E-Commerce Letters 电子商务评论, 2025, 14(6), 2528-2543
Published Online June 2025 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/ecl
https://doi.org/10.12677/ecl.2025.1462021

Hans汉斯

智能制造与出口企业全要素生产率

陈　晨[1]，张昌兵[2*]，黄海燕[1]

[1]南京邮电大学经济学院，江苏　南京
[2]南京邮电大学数字贸易研究中心，安徽　合肥

收稿日期：2025年5月7日；录用日期：2025年5月26日；发布日期：2025年6月25日

摘　要

基于2011~2023年具有出口行为的A股上市公司的面板数据进行研究，以智能制造试点示范行动作为准自然实验，构建双重差分模型，系统考察了智能制造对出口企业全要素生产率的影响。研究结果表明，智能制造能够显著提升出口企业全要素生产率，且这一结论在经过内生性处理和稳健性检验后依然成立。异质性分析进一步发现，智能制造对全要素生产率的提升作用在非国有企业、劳动力密集型企业以及西部地区中更为显著，而对国有企业、资本密集型企业、中部及东部地区的影响相对较弱。机制分析表明，智能制造主要通过提升企业创新能力、人力资本水平以及ESG水平等渠道，促进出口企业全要素生产率的增长。本研究结论不仅为理解智能制造赋能企业高质量发展的路径提供了新的经验证据，还对下一阶段智能制造产业政策的优化设计与有效实施具有重要的借鉴意义，同时也为推动制造业智能化转型、实现制造强国战略目标提供了理论支撑和实践启示。

关键词

智能制造，全要素生产率，双重差分模型，出口企业

Intelligent Manufacturing and Total Factor Productivity of Export Enterprises

Chen Chen[1], Changbing Zhang[2*], Haiyan Huang[1]

[1]School of Economics, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing Jiangsu
[2]Digital Trade Research Center, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Hefei Anhui

Received: May 7th, 2025; accepted: May 26th, 2025; published: Jun. 25th, 2025

Abstract

Based on the panel data of A-share listed companies with export behavior from 2011 to 2023, this

*通讯作者。

文章引用: 陈晨, 张昌兵, 黄海燕. 智能制造与出口企业全要素生产率[J]. 电子商务评论, 2025, 14(6): 2528-2543.
DOI: 10.12677/ecl.2025.1462021

study employs the pilot demonstration action of intelligent manufacturing as a quasi-natural experiment and constructs a difference-in-differences (DID) model to comprehensively investigate the impact of intelligent manufacturing on the total factor productivity (TFP) of export enterprises. The findings indicate that intelligent manufacturing significantly enhances the TFP of export enterprises, and this conclusion remains robust after addressing endogeneity concerns and conducting various robustness tests. Heterogeneity analysis further reveals that the positive effect of intelligent manufacturing on TFP is more pronounced in non-state-owned enterprises, labor-intensive enterprises, and firms located in the western region, whereas its influence on state-owned enterprises, capital-intensive enterprises, and firms in the central and eastern regions is relatively weaker. Mechanism analysis demonstrates that intelligent manufacturing primarily boosts TFP growth in export enterprises through channels, such as improving enterprise innovation capabilities, enhancing human capital levels, and elevating environmental, social, and governance (ESG) performance. The results of this study not only provide novel empirical evidence for understanding the pathways through which intelligent manufacturing drives high-quality enterprise development but also offers critical insights for the optimization and effective implementation of intelligent manufacturing industrial policies in the future. Additionally, the study provides theoretical support and practical guidance for advancing the intelligent transformation of the manufacturing sector and achieving the goal of becoming a global manufacturing powerhouse.

Keywords

Intelligent Manufacturing, Total Factor Productivity, Difference-in-Differences Model, Export Enterprises

Copyright © 2025 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

出口企业全要素生产率是衡量出口企业生产效率的主要指标，对出口企业的存续发展和国家经济的可持续性发展至关重要。在现阶段，发达国家的制造业回流战略，新兴经济体的产业升级加速，无一不在加剧我国出口企业的竞争压力，突破此番困局，推动出口企业迈向高质量发展的崭新阶段，提升其全要素生产率便显得至关重要。这不仅是实现高质量发展的内在必然需求，更是强化国际竞争力，积极应对复杂多变外部环境的关键所在。党的二十大报告深刻指出实体经济乃国家经济发展之基石，强调需加速推进新型工业化进程，致力于制造强国的宏伟目标。然而当前我国制造业的发展路径却面临双重掣肘，一方面，传统制造业高耗能、低附加值的生产模式与高质量发展的要求渐行渐远；另一方面高端制造业则深受欧美贸易保护主义的技术封锁。鉴于此我国政府审时度势，准确把握新一轮科技革命与产业变革的历史机遇，自 2015 年起，工信部着手实施智能制造试点示范行动，连续四年共遴选了 305 家涵盖 92 个行业类别的试点企业，旨在借助技术创新与研发投入的强大动力，助力企业在人工智能、物联网大数据等尖端科技领域实现跨越性突破。同时，国家出台了《“十四五”智能制造发展规划》等相关政策助力企业智能制造的发展。在全球制造业竞争格局重塑背景下，智能制造已成为各国争夺制造业制高点的关键，也是我国实现从制造大国向制造强国跨越的必然选择。

有些学者发现，智能制造可以提高企业的全要素生产率。牛子恒和金环(2024)发现，智能制造通过提高在企业人力资本的学历和技能结构升级，促进了企业全要素生产率的提高[1]。颜逢和赵秀云(2024)研究发现，智能制造政策通过促进企业绿色技术创新来提高企业的全要素生产率[2]。当前聚焦于智能制造

与全要素生产率的文献较为有限，但研究智能制造经济效应和全要素生产率的影响因素的文章较多。在智能制造经济效应方面，尹洪英和李闯(2022)认为智能制造通过信息流通、人力资本提升以及资金配置优化这三条路径增强企业创新能力[3]；黄卓等(2024)发现其“产消合一”特性可提高企业产能利用率[4]；沈坤荣等(2024)证实该政策能提升企业多种效率并激发创新能力[5]。马瑞光等(2024)指出智能制造政策实施中劳动力的替代与创造效应相抵消，最终促进了就业增长[6]。然而，这些研究多聚焦于单一企业内部运营效率和创新能力的提升，对于不同行业、不同规模企业在实施智能制造政策过程中的差异分析尚显不足，未来研究可在这方面进一步深入，以更好地指导不同类型企业的发展实践。在探讨企业全要素生产率的影响因素时，现有文献聚焦于企业内部因素和外部环境两个方面。在企业内部因素方面，Wang 等(2022)认为企业通过提升创新水平与增强融资能力影响全要素生产率[7]；但肖曙光等(2020)提出企业融资能力受限会对全要素生产率产生负面影响[8]，而 Wang 等(2023)研究发现融资约束的减小对劳动密集型行业的全要素生产率提升有促进作用[9]，这表明融资因素对不同企业类型的影响存在差异。在外部环境方面，张树山和刘赵宁(2024)提出地区新质生产力通过赋能数字技术创新应用与降低交易成本可提升企业全要素生产率[10]；程慧芳等(2025)发现国地税合并改革可以降低交易成本，进而提升企业全要素生产率[11]；吴敏等(2022)指出地方公共债务规模扩大会提高国有企业全要素生产率，降低非国有企业的全要素生产率[12]。

