

高技术产业全要素生产率的测算

——基于超越对数的随机前沿模型

李日正

广西大学中国 - 东盟经济学院/经济学院/中国 - 东盟金融合作学院, 广西 南宁

收稿日期: 2025年5月9日; 录用日期: 2025年5月20日; 发布日期: 2025年6月17日

摘要

在创新驱动发展战略背景下, 本文基于随机前沿分析框架构建超越对数生产函数模型, 采用中国24个省(市、区)2013~2022年面板数据, 对高技术产业TFP增长效率及其源泉展开实证研究。结果表明: 研究期内高技术产业TFP年均增长率达11.9%, 呈现显著提升趋势, 但其增长主要依赖劳动、资本与技术要素的协同投入驱动; 技术进步对TFP增长的贡献率达65%以上, 构成增长核心动力源; 资源配置效率的持续失衡显著抑制了技术进步效能的充分释放, 形成“要素投入驱动增强 - 配置效率拖累加剧”的双重特征; 自然间断点分级法显示, 省域间TFP差异呈现东部创新密集区与中西部追赶区的梯度分布格局。由此提出相应政策建议。

关键词

SFA模型, 高技术产业, 全要素生产率, TFP分解

The Measurement of Total Factor Productivity in High-Tech Industry

—Stochastic Frontier Model Based on Translog

Rizheng Li

School of China-Asean Economics/School of Economics/School of China-Asean Financial Cooperation, Guangxi University, Nanning Guangxi

Received: May 9th, 2025; accepted: May 20th, 2025; published: Jun. 17th, 2025

Abstract

Under the background of innovation-driven development strategy, this paper constructs the translog

文章引用: 李日正. 高技术产业全要素生产率的测算[J]. 世界经济探索, 2025, 14(3): 499-512.
DOI: 10.12677/wer.2025.143052

production function model based on the stochastic frontier analysis framework, and uses the panel data of 24 provinces (municipalities, autonomous regions) in China from 2013 to 2022 to carry out empirical research on the TFP growth efficiency and its sources in high-tech industries. The results show that: during the study period, the average annual growth rate of TFP in high-tech industry is 11.9%, showing a significant upward trend, but its growth is mainly driven by the synergistic input of labor, capital and technology factors; Technological progress contributed more than 65% to TFP growth, constituting the core driving force of growth. The continuous imbalance of resource allocation efficiency significantly inhibits the full release of technological progress efficiency, forming the dual characteristics of “enhanced factor input drive and intensified drag of allocation efficiency”; The classification method of natural discontinuity points shows that the TFP difference between provinces shows a gradient distribution pattern in the eastern innovation-intensive areas and the catch-up areas in the central and western regions. Therefore, the corresponding policy recommendations are put forward.

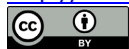
Keywords

SFA Model, High-Tech Industry, Total Factor Productivity, TFP Decomposition

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

进入数字经济时代，数据要素与算力基础设施建设成为重塑全球产业竞争格局的核心动能[1]，以数据为核心要素的高技术行业成为各国发展的重要抓手。作为创新驱动发展战略的主战场，高技术产业是我国构建现代化产业体系的关键支撑。然而，传统全要素生产率(Total Factor Productivity, 以下简称 TFP)测算方法在技术非效率、动态分解等方面存在局限性，导致对创新效能的评估存在系统性偏差[2]。特别是在数据要素边际收益递增特征显著的背景下，技术前沿动态演进与要素配置效率损失的交互作用亟待深入解析。

随机前沿分析(Stochastic Frontier Analysis, 以下简称 SFA)通过构建包含技术非效率项的生产函数，能够有效分离随机扰动与效率损失对产出的影响。相较于数据包络分析(Data Envelopment Analysis, 以下简称 DEA)等非参数方法, SFA 的参数化设定不仅克服了无效率项与统计噪声混淆的缺陷, 能通过似然比检验验证模型设定的合理性[3], 更能通过动态分解 TFP 来进行效率评估。梳理文献可知, 目前的研究方法以非参数法主导, 参数法应用较少, 多聚焦于静态效率评估, 对数字技术迭代背景下 TFP 动态分解机制的探讨相对匮乏, 导致研究结论缺乏可比性。通过构建动态面板 SFA 模型, 引入时变技术效率效应, 揭示高技术产业 TFP 增长的内在机制, 研究发现我国高技术产业存在显著的“技术前沿扩展 - 配置效率约束”矛盾, 这一发现为理解高技术产业发展的结构性矛盾提供了理论依据。

边际贡献可能在于两方面: 一方面是方法创新, 基于已有研究[3], 构建时变技术效率随机前沿模型, 用参数法捕捉高技术产业技术追赶路径的动态演变; 另一方面是对象深化, 聚焦高技术产业异质性特征, 拓展 SFA 模型的应用边界, 为实现高技术产业从要素驱动向效率驱动转型提供决策参考。

2. 文献综述

2.1. DEA、SFA 相关研究

传统经济学常以生产上技术充分有效为理论假设, 即在一定的技术条件下各种投入达到最大产出,

或者是在价格和技术的约束下使成本最小化或利润最大化。但在实际的生产过程中,受各种因素的影响,大多数生产单元并不是技术有效的,不能达到最大产出形成的生产边界线上,即生产前沿上。生产前沿为生产单元效率评价提供了参考的基准,在生产前沿上的生产单元是技术有效的,生产效率为 1;而低于生产前沿上的生产单元是技术无效的,生产效率小于 1。这样,测量生产单元的效率就可以采用以生产前沿为基准的前沿分析方法来进行。DEA 和 SFA 是常用的前沿分析方法,常用于效率计算和分析。

DEA 是一种基于线性规划的非参数分析,用于衡量一组具有相似目标和任务的决策单元的相对效率。它的核心思想是通过构建一个有效前沿面,将各个决策单元与之进行比较,来判断其效率水平。有效前沿面上的决策单元被认为是效率最高的,而其他单元则根据它们与有效前沿面的距离来确定相对效率。最初由 Charnes 等人在 1978 年提出,基于运筹学的角度,通过线性规划计算出最优的投入产出组合,被称为 CCR 模型。在 CCR 模型的基础上,Banker 等人在 1984 年引入了规模报酬变化的概念,即 BBC 模型,使得模型能够更好地适应实际生产中的规模效率问题。而 SFA 是一种参数分析,具有复合的误差项,一部分误差项是由随机的环境因素导致的,因此使用传统的对称分布误差项来反映;而另一部分误差项反映了生产单位的各种无效率因素导致的效率损失,使用一个单边误差项来捕捉。最初的随机前沿分析是在截面数据中建立的,1981 年 Pitt 和 Lee 将 SFA 应用到面板数据中。相对于 DEA 的优点是考虑到随机误差的影响,可以对影响经济效率高低的变量进行分析,从而发现效率影响因素的方向和强度[4],同时采用各种统计工具对整个估计过程进行检验,在误差和统计干扰处理方面具有优势。

