

تحلیل و پیش‌بینی کارایی با رویکرد تحلیل پوششی داده‌ها و داده کاوی

محمد حسین علی مددی^۱، مهرزاد نوابخش^۲، اشکان حافظ‌الکتاب^۳

چکیده

زمینه و هدف: تحلیل و پیش‌بینی کارایی در سازمان‌ها برای ارزیابی عملکرد واحدها و برنامه‌ریزی برای بهبود عملکرد واحدها از اهمیت زیادی برخوردار است. هدف این پژوهش تحلیل و پیش‌بینی کارایی نسبی شعب تأمین اجتماعی کشور است. بر این اساس، در این مطالعه چارچوبی برای برآورد ارزش آینده کارایی واحدها با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی ایجاد شده است.

روش‌شناسی: در این پژوهش با استفاده از روش نا پارامتریک تحلیل پوششی داده‌ها و تئوری بازی‌ها، شکاف‌های تحقیق در زمینه اندازه‌گیری کارایی هزینه و تکنیکی در یک زنجیره تأمین دو سطحی در شرایط ثبات قیمت و عدم ثبات قیمت پوشش داده شده است.

یافته‌ها: ابتدا کارایی شعب با استفاده از روش تحلیل پوششی داده‌ها محاسبه شده و سپس دسته‌بندی کارایی‌ها انجام شده است. در این پژوهش بر اساس کارایی‌های گذشته واحدها و محاسبه کارایی هزینه آن‌ها در سال‌های متوالی کارایی آتی واحدها با استفاده از تابع سری زمانی پیش‌بینی شد.

نتیجه‌گیری: مدیران باید نوعی سیستم جمع‌آوری و پردازش داده‌ها پیاده‌سازی کنند و به طور مرتب خوشه‌بندی و پیش‌بینی کارایی برای ماه‌ها و سال‌های آینده انجام دهند و بر اساس آن بر بهبود و بهینه‌سازی ورودی‌ها و خروجی‌ها بپردازند.

کلیدواژه‌ها: کارایی، تحلیل پوششی داده‌ها، داده کاوی، شبکه‌های عصبی.

-
۱. دانشجوی دکتری گروه مهندسی صنایع، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. رایانامه: mh_alimadadi@yahoo.com
 ۲. دانشیار گروه مهندسی صنایع، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. رایانامه: m_navabakhsh@azad.ac.ir
 ۳. استادیار گروه مهندسی صنایع، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. رایانامه: a_hafez@azad.ac.ir

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۸/۰۸/۰۳

تاریخ پذیرش نهایی مقاله: ۱۳۹۸/۱۱/۲۴

نویسنده مسئول مقاله: مهرزاد نوابخش

مقدمه

برای سبقت از رقبا در دنیای رقابتی امروز هر سازمانی باید از جایگاه واقعی خود آگاهی کاملی داشته باشد. سازمان‌ها برای تعیین جایگاه خود باید وضعیت موجود و عملکردشان را مورد ارزیابی دقیق قرار دهند. معیارهای مختلفی در سال‌های اخیر برای ارزیابی عملکرد سازمان‌ها مورد استفاده قرار گرفته است. یکی از مهم‌ترین و پرکاربردترین آن‌ها معیار کارایی است (چارنز و همکاران، ۱۹۸۶). روش‌های بسیاری برای اندازه‌گیری امتیاز کارایی در تحقیقات گذشته مطرح شده است. در مقایسه بین تمامی مدل‌ها، تحلیل پوششی داده‌ها روش بهتری برای سازماندهی و تحلیل داده‌ها است؛ زیرا اجازه می‌دهد که کارایی در طول زمان تغییر کند و به هیچ‌گونه پیش فرضی در مورد مرز کارایی نیاز ندارد. همچنین امکان لحاظ چندین ورودی و چندین خروجی را برای هر واحد تصمیم‌گیری دارد (چارنز و همکاران، ۱۹۷۸).

تحلیل پوششی داده‌ها از مهم‌ترین تکنیک‌های پارامتری در اندازه‌گیری کارایی است که با استفاده از مدل‌سازی ریاضی، کارایی نسبی واحدهای مورد ارزیابی را می‌سنجد. ضعف مدل‌های سنتی در ارزیابی عملکرد فرآیندهای دارای ساختار شبکه‌ای محققان را بر آن داشت تا به توسعه مدل‌هایی برای غلبه بر این مشکل بپردازند (جانیکی، ۲۰۰۰؛ پری‌تو و همکاران، ۲۰۰۷). به طور کلی، تحلیل پوششی داده‌های شبکه‌ای به دسته‌ای از مدل‌ها اطلاق می‌شود که برخی خصوصیات مشترک دارند (نمونو و گوتو، ۱۹۹۹؛ نموتو و گوتو، ۲۰۰۳). این مدل‌ها فرمول‌بندی مشخصی ندارند و بر اساس ساختار شبکه و واحد مورد مطالعه فرموله می‌شوند. احتمال وجود چنین ساختارهایی اولین بار توسط چارنز و همکاران^۱ مورد بحث قرار گرفت. از آن زمان به بعد، تحقیقات زیادی در مورد شناسایی و مدل‌سازی چنین ساختارهایی صورت گرفته است. به گونه‌ای که برخی از محققان مدل‌هایی را برای ارزیابی کارایی تحت شرایط خاص توسعه داده‌اند، برخی دیگر خواص و ویژگی‌های مدل‌ها را بررسی کرده‌اند و باقیمانده هم مدل‌های موجود را برای حل مسائل دنیای واقعی به کار برده‌اند (لین و همکاران، ۲۰۰۸).

