国家高新区技术创新效率增长空间不平衡及分布动态演进研究

——基于双非参数估计方法

袁 明[1],孙红军[2]

(1.中国科学院 科技战略咨询研究院,北京 100190;2.中国科学院大学 公共政策与管理学院,北京 100049)

摘 要:本文基于2014—2018年82家国家高新区的创新投入与创新产出数据,采用DEA-Malmquist指数和Kernel核密度估计方法实证研究了国家高新区技术创新效率增长的空间不平衡性及分布动态演进规律。研究发现:①在样本考察期内,国家高新区的技术创新效率呈现持续增长态势且存在空间不平衡;②国家高新区的技术进步变化由负转正,技术效率变化由正转负;③总体、东部、中部、西部及东北国家高新区的技术创新效率增长的空间差距都在明显扩大。

关键词:国家高新区;技术创新效率;DEA-Malmquist;核密度估计

中图分类号:F127 **文献标志码**:A **文章编号**:1002—980X(2021)05—0001—09

一、引言

党的十九大报告明确指出,我国经济已经由高速增长阶段转向高质量发展阶段,突出强调创新是引领发展的第一动力。国家高新区作为我国技术创新和产业升级的前沿阵地,承担着引领和带动我国经济增长方式由投资驱动转向创新驱动的重大使命,是我国经济高质量发展的典型区域。据2018年科技部与中国科学院科技战略咨询研究院联合发布的《国家高新区创新能力评价报告(2018)》的统计数据显示,国家高新区内的国家重点实验室、国家工程实验室、国家工程研究中心等国家级科研机构约占全国的2/3,企业研发人员全时当量占全国企业的近一半。2017年,国家高新区贡献了全国35%的研发投入,企业研发投入强度达到2.01%,与我国上市公司2017年的平均研发投入强度相当。与此同时,其万人发明专利申请数、授权数和拥有数为全国平均水平的7倍以上。由此可知,国家高新区不仅是我国经济增长的主要推动者,同时也是我国落实创新驱动发展战略的核心主体。随着我国社会主要矛盾转化为人民日益增长的美好生活需要和不平衡不充分的发展之间的矛盾,区域尤其是国家高新区创新发展的不平衡将成为诸多不平衡中的重要内容,不仅严重影响区域经济的可持续发展,同时也极大制约着区域协调发展战略的有效实施。基于此,本文聚焦于国家高新区技术创新效率增长的空间不平衡及其分布动态演进规律,以期为提升区域创新水平和推动区域协调发展提供经验证据。

就现有研究而言,有关技术创新效率的研究视角涉及国家层次(张权等,2019;Alexandra et al, 2016)、区域层次(孙红军和王胜光,2020;李雪松和曾宇航,2019;Matei和Aidea, 2012)、产业层次(李培哲等,2019;Claudio et al, 2013)和企业层次(童泽望,2019;Lee et al, 2019;Keiichi和Hitoshi, 2019),其中以关注区域层面的技术创新效率研究居多。例如,崔蓉等(2019)采用时间跨度为2007—2017年的中国30个省(直辖市、自治区)的数据,使用超效率SBM-Malmquist指数模型测算各省份的绿色创新生产率①。曾冰(2018)采用2005—2016年的数据评价了我国省际绿色创新效率变化。区别于已有研究,本文将区域技术创新效率的研究对象扩展至国家高新区层面。在研究方法上,目前测算技术创新效率的方法主要有随机前沿模型(SFA)和数据包络分析(DEA),前者属于参数法,后者属于非参数法。参数法方面,曹霞和于娟(2015)基于投影寻踪模型对传统随机前沿分析模型进行了改进,并以此测度了中国区域绿色创新效率;肖黎明等(2018)使用基于超越对数和产出距离函数改进后的随机前沿模型测度出中国30个省份2001—2015年的绿色创新效率。

收稿日期:2019—12—01

作者简介:袁明,中国科学院科技战略咨询研究院博士研究生,研究方向:创新管理;(通讯作者)孙红军,博士,中国科学院大学公共政策与管理学院博士后,中国高新区研究中心成员,研究方向:创新创业。

① 本文所引文献中采用30个省(自治区、直辖市)数据是因为缺失西藏地区和港澳台地区的数据。

非参数法方面，廖倩等（2016）运用超效率DEA方法对长江经济带区域创新效率进行了评价。李政和杨思莹（2018）采用30个省、自治区和直辖市2003—2015年的数据测算了各地区的创新效率。由于参数法极易受到误设生产函数形式的影响，进而造成计算误差。为有效避免参数法上述问题，本文将采用非参数分析方法——DEA-Malmquist指数来测算国家高新区技术创新效率增长率。此外，进一步深入分析现有相关研究还可知，大多数研究仅仅揭示出技术创新效率增长的空间差距特征，并未进一步分析技术创新效率增长空间差距的分布动态演进规律（王珍珍和黄茂兴，2013；韩晶等，2013）。鉴于此，Kernel核密度非参数估计方法的运用能有效解决上述问题。