SFA 在各个领域应用广泛,是前沿的效率计算和分析方法。钱前和金泽虎[5]采用超越对数生产函数随机前沿模型测算各省份对外贸易效率,并采用非效率模型分析要素市场扭曲对对外贸易效率的实际影响。李学慧等[6]基于 2001~2022 年中国与东盟国家的农产品贸易现状,使用随机前沿引力模型分析中国与主要东盟国家的农产品贸易效率、非效率影响因素和贸易潜力。陈彦和杨春[7]基于随机前沿模型,对 2011~2020 年全国 31 个省区的畜牧业技术效率进行测算,进一步运用聚类分析法将其分为技术优势、技术中等、技术落后三大区域,采用技术损失方程分析了规模化对三大区域及农牧区畜牧业技术效率的影响,并提出相关建议。

2.2. TFP 相关研究

TFP 是经济学中衡量经济效率和技术进步的核心指标,指在资本、劳动等要素投入之外,由技术进步、管理效率提升、资源优化配置等因素带来的产出增长。传统 TFP 研究多采用 DEA 或索洛余值法,重点探讨其变动特征与行业差异[8]、区域优势[9]及“一带一路”沿线国家应用[10]。细分领域覆盖批发零售业[11]、房地产业[12]、文化服务业[13]等传统行业。然而,现有研究存在两方面局限:一方面为方法缺陷,DEA 作为非参数法未考虑随机冲击,易受极端值干扰,而索洛余值法隐含“完全技术效率”假设,与现实存在偏差;其二为对象局限,现有 SFA 研究多聚焦工业企业[14],对高技术产业异质性关注不足。

2.3. SFA 与 TFP 相关研究

TFP 增长是高技术产业高质量发展的核心驱动力[15]。与传统产业相比,高技术产业具有显著的知识密集型特征,其数据要素投入占比高、知识溢出效应强,能够突破要素空间粘性同质化约束[16]。现有研究多采用 SBM-DEA 模型[17]、DEA-Malmquist 指数[18]或三阶段 DEA [19]分析 TFP 及其分解,少数研究采用 Hicks-Moorsteen 指数[20]来进行效率的计算和分析。在 SFA 的使用上,刘霞婷等[21]利用随机前沿生产函数模型测算农业全要素生产率的增长,发现农业经济的增长主要依靠农业全要素生产率的支撑,增长差距主要来源于技术进步。杜传忠和刘书彤[22]利用 2003~2020 年中国制造业省级面板数据,通过构建随机前沿全赋能效应模型,运用反事实分析方法,分析数字经济对中国制造业全要素生产率的赋

能效应及作用路径。然而现有关于 SFA 与 TFP 的关系研究未充分考虑高技术产业的动态创新特征。在核心结论上,技术主导性成为共识,学者普遍认为技术进步构成 TFP 增长的核心动力源,但对要素配置效率的作用存在分歧。部分研究指出,2012 年后经济配置效率呈现“结构负利”特征[23],政府创新引领能通过优化配置效率提升 TFP [24]。然而也有学者实证研究表明,我国政府引领的研发投入模式与实际生产需要结合度不够高,因此相关科技体制与创新支持政策亟待调整[25]。高技术产业的 TFP 发展亦存在区域异质性,区域间产业发展存在差异[26]。汪浩瀚等[27]基于省级面板数据的研究表明,中国高技术产业存在显著的要素价格扭曲现象,其程度呈现明显的区域分化特征,东部资本要素和研发人员要素价格扭曲程度远远高于中西部地区。

3. 研究设计

3.1. 模型构建

采用 SFA 模型,构建时变技术效率随机前沿模型如下:

$$Y_{it} = f(X_{it}) \exp(v_{it} - u_{it}) \quad (1)$$

其中, Y_{it} 为第 i 省份第 t 年的实际产出; $X_{it} = (K_{it}, L_{it}, G_{it}, T_{it})$ 为要素投入向量,包含资本、劳动、绿色、技术等多维投入; $f(X_{it})$ 为前沿生产函数,表征在给定技术条件与要素组合下,生产要素投入与最大潜在产出的映射关系; v 和 u 构成了复合随机扰动项(ε): $v_{it} \sim N(0, \sigma_v^2)$ 为随机误差项,反映不可控随机冲击(如自然灾害、政策波动等); $u_{it} \geq 0$ 为技术非效率项,服从截断正态分布 $N(\mu_{it}, \sigma_u^2)$, 其大小反映实际生产偏离前沿面的程度; $\exp(-u_{it}) \in [0, 1]$ 为技术效率水平(TE), 值越大表明生产越接近前沿面。

前沿生产函数的具体形式包括柯布道格拉斯生产函数、不变替代弹性生产函数(CES)、可变替代弹性生产函数(VES)、边界生产函数(FPF)、超越对数生产函数(TLP)等。参考向玲凛[28]的研究,构建如下超越对数生产函数作为前沿面设定,其具体形式如下:

$$\begin{aligned} \ln y_{it} = & \beta_0 + \beta_K \ln K_{it} + \beta_L \ln L_{it} + \beta_G \ln G_{it} + \beta_T \ln T_{it} + \beta_t t + \beta_{KK} (\ln K_{it})^2 \\ & + \beta_{LL} (\ln L_{it})^2 + \beta_{GG} (\ln G_{it})^2 + \beta_{TT} (\ln T_{it})^2 + \beta_{KL} (\ln K_{it})(\ln L_{it}) \\ & + \beta_{KG} (\ln K_{it})(\ln G_{it}) + \beta_{KT} (\ln K_{it})(\ln T_{it}) + \beta_{LG} (\ln L_{it})(\ln G_{it}) \\ & + \beta_{LT} (\ln L_{it})(\ln T_{it}) + \beta_{GT} (\ln G_{it})(\ln T_{it}) + \beta_{Kt} (\ln K_{it})t + \beta_{Lt} (\ln L_{it})t \\ & + \beta_{Gt} (\ln G_{it})t + \beta_{Tt} (\ln T_{it})t + \frac{1}{2} \beta_{tt} t^2 + v_{it} - u_{it} \end{aligned} \quad (2)$$

