

## 【信息经济与管理】

## 大数据企业技术创新效率影响机制研究

陈立梅<sup>1</sup>, 邵丽娟<sup>1</sup>, 朱卫未<sup>2</sup>(1.南京邮电大学 管理学院,江苏 南京 210003)  
(2.南京邮电大学 社会科学处,江苏 南京 210023)

**摘要:**企业创新的过程是多输入、多产出的复杂过程,为准确掌握企业在创新过程中的具体情况,基于创新价值链视角构建我国大数据企业技术创新效率评级体系。以大数据板块境内79家上市公司为研究对象,将企业创新过程划分为技术开发、物料转化、效益产出三个阶段,通过数据包络分析模型测算各阶段创新效率,运用Tobit模型分析影响因素。研究表明:我国大数据企业创新效率存在阶段性差异,与效益产出阶段相比,技术开发、物料转化阶段的效率较低;大数据行业的技术研发没有以市场为导向,技术开发制约着整体效率的提升;企业需要根据自身特点合理配置资源,避免投入冗余,以提高创新效率。

**关键词:**创新价值链;效率评价;DEA-Tobit;大数据企业

**中图分类号:**F270 **文章编号:**1673-5420(2021)02-0052-15

## 引言

党的十九大报告指出,“创新是引领发展的第一动力,是建设现代化经济体系的战略支撑”。大数据产业作为我国科技研发和技术成果转化的主体之一,已成为我国经济的新增长点。虽然大数据企业R&D内部经费投入呈逐年增长趋势,但我国科技成果转化水平较低,创新产出速度远不及创新投入,因而引发了产业界和学术界的广泛关注。大数据企业作为大数据产业最具活力的主体,其技术创新能力是企业可持续发展的重

收稿日期:2020-12-11 本刊网址:<http://nysk.njupt.edu.cn>

作者简介:陈立梅,副教授,博士,研究方向:农业信息化与农业经济管理。

基金项目:国家自然科学基金项目“学习效应嵌入下动态决策单元DEA效率评价与管理目标设定的研究与应用”(71771126)

要保障。大数据企业也是数字经济的重要组成部分,其创新效率的高低会直接影响企业的可持续发展水平和经济增长的质量。

企业创新不是一次性投入、产出的简单过程,而是一个多投入、多产出的连续、互动、战略性并行集成过程。创新价值链理论最早由 Hansen 和 Birkinshaw 提出<sup>[1]</sup>,近年来,国内外众多学者对创新价值链进行了深入的研究。Roper, Salimi, Ganotakis 等从创新价值链角度,按阶段对企业创新活动进行了划分,为后续研究奠定了基础<sup>[2-4]</sup>。Kang 等将国家创新系统的概念与创新价值链结合,发现企业研发合作和政府补贴都对韩国生物技术企业的创新效率有正向影响<sup>[5]</sup>。Gereffi 等认为处于全球价值链领先地位的企业,正在承担着越来越大的压力,而企业社会责任与全球价值链、产业集群存在关联,并促进了全球价值链与集群新治理模式的推进<sup>[6]</sup>。Taghizadeh 等将企业的创新活动划分为三个阶段,并在此基础上研究了创新策略对创新效率的影响<sup>[7]</sup>。Justin 等人从创新价值链角度,利用调研数据,研究了内部研发和外部知识在爱尔兰中小企业创新中发挥的作用<sup>[8]</sup>。国内学者对创新价值链的研究起步相对晚些,但也取得了较为丰硕的研究成果,主要集中在以下几个方面。从创新过程划分阶段来看,大多数学者将企业创新过程划分为两个阶段或三个阶段:李东海、方正起、王新义等将创新过程划分为技术开发、创新成果转化两个阶段,并对两阶段效率进行分析<sup>[9-11]</sup>;余泳泽等将创新过程划分为知识创新、研发创新和产品创新三个阶段,考察各阶段效率<sup>[12]</sup>。从研究主体来看,余泳泽、高宏伟等将科研机构、高校和企业作为创新主体,研究了其创新效率及影响因素<sup>[13-14]</sup>。从研究内容来看,从创新价值链角度评价创新效率主要集中在区域和行业层面,企业层面的研究较少:余泳泽、朱雪珍、徐蕾等从区域层面研究了三阶段的创新效率<sup>[12-13,15-16]</sup>;康淑娟、宋之杰等人基于创新价值链角度分别对将高新技术产业、电子信息制造产业的创新效率进行了测算<sup>[17-18]</sup>;方正起、胡树华等分别从创新价值链视角构建了上市军工企业、中小企业的两阶段创新效率评价体系,且都认为企业创新效率存在脱节现象<sup>[10,19]</sup>。

可见,基于创新价值链视角解析技术创新效率的研究已经起步,但仍未应用于大数据产业,大数据技术创新过程的“黑箱”亟待打开。上述文献从不同角度为本文的研究提供了重要参考,但现阶段有关大数据企业创新效率的研究较少,且现有研究把企业创新过程视为一个整体进行创新效率测算,无法找出影响大数据企业创新效率的根本原因。鉴于此,本文构建了创新价值链视角下的技术创新效率评级体系,运用 DEA-Tobit 模型对大数据企业的技术创新效率进行分析和评价,试图从效率(投入-产出)视角揭示大数据企业创新过程的“黑箱”,全面提升技术创新质量,促进产业转型升级,以推动大

