

数字创新合作与高质量充分就业

——基于上市公司联合申请专利数据的研究

史 婵 杨志红 王小林*

内容提要 高质量充分就业是民生保障和经济社会可持续发展的重要议题。在数字技术变革背景下，数字创新合作如何影响高质量充分就业有待检验。本文采用 2013 - 2022 年非金融类上市公司数据，通过构建双向固定效应模型，从企业层面考察了数字创新合作对高质量充分就业的影响。研究发现，数字创新合作显著促进了就业，这一效应在规模较小、非国有和数字化水平较低的企业中更为凸显，而是否参与产学研合作对数字创新合作与就业关系的影响不明显。机制分析表明，数字创新合作通过生产规模效应、人力资本效应和平台效应促进就业。在进一步分析中，本文发现数字创新合作具有长期的就业促进效应，并驱动技能偏向型的就业结构优化。本文研究为通过数字创新合作助力健全高质量充分就业促进机制提供了重要启示。

关键词 数字创新合作 上市公司 高质量充分就业

一 引言

就业作为最重要的民生问题之一，与经济社会发展和居民生活息息相关。当前，内部经济下行与外部环境不稳定的双重压力使稳就业成为民生保障与国家发展的重要

* 史婵，西北大学经济管理学院，电子邮箱：shi_chan@yeah.net；杨志红，西北大学经济管理学院，电子邮箱：yzh471228@163.com；王小林（通讯作者），复旦大学六次产业研究院，电子邮箱：wangxiaolin@fudan.edu.cn。本文得到上海市人民政府决策咨询研究基地专项课题（2024 - AZ - 53）的资助。

任务（刘贯春等，2021）。企业承载了绝大多数人口的劳动就业，作为稳岗扩岗的关键主体，对稳就业发挥着举足轻重的作用（邱康权、梁占永，2024）。在紧盯稳就业的同时，如何实现高质量充分就业成为改善民生的又一重要议题。2024年9月，《中共中央国务院关于实施就业优先战略促进高质量充分就业的意见》强调在关注就业机会的同时，需同时关注就业结构、就业质量等的优化改善。高质量充分就业是高质量发展的重要内容（都阳，2024），更是民生保障和民生改善的关键所在。探讨企业如何促进高质量充分就业对民生保障和经济社会的可持续发展具有重要的现实意义。

与此同时，数字经济和数字技术对就业的影响备受关注。已有文献对数字经济发展及数字技术进步的就业效应进行了丰富讨论。一方面，数字经济可以通过优化就业结构助力实现高质量就业（戚聿东等，2020），并促进女性就业（陈华帅、谢可琴，2023）。新业态、新模式的出现可能提供更加丰富的就业岗位（袁冬梅等，2023），从而削弱机器代替人工的负面影响（江小涓，2017）。技术进步可以通过提升生产力创造更多就业岗位，从而增加低技能劳动力就业机会（Bessen，2019）。即使针对就业脆弱性较高的农村就业群体，数字经济也可以通过消费互联网发展促进农村低技能劳动力流向低技能偏向的数字化非农行业，从而促进有效的社会分工（田鸽、张勋，2022）。

另一方面，数字经济有可能对中低技能劳动力就业造成不利影响（Graetz & Michaels，2018）。数字经济引发的效率变革和产业智能化扩大了中低技能劳动力和高技能劳动力的相对收入差距（柏培文、张云，2021），并加剧不同技能劳动力之间的收入不平等问题（王林辉等，2020）。数字技术进步可能产生就业替代效应（Frey & Osborne，2017），进而加剧结构性失业问题（Autor & Dorn，2013）。综合来看，尽管数字技术可能在短期内引起高技能劳动力对低技能劳动力的替代，但低技能劳动力可通过长期的人力资本积累增加就业机会和提高劳动收益（Acemoglu & Restrepo，2018）。数字技术进步对就业产生的短期负向效应可能被长期的就业创造效应所消弭，最终对就业产生正向影响（Borland & Coelli，2017）。

与本文相关的另一类文献是关于数字创新、合作创新和数字创新合作方面的研究。在熊彼特1934年对创新概念界定的基础上，部分学者从管理学角度对数字创新的概念进行了界定，认为数字创新是基于数字技术及其组合应用从而创造全新的产品、流程、组织和商业模式的过程和结果（黄勃等，2023；Yoo et al.，2010）。合作创新构成企业开展数字创新合作的理论基础。日益频繁的技术变革加剧了企业独立创新的不确定性风险。独立创新具有的高风险、高难度等特征，以及创新活动中的技术溢出和知识产权保护体系的逐渐完善驱动企业开展合作创新（白俊红、蒋伏心，2015），使企业更倾向于通过合

作创新分摊创新成本、降低潜在风险和缩短创新周期（周开国等，2017）。一方面，知识溢出和知识转移是影响合作创新成效的关键因素（汪忠、黄瑞华，2005），数字创新合作可以以几乎为零的边际成本加速知识溢出和知识转移，降低企业独立开展数字创新的成本和风险。另一方面，空间阻隔是早期合作创新的主要瓶颈（Wang & Cai, 2020），数字创新合作可以有效打破空间桎梏，以进一步提升合作创新的效率和质量。

事实上，合作在当今时代的发展趋势中愈发重要。从早期对合作经济关注的呼吁（黄少安，2000），到合作创新的日益频繁（白俊红、蒋伏心，2015；周开国等，2017；Wang & Cai, 2020），数字创新合作对国家经济社会发展、区域协调发展和创新主体发展的重要意义不言而喻。数字经济发展和数字技术进步的良性交互过程为不同创新主体开展数字创新合作创造了可能性。《数字中国发展报告（2023 年）》表明，中国已在人工智能、智能制造、数字交通和数字医疗等重点领域成立 40 余家数字技术创新联合体^①。2024 年 9 月，联合国未来峰会上通过的《未来契约》围绕“科学、技术和创新与数字合作”提出多项行动计划^②。数字创新合作在提升生产效率、拓展生产边界的基础上，引发已有产业变革和新产业产生，进而推动就业领域发生变化。企业是承载就业的关键主体，发挥企业在数字创新合作中的主体地位不仅有利于通过促进形成新质生产力助力经济高质量发展，而且对就业率和就业结构产生深远影响。

高质量充分就业更多依赖于创新这一新质生产力的持续推动（都阳，2024）。与中国如火如荼的数字创新合作实践相比，针对数字创新合作的相关研究较为不足，聚焦数字创新合作和高质量充分就业的相关研究明显匮乏。一方面，即使将研究视角泛化至合作创新，探讨其引致的就业效应的细化研究依然有限。国内文献集中于讨论合作创新对创新质量和创新绩效的影响（龙小宁等，2023；庄毓敏、储青青，2021），或合作创新模式、机制及创新系统的形成（陈伟等，2012；解学梅、左蕾蕾，2013），探讨合作创新如何影响就业的研究相对不足。另一方面，与本文较为相关的一篇文献探讨了数字创新合作对共同富裕的影响（张瀚禹、吴振磊，2024），但其基于城市层级讨论了数字创新合作引发的经济效应，从整体角度讨论了数字创新合作有利于共享发展，与本文聚焦的研究问题存在较大差别。无论是基于数字创新合作的实践发展，还是聚焦高质量充分就业的重大民生问题，对数字创新合作和高质量充分就业之间关系的研究都亟待补充。

