انتخاب بهترین فناوری درحضورهردو نوع داده های اصلی و ترتیبی: DEA با مرزهای کارآ و ناکارآ

حسین عزیزی[1*]، رضا فرضی‌پور صائن[2]

[1] استادیار،دانشگاه آزاد اسلامی، واحد پارس‌آباد مغان،،گروه ریاضی کاربردی، پارس‌آباد مغان، ایران (عهده‌دار مکاتبات)

[2] استاد ،دانشگاه آزاد اسلامی، واحد کرج،گروه مدیریت صنعتی،کرج، ایران

تاریخ دریافت: تیر1395، اصلاحیه: مرداد 1395، پذیرش: مهر 1395

چکیده

تحلیل پوششی داده‌ها (DEA) یک رویکرد داده‌ای برای ارزیابی عملکرد مجموعه‌ای از موجودیت‌های همتا به نام واحدهای تصمیم‌گیری (DMUها) است، که عملکرد آنها بر اساس اندازه‌های متعدد مشخص می‌شود. تعریف DMU عمومی و انعطاف‌پذیر است. در مسئله‌ی مورد نظر ما، DMU به یک فناوری اشاره دارد. انتخاب بهترین فناوری فاز مهمی از انتقال فناوری محسوب می‌شود. این مقاله پیشنهاد می‌کند که از «DEA با مرزهای کارآ و ناکارآ» برای انتخاب بهترین فناوری در حضور هر دو نوع داده‌های اصلی و ترتیبی استفاده شود. در این رویکرد، همزمان کارآیی‌های خوشبینانه و بدبینانه‌ی هر فناوری در نظر گرفته می‌شود. در مقایسه با DEAی سنتی، رویکرد DEA با مرزهای کارآ و ناکارآ می‌تواند بهترین فناوری را به درستی و به آسانی شناسایی کند. یک مثال عددی کاربرد روش پیشنهادی را نشان می‌دهد.

کلیدواژه‌ها: *تحلیل پوششی داده‌ها، انتخاب فناوری، داده‌های اصلی و ترتیبی، کارآیی‌های خوشبینانه و بدبینانه.*

1- مقدمه

به تدریج که به سوی کارخانه‌های آینده پیش می‌رویم، غالباً مدیران با شرایطی مواجه می‌شوند که باید تصمیماتی در عرصه‌های فنی، مانند انتخاب بهترین فناوری تولید، بگیرند. حتی برای مدیرانی که از صلاحیت فنی بالایی برخوردارند، تعداد فناوری‌های موجود و محدوده‌ی وسیع عملکرد و هزینه‌ی آنها گیج کننده است. در محیط بسیار رقابتی امروز، یک ابزار کارآمد انتخاب بهترین فناوری برای موفقیت هر شرکتی اهمیت زیادی دارد. انتخاب فناوری مناسب همواره کار دشواری برای تصمیم گیرندگان است. فناوری‌ها نقاط قوت و ضعف مختلفی دارند که نیازمند بررسی دقیق از سوی خریداران است. مدل‌های انتخاب بهترین فناوری به تصمیم گیرنده کمک می‌کند که بین فناوری‌های در حال تکامل یکی را انتخاب کند. علت تمرکز کنونی بر روی انتخاب بهترین فناوری، پیچیدگی ارزیابی آنها است، که شامل مشخصات راهبردی و عملیاتی است. هر کدام از این مشخصات را به عوامل کمی، کیفی، مشهود، و نامشهود نیز می‌توان تقسیم‌بندی کرد. ابزارهایی طراحی شده‌اند که ابعاد مختلفی را برای ارزیابی این مشخصات در نظر می‌گیرند، شامل هزینه، کیفیت، انعطاف‌پذیری، زمان، و غیره. این تنوع پارامترها و مشخصات آنها نیازمند مدل‌هایی است که لزوماً باید معیارهای متعدد را در نظر بگیرد. در محیط‌هایی که محدودیت بودجه وجود دارد، می‌بایست بین مجموعه‌ای از فناوری‌های رقیب که برای منابع محدود رقابت می‌کنند، یکی را انتخاب کرد. برای ارزیابی تأثیر تأمین مالی (یا عدم تأمین مالی) هر فناوری داده شده‌ای عموماً دو نکته‌ی مهم را باید در نظر گرفت: اول اینکه فناوری را باید بر اساس بیش از یک عامل یا معیار در نظر گرفت. ثانیاً، برخی از معیارهایی که وارد ارزیابی می‌شوند یا همه‌ی آنها ممکن است ماهیت ترتیبی (کیفی) داشته باشند. حتی وقتی که عوامل مشخصاً کاردینال (کمّی) در نظر گرفته می‌شوند، مانند صرفه‌جویی درازمدت برای سازمان، ممکن است به سختی بتوان حتی برآورد خامی از مقدار آن عامل به دست آورد. حداکثر کاری که در بسیاری از موقعیت‌ها از ما ساخته است، این است که فناوری را بر اساس این عامل روی مقیاس معینی دسته‌بندی کنیم (مثلاً بالا/متوسط/پایین یا فرضاً یک مقیاس پنج‌امتیازی). داده‌های کاردینال بیشتر نشان دهنده‌ی داده‌های کمی هستند که به طور مستقیم گزارش شده‌اند، در حالی که داده‌های ترتیبی را می‌توان برای نشان دادن ارزیابی‌های کیفی مورد استفاده قرار داد. اکثر مدل‌های موجود تحلیل پوششی داده‌ها[1] (DEA) تنها قادرند با داده‌ها به صورتی که گویی معنای عدد اصلی دارند، کار کنند (مثلاً چیزی که نمره‌ی 4 دارد، دو برابر مهم‌تر از چیزی که نمره‌ی 2 دارد، ارزیابی می‌شود). این رویکرد مشکلات چندی دارد. اولاً و مهم‌تر از همه، داده‌های اولیه‌ی فناوری‌ها در برخی معیارها ممکن است به صورت رتبه‌بندی ترتیبی فناوری‌ها باشد. به طور خاص، بیشترین چیزی که در مورد دو فناوری i و j می‌توان گفت، این است که i بر j ترجیح دارد. در برخی موارد دیگر، شاید تنها بتوان دامنه‌هایی را برای ورودی‌ها و خروجی‌های فناوری‌ها تعیین کرد. پیام کلیدی در اینجا آن است که بسیاری از معیاری مورد استفاده برای ارزیابی فناوری‌ها و چه بسا همه‌ی آنها ماهیت کیفی دارند، و باید به این ترتیب در نظر گرفته شوند. برخی رویکردهای برنامه‌ریزی ریاضی برای انتخاب فناوری در گذشته مورد

1 Data Envelopment Analysis (DEA)

* azizi@iaupmogan.ac.ir

Archive of SID

www.SID.ir

استفاده قرار گرفته‌اند.

Khouja [1] یک مدل تصمیم را برای مسایل انتخاب فناوری با استفاده از یک روش دومرحله‌ای پیشنهاد کرد. در فاز 1، با استفاده از DEA، فناوری‌هایی که بهترین ترکیب مشخصات فروشنده را در زمینه‌ی پارامترهای عملکردی فناوری ارائه می‌کنند، شناسایی می‌شوند. در فاز 2، یک مدل تصمیم‌گیری چندشاخصی[1] (MADM) برای رتبه‌بندی فناوری‌های شناسایی شده در فاز 1 مورد استفاده قرار می‌گیرد. Khouja [26] از MADM برای انتخاب یک روبوت از میان روبوت‌های کارآ استفاده کرد. Baker و Talluri [4] رویکرد دیگری را برای رتبه‌بندی فناوری با استفاده از DEA پیشنهاد کردند. آنها برخی از نقایص روش Khouja [26] را اصلاح کردند و تحلیل قوی‌تری را بر اساس کارآیی متقابل در DEA ارائه کردند. Talluri و همکاران [37] چارچوبی را پیشنهاد کردند که مبتنی بر کاربرد ترکیبی DEA و روش‌های آماری ناپارامتری برای انتخاب سیستم‌های تولید انعطاف‌پذیر[2] (FMS) است. نقاط قوت این روش آن است که معیارهای تغییرپذیری در عملکرد سیستم‌های جایگزین را در نظر می‌گیرد، با شناسایی گروه‌های سیستم‌های همگن، انتخاب مؤثر در میان گزینه‌ها را برای تصمیم گیرنده امکان‌پذیر می‌سازد، و تفسیر نتایج را به صورت گرافیکی تسهیل می‌کند. اما در این مقالات، فرآیندهای انتخاب و محاسبه بسیار پرزحمت است، و داده‌های ترتیبی را در نظر نمی‌گیرد.

Yurdakul [43] یک مدل ترکیبی فرآیند تحلیل سلسله‌مراتبی[3] (AHP) و برنامه‌ریزی آرمانی را برای در نظر گرفتن اهداف و قیود چندگانه به صورت همزمان پیشنهاد کرد. Liu و همکاران [29]، برای تصمیم‌گیری در مورد رتبه‌بندی کامل تأمین کنندگان، مجموع وزنی تعداد رأی‌های رتبه‌ی انتخاب را پس از تعیین وزن‌ها در یک رتبه‌ی انتخابی، مقایسه کردند. آنها روش وزن‌دهی جدیدی را به جای مقایسه‌ی دو به دوی AHP برای انتخاب تأمین کنندگان ارائه کردند. آنها روشی ساده‌تر از AHP را ارائه کردند که فرآیند تحلیل سلسله‌مراتبی رأی‌دهی نامیده می‌شود، ولی رویکرد سیستماتیک به دست آوردن وزن‌های مورد استفاده و نمره‌دهی عملکرد تأمین کنندگان را از دست نمی‌دهد. گرچه این رویکرد نوینی است، ولی محدودیت‌های احتمالی آن شامل ذهنی بودن AHP و فقدان توجه به ورودی‌ها در انتخاب فناوری است.

