

# 智能制造与纺织服装业产业链韧性

## ——基于A股上市公司的经验数据

蔡 昀, 吴晓隽\*

东华大学旭日工商管理学院, 上海

收稿日期: 2024年11月15日; 录用日期: 2024年11月28日; 发布日期: 2024年12月30日

### 摘 要

智能制造从2015年国务院提出“中国制造2025”起, 便成为制造业的转型新方向。纺织服装业作为制造业中占据一定比例的产业, 其生产方式和产品流向的特点也符合智能制造的发展趋势。智能制造可以通过技术进步和技术效率两个机理提升生产效率和技术创新水平, 从而提升产业链韧性。本文基于2001~2021年A股上市纺织服装业企业共1062个样本, 对智能制造水平进行文本分析法的指标测度, 证明了智能制造对纺织服装业产业链的具有促进作用。并且针对企业性质和区域特质, 对样本进行异质性分析, 验证了纺织服装业国有企业的智能制造水平对生产链韧性的促进作用更明显, 并且能够得出中部纺织服装业智能制造对产业链韧性的促进作用最为显著的结论。最后针对政府、产业和企业三个层面, 提出了发展相关智能制造的建议, 为提升产业链韧性提供新视角。

### 关键词

智能制造, 纺织服装业, 产业链韧性

# Intelligent Manufacturing and Industry Chain Resilience in the Textile and Garment Industry

## —Empirical Data Based on A-Share Listed Companies

Yun Cai, Xiaojun Wu\*

Glorious Sun School of Business & Management, Donghua University, Shanghai

Received: Nov. 15<sup>th</sup>, 2024; accepted: Nov. 28<sup>th</sup>, 2024; published: Dec. 30<sup>th</sup>, 2024

### Abstract

Intelligent manufacturing has become a new direction for the transformation of the manufacturing

\*通讯作者。

文章引用: 蔡昀, 吴晓隽. 智能制造与纺织服装业产业链韧性[J]. 世界经济探索, 2024, 13(4): 683-698.

DOI: 10.12677/wer.2024.134075

industry since the State Council put forward “Made in China 2025” in 2015. The textile and garment industry, as an industry that occupies a certain proportion of the manufacturing industry, is characterized by its production mode and product flow, which is also in line with the development trend of intelligent manufacturing. Intelligent manufacturing can improve the production efficiency and technological innovation level through the two mechanisms of technological progress and technological efficiency, so as to improve the toughness of the industrial chain. Based on a total of 1062 samples of A-share listed textile and garment industry enterprises from 2001 to 2021, this paper conducts the index measurement of smart manufacturing level by text analysis method, which proves that smart manufacturing has a facilitating effect on the industry chain of textile and garment industry. And for the nature of the enterprise and regional characteristics, the sample is analyzed for heterogeneity, which verifies that the intelligent manufacturing level of state-owned enterprises in the textile and garment industry has a more obvious role in promoting the resilience of the production chain, and is able to conclude that the intelligent manufacturing of the central textile and garment industry has the most significant role in promoting the resilience of the industry chain. Finally, suggestions for the development of relevant smart manufacturing are put forward for the government, industry and enterprise levels to provide new perspectives for improving the toughness of the industry chain.

## Keywords

Intelligent Manufacturing, Textile and Garment Industry, Industrial Chain Resilience

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

在当今科技飞速发展的时代, 智能制造正逐渐成为制造业转型升级的关键驱动力。纺织行业作为传统的制造业领域, 也面临着诸多挑战与机遇。随着经济的发展和生活水平的不断提高, 人们对纺织品的需求日益趋向多样化、个性化。消费者对品质、设计和时尚感的追求不断提升, 这要求纺织企业能够快速响应市场变化, 提供更加精准的产品和服务。然而, 劳动力成本上升、资源环境约束加剧等问题也给纺织行业带来了巨大压力。传统的生产方式难以满足企业可持续发展的需求, 迫切需要引入新的技术来提高生产效率、降低成本、减少资源消耗。

在这样的背景下, 智能制造在纺织行业的应用顺势而生。但智能制造的效果究竟如何? 能否通过引入先进的信息技术、自动化设备和智能化管理系统提高生产效率和产品质量, 降低生产成本和资源消耗, 从而提升纺织服装产业的产业链韧性呢? 这样的问题还有待考证。

基于上述背景, 本选题首先探究了智能制造对纺织服装业产业链韧性的影响机理, 深层挖掘背后的逻辑, 丰富了当前智能制造相关研究的理论分析。其次, 本选题选择两种方式对智能制造水平进行实证分析, 完善了智能制造实证研究的方法。

除此之外, 本选题在政策建议上也给出了观点。智能制造是纺织产业的发展重点, 国家也对其进行一系列政策支持, 如“2025 智能制造”以及智能制造的重点示范项目遴选。但是智能制造的效果究竟如何? 是否有效提高了生产效率? 是否进一步提升了产业链韧性? 诸如此类的问题还需要进一步进行实证分析解答。在这一视角下, 本选题能够衡量智能制造的政策及水平效果, 并根据实证结果给出相关建议, 具有一定的意义。

## 2. 文献综述

### 2.1. 智能制造

智能制造早期的概念为 Wright 和 Bourne (1988)提出, 智能制造即利用知识工程和软件系统等技术, 使智能机器人能够自主地完成小批量生产或加工任务的生产过程[1]。之后的 Kusiak (1990)认为其系制造流程中使用了智能机器与技术, 该应用并延伸至设计、采购、制造和销售等场景, 是以提升生产效率为目标的先进生产活动[2]。在此基础上, D'Souza 和 Williams (2000)进行了补充, 认为智能制造还应当涵盖企业的全部智能决策模型和动态决策系统[3]。自国务院印发《中国制造 2025》, 国内学界关于智能制造的研究涌现开来。智能制造的概念进行了一系列的发展, 从吕铁和韩娜(2015)的“虚拟融实体, 信息贯全程, 自动反馈决策的生产模式” [4]; 拓展为臧冀原等(2018)的“系统能认知, 学习促创新, 服务力更强的生产系统” [5]; 再到赵剑波(2020)的“涵盖技术范式、价值形态与组织结构的生产方式” [6]。

