

中国地区工业知识生产效率测算

吴延兵

(中国社会科学院 经济研究所, 北京 100836)

摘要:文章运用1996—2003年我国29个省(自治区,直辖市)的大中型工业企业面板数据,以新产品开发项目数衡量创新产出,以研发资本存量和研发人员表示创新投入,采用数据包络分析和随机前沿分析方法,对我国地区工业的知识生产效率进行了测算和分析。分析结果表明,用随机前沿法测算的知识生产效率较大而且较为稳定;各地区工业的知识生产效率存在较大差异,具有明显的不均衡发展特征;总体而言,我国地区工业的知识生产效率偏低,存在较大的改进潜力。

关键词:知识生产效率;数据包络分析;随机前沿分析

中图分类号:F061.5 **文献标识码:**A **文章编号:**1001-9952(2008)10-0004-11

一、引言

以技术创新推动工业进步和产业升级将成为我国工业发展的基本主题,大力提升自主创新能力已成为关系我国经济结构调整、经济增长方式转变的重要战略任务。学术界对我国的技术进步和自主创新能力问题也给予了充分关注,其中一项重要的研究内容是分析创新投入和创新产出之间的关系(经济学文献中称之为知识生产函数)。例如,Zhang等(2003)利用1995年中国工业普查数据中的8341个大中型工业企业截面数据,运用随机前沿生产函数模型所作的研究表明,R&D支出和R&D人员均对新产品销售收入有显著正影响。Jefferson等(2006)利用中国1997—1999年大中型制造企业面板数据,运用线性形式知识生产函数模型所作的研究表明,研发支出强度对新产品销售收入份额有显著正效应。吴延兵(2006)利用中国1993—2002年大中型工业企业行业面板数据,运用柯布一道格拉斯生产函数模型所作的研究表明,R&D人员比R&D资本对知识生产做出了更大贡献,且知识生产过程具有规模报酬不变或递减的特征。吴延兵(2007)运用2002年中国四位数制造产业数据所作的研究表明,研究R&D与创新之间存在着倒U型函数关系,但由于绝大多数制造业的R&D未达到倒U型函数的拐点,R&D与创新之间主

收稿日期:2008-07-18

作者简介:吴延兵(1975—),男,山东嘉祥人,中国社会科学院经济研究所助理研究员,经济学博士。

要表现为单调正相关关系。

上述关于知识函数的研究都采用了参数化的生产函数方法。这些研究首先设定知识生产函数的具体形式,然后通过回归分析估计出创新投入的弹性系数,从而判断各项创新投入对创新产出的影响程度,进一步还可以分析知识生产效率的各种影响因素。但是,上述研究都没有明确给出企业或产业的知识生产效率水平。由于在知识生产过程中存在着各种影响效率的因素,创新投入并不能按比例转化为创新产出,即知识生产中存在着无法避免的效率损失。如果计算出各企业或工业的知识生产效率,就可以比较、判断和评价各决策单元知识生产中的资源配置和利用情况,从而为企业创新决策和政府创新政策制定提供有益的参考。在本项研究中,我们采用非参数分析方法中的数据包络分析法(Data Envelopment Approach, DEA)和参数分析方法中的随机前沿分析法(Stochastic Frontier Approach, SFA)对我国各地区工业知识生产的效率问题进行研究。数据包络分析法不需要设定生产函数的具体形式,可以规避参数方法的多种限制;而随机前沿法可以剥离随机误差造成的潜在影响,而且可以为判断模型拟合质量提供各种统计检验。鉴于两种方法各有优劣,我们决定同时运用两种方法测算我国地区工业的知识生产效率,以便更深入地了解我国工业的知识生产发展状况。

