

基于三阶段DEA-Malmquist模型的稀土产业技术创新效率评价

袁建龙

江西理工大学经济管理学院, 江西 赣州

收稿日期: 2025年8月19日; 录用日期: 2025年10月2日; 发布日期: 2025年10月15日

摘要

文章运用三阶段DEA模型与Malmquist生产率指数模型, 从静态和动态两个维度对稀土产业上市公司2017~2023年的技术创新效率进行综合评估, 并划分稀土产业前后端企业进行对比分析。结果发现, 目前稀土产业技术创新效率水平有较大提升空间, 前端与后端企业技术创新效率相差巨大, 其中后端企业的纯技术效率显著低于前端企业, 是制约稀土产业技术创新效率提升的关键因素。技术效率变革和技术进步的共同推动, 使稀土产业上市公司的全要素生产率水平整体呈上升态势; 技术进步层面前端企业优于后端企业, 而技术效率层面后端企业优于前端企业。依据分析结论, 提出完善创新激励政策、促进稀土产业整体协同与优化的相关策略建议。

关键词

稀土产业, 技术创新效率, 三阶段DEA-Malmquist模型

Technological Innovation in Rare Earth Industry Based on Three-Stage DEA-Malmquist Modeling Efficiency Evaluation

Jianlong Yuan

School of Economics and Management, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou Jiangxi

Received: August 19, 2025; accepted: October 2, 2025; published: October 15, 2025

Abstract

The article applies the three-stage DEA model and Malmquist productivity index model to comprehensively assess the technological innovation efficiency of listed companies in the rare earth

文章引用: 袁建龙. 基于三阶段 DEA-Malmquist 模型的稀土产业技术创新效率评价[J]. 社会科学前沿, 2025, 14(10): 157-166. DOI: 10.12677/ass.2025.1410881

industry from 2017~2023 in both static and dynamic dimensions and divides the front-end and back-end enterprises in the rare earth industry for comparative analysis. The results found that the current level of technological innovation efficiency in the rare earth industry has a large room for improvement, and there is a huge difference between the technological innovation efficiency of front-end and back-end enterprises, in which the pure technological efficiency of the back-end enterprises is significantly lower than that of the front-end enterprises, and it is a key factor restricting the improvement of technological innovation efficiency in the rare earth industry. The total factor productivity level of listed companies in rare-earth industry is on the rise as a whole due to the joint promotion of technological efficiency changes and technological progress; the front-end enterprises are better than the back-end enterprises at the level of technological progress, while the back-end enterprises are better than the front-end enterprises at the level of technological efficiency. Based on the conclusions of the analysis, relevant strategies are proposed to improve the innovation incentive policy and promote the synergy and optimization of the rare earth industry as a whole.

Keywords

Rare Earth Industry, Technological Innovation Efficiency, The Three-Stage DEA-Malmquist Model

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

稀土作为我国战略性新兴产业的关键性原材料，对推动我国新质生产力发展起着重要作用。中国依托稀土的资源优势，在稀土原材料的冶炼分离等技术上处在领先地位，但在产业下游的高端技术应用上相对薄弱，缺乏核心竞争力，是稀土产业迈向高质量发展不可忽视的弱点。自 2021 年开始，美西方国家正积极推行稀土供应链及产业链的“去中国化”策略[1]，致力于构建以西方为主导的完整稀土产业体系，这使得我国的稀土产业面临内外部的双重挑战。目前，政府出台了一系列政策和法规来规范稀土产业，鼓励技术创新和环保措施，并且通过提供政府补助，支持稀土企业开发绿色高效的采选冶技术，开发新的稀土应用材料，探索稀土的高端应用场景以及改进环保处理和资源回收技术，以求改变我国稀土产业所面临的创新能力不足，缺乏核心竞争力的困境。因此，我们不禁要问：目前我国稀土产业的技术创新能力如何？政策是否对我国稀土产业起到支持，如何完善？为了解答上述问题，本文以我国稀土产业上市公司为样本，通过实证进行客观分析稀土产业上市公司的技术创新效率，并对稀土产业链上下游进行对比分析，以求揭示稀土产业在技术创新层面的现状，并为相关政策的制定和企业战略调整提供参考依据。这对我国稀土产业的发展具有重要的理论与实践意义。