综合上述文献，现有研究围绕智能制造的经济效用，在企业创新、运营效率以及就业等领域均有涉及，展现出智能制造对经济发展多方面的积极影响。企业全要素生产率受内外部多因素交织影响，内部生产实践中的公司治理结构、内部控制以及融资状况等，外部环境中的地区生产力、税收征管改革和地方公共债务等，均在不同程度上左右着企业全要素生产率的高低。然而，智能制造政策实施与出口企业全要素生产率之间的关系尚未有学者进行系统性分析。智能制造试点示范行动的实施，为本文研究提供了一个良好的准自然实验场景。基于此，本文利用 2011 年至 2023 年具有出口行为的 A 股上市公司的面板数据，结合智能制造试点示范行动的准自然实验背景，构建双重差分模型，深入探讨智能制造对出口企业全要素生产率的影响。并以企业创新水平、企业人力资本、企业 ESG 指数为中介变量，检验这其中的作用机制是否存在。此外，本文从企业产权、地区、要素密集度三个方面考察智能制造政策带来的异质性特征。

本文的边际贡献在于以下几点：(1) 揭示了智能制造对出口企业全要素生产率的显著促进作用，增添智能制造政策在出口企业层面作用效果的研究，为评估智能制造的经济效益提供了新的经验证据。(2) 部分揭示了智能制造政策影响企业全要素生产率的作用机制，企业创新能力、人力资本水平以及 ESG 水平在智能制造提升出口企业全要素生产率过程中的中介作用，深化了对智能制造赋能企业高质量发展的内在逻辑的理解。(3) 实证检验了企业产权性质、区域分布以及要素密集度异质性对智能制造政策效果的差异化影响，为制定更具针对性的智能制造政策提供了理论依据。在全球制造业智能化转型的背景下，出口企业既面临新的发展机遇，也需应对转型升级的挑战。本研究既为出口企业借智能制造迈向高质量发展之路提供了极具价值的实践探索方向，也为我国后续智能制造政策的完善与精准施行，筑牢了坚实的理论根基。

2. 理论基础与研究假设

2.1. 智能制造对出口企业全要素生产率的影响

内生增长理论提出技术进步是保证经济持续增长的决定因素，技术创新与进步在经济发展中扮演着至关重要的角色[13]，它们不仅能够实现劳动、资本等传统生产要素的规模报酬递增，更是推动经济增长的核心动力。智能制造融合新一代信息技术与先进制造技术，具备自感知、自决策等特征，通过技术革

新、产品创新、管理智能化三条路径，积极影响出口企业全要素生产率。 在技术革新层面，出口企业引入自动化生产线、智能机器人等智能制造设备，能提高生产精准度与速度。利用大数据、云计算实时监测能耗与资源使用，动态调控设备能耗，实现资源高效利用。从产品创新角度，拥有智能制造能力的出口企业，产品高性能、高品质，更易进入高端市场，且可凭借技术实现定制化生产，增加产品附加值，提升单位投入产出。就管理智能化而言，智能制造依托工业互联网，实现生产流程各环节实时互联与协同，无缝对接生产计划、物料配送等环节，缩短生产周期，提高生产效率。同时，出口企业借助智能制造技术与供应商深度协同，优化供应链资源配置，提升全要素生产率。因此，本文提出如下假设：

H1：智能制造对出口企业全要素生产率有正向影响。

2.2. 智能制造提高出口企业全要素生产率的作用机制

智能制造通过整合多种前沿技术，成功推动了生产流程向智能化、自动化及高效化的转型。这一变革不仅对传统制造业的创新模式构成了挑战，还激励出口企业采取新策略，包括产品创新、人力资本管理的优化以及企业环境、社会和治理(ESG)水平的全面提升。这些举措增强企业的全要素生产率，从而为企业带来更广阔的发展前景和更为稳健的发展态势。

2.2.1. 创新能力的中介机制

在数智技术赋能的背景下，企业创新模式正经历从传统封闭式向企业间开放式创新的深刻变革[14]。在传统封闭式创新模式下，企业研发依赖内部资源，但在智能制造政策的推动下，企业转向开放式创新，积极与其他企业、科研机构、高校合作开展技术研发。智能制造改善企业的信息环境，优化企业治理结构，给企业带来丰富的资源，企业能快速获取新技术、知识和资源，加速创新进程[15]。以智能制造技术为依托，企业实现产品模块化设计、个性化定制与智能化服务，利用大数据精准分析客户需求，开发契合市场的产品，提升竞争力。企业创新能力提升，在技术、管理、产品等多维度实现突破，带动资源配置优化，提高生产效率，进而降低生产成本，最终推动全要素生产率提升[16]。基于此提出假设：

H2：企业创新能力在智能制造提高出口企业全要素生产率过程中起到显著中介效应。

2.2.2. 人力资本的中介机制

智能制造政策的推行显著地重塑了企业对劳动力的需求结构，呈现出对高技能劳动力需求的相对上升趋势，同时显著替代了对非技能劳动力的依赖[17]。随着智能制造技术普及，企业员工需掌握数字化、自动化、智能化技能以应对转型挑战。在人机协同作业成为常态的背景下，员工要具备扎实专业技能，掌握与智能设备高效协作技巧，保证生产任务高效精准完成。高素质人才凭借深厚知识储备与创新能力，成为企业技术创新的关键智力支撑。引进和培养高素质人才，不仅为企业带来前沿技术理念，还推动生产设备更新与工艺优化。智能制造会通过取代企业生产流程中技能水平较低的劳动力，进而通过要素替代效应提高企业的全要素生产率[18]。

基于此提出假设：

H3：人力资本在智能制造提高出口企业全要素生产率过程中起到显著中介效应。

2.2.3. ESG 表现的中介机制

智能制造凭借对生产流程的精准把控与资源配置的优化，有效削减了不必要的损耗。借助智能化技术，企业得以对碳排放状况展开实时监测，进而制定并施行切实有效的碳减排策略，实现对生产过程中碳排放的精细化管理，推动绿色生产目标的达成。此外，智能制造能够优化供需匹配过程、提高供需契合程度和赋能供需深度协同，对供应链的各个环节进行全程追踪，显著提升供应链的透明度[19]，助力企业识别并化解潜在的社会风险。通过降低能耗强度、强化内部质量控制、优化经营效率以及增进生产协同效应等多元途径，

