

人工智能、职业技能结构与产业结构转型*

潘 珊 盖庆恩 胡涟漪

摘要:人工智能技术的广泛应用不仅在微观层面引发了劳动力职业技能结构转换,在宏观层面也推动了产业结构转型。本文在展示中国产业层面职业技能结构变化特征事实的基础上,构建了一个包含人工智能技术和职业技能异质性的多部门一般均衡模型,定性和定量分析了人工智能技术发展对职业技能结构和产业结构转型的影响。首先,如果人工智能技术对不同技能存在偏向性影响,人工智能技术水平的提高将推动产业结构转型和产业内部的职业技能结构转换,即常规型职业技能的就业比重下降,社交型职业技能比重上升,认知型职业技能的就业比重取决于人工智能对不同职业技能偏向性的相对大小。其次,从职业技能比重变化的效应分解来看,服务业内部的集约边际效应和产业结构转型的广延边际效应贡献率较高。最后,数值模拟的结果表明随着人工智能技术加速升级从而对不同职业技能的影响趋同,最终将减缓常规型职业技能就业比重的下降,推动认知型职业技能比重由升转降,保持社交型职业技能比重的上升,即人工智能技术升级主要体现在对认知型职业技能的“挤出”效应。本文从产业视角阐述了人工智能对职业技能结构和产业结构转型的影响,量化评估了未来的发展趋势,并对人工智能冲击下的劳动力市场转型改革提供了政策参考。

关键词:人工智能 职业技能结构 产业结构 结构转型

一、引言

人工智能作为新一轮科技革命和产业变革的核心力量,正推动着传统产业升级换代,促使经济和社会发生重大变革。自1956年人工智能概念提出以来,人工智能的发展已经历多个阶段,其内涵十分广泛,包括机器人、语言识别、图像识别、自然语言处理、机器学习等。人工智能初期以工业机器人等自动化设备为主要应用载体,国际机器人联盟数据显示,中国自2011年开始大幅增加工业机器人的使用,2011~2017年期间,每年增速高达30%以上(见图1)。随着人工智能技术的不断发展,人类和机器之间的关系正在发生深刻的变化,机器通过人工智能技术,具备了更高的自主学习和自动化处理能力,能够协助人类完成重复

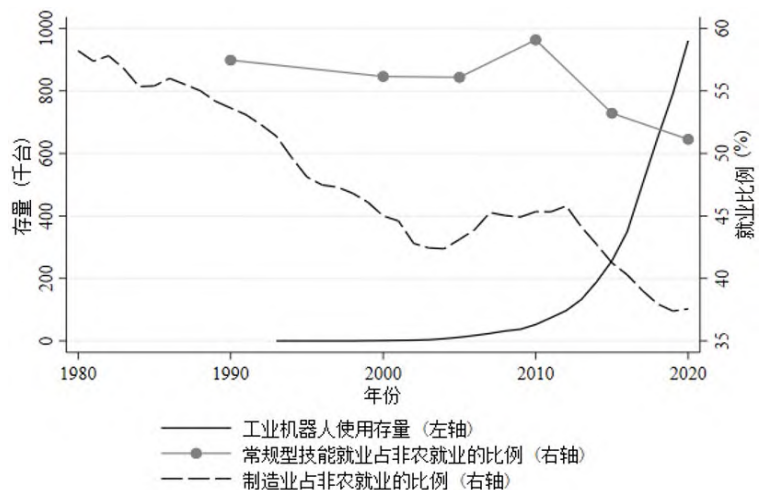


图1 中国工业机器人存量、常规型职业和制造业就业的趋势图
数据来源:国际机器人联盟、1990~2020年人口普查和抽样调查数据、《中国统计年鉴》。

收稿时间:2024-7-22;反馈外审意见时间:2025-1-7、2025-3-4、2025-7-16;拟录用时间:2025-10-29。

*本研究得到教育部哲学社会科学研究重大课题攻关项目“我国未来产业创新生态系统培育的机理、路径和政策研究”(基金号:24JZD042)、国家自然科学基金项目“种植结构变迁的基本事实、内在机理与政策调整研究”(基金号:72473088)、国家自然科学基金项目“新兴技术对农民工就业的冲击:程度、机制和宏观效应”(基金号:72273088)的资助。感谢匿名审稿专家的宝贵意见。胡涟漪为本文通讯作者。

性、可编码的常规型工作,降低常规型职业技能的市场需求。图1展示了中国常规型职业技能的就业比重随时间的变化趋势^①,可以看到伴随着中国工业机器人的大幅增加,常规型职业技能的就业比重明显下降,在30年间下降了6.3个百分点。同时,人工智能的应用场景不断拓宽,催生了新兴产业和新业态,各种灵活就业形式涌现,促进了社交型职业技能需求的上升。新一代人工智能技术具备更高的通用性和智能性,随着大语言模型的开发利用,通用人工智能强大的信息处理能力和人机交互功能,再次引发劳动力市场职业技能需求的转换。

人工智能技术的深入发展不仅在微观层面引发了劳动力职业技能结构的变化,也在宏观层面推动了传统制造业向新兴服务业的转型升级。作为一种通用技术,人工智能改变了传统产业的生产方式,其具有基础设施的外溢特征能够全面影响经济各个产业(郭凯明,2019)。人工智能通过自动化和智能化提升了传统制造业生产效率,而制造业生产效率的提升又将进一步推动经济结构转型(魏、皮萨里德斯,2007;赫伦多夫等,2014)。图1展示出中国制造业占非农就业的比重在2010年之后也出现了大幅下降。如何理解人工智能技术推动劳动力职业技能结构转换以及产业结构转型的经济机制?未来人工智能技术升级变革如何进一步影响中国的职业技能结构转型?这是本文研究的主要问题。就业是最基本的民生。党的二十大报告提出“强化就业优先政策,健全就业促进机制,促进高质量充分就业”。当前,深化人工智能时代中国就业变革问题的研究,有效化解人工智能技术对就业的结构性影响,对于深入实施就业优先战略,统筹技术创新与就业稳定的关系,推动高质量发展具有重要意义。

为了深入分析人工智能影响中国职业技能结构及产业结构的内在机制,预判人工智能技术发展对于未来职业技能转换趋势的影响,本文基于中国人口普查的微观数据提取个体职业信息,借鉴胡连漪等(2024)的方法度量各职业的技能程度,展示了中国在产业层面的职业技能结构变化趋势。在此基础上,本文建立了一个引入人工智能和职业技能异质性的多部门一般均衡模型,理论上解释了人工智能对职业技能结构和产业转型的影响。模型中各部门的劳动投入由3种职业技能复合构成,人工智能作为劳动扩展型技术,对不同职业技能产生偏向性的影响。研究发现,在一定条件下,随着人工智能技术水平的提高,经济总体和产业内会出现职业技能结构变化,即常规型职业技能的就业比重下降,社交型职业技能的就业比重上升,但认知型职业技能的就业比重变化方向不定。基于模型的数值模拟印证了理论分析的结论。随着人工智能技术加速升级,其对不同职业技能的偏向性影响逐渐趋同,这一趋势将减缓常规型职业技能就业比重的下降,推动认知型职业技能比重由升转降,保持社交型职业技能比重的上升,从定量上来看人工智能技术升级主要体现在对认知型职业技能的“挤出”效应。本文从产业视角分析了人工智能对于职业技能结构及产业结构转型的影响机制,通过数值模拟预判了人工智能技术发展对未来职业技能结构的影响趋势,为人工智能时代下的就业市场改革提供了理论基础和政策参考。

本文拓展了人工智能与就业结构的相关研究。已有文献聚焦于人工智能对职业转换的冲击和挑战,并基于不同分类方法测算了各个国家高风险职业的替代率(弗雷、奥斯本,2017;戴维,2017;奥申斯基、温奇,2017;王林辉等,2022;王等,2023)。研究发现,以工业机器人为代表的人工智能技术主要替代工作内容繁琐、需要体力活动的常规型职业(多思等,2021;阿西莫格鲁等,2023),而以大语言模型为代表的前沿人工智能技术逐渐替代认知型职业,如文字翻译和语言组织等工作(埃隆杜等,2024)。尽管人工智能的应用产生了职业替代风险,但是人工智能提高了劳动生产率(阿西莫格鲁、雷斯特雷波,2020),同时也衍生出新的工作岗位(贝森,2019;奥托等,2024),通过替代效应和创造效应推动了职业转换和岗位变迁(闫雪凌等,2020;王林辉等,2023;黄浩权等,2024;潘珊、郭凯明,2024)。还有一部分文献讨论了人工智能背景下的劳动力市场结构变化,学者一般按照任务类型或者受教育程度,将劳动力划分为高中低不同技能类型,研究人工智能技术带来的就业极化现象,即高、低技能劳动力就业增加,中技能劳动力就业减少(阿西莫格鲁、奥托,2011;奥托、多恩,2013;阿西莫格鲁、雷斯特雷波,2018;格雷茨、迈克尔斯,2018;王永钦、董雯,2020;谢等,2021)。与现有文献相比,本文关注到不同产业内部的职业技能结构存在明显差异,因此在研究人工智能与职业技能转换时应该考虑产业

异质性。此外,目前文献大多基于已有的人工智能技术水平来检验其对职业技能转换的影响,人工智能技术在不断发展变化,未来的人工智能技术如何影响职业技能结构?本文通过构建一般均衡模型,从理论上分析和预判了人工智能技术发展对职业技能结构和产业结构的影响,克服了微观实证中无法准确测度人工智能水平的缺陷,是对人工智能与就业结构趋势展望的有益补充。

本文还丰富了人工智能与结构转型的相关研究。作为新一代通用技术,人工智能和数字技术开启的机器换人过程,对经济增长、收入分配和福利产生了重要影响(阿西莫格鲁、雷斯特雷波,2018;格雷茨、迈克尔斯,2018;陈彦斌等,2019;徐翔、赵墨非,2020;杨飞、范从来,2020;杨光、侯钰,2020;诺德豪斯,2021;柏培文、张云,2021;李磊等,2021;陈东、秦子洋,2022)。这一影响在不同产业和生产环节存在结构性差异,因此,人工智能和数字技术也会影响产业结构转型(阿吉翁等,2017;郭凯明,2019;郭凯明、王钰冰,2022)。相比于以往文献按照受教育程度将劳动力划分为高低技能的分类,本文基于微观调查数据所展示的职业技能结构信息更具体,也更能体现就业市场需求侧的变化。本文从职业技能异质性视角出发,得出人工智能技术的发展推动了劳动力职业技能结构转换和产业结构转型,结合微观就业结构与宏观产业结构,进一步丰富了结构转型的理论研究。

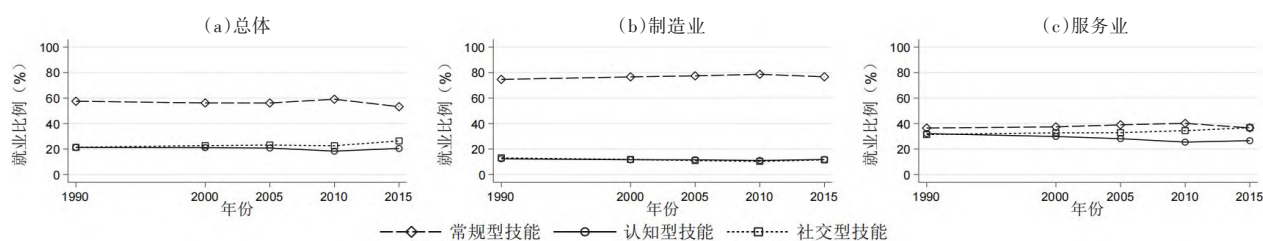
二、职业技能结构转型的一般规律

本文按照已有文献对技能的划分,将职业技能分为常规型、认知型与社交型3种类型(奥托等,2003;奥托、多恩,2013;戴明,2017)^②。在此基础上,本文借鉴胡涟漪等(2024)的方法,利用《中华人民共和国职业分类大典》提供的职业描述信息,通过自然语言处理技术提取职业描述中的关键词汇。为准确识别这些词汇的技能内涵,本文依据《现代汉语分类词典》将词汇分为常规、认知与社交3种类型,并计算每种技能相关词汇在职业描述中的占比。经过标准化处理后,得到的职业技能比例能够反映3种技能类型在职业中的相对重要性,记为 s_{jo} ,其中 j 表示技能类型, o 表示职业,且 $\sum_j s_{jo} = 1$ 。本文将该比例作为权重,应用于职业就业人数的计算中,从而得出不同技能类型的就业人数。基于此,本文定义产业部门内部职业技能的就业比例为:

$$x_{jJ} = \frac{\sum_o N_{Jo} \cdot s_{jo}}{\sum_j \sum_o N_{Jo} \cdot s_{jo}}$$

其中,分子表示产业部门 J 内各职业按照 j 类职业技能比例加权后的就业总人数,反映常规、认知和社交职业技能在该产业的分布情况;分母表示该产业的就业总人数。通过这一方法,本文依据每个职业技能构成的不同权重计算产业层面的技能分布,能够全面反映职业多维技能特征及各类技能在产业中的分布情况^③。

本文使用中国1990年、2000年和2010年人口普查,以及2005年和2015年1%人口抽样调查微观个体数据,结合上述就业比例的构造方法,计算了中国总体及各部门的职业技能结构,如图2和图3所示。图2(a)显示,从整体结构上看,中国常规型职业技能的就业比例最高,而社交型和认知型职业技能的比例相当。从图3(a)的相对变化趋势来看,常规型职业技能比例呈现出下降趋势,1990~2015年间减少了4.25个百分点,而社交型职业技能比例在此期间增加了5.04个百分点,认知型职业技能的就业变化相对较小。分部门来看,图2(b)和(c)分别展示了中国制造业和服务业的职业技能结构变化^④。在制造业中,常规型职业技能占据主导地位,



