

基于DEA模型的规模以上 工业企业创新效率评价

王国亚, 王 婷

贵州大学管理学院, 贵州 贵阳

收稿日期: 2024年8月25日; 录用日期: 2024年9月18日; 发布日期: 2024年11月28日

摘 要

企业作为科技创新的三大主体之一, 其技术研发和科技成果转化方面的活动对推动国民经济向高质量发展转型至关重要。工业企业正致力于自主创新, 加大科技创新方面资金投入力度, 但仍存在技术创新成果质量不高与投入冗余等问题。本文利用数据包络分析方法(DEA), 对2013年至2022年全国规模以上工业企业的科技成果转化效率进行分析, 结果发现不同时间段的科技成果转化效率差异较大, 资源配置相对不合理。技术研发阶段受技术效率和规模效率的双重影响, 成果转化阶段主要受规模效率的影响, 大大降低了全国科技成果转化的总体效果。文章结尾根据研究成果提出了相应的对策建议。

关键词

工业企业, 科技成果转化, 数据包络分析方法

Evaluation of Innovation Efficiency of Industrial Enterprises above Large Scale Based on DEA Model

Guoya Wang, Ting Wang

School of Management, Guizhou University, Guiyang Guizhou

Received: Aug. 25th, 2024; accepted: Sep. 18th, 2024; published: Nov. 28th, 2024

Abstract

As one of the three major entities in technological innovation, enterprises' activities in technology research and development and the transformation of scientific and technological achievements are

crucial for promoting the transformation of the national economy towards high-quality development. Industrial enterprises are committed to independent innovation and increasing investment in technological innovation, but there are still problems such as low quality of technological innovation achievements and redundant investment. This article uses the Data Envelopment Analysis (DEA) method to analyze the efficiency of scientific and technological achievements transformation of industrial enterprises above designated size in China from 2013 to 2022. The results show that there are significant differences in the efficiency of scientific and technological achievements transformation in different time periods, and the allocation of resources is relatively unreasonable. The technology research and development stage is influenced by both technical efficiency and scale efficiency, while the achievement transformation stage is mainly influenced by scale efficiency, greatly reducing the overall effectiveness of national scientific and technological achievement transformation. At the end of the article, corresponding countermeasures and suggestions were proposed based on the research results.

Keywords

Industrial Enterprises, Transformation of Scientific and Technological Achievements, Data Envelopment Analysis Method

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

工业是国民经济的重要组成部分, 研究其发展趋势不仅可以为优化发展政策提供现实依据, 也能为企业创新发展提供借鉴。新中国成立 70 年来, 我国工业化水平实现了从工业化初期到工业化后期的历史性飞跃, 从落后的农业国转变为世界性工业大国, 已迈入新型工业化发展阶段, 开始构建以新发展理念为核心的高质量经济发展模式。据工信部数据显示, 2022 年我国工业增加值占 GDP 的比重达到了 33.2%, 凸显了工业在国民经济中的主导地位[1]; 制造业增加值占全球比重约 30%, 连续 14 年位居全球首位[2]。

工业技术创新能力在一定程度上体现了一个国家的经济增长能力。自邓小平南巡以来, 中国工业产业经历了深刻的转型升级, 推出了一系列政策来引导技术创新, 因此我国工业技术创新能力得到显著提升, 从早期单一的技术引进发展到鼓励企业自主研发, 再到加强正向设计能力, 形成了具有中国特色的技术赶超路径。据工信部数据显示, 在 2010 年以后, 工业企业在研发经费和人才方面的投入呈现稳步增长的态势。与 2011 年相比, 2020 年的研发经费投入增长了 6.14 倍, 年均增长率达到了 22.3%; 同时, 研发人员的全时当量也增长了 3.79 倍, 年均增长率为 16.0%, 2020 年, 规模以上工业企业在推动国内生产总值增长方面发挥了关键作用, 其贡献率超过三成。这些企业已成为支撑国民经济稳定发展的中坚力量。

因此对全国范围内规模以上工业企业的科技成果转化效率进行分析, 能够揭示不同时期科技资源配置的效率, 并评估科技成果转化效果对国民经济的贡献是否与资源投入规模相符, 有助于企业更精准地调整资源投入策略, 优化资源配置, 提高经济效益和科技成果转化效率, 并在推动经济增长中发挥更关键的作用。

2. 文献综述

科技创新作为衡量一个国家综合实力的重要标志, 其成果转化带来的效益对世界格局产生重大影响[3]。当前学者从三个方面对科技创新效率进行了大量研究。一是在研究方法层面, 现有研究通常采用 DEA

