مجله تحقیق در عملیات و کاربردهای آن، سال دهم، شماره اول (پیاپی ۳۶)، بهار ۹۲، ص ص ۱۱۷-۹۹
شاپا ۷۲۸۶-۲۲۵۱

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 (AMTها) 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)، روبوتیک صنعتی، سیستم جابه‌جایی خودکار مصالح، سیستم تولید کامپیوتری، سیستم‌های تولیدی

* عهده‌دار مکاتبات
آدرس الکترونیک: rasuljahed@gmail.com

[Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-05-14]

انعطاف‌پذیر (FMS)، و فناوری گروهی هستند.

انتخاب AMTها فرآیند تصمیم‌گیری مهمی برای توجیه و پیاده‌سازی AMTها است. این کار مستلزم در نظر گرفتن دقیق معیارهای عملکردی مختلف است. در مقالات، روش‌های چندی برای ارزیابی و انتخاب AMTها پیشنهاد شده‌اند. کتاب‌شناسی جامعی در مورد توجیه AMTها توسط Raafat [۱] ارایه شده است. از آن‌جا که در تحلیل پوششی داده‌ها (DEA) هیچ نیازی برای تعیین وزن‌های اهمیت نسبی جهت معیارهای عملکرد وجود ندارد [۲]، لذا این روش به صورت گسترده‌ای 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 AMTهای کارآ است، که بعد می‌توان آن‌ها را با استفاده از روش‌هایی مانند روش تصمیم‌گیری چندشاخصی (MADM) ، منطق فازی، و غیره، ارزیابی کرد. این روش باعث مشکلاتی مانند ذهنی بودن انتخاب AMT و تصمیم‌گیری می‌شود. 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 می‌شود. مشکل اصلی در استفاده از تحلیل کارآیی متقابل، دشواری محاسباتی آن است، زیرا به تعداد زیادی محاسبه‌ی وقت‌گیر نیاز دارد. به علاوه، تحلیل کارآیی متقابل مشتمل بر دو اندازه‌ی متفاوت است: خصمانه و خیرخواهانه [۳]. روش اول غیر از AMT تحت ارزیابی، برای بقیه نامطلوب‌ترین وزن‌ها را در نظر می‌گیرد، در حالی که روش دوم نه تنها وزن‌هایی را که برای AMT تحت ارزیابی مطلوب هستند، بلکه وزن‌هایی را که برای سایر واحدها حتی‌الامکان مطلوب هستند، انتخاب می‌کند. با این حال، هیچ تضمینی وجود ندارد که دو اندازه‌ی کارآیی متقابل به نتیجه‌گیری یکسانی منتهی شوند و یک AMT یکسان را به عنوان بهترین AMT انتخاب کنند. زمانی که دو اندازه‌ی مختلف کارآیی متقابل، نتیجه‌ی ناسازگاری به دست می‌دهند، انتخاب بهترین AMT با تحلیل کارآیی متقابل تقریباً غیرممکن می‌شود.

برای این‌که از DEA بهترین بهره گرفته شود و از محاسبات ذهنی و پیچیده اجتناب شود، ما در این مقاله روش DEAی جدیدی را که "DEA با مرز دوگانه" نامیده می‌شود، برای انتخاب و توجیه AMT معرفی می‌کنیم. DEA با مرز دوگانه دو کارآیی را برای تصمیم‌گیری در نظر می‌گیرد: یکی نسبت به مرز کارآیی اندازه‌گیری می‌شود و *بهترین کارآیی* یا *کارآیی خوشبینانه* نامیده می‌شود، و دیگری نسبت به مرز ناکارآیی، که به آن مرز ورودی نیز می‌گویند، سنجیده می‌شود و *بدترین کارآیی* یا *کارآیی بدبینانه* نامیده می‌شود. DEAی سنتی فقط بهترین کارآیی‌های نسبی گروهی از واحدهای تصمیم‌گیری (DMUها) را ضمن اجتناب از کارآیی‌های بدبینانه اندازه‌گیری می‌کند، بنابراین، نمی‌تواند یک سنجش کلی از DMUها ارایه دهد. با در نظر گرفتن همزمان کارآیی‌های نسبی خوشبینانه و بدبینانه، همه‌ی DMUها را می‌توان بدون نیاز به محاسبات زیاد و یا اطلاع داشتن از ترجیحات ذهنی تصمیم گیرنده، به طور کامل رتبه‌بندی کرد. این را با مثال‌های عددی در قسمت ۴ نشان خواهیم داد.