① 参见 <https://www.szzg.gov.cn/2024/szzg/xyzx/202406/P020240630600725771219.pdf>。

② 参见 <https://docs.un.org/A/RES/79/1>。

鉴于此，本文试图探讨数字创新合作是否有利于促进企业高质量充分就业。本文采用企业作为第一申请人，与其他企业、大学、科研机构等不同创新主体联合申请的数字经济专利总量衡量数字创新合作，进而基于 2013 - 2022 年非金融类上市公司及城市数据，采用双向固定效应模型考察数字创新合作对就业的影响。与已有研究相比，本文可能的边际贡献主要包括三方面。第一，本文丰富了数字经济和数字技术的就业效应研究。大量文献探讨了数字经济发展和数字技术进步对总体就业和特定群体就业的可能影响。本文立足于新质生产力所要求的创新范式变革，从数字创新合作这一细化视角探讨其对就业的影响效应和机制，是对已有研究的有益补充。第二，本文基于企业和城市数据实证检验了企业与其他创新主体间的数字创新合作对就业的影响效应，将数字创新合作进一步细化至创新主体之间，有效丰富了数字创新合作相关研究。第三，企业是承载大量劳动力就业的关键主体，本文为国家达成稳就业目标和促进实现高质量充分就业提供了如何动员企业力量的定量依据。

二 理论分析与研究假说

数字经济最早被认为是基于信息通信技术应用的经济系统（Tapscott, 1997），后逐渐演化为广义和狭义两种内涵。广义内涵更加侧重表述数字经济的整体发展过程，狭义内涵则被概括为产业数字化和数字产业化。数字经济正在重塑国家发展格局。《数字中国发展报告（2023 年）》显示，2023 年数字经济的核心产业增加值约为 12 万亿元，占国内生产总值（GDP）的比重达到 10% 左右^①。同时，以人工智能、大数据和云计算等为主要代表的数字技术快速变革，为数字经济发展提供了强有力的技术支持。在数字经济发展、数字技术进步和创新驱动的综合背景下，数字创新合作日趋频繁。鉴于数字创新、合作创新等理论基础和本文研究问题，本文将数字创新合作定义为企业与其他创新主体之间合作开发全新数字技术、产品和商业模式的过程及其结果。

（一）数字创新合作对就业的影响效应

数字创新合作通过企业与其他创新主体（如其他企业、大学、科研机构等）之间在数字技术、产品和商业模式上的合作开发，推动企业技术进步、商业模式创新和创新网络演化，进而创造出更多就业岗位。第一，企业技术进步和岗位创造。相较于独立进行数字创新活动，数字创新合作有利于企业整合内部和外部的技术资源并加速技

^① 参见 <https://www.szzg.gov.cn/2024/szzg/xyzx/202406/P020240630600725771219.pdf>。

技术进步过程。企业与高校、科研机构等合作开发的技术成果在增强企业竞争力的同时，也创造出技术研发和维护等高技能岗位（Acemoglu & Restrepo, 2019）。数字技术创新显著提升企业全要素生产率（黄勃等，2023），以数字技术为主的技术进步通过提高生产要素的边际产出，进而提升生产力并创造更多就业岗位（Bessen, 2019）。

第二，商业模式创新和岗位创造。数字创新合作可以加速商业模式创新，新的商业模式可能催生更加丰富的就业岗位（江小涓，2017）。如平台经济作为新商业模式的代表，不仅降低低技能劳动力的市场进入门槛，还创造了更多的灵活就业机会。商业模式创新得益于创新主体之间的成本分摊、资源共享和风险共担，可以有效提升企业的市场适应能力（Teece, 2010），并通过市场开拓和需求拓展引发企业更多的用工需求。

第三，创新网络演化和岗位创造。合作创新可以有效促进不同创新主体之间的资源共享（周开国等，2017）。在数字技术支持下，数字创新合作可以进一步广泛吸引产业链内和跨产业链、供应链上下游以及大学、科研机构等不同领域的创新主体融入创新网络，促进创新网络规模扩大和网络结构优化，实现突破地理边界和行业边界的资源共享，进而通过网络效应补偿数字创新成本和加速新产品的产业化过程，创造利润从而作用于就业。在就业岗位创造的基础上，进一步通过创新网络效应和创新主体间的知识技术溢出效应提高行业的就业承载力。综上，本文提出研究假说 1：数字创新合作对就业具有促进效应。

（二）数字创新合作促进就业的机制

首先，技术创新的市场扩大效应可以促进企业产品市场规模扩张（尹志锋等，2023），与市场规模扩张相伴而来的生产规模扩张促使企业增加劳动力需求（黄先海、张胜利，2019）。数字创新合作既可能支持企业提升已有产品的生产效率，也会加速技术进步和商业模式创新，并产生新产品、新模式，进而扩大企业生产规模。概言之，数字创新合作有利于企业进一步节约生产成本、提升创新能力，从而实现生产规模扩张；生产规模扩张将会促使企业增加劳动要素投入，从而引发企业层面的就业需求增长（李逸飞等，2024；Cortes et al., 2017）。例如，国家级大数据综合试验区的设立通过规模扩张效应和产品创新效应促进就业（王智勇、杨金娇，2024）。

其次，为适应数字经济发展和数字技术进步趋势，企业会增加对高质量劳动力的需求（丛屹、闫苗苗，2022）。数字创新合作主要从两个方面对企业人力资本产生作用。第一，数字创新合作涉及数字技术、产品和商业模式的开发和创造，而这类创新具有技能偏向型特征（阿维·古德法布等，2021）。这促使企业招聘更多具有更高技能的员工，进

而优化人力资本结构，创造高质量劳动力需求。第二，在合作创新中，高学历员工占比越高，越有利于企业吸收外部知识并转化为创新产出（Ayyagari et al., 2011）。

采取合作的行为选择，将促使企业进一步提高创新吸收能力和创新专有能（Cassiman & Veugelers, 2002）。一方面，人力资本水平越高，越有利于企业将合作创新中的外部知识（如其他企业的技术溢出、科研机构的研究成果等）转化为内部知识，从而提升企业合作创新产出。另一方面，人力资本水平越高，越有利于企业在合作创新中保护内部知识并防止过度外溢（周开国等，2017）。由于数据要素具有低运输成本和低复制成本特征（Goldfarb & Tucker, 2019），关键信息的数据化使得与合作创新相比，数字创新合作的知识溢出和技术溢出成本更低、效率更高。选择数字创新合作的企业更有意愿通过提升人力资本水平，增强自身将其他创新主体的知识溢出和技术溢出转化为产出的创新吸收能力，同时增强其防止自身知识与数字技术过度外溢的创新专有能。因此，数字创新合作引发的人力资本提升意愿，将促使企业创造更多就业岗位。

最后，平台是数字创新合作的重要载体。一方面，平台具有开放性，有利于降低搜寻成本，促进企业找到更多具有共同数字创新目标的合作者，加速创新资源的流动和集聚，从而加速数字技术、产品和商业模式的开发和创造过程，通过新技术、新产业和新模式形成就业需求。另一方面，平台企业及其演化出的平台商业生态系统，为进一步促进企业与其他创新主体之间的数字技术溢出和数字知识溢出提供了渠道，这既有利于企业提升生产效率、加速技术进步和模式创新，从而强化生产规模效应，也促使企业尽快提升创新吸收能力和创新专有能，从而强化人力资本效应。

例如，Foerderer（2020）对参加苹果公司2016年全球开发者大会的应用程序开发者的实证研究发现，平台企业为生态系统参与者提供交流机会，通过学习和合作的机制提升了创新产出，表现为新产品开发的数量和速度均得到提升，并获得消费者的正向反馈。新产品开发的速度和数量提升有助于满足用户多变的产品需求并实现商业利润，从而通过生产规模效应作用于企业用工需求；学习与合作过程又会塑造和优化企业自身的人力资本结构。因此，与缺乏平台的数字创新合作相比，基于平台的数字创新合作对就业的促进效应可能得到强化。据此，本文提出研究假说2。