2. 文献综述

技术创新效率通常是指企业在技术创新过程中，创新投入要素相对于产出能力的有效利用程度，是企业技术创新能力和经济绩效的重要体现。其核心思想是评估技术创新活动的投入与产出之间的效率关系。之后，Afriat [2]在 1972 年首次使用生产前沿模型研究创新效率理论，为后续的创新效率测度提供了重要的理论基础和方法指导。经过数十年的发展，国内外学者对技术创新效率课题进行了大量研究，随机前沿分析(SFA)和数据包络分析(Data Envelopment Analysis, DEA)作为两种主流方法，被广泛运用于该领域的研究之中[3]。鉴于 SFA 模型对于特定函数的设置需求以及较为严格的假定条件，这些因素往往导

致计算过程中易出现误差[4] [5]。相较之下, DEA 模型无需预设投入产出要素的生产模式, 仅基于实际的投入产出要素, 即可客观计算出各指标权重, 从而避免了人为设定参数可能引发的估计偏差。因此, DEA 模型在创新效率测度中的应用领域更为普遍和广泛[6], 已经在企业[7]、教育[8]、金融[9]、数字经济[10]、智能制造[11]、区域[12]、政策[13]等领域和行业有了大量应用。随着研究的深入, 国内外学者们正在不断探索 DEA 衍生模型在创新效率测度上的应用, 如马文斌等[14]使用三阶段 DEA 模型测算了 2016~2020 年中国绿色低碳上市企业的创新效率, 并利用 Tobit 模型考察创新效率的影响因素; Zuo 等[15]使用二阶段 DEA 模型构建指标, 衡量 2008~2018 年中国 30 个省份的矿业技术创新效率; 王东等[16]采用全局超效率 EBM 模型测算了 2006~2022 年中国 30 个省份绿色技术创新效率。在上述对创新效率的研究中, 无法实现跨年份的直接效率对比, 不能客观反映时间维度上的创新效率变化, 对实际反映企业创新情况形成了巨大挑战。

目前, 学者们对稀土产业效率问题的相关研究已经有了较为丰富的成果, 如董娟等[17]运用 SBM-DEA 四阶段模型对 2010~2019 年稀土产业的财政支持效率进行了测度和分析; 高风平等[18]基于三阶段 DEA 模型测算了 2012~2019 年稀土产业前端企业的生产效率; 马富萍等[19]使用 DEA-BCC 模型对 2015~2017 年 32 家稀土产业上市公司的升级效率进行了研究[18]; 罗翔等[20]以 2012~2020 年稀土新材料上市公司为样本, 使用超效率 DEA 模型进行技术创新效率的研究。通过梳理现有文献后发现, 学者们已经对稀土产业的生产、经营、政策等效率问题有了相应研究成果, 但专门针对稀土产业技术创新效率的研究成果尚不充分。同时, 在上述研究中学者们进行了不同年份的效率测度, 但却没有实现客观的动态结果分析, 难以全面反映全要素效率的情况。鉴于此, 经过对现有文献的系统性回顾和分析, 本文采用三阶段 DEA 模型进行技术创新效率评估, 并借助 Malmquist 生产率指数对创新效率进行动态分析。将结果划分为稀土前端和后端两组企业来进行对比分析, 再结合产业发展实际情况对实证结果进行解读, 以求对稀土产业提出有针对性的对策建议。

3. 研究设计

3.1. 研究方法

考虑到稀土是我国重要的战略性矿产资源, 实行生产总量控制管理, 效率的测算会受外界因素影响, 如企业自身及外部政策层面等, 因此本文选用 Fried 等[21]提出的三阶段 DEA 模型来剔除外界环境因素的影响, 以获得更加准确的效率测算。同时, 鉴于 DEA 模型主要展现了某一特定静态时间点的效率状态, 并考虑到近年来稀土产业受到国家层面的高度关注, 仅依靠 DEA 模型而忽略时间序列上的变化可能会失去一定的客观性[22]。为此, 本文引入 Malmquist 生产率指数法进行动态效率比较, 这将有助于对技术创新效率进行更为全面的分析。

3.1.1. 三阶段 DEA 模型

DEA 模型被细化为两种类别: 假设规模报酬可变的 BCC 模型和规模报酬维持不变的 CCR 模型。鉴于稀土企业运营的实际情况, 规模效应对其经营成果具有显著影响, 不应忽视。因此, 本文选择采用 BCC 模型展开研究。

