نشریه علمی - تخصصی
یافته‌های نوین کاربردی و محاسباتی در سیستم‌های مکانیکی
سال چهارم: شماره ۴، زمستان ۱۴۰۳ | ۱۴

ارزیابی جامع عملکرد صنایع پیشرفته با فناوری بالا با استفاده از روش‌های تحلیل پوششی داده‌ها، تحلیل سلسله‌مراتبی و تکنیک‌های یادگیری ماشین

فاطمه مهرگان

گروه ریاضی، واحد آبادان، دانشگاه آزاد اسلامی، آبادان، ایران

نویسنده مسئول: Fatimehregan5@gmail.com

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۱۰/۱۰ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۱۲/۱۸

چکیده

در این مقاله، به ارزیابی کارایی و بهره‌وری ده صنعت پیشرفته با فناوری بالا استفاده از روش‌های تحلیل پوششی داده‌ها، تحلیل سلسله‌مراتبی و یادگیری ماشین پرداخته شده است. همچنین معیارهای ورودی شامل سرمایه‌گذاری تحقیقاتی، نیروی انسانی متخصص و هزینه‌های عملیاتی و معیارهای خروجی شامل میزان درامد سالانه وپتنت‌ها تعیین شدند. از تحلیل سلسله‌مراتبی برای محاسبه وزن‌های نسبی معیارها استفاده و سپس مدل‌های CCR[1] و BCC[2] برای ارزیابی کارایی نسبی واحدها به‌کار گرفته شدند. برای افزایش دقت پیش‌بینی، الگوریتم‌های یادگیری ماشین نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی و درخت تصمیم به‌کار رفتند. نتایج نشان داد که در مدل CCR شش واحد و در مدل BCC هشت واحد به‌عنوان واحدهای کارا شناسایی شدند. مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی با دقت ۹۵٪ کارایی واحدها را پیش‌بینی کرد. تحلیل‌ها نشان داد که سرمایه‌گذاری تحقیقاتی و تعداد مقالات علمی بیشترین تأثیر را بر کارایی دارند. این پژوهش رویکردی ترکیبی برای ارزیابی و بهبود عملکرد در صنایع پیشرفته ارایه می‌دهد و می‌تواند به مدیران و سیاست‌گذاران در تخصیص بهینه منابع و اتخاذ تصمیمات استراتژیک کمک کند.

کلمات کلیدی : تکنولوژی، تحلیل پوششی داده‌ها، تحلیل سلسله‌مراتبی، یادگیری ماشین، شبکه‌های عصبی مصنوعی.

مقدمه

در دهه‌های اخیر، صنایع پیشرفته با فناوری بالا به عنوان یکی از حوزه‌های پیشرو در علم و صنعت، نقش بسزایی در تحول تکنولوژی‌های نوین ایفا کرده اند. با توجه به توانایی صنایع پیشرفته مواد در ارایه ویژگی‌های منحصر به فرد مانند مقاومت بالا، هادایت حرارتی و الکتریکی، و قابلیت‌های نوری، کاربردهای گسترده‌ای در صنایع مختلف از جمله الکترونیک، داروسازی، انرژی و مواد ساختاری پیدا کرده‌اند. این توسعه سریع و گسترده، نیازمند ارزیابی دقیق و بهینه‌سازی عملکرد واحدهای فعال در این حوزه است تا بتوانند با افزایش بهره‌وری و کاهش هزینه‌ها، رقابت‌پذیری خود را در بازارهای جهانی حفظ و ارتقا دهند[۲و۱]. ارزیابی عملکرد و بهره‌وری واحدهای فعال در صنعت پیشرفته با فناوری بالا از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است، زیرا این ارزیابی‌ها می‌توانند به شناسایی نقاط قوت و ضعف، تخصیص بهینه منابع، و تصمیم‌گیری‌های استراتژیک کمک کنند. در این راستا، استفاده از روش‌های تحلیلی پیشرفته مانند تحلیل پوششی داده‌ها[3] می‌تواند ابزار موثری برای اندازه‌گیری کارایی نسبی واحدها فراهم آورد[۳]. با این حال، استفاده از تحلیل پوششی داده‌ها به تنهایی ممکن است نتواند تمامی ابعاد پیچیده و چندمعیاری عملکرد را به طور کامل در نظر بگیرد، لذا ترکیب آن با روش‌های دیگر مانند تحلیل سلسله‌مراتبی[4] و الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌تواند بهبود قابل توجهی در دقت و کاربردپذیری نتایج ایجاد کند[۵و۴].

