

# 产业数字化如何化解全球供应链风险

## ——基于深度学习自动工具变量法的实证研究

杨 飞

**[摘要]** “逆全球化”引发的全球供应链风险越来越成为各国关注的重点,也给中国经济带来了不确定性。产业数字化是化解全球供应链风险的重要措施。本文通过构建网络经济模型并利用1995—2020年ICIO世界投入产出表数据,研究了产业数字化化解全球供应链风险的机制。理论模型研究表明,产业数字化能够提升生产率并通过网络效应使全球化分工更加紧密,进而提升全球供应链风险,但产业数字化也会通过网络效应、中间品节约和生产率提升等渠道降低全球供应链风险。本文利用深度学习构建基于数据驱动的自动工具变量法及AutoIV-DID、合成DID等方法,研究表明,产业数字化的产业内效应对全球供应链风险存在先上升后下降的影响,下游传播效应能够降低全球供应链风险,上游传播效应对全球供应链风险的影响不显著。机制检验表明,产业数字化能够降低负向供给冲击带来的全球供应链风险,缓解全球供应链风险对经济增长的负向影响,节约中间品投入并促进技术创新。相比来自发达国家的全球供应链风险,产业数字化能够更好地应对来自发展中国家的全球供应链风险。本文发现产业数字化可以在不牺牲效率的情况下化解全球供应链风险,这为有针对性地促进数字化转型、建立并完善全球供应链风险应对机制提供了政策启示。

**[关键词]** 产业数字化; 全球供应链风险; 网络效应; 深度学习

**[中图分类号]** F424 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1006-480X(2025)09-0080-19

### 一、引言

党的二十大报告提出,在关系安全发展的领域补齐短板,增强自主创新能力,着力提升中国产业链供应链的韧性和安全水平。由于“逆全球化”和地缘政治冲突的影响,世界各国越来越重视全球供应链风险,基于比较优势在全球范围内配置资源与降低供应链风险成为各国必须权衡的问题(刘志彪等,2020;Baldwin and Freeman, 2022)。在此背景下,中国的产业数字化呈现出自主创新强

---

**[收稿日期]** 2024-05-23

**[基金项目]** 国家自然科学基金面上项目“技术竞争视角下超大规模市场推动产业数字化转型发展:内在机制与政策优化”(批准号72473072)。

**[作者简介]** 杨飞,南京审计大学经济学院、江苏省习近平新时代中国特色社会主义思想研究中心特约研究员,经济学博士。电子邮箱:boston\_ian@163.com。感谢江苏省社会科学基金/江苏省习近平新时代中国特色社会主义思想研究中心一般项目“江苏防范化解全球供应链风险研究”资助。感谢匿名评审专家和编辑部的宝贵意见,文责自负。

化和国产替代的特点,特别是在半导体、人工智能和数字技术应用领域涌现出DeepSeek、华为算力芯片、宇树机器人、大疆无人机、TikTok等知名产品。为规避美国的断供风险,近年来国内企业开始主动选择国产半导体产品,并在半导体各个环节进行生产布局,目前已在关键技术创新和国产替代方面取得显著进展,这表明中国正在通过产业数字化应对全球供应链风险。

与此同时,发达国家在高科技和关键矿产资源领域持续强化其自身独立性。美国于2022年颁布《芯片与科学法案》《通胀削减法案》来扶持本土高科技产业,还多次发布对华高科技投资审查行政令。欧盟颁布了《欧洲芯片法案》《净零工业法案》《关键原材料法案》。发达国家还在重组关键矿产资源的全球供应链,意味着中国的全球供应链(特别是高科技领域)从投入到最后需求环节面临的风险挑战越来越严峻,需要引起足够的重视并采取应对措施。

除了采用分散化和多元化等方式,降低全球供应链风险还可以通过提升供应链透明度、自动化程度、存货管理效率、跨地点生产能力以及供应链敏捷性等措施加以应对,而这些都离不开产业数字化的推进。产业数字化是现代产业发展的必然趋势(黄群慧和杨虎涛,2022),不仅能够提升产业竞争力和国际分工水平(Goldberg and Reed, 2023),也能降低全球供应链风险,提升产业链供应链韧性和安全水平。目前,从经济学角度研究全球供应链风险的文献主要集中在全球供应链风险测算(Baldwin et al., 2022; Baldwin and Freeman, 2022; Fetzer et al., 2024)、冲击对全球供应链的影响(Acemoglu and Tahbaz-Salehi, 2020; Alessandria et al., 2023; Campos et al., 2023)、发达国家实施全球供应链重构的措施和效果(Liu et al., 2024; Clayton et al., 2024, 2025; Ghironi et al., 2025)以及全球供应链风险的应对措施(刘志彪等, 2020; 李天健和赵学军, 2022; Grossman et al., 2023; Ersahin et al., 2024)。然而,利用产业数字化应对全球供应链风险的文献研究较少<sup>①</sup>,表现为系统性的学术研究滞后于政策实践。为此,本文通过构建网络经济模型并利用ICIO世界投入产出表数据,实证检验产业数字化化解全球供应链风险的机制,并提出政策启示。

本文的贡献体现在以下两个方面:①构建网络经济模型,系统研究产业数字化通过产业内效应、下游传播效应和上游传播效应对全球供应链风险的影响机制,分析外生冲击和自主创新能力(包括数字技术)对全球供应链风险的影响。②利用深度学习方法构建数据驱动的自动工具变量,较好地缓解了实证研究中工具变量的选择困难,并将自动工具变量与工具变量DID方法结合估计平均处理效应。研究表明,产业数字化可以在不牺牲效率的情况下降低全球供应链风险,为化解全球供应链风险提供了新的思路。

## 二、理论模型

### 1. 模型设定

本部分借鉴Acemoglu et al.(2016)构建网络经济模型。假设全球经济存在 $I$ 个行业,每个行业的产出 $y_i$ 可用于最终消费和中间品投入。设行业的生产函数为柯布一道格拉斯生产函数:

$$y_i = e^{A_{bi}^* A_{ri}^{1-\alpha}} L_i^{\alpha} \prod_{j=1}^I \left( x_{ij} \right)^{\frac{\alpha_j}{D_j}} \quad (1)$$

企业采用数字技术和不含数字技术的其他通用技术进行生产,其中, $A_d$ 为数字技术,数字技术

<sup>①</sup> 产业数字化文献主要研究数字经济规模测算(许宪春和张美慧, 2020)及其经济效应(巫强和姚雨秀, 2023)。

水平越高,表示产业数字化程度越高; $A_r$ 为其他通用技术。 $\kappa$ 为数字技术份额参数。 $L$ 为劳动供给, $x_{ij}$ 为行业 $j$ 的产出作为中间品投入到行业 $i$ 的数量, $\alpha_{ij}$ 为中间品投入参数, $D_{ij}$ 为行业 $i$ 使用行业 $j$ 中间品采用的数字技术,每种中间品 $j$ 采用的数字技术存在差异。产业数字化提升供应链敏捷性和存货管理效率,从而节约中间品投入,表现为 $\frac{\alpha_{ij}}{D_{ij}}$ 降低。此外, $A_b$ 上升可以降低既定产出下的中间品投入。

设生产函数规模报酬不变,即 $\alpha_i^L + \sum_{j=1}^l \frac{\alpha_{ij}}{D_{ij}} = 1$ 。消费者效用函数为:

$$u = \gamma(L) \prod_{i=1}^l c_i^{\beta_i} \quad (2)$$

其中, $\beta_i$ 为消费权重, $\sum_{i=1}^l \beta_i = 1$ 。 $\gamma(L)$ 表示劳动供给增加会降低消费者效用。消费者的预算约束可表示为:

$$\sum_{i=1}^l p_i c_i = wL \quad (3)$$

其中, $c_i$ 为消费, $p_i$ 为商品价格。产品市场均衡时, $y_i = c_i + \sum_{j=1}^l x_{ji}$ ;劳动力市场均衡时, $\sum_{i=1}^l L_i = L$ 。

总劳动供给假设为外生给定。根据GDP核算的收入法和增加值法原则,有:

$$GDP = \sum_{i=1}^l p_i v a_i = wL, v a_i = y_i - \sum_{j=1}^l x_{ji} \quad (4)$$

## 2. 生产和消费均衡分析

对式(1)求利润最大化可得到:

$$A = \frac{\alpha_{ij}}{D_{ij}} = \frac{p_j x_{ij}}{p_i y_i}, w = p_i \alpha_i^L y_i L^{-1} \quad (5)$$

