

·推进共同富裕·

数字技术应用:就业增长新引擎的动力解析*

毛日昇

摘要:在全面推进产业数字化和数字化转型的国家战略背景下,深入剖析数字技术应用对就业市场的结构性影响,对于制定精准的就业政策、促进高质量充分就业的现实意义尤为重大。本文利用OECD国家企业数字技术增长指标构建中国城市层面数字技术应用Bartik工具变量,结合中国企业税收调查数据和中国劳动力动态调查(CLDS)数据库,考察了多种形态数字技术应用对就业增长的影响,识别了地区数字化水平扩展与就业增长之间的关系。研究发现,(1)地区数字化水平提升不仅显著促进了中国就业增长,也显著带动了劳动力在地区层面的重新配置,地区数字化水平提升主要通过带动新企业进入对就业增长产生了促进作用。(2)以数字技术应用为代表的电子商务、企业供应链管理系统应用对就业增长的促进作用,相对于其他类型数字技术应用对就业带动作用更显著;非机器类型数字技术应用相对于机器类型自动化技术应用更可能产生就业促进作用。(3)数字技术应用对专业技术人员工作转换的促进作用相对其他职业更大;数字技术应用具有显著的普惠性特征,对不同性别和受教育群体工作转换的影响没有明显的差异。

关键词:新质生产力 就业增长 劳动力重新配置 数字技术应用 数字普惠性

一、引言

过去20多年来,数字技术在我国呈现蓬勃发展的趋势,对经济社会发展产生了全方位的影响。2023年12月中央经济工作会议强调,要以科技创新推动产业创新,发展新质生产力,并明确提出要大力推进新型工业化,发展数字经济,加快推动人工智能发展。^①2024年《政府工作报告》更是突出强调了要深入推进数字经济创新发展,积极推进数字产业化、产业数字化,促进数字技术和实体经济深度融合。^②在此背景下,以互联网为基础的数字技术广泛的应用不仅是带动中国经济增长的新质生产力,更是重新塑造了中国劳动力市场。一些最新的研究也表明推动以新质生产力为核心的数字技术应用能够有效降低就业摩擦、促进产业数字化和数字化转型从而有效带动就业增长(尹志超、仇化,2024;白俊红、王砚冰,2025;王军等,2025)。

围绕数字经济发展与就业市场之间的关系,国内外学者做了大量深入的研究和探讨工作,但是由于数字经济概念界定存在较大困难,导致研究范式和结论都存在较大差异。更为关键的是,各国数字经济指标相对于自身就业增长具有明显的内生性问题,使得因果识别变得异常困难。相对于数字经济的宏观综合性指标,数字技术应用的具体形态和方式不仅更为明确,而且新技术在全球范围的快速扩张为构建新兴数字技术应用的工具变量提供了良好条件。基于上述因素,本文

*毛日昇,中国社会科学院世界经济与政治研究所、中国社会科学院大学国际政治经济学院,邮政编码:100732,电子邮箱:gilbertmao@163.com。基金项目:中国社会科学院“世界经济预测与政策模拟实验室”项目(2024SYZH003);中国社会科学院智库基础研究项目(ZKJC241803)。感谢匿名审稿专家的宝贵意见,文责自负。

①《中央经济工作会议在北京举行》,《人民日报》2023年12月13日。

②《政府工作报告》,《人民日报》2024年3月13日。

基于OECD国家企业数字技术应用的渗透率指标构建了数字技术应用在中国地级市层面的Bartik工具变量,结合企业层面数据以及微观个体调查数据识别了城市层面数字化程度与就业增长之间的关系,同时考察了不同类型的数字技术应用对城市就业增长以及对劳动力个体就业转换的影响。

正如Goldfarb & Tucker(2019)强调的,理解数字技术的经济学含义并不需要一套全新的经济学理论分析框架,数字技术作为一种新型技术进步,只是大幅显著降低了标准经济学模型中的成本因素(搜寻、复制、运输、追踪、验证成本)。关于技术进步与就业之间的关系,Autor et al.(2003)的技术偏向性技术进步假说(SBTC)认为技术进步主要会带来三种就业效应:一是技术进步产生的直接替代效应;二是由于技术进步带来的生产率提升导致价格下降、需求上升间接引致就业增长的补偿效应;三是由于技术进步本身带来新的需求而产生的就业创造效应。按照上述理论分析框架,由于新技术带来的就业创造和补偿效应会弥补甚至超过技术进步产生的直接就业替代效应,从长期来看,技术进步并不会对就业增长产生显著的负面冲击。

虽然新一代信息通信技术是当前自动化技术革新和应用的基础,但二者也存在明显区别,数字技术应用涵盖的范围显然更为广泛。按照Balsmeier & Woerter(2019)分类,数字技术应用总体上可以分为基于机器类型的自动化技术(machine-based)应用,如智能化机器人、3D打印等类型的数字技术,以及基于非机器类型的数字技术(non-machine based)应用。例如,电子商务、企业供应链或者资源管理系统(SCM,ERP)、宽带和移动互联网、大数据、云计算等通用类型的数字技术。另外,从理论分析框架来看,当前对于机器人以及人工智能领域的研究总体上都采用了基于任务模式(task-based)的理论分析框架,即自动化和人工智能技术进步主要是通过替代和创造具体的工作任务来对就业市场产生影响。与此不同,非机器类型的数字技术应用对就业增长的影响远不止局限于具体的工作任务,而是被大范围应用和渗透到几乎所有的工作场景和环节。因此,基于工作任务的理论框架并不适合分析非机器类型数字技术应用对就业市场的影响,以信息通信技术为基础的数字技术是一种典型的通用类型技术进步,更适合技能偏向性技术进步的理论分析框架。

从经验研究结论来看,非机器类型数字技术应用和机器类型自动化技术应用对就业市场的影响结论也存在明显差别。已有的多数研究都发现非机器类型通用数字技术应用会对就业增长产生显著促进作用,例如,以互联网为基础的通用数字技术应用通过降低劳动力的搜索和匹配成本(Kuhn & Mansour, 2014; Goldfarb & Tucker, 2019; Gurtzen et al., 2021; 王军等, 2025),显著降低了失业风险和失业持续时间,对不同发展水平国家就业会产生显著的促进作用,通用数字技术广泛应用在替代原有就业岗位的同时也创造了大量新的工作岗位和机会,不仅对高技能劳动力,对低技能劳动力就业也会产生积极作用,有效推动了男女就业机会的平等(Hilbert, 2011; Dettling, 2013; Akerman et al., 2015; Hjort & Poulsen, 2019; 戚聿东等, 2020; 田鸽、张勋, 2022; 王春超、聂雅丰, 2023)。同时,数字技术应用还促进了产业集聚,扩大了企业规模,显著提升了大企业就业规模,数字技术应用也显著提升了消费者福利,尤其是低收入消费者的福利水平(Bessen, 2020; Brynjolfsson et al., 2023a, 2023b)。

与上述研究完全不同,以工业机器人为代表的自动化技术应用对就业市场影响的研究结论不一致,早期的研究普遍发现机器人应用对中低技能、常规非认知性就业岗位劳动力会产生更为严重的替代作用,机器人应用对就业市场总体上不仅不会产生显著的冲击效应,还会促进工资和就业增长(Goos et al., 2014; De Vries et al., 2020; Reijnders et al., 2018; Dauth et al., 2021; Koch et al., 2021)。随着自动化技术的不断迭代和进步,近年来越来越多研究发现机器人对高技能、非常规认知性工作岗位的替代越来越严重,基于不同国家的劳动力市场状况,相关研究结论存在显著差别(Faber et al., 2022)。同样地,对于人工智能新一代数字技术应用领域的研究结论也存在明显的争议,一些研究发现,人工智能的快速发展主要是对已有工作任务的补充,提高了已有工作的效率,并不会对就业市场产生严重的冲击(Agrawal et al., 2019; Fossen & Sorgner, 2019),一些研究则表明,

人工智能对就业市场的潜在影响会越来越大,主要是对高技能劳动力的就业增长产生较为严重的影响(Kogan et al., 2023)。

基于上述研究,本文主要从以下几个方面对现有研究进行了扩展。(1)为了区分非机器类型数字技术与机器类型自动化技术对中国就业市场的不同影响,基于OECD经济体有关企业数字技术应用数据库,构建了中国地级市层面数字技术应用的Bartik工具变量,分别考察了宽带和移动互联网、电子商务(网络订单和网页订单普及率)、企业供应链管理(SCM)、云计算六种数字技术应用对中国城市层面就业增长的影响,对比了上述六种数字技术应用与工业机器人应用对就业增长影响的差异。(2)由于直接采用数字技术应用的Bartik工具变量进行回归只能估计不同数字技术应用影响就业增长的意向性处理效应(intention to treat, ITT),而无法估计数字技术应用带来地区数字化程度加深对就业增长的总体效应。为了全面地评估数字技术应用带来地区数字化提升导致的就业增长总效应,本文用中国地级市层面的数字普惠金融指数作为测度地区数字化水平的变量,采用数字技术应用Bartik变量作为地区数字化水平的工具变量进行2SLS回归,从总体上考察中国地级市层面数字化程度变动与就业增长之间的关系,发现地区数字化程度深化对就业创造和就业损失都产生了显著的正面冲击,总体上显著促进了地区就业增长和劳动力重新配置。(3)基于2014—2018年中国劳动力动态调查(CLDS)数据,考察了城市数字技术应用对微观个体工作转换情况的影响,考察了数字技术应用对不同职业、年龄、技能、性别群体工作转换的异质性特征,多方面揭示数字技术普及对中国就业市场的影响。

二、模型设定、变量定义与识别方法

按照已有的技术进步与对就业市场影响的理论分析框架,技术进步主要通过替代效应、生产率补偿效应和创造效应三种渠道对就业市场产生直接和间接的影响,由于技术进步通过三种渠道同时对就业市场产生影响,对不同国家就业市场的影响方向和大小一个经验性问题,不仅取决于技术进步方式的差异,还取决于各国的劳动力市场特征,以及个体的技能、年龄、性别、职业等众多特征。

