

文章编号: 1003-207(2008)04-0148-07

多层次结构 DEA 模型及其应用

孟 激¹, 张大群¹, 刘文斌²

(1 中科院评估研究中心中科院科技政策与管理研究所, 北京 100080;
2 英国肯特大学商学院, CT2 7PE)

摘 要: 在评价实践中, 评价者通常倾向采用一组指标或指标体系对 DMUs 展开相对全面的评价, 不同层次指标的重要性也往往不同。然而, 标准 DEA 模型在 DMUs 有限条件下经常会面临无法直接处理过多的评价指标, 也无法直接处理多层次指标的问题。本文从 DEA 模型中的序结构和测度出发, 构建了符合多层次指标体系特点, 能相对全面地体现评价者价值导向, 且具有合理区分能力的多层次结构 DEA 模型, 并以 15 个机构基础研究的投入-产出评价为例展开了应用分析。

关键词: DEA; 区分能力; 多层次结构

中图分类号: C931 文献标识码: A

1 引言

数据包络分析(Data Envelopment Analysis, DEA)是基于数量经济学非参数的, 对多投入、多产出的决策单元(DMUs)进行相对效率评价的方法^[1]。DEA 方法因无需事先假设 DMUs 具体生产函数的形式, 而从最有利于被评 DMUs 的角度对其投入、产出指标赋权(v_i, u_r), 所得出的相对效率是其权重相对最优条件下的最大值。因此, DEA 不但在高等院校和科研机构^[2-5]、警察局^[6-8]等非赢利性机构, 而且在银行、电信和保险公司^[9-12]等赢利性机构的绩效评价中亦得到广泛应用。

标准 DEA 模型的优势之一在于权重(v_i, u_r)选择的灵活性, 但在 DMUs 样本有限条件下, 若评价者选取过多的投入、产出指标则会导致 DEA 模型辨识能力下降的状况, 即过多的 DMUs 被判断为 DEA 有效^[13]。Cooper 等曾指出关于 DEA 模型选择投入、产出指标数量的首要规则, 要求: $n \geq \max\{m \times s, 3(m + s)\}$, n 为 DMUs 的样本容量, m 和 s 分别为投入和产出指标的数量^[14]。在评价实践中, 评价者通常倾向采用一组指标或指标体系对

DMUs 展开相对全面的评价, 不同层次指标的重要性也往往不同。然而, 标准 DEA 模型在 DMUs 有限条件下经常会面临无法直接处理过多的评价指标, 也无法直接处理多层次指标的问题。

为满足评价实践需要和保证 DEA 方法的辨识能力, 很多学者利用一定的技术方法精简投入产出指标个数, 然后再应用标准 DEA 模型的方法。例如, 利用统计方法去除高相关的指标^[15-17]、利用主成份分析方法寻找最主要的成份指标^[17-18]、或采用层次分析法(AHP)集合指标^[3, 20-23]等。这些方法在 DEA 评价实践中存在如下问题: 1) 评价者的价值导向通常是通过指标选择和权重差异体现, 简单基于统计方法缩减高相关性的指标会导致价值导向完整性的缺失, 导致被评价者只关注某几个指标而忽略其他指标; 2) 标准 DEA 模型采用了 Pareto 序和比例度量。在 Pareto 序下每个投入、产出指标都被视作同等重要, 比例度量要求所有评价指标成比例变化, 在此条件下即使是去除相关系数高达 99% 的指标也可能导致 DEA 评价结果的变化^[13]; 3) 采用 AHP 自下而上综合指标, 然后再应用标准 DEA 模型仅仅是 DEA 应用中的数据变换, 对 DEA 模型本身没有发展, 并且对低层次指标赋权的灵活性无法实现。

针对以上问题, 本文从 DEA 模型中的序结构和测度出发, 构建符合多层次指标体系特点, 能相对全面地体现评价者价值导向, 且具有合理区分能力的多层次结构 DEA 模型, 并以 15 个机构的投入-

收稿日期: 2007-05-11; 修订日期: 2008-07-25

资助项目: 国家自然科学基金委面上资助项目(70771104)