其中, $A$ 为直接消耗系数。式(5)意味着,在中间品投入相同的情况下,中间品使用环节的数字化可以使产出更多,或者同样的产出在产业数字化作用下需要更少的中间品投入。对式(2)求消费者效用最大化,可得 $\frac{\beta_i}{p_i c_i} = \frac{\beta_j}{p_j c_j}$ 。结合式(3)和式(5),有:

$$p_i c_i = \beta_i w L \quad (6)$$

对效用函数求劳动的偏导,结合式(6)和预算约束可得:

$$\frac{\gamma'(L)}{\gamma(L)} L = -1 \quad (7)$$

## 3. 经济冲击分析

(1) 下游传播效应。不失一般性,参考Acemoglu et al.(2016),将 $w$ 标准化为1。由于劳动供给为外生给定,对式(1)、式(6)、式(7)取自然对数后求全微分,变换后可得:

$$d \ln c_i = \kappa d A_{Di} + (1 - \kappa) d A_{Ti} + \sum_{j=1}^l \frac{\alpha_{ij}}{D_{ij}} d \ln c_j \quad (8)$$

将式(8)变换为矩阵形式 $d \ln C = \Omega [ \kappa d A_D + (1 - \kappa) d A_T ]$ ,其中, $\Omega = (1 - A)^{-1}$ 为列昂惕夫逆矩阵。结合式(4)和产品市场均衡可知消费等于增加值,因此,供给冲击对GDP和消费的冲击是相等的,将上式变换后可得:

$$\mathrm{dlnva}_i = \mathrm{dln}c_i = \underbrace{\kappa \mathrm{d}A_{D_i} + (1 - \kappa) \mathrm{d}A_{T_j}}_{\text{产业内效应}} + \underbrace{\sum_{j=1}^I (\Omega_{ij} - I_{ij}) [\kappa \mathrm{d}A_{D_j} + (1 - \kappa) \mathrm{d}A_{T_j}]}_{\text{下游传播效应}} \quad (9)$$

其中,  $I_{ij}$  是指示函数,  $j = i$  时为 1, 否则为 0。由于行业  $j$  是行业  $i$  的上游行业, 式(9)表明上游行业数字化水平的提高会通过网络效应向下游行业传递, 并对下游行业的产出、增加值及其产品的消费需求产生冲击, 此为下游传播的数量效应。与此同时, 产业数字化会提高本行业的生产率, 进而降低本行业产品的相对价格, 使得下游行业对本行业的产品需求上升, 此为下游传播的价格效应。<sup>①</sup>这意味着, 上游行业数字化对下游行业的生产越重要, 全球供应链越会受到冲击的影响, 全球供应链风险越大。产业内效应表明, 产业内数字化程度的提升可以提高增加值, 但数字技术的应用存在索罗悖论, 早期数字技术的投入可能会挤占其他通用技术的投入, 从而制约了增加值的提高, 即数字化的产业内效应对增加值的影响很可能呈先下降后上升的趋势。

由于  $\partial(\mathrm{dlnva}_i)/\partial \mathrm{d}A_{D_j} < 0$ , 如果上游行业  $j$  数字化水平提升, 行业  $i$  单位增加值或消费变动需要的行业  $j$  中间品随中间品环节数字化程度的上升而下降, 即产业数字化节约了中间品投入。已有研究表明, 产业数字化通过提升供应链敏捷性(孙新波等, 2019)、降低库存成本(巫强和姚雨秀, 2023)、提高单位投入的产出效率(陶锋等, 2023)节约中间品投入。在发生负向冲击时, 产业数字化能使有限的中间品投入支撑更多产出, 维持了生产的连续性和供应链韧性。由此, 本文提出:

推论 1: 产业数字化通过下游传播的数量效应与价格效应增加本行业和下游行业的产出、增加值, 使全球供应链的联系更加紧密, 因此会提升全球供应链风险。但是, 产业数字化还能节约中间品投入, 缓解负向供给冲击通过下游传播效应对全球供应链的影响, 进而降低全球供应链风险。

(2) 上游传播效应。对产品市场均衡条件的两边同时乘以  $p_i$ , 再结合式(5)可得:

$$\frac{\mathrm{d}(p_i y_i)}{p_i y_i} = \frac{\mathrm{d}(p_i c_i)}{p_i y_i} + \sum_{j=1}^I \frac{\alpha_{ji}}{D_{ji}} \frac{\mathrm{d}(p_j y_j)}{p_i y_i} \quad (10)$$

其中,  $\bar{\Lambda} = \alpha_{ji}/D_{ji}$  为直接消耗系数矩阵,  $\bar{\Omega} = (1 - \bar{\Lambda})^{-1}$ 。将式(9)代入式(10)可得:

$$\begin{aligned} \mathrm{dlnva}_i &= \frac{c_i}{y_i} \left\{ \underbrace{\kappa \mathrm{d}A_{D_i} + (1 - \kappa) \mathrm{d}A_{T_j}}_{\text{产业内效应}} + \underbrace{\sum_{j=1}^I (\Omega_{ij} - I_{ij}) [\kappa \mathrm{d}A_{D_j} + (1 - \kappa) \mathrm{d}A_{T_j}]}_{\text{下游传播效应}} \right\} \\ &\quad + \underbrace{\sum_{j=1}^I (\bar{\Omega}_{ji} - I_{ij}) \frac{c_i}{y_i} \left\{ \underbrace{\kappa \mathrm{d}A_{D_i} + (1 - \kappa) \mathrm{d}A_{T_j}}_{\text{产业内效应}} + \underbrace{\sum_{l=1}^I (\Omega_{lj} - I_{lj}) [\kappa \mathrm{d}A_{D_l} + (1 - \kappa) \mathrm{d}A_{T_l}]}_{\text{下游传播效应}} \right\}}_{\text{上游传播效应}} \end{aligned} \quad (11)$$

式(11)进一步分解为产业数字化的产业内效应、下游传播效应和上游传播效应。具体而言, 产业数字化对本行业产出产生影响后, 会通过上游传播的数量效应增加对上游行业产品的需求; 产业数字化会导致下游行业增加值(或产出)增加, 这些下游行业同样会通过上游传播的数量效应增加对上游行业产品的需求。由于产业数字化存在价格效应, 因此, 产业数字化导致本行业产品相对价格下降, 上游传播的价格效应会降低对上游行业产品的需求。因此, 产业数字化上游传播效应的数

<sup>①</sup> 结合产品市场均衡、式(5)和消费者效用最大化可得:  $c_i = \beta_i \sum_{i=1}^I \alpha_i^L y_i$ , 从而得到消费、增加值和产出的增长率相同。那么, 根据消费最优化条件和式(9)可得, 行业产出的相对变动和相对价格的变动方向相反。

量效应和价格效应对上游行业产品需求的影响方向相反,最终对全球供应链风险的影响方向取决于这两个效应的大小。Acemoglu et al.(2016)研究表明,供给冲击对经济变量影响的下游传播效应显著,而上游传播效应不显著。

由于  $\partial\Omega_{ij}/\partial D_{ij} < 0$ 、 $\partial\bar{\Omega}_{ji}/\partial D_{ji} < 0$ ,在既定中间品投入时,产业数字化可以支撑更多的产出,所以,中间品和管理环节数字化程度的提升能够缓解负向供给冲击通过下游传播效应和上游传播效应对增加值的影响。中间品投入来源于国内  $x_{ij}^d$  和国外  $x_{ij}^f$  两部分,假设使用国内外中间品的数字技术相同,中间品投入系数可分解为  $\alpha_{ij}^d + \alpha_{ij}^f$ ,对应矩阵为  $\Lambda = \Lambda^d + \Lambda^f$ ,因此,产业数字化对列昂惕夫逆矩阵  $\Omega$  的影响受中间品来源(国内还是国外)的影响。由于来自国外的中间品供给受地缘政治冲突等因素的影响,全球供应链风险更大,此时利用产业数字化节约海外中间品投入显得尤为重要。

