

数字化视角下我国科技创新效率研究

——基于三阶段DEA模型

安 静*, 李沛航, 李 晨

南京邮电大学管理学院, 江苏 南京

收稿日期: 2026年1月19日; 录用日期: 2026年1月30日; 发布日期: 2026年2月26日

摘 要

中国的数字化转型对实现“高质量”发展至关重要。技术创新能够催生新兴产业、新型模式和经济增长点,从而推动中国数字化进程。因此,提升中国科技创新效率至关重要。伴随以数据驱动平台和软件解决方案为特征的数字化进程,数字资本在评估区域科技创新中发挥关键作用。本研究采用三阶段DEA (Three-stage Data Envelopment Analysis)方法,将数字资本纳入对中国31个省(直辖市、自治区)2022年创新效率的评估体系。研究发现,规模优化是中国各省(直辖市、自治区)提升创新效率的首要内部因素。环境因素、管理效率及随机干扰同样影响创新效率,可能导致调整前的评估结果被高估。总体而言,这些因素凸显了中国多数省(直辖市、自治区)数字基础设施的稳健性,为数字资本积累奠定坚实基础,进而提升科技创新效率。

关键词

数字化, 数字资本, 科技创新效率, 三阶段DEA

Efficiency of Technological Innovation in China from a Digital Perspective

—Based on Three-Stage DEA Model

Jing An*, Peihang Li, Chen Li

School of Management, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing Jiangsu

Received: January 19, 2026; accepted: January 30, 2026; published: February 26, 2026

Abstract

China's digital transformation is pivotal for achieving “high-quality” development. Technological

*通讯作者。

文章引用: 安静, 李沛航, 李晨. 数字化视角下我国科技创新效率研究[J]. 电子商务评论, 2026, 15(2): 781-791.

DOI: 10.12677/ecl.2026.152217

innovation can catalyze the emergence of new industries, models, and economic drivers, thus to propel China's digital evolution. Therefore, improving the efficiency of China's technological innovation is of utmost importance. Aligned with digital progress, characterized by data-driven platforms and software solutions, digital capital plays a crucial role in assessing regional innovation in science and technology. This study integrates digital capital into the evaluation of innovation efficiency in 31 Chinese provinces (municipalities, autonomous regions) in 2022 using a three-stage Data Envelopment Analysis (DEA) method. The findings argue that scale optimization is the primary internal factor for enhancing innovation efficiency in Chinese provinces (municipalities, autonomous regions). Environmental factors, management inefficiency, and random disturbances also influence innovation efficiency, potentially leading to over-estimations before adjustments. Overall, these factors under-score the robust digital infrastructure in most Chinese provinces (municipalities, autonomous regions), providing a solid foundation for digital capital and enhancing technological innovation efficiency.

Keywords

Digital, Digital Capital, Efficiency of Technology Innovation, Three-Stage DEA

Copyright © 2026 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

中国的数字化建设对追求“高质量”发展至关重要。各省(直辖市、自治区)的数字化建设离不开科技创新的发展,而科技创新是经济持续发展的基石。如何提高科技创新效率与各省(直辖市、自治区)数字化发展有着密切关系。随着国内经济持续增长和对科技创新理念的日益重视,科技创新的资源投入也在不断增加。资源投入的增加是否必然带来科技创新产出的相应增长?科技创新效率将如何变化?数字化环境对科技创新效率有何影响?

基于上述问题,本文以中国 31 个省(直辖市、自治区)作为研究对象(由于数据可得性原因,本文不包含中国港澳台地区的样本数据),调研 2022 年的科技创新效率,通过科研与教育经费、科学与研究机构、专利以及新产品销售利润等多方面影响因素构建效率评估指标体系,通过对外开放程度和经济水平两方面构建环境影响因素,采用三阶段 DEA (three-stage Data Envelopment Analysis)模型、SFA (Stochastic Frontier Approach)随机前沿模型等多投入与多产出的方法展开数据分析,对中国 31 个省(直辖市、自治区)的科技创新效率的投入与产出指标进行定性和定量研究,深入研究并得出影响 31 个省(直辖市、自治区)的科技创新效率的影响因素和结论,并且为中国 31 个省(直辖市、自治区)的科技创新发展提供针对性建议。

2. 材料和方法

2.1. BCC 模型

DEA 的 BCC 模型既可以计算纯技术效率值,也可以计算规模效率值,两者都会对整体技术效率产生不同程度的影响。三者之间的关系为:综合效率值 = 纯技术效率值 × 规模效率值。当纯技术效率和规模效率同时有效时,综合效率才是有效的。纯技术效率可以反映出各个城市间科技创新资源节约和浪费之间的比值、城市的科研能力。规模效率反映了各个省(直辖市、自治区)的科技创新相关产业的规模是否与该地区的政策条款、经济实力和人才状况相适应,还能反映出综合技术效率和纯技术效率二者的协调程度

