

企业数字化转型、城市数字基础设施与劳动力数字技能需求

张 艺¹, 司徒东博², 李秀敏¹

(1. 广东工业大学 经济学院, 广东 广州 510520;
2. 中国社会科学院大学 应用经济学院, 北京 102488)

摘 要: 基于《中华人民共和国职业分类大典(2022版)》中数字职业的工作任务, 借助大语言模型构建数字技能特征词图谱, 并利用自然语言处理技术分析海量招聘广告的岗位描述, 系统测算岗位层面的劳动力数字技能需求水平。将招聘广告文本与上市公司年报及城市数据进行匹配, 构建岗位-企业-地区层级的数据集, 研究企业数字化转型对劳动力数字技能需求的影响。研究结果显示, 数字化转型能够提升企业对劳动力的数字技能需求, 经内生性分析和稳健性检验后, 该结论仍然稳健。机制分析结果显示, 城市数字基础设施对企业数字技能需求具有溢出效应。异质性分析结果显示, 企业数字化转型对劳动力数字技能需求影响较大的是高学历和低工作经验要求的岗位, 并集中在农林渔牧业和高技术行业; 同时, 数字化转型抑制了金融业企业对数字技能劳动力的需求。研究结论为数实融合背景下发展新质生产力、把握劳动力数字技能的升级趋势和实现高质量就业提供了理论指导。

关键词: 新质生产力; 数字化转型; 数字技能; 城市数字基础设施; 招聘岗位任务内容

中图分类号: F241.21; F249.2; F49 **文献标识码:** A **文章编号:** 1008-2700(2025)06-0053-14

一、问题提出

劳动力技能升级是发展新质生产力的核心。发展新质生产力意味着劳动者技能提升, 尤其是适应数字经济发展需求的数字技能的提升。数字技能是个人在工作任务中有效使用数字技术的能力。在数实融合的背景下, 以人工智能为代表的数字技术正在重塑劳动力市场对技能的需求结构, 数字化转型相关的工作岗位对劳动力数字技能的需求日益增加。然而, 数字技术的快速发展与劳动力市场结构性失业问题在世界范围内普遍存在。因此, 在发展新质生产力的背景下, 亟需准确评估数字化转型如何通过重塑岗位工作任务影响数字技能需求, 为缓解技能供需错配提供理论和证据。

数字化转型被定义为企业应用数字技术和硬件系统推动内部生产流程和外部商业运营的数字化过程。这一概念强调了数字技术应用和创新在企业转型过程中的重要性, 即数字化转型是一个系统性的变革过程, 涵盖了对生产、运营和管理流程的数字化^[1]。数字化转型被视为一种“技能偏向型技术进步”, 其对

收稿日期: 2025-03-23; 修回日期: 2025-10-03

基金项目: 国家社会科学基金后期资助一般项目“数字经济时代零工工资影响因素研究”(22FJYB045); 国家自然科学基金面上项目“粤港澳大湾区创新网络演进与政策效应: 创新要素流动的视角”(72173032)

作者简介: 张艺(1986—), 男, 广东工业大学经济学院讲师; 司徒东博(2001—), 男, 中国社会科学院大学应用经济学院硕士研究生; 李秀敏(1964—), 女, 广东工业大学经济学院教授。

劳动力市场的系统性影响主要有替代效应、技能偏向效应、劳动需求创造效应等^[2-5]。在人工智能技术加速普及的背景下, 岗位工作任务对数字技能的需求显著上升。然而, 技能供需错配问题日益凸显, 结构性失业与数字岗位增长并存。为理解数字化转型对劳动力市场的深远影响, 本文聚焦企业层面, 通过分析招聘广告中工作任务对数字技能的要求, 系统探讨数字化转型对技能需求的重塑效应, 以弥补现有岗位工作任务与数字技能需求相关研究的不足。

本文可能的边际贡献体现在以下三个方面。第一, 从企业发布招聘广告的微观视角出发, 提供了关于中国企业数字化转型如何影响劳动力技能的最新证据。将研究视角从按岗位划分的雇佣结构拓展至具体工作任务维度上的数字技能要求, 估计数字化转型对劳动者数字技能需求的影响, 丰富了该领域的研究成果。第二, 基于《中华人民共和国职业分类大典(2022年版)》(后文简称《大典》)中数字职业的工作任务描述, 结合大语言模型技术, 构建了能够真实反映中国劳动力数字技能特征的词图谱, 弥补了国外数据库在本土适用性方面的不足。在此基础上, 运用自然语言处理方法, 围绕任务层级数据构建可量化的数字技能需求指标, 并与企业和城市的微观数据相匹配, 为本文的研究问题提供了可识别的数据框架。第三, 从数字化转型与城市数字基础设施建设的交互视角出发, 分析城市数字基础设施的溢出效应对企业劳动力数字技能需求的影响, 弥补了现有研究对企业数字化转型外部环境因素关注的不足。

二、文献综述

(一) 基于工作任务的数字技能需求测算

近年来, 伴随着数字经济的发展, 企业数字化转型对工作岗位的数字技能要求不断提高。特别是与计算机相关的职业中, 岗位技能需求的变化最为显著^[6]。然而, 对企业岗位所需工作技能的研究仍然欠缺, 尤其是对劳动力所需数字技能的量化评估成为当前亟待解决的问题。目前国内缺乏完备的职业数据库, 且不同国家对特定职业和工作内容的定义有所区别, 使用美国职业数据库的职业难以与中国的标准职业形成准确的映射关系^[7]。解决该问题的思路之一是通过分析企业招聘信息中对岗位内容的描述, 识别岗位对数字技能的需求。随着移动互联网的普及, 在线招聘广告是企业填补职位空缺和求职者寻找工作的重要渠道。网络招聘广告提供了详细的岗位工作内容和对求职者的技能要求, 有助于深入探讨不同岗位对劳动力技能需求的变化。通过对招聘广告的岗位描述进行文本分析, 可以识别并量化其中对数字技能的需求。

已有研究对岗位技能的测算相对不足^[6], 尤其是对中国劳动力的岗位数字技能测算还鲜有研究涉及。现有文献主要采用三种衡量岗位技能要求的方法: 一是使用微观个体的调查数据, 直接测算工作任务对技能的要求^[7-8]; 二是基于员工受教育水平或者职业类型, 衡量微观企业对不同水平技能的需求^[9-11]; 三是根据职业数据库中标准职业的详细描述, 对岗位文本描述进行自然语言处理, 评估不同职业对不同维度技能的要求^[12-14]。相较于前两种方法, 第三种基于职业数据库的文本数据分析法能避免样本代表性不足和岗位分类过于简单所带来的局限, 更全面地评估企业发布的招聘岗位对数字技能的要求。本文依循第三种测量思路, 通过分析《大典》与招聘广告中的文本, 考察不同岗位工作任务对数字技能的要求。

