

中国省际高技术产业创新效率评价研究

——基于超效率 DEA 模型和 Malmquist 指数法

张月明, 蒋元涛

(上海海事大学 经济管理学院, 上海 201306)

摘要:基于中国 29 个省区市 2014—2018 年高技术产业的面板数据,首先采用超效率 DEA 模型对各省市生产效率进行测算,进而构建 DEA-Malmquist 模型对各省市综合生产率指数进行计算和分解。结果表明:中国高技术产业创新效率的总体水平较高,但是超过一半的省市区要素投入结构不合理,而且主要分布在中部和西部地区,创新效率存在较大的区域差异;中国高技术产业的全要素生产率指数平均值大于 1,很多省份存在规模效率不高的问题,导致创新效率呈现 N 型的回调震动形态,技术进步和技术效率是全要素生产率提高的主要动力。因此,为了进一步提高我国高技术产业创新效率,需要注意保持高技术产业的技术水平和技术效率,尤其要注重高技术产业科技资源的优化配置,提升高技术产业创新资源的管理水平。

关键词:高技术产业;创新效率;超效率 DEA 模型;Malmquist 指数法

中图分类号:F429.9 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-1807(2021)01-0001-07

高技术产业的快速发展是推动国家创新驱动战略实施的重要一环,我国的高技术产业包括医药制造业、航空、航天器以及设备制造业、电子及通信设备制造业、计算机及办公设备制造业、医疗仪器设备及仪器仪表制造业等,属于高创新能力、高报酬、高外溢性的产业,对社会经济的发展和国民福利的提升具有现实和长远价值。首先,高技术企业相比普通企业具有更强的创新能力,有助于企业开拓新产品市场,从而扩大市场份额;其次,高技术企业能够更高效地利用和配置资源,从而在国际市场上取得竞争优势,员工相应地得到更高的报酬;最后,高技术产业进行的研发活动具有很强的技术外溢性和知识外溢性,可以促进其他产业部门新技术和新产品的研发,提高全行业的生产效率。

高技术产业创新效率是其创新投入与创新产出之间的对应关系。创新是高技术产业的发展动力,随着创新投入的不断增加,对高技术产业进行创新效率评估对高技术产业的发展具有十分重要的意义。长期以来,我国高技术产业创新发展存在地区不平衡、

不协调的现象,由于创新效率不高,在关键核心技术方面存在卡脖子问题。因此,从全国区域的空间视角,分析高技术产业创新效率的发展变化和障碍因素,对提高我国高技术产业的创新能力,推动高技术产业的可持续发展具有重要的现实意义。

1 文献述评

发达国家的高技术产业发展早于我国,且较为成熟,具有丰富的经验,国外学者也一直致力于高技术产业发展的研究。Bloch 和 Erich^[1]指出高技术产业在美国的优势是创新、竞争激烈的自由市场环境、熟练的劳动力以及广泛的技术教育基础设施。V. Puhakka 和 S. Sipola^[2]从微观层面研究了高技术企业的成长机制,认为高技术企业的发展不仅仅是个体或企业层面的经营过程,而是一个嵌入经济网络中的过程。Yum 和 Seungil^[3]通过采用新的集群商数指数(CQ)方法和无关回归模型(SUR),重点分析高科技集群的空间格局,研究发现高技术产业与美国 GDP 相互影响,并具有积极的双向关系。

近年来,随着对创新投入力度的不断加强,我

收稿日期:2020-08-24

基金项目:国家社会科学基金项目(17BGL015)。

作者简介:张月明(1996—),女,四川广安人,上海海事大学经济管理学院,研究生,研究方向:产业经济学;蒋元涛(1975—),男,山东人,上海海事大学经济管理学院,副教授,硕士生导师,研究方向:航运物流与创新经济、企业战略与信息系统等。