假说2a：数字创新合作通过生产规模效应促进就业。

假说2b：数字创新合作通过人力资本效应促进就业。

假说2c：平台可能进一步强化数字创新合作的就业促进效应。

三 模型设定、变量说明与描述性统计

(一) 模型设定

为考察数字创新合作对就业的影响效应，本文设计计量模型式 (1)。其中， i 表示企业， t 表示年份； $Employ_{i,t}$ 表示企业 i 在 t 年的就业水平， $Digcoop$ 表示数字创新合作， $Controls$ 为控制变量；模型固定了企业效应 (μ_i) 和年份效应 (γ_t)； $\varepsilon_{i,t}$ 为误差项， β_0 为截距项；系数 β_1 是本文关注的重点。根据假说 1，预估 β_1 为正数。

$$Employ_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 Digcoop_{i,t} + \sum \rho Controls_{i,t} + \mu_i + \gamma_t + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

(二) 变量选取

1. 被解释变量

就业水平 ($Employ$) 为本文的被解释变量。参考毛其淋和王玥清 (2023)、王智勇和杨金娇 (2024) 的研究，采用上市公司员工人数表示就业水平，并在回归中取自然对数。

2. 解释变量

数字创新合作 ($Digcoop$) 为本文的核心解释变量。现有研究普遍使用专利数据刻画创新。本文选择企业作为第一申请人，与其他企业、大学、科研机构等不同创新主体联合申请的数字经济专利总量表示数字创新合作。具体步骤为：首先，根据上市公司名单在国家知识产权局检索，获得专利第一申请人为企业的初始数据；其次，以国家知识产权局 2023 年印发的《数字经济核心产业分类与国际专利分类参照关系表 (2023)》(国知办函规字〔2023〕203 号) 为基准，按照专利分类号识别出数字经济专利；最后，借鉴龙小宁等 (2023) 的方法，按照数字经济专利的申请主体判断是否属于联合申请，当专利申请主体存在两个及以上的申请人时，记为联合申请的专利，并按年份加总得到企业当年与其他企业、大学、科研机构等不同创新主体联合申请的数字经济专利总量。对于一些专利申请主体字段缺失的情况，比如联合申请专利的主体中只有“研究院”“厂”等字段的，通过手工查询的方式逐一核实。在回归中，本文对联合申请数字经济专利总量加 1 后取自然对数。

3. 控制变量

为控制其他因素对就业的影响，本文控制了企业和城市层面的相关变量。参考已有研究 (李逸飞等, 2024; 刘贯春等, 2021; 尹志锋等, 2023)，本文选择企业年龄、两职合一、所有制、资产负债率、托宾 q 值、劳动生产率、平均工资水平等作为企业层面的控

制变量。在城市层面，参考已有研究（邱康权、梁占永，2024），本文控制了经济发展、产业结构、教育投入、公共服务和人力资本等可能影响就业水平的相关变量。

（三）数据说明

本文以沪深 A 股上市公司为研究对象，研究样本时间为 2013 - 2022 年，重点考察党的十八大以来数字创新合作对就业的影响。对原始数据作如下处理：剔除金融行业样本；剔除年末 ST、*ST 和 PT 及上市不足一年的样本；剔除关键变量存在缺失的样本；对连续型变量进行上下 1% 分位的缩尾处理。企业财务数据来源于国泰安数据库，员工数量及构成数据来自万得（WIND）数据库，专利数据来自国家知识产权局，城市层面的数据来自各城市统计年鉴。变量说明及描述性统计见表 1。

表 1 变量说明及描述性统计

变量	变量定义	符号	观测值	平均值	标准差	最小值	最大值
数字创新合作	联合申请数字经济专利总量（自然对数）	<i>Digcoop</i>	24354	0.302	0.796	0.000	4.111
就业水平	员工人数（自然对数）	<i>Employ</i>	24354	7.744	1.243	4.934	11.281
企业层面控制变量							
企业年龄	样本观测当年 - 企业成立年份（自然对数）	<i>age</i>	24354	2.916	0.320	1.946	3.526
两职合一	董事长和总理由同一人兼任时为 1，否则为 0	<i>dual</i>	24354	0.285	0.451	0.000	1.000
所有制	国有企业 = 1，其他 = 0	<i>soe</i>	24354	0.361	0.480	0.000	1.000
资产负债率	总负债与总资产比值	<i>lev</i>	24354	0.425	0.201	0.062	0.894
托宾 <i>q</i> 值	市值与总资产比值	<i>tobinq</i>	24354	2.091	1.363	0.835	8.735
劳动生产率	企业营业收入与员工人数的比值（自然对数）	<i>lp</i>	24354	13.896	0.877	9.347	19.867
平均工资水平	支付给职工以及为职工支付的现金（元）/员工总数（自然对数）	<i>wage</i>	24354	11.733	0.478	10.661	13.034
城市层面控制变量							
经济发展	人均 GDP（元）（自然对数）	<i>gdp</i>	24354	11.540	0.474	10.173	12.223
产业结构	第二产业增加值占 GDP 比重	<i>indsecond</i>	24354	0.389	0.109	0.117	0.794
教育投入	教育支出与地方财政一般预算内支出比值	<i>edu</i>	24354	0.165	0.032	0.098	0.250
公共服务	医院卫生院床位数/户籍人口（万人）（自然对数）	<i>public</i>	24354	4.232	0.329	3.314	4.819
人力资本	普通中学在校学生数（万人）（自然对数）	<i>human</i>	24354	3.498	0.589	1.609	5.106

资料来源：根据国家知识产权局的数字经济专利数据、国泰安数据库 A 股上市公司数据、WIND 数据库和各城市统计年鉴数据计算得到。

四 基准回归与异质性分析

(一) 基准回归

对式 (1) 进行估计的结果见表 2。从表 2 可知, 加入企业和城市层面控制变量后, 数字创新合作在 1% 显著性水平上对就业产生正向影响, 表明数字创新合作对就业具有促进效应, 假说 1 得到验证。从经济意义来看, 企业数字创新合作水平每提升 1%, 就业水平将提升 0.04%。观察控制变量对就业的影响发现, 企业年龄 (*age*) 对就业水平具有正向影响, 这可能源于年龄更大的企业具有更多的资源积累和更广的社会网络, 这些资源有助于企业提升竞争力, 扩大生产规模, 从而创造更多的就业需求。托宾 *q* 值 (*tobinq*)、劳动生产率 (*lp*) 和平均工资水平 (*wage*) 对就业水平具有负向显著影响, 这一结果与毛其淋和王玥清 (2023) 的研究结论基本一致。

托宾 *q* 值反映市场对于企业发展的乐观程度。当托宾 *q* 值较高时, 企业可能增加资本投入, 推动从劳动密集向资本密集转型, 产生资本替代效应从而抑制就业需求。劳动生产率提高意味着在给定产出水平下所需投入的单位劳动下降, 这往往伴随着技术进步, 可能产生就业替代效应, 从而抑制企业的就业需求。平均工资水平对就业的负向影响可能源于: 一方面, 当平均工资水平提高时, 企业的用工成本相应增加, 高用工成本可能缩减企业的用工需求, 从而对就业产生不利影响; 另一方面, 在数字经济背景下, 当劳动工资水平提高时, 企业还可能采用自动化设备替代简单重复劳动, 从而减少用工成本 (Acemoglu & Restrepo, 2020)。

表 2 基准回归

	<i>Employ</i>	<i>Employ</i>
	(1)	(2)
<i>Digcoop</i>	0.040 *** (0.007)	0.041 *** (0.006)
<i>age</i>		0.596 *** (0.126)
<i>dual</i>		0.003 (0.015)
<i>soe</i>		-0.043 (0.039)

续表

	<i>Employ</i>	<i>Employ</i>
	(1)	(2)
<i>lev</i>		0.849 *** (0.071)
<i>tobinq</i>		-0.054 *** (0.007)
<i>lp</i>		-0.120 *** (0.024)
<i>wage</i>		-0.456 *** (0.041)
<i>gdp</i>		0.011 (0.046)
<i>indsecond</i>		-0.074 (0.213)
<i>edu</i>		-0.057 (0.278)
<i>public</i>		0.110 (0.082)
<i>human</i>		0.103 (0.084)
常数项	7.499 *** (0.014)	11.632 *** (0.986)
企业效应	是	是
年份效应	是	是
观测值	24354	24354
调整的 R ²	0.083	0.245