正是因为智能制造的概念进行了多阶段的完善和变化, 学界对于智能制造的测量方式也存在差异。宏观层面, 邵坤和温艳(2017)测量了省级智能制造水平, 使用创新能力、绩效产出能力、基础设施这几个细分角度[7], 季良玉(2021)运用纵横向拉开档次法和熵权法测算十余年 30 个省份的制造业智能化水平[8]。当视角聚焦在企业等微观层面时, 龚炳铮(2015)选择智能化技术普及率、经济效益、投入产出比对智能制造水平进行测量, 并在之后采用综合分析评价法, 通过专家打分的形式整体构建智能化水平指标体系[9]。当然, 也有部分学者选择使用政策作为冲击评估效果, 如张树山等(2024)使用《中国制造 2025》中的十大重点领域进行策略识别, 分析其政策效果[10]。

### 2.2. 产业链韧性

产业链韧性的概念同样经过一系列发展。“韧性”一词最开始的含义可以翻译为“恢复到原始状态”, 代表着系统及个体受到外来冲击或扰动后是否能够恢复回弹的能力[11]。当聚焦在产业链韧性上时, 国内的学者对其概念进行了定义。段浩(2020)指出, 产业链韧性具有稳定的特点, 各环节即使面临风险也能够保证稳定, 除此之外还能够防止产业链断裂, 对抗风险和冲击, 是一种稳定性和恢复力[12]。后来的学者陈晓东等(2022)对其进行了完善, 将其定义为产业链应对内外部冲击的能力。当市场和环境产生一定波动时, 将影响产业链的情况, 若产业链在这时仍能保持链条稳定、防止断裂, 甚至恢复到受冲击前的状态的程度[13]。

产业链韧性的诞生时间较短, 关于其实证的测度方法还没有相关文献可供参考, 因此本选题计划借鉴其他相关的经济韧性进行测算。以区域经济韧性为例, 其现有研究主要包括两种方法: 一种是指标体系法。自 Briguglio (2006)构建了一个多层次多维度的指标体系方法来测度经济韧性[14]之后, 一些智库如地方经济战略中心(CLES)、奥雅纳工程顾问(ARUP)、IPPR North 等很倾向这一测算方法, 分别使用了多种指标体系来评估区域经济韧性[15]-[17]。但指标体系的方法仍存在一定的不足: 首先, 目前在相关领域中, 权威的指标以及它们各自所占的权重一直都没有定论。其次, 这种测算方式存在严重问题, 它极有可能混淆因果关系, 因为研究者选取的部分指标其实是区域经济能够展现出韧性的原因。再者, 已有研究的指标体系在预测区域经济韧性的实践检验中被证实是不准确的。

显而易见, 指标体系法确实存在上述缺陷, 因此近来部分学者采取另一种方法测度区域经济韧性。在分析一个区域对经济冲击的反应程度时, 核心变量的选取至关重要。通常而言, 就业人数和 GDP 是重点关注对象。就业人数的变化能直观反映经济冲击下劳动力市场的波动, GDP 则是衡量区域经济总量变化的关键指标, 二者对于分析意义重大。例如, Martin (2012)利用英国各地区九个产业部门的就业人口构成对英国各地区的经济韧性进行测量并分析变化趋势[18]; Brakman (2015)则采取了失业人数和 GDP 来

测算欧洲国家的区域韧性, 以此揭示金融危机对国家带来的冲击和区域经济的韧性[19]。

因此参考以上已有文献, 可以通过采取企业的员工人数(EMP)或者企业经济附加值(EVA)来衡量产业链韧性。

### 2.3. 智能制造与纺织服装业产业链韧性

而当聚焦到纺织服装业上时, 作为我国制造业中的重要支柱产业之一, 智能制造是其实现产业转型升级的主要途径。夏明(2019)认为, 目前我国纺织服装工业智能制造仍处于初期阶段, 之后的着力点可以放在信息化建设、智能制造装备应用等方面, 特别需要在智能物流系统的建设与应用上发力[20]; 伏广伟等(2019)主要在我国纺织服装业智能化与智慧化建设的现状、智能制造的关键装备及技术、智慧服装的发展方向等方面进行研究, 除此之外对柔性智慧服装等方面提出建设性建议[21]。

### 2.4. 小结

首先, 已有的相关研究缺少对生产链韧性的定量研究, 更多集中在提升生产链韧性的路径研究及影响因素等定性研究方面, 缺乏数据可视性和研究。

其次, 以往的文献研究往往从以地区或行业为代表的宏观角度进行考察, 缺乏聚焦在一个行业的研究, 纺织服装是关系民生的行业, 且在智能制造方面大有可为, 因此对其进行研究具有一定的意义。

最后, 当今学界目前的研究中还没有对智能制造水平形成统一权威的测度标准, 也就难以对智能制造水平进行衡量。他们大多以研发投入、专利申请数进行替代, 准确性有待商榷。因此, 智能制造水平的测度问题也是本选题考量和出发点。

## 3. 理论分析与研究假设

### 3.1. 技术进步渠道

智能制造在技术进步渠道中涵盖了一系列先进技术。例如, 物联网技术使纺织服装生产设备实现互联互通, 能实时收集和传输生产数据, 便于企业对生产流程进行精准监控和优化。大数据分析技术则可以处理海量生产数据, 挖掘消费者偏好、市场趋势等有价值的信息, 为企业的设计、生产和销售决策提供依据。人工智能在纺织服装行业的应用包括智能设计系统, 能够快速生成多种设计方案, 提高设计效率; 同时在质量检测环节, 利用图像识别技术准确识别产品瑕疵, 保证产品质量。智能制造可以实现对原材料和能源的精细化管理, 降低生产成本, 提升上游环节在面对原材料价格波动等冲击时的韧性, 中游企业在面对市场需求波动、时尚潮流变化等冲击时, 能够更灵活地调整生产策略, 减少库存积压和滞销风险, 维持产业链的稳定运行。