国的高技术产业得到快速发展,很多学者开始致力于我国高技术产业发展的研究,分为高技术产业发展分析和高技术产业创新效率评价两方面。

高技术产业发展方面,汤长安^[4]利用空间计量的方法研究高技术产业发展水平对区域产业结构升级的影响,测算了 2000—2015 年间中国产业结构水平的全域 Moron's I 指数,得出结论:高技术产业对产业结构具有促进效应,并且这种效应可以外溢到其他地区,但是辐射距离有限。俞立平、钟昌标、王作功^[5]提出了产业创新速度的概念,采用面板向量自回归模型分析了高技术产业创新速度与效益的互动机制,研究结果表明,高技术产业创新速度与效益之间呈现良性互动关系,创新速度与利润之间呈现 U 型曲线。赵玉林、胡燕^[6]从创新过程视角将高技术产业创新过程分为科技成果形成、商业价值形成和规模经济效益形成三个阶段,测算从创新投入到创新产出的滞后期和创新投入的累积比率。苏华和刘文君^[7]利用 1995—2014 年统计数据分析了高技术产业的发展差距与影响因素,结果表明:高技术产业主要集中在东部地区且呈快速发展趋势,内部差距最大的是西部地区。李培哲^[8]以产学研为视角,运用系统动力学方法,分析了影响高技术产业成长的关键因素及其影响程度,研究结果表示研发投入、科技人才投入是影响高技术产业成长的主要因素。

高技术产业创新效率评价方面。陈燕儿、蒋伏心和白俊红^[9]基于全要素生产率视角实证考察了高技术产业的高质量发展问题,通过 Hicks-Moors-teen TFP 指数实证分析了中国高技术产业全要素生产率问题,分析了生产率及其动力的区域差异。李作志、苏敬勤、刘小燕^[10]采用权重加和模型和乘积模型研究了我国高技术产业创新效率,研究发现,在提高生产系统整体效率方面,合理分配研发投入资源比一味加大研发投入更有效。封伟毅、杨硕^[11]采用 2007—2017 年的统计数据,借助空间基尼系数和区位熵指数对高技术产业聚集度进行了测算,研究结果发现我国高技术产业的整体空间分布处于高水平状态。杨倩^[12]基于非期望产出的 SBM 模型评价了 2018 年中国高技术产业的创新效率,研究发现东部地区一直处于领先水平,中部次之,西部效率变化较大,东北最低。杨友才、李顺和史倩姿^[13]测算了我国 29 个省份 1997—2016 年高技术产业创新效率,采用了全局向量自回归模型研究我国东中西部之间高技术产业创新效率的溢出效应,研究结果发现,要充分发挥东部高技术产业

技术创新发展的带头作用,同时增强西部高技术产业技术创新活动的发展。王伟、孙芳城^[14]将内部非期望产出纳入投入产出指标体系,运用 SBM 模型和 EBM 模型测度高技术产业技术开发、技术转化和市场化 3 个阶段创新效率。桂俊煜^[15]运用改进的 CRITIC 客观赋值法对指标赋权,并通过非整秩次秩和比法 WRSR 对我国 31 个省市的高技术产业发展水平进行分级评价,在进一步分析各地区差异及制约因素基础上,提出应加快形成以高技术产业为引领的地方经济发展,加强政策扶持,促进生产要素的合理流动,实现区域间高技术产业协同发展。

综上所述,对于高技术产业的研究文献相当丰富。许多文献指出,影响高技术产业创新发展的主要因素是研发投入、科技人才投入等^[16];用以评价高技术产业创新效率的指标有新产品的市场响应度、海外市场响应度和自身的研发水平等,为本文评价指标的建立提供了基础。同时考虑到我国不同地区高技术产业的创新效率存在差异,因此本文采用 DEA-Malmquist 模型对各省份地区进行创新效率测度和动态分析,从而为全国范围内高技术产业创新发展提供对策建议。

