



ارائه شده توسط :

سایت ترجمه فا

مرجع جدیدترین مقالات ترجمه شده

از نشریات معتربر

مطالعه مدل های تحلیل پوششی بدون ورودی های صریح

چکیده

در ارزیابی های عملکرد، داده های بدون ورودی های شاخص، داده های خروجی خالص) به طور گستردگی مورد استفاده قرار می گیرند. به منظور استفاده مستقیم از این داده ها، مقاله حاضر مطالعه ای را در خصوص ایجاد مدل های تحلیل پوششی بدون ورودی های صریح که موسوم به مدل های DEA-WEI بوده و قابل کاربرد به زمینه های ارزیابی ای است که در آن ها ورودی ها به صورت مستقیم در نظر گرفته نمی شوند ارائه می کند. ما اصل اساسی این انواع مدل ها را ارائه کرده و سپس در مورد شیوه گنجاندن قضایات های ارزش تصمیم گیران در این مدل های DEA-WEI بحث می کنیم. چندین مورد از این مدل ها استخراج می شوند. در نهایت، کاربرد مدل های DEA-WEI بررسی می شود.

کلمات کلیدی: ارزیابی عملکرد، داده های بدون ورودی صریح، تحلیل پوششی داده ها

۱- مقدمه

در ارزیابی عملکرد، شاخص ها (نمایه ها) به طور گستردگی در ارزیابی کسب و کار (برای مثال ۱)، توسعه انسانی (برای مثال ۲-۳)، خدمات سلامت (۴-۵)، رقابت پذیری یا ثروت کشورها (برای مثال ۶)، سالنامه رقابت پذیری جهانی ۲۰۰۶ توسط موسسه بین المللی توسعه مدیریت، IMD) و سایرین استفاده می شوند. فرض کنید که x_i ورودی و خروجی یک واحد تصمیم گیری (DMU) باشد، آنگاه داده های شاخص به فرم $e_{ir} = y_r/x_i$ نظری سرانه تولید ناخالص داخلی (در صورتی که نیروی انسانی به صورت ورودی در نظر گرفته شود) و استنادها به ازای هر مقاله یا حاشیه سود و غیره خواهد بود. به علاوه، در ارزیابی کارایی یا اثر بخشی نظری قدرت کشورها یا عملکرد دانشجویان، تنها خروجی ها به طور صریح استفاده می شوند. از این روی بازیابی رابطه صریح ورودی- خروجی میان داده ها، که در زمینه های ارزیابی مدل های DEA استاندارد لازم است، گاهی موقع سخت است.

در زمینه های کاربردی، برخی از فنون تجمعیت اغلب برای تولید یک امتیاز عملکرد از داده های شاخص استفاده می شوند. رایج ترین روش، محاسبه مجموع وزنی شاخص ها $(\sum w_{ir} e_{ir})$ برای دست یابی به شاخص ترکیبی

عملکرد DMU می‌باشد (که موسوم به رویکرد نسبت یا تحلیل جامع است). با این حال، شیوه انتخاب مناسب اوزان (w_{ir}) ، منبع اصلی مشکل در کاربرد این روش است. روش‌های رایج و محبوب برای تعیین اوزان شامل داوری همتا از طریق روش دلفی یا فرایند تحلیل سلسله مراتبی (AHP)، روش‌های آماری نظیر تحلیل رگرسیون و تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) و روش آنتروپی می‌باشد. به (12-7) مراجعه کنید. اوزان یکسان برای همه DMU‌ها در روش‌های فوق استفاده می‌شوند. با این حال، این موضوع منشاء اختلاف نظر در خصوص نتایج ارزیابی نهایی بوده است.

تحلیل پوششی داده‌ها (DEA) یک روش غیر پارامتریک برای شناسایی مرز بهروش¹ نسبت به تمایل مرکزی بوده و تنها DMU‌های روی مرز به صورت کارامد طبقه بندی می‌شوند. در این روش، DMU‌ها می‌توانند به طور آزادانه، اوزان خود را برای بیشینه سازی امتیازهای عملکرد انتخاب کنند. چون اولین مقاله DEA در مجله EJOR در 1978(13) منتشر شد، به یک ابزار جذاب ارزیابی عملکرد در هر دو بخش‌های انتفاعی و غیر انتفاعی تبدیل شده است. مدل‌های تحلیل پوششی داده استاندارد از طریق داده‌های ورودی و خروجی DMU فرموله شده‌اند. با این حال، همان طور که در بالا گفته شد، مجموعه داده‌ها گاهی اوقات بدون ورودی هستند و یا داده‌های ورودی- خروجی اصلی نمی‌توانند به آسانی بازیابی شوند. برای مثال، در ارزیابی موسسه‌های تحقیقاتی در آکادمی علوم چین (CAS)، داده‌های شاخص شامل تعداد مقالات به ازای هر کارمند، بودجه تحقیقاتی به ازای هر کارمند، استنادات به مقالات وغیره هستند. بدیهی است که بازیابی ورودی‌ها و خروجی‌های اولیه به طور مستقیم از این شاخص‌ها سخت است زیرا انتشارات و مقالات هم به شکل صورت و هم به شکل مخرج استفاده می‌شوند، و این در حالی است که در این مورد خاص، ورودی‌ها و خروجی‌های اصلی در حقیقت از دیتابیس CAS قابل دسترس هستند. در برخی از موارد، CAS تنها از خروجی‌ها برای ارزیابی مؤسسات تحقیقاتی بدون در نظر گرفتن ورودی‌ها استفاده می‌کنند. به علاوه، در زمینه‌های کاربردی، اغلب تنها بخشی از نمایه‌ها قبل دسترس بوده یا معنی دار می‌باشند. در منابع DEA، مدل‌های DEA برای داده‌های شاخص نظیر (14، 15، 3، 5) موجود هستند.

هدف این مقاله، ارائه یک پیش زمینه نظری سیستمی برای این مدل‌ها در مطالعات قبلی می‌باشد. این مقاله به صورت زیر سازمان دهی شده است: بخش 2، نسخه ریاضی مدل‌های DEA پایه را بدون ورودی‌های صریح ارائه می‌کند. بخش 3 به بحث درمورد قضایت ارزش در این مدل‌های تحلیل پوششی داده‌ها می‌پردازد. بخش 4 یک مطالعه تجربی را در خصوص این مدل‌های DEA ارائه کرده و نتیجه گیری در بخش 5 ارائه شده است.

2- مدل‌های پایه تحلیل پوششی داده بدون ورودی‌های صریح

با استناد به زمینه‌های متفاوت فوق الذکر، ما به بررسی مدل‌های DEA بدون ورودی‌های صریح (موسوم به مدل‌های WEI-DEA) با اتخاذ یک رویکرد بدیهی برای پوشش دادن زمینه‌های مختلف (16، 13، 17) برای جزئیات رویکرد بدیهی برای مدل‌های DEA کلاسیک) می‌پردازیم. بدیهی است که این مدل‌های DEA را می‌توان برای ارزیابی کارایی و نیز اثربخشی استفاده کرد که در آن ورودی‌ها همانند ارزیابی عملکرد ارزیابی دانشجویان و یا قدرت اقتصادی کل کشورها در نظر گرفته نمی‌شوند. برای این منظور، ما ابتدا موارد زیر را تعریف می‌کنیم:

تعریف 1(مجموعه قابل حصول): یک مجموعه قابل حصول AS، یک زیر مجموعه ناتهی در R_+^n است. در صورتی که مؤلفه $Y \in AS$ ، $Z \leq Y$ باشد به صورت لایه دسترس آزاد² در نظر شده و آنگاه $Z \in AS$ می‌باشد. اگر باشد به صورت محدب بوده و سپس $\lambda Z + (1 - \lambda)Y \in AS$ ، به ازای هر $0 \leq \lambda \leq 1$ است.

فرض کنید که $\{Y_j | j = 1, \dots, n\}$ گروهی از داده‌ها در R_+^n باشد. آنگاه، کوچکترین مجموعه قابل حصول دسترس ازاد و محدب بسته که در بر گیرنده مشاهدات است را می‌توان به صورت زیر بیان کرد:

$$AS = \left\{ Y \mid Y \leq \sum_{j=1}^n \lambda_j Y_j, \sum_{j=1}^n \lambda_j = 1, \lambda_j \geq 0. \right\}$$

آنگاه مدل تحلیل پوششی داده‌ها برای مشاهده تحت ارزیابی (Y_0)، شناسایی عناصر واقعی در as با بیشترین عملکرد باقی مانده (با شاخص معین) نسبت به Y_0 است. به (18) مراجعه کنید. با استفاده از شاخص شعاعی و استدلال‌های کلاسیک اقتصاد، مدل DEA-WEI را بدست می‌اوریم:

$$\theta^* = \max \quad \theta$$

مشروط بر این که

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^n \lambda_j Y_j &\geq \theta Y_0, \\ \sum_{j=1}^n \lambda_j &= 1, \lambda_j \geq 0, \\ j &= 1, \dots, n. \end{aligned} \tag{1}$$

باشد.