数据产业健康发展。

## 一、创新效率评价理论及模型构建

### (一)评价指标体系

本文借鉴余泳泽、赵磊、肖仁桥等的研究成果,将大数据企业的创新过程划分为技术开发、物料转化、效益产出三个阶段<sup>[12-13,20-21]</sup>。考虑指标选取的科学性原则、易操作性原则和可获得性等原则,具体指标选取如表1。

表1 大数据企业创新效率投入与产出指标体系

| 阶段     | 一级指标 | 二级指标(单位)    |
|--------|------|-------------|
| 技术开发阶段 | 投入指标 | 研发投入金额(万元)  |
|        |      | 研发人员数量(人/年) |
|        | 产出指标 | 专利申请量(项)    |
|        |      | 无形资产增加额(万元) |
| 物料转化阶段 | 投入指标 | 专利申请量(项)    |
|        |      | 无形资产增加额(万元) |
|        | 产出指标 | 企业员工数量(人/年) |
|        |      | 固定资产总值(万元)  |
| 效益产出阶段 | 投入指标 | 固定资产总值(万元)  |
|        |      | 销售费用(万元)    |
|        | 产出指标 | 管理费用(万元)    |
|        |      | 主营业务收入(万元)  |
|        |      | 营业利润(万元)    |

在技术开发阶段,大数据企业需要通过投入研发经费、配备研发人员等初始资源来获取专利及其他创新产出,所以选取研发人员数量、研发投入金额作为投入指标。专利从申请到授权一般需要两年左右的时间,企业同时存在非专利产出等情况,所以选取专利申请量、无形资产增加额作为产出指标。在物料转化阶段,在技术开发的基础上配置企业员工,将创新成果转化为有形资产,所以选取专利申请量、无形资产增加额、从业人

员数量作为投入指标,将固定资产总值作为产出指标<sup>[10]</sup>。在效益产出阶段,企业要将物化产物推向市场并实现最终经济效益,需要进行营业推广,所以将企业固定资产总值、销售费用、管理费用作为投入指标。由于大多数企业不公布新产品销售收入,本文用主营业务收入代替新产品销售收入,主营业务收入和营业利润可以充分体现企业创新活动带来的营业业绩的提升,所以选取主营业务收入、营业利润作为效益产出阶段的产出指标<sup>[22]</sup>。

## (二) 模型构建

### 1. 数据包络分析

数据包络分析(DEA)由 Charnes 等人提出,是基于多指标投入产出,评估相同类型决策单元有效性的评价方法,称为 CCR 模型<sup>[23]</sup>。但在规模报酬不变的前提下,其测得的效率包括规模效率,测量结果与实际情况不一致。Banker 等人提出的 BCC 模型,在假设规模收益可以实现的前提下,测量企业的“综合技术效率、纯技术效率和规模效率”,更符合实际情况<sup>[24]</sup>。根据大数据企业创新效率的情况,本文选择 DEA-BCC 模型,基本形式如下:

$$\begin{cases} \min [\theta - \varepsilon(e_1^+ s^- + e_2^+ s^+)] \\ \text{s.t. } \sum_{j=1}^n \lambda_j U_j + s^- = \theta U_0 \\ \sum_{j=1}^n \lambda_j V_j + s^+ = V_0 \\ \lambda_j \geq 0, s^- \geq 0, s^+ \geq 0 \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $j=1, \dots, n$  表示决策单元,  $U_j, V_j$  分别是投入和产出向量;  $\lambda$  为决策单元的规模收益;  $n$  为决策单元个数,  $S^-$  和  $S^+$  分别为投入和产出的松弛变量。

### 2. Tobit 模型

由于 DEA-BCC 估算的效率值在 0 到 1 的范围内,且具有截断性特征,本文采用具有截断性特征的 Tobit 模型进行回归分析。1958 年,经济学家 James Tobin 提出具有受约束因变量的 Tobit 经济模型<sup>[25]</sup>,采用 Tobit 模型修正 DEA 模型的估计结果可以防止估计中的重大偏差,提高了模型估计的准确性。Tobit 的标准形式如下:

$$\begin{aligned} y_i^* &= x_i \beta + \varepsilon_i \\ y_i &= \begin{cases} y_i^*, & y_i^* > 0 \\ 0, & y_i^* \leq 0 \end{cases} \quad \varepsilon_i \sim Normal(0, \delta) \end{aligned} \quad (2)$$

其中,  $y_i$  是因变量,  $x_i$  是自变量,  $\beta$  为系数,  $\varepsilon_i$  为残差。

## 二、实证分析

### (一)数据来源

截至2020年2月22日,共有170家公司在沪、深证券交易的大数据概念股板块上市。鉴于数据指标的完整性和可用性,排除了尚未披露数据或数据不全的91家公司,选择了79家公司作为研究样本,相关数据均选自2015—2018年,出自wind数据库、国泰安数据库和国家知识产权局专利检索数据库。