2 评价指标与模型构建

2.1 指标构建及数据说明

在指标的选取上,选择研发人员数、研发投入和新产品开发投入作为创新过程中的劳动投入和资本投入衡量指标。创新产出方面,选择专利申请数量作为创新产出的第一个衡量指标,此外,新产品销售额、出口贸易额反映了创新产出在市场上的响应程度,分别作为创新产出的第二、第三个衡量指标。构造的中国省际高技术产业创新生产效率评价指标体系如表 1 所示。

表 1 中国省际高技术产业创新生产效率评价指标体系

一级指标	二级指标	三级指标
创新投入	劳动投入	研发人员数量 X1
	资本投入	研发投入(亿元)X2 新产品开发投入(亿元)X3
创新产出	研发水平	申请专利数 Y1
	新产品市场响应度	新产品销售额(亿元)Y2
	海外市场响应度	出口贸易额(亿元)Y3

基于该指标体系,本文的决策单元包含中国 29 个省市,由于西藏、广东、澳门、香港、台湾数据缺失,因此不做考虑,样本区间为 2014 年—2018 年。

创新投入和创新产出指标的初始数据均来源于《中国科技统计年鉴》(2014—2019 年)。

2.2 超效率 DEA 模型

考虑到存在多个决策单元呈现有效状态时,传统 DEA 模型测算的生产效率无法对有效的决策单元做进一步排序,为了进一步鉴别这些有效决策单元之间的效率大小问题,因此采用超效率 DEA 模型,使 DEA 有效的决策单元生产前沿面后移,同时保持 DEA 无效的决策单元生产前沿面保持不变。超效率 DEA 模型的数学表达式如式(1)所示。

min[θ-ε(∑_{i=1}^m s_i^- + ∑_{r=1}^s s_r^+)]

s. t. ∑_{j=1, j≠k}^n X_{ij}λ_j + s_i^- = θX_{i0}

∑_{(j=1, j≠k)}^n Y_{rj}λ_j - s_r^+ = Y_{r0}

λ_j ≥ 0; j = 1, 2, ..., k-1, k+1, ..., n;

s_i^- ≥ 0; s_r^+ ≥ 0

(1)

2.3 Malmquist 生产率指数法

在生产效率测算的基础上,为了进一步了解各省综合生产率的动态变化趋势,本文采用 Malmquist 生产率指数法对 2014—2018 年中国 29 个省区市生产投入产出面板数据进行动态分析。由于分别参照两个时期的前沿计算的 M 指数不一定相等,所以根据 Fare(1992)的定义,采用其及几何平均值作为被评价决策单元的 MI,其数学表达式如(2)所示:

M_0(x^{t+1}, y^{t+1}, x^t, y^t) =

√[D_0^t(x^{t+1}, y^{t+1}) / (D_0^t(x^t, y^t) * D_0^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1}) / D_0^{t+1}(x^t, y^t))]

(2)

其中,E^t(x^t, y^t)和 D^t(x^{t+1}, y^{t+1})分别为以第 t 期为

技术基准期时,第 t 期和第 t+1 期决策单元与技术前沿面的距离函数。

采用 FGLR 分解法, Malmquist 生产效率指数可分解为技术效率变化和技术变化两部分,即 MI= Effch * Techch。决策单元两个时期技术效率的变化和技术变化分别为式(3)、(4):

Effch = D_0^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1}) / D_0^t(x^t, y^t)

(3)

Techch = √[D_0^t(x^t, y^t) / D_0^{t+1}(x^t, y^t) * D_0^t(x^{t+1}, y^{t+1}) / D_0^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1})]

(4)

采用 FGNZ 分解法,技术效率变化又可进一步分解为纯技术效率变化和规模效率变化两部分,即 Effch=Pech * Sech。分解公式如(5)所示:

Effch = S_0^t(x_t, y_t) / S_0^t(x_{t+1}, y_{t+1}) * D_0^t(x_{t+1}, y_{t+1}) / D_0^t(x_t, y_t)

(5)

Pech = D_0^t(x_{t+1}, y_{t+1}) / D_0^t(x_t, y_t)

(6)

Sech = S_0^t(x_t, y_t) / S_0^t(x_{t+1}, y_{t+1})