运用 DEA 和 SFA 对知识生产效率测算是以有效地衡量知识生产中的创新投入和创新产出为前提的。相对于已有文献而言,本文对创新投入和创新产出采用了更为合理的衡量指标。在创新产出方面,鉴于专利统计中存在的诸多缺陷,本文采用了一种更为直接的衡量创新产出的指标——新产品开发项目数。新产品开发项目数所包含的创新范围更加广泛,可以克服以专利数量作为创新产出指标时存在的某些缺陷。在创新投入方面,把投入要素细分为研发支出和研发人员两因素;而且考虑到研发支出对创新的滞后效应,首先测算研发资本存量,然后,在此基础上再运用 DEA 和 SFA 测算知识生产效率。

本文利用 1996—2003 年我国 29 个省(自治区、直辖市,以下简称省)大中型工业企业面板数据,运用 DEA 和 SFA 对知识生产效率所作的研究表明,我国地区工业的知识生产效率偏低,存在着较大的改进潜力;各地区工业的知识生产效率有较大差异,具有明显的不均衡发展特征。对比 DEA 和 SFA 两种方法的测算结果,本文还发现 SFA 测算的知识生产效率较大而且较为稳定。本文以下部分的结构安排为:第二部分介绍了本文测算知识生产效率的 DEA 和 SFA 方法,第三部分对知识生产中的创新投入和创新产出指标进行说明,第四部分为知识生产效率的测算结果,第五部分为结论。

二、测算方法

根据是否需要估计前沿生产函数中的参数,效率分析可以分为非参数估

计和参数估计两种方法。其中,数据包络分析和随机前沿分析分别是非参数估计和参数估计中两种最为普遍使用的方法。非参数方法是一种纯数学规划方法,其优势是无需假定特定的生产函数形式,也无需对所研究样本的非效率分布做先定假设,因而可以规避参数方法的多种限制;其缺点是没有考虑可能的随机误差对产出的影响。参数方法的优点是可以剥离随机误差造成的潜在影响,而且可以为判断模型拟合质量提供各种统计检验;其缺点是需要设定生产函数的具体形式并进行相关的行为假设。鉴于两种方法各有优劣,我们决定同时运用数据包络分析和随机前沿分析两种方法测算中国地区工业的知识生产效率,从而避免仅根据单一方法的测算结果而草率地作出判断。下面对本文使用的 DEA 和 SFA 方法作简单介绍。

(一)数据包络分析法(DEA)

运用 DEA 测算技术效率可以用基于投入和基于产出两种不同的方法,本文采用基于投入的方法。设在每一个时期 $t=1,2,\dots,T$,第 $k=1,2,\dots,K$ 个决策单元使用 $n=1,2,\dots,N$ 种投入 $x_{k,n}^t$,得到 $m=1,2,\dots,M$ 种产出 $y_{k,m}^t$ 。在固定规模报酬(Constant returns to scale,简记为 C)、投入要素强可处置(Strong Disposability of Inputs,简记为 S)条件下,投入可能性集合(参考技术)被定义为,

$$L^t(y^t|C,S)=\{(x_1^t,x_2^t,\dots,x_N^t):y_m^t\leq\sum_{k=1}^K z_k^t y_{k,m}^t,m=1,2,\dots,M; \\ x_n^t\geq\sum_{k=1}^K z_k^t x_{k,n}^t,n=1,2,\dots,N;z_k^t\geq 0,k=1,2,\dots,K\} \quad (1)$$

其中, z 表示每一个决策单元观察值的权重。在定义好参考技术后,计算第 k' 个决策单元的 Farrell 技术效率(Farrell Input-Oriented Measure of Technical Efficiency)的非参数规划模型为,

$$F_1^t(y_{k'}^t,x_{k'}^t|C,S)=\min\theta_{k'} \\ \text{s. t. } y_{k',m}^t\leq\sum_{k=1}^K z_k^t y_{k,m}^t,m=1,2,\dots,M \\ \sum_{k=1}^K z_k^t x_{k,n}^t\leq\theta_{k'} x_{k',n}^t,n=1,2,\dots,N \\ z_k^t\geq 0,k=1,2,\dots,K \quad (2)$$

通过上述计算可以求解出每个决策单元的技术效率。技术效率的取值位于 0 和 1 之间,处于生产技术前沿上的决策单元的技术效率为 1,而处于生产技术前沿之外的决策单元的技术效率都小于 1。

