

·创新创业与企业管理·

中国区域科技创新政策效率时空 差异与时空演化研究



□吴飞美

[闽江学院 福州 350108]

[摘要] 【目的/意义】科技创新政策在推进国家自主创新的过程中起着越来越重要的作用，科技创新政策的效率直接影响到各个地区的技术创新与经济发展水平。【设计/方法】运用三阶段数据包络分析(DEA)方法，在剔除了环境因素影响后对2016~2020年我国30个省、市、自治区科技创新政策效率进行了测算，再利用探索性空间数据分析(EDSA)方法对我国区域科技创新政策效率值做空间相关性分析。【结论/发现】我国科技创新政策效率存在明显空间特征和显著正向空间相关性，区域之间呈现出东部高高集聚和西部低低集聚的两种集群，空间时空跃迁表现出较强的空间稳定性，空间分布格局不易变化。

[关键词] 科技创新政策；三阶段数据包络分析；探索性空间数据分析；时空演化

[中图分类号] D630

[文献标识码] A

[DOI] 10.14071/j.1008-8105(2022)-1103

Research on the Spatial Difference and Spatial Evolution of Chinese Science and Technology Innovation Policies

WU Fei-mei

(Minjiang University Fuzhou 350108 China)

Abstract [Purpose/Significance] The science and technology innovation policies (STIPs) play an increasingly important role in promoting the process of national independent innovation. Their efficiency directly affects the technological innovation and economic development in regions. [Design/Methodology] This paper uses the three-stage DEA method to measure the efficiency of 30 Chinese provincial STIPs in 2016~2020 after removing environmental factors, and then uses the EDSA method to analyze the spatial correlation of the efficiency of China's STIPs. [Conclusions/Findings] The research shows that the STIPs in China has obvious spatial characteristics and significant positive spatial correlation. There are two clusters of eastern High-High agglomeration and western Low-Low agglomeration. The spatial space-time transition shows strong spatial stability and the spatial distribution pattern is not easy to change.

Key words STIPs; three-stage DEA; EDSA; spatial evolution

引言

创新是引领科技发展的第一动力，近年来，各

个国家都加大了对创新的投入。科技创新政策决定了科技进步的发展方向和速度。《国家中长期科学和技术发展规划纲要(2006~2020年)》以及若干

[收稿日期] 2022-09-28

[基金项目] 国家自然科学基金面上项目(71573114)。

[作者简介] 吴飞美(1963-)女，闽江学院经济与管理学院教授。

配套政策、有关实施细则的制定施行,促进了国家创新政策体系的建设。我国形成了多层次、较为完整的创新政策体系^[1]。

自提出创新政策这一概念以来,创新政策就成为创新领域的焦点。在科技创新政策效率评价方面,大多数学者主要是基于国家或省际层面利用数据包络分析方法(DEA)对科技创新政策效率进行评价。目前许多文献在对科技创新效率进行评价时,主要采用的是Charnes等^[2]、Banker等^[3]提出的经典DEA方法。例如,李健等学者利用DEA方法对京津冀地区高新技术企业进行创新评价^[4]。通过对其投入产出的效率值进行分析发现京津冀三地存在资源分配不合理、协同机制不完善等问题。吴国栋等通过DEA模型对广东省2006~2019年的科技创新效率从时空演化特征、阶段、发展类型及动力机制进行分析研究并提出对策建议^[5]。

传统DEA方法将决策单元视为处在相同的环境中,并没有考虑到环境因素的影响,因此评价结果可能存在一定的误差。为了弥补传统DEA方法的缺陷,结合Tobit回归模型^[6]的两阶段DEA模型应运而生。刘凤朝等应用改进的两阶段网络DEA模型对东北三省五个典型高技术制造产业创新效率的变动趋势进行分析,发现东北三省的两阶段效率变化呈离散化态势^[7]。傅春等运用Tobit模型对中部地区科技创新活动定量分析,结果表明虽然近十年技术研发效率逐年递增,但也存在一定问题,可以将科技资源因地制宜的配置来进一步提升效率^[8]。

近年来,DEA模型得到不断补充和改进,Fried等提出了三阶段DEA的方法,该方法有效剥离了环境因素和随机误差的影响,更能反映出各个决策单元真实的效率水平^[9]。随着三阶段DEA方法不断发展成熟,许多学者将其应用到实际领域当中。

张振扬等为了剔除环境对工业企业技术创新效率的影响,采用三阶段DEA模型进行评价,研究表明当前我国各省市间工业企业科技创新发展效率仍存在发展不平衡的问题^[10]。王飞航等在运用三阶段数据包络分析(DEA)模型对西部地区30个国家级高新区的技术创新效率进行评价时,发现环境因素对创新投入的松弛变量影响很大^[11]。

根据经济地理学的观点,一个地区的创新效率水平,必然会受到当地的经济水平和社会文化等环境因素的影响。因此,根据我国目前区域经济社会发展状况,科技创新政策效率应具有在特定地区聚集的空间分布特征,即区域科技创新政策效率具有空间依赖性(或称空间自相关)的特征。针对区域