该模型具有以下优势:其一为灵活性,允许要素间替代弹性随要素组合变化,突破 Cobb-Douglas 函数固定弹性的限制;其二为包容性,通过交叉项 β_{jk} 捕捉资本、劳动、绿色、技术等要素的交互作用;其三为动态性,引入时间趋势项 t 及其与要素的交互项 β_{jt} , 刻画技术进步的时变特征。

采用极大似然估计(MLE)法对模型参数进行估计,构建联合密度函数如下:

$$L = \prod_{i=1}^N \prod_{t=1}^T \left[\frac{2}{\sigma} \phi \left(\frac{(v_{it} - u_{it})}{\sigma} \right) \Phi \left(\frac{\mu_{it} \sigma}{\sigma_u^2} + \frac{(v_{it} - u_{it}) \sigma}{\sigma_u^2} \right) \right] \quad (3)$$

其中, $\sigma^2 = \sigma_v^2 + \sigma_u^2$, $\gamma = \sigma_u^2 / (\sigma_v^2 + \sigma_u^2)$, $\phi(\cdot)$ 和 $\Phi(\cdot)$ 分别为标准正态分布的概率密度函数和累积分布函数。采用 MLE 法的原因在于: SFA 模型的误差项包含复合结构($\varepsilon = v - u$), 其中 v 为随机噪声, u 为非负的技术非效率项。传统 OLS 方法无法处理这种非对称误差结构, 而 MLE 通过似然函数将 v 和 u 的分布假设纳入统一框架, 确保参数估计的一致性和有效性。

3.2. TFP 增长率的计算和分解方法

基于 SFA 估计结果,采用 Kumbhakar [29]提出的分解框架,将 TFP 增长分解为技术效率改进(Technical Efficiency Changes, 以下简称 TEC)、技术进步(Technical Changes, 以下简称 TC)、规模效率改进(Scale Changes, SC)和配置效率改进(Allocative Efficiency, 以下简称 AE)四部分。具体计算方法如下。

3.2.1. TFP 增长率的计算

学界通常将 TFP 增长率定义为实际产出增长率减去各要素投入增长率的加权和:

$$TFP_t = \dot{y}_t - \sum_{j=1}^n s_{jt} \dot{x}_{jt} \quad (4)$$

其中, $\dot{y}_t$ 表示实际产出增长率; s_{jt} 表示投入要素 j 的成本份额($s_{jt} = \frac{P_{jt} X_{jt}}{\sum P_{jt} X_{jt}}$, P_{jt} 为要素价格); $\dot{x}_{jt}$ 表示要素 j 的增长率。借鉴 Kumbhakar [29]的动态分解方法, TFP 增长率可进一步分解为:

$$TFP_t = TEC_t + TC_t + SC_t + AE_t \quad (5)$$

其中, TEC、TC、SC、AE 分别表示技术效率改进、技术进步、规模效率改进和配置效率改进。

3.2.2. TFP 增长率分解指数的计算方法

技术效率改进(TEC): 技术效率改进反映生产非效率程度的动态变化, 基于 Leibenstein [30]提出的产出导向技术效率 $TE = \exp(-u)$, 其增长率为:

$$TEC_{it} = \frac{\partial \ln TE_{it}}{\partial t} = \frac{TE_{it} - TE_{it-1}}{TE_{it-1}} \quad (6)$$

其中, $TE_{it} = \exp(-u_{it})$ 可通过通过 SFA 模型估计的技术非效率项得出。

技术进步(TC): 技术进步表征生产前沿面的外移速率, 通过前沿生产函数对时间求导得到:

$$TC_{it} = \frac{\partial \ln f(x_{it}, t)}{\partial t} = \beta_t + \beta_{Kt} (\ln K_{it}) + \beta_{Lt} (\ln L_{it}) + \beta_{Gt} (\ln G_{it}) + \beta_{Tt} (\ln T_{it}) + \beta_{tt} t \quad (7)$$

式中, β_t 、 β_{Kt} 、 β_{Lt} 为超越对数生产函数中时间趋势项的系数(见公式 2)。

规模效率改进(SC): 规模效率改进衡量规模报酬变化对 TFP 的贡献, 计算公式为:

$$SC_{it} = (RTS_{it} - 1) \sum_j \lambda_j x_j = (RTS_{it} - 1) (\lambda_{Kit} x_{Kit} + \lambda_{Lit} x_{Lit} + \lambda_{Gut} x_{Gut} + \lambda_{Tut} x_{Tut}) \quad (8)$$

其中, $RTS_{it} = \sum_{j=1}^4 \varepsilon_{jit}$ 为规模报酬系数($\varepsilon_{jit} = \frac{\partial \ln f(X_{it})}{\partial \ln X_{jit}}$ 为要素 j 的产出弹性), $\lambda_{jit} = \frac{\varepsilon_{jit}}{RTS_{it}}$ 为要素 j 对规模报酬的贡献权重。

配置效率改进(AE): 配置效率改进反映要素实际配置与最优配置的偏离程度, 计算公式为:

$$AE_{it} = \sum_j (\lambda_j - s_j) x_j = (\lambda_{Kit} - s_{Kit}) x_{Kit} + (\lambda_{Lit} - s_{Lit}) x_{Lit} + (\lambda_{Gut} - s_{Gut}) x_{Gut} + (\lambda_{Tut} - s_{Tut}) x_{Tut} \quad (9)$$

当 $\lambda_j = s_j$ 时, 要素配置达到最优状态, 此时 $AE_{it} = 0$ 。

资本、劳动、绿色、技术的投入增长率通过几何平均法计算, 可得要素投入增长率。基于要素价格数据计算要素成本份额。对超越对数生产函数(公式 2)进行极大似然估计, 获取技术非效率项 u_{it} 及生产函数参数。通过公式(6)~(9)逐年计算各分解指数, 最终合成省级 TFP 增长率。

3.3. 变量选取和数据说明

鉴于数据的可获得性,不考虑特别行政区(如港澳台地区),并剔除了数据不全的区域(包括海南、内蒙古、西藏、甘肃、青海、宁夏、新疆),以 2013~2022 年中国 24 个省级行政区为样本,基于 SFA 框架构建高技术产业投入产出指标体系。指标选取与数据处理如下。