فار و گروسکوپف^۲ و فار و همکاران چندین مدل تحلیل پوششی داده‌ها شبکه‌ای ارائه کردند که این مدل‌ها می‌تواند برای توسعه حالت‌های مختلف مدل تحلیل پوششی داده‌ها سنتی استفاده شود (فار و همکاران، ۱۹۹۵؛ فار و همکاران، ۱۹۹۷؛ فار

1. Charnes
2. Fare and Grosskopf

و همکاران، ۲۰۰۷). اولین دسته، مدل‌های ایستا^۱ هستند که مانند مدل تحلیل پوششی داده‌ها سنتی بعد زمان را در نظر نمی‌گیرد، ولی قادر است فرآیندهای داخلی سیستم را مدل کند. در این نوع مدل‌ها، برخی خروجی‌های فرآیندهای خاص به عنوان ورودی فرآیندهای دیگر مصرف می‌شوند. مدل‌های دو مرحله‌ای تحلیل پوششی داده‌ها نوع خاصی از این دسته از مدل‌ها هستند. دسته دوم، مدل‌های پویا^۲ هستند که در آن‌ها، برخی از خروجی‌های یک فرآیند در یک دوره به عنوان ورودی‌های همان فرآیند در دوره بعد استفاده می‌شوند و می‌توان آن‌ها را به صورت معیارهای میانی در واحد زمان در نظر گرفت. دسته سوم، مدل‌های پذیرش فناوری یا جریان مشترک^۳ هستند که به منظور تخصیص مناسب منابع بین مراحل مختلف فناوری‌های تولید به کار گرفته می‌شوند.

تحلیل پوششی داده‌های شبکه‌ای به عنوان نوع خاصی از مدل‌های تحلیل پوششی داده‌ها شناخته نمی‌شود، بلکه به گروهی از مدل‌ها که دارای برخی ویژگی‌های مشترک هستند اطلاق می‌شود. مدل‌های مختلفی برای محاسبه‌ی کارایی سیستم‌های تحلیل پوششی داده‌های شبکه‌ای توسعه داده شده است. کاو^۴ این مدل‌ها را در نه دسته مدل مستقل، مدل مبتنی اندازه‌گیری فاصله سیستم، مدل اندازه‌گیری فاصله فرآیند، مدل اندازه‌گیری فاصله عامل، مدل اندازه‌گیری مبتنی بر متغیرهای کمبود و مازاد، مدل کارایی سیستم دارای حالت نسبی^۵، مدل کارایی فرآیند دارای حالت نسبی، مدل مبتنی بر نظریه بازی‌ها و مدل مبتنی بر ارزش طبقه‌بندی کرده است (کاو، ۲۰۰۹). فار و گروسکوپف مبتنی بر تحقیقات شپهارد^۶ و شپهارد و فار مجموعه‌ای از مدل‌ها را به منظور پرداختن به ساختارهایی ارائه کردند که تحلیل پوششی داده‌ها سنتی از پرداختن به آن‌ها عاجزند (شپهارد و همکاران، ۱۹۷۰؛ شپهارد و همکاران، ۱۹۷۵). منظور مدیریت بهتر سازمان‌ها لازم است با استفاده از روش‌های کارآمد، کارایی سازمان را پیش‌بینی کرد. در این تحقیق با استفاده از تکنیک‌های داده کاوی و شبکه‌های عصبی و با کشف الگوهای پنهان، کارایی برای سال‌های آینده انجام پیش‌بینی می‌شود (کاو، ۲۰۱۴).

1. Static
 2. Dynamic
 3. Shared flow or technology adoption model
 4. Kao
 5. Ratio-form
 6. Shepard

پیشینه پژوهش

چن و همکارانش از مدل مجموع وزن برای محاسبه کارایی متمرکز زنجیره تأمین استفاده کردند و سپس به تفکیک کارایی اجزاء زنجیره تأمین پرداختند (چن و همکاران، ۲۰۰۹؛ چن و همکاران، ۲۰۰۶؛ چن و همکاران، ۲۰۰۴). لییانگ و همکارانش از جمله اولین کسانی بودند که از مفهوم تئوری بازی‌ها برای محاسبه کارایی زنجیره تأمین استفاده کردند. او در مقاله‌اش با استفاده از بازی استکلبرگ یا بازی رهبر-پیرو، به محاسبه کارایی هر یک از اجزاء زنجیره تأمین پرداخت. مقالات زیادی از روش لییانگ استفاده کردند و به بررسی کارایی زنجیره تأمین در شرایط عدم همکاری بین اجزاء پرداختند.

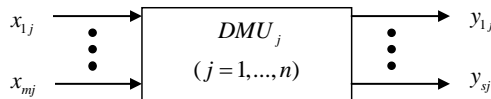
پیشینه تجربی

در سال ۲۰۱۰ مدل چانه زنی نش در مقاله‌ای برای محاسبه کارایی با فرض همکاری در بین اجزاء زنجیره تأمین مورد استفاده قرار گرفت. این مقاله برای محاسبه کارایی در حالت همکاری با استفاده از رویکرد چانه‌زنی نش به یک مدل غیر خطی دست یافت که با خطی کردن آن مدل به محاسبه کارایی اجزاء زنجیره تأمین می‌پردازد. مقالات زیادی از روش چانه زنی نش استفاده کردند و به بررسی کارایی زنجیره تأمین در شرایط همکاری بین اجزاء پرداختند. بر اساس پژوهش‌ها مشخص شده است که کارایی هزینه با توجه به اهمیت و ضرورت بسیار زیادش در زنجیره تأمین مطالعه نشده است و روش‌های همکاری و غیر همکاری در دو حالت قیمت ثابت در بلندمدت و قیمت متغیر در کوتاه مدت مورد ارزیابی قرار نگرفته‌اند. تحقیق حاصل به دنبال پوشش‌دهی این شکاف خواهد بود.

روش‌شناسی پژوهش

در این پژوهش با توجه به توسعه مدل ریاضی و استفاده از تکنیک‌های تحقیق در عملیات پیشرفته و مدل‌سازی از روش تحقیق یا استراتژی تحقیق شبه آزمایشی استفاده شده است. این تحقیق از منظر هدف، یک تحقیق توسعه‌ای و از نظر روش اجرا، مطالعه‌ای کتابخانه‌ای-پیمایشی است. برای کلیات پژوهش از روش مطالعات کتابخانه‌ای استفاده شده است. همچنین، به منظور راستی‌آزمایی مدل‌های ارائه شده، از مثال‌های نمونه متنوعی در ابعاد مختلف استفاده شده است. استفاده از روش‌های برنامه‌ریزی خطی و غیرخطی، برنامه‌ریزی تصادفی، بهینه‌سازی استوار و همچنین نرم‌افزارهای ریاضی گمز و متلب صورت پذیرفته است. در این تحقیق با استفاده از تکنیک‌های داده‌کاوی و شبکه‌های عصبی و با کشف الگوهای پنهان پیش‌بینی کارایی برای سال‌های آینده را انجام شده است.