Parkan و Wu [32] کاربرد برخی از روش‌های موجود MADM و اندازه‌گیری عملکرد را از طریق مسئله‌ی انتخاب روبوت که از Khouja [26] گرفته شده است، بررسی و مقایسه کردند. آنها تأکید خاصی بر یک روش اندازه‌گیری عملکرد به نام نمره‌دهی رقابت عملیاتی[4] (OCRA) و یک ابزار MADM به نام تکنیک ترجیح ترتیب بر اساس شباهت به جواب ایده‌آل داشتند. لیکن Wang [40] پس از بررسی روش OCRA، توضیحاتی برای کار Parkan و Wu [32] نوشت. از آنجا که پیش‌شرط روش OCRA آن است که نسبت هزینه/درآمد باید معلوم باشد، لذا هزینه و درآمد را در موارد عملی جز با مبالغ دلاری نمی‌توان اندازه‌گیری کرد. این خاصیت موجب ایراد در روش OCRA می‌شود. به علاوه، نشان داده می‌شود که رویکرد نادرست وزن‌دهی استفاده شده در روش OCRA این توهم را برای مدیریت به وجود می‌آورد که یک دسته‌ی هزینه‌ای که نسبت هزینه به درآمد بالایی دارد، مهم‌تر از یک دسته‌ی هزینه‌ای با نسبت پایین است. نتیجه‌گیری آن است که تحلیل عملکرد به روش OCRA ممکن است نادرست باشد. اما در تمام منابع فوق‌الذکر، فرض بر آن است که همه‌ی ورودی‌ها و خروجی‌ها عدد اصلی هستند.

Sarkis و Talluri [34] کاربردی از DEA را برای ارزیابی انواع FMS معرفی کردند که هر دو نوع داده‌های اصلی و ترتیبی را در نظر می‌گیرد. مدل‌های DEAی پیشنهادی، هر دو نوع داده‌های کمی و کیفی را تلفیق می‌کنند. مدل DEAی ابتدایی مبتنی بر کار Cook و همکاران [7] است. برای بهبود قدرت افتراقی DEA در حضور هر دو نوع عوامل اصلی و ترتیبی، یک مدل DEAی دیگر که مبتنی بر مقایسه‌ی دو به دوی FMS است، پیشنهاد شد. نتایج مدل مقایسه‌ی دو به دو از طریق اندازه‌های کارآیی متقابل تجمیع می‌شود. گرچه روش آنها بسیار مبتکرانه است، ولی محدودیت احتمالی آن دشواری محاسباتی و عدم توانایی رتبه‌بندی همه‌ی FMSها است.

اگر داده‌های نادقیق وارد مدل DEAی خطی استاندارد شود، مدل حاصله یک برنامه‌ی غیرخطی و غیرمحدب است، و DEAی نادقیق (IDEA) نامیده می‌شود. Cooper و همکاران [9] و Kim و همکاران [27] نشان دادند که با استفاده از تبدیل مقیاس و تغییر متغیر، IDEAی غیرخطی را می‌توان تبدیل به یک برنامه‌ی خطی کرد. Cooper و همکاران [9] چگونگی کار با داده‌های کراندار و داده‌های ترتیبی ضعیف را مورد بحث قرار دادند و یک مدل یکنواخت IDEA را در زمانی که محدودیت‌های وزنی نیز وجود دارند، ارائه کردند. Kim و همکاران [27] چگونگی کار با داده‌های کران‌دار، داده‌های ترتیبی (ضعیف و قوی)، و داده‌های کراندار نسبتی را مورد بحث قرار دادند و کاربرد آن را بر روی مجموعه‌ای از دفاتر تلفنی بررسی کردند. Zhu [44] نشان داد که از آنجا که مدل CCR خطی استاندارد دیگر نمی‌تواند در نتیجه‌ی روشی که توسط Kim و همکاران [27] ایجاد شده است، مورد استفاده قرار گیرد، لذا نتایج کارآیی و اطلاعات ارزیابی به دست آمده از روش آنها محدود است و بار محاسباتی به شدت افزایش می‌یابد. به طور خاص، وقتی که محدودیت‌های وزنی وجود دارد، مدل حاصله هنوز هم غیرخطی است. در نتیجه، او ثابت کرد که برخی از نتایج Kim و همکاران [27] باید مورد تجدید نظر قرار گیرد. در مطالعه‌ای توسط Zhu [45]، IDEAی غیرخطی در مدل CCR خطی استاندارد از طریق شناسایی مجموعه‌ای از داده‌های

1- Multi-Attribute Decision Making (MADM)

2- Flexible Manufacturing System (FMS)

3- Analytical Hierarchy Process (AHP)

4 -Operational Competitiveness Rating (OCRA)

Archive of SID

www.SID.ir

دقیق از داده‌های نادقیق در زمانی که فقط داده‌های کراندار و داده‌های ترتیبی ضعیف وجود دارند، حل شده است. این رویکرد امکان استفاده از تمام تکنیک‌های DEAی موجود برای تحلیل عملکرد واحدهای تصمیم‌گیری[1] (DMUها) را فراهم می‌کند و می‌تواند اطلاعات اضافی درباره‌ی کارآیی (مثلاً محک‌های عملکردی، مسیرهای بهبود کارآیی، و طبقه‌بندی بازده به مقیاس) را به دست آورد. Zhu [44] روش Zhu [45] را برای کار با داده‌های ترتیبی قوی و داده‌های کراندار نسبتی بسط داد. Zhu [44] نشان داد که رویکرد Zhu [45] را می‌توان در زمانی که محدودیت‌های وزنی نیز وجود دارند، استفاده کرد. Zhu [45] توضیح داد که گنجاندن محدودیت‌های وزنی مربوط به داده‌های ترتیبی و کراندار نسبتی، نمره‌ی کارآیی را تغییر نمی‌دهد، یعنی محدودیت‌های وزنی خاص در محیط IDEA زاید هستند. این می‌تواند بار محاسباتی را به طور قابل ملاحظه‌ای کاهش دهد. با این روش IDEAی بهبود یافته، نتایج نادرست کارآیی در Kim و همکاران [27] بازبینی شده‌اند. Adler و Berechman [1] مدلی را برای تعیین کارآیی نسبی و کیفیت فرودگاه‌ها ایجاد کردند. در مطالعه‌ی آنها، نتایج یک پرسش‌نامه که به خطوط هوایی مختلف ارسال شده بود تا درک آنها از کیفیت خدمات فرودگاه‌ها را تعیین کند، تحلیل شد. با استفاده از این اطلاعات، روشی که قادر به رتبه‌بندی فرودگاه‌ها از نظر سطح کیفیت آنها بود، به کار گرفته شد. روش انتخاب شده DEA بود، که می‌تواند فرودگاه‌ها را با چندین ورودی و چنین خروجی به طور همزمان تحلیل کند. این تحلیل از داده‌های ورودی عدد اصلی برای توضیح رتبه‌بندی ترتیبی فرودگاه‌ها بر اساس ارزیابی خط هوایی استفاده می‌کند. لیکن روش آنها مستقیماً با داده‌های ترتیبی کار نمی‌کند. Cooper و همکاران [10] یک کاربرد نمونه ارائه کردند که در آن چگونگی کاربرد روش ارائه شده در Cooper و همکاران [9] را نشان دادند. Lee و همکاران [28] ایده‌ی IDEA را به مدل جمعی بسط دادند. گفته می‌شود که روش Cooper و همکاران [9] سبب می‌شود که مدل DEA به علت تعداد زیاد تبدیل داده‌ها و تغییر متغیر، بسیار پیچیده شود. از یک سو، تغییرات متغیر موجب می‌شود که تعداد متغیرهای تصمیم شدیداً افزایش یافته و از $(m+s)$ به $(m+s)n$ برسد، که در اینجا m، s، و n به ترتیب نشان دهنده‌ی تعداد ورودی‌ها، خروجی‌ها، و DMUها هستند؛ از سوی دیگر، تبدیل‌های مقیاس آنها نیز هم داده‌های دقیق و هم اطلاعات نادقیق شامل داده‌های ترجیحی و داده‌های بازه‌ای (داده‌های کراندار) را به قیود تبدیل می‌کنند، که منجر به افزایش سریع بار محاسباتی می‌شود. Despotis و Smirlis [11] نیز رویکرد دیگری برای کار با داده‌های نادقیق در DEA ابداع کردند. لیکن چگونگی محاسبه‌ی بازه‌ی کارآیی برای داده‌های ترتیبی به روشنی مشخص نشده است. بر اساس رویکرد آنها، Haghighat و Khorram [15] مسئله‌ی تعداد کمینه و بیشینه‌ی واحدهای کارآی DEA را مورد بحث قرار دادند، و Jahanshahloo و همکاران [۲۴،۲۳] مشکلات مربوط به بازده به مقیاس، تحلیل حساسیت و پایداری، و کارآیی پوسته‌ی مصرف آزاد را بیشتر مورد بحث قرار دادند. ولی مدل DEAی آنها در حقیقت، از مرزهای تولید متغیر، یعنی مجموعه‌های قیود متفاوت، برای اندازه‌گیری کارآیی DMUها استفاده می‌کرد، که منجر به عدم مقایسه‌پذیری آنها می‌شد. Zhu [46] نشان داد که وقتی که داده‌های ورودی و خروجی ترتیبی قوی وجود دارند، باید احتیاط به خرج داده شود. مدل‌هایی برای شناسایی محک جهت انتخاب یک اسکالر مثبت که برای تبدیل روابط ترتیبی ضعیف به قوی استفاده می‌شود، ایجاد می‌شوند. Zhu [46] همچنین، نشان داد که DMUهای کارآی رأسی وقتی که روابط ورودی/خروجی ترتیبی ضعیف با روابط قوی جایگزین شوند، همچنان کارآ باقی می‌مانند. Kao [25] یک زوج مدل برنامه‌ریزی ریاضی دوسطحی ایجاد کرد، که مقادیر هدف آن به ترتیب نشان دهنده‌ی نمرات کارآیی کران پایین و کران بالا هستند. بر اساس مفهوم کارآیی تولیدی و کاربرد یک تکنیک جایگزینی متغیر، زوج برنامه‌های غیرخطی دوسطحی تبدیل به یک زوج برنامه‌ی خطی یک‌سطحی معمولی می‌شود. با حل کردن زوج‌های مرتبط برنامه‌های خطی، بازه‌های کارآیی همه‌ی DMUها به دست می‌آید. لیکن یک اندازه‌ی کارآیی تجمیعی ارائه نشده است. Cook و همکاران [8] ساختار متحدی برای جاگذاری داده‌های ترتیبی در چارچوب DEA ارائه کردند. هر دو نوع مدل تصویر پیوسته و گسسته ارائه شده‌اند. Farzipoor Saen [12] مرجع جامعی را ارائه کرده است که استفاده از IDEA را در انتخاب فناوری مورد بحث قرار می‌دهد. Wang و همکاران [41] زوج جدیدی از مدل‌های DEAی بازه‌ای را بر اساس حساب بازه‌ای پیشنهاد کرده‌اند و از یک مرز ثابت و متحد برای اندازه‌گیری کارآیی DMUها و رتبه‌بندی آنها با داده‌های نادقیق استفاده کرده‌اند.