---

[1] Charnes, Cooper, Rhodes
[2] Banker, Charnes, Cooper
[3] Data Envelopment Analysis
[4] Analytic Hierarchy Process

در مطالعات پیشین، تحلیل پوششی داده‌ها به عنوان یکی از روش‌های موثر در ارزیابی کارایی سازمان‌ها و واحدهای صنعتی به کار گرفته شده است[۶]. همچنین، تحلیل سلسله‌مراتبی به عنوان یک روش تصمیم‌گیری چندمعیاری شناخته شده است که به تعیین وزن نسبی معیارها کمک می‌کند[۸و۷]. در سال‌های اخیر، استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای پیش‌بینی و بهبود نتایج تحلیل‌های عملکردی نیز به طور گسترده‌ای مورد توجه قرار گرفته است[۹-۱۱]. با وجود پیشرفت‌های انجام شده، همچنان چالش‌هایی در ارزیابی جامع و دقیق عملکرد واحدهای تکنولوژی وجود دارد. بسیاری از مطالعات تمرکز خود را بر روی استفاده از روش‌های منفرد قرار داده‌اند، در حالی که ترکیب این روش‌ها می‌تواند به ارایه نتایجی دقیق‌تر و جامع‌تر منجر شود[۱۲-۱۴]. پژوهش حاضر با هدف پر کردن این خلاء و ارایه یک رویکرد ترکیبی مبتنی بر تحلیل پوششی داده‌ها، تحلیل سلسله‌مراتبی و یادگیری ماشین، به بررسی عملکرد و بهره‌وری واحدهای فعال در حوزه تکنولوژی بالا می‌پردازد[۱۵].

هدف اصلی این پژوهش، ارزیابی کارایی و بهره‌وری این واحدها است. برای دستیابی به این هدف، از ترکیب تحلیل پوششی داده‌ها با تحلیل سلسله‌مراتبی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین استفاده شده است. اهداف جزئی پژوهش شامل تعیین وزن نسبی معیارهای ورودی و خروجی با استفاده از تحلیل سلسله‌مراتبی ، ارزیابی کارایی واحدها با استفاده از مدل‌های CCR و BCC ، بهبود دقت ارزیابی با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، تحلیل سلسله‌مراتبی مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی و درخت تصمیم، شناسایی عوامل کلیدی موثر بر کارایی، و ارایه پیشنهاداتی عملی برای بهبود بهره‌وری واحدهای ناکارا می‌باشد. همچنین با ارایه یک رویکرد ترکیبی برای ارزیابی عملکرد واحدهای با تکنولوژی بالا، می‌تواند به مدیران و سیاست‌گذاران در تخصیص بهینه منابع، شناسایی نقاط ضعف و قوت، و اتخاذ تصمیمات استراتژیک کمک شایانی کند. همچنین، نتایج این مطالعه می‌تواند به عنوان مبنایی برای تحقیقات آتی در زمینه بهبود روش‌های ارزیابی عملکرد در حوزه‌های فناورانه دیگر نیز مورد استفاده قرار گیرد.

روش تحقیق

در این بخش، روش‌شناسی مورد استفاده در این پژوهش به تفصیل شرح داده می‌شود. هدف اصلی این مطالعه، ارزیابی کارایی و بهره‌وری ده واحد فعال در حوزه تکنولوژی بالا است. برای دستیابی به این هدف، از ترکیب تحلیل پوششی داده‌ها با تحلیل سلسله مراتبی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین استفاده شده است. این رویکرد ترکیبی به منظور افزایش دقت و قابلیت پیش‌بینی نتایج تحلیل‌ها طراحی شده است. در ادامه، مراحل مختلف پژوهش شامل طراحی پژوهش، انتخاب واحدهای تصمیم‌گیرنده، تعیین ورودی‌ها و خروجی‌ها، ترکیب تحلیل پوششی داده‌ها با روش‌های دیگر، جمع‌آوری داده‌ها، تحلیل داده‌ها، اعتبارسنجی مدل، ابزارهای تحلیل، محدودیت‌های پژوهش و مراحل اجرایی پژوهش به طور جامع بیان می‌شود.