差异问题,João等研究了区域创新体系对欧洲旅游业的影响,研究表明旅游业劳动密集型地区的生产效率水平较低,而教育、创新能力和生产效率水平较高的地区的旅游业总附加值对于该地区经济不会产生太大的影响^[12]。Ramajo等对1995~2007年9个欧洲国家的区域技术效率进行了空间相关性研究,研究发现欧盟区域形成了两个空间集群,高大型集聚类型主要分布在奥地利和德国,低大型集聚类型主要分布在法国和意大利^[13]。Zhang等使用空间自回归模型检验技术创新对中国创新城市生态效率的影响,结果表明东部城市技术创新对于提高城市生态效率的影响大于中西部城市^[14]。田相辉等将结构效应融合到空间计量模型,对创新活动的直接效应和间接效应进行了分析,实证结果表明区域结构、行业结构和创新投入结构在知识溢出过程中存在显著的空间效应^[15]。原毅军等基于我国2007~2016年31个分省面板数据发现我国的区域创新效率呈现出“中心-外围”的空间格局,为实现通过产业协同集聚的空间结构调整推动区域创新发展提供新的政策方向^[16]。薛永刚基于ESDA方法分析了广东省区域创新系统空间特征和空间相关性,实证结果表明空间相关性对区域创新具有显著正向影响^[17]。王彩明等结合DEA-SBM模型和熵权法对2005~2015年中国区域绿色创新绩效进行了评价以及空间分异特征进行了研究,发现我国绿色创新绩效水平发展缓慢且呈周期性波动,不同的区域形成不同的集聚形式^[18]。赵巧芝等利用网络DEA模型对制造业技术创新效率进行了测算,发现了其中存在创新效率空间相关、区域差异及收敛性^[19]。目前国内对于创新领域的空间相关性研究主要集中在创新效率方面,鲜有文献对区域科技创新政策效率的空间相关性方面展开过研究。在对创新效率做空间相关性研究时,通常采用传统DEA方法来测算效率,未考虑到环境与随机误差等因素可能对测算结果产出偏差。我国幅员辽阔,科技创新政策效率受到区域内产业分布、经济发展水平和社会环境等因素的影响,而以往关于科技创新政策效率的研究忽略了地理因素。

综上所述,本文将以区域科技创新政策效率为切入点,首先运用三阶段DEA方法,有效解决了传统DEA方法没有考虑环境因素和随机误差的缺陷,更加准确地测算出中国各个省份的科技创新政策效率值,并对不同地区与省份之间的静态与动态差异进行了对比分析,形成了一套更加科学的科技创新政策效率评估体系。再利用ESDA方法对区域科技

创新政策效率进行全局空间自相关分析和局部空间自相关分析，研究我国省级区域科技创新政策效率的空间分布和集聚特征以及时空动态演化特征。从空间计量经济学的角度，考虑各地域之间在空间结构上是否存在相互影响，将全局和局部空间自相关模型应用在科技创新政策效率领域，丰富了科技创新政策效率的研究内容，也丰富了空间计量经济学模型的应用领域，从空间的视角挖掘科技创新政策效率的变化机理。

一、研究方法、指标选择与数据来源

(一) 研究方法

1. 三阶段DEA方法

第一阶段：利用传统的DEA方法来测算效率值。传统的DEA模型可以分为CCR模型和BCC模型，而根据研究的目的和内容，可以选择投入导向的DEA模型或产出导向的DEA模型。本文将选择投入导向的BCC（规模报酬可变）模型，具体如下：

$$\begin{cases} \min \{ \theta - \varepsilon(\hat{e}^T S^- + e^T S^+) \} \\ s.t. \begin{cases} \sum_{j=1}^n X_j \lambda_j + S^- = \theta X_0 \\ \sum_{j=1}^n Y_j \lambda_j - S^+ = Y_0 \\ \lambda_j \geq 0, S^-, S^+ \geq 0 (j=1, 2, \dots, n) \end{cases} \end{cases} \quad (1)$$

其中， θ 表示决策单元得到有效值， ε 是非阿基米德无穷小量，其中， $\hat{e} = (1, 1, \dots, 1) \in E^m$ ，而 $e' \in E_s$ ； λ_j 为各决策单元的权重乘数； S^+ 是投入松弛变量； S^- 是产出松弛变量， X, Y 分别是投入、产出向量。

第二阶段：构建相似SFA模型。Fried等认为第一阶段的投入松弛变量受到了管理无效率、环境因素和随机误差这三项因素的影响^[9]。因此，在第二阶段选择投入松弛变量作为被解释变量，以环境变量为解释变量构建SFA模型：

$$S_{nk} = \beta^n z_k + v_{nk} + u_{nk}, k = 1, 2, \dots, k; n = 1, 2, \dots, N; \quad (2)$$

上述方程中，用 S_{nk} 代表第 k 个决策单元在第 n 种投入上的松弛变量，第一项 $\beta^n z_k$ 代表投入松弛变量中环境变量的影响， v_{nk} 表示投入松弛变量中随机干扰项， u_{nk} 为投入松弛变量中管理因素，因此 $v_{nk} + u_{nk}$ 可以视为综合干扰项。其中， v_{nk} 服从正态分布， u_{nk} 服从截断正态分布。

SFA回归的目的是剔除环境因素和随机因素对效率测度的影响，以便将所有决策单元调整于相同

的外部环境中。调整公式如下：

$$X_{mi}^A = X_{mi} + [\max(f(Z_i; \hat{\beta}_n)) - f(Z_i; \hat{\beta}_n)] + [\max(v_{mi}) - v_{mi}] \quad (3)$$

其中， X_{mi}^A 是调整后的投入； X_{mi} 是调整前的投入； $[\max(f(Z_i; \hat{\beta}_n)) - f(Z_i; \hat{\beta}_n)]$ 是对外部环境因素进行调整； $[\max(v_{mi}) - v_{mi}]$ 是将所有决策单元置于相同运气水平下。

第三阶段：调整后的DEA模型。将经过第二阶段调整过后的投入变量数据代替原始的投入变量数据再次利用BCC模型进行测算，由于投入变量剔除了环境因素的干扰，因此得到的效率值更能反映各个决策单元真实的效率水平。

