

基于RS-DEA模型的新兴产业联盟组合协同 创新效率测度研究 ——以新能源汽车产业为例

张敬文, 王 丹

(江西师范大学 商学院 江西 南昌 330022)

摘要: 新兴产业是实现我国产业结构转型升级和经济高质量发展的新引擎。随着新兴技术创新活动更趋复杂化和高风险性,单个联盟已经很难满足产业多元化创新需求。联盟组合是实现新兴产业协同创新的有效模式。以新能源汽车产业的15家上市企业为研究对象,运用RS-DEA模型,对新兴产业联盟组合协同创新效率进行测度,通过对投入产出属性约简,得到影响协同创新效率的关键属性,据此进行规则挖掘,根据规则集给出提升新兴产业联盟组合协同创新效率策略建议。

关键词: 联盟组合; 新兴产业; 协同创新; RS-DEA模型

中图分类号: F062.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 2095-0098(2020)06-0003-07

一、引言

在经济新时代,创新是引领我国经济高质量发展的核心动力。新兴产业是新兴科技和新兴技术深度融合的产业,是实现我国创新发展的新引擎。然而,新兴技术的复杂性、不确定性和风险性越来越高,创新活动更趋复杂化和高不确定性,单个联盟已很难满足新兴产业多元化创新需求。联盟组合是核心企业与不同战略目标的各种联盟共同组成的联盟集合体。新兴产业创新活动需要不同领域的知识进行交叉与共融,联盟组合更有利于实现新兴产业协同创新^[1]。

许多学者从不同视角对联盟组合的概念进行界定,Hoffmann(2007)^[2]基于社会网络视角研究认为,联盟组合是核心企业同时与多家企业建立多个联盟关系网络组织模式。Dyer(2008)^[3]基于组织学习视角把联盟组合界定为核心企业通过积累联盟经验构建的一种多边组织模式。联盟组合中不同主体间关系会对联盟组合协同创新绩效产生影响。庞博等(2019)^[4]在开放式创新背景下,基于能力和资源视角研究了联盟组合管理能力对企业创新绩效的影响机理。Wassmer(2012)^[5]认为联盟组合所产生的交互和协同效应,更有利于核心企业获取并利用创新资源。联盟组合构建是新兴产业实现协同创新的有效模式,有利于新兴产业突破产业关键核心技术。但是目前我国新兴产业创新人才基础薄弱、研发投入不足以及协同创新效率偏低等问题仍比较突出。因此,科学对新兴产业联盟组合协同创新效率进行测度,分析影响协同创新效率的关键因素,有利于进一步提升新兴产业协同创新绩效。

数据包络分析方法(DEA)经常用于对创新投入、产出效率的测度。刘迎春(2016)^[6]运用DEA模型对中国战略性新兴产业技术创新效率进行测度。韩兵等(2018)^[7]根据高新技术企业技术创新属性,运用动态

收稿日期:2019-12-23

基金项目:国家自然科学基金项目“战略性新兴产业集群协同创新发生机理研究:基于动态演化视角”(71562022);江西省自然科学基金项目“江西省产业技术创新战略联盟提升发展与绩效评估研究”(20202BAA208013);江西省自然科学基金项目“战略性新兴产业技术创新联盟协同创新机理研究:基于组织演化视角”(20171BAA208014)

作者简介:张敬文(1971-),男,江西吉安人,博士,教授,研究方向为技术创新管理、战略管理。

两阶段 DEA 模型对高新技术企业绩效进行评价。熊曦等(2019)^[8]通过构建嵌套并联结构的两阶段网络 DEA 模型对科技成果研发效率和科技成果转化效率进行测度。但是传统的 DEA 模型中容易存在属性冗余现象,同时难以揭示潜在规律;而粗糙集模型方法(Rough Set)能有效分析和处理不确定、不精确和不完备信息,从中发现隐含的知识,消除冗余,挖掘影响投入产出效率的关键属性^[9]。鉴于此,考虑到新兴产业创新属性,本文综合运用 DEA 模型和粗糙集理论对新兴产业联盟组合协同创新效率进行有效测度,并根据粗糙集所推导出的规则集,完善非 DEA 有效的指标,最后对新兴产业协同创新绩效提升提出优化建议。