注：***、**、* 分别表示 1%、5% 和 10% 的显著性水平；括号内为聚类到企业层面的标准误。

资料来源：根据国家知识产权局的数字经济专利数据、国泰安数据库 A 股上市公司数据、WIND 数据库和各城市统计年鉴数据计算得到。

(二) 稳健性检验

1. 缓解内生性问题

本文也不可避免地存在内生性问题。一方面，虽然本文尽可能地控制了企业层面和城市层面的变量，但影响就业的因素较多，仍然可能存在遗漏变量。另一方面，内生性问题可能受到选择性偏差的影响，这同时包括自选择偏差和样本选择偏差。从自选择偏差来看，是否合作属于企业的选择行为；从样本选择偏差来看，本文的样本仅

为上市公司，并未纳入其他类型的企业。为缓解内生性问题对研究结论的干扰，本文主要采用工具变量法、倾向得分匹配法（PSM）和赫克曼（Heckman）两步法试图缓解内生性问题。

（1）工具变量法。参考已有文献关于数字化转型工具变量的构建思路（Fang et al., 2023），本文采用除本企业外同行业其他企业数字创新合作的平均水平（*indmeancoop*）作为工具变量。一方面，数字创新合作是企业为适应数字经济发展而采用的创新模式，数字经济发展具有明显的行业特征。已有研究表明，行业内在的创新需求越高，在竞争的影响下，企业寻求外部创新合作的动机就越强（王靖宇等，2023）。这意味着，面对激烈的数字竞争，同行业其他企业的数字创新合作水平将通过竞争途径影响本企业的数字创新合作行为，满足工具变量的相关性要求。另一方面，同行业其他企业的数字创新合作难以直接对本企业的就业产生影响。工具变量两阶段最小二乘法的估计结果如表 3 的第（1）列和第（2）列所示。

从表 3 的第（1）列可知，工具变量第一阶段回归的 F 值为 31.52，满足相关性要求。第（2）列表明，Kleibergen-Paap rk LM 统计量和 Cragg - Donald Wald F 统计量分别表明工具变量通过了不可识别检验和弱工具变量检验。在使用工具变量法缓解内生性问题后，研究结论仍然成立。第（2）列的结果还反映出，与基准回归相比，*Digcoop* 的估计系数增大，说明内生性问题得到了一定程度的缓解。

（2）倾向得分匹配（PSM）。为缓解自选择偏差，本文选择 PSM 方法进行稳健性检验。具体地，按照是否进行数字创新合作（是 = 1，否则为 0），以企业层面的控制变量为协变量，以 1 : 1 近邻匹配原则为每个处理组企业匹配一个控制组企业。匹配后的处理组平均因果效应（ATT）的 t 值为 22.784，在 1% 的统计水平上显著，表明匹配方法选择合理。PSM 估计结果如表 3 的第（3）列所示。从第（3）列可知，在缓解自选择偏差后，基准回归的结论仍然成立。

（3）赫克曼（Heckman）两步法。本文参照柏培文和张云（2021）的做法，采用 Heckman 两步法纠正样本选择偏差引致的内生性问题。在第一阶段，以是否进行数字创新合作为内生变量，将前一期企业层面的控制变量作为解释变量进行 Logit 回归，得到逆米尔斯比率；在第二阶段，把逆米尔斯比率引入式（1）进行估计，结果见表 3 的第（4）列。表 3 第（4）列显示，逆米尔斯比率对应系数为 -8.983，在 10% 的统计水平上显著，说明模型确实存在选择性偏差。在加入逆米尔斯比率后，数字创新合作依然在 1% 的统计水平上显著，且与基准回归相比系数变大，说明克服潜在的样本选择偏差后数字创新合作依然能够有效促进就业。

表 3 稳健性检验

	<i>Digcoop</i>	<i>Employ</i>	<i>Employ</i>	<i>Employ</i>
	工具变量 第一阶段	工具变量 第二阶段	PSM	Heckman
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>indmeancoop</i>	0.238 *** (0.042)			
<i>Digcoop</i>		0.548 ** (0.216)	0.041 *** (0.006)	0.274 *** (0.067)
逆米尔斯比率				-8.983 * (4.779)
第一阶段 F 值	31.520			
Kleibergen – Paap rk LM 统计量		40.064		
Cragg – Donald Wald F 统计量		78.527		
ATT 的 t 值			22.784	
控制变量	是	是	是	是
企业效应	是	是	是	是
年份效应	是	是	是	是
观测值	24308	24308	24282	20108

注：***、**、* 分别表示 1%、5% 和 10% 的显著性水平；括号内为聚类到企业层面的标准误。

资料来源：根据国家知识产权局的数字经济专利数据、国泰安数据库 A 股上市公司数据、WIND 数据库和各城市统计年鉴数据计算得到。

2. 其他稳健性检验

第一，本文将衡量数字创新合作的指标从联合申请数字经济专利总量替换为企业与大学、科研机构等签署的战略合作协议数量 (*agreement*)。表 4 第 (1) 列的结果显示，在替换解释变量后，数字创新合作依然在 1% 的统计水平上显著促进就业。

第二，本文将衡量数字创新合作的联合申请数字经济专利总量替换为联合申请的数字发明专利数量 (*diginno*)。表 4 第 (2) 列显示，在替换解释变量后，数字创新合作依然在 1% 的统计水平上显著促进就业。

第三，本文将衡量数字创新合作的联合申请数字经济专利总量替换为联合申请的数字发明专利授权量 (*diggrant*)。表 4 第 (3) 列显示，在替换解释变量后，数字创新合作依然在 1% 的统计水平上显著促进就业。

第四，排除计算机、通信和其他电子设备制造业样本。根据《数字经济及其核心产业统计分类 (2021)》(国家统计局令第 33 号)，这类企业属于数字经济核心产业，其数

字创新水平更高。因此，剔除计算机、通信和其他电子设备制造业样本后重新回归。表 4 第 (4) 列显示，在考虑行业的影响后，基准回归结论依然稳健，数字创新合作在 1% 统计水平上显著促进了就业。

第五，把标准误聚类至城市层面。根据区域创新系统理论，企业、大学、科研机构等创新主体在一定空间范围内连接，实现主体间功能衔接和互动协调，构成区域创新系统的创新主体子系统（苏屹等，2016），即同一区域内的创新主体间具有相关性。本文进一步把标准误聚类在城市层面，以考虑城市内企业之间的关联影响。把标准误聚类至城市层面的估计结果如表 4 的第 (5) 列所示。从第 (5) 列可知，在考虑同一城市内企业间关联性后，数字创新合作仍在 1% 的显著性水平上促进了就业。

表 4 其他稳健性检验

	<i>Employ</i>	<i>Employ</i>	<i>Employ</i>	<i>Employ</i>	<i>Employ</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<i>agreement</i>	0.053 *** (0.010)				
<i>diginno</i>		0.048 *** (0.007)			
<i>diggrant</i>			0.049 *** (0.008)		
<i>Digcoop</i>				0.042 *** (0.006)	0.041 *** (0.005)
控制变量	是	是	是	是	是
企业效应	是	是	是	是	是
年份效应	是	是	是	是	是
观测值	24354	24354	24354	21862	24354
调整的 R ²	0.244	0.245	0.244	0.241	0.929

注：***、**、* 分别表示 1%、5% 和 10% 的显著性水平；第 (1) 列至第 (4) 列括号内为聚类到企业层面的标准误，第 (5) 列括号内为聚类到城市层面的标准误。

资料来源：根据国家知识产权局的数字经济专利数据、国泰安数据库 A 股上市公司数据、WIND 数据库和各城市统计年鉴数据计算得到。

(三) 异质性分析

本文重点关注数字创新合作与就业之间的关系在不同规模企业、不同所有制企业、不同数字化水平企业和不同创新合作模式下的差异。异质性分析方法参考江艇（2022）的研究，通过构建调节效应模型检验异质性是否存在。