2. 全局空间自相关检验

全局空间自相关检验一般用来分析区域整体的关联程度，常用Moran's I指数对空间自相关进行测量，其计算方法表示为：

$$I = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j \neq i}^n W_{ij} (Y_i - \bar{Y})(Y_j - \bar{Y})}{S^2 \sum_{i=1}^n \sum_{j \neq i}^n W_{ij}} \quad (4)$$

其中， $S^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2$ ， $\bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i$ ； n 表示观测区域的个数， Y_i 是现象属性值在区域单元 i 上的观测值， W_{ij} 表示空间权重Rook矩阵，当区域 i 与 j 相邻时， W_{ij} 为1，当区域 i 与 j 不相邻时， W_{ij} 为0。Moran's I指数的取值范围在-1到1之间，Moran's I越趋向于1，表明存在正的空间相关性，相似区域的集聚度就越高；Moran's I越趋向于-1，表明存在负的空间相关性，效率相似区域的分散性就越大。

3. 局部空间自相关检验

局部空间自相关可以分析每个区域与邻近区域的空间关联程度和空间差异性，局部Moran's I指数计算公式表示为：

$$I_i(d) = \frac{1}{S^2} (Y_i - \bar{Y}) \sum_{j \neq i}^n W_{ij} (Y_j - \bar{Y}) \quad (5)$$

局部空间自相关通常用Moran散点图来表示，在本文中，横轴表示标准化之后的科技创新政策效率值，纵坐标表示相应的空间滞后值。Moran散点图将整个空间分为四个象限，因此将科技创新政策效率的空间集聚可以分为四种类型：第一象限：高高集聚类型(High-High, HH)，即高科技创新政策效率省份被高科技创新政策效率省份所包围；第二象限：低高集聚类型(Low-High, LH)，即低科技创新政策效率省份被高科技创新政策效率省份所包

围;第三象限:低低集聚类型(Low-Low, LL),即低科技创新政策效率省份被低科技创新政策效率省份所包围;第四象限:高低集聚类型(High-Low, HL),即高科技创新政策效率省份被低科技创新政策效率省份所包围。当 I_i 为正时,表示该省份周围是HH或LL的空间集聚形式,当 I_i 为负时,表示该省份周围是LH或HL的空间集聚形式。

(二) 评价指标的选择

为了全面评价我国科技创新政策效率,根据评价指标的科学性、简明性、实用性、可比性和系统性等原则,选择出合适的投入、产出和环境变量。

投入指标:人力投入、财力投入和物力投入是投入产出系统中三种基本的投入,科技创新政策效率虽然是一个多要素投入、多产出的复杂系统,但总的来说也离不开这三种基本的投入。对于科技创新政策效率而言,其投入也可以从这三个方面来衡量。目前国际上通常采用与R&D投入相关的一些指标来衡量一个国家或地区对于科技创新重视与投入程度。R&D人员全时当量比较全面地概括了研发活动中劳动力的投入情况,R&D经费内部支出则反映对于创新活动的资金投入,而研究与开发机构数可以表示整体基础研究和研究开发的发展规模大小,这三个指标可以体现区域对于科技创新政策的重视程度以及实施情况。因此,可以选择R&D人员全时当量作为人力投入变量,R&D经费内部支出作为财力投入变量,研究与开发机构数作为物力投入变量。

产出指标:选择专利授权数与技术市场成交额作为产出指标。专利可以反映技术和发明者的投入转化成果,能够比较全面地概括一个地区的创新能力和水平,由于专利申请量到最后不一定能批准,选择专利申请量可能会夸大科技创新政策效率产出,所以选择专利授权量来衡量区域科技创新政策效率产出较为科学,专利授权量可以反映各地区对于创造和保护知识产权、技术转移等方面的政策效果。而技术市场成交额可以反映创新成果被投入到商业活动中所产生的经济效益,能够体现创新成果的商业价值与科技成果转化的政策实施效果。

环境变量:环境变量是指会对科技创新政策效率产生影响,但是系统又无法控制的一些外部环境因素,本文将从以下三个方面来衡量:

1. 地区经济发展水平:一般在经济发展水平较高的地区,更有利于科技创新政策的实施,对于科技创新政策的投入也会更多。本文选择人均GDP来衡量各地区的经济发展水平。

2. 人口素质:一个地区的人口素质越高,会提高总体劳动生产效率,对于研究与开发活动可提供的人才也越多,为地区创新活动所需的人才提供了源源不断的补充。本文选择每十万人口高等学校平均在校生数来衡量各地区的人口素质。

3. 基础设施建设:基础设施能够为创新活动提供必需的物质、交通、信息等支撑条件,所以基础设施建设越完善,就越有利于创新活动的发生。本文选择公共交通客运总量来衡量各个地区的基础设施的发展水平。

(三) 数据来源说明

本文的原始数据均来源于2016~2020年《中国统计年鉴》和《中国科技统计年鉴》,由于台湾省、香港特别行政区、澳门特别行政区和西藏自治区数据不全,本文的研究对象为我国的其余30个省、市、自治区。另外,按照《中国统计年鉴》的划分方法,对我国30个省、市、自治区划分为东部地区、中部地区、西部地区和东北地区,其中东部地区包括北京市、天津市、河北省、上海市、江苏省、浙江省、福建省、山东省、广东省和海南省;中部地区包括山西省、安徽省、江西省、河南省、湖北省和湖南省;西部地区包括内蒙古自治区、广西壮族自治区、重庆市、四川省、贵州省、云南省、陕西省、甘肃省、青海省、宁夏回族自治区和新疆维吾尔自治区;东北地区包括辽宁、吉林和黑龙江。