### 3.2. 技术效率渠道

在智能制造背景下, 技术效率在纺织服装行业有着多方面体现。一方面, 生产过程的自动化水平大幅提高。先进的自动化缝纫设备、裁剪机械等的应用, 使生产速度加快, 单位时间内产出量显著增加。例如, 高速自动化缝纫机每分钟的缝合针数远高于传统缝纫机, 极大地提高了服装生产环节的效率。

另一方面, 生产流程的优化也是技术效率提升的重要部分。通过智能生产管理系统, 企业可以对整个生产流程进行精细化安排。从原材料投入到成品产出, 各环节之间的衔接更加紧密、顺畅。原本分散的工序可以通过智能调度实现连续化生产, 减少了生产过程中的等待时间和物料搬运时间, 提高了整体生产效率。

### 3.3. 假设提出

智能制造对纺织服装业的发展有着重要影响。它极大地促进了知识的创造, 使得新的理念、工艺等

知识内容不断产生, 这些新知识又会溢出到关联企业或行业内其他主体中。这一系列过程推动纺织服装企业的技术水平快速进步, 从而强化产业链的知识韧性, 使产业链在面对外部冲击时更具抵抗力, 保障其稳定持续发展。

此外, 智能制造能够提升纺织服装业的生产率, 使单位时间内的产出增加, 也能提高资本回报率, 让投入的资本获得更优的收益, 还能优化企业内部的管理水平, 增强组织协调能力。如此一来, 产业链的上下游之间能形成良性的连接, 促进资源的合理分配和高效利用, 推动整个产业链的协同发展。

智能制造在技术进步方面能够提高企业对于知识技能的创造力, 促进知识的向外溢出, 从而延伸到产业间的各个企业, 影响整个区域整体技术知识水平的提升[22]。而智能制造中的大数据分析技术和机器学习的经验获取方式具有其先进性, 企业有能力在复杂多变的信息中获得需要的知识, 生成新技术, 进一步在产业链的生产制造流程中发挥作用, 促进产业链的稳健运转。

智能制造在技术效率方面可以有效提升生产效率。纺织服装行业使用智能制造之后, 新型智能设备的使用能够提高生产工作效率, 同时由于新技术的引入, 机器的磨损速度降低, 从而使得固定资产折旧率下降, 最终促进纺织服装业的产业链韧性[23]。另外, 对于产业链上的制造企业来说, 智能制造技术能够有效地匹配供给和需求, 保障产品和原料的有效提供, 避免产量过多导致的资源浪费和生产过少导致的货源不足, 提升产品线的柔性水平[24]。另外, 智能制造可以保障产品的质量, 操作人员能够利用智能制造中的控制系统, 对生产原料准备、生产进度调节等方面进行实时监控, 在精准控制原料组成和数量的同时保证产品不出现质量方面的问题, 良品率可以控制在一定水平内, 从而实现产业链的质量保障[25]。基于上述两个方面的分析, 本文提出以下假设:

H1: 智能制造水平的提高能够促进纺织服装业企业的产业链韧性。

通过上文智能制造对纺织服装产业链韧性作用机理的分析, 我们可以认为智能制造对其产业链韧性总体上会有促进作用。但是, 该促进表现不一, 由于所处区域的差异性和企业本身的产权属性各异, 而由于异质性的存在, 智能制造最终呈现的对纺织服装产业链韧性的作用效果也不尽相同。因此, 结合上述分析, 考虑到纺织服装企业具有分布不均及产权属性不同的特点, 本文提出以下假设:

H2: 智能制造水平对纺织服装业企业的产业链韧性的影响大小会因企业股权属性、分布区域的不同而各异。

## 4. 实证研究设计

### 4.1. 样本选取与处理方法

根据上述背景分析和研究假设, 鉴于 2022~2023 年样本缺失值和异常值较多, 且受其他影响的可能性更大, 因此将本选题的研究对象确定为 2001~2021 年我国沪深 A 股纺织服装业上市公司并作以下处理:

- 1) 避免极端值对样本准确性造成影响, 所有连续变量都进行了 1%水平的缩尾处理。
- 2) 避免数字差距过大, 对企业规模等因素采取了对数化处理。
- 3) 剔除 ST 和\*ST 样本, 剔除控制变量严重缺失的样本。

最终获得 1062 个有效样本。使用 stata16.0 进行数据的分析和处理。

### 4.2. 模型设定

#### 4.2.1. 静态面板模型

词频在一定程度上能够客观地反映文本中特定词汇的出现频率, 体现了文本字段的重要程度。通过对词频的统计情况进行分析, 可以直观地了解研究对象在文本中的重要程度和关注焦点。除此之外, 大量文本中的词频分布可以揭示出特定领域的发展趋势。据此分析, 将面板模型的自变量定为  $IM$ , 其是在

利用 Python 产生词频之后并取对数所形成的。静态面板具体模型如下所示:

$$ICR_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 IM_{i,t} + \beta_2 X_{i,t} + \theta_i + \lambda_t + \varepsilon_{i,t} \tag{1}$$

式子(1)中变量的含义如表 1 所示。

Table 1. Static panel model variables

表 1. 静态面板模型变量含义

变量	含义	解释
$ICR_{i,t}$	产业链韧性	$i$ 企业 $t$ 年份的产业链韧性
$IM_{i,t}$	智能制造	$i$ 企业 $t$ 年份的智能制造水平
$X_{i,t}$	控制变量	一系列控制变量
$\theta_i$	企业层面效应	需要控制的企业层面的固定效应
$\lambda_t$	年度层面效应	需要控制的年度层面的固定效应
$\beta_1$	核心解释变量系数	智能制造水平对产业链韧性的影响

