

基于证据理论-DEA交叉效率的混合型多属性决策方法

龚本刚^{1,2}, 张孝琪¹, 郭丹丹¹

(1. 安徽工程大学 管理工程学院, 安徽 芜湖 241000; 2. 复旦大学 管理学院, 上海 200433)

摘要: 针对含有投入产出指标的混合型多属性决策问题, 提出一种基于证据理论和数据包络分析(DEA)交叉效率的决策方法. 首先运用DEA对决策系统中投入产出指标进行处理, 得到DEA交叉效率矩阵, 并运用证据理论集结其交叉效率得分; 然后将效率得分作为决策系统指标值, 与系统中其他指标进行模糊等级转换, 通过证据理论对指标值融合, 进而得到决策单元的期望效用, 据此对决策单元进行排序; 最后通过实例与其他文献方法进行对比分析, 以表明所提出方法的可行性和有效性.

关键词: 混合多属性决策; 证据理论; 数据包络分析; 交叉效率

中图分类号: C934

文献标志码: A

Method for hybrid multiple attribute decision-making based on Dempster-Shafer theory and cross efficiency of DEA

GONG Ben-gang^{1,2}, ZHANG Xiao-qi¹, GUO Dan-dan¹

(1. School of Management Engineering, Anhui Polytechnic University, Wuhu 241000, China; 2. School of Management, Fudan University, Shanghai 200433, China. Correspondent: GONG Ben-gang, E-mail: bggong@ahpu.edu.cn)

Abstract: For the problem of hybrid multi-attribute decision-making(HMADM) with input and output index, a method based on the Dempster-Shafer theory(DST) and the cross efficiency of data envelopment analysis(DEA) is proposed. Firstly, by using DEA to deal with the input and output index of decision system, the cross efficiency matrix of DEA is obtained, and the cross efficiencies are aggregated by using the DST. Then, taking the efficiency scores as index values of the decision system, which are transformed into fuzzy grades with other indexes in the decision system, and the DST is used to integrate the index values. And then, the expected utility of decision-making units is obtained so as to rank the decision-making units. Finally, the proposed method is compared with others, the result illustrates its feasibility and effectiveness.

Keywords: hybrid multi-attribute decision-making; Dempster-Shafer theory; data envelopment analysis; cross efficiency

0 引言

目前, 多属性决策在决策科学、管理科学和运筹学等学科研究领域十分重要, 具有广泛的实际应用背景^[1]. 然而, 由于现实决策问题的复杂性和不确定性, 决策属性指标不一定仅是一种形式, 而往往是定性和定量指标同时存在; 同时, 在定量属性指标中往往还存在多个投入产出指标. 如何解决这类含有多个投入产出指标的混合型多属性决策问题, 是一个值得关注的研究课题, 有关此类决策问题的研究已引起一些学者的重视^[1-2]. 针对这类含有投入产出指标的混合型多属性决策问题的研究, 关键在于定性指标值量化, 以及量化后的值与定量指标值集成方面. 从现有的相

关研究文献看, 很多学者将模糊综合评价(FCA)和数据包络分析(DEA)两种方法相结合, 提出了不同类型的混合型多属性决策方法. 相关研究成果大致分为两类: 第1类是将模糊属性值直接引入DEA模型, 构建模糊数DEA模型^[3-5]、区间数DEA模型^[6-8]等; 第2类是将属性值进行模糊量化后, 结合DEA模型进行综合评价^[9-10].

上述两类决策方法在一定程度上解决了混合型多属性决策问题, 但这两类方法仍然存在某些不足: 第1类方法模型复杂, 求解困难, 不利于大量决策单元的计算与评价; 第2类方法较为简便, 但在DEA交叉评价效率集结过程中, 交叉效率值的集结未能考虑

收稿日期: 2015-03-09; **修回日期:** 2015-06-18.

基金项目: 国家自然科学基金项目(71171002); 中国博士后科学基金项目(2014M551335).

作者简介: 龚本刚(1973—), 男, 教授, 博士, 从事管理决策分析、物流系统优化等研究; 张孝琪(1990—), 男, 硕士生, 从事决策分析、信息融合的研究.

决策者对评价单元的主观偏好问题. 另外, 在模糊综合评价与平均交叉效率值集结过程中一般采用加权平均方法进行信息融合, 该方法需要不同类型指标满足可加性和独立性等约束条件. 在混合型多属性决策中的各个指标或交叉效率很难满足上述条件, 因此, 需要通过新的途径或方法来处理信息融合问题.

