

我国区域科技创新效率的影响因素实证分析

—基于 SFA 和 DEA-Tobit 方法

李彩霞

(中山大学岭南学院, 广州 510275)

摘要：文章分别运用 SFA 和 DEA-Tobit 方法，根据中国 30 个省市区域 1998-2011 年的区域创新的相关数据，对影响中国区域创新效率及影响因素进行了研究。研究发现：创新效率存在显著的地区差异，地方政府在创新活动中的投入越大、重视程度越高，能够有效地促进区域创新效率的提高。地区劳动者素质整体水平越高也有利于地区实现更高的创新效率，但在长期而言劳动者素质这一优势也会逐渐减弱；地区产业特征中，高技术产业产值对地区 GDP 的贡献率越大，越有助于创新效率的提高；省区本身所在的地理区位也会有所影响，相较中西部而言，东部省区的创新效率更高。企业在创新活动中的参与强度与创新效率存在负相关关系，区域基础设施和市场开放对区域创新效率的影响不显著。

关键词：区域创新效率；影响因素；SFA 法；DEA-Tobit 法；

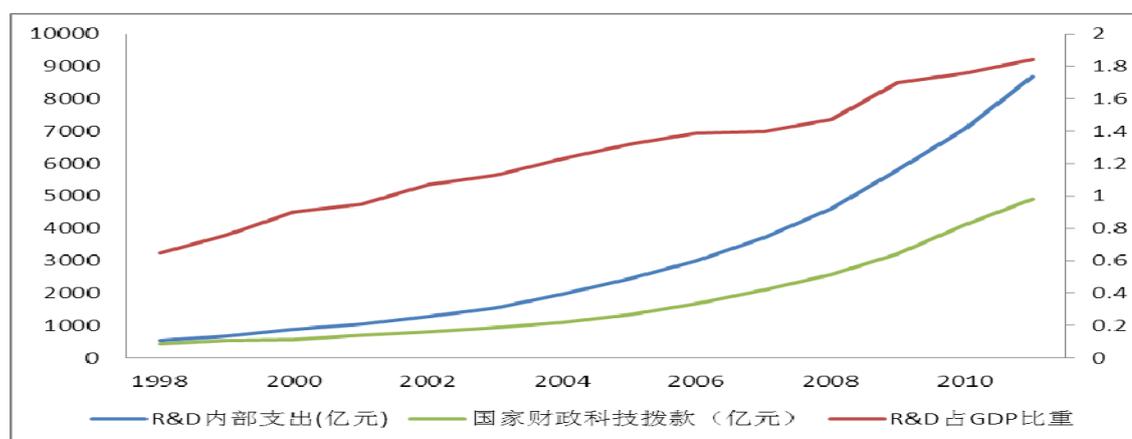
中图分类号：F2 **文献标识码：**A

一、引言

近年来，为实现中国经济持续、健康发展，中国政府高度重视科技创新能力的提高。十七大报告提出提高科技创新能力，建立创新型国家的宏伟战略；十八大报告提出实施创新驱动发展战略，指出科技创新是提高社会生产力和综合国力的战略支撑，必须摆在国家发展全局的核心位置。伴随着国家及地方科技创新资源投入力度的不断加大，科技创新资源利用的

效率问题引起人们的广泛关注，对不同区域科技创新资源的投入产出效率进行测度与评价，是当前国内研究的主流。

从 1998 年以来，中央和地方的科技创新投入力度明显加大，数据显示，从 1998 年到 2011 年，国家财政科技拨款从 438.6 亿元增加到 4902.6 亿元，年均增长 20.4%，研发经费内部支出从 551.12 亿增长到 8687.01 亿元，年均增长率 8.33%，研发经费内部支出占 GDP 的比重不断攀升，从 0.65% 上升到 1.84%。但与多数国外发达国家相比仍处于较低水平，投入力度相当有限。中国在科技创新资源严重不足的情况下，效率问题变的更加突出，影响创新效率的环境因素问题研究变的尤为重要。



数据来源：中国科技统计年鉴

图 1 R&D 内部支出与占 GDP 的比重

chart1 Gross domestic expenditure on R&D (as a % of GDP)

创新效率是创新投入与产出的转化率，区域创新效率的高低能够综合反映该区域创新能力的高低，进而成为衡量一个地区能否持续、快速发展的重要指标。我们以 R&D 经费支出和 R&D 人员投入表征地区创新活动的投入，以发明专利授权量作为创新活动产出的考核指标，利用效率测度的数据包络分析 (Data Envelopment analysis, DEA) 和随机前沿生产函数法 (Stochastic Frontier Analysis, SFA) 实证方法，对全国 30 个地区 1998 年到 2011 年的数据进行了实证研究。实证结果显示，东、中、西部各地区之间的创新效率具有显著的差异，SFA 方法得出区域创新效率平均值东部地区为 0.965，中部地区为 0.711，西部地区最低为 0.662。从时间序列上来看，使用 DEA 模型测算发现东、中、西部各个区域的创新

效率平均值呈上下震荡，而不是向上增长走势^①。（如图2）。

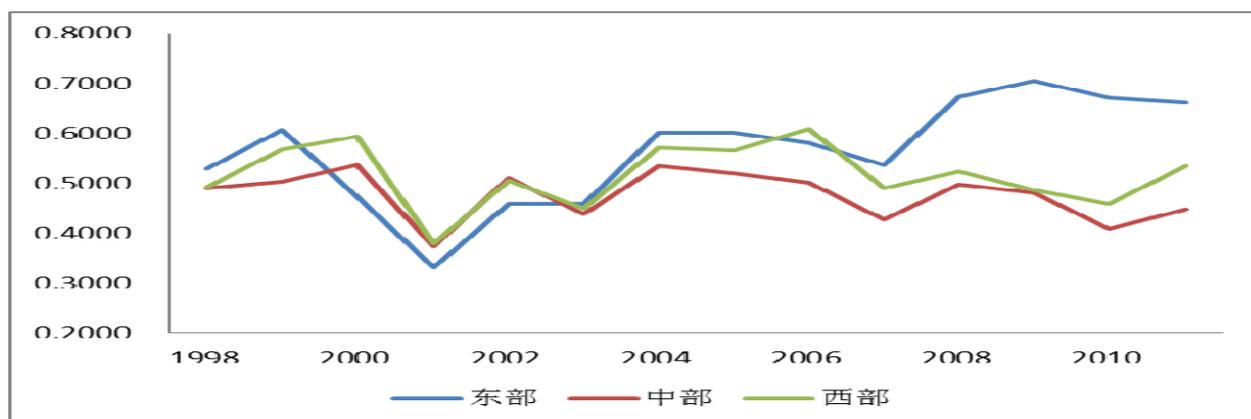


图2 东、中、西部创新效率值变化

chart2 1998-2011 efficiency of regional innovation systems

随着财政科技投入以及全社会研发投入的大幅增加，区域创新效率并未能得到相应的提高。究竟是什么因素致使东、中、西部创新效率的差异呢？理论界对这个问题的解释并不统一。一种观点认为科技与经济和社会协调发展程度决定区域技术创新效率，另一种观点认为东西部科技成果转换利润落差、经济基础和地区科技政策不同，导致西部地区科技成果转换效率低，成果向东部地区转移。同时，一些学者的研究表明，地区技术创新与地区科技能力并不存在相关性，而是与地区产业结构有相关性，说明产业结构对技术创新要素的利用效率有重要影响等等。从前期研究文献中可以得知，存在众多因素能够影响一个区域的创新效率。

因此考察我国区域创新效率问题，如果仅仅停留在对各地区的创新效率状况进行基本的描述和排序是远远不够的，本文将突破现有研究的局限，对地区创新效率问题进一步深层次的研究。

第一、本文聚焦于创新效率影响因素问题。区域创新是一个由投入到产出的过程，创新效率除了受内部投入产出要素的影响之外，也必然受到外部环境的影响，那么哪些因素对区域创新效率有重大影响？哪些因素促进或者阻碍了创新效率的提高？科学地回答这些问题对于创建良好的区域创新环境无疑具有重大的政策指导意义，本文将对这些问题进行深入的研究。

^① 因效率值的测算非本文研究的重点，因此只呈现了结果，读者如有兴趣，可向作者查询具体计算过程

第二、在研究方法上, 本文利用参数方法的随机前沿生产函数法 (Stochastic Frontier Analysis, SFA)、非参数方法的数据包络分析 (Data Envelopment analysis, DEA) 与受限因变量 Tobit 模型结合的方法, 分别对区域创新效率影响因素进行实证分析, 避免由于两种方法假设前提与构建思想的差异, 前期文献基于单一研究方法而得出不同结果的问题。