توجه کنید که ما صریحاً متغیرهای ورودی در مجموعه قابل حصول را در نظر نمی‌گیریم. از این روی ما تنها مجموعه‌های قابل حصول محدود را در نظر خواهیم گرفت زیرا در غیر این صورت راه حل‌های بیکران در نظر گرفته شده و یا برنامه غیر عملی خواهد بود. در قضیه زیر، ما فهرستی از شیوه‌های ایجاد یک مجموعه قابل حصول را ارائه کردایم.

قضیه 1: اگر $P = \{(X, Y) \mid X \in P\}$ مجموعه احتمال تولید کران دار (PPS) باشد، که یک مجموعه فناوری محدب بسته و دسترس آزاد باشد. آنگاه، مجموع همه خروجی‌ها:

$(X, Y) \in P$: یک X وجود دارد به طوری که (X, Y) باشد، تعریف کننده یک مجموعه قابل حصول دسترس آزاد و محدب بسته کراندار است.

فرض کنید که $\{(X_j, Y_j) \mid j = 1, \dots, n\}$ گروهی از داده‌های ورودی و خروجی باشد. آنگاه:

$$ASII = \left\{ F \leq \sum_{j=1}^n \lambda_j \frac{Y_j}{X_j}, \sum_{j=1}^n \lambda_j = 1, \lambda_j \geq 0 \right\}$$

مجموعه قابل حصول دسترسی آزاد و محدب بسته کراندار را تعریف می‌کند که در آن داده‌های تقسیمی

$$\left\{ \frac{Y}{X} = \left(\frac{y_1}{x_1}, \frac{y_2}{x_1}, \dots, \frac{y_s}{x_1}, \frac{y_1}{x_2}, \dots, \frac{y_s}{x_2}, \dots, \frac{y_1}{x_m}, \dots, \frac{y_s}{x_m} \right) \right\}$$

بردارهای با ابعاد $m \times s$ با $Y = (y_1, y_2, \dots, y_s)$ و $X = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ می‌باشند.

اثبات: ما ابتدا نتیجه گیری یک را نشان می‌دهیم:

P کران دار است، بنابر این زیر مجموعه ASI است. اگر $Z, Y \in ASI$ باشد، آنگاه $X, W \in ASI$ وجود دارد به طوری که $\lambda(W, Z) + (1 - \lambda)(X, Y) \in P$ است. چون P محدب است به طوری که از ای $Z \leq Y$ بر طبق تعریف خواهد بود. در نهایت اگر $Z \in ASI$ باشد، از تعریف $X: (X, Y) \in P$ پیروی می‌کند. چون P دسترسی آزاد است، لذا $(X, Z) \in P$ و $Z \in ASI$ می‌باشد. آنگاه به ازای $ASII$ ، بدیهی است که این کران دار و دسترس آزاد است. فرض کنید که $F^1, F^2 \in ASII$ باشد. آنگاه

$$F^1 \leq \sum_{j=1}^n \lambda_j^1 \frac{Y_j}{X_j}, \quad \sum_{j=1}^n \lambda_j^1 = 1, \lambda_j^1 \geq 0,$$

$$F^2 \leq \sum_{j=1}^n \lambda_j^2 \frac{Y_j}{X_j}, \quad \sum_{j=1}^n \lambda_j^2 = 1, \lambda_j^2 \geq 0.$$

لذا به ازای هر $0 \leq \lambda \leq 1$ داریم

$$\begin{aligned} \lambda F^1 + (1 - \lambda) F^2 &\leq \sum_{j=1}^n (\lambda \lambda_j^1 + (1 - \lambda) \lambda_j^2) \frac{Y_j}{X_j}, \\ \sum_{j=1}^n (\lambda \lambda_j^1 + (1 - \lambda) \lambda_j^2) &= 1. \end{aligned}$$

از این روی، $\lambda F^1 + (1 - \lambda) F^2 \in ASII$ خواهد بود.

بدیهی است که استفاده از ASI منجر به مدل‌های $DEA-WEI$ می‌شود که برای ارزیابی کارایی یا اثر بخشی استفاده می‌شود، در حالی که $ASII$ برای کاربرد داده‌های شاخص استفاده می‌شود، اگرچه آن‌ها هر دو دارای یک فرم هستند. می‌توان استدلال کرد که در $ASII$ ، بازده ثابت نسبت به مقیاس (CRS) فرض می‌شود. مدل (1) توسط لاؤل و پاستور (19) استفاده شد که در آن محققان این مدل را به صورت مدل BCC خروجی محور با برابر قرار دادن ورودی‌ها برابر با 1 در نظر گرفتند. پیشرفت‌های بیشتر توسط هالینگورث و اسمیت (20) انجام شد. هالکوس و سالماریوس (1) اندازه گیری ارزیابی بانک‌های تجاری یونان را با استفاده از مدل (1) با شش نسبت مالی (داده‌های شاخص) نظیر سود و زیان به ازای هر کارمند، بازده کل دارایی، حاشیه نرخ بهره حاصل و سایرین، پیشنهاد کرده‌اند.

از سوی دیگر، امکان استفاده از اصل DEA برای مدیریت مستقیم نمایه‌ها و شاخص‌ها وجود دارد. به ازای $(x_1^j, x_2^j, \dots, x_m^j)$ به صورت ورودی و $(y_1^j, y_2^j, \dots, y_s^j)$ به صورت خروجی‌های $j=1, \dots, n$ ، فرض کنید که

باشد. مدل‌های DEA برای داده‌های شاخص، به طور مستقیم از برخی از نمایه‌ها استفاده می‌کنند: DMU_j

(شاید همه این نمایه‌ها مناسب نباشند) برای ارزیابی عملکرد DMU ‌ها استفاده می‌شوند. در اینجا

فرض می‌شود که همه ورودی‌ها و خروجی‌ها مطلوب می‌باشند به طوری که هدف بیشینه سازی مجموع وزنی است. در نتیجه، امکان برآورد امتیاز عملکرد با حل مدل DEA زیر وجود دارد:

$$\begin{aligned} h &= \sum w_{ir} e_{ir}^0 \\ \sum w_{ir} e_{ir}^j &\leq 1, \quad j = 1, \dots, n, \\ w_{ir} &\geq 0, \quad i = 1, \dots, m, \quad r = 1, \dots, s. \end{aligned} \tag{2}$$

لذا، اوزان w_{ir} ، حداکثر امتیاز را برای DMU_0 می‌دهد. این مدل اولین بار توسط فرناندز-کاسترو و اسمیت (3-2) بحث شده و سپس در (14) استفاده شد. مدل 2 نیز همانند مدل DEA بدون ورودی است. به مراجعه کنید.

ما سپس به بررسی رابطه دو مدل می‌پردازیم. نسخه دیگر مدل 2 به صورت زیر نوشته می‌شود:

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^n \lambda_j Y_j &\geq Y_0, \\ \lambda_j &\geq 0, \quad j = 1, \dots, n \end{aligned} \tag{3}$$

شرط به $\sum_{j=1}^n \lambda_j$ حداقل است.

در صورتی که فرض شود $\theta = 1/t$ و $t = \sum_{j=1}^n \lambda_j$ باشد، و $\lambda'_j = \lambda_j/t$ جایگزین شود، آنگاه مدل 3 را می‌توان به صورت زیر بیان کرد

θ مقدار بیشینه

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj} &\geq \theta y_{r0}, \\ \sum_{j=1}^n \lambda_j &= 1, \quad \lambda_j \geq 0, \\ j &= 1, \dots, n, \quad r = 1, \dots, s. \end{aligned}$$

مشروط بر

$h^* = 1/\theta^*$ می‌باشد. که همان مدل (1) است. از این رو، مقدار بهینه مدل (1) در طرف مقابل مدل (2) با است. از این روی، مدل‌های DEA-WEI با فرم مضرب فاقد رابطه مستقیم دودویی با فرم پوششی همانند مدل‌های DEA استاندارد می‌باشد.