度如何。

$$\begin{aligned}
 & \text{BCC 模型: } \lambda \geq 0; j = 1, 2, \dots, n; s^+ \geq 0; s^- \geq 0; \theta \in E^1 \\
 & \min \theta \\
 & \text{s.t. } \sum_{j=1}^n x_j \lambda_j + s^- = \theta_{x_0} \\
 & \quad \sum_{j=1}^n y_j \lambda_j - s^+ = y_0 \\
 & \quad \sum_{j=1}^n \lambda_j = 1 \\
 & \quad \lambda_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, n \\
 & \quad s^- \geq 0, s^+ \geq 0
 \end{aligned} \tag{1}$$

式中： θ 为有效值， s^- 、 s^+ 分别表示投入、产出松弛变量。若 $\theta < 1$ ，则DMU为非DEA有效；若 $\theta = 1$ ，且 $e^T s^- + e^T s^+ > 0$ ，则DMU仅为弱DEA有效；若 $\theta > 1$ ，且 $e^T s^- + e^T s^+ = 0$ ，则DMU为DEA有效。

2.2. 随机前沿模型

SFA的表达式如下所示：

$$S_{ni} = f(Z_i; \beta_n) + v_{ni} + \mu_{ni}; i = 1, 2, \dots, I; n = 1, 2, \dots, N \tag{2}$$

其中 S_{ni} 是第*i*个决策单元第*n*项投入的松弛值； Z_i 是环境变量， β_n 是环境变量的系数； $v_{ni} + \mu_{ni}$ 是混合误差项， v_{ni} 表示随机干扰， μ_{ni} 表示管理效率。 $v \sim N(0, \sigma_v^2)$ 是随机误差项，表示的是随机干扰因素对于投入松弛变量的影响； μ 是管理效率，表示管理因素对投入松弛变量的影响，假设 μ 服从零点截断的正态分布，即 $\mu \sim N^+(0, \sigma_\mu^2)$ 。

分离管理效率项的算法如下：

首先，计算出每个决策单元的 $f^n(Z_i; \beta_n)$ ，其计算公式如下：

$$f^n(Z_i; \beta_n) = \beta_0 + \beta_1 \cdot Z_1 + \beta_2 \cdot Z_2 + \dots + \beta_n \cdot Z_i \tag{3}$$

其中， $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ 分别代表SFA估计的系数， Z_1, Z_2, \dots, Z_i 为环境变量。

其次，计算各决策单元的混合误差项 ε_i ($\varepsilon_i = \mu_i + v_i$)，其计算公式如下：

$$\varepsilon_i = S_{ni} - f^n(Z_i; \beta_n) \tag{4}$$

管理效率项 μ ，其分离公式为：

$$E(\mu | \varepsilon) = \sigma_* \left[\frac{\varphi\left(\lambda \frac{\varepsilon}{\sigma}\right)}{\varphi \frac{\lambda \varepsilon}{\sigma}} + \frac{\lambda \varepsilon}{\sigma} \right] \tag{5}$$

其中， $\sigma_* = \frac{\sigma_\mu \sigma_v}{\sigma}$ ， $\sigma = \sqrt{\sigma_\mu^2 + \sigma_v^2}$ ， $\lambda = \sigma_\mu / \sigma_v$ 。

2.3. 数字化视角下的科技创新效率评价体系构建

研究欧洲区域创新效率时，Buesa等将区域创新体系、生产创新体系、创新环境、高校、创新型企业、公共行政机构及国家环境视为创新体系基本构成要素[1]。在关于区域协同创新研究中，Fritsch等考察科研机构、高等院校和企业，将科研人力投入、科研经费支出、各主体间协作合同成交额等作为投入指标，