بقیه‌ی مقاله به صورت زیر سازماندهی شده است: قسمت ۲ مرور مقالات را در زمینه‌ی کاربرد DEA برای

[Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-05-14]

انتخاب و توجیه AMTها نشان می‌دهد؛ قسمت ۳ DEA با مرز دوگانه را معرفی می‌کند، و مدل‌های آن را برای اندازه‌گیری کارآیی‌های 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 ارایه 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 روبوت صنعتی پیشنهاد کرد. در مرحله‌ی ۱، از DEA برای شناسایی روبوت‌های کارآی DEA استفاده شد. در مرحله‌ی ۲، روبوت‌های 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 روبوت از این روبوت‌های کارآی DEA انتخاب شود. روش دومرحله‌ای پیشنهادی روی یک مجموعه‌ی داده‌های روبوت‌های واقعی حاوی نمونه‌های ۲۷ روبوت 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 [۳و 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 روبوت پیشنهاد کرد. در مرحله‌ی ۱، با در نظر گرفتن پارامترهای هزینه و عملکرد فنی، از DEA برای شناسایی روبوت‌های دارای کارآیی فنی استفاده شد. در مرحله‌ی ۲، یک آلگوریتم انتخاب روبوت فازی برای رتبه‌بندی روبوت‌های کارآی فنی بر اساس هر دو معیار عینی از پیش تعیین شده و چند معیار ذهنی مربوط به فروشنده ارایه شد. این آلگوریتم مبتنی بر محاسبه‌ی شاخص‌های مناسب بودن فازی برای روبوت‌های کارآی فنی و رتبه‌بندی شاخص‌های فازی برای انتخاب بهترین روبوت بود.

Braglia و Petroni [۸] کاربردی از DEA را با وزن‌های محدود شده برای انتخاب روبوت‌های صنعتی ارایه 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 DEA (LP) به دست می‌آمد. یک کاربرد تجربی این روش بر روی داده‌های مربوط به ۱۲ روبوت تولیدی، قابلیت کاربرد DEAی اصلاح شده را برای انتخاب AMT نشان داد. تحلیل حساسیت با محدودیت‌های وزنی مختلف برای شناسایی کارآترین روبوت 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.

[Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-05-14]

Parkan و Wu [۹] استفاده از روش‌های MADM و روش‌های اندازه‌گیری عملکرد را در مورد یک مساله‌ی انتخاب روبوت گرفته شده از Khouja [۴] مورد بررسی و مقایسه قرار داد. در مورد یک روش اندازه‌گیری عملکرد به نام تحلیل نرخ رقابتی عملیاتی (OCRA) و یک ابزار MADM به نام تکنیک ترجیح ترتیب بر اساس شباهت به جواب ایده‌آل (TOPSIS) [۱۰] تاکید خاصی به عمل آمد. یک آزمایش همبستگی رتبه نشان داد که روش‌های بررسی شده برای روبوت‌های صنعتی نتیجه‌ی مشابهی به دست می‌دهند. انتخاب نهایی بر اساس رتبه‌بندی به دست آمده با متوسط‌گیری از نتایج OCRA، TOPSIS، و یک مدل کمکی انجام شد.

