ترجمه فا

TarjomeFa.Com

ارائه شده توسط :

سایت ترجمه فا

مرجع جدیدترین مقالات ترجمه شده

از نشریات معتبر

مدل وزنی دو هدفه برای افزایش قدرت تمایز در تحلیل پوششی داده های چند معیاره (MCDEA)

چکیده

کمبود قدرت تمایز و پراکندگی ضعیف وزن همچنان به عنوان دو مورد از مسائل اصلی در تحلیل پوششی داده ها (DEA) مطرح می شود. از زمان ایجاد اولین مدل تحلیل پوششی داده های چند معیاره ((MCDEA) در دهه 1990 تا به حال، تنها روش های برنامه ریزی هدف؛ که عبارتند از GPDEA-CCR و GPDEA-BCC، برای حل مسائل مطرح شده در چارچوب چند هدفه معرفی شده اند. ما متوجه شدیم که مدل های GPDEA نامعتبر هستند و اثبات می کنیم که روش تحلیل پوششی داده های چند معیاره دو هدفه (BiO-MCDEA)پیشنهادی ما، از لحاظ قدرت تمایز و پراکندگی وزن، عملکرد بهتری از مدل GPDEA داشته؛ و همچنین به کدهای محاسباتی کمتری نیاز دارد. وابستگی انرژی در میان 24 کشور عضو اتحادیه اروپا، بیشتر برای توصیف تاثیر روش ما مورد استفاده قرار می گیرد.

کلیدواژه ها: تحلیل پوششی داده های چند معیاره، برنامه ریزی آرمانی، قدرت تمایز، پراکندگی وزن، برنامه ریزی چند هدفه، سیاست انرژی

ترجمه ما
TarjomeFa.Com

مقدمه

تحلیل پوششی داده ها (DEA) اولین بار توسط چانز، کوپر، و رودز (1987) مطرح شد، و هنوز هم تکنیک اصلی اندازه گیری کارایی نسبی واحدهای تصمیم گیری (DMUs) بر اساس ورودی ها و خروج های چندگانه مربوطه، به شمار می آید. مبحث تحلیل پوششی داده ها در سه دهه اخیر با بیشترین سرعت در حال گسترش بوده و بدون شک شامل بیش از هزار مقاله در زمینه تحقیق در عملیات و رشته علوم مدیریتی می شود (امروز نژاد، پارکر، و تاوارس، 2008؛ حاتمی-ماربینی، امروزنزاد، و توانا، 2011). کارایی واحد تصمیم گیری به صورت مجموع وزنی خروجی های واحد تقسیم بر مجموع وزنی ورودی ها در یک مقیاس نسبی کراندار تعریف می شود. یکی از کاستی های تحلیل پوششی داده ها عدم تمایز بین واحدهای تصمیم گیری کارا در این روش است، از این رو بسیاری از واحدهای تصمیم گیری، کارا خواهند بود. این مساله زمانی حائز اهمیت است که تعداد واحدهای

تصمیم گیری ارزیابی شده، به طور قابل ملاحظه ای کمتر از تعداد ورودی ها و خروجی های به کار رفته در ارزیابی باشند. وزن های به دست آمده از تحلیل پوششی داده ها احتمالاً نشان می دهند که بعضی از ورودی ها یا خروجی ها مقادیر صفر دارند. این موضوع بر خلاف روال معمول است، به خصوص در مساله تصمیم گیری، که شخص تصمیم گیرنده انتظار دارد از تمام مقادیر ورودی ها و خروجی ها که بر اساس واحدهای تصمیم گیری رتبه بندی شده اند، استفاده کند. پس، بیشتر این معنا به ذهن می رسد که بعضی از متغیرها در برآورد ارزیابی جهت دستیابی به رتبه بندی نهایی، مورد استفاده قرار نگرفته اند. در مقابل، توزیع وزنی غیر واقعی در تحلیل پوششی داده ها، زمانی که واحدهای تصمیم گیری به خاطر وزن های بیش از حد بالا در یک خروجی واحد و یا وزن های بیش از حد پایین در ورودی واح،د به عنوان واحد کارا رتبه بندی می شوند نیز رخ می دهد.

تامپسون، سینگلتون، ترال، و اسمیت (1986) از جمله اولین نویسندگانی هستند که استفاده از محدودیت وزنی برای افزایش قدرت تمایز واحدهای تصمیم گیری را مطرح نمودند. این مساله فوراً مورد توجه بسیاری از نویسندگان قرار گرفت، که از میان آنها می توان به دایسون و تاناسولیس (1988)، چارنز، کوپر، هوانگ، و سان (1990) تاناسولیس و آلن (1998) اشاره کرد. از این رو، در آثار علمی مربوطه، چندین روش نظیر روش منطقه تضمین (AR) (خلیلی، کامانهو، پورتلا، و علیرضائی، 2010؛ مِسیت و آلپ، 2013؛ ساریکو و دایسون، 2004؛ تامپسون، لانگمیر، لی، و ترال، 1990) و پوشش نسبت مخروطی (کائو و کونگ، 2010؛ چارنز و سایرین، 1990) ، به عنوان استراتژی های حل مسائل ناشی از توزیع وزنی غیر واقعی، مورد ملاحظه قرار گرفتند. با این حال، این روش ها نیز با کاستی هایی همراه هستند، تکنیک های منطقه تضمین و نسبت مخروطی تا حد زیادی به اندازه گیر واحد های ورودی-خروجی وابسته هستند، که شاید راه حل های نشدنی را ایجاد کنند. به عبارت دیگر، هر دو روش محدودیت های بیشتری را به مدل می افزایند؛ در نتیجه، حل مساله را دشوار تر می کنند.

برای مواجهه با مسائل قدرت تمایز، سایر مدل های تحلیل پوششی داده ها نظیر مدل فوق کارا (اندرسون و پترسون، 1993؛ چِن، 2005؛چِن، دو، و هوو، 2013؛ لی، چو، و ژو، 2011) و تکنیک ارزیابی کارایی متقابل (اندرسون، هالینگزوُرث، و اینمَن، 2002؛ دویلی و گرین، 1995؛ گرین، دویلی و کوک، 1996؛ سکستون، سیلکمن، و هوگان، 1986؛ وانگ و چین، 2010، 2011) در آثار علمی معرفی شدند. مدل فوق کارای تحلیل پوششی داده ها، راه حل های نشدنی واحدهای تصمیم گیری کارا را ایجاد می کند؛ به ویژه در مدل بازده به

مقیاس متغیر (VRS). به هر حال، تلاش هایی برای حل مساله نشدتی بودن در روش های کارایی صورت گرفته بود. چِن (2005) روشی را مطرح نمود که در آن هر دو نوع مدل فوق کارای ورودی محور و خروجی محور برای مشخص کردن کل مدل فوق کارا به کار می روند، در نتیجه ادعا می شود که این روش احتمال نشدنی بودن را بسیار پایین می آورد. به هر حال، سلیمانی دامنه، جهانشاهلو، و فروغی (2006) در نفی ادعاهای چِن (2005) بدون معرفی گزینه های شدنی چند مثال نقض ارائه کردند. بعدها لی و سایرین (2011) با بکارگیری دو منبع اصلی (عبارتند از چن،2005؛ کوک، لیانگ، ژا و ژو، 2009) راه حلی را با استفاده از فرایند دو مرحله ای ارائه کردند که با تنظیمات ذخیره ورودی و مازاد خروجی انطباق دارد. سپس چن و لیانگ (2011) راه حل تک مدلی این فرایند دومرحله ای را تدوین نمودند. لی و ژو (2012) متوجه شدند که برای شدنی بودن این راه حل، باید چند مورد از متغیرهای ورودی مقدار صفر داشته باشند.

با توجه به تکنیک ارزیابی کارایی متقابل، به علت غیر منحصر به فرد بودن وزن های تحلیل پوششی داده ها، تعداد بیشتری راه حل بهینه چندگانه در مدل های تحلیل پوششی داده ها ارائه می شود. با اینکه اخیراً بهبودهایی در تکنیک های ارزیابی کارایی متقابل صورت گرفته (انگیز و سادی، 2012)، این راه حل با توجه به لزوم حل مجموعه هایی از مسائل برنامه ریزی خطی، از لحاظ محاسباتی گران است. با وجود پیشنهاد به کاربردن اهداف ثانویه برای بهبود تغییر پذیری امتیازهای کارایی متقابل نیز احتمال غیر منحصر به فرد بودن وزن ها وجود دارد (به کوک و ژو، 2013 مراجعه کنید).

مدل تحلیل پوششی داده های چند معیاره یا چند هدفه (چن، لاربنی، و چانگ،2009؛ فروغی،2011؛ لی و ریوِس، 1999) با توجه به چارچوب تصمیم گیری چند هدفه، به عنوان ابزاری برای مواجهه با مسائل قدرت تمایز و پراکندگی وزن پیشنهاد شد. با اینکه تدوین اولیه مدل که توسط لی و ریوس (1999) انجام شد، رتبه بندی کامل را تضمین نمی کند بلکه صرفاً متضمن این است که تصمیم گیرنده به صورت تعاملی سه هدف مدل را به کار بگیرد. بنابراین، در مدل تحلیل پوششی داده های چند معیاره (MCDEA)، سه هدف به صورت مجزا تحلیل می شوند؛ یک به یک، و بدون آنکه ترتیب ترجیحی برای این اهداف رعایت شده باشد. بال، اورکجو، و چلبی اوقلو (2010) به تازگی روش برنامه ریزی آرمانی را برای حل هم زمان هر سه هدف مدل تحلیل پوششی داده های چند معیاره مطرح کردند. ادعا می شد که مدل های تحلیل پوششی داده های برنامه ریزی آرمانی

ترجمه فا
TarjomeFa.Com

(GPDEA) این افراد که عبارتند از بازده به مقیاس ثابت و بازده به مقیاس متغیر؛ پراکندگی وزن ها و قدرت تمایز در چارچوب تحلیل پوششی داده های چند معیاره را بهبود می دهند. این مقاله این نکته را مورد تاکید قرار می دهد که این ادعاها بی اساس بوده، و به نشان دادن مدل تحلیل پوششی داده های چند معیاره دو هدفه (BiO-MCDEA) مربوط می شود که این کاستی ها را پوشش می دهد.

این مقاله بر روی معرفی مدل وزنی برای افزایش قدرت تمایز و بهبود پراکندگی وزنی در دامنه تحلیل پوششی داده های چند معیاره متمرکز شده است. ترتیب باقی مقاله به این صورت است: در بخش 2 توصیف مختصری از تحلیل پوششی داده های چند معیاره (MCDEA) و تحلیل پوششی داده های برنامه ریزی آرمانی (GPDEA) جدیدتر به عنوان روشی برای تحلیل پوششی داده های چند معیاره مطرح می شود. در بخش 3، کاستی های استفاده از تحلیل پوششی داده های برنامه ریزی آرمانی به جای تحلیل پوششی داده های چند معیاره عنوان می شود. سپس در فصل 4، مدل چندمعیاره دو هدفه دیگری را به منظور افزایش قدرت تمایز و بهبود پراکندگی وزنی معرفی می کنیم. در بخش 5 استفاده از وابستگی انرژی در میان 25 کشور عضو اتحادیه اروپا، تاثیر این مدل را اثبات می کند. در بخش 6 جمع بندی و پیشنهادات ارائه می شوند.