### (二)投入与产出指标相关性检验——皮尔逊相关系数的检验

DEA模型应用的一个重要的前提假设是投入与产出变量之间必须满足“等张性”的要求。即当投入增加时候,产出也相应增加,因此需要对投入和产出的指标进行皮尔逊相关系数的检验,以确定指标选取的合理性,检验结果见表2、表3及表4。可以发现,技术开发、物料转化、效益产出三阶段的投入与产出指标的皮尔逊系数都相对较高,均在0.01的水平下存在显著的正相关关系。该结果表明,三阶段的数据都满足等张性的要求,并且指标的选择是适当的。

表2 技术开发阶段相关系数检验结果

| 指标      | 研发投入金额  | 研发人员数量  | 无形资产增加额 | 专利申请量   |
|---------|---------|---------|---------|---------|
| 研发投入金额  | 1       | 0.832** | 0.482** | 0.447** |
| 研发人员数量  | 0.832** | 1       | 0.462** | 0.550** |
| 无形资产增加额 | 0.482** | 0.462** | 1       | 0.506** |
| 专利申请量   | 0.447** | 0.550** | 0.506** | 1       |

注:\*\*表示在0.01级别(双尾),相关性显著

表3 物料转化阶段相关系数检验结果

| 指标      | 企业员工数量  | 专利申请量   | 无形资产增加额 | 固定资产总值  |
|---------|---------|---------|---------|---------|
| 企业员工数量  | 1       | 0.686** | 0.527** | 0.787** |
| 专利申请量   | 0.686** | 1       | 0.506** | 0.741** |
| 无形资产增加额 | 0.527** | 0.506** | 1       | 0.667** |
| 固定资产总值  | 0.787** | 0.741** | 0.667** | 1       |

注:\*\*表示在0.01级别(双尾),相关性显著

表4 效益产出阶段相关系数检验结果

| 指标     | 固定资产总值   | 销售费用     | 管理费用     | 营业利润     | 营业收入     |
|--------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 固定资产总值 | 1        | 0.978 ** | 0.921 ** | 0.716 ** | 0.984 ** |
| 销售费用   | 0.978 ** | 1        | 0.879 ** | 0.658 ** | 0.979 ** |
| 管理费用   | 0.921 ** | 0.879 ** | 1        | 0.699 ** | 0.925 ** |
| 营业利润   | 0.716 ** | 0.658 ** | 0.699 ** | 1        | 0.687 ** |
| 营业收入   | 0.984 ** | 0.979 ** | 0.925 ** | 0.687 ** | 1        |

注:\*\*表示在0.01级别(双尾),相关性显著

### (三)创新价值链视角下创新效率分析

DEA模型要求输入与输出的数据必须为正数,为了解决负产出问题,对原始数据进行归一化处理,将数据映射到(0,1)无量纲区间,将归一化后的数据再用DEA软件处理。79家企业2015—2018年的综合技术效率(TE)、纯技术效率(PTE)和规模效率(SE)的具体测算结果见表5。

表5 2015—2018年大数据企业各阶段技术创新效率评价结果

| 年份   | 技术开发阶段 |      |      | 物料转化阶段 |      |      | 效益产出阶段 |      |      |
|------|--------|------|------|--------|------|------|--------|------|------|
|      | TE     | PTE  | SE   | TE     | PTE  | SE   | TE     | PTE  | SE   |
| 2018 | 0.66   | 0.83 | 0.80 | 0.67   | 0.91 | 0.74 | 0.88   | 0.93 | 0.95 |
| 2017 | 0.63   | 0.80 | 0.79 | 0.51   | 0.90 | 0.57 | 0.89   | 0.92 | 0.96 |
| 2016 | 0.65   | 0.77 | 0.85 | 0.47   | 0.91 | 0.53 | 0.87   | 0.91 | 0.96 |
| 2015 | 0.63   | 0.76 | 0.83 | 0.44   | 0.90 | 0.49 | 0.85   | 0.91 | 0.93 |
| 均值   | 0.64   | 0.79 | 0.82 | 0.52   | 0.90 | 0.58 | 0.87   | 0.92 | 0.95 |

2015—2018年我国大数据企业效益产出阶段的综合技术效率(TE)最高,技术开发阶段其次,物料转化阶段最低。其中,效益产出阶段TE均值为0.87;技术开发阶段TE均值为0.64,比效益产出阶段低26%;物料转化阶段TE均值为0.52,比效益产出阶段低40%。物料转化阶段具有明显的纯技术效率,PTE比TE,SE分别高出73%,55%。而技术开发和效益产出阶段综合技术效率、纯技术效率和规模效率相差不大。经各阶段对比可以发现,大数据企业重视技术创新的潜在商业价值,强调面向市场的经济效益,效

益产出阶段效率处于较高水平。但是大数据企业的技术开发、物料转化与效益产出脱节,企业技术开发活动和物料转化活动没有以市场为导向,偏离企业面临的实际技术问题,以至严重拉低了企业整体创新水平。因此,企业需要改善自身技术研发效率,合理配置资源。不能一味强调创新投入,而要以市场为导向,进行技术创新和物料管理创新,提升企业整体技术创新水平和市场竞争力<sup>[26]</sup>。