智能制造全方位改善了企业的 ESG 表现。数字技术赋能企业，优化资源配置与利用，提升决策及运营管理效能，强化 ESG 实践能力，同时降低 ESG 实践过程中的成本投入[20]。ESG 可以推动企业内部创新、降低融资成本、增加信息透明度，有力促进了企业全要素生产率的提升[21]。基于此提出假设：

H4：企业 ESG 表现在智能制造提高出口企业全要素生产率过程中起到显著中介效应。

3. 研究设计

3.1. 样本选择与数据来源

本文使用 2011~2023 年具有出口行为的 A 股上市公司数据进行研究，数据来源主要包括海关数据库与上市公司数据库。参考田巍和余淼杰(2013)对工业企业数据库与海关数据库的匹配方法[22]，对这两个数据库进行匹配，最终我们得到具有出口行为的上市公司数据。剔除金融类公司及 ST 类公司，剔除关键变量严重缺失的企业，并对所有连续变量进行 1%的双边缩尾处理。财务相关数据均来自于国泰安数据库；ESG 评级数据来自华政 ESG 评级。

3.2. 指标选取与变量说明

(1) 被解释变量。出口企业全要素生产率，是本文的被解释变量。全要素生产率作为衡量经济效率的核心指标，共有 5 种常见的算法，分别为；LP 法、OP 法、OLS 法、GMM 法、FE 法。本文借鉴张宽等(2023)的研究，采用 LP 法对其进行测算[23]。

(2) 解释变量。智能制造，智能制造试点示范行动是本文的核心解释变量，当前文献对智能制造的衡量主要有三种方法，分别为虚拟变量法、词频法、构建指标法。赋值方面，本文采取虚拟变量法，在企业成为智能制造试点企业的当期及之后取值为 1，否则取值为 0。

(3) 控制变量。在沈坤荣等人研究的基础上，进一步控制了可能会影响实证结果的变量[5]，包括资产回报率(ROA)、投资者持股比例(INST)、资产负债率(Lev)、现金流量(Cashflow)、固定资产占比(FIXED)、托宾 Q 值(TobinQ)、营业收入增长率(Growth)。

(4) 中介变量。选取企业创新水平、企业人力资本水平、企业 ESG (表现)指数作为中介变量。其中，企业创新能力参考方先明和胡丁(2023)的研究，以专利申请数量加 1 的自然对数进行衡量[24]；企业人力资本水平参考宋顺林等(2025)的研究采用硕士研究生以上学历员工数量占总员工数量的比重进行取值[25]；企业 ESG 指数选取参考李成明等(2024)的研究，采用华证 ESG 评价结果，并将 C-AAA 九档评级以 1~9 进行赋值[26]。具体变量说明如表 1 所示。

Table 1. Variable description
表 1. 变量说明

变量类型	变量名称	变量符号	变量定义
被解释变量	出口企业全要素生产率	TFP	LP 法计算
解释变量	智能制造试点政策	DID	在企业成为智能制造试点企业的当期及之后取值为 1，否则取值为 0
中介变量	企业创新水平	Pat	Ln(1 + 专利申请数量)
	企业人力资本水平	Humcap	硕士研究生以上学历员工数量/总员工数量
	企业 ESG 指数	ESG	根据华证 ESG 评价结果，C-AAA 九档评级以 1~9 进行赋值
控制变量	资产负债率	Lev	负债总额/资产总额
	资产回报率	ROA	税后净利润/平均资产总额

续表

	现金流量	Cashflow	营业收入 − 付现成本 − 所得税
	固定资产占比	FIXED	固定资产净值/总资产
	托宾 Q 值	TobinQ	公司市场价值/资产重置成本
	营业收入增长率	Growth	营业收入增长额/上年营业收入总额
	投资者持股比例	INST	投资者持股数量/总股本

3.3. 模型设置

3.3.1. 基准回归模型

为了探究智能制造政策显著促进出口企业全要素生产率的直接作用机制，本文引入智能制造试点示范行动的准自然实验，构建如下双重差分模型：

$$TFP_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 * DID + \alpha_2 * Z_{it} + \mu_i + \delta_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中，TFP_{it} 是出口企业 i 在 t 年的全要素生产率；DID 表示企业是否实施在智能制造政策，在政策实施当期及以后取 1，否则为 0；Z_{it} 代表控制变量，包括资产负债率、资产回报率、现金流量、固定资产占比、托宾 Q 值、营业收入增长率、投资者持股比例；μ_i 是企业固定效用，δ_t 是年份固定效用，ε_{it} 随机扰动项。

3.3.2. 中介效用模型

通过上文的理论分析，发现智能制造可以通过创新能力、企业人力资本水平、企业 ESG 水平这三种机制来推动企业全要素生产率的提高，本文将对这三种机制进行实证检验。参考马亚明(2020)等人中介效应模型的设定方法[27]，构建如下中介效用模型：

$$Mediator_{it} = \beta_0 + \beta_1 * DID + \beta_2 * Z_{it} + \mu_i + \delta_t + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

$$TFP_{it} = \beta_0 + \beta_1 * DID + \beta_2 * Mediator_{it} + \beta_3 * Z_{it} + \mu_i + \delta_t + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

其中 $Mediator_{it}$ 表示中介变量，即出口企业 i 在 t 年的创新能力、人力资本水平、ESG 水平。

3.4. 描述性统计

表 2 是对所选取变量的描述性统计，从表中我们可以看到：(1) 出口企业的全要素生产率的平均数为 8.343，最小值为 4.403，最大值为 12.856，标准差达到了 1.092，这说明选取的样本企业全要素生产率水平有较大差异。(2) 企业智能制造水平最小值和中位数都为 0，平均数为 0.017，标准差为 0.127，这说明所选样本企业的智能制造水平有差异，总体水平都不是很高，出口企业的智能制造水平有待提升。(3) 所选取的控制变量的平均数和中位数之间的差异相对较小，两者的数值较为接近，这显示出数据已经得到了相对合理的处理，从而有利于后续一系列回归检验的顺利进行。

Table 2. Descriptive statistics
表 2. 描述性统计

变量名	样本量	均值	标准差	最小值	中位数	最大值
TFP_LP	22,959	8.343	1.092	4.403	8.218	12.856
DID	22,959	0.017	0.127	0.000	0.000	1.000
ROA	22,959	0.038	0.063	−0.208	0.038	0.204
Cashflow	22,959	0.047	0.067	−0.145	0.046	0.226
FIXED	22,959	0.200	0.153	0.002	0.165	0.663