二、 文献综述

关于创新效率的研究, 最初开始于从宏观层面探讨创新与经济增长、生产率提高的关系, 进而发展到对于创新系统内部投入与产出关系的考察, 并进一步深入到以企业、产业和省区为单位的创新效率测评。在区域创新效率的研究中, 国内学者们多基于我国各个省区创新活动的相关数据, 对各省、市和自治区的创新能力和绩效进行评价和比较, 并以此作为制定国家科技政策、指导区域发展规划的基础和依据 (罗守贵、甄峰, 2000; 刘友金、黄朝永, 2001; 刘顺忠、官建成, 2002; 柳卸林、胡志坚, 2002; 孙凯、李煜华, 2007)。

然而另一方面, 这些研究只是停留在对各地区创新能力进行排序和评价的层面上, 并未对导致区域创新能力差异的原因进行定量分析和深入探讨。而创新效率影响因素的研究有助于认识和了解区域创新效率的差异根源, 对指导落后地区提高创新效率有着重要的政策价值。另一方面, 以上研究多数采用静态分析方法, 仅以某个年份的省区数据进行检验, 无法反映地区创新能力的动态变化与发展过程。

随着研究的逐步深入, 部分学者从创新系统的角度出发对影响区域创新效率的因素进行研究。区域创新系统理论由 Cooke 于 1992 年提出, 经过后续相关的研究和检验得以不断地完善和成熟。区域创新系统理论指出, 区域创新效率除了取决于创新活动的投入以外, 还取决于创新活动主体的活动情况及其相互连结程度。创新主体主要包括企业、政府、高校与科研机构等创新活动参与者, 由他们构成一个区域性的组织体系。不仅如此, 各区域创新能力的不同、创新效率的差异还来自于以区域社会经济水平、人力资本和产业特征等区域性指标的影响。基于该理论, 结合数据可获得性的提高, 许多文献利用动态面板数据对各区域的创新能力、效率及其影响因素进行测评和分析 (Cooke, 1992; Braczyk & Cooke, 1998; Asheim & Isaksen, 1996, 2002; Autio, 1998; Cooke & Schienstock, 2000)。

有研究将我国东西部地区技术创新效率的差异归结为由劳动者素质和产业结构不同造成的(池仁勇等, 2004)。基于浙江省 11 个地区的研究表明, 企业制度、研发项目投入强度、企业群体结构和产业集群对区域创新效率有显著影响(池仁勇、唐根年, 2004)。采用 30 个省区 1999 至 2002 年的数据研究发现企业性质、人力资本、产业结构等是影响创新效率的显著因素(虞晓芬等, 2005)。另有学者采用 1998 年至 2006 年全国各省的数据实证检验了产业集群、人力资本、地区财政支持、高校和研发机构以及金融系统的参与程度、地区开放等因素对创新效率的影响(李习保, 2007)。越来越多的研究将环境因素纳入研究体系, 在考察了全国各省区的创新效率时, 将劳动者素质、基础设施、政府行为、对外开放及产业结构作为区域创新活动投入要素以外的外生变量, 研究表明人力资源水平、FDI 比重、市场化进程与区域创新体系效率相关, 创新基础、产业集群环境、产学研联系的质量、国(区)际技术溢出效应是影响区域创新能力的重要因素(李婧等, 2009; 周晓艳等, 2009; 魏守华等, 2010)。

然而这些文献所涉及的影响因素相对广泛, 缺乏统一的指标选择标准, 并且基本上单一地选择了 DEA 和 SFA 中的某一种随机前沿研究方法进行创新效率的测量, 并未就两类方法所测算的结果进行比较分析。综合已有的文献, 本文提出以下几点作为研究的出发点:

1. 以区域创新系统理论为支撑, 重点考察政府对创新效率的影响。

本文以区域创新系统理论为指导甄选影响因素的相关指标, 系统且全面地涵盖了相应的因素, 增强了要素选择的科学性和理论基础。另一方面, 结合中国的实际国情, 政府担任着科技政策的制定和资源调配的重要任务, 因此作为创新系统中的主体之一, 地方政府在创新活动中的活跃性和地方政府分权水平对各个地区创新能力的形成和发展起着巨大的作用。因此, 本文将重点分析政府对区域创新效率的影响, 从而为充分发挥地区政府在创新活动中的作用, 提升区域创新能力提供政策指导和建议。

2. 采用 SFA 方法与 DEA 方法测量创新效率, 将结果进行比较分析。

前沿分析法是测算创新效率最常用的方法, 包含了随机前沿分析法 SFA 方法以及数据包络方法 DEA。相比非参数的 DEA 方法, SFA 方法在区域创新效率层面的应用较少, 已有的文献多数单一地选择 DEA 方法开展研究。而 SFA 方法采用计量方法对前沿生产函数进行假定, 依赖于对数据的随机性假设, 有更为坚实的经济理论基础。同时还可判断生产函数模型按拟合质量, 提供各种统计检验值, 在误差和统计干扰处理上具有优势。因此, 考虑两种

方法各具优势，本文加入 SFA 方法进行补充分析，并对两类方法进行比较，增强结论的说服力和可信度。

3. 时间跨度大的面板数据。

相比以往的文献，本文的数据量更加充足，包含了 1998 年至 2011 年全国 30 个省区的创新产出、投入、环境因素和其他变量等多项数据，为充分考察这段时期内我国各省区的区域创新效率和影响因素提供了数据保证。

4. 采用 R&D 资本存量取代流量指标衡量投入要素。

许多文献采用考察期内各年的 R&D 经费支出这一指标衡量 R&D 活动的投入情况（池仁勇等，2004；李习保，2007；李兰冰，2008；魏守华等，2010）。为了反映当期投入的创新活动经费会对当前和之后的创新表现都产生影响的事实，本文采用永续盘存法测算了各省区的 R&D 资本存量，取代以往文献中常用的 R&D 当经费投入这一流量指标，避免了指标选择不当造成的偏差。

5. DEA-Tobit 模型考察效率影响因素，拓展 DEA 方法在区域创新效率研究中的应用。

由于 DEA 方法主要用于考察区域的创新效率水平，模型中仅包含了创新活动的投入和产出要素，无法对造成效率差异的因素进行解释。因此借助 Tobit 模型对 DEA 方法进行补充使用，通过“两步法”能够在测量区域创新效率的基础上进一步完成对效率影响因素的定位和分析，拓展了 DEA 方法在该研究领域中的应用。

三、研究方法

作为普遍应用于效率测算的前沿分析方法，根据前沿面确定方式的不同可分为两类，即参数形式的随机前沿分析法（SFA）和非参数形式的数据包络方法（DEA）。以往的文献中多数单一地选择其中某一种进行研究，而两种方法的原理和模型特点存在差异，得到的实证结果可能不同。

由于数据包络方法 DEA 对数据信息不具备严格要求，变量权重的设定不受人为主观因素影响，不限定生产函数的形式，适用于多投入-多产出样本的考察，具有计算简便、可用

性广泛的优越性，因此在相关文献中更为常见。然而，DEA方法的缺陷在于无法分离随机因素和测量误差的影响，可能导致对决策单元无效率的夸大，低估了实际效率水平。相比，SFA方法虽然对生产函数的设定、参数分布有严格的限制，并且局限于多投入-单产出样本的研究，但其优势在于具有统计性特征，可以实现对模型中的参数和模型本身设定的双重检验，有更为坚实的经济学理论基础。而且SFA方法能够对统计误差项和管理误差项进行区分，减少了不可控因素对效率值测算结果的干扰，反映出更为真实的效率水平。

综合两种研究方法各自的优劣性，本文加入SFA方法作为DEA方法的补充，同时运用两种方法对区域创新效率的影响因素进行研究，将不同方法得到的实证结果进行分析比较，增强实证结果的说服力和可信度。SFA方法可以直接实现对影响因素的控制，而DEA方法将结合Tobit分析技术来实现。

(一) 随机前沿生产函数法 (SFA 方法)

早期由 Battese 和 Coelli(1992)建立的随机前沿模型能够处理截面数据以及平衡和不平衡的面板数据，并且可以计算每个个体的技术效率。

但这一模型却无法解释每个个体技术效率差异的原因，即无法澄清影响效率差异的因素。Battese 和 Coelli(1995)在 Battese 和 Coelli(1992)的基础上对前期工作进行了拓展，发展了可以同时考核技术效率和影响因素的定量技术，即通常所说的“一步法”(One-Stage Method)。

