

基于模糊期望值的模糊 DEA 交叉效率评价方法^①

胡庆红, 许 强, 王应明

(福州大学 经济与管理学院, 福州 350108)

摘 要: 基于模糊 DEA 的交叉效率评价方法研究是一个崭新的研究课题, 有着广阔的应用前景. 结合基于模糊期望值的模糊 DEA 模型和交叉效率原理, 提出一种新的交叉效率的评价方法. 该方法首先求出基于模糊期望值的最优效率值权重, 然后由这组模糊最优权重求解他评效率并构造交叉效率矩阵, 最后根据求出的模糊期望交叉效率值对各 DMU 进行排序.

关键词: 模糊期望值; 模糊 DEA; 交叉效率; 评价方法; 最优效率

Cross-Efficiency Evaluation Method of Fuzzy DEA Based on Fuzzy Expected Value

HU Qing-Hong, XU Qiang, WANG Ying-Ming

(School of Economics & Business Administration, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

Abstract: Studying on the cross-efficiency evaluation method based on fuzzy DEA is a new research subject, which has a wide application prospect. This paper proposes a method evaluation of fuzzy DEA cross-efficiency, which is on the basis of the fuzzy DEA based on the fuzzy expected value and cross-efficiency. We first calculates the optimal value weights that meets the maximize fuzzy expected efficiency. And then we obtain the peer-efficiencies through the optimal value weights and construct the cross-efficiency matrix. Lastly, we can rank all the DMUS according to the fuzzy expected cross-efficiency.

Key words: fuzzy DEA; cross-efficiency; fuzzy expected value; evaluation method; optimum efficiency

1 引言

由 Charnes 等人(1978)^[1]年首先提出的数据包络分析方法(Data Envelopment Analysis, DEA), 适用于评价多输入、多产出的同类型决策单元(Decision Making Unit, DMU)的相对效率. 该方法规定各指标数据必须是确定值, 但是现实中一些主观性较强的指标, 难以用数量方法精确表达; 有些评价对象是对未来的模拟与预测, 其指标具有不确定性和模糊性; 也有一些客观的测量方法也可能导致指标数据有区间性和模糊性. 这时传统的确定值 DEA 方法和 DEA 的交叉效率评价方法均无法使用, 如果简单地用模糊数的“平均值”或“近似值”来使用 DEA 方法, 就会失去很多信息, 造成计算所得结果误差较大.

Sengupta(1992a,b)^[2,3]等首先提出了模糊 DEA 模

型, 根据模糊 DEA 模型有效性定义的不同方式, 有置信度方法, α 截集的方法, 模糊排序方法, 可能性方法和其他方法等. Saati et al(2002)^[4]利用 α 截集的方法将含非对称三角模糊数的模糊 CCR 模型转化成一带参数 α 的线性规划问题, 以此求得的效率来进行 DMU 的排序. Guo 和 Tanaka(2001)^[5]提出了基于模糊数比较规则的模糊 DEA 方法. Liu(2008)^[6]发展了一种基于保证域的 DMU 相对有效性评价的模糊 DEA 方法, 并引入了 α 截集计算 DMU 的模糊有效性上下界. Jiang 和 Yang(2007)^[7]介绍了一种具有随机约束置信度规则的模糊 DEA 模型, 并附有如何将其转换为确定值规划的方法. Wang et al(2009)^[8]使用模糊算法构造了两个求解模糊输入输出的模糊 DEA 的 CCR 模型, 将每个 CCR 模型转换成三个传统线性规划模型来计算 DMU 的模

① 基金项目: 高等学校博士学科点专项科研基金(20123514110012)

收稿时间: 2014-02-19; 收到修改稿时间: 2014-03-07

糊效率,并提出了在模糊效率值的基础上对 DMU 进行排序的方法.

2 基于模糊期望值的模糊DEA模型介绍

基于模糊期望值的模糊 DEA 方法是王应明教授等(2011)^[9]提出的一种新的求解模糊 DEA 的方法.该方法的核心思想首先是对 DMU 中的输入输出变量分别赋权,求出总的模糊加权输入和总的模糊加权输出.然后用总的加权模糊输入和总的加权模糊输出来求解模糊期望效率值.事实上,该方法在设置目标函数时既可以求解对风险持乐观态度下的模糊期望效率值,也可以求解对风险持悲观态度下的模糊期望效率值.本文将结合 Sexton(1986)^[10]提出的交叉效率评价方法和基于模糊期望值的模糊 DEA 模型来求解模糊背景下的乐观 DMU 的交叉效率.