续表

TobinQ	22,959	2.036	1.253	0.837	1.629	7.687
Lev	22,959	0.417	0.207	0.057	0.408	0.889
Growth	22,954	0.142	0.345	−0.516	0.092	1.740
INST	22,934	0.436	0.251	0.006	0.449	0.909

4. 实证结果分析

4.1. 基准回归分析

表 3 是智能制造政策对出口企业全要素生产率基准回归分析的结果，列(1)展示了不加入控制变量和固定效应时，智能制造政策对出口企业全要素生产率的影响，回归系数在 1%的水平下显著为正；列(2)显示，在不加入控制变量时，控制个体和时间固定效应，智能制造政策对出口企业全要素生产率的回归系数为 0.377，在 1%水平显著为正；当逐渐加入控制变量且控制个体和时间固定效应时，智能制造政策对出口企业全要素生产率的回归系数为 0.342，且在 1%水平上显著为正。这说明智能制造政策可以提升出口企业全要素生产率，假设 1 得到验证。

Table 3. Benchmark regression analysis
表 3. 基准回归分析

	(1) TFP_LP	(2) TFP_LP	(2) TFP_LP
DID	0.407*** (10.08)	0.377*** (7.39)	0.342*** (6.97)
ROA			1.176*** (11.00)
Cashflow			1.103*** (12.51)
FIXED			−1.919*** (−14.59)
TobinQ			−0.0604*** (−8.38)
Lev			1.326*** (15.51)
Growth			0.177*** (15.51)
INST			0.388*** (4.18)
_cons	8.153*** (498.97)	8.337*** (9904.33)	8.002*** (129.03)
id	no	yes	yes
year	no	yes	yes
N	22,959	22,959	22,929
r^2	0.0085	0.00421	0.240

t statistics in parentheses. *p < 0.05, **p < 0.01, ***p < 0.001.

4.2. 内生性检验

4.2.1. PSM-DID 模型回归

考虑到智能制造试点政策可能并非是严格意义上的准自然实验，可能会存在样本选择偏误干扰回归结果。因此，采用 1 对 1 的近邻匹配方法，以控制变量作为重新匹配特征相似的实验组样本。表 4 显示了倾向得分匹配平衡性检验的结果。经过匹配，协变量的标准偏差的绝对值大幅下降，这说明匹配后处理组和对照组的可观测变量不存在显著差异，一对一匹配有效。图 1 为匹配前后的倾向得分核密度图，匹配前两条核密度曲线的偏差都较大，这说明样本的个体差异较大，经过 PSM 匹配后两条曲线更加接近，说明匹配效果较好。在此基础上重新运用 DID 进行检验，结果列于表 5 列(1)，由此可知智能制造政策对出口企业全要素生产率的回归系数为 0.345，在 1%水平显著为正，证明假设 1 是成立的。

Table 4. Balance test
表 4. 平衡性检验

协变量	未匹配 U/匹配 M	处理组	对照组	%偏差	t 值	p 值
ROA	U	0.05186	0.03779	24.5	5.42	0.000
	M	0.05186	0.04656	9.2	1.77	0.077
Cashflow	U	0.06183	0.04647	24.1	5.58	0.000
	M	0.06183	0.05624	8.8	1.53	0.127
FIXED	U	0.22771	0.19922	20.7	4.49	0.000
	M	0.22771	0.22011	5.5	0.90	0.368
TobinQ	U	1.8747	2.0405	−13.9	−3.20	0.001
	M	1.8747	1.8035	6.0	1.14	0.253
Lev	U	0.46199	0.4161	23.6	5.38	0.000
	M	0.46199	0.47531	−6.8	−1.20	0.231
Growth	U	0.1394	0.14244	−1.0	−0.21	0.831
	M	0.1394	0.13187	2.5	0.48	0.634
INST	U	0.53017	0.43297	41.1	9.38	0.000
	M	0.53017	0.54498	−6.3	−1.14	0.253

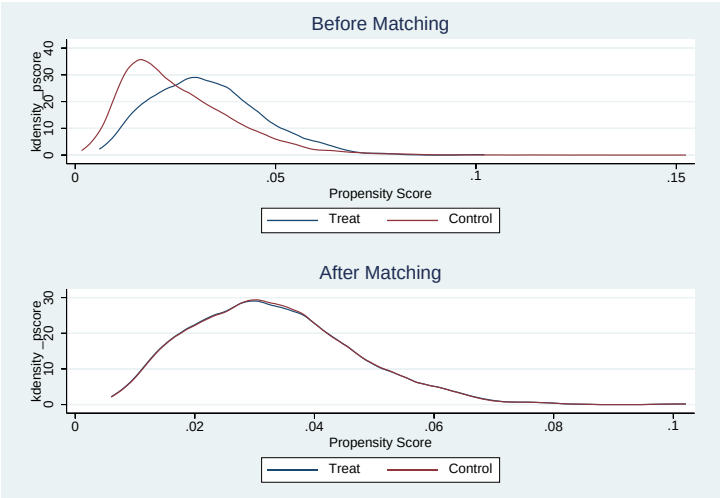

Figure 1. Tendency score kernel density map: pre- vs. post-matching
图 1. 匹配前后的倾向得分核密度图

4.2.2. 工具变量法

为降低内生性问题对研究结果的干扰，提升研究可信度，本文引入普惠金融指数作为工具变量。数字普惠金融凭借数字技术，拓宽金融服务覆盖范围与可获得性，为智能制造企业提供便捷、低成本融资渠道，助力企业开展技术创新与设备升级等智能制造活动，二者存在相关性。该指数受宏观政策、数字技术发展水平等非智能制造因素影响，如政府金融数字化转型政策、地区数字基础设施建设水平等，不易受单个企业行为左右，且不直接决定企业生产效率，满足外生性假设。表 5 列(2)和列(3)的两阶段最小二乘法估计结果显示，解释变量回归系数在 1%水平显著为正，表明智能制造政策对出口企业全要素生产率的提升效应成立。依据 Kleibergen-Paap rk LM 统计量与 Kleibergen-Paap rk Wald F 统计量，工具变量通过不可识别和弱工具变量检验，说明数字普惠金融指数有效，证实本文结果可靠，即制造企业数智化转型显著提升企业全要素生产率。

4.2.3. 滞后解释变量

考虑到智能制造政策的实施对出口企业全要素生产率的影响可能存在时间滞后效用，对核心解释变量进行滞后处理，可以有效控制潜在的反向因果关系所造成的内生性问题。表 5 的列(4)和列(5)分别表示对解释变量滞后一期和两期。结果显示 L.DID 的系数为 0.300，并在 1%水平下显著为正；L2.DID 的系数为 0.278，且在 1%水平下显著为正，与主回归的结果一致。