به علاوه، ما در مورد رابطه بین مدل‌های فوق و مدل‌های DEA استاندارد بحث می‌کنیم. اکنون فرض کنید که DMU دارای ورودی واحد و خروجی نمایه y_{rj} است. سپس، مدل CCR DEA نسبت استاندارد به صورت زیر نوشته می‌شود:

$$\begin{aligned} \max \quad h_0 &= \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{r0}}{\sum_{i=1}^m v_i} \\ \text{subject to} \quad \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{rj}}{\sum_{i=1}^m v_i} &\leq 1, \quad j = 1, \dots, n, \\ v_i, u_r &\geq 0, \quad i = 1, \dots, m, \quad r = 1, \dots, s. \end{aligned} \tag{4}$$

با در نظر گرفتن اوزان جدید، داریم

$$\begin{aligned} \max \quad h_0 &= \sum_{r=1}^s \mu_r y_{r0} \\ \text{subject to} \quad \sum_{t=1}^s \mu_t y_{tj} &\leq 1, \quad j = 1, \dots, n \\ v_i, \mu_r &\geq 0, \quad i = 1, \dots, m, \quad r = 1, \dots, s. \end{aligned}$$

این دقیقاً مشابه با مدل (2) است.

اگر اکنون مدل BCC خروجی محور مضربی را بررسی کنیم:

$$\begin{aligned}
\min \quad & h = \sum_{i=1}^m v_i x_{i0} + u_0 \\
\text{subject to} \quad & \sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} - u_0 \leq 0, \quad j = 1, \dots, n, \\
& \sum_{r=1}^s u_r y_{r0} = 1, \\
& u_r, v_i \geq 0, \quad u_0 \text{ free}
\end{aligned}.$$

اکنون فرض کنید که ورودی برابر با 1 باشد و با استفاده از متغیر غیر منفی جدید، مدل

به صورت زیر نوشته می‌شود

$$\begin{aligned}
\min \quad & \lambda \\
\text{subject to} \quad & \sum_{r=1}^s u_r y_{rj} \leq \lambda, \quad j = 1, \dots, n, \\
& \sum_{r=1}^s u_r y_{r0} = 1, \\
& u_r, \lambda \geq 0.
\end{aligned}$$

سپس با اختیار کردن اوزان جدید $w_r = u_r / \lambda$ ، داریم

$$\begin{aligned}
\max \quad & \sum_{r=1}^s w_r y_{r0} \\
\text{subject to} \quad & \sum_{r=1}^s w_r y_{rj} \leq 1, \quad j = 1, \dots, n, \\
& w_r \geq 0.
\end{aligned}$$

این دقیقاً همان مدل (2) است. به طور مشابه می‌توان نشان داد که مدل CCR یا BCC خروجی محور به مدل

(1) بر اساس این واقعیت که قيد $\sum_{j=1}^n \lambda_j = 1$ در مدل (1) می‌تواند به طور معادل با جایگزین شود کاهش می‌یابد.

در این صورت، مدل DEA-WEI افزایشی دارای فرم زیر است:

$$\begin{aligned}
 \max \quad & \sum_{r=1}^s s_r^+ \\
 \text{subject to} \quad & \sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj} - s_r^+ = y_{r0}, \\
 & \sum_{j=1}^n \lambda_j = 1, \\
 & s_r^+ \geq 0, \quad r = 1, \dots, s, \\
 & \lambda_j \geq 0, \quad j = 1, \dots, n.
 \end{aligned} \tag{5}$$

توجه کنید که هیچ گونه متغیر مجازی ورودی در مدل فوق وجود ندارد، و می‌توان از فرمول SBM برای جایگزین کردن تابع هدف در (5) برای داشتن مدل SBM DEA-WEI استفاده کرد.

$$\begin{aligned}
 \min \quad & e = \frac{1}{1 + (1/s) \sum_{r=1}^s (s_r^+ / y_{r0})} \\
 \text{subject to} \quad & \sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj} - s_r^+ = y_{r0}, \\
 & \sum_{j=1}^n \lambda_j = 1, \\
 & s_r^+ \geq 0, \quad r = 1, \dots, s, \\
 & \lambda_j \geq 0, \quad j = 1, \dots, n.
 \end{aligned} \tag{6}$$

مدل (5) مدل DEA-WEI افزایشی است که توسط کای و وو (22) برای ارزیابی موقعیت مالی یازده شرکت فناوری اطلاعات استفاده شده است که در آن چهار شاخص مالی سنتتیک استفاده گردید. محققان از این مدل با برابر قرار دادن ورودی با مقدار یک استفاده کردند ولی توضیحی در مورد دلیل استفاده از این مدل وجود ندارد. یکی از مزایای این مدل است که قادر به مدیریت مستقیم داده‌های منفی است. برای مدیریت داده‌های منفی با استفاده از مدل (1)، امکان استفاده از تبدیل مناسب یا فاصله جهت دار وجود دارد. به (23) برای کسب جزئیات بیشتر مراجعه کنید. به طور مشابه امکان بحث مدل DEA-WEI با استفاده از اندازه گیری راسل وجود دارد (به مدل 14 در بخش 3 مراجعه کنید).

اگر اکنون فرض نکنیم که ورودی‌ها برابر با مقدار واحد هستند، و فرض کنیم که متغیر ورودی، تکین است، آنگاه مدل CCR خروجی محور به صورت زیر نوشته می‌شود.

$$\begin{aligned}
 & \max \quad \theta \\
 \text{subject to} \quad & \sum_{j=1}^n x_{1j} \lambda'_j = x_{10}, \\
 & \sum_{j=1}^n z_{rj} \lambda'_j \geq \theta z_{r0}, \\
 & \lambda'_j \geq 0, \quad r = 1, \dots, s, \quad j = 1, \dots, n.
 \end{aligned}$$

توجه کنید که محدودیت برای ورودی بایستی الزام آور باشد و بنابر این با معادله جایگزین می‌شود. فرض کنید

که $x_{1j} \lambda'_j / x_{10}$ باشد، آنگاه می‌توان دید که این دقیقاً مدل (1) است.

با این حال، امکان تبدیل مشابه برای مدل دو دویی BCC وجود ندارد. بنابر این نشان می‌دهد که مفهوم بازده نسبت به مقیاس در مدل‌های DEA برای داده‌های شاخص مبهم است زیرا آن‌ها شامل مواردی هستند که در آن‌ها ورودی‌ها در نظر گرفته نمی‌شوند. در حقیقت، مقیاس بندی مجدد خروجی‌ها در این مدل‌های DEA مناسب نیست.

به طور خلاصه، با استفاده از مدل‌های تحلیل پوششی داده‌های کلاسیک با ورودی‌های واحد، امکان استخراج مدل‌های DEA-WEI متناظر وجود دارد. در این صورت، هر دو مدل CCR و bcc به اشکال یکسان مدل‌های DEA-WEI کاهش می‌یابند. در صورتی که نوع PPS استفاده شود؛ آنگاه CRS به طور ضمنی فرض می‌شود. در مورد ورودی تکین، ممکن تبدیل مستقیم مدل CCR به مدل DEA-WEI وجود دارد. با این حال مدل‌های (1) و (2) زمینه‌های بیشتری را پوشش می‌دهند (برای مثال، تنها موارد مربوط به داده‌های خروجی). در نهایت ما به طور مختصر در مورد مسئله داده‌های دارای همبستگی بحث می‌کنیم. اگرچه داده‌های شاخص مربوط به بخش‌های مختلف داده‌های اصلی می‌باشد و موجب افزایش همبستگی میان داده‌های تقسیمی می‌شود، با این حال از هم ارزی بین CCR و مدل (1) با ورودی تکین پیروی می‌کند که در آن اثرات احتمالی بر روی نتایج اثر بخشی DEA نهایی بایستی مشابه با مورد CCR استاندارد باشد که در (24) بحث شده است و به این ترتیب، حذف متغیرهای همبستگی بایستی اجتناب شود.

3- قضاوت ارزشی در مدل‌های تحلیل پوششی داده‌ها بدون ورودی‌های صریح

همان طور که در بالا نشان داده شد، گاهی اوقات استفاده از نسبت‌ها در شرایط واقعی اجتناب ناپذیر است. این خود یک سری ملاحظات مهمی را در اختیار می‌گذارد که مستلزم توجه دقیق هستند و اولین بار توسط فرناندز کاسترو و اسمیت (21) خاطر نشان شده است. یک نکته ویژه بحث شده این است که مفهوم بازده نسبت به مقیاس به طور کلی در مدل‌های DEA-WEI مبهم است، دیگر مسئله مهم، قضاوت ارزشی است که در زیر بررسی خواهد شد.