数据来源:1990~2015年中国人口普查和抽样调查数据。

占比高达80%，而认知型和社交型职业技能的比例相对接近，各占约10%。与制造业显著不同，服务业中3类职业技能的就业比重非常接近，均在20%~40%之间。从图3(b)和(c)的相对变化趋势来看，制造业中常规型职业技能的比重经历了先上升后下降的变化趋势；认知型和社交型职业技能则呈现先下降后上升的趋势。而在服务业中，社交型职业技能的占比呈明显上升态势，从1990年至2015年就业比重增加了5.44个百分点，常规型职业技能则呈下降趋势。总体而言，2010年之前中国的职业技能结构相对稳定，但2010年之后，职业技能结构发生了明显变化，常规型职业技能占比下降，认知型和社交型职业技能占比上升。这一变化与产业结构转型密切相关，制造业就业份额的下降减少了对常规职业技能的需求，而服务业份额的上升推动了社交型职业技能的增长。供给侧结构性改革进一步加速了这一进程，政府出台了针对钢铁、煤炭、水泥、电解铝等行业产能过剩问题的政策措施(王一鸣,2017)，而这些行业主要依赖常规职业技能。此外，为应对结构性“民工荒”，许多工厂开始大规模进行“机器替人”，导致对常规职业技能的需求急剧下降(余玲铮等,2021)。多种因素共同作用，推动了劳动力从常规技能向社交技能的转换。

为了与其他国家的职业结构进行比较，本文使用了美国1980~2000年人口普查、2006~2022年美国社区调查微观个体数据，参照戴明(2017)基于职业信息网络设计的技能指数，用同样的方法计算了美国职业技能的就业比例。从职业技能结构上来看，如图4所示，美国总体常规型职业技能的就业比重小于中国，认知型和社交型职业技能比重大于中国。从制造业内部看，制造业的常规型技能就业比重小于中国，而认知型技能比重超过中国。服务业内部的职业技能结构基本与中国类似。从变化趋势来看，如图5所示，无论是总体还是部门层面，美国与中国的技能结构都表现出相似的变化趋势。美国从1980年至2022年常规型职业

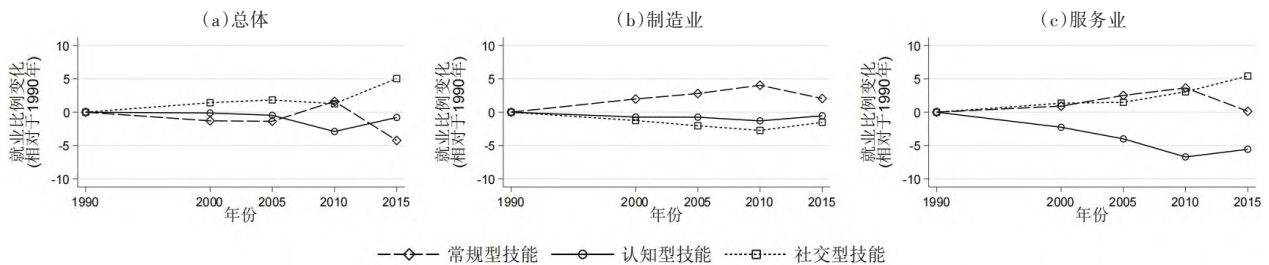


图3 中国的职业技能结构相对变化趋势(1990~2015年)

数据来源:1990~2015年中国人口普查和抽样调查数据。

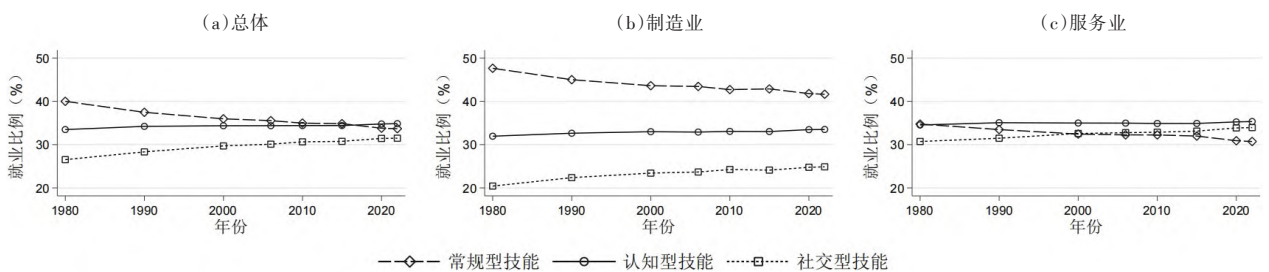


图4 美国的职业技能结构变化趋势(1980~2022年)

数据来源:1980~2022年美国人口普查和社区调查数据。

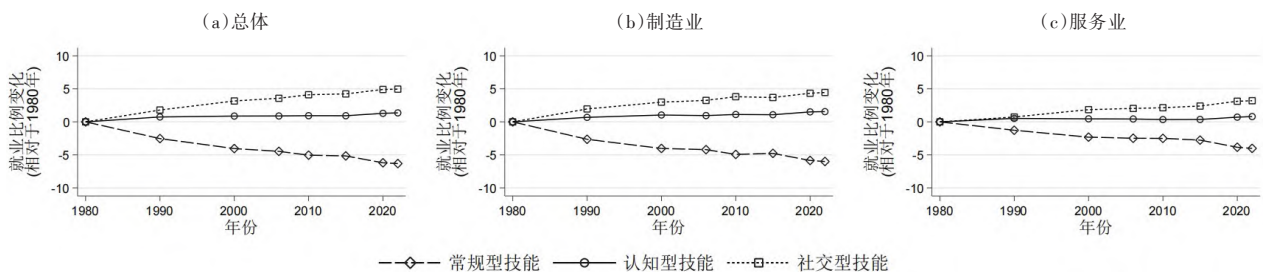


图5 美国的职业技能结构相对变化趋势(1980~2022年)

数据来源:1980~2022年美国人口普查和社区调查数据。

技能的就业比重下降了6.32个百分点,社交型职业技能增加了4.96个百分点,认知型职业技能的增长幅度为1.36个百分点,这表明两国的职业技能趋势在长期呈现出一致性。但是两国的技能发展阶段存在差异,例如,美国自1980年以后社交型职业技能的就业比重迅速增长,常规型职业技能快速下降,到了2010年后这两类技能的变化趋势开始放缓;相比之下,中国的社交型职业技能在2010年后迅速增长,常规型职业技能的就业比例则快速下降。从长期来看,服务业的职业技能变化趋势较为相似,社交型职业技能上升,常规型职业技能下降,然而制造业的趋势与中国显著不同。美国制造业中常规型职业技能一直呈现下降趋势,从1980年至2022年下降了6.00个百分点;认知型和社交型职业技能的就业比例则稳步上升。这种差异反映了两国在技术发展阶段的不同,美国更早地在产业中引入人工智能技术,促使常规型技能向认知和社交型技能转换。

三、模型框架

本文在迪尔内克和赫伦多夫(2022)模型框架中引入人工智能技术,构建了一个包含人工智能技术和职业技能结构的多部门一般均衡模型,从理论上刻画人工智能技术对于职业技能结构转换以及产业结构转型的影响。在供给方面,模型考虑了异质性的劳动投入,即各个产业的劳动力投入由不同职业技能劳动力复合而成,人工智能技术通过影响不同职业技能的扩展型技术来改变职业技能结构。

生产部门为制造业和服务业,分别由一个代表性企业在完全竞争市场下雇佣劳动进行生产,劳动由不同职业技能的劳动投入复合而成,按照已有文献的划分(戴明,2017),本文将职业技能分为常规型、认知型和社交型3类。下文用 $J \in \{M, S\}$ 分别代表制造业和服务业,用 $j \in \{r, c, s\}$ 分别代表常规型、认知型和社交型3种职业技能。两个产业部门的生产函数形式如下^⑤:

$$Y_J = A_J L_J \quad (1)$$

A_J 代表部门 J 的劳动生产率, L_J 是来自常规、认知和社交3种职业技能的复合劳动力,采用常替代弹性函数形式:

$$L_J = \left[\alpha_{jr}^{1/\sigma_j} (\psi_r N_{jr})^{(\sigma_j-1)/\sigma_j} + \alpha_{jc}^{1/\sigma_j} (\psi_c N_{jc})^{(\sigma_j-1)/\sigma_j} + \alpha_{js}^{1/\sigma_j} (\psi_s N_{js})^{(\sigma_j-1)/\sigma_j} \right]^{\sigma_j / (\sigma_j - 1)} \quad (2)$$

其中, N_{Jj} 代表产业 J 雇佣的职业技能为 j 的劳动力,参数 $\alpha_{Jj} \in (0, 1)$ 为常数,衡量产业 J 的复合劳动力中来自职业技能 j 的权重,且 $\sum_j \alpha_{Jj} = 1$ 。 $\sigma_j > 0$,表示产业 J 中不同职业技能之间的替代弹性。 ψ_j 是职业技能 j 的劳动扩展型技术,进一步假设:

$$\psi_r = B_r M^{\gamma_r}, \psi_c = B_c M^{\gamma_c}, \psi_s = B_s M^{\gamma_s} \quad (3)$$

其中,参数 $B_j > 0$,衡量了与职业技能相关的传统技术进步, M 代表人工智能通用技术, $\gamma_j > 0$ 为常数,衡量人工智能技术对不同职业技能的影响程度。如果 $\gamma_r \neq \gamma_j$,那么人工智能技术对于不同职业技能的影响就是有偏的。假设人工智能技术的外生进步率为 g_M 。

用 P_j 和 w_{Jj} 分别表示产出价格和劳动工资,企业利润最大化问题的一阶条件为:

$$w_{jr} = A_J P_J L_J^{1/\sigma_j} \alpha_{jr}^{1/\sigma_j} \psi_r^{(\sigma_j-1)/\sigma_j} N_{jr}^{-1/\sigma_j} \quad (4)$$

$$w_{jc} = A_J P_J L_J^{1/\sigma_j} \alpha_{jc}^{1/\sigma_j} \psi_c^{(\sigma_j-1)/\sigma_j} N_{jc}^{-1/\sigma_j} \quad (5)$$

$$w_{js} = A_J P_J L_J^{1/\sigma_j} \alpha_{js}^{1/\sigma_j} \psi_s^{(\sigma_j-1)/\sigma_j} N_{js}^{-1/\sigma_j} \quad (6)$$

家庭部门由一个代表性家庭刻画,效用由在两个部门产品上的消费采用常替代弹性函数复合而成,满足^⑥:

$$C = \left[\omega^{1/\varepsilon} C_M^{(\varepsilon-1)/\varepsilon} + (1-\omega)^{1/\varepsilon} C_S^{(\varepsilon-1)/\varepsilon} \right]^{\varepsilon / (\varepsilon - 1)} \quad (7)$$

其中, C_j 表示用于消费的两个部门的产出,参数 $\omega \in (0, 1)$ 为常数,代表制造业消费品所占权重,参数 $\varepsilon \in (0, 1)$ 为常数,表示两个部门的产出在消费中的替代弹性。

代表性家庭无弹性地供给劳动力 N 参与各个部门的生产,家庭获得的工资收入用于消费。因此,家庭部

门的预算约束为:

$$P_M C_M + P_S C_S = \sum_j (w_{jr} N_{jr} + w_{jc} N_{jc} + w_{js} N_{js}) \quad (8)$$

求解家庭部门效用最大化问题,得到最优的消费结构关系为:

$$\frac{P_M C_M}{P_S C_S} = \frac{\omega}{1-\omega} \left(\frac{P_M}{P_S} \right)^{1-\varepsilon} \quad (9)$$

产品市场和要素市场的出清条件满足:

$$Y_j = C_j \quad (10)$$

$$N_j = N_{jr} + N_{jc} + N_{js}, N_j = N_{Mj} + N_{Sj} \quad (11)$$

$$N_M + N_S = N_r + N_c + N_s = N \quad (12)$$

(10)式表示产品市场的出清条件,(11)式分别为加总的产业层面劳动力和职业技能层面劳动力,(12)式为总劳动力的出清条件。

四、理论分析

下面来分析人工智能技术对于职业技能结构和产业结构的影响。

首先,定义制造业和服务业的就业比重分别为:

$$X = \frac{N_M}{N}, 1 - X = \frac{N_S}{N} \quad (13)$$

定义产业部门 J 中职业技能为 j 的就业比重为:

$$x_{jJ} = \frac{N_{jJ}}{N_J}, J \in \{M, S\}, j \in \{r, c, s\} \quad (14)$$

其中, N_{jJ} 代表部门 J 中职业技能为 j 的劳动力投入, N_J 代表部门 J 的劳动力之和。

(一) 人工智能与职业技能转型

定义经济总体职业技能为 j 的就业比重为:

$$x_j = \frac{N_j}{N}, j \in \{r, c, s\} \quad (15)$$

这里假设劳动力市场无摩擦,不同职业技能劳动力的工资水平相等^⑦,由(4)~(6)式可得:

$$x_{jJ} = \frac{\alpha_{jJ} (B_j M^{\gamma_j})^{\sigma_j - 1}}{\sum_j \alpha_{jJ} (B_j M^{\gamma_j})^{\sigma_j - 1}} \quad (16)$$