在分析不同岗位对工作技能要求的研究中, 一般采用的两种分析单位: 一是整体水平(coarse-grained analysis)^[15], 是指将整个工作或职业视为一个单一的实体来进行分析; 二是工作任务层面(fine-grained analysis)^[16], 是指将工作分解为更具体的工作任务单元, 而不是将工作视为不可分割的整体。前者将工作视为一个整体进行分析, 无法分析工作内部不同任务的多样性和自动化替代的异质性, 可能会造成对工作技能变化的估计偏差。因此, 在自动化技术对劳动力技能影响的研究中, 现有文献多是基于第二种分析单位, 即从工作任务所需技能和能力的框架出发, 测量职业技能的需求^[7]。

从工作任务层面对在线招聘广告的技能需求测算包含以下几个步骤。首先, 利用职业特征数据识别

招聘广告中对技能要求的描述,并对其进行分类,将具体技术名称与相应的技术类别进行关联。其次,将这些技能类别映射到特定职业上,以研究企业或地区层面的工作任务变化^[17-19]。这一研究思路被广泛应用于在线招聘广告信息数据库中。然而,中国尚未建立类似规模的招聘广告数据库,缺乏足够的数据支撑,这限制了对企业劳动力技能需求变化的深入研究。为了弥补这一不足,库恩和沈(Kuhn & Shen, 2013)^[20]与马双等(2023)^[21]收集了所有上市企业在中国主要招聘网站上发布的招聘信息。这些招聘广告信息包含了对各种职位工作任务的描述以及对应的薪资待遇等信息。最后,利用大语言模型和自然语言处理技术,本文将《大典》中的数字职位描述和在线招聘广告数据作为分析对象,测算出企业在招聘广告中对劳动力的数字技能需求。

(二) 数字化转型与劳动力数字技能需求的关系

关于数字技术应用对劳动力的影响,过往的研究分别从不同视角进行探讨。一方面,数智化、自动化技术、人工智能等技术变革因素会直接改变劳动力的技能需求^[4,22];另一方面,最低工资政策、养老保险、担保物权制度改革等宏观因素也会影响劳动力技能结构的变化。虽然上述研究对理解数字时代劳动力的技能需求有所贡献,但还不够深入。考虑到劳动力的工作技能体现在工作任务的内容上^[23],因此,本文关注的是企业层面数字技术应用对任务层面的劳动力数字技能需求变化的具体影响。

一方面,随着数字化带来的技术进步以及要素价格的相对变动,企业劳动力的结构和技能需求也会有变化。这种调整直接影响企业工作任务的具体执行和工序步骤。比如,计算机设备的价格下降导致对计算机的需求上升,而对执行同类常规性任务的劳动力需求下降。计算机与劳动力投入在非常规性任务中形成的互补关系可能会使企业相应地增加对非常规性任务的劳动力需求^[2]。这导致原有生产流程中企业需要低技能劳动力参与的工作任务减少,而对高技能劳动力的需求却相应增加。这意味着,相较于低技能劳动力,企业应用数字化技术更具比较优势,许多原有重复性、常规性的工作任务逐渐被机器所替代^[10]。企业对具备数字技能的高技能劳动力需求上升,因为他们更有可能完成非常规性的工作任务^[11]。另一方面,人工智能技术将使许多工作自动化,对常规性工作任务产生替代,但其对就业的影响并不明显^[4]。数字经济发展引致的技能结构升级,表现为对中等技能劳动力的就业创造效应。但也有研究发现数字化转型增加高技能劳动力和挤出低技能劳动力,加速了劳动力市场结构极化^[9,11]。自动化技术和应用机器人对中等技能劳动力的替代效应较为明显,加剧了劳动力市场的就业极化趋势^[10]。因此,数字技术应用对劳动力技能结构的影响有利有弊^[24]。综合来看,数字化转型既可能促进技能需求结构和人力资本结构的升级,也可能导致中等技能劳动力的挤出,加剧就业极化现象。

上述国内外学者大多是从职业替代、技能结构变迁等角度来展开讨论,对于数字技能需求的研究较少。已有文献主要基于美国上市公司数据,发现数字技术的采用与公司内部对数字技能的需求密切相关。陈和斯里尼瓦桑(Chen & Srinivasan, 2024)使用机器学习法识别企业招聘中对数字技能人才的需求,发现采用数字技术的公司会比同行拥有更多的数字技能员工(IT员工)^[25]。这一结论是否适用于中国的劳动力市场尚无定论。因此,仍需进一步深入研究企业层面数字技术应用背景下,劳动力在数字技能方面的需求演变及其背后的动因。

三、理论框架与研究假设

数字化转型对劳动力数字技能需求的影响是本文研究的核心问题。为了阐述这一关系,本文基于技能偏向型技术进步的理论^[2,5],结合工作任务的视角,构建简化的理论模型,刻画数字化转型如何通过重塑工作任务结构和调整生产成本来影响企业用工行为。企业数字化转型对劳动力的数字技能需求的效应主要是通过两个方面来实现:一是任务再配置,二是成本节约效应。

数字技术的应用对劳动力市场产生多重效应,包括替代效应、技能偏向效应和劳动需求创造效应。

这些效应共同作用, 改变了企业对劳动力技能的需求结构。其一, 替代效应, 数字技术通过自动化手段替代常规技能劳动力不具有比较优势的工作任务^[23], 从而在减少对非数字技能劳动力需求的同时, 增加了对具备数字技能劳动力的需求。其二, 技能偏向效应, 数字技术参与的工作任务往往更偏向于与数字技能劳动力互补, 这些劳动力在操作复杂数字系统、优化技术应用的工作任务方面具有优势, 即执行任务的生产率更高。因此, 数字技术进步会促进企业对数字技能劳动力需求的增长。其三, 劳动需求创造效应, 数字化转型不仅替代部分传统的非数字化任务, 还创造了新的岗位和任务, 这些新生岗位往往要求劳动力掌握特定的数字技能, 这进一步提升了对于数字技能劳动力的需求。在这三种效应的共同作用下, 数字技术重新定义了工作任务结构。企业通过任务再配置, 增加了对需要更高数字技能的任务需求, 更倾向于招聘具备数字技能的劳动力, 以适应新的任务结构。

(一) 总生产函数与任务产出模型

借鉴已有的理论模型^[26], 企业的产出依赖于其所需执行的任务组合 x , 不同工作任务的重要性由贡献度 $\alpha(x)$ 来衡量, $\alpha(x) \geq 0$ 。企业的总生产函数可以表示为:

$$\ln y = \ln A + \int_T \alpha(x) \ln y(x) dx \quad (1)$$

其中, y 是企业所有工作任务下的总产出, $y(x)$ 是单一工作任务 x 的产出水平, T 是企业执行任务的集合 ($x \in T$)。单一工作任务 x 都可以由劳动力 $l(x)$ 或者数字技术服务 $\beta(x)$ 共同完成, 两者之间存在替代关系 (替代弹性为 σ ^①), 任务 x 的产出函数为:

$$y(x) = \{ [\gamma_l(x) l(x)]^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} + [\gamma_\beta(x) \beta(x)]^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} \}^{\frac{\sigma}{\sigma-1}} \quad (2)$$

