

# 促进还是抑制:交易成本理论 视角下智能制造与企业专业化分工

牛子恒\*

**摘要:** 由智能制造所引发的制造业生产方式变革会重塑企业边界。本文基于交易成本理论构建理论模型,阐明了智能制造对企业专业化分工影响的两面性及其内在机制,并进一步采用制造业上市公司数据进行了实证检验。结果显示,智能制造主要通过降低企业外部交易成本以促进企业专业化分工。同时,智能制造对企业专业化分工的促进效果在位于高竞争行业、低运输成本城市以及东部地区的企业中更显著。此外,智能制造还能够通过提升企业专业化分工水平以提高企业全要素生产率。本文研究提供了智能制造推进制造业分工深化的经验证据,这对于保障制造业产业链供应链安全稳定,提高制造业国际竞争力具有重要现实意义。

**关键词:** 智能制造;专业化分工;交易成本理论;外部交易成本;内部控制成本  
**中图分类号:** F273.7

## 一、引言

早在18世纪,经济学家就注意到了分工的重要性,斯密的劳动分工理论认为分工提升了劳动者技能及工作熟练度,这对一国财富积累至关重要。Coase(1937)进一步推动了分工理论的发展并采用交易成本理论来解释企业分工问题,指出当企业生产依赖于多个中间生产环节时,企业面临是进行专业化分工还是纵向一体化的选择,企业的分工选择边界由外部交易成本与内部控制成本的权衡所决定。这种权衡过程可解释为:当企业外部交易成本较低时,企业倾向于通过市场交易进行资源配置,进而促进企业专业化分工;相反,当企业内部控制成本较低时,企业倾向于将资源配置内部化,进而促进企业纵向一体化,产生阻碍企业专业化分工的负效应(Williamson,1979)。这一观点一经出现就成为学术界关于企业分工问题所普遍接受的主流解释。

近年来,在各种外部环境不确定性加深的背景下,制造业国际竞争格局已由产品竞争演化为以制造业为基础的产业链供应链竞争,保障产业链供应链安全稳定的重要性愈发明显。既有文献普遍认为,企业专业化分工强化了产业链供应链上下游企业间的协作关系,是保障产业链供应链安全稳定的重要力量(张博雅等,2022),因而,在制造业新竞争格局下,企业专业化分工的驱动因素需要被进一步挖掘。当前,智能制造已成为先进制造业的重要标志(牛

\*牛子恒(通讯作者),山东财经大学经济学院,邮政编码:250014,电子信箱:nzh15006899282@163.com。

本文受到国家社会科学基金青年项目“全国统一大市场建设驱动企业数字化转型的机制与路径研究”(24CJL042)的资助。感谢匿名评审专家的宝贵意见,文责自负。

子恒、邹宗森,2024)。根据《工业和信息化部关于开展2015年智能制造试点示范专项行动的通知》,我国致力于推动传统制造业逐步向智能制造转型。《智能制造发展规划(2016—2020年)》指出,智能制造是基于新一代信息通信技术与先进制造技术深度融合,贯穿于设计、生产、管理、服务等制造活动的各个环节,具有自感知、自学习、自决策、自执行、自适应等功能的新型生产方式。《“十四五”智能制造发展规划》明确提出,智能制造是制造强国建设的主攻方向。<sup>①</sup>那么,在制造业智能化转型加速推进的现实背景下,智能制造能否成为促进企业专业化分工的机遇,该问题值得进一步思考。

从相关文献来看,现有研究对企业分工问题的考察主要是基于交易成本理论展开。基于交易成本理论,一支文献发现价格不确定性(Fan,2000)等引致的企业外部交易成本上升是降低企业专业化分工水平的因素;另一支文献则发现物流标准化(张博雅等,2022)、区域一体化(李超等,2021;郝闻汉等,2021)、社会信用体系建设(李施宇,2024;郑志强、何佳俐,2024)、政府诚信履约(王鹏程、陈胜蓝,2025)等引致的企业外部交易成本下降是提升企业专业化分工水平的因素。除此之外,与本文研究联系相对密切的一支文献重点强调了数字信息技术在降低企业外部交易成本方面的作用并验证了其对专业化分工的积极影响。Brynjolfsson等(1994)基于美国企业层面数据,研究发现企业数字信息技术投资缩小了企业规模,由此间接证实企业数字信息技术投资促使企业将非核心业务外包出去,进而促进了企业专业化分工。Abramovsky和Griffith(2006)、Fort(2017)以及施炳展和李建桐(2020)的研究结果也证实数字信息技术应用促进了企业专业化分工。然而,与之不同的是,智能制造作为一种融合数字信息技术应用的新型制造业生产方式,其对传统制造业的转型改造体现在企业采购、加工、组装、管理、服务等多个环节,其不仅能够实现数据信息在供应链内的共享,起到降低企业信息搜寻成本、合同成本以及外部监督成本等外部交易成本的作用;还能够实现组装工序或原材料到产成品的一体化协同,起到降低企业生产协调成本、资源管理成本以及内部监督成本等内部控制成本的作用。因此,智能制造能否促进企业专业化分工是一个有待实证检验的问题。

基于上述分析,本文以交易成本理论为基础,构建了一个简单的理论模型,从理论层面解释了智能制造与企业专业化分工之间的关系。在此基础上,采用沪深A股制造业上市公司数据,通过引入“智能制造试点示范行动”的准自然实验,实证检验了智能制造对企业专业化分工的影响。相较于以往文献,本文可能的研究贡献在于:首先,本文关注了智能制造这种新型制造业生产方式对企业专业化分工的影响,丰富了企业分工影响因素的相关文献。其次,本文将智能制造、企业外部交易成本与内部控制成本、企业专业化分工纳入统一分析框架,构建理论模型揭示了智能制造对企业专业化分工影响的两面性,深化了对智能制造与企业专业化分工之间关系的理解。最后,本文通过探究智能制造对企业专业化分工的影响,明确了智能制造在保障制造业产业链供应链安全稳定中的重要作用,为保障制造业产业链供应链安全稳定提供了有效路径。

## 二、理论模型

传统交易成本理论认为,企业外部交易成本与内部控制成本之间的权衡是导致企业边

<sup>①</sup>政策背景参见《经济评论》网站(<http://jer.whu.edu.cn/>)附件。

界发生变化的关键因素 (Coase, 1937)。由于智能制造不仅能够降低企业外部交易成本,还能降低企业内部控制成本,因此,需要分情况讨论智能制造与企业专业化分工的关系。本文尝试构建一个简单的理论模型,将智能制造、企业外部交易成本与内部控制成本以及企业分工纳入统一框架,从理论层面对这一问题进行解释。

