

یک رویکرد جدید برای انتخاب فناوری‌های پیشرفته‌ی تولید: تحلیل پوششی داده‌ها با مرز دوگانه

حسین عزیزی^۱، علیرضا بهاری^۲، رسول جاهد^{۳*}

۱- دانشگاه آزاد اسلامی، واحد پارس‌آباد مغان، پارس‌آباد مغان، ایران

۲- دانشگاه آزاد اسلامی، واحد قم، قم، ایران

۳- دانشگاه آزاد اسلامی، واحد گرمی، گرمی، ایران

رسید مقاله: ۱۲ مهر ۱۳۹۱

پذیرش مقاله: ۲۵ بهمن ۱۳۹۱

چکیده

انتخاب فناوری‌های پیشرفته‌ی تولید (AMT) تصمیم مهم ولی پیچیده‌ای است که نیاز به بررسی دقیق معیارهای عملکردی مختلف دارد. این مقاله پیشنهاد می‌کند که از تحلیل پوششی داده‌ها (DEA) با مرز دوگانه برای انتخاب AMTها استفاده شود، که در این روش علاوه بر بهترین کارآیی نسبی (خوشبینانه‌ی) هر AMT، بدترین کارآیی نسبی (بدبینانه‌ی) آن نیز در نظر گرفته می‌شود. در مقایسه با DEAی سنتی، رویکرد DEA با مرز دوگانه می‌تواند بهترین AMT را به درستی و به آسانی بدون نیاز به تحمیل هیچ‌گونه محدودیت وزنی یا نیاز به محاسبه‌ی ماتریس کارآیی متقابل شناسایی کند، در حالی که تعیین کارآیی متقابل نیازمند محاسبات بسیار زیادی است، و حتی ممکن است در مدل‌های کارآیی متقابل خصمانه و خیرخواهانه به نتیجه‌گیری‌های ناسازگار منتهی شود. چهار مثال عددی با استفاده از رویکرد DEA با مرز دوگانه بررسی می‌شوند، تا سادگی و سودمندی آن را در انتخاب و توجیه AMT نشان دهند.

کلمات کلیدی: فناوری پیشرفته‌ی تولید، انتخاب و توجیه AMT، تحلیل پوششی داده‌ها، DEA با مرز دوگانه، کارآیی‌های خوشبینانه و بدبینانه، عملکرد کلی.

۱ مقدمه

فناوری پیشرفته‌ی تولید (AMT) به فناوری‌های جدید در عرصه‌ی تولید اطلاق می‌شود که از سیستم‌های عملیاتی و طراحی کامپیوتری پیشرفته و کاملاً خودکار برخوردار هستند. هدف AMT، تولید محصولات با کیفیت بالا با هزینه‌ی پایین در کوتاه‌ترین زمان تحویل است، و عموماً متکی بر دستاوردهای جدید در زمینه‌ی دقت بالا و عملیات تولیدی خودکار و پیشرفته است. این خانواده‌ی فناوری‌ها مشتمل بر ماشین‌های کنترل عددی کامپیوتری (CNC)، رباتیک صنعتی، سیستم جابه‌جایی خودکار مصالح، سیستم تولید کامپیوتری، سیستم‌های تولیدی

* عهده‌دار مکاتبات

آدرس الکترونیک: rasuljahed@gmail.com

انعطاف پذیر (FMS)، و فناوری گروهی هستند.

انتخاب AMT ها فرآیند تصمیم گیری مهمی برای توجیه و پیاده سازی AMT ها است. این کار مستلزم در نظر گرفتن دقیق معیارهای عملکردی مختلف است. در مقالات، روش های چندی برای ارزیابی و انتخاب AMT ها پیشنهاد شده اند. کتاب شناسی جامعی در مورد توجیه AMT ها توسط Raafat [۱] ارائه شده است. از آن جا که در تحلیل پوششی داده ها (DEA) هیچ نیازی برای تعیین وزن های اهمیت نسبی جهت معیارهای عملکرد وجود ندارد [۲]، لذا این روش به صورت گسترده ای برای انتخاب و توجیه AMT مورد استفاده قرار گرفته است. این رویکرد عمدتاً به دو روش مختلف برای انتخاب و توجیه AMT مورد استفاده قرار گرفته است. یک راه، استفاده از DEA برای شناسایی AMT های کارآ است، که بعد می توان آن ها را با استفاده از روش هایی مانند روش تصمیم گیری چندشاخصی (MADM)، منطق فازی، و غیره، ارزیابی کرد. این روش باعث مشکلاتی مانند ذهنی بودن انتخاب AMT و تصمیم گیری می شود. همچنین، مستلزم آن است که ترجیحات ذهنی تصمیم گیرنده معلوم بوده یا تعیین شوند، و این کار بسیار ذهنی و مشکل است. راه دیگر این است که از تحلیل کارآیی متقابل برای شناسایی بهترین AMT استفاده شود. این موجب بروز مشکلاتی در انتخاب و توجیه AMT می شود. مشکل اصلی در استفاده از تحلیل کارآیی متقابل، دشواری محاسباتی آن است، زیرا به تعداد زیادی محاسبه ی وقت گیر نیاز دارد. به علاوه، تحلیل کارآیی متقابل مشتمل بر دو اندازه ی متفاوت است: خصمانه و خیرخواهانه [۳]. روش اول غیر از AMT تحت ارزیابی، برای بقیه نامطلوب ترین وزن ها را در نظر می گیرد، در حالی که روش دوم نه تنها وزن هایی را که برای AMT تحت ارزیابی مطلوب هستند، بلکه وزن هایی را که برای سایر واحدها حتی الامکان مطلوب هستند، انتخاب می کند. با این حال، هیچ تضمینی وجود ندارد که دو اندازه ی کارآیی متقابل به نتیجه گیری یکسانی منتهی شوند و یک AMT یکسان را به عنوان بهترین AMT انتخاب کنند. زمانی که دو اندازه ی مختلف کارآیی متقابل، نتیجه ی ناسازگاری به دست می دهند، انتخاب بهترین AMT با تحلیل کارآیی متقابل تقریباً غیرممکن می شود.

برای این که از DEA بهترین بهره گرفته شود و از محاسبات ذهنی و پیچیده اجتناب شود، ما در این مقاله روش جدیدی را که "DEA با مرز دوگانه" نامیده می شود، برای انتخاب و توجیه AMT معرفی می کنیم. DEA با مرز دوگانه دو کارآیی را برای تصمیم گیری در نظر می گیرد: یکی نسبت به مرز کارآیی اندازه گیری می شود و بهترین کارآیی یا کارآیی خوشبینانه نامیده می شود، و دیگری نسبت به مرز ناکارآیی، که به آن مرز ورودی نیز می گویند، سنجیده می شود و بدترین کارآیی یا کارآیی بدبینانه نامیده می شود. DEA سنتی فقط بهترین کارآیی های نسبی گروهی از واحدهای تصمیم گیری (DMU ها) را ضمن اجتناب از کارآیی های بدبینانه اندازه گیری می کند، بنابراین، نمی تواند یک سنجش کلی از DMU ها ارائه دهد. با در نظر گرفتن همزمان کارآیی های نسبی خوشبینانه و بدبینانه، همه ی DMU ها را می توان بدون نیاز به محاسبات زیاد و یا اطلاع داشتن از ترجیحات ذهنی تصمیم گیرنده، به طور کامل رتبه بندی کرد. این را با مثال های عددی در قسمت ۴ نشان خواهیم داد.

بقیه ی مقاله به صورت زیر سازماندهی شده است: قسمت ۲ مرور مقالات را در زمینه ی کاربرد DEA برای

انتخاب و توجیه AMT‌ها نشان می‌دهد؛ قسمت ۳ DEA با مرز دوگانه را معرفی می‌کند، و مدل‌های آن را برای اندازه‌گیری کارایی‌های خوشبینانه و بدبینانه‌ی AMT‌ها بیان می‌کند، و یک اندازه‌ی جدید عملکرد کلی را برای رتبه‌بندی آن‌ها پیشنهاد می‌نماید؛ قسمت ۴ کاربردهایی را برای نشان دادن سادگی و اثربخشی استفاده از DEA با مرز دوگانه برای انتخاب و توجیه AMT ارائه می‌کند، و قسمت ۵ نتیجه‌گیری مقاله را با یک خلاصه‌ی کوتاه بیان می‌کند.