二、区域科技创新政策效率结果分析

(一) 第一阶段DEA结果分析

在DEA的第一阶段,使用Deap2.1软件,对2016~2020年我国30个省、市、自治区的科技创新政策的技术效率、纯技术效率和规模效率进行了分析,结果如下表1所示。从总体来说,2016~2020年科技创新政策技术效率平均值为0.773,纯技术效率平均值为0.819,规模效率平均值为0.947,平均规模效率大于平均纯技术效率,所以技术效率低下是纯技术效率不高所导致的。

在不考虑环境因素和随机因素干扰的情况下,北京市和浙江省在这五年中一直处于综合效率的前沿面上,技术效率、纯技术效率和规模效率均值都为1,其他省市在这五年间则均存在一定程度的纯技术效率无效或规模效率无效。从地区比较来看,东部地区技术效率值排名最高,西部地区排名第二,东北部地区排名第三,中部地区排名最后,这与我国各地区经济发展水平并不完全一致。例如,

表 1 2016~2020年中国30个省、市、自治区科技创新政策第一阶段平均效率值

地区	技术效率	纯技术效率	规模效率	地区	技术效率	纯技术效率	规模效率
北京市	1	1	1	河南省	0.613	0.617	0.993
天津市	0.981	1	0.981	湖北省	0.823	0.862	0.954
河北省	0.611	0.62	0.984	湖南省	0.507	0.511	0.992
山西省	0.483	0.493	0.98	广东省	0.939	0.996	0.943
内蒙古自治区	0.418	0.453	0.898	广西壮族自治区	0.711	0.733	0.968
辽宁省	0.733	0.737	0.992	海南省	0.612	0.894	0.681
吉林省	0.674	0.728	0.926	重庆市	0.847	0.984	0.858
黑龙江省	0.77	0.806	0.952	四川省	0.844	0.859	0.982
上海市	0.756	0.779	0.969	贵州省	0.914	0.936	0.974
江苏省	0.975	0.976	0.999	云南省	0.578	0.582	0.993
浙江省	1	1	1	陕西省	0.926	0.954	0.97
安徽省	0.761	0.763	0.997	甘肃省	0.839	0.886	0.94
福建省	0.867	0.87	0.996	青海省	0.973	1	0.973
江西省	0.927	0.933	0.993	宁夏回族自治区	0.615	1	0.615
山东省	0.629	0.638	0.983	新疆维吾尔自治区	0.879	0.943	0.929
东部地区	0.837	0.877	0.954	中部地区	0.686	0.697	0.985
西部地区	0.784	0.856	0.918	东北地区	0.726	0.757	0.957
全国平均	0.773	0.819	0.947				

青海省、新疆维吾尔自治区和贵州省等技术效率值排名在全国前列，远高于全国平均水平，而河北省、山东省和海南省等排名处在中间位置甚至相对靠后，这可能与我国目前的经济发展状况相悖，所以我们考虑这种偏差可能是因为传统DEA方法没有考虑各个地方的环境因素差异和随机误差因素干扰。

(二) 第二阶段SFA回归分析

将第一阶段使用的研究与开发机构数、R&D经费内部支出和R&D人员全时当量这三个投入变量的松弛变量作为解释变量，以经济环境、人口素质和基础设施作为被解释变量建立SFA回归模型，利用Frontier4.1软件进行计算，结果如下表2所示。

表 2 第二阶段SFA回归结果

变量	R&D经费内部支出	R&D人员全时当量	研究与开发机构数
常数项	-138.0000000	-16300.0000000	0.6860000
经济环境	13.0000000	1430.0000000	-0.2440000
人口素质	-0.0204000	-2.0700000	0.0000161
基础设施	0.0004810	0.0597000	-0.0000010
σ^2	63300.0000000	1140000.0000000	1660.0000000
γ	1.0000000	1.0000000	1.0000000
LRtestoftheone-sidederror	10.6000000	10.9000000	21.3000000

1. 经济环境。经济环境对研究与开发机构数回归系数为负，对R&D经费内部支出和R&D人员全时当量回归系数为正。说明经济环境越好，会使研究与开发机构管理体制变得更为完善，即取消某些不必要的机构，并促使机构与机构之间进行合并协同发展，减少研究与发展机构的数量，因此会降低研究与开发机构数的投入冗余。但是经济水平的提高可能会促进各种要素的盲目投入，造成投入浪费，所以会使得R&D经费和R&D人员全时当量的投入冗余。

2. 人口素质。人口素质对R&D经费内部支出和R&D人员全时当量的回归系数为负，对研究与开发机构回归系数为正。这表明人口素质越高，可以为研究与开发机构提供充足的高素质人才，因此会减少R&D人员全时当量和R&D经费内部支出的投入冗余。然而从事研发工作的人数越多，需要建立研究与开发机构就越多，所以会增加研究与开发机构的投入冗余。

3. 基础设施。基础设施对R&D经费内部支出和R&D人员全时当量的回归系数为正，对研究与开发机构数的回归系数为负。这是因为一个地区的基础设施建设越完善，经济越发达，则需要更多的人从事高科技研发的工作，因此R&D经费内部支出和R&D人员全时当量的投入冗余不可避免地会增加。而完善的基础设施让交通更加便捷、便利，便于集中研究，也会适当减少研究与开发机构的设立，减少投入冗余。

(三) 第三阶段DEA结果分析

将经过第二阶段调整的投入变量与原始的产出变量再次利用Deap2.1软件进行测算，计算结果如下表3所示。

由表3可知，调整后，2016~2020年全国科技创新政策技术效率均值下降为0.648，纯技术效率均值上升为0.842，规模效率均值下降为0.767，可见制约综合技术效率提升的主要原因也由之前的纯技术效率变为规模效率。对比各省市可知，北京市和浙江省这五年间依然处于综合技术效率前沿面上，而江苏省则退出了效率前沿面，除了山东省和广东省两个省份综合技术效率值小幅度上升，其他省、市、自治区的综合技术效率均出现了不同程度的下降，青海省和贵州省等在第一阶段综合技术效