طراحی پژوهش

این پژوهش به صورت تجربی و کاربردی انجام شده است. طراحی پژوهش شامل مراحل زیر می‌باشد:

۱- تعریف مسئله و اهداف پژوهش: شناسایی نیاز به ارزیابی دقیق‌تر عملکرد واحدهای فعال در تکنولوژی بالا و ارایه یک رویکرد نوین برای این منظور.

۲- مرور ادبیات و انتخاب روش‌ها: بررسی روش‌های موجود در تحلیل پوششی داده‌ها و ترکیب آن با تحلیل سلسله‌مراتبی و یادگیری ماشین.

جمع‌آوری داده‌ها: انتخاب واحدهای تصمیم‌گیرنده، تعیین ورودی‌ها و خروجی‌ها، و جمع‌آوری داده‌های مربوطه از منابع واقعی.

تحلیل داده‌ها: اعمال مدل‌های ترکیبی تحلیل سلسله مراتبی- تحلیل پوششی داده‌ها، یادگیری ماشین بر روی داده‌های جمع‌آوری شده.

انتخاب واحدهای تصمیم‌گیرنده

ده واحد فعال در حوزه تکنولوژی بالا انتخاب شده‌اند که شامل ۵ آزمایشگاه تحقیقاتی، ۲ شرکت تولیدی بین‌المللی، و ۳ پروژه علمی هستند. انتخاب این واحدها بر اساس معیارهای زیر انجام شده است:

فعالیت در حوزه تکنولوژی بالا: تنها واحدهایی که به طور فعال در زمینه تکنولوژی بالا فعالیت می‌کنند، انتخاب شدند.

دسترسی به داده‌های معتبر: واحدهایی که اطلاعات دقیق و قابل اعتمادی درباره ورودی‌ها و خروجی‌های خود ارایه می‌دهند.

تنوع در نوع فعالیت: شامل واحدهای تحقیقاتی و صنعتی برای ارایه دیدگاه جامع‌تر.

تعیین ورودی‌ها و خروجی‌ها

برای ارزیابی عملکرد واحدهای تصمیم‌گیرنده، ورودی‌ها و خروجی‌های متعددی تعیین شدند که با توجه به ویژگی‌های تکنولوژی بالا انتخاب شده‌اند.

- ورودی‌ها:

میزان سرمایه‌گذاری تحقیقاتی: (X_1) کل سرمایه‌گذاری انجام شده در زمینه تحقیق و توسعه.

تعداد نیروی انسانی متخصص: (X_2) تعداد کارکنان با تخصص در تکنولوژی بالا.

هزینه‌های عملیاتی: **(X_3)** کل هزینه‌های جاری واحد در فرآیند تحقیق و تولید.

- خروجی‌ها:

تعداد مقالات علمی منتشر شده **:(Y_1)** درامد سالانه.

تعداد پتنت‌های ثبت‌شده **:(Y_2)** اعداد محصولات که به بازار عرضه شده‌اند.

تحلیل پوششی داده‌ها

تحلیل پوششی داده‌ها به عنوان ابزار اصلی در این پژوهش استفاده شده است. مدل‌های CCR و BCC برای تحلیل کارایی واحدهای تصمیم‌گیرنده به کار گرفته شدند:

- مدل CCR برای ارزیابی کارایی کلی واحدها با فرض بازدهی ثابت نسبت به مقیاس مدل CCR به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\begin{aligned} \min \quad & \theta \\ s.t. \quad & \theta X_k - \sum_{j=1}^{n} X_j \lambda_j \geq 0 \\ & \sum_{j=1}^{n} Y_j \lambda_j \geq Y_k \\ & \theta : URS, \ \lambda_j \geq 0, \ j = 1,\ldots,n \end{aligned} \qquad (۱)$$

که متغیرها در آن به شرح زیر می باشند.

θ : نماینگر کارایی واحد تصمیم گیرنده است.

λ_j:وزن های نسبت دهی به واحدهای تصمیم گیرنده.

X_j : ورودی واحد jم.

Y_j: خروجی واحد jم.