高技术产业产出:参考卢明湘和石小燕[31]的研究,采用规模以上高技术产业主营业务收入衡量,该指标直接反映高技术产业的市场价值创造能力。劳动投入:以规模以上高技术产业人员劳务费为代理变量,体现人力资本在高技术产业发展中的核心作用。资本投入:选取规模以上高技术产业仪器和设备费,表征技术密集型资本积累。绿色投入:参考范宝学等[32]的环境效率研究,采用工业污染治理完成投资衡量生态要素投入,反映高技术产业的可持续发展特征。技术投入:基于王钰莹等[33]的技术创新指标体系,使用规模以上高技术产业技术引进经费,体现技术获取与吸收能力。

指标计算所需数据源于《中国高技术产业统计年鉴》《中国科技统计年鉴》《中国统计年鉴》及各省份统计年鉴等统计资料。数据少量缺失情况利用线性插值法进行填补,并通过对比填补前后核心变量的均值与方差差异,验证数据填补的可靠性。

4. SFA 模型的估计和 TFP 增长率的测算

4.1. SFA 模型的估计

基于中国 24 个省级行政区 2013~2022 年的面板数据,运用 Stata 软件,估计随机前沿生产函数模型,即公式(2),得到的估计结果如表 1 所示。

Table 1. Estimation results of SFA function model of 24 provincial administrative regions from 2013 to 2022
表 1. 2013~2022 年 24 个省级行政区的 SFA 函数模型的估计结果

参数	估计系数	标准差
常数项(β_0)	7.713***	0.547
β_K	-0.530*	0.302
β_L	0.860***	0.309
β_G	-0.268	0.206
β_T	0.123	0.093
β_t	-0.196**	0.098
β_{KK}	-0.153**	0.066
β_{LL}	-0.308***	0.095
β_{GG}	0.006	0.022
β_{TT}	0.004	0.008
β_{KL}	0.522***	0.157
β_{KG}	-0.007	0.066
β_{KT}	-0.029	0.037
β_{LG}	0.090	0.065
β_{LT}	0.024	0.039
β_{GT}	-0.046**	0.020
β_{Kt}	-0.068**	0.030

续表

β_{Lt}	0.088***	0.034
β_{Gt}	-0.021	0.019
β_{Tt}	-0.006	0.011
β_{It}	0.001	0.006
Gamma	0.825***	0.062
usiamas-t	-0.368*	0.207
usiamas	-0.217	0.490
vsigmas	-2.288***	0.259

注：***表示在 1%的水平下显著，**表示在 5%的水平下显著，*表示在 10%的水平下显著。Gamma 系数显著($p < 0.01$)验证了复合误差项设定的必要性，SFA 估计优于 OLS 估计。

如表 1 所示，Gamma 参数估计值为 0.825，在 1%的水平上显著，表明随机前沿模型设定合理，技术无效率项对产出波动的解释力达 82.5%，显著优于传统 OLS 估计，验证了 SFA 方法的适用性。资本弹性系数 $\beta_K = -0.530$ ，在 10%的水平上显著，呈现显著负向影响，表明资本边际产出递减特征明显，反映出高技术产业可能存在资本深化过度与配置效率失衡的双重矛盾。研发劳动投入弹性 $\beta_L = 0.860$ ，在 1%的水平上显著，且显著高于资本要素，该结果与聂霞和刘立新[34]基于创新价值链的研究结论形成互证，揭示我国高技术产业发展仍处于“人才红利”释放阶段。 $\beta_t = -0.196$ 在 5%水平上显著，表明技术非效率项随时间递减，印证了创新驱动发展战略的实施成效。 $\beta_{Kt} = -0.068$ 与 $\beta_{Lt} = 0.088$ 的符号显著差异，揭示资本与劳动要素在技术进步过程中的异质性响应特征，为优化要素配置提供了经验依据。

4.2. TFP 增长率的测算

Table 2. Descriptive statistics of the TFP growth rate and its decomposition index

表 2. TFP 增长率及其分解指数的描述性统计

测算值	样本数	平均值	标准差	最小值	最大值
TFPC	208	0.119	2.911	-12.778	19.769
SC	208	0.128	0.431	-2.667	1.398
TC	208	0.102	2.506	-13.531	19.623
TEC	208	0.137	0.200	-1.153	0.552
AEC	208	-0.249	1.679	-9.517	12.200

Table 3. TFP growth rate and its decomposition index of 24 provincial administrative regions in China from 2013 to 2022

表 3. 2013~2022 年中国 24 个省级行政区的 TFP 增长率及其分解指数

年份	TC	TEC	SC	AE	TFP
2014	0.010	0.189	0.023	0.078	0.125
2015	0.079	0.111	0.198	0.115	0.504
2016	-0.062	0.177	0.035	-0.165	-0.014
2017	0.056	0.069	0.153	-0.164	0.114
2018	-0.172	0.046	0.154	-0.386	-0.358

续表

2019	1.473	0.245	-0.062	-0.549	1.107
2020	-0.191	0.044	0.207	-0.112	-0.052
2021	-0.230	0.235	0.257	-0.626	-0.363
2022	-0.100	0.122	0.218	-0.324	-0.085

运用 Stata 软件估计 SFA 模型,可获得 2013~2022 年中国 24 个省份各自的技术效率水平(TE)以及各年的平均技术效率水平(TEM)。以平均技术效率水平为基础,根据公式(6)即可获得中国 2013~2022 年的技术效率改进(TEC)指数的值。根据公式(7)至公式(9),则可计算得出 2013~2022 年中国 24 个省级行政区的技术进步(TC)、规模效率改进(SC)和配置效率改进(AE)这三个分解指数的值,进而可以计算得出其 TFP 增长率。TFP 增长率及其分解指数的描述性统计见表 2, 2013~2022 年中国 24 个省级行政区的 TFP 增长率及其分解指数见表 3。

从表 2 和表 3 结果来看,基于随机前沿模型测算结果,2013~2022 年中国 24 个省份高技术产业 TFP 呈现以下特征:首先,总体呈增长态势,TFP 年均增长率为 11.9%,略高于同期 GDP 的 6%的增速,表明创新驱动发展战略初见成效;其次,阶段性演化特征明显,以 2019 年为分界点呈现“双阶段”特征,公共卫生事件前(2013~2019)TFP 增长率呈现“波浪式上升”轨迹,2019 年达到峰值 110.7%,印证了供给侧结构性改革对 TFP 的提升效应[35],公共卫生事件期(2020~2022)TFP 增速转负,主要受技术进步受阻(TC 均值-0.174)与配置效率失衡(AEC 均值-0.354)双重冲击,验证了全球公共卫生事件对知识密集型产业的显著影响(IMF, 2021)。