(一)基于企业层面加总数据的检验

参照目前考察互联网宽带技术、自动化技术以及人工智能对就业市场领域研究最具代表性的文献(Akerman et al., 2015; Autor & Salomons, 2018; Balsmeier & Woerter, 2019; Faber et al., 2022)。本文基于企业和城市加总层面的数据设定长差分模型来识别数字技术应用对就业市场的影响。采用长差分回归(long-difference),而没有直接采用面板固定效应回归(two-way fixed effects, TWFE)的原因在于:首先,和多数代表性文献一样,本文构建的数字技术应用Bartik工具变量,为了体现技术冲击的累积性,更适合构造成一个长差分变量;其次,Bartik工具变量本身是一种连续性的双重差分法(Ado et al., 2019; Borusyak et al., 2022),相对于采用连续时间面板数据多维固定效应估计方法(TWFE),长差分模型通过控制事前基期水平控制变量,能够有效避免多时点异质性处理效应引起的负向权重问题(De Chaisemartin & D'Haultfoeuille, 2020)。在长差分模型中,通过加入基期控制变量而不是加入随时间变化或者事后的控制变量(坏的控制变量),可以避免人为引入内生性问题,相对于多维固定效应回归方法能够更可靠的识别技术冲击对就业市场的影响。即:

$$\Delta Y_{t_1-t_0}^{ic} = \alpha_0 + \alpha_1 \Delta DI_{t_1-t_0}^c + \alpha_2 \Delta X_{t_0-T}^c + \sum_{j=3}^n \alpha_j Basline_c + \lambda_i + \delta_{ic} \quad (1)$$

式(1)中,被解释变量为通过中国税收调查企业数据加总到c地级市i行业层面后得到的就业变动指标。具体可以表示为:

$$\Delta Y_{t_1-t_0}^{ic} = (\Delta EMP_{t_1-t_0}^{ic}, \Delta ADJE_{t_1-t_0}^{ic}, \Delta JCE_{t_1-t_0}^{ic}, \Delta JDE_{t_1-t_0}^{ic}, \Delta JNE_{t_1-t_0}^{ic}, \Delta NEA_{t_1-t_0}^{ic}, \Delta REA_{t_1-t_0}^{ic})$$

其中, $\Delta EMP_{t_1-t_0}^{ic}$ 表示城市c在行业i从 t_0 到 t_1 期间就业人数的增长率。为了确保就业指标统计

准确性,这里采用了更具代表性的中国税收调查企业从业人数在城市层面加总后计算就业增长率,即:

$$\Delta EMP_{t_1-t_0}^{ic} = \ln \left(\sum_{j \in t_1} femp_{t_1}^{ic} \right) - \ln \left(\sum_{j \in t_0} femp_{t_0}^{ic} \right)$$

其中, $femp_{t_1}^{ic}, femp_{t_0}^{ic}$ 分别表示在时间 t_0 和 t_1 的企业平均从业人数。尽管税收调查企业样本量较大,能够代表性反映一个地区就业总体状况,但并不是面板数据,每年调查的企业存在较大的样本调整问题。为了进一步明确数字技术应用对就业增长的具体机制,需要对总就业增长率进行分解,即:

$$\Delta EMP_{t_1-t_0}^{ic} = s_1 \Delta ADJE_{t_1-t_0}^{ic} + s_2 \Delta JN_{t_1-t_0}^{ic} + (1 - s_1 - s_2) \Delta INC_{t_1-t_0}^{ic} \quad (2)$$

式(2)表示城市层面的总就业增长率可以分解为三个部分,第一部分 $\Delta ADJE_{t_1-t_0}^{ic}$ 表示由于企业进入和退出导致的就业增长率变动(包括抽样调整导致的进入和退出), s_1 表示该种类型企业从业人数占全部企业从业人数占比,该种类型企业当年就业没有发生变动, $\Delta femp = 0$,完全是由于样本调整或者企业实际进入退出导致的就业增长率变动,即:

$$\Delta ADJE_{t_1-t_0}^{ic} = \ln \left(\sum_{\substack{\Delta femp_{t_1}^{ic}=0 \\ j \in t_1; j \notin t_0}} femp_{t_1}^{ic} \right) - \ln \left(\sum_{\substack{\Delta femp_{t_0}^{ic}=0 \\ j \notin t_1; j \in t_0}} femp_{t_0}^{ic} \right)$$

第二部分为 $\Delta JN_{t_1-t_0}^{ic}$,表示当年在位企业就业增长变动情况 $\Delta femp \neq 0$ (年初与年末从业人数不相等), s_2 表示该种类型企业从业人数占全部企业从业人数的占比,即:

$$\Delta JN_{t_1-t_0}^{ic} = \ln \left(\sum_{\substack{\Delta femp_{t_1}^{ic} \neq 0 \\ j \in t_1; j \notin t_0}} \Delta femp_{t_1}^{ic} \right) - \ln \left(\sum_{\substack{\Delta femp_{t_0}^{ic} \neq 0 \\ j \notin t_1; j \in t_0}} \Delta femp_{t_0}^{ic} \right)$$

第三部分为 $\Delta INC_{t_1-t_0}^{ic}$,表示在时间 t_1 和 t_0 都从持续存在(incumbent firms)的企业,并且在当年就业都没有发生变化,但是从业人数在跨时期区间($t_0 - t_1$)发生了变动,即 $\Delta femp_{t_1} = \Delta femp_{t_0} = 0$,但是 $femp_{t_1} \neq femp_{t_0}$,即:

$$\Delta INC_{t_1-t_0}^{ic} = \ln \left(\sum_{\substack{\Delta femp_{t_1}^{ic}=0 \\ j \in t_1; j \in t_0}} femp_{t_1}^{ic} \right) - \ln \left(\sum_{\substack{\Delta femp_{t_0}^{ic}=0 \\ j \in t_1; j \in t_0}} femp_{t_0}^{ic} \right)$$

由于税收调查企业中长期持续存在的企业数量和就业比重都很小,即 $(1 - s_1 - s_2)$ 很小,第三部分对总体就业的增长的影响非常小,就业增长主要来自第一部分和第二部分。同时,技术进步不仅会产生就业替代效应,也会产生就业创造效应,除了考察数字技术应用对就业增长率影响变动之外,也需要进一步检验其对就业创造、就业损失以及就业重新配置的影响。企业进入和退出导致的就业变动分别对应的就是就业创造和就业损失,因此,对于第一项只需要区分企业实际进入和实际退出以及样本调整导致的就业创造和就业损失即可。第二部分总体上反映了在位企业就业净增长率,这里可以进一步拆分为在位企业就业创造变化率 $\Delta JC_{t_1-t_0}^{ic}$ 和就业损失变化率 $\Delta JD_{t_1-t_0}^{ic}$,即:

$$\Delta JC_{t_1-t_0}^{ic} = \ln \left(\sum_{\substack{\Delta femp_{t_1}^{ic} > 0 \\ j \in t_1; j \notin t_0}} \Delta femp_{t_1}^{ic} \right) - \ln \left(\sum_{\substack{\Delta femp_{t_0}^{ic} > 0 \\ j \notin t_1; j \in t_0}} \Delta femp_{t_0}^{ic} \right)$$

$$\Delta JD_{t_1-t_0}^{ic} = \left| \ln \left(\sum_{\substack{\Delta femp_{i,t_1}^{ic} < 0 \\ f \in t_1; f \notin t_0}} \Delta femp_{i,t_1}^{ic} \right) - \ln \left(\sum_{\substack{\Delta femp_{i,t_0}^{ic} < 0 \\ f \in t_1; f \in t_0}} \Delta femp_{i,t_0}^{ic} \right) \right|$$

参照 Davis & Haltiwanger(1992)对宏观劳动力重新配置的分析 and 定义,我们这里同样可以定义在位企业在地区层面的重新配置效应变动率,即:

$$\Delta REA_{t_1-t_0}^{ic} = \Delta JC_{t_1-t_0}^{ic} + \Delta JD_{t_1-t_0}^{ic}$$

以及劳动力在地区内部的净重新配置效应,即:

$$\Delta NEA_{t_1-t_0}^{ic} = \Delta JC_{t_1-t_0}^{ic} + \Delta JD_{t_1-t_0}^{ic} - \left| \Delta JN_{t_1-t_0}^{ic} \right|$$

如果同时考虑到新企业进入产生的就业创造和企业退出产生的就业损失,就可以得到整个地区总体就业重新配置的变化率 $\Delta TREA_{t_1-t_0}^{ic}$, 即:

$$\Delta TREA_{t_1-t_0}^{ic} = \Delta JC_{t_1-t_0}^{ic} + \Delta JD_{t_1-t_0}^{ic} + \Delta JC_{t_1-t_0}^{ic, Entry} + \Delta JD_{t_1-t_0}^{ic, Exit}$$

上式中, $\Delta JC_{t_1-t_0}^{ic, Entry}$ 表示由于新企业进入导致的就业创造变化率, $\Delta JD_{t_1-t_0}^{ic, Exit}$ 表示由于企业退出导致的就业损失变化率。显然,按照上述的定义考察数字技术应用对就业市场的影响机制和渠道,不仅要考察其对当年在位企业就业变动的影响,同时也要考察其对企业进入和退出的影响。

本文核心解释变量 $\Delta DI_{t_1-t_0}^c$ 包括地级市层面的总体数字化指数和数字技术应用指标。这里采用地级市层面北大数字普惠金融指数作为地区数字化的总体指标,^①由于地区数字化水平相对于就业变动来说是一个内生性很强的变量。为了从总体上识别地区数字化对就业增长的总体效应,这里选取部分 OECD 经济体企业数字技术渗透率指标构建数字技术应用在中国城市层面的 Bartik 工具变量,该工具变量可以作为中国地区数字化总体指数变动的工具变量评估数字化程度深化对地区就业增长平均效应,另一方面也可以直接采用 Bartik 工具变量对结果变量进行回归,估计不同类型数字技术应用本身对中国就业增长的作用方向,即意向性处理效应(Intention to treat, ITT):

$$\Delta DI_{t_1-t_0}^c = [\Delta DFI_{t_1-t_0}^c, \Delta DTBK_{t_1-t_0}^c]$$

其中, $\Delta DFI_{t_1-t_0}^c$ 表示在地级市层面数字化程度的水平变动率,这里采用了地级市层面北大普惠金融指数变动率。 $\Delta DTBK_{t_1-t_0}^c$ 表示数字技术应用的 Bartik 工具变量:

$$\Delta DTBK_{t_1-t_0}^c = \sum_{i \in I} I_{1995}^{ci} \times \overline{APDT}_{t_1-t_0}^{i, euro6}$$