(二)随机前沿法(SFA)

随机前沿生产函数模型可表示为,

$$Y_i=f(X_i,\beta)\exp(V_i-U_i) \quad (3)$$

其中: Y_i 表示第 i 个观测单位的产出, X_i 表示投入向量, β 为参数估计值向量, f 是生产函数。若取柯布一道格拉斯(C-D)生产函数,则随机前沿模型的一般公式是,

$$\ln Y_i = \beta_0 + \sum_{n=1}^N \beta_n \ln X_{ni} + V_i - U_i \quad (4)$$

随机前沿模型最大的特点是将误差项分解为两部分:一部分为随机扰动项 V_i , 另一部分为技术非效率项 U_i 。 V_i 表示随机误差以及测量误差, 假定它服从均值为 0、方差为 σ_v^2 的正态分布, 即 $V_i \sim N(0, \sigma_v^2)$ 。 U_i 表示技术非效率效应, 假定它服从均值为 0、方差为 σ_u^2 的半正态分布, 即 $U_i \sim |N^+(0, \sigma_u^2)|$ 。而且假定 V_i 独立于 U_i 。技术效率(Technical Efficiency, TE)定义为实际产出(考虑了技术非效率因素)与可能实现的最大产出(假定不存在技术效率损失)之比, 即,

$$TE_i = \frac{f(X_i, \beta) \exp(V_i - U_i)}{f(X_i, \beta) \exp(V_i)} = \exp(-U_i) \quad (5)$$

显然, 如果 $U_i = 0$, 则 $TE_i = 1$, 此时该观测单元位于生产前沿上, 因而最有效率; 如果 $U_i > 0$, 则 $0 < TE_i < 1$, 此时该观测单元的生产点位于生产前沿之下, 处于技术非效率状态。TE 越大, 表示观测单元的生产离生产前沿越近, 即该观测单元的技术效率越高。

运用上述两种方法测算知识生产效率是以有效地衡量知识生产过程中的投入和产出为前提的。所以, 下面对本文所使用的创新投入和创新产出的衡量指标做出说明。

三、知识生产中的产出和投入

本文采用的数据来源于《中国科技统计年鉴》, 以 1996—2003 年中国各省区大中型工业企业数据为样本。在中国 31 个省市自治区中, 因西藏自治区的数据缺失值太多, 从样本中剔除。重庆市于 1997 年从四川省中分离, 成为中央直辖市, 为了保持数据统计口径的一致, 将重庆市数据合并到四川省中。这样, 每年共有 29 个省市自治区进入样本, 8 年共计 232 个观测值。下面对知识生产过程中的创新产出和创新投入指标进行说明。

(一) 知识生产中的产出

在工业企业创新产出方面, 学者们普遍认为专利数量能够较好地反映创新产出, 而且专利数据相对容易获得。但是, 专利在很大程度上只是一种中间产品, 它反映了新技术知识, 却没有反映新知识是否有经济价值, 也许只有那些成功商业化的发明创造才可称得上创新。许多学者指出了专利在衡量创新产出时的诸多缺陷。专利的数量和质量将取决于机会、申请专利的难度、决策者对专利申请好处的判断(Scherer, 1983); 而且并不是所有的创新都注册为专利, 不同专利在经济价值上也有很大差别(Pakes 和 Griliches, 1980)。申请专利的倾向也因企业规模的不同而存在较大差异: 大企业通常依靠市场和技术上的垄断地位来保护创新, 而小企业更愿意申请专利以免其创新成果被拥有更多资源的大企业所侵犯(Comanor 和 Scherer, 1969)。

