

# 智力资本对高端装备制造企业效率的影响

## ——基于我国 52 家上市高端装备制造企业的实证研究

朱宁宁

**摘要:**文章采用 DSBM 模型测算了 2009~2013 年我国 52 家上市高端装备制造企业效率水平,并利用随机面板 Tobit 模型估计了高端装备制造企业智力资本及其构成因素人力资本、结构资本和物质资本对效率水平的影响。研究发现,我国高端装备制造业企业智力资本及其构成因素物质资本对效率水平具有显著的改善效应,但是企业人力资本和结构资本对效率水平的影响没有通过显著性检验,说明企业人力资本和结构资本对效率水平的改善效应不明显,表明我国高端装备制造企业智力资本对效率水平的改善效应主要是通过企业物质资本对效率水平的改善实现的。因此,我国高端装备制造企业应该重视通过强化物质资本投入提升效率水平从而获得竞争优势。

**关键词:**智力资本;高端装备制造;DSBM 模型;Tobit 模型

### 一、引言

高端装备制造业处于价值链高端和产业链核心环节,是推动工业转型升级的引擎。据统计,2010 年,我国高端装备制造业年销售收入仅为 1.6 万亿,约占装备制造业销售收入的 8% 左右,但预计到 2015 年销售收入将超过 6 万亿,在装备制造业销售收入中的占比将超过 20%。可见,我国高端装备制造业取得了迅速发展。但是我国高端装备制造企业效率水平相对较低(陈旭升与钟云,2013)。效率是企业市场竞争力的集中体现,也是获得更大收益和提升市场竞争地位的关键因素(lu 等,2014),较低的效率水平必将阻碍我

国高端装备制造业竞争力的提升。

鉴于此,关于我国高端装备制造业效率的研究逐渐引起了国内外学者的关注。其中,许多学者使用 DEA 方法进行效率测算。虽然 DEA 方法具有不需要设定具体的函数形式等优点(刘兴凯与张诚,2010),但是无法考虑企业结转活动的情况。高端装备制造业企业拥有大量基础设施和科研设备等资产、负债,员工也需要大量的培训,这些投资必将会对未来的企业效率产生显著影响,忽视这些投资的结转活动,将无法正确测算高端装备制造业企业效率。一些方法如窗口分析和 Malquist 指数也可以有效的估计效率随时间的变化。但是在处理企业的长期动态经营过程方面,Tone 和 Tsutsui 提出的动态松弛测量(DSBM)模型更加适合,因为该模型将企业的结转活动纳入模型并且能够基于时间最优化计算出每一时期的效率得分,相对于静态 DEA 模型能够更准确地进行企业效率测算。因此,本文在第一阶段使用 DSBM 模型测算我国高端装备制造企业效率得分。

高端装备制造业属于知识密集型行业,其发展依赖于智力资本的连续投入。因为只有装备智力资本的高端装备制造业才有竞争力。因此,智力资本是我国高端装备制造企业成功的关键因素,企业应该重视通过智力资本的投入与管理实现企业效率长期最大化。然而,目前还没有学者研究我国高端装备制造企业智力资本与效率水平的关系。在本文中,使用智力资本增值系数测量

智力资本,并进一步将企业智力资本细化为智力资本、结构资本和物质资本,进一步检验我国高端装备制造企业智力资本及其构成因素对效率水平是否具有改善效应。本文在第二阶段使用随机面板 Tobit 回归模型检验我国高端装备制造企业智力资本及其构成因素对效率水平的影响。

### 二、研究设计

#### (一)效率测度——DSBM 模型

根据会计学中的持续经营原则,企业将在长时间内连续经营。一个企业连续经营的基础不仅有当期的投入与产出项目,而且有从一期到下一期的结转项目。高端装备制造企业也存在大量的结转项目,如果使用传统 DEA 方法忽略结转项目,必然无法获得准确的企业效率水平。Tone 和 Tsutsui(2010)提出 DSBM 模型不仅考虑了连续时期的结转活动,而且与 DEA 模型等径向基模型假设投入与产出同比例变化不同,DSBM 属于非径向基方法,其基本假设投入与产出可以非同比例变化,可以计算投入与产出的不足与冗余。这与属于径向基模型的 DEA 方法相比更符合现实情况。