Battese 和 Coelli(1995)在 1992 年的模型基础上引入技术非效率函数，如下：

$$TE_{it} = \delta_0 + \delta_1 Z_{it} + W_{it} \quad (1)$$

其中， Z_{it} 为影响技术非效率的因素（亦称环境因素）， δ_0 为常数项， δ 为影响因素的系数向量，若系数为负，说明该因素对技术效率有正影响，反之，有负的影响， W_{it} 为随机误差项。

实际应用中，Battese 和 Coelli(1995)设定了方差参数来检验复合扰动项中技术无效项所占的比例，从而根据该指标来判断是否选用 SFA 方法进行计算。

$$\gamma = \sigma_u^2 / (\sigma_u^2 + \sigma_v^2) \quad (2)$$

γ 介于 0 与 1 之间, 若 $\gamma = 0$ 被接受, 则表明实际产出偏离前沿面完全是由于不可控的纯随机因素的影响, 直接运用 OLS 方法进行估计即可; 当 $0 < \gamma < 1$ 时, 则应该用 SFA 进行估计。

(二) DEA-Tobit 方法

1. DEA 方法

数据包络分析方法 (DEA) 最早由美国运筹学家 Charnes、Coopor 和 Rhodes 在 1978 年提出, 称为 CCR 模型, 包含着规模报酬不变的假定, 即意味着创新投入较小的地区可以通过增加投入等比例地扩大产出规模, 也即意味着地区创新活动一直在最适规模下生产, 生产规模不会对创新效率产生影响。该方法通过线性规划来求解决策单元技术效率。假设有 n 个受评估的决策单元, 各使用 m 种投入要素 $x_{ij} (j = 1, \dots, m)$, 生产 s 种产出 $y_{ir} (r = 1, \dots, s)$, 在投入导向模式下, 决策单元 o 的相对效率衡量指标 $h_o(u, v)$ 可表示为:

$$\max_{u,v} h_o(u, v) = \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{or}}{\sum_{j=1}^m v_j x_{oj}} \quad \text{s.t.} \quad \sum_{r=1}^s u_r y_{ir} / \sum_{j=1}^m v_j x_{ij} \leq 1 \quad (3)$$

其中, u_r, v_j 分别为第 r 种产出与第 j 种投入的权重系数。利用 Charnes-Cooper 变换及对偶变换, 并引入松弛变量 $s^+ \geq 0, s^- \geq 0$ (其中 s^+ 表示产出不足, s^- 表示投入冗余) 及非阿基米德无穷小量 ε , 线性规划模型式为:

$$\min_{\theta, \lambda} [\theta - \varepsilon(e^1 s^- + e^1 s^+)] \quad \text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^n \lambda_i y_{ir} - s^+ = y_{or} \quad \sum_{i=1}^n \lambda_i x_{ij} + s^- = \theta x_{oj} \quad (4)$$

其中 λ 为决策单元的权重乘数, θ 即为决策单元的技术效率值。若 $\theta = 1, s^+ = s^- = 0$, 则决策单元 DEA 有效 (同时满足技术有效和规模有效); 若 $\theta = 1$, 且 $s^+ \neq 0$ 或 $s^- \neq 0$ 时, 则决策单元为弱 DEA 有效; 若 $\theta < 1$, 则决策单元 DEA 无效。

后来结合实证研究需要, 将 CCR 模型进行延伸和条件的放松, 提出了规模报酬可变的假定, 即 BCC 模型 (Banker 等, 1984)。在 BCC 模型 (VRS 模型: 规模报酬可变) 下,

对上式增加约束条件 $\sum_i \lambda_i = 1$ 。若采用 NIRS 模型 (非规模报酬递增), 则约束条件为

$\sum_i^n \lambda_{it} \leq 1$ 。将 VRS 模型和 NIRS 模型比较可知是否为规模报酬递增。根据 BCC 模型求得的 θ 值为规模报酬变动下的技术效率，称为纯技术效率。已知“CCR 中的技术效率=BCC 中的纯技术效率*规模效率”，采用 BCC 模型可以将区域的技术效率分解为两部分，因此可以根据 BCC 模型求得的纯技术效率进一步得到规模效率值。其中，纯技术效率主要反映了一个区域在制度安排、技术创新以及管理效率的提高方面的水平，而规模效率体现了规模扩张方面的情况。将区域创新效率进行分解，寻找起主导作用的因素，对提升区域创新效率，制定科学的发展战略更具有建设性意义。

2. 确定效率影响因素的 Tobit 模型

DEA 方法使用了决策单元可控制的投入和产出，却没有考虑其他一些决策单元不可控制的因 素，而这些因素的产别是造成效率差异的重要原因。为了解决这个问题，在 DEA 的分析中衍生出一种被称为“两步法”（Two-Stage Method）的方法。第一步先通过 DEA 模型评估出决策单元的效率值；第二步，做效率值（因变量）对各种环境因素的回归，并由自变量的系数判断环境因素对效率值的影响方向与影响强度。但是，DEA 模型测算创新效率结果介于 0 和 1 之间，直接使用 OLS 回归将是有偏和不一致的，为了避免这个问题，James Tobin 于 1958 年提出了截断式回归模型（Censored Regression Model），又称为“Tobit 模型”，该模型的一个重要特征就是被解释变量为截断数据，即被解释变量都大于或者小于某个确定值。基本结构如下：

$$\begin{cases} y_{it}^* = \beta x_{it} + \varepsilon_{it} \\ y_{it} = y_{it}^* \text{ (If } y_{it}^* > 0) \\ y_{it} = 0 \text{ (If } y_{it}^* \leq 0) \end{cases} \quad (5)$$

其中， $\varepsilon_{it} \sim N(0, \sigma^2)$ ， β 为回归参数向量， x_{it} 为自变量， y_{it}^* 为潜变量， y_{it} 为效率值向量。Tobit 模型中解释变量 x_{it} 取实际观测值，而被解释变量 y_{it}^* 只能以受限制的方式被观测到。当 $y_{it}^* > 0$ 时，“无限制”观测值均取实际的观测值；当 $y_{it}^* \leq 0$ 时，“受限”观测值均截取为 0。可以证明，用最大似然法估计出 Tobit 模型的 β 和 σ^2 是一致估计量。

Tobit 模型的最大似然估计（MLE）依赖于其背后潜变量模型中的正态性和方差齐性，即(5)中， $\varepsilon|x \sim N(0, \sigma^2)$ 。潜变量 y^* 满足经典线性模型假定，具体而言，它服从具有线性

条件均值的正态同方差分布。在该假设条件下, Tobit 模型中对于正值即 $y > 0$, 给定 x 下 y 的密度与给定 x 下 y^* 的密度一样; 对于 $y = 0$ 的观测值, 由于 u/σ 服从标准正态分布并独立于 x , 则

$$p(y = 0|x) = p(y^* < 0|x) = p(u/\sigma < -x\beta/\sigma) = 1 - \phi(x\beta/\sigma) \quad (6)$$

因此如果 (x_i, y_i) 是得自总体的一次随机抽取, 则在给定 x_i 下 y_i 的密度为:

$$(2\pi\sigma^2)^{-\frac{1}{2}} \exp\left[-\frac{(y - x_i\beta)^2}{2\sigma^2}\right] = \frac{1}{\sigma} \phi\left[\frac{y - x_i\beta}{\sigma}\right] \quad y > 0 \quad (7)$$

$$p(y_i = 0|x_i) = 1 - \phi \quad y = 0 \quad (8)$$

上式中, ϕ 是标准正态密度函数。我们可以从上面的式中得到每个观测 i 的对数似然函数:

$$l_i(\beta, \sigma) = l(y_i = 0) \log[1 - \phi(x_i\beta/\sigma)] + l(y_i > 0) \log\left\{\frac{1}{\sigma} \phi\left[\frac{y_i - x_i\beta}{\sigma}\right]\right\} \quad (9)$$

通过将上式对 i 求和, 就可以得到容量为 n 的一个随机样本的对数似然函数即

$$l = \sum_{y_i/y_j=0} [1 - \phi(x_i\beta/\sigma)] + \sum_{y_i/y_j>0} \left[\ln \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} - \frac{1}{2} \frac{(y - x_i\beta)^2}{\sigma^2} \right] \quad (10)$$

该式由两部分组成, 一部分对应于没有限制的观测值, 是经典回归模型部分; 一部分对应于受到限制的观测值。这是一个非标准的似然函数, 它实际上是离散分布与连续分布的混合。通过对上式极大化, 就可以得到 β 和 σ 的最大似然估计值。

四、 数据与变量

本文所使用的基础数据来源于 1998 年到 2011 年各期的《中国统计年鉴》、《中国科技统计年鉴》、《高技术产业年鉴》以及各省份统计年鉴, 并选取 1998 年为基期。另外, 由于

