

人工智能技术、任务属性与职业可替代风险：来自微观层面的经验证据

王林辉 胡晟明 董直庆

【摘要】当前,人工智能技术在生产生活各个领域广泛应用,对劳动力市场造成一定冲击。前沿文献虽关注人工智能技术对劳动就业的替代效应,但缺乏从微观职业层面精准度量人工智能技术所引发的职业可替代风险。本文基于中国劳动力动态调查数据,选取任务属性、职业特征、工作环境与经济环境等输入变量,应用机器学习模型测算人工智能技术的职业可替代率,考察任务属性和职业技能宽度对可替代风险的影响,并探究职业替代的组群性和劳动选择偏好。结果表明:(1)人工智能技术会引发职业替代风险,中国19.05%的劳动就业面临高替代风险。人工智能技术对职业的替代风险受制于任务属性,其中思维类属性对可替代风险影响最大,而职业技能宽度越大则可替代风险越低。(2)人工智能技术的职业可替代风险存在组群性特征,非程式化认知交互型职业组群可替代风险最低,而程式化非认知交互型职业组群可替代风险最高。(3)人工智能技术的职业替代具有劳动选择偏好,年龄越大与受教育年限越短的劳动者可替代风险越高。为此,应动态调整高校专业培养方案和提高劳动者综合技能水平,以最大限度地降低人工智能技术对劳动力市场的冲击。

【关键词】人工智能技术;任务属性;职业可替代风险

【作者简介】王林辉,胡晟明,董直庆(通讯作者),华东师范大学经济与管理学部。

【原文出处】《管理世界》(京),2022.7.60~78

【基金项目】本文得到国家社科基金重大项目(20ZDA069)、国家社科基金一般项目(20BJY019)的资助。

一、引言

伴随人工智能的理论不断突破与应用场景的快速拓宽,人工智能技术将重塑人类生产生活方式,对社会产生颠覆性冲击。人工智能技术依赖大数据与超强计算能力,更易在规模经济、知识经济和强算法算力环境中应用与发展。中国凭借海量数据资源优势、巨大市场潜力与高互联网普及率,已跻身全球人工智能发展前列,正加速进入智能化时代。据中国专利保护协会统计,2018年中国人工智能专利申请量为76876件,高居世界首位。国际机器人联合会(IFR)统计数据显示,中国工业机器人存量呈指数式增长,近10年增速保持在20%左右。技术进步与职业更替总是相伴而生,20世纪信息技术的普及使得

规则明确且易于编码的常规型职业被机器设备大量替代,诸如计算机替代打字员、自动取款机替代出纳员(Autor et al., 2003; Autor, 2015; Bessen, 2015)。伴随技术创新和技术应用领域拓展,职业更替日益频繁,职业内涵开始朝高端化方向演变。人工智能技术依据机器学习算法,利用大数据结合超强算法算力,逐步实现自主学习、规律识别和判断决策,将计算机系统的自动化能力推向更高层次和更智能化领域。非常规型工作也正被智能化机器所替代,如卡车司机被无人驾驶技术取代、人工客服被聊天机器人取代,引发社会各界对人工智能技术可能造成大规模失业的担忧。为此,精准评估人工智能技术对职业的可替代风险,对于制定适宜的就业政策以及

时应对人工智能技术冲击,实现更充分更高质量就业意义突出。

人工智能技术对劳动就业影响的文献主要可分成以下3类。

第一类文献基于理论模型考察人工智能技术对劳动的影响。前沿文献多使用任务模型分析人工智能技术,通常以资本执行任务占比的增加衡量自动化扩张,以劳动执行任务占比的增加刻画新岗位创造(Aghion et al., 2017; 陈彦斌等, 2019; Acemoglu and Restrepo, 2020a)。任务模型研究发现,人工智能技术对劳动的影响方向并非确定,源于其不仅产生劳动替代效应减少就业,还存在生产率效应与岗位创造效应增加就业(Acemoglu and Restrepo, 2018a)。理论研究进一步引入劳动技能分类拓展任务模型,考察人工智能技术对不同类型劳动就业或收入分配的影响,研究发现人工智能技术更倾向于替代低技能劳动,并创造高技能劳动岗位,扩大劳动间收入差距(Acemoglu and Restrepo, 2018b; 王林辉等, 2020; Hémous and Olsen, 2022)。不同于任务模型的研究思路,也有文献将人工智能或机器人视为生产要素引入CES函数,分析人工智能与传统要素的关系,并得出人工智能技术对劳动的影响方向通常取决于人工智能与传统要素的替代弹性(DeCanio, 2016; 郭凯明, 2019)。

第二类文献基于地区、行业或企业数据实证检验人工智能技术对劳动的影响。多数文献研究发现,人工智能技术应用并未减少劳动力市场整体就业,通常只会导致制造业部门或低技能劳动就业减少,引发就业结构变化(Graetz and Michaels, 2018; 闫雪凌等, 2020)。这主要源于人工智能技术会产生就业创造作用:一是人工智能技术可通过提升整体经济生产率,增加非智能化部门就业需求(Acemoglu et al., 2020);二是人工智能技术在部门间存在就业溢出效应,可导致劳动在地区或行业间转移(Autor and Salomons, 2018; 孔高文等, 2020);三是人工智能技术发展衍生出新兴劳动岗位,可吸纳劳动就业(Dauth et al., 2017)。还有一些实证研究关注人工智能技术对

异质性劳动的影响,通常发现人工智能技术更多替代规则明确且易于程序化的常规任务,并且与非常规任务互补,而中等技能劳动较多执行常规任务,因而更多被机器取代,造成“就业极化”现象(孙早、侯玉琳, 2019; 王永钦、董雯, 2020; 余玲铮等, 2021)。此外,也有实证研究基于增长核算法量化人工智能技术对劳动就业或收入的影响,将劳动收入份额变化分解为替代效应、创造效应与生产率效应,基于宏观数据的测算结果表明,人工智能技术所产生的岗位替代效应大于创造效应,是引发劳动收入份额下降的重要原因(Acemoglu and Restrepo, 2019)。

第三类文献从微观职业或任务层面测算人工智能技术的就业替代风险。Frey 和 Osborne(2013)开创性地设计职业可替代风险测算方法(后文简称“FO方法”),从美国O*NET数据库中选取了感知操作等9种人工智能技术难以替代的职业属性,利用高斯分类器预测美国职业可替代风险,结果发现美国47%的就业面临高替代风险^①。这一研究在学术界引发广泛关注,不少学者通过假设各国职业特征相同并匹配各国职业编码,直接将FO方法的测算结果复制到芬兰、挪威、德国等其他国家(Pajarinen and Rouvinen, 2014; Pajarinen et al., 2015; Brzeski and Burk, 2015)。David(2017)遵循FO方法,基于日本数据重新筛选职业属性和训练样本,并采用随机森林模型测算日本职业可替代风险,结果表明55%的日本就业存在高替代风险。近期,国内学者也开始借鉴FO方法测算中国职业可替代风险。李磊和何艳辉(2019)、龚遥和彭希哲(2020)基于O*NET数据的估算结果分别发现,中国高达76%和59.5%的就业面临高替代风险。事实上,人工智能技术可能只是替代岗位的部分任务,未必是岗位整体,因此采用FO方法可能高估职业可替代风险(Autor and Handel, 2013)。Arntz等(2016)提出任务方法修正FO方法,从成人能力国际评估计划(PIAAC)数据库中筛选劳动个体从事的任务属性变量,测算OECD国家职业可替代率,结果表明仅有9%的职业面临高替代风险。Nedelkoska和Quintini(2018)、Pouliakas(2018)也采用任务方法测算

可替代率,研究发现 OECD 国家和欧盟国家分别有 14% 和 19.8% 的劳动可替代率超过 0.7。不同于上述文献采用机器学习模型的思路, Dengler 和 Matthes (2018) 手工将德国约 8000 种任务分类为常规和非常规任务,利用职业内常规任务份额测算德国职业可替代率,结果发现德国处于高替代风险的就业份额仅为 15%。

就本文研究所及,现有文献特点主要有二:一是集中在宏观层面研究人工智能技术对劳动的影响,难以有效识别人工智能技术的就业替代风险;二是微观职业层面研究尚处于初始阶段,现有文献测算结果呈现差异化且多数研究停留在职业可替代率的数值分析上,并未关注任务属性与职业可替代风险的关系。为此,本文基于中国劳动力动态调查数据,采用机器学习模型测算人工智能技术引发的职业可替代风险,探究职业技能宽度与可替代率关系,考察人工智能技术职业替代的组群性和劳动选择偏好;在评估人工智能技术职业可替代风险的基础上,拓展分析人工智能技术对劳动工时和岗位更替的影响,以及探讨不同行业智能化程度选择问题。本文的边际贡献主要为:一是囿于现有文献从职业层面测算可替代风险会出现高估问题,或仅基于任务属性测算而忽视外部环境影响,本文选取任务属性、职业特征、工作环境与经济环境因素作为输入变量,可以更准确地测算中国职业可替代率;二是采用职业技能属性种类数或综合能力衡量职业技能宽度,检验职业技能宽度对可替代率的影响;三是考察职业可替代风险的组群性,比较人工智能技术对不同职业组群的替代风险差异;四是检验人工智能技术的职业替代对不同特征劳动的选择偏好,从职业技能视角挖掘劳动特征与职业可替代风险的内在联系。

本文剩余结构安排如下:第二部分研究假说;第三部分研究方法设计;第四部分职业可替代率测算结果与评价;第五部分任务属性与职业可替代率;第六部分人工智能技术职业替代的劳动选择偏好;第七部分进一步拓展;第八部分基本结论。

二、研究假说

人工智能技术可以模拟人类思维过程 and 智能行为,如归纳、推理、判断等,实现计算机系统的拟人化,使机器能独立执行生产任务 (Aghion et al., 2017)。语音识别是人工智能技术的重要应用领域,机器通过识别和解析语音信号,转化为文本或命令做出响应,从而实现人类与机器自然语言沟通。无人驾驶是人工智能技术另一大应用领域,通过车载传感系统感知车辆周边环境,智能控制车辆运行方向及速度并规划行驶路线,以达到车辆自动驾驶的目的。不难发现,智能化是人工智能一大特征,大量传统任务如翻译、客服、收银、驾驶等逐渐由智能系统执行,会对劳动力市场产生广泛而深远的影响。Acemoglu 和 Restrepo (2020b) 研究发现,当每千名工人多使用一个工业机器人时,就业人口占比下降 0.2 个百分点,即减少 40 万份工作岗位要求。由此可知,人工智能技术的职业替代在现实生产生活中正不断发生。

人工智能技术对不同职业的替代程度存在差异,这种差异主要源于职业任务属性。任务属性是指从业人员执行生产任务需具备的思维能力和身体素质、技能专长等特征以及任务自身特征。职业能否被机器替代取决于任务属性,例如 20 世纪的计算机技术可按照程序命令执行具有高重复性、规则明确且易于编码等属性的任务。Autor 等 (2003) 依据任务的常规属性和分析交互属性区分任务类型,发现常规任务更易被计算机取代。有别于传统技术的劳动替代范围,特别是深度学习提出后,人工智能技术可以不依赖于具体程序命令,而是遵循通用学习规则,从海量大数据中获取信息,可实现自主学习。因此,传统认知中难以被替代的非常规任务也可能面临较高替代风险。当然,现阶段人工智能技术仍无法完全模仿人类行为和替代人类执行所有任务,尤其是无法执行需要人类思想与情感的任务,这些任务通常要求劳动者具备较强思维能力和社交能力 (Arntz et al., 2016; Autor, 2019)。

