

【综合研究】

# 人工智能技术冲击和中国职业变迁方向

王林辉 钱圆圆 周慧琳 董直庆

**【摘要】**随着人工智能技术在生产生活中的广泛应用,新的职业场景不断涌现,新旧职业更替也日趋频繁。但现有文献并未关注人工智能引致的职业变迁方向,以及技术冲击下的职业平等性问题。基于此,本文在分析中国职业变迁典型化事实的基础上,采用微观调查数据检验人工智能技术在职业变迁过程中的作用,从职业类型、任务属性和职业技能等方面,识别人工智能引发的职业变迁方向;从职业收入、就业稳定性、工作满意度以及职业地位等维度,探究人工智能对不同技术复杂度职业的影响差异。研究发现,人工智能技术能够诱发职业变迁,引致劳动者从传统职业转向新职业和数字职业,也会重塑职业任务属性,促使任务向非繁重、精简化和自由化方向发展;人工智能技术的“再技能化”效应会拓展职业技能宽度,而其“去技能化”效应则会降低技能深度;人工智能技术也会推动职业地位向上流动,但对不同技术复杂度职业的工资收入、工作稳定性与满意度会产生差异化影响,进而对职业平等性形成冲击。

**【关键词】**人工智能;职业变迁方向;职业平等性

**【作者简介】**王林辉,钱圆圆,周慧琳,董直庆(通讯作者),华东师范大学经济与管理学院。

**【原文出处】**《管理世界》(京),2023.11.74~93

**【基金项目】**本项研究得到国家社会科学基金重大项目“人工智能技术与更充分更高质量就业问题研究”(基金号:20ZDA069)、教育部哲学社会科学后期资助重大项目“工业智能化的经济地理格局重塑效应研究:技术偏向与微观机制”(项目号:22JHQ011)的资助。

## 一、引言

2022年11月OpenAI推出生成式AI产品ChatGPT,其强大的自然语言处理、文本分析、信息整合和对话能力震惊全球。在人工智能技术革命浪潮中,各国纷纷通过政策激励人工智能技术研发,并在国家战略层面布局,力求占领技术制高点。2022年1月,英国牛津洞察智库发布的《政府AI就绪指数报告》称,世界范围内40%左右的国家已将发展人工智能确定为国家级战略<sup>①</sup>。《中共中央关于制定国民经济和社会发展第十四个五年规划和二〇三五年远景目标的建议》指出,“推动互联网、大数据、人工智能等同各产业深度融合,推动先进制造业集群发展,构建一批各具特色、优势互补、结构合理的战略性新兴产业增长引擎,培育新技术、新产品、新业态、新模式”<sup>②</sup>。党的二十大报告指出“推动战略性新兴产业融合集群发展,构建新一代信息技术、人工智能、生物技术、新能源、新材料、高端装备、绿色环保等一批新的增长引擎”<sup>③</sup>。随着人工智能相关政策的陆续出

台,中国人工智能技术取得突破性进展。2021年4月,清华—中国工程院知识智能联合研究中心、清华大学人工智能研究院知识智能研究中心联合中国人工智能学会发布《人工智能发展报告2011-2020》,指出在2011~2020年期间,中国人工智能专利申请处于全球领先地位,申请量高达近39万件,约占全球总量的74.7%。

通常,新旧职业更替往往与技术进步相伴而生,人工智能技术的不断发展与应用将会催生新的职业场景。1959年第一台工业机器人诞生,1982年第二代“感知机器人”问世,相比于第一代,这类机器人具备感知和反馈能力,能够在危险、艰苦环境下完成勘探和操作任务,或者代替人类执行一些重复、繁重的体力工作。第三代“智能机器人”或称“仿人机器人”,具有类人的思维能力,借助跨学科的知识图谱、前沿算法和超强算力,可以进行规律识别、因果推断、判断决策和自主学习,不断推动人工智能从智能感知朝智能认知方向转变,可以完成传统机器人难

以做到的任务,并已广泛应用于智能交通、智能家居、智能医疗以及零售等领域。可以预见,随着技术的不断迭代发展,人工智能技术会大幅度地提高劳动效率,既能替代体力劳动者执行繁重和重复性任务,又会替代脑力劳动者,引领职业转向全新方向(贾根良,2016;郭凯明等,2023)。一些传统职业渐次退出历史舞台,比如寻呼台传呼员、铅版制版工等;同时一些新职业应运而生,如人工智能工程师、区块链工程技术人员等,新旧职业更替日趋频繁。2020年,人力资源和社会保障部中国就业培训技术指导中心联合阿里巴巴钉钉发布《新职业在线学习平台发展报告》,报告显示数字化管理师、无人机驾驶员、人工智能工程技术人员和物联网工程技术人员等新职业备受关注,成为用户最想从事的新职业。

在人工智能应用的初始阶段,其劳动替代效应往往高于岗位创造效应(阿西莫格鲁、雷斯特雷波,2020;王永钦、董雯,2020)。文献从职业维度评估人工智能技术的就业替代风险,推测未来将有47%~55%的职业面临高替代风险(弗雷、奥斯本,2017;戴维,2017)。考虑到人工智能可能只是替代职业中部分任务而未必是整个职业,若从职业层面测算可能会高估职业替代风险。因此,一些文献从任务属性视角修正测算方法,重新评估各国的职业替代风险(梅拉妮等,2017;内德尔科斯卡、昆廷尼,2018;王林辉等,2022a)。也有文献基于在线职位招聘数据,分析人工智能相关职业的招聘需求变化和招聘岗位的人工智能暴露程度(阿西莫格鲁等,2022;阿尔巴内西等,2023)。这些研究均证实,人工智能技术正逐渐改变生产任务和创造新职业。此外,为识别人工智能如何影响职业技能,文献将技术创新细分为替代型和增强型创新两类,考察不同类型创新对职业技能需求的影响,结果发现自动化创新会降低就业,而增强型创新能够明显创造新职业,并对劳动者的专业化技能产生新的需求(奥特等,2022)。然而,这些文献或关注人工智能的劳动替代和岗位创造效应,或考察人工智能冲击下的岗位招聘需求变化情况,尚未重视人工智能冲击对职业变迁会产生何种影响。实际上,技术变革带来了新的生产场景和新的职业机会,也对传统职业形成冲击。结果是,一些过时的旧职业不断消失,而一些新的职业应运而生,新旧职业不断更迭即产生了职业变迁(弗雷、奥斯

本,2017;奥特等,2022)。当然,在新旧职业变迁的过程中,也会有很多职业的工作对象、工作方式、生产工具和劳动过程发生变化,相应的任务内容也随之改变。可以说,职业变迁既表现为新旧职业的更替,又表现为职业任务内容的变动。

那么,人工智能技术能否引发职业变迁?劳动者所从事的职业朝何种方向演进?又会如何冲击职业平等性?对这些问题的回答,将有助于全面了解人工智能技术对劳动力市场的冲击和判别中国职业变迁方向。基于此,本文在分析中国职业变迁典型化事实的基础上,从微观视角考察人工智能技术对职业变迁的影响。本文的边际贡献在于:第一,现有文献主要关注人工智能技术对劳动力的替代和创造效应,并未考察人工智能技术冲击下的职业变迁问题。本文采用职业代码变化表征职业变迁,通过梳理历次职业分类大典的修订变化来识别新职业,探究人工智能技术对职业变迁的冲击和中国职业变迁方向,发现人工智能技术会推动传统职业朝新职业和数字职业方向演变。第二,创新性地从职业的任务属性视角,基于任务数量、任务繁重度、任务复杂度以及任务自由度等维度,探究人工智能技术是否会诱致职业任务属性变化。研究发现,人工智能会重塑职业的任务属性,诱致职业任务朝非繁重、精简、自由化方向转变。第三,构建职业技能宽度与深度指标,分析人工智能技术应用对职业技能需求的影响,诠释人工智能技术的“去技能化”和“再技能化”特性,发现人工智能会拓展职业技能宽度和降低技能深度。第四,引入职业收入、就业稳定性、工作满意度以及职业地位等,剖析人工智能技术对职业平等性的冲击,旨在进一步探讨人工智能技术诱致职业变迁的经济社会后果。研究发现,人工智能技术会推动职业地位向上流动,但对不同技术复杂度职业的工资收入、工作稳定性与满意度会产生差异化的影响,进而对职业平等性形成冲击。

本文的剩余结构安排如下:第二部分是文献综述与研究假说;第三部分是中国职业变迁的典型化事实;第四部分介绍计量模型选择、变量设计和数据来源;第五部分是人工智能技术对职业变迁影响的存在性检验;第六部分是人工智能技术冲击下的职业变迁方向检验;第七部分是进一步讨论;第八部分是研究结论与政策建议。

## 二、文献综述与研究假说

亚当·斯密在《国富论》中论述分工与专业化问题时,认为分工有利于提高劳动生产率和节省劳动时间,随着市场范围扩大会产生专业化分工并形成职业。技术进步则会提高生产率,促使分工进一步细化,在新职业的形成与新旧职业的更替过程中扮演着重要角色。当前,新一代人工智能技术明显有别于传统技术,不仅在耐疲劳、连续作业等方面强于人类,也能够模仿人类行为,在执行任务的效率、精度和可靠性方面表现优异。因此,采掘、装卸、搬运等重体力和高强度的任务转由机器人执行(阿西莫格鲁、奥特,2011;余玲铮等,2021a)。一些明确定义的、可编码的、常规的生产任务,比如翻译、驾驶、物流分拣和仓库管理等也逐渐被人工智能替代(阿西莫格鲁等,2023;王林辉等,2022a)。阿西莫格鲁和雷斯特雷波(2020)指出,自动化倾向于替代重复性工作,一些低技能工作面临淘汰风险,但自动化也会创造需要高技能劳动力来完成的新任务和就业机会。换言之,技术进步会提高专业化分工效率和促进分工细化,进而衍生出新生产任务、新工种或新职业,一部分劳动者将从传统职业转向新职业,如人工智能训练师、工业机器人系统运维员等(弗兰克等,2019;巴德特,2021)。阿西莫格鲁等(2022)运用2010~2018年间的美国在线招聘数据研究人工智能对劳动力市场的影响,发现人工智能应用极大地提高了与之相关职业的劳动力需求,但非人工智能相关职业的招聘需求有所下降。奥特等(2022)研究发现当前的大部分工作都是从1940年以来出现的新职业,将1940~2018年分成两个阶段对比新技术创造新工作的差异,发现新工作的产生领域已经从前40年低薪的生产和办事人员等职业,转向技术人员和管理人员等高薪职业。

奥特等(2003)用矩阵分类法,将职业类型按照是否可被程序化划分为常规型和非常规型;按照是否需要认知能力划分为认知型和非认知型两类。因此,文献通常将可被程序化且不需要过多认知能力的职业划分为常规非认知型;将工作内容不易被程式化,但对脑力劳动要求不高的职业划分为非常规非认知型;将有预设执行步骤但需要一定认知能力的任务划分为常规认知型;将工作内容难以规范化,需要灵活应对的任务划分为非常规认知型(王林辉

等,2022b;都阳等,2023)。相关研究发现,智能化设备会替代劳动执行常规任务,但会提升从事非常规任务的劳动力需求(莱恩德斯、德弗里斯,2018;阿西莫格鲁、雷斯特雷波,2019)。阿塔莱等(2020)研究美国1950~2000年的职业演变后,发现88%的职业变化源于任务内容变化,具体表现为从常规认知任务向非常规认知任务转变。德弗里斯等(2020)运用2005~2015年37个国家的跨国面板数据考察工业机器人对不同类型工作的影响,结果发现机器人应用的扩大能够降低常规任务密集型工作的就业份额。余玲铮等(2021a)的研究也证实了工业机器人对可编码的、高重复性的常规任务具有替代性,但是与需要较高认知和社交能力的非常规任务却能够实现互补。