### (一) 最终产品厂商

本文考虑一个代表性最终产品制造业企业的生产决策问题,假定该企业只生产一种最终产品,且生产最终产品的劳动和中间品投入量分别为  $l$  和  $Q$ ,那么,最终产品企业的生产函数可以表示为:

$$Y(l, Q) = l^\alpha Q^{1-\alpha} \quad (1)$$

(1)式中: $\alpha$ 表示劳动产出份额( $0 < \alpha < 1$ )。假定最终产品企业生产所需的中间品在区间  $i \in [0, 1]$ 上连续分布,其中  $i$ 为中间品类型索引,其中间品投入仅来自于自制和外购两种方式,且企业生产最终产品所需要的中间品投入量  $Q$ 是关于自制中间品投入量  $q_i^{pro}$ 与外购中间品投入量  $q_i^{pur}$ 的组合。进一步,将  $q_i^{pro}$ 和  $q_i^{pur}$ 分别定义在  $i \in [0, t]$ 和  $i \in (t, 1]$ 的范围内, $t$ 表示企业自制中间品的比例。那么,中间品投入量  $Q$ 可表示为常数替代弹性函数的形式:

$$Q = \left[ \int_0^t (q_i^{pro})^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} di + \int_t^1 (q_i^{pur})^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} di \right]^{\frac{\sigma}{\sigma-1}} \quad (2)$$

不难理解,如果最终产品企业自制中间品比例  $t$ 越大,那么企业专业化分工水平越低,纵向一体化水平越高。在(2)式中, $\sigma$ 为中间品投入的替代弹性,且  $\sigma > 1$ 。进一步,依据交易成本理论,企业外购中间品的成本构成包括中间品价格  $p$ 和外部交易成本  $k$ 两个部分(李嘉楠等,2019),则企业外购中间品的总成本可表示为  $c_1 = p + k(\tau)$ ,其中,外部交易成本  $k$ 是关于智能制造水平  $\tau$ 的函数,且存在  $\partial k(\tau) / \partial \tau < 0$ ,这意味着智能制造能够降低企业外部交易成本。智能制造企业可以通过运用大数据、物联网、供应链管理系统等数字信息技术实现对中间品的数字化采购。首先,智能制造企业可以对供应商大数据进行分析,实现自动寻源、锁定合适供应商,同时根据先期对供应商的资质(例如,供应商的信誉、规模及产能等)分类评估信息,分配订单和交付计划给供应商,从而达到准确定位交易对象的作用,这有效降低了企业的信息搜寻成本。其次,在锁定交易对象后,智能制造企业可以依托供应链管理系统,将交付时间、工艺标准、产量规模等订单信息在数字化采购过程中以电子表单的形式发送给被锁定供应商,由此省去了供应商与企业之间的沟通和谈判时间,降低了企业合同成本。最后,在订单进入生产阶段后,智能制造企业可以通过物联网、供应链管理系统,实现与供应商之间的信息互通,对供应商的生产情况进行实时追踪,及时了解供应商的生产进度及生产质量,从而降低企业的外部监督成本。同时,本文与袁淳等(2021)的做法一致,假定最终产品企业自制中间品的成本为  $c_2 = \eta i$  ( $\eta > 0, i \in [0, t]$ ),其中, $\eta$ 为企业自制中间品的边际成本系数,即自制中间品成本随自制中间品比例的增加而提高。那么,考虑一个最终产品企业选择中间品和劳动投入,使其利润最大化的问题:

$$\max \pi_y = p_y Y - \int_0^t \eta i q_i^{pro} di - \int_t^1 (p + k(\tau)) q_i^{pur} di - wl - C(t, \tau) \quad (3)$$

(3)式中: $p_y$ 和  $w$ 分别表示给定的最终产品价格和劳动工资, $C(t, \tau)$ 为最终产品企业的内部控制成本,其大小与最终产品企业自制中间品比例  $t$ 及企业智能制造水平  $\tau$ 有关,且存在  $\partial C(t, \tau) / \partial t > 0, \partial C(t, \tau) / \partial \tau < 0$ 。容易理解,随着最终产品企业自制中间品比例的提高,最终

产品企业需要管理的内部生产环节就越多且复杂,那么,最终产品企业面临的内部控制成本也越高,而智能制造却在降低企业内部控制成本方面发挥了重要作用。智能制造企业可以通过包含工业机器人、数控加工中心、数控车床等多种智能设备在内的智能流水线,将企业多个中间生产环节通过数据信息链进行有效衔接,形成对产品组装或原料到成品的一体化协同控制,这简化了不同制造环节之间的互动程序,从而降低了企业的生产协调成本。同时,智能制造企业应用智能化流水线,还能对生产所需的物料投入按照生产要求进行标准化制定,实现生产环节的物料平衡,这提高了企业不同生产环节的资源配置效率,减少资源冗余,降低企业的资源管理成本。此外,不同于传统制造业繁杂的体力劳动,智能制造企业依托智能流水线,实现产品加工、运输、组装等多个生产环节的信息透明化并简化劳动程序,从而减少企业员工的投机机会,进而降低企业的内部监督成本。基于(3)式分别对外购中间品投入量  $p_i^{pur}$ 、自制中间品投入量  $q_i^{pro}$  以及劳动投入量  $l$  求解一阶条件,可整理得到:

$$q_i^{pro} = \left( \frac{p + k(\tau)}{\eta_i} \right)^\sigma q_i^{pur} \quad (4)$$

$$l = \left( \frac{w}{\alpha p_y} \right)^{\frac{1}{\alpha-1}} Q \quad (5)$$

## (二) 中间产品厂商

对于中间产品企业而言,假定中间产品市场是完全竞争市场,企业生产中间品只能作为最终产品的投入品,且中间产品企业按照最终产品企业的需求进行生产。进一步,本文与李嘉楠等(2019)的做法一致,假定企业生产单位中间品的成本为劳动工资  $w (p > w)$ ,且面临市场交易成本  $g$ ,那么,当中间产品企业实现利润最大化时存在:

$$\max \pi_m = p q_i^{pur} - w q_i^{pur} - g = 0 \quad (6)$$

对(6)式进行整理并结合(4)式,可得到:

$$q_i^{pur} = \frac{g}{p - w} \quad (7)$$

$$q_i^{pro} = \left( \frac{p + k(\tau)}{\eta_i} \right)^\sigma \frac{g}{p - w} \quad (8)$$

## (三) 比较静态分析

将(7)式和(8)式代入(3)式,可整理得到:

$$\max \pi_y = p_y Y - \int_0^t \frac{g}{p-w} (p+k(\tau))^\sigma (\eta_i)^{1-\sigma} di - \int_t^1 \frac{g}{p-w} (p+k(\tau)) di - w l - C(t, \tau) \quad (9)$$