为弥补现有文献的不足和缺陷，本文以国家高新区为研究对象，首先，采用DEA-Malmquist指数方法计算国家高新区技术创新效率增长率；其次，基于测算结果，分析和探究国家高新区技术创新效率增长的空间不平衡特征；再次，利用Kernel核密度估计方法进一步揭示国家高新区技术创新效率增长空间差距的分布动态演进规律；最后，获得研究结论和政策启示。

二、研究方法与数据说明

（一）DEA-Malmquist指数

如前所述，当前计算技术创新效率主要分参数方法和非参数方法两种。参数方法利用随机前沿生产函数，非参数方法采用数据包络分析。与SFA方法相比，DEA的优势体现在两个方面：一是不需要进行参数检验；二是可以计算多投入多产出情形。DEA计算的是每个决策单元（DMU）的相对效率，即通过计算实际效率与生产前沿面效率之间的距离来表示。常见的DEA模型又分为两种：一种是CCR模型（Charnes et al，1978）；另一种是BCC模型（Banker et al，1984）。前一种假设规模报酬不变（CRS），后一种假设规模报酬可变（VRS）。但是，这两种方法都只能计算某一个时期（如一年）的相对效率，无法直接比较各年的效率变化。为了弥补这一不足，本文结合DEA与Malmquist指数来计算技术创新效率增长率并得到其分解项。

Malmquist指数最初由瑞典经济学家Sten Malmquist（1953）在分析消费过程中提出，后经Caves和Diewart（1982）将其引入到生产分析中。受Malmquist利用缩放因子之比来构造消费数量指数的启发，Caves等在1982年通过距离函数之比来构造生产率指数，并将其命名为Malmquist生产率指数（章祥荪和贵斌威，2008）。其计算公式如式（1）所示：

$$M_0^t = \frac{D_0^t\left(x^{t+1}, y^{t+1}\right)}{D_0^t\left(x^t, y^t\right)} \tag{1}$$

其中：x^t、x^{t+1}分别表示t和$t+1$时期的投入；y^t、y^{t+1}分别表示t和$t+1$时期的产出；D_0^t表示t时期的产出距离函数（吕文广和陈绍俭，2010）。式（1）表示在时间t时的技术条件下，$t \sim t+1$时期的技术效率变化。同样的，可以将在时间$t+1$时的技术条件下，$t \sim t+1$时期的技术效率变化如式（2）所示：

$$M_0^{t+1} = \frac{D_0^{t+1}\left(x^{t+1}, y^{t+1}\right)}{D_0^{t+1}\left(x^t, y^t\right)} \tag{2}$$

计算出M_0^{t+1}和M_0^t之后，很容易就能得到二者的几何平均值，如式（3）所示：

$$M_0\left(x^{t+1}, y^{t+1}, x^t, y^t\right) = \sqrt{\frac{D_0^t\left(x^{t+1}, y^{t+1}\right)}{D_0^t\left(x^t, y^t\right)} \times \frac{D_0^{t+1}\left(x^{t+1}, y^{t+1}\right)}{D_0^{t+1}\left(x^t, y^t\right)}} = \frac{D_0^{t+1}\left(x^{t+1}, y^{t+1}\right)}{D_0^t\left(x^t, y^t\right)} \times \sqrt{\frac{D_0^t\left(x^{t+1}, y^{t+1}\right)}{D_0^{t+1}\left(x^{t+1}, y^{t+1}\right)} \times \frac{D_0^t\left(x^t, y^t\right)}{D_0^{t+1}\left(x^t, y^t\right)}} \tag{3}$$

$$M_0\left(x^{t+1}, y^{t+1}, x^t, y^t\right) = EFFCH \times TECH = PECH \times SECH \times TECH \tag{4}$$

同时，式（4）就是技术创新效率的分解。换言之，Malmquist生产率指数在总体上可以分解为技术效率变化（*EFFCH*）和技术进步（*TECH*），技术效率变化又可以分解为纯技术效率变化（*PECH*）和规模效率变化（*SECH*）。

（二）Kernel核密度估计

为进一步反映2015—2018年国家高新区技术创新效率增长的分布动态演进趋势，本文将采用非参数估

计方法——Kernel核密度估计来进行分析。Kernel核密度估计无需拟合函数形式,而是给出不同年份样本数据的密度分布函数,通过对比分析不同年份的密度分布函数,就可以确定样本数据的时空演变态势(孙红军等,2019;张红凤和吕杰,2019)。因此,Kernel核密度估计非参数方法已经成为研究样本数据空间不平衡分布的最为常用的方法,其特点是简单易行、直观形象(杨明海等,2017)。