۲ مرور مقالات

DEA به صورت گسترده‌ای برای انتخاب و توجیه AMT مورد استفاده قرار گرفته است. به عنوان مثال، Khouja [۴] یک روش دومرحله‌ای را برای انتخاب روبات صنعتی پیشنهاد کرد. در مرحله‌ی ۱، از DEA برای شناسایی روبات‌های کارآی DEA استفاده شد. در مرحله‌ی ۲، روبات‌های کارآی DEA از نظر معیارهای مختلف تعیین شده توسط تصمیم‌گیرنده، با توابع کمکی ارزیابی شدند. سپس، مقادیر مربوط به معیارهای مختلف وزن‌دهی شد و با یکدیگر جمع شد، تا بهترین روبات از این روبات‌های کارآی DEA انتخاب شود. روش دومرحله‌ای پیشنهادی روی یک مجموعه‌ی داده‌های روبات‌های واقعی حاوی نمونه‌های ۲۷ روبات صنعتی آزمایش شد. Baker و Talluri [۵] روش دیگری را برای انتخاب AMT با استفاده از DEA پیشنهاد کردند. آن‌ها برخی از نقایص روش Khouja [۴] را برطرف کردند و تحلیلی قوی را بر اساس کارآیی متقابل در DEA انجام دادند [۳ و ۶]. روش آن‌ها مرحله‌ی ۲ پیشنهاد شده توسط Khouja [۴] را حذف کرد و تحلیل کارآیی متقابل را به مرحله‌ی اول اضافه کرد، و این موجب تقویت نقش DEA به عنوان یک ابزار تصمیم‌گیری تاکتیکی در تولید شد.

Karsak [۷] نیز یک روش دومرحله‌ای را برای انتخاب روبات پیشنهاد کرد. در مرحله‌ی ۱، با در نظر گرفتن پارامترهای هزینه و عملکرد فنی، از DEA برای شناسایی روبات‌های دارای کارآیی فنی استفاده شد. در مرحله‌ی ۲، یک آلفگوریتیم انتخاب روبات فازی برای رتبه‌بندی روبات‌های کارآی فنی بر اساس هر دو معیار عینی از پیش تعیین شده و چند معیار ذهنی مربوط به فروشنده ارائه شد. این آلفگوریتیم مبتنی بر محاسبه‌ی شاخص‌های مناسب بودن فازی برای روبات‌های کارآی فنی و رتبه‌بندی شاخص‌های فازی برای انتخاب بهترین روبات بود.

Braglia و Petroni [۸] کاربردی از DEA را با وزن‌های محدود شده برای انتخاب روبات‌های صنعتی ارائه دادند. روش آن‌ها مبتنی بر استفاده‌ی دوال متوالی از DEA با وزن‌های محدود شده بود و لذا قدرت افتراقی DEA را افزایش می‌داد. محدودیت وزنی به صورتی تحمیل می‌شد که هر وزن بزرگ‌تر یا مساوی ۵۰٪ مقدار متوسط آن بود که از مدل‌ها برنامه‌ریزی خطی (LP) DEA به دست می‌آمد. یک کاربرد تجربی این روش بر روی داده‌های مربوط به ۱۲ روبات تولیدی، قابلیت کاربرد DEA (LP) اصلاح شده را برای انتخاب AMT نشان داد. تحلیل حساسیت با محدودیت‌های وزنی مختلف برای شناسایی کارآترین روبات انجام شد. مقایسه‌ی DEA با وزن‌های محدود شده و کارآیی متقابل نیز انجام شد و این امکان مقابله‌ی تطابق جواب‌ها را برای تصمیم‌گیرنده فراهم کرد.

Wu و Parkan [۹] استفاده از روش های MADM و روش های اندازه گیری عملکرد را در مورد یک مسأله ای انتخاب روبات گرفته شده از Khouja [۴] مورد بررسی و مقایسه قرار داد. در مورد یک روش اندازه گیری عملکرد به نام تحلیل نرخ رقابتی عملیاتی (OCRA) و یک ابزار MADM به نام تکنیک ترجیح ترتیب بر اساس شباهت به جواب ایده آل (TOPSIS) [۱۰] تاکید خاصی به عمل آمد. یک آزمایش همبستگی رتبه نشان داد که روش های بررسی شده برای روبات های صنعتی نتیجه ی مشابهی به دست می دهند. انتخاب نهایی بر اساس رتبه بندی به دست آمده با متوسط گیری از نتایج OCRA، TOPSIS، و یک مدل کمکی انجام شد.

Yoon و Talluri [۱۱] فرآیند انتخاب AMT را از طریق یک مدل تابعی IDEF0 نشان دادند و از مدل تحلیل پوششی داده ها با نسبت مخروطی (CRDEA) [۱۲] برای ارزیابی و انتخاب AMT استفاده کردند. مدل CRDEA ترجیحات ذهنی تصمیم گیرنده را در فرآیند ارزیابی دخالت می دهد و امکان محدودیت های وزنی را فراهم می کند که قدرت افتراقی DEA را به طور قابل ملاحظه ای افزایش می دهد. مدل های پیشنهادی از طریق یک مجموعه ای داده های واقعی مربوط به روبات های صنعتی مورد آزمایش قرار گرفتند.

Ahiska و Karsak [۱۳] یک رویکرد تصمیم گیرنده چندمعیاری (MCDM) با وزن های مشترک را با قدرت افتراقی بهتر برای انتخاب فناوری ها کردند که فناوری ها را نسبت به خروجی های دقیق چندگانه و یک ورودی دقیق منفرد ارزیابی می کند. رویکرد MCDM پیشنهادی آن ها تلاش می کند که حداکثر انحراف از کارآیی را کمینه سازی کند، و در عین حال، مجموع انحرافات از DMU های کارآیی (Minimax) را بیشینه سازی کند. Petroni و Braglia [۸] با استفاده از یک مسأله ای انتخاب روبات صنعتی، کاربرد رویکرد پیشنهادی را نشان دادند، و راحتی و قوی بودن آن را در مقایسه با تحلیل کارآیی متقابل بررسی کردند. این رویکرد برای استفاده از داده های ترتیبی به عنوان خروجی نیز بسط داده شده است.

بعداً، Ahiska و Karsak [۱۴] کار قبلی خود را در زمینه ی رویکرد MCDM با وزن های مشترک برای انتخاب فناوری به استفاده از الگوریتم جستجوی دوبخشی ارایه کردند. روش پیشنهادی آن ها یک روش سیستماتیک برای محاسبه ی مقدار یک پارامتر افتراقی در اندازه ی کارآیی معرفی شده بدون نیاز به تعیین ذهنی آن بود.

Amin و همکاران [۱۵] با یک مثال عددی، دشواری همگرایی الگوریتم رتبه بندی ارایه شده توسط Karsak و Ahiska [۱۳] را نشان دادند، و مدل بهتری را برای اصلاح این مسأله ای اجرا پیشنهاد کردند، ولی روش پیشنهادی نیز مشکل زا بود و بعداً توسط Amin [۱۶] تغییر داده شد. Amin و Emrouznejad [۱۷] یک شکل متراکم را برای مقدار حداکثر غیرارشمیدسی در مدل های DEA معرفی کردند، که بدون نیاز به حل مسأله ی LP برای انتخاب فناوری مورد استفاده قرار گرفت و عملکرد محاسباتی رویکرد MCDM وزن های مشترک پیشنهادی توسط Karsak و Ahiska [۱۳] برای انتخاب فناوری را بهبود می بخشد. Farzipoor Saen [۲۰-۱۸] استفاده از مدل های DEA برای انتخاب فناوری ها را در حضور داده های ترتیبی و معمولی، داده های نادقیق و فناوری های ناهمگن بررسی کرد.

FMS فرصت هایی را برای سازندگان فراهم می آورد تا فناوری، قابلیت رقابتی، و سودآوری خود را از

طریق یک رویکرد بسیار کارآ و متمرکز برای اثربخشی تولید بهبود بخشند. Shang و Sueyoshi [۲۱] مساله‌ی انتخاب مناسب‌ترین FMS را برای یک سازمان تولیدی در نظر گرفتند و یک چارچوب ساختاری را برای تسهیل تصمیم‌گیری در مرحله‌ی طراحی و برنامه‌ریزی پیشنهاد کردند. چارچوب پیشنهادی آن‌ها مشتمل بر عوامل کیفی، کمی، و مالی در یک رویکرد ترکیبی DEA و فرآیند تحلیل سلسله‌مراتبی (AHP) بود [۲۲]. AHP برای بررسی معیارهای غیرپولی مرتبط با آرمان‌های شرکتی و اهداف درازمدت برای ایجاد خروجی‌های ضروری برای DEA مورد استفاده قرار گرفت. یک مدل شبیه‌سازی برای تحلیل سودهای ملموس استفاده شد. ورودی‌های مورد نیاز از قبیل مخارج و منابع برای تحقق سودهای بالقوه با استفاده از روش‌های حسابداری محاسبه شد. پس از حل مساله‌ی DEA اصلی، مشخص شد که DEA متعارف موجب اختصاص مضارب (وزن‌های) نامناسب می‌شود، و FMS‌های متعددی به عنوان کارآی DEA شناسایی شدند. با استفاده از AHP برای فراهم کردن کران‌های بالا و پایین مضارب، وزن‌های صفر حذف شدند و تعداد FMS‌های کارآی DEA به طور قابل ملاحظه‌ای کاهش یافت. متعاقباً، روش کارآیی متقابل برای ارزیابی بیشتر FMS‌های کارآ و تعیین کارآترین FMS مورد استفاده قرار گرفت.