给定人工智能技术水平 M , 上式决定了静态均衡下的产业 J 中不同职业技能的劳动力结构。对 M 进行比较静态分析可得:

$$\frac{d \log x_{jr}}{d \log M} \propto (\sigma_j - 1) \left[\alpha_{jc} (B_c M^{\gamma_c})^{(\sigma_j - 1)} (\gamma_r - \gamma_c) + \alpha_{js} (B_s M^{\gamma_s})^{(\sigma_j - 1)} (\gamma_r - \gamma_s) \right] \quad (17)$$

$$\frac{d \log x_{jc}}{d \log M} \propto (\sigma_j - 1) \left[\alpha_{jr} (B_r M^{\gamma_r})^{(\sigma_j - 1)} (\gamma_c - \gamma_r) + \alpha_{js} (B_s M^{\gamma_s})^{(\sigma_j - 1)} (\gamma_c - \gamma_s) \right] \quad (18)$$

$$\frac{d \log x_{js}}{d \log M} \propto (\sigma_j - 1) \left[\alpha_{jr} (B_r M^{\gamma_r})^{(\sigma_j - 1)} (\gamma_s - \gamma_r) + \alpha_{jc} (B_c M^{\gamma_c})^{(\sigma_j - 1)} (\gamma_s - \gamma_c) \right] \quad (19)$$

因此,人工智能对不同职业技能劳动力结构的影响取决于职业技能之间的替代弹性以及人工智能技术的偏向性。王林辉等(2022, 2023)、陈岑等(2023)的研究发现在引入人工智能的初期阶段,人工智能技术对于常规型职业技能的偏向性最强,认知型职业技能的偏向性次之,社交型职业技能的影响最小,即 $\gamma_r > \gamma_c > \gamma_s$ 。进一步地,如果不同职业技能之间的互补协同作用大于替代作用,即职业技能之间的替代弹性 $\sigma_j < 1$, 那么根据(17)式和(19)式,人工智能技术的提高会带来产业内的常规型职业技能的就业比重下降,社交型职业技能的就业比重上升。根据(18)式,人工智能对于认知型职业技能劳动力的影响是不确定的,作用方向取决于人工

智能对于不同职业技能偏向性的相对大小。由(18)式,进一步有:

$$\frac{d \log x_c}{d \log M} < 0 \Leftrightarrow \frac{x_r}{x_s} < \frac{\gamma_c - \gamma_s}{\gamma_r - \gamma_c} \quad (20)$$

即如果产业 J 中常规型职业技能和社交型职业技能的就业比重之比较小,或者人工智能技术对认知型与社交型职业技能的影响差距 $(\gamma_c - \gamma_s)$ 远大于人工智能技术对常规型与认知型职业技能的影响差距 $(\gamma_r - \gamma_c)$,那么人工智能技术将降低产业内认知型职业技能的就业比重;反之亦然。随着人工智能技术的进步,其对处理认知型任务的能力提升,对认知型职业技能的影响 γ_c 会逐步增加,此时 $(\gamma_c - \gamma_s)$ 的差距占据主导,(20)式更容易成立,那么产业内部认知型职业技能的就业比重就会下降。

结论 1:在一定条件下,随着人工智能技术的提高,制造业和服务业内会出现职业技能结构变化,即产业内常规型职业技能的就业比重下降,社交型职业技能的就业比重上升,认知型职业技能的就业比重取决于人工智能对不同职业技能偏向性的相对大小。

如果不同职业技能之间的替代弹性较低,并且人工智能技术对于不同职业技能的偏向性满足常规型、认知型、社交型依次递减,那么人工智能技术的提高会使产业内常规型职业技能的就业比重下降,社交型职业技能的就业比重上升,而认知型职业技能比重方向不定。结论 1 背后的经济机制类似于结构转型中的价格效应(魏、皮萨里德斯,2007),从需求侧来看,如果人工智能技术对于不同职业技能的偏向性满足常规型、认知型、社交型依次递减,那么人工智能水平的提高会导致常规型职业技能的相对劳动生产率上升,社交型职业技能的相对劳动生产率下降,同时由于不同技能之间是互补的,因此企业会降低对常规型技能劳动力的需求,增加对社交型技能劳动力的需求,从而改变了产业内部的职业技能结构。此外,由于职业技能结构变迁同时发生在制造业和服务业中,加总来看,常规型职业技能的就业比重会下降,社交型职业技能的就业比重会上升,认知型职业技能的就业比重方向不定。

(二)人工智能与产业结构转型

为了直观展示人工智能技术对产业层面就业结构的影响,进一步假设在供给侧忽略不同产业内部职业技能之间替代弹性的差异。进一步求解人工智能技术对产业结构的影响,经过推导整理可得:

$$\frac{X}{1-X} = \frac{\omega}{1-\omega} \left(\frac{A_M}{A_S} \right)^{\varepsilon-1} \left(\frac{\sum_j \alpha_{Mj} (B_j M^{\gamma_j})^{\sigma-1}}{\sum_j \alpha_{Sj} (B_j M^{\gamma_j})^{\sigma-1}} \right)^{(\varepsilon-1)/(\sigma-1)} \quad (21)$$

上式两边同时取自然对数后全微分可得:

$$\frac{d \log X}{d \log M} \propto (\varepsilon-1) \left[\begin{aligned} & \left(\frac{\psi_c}{\psi_s} \right)^{\sigma-1} \left(\frac{\psi_r}{\psi_s} \right)^{\sigma-1} (\gamma_r - \gamma_c) (\alpha_{M_r} \alpha_{S_c} - \alpha_{M_c} \alpha_{S_r}) + \left(\frac{\psi_r}{\psi_s} \right)^{\sigma-1} (\gamma_r - \gamma_s) (\alpha_{M_r} \alpha_{S_s} - \alpha_{M_s} \alpha_{S_r}) \\ & + \left(\frac{\psi_c}{\psi_s} \right)^{\sigma-1} (\gamma_c - \gamma_s) (\alpha_{M_c} \alpha_{S_s} - \alpha_{M_s} \alpha_{S_c}) \end{aligned} \right] \quad (22)$$

如果制造业和服务业的替代弹性 $\varepsilon < 1$,并且人工智能对于不同职业技能的偏向性影响满足 $\gamma_r > \gamma_c > \gamma_s$,那么人工智能对于产业结构的影响取决于产业内复合劳动力中不同职业技能的权重。一般情形下,制造业中常规型职业技能的权重高于服务业,而服务业中社交型职业技能的权重高于制造业,即 $\alpha_{M_r} > \alpha_{S_r}$, $\alpha_{M_c} < \alpha_{S_c}$ 。下面举几种特殊情形来说明人工智能技术对产业结构的影响方向。

特殊情形 1: $\alpha_{M_c} = \alpha_{S_c}$ 。

在这种情形下,制造业和服务业中认知型职业技能的权重相等,那么根据(22)式,可以得到 $d \log X / d \log M < 0$,即随着人工智能技术的提高,制造业的就业比重会下降,服务业的就业比重会上升。

特殊情形 2: $\alpha_{M_r} \alpha_{S_c} = \alpha_{M_c} \alpha_{S_r}$ 。

在这种情形下,制造业和服务业的常规型职业技能权重与认知型职业技能权重之比相等。由于 $\alpha_{M_r} > \alpha_{S_r}$,那么有 $\alpha_{M_c} > \alpha_{S_c}$,根据(22)式, $d \log X / d \log M < 0$,结论同情形 1。

特殊情形 3: $\alpha_{M_r} \alpha_{S_s} = \alpha_{M_s} \alpha_{S_r}$ 。

在这种情形下,制造业和服务业的认知型职业技能权重与社交型职业技能权重之比相等。由于 $\alpha_{m_s} < \alpha_{s_s}$, 那么有 $\alpha_{m_c} < \alpha_{s_c}$, 根据(22)式, $d\log X/d\log M < 0$, 结论同情形1和2。

结论2:在一定条件下,人工智能技术的提高会进一步推动产业结构转型,即制造业的就业比重会下降,服务业的就业比重会上升。

如果制造业和服务业之间替代弹性较低,人工智能技术对于不同职业技能的偏向性满足常规型、认知型、社交型依次递减,并且制造业中常规型职业技能的权重高于服务业,而服务业中社交型职业技能的权重高于制造业,那么人工智能对于产业结构的影响取决于产业内复合劳动力中不同职业技能的权重。在一定条件下,随着人工智能技术的提高,制造业的就业比重会下降,服务业的就业比重会上升。同理,结论2背后的经济机制也是类似的。从产业层面来看,由于制造业中常规型职业技能的权重高于服务业,而社交型职业技能的权重低于服务业,并且人工智能对于不同职业技能的偏向性满足常规型、认知型、社交型依次递减,那么人工智能对于职业技能的偏向性影响会导致制造业相对服务业的生产率更高,制造业相对服务业的价格会下降,消费者就会倾向于选择价格更低的制造业。如果制造业与服务业之间的替代弹性小于1,那么当制造业相对价格下降时,制造业与服务业相对数量上升的幅度会小于相对价格下降的幅度,导致制造业与服务业相对产值之比和就业之比会下降。因此伴随着职业技能结构变化,依然可以得到产业层面的结构转型。

关于制造业和服务业的相对劳动生产率和实际产出,由于

$$\frac{Y_M/N_M}{Y_S/N_S} = \left(\frac{\omega}{1-\omega} \frac{1-X}{X} \right)^{1/(1-\epsilon)}, \quad \frac{Y_M}{Y_S} = \left(\frac{\omega}{1-\omega} \right)^{1/(1-\epsilon)} \left(\frac{X}{1-X} \right)^{-\epsilon/(1-\epsilon)}$$

因此,如果制造业相对服务业的就业比重下降,那么制造业相对服务业的劳动生产率会上升,制造业的实际产出比重也会增加,即实现了产业结构转型升级。

综上,本文将劳动力投入划分为不同职业技能,并且人工智能技术对不同职业技能存在偏向性影响,那么人工智能技术提高会改变产业内的职业技能结构,也会改变产业层面的就业结构、劳动生产率以及实际产出比重,同时推动了职业技能结构转换和产业结构转型。

(三)人工智能与就业结构变迁:集约边际与广延边际

本文将3种职业技能的就业比重变化进行了解析,分成加权的两项。如(23)式所示,每种职业技能的就业比重 x_j 是制造业部门中该种职业技能的就业比重 x_{mj} 和服务业部门中该种职业技能的就业比重 x_{sj} 的加权平均,权重分别为制造业部门的就业比重 X 和服务业部门的就业比重 $(1-X)$ 。这里,权重项 X 和 $1-X$ 代表从产业结构上看,通过提高产业所占比重来扩大职业技能 j 的使用广度,本文将其定义为广延边际效应; x_{mj} 和 x_{sj} 分别代表在制造业和服务业内部该种职业技能的就业比重,代表了职业技能 j 在产业部门内部的使用强度,本文将其定义为集约边际效应。

$$x_j = x_{mj} \cdot X + x_{sj} \cdot (1-X) \tag{23}$$

用 z' 表示 z 变化后的数值,根据(23)式,可以得出:

$$x'_j - x_j = x'_{mj} \cdot X' + x'_{sj} \cdot (1-X') - x_{mj} \cdot X - x_{sj} \cdot (1-X) = (x'_{mj} - x_{mj}) \cdot X' + (x'_{sj} - x_{sj}) \cdot (1-X') + (x_{mj} - x_{sj}) \cdot (X' - X)$$

进一步写出各个职业技能就业比重变化率的表达式:

$$\frac{\Delta x_j}{x_j} = \underbrace{\frac{x_{mj} X'}{x_j} \frac{\Delta x_{mj}}{x_{mj}}}_{\text{制造业内部集约边际效应}} + \underbrace{\frac{x_{sj}(1-X')}{x_j} \frac{\Delta x_{sj}}{x_{sj}}}_{\text{服务业内部集约边际效应}} + \underbrace{\frac{(x_{mj} - x_{sj}) \Delta X}{x_j X}}_{\text{产业结构转型的广延边际效应}}$$

因此,职业技能 j 的就业比重变化率由3个部分组成,等式右边第一项为制造业部门中该种职业技能就业比重的变化带来的影响,即制造业内部的集约边际效应;第二项为服务业部门中该种职业技能就业比重的变化带来的影响,即服务业内部的集约边际效应;第三项为制造业部门就业比重带来的影响,即产业结构转型带来的广延边际效应。

五、数值模拟

(一) 参数选取

模型1期为1年,主要关注30期的经济转型过程。在供给侧方面,把劳动供给总数固定在1,初始人工智能水平也设定为1。由于人工智能技术最初以工业机器人的形式进入到生产环节,在最近十几年得到快速发展,结合中国人口普查数据的年份,本文设定模型第1期对应为2010年,下面通过校准参数使模型在第1期得到的结果拟合2010年的中国制造业和服务业的职业技能结构特征。制造业和服务业中不同职业技能的权重参数 α_{ij} 根据(16)式来校准,由于初始的人工智能水平设定为1,假设 $B_i=B_j$,那么 α_{ij} 就等于2010年实际数据中制造业和服务业内部各职业技能的就业比重 x_{ij} ,校准后得到 $\alpha_{M1}=0.787$, $\alpha_{M2}=0.110$, $\alpha_{M3}=0.103$, $\alpha_{S1}=0.402$, $\alpha_{S2}=0.254$, $\alpha_{S3}=0.344$ 。把服务业的劳动生产率 A_s 标准化为1,实际数据中2010年制造业的劳动生产率为服务业的2.7倍左右^⑧,因此设定 $A_M=2.7$ 。不失一般性地,在基准模型中设定参数 $\gamma_r=0.8$, $\gamma_c=0.4$, $\gamma_s=0.2$,以模拟当前人工智能技术对常规型职业技能、认知型职业技能、社交型职业技能的影响逐渐减弱的情形,后面敏感性分析中将进一步提高 γ_j 的取值来模拟人工智能技术不断发展升级对职业技能的影响逐渐趋同的情形。根据《人工智能中国专利质量研究报告》显示,人工智能领域的专利申请量由2010年的1.0535万件增长为2019年的11.0962万件,年平均增长率为32.4%。因此,设定人工智能技术的外生增长率为0.3。