西藏数据不全,分析中将其略去,故本文研究对象为中国内地 30 个省级行政地区,此外,为了研究的需要,本文沿袭中国传统的东、中、西部划分,比较环境因素对三大区域创新效率差异影响,考察环境和地理区位因素对区域经济效率的差异影响与经济结合程度。其中东部包括:北京、天津、河北、辽宁、上海、江苏、浙江、福建、山东、广东、海南 11 省市;中部包括:山西、内蒙古、吉林、黑龙江、安徽、江西、河南、湖北、湖南 9 个省市;西部包括:广西、重庆、四川、贵州、云南、陕西、甘肃、青海、宁夏、新疆 10 个省市。

(一) 创新投入与产出变量

1. 创新投入变量

在测定区域创新效率时,R&D 资本投入和 R&D 人员投入显示了一个地区的创新规模与潜力,是一个地区创新投入能力的综合体现,本文采用 R&D 资本投入和 R&D 人员投入作为创新产出变量。

在《中国科技统计年鉴》中,各地区 R&D 经费内部支出指的是统计年度内各地区实际用于基础研究、应用研究和试验发展的投入,包括从事研究与发展活动人员劳务费、管理费、固定资产购建费及其它用于研究与试验发展活动的实际投入,是一项流量指标。为了准确反映了年度内地区实际研发资金的投入,我们选用 R&D 资本存量指标作为投入要素的衡量方式,参照吴延兵(2008)一文的做法,对该值采用“永续盘存法”进行计算,计算公式为:

$$K_{it} = I_{it} + (1 - \delta_{it})K_{it-1} \quad (11)$$

其中 K_{it} 代表第 i 个地区第 t 年的资本存量; I_{it} 代表第 i 个地区在 t 年的 R&D 内部经费支出,其值参照朱平芳和徐伟民(2003)构造的 R&D 支出价格指数 = 0.55 * 消费价格指数 + 0.45 * 固定资产投资价格指数,以 1998 年为基期,对名义 R&D 经费支出进行平减; δ_{it} 是地区 i 固定资产折旧率,本文以 15% 作为折旧率 δ_{it} 进行计算。

R&D 人员指统计年度内参与研究与试验发展项目研究、管理和辅助工作的人员,包括项目(课题)组人员,企业科技行政管理机构和直接为项目(课题)活动提供服务的辅助人员,本文选取 R&D 人员全时当量来衡量,其值为当期 R&D 全时人员数加非全时人员按工作量进行折算,得到全时人员数的总数。

本文研究采用 R&D 资本存量和 R&D 人员投入指标作为测度区域创新效率的两个投入变量。

2. 创新产出变量

在测定区域创新效率时,本文采用专利指标作为创新产出指标。虽然专利指标在学术界存在质疑,因为一些发明并不申请专利且专利之间存在质量差异,但是由于大家并未能找到更好的替代指标,专利是一个仍被经常采用的产出指标。在中国,专利包括发明、实用新型和外观设计三种。其中,发明专利因为其技术含量高且申请量很少受到专利授权机构审查能力的约束,更能客观的反映出一个地区原始创新能力与科技综合实力,是衡量创新产出水平的较好指标,因此,本文选用发明专利申请授权量作为创新产出的衡量指标。

(二) 区域创新环境变量

除投入产出变量外,区域创新效率还受到反映区域个体差异的外生环境变量的影响。为了进一步弄清影响技术效率变化的原因,根据已有文献,我们考虑引入政府行为和企业研发参与强度这两个指标来考察区域创新环境对创新效率的影响。下面我们对这两个影响因素进行详细的分析:

1. 地方政府行为

创新活动在一定程度上具有公共物品属性。在创新活动中,由于不确定性、溢出效应以及外部性所引致的市场风险与市场失灵,个人投资者往往无法完全占有创新活动成果,研发活动的私人回报率低于社会回报率,这将严重影响私人投资的积极性,直接导致私人投资的严重不足,进而影响社会整体的创新进程。在此情况下,政府可以通过一些直接和间接的财政资助或者税收补贴对“市场失灵”进行一定的干预,进而扶持研发创新活动。

政府行为变量用来反映政府对区域创新活动的干预程度。近年来,各地区政府对科技创新的财政投入力度不断增大,这样一方面反映出政府对科技创新促进经济发展越来越重视,有力地促进了相关技术,特别是高精尖技术的发展,但另一方面,过度的干预及配置不当极有可能降低企业在科技创新过程中的主体地位,造成市场不合理配置。为了检验近些年来政府行为对科技创新效率的影响,参考以往文献,本文选用地方政府对科技活动拨款额占地方财政总支出的比重作为政府行为的考核指标。

2. 企业参与强度

参与强度是指各主体要素在地区研发创新活动过程中所扮演的角色、发挥的作用,亦即各活动主体在研发创新活动中所占有的比重。科技创新活动的主体有企业、大学以及科研机构,不同主体参与研发创新的强度不同,会使地区表现出不同的创新能力,进而影响地区研发创新的绩效。在成熟的市场经济条件下,企业是按照市场机制配置创新资源进行知识创造并取得收益的直接主体,是参与创新实践最为活跃的因素和最重要的组成部分。企业作为科技创新活动的投资主体、研究开发主体以及利益分配主体,在科技创新活动中占有一定的主体地位。企业进行科技创新是涉及其生存和发展的大事,企业只有成为创新主体,才能实施研究开发、生产、销售等创新管理,进而有效地促进区域创新能力的提升。而大学和科研机构是创新的知识库和知识源,其功能主要体现在相关知识的生产、传播以及转让等方面。

本文以企业研发经费支出占地区内部研发经费总支出中的比重来衡量区域创新活动中企业的参与程度。

(三) 其他控制变量

为了准确的测算政府行为和企业创新活动参与程度对区域创新效率的影响,需要对其他一些相关变量进行控制,包括:劳动者素质、基础设施、地区经济发展水平、产业特征、地理区位、地区开放程度及财政分权水平。

劳动者素质对区域创新能力的提高具有重要影响。一般情况下,劳动者素质越高,掌握知识技能越多,进行技术创新的能力就越强,考虑指标数据的可获得性及技术创新需要一定的知识储备为基础,本文选取各地区平均受教育年限作为劳动者素质的衡量指标。

基础设施是区域科技创新与知识流动的载体,为区域内技术开发与创新提供了一个良好的平台,基础设施和地区经济发展水平对资金和人才的吸引都有重要的影响。本文选取地区邮电业务总量占 GDP 的比重作为区域基础设施水平的衡量指标,地区人均 GDP 作为经济发展水平的衡量指标。

产业特征的变化对地区创新效率具有一定的影响。一般情况下,处于产业生命周期前期的产业要比后期的产业具有更多的创新机会与成果,创新效率也更高。高技术产业发展状况是考核一个地区技术创新效果的重要标准,同时考虑指标数据的可获得性,本文选取高技术产业产值占 GDP 的比重作为各地区产业结构的衡量指标。

地理区位用地区虚拟变量来衡量,1表示东部,0表示中西部地区。

地区开放程度的大小直接影响到两个地区之间经验交流和知识扩散,中国处于发展中国家,创新能力的提高很大程度上依赖于对外界知识的模仿改进,本文选取外商直接投资 FDI 占 GDP 的比重作为地区开放程度的衡量指标。

财政分权是指中央政府向地方政府下放一部分财政管理与决策的过程,一定程度上表示了地方政府实际拥有的财政自由度,财政分权是影响地方政府行为的一个重要因素,因此,本文在此引入财政分权作为可能影响区域创新效率的一个政策背景变量。对于财政分权指标有三种指标定义可供选择:第一种为收入法指标,指的是“省本级人均收入/中央本级人均收入”一值;第二种为支出法,指的是“省本级人均支出/中央本级人均支出”一值;第三种为自主度指标,指的是“省本级收入/省级支出”一值。通过模型筛选本文选择了支出指标一值来反映地区的财政分权情况,具体筛选过程见实证部分表 3 及其说明。

表 1 给出了本文中相关变量的具体说明,表 2 中呈现的是各变量的描述性统计结果。

表 1 变量说明

table1 Variable Description

变量	符号	定义
专利产出(项)	Y	发明专利申请授权量
资本投入(亿元)	K	R&D 资本存量,用永续盘存法计算
人员投入 (万人/年)	L	R&D 人员当时全量
政府行为	GOV	地方政府对科技活动拨款额占地方财政总支出的比重
企业参与强度	Participate	企业研发经费支出占地区内部研发经费总支出的比重
劳动者素质	Labor	地区人口平均受教育年限
基础设施	Base	地区邮电业务总量占 GDP 的比重
经济发展水平(元)	Economic	地区人均 GDP
产业特征	Industry	地区高技术产业产值占地区 GDP 的比重

