

基于三阶段 DEA 模型的 我国医药制造业技术创新效率研究

叶红雨 杨雨婷

(上海理工大学管理学院,上海 200093)

[摘 要] 采用可以剔除环境因素和随机误差影响的三阶段 DEA 模型对 2000—2011 年我国 28 个省、直辖市和自治区医药制造业的技术创新效率进行实证研究,结果表明我国医药制造业技术创新效率较低,并且创新效率值会受到环境因素的影响;创新效率值较低的原因主要是纯技术效率值的低下,另外规模效率的作用也不容忽视。各地区应加大对医药制造业技术创新的投入,提高规模效率,同时完善创新管理和制度体系,以效率为导向配置创新资源,最终达到提高综合效率的目的。

[关键词] 医药制造业;三阶段 DEA 模型;技术创新效率;环境影响
[DOI 编码] 10.13962/j.cnki.37-1486/f.2015.02.007
[中图分类号]F273.1 **[文献标识码]**A **[文章编号]**2095-3410(2015)02-0046-07

随着人类的创新发展,医药制造业面临的竞争也越来越激烈,创新能力和效率成为医药制造企业能否更好地生存发展的重要评价因素。一方面,对医药制造企业自身来说,通过评价企业的技术创新效率,可以找出技术创新投入和产出低效率的原因,帮助企业提高资源配置效率,同时这也是企业提升技术创新竞争力的必然选择。另一方面,政府可以通过科学地评价医药制造企业技术创新效率,加强对企业技术创新的政策扶持,优化利用技术创新资源的途径,实现企业资源利用最大化的目标^[1]。因此,对医药企业创新效率进行合理的评价,并寻求促进其创新效率提高的有效途径就更加紧迫和必要。

目前,国内外关于技术创新效率的研究有很多,但基本上都是研究工业制造业、金融业、高科技产业等,针对医药制造业创新效率的研究较少,相关文献多采用传统的数据包络分析(DEA)或随机前沿分析(SFA)对医药制造业的创新效率进行分析。DEA方法可以很好地构造目标函数,不需要变量的量纲统一,也不需要确定投入产出变量之间的权重,主要

通过最优化过程确定权重,这样可以使对决策单元的评价更为客观^[2]。国外学者如 H. S. Pannu 等(2010,2011)^{[3][4]}用 DEA 模型分析了从 1998 年到 2007 年印度医药制造业研发和创新投入对相对效率和生产率的改变以及企业绩效的影响,并分析了印度医药制造业相对效率和生产率的改变。国内学者也主要运用以上方法对医药制造业技术创新效率进行实证研究。如,罗亚非等(2007)^[5]用 DEA 模型对我国制药业技术创新效率做了实证研究;张永庆等(2011)^[6]利用 SFA 模型测算了我国医药制造业的研发效率并考察了研发效率的影响因素;洪进等(2013)^[7]从创新价值链的角度,将医药制造业创新过程分成两阶段,并运用 SFA 方法分析了我国医药制造业技术创新效率的影响因素;刘秉镰等(2013)^[8]应用 Metafrontier 和 DEA 模型定量评价了医药制造业创新效率,还利用全要素框架解构了医药制造业的创新要素效率;曹阳等(2013)^[9]利用 DEA 模型和 Malmquist 指数从动态和静态角度分析了 2000—2010 年我国医药制造业的技术创新效率。

[基金项目] 本文是国家自然科学基金项目“基于全球价值链的中国制造业转型升级机理及实现路径研究”(项目编号:71073103)的阶段性成果。

[作者简介] 叶红雨(1970—),女,江西宜春人,上海理工大学管理学院副教授,博士。主要研究方向:产业创新。

尽管目前关于医药制造业技术创新效率的实证研究较多,但由于我国各省的医药制造业面临不同的政策环境、竞争环境等环境因素,传统的 DEA 模型在测算效率和生产边界时将环境变量也归入了投入或产出变量中^[1],使得研究结果由于无法剔除外部环境和随机误差的影响而使每个决策单位都处于相同的环境和随机因素下,导致研究结果出现偏差^[10]。本文所采用的三阶段 DEA 模型可以剔除这些环境影响因素,能更真实、更准确地评价我国医药制造业的技术创新效率,客观反映我国医药制造业技术创新的情况。