در بسیاری از زمینه‌های DEA، قضاوت‌های ارزشی تصمیم گیران (DM) بایستی لحاظ شود. ماهلبرگ و ابرستینر (2) و دسپاتیس (3-15) به بررسی کاربرد این مدل در تحلیل توسعه انسانی پرداختند که در آن سه شاخص- طول عمر، دستاورد تحصیلی و استاندارد زندگی به عنوان سه خروجی برای منعکس کردن ابعاد اصلی توسعه انسانی استفاده شدند. در این مدل‌ها، هر نمایه دارای اهمیت منحصر به فردی بوده و قابل جایگزین نیست، به طوری که در آن‌ها DMU0 ها در صورتی می‌توانند کارآمد باشند که تنها یکی از سه خروجی به شدت بالا باشد. با این حال، دو فرض ممکن است در بسیاری از شرایط به دلیل قضاوت‌های ارزشی تصمیم گیران (DM) ها) مناسب نباشد و این موضوع در (18، 25 و 26) نشان داده شده است. ما در مورد این مسائل از طریق فرم پوششی مدل‌های DEA-WEI در این بخش بحث می‌کنیم که مستقیماً از قضاوت‌های ارزشی با تغییر اولویت‌ها استفاده می‌کند که در (27-29) نشان داده شده است.

اگر بردار سه بعدی γ_i بیانگر نمرات ریاضی، فیزیک و شیمی دانشجویی α در دانشکده ریاضیات باشد. فرض کنید که دانشکده اکنون در صدد ارزیابی عملکرد دانشجویان است. عرفا این ارزیابی بدون در نظر گرفتن ورودی‌ها انجام خواهد شد و به این ترتیب مدل‌های DEA-WEI را می‌توان استفاده کرد. در صورتی که همه نمرات دارای اهمیت برابر و غیر قابل جایگزین باشد، مدل‌های DEA اولیه بحث شده در بخش 2 کافی خواهد بود. با این حال، این مسئله همیشه صادق نیست. برای مثال، دانشکده ممکن است فکر کند که نمرات ریاضی مهم‌تر باشد. یک رویکرد احتمالی، استفاده از محدودیت‌های وزنی در مدل (2) است. در اینجا ما تنها به بررسی مفیدترین نوع می‌پردازیم. اغلب اوقات، این قضاوت ارزشی با افزودن محدودیت‌های $(\mu_1/\mu_2) \geq \alpha, (\mu_2/\mu_3) \geq \beta$ در مدل (2) نشان داده می‌شود که در آن $\alpha, \beta \geq 1$ ثابت است: منطقه اطمینان نوع 1(ARI)(25). به منظور درک معانی ضمنی در این مدل، ما ابتدا معادله زیر را استخراج می‌کنیم:

$$\begin{aligned}
& \max \quad \theta \\
\text{subject to} \quad & \sum_{j=1}^n \lambda_j y_{1j} \geq \theta y_{10} + \gamma_1, \\
& \sum_{j=1}^n \lambda_j y_{2j} \geq \theta y_{20} - \alpha \gamma_1 + \gamma_2, \\
& \sum_{j=1}^n \lambda_j y_{3j} \geq \theta y_{30} - \beta \gamma_2, \\
& \sum_{j=1}^n \lambda_j = 1, \quad \gamma_1, \gamma_2, \lambda_j \geq 0, \quad j = 1, \dots, n.
\end{aligned}$$

سپس، ما مدل فوق را به معادله زیر تبدیل می‌کنیم

$$\begin{aligned}
& \max \quad \theta \\
\text{subject to} \quad & \sum_{j=1}^n \lambda_j y_{1j} \geq \theta y_{10}, \\
& \sum_{j=1}^n \lambda_j (\alpha y_{1j} + y_{2j}) \geq \theta (\alpha y_{10} + y_{20}), \\
& \sum_{j=1}^n \lambda_j (\beta \alpha y_{1j} + \beta y_{2j} + y_{3j}) \geq \theta (\beta \alpha y_{10} + \beta y_{20} + y_{30}), \\
& \sum_{j=1}^n \lambda_j = 1, \quad \lambda_j \geq 0, \quad j = 1, \dots, n.
\end{aligned} \tag{7}$$

بديهی است که سه مجموع وزني نمرات برای مقاييسات در اين مدل تحليل پوششی داده‌ها استفاده می‌شود و معنی دقیق "نمره ریاضی مهم‌تر هستند" مشهودتر است. برای مدل عمومی ARI، امكان پیروی از چارچوب مدل نسبت مخروطی توسط کارنز و همکاران (30) برای فرموله کردن مدل DEA-WEI محدود وجود دارد که اوزان را در مخروط U محدود می‌کنند:

$$\begin{aligned}
& \max \quad u^T y_0 \\
\text{subject to} \quad & u^T y_j \leq 1, \quad j = 1, \dots, n, \\
& u \in U \subset R_s^+.
\end{aligned} \tag{8}$$

وقتی که $U = R_s^+$ باشد، به مدل تحلیل پوششی داده‌های (2) تبدیل می‌شود. در شرایط عملی، قضاوت‌های

ارزشی در مدل با تعریف یک مخروط پلی هدرال یا چند وجهی مناسب U قرار می‌گیرند.

می‌توان گفت که مخروط $U \subset R_s^+$ یک مخروط چند وجهی است اگر دارای فرم نیم فضا³ باشد. $U = \{u | Du \geq 0\}$ که در آن D ماتریس $s \times l$ باشد و U یک بردار $l \times 1$ است. به طور کلی‌تر، محدودیت‌های ARI می‌توانند به این ترتیب در قضاوت ارزشی به کار روند. برای کسب جزئیات بیشتر به (25-26) مراجعه کنید. می‌توان به آسانی ماتریس D را در مثال فوق شناسایی کرد.

با این حال، همیشه یافتن نسخه معادل مدل (8) وجود ندارد. در صورتی که مخروط با مجموعه محدودی از بردارها تولید شوند، می‌تواند به صورت زیر بازنویسی شود: $U = \{u | u = B^T \gamma, \gamma \geq 0\}$. که در آن B^T ماتریس $s \times l$ است و γ ، بردار $l \times 1$ است سپس با استفاده از تبدیل داده امکان بازنویسی مدل 8 به صورت مدل 9 وجود دارد و سپس مدل دوگانه (10) آن به صورت زیر یافته می‌شود:

| مدل فرم پوششی نسبت مخروط | مدل فرم نسبت مخروط |
|--|---|
| $\begin{array}{ll} \max & \theta \\ \text{subject to} & (BY)\lambda \geq \theta(BY_0), \\ & \lambda^T e = 1, \quad \lambda \geq 0. \end{array} \quad (10)$ | $\begin{array}{ll} \max & h = \gamma^T (BY_0) \\ \text{subject to} & \gamma^T (BY) \leq 1, \\ & \gamma \geq 0. \end{array} \quad (9)$ |

که مقدار بهینه مدل (9)، در طرف مقابل مدل (10) قرار داشته و با $h^* = 1/\theta^*$ بیان می‌شود.

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \alpha & 1 & 0 \\ \alpha\beta & \beta & 1 \end{pmatrix}$$

در مثال مربوط به ارزیابی عملکرد دانشجویان، B است. متأسفانه، امکان یافتن ماتریس

برای بازنویسی U در فرم $U = \{u | u = B^T \gamma, \gamma \geq 0\}$ وجود ندارد. کارنز و همکاران (31) و براکت و همکاران (40) در مورد روابط بین ماتریس‌های B و D تحت شرایط مختلف بحث کرده‌اند. برای مثال، اگر D برابر با

$B^T = D^{-1}$ باشد و دارای یک اینورس باشد، آنگاه را اختیار می‌کنیم.

در زیر امکان بیان قضاوت‌های ارزشی از طریق اولویت‌ها وجود دارد. یک اولویت، رابطه دقیق برای شفاف سازی معانی برای عبارت‌های مبهم نظیر "بهتر، بدتر" است. پر واضح است که با پستی دانش کافی در خصوص این معانی قبل از انجام ارزیابی وجود داشته باشد. کلاسیک‌ترین نمونه از اولویت‌ها، ارتیب عددی برای اعداد حقیقی نظیر " $3 < 4 < 5 < 6$ " است. این ترتیب را می‌توان به ستون و یا جدول اعداد حقیقی نظیر اولویت پارتو که در اقتصاد استفاده شده و هر یک از مؤلفه‌های بردارها را مقایسه می‌کند تعمیم داد. در مثال فوق، دانشکده ممکن است که تصور کند اگر نمرات ریاضی و نمره کل بالاتر باشد، دانشجوی i از دانشجوی j بهتر است، یعنی اولویت به صورت زیر نوشته می‌شود دانشجوی i بهتر از دانشجوی j است اگر:

$$\begin{aligned} y_{1i} &\geq y_{1j} \\ y_{1i} + y_{2i} + y_{3i} &\geq y_{1j} + y_{2j} + y_{3j} \end{aligned} \quad (11)$$

