

技术不确定性视角下的 企业数字化转型与专业化分工

余东华 马路萌*

摘要: 数字化转型和数字技术驱动的专业化分工有助于提高企业自主创新能力。本文从技术不确定性视角出发,构建理论模型分析了信息、企业创新行为与专业化分工之间的作用机制,并基于中国制造业上市企业数据,实证考察了数字化转型对企业分工的作用方向,验证了专业化分工的经济效应。研究发现,数字化转型显著促进了制造业企业的专业化分工,并进一步推动企业全要素生产率的提升。异质性分析表明,产业发展的新兴程度弱化了数字化转型对企业专业化分工的推动作用,而企业之间的同质化程度及通信技术的进步则增强了数字化转型对专业化分工的促进效果。支持企业加快数字化转型、通过专业化分工专注核心业务领域,有助于提高企业全要素生产率,打造新质生产力。

关键词: 数字化转型;专业化分工;技术不确定性;企业创新行为;全要素生产率
中图分类号: F272

一、引言

数字经济时代的企业组织面临着数据要素的冲击,并且行为不确定性和技术不确定性影响企业组织边界的选择。数字技术的应用推动大量企业放弃非核心中间产品的内部制造过程,呈现出专业化水平不断提升的变化趋势。中国深度参与全球产业分工与创新合作,支持制造业企业实施专业化发展策略,对于突破“低端锁定”和“卡脖子”困境、重塑中国制造业在全球价值链分工体系中的地位具有重要意义。在以上背景下,探索数字化转型对企业分工的影响,不仅有助于丰富数字经济背景下的企业组织理论,对制造业数字化转型和创新政策的制定也具有一定启示。企业层面的专业化分工涉及对中间产品的“自制或购买”决策,对应的是垂直专业化 (Vertical Specialization),也是全球价值链分析框架的重要维度 (Leão and da Silva, 2021)。交易成本理论是研究企业专业化分工的重要理论基础 (Williamson, 1979),国内对数字化转型与专业化分工的相关研究也主要是在交易成本理论

*余东华,山东大学经济学院,邮政编码:250100,电子信箱:ydhwz@sdu.edu.cn;马路萌(通讯作者),山东青年政治学院政治与公共管理学院,邮政编码:250103,电子信箱:malumeng@163.com。

本研究得到研究阐释党的二十大精神国家社科基金重大专项“健全因地制宜发展新质生产力的体制机制研究”(24ZDA020)和国家社会科学基金重点项目“现代化产业体系的评估指标、发展规律与路径选择研究”(23AZD027)的资助。感谢匿名审稿专家的建设性修改意见,文责自负。

框架下展开。互联网应用降低了搜寻成本和合约成本(施炳展、李建桐,2020),数字化转型降低生产过程中各个环节间的协调成本(李帅娜、林婷,2023;袁淳等,2023),从而显著促进企业分工水平的提升。袁淳等(2021)建立了一个刻画企业数字化转型与企业边界之间关系的理论模型,验证了数字化转型推动企业边界向专业化分工方向移动的作用占主导。数字化转型通过促进专业化分工增强制造业的国际竞争力(李俊久、张朝帅,2022)、提升企业能源效率(卢福财等,2023)。

已有研究成果从实证上验证了数字化转型有助于企业分工水平的提升,并且认为降低交易成本是其中的主要中介机制。然而,在理论分析中大多忽视了数字化转型对降低内部管控成本的作用。在交易成本理论框架下,数字化转型既通过在线市场提高市场效率(Nagle et al.,2020),又通过提高信息沟通效率和优化内部协调机制降低内部管控成本(Tabim et al.,2024)。因此,基于交易成本理论研究数字化转型对专业化分工的影响可能具有一定的模糊性,数字化转型促进企业专业化分工的实证结论与其依据的理论机制存在不完全契合的情况。技术不确定理论(Balakrishnan and Wernerfelt,1986)认为价值增值链中的高利润主要来自技术创新带来的专用资产或特殊能力,因此频繁的技术更新降低了专用资产的长期预期盈利能力,从而弱化了纵向一体化的动机。数字技术的广泛应用和互补创新带来创新环境的根本变革,企业创新活动由科学家偶然的灵感和创意驱动转变成主动和常规的知识探索(Rothwell,1994),企业之间竞争加剧,创新成果转化的速度明显提升(Meissner and Kotsemir,2016)。在频繁的技术更新和激烈的市场竞争背景下,技术不确定性对企业组织边界的选择有更重要的理论指导意义。企业内部技术创新的不确定性提高和外部市场交易的不确定性下降,可能使企业边界出现“有限外部化”的趋势(王珺、侯广辉,2005)。

本文将企业边界的选择作为企业应对技术创新不确定性的重要手段,边际贡献体现在:(1)从技术不确定性视角研究企业创新与企业组织边界选择,构建了一个分析信息、创新行为与专业化分工之间关系的理论模型,从理论上得出了“数字化转型促进企业专业化分工”这一明确结论,丰富和拓展了数字化转型影响企业分工的理论分析。(2)异质性分析揭示了数字化转型促进企业专业化分工过程中的多重异质性因素,便于在具体的技术背景下,针对不同类型的企业制定差异化的数字化转型政策,提高政策的针对性和有效性。(3)基于企业层面的数据验证了数字化转型对企业分工的促进作用,并且对数字化转型促进企业分工从而提升企业全要素生产率的重要作用进行实证检验,基于微观数据和组织变革的视角考察数字化转型的经济后果,丰富数字化转型对制造业高质量发展的影响机制研究。

二、理论分析与研究假说

按照演化经济理论对创新的定义,企业创新活动是建立在对知识的“发现和探索”基础上的各类创造和革新,从而使信息成为影响企业创新的重要因素(Mulder et al.,2001),信息获取的难易程度和完备性程度能够体现技术创新的不确定程度。Acemoglu等(2007)研究了与技术创新相关的行业信息结构对企业内部决策权分配的影响,提供了一个研究信息、创新与企业组织变革过程的基本分析框架。在其企业决策权分配模型中,通过将权力委托给专门的代理人,管理者可以获得更多对企业技术创新有利的信息;但是由于代理人和管理者的利益不完全一致,代理人也可能利用自身的信息优势做出不符合委托人最佳利益的选择。

信息优势和“道德风险”的权衡决定了最优的企业决策权分散化程度,分析的焦点在于信息获取如何通过上述权衡过程影响企业决策权的分配。本研究对以上分析框架进行以下拓展:(1)分散控制模式将企业的决策权委托给专门的代理人,基于企业与代理人之间的委托代理关系进行各生产环节的连接和协调;数字技术应用驱动制造业分工的进一步深化,一些企业管理职能逐步为专业化的生产商所承担,各生产环节借助市场进行连接和协调。因此,可以将专业化分工看作企业决策分权的极端形式(梁正,2001)。(2)一体化的企业和专业化的企业同时基于外部公开信息进行知识探索与创新行为选择,但是一体化的企业可能因为组织复杂性和决策不灵活较难实现专门的核心技术突破。本研究分析的焦点在于,数字化转型如何通过外部公开信息的可得性影响专业化企业的比较优势,从而影响企业进行专业化分工的程度。(3)在研究数字化转型影响企业分工的基础上,讨论产业发展的新兴程度、企业的同质化程度、数字技术组合中不同类型的技术进步等因素在数字化转型推动企业分工过程中的异质性作用。

