

文章编号:1003-207(2011)05-0079-08

考虑环境属性约束的平行结构 DEA 模型

毕功兵,冯晨鹏,丁晶晶

(中国科学技术大学管理学院,安徽 合肥 230026)

摘要:针对平行结构 DEA 模型在构造虚拟参考单元时没有考虑任何约束可能存在低估效率的情况,通过加入决策单元的环境属性对现有的平行结构模型进行了改进,从而在组合为虚拟参考单元的子决策单元之间添加必要的约束,使得模型所得的效率值更具现实意义。最后,将改进后的平行结构模型应用于中国各省份污染治理效率评价问题,从实证角度验证了模型的合理性和有效性。

关键词:环境属性约束;数据包络分析(DEA);平行结构;效率评价

中图分类号:N94;C931 文献标识码:A

1 引言

数据包络分析(Data Envelopment Analysis, DEA)是数学、运筹学、数理经济学和管理科学的一个新的交叉领域,该方法最初由 Charnes 和 Cooper 等人于 1978 年提出^[1]。传统的 DEA 模型假设其评价的 DMU(Decision Making Units, 决策单元)内部为一个“黑箱”,然而近年来随着社会的发展,管理实践对效率评价提出了新的要求,从而出现了开启“黑箱”的“网络 DEA”模型^[2-4]。

由于开启“黑箱”后所具有的优势,网络 DEA 的建模与实证已经成为当前 DEA 领域的研究热点。值得注意的是,按照当前文献中对“网络”的定义^[4-8],并非所有考虑 DMU 内部结构的 DEA 模型均为网络 DEA 模型,只有内部拥有至少一个子过程与其他子过程相连的系统才可以称为“网络”^[5],这意味着如果 DMU 的内部仅存在单纯的平行结构,则不能称之为“网络”。然而并行结构作为构成一般网络的两种基本结构之一^[5],其与网络的联系不言而喻,所以不需要把平行结构的 DEA 模型与网络 DEA 模型严格区分,以下统称为“网络 DEA 模型”。

最早的网络 DEA 模型出现在 Färe 和 Whittaker(1995)、Färe 和 Grosskopf(1996)两篇文献

中,其每个 DMU 都由两个子决策单元(Sub-Decision Making Units, SDMU)组成,且都仅有一个中间流存在;并以前一个 SDMU 的输出作为后一个 SDMU 的输入^[2,3]。此后, Färe 和 Grosskopf(2000)正式提出了“网络 DEA”这一名词,并介绍了三类模型^[4]。后续的网络 DEA 研究包括 Yang 等(2000)^[9], Lewis 和 Sexton(2004)^[10], Castelli 等(2004)^[11], 毕功兵等(2007)^[12,13], (2009)的两阶段生产系统研究, 杨锋等(2009)^[14], Kao(2009)^[15]以及 Kao 和 Hwang(2008)^[5], Kao(2009)^[16]的关系网络研究, Yu 和 Lin(2008)^[17], Yu 和 Fan(2009)^[18]的多活动网络和混合结构网络的研究^[17,18]等等。在网络 DEA 的研究中, Yang 等(2000)^[9], Castelli 等(2004)^[11], Kao(2009)^[14], 杨锋等(2009)发展了一类可以处理平行结构的网络模型。其中, Yang 等(2000)^[9]提出了一个新的 YMK 模型来评价平行结构网络的效率,以取代传统的 CCR 模型;而 Castelli 和 Kao 的平行结构模型则允许被评 DMU 的参考单元中的各个 SDMU 来自不同的 DMU,自由组合出虚拟的最佳参考单元,从而能够最大程度地拓宽生产可能集的范围。

然而,无论是传统的 DEA 方法还是开启“黑箱”后的网络 DEA 方法,都以加权输出与加权输入的比值作为效率评价指标,也就是说仅以输入与输出数据作为评价效率的参数,这一方法实际上忽略了 DMU 的某些环境属性对于效率值的影响,因此所得的效率排序的现实意义可能会遭到一定程度的削弱。例如,实际中的生产往往面临“最后交货期”的问题,超过最后交货期时,生产商往往会面临巨额

收稿日期:2010-10-28;修订日期:2011-08-22

基金项目:国家自然科学基金资助项目(70871106, 71171181);
国家自然科学基金创新研究群体(70821001)

作者简介:毕功兵(1966-),男(汉族),安徽无为,中国科学技术大学管理学院副教授,博士,研究方向:管理科学。

罚金或者退订等惩罚,还可能有商业信誉的损失。因此有必要对最佳参考点的组合进行相应的时间约束,如果被评 DMU 的最佳参考点的生产时间超过了最后交货期,则意味着有必要对最佳参考点乃至生产前沿面进行调整,以满足最后交货期限的要求。再比如,DMU 所处的“环境”同样可以影响效率。优越的环境往往使得 DMU 容易取得较高的效率值。因此,如果最佳参考点的环境属性值高于被评 DMU,则会一定程度上“压低”被评单元的效率值。综上,有必要对现有的 DEA 模型添加一定的环境属性约束以增强模型的现实意义,从而为决策者提供更精确的参考信息。