表 3 2016~2020年中国30个省、市、自治区科技创新政策第三阶段平均效率值

地区	技术效率	纯技术效率	规模效率	地区	技术效率	纯技术效率	规模效率
北京市	1	1	1	河南省	0.588	0.646	0.907
天津市	0.874	0.972	0.897	湖北省	0.843	0.911	0.925
河北省	0.565	0.664	0.842	湖南省	0.507	0.574	0.882
山西省	0.368	0.589	0.621	广东省	0.947	0.996	0.951
内蒙古自治区	0.307	0.72	0.411	广西壮族自治区	0.541	0.768	0.701
辽宁省	0.715	0.777	0.902	海南省	0.211	0.881	0.237
吉林省	0.456	0.74	0.598	重庆市	0.765	0.981	0.778
黑龙江省	0.558	0.779	0.716	四川省	0.858	0.893	0.961
上海市	0.749	0.794	0.94	贵州省	0.725	0.987	0.735
江苏省	0.955	0.967	0.988	云南省	0.457	0.665	0.685
浙江省	1	1	1	陕西省	0.857	0.955	0.897
安徽省	0.729	0.781	0.933	甘肃省	0.551	0.854	0.637
福建省	0.831	0.886	0.935	青海省	0.265	1	0.265
江西省	0.805	0.918	0.875	宁夏回族自治区	0.279	0.96	0.285
山东省	0.633	0.647	0.978	新疆维吾尔自治区	0.509	0.958	0.53
东部地区	0.777	0.881	0.878	中部地区	0.640	0.737	0.857
西部地区	0.556	0.886	0.626	东北地区	0.576	0.765	0.739
全国平均	0.648	0.842	0.767				

率值排名相对靠前的西部省份降幅明显。海南省、青海省和宁夏回族自治区的综合技术效率值甚至都降到0.4以下,可见其科技创新政策效率十分低下,主要的原因是这些地方地理位置比较偏僻,当地的企业以及研发机构数量少,所以产出不高,进而效率值低。从四大地区来看,东部地区排名最高,中部地区上升到第二位,东北地区排名第三,西部地区排名最后,这也从一定程度上表明,在控制了环境因素后,区域科技创新政策效率更为贴近各省、市、自治区的经济发展水平,也更符合客观实际。与第一阶段相比,北京市、浙江省和青海省这三个省市的科技创新政策的纯技术效率仍然处于效率前沿面上,除了天津市的纯技术效率值下降外,其他省份的纯技术效率值都有所上升,说明综合技术效率低是因为受到规模因素的影响,而不是技术管理水平低。第三阶段的北京市和浙江省的规模效率值仍然为1,其他省、市、自治区的规模效率值都出现了下降,说明目前应该着力于如何提升科技创新政策规模效率。

三、区域科技创新政策效率空间差异及时空演化分析

(一) 全局空间自相关分析

利用Openeoda软件对2016~2020年各省、市、自治区第三阶段的科技创新政策技术效率的全局Moran's I指数进行了测算,并对其显著性进行了检验,如表4所示。

由表4可知2016~2020年中国科技创新政策效率的全局Moran's I指数在0.1871~0.3209之间,这表明各省、市、自治区的科技创新政策效率的分布

表 4 中国各省、市、自治区科技创新政策效率全局 Moran's I 指数

年份	Moran's I	P-value
2016	0.3122	0.006
2017	0.3209	0.005
2018	0.2528	0.010
2019	0.2136	0.028
2020	0.1871	0.041

格局不是随机的,而是存在着正向的空间聚集性,即科技创新政策效率较高省、市、自治区的相邻省份科技创新政策效率也较高,而效率较低省、市、自治区的相邻省、市、自治区的效率值也较低。

(二) 局部空间自相关分析

全局Moran's I指数只能检验在空间整体上科技创新政策效率值是否存在集聚或分散的情况,却无法反映区域内局部的空间特征,无法具体得到集聚是哪些省份, Moran散点图可以测量区域与其周围邻近地区的关系,因此采用Moran散点图来描绘科技创新政策效率的局部空间相关性。选择2016年和2020年的Moran散点图如图1、图2所示。