作者简介: 孟激(1970-), 女(汉族), 新疆人, 中国科学院科技政策与管理科学研究所副研究员, 研究方向: 科技评价理论与方法。

产出评价为例展开了应用分析。

2 多层次结构 DEA 模型

评价者的价值导向在 DEA 方法中,首先表现为投入产出指标的选择,其次是在 DEA 乘积模型中通过对权重 (v_i, u_r) 的限制,或在偶模型中通过序结构和测度的构建体现。以模型(1)为例,“ \leq, \geq, A, B ”共同构成了序结构,其中“ \leq, \geq ”表示投入越少越好,产出越大越好。“ A, B ”矩阵表达了投入、产出指标间的相互关系;“ θ ”是评价 DMUs 优劣程度的度量方式; $\lambda e_n = 1$ 表示投入产出的生产技术为规模收益可变 (e_n 为具有 n 个 1 元素的列向量,即 $e_n = [(1, 1, \dots, 1)_{1 \times n}]^T$)。当 $A = I, B = I$ (I 为单位阵)时,模型(1)则为标准的 BCC 模型。通过序结构和测度体现评价者的价值导向与权重限制方

法相比,评价者的价值导向定量表达更加直接和清晰,评价结果的解释更具有说服力,详见[22]。

$$\begin{aligned} & \text{Max} \quad \theta \\ & \text{Subject to: } (AX)\lambda \leq AX_0 \\ & \quad (BY)\lambda \geq \theta(BY_0) \\ & \quad \lambda e_n = 1, \lambda \geq 0 \end{aligned} \tag{1}$$

以科研机构基础研究的产出评价为例,其主要产出可归结为直接科研产出、国家任务承担和人才培养三个一类指标。直接科研产出又可用相关领域的大会邀请报告、学术刊物上发表的论文、获得的国、内外奖励、申请(授权)的发明专利、标准制定或咨询报告等指标表征。发表论文可进一步用 SCI 收录论文、SCI 论文总引文频次、SCI 论文篇均引文、国内期刊收录论文等文献计量学指标进一步表征等,见图 1。

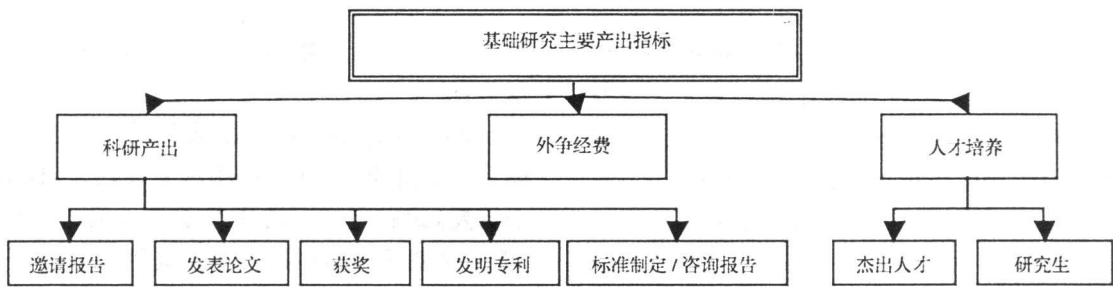


图 1 科研产出指标体系

对于 15 个被评价机构而言(DMUs),若选择科研人员和科研经费支出为 2 个投入指标,仅第一、二个层面的 8 个产出指标就已经超出了标准 DEA 模型为保持合理区分能力可能接受的范围^[13]。而发表论文数、论文引用频次、大会特邀报告和获奖等指标经常组合使用来表征科研活动的不同侧面,这些指标往往是相关的,但指标间的重要性往往不一致。简单基于统计方法精简指标容易导致评价完整性的缺失。直接利用 AHP 对不同层次的指标赋权,进而将指标自下而上综合,直到得出第一层面指标的数值,然后应用标准 DEA 模型^[13, 20-23],这类方法可归结为 DEA 应用中的数据转换,存在低层指标无法实现 DEA 赋权灵活性的缺点。