地理区位	Geog	虚拟变量, 1 表示东部, 0 表示中西部地区
开放程度	Open	地区 FDI 占地区 GDP 的比重
财政分权	Fin	省本级人均支出/中央本级人均支出

表 2 变量的描述性统计结果

Table 2 Descriptive statistics of variables

指标	单位	样本量	均值	标准差	最大值	最小值
Y	项	420	939.195	2066.355	18242.000	1.000
K	亿元	420	287.150	452.205	2887.219	1.495
L	万人年	420	4.689	5.127	37.166	0.085
GOV		420	0.018	0.010	0.072	0.004
Participate		420	0.612	0.164	0.945	0.105
Labor	年	420	7.983	0.980	11.173	4.906
Base		420	0.056	0.022	0.119	0.016
Economic	元	420	15050.407	11465.010	66211.214	2364.000
Industry		420	0.101	0.116	0.506	0.002
Geog		420	0.367	0.482	1.000	0.000
Open		420	0.030	0.027	0.152	0.001
Fin		420	3.925	3.033	18.728	1.078

五、 实证研究

(一) SFA 模型

建立 SFA 模型测度创新效率时, 首先需要确定合适的生产函数。Griliches (1979) 在度量研发和知识溢出对生产率增长的影响时提出知识生产函数, 认为研发产出由现在和过去的研发投入决定, 之后 Jaffe (1989) 将研发人力资本引入其中, 并指出知识生产函数可以应用到区域和国家间的比较中。目前文献中常用的有柯布-道格拉斯形式和超越对数形式两种。超越对数形式的随机前沿模型形式灵活, 能够较大程度避免模型误设带来的估计偏差。加上对所使用的面板数据无法确保技术中性和产出弹性固定的假设成立, 因此先选择超越对数生产函数的随机前沿模型作为初步实证模型, 而后通过检验对模型进行修正。

根据随机前沿分方法的理论依据和数据变量, 本文建立以下超越对数形式的生产函数

$$\begin{aligned} \ln y_{it} = & \beta_0 + \beta_k \ln K_{it} + \beta_l \ln L_{it} + \beta_t t + 1/2 \beta_{kk} (\ln K_{it})^2 + 1/2 \beta_{ll} (\ln L_{it})^2 \\ & + 1/2 \beta_{tt} t^2 + \beta_{kl} \ln K_{it} \ln L_{it} + \beta_{kt} t \ln K_{it} + \beta_{lt} t \ln L_{it} + v_{it} - u_{it} \end{aligned} \quad (12)$$

其中, y_{it} 、 K_{it} 、 L_{it} 分别为 i 省 t 期的发明专利授权数、R&D 资本存量和 R&D 全时人员投入, β 为回归系数。其中, R&D 人员以 R&D 人员全时当量来表征, 表示研发人员的实际工作时间。

继而加入技术非效率函数式对技术非效率的影响因素进行考察, 模型如下

$$\begin{aligned} u_{it} = & \delta_0 + \delta_1 GOV_{it} + \delta_2 Participate_{it} + \delta_3 Labor_{it} + \delta_4 Base_{it} + \delta_5 Economic_{it} + \delta_6 Geog_{it} \\ & + \delta_7 Industry_{it} + \delta_8 Open_{it} + \delta_9 Fin + w_{it} \end{aligned} \quad (13)$$

将不受约束的该式定义为 a 模型。其中, GOV_{it} 表示政府的科技经费支出占政府财政总支出的比重, $Participate_{it}$ 表示企业的参与程度, 这两个作为影响区域效率水平的环境因

素；而 $Labor_{it}$ 、 $Base_{it}$ 、 $Economic_{it}$ 、 $Geog_{it}$ 、 $Industry_{it}$ 、 $Open_{it}$ 、 Fin_{it} 分别为劳动者素质、基础设施、地区经济水平、地理区位、产业特征、地区开放水平和财政分权情况等控制变量。

加入技术非效率函数后，需要检验随机前沿模型的适应性，检验的标准是广义似然率统计量

$$\lambda = -2\ln[L(H_0)/L(H_1)] \quad (14)$$

其中 $L(H_0)$ 和 $L(H_1)$ 分别是零假设和备择假设的似然函数值。如果零假设成立，那么检验统计量服从混合卡方分布，自由度为受约束变量的数目。而备择假设为不受约束的原始模型。加入无效函数后需要进行检验的假设有以下 2 个：

(1) H_{01} : $\beta_{kk} = \beta_{ll} = \beta_{tt} = \beta_{kl} = \beta_{kt} = \beta_{lt} = 0$ ，即所有二次项系数为 0，柯布道格拉斯生产函数更适合拟合样本数据，设为 b 模型，函数式如下：

$$\ln y_{it} = \beta_0 + \beta_k \ln K_{it} + \beta_l \ln L_{it} + \beta_t t + v_{it} - u_{it} \quad (15)$$

(2) H_{02} : $\beta_t = \beta_{tt} = \beta_{kt} = \beta_{lt} = 0$ ，即所有和时间相关项的系数为 0，创新生产不存在技术进步，设为 c 模型，函数式如下：

$$\begin{aligned} \ln y_{it} = & \beta_0 + \beta_k \ln K_{it} + \beta_l \ln L_{it} + 1/2\beta_{kk} (\ln K_{it})^2 + 1/2\beta_{ll} (\ln L_{it})^2 \\ & + \beta_{kl} \ln K_{it} \ln L_{it} + v_{it} - u_{it} \end{aligned} \quad (16)$$

将无约束模型定义为 H_1 ，柯布道格拉斯模型定义为 H_{01} ，无技术进步模型定义为 H_{02} ，根据财政分权指标 Fin_{it} 的三类指标选择，1 表示按收入法指标，2 表示按支出法指标，3 表示按自主度指标，得到以下各假设下的模型检验结果。

本文对 SFA 模型、DEA-Tobit 模型分别采用 Frontier 4.0、DEA-p2.1 和 STATA 软件进行操作。

表 3 SFA 模型零假设及检验结果

Table 3 null hypothesis and test results of SFA model

序号	模型	受约束变量个数	似然函数对数值	广义似然率 λ	临界值 (1%)	检验结论
H11		0	-164.202			
H12	无约束模型	0	-182.833	/	/	/
H13		0	-172.236			
H011	Cobb-Douglas	6	-183.801	39.199	16.810	拒绝
H012		6	-180.346	-4.973		接受
H013		6	-205.130	65.788		拒绝
H021	无技术进步	4	-202.026	75.649	13.280	拒绝
H022		4	-204.890	44.116		拒绝
H023		4	-211.069	77.666		拒绝

注：临界值为显著性水平为 0.01 下的临界值，/ 表示无内容。

通过表 3 的分析可见，对于前面所述的 6 个原假设，检验结果显示只有假设柯布道格拉斯形式，并采用支出法指标作为财政分权变量表示方法的 H_{012} 广义似然率小于临界值，因此该假设可以接受，表明加入无效函数后，柯布道格拉斯形式的生产函数适宜表达中国的区域创新生产过程，并且采用支出法指标能够较好的反映地区的财政分权水平，因此 H_{012} 可作为 b 模型的代表。

(二) DEA-Tobit 模型

根据给定的环境因素和其他控制变量，建立 DEA-Tobit 回归模型如下

$$TE_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 GOV_{it} + \alpha_2 Participate_{it} + \alpha_3 Labor_{it} + \alpha_4 Base_{it} + \alpha_5 Economic_{it} + \alpha_6 Geog_{it} + \alpha_7 Industry_{it} + \alpha_8 Open_{it} + \alpha_9 Fin + \varepsilon_{it}$$

(17)

其中， TE_{it} 为 i 省份在 t 时期的 DEA 技术效率，即上述 DEA 模型中求解得到的 θ 值，

α 为估计系数， ε 为随机误差，其他变量的含义与 (13) 式相同，将该式定义为 d 模型。

表4 DEA法测算的1998-2011年各地区创新效率均值

Table 4 The 1998-2011 average annual regional innovation efficiency estimated by DEA method

排名	地区	技术效率	排名	地区	技术效率	排名	地区	技术效率
1	海南	0.907	12	浙江	0.584	23	江苏	0.383
2	云南	0.808	13	天津	0.577	24	河南	0.375
3	北京	0.777	14	广西	0.554	25	四川	0.368
4	上海	0.743	15	吉林	0.551	26	甘肃	0.353
5	贵州	0.685	16	辽宁	0.516	27	陕西	0.322
6	新疆	0.669	17	黑龙江	0.478	28	江西	0.317
7	湖南	0.642	18	湖北	0.427	29	安徽	0.310
8	山西	0.601	19	重庆	0.425	30	福建	0.303
9	广东	0.595	20	河北	0.412			
10	宁夏	0.588	21	山东	0.393		均值	0.520
11	内蒙古	0.587	22	青海	0.385			

