

数字人力投入与企业价格加成

——来自招聘大数据的证据

余典范, 张 宇, 宋 晴

〔摘要〕 在促进数字经济发展过程中,以数字人力投入驱动数字化转型是企业竞争优势的重要来源。本文基于近 7000 万条招聘大数据,使用大语言模型文本分析方法,科学、准确地测度了上市公司年度层级的数字人力投入。在此基础上,将数字人力投入纳入异质性企业模型,通过理论分析和实证检验发现,数字人力投入能够提升企业价格加成,产品质量改善和生产效率提升是其重要影响渠道。异质性分析发现,数字人力投入的价格加成提升效应在劳动力保障程度高、产业数字化领域、研发密集度低和企业规模较大的样本中表现得更为明显,这意味着规范的劳动保障机制、丰富的实数融合场景、较低的技术应用门槛,以及良好的企业内部资源协同能更好地发挥数字人才效应。进一步分析表明,与外延边际、单一型数字人力投入相比,对数字人才进行追加招聘、招聘兼具数字职能与非数字职能的复合型数字人才,更能显著提升价格加成。本文扩展了数字化转型的研究视角,为数字人才的经济影响提供了理论参考,对数字人才培养和企业数字化转型路径选择具有一定的启示作用。

〔关键词〕 数字化转型; 数字人力投入; 价格加成; 大语言模型

〔中图分类号〕 F404 **〔文献标识码〕** A **〔文章编号〕** 1006-480X(2025)07-0062-19

一、引言

数字人才是数字时代的基础性资源和战略性资源,也是数字经济发展的核心驱动要素。重视数字人才培养、提升其配置效率,是促进数字经济发展的基础环节。在内生增长理论中,人力资本不仅能够通过知识外溢渠道和要素互补渠道直接提高劳动生产率,也能通过促进研发活动间接推动经济增长。在数字经济蓬勃发展的背景下,人力资本的内涵及其对企业竞争优势的影响机制正经历深刻变革。与传统侧重于教育程度、通用技能或特定行业经验的一般人力资本不同,数字人力资本特指掌握关键数字技术、能够开发或应用数字解决方案、管理复杂数字系统,并直接驱动企业进行数字化转型和创新的

〔收稿日期〕 2025-02-04

〔基金项目〕 国家社会科学基金重大项目“超大规模市场驱动现代化产业体系构建的理论逻辑与传导机制”(批准号 23&ZD042)。

〔作者简介〕 余典范,上海财经大学商学院教授,博士生导师,经济学博士;张宇,上海财经大学商学院博士研究生;宋晴,上海财经大学商学院博士研究生。通讯作者:张宇,电子邮箱:zhangyu200003@outlook.com。本文得到教育部哲学社会科学创新团队(金融科技与安全治理)项目支持。感谢匿名评审专家和编辑部的宝贵意见,文责自负。

专业人才群体。这种特定类型人才是数字经济中企业构建新型竞争优势的基础性资源和战略性资源。在需求端,数字人才能够助力企业准确识别、预测新消费需求,针对性提升产品质量,提高数据驱动的定价能力;在供给端,数字人力投入能够提高企业生产流程的数字化、智能化水平,降低边际生产成本。因此,数字人力投入能为企业构筑新的竞争优势,是企业高质量数字化转型的必由之路。

在数字经济时代,企业竞争优势的来源与衡量方式正发生深刻变化。相较于生产率等传统单一维度指标,企业价格加成,即价格与边际成本的偏离度,提供了一个更为理想的评估基准。价格加成能够同时捕捉企业在降本(边际成本降低)与提质(产品定价提高)两个维度的价值创造,全面反映企业将内部技术投资转化为竞争优势的能力。Schumpeter(1942)在创造性破坏理论中指出,由技术优势驱动的市场势力及其带来的租金是激励企业持续创新的重要机制。此外,当专利到期或被更先进的技术所替代时,熊彼特租金就会耗散。在数字经济背景下,基于产品质量提升和边际成本下降的价格加成上升,本质上反映的是企业通过数字化投入获得的合理创新租金,对推动行业整体技术进步和高质量发展具有重要的现实意义。此外,数字经济的快速发展也给价格加成赋予新的内涵。数字技术应用重塑了企业的成本结构和竞争模式,企业边际生产成本下降的同时,固定成本显著攀升,催生了“赢者通吃”的竞争格局(De Ridder, 2024)。在此情境下,单纯追求生产率提升可能引发更激烈的价格竞争,使企业陷入“增产不增利”的“效率悖论”。各企业虽然在技术与效率上实现了突破,但激烈的“价格战”使多数企业陷入“低加成率陷阱”。因此,企业亟须建立数字人力投入驱动的生产经营新范式,提高在细分领域、差异化领域的新优势,增强企业的持续竞争力。例如,在新能源汽车行业发展过程中,数字人力投入与企业生产经营流程的融合程度不断加深,通过驱动智能座舱升级、驾驶算法迭代促进了产品质量升级,并借助数字孪生、智能制造等手段显著降低了生产过程中的实际成本,进而提升了新能源汽车企业的价格加成。基于此,本文聚焦数字人力投入对企业价格加成的影响,深入剖析其作用渠道与异质性,旨在为企业构建基于数字人力投入的竞争优势提供理论与经验支持。

受数据可得性限制,现有文献主要聚焦数字化转型或数字经济发展对企业价格加成的影响,但由于样本来源和解释变量测度方式存在较大不同,现有研究(柏培文和喻理, 2021;戴翔等, 2023;戴翔和马皓巍, 2023;王永进和陈菲, 2025)的结论存在较大差异。这一方面源于理论分析的不充分,另一方面则是因为现有研究在测度企业数字化转型或数字经济发展水平时,存在对象界定不够统一明确、方法选择不够科学准确等问题(余典范等, 2022;金星晔等, 2024)。例如,目前学术界广泛使用的基于年报文本分析的数字化转型测度方法^①可能会受企业策略性披露行为的影响。为了克服现有测度方法的局限性,更准确地捕捉企业在数字化领域的实质性投资,本文尝试从数字人力投入这一角度切入。参考已有文献(Bessen, 2020; Fedyk and Hodson, 2023; Babina et al., 2024)的思路,本文将数字人力投入界定为:企业为提升其数字化能力,在特定时期内获取和配置数字技能人才的投資活动。据此,本文采用企业公开招聘数字职能人才的规模,衡量其数字人力投入水平^②。

① 该方法是使用上市公司年度报告文本中涉及“企业数字化转型”的关键词数量作为数字化转型水平的代理变量。

② 使用公开招聘数据测度数字人力投入的合理性在于:公开招聘是企业获取外部数字人才、填补内部技能缺口最主要的途径,直接反映了企业对数字人才的实际需求和投资意愿;发布招聘广告、进行招聘流程需要投入时间、财务和人力资源,是企业理性投资行为的具体体现;招聘数据弥补了传统投入指标(如IT硬件支出)未能直接体现人力因素的不足,尤其在中国情境下招聘数据可得性更高,适用于捕捉数字化投入的经济效应。

本文利用近 7000 万条招聘大数据,科学、精准地测度了上市公司年度层级的数字人力投入。进一步地,本文将数字人力投入纳入异质性企业模型,从理论上论证其通过改善产品质量和提升生产效率进而提升企业价格加成的影响渠道,并根据测算结果进行实证检验。本文的研究贡献主要体现在以下四个方面:①研究视角上,聚焦数字人力投入这一关键要素,深化了对数字经济时代企业竞争优势来源的理解。在数字经济时代,企业价格加成的来源发生了根本性变化,从传统的成本加价策略转向依托数字技术进行差异化价值创造,在信息高度透明的数字市场中实现超越成本的价值溢价。基于上述背景,本文通过构建理论模型,阐释了数字人力投入通过改善产品质量和提升生产效率两条关键渠道提升企业价格加成的内在机制,并进行了严谨的实证检验,为理解数字时代企业如何通过数字人才战略塑造竞争优势提供了新的理论视角和经验证据。②研究方法上,采用大语言模型方法,科学、准确地测度了数字人力投入,为相关研究提供了方法借鉴。针对现有研究在度量企业数字化水平时面临年报文本选择性披露、指标界定模糊、方法准确性不足等难题,本文借助更为先进的大语言模型文本分析技术,直接量化企业在劳动力市场上对数字人才的投入意愿与规模。该方法显著提升了测度的客观性和精确性,并为后续研究精准捕捉微观主体的数字人力投入动态提供了可借鉴的方法。③深入探究了数字人力投入对企业价格加成的异质性影响。研究发现,在劳动力保障程度高、产业数字化领域、研发密集度低、企业规模较大的样本中,数字人力投入的价格加成提升效应更为显著。这一发现证明了制度环境、产业特性、技术特点,以及企业内部资源禀赋在数字人才价值实现过程中的重要作用,为制定更具针对性的数字人才政策和企业数字化战略提供了精细化的决策依据。④根据招聘公告是否拓宽企业原有的数字职能池、是否要求应聘者兼具数字职能与非数字职能开展拓展分析,考察了数字人力投入集约边际与外延边际、复合型数字人力投入与单一型数字人力投入的差异化影响。结果发现,与外延边际相比,数字人力投入集约边际的价格加成提升效应更加显著,意味着深度优先的数字化转型战略更有助于价格加成的提升;与单一型数字人力投入相比,复合型数字人力投入的价格加成提升效应更加显著,即利用复合型数字人才推动数字技术与管理、生产流程高效融合,有助于提升企业数字化转型的效果。这为数字人才短缺背景下企业数字化转型战略选择和破除“数字化转型悖论”提供了参考。