(1) 第一阶段, 选用投入导向的 BCC 模型, 测算稀土产业上市公司的技术创新效率(Technical Efficiency, TE)、纯技术效率(Pure Technical Efficiency, PTE)及规模效率(Scale Efficiency, SE), 并计算出投入松弛变量。对于任意一个决策单元(Decision Making Unit, DMU)的效率值用以下模型来计算:

$$\min \left[\theta - \varepsilon \left(\sum_{i=1}^m S_i^- + \sum_{r=1}^q S_r^+ \right) \right]$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \sum_{j=1}^n \lambda_j X_{ij} + S_i^- = \theta X_{ij}, i \in (1, 2, \dots, m) \\ \sum_{j=1}^n \lambda_j Y_{rj} - S_r^+ = Y_{rj}, r \in (1, 2, \dots, q) \\ \sum_{j=1}^n \lambda_j = 1, j \in (1, 2, \dots, n) \\ \lambda_j, S^-, S^+ \geq 0 \end{cases}$$

式中: θ 为相对效率值; λ_j 表示系数向量; S_i^- 表示投入松弛变量; S_r^+ 为产出松弛变量; X_{ij} 为第 j 个决策单元的第 i 种投入变量, Y_{rj} 为第 j 个决策单元的第 r 种产出变量。当 $\theta=1$, $S_r^+ = S_i^- = 0$ 时, 决策单元表示为 DEA 有效, 投入产出达到了最优; 当 $\theta=1$, S_r^+ 和 S_i^- 不都是 0 时, 决策单元表示为 DEA 弱有效; 其他情况下, 则被视为 DEA 无效。

(2) 第二阶段, 借助 SFA 回归模型, 将环境因素和随机干扰项的影响剔除。将环境变量和投入松弛变量分别设定为解释变量和被解释变量, 构建 SFA 回归模型:

$$S_{ni} = f(Z_n; \beta_n) + V_{ni} + U_{ni}; i = 1, 2, \dots, I; n = 1, 2, \dots, N$$

式中: S_{ni} 表示第 n 个决策单元的第 i 项投入松弛值; Z_n 为环境变量; β_n 为环境变量系数; $V_{ni} + U_{ni}$ 为混合误差项, 其中 V_{ni} 为随机干扰项, U_{ni} 为管理无效率项。

之后对原始投入值进行调整, 剔除外部环境因素和随机因素影响, 具体计算公式参考陈巍巍[23]的方法, 调整公式如下:

$$X_{ni}^A = X_{ni} + \left[\max \left(f(Z_n; \hat{\beta}_n) \right) - f(Z_n; \hat{\beta}_n) \right] + \left[\max(V_{ni}) - V_{ni} \right]; i = 1, 2, \dots, I; n = 1, 2, \dots, N$$

式中: X_{ni}^A 为经调整后的投入值, X_{ni} 为原始投入值。

(3) 第三阶段, 将第二阶段调整后的投入值替换原始投入值, 之后与原始产出值一起重新输入到第一阶段的模型中, 进行效率的再评估, 得到排除了外部环境因素和随机误差影响后的真实效率值。

3.1.2. Malmquist 指数模型

Malmquist 生产率指数模型用于衡量从 t 期到 $t+1$ 期的效率变化, 主要从动态的角度展现效率的信息。依据 Farrell [24] 对 Malmquist 生产率指数模型的定义, 全要素生产率(Total Factor Productivity, TFP)可以分解成技术效率变化指数(Efficiency Change, EC)和技术进步指数(Technical Change, TC), EC 表示在现有技术条件下的资源配置效率, TC 表示技术创新带来的。技术效率变化(EC)进一步细分后可分为纯技术效率变化指数(PTE)和规模效率变化指数(SE), 具体公式如下所示:

$$TFP = TC \times EC = TC \times PTE \times SE$$

Malmquist 指数利用距离函数(D)进行运算, 设 x'_i 和 y'_i 分别表示决策单元 i 在 t 时期的投入和产出指标值。设 (x^t, y^t) 在 t 时期的距离函数为 $D^t(x^t, y^t)$, $t+1$ 时期的距离函数为 $D^{t+1}(x^t, y^t)$, 则 t 到 $t+1$ 时期生产率的变化用 Malmquist 生产率指数表示如下:

$$M(x^t, y^t, x^{t+1}, y^{t+1}) = \frac{D^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D^t(x^t, y^t)} \times \left[\frac{D^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{D^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})} \times \frac{D^t(x^t, y^t)}{D^{t+1}(x^t, y^t)} \right]^{\frac{1}{2}}$$

式中: $\frac{D^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})}{D^t(x^t, y^t)}$ 代表技术效率变化指数(EC), EC 大于 1 代表技术效率提高;

$\frac{D^t(x^{t+1}, y^{t+1})}{D^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})} \times \frac{D^t(x^t, y^t)}{D^{t+1}(x^t, y^t)}$ 代表技术进步指数(TC), TC 大于 1 代表技术水平进步。相应地, 若整体