一、模型和方法

本文采用的三阶段 DEA 模型是由 Fried 等(2002)^[11]提出的,这一方法的最大优点就是可以分离外部环境因素和随机误差对技术创新效率测算结果的影响,使得所有的决策单元都处于相同环境和随机因素之后再进行比较,这样得到的技术创新效率的测算结果更加准确、可信,因而有更大的参考价值。

(一)第一阶段:传统 DEA 模型

在第一阶段,利用我国各省医药制造业原始的投入与产出数据得到各省初始的技术创新效率测算结果。本文采用 Banker 等(1984)^[12]提出的投入导向的 BC² 模型对我国 m 个省、直辖市、自治区的技术创新效率进行测算。对第 m 个省市来说,它的相对技术有效性的测算方法如下:

$$\begin{aligned} \min \theta_m \\ \text{S. T. } \begin{cases} \sum_{m=1}^M \lambda_m y_{mi} - s_{mi}^- = y_{mi} \\ \sum_{m=1}^M \lambda_m x_{mi} + s_{mi}^+ = \theta_m x_{mi} \\ \lambda_m \geq 0, m=1, 2, \dots, M; i=1, 2 \\ \sum_{m=1}^M \lambda_m = 1 \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

式(1)中, y_{mi} 和 y_{m2} 分别代表了第 m 个省市的专利申请数量和新产品销售收入; x_{m1} 和 x_{m2} 分别代表第 m 个省市的 R&D 活动人员折合全时当量和 R&D 经费内部支出额; θ_m 表示第 m 个省市的纯技术效率值; λ_m 表示投入、产出变量的权重; s_{m1}^+ 、 s_{m2}^+ 、 s_{m1}^- 、 s_{m2}^- 分别为 R&D 活动人员折合全时当量、R&D 经费内部支出额、专利申请数量和新产品销售收入

的松弛变量。

但是,第一阶段得到的技术创新效率评价结果没有考虑环境因素和随机误差的影响,测算结果不是无偏的。因此,需要进行第二阶段来剔除环境因素和随机误差带来的影响。

(二)第二阶段:SFA 回归分析

在第二阶段,用 SFA 分析模型解释第一阶段得到的投入松弛变量(即 s_{m1}^+ 、 s_{m2}^-)的影响因素(环境因素、管理无效率和来自对投入产出数据测量的随机误差)。松弛变量按照式(2)构造:

$$\begin{aligned} s_{mi} &= x_{mi} - X_i \lambda \geq 0 \\ m &= 1, 2, \dots, m; i = 1, 2 \end{aligned} \quad (2)$$

式(2)中, s_{mi} 是在第一阶段第 m 个决策单元的第 i 个投入变量的松弛变量。

Fried 等(2002)^[11]提出构造相似的 SFA 模型,可以分别观测出上述三项因素对投入松弛变量的影响,并能够剔除环境因素和随机误差的影响。分别以每个投入变量的松弛变量为被解释变量,环境变量为解释变量,构造如下模型:

$$\begin{aligned} s_{mi}^+ &= c_i + \sum_{k=1}^4 z_k \beta_{ki} + e_{mi} + u_{mi} \\ m &= 1, 2, \dots, m; i = 1, 2 \end{aligned} \quad (3)$$

式(3)中, c_i 是常数项; z_k 是第 k 个环境变量; β_{ki} 为第 i 个投入松弛变量回归的第 k 个环境变量对应的系数; $e_{mi} + u_{mi}$ 为混合误差, e_{mi} 表示随机误差项,服从 $N(0, \sigma_e^2)$ 分布, u_{mi} 表示管理无效率项,服从 $N^+(u, \sigma_u^2)$, e_{mi} 和 u_{mi} 不相关。

用 $\gamma = \frac{\sigma_u^2}{\sigma_u^2 + \sigma_e^2}$ 来表示总方差中管理无效率方差所占比例。若 $\gamma \rightarrow 1$ 时,则说明管理无效率的影响占主导地位;若 $\gamma \rightarrow 0$ 时,说明随机因素的影响占主导地位。