I_{1995}^{ci} 表示中国地级市 c 在行业 i 在基期(1995年)就业占该地级市就业的比重大小, $\overline{APDT}_{t_1-t_0}^{i, euro6}$ 表示从 OECD 经济体选取欧洲六个国家在行业 i 中企业数字技术应用的平均渗透率变化指标,欧洲六个国家包括荷兰、瑞典、意大利、法国、芬兰、丹麦。^②其中,非机器类型数字技术应用的平均渗透率变化指标定义为:

$$\overline{APDT}_{euro6, t_1-t_0}^{i, nonmachine} = \frac{1}{6} \sum_{j \in euro6} [(DTR_{i, t_1}^j - DTR_{i, t_0}^j) - g_{i, t_1-t_0}^j \times DTR_{i, t_0}^j]$$

①这一指标能够较为全面的反映中国各地级市总体数字水平程度的高低,已经被广泛的运用到相关的研究文献中。这一指标可以继续细分为数字化深度,数字化广度等其他分类指数。由于总体的指标能够更加全面的反映地区数字化水平,本文只给出了地区数字化总体的指标的相关回归结果。

②这里同样采用除了上述6个欧洲国家,还包括了德国、日本、美国、英国四个国家共10个 OECD 国家构建相关的指标,相关的经验结论并没有发生显著变化,但是考虑到机器类型数字科技(工业机器人)Bartik构建过程中可能存在的产业竞争和产业转移导致工具变量违反排他性假设问题,最终选择了上述6个欧洲国家进行了相关工具指标的构建。

DTR_i^j 表示欧洲国家 j 在行业 i 采用某种非机器类型数字技术的企业数量占该行业全部企业数量的比重,即:

$$DTR_i = [MOBL_i, 100BD_i, WEB_i, NET_i, CLDC_i, SCM_i]$$

考虑到本文被解释变量样本和基于 OECD 相关指标构建的解释变量数据的可对接性,这里选取了6个主要的数字技术渗透指标来构建地区层面的数字技术应用的 Bartik 工具变量。 $MOBL_i$ 表示采用移动宽带的企业数量比重, $100BD_i$ 表示采用速度超过100兆宽带的企业数量比重,这两个指标主要考察数字基础设施普及率对就业增长的影响; WEB_i 表示接受网页订单的企业数量比重; NET_i 表示采用网购订单的企业数量比重,这两个指标主要考察基于数字技术应用的电子商务对就业增长的影响; $CLDC_i$ 表示不同行业中采用云计算的企业数量占比, SCM_i 表示不同行业中采用供应链管理系统的企业数量占比,这两个指标主要考察新一代数字技术应用对就业增长的影响。

为了区分机器类型的自动化技术进步和非机器类型的数字技术进步对就业增长的影响差异性,同时,也为了更进一步排除数字技术进步可能通过影响自动化技术进步对就业增长产生的间接影响,从而导致工具变量的有效性出现问题,这里同样需要控制以机器人为代表的自动化技术进步对就业增长的影响。这里采用工业机器人的人均渗透率来测度自动化技术的普及程度:

$$\overline{APDT}_{euro6, t_1-t_0}^{i, machine} = \frac{1}{6} \sum_{j \in euro6} \left[\left(\frac{R_{i, t_1}^j - R_{i, t_0}^j}{L_{i, 1995}^j} \right) - g_{i, t_1-t_0}^j \times \frac{R_{i, t_0}^j}{L_{i, 1995}^j} \right]$$

R_i^j 表示在欧洲国家 j 在行业 i 的工业机器人应用数量, $L_{i, 1995}^j$ 表示 j 国家 i 行业 1995 年的就业人数。为了避免不同行业产出扩张速度的不对称性对数字技术渗透率指标变动的的影响,对上述所有渗透率指标都采用行业扩张速度 $g_{i, t_1-t_0}^j$ 与基期数字技术渗透率乘积进行了修正。

式(1)中, $\Delta X_{t_0-T}^c$ 表示城市层面相对于期初 t_0 提前 T 期 ($T=10$) 的事前控制变量(避免坏的控制变量),主要用来控制事前趋势因素对就业增长的影响,主要包括固定资产投资增长、平均工资增长、人口增长以及就业总规模增长等因素。 $Baseline_c$ 表示城市层面基期控制变量,主要包括地级市在基期的外资企业比重、研发投入比重、客运与货用总量以及大类产业的就业结构和份额。这里加入基期地级市的产业份额主要有两个原因:一是按照 Ado et al. (2019) 的理论分析,利用 Bartik 工具变量进行因果识别的统计推断中,如果不同地区之间的产业结构较为类似,就容易导致误差项在不同地区之间存在相关性,如果不加以修正就会对统计推断造成较大的影响,同时如果某个行业在地区基期所占就业比重过高同样会导致统计推断的标准误出现较严重偏差;二是按照 Borusyak et al. (2022) 关于 Bartik 工具变量识别过程中有效性的理论分析,如果各地区基期的加权就业比重之和不等于1,也需要控制地区基期加总后的就业比重。考虑上述两个方面的潜在影响,本文直接控制了地区主要大类产业在基期的就业比重影响。 λ_i 表示制造业、服务业以及其他行业三大类别行业的固定效应, δ_{ic} 表示误差项。

(二) 基于中国劳动力动态调查 (CLDS) 微观个体数据的检验

为了确保结论稳健性,本文同样采用了中国劳动力动态调查 (CLDS) 数据库考察数字技术应用对微观劳动力个体工作转换的影响。已有的研究表明,技术冲击对劳动力市场的影响与个体的性别、年龄、职业、受教育程度都可能存在密切的关系。通过微观数据检验可以更为全面地揭示地区数字化发展和数字技术应用对劳动力个体工作转换的异质性效应,也能进一步检验基于企业加总层面经验结果的稳健性。基于微观数据检验的设定如下:

$$jobs\omega_{t_1-t_0}^{khc} = \beta_0 + \beta_1 \Delta DI_{t_1-t_0}^c + \beta_2 I_{kc} + \beta_3 \Delta DI_{t_1-t_0}^c \times I_{kc} + \sum_{j=4}^n \beta_j Base_j^c + \lambda_h + \delta_{khc} \quad (3)$$

式(3)中,被解释变量 $jobs\omega_{t_1-t_0}^{khc}$ 表示 c 城市 h 家庭中的 k 个体在 $t_1 - t_0$ 时期的就业转换情况,定

义为:

$$jobsw_{t_1-t_0}^{khc} = [jobst_{t_1-t_0}^{khc}, jobed_{t_1-t_0}^{khc}, jobre_{t_1-t_0}^{khc}]$$

其中, $jobst_{t_1-t_0}^{khc}$ 在 c 城市 h 家庭中 k 个体在 $t_1 - t_0$ 时期开始一份新的工作就取值为 1, 否则取值为 0, 表明劳动力个体主动或者被动重新开始一份新的工作, 对应宏观层面的就业创造效应; $jobed_{t_1-t_0}^{khc}$ 表示个体在同样时间区间结束了已有工作就取值为 1, 否则就取值为 0, 表明劳动力个体主动离职或者被迫结束一份工作, 对应宏观层面的就业损失效应; $jobre_{t_1-t_0}^{khc}$ 表示个体在时间区间无论是开始还是结束一份工作都设定为 1, 否则取值为 0, 表示劳动力个体工作岗位总体的转换效应, 对应宏观层面的就业重新配置效应。 I_{kc} 表示微观 k 个体的一些主要特征变量, 定义为:

$$I_{kc} = [Age_{kc}, Female_{kc}, Occ_{kc}, Edu_{kc}]$$

其中, Age_{kc} 表示个体的年龄, 将个体年龄按照区间划分为青少年(15~25岁), 中青年(26~50岁), 中老年(51~70岁), 老年(70岁+)四个阶段, 分别设定虚拟变量。 $Female_{kc}$ 表示个体的性别虚拟变量, 女性设定为 1, 男性设定为 0; Occ_{kc} 表示个体的职业类型虚拟变量, 按照中国职业分类(2018版)有关工作职业大类划分标准, 设定了六大类职业虚拟变量, 即 $Occ_{k,c} = [gov_{k,c}, pro_{k,c}, clerk_{k,c}, busi_{k,c}, agr_{k,c}, maf_{k,c}]$, 分别表示党政机关及企事业单位负责人 $gov_{k,c}$; 专业技术人员 $pro_{k,c}$; 办事人员 $clerk_{k,c}$; 商务及社会服务人员 $busi_{k,c}$; 农林牧渔业生产人员 $agr_{k,c}$; 制造生产人员 $maf_{k,c}$ 。 Edu_{kc} 表示个体受教育程度, 按照教育水平划分为低技术人员、中等技术人员以及高技术人员三个档次, 分别设定虚拟变量。

式(3)中, 交叉项变量是本文需要关注的另一个核心解释变量, 即数字技术应用变量与个体特征虚拟变量的交叉项 $\Delta DFI_{t_1-t_0}^c \times I_{kc}$, 主要用来考察数字技术应用对个体职业转换的异质性作用。 $Base_j^c$ 表示城市层面基期控制变量, 包括平均工资水平, 研发投入比率, 客运与货运总量以及城市层面大类的就业比重, 与式(1)中基期城市层面控制变量保持一致。 λ_h 表示 k 个体的家庭特征固定效应, δ_{khc} 表示误差项。

三、数据变量与描述性统计

本文考察地区数字化水平和数字技术应用对中国就业增长的影响, 主要采用了中国税收调查企业 2010—2016 年数据, 该调查由国家税务总局和财政部共同实施。相对于工业企业数据库, 税收调查企业每年涵盖超过 60 多万家企业, 这些企业不仅包括制造业重点企业、数量众多的非制造业重点企业, 同时也包含了大量的小微企业, 具有很好的代表性。同时, 2010—2016 年中国税收调查企业数据库提供了每个企业年初和年末的就业情况, 便于观察企业在当年的就业创造和就业损失情况。附录中表 A 给出了税收调查企业的描述性统计指标。