Talluri و Sarkis [۲۳] کاربردی از DEA را ارائه کرد که هر دو نوع داده‌های اصلی و ترتیبی را برای ارزیابی FMS‌های دیگر در نظر می‌گیرد. مدل‌های DEA پذیرفته شده هر دو نوع داده‌های کیفی و کمی را مورد ارزیابی قرار می‌دادند. برای بهبود قدرت افتراقی DEA در حضور عوامل اصلی و ترتیبی، یک مدل DEA دیگر بر پایه‌ی مقایسه‌ی دو به دو از طریق اندازه‌های کارآیی متقابل جمع شد.

Talluri و همکاران [۲۴] روشی را بر پایه‌ی DEA و روش‌های آماری ناپارامتری برای مساله‌ی انتخاب FMS پیشنهاد کردند. روش پیشنهادی امکان گروه‌بندی فناوری‌ها را فراهم می‌کرد، به طوری که تفاوت در عملکرد سیستم‌ها در یک گروه خاص از نظر آماری معنی‌دار بود. این به تصمیم‌گیرنده امکان گزینه‌های دیگر را در داخل یک گروه می‌دهد. هم‌چنین، آن‌ها روش‌هایی تصویری را برای تفسیر بهتر نتایج ارائه کردند. این روش از طریق یک مثال کاربردی بر روی یک مجموعه‌ی داده‌های گزارش شده‌ی قبلی توضیح داده شد.

Liu [۲۵] یک روش DEA فازی با ناحیه‌ی اطمینان (AR) را برای ارزیابی FMS‌ها ایجاد کرد، که در آن داده‌های ورودی و خروجی به صورت اعداد قطعی و فازی نشان داده می‌شدند. مفهوم AR به معنای محدود کردن نسبت هر دو وزن به یک محدوده‌ی مشخص است، تا از مغفول ماندن یا تاکید بیش از حد بر هر کدام از معیارها در زمان ارزیابی جلوگیری به عمل آید. بر اساس اصل بسط عسکرزاده (Zadeh) [۲۶]، یک جفت برنامه‌ی ریاضی دوسطحی برای محاسبه‌ی کران‌های پایین و بالای کارآیی‌های فازی گزینه‌های FMS فرمول‌بندی شد. این جفت برنامه‌ی ریاضی دوسطحی به یک جفت مدل DEA/AR یک‌سطحی تبدیل شد تا کران‌های کارآیی فازی تحت سطح B داده شده محاسبه شود. از آن‌جا که کارآیی‌های محاسبه شده اعداد فازی بودند، یک روش رتبه‌بندی اعداد فازی برای شناسایی کارآترین سیستم FMS مورد استفاده قرار گرفت. یک مثال توضیحی نیز برای روش پیشنهادی ارائه شد.

یک سیستم برنامه‌ریزی منابع سازمانی (ERP) با یک دید جامع و تلفیقی از فعالیت یک سازمان، از جمله

کاربردهای بین بخشی، به مدیریت سازمان کمک می کند. Fisher و همکاران [۲۷] از DEA برای تحلیل و مقایسه عملکرد چندین بسته ای ERP سطح میانی استفاده کردند. مدل DEA، هزینه ها (ورودی ها) را با قابلیت ها ارتباط می داد، و بر این اساس، عملکرد نسبی هر کدام از بسته های نرم افزاری را برآورد می کرد. بسته های با نمره ی کارآیی یک، دارای بهترین مقدار محسوب می شدند، بدان معنا که این بسته ها مخلوطی از خدمات را با مصرف منابعی کمتر از دیگران ارائه می کردند. یافته های پژوهشی ابزاری را برای سنجش غیرذهنی بسته های ERP سطح میانی در اختیار مدیران و مشاوران فناوری اطلاعات قرار می دهد.

Sun [۲۸] کاربردی از DEA را در ارزیابی ماشین های CNC از نظر مشخصات سیستم و هزینه گزارش کرد. روش پیشنهادی برای ارزیابی ۲۱ ماشین CNC مبتنی بر ترکیب مدل BCC [۲۹] و ارزیابی کارآیی متقابل بود. هدف آن شناسایی یک مجموعه ی همگن از ماشین های خوب بر اساس اندازه گیری کارآیی فنی خالص برای هر ماشین با مدل BCC بود. استفاده از ارزیابی کارآیی متقابل برای افتراق بهتر بین ماشین های خوب و بد صورت گرفت. سپس از ماشین های خوب برای انتخاب بهترین ماشین CNC در فرآیند تصمیم گیری استفاده شد. فناوری گروهی (GT) فلسفه ای است که به مرتب سازی ماشین ها به صورت حجره های تولید جهت تولید خانواده های قطعات با شکل ها و شرایط فرآوری مشابه مربوط می شود. سیستم تولید حجره ای (CMS) کاربردی از اصل GT برای تولید است. در CMS، چینش مبتنی بر شرایط پردازش محصولات است، که با چینمان سنتی در کارگاه ها که تجهیزات بر اساس کارکرد یا نوع فرآیند مشابه گروه بندی می شوند، متفاوت است.

Shafer و Bradford [۳۰] نشان دادند که چگونه می توان از DEA به همراه شبیه سازی کامپیوتری برای ارزیابی عملکرد روش های مختلف گروه بندی اجزای ماشین بدون وزن دهی قبلی استفاده کرد. آن ها از DEA با در نظر گرفتن ورودی ها و خروجی های متعدد برای شناسایی چینش های کارآیی کارخانه استفاده کردند. کاربرد آن ها بینش های سودمندی را درباره ی کارآیی چینش های حجره ای مختلف برای مهندسان و مدیران تولید ارائه کرد.

Talluri و Sarkis [۳۱] برخی از مسایل مربوط به کارآیی شعاعی ساده ی استفاده شده توسط Shafer و Bradford [۳۰] را مورد توجه قرار داد، و استفاده از اندازه های کارآیی متقابل در DEA را برای ارزیابی چینش های حجره ای با ارائه ی بینش های مدیریتی بیشتر در مورد طراحی CMS نشان داد. پژوهش آن ها متمرکز بر شناسایی چینش های «مثبت کاذب» و محک هایی برای چینش های دارای عملکرد پایین بود. آن ها، به جای مجموعه ی مرجع سنتی استفاده شده در مطالعه ی Shafer و Bradford [۳۰]، از تحلیل خوشه ای برای شناسایی هدف های واقع گرایانه ی بیشتر جهت بهبود چینش های با عملکرد ضعیف استفاده کردند. مشکلات عملی مربوط به بهبود چینش های «مثبت کاذب» نیز مورد بحث قرار گرفت.

Ertay و Ruan [۳۲] مشکلات تخصیص نیروی کار در CMS را مورد بررسی قرار دادند، و یک مدل تصمیم مبتنی بر DEA را برای تخصیص بهینه ی اپراتورها پیشنهاد کردند. مطالعه ی آن ها متمرکز بر اندازه گیری کارآیی و تعیین کارآترین تعداد اپراتورها در CMS بود. چهل و هشت سناریوی شبیه سازی شده ی تخصیص نیروی کار با استفاده از DEA ارزیابی شد، و بهترین سناریوی تخصیص نیروی کار با استفاده از ارزیابی کارآیی

متقابل مشخص گردید.

بر اساس مرور مقالات فوق‌الذکر، معلوم می‌شود که باید تلاش‌های قابل توجهی برای انتخاب AMT انجام شود، زیرا DEA غالباً تعداد زیادی از AMT‌ها را به عنوان کارآشناسایی می‌کند. بدین معنا که AMT‌های کارآی DEA باید بعداً با استفاده از روش MADM یا منطق فازی، با تحمیل محدودیت‌های وزنی بر ورودی‌ها و خروجی‌ها، و با محاسبه‌ی ماتریس کارآیی متقابل، مورد ارزیابی قرار گیرند. در دو قسمت زیر، نشان می‌دهیم که این تلاش‌ها در حقیقت، ضروری نیستند، و بهترین AMT را به آسانی می‌توان با استفاده از DEA با مرز دوگانه به آسانی شناسایی کرد. این امر می‌تواند تصمیم‌گیری برای انتخاب و توجیه AMT را به طور قابل ملاحظه‌ای تسهیل کند.

۳ DEA با مرز دوگانه

فرض کنید n AMT برای انتخاب وجود دارند، که باید از نظر m ورودی و s خروجی ارزیابی شوند. برای AMT_j ، $(j = 1, \dots, n)$ ، مقادیر ورودی را با نماد x_{ij} ، $(i = 1, \dots, m)$ و مقادیر خروجی را با نماد y_{ij} ، $(r = 1, \dots, s)$ نشان می‌دهیم، که همه‌ی آن‌ها معلوم و نامنفی هستند. کارآیی AMT_j به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\theta_j = \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{rj}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{ij}} \quad (1)$$

که در این جا u_r ، $(r = 1, \dots, s)$ و v_i ، $(i = 1, \dots, m)$ وزن‌هایی هستند که به ترتیب برای s خروجی و m ورودی تعیین شده‌اند.