假设经济中存在若干个制造业企业,每家企业在每个离散的时间点 t 都面临一系列新技术机会 $k=1,2,\dots$,每个新技术都按顺序并且随机地对所有企业可用,率先使用某项新技术使企业在一定时间内获取竞争优势和垄断利润。每家企业都知道更高水平的技术创新机会是一直存在的,并通过增加研发投入进行模仿创新或自主创新,以获取更高水平的技术。在每一期,对代表性企业 i 来说,有且仅有一种新技术 k 是可用的,技术可用的概率为 $p_i \in (0,1]$;不同的企业获得新技术机会的速度不同, p_i 衡量了企业在技术阶梯上攀升的速度。技术机会的实现在不同的企业和时间中是独立的。技术创新的后果可以通过生产率水平的变动来刻画,企业 i 在 t 期的生产率水平满足:

$$y_{i,t} = \gamma^{S_i(t)} \cdot y_{i,t-1} \quad (1)$$

(1)式中: $y_{i,t}$ 表示企业的生产率水平; $S_i(t)$ 是与技术创新结果有关的参数,如果新的技术机会出现并且被企业成功实施,则企业创新成功,此时 $S_i(t) = 1$,否则 $S_i(t) = 0$; γ 刻画了技术创新成功时企业生产率水平的提高程度, $\gamma > 1$,其具体数值的大小由某项具体的技术创新带来的生产率促进效应的大小决定。(1)式表明,创新的成功可以提高企业的生产率水平,如果技术创新失败,暂不考虑创新过程中消耗的成本,企业的生产率水平保持不变。通过以上设定,企业获取竞争优势的关键在于,通过成功的创新活动实现生产效率水平的提高,符合熊彼特创新理论的基本假设,这样就可以将注意力集中到企业创新活动本身。

技术创新具有不确定性,因此企业必须选择其行为,使创新成功的概率最大化。为了便于分析,此处对企业的创新活动进行简化,假设企业可以实施两种行为 A 和 B ,分别对应企业实施新技术创新的不同选择,两种行为共同组成了企业的创新策略集合 $x_{i,k} \in \{A, B\}$ 。其中,一种行为可以导致创新的成功,另一种行为导致创新的失败,将导致创新成功的行为称为“正确行为”,用 $x_{i,k}^* \in \{A, B\}$ 表示,是企业 i 面对新的技术机会 k 能够创新成功的行为选择。另外,从技术机会本身的角度,对于每一种技术机会都存在一种通常正确的行为来实现这种创新,可以为企业选择创新行为提供参考,我们将这种通常正确的行为称为“参考行为”,用 x_k^* 表示。同时,由于企业之间禀赋、需求和能力等的特殊性和差异性,一些企业需要采取不同的行为,才能在技术 k 上取得成功。对“正确行为”的建模符合以下规则:

$$x_{i,k}^* = \begin{cases} x_k^* & \text{Pr} = 1 - \varepsilon \\ \sim x_k^* & \text{Pr} = \varepsilon \end{cases} \quad (2)$$

(2)式中: $\varepsilon \in (0, 1/2)$; $\sim x_k^*$ 表示“不等于 x_k^* ”(如果 $x_k^* = A$, 则 $\sim x_k^* = B$); 对于不同的 i , $\{x_{i,k}^*\}$ 是参数为 $(1-\varepsilon)$ 的贝努利序列。从(2)式可以看出, ε 作为“正确行为”与“参考行为”之间匹配程度的度量指标, 可以用来衡量企业之间的异质性程度: 当 ε 接近 0 时, “参考行为”是几乎所有企业的“正确行为”, 此时企业之间的同质性程度较高; 而当 ε 接近 1/2 时, 不同企业之间的“正确行为”差别很大, 此时企业之间的差异性更大。

基于以上分析, 企业创新活动被刻画为企业不断进行“知识探索”以实施创新行为选择的过程。然而, 企业事先并不知道哪一种行为可以导致创新成功, 而是基于外部公开信息判断对于每一种技术机会都存在的普遍正确的行为 x_k^* 来指导自己的创新实践, 这就是技术不确定性。或者说, “知识探索”主要是基于企业可以得到的外部公开信息, 并基于外部公开信息对“参考行为”做出判断以指导自己的创新实践。关于技术 k 的创新决策, 假设历史上所有企业对于技术 k 的开发和应用信息对于企业 i 来说都是公开可见的, 企业所需要的外部公开信息主要与技术 k 的开发和应用相关。不失一般性, 代表性企业 i 能够得到的关于技术 k 的外部公开信息用 h_k^i 表示, h_k^i 包含了在企业 i 之前所有对于技术 k 的创新尝试, 包括但不限于已经尝试了哪些行为以及这些行为是否导致了创新成功; 具体可以用两个指标来刻画, 分别是在企业 i 之前尝试实现该技术的企业数量 n_k^i 和技术创新过程中实施行为 A 并且取得成功的企业数量 $\tilde{n}_k^i$, $\tilde{n}_k^i \leq n_k^i$; 以上信息同时包含了在企业 i 之前尝试实现该技术、实施行为 B 并且导致失败的企业数量:

$$h_k^i = \{n_k^i, \tilde{n}_k^i\} \quad (3)$$

(3)式中: $\tilde{n}_k^i$ 可以间接度量企业与技术前沿的距离, $\tilde{n}_k^i$ 占 n_k^i 的比重越大, 说明代表性企业在考虑这项技术创新时已经有更多企业成功实施了该项技术创新, 企业距离技术前沿越远。

创新成功与企业组织形式密切相关, 因而在创新模型中引入企业组织形式的选择, 用 d_k^i 表示, $d_k^i \in \{0, 1\}$ 。假设企业在纵向一体化和专业化分工之间进行组织形式选择: 前者基于企业边界内的内部交换获得中间产品投入, 企业生产过程中的中间产品投入全部或者部分来自企业内部, 此时 $d_k^i = 0$; 后者用市场交易代替企业内部交换, 企业主要通过市场交易活动取得中间投入, 此时 $d_k^i = 1$ 。企业关于创新行为和组织形式的选择依赖于与技术 k 相关的外部公开信息 h_k^i , 即 $d_k^i = d(h_k^i)$ 。面临一项新的技术机会 k , 给定关于技术 k 的外部公开信息 h_k^i , 企业进行组织形式的选择 $d_k^i \in \{0, 1\}$ 和创新行为的选择 $x_{i,k} \in \{A, B\}$, 以使得企业创新过程中实际选择“正确行为”的后验概率 $\pi(d_k^i; h_k^i)$ 最大化。基于前文对创新的分析, 率先使用某项新技术会使企业在一定时间内获取竞争优势和垄断利润, 企业创新成功与利润最大化的目标具有一致性, 因此利润最大化的企业总会选择能使其创新成功概率最大化的组织形式。企业整体的创新策略组合用 s_k 表示, $s_k: h_k^i \rightarrow \{0, 1\} \times \{A, B\}$, 最优策略的结果是在给定的外部公开信息 h_k^i 和企业组织形式 d_k^i 的前提下, 企业实现创新成功, 用 $\pi(d_k^i; h_k^i)$ 的最大化来定义。

现代企业组织结构持续演变, 日益精密分工基础上的紧密协作是突出特点, 业务外包、

内部市场化和商业生态系统等新型企业组织结构广泛兴起。在企业组织结构日趋复杂的背景下,对纵向一体化与专业化分工的区分主要是基于企业创新决策的科学有效性和创新效率。创新活动的本质是一种不断进行知识搜寻的过程,知识来源的范围越广,知识整合过程中的技术和组织难度越大。相比较而言,聚焦特定领域的创新活动通过重复使用相同的知识元素可以借助已有经验提高创新结果的可预测性,有效降低创新过程中犯错的可能性。具体说明如下:

在纵向一体化的企业组织形式下,产业链上的多种中间产品的生产都置于同一家企业内部进行,企业内部价值链的延长不仅增加了组织内部的协调成本和监督成本,还可能导致包括官僚主义在内的其他组织成本增加;垂直整合的复杂模式降低了企业整体的决策效率,纵向一体化的组织复杂性和决策不灵活抑制了企业面临新技术和新需求时的环境适应能力;各种中间产品是紧密依赖和相互关联的,资产专用性水平较高,创新过程的推进需要对彼此依存的各中间产品部门进行协调,放弃过时技术的难度增加,因此较难实现专门的战略核心技术突破和内部管理优化。在专业化的组织形式下,开放市场中的外部交易代替内部提供,通过专注核心业务提高组织灵活性和降低技术复杂度,实现对创新过程的垂直管理和有效监督,创新效率大幅度提升:(1)通过专注特定的生产环节,更灵活的组织形式降低了创新决策过程中的官僚主义和间接成本,增加创新的动力和灵活性。(2)通过降低内部节点的复杂性,既避免了研发投资阶段的信息不对称和效率损失问题,又减少了对多个研发和生产环节进行统筹协调可能带来的内部竞争和资源消耗问题。(3)有助于积累关于消费者需求、技术更新及生产组织方面的知识,针对消费者的需求进行创新,特别是在企业与客户之间联系加深的背景下,定制化生产将客户需求融入产品开发过程,客户对产品的需求能够得到更大程度的满足。(4)在市场中选择最优秀的中间产品进行生产活动,既保证了产品质量,又可以避免整个产业链范围内的产能闲置和库存波动,在技术进步加快和市场竞争加剧的背景下,可以在新技术出现时快速更换供应。