环境属性是一个广泛的概念,可以包括经济环境、政治环境、地理环境以及生态环境属性等等。已有的文献中,Färe 等(1995)^[19]通过在技术中纳入属性变量从而改进了生产力评价模型,Ruggiero (1996)^[20]通过添加环境变量对传统的 DEA 模型进行了修正,并发现传统的 DEA 模型往往高估了技术无效性。但是这些文献均未涉及在网络 DEA 中研究环境属性约束的问题。值得注意的是由于环境属性概念的广泛性,导致在构建平行结构下的环境属性约束时往往需要考虑不同属性的特点。比如,如果考虑将生产时间作为环境属性,那么在并行结构中该属性就不像其他投入产出一样符合总体为各部分之和的关系,而是满足“木桶效应”即整体的属性值由耗时最长的 SDMU 所决定。这提示人们研究将不同类型的环境属性约束嵌入平行结构 DEA 模型乃至更为复杂的网络模型具有重要的理论价值以及现实意义。本文正是通过对平行结构 DEA 模型添加一类环境属性约束,从而在构建被评单元的虚拟最佳参考点时兼顾了评价的“公平性”原则。通过排除环境属性的“干扰”以使模型的效率值更符合实际情况,正是本研究的价值所在。

2 属性约束 DEA 模型

2.1 属性约束的 CCR 模型

假设共有 n 个同质决策单元(DMUs),其中每个 $DMU_j (j = 1, 2, \dots, n)$ 有 m 个初始投入 $X_{ij} (i = 1, 2, \dots, m)$, s 个最终产出 $Y_{rj} (r = 1, 2, \dots, s)$,此外,每个 DMU 的环境属性值为 E_j ,其中要求 $X_{ij} > 0, Y_{rj} > 0$ 且 $E_j > 0$ 。则经由 Charnes-Cooper 变换和对偶变换后,CCR 模型如下^[1]:

$$\min \theta_0 - \epsilon (\sum_r s_r^+ + \sum_i s_i^-)$$

$$\begin{aligned} s. t. \quad & \sum_j \lambda_j X_{ij} + s_i^- = \theta_0 X_{i0} \quad i = 1, \dots, m \\ & \sum_j \lambda_j Y_{rj} - s_r^+ = Y_{r0} \quad r = 1, \dots, s \\ & \lambda_j, s_r^+, s_i^- \geq 0 \quad \forall i, j, r \end{aligned} \quad (1)$$

在模型 1 中,第一、二行约束分别为输入约束和输出约束。 s_r^+ 和 s_i^- 为松弛变量。 ϵ 表示非阿基米德无穷小量。 θ_0 表示当前评价的 DMU_0 的效率值, λ_j 表示 DMU_j 的乘数。

在将环境约束纳入 DEA 模型之前,需要满足以下假设:

(1)最佳参考点的环境属性值不得优于被评 DMU 的属性值 E_0 ;

(2)DMU 的环境属性值可以与投入值或产出值等比例增大或减小,且总的环境属性值 E 允许线性相加减;

(3)对于所有 $E_1 \leq E_2$, 满足 $T(E_1) \subseteq T(E_2)$ 。其中 $T(E)$ 代表生产可能集^[20];

在满足上述假设的基础上,Ruggiero(1996)^[20]提出的添加属性约束后的 CCR 模型如下:

$$\begin{aligned} \min \quad & \theta_0 - \epsilon (\sum_r s_r^+ + \sum_i s_i^-) \\ s. t. \quad & \sum_j \lambda_j X_{ij} + s_i^- = \theta_0 X_{i0} \quad i = 1, \dots, m \\ & \sum_j \lambda_j Y_{rj} - s_r^+ = Y_{r0} \quad r = 1, \dots, s \\ & \sum_j \lambda_j E_j + s_E^- = E_0 \\ & \lambda_j, s_r^+, s_i^-, s_E^- \geq 0 \quad \forall i, j, r \end{aligned} \quad (2)$$

在模型 2 中,第一、二行约束分别为输入约束和输出约束,第三行为环境属性约束。 s_r^+ 和 s_i^-, s_E^- 为松弛变量。 ϵ 表示非阿基米德无穷小量。 θ_0 表示当前评价的 DMU_0 的效率值, λ_j 表示 DMU_j 的乘数。模型 2 的目标函数中并未加入 s_E^- 这一松弛变量,因为使用环境约束的松弛变量来调整效率值并不合理,环境约束的目标仅仅为了调整 λ_j ,从而构建出新的最佳参考点来重新评价 DMU 的效率。同理在下文的模型 4 中,环境约束的松弛变量也不出现在目标函数中。需要强调的是,模型中选取的环境属性为“正环境属性”,即属性值越高,DMU 越容易达到较高的效率值。