在需求侧方面,以2010~2023年制造业占非农的就业比重为目标,校准制造业和服务业之间的替代弹性及权重,结果为 $\varepsilon=0.6$, $\omega=0.55$ 。

最后,通过校准产业内不同职业技能之间的替代弹性,使得模型第6期制造业和服务业内部的职业技能结构尽可能拟合2015年的实际数据,校准结果为 $\sigma_M=0.8$, $\sigma_S=0.78$ 。因此,产业内不同职业技能之间的替代弹性均小于1,符合前文理论部分的前提假设,表明不同职业技能之间是互补的,并且制造业和服务业内不同职业技能之间的替代弹性比较接近。

(二) 基准结果

图6和图7给出了基准模型的数值模拟结果,横轴代表模拟时期。图6展示了不同职业技能的就业比重随时间的变化趋势,可以看出,伴随着30期的经济动态演化,经济中常规型职业技能的就业比重显著下降,社交型职业技能的就业比重持续上升,认知型职业技能的就业比重基本保持稳定。在制造业内部和服务业内部,同样出现了常规型职业技能就业比重下降,社交型职业技能就业比重上升,认知型职业技能就业比重稳中有升的趋势,这与2010年人口普查数据和2015年人口抽样调查数据所反映的职业技能结构趋势相同。基准模拟结果表明在制造业和服务业部门内部以及经济总体同时出现职业技能结构转换:常规型职业技

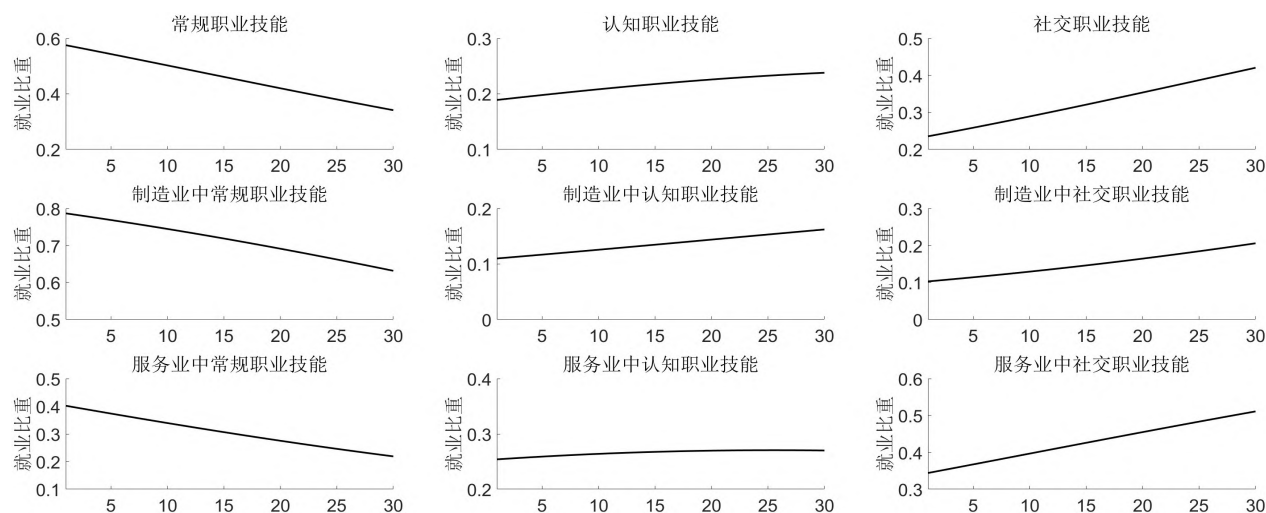


图6 基准模型下不同职业技能就业比重的模拟结果

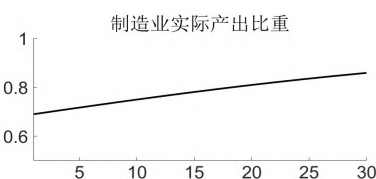
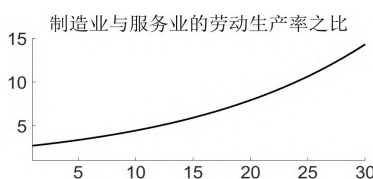
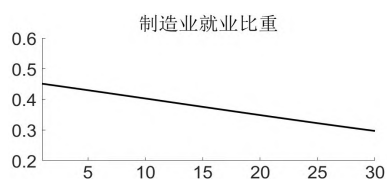


图7 基准模型下产业结构的模拟结果

能比重下降,社交型职业技能比重上升,认知型职业技能比重基本稳定。这一结论背后的机制同前文所述,人工智能水平提高会导致常规型职业技能的相对劳动生产率上升,社交型职业技能的相对劳动生产率下降,同时由于不同技能之间是互补的,因此企业会降低对常规型技能劳动力的需求,增加对社交型技能劳动力的需求;而人工智能对认知型技能的影响处于居中位置,那么认知型职业技能的就业比重就取决于人工智能对不同技能偏向性的相对大小关系,从而改变了职业技能结构。

图7进一步给出了产业结构的变化趋势。伴随着人工智能技术发展,产业结构也发生了转型:制造业的就业比重逐年下降,制造业与服务业的劳动生产率之比不断上升,制造业的实际产出比重也在上升。因此,在基准模型的参数下,人工智能技术进步同样改变了产业结构。综上,基准模型的模拟结果验证了结论1和2,即人工智能技术推动了职业技能结构转换以及产业结构转型。

表1展示了数值模拟期内各个职业技能就业比重变化的效应分解。常规型职业技能的就业比重在模拟期内变化率为-40.7%,其中服务业部门集约边际效应为-22.4%,贡献超过一半,而制造业的集约边际效应和广延边际效应分别为-8.0%和-10.3%。认知型职业技能的就业比重在模拟期内变化率为25.9%,其中广延边际效应为11.8%,占据主导作用,制造业部门和服务业部门的集约边际效应分别为8.2%和5.9%。社交型职业技能就业比重在模拟期内变化率为78.8%,其中服务业部门的集约边际效应达到50.0%,是拉动社交型职业技能比重提升的重要力量,其次是广延边际效应为15.8%,最后是制造业部门的集约边际效应为13.0%。综合来看,对于常规型职业技能和社交型职业技能的就业比重变化,服务业部门的集约边际效应,即服务业内部该种职业技能比重的变化带来的影响起到主导作用;对于认知型职业技能的就业比重,产业结构转型带来的广延边际效应贡献最大。但无论是何种职业技能,制造业部门内部集约边际效应均影响十分有限。

表2汇报了职业技能结构和产业结构在第1期到第30期的变化。在基准模型中,常规职业技能的就业比重下降了0.234,认知职业技能的就业比重上升了0.049,社交职业技能就业比重上升了0.185;制造业中常规职业技能的就业比重下降了0.155,制造业中认知职业技能的就业比重上升了0.052,制造业中社交职业技能的就业比重上升了0.103;服务业中常规职业技能的就业比重下降了0.183,服务业中认知职业技能

表1 职业技能就业比重变化的效应分解

	总效应	制造业部门集约边际效应	服务业部门集约边际效应	广延边际效应
常规型职业技能就业比重	-40.7%	-8.0%	-22.4%	-10.3%
认知型职业技能就业比重	25.9%	8.2%	5.9%	11.8%
社交型职业技能就业比重	78.8%	13.0%	50.0%	15.8%

注:表中数值是指模拟期内各个变量的变化率。

表2 不同模拟环境下的数值模拟结果

	总体			制造业			服务业			制造业比重
	常规职业技能	认知职业技能	社交职业技能	常规职业技能	认知职业技能	社交职业技能	常规职业技能	认知职业技能	社交职业技能	
基准模型	-0.234	0.049	0.185	-0.155	0.052	0.103	-0.183	0.016	0.167	-0.154
敏感性分析1:人工智能偏向性影响动态变化										
$\gamma_c \rightarrow 0.8$	-0.208	-0.006	0.214	-0.127	0.015	0.112	-0.165	-0.045	0.210	-0.142
$\gamma_c \rightarrow 0.9$	-0.164	-0.018	0.182	-0.094	0.003	0.091	-0.133	-0.053	0.186	-0.114
敏感性分析2:人工智能技术增长率变化										
$g_u = 0.35$	-0.265	0.052	0.213	-0.182	0.060	0.122	-0.204	0.015	0.189	-0.175
$g_u = 0.25$	-0.201	0.045	0.156	-0.129	0.044	0.084	-0.160	0.017	0.143	-0.132
敏感性分析3:职业技能权重参数变化										
$\alpha_u = 0.6$	-0.202	0.033	0.169	-0.191	0.051	0.140	-0.183	0.016	0.167	-0.082
$\alpha_u = 0.5$	-0.188	0.026	0.162	-0.184	0.040	0.144	-0.183	0.016	0.167	-0.046
$\alpha_s = 0.3$	-0.239	0.046	0.193	-0.155	0.052	0.103	-0.148	-0.004	0.152	-0.182
$\alpha_s = 0.2$	-0.242	0.032	0.211	-0.155	0.052	0.103	-0.107	-0.028	0.135	-0.210
进一步讨论:存在工资差										
$\xi_i \neq 1$	-0.222	0.017	0.205	-0.126	0.024	0.102	-0.183	-0.016	0.199	-0.152
$\xi_c \rightarrow 1$	-0.255	0.087	0.168	-0.166	0.075	0.091	-0.208	0.062	0.147	-0.159
$\xi_s \rightarrow 1$	-0.245	0.006	0.239	-0.146	0.020	0.126	-0.202	-0.032	0.234	-0.160
$\xi_c \rightarrow 2$	-0.213	-0.001	0.214	-0.116	0.011	0.105	-0.176	-0.036	0.212	-0.150
$\xi_s \rightarrow 2$	-0.160	0.047	0.113	-0.078	0.032	0.046	-0.128	0.029	0.010	-0.131

注:表中数值是指模拟期内各个变量就业比重的变化量。

的就业比重上升了0.016,服务业中社交职业技能的就业比重上升了0.167;制造业的就业比重下降了0.154。由此可见,在基准模型中,无论是总体还是产业内部,常规职业技能就业比重均下降,认知职业技能和社交职业技能就业比重都呈现上升趋势。从定量结果来看,总体经济的职业技能转型幅度大于产业内部的职业技能转型幅度,出现这一结果主要是由于制造业和服务业内部都出现了相同方向的职业技能结构转型。

(三)敏感性分析

本小节对3组重要参数进行敏感性分析。首先,改变人工智能的职业技能偏向性参数 γ_i 。在基准模型中 $\gamma_r=0.8, \gamma_c=0.4, \gamma_s=0.2$,模拟了当前人工智能技术对常规职业技能、认知职业技能和社交职业技能的影响依次递减的情形。随着人工智能技术不断升级,以生成式人工智能为代表的通用人工智能技术掀起了新一轮的科技革命,通用人工智能技术对各类职业技能带来了更广泛和深入的影响,尤其是加速了对认知型职业技能的效率提升,缩小了人工智能对不同职业技能的偏向性影响差距。这里考虑人工智能的影响在30年内不断动态提高的情形一:设定人工智能对常规型职业技能的影响 γ_r 在15年内由0.8逐步增加到1,并在后15年保持不变;设定人工智能对认知型职业技能的影响 γ_c 在30年内由0.4逐步增加到0.8;设定人工智能对社交型职业技能的影响 γ_s 在30年内由0.2逐步增加到0.4。接着考虑人工智能技术发展速度加快,对不同职业技能的影响进一步趋同的情形二:人工智能对常规型职业技能的影响 γ_r 设定同前;设定人工智能对认知型职业技能的影响 γ_c 在30年内由0.4逐步增加到0.9;设定人工智能对社交型职业技能的影响 γ_s 在30年内由0.2逐步增加到0.5。当人工智能技术对认知型职业技能和社交型职业技能的影响加速提高后,会缩小人工智能技术的偏向性影响差距,不过由于人工智能的影响仍满足常规型、认知型、社交型依次递减,因此,结论1仍成立。图8给出了不同情形下的数值模拟结果,可以看出常规职业技能的就业比重仍会下降,社交型职业技能的就业比重仍会提升,但是认知型职业技能的就业比重出现了先上升后下降的趋势。在情形二中,无论是总体还是部门内,认知型职业技能的就业比重与期初相比都出现了明显的下降。与基准模型相比,当人工智能技术对职业技能的影响动态变化时,会减缓常规型职业技能的下降幅度,继续推动社交型职业技能的上升,同时扭转认知型职业技能比重的变化方向。

从表2的定量结果来看,与基准模型相比,常规型职业技能就业比重的下降幅度有所减少,认知型职业技能的就业比重由上升转为下降趋势,社交型职业技能的就业比重上升幅度略大于基准模型。进一步分产业看,人工智能偏向性的影响从数值上对服务业技能结构转型的影响大于制造业。从产业结构看,与基准模型