#### 4.2.2. 双重差分模型

由于变量遗漏的可能性、个体差异和双向因果的潜在隐患，静态面板可能存在内生性问题，而双重差分模型在一定程度上可能避免内生问题，比如利用外生的政策事件降低由于选择性偏差导致的内生性。因此，本选题根据时间进行分组，采用  $MIC$  这一虚拟变量作为《中国制造 2025》政策冲击的代理变量。具体而言， $MIC$  为此次的虚拟变量，2015 年及之后的值 1，否则为 0。具体模型如下所示：

$$ICR_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 MIC_{i,t} + \beta_2 X_{i,t} + \theta_i + \lambda_t + \varepsilon_{i,t} \tag{2}$$

式子(2)中， $MIC_{i,t}$  为虚拟变量， $X_{i,t}$  为控制变量， $\beta_1$  为核心解释变量系数，代表政策对纺织服装产业链韧性带来的净影响。

#### 4.2.3. 连续型双重差分模型

政策净效应能够通过双重差分模型得出，但由于政策并不能完全准确地对智能制造水平进行测量，因此本选题使用新的变量  $IMIC$  进行分析， $IM$  与  $MIC$  相乘得到  $IMIC$ ，具体模型如下所示：

$$ICR_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 IMIC_{i,t} + \beta_2 X_{i,t} + \theta_i + \lambda_t + \varepsilon_{i,t} \tag{3}$$

### 5. 实证分析

#### 5.1. 变量的定义与描述性统计

##### 5.1.1. 变量选取与指标说明

Table 2. Variable selection and indicator description

表 2. 变量选取与指标说明

变量类型	指标符号	含义	说明	数据来源
被解释变量	$ICR$	产业链韧性	利用企业从业人员数量取对数后的指标进行衡量	国泰安数据库
主解释变量	$IM$	智能制造水平	使用文本分析法对企业年报中出现的关键词出现的词频进行衡量	利用巨潮资讯网搜集年报并使用 python 进行文本分析

续表

控制变量	<i>Size</i>	公司规模	公司总资产的自然对数	国泰安数据库
控制变量	<i>ROA</i>	市值账面比	总市值与公司账面价值之比	国泰安数据库
控制变量	<i>Lev</i>	资产负债率	年末总负债与年末总资产之比	国泰安数据库
控制变量	<i>TobinQ</i>	托宾 <i>Q</i> 值	(流通股市值 + 非流通股股份数 × 每股净资产 + 负债账面值)/ 总资产	国泰安数据库
控制变量	<i>INV</i>	存货占比	存货净额与总资产的比值	国泰安数据库

表 2 中关于智能制造的衡量, 本选题借鉴郭磊等(2020)的方法[26], 使用 Python 文本分析法, 抓取上市企业年报中特定关键词出现的频率, 从而构建纺织服装企业的智能制造指标。关于产业链韧性, 由于当前学界对于产业链韧性的测量方式还未有较为成熟的研究, 因此, 本选题计划参照学界已存在的区域经济韧性及供应链韧性等相关研究, 构造产业链韧性的度量指标。韧性可以理解为复原力, 即受到冲击的恢复和抵抗能力, 而就业人数作为复原力的直接指标, 在某种程度上可以被视为一个地区健康状况的直观反映[27]。因此, 采用 Giannakis 等(2017)的方法, 选择企业的从业人员数量指标对纺织服装业的产业链韧性进行测度[28]。

### 5.1.2. 描述性统计分析

本选题进行了描述性统计, 从表 3 可以得出, *IM* 的平均数为 20.2269, 中位数为 8, 呈现左偏的趋势。与郭磊等(2020)[27]的研究相比, 智能制造水平有很大的提升。通过表 4 分年度的智能制造水平可以发现, 原因在于其研究对象为 2011~2017 年, 而智能制造是一个较为新颖的名词, 在近五年来有爆炸性的应用增长, 因此得以解释, 本文展现的智能制造程度处在较高的水平。另外, 最小值和最大值差距达到了 469, 说明不同企业、不同年度的智能制造水平差距很大。*ICR* 即产业链水平为就业人数的对数, 最大值为 10.8004, 最小值为 4.1431, 差距大, 说明分布也是不均的, 每个公司各自的产业链韧性水平各不相同。

Table 3. Descriptive statistical results

表 3. 描述性统计结果

变量	样本总数	平均数	中位数	标准差	最小值	最大值
<i>ICR</i>	1062	8.0482	8.0790	1.0049	4.1431	10.8004
<i>IM</i>	1062	20.2269	8.0000	47.8375	0.0000	469.0000
<i>Size</i>	1062	21.7425	21.6500	1.0256	19.4058	25.6061
<i>ROA</i>	1062	0.0389	0.0377	0.0635	-0.3703	0.2442
<i>Lev</i>	1062	0.4078	0.3979	0.1797	0.0541	0.9226
<i>TobinQ</i>	1062	1.7117	1.4135	0.9996	0.8024	11.4615
<i>INV</i>	1062	0.1863	0.1631	0.1149	0.0012	0.6761
<i>MIC</i>	1062	0.4840	0.0000	0.5000	0.0000	1.0000
<i>IMIC</i>	1062	0.0511	0.0000	0.1139	0.0000	1.0614