2. افزایش قدرت تمایز در تحلیل پوششی داده ها: پیشرفت های اخیر

2.1. تحلیل پوششی داده های چند معیاره (MCDEA)

لی و ریوس (1999) برای اولین بار مدل تحلیل پوششی داده های چند معیاره (MCDEA) را به عنوان ابزاری برای افزایش قدرت تمایز مدل کلاسیک تحلیل پوششی داده ها مطرح کردند. در شیوه حل آنها، رویکرد تعاملی حل سه هدف پیشنهاد شده بود. اولین هدف یا معیار، تعریف کلاسیک کارایی نسبی را مطرح می کند، در نتیجه راه حل کلاسیک تحلیل پوششی داده ها را به مجموعه ای از راه حل های تحلیل پوششی داده های چند معیاره اختصاص می دهد. دو هدف دیگر، یعنی اهداف کمینیه بیشینه (Minimax) و مجموع کمینه (Minsum) به ترتیب، راه حل های محدودتر یا با کارایی کمتری ایجاد می کند. به این معنا که راحلی با دامنه بزرگتر برای تحلیل پوششی داده های چند معیاره ایجاد می شود، که وزن های وردی و خروجی منطقی تری را به خود اختصاص می دهند.

ترجمه فا
Tarjomefa.Com

در تحلیل پوششی داده های چند معیاره، سه هدف به طور مجزا تحلیل می شوند؛ یک به یک، و بدون آنکه ترتیب ترجیحی برای این اهداف رعایت شده باشد. راه حل های به دست آمده از هر مرحله، در حالت برنامه ریزی خطی چند هدفه (MOLP)، راه حل های نامغلوب در نظر درگفته می شوند. لی و ریوس (1999) یاداوری کردند که در کل معیار کمینیه بیشینه محدود کننده تر از معیار مجموع کمینه است، در حالیکه اولین معیار (یعنی هدف تحلیل پوششی داده های کلاسیک) از حداقل محدود کنندگی بین این سه هدف برخوردار است. چون معیارهای کمینیه بیشینه و مجموع کمینه در مقایسه با اولین معیار، معمولاً تعداد کمتری واحد تصمیم گیری کارا تولید می کنند، به نظر می رسد قدرت تمایز بهتری نسبت به مدل کلاسیک تحلیل پوششی داده ها داشته باشند. به این ترتیب، معیارهای کمینیه بیشینه و مجموع کمینه زمانی سودمند هستند که تعداد واحدهای تصمیم گیری به حد کافی بیشتر از تعداد ورودی ها و خروجی های به کار رفته در ارزیابی نباشد.

کارایی نسبی n واحد تصمیم گیری را که از m ورودی $(x_{i,j}, i = 1, \ldots\ldots, m \ , \ j = 1, \ldots\ldots, n)$ برای تولید s خروجی $(y_{r,j}, r = 1, \ldots\ldots, s \ , \ j = 1, \ldots\ldots, n)$ استفاده می کند، در نظر بگیرید. مدل تحلیل پوششی داده های چند معیاره پیشنهادی لی و ریوس (1999) که این سه تابع هدف: (1) کمینه کردن d_0 (یا بیشینه کردن θ_0)، (2) کمینه کردن انحراف بیشینه، و (3) کمینه کردن مجموع انحرافات را در بر دارد، در مدل 1 به صورت زیر تعریف می شود:

$$
\begin{aligned}
&\min \quad d_o\left(or \ \max \ \theta_o = \sum_{r=1}^{s} u_r y_{ro}\right)\\
&\min \quad M,\\
&\min \quad \sum_{j=1}^{n} d_j\\
&\sum_{i=1}^{m} v_i x_{io} = 1, \qquad (1)\\
&\sum_{r=1}^{s} u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^{m} v_i x_{ij} + d_j = 0, \quad j = 1, \ldots, n,\\
&M - d_j \geqslant 0, \quad j = 1, \ldots, n,\\
&u_r \geqslant 0, \quad r = 1, \ldots, s,\\
&v_i \geqslant 0, \quad i = 1, \ldots, m,\\
&d_j \geqslant 0, \quad j = 1, \ldots, n.
\end{aligned}
$$

مقدار d_0 در تابع هدف اول در بازه $[0,1)$ قرار دارد و به عنوان معیار ناکارایی در نظر گرفته می شود. پس،

$$\min \quad d_o\left(or \ \max \ \theta_o = \sum_{r=1}^{s} u_r y_{ro}\right)$$

واحد صفر تصمیم گیری یا DMU_0 در $h_0 = 1 - d_0$ کارا است که h_0 معیار کارایی در تحلیل پوششی داده های کلاسیک محسوب می شود. به طور خلاصه، تابع هدف اولی یعنی معادل تابع هدف تحلیل پوششی داده های کلاسیک است. M در تابع هدف دوم (معیار کمینه بیشینه) معرف حداکثر مقدار تمام متغیرهای انحرافی ($d_j = 1, \dots, n$) است. تابع هدف سوم مجموع حداقل های متغیر های انحرافی است. نکته شایان ذکر دیگر، شرط $M - d_j \geq 0$ ($j = 1, \dots, n$) در تحلیلی پوششی داده های چند معیاره است ، که نطقه شدنی راه حل را تغییر نمی دهد، بلکه فقط تضمین می کند حداکثر مقدار تمام متغیرهای انحرافی بزرگتر مساوی صفر باشند ($max\ d_j \geq 0$).

2.3. مدل های تحلیل پوششی داده های برنامه ریزی آرمانی (*GPDEA*)

لی و ریوس، راه حلی برای مدل تحلیل پوششی داده های چند معیاره خود پیشنهاد نکردند که همزمان تمام اهداف را بهینه کند.هدف آنها از ارائه فرایند حل مدل تحلیل پوششی داده های چند معیاره، انتخاب راه حل بهینه نیست، بلکه هدف یافتن مجموعه هایی از راه حل های نامغلوب است که در صورت نیاز حین انتخاب راه حل ارجح در اختیار تحلیلگر قرار دارند. بنابراین، برنامه ریزی آرمانی به صورت سِیر ذاتی تبدیل برنامه ریزی چند هدفه مدل تحلیل پوششی داده های چند معیاره به مساله تک هدفه در نظر گرفته می شود.

برنامه ریزی آرمانی، نوعی بهینه سازی چند هدفه است، که در آن راه حرکت همزمان به سوی چندین هدف (حتی متضاد با هم) مهیا می شود. رویکرد ابتدایی برنامه ریزی آرمانی، تعیین هدف عددی خاصی برای هر یک از اهداف، تدوین تابع هدف برای هر یک از اهداف، و سپس یافتن راه حلی است که مجموع (وزنی) انحراافات ناخواسته این توابع هدف از اهداف مربوطه را حداقل می کند.

بال و سایرین (2010) به تازگی برنامه ریزی آرمانی زیر را برای حل توابع پیشنهادی لی و ریوس (1999) مطرح کردند. اولین فرمول به عنوان روش غیر وزنی در طراحی راه حل آنها پذیرفته شد و ادعا می شود که معادل تک هدفه تابع سه هدفه دومی است.

2.4. مدل 2: تحلیل پوششی داده های برنامه ریزی آرمانی با فرض بازده به مقیاس ثابت (*GPDEA-CCR*)

ترجمه فا
TarjomeFa.Com

$$
\begin{aligned}
\min \quad & a = \left\{ d_1^- + d_1^+ + d_2^+ + \sum_j d_{3j}^- + \sum_j d_j \right\} \\
& \sum_{i=1}^{m} v_i x_{io} + d_1^- - d_1^+ = 1, \\
& \sum_{r=1}^{s} u_r y_{ro} + d_2^- - d_2^+ = 1, \\
& \sum_{r=1}^{s} u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^{m} v_i x_{ij} + d_j = 0, \quad j = 1, \ldots, n, \qquad (2) \\
& M - d_j + d_{3j}^- - d_{3j}^+ = 0, \quad j = 1, \ldots, n, \\
& u_r \geqslant 0, \quad r = 1, \ldots, s, \\
& v_i \geqslant 0, \quad i = 1, \ldots, m, \\
& d_j \geqslant 0, \quad j = 1, \ldots, n, \\
& d_1^-, d_1^+, d_2^-, d_2^+ \geqslant 0, \\
& d_{3j}^-, d_{3j}^+ \geqslant 0, \quad j = 1, \ldots, n.
\end{aligned}
$$

مدل بالا بر اساس فرض بازده به مقیاس ثابت (*CRS*) ایجاد شده است (بال و سایرین، 2010) که در آن d_1^- و d_1^+ انحرافات ناخواسته از هدف هستند که به مجموع ورودی های معادل با واحد وزن داده اند، d_2^- و d_2^+ متغیرهای انحرافی خواسته و ناخواسته ای هستند که مجموع وزنی خروجی ها را کمتر یا مساوی یک می کنندف در حالیکه d_{3j}^- و d_{3j}^+ ($j = 1, \ldots\ldots, n$) متغیرهای انحرافی ناخواسته و خواسته هدف $M - d_j \geq$ 0 ($j = 1, \ldots\ldots, n$ ، هستند. در مورد انحراف بیشینه در واحد تصمیم گیری j ام (*DMU*$_j$، برای $j = 1, \ldots\ldots, n$) نیز همین مورد صدق می کند، که انحراف ناخواسته است. مدل مشابه طبق فرض بازده به قیاس متغیر در پیوست *A* آمده است.

تابع هدف به دست آمده $\{d_1^- + d_1^+ + d_2^+ + \sum_j d_{3j}^- + \sum_j d_j\}$ نشان می دهد که تمام انحرافات وزن مشابهی دارند. در ورد تحلیل پوششی داده های برنامه ریزی آرمانی، کمینه کردن انحرافات ناخواسته از مقادیر هدف، مطلوب است (ایگنیتزیو، 1976؛ ل، 1972). به هر حال، اشکالات بنیادینی در مورد مدل های تحلیل پوششی داده های برنامه ریزی آرمانی وجود دارد، از تفسیر روش برنامه ریزی آرمانی گرفته تا نتایج به دست آمده. بعضی از این مسائل را به صورت مجزا در بخش بعدی مورد تاکید قرار می دهیم.

3. کاستی های مدل های تحلیل پوششی داده های برنامه ریزی آرمانی

ترجمه ما
TarjomeFa.Com

هدف از این بخش، تاکید بر روی کاستی های مدل های تحلیل پوششی داده های برنامه ریزی آرمانی است، که در ایجاد مدل تحلیل پوششی داده های چند معیاره دو هدفه (*BiO-MCDEA*) در بخش 4 به ما کمک می کند.

3.1. روایی (اعتبار) تحلیل پوششی داده های برنامه ریزی آرمانی و مساله وزن های صفر تمام متغیرها در بعضی از واحدهای تصمیم گیری

ما در ابتدا کنجکاو شدیم از برنامه ریزی آرمانی به عنوان ابزاری برای دستیابی به پراکندگی وزنی و قدرت تمایز بیشتر در میان معیارهای موجود در تحلیل پوششی داده ها استفاده کنیم. حین تلاش برای انجام مجدد تحلیل بال و سایرین (2010)، به چند مساله روش شناختی و فرمول سازی پی بردیم. ما متوجه شدیم که بعضی از این مسائل در تات مجموعه داه های بال و سایرین (2010) یکسان هستند. به هر حال، با هدف نشان دادن نامناسب بودن مدل های تحلیل پوششی داده های چند معیاره، تنها راه حل های مجموعه داده 1 و مجموعه داده دانشگاهی در مقاله بال و سایرین(2010) را شرح می دهیم.