تحلیل پوششی داده‌ها؛ روشی غیر پارامتری برای اندازه‌گیری کارایی نسبی واحدها با ورودی و خروجی یکسان و تعیین مرز کارایی واحدهای تصمیم‌گیرنده^۱ است. پیدایش تکنیک تحلیل پوششی داده‌ها به سال ۱۹۵۷ باز می‌شود (فارل، ۱۹۵۷). فارل با استفاده از روشی همانند اندازه‌گیری کارایی در مباحث مهندسی، به اندازه‌گیری کارایی برای واحدهای تولیدی اقدام کرد. کارایی عددی بین صفر و ۱ است، هرچه به یک نزدیک‌تر باشد واحد تحت ارزیابی کارآتر و هر چه به صفر نزدیک‌تر باشد، ناکارتر است. موردی که فارل برای اندازه‌گیری کارایی مد نظر قرار داد، شامل یک ورودی و یک خروجی بود. در سال‌های بعد پژوهشگرانی نظیر آبراهام چارنر، ویلیام کوپر و ادوارد رودز^۲، دیدگاه فارل را توسعه دادند و الگویی را ارائه کردند که توانایی اندازه‌گیری کارایی با چندین ورودی و خروجی را داشت. این الگو تحت عنوان تحلیل پوششی داده‌ها نام گرفت.



n واحد تصمیم‌گیری با m ورودی و s خروجی

$$\text{Min } y_0 = \theta$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j y_{rj} \geq y_{r0} \quad (r = 1, 2, \dots, s)$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j x_{ij} \leq \theta x_{i0} \quad (i = 1, 2, \dots, m)$$

$$\lambda_j \geq 0, \quad \theta: \text{Free}$$

این مدل یکی از مدل‌های پایه در تحلیل پوششی داده‌ها و معروف به مدل سی‌سی‌آر است که در آن بازدهی نسبت به مقیاس ثابت فرض شده است. رابطه فوق یک مدل پوششی سی‌سی‌آر ورودی محور را نشان می‌دهد.

داده کاوی؛ داده کاوی به استخراج دانش از حجم انبوهی از داده‌ها اطلاق می‌شود (کمپر و هان^۳، ۲۰۰۶). به همین دلیل، بسیاری از افراد این واژه را مترادفی برای واژه کشف دانش می‌دانند؛ اما داده کاوی در واقع مرحله‌ای از فرآیند کشف دانش است که به آن کشف دانش از پایگاه داده می‌گویند. داده کاوی فرآیند انتخاب، بررسی و مدل‌سازی مقادیر زیادی داده برای

1. DMU: Decision Making Unit

2. Charnes, A., W.W. Cooper and E. Rhodes

3. Michelin Kamber- Jiawei Han

کشف الگوهای پنهان داده‌ها به منظور ایجاد مزیت برای کسب و کار است که از طریق کاوش داده‌های بانک‌های اطلاعاتی، اطلاعات و دانش مفید را از داده‌ها استخراج می‌کند. در عمل دو هدف اصلی داده‌کاوی شامل پیشگویی و توصیف است. پیش‌گویی شامل به‌کارگیری بعضی متغیرها یا فیلدها در مجموعه داده‌ها برای پیشگویی مقادیر ناشناخته یا آتی دیگر متغیرها است. از سوی دیگر توصیف، بر روی یافتن الگوهای توصیف داده‌ها که توسط انسان‌ها قابل تفسیر هستند، تاکید دارد؛ بنابراین می‌توان فعالیت‌های داده‌کاوی را در دو گروه زیر طبقه‌بندی کرد (چانگ و سی، ۲۰۰۴):

- داده‌کاوی پیش‌بینی‌کننده^۱ که مدلی از سیستم را ارائه می‌دهد، توسط مجموعه داده‌های مشخصی توصیف می‌شود.
- داده‌کاوی توصیفی^۲ که اطلاعات جدید و غیر بدیعی را بر اساس مجموعه داده‌های موجود ارائه می‌دهد.

روش‌های داده‌کاوی پیش‌بینی‌کننده؛ هدف از انجام پیش‌بینی تعیین ترکیب خروجی با استفاده از رفتار موجود است. در واقع رسیدن به یک نتیجه به وسیله اطلاعات موجود از داده‌ها است. مشخصه‌های خروجی در این روش می‌توانند عددی و قیاسی باشند. این استراتژی در بین استراتژی‌های داده‌کاوی از اهمیت خاصی برخوردار است و مفهوم کلی‌تری را نسبت به موارد دیگر دارد. روش‌های پیش‌بینی‌کننده به شرح ذیل هستند.

طبقه‌بندی؛ طبقه‌بندی^۳ در واقع ارزشیابی ویژگی‌های داده‌ها و سپس اختصاص دادن آن‌ها به مجموعه‌ای از داده‌های از پیش تعیین شده است. این متداول‌ترین قابلیت داده‌کاوی است. داده‌کاوی را می‌توان با استفاده از داده‌های تاریخی برای تولید یک مدل یا نمایی از یک گروه بر اساس ویژگی داده‌ها به کار برد. سپس می‌توان از این مدل تعریف شده برای طبقه‌بندی مجموعه داده‌های جدید استفاده کرد. همچنین می‌توان با تعیین نمایی که با آن سازگار است برای پیش‌بینی‌های آتی از آن بهره گرفت. برای مثال برای طبقه‌بندی تخلفات و کلاه‌برداری‌ها در صنعت و اعتبارات بانکی، با استفاده از قابلیت طبقه‌بندی داده‌کاوی، سیستم با استفاده از مجموعه‌ای از پیش تعریف شده از داده‌ها، آموزش می‌بیند. مجموعه داده‌های مورد استفاده در این نمونه باید هم شامل مجموعه‌هایی از داده‌های معتبر و هم شامل مجموعه‌هایی از داده‌های جعلی باشند. از آنجایی که این داده‌ها از پیش تعیین شده