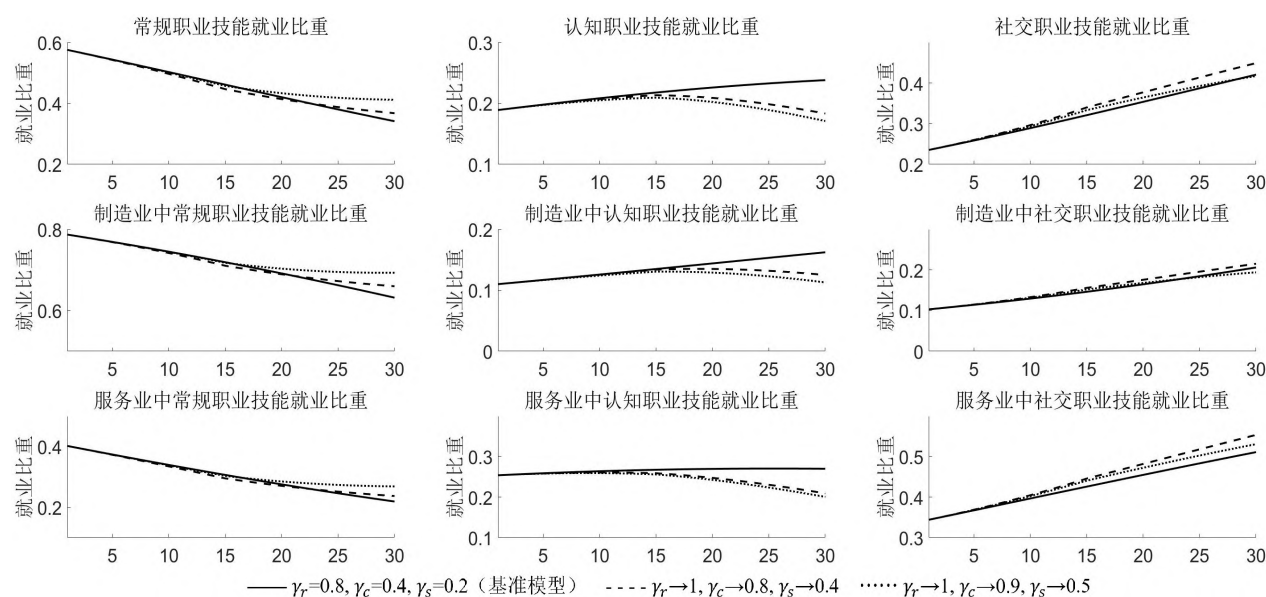


图8 人工智能偏向性参数不同取值下的模拟结果

相比,人工智能技术升级减缓了制造业就业比重的下降趋势。

因此,伴随着人工智能技术的升级,即对不同职业技能的偏向性影响趋同,这一趋势将减缓常规型职业技能就业比重的下降,推动认知型职业技能比重由升转降,保持社交型职业技能比重的上升。人工智能技术升级主要体现在对认知型职业技能的“挤出效应”。

其次,改变人工智能技术进步率 g_M 。图9展示了不同人工智能技术进步率下的数值模拟结果,可以看到改变人工智能的进步速率,并不影响模型各个主要变量的变化趋势。与基准模型相比,当人工智能技术进步越快,职业技能结构和产业结构变化幅度越大,当人工智能技术进步放缓,职业技能结构和产业结构转型幅度随之变小。分产业来看,制造业和服务业中各个职业技能就业比重的变化方向与总体保持一致。

最后,改变复合劳动力中职业技能的权重参数 α_j 。在基准模型中,本文根据第1期的职业技能比重数据校准得到制造业和服务业中不同职业技能的权重参数 α_j 。这里通过改变 α_j 的取值来检验职业技能权重的敏感性。首先,本文改变制造业中的权重参数,在基准模型中设定 $\alpha_{M_r}=0.787, \alpha_{M_c}=0.110, \alpha_{M_s}=0.103$ 。这里进一步降低常规型职业技能的权重,提高认知型和社交型职业技能的权重来检验制造业中职业技能权重变化时的情形,图10展示了此时的数值模拟结果。当制造业中职业技能的权重参数取值不同时,并不改变模型主要变量的变化趋势,只是改变了各个职业技能比重的初始模拟值,并且对服务业内部的职业技能结构影响不大。此外,改变服务业中的权重参数来进一步检验服务业中职业技能权重变化时的情形,图11展示了此时的数值模拟结果。同样地,权重参数改变后并不影响模型主要变量的变化趋势,只是改变了各个职业技能比重的初始模拟值,并且对制造业内部的职业技能结构几乎无影响。因此,改变复合劳动力中各职业技能的权重参数仅仅改变了模拟的初始值,并不影响总体和部门内的职业技能结构转型方向和幅度。

综上所述,数值模拟的结果验证了理论模型的结论。在一定范围内改变参数取值,并不影响模型主要变量的定性趋势,随着人工智能技术的发展,无论是总体还是产业内部,常规型职业技能的就业比重逐渐下降,社交型职业技能的就业比重逐渐上升,认知型职业技能的就业比重基本保持稳定。产业结构方面,制造业的就业比重下降,制造业的相对劳动生产率提高,实际产出比重稳中有升。从效应分解来看,总体职业技能比重变化主要由服务业部门的集约边际效应和产业结构转型带来的广延边际效应贡献。敏感性分析的结果显示,随着人工智能技术加速升级对不同职业技能的影响趋同,将减缓常规型职业技能就业比重的下降,推动认知型职业技能比重由升转降,保持社交型职业技能比重的上升,从定量上来看人工智能技术升级主要体现在对认知型职业技能的“挤出”效应。当人工智能技术进步加速时,将加剧职业技能结构和产业结构转型,当人工

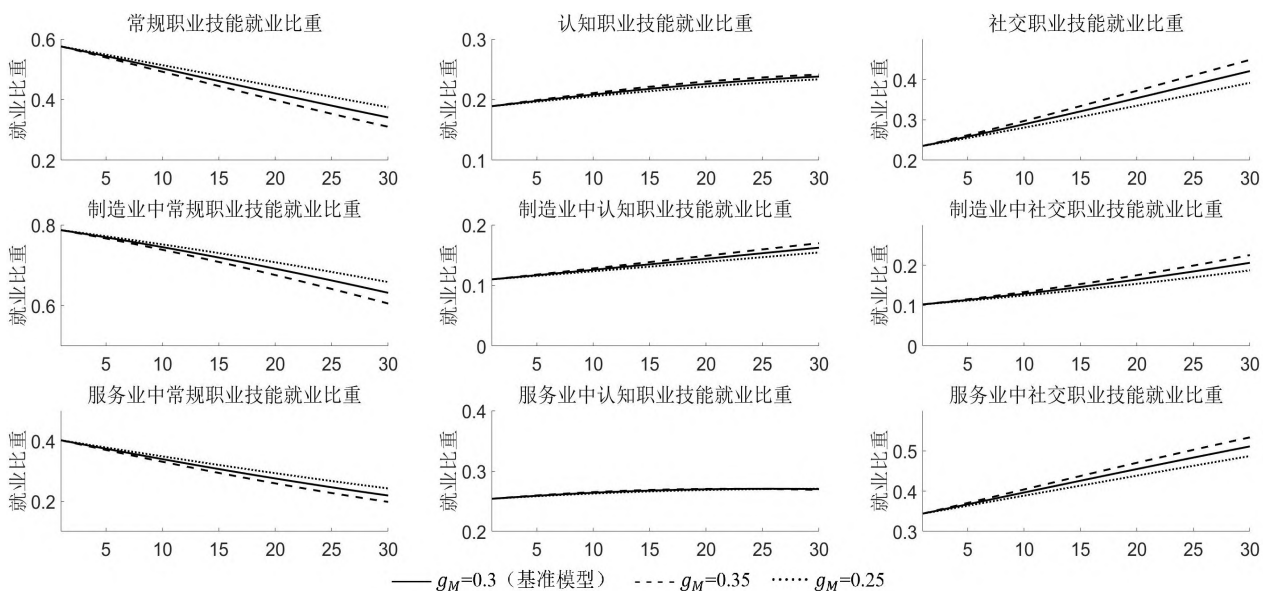


图9 人工智能技术进步率不同取值下的模拟结果

智能技术进步放缓时,将降低职业技能结构和产业结构转型幅度。

六、进一步讨论

在基准模型中假设劳动力市场无摩擦,这里进一步讨论劳动力市场存在摩擦,即不同职业技能的工资水平存在差距时,人工智能对经济结构和就业结构转型的影响。由于中国人口普查数据目前仅2005年公布了工资数据,本文利用中国劳动力动态调查数据,借鉴胡涟漪等(2024)对职业技能的分类,整理了分产业不同职业技能的平均小时工资,见图12⁹。总体来看,认知型职业技能的平均工资水平最高,社交型职业技能的工资水平次之,常规型职业技能的工资水平最低。从差距来看,社交型与常规型职业技能的工资差距比较稳定,基本保持在1.2倍左右,而认知型与常规型职业技能的工资差距在1.3~1.7倍之间,并呈不断上升趋势。此外,无论是总体还是分产业,职业技能的工资差距都比较接近,因此,劳动力市场摩擦主要体现在不同职业技能之间的工资差距而非不同产业之间同一职业技能的工资差距。

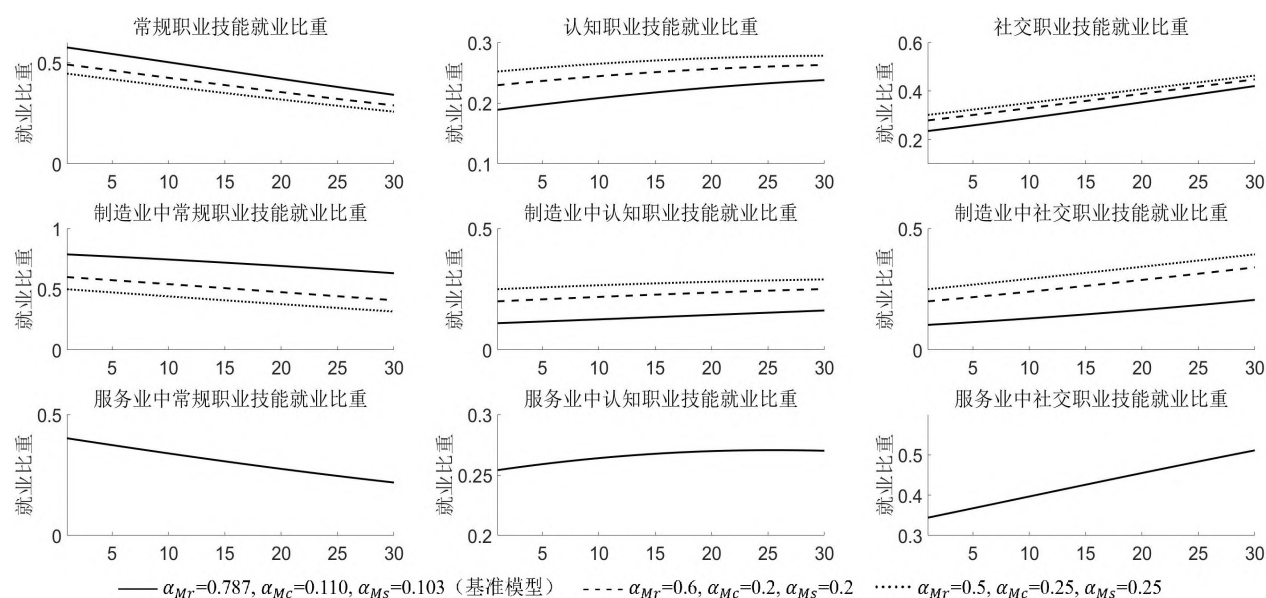


图10 制造业中权重参数不同取值下的模拟结果

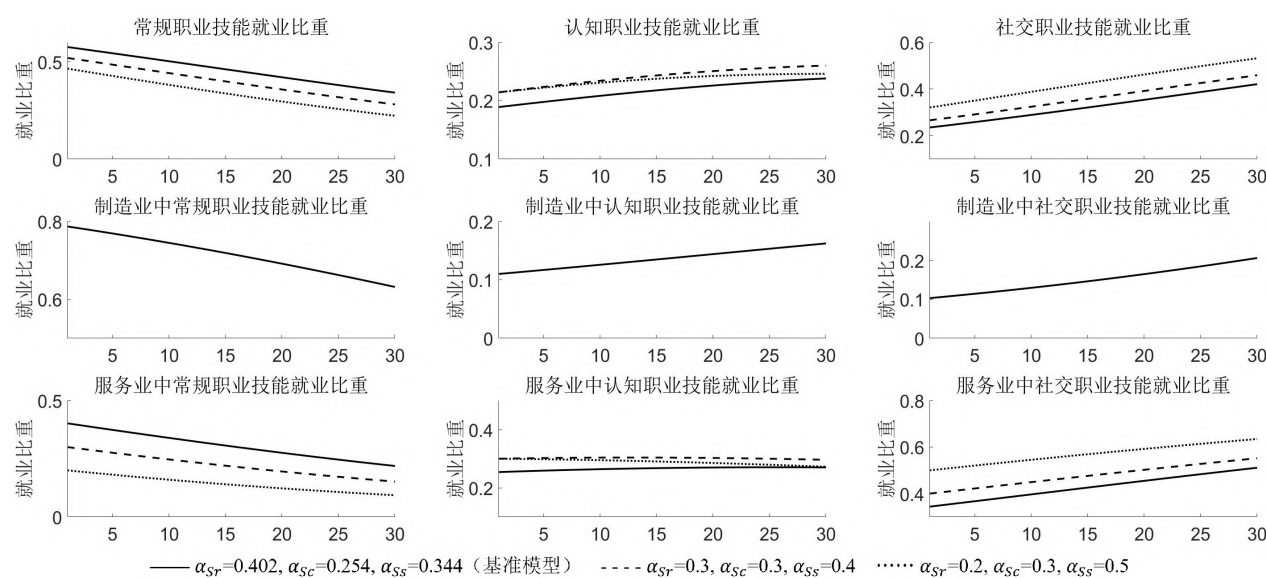


图11 服务业中权重参数不同取值下的模拟结果

以常规型职业技能的工资水平作为参照,用 $\xi_j=w_j/w_r$ 代表职业技能 j 与常规型职业技能的工资差,那么 $\xi \geq 1$ 。由理论部分可得,决定职业技能结构的(16)式变为:

$$x_j = \frac{\alpha_j (B_j M^{\gamma_j})^{\sigma_j - 1} / \xi_j^{\sigma_j}}{\sum_j \alpha_j (B_j M^{\gamma_j})^{\sigma_j - 1} / \xi_j^{\sigma_j}} \quad (24)$$