جدول 1

مجموعه داده مثال 1

DMU	Outputs				Inputs			
	y_1	y_2	y_3	y_4	x_1	x_2	x_3	x_4
1	47	93	54	65	32	50	82	46
2	88	56	92	80	61	56	68	37
3	94	65	80	80	42	58	45	34
4	50	53	93	97	73	39	88	81
5	47	42	70	52	45	38	68	41
6	86	45	100	47	86	62	44	32
7	83	91	62	74	38	74	71	74
8	79	60	72	98	61	54	70	62
9	85	68	51	41	84	52	38	47
10	78	95	70	92	87	47	31	52

اجازه دهید در ابتدا با مجموعه داده فرضی متشکل از 10 واحد تصمیم گیری و 4 ورودی و 4 خروجی (به جدول 1 مراجعه کنید که برای سهولت ارجاع به مقاله یال و سایرین (2010) دوباره محاسبه شده اند) شروع کنیم.

از فرمول بندی مدل 1 در هر دو فرض بازده به مقیاس ثابت و بازده به مقیاس متغیر برای تولید مجدد نتایج نشان داه شده در جدول 2 و 3 استفاده کردیم.

مشخص است که مقادیر صحیح کارایی اختلاف بسیاری با مقادیر گزارش شده در مقاله بال و سایرین (2010) دارند. مهم تر اینکه، وزن ها را بررسی کردیم و به تضاد نتایج با ادعاهای بال و سایرین (2010) پی بردیم، که بیان کرده بودند وزن های ورودی-خروجی و کارایی بعضی از واحدهای تصمیم گیری در تمام متغیرها مقدار صفر دارند. برای مثال در این مورد، تمام متغیرها در واحد تصمیم گیری 1 (*DMU1*) با فرض بازده به مقیاس ثابت) و واحد تصمیم گیری 5 (*DMU5*) با فرض بازده به مقیاس ثابت و بازده به مقیاس متغیر) مقدار صفر داشتند. این امر فقط " افزایش پراکندگی وزن های ورودی-خروجی و قدرت تمایز " ادعا شده توسط بال و سایرین (2010) را رد می کند. زمانی این مساله اهمیت پیدا می کند که بعضی از مقادیر کارایی در همان مثال 1 باشند، در نتیجه امکان پذیر نبودن تبدیل موثر وزن های ورودی و خروجی به کارایی فنی تائید می شود (برای اثبات به پیوست *B* مراجعه کنید).

بیان علت اینکه این مساله از کجا ناشی م شود تقریبا ساده است. همانطور که در بخش بعدی مشاهده خواهدی کرد، چند محدودیت وزنی را به منظور اجتناب از این مساله اعمال می کنیم. در مدل ورودی محور، لازم است محدودیت $\sum_{i=1}^{m} v_i x_{i0}$ را در نظر بگیریم، و بالاترین خروجی ممکن را به دست اوریم. این موضوع جنبه بنیادین مقیاس بندی و محک زنی است، که بر اساس آن می توان مجموع ورودی ها یا مجوع خروجی ها برابر با 1 را پیش از تعیین دیگری، ثابت کرد. در مورد بال و سایرین) بال و سارین، 2010) آنها هر دو محدودیت $\sum_{i=1}^{m} v_i x_{i0} + d_1^- + d_1^+ = 1$ و $\sum_{r=1}^{s} u_r y_{r0} + d_2^- + d_2^+ = 1$ را لحاظ کردند. این دلیلی است که نشان می دهد در حالتی که که مدل نه ورودی محور است و نه خروجی محور، مقیاس بندی مناسب حاصل نمی شود. حتی اگر محدودیت $\sum_{r=1}^{s} u_r y_{r0} + d_2^- + d_2^+ = 1$ را حذف کنیم، به دلیل کمینه سازی $d_1^- + d_1^+$ در تابع هدف احتمال $0 \leq \sum_{i=1}^{m} v_i x_{i0} \leq 1$ وجود دارد.

3.2. روایی (اعتبار) تحلیل پوششی داده های برنامه ریزی آرمانی در مقایسه با نتایج تحلیل پوششی داده های چند معیاره

برای دستیابی به نتایج مدل های تحلیل پوششی داده های چند معیاره، به مقایسه نتایج تحلیل پوششی داده های برنامه ریزی آرمانی با نتایج تحلیل پوششی داده های چند معیاره پرداختیم. متوجه شدیم که در مدل های تحلیل پوششی داده های برنامه ریزی آرمانی از راه حل های نامغلوب استفاده شده و هر هدف به صورت مجزا به

کار رفته است. برعکس مدل های تحلیل پوششی داده های برنامه ریزی آرمانی، در مدل های تحلیل پوششی داده های چند معیاره سعی بر این نیست که مقدار بهینه کلی محاسبه شود ولی هدف اصلی ایجاد تعاملی مجموعه راه حل های نامغلوب است. به عبارت دیگر، بسته به تعداد کمتر یا بیشتر واحدهای تصمیم گیری که توسط تحلیلگر در فرایند تصمیم گیری آزموده شدند، تحلیل پوششی داده های چند معیاره برای دستیابی به مجموعه راه حل های متعادل تر یا سخت گیرانه تر مورد استفاده قرار می گیرد.

جدول 2

نتایج *GPDEA-CCR* با توجه به مجموعه داده مثال 1.

DMU	Output weights				Input weights				Efficiency (true values)	Efficiency provided by Bal et al. (2010)
	u_1	u_2	u_3	u_4	v_1	v_2	v_3	v_4		
1	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	0.968
2	0.00317	0.00434	0.00464	**0**	0.00403	0.01347	0	0	0.948	0.951
3	0.00333	0.00456	0.00488	**0**	0.00424	0.01417	0	0	1	1
4	0	0.00488	0.00797	**0**	0.00336	0.01182	0.00059	0.00298	1	1
5	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	0.950
6	0.00268	0.00367	0.00392	**0**	0.00341	0.01140	0	0	0.788	0.794
7	0.00070	0.00371	0.00564	**0**	0.00245	0.00990	0	0.00235	0.745	0.779
8	0.00084	0.00446	0.00679	**0**	0.00295	0.01193	0	0.00283	0.823	0.843
9	0.00305	0.00417	0.00446	**0**	0.00388	0.01297	0	0	0.771	0.767
10	0.00322	0.00441	0.00471	**0**	0.00409	0.01370	0	0	1	1

جدول 3

نتایج *GPDEA-BCC* با توجه به مجموعه داده مثال 1.

DMU	Output weights				Input weights				Efficiency (true values)	Efficiency provided by Bal et al. (2010)
	u_1	u_2	u_3	u_4	v_1	v_2	v_3	v_4		
1	0.00762	0.00000	0.00172	**0**	0.00155	0.01901	0	0	0.765	0.971
2	0.00340	0.00328	0.00307	**0**	0.00368	0.01385	0	0	0.945	0.951
3	0.00355	0.00343	0.00321	**0**	0.00385	0.01446	0	0	1	1
4	0	0.00500	0.00821	**0**	0.00314	0.01190	0.00032	0.00344	1	1
5	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	0.961
6	0.00289	0.00279	0.00261	**0**	0.00313	0.01178	0	0	0.788	0.965
7	0.00520	0	0.00118	**0**	0.00106	0.01297	0	0	0.718	0.798
8	0.00349	0.00338	0.00316	**0**	0.00379	0.01424	0	0	0.890	1
9	0.00330	0.00319	0.00298	**0**	0.00358	0.01345	0	0	0.824	0.909
10	0.00350	0.00338	0.00316	**0**	0.00379	0.01426	0	0	1	1

ما نتایج مدل تحلیل پوششی داده های چند معیاره ل و ریوس (1999) را تنها با استفاده از تابع هدف مجموع کمینه ها یعنی $\sum_j d_j$ دوباره محاسبه و نتایج را در جدول 4 (بازده نسبت به مقیاس ثابت) و جدول 5 (بازده نسبت به مقیاس متغیر) عنوان کردیم. در صورت مقایسه تحلیل پوششی داده های چند معیاره طبق تابع مجموع کمینه ها با نتایج جمع آوری شده از تحلیل مدل های تحلیل پوششی داده های برنامه ریزی آرمانی (به جدول 2 و 3 مراجعه کنید)، مقادر کارایی مشابه خواهند بود. باید تاکید کرد که مقایسه، طبق مقادیر اصلاح شده تحت عنوان "مقادیر صحیح" در جدول 2 و 3 صورت گرفته است، نه بر اساس مقادیر گزارش شده توسط بال و

سایرین (2010). با فرض اینکه مدل های تحلیل پوششی داده های برنامه ریزی آرمانی، تنها شامل مجموعه راه حل تک هدفه در تحلیل پوششی داده های چند معیاره (مجموع کمینه ها) می شود، بدیهی است که تابع هدف مدل های تحلیل پوششی داده های برنامه ریزی آرمانی $\{d_1^- + d_1^+ + d_2^+ + \sum_j d_{3j}^- + \sum_j d_j\}$ هر سه معیار موجود در مدل تحلیل پوششی داده های چند معیاره را برآورده نمی کند.

3.3. روایی (اعتبار) تحلیل پوششی داده های چند معیاره هنگام تحقیق در مورد بازده به مقیاس متغیر (VRS)

در مدل کلاسیک بازده به مقیاس متغیر (بانکر، چارنز، و کوپر، 1984) c_0 متغیر آزادی است که در هر دو تابع هدف و محدودیت نامساوی قرار دارد. ما تحلیل را عمداً بر مبنای مدل بارده به مقیاس متغیر با فرمول بندی اشتباه انجام دادیم، و فقط c_0 را در محدودیت $\sum_{r=1}^{s} u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^{m} v_i x_{ij} + d_j = 1$ لحاظ کردیم نه در تابع هدف مجموع کمینه های $\sum_j d_j$ (به پیوست C مراجعه کنید). به استثنای واحد تصمیم گیری پنجم (DMU_5) به نتایج کارایی مشابه با نتایج بال و سایرین (2010) در فرمول بندی نامناسب دست یافتیم. این امر از مقایسه قادیر صحیح در جدول 3 با وقادیر کارایی در جدول 5 مشهود است. بنابراین نتیجه می گیریم که مدل تحلیل پوششی داده های برنامه ریزی آرمانی بازده به مقیاس ثابت پیشنهاد شده توسط بال و سایرین (2010) تعمیم قابل قبول مدل بازده به مقیاس متغیر (بانکر و سایرین، 1984) در تحلیل پوششی داده های چند معیاره محسوب نمی شود.

3.4. روایی (پایایی) تحلیل پوششی داده های برنامه ریزی آرمانی و مساله وزن های صفر در تمام واحدهای تصمیم گیری

جدول 6 در مقاله بال و سایرین (2010) یافت می شود ولی در اینجا به منظور سهولت ارجاع دوباره مطرح شده است. این داده ها شامل 7 بخش (واحد تصمیم گیری) دانشگاه همراه با این متغیرهای ورودی و خروجی می شوند: تعداد کادر آموزشی (x_1)، حقوق کادر آموزشی بر حسب هزار پوند (x_2)، حقوق کادر پشتیبانی بر حسب هزار پوند (x_3)، تعداد دانشجویان کارشناسی (y_1)، تعداد دانشجویان کارشناسی ارشد (y_2)، تعداد مقاله های پژوهشی (y_3).