根据式(9)和式(11)可知,当全球供应链受到负向供给冲击并对产出造成损失时,可以通过产业内效应来缓解这种损失,即通过提升技术水平(生产率) $dA_i$ 增加产出。根据已有研究,产业数字化可以促进创新和技术外溢(Aghion et al., 2019)。当一国的外部供应链受到冲击时,本国的自主创新能力显得尤为重要(黄群慧和倪红福, 2020; 刘志彪, 2020; 中国社会科学院工业经济研究所课题组, 2021),“逆全球化”背景下中国新能源产业的强劲表现即是证明。可见,产业数字化为中国自主创新能力提升提供了良好机遇。值得注意的一个问题是,数字技术风险对化解全球供应链风险带来的挑战。数字技术的算法“黑箱”和数据垄断增加了数字化系统的脆弱性,一旦发生算法错误或遭受外部攻击,式(9)和式(11)中的  $dA_{bj}$  会发生大幅度波动,并通过产业内效应和网络效应对生产造成损失,进而增加全球供应链风险。由此,本文提出:

**推论 2:** 产业数字化通过上游传播的数量效应会增加上游行业的产出和增加值,而上游传播的价格效应会减少上游行业的产出和增加值,因此,产业数字化的上游传播效应对产出和增加值的影响方向不确定,即产业数字化的上游传播效应在缓解全球供应链负向冲击时具有不确定性。

**推论 3:** 中间品环节的数字化能够在中间品投入既定的情况下支撑更多产出,有利于应对来自国内外(特别是国外)的中间品供给短缺,这意味着产业数字化能够为全球供应链提供更多的韧性。产业数字化还可以促进技术创新、提升生产率,从而降低全球供应链风险,但数字技术风险也会增加数字化系统的脆弱性,进而提升全球供应链风险。

### 三、计量模型设计与数据说明

#### 1. 计量模型设计

根据理论模型,检验产业数字化影响全球供应链风险的计量模型设计如下:

$$\ln exposure_{itn} = \alpha_0 + \alpha_1 \ln dig_{itn} + \alpha_2 \chi_{itn} + \varepsilon_{itn} \quad (12)$$

$$\Delta \ln va_{ite} = \beta_0 + \beta_1 \ln dig_{itn} + \beta_2 network_{itn} + \beta_3 \chi_{itn} + \mu_{itn} \quad (13)$$

其中, $i$  为行业, $t$  为时间, $n$  为国家(地区)。 $exposure$  为全球供应链风险, $dig$  为产业数字化。式(12)用于检验产业数字化对中国面临的全球供应链风险的影响。 $\Delta \ln va_{ite}$  为中国增加值(基础价格)的变动, $network$  为产业数字化的网络效应(下游传播效应和上游传播效应)。式(13)用于检验产业数字化通过全球供应链的网络效应(下游传播效应和上游传播效应)对中国增加值变动的影响。 $\chi$  为控制变量,用来控制同时影响处理变量和结果变量的混淆因素,包括地缘政治冲突、出口贸易中的增加值、两国间的技术差距、温室气体排放和数据驱动的自动控制变量,还包括行业、年份和国家

(地区)固定效应。数据驱动的自动控制变量是基于深度学习生成的混淆变量,用于自动工具变量法估计。上述连续变量均取自然对数。

## 2. 变量与数据说明

(1)全球供应链风险。本文采用 Baldwin et al.(2022)的方法,从供给侧和需求侧测算基于总值和增加值维度的中国全球供应链风险,基于总值维度的供给侧全球供应链风险测算公式为:

$$\text{exposure\_in}_{f,ic} = \frac{\ell_{1f,ic} + \dots + \ell_{nf,ic}}{\sum_f \ell_{1f,ic} + \dots + \sum_f \ell_{nf,ic}} \quad (14)$$

其中,  $\ell_{nf,ic}$  为国外  $f$  行业  $n$  的产品投入到中国  $c$  行业  $i$  对应的列昂惕夫逆矩阵参数(其他下标含义类似),所以式(14)表示,中国  $c$  行业  $i$  最终产出所需国外  $f$  中间品投入占各行业投入的比例,比例越高,来自该外国供给侧的全球供应链风险越高。

对应地,基于总值维度的需求侧全球供应链风险测算公式为:

$$\text{exposure\_out}_{ic,f} = \left[ \frac{(\ell_{ic,1f} + \dots + \ell_{ic,nf})F_f}{(\sum_f \ell_{ic,1f} + \dots + \sum_f \ell_{ic,nf})F} \right] = \frac{(\ell_{ic,1f} + \dots + \ell_{ic,nf})F_f}{X_{ic}} \quad (15)$$

式(15)表示中国  $c$  行业  $i$  产出作为中间品投入到国外  $f$  生产产品占总产出的比例,比例越高,来自该国需求侧的全球供应链风险越高。基于增加值维度的中国全球供应链风险测算只需将列昂惕夫方程替换为高斯方程,即  $X = G \times V$ ,其他测算原理类似。

(2)产业数字化。本文采用两种方法测算产业数字化:方法1采用各行业研发和应用5G、半导体、工业互联网、区块链、人工智能等主要数字技术的企业数量、专利(发明专利和实用新型专利)与实际增加值的比值来衡量产业数字化,简称数字化企业数量和数字化专利。方法2采用行业数字经济产值与总产出的比值衡量产业数字化(数字经济规模占比),借鉴美国经济分析局的方法(Barefoot et al., 2018),设行业数字产品中间投入占数字经济产值的比重等于该行业总中间投入占总产出的比重,然后利用ICIO世界投入产出表计算出各行业数字经济产值。<sup>①</sup>

(3)产业数字化的网络效应。借鉴 Acemoglu et al.(2016)、Autor and Salomons(2018),将下游传播效应设定为  $dig_{j,tn}^q = \sum_{k=1}^{45} \omega_{k\neq j, j, tn}^q \times \text{Indig}_{k\neq j, tc}$ , 其中,  $\omega_{k\neq j, j, tn}^q$  为时期  $t$  中国行业  $k$  的产出作为行业  $j$  投入的份额。上游传播效应设定为  $dig_{j,tn}^h = \sum_{k=1}^{45} \omega_{j\neq k, k, tn}^h \times \text{Indig}_{k\neq j, tc}$ , 其中,  $\omega_{j, k\neq j, tn}^h$  为时期  $t$  行业  $j$  的产出作为中国行业  $k$  投入的份额。 $n$  为中国以外的其他国家(地区)。

(4)控制变量和数据来源说明。地缘政治冲突采用 Bailey et al.(2017)测算中国与其他国家的理想点(Ideal Point)距离作为代理指标,理想点距离越大,两国之间的地缘政治冲突越大。出口贸易中的增加值和温室气体排放数据来自OECD数据库。两国间技术差距采用其他国家(地区)劳动生产率减中国劳动生产率衡量,数据来自Penn World Table。全球供应链风险、数字经济规模占比、网络效应指标测算数据来源于1995—2020年ICIO世界投入产出表。数字化企业数量和数字化专利来自2010—2020年社科大数据平台数据库。样本删除来自中国国内的供应链风险。

## 3. 内生性问题与基于深度学习的自动工具变量构建

计量模型采用OLS估计可能存在内生性问题,例如遗漏变量或处理变量与结果变量互为因果关系,如无特别说明,本文均采用工具变量法进行估计。现实中的变量很难满足工具变量的选择条件。

<sup>①</sup> 方法2的具体测算公式参见《中国工业经济》网站(ciejournal.ajcass.com)附件。

件,即工具变量  $Z$  与处理变量  $X$  相关 ( $P(X|Z) \neq P(X)$ ),只通过处理变量影响结果变量 ( $P(Y|Z, X, e) = P(Y|X, e)$ ),工具变量与残差项独立 ( $P(e|Z) = P(e)$ )。Lal et al.(2024)研究表明,在2010—2022年国际相关政治学期刊发表的采用工具变量法的论文中,存在工具变量不满足无混淆或排他性假设等诸多问题。

随着深度学习和结构因果模型的发展,基于数据驱动的因果识别方法能够较好地处理工具变量的选择问题。本文参考 Yuan et al.(2022),采用深度神经网络构建基于数据驱动的自动工具变量(*Auto IV*)。该方法的思想是在候选工具变量(现实中存在的变量)中提取自动工具变量的信息,使自动工具变量与处理变量的互信息最大化,与结果变量的互信息最小化,在此过程中,自动工具变量与处理变量和结果变量的条件分布  $q(X|Auto\ IV)$  和  $q(Y|Auto\ IV)$  利用变分法近似估计。另外,候选工具变量可能会通过其他渠道影响结果变量,因此,从候选工具变量中还能提取出自动控制变量,同样采用变分法近似估计混淆因素与处理变量、结果变量的条件分布。