**Table 4.** The level of intelligent manufacturing by year  
**表 4.** 分年度的智能制造水平

年份	样本数	平均数	中位数	标准差	最小值	最大值
2001	25	2.4800	2.0000	3.9804	0.0000	20.0000
2002	25	2.3200	2.0000	2.2494	0.0000	10.0000
2003	26	2.7692	2.0000	2.7757	0.0000	12.0000
2004	31	2.9355	2.0000	2.2794	1.0000	11.0000
2005	31	3.3548	2.0000	3.6565	0.0000	18.0000
2006	34	3.9412	2.0000	5.1342	0.0000	24.0000
2007	35	4.1714	3.0000	2.9052	1.0000	13.0000
2008	38	3.7105	3.0000	2.3239	1.0000	12.0000
2009	40	5.1500	4.0000	3.9520	1.0000	20.0000
2010	46	5.8696	4.0000	6.2204	1.0000	38.0000
2011	51	7.0000	5.0000	8.2753	1.0000	53.0000
2012	56	5.3214	3.5000	5.8032	0.0000	34.0000
2013	54	7.1111	4.0000	7.9353	0.0000	40.0000
2014	56	12.0000	6.5000	28.4873	0.0000	207.0000
2015	57	19.8947	10.0000	38.9137	1.0000	287.0000
2016	62	25.9516	11.5000	57.5458	1.0000	397.0000
2017	73	31.0959	16.0000	67.6632	0.0000	445.0000
2018	77	35.0130	19.0000	71.2642	1.0000	469.0000
2019	76	38.8947	21.0000	64.0711	2.0000	373.0000
2020	81	42.9877	25.0000	62.4533	1.0000	356.0000
2021	88	49.3068	29.5000	72.2216	2.0000	449.0000
Total	1062	20.2269	8.0000	47.8375	0.0000	469.0000

## 5.2. 相关性分析

接下来继续对模型进行相关性分析, 通过表 5 可以看出, 几乎所有的系数都在 1%~10%的水平上显著, 大体上不存在多重共线性, 说明该模型是可行的。

具体来看, 智能制造水平与产业链韧性的系数大于 0, 是正相关的, 且在 10%的水平上显著, 说明假设 H1 的说法是正确的, 即智能制造促进了产业链韧性。

另外, *Size*、*ROA*、*LEV*、*INV* 都是正相关, 在 1%的水平上显著; *TobinQ* 负相关, 也是在 1%的水平上显著。接下来对样本进行回归分析, 能够更加清楚地知道每个变量对被解释变量的影响。

**Table 5.** Correlation analysis  
**表 5.** 相关性分析

	<i>ICR</i>	<i>IM</i>	<i>Size</i>	<i>ROA</i>	<i>Lev</i>	<i>TobinQ</i>	<i>INV</i>
<i>ICR</i>	1						

续表

<i>IM</i>	0.052*	1					
<i>Size</i>	0.649***	0.288***	1				
<i>Roa</i>	0.196***	0.029	0.179***	1			
<i>Lev</i>	0.231***	0.075**	0.259***	-0.426***	1		
<i>RobinQ</i>	-0.316***	-0.021	-0.330***	-0.074**	-0.096***	1	
<i>INV</i>	0.156***	-0.132***	0.007	-0.104***	0.322***	0.071**	1

注: Standard errors in parentheses, \* $p < 0.1$ , \*\* $p < 0.05$ , \*\*\* $p < 0.01$ 。

### 5.3. 回归分析

在前面相关性分析的基础上, 可以得出智能制造促进了产业链韧性。但是, 相关性分析是根据整体来看的, 如果要研究单一变量的影响, 必须进行回归分析。

**Table 6.** Regression analysis

**表 6.** 回归分析

变量	(1)	(2)	(3)
<i>IM</i>	0.001*** (2.59)		
<i>MIC</i>		0.780*** (7.24)	
<i>IMIC</i>			0.400*** (2.61)
<i>Size</i>	0.562*** (17.33)	0.541*** (17.17)	0.557*** (17.41)
<i>ROA</i>	-0.080 (-0.29)	-0.086 (-0.31)	-0.080 (-0.29)
<i>Lev</i>	0.077 (0.57)	0.079 (0.59)	0.079 (0.59)
<i>TobinQ</i>	-0.000 (-0.01)	-0.002 (-0.14)	-0.000 (-0.01)
<i>INV</i>	1.685*** (9.86)	1.718*** (10.06)	1.689*** (9.89)
Constant	4.050*** (6.05)	3.614*** (5.56)	-3.954*** (-5.98)
N	1062	1062	1062
年份	控制	控制	控制
企业	控制	控制	控制
R <sup>2</sup>	0.862	0.861	0.862

注: Standard errors in parentheses, \* $p < 0.1$ , \*\* $p < 0.05$ , \*\*\* $p < 0.01$ 。

从表 6 可得, 将全部的变量进行回归, 可以得出控制其他变量之后, 智能制造的系数在 1%的水平上显著为正, 也就是针对纺织服装业来说, 智能制造确实促进了产业链韧性。即验证了 H1 是正确的。智能制造通过整合产业链的应有资源, 有效地对各个环节, 如生产、组装、运输等的效率做到了提升的水平。

在双重差分模型(2)中, *MIC* 在 1%水平下显著。该结果体现了《中国制造 2025》的政策效果, 即实施了该政策之后, 服装纺织企业的产业链韧性提升显著。模型(3)的结果与(2)较为一致, 表明智能制造显著地促进了服装纺织产业的产业链韧性。

通过对具体的控制变量进行分析可以发现:

公司规模与产业链韧性的系数为正数, 说明公司规模越大, 产业链韧性越高, 这是因为当一个公司规模很大的时候, 他们相对来说会进行更多的产业链管理, 这样一来会对产业链韧性产生正向的影响。

资产负债率的系数为正, 这样的结果也就是说明当一个企业的资产负债率越高的时候, 往往说明这个企业的状况有危险, 对产业链韧性的水平就更加地注重, 更能够达到在冲击的时候更快地进行反应。

存货占比的系数显著为正, 意味着当一个企业的存货占比大的时候, 由于产业链是通过商品存货的上下游连接而成的, 若是有了存货的存在, 在面对冲击的时候也能够有更多的时间进行缓冲, 因此存货占比高, 产业链韧性好。