ترجمه فا
TarjomeFa.Com

وقتی مدل های تحلیل پوششی داده های برنامه ریزی آرمانی را به کار می بریم، ابتدا متوجه می شویم که نتایج گزارش شده در بال و سایرین (2010) اشتباه هستند. بنابراین، نتایج صحیح را در جداول 7تا10 بیان کردیم. مشهود است که وزن های ورودیخروجی به خوبی از هم متنایز نشده اند و مدل تحلیل پوششی داده های برنامه ریزی آرمانی معرف مدل تحلیل پوششی داده های چند معیاره نیست. بر اساس وزن های صحیح گزارش شده در جئاول 7 تا 10 که از تحلیل به دست آمده اند، می توان گفت که ورودی سوم تقریباً توسط تمام واحدهای تصمیم گیری در جداول 7 و 9 نادیده گرفته شده است. همچنینف خروجی های اول و سوم توسط تمام واحدهای تصمیم گیری در جداول 8 و 10 نادیده گرفته شده اند (یعنی تمام وزن ها صفر در نظر گرفته شده اند). این امر نشان می دهد که متغیرها تاثیری بر مقادیر کارایی ارزیابی ندارند! که این موضوع را در مدل پیشنهادی در بخش 4 خواهیم دید؛ باید برا یاجتناب از این مساله، تعدادی محدودیت را در مورد وزن ها اعمال کنیم.

4. مدل جدید چند معیاره دو هدفه (*BiO-MCDEA*)

هدف این بخش، معرفی مدل تحلیل پوششی داده چند معیاره دیگری است که قابلیت ایجاد پراکندگی وزنی بهتر و قدرت تمایز بیشتر را دارد و در عین حال بهینه سازی چند معیار به طور همزمان را نیز امکان پذیر می سازد. هدف ما اجتناب از مسائل قبلی مطرح در مدل های تحلیل پوششی داده های برنامه ریزی آرمانی در مدل *BiO-MCDEA* پیشنهادی ما است.

با اینکه روش های یافتن راه حل متنوعی برای برنامه ریزی خطی چند هدفه یا چند معیاره (*MOLP* یا *MCLP*) وجود دارد، فقط برنامه ریزی آرمانی برای بهینه سازی همزمان تمام اهداف پیشنهاد شده بود. سختی مساله چند هدفه فقط به یافتن راه حل بهینه برای هر تابه هدف محدود نمی شود بلکه یافتن راه حل بهینه اس که همزمان تمام اهداف را بهینه می کند نیز کار سختی است. در اغلب موارد، هیچ راه حل بهینه واحدی تمام شرایط را به صورت همزمان برآورده نمی کند، در نتیجه به مجموعه ای از راه حل های کارا یا نا مغلوب نیاز داریم. جزئیات بیشتر در مورد مساله *MOLP* در این منبع یافت می شود (کوهون، 1987؛ دیمیتریس، 2003).

جدول 4

نتایج *DEA-CCR* مجموع کمینه ها با توجه به مجموعه داده های مثال 1

ترجمه فا
TarjomeFa.Com

DMU	Output weights				Input weights				Efficiency
	u_1	u_2	u_3	u_4	v_1	v_2	v_3	v_4	
1	0.00102	0.00543	0.00827	**0**	0.00359	0.01453	0	0.00345	1
2	0.00317	0.00434	0.00464	**0**	0.00403	0.01347	0	0	0.948
3	0.00333	0.00456	0.00488	**0**	0.00424	0.01417	0	0	1
4	0	0.00488	0.00797	**0**	0.00336	0.01182	0.00059	0.00298	1
5	0.00119	0.00636	0.00967	**0**	0.00420	0.01699	0	0.00403	1
6	0.00268	0.00367	0.00392	**0**	0.00341	0.01140	0	0	0.788
7	0.00070	0.00371	0.00564	**0**	0.00245	0.00990	0	0.00235	0.745
8	0.00084	0.00446	0.00679	**0**	0.00295	0.01193	0	0.00283	0.823
9	0.00305	0.00417	0.00446	**0**	0.00388	0.01297	0	0	0.771
10	0.00322	0.00441	0.00471	**0**	0.00409	0.01370	0	0	1

جدول 5

نتایج *DEA-BCC* مجموع کمینه ها با توجه به مجموعه داده های مثال 1

DMU	Output weights				Input weights				Efficiency
	u_1	u_2	u_3	u_4	v_1	v_2	v_3	v_4	
1	0.00762	0	0.00172	**0**	0.00155	0.01901	0	0	0.765
2	0.00340	0.00328	0.00307	**0**	0.00368	0.01385	0	0	0.945
3	0.00355	0.00343	0.00321	**0**	0.00385	0.01446	0	0	1
4	0	0.00500	0.00821	**0**	0.00314	0.01190	0.00032	0.00344	1
5	0.00491	0.00475	0.00444	**0**	0.00532	0.02001	0	0	1
6	0.00289	0.00279	0.00261	**0**	0.00313	0.01178	0	0	0.788
7	0.00520	0	0.00118	**0**	0.00106	0.01297	0	0	0.718
8	0.00349	0.00338	0.00316	**0**	0.00379	0.01424	0	0	0.890
9	0.00330	0.00319	0.00298	**0**	0.00358	0.01345	0	0	0.824
10	0.00350	0.00338	0.00316	**0**	0.00379	0.01426	0	0	1

جدول 6

مجموعه داده دانشگاهی مثال 2

DMU	Outputs			Inputs		
	y_1	y_2	y_3	x_1	x_2	x_3
1	60	35	17	12	400	20
2	139	41	40	19	750	70
3	225	68	75	42	1500	70
4	90	12	17	15	600	100
5	253	145	130	45	2000	250
6	132	45	45	19	730	50
7	305	159	97	41	2350	600

در مدل تحلیل پوششی داده های چندمعیاره لی و ریوس (1999)، آنها از رویکرد راه حل "نامغلوب" استفاده کردند. بال و سایرین (2010) برنامهریزی آرمانی را به عنوان جایگزینی برای دستیابی به تمام اهداف به صورت همزمان در مدل تحلیل پوششی داده های چند معیاره پیشنهاد کردند. در بخش قبلی بیان شد که مدل های تحلیل پوششی داده های برنامه ریزی آرمانی دارای کاستی های جدی هستند. بنابراین باید رویکردی دیگری را برای بهینه سازی همزمان تمام اهداف در مدل تحلیل پوششی داده های چند معیاره یعنی فرمول بندی وزنی دو هدفه در نظر بگیریم.

با یاداوری رویکرد لی و ریوس (1999)، می بینیم که توابع هدف مدل تحلیل پوششی داده های چند معیاره شامل سه بخش می شود: حداقل d_0، حداقل M، و حداقل $\sum_j d_j$ که در مدل 1 تعریف شدند. در روش وزنی، تابع سه هدفه تحلیل پوششی داده های چند معیاره به صورت $w_1 d_0 + w_2 M + w_3 \sum_j d_j$ در معادله تک هدفه وزنی تعریف می شود. وزن های w_i $(i = 1,2,3)$ برای دستیابی به راه حل های کارای مختلق تغییر می کنند.

به هر حال، با فرض اینکه اولین هدف w_1 در حقیقت معادل با مدل متعارف CCR است، می توان این هدف را از تحلیل پوششی داده های چند معیاره در فرم هدف وزنی حذف کرد. همچنین، لی و ریوس اثبات کردند که هدف اول قدرت تمایز کمتیری در مقایسه با دو هدف دیگر ایجاد می کند. از این رو، در مدل BiO-MCDEA پیشنهادی ما، مساله وزنی دو هدفه را با استفاده از هر دو هدف دوم و سوم حل کردیم. مقدار w_1 برابر با صفر در نظر گرفته شده است، چون هرگاه $\sum_j d_j$ کمینه باشد، d_0 نیز کمینه خواهد بود. در نتیجه مدل زیر را مطرح کردیم:

4.1. مدل3. مدل جدید تحلیل پوششی داده های چند معیاره دو هدفه (BiO-MCDEA) طبق فرض بازده به مقیاس ثابت

$$
\begin{aligned}
\min \quad & h = \left(w_2 M + w_3 \sum_j d_j \right) \\
& \sum_{i=1}^{m} v_i x_{io} = 1, \\
& \sum_{r=1}^{s} u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^{m} v_i x_{ij} + d_j = 0, \quad j = 1, \ldots, n, \qquad (3) \\
& M - d_j \geqslant 0, \quad j = 1, \ldots, n, \\
& u_r \geqslant \varepsilon, \quad r = 1, \ldots, s, \\
& v_i \geqslant \varepsilon, \quad i = 1, \ldots, m, \\
& d_j \geqslant 0, \quad j = 1, \ldots, n,
\end{aligned}
$$

که در این معادلات d_0 و d_j $(j = 1, \ldots, n)$ متغیرهای انحرافی واحد تصمیم گیری DMU_0 و واحد تصمیم گیری DMU هستند. DMU_0 تنها در صورتی کارا است که $d_0 = 0$، در غیر این صورت مقدار کارایی DMU_0 عبارت است از $h_0 = 1 - d_0$. تاثیر محدودیت $M - d_j \geq 0$ ، $j = 1, \ldots\ldots, n$ منطقه شدنی راه حل را تغییر نمی دهد ولی M را به انحراف حداکثر تبدیل می کند. مقادیر u_r و v_i به صورت بزرگتر یا مساوی ε

تعیین می شوند، در نتیجه این کران پایین از نادیده گرفته شدن ورودی ها و خروجی ها توسط واحدهای تصمیم گیری جلوگیری می کند.

جدول 7 نتایج GPDEA-CCR مجموعه داده دانشگاهی

DMU	Output weights			Input weights			Efficiency true values	Efficiency provided by Bal et al. (2010)
	u_1	u_2	u_3	v_1	v_2	v_3		
1	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	1
2	0.00333	0.00921	0.00288	0.02019	0.00082	**0**	0.956	0.955
3	0.00160	0.00442	0.00139	0.00970	0.00039	**0**	0.765	0.764
4	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	0.576
5	0.00130	0.00361	0.00113	0.00791	0.00032	**0**	1	1
6	0.00339	0.00936	0.00293	0.02053	0.00084	**0**	1	1
7	0.00260	0.00218	0	0	0.00041	**0.00006**	1	1

جدول 8 نتایج GPDEA-BCC مجموعه داده دانشگاهی

DMU	Output weights			Input weights			Efficiency (true values)	Efficiency provided by Bal et al. (2010)
	u_1	u_2	u_3	v_1	v_2	v_3		
1	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	1
2	0.00834	0.00700	**0**	**0**	0.00131	0.00021	1	0.963
3	0.00420	0.00353	**0**	**0**	0.00066	0.00010	0.960	0.813
4	0.01031	0.00866	**0**	**0**	0.00162	0.00025	0.480	0.576
5	0.00311	0.00261	**0**	**0**	0.00049	0.00008	1	1
6	0.00861	0.00722	**0**	**0**	0.00136	0.00021	1	1
7	0.00260	0.00218	**0**	**0**	0.00041	0.00006	1	1

جدول 9 نتایج DEA-CCR مجموع کمینه های مجموعه داده های دانشگاهی

DMU	Output weights			Input weights			Efficiency
	u_1	u_2	u_3	v_1	v_2	v_3	
1	0.00583	0.01612	0.00505	0.03536	0.00144	**0**	1
2	0.00333	0.00921	0.00288	0.02019	0.00082	**0**	0.956
3	0.00160	0.00442	0.00139	0.00970	0.00039	**0**	0.765
4	0.00418	0.01157	0.00362	0.02537	0.00103	**0**	0.577
5	0.00130	0.00361	0.00113	0.00791	0.00032	**0**	1
6	0.00339	0.00936	0.00293	0.02053	0.00084	**0**	1
7	0.00121	0.00334	0.00105	0.00732	0.00030	**0**	1

جدول 10 نتایج DEA-BCC مجموع کمینه های مجموعه داده های دانشگاهی

DMU	Output weights			Input weights			Efficiency
	u_1	u_2	u_3	v_1	v_2	v_3	
1	0.01575	0.01322	**0**	**0**	0.00248	0.00039	0.564
2	0.00834	0.00700	**0**	**0**	0.00131	0.00021	1
3	0.00420	0.00353	**0**	**0**	0.00066	0.00010	0.960
4	0.01031	0.00866	**0**	**0**	0.00162	0.00025	0.480
5	0.00311	0.00261	**0**	**0**	0.00049	0.00008	1
6	0.00861	0.00722	**0**	**0**	0.00136	0.00021	1
7	0.00260	0.00218	**0**	**0**	0.00041	0.00006	1

ما مجموعه داده مثال 1 و مجموعه داده دانشگاهی را از طریق رویکرد BiO-MCDEA پیشنهادی خود تحلیل کردیم. مقادیر کارایی در جداول 11 و 12 عملکرد بهتری از مقادیر کارایی واقعی مدل های GPDEA-CCR models (به ترتیب جداول 2 و 7) دارند.