基于以上分析,在模型中引入“实际行为”的概念,指的是企业 i 面临新的技术机会时实际选择的行为,用 $z_{i,k}^*$ 表示。将专业化企业的创新优势界定为:专业化的企业通过降低技术复杂度和组织复杂度减少信息不对称和创新效率损失,创新过程中犯错的可能性更小,因此在实际创新活动中总能依据外部公开信息做出与“参考行为”一致的创新决策。具体来说,用 $q(h_k^i)$ 表示给定公开的信息集 h_k^i 下企业判断“参考行为”是 A 的后验概率;如果 $q(h_k^i)$ 大于 $1/2$,专业化的企业在创新过程中将会实施行为 A 。基于纵向一体化的组织、技术复杂性以及决策不灵活可能带来的创新效率损失,纵向一体化的企业在创新过程中犯错的可能性更大、决策效率更低,如果 $q(h_k^i)$ 大于 $1/2$,纵向一体化的企业在创新过程中将会以一定的概率 δ 实施行为 A 。也就是说,纵向一体化企业的“实际行为”与“参考行为”之间的关系满足以下概率分布:

$$z_{i,k}^* = \begin{cases} x_k^* & \text{Pr} = \delta \\ \sim x_k^* & \text{Pr} = 1 - \delta \end{cases} \quad (4)$$

(4)式中: $\delta \in (0, 1)$,用以衡量纵向一体化企业的组织复杂性和决策不灵活可能带来的创新效率损失程度; $\delta < 1$,说明纵向一体化企业实际选择的行为与“参考行为”之间可能存在偏差, δ 越小,“实际行为”与“参考行为”之间的偏差越大,创新过程中的效率损失越大。基于

前述模型设定,企业在根据外部公开信息判断“参考行为”的过程中,纵向一体化和专业化的企业都不具备特别的优势,两类企业在同样的程度上得到了“参考行为”的相关信息——由于数字技术对现实世界的渗透,信息、知识与创意以网络的形式相互关联和高效沟通,纵向一体化的企业不再拥有获取外部公开信息的优势。(4)式暗含的基本假设是,由于内部组织的复杂性,纵向一体化企业在依据“参考行为”进行创新决策的过程中可能会犯错或产生效率损失,导致企业实际选择的行为 $z_{i,k}^*$ 与参考行为 x_k^* 之间存在偏差。至此,企业的创新过程可以描述为一种“匹配过程”:企业依据外部公开信息对“参考行为”做出判断,从而指导自己的创新行为选择,当“企业实际选择的行为 $z_{i,k}^*$ = 企业能够创新成功的正确行为 $x_{i,k}^*$ ”时,企业在该项技术上能够创新成功。匹配成功的概率既与企业的组织结构对创新决策的影响有关(通过 δ 发挥作用,专业化分工实际上是 $\delta = 1$ 的特殊情况),也与行业特质和行业内部企业之间的异质性有关(通过 ε 发挥作用)。

根据以上模型设定,在专业化的企业组织形式下,企业创新成功的概率为:

$$\pi(1; h_k^i) = \max[\pi(1, h_k^i | x_{i,k} = A), \pi(1, h_k^i | x_{i,k} = B)] \quad (5)$$

(5)式中:

$$\pi(1, h_k^i | x_{i,k} = A) = q(h_k^i) \cdot (1 - \varepsilon) + [1 - q(h_k^i)] \cdot \varepsilon = \varepsilon + q(h_k^i) \cdot (1 - 2\varepsilon) \quad (6)$$

$$\pi(1, h_k^i | x_{i,k} = B) = [1 - q(h_k^i)] \cdot (1 - \varepsilon) + q(h_k^i) \cdot \varepsilon = \varepsilon + [1 - q(h_k^i)] \cdot (1 - 2\varepsilon) \quad (7)$$

根据前文设定, $q(h_k^i)$ 表示给定公开的信息集 h_k^i 下企业判断“参考行为”是 A 的后验概率。在没有任何信息支撑的条件下, $q_0 = 1/2$; 在贝努利假设条件下, $q(h_k^i)$ 的表达式满足贝叶斯法则:

$$q(h_k^i) = \Pr(x_k^* = A | h_k^i) = \frac{(1 - \varepsilon)^{\tilde{n}_k^i} \varepsilon^{n_k^i - \tilde{n}_k^i}}{(1 - \varepsilon)^{\tilde{n}_k^i} \varepsilon^{n_k^i - \tilde{n}_k^i} + (1 - \varepsilon)^{n_k^i - \tilde{n}_k^i} \varepsilon^{\tilde{n}_k^i}} = \frac{1}{1 + \left(\frac{1 - \varepsilon}{\varepsilon}\right)^{n_k^i - 2\tilde{n}_k^i}} \quad (8)$$

(6)式中: $q(h_k^i) \cdot (1 - \varepsilon)$ 表示企业推断“参考行为”是 A 且“正确行为”与“参考行为”一致的概率; $[1 - q(h_k^i)] \cdot \varepsilon$ 表示企业推断“参考行为”是 B 但“正确行为”与“参考行为”不一致的概率。由此可得:

$$\pi(1; h_k^i) = \begin{cases} \varepsilon + q(h_k^i) \cdot (1 - 2\varepsilon), & q(h_k^i) \geq 1/2 \\ \varepsilon + [1 - q(h_k^i)] \cdot (1 - 2\varepsilon), & q(h_k^i) < 1/2 \end{cases} \quad (9)$$

在纵向一体化的企业组织形式下,企业创新成功的概率为:

$$\pi(0; h_k^i) = \max[\pi(0, h_k^i | x_{i,k} = A), \pi(0, h_k^i | x_{i,k} = B)] \quad (10)$$

这一概率还与 δ 有关,这是因为(10)式中:

$$\pi(0, h_k^i | x_{i,k} = A) = q(h_k^i) \cdot (1 - \varepsilon) \cdot \delta + q(h_k^i) \cdot \varepsilon \cdot (1 - \delta) + [1 - q(h_k^i)] \cdot \varepsilon \cdot \delta + [1 - q(h_k^i)] \cdot (1 - \varepsilon) \cdot (1 - \delta) \quad (11)$$

$$\pi(0, h_k^i | x_{i,k} = B) = [1 - q(h_k^i)] \cdot (1 - \varepsilon) \cdot \delta + [1 - q(h_k^i)] \cdot \varepsilon \cdot (1 - \delta) + q(h_k^i) \cdot \varepsilon \cdot \delta + q(h_k^i) \cdot (1 - \varepsilon) \cdot (1 - \delta) \quad (12)$$

(11)式中: $q(h_k^i) \cdot (1 - \varepsilon) \cdot \delta$ 表示企业判断“参考行为”是 A 、企业能够成功实施技术创新的“正确行为”与“参考行为”一致、且“实际行为”与“参考行为”一致的概率。这样就可以推导出:

$$\pi(0;h_k^i)=\begin{cases} [\varepsilon+q(h_k^i) \cdot (1-2\varepsilon)] \cdot \delta + [\varepsilon+[1-q(h_k^i)] \cdot (1-2\varepsilon)] \cdot (1-\delta), & q(h_k^i) \geq 1/2 \\ \{\varepsilon+[1-q(h_k^i)] \cdot (1-2\varepsilon)\} \cdot \delta + [\varepsilon+q(h_k^i) \cdot (1-2\varepsilon)] \cdot (1-\delta), & q(h_k^i) < 1/2 \end{cases} \quad (13)$$