申请专利数、发表论文数、企业新产品收入等作为产出指标[2]。Yalçın 从数字化视角研究欧盟国家发展和就业率表现时,采用连通性、人力资本、互联网使用、数字技术和数字公共服务共 5 个数字化指标作为投入指标, GDP 增长率和就业率作为产出指标[3]。在 Dong 等的研究中,以研发人员数量和研发成本作为投入指标,主营收入、有效发明专利、实用专利作为产出指标[4]。Kryzhko 等研究俄罗斯联邦各地区创新系统技术效率时,将内部研发开支、教育机构数量、技术创新支出、研发机构数量等作为投入指标,创新产品、工程和服务数量作为产出指标[5]。Xu 等研究中国省级数字经济效率时,将数字基础设施、数字技术和数字人才作为投入指标,数字产业化和产业数字化作为产出指标[6]。Wang 等研究探讨大数据企业技术创新效率时,将研发投入金额、研发人员数量、资本化研发投入作为投入指标,产出专利申请数量和无形资产增长率作为产出指标[7]。Rudskaya 等在研究转型经济中的区域开放式创新系统时,第一阶段将研发内部成本、开展研发组织数量、从事研发人员数量作为投入指标,在俄罗斯颁发专利数量作为产出指标;第二阶段将技术创新成本、在俄罗斯颁发专利数量作为投入指标,创新商品、作品和服务数量作为产出指标[8]。在 2016~2020 年中国高技术产业创新生产效率研究中,He 等考虑 R&D 项目资金、高技术企业数量、这些企业的员工数量和高技术项目数量作为输入变量,输出变量包括来自高技术企业专利、这些企业在中国各省(直辖市、自治区)的净利润及其获得合同数量[9]。在中国 182 家工业企业创新企业研究中,学习能力、研发能力、制造能力、营销能力、资源开发能力及组织能力作为投入指标,市场份额、销售额增长率、出口率、利润增长率、生产率及新产品研发率作为产出指标[10]。Feng 在研究中国工业环境监管效率时,选择经济基础、产业结构、城镇化水平和教育水平作为外部环境影响因素[11]。

由于技术创新的资源投入在产生产出之前需要一个转化周期[12],将 2022 年科技创新产出前 3 年(2019~2021 年)的投入科技创新投入数据的平均值作为 2022 年的科技创新投入指标数据。基于相关研究基础上,再充分结合本文研究对象的现实情况,本文构建了以下指标体系。

2.3.1. 投入评价指标的构建

科技创新投入分为两个一级指标:数字资本和省级行政单位资源投入。细分为五个二级指标为:创新财力投入、创新人力投入、数字接入水平、数字产业发展水平、数字政务水平。再细分为七个三级指标,如下:

(1) 创新财力投入:规模以上工业企业 R&D (Research and Development, R&D)经费(万元),是指在研究与开发活动中,符合国家标准的企业所投入的资金。这些经费涵盖购买研发设备及材料、支付研发人员薪酬及外部技术服务等支出,是衡量国家或地区科技创新能力和竞争力的重要指标之一。

(2) 创新人力投入:① 规模以上工业企业 R&D 项目数(项),是指一个省级行政单位规模以上工业企业在本年度进行的 R&D 项目的数量。规模以上工业企业作为省级行政单位在科技创新领域中的主力军,需要考虑其在 R&D 活动的参与强度;② R&D 人员(折合全时当量)(人年),是一种标准化的度量单位,用于衡量在研究与开发活动中的员工工作投入。考虑到不同岗位员工的工作性质和投入程度可能不同,将其工作时间折算为折合全时当量(人年),可以更准确地反映整个团队在研发活动中的总体投入和效率水平。

(3) 数字接入水平:移动互联网接入流量(万 GB),是指用户通过移动通信网络进行互联网活动时所使用数据量。该指标反映创新主体对数字技术接受与实际使用程度,是数字资本流动性的重要体现。

(4) 数字产业发展水平:有 R&D 活动的规模以上工业企业数(个),是指有 R&D 活动且达到一定规模要求(年主营业务收入在 2000 万元以上)的企业的总数。数字产业的发展能够通过规模效应和技术溢出赋能创新[13]。该指标能够反映该区域数字化技术研发的实体规模与潜力,代表数字资本在工业生产端和研发端的承载力,是衡量数字资本竞争力的关键指标。

(5) 数字政务水平：① 电子商务销售额(亿元)，指用户在线上选择订单并交易完成商品或虚拟服务资金总和。该指标体现政府推动数字商务与市场环境建设方面成效[14]；② 信息技术服务收入(万元)，指信息技术服务领域获得经济回报总收入。该指标代表区域内数字化公共服务与专业技术支撑供给水平。

2.3.2. 产出评价指标的构建

本文将科技创新产出指标方面分为两个一级指标：科技研究成果和经济效益。继续细分为两个二级指标，分别为：知识与技术产出和新产品经济产值。最后再细分为三级指标，如下：

(1) 知识与技术产出：国内实用新型专利申请授权量(项)，是指对于一个具体的产品，在其应用的范围、适用结构等方面，所提出的适于实用的新的技术方案。专利的申请是可靠的科技创新活动产出，由此授权的实用新型专利在衡量某一地区科技创新活动中有着不可或缺的作用。

(2) 新产品经济产值：规模以上工业企业新产品销售收入(亿元)。企业是一个省级行政单位科技创新活动当中不可或缺的一个主体，并且是以盈利为目的。由此新产品的销售收入不仅可以反映一个省级行政单位当中的重要工业企业的产业和产品创新能力，还能反应出所在省级行政单位的科技创新能力。