تا جایی که مؤلفان اطلاع دارند، هیچ مأخذی وجود ندارد که انتخاب بهترین فناوری را در حضور هر دو نوع داده‌های اصلی و ترتیبی از هر دو دیدگاه خوشبینانه و بدبینانه مورد بحث قرار داشته باشد. هدف این مقاله پیشنهاد مدل‌های برای انتخاب بهترین فناوری‌ها در شرایطی است که هر دو نوع عوامل ترتیبی و اصلی در آن وجود دارند.

مقاله به صورت زیر ارائه می‌شود. قسمت 2، مدل‌های DEAی بازه‌ای را برای اندازه‌گیری کارآیی‌های خوشبینانه و بدبینانه‌ی فناوری‌ها بیان می‌کند. قسمت 3، تبدیل اطلاعات ترجیح ترتیبی به داده‌های بازه‌ای را مورد بحث قرار می‌دهد. قسمت 4، اندازه‌های عملکرد کلی را پیشنهاد می‌کند. مثال عددی و ملاحظات پایانی به ترتیب در قسمت‌های 5 و 6 بحث می‌شوند.

2- مدل‌های DEAی بازه‌ای برای اندازه‌گیری کارآیی‌های خوشبینانه و بدبینانه

DEA که توسط Charnes و همکاران [6] پیشنهاد شده است (مدل CCR) و توسط Banker و همکاران [5] توسعه داده شده است (مدل BCC)، رویکردی برای ارزیابی کارآیی DMUها است. عموماً فرض

1- Decision-Making Units (DMUs)

www.SID.ir

می‌شود که این ارزیابی مبتنی بر مجموعه‌ای از عوامل خروجی و ورودی اصلی (کمّی) است. اما در بسیاری از کاربردهای دنیای واقعی در نظر گرفتن همزمان عوامل ترتیبی (کیفی) نیز هنگام تصمیم‌گیری در مورد عملکرد یک DMU ضرورت دارد. خیلی از اوقات، وضعیت به این صورت است که در مورد عاملی مثلاً مانند شهرت یک فروشنده، حداکثر می‌توان DMUها را از نظر آن صفت از بهتر به بدتر رتبه‌بندی کرد. قابلیت ارائه‌ی یک اندازه‌ی کمی دقیق‌تر که منعکس کننده‌ی چنین عاملی باشد، عموماً در واقعیت امکان‌پذیر نیست. در برخی از موقعیت‌ها اینگونه عوامل را می‌توان به درستی اندازه‌گیری کرد، ولی خیلی از اوقات این اندازه‌گیری تنها به ضرورت مدل‌سازی به صورت سطحی انجام می‌شود. در موقعیت‌های مانند آنچه شرح داده شد، داده‌ها برای برخی عوامل مؤثر (ورودی‌ها و خروجی‌ها) به صورت ترتیبی بهتر قابل ارائه است تا به صورت عددی. باز به مثال شهرت فروشنده توجه کنید. در برخی شرایط، می‌تواند DMUها را کاملاً از نظر یک عامل رتبه‌بندی کرد. بنابراین، داده‌ها ممکن است نادقیق باشد. برای کار با داده‌های نادقیق، روش‌ها و مدل‌های IDEA ابداع شده‌اند.

حاصل مدل‌های DEA یک نمره‌ی کارآیی است که برای DMUهای کارآی خوشبینانه برابر با یک است، و برای DMUهای غیرکارآی خوشبینانه کمتر از یک است. بنابراین، برای DMUهای غیرکارآی خوشبینانه، یک رتبه‌بندی ارائه می‌شود، ولی DMUهای کارآی خوشبینانه را نمی‌توان رتبه‌بندی کرد. یک مشکل که در مقالات رتبه‌بندی فناوری به وفور مورد بحث قرار گرفته است، فقدان افتراق در کاربردهای DEA است، به خصوص زمانی که DMUهای کافی وجود ندارد یا اینکه تعداد ورودی‌ها و خروجی‌ها نسبت به تعداد DMUها بیش از حد بالا است. در مسئله‌ی انتخاب فناوری، اگر چند DMU دارای نمره‌ی کارآیی 1 باشند، هنگام تلاش برای انتخاب «بهترین»، مشکل ایجاد می‌شود. اگر یک تصمیم گیرنده به دلخواه یک فناوری کارآی خوشبینانه را انتخاب کند، آنگاه امکان دارد که این سیستم یک عضو ویژه باشد که با معدودی ورودی و خروجی، عملکرد خوبی دارد، ولی با اکثریت عوامل ورودی و خروجی عملکرد ضعیفی دارد. این مقاله پیشنهاد می‌کند که از نوعی فرمول‌بندی به نام «رویکرد مبتنی بر پشیمانی کمینه-بیشینه» (MRA) برای رتبه‌بندی فناوری‌ها استفاده شود. پژوهش‌ها در مورد رتبه‌بندی DMUهای کارآی خوشبینانه را می‌توان به سیستم‌های زیر تقسیم‌بندی کرد:

در جریان اول، Sexton و همکاران [35] پیشتاز پژوهش بودند. در پژوهش آنها، رتبه‌بندی DMUها مبتنی بر یک کارآیی متقابل بود. در جریان دوم، رتبه‌بندی DMUهای کارآی DEA مبتنی بر محک‌زنی است، رویکردی که ابتدائاً توسط Torgersen و همکاران [39] ایجاد شده است. آنها نتیجه‌گیری کردند که یک DMU رتبه‌ی بالایی دارد در صورتی که توسط بسیاری از DMUهای غیرکارآی دیگر به عنوان مرجع انتخاب شود. در جریان سوم، پژوهشگرانی همچون Fridman و Sinuany-Stern [14]، که پژوهش را در این راستا آغاز کردند، از ابزارهای آماری چندمتغیری از قبیل تحلیل همبستگی کانونی و تحلیل افتراقی برای رتبه‌بندی DMUهای غیرکارآ و کارآ استفاده کردند. برای افزایش افتراق بین DMUهای کارآی خوشبینانه، Farzipoor Saen و همکاران [13] آستانه‌ی ضریب همبستگی را پیشنهاد کردند که فراتر از آن، حذف یک یا چند بردار ورودی هیچ تأثیر آماری معنی‌داری بر میانگین کارآیی ندارد. در جریان چهارم، رتبه‌بندی DMUهای کارآی DEA مبتنی بر سوپرکارآیی است، رویکردی که در ابتدا توسط Andersen و Petersen [2] ابداع شد. آنها پیشنهاد کردند که فرمول‌بندی برنامه‌ریزی خطی (LP) پوشش به گونه‌ای تغییر داده شود که ستون متناظر DMUهایی که نمره داده می‌شوند، از ماتریس ضریب حذف شود. Thrall [36] خاطرنشان کرد که مدل ایجاد شده توسط Andersen و Petersen ممکن است وقتی که ورودی‌ها نزدیک صفر هستند، منجر به ناپایداری شود. آنگاه برای اجتناب از این مسئله، مدل‌ها MAJ [30] و اندازه‌ی مبتنی بر اسلک (SBM) [38] پیشنهاد شدند. Jahanshahloo و همکاران [16] روشی را برای رتبه‌بندی DMUهای کارآی رأسی در مدل‌های DEA با بازده به مقیاس ثابت و متغیر پیشنهاد کردند. آنها از ایده‌ی بیرون گذاشتن یک واحد و هنجار l_1 استفاده کردند. Jahanshahloo و همکاران [17] استفاده از روش مونت‌کارلو، روشی را ابداع کردند که قادر به رتبه‌بندی تمام DMUهای کارآ (رأسی و غیررأسی) است. Jahanshahloo و همکاران [18] روشی را برای رتبه‌بندی DMUها با استفاده از مجموعه‌ی مشترک وزن‌ها پیشنهاد کردند. Jahanshahloo و همکاران [19] یک روش رتبه‌بندی را پیشنهاد کردند که اساساً با روش قبلی متفاوت است. در این روش رتبه‌بندی، DMUها با یک مرز ناکارآی کامل مقایسه می‌شوند. از این روش می‌توان برای رتبه‌بندی تمام DMUها جهت به دست آوردن اطلاعات تحلیلی درباره‌ی سیستم استفاده کرد، و همچنین، برای رتبه‌بندی تنها DMUهای کارآ و افتراق بین آنها نیز می‌توان از آن استفاده کرد. Amirteimoori و همکاران [20] یک رویکرد رتبه‌بندی DEAی جدید را که از هنجار l_2 استفاده می‌کند، پیشنهاد کردند. Jahanshahloo و همکاران [21] نشان دادند که تکنیک استفاده شده برای تغییرناپذیر کردن مدل MAJ نسبت به واحد اندازه‌گیری سبب می‌شود که وقتی که ورودی برخی DMUهای ناکارآ تغییر کند بدون آنکه تغییری در مجموعه‌ی امکان تولید ایجاد شود، رتبه‌بندی تغییر نماید. آنها مدل MAJ را به گونه‌ای تغییر دادند که این مشکل ایجاد نشود. Saati و همکاران [33] نوع تغییر یافته‌ای از مدل MAJ را پیشنهاد کردند و ثابت کردند که نسخه‌ی تغییر یافته همیشه شدنی است و رتبه‌بندی در $(0,1)$ قرار می‌گیرد. بر خلاف مدل‌های قبلی، مدل Saati و همکاران [33] همزمان هم ماهیت ورودی و هم ماهیت خروجی دارد. اما هیچکدام از منابع فوق‌الذکر مدل رتبه‌بندی DMUها را در حضور هر دو نوع داده‌های اصلی و ترتیبی ارائه نکرده‌اند.