为了调整投入变量,需要先利用 SFA 回归的结果($\hat{\beta}_{ki}$, $\hat{\sigma}_u^2$, \hat{u}_{ki} , $\hat{\sigma}_e^2$)和管理无效率的估计 $E[u_i | (e_i + u_i)]$,将随机误差项从混合误差项中分离出来,分离方法如下:

$$\begin{aligned} E[e_{mi} | (e_{mi} + u_{mi})] &= s_{mi}^+ - z_k \beta_{ki} - E[u_{mi} | (e_{mi} + u_{mi})] \\ m &= 1, 2, \dots, m; i = 1, 2; k = 1, 2, 3, 4 \end{aligned} \quad (4)$$

经过 SFA 模型分析之后,投入变量按照式(5)进行调整:

$$x'_{mi} = x_{mi} + [\max_m \{ z_k \hat{\beta}_{ki} \} - z_k \hat{\beta}_{ki}] + [\max_m \{ \hat{e}_{ki} \} - \hat{e}_{mi}]$$
$$m = 1, 2, \dots, m; i = 1, 2; k = 1, 2, 3, 4 \tag{5}$$

式(5)中, x_{mi} 为调整前的投入变量, x'_{mi} 为经过 SFA 模型调整后的投入变量。经过调整,每个决策单元都处于相同的环境因素和随机误差下。

(三)第三阶段:调整后的 DEA 模型

在第三阶段,用经过第二阶段 SFA 调整后的投入数据 x'_{mi} 代替原始投入数据 x_{mi} ,再次运用 BC^2 模型进行技术创新效率测算。这样得到的结果就是处于相同环境和随机因素下的我国各省技术创新效率值,更客观地反映了我国医药制造业的技术创新情况。

二、变量和数据

评价变量的选取是能否正确利用 DEA 方法测量技术创新效率的一个关键问题。DEA 方法需要在选取变量时尽可能选取系统、可比、科学的指标,并且要考虑数据的可获得性,因此在选取投入产出变量时要从多个角度、多个方面来考虑。变量选取如表 1 所示。

我国医药制造业技术创新效率测量的

表 1 投入、产出及环境变量

投入变量 (X)	人力资源投入	X_1 —R&D 活动人员折合全时当量(万人年)
	研发经费投入	X_2 —R&D 经费内部支出(万元)
产出变量 (Y)	科技产出	Y_1 —专利申请数(件)
	产品产出	Y_2 —新产品销售收入(万元)
环境变量 (Z)	地区竞争环境	Z_1 —地区内医药制造业企业数(个)
	政府对产业的扶持	Z_2 —R&D 费用中来自政府的资金(万元)
	地区经济环境	Z_3 —GDP(万元)
	产业研发投入	Z_4 —地区内医药制造业研发机构的数量(个)

(一)投入产出变量的选取

选取的投入变量要尽可能反映医药制造业对技术创新的各项投入,但是变量选取过多反而会导致变量间相关性过强,影响技术创新效率测量结果的准确性。综合考虑数据的可获得性,本文分别从人力资源投入和研发经费投入两方面选取了 2 个投入变量:(1) R&D 活动人员折合全时当量(X_1);(2) R&D 经费内部支出额(X_2)。

产出变量的选取要反映医药制造业的技术创新效率,因此,本文从科研产出和效益产出两方面选取了 2 个产出变量:(1) 专利申请数量(Y_1)。专利申请数量可以有效地反映企业的技术创新能力;(2) 新产品销售收入(Y_2)。由于医药制造业研发投入与产出的时滞性,本文设定时滞期为一年,两个产出变量的数据滞后一期。

(二)环境变量的选取

三阶段 DEA 模型的第二阶段需要剔除环境因素的影响,对环境变量的选取影响着第三阶段技术创新效率的测算结果,因而选取的变量必须能够有效消除因外部环境不同所造成的技术创新效率的不同,即应该是会对我国各省医药制造业技术创新效率产生影响,但是又不在其可控范围内的因素。本文从医药制造业地区竞争环境、政府对产业的扶持、地区经济环境、产业研发投入四个方面选取了 4 个环境变量:(1) 地区内医药制造业企业数(Z_1)。各省医药制造业企业数量可以反映地区内市场结构状态及企业在该地区内面临的竞争程度大小;(2) R&D 费用中来自政府的资金(Z_2)。产业的发展离不开政府的扶持,支持力度越高,越有利于医药制造业的发展;(3) GDP(国内生产总值)(Z_3)。GDP 可以反映地区内经济发展的水平,而各省经济发展水平提高也会带动医药制造业的发展;(4) 地区内医药制造业研发机构的数量(Z_4)。地区内研发机构的数量可以反映各省产业技术创新的能力。