(7)

所以 Malmquist 指数可以分解为 MI= Pech * Sech * Techch。

3 中国省际高技术产业创新效率评价

3.1 基于 Pearson 相关系数的指标“同向性”检验

运用 DEA 模型对中国省际高技术产业进行生产效率评价之前,需要验证之前建立的指标体系中投入项与产出项是否满足“协同性”假设。本文采用 Pearson 相关性检验方法分别对 2014—2018 年中国 29 个省区市各投入变量与产出变量的相关性进行验证,结果如表 2 所示。

表 2 2014—2018 年省市高技术产业创新投入与产出的 Pearson 相关系数

投入项	Pearson	2014 年			2015 年		
		新产品销售额	申请专利数	出口贸易额	新产品销售额	申请专利数	出口贸易额
研发人员数	相关性	0.939 6*	0.978 3*	0.759 4*	0.930 2*	0.965 5*	0.767 1*
	显著性(双尾)	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0
研发投入	相关性(双尾)	0.931 8*	0.987 4*	0.787 2*	0.905 8*	0.973 9*	0.797 6*
	显著性	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0
新产品开发投入	相关性	0.932 0*	0.977 4*	0.842 8*	0.904 2*	0.983 2*	0.836 2*
	显著性(双尾)	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0
		2016 年			2017 年		
		新产品销售额	申请专利数	出口贸易额	新产品销售额	申请专利数	出口贸易额
研发人员数	相关性	0.948 4*	0.975 2*	0.774 7*	0.935 8*	0.969 3*	0.762 3*
	显著性(双尾)	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0
研发投入	相关性(双尾)	0.924 4*	0.983 6*	0.782 9*	0.919 7*	0.982 9*	0.779 9*
	显著性	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0
新产品开发投入	相关性	0.919 4*	0.985 1*	0.825 5*	0.930 8*	0.982 2*	0.836 2*
	显著性(双尾)	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0

续表 2

		2018 年					
		新产品销售额	申请专利数	出口贸易额			
研发人员数	相关性	0.939 6*	0.978 3*	0.759 4*			
	显著性(双尾)	0.000 0	0.000 0	0.000 0			
研发投入	相关性(双尾)	0.931 8*	0.987 4*	0.787 2*			
	显著性	0.000 0	0.000 0	0.000 0			
新产品开发投入	相关性	0.932 0*	0.977 4*	0.842 8*			
	显著性(双尾)	0.000 0	0.000 0	0.000 0			

注：* 表示在置信度(双侧)为 0.95 时相关性是显著的。

由 Pearson 相关性检验结果可知,本文选取的三项生产投入变量与生产产出变量均呈“正向”相关,且在 5%的显著性水平下显著,说明本文构造的绩效评价指标体系符合 DEA 模型的“同向性”原则。

3.2 基于超效率 DEA 模型的静态分析

本文侧重从投入要素角度,同时考虑到不同省

区市经济发展水平存在差异以及高技术产业的规模不同,采用 Super-BCC-I 模型,对 2014—2018 年中国 29 个省区市进行静态效率分析。应用 EMS1.3 软件测算得到中国各省市高技术产业创新效率如表 3 所示。