为保证评价者价值导向在 DEA 模型中的完整体现,并允许不同层面指标具有最优权重选取的灵活性,从模型(1)出发,我们构建了直接体现指标体系的层次性,并权重可变的多层次 DEA 模型,见模型(2)。为保证所构建模型的一般性,我们假定存在 n 个 DMU 单元,并且投入、产出指标分别有 m, s

个。产出指标体系可进一步分为 T 类(即 T 个第一层面指标),每类中分别有 N_t 个子指标, $t = 1, \dots, T$ 。

其中 $w_l^t, l = 1, \dots, N_t, t = 1, \dots, T$ 可为固定权重或可变动权重,变动范围可通过专家调查或 AHP 方法获得。例如, w_l^t 的最大权重和最小权重可通过 $L_{l1, l2} = \min_p \frac{w_{pl1}^t}{w_{pl2}^t}, U_{l1, l2} = \max_p \frac{w_{pl1}^t}{w_{pl2}^t}$ 界定, p 为专家人数^[25],或者采用 $L_l^t \leq \frac{w_l^t}{\bar{w}_l^t} \leq U_l^t, \bar{w}_l^t$ 为专家对产出指标权重主观判断的均值的形式界定。约束 $Be_r = 1$ 表示要求每个一级产出指标下面子指标的权重总和为 1,即 $\sum_{l \in N_t} w_l^t = 1$ 。 e_r 表示具有 T 个 1 元素的列向量。

$$\begin{aligned} & \text{Max} \quad \theta \\ & \text{Subject to: } (AX)\lambda \leq AX_0, \\ & \quad (BY)\lambda \geq \theta(BY_0) \\ & \quad \lambda e_n = 1, \lambda \geq 0, \theta \geq 1, A = I_{s \times s}, \end{aligned} \tag{2}$$

$$B = \begin{pmatrix} w^1 & \dots & w^{N_1} \\ 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & 0 \end{pmatrix}_{T \times s}$$

$$Be_T = 1, L_l^t \leq \frac{w_l^t}{w^t} \leq U_l^t, l = 1, \dots, N_t, t =$$

T.

在模型(2)中, T 个一级产出指标依旧采用了 Pareto 序和比例度量。若评价者希望模型仍采用 Pareto 序, 并在强调总体水平条件下, 体现不同层次指标间差异, 在此价值导向下模型(2)中的约束条件 $\theta > 1$ 可由 $\theta \geq 1$, 即用 Russell 度量替代比例度量, 形成模型(3):

$$\begin{aligned} \text{Max} \quad & \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \theta \\ \text{Subject to:} \quad & (AX) \lambda \leq AX_0 \\ & (BY) \lambda \geq \theta(BY_0) \\ & \lambda_n = 1, \lambda \geq 0, A = I_{s \times s} \\ & \theta = \text{diag}\{\theta_1, \dots, \theta_r\}, \theta \geq 1, i = \\ & 1, \dots, T \end{aligned} \quad (3)$$

$$B = \begin{pmatrix} w_1^1 & \dots & w_{N_1}^1 & \dots & 0 & \dots \\ 0 & \dots & 0 & \ddots & 0 & \dots \\ 0 & \dots & 0 & \dots & w_1^T & \dots \end{pmatrix}_{T \times s}$$

$$Be_T = 1, L_l^t \leq \frac{w_l^t}{w^t} \leq U_l^t, l = 1, \dots, N_t, t =$$

1, ..., T.

若评价者侧重整体平均水平, 且允许指标间相互补偿, 在此价值导向下模型(2)中的约束条件 $\theta > 1$ 可由 $\sum_{i=1}^T \theta_i \geq T, \theta_i \geq 0$ 替代, 构建模型(4)。此时 DEA 模型(4)的偏好序已非传统意义上的 Pareto 序, 即被评价 DMU 在整体水平优前提下, 某个指标可以劣于比照对象。

$$\begin{aligned} \text{Max} \quad & \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \theta \\ \text{Subject to:} \quad & (AX) \lambda \leq AX_0 \\ & (BY) \lambda \geq \theta(BY_0) \\ & \lambda_n = 1, \lambda \geq 0, A = I_{s \times s} \\ & \theta = \text{diag}\{\theta_1, \dots, \theta_r\}, \sum_{i=1}^T \theta_i \geq T, \\ & \theta \geq 0 \end{aligned} \quad (4)$$

$$B = \begin{pmatrix} w_1^1 & \dots & w_{N_1}^1 & \dots & 0 & \dots \\ 0 & \dots & 0 & \ddots & 0 & \dots \\ 0 & \dots & 0 & \dots & w_1^T & \dots \end{pmatrix}_{T \times s}$$

$$Be_T = 1, L_l^t \leq \frac{w_l^t}{w^t} \leq U_l^t, l = 1, \dots, N_t, t =$$

1, ..., T.