Archive of SID

www.SID.ir

2-1- مدل‌های DEAی بازه‌ای برای اندازه‌گیری کارآیی‌های خوشبینانه‌ی فناوری‌ها

در این قسمت، مدل‌های را ارائه می‌کنیم که می‌تواند کارآیی فناوری‌ها را در حضور هر دو نوع داده‌های اصلی و ترتیبی اندازه‌گیری کند. فرض کنید n فناوری (DMU) داریم که باید ارزیابی شوند. هر DMU ورودی را مصرف و s خروجی را تولید می‌کند. به طور خاص، DMU_j مقادیر $X_j=\{x_{ij}\}$ از ورودی‌ها $(i=1,\ldots,m)$ را مصرف و مقادیر $Y_j=\{y_{rj}\}$ از خروجی‌ها $(r=1,\ldots,s)$ را تولید می‌کند. بدون از دست رفتن عمومیت موضوع، فرض می‌کنیم که همه‌ی داده‌های ورودی و خروجی x_{ij} و y_{rj} $(j=1,\ldots,n\ ;\ r=1,\ldots,s\ ;\ i=1,\ldots,m)$ را نمی‌توان به علت وجود عدم اطمینان به صورت دقیق به دست آورد. تنها این را می‌دانیم که اینها در درون کران‌های پایین و بالا نشان داده شده با $[x_{ij}^L,x_{ij}^U]$ و $[y_{rj}^L,y_{rj}^U]$ قرار دارند، که در اینجا $x_{ij}^L>0$ و $y_{rj}^L>0$. برای مواجهه با چنین موقعیت نامطمئنی، زوج مدل LP زیر برای تولید کران های بالا و پایین کارآیی هر DMU ایجاد شده است [41]:

$$\begin{aligned}
&\max \quad \theta_o^U=\sum_{r=1}^{s}u_r y_{ro}^U\\
&\text{s.t.} \quad \sum_{r=1}^{s}u_r y_{rj}^U-\sum_{i=1}^{m}v_i x_{ij}^L\le 0,\quad j=1,\ldots,n,\\
&\qquad \sum_{i=1}^{m}v_i x_{io}^L=1,\\
&\qquad u_r,v_i\ge\varepsilon,\quad r=1,\ldots,s;\quad i=1,\ldots,m.
\end{aligned}\tag{1}$$

$$\begin{aligned}
&\max \quad \theta_o^L=\sum_{r=1}^{s}u_r y_{ro}^L\\
&\text{s.t.} \quad \sum_{r=1}^{s}u_r y_{rj}^U-\sum_{i=1}^{m}v_i x_{ij}^L\le 0,\quad j=1,\ldots,n,\\
&\qquad \sum_{i=1}^{m}v_i x_{io}^U=1,\\
&\qquad u_r,v_i\ge\varepsilon,\quad r=1,\ldots,s;\quad i=1,\ldots,m.
\end{aligned}\tag{2}$$

که در اینجا DMU_o نشان دهنده‌ی DMUی مورد ارزیابی است و v_i $(i=1,\ldots,m)$ و u_r $(r=1,\ldots,s)$ متغیرهای تصمیم‌گیری و ε بی‌نهایت کوچکِ غیرارشمیدسی است. θ_o^U و θ_o^L به ترتیب کارآیی‌های خوشبینانه تحت مطلوب‌ترین موقعیت و نامطلوب‌ترین موقعیت برای DMU_o می‌باشند. آنها بازه‌ی کارآیی خوشبینانه‌ی $[\theta_o^L,\theta_o^U]$ را تشکیل می‌دهند. اگر مجموعه‌ای از وزن‌های مثبت وجود داشته باشند که باعث شود $\theta_o^{U^*}=1$، آنگاه DMU_o کارآی DEA یا کارآی خوشبینانه نامیده می‌شود؛ در غیر این صورت، به آن غیرکارآی DEA یا غیرکارآی خوشبینانه می‌گویند.

2-2- مدل‌های DEAی بازه‌ای برای اندازه‌گیری کارآیی‌های بدبینانه‌ی فناوری‌ها

چارچوب با ماهیت ورودی، که مبتنی بر مجموعه‌ی نیازمندی ورودی و مرز ناکارآیی آن است، در صدد آن است که ضمن حفظ خروجی، حداکثر در حد فعلی، مقادیر ورودی را حتی‌الامکان افزایش دهد. که بر این واقعیت تأکید می‌کند که سطح خروجی بدون تغییر می‌ماند، و مقادیر ورودی به صورت متناسب افزایش داده می‌شوند، تا مرز تولید ناکارآ حاصل شود. برآورد کننده‌ی DEA برای مجموعه‌ی امکان تولید ناکارآ، اصطلاحاً کارآیی بدبینانه و یا بدترین کارآیی نسبی نامیده می‌شود. برای یک DMUی خاص، مثلاً DMU_o، کارآیی‌های بدبینانه را می‌توان از مدل‌های DEAی زیر محاسبه کرد [3]:

$$\begin{aligned}
&\min \quad \varphi_o^L=\sum_{r=1}^{s}u_r y_{ro}^L\\
&\text{s.t.} \quad \sum_{r=1}^{s}u_r y_{rj}^L-\sum_{i=1}^{m}v_i x_{ij}^U\ge 0,\quad j=1,\ldots,n,\\
&\qquad \sum_{i=1}^{m}v_i x_{io}^U=1,\\
&\qquad u_r,v_i\ge\varepsilon,\quad r=1,\ldots,s;\quad i=1,\ldots,m.
\end{aligned}\tag{3}$$

$$\begin{aligned}
&\min \quad \varphi_o^U=\sum_{r=1}^{s}u_r y_{ro}^U\\
&\text{s.t.} \quad \sum_{r=1}^{s}u_r y_{rj}^L-\sum_{i=1}^{m}v_i x_{ij}^U\ge 0,\quad j=1,\ldots,n,\\
&\qquad \sum_{i=1}^{m}v_i x_{io}^L=1,\\
&\qquad u_r,v_i\ge\varepsilon,\quad r=1,\ldots,s;\quad i=1,\ldots,m.
\end{aligned}\tag{4}$$

در مدل‌های (3) و (4)، φ_o^L کارآیی بدبینانه تحت نامطلوب‌ترین موقعیت و φ_o^U کارآیی بدبینانه تحت مطلوب‌ترین موقعیت برای DMU_o می‌باشند. آنها برای DMU_o بازه‌ی کارآیی بدبینانه‌ی $[\varphi_o^L,\varphi_o^U]$ را ارائه می‌کنند. زمانی که مجموعه‌ای از وزن‌های مثبت وجود داشته باشند تا $\varphi_o^{L^*}=1$ را تأمین کند، می‌گوییم که DMU_o ناکارآی DEA یا ناکارآی بدبینانه است. در غیر این صورت، می‌گوییم که DMU_o غیرناکارآی DEA یا غیرناکارآی بدبینانه است.

3- تبدیل اطلاعات ترجیح ترتیبی به داده‌های بازه‌ای

اکنون، روش تبدیل اطلاعات ترجیح ترتیبی به داده‌های بازه‌ای را مورد بحث قرار می‌دهیم، به طوری که مدل‌های DEAی بازه‌ای ارائه شده در این مقاله در این موقعیت‌ها نیز به درستی کار کنند [41].