5. استفاده از وابستگی انرژی در میان کشورهای عضو اتحادیه اروپا

در ادامه مدل پیشنهادی خود را همراه با مجموعه داده کشورهای عضو اتحادیه اروپا (بجز مالت و استونی) با 3 ورودی و 2 خروجی را نشان می دهیم که در پیوست D مطرح شده است. داده ها مبتنی بر *طرح* تجاری انتشار گازهای گلخانه ای اتحادیه اروپا با بیش از 10.000 تاسیسات هستند که هر یک از تاسیسات در هر کشور بیش از 20^{MW} گاز تولید می کنند. اعتقاد بر این است که در حدود نیمی از انتشار گاز کربن دی اکسید در اتحادیه اروپا رخ می دهد. ما این مدل را وابستگی انرژی می نامیم، به این دلیل که انتخاب ورودی ها بر مبنای مجموعه منابعی انجام شده که کربن را منتشر می کنند و خروجی حدی از منابعی است که تاثیرات کربن را حدود می کنند. تعریف عملیاتی 3 ورودی و 2 خروجی به صورت زیر است (به جدول 3 مراجعه کنید):

با اینکه وزن های مدل BiO-MCDEA پیشنهادی ما برای کسب امتیازهای کارایی طبق ترجیح تحلیلگر تصمیم قابل تغییر است، اهداف برابری نظیر $w_2 = w_3 = 0.5$ را با توجه به هدف مطالعه تعیین کردیم. نتایج همراه با راه حل GPDEA-CCR بال وسایرین در جدول 14 عنوان شده اند؛ هر دو بر حسب قدرت تمایز و پراکندگی وزنی.

با مقایسه این دو مورد (وقتی مقدار بی نهایت کوچکی انتخاب می شود) با توجه به جدول 14 مشهود است که امتیازهای کارایی مطابق مدل BiO-MCDEA ما موجب سهولت رتبه یندی بدون هیچ نوع قیدی (غیر از واحدهای کارا) می شود. چنین چیزی در مورد امتیازهای کارایی تحلیل پوششی داده های برنامه ریزی آرمانی صدق نمی کند. تمام امتیازهای کارایی و وزن های تحلیل پوششی داده های برنامه ریزی آرمانی به ظاهر نزدیک به صفر هستند. شکل 1 نشان می دهد که مدل تحلیل پوششی داده های چند معیاره دو هدفه یا BiO-MCDEA از مدل تحلیل پوششی داده های چند معیاره MCDEA بهتر عمل می کند. آزمون غیر پارمتری لِوِن (Levene) تائد می کند که پراکندگی وزنی بیشتری در مدل BiO-MCDEA وجود دارد (به پیوست E مراجعه کنید).

ترجمه فا
TarjomeFa.Com

در مورد شرط $\varepsilon = 0$، حتی مدل تحلیل پوششی داده برنامه ریزی آرمانی نمی تواند مقداری بالای صفر تولید کند؛ یعنی، تمام مقادیر کارایی، وزن های ورودی و خروجی صفر هستند (به جدول 15 مراجعه کنید). ولی چنین چیزی در مورد مدل BiO-MCDEA صدق نمی کند و این مدل به ظاهر قوی است.

جدول 11 نتایج مدل BiO-MCDEA با توجه به مجموعه داده مثال 1 ($\varepsilon = 0.0001$).

DMU	Output weights				Input weights				Efficiency	Super Efficiency	Rank
	u_1	u_2	u_3	u_4	v_1	v_2	v_3	v_4			
1	0.00420	0.00481	0.00573	0.00010	0.00453	0.01678	0.00010	0.00016	0.961	0.961	4
2	0.00290	0.00435	0.00480	0.00010	0.00404	0.01324	0.00010	0.00014	0.948	0.948	5
3	0.00358	0.00408	0.00488	0.00010	0.00386	0.01429	0.00010	0.00013	1	1.210	2
4	0.00010	0.00486	0.00782	0.00010	0.00344	0.01191	0.00058	0.00288	1	1.079	3
5	0.00420	0.00624	0.00690	0.00010	0.00576	0.01906	0.00010	0.00024	0.947	0.947	6
6	0.00245	0.00369	0.00408	0.00010	0.00344	0.01123	0.00010	0.00011	0.789	0.789	8
7	0.00116	0.00373	0.00522	0.00010	0.00283	0.01031	0.00010	0.00165	0.767	0.767	9
8	0.00147	0.00445	0.00617	0.00010	0.00339	0.01237	0.00010	0.00190	0.837	0.837	7
9	0.00279	0.00418	0.00463	0.00010	0.00389	0.01275	0.00010	0.00014	0.761	0.761	10
10	0.00294	0.00441	0.00488	0.00010	0.00410	0.01346	0.00010	0.00015	1	1.419	1

جدول 12 نتایج مدل BiO-MCDEA با توجه به مجموعه داده دانشگاهی ($\varepsilon = 0.0001$).

DMU	Output weights			Input weights			Efficiency	Super Efficiency	Rank
	u_1	u_2	u_3	v_1	v_2	v_3			
1	0.00584	0.01619	0.00486	0.03711	0.00138	0.00010	1	1.136	3
2	0.00335	0.00930	0.00270	0.02200	0.00077	0.00010	0.955	0.955	5
3	0.00162	0.00452	0.00120	0.01151	0.00034	0.00010	0.763	0.763	6
4	0.00419	0.01162	0.00343	0.02707	0.00097	0.00010	0.575	0.575	7
5	0.00133	0.00372	0.00095	0.00975	0.00027	0.00010	1	1.171	2
6	0.00341	0.00947	0.00275	0.02236	0.00078	0.00010	1	1.037	4
7	0.00122	0.00342	0.00086	0.00909	0.00024	0.00010	1	1.241	1

جدول 13 متغیرهای مدل و تعریف عملیاتی

TarjomeFa.Com

متغیرهای ورودی	تعریف
شمار تاسیسات (x1)	تاسیسات، یک واحد فنی ایستگاهی است که در آن یک یا چند فعالیت انجام می شود، که بر روی انتشار گاز گلخانه و تولید الودگی تاثیر دارند
سهمیه کربن تخصیص یافته (x2)	سهمیه رایگان توزیع شده در هر سال به هر تاسیسات طبق طرح تخصیص ملی، بر حسب معادل تن کربن دی اکسید اندازه گیری می شود
مصرف انرژی داخلی نا خالص (GIC) بر اساس سوخت (x3)	مصرف انرژی داخلی نا خالص مقدار انرژی است که به صورت معادل نفت بیان می شود، و داخل مرزهای یک کشور به مصرف می رسد. به عنوان مجموع انرژی داخلی تولید شده به علاوه واردات انرژی و تیغریات سهام منهای انرژی صادراتی محاسبه می شود.
متغیرهای خروجی	

الکتریسیته تولید شده از منابع نجدید پذیر (y1)	درصد الکتریسیته ناخاصل مصرف شده
سهم انرژی تجدید پذیر در مصرف سوخت جهت حمل و نقل(y2)	درجه جایگزینی سوخت های متعارف با سوخت های زیستی در سیستم حمل و نقل

جدل 14 نتایج مدل BiO-MCDEA و مدل GPDEA-CCR بال و سایرین در مورد مجموعه داده 15 کشور ε = 0.00001

DMU	Outputs				Inputs						Performance			
	u_1	u_1[b]	u_2	u_2[b]	v_1	v_1[b]	v_2	v_2[b]	v_3	v_3[b]	Eff.	Rank	Eff.[b]	Rank[b]
Austria	0.00913	0.00047	0.01671	0.00321	0.00001	0.00001	0.88495	0.01627	0.00002	0.00001	0.718	8	0.052	3
Belgium	0.02173	0.00047	0.06671	0.00321	0.81837	0.00001	1.29635	0.01627	0.00013	0.00001	0.352	15	0.013	18
Bulgaria	0.00832	0.00047	0.05677	0.00321	0.00001	0.00001	0.28790	0.01627	0.00018	0.00001	0.116	25	0.007	24
Cyprus	0.00989	0.00047	0.06750	0.00321	0.00001	0.00001	0.34229	0.01627	0.00021	0.00001	0.136	24	0.006	25
Czech Republic	0.00549	0.00047	0.03745	0.00321	0.00001	0.00001	0.18991	0.01627	0.00012	0.00001	0.165	22	0.014	17
Denmark	0.00783	0.00047	0.04149	0.00321	8.36858	0.00001	0.58502	0.01627	0.00001	0.00001	0.231	19	0.014	16
Finland	0.00590	0.00160	0.02152	0.00502	2.05593	0.00001	0.40883	0.09925	0.00002	0.00001	0.202	21	0.053	2
France	0.02749	0.00047	0.10460	0.00321	0.00001	0.00001	2.16515	0.01627	0.00016	0.00001	1.000	1	0.026	8
Germany	0.01974	0.00047	0.06204	0.00321	0.00001	0.00001	1.22543	0.01627	0.00012	0.00001	0.673	9	0.026	7
Greece	0.00806	0.00047	0.05500	0.00321	0.00001	0.00001	0.27892	0.01627	0.00017	0.00001	0.159	23	0.009	22
Hungary	0.03370	0.00047	0.11127	0.00321	10.55950	0.00001	2.06097	0.01627	0.00014	0.00001	0.580	11	0.013	19
Ireland	0.01038	0.00047	0.06628	0.00321	1.31826	0.00001	0.29005	0.01627	0.00021	0.00001	0.271	18	0.013	20
Italy	0.02631	0.00047	0.08266	0.00321	0.00001	0.00001	1.63285	0.01627	0.00017	0.00001	0.854	6	0.022	11
Latvia	0.01269	0.00047	0.01703	0.00321	0.00001	0.00001	1.41464	0.01627	0.00001	0.00001	0.645	10	0.027	6
Lithuania	0.01541	0.00047	0.08855	0.00321	19.49392	0.00001	1.17342	0.01627	0.00001	0.00001	0.457	13	0.016	15
Luxembourg	0.02199	0.00047	0.06911	0.00321	0.00001	0.00001	1.36516	0.01627	0.00014	0.00001	0.226	20	0.008	23
Netherlands	0.02308	0.00047	0.07254	0.00321	0.00001	0.00001	1.43276	0.01627	0.00014	0.00001	0.516	12	0.018	14
Poland	0.00849	0.00047	0.05788	0.00321	0.00001	0.00001	0.29353	0.01627	0.00018	0.00001	0.327	16	0.018	13
Portugal	0.01953	0.00047	0.07430	0.00321	0.00001	0.00001	1.53809	0.01627	0.00011	0.00001	0.917	3	0.027	5
Romania	0.02721	0.00047	0.08550	0.00321	0.00001	0.00001	1.68894	0.01627	0.00017	0.00001	0.896	4	0.018	12
Slovakia	0.01982	0.00047	0.06086	0.00321	0.74654	0.00001	1.18257	0.01627	0.00012	0.00001	0.878	5	0.036	4
Slovenia	0.01699	0.00047	0.05611	0.00321	5.32473	0.00001	1.03927	0.01627	0.00007	0.00001	0.732	7	0.023	9
Spain	0.02721	0.00047	0.08552	0.00321	0.00001	0.00001	1.68928	0.01627	0.00017	0.00001	1.000	1	0.023	10
Sweden	0.00576	0.00160	0.00984	0.00502	0.00001	0.00001	0.57960	0.09925	0.00001	0.00001	0.397	14	0.127	1
United Kingdom	0.01283	0.00047	0.08750	0.00321	0.00001	0.00001	0.44371	0.01627	0.00027	0.00001	0.322	17	0.012	21
$F(1,49)$	21.962**		21.941**		116.694**		21.941**		75.106**					