本文定义变量x的密度函数为$f(x)$,点x处的概率密度则可由式(5)得到:

$$f(x)=\frac{1}{N_h}\sum_{i=1}^{N}K\left(\frac{X_i-x}{h}\right) \tag{5}$$

其中:N表示观测值的个数;h表示带宽;$K(\cdot)$表示Kernel函数;X_i表示具体观测值;x表示均值。

Kernel核密度函数包括许多表达式(如均匀核、四次核、高斯核等),但其中高斯核应用最广。鉴于此,本文也采用高斯核表达式来进一步揭示国家高新区技术创新效率增长的分布动态演进过程,具体表达式如式(6)所示:

$$f(x)=\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) \tag{6}$$

(三)变量选取

在借鉴以往研究的基础上,根据研究目的,本文最终选取两个投入指标,一个产出指标:以当年专利授权数作为创新产出变量;以研发人员全时当量和R&D资本存量作为创新投入变量。在测算效率的过程中,R&D资本存量估计是关键,本文将采用"永续盘存法"来计算R&D资本存量指标(吴延兵,2006),具体计算公式如式(7)所示:

$$K_{it}=K_{i(t-1)}(1-\delta)+E_{it} \tag{7}$$

其中:t表示时间;K_{it}表示第i个国家高新区在第t年的资本存量;E_{it}表示第i个国家高新区在第t年的实际研发经费内部支出即利用名义支出除以R&D价格指数。以2013年为基期,构建R&D价格指数。本文参照已有研究(吕岩威等,2019),并结合国家高新区创新发展的特点,设定R&D价格指数=消费者物价指数×0.85+固定资产投资价格指数×0.15。其中,由于国家高新区并未公布价格指数,本文则采用国家统计局公布的消费者物价指数和固定资产投资价格指数来进行计算。折旧率(δ)选取大多数文献研究常用的15%来计算。要测算R&D资本存量,关键在于确定基期R&D资本存量,基期的R&D资本存量如式(8)所示:

$$K_{i0}=\frac{E_{i0}}{g+\delta} \tag{8}$$

其中:g表示R&D实际研发经费支出的算数年均增长率;K_{i0}表示每个国家高新区基期的R&D资本存量。

(四)研究对象与数据来源

根据数据的准确性和可获得性,并考虑国家高新区以2013年之后进入全面创新发展阶段,本文选取2014—2018年82家国家高新区为研究对象。此外,为了进一步考察国家高新区技术创新效率增长的区域差距,本文还将82家国家高新区按其所属地域划分为东部国家高新区、中部国家高新区、西部国家高新区和东北国家高新区。其中,东部国家高新区有39家,中部国家高新区有17家,西部国家高新区有19家,东北国家高新区有7家。具体划分结果见表1。本文所有国家高新区数据均来自于国家科技部火炬高技术产业开发中心火炬计划的统计数据,消费者物价指数和固定资产投资价格指数来源于国家统计局2014—2018年的年度数据。

表1　82家样本国家高新区名称

区域划分	国家高新区名称
东部(39)	保定高新区、北京中关村、常州高新区、东莞松山湖高新区、佛山高新区、福州高新区、广州高新区、海南高新区、杭州高新区、惠州仲恺高新区、济南高新区、济宁高新区、江门高新区、江阴高新区、泰州高新区、昆山高新区、临沂高新区、南京高新区、宁波高新区、青岛高新区、泉州高新区、厦门高新区、上海张江高新区、上海紫竹高新区、绍兴高新区、深圳高新区、石家庄高新区、苏州高新区、苏州工业园、唐山高新区、天津高新区、威海高新区、潍坊高新区、无锡高新区、烟台高新区、燕郊高新区、肇庆高新区、珠海高新区、淄博高新区
中部(17)	武汉东湖高新区、合肥高新区、长沙高新区、南昌高新区、湘潭高新区、株洲高新区、新余高新区、襄阳高新区、芜湖高新区、蚌埠高新区、洛阳高新区、景德镇高新区、益阳高新区、宜昌高新区、太原高新区、安阳高新区、南阳高新区
西部(19)	成都高新区、西安高新区、重庆高新区、南宁高新区、宝鸡高新区、贵阳高新区、绵阳高新区、桂林高新区、包头稀土高新区、柳州高新区、自贡高新区、昆明高新区、兰州高新区、乌鲁木齐高新区、昌吉高新区、白银高新区、杨凌农业高新区、银川高新区、渭南高新区
东北(7)	鞍山高新区、大连高新区、大庆高新区、沈阳高新区、营口高新区、辽阳高新区、长春高新区

三、实证分析

（一）整体表现

表2汇报了2015—2018年82家国家高新区技术创新效率增长情况及其分解结果。由表2可知，就技术创新效率而言，技术创新效率增长率一直为正值且呈现先降后增的态势。在2015—2017年国家高新区技术创新效率增长率逐年下降，在2018年大幅回升至28.600%。就技术创新效率分解项而言，技术效率变化逐年下滑，在2015—2017年为正增长，2018年由正增长变为负增长，为-15.800%；技术进步变化呈增长态势，在2015—2017年为负增长，2018年由负增长转为正增长，增长率高达52.700%。由此可知，国家高新区呈现出了由技术衰退转向技术进步的现象，背后原因可能是：2015—2018年的R&D资本存量增速低于专利产出增速[②]，在这一阶段，必然会引起产出-投入比的上升，即在这一阶段会出现技术进步。与之密切相关的一个政策背景是，2017年十九大报告首次提出我国经济由高速增长阶段转向高质量发展阶段，而高质量发展的目的是提高供给体系质量，关键在于创新驱动。此时国家高新区更加聚焦和关注创新驱动发展，着眼有效解决阻碍创新的深层次问题，进一步释放创新创业活力，推动了技术进步。技术进步前3年的负增长可以用相对技术衰退的理念进行分析。一方面，随着国家高新区创业活动层出不穷，带来国家高新区企业数量不断增加，尽管现有单个企业的技术前沿水平并没有发生倒退，但新增企业（尤其是技术含量较低的企业）却拉低了国家高新区整体的技术前沿水平，抑制了技术创新效率的增长；另一方面，从微观生产过程而言，当对所需技术提出更高的要求，实际技术水平却没有提高，这实质上也是相对技术倒退（姚战琪，2009；李江等，2015；王德祥和薛桂芝，2016）。