进一步,考虑一个最终产品企业选择自制中间品比例  $t$ ,使其利润最大化的问题,结合(1)式、(2)式以及(5)式,可解得(9)式的一阶条件为:

$$\overbrace{\frac{g}{p-w} \left( \left( \frac{g}{p-w} \right)^{-\frac{1}{\sigma}} p_y^{\frac{1}{1-\alpha}} \left( \frac{\alpha}{w} \right)^{\frac{\alpha}{1-\alpha}} \frac{\sigma}{\sigma-1} Q^{\frac{1}{\sigma}} - (p+k(\tau)) \right)}^{\text{增加自制中间品的边际收益}} \left( \left( \frac{p+k(\tau)}{\eta t} \right)^{\sigma-1} - 1 \right) = \underbrace{\frac{\partial C(t, \tau)}{\partial t}}_{\text{增加自制中间品的边际内部控制成本}} \quad (10)$$

由(10)式可知,等式左侧可视为是增加自制中间品的边际收益,而等式右侧则可视为是增加自制中间品的边际内部控制成本。进一步,本文在(10)式的基础上,分情况讨论智能制造、企业外部交易成本与内部控制成本以及企业专业化分工之间的关系。

考虑第一种情况:若最终产品企业外部交易成本随着智能制造水平的提高而降低,但内部控制成本对智能制造水平变化不敏感,即存在 $\partial^2 C(t, \tau) / \partial t \partial \tau = 0$ ,由此,可得到:

$$\frac{\partial C(t, \tau)}{\partial t} = \int_0^\tau \frac{\partial^2 C(t, \tau)}{\partial t \partial \tau} d\tau = 0 \quad (11)$$

将(11)式代入(10)式中,可得到如下关系:

$$p + k(\tau) = \eta t \quad (12)$$

在(12)式中,由于 $\partial k(\tau) / \partial \tau < 0$ ,那么,随着 $\tau$ 的增加,最终产品企业自制中间品的比例 $t$ 应该下降,换言之,最终产品企业外购中间品的比例 $1-t$ 应该上升,即企业专业化分工水平提升,而纵向一体化水平下降。据此,本文提出:

假说1:若智能制造主要降低了企业的外部交易成本,则促进企业专业化分工

考虑第二种情况:若最终产品企业内部控制成本随着智能制造水平的提高而降低,但外部交易成本对智能制造水平的变化不敏感,即存在 $k(\tau) = k$ ,将其代入(10)式中,可将其改写为:

$$\frac{g}{p-w} \left( \left( \frac{g}{p-w} \right)^{-\frac{1}{\sigma}} p_y^{\frac{1}{1-\alpha}} \left( \frac{\alpha}{w} \right)^{\frac{\alpha}{1-\alpha}} \frac{\sigma}{\sigma-1} Q^{\frac{1}{\sigma}} - (p+k) \right) \left( \left( \frac{p+k}{\eta t} \right)^{\sigma-1} - 1 \right) = \frac{\partial C(t, \tau)}{\partial t} \quad (13)$$

在(13)式中,由于 $\partial^2 C(t, \tau) / \partial t \partial \tau < 0$ ,那么,随着 $\tau$ 的增加,(13)式右侧应该不断减小,即随着企业智能制造水平的提高,其自制中间品的边际内部控制成本在不断下降。此时,由于(13)式左侧代表最终产品企业增加自制中间品的边际收益,且对(13)式左侧同样对 $\tau$ 求偏导,其偏导数为0,表明随着 $\tau$ 的增加,最终产品企业增加自制中间品的边际收益保持不变。那么,对于理性企业而言,将选择自制更多的中间品,使得边际收益与边际成本相等,即企业纵向一体化水平提升,而企业专业化分工水平下降。据此,本文提出:

假说2:若智能制造主要降低了企业的内部控制成本,则抑制企业专业化分工。

### 三、研究设计

#### (一) 数据来源

本文选取沪深A股制造业上市公司2010—2022年的面板数据作为数据集,并剔除制造业企业中的“ST类”样本、终止上市以及存在明显异常值的样本。同时,选择2010—2022年作为样本年份期间是因为遴选智能制造试点企业的开始年份为2015年,而往往试点冲击的影响都存在一定滞后性,选取该年份期间可以保证在试点前后至少有5年的窗口期。相关变量的数据来源于国泰安(CSMAR)数据库。

#### (二) 变量选取与赋值

##### 1. 被解释变量

本文采用Adelman(1955)提出的价值增值法对企业纵向一体化水平进行测算,其核心思想是计算企业增加值占企业主营业务收入的比值( $Vas$ ),该比值越高,意味着企业一体化程度更高,该比值的计算公式为:

$$Vas = \frac{\text{增加值} - \text{税后净利润} + \text{正常利润}}{\text{主营业务收入} - \text{税后净利润} + \text{正常利润}} \quad (14)$$

由(14)式可知,计算该比值需要用到企业增加值和企业正常利润两个指标,但上市公司年报并未对相关数据进行披露,因此,需要对企业增加值和企业正常利润进行近似估算(范

子英、鹏飞,2017)。在企业增加值的估算方面,本文采用企业销售额减去采购额进行替代(郝闻汉等,2021;袁淳等,2023),其中,企业采购额计算公式如下:

$$\text{采购额} = \frac{\left( \begin{array}{l} \text{购买商品、接受劳务支付的现金} + \text{期初预付账款} - \text{期末预付账款} \\ + \text{期末应付账款} - \text{期初应付账款} + \text{期末应付票据} - \text{期初应付票据} \end{array} \right)}{(1 + \text{采购商品的增值税率})} + \text{期初存货} - \text{期末存货} \quad (15)$$

在企业正常利润的估算方面,本文采用企业净资产与平均净资产收益率的乘积进行替代,其中,企业平均净资产收益率采用企业所在行业内净资产收益率的平均值进行近似替代(曾艺等,2024)。范子英和鹏飞(2017)指出,行业净资产收益率能够反映企业如果把资源放于相同风险的业务所能得到的正常回报,因而,使用该乘积近似代表企业的正常利润具有一定的合理性。进一步,(14)式可改写为:

$$V_{as} = \frac{\text{增加值} - \text{税后净利润} + \text{净资产} \times \text{平均净资产收益率}}{\text{主营业务收入} - \text{税后净利润} + \text{净资产} \times \text{平均净资产收益率}} \quad (16)$$

由于企业专业化分工与纵向一体化是一组相反概念,那么,企业专业化分工水平( $V_{si}$ )可表示为: $V_{si} = 1 - V_{as}$ 。

## 2. 核心解释变量

本文的核心解释变量是企业是否为智能制造试点企业( $Imt$ ),在赋值方面,将企业成为试点企业的当年及之后取值为1;否则,取值为0。在本文样本期内,共有140家上市公司入选智能制造试点企业,从第一批至第六批的入选数量依次为15家、25家、35家、27家、19家、19家。从分布情况来看,在上市公司划分的31个制造业大类行业中,存在试点企业入选的行业共23个,这说明政府选择试点企业的行业分布较为广泛,并非集中于少数几个行业;从入选数量来看,专用设备制造业(C35)、电气机械和器材制造业(C38)以及计算机、通信和其他电子设备制造业(C39)等高端制造业大类行业的入选数量相对较多,这表明政府选择试点企业更倾向于基础较好且需求迫切的行业。<sup>①</sup>