假说 1: 人工智能技术存在职业替代效应,且职业可替代风险受制于任务属性。其中,非程式化且

对思维能力和社交能力要求高的任务,职业可替代风险相对低。

不同任务对劳动者的技能要求存在差异,社交型任务对语言表达能力要求较高,生产型任务对体力或手工能力要求较高,技术型任务强调思维与创新能力等。现实中,一项工作任务可能要求多维度或多层级技能协调完成。通常,可将某一职业的任务属性拆分成若干职业技能属性,那么职业所涵盖的技能属性宽度越大,职业可替代风险将越低。例如,律师要求逻辑推理、语言表达、归纳总结等多种技能属性,搬运工仅要求体力这一技能属性,显然前者可替代风险低于后者。20世纪广泛应用的流水线技术可将整体生产活动拆分成一系列简单且连续的单一生产任务,其中每种任务会由专职人员执行,生产活动表现为一系列任务集合。因此,每位任务执行者只需掌握任务要求的单一技能即可,那么机器化大生产就能通过专业分工和流水线方式极大提高生产效率。然而,由于流水线技术往往追求生产专业化和分工精细化,使得任务或职业技能宽度缩小,导致职业可替代风险加剧。

不同于传统流水线技术,人工智能技术在人机结合情境中可实现任务的智能化集成,即将传统碎片化任务集成后统一由智能机器完成,职业被人工智能技术替代可能性大大增加。Bessen(2015)发现自动取款机的应用导致美国银行柜员在1988-2004年间平均减少1/3,但支行数量增加40%以上,这也使得美国柜员职责由单一技能要求的现金结算任务,转变为销售、理财等综合技能要求,体现出职业技能宽度扩大会降低可替代风险。又如,银行柜员仅需具备现金支付与结算核算等业务技能,但银行信贷员不仅应掌握基本出纳能力,还需具备贷款咨询、了解客户借款需求、评定信用与风险等级、签订借款合同等多种能力。再如,打字员仅需具有速录能力即可,但秘书不仅需要熟练操作各项办公设备,而且应具备较强的语言表达能力、与领导和同事沟通能力、组织规划能力和团队协作能力等,甚至还需要一定创新能力,因此可预期掌握多种类型技能的

秘书可替代风险会明显低于只掌握单一技能类型的打字员。事实上,在20世纪80年代第一台个人计算机推出之后,打字员岗位已逐渐消失(Gordon, 2012),但秘书仍是现代企业和行政机构中不可或缺的工作岗位。

假说2:职业技能宽度决定职业可替代风险,单一技能要求的职业往往比综合技能职业可替代风险大;而职业技能宽度越大、综合能力越强,职业被人工智能技术替代的风险越小。

上述分析表明,职业是否被替代以及替代风险多大受制于任务属性。然而,有些职业可能会因具有某类或某些相同任务属性而表现出相似性,那么人工智能技术的职业替代可能存在组群性特征,即同一组群内职业可替代风险相近。一些职业会因思维复杂性或创新性相似等特征形成职业组群,该类组群被人工智能技术替代的风险较低。例如,科学研究人员、高等教育教师、工程技术人员等研究型职业,都对思维能力要求较高而形成组群,这类组群内的职业可能都会面临较低的替代风险;作曲家、画家和书法家等艺术类职业构成的组群,会因具备较强的创新能力而不易被人工智能技术取代。还有一些群体如心理咨询师、特殊教育教师、文化经纪人、婚姻家庭咨询师和人力资源专业人员等职业,需要较强的沟通、协作和交流等能力,这些职业形成的组群会因社交属性相似而都具有较低的可替代风险。相反,一些需要频繁移动身体位置、从事繁重体力劳动、执行可重复任务的职业如邮件分拣员、搬运工和包装工等,因常规属性相似而形成的职业组群,由于机器在完成常规型任务时比劳动者更精准且更有耐力,可能导致该组群面临较高的可替代风险。

事实上,人工智能技术对不同职业组群的替代效应强弱,可通过各职业组群就业人数的变化反映。Katz和Margo(2013)统计1920-2010年间美国职业就业分布变化情况,观察到专业技术类职业就业份额从5.6%上涨至25.1%,管理类职业就业份额从6.7%上涨至14.3%,而农业类职业就业份额从24.9%

下降至1.1%。根据中国第五次和第六次人口普查数据可知,在2000-2010年期间,中国科学研究类职业就业人数上涨76.57%,教学类职业就业人数上涨8.28%,种植类职业就业人数下降20.89%。数据证实,从事非程式化、创新与社交等类型职业的就业人数不断增长,表明这些职业组群在人工智能技术冲击下可替代风险较低。

假说3:人工智能技术的职业可替代风险存在组群特征,职业因任务属性相似而形成职业组群,同一组群内职业可替代风险相近,而不同组群的职业可替代风险存在差异。

毫无疑问,任务属性本质上是职业对劳动者执行任务的能力要求,而劳动者只有满足特定任务要求才能胜任这一职业。不同职业可替代风险存在差异,暗示人工智能技术对不同特征劳动存在选择偏好。性别是劳动者的重要特征,不同性别劳动者会因先天禀赋、后天训练和经验累积差异而形成不同类型能力,进而可能导致不同性别个体所能胜任的职业不同。大量研究证实女性相比男性拥有更强的语言表达、人际交往以及协助和照顾他人能力,使得女性在社交能力要求较高的行政办事、教育、金融和医疗等服务类职业中就业和收入比例不断上升(Wang et al., 2013; Ngai and Petrongolo, 2017; Graves and Kuehn, 2021)。根据《中国劳动统计年鉴》,在金融、教育以及卫生和社会工作等行业中,2018年中国女性就业比例分别高达54.35%、58.20%和66.51%。并且,女性更偏好工资固定且较为稳定的职业(Flory et al., 2015)。由于人工智能技术对社交能力要求较高的职业可替代风险较小,而女性在该类职业中更具性别与能力优势,因此人工智能技术对女性劳动替代风险可能低于男性。

年龄也是劳动个体的重要特征。由于劳动者随年龄增长会出现经验累积和体能衰减双重特征,因此年龄差距会造成劳动者身体素质、知识储备和工作经验存在差异。一般而言,中老年劳动者工作经验丰富、人际网络大、职业技能娴熟,而青年人往往知识储备前沿、适应力强、思维灵活且体力充沛。一

方面,人工智能技术往往对创新思维能力要求高的职业替代风险低,更具体能和知识优势的青年人通常会选择就职于这类更具挑战性的岗位,进而青年相对于中老年劳动者更能抵御职业更替风险。另一方面,当发生职业更替时,受家庭、地域、教育背景等因素约束,劳动就业往往存在路径依赖和职业惯性,随年龄增长愈加偏好稳定的职业,因此中老年劳动更换工作的主观可能性很小。现阶段,大量中老年劳动者从事农作物生产等传统职业,远离前沿技术也难以更换职业;相反,青年劳动者大多从事新兴职业诸如大数据分析等,从而导致人工智能技术对中老年劳动的替代风险更高。相关研究也发现,人口老龄化的加剧会推动人工智能通过替代老年劳动,以弥补劳动供给的短缺(Acemoglu and Restrepo, 2017; 陈秋霖等, 2018)。

当然,劳动者受教育年限在人工智能技术的职业替代中也发挥重要作用。通常,受教育年限越长的劳动者技能水平越高,其具备的思维能力、创新能力等方面的综合能力越强。因此,受教育年限越长的劳动者更能适应对综合能力要求高的职业,而受教育年限越短的劳动者往往倾向于选择就职于对思维能力与创新能力等综合能力要求较低抑或只需使用单一类型技能的职业,越难以应对人工智能技术的冲击,其职业可替代风险越高。Acemoglu and Restrepo(2018b)通过引入高、低技能劳动拓展任务模型,发现人工智能技术更倾向于选择替代低技能劳动。Graetz 和 Michaels(2018)的实证研究发现,机器人使用密度的增加会显著减少低技能劳动的就业份额。类似地,Bughin 等(2018)认为人工智能技术会减少程式化且非数字技能岗位需求和增加非程式化且数字技能岗位劳动就业,预期到2030年程式化且非数字技能岗位劳动收入份额会从33%下降至20%。

假说4:人工智能技术对不同劳动者的职业替代存在选择偏好,性别、年龄和受教育年限在其中扮演着重要角色,年龄越大、受教育年限越短的劳动者可替代风险可能越高。

三、研究方法设计

(一) 测算原理与数据说明

FO方法是基于职业层面的方法,通过将职业视为整体测算职业可替代率。事实上,人工智能技术替代的可能只是职业的部分生产任务,而未必是整体职业,因此FO方法可能高估职业可替代风险。为准确度量中国职业可替代风险,本文基于任务方法利用劳动个体从事的任务属性变量,测算人工智能技术的职业可替代率,且引入职业特征、工作环境与经济环境因素进行修正,使得结果更贴近现实。本文测算原理为监督学习算法,利用已知输入与输出变量的训练集估计机器学习模型参数,以建立输入与输出变量之间的映射关系,进而可在模型中输入新变量预测对应的输出变量^②。本文测算思路遵循机器学习模型一般步骤,主要包括输入变量选择、训练集构建、机器学习模型训练、可替代率预测。但本文与既有文献的不同之处在于:一是数据方面,本文采用中国劳动个体数据,考虑职业内任务的差异,规避基于职业整体高估替代风险的可能;二是训练集构建方面,依据当前中国职业中可智能化和难以智能化任务的特征,构造符合中国实际情境的训练集;三是输入变量方面,不仅选取任务属性变量,还引入职业特征、工作环境和经济环境等因素;四是机器学习模型方面,选择逻辑回归(LR)、支持向量机(SVM)与随机森林(RF)等多种机器学习模型,并且通过调参方法确定模型的最优参数,以确保测算结果的稳健性与准确性^③。

本文数据源于中山大学社会科学调查中心的中国劳动力动态调查(CLDS)数据库。通过筛选输入变量、剔除异常值和缺失值得2014年的4321个劳动样本,属于233个职业和19个行业,其中职业编码结构为5位码,编码规则采用《中华人民共和国职业分类大典(2015年版)》标准GB/T 6565-2015,行业编码手工转化为2017年国民经济行业分类标准GB/T 4754-2017。通过对比GB/T 6565-2015全部434个5位码职业与本文获取的233个5位码职业样本在八大职业类别中的分布情况(详细内容参见附录附表

1),可发现本文职业样本与总体职业的分布基本一致,表明本文职业样本一定程度上可反映中国职业整体状况。

(二) 输入变量的选择

任务属性是决定人工智能技术能否替代劳动的重要因素,且人工智能技术对不同属性任务的可替代能力存在差异。Frey和Osborne(2013)从O*NET数据库中选择手指灵敏度、原创性、说服力等9种人工智能技术难以替代的属性。这些属性变量评分越高,表明职业对这些属性的要求越高,职业可替代风险越低。然而,为判断人工智能技术对某项任务的替代程度,不仅应考虑难以自动化的属性,还需将适合自动化的任务属性纳入输入变量作为可替代的判断标准。Autor等(2003)、Acemoglu和Autor(2011)提出若任务的常规属性越强,即任务的规则越明确且越易于编码,则任务的自动化风险越高。为此,本文从CLDS数据库中同时筛选人工智能技术难以替代和适合替代的任务属性,主要包括掌握工作技能时间、能力和技能使用状况、专业技术资格数量、专业技术资格等级、使用新技术能力、阅读能力、与他人打交道频率、合作能力、社交机会、外语能力、普通话能力、管理能力、快速反应思考或脑力劳动频率、繁重体力劳动频率、频繁移动身体位置频率等15个任务属性,详细指标设计参见附录附表2。然而,现实中还存在除任务属性外的其他因素影响职业可替代率。为准确评估职业可替代风险,本文进一步将工作安全性、工作内容自由决定程度等职业特征,工作单位规模、有无工会等工作环境因素,以及劳动者所属城市的经济发展水平、产业结构、外贸依存度等宏观经济因素纳入输入变量。此外,本文对输入变量进行归一化处理。

(三) 训练集的构建

为构建训练集,本文通过确定现阶段人工智能技术完全不可替代和完全可替代的职业样本,分别将其可替代率标记为0和1。本文并未使用与既有文献完全相同的训练集,主要考虑到中国与其他国家人工智能技术发展程度和样本时点差异。一方