فرض کنید داده‌های ورودی و خروجی برای DMUها به صورت اطلاعات ترجیح ترتیبی داده شده است. معمولاً سه نوع اطلاعات ترجیح ترتیبی وجود دارد: (1) اطلاعات ترجیح ترتیبی قوی، از قبیل $y_{rj}>y_{rk}$ یا $x_{ij}<x_{ik}$، که می‌توان آن را به صورت $y_{rj}\ge\chi_r y_{rk}$ یا $x_{ij}\le\eta_i x_{ik}$ بیان کرد، که $\chi_r>1$ و $\eta_i>1$ پارامترهای درجه‌ی

Archive of SID

www.SID.ir

شدت ترجیح هستند که توسط تصمیم گیرنده ارائه می‌شوند؛ (2) اطلاعات ترجیح ترتیبی ضعیف، از قبیل $y_{rp} \geq y_{rq}$ یا $x_{ip} \geq x_{iq}$؛ و (3) رابطه‌ی بی‌تفاوتی، مانند $y_{rl} = y_{rt}$ یا $x_{il} = x_{it}$. از آنجا که مدل DEA دارای خاصیت تغییرناپذیری نسبت به واحد است، لذا استفاده از تبدیل مقیاس برای اطلاعات ترجیح ترتیبی، رابطه‌ی ترتیبی اولیه را به هم نمی‌زند، و تأثیری بر کارآیی‌های DEA نخواهد داشت. بنابراین، می‌توان برای هر شاخص ورودی و خروجی ترتیبی یک تبدیل مقیاس انجام داد، به طوری که بهترین داده‌ی ترتیبی آن کمتر یا مساوی واحد باشد، و بعد می‌توان یک برآورد بازه‌ای برای هر داده‌ی ترتیبی ارائه کرد.

اکنون تبدیل اطلاعات ترجیح ترتیبی درباره‌ی خروجی y_{rj} ($j = 1,\ldots,n$) را به عنوان یک مثال در نظر بگیرید. اطلاعات ترجیح ترتیبی درباره‌ی ورودی و دیگر داده‌های خروجی را نیز به همین ترتیب می‌توان تبدیل کرد.

برای اطلاعات ترجیح ترتیبی ضعیف، $y_{r1} \geq y_{r2} \geq \ldots \geq y_{rn}$، روابط ترتیبی زیر را بعد از تبدیل مقیاس داریم:

$$1 \geq \hat{y}_{r1} \geq \hat{y}_{r2} \geq \ldots \geq \hat{y}_{rn} \geq \sigma_r \quad (5)$$

که در اینجا σ_r عدد مثبت کوچکی است که منعکس کننده‌ی نسبت کمینه‌ی ممکن $\{y_{rj} \mid j = 1,\ldots,n\}$ به بیشینه‌ی ممکن آن است. مقدار آن به صورت تقریبی توسط تصمیم گیرنده برآورد می‌شود. بازه‌ی مجاز حاصله برای هر $\hat{y}_{rj}$، به صورت زیر داده می‌شود:

$$\hat{y}_{rj} \in [\sigma_r, 1], \quad j = 1,\ldots,n \quad (6)$$

برای اطلاعات ترجیح ترتیبی قوی، $y_{r1} > y_{r2} > \cdots > y_{rn}$، رابطه‌ی ترتیبی زیر پس از تبدیل مقیاس وجود دارد:

$$1 \geq \hat{y}_{r1}, \quad \hat{y}_{rj} \geq \chi_r \hat{y}_{r,j+1} (j = 1,\ldots,n-1), \quad \hat{y}_{rn} \geq \sigma_r \quad (7)$$

که در اینجا χ_r یک پارامتر شدت ترجیح است که در رابطه‌ی $\chi_r > 1$ که توسط تصمیم گیرنده ارائه شده است، صدق می‌کند، و σ_r پارامتر نسبت است که آن هم توسط تصمیم گیرنده ارائه می‌شود. بازه‌ی مجاز حاصله برای هر $\hat{y}_{rj}$ به صورت زیر به دست می‌آید:

$$\hat{y}_{rj} \in [\sigma_r \chi_r^{n-j}, \chi_r^{1-j}], \quad j = 1,\ldots,n; \quad \sigma_r \leq \chi_r^{1-n} \text{ با } \quad (8)$$

و بالاخره، برای رابطه‌ی بی‌تفاوتی، بازه‌های مجاز همان‌هایی هستند که برای اطلاعات ترجیح ترتیبی ضعیف به دست آمده‌اند.

از طریق تبدیل مقیاس فوق و برآورد بازه‌های مجاز، تمام اطلاعات ترجیح ترتیبی به داده‌های بازه‌ای تبدیل می‌شود، و لذا می‌توان آن را در مدل‌های DEAی بازه‌ای (1)-(4) وارد کرد.

4- اندازه‌های عملکرد کلی

کارآیی‌های خوشبینانه و بدبینانه از دیدگاه‌های مختلفی اندازه‌گیری می‌شوند، که منجر به دو نمره‌دهی متفاوت برای فناوری‌ها می‌شوند. لذا یک اندازه‌ی عملکرد کلی مورد نیاز است تا نمره‌ی کلی فناوری‌ها به دست آید. در اینجا، ما از اندازه‌ی میانگین هندسی که توسط Wang و همکاران [45] برای نمره‌دهی DMUها با داده‌های قطعی به صورت زیر پیشنهاد شده است، استفاده می‌کنیم:

$$\phi_j = \sqrt{\varphi_j^* \cdot \theta_j^*}, \quad j = 1,\ldots,n \quad (9)$$

که در اینجا θ_j^* و φ_j^* به ترتیب کارآیی‌های خوشبینانه و بدبینانه‌ی DMU_j هستند. روشن است که اندازه‌ی میانگین هندسی تعریف شده در (9)، بزرگی دو کارآیی را همزمان در نظر می‌گیرد.

فرض کنید $\theta_j^* = [\theta_j^{L^*}, \theta_j^{U^*}]$ و $\varphi_j^* = [\varphi_j^{L^*}, \varphi_j^{U^*}]$ به ترتیب بازه‌ی کارآیی‌های خوشبینانه و بدبینانه‌ی DMU_j باشند. بر اساس قواعد عملیاتی روی داده‌های بازه‌ای، داریم [31]:

$$\phi_j = \sqrt{[\theta_j^{L^*}, \theta_j^{U^*}] \times [\varphi_j^{L^*}, \varphi_j^{U^*}]} = \sqrt{[\theta_j^{L^*} \cdot \varphi_j^{L^*}, \theta_j^{U^*} \cdot \varphi_j^{U^*}]} = \left[\sqrt{\theta_j^{L^*} \cdot \varphi_j^{L^*}}, \sqrt{\theta_j^{U^*} \cdot \varphi_j^{U^*}}\right], \quad j = 1,\ldots,n. \quad (10)$$

بدیهی است که ϕ_j ($j = 1,\ldots,n$) نیز باید یک عدد بازه‌ای باشد، که آن را با $[\phi_j^L, \phi_j^U]$ ($j = 1,\ldots,n$) نشان می‌دهیم. در این صورت داریم:

$$\phi_j^L = \sqrt{\theta_j^{L^*} \cdot \varphi_j^{L^*}}, \quad j = 1,\ldots,n,$$
$$\phi_j^U = \sqrt{\theta_j^{U^*} \cdot \varphi_j^{U^*}}, \quad j = 1,\ldots,n. \quad (11)$$

برای راحتی، روشی را که عملکرد کلی هر فناوری را نسبت به هر دو کارآیی خوشبینانه و بدبینانه تعیین می‌کند، روش DEA با مرزهای کارآ و ناکارآ می‌نامیم. مرز تولید کارآ مجموعه‌ای از فناوری‌های کارآی خوشبینانه را مشخص می‌کند که عملکرد نسبتاً خوبی دارند، در حالی که مرز تولید ناکارآ مجموعه‌ای از فناوری‌های ناکارآی بدبینانه را مشخص می‌کند که به نسبت، عملکرد ضعیف‌تری دارند. بهترین فناوری را معمولاً می‌توان از میان فناوری‌های کارآی خوشبینانه انتخاب کرد. این را در قسمت بعد با مثال عددی نشان می‌دهیم.

از آنجا که نمره‌ی کارآیی نهایی هر فناوری با یک بازه مشخص می‌شود، لذا یک رویکرد رتبه‌بندی ساده ولی عملی برای مقایسه و رتبه‌بندی کارآیی‌های فناوری‌ها مورد نیاز است. برای رتبه‌بندی اعداد بازه‌ای قبلاً چند رویکرد توسعه داده شده‌اند، ولی همگی آنها معایبی دارند. خصوصاً وقتی که اعداد بازه‌ای مرکز یکسان ولی عرض‌های متفاوت دارند، همگی آنها از افتراق دادن این اعداد عاجز هستند. در ضمیمه‌ی A، ما MRA را که توسط Wang و همکاران [41] توسعه یافته است، آورده‌ایم، و از آن برای مقایسه و رتبه‌بندی بازه‌ی کارآیی فناوری‌ها استفاده می‌کنیم.

Archive of SID

www.SID.ir

5- مثال عددی

جدول(1): مشخصات مربوط به 27 روبوت.