为了直观地比较模型 2 与 CCR 模型的区别,我们以一个小算例来展示考虑环境属性后对 DMU 效率的影响。假设 DMU 是一个双投入单产出的简单系统,各个 DMU 的投入产出值以及通过模型 1 和模型 2 计算所得的效率值如表一所示。通过比较表一中的属性约束效率值和 CCR 效率值发现,添加属

性约束条件后,DMU 的效率值有较大的改变。其中,DMU4 的效率值变动最为明显,这是因为其参考点的环境属性值明显高于自身的环境属性值。如果由 CCR 模型构建的标杆单元的环境属性值高于

被评单元,那么使用模型 2 求得的效率值就会高于 CCR 效率值,不然则属性约束效率值与 CCR 效率值相同。显然,与属性约束模型相比,CCR 模型低估了 DMU 的效率。

表 1 算例演示

DMU _j	1	2	3	4	5	6	7
投入 1	19	1	7	7	10	5	8
投入 2	10	1	6	15	17	4	3
产出	120	8	24	40	120	20	24
环境属性值	8	0.65	1.5	2	12	2	4
CCR 效率值	1	0.9292	0.4330	0.4762	1	0.5235	0.6667
参考点的属性值	8	0.6833	1.9417	4	12	1.5775	1.6
属性约束效率值	1	0.9960	0.6250	1	1	0.5235	0.6667

2.2 属性约束的平行结构模型

进一步,我们将上文构建的属性约束模型拓展到网络 DEA 中。Kao(2009)^[15]提出了一种平行结构网络模型,这一模型允许同一 DMU 中的各个 SDMU 赋予不同的权重值(CCR 模型是该模型的一个特例,即同一 DMU 中的所有 SDMU 的权重均相同),从而能够构建一个虚拟的 DMU,其中的 SDMU 可以分别来自不同的 DMU 中。假设一个 DMU 中有三个 SDMU,平行结构 DEA 模型构建的最佳 DMU 如图 1 所示。

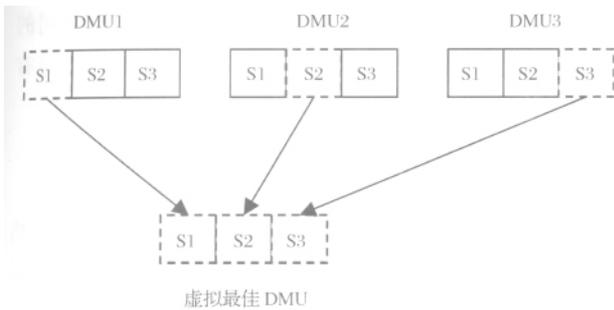


图 1 平行结构 DEA 模型示意图

然而,正如图 1 所示,三个虚拟的 SDMU 在组合时没有任何约束条件,而没有任何约束的组合其有效性容易遭到质疑。对平行结构模型添加属性约束,其实质便是为虚拟参考单元的各个组成 SDMU 添加必要的约束,避免组合出环境变量优于被评单元的标杆单元,否则会低估被评单元的效率值。另外需要强调的是,平行结构模型要求所有 SDMU 都必须是同质的,且正因为各个 SDMU 的同质性,所以模型只要求虚拟的参考单元整体为最优,而不要求各个 SDMU 均为最优。所以,平行结构模型效果上等同于利用所有的 SDMU 组合出一个最优的

SDMU,并以此为最佳参考单元来评价各个 DMU 的效率值。

假设共有 n 个同质决策单元(DMUs),其中每个 $DMU_j (j = 1, 2, \dots, n)$ 有 m 个初始投入 $X_{ij} (i = 1, 2, \dots, m)$, s 个最终产出 $Y_{rj} (r = 1, 2, \dots, s)$, 每个 DMU_j 中有 q_j 个 SDMUs,对应的投入和产出分别为 X_{ij}^p 和 $Y_{rj}^p (p = 1, 2, \dots, q)$,此外每个 SDMU 的环境属性值为 E_j^p ,其中要求 $X_{ij}^p, Y_{rj}^p, E_j^p > 0$ 。平行结构模型的线性规划形式如下:

$$\begin{aligned} \min \theta_0 - \epsilon & (\sum_{r=1}^s s_r^+ + \sum_{i=1}^m s_i^-) \\ \text{s. t. } & \sum_{j=1}^n \sum_{p=1}^{q_j} \lambda_j^p Y_{rj}^p - s_r^+ = Y_{r0} \quad r = 1, \dots, s \\ & \sum_{j=1}^n \sum_{p=1}^{q_j} \lambda_j^p X_{ij}^p + s_i^- = \theta_0 X_{i0} \quad i = 1, \dots, m \\ & \lambda_j^p \geq 0 \quad p = 1, \dots, q, j = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (3)$$

在模型 3 中,第一、二行约束分别为输出约束和输入约束。 s_r^+ 和 s_i^- 为松弛变量。 ϵ 表示非阿基米德无穷小量。 θ_0 表示当前评价的 DMU_0 的效率值, λ_j^p 表示 $SDMU_j^p$ 的乘数。对于模型 3,当一个 DMU 中所有 SDMU 的系数 λ_j^p 均相同时,模型便转化为一个 CCR 模型^[15]。(严格来讲,模型 3 与 Kao 所提出的平行结构模型在目标函数形式上有所不同,但本质并无区别。为了便于理解,这里选用模型 3 的形式。)