1. Predictive data Mining
2. Descriptive data Mining
3. Classification

هستند، سیستم پارامترهایی را می‌یابد که می‌توان از آن‌ها برای تشخیص طبقه‌بندی متمایز استفاده کرد. بعد از تعیین پارامترها سیستم از آن‌ها برای طبقه‌بندی‌های بعدی بهره خواهد گرفت. در واقع سیستم‌هایی که بر اساس طبقه‌بندی داده‌کاوی می‌کنند، دو مجموعه ورودی دارند. یک مجموعه آموزشی که در آن داده‌هایی که به طور پیش فرض در دسته‌های مختلف قرار دارند، همراه با ساختار دسته‌بندی خود وارد سیستم می‌شوند و سیستم بر اساس آن‌ها به خود آموزش می‌دهد یا به عبارتی پارامترهای دسته‌بندی را برای خود مهیا می‌کند. دسته دیگر از ورودی‌هایی هستند که پس از مرحله آموزش و برای تعیین دسته وارد سیستم می‌شوند. تکنیک‌های داده‌کاوی که برای دسته‌بندی به کار می‌آیند عموماً شامل تکنیک‌های شبکه عصبی^۱ و درخت تصمیم‌گیری^۲ هستند.

سری‌های زمانی؛ پیش‌بینی از طریق سری‌های زمانی^۳ برای مقادیر ناشناخته آینده، بر اساس یک سری از پیش‌گویی‌های متغیر با زمان صورت می‌گیرد. این روش از نتایج معلوم قبلی برای اعمال پیش‌گویی‌های بعدی‌اش بهره می‌برد. مدل‌ها باید دارای ویژگی‌های مشخص زمانی مخصوصاً به صورت سلسله‌مراتب دوره‌های زمانی (پنج یا هفت روز هفته، سیزدهم ماه از سال...)، فصلی، داده‌های تاریخی و توجه خاص به گذشته داشته باشند.

شبکه عصبی^۴؛ شبکه عصبی نوعی مدل‌سازی ساده از سیستم‌های شبکه عصبی واقعی است که یکی از تکنیک‌های روش طبقه‌بندی محسوب می‌شود. از طرفی نیز می‌توان گفت که یک شبکه عصبی ابزار محاسباتی است که در بحث هوش محاسباتی جای می‌گیرد و مانند بسیاری از ابزارهایی که در هوش محاسباتی تعریف شده‌اند از سیستم‌های بیولوژیک و طبیعی الهام می‌گیرند (هاگان^۵ و همکاران، ۱۳۸۸).

تجزیه و تحلیل تعیین وزن پارامترهای تراکنشی؛ تجزیه و تحلیل تعیین وزن پارامترهای تراکنشی^۶ یا به اصطلاح آراف‌ام برای چند دهه در ارزیابی واحدها استفاده شده است (سید حسینی و همکاران، ۲۰۱۰). این روش رفتار واحدها را شناسایی می‌کند و ویژگی‌های رفتار واحد را با سه متغیر آخرین مقدار، فرکانس و ارزش مالی بیان می‌کند. تجزیه و تحلیل آراف‌ام در بسیاری از روش‌ها مورد استفاده قرار گرفته است. آراف‌ام کلاسیک، هر یک از واحدها را با پارامترهای ارزشش در برابر بقیه واحدها رتبه‌بندی می‌کند

1. Neural Network

2. Decision Trees

3. Time Series

4. Neural Network

5. Hagan, Demuth, Beal

6. RFM (Recency, Frequency, monetary)

و یک نمره آرافام برای هر واحد ایجاد می‌شود. از آنجایی که در این تحقیق کارایی واحدها مورد اهمیت است مدل آرافام مدل مناسبی به نظر می‌رسد.

تعیین وزن پارامترهای تراکنشی با استفاده از فرآیند تحلیل سلسله مراتبی؛ ضریب اهمیت (وزن) شاخص‌ها در واحدهای مختلف یکسان نیستند. بعضی شاخص‌ها بر شاخص‌های دیگر ارجحیت بیشتر یا کمتری دارند. روش‌های مختلفی مانند روش آنتروپی، بردار ویژه، روش اسمارت، روش تحلیل سلسله‌مراتبی^۱ (برتولینی و براگلیا، ۲۰۰۶) برای تعیین وزن شاخص‌ها وجود دارد. متداول‌ترین روش برای محاسبه‌ی وزن متغیرهای مدل آرافام طبق ادبیات، تکنیک تحلیل سلسله‌مراتبی است. روش تحلیل سلسله‌مراتبی یک تکنیک قوی و یک ابزار انعطاف‌پذیر و چند معیاره به منظور تصمیم‌گیری در مسائل پیچیده است که دو مفهوم کیفی و کمی را مدنظر قرار می‌دهد (برتولینی^۲ و همکاران، ۲۰۰۶). این تکنیک با انجام مقایسات دو به دو بین عناصر تصمیم و از طریق تخصیص امتیاز عددی که نشان دهنده ارجحیت یا اهمیت بین دو عنصر تصمیم است، صورت می‌گیرد. در جدول زیر نحوه‌ی ارزش‌گذاری شاخص‌ها نسبت به هم نشان داده شده است.