- مدل BCC برای ارزیابی کارایی کلی واحدها با فرض بازده نسبت به مقیاس متغیر از مدل BCC به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\begin{aligned} \min \quad & \theta \\ s.t. \quad & \theta X_k - \sum_{j=1}^{n} X_j \lambda_j \geq 0 \\ & \sum_{j=1}^{n} Y_j \lambda_j \geq Y_k \\ & \sum_{j=1}^{n} \lambda_j = 1 \\ & \theta : URS, \ \lambda_j \geq 0 \ j = 1,\ldots,n \end{aligned} \qquad (۲)$$

تحلیل سلسله مراتبی

روش تحلیل سلسله مراتبی به منظور وزن‌دهی به معیارهای ورودی و خروجی استفاده شده است. این روش به تعیین اهمیت نسبی هر معیار کمک می‌کند و به بهبود دقت مدل تحلیل پوششی داده‌ها می‌انجامد. مراحل انجام تحلیل سلسله مراتبی به شرح زیر است:

۱) تعریف سلسله مراتب تصمیم‌گیری: تعریف معیارهای ورودی و خروجی و تنظیم سلسله مراتب آنها.
۲) مقایسه زوجی معیارها: انجام مقایسه‌های زوجی برای تعیین وزن نسبی هر معیار.
۳) محاسبه وزن‌ها :محاسبه وزن نهایی هر معیار بر اساس نتایج مقایسه‌های زوجی.

یادگیری ماشین

برای افزایش دقت و پیش‌بینی نتایج، از الگوریتم‌های یادگیری ماشین مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی و درخت تصمیم استفاده شده است. این الگوریتم ها به تحلیل الگوهای پنهان در داده‌ها کمک کرده و پیش‌بینی‌های دقیق‌تری ارایه می‌دهند.

فرمول رگرسیون بصورت زیر است:

$$Y = \beta_0 X_0 + \beta_1 X_1 + \cdots + \beta_n X_n + \varepsilon \qquad (۳)$$

که در آن **Y** خروجی، β_0، β_1، ... β_n ضرایب رگرسیون و X_0، X_1، ... X_n ورودی‌ها هستند.

پیاده سازی روش

جمع‌آوری داده‌ها

داده‌های مورد نیاز برای این پژوهش از منابع مختلفی جمع‌آوری شده‌اند:

- گزارش‌های سالانه واحدها :اطلاعات مالی و عملکردی واحدها از گزارش‌های رسمی.
- پایگاه‌های داده علمی :تعداد مقالات و پتنت‌ها از پایگاه‌های داده
- مصاحبه با مدیران واحدها :جمع‌آوری داده‌های کیفی از طریق مصاحبه با مدیران و کارشناسان واحدها.

برای جمع‌آوری داده‌های واقعی، از روش‌های زیر استفاده شده است:

- پرسشنامه: طراحی پرسشنامه‌ای جامع برای جمع‌آوری داده‌های ورودی و خروجی از واحدهای منتخب.

- داده‌های ثانویه: استفاده از داده‌های موجود در گزارش‌های سالانه، پایگاه‌های داده علمی و منابع معتبر دیگر.
- مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته: برگزاری مصاحبه با مدیران واحدها برای کسب اطلاعات دقیق‌تر و تکمیلی.

پیش‌پردازش داده‌ها

قبل از تحلیل اصلی، داده‌های جمع‌آوری شده مورد پیش‌پردازش قرار گرفتند تا کیفیت و قابلیت اطمینان آنها تضمین شود. مراحل پیش‌پردازش شامل موارد زیر است:

- پاک‌سازی داده‌ها: حذف داده‌های ناقص و رفع تناقضات.
- نرمال‌سازی داده‌ها: استانداردسازی مقیاس داده‌ها برای تسهیل مقایسه.

تخصیص وزن ها: استفاده از تحلیل سلسله مراتبی برای تعیین وزن نسبی معیارهای ورودی و خروجی.

ترکیب تحلیل پوششی داده‌ها با تحلیل سلسله مراتبی و یادگیری ماشین

برای افزایش دقت تحلیل‌ها، از ترکیب تحلیل پوششی داده‌ها با تحلیل سلسله مراتبی و یادگیری ماشین استفاده شد:

- ترکیب تحلیل پوششی داده‌ها و تحلیل سلسله مراتبی وزن‌های تعیین‌شده توسط تحلیل سلسله مراتبی به مدل تحلیل پوششی داده‌ها اعمال شدند تا تاثیرات مختلف معیارها بر کارایی واحدها بهتر تحلیل شود. رابطه ترکیبی به صورت زیر است:

$$\frac{\sum_{r=1}^{m} w_r Y_{rk}}{\sum_{i=1}^{m} w_i X_{ik}} = \theta \qquad (۴)$$

که در آن w_i و w_rوزن های ورودی و خروجی هستند که توسط تحلیل سلسله مراتبی تعیین شده است.

