质和职业类型,因此本文以行业为切入点进行研究。未来若能获取受访者的详细就业信息,可以根据具体职业进行更为深入的分析。(2)由于较新年份的微观数据有限,本文只能从短期的角度分析就读重点大学的效果。未来在获取多年的数据后,还可进一步分析就读重点大学的长期影响,继续丰富关于教育、人工智能与劳动力市场三者关系的研究。(3)结合 Frey 等(2017)提及的该估算方法的不足之处来分析,如今人工智能仍没有对现有的就业岗位进行大规模的替代,本研究采用的就业替代率代表的仅是潜在的就业替代风险,实际上工资水平、政策监管及职业内部变化等因素都会对就业替代的速度产生影响。因此,未来的研究可以将工资水平导致的资本价格变动或因人工智能的发展导致的职业内部变化纳入分析框架,并结合政府最新颁发的针对人工智能的监管政策,提升人工智能与劳动力市场的相关研究的现实意义。

参考文献:

1. 陈秋霖等(2018):《人口老龄化背景下人工智能的劳动力替代效应——基于跨国面板数据和中国省级面板数据的分析》,《中国人口科学》,第6期。
2. 刘泽云、邱牧远(2017):《上好大学值得吗——对大学质量回报的估计》,《北京大学教育评论》,第1期。
3. 孙文凯等(2018):《我国就业结构变动与技术升级研究》,《经济理论与经济管理》,第6期。
4. 许玲丽等(2012):《中国高等教育扩招效应的实证分析——基于边际处理效应(MTE)的研究》,《数量经济技术经济研究》,第11期。
5. 张巍巍、李雪松(2014):《中国高等教育异质性回报的变化:1992~2009——基于MTE方法的实证研究》,《首都经济贸易大学学报》,第3期。
6. Acemoglu D., Autor D. (2011), Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings. *Handbook of Labor Economics*. 4: 1043-1171.

7. 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.
8. Acemoglu D., Restrepo P.(2018b), Artificial Intelligence, Automation and Work. NBER Working Paper No.24196.
9. Acemoglu D., Restrepo P.(2018c), Low-skill and High-skill Automation. *Journal of Human Capital*. 12(2):204-232.
10. Aghion P., Howitt P.(1994), Growth and Unemployment. *The Review of Economic Studies*. 61(3):477-494.
11. Allport G.W., Odbert H.S.(1936), Trait-names: A Psycho-lexical Study. *Psychological Monographs*. 47(1):1-171.
12. Arntz M., Gregory T., Zierahn U.(2016), The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis. OECD Social Employment and Migration Working Papers No.189.
13. Autor D.H., Dorn D.(2013), The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market. *The American Economic Review*. 103(5):1553-1597.
14. Autor D.H., Levy F., Murnane R.J.(2003), The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration. *Quarterly Journal of Economics*. 118(4):1279-1333.
15. Barrick M.R., Mount M.K.(1991), The Big Five Personality Dimensions and Job Performance: A Meta-analysis. *Personnel Psychology*. 44(1):1-26.
16. Benzell S.G., Kotlikoff L.J., LaGarda G., et al.(2015), Robots are Us: Some Economics of Human Replacement. NBER Working Papers No.20941.
17. Blinder A.S.(2009), How Many US Jobs Might be Offshorable?. *World Economics*. 10(2):41-78.
18. Bouchard T.J., Loehlin J.C.(2001), Genes, Evolution, and Personality. *Behavior Genetics*. 31(3):243-273.
19. Cortes G.M.(2016), Where have the Middle-wage Workers Gone? A Study of Polarization Using Panel Data. *Journal of Labor Economics*. 34(1):63-105.
20. Costa P.T., McCrea R.R.(1992), Revised NEO Personality Inventory (NEO PI-R) and NEO Five-factor Inventory (NEI-FFI). Psychological Assessment Resources.
21. Cunha F., Heckman J.(2007), The Technology of Skill Formation. *The American Economic Review*. 97(2):31-47.
22. Frey C.B., Osborne M.A.(2017), The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerisation?. *Technological Forecasting and Social Change*. 114:254-280.
23. Griliches Z.(1969), Capital-skill Complementarity. *The Review of Economics and Statistics*. 51(4):465-468.
24. Jaimovich N., Siu H.E.(2012), Job Polarization and Jobless Recoveries. NBER Working Papers No.18334.
25. Jensen J.B., Kletzer L.G., Bernstein J., et al.(2005), Tradable Services: Understanding the Scope and Impact of Services Offshoring [with Comments and Discussion]. *Brookings Trade Forum*. pp.75-133.
26. Li H., Meng L., Shi X., et al.(2012), Does Attending Elite Colleges Pay in China?. *Journal of Comparative Economics*. 40(1):78-88.
27. Schultz T.W.(1961), Investment in Human Capital. *The American Economic Review*. 51(1):1-17.
28. Zhong H.(2011), Returns to Higher Education in China: What is the Role of College Quality?. *China Economic Review*. 22(2):260-275.

(责任编辑:朱 犁)