从以上分析可以看出,企业在专业化分工与纵向一体化之间的权衡主要是基于 $\pi(1;h_k^i)$ 与 $\pi(0;h_k^i)$ 之间的比较。令 $\Pr(d_k^*=1)=\pi(1;h_k^i)-\pi(0;h_k^i)$,如果 $\Pr(d_k^*=1)>0$,说明基于外部公开信息,专业化的企业创新成功的概率更大,此时创新导向的企业更倾向于采用专业化的组织形式。不失一般性,假设 $x_k^*=A$,后续分析都在 $x_k^*=A$ 的假设下展开($q(h_k^i) \geq 1/2$),此时:

$$\Pr(d_k^*=1 | x_{i,k}=A)=\pi(1,h_k^i | x_{i,k}=A)-\pi(0,h_k^i | x_{i,k}=A)=[2q(h_k^i)-1] \cdot (1-2\varepsilon) \cdot (1-\delta) \quad (14)$$

从以上分析可以看出,影响企业专业化分工的变量主要包括 $q(h_k^i)$ 、 ε 和 δ ,下面将对此进行详细讨论。

1. 外部公开信息的影响

为了分析企业依据外部公开信息对“参考行为”进行判断的准确程度对企业组织结构选择的影响,将(14)式对 $q(h_k^i)$ 求偏导,可得:

$$\frac{\partial \Pr(d_k^*=1)}{\partial q(h_k^i)}=2 \cdot (1-2\varepsilon) \cdot (1-\delta) > 0 \quad (15)$$

(15)式表明,依据外部公开信息对“参考行为”的判断越准确,企业进行专业化分工的程度越高。纵向一体化有助于降低不完全契约和资产专用性引起的机会主义行为,降低供给或需求的不确定性,获得技术规模经济,但是有可能增加组织内部的协调成本而降低整体的创新决策效率,导致纵向一体化的企业在创新过程中犯错的可能性更大。在技术更新换代速度加快、创新成为一种常规性的企业活动、从产品创意到产品上市时间大幅缩短的背景下,专业化分工通过降低内部节点的复杂性和研发投资阶段的信息不对称,避免了对多个研发和生产环节进行统筹协调可能带来的内部竞争和效率损失,具有明显的创新效率优势。在新的技术机会($k=1,2,\dots$)带来的无限次重复创新竞争中,依据外部公开信息对“参考行为”的判断越准确,通过分工进行专业化创新的比较优势就越明显。

基于(8)式对 $q(h_k^i)$ 的定义, $q(h_k^i)$ 主要由与技术 k 的开发和应用相关的外部公开信息集 $h_k^i=\{n_k^i, \tilde{n}_k^i\}$ 决定; $E[q(h_k^i) | n_k^i]$ 是 n_k^i 的增函数^①且 $\text{plim}_{n_k^i \rightarrow \infty} q(h_k^i)=1$ 。在企业 i 之前尝试实现该技术的企业数量 n_k^i 越多,企业能够得到越多关于技术 k 的公开信息,对“参考行为”的判断也就越准确。在企业实际的创新活动中,与技术 k 相关的外部公开信息不只包含在同行业企业对其进行的开发应用中。为了解决随着技术复杂程度不断提高带来的研发成本高企问题,企业凭借技术联盟、合作研究等方式从外部获取技术资源,高校、政府、科研机构甚至是具有创意的个人都是企业能够利用的信息来源。数字技术应用消除了特定类型服务流动的障碍,促进了信息、知识与观点的广泛传播,更是创造了一个可以通过线上、联盟、合作和外包等多种方式获取灵感的开放式创新体系。因此,数字化转型扩大了企业创新过

① n 取整数的情况下 $q(h_k^i)$ 和 n_k^i 的关系可能是非单调的,用移动平均线平滑后, $q(h_k^i)$ 随着 n_k^i 的增大而增大。

程中能够使用的知识来源,促进了知识的交流与互动,从而提高了企业创新过程中对“参考行为”进行判断的准确度,数字化转型通过影响 $q(h_k^i)$ 提高了企业凭借专业化分工进行创新的优势和动机。根据以上分析,本文提出:

假说1:数字化转型有助于促进企业的专业化分工。

2.技术前沿距离的影响

根据(8)式对 $q(h_k^i)$ 的定义,当 $\tilde{n}_k^i \geq (1/2) \cdot n_k^i$, $q(h_k^i) \geq 1/2$,此时 $\Pr(d_k^* = 1 | x_{i,k} = A) \geq 0$;当 $\tilde{n}_k^i < (1/2) \cdot n_k^i$, $q(h_k^i) < 1/2$,此时 $\Pr(d_k^* = 1 | x_{i,k} = A) < 0$ 。根据模型设定, $\tilde{n}_k^i$ 用以度量企业与技术前沿的距离, $\tilde{n}_k^i$ 占 n_k^i 的比重越大,说明企业 i 在考虑这项技术创新时,已经有更多企业成功实施了该项技术创新,企业距离技术前沿越远。新兴产业中的企业距离技术前沿更近,企业与技术前沿的距离代表了产业发展的新兴程度,体现了产业周期对企业分工的影响。产业周期与企业的专业化分工水平存在倒“U”型关系:新兴产业的专业化程度通常较低,专业化分工水平随着产业发展逐渐成熟而提升,并且直到产业发展的衰退阶段又回到较低的分工水平(唐东波,2013)。根据以上分析,数字化转型对高新技术产业和战略新兴产业内企业分工水平的影响可能因为产业发展的新兴性而受到减弱,本文提出:

假说2:产业发展的新兴程度弱化了数字化转型对企业专业化分工的促进作用。

3.企业同质化水平的影响

为了分析行业内企业的同质化水平对企业组织和专业化分工的影响,将(14)式对 ε 求偏导,可得:

$$\frac{\partial \Pr(d_k^* = 1)}{\partial \varepsilon} = -2 \cdot [2q(h_k^i) - 1] \cdot (1 - \delta) < 0 \quad (16)$$

基于(2)式对 ε 的设定, $\varepsilon \in (0, 1/2)$ 。 ε 作为“正确行为”与“参考行为”之间匹配程度的度量指标,可以用来衡量企业之间的异质性程度, ε 越接近 $1/2$,企业之间的差异性越大。 ε 越小,行业内企业的同质化水平越高。此时,基于已有企业对技术 k 进行的开发和应用,得到的信息具有更高的参考价值,能够揭示更多关于“参考行为”的信息,通过分工进行专业化创新的比较优势越明显。根据以上分析,本文提出:

假说3:行业内企业之间的同质化水平越高,企业越倾向于实现专业化分工。

4.创新效率损失的影响

为了分析一体化企业的创新效率损失对企业组织的影响,将(14)式对 δ 求偏导,可得:

$$\frac{\partial \Pr(d_k^* = 1)}{\partial \delta} = -[2q(h_k^i) - 1] \cdot (1 - 2\varepsilon) < 0 \quad (17)$$

基于(4)式对 δ 的设定, $\delta \in (0, 1)$,用以衡量纵向一体化企业的组织复杂性和决策不灵活可能带来的创新效率损失程度。 δ 越大,纵向一体化的企业在创新决策过程中犯错的可能性越小,专业化创新的比较优势减弱,此时企业进行专业化分工的水平就越低。数字化转型对企业内部管控成本和外部市场交易成本均产生显著影响。一方面,数字化的管理信息系统和财务管理系统有助于降低各环节之间的协调成本和监督成本,通过内部信息的高效沟通减少纵向一体化企业创新过程中的效率损失,甚至凭借资源共享和技术溢出获得创新优势,此时,数字化转型导致 δ 的提高而更加有利于纵向一体化的组织选择。另一方面,如果数字化转型主要降低了信息搜索成本,提高了信息的透明度和可比性,加快信息的传播与