表 3 超效率 DEA 模型的生产效率测算结果

	2014 年	排名	2015 年	排名	2016 年	排名	2017 年	排名	2018 年	排名	年平均生产率	排名
北京	1.23	8	1.15	8	1.01	11	0.83	16	0.97	11	1.04	11
天津	1.14	9	0.66	19	0.82	17	0.62	24	0.66	21	0.78	18
河北	0.46	27	0.42	28	0.48	28	0.47	26	0.47	28	0.46	28
山西	0.69	18	1.14	9	1.86	5	1.15	10	0.67	20	1.10	9
内蒙古	0.59	24	0.45	26	0.56	24	2.08	5	1.21	9	0.98	14
辽宁	0.61	22	0.79	14	1.04	10	0.85	15	0.82	18	0.82	17
吉林	0.56	25	0.43	27	0.49	27	0.44	27	0.54	27	0.49	27
黑龙江	0.53	26	0.58	22	0.50	26	0.39	29	0.64	23	0.53	26
上海	2.63	2	2.36	5	2.55	4	2.49	3	2.45	3	2.50	4
江苏	5.00	1	5.00	1	5.00	1	5.00	1	5.00	1	5.00	1
浙江	1.06	12	1.11	10	0.94	14	0.92	14	0.95	12	1.00	13
安徽	1.24	7	1.35	7	1.31	6	1.26	6	1.19	10	1.27	7
福建	0.68	19	0.68	18	0.72	20	0.74	18	0.65	22	0.69	21
江西	0.78	14	1.04	12	0.94	13	1.06	12	0.93	13	0.95	15
山东	0.79	13	0.94	13	1.05	9	1.16	9	1.30	8	1.05	10
河南	2.59	3	3.16	4	2.86	3	2.80	2	3.63	2	3.01	2
湖北	0.43	28	0.55	23	0.78	18	0.74	19	0.86	16	0.67	22
湖南	0.73	17	0.74	15	0.76	19	0.67	22	0.78	19	0.74	19
广西	0.63	21	0.70	16	0.93	15	1.25	7	2.13	4	1.13	8
海南	1.08	11	0.53	24	0.54	25	0.51	25	0.64	24	0.66	23
重庆	2.52	4	1.46	6	1.20	7	1.25	8	1.35	7	1.56	6
四川	1.10	10	1.10	11	1.13	8	0.95	13	0.88	15	1.03	12
贵州	0.78	15	0.69	17	0.61	23	0.70	21	0.85	17	0.73	20
云南	0.61	23	0.45	25	0.67	22	0.63	23	0.57	26	0.59	25
陕西	0.29	29	0.33	29	0.40	29	0.44	28	0.45	29	0.38	29
甘肃	0.65	20	0.62	21	0.68	21	0.72	20	0.57	25	0.65	24
青海	2.43	5	4.83	2	3.17	2	2.24	4	1.63	6	2.86	3
宁夏	0.77	16	0.63	20	0.92	16	1.08	11	0.89	14	0.86	16
新疆	1.86	6	3.60	3	1.01	12	0.76	17	2.00	5	1.85	5
平均生产效率	1.19		1.29		1.21		1.18		1.23		1.22	

由超效率 DEA 模型的建模结果可知,从截面数据角度来看,2014—2018 年中国 29 个省市区的

平均生产效率均大于 1,说明我国总体高技术产业创新生产效率水平较高,高技术产业依靠研发人员

和研发投入等技术要素驱动产业发展效益明显。

从时间序列数据角度来看,有 13 个省份年均生产效率有效,约占所有省市区的 44.8%,剩下 55.2% 的省份都是生产效率无效的,其中,天津(0.78)、河南(0.46)、吉林(0.49)、黑龙江(0.53)、福建(0.69)、湖北(0.67)、湖南(0.74)、海南(0.66)、贵州(0.73)、云南(0.59)、陕西(0.38)、甘肃(0.65)共 12 个省的年平均生产率低于 0.8,说明我国高新技术产业创新生产效率存在较大的空间差异。

3.3 基于 Malmquist 生产率指数法的动态分析

由 2014—2018 年中国 29 个省市区的年均 Malmquist 指数测算和分解可知,从整体上看,我国高新技术产业创新效率的增长率为 4%,其中主要依靠生产技术进步和合理的资源配置。