Table 5. Endogeneity test
表 5. 内生性检验

变量	PSM-DID	工具变量法		滞后解释变量	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
		第一阶段	第二阶段	解释变量滞后一期	解释变量滞后二期
	TFP_LP	DID	TFP_LP	TFP_LP	TFP_LP
DID	0.345*** (6.85)		16.20*** (3.104)		
数字普惠金融指数		0.000181*** (5.87)			
L.DID				0.300*** (7.00)	
L2.DID					0.278*** (6.72)
_cons	8.578*** (39.78)	0.000511 (0.04)	7.161*** (0.108)	8.135*** (119.75)	8.220*** (113.04)
Cragg-Donald Wald F 统计量			61.301***		
Kleibergen-Paap rk Wald F 统计量			30.331***		
Kleibergen-Paap rk LM 统计量			29.440 (0.000)		
控制变量	yes	yes	yes	yes	yes
id	yes	yes	yes	yes	yes
year	yes	yes	yes	yes	yes
N	1184	17,887	17,887	19,024	15,998
r^2	0.368	0.0269	0.2684	0.161	0.273

t statistics in parentheses. *p < 0.05, **p < 0.01, ***p < 0.001.

4.3. 稳健性检验

4.3.1. 平行趋势检验

为了避免 DID 模型检验结果产生偏差，保持实验组与控制组在政策实施前发展趋势相同。具体地，参考黄键斌等(2022)的方法[28]，构造交乘项，pre_3 表示实施智能制造试点政策实施前第三年，pre_2 表示实施智能制造试点政策实施前第两年，current 表示实施智能制造试点政策实施当年，post_1 表示实施智能制造试点政策实施后第一年，post_2 表示实施智能制造试点政策实施后第二年，post_3 表示实施智能制造试点政策实施后第三年。检验结果如图 2 所示，在智能制造试点政策冲击之前的所有事件点上的估计系数均不显著，在智能制造试点政策实施后的第二年开始显著，且以后年份估计系数也均显著为正，满足平行趋势假设。

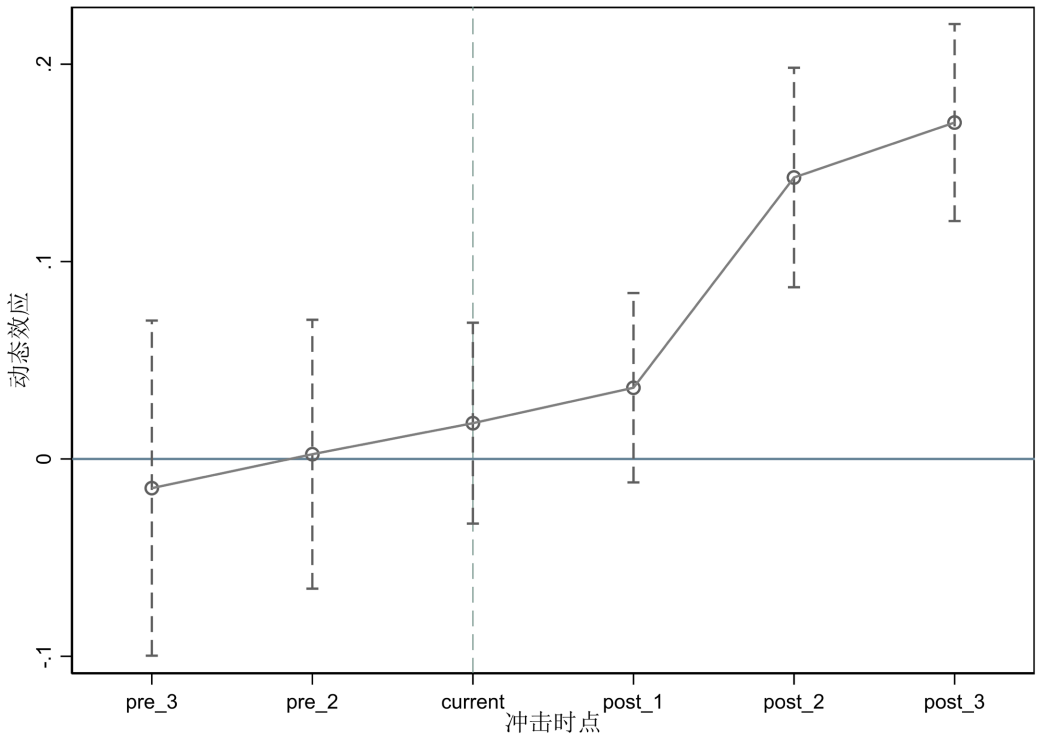

Figure 2. Parallel trend test chart
图 2. 平行趋势检验图

4.3.2. 安慰剂检验

为了检验上述结果是否在一定程度上受到遗漏变量、随机因素的影响，本文从智能制造试点城市中按 5 个获批年份分别随机抽取 1000 次所属年份的实验组样本，将回归结果与真实系数比较，结果如图 3 所示，P 值估计集中在 0 附近，较为符合正态分布，而真实系数为 0.343，两者差异较大，核密度符合要求，通过安慰剂检验。

4.3.3. 替换被解释变量

本文在 DID 基准回归模型中，采用 LP 法测算企业的全要素生产率，对于企业全要素生产率的测算还有很多其他方法，借鉴胡海峰等(2023)的相关研究，采用基于一致半参数的 OP 法测算全要素生产率[29]；借鉴朱帮助等(2023)的研究，采用 OLS 法测算全要素生产率[30]；借鉴 Blundell 等(1998)的相关研

究，采用 GMM 法测算企业的全要素生产率[31]，以解决计算过程中内生性问题。表 5 的列(1)、列(2)、列(3)分别展示了 OP 法、OLS 法、GMM 法的回归结果，回归系数均在 1%水平下为正。结果表明，智能制造政策的实施对出口企业全要素生产率具有显著的促进作用，这进一步支持了基准回归结果。