二、理论模型

本文在 Melitz and Ottaviano(2008)、Antoniades(2015)的模型基础上,构建数字人力投入与企业价格加成之间的理论框架,深入讨论数字人力投入对价格加成的微观影响机制,为实证检验提供理论基础。

1. 消费者

假定代表性消费者的效用函数如下所示:

$$U = q_0^c + \alpha \int_{i \in \Omega} q_i^c di + \beta \int_{i \in \Omega} z_i q_i^c di - \frac{1}{2} \gamma \int_{i \in \Omega} (q_i^c)^2 di - \frac{1}{2} \eta \left(\int_{i \in \Omega} q_i^c di \right)^2 \quad (1)$$

其中, q_0^c 与 q_i^c 分别表示消费者对计价物与异质性产品的消费数量, z_i 为异质性产品 i 的质量。 α 、 η 共同刻画了计价物与异质性产品之间的替代程度, γ 体现了异质性产品间的替代程度, β 为代表性消费者对于质量的偏好参数, Ω 表示异质性产品品类的集合。假设所有参数均为正。给定预算约束,可以求得市场总需求函数,如下所示:

$$q_i = Lq_i^c = \frac{\alpha L}{\eta N + \gamma} - \frac{L}{\gamma} p_i + \frac{L}{\gamma} \beta z_i + \frac{L}{\gamma} \frac{\eta N}{\eta N + \gamma} \bar{p} - \frac{L}{\gamma} \frac{\eta N \beta}{\eta N + \gamma} \bar{z} \quad (2)$$

其中, N 为实际被消费产品的品类数, L 为市场规模, $\bar{p} = (1/N) \int_{i \in \Omega^*} p_i di$, $\bar{z} = (1/N) \int_{i \in \Omega^*} z_i di$, Ω^* 为实际被消费产品的集合。

2. 厂商

本文假定厂商的成本函数为 $TC_i = q_i c_i + q_i \frac{z_i}{\tau} + \theta(z_i)^2 + C(h)$ 。其中, $q_i c_i$ 表示生产的可变成本; $q_i \frac{z_i}{\tau}$ 表示提升质量会提高企业的边际成本, τ 体现了企业的质量调整效率, 质量调整效率越高, 企业提升质量导致的实际边际成本上升越小; $\theta(z_i)^2$ 体现了提升产品质量所需的固定成本; $C(h)$ 是企业为获取水平为 h 的数字人力投入而付出的成本, 本文假设该成本是关于数字人力投入水平 h 的增函数和凸函数, 即 $C'(h) > 0$ 且 $C''(h) > 0$ 。假定质量调整效率与企业的数字人力投入之间满足 $\tau = f(h)$, h 为企业的数字人力投入, 且 $f'(h) > 0$ 。该假设的合理性在于, 与传统人才相比, 数字人才能够利用先进数字技术, 从根本上提高企业响应市场需求、调整产品质量的效率。①数字人才能够通过运用大数据分析、机器学习等数字技术, 更精准地从海量生产及客户反馈数据中洞察产品质量瓶颈、预测潜在问题, 从而使质量改进措施更具针对性, 避免资源浪费。②通过借助数字仿真、数字孪生等技术进行新产品设计与测试, 企业能够以更低成本、更快速度完成产品或服务的迭代与优化, 显著压缩了传统依赖物理原型和实物试验的新产品研发周期与开发成本。③数字人才是推动生产过程自动化和质量控制智能化的核心力量, 这些系统能确保持续稳定的高品质输出, 并降低达到更高质量标准所需付出的边际调整努力。综上, 数字人力投入通过数据洞察、虚拟迭代和智能质量控制提高了企业的质量调整效率, 直接体现为数字人力投入越大, 企业质量调整效率越高。

在垄断竞争设定下, 市场内存活企业的停止营业点为:

$$c_D = \frac{1}{\eta N + \gamma} (\alpha \gamma + \eta N \bar{p} - \eta N \beta \bar{z}) \quad (3)$$

进而得到企业的最优定价、最优产量和最优利润, 分别为:

$$p = \frac{1}{2} (c_D + c) + \frac{1}{2} \left(\beta + \frac{1}{f(h)} \right) z \quad (4)$$

$$q = \frac{L}{2\gamma} (c_D - c) + \frac{L}{2\gamma} \left(\beta - \frac{1}{f(h)} \right) z \quad (5)$$

$$\pi = \frac{L}{4\gamma} \left[(c_D - c) + \left(\beta - \frac{1}{f(h)} \right) z \right]^2 - \theta z^2 - C(h) \quad (6)$$

此时, 企业的目标是选择 z 和 h 以最大化利润 π 。关于 z 求解厂商的利润最大化问题, 可以得到

$$\text{厂商的最优产品质量 } z = \lambda (c_D - c), \text{ 其中, } \lambda = \frac{L \left(\beta - \frac{1}{f(h)} \right)}{4\theta\gamma - L \left(\beta - \frac{1}{f(h)} \right)^2}。 \text{ 为保证模型推导有意义, 即企}$$

业质量选择为正, 本文假设 $\lambda > 0$, 即 $\beta > 1/f(h)$ 且 $4\theta\gamma > L(\beta - 1/f(h))^2$ 。①据此, 可以将企业的最

① $\beta > 1/f(h)$ 的经济学含义在于, 消费者对质量的偏好程度 β 必须超过企业因提升质量所导致的边际成本增加 $1/f(h)$, 即只有当质量改进带来的潜在收益高于其成本时, 企业才有动力进行质量投资; $4\theta\gamma > L(\beta - 1/f(h))^2$ 反映了企业不能无限制地进行质量改进。

优定价、最优产量、最优利润和价格加成改写为:

$$p = \frac{1}{2}(c_D + c) + \frac{1}{2}\left(\beta + \frac{1}{f(h)}\right)\lambda(c_D - c) \quad (7)$$

$$q = \frac{L}{2\gamma}\left[1 + \left(\beta - \frac{1}{f(h)}\right)\lambda\right](c_D - c) \quad (8)$$

$$\pi = \frac{L}{4\gamma}\left[1 + \left(\beta - \frac{1}{f(h)}\right)\lambda\right](c_D - c)^2 - C(h) \quad (9)$$

$$\mu = \frac{1}{2}\left[1 + \left(\beta - \frac{1}{f(h)}\right)\lambda\right](c_D - c) \quad (10)$$

将 $\lambda = \frac{L\left(\beta - \frac{1}{f(h)}\right)}{4\theta\gamma - L\left(\beta - \frac{1}{f(h)}\right)^2}$ 代入式(9),此时企业的利润是关于数字人力投入 h 的函数。关于

h 求解厂商的利润最大化问题 $\frac{\partial \pi}{\partial h} = 0$,可以得到 $\frac{2L^2\theta(c_D - c)^2\left(\beta - \frac{1}{f(h)}\right)f'(h)}{\left[4\theta\gamma - L\left(\beta - \frac{1}{f(h)}\right)^2\right]^2 f(h)^2} = C'(h)$,其中,等式

左侧为数字人力投入的边际收益,等式右侧为数字人力投入的边际成本。因此,企业最优的数字人力投入实际取决于 $f(h)$ 与 $C(h)$ 的具体函数形式以及各外生参数的实际取值。鉴于企业实际决策顺序是,首先决定最优的数字人力投入 h^* ,然后根据 h^* 决定最优产品质量 z^* 、最优产量 q^* 和最优定价 p^* (Bonfiglioli et al., 2024),因此,在进行质量、产量和价格决策时,企业的数字人力投入成本 $C(h)$ 具备“类固定成本”属性,对价格加成表达式不产生直接影响(陈东等, 2024)。