其中, $\gamma_l(x)$ 和 $\gamma_\beta(x)$ 分别是劳动力和数字技术服务在工作任务 x 中的生产效率, 对应技能偏向效应: 当数字技术生产效率提高时, 即 $\gamma_\beta(x)$ 增大, 企业更倾向于使用数字技术替代低技能任务, 同时增加对数字化任务的需求。

(二) 数字技术服务构成与任务再配置

数字技术服务 $\beta(x)$ 需要数字资本投入 $k(x)$ 和数字技能劳动力 $l^D(x)$ 的协同投入, 二者需按固定比例搭配, 即数字技术服务的有效供给取决于资本和技能劳动力投入中的较小值, 即 $\beta(x) = \min\{k(x), l^D(x)\}$, 由最小的要素投入决定数字技术的整体水平。这直接关联劳动需求创造效应: 新任务的出现不仅依赖数字资本驱动, 更需要具备相应数字技能的劳动力与之协同, 资本与技能的互补关系推动了对数字技能劳动力的新增需求。

进一步地, 为了量化企业内部可被数字技术替代任务的比例, 本文引入数字技术暴露度 (*Exposure to Digital*) 指标, 用来反映企业依赖数字技术完成任务的程度。数字技术暴露度越高, 说明企业越多的任务可由数字技术替代, 从而减少对传统人工劳动的依赖。这体现了数字技术引发的任务再配置效应, 即企业通过调整任务分配和用工结构, 适应数字化转型带来的变化。

(三) 数字技术的成本效应与数字技能劳动力需求模型

数字技术服务可以更加有效地完成特定任务, 促使企业增加对数字资本的投入, 并扩大数字技术在这些任务中的应用。企业在数字技术服务上的投入 S^D 由数字资本成本 (价格为 R) 和数字技能劳动力成本 (工资为 ω^D) 构成, 其占总成本的比例越高, 说明企业越依赖数字技术执行任务。

假定在应用数字技术执行任务的初期, 企业在数字技术服务上的投入成本 S^D 是非常小的。随着企业逐步采用数字技术, 任务结构中适合由数字技术执行的任务比例会不断增加, 企业将更多地依赖数字技术服务来完成这些任务。因此, 数字技术进步以及企业任务结构中由数字技术执行的任务比例逐步提升, 企业在执行任务时对数字技术服务的使用量进一步增加。这在成本层面存在两种效应: 一方面, 购买数

① σ 是劳动力与数字技术服务之间的替代弹性, 即数字技术在执行任务时对劳动力的替代效应。为了简化分析, 本文借鉴阿西莫格鲁等 (Acemoglu et al., 2022)^[26] 的研究框架, 放松二者替代弹性的假设, 即允许技术和劳动力间完全可替代 ($\sigma \rightarrow \infty$)。

数字化设备的资本投入会增加企业的短期成本；另一方面，数字技术执行任务所带来的成本节约效应将逐步显现，这是由于企业使用数字技术替代传统劳动力执行工作任务时，不仅会减少对这些任务所需劳动力的需求，同时也会降低相关任务的执行成本。尽管企业面临这两种效应，阿西莫格鲁等 (Acemoglu et al., 2022) 的研究表明，使用人工智能替代劳动力最终带来的成本节约效应是正向的^[26]。因此，从长远来看，数字化技术的应用仍有利于降低整体生产成本，从而使企业扩大其在其他未被自动化任务中的应用范围。随着数字技术暴露度的提升，企业会增加对数字技术服务的两种要素投入 (资本和数字技能劳动力)，对数字技能劳动力的需求也随之增加。

企业对数字技能劳动力的需求公式如下：

$$d\ln l^D(x) = \left[\frac{1-S^D}{S^D} + (\varepsilon\rho - 1) \cdot (1-S^D) \cdot \pi \right] \cdot ExposuretoDigital \geq 0 \quad (3)$$

其中， ε 是企业的需求弹性， ρ 是价格传导率 ($\rho > 0$ ，表示企业能有效地将成本增加转嫁给消费者)。 π 是指企业应用数字技术会带来的平均成本节约 ($\pi > 0$)， $ExposuretoDigital$ 反映的是企业任务结构中数字化任务的重新配置效应。随着企业对数字技术服务投入 S^D 的增加，数字技能劳动力的需求逐步增加，尤其是当需求弹性与价格传导率的乘积大于 1 时 ($\varepsilon \cdot \rho > 1$)，成本节约效应会进一步激励企业扩大数字技能劳动力雇佣，即 $d\ln l^D(x) > 0$ 。

据此，本文提出研究假设：数字化转型提升了企业对劳动力的数字技能需求。

四、实证设计

(一) 样本选取与数据来源

首先，本文选择 2023—2024 年中国沪深 A 股上市企业发布的在线招聘信息作为研究对象。岗位招聘数据来自前程无忧网和猎聘网两大主流在线招聘平台，二者加总占比超过了市场份额的 50%，能够较为全面地反映各地区和行业企业的劳动力招聘需求^[21,27]。其次，以上市公司为匹配对象，将招聘数据与上市公司的财务数据相匹配。最后，将上述数据与企业所在城市的特征数据进行匹配。城市层面的数据、主要财务数据和企业公开披露的年报内容来源于深圳希施玛数据科技有限公司 CSMAR 中国经济金融研究数据库和万得 (Wind) 数据库。在对企业原始样本进行筛选时，本文剔除了被特别处理类别的企业样本 (ST 与 *ST)，并对连续变量进行双侧 1% 缩尾处理。

(二) 模型设定

为了验证企业数字化转型对劳动力数字技能需求的影响，本文构建如下模型：

$$DigitalSkill_{i,j} = \beta_0 + \beta_1 Digital_{i,j} + X'_{i,j} \beta_2 + \delta_i + \lambda_j + \varepsilon_{i,j} \quad (4)$$

其中， i 代表沪深 A 股上市公司， j 代表省份， $DigitalSkill_{i,j}$ 代表企业发布岗位的数字技能需求水平，核心解释变量 $Digital_{i,j}$ 表示上市公司的企业数字化转型水平。在模型 (4) 中加入控制变量向量 $X'_{i,j}$ ； δ_i 为招聘岗位分类的固定效应，旨在解释岗位固有特性对技能需求的影响。考虑到可能存在无法观测的地理因素影响数字技能需求，模型中纳入省份固定效应 λ_j 。模型已经控制了城市层面的变量，因此未加入城市固定效应。为了应对地区和岗位发布时间层面潜在的不可观测的遗漏变量偏误，本文在稳健性检验中引入城市固定效应和时间固定效应。 $\varepsilon_{i,j}$ 为误差项，采用稳健标准误。