因此,职业技能结构与不同职业技能之间的相对工资差距有关。下面通过数值模拟来定量展示不同职业技能的工资差对于职业技能结构的影响。根据现实数据,将社交型与常规型职业技能的工资差距 ξ_s 固定在1.2倍,认知型与常规型职业技能的工资差距 ξ_c 在前10期由1.3逐步增加到1.7,并在后面的时期保持在1.7。图13展示了此时的数值模拟结果。可以看到,模型的基本结论并没有改变:无论是总体还是产业内,常规型职业技能持续下降,社交型职业技能不断上升,认知型职业技能比重稳中有升。由表2的定量结果来看,常规型职业技能的就业比重下降0.222,认知型职业技能的就业比重上升0.017,社交型职业技能的就业比重上升0.205。

下面对工资差进行反事实实验,以展示不同技能的工资差动态变化的情形。首先假设通过职业技能的培训,使不同劳动者具备多种职业技能,从而不同技能的工资差减小的情形。这里分别模拟认知型与常规型职业技能的工资差 ξ_c 在模拟后20期由1.7逐步下降到1,以及社交型与常规型职业技能的工资差 ξ_s 在模拟后20期由1.2逐步下降到1。图14和表2展示了此时的数值模拟结果,可以看到,当减少认知型和常规型职业技能之间的工资差 ξ_c 时,与存在工资差的情形相比,会进一步降低常规型职业技能比重,小幅降低社交型职业技能比重,大幅提高认知型职业技能比重,并扭转认知型职业技能比重的变化方向;当减少社交型和常规型职业技能之间的工资差 ξ_s 时,会进一步降低常规型和认知型职业技能比重,提高社交型职业技能比重,但是定量影响较小。

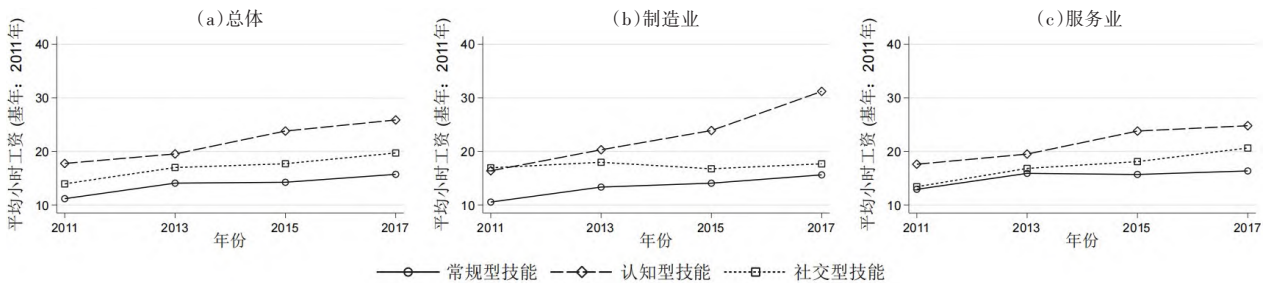


图12 不同职业技能的平均小时工资

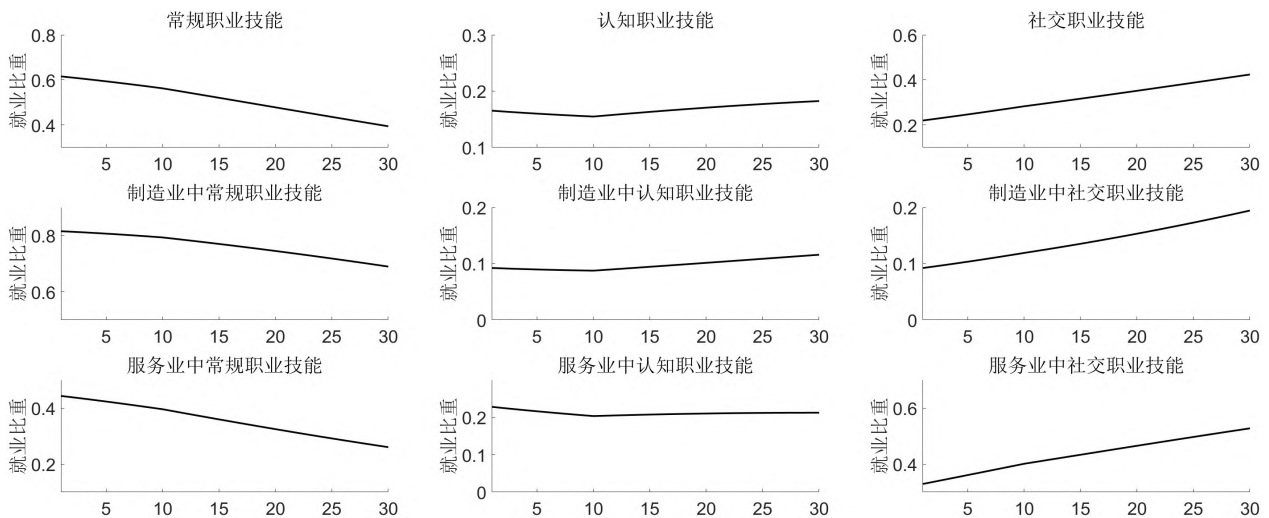


图13 存在工资差的数值模拟结果

其次假设人工智能技术进步使得不同技能工资差进一步扩大的情形。这里分别模拟认知型与常规型职业技能的工资差 ξ_c 在模拟后20期由1.7逐步上升到2,以及社交型与常规型职业技能的工资差 ξ_s 在模拟后20期由1.2逐步上升到2。图15和表2展示了此时的数值模拟结果,可以看到,当认知型和常规型职业技能之间的工资差 ξ_c 进一步扩大时,与存在工资差的情形相比定量上几乎无差异;当社交型和常规型职业技能之间的工资差 ξ_s 进一步扩大时,会减缓常规型职业技能比重的下降,降低社交型职业技能比重,从而扭转认知型和社交型职业技能比重的变化方向。

因此,当不同职业技能之间存在工资差时,依然可以得到常规型职业技能比重会下降,社交型职业技能比重会上升,认知型职业技能比重变化较小。如果进一步考虑工资差的动态调整,那么不同职业技能的就业比重也会有进一步变化,具体变化方向将与该技能的相对工资变化呈反向关系。从需求角度来看,当职业技能 j 的相对工资水平提高时,生产者将会降低对该种职业技能的需求,导致其就业比重下降,反之亦然。

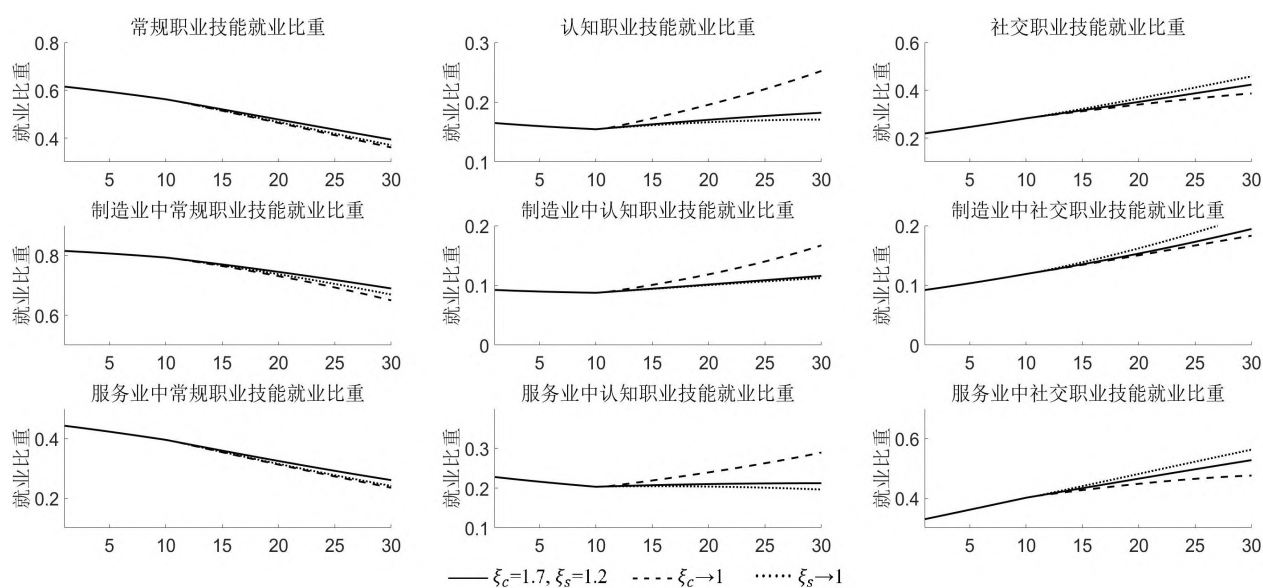


图14 技能工资差缩小的数值模拟结果

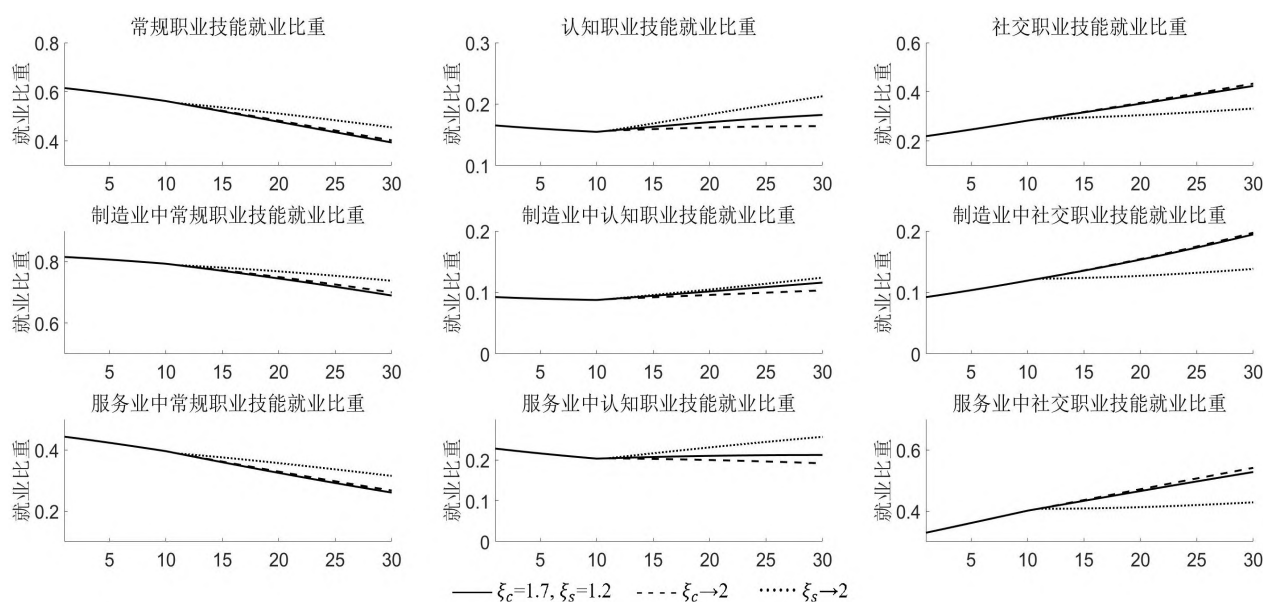


图15 技能工资差扩大的数值模拟结果

七、结论与启示

随着人工智能时代的到来,人工智能技术的发展和升级会如何改变职业技能结构以及产业结构?本文在包含人工智能和职业技能的结构转型框架下,研究了人工智能技术对于职业技能结构和产业结构的影响。研究表明:如果产业内不同职业技能之间的替代弹性较低,且人工智能技术对于不同职业技能的偏向性满足常规型、认知型、社交型依次递减,那么随着人工智能技术水平的提高,经济总体和产业内会出现职业技能结构变化,即常规型职业技能的就业比重下降,社交型职业技能的就业比重上升,认知型职业技能的就业比重变化方向不确定。在一定条件下,人工智能技术的提高也会推动产业结构转型。基准模型的数值模拟结果验证了理论分析的结论,随着人工智能技术的发展,无论是总体还是产业内部,常规型职业技能的就业比重会下降,社交型职业技能的就业比重会上升,而认知型职业技能的就业比重在定量上变化较小。进一步的核算结果表明,服务业内部的集约边际效应和产业结构转型带来的广延边际效应对职业技能结构影响的贡献率较高。伴随着人工智能技术的升级,对不同职业技能的偏向性影响趋同,这一趋势将减缓常规型职业技能就业比重的下降,推动认知型职业技能比重由升转降,保持社交型职业技能比重的上升。人工智能技术升级主要体现在对认知型职业技能的“挤出效应”。考虑不同职业技能之间的工资差并不会改变基准模型的结论,职业技能工资差的动态变化也会进一步推动职业技能结构转型。

本研究表明,人工智能技术通过其显著的技能偏向性,正深刻重塑中国的职业技能结构,必将对中国劳动力市场产生长远影响。为应对人工智能时代带来的就业结构变革,尤其是考虑到中国人口总量趋稳、结构老龄化、产业结构持续变迁的宏观背景,政策应对更需超越短期干预,致力于构建一个与“新质生产力”发展要求相匹配的长期性、系统性框架。具体来看,政策制定可在以下几个方面精准发力。