假设样本期间  $T(t=1, \dots, T)$ , 共有  $n$  个决策单元(DMU<sub>j</sub>)( $j=1, \dots, n$ ), 每个决策单元有  $m$  投入( $i=1, \dots, m$ )和  $s$  产出( $i=1, \dots, s$ ),  $x_{ijt}$  ( $i=1, \dots, m$ ) 表示第  $j$  决策单元在时期  $t$  的第投入的值,  $y_{ijt}$  ( $i=1, \dots, s$ ) 表示第  $j$  决策单元在时期  $t$  的第  $i$  产出的值。每一个投入与产出均有一个松弛变量用来表示目标值与观测值之间的差异,即每一个投入与产出的无效率。这些松弛

度表示每一个投入与产出改善的边际,将它们分别表示为 $s_{it}^-$ 和 $s_{it}^+$ ,即第 $i$ 投入与产出在时期 $t$ 的松弛度。

除了在每一时期的投入与产出变量,DSBM模型还考虑了两个连续时期的结转活动。结转活动在时期 $t$ 产生,在时期 $t+1$ 开始消耗,被表示为 $z_{it}^{good}$  ( $i=1, \dots, ngood$ )、 $z_{it}^{bad}$  ( $i=1, \dots, nbad$ )和 $z_{it}^{free}$  ( $i=1, \dots, nfree$ )。 $z_{it}^{good}$ 、 $z_{it}^{bad}$ 和 $z_{it}^{free}$ 分别表示理想的、非理想的和自由结转数量。对应于结转活动的松弛度将在 $t$ 时期结束时产生,被表示为 $s_{it}^{good}$ 、 $s_{it}^{bad}$ 和 $s_{it}^{free}$ 。

DSBM模型的逻辑是理想结转活动最大化而非理想结转活动最小化,即理想的结转被作为产出,非理想结转被作为投入。通过(1)式可以测算每一个决策单元的效率。然而,由于高端装备制造市场竞争激烈,假定高端装备制造企业是在最优规模上经营,因此本文假设具体生产函数规模收益不变(CRS)。另外,为了提高模型的计算效率,不预先将模型设定为投入导向和产出导向,而是直接将其设定为自由导向,由模型本身进行产出导向和投入导向的选择。式(1)为CRS形式的自由导向DSBM模型。

$$EFF_j = \min \frac{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T [1 - \frac{1}{m+nbad} (\sum_{i=1}^m \frac{s_{it}^-}{x_{it}} + \sum_{i=1}^{nbad} \frac{s_{it}^{bad}}{z_{it}^{bad}})]}{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T [1 - \frac{1}{m+ngood} (\sum_{i=1}^s \frac{s_{it}^+}{y_{it}} + \sum_{i=1}^{ngood} \frac{s_{it}^{good}}{z_{it}^{good}})]} \quad (1)$$

目标函数(1)式是非线性的,但可以通过乘以两个分子和作为辅助变量的分母线性化,将分母结果统一并将变量的产出重新定义为新的变量,可以通过(1)式测算所有 $t$ 时期的效率得分。

$$EFF_j = \frac{1 - \frac{1}{m+nbad} (\sum_{i=1}^m \frac{s_{it}^-}{x_{it}} + \sum_{i=1}^{nbad} \frac{s_{it}^{bad}}{z_{it}^{bad}})}{1 - \frac{1}{s+ngood} (\sum_{i=1}^s \frac{s_{it}^+}{y_{it}} + \sum_{i=1}^{ngood} \frac{s_{it}^{good}}{z_{it}^{good}})} \quad (2)$$