二、研究方法

(一) 数据包络分析法(DEA)

新兴产业协同创新效率测度通常需要考虑多个投入和产出要素,而 DEA 是用于多投入、多产出条件下决策单元(DMU)相对有效性的测度方法。经典 DEA 模型主要有 BCC 和 CCR 模型,考虑到新兴产业创新属性,本文采用 CCR 模型对新兴产业联盟组合协同创新效率进行测度。

假设有决策单元 n 个,每个决策单元对应的输入类型有 m 种,对应的输出类型有 s 种。其中, X_{ij} 为第 j 个决策单元对第 i 种输入的投入量, $X_{ij} > 0$; Y_{ij} 为第 j 个决策单元对第 r 种输出的产出量, $Y_{ij} > 0$; V_i 为对第 i 种输入的度量; U_r 为对第 r 种输出的度量,记

$$\begin{aligned} X_j &= (X_{1j}, X_{2j}, \dots, X_{mj})^T, j=1, 2, \dots, n, \\ Y_j &= (Y_{1j}, Y_{2j}, \dots, Y_{sj})^T, j=1, 2, \dots, n, \\ V &= (V_1, V_2, \dots, V_m)^T, U = (U_1, U_2, \dots, U_s)^T. \end{aligned}$$

对线性规划模型中引入松弛变量 S_r^- 和剩余变量 S_r^+ , 并引入非阿基米德无穷小量 ε , 得到 (D_ε) :

$$D_\varepsilon \begin{cases} \min \theta - \varepsilon(\hat{e}^T S_r^- + e^T S_r^+) = V_{D_\varepsilon}, \\ s. t. \sum_{j=1}^n X_j \lambda_j + S_r^- = \theta X_{j_0}, \\ \sum_{j=1}^n Y_j \lambda_j - S_r^+ = Y_{j_0}, \\ \lambda_j \geq 0, j=1, 2, \dots, n, \\ S_r^- \geq 0, S_r^+ \geq 0, \end{cases}$$

其中

$$\hat{e}^T = (1, 1, \dots, 1) \in E^m,$$

$$e^T = (1, 1, \dots, 1) \in E^s.$$

设线性规划 (D_ε) 的最优解为 $\lambda^0, S^{-0}, S^{+0}, \theta^0$, 若 $\theta^0 = 1$ 且 $S^{-0} = 0, S^{+0} = 0$, 则决策单元 j_0 为 DEA 有效 (CCR)^[10]。

(二) 粗糙集理论(RS 理论)

粗糙集(Rough Sets)理论主要用以作为刻画不确定和不完整性数据的分析工具。它可以用于处理难以用精确的数学模型加以描述的情况,同时可以进行非确定、不完全信息条件下的知识推理,通过知识约简,消除冗余^[11]。具体规则如下^[12]:

定义 1: 设信息系统 $S = (U, A, V, f)$, $A = C \cup D$, $C \cap D = \emptyset$ 。C 为条件属性集, D 为决策属性集。对 $\forall a \in C$ 若:

$U/(C - \{a\}) = U/C$ 则 a 为冗余属性。

$U/(C - \{a\}) \neq U/C$ 则 a 为必要属性。

对 $P \subseteq C$ 若满足:

$$\begin{cases} U/P = U/C, \\ \forall a \in P, U/(P - \{a\}) \neq U/C. \end{cases}$$

则称 P 是 C 的一个约简属性。

所有约简属性的交集即为属性的核。经过粗糙集方法处理的指标体系不存在冗余指标,每一项指标都会从某一方面反映出研究对象的不同属性,得出影响创新效率的关键因素,再通过规则推导对影响因素进行深入挖掘。

定义2: 令 X_i 代表 U/C 的等价类, Y_j 代表 U/D 的等价类, $des(X_i)$ 表示对等价类 X_i 的描述, $des(Y_j)$ 表示对等价类 Y_j 的描述,

$$r_{ij}: des(X_i) \rightarrow des(Y_j), Y_j \cap X_i \neq \emptyset,$$

$$\text{规则确定因子 } \mu(X_i, Y_j) = |Y_j \cap X_i| / |X_i|, 0 < \mu(X_i, Y_j) \leq 1.$$