若 $w_l^t, l = 1, \dots, N_t, t = 1, \dots, T$ 权重已知, 则可通过指标综合, 形成 T 个一级产出指标。如果评价者认为投入指标同等重要、缺一不可, 产出则更关注在规模收益可变条件下被评价 DMU 的整体平均水平, 一级产出指标 $y_1^t, \dots, y_{N_t}^t$ 之间可以互相补偿, 某个产出指标可以劣于参照 DMU, 那么在此价值导向下可形成模型(5), y_{r0} 为数据综合过后的一级指标。模型(5)是模型(4)中的一个特殊形式。

$$\begin{aligned} \text{Max} \quad & \frac{1}{T} \sum_{r=1}^T \theta_r \\ \text{S. T.} \quad & \sum_{j=1}^n x_{rj} \lambda_j \leq x_{r0}, \sum_{j=1}^n y_{rj} \lambda_j \geq \theta_r y_{r0} \quad (5) \\ & \sum_{j=1}^n \lambda_j = 1, \sum_{r=1}^T \theta_r \geq T \\ & \theta_r, \lambda_j \geq 0, i = 1, \dots, m, r = 1, \dots, T, j = \\ & 1, \dots, n. \end{aligned}$$

以上都是基于产出最大化的多层次结构 DEA 模型。依此类推, 从序结构和测度出发, 根据评价实践需要, 我们还可以构建基于投入最小化的多层次 DEA 模型, 因篇幅限制, 不再赘述。

3 模型的应用

3.1 基于 AHP 数据转换的 DEA 模型应用

2005 年, 我们利用 AHP 方法对中科院基础研究做了一组调查问卷分析, 得到了相关权重指标, 表 1 仅列出与本文相关的数值, 具体见^[24]。

表 1 论文等指标相对权重

特征根	论文	获奖	邀请报告	发明专利	标准制定	咨询报告
几何平均	5.89959	0.2359	0.4261	0.3666	0.2195	0.1755
百分比(权重)	16.57	29.93	25.75	15.42	12.33	

图 1 中, 人才培养指标下有两个子指标—杰出人才培养和研究生培养, 因调查问卷未提供指标的权重, 在本研究中将其视为同等重要, 各赋权 0.5。若选择全职科研人员数和实际科研经费支出作为两个投入指标, 产出的二级指标在标准化后通过 AHP 方法加权求和, 进行数据转化后形成三个科研产出一级指标——科研直接产出、外争经费和人才培养, 见表 2。

表 2 数据转换后的投入、产出指标

DMUs	科研人员	科技投入	直接科研产出	外争经费	人才培养
Unit 1	34.39	44.61	49.89	47.96	100.00
Unit 2	37.83	59.53	62.60	94.60	70.47
Unit 3	6.15	9.80	6.27	7.79	22.36
Unit 4	100.00	69.06	11.90	66.54	72.06
Unit 5	22.44	14.09	4.43	18.71	18.45
Unit 6	74.93	100.00	14.92	100.00	39.09
Unit 7	43.53	39.08	4.38	44.47	18.03
Unit 8	44.62	30.42	3.25	17.28	18.39
Unit 9	17.92	17.22	3.13	21.65	10.09
Unit 10	21.99	24.27	27.96	28.11	4.67
Unit 11	50.05	46.26	10.19	92.11	19.82
Unit 12	31.40	36.88	11.69	42.87	23.29
Unit 13	40.27	58.31	100.00	84.68	73.08
Unit 14	23.53	20.51	41.44	46.04	15.73
Unit 15	27.51	44.29	17.34	94.94	44.80