其中, $s_{it}^-$ 、 $s_{it}^+$ 、 $s_{it}^{good}$ 和 $s_{it}^{bad}$ 和 $s_{it}^{free}$ 分别表示模型(1)~(5)的最优值。

(二)数据搜集与描述性统计

本文借鉴Moreno等(2013)选择我国高端装备制造业2009~2013年52家上市企业年终营业收入作为企业产出变量,企业年终营业支出作为投入变量,选择年终员工数量、资产规模与负债规模作为结转

变量。其中,企业员工数量并不容易被归为理想或者非理想关联,因此将其归为自由结转变量;在高端装备制造业企业中,资产规模越大表明企业拥有更多的高端设备与更完善的基础设施,所以资产规模应该属于理想结转变量;负债可以被视为迫使企业放弃来自于前期交易的收益,属于非理想结转变量。本文以2008年为基期使用居民消费价格指数(CPI)对所有营业支出、营业收入、资产与负债数据进行了平减。其中,所有投入、产出与结转变量数据来自于国泰安和锐思数据库,并且为了保证数据的可靠性,使用各企业历年年报数据进行了校对。

(三)回归模型

1. 模型构建

由于使用DSBM模型测算的效率得分位于0和1之间,使用一般最小二乘估计(OLS)将导致系数存在估计偏差。正如Simar和Wilson(2007)指出OLS只有在数据生产过程非常特殊和非严格的假设下才会产生一致估计,从而限制了其应用性。但是,Tobit模型可以得到一致估计量。因此,采面板Tobit模型检验我国高端装备制造企业智力资本对效率的影响。面板数据Tobit回归模型设定为

$$EFF_{it} = \begin{cases} 0 & EFF_{it}^* < 0 \\ EFF_{it}^* & 0 < EFF_{it}^* < 1 \\ 1 & EFF_{it}^* > 1 \end{cases}$$

其中,模型I:

$$EFF_{it} = \alpha + \gamma_1 VAIC_{it} + \beta_1 \ln Dire_{it} + \beta_2 Rate_{it} + \beta_3 Own_{it} + \beta_4 Zindex_{it} + Indu_i + year_t + \varepsilon_{it}$$

模型II:

$$EFF_{it} = \alpha + \gamma_2 SCE_{it} + \gamma_3 HCE_{it} + \gamma_4 CEE_{it} + \beta_1 \ln Dire_{it} + \beta_2 Rate_{it} + \beta_3 Own_{it} + \beta_4 Zindex_{it} + Indu_i + year_t + \varepsilon_{it}$$

其中,模型I用来检验我国高端装备制造企业智力资本对效率的影响,模型II用来检验企业物质资本、人力资本、结构

资本对效率的影响。 $\mu_i$ 为不同企业的个体效应; $\varepsilon_{it}$ 为随机扰动项。

2. 变量设计

(1)被解释变量。本文使用DSBM模型测算的我国高端装备制造业2009~2013年上市企业年度效率得分作为被解释变量。

(2)解释变量。使用智力资本作为核心解释变量。本文运用Pulic(2000)提出的智力资本系数模型测量高端装备制造业上市企业的智力资本增值系数表示智力资本。智力资本增值系数由物质资本增值系数、人力资本增值系数和结构资本增值系数等三个部分组成,之间的关系为: $VAIC_{it} = CEE_{it} + HCE_{it} + SCE_{it}$ 。其中, $VAIC_{it}$ 表示企业 $i$ 第 $t$ 年的智力资本增值系数, $CEE_{it}$ 表示企业 $i$ 第 $t$ 年的物质资本增值系数, $HCE_{it}$ 表示企业 $i$ 第 $t$ 年的人力资本增值系数, $SCE_{it}$ 表示企业 $i$ 第 $t$ 年的结构资本增值系数, $CEE_{it}$ 、 $HCE_{it}$ 与 $SCE_{it}$ 的值越高,表明拥有更高的智力资本。

(3)控制变量。考虑到上市高端装备制造企业效率会受到董事会规模、独立董事比例、股权集中度(即第一大股东持股比例)、股权制衡度(第一大股东与第二大股东持股比例差距)以及行业与年份的影响,本文进一步将上述变量设置为控制变量。