在技术日新月异的环境中,智能机器的使用将给组织运作和任务执行方式带来彻底的改变(施普赖策等,2017)。人工智能通过不同领域的算法交互处理,将繁杂的任务拆分成一系列单一生产任务,替代劳动力或以人机协作的形式执行生产任务。原本复杂的生产任务通过拆分,交给机器人执行,而需要劳动者执行的任务逐步呈现简单化、轻松化特征,劳动者工作的自主性也会不断提高(葛等,2021)。比如医药、食品加工和物流业等诸多行业采取“机器换人”,借助自动化药房、流水线机械加工和智能分拣等,将劳动者从原先繁杂的任务中解放出来,转向更灵活和更轻松的岗位。米奇(2021)认为,技术进步对常规型劳动力的替代,实际上也从侧面反映出技术进步会将复杂任务简单化,如仓库中材料记录文员工作,以前需要专业技术人员管理复杂的档案材料、跟踪与记录货物进出信息、调度货物与管理库存,而如今智能化的计算机软件可以处理这些复杂问题,人机协作后材料记录员可能只需通过电脑就可以轻松完成这一工作。同时,人工智能应用有助于非正规就业的兴起,职业任务的灵活性和自主性相对于传统职业自然更高(那瓦基特海通、汤,2020;王天夫,2021)。任务自主性不仅体现在灵活决策即自主地安排工作任务和进度,也体现在工作方式方面的灵活自由(汉弗莱等,2007)。一些固定地点或时间的工作模式将逐步被打破,传统观念中难以想象的远程办公、居家办公已变成现实(维斯基兴等,2017)。据此,提出假说1。

假说1:人工智能技术会诱致职业变迁,也会重塑职业的任务属性。

智能机器的规模化使用将产品生产过程逐一分解成一道道工序,机器人的“执行替代”易使劳动者技能退化(许怡、叶欣,2020)。例如,传统手艺人拥有经过漫长岁月沉淀的工艺品制作手艺,但借助先进设备可以将生产工艺标准化和自动化,产品生产周期更短且效率更高,流水线上的工人只需进行简单技能培训就能执行生产任务(戴明、诺拉,2020;莫怡青、李力行,2022;布林约尔松,2022)。同时,当技术迭代使产品生产从自动化流水线生产不断转向智能化生产,人工智能拥有强大的推理、判断、归纳和决策等能力,可以胜任更多生产任务。新生产场景中很多任务开始交由机器人执行,一些机器人无法较好完成的任务也只需与普通工人配合处理就可以完成,这无疑会降低劳动者的技能深度。米奇(2021)认为,技术并没有完全取代工人,而是简化了工作,减少了工人执行这些任务所需的技能。曼尼卡等(2017)认为,一些技术应用的后果是使低技能工人取代高技能工人。例如,计算机视觉和图像识别技术在医疗领域中的应用,可帮助医技人员高效地完成影像识别与诊断任务,减轻医生的工作量。再如伴随自然语言处理技术的不断迭代、持续智能化和流程简化,先前需要专业人员来完成的自然语言处理任务,现在非专业人士也能轻松地完成。这些均说明人工智能技术具有“去技能化”效应,降低了职业特别是高技术复杂度职业的技能深度。

人工智能应用不仅会“去技能化”,也会激励劳动者“再技能化”。人工智能技术创造出新的岗位,执行新的生产任务需要新技能,此时劳动者需要“再技能化”才能适应新任务。如算法工程师需要掌握深度学习、神经网络、决策树等算法及参数设计能力,人工智能训练师则需要拥有数据标注、人机交互设计和人工智能产品性能跟踪测试等技能。相较于传统技术,人工智能技术更具渗透性和通用性,其应用场景不断拓展,推动新环境中的工作形式、对象和内容更加多元化,不同岗位之间的边界趋于模糊,劳动分工的“去边界化”成为新趋势(郜清攀,2022)。然而,新任务和新问题的解决又需要多学科、多部门和多领域的专业知识协同。因此,劳动者的技能越多元即技能宽度越广,越能适应新技术环境,更能顺畅

地转换到新岗位。换言之,人工智能冲击下劳动者亟需掌握多元化技能,即不断扩大自身技能宽度以适应新技术环境。卢卡斯等(2023)利用2017~2019年期间波兰网站上发布的在线招聘信息数据分析职业的技能需求,发现无论何种岗位任务都需要较强的认知能力、沟通能力和组织能力,非常规和常规认知任务均需要广泛且相似的技能组合,其中认知能力、数学能力、人际交往和沟通能力是非常规任务的主要技能要求,劳动者只有通过拓展技能才能适应市场需求。可见,新技术环境下,劳动者需要拓展技能宽度以应对技术进步带来的任务优化和升级。据此,提出第二个假说。

假说2:人工智能技术的“去技能化”和“再技能化”特征,会拓展劳动者的职业技能宽度和降低职业的技能深度。

通常,机器换人更易发生在任务强度大、重复度高或环境危险恶劣的岗位,而需要劳动者执行的生产任务变得更轻松、自由或工作环境更安全、友好,这会有利于职业本身的社会地位上升(利普塞特、本迪克斯,1959;马斯、范鲁文,2002)。哈迪等(2018)研究1998~2015年欧洲24个国家的工作任务内容变化后发现,所有国家的非常规认知任务都在增加,而需要体力的任务都在下降。美国劳动力市场的变化趋势也证实了这一结论(科尔特斯等,2020)。多思等(2021)研究1994~2014年间机器人对德国劳动力市场的冲击时发现,那些被自动化替代的劳动者可能会转向执行新任务,相较于转换前,劳动者转换后的工作质量和工资收入更高。这与加洛尔和茨伊登(1997)的研究结论相一致,即技术进步能够提高劳动者的职业地位。贾维斯和宋(2017)使用嵌套职业分类法将职业分成体力和非体力两类,考察1969~2011年美国个体在其职业生涯过程中的职业流动经历,发现职业流动和劳动力结构、技术进步等因素息息相关,几乎所有层级的职业都呈现出向上流动趋势。此外,人工智能应用会催生出新职业,如机器人训练师、算法工程师等。而新职业需要的新专业化知识会带来稀缺性溢价,因此这些职业劳动者的收入普遍较高,劳动者的职业地位会向上流动(奥特等,2022)。

在人工智能技术诱发职业变迁过程中,技术虽然会提升劳动者的职业地位,但对不同技术复杂度

职业的收入、就业稳定性、工作满意度影响存在差异。首先,人工智能技术在生产中广泛应用,常规型任务交由机器来执行,这些职业的部分劳动者可能被挤出劳动力市场,其工资收入可能受损(萨斯坎德,2017)。而高技术复杂度职业的劳动者,因其被机器人替代的可能性小,若能借助新技术实现人机协作,劳动者的生产率提高还会使其工资不降反升(余玲铮等,2021a)。其次,人工智能技术会削弱对低技术复杂度职业的劳动控制权,降低此类职业的就业稳定性(许怡、叶欣,2020)。主要原因在于,一方面,人工智能的“去技能化”效应将技术工艺和生产工序分离,简化低技术复杂度职业的工作内容,劳动者对于企业的重要性降低,企业更愿意选择非稳定的雇佣关系(余玲铮等,2021b);另一方面,人工智能的“再技能化”效应会对劳动者的技能提出新要求,如实现人机协作所需的数字技能等。而那些低技术复杂度职业的劳动者通常在学习新技能方面存在困难,加上新技术的快速更新又会增加企业的培训成本,企业对低技术复杂度职业群体更倾向于采用松散的临时雇佣方式(朱斌,2022)。最后,从工作满意度上看,人工智能技术可以替代劳动者执行重复、繁重甚至危险的工作,将提升从事这类任务劳动者的工作满意度(马丁、奥姆拉尼,2015)。吉赫勒布等(2022)运用企业数据研究工业机器人与工伤之间的关系后发现,机器人渗透度每增加一个标准差,员工工伤发生率就会降低1.2%,进一步研究发现,机器人应用能够提升受过职业培训群体的工作满意度。

根据上述分析,提出本文的假说3。

假说3:人工智能技术会推动职业地位向上流动,但对不同技术复杂度职业的工资收入、就业稳定性与工作满意度会产生差异化影响。

### 三、中国职业变迁的典型化事实

#### (一)新旧职业更替

职业演变可以折射技术变革和经济变迁。随着经济水平的提升、市场需求的变化和技术的日新月异,新旧职业不断更替,职业趋向多元化。1999年我国正式颁布第一部《中华人民共和国职业分类大典》,2015年颁布了修订后的《中华人民共和国职业分类大典》,2022年再次颁布了最新版《中华人民共和国职业分类大典》。《中华人民共和国职业分类大典》将职业分为大类、中类、小类和细类,见表1。对比不同版本的职业分类大典,发现2015年修订后的《中华人民共和国职业分类大典》与1999年版相比,新增了9个中类、21个小类和347个细类职业,取消了894个细类职业,并标记了127个绿色职业。2022年的《中华人民共和国职业分类大典》与2015年版相比,净增了158个新职业,并标记了97个数字职业,134个绿色职业,其中23个职业两者兼具。

当前,人工智能等新技术广泛应用,正逐渐替代劳动力执行生产任务(王林辉等,2022a)。一个典型的场景,传统银行柜员需要掌握点钞、识别货币、会计分录等一系列岗位技能。新技术应用到金融业后,以往需要由柜员完成的工作逐渐由自动取款机、点钞机、捆扎机等自动化设备执行。同时,新技术的

表1 职业分类大典中的职业类型和职业变化

颁布年份	职业种类分布				标记职业			修订明细
	大类	中类	小类	细类	绿色职业L	数字职业S	两者均是L/S	
1999	8	66	413	1838	—	—	—	—
2015	8	75	434	1481	127	—	—	①新增9个中类、21个小类、347个细类; ②取消894个细类职业; ③新增绿色职业的标记。
2022	8	79	449	1639	134	97	23	①净增158个新职业; ②调整30个中类和100余个细类名称及定义、700多个职业信息描述; ③新增数字职业的标记。

注:(1)L是绿色职业的汉语拼音首字母,用以标识绿色职业;S是数字职业的汉语拼音首字母,用以标识数字职业。(2)2015年版职业分类大典相比于1999年版,新增了347个细类,取消了894个细类,但也做了归并,因此 $1481 \neq 1838 + 347 - 894$ 。

应用也会引发职业更替甚至永久消失。通过对比1999年和2015年《中华人民共和国职业分类大典》中的职业类别发现,诸如话务员、凸版和凹版制版工、唱片工等传统职业在技术变迁中逐渐被淘汰。当传统生产任务属性变化或新产品生产引起社会分工和技能需求变动时,新职业便应运而生。自2019年以来,我国人力资源和社会保障部共发布了74个新职业,其中与人工智能紧密相关的职业包括人工智能工程技术人员、工业机器人系统操作员、工业机器人系统运维员、智能制造工程技术人员、机器人工程技术人员等。这些职业具有明显的新技术任务属

性,比如人工智能工程技术人员职业任务主要有分析、研究和优化人工智能算法、指令以及应用技术和指导相关技术应用。

当然,职业变化也伴随着就业人数变动,如自20世纪90年代以来,我国第一产业就业人数占比逐年递减,第二、三产业就业人数占比呈现稳步上升趋势,其中第三产业就业人数占比增长尤为明显,见图1。在第三产业细分行业中,2020年信息传输、软件和信息技术服务业、房地产业、租赁和商务服务业就业人数均达到2005年就业人数的2.9倍以上,而第一产业农林牧渔业就业人数负增长,见图2。第一产业就业