证据理论 (DST) 作为一种不确定性推理方法, 能够有效地处理不确定、非精确等信息问题, 目前在多属性决策、信息融合等领域备受关注^[11-13]. 为此, 本文基于第 2 类方法的研究思路, 在考虑决策者主观偏好的基础上, 结合混合型多属性决策系统特点, 运用证据理论处理不同类型指标信息非线性融合问题, 运用 DEA 方法处理决策系统中投入产出指标信息提取问题, 提出一种基于证据理论与 DEA 交叉效率的决策评价方法. 该方法将 DEA 中决策单元的交叉效率看作一系列证据, 利用证据理论对交叉效率进行集结, 并将集结后的交叉效率得分作为决策系统中的指标; 然后采用隶属度函数, 将决策系统中定性定量指标进行模糊等级转换, 并运用证据理论对转换后的信息进行融合, 得到决策单元的等级置信程度; 最后, 对决策单元期望效用水平进行排序.

1 问题描述

考虑某类多属性决策问题, 假设 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_K\}$ 为决策单元集, $C = \{C_1, C_2, \dots, C_Q\}$ 为属性集, 属性对应的权重为 $w = \{w_1, w_2, \dots, w_Q\}$, 其中 $\sum_{q=1}^Q w_q = 1$ 且 $w_q \geq 0$. $f(A_k, C_q)$ 为决策单元 A_k 在属性 C_q 下的指标值, 决策矩阵如下:

$$X = \begin{matrix} & C_1 & C_2 & \cdots & C_Q \\ \begin{matrix} A_1 \\ A_2 \\ \vdots \\ A_K \end{matrix} & \begin{bmatrix} f(A_1, C_1) & f(A_1, C_2) & \cdots & f(A_1, C_Q) \\ f(A_2, C_1) & f(A_2, C_2) & \cdots & f(A_2, C_Q) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f(A_K, C_1) & f(A_K, C_2) & \cdots & f(A_K, C_Q) \end{bmatrix} \end{matrix}.$$

决策矩阵中的 $f(A_k, C_q)$ 值包括以下形式: 1) 决策属性 C_q 下指标值由定量和定性指标值构成, 其中定性指标值可以通过差、一般、好等模糊语言评价值表示; 2) 决策属性 C_q 下指标值含有投入产出指标值. 这里将这类的多属性决策问题称为含有投入产出指标的混合型多属性决策问题.

2 决策方法

2.1 证据理论模型与算法

证据理论 (DST) 提供了一种非线性决策信息融合的方法^[12]. 该方法将指标值看作证据源, 将评价等级看作识别框架, 通过证据理论分析算法进行指标信息融合, 得到决策单元的等级置信程度; 然后结合等级效用值得到各个决策单元的期望效用, 并据此进行

排序与评价^[13]. 具体模型与算法如下.

假设 $I_k (k = 1, 2, \dots, n)$ 为 k 个决策单元的评价对象集. $(I_k)_i^j$ 表示第 I_k 个决策单元评价体系中第 j 层第 i 个指标, w_i^j 为 $(I_k)_i^j$ 指标的权重, 可以通过 AHP 方法得到各层指标权重^[14]. $H_n (n = 1, 2, \dots, N)$ 为评价等级, 评价等级 N 越高, 表示第 I_k 个决策单元在 $(I_k)_i^j$ 指标上表现越好. $\beta_{ni}(I_k)$ 表示第 I_k 个决策单元在 $(I_k)_i^j$ 指标上评价到等级 H_n 上的置信程度, 且 $\beta_{ni}(I_k) \geq 0, \sum_{n=1}^N \beta_{ni}(I_k) \leq 1$, 指标置信程度采用隶属度函数从决策系统中获取^[15]. 在得到底层指标置信程度的基础上, 将评价指标体系中各指标值看作证据源, 将评价等级 $H_n (n = 1, 2, \dots, N)$ 看作识别框架 Θ , 结合指标权重, 计算第 i 个指标的基本信任分配函数^[16-17], 其公式如下:

$$\begin{aligned} m_{n,i} &= m_i(H_n) = w_i \beta_{n,i}(I_i^j), \quad n = 1, 2, \dots, N, \\ & \quad i, j = 1, 2, \dots, L; \\ m_{H,i} &= m_i(H) = \\ & 1 - \sum_{n=1}^N m_{n,i} = 1 - w_i \sum_{n=1}^N \beta_{n,i}(I_i^j), \quad i, j = 1, 2, \dots, L; \\ \bar{m}_{H,i} &= \bar{m}_i(H) = 1 - w_i, \quad i = 1, 2, \dots, L; \\ \tilde{m}_{H,i} &= \tilde{m}_i(H) = \\ & w_i \left(1 - \sum_{n=1}^N \beta_{n,i}(I_i^j) \right), \quad i, j = 1, 2, \dots, L; \\ m_{H,i} &= \bar{m}_{H,i} + \tilde{m}_{H,i}, \quad \sum_{i=1}^L w_i = 1. \end{aligned} \quad (1)$$

其中: $m_{n,i}$ 值是指标 i 评价到等级 H_n 上的基本分配 Mass 函数值; m_H 是信息未知的程度, 包括 $\bar{m}_{H,i}$ 和 $\tilde{m}_{H,i}$ 两个部分, $\bar{m}_{H,i}$ 表示因指标权重所导致未分配的 Mass 函数, $\tilde{m}_{H,i}$ 表示因指标信息评估不完全所导致未分配的 Mass 函数. 运用证据理论对评价指标层级由下向上进行信息融合, 得到决策单元不同等级的置信程度^[18], 其公式如下:

$$\begin{aligned} \{H_n\}: m_n &= k \left[\prod_{i=1}^L (m_{n,i} + \bar{m}_{H,i} + \tilde{m}_{H,i}) - \prod_{i=1}^L (\bar{m}_{H,i} + \tilde{m}_{H,i}) \right], \quad n = 1, 2, \dots, n; \\ \{H\}: \tilde{m}_H &= k \left[\prod_{i=1}^L (\bar{m}_{H,i} + \tilde{m}_{H,i}) - \prod_{i=1}^L \bar{m}_{H,i} \right], \\ \bar{m}_H &= k \left[\prod_{i=1}^L \bar{m}_{H,i} \right]; \\ k &= \left[\sum_{n=1}^N \prod_{i=1}^L (m_{n,i} + \bar{m}_{H,i} + \tilde{m}_{H,i}) - \prod_{i=1}^L (\bar{m}_{H,i} + \tilde{m}_{H,i}) \right]^{-1}; \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \{H_n\} : \beta_n &= \frac{m_n}{1 - \tilde{m}_H}, n = 1, 2, \dots, N; \\ \{H\} : \beta_H &= \frac{\tilde{m}_H}{1 - \tilde{m}_H}. \end{aligned} \quad (2)$$

其中: β_n 为决策单元被评价到不同等级的置信程度, β_H 表示将未知信息分配给 θ 的置信程度, 这里 $\sum_{n=1}^N \beta_n(I_k) + \beta_H(I_k) = 1, k = 1, 2, \dots, n$. 置信程度 $\beta_n(I_k)$ 和 $\beta_H(I_k) + \beta_n(I_k)$ 分别表示 I_k 决策单元评价到等级 H_n 的可能性的下限和上限.

假设评价等级 H_1, H_2, \dots, H_N 对应的期望效用为 $\{u(H_1), u(H_2), \dots, u(H_N)\}$, 则决策单元 I_k 最大、最小、平均期望效用可以分别用下面的公式^[16]表示:

$$\begin{aligned} u_{\max}(I_k) &= (\beta_N(I_k) + \beta_H(I_k))u(H_N) + \sum_{n=1}^{N-1} \beta_n(I_k)u(H_n), \\ u_{\min}(I_k) &= \sum_{n=2}^N \beta_n(I_k)u(H_n) + (\beta_1(I_k) + \beta_H(I_k))u(H_1), \\ u_{\text{avg}}(I_k) &= \frac{u_{\max}(I_k) + u_{\min}(I_k)}{2}. \end{aligned} \quad (3)$$

由式(3)可知, 如果 $\beta_H(I_k) = 0$, 则 $u_{\max}(I_k) = u_{\min}(I_k) = u_{\text{avg}}(I_k)$, 表示评价信息完备条件下, 可用 $u_{\text{avg}}(I_k)$ 的大小对决策单元进行评价.