设有梯形模糊数 $\tilde{A}=(a_L, a_M, a_N, a_U)$ 和 $\tilde{B}=(b_L, b_M, b_N, b_U)$, 它们的模糊加法法则和模糊乘法法则分别是

$$\tilde{A} + \tilde{B} = (a_L + b_L, a_M + b_M, a_N + b_N, a_U + b_U) \text{ 和}$$

$$\tilde{A} \times \tilde{B} \approx (a_L b_L, a_M b_M, a_N b_N, a_U b_U)$$

三角模糊数实则为梯形模糊数的特例,在梯形模糊数 $\tilde{A}=(a_L, a_M, a_N, a_U)$ 和 $\tilde{B}=(b_L, b_M, b_N, b_U)$ 中,当 $a_M = a_N$ 和 $b_M = b_N$ 时,模糊数 \tilde{A} 和 \tilde{B} 变为三角模糊数,且梯形模糊数的运算法则也完全适用于三角模糊数.

根据 Liu 和 Liu(2002)^[11]中提出的关于模糊变量期望值的计算公式可知,对于一个三角模糊变量和梯形模糊变量 (a, b, c) 和 (a, b, c, d) , 它们各自的期望值

$$\text{分别为 } \frac{(a+2b+c)}{4} \text{ 和 } \frac{(a+b+c+d)}{4}.$$

假设有 n 个需要评价的 DMU, 每个 DMU 具有 m 个输入指标和 s 个输出指标. $x_{ij}(i=1, 2, \dots, m)$ 和 $y_{rj}(r=1, 2, \dots, s)$ 是 $DMU_j(j=1, 2, \dots, n)$ 的输入输出数据.不失一般性,设所有的输入 x_{ij} 和输出 y_{rj} 都是不确定性的梯形模糊数 $\tilde{x}_{ij}=(x_{ij}^L, x_{ij}^M, x_{ij}^N, x_{ij}^U)$ 和 $\tilde{y}_{rj}=(y_{rj}^L, y_{rj}^M, y_{rj}^N, y_{rj}^U)$, 且对 $i=1, 2, \dots, m$ 和 $r=1, 2, \dots, s$ 都满足 $x_{ij}^L > 0$ 和 $y_{rj}^L > 0$. 对于确定性

数据可以看作是当 $x_{ij} = x_{ij}^L = x_{ij}^M = x_{ij}^N = x_{ij}^U$ 和 $y_{rj} = y_{rj}^L = y_{rj}^M = y_{rj}^N = y_{rj}^U$ 时的特殊梯形模糊数据.

对于 DMU_j , 它的总模糊加权输出(FWO)和总模糊加权输入(FWI)分别为:

$$FWO_j = \sum_{r=1}^s \tilde{u}_r \tilde{y}_{rj} = \sum_{r=1}^s (u_r^L, u_r^M, u_r^N, u_r^U) \times (y_{rj}^L, y_{rj}^M, y_{rj}^N, y_{rj}^U) \quad (1)$$

$$FWI_j = \sum_{i=1}^m \tilde{v}_i \tilde{x}_{ij} = \sum_{i=1}^m (v_i^L, v_i^M, v_i^N, v_i^U) \times (x_{ij}^L, x_{ij}^M, x_{ij}^N, x_{ij}^U) \quad (2)$$

其中, $\tilde{u}_r = (u_r^L, u_r^M, u_r^N, u_r^U)$ 和 $\tilde{v}_i = (v_i^L, v_i^M, v_i^N, v_i^U)$ 是模糊输出 \tilde{y}_{rj} 和模糊输入 \tilde{x}_{ij} 相应的模糊权重. 根据两个值为正的模糊数的加法和乘法运算法则, 公式(1)和(2)可分别用下面的式子表达:

$$FWO_j \approx (\sum_{r=1}^s u_r^L y_{rj}^L, \sum_{r=1}^s u_r^M y_{rj}^M, \sum_{r=1}^s u_r^N y_{rj}^N, \sum_{r=1}^s u_r^U y_{rj}^U) \quad (3)$$

$$FWI_j \approx (\sum_{i=1}^m v_i^L x_{ij}^L, \sum_{i=1}^m v_i^M x_{ij}^M, \sum_{i=1}^m v_i^N x_{ij}^N, \sum_{i=1}^m v_i^U x_{ij}^U) \quad (4)$$