在本文所采用的地区工业数据中, 由于我国各地区的经济发展程度、资源

禀赋和传统文化有很大差别,导致各地区专利申请数量和专利价值存在很大差异。鉴于专利数量在衡量创新产出方面的缺陷,在本项研究中我们使用更为直接的衡量创新产出的指标——新产品开发项目数。《中国科技统计年鉴》上提供了中国各省市区大中型工业企业的新产品开发项目数,这为本文研究提供了数据基础。根据《中国科技统计年鉴》上的定义,新产品是指“采用新技术原理、新设计构思研制、生产的全新产品,或在结构、材质、工艺等某一方面比原有产品有明显改进,从而显著提高了产品性能或扩大了使用功能的产品,既包括政府有关部门认定并在有效期内的新产品,也包括企业自行研制开发,未经政府有关部门认定,从投产之日起一年之内的新产品,它用来反映科技产出及对经济增长的直接贡献”。按照上述定义,新产品既包括由于新工艺和新方法而产生的全新产品,也包括对原有产品设计和质量的改善而产生的改进新产品;既包括那些已经申请专利的新产品,也包括那些尚未申请专利的新产品。显然,新产品所包含的创新范围比专利数量广泛得多;而且新产品中包括了那些尚未申请专利的新产品,可以克服各地区因专利申请趋向差异而导致的估计偏差。当然,新产品也像专利一样无法鉴别每个创新的质量,但新产品可以避免专利申请和专利统计中存在的诸多扭曲因素。所以,我们以新产品开发项目数作为衡量创新产出的指标。

(二)知识生产中的投入

相对于创新产出的衡量而言,创新投入的衡量相对比较容易。文献中通常以研究开发经费(简称 R&D 支出)或研发人员数量(简称 R&D 人数)来表示创新投入。由于 R&D 对知识生产的影响不仅表现在当期,对以后若干时期的知识生产也有重要影响,所以应该在核算 R&D 存量的基础上再研究知识生产函数问题。在本文中,我们将 R&D 支出^①和 R&D 人数视为知识生产中的要素投入。R&D 人数以技术开发人员数量表示。下面重点说明 R&D 存量的核算。

R&D 存量一般用永续盘存法来测算。测算公式为:

$$K_{it} = E_{it} + (1 - \tau)K_{i,t-1} \quad (6)$$

其中:K 表示 R&D 存量,E 表示 R&D 支出, τ 为折旧率。在估算 R&D 存量时,关键是要构造 R&D 支出价格指数、确定折旧率 τ 和基期 R&D 资本存量。下面对其进行简要说明。

首先要将 R&D 支出平减成实际值。关键是要设定 R&D 支出价格指数。有些文献以消费物价指数和固定资产投资价格指数的加权平均值来表示 R&D 价格指数。有幸的是,《中国科技统计年鉴》提供了 R&D 支出细目,即 R&D 支出由技术开发人员劳务费、固定资产购建费、原材料费和其他费用四部分构成。由于本文的创新投入包括了 R&D 支出和 R&D 人员两部分,如果在核算 R&D 存量时还包括 R&D 人员劳务费,那么 R&D 人员投入就会被

重复计算。为了避免重复计算,从 R&D 支出总额中扣除了 R&D 人员劳务费,这样 R&D 支出中只剩下了固定资产购建费、原材料费和其他费用三部分。根据这些数据,构造 R&D 价格指数如下:R&D 价格指数=(固定资产购建费/ R&D 支出)×固定资产投资价格指数+(原材料费/ R&D 支出)×原材料购进价格指数+(其他费用/ R&D 支出)×其他费用价格指数。《中国统计年鉴》提供了 29 个省市 1996—2003 年每年的固定资产投资价格指数^②,但原材料购进价格指数只有年度数据而没有分省数据。由于其他费用的含义并不明确,我们用各省市的固定资产投资价格指数和原材料购进价格指数的平均值来表示其他费用价格指数。上述三类指数分别折算成以 1996 年价格表示的不变价。用计算出的 R&D 价格指数对 R&D 支出数据平减,从而得到各省市区 1996—2003 年各年的 R&D 支出实际值。