(三)数据来源及处理

本文在运用三阶段 DEA 模型计算技术创新效率时,决策单元为我国大陆地区 28 个省、直辖市和自治区(西藏、青海、新疆因数据严重缺失,剔除计算),投入变量及环境变量选取 2000 – 2011 年的数据,由于产出变量滞后一期,产出变量选取 2001 – 2012 年的数据。采用的原始数据全部来源于各年《中国高技术产业统计年鉴》及《中国统计年鉴》。原始数据经平均化处理,分别得到上述各个变量 11 年的均值,用于三阶段 DEA 分析。

三、实证计算与结果

(一)第一阶段 DEA 的结果

采用 DEA 模型 BC^2 ,利用 Deap2.1 软件,对我国大陆 28 个省、直辖市和自治区的医药制造业技术

表 2 各省医药制造业技术创新效率测算结果 (SFA 调整前)									
地区	综合效率	纯技术效率	规模效率	规模报酬	地区	综合效率	纯技术效率	规模效率	规模报酬
北京	0.902	1.000	0.902	drs	河南	0.661	0.785	0.842	drs
天津	1.000	1.000	1.000	—	湖北	0.767	1.000	0.767	drs
河北	0.357	0.416	0.859	drs	湖南	1.000	1.000	1.000	—
山西	0.654	0.706	0.926	irs	广东	0.557	0.632	0.881	drs
内蒙古	0.469	1.000	0.469	irs	广西	0.598	0.604	0.990	drs
辽宁	0.661	0.724	0.913	drs	海南	1.000	1.000	1.000	—
吉林	0.690	0.737	0.937	drs	重庆	0.946	1.000	0.946	drs
黑龙江	0.335	0.358	0.937	drs	四川	0.890	1.000	0.890	drs
上海	0.907	0.911	0.996	irs	贵州	1.000	1.000	1.000	—
江苏	1.000	1.000	1.000	—	云南	0.933	1.000	0.933	drs
浙江	0.654	0.919	0.711	drs	陕西	0.638	0.640	0.996	drs
安徽	0.822	0.931	0.882	drs	甘肃	0.264	0.591	0.446	irs
福建	0.607	0.611	0.993	drs	宁夏	1.000	1.000	1.000	—
江西	0.582	0.645	0.903	drs	平均	0.742	0.829	0.893	
山东	0.889	1.000	0.889	drs					

注：“irs”表示规模报酬递增，“—”表示规模报酬不变，“drs”表示规模报酬递减。

创新效率与规模效率水平进行测算,结果如表 2 所示。

由表 2 可以看出,在未剔除环境因素和随机误差对投入变量的影响时,我国各省平均综合效率值为 0.742,平均纯技术效率值为 0.829,平均规模效率值为 0.893。其中,六省(直辖市、自治区)(天津、江苏、湖南、海南、贵州、宁夏)处于技术创新效率前沿,DEA 有效,其他各省可以有不同程度的技术效率改进;在规模报酬未达到最优的省市中,大多数省(81.82%)处于规模报酬递减状态,可以通过缩小技术创新投入规模来改善其规模报酬递减的状态,这也说明我国大部分省市 DEA 无效的主要原因不是技术创新投入规模不足,而是技术效率不足,不能充分利用投入的资源。

但是,由于表 2 中的测算结果未剔除环境因素和随机误差的影响,不能准确反映我国各省、直辖市和自治区医药制造业的技术创新效率,因此还需用 SFA 方法剔除外部因素对技术创新效率的影响。

(二)第二阶段 SFA 回归结果

将第一阶段得出的决策单元的两个投入变量的松弛变量与产业竞争环境、政府对产业的扶持、整体经济环境、产业研发投入这四个环境变量分别作为被解释变量与解释变量,运用 Frontier4.1 软件对 SFA 模型的参数进行回归分析,回归结果见表 3。