产出指标中,如获奖等指标有上限限制,因此以下 DEA 模型中,我们均假设规模收益可变:

首先,直接采用标准 BCC 模型,即默认所有投入、产出指标都是同等重要且不可互相补充,其计算结果如表 3 中 BCC 列所示,15 个被评价单元中有 11 个被判断为 DEA 有效。很明显,这是由于在 DMUs 有限情况下选取了过多的投入、产出指标导致了 DEA 区分能力的下降。

其次,运用 AHP 调查获得的权重对二级指标进行综合(结果见表 2),再采用标准 BCC 模型进行

计算。在 Pareto 序和比例度量下,投入指标和一级产出指标被视作同等重要且不可补偿。15 个 DMUs 的 DEA 评价结果和排名见表 3 中 M(1) 和 R(1) 列。可以看到,7 个 DMUs 被判断为 DEA 有效,而 Unit 4、5、10 和 11 由 BCC 列中的 DEA 有效变为 DEA 无效。

最后,如果评价者认为两个投入指标同等重要、缺一不可,产出则更关注其整体平均水平,且三个产出指标可以互相补偿,则可直接应用模型(5),结果见表 3 的 M(5)。在模型(5)强调整体平均水平的价值导向前提下,只有 Unit 3 和 13 是 DEA 有效的,而 Unit 1、2、6、14 和 15 由 M(1) 列中的 DEA 有效变为 DEA 无效。以 Unit 2 为例,在模型(5)中,其度量结果分别为 $\theta_1 = 0.84$, $\theta_2 = 1.49$ and $\theta_3 = 0.99$ 。这个结果意味着尽管 Unit 2 的直接科研产出和人才培养两指标均优于其参照者(Unit 3 和 Unit 13),但因其获得的外争经费远远落后于其参照者,这直接导致了评价结果的下降。

以上模型的计算结果说明,标准 DEA 模型在 DMUs 有限情况下选取了过多的投入、产出指标会导致区分能力的下降。在采用同样序结构和测度条件下,通过 AHP 方法对多层次指标进行综合进而精简投入、产出指标个数可以提高 DEA 的区分能力,但低层指标赋权的灵活性没有得到体现。

表 3 DEA 模型计算和排名

DMUs	BCC	M(1)	R(1)	M(5)	R(5)	M(2)	R(2)	M(3)	R(3)	M(4)	R(4)
Unit 1	100	100	1	83.9	4	100	1	100	1	71.94	5
Unit 2	100	100	1	90.55	3	100	1	100	1	88.56	3
Unit 3	100	100	1	100	1	100	1	100	1	100	1
Unit 4	100	87.59	9	28.07	10	87.59	9	23.58	11	23.58	10
Unit 5	100	86.19	10	43.46	7	86.19	10	37.51	9	37.51	7
Unit 6	100	100	1	31.86	9	100	1	100	1	25.4	9
Unit 7	54.6	52.8	14	15.05	14	52.8	14	12.48	14	12.48	14
Unit 8	40.83	36.56	15	13.38	15	36.56	15	10.3	15	10.3	15
Unit 9	66.61	63.66	12	23.05	12	63.66	11	18.06	13	18.06	13
Unit 10	100	65.7	11	22.31	13	57.54	12	23.04	12	21.87	11
Unit 11	100	96.84	8	26.02	11	96.84	8	38.89	8	21.27	12
Unit 12	71.49	56.91	13	33.63	8	56.9	13	28.85	10	28.85	8
Unit 13	100	100	1	100	1	100	1	100	1	100	1
Unit 14	100	100	1	77.86	5	100	1	100	1	74.5	4
Unit 15	100	100	1	54.14	6	100	1	100	1	46.21	6

3.2 多层次 DEA 模型的应用

在以上计算过程中产出指标通过数据转换的方式缩减为三个,然后再应用合适的 DEA 模型。在实际评价中,有时评价者认为主观定权有缺陷,希望允许在一定区间内权重可以变动,我们则可根据评

价者的实际需要构建多层次 DEA 模型并应用。以图 1 的多层次指标体系为例,15 个 DMUs 标准化后的直接科研产出 5 个子指标数据见表 4,其它同表 2。