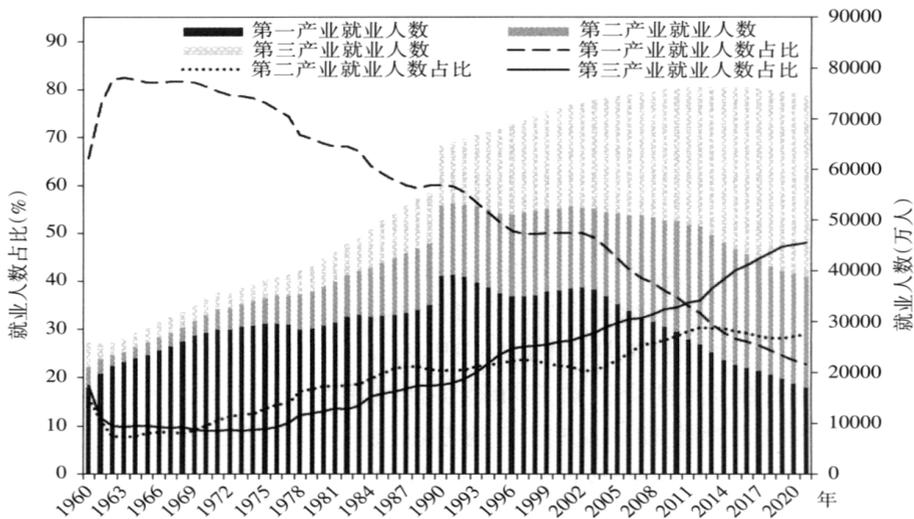


图1 1960~2021年各产业就业人数及占比

资料来源:国家统计局。

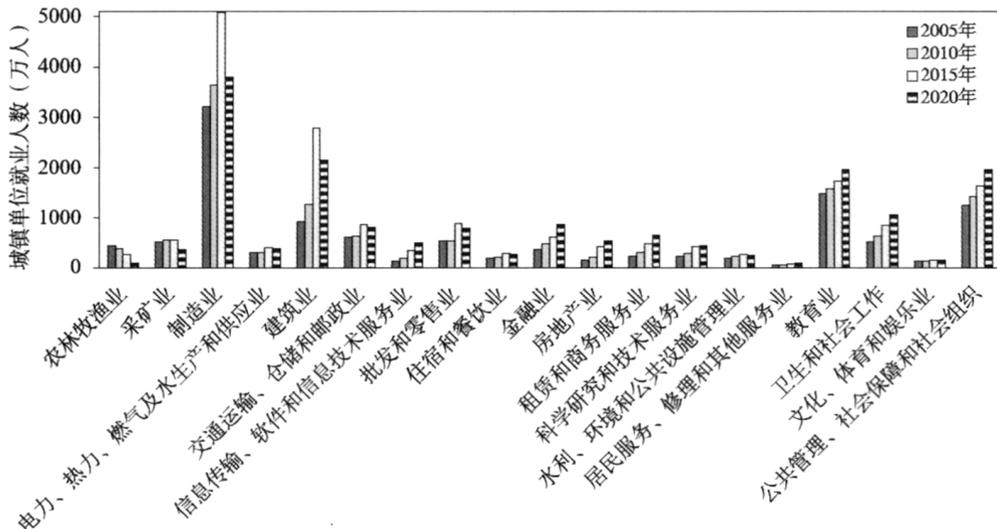


图2 2005年、2010年、2015年、2020年分行业就业人数

资料来源:国家统计局。

人数大量减少,信息技术、金融业等服务业就业人数大幅增加,表明职业结构呈现向高级化发展的趋势。

## (二)职业任务变迁特征

伴随着技术进步,职业分工通常会日益细化,职业任务会在原先任务内容上更加明确。如公司管理者原先统称为经理,随着企业组织形式和分工细化,衍生出不同层级的经理人,包括但不限于董事长、总经理、首席执行官、部门经理、项目经理和产品经理等。同时,技术在推动分工细化的过程中,会通过任务分解将部分由劳动力执行的任务交给机器完成,需要劳动者完成的生产任务趋向简单化。如传统纺织生产主要依靠手工操作完成,缫丝机在生产中的应用,将原来手工缫丝技术分解成除杂、梳理、精梳、牵伸、加捻等工序,实现自动化生产。这样传统手工艺人成为流水线工人,任务的复杂程度自然随之下降。人工智能赋予机器设备类人技能,通过将生产流程标准化、机械化和智能化,代替劳动者更高效地执行生产任务,从而更大程度地简化劳动力的任务。例如,融合了自动化技术、视觉识别技术以及智能处理技术的纺纱机器人,能够自动、高效和智能地完成上料、纤维预处理、纺纱、纺线和自动清洁等任务,与人工相比工作效率更高、所生产的产品质量更好。

一般而言,任务数量在一定程度上能够反映出职业任务的复杂度,某一职业的任务数量越多,完成该职业所需的步骤或环节越多,任务越复杂,则对技能要求越高;反之,职业任务数量越少,意味着其任务复杂度越低。作者根据1999年、2015年和2022年《中华人民共和国职业分类大典》中关于职业任务的具体描述,整理出职业任务数量分布,见图3。从时间维度上看,这3个时期的职业任务数量分布整体呈现出类纺锤形,大部分任务数量集中于中位数附近。然而,当任务数量超过15条时,2015年和2022年职业分布密度明显低于1999年,1999年部分职业任务数量甚至高达20余条。如1999年职业分类大典中“6-13-03-01烟用二醋片制造工”的任务数量为22条,而在2015年职业分类大典中“6-03-02-01烟用二醋片制造工”的任务数量减少为8条。再如,1999年“2-02-03-02选矿与矿物加工工程技术人员”的任务数量为13条,而在2015年职业分类大典中“2-02-03-04选矿与矿物加工工程技术人员”的

任务数量减少为9条,其中减少了研究开发选煤技术、煤的气化和液化技术、煤炭燃烧技术、煤炭能源转化技术、烟道气除尘技术和脱硫技术等任务。可见,在职业演进过程中,新技术应用可降低职业任务数量或简化职业任务内容。特别是人工智能在生产中的应用,通过“机器换人”或“人机协作”等生产方式,促进职业任务朝简单化方向发展。比如,智能客服机器人可以代替人工客服回答常见问题,减少了人工客服的重复性工作,也能避免客户拥挤和提高回应效率;再如人工智能视觉检测技术可以自动检测产品的缺陷和质量问题,不仅可以简化工人的质检任务,还能够提高工作效率和产品质量。

进一步地,从职业视角对比1999年和2022年5个职业大类的任务数量分布,探究不同类别职业任务变动差异。从图4中可看出,农林牧渔业生产及辅助人员、生产制造及有关人员这两大类职业任务数量分布区间缩短,尤其是区间上限值明显减小。表明在职业演进过程中,部分职业的任务数量在逐渐减少,职业的任务复杂度呈现出逐渐降低的趋势。现实中此类案例比比皆是,如在农业生产中,不同于原先的人工采摘,智能机器人能够通过颜色识别技术进行瓜果采摘,农民仅需操作机器即可;又如在制造业生产过程中,工业机器人、机械臂等自动化设备广泛使用,替代了大量工人。不过,就商业、服务业人员与专业技术人员而言,任务数量分布区间上限值略有变大,原因在于,人工智能技术会衍生新任务或增加任务量,从事人工智能、物联网、大数据、云计算、智能制造、区块链等数字技术领域研发、设计的工程技术人员任务数量会因职业复杂度较高而增加。但不可否认的是,服务业中人工智能也会降低部分从业者工作量,如酒店智能配送机器人能够根据用户需求自主规划路线、上下电梯以实现自动化配送物品;智能图书管理机器人可以完成全自动借还书和书籍整理等任务;人工智能在智能理赔、风险评估和保险精算等方面的应用,也大大简化了传统的保险代理人、保险精算师等职业的工作内容;人工智能技术强大的文本和案例快速检索能力,能够简化律师的法律文件、法律论据准备任务。

## (三)热点职业与评价标准变化

职业作为社会分工的产物和劳动者赖以生存的手段,不同时期职业选择和评判标准蕴含鲜明的时

代特征。通常,热点职业与评价标准随着职业地位的变化而变化。改革开放前,我国科技基础薄弱,职业种类较为单一,多数劳动者从事农林牧渔业等工作。国家统计局数据显示,1970年我国农林牧渔业从业人数超过2.7亿人,远高于第二、三产业各3000万人的就业人数。在计划经济时期,劳动就业采取统分统配形式,相比于传统的农林牧渔业等职业,公务员、医生、教师、驾驶员、国营商店售货员等因收入高、职业稳定且拥有较高社会地位,是当时多数人梦想从事的“好”职业。

改革开放后,社会开放度和经济活力渐次增强,职业种类不断增加,就业选择走向多元化,社会职业评价标准也随之发生变动。此时,劳动者不仅关注职业的社会地位,也更关注劳动报酬。特别地,随着民营企业不断发展壮大、外资企业不断涌入,丰厚的工资报酬吸引了众多劳动者,国有企业不再是最佳的职业选择。《中国劳动统计年鉴》的数据显示,1990年国有单位就业人数10346万人,但在1999年国有单位就业人数已降至8572万人。同时,良好的营商环境也激发了劳动者的创业热情,许多公务员选择“仕而优则商”,20世纪90年代在全国范围内掀起了公务员辞职下海经商潮。

进入21世纪,在互联网和人工智能等新兴技术的冲击下,社会分工调整使职业不断更替,与新技术相关的职业焕发旺盛生命力,劳动者的职业选择和评判标准呈现多元化。21世纪的第一个十年,互联网、金融业发展迅猛,该行业平均薪酬明显高于其他

行业,成为热点职业。国家统计局数据显示,2005年信息传输、计算机服务和软件业的年平均工资以38799元排名榜首,紧随其后的是年平均薪资为29229元的金融业,程序员与证券经纪人等职业成为高校毕业生青睐的热点职业。到21世纪的第二个十年,互联网及人工智能等技术进步引发新职业不断涌现,劳动就业形态更加多样化,幸福感和成就感等情感体验也成为职业评判的关键点。互联网和信息技术的飞速发展推动了互联网平台经济发展,越来越多的劳动者从事互联网营销师、直播售货员等职业。网经社数据显示,2021年我国直播电商用户规模高达4.3亿人,约占总人口的30%<sup>④</sup>。人工智能技术对职业选择和就业形式也同样产生不可忽视的影响,人工智能技术工程师、人工智能训练师等新职业涌现,这类职业被认为是未来具有高竞争力的职业。同期,劳动者对职业自由度的要求越来越高,如工作场所不再局限于办公室等传统空间、工作时间更加弹性等。诸如视频网站UP主、网络主播、外卖骑手、网约车司机等灵活性高、自主性强的新职业层出不穷,灵活就业成为新时代劳动者就业新特征。教育部学生服务与素质发展中心(原全国高等学校学生信息咨询与就业指导中心)数据显示,2021年高校毕业生灵活就业率超过16%<sup>⑤</sup>。

#### 四、计量模型选择、变量设计和数据来源说明

##### (一)模型设定

为检验人工智能技术对职业变迁的影响和识别职业变迁方向,构建计量模型如下:

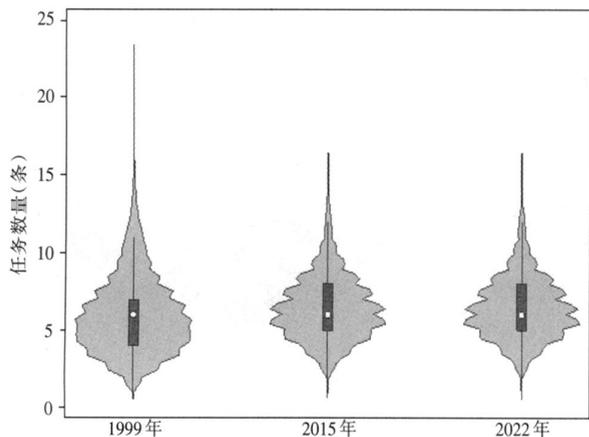


图3 职业任务数量分布:时间视角

资料来源:作者根据《中华人民共和国职业分类大典》整理而得。

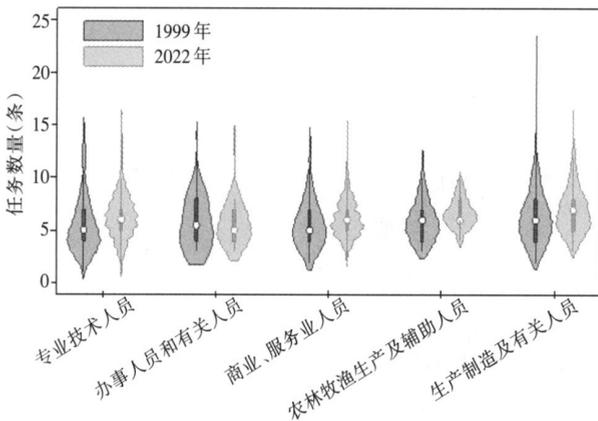


图4 职业任务数量分布:职业视角

资料来源:作者根据《中华人民共和国职业分类大典》整理而得。

$$\text{occupcha}_{ijt} = \alpha_0 \ln AI_{jt} + \alpha_1 X_{ijt} + \alpha_2 \ln Z_{jt} + \mu_j + \delta_t + \varepsilon_{ijt} \quad (1)$$

$$\text{direction}_{ijt} = \beta_0 \ln AI_{jt} + \beta_1 X_{ijt} + \beta_2 \ln Z_{jt} + \mu_j + \delta_t + \varepsilon_{ijt} \quad (2)$$