根据各企业在不同阶段的创新效率表现,以各阶段的效率均值作为分割点,将所有大数据企业划分为高效率、中效率和低效率三类。从创新价值链的角度来看,各阶段的效率对企业创新效率的影响程度不同。技术开发和效益产出阶段作为企业创新价值链的两端,可以被视为企业创新过程中的研发和商业化的主导,其附加值相对较高<sup>[27]</sup>。企业创新价值链的中端环节,物料转化环节效率高,而其他环节效率低的企业通常学习其他企业的物料转化,扮演“打工者”角色。对此,本文采用各个阶段效率的综合效率的平均值作为各阶段效率高低的划分界限,对企业创新价值链视角下整体创新效率的划分标准如图1所示。

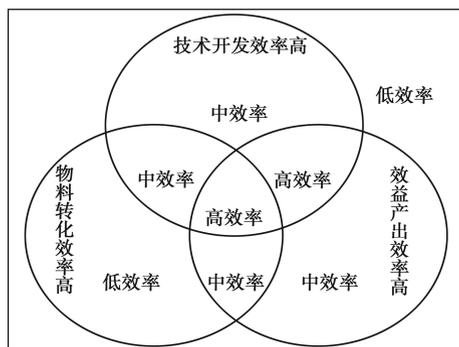


图1 基于效率的大数据企业分类标准

由表6可知,高效率企业在价值链各个环节的创新效率都很高。技术开发阶段综合效率均值为0.79,比0.66的行业整体均值高20%;物料转化阶段的综合效率均值为0.69,与行业整体均值0.67相差不大;效益产出阶段综合效率均值为0.96,比0.88的行业整体均值高10%。可以发现,无论是高效率企业,还是行业整体,技术开发阶段效率都相对较低,而效益产出阶段效率较高,即低开发、高效益产出。而高效率企业与中效率和低效率企业相比,技术开发效率相对较高,能够基本契合市场需求,以相对较低的创新投入实现较高的技术和效益产出。以思创医惠(0.90,0.63,0.91),东方网力(0.85,0.63,0.96),思维列控(0.86,0.67,1.00)为代表的高效率企业,内部资源要素配置好,科

技创新与市场需要契合度高,运行机制良好,能够快速应对市场变化,实现良好的投入成果转化,为企业赢得收益。高效率类型的企业在技术研究、物料转化、产品营销各个方面具有较好的基础,其未来主要的发展方向是争取良性循环,保持和提高自身的创新效率,争取更广阔的市场。

表6 2015—2018年高效率企业创新效率评价结果

| 企业名称    | 技术开发阶段 | 物料转化阶段 | 效益产出阶段 | 企业名称 | 技术开发阶段 | 物料转化阶段 | 效益产出阶段 |
|---------|--------|--------|--------|------|--------|--------|--------|
| 广电运通    | 0.80   | 0.43   | 0.90   | 金明精机 | 0.97   | 0.78   | 1.00   |
| 亚联发展    | 0.66   | 0.83   | 0.96   | 朗玛信息 | 0.85   | 0.64   | 0.98   |
| 华斯股份    | 0.77   | 0.76   | 0.92   | 东土科技 | 0.79   | 0.64   | 0.94   |
| 雪迪龙     | 0.77   | 0.67   | 1.00   | 创意信息 | 0.73   | 0.63   | 1.00   |
| 数知科技    | 0.73   | 0.74   | 0.99   | 东方网力 | 0.85   | 0.63   | 0.96   |
| 赛为智能    | 0.70   | 0.71   | 1.00   | 易事特  | 1.00   | 0.73   | 0.94   |
| 欧比特     | 0.81   | 0.72   | 0.98   | 冠农股份 | 0.74   | 1.00   | 0.89   |
| 思创医惠    | 0.90   | 0.63   | 0.91   | 佳都科技 | 0.70   | 0.63   | 0.97   |
| 长信科技    | 0.67   | 0.72   | 0.98   | 浪潮软件 | 1.00   | 0.56   | 0.93   |
| 易华录     | 0.69   | 0.60   | 0.97   | 宁波建工 | 0.69   | 0.72   | 1.00   |
| 银信科技    | 0.70   | 0.72   | 0.98   | 思维列控 | 0.86   | 0.67   | 1.00   |
| 初灵信息    | 0.73   | 0.65   | 0.98   | 南威软件 | 0.84   | 0.67   | 0.97   |
| 高效率企业均值 | 0.79   | 0.69   | 0.96   | 行业均值 | 0.66   | 0.67   | 0.88   |

由表7可以看出,中效率企业在创新价值链的技术开发和效益产出两端中,只有一端创新效率较高。中效率企业技术开发、物料转化和效益产出阶段的效率均值分别为0.63,0.66和0.87,与行业整体效率均值0.66,0.67和0.88基本持平。以亨通光电(0.84,1.00,0.52),暴风集团(0.85,0.65,0.38),利欧股份(1.00,0.51,0.74)为代表的中效率企业,具有一定的技术积累,但是其在科技成果转化及效益产出方面存在很大短板,存在技术与市场脱节的现象,不能将企业创新成果和企业资产充分转化为经济效益,为企业带来真实的盈利,最终造成了企业创新资源的浪费。中效率类型的企业需要健全产业机制,加快商业化步伐,在保持技术开发效率的同时推动科研成果向生产力和营销力转