表 4 2014—2018 年中国 29 个省区市的年均 Malmquist 指数和分解

省份	Malmquist 生产效率指 数(<i>tfpch</i>)	技术效 率变化 (<i>effch</i>)	技术 变化 (<i>techch</i>)	纯技术 效率变 化(<i>pech</i>)	规模效 率变化 (<i>sech</i>)
北京	1.00	0.99	1.04	1.00	0.99
天津	0.90	0.93	0.98	0.93	0.99
河北	1.04	1.02	1.05	1.01	1.00
山西	0.92	1.05	0.97	1.03	1.01
内蒙古	1.47	1.31	1.07	1.20	1.10
辽宁	1.04	1.03	1.02	1.09	0.96
吉林	1.07	1.02	1.03	1.01	1.00
黑龙江	1.10	1.03	1.05	1.10	0.98
上海	0.98	1.00	0.99	1.00	1.00
江苏	0.96	0.98	1.00	1.00	0.98
浙江	0.98	0.94	1.09	0.99	0.96
安徽	0.94	0.99	0.98	1.00	0.99
福建	1.01	0.98	1.04	0.99	0.98
江西	0.97	1.01	1.03	1.05	0.98
山东	1.11	1.08	1.03	1.06	1.02
河南	0.97	1.00	0.97	1.00	1.00
湖北	1.15	1.15	1.01	1.20	0.99
湖南	0.99	0.98	1.03	1.02	0.96
广西	1.23	1.14	1.10	1.13	1.01
海南	0.72	0.73	1.05	0.94	0.81
重庆	0.91	0.97	0.93	1.00	0.97
四川	0.93	0.91	1.07	0.97	0.94
贵州	1.05	1.01	1.07	1.03	0.97
云南	1.08	1.03	1.07	1.02	1.01
陕西	1.14	1.08	1.09	1.12	0.96
甘肃	0.96	0.98	0.98	0.97	1.01
青海	1.46	1.36	1.02	1.00	1.36
宁夏	1.14	1.20	0.99	1.06	1.12
新疆	1.04	1.08	1.00	1.02	1.02
平均值	1.04	1.03	1.03	1.03	1.00

就省份而言,河北(1.04)、内蒙古(1.47)、辽宁(1.04)、吉林(1.07)、黑龙江(1.10)、福建(1.01)、山东(1.11)、湖北(1.15)、广西(1.23)、贵州(1.05)、云南(1.08)、陕西(1.14)、青海(1.46)、宁夏(1.14)和新疆(1.04)15 个省份的年均全要素生产率指数大于 1,即在全国范围内,近几年这些省份的创新效率得到了提升,北京(1.00)保持不变,其余省份的创新效率均呈下降趋势。进一步观察中国各省份创新效率的分解结果可知,山西、上海、安徽和河南创新效率的下降是技术创新效率降低造成的,江苏、江西、湖南创新效率的下降是由规模经济因素引起的,浙江和四川创新效率的降低是由创新资源配置利用不合理和生产规模不足造成的,甘肃创新效率降低是由技术落后和创新资源配置不合理共同造成的;而生产技术、创新资源配置利用能力和规模经济这三个因素的共同效应制约了天津创新效率的提高。

表 5 2014—2018 年中国 29 个省区市各年平均 Malmquist 指数和分解

时期	Malmquist 生产效 率指数 (<i>tfpch</i>)	技术效 率变化 (<i>effch</i>)	技术 变化 (<i>techch</i>)	纯技术 效率 变化 (<i>pech</i>)	规模效 率变化 (<i>sech</i>)
2014—2015 年	0.96	0.93	1.05	1.00	0.94
2015—2016 年	1.09	1.11	0.99	1.10	1.01
2016—2017 年	0.97	1.08	0.90	0.99	1.08
2017—2018 年	1.15	1.02	1.15	1.04	0.98
平均值	1.04	1.03	1.03	1.03	1.00

由 2014—2018 年中国 29 个省市区的各年的平均 Malmquist 指数和分解结果可知, Malmquist 生产率指数在 2014—2015 年小于 1,主要是由于规模经济未能充分发挥作用;在 2015—2016 年 Malmquist 生产率指数大于 1,主要是由于创新资源合理配置和创新投入规模扩大带动的; Malmquist 生产率指数在 2016—2017 年小于 1,主要是由于技术创新效率降低造成的;在 2017—2018 年 Malmquist 生产率指数大幅增长,主要是由于技术水平得到了大幅提升。