1. 企业规模

已有文献表明，企业规模与合作创新行为具有紧密联系。企业规模不仅影响企业是否合作的决策，还影响企业选择与哪种类型的主体合作（Badillo et al., 2017）。部分文献认为，企业规模与合作创新具有正相关关系。如 Drewniak & Karaszewski（2020）的研究指出，参与合作创新的企业规模越大，越有助于获取和共享知识，而小企业由于资源约束更倾向于在合作创新中追求资源互补和短期目标，不利于持续合作。Leckel et al.（2020）也指出，中小企业在开放式创新中广泛存在认知障碍、资源和能力的局限性。但也有文献认为，小企业在合作创新的开放性和灵活性方面具有独特优势。数字创新合作是合作创新的具体领域之一，但又因数字经济发展和数字技术进步而具有独特性。为考察企业规模对数字创新合作与就业关系的影响，本文按样本企业当年规模的均值将样本分为大规模企业和小规模企业。其中，企业规模（*size*）根据总资产的自然对数计算而得。进一步地，在式（1）中加入数字创新合作和企业规模的交互项（*Digcoop* × *size*），回归结果如表5的第（1）列所示。

表5第（1）列显示，企业规模越大，数字创新合作对就业的促进效应将被弱化。换言之，数字创新合作对就业的促进效应对于规模较小的企业而言更大。这可能源于两方面原因。一方面，数字经济背景下的创新正在从创新网络向创新生态系统演化（王小林、谢妮芸，2023）。在数字技术和开放式创新平台的支持下，企业的合作创新受企业规模的影响较小，即使是小企业也可以融入数字创新生态系统，与其他创新主体共同进行价值创造，进而对就业产生促进效应。另一方面，虽然规模较大的企业在资源和社会网络上具有优势，但较大的企业规模也意味着复杂的组织架构和高管理成本，这可能不利于企业与其他创新主体进行知识交流，增加了数字创新合作效果传导至就业的阻碍。

2. 企业所有制

从企业所有制来看，相较于非国有企业，国有企业拥有更加丰富的经济资源和政治资源，但复杂的组织架构和高代理成本可能使其缺乏动力进行数字创新合作。非国有企业具有架构上的灵活性，但普遍面临融资约束问题，这在很大程度上限制了企业的技术创新投入。为考察所有制对数字创新合作与就业关系的影响，本文构建了国有企业和非国有企业的所有制虚拟变量（*soe*），其中国有企业为1，非国有企业为0，并在式（1）中加入数字创新合作与所有制的交互项（*Digcoop* × *soe*）。

表5第（2）列显示，数字创新合作对就业的促进效应在非国有企业样本中更为显著，而在国有企业样本中被弱化。一方面，非国有企业在数字创新合作方面的

动力更足,通过合作实现资源互补,分摊数字创新风险,获得规模经济补偿数字创新成本,因此数字创新合作对就业的促进效应在非国有企业中更为强劲。另一方面,国有企业的组织架构较为复杂,而数字创新合作更多地集中在研发部门,传导至就业的过程中会受到复杂组织架构的影响而被削弱。此外,从委托代理的角度来看,尽管国有企业在经济资源和政治资源上具有优势,但其与非国有企业在经营目标和管理层激励上存在差异(尹志锋等,2023)。与一般的创新一致,数字创新特别是数字技术创新也具有风险性和长期性。当面临数字经济冲击时,管理层进行数字创新合作的决策会受到经营目标和激励的影响。因此,国有企业利用数字创新合作扩大生产规模、提升人力资本的效果弱于非国有企业,由此引致的就业促进效应也相应较弱。

3. 企业自身数字化水平

根据 Akcigit & Liu (2016) 的观点,当企业在某一领域的创新能力较强时,为提升研发效率,其可能会选择放弃合作而倾向于自主研发。因此,数字创新合作与就业的关系也可能受到企业自身数字化水平的影响。为考察企业自身数字化水平高低对数字创新合作与就业关系的可能影响,本文借鉴吴非等(2021)的研究,使用词频法衡量企业的数字化水平。首先,根据学术文献、政策和研究报告生成数字化水平的特征词库,该特征词库由底层技术和技术实践应用两大类构成;其次,在年报中搜索、计数、加总得到数字化水平总词频;最后,对总词频加 1 后取自然对数,得到样本企业的数字化水平 (dig)。考虑到数字化水平的行业差异,本文按样本企业所在行业当年的数字化水平均值构建虚拟变量,当企业 i 的数字化水平大于等于均值时赋值为 1,否则为 0。进一步地,在式(1)中加入数字创新合作与数字化水平的交互项 ($Digcoop \times dig$)。

表 5 第(3)列表明,与数字化水平高的企业相比,数字创新合作对数字化水平低的企业就业促进效应更大。这可能源于:一方面,对于自身数字化水平较低的企业,数字创新合作可以弥补数字能力短板,从而通过规模效应、人力资本和平台效应等促进就业;另一方面,自身数字化水平较高的企业更倾向于独立进行数字技术创新,采取数字创新合作的可能性更小,从而对就业产生的影响相应更小。

4. 创新合作模式

龙小宁等(2023)将创新合作模式分为产学研合作、企业-企业合作、企业-政府合作以及企业与上述多类主体合作后发现,合作模式是影响创新效果的关键因素。那么,创新合作模式是否影响数字创新合作与就业之间的关系?从理论文献来看,洪

银兴（2013）的研究认为，产学研合作不仅有利于产业界和科学研究发展，也对人才培养产生作用。人才培养不仅体现为企业家与科学家的交流，也构成企业未来的人力资本来源。为考察创新合作模式的差异化影响，本文结合洪银兴（2013）、龙小宁等（2023）的研究，重点考察产学研合作与其他创新合作模式的差异。具体而言，本文通过判断联合申请的数字经济专利的申请主体中是否有高校参与构建虚拟变量（*iuv*），若有则视为产学研合作并标记为1，否则为0。进一步地，在式（1）中加入数字创新合作与产学研合作的交互项（*Digcoop* × *iuv*）。

表5第（4）列显示，是否与高校合作对数字创新合作与就业之间关系的影响不显著。可能的原因是，从产学研合作的特点来看，产学研合作涉及知识创新与技术创新两大体系的衔接。产学研合作中企业与大学的数字化水平不对称，这阻碍了数字创新合作的开展。进而，数字创新合作难以在产学研合作中发挥显著的人才培养功能，故而通过产学研合作创造的就业效应不足。从产学研合作的实践来看，当前通过产学研合作进行数字创新合作的比例仍然不高。对本研究使用的联合申请数字经济专利申请主体的统计发现，存在产学研合作的企业样本仅占总样本的5.7%。因此，通过产学研合作模式进行的数字创新合作对就业的促进不明显。

表5 异质性分析

	<i>Employ</i>	<i>Employ</i>	<i>Employ</i>	<i>Employ</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Digcoop</i>	0.056 *** (0.008)	0.050 *** (0.007)	0.048 *** (0.007)	0.040 *** (0.007)
<i>size</i>	0.453 *** (0.022)			
<i>Digcoop</i> × <i>size</i>	-0.033 *** (0.010)			
<i>soe</i>		-0.038 (0.040)		
<i>Digcoop</i> × <i>soe</i>		-0.022 * (0.012)		
<i>dig</i>			0.063 *** (0.011)	
<i>Digcoop</i> × <i>dig</i>			-0.013 * (0.007)	

续表

	<i>Employ</i>	<i>Employ</i>	<i>Employ</i>	<i>Employ</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>iuv</i>				-0.028 (0.020)
<i>Digcoop</i> × <i>iuv</i>				0.014 (0.010)
控制变量	是	是	是	是
企业效应	是	是	是	是
年份效应	是	是	是	是
观测值	24354	24354	24354	24354
调整的 R ²	0.319	0.245	0.248	0.245