基准回归采取以下三种方法来缓解内生性问题：第一，纳入企业层面和城市层面的特征变量，以捕捉这些层面遗漏变量对企业数字技能需求的影响；第二，引入省份层面和岗位分类的固定效应，有效控制省份和岗位分类遗漏变量偏误的影响；第三，为了避免解释变量之间同期性偏差带来的内生性问题，对基准回归模型中的解释变量进行了滞后一期处理。本文主要关注的是模型 (4) 中 $Digital_{i,j}$ 的回归系数 β_1 的显著性。基于前文的理论假设，若该系数显著为正，意味着数字化转型将提升企业对数字技能的需求。即企业数字化转型能够促进劳动力数字技能升级，以适应数字化转型对劳动力数字技能的需求。

(三) 变量说明

1. 被解释变量: 数字技能需求

由于企业对工作技能的需求反映在招聘职位的任务描述中^[14,18]。本文借助《大典》中标注的数字职位及其对应的工作任务描述, 建立一个能够全面反映工作任务所需的数字技能术语词典。《大典》中共标注了97个数字职位, 这些职位是基于数字产业化和产业数字化两个角度进行考量, 需要劳动者具有数字语言表达、数字信息传输和数字内容生产三个方面的工作技能。通过将招聘职位的任务描述与数字技能术语词典相匹配, 应用自然语言处理技术测算上市企业招聘岗位所要求的数字技能水平, 具体步骤如下。

第一步, 构建数字技能的特征词图谱。由于缺乏测算数字技能的术语词典, 需要对招聘岗位的招聘文本进行拆解和标准化处理。本文直接对《大典》中标注的97个数字职位的工作任务描述进行分词处理, 使用大语言模型(LLMs)来识别和提取能够反映数字技能的相关关键词, 最终由这些关键词汇总成本文的数字技能特征词图谱^①。

第二步, 采集企业发布的在线招聘广告信息。参考马双等(2023)^[21]的研究, 本文使用的在线招聘数据来源于前程无忧和猎聘两大网络招聘平台, 从招聘平台上采集所有上市企业在2023年2月8日—2024年1月1日发布的招聘岗位信息, 包括职位名称、工作城市、薪酬待遇、工作经验、学历要求、发布时间以及岗位详情页。经过数据清洗, 删除同一企业不同招聘平台发布的重复招聘广告, 也剔除了无法识别岗位来源地与职位信息缺失的岗位, 数据覆盖3728家上市企业、309个城市, 最终得到330402条有效的企业在线招聘信息。

第三步, 测度在线招聘岗位的数字技能需求水平。通过正则表达式识别上市企业招聘信息中岗位描述的文本内容, 统计数字技能特征词出现的频次。考虑到每条招聘信息的文本长度不同, 仅使用对岗位任务描述中数字技能特征词出现的绝对词频数会带来测量偏误。为了标准化数字技能需求在不同岗位描述中的相对水平, 本文将关键词总词频数除以企业在线招聘广告的语段长度用以衡量企业数字技能需求的相对强度。数值越大, 说明该岗位对数字技能的需求水平越高。

诸如生成式训练变换器(GPT)等大型语言模型在文本信息抽取与标签识别方面的表现已接近人工标注水平^[28]。为进一步验证本文构建的数字技能需求指标能否科学有效地反映岗位对数字技能的真实需求, 本文采用阿里通义千问(Qwen3)和深度求索(DeepSeek-R1)大语言模型(LLMs)对招聘广告中的数字技能需求进行评分, 并将模型评分结果与本文构建的劳动力数字技能需求指标进行比对分析^②。结果显示, 大语言模型评分与本文指标之间存在正相关关系($r=0.63$, $P<0.001$)且相关性强度较高。这一结果有力地佐证了本文构建的数字技能需求指标具有较好的效度, 能够准确地反映劳动力市场对数字技能的实际需求状况。

2. 解释变量: 数字化转型

要准确测算企业的数字化水平仍然面临着一些挑战: 一是测算方法尚不够科学; 二是测量对象缺乏明确定义^[29]。现有研究深入探讨了企业数字化转型的测量方法, 通过系统分析企业年报和政府政策文件中的文本信息, 构建了用于衡量企业数字化转型的专业术语词典^[1,11,30]。然而, 该测量的有效性取决于专业术语词典的选择。若词典中包含更多与数字化转型相关性高的关键词, 则能更全面地反映企业的数字化水平, 有利于克服不同研究中选择数字化转型专业术语词典的片面性。因此, 本文将吴非等(2021)^[1]、赵宸宇等(2021)^[30]和肖土盛等(2022)^[11]的专业术语词典进行合并, 构建出更全面的数字化术语词典^③。这样做可以降低测量误差, 从而更好地评估企业的数字化转型程度。

通过对上市公司年报中的“管理层讨论与分析(MD&A)”进行文本分析, 可以构建出评估企业数

① 具体数字技能特征词图谱内容留存备案。

② 具体验证方法的详细说明备案。

③ 具体数字化术语词典内容备案。

字化转型的指标，具有较高的可靠性和公允性^[11]。鉴于不同企业年报中 MD&A 文本篇幅的差异，可能会影响对数字化信息披露的准确衡量，本文对测算过程进行标准化处理：将年报 MD&A 部分中的数字化词汇的词频总数除以 MD&A 的文本长度，用于量化企业数字化转型的水平。

3. 控制变量

为了缓解遗漏变量的影响，本文参考肖土盛等（2022）^[11] 的研究，选取企业和地区层面的控制变量。其中，企业微观层面的变量包括企业规模（Size）、盈利能力（ROA）、股权集中度（Top10）、公司年龄（Age）、所有权性质（SOE）、资本结构（Lev）、资本密集度（Capital）、经营活动现金流（CFO）。宏观层面的变量包括经济发展水平（GDP）和城市产业结构（Stru）。变量设定见表 1。

表 1 变量设定

变量类型	变量名称	变量符号	变量说明
被解释变量	数字技能需求	DigitalSkill	企业招聘岗位中涉及数字技能的总词频除以招聘文本长度，并乘以 100
解释变量	数字化转型	Digital	企业数字化相关词汇的总词频除以年报 MD&A 文本长度，并乘以 100
控制变量	企业规模	Size	公司总资产的自然对数
	盈利能力	ROA	公司净利润除以总资产
	股权集中度	Top10	公司前十大股东持股比例
	公司年龄	Age	当年年份与企业成立年份之差值取自然对数
	所有权性质	SOE	公司的组织形式
	资本结构	Lev	公司总负债除以总资产
	资本密集度	Capital	公司总资产除以总收入
	经营活动现金流	CFO	当期经营活动现金流量净额与营业总收入的比值
	经济发展水平	GDP	岗位所在城市人均地区生产总值的自然对数
	城市产业结构	Stru	岗位所在城市第二产业产值占地区生产总值的比重