第一,深化教育体系改革,强化人力资本投资的前瞻性与精准度,切实将“人口红利”转变为“人才红利”。本文研究表明,人工智能技术进步会持续推动常规型职业技能就业比重下降,社交型职业技能就业比重上升。这意味着中国未来的技能需求会动态变化,客观上需要建立与之相适应的技能培养和供给体系,推动人力资本培育体系的系统性优化与动态调整。教育体系方面,政策应强化对批判性思维、创新能力、协作精神等社交型技能的培育,根据经济社会发展的实际需求,科学调整学科和专业设置,重点培养符合新技术革命和产业升级所需的技能人才。同时,推动建立健全终身职业技能培训制度,鼓励企业根据市场和岗位需求,积极组织在岗培训和转岗培训,顺应经济结构转型规律,引导和支持劳动者,特别是面临较高替代风险的常规技能劳动者,向社交型及“认知—社交”复合型技能轨道转型。

第二,坚持就业优先战略,推动产业结构持续优化,完善就业保障制度,提升重点群体就业支持能力。本文研究发现,人工智能对劳动力市场的影响具有长期性特征,这意味着劳动力在行业和职业技能之间的转换压力将持续增加,结构性失业难以避免,重点人群的再就业等问题需更加重视。必须坚持就业优先的国家战略,将稳定和扩大就业作为经济社会发展的优先目标。从现实看,服务业是吸纳和拉动社交型技能需求的主要部门,未来需积极顺应这一规律,破除制约服务业发展的体制机制障碍,推动产业结构持续优化,建设符合中国国情的现代化产业体系。同时,重点关注应届毕业生、农民工、长期失业者等就业困难群体,设计并实施精准化、差异化的支持政策,积极扩展就业渠道,提升其就业能力与岗位适应性;完善对灵活就业群体的社会保障制度,建立针对新兴行业和灵活就业群体的社会保障机制。

第三,加强风险预警与监测体系建设,构建多维度协同治理框架。一方面,政府要基于就业替代风险等制定就业替代风险评估指标体系,评估人工智能技术对不同行业和职业技能的影响,动态量化人工智能对不同行业与职业的结构影响。另一方面,着力建立“全周期监测与预警机制”,提升决策的前瞻性和科学性。整合宏观经济数据、劳动力市场实时信息,对重点行业开展就业影响跟踪研判,识别高风险替代领域与临界节点,通过政策干预平滑技术替代进程,防范短期集中性失业风险。在此基础上,强化跨部门协同响应能力,建立覆盖制造业、服务业等多业态的岗位转换平台,完善“风险评估—动态监测—协同干预—转岗支持”的治理

体系,实现就业压力的平缓释放等^⑩。

(作者单位:潘珊,暨南大学产业经济研究院;盖庆恩,上海交通大学安泰经济与管理学院;胡连漪,华东理工大学商学院)

注释

①第二章的特征事实将详细展示中国不同职业技能的数据来源及构造过程。

②本文借鉴奥托和多恩(2013)及戴明(2017)的分类方式,将奥托等(2003)中的“常规认知型”与“常规手工型”合并为“常规型”。据此,本文中的常规型、认知型和社交型技能分类,分别对应于戴明(2017)提出的常规型、非常规分析型和社交型技能。

③职业技能的定义和特点、以及划分依据、方法和结果详见《管理世界》网络发行版附录。

④制造业对应于第二产业,包含采矿业、制造业、电力、热力、燃气及水生产和供应业、建筑业。

⑤本文的人工智能并不以资本的形式出现,而是辅助不同技能的劳动提升生产效率,因此在生产函数中是否引入资本并不会对人工智能的机制产生影响,也不会改变模型的主要结论。

⑥这里为了直观展示人工智能技术影响职业技能结构和产业结构的机制,忽略了收入效应,因此采用了位似的偏好。

⑦第六章将进一步讨论不同职业技能之间存在工资差的情形。

⑧各部门的劳动生产率根据《中国统计年鉴》数据计算,方法为分别取第二产业和第三产业的实际增加值和就业人数,并将二者相除得到。

⑨由于制造业中认知型职业的样本较少,数据可能有些许偏差。

⑩中外文人名(机构名)对照:魏(Ngai);皮萨里德斯(Pissarides);赫伦多夫(Herrendorf);弗雷(Frey);奥斯本(Osborne);戴维(David);奥申斯基(Oschinski);温奇(Wyench);王(Wang);多思(Dauth);阿西莫格鲁(Acemoglu);埃隆杜(Eloundou);雷斯特雷波(Restrepo);贝森(Bessen);奥托(Autor);多恩(Dorn);格雷茨(Graetz);迈克尔斯(Michaels);谢(Xie);诺德豪斯(Nordhaus);阿吉翁(Aghion);戴明(Deming);迪尔内克(Duernecker)。

参考文献

- (1)柏培文、张云:《数字经济、人口红利下降与中低技能劳动者权益》,《经济研究》,2021年第5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)陈东、秦子洋:《人工智能与包容性增长——来自全球工业机器人使用的证据》,《经济研究》,2022年第4期。
- (4)陈岑、张彩云、周云波:《信息技术、常规任务劳动力与工资极化》,《世界经济》,2023年第1期。
- (5)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。
- (6)郭凯明、王钰冰:《人工智能技术方向、时间配置结构转型与人类劳动变革远景》,《中国工业经济》,2022年第12期。
- (7)黄浩权、戴天仕、沈军:《人工智能发展、干中学效应与技能溢价——基于内生技术进步模型的分析》,《中国工业经济》,2024年第2期。
- (8)胡连漪、盖庆恩、朱喜、郭士祺:《中国职业技能结构转型:任务内容的视角》,《经济研究》,2024年第1期。
- (9)李磊、王小霞、包群:《机器人的就业效应:机制与中国经验》,《管理世界》,2021年第9期。
- (10)潘珊、郭凯明:《人工智能、岗位结构变迁与服务型制造》,《中国工业经济》,2024年第4期。
- (11)王一鸣:《中国经济新一轮动力转换与路径选择》,《管理世界》,2017年第2期。
- (12)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。
- (13)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年第7期。
- (14)王林辉、钱圆圆、周慧琳、董直庆:《人工智能技术冲击和中国职业变迁方向》,《管理世界》,2023年第11期。
- (15)徐翔、赵墨非:《数据资本与经济增长路径》,《经济研究》,2020年第10期。
- (16)杨飞、范从来:《产业智能化是否有利于中国益贫式发展?》,《经济研究》,2020年第5期。
- (17)杨光、侯钰:《工业机器人的使用、技术升级与经济增长》,《中国工业经济》,2020年第10期。
- (18)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。
- (19)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。
- (20)Acemoglu, D. and Autor, D., 2011, “Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings”, in Card, D. and Ashenfelter, O., eds: *Handbook of Labor Economics*, Elsevier, pp.1043~1171.
- (21)Acemoglu, D. and Restrepo, P., 2018, “The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment”, *American Economic Review*, vol.108(6), pp.1488~1542.
- (22)Acemoglu, D. and Restrepo, P., 2020, “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets”, *Journal of Political Economy*, vol.128(6), pp.2188~2244.
- (23)Acemoglu, D., Koster, H. R. and Ozgen, C., 2023, “Robots and Workers: Evidence from the Netherlands”, NBER Working Paper, No.31009.
- (24)Autor, D. H., Chin, C., Salomons, A. and Seegmiller, B., 2024, “New Frontiers: The Origins and Content of New Work”, *The Quarterly Journal of Economics*, vol.139(3), pp.1940~2018.

- (25) Autor, D. H. and Dorn, D., 2013, "The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market", *American Economic Review*, vol.103(5), pp.1553~1597.
- (26) Autor, D. H., Levy, F. and Murmane, R. J., 2003, "The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration", *The Quarterly Journal of Economics*, vol.118(4), pp.1279~1333.
- (27) Aghion, P., Jones, B. F. and Jones, C. I., 2017, "Artificial Intelligence and Economic Growth", NBER Working Paper, No.23928.
- (28) Bessen, J., 2019, "Automation and Jobs: When Technology Boosts Employment", *Economic Policy*, vol.34(100), pp.589~626.
- (29) 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.
- (30) Deming, D. J., 2017, "The Growing Importance of Social Skills in the Labor Market", *The Quarterly Journal of Economics*, vol.132(4), pp.1593~1640.
- (31) 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.
- (32) Duernecker, G. and Herrendorf, B., 2022, "Structural Transformation of Occupational Employment", *Economica*, vol.89(356), pp.789~814.
- (33) Eloundou, T., Manning, S., Mishkin, P. and Rock, D., 2024, "GPTs are GPTs: Labor Market Impact Potential of LLMs", *Science*, vol.384(6702), pp.1306~1308.
- (34) 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.
- (35) Graetz, G. and Michaels, G., 2018, "Robots at Work", *The Review of Economics and Statistics*, vol.100(5), pp.753~68.
- (36) Herrendorf, B., Rogerson, R. and Valentinyi, A., 2014, "Growth and Structural Transformation", in Aghion, P. and Durlauf, S. N., eds: *Handbook of Economic Growth*, Elsevier, pp.855~941.
- (37) Nordhaus, W. D., 2021, "Are We Approaching an Economic Singularity? Information Technology and the Future of Economic Growth", *American Economic Journal: Macroeconomics*, vol.13(1), pp.299~332.
- (38) Ngai, L. R. and Pissarides, C. A., 2007, "Structural Change in a Multisector Model of Growth", *American Economic Review*, vol.97(1), pp.429~443.
- (39) Oschinski, M. and Wyonch, R., 2017, "Future Shock? The Impact of Automation on Canada's Labour Market", CD Howe Institute Commentary Report, No.472.
- (40) Wang, C., Zheng, M., Bai, X., Li, Y. and Shen, W., 2023, "Future of Jobs in China under the Impact of Artificial Intelligence", *Finance Research Letters*, vol.55, No.103798.
- (41) Xie, M., Ding, L., Xia, Y., Guo, J., Pan, J. and Wang, H., 2021, "Does Artificial Intelligence Affect the Pattern of Skill Demand? Evidence from Chinese Manufacturing Firms", *Economic Modelling*, vol.96, pp.295~309.

Artificial Intelligence, Occupational Skill Structure, and Industrial Structural Transformation

Pan Shan^a, Gai Qingen^b and Hu Lianyi^c

(a. Institute of Industrial Economics, Jinan University; b. Antai College of Economics and Management, Shanghai Jiao Tong University; c. School of Business, East China University of Science and Technology)

Abstract: The widespread application of artificial intelligence (AI) technology has not only triggered shifts in the skill structure of the labor force at the micro level but also driven industrial structural transformation at the macro level. Building on stylized facts about occupational-skill structure changes at the industry level in China, this paper develops a multi-sector general-equilibrium model that incorporates AI technology and heterogeneous occupational skills. Qualitatively and quantitatively, we analyze how advances in AI technology affect both the occupational-skill structure and industrial structural change. Our findings are as follows: First, if AI technologies exhibit skill-biased impacts, continued AI progress will promote both industrial restructuring and within-industry shifts in occupational skills: employment shares of routine skills decline, social-skill intensities rise, and cognitive-skill shares depend on the relative skill bias of AI. Second, decomposing changes in skill shares shows that the intensive margin within services and the extensive margin of industrial structural change are the dominant contributors. Finally, as AI accelerates and its impacts across skills converge, the decline in routine skills moderates, cognitive-skill shares peak and then fall, and social-skill shares keep rising, indicating that faster AI upgrading mainly "crowds out" cognitive skills. From an industry perspective, the paper systematically elaborates AI's influence on occupational-skill and industrial structures, quantitatively evaluates future trends, and provides policy guidance for labor-market transitions under AI shocks.

Keywords: artificial intelligence; occupational skill structure; industrial structure; structural transformation

Artificial Intelligence, Occupational Skill Structure, and Industrial Structural Transformation

Pan Shan^a, Gai Qingen^b and Hu Lianyi^c

(a. Institute of Industrial Economics, Jinan University; b. Antai College of Economics and Management, Shanghai Jiao Tong University; c. School of Business, East China University of Science and Technology)

Summary: The rapid advancement of artificial intelligence (AI) has not only reshaped the occupational skill structure of the labor force at the micro level but also accelerated the transformation and upgrading of traditional manufacturing toward emerging service industries at the macro level. By enhancing automation and intelligent operations, AI significantly improves productivity in manufacturing, which in turn drives structural transformation of the economy. In this context, this paper addresses two core questions: what are the economic mechanisms through which AI promotes changes in occupational skill structures and industrial structural transformation, and how will the continued evolution of AI affect China's future occupational skill restructuring?

Drawing on microdata from the Chinese Population Census, this study constructs measures of occupational skill intensity, and documents the changing patterns of occupational skill structures across sectors in China. Building upon these facts, the paper develops a multi-sector general equilibrium model that incorporates both AI and occupational skill heterogeneity to theoretically explain how AI influences skill structure shifts and structural transformation. In the model, labor input in each sector is composed of three types of occupational skills, and AI, characterized as a labor-augmenting technology, exerts skill-biased effects across different occupational skill types.

The results show that, under certain conditions, the improvement of AI technology leads to structural changes in occupational skills both within and across sectors: the employment share of routine skills declines, the share of social skills rises, while the share of cognitive skills varies depending on the direction of technological bias. Numerical simulations confirm the theoretical findings. As AI technologies advance further, their skill-biased effects tend to converge, which slows the decline of routine-skill employment, reverses the upward trend of cognitive-skill employment, and sustains the increase in social-skill employment. Quantitatively, the upgrading of AI mainly manifests as a "crowding-out" effect on cognitive skills.