۳-۱ مدل DEA برای اندازه‌گیری کارآیی نسبی خوشینانه

کارآیی خوشینانه‌ی AMT_j نسبت به AMT‌های دیگر با مدل CCR زیر سنجیده می‌شود [۲]:

$$\begin{aligned} \text{Max } \theta_o &= \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{ro}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{io}} \\ \text{s.t.} \end{aligned} \quad (2)$$

$$\theta_j = \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{rj}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{ij}} \leq 1, \quad j = 1, \dots, n,$$

$$u_r, v_i \geq 0, \quad r = 1, \dots, s, \quad i = 1, \dots, m.$$

که در این جا AMT_o به AMT تحت ارزیابی اشاره دارد، و u_r و v_i متغیرهای تصمیم هستند. با استفاده از تبدیل Charnes و Cooper [۳۳]، مدل برنامه‌ی کسری فوق را می‌توان به LP زیر تبدیل کرد:

$$\begin{aligned}
 \text{Max } \theta_o &= \sum_{r=1}^s u_r y_{ro} \\
 \text{s.t. } & \\
 & \sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} \leq 0, \quad j = 1, \dots, n, \\
 & \sum_{i=1}^m v_i x_{io} = 1, \\
 & u_r, v_i \geq 0, \quad r = 1, \dots, s, \quad i = 1, \dots, m.
 \end{aligned} \tag{۳}$$

اگر مجموعه ای از وزن های مثبت u_r^* ($r = 1, \dots, s$) و v_i^* ($i = 1, \dots, m$) وجود داشته باشند تا $\theta_o^* = 1$ را تأمین کنند، آن گاه AMT_o کارآی DEA یا به اختصار کارآ نامیده می شود؛ در غیر این صورت، به آن غیر کارآی DEA می گویند. کارآیی خوشینانه، در مقالات DEA، کارآیی CCR نیز نامیده می شود. برای n AMT مختلف، مدل LP (۳) جمعاً n بار، هر بار برای یک AMT ، حل می شود. همه ی AMT های کارآ یک مرز کارآ را تشکیل می دهند، و می توان آن ها را برای تحلیل بیشتر با هم گروه بندی کرد.

۲-۳ مدل DEA برای اندازه گیری کارآیی نسبی بدینانه

کارآیی بدینانه ی AMT_j نسبت به AMT های دیگر با مدل کارآیی بدینانه ی زیر اندازه گیری می شود [۳۴]، [۳۵]:

$$\begin{aligned}
 \text{Min } \varphi_o &= \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{ro}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{io}} \\
 \text{s.t. } & \\
 & \varphi_j = \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{rj}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{ij}} \geq 1, \quad j = 1, \dots, n, \\
 & u_r, v_i \geq 0, \quad r = 1, \dots, s, \quad i = 1, \dots, m.
 \end{aligned} \tag{۴}$$

که تفاوت آن با مدل مشهور CCR (۲) در این است که در اینجا، کارآیی AMT_j نسبت به دیگران در محدوده ی یک یا بالاتر کمینه سازی می شود، در حالی که در آن مدل، کارآیی آن در محدوده ی صفر و یک بیشینه سازی می شود.

با استفاده از تبدیل Charnes و Cooper [۳۳]، برنامه ریزی کسری (۴) فوق را می توان به طور هم ارز به مدل

LP زیر تبدیل کرد:

$$\begin{aligned}
 \text{Min} \quad & \varphi_o = \sum_{r=1}^s u_r y_{ro} \\
 \text{s.t.} \quad & \sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} \geq 0, \quad j = 1, \dots, n, \\
 & \sum_{i=1}^m v_i x_{io} = 1, \\
 & u_r, v_i \geq 0, \quad r = 1, \dots, s, \quad i = 1, \dots, m.
 \end{aligned} \tag{5}$$

زمانی که مجموعه‌ای از وزن‌های مثبت u_r^* ($r = 1, \dots, s$) و v_i^* ($i = 1, \dots, m$) وجود داشته باشد تا $\varphi_o^* = 1$ را تأمین کند، می‌گوییم که AMT_o ناکارآی یا ناکارآی بدینانه است. در غیر این صورت، می‌گوییم که AMT_o غیرناکارآی بدینانه است. مدل LP (۵) نیز n بار، هر بار برای یک AMT ، حل می‌شود. همه‌ی AMT های ناکارآی بدینانه یک مرز ناکارآ را تشکیل می‌دهند، و می‌توان در صورت لزوم آن‌ها را برای تحلیل بیشتر با هم گروه‌بندی کرد.

۳-۳ اندازه‌ی عملکرد کلی

کارآیی‌های خوشبینانه و بدینانه از دیدگاه‌های مختلفی اندازه‌گیری می‌شوند، که منجر به دو رتبه‌بندی متفاوت برای AMT ها می‌شود. لذا یک اندازه‌ی عملکرد کلی مورد نیاز است تا رتبه‌بندی کلی AMT ها به دست آید. در این جا، ما یک اندازه‌ی عملکرد کلی جدید را برای رتبه‌بندی AMT ها پیشنهاد می‌کنیم که به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$L(\varphi_j^*, \theta_j^*) = \begin{cases} \frac{\varphi_j^* - \theta_j^*}{\ln \varphi_j^* - \ln \theta_j^*}, & \varphi_j^* \neq \theta_j^* \\ \varphi_j^*, & \varphi_j^* = \theta_j^* \end{cases} \quad j = 1, \dots, n \tag{6}$$

که در اینجا φ_j^* و θ_j^* به ترتیب کارآیی‌های خوشبینانه و بدینانه‌ی AMT_j هستند. روشن است که اندازه‌ی عملکرد کلی تعریف شده در (۶) بزرگی دو کارآیی را در نظر می‌گیرد.

برای راحتی، روشی را که عملکرد کلی هر AMT را نسبت به هر دو کارآیی خوشبینانه و بدینانه تعیین می‌کند، روش DEA با مرز دوگانه می‌نامیم. مرز کارآیی مجموعه‌ای از AMT های کارآ را مشخص می‌کند که عملکرد نسبتاً خوبی دارند، در حالی که مرز ناکارآیی مجموعه‌ای از AMT های ناکارآ را مشخص می‌کند که به نسبت، عملکرد ضعیف‌تری دارند. بهترین AMT را معمولاً می‌توان از میان AMT های کارآ انتخاب کرد. این را در قسمت بعد با مثال‌های عددی نشان می‌دهیم.

۴ کاربردها

در این قسمت، چهار مثال عددی ارائه می‌کنیم که از مقالات گرفته شده‌اند، و با استفاده از آن‌ها، سادگی و

سودمندی روش DEA با مرز دوگانه را در انتخاب و توجیه AMT نشان می دهیم. مجموعه داده ها در کاربرگ های اکسل میکروسافت پیاده سازی می شوند و با حل کننده GAMS حل می شوند. مقایسه با نتایج به دست آمده از روش های دیگر مانند تحلیل کارآیی متقابل نیز در هر جا امکان پذیر باشد، ارایه می شود.

مثال ۱: انتخاب یک سیستم تولید انعطاف پذیر [۲۱]

مجموعه ای از ۱۲ FMS را در نظر بگیرید که ورودی ها و خروجی های آن ها در جدول ۱ نشان داده شده است. در این جا، ورودی ۱، هزینه سالانه عملیات و تنزل است، که بر حسب \$ ۱۰۰۰۰۰۰ اندازه گیری شده است؛ ورودی ۲، فضای زیربنای لازم برای هر سیستم اختصاصی است، که بر حسب هزار فوت مربع اندازه گیری شده است؛ خروجی ها عبارت اند از بهبود در منافع کیفی؛ کارهای در جریان (WIP)؛ تعداد متوسط کارهای معوقه؛ و متوسط بازده، که با استفاده از AHP و شبیه سازی کامپیوتری به دست آمد.

برای داده های جدول ۱، مدل های DEA ی (۳) و (۵) را به ترتیب برای هر یک از ۱۲ FMS اجرا می کنیم، تا کارآیی های خوشبینانه و بدبینانه آن ها به دست آید، که در جدول ۲ نشان داده شده است، که در این جا عملکرد کلی با معادله ی (۶) اندازه گیری می شود. از آن جا که FMS_۵ در میان ۱۲ FMS ظاهراً بهترین عملکرد را دارد، بنابراین، باید آن را انتخاب کرد. این انتخاب دقیقاً مانند انتخاب نهایی Shang و Sueyoshi [۲۱] است، ولی رویکرد ما هیچ نیازی به تحمیل محدودیت وزنی ندارد، و نیازی نیز به محاسبه ی ماتریس کارآیی متقابل ندارد، و لذا ساده تر از روش Shang و Sueyoshi [۲۱] است.