从附录中表 A 样本量统计指标来看,^① 一个比较明显的特征是, 2010—2016 年, 企业平均就业创造都出现了大幅下降。从全部行业来看, 2010 年调查了超过 75 万家企业, 共有超过 25 万家企业就业在当年出现了增长, 超过 14 万家企业就业在当年出现了下降, 当年发生就业变动的企业占全部调查企业的比重约为 53%, 但是, 到了 2016 年在全部调查的 60 多万家企业中, 只有 12 万家企业在当年出现了就业增长, 有超过 12.7 万家企业在当年出现了就业下降, 当年发生就业变动的企业数量占比也下降到了 40.7%, 单个企业平均就业规模从 145 人下降到 104 人, 劳动力总体流动性和平均就业规模都发生了明显下降。从分行业变化趋势来看, 同样也呈现了上述变化趋势, 各行业就业创造在 2016 年相对于 2010 年都出现了明显下降, 其中, 制造业和服务业 2016 年的就业损失都超过了就业创造, 发生了明显的逆转。制造业、服务业及其他行业当年发生就业变动的企业数量分别从 2010 年的 61.9%、45.3%、51.8% 下降到 2016 年的 54.5%、35.6%、40.7%。显然, 制造业在不同年份劳动力总

^① 见《经济动态》官方网站本文链接附录。

体流动率要远高于服务行业,也高于其他行业。各行业就业平均值都远小于中间值,这意味着大企业就业规模要远高于数量众多的小规模企业;从就业规模的方差变动来看,企业平均就业规模方差2010—2016年出现了非常明显上升,尤其是服务业就业规模方差上升最大,表明服务性就业规模随着时间推移发生了明显极化现象,大企业就业规模相对于小企业优势更加明显。

利用中国劳动力动态调查(CLDS)数据库2012—2018年四轮调查数据整理超过9万条个体工作岗位转换信息,分别计算了全部个体以及不同职业类型个体在不同时间区间开始一份新工作与结束已有工作的人数对比。图1采用全部样本计算结果显示,在2000年之前开始新工作的人数要远高于结束已有工作的人数,此后,呈现快速持续下降的变化趋势,在2008年之前开始新岗位就业人数仍然总体上高于结束已有就业岗位人数,在2008年之后开始新岗位就业人数开始显著低于结束已有就业岗位人数。按照6大职业类型分类后,图1还展示了不同职业类型个体开始新工作与结束已有工作人数的对比。图中的折线图显示,所有职业类型个体开始新工作的人数相对于结束已有工作的人数都出现了持续的下降,但不同职业类型个体之间存在明显的差别,下降幅度最为明显的职业为农林牧渔业生产人员,该职业类型2004年之后结束已有工作的人数就显著高于开始新工作的人数。然后是从事生产制造的职业中,该职业开始新工作的人数在2008年之后就显著低于结束已有工作的人数,这也意味着制造业部门就业流出人数呈现显著上升态势,虽然其他职业类型开始新工作相对结束已有工作的比例也在持续下降,但是直到2014—2018年开始新工作与结束已有工作比例仍然接近于1,说明新增和失去的就业岗位总体上下降到了较为接近的水平,劳动力净流出现象并不严重。

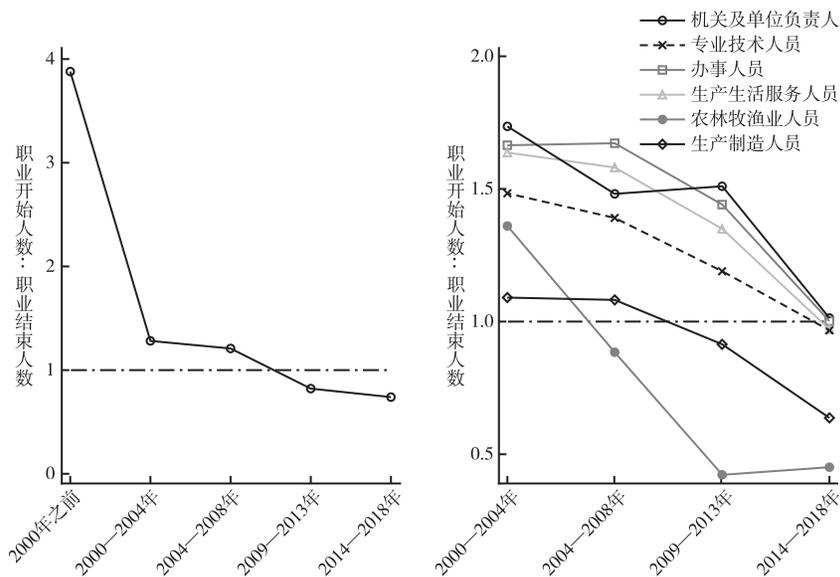


图1 中国劳动力动态调查数据库职业转换:全部和职业分类

图2显示教育水平的高低与职业转换之间存在显著的相关性,本科及以上学历人群相对于其他群体的就业优势十分明显,开始新工作的人数相对于结束已有工作人数的比值要显著高于未接受本科及以上学历的群体,虽然找到新工作的人数相对于失去工作的人数在持续下降,但是高学历群体找到工作的人数直到2014—2018年仍然高于失去工作的人数。2008年以来,中低学历群体找到新工作的人数已经低于失去工作的人数,对于受教育程度在初中及以下的群体尤为明显,并且呈现持续下降趋势。图2还显示在2000年之前女性相对于男性并没有体现出明显的就业劣势,在2000年之后女性相对男性的就业劣势十分明显,女性找到新工作相对失去工作的人数比例显著低于男性,2008年以来这种劣势有所缩小,但女性在劳动力市场的就业劣势仍然较为明显。

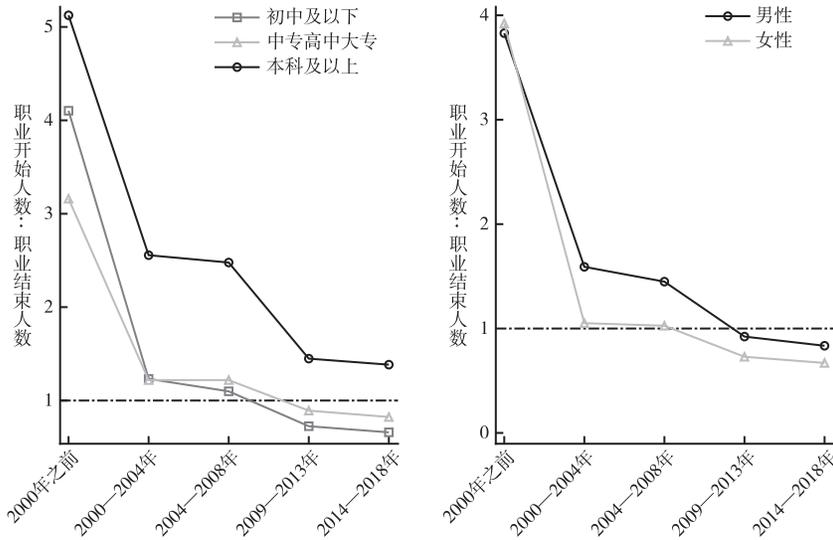


图2 中国劳动力动态调查数据库职业转换:教育和性别分类

图3给出了北大数字普惠金融指数(地区数字化水平)与非机器类型数字技术应用Bartik工具变量在中国296个地级市层面变动的相关关系。图3中散点图显示在地级市层面中国数字化指数长期变化与基于6个欧盟国家构建的多种数字技术Bartik工具变量之间存在较强的正相关性,尤其是与电子商务发展之间(网页订单、网络订单)存在很强的正相关性,这也表明6个欧盟国家企业数字技术应用水平能够较好地预测中国地区数字化的变化趋势。图4显示,基于欧盟6个国家构建的机器人与中国机器人渗透率在地级市层面长期变化具有高度相关性,机器人Bartik工具变量同样能够很好地预测中国工业机器人渗透率(自动化技术)的发展变化趋势。地级市层面其他控制变量均来自1985—2021年《中国城市统计年鉴》,构建Bartik工具变量的数字技术相关数据来自OECD-ICT统计数据库,欧盟国家基期就业统计数据来自EU_KLEM数据库。

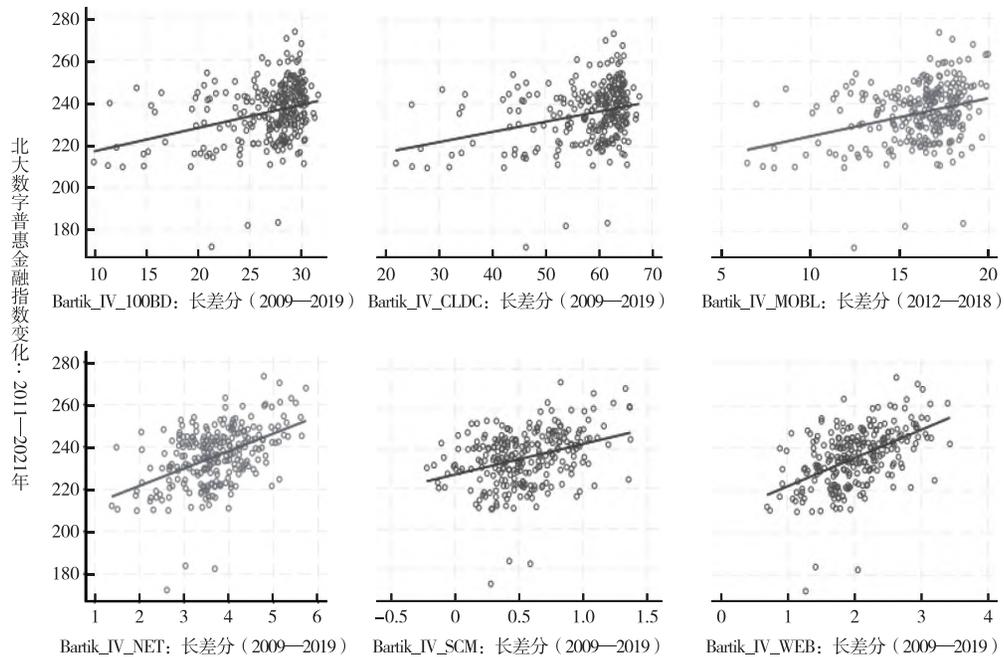


图3 北大数字金融指数变动与数字技术应用Bartik工具变量:地级市层面

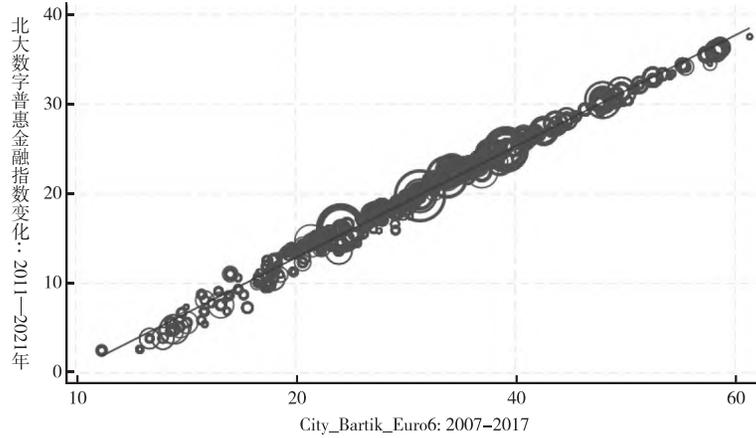


图4 中国机器人渗透率与机器人Bartik工具变量:地级市层面

四、经验回归结果分析与解释

本文的经验分析按照如下的逻辑思路展开,首先基于数字技术应用的 Bartik 变量作为地区数字化程度的工具变量,总体考察地区数字化水平提升对就业增长的影响,其次分别考察了不同形态数字技术应用对就业增长的意向性处理效应,以便全面认识数字技术扩散带来的就业增长总效应和差异性。经验层面的分析共分为三个层次,首先,基于2010—2016年企业抽样调查数据加总后进行相关验证;其次,基于2000—2019年地级市层面更长时间维度宏观面板数据进行稳健性分析;最后,基于2014—2018年中国劳动力动态调查(CLDS)微观数据做进一步分析和稳健性检验。