采用模型(1)来检验人工智能技术对职业变迁影响的存在性,其中,  $\text{occupcha}_{ijt}$  表示  $t$  年  $j$  城市  $i$  个体是否发生职业变动,分别用职业五位代码、三位代码和一位代码是否变化来加以表征,取1时表示发生了职业变迁,取0时表示未发生职业变迁。采用模型(2)来检验人工智能技术诱发的职业变迁方向,其中  $\text{direction}_{ijt}$  表征  $t$  年  $j$  城市  $i$  个体的职业变迁方向,从职业类型、任务属性、技能深度和宽度等维度加以考察,分析人工智能技术冲击下职业变迁的方向性特征。

在模型(1)和模型(2)中,  $AI_{jt}$  表示  $t$  年  $j$  城市的人工智能技术,  $X_{ijt}$ 、 $Z_{jt}$  分别表示个体层面和城市层面的控制变量。个体层面控制变量包括劳动者的年龄(age)、年龄的平方项(age2)、受教育年限(schooling)、性别(gender)和户口类别(hukou)。其中,性别变量是男性时取值为1,女性时取值为0;户口类别变量是农业户口时取值为0,非农业户口时取值为1。城市层面变量包括经济发展水平(pgd),用人均GDP来表征,采用2000年为基期的GDP平减指数进行平减;产业结构(ind),用第二产业占GDP的比重来表征;城镇化水平(urb),用城镇化率来表征;城市就业规模(emp),用城市在岗职工年平均人数来表征;城市工资水平(avgwage),用在岗职工年平均工资来表征,并用2000年为基期的CPI平减指数进行平减。当被解释变量是二元变量时,采用Probit模型估计。为保证估计结果的稳健性,基准回归同时汇报了Logit模型和固定效应模型估计的结果。当被解释变量是连续变量时采用固定效应模型估计;当被解释变量是有序的分类变量时,如对工作自主性的回答,取值依次有1(完全由他人决定),2(部分由自己决定),3(完全由自己决定),采用有序Logit模型估计。此外,模型回归时还加入了城市固定效应  $\mu_j$  和时间固定效应  $\delta_t$ 。

## (二)被解释变量设计

### 1. 职业变迁

《中华人民共和国职业分类大典》提供的职业代码具体包括大类(一位代码)、中类(三位代码)和小类(五位代码)等。中国劳动力动态调查(CLDS)数据库提供了劳动者当前和上一份工作的五位职业代码,可以进行职业代码变化的标记。首先,本文探究劳

动者是否发生职业变化,重点考察劳动者的职业小类(五位代码)是否变化,将当前和上一份职业的五位职业代码一致的标记为0,表示职业并没有发生变动,将当前和上一份职业五位职业代码不一致的标记为1,表示职业发生了变动。五位代码变动衡量的是职业小类的变化,能够更具体与细微地表征职业任务特征或岗位职责的变化,从微观层面的职业变动中捕获人工智能技术冲击下中国职业变迁的规律。其次,进一步考察劳动者职业中类(三位代码)和职业大类(一位代码)是否发生变动。其中,大类是职业分类的第一层级,通常能反映职业的性质。因此,考察职业大类的变化,即是从职业性质视角探究劳动者的职业变迁状况。

### 2. 职业变迁方向

从职业类型、任务属性、技能宽度和深度3个维度,考察人工智能技术引致的职业变迁方向。

(1)从职业类型来看,考察劳动者所从事工作的职业类型是否为新职业或数字职业。参考王林辉等(2023),根据人力资源和社会保障部发布的新职业公告以及职业分类大典修订目录,逐年对应标记包含新职业的职业小类,将相较于上一年包含新增职业的标记为1,不包含新增职业的标记为0。此外,2022年版本还给出了数字职业,将职业小类中包含数字职业的标记为1,不包含数字职业的标记为0。检验人工智能技术能否促进劳动者从事新职业或者数字职业,识别新技术应用背景下职业变迁特征。除此之外,本文还将考察劳动者是否从传统职业转到新职业或数字职业。具体而言,将劳动者上一份职业是传统职业、当前职业是新职业或者数字职业的样本标记为1;将上一份职业是传统职业、当前职业也是传统职业的标记为0,用以考察人工智能是否会诱致劳动者转向新职业或数字职业。

(2)就任务属性而言,从任务数量和任务内容两个方面来考量。其中任务数量根据职业分类大典内容手工整理得出;而任务内容的变化,则分别从任务繁重度、任务复杂度以及任务自由度等3个维度加以考察。具体而言,任务繁重度是根据CLDS调查问卷中“被访者在工作过程中,是否需要频繁的体力劳动”的回答来判断,若回答为“从不、很少、有时”,则认为任务非繁重,赋值为1;若回答为“经常”,则认为任务繁重,赋值为0。任务复杂度指标则通过两次职

业分类大典中任务复杂程度的变化情况进行手工标记,将任务向简单化转变的职业赋值为1、任务向复杂化转变的职业赋值为0。就工作任务自由度而言,选取CLDS调查问卷中问题“被访者在工作中,工作任务的内容在多大程度上由自己决定”“被访者在工作中,工作进度的安排在多大程度上由自己决定”“被访者在工作中,工作量和 work 强度在多大程度上由自己决定”,从3个方面测度任务自由度。当工作完全由他人决定时取值为1,部分由自己决定时取值为2,完全由自己决定时取值为3。此外,也从“工作地点是否固定”维度来考察任务自由度,将工作地点不固定的样本标记为1,将工作地点固定的样本标记为0,来观察人工智能技术对劳动者工作地自由度的影响。

(3)技能宽度和技能深度。职业技能宽度是指劳动者的技能综合化程度,选取CLDS数据库中个体的快速反应思考能力、社交能力、管理能力、语言表达能力等变量构建综合指标来评价(王林辉等,2022a)。具体而言,快速反应思考能力用劳动者对“被访者在工作过程中,是否需要快速反应的思考或脑力劳动”的回答来表征。社交能力和管理能力用“被访者在工作中,与顾客/服务对象打交道的频繁程度”“被访者在工作中,与客户/供应商打交道的频繁程度”“被访者在工作中,与各种来客打交道的频繁程度”的回答来表征。上述问题的回答取值为1表

示“从不”,取值为2表示“很少”,取值为3表示“有时”,取值为4表示“经常”。表达能力用“被访者的普通话熟练程度怎样”“您最熟练的外语的熟练程度”的回答来表征,其中关于被访者的普通话熟练程度的回答取值为1表示“既听不懂又不会讲”,取值为2表示“听得懂但不会讲”,取值为3表示“不太流利”,取值为4表示“流利,略带地方口音”,取值为5表示“非常流利”。关于外语熟练程度的回答取值为1表示“很难进行听说读写”,取值为2表示“勉强能听说读写”,取值为3表示“能比较熟练地听说读写”,取值为4表示“能非常熟练地听说读写”。考虑到各个变量之间具有相关性,运用主成分分析法合成职业技能宽度指数。职业技能深度通常反映专业技能水平,采用熵权法将CLDS数据库中劳动者专业技术资格等级、专业技术资格证书数量和掌握该项工作技能时间等指标,合成综合指标来加以测度。一般而言,职业所需的专业技术资格等级越高、专业技术资格证书数量越多,掌握该项工作技能所需的时间越长,表明该职业的专业技能水平越高。通过观察人工智能技术对上述变量回归的结果,识别人工智能技术诱发职业技能变迁的方向性特征。职业变迁和职业变迁方向的变量设计见表2。

### (三)核心解释变量设计

现有研究大多使用工业机器人数据作为人工智能技术的代理变量,也有文献使用计算机及ICT资本

表2 职业变迁和职业变迁方向的变量设计

因变量	变量名称	变量设计
职业变迁	职业小类变化	职业五位代码变化为1,否则为0
	职业中类变化	职业三位代码变化为1,否则为0
	职业大类变化	职业一位代码变化为1,否则为0
职业变迁方向	新职业	新职业为1,否则为0
	数字职业	数字职业为1,否则为0
	任务数量	职业分类大典中任务数量
	任务复杂度	任务向简单化转变为1,任务向复杂化转变为0
	任务繁重度	任务需要频繁的体力劳动为0,否则为1
	任务自由度	工作任务内容、工作进度安排、工作量和work强度,完全由他人决定为1,部分由自己决定为2,完全由自己决定为3;工作地点不固定为1,工作地点固定为0
	技能宽度	劳动者技能综合化程度,用快速反应思考能力、社交能力、管理能力、语言表达能力等变量合成综合指标
技能深度	劳动者专业技能水平,用劳动者专业技术资格等级、专业技术资格证书数量和掌握该项工作技能时间等变量合成综合指标	

投资等数据来表征(博德里等,2010;格雷茨、迈克尔斯,2018;阿西莫格鲁、雷斯特雷波,2020)。但是,使用单一的工业机器人指标可能无法完全涵盖人工智能技术的应用领域,而计算机及ICT资本投资涉及的技术范围较大,无法准确对应或识别出人工智能技术。事实上,专利是创新成果的表现形式,通常被用于衡量技术进步,利用关键词对专利内容或摘要等技术信息进行筛选,可以精确定技术类型进而帮助区分出人工智能技术与其他技术(奥特等,2022;陈楠、蔡跃洲,2022)。如曼和帕特曼(2023)从1976~2014年间美国所有的授权专利中识别出自动化专利,研究自动化对劳动力就业的影响。类似地,本文采用人工智能专利的授权量来表征人工智能技术。具体而言,先综合政府官方发布的文件和国际权威文献,整理出人工智能技术相关的关键词,尽可能地保证人工智能关键词筛选的科学性、完备性和权威性。接着在已授权有效专利摘要信息中搜索这些关键词,识别出人工智能专利,再将人工智能技术专利授权数在城市层面加总,用以表征人工智能技术,参考阿西莫格鲁(2023)的做法,对其进行加1取对数处理。

#### (四)数据来源说明

历年专利数据来自于RESSET中国企业大数据平台里的知识产权数据库,个体层面的微观调查数据来自于CLDS2012、CLDS2014、CLDS2016、CLDS2018。城市层面指标数据来源于《中国城市统计年鉴》和国家统计局。上述变量除年龄、性别和户口类别指标外,都进行了对数处理,并保留年龄在16~65岁区间的样本。剔除缺失值和异常值后,保留有当前职业名称和上一份职业名称的样本,最终形成包含2012年、2014年、2016年和2018年4期,合计共10415个观测值的基准回归样本。主要变量的描述性统计见《管理世界》网络发行版附录附表1。

### 五、人工智能技术对职业变迁影响的存在性检验

#### (一)存在性检验

为检验假说1中人工智能技术职业变迁效应的存在性,采用Probit模型对模型(1)进行回归,表3列(1)的被解释变量是以五位代码变化衡量的职业变动。结果显示,人工智能技术的边际效应是0.025,且在5%水平上显著,说明人工智能技术能够显著地