Malmquist 生产率指数大于 1 则表明全要素生产率(TFP)呈上升趋势, 小于 1 表明 TFP 呈下降趋势, 等于 1 表明 TFP 不变。

3.2. 指标选取

根据大多数学者的指标选择[25], 结合稀土产业相关特性, 选取研发投入、研发人员数量、固定资产净额作为投入指标, 选取专利申请数量、营业收入、营业利润作为产出指标。

在选择环境变量指标时, 这些指标应满足能够对稀土企业的技术创新效率产生影响, 但是, 这些因素不受到样本企业的主观控制。因此, 本文考虑从外部宏观层面和内部企业特征层面来选取指标, 具体指标如下: ① 政府补助(Gov), 政府补贴能够帮助企业获取外部创新资源, 有效促进企业创新[26]。考虑到政府出台了大量政策扶持稀土产业发展, 释放的积极信号能够帮助稀土企业降低创新成本, 提升抵御风险的能力, 所以本文选用报告期内政府补助金额来衡量政府补助对企业技术创新的扶持作用。② 企业年龄(Age), 伴随企业年龄的增加, 企业的资本和市场积累将获得提升, 拥有更强的抵御创新风险的能力, 本文以企业成立年份到报告期的时间长度为准。③ 股权集中度(Oc), 企业高层的决策将直接影响企业创新行为的实施, 股权集中度对企业创新有显著相关性[27], 因此本文选取第一大股东持股比例来反映股权集中度对企业技术创新的影响。3.3. 样本选择与数据来源

根据相关学者[28]对于稀土产业的研究, 稀土上市公司占据着稀土产业主导地位, 能够在一定程度上反映我国稀土产业的整体状况。本文以 2017~2022 年稀土产业上市公司为研究样本, 根据《上市公司行业分类指引》(CSRC)和同花顺数据库内容, 剔除曾经被 ST 和*ST 的企业, 剔除变量存在异常值或者数据获取不到的企业, 初步选出 25 家稀土上市公司; 之后排除主营业务非稀土、不具稀土行业代表性的企业(如江西铜业、包钢股份、中国铝业等), 最终确定 22 家稀土上市公司作为研究样本。根据主营业务对样本企业所属稀土产业阶段进行划分, 主营稀土原料的 6 家上市公司划入前端, 主营稀土新材料和高端应用的 16 家上市公司划入后端。本文专利数据来自 Innojoy 大为专利搜索引擎, 其余数据均来自 CSMAR 数据库和上市公司年报。

4. 实证分析

4.1. 第一阶段 DEA 模型结果分析

运用 DEAP2.1 软件对 2017 至 2023 年 22 家稀土产业上市公司的创新投入产出效率水平进行分析, 根据所划分的稀土产业前后端进行对比。

在不考虑环境因素和随机误差项的情况下, 中国 22 家稀土产业上市公司技术创新效率的平均值为 0.569, 纯技术效率的平均值为 0.742, 规模效率的平均值为 0.773, 表明稀土产业上市公司的创新效率仍有较大的提升空间。处在产业前端的稀土企业的技术创新效率要显著优于后端企业, 在规模效率上前端后端企业相差不大, 而二者在纯技术效率存在显著差距。在考察期内, 稀土前端企业的纯技术效率接近 1, 明显高于后端企业, 表明稀土后端企业纯技术水平过低, 是造成整个稀土产业技术创新效率水平不高的主要原因。

4.2. 第二阶段 SFA 回归模型结果分析

将在第一阶段测算中得到的三个投入松弛变量作为被解释变量, 三个环境变量值作为解释变量, 进行第二阶段 SFA 回归分析, 估算环境变量对各个投入松弛变量的影响, 结果如表 3 所示。

根据 SFA 回归模型结果可知，三个投入松弛变量的 LR 单边检验均达到 1%的显著性水平， γ 趋近于 1，说明模型使用合理，样本企业投入松弛变量受到环境因素的显著影响；各环境变量的回归模型系数基本通过 1%的显著性检验，说明所选的环境变量较为合理。环境变量回归系数的正负性反映了其对投入松弛变量的作用效果，当系数为正时，说明环境因素对投入松弛有正向影响，即环境变量值的提高，会使投入松弛变量值提高，浪费问题就越严重，不利于效率提升，反之则结果相反。从表 1 可以看出：