扩散,则数字化转型主要通过提高 $q(h_k^i)$ 而强化了专业化企业的比较优势。数字化转型对企业组织选择的最终影响取决于其对内部管控成本和市场交易成本的相对影响。Bloom 等 (2014) 将 ICT 划分为信息技术 (IT) 和通信技术 (CT) 两类,认为 ICT 对企业组织的影响与数字技术组合中不同类型的技术进步紧密相关:IT 倾向于降低管理成本,促进了权力的集中和更广泛的控制范围,从而鼓励程度更高的纵向一体化;CT 则倾向于降低交易成本,从而鼓励程度更高的专业化。数字技术组合中不同类型的技术进步通过 δ 影响内部管控成本与外部交易成本的权衡,从而对企业组织形式的选择产生影响。根据以上分析,本文提出:

假说 4:数字化转型过程中通信技术的进步更有助于促进专业化分工。

三、模型设定、变量选择与数据说明

(一) 计量模型设定

根据前文的理论分析,设置如下基准回归模型:

$$VSI_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 Digital_{it} + \sum \lambda_j Control_{jit} + Industry_{it} + Province_{it} + \mu_i + \tau_t + v_{it} \quad (18)$$

(18) 式中:下标 i 和 t 分别表示企业和年份, j 代表不同的控制变量;被解释变量 VSI 用来衡量企业专业化分工的程度;解释变量 $Digital$ 表示企业数字化转型的程度; $Control$ 为企业和区域层面的控制变量, $Industry_{it}$ 和 $Province_{it}$ 分别表示行业和省份虚拟变量; μ_i 、 τ_t 和 v_{it} 分别表示个体固定效应、时间固定效应和随机误差项。

(二) 核心指标构建与测度

1. 被解释变量:企业专业化分工水平 (VSI)

专业化分工与纵向一体化是一组含义相反的概念,因此,可以先测度企业的纵向一体化水平 VAS ,再用其反向指标 $VSI = 1/VAS$ (取自然对数) 衡量企业的专业化分工水平, VAS 使用各生产环节的增加值占销售收入的比重来测度。参考范子英和彭飞 (2017)、袁淳等 (2021),采用修正的价值增加值法 VAS^{adj} 度量企业的纵向一体化水平,具体计算公式为:

$$VAS^{adj} = \frac{\text{销售额} - \text{采购额} - \text{税后净利润} + \text{净资产} \times \text{平均净资产收益率}}{\text{主营业务收入} - \text{税后净利润} + \text{净资产} \times \text{平均净资产收益率}} \quad (19)$$

(19) 式中:采购额 = (购买商品、接受劳务支付的现金 + 期初预付款 - 期末预付款 + 期末应付款 - 期初应付款 + 期末应付票据 - 期初应付票据) / (1 + 采购商品的增值税税率) + 期初存货 - 期末存货,平均净资产收益率使用上市企业所在行业近三年平均值衡量。

2. 解释变量:企业数字化水平 ($Digital$)

企业数字化转型是数字技术本身以及数字技术引发的变革对企业组织结构、市场行为和经营绩效所产生的广泛而又深刻的影响,是通过信息、计算、通信和连接技术的组合,触发实体属性的重大变化从而改进实体的过程 (Vial, 2019)。从投入的角度,尽管涉及到的具体技术类型有差异,但基于“信息、计算、通信和连接”等基本功能,数字化转型以数字技术的应用为基本特征。从过程和结果的角度,数字化转型的过程,既包含了数字技术作为底层核心技术对企业内部生产流程、组织结构甚至是企业文化的改造,也包含了数字化产品革新基础上外部数字生态系统之间的融合与互动。数字化转型是通过数字技术的广泛应用以实现重大业务改进的过程,基于数字技术的广泛应用来定义“数字化”,有助于把握数字经济的本质。

参考刘飞 (2020)、王宇等 (2020),从数字化投资强度和数字技术应用两个方面刻画制

造业上市企业的数字化水平。数字化投资强度充分体现了企业数字化转型受到自身投入的数字化产品或服务的影响,用文本分析方法构建企业数字技术应用程度的相对指标(吴非等,2021;董竹、李有文,2024),可以在一定程度上克服单纯投入指标无法具体反映相关设备利用情况的缺陷。具体测度步骤如下:(1)依据国家政策文本选取与数字技术应用高度相关的关键词,并用数字技术关键词的词频除以对应文本的语段长度构建企业数字技术应用程度的相对指标;(2)用数字化投资强度刻画数字化投入,具体包括:用固定资产投资中办公电子设备账面价值的占比测度数字化硬件投资强度,用无形资产中软件账面价值的占比测度数字化软件投资强度;(3)运用客观赋权法中的熵值法进行制造业数字化转型综合指标的计算,数字技术应用、数字化硬件投资、数字化软件投资的权重分别为 0.184、0.492 和 0.324。

3.控制变量

参考已有研究(施炳展、李建桐, 2020;袁淳等, 2021),使用的控制变量包括企业所有权性质(*Property*)、股权集中度(*Structure*)、企业规模(*Asset*)、资产负债率(*Ratio*)、海外营业收入占比(*Oversea*)、企业内部的管控成本(*Expense_m*)和区域市场化程度(*Market*)。

主要变量的定义、构建方法和描述统计见表 1。

表 1 主要变量的构建方法和描述统计

变量	构建方法	均值	标准差	最小值	最大值
<i>VSI</i>	专业化分工指标取自然对数	0.813	0.537	-4.287	7.972
<i>Digital</i>	利用熵值法计算得到的综合指标	0.033	0.052	0	0.327
<i>Property</i>	国有企业为 1,非国有企业为 0	0.240	0.427	0	1
<i>Structure</i>	第一大股东持股比例	0.331	0.142	0.024	1
<i>Asset</i>	总资产的自然对数	12.794	1.197	8.178	18.337
<i>Ratio</i>	资产负债率	0.397	0.346	0.008	31.467
<i>Oversea</i>	海外业务收入占营业收入的比重	0.177	0.233	-0.345	1
<i>Expense_m</i>	管理费用占营业收入的比重	0.155	5.185	-0.111	551.352
<i>Market</i>	上市企业所在省份规模以上工业企业国有控股企业资产的占比(市场化程度的负向指标)	0.339	0.177	0.139	0.752

以 A 股制造业上市企业为初始样本,考虑到上市企业新增、退市或个别年份数据缺失,样本为 2014—2021 年的非平衡面板数据;行业分类依据《国民经济行业分类标准(GB/T 4754—2017)》,剔除主营业务不稳定、不清晰的企业样本。数据来源于 wind 金融数据终端和国家统计局官网等,少量缺失数据用同花顺 iFinD 金融数据终端补齐;行业投入产出数据来自国家统计局发布的全国投入产出表,缺失年份用临近年份数据补齐。考虑到上市企业有夸大数字化转型相关描述以提升投资者预期的动机,同时为了减小异常值的影响,对核心解释变量企业数字化水平进行 1%分位和 99%分位的数据缩尾处理。

四、实证结果分析

(一)基准回归结果分析

使用固定效应模型进行回归,基准回归结果见表 2。表 2 中,第(1)、(2)列分别展示了仅包含解释变量和进一步加入一系列控制变量的逐步回归结果。结果显示,无论是否加入控制变量,企业数字化水平的系数均显著为正,表明数字化水平越高,企业专业化分工水平

越高。模型中加入控制变量以后,核心解释变量的系数和显著性均有所提高。第(2)列结果显示,*Digital* 的系数为 0.232,且在 5%的水平上显著,企业数字化水平每提高 1%,将使企业专业化水平提高 0.232%。无论在统计意义还是经济意义上,数字化转型有助于促进企业专业化分工,假说 1 得到验证。

表 2	基准回归结果	
	VSI	
变量	(1)	(2)
<i>Digital</i>	0.176 * (1.668)	0.232 ** (2.201)
<i>Property</i>		0.005 (0.211)
<i>Structure</i>		0.168 *** (2.856)
<i>Asset</i>		0.105 *** (11.988)
<i>Ratio</i>		-0.029 *** (-2.962)
<i>Oversea</i>		-0.002 (-0.058)
<i>Expense_m</i>		-0.000 (-0.020)
<i>Market</i>		-0.170 (-0.959)
企业/行业/省份/时间固定效应	YES	YES
Observations	17555	17554
R^2	0.029	0.040