(一)地区数字化水平扩展对就业增长的影响分析

表1给出了数字化水平变化对城市层面企业就业增长率以及在位企业就业增长率影响回归结果。北大地级市层面数字普惠金融指数相对于中国地区就业增长是一个高度内生变量,这里采用6个欧盟国家构建的数字技术 Bartik 变量作为工具变量进行因果识别。一方面,欧盟国家企业数字技术应用变化与中国数字化水平的变化具有高度的相关性,这一点在图2中已经得到清晰的展示;另一方面,全球范围的数字技术快速扩散相对于一个国家经济发展水平可以作为一种外部性的技术冲击,欧盟国家数字技术应用主要是通过直接影响中国地区数字化扩展程度对中国劳动力市场产生影响,很难通过其他渠道对中国就业市场产生间接的影响,更容易满足工具变量的排他性假设。同时,为了检验多个工具变量的有效性和外生性,这里2SLS估计也给出了弱工具变量F值检验以及工具变量 Hansen 过度识别检验。

表1 地区数字化水平扩展与就业增长工具变量两阶段估计2SLS:长差分估计

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	全部企业	在位企业				
被解释变量	ΔEMP	ΔJC	ΔJD	ΔN	ΔREA	ΔNEA
$\Delta DFI_{c, 2010-2016}$	0.603** (0.244)	0.774** (0.320)	0.650* (0.375)	0.286 (0.290)	0.692** (0.315)	0.728** (0.345)
第一阶段估计_First Stage						
一阶段估计系数	0.876					
Weak ID. Kp.F 值	14.07	13.97	14.07	13.97	14.07	13.97
Hensen J Over ID.	1.506	1.497	2.055	10.01	0.033	3.264
p 值	(0.471)	(0.473)	(0.358)	(0.006)	(0.984)	(0.195)
基期控制变量	是	是	是	是	是	是
城市产业份额	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是

续表1

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	全部企业	在位企业				
被解释变量	ΔEMP	ΔJC	ΔJD	ΔJN	ΔREA	ΔNEA
观测值	777	775	777	775	777	775
城市数量	259	259	259	259	259	259
R^2	0.425	0.433	0.116	0.291	0.241	0.288

注:括号内数值为聚类到城市层面的标准误,***表示 $p<0.01$;**表示 $p<0.05$;*表示 $p<0.1$ 。这里的工具变量采用了6个欧盟国家企业的网页订单、移动互联网以及云计算普及率构建的Bartik工具变量。下表同。

表1列(1)估计了地区数字化水平对总体就业增长率的影响,回归结果在5%的水平上显著为正值,表明地区数字化水平扩展会显著提升就业增长率,回归系数大小表明地区数字化指数增长1%,地区就业增长率会提升大约0.6个百分点。表1列(2)至列(6)分别估计了数字化水平扩展对在位企业就业增长的影响作用,列(2)和列(3)估计结果显示,地区数字化水平扩展既会提升就业创造增长率,也会提升就业损失增长率,估计系数至少在10%水平上显著,符合地区数字化程度提升在替代就业的同时也会创造出新就业岗位的理论分析,估计系数大小显示数字化指数增长1%,就业创造增长率会上升大约0.77个百分点,就业损失增长率会上升大约0.65个百分点,这也意味着地区数字化水平提升对在位企业就业净增长率影响并不大。列(4)的被解释变量是在位企业的就业净增长率,估计系数为不显著的正值。表1列(2)和列(3)估计结果同样也意味着地区数字化水平提升会显著促进劳动力在地区层面的总体流动和重新配置,尤其是在地区内部的劳动力重新配置(就业净增长不显著)。表1列(5)和列(6)的结果也进一步印证了上述结论,数字化指标回归系数都至少在5%水平上显著为正值,回归系数大小显示,地区数字化指数上升1%,会导致在位企业在地区层面劳动力重新配置增长率上升大约0.69个百分点,会导致在地区内部的劳动力重新配置增长率上升大约0.73个百分点,数字化水平提升显著促进了劳动力在地区层面的重新配置和总体流动。

表1的回归结果表明,地区数字化水平提升对总体就业增长率产生了显著促进作用,但是对在位企业加总后的就业增长率作用并不显著。按照本文第二节对就业增长率的分解公式,总体就业变动主要分为企业进入退出(包括样本调整)带来的就业变动以及在位企业的就业变动,因此,表1的回归结果也意味着数字化水平提升对就业增长的促进作用可能主要来源于对企业进入和退出的影响所导致的。为了进一步检验数字化水平提升对就业增长的机制和渠道,根据第二节对就业增长的分解公式,在表2中分别考察了地区数字化水平提升对企业总体进入和总体退出引发的就业增长、数字化水平提升对持续存在企业就业规模变动导致的就业增长,以及数字化水平提升对企业实际进入和实际退出的影响。表2列(1)考察了地区数字化扩展对企业进入和退出导致就业变动的影响作用,回归系数在1%水平上显著为正值,地区数字化水平指标每增长1%,由于企业进入和退出引起的就业增长率会上升0.66个百分点。表2列(2)考察了数字化水平扩展对持续存在企业就业规模变动导致就业增长的影响,回归系数在5%水平上显著为负值,表明地区数字化水平提升总体上降低了持续存在企业的就业增长率,由于持续存在企业占全部样本和就业比重比仅为0.6%,对就业增长率的影响几乎可以忽略不计。表2列(1)回归系数大小非常接近表1列(1)的回归系数,说明地区数字化水平提升对就业增长的影响可能主要来自于对企业进入和退出的影响。

需要特别说明的是,表2列(1)企业进入和退出导致的就业变动包括了企业实际进入和实际退出,以及由于每年抽样的样本调整带来的进入和退出(实际并没有从市场中退出)。因此,在表2中列(3)至列(5)中进一步考察了数字化水平提升对企业实际进入和实际退出数量增长率的影响作用。表2列(3)估计结果显示地区数字化水平提升显著促进了新进入企业的增长率,回归系数表明数字化指数增长1%,地级市层面新进入企业数量增长率会上升大约0.7个百分点,但是列(4)回归结果系数不显著,意味着数字化水平提升对企业退出增长率没有显著影响;列(5)考察了数字化水平提升

对企业实际进入和实际退出综合影响,回归系数仍然在5%水平上显著为正值,并且回归系数与列(3)回归系数非常接近,这也进一步表明地区数字化水平提升主要是通过促进新企业进入显著带动了就业增长率的上升,这一结论与Hjort & Poulsen(2019)发现高速互联网对非洲国家就业增长的带动主要是通过促进新企业进入的结论高度一致。同时表1和表2对弱工具变量和工具变量的过度识别检验显示,Kp.F值均大于10,过识别检验的概率值绝大多数都超过了0.1,这意味着上述两阶段工具变量回归中采用的工具变量具有良好的有效性。为了进一步考察地区数字化水平扩展对制造业、服务业和其他行业三大部门的不同影响,本文设定了三大行业的虚拟变量,通过数字化指标与行业虚拟变量的交叉项来考察地区数字化水平扩展对不同行业就业影响的异质性。^①

表2 地区数字化水平扩展与就业增长机制检验:两阶段估计(2SLS)

被解释变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	样本调整	跨期调整	新企业进入	企业退出	企业进入退出
	$\Delta ADJE$	ΔINC	$\Delta Entry$	$\Delta Exit$	$\Delta EnEx$
$\Delta DIF_{c,2010-2016}$	0.659*** (0.250)	-0.629** (0.246)	0.695** (0.324)	0.207 (0.223)	0.692** (0.282)
第一阶段估计 First Stage					
一阶段估计系数	0.878	0.949	0.854	0.878	0.889
Weak ID. Kp. F值	14.07	15.49	13.64	14.07	12.84
Hansen J Over ID.	0.863	4.589	4.824	2.663	1.320
p值	(0.650)	(0.101)	(0.090)	(0.264)	(0.517)
基期控制变量	是	是	是	是	是
城市产业份额	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是
观测值	834	631	590	834	665
城市数量	278	269	259	278	274
R ²	0.521	0.150	0.345	0.734	0.276

(二)数字技术应用对就业增长的影响

上述经验结果分别采用了多种数字技术的Bartik变量作为工具变量考察了地区数字化水平提升对就业增长的影响。一方面,工具变量的部分估计结果存在弱工具变量问题(表2的Kp.F值仅略大于10);另一方面,上述回归结果也没有揭示不同类型数字技术应用对就业增长率影响的差异性。本文采用的数字技术应用指标本身就是Bartik工具变量,可以直接采用数字技术Bartik工具变量作为核心解释变量,进行简约式估计(reduced form)直接考察数字技术应用对就业增长的影响,即意向性(ITT, intention to treat)处理效应。

表3给出了六种非机器类型数字技术应用对就业增长影响的ITT估计结果。分别包括数字基础设施,超过100兆宽带网络以及移动网络在城市层面的普及率($\Delta 100BD, \Delta MOBL$);电子商务普及率,城市中采用网络销售和网络订购企业的普及率($\Delta WEB, \Delta NET$);新型数字技术应用,城市中采用云计算和供应链管理系统企业的普及率($\Delta CLDC, \Delta SCM$)。表3列(1)的估计结果显示,在六种数字技术中,电子商务普及对总体就业增长带动作用最大,其中,网络销售和网络订购普及率至少在5%水平上显著为正值;表3列(2)显示除了电子商务发展会带动企业进入和退出显著促进就业增长之外,供应链管理的普及也会对就业增长产生显著的带动作用,估计系数在1%水平上显著为正值;表3列(3)至列(6)考察了数字技术应用对当年在位企业就业的影响,估计结果显示,移动网络、电子商务和平台经济发展显著推动了就业创造率和劳动力重新配置效应的提升,但是对就业损失率和就业净增长率的影响不显著,尤其是显著促进了劳动力在地区内部重新配置效应显著提升,相关估计