2.2 DEA交叉效率模型

DEA交叉效率评价模型主要采用自评和互评思想构成交叉效率矩阵来客观全面地评价决策单元的优劣, 能够有效地消除传统DEA存在的一些弊端^[19]. 具体模型如下:

假设有 n 个决策单元(DMU)需要评估, 每个评价单元均有 m 种投入和 s 种产出. 对于第 k 个决策单元 $DMU_k(k = 1, 2, \dots, n)$, 用 $x_{pk}(p = 1, 2, \dots, m)$ 表示 DMU_k 的第 p 种投入量, 用 $y_{rk}(r = 1, 2, \dots, s)$ 表示 DMU_k 的第 r 种产出量. 在CCR-DEA模型下, 对于任意第 d 个决策单元 DMU_d , 利用下式计算得到最优效率值 E_{dd} 和投入产出指标的最优权重 (μ_{rd}^*, w_{pd}^*) ^[20]:

$$\begin{aligned} E_{dd} &= \max \sum_{r=1}^s \mu_{rd} y_{rd} / \sum_{p=1}^m w_{pd} x_{pd}. \\ \text{s.t.} \quad &\sum_{r=1}^s \mu_{rd} y_{rk} / \sum_{p=1}^m w_{pd} x_{pk} \leq 1, k = 1, 2, \dots, n; \\ &\mu_{rd} \geq 0, p = 1, 2, \dots, m; \\ &w_{pd} \geq 0, r = 1, 2, \dots, s. \end{aligned} \quad (4)$$

根据交叉评价思想, 通过下式计算得到其他决策单元 DMU_k 相对于这个决策单元的交叉效率^[19]:

$$E_{dk} = \sum_{r=1}^s \mu_{rd}^* y_{rk} / \sum_{p=1}^m w_{pd}^* x_{pk}, \quad (5)$$

从而得到交叉效率评价矩阵 E , 通过集结矩阵中交叉效率值可实现对决策单元的充分评价. 针对交叉效率

评价中还可能多重最优解问题, 可采用压它型策略或利众型策略来消除交叉效率不唯一^[21]的问题.

2.3 基于DST-DEA交叉效率的评价过程

考虑到决策者决策偏好, 本文运用DST来集结交叉效率值^[22], 其过程如下.

Step 1: 交叉效率矩阵中每行的效率值利用每个决策单元的最优权重分别计算得到, 在每列上的效率值视为相互独立产生的, 没有相关性. 因此, 将行上的决策单元视为 n 个评价对象集, 将列上的交叉效率值视为一系列证据, 证据用 $E_j = \{e_{j1}, e_{j2}, \dots, e_{jN}\}$ 表示, 决策者主观偏好用权重 $w = \{w_1, w_2, \dots, w_N\}$ 表示, 在实际问题中各层指标权重可通过AHP等方法^[14]得到.

Step 2: 构建评价等级, 并将评价等级作为识别框架 θ , 即 $\theta = \{G_1, G_2\}$. 其中: 等级 G_1 表示决策单元评价为有效率的 (efficient), 等级 G_2 表示评价为无效率的 (not efficient)^[22]. 例如, 第 k 个决策单元效率值为 0.6, 则认为该决策单元评价到等级 G_1 (有效率的) 的可能性为 0.6, 评价到等级 G_2 (无效率的) 的可能性为 0.4, 记为 $[(G_1, 0.6), (G_2, 0.4)]$.

Step 3: 用式(1)、(2)对决策单元信息依次进行融合, 得到决策单元处于不同等级的置信程度, 其中决策单元处于 G_1 上的置信程度即为决策单元 DMU_k 集结的交叉效率得分值.

Step 4: 采用隶属度函数对评价体系中定量指标 (包含交叉效率得分) 和定性指标分别进行模糊等级转换^[15], 得到转换后的评价指标信息矩阵. 模糊等级转换方法具体如下:

1) 对于定量指标 E_j , 当 $\forall E_j \in [h_j^n, h_j^{n+1}], h_j^n < h_j^{n+1}$ 时, 有

$$H_n(E_j) = \frac{h_j^{n+1} - E_j}{h_j^{n+1} - h_j^n}, H_{n+1}(E_j) = 1 - H_n(E_j), \quad (6)$$

其中 $H_n(E_j)$ 和 $H_{n+1}(E_j)$ 分别表示定量指标隶属于等级 H_n 和 H_{n+1} 的隶属度.