جدول ۱. داده های ۱۲ سیستم تولید انعطاف پذیر

FMS		ورودی ها		خروجی ها		
	سرمايه و عملیاتی (۱۰۰۰۰۰\$)	مساحت مورد نیاز (۱۰۰۰ ft ^۲)	بهبود کیفی (%)	کاهش WIP (۱۰)	کاهش معوقه (%)	افزایش بازدهی (۱۰۰)
۱	۱۷/۰۲	۵	۴۲	۴۵/۳	۱۴/۲	۳۰/۱
۲	۱۶/۴۶	۴/۵	۳۹	۴۰/۱	۱۳	۲۹/۸
۳	۱۱/۷۶	۶	۲۶	۳۹/۶	۱۳/۸	۲۴/۵
۴	۱۰/۵۲	۴	۲۲	۳۶/۰	۱۱/۳	۲۵
۵	۹/۵۰	۳/۸	۲۱	۳۴/۲	۱۲	۲۰/۴
۶	۴/۷۹	۵/۴	۱۰	۲۰/۱	۵	۱۶/۵
۷	۶/۲۱	۶/۲	۱۴	۲۶/۵	۷	۱۹/۷
۸	۱۱/۱۲	۶	۲۵	۳۵/۹	۹	۲۴/۷
۹	۳/۶۷	۸	۴	۱۷/۴	۰/۱	۱۸/۱
۱۰	۸/۹۳	۷	۱۶	۳۴/۳	۶/۵	۲۰/۶
۱۱	۱۷/۷۴	۷/۱	۴۳	۴۵/۶	۱۴	۳۱/۱
۱۲	۱۴/۸۵	۶/۲	۲۷	۳۸/۷	۱۳/۸	۲۵/۴

جدول ۲. ارزیابی ۱۲ FMS با استفاده از DEA با مرز دوگانه

رتبه بندی	عملکرد کلی	کارآیی بدینانه	کارآیی خوشینانه	FMS
۷	۱/۰۰۷۳	۱/۰۱۴۶	۱/۰۰۰۰	۱
۸	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۲
۵	۱/۰۴۹۳	۱/۱۱۹۳	۰/۹۸۲۴	۳
۲	۱/۰۹۳۳	۱/۱۹۲۱	۱/۰۰۰۰	۴
۱	۱/۱۰۷۶	۱/۲۲۲۷	۱/۰۰۰۰	۵
۴	۱/۰۷۴۰	۱/۱۵۱۵	۱/۰۰۰۰	۶
۳	۱/۰۷۷۴	۱/۱۵۸۷	۱/۰۰۰۰	۷
۶	۱/۰۱۷۱	۱/۰۷۴۸	۰/۹۶۱۴	۸
۸	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۹
۱۱	۰/۹۷۶۶	۱/۰۰۰۰	۰/۹۵۳۶	۱۰
۱۰	۰/۹۹۱۵	۱/۰۰۰۰	۰/۹۸۳۱	۱۱
۱۲	۰/۸۹۶۹	۱/۰۰۰۰	۰/۸۰۱۲	۱۲

مثال ۲: انتخاب یک روبات صنعتی [۱۳۸]

انتخاب یک ماشین کنترل عددی با پشتیبانی روبات بازوی متصل را در نظر بگیرید. پس از غربالگری اولیه بر اساس مشخصات فنی حداقل، ۱۲ روبات صنعتی برای بررسی بیشتر باقی ماندند. جدول ۳ مشخصات ۱۲ روبات صنعتی را نشان می دهد، که در آن هزینه به عنوان یک ورودی واحد در نظر گرفته شده است، و ضریب جابه جایی، ظرفیت بار، تکرارپذیری، و سرعت به عنوان چهار خروجی محسوب شده اند. از آن جا که مقادیر کمتر تکرارپذیری نشان دهنده عملکرد بهتر هستند، لذا از مقدار معکوس آن به عنوان خروجی استفاده می شود.

جدول ۳. داده های ورودی و خروجی ۱۲ روبات صنعتی

روبات	خروجی ها				ورودی
	سرعت (m/s)	تکرارپذیری $1/(mm^{-1})$	ظرفیت بار (kg)	ضریب جابه جایی	
۱	۳	۱/۷	۸۵	۰/۹۹۵	۱۰۰۰۰۰
۲	۳/۶	۲/۵	۴۵	۰/۹۳۳	۷۵۰۰۰
۳	۲/۲	۵	۱۸	۰/۸۷۵	۵۶۲۵۰
۴	۱/۵	۱/۷	۱۶	۰/۴۰۹	۲۸۱۲۵
۵	۱/۱	۵	۲۰	۰/۸۱۸	۴۶۸۷۵
۶	۱/۳۵	۲/۵	۶۰	۰/۶۶۴	۷۸۱۲۵
۷	۱/۴	۲	۹۰	۰/۸۸۰	۸۷۵۰۰
۸	۲/۵	۸	۱۰	۰/۶۳۳	۵۶۲۵۰
۹	۲/۵	۴	۲۵	۰/۶۵۳	۵۶۲۵۰
۱۰	۲/۵	۲	۱۰۰	۰/۷۴۷	۸۷۵۰۰
۱۱	۱/۵	۴	۱۰۰	۰/۸۸۰	۶۸۷۵۰
۱۲	۳	۵	۷۰	۰/۶۳۳	۴۳۷۵۰

برای داده های ورودی و خروجی جدول ۳، مدل های DEA (۳) و (۵) برای هر روبات اجرا می شوند، تا کارآیی های خوشبینانه و بدبینانه ی ۱۲ روبات صنعتی به دست آید. نتایج به همراه عملکرد کلی آن ها که با معادله ی (۶) تعیین می شود، در جدول ۴ نشان داده شده اند. از جدول ۴ روشن است که روبات ۱۲ بهترین عملکرد کلی را دارد و بنابراین، باید انتخاب شود. این دقیقاً همان چیزی است که Braglia و Petroni [۸] با استفاده از محدودیت وزنی و اندازه های کارآیی متقابل تهاجمی، انتخاب کردند، و هم چنین، Karsak و Ahiska [۱۳] نیز آن را با استفاده از روش MCDM وزن های مشترک خود همان را انتخاب کردند. اما روش ما خیلی ساده تر از روش های آن ها است و استفاده از آن بسیار آسان است.

جدول ۴: ارزیابی ۱۲ روبات صنعتی با استفاده از DEA با مرز دوگانه.

روبات	کارآیی خوشبینانه	کارآیی بدبینانه	عملکرد کلی	رتبه بندی
۱	۰/۶۵۳۴	۱/۰۰۰۰	۰/۸۱۴۴	۱۱
۲	۰/۸۲۱۷	۱/۰۰۰۰	۰/۹۰۷۹	۷
۳	۰/۹۵۴۷	۱/۰۰۰۰	۰/۹۷۷۲	۶
۴	۰/۹۵۰۹	۱/۱۲۵۹	۱/۰۳۵۹	۳
۵	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۴
۶	۰/۵۶۳۹	۱/۰۰۰۰	۰/۷۶۱۲	۱۲
۷	۰/۶۸۳۶	۱/۰۰۰۰	۰/۸۳۱۸	۱۰
۸	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۴
۹	۰/۷۶۵۶	۱/۰۰۰۰	۰/۸۷۷۶	۸
۱۰	۰/۷۱۴۳	۱/۰۰۰۰	۰/۸۴۹۱	۹
۱۱	۰/۹۰۹۱	۱/۳۳۲۷	۱/۱۰۷۴	۲
۱۲	۱/۰۰۰۰	۱/۷۰۲۳	۱/۳۲۰۲	۱

مثال ۳: انتخاب ماشین های کنترل عددی کامپیوتری [۲۸]

انتخاب یک ماشین CNC را از میان ۲۱ ماشین تراش CNC در نظر بگیرید، که از نظر یک ورودی، هزینه ی سرمایه ای یک ماشین تراش CNC (x_1) بر حسب دلار تایوان (NT\$)، و شش خروجی، محدوده ی سرعت دوک (y_1)، تعداد ظرفیت ابزار (y_2)، نرخ سرعت عرضی سریع محور X (y_3)، نرخ سرعت عرضی سریع محور Z (y_4)، حداکثر قطر چرخش دستگاه (y_5)، و حداکثر طول چرخش دستگاه (y_6) ارزیابی شدند. داده های ورودی و خروجی برای ۲۱ ماشین تراش CNC در جدول ۵ نشان داده شده است.