我们可以将通过公式(3)和(4)所计算的变量视为两个梯形模糊变量,那么它们各自的期望值可按如下公式计算得到:

$$E(FWO_j) = \frac{1}{4} \sum_{r=1}^s (u_r^L y_{rj}^L + u_r^M y_{rj}^M + u_r^N y_{rj}^N + u_r^U y_{rj}^U) \quad (5)$$

$$E(FWI_j) = \frac{1}{4} \sum_{i=1}^m (v_i^L x_{ij}^L + v_i^M x_{ij}^M + v_i^N x_{ij}^N + v_i^U x_{ij}^U) \quad (6)$$

于是我们可以利用公式(5)和(6)计算得到的总的模糊加权输出期望值和总的模糊加权输入期望值来求模糊环境下 DMU_j 的相对效率:

$$\theta_j = \frac{E(FWO_j)}{E(FWI_j)} = \frac{\sum_{r=1}^s (u_r^L y_{rj}^L + u_r^M y_{rj}^M + u_r^N y_{rj}^N + u_r^U y_{rj}^U)}{\sum_{i=1}^m (v_i^L x_{ij}^L + v_i^M x_{ij}^M + v_i^N x_{ij}^N + v_i^U x_{ij}^U)}, \quad j=1, 2, \dots, n \quad (7)$$

而公式(7)计算所得是一个确定值,使得每个 DMU 的效率值计算及比较都相对简单.

假设一个待评价 DMU, 记作 DMU_0 , 下面构造从乐观角度来求解它的相对效率值模型, 并利用 Charnes—Cooper^[12]变换将其转换成线性规划模型如:

如果 DMU 的输入输出指标数据为三角模糊数, 则模型变为:

$$\begin{aligned}
 \text{Max } \theta_0^{\text{best}} &= \sum_{r=1}^s (u_r^L y_{r0}^L + u_r^M y_{r0}^M + u_r^N y_{r0}^N + u_r^U y_{r0}^U) \\
 \text{s.t. } \sum_{i=1}^m (v_i^L x_{i0}^L + v_i^M x_{i0}^M + v_i^N x_{i0}^N + v_i^U x_{i0}^U) &= 1; \\
 \sum_{r=1}^s (u_r^L y_{rj}^L + u_r^M y_{rj}^M + u_r^N y_{rj}^N + u_r^U y_{rj}^U) & \\
 - \sum_{i=1}^m (v_i^L x_{ij}^L + v_i^M x_{ij}^M + v_i^N x_{ij}^N + v_i^U x_{ij}^U) &\leq 0; \quad (8) \\
 j &= 1, 2, \dots, j_0, \dots, n; \\
 u_r^U &\geq u_r^N \geq u_r^M \geq u_r^L \geq 0, \quad r = 1, 2, \dots, s; \\
 v_i^U &\geq v_i^N \geq v_i^M \geq v_i^L \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m.
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Max } \theta_0^{\text{best}} &= \sum_{r=1}^s (u_r^L y_{r0}^L + 2u_r^M y_{r0}^M + u_r^U y_{r0}^U) \\
 \text{s.t. } \sum_{i=1}^m (v_i^L x_{i0}^L + 2v_i^M x_{i0}^M + v_i^U x_{i0}^U) &= 1; \\
 \sum_{r=1}^s (u_r^L y_{rj}^L + 2u_r^M y_{rj}^M + u_r^U y_{rj}^U) & \\
 - \sum_{i=1}^m (v_i^L x_{ij}^L + 2v_i^M x_{ij}^M + v_i^U x_{ij}^U) &\leq 0; \quad (9) \\
 j &= 1, 2, \dots, j_0, \dots, n; \\
 u_r^U &\geq u_r^M \geq u_r^L \geq 0, \quad r = 1, 2, \dots, s; \\
 v_i^U &\geq v_i^M \geq v_i^L \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m.
 \end{aligned}$$