جدول ۱. جدول امتیازدهی به شاخص‌های i و j نسبت به یکدیگر در تکنیک AHP

ارزش ترجیحی	وضعیت مقایسه i نسبت به j	توضیحات
۱	اهمیت برابر	گزینه یا شاخص i نسبت به j اهمیت برابر دارند و یا ارجحیتی نسبت به هم ندارند.
۳	نسبتاً مهم‌تر	گزینه یا شاخص i نسبت به j کمی مهم‌تر است.
۵	مهم‌تر	تجربیات و یا قضاوت‌ها نشان می‌دهد که i نسبت به j مهم‌تر است.
۷	خیلی مهم‌تر	گزینه یا شاخص i دارای ارجحیت زیاد و خیلی مهم‌تر از j است.
۹	بی نهایت مهم‌تر	گزینه و یا شاخص i مطلقاً از j بی نهایت مهم‌تر است.
۲ و ۴ و ۶ و ۸	ارزش‌های میانی	ارزش‌های میانی بین ارزش‌های ترجیحی را نشان می‌دهد مثلاً ^۸ بیانگر اهمیتی زیادتر از ۷ و پایین‌تر از ۹ برای i است.

در فرآیند تحلیل سلسله‌مراتبی تقریباً تمامی محاسبات مربوطه بر اساس قضاوت اولیه تصمیم‌گیرنده صورت می‌پذیرد که در قالب ماتریس زوجی ظاهر می‌شود و هرگونه خطا و

1. AHP
2. Bertolini

ناسازگاری در مقایسه و تعیین اهمیت بین گزینه‌ها و شاخص‌ها، نتیجه‌ی نهایی به دست آمده از محاسبات را مخدوش می‌سازد. به همین دلیل لازم است برای اطمینان از صحت مقایسات انجام شده، از آزمون نرخ سازگاری^۱ استفاده شود. اگر نرخ سازگاری کمتر از ۱۰٪ باشد، سازگاری مقایسات قابل قبول بوده و وزن‌های به دست آمده از روش تحلیل سلسله‌مراتبی از اعتبار مناسبی برخوردارند، در غیر این صورت مقایسه‌ها باید تجدیدنظر شوند.

یافته‌های پژوهش

تعیین وزن پارامترهای تراکنشی

برای تعیین وزن شاخص‌ها از نظرات خبرگان استفاده شده است تا پس از توضیح و تبیین اهداف پژوهش برای آنان، نظرات خود را نسبت به ارزش متغیرهای تراکنشی‌ام، آر، اف ابراز دارند. برای به دست آوردن ماتریس مقایسات زوجی اولیه‌ی مربوط به این شاخص‌ها از میانگین حسابی نظرات این خبرگان استفاده شده است که به شرح جدول زیر است؛

جدول ۲. ماتریس اولیه مقایسات زوجی شاخص‌های تراکنشی

	M	R	F
M	۱	۵	۷
R	۱/۵	۱	۳
F	۱/۷	۱/۳	۱
مجموع	۴/۲	۷/۳	۱۱

گروه بندی؛ در این مرحله کارایی‌ها در قالب ۱۶ گروه طبقه بندی می‌گردند. از آنجایی که هر شاخص می‌تواند دو حالت به خود گیرد (بالتر از میانگین و یا پایین‌تر از میانگین) بر این اساس و با توجه به تعداد شاخص‌ها (چهار شاخص) تعداد کل حالات ممکن ۱۶ حالت باشد. نوع گروه بر این اساس ساخته می‌شود که برای تک‌تک با میانگین کل که در مرحله قبل به دست آمده، مقدار ام، آر، اف کارایی‌ها با مقدار هریک از شاخص‌های آمده مقایسه می‌شود که آیا کمتر از میانگین است یا بیشتر از میانگین. در حالتی که مقدار مشاهده شده از میانگین در کل داده‌ها بیشتر باشد، این وضعیت با علامت (↑) و در صورتی که مقدار مشاهده شده از میانگین در کل داده‌ها کمتر از میانگین در کل داده‌ها باشد، این وضعیت با علامت (↓) نشان داده است. این مرحله با کمک نرم افزار SPSS انجام می‌شود؛ و در جدول سه آمده است.

جدول ۳. میانگین مقادیر سه شاخص برای هر گروه و نوع گروه‌های کارایی‌ها

نوع گروه	تعداد	M	F	R	ردیف
M↑ F↑ R↑	۱۰	۲۲۹۴۵۳۳,۳۳	۸,۶۷	۲۸۴,۳۳	۱
M↑ F↓ R↑	۶	۳۷۱۳۳۳,۳۳	۲	۲۹۹,۶۷	۲
M↓ F↑ R↑	۱۱	۲۲۴۸۱۸,۱۸	۴,۹۱	۲۸۰,۹۱	۳
M↑ F↑ R↓	۳۱	۸۵۳۶۱۵,۳۸	۹,۳۸	۶۲	۴
M↑ F↑ R↑	۲	۶۴۹۰۰۰	۵	۲۲۰,۵	۵
M↓ F↓ R↓	۱۰۶	۱۲۸۷۵۷,۱۴	۱,۹۳	۱۰۱,۱۰	۶
M↓ F↑ R↓	۴۲	۲۰۲۸۵۲,۳۷	۵,۸	۴۳,۶۶	۷
M↑ F↓ R↓	۶	۵۲۸۸۲۳,۳۳	۲	۱۰۱,۱۷	۸
M↓ F↓ R↑	۵	۱۰۳۷۵۰,	۲	۱۸۲,۷۵	۹
M↓ F↓ R↓	۳	۲۰۸۳۳,۳۳	۲	۱۴,۶۷	۱۰
M↓ F↓ R↑	۱۰۴	۱۲۱۷۵۴,۸۱	۱,۸۹	۳۰۷,۰۳	۱۱
M↓ F↑ R↑	۱	۱۶۸۰۰۰	۶	۱۸۰	۱۲
M↑ F↓ R↓	۰	۰	۰	۰	۱۳
M↑ F↓ R↑	۰	۰	۰	۰	۱۴
M↓ F↑ R↓	۱۱	۲۲۳۰۰۰	۵,۹	۶۰,۸۲	۱۵
M↑ F↑ R↓	۱۰	۴۷۶۵۰۰	۵,۲	۴۳,۶۰	۱۶

خوشه‌بندی؛ در این قسمت ابتدا سی‌ال‌وی کارایی‌های هر گروه را محاسبه کرده و رتبه‌بندی می‌کنیم. سی‌ال‌وی بر اساس نرخ یکپارچگی به دست می‌آید.

$$C_jI = +wRC_jR + wFC_jF + wMC_jM$$

ج: شماره گروه

C_jR، C_jF و C_jM: میانگین مقادیر نرمال شده RFM

WR، WF، WM: وزن شاخص‌ها

گروه‌های کارایی پس از تجزیه تحلیل به ۵ خوشه دسته‌بندی می‌شوند. در این خوشه‌بندی‌ها اولویت‌های متغیرها با نظر خبرگان در نظر گرفته می‌شود. خوشه یک کارایی‌هایی هستند که همگی در شاخص مقدار کارایی میانگینی بیشتر از میانگین کل کارایی‌های هزینه و در شاخص ورودی‌ها دارای میانگینی کمتر از میانگین کل ورودی‌ها هستند و در دو شاخص فرکانس ناکارایی و هزینه حالت‌های مختلفی دارند. در این تحلیل اولویت شاخص‌ها به صورت $M > R > F$ است.