面,对于标记为1的训练样本,依据中国人工智能技术发展现状,采用三方面佐证材料判断职业能否被完全替代。一是根据职业任务描述,从国家知识产权局专利检索数据库中,搜索可自动化执行该职业任务的专利,确保人工智能技术替代该任务在技术上可行,如“一种自动化包装机器人”专利能实现包装任务自动化;二是从新闻资讯中搜索该职业任务实现自动化的实际案例,验证人工智能技术替代该职业现实中已发生,如橡胶制品自动化生产已在国内多家企业实现;三是根据IFR统计的中国不同行业及不同用途机器人数量,判断机器人替代劳动情况,如中国2014年焊接类机器人存量为76204台,大量替代机械热加工人员的焊接任务。本文标记为1的训练样本主要包括装卸搬运和运输代理服务人员、仓储人员、纺纱人员、针织人员、印染人员、印刷人员、橡胶制品生产人员、塑料制品加工人员、耐火材料制品生产人员、矿物采选人员、机械冷加工人员、机械热加工人员、包装人员等255个劳动个体样本。

另一方面,对于标记为0的训练样本,借鉴FO方法的选择,主要源于FO方法是依据牛津大学工程科学系研讨会上人工智能领域权威专家的调查,专家凭借自身专业知识筛选出人工智能技术短期内难以替代的职业并标记为0,而当前中国整体技术发展仍处于追赶世界前沿技术阶段,因此发达国家现有技术无法替代的职业,中国短期内可能也难以实现自动化。当然,本文也依据中国相关文献资料微调

修正无法被人工智能技术替代的职业。本文标记为0的训练样本主要包括人民法院和人民检察院负责人、基层群众自治组织负责人、企业负责人、事业单位负责人、法学研究人员、管理学研究人员、其他科学研究人员、建筑工程技术人员、西医医师、中医医师、律师、高等教育教师、中等职业教育教师、中小学教育教师、幼儿教育教师、工艺美术与创意设计专业人员、体育专业人员等457个劳动个体样本。

本文在参数的合理取值范围内,通过调整参数使模型对样本数据预测精度最高,进而确定最优参数。此外,由于SVM模型对输入变量取值范围较为敏感,将输入变量范围标准化在[0,1]。本文采用10折交叉验证方法获得,LR、SVM、RF模型的预测精度分别为0.7745、0.7698、0.8318,表明模型对人工智能技术替代风险的预测较为准确。

四、人工智能技术的职业可替代率测算结果与评价

(一)职业可替代率分布情况

图1呈现机器学习模型测得的职业可替代率分布直方图及核密度曲线,其中横轴为不同程度可替代率,纵轴为劳动就业份额。LR模型测算的结果显示,聚集在可替代率(0.2,0.3]区间的劳动者最多,约占总体的14.42%,其次是分布在(0.1,0.2]区间的劳动者,约占14.21%,而职业可替代率大于0.9的劳动者仅占1.50%。SVM模型测算的结果显示,14.16%的劳动分布在可替代率(0.2,0.3]区间内,其次13.15%

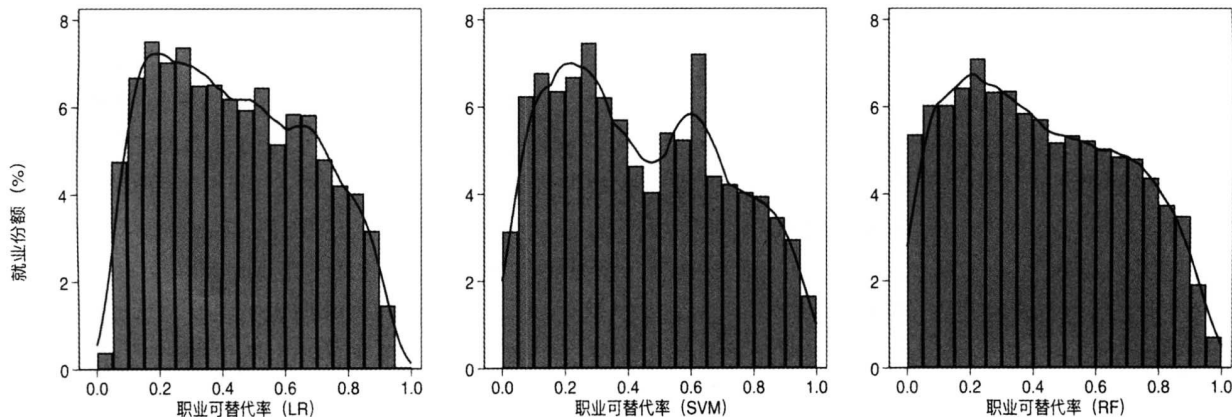


图1 职业可替代率分布情况

的劳动可替代率处于(0.1, 0.2], 仅有 4.63% 劳动者的职业可替代率高于 0.9。RF 模型测算的结果同样表明, 劳动最多分布在可替代率(0.2, 0.3] 区间, 约占总体 13.45%, 其次是(0.1, 0.2] 区间, 约占总体 12.47%, 且有高达 11.41% 劳动者可替代率不超过 0.1, 但仅有 2.64% 的劳动者可替代率超过 0.9。可知, 三类机器学习模型测得的职业可替代率分布基本一致, 均呈现“单极化”右偏分布特征, 多数职业可替代率位于(0.2, 0.3] 区间, 较少群体替代风险超过 0.9, 表明当前中国劳动力市场面临的人工智能技术替代风险总体偏低, 但仍有部分劳动者面临较高替代风险。

借鉴 Frey 和 Osborne(2013) 的风险划分标准, 将职业可替代率处于[0, 0.3]、(0.3, 0.7] 和(0.7, 1] 区间划分为低、中、高风险。表 1 呈现各类机器学习模型测

得的不同风险程度就业份额, 且对比只考虑任务属性与同时考虑任务属性、职业特征、工作环境和经济环境两种情形。结果表明, 对于只考虑任务属性的情形, 高风险就业份额平均为 20.92%。但进一步引入职业特征、工作环境和经济环境因素后, 高风险就业份额降至 19.05%。由此表明, 只考虑任务属性会高估人工智能技术替代风险, 这源于现实中还存在技术应用时滞性、替代成本等因素影响人工智能技术对劳动的替代。然而, 尽管 35.94% 的劳动者可替代风险较低, 但仍有高达 45.01% 的劳动者面临中等程度替代风险, 预示未来人工智能产业化发展将对中国劳动力市场产生较大冲击。

为说明本文研究方法的合理性, 表 2 对比现有文献与本文的测算结果, 低、中、高风险划分标准仍为

表 1 不同风险程度劳动就业份额 (单位: %)

测算方法	LR	SVM	RF	均值
只考虑任务属性				
低风险	33.90	34.74	34.31	34.32
中风险	49.73	47.13	37.44	44.77
高风险	16.37	18.13	28.25	20.92
同时考虑任务属性、职业特征、工作环境和经济环境				
低风险	33.79	36.70	37.33	35.94
中风险	48.48	42.95	43.60	45.01
高风险	17.73	20.34	19.07	19.05

表 2 不同文献测算结果比较 (单位: %)

文献	Frey 和 Osborne (2013)	David(2017)	Dengler 和 Matthes (2018)	Pouliakas (2018)	Nedelkoska 和 Quintini(2018)		Arntz 等(2016)		本文
测算方法	职业方法	职业方法	任务方法	任务方法	任务方法		任务方法		任务方法
机器学习模型	高斯分类	RF	非机器学习模型	LR	LR		EM 算法		LR、SVM、RF
输入变量	职业属性	职业属性	任务属性	任务属性	任务属性		任务属性、职业特征		任务属性、职业特征、工作环境、经济环境
国家	美国	日本	德国	欧盟	挪威	美国	美国	德国	中国
低风险	33	18.98	40	13.8	—	—	—	—	35.94
中风险	19	25.41	45	66.5	—	—	—	—	45.01
高风险	47	55.61	15	19.8	6	10	9	12	19.05

可替代率 $[0, 0.3]$ 、 $(0.3, 0.7]$ 、 $(0.7, 1]$ 。Frey 和 Osborne (2013)、David(2017)基于职业方法,将职业视为整体,设计人工智能技术难以替代的职业属性,应用高斯分类和RF模型测算可替代率,发现美国和日本分别有47%和55.61%的劳动就业面临高替代风险。然而,职业方法未考虑职业内任务差异性对替代风险的影响,可能导致可替代率的高估,这源于人工智能技术未必会替代整体职业,而可能是替代职业内的部分任务,实现任务自动化与职业改造升级。例如,人工智能技术帮助金融分析师完成采集数据和分析数据任务,但与客户洽谈、投资决策等任务仍需劳动者完成;又如,智能化机器会替代医护人员完成诊断、分析、监测和记录病情等任务,但治疗方案确定、手术治疗、与患者交流等任务仍需劳动者来执行。为此, Dengler 和 Matthes(2018)、Pouliakas(2018)、Nedelkoska 和 Quintini(2018)、Arntz 等(2016)基于任务方法,选择与人工智能技术替代相关的任务属性,利用劳动个体层面数据测算可替代率。不难发现,任务方法得到的高风险就业份额明显低于职业方法的结果。但是上述任务方法只是根据任务属性测算,并未进一步考虑职业特征、工作环境和经济环境对职业可替代率的影响,因此测算结果仍不够准确。而本文基于任务方法,不仅考虑职业内任务属性,还引入职业特征、工作环境和经济环境因素,采用3类机器学习模型得到平均有19.05%的劳动就业面临高替代风险,可确保测算结果的准确性和稳健性。

(二)代表性职业可替代率测算结果

本文呈现部分代表性职业可替代率测算结果(详细内容参见附录附表3)。总体而言,多数职业可替代率测算结果符合常识性认知。对于可替代率较高的职业,耐火材料制品生产人员、橡胶制品生产人员、炼铁人员、塑料制品加工人员和矿物采选人员等职业平均可替代率分别为0.8201、0.7982、0.7538、0.7205和0.6901,均面临非常高的替代风险,源于当前中国化学品制造业、橡胶和塑料制造业、冶金业和机械设备制造业的机器人规模急剧扩张,且无人驾驶技术已在采矿领域逐步推广。纸制品制作人员、

纺纱人员和印染人员同样面临较高可替代风险,这是由于当前造纸业和纺织业机器人的大量应用。服装裁剪和洗染织补人员、包装人员的可替代率分别高达0.6350、0.6986,源于机械切割、打磨、包装机器人大量投入生产。未来人工智能技术发展可能使得上述职业被替代的情况更突出,机器设备的高效率、低成本和安全性等特点将使劳动在此类职业上不再具备比较优势。

与此相反,有一部分职业却不易被人工智能技术取代。中小学教育教师和高等教育教师等教育类职业被人工智能技术替代的可能性很小,可替代率均值分别为0.1249和0.0986。教师的职责不仅在于“教书”而且在于“育人”,尽管人工智能系统能帮助学生解答学习疑惑,例如在线课程中聊天机器人可以胜任助教角色,但无法与学生进行情感沟通,也难以指导学生心理健康成长(李栋,2018)。同时,从事高等教育的教师还承担着较强创新性的科研任务。因此,未来人工智能技术可朝着辅助教师开展教学活动的方向发展。社会工作专业人员、事业单位负责人和人力资源专业人员的可替代率分别为0.0665、0.1898和0.0479,因为这些职业要求从业人员具备较强社交、感知、管理以及协作等能力,其中事业单位负责人应具备极强的管理能力和综合素养,而人力资源专业人员需要善于应对复杂人际关系,显然是当前人工智能系统所不具备的能力。西医医师的可替代率为0.1642,尽管智能化机器可依靠过往规律诊断与预测病情,但源于人体结构复杂多变且疾病预测存在风险,在生命健康领域中细微差错都难以容忍,何况人工智能系统也缺乏与病人情感沟通的能力,因而人工智能技术更多是辅助医生完成任务,例如IBM研制的Watson超级计算机能更有效率地帮助医生诊断病情和提供建议。电力工程技术人员、经济专业人员和律师等职业的可替代率分别为0.1117、0.1527和0.1090,这些职业需要劳动者具备较强的专业技能,如要求律师具备极强的逻辑思维和语言表达能力。文艺创作与编导人员可替代率为0.1860,要求从业人员具备较强创造性思