^①见《经济动态》官方网站本文链接附录。

系数都在5%水平上显著为正值。上述估计结果也与前面关于地区数字化水平扩展对就业增长影响的结论完全一致,数字技术应用主要是通过影响企业进入退出方式对就业增长产生了显著带动作用,数字技术应用不仅显著提升了总体就业增长率,也显著带动了劳动力在地区层面的重新配置和流动。

为了进一步检验不同数字技术对制造业、服务业和其他行业就业增长和重新配置影响的异质性,同样采用数字技术应用与行业虚拟变量的交叉项变量进行了检验。数字技术应用与行业虚拟变量交叉项的回归结果显示,电子商务、企业供应链管理分别与制造业虚拟变量交叉项的估计系数为显著负值,而与其他行业虚拟变量交叉项回归系数为显著正值,而数字技术应用与服务业虚拟变量的估计系数均不显著,表明数字技术应用对制造业就业增长率的拉动作用较小,对其他行业的就业增长率的拉动作用更大,显然这与前面的回归结果一致,进一步表明数字技术应用更倾向于对企业平均规模更大行业的就业增长率产生带动作用,导致劳动力向规模更大的企业集中和集聚。^①

表3 非机器类数字技术应用与就业增长:简约式估计(Reduced Form_ITT)

被解释变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	ΔEMP	$\Delta ADJE$	ΔJC	ΔJD	ΔNET	ΔREA	ΔNEA
$\Delta 100BD$	0.020 (0.031)	-0.048 (0.043)	0.026 (0.041)	0.050 (0.048)	-0.013 (0.038)	0.031 (0.039)	0.061 (0.043)
$\Delta MOBL$	0.020 (0.017)	0.006 (0.014)	0.030** (0.013)	0.035 (0.024)	0.007 (0.016)	0.030* (0.018)	0.041** (0.017)
ΔWEB	0.478*** (0.168)	0.536*** (0.180)	0.547** (0.222)	0.410 (0.288)	0.237 (0.226)	0.454* (0.240)	0.526** (0.244)
ΔNET	0.465** (0.206)	0.456** (0.206)	0.462** (0.202)	0.450 -0.319	0.175 (0.219)	0.426* (0.254)	0.577** (0.238)
$\Delta CLDC$	0.013 (0.022)	-0.010 (0.019)	0.018 (0.023)	0.025 (0.032)	0.025 (0.032)	0.018 (0.025)	0.037 (0.026)
ΔSCM	0.533 (0.347)	1.022*** (0.381)	0.680 (0.431)	0.982 (0.639)	-0.045 (0.575)	0.856* (0.476)	0.816 (0.508)
基期控制变量	是	是	是	是	是	是	是
城市产业份额	是	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是	是
观测值	780	780	778	780	778	780	778
城市数量	260	260	260	260	260	260	260
调整的R ²	0.204	0.239	0.149	0.144	0.069	0.125	0.238

上述估计数字技术应用对就业市场影响,主要侧重分析了非机器类型数字技术应用对就业增长和劳动力在地区层面重新配置的影响。由于非机器类数字技术具有通用性质,与机器人为代表的自动化技术应用对就业市场的影响和方式可能存在本质性差别,为了区别和检验通用性质的数字技术与任务模式的自动化技术对就业增长的不同影响,表4中同时加入了通用性质的数字技术和以工业机器人为代表的机器类自动化技术的 Bartik 工具变量,简约式估计结果显示,在控制了不同的非机器人类型数字科技 Bartik 工具变量之后,工业机器人 Bartik 工具变量所有估计参数在5%水平上显著为负值,并且估计的系数变化很小,结论十分稳健,表明自动化技术应用对就业增长产生了显著的替代作用,这也与很多国内外相关研究结论高度一致(Faber et al., 2022; 王永钦、董雯, 2020);与工业机器人估计结果截然不同的是,控制了工业机器人应用指标之后,所有非机器类数字技术应用的 Bartik 工具变量估计系数都为正值,且以电子商务为代表的数字技术应用和普及

^①见《经济学动态》官方网站本文链接附录。

(WEB, NET)对就业增长的带动作用最大也最为显著,所有的估计系数都在1%水平上显著为正值,进一步表明电子商务对就业增长产生了十分显著的带动作用,这与前面的经验结论仍然是一致的。表4的回归结果也再一次表明机器类型自动化技术与非机器类数字技术确实会对就业市场产生截然不同的影响,自动化技术进步具有典型的任务替代特征,更容易对就业产生直接替代效应,而通用类型数字技术应用更可能促进总体要素生产效率提高,产生显著的就业补偿和创造效应,带动就业的显著增长。

表4 非机器类和机器类数字技术应用对就业增长的影响(被解释变量: $\Delta \ln(EMP)$)简约式估计(Reduced Form ITT)

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
$\Delta 100BD$	0.069 (0.071)					
$\Delta CLDC$		0.044 (0.045)				
$\Delta MOBL$			0.044 (0.030)			
ΔWEB				0.516*** (0.179)		
ΔNET					0.656*** (0.252)	
ΔSCM						0.508 (0.348)
$\Delta ROBOTS$	-0.347** (0.150)	-0.347** (0.152)	-0.345** (0.151)	-0.316** (0.138)	-0.382** (0.151)	-0.308** (0.140)
基期控制变量	是	是	是	是	是	是
城市产业份额	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	735	735	735	735	735	735
城市数量	245	245	245	245	245	245
调整的R ²	0.211	0.211	0.211	0.211	0.211	0.211

(三)地级市宏观数据的安慰剂和稳健性检验

上述基于中国企业调查数据加总到城市层面的回归结果存在两个方面潜在问题:首先,由于每年税收调查企业抽样的样本变动较大,尽管抽样调查的企业数量较大,在城市层面加总后仍然可能不能有效地反映地区就业市场整体状况,即存在较为严重的样本选择问题;其次,税收调查企业的样本区间为2010—2016年,由于数字技术发展较快,数字技术应用对就业增长的影响可能存在滞后效应,需要采用时间跨度更长,样本更新的数据检验数字技术应用对就业增长的促进作用是否稳健可靠。考虑到上述问题,本文采用了2000—2019年地级市层面就业数据进一步对上述经验结论进行安慰剂和稳健性检验。^①

附录中表E上半部分(Panel A)是安慰剂检验,这里将被解释变量更换为2000—2009年地区的就业增长率,而核心解释变量数字技术的变化率为2009—2019年,这对应于标准DID回归中采用的事前平行趋势检验,只不过这里采用了长差分形式的连续型DID事前趋势检验,结果显示所有数字技术应用Bartik工具变量的回归系数都不显著,回归系数绝对值也很小,表明在地级市层面数字技术应用并没有对事前就业增长率产生任何影响,满足事前平行变化趋势。表E下半部分(Panel B)是稳健性检验,这里被解释变量是2009—2019年地级市层面就业增长率,对应核心解释变量也是2009—2019年数字技术应用变化率,为了控制事前因素对就业增长率影响,在稳健性检验部分还加

^①笔者同样查询了2021—2023年的《中国城市统计年鉴》,发现个地级市层面的总体就业和分行业就业数据在2020—2022年均未公布。考虑到疫情的影响,将样本更新到2019年也更适合识别数字经济对就业增长率的影响。

入了地级市层面在2000—2009年就业增长率、人口增长率、工资增长率以及固定资产投资增长率等事前趋势性变量,回归结果显示,所有数字技术应用Bartik工具变量都在5%水平上显著为正值,非机器类型数字技术应用对就业增长都产生了显著带动作用。不仅如此,Panel B回归系数也远高于Panel A对应回归系数,表明了这一经验结论具有很好的稳健性,从数字技术应用估计系数的大小可以发现,电子商务和企业供应链管理数字技术应用对总体就业增长率促进作用更大,这也与前面基于企业层面加总后的回归结果具有很高的一致性,回归结果也意味着数字技术应用对就业增长影响具有滞后性,从更长期样本的回归结果来看,所有的非机器类数字技术普及和应用会创造更多新的就业岗位,从而带动就业增长率的提升。^①

(四)基于微观个体调查(CLDS)数据的验证

由于技术进步对就业增长和劳动力流动影响在很大程度上取决于微观个体的技能、年龄、性别和职业等特征,为了进一步考察前面经验结论的稳健性以及考察数字技术应用对不同特征劳动力个体就业转换的异质性,本文采用了2014—2018年中国劳动力动态调查(CLDS)数据库整理了158个地级市大约6万条微观个体的就业转换经历,从微观个体就业转换角度进一步考察地区数字化和数字技术应用对个体就业的影响。^②

表5考察了地区数字化水平扩展对微观个体工作转换概率的影响,包括地区数字化水平扩展在2014—2018年对微观个体开始新工作(*jobst*)、结束已有工作(*jobed*)、工作岗位总体变动(*jobre*)概率的影响。列(1)至列(3)采用OLS方法直接进行回归,结果显示数字化指标变动所有的估计系数都为正值,并且会显著促进个体开始新的工作,也会显著促进个体工作岗位总体的转换概率提升,相关回归系数至少都在10%水平上显著为正值,但是对个体结束已有工作概率的影响并不显著。在表5列(4)至列(6)进一步采用数字技术应用Bartik变量作为工具变量进行了2SLS回归,回归结果仍然显示,地区数字化水平提升会显著促进个体开始新工作的概率,也会显著促进个体工作转换概率的提升,相关回归系数均在1%水平上显著为正值。回归系数显示,地区数字化水平上升1%,会导致个体开始新工作的概率增加6.3%,总体工作转换概率增加6.2%,数字化水平扩张对个体结束已有工作的概率影响不显著。表5基于微观个体的回归结果与表1基于企业层面验证结论具有较高的一致性,都表明地区数字化水平提升更容易带动新就业岗位增长,促进个体开始新的工作,也会促进个体工作转换或者劳动力在地区层面的重新配置。