(数据包络分析)、SFA 随机前沿分析方法, 以及在此方法基础上衍生出三阶段 DEA [4]、SSBM-DEA [5] 等方法。二是在研究对象上, 学者们主要针对企业和高校展开研究。例如, 王文寅[6]等使用两阶段网络 DEA 模型对 31 省规模以上工业企业进行测算, 发现存在投入不足和资源浪费现象, 企业研发效率直接影响国家研发活动的水平 and 质量。张珺涵等[7]发现科技成果转化效率对企业技术创新效率提升有显著正向影响, 但企业规模对技术创新效率提升并不存在正向线性影响, 可能存在负向影响。陈关聚等[8]发现各地区工业企业在科技成果转化的效率上表现出显著差异, 其中东部沿海地区的工业企业由于经济较为发达, 其科技成果转化效率相对较高, 相比之下, 经济欠发达地区的工业企业在这一方面的效率则相对较低。高远[9]等发现国有企业在工业企业中占主导地位, 推进国有企业改革, 加强现代企业制度建设, 是提升技术创新效率的关键。高峻[10]利用 2010 年~2018 年长江经济带的 11 个省、市的工业行业绿色技术创新投入产出数据, 基于 SBM-DEA 模型测算得出工业绿色技术创新效率, 并从省域效率和区域效率两方面研判。解茹玉[11]等基于数据包络分析(DEA)两阶段模型测算我国 31 个省高校科技成果转化效率, 发现我国高校科技成果转化效率均未达到 DEA 有效, 但都处于中等水平。三是在影响因素上, 科技创新效率的影响因素主要涉及环境、人才、政策等方面。陈池[12]以 2005 到 2020 年的中国规模以上工业企业经营数据为基础, 采用三阶段 DEA 模型就其研发投入与产出情况进行了实证分析, 结果表明环境因素和随机误差对工业企业的技术创新绩效有影响。翟丹妮等[13]以华东地区的 7 个省市 2012~2017 年的面板数据为例, 利用超效率 DEA 模型计算了各地区的工业生态效率, 并根据效率得分和 Malmquist 指数分别对各省份的工业生态环境效率进行静态和动态分析。米莹[14]等将包含非期望产出的方向距离函数模型与 DEA 窗口分析法相结合, 测度分析了 2003~2019 年中国东部沿海地区工业碳排放效率的时空演化特征及其影响因素。杨潇[15]等运用数据包络分析方法对云南省内各州市规模以上工业企业的科技成果转化效率进行了深入研究, 揭示了云南省不同地区在科技成果转化效率上存在显著的区域性差异。卞秀坤[16]等基于 DEA-Malmquist 模型, 选取 78 家国防工业上市公司 2013 年至 2017 年的数据进行测算, 发现国防科技成果转化过程中规模效率和技术进步存在问题, 并从配套政策支撑、优化权益配置、完善市场机制等方面提出相关的对策建议。

通过文献梳理发现, 现有科技成果转化效率的研究多聚焦于高校和企业的整体层面, 在评估科技成果转化效率时, 未能充分区分技术研发和成果转化两个阶段的特点, 这导致分析结果无法全面反映当前工业企业科技成果转化的实际效率。因此本文基于全国规模以上工业企业 2013 年至 2022 年的各项研发投入和产出数据, 对企业的科技成果转化效率进行了系统测算和分析, 并分别对其技术研发阶段、成果转化阶段的转化效率进行了对比。

3. 评价模型与指标选取

3.1. DEA 模型

数据包络分析(DEA)是基于著名运筹学家 A. CHARNES 和 W.W. COOPER 等根据相对效率概念提出的一种非参数效率评价方法, 这种方法以其客观性、无需考虑度量单位、明确的经济含义和决策支持功能而受到推崇。通过计算每个 DMU 的综合效率来对各 DMU 进行定级排序, 识别出位于生产可能集前沿的生产高效单元, 并对效率低下的单元进行原因分析。

DEA 模型根据决策单元的规模报酬特性分为两种类型: CCR 模型适用于规模报酬不变的场景, 专注于衡量技术效率; 而 BCC 模型适用于规模报酬可变的情况, 可以同时评估规模效益和技术效益[17]。鉴于现实市场环境中的不平等竞争条件可能导致某些 DMU 无法以最优规模运作, 本文选择了 BCC 模型来进行分析, 以便更准确地反映实际运营中的效率。