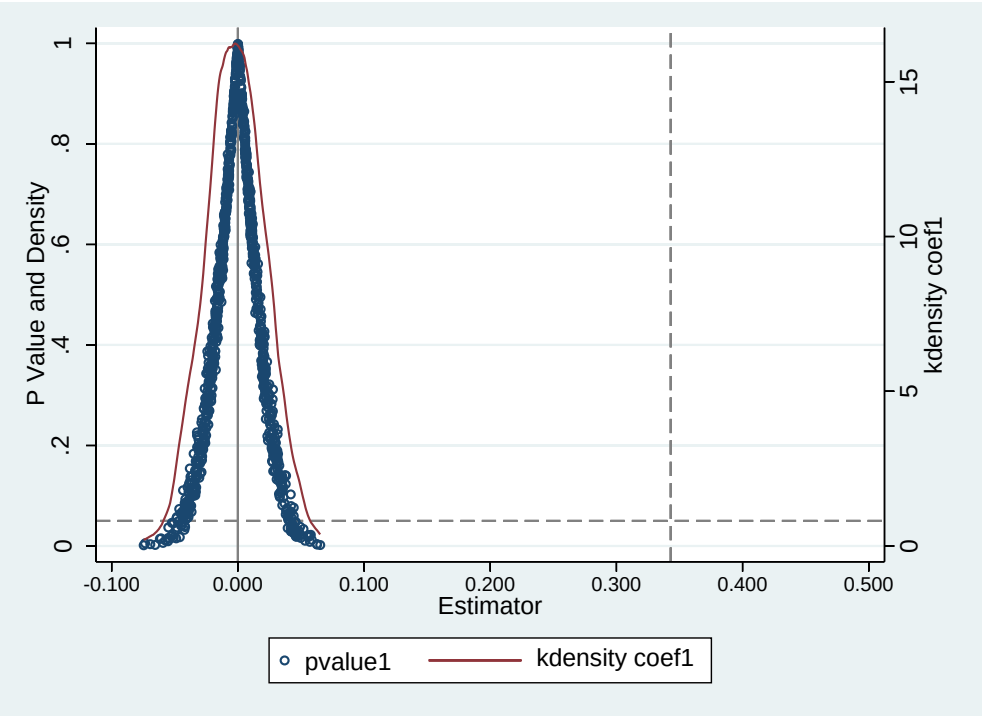

Figure 3. Placebo test chart
图 3. 安慰剂检验图

4.3.4. 替换解释变量

本文借鉴赵烁等(2023)的研究，采取文本分析法来衡量智能制造[32]，即根据上市公司年报的文本信息，通过 Python 软件批量抓取与“智能制造”相关的关键词，再根据所有关键词在年报中出现的总次数来构造“智能制造”衡量标准。回归结果如表 6 列(4)所示，回归系数为 6.186，且在 1%水平下显著，说明上述结果是稳健的。

4.3.5. 更换固定效用

考虑到样本期间，不同的行业具有不同的特点和规律，不同行业的周期也是不同的，且潜在并难以观测的宏观因素也可能会对回归结果产生影响。因此，在研究中需要针对不同行业进行特定的分析。通过增加行业固定效应，可以提高模型的适用性和解释力。回归结果如表 6 列(7)所示，回归系数为 0.466，且在 1%水平下显著，这说明智能制造政策的实施对出口企业全要素生产率具有显著的促进作用，进一步支持了基准回归结果。

4.3.6. 更换回归模型

本文为了控制数据本身干扰带来的误差，进一步检验回归结果的稳健性，本文选择更换回归模型，利用泊松回归模型和 logit 回归模型进行检验，结果分别如表 6 列(5)、列(6)所示。泊松回归系数为 0.0372，且在 1%水平下显著；logit 回归回归系数为 0.380，且也在 1%水平下显著，与本文基准回归结果是一致的，进一步说明了基准回归结果的稳健性。

Table 6. Robustness test
表 6. 稳健性检验

	替换被解释变量			替换解释变量	更换回归模型		更换固定效用
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	TFP_OP	TFP_OLS	TFP_GMM	TFP_LP	泊松回归	logit 回归	TFP_LP
DID	0.311*** (7.09)	0.489*** (8.00)	0.231*** (5.95)		0.0372*** (6.67)	0.380*** (10.83)	0.466*** (12.78)
智能制造				6.186*** (3.90)			
_cons	6.463*** (114.25)	9.933*** (136.21)	5.556*** (106.16)	1.846*** (4.53)		7.615*** (328.50)	7.353*** (352.12)
控制变量	yes	yes	yes	yes	yes	yes	yes
id	yes	yes	yes	yes	yes	yes	yes
year	yes	yes	yes	yes	yes	yes	yes
industry							yes
N	22,929	22,929	22,929	22,928	22,542	22,928	22,928
r^2	0.197	0.197	0.244	0.0280			0.570

t statistics in parentheses. *p < 0.05, **p < 0.01, ***p < 0.001.

4.4. 异质性分析

4.4.1. 产权异质性

表 7 中，列(1)和列(2)分别展示了国有企业、非国有企业实施智能制造政策对出口企业全要素生产率的影响。数据显示，二者回归系数分别为 0.217 和 0.408，且在 1%水平显著为正，表明该政策对两类企业的全要素生产率均有显著正向作用，且对非国有企业提升效果更优。这主要是因为，非国有企业决策流程简洁、层级简单，面对政策契机能迅速调配资源开展智能化改造，灵活调整生产流程。相比之下，国有企业受多层级审批与程序规范限制，决策速度迟缓。同时，非国有企业面临更大生存压力，对提升竞争力诉求强烈，智能制造政策为其提供创新突破口，激发了它们在各环节探索创新升级的积极性，从而有效提升全要素生产率。

4.4.2. 地区异质性

为对比不同地区情况，本文按企业所在地将其划分为东、中、西三个地区，表 8 列(3)、(4)、(5)呈现了东部、中部、西部地区智能制造政策对出口企业全要素生产率的影响。结果显示，东部与西部地区该政策的回归系数均为正，且在 1%水平显著，但影响程度有别，西部影响大于东部，而中部地区结果不显著。 这主要与经济发展水平相关。东部制造业起步早、产业基础好，前期已实现一定自动化与信息化，政策边际提升效果有限；西部制造业基础薄弱，政策实施后提升潜力大，传统加工企业借此转型升级，效率显著提高。此外，东部出口企业长期面向欧美成熟市场，竞争稳定，智能化升级多为维持竞争力，提升幅度受限；西部出口企业借“一带一路”开拓新兴市场，能借政策快速调整生产与设计以满足需求。同时，中部地区因基础设施建设、金融服务等配套政策不足，限制了智能化升级资金投入，致使全要素生产率提升效果不明显。

4.4.3. 要素密集度异质性

不同要素密集度也可能为智能制造政策的实施对出口企业全要素生产率作用带来差异。本文将企业

分为资本密集型、劳动密集型两组，回归结果如表 7 列(6)、列(7)所示，回归系数均在显著为正。资本密集型产业依赖大规模资金构建生产能力，技术创新提升全要素生产率需重新配置大量资本，进程缓慢。劳动密集型产业人力成本占比高，智能制造政策推动其引入自动化设备与智能管理系统，降低成本、提升效率。相较而言，资本密集型产业因生产流程复杂、设备专用性强，智能化改造难度大，全要素生产率提升相对较慢。