在平行结构模型的基础上,通过添加环境属性约束从而为各个 SDMU 组合为虚拟参考单元时设置了合理的约束。添加属性约束条件同样需要满足前文的三项假设。通过添加环境属性约束条件,所得到的新的属性约束模型的线性规划形式如下:

$$\min \theta_0 - \epsilon \sum_{r=1}^s s_r^+ + \sum_{i=1}^m s_i^-$$

$$\begin{aligned}
s. t. \quad & \sum_{j=1}^n \sum_{p=1}^q \lambda_j^p Y_{rj}^p - s_r^+ = Y_{r0} \\
& r = 1, \dots, s \\
& \sum_{j=1}^n \sum_{p=1}^q \lambda_j^p X_{ij}^p + s_i^- = \theta_0 X_{i0} \\
& i = 1, \dots, m \\
& \sum_{j=1}^n \sum_{p=1}^q \lambda_j^p E_j^p + s_E^- = \sum_{p=1}^q E_0^p \\
& \lambda_j^p \geq 0 \quad p = 1, \dots, q, j = 1, \dots, n
\end{aligned} \tag{4}$$

在模型 4 中,第一、二行约束分别为输出约束和输入约束,第三行为环境属性约束。 s_r^+ 和 s_i^- , s_E^- 为松弛变量。 ϵ 表示非阿基米德无穷小量。 θ_0 表示当前评价的 DMU_0 的效率值, λ_j^p 表示 $SDMU_j^p$ 的乘数。至于为何松弛变量 s_E^- 未出现在目标函数中,则参照前文对模型 2 的说明。值得注意的是,当 $SDMU$ 的系数 λ_j^p 对不同的 p 值均相同且所有 DMU 的环境属性值均相同时,模型 4 便转化为一个 BCC 模型^[21]。

设 CCR 模型的效率值为 θ_{CCR} , BCC 模型的效率值为 θ_{BCC} , 平行结构模型的效率值为 θ_p , 属性约束模型的效率值为 θ_{AP} 。则模型 4 具有如下性质:

性质 1 存在如下效率关系: $\theta_{CCR} \geq \theta_p$, $\theta_{AP} \geq \theta_p$ 。

证明:与 CCR 模型相比,平行结构模型放松了对各个 $SDMU$ 系数的限制。对于同一个被评单元,平行结构模型组合出的最佳参考单元较之 CCR 模型可能更为有效,所以被评单元的平行结构效率值不高于 CCR 效率值,即 $\theta_{CCR} \geq \theta_p$, 这意味着应用平行结构模型对各个 DMU 的最终产出有更大提升潜力。与平行结构模型相比,属性约束模型多了环境属性约束条件,这意味着如果某些次优的决策单元环境属性值也较低,在属性约束模型中就可能成为前沿面上的点。所以,新的前沿面可能会提升某些被评 DMU 的效率值,即 $\theta_{AP} \geq \theta_p$ 。证毕。

模型 2 和模型 4 假设环境属性为“正环境属性”,即 DMU 的环境属性值越高,越易达到较高的效率值。平行结构在评价 DMU 效率的时候忽略了这一情况,这对于属性值低的 DMU 是不公平的,因为有可能 DMU_0 的最佳参考单元其属性值大于自身的 E_0 。属性约束模型通过添加属性约束条件,提升了属性值较低的 DMU 的效率值,从而使得效率值更具现实意义。

性质 2 一般情况下, θ_{CCR} 和 θ_{AP} 不可比较,而在规模有效且所有 DMU 的环境属性值均相同时, $\theta_{CCR} \geq \theta_{AP}$ 。

证明:若假设一个 DMU 中的所有 λ_j^p 均相同且

所有 DMU 中各个 $SDMU$ 的环境属性值之和均相同,则模型 4 转化为一个 BCC 模型,由 $\theta_{BCC} \geq \theta_{CCR}$ 可知此时 $\theta_{CCR} \leq \theta_{AP}$; 又知当规模有效时, $\theta_{BCC} = \theta_{CCR}$, 由于 BCC 模型是平行结构属性模型的特例,即同一个 DMU 中的所有 λ_j^p 均相同且所有 DMU 的环境属性值均相同,所以 $\theta_{BCC} \geq \theta_{AP}$, 可知此时 $\theta_{CCR} \geq \theta_{AP}$, 综上,一般情况下 θ_{CCR} 和 θ_{AP} 不存在特定关系,当规模有效且所有 DMU 的环境属性值均相同时, $\theta_{CCR} \geq \theta_{AP}$ 。证毕。

值得注意的是,与平行结构模型类似,属性约束模型的最佳参考单元也是一个“虚拟决策单元”,即这一参考单元不一定在现实中存在,因此应用属性约束模型所得的结果中可能不存在效率值为 1 的 DMU 。同时,属性约束条件的添加使得模型结果较之平行结构模型有较大改变,因此应用两模型所得效率值可能存在逆序现象,即各个 DMU 的效率排序可能会发生改变。