Talluri و Yoon [۱۱] فرآیند انتخاب AMT را از طریق یک مدل تابعی IDEF0 نشان دادند و از مدل تحلیل پوششی داده‌ها با نسبت مخروطی (CRDEA) [۱۲] برای ارزیابی و انتخاب AMT استفاده کردند. مدل CRDEA ترجیحات ذهنی تصمیم گیرنده را در فرآیند ارزیابی دخالت می‌دهد و امکان محدودیت‌های وزنی را فراهم می‌کند که قدرت افتراقی DEA را به طور قابل ملاحظه‌ای افزایش می‌دهد. مدل‌های پیشنهادی از طریق یک مجموعه‌ی داده‌های واقعی مربوط به روبوت‌های صنعتی مورد آزمایش قرار گرفتند.

Karsak و Ahiska [۱۳] یک رویکرد تصمیم گیرنده چندمعیاری (MCDM) با وزن‌های مشترک را با قدرت افتراقی بهتر برای انتخاب فناوری معرفی کردند که فناوری‌ها را نسبت به خروجی‌های دقیق چندگانه و یک ورودی دقیق منفرد ارزیابی می‌کند. رویکرد MCDM پیشنهادی آن‌ها تلاش می‌کند که حداکثر انحراف از کارآیی را کمینه‌سازی کند، و در عین حال، مجموع انحرافات از DMUهای کارآی (Minimax) را بیشینه‌سازی کند. Braglia و Petroni [۸] با استفاده از یک مساله‌ی انتخاب روبوت 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 داده‌های ترتیبی به عنوان خروجی نیز بسط داده شده است.

بعداً، Karsak و Ahiska [۱۴] کار قبلی خود را در زمینه‌ی رویکرد MCDM با وزن‌های مشترک برای انتخاب فناوری به استفاده از آلگوریتم جستجوی دوبخشی ارایه کردند. روش پیشنهادی آن‌ها یک روش سیستماتیک برای محاسبه‌ی مقدار یک پارامتر افتراقی در اندازه‌ی کارآیی معرفی شده بدون نیاز به تعیین ذهنی آن بود.

Amin و همکاران [۱۵] با یک مثال عددی، دشواری همگرایی آلگوریتم رتبه‌بندی ارایه شده توسط Karsak و Ahiska [۱۳] را نشان دادند، و مدل بهتری را برای اصلاح این مساله‌ی اجرا پیشنهاد کردند، ولی روش پیشنهادی نیز مشکل‌زا بود و بعداً توسط Amin [۱۶] تغییر داده شد. Amin و Emrouznejad [۱۷] یک شکل متراکم را برای مقدار حداکثر غیرارشمیدسی در مدل‌های DEA معرفی کردند، که بدون نیاز به حل مساله‌ی LP برای انتخاب فناوری مورد استفاده قرار گرفت و عملکرد محاسباتی رویکرد MCDM وزن‌های مشترک پیشنهادی توسط Karsak و Ahiska [۱۳] برای انتخاب فناوری را بهبود می‌بخشید. Farzipoor Saen [۱۸–۲۰] استفاده از مدل‌های DEA برای انتخاب فناوری‌ها را در حضور داده‌های ترتیبی و معمولی، داده‌های نادقیق و فناوری‌های ناهمگن بررسی کرد.

FMS فرصت‌هایی را برای سازندگان فراهم می‌آورد تا فناوری، قابلیت رقابتی، و سودآوری خود را از

[Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-05-14]

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 DEAی اصلی، مشخص شد که DEAی 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.

Sarkis و Talluri [۲۳] کاربردی از DEA را ارایه کرد که هر دو نوع داده‌های اصلی و ترتیبی را برای ارزیابی FMSهای دیگر در نظر می‌گیرد. مدل‌های DEAی 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 DEAی دیگر بر پایه‌ی مقایسه‌ی دو به دو از طریق اندازه‌های کارآیی متقابل تجمیع 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 تصمیم گیرنده امکان گزینه‌های دیگر را در داخل یک گروه می‌دهد. هم‌چنین، آن‌ها روش‌هایی تصویری را برای تفسیر بهتر نتایج ارایه کردند. این روش از طریق یک مثال کاربردی بر روی یک مجموعه‌ی داده‌های گزارش شده‌ی قبلی توضیح داده شد.