生成自动工具变量和混淆变量属于表示学习,模型参数的学习通过构建多层神经网络得到。在上述基于互信息总损失函数估计的基础上,对神经网络参数进行两阶段校准。第一阶段采用工具变量与混淆变量对处理变量进行回归;第二阶段采用预测的处理变量与混淆变量对结果变量进行回归,学习率为 0.001,最后对神经网络的损失函数进行最小化。<sup>①</sup>在获得所有模型参数后,采用全部数据生成自动工具变量和自动控制变量,在此基础上再进行两阶段最小二乘法估计。为进行过度识别检验,为每个处理变量生成 2 个自动工具变量。借鉴 Acemoglu and Restrepo(2019)采用美国 ICT 价格指数、美国和日本 ICT 资产占总资产比重、美国数字经济规模占比作为候选工具变量,ICT 数据来源于 EUKLEMS 和 INTANProd 数据库,<sup>②</sup>美国数字经济规模占比测算方法同测算中国数字经济规模占比相同。网络效应指标数字化部分的工具变量也采用自动工具变量。

## 四、实证检验

### 1. 基准估计

表 1、表 2 和表 3 分别采用 OLS、传统工具变量法和自动工具变量法估计了产业数字化对总值维度全球供应链风险的影响。传统工具变量法采用前文的候选工具变量进行估计。比较表 1 和表 2、表 3 可知,OLS 与工具变量法的估计系数存在显著差异,而且 OLS 的估计结果显著低估了产业数字化化解全球供应链风险的作用。表 2 和表 3 进一步对传统工具变量法和自动工具变量法的有效性进行检验,两种方法的识别不足检验(Underidentification Test)  $p$  值为 0,弱识别检验(Weak Identification Test)的统计量远大于临界值,说明传统工具变量和自动工具变量满足相关性条件。传统工具变量的过度识别检验(Hansen J Statistic)  $p$  值为 0,说明传统工具变量不满足外生性假设,而自动工具变量的过度识别检验  $p$  值大于 0.1,接受自动工具变量满足外生性的假设。由于自动工具变量是按照工具变量的条件生成,因此,有很强的条件支撑工具变量满足外生性假设。本文借鉴 Aghion et al.(2020),通过变换控制变量检验处理变量系数的变化,估计结果显示,处理变量的估计系数没有发生显著变化,说明自动工具变量法能够较好地切断后门路径。<sup>③</sup>

<sup>①</sup> 具体参数设置和算法说明参见《中国工业经济》网站([ciejournal.ajcass.com](http://ciejournal.ajcass.com))附件。

<sup>②</sup> 美国和日本的数字技术主要取决于其自身发展,对中国而言是外生的,满足候选工具变量的选择条件。

<sup>③</sup> 基准估计控制变量和变换控制变量的估计系数参见《中国工业经济》网站([ciejournal.ajcass.com](http://ciejournal.ajcass.com))附件。

表1 产业数字化对全球供应链风险的影响(OLS)

	供给侧	供给侧	供给侧	需求侧	需求侧	需求侧
数字化企业数量	-0.0002 (0.0086)			-0.1241*** (0.0065)		
数字化专利		0.0076 (0.0061)			-0.0958** (0.0055)	
数字经济规模占比			0.0665*** (0.0083)			0.0268*** (0.0080)
控制变量	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	35036	35036	79977	35036	35036	79977
拟合度	0.9870	0.9870	0.9721	0.9927	0.9927	0.9764

注: \*、\*\*、\*\*\*分别表示10%、5%、1%的显著性水平,括号内为标准误。个体固定效应包括行业固定效应和国家(地区)固定效应。以下各表同。

表2 自动工具变量有效性检验(供给侧全球供应链风险)

	供给侧	供给侧	供给侧	供给侧	供给侧	供给侧
	传统工具变量法			自动工具变量法		
数字化企业数量	-0.1075*** (0.0323)			-0.3605*** (0.0326)		
数字化专利		0.0087 (0.0146)			-0.2713*** (0.0240)	
数字经济规模占比			-0.2775*** (0.0339)			-0.0899** (0.0360)
控制变量	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是
Underidentification Test p 值	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Weak identification Test	141.091	553.067	233.316	367.755	550.815	282.694
Hansen J Statistic p 值	0.0000	0.0000	0.0000	0.4288	0.7982	0.2283
观测值	35036	35036	79977	35036	35036	79977

注:工具变量法中的控制变量在OLS法的基础上增加了自动控制变量,以下各表同。

由于OLS和传统工具变量法存在估计偏差,本部分主要分析自动工具变量法的估计结果。表2和表3显示,以数字化企业数量和数字化专利衡量的产业数字化对供给侧和需求侧全球供应链风险具有显著的负向影响,说明产业数字化能够有效降低全球供应链风险,其中,产业数字化对供给侧全球供应链风险的作用要明显小于对需求侧全球供应链风险的作用。近年来,发达国家同中国在关键矿产资源和高技术领域的博弈日益激烈(Arezki and Ploeg, 2023),意味着中国在关键矿产资

表3 自动工具变量有效性检验(需求侧全球供应链风险)

	需求侧	需求侧	需求侧	需求侧	需求侧	需求侧
	传统工具变量法			自动工具变量法		
数字化企业数量	-0.6771*** (0.0374)			-0.5475*** (0.0254)		
数字化专利		-0.3275*** (0.0143)			-0.4275*** (0.0202)	
数字经济规模占比			-0.0934*** (0.0282)			-0.6970*** (0.0556)
控制变量	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是
Underidentification Test p 值	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Weak identification Test	141.091	553.067	233.316	362.908	509.632	211.297
Hansen J Statistic p 值	0.0000	0.0000	0.0000	0.1085	0.1725	0.1287
观测值	35036	35036	79977	35036	35036	79832

源和高技术中间品领域的需求弹性较小,产业数字化对供给侧领域的化解作用受限,难以找到合适的替代来源。相对而言,来自需求侧的全球供应链风险可以通过数字化措施提前预测、监控和规避。数字经济规模占比对需求侧全球供应链风险的负向影响远大于对供给侧全球供应链风险的影响,鉴于数字经济规模占比衡量了每个产业数字经济的含量,估计结果说明整体产业数字经济含量的提升对化解需求侧全球供应链风险尤为重要。

## 2. 产业数字化的网络效应对增加值变动的影响

本部分进一步检验产业数字化通过产业内效应、网络效应对增加值变动的影响,负向的外生冲击会通过全球供应链对增加值产生不利影响,这也是全球供应链风险的体现。如果产业数字化能够提升增加值,即可视为产业数字化具有化解全球供应链风险的作用。表4在控制了产业数字化的下游传播效应和上游传播效应后,产业数字化指标(数字化企业数量、数字化专利和数字经济规模占比)的系数即为产业内效应。结果显示,产业数字化的产业内效应对增加值在1995—2009年间具有显著的负向影响,这种看似有悖常理的现象称为索罗悖论,即信息技术或数字技术的应用反而降低了生产率,进而不利于经济增长。该现象的一种解释是,前期数字化投入较高,挤占了其他领域的投入,同时数字化的正面效应还未完全发挥,从而影响了生产率和经济增长,这意味着产业数字化对增加值的影响呈先下降后上升的趋势。

产业数字化的产业内效应对增加值在2010—2020年间具有显著的正向影响,表4第(5)、(6)列产业数字化的二次项系数显著为正,即产业数字化对增加值变动的影响先下降后上升,进一步验证了上述推断。第(4)列显示,数字经济规模占比的平方项在1995—2009年间为负,这也说明产业数字化程度较低时,索罗悖论的现象比较突出。

表4 产业数字化、全球供应链与增加值(自动工具变量法)

	增加值 1995—2009	增加值 2010—2020	增加值 2010—2020	增加值变动 1995—2009	增加值变动 2010—2020	增加值变动 2010—2020
	数字经济规模 占比	数字经济规模 占比	数字化企业 数量	数字经济规模 占比	数字经济规模 占比	数字化企业 数量
产业数字化	-0.4564*** (0.0764)	0.8404*** (0.0760)	0.4075*** (0.0280)	-0.7174*** (0.1009)	0.4481*** (0.0896)	-0.0012 (0.0082)
产业数字化 平方项				-0.0919*** (0.0122)	0.0563*** (0.0104)	0.0037*** (0.0011)
下游传播效应	0.5781 (0.4500)	-1.8914 (1.5050)	1.8742* (1.1147)	0.1660 (0.3325)	1.2225*** (0.2615)	0.6457*** (0.2222)
上游传播效应	0.0642 (0.2783)	0.5062 (0.6840)	0.5091 (0.4099)	-0.3258** (0.1472)	0.1203* (0.0639)	0.0211 (0.0456)
控制变量	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	44928	35036	35036	42150	35036	35036