至此，针对 b 和 d 两个模型的效率因素回归结果可见下表所示。

表5 效率影响因素回归结果

Table 5 Regression Results

代号	模型 b (Cobb-Douglas)	模型 d (DEA-Tobit:CCR)	模型 d (DEA-Tobit:BCC)
前沿函数估计			
常数项 β_0	3.113 ^{***} (26.022)	/	/
$\ln K$	0.458 ^{***} (16.582)	/	/

$\ln L$	0.286*** (9.764)	/	/
t	0.149*** (18.842)	/	/
效率影响因素估计			
常数项 δ_0 / α_0	2.449*** (8.272)	0.609*** (0.001)	0.681*** (0.000)
GOV	-28.045*** (-6.652)	2.967* (0.055)	4.203*** (0.008)
Participate	0.649*** (3.797)	-0.322*** (0.000)	-0.206** (0.021)
Labor	-0.206*** (-5.512)	-0.005 (0.087)	-0.001 (0.968)
Base	1.963* (1.773)	0.875* (0.066)	-0.012 (0.980)
Economic	0.000 (-0.422)	0.000*** (0.001)	0.000 (0.000)
Industry	-0.514 (-1.413)	0.282 (0.133)	0.641*** (0.001)
Geog	-0.142* (-1.913)	0.029* (0.080)	0.041** (0.015)
Open	-6.308 (1.327)	1.496 (0.128)	2.480 (0.295)
Fin	0.044*** (3.117)	-0.014* (0.097)	0.013 (0.135)
σ^2	0.161*** (12.743)	/	/
γ	0.989*** (89.944)	/	/

<i>Log</i> 函数值	-180.346	154.504	140.996
<i>LR</i>	153.782	/	/

注：*、**和 ***分别表示显著性水平为 10%、5%和 1%（双侧）；由于不同软件输出的内容不同，模型 b 括号内的内容为对应参数变量的 t 检验值，而 DEA-Tobit 模型 d 括号内的值为 p-value；/ 表示无内容

从表 4 的估计结果来看，柯布-道格拉斯生产函数随机前沿模型 b 的方差参数 γ 均显著，表明该模型估计的无效率函数回归结果可靠。由于数据包络模型中，BCC 模型相比 CCR 模型能更好地反映创新活动规模报酬可变的现实情况，因此以下的分析将以 b 模型作为随机前沿模型的代表与数据包络的 CCR 模型结合进行。

地方政府对科技活动的资助变量（GOV）在模型 b 中回归估计系数显著为负（SFA 中，系数为负表明其对创新效率有正面影响），模型 d 的估计结果显著为正（DEA-Tobit 中，影响因素系数为正表明其对创新效率有正面影响），实证结果说明地方政府对科技创新活动的财政资助行为能够有效地促进区域创新效率的提高。政府进行科技资助其目的主要是引导企业研发投入的方向，同时降低企业的研发成本，克服由于技术外溢而带来的私人投资与收益不对等问题。因此从整个地区的创新活动来看，政府对于地区创新活动的积极态度和投入行为能够起到示范性的作用，并且刺激该地区创新事业的发展进步。但是，一些研究文献也指出，政府资金的介入将引起对私人投资的挤出，不利于区域创新效率的提高（白俊红，2010），这种观点从本文的研究结果来看并不成立。

出乎意料的是，企业创新活动参与程度变量（Participate）在模型 b 中回归估计系数显著为正，模型 d 中显著为负（SFA 中在 1%的显著性水平下显著，DEA-Tobit 中在 5%的显著性水平下显著）。结果表明企业对创新活动的参与程度越高，区域创新效率反而越低，这个有悖于常理的结果在部分文献当中也得到了论证（白俊红，2010）。出现企业参与强度的负效应可能与本文选取的创新产出考核指标有关。本文以各地区各年份内发明专利申请授权数量作为创新活动产出指标，代表一个地区的创新活动积极性、成果以及创新水平。然而，申请专利只是企业使其知识产权得到保护的一种途径，并不是企业的终极目标。加之专利具有以“公开”换取“独占”、有明确限制的法律保护时效的特性，为了使技术知识、创新产出不

被外漏,彻底维护自身技术垄断地位,很多企业往往倾向于技术保密的方法而不是申请专利。因此,企业参与强度的提高并不一定使得发明专利授予量的增加,以发明专利授权量为创新产出指标的影响因素模型,区域创新效率可能随着企业参与强度的提高而降低。另外一个可能的解释就是企业研发投入的非自愿性造成的,地方政府虽然对于企业研发强度做出政策要求,但是对于经费投入的效益却未有明确要求,这也可能使得企业这种应对式的资金投入更在乎是短期见效、增加产量和改进外观等方面的试验发展类的研发,企业还可能因此增加与高校以及研发机构的合作,从而减少了高校、研究在基础研究上的人力资源投入,进而对发明专利权产生影响,降低了创新效率。

其它控制变量中,劳动者素质变量(Labor)在模型b中回归估计系数显著为负,说明劳动者素质的提高有助于区域创新效率的提高;而在模型d中,劳动素质的影响效果并不显著。但结合现实分析可发现b模型的结果更为合理:地区内劳动者素质越高,意味着劳动者学习和掌握更先进的知识和技术的能力越强,这有利于增强劳动者的创新思维和创新能力并以此参与到创新活动中,带来更高质、更大数量的创新产出,因此也有利于这一区域创新效率的提升。

基础设施(Base)变量在模型b中回归估计系数弱显著为正,模型d中并不显著,表明基础设施变量对区域创新效率影响为负。与前期文献的研究结果存在一定的出入,我们认为这跟基础设施所采用的衡量指标是地区邮电业务总量占GDP的比重有一定的关系,在高度信息化的时代,单纯以地区邮电业务量作为衡量地区基础设施状况的指标可能存在明显的缺陷,无法客观反映一个地区的基础设施建设水平。经济发展水平变量(Economic)在模型b和模型d中的回归估计系数都不显著,表明地区经济发展状况与区域创新效率并无直接的影响,这一结果与以往不同文献中地区经济水平对创新效率的影响存在正向和负向影响的分歧有密切的联系。对此一些学者曾试图从效率的相对性角度来进行解释。创新效率是一个相对性的指标,经济实力较强的省份创新产出大,但其创新投入也大,因而效率作为产出与投入的比值就不一定高(李婧等,2008)认为。相反经济落后的地区创新产出小但由于其投入也小,效率也就不一定低。因此,对于地区经济水平对创新效率的影响是难以准确界定的。

产业结构变量(Industry)在模型b中回归估计系数并不显著,但在模型d中显著为正,表明一个地区的高新技术产值占GDP的比重越高,该地区创新效率水平越高。

地理区位变量 (*Geog*) 在模型 *b* 中回归估计系数弱显著为负, 模型 *d* 中显著为正, 表明我国区域创新效率水平存在地理区位上的差异, 东部地区的创新效率高于中西部地区, 这与一般观念相符。相比中西部地区, 东部地区在经济实力、基础建设、人力资本、技术开发、知识信息的引入和吸收等方面都有明显的优势, 借助其丰富的资源和坚实的基础, 更有利于研发效率的提高, 从而增加创新活动的产出。

地区开放程度变量 (*Open*) 使用 *FDI* 占 *GDP* 的比重来衡量, 在模型 *b* 中回归估计系数为负, 模型 *d* 中为正, 即开放程度对创新效率有正向推动作用, 但在两模型中该指标均不显著。

财政分权变量 (*Fin*) 在模型 *b* 中回归估计系数显著为正, 模型 *d* 中弱显著为正, 在两模型中的回归结果相反, 因此无法准确判定财政管理体制对区域创新效率的影响如何。

六、 进一步研究

(一) 共线性问题

考虑到解释变量之间的共线性问题, 表 5 对两个环境影响因素的相关性进行了考察。通过相关系数检验可看到, *GOV* 与 *Participate* 两个变量之间的相关性并不显著, 各变量的方差膨胀因子 *VIF* 均明显低于临界值 10, 处于可接受的范围内, 表明变量间不存在明显的共线性。为了准确验证变量间是否存在多重共线性问题, 表 6 中采用逐步加入回归法, 将两个变量分别加入模型以检验模型的稳定性并剔除可能存在的共线性问题的影响, 对 *SFA* 模型和 *DEA-Tobit* 模型的回归结果如下。