2.3.3. 环境因素

本文选取各省级行政单位的经济水平和对外开放程度两个方向，前者作为内部因素，后者作为外部因素。

(1) 经济水平：省级行政单位人均生产总值(元)，是指一个省级行政单位在一年内实现的省级行政单位国内生产总值与这个城市的常住人口的比值数据。其是衡量一个省级行政单位综合实力的重要宏观经济指标。

(2) 对外开放程度：外商投资企业出口总额(千美元)，是指城市内公司或跨国公司在一年中所生产产品出口到国外的总金额。总金额的多少可直观反映出对外合作基本情况，可衡量省级行政单位对外开放程度。

综上所述，本文总共选取七个投入指标、两个产出指标和两个环境因素作为三级指标，如表 1 所示。

Table 1. Construction of indicators of technological innovation efficiency of provinces (municipalities, autonomous regions)
表 1. 省(直辖市、自治区)科技创新效率指标构建

类型	一级指标	二级指标	三级指标	数据来源
科技创新投入指标	省级行政单位资源投入	创新财力投入	规模以上工业企业 R&D 经费(万元)	中国国家统计局
		创新人力投入	规模以上工业企业 R&D 项目数(项)	2020、2021、2022 年中国统计年鉴
			R&D 人员(折合全时当量)(人年)	中国国家统计局
	数字资本	数字接入水平	移动互联网接入流量(万 GB)	中国国家统计局
		数字产业发展水平	有 R&D 活动的规模以上工业企业数(个)	第 45、47、49 次中国互联网络发展状况统计报告
			电子商务销售额(亿元)	中国国家统计局
数字政务水平		信息技术服务收入(万元)	第 45、47、49 次中国互联网络发展状况统计报告	
科技创新产出指标	科技研究成果	知识与技术产出	国内实用新型专利申请授权量(项)	中国国家统计局
	经济效益	新产品经济产值	规模以上工业企业新产品销售收入(亿元)	中国国家统计局
环境因素	经济水平	经济发展情况	省级行政单位人均生产总值(元)	中国国家统计局
	对外开放程度	对外合作程度	外商投资企业出口总值(千美元)	中国国家统计局

3. 科技创新效率评价

3.1. 指标相关性检验

用 DEA 方法进行分析前, 需要判断所选取的投入、产出指标在 DEA 方法中是否有效。在 DEA 方法中投入指标数值的变化与产出指标数值的变化是呈线性的, 是比例变化相关的。由此, 本文采用皮尔森相关性检验, 来判断投入指标和产出指标之间的关系, 结果表明二者呈现正相关关系。更多细节见表 2。

Table 2. Results of the Pearson correlation test between input indicators and output indicators

表 2. 投入指标与产出指标的 Pearson 相关性检验结果

投入指标	产出指标	国内专利申请授权量: 实用新型(项)	规模以上工业企业: 新产品销售收入(万元)
规模以上工业企业: R&D 经费(万元)		0.988**	0.970**
规模以上工业企业: R&D 项目数(项)		0.957**	0.971**
R&D 人员全时当量(人)		0.974**	0.963**
移动互联网接入流量(万 GB)		0.840**	0.806**
电子商务销售额(亿元)		0.723**	0.637**
信息技术服务收入(万元)		0.692**	0.591**
有 R&D 活动的规模以上工业企业数(个)		0.418*	0.472**

注: *和**分别表示 0.05 和 0.01 (双尾)水平的显著性。

规模以上工业企业 R&D 经费、R&D 项目数、R&D 人员全时当量与国内实用新型专利申请授权量、规模以上工业企业的新产品销售收入两两对应相关系数绝对值非常接近 1, 呈现出非常强线性关系。移动互联网接入流量、电子商务销售额、信息技术服务收入、有 R&D 活动的规模以上工业企业数与国内实用新型专利申请授权量、规模以上工业企业新产品销售收入两两对应相关系数绝对值接近 1, 呈现较好线性相关性。Pearson 相关系数绝对值在 0.05 和 0.01 (双尾)水平上显著, 表明成对变量存在显著相关性。

3.2. 三阶段 DEA 分析结果

基于恒定 CCR 模型的规模变量, 计算了 31 个省(直辖市、自治区)的综合技术效率。通过规模变量 BCC 模型计算了纯技术效率。运用综合技术效率 = 纯技术效率 × 规模效率的公式, 获得了各城市的规模效率值。由此得出中国 31 个省(直辖市、自治区)在未调整环境变量、管理效率及随机干扰前的技术创新效率值。