推动劳动者发生职业变动。劳动者的职业变动可能是在传统职业内小范围变动,也可能是流动到与先前职业类别、技能要求甚至职责都不相同的职业领域,譬如技术员改行做销售、教师改行做人事管理工作。那么,人工智能引发劳动者发生职业变迁,是发生在原职业范围内的小幅度调整,还是跨职业变化?为了回答上述问题,分别对比劳动者上一份职业和当前职业的三位代码(中类)、一位代码(大类),将发生变化的样本标记为1,未发生变化的样本标记为0,采取同样方法进行估计,结果见表3的列(4)和列(7)。结果显示,人工智能技术的系数分别在5%和1%水平上显著,表明人工智能技术不仅会促进劳动者职业发生小幅度变动,也可能发生跨职业流动。为了保证估计结果的稳健性,表3的列(2)~列(3)、列(5)~列(6)、列(8)~列(9)还依次汇报了采用Logit模型和固定效应模型估计的回归结果。就五位代码(小类)变化的回归结果来看,在5%的水平上,人工智能技术的估计系数依然显著为正,其中Logit模型回归的边际效应是0.026,固定效应模型的估计系数为0.025。综合而言,人工智能会促进劳动者发生职业转变,在不同模型估计下结果依然稳健<sup>⑥</sup>。

#### (二)稳健性检验

为准确识别人工智能技术的职业变迁效应,本文采用多种方法进行稳健性检验。首先,考虑到专利应用对职业变迁的影响可能存在滞后性,以滞后人工智能专利数进行稳健性检验,结果见表4的列(1)。其次,更换聚类方式。不同于基准回归,将标准误差聚类到省级层面,结果见表4的列(2)。第三,进行缩尾处理。为剔除异常值对估计结果的影响,对人工智能技术指标在1%和99%、5%和95%分位水平上进行缩尾处理,结果见表4的列(3)和列(4)。最后,进一步控制行业和劳动者上一份职业类型。进一步加入行业固定效应的结果见表4的列(5),同时控制行业和上一份职业类型的结果见表4的列(6)。综合列(1)~列(6),可知人工智能技术能够提升劳动者发生职业变迁的可能性,印证了基准回归结论的稳健性。

#### (三)内生性处理

考虑到人工智能技术对劳动者职业变动的影响,也可能因样本选择偏误和遗漏变量产生内生性问题,本文采用工具变量法进行内生性处理。人工

表3 人工智能技术与劳动者的职业变迁

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
	职业五位代码变化			职业三位代码变化			职业一位代码变化		
人工智能技术	0.025** (0.011)	0.026** (0.012)	0.025** (0.011)	0.029** (0.012)	0.030** (0.012)	0.029** (0.012)	0.031*** (0.010)	0.033*** (0.010)	0.026*** (0.010)
年龄	0.015*** (0.005)	0.015*** (0.005)	0.016*** (0.005)	0.016*** (0.005)	0.017*** (0.005)	0.017*** (0.005)	0.009** (0.004)	0.009** (0.004)	0.008* (0.004)
年龄的平方项	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)
性别	0.058*** (0.010)	0.058*** (0.010)	0.059*** (0.010)	0.051*** (0.011)	0.052*** (0.011)	0.052*** (0.011)	0.013 (0.012)	0.013 (0.012)	0.014 (0.012)
户口	0.019* (0.010)	0.019* (0.010)	0.019* (0.010)	0.015 (0.010)	0.014 (0.010)	0.015 (0.010)	0.024** (0.011)	0.024** (0.011)	0.026** (0.012)
受教育年限	0.010 (0.009)	0.010 (0.009)	0.011 (0.009)	0.015* (0.009)	0.016* (0.009)	0.016* (0.009)	0.032*** (0.011)	0.034*** (0.011)	0.028*** (0.010)
人均GDP	0.302*** (0.099)	0.303*** (0.098)	0.293*** (0.105)	0.181** (0.092)	0.183* (0.093)	0.195** (0.092)	0.309** (0.129)	0.306** (0.135)	0.336*** (0.111)
产业结构	-0.118 (0.130)	-0.125 (0.133)	-0.107 (0.126)	0.064 (0.129)	0.055 (0.132)	0.059 (0.125)	0.036 (0.121)	0.034 (0.122)	0.008 (0.111)
城镇化率	0.129 (0.144)	0.136 (0.147)	0.156 (0.147)	0.112 (0.171)	0.132 (0.174)	0.117 (0.169)	0.367** (0.170)	0.389** (0.154)	0.346** (0.166)
城市就业规模	0.043 (0.048)	0.046 (0.052)	0.044 (0.042)	0.069 (0.067)	0.080 (0.075)	0.056 (0.051)	0.069 (0.067)	0.105 (0.070)	0.012 (0.044)
城市工资水平	-0.026 (0.023)	-0.027 (0.023)	-0.018 (0.026)	0.025 (0.025)	0.023 (0.024)	0.031 (0.026)	-0.030 (0.024)	-0.034 (0.023)	-0.029 (0.024)
固定效应	年份+城市	年份+城市	年份+城市	年份+城市	年份+城市	年份+城市	年份+城市	年份+城市	年份+城市
样本数	10415	10415	10415	10415	10415	10415	10415	10415	10415
Pseudo R <sup>2</sup>	0.141	0.142	—	0.121	0.122	—	0.079	0.079	—
R <sup>2</sup>	—	—	0.173	—	—	0.152	—	—	0.097

注:括号内为省份和年份层面的聚类标准误。\*、\*\*、\*\*\*分别表示在10%、5%、1%的水平上显著,下同。

智能技术应用通常以机器人为载体,参考现有文献的做法,运用美国的机器人数据,借鉴 Bartik-IV 方法构建城市层面的机器人渗透度作为工具变量(阿西莫格鲁、雷斯特雷波,2020;王林辉等,2023)。一方面,在开放经济条件下,发达国家与发展中国家同类技术往往具有相同的变动趋势,满足工具变量的相关性需求;另一方面,美国机器人应用水平只会影响本国自身就业,对中国劳动就业的影响仅体现为外生技术冲击,满足工具变量的外生性假设(王永钦、董雯,2020)。因此,借鉴 Bartik-IV 方法,采用美国机器人数据构造城市层面机器人渗透度指标作为工具变量,用以缓解模型潜在的内生性问题(巴蒂克,

1991;阿西莫格鲁、雷斯特雷波,2020;陈媛媛等,2022)。利用美国分行业机器人密度,按照各地区的行业就业份额加权,构造机器人渗透度指标,具体公式为:

$$\text{rob\_exp}_j = \sum_{s=1}^n \frac{\text{workers}_{jst_0}}{\text{workers}_{jt_0}} \times \frac{\text{robot\_usa}_{st}}{\text{workers\_usa}_{st_0}} \quad (3)$$

其中,j代表城市,s表示行业,t表示年份,n为行业数量,rob\_exp<sub>j</sub>表示j城市t年用美国机器人密度构造的工具变量,robot\_usa<sub>st</sub>表示美国s行业t年机器人存量, $\frac{\text{workers}_{jst_0}}{\text{workers}_{jt_0}}$ 表示基期j城市s行业的就业人数占比,workers\_usa<sub>st<sub>0</sub></sub>表示美国基期s行业就业人数,基

期为2010年。机器人数据来自国际机器人联合会,中国分行业就业数据来自《中国劳动统计年鉴》,美国分行业就业数据来自美国经济分析局。

采用工具变量进行内生性处理,结果见表5。列(1)是IVprobit模型估计的结果,列(2)是2SLS的估计结果,其中F值大于10,说明工具变量选取不存在弱工具变量问题。经过内生性处理后人工智能技术对职业变迁的影响依然显著为正,说明人工智能应用促进劳动者职业变迁的结论是稳健的。考虑到美国的机器人应用水平可能通过影响中国产业结构等其他渠道影响中国的劳动力市场,进一步控制行业、劳动者上一份工作的职业类别,采取IVprobit模型进行估计,结果见列(3)。人工智能技术的系数依然显著为正,估计结果稳健。为了进一步证实结果的可靠性,考虑到美国、日本、德国以及韩国的工业机器人应用处于全球领先水平,表5的列(4)~列(6)汇报了采用这4国机器人渗透度均值作为工具变量的估计结果,人工智能技术的系数依然显著为正。综上可知,经过内生性处理后,人工智能技术促进劳动者发生职业变迁的结论依然成立。

## 六、人工智能技术冲击下的职业变迁方向检验

前面的实证检验结果证实,人工智能技术会诱致职业变迁,那么会引致职业朝何种方向转变?下面将从职业类型、职业任务属性、职业技能深度和宽度等维度,来考察人工智能技术诱致职业变迁的方向性特征。

### (一)职业变迁方向:新职业与数字职业视角

从新职业与数字职业视角,考察人工智能技术引发的职业变迁方向特征。当考察人工智能技术对职业变迁方向影响时,进一步控制微观经济活力(num\_ent)和贸易发展水平(trade)这两个影响劳动者职业变迁方向的变量。其中,微观经济活力用城市层面制造业企业数量来表征,贸易发展水平用进出口贸易总额占GDP的比重来表征,同样进行取对数处理。采用Probit模型检验人工智能技术是否会促进劳动者从事新职业,结果见表6的列(1)。结果显示,在5%的显著性水平上,人工智能技术的系数显著为正,说明人工智能技术能促进劳动者从事新职业,也可以说人工智能技术突破与广泛应用是新职业衍生的重要推动力。其次,考察人工智能是否有

表4 稳健性检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	人工智能技术滞后项	聚类到省份层面	人工智能技术1%缩尾	人工智能技术5%缩尾	更严格的固定效应	更严格的固定效应
人工智能技术	0.029**(0.013)	0.025*(0.015)	0.027**(0.011)	0.029*** (0.011)	0.031*** (0.012)	0.030*** (0.012)
控制变量	是	是	是	是	是	是
固定效应	年份+城市	年份+城市	年份+城市	年份+城市	年份+城市+行业	年份+城市+行业+上一份职业类型
样本数	10415	10415	10415	10415	9615	9615
Pseudo R <sup>2</sup>	0.141	0.141	0.141	0.141	0.151	0.173

注:列(1)、列(3)~列(6)括号内为省份和年份层面的聚类标准误,列(2)括号内为省份层面的聚类标准误。

表5 内生性处理

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	IVprobit	2SLS	IVprobit	IVprobit	2SLS	IVprobit
人工智能技术	0.189**(0.077)	0.174*** (0.059)	0.177** (0.083)	0.189** (0.077)	0.173*** (0.059)	0.176** (0.084)
控制变量	是	是	是	是	是	是
固定效应	年份+城市	年份+城市	年份+城市+行业+上一份职业大类	年份+城市	年份+城市	年份+城市+行业+上一份职业大类
F值	—	16.385	—	—	16.238	—
Wald检验	4.63**	—	3.56*	4.60**	—	3.55*
样本数	10415	10415	9615	10415	10415	9615

注:括号内为省份和年份层面的聚类标准误。

利于劳动者从事数字职业。用Probit模型加以检验,见表6的列(2)。结果显示,在5%的显著性水平上,人工智能技术能提高劳动者从事数字职业的概率。再次,探究人工智能是否有利于劳动者从传统职业转向新职业或者数字职业?将劳动者上一份职业是传统职业,当前职业是新职业或者数字职业的标记为1,其他样本标记为0,用Probit模型进行实证检验。为了尽可能控制住其他影响新职业或数字职业的因素,表6的列(3)和列(4)控制了劳动者上一份工作的职业类型。同时,考虑到新职业形成的历程更长,列(3)的人工智能技术进行了滞后处理。结果证实,人工智能技术会促进劳动者从传统职业转向新职业,从非数字职业转向数字职业,即人工智能技术促进了新旧职业变动。

### (二)职业变迁方向:任务属性视角

人工智能技术可以模拟人类思维方式和行为,替代劳动者执行生产任务,或借助人机协作与劳动者共同完成任务,引发职业任务属性变动。因此,有必要从任务属性视角深入探究人工智能技术冲击下的职业变迁方向。为检验假说1,本文整理职业分类大典描述的任务特征,并结合劳动者职业任务特性,从任务数量和任务内容变动维度,分析人工智能技