（四）描述性统计

主要变量的描述性统计结果如表 2 所示。在剔除变量的缺失值后，样本包含了 3 728 家上市企业在 2023—2024 年发布的线上招聘广告，总计 330 402 条招聘信息。

表 2 主要变量的描述性统计结果

变量	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
数字技能需求	330 402	0.966 7	1.248 7	0.000 0	6.165 7
数字化转型	330 402	0.891 1	0.920 6	0.020 5	4.226 6
企业规模	330 402	23.079 4	1.766 2	20.260 6	29.857 4
盈利能力	330 402	0.040 9	0.059 8	-0.177 2	0.211 1
股权集中度	330 402	59.554 7	16.393 4	22.070 0	99.990 0
资本结构	330 402	0.441 8	0.209 9	0.067 4	0.920 3
资本密集度	330 402	3.718 2	6.740 4	0.422 5	46.148 7
经营活动现金流	330 402	8.796 8	22.608 4	-86.836 1	105.767 0
所有权性质	330 402	4	1.148 1	1	5
公司年龄	330 402	21	6.462 8	7	40
经济发展水平	330 402	2.963 8	0.620 0	1.260 5	3.883 6
城市产业结构	330 402	0.004 8	0.006 9	0.000 4	0.045 8

五、实证结果与分析

(一) 基准回归

表 3 展示了企业数字化转型对其劳动力数字技能需求影响的基准回归结果。基准回归结果表明数字化转型能够有效地提升企业招聘岗位对数字技能的需求, 支持了研究假设。

表 3 基准回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Digital</i>	0.371 4 *** (0.002 9)	0.367 5 *** (0.002 9)	0.116 7 *** (0.002 3)	0.071 0 *** (0.001 6)
<i>Size</i>	0.022 0 *** (0.001 9)	0.019 0 *** (0.001 9)	0.007 6 *** (0.001 4)	0.012 0 *** (0.000 9)
<i>ROA</i>	-0.117 6 *** (0.040 1)	-0.074 1 * (0.040 1)	-0.115 7 *** (0.029 1)	-0.030 0 (0.019 5)
<i>TOP10</i>	-0.001 5 *** (0.000 1)	-0.001 4 *** (0.000 1)	0.000 3 *** (0.000 1)	-0.000 0 (0.000 1)
<i>Lev</i>	-0.217 8 *** (0.014 0)	-0.192 5 *** (0.014 2)	-0.031 2 *** (0.010 5)	-0.087 9 *** (0.007 0)
<i>Capital</i>	-0.008 1 *** (0.000 3)	-0.008 2 *** (0.000 3)	-0.001 5 *** (0.000 3)	-0.001 2 *** (0.000 2)
<i>CFO</i>	0.000 1 (0.000 1)	0.000 1 (0.000 1)	0.000 6 *** (0.000 1)	-0.000 3 *** (0.000 0)
<i>SOE</i>	-0.045 8 *** (0.002 1)	-0.043 4 *** (0.002 1)	-0.017 3 *** (0.001 5)	-0.008 8 *** (0.001 0)
<i>Age</i>	-0.005 5 *** (0.000 4)	-0.005 1 *** (0.000 4)	-0.000 5 ** (0.000 3)	-0.002 0 *** (0.000 2)
<i>GDP</i>	0.032 9 *** (0.003 7)	0.087 6 *** (0.005 0)	0.005 0 (0.003 8)	0.022 6 *** (0.002 7)
<i>Stru</i>	-6.874 2 *** (0.312 9)	-3.846 7 *** (0.344 7)	-0.215 7 (0.259 8)	-1.996 7 *** (0.183 7)
常数项	0.597 5 *** (0.044 8)	0.456 8 *** (0.045 7)	0.760 9 *** (0.033 1)	2.204 2 *** (0.022 1)
省份固定效应	控制	控制	控制	控制
岗位分类固定效应	未控制	未控制	控制	控制
<i>R</i> ²	0.092 2	0.095 1	0.535 6	0.517 9
样本量	330 402	330 402	330 402	330 402

注: *、**、*** 分别表示在 10%、5% 和 1% 水平下显著; 括号内报告的是稳健标准误。后表同。列 (4) 使用由大语言模型对招聘文本进行评分所构建的数字技能需求指标作为被解释变量。

(二) 内生性分析和稳健性检验

本文选取企业所在城市的地形起伏度作为工具变量对估计结果进行验证, 以确保估计结果的稳健性。这是因为地形起伏度与所在区域的数字基础设施建设之间有着密切关系^[31], 起伏度较大的地区地形更复

杂，数字基础设施建设更加困难，例如交通道路建设、通信和物流网络建设在这些地区往往会受到限制，这将不利于企业的数字化转型。此外，本文从变量选择、岗位分类调整和固定效应控制三方面进行稳健性检验。回归结果^①表明，在考虑了内生性问题和进行稳健性检验之后，本文的结论是可信的。

（三）机制分析

企业在数字化转型过程中对劳动力的数字技能需求只能通过招聘解决吗？企业能否通过共享城市的数字基础设施来获益呢？事实上，大量企业集聚正是由于城市数字基础设施所带来的外部性，从而降低企业的生产成本。城市层面的数字基础设施溢出效应会导致城市规模经济所带来的工资回报下降^[32]，这意味着企业所在城市的数字基础设施具有外部性。具体而言，在数字基础设施发达的城市，城市数字基础设施的溢出效应可以降低企业在数字化转型所需的硬件成本和人才投入成本，也降低了企业对数字技能劳动力的招聘需求。相反，在数字基础设施欠发达的地区，由于缺乏足够的外部技术和数字资源支撑，企业在推进数字化转型的过程中只能依靠自身资本与人才投入，需要招聘更多具备数字技能的员工来弥补技术和资源上的缺口。对城市数字基础设施建设水平的测算，本文参考已有研究^[33]，选取数字基础设施覆盖率、数字基础设施相关从业人员、数字化驱动产出、移动数字基础设施用户数和数字普惠金融指数五个维度的指标，采用主成分分析法综合为数字基础设施建设水平（*infra*）。

为了检验城市数字基础设施的溢出效应是否会影响企业数字化转型对数字技能的需求，本文在基准回归模型（4）中加入企业数字化转型与城市数字基础设施水平的交互项。表 4 列（1）的回归结果显示，随着城市数字基础设施建设水平提高，企业在数字化转型过程中对数字技能的招聘需求减少。

部分企业招聘职位所在城市与企业总部所在城市不一致，这可能会导致企业总部所在城市的数字基础设施建设水平不能完全匹配招聘岗位所在城市的技能需求。为了消除这部分潜在的测量偏误，本文在回归模型中只保留招聘岗位的工作城市、企业集团办公室所在城市和数字基础设施城市三者一致的样本，重新进行回归。表 4 列（2）的回归结果显示，交互项的回归系数的数值与显著性保持稳定，这说明城市数字基础设施溢出效应对数字技能需求的替代作用这一研究结论是稳健的。这一结果可以解释为，城市数字基础设施能够为企业提供外部的数字化建设援助，使得企业能够在不增加新员工的情况下实现数字化生产，从而降低了企业对数字技能员工的招聘需求。