化。以太极股份(0.43,0.52,1.00),博彦科技(0.44,0.44,0.91),浙大网新(0.40,0.51,0.94),华东电脑(0.43,0.58,1.00)为代表的中效率企业,投入产出高,比较容易实现规模效益,但是技术开发能力相对薄弱,没有涉及产业核心技术开发,可能存在无法及时应对市场环境变化的风险。中效率企业需要加强科研基础设施的建设,集中力量克服“专利池”障碍,开发项目核心技术,增加技术积累,实现技术创新。

表7 2015—2018年中效率企业创新效率评价结果

| 企业名称    | 技术开发阶段 | 物料转化阶段 | 效益产出阶段 | 企业名称 | 技术开发阶段 | 物料转化阶段 | 效益产出阶段 |
|---------|--------|--------|--------|------|--------|--------|--------|
| 高鸿股份    | 0.64   | 0.62   | 1.00   | 新国都  | 0.55   | 0.58   | 0.91   |
| 新大陆     | 0.61   | 0.53   | 0.98   | 恒泰艾普 | 0.63   | 0.76   | 0.89   |
| 天马      | 0.70   | 1.00   | 0.67   | 东方国信 | 0.44   | 0.54   | 1.00   |
| 利欧股份    | 1.00   | 0.51   | 0.74   | 汉得信息 | 0.46   | 0.57   | 0.89   |
| 报喜鸟     | 1.00   | 0.57   | 0.68   | 拓尔思  | 0.54   | 0.69   | 0.91   |
| 拓维信息    | 0.68   | 0.55   | 0.87   | 依米康  | 0.64   | 0.66   | 0.93   |
| 久其软件    | 0.45   | 0.63   | 0.89   | 飞利信  | 0.62   | 0.66   | 0.93   |
| 日海智能    | 0.81   | 0.63   | 0.76   | 荣科科技 | 0.60   | 0.72   | 0.96   |
| 格林美     | 0.99   | 1.00   | 0.85   | 蓝盾股份 | 0.56   | 0.77   | 0.91   |
| 兴民智通    | 0.60   | 0.89   | 0.99   | 旋极信息 | 0.61   | 0.54   | 0.91   |
| 太极股份    | 0.43   | 0.52   | 1.00   | 东方通  | 0.56   | 0.70   | 0.98   |
| 通鼎互联    | 0.70   | 0.88   | 0.73   | 暴风集团 | 0.85   | 0.65   | 0.38   |
| 荣联      | 0.45   | 0.68   | 0.91   | 创业慧康 | 0.52   | 0.65   | 0.93   |
| 博彦科技    | 0.44   | 0.44   | 0.91   | 永鼎股份 | 0.65   | 0.89   | 0.89   |
| 久远银海    | 0.61   | 0.61   | 0.97   | 华胜天成 | 0.72   | 0.57   | 0.78   |
| 神州泰岳    | 0.70   | 0.49   | 0.87   | 亨通光电 | 0.84   | 1.00   | 0.52   |
| 天源迪科    | 0.47   | 0.53   | 0.90   | 泰豪科技 | 0.82   | 0.84   | 0.79   |
| 世纪鼎利    | 0.66   | 0.60   | 0.91   | 浙大网新 | 0.40   | 0.51   | 0.94   |
| 旗天科技    | 0.64   | 0.68   | 0.93   | 宝信软件 | 0.59   | 0.50   | 0.89   |
| 数字政通    | 0.62   | 0.64   | 0.97   | 华东电脑 | 0.43   | 0.58   | 1.00   |
| 银之杰     | 0.63   | 0.65   | 0.98   | 中科曙光 | 0.70   | 0.80   | 0.76   |
| 易联众     | 0.58   | 0.65   | 0.90   | 新国都  | 0.55   | 0.58   | 0.91   |
| 中效率企业均值 | 0.63   | 0.66   | 0.87   | 行业均值 | 0.66   | 0.67   | 0.88   |

由表8可知,低效率企业只在物料转化阶段效率较高,在其他阶段效率均较低。技术开发阶段效率均值为0.49,比行业均值0.66低26%;物料转化阶段效率均值为0.64,与行业均值0.67基本一致;效益产出阶段效率均值为0.76,比0.88的行业均值低14%。以烽火通信(0.54,0.69,0.60),用友网络(0.43,0.40,0.50),鹏博士(0.33,1.00,0.36)为代表的低效率企业在技术开发阶段盲目投资,造成了技术开发效率低下。低效率企业任务重但潜力大,需重新考虑企业创新环境和科技资源配备,注重科技创新的质量和效率,重视技术消化,进一步提高资源的利用效益。