令 X_{ij} 表示第 j 个年度第 i 项的投入金额, Y_{ij} 表示第 j 个年度第 i 项效益的产出值。那么第 j_0 年度的效率评价模型为:

$$\min \theta s.t. \begin{cases} \sum_{j=1}^n X_{ij} \lambda_j + s^- = \theta X_0 \\ \sum_{j=1}^n Y_{ij} \lambda_j - s^+ = Y_0 \\ \sum_{j=1}^n \lambda_j = 1, \lambda_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, n \\ s^- \geq 0; s^+ \geq 0 \end{cases}$$

在 DEA 方法中, 参数 θ 代表决策单元(DMU)的效率评分。当 θ 等于 1, 并且 S^+ (过剩投入)和 S^- (不足产出)都为 0 时, 该 DMU 被认为是 DEA 有效的, 表明其资源配置和生产效率在比较中是最优的。如果 θ 等于 1, 但 S^+ 不为 0 或 S^- 不为 0, 该 DMU 则是 DEA 弱有效的, 意味着存在资源配置过剩或产出潜力未充分发挥的问题。而当 θ 小于 1 时, 表明 DMU 是 DEA 无效的, 这意味着需要提高技术效率和优化规模结构[18]。

3.2. 评价指标选取

在本研究中, 我们专注于分析工业企业的科技成果转化效率, 关注三个核心投入变量: R&D 人员全时当量、R&D 经费以及新产品开发经费。R&D 人员全时当量表示企业的研发团队规模大小, 是衡量企业研发实力的关键指标。R&D 经费体现了企业对技术革新的资金投入, 反映了企业对技术创新的重视程度。新产品开发经费则进一步揭示了企业在技术创新方面的投资力度, 体现了其持续创新与技术突破的决心。在确保研究结果准确性和有效性的前提下, 本研究采纳了杨潇[15]所提出的投入产出指标体系对规模以上工业企业的总体静态效率进行分析, 并对其进行适当调整用作技术研发阶段和成果转化阶段的效率分析。制定的评价指标体系如表 1 所示。

Table 1. Evaluation index system for efficiency of technological achievement transformation
表 1. 科技成果转化效率评价指标体系

一级指标	二级指标	单位
投入指标	R&D 全时人员当量	人/年
	R&D 经费	元
	新产品开发经费	元
	专利申请数	项
	有效发明专利数	项
产出指标	新产品项目数	项
	工业总产值	元
	主营业务收入	元
	新产品销售收入	元

考虑到科技论文和科技著作在企业经济效益转化中的商业价值难以评估, 因此本研究在技术研发阶段的技术投入指标聚焦于 R&D 人员全时当量、R&D 经费以及新产品开发经费。技术产出指标聚焦于专利申请数、有效发明专利数以及新产品项目数。

鉴于技术研发阶段的产出在成果转化阶段同样具有重要性，本研究将专利申请数、有效发明专利数和新产品项目数纳入成果转化阶段的投入指标，以便更全面地评估技术创新的连续性。在衡量科技成果转化的效益时，本研究以经济收益为核心，选取了工业总产值、主营业务收入和新产品销售收入作为产出指标，以量化企业技术创新的经济效益。

通过这种综合评估方法，本研究旨在深入了解工业企业在科技转化过程中的效率，并为企业技术创新管理和政策制定提供数据支持和决策参考。

3.3. 基本概念

综合效率是衡量决策单元的资源配置能力、资源使用效率等多方面能力的评价标准，考察决策单元是否发挥最大的经济和社会效益：纯技术效率是指不考虑生产规模，只考虑受技术和管理等因素影响的生产效率；规模效率指在规模报酬不变或可变的情形下，受生产规模影响的生产效率。

4. 实证分析

本文选取了 2013 年至 2022 年全国规模以上工业企业的投入产出数据，利用 DEA 软件对科技转化效率进行测算。相关数据来自于《工业企业科技活动统计年鉴》和《中国工业统计年鉴》。

4.1. 总体阶段静态效率

结合图 1 和表 2 可以看出，2013 年至 2022 年中国规模以上工业企业的科技成果转化总体达到了 DEA 有效，除 2018 年为弱有效，2019 年和 2020 年为非 DEA 有效外，其余年份均为强有效，说明全国规模以上工业企业技术管理水平较高但仍有欠缺。从表 3 可以看出，2019 年的专利申请数松弛变量 S^- 为 54,254.614，说明专利申请数存在投入量冗余现象；从表 4 可以看出新产品项目数和主营业务收入松弛标量 S^+ 为 9488.109 和 1,104,895,900,000，存在产出不足的现象，需要提高新产品项目数和主营业务收入。同理可知 2020 年的专利申请数和有效专利数存在投入冗余现象，新产品项目数、工业总产值和主营业务收入存在产出不足的现象。分析后发现 2019 年和 2020 年投入过多却未得到期望的产出，导致科技转化率过低。为探索具体原因，下文将科技转化效率分为技术研发和成果转化两个阶段进行细致分析。