2) 对于定性指标, 建立评价等级, 将评价指标体系中定性值与等级进行对应转换. 例如定性指标采用 5个评价等级, 如 $(H_1, H_2, H_3, H_4, H_5) \triangleq$ (很差, 差, 一般, 好, 很好), 则定性值“差”隶属于等级 H_2 的隶属度为 1, 定性值“很好”隶属于等级 H_5 的隶属度为 1. 同理, 可得到其他定性值处于不同等级的隶属度.

Step 5: 用式(1)、(2)计算不同指标的基本概率分配函数, 并将评价等级看作识别框架, 运用证据理论的分析算法进行评价信息融合, 得到决策单元的等级置信程度.

Step 6: 用式(3)计算决策单元的平均期望效用, 并根据平均期望效用的大小进行排序.

3 算例分析

为便于说明本文方法的有效性和可行性,运用文献[9]和文献[10]中的算例数据进行说明.下面对8个实验室进行评价,其中评价指标由定量指标和定性指标两类构成.定量指标中有人数、资金投入2个输入指标,社会委托检验投入1个输出指标;定性指标中包含3个2级定性指标,各指标权重已知(见表1).根据上述决策步骤对8个实验室 I_1, I_2, \dots, I_8 进行评价.

1) 本文采用压它型策略的交叉效率评价模型^[22],利用DEAP 2.1和Matlab 7.5软件计算得到人力财力指标的DEA交叉效率矩阵;然后利用DST集结其交叉效率,借鉴Yang等^[22]研究的思路,这里在集结过程中实验室自身评价权重为0.8,其他实验室评价权重均为0.02857.计算得到交叉效率得分如表2和表

3所示,并将效率得分作为决策系统的指标值进行信息融合.

2) 假设评价等级为5级,即 $(H_1, H_2, H_3, H_4, H_5) \triangleq$ (很差,差,一般,好,很好),等级效用分别为 $(0, 0.25, 0.5, 0.75, 1)$.假设人力财力指标交叉效率得分值对应的不同等级定性值为 $(0, 0.25, 0.5, 0.75, 1)$.运用式(6),将评价指标体系进行相应转换,得到转换后的评价矩阵(见表4).

3) 运用式(1)和(2),将不同评价指标看作一系列证据,按照评价体系由下向上依次进行证据融合,分别得到实验室 I_1, I_2, \dots, I_8 处于不同等级的置信程度.运用式(3)对8个实验室的平均期望效用值进行计算,得到实验室优劣顺序为 $I_8 \succ I_2 \succ I_3 \succ I_1 \succ I_7 \succ I_5 \succ I_6 \succ I_4$,见表5.

表 1 评价指标体系

实验室	人力财力(0.6)			综合管理(0.4)		
	人数(输入)	资金投入/万元(输入)	社会委托检验投入/万元(输出)	运行管理(0.4)	实验科研(0.4)	资源共享(0.2)
1	27	1 570	430	一般	差	好
2	119	5 248	1 945	一般	好	好
3	40	580	361	差	一般	好
4	81	4 232	290	一般	差	好
5	31	3 161	177.97	很差	好	差
6	18	381	51	差	一般	好
7	60	180	40.896 3	好	好	一般
8	69	2 052	1 788.23	一般	很差	差