从增长源泉分解的角度来看:技术进步(TC)的年均贡献率为 65.3%,构成核心增长极,但 2020 年后出现表现不佳(均值-0.174),反映出技术创新动能转换不畅。规模效率(SC)均值 0.128,在 1%水平上显著,表明产业集聚效应逐步显现,与新经济地理学的“中心-外围”理论预测一致。技术效率(TEC)年均改进 13.7%,体现创新要素配置能力提升,但 2020 年骤降至 4.4%,暴露出创新生态系统韧性不足。配置效率(AEC)持续失衡(均值为-0.249),印证了资本错配($\beta_K=-0.530$)对 TFP 的抑制作用,与已有文献[36]关于发展中国家要素扭曲的研究结论形成互证。

5. 不同区域 TFP 增长率的演化和分解

5.1. 经济增长效率的动态演化

进一步考察 2013~2022 年中国 24 个省级行政区高技术产业要素投入增长特征,如图 1 所示。劳动投入平均增长率达 14.8%,资本投入平均增长率为 10.2%,技术投入平均增长率为 8.5%。从动态趋势看,劳动投入增长率整体高位运行,多数年份保持正向增长,凸显人力资本积累对高技术产业的持续支撑;资本投入增长率虽总体为正,但年度波动显著,反映资本要素配置的不稳定性;技术投入增长率在部分年份(如 2017 年)跃升,体现技术创新投入的阶段性发力;绿色投入增长率的失衡,暴露出生态要素投入的不足。

从增长动力机制看,劳动、资本、技术投入的正向增长构成高技术产业生产发展的核心驱动力,这一结论与要素投入驱动增长的理论逻辑相契合。其中,劳动投入的高增长呼应人力资本理论中“劳动力质量提升助推经济发展”的论断;资本与技术投入的协同增长,进一步验证了要素组合对高技术产业的促进作用。而绿色投入的失衡态势,也揭示出当前高技术产业发展在生态可持续维度的短板,为优化要素投入结构、强化绿色创新提供了改进方向。

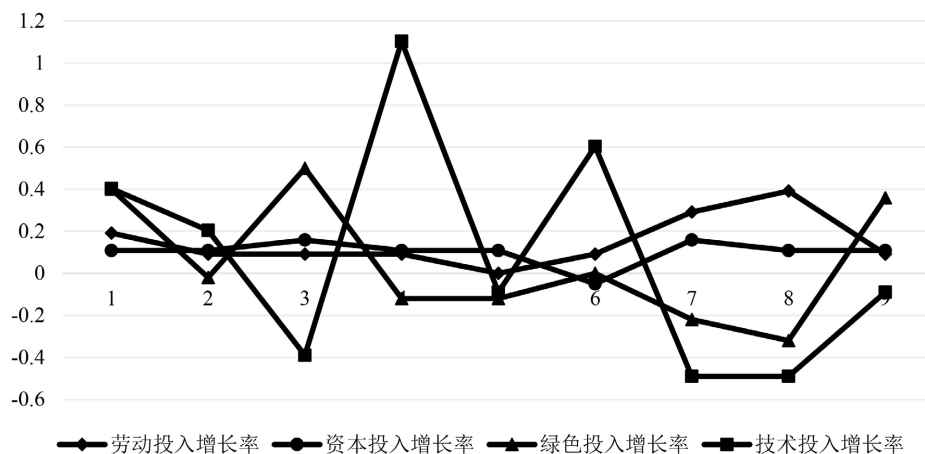


Figure 1. Input growth rate of 24 provincial administrative regions from 2013 to 2022

图 1. 2013~2022 年 24 个省级行政区的投入增长率

5.2. TFP 增长率的分解

根据模型测算结果，进一步考察中国 24 个省级行政区的 TFP 增长率的分解要素结构及其变化情况，如图 2 所示。

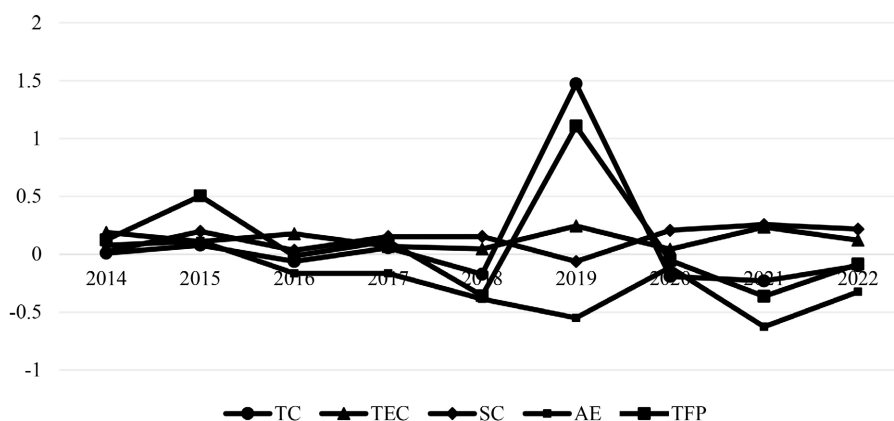


Figure 2. Decomposition structure of TFP growth rate of 24 provincial administrative regions from 2013 to 2022

图 2. 2013~2022 年 24 个省级行政区的 TFP 增长率的分解结构

从图 2 的分解指数时间演化趋势看：规模效率改进(SC)呈现温和波动上行态势，表明中国省级层面生产要素的规模化配置效能逐步优化，粗放型经营模式向集约型转变成效初显，与规模报酬理论中“要素协同优化提升生产效率”逻辑相契合。技术效率改进(TEC)亦呈波动上升趋势，反映实际产出与生产前沿面的差距缓慢收窄，要素投入产出转化能力稳步提升，印证技术效率改进对生产力提升的持续驱动作用。配置效率改进(AE)呈显著波动下降趋势，且波动幅度较大，揭示资源错配问题加剧，区域要素流动障碍、产业结构协调不足等矛盾凸显，亟待通过区域协同发展政策优化资源配置机制。梳理文献可知，下降的可能原因在于大量存在的粗放经营个体经济[37]，即高技术产业中可能存在大量小规模个体企业，导致重复研发、产能利用率低等资源碎片化，难以实现集中采购降低成本、大规模生产摊薄固定成本等规模经济，从而抑制规模效率提升；另一个可能的原因在于大中型高技术企业的垄断可能通过控制市场价格抑制创新，或因缺乏竞争导致内部效率低下，同样引发规模效率弱化，从而一定程度上不利于经济