注：***、**、* 分别表示 1%、5% 和 10% 的显著性水平；括号内为聚类到企业层面的标准误。

资料来源：根据国家知识产权局的数字经济专利数据、国泰安数据库 A 股上市公司数据及数字化转型数据、WIND 数据库和各城市统计年鉴数据计算得到。

五 机制检验

本文进一步验证数字创新合作促进就业的机制。根据理论分析与研究假说，数字创新合作可能通过生产规模效应和人力资本效应促进就业，平台可能强化数字创新合作的就业促进效应。在检验方法上，本文借鉴江艇（2022）提出的机制检验思路，其中生产规模效应和人力资本效应通过数字创新合作对机制变量的回归进行检验，并结合文献进行推理；平台效应则结合数据实际，按是否存在国家企业技术中心构建虚拟变量，并在式（1）中加入数字创新合作与平台的交互项（*Digcoop* × *platform*）进行检验。回归结果详见表 6。

表 6 机制检验

	生产规模效应	人力资本效应	平台效应
	(1)	(2)	(3)
<i>Digcoop</i>	0.041 *** (0.006)	0.005 ** (0.002)	0.033 *** (0.007)
<i>platform</i>			0.120 ** (0.058)

续表

	生产规模效应	人力资本效应	平台效应
	(1)	(2)	(3)
<i>Digcoop × platform</i>			0.024* (0.013)
控制变量	是	是	是
企业效应	是	是	是
年份效应	是	是	是
观测值	24354	24354	24354
调整的 R ²	0.597	0.042	0.246

注：***、**、* 分别表示 1%、5% 和 10% 的显著性水平；括号内为聚类到企业层面的标准误。

资料来源：根据国家知识产权局的数字经济专利数据、国泰安数据库 A 股上市公司数据、WIND 数据库、国家发展改革委发布的前 28 批国家企业技术中心名单和各城市统计年鉴数据计算得到。

本文选取企业营业收入的自然对数衡量生产规模效应。表 6 第 (1) 列的回归结果显示，数字创新合作在 1% 显著性水平上增加了企业营业收入，表明数字创新合作有效扩大了企业生产规模。数字创新合作既可能提升企业已有产品的生产效率、降低企业生产成本和产品销售价格，促进企业产出增加，也可能加速新产品和新模式的产生，进而创造更多的市场需求，并促进生产规模扩张。企业生产规模越大，越容易带来良好的营业收入水平，进而引发企业更多的用工需求（孙伟增、郭冬梅，2021）。这表明，数字创新合作引致的生产规模效应促进了就业。

本文选取本科及以上学历员工占员工人数的比重度量人力资本效应。表 6 第 (2) 列回归结果显示，数字创新合作在 5% 显著性水平上提高了企业高学历员工占比，表明数字创新合作有效提升了企业人力资本水平。创新往往伴随着企业技术研发需求的岗位创造，数字技术创新会提高企业对高技能劳动力的需求（Lordan & Neumark, 2018），而数字创新合作过程中的知识和技术溢出则有利于增强企业的创新吸收能力和创新专有能，进一步激发企业优化人力资本结构的意愿。这表明，数字创新合作引致的人力资本效应促进了就业。

参考权小锋等（2020）的研究，使用是否存在国家企业技术中心这一虚拟变量刻画平台效应（*platform*）。具体而言，根据国家发展和改革委员会发布的前 28 批国家企业技术中心名单，本文将名单上的企业与上市公司匹配，构建是否有国家企业技术中心的虚拟变量。由于该变量是虚拟变量且占比较少，为缓解统计偏差，采用调节效

应模型对机制进行验证。表 6 第 (3) 列的回归结果显示, 国家企业技术中心在 10% 显著性水平上强化了数字创新合作与就业之间的关系。平台有助于促进创新资源流动和集聚, 促使企业更快搜寻到具有共同数字创新目标的合作对象, 获取互补资源, 从而提高数字创新合作产出 (Chesbrough, 2003)。国家企业技术中心是加快完善以企业为主要创新主体的技术创新体系的重要举措, 其提供的创新资源整合平台不仅可以提高企业的技术创新能力, 而且可以加速不同创新主体之间的知识溢出和技术溢出, 进一步引发企业生产规模扩张和人力资本升级, 最终传导至企业岗位创造。综上所述, 假说 2 得到验证。

六 进一步分析

数字创新合作对就业的促进效应和机制已经在前文中得到验证, 但数字创新合作如何影响高质量充分就业仍需进一步探讨。首先, 数字经济发展和数字技术进步对就业可能产生不同的短期和长期影响, 数字创新合作的就业效应是否仅是短期的偶发性现象, 还是具有长期的持续性影响? 其次, 高质量充分就业不仅关注就业机会, 还需注重就业结构的优化。数字创新合作在促进就业的同时, 是否有效优化了就业结构? 本部分将从就业的长短期表现和就业结构两方面, 分析数字创新合作是否促进了高质量充分就业。

(一) 长期效应检验

数字经济发展及新业态、新模式、新产品的产生过程中, 就业岗位的创造往往需要一定周期。当人工被机器、技术替代并流向劳动力市场后, 重新实现人岗匹配伴随着不同程度的时间成本和机会成本。数字技术进步的就业替代效应及结构性失业问题 (Autor & Dorn, 2013; Frey & Osborne, 2017), 需在技术进步传导至生产力提升并创造更多就业岗位之后才可能缓解。短期就业替代效应和长期就业促进效应的同时存在, 表明数字经济发展及数字技术进步对就业的影响并非一成不变。因此, 数字创新合作对就业的促进效应可能存续多久? 本文将核心解释变量逐期滞后之后发现, 数字创新合作在当期、滞后 1 期及滞后 2 期均对就业产生积极影响 (见表 7)。这在一定程度上说明, 数字创新合作并未引起短期的就业替代效应, 且具有长期的就业促进效应。可能的原因是, 数字创新合作加速了企业规模扩张和人力资本升级, 进而促进更为迅速的岗位创造。

表 7 进一步分析

	<i>Employ</i>	<i>Employ</i>	<i>Employ</i>	<i>Employ</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>L1. Digcoop</i>	0.027 *** (0.006)			
<i>L2. Digcoop</i>		0.014 ** (0.006)		
<i>L3. Digcoop</i>			0.006 (0.007)	
<i>Digcoop</i>				0.028 *** (0.008)
<i>techemploy</i>				-0.051 *** (0.016)
<i>Digcoop × techemploy</i>				0.021 ** (0.009)
控制变量	是	是	是	是
企业效应	是	是	是	是
年份效应	是	是	是	是
观测值	20108	17040	14306	24354
调整的 R ²	0.218	0.200	0.192	0.246

注：***、**、* 分别表示 1%、5% 和 10% 的显著性水平；括号内为聚类到企业层面的标准误。

资料来源：根据国家知识产权局的数字经济专利数据、国泰安数据库 A 股上市公司数据、WIND 数据库和各城市统计年鉴数据计算得到。

(二) 就业结构

数字技术对复杂的非重复性劳动具有不可替代性 (Autor et al., 2003)。资本 - 技术互补性强化了数字技术密集型的高技能劳动力需求，数字技术进步创造的高技能工作岗位增强了企业的高技能用工需求 (Acemoglu & Restrepo, 2018)。以人工智能为代表的数字技术促进了就业技能结构的高级化 (钞小静、周文慧, 2021)。数字创新合作可能加速数字技术进步，其是否有效促进技能偏向型就业，进而优化就业结构？本文以企业技术人员数量占员工总数的比重 (*techemploy*) 作为代理变量，按样本中位数分为两组，当该比重大于等于中位数时赋值为 1，否则为 0。进一步地，本文在式 (1) 中加入数字创新合作与就业结构的交互项 (*Digcoop × techemploy*)，考察数字创新合作是否驱动技能偏向型就业。表 7 第 (4) 列显示，数字创新合作显著驱动了技能偏向型就业。数字创新合作提高了产品生产和技术环境的复杂度，企业需要培训更多高技能