Table 7. Heterogeneity test
表 7. 异质性检验

	国有企业	非国有企业	东部地区	中部地区	西部地区	资本密集型	劳动密集型
变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
DID	0.217** (2.91)	0.408*** (5.34)	0.336*** (5.06)	0.163 (1.06)	0.353*** (3.46)	0.266** (2.95)	0.300*** (3.88)
_cons	8.395*** (58.17)	7.766*** (106.93)	8.050*** (99.60)	7.970*** (38.08)	7.773*** (45.22)	8.454*** (63.85)	8.366*** (66.91)
控制变量	yes	yes	yes	yes	yes	yes	yes
id	yes	yes	yes	yes	yes	yes	yes
year	yes	yes	yes	yes	yes	yes	yes
N	7023	10,881	12,838	2805	2171	3005	6021
r^2	0.264	0.264	0.242	0.279	0.330	0.228	0.234

t statistics in parentheses. *p < 0.05, **p < 0.01, ***p < 0.001.

5. 机制检验

本文采取中介效应的研究方法，对上文提出的智能制造会对出口企业全要素生产率产生促进作用进行机制分析。根据江艇(2022)对因果推断研究中的中介效应分析建议，采用两步法[33]对中介效用进行检验。

Table 8. Intermediary utility test
表 8. 中介效用检验

	创新水平		企业人力资本水平		企业 ESG 指数	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	TFP_LP	Pat	TFP_LP	Humcap	TFP_LP	ESG
DID	0.343*** (6.99)	0.537*** (3.91)	0.343*** (6.99)	128.4* (2.21)	0.319*** (6.71)	13.37*** (12.00)
_cons	7.999*** (129.18)	1.837*** (21.20)	7.999*** (129.18)	247.6*** (5.79)	7.999*** (129.18)	36.06*** (17.41)
控制变量	yes	yes	yes	yes	yes	yes
id	yes	yes	yes	yes	yes	yes
year	yes	yes	yes	yes	yes	yes
N	22,929	22,929	22,929	22,929	22,929	22,929
r^2	0.242	0.0148	0.242	0.00365	0.250	0.0699

t statistics in parentheses. *p < 0.05, **p < 0.01, ***p < 0.001.

由表 8 的列(2)可知，智能制造对企业创新能力影响的估计系数为 0.537，且在 1%水平下显著为正，这说明企业实施智能制造政策会提高企业创新水平，而企业创新通过技术进步、资源配置优化，增强了企业的核心竞争力，显著提高了全要素生产率，假设 2 成立。由表 8 的列(4)可知，智能制造对企业人力资本的估计系数在 10%水平下显著为正，这说明企业实施智能制造政策会提高人力资本水平。高人力资本水平的员工往往具备更强的学习能力和适应能力，能够更快地适应新的生产流程、技术和工作要求，缩短生产周期，提高整体生产效率，假设 3 成立。由表 8 的列(6)可知，智能制造对企业 ESG 水平的估计系数在 1%水平下显著为正，这说明企业实施智能制造政策会提高企业 ESG 发展水平。盛明泉等(2024)提出 ESG 披露对企业全要素生产率会产生显著的促进作用[34]。公开透明的 ESG 信息披露能吸引更多关注 ESG 的投资者，为企业带来资金支持，降低融资成本，优化资源配置，进而提高全要素生产率，假设 4 成立。

综上所述，智能制造通过提升企业创新能力、人力资本水平和 ESG 表现，显著促进了企业全要素生产率的增长，为企业的可持续发展提供了重要动力。

6. 研究结论与政策建议

6.1. 研究结论

随着数字经济时代的深入推进，强化智能制造的支撑作用，赋能出口企业全要素生产率，对推动出口企业高质量发展具有重要意义。本文基于 2011~2023 年具有出口行为的 A 股上市公司的面板数据，实证考察了智能制造对出口企业全要素生产率的影响，并进一步探究了其具体作用渠道及异质性特征。研究结果表明，智能制造能够显著提升出口企业全要素生产率，且这一作用主要通过增强企业创新能力、提升人力资本水平以及改善 ESG 表现等渠道实现。异质性分析发现，智能制造对全要素生产率的提升作用在非国有企业、劳动力密集型企业中更为显著；从区域分布来看，相较于中部和东部地区，西部地区智能制造对出口企业全要素生产率的促进作用更为突出。上述结论不仅揭示了智能制造赋能出口企业高质量发展的内在机制，也为相关政策制定提供了重要的理论依据和实践启示。

6.2. 政策建议

智能制造试点示范行动的实施对出口企业的全要素生产率与高质量发展都起到了显著的推动作用，但在实践过程中仍面临诸多现实困境。从技术层面来看，智能制造涉及云计算、工业互联网等多领域交叉技术，多数企业在技术应用与系统集成方面存在经验不足的问题，且大量企业内部普遍信息孤岛，导致生产流程难以实现高效协同。在资金保障方面，智能制造的技术研发、设备升级及人才培养均需大量资金投入，而中小企业受制于自身盈利水平较低、融资渠道有限等因素，难以承担智能化改造的高昂成本，在数字化转型进程中面临显著的资源约束。为推动智能制造产业的可持续发展，亟需政府和企业协同发力，构建系统性解决方案。

第一，政府应进一步完善智能制造专项政策体系，重点鼓励非国有企业和劳动力密集型企业加大智能制造投入。通过税收减免、财政补贴等政策工具，降低企业智能化转型成本，加大对智能制造企业的资金支持，激发企业内生动力。非国有企业和劳动力密集型企业应充分利用政策红利，加快智能化转型步伐，实现技术升级与竞争力提升。同时，针对中部地区，政府应加强数字基础设施建设和技术支持，缩小区域间数字化发展差距，充分释放智能制造对出口企业全要素生产率的提升效应。

第二，企业应加大研发投入，构建高效的创新体系，注重创新型人才的培养与引进。加大对高素质人才的培养力度，完善人才引进与激励机制，为企业提供持续的创新动力和人力资本支撑。通过内部培训与外部引进相结合的方式，提升员工技能水平，为智能制造提供坚实的人力资本保障。

第三，政府应引导企业提升 ESG 水平，推动可持续发展与智能制造的深度融合，助力企业实现经济效益与社会效益的双重提升。将 ESG 理念深度融入智能制造战略，通过绿色生产、社会责任履行和公司治理优化，全面提升综合竞争力，实现高质量发展。

总之，政府与企业应协同发力，充分发挥智能制造的赋能作用，推动出口企业全要素生产率的持续提升，为我国数字经济时代的产业升级与国际化竞争提供有力支撑。

基金项目

教育部人文社会科学研究一般规划基金项目(20YJAGJW005)；国家社会科学基金年度项目(21BJY165)。

参考文献

[1] 牛子恒, 金环. 智能制造、人力资本结构与企业全要素生产率[J]. 经济体制改革, 2024(5): 88-96.