شماره‌ی روبوت (DMU)	ورودی‌ها		خروجی‌ها	
	هزینه (10,000$) x_{1j}	شهرت فروشنده[a] x_{2j}	ظرفیت بار y_{1j} (kg)	سرعت y_{2j} (m/s)
1	7.2	15	[50, 65]	1.35
2	4.8	7	[60, 70]	1.1
3	5	23	[40, 50]	1.27
4	7.2	16	[1, 3]	0.66
5	9.6	24	[45, 55]	0.05
6	1.07	3	[1, 2]	0.3
7	1.76	8	[4, 5]	1
8	3.2	17	[10, 20]	1
9	6.72	9	[9, 12]	1.1
10	2.4	2	[5, 8]	1
11	2.88	18	[25, 35]	0.9
12	6.9	10	[10, 15]	0.15
13	3.2	25	[8, 12]	1.2
14	4	19	[20, 35]	1.2
15	3.68	11	[40, 55]	1
16	6.88	20	[75, 85]	1
17	8	1	[10, 18]	2
18	6.3	21	[9, 15]	1
19	0.94	12	[10, 13]	0.3
20	0.16	5	[1, 4]	0.8
21	2.81	26	[25, 30]	1.7
22	3.8	13	[0.8, 1.2]	1
23	1.25	27	[2, 4]	0.5
24	1.37	14	[1, 5]	0.5
25	3.63	4	[8, 12]	1
26	5.3	22	[65, 80]	1.25
27	4	6	[190, 220]	0.75

برای مشخص شدن بیشتر، رویکرد انتخاب بهترین فناوری پیشنهاد شده در این مقاله، برای انتخاب بهترین روبوت (DMU) استفاده می‌شود. مجموعه‌ی داده‌ها برای این مثال از Khouja [26] گرفته شده است، و حاوی مشخصات 27 روبوت صنعتی است. اندازه‌های عملکردی استفاده شده شامل *هزینه*، *شهرت فروشنده*، *ظرفیت بار*، و *سرعت* بودند. هزینه و شهرت فروشنده به عنوان ورودی مدل DEA منظور شده‌اند. ظرفیت بار و سرعت به عنوان خروجی در نظر گرفته شده‌اند. برای کاربرد نمونه‌ی مدل‌ها، شهرت فروشنده به عنوان یک ورودی کیفی (اطلاعات ترجیح ترتیبی قوی) در نظر گرفته شده است. اما داده‌های مربوط به ظرفیت بار به علت موجود نبودن به صورت نادقیق هستند، و لذا به صورت برآورد تعیین شده‌اند. جدول 1 مشخصات روبوت‌ها را نشان می‌دهد.

[a] رتبه‌بندی به صورتی که 27 ≡ بالاترین رتبه، ..., 1 ≡ پایین‌ترین رتبه ($x_{2,23} > x_{2,21} > \cdots > x_{2,17}$).

فرض کنید پارامتر شدت ترجیح و پارامتر نسبت درباره‌ی اطلاعات ترجیح ترتیبی قوی به ترتیب به صورت $\eta_2 = 1.03$ و $\sigma_2 = 0.01$ داده شده (یا برآورد شده‌اند). با استفاده از تکنیک تبدیل شرح داده شده در قسمت 3، یک برآورد بازه‌ای برای شهرت فروشنده‌ی هر روبوت می‌توان به دست آورد، که در ستون دوم جدول 2 نشان داده شده است. برای نشان دادن تکنیک تبدیل شرح داده شده در قسمت 3، برآورد بازه‌ای برای شهرت فروشنده‌ی روبوت شماره‌ی 1 به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\hat{x}_{21} \in [\sigma_2 \eta_2^{n-j}, \eta_2^{1-j}] =$$
$$[0.01(1.03)^{27-13}, 1.03^{1-13}] = [0.0151, 0.7014]$$

بنابراین، همه‌ی داده‌های ورودی و خروجی اکنون به اعداد بازه‌ای تبدیل شده‌اند، و می‌توان آنها را با مدل‌های DEAی بازه‌ای ارزیابی کرد. جدول 2 نتایج سنجش کارآیی 27 روبوت به دست آمده با استفاده از مدل‌های DEAی بازه‌ای (1)-(4) را نشان می‌دهد. مقدار بی‌نهایت کوچک غیرارشمیدسی $\varepsilon = 0.0001$ منظور شده است.

Archive of SID

www.SID.ir

جدول (1): برآورد بازه‌ای پس از تبدیل اطلاعات ترجیح ترتیبی و بازه‌های کارآیی برای 27 روبوت.

شماره‌ی روبوت (DMU)	شهرت فروشنده	بازه‌ی کارآیی خوشبینانه	بازه‌ی کارآیی بدبینانه	بازه‌ی کارآیی کلی
1	[0.0151, 0.7014]	[0.1444, 0.6883]	[5.3919, 6.7553]	[0.8825, 2.1563]
2	[0.0119, 0.5537]	[0.2480, 0.8108]	[7.2321, 10.1681]	[1.3391, 2.8714]
3	[0.0192, 0.8885]	[0.1706, 0.6570]	[4.1347, 7.9500]	[0.8399, 2.2855]
4	[0.0156, 0.7224]	[0.0181, 0.2928]	[1.0000, 1.1497]	[0.1345, 0.5802]
5	[0.0197, 0.9151]	[0.0852, 0.1472]	[1.0000, 1.0011]	[0.2919, 0.3838]
6	[0.0106, 0.4919]	[0.0560, 0.3334]	[1.0793, 3.8366]	[0.2459, 1.1310]
7	[0.0123, 0.5703]	[0.1135, 0.8836]	[3.0881, 7.2649]	[0.5921, 2.5337]
8	[0.0160, 0.7441]	[0.0903, 0.6433]	[2.7247, 6.5205]	[0.4961, 2.0480]
9	[0.0127, 0.5874]	[0.0420, 0.5617]	[2.3735, 2.6141]	[0.3158, 1.2118]
10	[0.0103, 0.4776]	[0.0833, 0.9120]	[3.4066, 6.0009]	[0.5328, 2.3394]
11	[0.0165, 0.7664]	[0.1892, 0.6208]	[3.2554, 9.6998]	[0.7848, 2.4539]
12	[0.0130, 0.6050]	[0.0282, 0.0963]	[1.0000, 1.1270]	[0.1680, 1.3295]
13	[0.0203, 0.9426]	[0.0861, 0.6334]	[2.4345, 5.8048]	[0.4579, 1.9175]
14	[0.0170, 0.7894]	[0.1223, 0.7065]	[3.5841, 7.7410]	[0.6621, 2.3385]
15	[0.0134, 0.6232]	[0.2237, 0.7595]	[5.0845, 10.7928]	[1.0664, 2.8631]
16	[0.0175, 0.8131]	[0.2102, 0.5377]	[5.1371, 7.1533]	[1.0391, 1.9612]
17	[0.0100, 0.4637]	[0.0605, 1.0000]	[3.1966, 3.7354]	[0.4397, 1.9327]
18	[0.0181, 0.8375]	[0.0430, 0.4500]	[1.9612, 2.8846]	[0.2906, 1.1394]
19	[0.0138, 0.6419]	[0.2248, 0.3067]	[1.3801, 10.6700]	[0.5570, 1.8091]
20	[0.0113, 0.5219]	[0.9996, 1.0000]	[1.4321, 63.9303]	[1.1965, 7.9956]
21	[0.0209, 0.9709]	[0.2255, 0.9314]	[4.1107, 11.8566]	[0.9628, 3.3232]
22	[0.0143, 0.6611]	[0.0522, 0.6229]	[1.0000, 2.2738]	[0.2285, 1.1901]
23	[0.0216, 1.0000]	[0.0799, 0.2992]	[1.0000, 5.7608]	[0.2827, 1.3129]
24	[0.0147, 0.6810]	[0.0728, 0.4113]	[1.0000, 5.6494]	[0.2699, 1.5244]
25	[0.0109, 0.5067]	[0.0698, 0.7552]	[3.1905, 4.5611]	[0.4719, 1.8559]
26	[0.0186, 0.8626]	[0.2445, 0.6910]	[5.1569, 10.5108]	[1.1229, 2.6949]
27	[0.0116, 0.5375]	[0.8664, 1.0000]	[10.0896, 16.0716]	[2.9567, 4.0089]

بنا به جدول 2، روبوت‌های 17، 20 و 27 همگی امکان آن را که کارآی خوشبینانه باشند، دارند. اگر آنها قادر باشند که از ورودی‌های کمینه برای تولید خروجی‌های بیشینه استفاده کنند، در آن صورت کارآی خوشبینانه هستند (کارآی مقیاس)؛ در غیر این صورت، غیرکارآی خوشبینانه هستند. گرچه روبوت‌های 17، 20 و 27 همگی امکان کارآی خوشبینانه بودن را دارا هستند، ولی به علت تفاوت در کارآیی‌های کران پایین، عملکرد آنها در حقیقت، متفاوت است. بیست و چهار روبوت با نمرات کارآیی نسبی کمتر از 1 غیرکارآی خوشبینانه دانسته می‌شوند. همچنین، با اجرای مدل‌های DEAی بازه‌ای (3) و (4)، نمرات کارآیی بدبینانه‌ی روبوت‌ها را به دست می‌آوریم، که در ستون چهارم جدول 2 نشان داده شده‌اند. از دیدگاه کارآیی بدبینانه، شش روبوت یعنی روبوت‌های 4، 5، 12، 22، 23 و 24 بر حسب مدل DEAی بازه‌ای (3)، ناکارآی بدبینانه می‌باشند. اگر آنها از ورودی بیشینه برای تولید خروجی کمینه استفاده کنند، ناکارآی بدبینانه خواهند بود (ناکارآ از نظر مقیاس)؛ در غیر این صورت، غیرناکارآی بدبینانه خواهند بود. بیست و یک روبوت با نمرات کارآیی نسبی بیشتر از 1 غیرناکارآی بدبینانه دانسته می‌شوند. بعلاوه، بازه‌ی کارآیی کلی بیست و هفت روبوت که با معادله‌های (11) تعیین می‌شوند، در ستون آخر جدول 2 نشان داده شده‌اند.

Archive of SID

www.SID.ir

جدول (2): نتایج رتبه‌بندی بازه‌های کارآیی برای 27 روبوت.