关于折旧率 τ ,文献中通常将之设定为 15%,本文也采用这一方法。对于基期 R&D 存量,设样本前所有时期的 R&D 支出的平均增长率为 g ,则基期 R&D 存量可以表示为: $K_1 = E_1(1+g)/(g+\tau)$ 。假定过去所有时期中 R&D 支出的平均增长率为 5%,则当折旧率 $\tau=15\%$ 时, $K_1 = E_1(1+0.05)/(0.05+0.15) \approx 5E_1$,即基期 R&D 存量约是基期 R&D 支出的 5 倍。核算出基期 R&D 存量后,就可以利用永续盘存法式(6)计算出各省市区 1997—2003 年历年的 R&D 存量。

关于本文所使用的知识生产中的产出与投入的描述性统计如表 1 所示。

表 1 变量描述性统计

	均值	标准差	中位数	最大值	最小值
新产品数量(个)	1 958.664	1 931.442	1 337.000	9 034.000	22.000
R&D 存量(亿元)	84.500	95.379	51.344	480.009	0.898
R&D 人员(万人)	4.795	3.887	3.694	16.849	0.042

四、测算结果与分析

以新产品开发项目数为创新产出,以 R&D 存量和 R&D 人员为创新投入,分别运用 DEA 和 SFA 测算 1996—2003 年 29 个省份大中型工业企业的知识生产效率,全部测算结果见附表 1 和附表 2。^③下面重点从总体、时间和地区角度对测算结果进行比较分析。

表 2 为运用 DEA 和 SFA 两种方法测算的全部样本知识生产效率的描述性统计。运用 DEA 测算的 29 个省 1996—2003 年期间知识生产效率的平均值为 0.589,运用 SFA 测算的知识生产效率的平均值为 0.688。SFA 测算的平均效率比 DEA 测算的平均效率大约多 10 个百分点。从效率标准差来看,DEA 测算的标准差(0.216)大于 SFA 测算的标准差(0.165),表明用 SFA 测算的各省份知识生产效率的波动幅度较小。由前述 DEA 和 SFA 的优缺点可

知,由于 SFA 考虑了随机误差因素对产出的影响,可能导致 SFA 的测算结果更为稳定。但不管哪种测算方法,从总体来看,我国地区工业的知识生产效率较低,存在较大的改善空间。

表 2 全部样本知识生产效率测算结果描述性统计

	均值	标准差	中位数	最大值	最小值
DEA 测算结果	0.589	0.216	0.566	1.000	0.097
SFA 测算结果	0.688	0.165	0.724	0.956	0.115

表 3 不同年份知识生产效率测算结果

年 份	DEA 测算结果		SFA 测算结果		均值差异的 显著性检验 (T 值)
	均值	标准差	均值	标准差	
1996	0.584	0.211	0.692	0.153	2.229**
1997	0.522	0.217	0.710	0.125	4.027***
1998	0.512	0.195	0.649	0.203	2.614**
1999	0.648	0.199	0.709	0.156	1.289
2000	0.610	0.207	0.653	0.183	0.837
2001	0.553	0.239	0.761	0.088	4.398***
2002	0.667	0.204	0.684	0.174	0.340
2003	0.617	0.225	0.646	0.191	0.535

注:*、**、*** 分别代表 T 值在 10%、5%、1% 显著性水平上显著。表 4 同。

表 3 是运用两种方法测算的 1996—2003 年知识生产效率的时间变化模式。图 1 更清晰地刻画了样本期间知识生产效率均值的时间变动趋势。从 DEA 测算结果来看,1999 年知识生产效率最高(0.648),1998 年知识生产效率最低(0.512),最高效率比最低效率多 14 个百分点。从 SFA 测算结果来看,2001 年知识生产效率最高(0.761),2003 年知识生产效率最低(0.646),最高效率比最低效率多约 12 个百分点。比较明显的是,在考察样本期间,SFA 测算的年度效率均值都大于 DEA 测算的年度效率均值,而且用 SFA 测算的效率均值的波动幅度相对较小。从年度效率标准差来看,有 7 个年份 DEA 测算的效率标准差大于 SFA 测算的效率标准差,这说明 SFA 的测算结果相对更为稳定。为了比较两种测算结果的年度均值的差异,表 3 最后一列给出了两种测算方法所得到的年度均值的显著性检验。由此可见,1996 年、1997 年、1998 年和 2001 年这 4 年运用 DEA 和 SFA 测算的效率均值在 10% 以上的显著性水平上有显著差异,其余 4 年运用两种方法得到的测算结果并没有明显差异。这表明虽然两种方法的测算结果有较大差异,但在某些年份上它们并没有表现出统计上的显著差异。