将价格加成表达式 $\mu = \frac{1}{2}\left[1 + \left(\beta - \frac{1}{f(h)}\right)\lambda\right](c_D - c)$ 关于 h 求微分,可得:

$$\frac{d\mu}{dh} = \frac{1}{2}(c_D - c) \times \frac{d\left[\left(\beta - \frac{1}{f(h)}\right)\lambda(h)\right]}{dh} \quad (11)$$

令 $G(h) = \beta - \frac{1}{f(h)}$, 则有 $\frac{dG(h)}{dh} = \frac{f'(h)}{f(h)^2} > 0$ 。 $\lambda(h) = \frac{L\left(\beta - \frac{1}{f(h)}\right)}{4\theta\gamma - L\left(\beta - \frac{1}{f(h)}\right)^2} = \frac{\frac{L}{2\gamma}G(h)}{2\theta - \frac{L}{2\gamma}G(h)^2}$,

由于 $G(h)$ 是 h 的增函数, $\lambda(h)$ 的分子是 h 的增函数,同时,其分母中的 $G(h)^2$ 也是 h 的增函数,使得分母是 h 的减函数,因此, $\lambda(h)$ 作为分子递增、分母递减的分数,其本身也是 h 的严格增函数。进一步结合 $(c_D - c) > 0$,可以得到 $d\mu/dh > 0$ 。据此,本文提出:

假说 1: 数字人力投入有助于提升企业价格加成。

将企业价格加成表达式(10)重新整理为:

$$\mu(c) = \frac{1}{2}c_D + \frac{1}{2}z\left[\beta - \left(\frac{c}{z} + \frac{1}{f(h)}\right)\right] \quad (12)$$

其中, c_d 与 β 为常数。需要注意的是, $\left(\frac{c}{z} + \frac{1}{f(h)}\right)$ 实际上是企业“经质量调整后的边际成本”, 即多生产“1单位质量”需要付出的实际成本, 体现了企业的生产效率(樊海潮和郭光远, 2015)。综合上述推导过程, 对于数字人力投入如何影响企业价格加成, 可以表达为:

$$\frac{\partial \mu}{\partial h} = \frac{\partial \mu}{\partial z} \times \frac{\partial z}{\partial h} + \frac{\partial \mu}{\partial \left[\beta - \left(\frac{c}{z} + \frac{1}{f(h)}\right)\right]} \times \frac{\partial \left[\beta - \left(\frac{c}{z} + \frac{1}{f(h)}\right)\right]}{\partial h} \quad (13)$$

考虑 β 是常数, 式(13)可以进一步化简为:

$$\frac{\partial \mu}{\partial h} = \frac{\partial \mu}{\partial z} \times \frac{\partial z}{\partial h} + \frac{\partial \mu}{\partial \left(\frac{c}{z} + \frac{1}{f(h)}\right)} \times \frac{\partial \left(\frac{c}{z} + \frac{1}{f(h)}\right)}{\partial h} \quad (14)$$

上式的经济学逻辑在于, 数字人力投入通过产品质量渠道与生产效率渠道对企业价格加成产生影响。关于产品质量渠道, 数字人力投入对企业产品质量影响的表达式为:

$$\frac{dz(h)}{dh} = \frac{d\lambda(h)}{dh} (c_d - c) > 0 \quad (15)$$

上式的推导结果表明, 数字人力投入的增加会引致企业最优产品质量的提升。其内在的经济学逻辑是, 数字人力投入能够通过技术赋能, 降低为达到更高质量所付出的边际成本, 从而使企业在利润最大化时更倾向于选择高质量战略。一方面, 数字人力投入能够优化生产工艺, 降低单位质量成本。数字人力投入能够设计和部署智能化生产系统, 以更高的精度和更低的废品率制造高质量产品。例如, 机器视觉工程师和图像算法工程师能够设计和部署工业视觉检测系统, 替代传统的人工品控模式, 降低检测成本和时间成本。工业工程师和自动控制工程师可以构建生产数据监控平台和开发动态调控算法, 实现对生产参数的实时优化, 有效减少工艺波动引致的材料浪费和返工损失, 进而降低高质量产品生产过程中的资源消耗。另一方面, 数字人力投入能够通过精准识别用户偏好提升质量调整效率。例如, 商务数据分析师能够运用大数据分析方法, 从海量用户反馈数据中识别出对消费者效用影响最为显著的产品质量属性, 引导企业将有限的质量改进资源集中投入关键维度。这种基于用户需求导向的精准投入模式能够最大化每单位质量投入的边际产出, 进而降低生产高质量产品所需承担的边际成本。例如, 海尔卡奥斯工业互联网平台通过招聘大数据分析师、交互大模型工程师, 深度挖掘用户个性化需求数据, 推动工厂将生产资源直接配置到满足用户特定偏好的高质量定制产品生产, 避免了标准化生产模式下的资源配置低效率问题。进一步结合式(12)可得 $\partial \mu / \partial z \times \partial z / \partial h > 0$, 即数字人力投入可以通过改善产品质量进而提升企业价格加成。据此, 本文提出:

假设2: 数字人力投入能够影响企业的质量选择决策, 进而通过改善产品质量实现企业价格加成的提升。

关于生产效率渠道, 数字人力投入影响企业生产效率的表达式为:

$$\frac{d\left(\frac{c}{z} + \frac{1}{f(h)}\right)}{dh} = -\frac{c}{(z(h))^2} \times \frac{dz(h)}{dh} - \frac{f'(h)}{f(h)^2} < 0 \quad (16)$$

上式的推导结果显示,数字人力投入能降低“经质量调整后的边际成本”,即提升企业的生产效率。从模型内含的机制看,数字人力投入对生产效率的影响体现在两个方面:①数字人力投入通过提高质量调整效率 $f(h)$ 改变了企业的质量选择决策。根据式(15),数字人力投入增加会促使企业选择更高的产品质量 z ,而当企业选择更高的产品质量时,单位质量的固有边际成本 c/z 相应降低。②数字人力投入直接提高了企业的质量调整效率 $f(h)$,使得企业提升单位产品质量的边际成本增量 $1/f(h)$ 下降。例如,小米通过数字技术工程师自研板测整测系统、软件并行系统等技术,在保持高质量标准的前提下,显著提升了质量调整效率,边际成本大幅降低。这两条渠道共同推动企业

实际生产效率的提升。进一步结合式(12),可得 $\frac{\partial \mu}{\partial \left(\frac{c}{z} + \frac{1}{f(h)}\right)} \times \frac{\partial \left(\frac{c}{z} + \frac{1}{f(h)}\right)}{\partial h} > 0$,即数字人力投入

可以通过提高生产效率进而提升企业价格加成。据此,本文提出:

假说3:数字人力投入可以降低经质量调整后的边际成本,通过提高生产效率助力企业价格加成提升。

三、研究设计

1. 样本选择

本文使用招聘大数据测度企业数字人力投入,该数据起止年份分别为2015年和2021年,因此,本文使用2015—2021年A股上市公司作为研究样本。样本数据来源分为两类:一是企业招聘数据,来自前程无忧网;二是企业基本信息、财务数据,来自CSMAR数据库。为保证实证研究的严谨性,本文剔除了初始样本中的ST类样本和金融行业样本。此外,考虑到部分企业样本期内某些年份可能并未在前程无忧网进行招聘,本文仅保留了当年有招聘记录的样本。经过整理,本文得到企业年度样本观测值共计14488个^①。

2. 变量定义

(1)数字人力投入^②。精准度量企业层面的数字人力投入水平是本文的重点。参考已有文献(Fedyk and Hodson, 2023; Babina et al., 2024)的思路,本文使用企业对数字职能岗位的招聘规模作为数字人力投入的代理变量。具体测度流程如下:①使用预训练大语言模型^③对原始数据中出现的所有岗位职能和《中华人民共和国职业分类大典(2022年版)》(简称《大典》)中的所有职业进行嵌入(Embedding)^④处理,得到岗位职能和《大典》所有职业的向量化表示。②计算招聘数据中任意一个岗位职能和《大典》中任意一个职业的余弦相似度^⑤,得到相似度矩阵 A 。其中,每一个元素 a_{ij} 表示岗位职能 i 和职业 j 的相似度。③对任意一个岗位职能 i ,若与其相似度大于0.7^⑥的所有职业中