Table 3. Results of the SFA regression analysis

表 3. SFA 回归分析结果

变量	规模以上工业 企业 R&D 经 费松弛变量	规模以上工业 企业 R&D 项 目数松弛变量	R&D 人员(折 合全时当量) 松弛变量	移动互联网 接入流量 松弛变量	电子商务销售 额松弛变量	信息技术服务 收入松弛变量	有 R&D 活动的 规模以上工业企 业数松弛变量
常数项	-5.337E+05*** (-5.337E+05)	6.093E+03*** (9.345E-01)	-1.717E+04*** (-1.717E+04)	0.184E+00*** (0.184E+00)	0.561E-01 (0.561E-01)	-3.911E+07*** (-3.911E+07)	0.773E-01 (0.303E+00)
经济发展情况	-8.919E+00 (-1.156E+00)	-2.512E-01** (-2.419E+00)	-4.521E-01* (-1.961E+00)	-0.431E-01*** (-0.333E+01)	-0.115E+00 (-0.115E+00)	5.069E+02*** (1.414E+01)	-0.215E-01 (-0.392E+00)
对外合作程度	8.798E-02*** (6.840E+00)	4.876E-04*** (6.572E+00)	2.299E-03*** (6.877E+00)	0.245E-02 (0.885E+00)	0.106E-02 (-0.106E-02)	1.366E-01*** (3.303E+00)	0.323E-02 (0.894E+00)

续表

δ^2	1.773E+13*** (1.773E+13)	8.291E+08*** (8.289E+08)	1.344E+10*** (1.344E+10)	0.230E-02*** (0.838E+01)	0.829E-03 (0.829E-03)	3.169E+14*** (3.169E+14)	4.198E-03*** (4.13E+00)
γ	8.941E-01*** (1.134E+01)	9.520E-01*** (2.821E+01)	8.300E-01*** (8.357E+00)	0.999E+00*** (0.726E+06)	0.950E+00 (0.950E+00)	8.738E-01*** (9.872E+00)	0.999E+00*** (2.456E+05)
对数似然函数	-5.032E+02	-3.455E+02	-3.930E+02	0.624E+02	8.692E+01	-5.493E+02	5.881E+01
似然比检验	3.604E+00**	9.945E+00***	3.700E+00**	0.280E+02***	1.309E+01***	3.537E+00**	3.134E+01***

注：*、**和***分别在 10%、5%和 1%的水平上是显著的，圆括号内数字对应估计的 t 统计量。

基于操作结果，计算投入松弛变量并将其设置为因变量，将提出的环境因素设置为自变量。结果显示于表 3 中。投入松弛变量的值都接近 1。随机前沿分析得到的似然比检验均通过了混合卡方检验，充分说明本研究所建立的模型具有较好的有效性，因此 SFA 随机前沿方法模型可以用于科技创新效率中的环境因素分离。环境变量是每个投入松弛变量的回归因子。若回归系数为负值，说明环境变量可以减少相应的投入松弛次数，从而提高投入指标的利用率，最终有利于提高技术创新效率。若系数为正，则相反。

γ 接近 1 说明回归结果很好，即管理效率是造成科技创新投入资源冗余的关键因素。

利用第二阶段 SFA 回归结果，采用式(5)分离出环境因素、管理效率、随机干扰影响，进而调整投入变量。为评估全国 31 个省(直辖市、自治区)科技创新效率，对调整后的投入变量进行了重新计算，具体详见表 4。

Table 4. Efficiency value of technological innovation in Chinese provinces (including autonomous regions and municipalities) before the adjustment of environmental factors, management efficiency, and random interference

表 4. 环境因素、管理效率和随机干扰调整前中国各省(含自治区和直辖市)科技创新效率值

省/区/市	综合技术效率		纯技术效率		规模效率		规模报酬	
	调整前	调整后	调整前	调整后	调整前	调整后	调整前	调整后
北京	1	1	1	1	1	1		
天津	0.954	0.937	0.983	1	0.97	0.937	逐渐增加	
河北	0.949	0.911	0.952	0.953	0.996	0.955	逐渐增加	逐渐增加
山西	0.979	0.522	0.993	0.991	0.985	0.526	逐渐增加	逐渐增加
内蒙古	0.985	0.683	1	0.981	0.985	0.696	逐渐增加	逐渐增加
辽宁	0.97	1	0.987	1	0.983	1		
吉林	0.966	0.995	0.979	1	0.986	0.995	逐渐增加	逐渐增加
黑龙江	0.962	1	0.986	1	0.976	1		
上海	1	0.926	1	1	1	0.926	逐渐增加	
江苏	0.924	1	1	1	0.924	1		
浙江	1	0.756	1	0.822	1	0.92	逐渐减少	逐渐减少
安徽	0.97	0.845	0.98	0.903	0.99	0.936	逐渐减少	逐渐减少
福建	1	1	1	1	1	1	逐渐减少	逐渐增加
江西	0.987	0.85	1	0.945	0.987	0.9	逐渐增加	逐渐增加
山东	0.884	0.815	1	0.882	0.884	0.924	逐渐减少	逐渐减少
河南	1	1	1	1	1	1	逐渐增加	逐渐增加
湖北	0.911	1	0.917	1	0.993	1		