维。当前,人工智能技术尚停留在“人工窄智能”阶段,尚未达到“通用人工智能”阶段,因此无法胜任这些具有创新、管理和协作等属性的任务。

(三)行业可替代风险分布情况

图2呈现19个行业不同风险程度就业份额^④。结果显示,高风险就业份额排在前列的行业包括农林牧渔业、采矿业、制造业和建筑业,高风险就业份额均高于20%,表明这些行业面临较高的人工智能技术替代风险。这类行业生产任务如采掘、装卸、搬运等大多为规则明确且易于编码的程式化任务,同时部分任务危险性高、工作环境恶劣,从而推动人工智能技术在这类行业中的落地应用。交通运输、仓储和邮政业、住宿和餐饮业、居民服务、修理和其他服务业的高风险就业份额在10%以上,也存在一定程度替代风险。尽管这些行业包含需要较强社交能力的职业如销售人员,但仍然存在大量程式化职业,诸如客运售票员、仓储人员、邮件分拣员等交通运输、仓储和邮政业职业,前厅服务员、收银员、停车管理员等属于住宿和餐饮业的职业,裁缝、洗衣师、保安员等居民服务、修理和其他服务业职业。如今智能物流分拣系统、扫地机器人、全自动洗衣机、自助收银终端、客服机器人已融入日常生活,无人零售、智能家居等新兴商业模式不断涌现,一些服务业职业也面临较高替代风险。然而,需要较强学习能力、创新能力、社交能力等综合素养的行业,如金融业、科学研究和技术服务业、教育、卫生和社会工作、文化、体育和娱乐业等行业的高风险就业份额均低于5%,表明该类行业面临的可替代风险较低。综合可知,行业层面的人工智能技术可替代风险存在显著

差异,第一、第二产业中的行业比第三产业面临更高替代风险,低端服务行业相对高端服务行业的可替代风险更高。

职业可替代率是人工智能技术对职业潜在替代风险的评估结果。为进一步刻画现阶段中国人工智能技术冲击下劳动力市场的实际就业替代情况,本文也通过回归方法,以机器人存量为解释变量,分别以劳动是否就业、劳动工时与劳动工资为被解释变量,基于中国劳动力动态调查数据,估计每单位机器人实际替代的就业、工时和工资,进而以各职业内实际被机器人替代的就业份额、工时份额和工资份额度量人工智能技术对职业的实际替代率。本文将职业可替代率与从就业、工时和工资3个维度测算的实际替代率进行比较。结果发现,职业可替代率与实际替代率之间呈现显著正相关关系,且现阶段人工智能技术可发挥较强替代作用的职业,往往也具有较高的潜在替代风险,进一步证实了职业可替代率测算的合理性。

五、任务属性与职业可替代率

(一)任务属性贡献率

上述分析初步反映人工智能技术的职业可替代率与任务属性存在一定关联。那么,哪些任务属性在职业可替代风险中扮演更为重要的角色?不同任务属性与职业可替代率的关系如何?图3给出任务属性对可替代率的贡献率,体现不同任务属性对可替代率预测的相对重要性。掌握工作技能时间、使用新技术能力、快速反应思考或脑力劳动频率等属性贡献率较高,分别为10.90%、7.12%和7.31%,这些属性与思维能力息息相关。与他人打交道频率和外

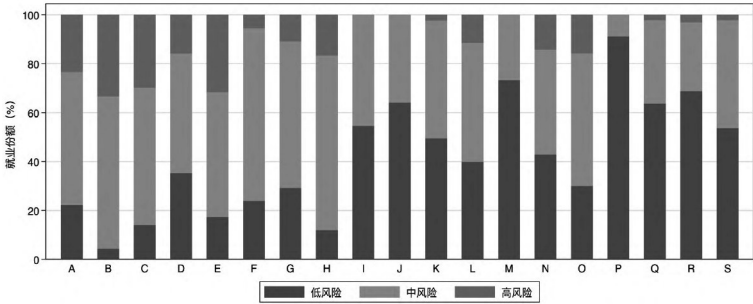


图2 行业不同风险程度就业份额

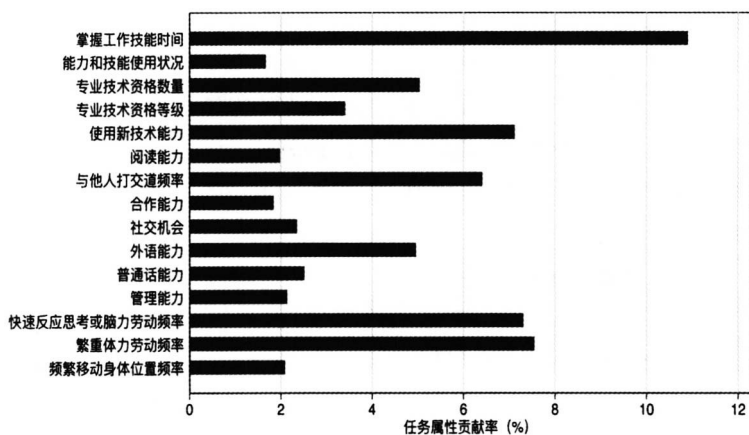


图3 不同任务属性贡献率

语能力贡献率分别为6.41%和4.96%,反映任务对社交能力的要求。繁重体力劳动频率也具有较高贡献率,是区分任务是否具备程式化特征的重要因素。总体而言,与思维能力相关的任务属性对职业可替代率预测更为重要。

图4呈现的是将任务属性标准化为百分制后,绘制的任务属性与职业可替代率关系的散点图。图形显示,掌握工作技能时间、能力和技能使用状况、专

业技术资格数量、专业技术资格等级、使用新技术能力、阅读能力、与他人打交道频率、社交机会、外语能力、普通话能力、管理能力、快速反应思考或脑力劳动频率与可替代率明显负相关,表明职业的这些任务属性评分越高,则可替代风险越低。相反,繁重体力劳动频率和频繁移动身体位置频率与可替代率正相关,若职业这两种任务属性评分越高,则职业可替代风险越高。

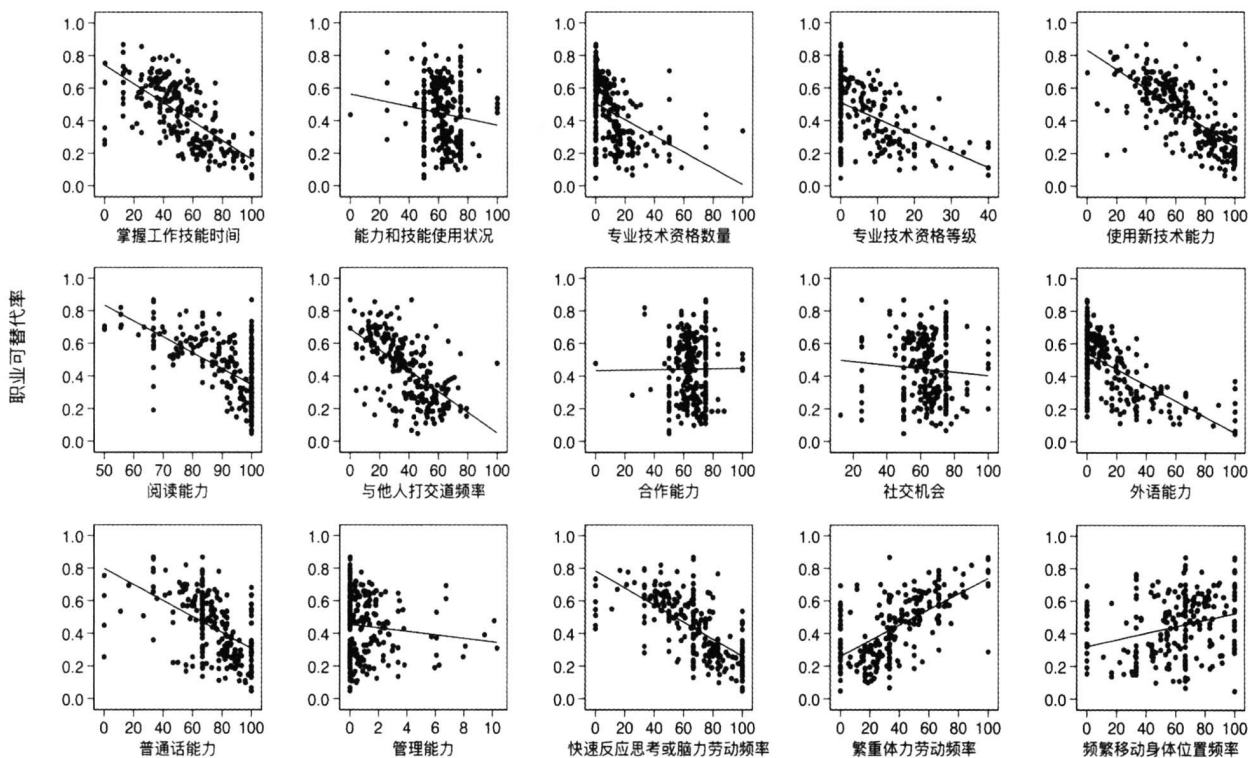


图4 任务属性与职业可替代率关系的散点图

(二)职业技能宽度与职业可替代率

如上所述,掌握工作技能时间、能力和技能使用状况、专业技术资格数量等任务属性与可替代率之间存在负向关系。本文将负向影响的任务属性定义为技能属性,技能属性可反映职业对任务执行者的技能要求,意味着若职业对某一种技能属性要求提高,则人工智能技术替代风险会降低。那么,对多种技能属性要求均高的职业是否比仅对一种技能属性要求高的职业可替代风险更低?为此,本文构造职业技能宽度指标,检验职业技能综合化对职业可替代率的影响。职业技能宽度是指职业要求从业人员应具备的技能属性种类数或综合能力。本文采用3种方法测算职业技能宽度:一是先将技能属性评分标准化为百分制,若职业某一技能属性评分超过60,则认为职业具备该技能属性,统计各职业技能属性种类数衡量职业技能宽度,称为“计数法”;二是将每个技能属性对可替代率的贡献率与总贡献率比值作为权重,以技能属性加权平均值度量职业技能宽度,称为“贡献法”;三是采用熵权法确定技能属性权重,并以线性加权综合评价结果表征职业技能宽度,称为“熵权法”。

图5描述3种方法测得的职业技能宽度与职业可替代率关系的气泡图,其中气泡面积表征职业就业规模,气泡颜色表征职业类型。图形显示,职业技能宽度与职业可替代率负相关,表明要求多种类型技能的职业比只要求单一技能的职业被人工智能技

术取代的风险更低,技能种类越多则职业被替代的可能性越小,反映未来人工智能环境中人类从事的职业往往要求技能更具综合性。此外,从气泡的颜色上看,技术型职业技能宽度最大,其次为服务型职业,生产型职业最小。

(三)任务属性与职业可替代风险的组群性

尽管人工智能技术对不同职业的可替代风险存在差异,但是一些职业因任务属性相似会形成组群,同一组群内职业可替代风险相近,即职业可替代风险可能存在组群性。为检验人工智能技术替代风险的职业组群性,采用K均值聚类法对233个职业进行聚类分析。由于15种任务属性存在一定相关性,本文在聚类分析前将任务属性分类为思维能力、社交能力和常规能力。思维能力包括掌握工作技能时间、能力和技能使用状况、专业技术资格数量、专业技术资格等级、使用新技术能力、阅读能力、快速反应思考或脑力劳动频率;社交能力包括与他人打交道频率、合作能力、社交机会、外语能力、普通话能力、管理能力;常规能力包括繁重体力劳动频率、频繁移动身体位置频率。将各类能力包含的任务属性贡献率占比作为权重,利用任务属性加权平均值衡量思维能力、社交能力与常规能力。图6刻画3种能力与职业可替代率关系的气泡图。图形显示,职业可替代率与思维能力、社交能力负相关,而与常规能力正相关,表明若职业对思维或社交能力要求越高、对常规能力要求越低,则职业可替代风险越低。