尽管表5的回归结果显示工具变量过度识别检验结果较好,但是仍然可能存在潜在的弱工具变量问题(Kp.F值仅略微大于10)。为了进一步检验上述经验结论的稳健性,同样可以直接采用数字技术应用Bartik工具变量直接对职业转换的结果进行简约式回归(ITT),这样更有利于考察不同类型数字技术应用对就业转换影响的差异性。利用数字技术应用对样本区间外的个体工作转换进行安慰剂检验,进一步验证结论可靠性。

表5 地区数字化水平扩展与职业转换:基于CLDS的验证

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	OLS			2SLS		
	<i>jobst</i>	<i>jobed</i>	<i>jobre</i>	<i>jobst</i>	<i>jobed</i>	<i>jobre</i>
$\Delta DFI_{c,2014-2018}$	0.009*	0.003	0.012**	0.063***	0.009	0.062***
	(0.005)	(0.003)	(0.005)	(0.012)	(0.009)	(0.013)
第一阶段估计 First Stage						
一阶段估计系数					-0.530	
Weak ID. F值					11.57	

①表9详细的估计结果请查看《经济学动态》官方网站本文链接附录。

②这里没有采用2012年CLDS数据原因在于:2012年调查数据中没有职业转换经历统计,只有工作经历统计,为了确保统计指标的一致性,最终采用了2014—2018年微观个体调查数据进行了经验分析。

续表 5

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	OLS			2SLS		
	<i>jobst</i>	<i>jobed</i>	<i>jobre</i>	<i>jobst</i>	<i>jobed</i>	<i>jobre</i>
Hansen J Over ID.				3.125	3.880	0.936
概率值				0.210	0.144	0.626
基期控制变量	是	是	是	是	是	是
城市产业份额	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	57461	57461	57461	57461	57461	57461
城市数量	158	158	158	158	158	158
R ²	0.101	0.186	0.155	0.173	0.289	0.316

附录中表 F 列(1)至列(3)分别给出了 6 种不同新型数字技术应用对个体开始新工作、结束已有工作及工作总体转换概率的影响,回归结果显示,大多数的数字技术应用会增加个体开始新工作的概率,同时也会显著增加个体结束已有工作的概率,数字技术应用显著提升了微观个体工作转换概率。表 F 列(3)的回归系数都至少在 5% 水平上显著为正值,这也与前面基于企业层面的回归结果具有高度的一致性。^①

从表 F 中不同类型数字技术应用的回归结果来看,电子商务(NET)对个体开始新工作的概率提升作用最大,而企业供应链管理技术(SCM)的应用对个体结束已有工作的概率提升作用最大,估计系数大小都显示,各种数字技术的应用对个体开始新工作概率的影响都高于对个体结束已有工作的概率的影响。显然,上述的经验结论与采用企业层面的数据研究发现数字技术应用通过电子商务对就业的带动作用更大更显著,对就业创造的影响高于就业损失的影响的结论也高度一致。为了检验上述经验结果稳健性,表 F 用样本期内的数字技术变动率对样本期之外(out of sample)的个体工作转换概率进行了安慰剂检验,表 F 列(4)至列(7)分别检验了 2013—2017 年数字技术普及率变动对 2000—2012 年以及 2000 年之前的个体工作转换概率的影响,所有数字技术应用 Bartik 工具变量的回归系数都不显著,回归系数大小总体上也显著低于样本期内(in sample, 2014—2018)个体工作转换对应的回归系数,进一步表明结论具有很强的稳健性。回归结果意味着,无论从微观个体的就业转换还是宏观层面的劳动力重新配置角度分析,数字技术的应用都起到了显著的推动作用。

(五)数字技术应用与个体就业转换的异质性分析

为了揭示数字技术应用对个体工作转换概率影响的异质性,通过设定微观个体特征虚拟变量,通过数字技术应用与个体特征虚拟变量交叉项来考察数字技术应用对微观个体工作转换概率影响的差异性。附录中表 G 检验了数字技术应用对不同职业类型微观个体工作转换的影响。^②估计结果表明:第一,数字技术应用会导致党政机关与企事业单位负责人开始新工作的概率相对于其他职业更低。第二,数字技术应用会导致专业技术人员相对于其他职业更可能重新开始新工作,促进专业技术人员的工作转换,这一结果也符合新型数字技术应用更容易在专业技术领域创造更多就业岗位和机会,更容易引致专业技术人员转换工作的直觉。第三,数字技术应用显著降低了生产制造人员开始新工作的概率。第四,数字技术应用显著降低了生产制造人员相对于其他职业失去已有工作的概率。数字技术应用不仅降低了生产制造人员开始新工作的概率,同样也降低了生产制造人员结束已有工作的概率,这意味着数字技术应用显著降低了生产制造人员工作转换概率和流动性,这一经验结果与前面基于企业数据研究发现数字技术应用对制造业就业增长带动作用显著低于服务业

^①见《经济动态》官方网站本文链接附录。

^②异质性检验的回归结果见《经济动态》官方网站本文链接附录。

和其他行业的结论本质上也是一致的。

附录中表H上半部分(Panel A)考察了数字技术应用对不同年龄阶段群体开始新工作影响的差异性,结果显示,数字技术应用显著降低了中间年龄群体相对于其他群体更换新工作的概率,数字技术应用导致中间年龄群体相对于其他群体更愿意维持现有职业的稳定性。表H下半部分(Panel B)考察了数字技术应用对不同年龄群体结束已有工作概率的影响,回归结果表明数字技术应用显著降低了中青年群体相对于其他群体的失业概率。显然,表H估计结果表明数字技术应用一方面降低了中间年龄群体重新开始工作的相对概率,另一方面也降低了中间年龄群体失去已有工作的相对概率,数字技术应用并没有导致中间年龄群体工作转换概率相对提升,反而显著增强了中间年龄群体从事职业的相对稳定性。

已有的一些经验研究专门探讨了数字技术应用与不同性别群体就业之间的关系,但并未得出一致性结论;一方面,女性由于社会固有的认知和习俗等因素导致女性从事科学、技术、工程、数学领域的就业人数远远低于男性(STEM bias in gender),技术进步会对男性创造更多就业机会,男性相比女性更容易接受和使用新技术,数字技术进步同样不例外;另一方面,数字技术的普及和应用会同样会显著扩展女性就业机会,尤其是数字经济会显著改变就业的形态和方式,为女性就业创造更为公平的就业机会(Dettling, 2013)。附录中表I上半部分(Panel A)考察了数字技术应用对个体开始新工作与个体性别之间的关系,回归结果显示,数字技术应用会导致男性相对于女性开始新工作的概率相对上升,但从回归系数大小和显著性来看,男性和女性这种差距总体上很小且并不十分显著;表I下半部分(Panel B)考察了数字技术应用对个体结束已有工作概率与性别之间的关系,所有交叉项的回归参数都不显著,这意味着数字技术应用对不同性别群体失去工作概率的影响不存在显著差别。数字技术应用会同时提高女性和男性就业机会和工作转换概率,这意味着数字技术在中国的应用和普及具备共享性和普惠性特征,对就业市场影响呈现性别中性特征。

同样地,很多基于发达国家的研究发现数字技术应用具有技能偏向型特征,更有利于高技能劳动力的就业(Akerman et al., 2015; Balsmeier & Woerter, 2019),而不利于低技能劳动力就业;但是Hjort & Poulsen(2019)针对非洲国家的研究发现,数字技术应用不仅有效地促进了高技能劳动力就业,同样也促进了低技能劳动力的就业。为了进一步检验数字技术对不同技能劳动力工作转换影响的差异性,同样按照受教育程度设定了高、中、低三个虚拟变量,利用数字技术应用指标与受教育程度的交叉项变量,检验了数字技术应用对不同技能劳动力工作转换概率影响的差异性。附录中表J估计结果显示,数字技术发展对所有技能劳动力的工作转换概率并没有呈现出显著差异性,数字技术应用对中国劳动力个体就业影响呈现出技能中性特征,并没有发现显著的技能偏向型特征,数字技术应用同时提升了所有技能水平劳动力的就业转换概率,带动了所有技能水平劳动力在地区层面的重新配置和流动。

五、结论与启示

研究结论表明,地区数字化水平提升和数字技术的普及显著推动了就业增长率提升;地区数字化水平提升和数字技术应用会同时带动就业创造和就业损失率提升,显著促进劳动力在地区层面的重新配置;总体来看,地区数字化程度提高对就业创造增长率的提升作用大与对于就业损失增长率的提升,对就业增长的带动作用主要是通过提升就业的扩展边际产生(新企业进入的),对在位企业就业净增长带动作用有限,基于数字技术的电子商务应用和企业供应链管理系统应用对就业增长和重新配置的提升作用更大,数字技术应用对制造业就业增长带动作用较小,对企业平均就业规模较大的其他行业就业增长带动作用更大,数字技术应用显著提升了个体开始新工作和结束已有工作的概率,显著促进了个体的工作转换概率,对专业技术人员的工作转换概率影响较大,对生产制造人员和中间年龄群体工作转换概率影响相对较小;数字技术应用对个体工作转换的影响具有技能和性别中性特征。

本文经验结论具有以下政策启示。第一,强化顶层设计,优化营商环境,全力激发数字经济提升就业增长的新动能。本研究发现,数字化水平提升对就业的促进作用主要通过促进新企业进入的渠道实现。这揭示了数字经济的活力源泉在于其能够显著降低创业门槛、催生新业态新模式。因此,政策制定应聚焦于为数字领域的创业创新活动提供良好环境。首先,应持续深化“放管服”改革,特别是在数字经济领域,全面推行负面清单管理制度,简化企业注册、税务、许可等流程,为数字初创企业提供“一站式”服务,降低制度性交易成本。其次,构建多层次、广覆盖的投融资支持体系。最后,加强数字基础设施的普惠化建设。确保偏远地区和弱势群体也能平等、低成本地接入数字世界,共享创业机会。

第二,深化产业融合,聚焦关键应用场景,着力拓宽高质量就业新渠道。研究表明,电子商务和企业供应链管理系统等具体应用对就业的拉动效应最为显著。因此,政策应从“普适性推广”转向“精准化赋能”。一方面,大力推动“数实融合”,特别是引导和支持传统制造业、服务业企业进行全方位、全链条的数字化转型。比如设立专项补贴资金,鼓励中小企业采购和应用ERP、SCM等成熟的数字化管理系统,提升运营效率和市场竞争力。另一方面,要积极培育和壮大平台经济。支持电商平台、本地生活服务平台、工业互联网平台等规范健康发展,发挥其在匹配供需、整合资源、创造灵活就业岗位方面的核心作用。