当 $\mu(X_i, Y_j) = 1$ 时, r_{ij} 是确定的; 当 $0 < \mu(X_i, Y_j) < 1$ 时, r_{ij} 是不确定的。

决策规则由此产生。

(三) RS-DEA 综合模型

考虑到运用 DEA 不需要先设定投入产出的生产模型,可以避免因模型选择错误而导致估计偏差,同时指标体系能够有效避免主观因素对权重赋予过程的影响,结果具有客观性^[6]。但 DEA 模型容易存在属性冗余,且其测度结果对隐含规律仍缺乏客观科学的方法加以深度挖掘。本文将粗糙集理论引入 DEA 模型,通过知识约简,从中发现隐含的知识,消除冗余,挖掘影响投入产出效率的关键属性。首先构建协同创新的测度指标体系,通过 DEA 模型对其进行效率测度,得到用决策变量 θ 值判断决策单元 DMU 是否有效的数据,然后将所得数据进行离散化处理得到适合粗糙集处理的决策表,再通过对要素进行约简,得到影响新兴产业联盟组合协同创新的关键要素,并导出规则集,最后通过调整完善给出相关的建议(如图1所示)。运用这两种方法相结合,通过构建 RS-DEA 模型对新兴产业联盟组合协同创新效率进行测度,使得建立协同创新效率测度模型既可以充分反映协同创新投入-产出特点,又可以避免主观因素对评价模型的影响,能有效获得评估结果。

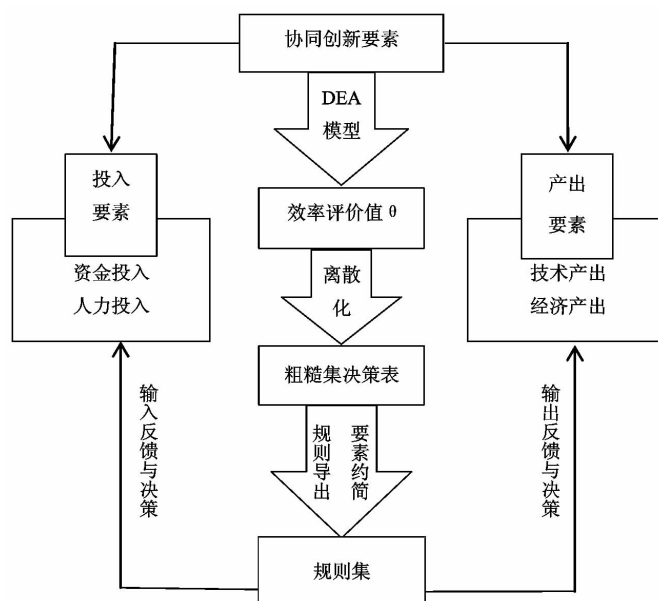


图1 协同创新效率评价 RS-DEA 综合模型

三、指标选取与数据来源

(一) 指标选取

选择相对全面合理的投入产出指标不仅是运用 DEA 模型的前提,也是进行新兴产业联盟组合协同创新效率测度的基础。许多学者对产业创新效率测度指标体系构建进行了研究, Liu(2007)^[13]选择投入指标为 R&D 经费支出占销售收入的比重等,产出指标包括新产品销售收入等,并应用面板数据分析对高新技术产业创新绩效进行研究。陈凯华等(2012)^[14]采用强化的 Russell 效率测度模型以及单因素效率测度模型对我国高技术产业技术创新效率进行测量,其中以研发经费内部支出、研发人员全时当量、技术引进经费支出等

为投入指标,选取新产品销售收入、新产品出口收入、发明专利申请数作为产出指标。王黎莹(2017)^[15]应用 DEA 模型对专利密集与非专利密集型产业各阶段创新效率的差异进行研究,选择研发机构数、R&D 人员数、R&D 经费支出等作为投入指标,选择新产品开发项目数、专利申请数、新产品销售收入等作为产出指标。王玉梅(2019)^[16]等运用三阶段的 DEA 模型对节能环保上市企业创新效率加以测度,选择博士毕业生所占比重、R&D 经费投入强度等作为投入指标,以专利申请数、营业收入增长率和技术资产比例等作为产出指标。