表8 2015—2018年低效率企业创新效率评价结果

| 企业名称    | 技术开发阶段 | 物料转化阶段 | 效益产出阶段 | 企业名称 | 技术开发阶段 | 物料转化阶段 | 效益产出阶段 |
|---------|--------|--------|--------|------|--------|--------|--------|
| 南天信息    | 0.39   | 0.67   | 0.80   | 锦富技术 | 0.53   | 0.80   | 0.85   |
| 远光软件    | 0.53   | 0.54   | 0.86   | 美亚柏科 | 0.59   | 0.66   | 0.86   |
| 卫士通     | 0.64   | 0.71   | 0.85   | 鼎捷软件 | 0.47   | 0.54   | 0.87   |
| 合众思壮    | 0.64   | 0.63   | 0.88   | 烽火通信 | 0.54   | 0.69   | 0.60   |
| 四维图新    | 0.32   | 0.47   | 0.86   | 用友网络 | 0.43   | 0.40   | 0.50   |
| 启明星辰    | 0.42   | 0.53   | 0.87   | 鹏博士  | 0.33   | 1.00   | 0.36   |
| 低效率企业均值 | 0.49   | 0.64   | 0.76   | 行业均值 | 0.66   | 0.67   | 0.88   |

由以上分析可见,从创新价值链的角度出发,我国大数据企业创新效率整体较高,但技术开发阶段创新效率较低,低于物料转化和效益产出阶段,还存在进一步提升的空间。全面提升技术开发阶段效率是大数据企业现阶段的重点任务,未来则需更多地致力于核心技术开发和大规模技术集成。

#### (四) Tobit 模型的实证分析

通常,投入与产出正相关,企业在科技研发上投入越多的人力、物力和财力,会收获越多的科研成果。但是当投入的资源超过一定界限,形成资源冗余,反而会降低整体的创新效率,造成资源浪费。本文从投入指标的角度出发,提出系列假设,具体见表9。运用具有截断回归特性的Tobit模型,将创新价值链各阶段的投入指标作为解释变量,各阶段的综合效率作为被解释变量,进行影响因素分析。

表9 企业创新效率影响因素的相关假设

| 所属阶段   | 序号 | 假设                              |
|--------|----|---------------------------------|
| 技术开发阶段 | H1 | 研发人员数量( $X_1$ )越多,技术开发的效率就会越高   |
|        | H2 | 研发投入金额( $X_2$ )越大,技术开发的效率就会越高   |
| 物料转化阶段 | H3 | 专利申请量( $X_3$ )越多,物料转化的效率就会越高    |
|        | H4 | 无形资产增加额( $X_4$ )越大,物料转化的效率就会越高  |
|        | H5 | 企业员工数量( $X_5$ )越多,物料转化的效率就会越高   |
| 效益产出阶段 | H6 | 企业固定资产总值( $X_6$ )越多,效益产出的效率就会越高 |
|        | H7 | 销售费用( $X_7$ )越高,效益产出的效率就会越高     |
|        | H8 | 管理费用( $X_8$ )越高,效益产出的效率就会越高     |

根据假设 H1~H8,分别建立各阶段创新效率的 Tobit 回归模型。将各阶段综合效率作为因变量,各阶段投入指标作为自变量,具体形式如下。

$$Y_1 = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \varepsilon \quad (3)$$

$$Y_2 = \beta_0 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \beta_5 X_5 + \varepsilon \quad (4)$$

$$Y_3 = \beta_0 + \beta_6 X_6 + \beta_7 X_7 + \beta_8 X_8 + \varepsilon \quad (5)$$

其中, $\beta_0$ 为常数项, $\beta_1 \sim \beta_8$ 为相关系数, $\varepsilon$ 为随机干扰项, $X_1 \sim X_8$ 为各阶段投入指标, $Y_1 \sim Y_3$ 为各阶段综合效率。

根据表 10,研发人员数量、研发投入金额与技术开发阶段效率正相关,且研发人员数量在 1%的水平下与技术创新效率正相关,研发投入金额在 5%的水平下显著,说明这两项指标的投入越多,技术开发阶段效率越高,假设 H1 和 H2 成立。

表 10 技术开发阶段 Tobit 分析结果

| $Y_1$    | Coef. | St.Err. | t-value | p-value | 95% Conf | Interval | Sig |
|----------|-------|---------|---------|---------|----------|----------|-----|
| $X_1$    | 0.645 | 0.104   | 6.20    | 0.000   | -0.850   | 0.440    | *** |
| $X_2$    | 0.243 | 0.125   | 1.95    | 0.052   | -0.003   | 0.489    | *   |
| Constant | 0.733 | 0.019   | 39.28   | 0.000   | 0.696    | 0.770    | *** |

注:\*\*\*表示  $p < 0.01$ , \*\*表示  $p < 0.05$ , \*表示  $p < 0.1$

从表 11 可以看出,专利申请量、企业员工数量对物料转化阶段效率存在一定的正向影响,假设 H3 和 H5 成立。无形资产增加额与物料转化阶段效率之间存在不显著的负相关关系,说明无形资产投入存在冗余,该指标投入越多,物料转化阶段效率可能反而