三、实证分析

回归分析之前,首先使用自变量之间的Pearson相关系数进行多重共线性检验。皮尔逊相关系数被报告在表1中。结果显示, $VAIC_{it}$ 与各控制变量相关系数均为负值,且绝对值均位于0.2以下。 $HCE_{it}$ 、 $SCE_{it}$ 和 $CEE_{it}$ 之间及控制变量的相关系数也均位于0.3以下,控制变量之间的相关系数均位于0.4以下,且多数未通过10%水平的显著性检验。说明回归模型I和II不存在多重共线性问题。

表2报告了我国52家上市高端装备

表1 Pearson相关系数矩阵

	$EFF_{it}$	$VAIC_{it}$	$SCE_{it}$	$HCE_{it}$	$CEE_{it}$	$\ln Dire_{it}$	$Rate_{it}$	$Own_{it}$
$VAIC_{it}$	0.149**							
$SCE_{it}$	-0.085	0.035						
$HCE_{it}$	0.150**	0.999***	0.005					
$CEE_{it}$	0.597***	0.248***	-0.116*	0.250***				
$\ln Dire_{it}$	-0.159**	-0.115*	0.030	-0.116*	-0.234***			
$Rate_{it}$	0.182***	-0.079	-0.029	-0.079	0.062	-0.336***		
$Own_{it}$	0.310***	-0.045	0.042	-0.047	0.156***	-0.155**	0.299***	
$Zindex_{it}$	-0.075	-0.074	-0.051	-0.073	-0.099	0.037	0.035	0.280***

注:\*\*\*、\*\*、\*分别表示10%、5%和1%显著性水平

制造企业智力资本与效率水平关系的检验结果。第(1)和(2)列是使用随机面板 Tobit 模型的回归结果。为了检验回归结果的稳健性,借鉴 Lu 等使用断尾模型和稳健聚类回归模型对模型 I 和 II 进行重新回归。由随机面板 Tobit 模型的回归结果可知,极大似然比值在 1%显著性水平上拒绝面板 Tobit 模型与混合截面 Tobit 模型无差异的原假设,说明采用随机效应面板 Tobit 模型是合理的。回归结果显示,我国高端装备制造企业智力资本对效率水平的影响在 10%显著性水平上为正值,说明高端装备制造企业确实可以通过智力资本的投入实现效率的改善。

但是,通过第(2)列的回归结果可以看出,企业人力资本和物质资本对效率水平的影响并未通过显著性检验,说明人力资本和结构资本并不会促进效率水平的改善,企业不可能通过人力资本和结构资本的投入获得效率的提升。这与现有文献研究结论存在差异,一般文献认为人力资本对企业效率具有显著的正向效应。出现这种现象的可能原因有两种,一是研究样本存在差异,目前国内还没有文献专门针

对我国高端装备制造业上市企业效率进行测算;二是使用不同方法测算企业效率水平,本文使用 DSBM 模型测算的企业效率考虑了结转活动的情况,现有文献在测算企业效率时往往采用单一静态指标忽略企业存在的结转活动。也可能是因为在我国高端装备制造企业人力资本与结构资本对效率水平的提升效应需要某种调节变量的调节作用才会对效率产生改善效应。从表 2 还可以看出,企业物质资本对效率水平的影响在 1%显著性水平下为正值,说明我国高端装备制造企业物质资本对效率水平具有显著的改善效应,企业可以通过物质资本的持续投入来提升效率水平。这也说明我国高端装备制造企业智力资本对效率水平改善效应的贡献主要来自物质资本,而人力资本和结构资本的贡献相对较小。

#### 四、结语

本文基于 2009~2013 年我国 52 家高端装备制造企业面板数据,通过运用 DSBM 模型测算企业效率并检验了智力资本对企业效率的影响。结果发现,我国高端装备制造企业智力资本对效率水平的