注:括号内为 t 值,***、**、* 分别表示在 1%、5%、10% 的水平上显著; R^2 为组内 R^2 。如无特殊说明,以下各表同。

(二) 内生性问题

1. 遗漏变量的代理变量检验

遗漏的重要信息可能包含在被解释变量的滞后项中,在模型中加入被解释变量的滞后一期作为遗漏变量的代理变量,建立动态面板数据模型重新回归,回归结果见表 3 第(1)列。结果表明,企业数字化水平的系数在 10%的水平上显著为正,数字化转型促进了企业专业化分工。

2. 工具变量法

选用文本分析方法得到的数字技术关键词词频绝对数 (*dig*) 作为工具变量,并采用 2SLS 法进行重新估计。理论上,如果年报中数字技术关键词的词频测度了企业对数字化转型高热度词汇的使用情况,那么 *dig* 与企业数字化转型的水平高度相关,但是不直接作用于企业专业化分工水平,工具变量满足相关性和外生性的条件。2SLS 的回归结果见表 3 第(2)列。第一阶段的回归结果表明,工具变量的系数在 1%的水平上显著为正,满足相关性条件;Kleibergen-Paap rk LM 统计量的 P 值小于 0.01,拒绝工具变量识别不足的原假设;Cragg-Donald Wald F 统计量大于 10%水平的临界值,拒绝弱工具变量的原假设,工具变量的选择是合适的。第二阶段的回归结果表明,企业数字化水平的系数值为正,且在 10%的水平上显著,控制可能的内生性问题干扰后,本文的主要研究结论仍然成立。

表 3 内生性问题处理		
变量	(1) <i>VSI</i>	(2) <i>VSI</i>
	FE-滞后变量	<i>IV=dig</i>
<i>L.VSI</i>	0.077 *** (8.280)	—
<i>Digital</i>	0.254 * (2.133)	0.833 * { 1.732 }
控制变量	YES	YES
企业/行业/省份/时间固定效应	YES	YES
Observations	14234	17220
<i>R</i> ²	0.045	—
<i>IV</i> (First-stage)		0.034 *** (12.707)
工具变量有效性检验		Kleibergen-Paap rk LM <i>P</i> =0.000 Cragg-Donald Wald <i>F</i> =562.332 [16.38]

注:*IV* (2SLS) 回归结果中 { 1.732 } 是 *z* 值, [16.38] 为 Stock-Yogo 弱识别检验 10% 水平的临界值。

3. 倾向得分匹配检验

采用倾向得分匹配(PSM)方法缓解样本自选择问题。首先,基于数字技术关键词词频构建企业是否进行数字化转型的虚拟变量 *DT*,考虑到上市企业正常进行业务描述时均可能少量涉及数字技术相关关键词,因此构建虚拟变量的临界值选择 10 而不是 0;如果年报中数字技术关键词的词频 *dig*≥10,则 *DT*=1,其他情况下 *DT*=0。本研究分别采用“核匹配”和“半径匹配”方法对样本进行匹配,使用的协变量包括所有权性质、企业规模、股权结构、现金流水平和净资产收益率。处理组的平均处理效应和对匹配效果的检验结果见表 4。结果显示,匹配后所有协变量的标准化偏差均有很大程度的缩减且标准化偏差小于 10%,匹配后绝大多数变量的 *t* 检验均没有呈现出显著性,说明匹配后处理组与控制组无系统差异,匹配的效果较好。*ATT* 的系数为正且在 1% 的水平上显著,验证了数字化转型促进企业专业化分工水平的提升。

表 4 倾向得分匹配检验结果				
变量	核匹配		半径匹配	
<i>ATT</i>	0.0297 *** (3.603)		0.0298 *** (3.624)	
Observations	17653		17653	
OFF-Support	5		5	
ON-Support	17648		17648	
协变量 (Matched)	% bias	<i>p</i> > <i>t</i>	% bias	<i>p</i> > <i>t</i>
所有权性质	0.1521	0.921	0.0913	0.952
企业规模	2.5955	0.109	2.9602	0.068
股权结构	-0.6918	0.673	-0.7782	0.629
现金流水平	1.1030	0.461	1.2064	0.420
净资产收益率	0.6473	0.639	0.6807	0.622

(三) 稳健性检验

1. 基于企业层面数据的稳健性检验

(1) 替换核心解释变量。参考袁淳等(2021)、吴非等(2021),使用数字技术关键词词频

除以对应文本的语段长度来测度企业数字化转型的程度(滞后一期),替换后的回归结果见表 5 第(1)列。(2)增加城市层面控制变量。用上市企业所在省份地方财政科学技术支出作为区域创新环境的测度指标,用上市企业所在省份互联网宽带接入端口作为区域数字化水平的测度指标,加入城市层面的控制变量进行重新回归的结果见表 5 第(2)列。(3)调整样本区间。考虑到中国制造业数字化转型起步较晚,剔除 2014—2015 年的样本数据进行稳健性检验,回归结果见表 5 第(3)列。(4)排除企业策略性行为影响。考虑到上市企业策略性信息披露行为的影响,特别是业绩表现较差的企业有夸大数字化转型相关描述以提升投资者预期的动机,使用文本分析对数字技术应用程度进行的测度可能存在高估,从而影响综合指标的准确性。剔除业绩较差(净资产收益率为负值)的样本进行稳健性检验,回归结果见表 5 第(4)列。(5)调整模型设定。使用个体层面的聚类稳健标准误重新回归,回归结果见表 5 第(5)列。(6)替换估计模型。使用极大似然估计(MLE)重新回归,回归结果见表 5 第(6)列。上述结果显示,稳健性检验中企业数字化水平的系数均显著为正,回归结果较为稳健可靠。

2. 基于产品生产阶段数的稳健性检验

用产品生产阶段数测度的生产分割长度可以从行业层面反映分工体系的深化,借鉴刘维刚等(2017)的做法,基于全国投入产出表计算各行业产品的生产阶段数作为分工水平的测度指标,用产品生产过程中投入的数字化设备和服务占中间投入的比重测度各行业的数字化水平,基于行业层面的数据测度数字化转型对专业化分工的影响。使用的控制变量包括:产品总产出中用于出口的比例、产品中间投入中教育和科研投入的占比、每单位增加值对应投入的劳动者报酬、每单位中间投入带来的行业盈余、行业增加值。产品 p 的生产阶段数 N_p 的计算公式为:
$$N_p = 1 + \sum_q a_{pq} N_q$$
其中, a_{pq} 表示生产一单位的产品 p 需要投入 a_{pq} 单位的产品 q , N_q 表示产品 q 的生产阶段数。基于数据可得性,使用 2007 年、2010 年、2012 年、2015 年、2017 年、2018 年、2020 年的投入产出表数据作为数据样本,由于样本量较小,使用“混合 OLS+异方差稳健标准误+Bootstrap”方法进行回归,回归结果见表 5 第(7)列。抽样 1000 次的回归结果显示,企业数字化水平的系数为 0.878,且在 10%的水平上显著,基于行业层面的数据,数字化转型促进了企业专业化分工水平的提升,基准结论仍然成立。

表 5 稳健性检验结果

变量	企业层面						行业层面
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	替换核心解释变量	增加城市层面控制变量	调整样本区间	排除企业策略性行为影响	调整模型设定	替换估计模型	产品生产阶段数
Digital	0.012 ** (2.337)	0.233 ** (2.214)	0.247 ** (2.050)	0.247 ** (2.268)	0.232 * (1.671)	0.182 ** (2.142)	0.878 * (1.734)
控制变量	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
企业/行业/省份/时间固定效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES	-
Observations	12889	17554	14318	15671	17554	17554	455
R ²	0.042	0.040	0.047	0.068	0.040	-	0.121

五、进一步分析

(一) 基于企业内外部特征的异质性分析

本文分别在基准模型中加入上市企业内部特征、行业特征和外部环境异质性指标及前述变量与企业数字化水平指标的交互项进行估计检验;为了减少多重共线性的影响,回归前对解释变量和异质性变量进行中心化处理。

1. 产业发展的新兴程度 (Research_r)