表 6 主要影响因素的相关系数

Table 6 Correlation Coefficients of Main Factors

	<i>GOV</i>	<i>Participate</i>
<i>GOV</i>	1.000	

Participate	0.085 (0.083)	1.000
VIF	2.83	1.65

注：括号内数值为显著性概率 p-value。

表 7 共线性验证结果

Table 7 The Results of Collinearity verifying

代号	Cobb-Douglas 模型 1	Cobb-Douglas 模型 2	DEA-Tobit 模型 1	DEA-Tobit 模型 2
前沿函数估计				
常数项 β_0	3.295 ^{***} (20.852)	3.435 ^{***} (23.788)	/	/
$\ln K$	0.446 ^{***} (8.433)	0.434 ^{***} (13.614)	/	/
$\ln L$	0.340 ^{***} (5.911)	0.354 ^{***} (11.962)	/	/
t	0.131 ^{***} (12.186)	0.123 ^{***} (12.258)	/	/
效率影响因素估计				
常数项 δ_0 / α_0	2.487 ^{***} (8.711)	2.149 ^{***} (6.672)	0.685 ^{***} (0.001)	0.793 ^{***} (0.000)
GOV	-9.281 ^{***}	/	5.172 ^{***}	/

	(-6.553)		(0.001)	
Participate	/	0.571 ^{***}	/	-0.270 ^{***}
		(2.809)		(0.002)
Labor	-0.170 ^{***}	-0.170 ^{***}	-0.015	-0.005
	(-4.027)	(-4.226)	(0.593)	(0.872)
Base	0.692	0.853	-0.315	-0.067
	(0.719)	(0.603)	(0.509)	(0.892)
Economic	0.000	0.000 ^{***}	0.000*	0.000
	(-0.218)	(-2.645)	(0.090)	(0.000)
Industry	-1.112 ^{***}	-1.011 ^{***}	0.642 ^{***}	0.794 ^{***}
	(-2.560)	(-2.449)	(0.001)	(0.000)
Geog	-0.270 ^{***}	-0.244 ^{***}	0.040 ^{**}	0.042 ^{**}
	(-2.597)	(-2.835)	(0.018)	(0.012)
Open	-4.819	-2.311	4.728	0.950
	(1.112)	(0.853)	(3.573)	(0.176)
Fin	0.022	0.051 ^{***}	0.013	0.010
	(1.288)	(3.130)	(0.146)	(0.244)
σ^2	0.163 ^{***}	0.167 ^{***}	/	/
	(11.245)	(11.160)		
γ	1.000 ^{***}	1.000 ^{***}	/	/
	(127972.810)	(167666.930)		
Log 函数值	-197.074	-199.313	138.361	137.545

LR	120.327	115.849	/	/
-----------	---------	---------	---	---

注：表 6 括号柯布道格拉斯模型括号内数值为 t 检验值，DEA 模型括号内数值为 p-value；*、**和 ***分别表示显著性水平为 10%、5%和 1%（双侧）；/ 表示无内容

从表 6 中柯布道格拉斯模型和 DEA 模型的逐步回归结果来看，各影响因素的符号正负性与显著水平与表 4 中得到的结果基本一致，说明模型中的两个环境影响因素 *GOV* 和 *Participate* 之间不存在明显的共线性。与前面的分析一致，回归结果表明政府行为 *GOV* 对区域创新效率有显著的正面影响，而企业的参与强度 *Participate* 则有显著的负面影响。由此可以验证本考察的分析结果是稳定可靠的。

（二）滞后性问题

在这一部分，我们转向关注投入与产出之间的时滞问题。由于一项研发投入并非马上就能转化为专利产出，从申请到获得批准授权需要一定的时间，因此以专利作为创新产出的衡量指标时，还需考虑一个时间滞后的问题。在以往的文献研究中有许多学者关注到这一问题，并采用了一定的标准进行滞后检验。如的研究将这一滞后时间设定为 1 年（刘顺忠和官建成，2002；Jefferson 等，2003；朱有为和徐康宁，2006；）等人，而另外有任胜钢（2006）、Goto 和 Suzuk(1989)、Furman 等(2002)设定为 2 年，李习保（2009）将滞后年限设定为 3 年。而其他学者，如 Nasierowski 和 Arcelus(2003)、Wang(2007)等，均未在研究中考虑产出与投入之间的滞后对应关系。前文已考察了无时间滞后下各因素对技术效率的影响，接下来本研究将综合考察滞后 1 年和滞后 2 年情形下各影响因素对技术效率的影响情况，以检验结果的稳定性。仍然用 SFA 技术和 DEA-Tobit 技术分别进行回归，结果如表 7 所示。

对照表 5 和表 7 可以发现，在滞后一期的情况下，各因素对技术效率的影响与无时间滞后情形下的回归结果（符号和显著性）基本一致，仅有 *Geog* 这一指标变得不再显著。而在滞后二期的情形下，SFA 回归结果中 *Labor* 这一指标不再显著，这说明短期内劳动者素质对技术效率有正的影响，但在长期内劳动者素质相对较高的地区这一优势会呈逐渐减弱的趋势，地区创新活动应寻求新的优势支撑其长久的进步和发展。

表 8 考虑时滞问题的回归结果

Table 8 Regression Results of Considering the Delays Effect

代号	SFA 滞后一期	DEA 滞后一期	SFA 滞后二期	DEA 滞后二期
前沿函数估计				
常数项 β_0	4.077 ^{***} (28.183)	/	4.046 ^{***} (14.825)	/
$\ln K$	0.428 ^{***} (13.337)	/	0.393 ^{***} (7.073)	/
$\ln L$	0.336 ^{***} (9.835)	/	0.364 ^{***} (5.676)	/
t	0.099 ^{***} (10.000)	/	0.127 ^{***} (6.318)	/
效率影响因素估计				
常数项 δ_0 / α_0	1.962 ^{***} (5.597)	0.445 [*] (-0.051)	1.575 ^{***} (4.661)	0.215 (0.406)
GOV	-16.126 ^{***} (-7.181)	7.387 ^{***} (0.000)	-29.702 ^{***} (-4.661)	6.635 ^{***} (0.000)
Participate	0.685 ^{***} (3.240)	-0.175 [*] (0.057)	0.680 ^{***} (3.216)	-0.264 ^{***} (0.009)
Labor	-0.078 ^{***} (-1.743)	0.026 (0.418)	-0.053 (-1.318)	0.064 [*] (0.073)
Base	-1.333 (-1.244)	0.332 (0.509)	2.084 (0.973)	0.506 (0.330)
Economic	0.000 ^{***} (-3.272)	0.000 (0.339)	0.000 [*] (-1.699)	0.000 (0.873)
Industry	-0.327 (-0.765)	0.219 (0.278)	-0.294 (-0.680)	-0.272 (0.199)
Geog	-0.090 (-0.886)	0.024 (0.148)	-0.125 (-1.346)	0.015 (0.399)
Open	4.819 ^{***}	-2.311 ^{***}	4.728 ^{***}	-0.950

	(4.112)	(0.000)	(3.573)	(0.176)
Fin	0.052 ^{***}	0.004	0.021	-0.006
	(2.607)	(0.696)	(0.937)	(0.540)
σ^2	0.147 ^{***}	/	0.159 ^{***}	/
	(12.421)		(12.315)	
γ	1.000 ^{***}	/	0.825 ^{***}	/
	(151040.640)		(9.872)	
Log 函数值	-164.342	130.257	-163.123	115.845
LR	143.624	/	123.692	/

注：*、**和 ***分别表示显著性水平为 10%、5%和 1%（双侧）；SFA 模型中括号里的内容为 t 检验值，而 DEA-Tobit 模型中括号内的值为显著性概率 p-value；/表示无内容。

七、 结束语

本文应用超越对数随机前沿模型 SFA 和数据包络的 DEA-Tobit 模型，采用全国 30 个省区（西藏除外）从 1998 年到 2011 年 14 年间创新活动的相关投入、产出指标及影响变量的面板数据，实证检验了中国各个区域的环境和其他因素对地区创新效率的影响。区别于一般的对考察期间内中国各省区的创新效率进行评估的研究需要，本研究的根本目的在于准确定位影响创新效率提升的关键因素，为提高区域的创新效率、更好地实现建设创新型社会的目标提供重要的政策指引和改进建议。实证研究结果发现：

第一，对于我国各区域的创新效率，政府行为 **Gov** 有正向的影响。政府在创新活动中的投入越大、重视程度越高，能够有效地促进区域创新效率的提高。

第二，企业在创新活动中的参与强度 **Participate** 与创新效率存在负相关关系，这可能与本文选择发明专利授权数量作为创新活动产出指标有关，一种合理的解释是这类企业更多的追求的是技术保密与垄断而非企业所获专利数量的增加。