Liu [۲۵] یک روش DEAی 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 ارایه شد.

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

[Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-05-14]

کاربردهای بین‌بخشی، به مدیریت سازمان کمک می‌کند. Fisher و همکاران [۲۷] از DEA برای تحلیل و مقایسه‌ی عملکرد چندین بسته‌ی ERP سطح میانی استفاده کردند. مدل DEA، هزینه‌ها (ورودی‌ها) را با قابلیت‌ها ارتباط می‌داد، و بر این اساس، عملکرد نسبی هر کدام از بسته‌های نرم‌افزاری را برآورد می‌کرد. بسته‌های با نمره‌ی کارآیی یک، دارای بهترین مقدار محسوب می‌شدند، بدان معنا که این بسته‌ها مخلوطی از خدمات را با مصرف منابعی کمتر از دیگران ارایه می‌کردند. یافته‌های پژوهشی ابزاری را برای سنجش غیرذهنی بسته‌های ERP سطح میانی در اختیار مدیران و مشاوران فناوری اطلاعات قرار می‌دهد.

Sun [۲۸] کاربردی از DEA را در ارزیابی ماشین‌های 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 مجموعه‌ی همگن از ماشین‌های خوب بر اساس اندازه‌گیری کارآیی فنی خالص برای هر ماشین با مدل BCC بود. استفاده از ارزیابی کارآیی متقابل برای افتراق بهتر بین ماشین‌های خوب و بد صورت گرفت. سپس از ماشین‌های خوب برای انتخاب بهترین ماشین CNC در فرآیند تصمیم‌گیری استفاده شد.

فناوری گروهی (GT) فلسفه‌ای است که به مرتب‌سازی ماشین‌ها به صورت حجره‌های تولید جهت تولید خانواده‌های قطعات با شکل‌ها و شرایط فرآوری مشابه مربوط می‌شود. سیستم تولید حجره‌ای (CMS) کاربردی از اصل GT برای تولید است. در CMS، چینش مبتنی بر شرایط پردازش محصولات است، که با چینمان سنتی در کارگاه‌ها که تجهیزات بر اساس کارکرد یا نوع فرآیند مشابه گروه‌بندی می‌شوند، متفاوت است.

Shafer و Bradford [۳۰] نشان دادند که چگونه می‌توان از DEA به همراه شبیه‌سازی کامپیوتری برای ارزیابی عملکرد روش‌های مختلف گروه‌بندی اجزای ماشین بدون وزن‌دهی قبلی استفاده کرد. آن‌ها از DEA با در نظر گرفتن ورودی‌ها و خروجی‌های متعدد برای شناسایی چینش‌های کارآی کارخانه استفاده کردند. کاربرد آن‌ها بینش‌های سودمندی را درباره‌ی کارآیی چینش‌های حجره‌ای مختلف برای مهندسان و مدیران تولید ارایه کرد.