根据假说 2,产业发展的新兴程度弱化了数字化转型对企业专业化分工的促进作用。远离技术前沿的企业主要通过模仿现有成熟技术进行创新,通过少量的研发和人力资本投入就能有效掌握新技术;而随着企业逐渐向技术前沿靠拢,技术复杂度提高,企业可以模仿或参考的成熟技术减少,持续大量的自主研发成为创新成功的关键(连旭蓓等, 2020)。以研发投入占营业收入的比重作为产业发展的新兴程度的代理指标,研发投入占比越高,则产业发展的新兴程度越高。进一步构造数字化水平和产业发展新兴程度的交互项,加入基准回归模型重新回归,回归结果如表 6 第(1)列所示。结果显示,企业数字化水平的系数在 5%的水平上显著为正,交互项 $Digital \times Research_r$ 的系数在 5%的水平上显著为负,说明产业发展的新兴程度越高,数字化转型对企业专业化分工的促进作用越弱,假说 2 得到验证。

2. 行业内企业的同质化程度 (Dev)

根据假说 3,行业内企业之间的同质化水平越高,企业越倾向于实现专业化分工。使用上市企业所在行业净资产收益率离差的平方测度企业之间的同质化水平,具体计算公式为: $Dev_{it} = (r_{it} - \bar{r}_{it})^2$ 。上式中, r_{it} 为企业 i 在时间 t 的净资产收益率, $\bar{r}_{it}$ 为企业 i 所在行业在时间 t 净资产收益率的算术平均值, Dev 是企业之间同质化水平的负向指标, Dev 越大,同质化水平越低。进一步构造数字化水平与同质化程度的交互项,加入基准回归模型重新回归,回归结果如表 6 第(2)列所示。企业数字化水平的系数在 5%的水平上显著为正,交互项 $Digital \times Dev$ 的系数在 5%的水平上显著为负,说明企业之间的同质化水平越高,数字化转型对专业化分工的促进作用越强,企业之间的同质化水平强化了数字化转型在促进企业专业化分工过程中的作用,假说 3 得到验证。

3. 数字技术组合中不同类型的技术进步 (CT_p)

根据假说 4,数字化转型过程中通信技术的进步更有助于促进专业化分工。使用价格下降幅度测度技术进步,用通信服务的消费者价格指数下降幅度的绝对值来度量通信技术进步的速度。进一步构造数字化水平与通信技术进步指标的交互项,加入基准回归模型重新回归,回归结果如表 6 第(3)列所示。企业数字化水平的系数在 5%的水平上显著为正,交互项 $Digital \times CT_p$ 的系数在 1%的水平上显著为正,说明通信技术进步强化了数字化转型促进企业专业化分工的作用,假说 4 得到验证。

对交互项系数的 F 检验均至少在 5%的水平上通过了显著性检验,支持存在显著的组间差异。

表 6 异质性回归结果

变量	VSI		
	(1)	(2)	(3)
Digital	0.236 ** (2.233)	0.224 ** (2.120)	0.230 ** (2.184)
Research_r	-0.006 ** (-2.013)		
Digital × Research_r	-1.059 ** (-2.347)		
Dev		-0.015 *** (-3.400)	
Digital × Dev		-0.281 ** (-2.457)	
CT_p			-43.101 *** (-6.127)
Digital × CT_p			31.143 *** (2.786)
交互项系数的 F 检验	Prob>F = 0.019	Prob>F = 0.014	Prob>F = 0.005
控制变量	YES	YES	YES
企业/行业/省份/时间固定效应	YES	YES	YES
Observations	17554	17554	17554
R ²	0.040	0.041	0.041

(二) 数字化、专业化与全要素生产率

根据前文的模型分析,创新导向的企业在纵向一体化和专业化分工之间进行组织选择,目标是提高创新成功的概率从而获得竞争优势和垄断利润。在验证企业数字化转型推动企业专业化分工水平提升的基础上,本研究更加关注数字化转型促进企业专业化分工的经济后果。全要素生产率反映了生产过程中的投入转化为最终产出的总体效率,是广义的技术进步;既包含了企业进行自主开发和技术引进带来的微观生产技术进步,也包含了资源配置效率的改善。因此,全要素生产率的提升可能来自技术创新、制度创新或者人力资本提升等多个方面,新质生产力以全要素生产率大幅提升为核心标志。本研究将企业专业化分工指标纳入数字化转型促进全要素生产率提升的中介机制模型,构建的中介效应模型如下:

$$TFP_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 Digital_{it} + \sum \lambda_j Control_{jit} + Industry_{it} + Province_{it} + \mu_i + \tau_t + v_{it} \tag{20}$$

$$VSI_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 Digital_{it} + \sum \lambda_j Control_{jit} + Industry_{it} + Province_{it} + \mu_i + \tau_t + v_{it} \tag{21}$$

$$TFP_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 Digital_{it} + \alpha_2 VSI_{it} + \sum \lambda_j Control_{jit} + Industry_{it} + Province_{it} + \mu_i + \tau_t + v_{it} \tag{22}$$

(20) — (22) 式中:TFP 是使用 LP 法计算得到的企业全要素生产率,借鉴刘征驰等(2024)的做法,计算过程中使用的主要指标包括企业主营业务收入、劳动力投入、资本投入和中间品投入。(21) 式与基准回归模型一致,(22) 式是在(20) 式的基础上加入 VSI 变量,核心解释变量 Digital、控制变量 Control 以及模型中其他部分与基准回归模型中的含义和测度方法完全相同,模型同时控制了行业、省份、个体和时间固定效应。

中介效应的回归结果如表 7 所示。逐步回归第(1) 列的结果显示,企业数字化水平的系数在 1% 的水平上显著为正,数字化转型显著促进了企业全要素生产率的提升;第(2) 列结果与基准回归结果一致,数字化转型促进了企业专业化分工水平的提升;第(3) 列结果显示,企业专业化分工水平的系数在 1% 的水平上显著为正,验证了专业化分工在数字化转型提高

企业全要素生产率过程中的中介作用。使用逐步回归分析进行中介效应验证可能存在中介变量的内生性问题,因此本研究还使用 Soble 检验进一步验证中介效应的显著性,表 7 还汇报了 Soble 检验的回归结果。结果显示,Sobel 检验的 P 值小于 0.10,专业化分工作为中介变量推动全要素生产率提升的中介作用在 10%的水平上显著;中介效应占总效应的比重约为 7.90%,专业化分工在数字化转型提升企业全要素生产率的过程中发挥了中介作用。

变量		(1)	(2)	(3)
		数字化转型→TFP	数字化转型→VSI	中介效应
逐步回归	解释变量	0.250*** (2.973)	0.232** (2.201)	0.124 (1.559)
	Digital			
	VSI			0.153*** (24.187)
	控制变量	YES	YES	YES
	企业/行业/省份/时间固定效应	YES	YES	YES
	Observations	17674	17554	17471
	R ²	0.560	0.040	0.594
Sobel 检验	Sobel z	1.693		
	Sobel P> z	0.090		
	Ind-effect	0.051		
	Dir-effect	0.595		
	Total effect	0.646		
	Proportion(%)	7.895		

六、研究结论与政策建议

企业组织面临数据要素冲击,制造业企业通过专业化发展降低技术不确定性并优化组织边界,有助于突破“低端锁定”和“卡脖子”困境,重塑中国制造业在全球价值链中的地位。本文构建理论模型分析了数字化转型对企业专业化分工的影响,在运用熵值法计算数字化转型综合指标的基础上,基于 2014—2021 年中国制造业上市企业数据,实证检验了企业数字化转型对专业化分工的影响。结果表明,企业数字化转型显著促进专业化分工水平的提升,该结论在经过一系列稳健性检验和内生性控制以后仍然成立,研究结论较为稳健可靠。异质性分析表明,产业发展的新兴程度弱化了企业数字化转型对专业化分工的促进作用,企业之间的同质化水平和通信技术进步则强化了数字化转型对专业化分工的促进作用。进一步研究表明,数字化转型通过专业化分工促进全要素生产率提升。基于以上结论,本文提出如下政策建议:

第一,强化数字基础设施建设,加大对制造业企业数字化转型的支持力度。一方面,鼓励企业增加数字化投资,促进数字技术在生产与创新过程中的应用。具体来说,加大中央和地方财政支持,改善落后地区的数字基础设施,降低中小企业转型门槛。另一方面,聚焦数字技术前沿,开展关键技术攻关,构建安全可靠的数字产业体系。重视人才培养,提高全社会的数字化思维与技术应用能力,实现全面数字转型与创新发展。

第二,鼓励企业强化核心优势,利用数字技术积极开展创新合作。鼓励企业发挥自身优势,打造核心竞争力,特别是支持专精特新企业在关键领域进行技术攻关。利用数字网络促

进全球知识交流,开展全球研发合作;通过开放式和互动式创新,增强企业与客户的高效互动。鼓励专业化企业与产业链上下游协作,精准定位关键环节,利用数字技术与行业龙头协同创新,推动产业链与创新链的融合,提升整体创新能力与现代化水平。

第三,积极参与全球价值链分工与协作,提升中国制造业的全球价值链分工地位。继续深度参与全球产业分工与合作,在合作过程中学习先进的组织管理经验,提高创新效率,以更有效率的方式利用自身资源。积极发挥政府引导作用,充分发挥国内大规模消费市场和完备工业体系的优势,推动数字技术与制造业深度融合、制造业与服务业深度融合、数字技术与现代产业体系的深度融合,支持科技创新和自立自强,促进以创新链为支撑的全球价值链分工地位不断提升。

第四,加快数字技术与实体经济的深度融合,激活数据要素潜能。进一步促进数字经济和实体经济深度融合,加快数据互联互通,深化数据融合应用,推动各级国家机关实现政务数据的开放和共享,增加数据要素供给。加快推进数据要素市场化建设,完善数据保护、数据确权、数据定价、数据交易和信用监管相关制度,打造高质量的数据流通和交易平台,消除数据要素流通的障碍,完善统一开放、竞争有序的数据要素市场。

参考文献:

- 1.董竹、李有文,2024:《市场分割与企业数字化转型:作用机制、应对策略与异质性特征》,《经济评论》第4期。
- 2.范子英、彭飞,2017:《“营改增”的减税效应和分工效应:基于产业互联的视角》,《经济研究》第2期。
- 3.李俊久、张朝帅,2022:《数字要素投入、专业化分工与中国制造业国际竞争力》,《国际经贸探索》第11期。
- 4.李帅娜、林婷,2023:《数字化转型、专业化分工与服务业企业生产率——破解“生产率悖论”之谜》,《财贸研究》第8期。
- 5.连旭蓓、龚强、刘冲,2020:《金融发展、技术前沿距离与追赶型增长》,《经济与管理研究》第3期。
- 6.梁正,2001:《企业与组织研究的多维框架——兼论企业组织结构从U型、M型到E型的转变》,《南开经济研究》第1期。
- 7.刘飞,2020:《数字化转型如何提升制造业生产率——基于数字化转型的三重影响机制》,《财经科学》第10期。
- 8.刘维刚、倪红福、夏杰长,2017:《生产分割对企业生产率的影响》,《世界经济》第8期。
- 9.刘征驰、高翔宇、陈文武、伍子祺,2024:《数字技术跃迁与企业全要素生产率——从自动化到智能化的比较分析》,《经济评论》第4期。
- 10.卢福财、秦玥、徐远彬,2023:《企业数字化转型对全要素能源效率的影响——基于专业化分工的视角》,《当代财经》第11期。
- 11.施炳展、李建桐,2020:《互联网是否促进了分工:来自中国制造业企业的证据》,《管理世界》第4期。
- 12.唐东波,2013:《市场规模、交易成本与垂直专业化分工——来自中国工业行业的证据》,《金融研究》第5期。
- 13.王珣、侯广辉,2005:《有限外部化:技术进步对企业边界的影响》,《中国工业经济》第10期。
- 14.王宇、王铁男、易希薇,2020:《R&D投入对IT投资的协同效应研究——基于一个内部组织特征的情境视角》,《管理世界》第7期。
- 15.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。
- 16.袁淳、从阗匀、耿春晓,2023:《信息基础设施建设与企业专业化分工——基于国家智慧城市建设的自然实验》,《财经研究》第6期。
- 17.袁淳、肖土盛、耿春晓、盛誉,2021:《数字化转型与企业分工:专业化还是纵向一体化》,《中国工业经济》第9期。
- 18.Acemoglu, D., P. Aghion, C. Lelarge, J. Van Reenen, and F. Zilibotti. 2007. “Technology, Information, and the Decentralization of the Firm.” *The Quarterly Journal of Economics* 122(4): 1759–1799.

19.Balakrishnan, S., and B. Wernerfelt. 1986. “Technical Change, Competition and Vertical Integration.” *Strategic Management Journal* 7(4) : 347–359.

20.Bloom, N., L. Garicano, R. Sadun, and J. Van Reenen. 2014. “The Distinct Effects of Information Technology and Communication Technology on Firm Organization.” *Management Science* 60(12) : 2859–2885.

21.Leão, P., and M. M. da Silva. 2021. “Impacts of Digital Transformation on Firms’ Competitive Advantages: A Systematic Literature Review.” *Strategic Change* 30(5) : 421–441.

22.Meissner, D., and M. Kotsemir. 2016. “Conceptualizing the Innovation Process towards the ‘Active Innovation Paradigm’—Trends and Outlook.” *Journal of Innovation and Entrepreneurship* 5(14) : 1–18.

23.Mulder, P., H. L. De Groot. and M. W. Hofkes. 2001. “Economic Growth and Technological Change: A Comparison of Insights from a Neo-Classical and an Evolutionary Perspective.” *Technological Forecasting and Social Change* 68(2) : 151–171.

24.Nagle, F., R. Seamans, and S. Tadelis. 2020. “Transaction Cost Economics in the Digital Economy: A Research Agenda.” Harvard Business School Strategy Unit Working Paper 21–009.

25.Rothwell, R. 1994. “Towards the Fifth-generation Innovation Process.” *International Marketing Review* 11(1) : 7–31.

26.Tabim, V. M., N. F. Ayala, and A. G. Frank. 2024. “Implementing Vertical Integration in the Industry 4.0 Journey: Which Factors Influence the Process of Information Systems Adoption.” *Information Systems Frontiers* 26(5) : 1615–1632.

27.Vial, G. 2019. “Understanding Digital Transformation: A Review and a Research Agenda.” *The Journal of Strategic Information Systems* 28(2) : 118–144.

28.Williamson, O. E. 1979. “Transaction-cost Economics: The Governance of Contractual Relations.” *The Journal of Law and Economics* 22(2) : 233–261.

Digital Transformation and Vertical Specialization from the
Perspective of Technological Uncertainty

Yu Donghua¹ and Ma Lumeng²

(1: School of Economics, Shandong University; 2: College of Politics and
Public Administration, Shandong Youth University of Political Science)

Abstract: Digital transformation and vertical specialization driven by digital technologies contribute to enhancing the independent innovation capabilities of enterprises. This paper constructs a theoretical model to analyze the relationship among information, enterprise innovation behavior, and vertical specialization from the perspective of technological uncertainty. Based on data from listed manufacturing companies in China, we empirically examine the direction of digital transformation’s impact on enterprise vertical specialization and verify the economic effects of vertical specialization. The research finds that digital transformation significantly promotes vertical specialization in manufacturing enterprises and further enhances total factor productivity. Heterogeneity analysis indicates that the emerging degree of industrial development weakens the promoting effect of digital transformation on vertical specialization, while the degree of homogenization among enterprises and advancements in communication technology strengthens the positive impact of digital transformation on vertical specialization. Supporting enterprises in accelerating digital transformation and focusing on core business areas through vertical specialization can help improve total factor productivity and create new quality productivity.

Keywords: Digital Transformation, Vertical Specialization, Technological Uncertainty, Enterprise Innovation Behavior, Total Factor Productivity

JEL Classification: L22, D23

(责任编辑:惠利、陈永清)