注:数字化专利的估计结果参见《中国工业经济》网站([ciejournal.ajcass.com](http://ciejournal.ajcass.com))附件。

表5估计了产业数字化对1995—2009年、2010—2020年间全球供应链风险的影响,进一步验证上述结论。1995—2009年,产业数字化对供给侧和需求侧全球供应链风险的影响显著为正,当然,这并不代表产业数字化对化解全球供应链风险不产生作用。改革开放特别是加入世界贸易组织以来,中国快速融入国际经贸体系,产业数字化加深了国际间的贸易往来和国际分工(Goldberg and Reed, 2023),这会提高全球供应链风险,即产业数字化具有提高和降低全球供应链风险两个方面的作用,增加风险的作用在1995—2009年间大于化解风险的作用。2010—2020年,以数字经济规模占比衡量的产业数字化对供给侧和需求侧全球供应链风险存在显著的负向影响,同数字化企业数量和数字化专利的估计结果类似,说明2010—2020年间产业数字化化解全球供应链风险的作用更为突出。

表5 数字经济规模占比对全球供应链风险的分阶段影响(自动工具变量法)

	供给侧 1995—2009	供给侧 2010—2020	需求侧 1995—2009	需求侧 2010—2020
	1995—2009	2010—2020	1995—2009	2010—2020
数字经济规模占比	0.9373*** (0.2258)	-0.7649*** (0.0852)	1.3467*** (0.2377)	-1.1696*** (0.0887)
控制变量	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是
观测值	44928	35036	44928	35036

表4的估计结果显示,1995—2009年,产业数字化通过网络效应对增加值及其变动的影响不够显著,说明这段时期产业数字化对全球供应链风险的影响较小。2010—2020年,产业数字化的下游传播效应显著提升了增加值变动,再结合理论模型推论1可知,这意味着如果全球供应链中断,

产业数字化的网络效应会缓解全球供应链风险。产业数字化上游传播效应的影响不显著,因为上游传播效应的数量效应与价格效应作用方向相反,对增加值变动的影响相互抵消。Acemoglu et al. (2016)的研究也表明,冲击的上游传播效应不显著,下游传播效应显著,本文结论与此类似。结合表5显示的1995—2009年间产业数字化增加全球供应链风险,以及表4产业数字化的产业内效应在这段时期显著为负,说明在1995—2009年间产业数字化化解全球供应链风险的效应弱于增加全球供应链风险的效应,而在2010—2020年间产业数字化化解全球供应链风险的效应更强。

## 五、进一步检验

### 1. 来自南北国家的全球供应链风险

本部分将样本分为发达国家和发展中国家,检验产业数字化对来自南北国家全球供应链风险的影响。表6结果显示,产业数字化对来自这两类国家需求侧全球供应链风险的影响显著为负,其中,对化解来自发展中国家需求侧全球供应链风险的作用更大。原因在于,来自发达国家需求侧的风险主要是市场限制,美国和欧盟对中国进入其高技术产品市场的壁垒越来越高,甚至有西方学者认为,对中国设置的技术限制越高,越能迫使中国的产业外迁(Liu et al., 2024)。发展中国家对中国的市场限制较少,近年来中国的电商、物流和数字科技企业纷纷布局东南亚、中东和非洲等发展中国家,一些企业甚至成为当地市场的重要参与者,因此,产业数字化更容易化解来自发展中国家的需求侧风险。而发达国家产业数字化程度高、本地企业竞争力强并对中国实施投资限制,中资企业的布局相对较少,限制了产业数字化应对来自发达国家需求侧风险的能力。

产业数字化对化解供给侧全球供应链风险的作用较需求侧小,其中,对来自发达国家供给侧全球供应链风险的作用更小。原因在于,来自发达国家供给侧的主要风险是高技术中间品管制,美国通过长臂管辖限制发达国家向中国提供高技术产品,加大了产业数字化化解全球供应链风险的难度。来自发展中国家供给侧的主要风险是关键矿产资源的供给,中国一些关键矿产资源的对外依存度比较高,2021年石油、天然气、铜、铁矿石、钴、锂的对外依存度分别为72%、44%、74%、71%、99%、60%(陈甲斌等,2023),特别是发达国家开始强化对关键矿产资源的控制和争夺,增加了供给侧风险的复杂性。

**表6 产业数字化对南北全球供应链风险的影响(自动工具变量法)**

	供给侧	供给侧	需求侧	需求侧
	发展中国家	发达国家	发展中国家	发达国家
数字化企业数量	-0.3793*** (0.0494)	-0.3449*** (0.0411)	-0.5890*** (0.0424)	-0.5658*** (0.0485)
控制变量	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是
观测值	18841	16195	18841	16195

### 2. 来自低技术行业和高技术行业的全球供应链风险

表7将总样本分为低技术和高技术行业做进一步检验。结果显示,产业数字化对低技术行

业供给侧全球供应链风险存在显著的负向影响,对高技术行业供给侧全球供应链风险存在显著的正向影响,增加数字化企业数量平方项后估计表明,产业数字化对高技术行业供给侧全球供应链风险的影响呈先上升后下降的趋势。原因在于,高技术行业供给侧的风险主要来自高技术中间品和关键矿产资源投入,结合表6可知,高技术中间品主要来自发达国家,且关键矿产资源分布相对集中,通过产业数字化促进创新或寻找替代品均需要时间。产业数字化对低技术和高技术行业需求侧全球供应链风险的影响显著为负,且对低技术行业的作用更大,这方面的典型应用是碳足迹的数字化管理。中国是全球最大的动力电池出口国,欧盟2024年8月实施的《电池法》要求在其市场销售的电池必须提供碳足迹报告,给中国电池出口带来较大的贸易风险,而碳足迹管理离不开供应链各环节的数字化,可以帮助企业尽早满足欧盟的电池进口标准,规避全球供应链风险。

表7 行业异质性检验(自动工具变量法)

	供给侧	供给侧	供给侧	需求侧	需求侧
	低技术	高技术	高技术	低技术	高技术
数字化企业数量	-0.1135*** (0.0245)	0.3592*** (0.0549)	-0.0245 (0.1441)	-0.4237*** (0.0265)	-0.0978*** (0.0321)
数字化企业数量平方项			-0.0187** (0.0077)		
控制变量	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是	是
观测值	23255	11781	11781	23255	11781

### 3. 产业数字化对中间品投入节约的影响

本部分检验产业数字化节约中间品投入的影响机制。表8第(1)、(3)列估计显示,产业数字化会显著降低中间品投入占总产出的比重和中间品投入总量。但是,产业数字化降低中间品投入是

表8 产业数字化对中间品投入的影响(自动工具变量法)

	中间品投入占比	中间品投入占比	中间品投入总量	中间品投入总量
数字化企业数量	-0.5655*** (0.0504)	-1.0234*** (0.0774)	-0.3148*** (0.0454)	-0.7267*** (0.0772)
数字化企业数量平方项		-0.0787*** (0.0080)		-0.0709*** (0.0078)
下游传播效应	0.4138 (2.3094)		3.8830** (1.9384)	
上游传播效应	-8.6800 (5.5174)		-8.6862 (5.4339)	
控制变量	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是
观测值	35036	35036	35036	35036

由于索罗悖论导致增加值下降进而降低了中间品需求,还是真正节约了中间品投入?为了检验其中的原因,表8第(2)、(4)列增加了产业数字化指标的平方项,估计结果显示,产业数字化一次项和平方项的系数显著为负,说明曲线最高点对应的产业数字化水平为负,根据样本内产业数字化水平所处范围可推断,产业数字化对中间品投入的影响始终为负,即节约中间品的效应显著。本文估计结果还表明,数字经济规模占比对1995—2009年间中间品投入占比的影响显著为正(估计系数为1.09,p值为0.00),2010—2020年间的影响显著为负(估计系数-1.14,p值为0.00),进一步验证了产业数字化在2010—2020年间化解全球供应链风险的作用更大。<sup>①</sup>