续表

湖南	1	0.723	1	0.908	1	0.796	逐渐增加	逐渐增加
广东	1	1	1	1	1	1		
广西	0.984	1	1	1	0.984	1		逐渐减少
海南	0.971	1	0.997	1	0.974	1		
重庆	0.988	0.631	1	0.999	0.988	0.632	逐渐增加	逐渐增加
四川	1	1	1	1	1	1	逐渐减少	逐渐减少
贵州	1	0.927	1	0.988	1	0.937	逐渐增加	逐渐增加
云南	1	1	1	1	1	1	逐渐减少	逐渐增加
西藏	0.98	1	1	1	0.98	1	逐渐减少	逐渐减少
陕西	0.986	1	1	1	0.986	1	逐渐增加	逐渐减少
甘肃	0.98	1	1	1	0.98	1	逐渐增加	逐渐增加
青海	0.977	1	0.997	1	0.98	1	逐渐增加	逐渐增加
宁夏	0.973	1	0.994	1	0.979	1	逐渐减少	逐渐减少
新疆	0.973	1	1	1	0.973	1	逐渐增加	逐渐增加
均值	0.976	0.92	0.992	0.98	0.983	0.938		

4. 讨论

通过对比调整环境因素、管理效率和随机干扰影响前后各省(直辖市、自治区)综合技术效率、纯技术效率和规模效率、综合技术效率平均值、纯技术效率平均值和规模效率平均值的大小, 将其划分为五类城市, 见表 5。

Table 5. Classification of technological innovation efficiency in Chinese provinces (including autonomous regions and municipalities) after the adjustment of environmental factors, management inefficiency, and random interference

表 5. 环境因素、管理效率和随机干扰影响调整后中国各省(含自治区和直辖市)科技创新效率分类

类型	调整前	调整后
I 类综合有效型	北京、上海、浙江、福建、河南、湖南、广东、四川、贵州、云南	北京、辽宁、江苏、福建、河南、湖北、广东、广西、海南、四川、云南、西藏、陕西、甘肃、青海、宁夏、新疆
II 类接近综合有效型	山西、内蒙古、江西、广西、重庆、西藏、陕西、甘肃、青海	天津、吉林、上海、贵州
III 类纯技术效率不足型	天津、河北、辽宁、吉林、黑龙江、安徽、湖北	河北、浙江、安徽、江西、山东、湖南
IV 类规模效率不足型	天津、黑龙江、江苏、山东、海南、西藏、甘肃、青海、宁夏、新疆	天津、山西、内蒙古、上海、浙江、安徽、江西、山东、湖南、重庆、贵州
V 类纯技术效率和规模效率均不足型	天津、黑龙江	江西、安徽、浙江、山东、湖南

从环境因素来看, 外部环境对于我国科技创新效率的影响较为显著。在分离了环境因素后, 我国的综合技术效率平均值、纯技术效率平均值和规模效率平均值分别降低了 0.052, 0.012, 0.045。这表明了环境因素对于我国科技创新效率有提升作用, 提高了纯技术效率和规模效率, 进而提高了综合技术效率。

I 类综合有效型城市中, 调整环境因素、管理效率和随机干扰影响后, 北京、四川、福建、广东、河南、云南 DEA 有效, 说明环境因素不会对其科技创新效率产生影响, 科技创新资源配置利用合理有效;

上海、浙江和贵州没有达到 DEA 有效, 说明环境因素对技术创新活动有积极作用, 提高科技创新效率。

在 II 类接近综合有效型的城市当中, 调整环境因素、管理效率和随机干扰影响后, 陕西和广西、西藏、甘肃与青海等城市转化为 I 类综合有效型, 说明外部环境因素对于其科技创新活动有一定的负面影响, 在排除环境因素后, 其科技创新技术的运行、资源投入以及成果产出的配置百分比达到最优的状态。

在调整环境因素、管理效率和随机干扰影响前, 北京、山西、内蒙古、上海、浙江、福建、江西、河南、湖南、广东、广西、重庆、四川、贵州、云南、西藏、陕西、甘肃、青海综合技术效率值均大于我国省(直辖市、自治区)综合技术效率平均值(0.976)。在调整后, 北京、天津、辽宁、吉林、黑龙江、上海、江苏、福建、河南、湖北、广东、广西、海南、四川、贵州、云南、西藏、陕西、甘肃、青海、宁夏、新疆综合技术效率值均大于我国省(直辖市、自治区)综合技术效率平均值(0.92)。河北、山西、内蒙古、吉林、福建、江西、河南、湖南、重庆、贵州、云南、甘肃、青海、新疆规模报酬效率呈现递增状态, 说明其应当再次增加资源的投入, 从而扩大规模效率, 让其科技创新活动规模程度与该地区的数字资本等资源投入更加契合。浙江、安徽、山东、广西、四川、西藏、陕西、宁夏规模报酬效率呈现递减状态, 意味着在上述地区优化改善科技创新效率要转变以往的策略, 转向其他优化调整方向, 从而优化科技创新效率。