Table 2. Overall stage static efficiency analysis
表 2. 总体阶段静态效率分析

项	技术效益 TE	规模效益 SE (k)	综合效益 OE (θ)	松弛变量 S^-	松弛变量 S^+	有效性
2013	1.000	1.000	1.000	0.000	0.000	DEA 强有效
2014	1.000	1.000	1.000	0.000	0.000	DEA 强有效
2015	1.000	1.000	1.000	0.000	0.000	DEA 强有效
2016	1.000	1.000	1.000	0.000	0.000	DEA 强有效
2017	1.000	1.000	1.000	0.000	0.000	DEA 强有效
2018	1.000	1.000	1.000	0.000	0.000	DEA 弱有效
2019	0.983	0.962	0.945	54,254.614	1,104,895,909,488	非 DEA 有效
2020	0.975	1.000	0.975	57,978.299	15,274,752,653,183	非 DEA 有效
2021	1.000	1.000	1.000	0.000	0.000	DEA 强有效
2022	1.000	1.000	1.000	0.000	0.000	DEA 强有效

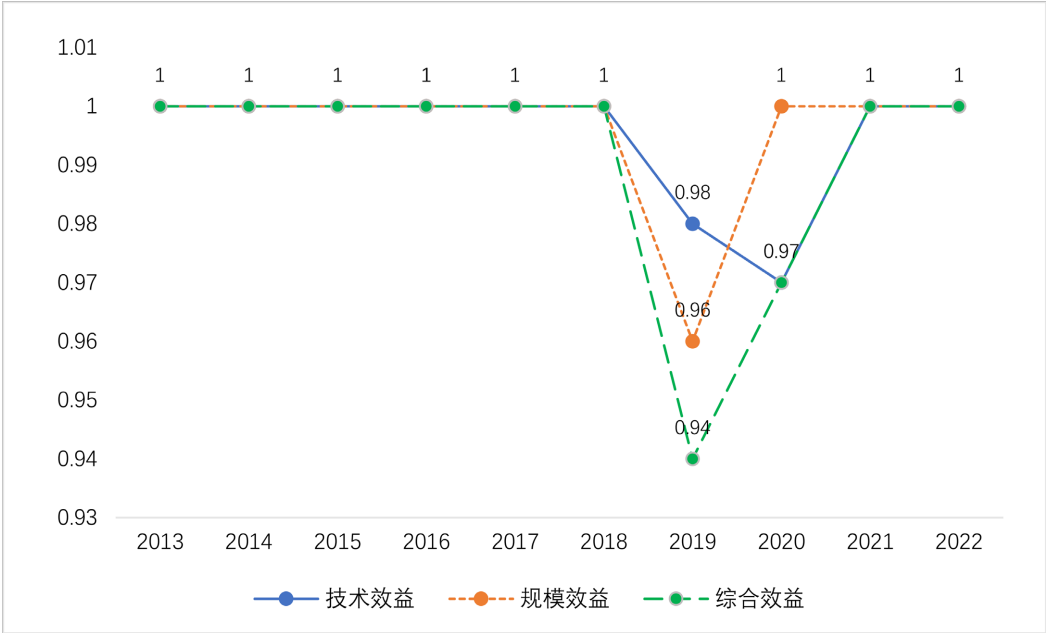


Figure 1. Overall stage static effectiveness analysis
图 1. 总体阶段静态有效性分析

Table 3. Analysis of input redundancy
表 3. 投入冗余分析

项	松弛变量 S 分析						投入冗余率				
	rd 人员全时当量	rd 经费	开发新产品经费	专利申请数	有效专利数	汇总	rd 人员全时当量	rd 经费	开发新产品经费	专利申请数	有效专利数
2013	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
2014	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
2015	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
2016	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
2017	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
2018	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
2019	0.000	0.000	0.000	54,254.614	0.000	54,254.614	0.000	0.000	0.000	0.086	0.000
2020	0.000	0.000	0.000	17,942.916	40,035.383	57,978.299	0.000	0.000	0.000	0.028	0.070
2021	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
2022	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