如果求得的 $\theta_0^{\text{best}} = 1$ ，我们就说 DMU_0 为乐观下的 DEA 有效，否则为非 DEA 有效。

3 基于模糊期望值的模糊DEA交叉效率评价方法

3.1 方法原理

原理一：自评与他评相结合。这是所有交叉效率评价方法的核心思想，通过基于期望值的模糊 DEA 模型可以求出每个 DMU 的期望效率值和每个输入输出的模糊权重。利用这一组模糊权重向量就可以求出 DMU 的他评期望效率，并最终合成期望交叉效率值。

原理二：期望效率最大化原理。虽然在构造基于模糊期望值的模糊 DEA 模型时，其目标函数可以取最大化，即求解乐观情况下的效率值，也可以取最小化，即求解悲观情况下的效率值。然而，在构造基于模糊期望值的模糊 DEA 交叉效率评价方法时只考虑目标函数取最大的情况，这样与决策者追求的利益最大化是相对应的。

原理三：每个输入输出指标的权重仍然视为模糊

数，并且在每个模糊权重内部，存在相应的大小关系。比如在三角模糊数权重内部，上限值的权重大于或等于中间值的权重，同样，中间值的权重也要大于或等于下限值的权重。梯形模糊数权重内部有相似的关系。

3.2 求解步骤

步骤一：利用(8)求出每个 DMU 的模糊期望效率值和模糊输入输出权重，分别记作 θ_j^* 和 $v_{ij}^* = (v_{ij}^{U*}, v_{ij}^{M*}, v_{ij}^{N*}, v_{ij}^{L*})$, $u_{rj}^* = (u_{rj}^{U*}, u_{rj}^{M*}, u_{rj}^{N*}, u_{rj}^{L*})$ 其中 $j = 1, 2, \dots, n$; $r = 1, 2, \dots, s$; $i = 1, 2, \dots, m$ 。这里可以根据求得的 θ_j^* 判断 DMU 是否有效。

步骤二：根据步骤一求得 $v_{ij}^* = (v_{ij}^{U*}, v_{ij}^{M*}, v_{ij}^{N*}, v_{ij}^{L*})$ 和 $u_{rj}^* = (u_{rj}^{U*}, u_{rj}^{M*}, u_{rj}^{N*}, u_{rj}^{L*})$ ，依次求解其他 $(n-1)$ 个 $DMU_k (k = 1, 2, \dots, n, k \neq j)$ 的他评效率值 θ_{jk} ：

$$\theta_{jk} = \frac{\sum_{r=1}^s (u_{rj}^L y_{rk}^L + u_{rj}^M y_{rk}^M + u_{rj}^N y_{rk}^N + u_{rj}^U y_{rk}^U)}{\sum_{i=1}^m (v_{ij}^L x_{ik}^L + v_{ij}^M x_{ik}^M + v_{ij}^N x_{ik}^N + v_{ij}^U x_{ik}^U)} \quad (10)$$

步骤三：重复计算 n 次步骤二，将得到模糊交叉效率矩阵，并根据最终合成的模糊交叉效率值对所有 DMU 进行排序。

以上的求解步骤是假设输入输出的模糊数据是梯形模糊数，如果输入输出数据是三角模糊数，步骤基本一致，此处不再详细阐述。

3.3 算法优点

本文提出的基于模糊期望值的模糊 DEA 交叉效率评价方法较之现有的交叉效率评价方法主要优点有以下两点：

1) 现有的交叉效率评价方法都是基于 DMUS 的输入输出数据为确定值。而在现实中，当使用 DEA 方法或者 DEA 交叉效率评价方法进行效率评价时，我们所获得的数据往往是不确定的，本文中所使用的模糊数据只是其中一种情况。

2) 在众多的模糊 DEA 模型中，求出的 DMUS 的效率值均为模糊数，最优权重也为模糊数。在利用所求出的最优模糊效率值和模糊权重求解交叉效率时过程复杂。而本文使用基于模糊期望值的模糊 DEA 模型求解交叉效率所计算的结果为确定值，计算简单，排序方便。