表 4 描述了 29 个省份知识生产效率的均值、标准差及均值差异的显著性检验。图 2 更形象地刻画了各省份的知识生产效率均值。由表 4 和图 2 知识生产效率的均值来看,各省份的知识生产效率有较大差异。运用 DEA 时,知识生产效率处于前三位的省份分别是贵州(0.961)、宁夏(0.864)和浙江

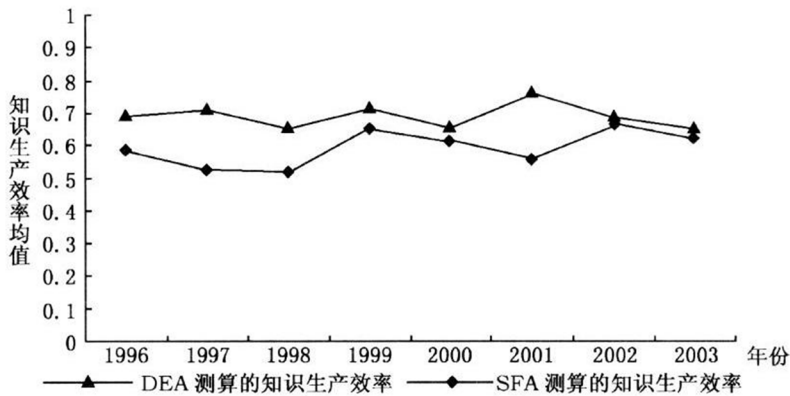


图 1 知识生产效率均值的时间变化模式

(0.835), 知识生产效率处于后三位的省份分别是黑龙江(0.407)、青海(0.265)和新疆(0.187)。运用 SFA 时, 知识生产效率处于前三位的省份分别是贵州(0.897)、宁夏(0.860)和天津(0.840), 知识生产效率处于后三位的省份分别是内蒙古(0.551)、青海(0.383)和新疆(0.302)。对比两种方法得到的各省份知识生产效率的均值可知, SFA 测算的各省份知识生产效率的差异小于 DEA 测算的各省份知识生产效率的差异。由表 4 和图 2 还可以看到, 除贵州、宁夏 2 个省份外, 其他 27 个省份中 SFA 测算的知识生产效率均值均大于 DEA 测算的知识生产效率均值。由表 4 各省份知识生产效率的标准差可见, 在绝大多数省份中 SFA 测算的效率标准差均小于 DEA 测算的效率标准差。上述结果表明, 运用 SFA 测算时, 不仅知识生产效率的数值较大, 而且测算结果较为稳定。