جدول ۵. داده‌های ورودی و خروجی ۲۱ ماشین تراش CNC

ماشین تراش CNC	ورودی	خروجی‌ها					
		ل۱	ل۲	ل۳	ل۴	ل۵	ل۶
۱	۱۲۰۰۰۰۰	۵۵۹۰	۸	۲۴	۲۴	۲۰۵	۳۵۰
۲	۱۵۵۰۰۰۰	۳۴۶۵	۸	۲۰	۲۰	۲۸۰	۵۲۰
۳	۱۴۰۰۰۰۰	۵۹۵۰	۱۲	۱۵	۲۰	۲۵۰	۴۶۹
۴	۱۱۰۰۰۰۰	۵۹۴۰	۱۲	۱۲	۱۵	۲۳۰	۶۰۰
۵	۱۲۰۰۰۰۰	۵۹۴۰	۱۲	۱۲	۱۶	۱۵۰	۳۳۰
۶	۱۵۰۰۰۰۰	۳۴۶۵	۱۲	۶	۱۲	۲۶۰	۴۲۰
۷	۲۶۰۰۰۰۰	۳۹۶۰	۱۲	۱۲	۱۶	۳۰۰	۶۲۵
۸	۱۳۲۰۰۰۰	۴۹۵۰	۱۲	۲۴	۳۰	۲۴۰	۳۴۰
۹	۱۱۸۰۰۰۰	۴۴۸۰	۸	۲۴	۲۴	۲۵۰	۳۳۰
۱۰	۱۵۵۰۰۰۰	۳۹۵۰	۱۲	۱۵	۲۰	۲۸۰	۴۶۰
۱۱	۱۶۰۰۰۰۰	۳۴۵۰	۱۲	۱۵	۲۰	۲۸۰	۴۶۰
۱۲	۱۲۰۰۰۰۰	۳۴۶۵	۸	۲۰	۲۴	۲۶۴	۴۰۰
۱۳	۱۳۵۰۰۰۰	۲۹۷۰	۸	۲۰	۲۴	۲۶۴	۴۰۰
۱۴	۱۴۰۰۰۰۰	۲۹۷۰	۱۲	۲۴	۳۰	۳۰۰	۶۰۰
۱۵	۱۳۵۰۰۰۰	۳۴۶۵	۱۲	۳۰	۳۰	۲۶۴	۳۵۰
۱۶	۱۴۵۰۰۰۰	۲۹۷۰	۱۲	۲۰	۲۴	۳۰۰	۴۰۰
۱۷	۱۵۲۰۰۰۰	۲۴۷۵	۱۲	۲۰	۲۴	۳۰۰	۴۰۰
۱۸	۱۳۷۶۰۰۰	۴۷۵۲	۱۲	۲۰	۲۴	۲۳۵	۳۵۰
۱۹	۱۴۴۰۰۰۰	۴۷۵۲	۱۲	۲۰	۲۴	۲۳۵	۶۰۰
۲۰	۱۸۲۴۰۰۰	۳۷۹۰	۱۰	۱۲	۲۰	۳۰۰	۵۳۰
۲۱	۱۹۲۰۰۰۰	۳۷۹۰	۱۰	۱۲	۲۰	۳۰۰	۱۰۳۰

با اجرای مدل‌های DEA ی (۳) و (۵) به ترتیب برای هر ماشین تراش CNC، کارآیی‌های خوشبینانه و بدبینانه‌ی ۲۱ ماشین تراش CNC را به دست می‌آوریم، و سپس آن‌ها را با استفاده از معادله‌ی (۶) تجمعی می‌کنیم تا نمره‌ی عملکرد کلی هر ماشین تراش CNC به دست آید. نتایج در جدول ۶ نشان داده شده است، که با مراجعه به آن، مشاهده می‌شود که ماشین تراش CNC شماره‌ی ۴ بهترین عملکرد کلی را دارد، و لذا باید برای قرارداد انتخاب شود. این انتخاب کاملاً با انتخاب نهایی Sun [۲۸] با استفاده از مدل BCC [۲۹] همراه با اندازه‌ی کارآیی متقابل خصمانه، تحلیل حساسیت برای ترکیبات مختلف ورودی‌ها و خروجی، و محدودیت‌های مختلف وزنی و نمره‌دهی معیارهای متعدد سازگار است. با استفاده از تحلیل‌های کارآیی متقابل و حساسیت، Sun [۲۸] شش ماشین تراش CNC (۳، ۴، ۱۲، ۱۴، ۱۵، ۱۹) را برای بررسی بیشتر از نظر پنج معیار ارزیابی جدید انتخاب کرد. از میان شش ماشین تراش CNC، پنج ماشین تراش CNC (۳، ۴، ۱۲، ۱۴، ۱۹) بر اساس عملکرد کلی خود در جدول ۶ بر فراز پنج موقعیت قرار می‌گیرند. این نشان می‌دهد که اندازه‌ی عملکرد کلی تعریف شده با معادله‌ی (۶) توجیه خوبی برای انتخاب ماشین تراش CNC بدون نیاز به محاسبات زیاد است. این بزرگ‌ترین مزیت DEA با مرز دوگانه نسبت به روش‌های دیگر برای انتخاب و توجیه AMT است.

جدول ۶. ارزیابی ۲۱ ماشین تراش CNC با استفاده از DEA با مرز دوگانه

رتبه بندی	عملکرد کلی	کارآیی بدینانه	کارآیی خوشینانه	ماشین تراش CNC
۶	۱/۱۰۳۲	۱/۲۱۳۳	۱/۰۰۰۰	۱
۱۸	۰/۹۶۹۸	۱/۱۱۸۳	۰/۸۳۵۱	۲
۵	۱/۱۱۴۰	۱/۳۹۳۶	۰/۸۷۴۶	۳
۱	۱/۳۶۶۱	۱/۸۱۲۱	۱/۰۰۰۰	۴
۱۴	۱/۰۰۷۱	۱/۰۸۳۳	۰/۹۳۴۵	۵
۲۰	۰/۹۰۵۸	۱/۰۰۰۰	۰/۸۱۷۷	۶
۲۱	۰/۷۴۶۶	۱/۰۰۰۰	۰/۵۳۸۷	۷
۱۱	۱/۰۳۵۳	۱/۰۷۱۵	۱/۰۰۰۰	۸
۱۳	۱/۰۷۹۶	۱/۱۶۳۴	۰/۸۹۳۹	۹
۱۲	۱/۰۲۷۹	۱/۲۳۴۶	۰/۸۴۵۷	۱۰
۱۵	۰/۹۹۵۸	۱/۱۹۶۰	۰/۸۱۹۳	۱۱
۳	۱/۱۸۲۸	۱/۳۸۶۷	۱/۰۰۰۰	۱۲
۹	۱/۰۵۱۴	۱/۲۳۲۶	۰/۸۸۸۹	۱۳
۲	۱/۱۸۵۶	۱/۳۹۲۹	۱/۰۰۰۰	۱۴
۱۰	۱/۰۳۸۸	۱/۰۷۸۵	۱/۰۰۰۰	۱۵
۸	۱/۰۵۲۳	۱/۱۴۷۶	۰/۹۶۲۵	۱۶
۱۶	۰/۹۹۱۷	۱/۰۶۹۱	۰/۹۱۸۲	۱۷
۱۷	۰/۹۷۶۰	۱/۰۵۸۱	۰/۸۹۸۳	۱۸
۴	۱/۱۴۶۲	۱/۴۱۴۴	۰/۹۱۴۴	۱۹
۱۹	۰/۹۵۶۷	۱/۱۸۷۹	۰/۷۵۶۶	۲۰
۷	۱/۰۵۴۳	۱/۱۲۸۵	۰/۹۸۳۵	۲۱

مثال ۴: اندازه گیری عملکرد جواب های دیگر برای گروه بندی اجزای ماشین در یک سیستم تولید حجره های [۳۰، ۳۱]

مجموعه ای از ۴۷ چینش کارخانه را که متناظر با جواب های دیگر فرمول بندی حجره ها است، در یک CMS در نظر بگیرید. چهل و هفت چینش از نظر دو ورودی، تعداد کارگران و تعداد ماشین ها و سه خروجی، متوسط WIP، متوسط زمان جریان، و متوسط استفاده از کارگران، مورد بررسی قرار گرفتند. داده های ۴۷ چینش کارخانه در جدول ۷ ارائه شده است. از آنجا که برای متوسط WIP و متوسط زمان جریان مقادیر کمتر ترجیح داده می شود، لذا مقادیر آن ها با تفریق کردن مقادیر اصلی از مقدار بیشینه، تبدیل شد. این تبدیل خطی را می توان به عنوان میزان بهبود در دو متغیر نسبت به چینش (DMU) دارای بدترین عملکرد تعبیر کرد [۳۰].

داده های تبدیل شده ی ورودی و خروجی سپس با مدل های DEA (۳) و (۵) ارزیابی شدند. نتایج در جدول ۸ نشان داده شده است. بر اساس این جدول، دیده می شود که DMU_{۱۳} بهترین عملکرد کلی را دارد. به عبارت دیگر، چینش ۱۳ در میان ۴۷ چینش بهینه است. این دقیقاً نتیجه گیری به دست آمده توسط Talluri و Sarkis [۳۱] از طریق تحلیل کارآیی متقابل است. با این حال، رویکرد ما جمعاً فقط به حل ۲×۴۷ مدل LP نیاز دارد، در حالی که تحلیل کارآیی متقابل به حل ۴۸×۴۷ مدل LP نیاز دارد. روشن است که رویکرد ما کارآمدتر

است، و می‌تواند مقدار زیادی در محاسبات در مقایسه با کارآیی متقابل صرفه‌جویی کند.