从表 3 可以看出,各环境变量对人力资源投入松弛变量的系数没有通过 10% 的显著性检验,而对研发投入松弛变量的系数中至少有三个能通过 5%

表 3 第二阶段 SFA 回归结果

	人力资源投入松弛变量	研发经费投入松弛变量
常数项	105.306 (0.431)	2841.946 *** (1428.765)
地区竞争环境	-1.772 (-1.233)	-37.266 ** (-2.489)
政府对产业的扶持	0.063 (0.583)	1.165 (0.995)
地区经济环境	0.025 (0.929)	1.025 *** (3.049)
产业研发投入	3.683 (0.479)	-80.275 *** (-14.744)
σ^2	131408.550 *** (121040.190)	21355573.000 *** (21355573.000)
γ	0.013 (0.050)	0.044 (0.280)
logic	-204.288	-275.560

注：***、**、* 分别代表置信水平 99%、95%、90%，括号内是相应估计的 t 检验值。

的显著性检验,说明外部环境对人力资源投入松弛变量不存在显著影响,但是对研发投入松弛变量影响显著。表 3 中 γ 值接近于 0,说明我国各省、直辖市及自治区医药制造业间管理效率差异不大,随机误差的影响占主导地位。

投入松弛变量是各省技术创新活动的机会成本,也就是说,各地区企业通过改善其技术创新水平和规模报酬状态而达到技术创新效率前沿时可能节约下来的成本。若第二阶段 SFA 回归的系数为正,说明解释变量的增加不利于投入量的减少,不利于提高技术创新效率;若回归系数为负,则说明解释变量的增加有利于投入量的减少,有助于提高技术创新效率^[2]。下面具体分析四种环境变量对松弛变量的影响。

1. 地区竞争环境

地区竞争环境对于各省医药制造业研发经费投入松弛变量的回归系数为 -37.266,显著为负,表明地区内企业竞争程度的增加对研发经费投入的减少是有利的,有助于提高产业技术创新效率。这可能是因为地区竞争程度越高,企业面临的竞争压力就越大,就越利于企业提高研发经费投入的利用率。地区竞争环境对于人力资源投入的减少有利,这可能是因为企业面临的竞争越激烈,会促使企业降低人员重复设置,提高利用率。但由于人力资源投入松弛变量的 t 值在 90% 置信水平下未通过检验,上述影响只是方向性的^[1]。

2. 政府对产业的扶持

政府对产业的扶持对人力资源投入松弛变量和研发经费投入松弛变量的回归系数为正,说明政府对产业的扶持对于人力资源投入和研发经费投入的减少是不利的,这可能是因为政府对产业的扶持促使企业加大了人力资源和研发经费投入。但是由于对这些投入资源的管理效率不高,企业无法真正促进技术创新效率及人员使用效率的提高。当然,由于人力资源投入松弛变量和研发经费投入松弛变量的系数均不显著(90% 置信水平下),所以这种影响

也仅是方向性的。

3. 地区经济环境

地区 GDP 对于各省医药制造业研发经费投入松弛变量的回归系数为 1.025,显著为正,且在 99% 的置信水平下通过 t 检验,说明影响是非常显著的,表明地区经济环境的改善不利于研发经费投入的减少。这可能是因为,随着地区 GDP 的增长,虽然研发经费的投入大幅增加,但是研发产出并未同比增长,未达到投入的高效利用。

4. 产业研发投入

产业研发投入对于各省医药制造业研发经费投入松弛变量的回归系数为 -80.275,显著为负,且在 99% 的置信水平下通过 t 检验,这说明影响是非常显著的。表明地区内产业研发投入的增加有利于研发经费的减少,有助于企业提高技术创新效率,这可能是因为地区内产业研发投入的增加提高了企业研发经费的利用率。

(三)第三阶段 DEA 结果

根据式(5)进行两个投入变量的调整,再次运用 BC² 模型,利用 Deap2.1 软件进行测算,对 28 个省、直辖市和自治区的医药制造业技术创新效率与规模效率水平进行测算,结果如表 4 所示。