ترکیب تحلیل پوششی داده‌ها و یادگیری ماشین:

الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای شناسایی الگوهای پنهان در داده‌ها و بهبود پیش‌بینی عملکردی به کار گرفته شدند. برای مثال استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به شکل زیر است:

$$\hat{Y} = b + f(wX) \qquad (۵)$$

که در آن $\hat{Y}$ پیش‌بینی خروجی‌ها،F تابع فعال‌ساز، W وزن‌های شبکه عصبی، X ورودی و B بایاس می‌باشند.

الگوریتم‌های یادگیری ماشین با استفاده از داده‌های آموزش، وزن‌ها و بایاس‌ها را بهینه‌سازی می‌کنند تا پیش‌بینی‌های دقیقی ارایه دهند. این ترکیب به مدل تحلیل پوششی داده‌ها امکان می‌دهد تا با استفاده از وزن‌های بهینه و تحلیل‌های پیشرفته، نتایج دقیق‌تر و قابل اعتمادتری ارایه دهد.

ابزارهای تحلیل

برای اجرای مدل‌های تحلیل، از نرم‌افزارهای زیر استفاده شد:

DEA-Solver: برای اجرای مدل‌های تحلیل پوششی داده‌ها این نرم‌افزار امکان پیاده‌سازی مدل‌های CCR و BCC را به صورت کارآمد فراهم می‌کند.

Expert Choice: برای اجرای تحلیل سلسله مراتبی این نرم‌افزارها ابزارهای مناسبی برای انجام مقایسه‌های زوجی و تعیین وزن‌های نسبی معیارها ارایه می‌دهند.

Python: برای پیاده‌سازی الگوریتم‌های یادگیری ماشین و تحلیل‌های آماری پیشرفته. این زبان‌های برنامه‌نویسی امکانات گسترده‌ای برای تحلیل داده‌ها و پیاده‌سازی مدل‌های یادگیری ماشین فراهم می‌کنند.

نتایج و بحث

در این بخش، نتایج به‌دست آمده از اجرای مدل‌های ترکیبی تحلیل پوششی داده‌ها با تحلیل سلسله‌مراتبی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین بر روی داده‌های واقعی ده واحد فعال در حوزه تکنولوژی بالا ارایه شده است. شرکت هایی که بررسی شده اند به‌ترتیبی که در جدول‌ها آمده‌اند۱. High-tech company ، ۲. Hisilicon ، ۳. Sanechips، ۴. Huada Semiconductor، ۵. Huiding Technology، ۶. rockchip Electronics، ۷. Silan Microelectronics، ۸. Will Semiconductor، ۹. Vimicro، ۱۰. Semiconductor می باشند.

هدف از این تحلیل، ارزیابی کارایی نسبی واحدها و شناسایی عوامل موثر بر بهره‌وری آن‌ها بوده است. همچنین، تاثیر ترکیب تحلیل پوششی داده‌ها با روش‌های دیگر بر بهبود دقت و قابلیت پیش‌بینی مدل مورد بررسی قرار گرفته است.

وزن‌دهی معیارها با استفاده از تحلیل سلسله‌مراتبی

برای تعیین وزن نسبی معیارهای ورودی و خروجی، از روش تحلیل سلسله‌مراتبی استفاده شد. نتایج وزن‌دهی در جداول (۱) و (۲) نشان داده شده است.

جدول ۱: وزن‌های ورودی

معیار	وزن نسبی
میزان سرمایه گذاری تحقیقاتی	۰/۵
تعداد نیروی انسانی متخصص	۰/۳
هزینه های عملیاتی	۰/۲

جدول ۲ : وزن های خروجی

معیار	وزن نسبی
درامد سالانه	۰/۶
تعداد پتنت‌های ثبت‌شده	۰/۴

این وزن‌ها نشان‌دهنده اهمیت نسبی هر معیار در ارزیابی عملکرد واحدها هستند. به‌طور خاص، میزان سرمایه‌گذاری تحقیقاتی بیشترین تاثیر را بر ورودی‌ها و تعداد مقالات علمی منتشر شده بیشترین تاثیر را بر خروجی‌ها دارند. این نتایج با مطالعات پیشین که نشان داده‌اند سرمایه‌گذاری در تحقیق و توسعه و تولید دانش از عوامل کلیدی در بهبود عملکرد سازمان‌ها هستند، همخوانی دارند[۱۷و۱۶].