考虑到新兴产业尚处于产业初期或成长期,且新兴技术具有不确定性和复杂性等特征,新兴产业创新需要整合产业创新系统内外各创新主体的创新资源^[17]。因此,新兴产业联盟组合想要实现较高效率的协同创新,需要投入大量的 R&D 人员以及 R&D 经费支出为基础。借鉴以往学者研究,考虑到新兴产业发展需要依靠政府大力支持和补贴。选取企业 R&D 经费投入强度(I1)、R&D 人员投入强度(I2)和政府资金投入(I3)作为协同创新资金投入指标。在产出指标的选取上,基于指标选取的合理性和数据的可获得性,选取代表技术产出的专利授权数(O1)和专利申请数(O2)以及代表经济产出的新产品销售收入(O3)和技术资产比例(O4)作为协同创新产出指标。其中,技术资产比例为无形资产占总资产的比重,反映资产的整体质量。

(二) 数据来源与获取

考虑到数据可获得性和科学性,本文以新能源汽车产业为例,选取产业链中属于整车制造类别的 15 家新能源汽车上市公司为研究样本。数据主要来源:第一,各上市公司披露的 2016 年度报告中提供的 R&D 经费投入、R&D 人员投入以及当年所获得的政府补助数额。第二,各上市公司披露的 2018 年度报告中提供的新产品销售收入和技术资产的相关数据。第三,参考国家知识产权局申请日在 2018 年的各上市公司专利申请数据以及佰腾网上的授权日在 2018 年的专利授权数据。由于协同创新过程中投入产出之间的时滞现象,经过检验得出产出数据滞后 2 年,拟合效果最优,投入产出的相关性最高^[18]。因此,在选取数据时选取 2016 年投入指标和 2018 年产出指标。

四、数据处理与结果分析

(一) 数据处理

在对所获得数据进行初步分析的基础上,计算新能源汽车产业联盟组合协同创新效率,然后对计算所得数据进行离散,得到适合粗糙集处理的决策表,再利用粗糙集挖掘协同创新投入产出效率的关键影响因素,最后推导出规则集。

通过对相关数据处理,利用数据处理软件 DEA SOLVER Pro5.0 计算出联盟组合协同创新的效率,结果如表 1 所示。

表 1 新能源汽车产业联盟组合的协同创新效率

DMU	θ	DEA 有效
长城汽车	1	有效
金龙汽车	0.5526133	无效
曙光股份	1	有效
福田汽车	0.6914508	无效
上汽集团	1	有效
东风汽车	0.5412825	无效
中通客车	1	有效
海马汽车	1	有效
广汽集团	0.9323543	无效
宇通客车	0.7124473	无效
比亚迪	1	有效
安凯客车	0.4566313	无效
长安汽车	1	有效
江铃汽车	0.4092673	无效
江淮汽车	1	有效

以新能源汽车产业联盟组合协同创新效率测度的投入产出指标为条件属性,将 DEA 有效的 DMU 离散为 1,将 DEA 无效的 DMU 离散为 0,并将其作为决策属性,对各指标数据进行离散化,得到粗糙集决策表,如表 2 所示。

表 2 新能源汽车产业联盟组合协同创新测度的粗糙集决策表

	I1	I2	I3	O1	O2	O3	O4	离散值
长城汽车	3.63	23.07	3.41	830	518	915.97	3.03	1
金龙汽车	2.32	8.09	1.37	13	12	174.92	2.02	0
曙光股份	1.23	8.15	0.53	3	2	14.13	11.45	1
福田汽车	6.58	11.37	9.02	459	250	35.68	7.61	0
上汽集团	1.25	13.17	31.16	585	333	6673.08	4.25	1
东风汽车	3.79	8.54	1.05	81	39	133.11	2.22	0
中通客车	3.41	10.78	0.1	44	33	59.2	2.95	1
海马汽车	3.85	21.11	0.65	140	143	44.84	10.06	1
广汽集团	6.52	17.91	3.46	643	548	503.94	6.48	0
宇通客车	3.94	17.98	3.04	504	216	294.09	3.21	0
比亚迪	4.59	10.89	5.81	1264	727	760.07	5.81	1
安凯客车	2.9	9.31	13.29	310	284	28.11	3.3	0
长安汽车	3.84	11.83	4.42	722	896	662.76	5.37	1
江铃汽车	7.27	13.19	5.18	184	325	251.79	3.58	0
江淮汽车	4.11	17.22	39.85	1806	2114	439.16	7.08	1