در صورتی که دانشکده تصور کند که همه نمرات اهمیت برابر داشته و قابل جایگزین هستند، آنگاه جمع نمرات برای مقایسه استفاده می‌شود به طوری که دانشجوی i بهتر از دانشجوی j است اگر

$$y_{1i} + y_{2i} + y_{3i} \geq y_{1j} + y_{2j} + y_{3j} \quad (12)$$

$B = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$ نامساوی‌های فوق را می‌توان به صورت ماتریس نوشت. به ازای معادله 11، می‌توان داشت
به این ترتیب عملکرد دانشجوی i از عملکرد دانشجوی j در ماتریس اولویت خواهد بود اگر و تنها اگر شرط $BY_i \geq BY_j$ در اولویت پارتو برقرار باشد. برای اولویت میانگین (12)، $B = (1 \ 1 \ 1)$ است. در نهایت، اگر

$B = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \alpha & 1 & 0 \\ \alpha\beta & \beta & 1 \end{pmatrix}$ یا $B = I = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$ فرض کنیم که باشد آنگاه اولویت ماتریس تها اولویت

پارتو یا اولویت مورد استفاده در مدل (7) است. به طور دقیق‌تر در مدل (7) فرض می‌شود که اولویت به صورت زیر بیان می‌شود: برای یک سطح ورودی معین، DMU_i بهتر از DMU_j است اگر و تنها اگر شرط زیر برقرار باشد

$$\begin{aligned}
 y_{1i} &\geq y_{1j} \\
 \alpha y_{1i} + y_{2i} &\geq \alpha y_{1j} + y_{2j} \\
 \beta \alpha y_{1i} + \beta y_{2i} + y_{3i} &\geq \beta \alpha y_{1j} + \beta y_{2j} + y_{3j}.
 \end{aligned}$$

در حقیقت اولویت‌های مفیدتری همانند اولویت واژگانی وجود دارد به (18-28) برای کسب جزیيات بیشتر مراجعه کنید.

به این ترتیب، قضاوت‌های ارزشی را می‌توان از طریق اولویت‌ها بیان کرد. ما از یک رویکرد دیگر برای استفاده از قضاوت ارزشی استفاده می‌کنیم: استفاده از شاخص‌ها و اولویت‌ها در مدل‌های تحلیل پوششی داده دوگانه نظیر مدل 1 برای استفاده از قضاوت‌های ارزش (به 27 برای کسب جزیيات بیشتر مراجعه کنید). برای مثال، با جایگزینی اولویت پارت‌با اولویت ماتریس در مدل 1، می‌توان مدل DEA زیر را داشت:

$$\begin{aligned}
 \max_{\theta, \lambda} \quad & \theta \\
 \text{subject to} \quad & \sum_{j=1}^n B Y_j \lambda_j \geq \theta B Y_0, \\
 & \sum_{j=1}^n \lambda_j = 1, \quad \lambda_j \geq 0.
 \end{aligned} \tag{13}$$

که B ماتریس در تعاریف اولویت ماتریس برای تعیین جبران بین این خروجی‌هاست. فرض کنید که مدل 12 مشابه با مدل 10 باشد، با این حال باستی از U در مدل 10 استفاده کرد، در حالی که مدل (13) در صورتی می‌تواند مستقیماً استفاده شود که قضاوت ارزشی در اولویت ماتریس همانند فوق بیان شود. این مدل در بخش 4 استفاده خواهد شد.

به علاوه، در بسیاری از زمینه‌ها، فرض انبساط یا انقباض شعاعی، منطقی نیست به (32) مراجعه کنید. سپس می‌توان از شاخص اندازه گیری راسل استفاده کرده و مدل زیر را باید در نظر گرفت:

$$\begin{aligned}
 \max \quad & \frac{1}{s} \sum_{r=1}^s \theta_r \\
 \text{subject to} \quad & \sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj} = \theta_r y_{r0} \\
 & \sum_{j=1}^n \lambda_j = 1 \\
 & \theta_r \geq 1, \quad r = 1, \dots, s \\
 & \lambda_j \geq 0, \quad j = 1, \dots, n.
 \end{aligned} \tag{14}$$

اگر محدودیت $\theta_r \geq 1$ باشد در این مدل جایگزین شود، آنگاه اولویت میانگین در واقع برای خروجی‌ها استفاده می‌شود. به طور مشابه می‌توان از مدل‌های DEA-WEI از نوع SBM برای رسیدگی به این شرایط استفاده کرد. توجه کنید که مدل‌های SBM DEA را می‌توان به مدل‌های DEA راسل با استفاده از تبدیل متغیر، تبدیل کرد (برای کسب جزئیات بیشتر به 33 مراجعه کنید).

مدل‌های فوق را می‌توان برای ارزیابی‌های اثر بخشی استفاده کرد که در آن تنها خروجی‌ها بایستی ارزیابی شوند.

4- مطالعات تجربی

در این بخش، ما مطالعات تجربی را در زمینه مدل‌های DEA-WEI ارائه می‌کنیم. ما ابتدا مدل‌های DEA-WEI استاندارد را مقایسه می‌کنیم و این اساساً به این معنی است که ما از مدل‌های DEA استاندارد با استفاده از داده‌های ورودی و خروجی استفاده می‌کنیم. سپس، ما داده‌های اصلی را استاندارد سازی کرده و از مدل‌های DEA-WEI استفاده می‌کنیم. سپس از مدل‌های DEA-WEI در مطالعه موردی در زمینه ارزیابی عملکرد مؤسسات تحقیقاتی در آکادمی علوم چین استفاده می‌کنیم که در آن قضاوت‌های ارزش بایستی در ارزیابی گنجانده شوند.

1-4 مقایسات مدل‌های DEA و DEA-WEI و استاندارد

گرینبرگو نانمیکر (4) خاطر نشان کرده است که استفاده از شاخص‌های عملکرد سنتی و نسبت‌ها بایستی موجب بهبود پذیرش عملی رویکرد DEA شود زیرا این روش بر معایب تحلیل نسبت غلبه می‌کند. گرینبرگ و نانمیکر (4) و تانسولیس و همکاران (5) اقدام به مقایسه DEA با رویکرد نسبت کردنده که در آن مدل‌های DEA استاندارد توسط برخی شاخص‌ها به صورت ورودی و خروجی استفاده شدند. در (34)، رابطه ذاتی و درونی بین DEA و نسبت ورودی-خروجی بحث شد به طوری که گاهی اوقات می‌توان مرزهای DMU را مستقیماً از تحلیل بدست آورد. در (35)، رابطه بین برآوردهای کارایی DEA و نسبت‌های مالی بحث می‌شود. زو (36) بین PCA و DEA در تجمیع ورودی‌ها و خروجی‌ها در ارزیابی DMU ها مقایسه‌ای را انجام داد. در مقاله زو (36)، نمرات ابر کارایی اولین بار از طریق مدل CCR ورودی محور اصلاح شده محاسبه شد که در آن تحت ارزیابی از مجموع واقعی حذف شد. هدف این حذف، تمایز این DMU های کارامد می‌باشد. سپس

| | | | | | | | |
|----|--------------|--------|--------|---------|--------|--------|---------|
| 2 | | 1.0000 | 1 | 12.6785 | 1.0000 | 1 | 1 |
| 10 | | 1.0000 | 1 | 2.2848 | 1.0000 | 1 | 1 |
| 6 | QingHuangDao | 1.0000 | 1 | 1.6724 | 1.0000 | 1 | 1 |
| 12 | WenZhou | 1.0000 | 1 | 0.7866 | 0.7866 | 0.4133 | 0.24049 |
| 13 | WeiHai | 0.7866 | 0.9202 | 0.7513 | 0.7514 | 0.3888 | 0.25531 |
| 9 | ZhangJiang | 0.7514 | 1 | 0.6577 | 0.6869 | 0.4810 | 0.37556 |
| 5 | BeiHai | 0.6577 | 1 | 0.6311 | 0.6485 | 0.4735 | 0.35018 |
| 4 | NingBo | 0.6577 | 1 | 0.5022 | 0.5022 | 0.3058 | 0.16268 |
| 8 | YanTai | 0.6311 | 1 | 0.4959 | 0.4959 | 0.3366 | 0.23701 |
| 16 | Qingdao | 0.5022 | 0.9421 | 0.4704 | 0.4704 | 0.1392 | 0.03012 |
| 1 | LianYunGang | 0.4959 | 0.5148 | 0.4691 | 0.4691 | 0.2797 | 0.1429 |
| 7 | ShanTou | 0.4959 | 0.5148 | 0.3581 | 0.3580 | 0.1823 | 0.07041 |
| 17 | Dalian | 0.4704 | 1 | 0.3060 | 0.3059 | 0.1172 | 0.01424 |
| 11 | ShangHai | 0.4691 | 1 | 0.3010 | 0.3010 | 0.1693 | 0.07997 |
| 3 | XiaMen | 0.3580 | 1 | 0.2779 | 0.2779 | 0.0918 | 0.03498 |
| 18 | GuangZhou | 0.3580 | 1 | 0.1953 | 0.1953 | 0.0861 | 0.03834 |
| 15 | TianJin | 0.3059 | 0.3095 | 0.1867 | 0.1867 | 0.0525 | 0.00808 |
| 14 | HaiNan | 0.3010 | 1 | 0.1382 | 0.1366 | 0.0454 | 0.01159 |
| | ZhuHai | 0.2779 | 0.8656 | | | | |
| | ShenZhen | 0.1953 | 0.1967 | | | | |
| | | 0.1867 | 0.2040 | | | | |
| | | 0.1366 | 0.2625 | | | | |