表 4 机制分析回归结果

变量	(1)	(2)
<i>Digital</i>	0.140 1 *** (0.003 8)	0.120 0 *** (0.006 0)
<i>Digital × infra</i>	-0.012 0 *** (0.001 5)	-0.004 6 ** (0.002 3)
控制变量	控制	控制
省份/岗位分类固定效应	控制	控制
<i>R</i> ²	0.535 4	0.546 7
样本量	323 215	158 422

注：列（1）为全样本回归结果；列（2）为仅保留岗位城市、集团总部城市及数字基础设施城市一致样本的回归结果。

（四）异质性分析

1. 岗位层面的异质性分析

岗位层面的异质性分析包含学历要求和经验要求两个维度。在线招聘职位的学历要求通常反映了工

① 限于篇幅，详细结果不再展示，留存备索。

作任务对技能的具体需求。一般而言, 要求较高学历水平的岗位通常与更高的数字技能需求相对应。技能偏向技术进步的理论认为, 技术进步并非对所有技能水平的劳动者都产生同等的影响^[34]。企业的数字化转型属于技能偏向的技术进步, 通常涉及复杂的数字技术应用。这些工作需要劳动力掌握更高层次的认知能力和专业知识, 而高学历人才往往具备适应数字化技术变革的数字技能。因此, 数字化技术进步对不同教育水平劳动者的技能需求产生的影响存在差异。在数字化转型过程中, 企业更倾向于招聘高学历背景的员工, 以满足数字技术变革对劳动力数字技能的需求。

为了深入理解岗位学历异质性对数字化转型的劳动力数字技能升级影响。本文将在线岗位的学历要求分为初中及以下、高中、本科和大专、硕士和博士五个等级, 并进行回归分析。回归结果如表 5 所示, 数字化转型对劳动力数字技能升级的效应在学历要求较高的岗位上更为明显。特别地, 博士学历组的回归系数为 0.570 2, 远高于总样本的平均效应。此外, 组间系数差异检验的结果表明, 不同教育背景要求的招聘职位在数字技能需求上存在差异。具体而言, 企业对数字技能需求的增长主要集中在高学历背景的职业, 而对于初中及以下学历的职业需求则变化不明显。

表 5 学历异质性分析回归结果

变量	(1) 初中及以下	(2) 高中	(3) 本科和大专	(4) 硕士	(5) 博士
<i>Digital</i>	0.001 9 (0.027 9)	0.062 9 *** (0.011 3)	0.111 7 *** (0.002 4)	0.189 7 *** (0.013 7)	0.570 2 *** (0.043 5)
<i>P</i>	0.061 0 *	0.048 8 ***	0.078 0 ***	0.380 5 ***	0.568 3 ***
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
省份/岗位分类固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
R^2	0.158 4	0.230 4	0.532 4	0.607 8	0.499 9
样本量	674	9 783	290 516	17 728	2 369

注: *P* 值是基于费舍尔组合检验模型进行组间系数差异检验对应得到的。其中, 列 (1) 的 *P* 值对应的是列 (1) 和列 (2) 两组回归的组间系数差异检验, 列 (2) 的 *P* 值对应的是列 (2) 和列 (3) 两组回归的组间系数差异检验, 列 (3) 的 *P* 值对应的是列 (3) 和列 (4) 两组回归的组间系数差异检验, 列 (4) 的 *P* 值对应的是列 (4) 和列 (5) 两组回归的组间系数差异检验, 列 (5) 的 *P* 值对应的是列 (5) 和列 (1) 两组回归的组间系数差异检验。后表同。

不同工作经验要求的招聘岗位对数字技能的需求也不相同。本文将岗位的经验要求分为 [0~1) 年经验、[1~3) 年经验、[3~5) 年经验和 [5~10) 年经验, 并进行回归分析。在模型 (4) 的回归中加入岗位经验要求与数字化转型的交互项, 回归结果如表 6 所示。随着工作经验的增加, 岗位对数字技能的要求呈下降趋势, 但这种下降幅度随着工作经验的积累而逐渐减缓。具体而言, 对不同经验分组分别进行回归并计算组间系数差异检验的 *P* 值, 发现 [0~1) 年经验的岗位对数字技能的招聘需求高于其他经验要求的岗位。这是由于 [0~1) 年经验的岗位通常是针对大学应届毕业生, 这些岗位往往要求员工具备专业技能和能力, 以便能够完成专业性较高的任务。因此, 企业对这部分劳动者的数字技能要求更高。

表 6 工作经验异质性分析回归结果

变量	全样本	[0~1) 年经验	[1~3) 年经验	[3~5) 年经验	[5~10) 年经验
<i>Digital</i>	0.175 8 *** (0.006 9)	0.178 8 *** (0.007 3)	0.107 0 *** (0.005 2)	0.105 1 *** (0.004 1)	0.096 1 *** (0.004 4)

表6(续)

变量	全样本	[0~1) 年经验	[1~3) 年经验	[3~5) 年经验	[5~10) 年经验
<i>Digital</i> × <i>Experience</i>	-0.021 5*** (0.002 2)				
<i>P</i>		0.071 8***	0.001 9	0.009 0*	0.082 7***
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
省份/岗位分类固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
<i>R</i> ²	0.542 1	0.555 3	0.526 2	0.550 7	0.541 2
样本量	272 723	44 961	63 965	95 332	68 465

2. 行业层面的异质性分析

不同行业在数字技术应用方面存在差异，这可能会导致企业数字化转型的劳动力数字技能升级效应表现出不同的强度。由表 7 可知，科学研究与技术服务、批发零售、信息技术与通信和制造业行业的劳动力数字技能水平分别增加了 0.121 5 个、0.142 8 个、0.107 0 个和 0.131 0 个单位，与基准回归的平均效应差距接近。与基准回归的平均效应相差较大的有农林渔牧业和金融业，其中，农林渔牧业数字化转型对劳动力数字技能升级的效应最大，这可能是因为该行业原有数字技能需求较低的基线水平。随着中国智慧农业、农业科技创新等乡村振兴战略政策的深入实施，农林渔牧业企业采用精准农业和自动化技术以提高生产效率，劳动力市场对具备这些技能的人才的需求也随之上升。

表 7 行业异质性分析回归结果

变量	农林渔牧	科学研究与技术服务	批发零售	信息技术与通信	制造业	金融业
<i>Digital</i>	0.279 2*** (0.063 0)	0.121 5*** (0.024 0)	0.142 8*** (0.017 3)	0.107 0*** (0.004 1)	0.131 0*** (0.003 9)	-0.205 4*** (0.035 4)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
省份/岗位分类固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>R</i> ²	0.483 0	0.472 7	0.536 7	0.530 1	0.516 6	0.529 6
样本量	5 367	11 274	9 453	81 366	177 686	21 048