术是否会引发职业任务属性的变化。通常新技术从应用到推动职业任务变动并非一蹴而就,故将核心解释变量作滞后处理。表7的列(1)考察了人工智能技术是否会引发劳动者的职业任务发生变动,当劳动者当前工作的职业代码与上一份工作的职业代码不同,或者劳动者前后职业代码相同但该职业的任务在两次职业分类大典之间存在变动,则视作任务发生变动,赋值为1;反之,劳动者前后职业代码相同且两次职业分类大典之间任务未变动,则视作任务未变动,赋值为0。表7列(2)的被解释变量为个体当前职业的任务数量。列(1)结果显示,核心解释变量的系数在10%水平上显著为正,说明人工智能技术会诱致职业任务发生变动。但列(2)显示,人工智能技术并未引起任务数量发生明显的变化。原因可能在于人工智能并非引致任务数量的简单变动,而可能是任务的其他属性发生变动。为此,表7的列(3)和列(4)进一步检验职业任务是否从繁重向非繁重、从复杂向简单方向转变。结果显示,人工智能技术系数在1%水平上显著为正,说明人工智能技术诱发职业任务从繁重向非繁重、复杂化向简单化方向转变。人工智能既具有机器的力量、速度和抗疲劳等优势,又具有人类的识别、判断、推理和决策等能力,

表6 职业变迁方向检验:新职业与数字职业

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	新职业	数字职业	转向新职业	转向数字职业
人工智能技术	0.039**(0.015)	0.005**(0.002)	0.035*(0.019)	0.013**(0.007)
控制变量	是	是	是	是
固定效应	年份+城市	年份+城市	年份+城市+上一份职业类型	年份+城市+上一份职业类型
样本数	41355	33497	5625	6048
Pseudo R <sup>2</sup>	0.067	0.112	0.105	0.153

注:括号内为省份和年份层面的聚类标准误。

表7 职业变迁方向检验:任务属性(一)

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	任务是否变动	任务数量	任务繁重度变动	任务复杂度变动
人工智能技术	0.008*(0.004)	-0.027(0.047)	0.047*** (0.013)	0.015*** (0.005)
控制变量	是	是	是	是
固定效应	年份+城市	年份+城市	年份+城市	年份+城市
样本数	7781	10289	5038	7789
Pseudo R <sup>2</sup>	0.273	—	0.167	0.074
R <sup>2</sup>	—	0.120	—	—

注:括号内为省份层面的聚类标准误。

因此能替代人类执行那些重体力、超负荷和高精度要求的任务,进而降低劳动者执行任务的繁重度和复杂度。

那么,人工智能技术对职业任务自由度又会产生何种影响?下面拟从任务自由度和工作地点自由度两个方面来加以考察。表8的列(1)、列(3)和列(5)汇报了直接以回答数值为被解释变量,用有序Logit模型估计的回归结果。可见,人工智能技术会显著提升劳动者的工作内容自主性、工作进度自主性、工作量自主性和工作任务自主性。为了保证估计结果的稳健性,本文还采用二值变量来识别劳动者的任务自由度高低,将完全由他人决定和部分由自己决定的取值为0,表示低任务自由度,任务完全由自己决定时取值为1,表示高任务自由度,用Probit模型进行估计,结果见表8的列(2)、列(4)和列(6)。其中,列(2)和列(6)估计结果都显著,列(4)的估计结果虽不显著,但其聚类标准误对应的P值为0.103,接近在10%水平上显著为正,说明人工智能技术引发劳动者职业向工作内容、工作进度、工作量和强度更加自由的方向发展。此外,就工作地点自由而言,将

工作地点不固定的样本标记为1,将工作地点固定的样本标记为0,分别采取Logit模型和Probit模型进行回归,分析人工智能技术对劳动者的工作地点自由度的影响,结果见表8的列(7)和列(8)。结果显示,人工智能技术促使劳动者转向工作地点更加灵活的职业。已有文献研究显示,远程零工经济平台使用量的年增长速度高达25%(凯西·莱顿维塔,2018),职业呈现从线下到线上、从固定转向灵活乃至从单一到多元的转变(施普赖策等,2017)。

### (三)职业变迁方向:技能宽度与深度视角

机器换人和人机协作重塑职业生产任务属性,会对劳动者的职业技能产生影响。为检验假说2,从技能宽度和技能深度两个角度,考察人工智能技术对职业技能需求的影响,估计结果见表9。表9的列(1)汇报了被解释变量是技能宽度的回归结果,在10%的显著性水平上,人工智能技术对技能宽度的作用系数显著为正,说明人工智能技术能够提升劳动者的技能宽度。同时,参考被各国广泛认可的国际标准职业分类,将职业分成高技术复杂度和低技术复杂度两组。具体而言,低技术复杂度职业主要

表8 职业变迁方向检验:任务属性(二)

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	工作内容自由度		工作进度自由度		工作量和强度自由度		工作地点自由度	
人工智能技术	0.171** (0.074)	0.029* (0.015)	0.146** (0.069)	0.019 (0.012)	0.174*** (0.067)	0.027** (0.012)	0.113* (0.058)	0.014* (0.007)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
固定效应	年份+城市	年份+城市	年份+城市	年份+城市	年份+城市	年份+城市	年份+城市	年份+城市
样本数	29387	29090	29387	29122	29389	29092	41194	40943
Pseudo R <sup>2</sup>	0.1275	0.095	0.097	0.074	0.101	0.083	0.091	0.101

注:括号内为省份和年份层面的聚类标准误。

表9 职业变迁方向检验:技能宽度和深度(一)

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	技能宽度	低技术复杂度职业	高技术复杂度职业	技能深度	低技术复杂度职业	高技术复杂度职业
人工智能技术	0.046* (0.026)	0.044 (0.028)	0.025** (0.012)	-0.114** (0.053)	-0.036 (0.069)	-0.260*** (0.065)
控制变量	是	是	是	是	是	是
固定效应	年份+城市	年份+城市	年份+城市	年份+城市	年份+城市	年份+城市
样本数	5942	4859	1012	3625	2762	789
R <sup>2</sup>	0.360	0.358	0.256	0.241	0.229	0.256

注:括号内为省份和年份层面的聚类标准误。

从事简单的、重复性较强的常规操作如维修设备、储存和整理基础信息等任务,具体包含简单劳动工作人员、办事员及相关文职工作人员、服务和销售人员、农林牧渔业熟练工作人员、机器设备操作员和装配工等;而高技术复杂度职业主要从事较为复杂的技术操作和技术实践任务以及复杂的综合性任务,具体包括技师和助理专业技术人员、专业技术人员以及管理人员等。对不同技术复杂度职业,分组回归结果见表9的列(2)和列(3),可知对于高技术复杂度职业,人工智能技术的系数在5%显著性水平上为正,但对低技术复杂度职业的技能宽度影响并不显著,说明人工智能技术会促进高技术复杂度职业技能宽度的增加,这意味着劳动者需要不断拓展其技能宽度,如提高认知、社交与创造等综合能力,才能够胜任新技术环境下的那些高技术复杂度职业。

表9的列(4)汇报了被解释变量是技能深度的回归结果,结果显示在5%的显著性水平上,人工智能技术对技能深度的作用系数显著为负,说明人工智能技术应用存在降低劳动者技能深度的倾向。原因在于,智能产品可模仿人类的行为和智慧,蕴含新技术或新工艺的机器替代人工完成相关任务,而留给劳动者执行的任务与之前相比复杂度和难度均有所下降,将大大降低对员工的技能要求,人工智能技术表现出“去技能化”特征。同样地,表9的列(5)和列(6)是按照职业技术复杂度高低进行分组的回归结果,发现人工智能技术会显著地降低那些高技术复杂度职业的技能深度,对于低技术复杂度职业的影响则不显著。表明人工智能技术可以通过人机协作等方式辅助劳动者,完成高技术复杂度的工作,降低其技能深度;由于低技术复杂度职业的技能深度要

求本身就很低,因此对其降低效应不显著。

进一步采用劳动个体对工作的学历和经验要求的主观评估作为被解释变量进行检验。具体而言,以CLDS调查问卷中“你觉得胜任你目前这份工作最低需要什么学历?(提示:此题强调的是胜任这份工作的能力)”“你觉得做你这份工作,需要多久的工作经验能够胜任?”的回答作为被解释变量,以人工智能技术为核心解释变量进行估计。表10的列(1)显示,人工智能技术会降低劳动者胜任当前工作的最低学历要求。其次,将样本分为高技术复杂度职业和低技术复杂度职业进行分样本回归。列(2)和列(3)的结果显示,人工智能技术能够显著降低高技术复杂度职业的最低学历要求。原因可能在于,智能机器可协助劳动者完成部分复杂的工作任务,降低高技术复杂度职业进入的学历要求。表10的列(4)~列(6)给出了被解释变量是工作经验要求的回归结果,结果显示人工智能技术的系数只在高技术复杂度组显著,表明人工智能技术能够显著降低高技术复杂度职业的工作经验要求。这与人工智能技术能够将职业任务简单化的结论相互印证,诸多原来只能由高技能劳动者从事的职业,低技能劳动者借助于智能化机器也能胜任,劳动者的技能深度需求降低。但需要关注的是,人工智能技术冲击下职业对劳动者的学历和经验要求降低,可能会弱化人力资本的中长期积累。

## 七、进一步讨论

前述实证结果表明,人工智能技术能够引发职业变迁,职业任务呈现出向非繁重、简单化和自由化方向转变,也易使高技术复杂度职业的宽度拓展和深度降低。那么,在职业变动过程中,人工智能技术

表10 职业变迁方向检验:技能宽度和深度(二)

变量	(1)	(2)		(3)	(4)	(5)		(6)
	全样本	低技术复杂度职业	高技术复杂度职业	全样本	低技术复杂度职业	高技术复杂度职业		
人工智能技术	-0.041*(0.021)	-0.026(0.021)	-0.044**(0.022)	0.003(0.021)	0.012(0.021)	-0.045*(0.027)		
控制变量	是	是	是	是	是	是		
固定效应	年份+城市	年份+城市	年份+城市	年份+城市	年份+城市	年份+城市		
样本数	2346	1774	552	6683	5986	627		
R <sup>2</sup>	0.451	0.414	0.320	0.091	0.076	0.037		

注:微观个体数据来源于CLDS2016,括号内为城市层面的聚类标准误。

会对劳动者的职业收入、就业稳定性、工作满意度以及职业地位产生何种影响?是否会影响职业平等性?本节进一步从职业收入、就业稳定性、工作满意度以及职业地位4个维度进行分析,旨在检验假说3。

### (一)职业收入

表11汇报了人工智能技术对职业收入的影响。其中职业收入是以劳动者的年工资来表征,用2000年为基期的CPI指数进行价格平减,并做对数处理,核心解释变量做了滞后处理。参考王林辉等(2022b)的研究思路,模型中加入每周工作时长作为控制变量。结果见表11的列(1)~列(3)。从全样本来看,人工智能技术会降低工资,对收入造成负面冲击。分组回归结果显示,人工智能技术减少了低技术复杂度职业的劳动报酬,对高技术复杂度职业收入的影响并不显著。考虑到人工智能技术影响劳动者的就业状态,忽略就业状态可能无法准确评估人工智能技术对职业收入的冲击,故根据被访者目前的工作情况判定劳动者的在职情况,只保留目前有工作的

样本,结果见表11的列(4)~列(6)。结果显示,人工智能技术能显著增加高技术复杂度职业的收入,减少低技术复杂度职业收入但该影响不显著。原因在于,人工智能技术对职业收入的负向冲击,更可能引发低技术复杂度职业的劳动者失业而使其工资收入受损,对高技术复杂度职业的收入反而具有提升作用。可见,人工智能技术对职业的影响具有差异性,会扩大高、低技术复杂度职业的收入差距,引发职业不平等。

### (二)就业稳定性

通常,是否签订合同以及合同期限长短可以用来考察就业的稳定性。其中签订合同且合同的期限越长,工作越稳定,反之则不稳定(霍利斯特、史密斯,2014;朱斌,2022)。因此,本文分别以是否签订合同以及合同期限长短来表征就业稳定性。模型中进一步控制劳动者的工作流动偏好,用是否有工作流动经历这一变量来表征,取1表示“有”,取0表示“没有”。表12的列(1)~列(3)是以是否签订劳动合

表11 人工智能技术与职业收入

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	全样本	低技术复杂度职业	高技术复杂度职业	全样本	低技术复杂度职业	高技术复杂度职业
人工智能技术	-0.312*** (0.074)	-0.303*** (0.071)	-0.141 (0.099)	0.012 (0.019)	-0.003 (0.020)	0.093** (0.039)
控制变量	是	是	是	是	是	是
固定效应	年份+城市	年份+城市	年份+城市	年份+城市	年份+城市	年份+城市
样本数	26861	24372	2489	11493	9925	1568
R <sup>2</sup>	0.495	0.471	0.804	0.970	0.969	0.982