در بخش 2، مشاهده شد که برای مورد ورودی تکین، مدل CCR استاندارد معادل با مدل DEA-WEI است، در حالی که این موضوع برای مدل BCC صادق نیست. ازماиш فوق تصویر مشابهی را نشان داد و این در حالی است که این بار، مدل CCR دارای دو ورودی است. در جدول 1، نمرات کارایی مدل (1) DEA-WEI تقریباً برابر با نتایج مدل CCR است. برای DMU ناکارامد، نمرات کارایی اندکی متفاوت هستند، با این حال رتبه‌های آنها یکسان است. به علاوه، ما DEA-WEI مجموع در مدل DEA-WEI حذف کردیم (از این روی

امتیازات ابر کارایی DEA-WEI را داریم)، و رتبه دقیق را به صورت زو بدست اوردیم. با این حال، امتیازات مدل BCC، کاملاً متفاوت از امتیازات تولید شده توسط مدل (1) است.

ما هم چنین مدل SBM استاندارد و مدل (6) با استفاده از فرمول امتیاز SBM را تست می‌کنیم. این بار، اکرچه امتیازات دو مدل کاملاً متفاوت است، رتبه‌های تولید شده توسط دو امتیاز بسیار مشابه است. ضریب همبستگی اسپیرمن بین دو رتبه در واقع 0.977 است. مدل (14) تولید نتایج مشابه با مدل (6) می‌کند.

2-4 مطالعه موردی

در این بخش، ما یک مطالعه ازمایشی را با استفاده از روش DEA برای ارزیابی عملکرد 15 موسسه تحقیقاتی در اکادمی علوم چین انجام داده و نیز مدل‌های BCC، CCR و دو مدل DEA-WEI را مقایسه کردیم. از اواخر دهه 1990 میلادی، CAS مجموعه‌ای از ارزیابی‌های عملکرد را برای مؤسسات تحقیقاتی خود انجام داده است. ارزیابی‌های مورد استفاده متشکل از بخش کمی و کیفی هستند (عمدتاً داوری‌های همتا). از 2002، سیستم ارزیابی CAS بر نه تنها اثر بخشی بلکه بر کارایی نیز تاکید داشته‌اند. شاخص‌های کمی کم و بیش پایدار بوده‌اند. با این حال، یکی از نقدهای اصلی واردۀ بر این سیستم ارزیابی، برابر بودن انتخاب اوزان است که از زمان شروع ارزیابی زیر سؤال رفته است. یک نقد دیگر این است که شاخص‌های مورد استفاده برای اندازه گیری کارایی سرمایه گذاری تحقیقاتی نظیر تعداد انتشارات به ازای هر کارمند، تعداد انتشارات به ازای هزینه‌ها، ثبت نام دوره‌های لیسانس توسط کارمندان هر ساله تغییر می‌کنند. در این مطالعه موردی، ما تلاش می‌کنیم تا به بررسی احتمال استفاده از مدل‌های DEA-WEI به عنوان ابزار رتبه‌بندی احتمالی در ارزیابی کارایی موسسه تحقیقاتی CAS برای حل مسئله انتخاب اوزان بپردازیم. در اینجا ما مهم‌ترین ورودی‌ها و خروجی‌ها را انتخاب کرده و مقایساتی را بین نتایج اصلی و نتایج با استفاده از مدل‌های DEA-WEI انجام می‌دهیم.

جدول 2: ورودی‌ها و خروجی‌های مؤسسات تحقیقات در CAS

| DMU | Staff | Res. Expen. | SCI Pub. | High Pub. | Grad. Enroll. | Exter. Fund. |
|---------|-------|-------------|----------|-----------|---------------|--------------|
| Unit 1 | 380 | 59,880 | 201 | 28 | 386 | 35,368 |
| Unit 2 | 418 | 79,910 | 480 | 196 | 354 | 69,763 |
| Unit 3 | 68 | 13,150 | 78 | 72 | 57 | 5747 |
| Unit 4 | 1105 | 92,710 | 153 | 45 | 642 | 49,074 |
| Unit 5 | 248 | 18,920 | 68 | 18 | 165 | 13,801 |
| Unit 6 | 828 | 134,240 | 167 | 64 | 229 | 73,748 |
| Unit 7 | 481 | 52,460 | 38 | 13 | 136 | 32,797 |
| Unit 8 | 493 | 40,840 | 94 | 6 | 115 | 12,743 |
| Unit 9 | 198 | 23,110 | 43 | 16 | 79 | 15,964 |
| Unit 10 | 243 | 32,580 | 42 | 11 | 48 | 20,731 |
| Unit 11 | 553 | 62,100 | 156 | 34 | 105 | 67,927 |
| Unit 12 | 347 | 49,510 | 64 | 8 | 190 | 31,616 |
| Unit 13 | 445 | 78,280 | 440 | 162 | 529 | 62,448 |
| Unit 14 | 260 | 27,530 | 113 | 23 | 137 | 33,952 |
| Unit 15 | 304 | 59,450 | 94 | 19 | 263 | 70,015 |

واحد تصمیم گیری، کارکنان، مخارج پژوهش، انتشارات SCI، انتشارات بالا، ثبت نام در دوره‌های کارشناسی،

سرمایه خارجی

اغلب، تعداد کارکنان پژوهشی تمام وقت و کل مخارج پژوهش، ورودی‌های تحقیقاتی اصلی هستند، در حالی که خروجی‌های تحقیقات، بسته به دیدگاه ذی نفعان، کاملاً متغیر می‌باشند. در زیر یک دیدگاه از سطح دفتر تحقیقات پایه در CAS ارائه شده است که در آن انتشارات شامل مقالات بین المللی نمایه بندی شده توسط شاخص استناد علمی (SCI Pub) است، مقالات با کیفیت بالای منتشر شده در مجلات پژوهشی برتر (high Exter. Fund)، ثبت نام دانشجویان کارشناسی (Grad. Enroll) و بودجه تحقیقات خارجی (pub) شاخص‌های اصلی قضاوت عملکرد می‌باشند. این‌ها شاخص‌های کلیدی برای ارزیابی مؤسسات پایه در سیستم ارزیابی جامع CAS در 2002 می‌باشند. اگرچه تنها داده‌های نمایه و شاخص برای مدل‌های DEA-WEI مورد نیاز است، ما مقایسه‌ای را بین مدل‌های DEA-WEI استاندارد و DEA انجام می‌دهیم. از این روی، داده‌های ورودی- خروجی اولیه در جدول 2 ارائه شده‌اند که مربوط به CES از CAS در 2002 است.

همان طور که در جدول 2 نشان داده شده است، واحد 4 دارای بزرگ‌ترین اندازه و بیشترین ثبت نام دانشجویان کارشناسی است. واحد 6 حداقل بودجه تحقیقات خارجی را کسب کرد، در حالی که مخارج تحقیقاتی آن نیز بیشترین بود. واحد 2 بر طبق مقالات SCI و مقالات با کیفیت بالا، در رأس قرار داشت. در این مطالعه، ما از مدل‌های BCC، CCR و DEA-WEI خروجی محور برای تحلیل مقایسه استفاده می‌کنیم. برای استفاده از

مدل‌های DEA-WEI، ما این شاخص‌ها را به نمایه‌ها با استفاده از ورودی‌ها/ خروجی‌ها به طور جداگانه ترجمه کرده و دارای 8 نمایه می‌باشیم که به صورت $Y_j = (y_{1j}, y_{2j}, \dots, y_{8j})^T$ تعریف شده‌اند که در آن‌ها

| | |
|---|----------|
| مقالات SCI به ازای هر یک از کارکنان | y_{1j} |
| مقالات SCI به ازای مخارج پژوهش | y_{2j} |
| انتشارات (مقالات) زیاد به ازای هر یک از کارکنان | y_{3j} |
| انتشارات (مقالات) زیاد به ازای هر یک از کارکنان | y_{4j} |
| بودجه خارجی/ کارکنان | y_{5j} |
| ثبت نام مقطع کارشناسی/ کارکنان | y_{6j} |
| بودجه خارجی/ مخارج تحقیق | y_{7j} |
| ثبت نام مقطع کارشناسی/ مخارج تحقیق | y_{8j} |

چون درصد بودجه خارجی مورد استفاده برای تحقیق نامشخص است و هزینه تحصیل درچین طبیعتاً پایین

است، ما y_{7j} و y_{8j} حذف کرده و این نمایه‌ها در CES 2002 نیز حذف شده‌اند.