发展[38]。技术进步(TC)未呈现明确趋势性特征，2019 年形成峰值，可能的原因在于北京、上海等地重大科技成果驱动，如北京大兴国际机场、京张高铁智能技术应用、上海光子大科学设施集群等前沿科技载体建设，直接拉高区域技术进步水平，进而提升全国均值。

从贡献维度分析：技术进步对 TFP 增长率的平均贡献率超 65%，且其变动轨迹与 TFP 增长率高度协同，确立了技术进步作为 TFP 增长核心驱动力的地位，验证“技术创新是发展的核心源泉”的理论判断。资源配置效率(AE)对 TFP 增长率影响显著，近年配置效率持续失衡直接导致 TFP 增长率下滑，形成“技术进步赋能”与“配置效率损耗”的对冲效应，即技术进步推动高技术产业增长，而资源错配部分抵消了技术进步对经济效率的提升作用。

综上，技术进步是中国高技术产业 TFP 增长的主导力量，而资源配置效率失衡成为制约生产力进一步提升的关键瓶颈。

5.3. 不同区域 TFP 增长率特征

根据国务院中央文件的划分，中国的经济区域可分为东部地区、中部地区、西部地区和东北地区。

Table 4. Average TFP growth rates of provinces in the eastern, western, central and northeastern regions

表 4. 东部、西部、中部和东北区域的省份平均 TFP 增长率

区域	省份及其平均 TFP 增长率
东部	北京(2.843)、浙江(1.586)、上海(1.586)、广东(1.100)、江苏(0.405)、福建(0.274)、山东(0.039)、天津(-1.009)、河北(-1.376)
中部	湖北(0.349)、江西(0.278)、安徽(0.095)、河南(-0.628)、湖南(-0.701)、山西(-1.092)
西部	四川(0.300)、贵州(0.269)、重庆(0.212)、云南(0.173)、陕西(0.135)、广西(-0.692)
东北	辽宁(-0.179)、黑龙江(-0.596)、吉林(-1.289)

通过表 4 可见，全国高技术产业生产效率呈现显著区域异质性特征：

东部地区发展引擎与梯度分化并存。东部地区高技术产业生产效率整体领先中西部，且优势有扩大趋势。其中，北京(2.843)、浙江(1.586)、上海(1.586)、广东(1.100)构成为发展核心引擎。北京依托政治中心、科技创新中心定位，叠加京津冀协同发展政策红利，汇聚科技人才与创新资源；浙江作为现代化先行省，借长江经济带与长三角一体化战略机遇，以“创新浙江”建设激活发展动能；上海凭借国际经济、金融、科创中心优势，在人工智能、生物医药、集成电路等先导产业形成领先优势；广东作为改革开放前沿与经济大省，依托广州、深圳双核心城市，在总量与质量层面均成为高技术产业领跑者。但东部内部亦现分化，天津(-1.009)、河北(-1.376)可能因产业结构转型存在压力，拉低了区域均衡度。

中部地区层级分化与转型攻坚。中部地区整体 TFP 效率低于东部，内部呈现明显层级分化。湖北作为科教大省与首批国家创新型省份，凭借高端装备制造、光电子信息产业优势，依托武汉全国科技创新中心建设，聚焦教育科技人才改革、科技金融创新等关键领域，引领中部发展。江西、安徽紧随其后，凭借东部经济腹地与交通枢纽区位优势，高技术产业效率持续向好。其中，江西通过实施制造业重点产业链现代化建设，推动传统产业升级、新兴产业壮大与未来产业布局。而山西作为传统资源型老工业区，受产业结构单一化影响，高技术产业效率落后于中部其他省份，亟需深化煤炭体制改革，加速产业绿色低碳转型。

西部地区整体向好与局部提升。西部地区虽整体效率落后于东、中部，但增长态势积极，省份间分化程度较低。从空间分布来看，四川、贵州凭借完善的电子信息产业集群和政策红利，在高技术产业效率上持续领跑西部，重庆依托汽车制造业智能化转型、云南凭借生物医药特色产业培育、陕西借助军工

科技民用化优势，形成区域发展第二梯队。广西(-0.692)在 2013~2022 年间呈现负增长，未来需通过优化产业结构，重点发展高端装备制造、新能源等战略性新兴产业，同时构建“政产学研金”协同创新体系，提升创新投入效能。

东北地区转型挑战与战略机遇。东北地区整体形势严峻，辽宁(-0.179)、黑龙江(-0.596)、吉林(-1.289)高技术产业效率均为负增长。这一困境折射出产业结构深度固化、创新要素外流等系统性矛盾：传统重化工业占比高导致资源路径依赖，研发投入强度不足制约技术突破，而人才净流出进一步加剧创新能力衰退[39](刘涛等，2024)，有实证研究表明人口外流抑制了东北经济增长[40]。未来需依托振兴东北老工业基地政策，强化国家战略科技力量赋能，加大企业技术改造投入，提升自主创新能力，推动区域协调发展与产业转型升级。

综上，我国高技术产业生产效率在区域间、区域内部均存在显著差距，这种空间异质性既反映各区域资源禀赋、政策支持差异，也为制定差异化区域创新政策、促进高技术产业均衡发展提供了现实依据。

5.4. TFP 增长率的空间异质性

运用自然间断点分级法，对中国省域高技术产业生产效率进行空间异质性剖析，将其划分为高水平、中高水平、中低水平及低水平四个层级，如表 5 所示。

Table 5. Grading results of natural discontinuity points in China's TFP growth rate from 2013 to 2022
表 5. 2013~2022 年中国 TFP 增长率的自然间断点分级结果