表 2 DEA交叉效率与其等级分布

DMU	等级	DMU							
		1	2	3	4	5	6	7	8
1	G_1	0.614 5	0.630 7	0.348 2	0.138 1	0.221 5	0.109 3	0.026 3	1
	G_2	0.385 5	0.369 3	0.651 8	0.861 9	0.778 5	0.890 7	0.973 7	0
2	G_1	0.614 5	0.630 7	0.348 2	0.138 1	0.221 5	0.109 3	0.026 3	1
	G_2	0.385 5	0.369 3	0.651 8	0.861 9	0.778 5	0.890 7	0.973 7	0
3	G_1	0.314 3	0.425 3	0.714 2	0.078 6	0.064 6	0.153 6	0.260 7	1
	G_2	0.685 7	0.574 7	0.285 8	0.921 4	0.935 4	0.846 4	0.739 3	0
4	G_1	0.614 5	0.630 7	0.348 2	0.138 1	0.221 5	0.109 3	0.026 3	1
	G_2	0.385 5	0.369 3	0.651 8	0.861 9	0.778 5	0.890 7	0.973 7	0
5	G_1	0.614 5	0.630 7	0.348 2	0.138 1	0.221 5	0.109 3	0.026 3	1
	G_2	0.385 5	0.369 3	0.651 8	0.861 9	0.778 5	0.890 7	0.973 7	0
6	G_1	0.314 3	0.425 3	0.714 2	0.078 6	0.064 6	0.153 6	0.260 7	1
	G_2	0.685 7	0.574 7	0.285 8	0.921 4	0.935 4	0.846 4	0.739 3	0
7	G_1	0.314 3	0.425 3	0.714 2	0.078 6	0.064 6	0.153 6	0.260 7	1
	G_2	0.685 7	0.574 7	0.285 8	0.921 4	0.935 4	0.846 4	0.739 3	0
8	G_1	0.314 3	0.425 3	0.348 2	0.078 6	0.064 6	0.109 3	0.026 3	1
	G_2	0.685 7	0.574 7	0.651 8	0.921 4	0.935 4	0.890 7	0.973 7	0

表 3 基于证据理论方法和平均值法集结交叉效率计算结果

DMU	CCR-DEA		平均值法		证据理论方法		
	效率值	排名	效率得分	排名	评估分布	效率得分	排名
1	0.615	4	0.464 4	4	$\{G_1, 0.601 2; G_2, 0.398 8\}$	0.601 2	4
2	0.631	3	0.528	2	$\{G_1, 0.626 5; G_2, 0.373 5\}$	0.626 5	3
3	0.714	2	0.486	3	$\{G_1, 0.698 2; G_2, 0.301 8\}$	0.698 2	2
4	0.138	8	0.108	8	$\{G_1, 0.119 1; G_2, 0.880 9\}$	0.119 1	8
5	0.222	6	0.143	5	$\{G_1, 0.193 5; G_2, 0.806 5\}$	0.193 5	6
6	0.154	7	0.126	6	$\{G_1, 0.133 8; G_2, 0.866 2\}$	0.133 8	7
7	0.261	5	0.114	7	$\{G_1, 0.223 6; G_2, 0.776 4\}$	0.223 6	5
8	1	1	1	1	$\{G_1, 1; G_2, 0\}$	1	1

表4 基于隶属度函数转化后的评价矩阵

实验室	人力财力(0.6)	综合管理(0.4)		
		运行管理(0.4)	实验科研(0.4)	资源共享(0.2)
I_1	$\{H_3, 0.5952; H_4, 0.4048\}$	$\{H_3, 1\}$	$\{H_2, 1\}$	$\{H_4, 1\}$
I_2	$\{H_3, 0.494; H_4, 0.506\}$	$\{H_3, 1\}$	$\{H_4, 1\}$	$\{H_4, 1\}$
I_3	$\{H_3, 0.2072; H_4, 0.7928\}$	$\{H_2, 1\}$	$\{H_3, 1\}$	$\{H_4, 1\}$
I_4	$\{H_1, 0.5236; H_2, 0.4764\}$	$\{H_3, 1\}$	$\{H_2, 1\}$	$\{H_4, 1\}$
I_5	$\{H_1, 0.226; H_2, 0.774\}$	$\{H_1, 1\}$	$\{H_4, 1\}$	$\{H_2, 1\}$
I_6	$\{H_1, 0.4648; H_2, 0.5352\}$	$\{H_2, 1\}$	$\{H_3, 1\}$	$\{H_4, 1\}$
I_7	$\{H_1, 0.1056; H_2, 0.8944\}$	$\{H_4, 1\}$	$\{H_4, 1\}$	$\{H_3, 1\}$
I_8	$\{H_5, 1\}$	$\{H_3, 1\}$	$\{H_1, 1\}$	$\{H_2, 1\}$

表5 不同等级的置信程度及排序结果

实验室	等级与置信程度					H	平均期望效用	排序
	H_1	H_2	H_3	H_4	H_5			
I_1	0	0.1131	0.574	0.3129	0	0	0.5499	4
I_2	0	0	0.4434	0.5566	0	0	0.6391	2
I_3	0	0.118	0.2853	0.5967	0	0	0.6197	3
I_4	0.3318	0.5052	0.1186	0.0445	0	0	0.2189	8
I_5	0.2999	0.5824	0	0.1178	0	0	0.2339	6
I_6	0.291	0.5472	0.1173	0.0440	0	0	0.2285	7
I_7	0.0731	0.6192	0.0379	0.2698	0	0	0.3761	5
I_8	0.1296	0.0486	0.1296	0	0.6923	0	0.7692	1