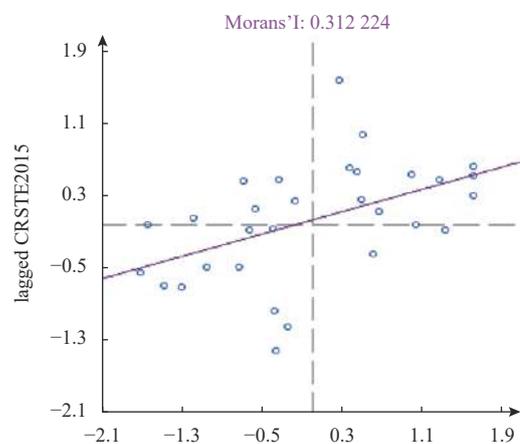


图 1 2016年中国科技创新政策效率Moran散点图

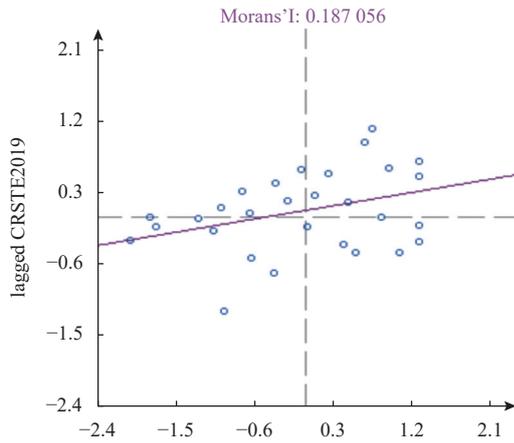


图 2 2020年中国科技创新政策效率Moran散点图

如图 1 所示，我国 30 个省、市、自治区在 2016 年位于第一象限的有 11 个，位于第二象限的有 6 个，位于第三象限的有 10 个，位于第四象限的有 3 个。说明大部分省、市、自治区存在正向的空间相关性，空间分布格局存在一定的变迁。而图 2 中 2020 年大部分省、市、自治区没有显著的空间聚集特征。另外，计算 2016~2020 年我国各省、市、自治区科技创新政策效率空间集聚类型如表 5 所示。

表 5 各省、市、自治区科技创新政策效率空间集聚形式

	2016	2017	2018	2019	2020
北京市	H-H	H-L	H-H	H-H	H-H
天津市	H-H	H-H	H-H	H-H	H-H
河北省	L-L	L-L	L-H	H-H	H-H
山西省	L-L	L-L	L-L	L-L	L-L
内蒙古自治区	L-L	L-L	L-L	L-L	L-L
辽宁省	L-L	L-L	L-L	H-L	H-L
吉林省	L-L	L-L	L-L	L-L	L-L
黑龙江省	L-L	L-L	L-L	L-L	L-L
上海市	H-H	H-H	H-H	H-H	H-H
江苏省	H-H	H-H	H-H	H-H	H-H
浙江省	H-H	H-H	H-H	H-H	H-H
安徽省	H-H	H-H	H-H	H-H	L-H
福建省	H-H	H-H	H-H	H-H	H-H
江西省	H-H	H-H	H-H	H-H	H-H
山东省	L-H	H-H	H-H	L-H	H-H
河南省	L-L	L-H	H-H	H-H	L-H
湖北省	H-H	H-H	H-H	H-H	H-H
湖南省	L-H	L-H	L-H	L-H	L-H
广东省	H-L	H-H	H-H	H-H	H-L
广西壮族自治区	L-H	L-L	L-H	L-L	L-H
海南省	L-H	L-L	L-L	L-H	L-H
重庆市	H-H	H-H	L-H	H-H	L-H
四川省	H-L	H-L	H-L	H-L	H-L
贵州省	H-H	L-H	L-L	H-L	H-L
云南省	L-H	L-L	L-L	L-H	L-H
陕西省	H-L	H-L	H-L	H-L	H-L
甘肃省	L-L	L-L	L-L	L-L	L-L
青海省	L-H	L-L	L-L	L-L	L-L
宁夏回族自治区	L-L	L-L	L-L	L-L	L-L
新疆维吾尔自治区	L-L	L-L	L-L	L-L	L-L

由表 5 可知，较多的省市在观测期间都属于 HH 或 LL 集聚类型。天津市、上海市、江苏省、浙

江省、福建省、江西省、湖北省这五年间都属于 HH 集聚形式，这些省市主要集中在东部地区。吉林省、黑龙江省、山西省、内蒙古自治区、甘肃省、宁夏回族自治区、新疆维吾尔自治区在这五年间都属于 LL 集聚，这些省和自治区集中在东北和西部地区。对于东北地区和西部地区而言，经济发展水平滞后，各类型创新资源相对比较匮乏，再加上周边地区的创新发展环境同样欠佳，缺乏像东部地区那样的强势创新资源引入和整合能力，导致科技创新政策效率处于较低的水平。中部很多地区在四种集聚类型中跃迁，这表明中部地区在地理上的优势有利于各类型科技创新政策资源与东部各省、市、自治区之间充分流动，从而带动了地区发展，提升了区域内整体科技创新政策效率。四川省和陕西省在这五年间都属于 HL 类型，四川省在西南地区经济发展中一直处于领头羊的位置，成都市近几年在新一线城市排名中稳居第一，而陕西省是我国教育发展水平较高的地区，拥有众多的“985”和“211”高校，为陕西的创新活动提供了人才储备，虽然它们周边地区的科技创新政策效率不高，但是它们自身拥有的较高的经济发展水平和密集的科技创新政策投入，对创新资源具有“虹吸效应”，所以产生了负的空间效应。

(三) 区域科技创新政策效率时空演化分析

为了进一步揭示我国科技创新政策效率空间分布的动态演化特征，本文借助 Rey 等^[20]提出的时空转换测度来刻画 Moran 散点图的演化过程。根据转换发生的形式，时空跃迁可分为四种类型：类型 I、类型 II、类型 III 和类型 IV，其中 t 和 $t+1$ 表示不同的时间点。类型 I 描述的是某个省、市、自治区的跃迁，而其相邻省、市、自治区仍然处于之前的象限，包括 $HH_t \rightarrow LH_{t+1}$ 、 $HL_t \rightarrow LL_{t+1}$ 、 $LH_t \rightarrow HH_{t+1}$ 和 $LL_t \rightarrow HL_{t+1}$ 。类型 II 描述的是某个省、市、自治区仍然处于之前的象限，而其相邻省、市、自治区出现了跃迁，包括 $HH_t \rightarrow HL_{t+1}$ 、 $HL_t \rightarrow HH_{t+1}$ 、 $LH_t \rightarrow LL_{t+1}$ 和 $LL_t \rightarrow LH_{t+1}$ 。类型 III 描述的是某个省、市、自治区及其相邻的省、市、自治区都向不同象限的跃迁，包括 $HH_t \rightarrow LL_{t+1}$ 、 $LL_t \rightarrow HH_{t+1}$ 、 $HL_t \rightarrow LH_{t+1}$ 和 $LH_t \rightarrow HL_{t+1}$ 。类型 IV 描述了某个省、市、自治区及其相邻的省、市、自治区都保持了之前象限的稳定状态，包括 $HH_t \rightarrow HH_{t+1}$ 、 $HL_t \rightarrow HL_{t+1}$ 、 $LH_t \rightarrow LH_{t+1}$ 和 $LL_t \rightarrow LL_{t+1}$ 。

$$S_i = F_{0, i} / n$$

其中， $F_{0, i}$ 表示在 $t \rightarrow t+1$ 期间经历了类型 IV 跃迁的观测次数， n 为 $t \rightarrow t+1$ 期间所有跃迁次数之和。