4.2. 技术研发阶段效率

技术研发阶段 2013 年至 2022 年效率值如表 5 所示。由表 5 可知 2013 年至 2017 年五年内只有 2014 年为 DEA 强有效，其余年份均为非 DEA 有效。剩下五年，2019 年至 2021 年连续三年为非 DEA 有效，2018 年和 2022 年为 DEA 强有效。十年间综合效率处于先升后降再升再降的起伏中，落差较大，最低点综合效率值为 0.87；而技术效率和规模效率相差不大，最低点效率值分别为 0.92 和 0.94，但从图 2 可以看出，这十年间的技术效率值和规模效率值存在往复交替的现象，2015 年、2016 年、2021 年规模效率

Table 4. Analysis of insufficient output
表 4. 产出不足分析

项	松弛变量 S+分析					产出不足率			
	新产品项目数	工业总产值	主营业务收入	新产品销售收入	汇总	新产品项目数	工业总产值	主营业务收入	新产品销售收入
2013	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
2014	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
2015	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
2016	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
2017	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
2018	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
2019	9488.109	0.000	1,104,895,900,000	0.000	1,104,895,909,488	0.025	0.000	0.010	0.000
2020	53,183.307	5,873,618,100,000	9,401,134,500,000	0.000	15,274,752,653,183	0.163	0.053	0.085	0.000
2021	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
2022	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

Table 5. Efficiency analysis of technology research and development stage
表 5. 技术研发阶段效率分析

项	技术效益 TE	规模效益 SE (k)	综合效益 OE (θ)	松弛变量 S ⁻	松弛变量 S ⁺	有效性
2013	1.000	0.939	0.939	32,598.416	20,876.466	非 DEA 有效
2014	1.000	1.000	1.000	0.000	0.000	DEA 强有效
2015	0.924	0.939	0.868	559,076,140.743	16,349.233	非 DEA 有效
2016	0.965	0.979	0.944	195,254.940	104,195.170	非 DEA 有效
2017	0.999	0.984	0.983	315,937.160	133,022.310	非 DEA 有效
2018	1.000	1.000	1.000	0.000	0.000	DEA 强有效
2019	0.976	0.970	0.947	350,413.120	129,484.630	非 DEA 有效
2020	0.983	0.957	0.940	2,518,168,986.470	76,631.615	非 DEA 有效
2021	0.952	0.980	0.932	15,797,791,343.210	27,560.385	非 DEA 有效
2022	1.000	1.000	1.000	0.000	0.000	DEA 强有效

高于技术效率，说明这三个年份受技术效率影响较大；而在 2017 年、2019 年、2020 年技术效率高于规模效率，说明这三个年份受规模效率影响较大。

从数据来看，2015 年、2016 年的技术效率小于 1，由于技术效率受技术因素的影响，说明这些年份全国规模以上工业企业技术研发阶段的技术效率并不高、技术研发能力弱，根据松弛变量 S⁻分析其原因为研发经费、新产品开发经费投入冗余却未能有效提升技术研发水平。结合松弛变量 S⁺可以验证，技术研发阶段有效专利数、专利申请数和新产品项目数的产出指标并未达标，需要增加这些产出才能达到 DEA 有效。究其原因还是这些年份我国依赖于花高价进行技术引进而忽视了技术的自主创新，研发人员的自主创新意识、专业知识不够强。

从图 2 来看，2015 年的技术效率、规模效率、综合效率均为十年间的最低点，说明 2015 年无论是技

术投入还是资源配置都是不合理的, 根据该年松弛变量 R&D 经费和 R&D 全时人员当量均为正, 说明造成技术效率低的原因是研发阶段的人力物力投入冗余, 需转换思路注重技术的自主创新。2019 年、2020 年、2021 年的规模报酬系数小于 1, 为规模报酬递增, 说明这些年份规模过小应该扩大规模增加效益。