接下来将进行异质性分析, 分为企业性质和区域这两个异质性。

## 5.4. 异质性分析

### 5.4.1. 企业性质分析

企业产权性质存在的差异可能导致智能制造对纺织服装产业链的韧性影响有所不同。国有企业可能会影响经济活动中的市场竞争和资源配置, 从而在生产制造和销售运营等环节产生效果。而非国企的纺织服装企业主要通过市场价格的变化促进市场均衡, 从这一角度来说, 非国企的纺织服装企业可能具有更大的市场流动性。如表 7 所示, 在对企业性质加以限制区分后, 国有纺织服装业的样本数量和非国有纺织服装业企业的样本数量分别为 254 和 808 个。观察系数可以发现, 国有纺织服装业企业的智能制造水平对其产业链韧性起到更加显著的提升作用, 具体表现为, 智能制造水平每提升 1 单位, 国有纺织服装业企业的产业链韧性水平将提升 0.011 单位。对其背后的原因进行剖析, 可能是因为:

首先, 国有纺织服装业企业通常具有更加稳定的资金来源和更为强大的资本实力, 在面对市场波动和其他突发风险时, 拥有足够的资金保障来维持产业链原材料采购、生产加工等各个环节的维稳运营。而民营纺织服装业企业由于自身的产权属性, 依靠市场的情况更多, 对自身的要求更高; 其次, 国有纺织服装业企业可能承担着更多的社会责任, 政府对其支持力度较大, 其在智能制造方面的技术使用和设备更新将更大程度地促进产业链协同方面发展, 从而能够整合上下游资源, 确保产业链的紧密衔接。

**Table 7.** Heterogeneity analysis of enterprise

**表 7.** 企业性质异质性分析

变量	非国有	国有
<i>IM</i>	0.003*** (5.86)	0.011*** (2.80)
<i>Size</i>	0.647*** (22.59)	0.304*** (5.00)
<i>ROA</i>	1.790*** (3.89)	3.052*** (3.42)

续表

<i>Lev</i>	0.531*** (2.91)	0.560* (1.83)
<i>RobinQ</i>	-0.072*** (-2.59)	-0.221*** (-5.15)
<i>INV</i>	0.819*** (3.49)	2.170*** (4.81)
Constant	6.232*** (10.20)	1.063 (0.81)
N	808	254
年份	控制	控制
企业	控制	控制
R <sup>2</sup>	0.537	0.306

注: Standard errors in parentheses, \*p &lt; 0.1, \*\*p &lt; 0.05, \*\*\*p &lt; 0.01。

#### 5.4.2. 区域性质分析

我国地缘辽阔, 位于东、中和西部地区的纺织服装业企业分布情况有所差异, 智能制造的应用范围同时也差异较大。观察表 8 可以发现, 统计纺织服装行业中各上市企业绝大多数集中在东部地区, 东、中、西部地区上市纺织服装业企业的样本数量分别 859 个 135 个和 68 个。比较三者的系数可以发现, 东部和中部地区纺织服装企业的智能制造水平显著提升了其产业链韧性, 中部地区的智能制造拥有更高的提升潜力。究其原因, 可能是因为中部的人力成本较东部较低, 其在设备采购和技术升级等方面的成本相对更加容易控制, 智能制造的引进能够更好地发挥效应, 产业链的协同运作的整体效率将进一步提升。

Table 8. Analysis of regional heterogeneity

表 8. 区域异质性分析

变量	东部	中部	西部
<i>IM</i>	0.003*** (4.81)	0.013*** (3.68)	0.002* (1.95)
<i>Size</i>	0.590*** (19.49)	0.450*** (10.27)	0.226* (1.70)
<i>ROA</i>	2.534*** (5.55)	-0.014 (-0.02)	1.760 (1.12)
<i>Lev</i>	0.344* (1.94)	1.559*** (4.80)	-0.112 (-0.19)
<i>RobinQ</i>	-0.079*** (-2.88)	-0.102** (-2.40)	-0.283*** (-4.20)
<i>INV</i>	1.338*** (5.65)	1.689*** (4.91)	0.882 (1.25)

续表

Constant	5.131*** (8.00)	2.962** (4.18)	2.867 (1.00)
N	859	135	68
年份	控制	控制	控制
企业	控制	控制	控制
R <sup>2</sup>	0.463	0.775	0.482

注: Standard errors in parentheses, \*p < 0.1, \*\*p < 0.05, \*\*\*p < 0.01。

### 5.5. 稳健性检验

考虑到样本的特征和控制变量的属性, 本选题决定采用变量替换法、调整样本期法和分样本回归法进行稳健性检验, 保证文章的结果真实、可靠且具有稳定性。

#### 5.5.1. 变量替换法

文章前面提到, 除了就业水平, 还可以用 GDP 对经济韧性进行衡量, 由于企业不存在 GDP, 因此计划采用 EVA 即企业附加值来衡量产业链韧性。依照上述做法再次进行回归, 如表 9 所示, 可以发现系数还是正相关的, 说明模型仍然适用。同时观察 MIC 和 IMIC 可以发现, 其系数同样为正。

Table 9. Robustness test for substitution variables

表 9. 替换变量的稳健性检验

变量	(1)	(2)	(3)
<i>IM</i>	151.544 (1.24)		
<i>MIC</i>		25269.245** (1.97)	
<i>IMIC</i>			54696.272 (1.07)
<i>Size</i>	2966.745 (0.45)	11227.521 (1.59)	3026.678 (0.45)
<i>ROA</i>	2011649.189*** (18.97)	1981924.271*** (18.54)	2015111.512*** (18.98)
<i>Lev</i>	36193.505 (0.91)	14940.289 (0.36)	38988.506 (0.98)
<i>TobinQ</i>	-4614.638 (-0.80)	-1535.349 (-0.26)	-4731.036 (-0.81)
<i>INV</i>	-11435.930 (-0.21)	-21140.579 (-0.40)	-14042.187 (-0.26)
Constant	-161314.143 (-1.15)	-318621.647** (-2.16)	-162961.672 (-1.15)

续表

N	1062	1062	1062
年份	控制	控制	控制
企业	控制	控制	控制
R <sup>2</sup>	0.326	0.328	0.326

注: Standard errors in parentheses, \*p &lt; 0.1, \*\*p &lt; 0.05, \*\*\*p &lt; 0.01。