技术效率变化由正转负，一方面可能是由于上述技术衰退现象对技术创新效率增长率拉低效应的存在，使得各个国家高新区越来越倾向于通过提升技术效率来弥补技术衰退进而提升技术创新效率。由于这种技术效率追赶机制推动国家高新区越来越逼近最优前沿产出，同时受技术无效率、随机因素的影响，逼近最优产出会变得越来越困难；另一方面，由于产业结构优化是我国经济实现高质量发展的重要内容。因此在高质量发展阶段国家高新区愈发关注“改造提升传统产业、培育新兴产业”等工作，这在一定程度上限制了传统产业发展，拉低了传统产业的生产效率，同时新兴产业规模效率也相对较低，进而使得国家高新区技术效率出现了由正转负的现象。整体来看，2015—2018年，82家国家高新区的技术创新效率增长率的平均值为10.600%，技术效率变化的平均值为6.800%，技术进步变化的平均值为3.600%。这说明目前国家高新区的技术创新效率的增长主要依靠技术效率变化实现，反映出国家高新区在推动效率变革方面的积极作用。

表2　82家国家高新区技术创新效率增长率均值及分解结果

年份	技术创新效率增长率（%）	技术效率变化（%）	技术进步变化（%）
2015	11.300	26.800	-12.200
2016	3.700	18.200	-12.300
2017	1.000	3.100	-2.000
2018	28.600	-15.800	52.700
均值	10.600	6.800	3.600

（二）分区域表现

表3汇报了东部、中部、西部、东北国家高新区技术创新效率增长均值及其分解结果。由表3可知，就技术创新效率而言，西部国家高新区技术创新效率增长最快，为13.637%；中部国家高新区最低，为7.594%。就技术创新效率分解项而言，技术效率变化方面，东北国家高新区增长最快，为9.500%；中部国家高新区增长最慢，为3.635%。技术进步变化方面，西部国家高新区最高，为3.995%；东北国家高新区最低，为2.443%。总之，技术创新效率呈现出了明显的空间不平衡特征，西部国家高新区技术创新效率增长最快，东部与东北国家高新区次之，中部国家高新区增长最慢。

表3　东部、中部、西部、东北国家高新区技术创新效率增长均值及其分解结果

地区	技术创新效率增长率（%）	技术效率变化（%）	技术进步变化（%）
东部	12.218	8.156	3.728
中部	7.594	3.635	3.694
西部	13.637	9.400	3.995
东北	11.457	9.500	2.443

② R&D资本存量的历年增速为11.43%、14.38%、13.78%、14.43%；专利产出的历年增速为14.10%、16.58%、18.10%、29.45%。

(三)单个高新区均值分布

表4汇报了82家国家高新区技术创新效率增长率平均值及其分解结果的区间分布情况。在技术创新效率增长率均值方面,2015—2018年均值最高的国家高新区为48.000%,最低的国家高新区为-24.000%。在82家国家高新区中,有19家负增长,其余63家正增长,占比76.8%。其中,增长率在40%以上的有3家;在30%~40 %之间的有7家;在20%~30%之间的有9家;在10%~20%之间的有25家;其余38家在10%以下,占比46.3%。不难看出,国家高新区之间的技术创新效率增长率分布呈现明显的梯度特征且有44家国家高新区的增长率集中在10%以上,且这44家国家高新区的均值为21.907%,说明超过50%的国家高新区的创新投入能够带来较高的正向产出。

在技术效率变化均值方面,2015—2018年均值最高的国家高新区为44.300%,最低的国家高新区为-20.800%。在82家国家高新区中,有59家正增长,占比80.0%,其余23家负增长,说明大部分国家高新区的技术效率在不断提高。其中,增长率在40%以上的有1家;在30%~40%之间的有5家;在20%~30 %之间的有7家;在10%~20%之间的有23家;其余46家在10%以下,占比56.1%。进一步分析发现,单个国家高新区技术效率变化在10%以上的有36家,在10%以下的国家高新区有46家,说明国家高新区之间的技术效率增长率分布较为均衡。