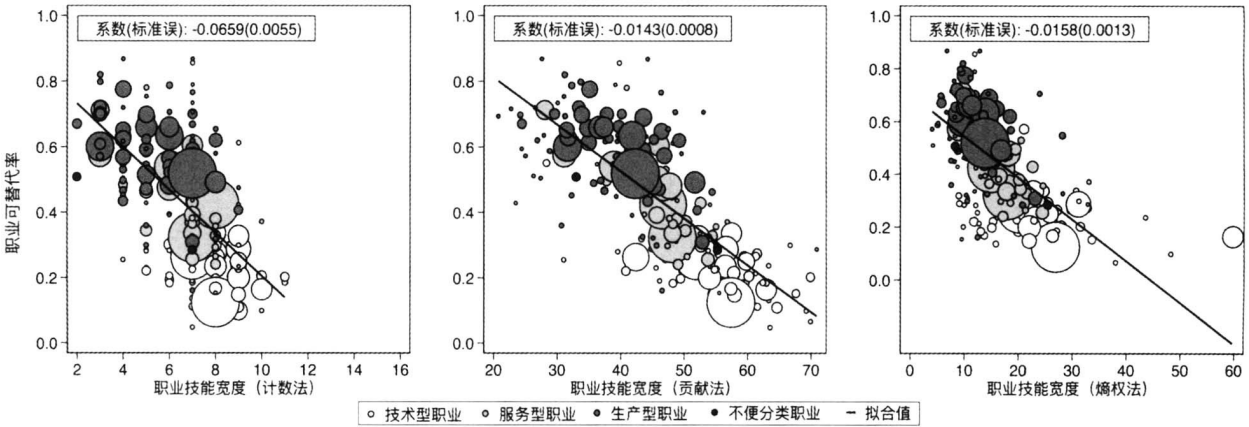


图5 职业技能宽度与职业可替代率关系的气泡图

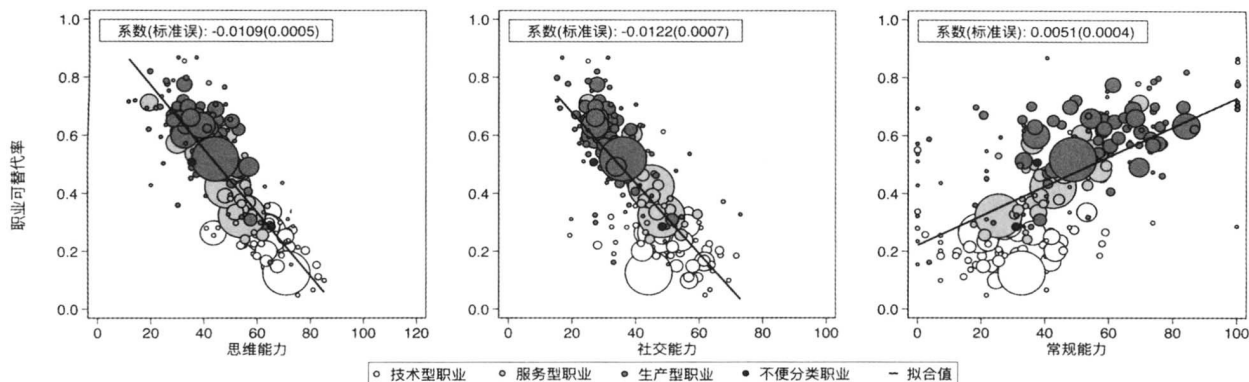


图6 思维能力、社交能力和常规能力与职业可替代率关系的气泡图

根据聚类分析的手肘法则,将职业分为4组可大幅降低聚类误差平方和。为清晰呈现职业组群性特征,分别以思维与常规能力、社交与常规能力为坐标轴,绘制职业散点图,如图7所示。从左图横向来看,思维能力将组群1、2与组群3、4做出明显区分,其中后者相对前者思维能力更强;从左图纵向来看,组群1、3的常规能力明显强于组群2、4。从右图横向来看,社交能力可明显区分职业组群,其中组群3、4的社交能力强于组群1、2;从右图纵向来看,常规能力依然能较好地划分职业组群,其中组群1、3的常规能力强于其他组群。综合可知,不同职业组群的思维、社交和常规能力存在明显差异,职业可替代风险的组群性特征由任务属性决定。

本文借鉴 Autor 等(2003)的2×2矩阵分类法,以常规能力强弱区分“程式化”和“非程式化”职业类

型,以思维和社交能力强弱区分“认知交互”和“非认知交互”职业类型。表3给出职业组群的平均思维能力、社交能力、常规能力和职业可替代率。数据显示:组群1常规能力最强,但思维和社交能力最弱,可将组群1称为“程式化非认知交互型”,该组群人工智能技术替代风险最高,其平均职业可替代率高达0.5107。组群2不仅常规能力较弱,而且思维和社交能力也较弱,可将组群2称为“非程式化非认知交互型”,组群2平均职业可替代率高达0.4955,但略低于组群1。组群3思维能力和社交能力较强,且常规能力也较强,可将组群3称为“程式化认知交互型”,组群3平均职业可替代率为0.4390,相对组群1、2的可替代风险更低。组群4思维和社交能力在所有组群中最强,而常规能力最弱,可将组群4称为“非程式化认知交互型”,组群4被人工智能技术替代的风险最

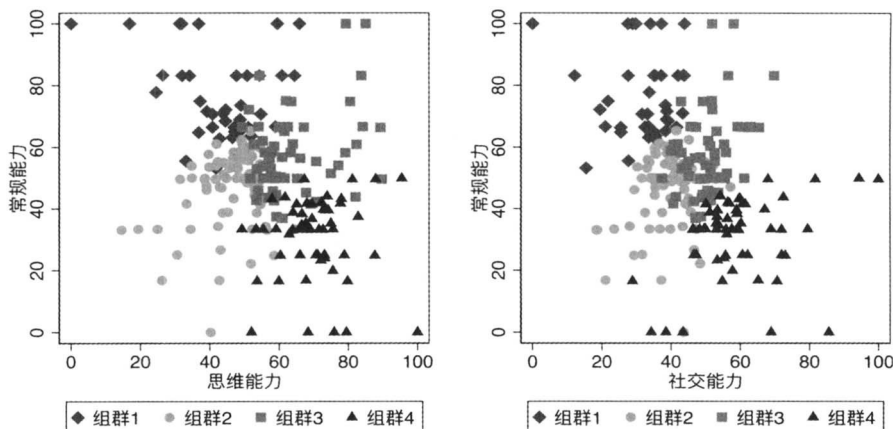


图7 职业组群特征

表 3 不同职业组群的能力特征及其可替代率

组群	名称	思维能力	社交能力	常规能力	平均职业可替代率			
					LR	SVM	RF	均值
1	程式化非认知交互型	41.86	31.45	80.47	0.4870	0.5219	0.5231	0.5107
2	非程式化非认知交互型	46.06	38.53	48.48	0.4856	0.4996	0.5013	0.4955
3	程式化认知交互型	64.13	50.69	59.21	0.4492	0.4422	0.4257	0.4390
4	非程式化认知交互型	69.57	58.68	30.93	0.3414	0.3387	0.3022	0.3275

低,平均可替代率仅为0.3275。综合可知,非程式化型相对程式化型组群的可替代风险更低,认知交互型相对非认知交互型组群的可替代风险更低,其中非程式化认知交互型组群可替代风险最低,程式化非认知交互型组群可替代风险最高。

表4列举不同职业组群中部分代表性职业。结果显示,程式化非认知交互型职业包括针织人员、金属轧制人员等规则明确、可重复性高且需要体力劳动的职业。非程式化非认知交互型职业主要包括轨道交通运输服务人员、汽车摩托车修理技术服务人员等需要应对复杂外部环境且付出体力劳动的职业。程式化认知交互型职业包括行政事务处理人员等依据常规程序但需要脑力劳动的职业。非程式化认知交互型职业包括高等教育教师、文艺创作与编导人员、设计师等需要创新思维、人际交往能力、应对复杂环境且开展脑力活动的职业。

六、人工智能技术职业替代的劳动选择偏好

上述分析是从任务或职业角度即就业需求方进行分析,而职业替代问题也需要关注就业供给方即劳动者。由于不同特征的劳动个体所能胜任的职业

类型存在差异,分析人工智能技术的职业替代是否存在劳动选择偏好具有重要意义。为此,本文还探究职业中劳动者性别、年龄与受教育特征和职业可替代率的关系。

图8依次呈现职业内男性劳动占比、职业平均年龄、职业平均受教育年限与职业可替代率关系的散点图。图形显示,职业内男性比例与职业可替代率相关性不显著,表明人工智能技术职业替代的性别偏好不明显,但男性相对女性可替代风险略高。年龄与可替代率正相关,表明年龄越大的劳动者面临越高替代风险。受教育年限与可替代率显著负相关,表明受教育年限越长的劳动者越不易被替代。综合可知,人工智能技术的职业替代存在劳动选择偏好,年龄越大、受教育年限越短的劳动者被人工智能技术替代的风险越高。

为何人工智能技术的职业替代存在劳动选择偏好?从职业技能角度分析,可能源于不同特征劳动者的职业技能存在差异。为验证这一结论,图9呈现劳动者性别、年龄、受教育特征与职业技能相关散点图。第一排的3幅图显示,职业男性比例与思维能力

表 4 不同职业组群的代表性职业

组群	名称	代表性职业
1	程式化非认知交互型	针织人员、金属轧制人员、饲料加工人员、调味品及食品添加剂制作人员、石油炼制生产人员、机械表面处理加工人员、建筑安装施工人员
2	非程式化非认知交互型	轨道交通运输服务人员、道路运输服务人员、殡葬服务人员、汽车摩托车修理技术服务人员、专用车辆操作人员、轨道交通运输机械设备操作人员
3	程式化认知交互型	行政事务处理人员、统计专业人员、司法鉴定人员、审判辅助人员、图书资料与微缩摄影专业人员、房地产中介服务人员、编辑
4	非程式化认知交互型	高等教育教师、文艺创作与编导人员、工艺美术与创意设计专业人员、管理学研究人员、环境保护工程技术人员、航天工程技术人员、西医医师、律师