表 4 标准化后的 5 个科研产出子指标数据

DMUs	发表 论文	邀请 报告	获奖	发明 专利	标准制定 咨询报告
Unit 1	31.01	100.00	0.00	0.00	0.00
Unit 2	93.88	0.00	50.00	53.44	0.00
Unit 3	23.40	0.00	0.00	0.00	0.00
Unit 4	33.80	0.00	0.00	11.45	0.00
Unit 5	12.27	0.00	0.00	4.58	0.00
Unit 6	32.86	14.29	0.00	0.76	0.00
Unit 7	8.55	0.00	0.00	8.40	0.00
Unit 8	12.15	0.00	0.00	0.00	0.00
Unit 9	11.72	0.00	0.00	0.00	0.00
Unit 10	7.12	14.29	0.00	0.76	100.00
Unit 11	35.26	0.00	0.00	3.05	0.00
Unit 12	14.24	0.00	0.00	18.32	16.67
Unit 13	100.00	0.00	100.00	100.00	0.00
Unit 14	30.43	0.00	50.00	36.64	0.00
Unit 15	12.98	0.00	0.00	55.73	0.00

如果评价者认为投入指标同等重要,产出指标中第一层面指标同等重要,第二层面中直接科技产出指标下有 5 个子指标,各指标间的重要性不同(见表 1),人才培养指标下有两个同等重要的子指标。我们则可应用模型(2)。但在此案例中,因 89 份调查问卷中指标相对重要性的变动过大而不可用,因此假设直接科研产出 5 个子指标的权重在表 1 基础上允许 20% 的变动,模型(2)在本案例中的具体分式模型为:

$$\begin{aligned}
 & \max \quad \theta \\
 & \text{subject to: } \sum_{j=1}^{15} x_{1j} \lambda_j \leq x_{10}, \sum_{j=1}^{15} x_{2j} \lambda_j \leq x_{20} \\
 & w^1 \sum_{j=1}^{15} y_{1j} \lambda_j + w^2 \sum_{j=1}^{15} y_{2j} \lambda_j + \dots + w^5 \sum_{j=1}^{15} y_{5j} \lambda_j \geq \\
 & \theta(w^1 y_{10} + w^2 y_{20} + \dots + w^5 y_{50}) \\
 & \sum_{j=1}^{15} y_{ij}^2 \lambda_j \geq \theta y_{ij}^2 \quad (6) \\
 & \sum_{j=1}^{15} y_{ij}^3 \lambda_j + \sum_{j=1}^{15} y_{ij}^3 \lambda_j \geq \theta(y_{i0}^3 + y_{j0}^3) \\
 & \theta \geq 1, \sum_{l=1}^5 w^l = 1, 0.8 \leq \frac{w^l}{w^1} \leq 1.2, l = 1, \dots, 5 \\
 & \sum_{j=1}^{15} \lambda_j = 1, \lambda_j \geq 0, j = 1, \dots, 15
 \end{aligned}$$

DEA 计算结果和排序见表 3 中的 M(2) 和 R(2)。在模型(6)中,三个一级产出指标依旧采用了 Pareto 序和比例度量。若评价者希望模型体现各个指标间的差异和松弛变量,则可应用模型(3),比例度量可用 Russell 度量替代(具体应用模型略),结果见表 3 的 M(3) 和 R(3)。进一步,若评价者侧重整体平均水平,我们可应用模型(4),结果见表 3 的

M(4) 和 R(4) 列。

比较采用模型(2)和模型(3)的计算结果,所有 DEA 有效的 DMUs 是一致的,非 DEA 有效的 DMUs 得分有变化,进而导致了排名的改变,其差异来自度量方式的不同。以 Unit 4 为例,因其外争经费远远少于其参照者- Unit 13,这导致了其整体得分(1/θ)的下降。

在评价者强调整体评价水平,并允许指标间相互补偿的价值导向下,只有 Unit 3 和 13 依旧是 DEA 有效。比较同样序下的采用多层次结构的 M(4) 与采用 AHP 数据转换的 M(5) 的结果,有效的 DMUs 是一致的,非 DEA 有效的 DMUs 分值有所差异但排序变化不大。但模型(4)为非定权多层次结果,低层指标的权重具有变化的弹性空间,与通过指标定权进行数据转换的 DEA 模型相比,此结果更有说服力。