通过遗传约简算法对新能源汽车产业联盟组合协同创新测度的粗糙集决策表(表 2)进行属性约简,考虑到最终的约简结果中需要兼顾投入产出两项指标,最终得到的约简集为{I1, I3, O3}, {I1, O3, O4}, {I2, O3, O4}, {I3, O3, O4}, {I1, I2, O1, O3}, {I1, I2, O2, O3}。由此看出,影响新能源汽车产业联盟组合协同创新效率的核属性为新产品销售收入(O3),说明这项属性对于提高联盟组合协同创新效率起着十分重要的作用。利用粗糙集处理软件 Rosetta 进行规则推导,深入挖掘决策表中的有用规则,部分典型规则如表 3 所示。

表 3 新能源汽车产业联盟组合协同创新测度主要规则

序号	规则
1	$I1([3.52, 4.03]) \text{ AND } I2([15.21, *]) \text{ AND } O1([614, *]) \text{ AND } O3([471.55, *]) = > \text{离散值}(1)$
2	$I1([*, 3.52]) \text{ AND } I2([*, 10.84]) \text{ AND } O1([*, 162]) \text{ AND } O3([*, 96.16]) = > \text{离散值}(1)$
3	$I1([4.03, *]) \text{ AND } I2([10.84, 15.21]) \text{ AND } O1([162, 614]) \text{ AND } O3([*, 96.16]) = > \text{离散值}(0)$
4	$I1([*, 3.52]) \text{ AND } I2([10.84, 15.21]) \text{ AND } O1([162, 614]) \text{ AND } O3([471.55, *]) = > \text{离散值}(1)$
5	$I1([3.52, 4.03]) \text{ AND } I2([15.21, *]) \text{ AND } O1([162, 614]) \text{ AND } O3([96.16, 471.55]) = > \text{离散值}(0)$
6	$I1([4.03, *]) \text{ AND } I2([10.84, 15.21]) \text{ AND } O1([614, *]) \text{ AND } O3([471.55, *]) = > \text{离散值}(1)$
7	$I1([3.52, 4.03]) \text{ AND } I2([10.84, 15.21]) \text{ AND } O1([614, *]) \text{ AND } O3([471.55, *]) = > \text{离散值}(1)$
8	$I1([4.03, *]) \text{ AND } I2([15.21, *]) \text{ AND } O2([426, *]) \text{ AND } O3([471.55, *]) = > \text{离散值}(0)$
9	$I1([4.03, *]) \text{ AND } I2([15.21, *]) \text{ AND } O1([614, *]) \text{ AND } O3([96.16, 471.55]) = > \text{离散值}(1)$
10	$I1([4.03, *]) \text{ AND } I2([10.84, 15.21]) \text{ AND } O2([180, 426]) \text{ AND } O3([*, 96.16]) = > \text{离散值}(0)$
11	$I1([3.52, 4.03]) \text{ AND } I2([10.84, 15.21]) \text{ AND } O2([426, *]) \text{ AND } O3([471.55, *]) = > \text{离散值}(1)$
12	$I1([3.52, 4.03]) \text{ AND } I2([15.21, *]) \text{ AND } O2([180, 426]) \text{ AND } O3([96.16, 471.55]) = > \text{离散值}(0)$

(二) 实证结果分析

通过表 3 所示的新能源汽车产业联盟组合协同创新测度主要规则,结合实际情况分析可以发现:

1. 对于新能源汽车产业联盟组合协同创新效率达到 DEA 有效的企业联盟组合(离散值=1),会有“低投入,高产出”“高投入,高产出”“低投入,低产出”等表现形式。