## 3. 控制变量

本文借鉴施炳展和李建桐(2020)、袁淳等(2021),选取企业规模、上市年龄、资本密集度、资产负债率、资产收益率、托宾Q值、股权集中度作为控制变量,分别采用企业营业收入对数值、企业上市年限对数值、企业净资产与员工数量比值的对数值、企业总负债与总资产比值、企业总利润与总资产比值、企业第一大股东持股比例的对数值以及企业市值与总资产比值进行衡量。

变量的描述性统计如表1所示。由表中的统计数据可知,试点企业的专业化分工水平平均值要显著高于非试点企业,这与本文预期一致,即入选智能制造试点企业可能有助于提高其专业化分工水平。从控制变量的统计数据可知,相较于非试点企业而言,试点企业的规模更大,且上市时间更早,但在资本密集度、资产负债率、资产收益率、股权集中度以及托宾Q值上并未表现出明显差异,这说明政府对试点企业的选择更偏好于规模大、上市早的企业,但对企业财务情况的关注较少。整体而言,政府选择试点企业表现出不完全随机性。

<sup>①</sup>智能制造试点企业的行业分布和入选数量情况参见《经济评论》网站(<http://jer.whu.edu.cn/>)附件。

表1 变量描述性统计

变量	均值	非试点企业	试点企业	差异
		N=10141	N=1337	
专业化分工	0.7043	0.6966 (0.2174)	0.7630 (0.1979)	-0.0664*** (-10.6134)
企业规模	21.5587	21.3999 (1.5440)	22.7628 (1.2381)	-1.3629*** (-36.6652)
上市年龄	2.1457	2.1135 (0.8113)	2.3896 (0.7286)	-0.2761*** (-11.8272)
资本密集度	13.7400	13.7415 (0.7461)	13.7282 (0.7148)	0.0133 (0.6169)
资产负债率	0.4419	0.4419 (0.1803)	0.4418 (0.1771)	0.0001 (0.0105)
资产收益率	0.0599	0.0597 (0.0431)	0.0608 (0.0476)	-0.0011 (-0.8561)
托宾Q值	2.1180	2.1184 (1.2291)	2.1149 (1.1137)	0.0035 (0.0980)
股权集中度	3.4278	3.4259 (0.4621)	3.4418 (0.4886)	-0.0159 (-1.1712)

注：\*\*\*表示在1%水平下显著，试点企业与非试点企业括号内数值为样本标准差，差异检验括号内数值为T值。

### (三) 模型设定

为了检验智能制造对企业专业化分工的影响，本文引入“智能制造试点示范行动”的准自然实验，借鉴黄卓等(2024)，构建如下多期双重差分模型：

$$Vsi_{jz} = \beta + \lambda \times Imt_{jz} + \alpha \times (\delta_z \times \sum Control_{j,z < 2015}) + \omega_j + \theta_{cz} + \rho_{sz} + u_{jz} \quad (17)$$

(17)式中：下标  $c, s, j$  和  $z$  分别表示城市、行业、企业和年份， $Vsi$  表示企业专业化分工水平， $Imt$  表示企业是否为智能制造试点企业， $\lambda$  为其估计系数。正如前文所述，政府对智能制造试点企业的选择具有不完全随机性，这使得试点企业和非试点企业在特征因素上可能存在非平行趋势问题，且企业专业化分工也可能受到来自城市和行业层面未观察因素的影响。因此，本文与Lu等(2019)的做法一致，在模型中引入前定控制变量，即将2015年之前不同控制变量的均值与年份固定效应进行交乘，以规避试点企业选择的非随机性问题。同时，本文在模型中同时控制了城市和年份、行业和年份的联合固定效应，以减少城市和行业层面的未观察因素对模型估计结果的干扰， $Control$  表示一系列影响企业专业化分工的前定控制变量， $\alpha$  表示各前定控制变量的估计系数， $\omega$  为企业固定效应， $\delta$  为年份固定效应， $\theta$  为城市和年份的联合固定效应， $\rho$  为行业和年份的联合固定效应。 $\beta$  为常数项， $u$  为随机扰动项。

## 四、实证结果

### (一) 基准回归

表2报告了基准回归的估计结果，其中，第(1)列未添加前定控制变量，第(2)列未控制行业和年份的联合固定效应，第(3)列未控制城市和年份的联合固定效应，第(4)列在控制行业和年份、城市和年份的联合固定效应基础上添加了所有前定控制变量。由估计结果可知，智能制造的估计系数均显著为正，说明智能制造提升了企业专业化分工水平，这也暗示智能制造可能在降低企业外部交易成本方面发挥了更大作用，但相关作用机制有待进一步检验。从估计系数大小来看，第(4)列估计结果显示，智能制造的估计系数为0.0425且在

1%水平下显著。同时,企业专业化分工水平的样本均值为 0.7043,这意味着在样本期内智能制造大约可使企业专业化分工水平提升 6.0344% (0.0425/0.7043×100%),展现出了较为强劲的专业化分工促进效果。

表 2 基准回归结果

变量	Vsi			
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Imt</i>	0.0398*** (0.0125)	0.0469*** (0.0132)	0.0370*** (0.0121)	0.0425*** (0.0132)
前定控制变量	未控制	控制	控制	控制
<i>Cons_</i>	0.7028*** (0.0005)	0.6520*** (0.1819)	0.5663*** (0.1710)	0.6060*** (0.1948)
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
城市-年份固定效应	控制	控制	未控制	控制
行业-年份固定效应	控制	未控制	控制	控制
样本量	11402	11406	11474	11402
调整的 R <sup>2</sup>	0.7293	0.7228	0.7250	0.7315

注:括号内数字为聚类至企业层面的稳健标准误,\*\*\*、\*\*、\* 分别表示在 1%、5%、10% 水平下显著,下同。

(二) 平行趋势检验

满足平行趋势是双重差分模型估计结果有效的重要前提,这要求在企业成为智能制造试点企业之前,实验组企业与对照组企业的专业化分工水平应存在一致变化趋势。为了检验平行趋势是否成立,本文借鉴 Beck 等(2010),采用事件研究法对其进行检验,并构建如下模型:

$$Vsi_{jt} = \beta + \lambda_d \times \sum Imt_{jd} + \alpha \times (\delta_z \times \sum Control_{j,z < 2015}) + \omega_j + \theta_{ct} + \rho_{sz} + u_{jt} \quad (18)$$