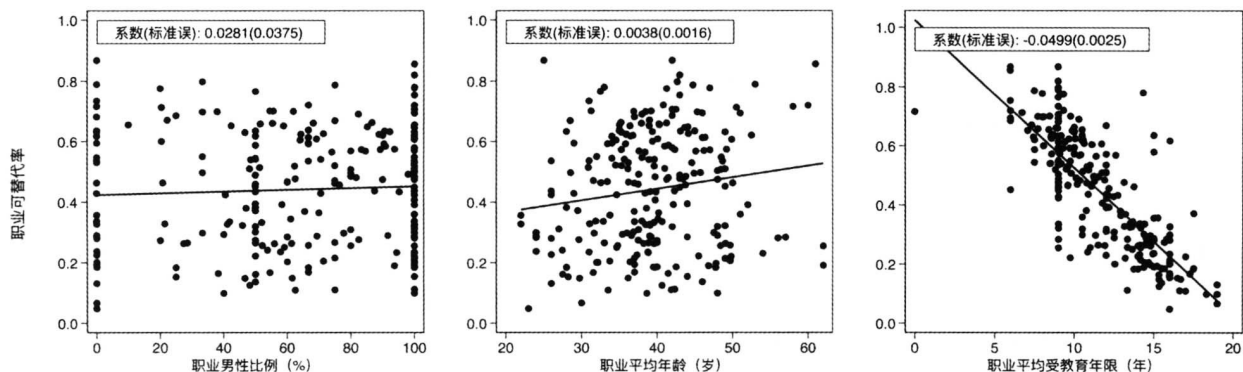


图8 劳动特征与职业可替代率关系的散点图

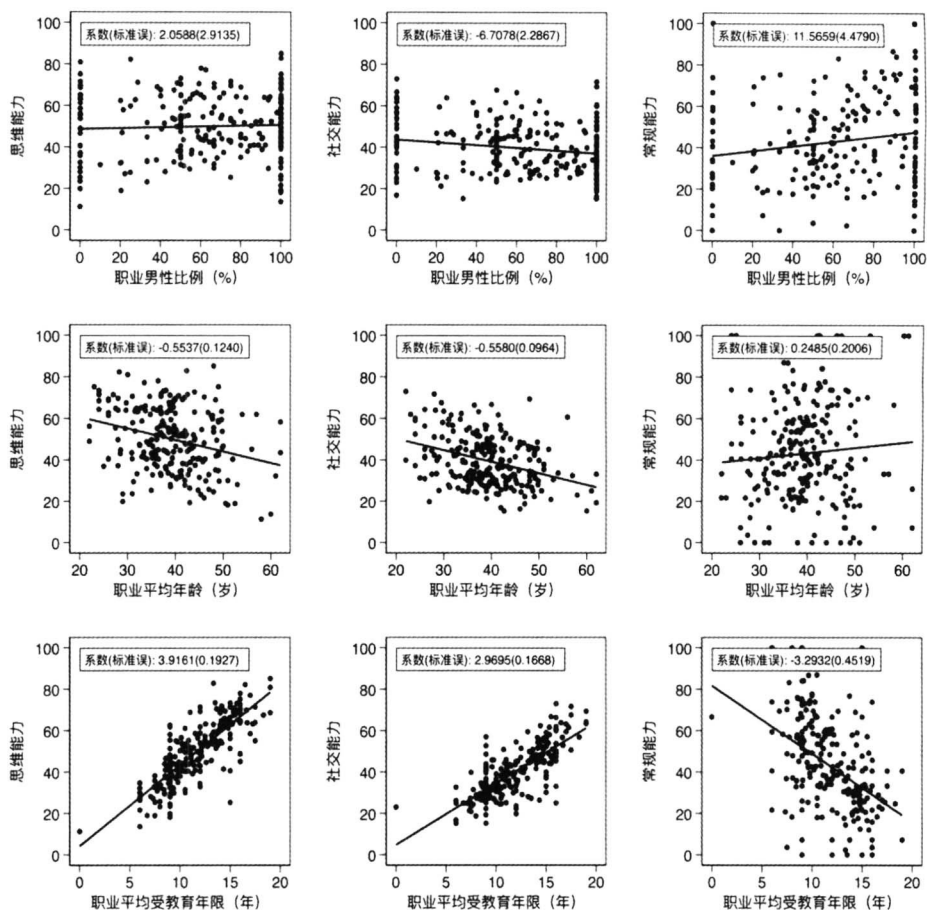


图9 劳动特征与职业技能关系的散点图

相关性不显著、与社交能力负相关、而与常规能力正相关,表明社交能力要求较低或常规能力要求较高的职业,可能男性相对于女性劳动者比例高。又由于社交能力要求越低或常规能力要求越高,职业可替代风险越高,从而解释人工智能技术略偏向于替代男性劳动者。第二排的3幅图显示,年龄与思维和

社交能力负相关,而与常规能力相关性不显著,表明思维或社交能力要求较低的职业中,劳动年龄通常偏大。又因为思维或社交能力要求越低的职业可替代风险越高,从而解释人工智能技术偏向于替代年龄较大的劳动者。第三排的3幅图显示,受教育年限与思维和社交能力正相关,而与常规能力负相关,表

明思维或社交能力要求较高、或常规能力要求较低的职业中,劳动者受教育年限往往较高。又由于思维和社交能力越强或常规能力越弱,职业可替代风险越低,从而解释人工智能技术更偏向于替代受教育年限较短的劳动者。

七、进一步拓展

前文基于任务属性应用机器学习模型测算人工智能技术的职业可替代率,考察职业技能宽度与可替代风险的关系,探究职业可替代风险的组群性和劳动偏好特征。那么,需要进一步思考中国情境中,人工智能技术的劳动替代是缩减劳动工时还是引发劳动岗位更替?行业智能化程度一定越高越好吗?在此,结合中国情境做进一步拓展研究。

(一)人工智能技术缩减劳动工时还是引发岗位更替?

人工智能技术的职业替代对劳动市场可能会产生两种后果:一是降低劳动强度如减少劳动工时。智能机器可通过替代劳动执行部分生产任务,此情形下人工智能技术扮演合作者角色,协助劳动完成生产任务并提升工作效率。人机协作情形不会产生明显失业,但可能会降低工作强度。二是引发岗位更替。智能机器也可能完全替代劳动执行所有生产任务,引致劳动者离开现有岗位或转移至新岗位,此情形下人工智能技术扮演竞争者角色。基于此,检验人工智能技术对劳动工时和岗位更替的可能性影响,构建如下回归模型:

$$\text{timechange}_i = \beta_0 + \beta_1 \text{sub}_i + \gamma X_i + \varepsilon_i \tag{1}$$

$$\text{workchange}_i = \beta_0 + \beta_1 \text{sub}_i + \gamma X_i + \varepsilon_i \tag{2}$$

其中,下标*i*表示劳动个体。timechange_{*i*}表示个

体*i*的工时变化率,通过匹配CLDS数据库中2012年和2014年连续两次追踪的劳动个体,利用个体月工作天数变化率表征工时变化率。workchange_{*i*}表示个体*i*的岗位是否发生更替,利用CLDS问卷中“请问您现在的工作和之前的工作一样吗”表征,若不一样则workchange_{*i*}=1,否则workchange_{*i*}=0。sub_{*i*}表示人工智能技术的可替代率,以前文LR、SVM和RF模型测得的可替代率表征。X_{*i*}为其他控制变量,包括个体性别、年龄、受教育程度、健康水平、民族、企业类型(1为国企、0为非国企)、是否全职、工作地点(1为室外、0为室内)、工作满意度等。

表5呈现人工智能技术对劳动工时和岗位更替影响的检验结果。结果显示,可替代率至少在5%的显著性水平上负向影响劳动工时,表明控制其他因素不变,人工智能技术替代风险越大,劳动工时减少越多。同时,仅有LR模型测算的可替代率对岗位更替存在显著正向作用。综合而言,人工智能技术更有助于缩减劳动工时,表明当前我国人工智能技术可通过人机协作方式替代劳动执行部分繁重、重复性高或危险性高的任务,降低工作强度并提高生产效率,但也可能替代部分工作岗位。

(二)所有行业都需要高度智能化吗?

前文基于任务属性评估行业可替代风险,发现程式化或思维、社交能力要求较低的行业通常面临更高替代风险。然而,现实中行业智能化发展也受制于要素成本、行业禀赋等诸多因素。为此,在考察可替代属性基础上,结合行业劳动年龄结构、工作强度、劳动成本、要素密集度等多重视角,综合评估行业智能化发展需求,相关数据主要源于《中国统计年

表5 人工智能技术对劳动工时和岗位更替的影响检验

	劳动工时变化率(OLS)			岗位是否更替(Probit)		
	LR	SVM	RF	LR	SVM	RF
可替代率	-0.2653*** (0.0831)	-0.1092** (0.0439)	-0.2076*** (0.0630)	0.5192* (0.2723)	0.0566 (0.1859)	-0.1649 (0.2389)
N	1398	1398	1398	1332	1332	1332
R ²	0.0179	0.0137	0.0172	0.0695	0.0663	0.0667

注:括号内为城市层面聚类标准误。限于篇幅,省略控制变量结果。*p<0.1,**p<0.05,***p<0.01。

鉴》《中国劳动统计年鉴》。

本文量化不同行业智能化程度影响因素(详细内容参见附录附表4)。(1)可替代属性。行业可替代属性是针对任务属性和人工智能技术可替代能力的测度结果,以行业内高风险就业份额量化可替代属性。其中采矿业、制造业、建筑业高风险就业份额均在25%以上,而科学研究和技术服务业、教育等行业不存在高风险就业人员。(2)劳动年龄结构。老龄化加剧会导致劳动供给短缺,而人工智能技术恰好可弥补劳动缺失,因而老龄化程度越高的行业越愿意采用智能化。以50岁以上就业份额衡量劳动年龄结构,发现农林牧渔业高达59.9%,信息传输、软件和信息技术服务业仅为4.8%。(3)工作强度。人工智能技术可避免劳动因高强度工作而产生的工作效率损失,也易保持生产高标准、高精度,因而工作强度越高的行业可能对智能化需求越大。以劳动周平均工作时间衡量工作强度,发现住宿和餐饮业的工作强度每周高达51.9小时,而农林牧渔业由于工作的季节性特征其周工作时间较少。(4)劳动成本。只有当智能机器低于劳动边际成本时,人工智能技术应用才具经济效益(Acemoglu and Restrepo, 2018a)。因此,高劳动成本行业可能更愿意推动智能化发展。以劳动平均年工资度量劳动成本,发现信息传输、软件和信息技术服务业高达16.14万元,而农林牧渔业仅为3.93万元。(5)要素密集度。在劳动短缺或资本丰裕行业中,可利用智能机器弥补劳动供给不足;相

反,在劳动丰裕或资本短缺行业中,应用人工智能技术不仅面临高昂的投资成本,还可能引发大规模失业。以行业劳动就业对数与行业增加值对数之比衡量劳动密集度,以行业固定资产投资额对数与行业增加值对数之比表征资本密集度(倪晓然、朱玉杰, 2016)。发现教育业劳动密集度较高但资本密集度较低,交通运输、仓储和邮政业则相反。

为直观呈现上述因素对行业智能化程度的影响,图10将可替代属性、劳动年龄结构、工作强度、劳动成本、劳动密集度、资本密集度两两归为一组,将不同因素取值范围平均分成3等份,对应强、中、弱3种智能化程度,散点图展示各行业依据不同标准会落入何种智能化范围。从左图横向来看,若从可替代属性考虑,可替代风险较高的农林牧渔业、采矿业、制造业、建筑业落入强智能化区域,其他行业落入中等和弱智能化区域。从左图纵向来看,就劳动年龄结构而言,只有老龄化程度最高的农林牧渔业被划入强智能化行业,老龄化程度较高的采矿业、建筑业、房地产业、水利、环境和公共设施管理业、居民服务、修理和其他服务业可选择中智能化程度,其他行业均被归入弱智能化区域。表明,农林牧渔业、采矿业、建筑业等传统行业老龄化问题较为突出,未来很可能会面临较大劳动供给缺口,人工智能技术在应对传统行业老龄化问题上可能会发挥积极作用。