在技术进步变化均值方面,2015—2018年均值最高的国家高新区为12.900%,最低的国家高新区为-5.500%。在82家国家高新区中,有71家正增长,占比86.6%,其余11家负增长,说明大部分国家高新区的技术水平在不断发展。其中,增长率在10%~20%之间的有4家,其余78家在10%以下,占比高达95.1%。进一步分析发现,均值在10%以上的国家高新区数量远远少于均值在10%以下的国家高新区,均值在10%以下的国家高新区有67家实现了技术进步的正增长,且这67家国家高新区的均值为4.076%。换言之,超过80%的国家高新区实现了技术进步,只是技术进步增长率较低。

表4　82家国家高新区技术创新效率增长率均值及其分解结果区间分布

均值区间	技术创新效率增长率均值		技术效率变化均值		技术进步变化均值	
	数量	占比(%)	数量	占比(%)	数量	占比(%)
40%以上	3	3.7	1	1.2	0	0
30%~40%(含40%)	7	8.5	5	6.1	0	0
20%~30%(含30%)	9	11.0	7	8.5	0	0
10%~20%(含20%)	25	30.5	23	28.0	4	4.9
10%及以下	38	46.3	46	56.1	78	95.1

(四)核密度估计

本文采用Kernel核密度估计的非参数方法分别绘制了总体、东部、中部、西部、东北国家高新区在2015—2018年的密度分布函数,并通过对比分析这4年的分布函数异同来解释国家高新区技术创新效率增长的分布动态演进。

首先,总体国家高新区技术创新效率增长的分布动态演进。图1为2015—2018年总体国家高新区技术创新效率增长的核密度分布。由图1可知,2015—2017年Kernel密度函数的中心点不断左移,峰值持续提高且波峰数量持续增加,函数区间不断扩大,这说明总体国家高新区技术创新效率增长有所降低且极化现象日益严重,区域差距不断扩大。2018年上述的演变趋势出现了逆转,较2015—2017年的Kernel密度函数而

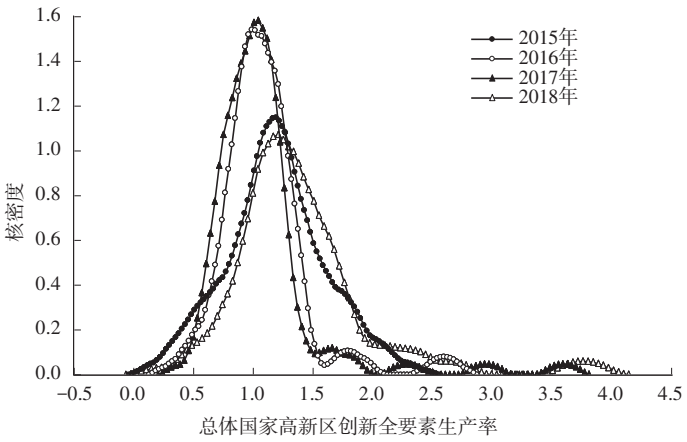


图1　2015—2018年总体国家高新区技术创新效率的核密度分布

言，2018 年 Kernel 密度函数的中心点则出现了明显右移，峰值明显降低且波峰数量明显变少，但函数区间仍在持续加大，这说明总体技术创新效率明显增长，且极化现象不明显，但区域差距仍在不断扩大。

其次，东部国家高新区技术创新效率增长的分布动态演进。图 2 为 2015—2018 年东部国家高新区技术创新效率增长的核密度分布。由图 2 可知，东部国家高新区的 Kernel 密度函数与总体国家高新区的 Kernel 密度函数类似，但也呈现出了自身的特点。2015—2017 年 Kernel 密度函数的中心点不断左移，峰值有所提高（峰值在 2016 年比 2015 年的高，但低于 2017 年）且波峰数量增加（波峰数量由 2015 年的 1 个增长至 2016—2017 年的 2 个），函数区间不断扩大，这说明东部国家高新区技术创新效率增长有所降低且极化现象严重，区域差距不断扩大。2018 年上述的演变趋势出现了逆转，较 2015—2017 年的 Kernel 密度函数而言，2018 年 Kernel 密度函数的中心点则出现了明显右移，峰值明显降低（较 2016—2017 年明显，但较 2015 年相对不明显）且波峰数量明显变少，但函数区间仍在持续加大，这说明东部国家高新区技术创新效率明显增长，且极化现象不明显，但区域差距仍在不断扩大。