影响在 10%显著性水平下为正值,企业物质资本对效率水平的影响则通过了 1%水平的显著性检验,说明企业可以通过提升智力资本和物质资本投入改善效率。然而,企业人力资本和结构资本对效率水平的影响并未通过显著性检验,说明企业通过提升人力资本和结构资本投入改善效率的方式是不可行的,只能通过物质资本投入改善效率。这也揭示了我国高端装备制造企业不能盲目通过提升智力资本投入提高效率,应当认识到只有物质资本投入对效率改善具有积极作用。

然而,虽然我国高端装备制造企业人力资本和智力资本对效率水平的影响没有通过显著性检验,这可能只能表明我国高端装备制造企业人力资本与结构资本对效率的直接影响不显著,但是也可能存在某种因素在企业人力资本和结构资本与效率水平的关系中起到一定的调节作用,只有在这种因素的调节之下,我国高端装备制造企业人力资本与结构资本才会对效率水平具有一定的改善效应。是否存在这种调节因素以及是一种什么因素将是进一步研究的方向。

#### 参考文献:

- [1]陈旭升,钟云.高端装备制造业市场绩效影响研究[J].工业技术经济,2013(06).
  - [2]Lu W, Wang W, Kweh Q. L. Intellectual capital and performance in the Chinese life insurance industry[J]. Omega, 2014(01).
  - [3]刘兴凯,张诚.中国服务业全要素生产率增长及其收敛分析[J].数量经济技术经济研究,2010(03).
  - [4]Tone K, Tsutsui M. Dynamic DEA: a slacks-based measure approach [J]. Omega, 2010(03).
  - [5]Moreno P, Lozano S, Gutierrez E. Dynamic performance analysis of U.S. wire line telecommunication companies [J]. Telecommunications Policy, 2013(06).
  - [6]Simar L, Wilson P. W. Estimation and inference in two-stage, semi-parametric models of production processes [J]. Journal of Econometrics, 2007(01).
  - [7]Pulic A. VAIC™ an accounting tool for IC management [J]. International Journal of Technology Management, 2000(05).
- (作者单位:曲阜师范大学日照校区图书馆)

表 2 回归结果

变量	Tobit 回归模型		断尾回归模型		稳健聚类回归模型	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
VAIC <sub>it</sub>	0.000305*		0.00098		0.0004	
	(0.000)		(0.001)		(0.000)	
SCE <sub>it</sub>		-0.00375		0.00112		-0.00102
		(0.004)		(0.005)		(0.003)
HCE <sub>it</sub>		-0.00005		0.00012		0.00011
		(0.000)		(0.000)		(0.000)
CEE <sub>it</sub>		0.952***		1.303***		0.922***
		(0.087)		(0.185)		(0.177)
lnDire <sub>it</sub>	-0.0596*	-0.021	-0.001	0.023	-0.043	-0.004
	(0.031)	(0.025)	(0.031)	(0.017)	(0.030)	(0.025)
Rate <sub>it</sub>	0.00090	0.00086	-0.00080	-0.00022	0.00130	0.00155
	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)
Own <sub>it</sub>	0.319***	0.211***	0.273***	0.137**	0.212**	0.138*
	(0.086)	(0.071)	(0.090)	(0.056)	(0.089)	(0.082)
Zindex <sub>it</sub>	-0.000604**	-0.000402*	-0.00019	0.00009	-0.00027	-0.00005
	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)	(0.000)
行业	yes	yes	yes	yes	yes	yes
年份	yes	yes	yes	yes	yes	yes
常数项	0.805***	0.706***	0.712***	0.621***	0.782***	0.656***
	(0.096)	(0.078)	(0.104)	(0.060)	(0.109)	(0.097)
Likelihood-ratio	87.580	89.470				
Loglikelihood			220.121	287.833		
R <sup>2</sup>					0.306	0.549
观察值	260	260	223	223	260	260

注:\*\*\*、\*\*、\* 分别表示 1%、5%和 10%显著性水平