Talluri و Sarkis [۳۱] برخی از مسایل مربوط به کارآیی شعاعی ساده‌ی استفاده شده توسط Shafer و Bradford [۳۰] را مورد توجه قرار داد، و استفاده از اندازه‌های کارآیی متقابل در DEA را برای ارزیابی چینش‌های حجره‌ای با ارایه‌ی بینش‌های مدیریتی بیشتر در مورد طراحی CMS نشان داد. پژوهش آن‌ها متمرکز بر شناسایی چینش‌های «مثبت کاذب» و محک‌هایی برای چینش‌های دارای عملکرد پایین بود. آن‌ها، به جای مجموعه‌ی مرجع سنتی استفاده شده در مطالعه‌ی Shafer و Bradford [۳۰]، از تحلیل خوشه‌ای برای شناسایی هدف‌های واقع‌گرایانه‌ی بیشتر جهت بهبود چینش‌های با عملکرد ضعیف استفاده کردند. مشکلات عملی مربوط به بهبود چینش‌های «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 بهینه‌ی اپراتورها پیشنهاد کردند. مطالعه‌ی آن‌ها متمرکز بر اندازه‌گیری کارآیی و تعیین کارآترین تعداد اپراتورها در CMS بود. چهل و هشت سناریوی شبیه‌سازی شده‌ی تخصیص نیروی کار با استفاده از DEA ارزیابی شد، و بهترین سناریوی تخصیص نیروی کار با استفاده از ارزیابی کارآیی

[Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-05-14]

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 کارآ شناسایی 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 ($j = ۱,\ldots,n$)، مقادیر ورودی را با نماد x_{ij} ($i = ۱,\ldots,m$) و مقادیر خروجی را با نماد y_{rj}، ($r = ۱,\ldots,s$) نشان می‌دهیم، که همه‌ی آن‌ها معلوم و نامنفی هستند. کارآیی AMT_j به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\theta_j = \frac{\sum_{r=۱}^{s} u_r y_{rj}}{\sum_{i=۱}^{m} v_i x_{ij}} \qquad (۱)$$

که در این‌جا u_r، ($r = ۱,\ldots,s$) و v_i، ($i = ۱,\ldots,m$) وزن‌هایی هستند که به ترتیب برای s خروجی و m ورودی تعیین شده‌اند.

۳-۱ مدل DEA برای اندازه‌گیری کارآیی نسبی خوشبینانه

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

$$\begin{aligned} Max \quad & \theta_o = \frac{\sum_{r=۱}^{s} u_r y_{ro}}{\sum_{i=۱}^{m} v_i x_{io}} \\ s.t. \quad & \\ & \theta_j = \frac{\sum_{r=۱}^{s} u_r y_{rj}}{\sum_{i=۱}^{m} v_i x_{ij}} \le ۱, \qquad j = ۱,\ldots,n, \\ & u_r, v_i \ge ۰, \quad r = ۱,\ldots,s, \quad i = ۱,\ldots,m. \end{aligned} \qquad (۲)$$

که در این‌جا 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:

[Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-05-14]

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

اگر مجموعه‌ای از وزن‌های مثبت u_r^*، ($r = 1,\dots,s$) و v_i^*، ($i = 1,\dots,m$) وجود داشته باشند تا $\theta_o^* = 1$ را تأمین کنند، آن‌گاه AMT_o کارآی DEA یا به اختصار کارآ نامیده می‌شود؛ در غیر این صورت، به آن غیرکارآی DEA می‌گویند. کارآیی خوشبینانه، در مقالات DEA، کارآیی CCR نیز نامیده می‌شود. برای n AMT مختلف، مدل LP (۳) جمعاً n بار، هر بار برای یک AMT، حل می‌شود. همه‌ی AMTهای کارآ یک مرز کارآ را تشکیل می‌دهند، و می‌توان آن‌ها را برای تحلیل بیشتر با هم گروه‌بندی کرد.

۳-۲ مدل DEA برای اندازه‌گیری کارآیی نسبی بدبینانه

کارآیی بدبینانه‌ی AMT_j نسبت به AMTهای دیگر با مدل کارآیی بدبینانه‌ی زیر اندازه‌گیری می‌شود [۳۴، ۳۵]:

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

که تفاوت آن با مدل مشهور CCR (۲) در این است که در اینجا، کارآیی AMT_j نسبت به دیگران در محدوده‌ی یک یا بالاتر کمینه‌سازی می‌شود، در حالی که در آن مدل، کارآیی آن در محدوده‌ی صفر و یک بیشینه‌سازی می‌شود.