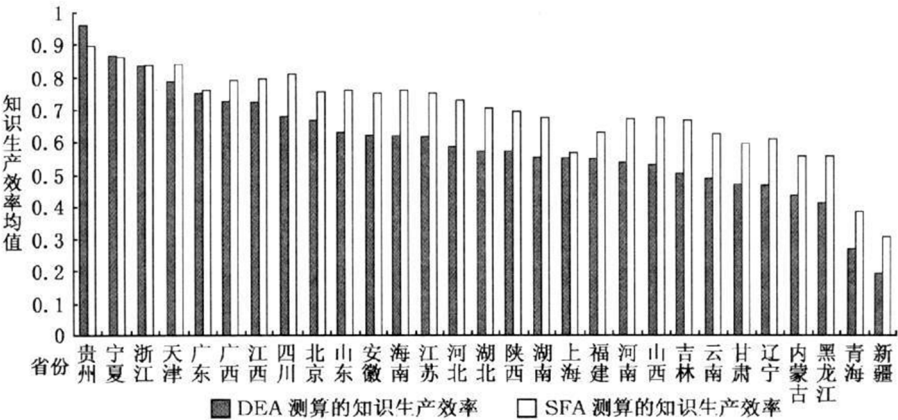


图 2 各省份知识生产效率均值对比

由表 4 知识生产效率均值差异的显著性检验来看, 河北、山西等 16 个省

份运用两种方法测算的知识生产率的均值在 10% 以上水平上有显著性差异;其他 13 个省份的知识生产率的均值在统计上并没有显著性差异。由表 4 各省份知识生产率的均值排序来看,虽然由两种方法测算的许多省份的知识生产率均值存在着统计上的显著性差异,但各省份知识生产率均值的相对排名并没有太大差别。除了广东、四川、上海、山西 4 个省份的排名顺序有较大变动外,其余省份的排名顺序都未发生很大变化,这意味着各省份知识生产率的相对排名比较稳定。运用不同的测算方法而得到各省份大致相同的知识生产率排名顺序,表明本文的测算结果具有较大可信性。

表 4 各省份工业知识生产率测算结果

	DEA 测算结果			SFA 测算结果			均值差异的 显著性检验 (T 值)
	均值	标准差	均值排序	均值	标准差	均值排序	
北京	0.664	0.113	8	0.751	0.097	5	1.649
天津	0.787	0.151	4	0.840	0.042	3	0.952
河北	0.583	0.087	14	0.728	0.077	14	3.518***
山西	0.526	0.075	21	0.673	0.068	17	4.088***
内蒙古	0.431	0.256	26	0.551	0.191	27	1.063
辽宁	0.461	0.113	25	0.605	0.082	23	2.928**
吉林	0.499	0.116	22	0.665	0.100	20	3.064***
黑龙江	0.407	0.089	27	0.553	0.084	26	3.386***
上海	0.546	0.151	18	0.564	0.111	25	0.271
江苏	0.613	0.074	13	0.748	0.105	13	2.998***
浙江	0.835	0.189	3	0.835	0.107	4	0.001
安徽	0.619	0.158	11	0.750	0.084	12	2.083*
福建	0.543	0.167	19	0.630	0.152	21	1.084
江西	0.724	0.131	7	0.792	0.041	6	1.416
山东	0.626	0.097	10	0.759	0.054	8	3.380***
河南	0.532	0.090	20	0.670	0.101	19	2.879**
湖北	0.572	0.184	15	0.705	0.166	15	1.521
湖南	0.554	0.173	17	0.672	0.136	18	1.515
广东	0.750	0.228	5	0.757	0.096	10	0.074
广西	0.727	0.247	6	0.787	0.144	7	0.596
海南	0.617	0.208	12	0.758	0.056	9	1.856*
四川	0.679	0.207	8	0.806	0.086	5	1.606
贵州	0.961	0.073	1	0.897	0.032	1	2.288**
云南	0.484	0.101	23	0.626	0.135	22	2.374**
陕西	0.568	0.123	16	0.692	0.082	16	2.368**
甘肃	0.465	0.102	24	0.592	0.114	24	2.334**
青海	0.265	0.095	28	0.383	0.162	28	1.775*
宁夏	0.864	0.174	2	0.860	0.045	2	0.066
新疆	0.187	0.036	29	0.302	0.084	29	3.541***

由上述各省份知识生产率的测算结果可以看出,知识生产率与经济发展程度并没有必然联系。例如,贵州和宁夏是经济比较落后的省份,但是其知识生产率却排在前列;上海和福建是经济比较发达的省市,但是其知识生

产效率却较低。这可能是因为,影响知识生产效率的因素是复杂多样的,制度安排、市场结构等诸多因素都会对知识生产效率产生影响,从而弱化了经济发展程度与知识生产效率之间的关系。识别哪些因素影响了知识生产效率及其影响程度超出了本文的范围,我们将在另外的研究中深入探讨这一问题。