4 算例分析

4.1 算例 1

算例 1 是 Wang et al(2009)^[8]中使用的八个制造业企业的相对效率评价问题. 有八个同类型但不同特色的制造企业需要进行效率评价, 每个企业有两个输入和两个输出, 其中两个输出指标是总产值(GOV)和产品质量(PQ), 而两个输入指标是生产成本(MC)和企业员工数(NOE). 其中企业员工数为确定值, 总产值和生产成本由于评价时存在未完全利用而只能用模糊数表示, 至于产品质量则是根据用户的模糊语言评价结合隶属度函数再加权平均而得到数值型的指标值. 用户对产品的模糊评价语言包括“非常好、较好、好、一般、差、较差”六个等级, 其隶属度函数定义如下:

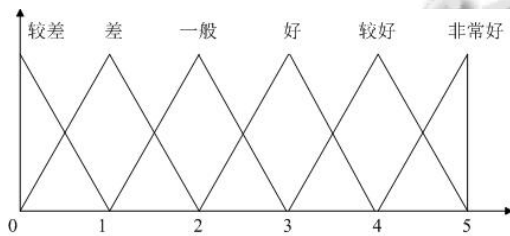


图 1 产品质量评价的模糊集

下面我们使用基于模糊期望值的模糊 DEA 交叉效率评价方法来求解这 8 个企业的模糊交叉效率并进行排序. 其输入输出数据如表 1 所示.

表 1 8 个制造企业的输入输出数据表

Enterprises (DMUs)	Inputs		Outputs	
	MC	NOE	GOV	PQ
A	(2120, 2170, 2210)	1870	(14500, 14790, 14860)	(3.1, 4.1, 4.9)
B	(1420, 1460, 1500)	1340	(12470, 12720, 12790)	(1.2, 2.1, 3.0)
C	(2510, 2570, 2610)	2360	(17900, 18260, 18400)	(3.3, 4.3, 5.0)
D	(2300, 2350, 2400)	2020	(14970, 15270, 15400)	(2.7, 3.7, 4.6)
E	(1480, 1520, 1560)	1550	(13980, 14260, 14330)	(1.0, 1.8, 2.7)
F	(1990, 2030, 2100)	1760	(14030, 14310, 14400)	(1.6, 2.6, 3.6)

G	(2200, 2260, 2300)	1980	(16540, 16870, 17000)	(2.4, 3.4, 4.4)
H	(2400, 2460, 2520)	2250	(17600, 17960, 18100)	(2.6, 3.6, 4.6)

首先根据模型 (9), 使用线性规划求解方法和 EXCEL 软件求出了 8 个制造企业的期望效率值和各自的模糊权重(权重值不再列出):

表 2 8 个制造企业的模糊期望效率值及其排序

Enterprises (DMUs)	期望 CCR 效率值 θ_j^*	Rank
A	1.0000	1
B	1.0000	1
C	0.9606	4
D	0.9091	7
E	1.0000	1
F	0.8852	8
G	0.9593	5
H	0.9149	6

由表 2 可知, 企业 A、B 和 E 的模糊期望效率值都等于 1, 说明它们是模糊 DEA 有效的 DMU. 企业 F 的效率值最低.

然后根据交叉效率原理和公式(10), 求出每个制造企业的 7 个他评效率, 得到交叉效率并排序见表 3:

表 3 8 个制造企业的模糊交叉效率值及其排序

Enterprises (DMUs)	模糊期望交叉效率值	Rank
A	0.9945	2
B	1.0000	1
C	0.9240	5
D	0.8980	7
E	0.9299	4
F	0.8657	8
G	0.9489	3
H	0.8990	6

综合表 2 和表 3 分析, 如果仅用基于模糊期望值的模糊 DEA 模型对 8 个制造企业进行相对效率评价得到企业 A、B 和 E 的效率值均为 1, 也就是说这三个企业的数据构造成了有效前沿面. 但是这三个企业之间孰优孰劣无法区分. 当通过进一步求解交叉效率后, 就可以得到八个企业的一个全排序了. 在表 3 中, 只

有企业 B 的交叉效率值等于 1, 说明企业 B 表现最好. 企业 F 的模糊期望交叉效率值最低, 其排名与表 2 中相同.