جدول ۴. وضعیت کلی خوشه یک

خوشه یک					
رتبه CLV	نرخ یکپارچگی	درصد	تعداد	وضعیت	شماره گروه
۱	۰/۳۰۵	۸/۹	۳۱	M↑ R↓ F↑	۴
۴	۰/۲۴۲	۲/۸۷	۱۰	M↑ R↓ F↑	۱۶
	۰	۰	۰	M↑ R↓ F↓	۱۳
			۴۱	جمع کل	

خوشه دوم - خوشه دوم کارایی‌هایی هستند که همگی در شاخص ورودی دارای میانگینی کمتر از کل کارایی‌ها و در ورودی‌ها دارای میانگینی بیشتر از میانگین کل ورودی‌ها هستند و در دو شاخص فرکانس ناکارایی و ارزش مالی حالت‌های مختلفی دارند

جدول ۵. وضعیت کلی خوشه دوم

خوشه دوم					
رتبه CLV	نرخ یکپارچگی	درصد	تعداد	وضعیت	شماره گروه
۷	۰/۱۶۶	۰,۵۷	۲	M↑ F↑ R↑	۵
۱۰	۰/۱۴۵	۱,۴	۵	M↓ F↓ R↑	۹
۱۱	۰/۱۴۲	۰,۲	۱	M↓ F↑ R↑	۱۲
-	۰	۰	۰	M↑ F↓ R↑	۱۴
			۲/۲	جمع کل	

خوشه سوم - خوشه سوم کارایی‌هایی هستند که همگی در دو شاخص خروجی‌ها و ورودی‌ها دارای میانگینی بیشتر از میانگین کل هستند و در دو شاخص فرکانس ناکارایی و ارزش مالی حالت‌های مختلفی دارند.

جدول ۶. وضعیت کلی خوشه سوم

خوشه سوم					
رتبه CLV	نرخ یکپارچگی	درصد	تعداد	وضعیت	شماره گروه
۷	۰/۱۶۶	۳۰	۱۰۶	M↓ F↓ R↓	۶
۵	۰/۲۰۲	۱۲	۴۲	M↓ F↑ R↓	۷
۶	۰/۱۷۸	۱,۷	۶	M↑ F↓ R↓	۸
			۴۳,۷	جمع کل	

خوشه چهارم - خوشه چهارم کارایی‌هایی هستند که همگی در شاخص خروجی و ورودی‌ها دارای میانگینی بیشتر از میانگین کل هستند و در دو شاخص فرکانس ناکارایی و ارزش مالی حالت‌های مختلفی را دارا هستند.

جدول ۷. وضعیت کلی خوشه چهارم

خوشه چهارم					
شماره گروه	وضعیت	تعداد	درصد	نرخ یکپارچگی	رتبه CLV
۱۱	M↓ F↓ R↑	۱۰۴	۳۰	۰/۱۰۲	۱۴
۳	M↓ F↑ R↑	۱۱	۳,۱	۰/۱۲۷	۱۳
۲	M↑ F↓ R↑	۶	۱,۷	۰/۱۱۶	۹
۱	M↑ F↑ R↑	۱۰	۳	۰/۱۴۲	۱۲
جمع کل		۱۳۱	۳۸		

خوشه پنجم - خوشه پنجم کارایی‌هایی هستند که در خروجی دارای میانگینی بیشتر از میانگین کل هستند و در ورودی‌ها میانگینی کمتر از میانگین کل دارند ولی در دو شاخص فرکانس ناکارایی و ارزش مالی دارای حالت‌های متفاوت هستند.

جدول ۸. وضعیت کلی خوشه پنجم

خوشه پنجم					
شماره گروه	وضعیت	تعداد	درصد	نرخ یکپارچگی	رتبه CLV
۱۵	M↓ F↑ R↓	۱۱	۳,۱	۰/۲۴۲	۳
۱۰	M↓ F↓ R↓	۳	۰,۸	۰/۲۶۵	۲
جمع کل		۱۴	۳,۹		

پیاده‌سازی مدل پیش‌بینی؛ مرحله نهایی این مطالعه پیش‌بینی کارایی است. در جدول میانگین خروجی، فرکانس ناکارایی، ورودی‌ها و ارزش مالی کارایی‌ها برای هر خوشه محاسبه شده است. از آنجایی که پیش‌بینی همه کارایی‌ها به صورت مجزا در واحدهای تصمیم‌گیرنده که میانگین ورودی‌ها بالا است امکان‌پذیر نیست، همواره میانگین رفتاری هر خوشه در نظر گرفته می‌شود.