从中间图横向来看,就工作强度而言,采矿业、制造业、建筑业、批发和零售业、交通运输、仓储和邮

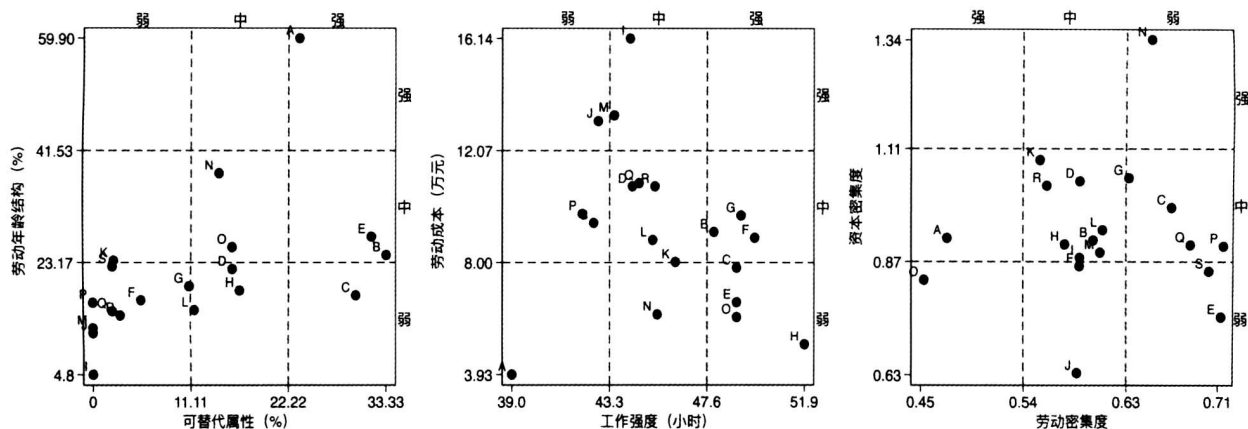


图10 不同行业智能化程度选择

政业、住宿和餐饮业、居民服务、修理和其他服务业可选择强智能化方向,这些行业工作强度较高。对于那些生产任务可重复性、精度要求较高或危险性较大的行业,适宜采用智能机器替代劳动执行部分生产任务,在降低劳动工作强度的同时,也能提升生产效率、产品质量和生产安全性。从中间图纵向来看,信息传输、软件和信息技术服务业、金融业、科学研究和技术服务业的劳动平均工资较高。就节约成本而言,这些行业应选择强智能化方向,但结合人工智能技术的可替代能力和行业任务属性,发现这些行业任务的创新性要求较高,劳动者在这些行业中扮演着不可或缺的角色,智能化可以采用与劳动互补而非替代的方式。采矿业、电力、热力、燃气及水生产和供应业、交通运输、仓储和邮政业等行业,从劳动成本角度考虑处于中等智能化区域,适度引入智能机器替代劳动有助于行业发展。

右图展示从要素禀赋视角对批发和零售业智能化程度选择的结果。劳动与资本密集度恰好扮演相反角色,劳动密集度越高的行业越不利于发展智能化,资本密集度越高的行业越适宜朝智能化方向发展。横向来看,劳动密集度较高的制造业、建筑业、教育、卫生和社会工作、公共管理、社会保障和社会组织等不适宜过度发展智能化,尤其是对于沟通与互动等需求较高的教育行业。而制造业和建筑业从可替代属性方面考虑,适宜应用人工智能技术,但过度发展智能化可能引发大规模失业。纵向来看,对于资本密集度而言,只有水利、环境和公共设施管理业落入强智能化范围,房地产业、电力、热力、燃气及水生产和供应业、交通运输、仓储和邮政业、文化、体育和娱乐业的资本密集度也相对较高,被划入中智能化行业,这些行业的丰裕资本要素能为发展人工智能技术提供良好投资环境。批发和零售业、金融业、居民服务、修理和其他服务业、公共管理、社会保障和社会组织因资本密集度较低被划入弱智能化行业。

综合而言,一个行业的智能化程度选择是由多方面因素共同决定,不能仅从人工智能技术可替代视角判断,在依据任务属性评估人工智能技术可替

代风险基础上,应结合行业劳动年龄结构、工作强度、劳动成本和要素密集度等多重因素,选择适宜的行业智能化方向。

八、基本结论

本文基于CLDS数据,选取任务属性、职业特征、工作环境和经济环境因素等作为输入变量,应用机器学习模型测算人工智能技术的职业可替代率,比较不同任务属性对可替代风险的影响差异;评估职业技能宽度与可替代风险的关系,采用K均值聚类法考察职业可替代的组群性特征,探究人工智能技术替代的劳动选择偏好;拓展分析人工智能技术对劳动工时和岗位更替的影响差异,探讨不同行业智能化程度选择问题。结果表明:(1)人工智能技术存在职业替代效应,现阶段中国19.05%的劳动就业面临高职业替代风险。分行业测算结果表明,采矿业、制造业、建筑业可替代风险较高,而科学研究和技术服务业、教育业可替代风险最低。(2)任务属性在人工智能技术对职业的替代中扮演重要角色,其中掌握工作技能时间、使用新技术能力、快速反应思考或脑力劳动频率等思维类属性对职业替代风险的贡献率较高。若职业技能宽度越大,则职业可替代风险越低,表明要求多种类型技能比仅要求单一类型技能的职业更难以被人工智能技术取代,且技能类型越多或综合能力要求越高,职业可替代风险越低。(3)人工智能技术的职业替代存在组群性特征。依据职业思维能力、社交能力和常规能力,可将职业分为程式化非认知交互型、非程式化非认知交互型、程式化认知交互型和非程式化认知交互型组群,其中程式化非认知交互型组群可替代风险最高,非程式化认知交互型组群可替代风险最低。同时,人工智能技术的职业替代存在劳动选择偏好,年龄越大、受教育年限越短的劳动者可替代风险越高。(4)拓展分析表明,现阶段中国人工智能技术应用会显著缩减劳动工时进而降低劳动强度,也会对部分岗位的劳动者形成替代,使劳动者岗位发生更替。需要特别指出的是,行业智能化程度选择不宜仅考虑职业可替代属性,还需考量行业劳动年龄结构、工作强度、劳

动成本和要素禀赋等多重因素。

当前,人工智能技术逐渐渗透到生产生活各个领域,在提升社会生产效率的同时,也给劳动力市场造成了较大冲击。为此,如何有效抓住人工智能技术带来的机遇并规避其引发的风险成为社会各界关注的焦点。基于本文研究提出如下建议:(1)高校要依据人工智能技术对劳动力市场的影响,建立学科专业增设、改造与撤销的动态调整机制。结合劳动力市场需求,科学地增补智能科学与技术、机器人工程、智能制造工程等相关专业,而对于高替代风险和就业需求较少的专业,要缩减其招生规模甚至实施撤销机制。(2)劳动者应通过掌握多元化技能,扩大自身技能宽度以规避技术冲击。无论是身处职业替代风险中的劳动者,还是未走上工作岗位的学生,都应不断更新自身知识储备,提高自身创新能力、社交能力、组织协调和合作能力等综合技能。只有掌握多种类型技能的复合型人才,才能更好适应日新月异的技术环境变化,降低被人工智能技术替代的风险。(3)政府部门继续健全社会保障体系,为劳动者职业转换提供保障。人工智能技术引发的职业更替不可避免,在此过程中受教育程度较低和年龄较大的劳动者失业风险可能更大。政府在积极推动人工智能技术应用和相关产业发展的同时,也应关注人工智能技术对劳动就业的冲击。一方面,政府应积极推动社会保障体系的建设,通过失业补助、失业人员家庭医疗与住房等专项救助等方式,给予失业者基本生活保障;另一方面,注重为失业者提供就业信息咨询、岗位推荐与职业技能培训服务,以及公益性岗位的兜底援助,最大限度地降低人工智能技术对劳动力市场的负面冲击。

本文研究是从任务属性、职业特征、工作环境与经济环境视角,对人工智能技术的职业可替代风险进行预测。可能囿于微观数据库指标和数据的限制、人工智能技术应用的滞后、智能机器与劳动成本比较,以及复杂多变的经济环境等因素对劳动力市场就业情况产生的动态影响,给准确度量人工智能技术引发的实际就业损失带来困难。尽管如此,本

文通过评估中国人工智能技术的职业可替代风险,可以了解哪些职业和行业会面临更高替代风险,何种任务属性对职业可替代风险存在重要影响,明晰拓宽职业技能宽度对降低可替代风险的重要意义,掌握不同类型职业组群的可替代风险差异,以及人工智能技术更偏好于替代何种特征劳动的信息。这些研究对制定职业技能培训、高校专业调整和劳动失业保障等政策,进而有效应对人工智能技术的就业替代风险具有重要意义。未来我们还将结合多个微观数据库,在测算职业可替代风险的基础上,考察人工智能技术对劳动工作时间和工作强度等影响,并进行职业、行业和地区层面的对比分析,以全面了解人工智能技术引发的实际就业损失。

注释:

①Frey 和 Osborne(2013)定义可替代率属于 $(0.7, 1]$ 为高风险,属于 $(0.3, 0.7]$ 为中风险,属于 $[0, 0.3]$ 为低风险,后续文献与本文研究均采用这一风险划分标准。

②由于职业存在替代或不替代两类结果,因此本文关注机器学习模型中的分类问题即预测职业属于替代和不替代中的哪个类别,也有不少文献将用于分类问题的机器学习模型称为“分类器”。

③对于二分类问题,此类机器学习模型可给出输出变量分别属于这两类的概率,且属于两类概率之和为1,则可根据预测概率大小判断输出变量的类别,若属于第一类的概率更大,则判定属于第一类,反之则判定属于第二类。

④行业编码规则:A农林牧渔业,B采矿业,C制造业,D电力、热力、燃气及水生产和供应业,E建筑业,F批发和零售业,G交通运输、仓储和邮政业,H住宿和餐饮业,I信息传输、软件和信息技术服务业,J金融业,K房地产业,L租赁和商务服务业,M科学研究和技术服务业,N水利、环境和公共设施管理业,O居民服务、修理和其他服务业,P教育,Q卫生和社会工作,R文化、体育和娱乐业,S公共管理、社会保障和社会组织。

参考文献:

[1]陈秋霖、许多、周羿:《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》,2018年第6期。

[2]陈彦斌、林晨、陈小亮:《人工智能、老龄化与经济增

长》,《经济研究》,2019年第7期。

[3]龚遥、彭希哲:《人工智能技术应用的职业替代效应》,《人口与经济》,2020年第3期。

[4]郭凯明:《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》,2019年第7期。

[5]孔高文、刘莎莎、孔东民:《机器人与就业——基于行业与地区异质性的探索性分析》,《中国工业经济》,2020年第8期。

[6]李栋:《人工智能时代教师专业发展特质的新定位》,《中国教育学刊》,2018年第9期。

[7]李磊、何艳辉:《人工智能与就业——以中国为例》,《贵州大学学报(社会科学版)》,2019年第5期。

[8]倪晓然、朱玉杰:《劳动保护、劳动密集度与企业创新——来自2008年〈劳动合同法〉实施的证据》,《管理世界》,2016年第7期。

[9]孙早、侯玉琳:《工业智能化如何重塑劳动力就业结构》,《中国工业经济》,2019年第5期。

[10]王林辉、胡晟明、董直庆:《人工智能技术会诱致劳动收入不平等吗——模型推演与分类评估》,《中国工业经济》,2020年第4期。

[11]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》,《经济研究》,2020年第10期。

[12]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》,《统计研究》,2020年第1期。

[13]余玲铮、魏下海、孙中伟、吴春秀:《工业机器人、工作任务与非常规能力溢价——来自制造业“企业—工人”匹配调查的证据》,《管理世界》,2021年第1期。

[14]Acemoglu, D. and Autor, D., 2011, "Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings", In Handbook of Labor Economics, vol. 4, pp. 1043 ~ 1171.

[15]Acemoglu, D., Lelarge, C. and Restrepo, P., 2020, "Competing with Robots: Firm-Level Evidence from France", NBER Working Paper, No. 26738.

[16]Acemoglu, D. and Restrepo, P., 2017, "Secular Stagnation? The Effect of Aging on Economic Growth in the Age of Automation", American Economic Review, vol. 107(5), pp. 174 ~ 179.

[17]Acemoglu, D. and Restrepo, P., 2018a, "Artificial Intelligence, Automation and Work", NBER Working Paper, No. 24196.

[18]Acemoglu, D. and Restrepo, P., 2018b, "The Race be-

tween Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment", American Economic Review, vol. 108(6), pp. 1488 ~ 1542.

[19]Acemoglu, D. and Restrepo, P., 2019, "Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor", Journal of Economic Perspectives, vol. 33(2), pp. 3 ~ 30.