① 为减轻极端值对回归结果造成的影响,本文对连续型变量做了左右两端各1%的缩尾处理。

② 数字人力投入的数据图表参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

③ 该模型是谷歌公司开源的BERT-Base-Chinese模型。

④ 使用预训练语言模型将文本映射为一个高维向量。

⑤ 给定两个向量 A 和 B , θ 为二者的夹角,余弦相似度由二者点积和向量长度给出, $\text{similarity} = \cos(\theta) = (A \cdot B) / (\|A\| \|B\|)$ 。余弦相似度在实践中常用于衡量文本之间的相似程度。

⑥ 本文在计算中测试了多个相似度阈值,0.7这一值可以较好兼顾第一类错误和第二类错误的发生率。

包括数字职业,则认为岗位职能*i*为数字职能^①。④上述流程能够较为精确地识别出所有岗位职能中的数字职能,但为了保证结果的准确性,本文对结果进行人工复查,去除被错误标记的非数字职能(第二类错误)并修正未被正确标记的数字职能(第一类错误)。⑤用当年存在数字职能的招聘公告数量+1的自然对数(*Digital_employee*)代表企业年度层级的数字人力投入。需要说明的是,本文使用企业数字招聘公告数量+1的自然对数(绝对数指标)作为主要解释变量,主要是基于以下考虑:绝对数指标能够更直观地反映企业在数字人力领域的投资规模和战略决心,体现了企业为构建数字化能力所付出的实际努力;使用绝对数指标作为解释变量的处理方式,遵循了数字经济领域如数字化转型、数字技术创新相关研究的普遍做法,便于研究结果的对话与比较。

为了更加全面地说明中国数字人力投入的总体特征,本文重点分析了数字人力投入在职能构成、时间趋势、地理分布、行业特征等维度上的特征事实。从职能构成维度看,数字人力投入主要集中于软件工程师等核心技术岗位,这些职能构成了数字经济发展的基础。在非数字经济核心产业中,技术支持维护工程师、工业工程师等职能的重要性日益凸显,体现了传统企业的数字赋能需求。从时间趋势看,2015—2021年上市公司数字人力投入水平呈现稳步上升态势,且在2018年和2021年出现大幅增长。这一变化轨迹与中国数字经济发展的宏观周期高度吻合,表明数字人力投入作为企业数字化程度的微观指标具有较强的现实解释力。从空间分布格局看,数字人力投入强度(即数字招聘公告数量除以全部招聘公告数量)在地理分布上表现出明显的“东高西低”分化特征,北京、深圳、上海等经济发达城市占据主导地位,这种空间分布特征反映了数字人才的区域配置不均衡,可能进一步加剧地区间数字鸿沟和发展差异。行业角度上,作为数字经济的核心载体,信息传输、软件和信息技术服务业的数字人力投入规模远超其他行业。而制造业等传统产业的数字人力投入水平同样显著高于全样本均值,体现了数字赋能在产业转型升级中的关键作用。同时,教育、科学研究和技术服务业等知识密集型行业的数字人力投入增速表现尤为突出,年均增长率超过50%,标志着数字化浪潮正在重塑不同行业的要素配置结构和竞争格局。

(2)企业价格加成^②。本文采用目前被广泛应用的生函数法测度企业价格加成。借鉴 De Loecker and Warzynski(2012)的思路,本文使用 Akerberg et al.(2015)提出的两阶段估计方法,得到超越对数形式下企业劳动要素的产出弹性 θ_{it}^L 和劳动要素支出在总产值中占比的倒数 $(\alpha_{it}^L)^{-1}$,使用二者乘积(*Markup*)作为企业价格加成的代理变量。

(3)控制变量^③。考虑到其他因素对实证结果带来的潜在影响,参考黄勃等(2023)、戴翔等(2023),本文选取了一系列控制变量,包括:企业年龄(*Age*)、成长速度(*Growth*)、资产负债率(*Leverage*)、企业规模(*Size*)、托宾Q(*Tobin*)、流动比率(*Liquid*)、现金流量(*Cashflow*)、董事会规模(*Board*)、产权性质(*Soe*)、海外收入比例(*Oversea_ratio*)、市场集中度(*HHI*)。

3. 模型构建

为了检验数字人力投入对企业价格加成的影响,本文构建如下模型:

$$Markup_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 Digital_employee_{it} + \sum Controls_{it} + \beta_i + \mu_t + \varepsilon_{it} \quad (17)$$

其中,*i*表示企业,*t*表示年度,*Markup_{it}*为*i*企业在第*t*年的价格加成。*Digital_employee_{it}*表示企业

① 具体数字职能列表参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

② 使用DLW法进行价格加成测度的主要原因以及价格加成的具体测度过程参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

③ 控制变量定义参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

年度层级的数字人力投入, $Controls_{it}$ 为控制变量, β_i 和 μ_t 分别代表企业和时间固定效应。

4.描述性统计^①

描述性统计表明,本文研究样本的变量观测值分布整体上较为稳定且处于合理区间内。其中,企业价格加成($Markup$)的均值为 1.86,标准差为 1.30,表明企业间的加成水平存在较大差异。核心解释变量企业数字人力投入($Digital_employee$)的均值为 2.12,标准差为 1.53,在一定程度上表明样本期内不同企业间的数字人力投入水平存在较大分化。其余控制变量的统计特征与已有研究基本一致。

四、实证结果分析

1.基准回归结果

表 1 报告了数字人力投入与企业价格加成之间关系的基准回归结果。第(1)列结果显示,在不包括控制变量的回归中,核心解释变量 $Digital_employee$ 的系数在 1% 水平上显著为正。第(2)列结果显示,在加入控制变量后, $Digital_employee$ 的符号与显著性均没有发生改变,即数字人力投入提升了企业价格加成,假说 1 得到验证。控制变量中, $Oversea_ratio$ 的系数显著为负,与祝树金和张鹏辉(2015)的结论一致,即总体上中国非出口企业的加成率高于出口企业,这一现象可能与出口企业采用的价格竞争策略密切相关。其余控制变量的符号也与已有研究(曹亚军和毛其淋,2019;邓石军等,2024)基本一致。

变量	(1)	(2)
	$Markup$	$Markup$
$Digital_employee$	0.0500*** (0.0093)	0.0314*** (0.0091)
控制变量	否	是
企业固定效应	是	是
年份固定效应	是	是
观测值	14488	14488
调整后 R^2	0.7587	0.7814

注:括号内为企业层面聚类标准误,***、**、*分别表示 1%、5%、10% 的显著性水平,以下各表同。

2.内生性分析与稳健性检验

本文的基准回归中可能存在遗漏变量、反向因果等因素导致的潜在内生性问题。为此,本文使用工具变量进行两阶段最小二乘回归(2SLS)以缓解内生性问题的干扰:①遵循上文的思路,测度城市层级的数字人力投入,进而使用企业所在城市的数字人力投入(ln_city)作为企业数字人力投入的工具变量。一般而言,人才的集聚以城市为单位,同一个城市内的人才结构具有相似性。因此,城市层级的数字人力投入越大,数字人才资源就越丰富,企业越容易招聘到数字人才以增加数字人力投入。这体现了使用城市层级数字人力投入作为工具变量的相关性。同时,本文使用的城市层级

① 描述性统计结果参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

数字人力投入并非对同一城市内所有上市公司的数字人力投入进行简单加总,而是根据招聘公告中的地点信息重新计算城市层级数字人力投入。城市层级数字人力投入难以对单个企业的价格加成产生直接影响,因而保证了工具变量的外生性。回归结果如表2第(1)、(2)列所示, *Digital_employee* 的系数仍显著为正。同时, LM 统计量和 Wald F 统计量分别约为 38.63 和 35.33, 通过了不可识别检验和弱工具变量检验。②参考陈琳等(2024)的思路,使用物化资本,即年度分行业每百人使用计算机数的自然对数(*lncomputer*)作为企业数字人力投入的工具变量。从《大典》对数字职业的说明看,绝大多数数字职业需要使用计算机作为办公设备,且同一个行业内各企业从事的业务比较接近,因此,行业层级每百人使用计算机数与企业层级数字人力投入具有相关性。同时,行业层级的计算机使用情况无法直接影响企业层级的价格加成,体现了工具变量的外生性。回归结果如表2第(3)、(4)列所示, *Digital_employee* 的系数仍显著为正。同时, LM 统计量约为 16.99, 拒绝不可识别假设, Wald F 统计量的值约为 15.11, 拒绝存在弱工具变量的原假设, 上述结果表明在考虑内生性问题后, 本文的基准结论依然成立。