注:括号内为省份和年份层面的聚类标准误。

表12 人工智能技术与就业稳定性

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	合同签订与否			合同签订时长		
	全样本	低技术复杂度职业	高技术复杂度职业	全样本	低技术复杂度职业	高技术复杂度职业
人工智能技术	-0.031**(0.013)	-0.033**(0.015)	-0.013(0.031)	-0.063**(0.033)	-0.059**(0.034)	-0.018(0.068)
控制变量	是	是	是	是	是	是
固定效应	年份+城市	年份+城市	年份+城市	年份+城市	年份+城市	年份+城市
样本数	7408	6267	1141	5758	4396	1362
Pseudo R <sup>2</sup>	0.185	0.188	0.301	—	—	—
R <sup>2</sup>	—	—	—	0.173	0.192	0.214

注:括号内为省份和年份层面的聚类标准误。

同为被解释变量,用Probit模型估计的结果;表12的列(4)~列(6)是以合同签订时长对数为被解释变量的估计结果。可见,人工智能技术不仅会显著降低个体签订劳动合同的概率,还会减少劳动者签订合同的期限。原因在于,人工智能技术会标准化生产过程替代劳动者执行任务,弱化企业对劳动要素的依赖,企业出于用工成本的考虑,更倾向于采用弹性的雇佣方式(许怡、叶欣,2020;余玲铮等,2021b)。分组回归结果显示,人工智能技术通常会降低低技术复杂度职业劳动者的就业稳定性,而对于高技术复杂度职业的影响不显著。这一结果符合预期,即人工智能技术的就业替代效应削弱了从事低技术复杂度职业劳动者的控制权和竞争力,其就业稳定性更弱。可见,人工智能技术对高、低技术复杂度职业的就业稳定性会产生差异化的影响,明显降低低技术复杂度职业的就业稳定性。

### (三)工作满意度

前述分析是从职业收入和就业稳定性角度评价人工智能技术对职业平等性的影响。接下来从劳动者工作状况整体满意度和工作安全性满意度两个维度,讨论人工智能技术对职业平等性的冲击。被访者的满意度评价依次取值为1~5,其中1表示“非常不满意”,2表示“不太满意”,3表示“一般”,4表示“比较满意”,5表示“非常满意”。对核心解释变量做滞后处理,运用有序Logit模型进行估计,见表13。结果显示,人工智能技术能够显著地提升劳动者工作总体满意度,且无论是对高技术复杂度职业,还是对低技术复杂度职业的提升效应均显著。在工作安全满意度方面,人工智能技术更有助于提升低技术复杂度职业的安全满意度,而对高技术复杂度职业

工作安全满意度的影响不显著。原因在于,低技术复杂度职业的工作环境通常更加危险、艰苦和恶劣,而人工智能技术应用有利于将劳动者从此类危险环境中解脱出来。

### (四)职业地位

国际社会经济地位指数能从职业收入和教育水平方面,综合评定职业的社会经济地位(阳义南、连玉君,2015)。因此,本文利用劳动者职业的国际社会经济地位指数,分析人工智能对劳动者职业地位的影响。根据职业代码生成劳动者上一份职业和当前职业的国际社会经济地位指数,用当前职业和上一份职业社会经济地位指数的比值来表示职业地位变化。该比值越高,说明劳动者职业地位向上流动幅度越大。对核心解释变量做滞后处理,结果见表14的列(1)。结果显示,人工智能技术系数在5%水平上显著为正,说明人工智能技术能够引发劳动者的职业地位向上流动。原因在于,一方面,人工智能应用产生的岗位更替效应促使一些程式化、操作重复的非认知型岗位逐渐被智能设备替代,低社会经济地位的职业不断减少,而高社会经济地位的职业占比逐渐增大,劳动者拥有更多在高社会经济地位职业工作的机会,即人工智能引发的职业结构变动能够帮助劳动者实现职业地位的向上流动。另一方面,新技术应用会驱使劳动者学习机器设备的操作、维护等新技能以适应新技术环境,职业培训或干中学效应提高了劳动者技能,引致劳动者向高职业地位岗位流动。表14的列(2)~列(3)分别汇报了按照职业技术复杂度高低分组的估计结果。可见,无论是高技术复杂度还是低技术复杂度职业,人工智能技术的职业地位提升效应均显著存在。考虑到高低

表13 人工智能技术与工作满意度

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	总体满意度			安全满意度		
	全样本	低技术复杂度职业	高技术复杂度职业	全样本	低技术复杂度职业	高技术复杂度职业
人工智能技术	0.059**(0.024)	0.054**(0.025)	0.161*(0.097)	0.057**(0.023)	0.064***(0.025)	-0.003(0.091)
控制变量	是	是	是	是	是	是
固定效应	年份+城市	年份+城市	年份+城市	年份+城市	年份+城市	年份+城市
样本数	40598	36735	3863	40355	36494	3861
Pseudo R <sup>2</sup>	0.030	0.030	0.060	0.026	0.026	0.044

注:括号内为稳健标准误。

表 14

人工智能技术与职业地位

变量	(1)	(2)	(3)
	全样本	低技术复杂度职业	高技术复杂度职业
人工智能技术	0.028**(0.011)	0.025**(0.010)	0.077**(0.034)
控制变量	是	是	是
固定效应	年份+城市	年份+城市	年份+城市
样本数	6370	5631	739
R <sup>2</sup>	0.078	0.081	0.397
系数组间差异检验经验P值	—	0.082*	

注:括号内为省份和年份层面的聚类标准误。检验系数组间差异显著性的经验P值是通过自举抽样1000次后得到。

技术复杂度分组样本量差异较大,若直接对比系数可能存在偏误,因此参考连玉君等(2010)的做法,对高低技术复杂度职业系数组间差异进行检验,结果显示P值为0.082,在10%的水平上显著,说明高低技术复杂度职业的系数存在差异,其中,人工智能对高技术复杂度职业地位的提升效应更大。

#### 八、研究结论与政策建议

技术进步和职业更替往往相伴相生,人工智能大规模应用对职业任务属性和职业技能都将产生深远的影响。本文在分析中国职业变迁典型化事实的基础上,采用人工智能技术专利和CLDS微观调查数据,从职业类型、任务属性和职业技能等方面,考察人工智能技术引致的中国职业变迁方向;从职业收入、就业稳定性、工作满意度和职业地位等视角,剖析人工智能技术对职业平等性的影响。结果表明:第一,人工智能技术能够推动职业变迁,使劳动者从传统职业转向新职业和数字职业,也能够重塑职业的任务属性,使一些职业任务向非繁重、精简化、自由化方向转变。第二,人工智能技术的“去技能化”和“再技能化”特征,会拓展劳动者的职业技能宽度和降低职业技能深度,且在高技术复杂度职业中表现更明显。第三,人工智能技术引发的职业变动能够推动劳动者职业地位向上流动,但对高低技术复杂度职业收入、就业稳定性和满意度存在差异化的影响。人工智能可以替代劳动者执行重复、繁重甚至是危险的工作,进而提升劳动者特别是低技术复杂度职业劳动者的工作满意度,但会削弱低技术复杂度职业劳动者的就业稳定性,扩大高、低技术复杂度职业的收入差距,引发职业不平等。

综合上述结论,提出如下政策建议。

第一,建议教育部门及时把握人工智能技术引致的职业变迁方向,前瞻性地制定专业人才培养规划,科学地布局学科专业,使学校人才培养与市场需求相协调。本文研究显示,人工智能技术会诱致职业变迁,使劳动者从传统职业转向新职业和数字职业。因此,教育部门需要密切关注人工智能引发的职业变迁方向,根据市场对劳动者专业需求制定中长期人才培养规划。具体而言,通过职业替代风险评估和专业人才需求预测等方式,科学地预判劳动力市场对各类专业人才的需求,有针对性地进行专业结构调整和优化,适时改造与撤销人工智能高替代风险的专业,增设人工智能相关的新专业。不仅要设置人工智能基础理论相关专业,如大数据科学与技术、智能计算与系统、计算智能和信息处理等专业,也要增加人工智能行业应用的相关专业,如智能制造与智能装备、机器人科学与工程、智能交通控制与管理以及智能医学工程等专业。

第二,建议人力资源管理部门联合用工单位、职业技术学校和职业培训机构,建立多元化的人才培养协同联动体系,拓展劳动者的职业技能以适应新技术环境。本文研究表明,人工智能具有“去技能化”和“再技能化”的双重特性。虽然人工智能的“去技能化”效应,可能会弱化人力资本的中长期积累,但人工智能对劳动力的替代和职业技能深度的降低也会加剧市场竞争,劳动者仍需不断拓展职业技能,才能抵御人工智能的替代风险。同时,人工智能技术冲击下职业技能需求也会发生变化,劳动者需要“再技能化”,即不断学习计算机编程、图像设计与处理、大数据分析挖掘、数据可视化等技能,提升数字素养才能适应新技术环境。为此,建议政府相关

部门制定职业技能培训标准与方案,联合职业院校、用人单位和教育培训机构,构建多元化的职业技能培养体系,开发职业技能培训课程,组织技能培训,帮助劳动者快速适应不断变化的技术环境。

第三,建议政府相关部门通过社会保障政策和差异化的税收政策,缩小人工智能技术冲击造成的收入差距,使新技术应用惠及更多劳动群体。本文研究发现,人工智能技术会扩大高、低技术复杂度职业的收入差距,引发收入不平等。因此,建议政府相关部门关注人工智能技术冲击下的弱势群体,建立低收入人群动态监测信息系统,通过核查和追踪调查实现常态化帮扶;将失业人员、收入低的灵活就业或非正规就业人员、未参保的农民工等,及时纳入临时救助范围,通过发放失业补助和救济金等方式,为低收入人群提供必要的生活保障;通过对不同收入人群实施分级税收、税率以及专项扣除等税收政策,减少低收入人群的税收负担和提高其可支配收入,缩小不同类型职业的收入差距,从而缓解人工智能技术对工资不平等的冲击。

第四,建议政府相关部门将新业态就业群体纳入公共服务范畴,并运用数字技术搭建劳动供需平台,缓解新兴技术对就业稳定性的不利影响。本文研究发现,人工智能技术应用对高、低技术复杂度职业就业稳定性的影响存在差异,会明显削弱低技术复杂度职业的就业稳定性。同时,人工智能技术冲击会催生很多新的职业和新的就业形态,工作自由、工作地点灵活的新就业形态将吸纳很多劳动者。因此,建议政府部门将灵活用工或平台用工等新形态就业群体纳入公共服务范畴,并运用数字技术搭建新型就业供需平台,让更多劳动者快速寻找到适宜的岗位,提高劳动供求匹配效率;针对新职业自由和灵活等特征,建议充分发挥新就业形态劳动者工会和行业协会的监督及管理作用,完善新就业形态劳动者权益保障机制以保障劳动者权益,提高就业稳定性<sup>⑦</sup>。

#### 注释:

① 参见《Government AI Readiness Index》,网址:https://www.oxfordinsights.com/。

② 参见《中共中央关于制定国民经济和社会发展第十四

个五年规划和二〇三五年远景目标的建议》,网址:https://www.gov.cn/zhengce/2020-11/03/content\_5556991.htm。

③ 参见习近平(2022)。

④ 参见《2022年度中国直播电商市场数据报告》,网址:https://www.100ec.cn/zt/2022zbdsscbg/。

⑤ 参见《什么是灵活就业?灵活就业成大学生就业新常态》,网址:https://www.ncss.cn/ncss/jydt/jy/202302/20230209/2256609829.html。