Based on these findings, the paper proposes several policy implications. First, education system reforms should be deepened to enhance the foresight and precision of human capital investment, effectively transforming China's "population dividend" into a "talent dividend". Second, employment-first policies should be strengthened to promote continuous industrial upgrading, improve employment security systems, and enhance support for key labor groups. Third, it is essential to build a risk-monitoring and early-warning system and establish a multidimensional collaborative governance framework to address potential challenges arising from AI-induced structural adjustments.

The contributions of this paper are threefold. First, it identifies and emphasizes substantial heterogeneity in occupational skill structures within sectors, underscoring the importance of accounting for industrial heterogeneity when analyzing the relationship between AI and skill transformation. Second, the paper theoretically elucidates and forecasts the impact of AI on skill and industrial structures, overcoming the empirical limitations associated with accurately measuring AI intensity. This provides a new theoretical framework for understanding the long-term relationship between AI and employment structure. Third, unlike previous studies that classify workers merely by educational attainment, this study leverages microdata to capture more detailed information on occupational skill composition, offering a more precise reflection of labor market demand dynamics.

Keywords: artificial intelligence; occupational skill structure; industrial structure; structural transformation

JEL Classification: O33, J24, O41

附录1 职业技能定义和特点

本文将技能划分为常规型、认知型和社交型3类：“常规型技能”是指完成重复性、结构化和标准化任务的能力，通常涉及简单体力劳动或较低认知需求的操作，具有高重复性和低复杂性的特征。“认知型技能”是指与高认知需求相关的任务能力，包括逻辑分析、批判性思维、问题解决和创造性思维，常见于需要知识积累、创新和复杂决策的职业，其特征是高度的逻辑性、灵活性和创造性。“社交型技能”涉及人与人之间的沟通、互动、协调和管理能力，尤为适用于管理、销售和服务类职业，其特点包括高度的互动性、协调能力、影响力和情感理解能力，能够有效适应多样化的社交情境。

人工智能技术在不同职业技能上具有偏向性。已有文献发现，在引入人工智能的初期阶段，人工智能技术对于常规型职业技能的偏向性最强，认知型职业技能的偏向性次之，社交型职业技能的影响最小。这源于其在信息处理、模式识别和任务执行方式上的技术特征，同时也受到职业任务本身复杂性的影响。首先，人工智能最容易替代要求常规型技能的任务，即高度结构化、可程序化、规则明确的工作，例如流水线作业、数据录入和基础财务计算。奥托等(2003)在“任务内容框架”中指出，计算机技术在自动化常规型任务方面表现突出，因为这些任务通常依赖于清晰的操作规则和有限的环境变量。例如，制造业生产线使用人工智能驱动的机器人来执行装配、焊接和喷漆等重复性工序(布林约尔松、麦卡菲,2014)。此外，人工智能技术也被广泛用于自动化财务报告和审计，这些任务本质上是可规则化的，易于机器学习算法学习和执行(弗雷、奥斯本,2017)。

其次，对于要求认知型技能的任务，人工智能的替代作用相对较弱。认知型任务通常涉及信息整合、逻辑推理和部分创造性思维，尽管人工智能在某些方面能够提供强大辅助，但仍无法完全取代人类。例如，人工智能已经能够执行医学影像分析，并在某些情况下表现优于人类医生，例如在皮肤癌检测方面，埃斯特瓦等(2017)研究发现，深度学习模型在识别黑色素瘤时的准确率可达到91%，超过了经验丰富的皮肤科医生的86%。然而，这类应用仍然依赖于医生的最终判断，因为诊断不仅涉及图像分析，还需要结合病史、患者症状和其他非结构化信息。在法律领域，人工智能可以快速处理海量法律文件，帮助律师查找案例，但在法律辩护、合同谈判和诉讼策略制定方面仍需要人类的逻辑推理和社会认知能力(瑟登,2021)。此外，工程师和研究人员等高认知技能职业也难以被人工智能完全取代，虽然人工智能可用于优化代码编写，但真正的系统设计、跨学科创新和问题解决仍然高度依赖人类的创造性思维(科克伯恩等,2018)。

最后，人工智能最难以替代的是要求社交型技能的任务，这些任务依赖于人际互动、情境理解和情感共鸣。社交技能要求人类能够理解复杂的社会情境，解读语气、面部表情和文化背景，而人工智能在这些方面仍然存在显著局限。例如，心理咨询、教育和高层管理等职业的核心价值不仅在于提供信息或建议，更在于与人建立信任关系和有效沟通(默南、利维,2012;奥托,2015)。在教育领域，虽然人工智能可以提供个性化教学，但教师在课堂上的互动、对学生情绪变化的敏锐感知，以及个性化引导能力，都是人工智能难以复制的。一个典型的例子是图灵测试，它用于衡量机器是否能够与人类进行自然语言交流而不被识破。尽管近年来人工智能在自然语言处理方面取得了突破，如ChatGPT和Deepseek等大模型已经能够进行流畅对话，但这些系统仍然缺乏真正的理解和社交直觉，无法识别讽刺、幽默或微妙的语境变化，这在心理咨询、谈判、管理等职业中至关重要。

此外，已有研究对不同职业技能被人工智能取代的概率进行了测算，以量化人工智能对各类职业技能的影响程度。弗雷和奥斯本(2017)基于美国O*NET数据库的9个职业技能属性，构建了自动化风险预测模型，并发现原创能力、协商能力、说服力和社交互动等技能难以被人工智能取代，而涉及精细操作的手工灵活度、手指灵活度等技能具有较高的自动化风险。王林辉等(2022)采用相似的方法构建了职业可替代风险指标，并通过实证分析发现，职业可替代率与思维能力、社交能力呈显著负相关，而与常规能力正相关。这些研究共同表明，人工智能对不同职业技能的影响存在明显的梯度，通常表现为对常规型技能的替代能力最强，而对认知型和社交型技能的替代能力依次递减。

附录2 职业技能的划分方法

本文借鉴胡涟漪等(2024)的方法，基于《中华人民共和国职业分类大典》提供的职业描述信息，采用自然语言处理技术提取职业描述中的关键词汇。随后，依据《现代汉语分类词典》对词汇系统领域的划分，将词语分为常规、认知和社交3类，并与职业描述的分词结果进行匹配，以此判断每个职业对抽象、常规和社交技能的要求程度。本文技能属性与词典类别的对应情况如附表1所示。常规技能是指在工作中需完成重复简单的肢体动作，并且配合各种生产机器和工具，因此反映该技能的词语由常规工作中所需的“器具”、常见的“肢体动作”和“生产”活动三大类别构成。本文从两个维度来度量认知技能：一是抽象事物，通过反映政治和决策状态的词语来进行度量；二是社会活动，该分类下的词语能够反映逻辑分析、思考和判断的动作与状态。社交技能主要运用于与人沟通与互动的管理类和服务类职业，在《现代汉语分类词典》中与之相关的社会活动包括“管理”、“经贸”和“社交”，分别可以反映劳动者在工作所需的管理能力、经商能力和交际能力。

附表1 《现代汉语分类词典》与技能属性的对应

技能	词典类别(二级类)	收词数	收词举例
常规	(貳)具体物(四)器具	2122	仪器、工具、机械、钻机、量具、电缆、铸模、吊车、焦炉、组件、机床、模具、线圈
	(伍)生物活动(一)肢体动作	1603	刮、绞、抬、浇、挑、揉、包装、搅拌、钻孔、磨削、裁剪、装箱、清洗、研磨、过筛
	(陆)社会活动(三)生产	886	修理、安装、装配、加工、组装、制造、测量、焊接、检测、操作、纺织、切割、施工
认知	(叁)抽象事物(五)政治	1211	国家、政党、法律、法规、政治、民主、制度、规程、政策、责任、董事会、委员会

社交	(陆)社会活动(五)文教	1696	指导、培训、研究、教学、编制、撰写、训练、绘制、化验、分析、诊断、模拟、布局
	(陆)社会活动(七)司法	747	审判、公诉、仲裁、预审、诉讼、申诉
	(陆)社会活动(一)管理	1490	决策、选举、讨论、主持、任免、提请、组织、制定、建设、主管、经营、治理、指挥
	(陆)社会活动(二)经贸	843	交易、贸易、采购、购买、收购、预定、售卖、销售、推销、购销、收费、典当、出租
	(陆)社会活动(九)社交	2038	答疑、通知、会见、问询、介绍、咨询、对话、回答、接待、描述

附录3 职业技能的划分结果

本文计算每种技能相关词汇在职业描述中的占比,经过标准化处理后,得到的职业技能比例(3种技能的比例之和为1)。附表2展示了职业技能比例。从结果可以看出,整体上,技能类型能够较好地反映现实经济中各职业工作任务的技能需求。例如,生产、运输设备操作人员的常规型技能比例较大,教学人员和卫生专业技术人员等职业的认知技能比例较大,而购销人员和餐饮服务人员等职业的社交技能比例较大^①。

附表2 中类职业的职业技能比例

职业名称	职业技能比例		
	常规型	认知型	社交型
中国共产党中央委员会和地方各级党组织负责人	0.06	0.41	0.53
国家机关及其工作机构负责人	0.01	0.69	0.30
民主党派和社会团体及其工作机构负责人	0.05	0.47	0.48
事业单位负责人	0.07	0.39	0.54
企业负责人	0.05	0.30	0.65
科学研究人员	0.15	0.74	0.11
工程技术人员	0.46	0.31	0.23
农业技术人员	0.49	0.35	0.16
飞机和船舶技术人员	0.60	0.17	0.22
卫生专业技术人员	0.21	0.63	0.17
经济业务人员	0.24	0.25	0.51
金融业务人员	0.17	0.17	0.66
法律专业人员	0.14	0.75	0.12
教学人员	0.01	0.84	0.15
文学艺术工作人员	0.24	0.56	0.20
体育工作人员	0.12	0.73	0.15
新闻出版、文化工作人员	0.25	0.51	0.24
宗教职业者	0.00	0.67	0.33
行政办公人员	0.16	0.45	0.39
安全保卫和消防人员	0.41	0.30	0.29
邮政和电信业务人员	0.46	0.21	0.33
购销人员	0.27	0.18	0.54
仓储人员	0.59	0.14	0.27
餐饮服务人员	0.62	0.12	0.26
饭店、旅游及健身娱乐场所服务人员	0.28	0.07	0.65
运输服务人员	0.41	0.19	0.40
医疗卫生辅助服务人员	0.63	0.13	0.25
社会服务和居民生活服务人员	0.77	0.15	0.08
勘测及矿物开采人员	0.79	0.12	0.09
金属冶炼、轧制人员	0.88	0.02	0.10
化工产品生产人员	0.83	0.07	0.09
机械制造加工人员	0.98	0.01	0.01
机电产品装配人员	0.95	0.04	0.01
机械设备修理人员	0.91	0.04	0.05
电力设备安装、运行、检修及供电人员	0.79	0.13	0.08
电子元器件与设备制造、装配调试及维修人员	0.87	0.11	0.02
橡胶和塑料制品生产人员	0.96	0.01	0.03
纺织、针织、印染人员	0.85	0.08	0.08
裁剪缝纫和皮革、毛皮制品加工人员	0.83	0.12	0.06
粮油、食品、饮料生产加工及饲料生产加工人员	0.91	0.07	0.03
烟草及其制造加工人员	0.73	0.13	0.15
药品生产人员	0.87	0.03	0.10
木材加工、人造板生产及木材制品制作人员	0.95	0.04	0.00
制浆、造纸和纸制品生产加工人员	0.97	0.03	0.00
建筑材料生产加工人员	0.87	0.13	0.01
玻璃、陶瓷、搪瓷及其制品生产加工人员	0.89	0.10	0.01
广播影视制品制作、播放及文物保护作业人员	0.76	0.16	0.08

印刷人员	0.82	0.13	0.05
工艺、艺术品制作人员	0.91	0.08	0.01
文化体育、体育用品制作人员	0.90	0.07	0.02
工程施工人员	0.94	0.05	0.01
运输设备操作人员及有关人员	0.82	0.08	0.09
环境监测与废物处理人员	0.74	0.16	0.11
检验、计量人员	0.76	0.13	0.11
其他生产、运输设备操作人员及有关部门人员	0.94	0.05	0.00

注释

①中外文人名(机构名)对照:奥托(Autor);布林约尔松(Brynjolfsson);麦卡菲(McAfee);弗雷(Frey);奥斯本(Osborne);埃斯特瓦(Esteva);瑟登(Surden);科克伯恩(Cockburn);默南(Murnane);利维(Levy)。

参考文献

- (1)胡涟漪、盖庆恩、朱喜、郭士祺:《中国职业技能结构转型:任务内容的视角》,《经济研究》,2024年第1期。
- (2)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年第7期。
- (3) 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.
- (4) Autor, D. H., Levy, F. and Murnane, R. J., 2003, "The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration", *The Quarterly Journal of Economics*, vol.118(4), pp.1279~1333.
- (5) Brynjolfsson, E. and McAfee, A., 2014, *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*, New York: W. W. Norton & Company.
- (6) Cockburn, I. M., Henderson, R. and Stern, S., 2018, "The Impact of Artificial Intelligence on Innovation", NBER Working Paper, No.24449.
- (7) Esteva, A., Kuprel, B., Novoa, R. A., Ko, J., Swetter, S. M., Blau, H. M. and Thrun, S., 2017, "Dermatologist-Level Classification of Skin Cancer with Deep Neural Networks", *Nature*, vol.542(7639), pp.115~118.
- (8) 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.
- (9) Murnane, R. J. and Levy, F., 2012, *The New Division of Labor: How Computers Are Creating the Next Job Market*, Princeton: Princeton University Press.
- (10) Surden, H., 2021, "Machine Learning and Law: An Overview", in Vogl, R., eds: *Research Handbook on Big Data Law*, Edward Elgar, pp.171~184.