表 2 内生性处理:工具变量法回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>Digital_employee</i>	<i>Markup</i>	<i>Digital_employee</i>	<i>Markup</i>
<i>Digital_employee</i>		0.5807*** (0.1583)		0.9437*** (0.2888)
<i>lncity</i>	0.1906*** (0.0321)			
<i>lncomputer</i>			0.2733*** (0.0703)	
企业固定效应		是		是
时间固定效应		是		是
LM 统计量		38.6325		16.9938
Wald F 统计量		35.3277		15.1149
观测值	14475	14475	14296	14296

注:部分企业注册地位于海外,因此,第(1)、(2)列中的样本量相较于基准回归有一定减少;国家统计局提供的年度分行业每百人使用计算机数未覆盖所有行业,因此,第(3)、(4)列中的样本量相较于基准回归有一定减少。

为保证基准回归结果的稳健性和可靠性,本文做了如下稳健性检验:①剔除从未进行过数字人力投入的企业,以排除企业可能实际使用了其他渠道进行数字人才招聘造成的测量误差。②考虑到同一行业中的企业面临相似的政策冲击、技术发展和市场变化,会对回归结果产生影响,控制行业×年份固定效应进行稳健性检验。③使用柯布一道格拉斯生产函数替换超越对数生产函数,重新测度企业价格加成进行稳健性检验。④使用数字招聘公告占所有招聘公告的比例作为新的核心解释变量进行稳健性检验。⑤使用企业当年数字招聘公告中总招聘人数+1的自然对数作为核心解释变量进行稳健性检验^①。稳健性检验的结果均表明,数字人力投入提升了企业价格加成。

3. 机制分析

参考已有研究(黄先海和高亚兴,2023;李玉花等,2024),本文设定式(18)所示的模型进行中介效应检验:

① 稳健性检验结果参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

$$Mediator_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 Digital_employee_{it} + \sum Controls_{it} + \beta_i + \mu_t + \varepsilon_{it} \quad (18)$$

其中,解释变量与控制变量的定义和测度方式与基准回归一致,*Mediator*为中介变量,各中介变量定义和测度方式将在下文介绍。此外,为进一步证明数字人力投入通过质量渠道与生产效率渠道影响了企业价格加成,参考余典范和杨佳琪(2024)的研究,本文检验了质量与生产效率对企业价格加成的影响^①。

(1)质量效应。本文使用文本分析方法,通过识别企业社会责任报告中是否存在与质量升级相关的关键词,直接判断企业某一年度是否改进其产品质量(*Quality_upgrade*)。具体而言,若企业某年的社会责任报告中出现了质量升级关键词^②,则认为企业在当年实现了质量升级,*Quality_upgrade* = 1,反之 *Quality_upgrade* = 0。回归结果如表3第(1)列所示。*Digital_employee*的系数在5%水平上显著为正,说明数字人力投入能够促进企业实现产品质量升级,验证了本文的理论分析。为确保质量效应的稳健性,本文以企业专利公告三日内的特质性股票回报为基础,构建专利经济价值指标,间接测度企业产品质量水平(Kogan et al., 2017)。具体而言,本文使用企业当年申请的所有专利价值平均值的自然对数(*Patent_value*)作为产品质量的代理变量^③。回归结果如表3第(2)列所示,*Digital_employee*的系数显著为正,说明数字人力投入能够提升以专利价值为代表的产品质量。上述结果证明了产品质量改善是数字人力投入影响企业价格加成的重要渠道,假说2得以验证。

表 3		机制分析			
变量	(1)	(2)	(3)	(4)	
	<i>Quality_upgrade</i>	<i>Patent_value</i>	<i>TFP_LP</i>	<i>Labor_pro</i>	
<i>Digital_employee</i>	0.0070** (0.0032)	0.0311*** (0.0077)	0.0183*** (0.0049)	3.8029*** (1.3781)	
控制变量	是	是	是	是	
企业固定效应	是	是	是	是	
年份固定效应	是	是	是	是	
观测值	14488	8548	14488	14488	
调整后 R ²	0.7625	0.8627	0.9363	0.8747	

注:专利价值的估计需要企业在当年进行过专利申请,故第(2)列中存在样本缺失的情况。

(2)生产效率效应。为了证明数字人力投入能够通过改善生产效率的渠道提升企业价格加成,本文做如下检验:①参考黄勃等(2023),使用全要素生产率(LP法,*TFP_LP*)作为生产效率的代理变量。回归结果如表3第(3)列所示,*Digital_employee*的系数显著为正。②参考 Babina et al. (2024)、洪俊杰等(2024),使用劳动生产率(单位员工的营业收入,*Labor_pro*)作为生产效率的代理变量,回归结果如表3第(4)列所示,*Digital_employee*的系数仍显著为正。综上,数字人力投入能够提升企业的全要素生产率和劳动生产率,证明了提升生产效率是数字人力投入影响企业价格加成的重要渠道,假说3得以验证。

4. 异质性分析

(1)劳动力保障水平。良好的劳动力保障是数字技术发挥作用的重要前提(姚加权等, 2024)。

① 回归结果参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。
② 质量升级关键词参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。
③ 使用股票表现测度专利价值的合理性及测度流程参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

因此,参考张军等(2023)、姚加权等(2024)的研究,本文使用企业与劳动者之间是否存在劳动争议司法诉讼案件衡量企业的劳动力保障程度^①,进而根据样本期内上市公司与劳动者之间是否存在劳动争议案件,对原样本进行分组回归^②,结果如表4第(1)、(2)列所示。在发生过劳动争议案件的企业样本中,*Digital_employee*的回归系数不显著,而在未发生过劳动争议案件的企业样本中,*Digital_employee*的回归系数显著为正,且*Digital_employee*回归系数在两类企业之间存在显著差异。其可能的原因在于,企业良好的劳动保障有助于增强员工的创新努力程度和组织归属感,其数字人才更愿意投入创造性劳动(Acharya et al., 2014),从而能更有效地将数字技能转化为生产力和创新成果。模型中,这表现为,对于相同水平的数字人力投入 h ,高保障水平企业的质量调整效率函数 $f(h)$ 的边际效应 $f'(h)$ 更大。进一步地,可以证明数字人力投入的价格加成效应 $\partial\mu/\partial h$ 是关于 $f'(h)$ 的增函数。因此,更高的 $f'(h)$ 值会放大数字人力投入对价格加成的正向影响,表现为数字人力投入的价格加成效应在劳动力保障程度高的样本中更为明显。

表 4 异质性分析

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	无劳动争议	有劳动争议	产业数字化	数字产业化	研发密集度低	研发密集度高
<i>Digital_employee</i>	0.0445*** (0.0147)	0.0162 (0.0177)	0.0334*** (0.0102)	-0.0040 (0.0176)	0.0390*** (0.0143)	0.0131 (0.0105)
控制变量	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	5485	4172	11754	2734	7457	7031
调整后 R ²	0.8014	0.7994	0.7844	0.6955	0.7994	0.6913
组间差异	0.0283*		0.0374*		0.0260*	

(2)数字产业化与产业数字化。数字经济包含数字产业化与产业数字化两大核心组成部分,二者在成本结构、创新模式与价值创造路径上存在显著差异。因此,在不同产业类型中,数字人力投入对企业价格加成可能存在差异化影响。在数字产业化领域,如软件开发、信息服务等,企业的边际成本较小甚至趋近于零,产品或服务质量提升对边际成本的影响较弱,意味着质量调整效率函数的边际效应 $f'(h)$ 较小。然而,此类行业往往具有较高的技术复杂度和研发门槛,质量提升所需的固定成本 θ 极为高昂。相反,在产业数字化领域,数字人力作为赋能要素,能更直接、更连续地改进实体产品与生产流程,带来更高的边际效率(即 $f'(h)$ 更大)和相对更低的质量改进固定成本(θ)。考虑到数字人力投入的价格加成效应 $\partial\mu/\partial h$ 是关于 $f'(h)$ 的增函数,关于 θ 的减函数,本文预期数字人力投入对价格加成的积极效应在产业数字化样本中应更为显著。根据《数字经济及其核心产业统计分类(2021)》,将计算机、通信和其他电子设备制造业,电信、广播电视和卫星传输服务业,互联网和相关服务业以及软件和信息技术服务业四个行业的企业划分为数字产业化样本,将其余企业

① 具体识别流程参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。
② 需要注意的是,2020年突发公共卫生事件对司法系统的正常运行造成了一定冲击,加之负面舆论冲击、个人信息保护以及文书上网流程等一系列复杂因素的影响,裁判文书网的公开功能明显降低。因此,本文参考张军等(2023),将本部分的样本年份设为2015—2019年,以确保样本选取的完整性和无偏性。