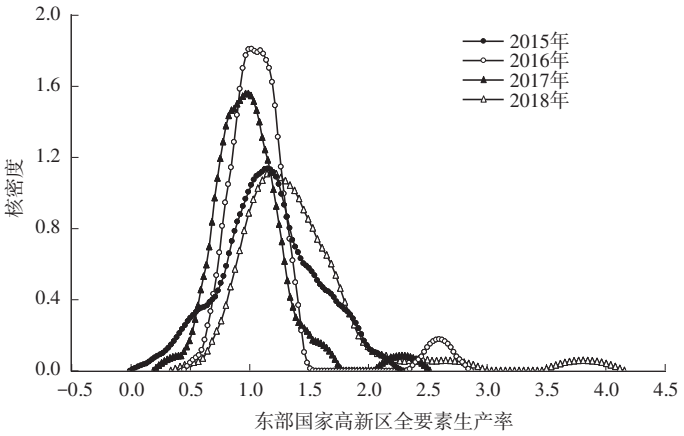


图 2　2015—2018 年东部国家高新区技术创新效率的核密度分布

再次，中部国家高新区技术创新效率增长的分布动态演进。图 3 为 2015—2018 年中部国家高新区技术创新效率增长的核密度分布。由图 3 可知，中部国家高新区的 Kernel 密度函数与总体国家高新区的 Kernel 密度函数类似，但也呈现出了自身的特点。2015—2017 年 Kernel 密度函数的中心点不断左移，峰值持续提高且波峰数量增加（波峰数量由 2015 年的 1 个增长至 2016 年与 2017 年的 2 个），函数区间不断扩大，这说明中部国家高新区技术创新效率增长有所降低且两极分化现象严重，区域差距不断扩大。2018 年上述的演变趋势出现了逆转，较 2015—2017 年的 Kernel 密度函数而言，2018 年 Kernel 密度函数的中心点则出现了右移（较 2016—2017 年明显，但较 2015 年则相对不明显），峰值降低（较 2016—2017 年明显，但较 2015 年则相对不明显）且波峰数量减少，但函数区间仍在持续加大，这说明中部国家高新区技术创新效率明显增长，且两极分化现象严重，区域差距也在不断扩大。

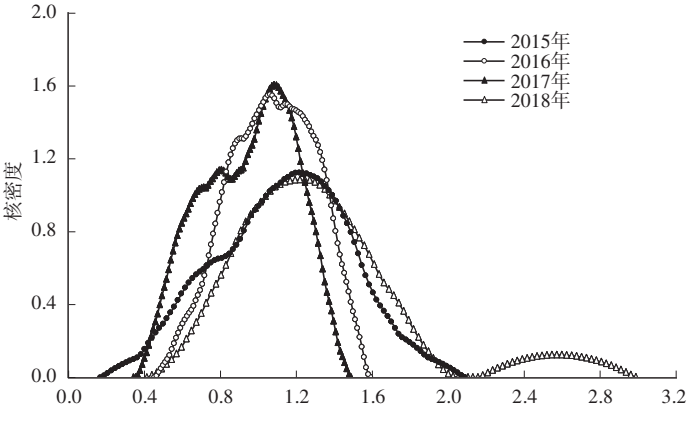


图 3　2015—2018 年中部国家高新区技术创新效率的核密度分布

最后，西部与东北国家高新区技术创新效率增长的分布动态演进。图 4 和图 5 分别为 2015—2018 年西部与东北国家高新区技术创新效率增长的核密度分布。一方面，由图 4 可知，西部国家高新区 2015—2017 年 Kernel 密度函数的中心点左移，峰值持续提高且波峰数量持续增加（波峰数量由 2015 年的 1 个增长至 2016 年的 2 个，再

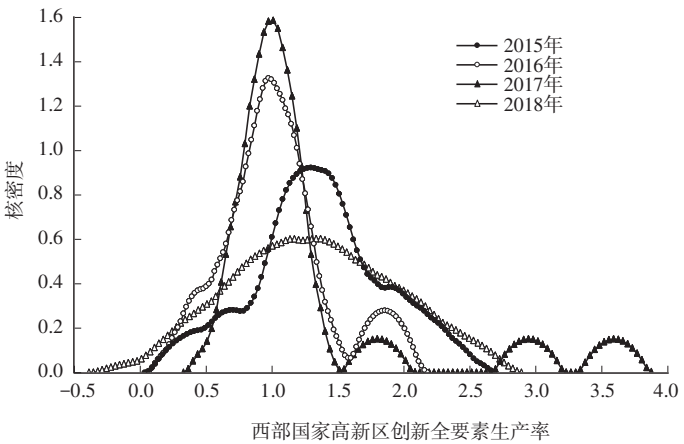


图 4　2015—2018 年西部国家高新区技术创新效率的核密度分布

到2017年的3个),函数区间明显扩大,这说明中部国家高新区技术创新效率增长有所降低且多极分化现象严重,区域差距不断扩大。2018年上述的演变趋势出现了逆转,较2016—2017年的Kernel密度函数而言,2018年Kernel密度函数的中心点则出现了右移且波峰数量明显变少,函数区间并无明显变化,这说明西部国家高新区技术创新效率明显增长,且多极分化现象不明显,区域差距没有明显变化;另一方面,由图5可知,与2015年相比,2018年东北国家高新区技术创新效率的密度函数的中心点明显右移,峰值明显增高且波峰数量明显增加,函数区间明显增大,这说明东北国家高新区技术创新效率明显增长,且多极分化现象明显,区域差距明显增大。