جدول 3 نمایه‌های استاندارد را نشان می‌دهد. فرمول استاندارد سازی این نمایه‌ها است. هدف استاندارد سازی نمایه‌ها، حذف تفاوت‌های اندازه گیری در این مجموعه‌ای وزنی است. $y_{ri} = (y_{ri}/\text{Max}y_{ri}) \times 100$

ما در ابتدا از مدل CCR و BCC برای ارزیابی عملکرد این مؤسسات استفاده می‌کنیم. نتایج CCR و BCC به جز واحد 4 که در BCC کارامد است ولی در CCR به 82.37 درصد می‌رسد، کاملاً نزدیک است. از این روی، ما تنها نتایج BCC را در دومین ستون جدول 4 برای مقایسه بیشتر ارائه می‌کنیم. سپس، با استفاده از اندازه گیری شعاعی و اولویت پارتولو، و اندازه گیری راسل و الویت پارتولو (37، 38)، ما از مدل 1 و مدل 14 برای داده‌های نمایه استفاده می‌کنیم. نتایج در جدول 4 نشان داده شده‌اند.

در این مدل‌ها، همه خروجی‌ها و شش نمایه به صورت غیر قابل جایگزین و مهم قلمداد شده‌اند.. با این حال، این ارزیابی برای شرایط فعلی در CAS مناسب نیست. برای مثال، بر طبق تحلیل پرسش نامه در (39)، دو گروه از مؤسسات تحقیقات پایه وجود دارند. یک گروه بر انتشار مقالات در مجلات با کیفیت تاکید دارند، در حالی که

گروه دیگر هنوز در مرحله توسعه کمیت با افزایش انتشارات SCI است. از این روی ما بایستی هر دو نمایه‌ها را در نظر گرفته و y_{1j} و y_{3j} را به طور مستقیم برای بررسی یکسان هر دو گروه، قابل جایگزین در نظر می‌گیریم. در عین حال، بودجه تحقیقات خارجی به ازای هر یک از کارکنان y_{5j} توسط DM به صورت مهم و غیر قابل جایگزین در نظر گرفته می‌شوند زیرا نشان دهنده رقابت پذیری مؤسسات است. به علاوه، مجموع این نمایه‌ها نشاندهنده عملکرد کلی است. به این ترتیب، ما شش نمایه را به سه نمایه با اهمیت برابر و نمایه‌های غیر قابل جایگزین ترکیب کرده و مدل زیر را داریم

$$\begin{aligned}
 & \underset{\theta, \lambda}{\text{Max}} \quad \theta \\
 & \text{Subject to} \quad BY\lambda \geq \theta BY_0, \\
 & \quad \sum_{j=1}^n \lambda_j = 1, \quad \lambda_j \geq 0, \\
 & \quad B = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}
 \end{aligned} \tag{15}$$

نمرات کارایی توسط مدل (15) در پنجمین ستون جدول 4 نشان داده شده است. در جدول 4 15 واحد تصمیم‌گیری از طریق نمرات مدل (5!) رتبه بندی شده و به سه گروه (ABC) برای مقایسات شفاف‌تر تقسیم بندی می‌شوند.

جدول 3: نمایه‌های استاندارد شده

| DMU | y_{1j} | y_{2j} | y_{3j} | y_{4j} | y_{5j} | y_{6j} |
|---------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| Unit 1 | 46.06 | 55.88 | 6.96 | 8.54 | 40.41 | 85.45 |
| Unit 2 | 100.00 | 100.00 | 44.28 | 44.80 | 72.46 | 71.24 |
| Unit 3 | 99.89 | 98.75 | 100.00 | 100.00 | 36.70 | 70.51 |
| Unit 4 | 12.06 | 27.47 | 3.85 | 8.86 | 19.28 | 48.87 |
| Unit 5 | 23.88 | 59.83 | 6.85 | 17.38 | 24.16 | 55.97 |
| Unit 6 | 17.56 | 20.71 | 7.30 | 8.71 | 38.67 | 23.27 |
| Unit 7 | 6.88 | 12.06 | 2.55 | 4.53 | 29.61 | 23.78 |
| Unit 8 | 16.60 | 38.32 | 1.15 | 2.68 | 11.22 | 19.62 |
| Unit 9 | 18.91 | 30.98 | 7.63 | 12.64 | 35.01 | 33.56 |
| Unit 10 | 15.05 | 21.46 | 4.28 | 6.17 | 37.04 | 16.62 |
| Unit 11 | 24.57 | 41.82 | 5.81 | 10.00 | 53.33 | 15.97 |
| Unit 12 | 16.06 | 21.52 | 2.18 | 2.95 | 39.56 | 46.06 |
| Unit 13 | 86.10 | 93.57 | 34.38 | 37.80 | 60.93 | 100.00 |
| Unit 14 | 37.85 | 68.33 | 8.35 | 15.26 | 56.70 | 44.33 |
| Unit 15 | 26.93 | 26.32 | 5.90 | 5.84 | 100.00 | 72.78 |

جدول 4: امتیازات کارایی بر اساس مدل‌های تحلیل پوششی داده‌ها

| DMU | BCC | Model (1) | | Model (14) | | Model (15) | |
|----------------|--------|-----------|-------|------------|-------|------------|-------|
| | Scores | Scores | Ranks | Scores | Ranks | Scores | Ranks |
| Unit 2 | 100 | 100 | A | 100 | A | 100 | A |
| Unit 3 | 100 | 100 | A | 100 | A | 100 | A |
| Unit 15 | 100 | 100 | A | 100 | A | 100 | A |
| Unit 13 | 100 | 100 | A | 100 | A | 92.5 | A |
| Unit 14 | 100 | 74.87 | B | 30.82 | B | 66.85 | B |
| Unit 11 | 65.12 | 62.78 | B | 18.71 | B | 56.27 | B |
| Unit 1 | 93.15 | 85.45 | B | 25.46 | B | 56.1 | B |
| Unit 12 | 65.12 | 51.68 | B | 6.7 | C | 43.18 | B |
| Unit 6 | 54.6 | 42.98 | C | 15.42 | B | 41.45 | B |
| Unit 5 | 100 | 62.40 | B | 20.72 | B | 40.88 | B |
| Unit 9 | 54.57 | 43.48 | B | 18.39 | B | 40.87 | B |
| Unit 10 | 98.28 | 41.03 | C | 10.74 | C | 38.68 | C |
| Unit 7 | 42.23 | 31.85 | C | 6.8 | C | 30.56 | C |
| Unit 4 | 100 | 48.87 | B | 11.43 | B | 27.51 | C |
| Unit 8 | 66.61 | 38.32 | C | 4.29 | C | 19.37 | C |
| Average scores | 82.64 | 65.58 | | 37.97 | | 56.95 | |

مدل، امتیازات، رتبه‌ها، واحد، امتیازات متوسط

گروه A بیانگر 25 درصد بالای مؤسسات تحقیق می‌باشد، در حالی که گروه C نشان دهنده 25 درصد پایین است. از این روی، DMU های جهار موسسسه تحقیقات برتر به صورت A طبقه بندی می‌شود، چهار موسسه بدتر در گروه C قرار گرفته و بقیه در گروه B قرار می‌گیرند. همانطور که جدول 4 نشان می‌دهد، هفت DMU کارامد با استفاده از مدل BCC استاندارد با امتیاز متوسط 82.64 درصد وجود دارد. نتایج حاصل از مدل CCR تقریباً برابر است. این نشان می‌دهد که تعداد زیاد شاخص‌ها موجب کاهش تفاوت DEA می‌شود، و این در حالی است که این موضوع را می‌توان با محدودیت‌های اوزان برطرف کرد.

با استفاده از مدل DEA-WEI با اندازه گیری شعاعی (مدل 1) و اندازه گیری راسل (مدل 14)، امتیازات کارایی مدل BCC کاملاً کاهش یافته است. وقتی که مدل (15) استفاده می‌شود، تنها واحدهای 2، 3 و 15 کارامد هستند. مدل (15) این امکان را می‌دهد که نمایه‌های y_{1j} و y_{3j} به طور مستقیم یک دیگر راجبران کنند و به این ترتیب تنها بر سطح میانگین بر طبق قضاوت‌های ارزشی DM تاکیددارد. به علاوه، نمایه y_{5j} (بودجه تحقیقات خارجی به ازای هر یک از کارکنان) مورد تاکید واقع می‌شود. چون قضاوت‌های ارزشی در مدل قرار می‌گیرند و چایگزین‌های احتمالی در میان نمایه‌ها در نظر گرفته شده‌اند، قدرت تمایز و تشخیص این مدل DEA-WEI بیشتر و بیشتر بهبود می‌یابد.