$0 \leq S_i \leq 1$, S_i 越接近于1, 表示中国科技创新政策效率的空间稳定性越强, S_i 越接近于0, 则表示空间流动性越强。

表6描述了中国科技创新政策效率的Moran散点图在2016~2020年四个时间段内跃迁情况。在2016~2020年, 山东省、贵州省、河南省、重庆市、河北省、辽宁省、安徽省、河南省都曾出现类型I的跃迁, 其中重庆市连续出现3次, 山东省也

连续出现2次, 贵州省和河南省也出现2次跃迁。而北京市、河南省、广东省、广西壮族自治区、海南省、云南省、青海省、河北省、贵州省都出现了类型II的跃迁, 其中广西壮族自治区连续四年间都在发生跃迁, 北京连续两年发生跃迁, 广东省、云南省也发生了2次跃迁。没有省、市、自治区发生类型III的跃迁, 其余省、市、自治区基本为类型IV, 即没有发生跃迁。

表6 中国科技创新政策效率时空跃迁演化

跃迁类型	2016~2017年	2017~2018年	2018~2019年	2019~2020年
类型 I	LH→HH: 山东省 HH→LH: 贵州省	LH→HH: 河南省 HH→LH: 重庆市	LH→HH: 河北省、重庆市 LL→HL: 辽宁省、贵州省 HH→LH: 山东省	HH→LH: 安徽省、河南省、重庆市 LH→HH: 山东省
类型 II	HH→HL: 北京市 LL→LH: 河南省 HL→HH: 广东省 LH→LL: 广西壮族自治区、海南省、云南省、青海省	HL→HH: 北京市 LL→LH: 河北省、广西壮族自治区 LH→LL: 贵州省	LH→LL: 广西省 LL→LH: 海南省、云南省	HH→HL: 广东省 LL→LH: 广西壮族自治区
类型 III	无	无	无	无
类型 IV	其余21个省、市、自治区	其余24个省、市、自治区	其余22个省、市、自治区	其余23个省、市、自治区
空间稳定性 S_i	0.7	0.8	0.73	0.77

观察东北三省可知, 黑龙江省和吉林省2016~2020年间稳定维持在LL, 没有发生变化, 但是辽宁省在2018年由LL变为HL, 说明辽宁省已经在加强自身的创新效率, 整体而言东北地区形成了低低的强集聚区域。

中部省份中, 江西省靠近东部沿海省份, 湖北高校较多且靠近河南省、重庆市等地区, 所以两地自身创新效率高的同时也被周围高效率省份包围, 五年间稳定维持在HH。安徽省在2016~2019年都属于HH, 但在2020年自身创新能力不够, 变为LH。湖南省五年内维持在LH, 说明虽然被高效率省份包围, 但是自身的创新能力有待进一步提高。河南省则在这几年间变化较大, 时而受到周围省份的影响变化, 时而自身的创新效率也发生变化, 因此在五年间经历了LL、LH、HH和LH的跃迁。

东部沿海地区, 天津市、上海市、江苏省、浙江省和福建省五年间稳定维持在HH, 说明整体发展态势良好。山东省在2016~2017年发生LH向HH的跃迁, 而2018~2019年又出现HH向LH的跃迁, 表明其创新效率有时会出现较大的波动。广东省有时会受到周围地区的影响, 发生HH变成HL的跃迁。而海南省是东部地区中比较经常出现LH甚至LL, 可以向其他省份学习, 努力通过吸引人才、

大力推进科技创新来提升创新效率值。

值得注意的是, 河南省、广西壮族自治区、贵州省和重庆市这四个省、市、自治区在这五年间发生了不止一次的时空跃迁。云南省和广西壮族自治区一直在LH和LL两个象限中来回跃迁, 这主要是因为它们处于科技创新政策效率较高区域与较低区域之间, 也有可能是它们周围省、市、自治区的科技创新政策效率波动较大, 所以使得它们在不断跃迁。

而大部分省、市、自治区在2016~2020年则在同一种类型内没有变化, 2016~2020年的四个时间段内 S_i 在0.7~0.8之间, 波动不大, 说明我国科技创新政策效率整体空间稳定性较强, 空间分布具有一定的路径依赖和空间锁定效应。

四、结论与建议

利用三阶段DEA计算了2016~2020年中国30个省、市、自治区的科技创新政策效率, 再运用ESDA方法对各省、市、自治区的科技创新政策效率的空间差异和演化进行了分析, 主要结论如下:

第一, 我国科技创新政策效率存在明显的区域差异, 由东到西, 综合技术效率呈现出由高到低的

变化趋势。这说明我国科技创新政策效率的区域差异与地区的经济和社会发展水平有关, 这表明为了提升整体科技创新政策效率, 解决区域差异, 平衡区域发展是首要问题。

第二, 全局空间相关性分析结果表明我国科技创新政策效率存在显著的正向空间相关性, 空间集聚效应在不断强化, 但局部地区空间差异显著。而局部Moran散点图则反映了中国30个省、市、自治区的科技创新政策效率呈一定的集聚形式, 形成了东部HH集聚和西部LL集聚两种空间集群。东部地区的HH集聚越来越显著, 且HH集聚区域逐步由东南沿海省份向邻近中部省份扩散, 而西部地区的LL集聚区域却还未呈现缩小的趋势, 东西部差距进一步拉大。

第三, 时空跃迁结果表明我国科技创新政策效率的空间差异和演化情况。大部分省、市、自治区在这五年间都比较稳定, 部分省、市、自治区发生了类型I、类型II跃迁。这表明我国科技创新政策效率整体空间稳定性强, 处于比较好演进状态, 但也有极小部分地区的效率空间稳定性弱, 且效率呈现出下降的态势, 进一步验证了我国区域发展不平衡的问题。

本文的政策启示: 一是要因地制宜, 考虑区位因素、集聚类型和空间依赖等地理条件, 对不同的区域制定差异化的科技创新政策引导区域科技创新的协调发展。东部地区继续发挥经济、人才和地理区位优势, 促进科技创新政策效率不断提高的同时, 发挥强势效率地区的辐射带动作用, 使科技创新溢出向中西部和东北地区转移和扩散; 中部地区鼓励自主创新, 利用靠近东部地区的邻近优势继续扩大与东部省份形成的高高集聚区域; 西部地区和东北地区利用资源优势, 加大科技创新的投入, 坚持自主创新与技术引进相结合, 推进结构性改革。二是要加强省域和区域之间的交流互动, 减少知识交流的阻碍。政府应该鼓励跨省或跨区域开展信息、技术和人才等资源的交流与共享, 特别是西部地区要与东部地区进行更加紧密的交流和合作, 积极借鉴最新的技术和成功的经验, 创造良好的条件吸引人才流入, 逐步提升自身的科技创新政策效率。

参考文献

[1] 张家明, 兰佳文, 朱金生, 等. 区域创新创业政策体系促进就业的协同性评价——基于湖北省政策文本的实证分析[J]. 创新与创业教育, 2022, 13(1): 1-11.

[2] CHARNES A. Measuring the efficiency of decision making units[J]. *European Journal of Operational Research*, 1979, 2(6): 429-444.

[3] BANKER R D, CHARNES A, COOPER W W. Some models for estimating technical and scale inefficiencies in Data Envelopment Analysis[J]. *Management Science*, 1984, 30(9): 1078-1092.

[4] 李健, 张杰, 许翘楚. 京津冀高新技术企业创新效率评价及效率提升路径[J]. *科技管理研究*, 2020, 40(12): 64-69.

[5] 吴国栋, 温展杰. 广东科技创新效率的格局演变与动力机制[J]. *科技管理研究*, 2021, 41(24): 74-80.

[6] TOBIN J. Estimation of relationships for limited dependent variables[J]. *Econometrica*, 1958, 26(1): 24-36.

[7] 刘凤朝, 张娜, 赵良仕. 东北三省高技术制造产业创新效率评价研究——基于两阶段网络DEA模型的分析[J]. *管理评论*, 2020, 32(4): 90-103.

[8] 傅春, 欧阳欢葵, 邓俊鹏. 中部地区科技创新活动两阶段效率评价[J]. *统计与决策*, 2021, 37(7): 71-75.

[9] FRIED H O, LOVELL C A K, SCHMIDT S S, et al. Accounting for environmental effects and statistical noise in data envelopment analysis[J]. *Journal of Productivity Analysis*, 2002, 17(1-2): 157-174.

[10] 张振扬. 基于三阶段DEA模型的工业企业科技创新发展效率评价[J]. *工业技术经济*, 2020, 39(12): 94-98.

[11] 王飞航, 李友顺. 基于三阶段数据包络分析模型的我国西部地区国家级高新区创新效率评价[J]. *科技管理研究*, 2019, 39(1): 55-60.

[12] JOÃO R, NIJKAMP P. Impacts of innovation, productivity and specialization on tourism competitiveness — a spatial econometric analysis on European regions[J]. *Current Issues in Tourism*, 2019, 22(10): 1150-1169.

[13] Ramajo Julián, Cordero José Manuel, Márquez Miguel ángel. European regional efficiency and geographical externalities: a spatial nonparametric frontier analysis[J]. *Journal of Geographical Systems*, 2017, 19(4): 319-348.

[14] ZHANG J, CHANG Y, ZHANG L, et al. Do technological innovations promote urban green development?— a spatial econometric analysis of 105 cities in China[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2018, 182: 395-403.

[15] 田相辉, 徐小靓. 创新生产的空间效应与结构效应[J]. *管理评论*, 2018, 30(3): 95-101.

[16] 原毅军, 高康. 产业协同集聚、空间知识溢出与区域创新效率[J]. *科学学研究*, 2020, 38(11): 1966-1975+2007.

[17] 薛永刚. 基于S-SEM的区域创新系统影响因素和路径研究[J]. *科研管理*, 2021, 42(8): 150-159.

[18] 王彩明, 李健. 中国区域绿色创新绩效评价及其时空差异分析——基于2005~2015年的省际工业企业面板数据[J]. *科研管理*, 2019, 40(6): 29-42.

[19] 赵巧芝, 朱雅寒, 崔和瑞. 中国制造业技术创新效率空间相关、区域差异及收敛性研究——来自信息通信技术部门的证据[J]. *工业技术经济*, 2021, 40(12): 94-102.

[20] REY S J. Spatial empirics for economic growth and convergence[J]. *Geographical Analysis*, 2010, 33(3): 195-214.