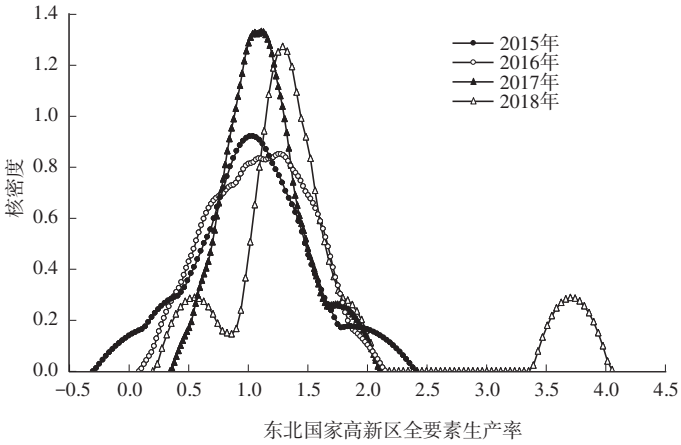


图5　2015—2018年东北国家高新区技术创新效率的核密度分布

四、研究结论与政策启示

本文利用82家国家高新区2014—2018年的投入产出数据,基于DEA-Malmquist指数和核密度方法研究了2015—2018年国家高新区技术创新效率增长的空间不平衡性及分布动态演进规律。研究发现:①在样本考察期内,国家高新区的技术创新效率呈现持续增长态势且存在空间不平衡,其中,西部国家高新区的技术创新效率增长最快,东部与东北国家高新区次之,中部国家高新区增长最慢;②就技术创新效率的分解项而言,国家高新区的技术进步变化由负转正,技术效率变化由正转负;③就分布动态演进而言,总体、东部、中部、西部及东北国家高新区的技术创新效率增长的空间差距都在明显扩大,其中中部与东北国家高新区的极化现象较为明显。

针对上述研究结论,本文获得以下政策启示:

(1)加强顶层设计。管理部门要以火炬创新统计为支撑,大力发挥火炬统计综合评价的政策导向作用,构建全国性的国家高新区之间交流与合作平台,引导和支持全国国家高新区为提升我国整体经济发展质量而相互合作,共同努力将国家高新区建设成为引领和带动我国经济发展方式由资本驱动转向创新驱动的主导区域。国家高新区要以推动区域经济一体化高质量发展为核心抓手,紧抓“一带一路”建设、京津冀协同发展、粤港澳大湾区建设、长江三角洲区域一体化发展、东北老工业基地全面振兴、新时代西部大开发等发展机遇,推动建立区域层面一体化发展体制机制,促使不同国家高新区之间优势互补,形成区域协调发展新格局。

(2)推动技术进步。一方面,就技术相对先进国家高新区而言,应着力提升自主创新和原始创新能力,瞄准和钻研国际前沿知识和关键技术,突破国外技术封锁和垄断,破解一系列核心技术“卡脖子”问题,持续引领我国关键技术与前沿知识的迭代升级,努力将园区建成能代表我国甚至国际最高科技水平的样板区;另一方面,就技术相对落后国家高新区而言,聚焦自身已有的技术优势和发展特色,大力实施特色发展战略,持续加大技术研发投入,力争在自身特色优势领域中取得重大技术创新突破,做大做强自身特色优势领域,在特色优势领域中引领技术进步,增强园区技术创新竞争力和影响力。

(3)深化区间合作。技术相对先进的国家高新区要积极采取多元化方式(共建科技园区、开展联合攻关、共享科技人才、共建人才培养基地等)促进先进技术、前沿知识及创新经验向技术相对落后的国家高新区溢出。技术相对落后国家高新区要主动对接北京中关村、上海张江等国家高新区的创新资源,尤其是要围绕自身产业技术发展方向梳理先进国家高新区高校、科研院所的前沿知识和先进技术,编制技术项目合作目录,在此基础上,鼓励区内各类创新主体(高校、科研院所、企业)与区外先进国家高新区的各类创新主体开展技术研发、成果产业化合作,完成技术的精准对接,最终实现借势、借力发展。

参考文献

[1] 曹霞，于娟，2015. 绿色低碳视角下中国区域创新效率研究[J]. 中国人口·资源与环境，25(5)：10-19.

[2] 崔蓉，费锦华，孙亚男，2019. 中国省际绿色创新生产率的变动及其空间溢出效应研究[J]. 宏观经济研究(6)：132-145.

[3] 韩晶，宋涛，陈超凡，等，2013. 基于绿色增长的中国区域创新效率研究[J]. 经济社会体制比较(3)：100-110.

[4] 李江，刘文蕾，梁钰，2015. 中国大健康产业全要素生产率分析[J]. 中国人口·资源与环境，25(S2)：62-64.

[5] 李培哲，菅利荣，刘勇，2019. 基于DEA与Malmquist指数的区域高技术产业创新效率评价研究[J]. 工业技术经济，38(1)：27-34.

[6] 李雪松，曾宇航，2019. 中国区域创新型绿色发展效率测度及其影响因素研究[J]. 科技进步与对策，36(6)：1-10.

[7] 廖倩，吕拉昌，黄茹，2016. 长江经济带区域创新效率评价及空间相关性分析[J]. 科技与创新(18)：1-4.

[8] 李政，杨思莹，2018. 财政分权、政府创新偏好与区域创新效率[J]. 管理世界，34(12)：29-42.

[9] 吕文广，陈绍俭，2010. 我国欠发达地区农业生产技术效率的实证分析——采用DEA方法和Malmquist指数方法测度[J]. 审计与经济研究，25(5)：96-103.