4 结论及对策

4.1 研究结论

本文基于中国 29 个省区市 2014—2018 年高技术产业的面板数据,综合采用超效率 DEA 模型和 Malmquist 指数法,对各省市生产效率进行测算和分解,测评我国省际间高新技术产业创新投入和创新

产出的绩效和相对效率。具体的结论如下：第一，通过超效率 DEA 模型对 29 个省区市高技术产业生产效率的静态分析结果可知，我国总体高技术产业创新生产效率水平较高，高技术产业依靠研发人员和研发投入等技术要素驱动产业发展效益明显，但是超过一半的省市区要素投入结构缺乏合理性，创新生产效率存在较大的区域差异；第二，通过 Malmquist 指数法对中国 29 个省区市高技术产业创新能力进行动态综合评价，发现我国高技术产业创新效率近几年不够稳定，先快速增长，之后下降，再快速增长，2016—2017 年全要素生产率下降的主要原因是的技术创新水平不足造成的，但 2017—2018 年全要素生产率又快速增长则主要得益于技术水平的快速提高；最后，我国不同省市区的创新效率不足是由于不同的原因造成的，技术创新、创新资源的配置以及规模经济等均会对高技术产业的创新效率造成影响，其中，大多数省份都存在规模经济未能充分发挥，从而影响创新效率增长的问题。

4.2 对策建议

综上所述，本文提出以下几个方面的对策建议：

1) 促进高技术产业规模效率的提升。从创新过程的角度看，创新过程分为科技成果形成、商业价值形成与规模经济效益形成三个阶段，高技术产业规模的扩大，可以带来两方面的优势：其一，劳动生产效率的提高；其二，规模的外部经济性。大多数东部省份存在高技术产业规模效率未能充分发挥的问题，对于这些科技创新能力强的省份，比如浙江、江西、江苏、安徽、福建等东部地区，在提高创新投入规模的基础上，应该进一步加强对高技术产业创新投资的管理水平，以实现创新资源的优化配置。

2) 加大高技术产业产学研合作力度。许多省份创新资源并没有得到合理的配置和利用，其中的原因非常复杂，可以借鉴国际上广泛实施的业界和学界密切合作的经验，通过产学研合作模式提升创新资源的合理配置。因此，未来高技术产业创新效率的提升，要切实推进高校、科研院所与企业之间进行资源整合、合作创新。

3) 加深东部和中部、西部省份、地区之间研发人员、生产技术的交流。虽然西部大多数地区的创新生产效率水平较高，但原因是由于其整体创新生产规模较小。因此，随着未来中西部创新投入力度的加大，应当鼓励促进东部和中西部地区的创新交

流和合作。

4) 通过数字化提高高技术企业的知识保障和共享工作。除了对企业内部组织形式进行扁平化改革，给予研发人员更大的创造空间，还应当加紧数字化转型进程，利用数字化形式提高研发人员的知识保障和共享工作。研发人员的价值创造在企业价值链中扮演着关键的角色，企业要为研发人员的创造过程做好后勤保障工作。虽然数字化大都是被作为管理技术被应用，但高技术企业应当利用数字化进程，构建研发产品的数字孪生体，推动研发进程和资源共享，为创新研发提供精准的决策依据。

5) 重视营销策略，实现产销平衡。高技术产品蕴含着最新的技术成果，由于存在着一定的认知偏差，广大消费者群体往往对新技术出现的反应比较迟钝。应当积极向消费者展示新技术产品能够给消费者带来的新价值，重视品牌营销，不仅仅重视产品本身的推广，更要重视塑造消费者购买习惯的新认知，让新科技走进更多消费者的生活。同时注重收集客户的反馈信息，生产出更多适销对路的产品。