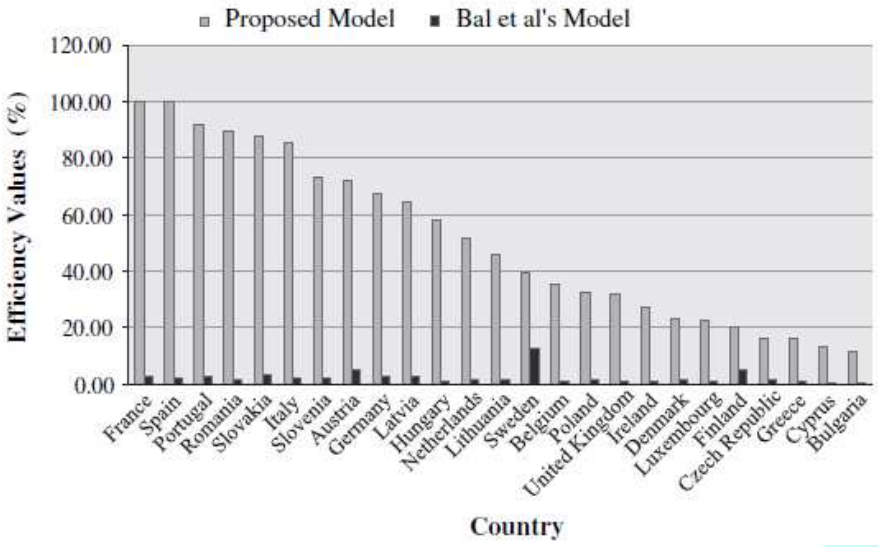
[b] نتایج مدل یال و سایرین (2010) را نشان می دهد. تمام ورودی های داده های خام بر اساس اندازه جمعیت کشورهای مربوطه مقیاس بندی شده است. برای دستیابی به داده های خام به پیوست D مراجعه کنید.

**هر 5 متغیر ورودی-خروجی تنوع فوق العاده بالاتر مدل BiO-MCDEA را در مقایسه با مدل GPDEA-CCR در $p < 0.01$ ثبت کردند.

6. نتیجه گیری و پیشنهادات

به استثنای این مطالعه، تا به حال تنها مدل های تحلیل پوششی داده های برنامه ریزی آرمانی به عنوان روش حل مدل تحلیل پوششی داده های چند معیاره مطرح شده اند. اثبات کردیم که مدل های تحلیل پوششی داده های برنامه ریزی جایگزینی برای مدل های تحلیل پوششی داده های چند معیاره نیستند. این مدل جدای از مقادیر کارایی اشتباه که در تمام آزمون ها گزارش شده، کاستی هایی در هر دو زمینه قدرت تمایز و پراکندگی

وزنی دارد. از این رو، مبنای مقایسه عادلانه ای بین مدل تحلیل پوششی داده های چند معیاره دو هدفه (BiO-MCDEA) و مدل های تحلیل پوششی داده های برنامه ریزی آرمانی(GPDEA) خواهد بود، با این فرض که مدل تحلیل پوششی داده های چند معیاره(MCDEA) عمدتاً امکان فرمول بندی ریاضیاتی را همراه با روش حل تعاملی بدون تاکید بر مساله قدرت تمایز و پراکندگی وزنی ایجاد می کند. به طور خلاصه، نشان دادیم که مدل BiO-MCDEA از لحاظ قدرت تمایز و پراکندگی وزنی عملکرد بهتری از مدل GPDEA دارد.



شکل 1. مقایسه عملکرد: مدل در برابر مدل GPDEA

TarjomeFa.Com

با اینکه روش وزنی دو هدفی را برای حل مدل تحلیلی پوششی داده چند معیاره پیشنهاد کردیم، تاکید داریم که احتمالاً روش های حل مساله دیگری نیز وجود دارند که در محیط برنامه ریزی خطی چند هدفه برای یافتن راه حل به کار می روند. ما صرفاً روشی را نشان دادیم که از لحاظ سهولت فرمول بندی و برنامه ریزی ریاضی (کدهای محاسباتی کمتری دارد) بهتر از تحلیل پوششی داده های برنامه ریزی آرمانی عمل می کند. امیدواریم که تحقیقات بیشتر در زمینه تحلیل پوششی داده، روش های دیگر نظیر روش حل فرا ابتکاری را در مدل تحلیل پوششی داده های چند معیاره مورد بررسی قرار دهند.

از لحاظ کاربردی، از مفهوم وابستگی انرژی جهت مقایسه عملکرد بین مدل های BiO-MCDEA و GPDEA استفاده کردیم. با فرض اینکه زمینه محیطی پیامدهای سیاسی بزرگتری داشته باشد، در تحقیقات بیشتری باید به اختلاف ساختاری بین دو شرط دسترس پذیری طبیعی و مدیریت شده حین مقایسه مدل های تحلیل پوششی

داده ها پرداخته شود (به سویوشی و گوتو، 2012 مراجعه کنید). دسترس پذیری طبیعی به کاهش بردارهای ورودی اشاره دارد که متناظر با کاهش بردارهای خروجی غیر مطلوب (نظیر انشتار کربن دی اکسید) است. از سوی دیگر، دسترس پذیری مدیریت شده به معنای افزایش بردارهای ورودی است که همزمان بردارهای خروجی مطلوب را افزایش و بردارهای خروجی نا مطلوب را کاهش می دهد.

در مثال ما، تنها دسترس پذیری طبیعی را در نظر گرفتیم.با بررسی بیشتر جنبه های دسترس پذیری مدیریت شده، از نوآوری فناورانه پرده برداری می شود، به خصوص در زمینه مدل سازی محیطی. برای مثال، رشد کشور یا ببهره وری (خروجی مطلوب) ارتباط نزدیکی با سطح صنعتی بودن کشور دارد، که همبستگی مثبتی با فرآورده جانبی انشتار کرین دی اکسید دارد (خروجی نامطلوب). این پیامد طوری است که استراتژی های محیطی که بر روی ممانعت از انتشار کربن دی اکسید متمرکز هستند، نباید به خاطر همبستگس بالای خروجی های مطللو و نامطلوب موجب کاهش بهره وری شوند. در جدیدترین روش شناسی، مواجهه با چنین مسائلی مستلزم وجود داده های منفی، و خوانندگان علاقه مندی است که شاید برای دستیابی به راه حل به مقالات زیر مراجعه کنند (به امروز نزاد، امین، تاناسولیس، و انوزه، 2010؛ امروز نزاد، انوزخ، و تاناسولیس، 2010) مراجعه کنید).

در تحقیقات بیشتری باید از دیدگاه جدیدی و با استفاده از چارچوب کوپر (به امروز نژاد و دی ویته، 2010غ مراجعه کنید) به بررسی مدل BiO-MCDEA ما پرداخته شود که توجه بیشتری به ساختار بندی داده ها داشته باشد. تمام متغیرهای ما بر اساس اندزاه جمعیت کشورهای مربوططه مقیاس یندی شدند تا اریبی های احتمالی حذف شود، چون فرش بر این است که کشورهای بزرگتر طبیعتاً گاز گلخانه ای بیشتری منتشر می کنند. با این وجود، مشاهده روش متفاوتی نظیر رویکرد خوشه بندی (به امین، امروزنزاد، و رضائی، 2011 مراجعه کنید) برای پردازش داده های مجموعه های غیر همگن جالب توجه است. این امر به تولید نتایج نا اریب هنگام تدوین سیاسی=ت های انرژی کمک می کند که تعادل بین کنترل انتشار کربن دی اکسید و تضمین اینکه معیارهای کنترلی سطح بازدهی را پایین نگه نمی دارند، برقرار می کند، که دلیل آن تاثیرات درون گروهی قابل قیاس تر است. بنابراین، تحقیق در مورد مولفه های عملیاتی که نسبت ورودی-خروجی را به ازای خروجی های مطلوب افزایش می دهد و در عین حال نسبت خروجیورودی به ازای ورودی های نامطلوب را تحت کنترل دارد، شدنی

ترجمه فا
TarjomeFa.Com

تر است. این امر تنها از طریق نواوری محقق می شود به این معنا که نواوری فرایندی است که موجب گسترش مرز تولید می شود.

جد.ل 15 نتایج مدل BiO-MCDEA و مدل GPDEA-CCR با توجه به مجموعه داده 25 کشور (ε = 0)