[10] 吕岩威，谢雁翔，楼贤骏，2019. 中国区域绿色创新效率收敛性研究[J]. 科技进步与对策，36(15)：37-42.

[11] 孙红军，王胜光，张路娜，2019. 国家高新区创新国际化的地区差距及其分布动态演进[J]. 技术经济，38(6)：58-66.

[12] 孙红军，王胜光，2020. 国家高新区全要素生产率增长的区域差距及影响因素[J]. 中国科技论坛(8)：76-87.

[13] 童泽望，2019. 湖北省上市企业技术创新效率评价[J]. 统计与决策，35(18)：185-188.

[14] 王德祥，薛桂芝，2016. 中国城市全要素生产率的测算与分解(1998—2013)——基于参数型生产前沿法[J]. 财经科学(9)：42-52.

[15] 王珍珍，黄茂兴，2013. 我国科技创新效率的实证研究——基于DEA-Malmquist模型和中国省际面板数据[J]. 技术经济，32(10)：55-61.

[16] 吴延兵，2006. R&D存量、知识函数与生产效率[J]. 经济学(季刊)(3)：1129-1156.

[17] 肖黎明，高军峰，韩彬，2018. 中国省际绿色创新效率的空间溢出效应——同质性和异质性检验[J]. 工业技术经济，37(4)：30-38.

[18] 杨明海，卢晓杨，孙亚男，2017. 三大经济支撑带创新能力地区差距及分布动态演进——利用Dagum基尼系数和非参数估计方法的实证研究[J]. 科技进步与对策，34(7)：34-42.

[19] 姚战琪，2009. 生产率增长与要素再配置效应：中国的经验研究[J]. 经济研究，44(11)：130-143.

[20] 曾冰，2018. 我国省际绿色创新效率的影响因素及空间溢出效应[J]. 当代经济管理，40(12)：59-63.

[21] 张红凤，吕杰，2019. 食品安全风险的地区差距及其分布动态演进——基于Dagum基尼系数分解与非参数估计的实证研究[J]. 公共管理学报，16(1)：77-88，172-173.

[22] 张权，王成军，王红亮，2019. 效率视角下“一带一路”沿线国家创新影响力研究[J]. 科技进步与对策，36(12)：28-36.

[23] 章祥荪，贵斌威，2008. 中国全要素生产率分析：Malmquist指数法评述与应用[J]. 数量经济技术经济研究(6)：111-122.

[24] ALEXANDRA K，IOANNIS G，AGGELOS T，2016. A typology of European countries based on innovation efficiency and technology gaps：The role of early-stage entrepreneurship[J]. Economic Modelling，52：477-484.

[25] BANKER R D，CHARNES A，COOPER W W，1984. Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis[J]. Management Science，30：1078-1092.

[26] CHARNES A，COOPER W W，RHODES E，1978. Measuring the efficiency of decision-making units[J]. European Journal of Operational Research，2(6)：429-444.

[27] CLAUDIO C C，CRISTINA B S，TERESA G M，2013. You can’t manage right what you can’t measure well technological innovation efficiency[J]. Research Policy，42：1239-1250.

[28] DOUGLAS W C，LAURITS R C，W ERWIN D，1982. The economic theory of index numbers and the measurement of input，output，and productivity[J]. Econometrica，50(6)：1393-1414.

[29] KEIICHI K，HITOSHI T，2019. Firm-level innovation by Japanese family firms empirical analysis using multidimensional innovation measures[J]. Pacific-Basin Finance Journal，57：1-10.

[30] LEE J，KIM C，CHOI G，2019. Exploring data envelopment analysis for measuring collaborated innovation efficiency of small and medium-sized enterprises in Korea[J]. European Journal of Operational Research，278：533-545.

[31] MATEI M M，AIDEA A，2012. Ranking national innovation systems according to their technical efficiency [J]. Procedia-Social and Behavioral Sciences，62：968-974.

[32] STEN M，1953. Index numbers and indifference surfaces[J]. Trabajos de Estadistica，4(2)：209-242.

Research on Spatial Imbalance and Dynamic Evolution of Technological Innovation Efficiency in National High-tech Zones: Based on Dual Non-parametric Estimation Method

Yuan Ming[1], Sun Hongjun[2]

(1. Institutes of Science and Development, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; 2. School of Public Policy and Management, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Based on the data of innovation input and innovation output of 82 national high-tech zones from 2014 to 2018, the DEA-Malmquist index and Kernel density estimation method are used to study the spatial imbalance and the dynamic evolution of technological innovation efficiency in national high-tech zones. A couple of findings are presented as follows. During the observation period, the technological innovation efficiency of the national high-tech zones shows a continuous growth trend and a spatial difference. The technological progress rate of the national high-tech zones has turned from negative to positive, and the change in technical efficiency has turned from positive to negative. The spatial gaps of technological innovation efficiency growth in the overall, eastern, central, western, and northeastern national high-tech zones are clearly widening.

Keywords: national high-tech zones; technological innovation efficiency; DEA-Malmquist; Kernel density estimation