(18) 式中: $Imt_{jd}$  表示一组试点冲击事件的虚拟变量,本文选择试点冲击前一期作为基期,下标  $d$  表示相对于基期的不同事件点,如果估计系数  $\lambda_d$  在试点冲击前均不能通过显著性检验,则说明满足平行趋势。基于(18)式所得到的平行趋势检验结果如图 1 所示,横轴表示试点冲击的不同事件点,纵轴为相对应的估计系数,空心黑色圆圈的上下黑色柱线表示 95% 的置信区间。由图中结果可知,估计系数  $\lambda_d$  在试点冲击前均不显著,说明实验组企业和对照组企业的专业化分工水平在试点冲击前具有一致变化趋势,即通过平行趋势检验。

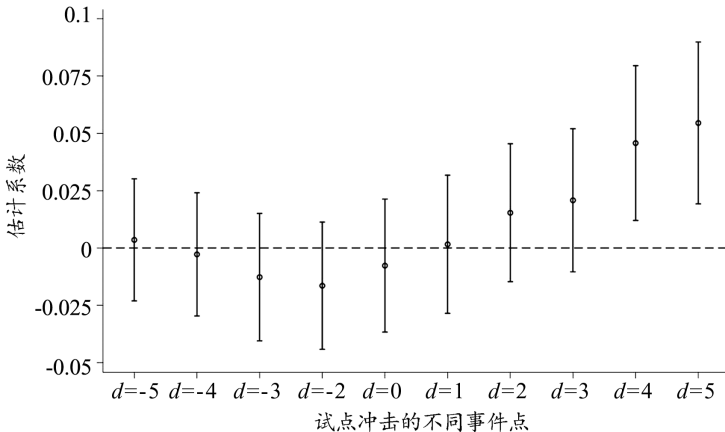


图 1 平行趋势检验结果

### (三) 稳健性检验

#### 1. 替换变量<sup>①</sup>

首先,本文直接采用前文计算的企业纵向一体化水平作为被解释变量的替代指标进行稳健性检验。其次,由于企业智能制造水平的提高主要是通过企业智能化投资来实现,因而,本文参考 Ho 等(2011),通过对制造业上市公司年报中固定资产及无形资产项目下的科目明细进行统计整理,采用企业智能化软件与硬件资产总和占总资产的比例( $Imz$ )作为核心解释变量的替代指标进行稳健性检验。最后,由于工业机器人应用水平能在一定程度上体现企业智能制造发展水平,因而,本文借鉴孙健等(2025),采用企业工业机器人渗透度( $Robot$ )作为核心解释变量的替代指标进行稳健性检验。由估计结果可知,智能制造的估计系数均与预期相符,表明前文估计结果较为稳健。

#### 2. 安慰剂检验

为证实基准回归的估计结果未受到偶然因素影响,本文借鉴牛子恒和邹宗森(2024),采用随机抽取 500 次新试点组合的安慰剂检验对基准回归的估计结果进行稳健性检验。安慰剂检验的结果如图 2 所示,图中黑色空心圆点为“伪”试点冲击估计系数的  $P$  值,黑色垂直虚线代表真实试点冲击的估计系数,黑色曲线为“伪”试点冲击估计系数所围成的核密度曲线。由图中结果可知,真实试点冲击的估计系数明显偏离“伪”试点冲击估计系数所围成的核密度曲线,说明基准回归估计结果未受到偶然因素影响,即前文估计结果较为稳健。

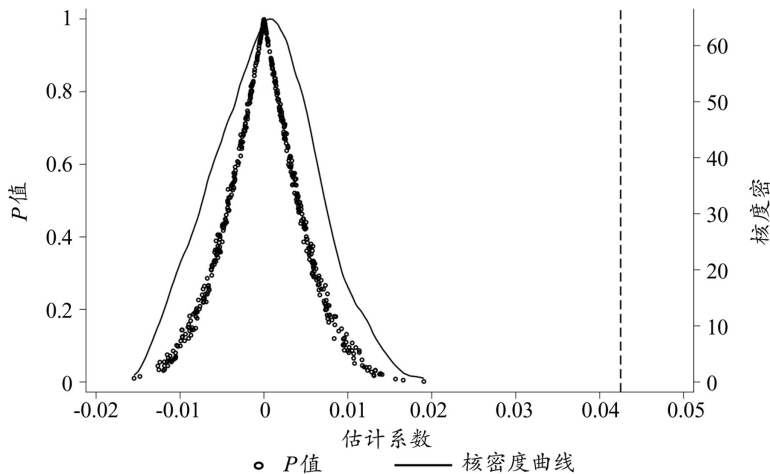


图 2 安慰剂检验结果

#### 3. 其他稳健性检验<sup>②</sup>

本文还从以下四个方面验证估计结果的稳健性:(1)将聚类至企业层面的稳健标准误更换为异方差稳健标准误进行稳健性检验。(2)采用剔除直辖市样本的方式进行稳健性检验。(3)将 2022 年数据样本进行剔除,采用缩短样本年份期间的方式进行稳健性检验。(4)将员工人数小于 1000 人的企业划分为中小型企业,并采用中小企业样本重新进行估计的方式进行稳健性检验。由估计结果可知,在上述稳健性检验中智能制造的估计系数均显著为正,

①替换变量的稳健性检验结果参见《经济评论》网站(<http://jer.whu.edu.cn/>)附件。

②其他稳健性检验结果参见《经济评论》网站(<http://jer.whu.edu.cn/>)附件。

表明前文估计结果较为稳健。

#### 4. 内生性处理

由于政府对智能制造试点企业的选取存在不完全随机性,导致智能制造对企业专业化分工的影响会受到潜在内生性问题的干扰,因而,本文采用工具变量法对潜在内生性问题进行处理。在工具变量的选取上,本文借鉴牛子恒等(2025),选择上市公司管理层中具有信息技术背景的人员比例( $Iv$ )作为工具变量,若公司高管、董事和监事具有信息技术教育背景或从业背景之一,则视为其具有信息技术背景。在选取原因上,一方面,若公司管理层具有信息技术背景,那么,其可能对智能制造转型有更为专业和深入的认识,进而有利于其做出申报试点企业的决策,满足相关性条件;另一方面,公司管理层的信息技术背景属于历史变量,其对企业专业化分工的影响较小,满足一定外生性条件。

本文工具变量法的估计结果如表3所示。K-P LM 和 K-P Wald F 检验结果表明不存在工具变量识别不足和工具变量弱识别的问题,表明工具变量选取较为有效。由第一阶段估计结果可知,工具变量的估计系数显著为正,表明公司管理层中具有信息技术背景的人员比例对申报试点企业产生了积极影响,这与本文预期一致;由第二阶段估计结果可知,智能制造的估计系数为 0.0478 且在 10% 水平下显著,说明在缓解内生性问题的基础上智能制造促进企业专业化分工的作用效果依然存在,即前文估计结果较为稳健。