4.2 算例 2

基于模糊期望值求解模型 DEA 交叉效率的方法比较简单, 实际上将模糊数转化成对应的期望值, 然后就可以按确定值求解交叉效率的方法与步骤进行求解了. 下面再举一个算例, 这个算例出自 Zhou, Zhou, Liu 和 Ma(2012)在文献[13]中, 这个算例基本信息与前一例子类似, 但有三个输入, 而且输入输出指标中均有梯形模糊数, 输出指标既有三角模糊数, 也有梯形模糊数.

有 10 个待评价的制造企业, 这些生产同类型产品的企业均拥有 3 个输入和 2 个输出. 3 个输入指标分别是制造成本(MC), 房屋面积(FS)和员工数(NOE), 其中 FS 和 NOE 为一种特殊的梯形模糊数, 即确定数, 而 MC 为梯形模糊数. 2 个输出指标分别是总产值(GOV)和产品质量(PQ), 其中有总产值为梯形模糊数, 而产品质量是通过对用户调查, 根据他们的模糊语言评价结合隶属函数转化成三角模糊数. 详细的输入数据见表 4, 输出数据见表 5:

表 4 10 个制造企业的输入数据表

Enterprises (DMUs)	Inputs		
	MC(¥ 10000,0000)	NOE	FS(1000ft ²)
A	(21.00, 21.30, 21.70, 22.10)	1780	17.30
B	(14.10, 14.50, 14.60, 15.00)	1430	16.40
C	(25.00, 25.50, 25.70, 26.10)	2630	11.20
D	(22.00, 22.50, 23.50, 24.00)	2000	10.50
E	(14.80, 15.00, 15.20, 15.60)	1570	9.50
F	(19.60, 20.00, 20.30, 21.00)	1670	4.80
G	(22.00, 22.40, 22.60, 23.20)	1890	6.20
H	(24.00, 24.60, 25.20, 25.50)	2350	11.10
I	(15.80, 16.30, 16.80, 17.60)	1750	9.80
J	(14.90, 15.30, 15.80, 16.00)	1690	8.50

表 5 10 个制造企业的输出数据表

Enterprises (DMUs)	Outputs	
	GOV(¥1000,000)	PQ
A	(147.50, 147.90, 148.00, 148.70)	(3, 4, 5)
B	(125.80, 126.20, 127.20, 128.10)	(1, 2, 3)
C	(179.00, 180.00, 183.60, 184.50)	(3, 4, 5)
D	(149.70, 152.70, 154.00, 155.00)	(3, 4, 5)
E	(138.90, 142.60, 143.30, 145.40)	(1, 2, 3)
F	(140.50, 143.10, 144.60, 145.70)	(2, 3, 4)

G	(164.50, 168.70, 170.80, 175.40)	(2, 3, 4)
H	(176.70, 179.60, 181.20, 185.30)	(3, 4, 5)
I	(139.80, 146.20, 148.30, 150.00)	(1, 2, 3)
J	(140.00, 142.80, 143.50, 144.50)	(2, 3, 4)

然后根据根据上述的原理与步骤计算得到如表 6 所示的模糊期望 CCR 效率值和模糊期望交叉效率值及各自对应的所有企业的排序.

表 6 10 个制造企业的模糊期望效率值和期望交叉效率值及排序

Enterprises (DMUs)	相对效率及排序			
	模糊期望 CCR 效率	Rank	模糊期望 交叉效率	Rank
	A	1.0000	1	0.9868
B	0.9953	6	0.8769	8
C	0.8670	10	0.8228	10
D	0.9296	8	0.8983	6
E	1.0000	1	0.9462	5
F	1.0000	1	0.9646	4
G	1.0000	1	0.9677	3
H	0.9117	9	0.8892	7
I	0.9546	7	0.8756	9
J	1.0000	1	0.9996	1

根据本文提出的基于模糊期望值的 DEA 交叉效率评价方法的原理和求解步骤所计算得到的算例 2 的 10 个制造企业的模糊期望 CCR 效率值和模糊期望交叉效率值及其排序如表 6 所示, 我们可以从中得到以下结论:

1) 如果使用传统的基于模糊期望值的模糊 DEA 模型求解, 所得到的 10 个制造企业中有 A、E、F、G 和 J 的效率值均为 1, 这个结果对于决策者将很难进一步区分这 5 个企业的优劣, 也就不能完全评价这个 10 个企业的效率高低;