具有“低投入,高产出”特征的是规则 4,上汽集团属于这类特征,以此类企业为焦点的联盟组合拥有的共性是研发人员投入强度情况一般,但政府扶持力度基本到达临界值,最终该类型企业为焦点的联盟组合取得较高技术产出,说明该企业资源得到了最优化配置。

规则 1、6、7 和 9 表现为“高投入、高产出”特征,长城汽车、江淮汽车、长安汽车和比亚迪属于这种类型。长城汽车和江淮汽车在研发人员投入较为重视,响应政府号召,得到政府大力支持,相关研究成果得到政府方面重视,投入较大,获得产出成果比较显著,总体协同创新效率较优。而比亚迪在研发经费投入方面更为重视,在人员投入方面比较薄弱,但也受到政府支持,产出成果方面表现不错。

规则 2 表现为“低投入、低产出”特征,以此类企业为焦点的联盟组合表现为其研发人员投入强度以及政府支持力度等投入力度都比较弱,均低于其他焦点企业的协同创新投入,但最终协同创新效率偏高,基本上可以达到表面上 DEA 有效,但是其 DEA 有效实际上是“虚假”的 DEA 有效。该类型企业为焦点的联盟组合由于缺乏研发人员和经费投入,对于现有人员及资金利用程度较高,同时由于缺乏政府支持,在技术产出方面表现一般,因此并未达到真正的 DEA 有效。此类联盟组合应当加大其协同创新研发人员和资金投入,积极发展新能源产业,争取政府方面支持,加大技术产出。

2. 对于新能源汽车产业联盟组合协同创新效率未达到 DEA 有效的企业联盟组合(离散值=0)而言,表现为“高投入、低产出”特征,而且这种特征越明显,其协同创新效率就越低。如规则 8 和 11 均处于同一产出水平,而规则 8 却未能达到 DEA 有效,是因为与规则 11 相比,规则 8 的投入更高,因此规则 11 的协同创新效率相对更优。对于这种类型的联盟组合,应当正确认识到自身存在的差距,在重视研发经费和人员投入的基础上,提高资源配置效率,争取获得更高的产出水平。同时积极学习已经真正达到真正 DEA 有效的联盟组合,优化资源配置,提升协同创新效率。

五、结论与展望

以新能源汽车产业的 15 家上市企业为例,运用 RS-DEA 模型测度新能源汽车产业联盟组合协同创新投入产出效率,根据测度结果,利用粗糙集理论挖掘影响新能源汽车产业联盟组合协同创新效率关键属性。研究结果发现,对于表现出“低投入、高产出”特征的新能源汽车产业联盟组合,已达到协同创新相对理想状态,应当在保持政府对自身补贴的基础上,企业逐步减少对政府补贴的依赖程度,发挥市场积极导向作用,进一步提升企业自身的核心竞争力。对于表现为“高投入、高产出”特征的新能源汽车产业联盟组合,在重视内部研发投入的基础上,应兼顾于提高研发投入资源使用效率,提高对核心技术研发力度,在获得政府扶持的基础上,突出其在市场上的竞争优势。而对于表现为“虚假”DEA 有效的新能源汽车产业联盟组合,需要加大相关研发投入力度,积极研发符合政府扶持方向的高新技术,获得政府支持,向真正的 DEA 有效靠近。

由于数据收集的难度以及其他因素影响,本文仍然存在一定的研究局限性。首先,在对数据进行离散化得到粗糙集决策表时,未考虑到未达到 DEA 有效的企业之间相对有效性的差异。其次,考虑到数据收集的可获得性,本文在选取测度指标时考虑的仍不够全面,还有待进一步完善。

参考文献:

- [1] Haider S, Mariotti F. The orchestration of alliance portfolios: The Role of Alliance Portfolio Capability [J]. Scandinavian Journal of Management 2016 32(3): 127-141.
- [2] Hoffmann W. Strategies for managing a portfolio of alliances [J]. Strategic Management Journal 2007 28(8): 827-856.
- [3] Dyer J, Singh H, Kale P. Splitting the pie: Rent Distribution in Alliances and Networks [J]. Manage Decision Economics 2008 29(2-3): 137-148.
- [4] 庞博,邵云飞,王思梦. 联盟组合管理能力与企业创新绩效: 吸收能力的中介效应 [J]. 管理工程学报, 2019(2): 28-35.
- [5] Wassmer U, Dussauge P. Network resource stocks and flows: How do Alliance Portfolios Affect the Value of New Alliance Formations? [J]. Strategic Management Journal 2012 33(7): 871-883.
- [6] 刘迎春. 中国战略新兴产业技术创新效率实证研究: 基于 DEA 方法的分析 [J]. 宏观经济研究 2016(6): 43-48.

- [7] 韩兵等. 基于两阶段 DEA 的高新技术企业技术创新绩效研究[J]. 科研管理 2018(3):11-19.
- [8] 熊曦, 关忠诚, 杨国梁, 郑海军. 嵌套并联结构两阶段下 DEA 科技创新效率测度与分解[J]. 中国管理科学 2019(3):206-216.
- [9] 张晓明. 基于粗糙集-AHM 的装备制造业企业创新能力评价指标权重计算研究[J]. 中国软科学 2014(6):151-158.
- [10] 马占新, 马生昀, 包斯琴高娃. 数据包络分析及其应用案例[M]. 北京: 科学出版社 2013.
- [11] 廖芹, 李晶, 陈自洁. 基于 DEA 方法和粗糙集的政府效率评估模型[J]. 运筹与管理 2005(6):76-81.
- [12] 张文修, 吴伟志, 梁吉业, 李德玉. 粗糙集理论与方法[M]. 北京: 科学出版社 2001.
- [13] Liu X, Buck T. Innovation performance and channel for international technology spillovers: Evidence from Chinese High-tech Industries[J]. Research Policy 2007 36(3):355-366.
- [14] 陈凯华, 官建成, 寇明婷. 中国高技术产业“高产出、低效益”的症结与对策研究——基于技术创新效率角度的探索[J]. 管理评论 2012 24(4):53-66.
- [15] 王黎莹, 王佳敏, 虞微佳. 区域专利密集型产业创新效率评价及提升路径研究——以浙江省为例[J]. 科研管理 2017(3):29-37.
- [16] 王玉梅, 姬璇, 吴海西. 基于三阶段 DEA 模型的创新效率评价研究——以节能环保上市公司为例[J]. 技术经济与管理研究 2019(3):25-30.
- [17] 王宏起等. 结构平衡目标下区域战略性新兴产业创新生态系统科技资源配置模型[J]. 中国科技论坛, 2018(11):35-43.
- [18] 廖名岩, 曹兴. 中国省域协同创新效率的实证研究[J]. 系统工程 2017(9):45-54.
- [19] Faems D, Janssens D, Faems M, Neyens I. Alliance portfolios and innovation performance: Connecting Structural and Managerial Perspectives[J]. Group & Organization Management: An International Journal 2012 37(2):241-268.

Research on the Measurement of Collaborative Innovation Efficiency of Emerging Industry Alliance Portfolios based on RS-DEA Model

——A Case Study of New Energy Vehicle Industry

ZHANG Jingwen, WANG Dan

(School of Business, Jiangxi Normal University, Nanchang, Jiangxi 330022, China)

Abstract: Emerging industries are the new engine which can realize the transformation and upgrading of China's industry structure and high economy. As the innovation activities of emerging technologies become more complicated and risky, it is difficult for a single alliance to meet the diversified innovation needs of the industry. Alliance portfolio is an effective model to achieve collaborative innovation in emerging industries. Based on 15 listed new energy vehicles industries, this article used the RS-DEA to study the collaboration efficiency of emerging industry alliance portfolios. Through the reduction of input and output attributes, the paper got the key attributes that affect the efficiency of collaborative innovation, then to dig the rule accordingly. Finally, based on the rule set, the paper proposes strategies to improve the collaborative innovation efficiency of emerging industry alliance portfolios.

Key words: Alliance portfolios; Emerging industry; Collaborative innovation; RS-DEA model

(责任编辑: 黎芳)