### 5.5.2. 调整样本期法

在正文部分的实证分析采用的是 2001~2021 年的数据, 由于 2020 年卫生公共事件对经济造成一定的冲击, 在稳健性检验部分, 将时间样本分为 2001~2019 年和 2020~2021 年两个部分, 再次进行回归分析。如表 10 所示, 在(1)部分, 可以通过 1%的显著性水平检验, 说明模型成立。在(2)部分, 无法通过 10%的显著性水平检验, 说明 2020~2021 年由于公共卫生事件的影响, 智能制造对产业链韧性的提升效果的确受到了冲击。

**Table 10.** Robustness test for adjusting the sample period

**表 10.** 调整样本期的稳健性检验

变量	(1)	(2)
<i>IM</i>	0.003*** (4.32)	0.000 (0.49)
<i>Size</i>	0.613*** (22.03)	0.618*** (8.71)
<i>ROA</i>	2.030*** (4.46)	2.017** (2.22)
<i>Lev</i>	0.402** (2.44)	0.197 (0.43)
<i>RobinQ</i>	-0.098*** (-4.12)	-0.160** (-2.08)
<i>INV</i>	0.999*** (4.55)	1.974*** (3.19)
Constant	5.438*** (9.23)	5.939*** (3.86)
N	915	1, 062
年份	控制	控制
企业	控制	控制
R <sup>2</sup>	0.495	0.328

注: Standard errors in parentheses, \*p &lt; 0.1, \*\*p &lt; 0.05, \*\*\*p &lt; 0.01。

## 6. 结论与建议

### 6.1. 文章结论

智能制造自其诞生以来, 对纺织服装等制造业的生产效率提升和技术水平提高都具有一定的积极作

用。但是其促进效果几何? 有无异质性? 诸如此类的问题探讨需要定量研究进行分析。智能制造作为现代工业发展的关键驱动力, 对纺织服装业的影响深远。本研究以 2001~2021 年沪深 A 股纺织服装业上市企业为样本进行实证分析, 得出了具有实践指导意义的结论。

在产业链韧性提升方面, 纺织服装企业智能制造水平发展的积极影响显著。技术进步和技术效率成为关键作用途径。技术进步促使新生产工艺、设计理念涌现, 企业能快速响应市场变化; 技术效率提升则优化了生产流程, 降低成本, 使企业在面临冲击时更具抵抗力, 共同增强产业链韧性。

从企业产权性质角度来看, 国有与非国有纺织服装企业在智能制造效果上存在差异。国有企业产业链韧性系数更大, 这可能源于国有企业在资源获取、政策支持以及长期战略规划执行能力上的优势。国有企业能够更好地将智能制造融入发展战略, 实现更大规模的技术升级和管理优化, 从而更有力地提升产业链韧性。

地区差异也是影响智能制造效果的重要因素。东部和中部地区的纺织服装企业均受益于智能制造对产业链韧性的促进作用, 中部企业尤为显著。中部地区可能由于产业结构升级需求迫切、劳动力素质与智能制造匹配度较高等因素, 使得智能制造的应用能更好地发挥作用, 带动产业链协同发展。

## 6.2. 政策建议

根据文章结论, 纺织服装企业智能制造水平的发展显著提升了其产业链韧性, 这一提升效果可以通过技术进步和技术效率两个方面产生作用。同时, 由于纺织服装企业所属的产权性质不尽相同, 智能制造的效果也各异, 本文通过回归分析发现, 相对于非国有企业, 国有纺织服装企业的产业链韧性的系数更大, 即在国有企业中的促进作用表现得更强; 最后, 在划分东、中、西部的地区分类之后可以发现, 智能制造对东部、中部地区的纺织服装业企业的产业链韧性均体现出促进作用, 这一促进作用在中部企业体现得尤为显著。基于上述结论, 可对政府、产业和企业三个方面提出建设性建议。

### 6.2.1. 政府层面

政府在推动纺织服装业智能制造发展、提升产业链韧性方面扮演着至关重要的角色。应进一步加大对纺织服装业智能制造的政策支持力度。一方面, 出台专门针对该行业的智能制造补贴政策, 例如对企业引进先进智能生产设备、研发智能化生产技术给予资金补贴, 降低企业升级成本。另一方面, 建立专项的税收优惠机制, 对于积极开展智能制造转型的纺织服装企业, 适当减免相关税费, 鼓励企业持续投入。

尤其要高度关注中西部地区发展差异。中西部地区在经济基础、技术人才储备等方面与东部地区存在差距。政府可针对中西部地区制定差异化的扶持政策, 比如在中西部地区设立更多的智能制造技术培训中心和研发基地, 加强对当地技术人才的培养。同时, 引导资源合理分配, 通过宏观调控手段, 鼓励资源向中西部纺织服装产业倾斜, 推动区域间的均衡发展, 保障产业链整体韧性的提升。

### 6.2.2. 产业层面

产业内部的协同发展对于纺织服装业智能制造水平的提升和产业链韧性的增强意义重大。要积极推动产业集群内的智能制造经验共享。产业集群内可定期组织智能制造经验交流会, 邀请行业内先进企业分享在智能生产流程优化、质量控制智能化、供应链协同智能化等方面的成功经验。

同时, 促进不同产权性质企业的合作交流。国有企业在资源和政策获取方面有优势, 民营企业则在创新灵活性上表现突出。搭建企业间的合作平台, 鼓励国有企业和民营企业在智能制造项目上开展合作, 共同研发适合行业发展的智能制造解决方案, 实现优势互补, 提升整个产业应对市场变化和风险的能力。

### 6.2.3. 企业层面

企业自身是提升智能制造水平、强化产业链韧性的核心主体。企业需要依据自身产权性质和所在地区特点开展针对性行动。国有企业应充分利用自身资源和政策优势, 加大对智能制造技术研发和应用的投入, 发挥示范引领作用。同时, 结合地区特点, 如东部地区企业可加强与国际先进智能制造技术的接轨, 中西部地区企业则可注重与当地产业资源的融合。