با استفاده از تبدیل Charnes و Cooper [۳۳]، برنامه‌ریزی کسری (۴) فوق را می‌توان به طور هم‌ارز به مدل LP زیر تبدیل کرد:

[Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-05-14]

$$
\begin{aligned}
Min \quad & \varphi_o = \sum_{r=1}^{s} u_r y_{ro} \\
s.t. \quad & \\
& \sum_{r=1}^{s} u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^{m} v_i x_{ij} \geq 0, \quad j = 1,\ldots,n, \\
& \sum_{i=1}^{m} v_i x_{io} = 1, \\
& u_r, v_i \geq 0, \quad r = 1,\ldots,s, \quad i = 1,\ldots,m.
\end{aligned} \tag{۵}
$$

زمانی که مجموعه‌ای از وزن‌های مثبت u_r^* ($r = 1,\ldots,s$) و v_i^* ($i = 1,\ldots,m$) وجود داشته باشد تا $\varphi_o^* = 1$ را تأمین کند، می‌گوییم که AMT_o ناکارآی DEA یا ناکارآی بدبینانه است. در غیر این صورت، می‌گوییم که AMT_o غیرناکارآی بدبینانه است. مدل LP (۵) نیز n بار، هر بار برای یک AMT، حل می‌شود. همه‌ی AMTهای ناکارآی بدبینانه 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 بدبینانه از دیدگاه‌های مختلفی اندازه‌گیری می‌شوند، که منجر به دو رتبه‌بندی متفاوت برای AMTها می‌شود. لذا یک اندازه‌ی عملکرد کلی مورد نیاز است تا رتبه‌بندی کلی AMTها به دست آید. در این‌جا، ما یک اندازه‌ی عملکرد کلی جدید را برای رتبه‌بندی AMTها پیشنهاد می‌کنیم که به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$
L(\varphi_j^*, \theta_j^*) = \begin{cases} \dfrac{\varphi_j^* - \theta_j^*}{\ln \varphi_j^* - \ln \theta_j^*}, & \varphi_j^* \neq \theta_j^* \\ \varphi_j^*, & \varphi_j^* = \theta_j^* \end{cases} \quad j = 1,\ldots,n \tag{۶}
$$

که در اینجا θ_j^* و φ_j^* به ترتیب کارآیی‌های خوشبینانه و بدبینانه‌ی 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 بدبینانه تعیین می‌کند، روش DEA با مرز دوگانه می‌نامیم. مرز کارآیی مجموعه‌ای از AMTهای کارآ را مشخص می‌کند که عملکرد نسبتاً خوبی دارند، در حالی که مرز ناکارآیی مجموعه‌ای از AMTهای ناکارآ را مشخص می‌کند که به نسبت، عملکرد ضعیف‌تری دارند. بهترین AMT را معمولاً می‌توان از میان AMTهای کارآ انتخاب کرد. این را در قسمت بعد با مثال‌های عددی نشان می‌دهیم.

٤ کاربردها

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

[Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-05-14]

سودمندی روش DEA با مرز دوگانه را در انتخاب و توجیه AMT نشان می‌دهیم. مجموعه داده‌ها در کاربرگ‌های اکسل میکروسافت پیاده‌سازی می‌شوند و با حل کننده‌ی GAMS حل می‌شوند. مقایسه با نتایج به دست آمده از روش‌های دیگر مانند تحلیل کارآیی متقابل نیز در هر جا امکان‌پذیر باشد، ارایه می‌شود.