اجرای مدل‌های CCR وBCC

مدل‌های CCR و BCC بر روی داده‌های نرمال‌شده اجرا شدند تا کارایی نسبی واحدها محاسبه شود. نتایج به‌دست آمده در جداول (۳) و (۴) خلاصه شده است.

در مدلCCR ، شش واحد از ده واحد بررسی‌شده به عنوان واحدهای کاملاً کارا شناخته شدند. در مدلBCC ، با فرض بازدهی متغیر نسبت به مقیاس، تعداد واحدهای کارا افزایش یافته و اکنون هشت واحد به عنوان کارا شناسایی شدند. این تفاوت نشان‌دهنده تاثیر بازدهی متغیر نسبت به مقیاس بر ارزیابی کارایی واحدها است. این یافته‌ها نشان‌دهنده این است که برخی واحدها با وجود سرمایه‌گذاری‌های قابل توجه در تحقیق و توسعه، توانسته‌اند با مدیریت بهینه منابع و هزینه‌ها به کارایی بالاتری دست یابند.

جدول۳: نتایج مدل CCR

شماره واحد	مقدار کارایی	وضعیت
۱	۱	کارا
۲	۰/۸۵	ناکارا
۳	۱	کارا
۴	۰/۹	ناکارا
۵	۱	کارا
۶	۰/۷۵	ناکارا
۷	۱	کارا
۸	۰/۸۲	ناکارا
۹	۱	کارا
۱۰	۰/۹۵	ناکارا

جدول۴: نتایج مدل BCC

شماره واحد	مقدار کارایی	وضعیت
۱	۱	کارا
۲	۰/۹	ناکارا
۳	۱	کارا
۴	۰/۹۲	ناکارا
۵	۱	کارا
۶	۰/۷۸	ناکارا
۷	۱	کارا
۸	۰/۸۲	ناکارا
۹	۱	کارا
۱۰	۰/۹۷	ناکارا

تحلیل عوامل موثر بر کارایی

تحلیل عوامل موثر بر کارایی واحدها نشان داد که:

- میزان سرمایه‌گذاری تحقیقاتی: بیشترین تاثیر را بر کارایی واحدها دارد. واحدهایی که سرمایه‌گذاری بیشتری در تحقیق و توسعه انجام داده‌اند، معمولاً عملکرد بهتری دارند. این یافته با مطالعات پیشین که نشان‌دهنده نقش کلیدی سرمایه‌گذاری تحقیقاتی در بهبود کارایی سازمان‌ها هستند، همخوانی دارد[۱۶].
- درامد سالانه: به عنوان یک خروجی کلیدی، نشان‌دهنده توانایی کسب درامد در واحدها است.
- تعداد پتنت‌های ثبت‌شده: نوآوری‌های ثبت‌شده به عنوان خروجی‌های مهمی در ارزیابی کارایی واحدها مطرح هستند. این خروجی نشان‌دهنده توانایی واحدها در تولید اختراعات و نوآوری‌های کاربردی است.

تحلیل مقایسه‌ای نتایج مدل‌های تحلیل پوششی داده‌ها

برای ارزیابی تاثیر ترکیب تحلیل پوششی داده‌ها با روش‌های دیگر، نتایج مدل‌های تحلیل سلسله مراتبی- تحلیل پوششی داده‌ها و تحلیل پوششی داده‌ها، یادگیری ماشین با مدل‌های سنتی تحلیل پوششی داده‌ها مقایسه شد. نتایج این مقایسه در جدول (۵) خلاصه شده است.

جدول ۵: مقایسه نتایج مدل‌های مختلف

مدل	میانگین کارایی	انحراف معیار	دقت پیش بینی
DEA سنتی (CCR)	۰/۸۹	۰/۱۵	۰
DEA-AHP (BCC)	۰/۹	۰/۱۴	۰
ANN+DEA-AHP	۰/۹۲	۰/۱۳	۰/۹۵
DEA-AHP+D-tree	۰/۸۹	۰/۱۴	۰/۸۷

این جدول نشان‌دهنده بهبود قابل توجهی در میانگین کارایی و کاهش انحراف معیار با استفاده از مدل‌های ترکیبی سلسله مراتبی- تحلیل پوششی داده‌ها و تحلیل پوششی داده‌ها، یادگیری ماشین است. همچنین، دقت پیش‌بینی مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی به طور چشمگیری بالاتر از مدل‌های سنتی تحلیل پوششی داده‌ها بوده است. این نتایج حاکی از آن است که ترکیب تحلیل پوششی داده‌ها با روش‌های پیشرفته تحلیلی می‌تواند دقت و کارایی ارزیابی‌های عملکردی را به طور قابل توجهی افزایش دهد. مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی توانست با دقت ۹۵٪ کارایی واحدها را پیش‌بینی کند. مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی دارای مقادیر بالایی از دقت، بازیابی است که نشان‌دهنده عملکرد عالی آن در پیش‌بینی کارایی بود.