非国有企业要发挥自身灵活性优势, 积极探索适合自身发展的智能制造模式。比如中小规模的非国有企业可以从局部生产环节的智能化改造入手, 逐步提升整体智能制造水平。企业还需关注所在地区的产业生态, 与周边企业形成良好的产业协同, 共同应对市场波动, 保障产业链的稳定和韧性提升。

### 参考文献

- [1] Wright, P.K. and Bourne, D.A. (1989) Manufacturing Intelligence. *Scientific American*, **261**, 100-102. <https://doi.org/10.1038/scientificamerican1289-100>
- [2] Kusiak, A. (1990) Intelligent Manufacturing System. Prentice-Hall.
- [3] D'Souza, D.E. and Williams, F.P. (2000) Toward a Taxonomy of Manufacturing Flexibility Dimensions. *Journal of Operations Management*, **18**, 577-593. [https://doi.org/10.1016/s0272-6963\(00\)00036-x](https://doi.org/10.1016/s0272-6963(00)00036-x)
- [4] 吕铁, 韩娜. 智能制造: 全球趋势与中国战略[J]. 人民论坛·学术前沿, 2015(11): 6-17.
- [5] 臧冀原, 王柏村, 孟柳, 周源. 智能制造的三个基本范式: 从数字化制造、“互联网+”制造到新一代智能制造[J]. 中国工程科学, 2018, 20(4): 13-18.
- [6] 赵剑波. 推动新一代信息技术与实体经济融合发展: 基于智能制造视角[J]. 科学学与科学技术管理, 2020, 41(3): 3-16.
- [7] 邵坤, 温艳. 基于因子分析法的智能制造能力综合评价研究[J]. 物流科技, 2017, 40(7): 116-120.
- [8] 季良玉. 中国制造业智能化水平的测度及区域差异分析[J]. 统计与决策, 2021, 37(13): 92-95.
- [9] 龚炳铮. 智能制造企业评价指标及评估方法的探讨[J]. 电子技术应用, 2015, 41(11): 6-8.
- [10] 张树山, 夏铭璐, 谷城. 智能制造与企业韧性: 机制与效应[J/OL]. 经济与管理, 2024: 1-10. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/13.1032.F.20241030.1630.018.html>, 2024-11-11.
- [11] Holling, C.S. (1973) Resilience and Stability of Ecological Systems. *Annual Review of Ecology and Systematics*, **4**, 1-23. <https://doi.org/10.1146/annurev.es.04.110173.000245>
- [12] 段浩. 新冠疫情对我国产业链韧性的压力测试及应对举措[J]. 中国工业和信息化, 2020(3): 94-96.
- [13] 陈晓东, 刘洋, 周柯. 数字经济提升我国产业链韧性的路径研究[J]. 经济体制改革, 2022(1): 95-102.
- [14] Briguglio, L., Cordina, G., Farrugia, N. and Vella, S. (2005) Conceptualising and Measuring Economic Resilience. In: Briguglio, L., Cordina, G. and Kisanga, E.J., Eds., *Building the Economic Resilience of Small States*, Formatek Publishing, 265-288.
- [15] McInroy, N. and Longlands, S. (2010) Productive Local Economies: Creating Resilient Places. CLES-Centre for Local Economic Strategies, 26.
- [16] Index, C.R. (2014) City Resilience Framework. The Rockefeller Foundation and ARUP, 22.
- [17] Cox, E., Broadbridge, A. and Raikes, L. (2014) Building Economic Resilience? An Analysis of Local Enterprise Partnerships' Plans.
- [18] Martin, R. (2011) Regional Economic Resilience, Hysteresis and Recessionary Shocks. *Journal of Economic Geography*, **12**, 1-32. <https://doi.org/10.1093/jeg/lbr019>
- [19] Brakman, S., Garretsen, H. and van Marrewijk, C. (2015) Regional Resilience across Europe: On Urbanisation and the Initial Impact of the Great Recession. *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, **8**, 225-240. <https://doi.org/10.1093/cjres/rsv005>
- [20] 夏明. 智能制造在纺织服装工业的应用现状与展望[J]. 中国纺织, 2019(11): 168-169.
- [21] 伏广伟, 贺志鹏, 刘凤坤. 纺织服装业智能化与智慧化发展探究[J]. 毛纺科技, 2019, 47(8): 1-6.
- [22] Liu, J., Chang, H., Forrest, J.Y. and Yang, B. (2020) Influence of Artificial Intelligence on Technological Innovation: Evidence from the Panel Data of China's Manufacturing Sectors. *Technological Forecasting and Social Change*, **158**, Article ID: 120142. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120142>

- [23] Uden, L. and He, W. (2017) How the Internet of Things Can Help Knowledge Management: A Case Study from the Automotive Domain. *Journal of Knowledge Management*, **21**, 57-70. <https://doi.org/10.1108/jkm-07-2015-0291>
- [24] Mikalef, P., Pappas, I.O., Krogstie, J. and Giannakos, M. (2017) Big Data Analytics Capabilities: A Systematic Literature Review and Research Agenda. *Information Systems and e-Business Management*, **16**, 547-578. <https://doi.org/10.1007/s10257-017-0362-y>
- [25] 李廉水, 鲍怡发, 刘军. 智能化对中国制造业全要素生产率的影响研究[J]. 科学学研究, 2020, 38(4): 609-618+722.
- [26] 郭磊, 贺芳兵, 李静雯. 中国智能制造发展态势分析——基于制造业上市公司年报的文本数据[J]. 创新科技, 2020, 20(2): 61-71.
- [27] Martin, R. and Sunley, P. (2014) On the Notion of Regional Economic Resilience: Conceptualization and Explanation. *Journal of Economic Geography*, **15**, 1-42. <https://doi.org/10.1093/jeg/lbu015>
- [28] Giannakis, E. and Bruggeman, A. (2017) Determinants of Regional Resilience to Economic Crisis: A European Perspective. *European Planning Studies*, **25**, 1394-1415. <https://doi.org/10.1080/09654313.2017.1319464>