3 算例演示

通过以 2008 年的环境状况统计数据为基础,分析各省废气和废水治理设施的使用效率,另外将各省内分成省会城市和其他城市,再进一步分析考虑内部结构时各个 DMU 的效率值。通过对应用属性约束模型与平行结构模型所得的两组效率值之间的比较,验证了所提出的属性约束模型的合理性与有效性。

3.1 投入产出指标选取

(1) 投入指标

环境污染治理投资包括三项:①城市的环境基础设施建设投资;②工业污染源治理投资;③建设项目“三同时”环保投资。其中的第一项又包括:燃气、集中供热、排水、园林绿化和市容环境卫生。第二项的投资用于:治理废气、治理废水、治理固体废物、治理噪声和治理其他。2008 年工业污染源治理投资为 542.6 亿,用来治理废水,废气和固体废物,以及治理噪声和治理其他。治理废水和废气的投资为 460.3 亿,其中治理废水 194.6 亿,治理废水 265.7 亿。为了衡量国家 2008 年废水和废气处理投入情况,当年完成的投资数据是不适宜的,因为这些数据反映的是当年完成的形成固定资产(治理设施)的投资。而这部分投入只能反应出当年新增加的处理废水废气的能力,而不能反映实际的处理投入情况。鉴于此,选择当年处理废气和废水的设施数为投入指标,能够更直接的反应出当年投入规模。

(2) 产出指标

产出指标主要有两大类,一类是治理工业废水指标,一类是治理工业废气指标。以下分别对这两类指标给予说明。

工业废水治理设施的产出指标便是废水中的污染物去除量,这最直接反映出废水废气处理设施的产出水平,但是无从获得这方面的数据。本文选择工业废水排放达标量作为代理产出指标,它指报告期内废水中各项污染物指标都达到国家或地方排放标准的外排工业废水量,包括未经处理外排达标的,经废水处理设施处理后达标排放的,以及经污水处理厂处理后达标排放的。

废气治理设施选取的产出主要有:①工业 SO₂ 去除量(万吨),这里的 SO₂ 包括企业燃料燃烧和生产工艺过程中排入大气的 SO₂ 的量;②工业粉尘去除量(万吨);③工业烟尘去除量(万吨)。

以各省为一个 DMU,其处理废水和废气的过程如图二所示。之所以将每个 DMU 分为“省会城市”和“非省会城市”两个 SDMUs,是因为对于每个省份而言,省会城市往往集中了全省最优质的资源和设备,享受最佳的政策条件,这在客观上导致了省会城市和非省会城市往往在效率上存在较大差距,因此采用图 2 的平行结构能够更精确地评价 DMU 的效率。

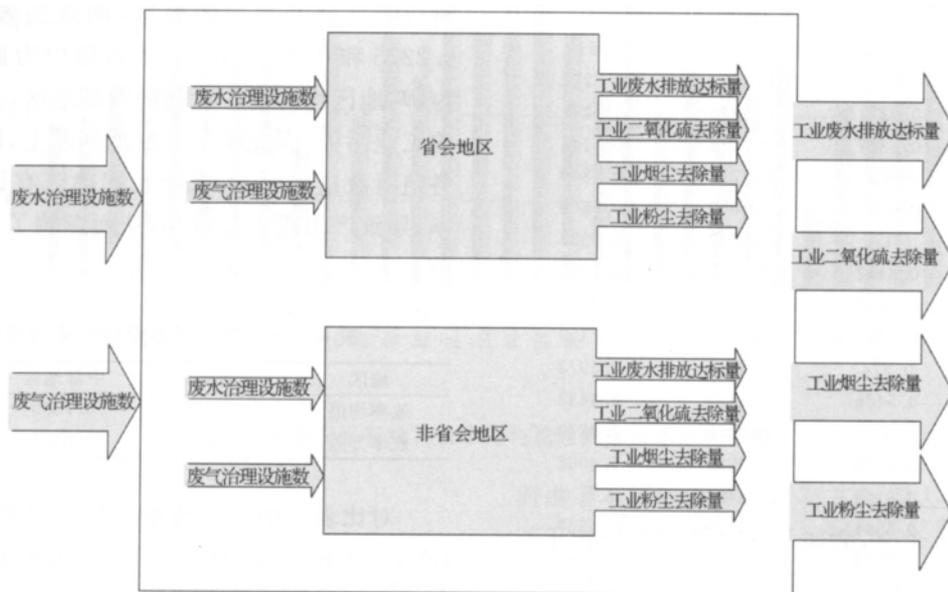


图 2 废水废气治理投入产出示意图

3.2 实证数据

文中将各省的污染治理(废水废气)过程看作是各省的污染治理设施被分配到省会和非省会城市,然后各个地区的污染治理产出数据汇总成各省的数据。需要指出的是,四个直辖市(北京、天津、上海、重庆)的各个 DMU 中仅有一个 SDMUs,因为没有