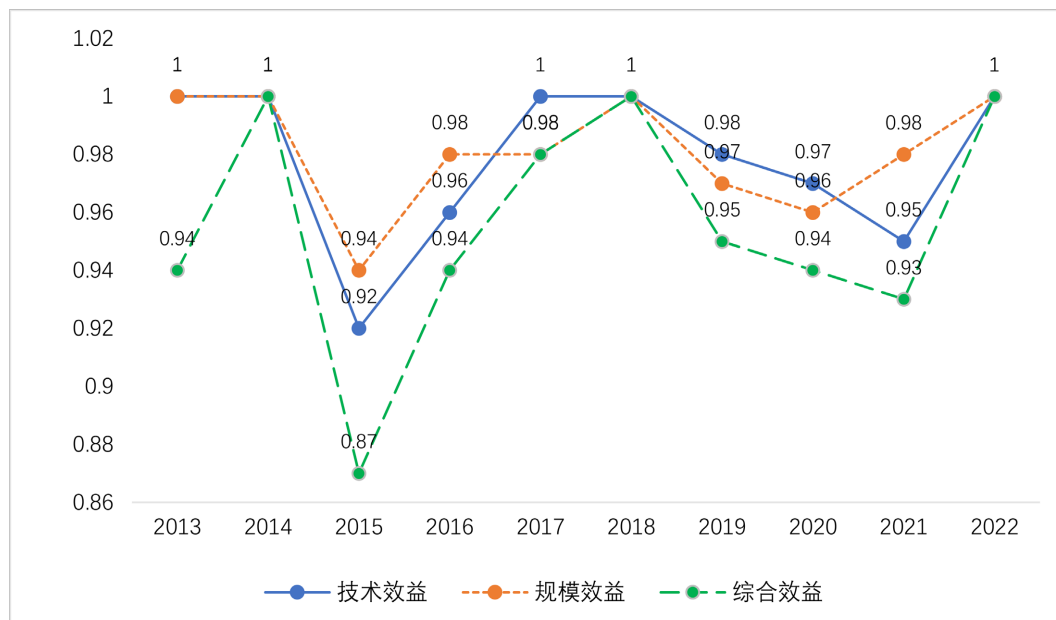


Figure 2. Effectiveness analysis of technology development stage

图 2. 技术研发阶段有效性分析

结合之前的数据分析, 中国规模以上工业企业技术研发阶段科技成果转化综合效率受技术效率和规模效率双重影响, 2013 年至 2017 年主要受技术效率影响, 而在 2018 年至 2022 年主要受规模效率的影响, 说明 2018 年以来规模以上工业企业存在资源配置不合理、管理效率低、规模不经济等问题, 相关政府部门以及企业需要加强管理和员工培训、重新评估和优化资源配置, 深入市场以更好地理解客户需求进行针对性的技术研发, 同时在保证规模效率的情况下也要关注技术效率, 尽可能使综合效率达到 DEA 有效。

4.3. 成果转化阶段效率

成果转化阶段 2013 年至 2022 年的效率值及排名如表 6 所示。由表 6 可知, 2013 年为 DEA 弱有效, 2015、2016 年、2020 年、2021 为 DEA 强有效, 剩下的年份均为非 DEA 有效, DEA 有效占比 50%。从图 3 来看十年间综合效率、技术效率和规模效率均处于先降后升再降再升的起伏中, 落差较大, 最低点效率值分别为 0.88、0.90 和 0.91, 从总体来看技术效率高于综合效率, 只有 2014 年和 2017 年低于综合效率, 说明在成果转化阶段主要受到规模效率的影响。

从数据来看 2017 年至 2019 年连续三年为非 DEA 有效, 综合效率小于 1, 结合投入指标的松弛变量 S^- 来看, 这三年的专利申请数投入过多, 结合技术研发阶段的数据分析得 2017 年之后全国规模以上工业企业更加注重自主创新意识与能力, 不再依赖于技术引进, 但是其科研成果并不能很好的转化为经济效益, 造成了投入冗余。

从图 3 来看, 2014 年为科技成果转化阶段技术效率、综合效率的最低点, 说明 2014 年科技成果转化阶段将技术转化为经济效益的能力较弱、投入要素的配置水平较低。2017 至 2019 年规模效率小于 1 且

规模报酬有递减趋势, 说明投入冗余, 投入产出结构不合理, 配置资源有欠缺, 虽然 2016 年为 DEA 强有效, 但其规模报酬递减说明其资源配置不合理。2020 年规模报酬呈现递增趋势, 说明投入不够, 需要增加投入, 使规模报酬持续增加。

结合之前分析, 成果转化阶段的转化效率在 2014 年之前主要受到技术效率的影响, 在这之后主要受到规模效率的影响, 特别是 2017 年至 2019 年在规模上的投入过多却未能达到理想的收益, 说明存在生产流程不合理, 市场定位不准确、市场需求发生重大变化等问题, 相关政府部门和企业应及时更新或升级生产设备, 改进生产流程和供应链管理, 准确获取市场需求后再扩大生产规模, 同时优化生产效率, 以此来降低生产成本, 提高收益。