مثال ۱: *انتخاب یک سیستم تولید انعطاف‌پذیر* [۲۱]

مجموعه‌ای از ۱۲ FMS را در نظر بگیرید که ورودی‌ها و خروجی‌های آن‌ها در جدول ۱ نشان داده شده است. در این‌جا، ورودی ۱، *هزینه‌ی سالیانه‌ی عملیات و تنزل* است، که بر حسب $۱۰۰۰۰۰ اندازه‌گیری شده است؛ ورودی ۲، *فضای زیربنای لازم* برای هر سیستم اختصاصی است، که بر حسب هزار فوت مربع اندازه‌گیری شده است؛ خروجی‌ها عبارت‌اند از *بهبود در منافع کیفی*؛ *کارهای در جریان* (WIP) ؛ *تعداد متوسط کارهای معوقه*؛ و *متوسط بازده*، که با استفاده از AHP و شبیه‌سازی کامپیوتری به دست آمد.

برای داده‌های جدول ۱، مدل‌های DEAی (۳) و (۵) را به ترتیب برای هر یک از ۱۲ FMS اجرا می‌کنیم، تا کارآیی‌های خوشبینانه و بدبینانه‌ی آن‌ها به دست آید، که در جدول ۲ نشان داده شده است، که در این‌جا عملکرد کلی با معادله‌ی (۶) اندازه‌گیری می‌شود. از آن‌جا 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 محاسبه‌ی ماتریس کارآیی متقابل ندارد، و لذا ساده‌تر از روش Shang و Sueyoshi [۲۱] است.

جدول ۱. داده‌های ۱۲ سیستم تولید انعطاف‌پذیر

FMS	ورودی‌ها		خروجی‌ها			
	سرمایه 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

[Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-05-14]

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

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

مثال ۲: *انتخاب یک روبوت صنعتی* [۱۳۸]

انتخاب یک ماشین کنترل عددی با پشتیبانی روبوت بازوی متصل را در نظر بگیرید. پس از غربالگری اولیه بر اساس مشخصات فنی حداقل، ۱۲ روبوت صنعتی برای بررسی بیشتر باقی ماندند. جدول ۳ مشخصات ۱۲ روبوت صنعتی را نشان می‌دهد، که در آن *هزینه* به عنوان یک ورودی واحد در نظر گرفته شده است، و *ضریب جابه‌جایی*، *ظرفیت بار*، *تکرارپذیری*، و *سرعت* به عنوان چهار خروجی محسوب شده‌اند. از آن‌جا که مقادیر کمتر تکرارپذیری نشان دهنده‌ی عملکرد بهتر هستند، لذا از مقدار معکوس آن به عنوان خروجی استفاده می‌شود.

جدول ۳. داده‌های ورودی و خروجی ۱۲ روبوت صنعتی

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

[Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-05-14]

برای داده‌های ورودی و خروجی جدول ۳، مدل‌های DEAی (۳) و (۵) برای هر روبوت اجرا می‌شوند، تا کارآیی‌های خوشبینانه و بدبینانه‌ی ۱۲ روبوت صنعتی به دست آید. نتایج به همراه عملکرد کلی آن‌ها که با معادله‌ی (۶) تعیین می‌شود، در جدول ۴ نشان داده شده‌اند. از جدول ۴ روشن است که روبوت 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 اندازه‌های کارآیی متقابل تهاجمی، انتخاب کردند، و هم‌چنین، Karsak و Ahiska [۱۳] نیز آن را با استفاده از روش MCDM وزن‌های مشترک خود همان را انتخاب کردند. اما روش ما خیلی ساده‌تر از روش‌های آن‌ها است و استفاده از آن بسیار آسان است.

جدول ٤. ارزیابی ۱۲ روبوت صنعتی با استفاده از DEA با مرز دوگانه.

روبوت	کارآیی خوشبینانه	کارآیی بدبینانه	عملکرد کلی	رتبه‌بندی
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 ماشین‌های کنترل عددی کامپیوتری* [۲۸]

انتخاب یک ماشین CNC را از میان ۲۱ ماشین تراش CNC در نظر بگیرید، که از نظر یک ورودی، *هزینه‌ی سرمایه‌ای یک ماشین تراش CNC* (x_1) بر حسب دلار تایوان (NT$)، و شش خروجی، *محدوده‌ی 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. داده‌های ورودی و خروجی برای ۲۱ ماشین تراش CNC در جدول ۵ نشان داده شده است.

[Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-05-14]

جدول ۵. داده‌های ورودی و خروجی ۲۱ ماشین تراش CNC

ماشین تراش CNC	ورودی	خروجی‌ها					
	x_1	y_1	y_2	y_3	y_4	y_5	y_6
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 DEAی (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.

[Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-05-14]

جدول ٦. ارزیابی ۲۱ ماشین تراش CNC با استفاده از DEA با مرز دوگانه

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

مثال ٤: *اندازه‌گیری عملکرد جواب‌های دیگر برای گروه‌بندی اجزای ماشین در یک سیستم تولید حجره‌ای* [۳۰، ۳۱]

مجموعه‌ای از ۴۷ چینش کارخانه را که متناظر با جواب‌های دیگر فرمول‌بندی حجره‌ها است، در یک CMS در نظر بگیرید. چهل و هفت چینش از نظر دو ورودی، *تعداد کارگران* و *تعداد ماشین‌ها* و سه خروجی، *متوسط WIP*، *متوسط زمان جریان*، و *متوسط استفاده از کارگران*، مورد بررسی قرار گرفتند. داده‌های ۴۷ چینش کارخانه در جدول ۷ ارایه شده است. از آن‌جا که برای متوسط WIP و متوسط زمان جریان مقادیر کمتر ترجیح داده می‌شود، لذا مقادیر آن‌ها با تفریق کردن مقادیر اصلی از مقدار بیشینه، تبدیل شد. این تبدیل خطی را می‌توان به عنوان میزان بهبود در دو متغیر نسبت به چینش (DMUی) دارای بدترین عملکرد تعبیر کرد [۳۰].

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

[Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-05-14]

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

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

[Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-05-14]

چینش (DMU)	ورودی‌ها		خروجی‌ها		
	تعداد کارگران	تعداد ماشین‌ها	متوسط WIP	متوسط زمان جریان	متوسط بهره‌وری کارگر
۳۹	۱۷	۲۷	۱۹۶	۵/۹	۴۲/۰۶
۴۰	۲۷	۲۷	۱۶۴/۷	۴/۹	۲۶/۲۶
۴۱	۱۰	۲۹	۳۸۰۴۰	۱۵۳/۸	۴۴/۲۷
۴۲	۱۳	۲۹	۲۷۸۴۰	۱۰۱/۶	۴۲/۲۳
۴۳	۱۴	۲۹	۱۱۵۳۰	۱۷۸/۵	۴۶/۴۷
۴۴	۱۵	۲۹	۹۳۱	۲۷/۲	۴۷/۴۷
۴۵	۱۶	۲۹	۴۹۰	۱۴/۵	۴۴/۶۲
۴۶	۱۷	۲۹	۱۷۸	۵/۳	۴۱/۷۵
۴۷	۲۹	۲۴	۱۴۴/۲	۴/۳	۲۴/۳۹

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

چینش (DMU)	کارآیی خوشبینانه	کارآیی بدبینانه	عملکرد کلی	رتبه‌بندی
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

[Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-05-14]

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

۵ نتیجه‌گیری

انتخاب AMT یک مساله‌ی 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 دوگانه برای انتخاب و توجیه AMT معرفی کردیم. رویکرد DEAی پیشنهادی با مرز دوگانه نه فقط کارآیی‌های خوشبینانه‌ی AMTها 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، بزرگیِ دو کارآیی مختلف را در نظر می‌گیرد. رویکرد DEAی پیشنهادی با مرز دوگانه 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 دوگانه 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 وقت‌گیر و از نظر محاسباتی دشوار است، شناسایی کند. انتظار می‌رود که رویکرد DEAی 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.

[Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-05-14]

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.

[Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-05-14]

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.

[Downloaded from jamlu.lahijan.iau.ir on 2026-05-14]