Table 1. Second-stage SAF regression results
表 1. 第二阶段 SAF 回归结果

变量	研发人员松弛变量	研发投入松弛变量	固定资产净额松弛变量
系数	-686.94***	-34 144.79***	31930.41***
政府补助	0.00***	0.12	1.89***
企业年龄	15.96***	767.54***	-4721.71***
股权集中度	4.66***	254.73***	20.12***
sigma-squared	195 520.15***	419 645 920.00***	61 314 527 000.00***
gamma	0.99***	0.99***	0.99***
log likelihood function	-147.38	-233.12	-286.67
LR test of the one-sided error	15.30***	12.59***	15.13***

注：***、**、*分别表示估计系数 1%、5%和 10%水平下显著。

(1) 政府补助对固定资产净额的松弛变量呈显著正相关，表明政府补助会增加稀土产业技术创新中固定资产投入的冗余。尽管国家出台了诸多扶持政策，支持具有战略意义的前沿技术，但大部分资金投入到了短期见效的应用型技术方向，对新材料和高端应用场景的支持力度不足，可能导致资源错配和创新投入资源的浪费。

(2) 企业年龄与研发人员和研发投入的松弛变量呈现显著正相关，意味着企业年龄越大，在研发人员和研发投入中的资源浪费情况会加剧。这可能是由于随着企业年龄的增加，稀土产业上市公司的资本和市场积累逐步提升，增加了在创新资源上的投入，但其技术创新效率可能因为研发人员多而不精或市场竞争压力减弱等原因而未能得到提升。

(3) 股权集中度对三个投入指标的松弛变量都呈现显著的正向影响，说明随着第一大股东持股比例的提升，企业创新资源的浪费程度将上升，不利于稀土产业上市公司技术创新效率的提升。这可能是由于高股权集中度容易导致管理层缺乏足够的监督和约束，进而导致资源分配不合理和效率低下。由于决策权过于集中，企业可能更倾向于短期利益，而忽视长期的研发和创新投入，导致技术创新动力不足。

4.3. 第三阶段调整后的 DEA 模型结果与分析

使用 DEAP2.1 软件，将第二阶段获取的值代入公式，获得调整后的投入变量，与原始产出变量重新投入到一阶段 DEA 模型中进行效率测算，结果如表 2 所示。

Table 2. Adjusted technological innovation efficiency value of rare earth industry
表 2. 调整后稀土产业技术创新效率值

年份	全部企业			前端			后端		
	TE	PTE	SE	TE	PTE	SE	TE	PTE	SE
2017	0.546	0.752	0.704	0.750	0.877	0.862	0.469	0.706	0.645
2018	0.679	0.876	0.758	0.780	0.999	0.781	0.641	0.830	0.749
2019	0.646	0.903	0.704	0.756	0.966	0.789	0.605	0.880	0.673
2020	0.663	0.846	0.766	0.784	0.986	0.795	0.617	0.794	0.755
2021	0.632	0.864	0.723	0.808	1.000	0.808	0.566	0.812	0.691
2022	0.581	0.833	0.684	0.608	0.809	0.620	0.535	0.779	0.672
2023	0.612	0.798	0.778	0.722	0.943	0.754	0.571	0.743	0.787
均值	0.623	0.839	0.731	0.744	0.940	0.773	0.572	0.792	0.710
变动率	9.42%	13.01%	-5.44%	-0.24%	1.91%	-1.92%	14.86%	18.95%	-6.89%

剔除环境变量与随机干扰后，稀土企业创新效率、纯技术效率及规模效率均发生显著变化，凸显环境因素对技术创新的实质性影响。其中，创新效率均值由 0.569 升至 0.623 (+9.42%)，纯技术效率由 0.742 增至 0.839 (+13.01%)，规模效率则由 0.773 降至 0.731 (−5.44%)。尽管规模效率小幅下降，但纯技术效率的提升推动综合创新效率整体优化，但仍有较大提升空间。

在相同环境条件下，处于不同产业链的稀土企业之间的效率值存在显著差异，前端企业纯技术效率维持高位(0.940, +1.91%)，规模效率微降(0.773, −1.92%)，综合创新效率基本稳定(0.744)；后端企业综合创新效率显著提升(0.572, +14.86%)，主要源于纯技术效率跃升(0.792, +18.95%)，但规模效率降幅较大(0.71, −6.89%)。总体而言，前端企业在三大效率指标上均优于后端企业，或因资源型创新更聚焦生产优化与前端应用，成果转化效率更高且风险较低。

4.4. Malmquist 生产率指数分析

将调整后的投入变量与原始产出变量一起带入 DEAP2.1 软件，使用 DEA-Malmquist 模型进行计算，得到剔除了环境因素和随机干扰后的 Malmquist 生产率指数，相比使用原始投入数据，其结果更加客观准确。对 2017~2023 年 22 家稀土产业上市公司技术创新效率进行动态分析，结果如表 3 所示。