第三,坚持分类施策,构建人机协同发展的和谐新格局。本研究明确区分了非机器类(通用型)数字技术与机器类(任务替代型)自动化技术对就业的迥异影响:前者促进就业,后者则产生替代效应。这警示我们,对于不同性质的技术进步不能“一刀切”,必须采取差异化的应对策略。对于以云计算、大数据、移动互联网为代表的通用型数字技术,应继续大力推广其普及应用,因为它们更多地表现为一种“赋能工具”,能够提升全要素生产率,创造就业补偿和新增效应。而对于以工业机器人应用为代表的自动化技术,政策的重心应放在“缓冲”和“转型”上。前瞻性地布局“人机协同”的新岗位开发和职业技能培育。教育和职业培训体系应与产业发展同频,减少对常规性、重复性技能的培养,增加对创造性思维、复杂问题解决、人际沟通协作以及操作、维护、管理智能设备等能力的训练,培养更多能与机器和谐共事的新型劳动者。

第四,完善配套服务体系,彰显普惠共享价值,夯实劳动者适应数字化转型的坚实基础。本研究发现,数字技术应用对不同性别和技能水平的劳动者影响并无显著差异,体现了其普惠性特征,但对不同职业和年龄群体的工作转换影响存在异质性。这要求公共政策必须更加精细化,确保数字发展的红利能被全体人民共享。首先,构建一个覆盖全民、贯穿终身的数字技能教育培训体系。面向社会劳动者,整合政府、企业、高校、社会培训机构等多方资源,提供多样化、模块化、可负担的培训课程。其次,健全适应劳动力高流动性的社会保障体系。随着数字技术促进劳动力重新配置,劳动者跨地区、跨行业、跨所有制流动将成为常态。最后,利用大数据和人工智能算法,为求职者和用人单位提供更精准的岗位画像和人岗匹配服务,缩短搜寻时间,提高市场配置效率,让数字技术真正成为促进就业增长、提升就业质量的强大新引擎。

参考文献:

- 白俊红 王砚冰,2025:《产业数字化如何影响劳动力就业》,《经济学动态》第4期。
- 戚聿东 刘翠花 丁述磊,2020:《数字经济发展、就业结构优化与就业质量提升》,《经济学动态》第11期。
- 田鸽 张勋,2022:《数字经济、非农就业与社会分工》,《管理世界》第5期。
- 王春超 聂雅丰,2023:《数字经济对就业影响研究进展》,《经济学动态》第4期。
- 王永钦 董雯,2020:《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》第10期。
- 王军 朱彤 郭俏好,2025:《数字经济、搜寻摩擦与非农就业》,《经济学动态》第8期。
- 尹志超 仇化,2024:《“数智”还是“数滞”:数字化转型与非农就业》,《经济学动态》第2期。
- Adao, R. et al. (2019), “Shift-share designs: Theory and inference”, *Quarterly Journal of Economics*, 134(4): 1949–2010.
- Agrawal, A. et al. (2019), “Artificial intelligence: The ambiguous labor market impact of automating prediction”, *Jour-*

- nal of Economic Perspectives*, 33(2): 31—50.
- Akerman, A. et al. (2015), “The skill complementarity of broadband and internet”, *Quarterly Journal of Economics*, 1781—1824.
- Autor, D. et al. (2003), “The skill content of recent technological change: An empirical exploration”, *Quarterly Journal of Economics*, 118(4): 1279—1333.
- Autor, D. & A. Salomons (2018), “Is automation labor-displacing? Productivity growth, employment, and the labor share”, NBER Working Paper, No.24871.
- Autor, D. et al. (2024), “New frontiers: The origins and content of new work, 1940 - 2018”, *Quarterly Journal of Economics*, 139(3): 1399—1465.
- Balsmeier, B. & M. Woerter (2019), “Is this time different? How digitalization influences job creation and destruction”, *Research Policy*, 48:103765.
- Bessen, J. (2020), “Industry concentration and information technology”, *Journal of Law and Economics*, 63:531—55.
- Borusyak, K. et al. (2022), “Quasi-experimental shift-share research design”, *Review of Economic Studies*, 89(1): 181—213.
- Brynjolfsson, E. (1993), “The productivity paradox of information technology”, *Communications of the ACM*, 36(12): 66—77.
- Brynjolfsson, E. et al. (2023), “The digital welfare of nations: New measures of welfare gains and inequality”, NBER Working Paper, No.31670.
- Brynjolfsson, E. et al. (2023), “Information technology, firm size and industrial concentration”, NBER Working Paper, No.31065.
- Dauth, W. et al. (2021), “The adjustment of labor markets to robots”, *Journal of the European Economic Association*, 19(6):3104—3153.
- Davis, S.J. & J. Haltiwanger (1992), “Gross job creation, gross job destruction, and employment reallocation”, *Quarterly Journal of Economics*, 107(3):819—863.
- De Chaisemartin, C. & X.D’Haultfeuille (2020), “Two-way fixed effects estimators with heterogenous treatment effects”, *American Economic Review*, 110(9): 2964—2996.
- Dettling, L.J. (2017), “Broadband in the labor market: The impact of residential high-speed internet on married woman’s labor force participation”, *ILR Review*, 70(2): 451—482.
- De Vries, G.J. et al. (2020), “The rise of robots and the fall of routine jobs”, *Labor Economics*, 66:101885.
- Faber, M. et al. (2022), “Local shocks and internal migration: The disparate effects of robots and Chinese imports in the U.S.”, NBER Working Paper, No.30048,
- Fossen, F.M. & A. Sorgner (2022), “New digital technologies and heterogeneous employment and wage dynamics in the United States: Evidence from individual-level data”, *Technological Forecasting and Social Change*, 175:121381.
- Goldfarb, A. & C. Tucker (2019), “Digital economics”, *Journal of Economic Literature*, 57(1):3—43.
- Goos, M. et al. (2014), “Explaining job polarization: Routine-biased technological change and offshoring”, *American Economic Review*, 104(8):2509—2526.
- Gurtzgen, N. et al. (2021), “Does online search improve the match quality of new hires”, *Labor Economics*, 70: 101981.
- Hilbert, M. (2011), “Digital gender divide or technologically empowered women in developing countries? Atypical case of lies, damned lies, and statistics”, *Women’s Studies International Forum*, 34: 479—489.
- Hjort, J. & J. Poulsen (2019), “The arrival of fast internet and employment in Africa”, *American Economic Review*, 109(3):1032—1079.
- Koch, M. et al. (2021), “Robots and firms”, *Economic Journal*, 131:2253—2584.
- Kogan, L. et al. (2023), “Technology and labor displacement: Evidence from linking patents with worker-level data”, NBER Working Paper, No.31846.
- Kuhn, P. & H. Mansour (2014), “Is internet job search still ineffective?”, *Economic Journal*, 124: 1213—1233.
- Rejinders, L.S.M. & G.J.de Vries (2018), “Technology, offshoring and the rise of non-routine jobs”, *Journal of Development Economics*, 135: 412—432.

Digital Technology Application: The New Engine for Growth of Employment

MAO Risheng

(Chinese Academy of Social Sciences, Beijing, China)

Summary: In the context of China's national strategy to accelerate the development of new quality productive forces and comprehensively promote industrial digitalization, a thorough analysis of the structural impact of digital technology application on the employment market is significant for formulating precise employment policies and promoting high-quality full employment. This paper aims to identify the causal impact of regional digitalization and the diffusion of various digital technologies on both job growth and labor reallocation. A key challenge in this field is the endogeneity between regional digitalization and employment growth. To address this, this paper constructs Bartik instrumental variables for digital technology application at the city level in China, based on the technology penetration rates in six European OECD countries, thereby capturing the exogenous component of technological shocks. By combining this identification strategy with large-scale datasets, including the China Enterprise Tax Survey data from 2010 to 2016 and the China Labor-force Dynamics Survey (CLDS) microdata from 2014 to 2018, this paper conducts a multi-level empirical investigation.

The empirical findings are as follows. Firstly, the enhancement of regional digitalization not only significantly boosts overall employment growth but also substantially drives labor reallocation at the regional level. This positive effect on employment growth is primarily realized through the channel of promoting the entry of new firms, which constitutes the extensive margin of job creation, while its net impact on the employment of incumbent firms is limited. Secondly, there is significant heterogeneity in the employment effects of different technologies. This paper finds that non-machine-based digital technologies, particularly e-commerce and enterprise supply chain management systems, demonstrate a more pronounced and robust role in fostering employment growth. In stark contrast, machine-based automation technologies, represented by industrial robots, exhibit a significant substitution effect on employment, underscoring the necessity of distinguishing between different forms of technological advancement. This aligns with the theoretical distinction between factor-augmenting innovations like general digital technologies and task-based innovations like automation. Thirdly, the analysis of micro-level data reveals nuanced impacts on individual workers. Digital technology application more significantly promotes job transitions for professional and technical personnel, reflecting the creation of new opportunities in skilled fields. Conversely, it tends to enhance the job stability of manufacturing workers by reducing both their probability of starting a new job and ending an existing one. Additionally, this study finds that the impact on job transitions is significantly lower for middle-aged workers, suggesting an increase in job stability for this core demographic. Furthermore, this study finds that the impact of digital technology on job transitions shows no significant differences across gender and educational attainment levels, highlighting its important characteristics of digital inclusion and its skill-neutral and gender-neutral nature in the Chinese context.

This paper contributes to existing literature by differentiating the employment effects of various digital technologies and provides various empirical evidence to inform policies aimed at creating a harmonious human-machine development pattern and promoting fuller, higher-quality employment in the digital era. Policy implications of this paper are fourfold: (1) The business environment should be optimized to stimulate digital entrepreneurship, as new firm entry is the primary job creation channel. (2) We should deepen industrial integration with a focus on high-impact applications like e-commerce and supply chain management. (3) We should implement differentiated policies that encourage job-creating general technologies while managing the transition from job-substituting automation through targeted training and social safety nets. (4) It is necessary to improve support systems like lifelong digital skills education and portable social security to ensure that the inclusive benefits of digitalization are shared by all.

Keywords: New Quality Productive Forces; Employment Growth; Job Reallocation; Digital Technology Application; Digital Inclusion

JEL Classification: G23; O33; J21

(责任编辑:金禾)

(校对:木丰)