第三，地区劳动者素质 **Labor** 整体水平越高也有利于地区实现更高的创新效率，但在

长期而言劳动者素质这一优势也会逐渐减弱；地区产业特征 *Industry* 中，高技术产业产值对地区 GDP 的贡献率越大，越有助于创新效率的提高；省区本身所在的地理区位 *Geog* 也会有所影响，相较中西部而言东部省区的创新效率更高，地区创新效率存在差异。

因此通过研究可总结出，提高中国的区域创新效率，更多地应当发挥政府行为的引导和刺激作用，同时创造条件提高区域内的劳动者素质，为创新活动的开展和创新效率的提供充足的支持。另外还应发挥政府的调控作用，做好资源的调配工作，关注中西部地区的创新事业，缩小东部与中西部之间的差距，积极推动创新活动在各个地区之间的平衡发展。

在本文的最后，我们对采用发明专利授权数目表征创新产出时的适宜性进行讨论研究。考虑到数据的可得性与通用性，本文选用了该指标衡量创新活动除了从数据可得性与通用性角度进行考虑以外，还具备充分的前人的研究作为参考的基础。但在本文的分析中也屡次提到，创新活动涉及的产出具有丰富性和多样性，单一的发明专利授权数并不能全面表达创新成果的质量属性，同时也并非企业等组织机构参与创新活动的终极目标，因此探求更为合理的替代指标在今后研究中就显得尤为必要。选择不同的创新产出指标将有可能对结论的稳定性造成影响。

参考文献：

1. 罗守贵, 甄峰. 区域创新能力评价研究[J]. 南京经济学院学报, 2000 (3): 31-35.
2. 甄峰, 黄朝永. 区域创新能力评价指标体系研究[J]. 科学管理研究, 2000, 18(6): 5-8.
3. 刘友金, 黄鲁成. 基于行政区划的区域创新体系研究[J]. 企业经济, 2001, 3: 13-16.
4. 刘友金, 李洪铭, 叶俊杰. 基于聚类分析的区域创新能力差异研究[J]. 哈尔滨学院学报, 2001, 4:24-25.
5. 刘顺忠, 官建成. 区域创新系统创新绩效评价[J]. 中国管理科学, 2002, 10(1): 75-78.
6. 柳卸林. 中国区域创新能力的分布及成因分析[J]. 重庆商学院学报, 2002, 3: 3-5.
7. 柳卸林, 胡志坚. 中国区域创新能力的分布与成因[J]. 科学学研究, 2002, 20(5): 550-556.
8. 孙凯, 李煜华. 我国各省市技术创新效率分析与比较[J]. 中国科技论坛, 2007, 11: 8-11.

9. Cooke P. Regional innovation systems: competitive regulation in the new Europe [J]. *Geoforum*, 1992, 23(3): 365-382.
10. Braczyk, H. J., Cooke, P., & Heidenreich, M. (Eds.). *Regional innovation systems: the role of governances in a globalized world*, Routledge, 1998
11. Asheim B T, Isaksen A. Regional innovation systems: the integration of local ‘sticky’ and global ‘ubiquitous’ knowledge [J]. *The Journal of Technology Transfer*, 2002, 27(1): 77-86.
12. Autio E. Evaluation of RTD in regional systems of innovation [J]. *European Planning Studies*, 1998, 6(2): 131-140.
13. Cooke P, Schienstock G. Structural competitiveness and learning regions [J]. *Enterprise and Innovation Management Studies*, 2000, 1(3): 265-280.
14. 池仁勇, 虞晓芬, 李正卫. 我国东西部地区技术创新效率差异及其原因分析[J]. *中国软科学*, 2004, 8(127): 128-131.
15. 池仁勇, 唐根年. 基于投入与绩效评价的区域技术创新效率研究[J]. *科研管理*, 2004, 25(4): 23-27.
16. 虞晓芬, 李正卫, 池仁勇, 等. 我国区域技术创新效率: 现状与原因[J]. *科学学研究*, 2005, 23(2): 258-264.
17. 李习保. 区域创新环境对创新活动效率影响的实证研究[J]. *数量经济技术经济研究*, 2007, 8: 13-24.
18. 李婧, 谭清美, 白俊红. 中国区域创新效率及其影响因素 [J]. *中国人口. 资源与环境*, 2009, 19(6): 142-147.
19. 魏守华, 吴贵生, 吕新雷. 区域创新能力的影响因素——兼评我国创新能力的地区差距[J]. *中国软科学*, 2010 (009): 76-85.
20. 周晓艳, 葛健, 马丽仪. 基于动态面板数据模型的中国区域创新体系效率实证[J]. *经济管理*, 2009 (3): 28-32.
21. 李兰冰. 我国区域科技创新效率评价-以省际数据为样本 [J]. *科技管理研究*, 2008, 9: 87-90.

22. Battese G E, Coelli T J. Frontier production functions, technical efficiency and panel data: with application to paddy farmers in India [J]. *Journal of productivity analysis*, 1992, 3(1-2): 153-169.
23. Battese G E, Coelli T J. A model for technical inefficiency effects in a stochastic frontier production function for panel data [J]. *Empirical economics*, 1995, 20(2): 325-332.
24. Pakes A, Griliches Z. Patents and R&D at the firm level: A first report [J]. *Economics letters*, 1980, 5(4): 377-381.
25. Charnes A, Cooper W W, Rhodes E. Measuring the efficiency of decision making units [J]. *European journal of operational research*, 1978, 2(6): 429-444.
26. 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.
27. Tobin J. Estimation of relationships for limited dependent variables [J]. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1958: 24-36.
28. 吴延兵. 中国地区工业知识生产效率测算[J]. *财经研究*, 2008, 34(10): 4-14.
29. 朱平芳, 徐伟民. 政府的科技激励政策对大中型工业企业 R&D 投入及其专利产出的影响 [J]. *经济研究*, 2003, 6(5): 1.
30. Nasierowski W, Arcelus F J. On the efficiency of national innovation systems [J]. *Socio-Economic Planning Sciences*, 2003, 37(3): 215-234.
31. Goto A, Suzuki K. R & D capital, rate of return on R & D investment and spillover of R & D in Japanese manufacturing industries [J]. *The Review of Economics and Statistics*, 1989: 555-564.
32. 朱有为, 徐康宁. 中国高技术产业研发效率的实证研究[J]. *中国工业经济*, 2006 (11): 38-45.
33. Wang E C. R&D efficiency and economic performance: A cross-country analysis using the stochastic frontier approach[J]. *Journal of Policy Modeling*, 2007, 29(2): 345-360.

34. Jefferson G, Hu A G Z, Guan X, et al. Ownership, performance, and innovation in China's large-and medium-size industrial enterprise sector [J]. *China Economic Review*, 2003, 14(1): 89-113.
35. Furman J L, Porter M E, Stern S. The determinants of national innovative capacity [J]. *Research policy*, 2002, 31(6): 899-933.

What determines the efficiency of regional innovation systems?

Li Cai-xia

(Lingnan College, Sun Yat-sun University, Guangzhou 510275)

Abstract: We assess the efficiency of regional innovation systems (RIS) in Chinese mainland by means of a knowledge production function. This function relates research and development (R&D) activity in a region to the number of inventions that have been registered by residents of that region. Different measures and estimation approaches lead to rather similar assessments. We use 1998-2011 R&D panel data of Chinese mainland's 30 provincial-level regions with non-parametric form of stochastic frontier analysis model and data envelopment analysis-Tobit model to study what determines the efficiency of regional innovation systems. The results showed that: there are significant differences of innovation efficiency among regions, local government investment in innovation activities have a positive effect on regional innovation efficiency. The higher the overall level of regional labor quality is also conducive to regional innovation to achieve greater efficiency, but in the long term this advantage of the quality of workers will gradually weaken; regional industrial characteristics, assessed by the high-tech industry output value of the contribution to regional GDP, have a positive effect on regional innovation efficiency. The geographical location itself will have an impact on the efficiency of regional innovation systems., In general, innovative efficiency of the eastern provinces. is higher than provinces what is located in the middle or the west. Companies involved in innovation activities intensity, assessed by intramural expenditure on R&D funded by enterprises (as % of R&D expenditure) has a negative impact

on innovation efficiency, regional infrastructure has no significant effect on regional innovation efficiency, just as degree of market opening.

keywords: regional innovation systems (RIS), efficiency, SFA, DEA-Tobit

收稿日期: 2013-09-29

基金项目: 广东省科技厅项目 (粤科函财字[2008]658)

作者简介: 李彩霞 (1978—), 女 (汉族), 安徽涡阳人, 中山大学岭南学院博士研究生, 中山大学财务与国资管理处会计师。

【责任编辑: 黄晓星】