Table 3. Dynamic analysis of technological innovation efficiency of 22 listed companies in rare earth industry, 2017~2023
表 3. 2017~2023 年 22 家稀土产业上市公司技术创新效率动态分析

时间	EC 技术效率变化指数	TC 技术进步指数	TFP 全要素生产率
2017~2018 年	1.301	1.039	1.352
2018~2019 年	0.914	0.652	0.596
2019~2020 年	1.025	1.593	1.633
2020~2021 年	0.977	1.038	1.014
2021~2022 年	0.899	1.226	1.102
2022~2023 年	1.074	0.922	0.99
平均值	1.024	1.04	1.065

结果显示, 2017~2023 年中国 22 家稀土上市公司全要素生产率(TFP)年均增长 6.5%, 技术效率(1.024)与技术进步(1.04)均值均超 1。动态分析显示: 2018~2019 年技术进步骤降至 0.652, 技术效率同步下滑, TFP 跌至 0.596; 2019~2020 年技术进步激增至 1.593, 技术效率 > 1, TFP 达峰值 1.633; 2020~2022 年技术效率持续下降但技术进步加速上升, TFP 仍增长; 2022~2023 年技术效率 > 1 但技术进步 < 1, TFP 略低于 1。

在 2018 至 2019 年国家开始实施稀土行业秩序整顿专项督查, 可以合理猜测政策是导致 2018 至 2020 年技术进步指数异常波动的可能原因, 之后国家推出的促进稀土产业创新和相关政策, 在一定程度上对稀土产业上市公司的技术创新起到了正向影响, 使整体创新效率在波动中逐渐提高, 促进了产业技术前沿面的提高(变现为技术进步指数大于 1)、企业管理和技术水平的提高(表现为技术效率变化指数大于 1)。

4.5. 稀土产业前端与后端上市公司技术创新效率动态分析

将稀土产业链中的 6 家前端上市公司和 16 家后端上市公司的 Malmquist 生产率指数进行分离, 分别对这两类企业的创新效率进行了动态评价和比较, 结果如表 4 所示。

Table 4. Dynamic analysis of technological innovation efficiency of front-end and back-end listed companies in the rare earth industry
表 4. 稀土产业前端与后端上市公司技术创新效率动态分析

时间	技术效率变化指数		技术进步指数		全要素生产率	
	前端	后端	前端	后端	前端	后端
2017~2018 年	1.051	1.410	1.106	1.015	1.162	1.431
2018~2019 年	1.026	0.876	0.716	0.630	0.734	0.552
2019~2020 年	0.973	1.044	1.415	1.666	1.377	1.740
2020~2021 年	1.011	0.964	1.123	1.007	1.137	0.971
2021~2022 年	0.822	0.930	1.218	1.229	1.002	1.143
2022~2023 年	1.014	1.097	0.958	0.908	0.972	0.997
平均值	0.980	1.040	1.066	1.031	1.045	1.072

2017~2023 年, 稀土前端企业全要素生产率(TFP)年均增速 4.5%, 后端企业达 7.2%, 都表现为上升趋势, 综合表现来看, 后端企业增速更快。细分显示: 前端 TFP 增长主要依赖技术进步(均值 > 1), 但技术效率下降(均值 < 1)制约增速; 后端企业技术进步(>1)与技术效率(>1)双提升, 驱动 TFP 增长。横向对比中, 前端企业在技术前沿创新上占优, 但企业管理和技术水平下滑; 后端企业则通过管理优化和技术提升反超, 技术前沿创新虽弱于前端但稳步增长。

对不同时期的效率变化特征进行分析, 2017 至 2018 年, 稀土后端企业的增长趋势超过前端企业。2018~2019 年, 稀土前端与后端企业的创新效率都处于迅速下滑趋势, 后端尤为明显, 全要素生产率指数仅为 0.552; 该时期前端技术效率变化指数大于 1, 全要素生产率的下降主要是技术进步指数引起的, 猜测该时期政策可能对后端企业的影响更大。而在 2019~2020 年, 只有前端企业技术效率变化指数呈下降状态, 其余均大于 1, 该时期后端企业全要素生产率显著提高, 达到 1.74。在 2020~2021 年前端企业所有指标都呈现上升趋势, 而后端企业技术效率变化指数小于 1, 导致全要素生产率也小于 1, 呈下降趋势。2021~2022 年前端和后端企业技术效率变化指数都呈下降趋势, 前端下降更为明显; 技术进步指数则相反, 都呈显著上升趋势, 使全要素生产率都处于上升状态, 但后端企业变现更加优秀。在 2022~2023 年前端与后端企业的技术进步都呈下降趋势, 导致二者的全要素生产率都处于下降状态。