جدول 5 امتیازات ارزیابی اولیه Ces 2002 مربوط به 15 موسسه تحقیقاتی پایه را نشان می‌دهد. دومین ستون، امتیازات نهایی تجمیعی e را نشان می‌دهد که ترکیبی از امتیازات در ارزیابی‌های کمی و کیفی است و تولید رتبه E را می‌کند. چهارمین ستون، امتیازات E1 را نشان می‌دهد که منعکس کننده ارزیابی خروجی کمی مؤسسات تحقیق بدون در نظر گرفتن ورودی‌ها بوده و تولید رتبه 1 می‌کند. ششمین ستون امتیازات E2 را برای ارزیابی پایداری تحقیق نشان می‌دهد که کم و بیش یک ارزیابی کارایی CES بوده و تولید رتبه 2 می‌کند. در جدول 5، 15 موسسه تحقیق اصلی بر طبق رتبه 2 کارایی تحقیق برای مقایسات اسان با جدول 4 رتبه بندی می‌شود. جدول 5 و 2 به طور شفاف نشان می‌دهند که مؤسسات مختلف دارای امتیازات کل بیشتری به دلیل اندازه بزرگ خود هستند. برای مثال، واحد 6 به دلیل امتیاز خروجی‌های تحقیق بالای خود رتبه A را گرفت. واحدهای 4-5-6-7-8 همگی به صورت C از نظر کارایی رتبه بندی شدند ولی سه مورد از آن‌ها به دلیل امتیازات خروجی، رتبه B را اختیار کردند.

CES 2002: امتیازات ارزیابی، اولیه جدواں

| فرهنگ نووارانه (E3) | رتبه 2 | پایداری تحقیق (E2) | رتبه 1 | خروجی های تحقیق (E1) | رتبه E | امتیازات نهایی ترکیبی | DMU |
|---------------------------|--------|--------------------------|--------|----------------------------|--------|-----------------------------|---------|
| 93 | A | 79.09 | B | 51.19 | A | 66.53 | واحد 3 |
| 93 | A | 78.44 | A | 85.91 | A | 83.63 | واحد 2 |
| 95 | A | 68.4 | A | 91.77 | A | 82.75 | واحد 13 |
| 91 | A | 68.21 | B | 48.81 | B | 60.79 | واحد 14 |
| 94 | B | 66.49 | B | 42.41 | B | 57.21 | واحد 15 |
| 90 | B | 61.94 | A | 67.32 | A | 67.44 | واحد 1 |
| 87 | B | 56.6 | C | 37.48 | C | 50.08 | واحد 6 |
| 92 | B | 56.44 | C | 39.13 | C | 51.34 | واحد 12 |
| 87 | B | 56.26 | B | 40.84 | B | 51.63 | واحد 11 |
| 91 | B | 54.19 | C | 33.86 | C | 47.71 | واحد 10 |
| 88 | B | 53.75 | B | 56 | B | 58.3 | واحد 9 |
| 90 | C | 51.78 | B | 58.12 | B | 58.77 | واحد 14 |
| 93 | C | 50.94 | C | 35.78 | C | 47.56 | واحد 7 |
| 89 | C | 48.09 | B | 53.82 | B | 55.04 | واحد 5 |
| 91 | C | 45.87 | B | 50.89 | B | 52.89 | واحد 1 |

| | | | | | | | |
|--|--|--|--|--|--|--|--------|
| | | | | | | | واحد 4 |
| | | | | | | | واحد 8 |

ما سپس، نتایج DEA را با نتایج ارزیابی پایداری تحقیق CES(رتبه 2) مقایسه می کنیم که در آن مجموع وزنی شش نمایه در جدول 3 به صورت امتیاز در نظر گرفته شده است. در ابتدا، ما رتبه بندی گروه را بر اساس مدل (14) رتبه های مدل 14) در جدول 4 و رتبه 2 بر اساس پایداری تحقیقات مؤسسات در جدول 5 مقایسه می کنیم. برای بدترین DMU ها، واحد 4 و 5 رتبه B را در رتبه های مدل 14 داشتند، در حالی که واحدهای 10 و 12 به طور متفاوت رتبه بندی می شوند. از این روی، تفاوت های معنی داری در طبقه بندی گروه C از طریق دو رویکرد وجود دارد (چهار مورد از هشت مورد، 50 درصد). این نتایج قابل توجیه هستند زیرا دو رویکرد بر اساس اصول بسیار متفاوت هستند.

ما سپس به مقایسه رتبه های مدل (15) در جدول 4(رتبه مدل 1 بسیار مشابه است) با رتبه 2 در جدول 5 می پردازیم. مؤسسات تحقیقاتی در گروه A از مدل 15 هنوز مشابه با رتبه 2 است. طبقه بندی های گروه C تحت دو رویکرد بسیار نزدیک بوده و تنها تفاوت 25 درصدی را دارد. برای مثال، واحد 12 در گروه C با استفاده از مدل (14) قرار دارد، با این حال دارای عملکرد نسبتاً قوی در دست یابی به بودجه های تحقیقات خارجی به ازای هر یک از کارکنان است. این خود به صورت B با استفاده از مدل (15) رتبه بندی می شوند. از حیث رتبه بندی گروه، دو رتبه بالا متناسب هستند. از این روی، ما بر این باوریم که این مدل DEA قابل کاربرد به ارزیابی کارایی CAS است. رتبه های مؤسسات تحقیقات در یک گروه کاملاً متفاوت هستند. با این وجود، رتبه های مشابه انتظار نمی رود زیرا دو رویکرد بسیار متفاوت استفاده می شوند. به طور خلاصه ما تصور می کنیم که استفاده از DEA-WEI در ارزیابی عملکرد CAS آینده عملی است و به این ترتیب استفاده از مدل های DEA-WEI با قضاوت های ارزشی DM لازم و ضروری است.

5- نتیجه گیری

با استناد به مقالات مختلف مربوط به مدل‌های تحلیل پوششی داده‌ها بدون ورودی‌های صریح، در این مقاله ما از یک رویکرد بدیهی برای بررسی این مدل‌های DEA به طور گستردۀ استفاده می‌کنیم. این رویکرد منجر به نمایش یکنواخت مدل‌های DEA-WEI می‌شود که برخی از آن‌ها صریحاً در این مقاله استخراج شده‌اند. یک مزیت این است که استفاده از این مدل‌ها، در زمانی که تنها نمایه‌ها موجود هستند آسان‌تر می‌باشد. به علاوه، این مدل‌های تحلیل پوششی داده‌ها قابل کاربرد به ارزیابی‌های کارایی می‌باشند که در آن‌ها ورودی‌ها به طور مستقیم در نظر گرفته نمی‌شوند. مدل‌های فرم مضربی DEA-WEI مشابه با رویکرد نسبت هستند با این حال موجب انعطاف پذیری انتخاب اوزان برای DMU‌های ارزیابی شده می‌شوند.

به علاوه، ما در مورد شیوه استفاده از قضاوت ارزش DM در این مدل‌های DEA با استفاده از اولویت‌ها و محدودیت‌های وزنی بحث می‌کنیم و سپس کاربرد عملی ارزیابی تحقیق را در CAS تشریح می‌کنیم. نتایج نشان داد که مدل‌های DEA بدون ورودی‌های صریح دارای مزایای منحصر به فرد بوده و قابل کاربرد به شرایط واقعی هستند. این نتایج تجربی نشان دهنده آن است که استفاده از DEA-WEI در ارزیابی CAS در آینده عملی است و استفاده از قضاوت‌های ارزشی DM در مدل‌های DEA-WEI لازم و ضروری می‌باشد. به این ترتیب، این مدل‌های DEA-WEI رویکرد ممکن را برای مقابله با اختلافات موجود در ارزیابی تحقیقات CAS در اختیار می‌گذارند.



این مقاله، از سری مقالات ترجمه شده رایگان سایت ترجمه فا میباشد که با فرمت PDF در اختیار شما عزیزان قرار گرفته است. در صورت تمایل میتوانید با کلیک بر روی دکمه های زیر از سایر مقالات نیز استفاده نمایید:

✓ لیست مقالات ترجمه شده

✓ لیست مقالات ترجمه شده رایگان

✓ لیست جدیدترین مقالات انگلیسی ISI

سایت ترجمه فا؛ مرجع جدیدترین مقالات ترجمه شده از نشریات معترض خارجی