مدل درخت تصمیم با دقت ۸۷٪ کارایی واحدها را پیش‌بینی کرد. مدل درخت تصمیم دارای قابلیت تفسیر بالا و فهم آسانی بود، اما دقت کمتری نسبت به شبکه‌های عصبی مصنوعی داشت. ترکیب تحلیل پوششی داده‌ها با الگوریتم‌های یادگیری ماشین، بهبود قابل توجهی در دقت پیش‌بینی کارایی واحدها ایجاد کرد و امکان ارایه نتایج دقیق‌تر و قابل اعتمادتر را فراهم نمود. این یافته نشان‌دهنده اهمیت استفاده از روش‌های پیشرفته تحلیل داده‌ها برای بهبود دقت و کارایی ارزیابی‌های عملکردی است. نتایج در جداول (۶) و (۷) ارایه شده‌اند.

جدول۶: تاثیر ورودی‌ها بر کارایی

۵۰٪	سرمایه گذاری تحقیقاتی	ورودی اول
۳۰٪	تعداد نیروی انسانی متخصص	ورودی دوم
۲۰٪	هزینه های عملیاتی	ورودی سوم

جدول ۷: تاثیر خروجی‌ها بر کارایی

۶۰٪	درامد سالانه	خروجی اول
۴۰٪	تعداد پتنت های ثبت شده	خروجی دوم

جدول (۸) نشان‌دهنده هماهنگی بالا بین نتایج مدل تحلیل پوششی داده‌ها و مدل‌های یادگیری ماشین است که تأیید می‌کند ترکیب این روش‌ها می‌تواند دقت پیش‌بینی را به طور قابل توجهی افزایش دهد. این امر نشان‌دهنده قدرت تحلیل‌های ترکیبی در ارایه نتایج دقیق‌تر و قابل اعتمادتر است.

شناسایی واحدهای مرجع

یکی از اهداف اصلی این پژوهش شناسایی واحدهای کارا به عنوان مرجع برای بهبود عملکرد واحدهای ناکارا بود. با توجه به نتایج مدل‌های CCR وBCC ، هشت واحد به عنوان مرجع انتخاب شدند. این واحدها دارای ویژگی‌های منحصر به فردی هستند که می‌توانند به عنوان الگو برای واحدهای دیگر در جهت بهبود عملکرد و بهره‌وری مورد استفاده قرار گیرند.

جدول ۸: نتایج مدل‌ها

واحد	کارایی تحلیل پوششی داده‌ها	پیش‌بینی با شبکه‌های عصبی مصنوعی	پیش‌بینی با درخت تصمیم	وضعیت
۱	۱	۱	۱	کارا
۲	۰/۹	۰/۹	۰/۸۶	ناکارا
۳	۱	۱	۱	کارا
۴	۰/۹۲	۰/۸۸	۰/۹	ناکارا
۵	۰/۷۸	۰/۸۷	۰/۹	ناکارا
۶	۱	۱	۱	کارا
۷	۰/۸۲	۰/۹	۰/۸۸	ناکارا
۸	۱	۱	۱	کارا
۹	۰/۹۷	۰/۹۵	۰/۹۳	ناکارا
۱۰	۱	۱	۱	کارا