DMU	Outputs				Inputs						Performance		
	u_1	u_1^b	u_2	u_2^b	v_1	v_1^b	v_2	v_2^b	v_3	v_3^b	Eff.	Rank	Eff.[b]
Austria	0.00913	0.00000	0.01671	0.00000	0.00001	0.00000	0.88495	0.00000	0.00002	0.00000	0.718	8	0.00000
Belgium	0.02173	0.00000	0.06671	0.00000	0.81837	0.00000	1.29635	0.00000	0.00013	0.00000	0.352	14	0.00000
Bulgaria	0.00832	0.00000	0.05677	0.00000	0.00000	0.00000	0.28790	0.00000	0.00018	0.00000	0.116	25	0.00000
Cyprus	0.00989	0.00000	0.06750	0.00000	0.00000	0.00000	0.34229	0.00000	0.00021	0.00000	0.136	24	0.00000
Czech Republic	0.00549	0.00000	0.03745	0.00000	0.00000	0.00000	0.18991	0.00000	0.00012	0.00000	0.165	22	0.00000
Denmark	0.00652	0.00000	0.04052	0.00000	9.57808	0.00000	0.50657	0.00000	0.00000	0.00000	0.195	21	0.00000
Finland	0.00590	0.00000	0.02151	0.00000	2.05592	0.00000	0.40883	0.00000	0.00002	0.00000	0.202	20	0.00000
France	0.02749	0.00000	0.10460	0.00000	0.00000	0.00000	2.16515	0.00000	0.00015	0.00000	1.000	1	0.00000
Germany	0.01974	0.00000	0.06204	0.00000	0.00000	0.00000	1.22543	0.00000	0.00012	0.00000	0.673	9	0.00000
Greece	0.00806	0.00000	0.05500	0.00000	0.00000	0.00000	0.27892	0.00000	0.00017	0.00000	0.159	23	0.00000
Hungary	0.03370	0.00000	0.11126	0.00000	10.55950	0.00000	2.06097	0.00000	0.00014	0.00000	0.580	11	0.00000
Ireland	0.01038	0.00000	0.06628	0.00000	1.31826	0.00000	0.29005	0.00000	0.00021	0.00000	0.271	18	0.00000
Italy	0.02630	0.00000	0.08266	0.00000	0.00000	0.00000	1.63285	0.00000	0.00016	0.00000	0.854	6	0.00000
Latvia	0.01192	0.00000	0.01236	0.00000	0.00000	0.00000	1.43718	0.00000	0.00000	0.00000	0.602	10	0.00000
Lithuania	0.01412	0.00000	0.08776	0.00000	20.74351	0.00000	1.09708	0.00000	0.00000	0.00000	0.446	13	0.00000
Luxembourg	0.02199	0.00000	0.06911	0.00000	0.00000	0.00000	1.36516	0.00000	0.00014	0.00000	0.226	19	0.00000
Netherlands	0.02308	0.00000	0.07253	0.00000	0.00000	0.00000	1.43276	0.00000	0.00014	0.00000	0.516	12	0.00000
Poland	0.00848	0.00000	0.05788	0.00000	0.00000	0.00000	0.29352	0.00000	0.00018	0.00000	0.327	15	0.00000
Portugal	0.01953	0.00000	0.07430	0.00000	0.00000	0.00000	1.53809	0.00000	0.00011	0.00000	0.917	3	0.00000
Romania	0.02721	0.00000	0.08550	0.00000	0.00000	0.00000	1.68894	0.00000	0.00017	0.00000	0.896	4	0.00000
Slovakia	0.01982	0.00000	0.06086	0.00000	0.74654	0.00000	1.18257	0.00000	0.00012	0.00000	0.878	5	0.00000
Slovenia	0.01699	0.00000	0.05611	0.00000	5.32473	0.00000	1.03927	0.00000	0.00007	0.00000	0.732	7	0.00000
Spain	0.02721	0.00000	0.08552	0.00000	0.00000	0.00000	1.68928	0.00000	0.00017	0.00000	1.000	1	0.00000
Sweden	0.00492	0.00000	0.00510	0.00000	0.00000	0.00000	0.59294	0.00000	0.00000	0.00000	0.314	17	0.00000
United Kingdom	0.01283	0.00000	0.08750	0.00000	0.00000	0.00000	0.44371	0.00000	0.00027	0.00000	0.322	16	0.00000

[b] نتایج مدل یال و سایرین (20109 را نشان می دهدو تمما ورودی های داده های خام بر اساس اندازه جمعیت کشورهای مربوطه مقیاس بندی شده اند. برای ملاحظه داده های خام به پیوست D مراجعه کنید.

ترجمه فا
TarjomeFa.Com

تقدیر و تشکر

از سه منتقد ناشناس و پروفسور دایسون برای مساعدت در تکمیل این مقاله و همچنین از پروفسور اسلاوینسکی برای حمایت در خلال نقد کامل مقاله تشکر می کنیم. نویسنده اول از دانشگاه علوم مالزی (USM) بابت مساعدت های آموزشی قدردانی می کند. نویسنده دوم از حمایت های انجام شده به صورت کمک هزینه های تحقیقاتی 1001/PMATHS/817060، و PMATHS/ 910306/1002 قدردانی می کند.

پیوست A. مدل تحلیل پوششی داده ها برنامه ریزی آرمانی با فرض بازده به مقیاس متغیر (VRS) که در بال و سایرین (2010) مطرح شده است-GPDEA-BCC

$$\min\ a = \left\{ d_1^- + d_1^+ + d_2^+ + \sum_j d_{3j}^- + \sum_j d_j \right\}$$

$$\sum_{i=1}^{m} v_i x_{io} + d_1^- - d_1^+ = 1,$$

$$\sum_{r=1}^{s} u_r y_{ro} + c_o + d_2^- - d_2^+ = 1,$$

$$\sum_{r=1}^{s} u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^{m} v_i x_{ij} + c_o + d_j = 0, \quad j = 1, \ldots, n,$$

$$M - d_j + d_{3j}^- - d_{3j}^+ = 0, \quad j = 1, \ldots, n,$$

$$u_r \geqslant 0, \quad r = 1, \ldots, s,$$

$$v_i \geqslant 0, \quad i = 1, \ldots, m,$$

$$d_j \geqslant 0, \quad j = 1, \ldots, n,$$

$$d_1^-, d_1^+, d_2^-, d_2^+ \geqslant 0,$$

$$d_{3j}^-, d_{3j}^+ \geqslant 0, \quad j = 1, \ldots, n,$$

$$c_o \text{ free in sign}$$

پیوست B. اثبات روایی منطقی فرمول بندی تحلیل پوششی داده ها برنامه ریزی آرمانی

با توجه به مدل (2) GPDEA-CCR بال و سایرین:

$$\sum_{r=1}^{s} u_r y_{ro} + d_2^- - d_2^+ = 1 \qquad \text{(I)}$$

$$\sum_{i=1}^{m} v_i x_{io} + d_1^- - d_1^+ = 1 \qquad \text{(II)}$$

$$\sum_{r=1}^{s} u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^{m} v_i x_{ij} + d_j = 0 \qquad \text{(III)}$$

معادله (II) را در 1- ضرب می کنیم:

$$-\sum_{i=1}^{m} v_i x_{io} - (d_1^- - d_1^+) = -1 \qquad \text{(IV)}$$

معادلات (I) و (IV) را جمع می کنیم:

$$\sum_{r=1}^{s} u_r y_{ro} - \sum_{i=1}^{m} v_i x_{io} + d_2^- - d_2^+ - (d_1^- - d_1^+) = 0 \qquad \text{(V)}$$

با فرض j = o در معادله (III):

$$\sum_{r=1}^{s} u_r y_{ro} - \sum_{i=1}^{m} v_i x_{io} + d_o = 0 \qquad \text{(VI)}$$

با توجه به معادلات (V) و (VI) داریم:

$$d_o = d_2^- - d_2^+ - (d_1^- - d_1^+) \qquad \text{(VII)}$$

چون مقدار کارایی واحد تصمیم گیری تحت ارزیابی، h_0، باید برابر با $\sum_{r=1}^{s} u_r y_{r0}$ باشد، معادله (I) را به صورت زیر می نویسیم:

$$h_o = \sum_{r=1}^{s} u_r y_{ro} = 1 - (d_2^- - d_2^+)$$

چون در تحلیل پوششی داده کلاسیک داریم $h_0 = 1 - d_0$، و در معادله (viii) $d_0 = d_2^- + d_2^+$ ف پس مقدار $d_1^- + d_1^+$ در (VII) باید برابر با صفر باشد تا رابطه درستی برقرار شود. با این وجود، در مدل های GPDEA بال و سایرین، مجموع وزنی ورودی های واحد تصمیم گیری تحت ارزیابی یعنی $\sum_{i=1}^{m} v_i x_{i0}$ می تواند یک یا کمتر از واحد باشد، که مشکل ساز می شود. در حالت کلی این مساله در مورد مدل GPDEA-BCC نیز صدق می کند.

پیوست C. مجموع کمینه های مدل BCC-DEA با فرض بازده به قیاس متغیر، مدل بازده به قیاس متغیر با فرمول بندی اشتباه

$$\begin{aligned}
\min \quad & \sum_{j=1}^{n} d_j \\
& \sum_{i=1}^{m} v_i x_{io} = 1, \\
& \sum_{r=1}^{s} u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^{m} v_i x_{ij} + c_o + d_j = 0, \quad j = 1, \ldots, n, \\
& M - d_j \geqslant 0, \quad j = 1, \ldots, n, \\
& u_r \geqslant 0, \quad r = 1, \ldots, s, \\
& v_i \geqslant 0, \quad i = 1, \ldots, m, \\
& d_j \geqslant 0, \quad j = 1, \ldots, n, \\
& c_o \text{ free in sign}
\end{aligned}$$

ترجمه ما
TarjomeFa.Com

پیوست D. مجموعه داده وابستگی انرژی

مجموعه داده 25 کشور

Countries	Population (thousands)	Outputs		Inputs		
		Y_1	Y_2	X_1	X_2	X_3
Austria	8394	66.793	6.5	225	8810	31,887,710
Belgium	10,712	6.083	3.3	362	2242	56,797,576
Bulgaria	7494	9.808	0.6	146	1087	40,591,231
Cyprus	1104	0.073	2.0	13	98	5,089,082
Czech Republic	10 493	6.783	3.4	425	2425	85,968,002
Denmark	5550	27.390	0.4	408	3242	23,912,314
Finland	5365	25.777	2.3	661	7887	37,069,940
France	62,787	13.547	6.0	1125	19,811	128,660,709
Germany	82,302	16.200	5.7	1997	27,693	391,714,624
Greece	11,359	12.276	1.1	162	1861	63,246,705
Hungary	9984	6.988	3.1	270	1854	23,844,843
Ireland	4470	13.925	1.9	124	641	19,951,911
Italy	60,551	20.536	3.8	1201	16,026	208,982,856
Latvia	2252	49.232	1.2	111	1567	3,532,491
Lithuania	3324	5.505	4.2	114	874	7,573,712
Luxembourg	507	3.678	2.1	15	121	2,488,229
Netherlands	16,613	9.152	4.2	443	3148	83,834,170
Poland	38,277	5.804	4.8	943	6265	202,011,597
Portugal	10,676	33.267	3.6	280	4734	30,902,050
Romania	21,486	27.916	1.6	275	5270	73,956,515
Slovakia	5462	17.880	8.6	201	1214	32,140,581
Slovenia	2030	36.783	1.9	100	887	8,216,051
Spain	46,077	25.747	3.5	1143	12,091	150,707,494
Sweden	9380	56.378	7.3	821	15,819	21,103,878
United Kingdom	62,036	6.664	2.7	1140	6214	217,404,830

تذکر: داده ها از چهار پایگاه داده جمع آوری شده اند: خبرگذاری یوروستات کمیسیون اروپا، Carbonmarketdata.com، www.i-insights.com و سازمان ملل متحد، وزارت امور اقتصادی و اجتماعی

پیوست E. تحلیل آماری (BiO-MCDEA در برابر GPDEA)

در شماری از تحقیقات (مثل بال و سایرین، 2010؛ بال، اورکجو، و چلبی اوقلو، 2008) به اشتباه فرض کردند که آزمون U مان-ویتنی (Mann-Whitney U)، آزمون غیر پارمتری است، چون به همگنی واریانس ها ارتباط ندارد (به مان و ویتنی (19479 مراجعه کنید). به عبارت دیگر، فرض می شود اختلاف قابل توجهی در امتیازهای بین هر دو گروه تائید کننده همگنی بالاتر داده ها است. این تفسیر اشتباه شاید ناشی از یکسان فرض کردن همگنی داده ها با داده های با توزیع نرمال باشد. با اینکه فرض نرمال بودن وجود ندارد، در آزمون U مان-ویتنی لازم است که داده های حاصل از هر دو گروه به یک صورت توزیع شوند (گولانی و استوربِک، 1999؛ وارد، استوربک، منگام و بیرنیز، 1997).