参考文献

- [1] BLOCH, ERICH. View from the top: the race for high-tech supremacy: In order to maintain market superiority, high-tech industries must increase R&D efforts; government, academia, and industry need to join forces [J]. Potentials, IEEE, 1984, 3(2): 23—24.
- [2] V PUHAKKA, S SIPOLA. Generative mechanisms of growth of a new high-tech firm [J]. iBusiness, 2011, 3(3): 266—273.
- [3] YUM, SEUNGIL. Empirical analysis of relationship between high-tech industries and US metropolitan statistical areas [J]. Journal of Urban Planning and Development, 2019, 145(4): 04019019. 1—04019019. 13.
- [4] 汤长安. 高技术产业发展水平对区域产业结构升级影响的空间计量分析 [J]. 湖南师范大学社会科学学报, 2018(2): 102—111.
- [5] 俞立平, 钟昌标, 王作功. 高技术产业创新速度与效益的互动机制研究 [J]. 科研管理, 2018(7): 1—8.
- [6] 赵玉林, 胡燕. 高技术产业创新绩效的累积效应——基于阶段性和滞后期的实证分析 [J]. 中国科技论坛, 2018(10): 101—110.
- [7] 苏华, 刘文君. 要素配置上和市场规模作用下的高技术产业发展差距影响因素研究 [J]. 湘潭大学学报, 2018(5): 87—91.
- [8] 李培哲. 产学研视角下高技术产业成长系统动力学研究 [J]. 复杂系统与复杂性科学, 2020, 17(2): 76—85.

[9] 陈燕儿,蒋伏心,白俊红. 中国高技术产业发展的质量检验——基于全要素生产率的视角[J]. 研究与发展管理, 2018(6):117—127.

[10] 李作志,苏敬勤,刘小燕. 中国高技术产业技术创新效率研究[J]. 科研管理, 2019, 40(12):31—41.

[11] 封伟毅,杨硕. 高技术产业集聚度测度与比较研究——基于中国 2007~2017 年数据的实证分析[J]. 工业技术经济, 2020, 39(6):154—160.

[12] 杨倩. 基于三阶段非期望产出 SBM 模型的高技术产业创新效率研究[J]. 科学技术创新, 2020(15):143—144.

[13] 杨友才,李顺,史倩姿. 我国东中西部高技术产业技术创新效率溢出效应的差异化研究[J]. 学习与探索, 2019(11): 123—129.

[14] 王伟,孙芳城. 高技术产业三阶段创新效率变动研究[J]. 科技进步与对策, 2018(2):67—71.

[15] 桂俊煜. 我国省域高技术产业发展水平测度与提升策略[J]. 经济纵横, 2018(7):83—92.

[16] 李盛楠,范德成. 中国高技术产业技术创新效率影响因素研究——一个理论框架[J]. 科技进步与对策, 2020, 37(7):43—51.

Research on the Innovation Efficiency Evaluation of China’s

Interprovincial High-Tech Industries

——Based on super-efficiency DEA model and malmquist index method

ZHANG Yue-ming, JIANG Yuan-tao

(School of Economics and Management, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China)

Abstract: Based on the panel data of high-tech industries of 29 provinces, autonomous regions and municipalities in China from 2014 to 2018, the super-efficiency DEA model was first used to calculate the production efficiency of each province, and then the DEA-Malmquist model was constructed to calculate and decompose the comprehensive productivity index of each province. The results show that: The overall level of innovation efficiency of China’s high-tech industries is relatively high, but more than half of the provinces and municipalities have unreasonable factor input structure, which is mainly distributed in the central and western regions, and the innovation efficiency has great regional differences. The average total factor productivity index of China’s high-tech industries is greater than 1. Many provinces suffer from low scale efficiency, resulting in n-type callback vibration of innovation efficiency. Technological progress and technical efficiency are the main driving forces for total factor productivity improvement. Therefore, in order to further improve the innovation efficiency of China’s high-tech industry, attention should be paid to maintain the technical level and efficiency of high-tech industry, especially to optimize the allocation of high-tech industry’s scientific and technological resources, and to improve the management level of high-tech industry’s innovative resources.

Key words: high-tech industry; innovation efficiency; super efficiency DEA model; Malmquist index method