表8结果还显示,产业数字化的下游传播效应能够显著增加中间品投入总量,而对中间品投入占比影响不显著。在中间品投入占比不变的情况下,中间品投入总量增加说明产业数字化下游传播效应的正向影响(数量效应和价格效应)比较显著,这同理论模型和表4下游传播效应提高增加值的估计结果相吻合。

#### 4. 产业数字化应对国外供应链冲击时的作用

(1)合成DID估计法。日本于2011年发生地震并引发福岛核电站核泄漏,对其经济产生了较大的负面影响,并通过全球供应链影响其他国家(Boehm et al., 2019)。本节以日本2011年地震为自然实验,考察产业数字化应对来自国外供应链冲击时化解全球供应链风险的作用。其中,处理变量Treat为 $year \times risk \times d$ 的交互项。 $year$ 在2011年之前设定为0,2011年之后设为1。 $Risk$ 在国家为日本时设为1,其他国家(地区)设为0。本文借鉴肖土盛等(2023)、Xu et al.(2025)将产业数字化进行分组,高于年度内均值设定 $d$ 为1,低于年度内均值设定 $d$ 为0。<sup>②</sup>本文采用Clarke et al.(2023)的合成DID方法进行估计,该方法结合了DID和合成控制法的优势,通过个体和时间加权构建合成控制组,从而更容易满足平行趋势假设。这里控制年份、行业和国家(地区)固定效应。经检验,合成DID趋势图的处理组和控制组在处理前具有相似的变化趋势,而在处理后呈现出显著的趋势差异。<sup>③</sup>

表9估计结果显示,处理对供给侧全球供应链风险和需求侧全球供应链风险的平均处理效应显著为负,但对供给侧的负向影响更大。原因在于,地震和核泄漏对全球供应链供给侧(中间品投入)的负面影响更大,而对最终需求的影响较小,例如,日本在地震后的3—4个月出口到美国的中间品下降了20%,这又导致美国制造业产出的下降(Boehm et al., 2019)。企业为了应对全球供应链风险,在冲击发生后会改变原有的供应链布局,通过分散化、数字化等手段提升全球供应链韧性,因此,全球供应链冲击的影响可能会持续多年,供应链很可能不会恢复到原有格局。该结果与Acemoglu et al.(2016)的研究结论类似,即供给侧冲击比需求侧冲击对供应链的影响更大。

(2)自动工具变量DID估计法(AutoIV-DID)。现有DID主要通过改变控制变量、倾向评分匹配和逆概率加权等方法解决平行趋势问题,但是选择合适的控制变量难度较大,且存在未观测的混淆因素。为此,本节将自动工具变量与Ye et al.(2023)的工具变量DID方法结合进行估计。自动工具变量IV的生成原理同前文,一阶段估计得到二分类处理变量T,该变量同未观测的混淆变量U独立 $P(Y|do(T), IV, U) = P(Y|T, IV, U)$ 。表9一阶段估计的F统计量为493,估计值比较大,即自动工具

<sup>①</sup> 具体结果参见《中国工业经济》网站([ciejournal.ajcass.com](http://ciejournal.ajcass.com))附件。

<sup>②</sup> 由于日本为发达国家,对照组区分了全部样本和只包括发达国家的样本,结果显示无实质性差别,本文报告发达国家样本的估计结果。

<sup>③</sup> 合成DID估计同时进行安慰剂检验,经检验安慰剂检验通过。权重图显示权重分布比较均匀。合成DID的原理和详细估计结果参见《中国工业经济》网站([ciejournal.ajcass.com](http://ciejournal.ajcass.com))附件。

表9 产业数字化应对国外供应链冲击的效应

	供给侧	需求侧	供给侧	需求侧	供给侧	需求侧
	合成 DID		AutoIV-DID		AutoIV-DID(地缘政治冲突)	
处理变量	-0.3744*** (0.0393)	-0.1250** (0.0533)	-1.4441*** (0.1814)	-1.0647*** (0.1691)	-1.4448*** (0.1813)	-1.0633*** (0.1693)
Wald估计值			-1.6527*** (0.1183)	-1.4309*** (0.2140)		
控制变量	否	否	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	40040	40040	26312	26312	26312	26312

变量与处理变量强相关,Wald估计值会接近真实估计值,因此,估计结果是稳健的。结果显示,处理对供给侧和需求侧全球供应链风险的平均处理效应显著为负,供给侧的平均处理效应在-1.44左右,需求侧的平均处理效应在-1.06左右,Wald估计值的系数更大。表9还估计了地缘政治冲突条件下的条件平均处理效应,同无条件平均处理效应不存在显著差异,这也印证了2011年左右并不是“逆全球化”或地缘政治冲突的高峰期。Goldberg and Reed(2023)研究表明,地缘政治冲突在2015年后开始凸显,2020年后加速发展。

### 5. 产业数字化对技术创新的影响

产业数字化可以促进技术创新,最终体现为生产率和增加值的提高,本部分以发明专利和实用新型专利代理技术创新进行实证检验。表10估计结果显示,以数字化企业数量、数字化专利和数字经济规模衡量的产业数字化对技术创新具有显著的正向影响,而且产业数字化一次项和二次项的系数均为正,说明产业数字化对技术创新的影响是先下降后上升,这与索罗悖论的结论完全一致,也同表4和表8的估计结果相印证。该结论表明,采用产业数字化化解全球供应链风险可以避免分散化、多元化措施在应对全球供应链风险时造成的资源配置效率损失。

表10 产业数字化对技术创新的影响(自动工具变量法)

	行业专利	行业专利	行业专利	行业专利
	数字化企业数量	数字化专利	数字经济规模 (1995—2009)	数字经济规模 (2010—2020)
产业数字化	2.4304*** (0.1107)	2.6212*** (0.1285)	6.6682*** (0.8494)	9.5504*** (3.1233)
产业数字化的平方项	0.1348*** (0.0099)	0.1401*** (0.0105)	0.8680*** (0.1192)	0.7066** (0.3345)
控制变量	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是
观测值	35036	35036	44738	35036

## 6. 稳健性检验

(1) 产业数字化对增加值维度全球供应链风险的影响。<sup>①</sup>将结果变量总值维度的全球供应链风险替换为增加值维度的全球供应链风险,估计结果显示,产业数字化对供给侧和需求侧的全球供应链风险均具有显著的负向影响,同前文的估计结果类似。不同的是,产业数字化总体上对增加值维度全球供应链风险的负向影响稍大一些,但差异的显著性较小。

(2) 连续 DID 的平均处理效应。日本地震冲击的估计将产业数字化按均值分组为 0—1 型变量,为进一步考察异质性处理效应,本部分采用连续 DID 进行估计。估计结果显示,处理对供给侧和需求侧全球供应链风险存在显著的负向影响,且随着处理强度提高,产业数字化对供给侧和需求侧全球供应链风险的平均处理效应总体呈上升趋势,其中,对供给侧全球供应链风险的影响更强,同前文合成 DID 和 AutoIV-DID 的估计结果类似。

(3) 2008 年国际金融危机的影响。2008 年国际金融危机对新一轮“逆全球化”有重要影响,可能影响产业数字化化解全球供应链风险的机制,本部分对此进行检验。将 2008 年以后美国对应的处理变量设定为 1,其他设定为 0。合成 DID 和连续 DID 的估计结果显示,处理对供给侧和需求侧全球供应链风险具有显著的负向影响,对需求侧全球供应链风险影响更大,这说明中国对美国市场的依赖较大。边际处理效应(AME)对供给侧和需求侧全球供应链风险也具有显著的负向影响,说明产业数字化有利于化解国际金融危机引起的来自供给侧和需求侧的全球供应链风险。

## 7. 数字技术风险对全球供应链风险的影响

利用数字技术实现全球供应链风险的高效管理是发展趋势,但数字技术存在算法不透明、数据集中和数字化系统脆弱性等问题,可能成为新的风险源头。目前,人工智能算法的可解释性较差,当数字化系统出现数据漂移或遭受攻击时,管理人员很难及时了解事故原因,故障通过生产网络放大,可能对生产带来重大损失。数据集中和数据垄断会降低数字化系统的风险识别能力,提升中小企业数据使用成本,抑制中小企业供应链相关技术创新,而且集中式数据平台出现故障还会引发系统性风险。这意味着,数字技术在化解全球供应链传统风险的同时,引入了新的系统性脆弱性风险,导致供应链管理的复杂性和风险暴露面扩大,加速了风险传播。