5. 研究结论与对策

5.1. 主要结论

总体而言, 我国 31 个省(直辖市、自治区)在科技创新活动方面的前景仍然十分广阔。从投入指标的松弛变量来看, 不同的省(直辖市、自治区)呈现出投入冗余或者投入不足的问题。具体来看, 规模以上工业企业 R&D 经费、R&D 项目数、R&D 人员全时当量和信息技术服务收入存在投入冗余。而移动互联网接入流量、电子商务销售额、有 R&D 活动的规模以上工业企业数则表现出投入不足。尤其值得关注的是, 东部和中部地区的数字资本和城市资源投入过剩导致了资源的浪费, 这与 Dian 等人的发现一致[15]。在排除环境变量、管理效率和随机干扰的影响后, 超过一半的省级行政单位达到了 DEA 有效水平。然而这些省级行政单位的综合技术效率、纯技术效率和规模效率都面临不同程度的下降, 这与前人研究的研究结果一致[16][17]。环境因素、管理效率、随机扰动导致的对纯技术效率的高估程度大于对规模效率的低估程度, 这意味着我国 31 个省(直辖市、自治区)的科技创新效率更易受外部环境因素影响, 而规模大小程度对科技创新效率增长的影响更为显著。

5.2. 提高省级行政单位技术创新效率的对策

5.2.1. I 类综合有效型

北京、福建、广东等省级行政单位应充分发挥在全国创新版图中标杆作用, 从单纯要素集聚转向数字化驱动原始创新提升。建议利用大数据、云计算等技术构建国家级数字创新枢纽, 通过建立跨区域的数据共享与技术转移平台, 实现数据要素在省际间的无障碍流动。通过数字化手段识别并整合冗余的边缘创新项目, 将资源向高精尖领域集中, 利用数字化红利抵消边际收益递减风险, 保持科技创新资源配置高效性。

5.2.2. II 类接近综合有效型

天津、吉林、上海、贵州等省级行政单位受外部环境影响显著, 其改进路径应聚焦于利用数字政府建设优化创新软环境。对于分离环境因素后效率下降的地区, 应通过数字化审计系统对研发资金进行全流程跟踪, 剔除由于外部政策性红利掩盖下的管理低效与资源沉淀。通过构建数字化营商环境监测平台,

精准识别阻碍创新效率的外部因素，利用数字技术降低企业创新的制度性交易成本，确保创新投入的高效转化。

5.2.3. III 类纯技术效率不足型

河北、安徽等省级行政单位面临突出的管理与技术应用瓶颈，导致部分创新投入未能转化为有效产出。建议引入数字化研发协作系统，通过 AI 算法精准匹配科研团队与市场需求，减少因信息不对称导致的无效课题投入和重复性研究。通过构建数字化人才绩效评价体系，实时监控创新要素的使用状态，从管理逻辑上解决“重投入、轻管理”导致的资源错配问题，通过流程数字化重构提升纯技术效率。

5.2.4. IV 类规模效率不足型

此类省级行政单位需严格执行差异化规模调整策略。对规模报酬递增的省级行政单位，应集中投向数字基础设施与数字化集群建设，形成规模集聚效应。对规模报酬递减的省级行政单位，应坚决杜绝盲目扩张投入总量，防止投入冗余进一步恶化。应利用数字化模拟技术评估最优投入规模，将重心转向投入结构优化，通过数字人才库精准调节研发人员年龄专业结构，利用数字化手段提升现有资产利用率，实现从规模驱动向结构红利转变。

5.2.5. V 类纯技术效率和规模效率均不足型

这一类在调整后表现出双重不足的省级行政单位应实现效率修复。一方面，需利用数字化诊断技术识别本省创新链条中的具体断点，精准裁撤长期无产出的项目，解决严重的投入冗余问题。另一方面，应通过建设区域性工业互联网和数字公共服务平台，降低中小企业的创新门槛，利用数字技术的普惠性提升整体技术效率，在控制投入总量的前提下，通过数字化手段实现规模效率与技术效率的协同跃升。