表6 文献[9]、文献[10]方法与本文方法的评价结果比较

实验室	文献[9]方法			评价结果	文献[10]方法		本文方法	
	隶属度				期望值	评价结果	期望值	排序结果
	优	良	差					
I_1	0.274	0.622	0.104	良	0.469	4	0.5499	4
I_2	0.3092	0.6268	0.064	良	0.585	2	0.6391	2
I_3	0.4648	0.4712	0.064	良	0.485	3	0.6197	3
I_4	0.136	0.3176	0.5464	差	0.29	6	0.2189	8
I_5	0.208	0.4344	0.3576	良	0.242	8	0.2339	6
I_6	0.136	0.4008	0.4632	差	0.257	7	0.2285	7
I_7	0.152	0.4992	0.3988	良	0.357	5	0.3761	5
I_8	0.752	0.176	0.072	优	0.71	1	0.7692	1

与文献[9]、文献[10]方法进行对比分析, 分析结果如下。

与文献[9]方法相比, 评价结果基本一致, 但本文方法更具有区分度(见表6); 与文献[10]方法相比, 本文排序结果只在实验室 I_4 、 I_5 和 I_6 上有所不同, 但通过对比可以看出, 本文方法的排序结果更符合客观事实(见表6)。分析其原因主要是本文方法指标信息在模糊量化过程中损失较小, 信息表达充分, 信息融合过程更加合理。具体分析如下。

从原始数据上看, 对比实验室 I_4 和 I_6 , 在综合管理指标上提供的是相同的信息, 而在人力财力指标上通过CCR-DEA模型、交叉效率评价模型、基于压它型交叉效率模型计算均表明实验室 I_6 效率值比实验室 I_4 大, 说明实验室 I_6 优于实验室 I_4 ; 对比实验室 I_5 和 I_6 , 在人力财力指标上 I_5 效率值明显比 I_6 大, 在综合管理指标上效用值略弱于 I_6 , 从综合效用值上看实验室 I_5 优于实验室 I_6 。

从信息融合的视角看, 基于证据理论集结的DEA交叉效率在本文算例中与CCR-DEA模型排序一致, 比平均值法更符合实际情况(见表3)。综合评价结果表明, 非线性信息融合方法更有利于决策单元的客观评价。

4 结 论

本文在考虑决策者主观偏好的基础上, 将DST与DEA交叉评价效率相结合, 提出了一种新的混合型多属性决策方法。该方法通过模糊评价等级对评价指标的模糊性进行量化, 采用证据理论完成评价指标信息的融合, 从而克服了评价指标难以量化及不满足可加性与独立性等缺陷。最后通过与文献[9]和文献[10]的决策方法进行比较分析看出, 本文方法是可行且有效的, 而且计算简便, 为相关研究提供了新的途径和视角。针对此类混合型多属性决策问题, 基于第1类方法研究思路, 将DST直接运用到模糊数DEA等模型中尚有待进一步研究。

参考文献(References)