**表 3 工具变量法的估计结果**

变量	$Ivt$	$Vsi$
	(1)	(2)
$Iv$	0.9279*** (0.0637)	
$Ivt$		0.0478* (0.0282)
前定控制变量	控制	控制
企业固定效应	控制	控制
城市-年份固定效应	控制	控制
行业-年份固定效应	控制	控制
K-P LM 统计值		138.877*** (0.0000)
K-P Wald F 统计值		212.442 (16.38)
样本量		11261

注:K-P LM 检验括号内数字为  $P$  值,K-P Wald F 检验括号内数字为 Stock-Yogo 统计量在 10% 水平下的临界值。

### (四) 异质性分析

#### 1. 行业竞争异质性

相较于高竞争行业,低竞争行业内部的垄断程度更高,企业无法在短期内找到可替换的交易对手,那么,企业受到“敲竹杠”的可能性将更大,由此使得企业面临的外部交易成本大幅提高。因而,本文推测智能制造促进企业专业化分工的作用效果在高竞争行业中更强。为了验证上述推断,本文采用企业营业收入计算行业赫芬达尔指数,进一步按照该指数的均值将样本划分为高竞争行业和低竞争行业,分样本得到的估计结果如表4中第(1)列和第(2)列所示。由估计结果可知,在低竞争行业中,智能制造对企业专业化分工影响的估计系数不显著;而在高竞争行业中,智能制造对企业专业化分工影响的估计系数显著为正,且估

计系数更大。因此,上述推断得到验证。

### 2. 运输成本异质性

便利的交通运输环境为企业扩大市场搜寻范围创造了条件,这有助于企业灵活选择交易对手,进而降低企业外部交易成本(张博雅等,2022),因而,在运输成本较低的环境下,智能制造促进企业专业化分工的作用效果更强。为了验证上述推断,本文考虑到交通基础设施建设较为完善的地区,其运输成本往往较低,因而,依据《促进综合交通枢纽发展的指导意见》(以下简称为《意见》),将《意见》中列出的42个全国性综合交通枢纽城市视为是低运输成本城市,其他城市视为是高运输成本城市,分样本得到的估计结果如表4中第(3)列和第(4)列所示。估计结果表明,相较于高运输成本城市,在低运输成本城市中智能制造的估计系数更大,且显著性更强。因此,上述推断得到验证。

### 3. 区域异质性

相较于中西部地区,东部地区的经济发展、科技发展以及营商环境水平更高,这使得智能制造发展有更完善的外部环境,因而,智能制造促进企业专业化分工的作用效果在东部地区中更强。为验证上述推断,本文依据企业所在省份的区域位置将样本划分为中西部地区样本与东部地区样本,分样本得到的估计结果如表4中第(5)列和第(6)列所示。估计结果表明,在中西部地区,智能制造对企业专业化分工影响的估计系数不显著;而在东部地区,智能制造对企业专业化分工影响的估计系数显著为正,且在东部地区中智能制造的估计系数更大。因而,上述推断得到验证。

表4 异质性检验的估计结果

变量	Vsi					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	低竞争行业	高竞争行业	高运输成本	低运输成本	中西部地区	东部地区
<i>Imt</i>	0.0153	0.0471 ***	0.0287 *	0.0575 ***	0.0369	0.0379 **
前定控制变量	(0.0257)	(0.0164)	(0.0167)	(0.0218)	(0.0284)	(0.0152)
	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>Cons_</i>	1.2133 ***	0.6633 ***	0.7060 ***	0.3920	1.1846 ***	0.4047 *
企业固定效应	(0.3823)	(0.2546)	(0.2606)	(0.3253)	(0.4455)	(0.2133)
城市-年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业-年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	3321	7342	6016	5319	3112	8224
调整的 R <sup>2</sup>	0.7244	0.7237	0.7500	0.7109	0.7174	0.7363

## 五、机制分析与进一步讨论

### (一) 机制分析

基准回归结果表明,智能制造能够促进企业专业化分工,这也暗示智能制造在降低企业外部交易成本方面发挥了更大作用,导致企业边界向专业化分工方向移动。为了验证该机制是否存在,本文选择两个变量作为企业外部交易成本的代理指标,一是企业供需偏离度(*Infcost*),二是企业资产专用性(*Contcost*)。企业供需偏离度采用企业生产波动对需求波动的偏离程度进行衡量,刻画了企业在供应链上供需匹配的准确程度(巫强、姚雨秀,2023),因而该指标能够反映企业的信息搜寻成本,企业供需匹配的准确程度越高意味着企业在供应

链上与其他企业之间的信息不对称程度越弱,其面临的信息搜寻成本就越低(李青原等, 2023)。另一方面,本文与王竹泉等(2017)一致,采用固定资产净值、在建工程净值、无形资产与长期待摊费用之和占企业总资产的比例衡量企业资产专用性,由于上述资产类型均属于企业的长期经营资产,其灵活性不强,因而该指标越大,说明企业资产专用性越强。同时,交易成本理论认为企业的资产专用性越强,其在交易过程中被交易对手“套牢”的风险就会越大,这促使企业需要投入更多的资源来重复拟定合同并加大监督力度,因而企业资产专用性越强,其面临的合同成本和外部监督成本就越高(曹春方、龚曼宁, 2025)。企业外部交易成本机制的检验结果如表 5 所示。由第(1)列估计结果可知,智能制造对企业供需偏离度影响的估计系数显著为负,说明智能制造有助于降低企业的信息搜寻成本。第(2)列估计结果表明智能制造和企业供需偏离度对企业专业化分工影响的估计系数分别显著为正和负,说明智能制造能够通过降低企业信息搜寻成本以促进企业专业化分工。同理,由第(3)列和第(4)列的估计结果可知,智能制造能够通过降低企业合同成本、外部监督成本以促进企业专业化分工。整体而言,上述估计结果证实降低企业外部交易成本是智能制造促进企业专业化分工的重要作用机制。

表 5 企业外部交易成本机制的检验结果

变量	<i>Infcost</i>	<i>Vsi</i>	<i>Contcost</i>	<i>Vsi</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Imt</i>	-0.0495 *** (0.0174)	0.0309 ** (0.0127)	-0.0461 *** (0.0081)	0.0342 *** (0.0128)
<i>Infcost</i>		-0.0569 *** (0.0115)		
<i>Contcost</i>				-0.1819 *** (0.0286)
前定控制变量	控制	控制	控制	控制
<i>Cons_</i>	-0.5355 (0.3516)	0.6753 *** (0.1638)	0.5400 *** (0.1054)	0.7031 *** (0.1930)
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
城市-年份固定效应	控制	控制	控制	控制
行业-年份固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	10727	10727	11400	11400
调整的 $R^2$	0.1984	0.7366	0.7914	0.7350