基金项目

国家自然科学基金面上项目：情感模型视阈下舆情传播的引导和阻断机制研究(项目编号：72271128)。

参考文献

- [1] Buesa, M., Heijs, J. and Baumert, T. (2010) The Determinants of Regional Innovation in Europe: A Combined Factorial and Regression Knowledge Production Function Approach. *Research Policy*, **39**, 722-735. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2010.02.016>
- [2] Fritsch, M. and Slavtchev, V. (2009) How Does Industry Specialization Affect the Efficiency of Regional Innovation Systems? *The Annals of Regional Science*, **45**, 87-108. <https://doi.org/10.1007/s00168-009-0292-9>
- [3] Yalçın, E.C. (2021) Efficiency Measurement of Digitalization on EU Countries: A Study Based on Data Envelopment Analysis. *International Journal of Management, Knowledge and Learning*, **10**, 323-333. <https://doi.org/10.53615/2232-5697.10.323-333>
- [4] Dong, H., Bae, K.H. and Zhang, M. (2022) A Study on Technological Innovation Efficiency of Listed Companies in China's Digital Cultural Industry. *Journal of Korea Contents Association*, **22**, 369-379.
- [5] Kryzhko, D., Rudskaya, I., Skhvediani, A. and Alamshoev, A. (2020). Evaluation of Technical Efficiency of Regional Innovation System on the Basis of DEA Modeling. *Proceedings of the 2nd International Scientific Conference on Innovations in Digital Economy: SPBPU IDE-2020*, St. Petersburg, 22-23 October 2020, 1-6. <https://doi.org/10.1145/3444465.3444523>
- [6] Xu, Y., Hu, J. and Wu, L. (2023) Efficiency Evaluation of China's Provincial Digital Economy Based on a DEA Cross-Efficiency Model. *Mathematics*, **11**, Article No. 3005. <https://doi.org/10.3390/math11133005>
- [7] Wang, X. and Zang, M. (2019) Evaluation on Technology Innovation Efficiency of Big Data Enterprises Based on DEA. *Journal of Risk Analysis and Crisis Response*, **9**, 145-148. <https://doi.org/10.2991/jracr.k.191024.004>
- [8] Rudskaya, I., Kryzhko, D., Shvediani, A. and Missler-Behr, M. (2022) Regional Open Innovation Systems in a Transition Economy: A Two-Stage DEA Model to Estimate Effectiveness. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, **8**, Article No. 41. <https://doi.org/10.3390/joitmc8010041>

-
- [9] He, J., Lau, W.T. and Liu, Y. (2023) Innovative Production Efficiency in Chinese High-Tech Industries during the 13th Five-Year Plan Considering Environmental Factors: Evidence from a Three-Stage DEA Model. *Green and Low-Carbon Economy*, **2**, 37-48. <https://doi.org/10.47852/bonviewglce3202910>
- [10] Guan, J.C., Yam, R.C.M., Mok, C.K. and Ma, N. (2006) A Study of the Relationship between Competitiveness and Technological Innovation Capability Based on DEA Models. *European Journal of Operational Research*, **170**, 971-986. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2004.07.054>
- [11] Feng, M. and Li, X. (2020) Evaluating the Efficiency of Industrial Environmental Regulation in China: A Three-Stage Data Envelopment Analysis Approach. *Journal of Cleaner Production*, **242**, Article ID: 118535. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.118535>
- [12] Graves, S.B. and Langowitz, N.S. (1996) R&D Productivity: A Global Multi-Industry Comparison. *Technological Forecasting and Social Change*, **53**, 125-137. [https://doi.org/10.1016/s0040-1625\(96\)00068-6](https://doi.org/10.1016/s0040-1625(96)00068-6)
- [13] 袁永仪, 袁勤俭. 数字资本视角下我国省域科技创新效率研究[J]. 情报理论与实践, 2024, 47(9): 114-123+173.
- [14] 吴翌琳, 王天琪. 数字经济的统计界定和产业分类研究[J]. 统计研究, 2021, 38(6): 18-29.
- [15] Dian, J., Song, T. and Li, S. (2024) Facilitating or Inhibiting? Spatial Effects of the Digital Economy Affecting Urban Green Technology Innovation. *Energy Economics*, **129**, Article ID: 107223. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2023.107223>
- [16] Qin, Y., Zhang, P., Deng, X. and Liao, G. (2023) Innovation Efficiency Evaluation of Industrial Technology Research Institute Based on Three-Stage DEA. *Expert Systems with Applications*, **224**, Article ID: 120004. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120004>
- [17] Xu, X. and Zhou, Y. (2021) Efficiency Evaluation of Green Innovation in Chinese Eight Comprehensive Economic Areas Based on Three-Stage Malmquist Index. *Polish Journal of Environmental Studies*, **30**, 2863-2875. <https://doi.org/10.15244/pjoes/129970>