划分为产业数字化样本,进行分样本回归,结果如表4第(3)、(4)列所示。可以发现,在数字产业化样本中,*Digital_employee*的回归系数并不显著,而在产业数字化样本中,*Digital_employee*系数显著为正,且*Digital_employee*回归系数在两类企业之间存在显著差异,即数字人力投入的价格加成提升效应在赋能实体企业的场景中更为突出。这不仅印证了数字人力投入在产业数字化中的关键作用,也为数字化转型战略制定提供了决策参考,即数字人才配置与管理应注重行业情境适配性,从而在资源协同和数字能力内嵌等方面实现深度融合,将数字能力转化为可持续的竞争优势。

(3)行业研发密集度。不同行业在技术发展阶段和质量改进模式等方面存在显著差异,这可能影响数字人力投入的效果发挥。本文理论模型中的参数 θ (质量改进所需的固定成本)具有较强的行业属性,在不同行业中呈现显著差异,本文从行业研发密集度角度进行了异质性分析。研发密集度低的行业,如家电、纺织等,其产品的核心技术相对成熟,质量改进更多体现为应用层面的创新、生产工艺的优化和智能化功能的叠加。在这些行业中,数字人力投入能够利用成熟的数字技术,以相对较低的固定成本投入,快速优化生产线、提升品控精度或为产品增加联网和远程控制等新功能,在模型中体现为质量改进所需固定成本 θ 较小。相比之下,研发密集度高的行业,如医药制造、航空航天、半导体制造等,其产品质量的实质性提升依赖于基础科学突破和长周期投资,质量提升的根本瓶颈在于高昂的固定投入,即此类行业 θ 取值较大。考虑到数字人力投入的价格加成效应 $\partial\mu/\partial h$ 是关于 θ 的减函数,本文预期数字人力投入对价格加成的积极效应在行业研发密集度低的样本中更为显著。关于行业研发密集度,本文计算了2015年研发投入占营业收入比例的行业均值,并根据行业均值的中位数将样本划分为高、低两组。分组回归结果如表4第(5)、(6)列所示,当行业研发密集度较低时,数字人力投入对企业价格加成的影响显著为正,而当行业研发密集度较高时,上述影响则不显著,且*Digital_employee*回归系数在两类企业之间具有显著差异,与本文的理论预期相符。

(4)企业规模。相关文献指出,IT相关的专有性投资具有“规模偏向性”特点,即IT设备、软件等无形资产投资能够提升企业的生产率和市场份额,且这种影响在大企业中更为显著(Bessen, 2020)。De Ridder(2024)也证明了美国和法国企业平均加成率的上升与无形资产使用直接相关,无形资产提升了大企业的竞争优势和行业进入壁垒。因此,一个重要的问题是,数字人力投入对企业价格加成的影响在不同规模企业之间是否均匀分布?本文根据营业收入,对每一个国民经济分类大类行业中的企业三等分,分别将营业收入规模最大、居中、最小组别中的企业视作大型企业、中型企业和小型企业,并使用式(19)的形式进行回归,以检验不同规模企业中数字人力投入对价格加成的影响。

$$Markup_{it} = \sum_{n=1}^3 \beta_n Digital_employee_{it} \times Size_n + \sum Controls_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (19)$$

其中, $Size_n$ 代表企业在行业内所属规模区间的虚拟变量($n=1,2,3$,分别代表小型、中型和大型企业),回归结果如表5第(1)列所示。可以发现,数字人力投入对企业价格加成的影响在规模大的企业中更为显著。这一现象在模型中与两个参数关联:①质量调整效率函数的边际效应 $f'(h)$ 。数字人力投入在发挥作用时需要大量的数据作为补充要素投入。与小企业相比,大企业在生产经营过程中产生的数据量更大,且对数据的管理更加规范,使得数字人力投入能与数据等无形资产产生协同效应。此外,良好的组织结构和管理能力是企业技术投资发挥作用的重要前提(Bloom et al., 2012)。与小企业相比,大企业往往拥有更加清晰明确的企业文化和高效的管理实践,同样有助于数字人力投入发挥作用。因此,与小企业相比,大企业质量调整效率函数 $f(h)$

的边际效应 $f'(h)$ 更大。②市场规模 L ,由于固定成本分摊和规模经济等因素的影响,小企业数字技术应用通常更依赖于预包装软件,如 Office 办公套装、金蝶等定制化程度较低的软件,而大企业则能充分发挥规模效应并有效分摊提升产品质量所需的固定成本,利用数字人力投入自主开发定制化程度更高、与核心业务结合更紧密的专有性软件。从式 $\partial\mu/\partial h$ 的表达式可以看出,数字人力投入对企业价格加成的影响是关于 $f'(h)$ 和 L 的增函数。因此,更高的 $f'(h)$ 和更大的 L 都会放大数字人力投入对价格加成的积极影响。

表 5 企业规模异质性与进一步分析

变量	(1)	(2)	(3)
	Markup	Markup	Markup
Digital_employee × Size ₁	-0.0152 (0.0109)		
Digital_employee × Size ₂	0.0284*** (0.0104)		
Digital_employee × Size ₃	0.0679*** (0.0113)		
lnintensive		0.0275*** (0.0099)	
lnextensive		0.0015 (0.0082)	
lnmultiple			0.0216** (0.0102)
lnsingle			0.0163 (0.0112)
控制变量	是	是	是
企业固定效应	是	是	是
时间固定效应	是	是	是
观测值	14488	11324	11943
调整后 R ²	0.7824	0.8118	0.7941

注:第(2)列回归时去除了首次出现的企业样本,因此,样本量少于基准回归;2021 年拥有两个及以上岗位职能的招聘公告比例显著低于其他年份,为保持回归结果的可比性,第(3)列使用 2015—2020 年样本进行回归,因此,样本量少于基准回归。

五、进一步分析

1. 数字人力投入的集约边际与外延边际

企业数字化转型的战略方向与转型模式将显著影响数字化转型的效果(王晓东等,2023)。史宇鹏等(2021)通过调查发现,转型过程中,一部分企业会采取广度优先战略,即在所有部门内全面推进数字化转型,而另一部分企业会采取深度优先战略,即仅在部分核心部门或生产环节开展数字化转型。因此,在资源有限的前提下,深度优先与广度优先哪种模式更有助于企业竞争优势的形成和价格加成的提升,是企业管理者和政策制定者需要考虑的重要问题。以广度优先策略全面推进数字化转型涉及企业原有数字人才池的进一步拓宽,表现为对从未招聘过的数字人才岗位进行招聘,即数字人力投入外延边际增加;而以深度优先策略纵深推进数字化转型则涉及在原有转型路径上的进一步深

入,体现为对曾招聘过的数字人才岗位追加招聘,即数字人力投入集约边际增加。因此,本部分将解释变量数字人力投入分解为集约边际和外延边际,以探讨二者对企业价格加成的异质性影响。

具体而言:①将企业第一次出现在样本当年招聘公告中的所有数字人才岗位职能设定为企业的初始职能池。②逐年将每年招聘公告中新出现的数字人才岗位职能更新至职能池中。若某年某一公告出现了未被包含在前一年数字人才职能池内的岗位职能,则认为该招聘公告扩展了企业数字人力投入的外延边际,将其定义为外延型招聘公告;反之,则将其定义为集约型招聘公告^①。使用外延型招聘公告数量+1的自然对数($\ln_{extensive}$)和集约型招聘公告数量+1的自然对数($\ln_{intensive}$)替换基准回归中的 *Digital_employee* 变量进行回归^②,回归结果如表5第(2)列所示。可以发现, $\ln_{extensive}$ 与 $\ln_{intensive}$ 的系数均为正,且 $\ln_{intensive}$ 在1%水平上显著,说明数字人力投入的外延边际和集约边际在经济意义上均能提升企业价格加成,但集约边际的影响在统计意义上更为显著。可能的原因在于,数字人力投入集约边际主要体现了企业在数字化转型路径上的进一步深入,与原有转型基础和知识储备具有协同效应,能够通过加快研发速度提升企业的技术复杂度(卞元超和白俊红,2024),帮助企业获取竞争优势。而数字人力投入外延边际体现了企业对数字化转型路径的进一步拓宽,有助于扩展已有知识边界,可能催生更高质量的技术工艺(Katila and Ahuja, 2002),但也可能会稀释创新资源,提高研发成本,阻碍数字人力投入价格加成提升效应的形成。