[2] 颜逢, 赵秀云. 智能制造推动了企业绿色全要素生产率提升吗?——基于智能制造示范点企业的研究[J]. 商业研究, 2024(3): 41-49.

[3] 尹洪英, 李闯. 智能制造赋能企业创新了吗?——基于中国智能制造试点项目的准自然试验[J]. 金融研究, 2022(10): 98-116.

[4] 黄卓, 陶云清, 刘兆达, 等. 智能制造如何提升企业产能利用率——基于产消合一的视角[J]. 管理世界, 2024, 40(5): 40-59.

[5] 沈坤荣, 乔刚, 林剑威. 智能制造政策与中国企业高质量发展[J]. 数量经济技术经济研究, 2024, 41(2): 5-25.

[6] 马瑞光, 秦一博, 殷江滨. 制造业智能化带动了劳动力就业吗——来自中国智能制造推广的证据[J]. 山西财经大学学报, 2024, 46(3): 57-68.

[7] Wang, K., Liu, L., Deng, M. and Feng, Y. (2023) Internal Control, Environmental Uncertainty and Total Factor Productivity of Firms—Evidence from Chinese Capital Market. *Sustainability*, **15**, Article 736. https://doi.org/10.3390/su15010736

[8] 肖曙光, 彭文浩, 黄晓凤. 当前制造业企业的融资约束是过度抑或不足——基于高质量发展要求的审视与评判[J]. 南开管理评论, 2020, 23(2): 85-97.

[9] Wang, J., Wang, Y., Li, H., Yang, H. and Li, Z. (2023) Ensemble Forecasting System Based on Decomposition-Selection-Optimization for Point and Interval Carbon Price Prediction. *Applied Mathematical Modelling*, **113**, 262-286. https://doi.org/10.1016/j.apm.2022.09.004

[10] 张树山, 刘赵宁. 地区新质生产力对企业全要素生产率的影响与机制[J]. 中国流通经济, 2025, 39(1): 100-114.

[11] 程惠芳, 朱喆, 高音. 国地税合并对企业全要素生产率的影响——基于国地税征管体制改革的准自然实验[J]. 浙浙江工业大学学报(社会科学版), 2025, 24(1): 1-12.

[12] 吴敏, 曹婧, 毛捷. 地方公共债务与企业全要素生产率: 效应与机制[J]. 经济研究, 2022, 57(1): 107-121.

[13] Pack, H. (1994) Endogenous Growth Theory: Intellectual Appeal and Empirical Shortcomings. *Journal of Economic Perspectives*, **8**, 55-72. https://doi.org/10.1257/jep.8.1.55

[14] 张任之. 数字技术与供应链效率: 理论机制与经验证据[J]. 经济与管理研究, 2022, 43(5): 60-76.

[15] 韩少真, 王超凡, 张涵诗, 等. 智能制造促进企业绿色创新——基于外部压力与支持的调节效应分析[J]. 管理学刊, 2025, 38(2): 114-133.

[16] 王娇, 王凡林, 于瑶. 客户数字化转型与企业全要素生产率——基于技术进步与要素重置视角的分析[J]. 经济经纬, 2023, 40(6): 83-96.

[17] 陈澍, 韩清, 张伯超. 企业人工智能技术水平与劳动力需求结构变化: 基于大语言模型的新方法和新发现[J]. 技术经济, 2025, 44(1): 1-13.

[18] 张伯伟, 马凡慧. 智能制造如何提升产业链供应链韧性: 理论机制与实证检验[J]. 经济学动态, 2024(11): 20-37.

[19] 盛明泉, 余璐, 王文兵. ESG 与家族企业全要素生产率[J]. 财务研究, 2022(2): 58-67.

[20] 胡洁, 韩一鸣, 钟咏. 企业数字化转型如何影响企业 ESG 表现——来自中国上市公司的证据[J]. 产业经济评论, 2023(1): 105-123.

[21] 李健斌, 周浩. 人工智能、资本-技能互补与企业全要素生产率[J]. 经济评论, 2025(1): 20-36.

[22] 田巍, 余淼杰. 企业出口强度与进口中间品贸易自由化: 来自中国企业的实证研究[J]. 管理世界, 2013(1): 28-44.

[23] 张宽, 雷卓骏, 李后建. 市场准入管制与企业全要素生产率: 来自负面清单的证据[J]. 世界经济, 2023, 46(5): 152-176.

[24] 方先明, 胡丁. 企业 ESG 表现与创新——来自 A 股上市公司的证据[J]. 经济研究, 2023, 58(2): 91-106.

[25] 宋顺林, 黄文一, 李晓慧. 创新人力资本结构与企业价值[J]. 世界经济, 2025(3): 180-206.

[26] 李成明, 丁心怡, 李博. 企业 ESG 责任履行提高劳动收入份额了吗?——基于 A 股上市公司的实证分析[J]. 经济与管理研究, 2024, 45(8): 40-57.

[27] 马亚明, 胡春阳, 刘鑫龙. 发行绿色债券与提升企业价值——基于 DID 模型的中介效应检验[J]. 金融论坛, 2020, 25(9): 29-39.

[28] 黄键斌, 宋铁波, 姚浩. 智能制造政策能否提升企业全要素生产率? [J]. 科学学研究, 2022, 40(3): 433-442.

[29] 胡海峰, 窦斌, 王爱萍. 资本市场开放与我国经济高质量发展——基于全要素生产率视角的经验研究[J]. 国际贸易问题, 2023(9): 19-35.

[30] 朱帮助, 邓雅薇, 王平, 等. 空气污染会抑制企业全要素生产率吗? [J]. 系统工程理论与实践, 2023, 43(10): 2906-2927.

[31] Blundell, R. and Bond, S. (1998) Initial Conditions and Moment Restrictions in Dynamic Panel Data Models. *Journal of Econometrics*, **87**, 115-143. https://doi.org/10.1016/s0304-4076(98)00009-8

[32] 赵烁. 智能制造影响下的企业绩效——基于中国上市公司年报文本分析的经验证据[J]. 工业技术经济, 2023, 42(7): 95-101.

[33] 江艇. 因果推断经验研究中的中介效应与调节效应[J]. 中国工业经济, 2022(5): 100-120.

[34] 盛明泉, 李志杰, 汪顺. ESG 信息披露与企业全要素生产率[J]. 统计与信息论坛, 2024, 39(8): 88-100.