شماره‌ی روبوت (DMU)	رتبه بر حسب بازه‌ی کارآیی خوشبینانه	رتبه بر حسب بازه‌ی کارآیی بدبینانه	رتبه بر حسب بازه‌ی کارآیی کلی
1	11	4	8
2	3	2	2
3	10	8	9
4	27	25	27
5	16	27	20
6	22	21	24
7	13	15	12
8	14	16	15
9	25	18	19
10	17	11	14
11	9	12	10
12	26	26	26
13	15	17	17
14	12	10	11
15	7	7	5
16	8	6	6
17	21	13	18
18	24	19	21
19	6	20	13
20	1	1	1
21	5	9	7
22	23	24	25
23	18	22	22
24	19	23	23
25	20	14	16
26	4	5	4
27	2	3	3

به منظور مقایسه و رتبه‌بندی بازه‌های کارآیی عملکرد بیست و هفت روبوت، روش MRA (که توسط Wang و همکاران [46] توسعه یافته است) به کار گرفته می‌شود. ستون آخر جدول 3، رتبه‌بندی بیست و هفت روبوت را بر اساس بازه‌ی کارآیی کلی نشان می‌دهد. بنابراین، ارزیاب یا تصمیم گیرنده می‌تواند روبوت شماره‌ی 20 را به عنوان بهترین روبوت فناوری انتخاب کند.

و بالاخره، آنچه در اینجا می‌خواهیم بر آن تأکید کنیم، این است که هر نتیجه‌گیری ارزیابی که فقط یکی از این دو دیدگاه را در نظر بگیرد، بدون تردید یک‌طرفه، غیر واقع‌گرایانه، و غیر متقاعد کننده خواهد بود. به عنوان مثال، روبوت‌های شماره‌ی 20، 2، 27، 26، 15 و 16 وقتی که از دیدگاه خوشبینانه (یعنی بر حسب بازه‌ی کارآیی خوشبینانه) ارزیابی و رتبه‌بندی می‌شوند، عملکرد آنها به ترتیب به صورت اول، سوم، دوم، چهارم، هفتم و هشتم رتبه‌بندی می‌شود (رک. ستون دوم جدول 3). همچنین، وقتی که روبوت‌های شماره‌ی 20، 2، 27، 26، 15 و 16 از دیدگاه بدبینانه (یعنی بر حسب بازه‌ی کارآیی بدبینانه) ارزیابی و رتبه‌بندی می‌شوند، عملکرد آنها به ترتیب به صورت اول، دوم، سوم، پنجم، هفتم و ششم رتبه‌بندی می‌شود (رک. ستون سوم جدول 3). این دو نتیجه‌ی ارزیابی مسلماً با یکدیگر تعارض دارند. یک مجموعه‌ی نمره‌دهی عملکرد باید مشتمل بر هر دوی آنها باشد. ارزیابی نتیجه‌گیری‌های حاصل از فقط یکی از آنها یک‌طرفه خواهد بود.

6- نتیجه گیری

DEA، به عنوان رویکردی برای تحلیل بهترین کارآیی نسبی، یکی از نویدبخش‌ترین و توسعه یابنده‌ترین روش‌ها در سه دهه‌ی گذشته است. نه تنها فرهیختگان مدیریت، بلکه حتی بسیاری از اقتصاددانان، علاقه‌ی زیادی به تحقیق، توسعه و کاربرد آن نشان داده‌اند. ولی ضمن تأیید محاسن این روش، از معایب آن نیز نباید غفلت کنیم، که یک مورد از آنها این است که این روش تعداد زیادی از DMUها را به عنوان کارآی خوشبینانه نمره می‌دهد و نمی‌تواند بین آنها افتراق بیشتری قایل شود، که این مقایسه و رتبه‌بندی آنها را بسیار دشوار می‌سازد.

انتخاب بهترین فناوری‌ها فاز مهمی برای انتقال فناوری است. در این مقاله، رویکرد DEA با مرزهای کارآ و ناکارآ برای انتخاب بهترین فناوری‌ها در شرایطی که هر دو نوع عوامل اصلی و ترتیبی وجود دارند، ارائه شد.

مسایل در نظر گرفته شده در این مطالعه در مراحل اولیه‌ی تحقیق هستند، و پژوهش‌های زیاد دیگری می‌توان بر مبنای نتایج این مقاله انجام داد. برخی از آنها به شرح زیر هستند:

پژوهش مشابهی می‌توان برای کار با داده‌های ترتیبی و داده‌های کراندار به وسیله‌ی مجموعه‌های فازی انجام داد. حالت دیگر مربوط به وضعیتی است که برخی از فناوری‌ها اندکی ناهمگن هستند. یکی از فرضیات مدل‌های کلاسیک DEA مبتنی بر همگنی کامل DMUها (فناوری‌ها) است، در حالی که این فرض در بسیاری از کاربردهای واقعی قابل تعمیم نیست. به عبارت دیگر، گاهی از اوقات، برخی از ورودی‌ها و/یا خروجی‌ها بین تمام DMUها مشترک نیستند. بنابراین، نیاز به مدلی داریم که برای اینگونه شرایط مناسب باشد.

6-1 ضمیمه‌ی A. MRA برای رتبه‌بندی اعداد بازه‌ای

MRA توسط Wang و همکاران [41] ایجاد شده است. این رویکرد ویژگی‌های جذابی دارد، و می‌توان از آن برای مقایسه و رتبه‌بندی بازه‌های کارآیی فناوری‌ها حتی در صورتی که دارای مرکز مساوی ولی عرض متفاوت باشند، استفاده کرد. این رویکرد به صورت زیر خلاصه

Archive of SID

www.SID.ir

می‌شود.

فرض کنید $A_i = [a_i^L, a_i^U] = \langle m(A_i), w(A_i) \rangle$ $(i = 1, \ldots, n)$ بازه‌های کارآیی n فناوری باشند، که در اینجا $m(A_i) = \frac{1}{2}(a_i^U + a_i^L)$ و $w(A_i) = \frac{1}{2}(a_i^U - a_i^L)$ نقاط وسط و عرض‌های آنها هستند. بدون از دست رفتن عمومیت موضوع، فرض می‌کنیم که $A_i = [a_i^L, a_i^U]$ به عنوان بهترین بازه‌ی کارآیی انتخاب شده است. فرض کنید $b = \max_{j \neq i}\{a_j^U\}$. روشن است که اگر $a_i^L < b$، تصمیم گیرنده ممکن است دچار کاهش کارآیی شود و احساس پشیمانی کند. بیشینه‌ی اتلاف کارآیی که او ممکن است به آن دچار شود، به صورت زیر به دست می‌آید:

$$\max(r_i) = b - a_i^L = \max_{j \neq i}\{a_j^U\} - a_i^L$$

اگر $a_i^L \geq b$، تصمیم گیرنده قطعاً دچار هیچگونه اتلاف کارآیی نخواهد شد، و احساس پشیمانی نخواهد کرد. در این وضعیت، پشیمانی او صفر تعیین می‌شود، یعنی $r_i = 0$. با ترکیب دو موقعیت فوق، داریم:

$$\max(r_i) = \max\{\max_{j \neq i}(a_j^U) - a_i^L, 0\}$$

بنابراین، معیار پشیمانی کمینه-بیشینه، بازه‌ی کارآیی را که در شرط زیر صدق کند، به عنوان بهترین بازه‌ی کارآیی انتخاب خواهد کرد:

$$\min_i\{\max(r_i)\} = \min_i\{\max\{\max_{j \neq i}(a_j^U) - a_i^L, 0\}\}$$

بر اساس تحلیل فوق، Wang و همکاران [26] تعریف زیر را برای مقایسه و رتبه‌بندی کارآیی‌های بازه‌ای ارائه داده‌اند.

تعریف 1: فرض کنید $A_i = [a_i^L, a_i^U] = \langle m(A_i), w(A_i) \rangle$ $(i = 1, \ldots, n)$ مجموعه‌ای از بازه‌های کارآیی باشد. بیشینه‌ی پشیمانی هر بازه‌ی کارآیی A_i به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$R(A_i) = \max\{\max_{j \neq i}(a_j^U) - a_i^L, 0\}, \quad i = 1, \ldots, n$$

بازه‌ی کارآیی با کوچک‌ترین بیشینه‌ی اتلاف کارآیی، مطلوب‌ترین بازه‌ی کارآیی خواهد بود. برای رتبه‌بندی مجموعه‌ی بازه‌های کارآیی با استفاده از مقادیر اتلاف بیشینه‌ی کارآیی، Wang و همکاران [41] مراحل حذف کردن زیر را پیشنهاد کردند:

مرحله‌ی 1: اتلاف بیشینه‌ی کارآیی هر بازه‌ی کارآیی را حساب کنید و مطلوب‌ترین بازه‌ی کارآیی را که کوچک‌ترین اتلاف بیشینه‌ی کارآیی را داشته باشد، انتخاب کنید. فرض کنید A_{i_1} انتخاب شده است، که در اینجا $1 \leq i_1 \leq n$.

مرحله‌ی 2: A_{i_1} را حذف کنید و دوباره اتلاف بیشینه‌ی کارآیی هر بازه‌ی کارآیی را حساب کنید و مطلوب‌ترین بازه‌ی کارآیی را برای $(n-1)$ بازه‌ی کارآیی باقیمانده تعیین کنید. فرض کنید A_{i_2} انتخاب شده است، که در اینجا $1 \leq i_2 \leq n$ ولی $i_2 \neq i_1$.

مرحله‌ی 3: A_{i_2} را حذف کنید و دوباره اتلاف بیشینه‌ی کارآیی هر بازه‌ی کارآیی را حساب کنید و مطلوب‌ترین بازه‌ی کارآیی یعنی A_{i_3} را برای $(n-2)$ بازه‌ی کارآیی باقیمانده تعیین کنید.