2.单一型数字人力投入与复合型数字人力投入

戚聿东和蔡呈伟(2020)发现,管理能力赶不上技术变化,将导致数字技术与企业原有资源和业务流程融合不畅,使得推行数字化后无法得到显著的业绩增长,刘淑春等(2021)将这种现象称为“数字化转型悖论”。因此,从数字人力投入视角探究如何推动新型数字技术与企业原有的资源禀赋和生产流程高效融合,对于提升企业数字化转型成效、解决“数字化转型悖论”具有较大意义。与仅具有数字职能的单一型数字人力投入相比,兼具数字职能与非数字职能的复合型数字人力投入既懂技术语言、又懂业务流程,具有更为广泛的技能组合和跨学科的能力,可能对价格加成的提升更有价值。一方面,复合型人才能够将不同领域的知识进行高效联结,帮助企业快速响应市场需求,提升产品质量。例如,数据科学和市场营销的结合使企业能够更精准地分析客户行为和偏好,定位新产品的开发方向,及时响应市场变化,并根据客户反馈调整产品特性。这种灵活性和适应性不仅加速了新产品的开发流程,缩短了上市时间,还确保了产品能够更好地满足不断演变的需求,提升了产品质量。另一方面,复合型数字人才能够依托数字技术推动企业精细化管理和资源有效配置,提升生产效率。例如,物联网、大数据技术与传统物流的结合能够通过数字存货穿透式监管、运输货车智能调度等方式降低提货、运输时间,改善企业供应链管理效率。基于上述分析,本部分将解释变量数字人力投入进一步分解为单一型数字人力投入与复合型数字人力投入,以探讨二者对企业价格加成的异质性影响。具体而言,若某一数字招聘公告的岗位职能字段中同时出现了数字职能与非数字职能,则将该招聘公告定义为复合型数字招聘公告;反之,则将其定义为单一型数字招聘公告。使用复合型招聘公告数量+1的自然对数($\ln_{multiple}$)和单一型招聘公告数量+1的自然对数($\ln_{single}$)替换基准回归中的核心解释变量进行回归^③,回归结果如表5第(3)列

① 识别过程举例参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

② 首次出现的企业样本参考职业池为空,故回归时剔除了首次出现的企业样本。

③ 2021年拥有两个及以上岗位职能的招聘公告比例显著低于其他年份,为保持回归结果的可比性,本部分使用2015—2020年样本进行回归。

所示。可以发现, $\ln multiple$ 与 $\ln single$ 的系数均为正, 且 $\ln multiple$ 在 5% 的水平上显著, 说明单一型数字人力投入与复合型数字人力投入在经济意义上均能提升企业价格加成, 但复合型数字人力投入的影响在统计意义上更为显著, 即复合型数字人力投入更有利于企业竞争优势的获取和价格加成的提升。

六、结论与启示

本文对上市公司招聘大数据使用大语言模型方法进行数据挖掘, 科学、合理地测度了企业年度层级的数字人力投入, 在理论分析基础上实证检验了数字人力投入对企业价格加成的影响及其主要实现机制。研究表明, 数字人力投入能够提升企业价格加成。数字人力投入的价格加成提升效应主要通过改善产品质量和提升生产效率实现。异质性分析表明, 数字人力投入的价格加成提升效应在劳动力保障程度高、产业数字化领域、研发密集度低, 以及企业规模较大的样本中体现得更为明显。而且, 深度优先的数字化战略、复合型数字人力投入能够更显著地提升价格加成。基于上述结论, 本文提出如下启示:

(1) 重视数字人力投入在获取竞争优势方面的作用, 推动数字人才队伍建设助力中国数字经济高质量发展。人才供给端, 应建立数字人才需求牵引的学科调整机制和人才培养模式, 加强高等院校、职业院校数字领域相关学科专业建设, 推行“数字技能+X 行业知识”的复合培养模式, 加大数字人才尤其是复合型数字人才的培养力度。为保障培养投入, 可探索设立由龙头企业、行业协会筹资的数字人才培养基金, 不断加大数字人才培养培训投入力度。在人才评价与流动环节, 应建立国家统一、国际互认的数字技能评价和认证体系, 畅通数字人才流动渠道。为深化产教融合, 应支持高校设立不固定岗位, 邀请高层次数字人才兼职授课或参与培养计划设计, 为传统课程增加数字属性, 同时增强数字类课程实践性。支持高校、科研院所等机构的数字经济领域科研人员按照规定兼职, 通过双向流动促进前沿数字技术在企业中的应用与转化, 实现教育链、人才链与产业链的有效衔接。

(2) 强化劳动保障机制, 发挥数字人才和非数字人才的协同效应。企业在加大数字人力投入的同时, 需要提升对劳动力保障的关注程度。本文的异质性分析表明, 企业的劳动力保障程度低会限制数字人力投入有效发挥价格加成提升作用。因此, 一方面要引导企业加强离职补偿、失业保险等劳动力保障制度建设, 保障劳动者的合法权益; 另一方面要鼓励企业设立技能学习平台、岗位更新平台, 帮助常规劳动力学习数字技能、提升数字人力资本, 进而在企业内形成数字劳动力与常规劳动力能够协同互补的和谐劳动关系。此外, 还可组织劳动、社保等领域专家对数字技术发展衍生出的新岗位进行合理认证、评价, 及时引导被替代风险较高的劳动力向新岗位有序流动。

(3) 推动实体经济和数字经济深度融合, 构建产业数字化转型新生态。实体经济是一国经济的命脉和根基, 需要引导数字人才有序流入。根据本文测度的数据, 样本期内数字人才仍主要流入数字企业。因此, 一方面需要大力推动数字产业化企业与传统行业企业合作建设智能工厂、数字工厂, 对优秀案例进行推介, 对积极进行数字人力投入的企业实施税收减免等优惠措施。实施差异化引导政策, 设立专项基金, 吸引数字人才投身实体经济, 促进数字人力对实体经济有效赋能。另一方面, 支持搭建多样化数字人才流动平台, 聚集国家战略性新兴产业, 推动构建垂直领域数字人才生态圈。设立专项资金支持产学研用联合体, 鼓励发展垂类数字化服务商, 在产业集群内建设“数字工匠”社区, 促进跨界知识交流与合作, 加速数字技术与产业知识深度融合, 提升特定产业整体竞争力。

(4)提供数字化公共服务,弥合企业间数字人力投入存在的“数字鸿沟”。本文的异质性分析发现,数字人力投入对价格加成的影响存在明显的“规模偏向性”,规模更大的企业受益更大。这一现象可能导致超级明星企业的出现和市场集中度的上升,进而造成劳动收入份额下降和生产率增速放缓。数据缺乏、管理能力不足和财务限制是阻碍中小企业数字人力投入发挥作用的主要原因。为弥合“数字鸿沟”,在数据方面,建议政府提升公共数据开放程度、推进数据交易所建设,试点“数据信托”或“数据合作社”机制,促进中小企业安全合规利用数据;管理能力方面,建议各地政府以政府购买服务的方式引入第三方评估机构对企业的数字化基础水平和经营管理现状进行评估,同时组织开展中小企业数字化转型问诊服务,组织专家开展入驻式诊断服务,帮助中小企业做好数字化转型的顶层设计;财务方面,应积极支持符合条件的中小企业加大数字人力投入,为其提供适当的税收优惠政策与相应的基础设施配套,鼓励金融机构研制面向中小企业数字化转型的专项产品服务,拓宽中小企业数字化转型融资渠道。

(5)鼓励企业采取先易后难、循环迭代的方式逐步推进数字化转型。本文的分析发现,与外延边际相比,数字人力投入的集约边际对价格加成的影响更为显著,即对曾招聘过的数字人才岗位追加招聘更有助于价格加成的提升。因此,在资金不足、人才短缺的背景下,企业应改变大而全、“摊大饼”式的转型思路,采纳精益数字化与价值驱动策略,聚焦生产经营和数字化转型中的难点痛点,先易后难,以自动化—信息化—数字化的逻辑逐步推进数字化转型。各地政府也可根据当地发展特点,通过专项补贴、税收优惠及倾斜性政府采购提供财政激励,组织试点示范项目并引导制定相关标准,以树立标杆、规范市场等方式,培育能与当地产业结构形成互补的专业化、精细化数字化转型服务商,并鼓励推出“小轻快准”的产品和解决方案,降低企业资金压力并高效推进重点环节、重点领域的数字化转型。