除外部交易成本之外,本文还对企业内部控制成本机制进行了检验。本文选择两个变量作为企业内部控制成本的代理指标,一是企业成长性(*Czx*),二是企业成本粘性(*Sticky*)。企业生命周期理论认为高成长性企业的内部组织结构相对较为简单,因而其面临的内部控制成本也相对较低(叶永卫等, 2023)。据此,本文与滕飞等(2025)一致,选取企业成长性作为衡量企业内部控制成本的代理指标,并采用企业营业收入增长率进行赋值,该指标越大,说明企业内部控制成本越小。同时,本文借鉴胡华夏等(2017),采用 Weiss 模型测算企业成本粘性。企业成本粘性是反映企业资源调整难度的重要指标(Anderson et al., 2003),成本粘性越大意味着企业进行资源调整的难度越大,相应企业的资源管理成本以及内部协调成本就会越高(赵璨等, 2020)。企业内部控制成本机制的检验结果如表 6 所示。由第(1)列估计结果可知,智能制造对企业成长性影响的估计系数显著为正,表明智能制造有助于降低企业的内部控制成本,但显著性较弱。第(2)列估计结果显示企业成长性对企业专业化分工影

响的估计系数不显著,说明智能制造并不能通过降低企业内部控制成本以对企业专业化分工产生抑制作用。同理,由第(3)列和第(4)列的估计结果可知,上述结论依然成立。

综合企业外部交易成本机制的检验结果,本文发现智能制造通过降低企业外部交易成本以促进企业专业化分工,即假说1得到验证,而假说2未得到验证。

表6 企业内部控制成本机制的检验结果

变量	<i>Czx</i>	<i>Vsi</i>	<i>Sticky</i>	<i>Vsi</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Imt</i>	0.1099* (0.0623)	0.0422*** (0.0132)	-0.1370* (0.0722)	0.0374*** (0.0140)
<i>Czx</i>		-0.0003 (0.0012)		
<i>Sticky</i>				0.0009 (0.0017)
前定控制变量	控制	控制	控制	控制
<i>Cons_</i>	0.0796 (0.9823)	0.6023*** (0.1949)	2.7096** (1.3518)	0.6518*** (0.2082)
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
城市-年份固定效应	控制	控制	控制	控制
行业-年份固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	11401	11401	9688	9688
调整的 $R^2$	0.1926	0.7315	0.0574	0.7458

(二) 进一步讨论

前文证实智能制造促进了企业专业化分工,而企业专业化分工又是强化企业间协作关系的重要渠道,那么,智能制造是否又能够通过提升企业专业化分工水平以提高企业全要素生产率呢?为回答上述问题,本文从生产率视角对智能制造促进企业专业化分工的经济后果进行实证检验。本文采用LP方法对企业全要素生产率(*Tfp*)进行测算,由此得到的估计结果如表7所示。由第(1)列估计结果可知,智能制造对企业全要素生产率影响的估计系数为0.3457且在5%水平下显著,说明智能制造能够提高企业全要素生产率。第(2)列估计结果表明,智能制造与企业专业化分工对企业全要素生产率影响的估计系数均显著为正,同时,结合基准回归的估计结果,可证实智能制造能够通过提升企业专业化分工水平以提高企业全要素生产率。因此,从分工深化视角来看,智能制造对提高企业效率具有重要意义。

表7 经济后果的检验结果

变量	<i>Tfp</i>	
	(1)	(2)
<i>Imt</i>	0.3457** (0.1390)	0.3237** (0.1380)
<i>Vsi</i>		0.5167*** (0.1093)
前定控制变量	控制	控制
<i>Cons_</i>	11.0978*** (2.4026)	10.7846*** (2.3849)
企业固定效应	控制	控制
城市-年份固定效应	控制	控制
行业-年份固定效应	控制	控制
样本量	11402	11402
调整的 $R^2$	0.8520	0.8531

## 六、研究结论与政策启示

### (一) 研究结论

推进制造业分工深化是保障以制造业为基础的产业链供应链安全稳定的重要路径,而智能制造作为我国未来制造业发展的主攻方向,其与企业专业化分工之间的影响关系却并不清晰。本文依据交易成本理论,构建了一个简单的理论模型来解释智能制造与企业专业化分工之间的关系。在此基础上,本文采用据沪深A股制造业上市公司数据,通过引入“智能制造试点示范行动”的准自然实验,实证检验了智能制造对企业专业化分工的影响。本文研究发现:首先,智能制造能够促进企业专业化分工,该研究结论在经过一系列稳健性检验和内生性处理后依然成立,且降低企业外部交易成本是智能制造促进企业专业化分工的重要机制;其次,相较于位于低竞争行业、高运输成本城市以及中西部地区的企业,智能制造对企业专业化分工的促进效果在位于高竞争行业、低运输成本城市以及东部地区的企业中更强;最后,智能制造还可以通过提升企业专业化分工水平,进而提高企业全要素生产率。

### (二) 政策启示

首先,智能制造提升了企业专业化分工水平,且智能制造还可以通过提升企业专业化分工水平以提高企业全要素生产率。这意味着,智能制造不仅是促进企业专业化分工的驱动力量,也是提升企业效率的有效路径。因而,政府应该引导智能制造企业聚焦于主营业务,通过加强财政和金融支持,扶持智能制造企业在某一生产环节或某一细分市场不断进行深耕,形成专业化优势,从而加快构建深度融合智能制造的专业化分工体系,为提高我国制造业国际竞争力打牢根基。

其次,从作用机制来看,智能制造主要是通过降低企业外部交易成本以促进企业专业化分工,这意味着政府应该进一步推动传统制造业企业进行智能化转型并持续强化智能制造企业的信息化建设,从而增强智能制造企业降低外部信息摩擦的作用效果。具体而言,政府要营造良好的营商环境,积极引导智能制造企业形成区域集聚,通过发挥集聚的辐射作用,带动传统制造业企业的智能化转型;加强智能制造企业与科研院所之间的合作,建立智能制造企业与相关领域科研院所之间的结对关系,加快智能制造企业对关键信息技术的更新迭代;同时,政府对进行智能化转型的传统制造业企业和智能化转型升级的智能制造企业给予一定的税收优惠和信贷支持,缓解企业在转型或升级中补强硬件和软件资源的资金压力,通过支持传统制造业企业的智能化转型以及智能制造企业的信息化建设以强化智能制造在降低企业外部交易成本方面的作用效果。

最后,智能制造促进企业专业化分工的作用效果在不同的行业竞争环境、运输成本以及地理区位上存在差异性,那么,想要充分发挥智能制造的专业化分工效应就需要统筹规划。针对行业竞争环境差异,政府需要发挥正确的干预作用,促进行业公平竞争,打击非法垄断;针对运输成本差异,政府需要重视运输成本对企业生产决策的影响,加大交通基础设施建设的财政支持力度,扩大市场交通网络线路的覆盖范围,减少地区间的交通便利性差距;针对地理区位差异,要积极建立起东部地区智能制造企业对中西部地区智能制造企业的实质性帮扶机制,通过帮扶机制强化中西部地区智能制造企业对智能化转型先进经验的学习效果,从而充分释放中西部地区智能制造企业的后发优势。