年份	低水平	中低水平	中高水平	高水平
2014	河北、河南、吉林、辽宁、山东、上海、云南	广东、黑龙江、四川、天津、浙江	北京、福建、广西、湖北、湖南、江苏、重庆	安徽、贵州、江西、山西、陕西
2015	广西、四川、天津	福建、广东、黑龙江、湖南、江苏、江西、辽宁、上海	陕西、浙江、重庆	安徽、北京、贵州、河北、河南、湖北、吉林、山东、山西、云南
2016	安徽、北京、河南、湖北、辽宁、山西、上海	广东、黑龙江、山东、浙江	湖南、吉林、江苏、天津、重庆	福建、广西、贵州、河北、江西、陕西、四川、云南
2017	河北、山西	北京、吉林、山东、上海、天津、重庆	贵州、河南、湖北、湖南、江苏、江西、辽宁、陕西、四川、浙江	安徽、福建、广东、广西、黑龙江、云南
2018	北京、河北、河南、吉林、江西、上海、云南	贵州、湖南、江苏、辽宁、山东、陕西、天津、重庆	安徽、广东、广西、黑龙江、湖北、四川、浙江	福建、山西
2019	安徽、河南、湖南、吉林、山东、山西、云南、浙江	福建、贵州、湖北、江苏、江西、辽宁、陕西、天津、重庆	广东、黑龙江	北京、广西、河北、上海、四川
2020	贵州、黑龙江、湖南、吉林、山西、云南	广东、山东、陕西、天津	安徽、北京、福建、广西、河北、湖北、辽宁、四川	河南、江苏、江西、上海、浙江、重庆
2021	广东、广西、河北、黑龙江、湖南、重庆	福建、江苏、江西、山东、陕西、浙江	贵州、河南、辽宁、四川、天津	安徽、北京、湖北、山西、上海
2022	河南、湖南、辽宁、陕西、上海、天津	福建、重庆	北京、湖北、江西、山东、四川	安徽、广东、贵州、江苏、浙江

如表 5 所示, 中国省域高技术产业 TFP 呈现显著发展不均衡特征。北京、浙江、上海、广东依托独特区位优势、资源禀赋及政策利好, 在多数年份处于中高水平或高水平区间, 发挥着“领头羊”作用。与之形成对比的是黑龙江、吉林、辽宁等东北省份, 其高技术产业生产效率与领先省份差距显著。深入探究其成因, 可能的原因在于技术进步(TC)与配置效率改进(AE)的双重失衡: 一方面, 技术人才外流削弱创新动能, 基础设施建设滞后限制产业升级; 另一方面, 资源配置失衡导致要素错配加剧, 双重因素叠加使得这些地区高技术产业生产效率长期处于较低水平。从动态演进看, 不同省份在各层级间的分布亦存在年度波动, 反映出区域高技术产业发展受政策实施、要素流动、创新投入等多重因素影响。

6. 结论与建议

6.1. 结论

基于随机前沿分析(SFA)框架, 通过构建超越对数生产函数模型, 对中国 24 个省域 2013~2022 年高技术产业 TFP 展开测算与分解, 研究发现: 研究期内高技术产业 TFP 年均增长率达 11.9%, 呈现显著提升态势, 但其增长本质上仍依赖劳动、资本与技术要素的高强度投入驱动, 反映出创新驱动发展战略实施初期的要素协同特征: 技术进步占据主导性, 技术进步对 TFP 增长的贡献率达 65%以上, 构成高技术产业的核心动力源, 验证了“创新是引领发展第一动力”的理论; 要素配置约束, 资源配置效率年均下降, 形成“技术进步加速 - 配置效率拖累”的双重效应, 揭示出高技术产业发展中存在的要素错配结构性矛盾; 自然间断点分级法显示, 省域间 TFP 差异呈现东部创新密集区与中西部追赶区的梯度分布格局, 印证了区域创新能力与要素市场化程度的空间关联。

6.2. 建议

6.2.1. 优化要素配置机制, 推动发展模式转型

针对高技术产业依赖劳动、资本、技术要素投入驱动的现状, 建立要素动态监测与精准配置体系。运用数字化工具识别要素错配节点和堵点, 通过产业政策引导资源向高生产率领域流动。在重点区域开展要素配置效率改革试点, 破解资本沉淀、劳动力技能不匹配等问题, 降低对单纯要素投入的依赖, 加速向效率驱动的增长模式转型。

6.2.2. 强化技术创新体系, 巩固核心增长动力

构建“基础研究 - 技术开发 - 产业应用”全链条创新生态, 加大对人工智能、高端芯片等前沿领域的基础研究投入, 通过税收减免、专项基金等政策激励企业参与关键技术攻关。深化产学研用协同创新, 加快建设国家级创新平台载体, 推动技术成果在高技术产业中的规模化应用, 持续放大技术进步对在经济社会增长中的核心驱动作用。

6.2.3. 深化资源配置改革, 破除效率抑制障碍

推进资源市场化配置改革, 打破区域行政壁垒与行业垄断, 建立全国统一的高技术产业要素市场。完善资源价格形成机制, 通过市场化手段淘汰低效产能的产业。强化区域资源协同机制, 引导东部技术、人才优势与中西部资源、市场优势互补, 缓解资源配置效率失衡问题, 释放技术进步的潜在效能。

6.2.4. 实施区域差异化政策, 促进协调均衡发展

基于区域异质性特征制定分类发展策略。支持东部领先地位建设全球创新高地, 布局未来产业, 对中西部及东北地区, 加大科技转移支付、产业对口支援力度, 建设承接产业转移创新示范区, 引导东部高技术产业梯度转移。搭建跨区域创新协作平台, 推动人才、技术、数据等要素自由流动, 逐步缩小省域高技术产业生产效率差距, 实现区域协调发展。