表 4 各省医药制造业技术创新效率测算结果(SFA 调整后)									
地区	综合效率	纯技术效率	规模效率	规模报酬	地区	综合效率	纯技术效率	规模效率	规模报酬
北京	0.925	0.926	0.999	irs	河南	0.569	0.577	0.986	irs
天津	1.000	1.000	1.000	-	湖北	0.779	0.822	0.948	drs
河北	0.361	0.363	0.995	irs	湖南	1.000	1.000	1.000	-
山西	0.426	0.550	0.775	irs	广东	0.573	0.575	0.998	drs
内蒙古	0.397	1.000	0.397	irs	广西	0.558	0.591	0.944	irs
辽宁	0.468	0.484	0.966	irs	海南	1.000	1.000	1.000	-
吉林	0.649	0.657	0.989	irs	重庆	1.000	1.000	1.000	-
黑龙江	0.272	0.344	0.791	irs	四川	0.671	0.679	0.988	irs
上海	0.907	0.911	0.996	irs	贵州	0.928	1.000	0.928	irs
江苏	1.000	1.000	1.000	-	云南	0.701	0.871	0.805	irs
浙江	0.731	0.836	0.875	drs	陕西	0.616	0.635	0.970	irs
安徽	0.663	0.684	0.968	irs	甘肃	0.254	0.712	0.356	irs
福建	0.588	0.604	0.974	irs	宁夏	0.939	1.000	0.939	irs
江西	0.547	0.560	0.977	irs	平均	0.695	0.764	0.883	
山东	0.927	1.000	0.927	drs					

对比表 2 和表 4 可以看出,在剔除环境因素和随机误差对投入变量的影响之后,我国各省平均综合效率值为 0.695,与调整前的均值(0.742)相比有所下降。其中,5 省(天津、江苏、湖南、海南、重庆)处于技术创新效率前沿,比第一阶段少了 1 个,且在第一、三阶段均处于效率前沿的有 4 个,说明这 4 省

的技术创新效率未受到环境因素和随机误差影响,效率较好,而宁夏、贵州效率水平下滑;新晋至技术创新效率前沿的有重庆,说明重庆在剔除环境因素和随机误差的影响下技术创新效率是高效的。在规模报酬未达到最优的省市中,超过一半(82.61%)的省市处于规模报酬递增的状态,这也说明我国医

药制造业大部分企业技术创新的规模较小,在企业技术创新方面还有提升空间。浙江、山东、湖北、广东4省规模报酬递减,这些省市可以通过减少技术创新规模来改善规模报酬递减的状态。我国医药制造业纯技术效率均值为0.764,处于中等偏上水平,这说明在投入的要素数量不变的情况下,通过企业技术创新的改善,可以使得企业创新产出增加。解构综合效率后发现大部分省市的纯技术效率低于规模效率,这表明虽然存在规模无效率,但是技术无效率才是致使综合技术无效率的主因。但是有的省(内蒙古、贵州、云南、山东、甘肃、宁夏)也会出现规模效率低于纯技术效率的情况,原因反之。不过,从平均值来看,导致综合无效率的主要原因是技术无效率,这主要是因为我国医药制造业属于高新技术产业,发展不完善,缺乏技术创新效率的改善方法以及科学管理创新发展的体制和模式。

四、结论及政策建议

本文通过运用三阶段DEA模型,对我国医药制造业2000-2011年的技术创新效率进行了测算研究,研究结论如下:(1)调整前后综合效率、纯技术效率、规模效率的均值分别为0.742、0.829、0.893和0.695、0.764、0.883,调整后均值均有所下降,这是因为环境因素在一定程度上促进了综合技术创新效率的提高。(2)在剔除了环境因素和随机误差的影响之后,各省、直辖市及自治区的综合效率、纯技术效率、规模效率比剔除前均有了不同程度的改变,规模报酬状态的改变最为明显,因为地区竞争环境、政府对产业的扶持、地区经济环境、产业研发投入这四个环境因素对医药制造业的产业规模影响更大。(3)环境因素调整后,大部分省份纯技术效率低于规模效率,这是因为这些省份经济发展较快,科研投入较大。规模效率低于纯技术效率的情况多出现于西部省市,主要是由于这些地区经济发展相对落后,用于医药制造业的投入不足,技术创新投入规模较小。

基于以上结果,本文给出相应政策建议:(1)在调整了环境因素的影响后,多数省市的综合效率比调整前低,这说明目前外部环境因素在一定程度上促进了各省技术创新效率的提高,各省市应该因地制宜,即根据各省市自身效率偏低的不同原因,采取