总之,通过比较 DEA 和 SFA 两种方法的测算结果可以发现:两种方法测算的知识生产效率存在较大差异,SFA 测算的知识生产效率数值较大而且较为稳定;不同省份的知识生产效率存在较大差异,但两种方法所得到的各省份知识生产效率的相对排名并没有明显变化;总体而言,我国地区工业的知识生产效率较低,存在着较大的改进潜力。

五、结 论

虽然对知识生产函数的研究由来已久,但是已有的研究重点关注了各种创新投入要素对知识生产的影响,而没有明确测算各决策单元的知识生产效率。本文首次运用数据包络分析技术和随机前沿生产函数方法对我国各地区工业的知识生产效率进行了测算和分析。

本文运用 1996—2003 年我国地区工业面板数据,以新产品开发项目数衡量创新产出,以研发资本存量和研发人员表示创新投入,采用数据包络分析法和随机前沿分析法对我国地区工业知识生产效率的测算结果表明:随机前沿法测算的知识生产效率较大而且较为稳定;各地区工业的知识生产效率存在较大差异,具有明显的不均衡发展特征;总体而言,我国地区工业的知识生产效率偏低,存在较大的改进潜力。

本文的意义在于为估测知识生产效率提供了一种分析框架,从而拓展了知识生产函数研究范围,本文的研究结论也可以作为进一步深入研究的参考。从政策角度讲,本文为评价我国各地区工业的知识生产效率提供了一定的客观依据,为因地制宜地制定创新激励措施提供了实证参考。当然,由于创新过程的复杂性,知识生产中创新产出和创新投入指标的不同选择可能影响到结论的稳定性。另外,本文仅测算了各地区工业的知识生产效率,至于什么因素影响了知识生产效率则是下一步研究的方向。

注释:

- ①根据《中国科技统计年鉴》的定义,本文的 R&D 支出是指技术开发经费内部支出,是年度内企业用于科技活动的实际支出,包括劳务费、科研业务费、科研管理费、非基建投资购建的固定资产、科研基建支出以及其他用于科技活动的支出,不包括生产性活动支出、归还贷款支出及转拨外单位支出。
- ②广东省在 1996—2000 年期间、海南省在 1996—1999 年期间缺少“固定资产投资价格指数”,用全国的“固定资产投资价格指数”来代替。
- ③因篇幅限制,附表 1 和附表 2 省略,如需要者,可与作者联系。

参考文献:

- [1]吴延兵. R&D 存量、知识函数与生产效率[J]. 经济学(季刊), 2006, 5(4): 1129—1156.
- [2]Comanor W S, Scherer F M. Patent statistics as a measure of technical change[J]. Journal of Political Economy, 1969, 77: 392—398.
- [3]Jefferson G H, Bai Huamao, Guan Xiaojing, Yu Xiaoyun. R & D performance in Chinese industry[J]. Economics of Innovation and New Technology, 2006, 15(4/5): 345—366.
- [4]Pakes A, Griliches Z. Patents and R&D at the firm level: A first report[J]. Economics Letters, 1980, 5: 377—381.
- [5]Scherer F M. The propensity to patent[J]. International Journal of Industrial Organization, 1983, 1: 107—128.
- [6]Zhang Anming, Zhang Yimin, Zhao Ronald. A study of the R&D efficiency and productivity of Chinese firms[J]. Journal of Comparative Economics, 2003, 31: 444—464.

Calculation of Knowledge Production Efficiency of Industry across Regions of China

WU Yan-bing

(Institute of Economics, Chinese Academy of Social Sciences, Beijing 100836, China)

Abstract: Based on the panel data of large-and-medium industrial enterprises in 29 provinces and regions of China, the paper estimates and analyses knowledge production efficiencies of regional industries by using the methods of DEA and SFA. The study finds that the efficiencies of knowledge production are higher and more stable while using SFA method. Great differences of knowledge production efficiencies are also found among different provinces. In a word, our knowledge production efficiencies of regional industries are lower, so there exists a big potential to improve them.

Key words: knowledge production efficiency; data envelopment analysis (DEA); stochastic frontier analysis (SFA)

(责任编辑 周一叶)