جدول ۷. داده‌های ورودی و خروجی ۴۷ جواب متفاوت گروه‌بندی اجزای ماشین در یک CMS

خروجی‌ها			ورودی‌ها		چینش (DMU)
متوسط بهره‌وری کارگر	متوسط زمان جریان	متوسط WIP	تعداد ماشین‌ها	تعداد کارگران	
۳۷/۴۷	۶/۷	۲۲۱/۷	۱۹	۱۹	۱
۳۹/۰۴	۳۰/۱	۱۰۲۱	۲۰	۱۸	۲
۳۷/۶۷	۷/۹	۲۶۲/۱	۲۰	۱۹	۳
۳۵/۵۴	۵/۹	۱۹۷/۸	۲۰	۲۰	۴
۴۳/۰۸	۱۶۲/۸	۱۵۱۴۰	۲۲	۱۵	۵
۴۲/۱۱	۶/۷	۲۲۳/۲	۲۲	۱۷	۶
۳۹/۴۰	۵/۴	۱۸۱/۶	۲۲	۱۸	۷
۳۲/۲۰	۵/۹	۱۹۶/۶	۲۲	۲۲	۸
۶۳/۵۵	۳۶۷	۵۱۸۵۰	۲۴	۶	۹
۶۶/۲۳	۹۳	۲۸۳۰۰	۲۴	۹	۱۰
۴۹/۴۹	۸۹/۲	۲۸۱۴۰	۲۴	۱۰	۱۱
۵۸/۴۱	۱۶۰/۹	۱۲۴۸۰	۲۴	۱۱	۱۲
۵۹/۴۲	۱۱/۵	۳۹۹	۲۴	۱۲	۱۳
۵۴/۷۲	۵/۴	۱۸۳	۲۴	۱۳	۱۴
۵۰/۷۴	۵/۵	۱۸۲	۲۴	۱۴	۱۵
۲۹/۴۴	۴/۷	۱۵۶/۳	۲۴	۲۴	۱۶
۵۴/۵۶	۳۴۳/۲	۵۱۷۸۰	۲۵	۷	۱۷
۵۴/۴۸	۷۹/۷	۲۸۹۵۰	۲۵	۱۰	۱۸
۵۸/۷۶	۱۷۶	۱۱۵۰۰	۲۵	۱۱	۱۹
۵۹/۳۷	۱۸/۷	۶۲۱	۲۵	۱۲	۲۰
۵۵/۲۱	۷/۳	۲۴۵	۲۵	۱۳	۲۱
۵۰/۳۶	۴/۵	۱۵۱	۲۵	۱۴	۲۲
۴۷/۵۵	۴/۷	۱۵۸	۲۵	۱۵	۲۳
۲۸/۶۶	۶/۲	۲۰۶/۳	۲۵	۲۵	۲۴
۴۲/۸۳	۳۶۲/۱	۵۱۳۳۰	۲۶	۸	۲۵
۴۹/۷۱	۸۰/۲	۲۶۹۰۰	۲۶	۱۱	۲۶
۵۳/۸۸	۱۷۳/۱	۱۱۰۰۰	۲۶	۱۲	۲۷
۵۴/۳۳	۸/۲	۲۷۳۰	۲۶	۱۳	۲۸
۵۱/۲۵	۶	۲۰۱	۲۶	۱۴	۲۹
۴۷/۵۷	۵/۲	۱۷۳	۲۶	۱۵	۳۰
۴۴/۴۴	۵	۱۶۶	۲۶	۱۶	۳۱
۲۷/۳۰	۴/۸	۱۶۰/۲	۲۶	۲۶	۳۲
۴۲/۹۲	۳۴۵/۲	۵۱۷۸۰	۲۷	۹	۳۳
۴۵/۵۹	۹۹/۳	۲۷۰۹۰	۲۷	۱۲	۳۴
۵۰/۲۲	۱۰۰/۶	۲۷۲۵۰	۲۷	۱۳	۳۵
۵۳/۷۶	۷۹/۸	۲۶۱۹۰	۲۷	۱۴	۳۶
۴۷/۳۲	۵/۷	۱۹۰	۲۷	۱۵	۳۷
۴۴/۴۹	۴/۹	۱۶۳	۲۷	۱۶	۳۸

عزیزی و همکاران، یک رویکرد جدید برای انتخاب فناوری های پیشرفته تولید: تحلیل پوششی داده ها با مرز دوگانه

چینش (DMU)	ورودی ها		خروجی ها	
	تعداد کارگران	تعداد ماشین ها	متوسط WIP	متوسط زمان جریان
۳۹	۱۷	۲۷	۱۹۶	۵/۹
۴۰	۲۷	۲۷	۱۶۴/۷	۴/۹
۴۱	۱۰	۲۹	۳۸۰۴۰	۱۵۳/۸
۴۲	۱۳	۲۹	۲۷۸۴۰	۱۰۱/۶
۴۳	۱۴	۲۹	۱۱۵۳۰	۱۷۸/۵
۴۴	۱۵	۲۹	۹۳۱	۲۷/۲
۴۵	۱۶	۲۹	۴۹۰	۱۴/۵
۴۶	۱۷	۲۹	۱۷۸	۵/۳
۴۷	۲۹	۲۴	۱۴۴/۲	۴/۳

جدول ۸. ارزیابی ۴۷ جواب متفاوت گروه بندی اجزای ماشین با استفاده از DEA با مرز دوگانه

چینش (DMU)	کارآیی خوشبینانه	کارآیی بدبینانه	عملکرد کلی	رتبه بندی
۱	۱/۰۰۰۰	۱/۶۴۱۰	۱/۲۹۴۱	۸
۲	۰/۹۷۶۵	۱/۶۳۵۰	۱/۲۷۷۶	۱۱
۳	۰/۹۶۹۷	۱/۶۱۸۴	۱/۲۶۶۵	۱۴
۴	۰/۹۵۲۱	۱/۵۴۱۹	۱/۲۲۳۴	۱۹
۵	۰/۷۸۸۷	۱/۴۳۲۸	۱/۰۷۸۹	۲۹
۶	۰/۹۵۹۱	۱/۶۶۷۰	۱/۲۸۰۶	۹
۷	۰/۹۴۱۷	۱/۵۹۳۲	۱/۲۳۹	۱۵
۸	۰/۸۶۵۶	۱/۳۳۸۲	۱/۰۸۴۸	۲۷
۹	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۱/۰۰۰۰	۳۶
۱۰	۱/۰۰۰۰	۱/۹۳۴۲	۱/۴۱۶۱	۲
۱۱	۰/۹۲۲۴	۱/۴۹۷۰	۱/۱۸۶۶	۲۱
۱۲	۰/۹۴۵۰	۱/۷۵۱۹	۱/۳۰۷۲	۷
۱۳	۱/۰۰۰۰	۱/۹۶۴۸	۱/۴۲۸۵	۱
۱۴	۰/۹۹۳۹	۱/۸۵۲۳	۱/۳۷۸۹	۴
۱۵	۰/۹۷۱۵	۱/۷۵۰۳	۱/۳۲۲۹	۶
۱۶	۰/۷۹۶۱	۱/۱۸۰۸	۰/۹۷۵۸	۳۷
۱۷	۰/۸۱۵۹	۱/۲۵۵۸	۱/۰۲۰۱	۳۳
۱۸	۰/۹۵۰۱	۱/۵۵۶۱	۱/۲۲۸۳	۱۸
۱۹	۰/۹۵۴۹	۱/۶۷۲۳	۱/۲۸۰۳	۱۰
۲۰	۰/۹۹۷۲	۱/۸۷۶۳	۱/۳۹۰۸	۳
۲۱	۰/۹۶۰۶	۱/۷۸۷۹	۱/۳۳۱۷	۵
۲۲	۰/۹۴۷۱	۱/۶۷۲۲	۱/۲۷۵۵	۱۳
۲۳	۰/۹۲۶۴	۱/۶۰۳۰	۱/۲۳۳۹	۱۷
۲۴	۰/۷۶۱۱	۱/۱۱۷۹	۰/۹۲۸۱	۳۹
۲۵	۰/۶۱۰۲	۱/۰۰۰۰	۰/۷۸۹۱	۴۶
۲۶	۰/۸۶۷۰	۱/۳۹۶۹	۱/۱۱۱۰	۲۶
۲۷	۰/۸۴۴۲	۱/۴۹۶۱	۱/۱۳۹۲	۲۴
۲۸	۰/۹۳۱۶	۱/۶۹۷۳	۱/۲۷۶۴	۱۲
۲۹	۰/۹۱۷۶	۱/۶۲۷۲	۱/۲۳۸۷	۱۶