“非省会地区”。另外,文中选用国内生产总值(Gross Domestic Product, GDP)来作为各个 SDMUs 的环境属性值。表 2 给出 2008 年各地区相关废水废气治理的投入产出量及相对应的 GDP 的描述性统计:

表 2 中国各省份废水废气治理投入产出描述性统计

指标	省份均值	省份标准差	省会城市均值	省会城市标准差	非省会城市均值	非省会城市标准差
废水治理设施数(套)	2539.5161	2368.8471	483.0323	494.5987	2361.1481	2186.4099
废气治理设施数(套)	5618.1935	3920.8065	1155.7097	949.7450	5123.5926	3626.7613
工业废水排放达标量(万吨)	72064.0323	67491.2776	14265.4839	17042.9994	66361.2963	60988.5189
工业二氧化硫去除量(万吨)	73.7484	59.3785	12.6187	16.8859	70.1896	55.7116
工业烟尘去除量(万吨)	985.2581	758.1774	170.9547	134.9508	934.9425	683.9568
工业粉尘去除量(万吨)	273.2711	210.9019	38.3288	35.4481	269.7463	206.1550
GDP(亿元)	10555.4774	8855.1660	3192.3087	3024.7932	8454.0085	7995.2641

注:详细数据见《中国统计年鉴 2009》或向作者索取;由于四个直辖市的非省会城市数据均为 0,所以不计入非省会城市均值与方差的计算

3.3 计算结果

应用模型 1,3 和 4,本文分别计算出了各个省份污染治理的 CCR 模型效率值,平行结构模型效率值以及属性约束模型效率值。如表 3 所示:

表 3 各省份分类效率值计算结果

地区	CCR 模型效率	平行结构模型效率	属性约束模型效率
北京	0.4899	0.3732	0.3732
天津	0.4681	0.3936	0.3936
河北	0.5428	0.4686	0.4686
山西	0.4765	0.4629	0.4682
内蒙古	1	1	1
辽宁	0.8871	0.7431	0.8224
吉林	1	0.929	1
黑龙江	0.7037	0.515	0.515
上海	0.5177	0.3232	0.3232
江苏	0.9221	0.5835	0.6215
浙江	0.5337	0.3905	0.4141
安徽	0.893	0.7711	0.7840
福建	0.6756	0.4872	0.5669
江西	1	0.9513	0.9537
山东	0.8142	0.6253	0.6253
河南	0.9132	0.7209	0.7278
湖北	0.8199	0.6834	0.7159
湖南	0.774	0.5863	0.5973
广东	0.5486	0.4432	0.4432
广西	1	0.7258	0.9279
海南	0.6608	0.4065	0.4065
重庆	0.9163	0.6493	0.7102
四川	0.6591	0.4189	0.4567
贵州	0.8492	0.8126	0.8463
云南	0.65	0.5962	0.5962
西藏	0.3051	0.2215	0.2215
陕西	0.5214	0.4275	0.4275
甘肃	1	0.9306	0.9330
青海	0.9673	0.6990	0.9956
宁夏	1	0.7475	0.8876
新疆	0.3747	0.2773	0.2775

根据各省份所处的地理位置,习惯上将全国划分为东部、中部、西部三大经济区域,其中东部地区包括北京、天津、河北、辽宁、上海、江苏、浙江、福建、山东、广东和海南 11 个省(市),中部地区包括山西、内蒙古、吉林、黑龙江、安徽、江西、河南、湖北、湖南、广西 10 个省(区),西部地区包括重庆、四川、贵州、云南、陕西、甘肃、青海、宁夏、新疆、西藏 10 个省(区、市)。表 4 列出了三大地区属性约束效率的平均值及方差。由表 4 可知东部地区的效率均值最低,为 0.4962。其次为西部地区,为 0.6352。效率均值最高的为中部地区,达到了 0.7690。而效率方差则是西部地区 > 中部地区 > 东部地区。这反映了

西部各省份的属性约束效率值差别最大,而东部地区的属性约束效率值则比较接近。我们注意到,四大直辖市的属性约束效率值分别为:上海 0.3232、北京 0.3732、天津 0.3936、重庆 0.6493,效率值均较低且排序与四个直辖市的经济发达程度正好相反。笔者认为,导致这一结果的原因可能是四个直辖市在污染治理方面的投入较大,新建了较多的处理设施,所以造成了这些设备一定程度上的“产能过剩”。四个直辖市除重庆外,人口密度均超过了 1000 人/平方公里,如此之高的人口密度,必然对环境质量提出较高的要求,所以在污染治理上,必然会布置充足的设备从而保证环境治理的质量。与之相对应的是新疆和西藏地区,两地的效率值分别为 0.2275 和 0.2215,在 31 个省份中为最低。笔者认为,两地区均为地广人稀的西部地区,并未遭受太多的工业污染,因此在污染治理问题上,即使两地的设备绝对数量很少,也未能发挥出已有设备的规模效率,导致产出投入比过小,从而影响了 DMU 的效率值。