Table 6. Efficiency analysis of achievement transformation stage
表 6. 成果转化阶段效率分析

项	技术效益 TE	规模效益 SE (k)	综合效益 OE (θ)	松弛变量 S^-	松弛变量 S^+	有效性
2013	1.000	1.000	1.000	0.000	0.017	DEA 弱有效
2014	0.901	0.973	0.877	1810.088	4,043,371,200,000.000	非 DEA 有效
2015	1.000	1.000	1.000	0.000	0.000	DEA 强有效
2016	1.000	1.000	1.000	0.000	0.000	DEA 强有效
2017	0.942	0.955	0.900	3853.181	2,304,422,100,000.000	非 DEA 有效
2018	1.000	0.906	0.906	9815.444	1,775,838,700,000.018	非 DEA 有效
2019	0.988	0.918	0.907	5272.953	1,142,745,500,000.000	非 DEA 有效
2020	1.000	1.000	1.000	0.000	0.000	DEA 强有效
2021	1.000	1.000	1.000	0.000	0.000	DEA 强有效
2022	1.000	0.923	0.923	71,194.383	2,496,011,500,000.031	非 DEA 有效

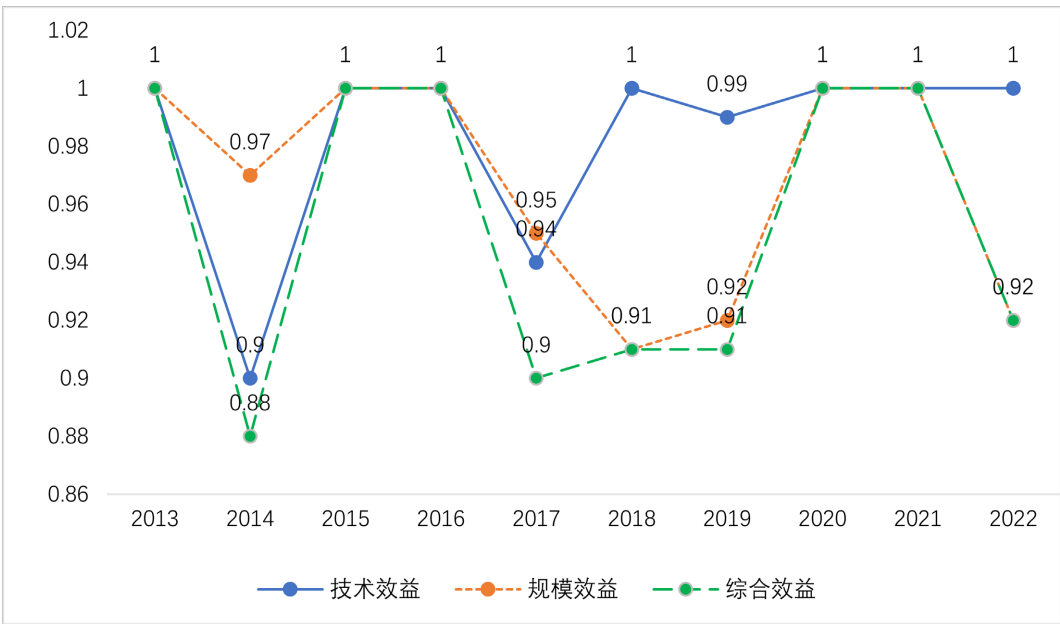


Figure 3. Effectiveness analysis of achievement transformation stage
图 3. 成果转化阶段有效性分析

5. 结论和启示

在对规模以上工业企业的科技成果转化效率进行深入分析后, 我们发现不同时间段存在显著的效率差异, 且资源配置的合理性有待提高。特别是在科技成果转化阶段, 综合效率较低, 在很大程度上限制了科技成果转化为实际生产力的潜力。针对这些问题, 我们提出以下建议:

(1) 由分析知, 技术进步是提高科技转化效率的核心要素, 加快构建面向南亚和东南亚地区的科技创新平台, 提升自主创新的能力和意识; 通过聚焦问题、需求和效果, 创新合作机制和模式, 拓展国际科技合作的广度和深度, 以促进全域科技成果的广泛转移和转化, 从而为企业注入新的创新动力; 强化政策扶持和产学研合作力度来提高科技转化效率, 在保证研发成果质量和数量的同时, 通过成本管理和研发绩效的提升, 优化研发流程。

(2) 政府在促进科技创新和成果转化方面扮演着至关重要的角色。首先, 政府需要在政策和法规层面进行优化, 以构建一个有利于创新的软环境, 确保在促进企业、高校和科研机构之间的合作时, 各方的利益能得到妥善保护和平衡; 政府应积极采取措施, 推动这些关键创新主体之间的合作, 通过优势互补来实现共同发展。这种合作不仅能够促进知识的交流和技术的转移, 还能够加速创新成果的商业化进程; 同时, 政府还应鼓励和支持企业加强自身的人才队伍建设。通过提供培训和发展机会, 企业可以培养一支具有创新能力和专业技能的人才队伍, 这对于企业的长期发展和竞争力至关重要。