参考文献

- [1] 管传靖. 高新技术产业竞争的地缘政治化分析[J]. 世界经济与政治, 2024(9): 3-30+160.
- [2] Kumbhakar, S.C. and Knox, L.C.A. (2003) Stochastic Frontier Analysis. Cambridge University Press.
- [3] Battese, G.E. and Coelli, T.J. (1995) A Model for Technical Inefficiency Effects in a Stochastic Frontier Production Function for Panel Data. *Empirical Economics*, **20**, 325-332. <https://doi.org/10.1007/bf01205442>
- [4] 李双杰, 范超. 随机前沿分析与数据包络分析方法的评析与比较[J]. 统计与决策, 2009(7): 25-28.
- [5] 钱前, 金泽虎. 要素市场扭曲与对外贸易效率——基于随机前沿模型的实证考察[J]. 统计与决策, 2025, 41(3): 129-134.
- [6] 李学惠, 陈秧分, 陈珏颖, 等. 中国与阿拉伯国家联盟的农产品贸易效率及潜力研究——基于随机前沿引力模型的分析[J]. 中国农业资源与区划, 1-16.
- [7] 陈彦, 杨春. 探究规模化对畜牧业技术效率的影响——基于随机前沿模型[J]. 中国畜牧杂志, 2024, 60(11): 382-388.
- [8] 任维哲, 王艳格. 陕西工业 TFP 的变动特征与行业差异的实证分析——基于面板数据修正和 DEA-Malmquist 指数法[J]. 西安财经学院学报, 2016, 29(2): 76-80.
- [9] 苏日古嘎, 马占新. 基于 DEA-Malmquist 指数的经济全要素生产率增长及其区域优势分析[J]. 内蒙古大学学报(自然科学版), 2023, 54(1): 24-34.
- [10] 马骥. “一带一路”沿线国家环境全要素生产率动态评价及绿色发展的国别差异——基于 DEA-Malmquist 指数的实证研究[J]. 河南大学学报(社会科学版), 2019, 59(2): 17-25.
- [11] 叶萌, 祝合良, 孙鹏. 我国批发和零售企业全要素生产率增长的时序变化和个体差异——基于 DEA-Malmquist 指数法的实证分析[J]. 中国流通经济, 2017, 31(11): 112-121.
- [12] 魏洁云, 郎春娇, 樊婷, 等. 房地产开发企业全要素生产率研究——基于 DEA-Malmquist[J]. 资源开发与市场, 2016, 32(12): 1445-1449.
- [13] 曾燕萍, 康玮. 中国文化服务业企业全要素生产率变动及其影响因素研究——基于 DEA-Malmquist 指数法的分析[J]. 上海经济研究, 2019, 31(5): 63-72.
- [14] 王志刚, 龚六堂, 陈玉宇. 地区间生产效率与全要素生产率增长率分解(1978-2003) [J]. 中国社会科学, 2006(2): 55-66+206.
- [15] 袁小慧, 孟芊汝, 范金. 中国高技术产业高质量发展: 动力机制与实证检验[J]. 江海学刊, 2020(4): 88-94+254.
- [16] 蒋晟, 贺灿飞, 李志斌. 以加快形成新质生产力推动区域协调发展理论逻辑与实现进路[J]. 兰州大学学报(社会科学版), 2024, 52(2): 5-14.
- [17] 张宝学, 朱琳, 王丙参. 中国省域高技术产业发展能力与效率的动态演进[J]. 统计与决策, 2023, 39(23): 107-111.
- [18] 杜宝贵, 杨帮兴. 科技资源配置何以促进高技术产业 TFP 增长——基于 29 个省域案例的 fsQCA 分析[J]. 科技进步与对策, 2022, 39(23): 65-75.
- [19] 彭有为, 梁雪梅, 尚东星. 基于三阶段 DEA 与 Malmquist 指数分解的中国高技术产业全要素生产率研究[J]. 科技管理研究, 2022, 42(15): 115-122.
- [20] 王晓红, 陈范红. 基于 HM 指数的中国高技术产业创新效率分析[J]. 产业经济研究, 2015(6): 91-98+110.
- [21] 刘霞婷, 李强, 吴超, 等. 中国农业全要素生产率动态分析——基于 SFA 模型和 Log(t)回归方法[J]. 中国农业资源与区划, 2022, 43(1): 50-59.
- [22] 杜传忠, 刘书彤. 数字经济赋能中国制造业全要素生产率的效应测度及路径分析[J]. 经济与管理研究, 2023, 44(9): 43-65.
- [23] 胡亚茹, 陈丹丹. 中国高技术产业的全要素生产率增长率分解——兼对“结构红利假说”再检验[J]. 中国工业经济, 2019(2): 136-154.
- [24] 李若曦, 周小亮. 政府创新引领与中国高技术产业突围[J]. 财经研究, 2022, 48(10): 4-18.
- [25] 罗雨泽, 罗来军, 陈衍泰. 高新技术产业 TFP 由何而定?——基于微观数据的实证分析[J]. 管理世界, 2016(2): 8-18.
- [26] 陈燕儿, 蒋伏心, 白俊红. 中国高技术产业发展的质量检验——基于全要素生产率的视角[J]. 研究与发展管理, 2018, 30(6): 117-127.
- [27] 汪浩瀚, 徐建军, 吕博. 空间视角下要素市场扭曲与高技术产业 TFP 增长——基于电子及通信设备制造业的实

- 证检验[J]. 经济地理, 2019, 39(9): 129-137.
- [28] 向玲凛. 基于 SFA 模型的西部地区 TFP 增长率测算及其效率分解[J]. 统计与决策, 2017(3): 152-155.
- [29] Kumbhakar, S.C. and Lovell, C.A.K. (2000). *Stochastic Frontier Analysis*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/cbo9781139174411>
- [30] Leibenstein, H. (1966) Allocative efficiency vs. 'X-Efficiency'. *American Economic Review*, **56**, 392-415.
- [31] 卢明湘, 石小燕. 中国高技术产业科技成果转化效率和投入产出结构分析[J]. 科技管理研究, 2024, 44(3): 77-84.
- [32] 范宝学, 王文姣. 煤炭企业环保投入、绿色技术创新对财务绩效的协同影响[J]. 重庆社会科学, 2019(6): 70-82.
- [33] 王钰莹, 原长弘, 宋茜. 制造业领军企业关键核心技术创新能力评价指标体系初探[J]. 中国科技论坛, 2024(10): 141-151.
- [34] 聂霞, 刘立新. 人力资本对新质生产力的影响效应及机制分析[J]. 调研世界, 2024(11): 36-45.
- [35] 蔡昉. 生产率、新动能与制造业——中国经济如何提高资源重新配置效率[J]. 中国工业经济, 2021(5): 5-18.
- [36] Hsieh, C. and Klenow, P.J. (2009) Misallocation and Manufacturing TFP in China and India. *Quarterly Journal of Economics*, **124**, 1403-1448. <https://doi.org/10.1162/qjec.2009.124.4.1403>
- [37] 蒋萍, 谷彬. 中国服务业 TFP 增长率分解与效率演进[J]. 数量经济技术经济研究, 2009, 26(8): 44-56.
- [38] 刘沛昱, 王海军. 高技术产业内部结构多样化、专业化与经济增长动力——基于省域高技术产业制造业、高技术产业服务业面板数据的实证分析[J]. 产业经济研究, 2016(6): 46-56.
- [39] 刘涛, 杨梦, 彭荣熙. 东北三省人口流失的结构性与流向特征——基于长时序人口普查数据的区域比较分析[J]. 地理科学, 2024, 44(6): 1016-1025.
- [40] 陆丰刚. 人口流失影响了东北地区经济增长吗?——基于东北地区户籍人口流失测算数据[J]. 人口与发展, 2021, 27(5): 98-110+120.