مرحله‌ی 4: فرآیند حذف فوق را تکرار کنید، تا آنکه فقط یک بازه‌ی کارآیی A_{i_n} باقی بماند. رتبه‌بندی نهایی $A_{i_1} \succ A_{i_2} \succ \cdots \succ A_{i_n}$ است، که در اینجا نماد "$\succ$" یعنی «برتر است از». رویکرد رتبه‌بندی فوق MRA نامیده می‌شود.

7- منابع و ماخذ:

[1] Adler, N., Berechman, J., (2001), **measuring airport quality from the airlines viewpoint: an application of data envelopment analysis**, Transport Policy, 8(3), 171–181.

[2] Andersen, P., Petersen, N.C., (1993), **A procedure for ranking efficient units in data envelopment analysis**, Management Science, 39(10), 1261–1264.

[3] Azizi, H., Ganjeh Ajirlu, H., (2011), **Measurement of the Worst Practice of Decision-Making Units in the Presence of Non-Discretionary Factors and Imprecise Data**, Applied Mathematical Modelling, 35(9), 4149–4156.

[4] Baker, R.C., Talluri, S., (1997), **A closer look at the use of data envelopment analysis for technology selection**, Computers & Industrial Engineering, 32(1), 101–108.

[5] Banker, R.D., Charnes, A., Cooper, W.W., (1984), **Some methods for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis**, Management Science, 30(9), 1078–1092.

[6] Charnes, A., Cooper, W.W., Rhodes, E., (1978), **Measuring the efficiency of decision making units**, European Journal of Operational Research, 2(6), 429–444.

[7] Cook, W.D., Kress, M., Seiford, L.M., (1996), **Data envelopment analysis in the presence of both quantitative and qualitative factors**, Journal of Operational Research Society, 47(7), 945–953.

[8] Cook, W.D., Zhu, J., (2006), **Rank order data in DEA: a general framework**, European Journal of Operational Research, 174(2), 1021–1038.

[9] Cooper, W.W., Park, K.S., Yu, G., (1999), **IDEA and AR-IDEA: models for dealing with imprecise data in DEA**, Management Science, 45(4), 597–607.

[10] Cooper, W.W., Park, K.S., Yu, G., (2001), **An illustrative application of IDEA (imprecise data envelopment analysis) to a Korean mobile telecommunication company**, Operations Research, 49(6), 807–820.

[11] Despotis, D.K., Smirlis, Y.G., (2002), **Data envelopment analysis with imprecise data**, European Journal of Operational Research, 140(1), 24–36.

[12] Farzipoor Saen, R., (2006), **A decision model for technology selection in the existence of both cardinal and ordinal data**, Applied Mathematics and Computation, 181(2), 1600–1608.

[13] Farzipoor Saen, R., Memariani, A., Hosseinzadeh Lotfi, F., (2005), **The effect of correlation coefficient among multiple input vectors on the efficiency mean in data envelopment analysis**, Applied Mathematics and Computation, 162(2), 503–521.

[14] Fridman, L., Sinuany-Stern, Z., (1997), **Scaling units via the canonical correlation analysis and the data envelopment analysis**, European Journal of Operational Research, 100(3), 629–637.

[15] Haghighat, M.S., Khorram, E., (2005), **The maximum and minimum number of efficient units in DEA with interval data**, Applied Mathematics and Computation, 163(2), 919–930.

[16] Jahanshahloo, G.R., Hosseinzadeh Lotfi, F., Shoja, N., Tohidi, G., Razavyan, S., (2004), **Ranking using l_1-norm in data envelopment analysis**, Applied Mathematics and Computation,

Archive of SID

www.SID.ir

Research, 66, 109–138.
[38] Tone, K., (2002),**A slack-based measure of super-efficiency in data envelopment analysis**, European Journal of Operational Research, 143(1), 32–41.
[39] Torgersen, A.M., Forsund, F.R., Kittelsen, S.A.C.,(1996), **Slack-adjusted efficiency measures and ranking of efficient unit**, The Journal of Productivity Analysis, 7(4), 379–398.
[40] Wang, S., (2006), **Comments on operational competitiveness rating analysis (OCRA)**, European Journal of Operational Research, 169(1), 329–331.
[41] Wang, Y.M., Greatbanks, R., Yang, J.B., (2005), **Interval efficiency assessment using data envelopment analysis**, Fuzzy Sets and Systems, 153(3), 347–370.
[42] Wang, Y.M., Chin, K.S., Yang, J.B., (2007), **Measuring the performances of decision-making units using geometric average efficiency**, Journal of the Operational Research Society, 58(7), 929–937.
[43] Yurdakul, M., (2004), **Selection of computer-integrated manufacturing technologies using a combined analytic hierarchy process and goal programming model**, Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 20(4), 329–340.
[44] Zhu, J., (2004), **imprecise data envelopment analysis (IDEA): a review and improvement with an application**, European Journal of Operational Research, 144(3), 513–529.
[45] Zhu, J., (2004), **Imprecise DEA via standard linear DEA models with a revisit to a Korean mobile telecommunication company**, Operations Research, 52(2), 323–329.
[46] Zhu, J., (2003), **Efficiency evaluation with strong ordinal input and output measures**, European Journal of Operational Research, 146(3), 477–485.

153(1), 215–224.
[17] Jahanshahloo, G.R., Hosseinzadeh Lotfi, F., Zhiani Rezai, H., Rezai Balf, F., (2005), **Using Monte Carlo method for ranking efficient DMUs**, Applied Mathematics and Computation, 162(1), 371–379.
[18] Jahanshahloo, G.R., Memariani, A., Hosseinzadeh Lotfi, F., Rezai, H.Z., (2005),**A note on some of DEA models and finding efficiency and complete ranking using common set of weights**, Applied Mathematics and Computation, 166(2), 265–281.
[19] Jahanshahloo, G.R., Afzalinejad, M., (2006), **A ranking method based on a full-inefficient frontier**, Applied Mathematical Modelling, 30(3) 248–260.
[20] Amirteimoori, A., Jahanshahloo, G.R., Kordrostami, S., (2005),**Ranking of decision making units in data envelopment analysis: a distance based approach**, Applied Mathematics and Computation, 171(1), 122–135.
[21] Jahanshahloo, G.R., Pourkarimi, L., Zarepisheh, M., (2006), **Modified MAJ model for ranking decision making units in data envelopment analysis**, Applied Mathematics and Computation, 174(2), 1054–1059.
[22] Jahanshahloo, G.R., Kazemi Matin, R., Hadi Vencheh, A., (2004), **On return to scale of fully efficient DMUs in data envelopment analysis under interval data**, Applied Mathematics and Computation, 154(1), 31–40.
[23] Jahanshahloo, G.R., Kazemi Matin, R., Hadi Vencheh, A., (2004), **On FDH efficiency analysis with interval data**, Applied Mathematics and Computation, 159(1), 47–55.
[24] Jahanshahloo, G.R., Hosseinzadeh Lotfi, F., Moradi, M., (2004), **Sensitivity and stability analysis in DEA with interval data**, Applied Mathematics and Computation, 156(2), 463–477.
[25] Kao, C., (2006), **Interval efficiency measures in data envelopment analysis with imprecise data**, European Journal of Operational Research, 174(2), 1087–1099.
[26] Khouja, M., (1995), **the use of data envelopment analysis for technology selection**, Computers & Industrial Engineering, 28(1), 123–132.
[27] Kim, S.H., Park, C.G., Park, K.S., (1999), **An application of data envelopment analysis in telephone offices evaluation with partial data**, Computers & Operations Research, 26(1), 59–72.
[28] Lee, Y.K., Park, K.S., Kim, S.H., (2002), **Identification of inefficiencies in an additive model based IDEA (imprecise data envelopment analysis)**, Computers & Operations Research, 29(12), 1661–1676.
[29] Liu, F.F., Hai, H.L., (2005), **The voting analytic hierarchy process method for selecting supplier**, International Journal of Production Economics, 97(3), 308–317.
[30] Mehrabian, S., Alirezaee, M.R., Jahanshahloo, G.R., (1999), **A complete efficiency ranking of decision making units in DEA**, Computational Optimization and Applications (COAP), 14(2), 261–266.
[31] Moore, R.E., Bierbaum, F., (1979), **Methods and applications of interval analysis**: Siam .
[32] Parkan, C., Wu, M., (1999), **Decision-making and performance measurement models with applications to robot selection**, Computers & Industrial Engineering, 36(3), 503–523.
[33] Saati, S., Zarafat Angiz, M., Memariani, A., G.R. Jahanshahloo, G.R., (2001),**model for ranking decision making units in data envelopment analysis**, Ricerca Operativ, 31(97), 47–59.
[34] Sarkis, J., Talluri, S., (1999), **A decision model for evaluation of flexible manufacturing systems in the presence of both cardinal and ordinal factors**, International Journal of Production Research, 37(13), 2927–2938.
[35] Sexton, T.R., Silkman, R.H., Hogan, A.J., (1989), **Data Envelopment Analysis: Critique and Extension in Measuring Efficiency: An Assessment of Data Envelopment Analysis**, Jossey-Bass, San Francisco, pp. 73–105.
[36] Talluri, S., Whiteside, M.M., Seipel, S.J., (2000), **A nonparametric stochastic procedure for FMS evaluation**, European Journal of Operational Research, 124(3), 529–538.

[37] Thrall, R.M., (1996), **Duality classification and slacks in data envelopment analysis, The Annals of Operations**

Archive of SID

www.SID.ir

Archive of SID

ww.SID.ir