5. 结论与政策建议

5.1. 研究结论

基于 2017~2023 年稀土产业上市公司的公开数据, 采用三阶段 DEA 模型和 Malmquist 生产率指数, 对稀土产业前后端企业的技术创新效率进行了测量和比较, 得出了以下主要结论:

稀土产业上市公司的技术创新效率水平前端企业要明显高于后端企业, 其中纯技术效率上前端企业长期接近效率最优, 要显著高于后端企业, 规模效率上二者水平接近, 前端相对更优。稀土产业技术创新效率水平受政府补助、股权集中度、企业年龄等环境因素的影响, 其中, 政府补助作为企业外部影响因素在减少了企业创新风险的同时, 也造成了资源的浪费, 表明稀土相关政策在推动产业技术创新效率提升方面尚未展现出积极作用。在剔除环境因素影响后, 稀土产业技术创新效率获得明显提升, 主要得益于后端企业纯技术效率的显著提高, 但后端纯技术效率与前端差距依旧明显, 两组企业规模效应都小幅下降; 后端企业受到环境因素的影响程度更大。

动态分析中, 稀土产业的整体技术创新效率呈现上升趋势, 稀土前端企业相比后端企业增速更为缓慢。具体而言稀土前端企业在技术前沿面的探索效率水平在不断上升, 表现得比后端企业更为优秀, 但在企业管理和技术水平上却呈下降趋势; 相反后端企业在两方面都表现为上升趋势, 而同处于上升趋势前端和后端, 后端增速较快。

5.2. 策略建议

根据上述结论, 并结合我国稀土产业技术创新的现状, 提出以下策略建议:

(1) 差异化支持政策: 根据稀土企业在产业链的不同阶段, 实施差异化的税收减免和研发补贴政策。为前端企业在稀土提取和加工技术上的研发提供支持, 同时为后端企业在稀土新材料及其应用方面的技术创新提供重点扶持。

(2) 产业协同发展: 推动稀土产业内的企业建立产业联盟, 促进上下游企业之间的资源共享和技术协作。通过政策和财政手段支持联盟内的技术交流合作, 加强产业链整体的协同效应。

(3) 技术创新激励政策: 设立专门的稀土技术创新基金, 为关键技术研究 and 创新应用提供资金支持。建立技术创新奖励机制, 对技术突破和应用成果给予表彰和奖励, 激发企业和研究机构的创新活力。

(4) 稀土企业需重视创新: 加强技术研发投入, 特别是后端企业应重点关注稀土新材料和新产品的开发, 以满足市场需求和拓展应用领域。重视市场需求和创新应用, 特别是后端企业应探索稀土在新能源、电子信息等高端领域的应用, 通过技术创新开拓更广阔的市场空间。

参考文献

- [1] Building Resilient Supply Chains, Revitalizing American Manufacturing, and Fostering Broad-Based Growth: 100-Day Reviews Under Executive Order 14017[EB/OL]. 2021-06-07. <https://bidenwhitehouse.archives.gov/wp-content/uploads/2021/06/100-day-supply-chain-review-report.pdf>, 2025-05-20.
- [2] Afriat, S.N. (1972) Efficiency Estimation of Production Functions. *International Economic Review*, **13**, Article 568. <https://doi.org/10.2307/2525845>
- [3] 张赤东, 刘文婕, 邱雨荷, 等. 数控机床上市公司技术创新效率评价及国家科技重大专项政策的影响分析——基于三阶段 DEA 模型和 Malmquist 生产率指数[J]. *科学学与科学技术管理*, 2024, 45(1): 47-61.
- [4] Aigner, D., Lovell, C.A.K. and Schmidt, P. (1977) Formulation and Estimation of Stochastic Frontier Production Function Models. *Journal of Econometrics*, **6**, 21-37. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(77\)90052-5](https://doi.org/10.1016/0304-4076(77)90052-5)
- [5] Meeusen, W. and van Den Broeck, J. (1977) Efficiency Estimation from Cobb-Douglas Production Functions with Composed Error. *International Economic Review*, **18**, Article 435. <https://doi.org/10.2307/2525757>