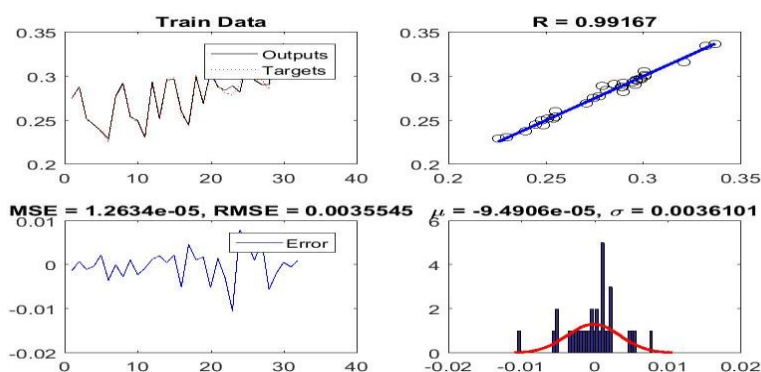
پیش‌بینی توسط سری زمانی؛ همواره در تحلیل سری زمانی، هدف ایجاد مدلی است که رفتار داده‌های مرتبط با زمان را تشخیص دهد. به این ترتیب می‌توان عمل پیش‌بینی را برای آینده صورت داد. تحلیل سری زمانی، کمک می‌کند که با مطالعه گذشته و درس گرفتن از آن، آینده را پیش‌بینی کرد و به بهتر شدن آن دست زد، در این تحقیق نیز سعی می‌شود با توجه به داده‌های گذشته کارایی‌ها رفتار آینده آن‌ها را پیش‌بینی کرد. این داده‌ها ارزش کارایی واحدها است، به این ترتیب که میانگین کارایی خوشه‌ها در هر سال محاسبه شده و با استفاده از تابع سری زمانی ارزش کارایی‌ها را در سال‌های آینده پیش‌بینی می‌شود.

جدول ۹. محاسبه میانگین متغیرهای نرمال شده هر خوشه

رتبه	ارزش کارایی	ورودی	فرکانس ناکارایی	کارایی	درصد	خوشه
۱	۰/۲۷۴	۰/۰۵۶	۰/۲۰۱	۰/۸۵	۱۱/۸	یک
۴	۰/۱۵	۰/۰۱۱	۰/۰۴۶	۰/۰۵۳	۲/۲	دوم
۳	۰/۱۷۶	۰/۰۱	۰/۰۵	۰/۷۷	۴۳/۷	سوم
۵	۰/۱۰۸	۰/۰۰۷	۰/۰۳۸	۰/۱۷۶	۳۸	چهارم
۲	۰/۲۴۷	۰/۰۰۹	۰/۰۸۸	۰/۸۶	۳/۹	پنجم

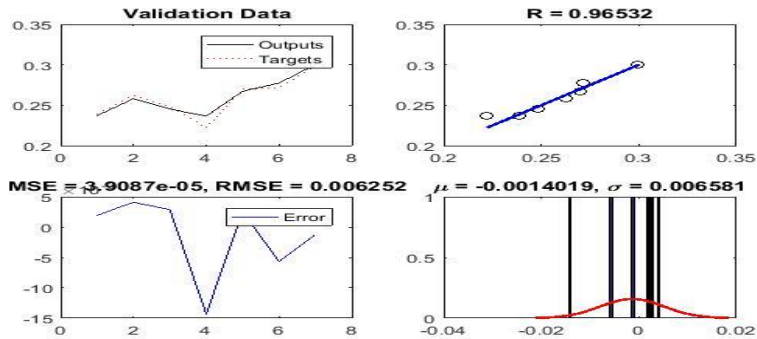
شبیه سازی با شبکه‌های عصبی؛ با توجه به اهمیت خوشه اول، ارزش کارایی این خوشه در سال‌های آتی پیش‌بینی می‌شود. بدین منظور در ابتدا ارزش کارایی واحدها را به صورت سالیانه در اکسل وارد کرده و سپس از آن در نرم افزار متلب استفاده می‌شود. مدل سازی در شبکه عصبی پرسترون با استفاده از سری‌های زمانی انجام می‌شود. در این پژوهش برای بررسی از محیط Tool Box از نرم‌افزار MATLAB ۲۰۱۶a استفاده شده است. در این بخش به نحوه تعیین داده‌های آموزش، آزمون و اعتبار سنجی مورد استفاده در این تحقیق می‌پردازیم. داده‌های جمع‌آوری شده برای پیاده‌سازی شبکه عصبی مصنوعی به سه گروه داده‌های آموزش، داده‌های آزمون و داده‌های اعتبارسنجی تقسیم می‌شوند.

داده‌های آموزش؛ داده‌هایی که دارای جواب‌های معلومی هستند که در حین فرآیند آموزش شبکه عصبی استفاده می‌شوند. به عبارتی این مجموعه داده‌ها مدل شبکه را آموزش می‌دهند. در شکل ۱ نتایج رگرسیون، خطای MSE، واریانس و انحراف از معیار داده‌های آموزش نمایش داده شده است.



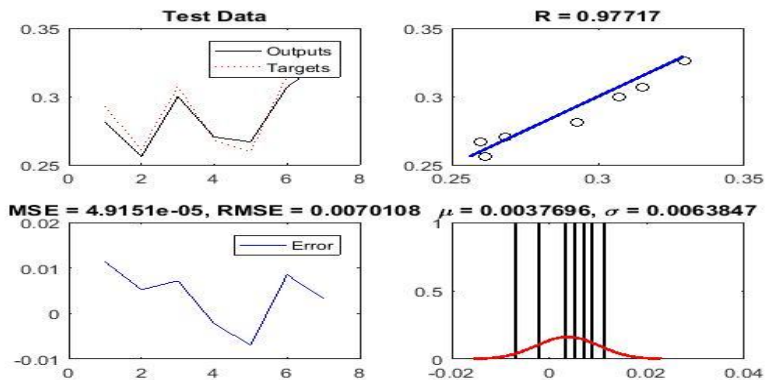
شکل ۱. نتایج داده‌های آموزش

داده‌های اعتبار سنجی^۱: اهمیت داده‌های اعتبارسنجی این است که از وقوع بیش برآزش^۲ جلوگیری می‌کند. زمانی که فرایند آموزش توسط داده‌های بخش آموزش انجام می‌گیرد، توسط داده‌های اعتبارسنجی بررسی می‌شود که سیستم خیلی به داده‌های آموزش وابسته نباشد. در شکل ۲ نتایج رگرسیون، خطای MSE، واریانس و انحراف از معیار داده‌های اعتبارسنجی نمایش داده شده است.