زیمرمن (2006) نشان داد که نرخ خطای نوع 1 و قدرت دو آزمون معناداری در آزمون U مان-ویتنی تحت تاثیر همگنی واریانس ها تحریف شده است.این مساله حتی زمانی که اندازه نمونه ها برابر باشد نیز به چشم می خورد، و اگر اندازه نمونه افزایش یابد بسیار چشمگیر خواهد بود. از این رو، در مطالعاتی که (مثل بال و سایرین، 2010؛ بال و سایرین، 2008) پراکندگی قابل توجه وزن های ورودی-خروجی در مدل تحلیل پوششی داده ها در مقایسه با مدل دیگر مورد آزمون قرار گرفته، نباید از آزمون U مان-ویتنی استفاده شده باشد. به طور خلاصه، آزمون U مان-ویتنی زمانی مناسب است که بخواهیم دو گروه واحد تصمیم گیری را به وسیله توزیع یکسان و از طریق استفاده از آمار ترتیبی مقایسه کنیم (به بانکر، ژِنگ، و ناتاراجان، 20109 مراجعه کنید).

برای اثبات اینکه آیا پراکندگی وزنی در یک مدل تحلیل پوششی داده عملکرد بهتری از مدل دیگر دارد، آزمون بلرابری (یا نابرابری) واریانس ها انجام می شود. لیم و لوه (1996) متوجه شدند که در صورت آزمون لون در مقایسه با سایر آزمون های برابری واریانس نظیر باکس-اندرسون، بارتلت و جک نایف، قوی ترین و قدرتمندترین آزمون برای اندازه نمونه های کم تا متوسط است. این نسخه از آزمون لون که در مقاله لیم و لوه (1996) ذکر شده، آزمون F یک طرفه ANOVA بر مبنای میانه است.

این مطالعه از نسخه غیرپارامتری آزمون لون استفاده کرده، که تصور شده قدرت آماری بالاتری در شرایط توزیع های چوله جامعه دارد، در عین حال همان عملکرد آزمون های خطای نوع 1 را نیز دارد (به نوراستاک و زومبو، 2010، مراجعه کنید). آزمون یک طرفه ANOVA در مورد قدر مطلق میانگین رتبه های هر گروه انجام شد، به این صورت فرضیه صفر این است که جامعه ها از لحاظ شکل یکسان هستند (ولی نه لزوما از لحاظ مکان). نتایج نشان می دهد که هر 5 متغیر ورودی-خروجی در مدل BiO-MCDEA پراکندگی بسیار بیشتری از مدل GPDEA دارند.

پیوست F. کدهای برنامه ریزی ریاضی

کدهای ریاضی مربوط به این مقاله در نسخه آنلاین به نشانی http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2013.08.041 موجود است.

ترجمه فا
TarjomeFa.Com

References

Amin, G. R., Emrouznejad, A., & Rezaei, S. (2011). Some clarifications on the DEA clustering approach. *European Journal of Operational Research, 215*, 498–501.

Andersen, P., & Petersen, N. C. (1993). A procedure for ranking efficient units in data envelopment analysis. *Management Science, 39*, 1261–1264.

Anderson, T. R., Hollingsworth, K., & Inman, L. (2002). The fixed weighting nature of a cross-evaluation model. *Journal of productivity analysis, 17*, 249–255.

Angiz, M. Z., & Sajedi, M. A. (2012). Improving cross-efficiency evaluation using fuzzy concepts. *World Applied Sciences Journal, 16*, 1352–1359.

Bal, H., Örkcü, H. H., & Çelebioglu, S. (2010). Improving the discrimination power and weights dispersion in the data envelopment analysis. *Computers & Operations Research, 37*, 99–107.

Bal, H., Örkcü, H. H., & Çelebioğlu, S. (2008). A new method based on the dispersion of weights in data envelopment analysis. *Computers & Industrial Engineering, 54*, 502–512.

Banker, R. D., Charnes, A., & Cooper, W. W. (1984). Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis. *Management Science, 30*, 1078–1092.

Banker, R. D., Zheng, Z., & Natarajan, R. (2010). DEA-based hypothesis tests for comparing two groups of decision making units. *European Journal of Operational Research, 206*, 231–238.

Cao, Y., & Kong, F. (2010). A combined evaluation model based on the cone ratio DEA model. In *2010 International conference on Computer and Communication Technologies in Agriculture Engineering (CCTAE)* (Vol. 3, pp. 168-171). Chengdu, China.

Charnes, A., Cooper, W. W., Huang, Z. M., & Sun, D. B. (1990). Polyhedral cone-ratio models with an illustrative application to large commercial banks. *Journal of Econometrics, 46*, 73–91.

Charnes, A., Cooper, W. W., & Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research, 2*, 429–444.

Chen, Y. (2005). Measuring super-efficiency in DEA in the presence of infeasibility. *European Journal of Operational Research, 161*, 447–468.

Chen, Y., Du, J., & Huo, J. (2013). Super-efficiency based on a modified directional distance function. *Omega, 41*, 621–625.

Chen, Y.-W., Larbani, M., & Chang, Y.-P. (2009). Multiobjective data envelopment analysis. *Journal of the Operational Research Society, 60*, 1556–1566.

Chen, Y., & Liang, L. (2011). Super-efficiency DEA in the presence of infeasibility: One model approach. *European Journal of Operational Research, 213*, 359–360.

Cohon, J. L. (1987). *Multiobjective programming and planning*. New York: Academic Press.

Cook, W. D., Liang, L., Zha, Y., & Zhu, J. (2009). A Modified Super-Efficiency DEA Model for Infeasibility. *The Journal of the Operational Research Society, 60*, 276–281.

Cook, W. D., & Zhu, J. (2013). DEA Cobb–Douglas frontier and cross-efficiency. *Journal of the Operational Research Society, 64*, 1–4.

Dimitris, P. M. (2003). Multiobjective programming methods in the reserve selection problem. *European Journal of Operational Research, 150*, 640–652.

Doyle, J. R., & Green, R. H. (1995). Cross-evaluation in DEA: Improving discrimination among DMUs. *INFOR, 33*, 205–222.

Dyson, R. G., & Thanassoulis, E. (1988). Reducing weight flexibility in data envelopment analysis. *Journal of the Operational Research Society, 39*, 563–576.

Emrouznejad, A., Amin, G. R., Thanassoulis, E., & Anouze, A. L. (2010). On the boundedness of the SORM DEA models with negative data. *European Journal of Operational Research, 206*, 265–268.

Emrouznejad, A., Anouze, A. L., & Thanassoulis, E. (2010). A semi-oriented radial measure for measuring the efficiency of decision making units with negative data, using DEA. *European Journal of Operational Research, 200*, 297–304.

Emrouznejad, A., & De Witte, K. (2010). COOPER-framework: A unified process for non-parametric projects. *European Journal of Operational Research, 207*, 1573–1586.

Emrouznejad, A., Parker, B. R., & Tavares, G. (2008). Evaluation of research in efficiency and productivity: A survey and analysis of the first 30 years of scholarly literature in DEA. *Socio-Economic Planning Sciences, 42*, 151–157.

Foroughi, A. A. (2011). A note on "A new method for ranking discovered rules from data mining by DEA", and a full ranking approach. *Expert Systems with Applications, 38*, 12913–12916.

Golany, B., & Storbeck, J. E. (1999). A data envelopment analysis of the operational efficiency of bank Branche. *Interfaces, 29*, 14–26.

Green, R. H., Doyle, J. R., & Cook, W. D. (1996). Preference voting and project ranking using DEA and cross-evaluation. *European Journal of Operational Research, 90*, 461–472.

Hatami-Marbini, A., Emrouznejad, A., & Tavana, M. (2011). A taxonomy and review of the fuzzy data envelopment analysis literature: Two decades in the making. *European Journal of Operational Research, 214*, 457–472.

Ignizio, J. P. (1976). *Goal programming and extensions*. Lexington: Lexington Books.

Khalili, M., Camanho, A. S., Portela, M. C. A. S., & Alirezaee, M. R. (2010). The measurement of relative efficiency using data envelopment analysis with assurance regions that link inputs and outputs. *European Journal of Operational Research, 203*, 761–770.

Lee, S. M. (1972). *Goal programming for decision analysis*. Philadelphia: Auerback.

Lee, H.-S., Chu, C.-W., & Zhu, J. (2011). Super-efficiency DEA in the presence of infeasibility. *European Journal of Operational Research, 212*, 141–147.

Lee, H.-S., & Zhu, J. (2012). Super-efficiency infeasibility and zero data in DEA. *European Journal of Operational Research, 216*, 429–433.

Lim, T.-S., & Loh, W.-Y. (1996). A comparison of tests of equality of variances. *Computational Statistics & Data Analysis, 22*, 287–301.

Li, X.-B., & Reeves, G. R. (1999). A multiple criteria approach to data envelopment analysis. *European Journal of Operational Research, 115*, 507–517.

Mann, H. B., & Whitney, D. R. (1947). On a test of whether one of two random variables is stochastically larger than the other. *Annals of Mathematical Statistics, 18*(1), 50–60.

Mecit, E. D., & Alp, I. (2013). A new proposed model of restricted data envelopment analysis by correlation coefficients. *Applied Mathematical Modelling, 37*, 3407–3425.

Nordstokke, D. W., & Zumbo, B. D. (2010). A new nonparametric levene test for equal variances. *Psicológica, 31*, 401–430.

Sarrico, C. S., & Dyson, R. G. (2004). Restricting virtual weights in data envelopment analysis. *European Journal of Operational Research, 159*, 17–34.

Sexton, T. R., Silkman, R. H., & Hogan, A. J. (1986). The methodology of data envelopment analysis. In R. H. Silkman (Ed.), *Measuring efficiency: An assessment of data envelopment analysis* (pp. 7–29). San Fransisco: Jossey-Bass.

Soleimani-damaneh, M., Jahanshahloo, G. R., & Foroughi, A. A. (2006). A comment on "Measuring super-efficiency in DEA in the presence of infeasibility. *European Journal of Operational Research, 170*, 323–325.

Sueyoshi, T., & Goto, M. (2012). Environmental assessment by DEA radial measurement: US coal-fired power plants in ISO (Independent System Operator) and RTO (Regional Transmission Organization). *Energy Economics, 34*, 663–676.

Thanassoulis, E., & Allen, R. (1998). Simulating weights restrictions in data envelopment analysis by means of unobserved DMUs. *Management Science, 44*, 586–594.

Thompson, R. G., Langemeier, L. N., Lee, C. T., & Thrall, R. M. (1990). The role of multiplier bounds in efficiency analysis with application to Kansas farming. *Journal of Econometrics, 46*, 93–108.

Thompson, R. G., Singleton, F. D., Jr., Thrall, R. M., & Smith, B. A. (1986). Comparative site evaluations for locating a high-energy physics lab in texas. *INTERFACES, 16*, 35–49.

Wang, Y.-M., & Chin, K.-S. (2010). A neutral DEA model for cross-efficiency evaluation and its extension. *Expert Systems with Applications, 37*, 3666–3675.

Wang, Y.-M., & Chin, K.-S. (2011). The use of OWA operator weights for cross-efficiency aggregation. *Omega, 39*, 493–503.

Ward, P., Storbeck, J., Mangum, S., & Byrnes, P. (1997). An analysis of staffing efficiency in US manufacturing: 1983 and 1989. *Annals of Operations Research, 73*, 67–89.

Zimmerman, D. W. (2006). Two separate effects of variance heterogeneity on the validity and power of significance tests of location. *Statistical Methodology, 3*, 351–374.

neFa.Com

برای خرید فرمت ورد این ترجمه، بدون واتر مارک، اینجا کلیک نمائید.

ترجمه فا
TarjomeFa.Com

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 معتبر خارجی