رتبه بندی	عملکرد کلی	کارآیی بدینانه	کارآیی خوشبینانه	چینش (DMU)
۲۰	۱/۱۹۲۴	۱/۵۴۱۲	۰/۹۰۰۶	۳۰
۲۳	۱/۱۵۰۶	۱/۴۶۷۵	۰/۸۸۲۹	۳۱
۴۲	۰/۸۸۵۳	۱/۰۵۵۴	۰/۷۳۴۶	۳۲
۴۷	۰/۷۷۳۴	۱/۰۰۰۰	۰/۵۸۳۹	۳۳
۳۸	۰/۹۷۵۰	۱/۲۴۷۸	۰/۷۴۵۳	۳۴
۳۵	۱/۰۰۵۸	۱/۳۵۴۴	۰/۷۲۲۹	۳۵
۳۰	۱/۰۷۵۷	۱/۴۴۴۸	۰/۷۷۵۵	۳۶
۲۲	۱/۱۵۰۹	۱/۴۷۷۹	۰/۸۷۶۱	۳۷
۲۵	۱/۱۱۴۸	۱/۴۱۴۴	۰/۸۶۰۷	۳۸
۲۸	۱/۰۷۹۴	۱/۳۵۸۱	۰/۸۴۱۷	۳۹
۴۵	۰/۸۴۵۲	۱/۰۰۰۰	۰/۷۰۷۲	۴۰
۴۴	۰/۸۶۶۲	۱/۰۵۶۵	۰/۷۰۰۳	۴۱
۴۳	۰/۸۶۷۷	۱/۰۸۳۶	۰/۶۸۲۶	۴۲
۴۰	۰/۹۰۱۷	۱/۱۷۸۹	۰/۶۷۱۷	۴۳
۳۱	۱/۰۶۰۹	۱/۳۵۶۹	۰/۸۱۱۵	۴۴
۳۲	۱/۰۳۶۳	۱/۳۰۹۷	۰/۸۰۳۹	۴۵
۳۴	۱/۰۱۳۹	۱/۲۵۸۵	۰/۸۰۳۲	۴۶
۴۱	۰/۸۹۴۶	۱/۰۰۰۰	۰/۷۹۶۹	۴۷

۵ نتیجه گیری

انتخاب AMT یک مسأله‌ی تصمیم‌گیری پیچیده ولی مهم است که مستلزم در نظر گرفتن معیارهای انتخاب متعدد کمی و کیفی است. در مقاله‌ی حاضر، ما یک رویکرد DEA را با مرز دو گانه برای انتخاب و توجیه AMT معرفی کردیم. رویکرد DEA ی پیشنهادی با مرز دو گانه نه فقط کارآیی‌های خوشبینانه‌ی AMT ها را در نظر می‌گیرد، بلکه کارآیی‌های بدبینانه‌ی آن‌ها را نیز همزمان در نظر می‌گیرد. هم‌چنین، ما یک اندازه‌ی جدید عملکرد کلی را برای تجمیع دو کارآیی مختلف هر AMT پیشنهاد کردیم. اندازه‌ی عملکرد کلی، بزرگی دو کارآیی مختلف را در نظر می‌گیرد. رویکرد DEA ی پیشنهادی با مرز دو گانه با چهار مثال عددی برای نشان دادن سادگی و سودمندی آن در انتخاب و توجیه AMT بررسی شده است. نشان داده شده است که رویکرد DEA با مرز دو گانه مزیت قابل توجهی نسبت به روش‌های فعلی برای انتخاب و ارزیابی AMT دارد. این روش می‌تواند بهترین AMT را به آسانی و به درستی بدون نیاز به تحمیل هیچگونه محدودیت وزنی ذهنی و یا نیاز به محاسبه‌ی ماتریس پیچیده‌ی کارآیی متقابل که بسیار وقت گیر و از نظر محاسباتی دشوار است، شناسایی کند. انتظار می‌رود که رویکرد DEA ی پیشنهادی می‌تواند نقش مهمی در انتخاب و توجیه AMT داشته باشد، و کاربردهای بیشتری در آینده داشته باشد. کاربردهای آن محدود به انتخاب و توجیه AMT نیست، بلکه شامل عرصه‌های دیگر نیز هست که در آن باید شاخص‌های متعدد در فرایند تصمیم‌گیری در نظر گرفته شوند.

منابع

- [1] Raafat, F., (2002). A comprehensive bibliography on justification of advanced manufacturing systems. *International Journal of Production Economics*, 79 (3), 197–208.
- [2] Charnes, A., Cooper, W. W., Rhodes, E., (1978). Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, 2 (6), 429–444.
- [3] Doyle, J., Green, R., (1994). Efficiency and cross-efficiency in DEA: derivations, meanings and uses. *Journal of the Operations Research Society*, 45 (5), 567–578.
- [4] Khouja, M., (1995). The use of data envelopment analysis for technology selection. *Computers & Industrial Engineering*, 28 (1), 123–132.
- [5] Baker, P. C., Talluri, S., (1997). A closer look at the use of data envelopment analysis for technology selection. *Computers & Industrial Engineering*, 32 (1), 101–108.
- [6] Sexton, T. R., Silkman, R. H., Hogan, A. J., (1986). Data envelopment analysis: critique and extensions, In: R.H. Silkman, ed. *Measuring efficiency: An assessment of data envelopment analysis*. San Francisco, CA: Jossey-Bass.
- [7] Karsak, E. E., (1998). A two-phase robot selection procedure. *Production Planning & Control*, 9 (7), 675–684.
- [8] Braglia, M., Petroni, A., (1999). Evaluating and selecting investments in industrial robots. *International Journal of Production Research*, 37 (18), 4157–4178.
- [9] Parkan, C., Wu, M. L., (1999). Decision-making and performance measurement models with applications to robot selection. *Computers & Industrial Engineering*, 36 (3), 503–523.
- [10] Hwang, C. L., Yoon, K., (1981). *Multiple attribute decision making: Methods and applications*. Berlin: Springer-Verlag.
- [11] Talluri, S., Yoon, K. P., (2000). A cone-ratio DEA approach for AMT justification. *International Journal of Production Economics*, 66 (2), 119–129.
- [12] Charnes, A., Cooper, W. W., Huang, Z. M., Sun, D. B., (1990). Polyhedral cone-ratio DEA models with an illustrative application to large commercial banks. *Journal of Econometrics*, 46 (1–2), 73–91.
- [13] Karsak, E. E., Ahiska, S. S., (2005). Practical common weight multi-criteria decision-making approach with an improved discriminating power for technology selection. *International Journal of Production Research*, 43 (8), 1537–1554.
- [14] Karsak, E. E., Ahiska, S. S., (2008). Improved common weight MCDM model for technology selection. *International Journal of Production Research*, 46 (24), 6933–6944.
- [15] Amin, G. R., Toloo, M., Sohrabi, B., (2006). An improved MCDM DEA model for technology selection. *International Journal of Production Research*, 44 (13), 2681–2686.
- [16] Amin, G. R., (2008). A note on 'an improved MCDM DEA model for technology selection'. *International Journal of Production Research*, 46 (24), 7073–7075.
- [17] Amin, G. R., Emrouznejad, A., (2007). A note on DEA models in technology selection: an improvement of Karsak and Ahiska's approach. *International Journal of Production Research*, 45 (10), 2313–2316.
- [18] Farzipoor Saen, R., (2006). Technologies ranking in the presence of both cardinal and ordinal data. *Applied Mathematics and Computation*, 176 (2), 476–487.
- [19] Farzipoor Saen, R., (2006). A decision model for selecting slightly non-homogeneous technologies. *Applied Mathematics and Computation*, 177 (1), 149–158.
- [20] 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.
- [21] Shang, J., Sueyoshi, T., (1995). A unified framework for the selection of flexible manufacturing system. *European Journal of Operational Research*, 85 (2), 297–315.
- [22] Saaty, T. L., (1980). *The analytic hierarchy process*. New York: McGraw-Hill.
- [23] 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.
- [24] 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.
- [25] Liu, S. T., (2008). A fuzzy DEA/AR approach to the selection of flexible manufacturing systems. *Computers & Industrial Engineering*, 54 (1), 66–76.
- [26] Zimmermann, H. J., (1991). *Fuzzy set theory and its applications*. 2nd ed. Boston: Kluwer-Nijhoff.
- [27] Fisher, D. M., Fisher, S. A., Kiang, M. Y., Chi, R. T., (2004). *Evaluating mid-level ERP software*.

- Journal of Computer Information Systems, 45 (1), 38–46.
- [28] Sun, S., (2002). Assessing computer numerical control machines using data envelopment analysis. *International Journal of Production Research*, 40 (9), 2011–2039.
- [29] Banker, R. D., Charnes, A., Cooper, W. W., (1984). Some models for estimating technical and scale efficiencies in data envelopment analysis. *Management Science*, 30 (9), 1078–1092.
- [30] Shafer, S. M., Bradford, J. W., (1995). Efficiency measurement of alternative machine component grouping solutions via data envelopment analysis. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 42 (2), 159–165.
- [31] Talluri, S., Sarkis, J., (1997). Extensions in efficiency measurement of alternate machine component grouping solutions via data envelopment analysis. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 44 (3), 299–304.
- [32] Ertay, T., Ruan, D., (2005). Data envelopment analysis based decision model for optimal operator allocation in CMS. *European Journal of Operational Research*, 164 (3), 800–810.
- [33] Charnes, A., Cooper, W. W., (1962). Programming with linear fractional functionals. *Naval Research Logistics Quarterly*, 9 (3–4), 181–185.
- [34] 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.
- [35] Azizi, H., (2011). The interval efficiency based on the optimistic and pessimistic points of view. *Applied Mathematical Modelling*, 35 (5), 2384–2393.