会下降,所以假设 H4 不成立。

表 11 物料转化阶段 Tobit 分析结果

| $Y_2$    | Coef.  | St.Err. | t-value | p-value | 95% Conf | Interval | Sig |
|----------|--------|---------|---------|---------|----------|----------|-----|
| $X_3$    | 0.049  | 0.106   | 0.46    | 0.643   | -0.259   | 0.160    |     |
| $X_4$    | -0.096 | 0.093   | -1.04   | 0.301   | -0.278   | 0.086    |     |
| $X_5$    | 0.056  | 0.097   | 0.57    | 0.567   | -0.136   | 0.247    |     |
| Constant | 0.539  | 0.024   | 22.24   | 0.000   | 0.491    | 0.586    | *** |

注:\*\*\*表示  $p < 0.01$ , \*\*表示  $p < 0.05$ , \*表示  $p < 0.1$

根据表 12,销售费用与创新效率之间存在不显著的正相关关系,销售费用投入增加,对效益产出阶段效率的提升有一定的促进作用。企业固定资产总值、管理费用与效益产出阶段效率之间存在不显著的负相关关系,说明这两个指标投入存在冗余,假设 H6 和 H8 不成立。

表 12 效益产出阶段 Tobit 分析结果

| $Y_3$    | Coef.  | St.Err. | t-value | p-value | 95% Conf | Interval | Sig |
|----------|--------|---------|---------|---------|----------|----------|-----|
| $X_6$    | -0.051 | 0.107   | -0.48   | 0.635   | -0.262   | 0.160    |     |
| $X_7$    | 0.136  | 0.123   | 1.11    | 0.269   | -0.105   | 0.377    |     |
| $X_8$    | -0.038 | 0.085   | -0.45   | 0.656   | -0.205   | 0.129    |     |
| Constant | 0.866  | 0.015   | 56.74   | 0.000   | 0.836    | 0.896    | *** |

注:\*\*\*表示  $p < 0.01$ , \*\*表示  $p < 0.05$ , \*表示  $p < 0.1$

### 三、研究结论

本文运用 DEA-Tobit 模型实证测算了 2015—2018 年大数据上市公司的技术创新效率,并对各阶段投入指标的影响因素进行了分析。根据实证结果,得到如下结论:

(1) 总体而言,我国大数据企业技术创新效率较高,但是技术开发环节水平较低,拉低了企业整体效率。具体表现为,科技产出与市场脱节,研发能力没有与企业价值创造活动齐头并进。现代科学技术飞速发展,产品需求日新月异,复杂性大大提高,这要求大数据企业将技术开发与市场需求紧密联系,加快技术改造的步伐,改善企业资源的分配,创建以市场为导向的竞争性市场科技研发模型,提升企业整体创新水平,进而提

高企业市场竞争力。

(2)大数据企业创新活动是一个多投入、多产出的连续过程,某一阶段的效率不能代表其整体效率水平。我国大数据企业存在低技术开发、中物料转化、高效益产出的问题,从短期来看,高效益产出能为企业创造更高的盈利和市场份额,但这种竞争优势是难以长期维持的。因此,我国大数据企业应该重视基础性研究,把增加技术积累和提高核心技术能力作为企业长期发展的战略目标,合理调动企业各项资源投入,加强各阶段的联系,促进技术开发、物料转化和效益产出的协同发展,灵活应对市场变化,实现企业良性发展循环。

(3)从大数据企业技术创新效率的影响因素来看:技术开发阶段,研发投入和研发人员数量对技术开发效率存在显著的正向影响,我国大数据企业在技术开发阶段效率较低,主要原因正是创新投入不足,今后需要增强企业研发投入,合理开发,增强企业核心技术优势。物料转化阶段,专利申请量、企业员工人数对创新效率存在不显著的正向影响,而无形资产增加额对创新效率存在不显著的负向影响,所以需要减少无形资产购买量,减少冗余,合理配置资源。效益产出阶段的效率相对于技术开发、物料转化阶段有很大提升,企业间差距相对较小,但也存在无效率现象,因此企业需要积极探索创新活动与市场的双向协同,有计划、有目的地进行创新活动,合理投入相关资源,保证创新价值链的协调发展。

### 参考文献:

- [1] HANSEN M T, BIRKINSHAW J. The innovation value chain [J]. Harvard Business Review, 2007(6):121-130+142.
- [2] ROPER S, DU J, LOVE J H. Modelling the innovation value chain[J]. Research Policy, 2008(6): 961-977.
- [3] SALIMI T, LEHNER J P, EPSTEIN R S, et al. A framework for pharmaceutical value-based innovations[J]. Journal of Comparative Effectiveness Research, 2012(1 suppl): 3-7.
- [4] GANOTAKIS P, LOVE J H. The innovation value chain in new technology-based firms: evidence from the U.K.[J]. Journal of Product Innovation Management, 2012(5): 839-860.
- [5] KANG K N, PARK H. Influence of government R&D support and interfirm collaborations on innovation in Korean biotechnology SMEs[J]. Technovation, 2012(1): 68-78.
- [6] GEREFFI G, LEE J. Economic and social upgrading in global value chains and industrial clusters: why governance matters[J]. Journal of Business Ethics, 2016(1): 25-38.