本部分以丰田汽车供应链遭受网络攻击为例,分析数字技术风险的影响。丰田汽车实行精益生产模式(准时制)和供应链数字化,汽车订单下达后,要求供应商在精准的时间内按照必要的数量和规格供应零部件,实现零库存和高效率,并通过数字化系统实时监控协调供应商和销售商的生产销售进度。2022 年,丰田汽车的电子元件供应商小岛冲压工业遭受网络攻击,导致其计算机系统无法与丰田汽车通信,丰田在日本的 14 家工厂 28 条生产线无法获得零部件而停产一天,13000 多辆汽车生产受到影响。<sup>②</sup>可见,更具韧性的供应链体系不能仅依赖数字技术,还需要合适的制度设计。

可解释性人工智能是目前的研究热点,相关研究在因果推断理论等的支撑下取得了显著进展。对于数据集中和数据垄断,中国和欧美国家均在制定数据保护和共享标准、完善数据反垄断监管、发展分布式技术和公共数据平台等,但数据治理的挑战很大,如何平衡数据保护与数据共享、企业发展与数据安全等难题,目前还缺乏清晰的边界。为应对数字技术风险对供应链脆弱性的影响,欧盟在 2025 年初发布了《数字运营弹性法案》(DORA),针对金融行业及其数字技术供应商制定数字技术风险管理指南,要求运营商建立风险管理框架、定期进行风险评估和脆弱性分析、制定

<sup>①</sup> 本文稳健性检验部分的计量设计和估计结果参见《中国工业经济》网站([ciejournal.ajcass.com](http://ciejournal.ajcass.com))附件。

<sup>②</sup> 参见人民网报道“丰田汽车 3 月 1 日暂停所有日本工厂的生产 涉及 28 条生产线”(网址:<http://japan.people.com.cn/n1/2022/0302/c35421-32363681.html>)。

应急计划和恢复计划等。总体而言,数字技术风险不能消除,但可以通过技术创新和制度设计优化数字技术应用的成本收益曲线。

## 六、结论与启示

近年来,“逆全球化”和地缘政治冲突加剧,全球供应链呈现碎片化和本地化,欧美国家针对中国实施去风险战略,并在高科技、人才和投资领域采取限制措施,中国面临的全球供应链风险值得关注。产业数字化在应对全球供应链风险方面进行了政策实践,但系统性的学术研究较少,为此,本文对此进行研究。理论研究表明,产业数字化能够提升产出和生产率,并通过网络效应使全球分工更加紧密,从而提升了全球供应链风险,但产业数字化也可以节约中间品投入、提升存货管理效率和供应链敏捷性以及创新能力,从而缓解全球供应链风险。本文采用深度学习构建数据驱动的自动工具变量,在此基础上采用自动工具变量法、AutoIV-DID等方法,并基于1995—2020年ICIO世界投入产出表研究表明,产业数字化能够较好地降低全球供应链风险,且通过产业数字化的下游传播效应抑制全球供应链风险对增加值的负面影响。机制检验表明,产业数字化能够较为显著地缓解供给冲击对经济的负向影响,能够节约中间品投入并促进技术创新,但对发达国家高技术中间品和关键矿产资源的应对效果有限。基于以上研究结论,本文提出如下政策启示:

(1)建立全球供应链风险评估机制,完善重点领域和重点国家(地区)全球供应链风险应对策略。美国在国家、行业和企业层面建立了全球供应链风险评估机制,政府机构、行业组织和企业针对全球供应链风险进行分工协作。中国可以借鉴国外经验建立全球供应链风险评估机制,监控高科技、关键矿产资源领域主要供应链环节和重点国家(地区)的风险敞口,并从国家层面制定应对方案。鼓励由龙头企业牵头建立行业级数字供应链平台,实时评估和监控全球供应链风险。

(2)合理平衡全球供应链效率与风险,建立关键供应链环节冗余机制。国家和企业通过多元化布局摆脱对单一供应地或销售市场的依赖,在关键供应链环节建立供应商、库存、产能和物流运输冗余机制。例如,同一种产品至少要有两个供应商,配备国内备用供应商,以便更好地应对自然冲击和地缘政治冲击。鼓励行业和企业建设全球供应链可视化和风险预警系统,建立与关键供应商的数据共享机制,实时监控自然灾害和地缘政治冲击带来的影响。

(3)针对数字技术风力建立体系化的应对方案,建议为全行业制定类似欧盟《数字运营弹性法案》(DORA)的指引框架。政府应加大对人工智能可解释性和去中心化技术研究的投入,制定算法披露和数据共享标准,建立完善公共数据平台、数据反垄断框架和数字化供应链系统韧性标准,指导企业制定数字技术风险应急和恢复方案。

(4)充分发挥超大规模市场优势,提升自主创新能力。内需和自主创新能力是制约产业数字化应对全球供应链风险的重要因素,中国应发挥超大规模市场优势,减少对外部市场特别是发达国家市场的过度依赖。在自主创新能力方面,政策应充分挖掘青年科技人才潜力,活跃高技术人才市场,并加大对前沿技术领域的财政支持。

(5)扩大制度型开放,强化数字经济和全球供应链的国际合作,防止脱钩断链。加入WTO是中国成为全球制造业大国的重要推动力,开放成为中国经济成功不可或缺的因素。面对复杂的国际环境,中国应更加重视制度型开放,以规范、透明和开放的制度参与数字经济、全球供应链领域的国际合作,提升对全球资本的吸引力。发展数字经济应统筹数据跨境安全与流动,畅通全球供应链,积极推动国际合作,避免被动脱钩。

(6)鼓励企业实施数字化转型,提升中小企业的数字化转型能力。本文研究表明,产业数字化应对来自发达国家全球供应链风险的能力相对受限,鉴于中国与发达国家间的贸易规模,只有来自发达国家的全球供应链风险可控才能切实提升全球供应链韧性。针对企业特别是中小企业数字化转型困难,政府应制定财税扶持政策和数字化转型指引,鼓励企业建设供应链数字化平台,加强对员工的数字技能培训。

本文的拓展方向如下:①产业数字化背景下全球供应链效率与风险的权衡。探究产业数字化如何使生产可能性边界外移,权衡的均衡点如何随数字化和地缘政治冲突变化,全球供应链的空间布局如何重构。②数字技术对全球供应链风险分布变化的影响。数字技术使全球供应链风险呈厚尾分布,如何识别风险分布并治理复杂的数字化供应链需进一步研究。③推动深度学习与因果推断相结合在经济学研究中的应用。计量经济学主要基于潜在结果框架进行因果推断,而深度学习与结构因果框架结合得更为紧密,其在数据建模、表示学习和估计方法方面拥有丰富的分析工具,特别是对分布外不变因果关系学习拥有强大的建模能力,将深度学习乃至深度强化学习应用于经济学研究显得紧迫而必要。