4 结语

在评价实践中,评价者通常会采用一组评价指标或评价指标体系对被评价对象展开相对全面的评价,不同层面指标间的重要性也往往不同。标准 DEA 模型在 DMUs 样本有限条件下选取过多的投入、产出指标会导致区分能力的下降。另一方面,标准 DEA 模型采用的 Pareto 序意味着各指标均同等重要、不可补偿,这往往与实际评价者的价值导向存在差异,而其采用比例度量的测度方式也使得评价结果对删除高相关系数指标敏感度高。

为解决这些问题,拓展 DEA 在评价实践中的适用性,本文提出了基于序结构和测度变化基础上的具有多层次结构的 DEA 模型。在多层次结构的 DEA 模型中,多层次指标的序结构通过投入产出指标的“A, B”矩阵和测度引入,不同层面指标可采用不同的序结构反应其不同的价值导向。与标准 DEA 模型比较,多层次结构 DEA 模型具有以下特点:1) 相对全面、直接地实现评价者的价值导向,评价结果的解释直接、清晰;2) 体现多层次指标的结构特点,可采纳更多的投入产出评价指标;3) 区分能力与标准 DEA 模型相比明显提高。

总体来讲,多层次结构 DEA 模型在评价实践中的应用首先需要确定投入、产出指标体系;其次,将评价者的价值导向通过相应的序结构形式定量表达,并与决策者达成一致;然后,构建多层次 DEA 模型,标准化数据并进行测算;最后是评价结果的比较与分析。在这里需要特别指出的是,构建多层次

结构 DEA 模型关键环节是将评价者的价值导向以定量的形式准确表达,在这个过程中需要与评价决策者反复沟通和达成一致。在此基础上建立的多层次结构 DEA 模型和评价结果才能满足实践评价和管理的需要。

参考文献:

- [1] Charnes, A. Cooper, W. W. & Rhodes, E. Measuring the efficiency of decision making units [J]. *European Journal of Operational Research*, 1978, 2(6): 429– 444
- [2] Abbott, M. & Doucouliagos, C. The efficiency of Australian universities: a Data Envelopment Analysis [J]. *Economics of Education Review*, 2003, 22: 89– 97
- [3] Korhonen, P. Tainio, R. & Wallenius, J. Value efficiency analysis of academic research [J]. *European Journal of Operational Research*, 2001, 130: 121– 132
- [4] 孟激, 刘文斌, 李晓轩. DEA 在定量科研评价中的应用 [J]. *科学学与科学技术管理*, 2005, 26(9): 11– 16
- [5] 孟激, 黄敏, 刘文斌. 利用 DEA 对科研机构规模效益的分析 [J]. *科研管理*, 2006, 27(4): 20– 25
- [6] Thanassoulis, E. Assessing police forces in England and Wales using Data Envelopment Analysis [J]. *European Journal of Operational Research*, 1995, 87: 641– 657.
- [7] Sun, S. Measuring the relative efficiency of police precincts using Data Envelopment Analysis. *Socio-Economic Planning Science*, 2002, 36(1): 51– 71
- [8] Drake, L. and Simper, R. The measurement of English and Welsh police force efficiency: a comparison of distance function models [J]. *European Journal of Operational Research*, 2003, 147(1): 165– 186
- [9] Kuosmanen, T. and Post, T. Measuring economic efficiency with incomplete price information: With an application to European commercial banks [J]. *European Journal of Operational Research*, 2001, 134(1): 43– 58
- [10] Paradi, J. C. and Schaffnit, C. Commercial branch performance evaluation and results communication in a Canadian bank – a DEA application [J]. *European Journal of Operational Research*, 2004, 156(3): 719– 735
- [11] Giokas, D. I. and Pentzaropoulos, G. C. Evaluating productive efficiency in telecommunications: evidence from Greece. *Telecommunications Policy*, 2000, 24(8– 9): 781– 794
- [12] Brockett, P. L., Cooper, W. W., Golden, L., Rousseau, J. J. and Wang, Y. Y. Evaluating solvency versus efficiency performance and different forms of organization and marketing in US property (liability) insurance companies [J]. *European Journal of Operational Research*, 2004, 154(2): 492– 514
- [13] Dyson, R. G., Allen, R., Camanho, A. S., Podinovski, V. V., Sarrico, C. S. and Shale, E. A. Pitfalls and protocols in DEA [J]. *European Journal of Operational Research*, 2001, 132(2): 245– 259
- [14] Cooper, W. W., Seiford, L. M., Tone, K. *Data Envelopment Analysis: A Comprehensive Text with Models– Applications, References and DEA– Solver Software* [M]. Kluwer Academic Publishers, Boston 2000
- [15] Kao, C., Chang, P. and Hwang, S. N. Data envelopment analysis in measuring efficiency of forest management [J]. *Journal of Environmental Management*, 38(1): 73– 83
- [16] Zhang, Y. and Bartels, R. The effect of sample size on the mean efficiency in DEA with an application to electricity distribution in Australia, Sweden and New Zealand [J]. *Journal of Productive Analysis*, 1998, 9: 187– 204
- [17] Jenkins, L. and Anderson, M. A multivariate statistical approach to reducing the number of variables in data envelopment analysis [J]. *European Journal of Operational Research*, 2003, 147: 51– 61.
- [18] Vargas, S. C. and Bricker, D. Combining DEA and Factor Analysis to improve the evaluation of academic departments given uncertainty about the output construct [J]. *Research paper Department of Engineering, University of Iowa, Iowa City, USA, 2000.*
- [19] Adler, N. and Golany, B. Evaluation of deregulated airline networks using data envelopment analysis combined with principal component analysis with an application to Western Europe [J]. *Journal of Operational Research*, 2001, 132(2): 260– 273
- [20] Cai, Y. Z. and Wu, W. J. Synthetic financial evaluation by a method of combining DEA with AHP [J]. *International Transactions in Operational Research*, 2001, 8: 603– 609.
- [21] Yang, T. and Kuo, C. A hierarchical AHP/DEA methodology for the facilities layout design problem. *European Journal of Operational Research*, 2003, 147(1): 128– 136
- [22] Liu, W. B., Meng, W. and Zhang, D. Q. Chapter 21: Incorporating value judgments in DEA [M]. 3rd edition of “Productivity Analysis in the Service Sector using Data Envelopment Analysis”, 2006, 217– 242
- [23] Liu, W. B., Sharp, J. and Wu, Z. M. Preference, Production and Performance in Data Envelopment Analysis, *Annals of Operation Research, Performance Evaluation and Beyond: Data Envelopment Analysis* [M]. *Research Frontiers*, 2006, 145(1): 105– 127.
- [24] 孟激, 张大群, 刘佩华, 彭子龙, 张文引. 对我院基础研究调查卷的分析 [J]. *中国科学院院刊*, 2005, 20(3): 312– 317

[25] Takamura, Y. and Tone, K. A comparative site evaluation study for relocating Japanese government agencies

out of Tokyo[J]. Socio- Economic Planning Science, 2003,37: 85- 102.

A Study of Multi- Level DEA Models and Applications

MENG Wei¹, ZHANG Da qun¹, LIU Wen bin²

(1 Institute of Policy and Management, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China;

2 Kent Business School, University of KENT, KENT, CT2 7PE, England)

Abstract: In practical evaluation, people usually prefer to select a set of indicators or establish indicator system with hierarchical structure to present a relative comprehensive evaluation, and the importance of indicators in different level is often different. However, it is hard for standard DEA models to handle too many inputs and outputs indicators directly because of discrimination power. Meanwhile, standard DEA models also cannot handle hierarchical indicators directly. Based on the preference and measurement implied in DEA models, this study presents multi- level DEA models, which can deal with the indicators with hierarchical structure directly. Additionally, value judgments of the decision makers are well incorporated, and discrimination power of DEA model is much enhanced when many indicators are used. A practical evaluation of 15 institutes for basic research institutions is provided at the end.

Key words: DEA; discrimination power; multi- level DEA models