- [1] 姜广田. 考虑决策者心理行为的混合型随机多属性决策方法[J]. 中国管理科学, 2014, 22(6): 78-84.
(Jiang G T. Method for hybrid stochastic multiple attribute decision making considering decision Maker's psychological behavior[J]. Chinese J of Management Science, 2014, 22(6): 78-84.)
- [2] Hua Z S, Gong B G, Xu X Y. A DS-AHP approach for multi-attribute decision making problem with incomplete information[J]. Expert Systems with Applications, 2008, 34(3): 2221-2227.
- [3] Mohamed D. A model of fuzzy data envelopment analysis[J]. Information Systems and Operation Research, 2004, 42(4): 267-279.
- [4] Shiraz R K, Charles V, Jalalzadeh L. Fuzzy rough DEA model: A possibility and expected value approaches[J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(2): 434-444.
- [5] Azadeh A, Golkhandan A R, Moghaddam M. Location optimization of wind power generation-transmission systems under uncertainty using hierarchical fuzzy DEA: A case study[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2014, 30(3): 877-885.
- [6] Gouveia M C, Dias L C, Antunes C H. Super-efficiency and stability intervals in additive DEA[J]. J of the Operational Research Society, 2013, 64(1): 86-96.
- [7] 梁樑, 吴杰. 区间 DEA 的一种改进的充分排序方法[J]. 系统工程, 2006, 24(1): 107-111.
(Liang L, Wu J. An improving completely ranking approach for interval DEA[J]. Systems Engineering, 2006, 24(1): 107-111.)
- [8] Esmaeili M. An enhanced russell measure in DEA with interval data[J]. Applied Mathematics and Computation, 2012, 219(4): 1589-1593.
- [9] 柳顺, 杜树新. 基于数据包络分析的模糊综合评价方法[J]. 模糊系统与数学, 2010, 24(2): 93-98.
(Liu S, Du S X. Fuzzy comprehensive evaluation based on data envelopment analysis[J]. Fuzzy Systems and Mathematics, 2010, 24(2): 93-98.)
- [10] 郭清娥, 王雪青, 位珍. 基于 DEA 交叉评价的模糊综合评价模型及其应用[J]. 控制与决策, 2012, 27(4): 575-578.
(Guo Q E, Wang X Q, Wei Z. Fuzzy comprehensive evaluation based on cross-evaluation and its application[J]. Control and Decision, 2012, 27(4): 575-578.)
- [11] 韩德强, 杨艺, 韩崇昭. DS 证据理论研究进展及相关问题探讨[J]. 控制与决策, 2014, 29(1): 1-11.
(Han D Q, Yang Y, Han C Z. Advances in DS evidence theory and related discussions[J]. Control and Decision, 2014, 29(1): 1-11.)
- [12] Mokhtari K, Ren J, Roberts C, et al. Decision support framework for risk management on sea ports and terminals using fuzzy set theory and evidential reasoning approach[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(5): 5087-5103.
- [13] 王文庆, 杨远玲, 杨春杰. 一种基于证据理论的数据融合算法[J]. 控制与决策, 2013, 28(9): 1427-1430.
(Wang W Q, Yang Y L, Yang C J. A data fusion algorithm based on evidence theory[J]. Control and Decision, 2013, 28(9): 1427-1430.)
- [14] Lin C S, Kou G, Ergu D. An improved statistical approach for consistency test in AHP[J]. Annals of Operations Research, 2013, 211(1): 289-299.
- [15] 龚本刚, 华中生, 檀大水. 一种语言评价信息不完全的多属性群决策方法[J]. 中国管理科学, 2007, 15(1): 88-93.
(Gong B G, Hua Z S, Tan D S. A method of multi-attribute group decision making with incomplete linguistic assessment information[J]. Chinese J of Management Science, 2007, 15(1): 88-93.)
- [16] Wang Y M, Elhag T M S. Evidential reasoning approach for bridge condition assessment[J]. Expert Systems with Applications, 2008, 34(1): 689-699.
- [17] Jiang J, Li X, Zhou Z J, et al. Weapon system capability assessment under uncertainty based on the evidential reasoning approach[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(11): 13773-13784.
- [18] 姜江, 李璇, 邢立宁, 等. 基于模糊证据推理的系统风险分析与评价[J]. 系统工程理论与实践, 2013, 33(2): 529-537.
(Jiang J, Li X, Xing L N, et al. System risk analysis and evaluation approach based on fuzzy evidential reasoning[J]. Systems Engineer—Theory & Practice, 2013, 33(2): 529-537.)
- [19] 杨国梁, 刘文斌, 郑海军. 数据包络分析方法(DEA)综述[J]. 系统工程学报, 2013, 28(6): 840-859.
(Yang G L, Liu W B, Zheng H J. Review of data envelopment analysis[J]. J of Systems Engineering, 2013, 28(6): 840-859.)
- [20] 魏权龄. 数据包络分析[M]. 北京: 科学出版社, 2004: 2-8.
(Wei Q L. Data envelopment analysis[M]. Beijing: Science Press, 2004: 2-8.)
- [21] Doyle J, Green R. Efficiency and cross-efficiency in DEA: Derivations, meanings and uses[J]. J of the Operational Research Society, 1994, 45(5): 567-578.
- [22] Yang G L, Yang J B, Liu W B, et al. Cross-efficiency aggregation in DEA models using the evidential reasoning approach[J]. European J of Operational Research, 2013, 231(2): 393-404.