⑥ 由表3可知,3种方法估计的结果一致,因此后文涉及二元虚拟变量的估计,如无特殊说明,只汇报Probit模型的估计结果,且估计系数均为边际效应。

⑦ 中外文人名(机构名)对照:阿西莫格鲁(Acemoglu);雷斯特雷波(Restrepo);弗雷(Frey);奥斯本(Osborne);戴维(David);梅拉妮(Melanie);内德尔科斯卡(Nedelkoska);昆廷尼(Quintini);阿尔巴内西(Albanesi);奥特(Autor);弗兰克(Frank);巴德特(Badet);莱恩德斯(Reijnders);德弗里斯(De Vries);阿塔莱(Atalay);施普赖策(Spreitzer);葛(Ge);米奇(Mitch);那瓦基特海通(Nawakitphaitoon);汤(Tang);汉弗莱(Humphrey);维斯基兴(Wisskirchen);戴明(Deming);诺拉(Noray);布林约尔松(Brynjolfsson);曼尼卡(Manyika);卢卡斯(Lukasz);利普塞特(Lipset);本迪克斯(Bendix);马斯(Maas);范鲁文(Van Leeuwen);哈迪(Hardy);科尔特斯(Cortes);多思(Dauth);加洛尔(Galor);茨伊登(Tsidon);贾维斯(Jarvis);宋(Song);萨斯坎德(Susskind);马丁(Martin);奥姆拉尼(Omrani);吉赫勒布(Gihleb);博德里(Beaudry);格雷茨(Graetz);迈克尔斯(Michaels);曼(Mann);帕特曼(Puttmann);巴蒂克(Bartik);凯西(Kässi);莱顿维塔(Lehdonvirta);霍利斯特(Hollister);史密斯(Smith)。

#### 参考文献:

[1]陈楠、蔡跃洲:《人工智能、承接能力与中国经济增长——新“索洛悖论”和基于AI专利的实证分析》,《经济动态》,2022年第11期。

[2]陈媛媛、张竞、周亚虹:《工业机器人与劳动力的空间配置》,《经济研究》,2022年第1期。

[3]都阳、贾朋、朴之水:《计算机使用的劳动力市场回报》,《经济学(季刊)》,2023年第2期。

[4]邵清攀:《新科技革命背景下的人类劳动形态变迁》,《经济学家》,2022年第2期。

[5]郭凯明、王钰冰、龚六堂:《劳动供给转变、有为政府作用与人工智能时代开启》,《管理世界》,2023年第6期。

[6]贾根良:《第三次工业革命与工业智能化》,《中国社会科学》,2016年第6期。

[7]连玉君、彭方平、苏治:《融资约束与流动性管理行为》,《金融研究》,2010年第10期。

[8]莫怡青、李力行:《零工经济对创业的影响——以外卖

平台的兴起为例》，《管理世界》，2022年第2期。

[9]王天夫：《数字时代的社会变迁与社会研究》，《中国社会科学》，2021年第12期。

[10]王林辉、胡晟明、董直庆：《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》，《管理世界》，2022年a第7期。

[11]王林辉、钱圆圆、董直庆：《人工智能应用对劳动工资的影响及偏向性研究》，《中国人口科学》，2022年b第4期。

[12]王林辉、钱圆圆、宋冬林、董直庆：《机器人应用的岗位转换效应及就业敏感性群体特征——来自微观个体层面的经验证据》，《经济研究》，2023年第7期。

[13]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。

[14]习近平：《高举中国特色社会主义伟大旗帜 为全面建设社会主义现代化国家而团结奋斗——在中国共产党第二十次全国代表大会上的报告》，人民出版社，2022年。

[15]许怡、叶欣：《技术升级劳动降级？——基于三家“机器人”工厂的社会学考察》，《社会学研究》，2020年第3期。

[16]阳义南、连玉君：《中国社会代际流动性的动态解析——CGSS与CLDS混合横截面数据的经验证据》，《管理世界》，2015年第4期。

[17]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a第1期。

[18]余玲铮、张沛康、魏下海：《机器人如何影响劳动力市场雇佣关系：“技术—技能”重塑机制的解释》，《学术研究》，2021年b第2期。

[19]朱斌：《稳定化与结构化——新制度主义视角下的中国劳动力市场变化(2006–2017)》，《社会学研究》，2022年第2期。

[20]Acemoglu, D., 2023, "Distorted Innovation: Does the Market Get the Direction of Technology Right?", AEA Papers and Proceedings, vol. 113, pp. 1 ~ 28.

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

[22]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.

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

[24]Acemoglu, D., Autor, D., Hazell, J. and Restrepo, P., 2022, "Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from Online Va-

cancies", Journal of Labor Economics, 40(S1), S293 ~ S340.

[25]Acemoglu, D., Koster, H. R. A. and Ozgen, C., 2023, "Robots and Workers: Evidence from the Netherlands", NBER Working Paper, No. 31009.

[26]Albanesi, S., Dias da Silva, A., Jimeno, J. F., Lamo, A. and Wabitsch, A., 2023, "New Technologies and Jobs in Europe", NBER Working Paper, No. 31357.

[27]Atalay, E., Phongthientham, P., Sotelo, S. and Tannenbaum, D., 2020, "The Evolution of Work in the United States", American Economic Journal: Applied Economics, vol. 12(2), pp. 1 ~ 34.

[28]Autor, D., Chin, C., Salomons, A. M. and Seegmiller, B., 2022, "New Frontiers: The Origins and Content of New Work, 1940–2018", NBER Working Paper, No. 30389.

[29]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.

[30]Badet, J., 2021, "AI, Automation and New Jobs", Open Journal of Business and Management, vol. 9(5), pp. 2452 ~ 2463.

[31]Bartik, T. J., 1991, Who Benefits from State and Local Economic Development Policies?, Kalamazoo: Upjohn Press.

[32]Beaudry, P., Doms, M. and Lewis, E., 2010, "Should the Personal Computer Be Considered a Technological Revolution? Evidence from U. S. Metropolitan Areas", Journal of Political Economy, vol. 118(5), pp. 988 ~ 1036.

[33]Brynjolfsson, E., 2022, "The Turing Trap: The Promise & Peril of Human-Like Artificial Intelligence", Daedalus, vol. 151(2), pp. 272 ~ 287.

[34]Cortes, G. M., Jaimovich, N., Nekarda, C. J. and Siu, H. E., 2020, "The Dynamics of Disappearing Routine Jobs: A Flows Approach", Labour Economics, vol. 65, 1018213.

[35]Dauth, W., Findeisen, S., Suedekum, J. and Woessner, N., 2021, "The Adjustment of Labor Markets to Robots", Journal of the European Economic Association, vol. 19(6), pp. 3104 ~ 3153.

[36]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.

[37]De Vries, G. J., Gentile, E., Miroudot, S. and Wacker, K. M., 2020, "The Rise of Robots and the Fall of Routine Jobs", Labour Economics, vol. 66, 101885.

[38]Deming, D. J. and Noray, K., 2020, "Earnings Dynamics, Changing Job Skills, and Stem Careers", Quarterly Journal of Economics, vol. 135(4), pp. 1965 ~ 2005.

- [39]Frank, M. R., Autor, D., Bessen, J. E., Brynjolfsson, E., Cebrian, M., Deming, D. J., Feldman, M., Groh, M., Lobo, J., Moro, E., Wang, D., Youn, H. and Rahwan, I., 2019, "Toward Understanding the Impact of Artificial Intelligence on Labor", *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 116(14), pp. 6531 ~ 6539.
- [40]Frey, C. B. and Osborne, M. A., 2017, "The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?", *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 114, pp. 254 ~ 280.
- [41]Galor, O. and Tsiddon, D., 1997, "Technological Progress, Mobility, and Economic Growth", *American Economic Review*, vol. 87(3), pp. 363 ~ 382.
- [42]Ge, P., Sun, W. and Zhao, Z., 2021, "Employment Structure in China from 1990 to 2015", *Journal of Economic Behavior & Organization*, vol. 185, pp. 168 ~ 190.
- [43]Gihleb, R., Giuntella, O., Stella, L. and Wang, T., 2022, "Industrial Robots, Workers' Safety, and Health", *Labour Economics*, vol. 78, 102205.
- [44]Graetz, G. and Michaels, G., 2018, "Robots at Work", *Review of Economics and Statistics*, vol. 100(5), pp. 753 ~ 768.
- [45]Hardy, W., Keister, R. and Lewandowski, P., 2018, "Educational Upgrading, Structural Change and the Task Composition of Jobs in Europe", *Economics of Transition*, vol. 26(2), pp. 201 ~ 231.
- [46]Hollister, M. N. and Smith, K. E., 2014, "Unmasking the Conflicting Trends in Job Tenure by Gender in the United States, 1983– 2008", *American Sociological Review*, vol. 79(1), pp. 159 ~ 181.
- [47]Humphrey, S. E., Nahrgang, J. D. and Morgeson, F. P., 2007, "Integrating Motivational, Social, and Contextual Work Design Features: A Meta-Analytic Summary and Theoretical Extension of the Work Design Literature", *Journal of Applied Psychology*, vol. 92(5), pp. 1332 ~ 1356.
- [48]Jarvis, B. F. and Song, X., 2017, "Rising Intragenerational Occupational Mobility in the United States, 1969 to 2011", *American Sociological Review*, vol. 82(3), pp. 568 ~ 599.
- [49]Kässi, O. and Lehdonvirta, V., 2018, "Online Labour Index: Measuring the Online Gig Economy for Policy and Research", *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 137, pp. 241 ~ 248.
- [50]Lipset, S. M. and Bendix, R., 1959, *Social Mobility in Industrial Society*, California: University of California Press.
- [51]Lukasz, A., Ewa, G.-B., Fernando, N., Robert, P. and Carlos, U., 2023, "Skills Requirements across Task- Content Groups in Poland: What Online Job Offers Tell Us", *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 187, 122245.
- [52]Maas, I. and Van Leeuwen, M. H. D., 2002, "Industrialization and Intergenerational Mobility in Sweden", *Acta Sociologica*, vol. 45(3), pp. 179 ~ 194.
- [53]Martin, L. and Omrani, N., 2015, "An Assessment of Trends in Technology Use, Innovative Work Practices and Employees' Attitudes in Europe", *Applied Economics*, vol. 47, pp. 623 ~ 638.
- [54]Mann, K. and Puttmann, L., 2023, "Benign Effects of Automation: New Evidence from Patent Texts", *Review of Economics and Statistics*, vol. 105(3), pp. 562 ~ 579.
- [55]Manyika, J., Lund, S., Chui, M., Bughin, J., Woetzel, J., Batra, P., Ko, R. and Sanghvi, S., 2017, "Jobs Lost, Jobs Gained: Workforce Transitions in a Time of Automation", *McKinsey Global Institute Report*, No. 150.
- [56]Melanie, A., Terry, G. and Ulrich, Z., 2017, "Revisiting the Risk of Automation", *Economics Letters*, vol. 159, pp. 157 ~ 160.
- [57]Mitch, D., 2021, "Partial Automation and the Technology-Enabled Deskilling of Routine Jobs", *Labour Economics*, vol. 69, 101973.
- [58]Nawakitphaitoon, K. and Tang, C., 2020, "Nonstandard Employment and Job Satisfaction across Time in China: Evidence from the Chinese General Social Survey(2006–2012)", *Work, Employment and Society*, vol. 35(3), pp. 411 ~ 431.
- [59]Nedelkoska, L. and Quintini, G., 2018, "Automation, Skills Use and Training", *OECD Social, Employment and Migration Working Paper*, No. 202.
- [60]Reijnders, L. S. M. and De Vries, G. J., 2018, "Technology, Offshoring and the Rise of Non-Routine Jobs", *Journal of Development Economics*, vol. 135, pp. 412 ~ 432.
- [61]Spreitzer, G. M., Cameron, L. and Garrett, L., 2017, "Alternative Work Arrangements: Two Images of the New World of Work", *Annual Review of Organizational Psychology and Organizational Behavior*, vol. 4(1), pp. 473 ~ 499.
- [62]Susskind, D., 2017, "A Model of Technological Unemployment", *Oxford Working Paper*, No. 819.
- [63]Wisskirchen, G., Biacabe, B. T., Bormann, U., Muntz, A., Niehaus, G., Soler, G. J. and von Brauchitsch, B., 2017, "Artificial Intelligence and Robotics and Their Impact on the Workplace", *IBA Global Employment Institute Report*.