表 4 三大经济区域属性约束效率值对比

地区	东部地区	中部地区	西部地区
效率均值	0.4962	0.7690	0.6352
效率方差	0.0198	0.0355	0.0708

对比表三中三组效率值数据可知,对于同一个 DMU,CCR 模型的效率值和属性约束模型的效率值均大于或等于平行结构模型的效率值。而除了青海省的属性约束效率高于 CCR 效率,内蒙古自治区的属性约束效率等于 CCR 效率,其余省份的 CCR 效率均高于属性约束效率。从而验证了性质 1 和性质 2 的正确性。

为了进一步直观地表现平行结构模型在添加属性约束前后导致各个 DMU 效率值的变化,笔者将各省份的平行结构效率与属性约束效率以柱状图的形式表现出来,如图 3 所示。

图 3 说明应用属性约束模型所得的结果与平行结构模型存在逆序现象。例如,通过平行结构模型计算出的效率值青海 < 宁夏,而应用属性约束模型得到的效率值青海 > 宁夏。观察图三发现,全国 31 个被评省份中,19 个省份的平行结构效率值与属性约束效率值不相同,其中广西、青海、宁夏三个地区的效率值前后变化最大,分别增加了 0.2121、0.2966 和 0.1401。而其余 DMU 的效率值增加均未超过 0.1。值得注意的是,三个地区均处于西部

地区,属于经济欠发达地区。正由于环境属性约束条件导致其参考点发生变化,从而影响了 DMU 的效率值。以青海省为例,在平行结构模型中,被评为 DMU 的最佳参考单元由内蒙古、吉林、江西中的三个 SDMU 组成,其中吉林省会城市这一 SDMU 系

数最大,为 0.6610;而在属性约束模型中,被评为 DMU 的最佳参考单元由山西、辽宁、江西和青海中的四个 SDMU 组成,其中青海非省会城市这一 SDMU 系数最大为 0.2665。

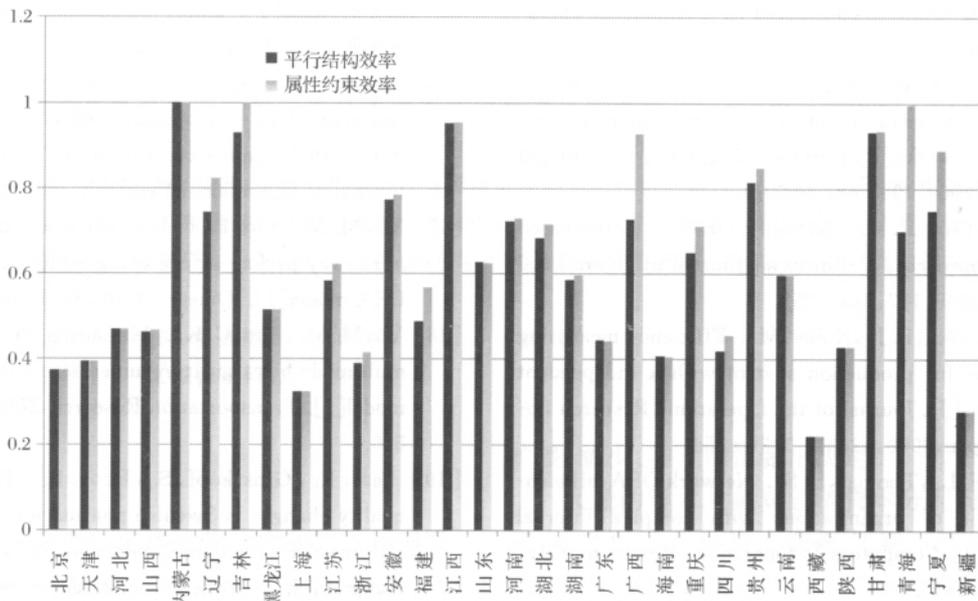


图 3 各省份平行结构效率值与属性约束效率值柱状图

4 结语

基于黑箱假设的传统 DEA 模型以及开启“黑箱”的网络 DEA 模型,均以加权输出与加权输入之比作为评价 DMU 效率的指标。显然,模型忽略了 DMU 的环节属性对于 DMU 效率评价有可能造成的影响,由此得到的效率排序其现实意义便会遭到一定程度的减弱。

本文将环境属性约束条件分别加入了 CCR 模型和平行结构模型中,从而对原先的模型进行了改进。改进后的模型可以综合考虑 DMU 的输入输出值与环境属性来评价 DMU 的效率。与 Kao 的平行结构模型类似,添加属性约束后的平行结构模型,同样存在 DMU 的效率值排序会存在逆序现象及可能不存在效率值为 1 的 DMU 等现象。而通过属性约束模型所得的 DMU 的效率值不低于平行结构模型所得的效率值。

未来的研究可以进一步探究更多 DMU 的属性约束与 DEA 模型相结合的情形,比如生产时间,物价等等,以便更综合全面地评价一个 DMU 的效率。

而由于不同的属性往往有其特别之处(比如并行情况下时间属性不具有可加性,一个 DMU 的生产时间取决于其 SDMU 中耗时最长者),因此,不同的属性约束往往有其特别之处,约束公式的表达也值得进一步地研究。特别地,可以将属性约束添加于更一般化的网络 DEA 模型,从而对现有的网络 DEA 模型进行改进,得到新的更具现实意义的效率值。难点在于,对于一个复杂网络而言,属性约束的表达形式有可能极为复杂。此外,进一步考虑允许资源分配情形下的属性约束网络 DEA 模型该如何构建也是一个可行的研究方向。

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: 429-444.