诚然,本文也存在一定局限:由于企业外部交易成本和内部控制成本属于隐性成本,其具体函数形式较难确定,导致无法将企业智能制造水平在理论模型中完全内生,因此,本文理论模型还有待在后续研究中进一步完善。

### 参考文献:

1. 曹春方、龚曼宇, 2025:《标准定则市场兴——技术标准对专利交易的促进作用研究》,《管理世界》第1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. 郝闻汉、袁淳、耿春晓, 2021:《区域一体化政策能促进企业垂直分工吗?——来自撤县设区的证据》,《经济管理》第6期。
4. 胡华夏、洪荭、李真真、肖露璐, 2017:《成本粘性刺激了公司研发创新投入吗?》,《科学学研究》第4期。
5. 黄卓、陶云清、刘兆达、叶永卫, 2024:《智能制造如何提升企业产能利用率——基于产消合一的视角》,《管理世界》第5期。
6. 李超、李涵、唐丽森, 2021:《高速铁路、运输效率与垂直专业化分工》,《经济学(季刊)》第1期。
7. 李嘉楠、孙浦阳、唐爱迪, 2019:《贸易成本、市场整合与生产专业化——基于商品微观价格数据的验证》,《管理世界》第8期。
8. 李青原、李昱、章尹赛楠、郑昊天, 2023:《企业数字化转型的信息溢出效应——基于供应链视角的经验证据》,《中国工业经济》第7期。
9. 李施宇, 2024:《社会信用体系建设能促进企业专业化分工吗》,《当代财经》第7期。
10. 牛子恒、金环、李欣泽, 2025:《智能制造对企业加成率的影响》,《广东财经大学学报》第5期。
11. 牛子恒、邹宗森, 2024:《实体经济振兴:智能制造与制造业企业“脱实向虚”》,《经济学家》第1期。
12. 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。
13. 孙健、朱立怡、凌子曦、许锐, 2025:《智能制造是否促进了企业股利分配——来自进口工业机器人的证据》,《经济管理》第2期。
14. 滕飞、吴楚仪、辛宇, 2025:《国有资本授权经营体制改革与企业纵向一体化——交易成本视角的实证检验》,《经济管理》第5期。
15. 王鹏程、陈胜蓝, 2025:《政府诚信履约与企业专业化分工》,《南方经济》第8期。
16. 王竹泉、段丙蕾、王苑琢、陈冠霖, 2017:《资本错配、资产专用性与公司价值——基于营业活动重新分类的视角》,《中国工业经济》第3期。
17. 巫强、姚雨秀, 2023:《企业数字化转型与供应链配置:集中化还是多元化》,《中国工业经济》第8期。
18. 叶永卫、李鑫、郭飞、邵传林, 2023:《数字化转型与企业经营成本变动》,《世界经济文汇》第2期。
19. 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。
20. 袁淳、从阔匀、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。
21. 曾艺、周小昶、冯晨, 2024:《税收中性与产业链重塑:基于企业专业化视角》,《世界经济》第6期。
22. 张博雅、唐大鹏、刘翌晨, 2022:《物流标准化是否促进了企业分工?》,《中央财经大学学报》第6期。
23. 赵璨、曹伟、姚振晔、王竹泉, 2020:《“互联网+”有利于降低企业成本粘性吗?》,《财经研究》第4期。
24. 郑志强、何佳俐, 2024:《社会信用、交易成本与企业专业化分工》,《财经研究》第2期。
25. Abramovsky, L., and R. Griffith. 2006. “Outsourcing and Offshoring of Business Services: How Important Is ICT?” *Journal of the European Economic Association* 4(2-3): 594-601.
26. Adelman, M. A. 1955. *Concept and Statistical Measurement of Vertical Integration*. Princeton: Princeton University Press.

27. Anderson, M. C., R. D. Banker, and S. N. Janakiraman. 2003. "Are Selling, General, and Administrative Costs 'Sticky'?" *Journal of Accounting Research* 41(1): 47-63.
28. Beck, T., R. Levine, and A. Levkov. 2010. "Big Bad Banks? The Winners and Losers from Bank Deregulation in the United States." *The Journal of Finance* 65(5): 1637-1667.
29. Brynjolfsson, E., T. W. Malone, V. Gurbaxani, and A. Kambil. 1994. "Does Information Technology Lead to Smaller Firms?" *Management Science* 40(12): 1628-1644.
30. Coase, R. H. 1937. "The Nature of the Firm." *Economica* 4(16): 186-405.
31. Fan, J. P. H. 2000. "Price Uncertainty and Vertical Integration: An Examination of Petrochemical Firms." *Journal of Corporate Finance* 6(4): 345-376.
32. Fort, T. C. 2017. "Technology and Production Fragmentation: Domestic versus Foreign Sourcing." *The Review of Economic Studies* 84(2): 650-687.
33. Ho, J. L. Y., A. Wu, and S. X. Xu. 2011. "Corporate Governance and Returns on Information Technology Investment: Evidence from an Emerging Market." *Strategic Management Journal* 32(6): 595-623.
34. Lu, Y., J. Wang, and L. Zhu. 2019. "Place-based Policies, Creation, and Agglomeration Economies: Evidence from China's Economic Zone Program." *American Economic Journal: Economic Policy* 11(3): 325-360.
35. Williamson, O. E. 1979. "Transaction-cost Economics: The Governance of Contractual Relations." *The Journal of Law and Economics* 22(2): 233-261.

## **Promotion or Suppression: Intelligent Manufacturing and Enterprise Specialization from the Perspective of Transaction Cost Theory**

Niu Ziheng

(School of Economics, Shandong University of Finance and Economics)

**Abstract:** The transformation of manufacturing production methods triggered by intelligent manufacturing is reshaping firm boundaries. Based on transaction cost theory, this paper constructs a theoretical model to elucidate the dual nature of intelligent manufacturing's impact on enterprise specialization, along with its underlying mechanisms. Further empirical tests using data from listed manufacturing companies reveal that intelligent manufacturing primarily promotes enterprise specialization by reducing firms' external transaction costs. Moreover, the promoting effect of intelligent manufacturing on enterprise specialization is more pronounced in enterprises operating in highly competitive industries, cities with low transportation costs, and the eastern region of China. Additionally, intelligent manufacturing enhances enterprise total factor productivity by improving the level of specialization. This study provides empirical evidence that intelligent manufacturing deepens specialization in the manufacturing sector, offering important practical insights for safeguarding the security and stability of manufacturing industry chains and supply chains, as well as enhancing the international competitiveness of the manufacturing industry.

**Keywords:** Intelligent Manufacturing, Specialization, Transaction Cost Theory, External Transaction Costs, Internal Control Costs

**JEL Classification:** D23, L23

(责任编辑:赵锐、彭爽)