2) 当使用基于模糊期望值的模糊 DEA 交叉效率评价方法进一步计算这 10 个企业的交叉效率值时, 所得的结果对于决策者却非常有参考价值. 对比模糊期望 CCR 效率值及其排序结果, 虽然没有一个企业的交叉效率值为 1, 但 J 企业的交叉效率值为 0.9996, 已非常接近 1, 在这 10 个企业中表现最好. 企业 C 的交叉效率值为 0.8228, 排名末尾, 且与依据模糊期望 CCR 效率值排名是一样的. 而对于企业 A、G、F 和 E 四个模糊期望 CCR 效率值均为 1 的企业, 他们的交叉效率值分别为 0.9868、0.9677、0.9646、0.9462, 相对 1 的差距比较小, 他们分别排在第 2 至第 5. 而剩下的企业 B、

D、H 和 I, 仍然排在第 6 至第 9 位: 这说明使用两种方法的计算结果对这 10 个企业的全排序趋势基本是一致的, 只是本文提出的方法排序更彻底、更全面、更有参考价值。

5 小结

本文提出的基于模糊期望值的模糊 DEA 交叉效率评价方法是在基于模糊期望值的模糊 DEA 方法之上发展而来的。这种方法在求解模糊环境下 DMU 的交叉效率方面原理简单, 计算方便。本文开始介绍基于模糊期望值的模糊 DEA 方法交叉效率评价方法时主要是面对梯形模糊数, 而三角模糊数作为梯形模糊数的一种特例, 其求解原理与步骤是基本一致的。对于在现实生活的实际问题中, DMU 的输入输出指标不论是单纯的三角模糊数或是梯形模糊数, 亦是两种模糊数的组合, 该方法都适用, 算例 2 对此作出了很好地说明。该方法在交叉效率矩阵中由自评效率与他评效率合成交叉效率采取的是求取算术平均值, 当然也可以采用其他基于信息熵或者模糊算子的方式。对于使用其他的模糊 DEA 模型构造求解交叉效率的研究将吸引更多的学者加入。

参考文献

- 1 Charnes A, Cooper WW, Rhodes E. Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, 1978, 2: 429-444.
- 2 Sengupta JK. A fuzzy systems approach in data envelopment analysis. *Computers and Mathematics with Applications*, 1992, 24(8-9): 259-256.
- 3 Sengupta JK. Measuring efficiency by a fuzzy statistical approach. *Fuzzy Sets and Systems*, 1992, 46(1): 73-89.
- 4 Saati S, Memariani A, Jahanshahloo GR. Efficiency analysis and ranking of DMUs with fuzzy data. *Fuzzy Optimization and Decision Making*, 2002, 1: 255-267.
- 5 Guo P, Tanaka H. Fuzzy DEA: a perceptual evaluation method. *Fuzzy Sets and Systems*, 2001, 119(1): 149-160.
- 6 Liu ST. A fuzzy DEA/AR approach to the selection of flexible manufacturing system. *Computer and Industrial Engineering*, 2008, 54: 66-76.
- 7 Jiang N, Yang Y. A fuzzy chance-constrained DEA model based on Cr measure. *International Journal of Business and Management*, 2007, 2(2): 17-21.
- 8 Wang YM, Luo Y, Liang L. Fuzzy data envelopment analysis based upon fuzzy arithmetic with an application to performance assessment of manufacturing enterprises. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36: 5205-5211.
- 9 Wang YM, Chin KS. Fuzzy data envelopment analysis: A fuzzy expected value approach. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38: 11678-11685.
- 10 Sexton TR, Silkman RH, Hogan AJ. Data envelopment analysis: Critique and extensions. In R. H. Silkman, ed. *Measuring Efficiency: An Assessment of Data Envelopment Analysis*. San Francisco: Jossey-Bass, 1986, 32: 73-105.
- 11 Liu B, Liu YK. Expected value of fuzzy variable and fuzzy expected value models. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2002, 10(4): 445-450.
- 12 Charnes A, Cooper WW. Programming with linear fractional functional. *Naval Research Logistics Quarterly*, 1962(9): 181-185.
- 13 Zhou ZB, Zhao LT, Liu SY, Ma CQ. A generalized fuzzy DEA/AR performance assessment model. *Mathematical and Computer Modelling*, 2012, 55: 2117-2128.