- [6] 付宁宁, 苏屹, 郭秀芳. 基于两阶段超效率 DEA 的智能制造企业创新效率评价[J]. 科技进步与对策, 2024, 41(10): 67-77.
- [7] 刘丹, 黄珺涵, 郑宇婷. 我国物流上市公司技术创新效率影响机制——基于政府补贴和股权集中度的门槛视角[J]. 科技管理研究, 2023, 43(24): 117-127.
- [8] 马浚锋, 马浩鑫. 高校科研创新效率的动态演进、区域差异及其收敛性研究[J]. 苏州大学学报(教育科学版), 2023, 11(4): 99-111.
- [9] 刘殿国, 张又嘉. 金融发展对经济增长要素效率的影响研究[J]. 中国软科学, 2022(S1): 83-97.
- [10] 徐星, 惠宁, 崔若冰, 等. 数字经济驱动制造业高质量发展的影响效应研究——以技术创新效率提升与技术创新地理溢出的双重视角[J]. 经济问题探索, 2023(2): 126-143.
- [11] 张浩, 毛家辉, 汪天宇. 我国智能制造企业技术创新效率提升的主要影响因素——基于三阶段 DEA-Tobit 模型的分析[J]. 科技管理研究, 2023, 43(22): 95-101.
- [12] 王婉, 秦艺根. 四螺旋视角下区域绿色技术创新效率提升路径——基于中国 30 个省份的模糊集定性比较分析[J]. 科技管理研究, 2023, 43(1): 206-214.
- [13] 刘兰剑, 牟兰紫薇. 国外技术管制政策对中国技术创新的影响实证研究[J]. 中国科技论坛, 2023(2): 11-19.
- [14] 马文斌, 朱欢. 绿色低碳企业创新效率测度及影响因素研究——基于三阶段 DEA 与 Tobit 模型[J]. 软科学, 2024, 38(6): 61-66+74.
- [15] Zuo, Z., Guo, H., Li, Y. and Cheng, J. (2022) A Two-Stage DEA Evaluation of Chinese Mining Industry Technological Innovation Efficiency and Eco-Efficiency. *Environmental Impact Assessment Review*, **94**, Article 106762. <https://doi.org/10.1016/j.eiar.2022.106762>
- [16] 王东, 曹建飞. 绿色技术创新效率的区域差异及影响因素[J]. 统计与决策, 2024, 40(12): 168-172.
- [17] 董娟, 郑明贵, 钟昌标. 中国稀土产业发展财政支持效应及其影响因素[J]. 资源科学, 2020, 42(8): 1551-1565.
- [18] 高风平, 徐崧泽, 张璞, 等. 基于稀土上市公司的稀土前端产业生产效率评价研究[J]. 中国矿业, 2022, 31(4): 36-45.
- [19] 马富萍, 李利娇, 杨柳, 等. 中国稀土上市公司升级效率评价研究——基于 DEA 模型的分析[J]. 内蒙古大学学报(哲学社会科学版), 2021, 53(1): 100-105.
- [20] 罗翔, 赖丹. 政府补助对稀土新材料企业技术创新效率的影响——基于杠杆率的门槛效应[J]. 工程管理科技前沿, 2023, 42(4): 81-88.
- [21] Fried, H.O., Lovell, C.A.K., Schmidt, S.S. and Yaisawarng, S. (2002) Accounting for Environmental Effects and Statistical Noise in Data Envelopment Analysis. *Journal of Productivity Analysis*, **17**, 157-174. <https://doi.org/10.1023/a:1013548723393>
- [22] 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.
- [23] 陈巍巍, 张雷, 马铁虎, 等. 关于三阶段 DEA 模型的几点研究[J]. 系统工程, 2014, 32(9): 144-149.
- [24] Farrell, G.H. and Malmquist, G. (1953) Output and Input Orientation in the Production Process. *Econometrica*, **21**, 567-574.
- [25] 王永萍, 茅泷丹, 王琦. 环境保护税法对京津冀上市公司创新的影响研究——基于 DEA-Malmquist 指数分解的分析[J]. 中国软科学, 2021(S1): 339-347.
- [26] 夏清华, 何丹. 政府研发补贴促进企业创新了吗——信号理论视角的解释[J]. 科技进步与对策, 2020, 37(1): 92-101.
- [27] 张玉娟, 汤湘希. 股权结构、高管激励与企业创新——基于不同产权性质 A 股上市公司的数据[J]. 山西财经大学学报, 2018, 40(9): 76-93.
- [28] 徐斌, 彭秋松. 对外投资、财务能力与综合绩效——基于中国稀土上市公司数据的研究[J]. 稀土, 2022, 43(2): 144-158.