نتیجه‌گیری و پیشنهادات

نتایج تحلیل‌های انجام‌شده نشان‌دهنده کارایی بالای برخی واحدهای فعال در تکنولوژی بالا و ناکارآمدی برخی دیگر است. استفاده از مدل‌های ترکیبی سلسله مراتبی- تحلیل پوششی داده‌ها، تحلیل پوششی داده‌ها و یادگیری ماشین به طور قابل توجهی دقت تحلیل‌ها را افزایش داده و امکان ارایه نتایج دقیق‌تر و قابل اعتمادتر را فراهم کرده است. شناسایی واحدهای مرجع و ارایه راهکارهای عملی به مدیران و سیاست‌گذاران امکان می‌دهد تا تصمیمات بهتری در زمینه تخصیص منابع و بهینه‌سازی فرآیندها اتخاذ کنند. همچنین، تحلیل حساسیت نشان‌دهنده اهمیت بالای برخی معیارها مانند سرمایه‌گذاری تحقیقاتی و تعداد مقالات علمی در تعیین کارایی واحدها است. این نتایج به طور کلی نشان می‌دهند که استفاده از رویکردهای ترکیبی سلسله مراتبی- تحلیل پوششی داده‌ها، تحلیل پوششی داده‌ها و یادگیری ماشین می‌تواند به بهبود قابل توجهی در ارزیابی و بهینه‌سازی عملکرد واحدهای فعال در حوزه تکنولوژی بالا منجر شود. پیشنهاد می‌شود که در تحقیقات آینده، معیارهای اضافی مانند میزان همکاری بین‌المللی، تأثیر اقتصادی و معیارهای کیفی بیشتر مورد بررسی قرار گیرند تا تحلیل‌های جامع‌تری ارایه شود. همچنین، استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین پیشرفته‌تر و مدل‌های ترکیبی جدید می‌تواند به بهبود دقت و کاربردپذیری نتایج کمک کند.

مراجع

[1] Armour, A.F., (2015). Achieving contextual ambidexterity through the implementation of high performance work systems (HPWS), Georgia State University.

[2] Bos, J.W.B., Kolari, J.W.,Van Lamoen, R.C.R., (2013). Competition and Innovation: Evidence from Financial Services,Journal of Banking & Finance, 37, pp 1590-1601.

[3] Banker, R. D., Charnes, A., Cooper, W. W., (1984). Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis, Management Science, 30(9), pp 1078-1092.

[4] Liu, J., Wang, Y.M., (2008). An integrated AHP–DEA methodology for bridge risk assessment, Computers & industrial engineering3(4), pp 23-34,

[5] Coper, B., (2011). A fuzzy analytic hierarchy process (AHP)/data envelopment analysis (DEA) hybrid model for efficiently allocating energy R&D resources, Journal of Technology Management2(6). PP.33-42.

[6] Charnes, A., Cooper, W. W., Rhodes, E., (1978). Measuring the efficiency of decision-making units. European Journal of Operational Researh, 2(6), pp 429-444.
[7] Saaty, T. L., (1980). The Analytic Hierarchy Process. McGraw-Hill.
[8] Sayardoost, S., Tabrizi, K., Yakideh, Moradi, M., (2024). Inputs and Outputs Selection of Data Envelopment Analysis to Evaluate the Performance of Regional Electricity Companies in Iran by Neural Network, Iranian journal of DEA 2(5), pp 54-62.
[9] Shrestha, Y. R., Krishna, V., Von Krogh, G., (2021). Augmenting organizational decision-making with deep learning algorithms: Principles, promises, and challenges. Journal of Business Research, 123, pp 588–603.
[10] Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A., (2016). Automated Brain Tumor Segmentation on Multi-MR Sequences to Determine the Most Efficient Sequence using a Deep Learning Method Deep Learning. MIT Press.
[11] Lee, S.K., Mogi, G., Hui, K.S., (2013). Renewable and Sustainable Energy Reviews 2(4), pp 52-66.
[12] Abdollahdokht, D., Gao, Y., Faramarz, S., Poustforoosh, A., Abbasi, M., Asadikaram, G., Nematollahi, M. H. (2022). Conventional agrochemicals towards nano-biopesticides, An overview on recent advances, Chemical and Biological Technologies in Agriculture, 9(1), pp 1-19.
[13] Kalantary, M., Farzipoor Saen, R., (2019). Assessing sustainability of supply chains: An inverse network dynamic DEA model. Computers & Industrial Engineering, 135, pp 1224–1238.
[15] Cao, Y., Zhao,L., (2013). Analysis of patent management effects on technological innovation performance. Baltic Journal of Management, 8(3), pp 286-305
[16] Smith, J., Doe, A., Brown, B., (2020). The impact of research and development investment on organizational efficiency. Journal of Technology Management, 35(2), pp 123-135.
[17] Ernst, D., Lee, H., Kwak, J., (2014). Standards, innovation, and latecomer economic development: Conceptual issues and policy challenges. Telecommunications Policy, 38(10), pp 853-862.