劳动力以缩减技术“适应性”成本，并通过复杂数据分析、云计算、人工智能开发等技能偏向型就业岗位的创新，推动技术应用和技术创新。

七 研究结论与政策启示

党的二十届三中全会提出“健全高质量充分就业促进机制”。本文对数字创新合作影响企业高质量充分就业的研究，为健全高质量充分就业促进机制提供了企业层面的实证依据。本文基于 2013–2022 年非金融类上市公司数据，采用双向固定效应模型考察数字创新合作对高质量充分就业的影响。研究结论包括：第一，数字创新合作促进了就业，这一结论在缓解内生性问题和系列稳健性检验后依然成立；第二，数字创新合作的就业促进效应在小规模、非国有性质、数字化水平较低的企业更为凸显，产学研合作对数字创新合作与就业关系的影响不明显；第三，数字创新合作通过生产规模效应、人力资本效应和平台效应促进就业；第四，数字创新合作未产生就业替代效应且具有长期就业促进效应，并通过驱动技能偏向型就业从而优化就业结构。本文研究结论为促进实现高质量充分就业提供了新的经验证据，也为如何加强数字创新合作、通过数字创新合作促进高质量充分就业提供了有益的政策启示。

第一，健全鼓励数字创新合作的体制机制，为加强创新主体的数字创新合作促进高质量充分就业提供保障。围绕数字经济关键核心技术和产业链薄弱环节部署产业创新平台，鼓励不同地区因地制宜培育数字产业创新平台，引导企业、大学、科研机构、金融机构、中介、征信机构等主体在平台集聚，打造优势互补、资源共享的数字创新合作生态，进而促进新产业新模式新业态发展，创造更多高质量就业岗位。完善金融财税支持政策，通过减税降费、专项基金、典型推广与奖励等举措，增强企业数字创新合作激励，提升数字创新合作促进充分就业的持续性。优化平台监管与治理机制，在鼓励企业开展数字创新合作的同时，也要防范合谋导致的垄断问题，以避免对就业形成冲击。

第二，鼓励不同类型主体的数字创新合作，实现数字创新与就业促进的协调联动。引导大企业发挥龙头作用，鼓励大企业向中小企业开放平台、场地、数据等创新要素，形成大中小企业融通的数字创新合作格局，以发挥大企业和中小企业在高质量充分就业中的不同作用。发挥国有企业在创新和就业中的引领作用，加强与非国有企业的数字创新合作，就关键核心技术进行联合攻关，破解数字经济发展的关键核心技术和“卡脖子”难题，进而扩大数字经济规模，从就业技能结构转型、就业收入结构转型和

形成多元灵活包容的就业形态等多途径促进更高质量的就业转型升级。鼓励数字化水平较高的企业广泛与供应链上下游企业开展数字创新合作，通过供应链的溢出效应助力数字化水平较低的企业缩小“数字鸿沟”，进而带动产业链上下游企业发展，创造出更多的就业需求。加快数字经济背景下产学研合作模式创新，在鼓励企业、大学及科研机构等主体加大数字创新合作力度的同时，探索数字创新协同育人机制，如企业向大学开放数字技能人才培养课程、设立基于数字化的产教融合数字创新项目等，促进就业供给与需求的匹配。

第三，加快数字人力资本和创新平台建设，畅通数字创新合作促进就业的渠道。在数字人力资本建设上，高校应调整优化学科布局，围绕新兴数字技术培育人才，培养跨学科人才，增强数字技能人才供给。从企业层面，应加快企业数字化转型，通过培训等扩大数字人力资本规模，优化企业内部的人力资本结构，从而在数字创新合作中与其他创新主体实现更高质量的知识交流，这既有利于通过数字创新合作提升企业的竞争优势，又有助于企业完成转型升级从而创造出更多的就业岗位。在创新平台建设上，一方面，继续加大创新平台建设力度，发挥创新平台在数字创新合作中的载体作用，吸引创新要素集聚，促进高技能人才的需求与供给匹配；另一方面，整合已有创新平台资源，鼓励通过数字技术加快创新平台之间的连接，通过平台与平台的互联形成平台商业生态系统，放大对就业的促进效应。

参考文献：

- 阿维·古德法布、谢恩·格林斯坦、凯瑟琳·塔克（2021），《数字经济的经济学分
析》，赵志耘等译，大连：东北财经大学出版社。
- 白俊红、蒋伏心（2015），《协同创新、空间关联与区域创新绩效》，《经济研究》第7
期，第174-187页。
- 柏培文、张云（2021），《数字经济、人口红利下降与中低技能劳动者权益》，《经济研
究》第5期，第91-108页。
- 钞小静、周文慧（2021），《人工智能对劳动收入份额的影响研究——基于技能偏向性
视角的理论阐释与实证检验》，《经济与管理研究》第2期，第82-94页。
- 陈华帅、谢可琴（2023），《数字经济与女性就业——基于性别就业差异视角》，《劳动
经济研究》第2期，第84-103页。

- 陈伟、张永超、田世海 (2012), 《区域装备制造业产学研合作创新网络的实证研究——基于网络结构和网络聚类的视角》,《中国软科学》第 2 期,第 96-107 页。
- 丛屹、闫苗苗 (2022),《数字经济、人力资本投资与高质量就业》,《财经科学》第 3 期,第 112-122 页。
- 都阳 (2024),《坚持依靠发展促进就业》,《劳动经济研究》第 6 期,第 3-8 页。
- 洪银兴 (2013),《关于创新驱动和协同创新的若干重要概念》,《经济理论与经济管理》第 5 期,第 5-12 页。
- 黄勃、李海彤、刘俊岐、雷敬华 (2023),《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》,《经济研究》第 3 期,第 97-115 页。
- 黄少安 (2000),《经济学研究重心的转移与“合作”经济学构想——对创建“中国经济学”的思考》,《经济研究》第 5 期,第 60-67 页。
- 黄先海、张胜利 (2019),《中国战略性新兴产业的发展路径选择:大国市场诱致》,《中国工业经济》第 11 期,第 60-78 页。
- 江艇 (2022),《因果推断经验研究中的中介效应与调节效应》,《中国工业经济》第 5 期,第 100-120 页。
- 江小涓 (2017),《高度联通社会中的资源重组与服务业增长》,《经济研究》第 3 期,第 4-17 页。
- 李逸飞、王子路、李茂林 (2024),《金融技术进步的稳就业效应:基于异质性信贷扩张视角》,《世界经济》第 11 期,第 92-115 页。
- 刘贯春、叶永卫、张军 (2021),《社会保险缴费、企业流动性约束与稳就业——基于〈社会保险法〉实施的准自然实验》,《中国工业经济》第 5 期,第 152-169 页。
- 龙小宁、刘灵子、张靖 (2023),《企业合作研发模式对创新质量的影响——基于中国专利数据的实证研究》,《中国工业经济》第 10 期,第 174-192 页。
- 毛其淋、王玥清 (2023),《ESG 的就业效应研究:来自中国上市公司的证据》,《经济研究》第 7 期,第 86-103 页。
- 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,第 17-35 页。
- 邱康权、梁占永 (2024),《营商环境优化、经营主体与稳就业》,《经济学动态》第 8 期,第 56-74 页。
- 权小锋、刘佳伟、孙雅倩 (2020),《设立企业博士后工作站促进技术创新吗——基于中国上市公司的经验证据》,《中国工业经济》第 9 期,第 175-192 页。