〔参考文献〕

- 〔1〕柏培文,喻理.数字经济发展与企业价格加成:理论机制与经验事实[J].中国工业经济,2021,(11):59-77.
- 〔2〕卞元超,白俊红.全国统一大市场、地区技术多样化与企业技术复杂度[J].数量经济技术经济研究,2024,(6):129-150.
- 〔3〕曹亚军,毛其淋.人力资本如何影响了中国制造业企业成本加成率?——来自中国“大学扩招”的证据[J].财经研究,2019,(12):138-150.
- 〔4〕陈东,姚笛,郑玉璐.工业机器人应用、超级明星企业与劳动收入份额变动:“利好”与“隐忧”并存[J].中国工业经济,2024,(5):97-115.
- 〔5〕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,(6):74-93.
- 〔6〕戴翔,马皓巍.数字化转型、出口增长与低加成率陷阱[J].中国工业经济,2023,(5):61-79.
- 〔7〕戴翔,马皓巍,张二震.数字化转型一定能提升企业加成率吗[J].金融研究,2023,(5):134-151.
- 〔8〕邓石军,张卿,陈晓霞.数字化时代的企业转型之路:中国上市工业企业的加成率视角[J].财经研究,2024,(6):153-168.
- 〔9〕樊海潮,郭光远.出口价格、出口质量与生产率间的关系:中国的证据[J].世界经济,2015,(2):58-85.
- 〔10〕洪俊杰,李研,杨曦.数字经济与收入差距:数字经济核心产业的视角[J].经济研究,2024,(5):116-131.
- 〔11〕黄勃,李海彤,刘俊岐,雷敬华.数字技术创新与中国企业高质量发展——来自企业数字专利的证据[J].经济研究,2023,(3):97-115.
- 〔12〕黄先海,高亚兴.数实产业技术融合与企业全要素生产率——基于中国企业专利信息的研究[J].中国工业经

- 济,2023,(11):118-136.
- [13]金星晔,左从江,方明月,李涛,聂辉华.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,(3):34-53.
- [14]李玉花,林雨昕,李丹丹.人工智能技术应用如何影响企业创新[J].中国工业经济,2024,(10):155-173.
- [15]刘淑春,闫津臣,张思雪,林汉川.企业管理数字化变革能提升投入产出效率吗[J].管理世界,2021,(5):170-190.
- [16]戚聿东,蔡呈伟.数字化对制造业企业绩效的多重影响及其机理研究[J].学习与探索,2020,(7):108-119.
- [17]史宇鹏,王阳,张文韬.我国企业数字化转型:现状、问题与展望[J].经济学家,2021,(12):90-97.
- [18]王晓东,万长松,谢莉娟.零售企业数字化转型策略选择——基于转型深度和广度对全要素生产率的影响[J].中国人民大学学报,2023,(3):56-69.
- [19]王永进,陈菲.智能制造与出口企业产品策略:专业化与多样化的背离[J].中国工业经济,2025,(5):43-61.
- [20]姚加权,张锬澎,郭李鹏,冯绪.人工智能如何提升企业生产效率?——基于劳动力技能结构调整的视角[J].管理世界,2024,(2):101-116.
- [21]余典范,王超,陈磊.政府补助、产业链协同与企业数字化[J].经济管理,2022,(5):63-82.
- [22]余典范,杨佳琪.双重股权结构与企业数字化——来自美国中概股企业的证据[J].经济管理,2024,(10):25-46.
- [23]张军,闫雪凌,余沐乐,张雪原.工业机器人应用与劳动关系:基于司法诉讼的实证研究[J].管理世界,2023,(12):90-112.
- [24]祝树金,张鹏辉.出口企业是否有更高的价格加成:中国制造业的证据[J].世界经济,2015,(4):3-24.
- [25] Acharya, V. V., R. P. Baghai, and K. V. Subramanian. Wrongful Discharge Laws and Innovation [J]. Review of Financial Studies, 2014, 27(1): 301-346.
- [26] Akerberg, D. A., K. Caves, and G. Frazer. Identification Properties of Recent Production Function Estimators [J]. Econometrica, 2015, 83(6): 2411-2451.
- [27] Antoniadou, A. Heterogeneous Firms, Quality, and Trade [J]. Journal of International Economics, 2015, 95(2): 263-273.
- [28] Babina, T., A. Fedyk, A. He, and J. Hodson. Artificial Intelligence, Firm Growth, and Product Innovation [J]. Journal of Financial Economics, <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2023.103745>, 2024.
- [29] Bessen, J. Industry Concentration and Information Technology [J]. Journal of Law and Economics, 2020, 63(3): 531-555.
- [30] Bloom, N., R. Sadun, and J. V. Reenen. Americans Do IT Better: US Multinationals and the Productivity Miracle [J]. American Economic Review, 2012, 102(1): 167-201.
- [31] Bonfiglioli, A., R. Crinò, H. Fadinger, and G. Gancia. Robot Imports and Firm-Level Outcomes [J]. Economic Journal, 2024, 134(664): 3428-3444.
- [32] De Loecker, J., and F. Warzynski. Markups and Firm-Level Export Status [J]. American Economic Review, 2012, 102(6): 2437-2471.
- [33] De Ridder, M. Market Power and Innovation in the Intangible Economy [J]. American Economic Review, 2024, 114(1): 199-251.
- [34] Fedyk, A., and J. Hodson. Trading on Talent: Human Capital and Firm Performance [J]. Review of Finance, 2023, 27(5): 1659-1698.
- [35] Katila, R., and G. Ahuja. Something Old, Something New: A Longitudinal Study of Search Behavior and New Product Introduction [J]. Academy of Management Journal, 2002, 45(6): 1183-1194.
- [36] Kogan, L., D. Papanikolaou, A. Seru, and N. Stoffman. Technological Innovation, Resource Allocation, and Growth [J]. Quarterly Journal of Economics, 2017, 132(2): 665-712.
- [37] Melitz, M. J., and G. I. P. Ottaviano. Market Size, Trade, and Productivity [J]. Review of Economic Studies, 2008, 75(1): 295-316.
- [38] Schumpeter, J. A. Capitalism, Socialism and Democracy [M]. New York and London: Harper & Brothers, 1942.

Digital Human Capital Investment and Firm Markups: Evidence from Job Posting Big Data

YU Dian-fan, ZHANG Yu, SONG Qing

(College of Business, Shanghai University of Finance and Economics)

Abstract: In the context of the digital economy, the integration of digital labor has emerged as a key force reshaping firm competitiveness and market structure. This paper investigates how digital human capital investment affects firm markups, a core indicator of market power. While previous research has highlighted the transformative role of digitalization in driving firm performance, limited attention has been paid to the role of human capital, particularly digital talent, as a driver of market power. In response, this paper embeds digital human capital investment into a heterogeneous firm model, theorizing that digital human capital investment contributes to markup enhancement through two primary channels: improving product quality and boosting production efficiency.

Empirically, we construct a firm-year panel of Chinese listed companies from 2015 to 2021, drawing on a dataset of nearly 70 million online job postings. Using a large language model-based text analysis approach and standardized occupational classifications, we systematically identify and quantify firm-level digital human capital investment based on the number of job postings categorized as digital functions. We then estimate firm markups following the production function method, which infers markups based on input elasticities and cost shares. This empirical strategy allows us to capture digital human capital investments at a granular level, bypassing limitations in traditional self-reported measures.

The findings reveal that digital human capital investment has a significant and positive effect on firm markups. The positive effect is more pronounced in firms with stronger labor protections, greater levels of industrial digitalization, lower R&D intensity, and larger size. This suggests that well-regulated labor environments, mature digital-physical integration, lower technological adoption barriers, and strong internal coordination allow firms to better unlock the value of digital talent. We further explore how different margins of digital human capital matter. Specifically, we find that intensive investment in deepening digital skills within existing roles has a stronger impact on markups than simply expanding the digital workforce. Moreover, firms that recruit composite talent capable of combining technical and non-technical functions enjoy greater market power than those focusing solely on specialized roles. These results suggest that depth and integration, rather than breadth alone, are key to leveraging digital human capital for competitive advantage.

This paper contributes to the literature by offering a novel perspective on the economic consequences of digital human capital investment. It proposes a new conceptual link between human capital digitalization and market behavior, grounded in a formal model of heterogeneous firms. Empirically, it leverages big data on recruitment to construct a firm-level measure of digital human capital investment, offering a replicable approach for future research. The findings underscore the non-neutral role of digital human capital in market competition and point to important policy implications: enhancing digital skill development, promoting equitable access to digital talent, and supporting firms, especially smaller ones, in integrating digital capabilities into their workforce.

Keywords: digital transformation; digital human capital investment; markups; large language model

JEL Classification: L25 D43 J24

[责任编辑:覃毅]