注：不同行业之间的组间系数差异检验 *P* 值备索。

与此相反，金融业的企业数字化转型对劳动力数字技能的影响呈现出负向效应。一方面，金融业虽然也是数字化程度较高的行业，但数字化主要是取代了大量人工劳动，对员工的数字技能要求并未增加。另一方面，金融业中的诸多岗位无法完全被数字化取代，其工作内容高度依赖人际互动技能，这导致金融业部门的岗位对劳动力数字技能的要求不高。因此，特定行业（如银行部门）可能更倾向于招聘具备人际互动技能的劳动力，而不是具备数字技能的员工^[13]。

为了进一步验证上述说法，本文对金融业招聘信息中的职位名称进行了文本处理，并统计了出现频率最高的 30 个职位名称词汇。其中，“顾问”“经理”“财富”出现频率最高，这些职位通常要求较高的人际交流能力。这说明在金融业企业的数字化转型过程中，人际交流技能的重要性并未减弱。

在高技术行业的企业中，数字技术的应用与非高技术行业的企业存在差异。因此，有必要探讨行业技术水平的异质性对数字技能升级的影响。高技术行业由于其固有的技术密集特性，能够更快地吸收和利用新技术，对数字技能劳动力的需求增长更快。因此，本文依据国家统计局新修订的高技术行业目录标准，即《高技术产业（制造业）分类（2017）》和《高技术产业（服务业）分类（2018）》，将中国现

有行业划分为“高技术服务业”“高技术制造业”和“非高技术行业”三类, 并进行异质性分析。回归结果如表 8 所示, 数字化转型对劳动力数字技能的升级效应主要集中在高技术服务业和高技术制造业领域, 并且不同技术水平的行业之间的回归效应存在差异。相比之下, 非高技术行业的回归系数为 0.058 4, 不仅低于高技术行业的效应, 也远低于总体样本的平均效应。这意味着非高技术行业可能在技术应用上采用更为传统的模式, 对数字技能的依赖程度较低, 导致其数字化转型对数字技能需求的增长相对较小。

表 8 技术水平异质性分析结果

变量	非高技术行业	高技术服务业	高技术制造业
<i>Digital</i>	0.058 4 *** (0.007 1)	0.156 0 *** (0.004 5)	0.112 1 *** (0.003 1)
<i>P</i>	0.097 6 ***	0.043 9 ***	0.053 7 ***
控制变量	控制	控制	控制
省份/岗位分类固定效应	控制	控制	控制
<i>R</i> ²	0.485 1	0.550 0	0.540 1
样本量	105 678	51 738	172 986

六、结论与建议

在发展新质生产力的背景下, 企业数字化转型的关键在于招聘高素质的数字技能人才, 以满足其工作任务对数字技能的要求。本文使用 2023—2024 年企业发布的在线招聘数据, 基于文本分析测算数字技能指数, 实证分析企业数字化转型对数字技能的需求。研究结论如下: 其一, 企业数字化转型对数字技能的招聘需求存在正向效应; 其二, 考虑到企业发布工作岗位所在城市的数字基础设施建设对企业数字化转型所需数字设施和人才具有溢出效应, 加入企业数字化与城市数字基础设施建设交互项后, 发现城市数字基础设施的发展会在一定程度上替代企业对劳动力数字技能的需求; 其三, 岗位异质性分析结果显示, 数字化转型对劳动力的数字技能需求影响在博士学历和 [0-1) 年工作经验的岗位中最明显; 行业层面的异质性分析结果显示, 数字化转型对数字技能的需求在不同行业层面的岗位存在差异, 对农林渔牧业的岗位存在正向效应, 而对金融业的岗位存在负向影响。此外, 高技术行业的岗位对数字技能的需求受到企业数字化转型的影响最明显。

基于前文的研究结论, 本文提出以下政策建议。

第一, 加强劳动力市场信息监测与分析。政府部门需建立健全劳动力市场数字技能需求监测体系, 定期追踪企业转型带来的数字技能需求变化。利用大数据技术精准分析市场供需, 预测数字技能人才的需求趋势。及时发布这些动态信息, 可为人才培养、就业指导及个人职业规划提供有效的数据支持。

第二, 完善各类人才评价体系。政府和企业制定数字技能人才评价标准时, 应超越学历与经验, 更注重对实际技能掌握与应用能力的考核。同时, 企业可以参与教育机构的课程设计和教学实践, 提供实际项目案例和实习岗位, 使教育教学更贴近企业实际需求。鼓励教育机构根据企业数字化转型的需求, 开展定制化的人才培养项目。

第三, 健全和完善城市数字基础设施建设, 为企业数字化转型赋能。政府应进一步加强新型互联网、5G 网络和云计算平台等城市数字基础设施的建设, 降低企业数字化转型的技术门槛与数字技能劳动力的招聘成本, 让城市数字基础设施建设的外部性更好地惠及企业的转型升级。同时, 企业应当充分利用城市数字基础设施建设带来的优势, 积极参与城市数字化平台和项目建设, 在激烈的市场竞争中保持优势, 发展新质生产力。

参考文献:

- [1] 吴非, 胡慧芷, 林慧妍, 等. 企业数字化转型与资本市场表现——来自股票流动性的经验证据[J]. 管理世界, 2021, 37(7): 130-144.
- [2] AUTOR D H, LEVY F, MURNANE R J. The skill content of recent technological change; an empirical exploration[J]. The Quarterly Journal of Economics, 2003, 118(4): 1279-1333.
- [3] ACEMOGLU D, AUTOR D. Skills, tasks and technologies: implications for employment and earnings[J]. Handbook of Labor Economics, 2011, 4: 1043-1171.
- [4] BESSEN J. AI and jobs: the role of demand[Z]. NBER Working Paper No. 24235, 2018.
- [5] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Automation and new tasks: how technology displaces and reinstates labor[J]. Journal of Economic Perspectives, 2019, 33(2): 3-30.
- [6] 胡澹漪, 盖庆恩, 朱喜, 等. 中国职业技能结构转型: 任务内容的视角[J]. 经济研究, 2024, 59(1): 188-207.
- [7] SPITZ-OENER A. Technical change, job tasks, and rising educational demands: looking outside the wage structure[J]. Journal of Labor Economics, 2006, 24(2): 235-270.
- [8] CAUNEDO J, KELLER E, SHIN Y. Technology and the task content of jobs across the development spectrum[J]. The World Bank Economic Review, 2023, 37(3): 479-493.
- [9] 宁光杰, 林子亮. 信息技术应用、企业组织变革与劳动力技能需求变化[J]. 经济研究, 2014, 49(8): 79-92.
- [10] 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[J]. 经济研究, 2020, 55(10): 159-175.
- [11] 肖士盛, 孙瑞琦, 袁淳, 等. 企业数字化转型、人力资本结构调整与劳动收入份额[J]. 管理世界, 2022, 38(12): 220-237.
- [12] AUTOR D H, DORN D. The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market[J]. American Economic Review, 2013, 103(5): 1553-1597.
- [13] DEMING D J. The growing importance of social skills in the labor market[J]. The Quarterly Journal of Economics, 2017, 132(4): 1593-1640.
- [14] ATALAY E, PHONGTHIENGTHAM P, SOTELO S, et al. The evolution of work in the United States[J]. American Economic Journal: Applied Economics, 2020, 12(2): 1-34.
- [15] FREY C B, OSBORNE M A. The future of employment: how susceptible are jobs to computerisation? [J]. Technological Forecasting and Social Change, 2017, 114: 254-280.
- [16] AUTOR D H. The “task approach” to labor markets: an overview[J]. Journal for Labour Market Research, 2013, 46: 185-199.
- [17] SEVERINI F, PRETAROLI R, SOCCI C, et al. The suggested structure of final demand shock for sectoral labour digital skills[J]. Economic Systems Research, 2020, 32(4): 502-520.
- [18] DILLENDER M, FORSYTHE E. Computerization of white-collar jobs[Z]. NBER Working Paper No. 29866, 2022.
- [19] ATALAY E, SOTELO S, TANNENBAUM D. The geography of job tasks[J]. Journal of Labor Economics, 2024, 42(4): 979-1008.
- [20] KUHN P, SHEN K. Gender discrimination in job ads: evidence from China[J]. The Quarterly Journal of Economics, 2013, 128(1): 287-336.
- [21] 马双, 肖翰, 李丁, 等. 最低工资与异质性人力资本需求: 基于招聘网站数据的研究[J]. 世界经济, 2023, 46(12): 92-114.
- [22] 陈琳, 高悦蓬, 余林徽. 人工智能如何改变企业对劳动力的需求?——来自招聘平台大数据的分析[J]. 管理世界, 2024, 40(6): 74-93.
- [23] 都阳, 贾朋, 程杰. 劳动力市场结构变迁、工作任务与技能需求[J]. 劳动经济研究, 2017, 5(3): 30-49.
- [24] 曹洁, 罗淳. 劳动力市场极化问题研究综述[J]. 劳动经济研究, 2018, 6(2): 128-142.
- [25] CHEN W, SRINIVASAN S. Going digital: implications for firm value and performance[J]. Review of Accounting Studies, 2024, 29(2): 1619-1665.
- [26] ACEMOGLU D, AUTOR D, HAZELL J, et al. Artificial intelligence and jobs: evidence from online vacancies[J]. Journal of Labor Economics, 2022, 40(S1): S293-S340.
- [27] 陈靖, 李惠璇, 徐建国, 等. 城市规模与就业冲击——基于新冠疫情后的网络招聘数据分析[J]. 经济学(季刊), 2022, 22(6): 2125-2146.
- [28] ELOUNDU T, MANNING S, MISHKIN P, et al. GPTs are GPTs: labor market impact potential of LLMs[J]. Science, 2024, 384(6702): 1306-1308.
- [29] 金星晔, 左从江, 方明月, 等. 企业数字化转型的测度难题: 基于大语言模型的新方法与新发现[J]. 经济研究, 2024, 59(3): 34-53.
- [30] 赵宸宇, 王文春, 李雪松. 数字化转型如何影响企业全要素生产率[J]. 财贸经济, 2021, 42(7): 114-129.
- [31] 封志明, 张丹, 杨艳昭. 中国分县地形起伏度及其与人口分布和经济发展的相关性[J]. 吉林大学社会科学学报, 2011, 51(1): 146-151.
- [32] 张艺, 皮亚彬. 数字技术、城市规模与零工工资——基于网络招聘大数据的实证分析[J]. 经济管理, 2022, 44(5): 83-99.
- [33] 黄群慧, 余泳泽, 张松林. 互联网发展与制造业生产率提升: 内在机制与中国经验[J]. 中国工业经济, 2019(8): 5-23.
- [34] ACEMOGLU D. Technical change, inequality, and the labor market[J]. Journal of Economic Literature, 2002, 40(1): 7-72.

Digital Transformation of Enterprises, Urban Digital Infrastructure and the Demand for Labor Digital Skills

ZHANG Yi¹, SITU Dongbo², LI Xiumin¹

(1. Guangdong University of Technology, Guangzhou 510520;

2. University of Chinese Academy of Social Sciences, Beijing 102488)

Abstract: China has designated the development of new quality productive forces as a national priority. Against the backdrop of this strategic initiative and the deepening integration of digital and physical economies, artificial intelligence (AI) and digital technologies are reshaping the demand structure for skills in the labor market. In particular, jobs associated with digital transformation increasingly require workers to possess digital skills.

To examine this shift, this paper first constructs a dictionary of keywords for measuring the digital skills required for various jobs, based on the task descriptions of occupations classified as digital in the *Chinese Standard Classification of Occupations* (2022 edition). Using natural language processing techniques, it analyzes unstructured job descriptions from online job postings to quantify the specific digital skill requirements for different occupations. It further matches these digital skill measurements with firms' levels of digital transformation to assess the impact of digital adoption on the demand for digital skills. Additionally, this paper explores the heterogeneous effects of digital transformation on digital skill demand across different dimensions. It provides theoretical insights into the development of new quality productive forces in the digital economy, the evolving trajectory of digital skill upgrading in the labor market, and strategies for promoting high-quality employment.

The empirical analysis yields three primary findings. First, firms' digital transformation significantly increases recruitment demand for digital skills, and this effect remains robust after addressing endogeneity with an instrumental variable approach and robustness checks. Second, the development of urban digital infrastructure partially substitutes for firms' demand for digital skills. Third, heterogeneity analysis shows that the effect of digital transformation on digital skill demand is strongest in positions requiring doctoral degrees and in those with less than 1 year of experience; and the effect is positive in agriculture-related sectors, negative in finance, and most pronounced in high-tech industries.

This paper makes three key contributions. First, it constructs a comprehensive digital skills dictionary based on job descriptions of digital occupations and applies NLP techniques to analyze job descriptions in online recruitment advertisements. Second, it quantifies the impact of firms' digital transformation on labor market demand for digital skills by leveraging text data from corporate online job postings, thereby offering a more precise assessment of job-specific skill demands. This helps address gaps in the existing literature regarding the effects of digital transformation on labor skills. Third, it refines the methodology for measuring digital transformation by addressing the subjectivity in keyword selection. By systematically synthesizing existing digital economy terminology and previously used keywords for measuring corporate digital transformation, this paper develops a more comprehensive measure of digital transformation among listed firms, reducing potential measurement errors.

Keywords: new quality productive forces; digital transformation; digital skills; urban digital infrastructure; job posting task

(责任编辑: 蒋 琰; 宛恬伊)