[2] Färe, R., Whittaker, G.. An inter-mediate input model of dairy production using complex survey data[J]. Journal of Agricultural Economics, 1995, 46(2): 201-213.

[3] Färe, R., Grosskopf, S.. Productivity and intermediate products: A frontier approach[J]. Economics Letters, 1996, 50(1): 65-70.

- [4] Färe, R., Grosskopf, S.. Network DEA [J]. *Socio-Economic Planning Sciences*, 2000, 34: 35–49.
- [5] Kao, C.. Efficiency decomposition in network data envelopment analysis: A relational model [J]. *European Journal of Operational Research*, 2009, 192: 949–962.
- [6] Castelli, L., Pesenti, R., Ukovich, W.. A classification of DEA models when the internal structure of the Decision Making Units is considered [J]. *Annals of Operational Research*, 173(1): 207–235.
- [7] Chen, C. M.. A network-DEA model with new efficiency measures to incorporate the dynamic effect in production networks [J]. *European Journal of Operational Research*, 2009, 194: 687–699.
- [8] Tone, K., Tsutsui, M.. Network DEA: A slacks-based measure approach [J]. *European Journal of Operational Research*, 2009, 197: 243–252.
- [9] Yang, Y. S., Ma, B. J., Koike, M.. Efficiency measuring DEA model for production system with k independent sub systems [J]. *Journal of the Operations Research Society of Japan*, 2000, 43(3): 343–354.
- [10] Herbert, F. L., Thomas, R. S.. Network DEA: efficiency analysis of organizations with complex internal structure [J]. *Computers & Operations Research*, 2004, 31: 1365–1410.
- [11] Castelli, L., Pesenti, R., Ukovich, W.. DEA-like models for the efficiency evaluation of hierarchically structured units [J]. *European Journal of Operational Research*, 2004, 154: 465–476.
- [12] 毕功兵, 梁梁, 杨锋. 两阶段生产系统的 DEA 效率评价模型 [J]. *中国管理科学*, 2007, 15(2): 92–96.
- [13] 毕功兵, 梁梁, 杨锋. 资源约束型两阶段生产系统的 DEA 效率评价模型 [J]. *中国管理科学*, 2009, 17(2): 71–75.
- [14] 杨锋, 梁梁, 凌六一, 查勇. 并联结构决策单元的 DEA 效率评价研究 [J]. *中国管理科学*, 2009, 17(6): 157–162.
- [15] Kao, C.. Efficiency measurement for parallel production systems [J]. *European Journal of Operational Research*, 2009, 196: 1107–1111.
- [16] Kao, C., Hwang, S. N.. Efficiency decomposition in two-stage data envelopment analysis: An application to non-life insurance companies in Taiwan [J]. *European Journal of Operational Research*, 2008, 185: 418–429.
- [17] Yu, M. M., Lin, E. T. J.. Efficiency and effectiveness in railway performance using a multi-activity network DEA model [J]. *Omega*, 2008, 36: 1005–1017.
- [18] Yu, M. M., Fan, C. K.. Measuring the performance of multimode bus transit: A mixed structure network DEA model [J]. *Transportation Research*, 2009, 45(E): 501–515.
- [19] Färe, R., Grosskopf, S., Roos, P.. Productivity and quality changes in Swedish pharmacies [J]. *International Journal Production Economics*, 1995, 39: 137–147.
- [20] Ruggiero, J.. On the measurement of technical efficiency in the public sector [J]. *European Journal of Operational Research*, 1996, 90: 553–565.
- [21] Banker, R. D., Charnes, A., Cooper, W. Some models for estimating technical and scale inefficiencies in Data Envelopment Analysis [J]. *Management Science*, 1984, 30(9): 1078–1092.

DEA Model for Parallel Production System with Environmental Constraint

BI Gong-bing, FENG Chen-peng, DING Jing-jing

(Management school of University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China)

Abstract: Since parallel models measure the efficiency of DMU without considering the environmental constraint in the selection of reference unit in DEA literature, the evaluation results subject to efficiency underestimation. In this paper, we improve the parallel model by taking into account the environmental attribute of DMUs, which adds practical significance to the obtained efficiency scores. Finally, the proposed model is applied to the efficiency evaluation of pollution control in China to demonstrate the rationality of the model.

Key words: environmental constraint; data envelopment analysis (DEA); parallel production system; efficiency evaluation