不同的方法。(2)我国大部分省市处于技术创新规模报酬递增的阶段,这些省市需要增强地区市场的竞争程度并且加大医药制造业研发投入,扩大技术创新投入规模,以发挥规模优势,提高综合技术创新效率。(3)我国大部分省市纯技术效率低于规模效率。这说明和规模无效率相比,纯技术效率低下是制约我国各省市医药制造业技术创新综合效率低下的主因。这需要各省市积极推动产业管理的创新以及产业制度的变革,为医药制造业引入新的管理方法和制度体系。(4)由于决策者的技术创新意识越来越强,因此逐步加大了对技术创新的投入,但是这部分投入的资源利用率较低。因此,各省市应当将着力提高当地医药制造产业技术创新效率作为今后发展的重中之重,使创新资源的配置以效率为导向,同时需要建立良好的技术创新运行机制,使得投入的资源能够被充分利用。(5)对于我国医药制造业来说,政府部门的大力扶持必不可少。给予技术创新政策支持,对部分落后地区政策倾斜,都可以发挥政府的导向作用,提高技术创新能力和创新效率。

参考文献:

[1]沈能,宫为天.我国省区高校科技创新效率评价实证分析——基于三阶段DEA模型[J].科研管理,2013,(12):125-132.

[2]杨开忠,谢燮.中国城市投入产出有效性的数据包络分析[J].地理学与国土研究,2002,(03):45-47.

[3]Pannu H S, Dinesh Kumar U, Farooque J A. Impact of Innovation on the Performance of Indian Pharmaceutical Industry Using Data Envelopment Analysis[EB/OL]. IIM Bangalore Research Paper No. 302, Available at SSRN: <http://ssrn.com/abstract=2125785>.

[4]Pannu H S, Dinesh Kumar U, Farooque J A. Efficiency and productivity analysis of Indian pharmaceutical industry using data envelopment analysis[J]. International Journal of Operational Research, 2011, 10(1): 121-136.

[5]罗亚非,焦玉灿.我国制药业技术创新效率分析[J].科研管理,2008,(02):71-77.

[6]张永庆,刘清华,徐炎.中国医药制造业研发效率及影响因素[J].中国科技论坛,2011,(01):70-74.

[7]洪进,李敬飞,李晓芬.两阶段创新价值链视角下的我国医药制造业技术创新效率及影响因素分析[J].西北工业大学学报(社会科学版),2013,(02):51-56.

[8]刘秉镰,徐锋,李兰冰. 中国医药制造业创新效率评价与要素效率解构[J]. 管理世界, 2013, (02):169 – 171.

[9]曹阳,项莹,茅宁莹. 基于 DEA – Malmquist 模型的我国医药制造业技术创新效率研究[J]. 南京中医药大学学报(社会科学版),2013, (01):33 – 39.

[10]Jondrow J, Knox Lovell C A, Materov I S, et al. On the Estimation of Technical Inefficiency in the Stochastic Frontier Production Function Model [J]. Journal of Econometrics, 1982, 19(2): 233 – 238.

[11]Fried H O, Lovell C A K, Schmidt S S, et al. Ac-

counting for Environmental Effects and Statistical Noise in Data Envelopment Analysis [J]. Journal of Productivity Analysis, 2002, 17(1 – 2): 157 – 174.

[12]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.

(责任编辑:宋 敏)

Evaluation on Technological Innovation Efficiency of Chinese Pharmaceutical Industry Based on DEA Model

YE Hongyu, YANG Yuting

(College of Management, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: The three – stage Data Envelopment Analysis (DEA) model can eliminate the environmental effects and random error influences. Based on this model, this paper conducts an empirical study on the technological innovation efficiency of pharmaceutical industry, focusing on 28 provinces, municipalities, and autonomous regions in China. The results show that first technological innovation efficiency of Chinese pharmaceutical industry is relatively low, and innovation efficiency values are under the influence of environmental factors. Secondly, the reason for low innovation efficiency values is mainly low pure technological efficiency. Besides, the role of scale efficiency can't be ignored. Thus, each region should invest more in technological innovation so as to improve the scale efficiency in pharmaceutical manufacturing. Meanwhile, innovative management and institutional system should be perfected and efficiency – oriented distribution of innovation resources should be conducted, so as to ultimately achieve the goal of enhancing innovation efficiency values.

Key Words: pharmaceutical industry; three – stage DEA model; technological innovation efficiency; environmental effects