(3) 人才是国家科技进步和经济发展的基石, 强化人才队伍建设是实现科技成果转化、推动经济升级的关键。建立积极向上、支持创新的科研环境以及全面的人才引进和培养体系, 鼓励企业增加对研发阶段和技术人员的投入, 提升整体的创新能力和竞争力, 以此吸引全球顶尖人才, 为国家的长远发展注入持续的动力。

(4) 解决资金投入不足和资源配置不合理的问题, 提升工业企业的规模报酬效率。建议在扩大固定资产投资的同时, 应同步增加研发经费的投入, 并确保该投入在结构和幅度上与企业的发展需求相匹配; 建立研发资金使用效率的监控体系, 通过定期的审计和评估, 确保研发资金能够被高效利用; 通过优化资源配置和管理流程, 减少不必要的冗余, 提高企业的整体运营效率和市场竞争力。

参考文献

- [1] 光明日报. 工信部: 我国新型工业化步伐显著[EB/OL]. https://www.gov.cn/xinwen/2023-03/02/content_5744063.htm, 2024-07-08.
- [2] 光明日报. 我国制造业增加值占全球比重约 30%, 连续 14 年位居全球首位——制造业强起来步伐持续加快[EB/OL]. https://www.gov.cn/yaowen/liebiao/202402/content_6933130.htm, 2024-07-08.
- [3] 冀鸿, 王钰宁. 国内外科技成果转化研究综述: 政策、模式和效率[J]. 华东科技, 2022(9): 113-115.
- [4] 范震, 姜顺婕. 创新价值链视角下我国“十三五”期间地区工业企业科技创新效率评价研究——基于三阶段 DEA-Malmquist 模型[J]. 统计与管理, 2023, 38(7): 47-57.
- [5] 林青宁, 毛世平. 我国涉农企业科技成果转化效率提升路径研究——基于 SSBM-网络 DEA 与 Light GBM 方法[J]. 农业技术经济, 2022(5): 4-17.
- [6] 王文寅, 刘砚馨. 我国规模以上工业企业研发效率评价研究[J]. 会计之友, 2017(8): 100-103.
- [7] 张珺涵, 罗守贵. 科技成果转化效率及企业规模与技术创新——基于高技术服务企业的实证研究[J]. 软科学, 2018, 32(7): 1-4.
- [8] 陈关聚. 中国工业企业科技成果转化效率研究——基于 2003-2010 年面板数据的随机前沿分析[J]. 云南师范大学学报(哲学社会科学版), 2013, 45(3): 121-128.
- [9] 高远, 刘泉红. 我国工业企业技术创新效率评价研究——基于 31 个省(区、市)面板数据的 DEA-Malmquist 指数模型分析[J]. 工业技术经济, 2023, 42(10): 109-116.
- [10] 高峻崧. 基于 SBM-DEA 模型的长江经济带工业绿色技术创新效率研究[J]. 现代商业, 2022(12): 28-30.

-
- [11] 解茹玉, 刘静. “双一流”背景下我国高校科技成果转化效率研究[J]. 甘肃科学学报, 2023, 35(1): 146-152.
 - [12] 陈池. 基于三阶段 DEA 模型的创新效率实证研究——来自 2005 年到 2020 年全国工业企业的证据[J]. 科学决策, 2022(9): 111-121
 - [13] 翟丹妮, 于尧. 基于超效率 DEA 模型的我国华东各省工业生态效率研究[J]. 物流工程与管理, 2022, 44(3): 145-149
 - [14] 米莹, 蔺雪芹, 王岱, 崔惟佳. 中国东部沿海地区工业碳排放效率时空演化特征及影响因素[J]. 西安理工大学学报, 2022, 38(4): 476-486.
 - [15] 杨潇, 沐倩. 云南省各州市规模以上工业企业科技成果转化效率分析[J]. 科技与创新, 2022(24): 90-94.
 - [16] 卞秀坤, 顾金霞, 朱坤明. 基于 DEA-Malmquist 的国防科技成果转化效率评价研究[J]. 科技传播, 2022, 14(22): 62-65.
 - [17] 魏权龄. 数据包络分析(DEA) [J]. 科学通报, 2000(17): 1793-1808.
 - [18] 朱乔. 数据包络分析(DEA)方法综述与展望[J]. 系统工程理论方法应用, 1994(4): 1-9.