- [7] TAHIZADEH S K, JAYARAMAN K S, ISMAIL I, et al. Innovation value chain as predictors for innovation strategy in telecommunication industry [J]. Problems and Perspectives in Management, 2017(4):533-539.
- [8] JUSTIN D, NOIRIN M, MARIE O C. The importance of internal knowledge generation and external knowledge sourcing for innovation and performance: evidence from Ireland [J]. International Journal of Innovation Management, 2019(1):6901-6930.
- [9] 李东海. 产业结构优化对区域创新效率的影响研究: 基于创新价值链视角 [J]. 经济问题, 2010(10):120-129.
- [10] 方正起, 张宝承, 秦杰. 创新价值链视角下我国上市军工企业技术创新效率评价研究 [J]. 经济与管理评论, 2019(6):37-48.
- [11] 王义新, 孔锐. 价值链视角下规模以上工业企业科技创新效率及关键影响因素研究: 基于 DEA-Tobit 两阶段模型 [J]. 科技管理研究, 2019(3):136-142.
- [12] 余泳泽, 刘大勇. 创新价值链视角下的我国区域创新效率提升路径研究 [J]. 科研管理, 2014(5):27-37.
- [13] 余泳泽, 刘大勇. 我国区域创新效率的空间外溢效应与价值链外溢效应: 创新价值链视角下的多维空间面板模型研究 [J]. 管理世界, 2013(7):6-20+70.
- [14] 高宏伟, 肖广岭, 李峰, 等. 产业技术创新联合主体: 概念、类型与特征研究 [J]. 科学学研究, 2018(1):149-157+192.
- [15] 朱雪珍, 施盛威, 封亚. 基于价值链视角的创新效率评价: 以江苏省为例 [J]. 管理评论, 2013(10):120-128.
- [16] 徐蕾, 宋之杰. 创新价值链视角下制造业的创新效率: 以河北省为例 [J]. 中国流通经济, 2017(9):71-81.
- [17] 康淑娟. 行业异质性视角下高技术产业创新价值链效率测度: 基于 SFA 修正的三阶段 DEA 模型的实证分析 [J]. 科技管理研究, 2017(6):7-12.
- [18] 宋之杰, 商贝贝, 赵桐, 等. 我国电子信息制造业创新效率研究: 基于创新价值链视角下 Super-SBM 分析 [J]. 工业技术经济, 2018(12):124-130.
- [19] 胡树华, 张俊, 杨晓璇, 等. 基于两阶段测度的中小企业创新效率评价研究 [J]. 经济体制改革, 2015(6):107-112.
- [20] 赵磊. 基于创新价值链的我国制造业创新效率外溢效应研究 [J]. 科技进步与对策, 2018(18):74-82.
- [21] 肖仁桥, 王宗军, 钱丽. 我国不同性质企业技术创新效率及其影响因素研究: 基于两阶段价值链的视角 [J]. 管理工程学报, 2015(2):190-201.
- [22] 窦超, 熊曦, 陈光华, 等. 创新价值链视角下中小企业创新效率多维度研究: 基于加法分解的两阶段 DEA 模型 [J]. 科技进步与对策, 2019(2):77-85.
- [23] BOYD G, FARE R. Measuring the efficiency of decision making units: a comment [J]. European

Journal of Operational Research, 1984(3): 331-332.

- [24] BANKER R D, CHARNES A, COOPER W W. Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis [J]. Management Science, 1984(9): 1078-1092.
- [25] TOBIN J. Estimation of relationships for limited dependent variables [J]. Econometrica, 1958(1): 24-36.
- [26] 高月姣. 创新主体及其交互作用产出效应研究: 基于市场化强度的变系数分析 [J]. 南京邮电大学学报(社会科学版), 2020(3): 44-55
- [27] 李廉水, 程中华, 刘军. 中国制造业“新型化”及其评价研究 [J]. 中国工业经济, 2015(2): 63-75.

(责任编辑: 楼启炜)

## Research on the impact mechanism of technological innovation efficiency of big data enterprises

CHEN Limei<sup>1</sup>, SHAO Lijuan<sup>1</sup>, ZHU Weiwei<sup>2</sup>

(1. School of Management, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)  
 (2. Social Science Department, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China)

**Abstract:** The enterprise innovation process is a complex process with multiple inputs and multiple outputs. In order to accurately grasp the specific situation of the enterprise in the innovation process, this paper constructs the technology innovation efficiency rating system of big data enterprises in China based on the perspective of innovation value chain. Taking the 79 listed companies in the big data sector as the research object, the enterprise innovation process is divided into three stages: technology development, material transformation and benefit output. The innovation efficiency of each stage is measured through a data envelopment analysis model, and the influencing factors are analyzed by Tobit model. The research results show that there are stage differences in the innovation efficiency of big data companies in China. compared with the benefit output stage, the efficiency of technology development and material conversion stage is lower; the technology research and development of the big data industry is not market-oriented, and technology development restricts the overall improvement of efficiency; and in the influencing factors of innovation efficiency, enterprises need to reasonably allocate resources according to their own characteristics to avoid input redundancy, so as to improve innovation efficiency.

**Key words:** innovation value chain; efficiency evaluation; DEA-Tobit; big data enterprise