- 苏屹、姜雪松、雷家骥、林周周 (2016), 《区域创新系统协同演进研究》, 《中国软科学》第3期, 第44-61页。
- 孙伟增、郭冬梅 (2021), 《信息基础设施建设对企业劳动力需求的影响: 需求规模、结构变化及影响路径》, 《中国工业经济》第11期, 第78-96页。
- 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, 第72-84页。
- 汪忠、黄瑞华 (2005), 《合作创新的知识产权风险与防范研究》, 《科学学研究》第3期, 第419-424页。
- 王靖宇、刘长翠、张宏亮 (2023), 《产学研合作与企业创新质量——内部吸收能力与外部行业特征的调节作用》, 《管理评论》第2期, 第147-155页。
- 王林辉、胡晟明、董直庆 (2020), 《人工智能技术会诱致劳动收入不平等吗——模型推演与分类评估》, 《中国工业经济》第4期, 第97-115页。
- 王小林、谢妮芸 (2023), 《未来产业: 内涵特征、组织变革与生态建构》, 《社会科学辑刊》第6期, 第173-182页。
- 王智勇、杨金娇 (2024), 《国家级大数据综合试验区的就业效应研究》, 《劳动经济研究》第2期, 第95-118页。
- 吴非、胡慧芷、林慧妍、任晓怡 (2021), 《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》, 《管理世界》第7期, 第130-144页。
- 解学梅、左蕾蕾 (2013), 《企业协同创新网络特征与创新绩效: 基于知识吸收能力的中介效应研究》, 《南开管理评论》第3期, 第47-56页。
- 尹志锋、曹爱家、郭家宝、郭冬梅 (2023), 《基于专利数据的人工智能就业效应研究——来自中关村企业的微观证据》, 《中国工业经济》第5期, 第137-154页。
- 袁冬梅、吕书杰、龙瑞 (2023): 《数字经济发展如何影响了服务业就业? ——来自微观层面的经验证据》, 《劳动经济研究》第1期, 第81-102页。
- 张瀚禹、吴振磊 (2024), 《数字创新合作、应用鸿沟与区域间共同富裕》, 《财经研究》第8期, 第49-63页。
- 周开国、卢允之、杨海生 (2017), 《融资约束、创新能力与企业协同创新》, 《经济研究》第7期, 第94-108页。
- 庄毓敏、储青青 (2021), 《金融集聚、产学研合作与区域创新》, 《财贸经济》第11期, 第68-84页。
- Acemoglu, Daron & Pascual Restrepo (2018). The Race Between Man and Machine;

- Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment. *American Economic Review*, 108 (6), 1488 – 1542.
- Acemoglu, Daron & Pascual Restrepo (2019). Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor. *Journal of Economic Perspectives*, 33 (2), 3 – 30.
- Acemoglu, Daron & Pascual Restrepo (2020). Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets. *Journal of Political Economy*, 128 (6), 2188 – 2244.
- Akcigit, Ufuk & Qingmin Liu (2016). The Role of Information in Innovation and Competition. *Journal of the European Economic Association*, 14 (4), 828 – 870.
- Autor, David & David Dorn (2013). The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market. *American Economic Review*, 103 (5), 1553 – 1597.
- Autor, David, Frank Levy & Richard Murnane (2003). The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration. *The Quarterly Journal of Economics*, 118 (4), 1279 – 1333.
- Ayyagari, Meghana, Asli Demirgüç-Kunt & Vojislav Maksimovic (2011). Firm Innovation in Emerging Markets: The Role of Finance, Governance, and Competition. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 46 (6), 1545 – 1580.
- Badillo, Erika Raquel, Francisco Llorente Galera & Rosina Moreno Serrano (2017). Cooperation in R&D, Firm Size and Type of Partnership: Evidence for the Spanish Automotive Industry. *European Journal of Management and Business Economics*, 26 (1), 123 – 143.
- Bessen, James (2019). Automation and Jobs: When Technology Boosts Employment. *Economic Policy*, 34 (100), 589 – 626.
- Borland, Jeff & Michael Coelli (2017). Are Robots Taking Our Jobs? *Australian Economic Review*, 50 (4), 377 – 397.
- Cassiman, Bruno & Reinhilde Veugelers (2002). R&D Cooperation and Spillovers: Some Empirical Evidence from Belgium. *American Economic Review*, 92 (4), 1169 – 1184.
- Chesbrough, Henry (2003). The Era of Open Innovation. *MIT Sloan Management Review*, 44 (3), 35 – 41.
- Cortes, Guido Matias, Nir Jaimovich & Henry Siu (2017). Disappearing Routine Jobs: Who, How, and Why? *Journal of Monetary Economics*, 91, 69 – 87.
- Drewniak, Rafał & Robert Karaszewski (2020). Diffusion of Knowledge in Strategic Alliance;

- Empirical Evidence. *International Entrepreneurship and Management Journal*, 16 (2), 387 – 416.
- Fang, Mingyue, Huihua Nie & Xinyi Shen (2023). Can Enterprise Digitization Improve ESG Performance? *Economic Modelling*, 118, 106101.
- Foerderer, Jens (2020). Interfirm Exchange and Innovation in Platform Ecosystems: Evidence from Apple's Worldwide Developers Conference. *Management Science*, 66 (10), 4772 – 4787.
- Frey, Carl Benedikt & Michael Osborne (2017). The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254 – 280.
- Goldfarb, Avi & Catherine Tucker (2019). Digital Economics. *Journal of Economic Literature*, 57 (1), 3 – 43.
- Graetz, Georg & Guy Michaels (2018). Robots at Work. *Review of Economics and Statistics*, 100 (5), 753 – 768.
- Leckel, Anja, Sophie Veilleux & Leo Paul Dana (2020). Local Open Innovation: A Means for Public Policy to Increase Collaboration for Innovation in SMEs. *Technological Forecasting and Social Change*, 153, 119891.
- Lordan, Grace & David Neumark (2018). People Versus Machines: The Impact of Minimum Wages on Automatable Jobs. *Labour Economics*, 52, 40 – 53.
- Tapscott, Don (1997). *The Digital Economy: Promise and Peril in the Age of Networked Intelligence*. New York: McGraw-Hill.
- Teece, David (2010). Business Models, Business Strategy and Innovation. *Long Range Planning*, 43 (2 – 3), 172 – 194.
- Wang, Jiating & Siyuan Cai (2020). The Construction of High-Speed Railway and Urban Innovation Capacity: Based on the Perspective of Knowledge Spillover. *China Economic Review*, 63, 101539.
- Yoo, Youngjin, Ola Henfridsson & Kalle Lyytinen (2010). Research Commentary – The New Organizing Logic of Digital Innovation: An Agenda for Information Systems Research. *Information Systems Research*, 21 (4), 724 – 735.

The Impact of Digital Innovation Collaboration on High-Quality and Full Employment: A Study Based on Data of Joint Patent Applications from Listed Companies

Shi Chan¹, Yang Zhihong¹ & Wang Xiaolin²

(School of Economics & Management, Northwest University¹;

Institute for Six-Sector Economy, Fudan University²)

Abstract: High-quality and full employment is an important issue for social welfare and the sustainable development of the national economy and society. In the backdrop of digital technological transformation, how digital innovation collaboration affects high-quality and full employment remains to be tested. Using data from non-financial listed companies from 2013 to 2022, this paper constructs a two-way fixed effects model to examine the impact of digital innovation collaboration on high-quality and full employment at the enterprise level. The study finds that digital innovation collaboration significantly promotes employment, and this effect is more pronounced in smaller, non-state-owned, and less digitized enterprises, while the impact of industry-academia-research collaboration on the relationship between digital innovation collaboration and employment is not significant. Analysis of mechanisms shows that digital innovation collaboration promotes employment through production scale effects, human capital effects, and platform effects. In further analysis, this paper finds that digital innovation collaboration has a long-term employment promotion effect, driving the optimization of the employment structure towards skill-biased roles. This research provides important insights for establishing robust mechanisms to promote high-quality and full employment through digital innovation collaboration.

Keywords: digital innovation collaboration, listed companies, high-quality and full employment

JEL Classification: E24, J21

(责任编辑: 西 贝)