[20]Acemoglu, D. and Restrepo, P., 2020a, "Unpacking Skill Bias: Automation and New Tasks", NBER Working Paper, No. 26681.

[21]Acemoglu, D. and Restrepo, P., 2020b, "Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets", Journal of Political Economy, vol. 128(6), pp. 2188 ~ 2244.

[22]Aghion, P., Jones, B. F. and Jones, C. I., 2017, "Artificial Intelligence and Economic Growth", NBER Working Paper, No. 23928.

[23]Arntz, M., Gregory, T. and Zierahn, U., 2016, "The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis", OECD Social, Employment and Migration Working Papers, No. 189.

[24]Autor, D. H., Levy, F. and Murnane, R. J., 2003, "The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration", Quarterly Journal of Economics, vol. 118(4), pp. 1279 ~ 1333.

[25]Autor, D. H. and Handel, M. J., 2013, "Putting Tasks to the Test: Human Capital, Job Tasks, and Wages", Journal of Labor Economics, vol. 31(S1), pp. S59 ~ S96.

[26]Autor, D. H., 2015, "Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation", Journal of Economic Perspectives, vol. 29(3), pp. 3 ~ 30.

[27]Autor, D. H. and Salomons, A. M., 2018, "Is Automation Labor-Displacing? Productivity Growth, Employment, and the Labor Share", NBER Working Paper, No. 24871.

[28]Autor, D. H., 2019, "Work of the Past, Work of the Future", AEA Papers and Proceedings, vol. 109, pp. 1 ~ 32.

[29]Bessen, J., 2015, "Toil and Technology", Finance & Development, vol. 52(1), pp. 16 ~ 19.

[30]Brzeski, C. and Burk, I., 2015, "Die Roboter Kommen: Folgen der Automatisierung für den deutschen Arbeitsmarkt", IN-GDiBa Economic Research, vol. 30, pp. 1 ~ 7.

[31]Bughin, J., Seong, J., Manyika, J., Chui, M. and Joshi,

R., 2018, "Notes from the AI Frontier: Modeling the Impact of AI on the World Economy", McKinsey Global Institute Discussion Paper.

[32]Dauth, W., Findeisen, S., Südekum, J. and Woessner, N., 2017, "German Robots—The Impact of Industrial Robots on Workers", CEPR Discussion Paper, No. 12306.

[33]David, B., 2017, "Computer Technology and Probable Job Destructions in Japan: An Evaluation", Journal of the Japanese and International Economies, vol. 43, pp. 77 ~ 87.

[34]DeCanio, S. J., 2016, "Robots and Humans—Complements or Substitutes?", Journal of Macroeconomics, vol. 49, pp. 280 ~ 291.

[35]Dengler, K. and Matthes, B., 2018, "The Impacts of Digital Transformation on the Labour Market: Substitution Potentials of Occupations in Germany", Technological Forecasting & Social Change, vol. 137, pp. 304 ~ 316.

[36]Flory, J. A., Leibbrandt, A. and List, J. A., 2015, "Do Competitive Workplaces Deter Female Workers? A Large-Scale Natural Field Experiment on Job Entry Decisions", Review of Economic Studies, vol. 82(1), pp. 122 ~ 155.

[37]Frey, C. B. and Osborne, M. A., 2013, "The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?", Oxford Martin School Working Paper.

[38]Gordon, R. J., 2012, "Is U.S. Economic Growth Over? Faltering Innovation Confronts the Six Headwinds", NBER Working Paper, No. 18315.

[39]Graetz, G. and Michaels, G., 2018, "Robots at Work", Review of Economics and Statistics, vol. 100(5), pp. 753 ~ 768.

[40]Graves, J. and Kuehn, Z., 2021, "Specializing in Grow-

ing Sectors: Wage Returns and Gender Differences", Labour Economics, vol. 70, pp. 1 ~ 31.

[41]Hémous, D. and Olsen, M., 2022, "The Rise of the Machines: Automation, Horizontal Innovation and Income Inequality", American Economic Journal: Macroeconomics, vol. 14(1), pp. 179 ~ 223.

[42]Katz, L. F. and Margo, R. A., 2013, "Technical Change and the Relative Demand for Skilled Labor: The United States in Historical Perspective", NBER Working Paper, No. 18752.

[43]Nedelkoska, L. and Quintini, G., 2018, "Automation, Skill Use and Training", OECD Social, Employment and Migration Working Papers, No. 202.

[44]Ngai, L. R. and Petrongolo, B., 2017, "Gender Gaps and the Rise of the Service Economy", American Economic Journal: Macroeconomics, vol. 9(4), pp. 1 ~ 44.

[45]Pajarinen, M. and Rouvinen, P., 2014, "Computerization Threatens One Third of Finnish Employment", ETLA Briefs, No. 12.

[46]Pajarinen, M., Rouvinen, P. and Ekeland, A., 2015, "Computerization Threatens One-Third of Finnish and Norwegian Employment", ETLA Briefs, No. 34.

[47]Pouliakas, K., 2018, "Determinants of Automation Risk in the EU Labour Market: A Skills—Needs Approach", IZA Discussion Paper, No. 11829.

[48]Wang, M. T., Eccles, J. S. and Kenny, S., 2013, "Not Lack of Ability but More Choice: Individual and Gender Differences in Choice of Careers in Science, Technology, Engineering, and Mathematics", Psychological Science, vol. 24(5), pp. 770 ~ 775.

附录

附表 1

总体职业与本文职业样本的分布对比

职业大类	总体职业数量(个)	总体职业比例(%)	本文职业数量(个)	本文职业比例(%)
生产制造及有关人员	171	39.40	94	40.34
农、林、牧、渔业生产及辅助人员	24	5.53	10	4.29
专业技术人员	120	27.65	71	30.47
办事人员和有关人员	9	2.07	5	2.15
社会生产服务和生活服务人员	93	21.43	47	20.17
军人	1	0.23	1	0.43
党的机关、国家机关、群众团体和社会组织、企事业单位负责人	15	3.46	4	1.72
不便分类的其他从业人员	1	0.23	1	0.43

附表 2 任务属性及其指标设计	
任务属性	CLDS 指标
掌握工作技能时间	为掌握这份工作所需要的主要技能,您花了多少时间:1 一天,2 几天,3 大约一周,4 不到一个月,5 一个月到3个月,6 超过3个月但不到一年,7 一年以上,8 三年以上
能力和技能使用状况	请您对目前/最后一份工作的能力和技能使用状况进行评价:1 非常不满意,2 不太满意,3 一般,4 比较满意,5 非常满意
专业技术资格数量	您获得过的专业技术资格证书(执业资格)一共有多少个?
专业技术资格等级	您获得的这份专业(包括职业资格)技术资格证书(执业资格)等级是:0 没有,1 初级(国家职业资格五级),2 中级(国家职业资格四级),3 高级(国家职业资格三级),4 技师(国家职业资格二级),5 高级技师(国际职业资格一级)
使用新技术能力	请您评估一下您用手机发短信、使用网上银行、网上购买火车票、银行 ATM 取款的能力:1 完全不会,2 不太行,3 还可以,4 完全没问题
	您在工作过程中,是否需要使用互联网:1 从不,2 很少,3 有时,4 经常
阅读能力	请您评估一下您在阅读报刊方面的能力:1 完全不会,2 不太行,3 还可以,4 完全没问题
与他人打交道频率	在工作中,您与顾客/服务对象、客户/供应商、各种来客、上级领导、下级同事、平级同事、上级部门/单位、下级部门/单位、其他单位打交道的频繁程度是:1 从不,2 很少,3 有时,4 经常
合作能力	请您对目前/最后一份工作的合作者状况进行评价:1 非常不满意,2 不太满意,3 一般,4 比较满意,5 非常满意
社交机会	目前工作对您的意义或价值是认识更多的人:1 非常不符合,2 比较不符合,3 无所谓,4 比较符合,5 非常符合
外语能力	您最熟练的外语的熟练程度是:0 不会,1 很难进行听说读写,2 勉强能听说读写,3 能比较熟练地听说读写,4 能非常熟练地听说读写
普通话能力	普通话熟练程度怎样:1 既听不懂又不会讲,2 听得懂但不会讲,3 不太流利,4 流利但略带地方口音,5 非常流利
管理能力	您的下属共有多少人?
快速反应思考或脑力劳动频率	您在工作过程中,是否需要快速反应的思考或脑力劳动:1 从不,2 很少,3 有时,4 经常
繁重体力劳动频率	您在工作过程中是否需要繁重的体力劳动:1 从不,2 很少,3 有时,4 经常
频繁移动身体位置频率	您在工作过程中是否需要频繁地移动身体的位置:1 从不,2 很少,3 有时,4 经常

附表 3 代表性职业可替代率测算结果						
	职业编码	职业名称	职业可替代率			
			LR	SVM	RF	均值
高替代风险职业举例	61506	耐火材料制品生产人员	0.8773	0.6788	0.9043	0.8201
	60702	纸制品制作人员	0.8009	0.7047	0.8568	0.7875
	61401	橡胶制品生产人员	0.7789	0.8223	0.7933	0.7982
	61701	炼铁人员	0.7736	0.7507	0.7370	0.7538
	41002	服装裁剪和洗染织补人员	0.7090	0.5755	0.6205	0.6350
	60402	纺纱人员	0.7043	0.7732	0.8493	0.7756
	61402	塑料制品加工人员	0.6651	0.7266	0.7699	0.7205
	60406	印染人员	0.6573	0.6500	0.7853	0.6975
	61601	矿物采选人员	0.5609	0.7105	0.7990	0.6901
	63105	包装人员	0.6291	0.6998	0.7669	0.6986

续附表 3

	职业编码	职业名称	职业可替代率			
			LR	SVM	RF	均值
低替代风险职业举例	20501	西医医师	0.2221	0.1830	0.0876	0.1642
	20801	高等教育教师	0.1546	0.0942	0.0469	0.0986
	20901	文艺创作与编导人员	0.1297	0.2624	0.1660	0.1860
	20703	律师	0.1262	0.1356	0.0653	0.1090
	20601	经济专业人员	0.0980	0.2452	0.1150	0.1527
	20608	人力资源专业人员	0.0970	0.0128	0.0340	0.0479
	10602	事业单位负责人	0.2714	0.1949	0.1030	0.1898
	20212	电力工程技术人员	0.1019	0.1503	0.0830	0.1117
	20803	中小学教育教师	0.1901	0.1269	0.0576	0.1249
	20709	社会工作专业人员	0.0944	0.0881	0.017	0.0665

附表 4 不同行业可智能化的影响因素

行业编码	可替代属性(%)	劳动年龄结构(%)	工作强度(小时)	劳动成本(万元)	劳动密集度	资本密集度
A	23.46	59.9	39.0	3.93	0.4730	0.9202
B	33.33	24.4	47.9	9.11	0.6012	0.9155
C	29.87	17.8	48.9	7.81	0.6695	0.9848
D	15.82	22.1	44.3	10.77	0.5897	1.0410
E	31.65	27.4	48.9	6.56	0.7128	0.7526
F	5.49	17.0	49.7	8.90	0.5891	0.8606
G	10.96	19.3	49.1	9.71	0.6325	1.0479
H	16.67	18.6	51.9	5.03	0.5763	0.9068
I	0.00	4.8	44.2	16.14	0.5894	0.8785
J	0.00	11.6	42.8	13.14	0.5867	0.6338
K	2.41	23.5	46.2	8.02	0.5547	1.0859
L	11.56	15.4	45.2	8.82	0.6095	0.9371
M	0.00	12.4	43.5	13.35	0.6073	0.8896
N	14.29	37.8	45.4	6.12	0.6517	1.3416
O	15.79	25.7	48.9	6.02	0.4529	0.8314
P	0.00	16.6	42.1	9.77	0.7149	0.9030
Q	2.22	15.2	44.6	10.89	0.6860	0.9055
R	3.13	14.5	45.3	10.77	0.5607	1.0314
S	2.25	22.5	42.6	9.44	0.7021	0.8496