#### 〔参考文献〕

- [1]陈甲斌,刘超,聂宾汗,冯丹丹.矿产资源安全需要重点关注十种矿产[J].中国国土资源经济,2023,(5):14-41.
- [2]黄群慧,倪红福.基于价值链理论的产业基础能力与产业链水平提升研究[J].经济体制改革,2020,(5):11-21.
- [3]黄群慧,杨虎涛.中国制造业比重“内外差”现象及其“去工业化”涵义[J].中国工业经济,2022,(3):20-37.
- [4]刘志彪,姚志勇,吴乐珍.巩固中国在全球产业链重组过程中的分工地位研究[J].经济学家,2020,(11):51-57.
- [5]李天健,赵学军.新中国保障产业链供应链安全的探索[J].管理世界,2022,(9):31-41.
- [6]陶锋,王欣然,徐扬,朱盼.数字化转型、产业链供应链韧性与企业生产率[J].中国工业经济,2023,(5):118-136.
- [7]肖土盛,董启琛,张明昂,许江波.竞争政策与企业劳动收入份额——基于《反垄断法》实施的准自然实验[J].中国工业经济,2023,(4):117-135.
- [8]许宪春,张美慧.中国数字经济规模测算研究——基于国际比较的视角[J].中国工业经济,2020,(5):23-41.
- [9]孙新波,钱雨,张明超,李金柱.大数据驱动企业供应链敏捷性的实现机理研究[J].管理世界,2019,(9):133-151.
- [10]巫强,姚雨秀.企业数字化转型与供应链配置:集中化还是多元化[J].中国工业经济,2023,(8):99-117.
- [11]中国社会科学院工业经济研究所课题组.提升产业链供应链现代化水平路径研究[J].中国工业经济,2021,(2):80-97.
- [12]Acemoglu, D., and A. Tahbazsalehi. Firms, Failures, and Fluctuations: The Macroeconomics of Supply Chain Disruptions[R]. NBER Working Paper, 2020.
- [13]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Automation and New Task: The Implication of the Task Content of Technology for Labors Demand[J]. Journal of Economic Perspectives, 2019, 33(2):3-30.
- [14]Acemoglu, D., A. Ufuk, and W. Kerr. Networks and the Macroeconomy: An Empirical Exploration [J]. NBER Macroeconomics Annual, 2016, 30(1):273-335.
- [15]Aghion, P., B. Jones, and C. Jones. Artificial Intelligence and Economic Growth[A]. Agrawal, A., J. Gans, and A. Goldfarb. The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda[C]. Chicago: University of Chicago Press, 2019.
- [16]Aghion, P., C. Antonin, S. Bunel, and X. Jaravel. What are the Labor and Product Market Effects of Automation? New Evidence from France[R]. CEPR Discussion Paper, 2020.
- [17]Alessandria, G., Y. Khan, A. Khederlarian, C. Mix, and K. Ruhl. The Aggregate Effects of Global and Local Supply Chain Disruptions: 2020—2022[J]. Journal of International Economics, <https://doi.org/10.1016/j.inteco.2023.103788>,

2023.

- [18] Arezki, R., and R. Van der Ploeg. On the New Geopolitics of Critical Materials and the Green Transition[A]. Gollier, C., and D. Rohner. Peace not Pollution How Going Green Can Tackle Both Climate Change and Toxic Politics[C]. London: CEPR Press, 2023.
- [19] Autor, D., and A. Salomons. Is Automation Labor-Displacing? Productivity Growth, Employment, and the Labor Share[J]. Brookings Papers on Economic Activity, 2018, (1):1-87.
- [20] Bailey, M., A. Strezhnev, E. Voeten. Estimating Dynamic State Preferences from United Nations Voting Data[J]. Journal of Conflict Resolution, 2017, 61(2):430-456.
- [21] Baldwin, R., R. Freeman, and A. Theodorakopoulos. Horses for Courses: Measuring Foreign Supply Chain Exposure[R]. NBER Working Paper, 2022.
- [22] Baldwin, R., and R. Freeman. Risks and Global Supply Chains: What We Know and What We Need to Know[J]. Annual Review of Economics, 2022, (14):153-180.
- [23] Barefoot, B., D. Curtis, W. Jolliff, R. Nicholson, and R. Omohundro. Defining and Measuring the Digital Economy[R]. BEA Working Paper, 2018.
- [24] Boehm, E., A. Flaaen, N. and Pandalai-Nayar. Input Linkages and the Transmission of Shocks: Firm-Level Evidence from the 2011 Tohoku Earthquake[J]. Review of Economics and Statistics, 2019, 101(1):60-75.
- [25] Campos, R. G., J. Estefania-Flores, D. Furceri, and J. Timini. Geopolitical Fragmentation and Trade[J]. Journal of Comparative Economics, 2023, 51(4):1289-1315.
- [26] Clarke D., D. Pailañir, S. Athey, and G. Imbens. Synthetic Difference-in-Differences Estimation[R]. IZA Discussion Paper, 2023.
- [27] Clayton, C., M. Maggiori, and J. Schreger. A Theory of Economic Coercion and Fragmentation[R]. NBER Working Paper, 2024.
- [28] Clayton, C., A. Coppola, M. Maggiori, and J. Schreger. Geoeconomic Pressure[R]. NBER Working Paper, 2025.
- [29] Ersahin, N., M. Giannetti, and D. Huang. Supply Chain Risk: Changes in Supplier Composition and Vertical Integration[J]. Journal of International Economics, <https://doi.org/10.1016/j.jinteco.2023.103854>, 2024.
- [30] Fetzer, T., P. J. Lambert, B. Feld, and P. Garg. AI-Generated Production Networks: Measurement and Applications to Global Trade[R]. CEPR Discussion Paper, 2024.
- [31] Goldberg, P. K., and T. Reed. Is the Global Economy Deglobalizing? And If So, Why? And What Is Next?[J]. Brookings Papers on Economic Activity, 2023, (1):347-423.
- [32] Grossman, M., E. Helpman, and H. Lhuillier. Supply Chain Resilience: Should Policy Promote Diversification or Reshoring[J]. Journal of Political Economy, 2023, 131(12):3462-3496.
- [33] Ghironi, F., D. Kim, and G. K. Ozhan. International Trade and Macroeconomic Dynamics with Sanctions[J]. Journal of Monetary Economics, <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2025.103810>, 2025.
- [34] Lal, A., M. Lockhart, Y. Q. Xu, and Z. W. Zu. How Much Should We Trust Instrumental Variable Estimates in Political Science? Practical Advice Based on 67 Replicated Studies[J]. Political Analysis, 2024, 32(4):521-540.
- [35] Liu, J., M. Rotemberg, and S. Traiberman. Sabotage as Industrial Policy[R]. NBER Working Paper, 2024.
- [36] Xu, Y. Q., A. Q. Zhao, and P. Ding. Factorial Difference-in-Differences[R]. arXiv Working Paper, 2025.
- [37] Yuan, J. k., A. P. Wu, K. Kuang, B. Li, R. Z. Wu, F. Wu, and L. F. Lin. Auto IV: Counterfactual Prediction via Automatic Instrumental Variable Decomposition[J]. ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data, 2022, 17(4): 1-20.
- [38] Ye, T., A. Ertefaie, J. Flory, S. Hennessy, and S. Small. Instrumented Difference-in-Differences[J]. Biometrics, 2023, 79(2):569-581.

## How to Resolve Global Supply Chain Risks in Industrial Digitalization: An Empirical Study Based on Deep Learning Automatic Instrumental Variable Methods

YANG Fei

(School of Economics, Nanjing Audit University)

**Abstract:** Affected by anti-globalization and geopolitical conflicts, developed countries, mainly the United States, have taken risk mitigation measures against China and restricted China's impact on their markets from both the supply and demand sides. The global supply chain risks faced by China deserve attention. The main traditional measures to address global supply chain risks are decentralization and diversification, but these measures sacrifice the efficiency of resource allocation in the global supply chain. In recent years, China has strengthened its independent innovation capabilities and promoted domestic substitution through industrial digitization, essentially responding to global supply chain risks. Currently, there is relatively little systematic research in this field.

This paper constructs a network economy model and uses ICIO World Input-Output Table data from 1995 to 2020 to study the mechanism of industrial digitization in resolving global supply chain risks. Theoretical model studies have shown that industrial digitization has made global production networks more interconnected, thereby increasing global supply chain risks. However, industrial digitization can reduce global supply chain risks through network effects, saving intermediate inputs, and improving productivity. This paper empirically finds that the internal effects of industrial digitization have an initial upward and then downward impact on global supply chain risks. The downstream propagation effect can significantly resolve global supply chain risks, while the upstream propagation effect has no significant impact on global supply chain risks. Mechanism testing shows that industrial digitization can significantly reduce global supply chain risks caused by negative supply shocks, save intermediate inputs, and promote technological innovation. Compared to global supply chain risks from developed economies, industrial digitization can better respond to global supply chain risks from developing economies.

The results of this paper indicate that industrial digitization can resolve global supply chain risks without sacrificing global supply chain efficiency, which has important implications for governments to formulate response measures. First, we should rely on the domestic market to enhance the independent innovation capability of digital technology, and promote the overall digitalization of the economy, with special attention to the digital transformation of small and medium-sized enterprises (SMEs). Second, we should establish a global supply chain risks assessment mechanism and a redundancy mechanism for key supply chain links, and develop response measures for key areas and key countries (regions). Third, we should strengthen support for interpretable artificial intelligence research and improve regulatory systems and framework guidelines for digital technology risks. This paper uses deep learning methods to construct data-driven automatic instrumental variables, which can effectively overcome the difficulty of selecting instrumental variables.

**Keywords:** industrial digitization; global supply chain risks; network effects; deep learning

**JEL Classification:** C45 F51 O33

[责任编辑:李鹏]