شکل ۲. نتایج داده‌های اعتبار سنجی

داده‌های آزمایش^۳؛ داده‌هایی که دارای جواب‌های نامعلوم هستند که پس از فرآیند آموزش شبکه عصبی از آن‌ها استفاده می‌شوند. این مجموعه داده‌ها برای ارزیابی عملکرد مدل آموزش دیده مورد استفاده قرار می‌گیرند. در شکل ۳ نتایج رگرسیون، خطای MSE، واریانس و انحراف از معیار داده‌های آزمایش نمایش داده شده است.



شکل ۳. نتایج داده‌های آزمایش

1. Validation Data
2. Over fitting
3. Test Data

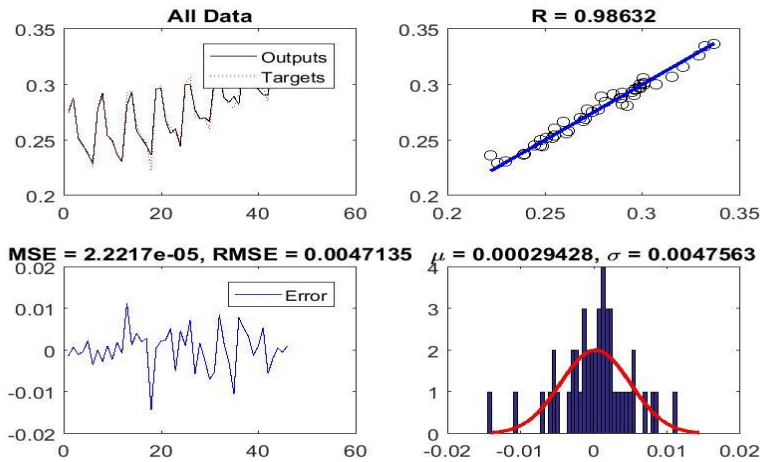
مجموعه داده‌های آموزش، آزمون و اعتبارسنجی به ترتیب برابر ۵۰، ۲۵ و ۲۵ درصد از داده‌های جمع‌آوری شده بودند.

تعداد لایه‌ها؛ تعداد لایه‌های شبکه عصبی یکی دیگر از معیارهای مهم در طراحی شبکه عصبی است. تعداد لایه‌های معمول برای معماری شبکه سه لایه است. لایه اول مختص ورودی‌ها است. لایه میانی مختص نرون‌هایی است که عمل محاسبات را بر روی ورودی‌ها انجام می‌دهند. لازم به ذکر است که یک شبکه عصبی سه لایه، قادر به شبیه‌سازی هرگونه معادلات غیر خطی است؛ اما با توجه به نوع مسئله ممکن است که نیاز به لایه‌های بیشتری احساس شود. تعداد لایه‌های شبکه عصبی نیز با استفاده از روش سعی و خطا در یک مسئله به دست می‌آید. در این تحقیق از شبکه عصبی سه لایه استفاده شد.

تابع فعال‌سازی؛ همواره در شبکه‌های عصبی از توابع زیگموئید تانژانت هیپربولیک، تانژانت سیگموئید برای لایه پنهان استفاده می‌شود. در این پژوهش از توابع { 'purelin'، 'tansig' } به ترتیب برای لایه‌های اول دوم و سوم استفاده شده است.

فرآیند آموزش پس انتشار خطا؛ این فرآیند در شبکه به این صورت است که ابتدا تعیین کنیم که رکوردهای مربوط به یادگیری به چه صورت و با چه توزیعی در شبکه قرار می‌گیرند. وزن‌های اولیه اتصالات بین نرون‌ها به صورت تصادفی توسط شبکه تعیین می‌شود. سپس با استفاده از وزن‌های موجود خروجی شبکه محاسبه شده و با خروجی واقعی مقایسه می‌شود. به این ترتیب میزان خطای شبکه محاسبه می‌شود و اگر میزان خطا با مقدار مطلوب آن در شبکه متفاوت باشد شبکه کار خود را دوباره ادامه داده و با تغییر ضرایب اولیه و با تکرار مراحل قبلی این کار را تا جایی ادامه می‌دهد که به میزان خطای قابل قبول برسیم.

شکل ۴ مربوط به نتایج رگرسیون، خطای MSE، واریانس و انحراف از معیار مجموعه داده‌های خوشه اول (مشتریان وفادار) در نرم افزار متلب است.



شکل ۴. نتایج مجموعه داده‌های خوشه اول

نتیجه شبیه سازی در شبکه عصبی؛ جدول ۱۰ نتایج پیش‌بینی در سال‌های آینده را نشان می‌دهد که با استفاده از نرم افزار متلب به دست آمده است.

جدول ۱۰. پیش‌بینی کارایی

خوشه اول	سال اول	سال دوم	پیش‌بینی در سال سوم	پیش‌بینی در سال اول	پیش‌بینی در سال دوم
۰/۴۵۷۱	۰/۴۲۳۸	۰/۳۴۹۸	۰/۳۸۵۶	۰/۳۷۴۵	

در خصوص اعتبار سنجی، نتایج برای دوره‌های قبلی محاسبه شد و با اعداد واقعی مقایسه صورت پذیرفت و با استفاده از نظر خبرگان (شامل مدیران و مشاوران سازمان) و کارشناسان مورد تأیید قرار گرفت.

بحث و نتیجه‌گیری

ارائه مدل‌هایی برای محاسبه کارایی فرآیندهای دارای ساختارهای شبکه‌ای توجه بسیاری از پژوهشگران تحلیل پوششی داده‌ها را در سال‌های اخیر به خود جلب کرده است. با توجه به ضعف مدل‌های کلاسیک در محاسبه کارایی فرآیندهای دارای ساختار شبکه‌ای، محققان همواره به دنبال آن‌اند که با توسعه مدل‌های تحلیل پوششی داده‌ها مناسب، بر این مشکل غلبه کنند. ساختار چند مرحله‌ای نوع خاصی از ساختار شبکه‌ای است که در آن خروجی‌های هر مرحله به عنوان ورودی‌های مرحله بعد صرف می‌شوند. مدل‌های تحلیل پوششی داده‌ها دو مرحله‌ای پرکاربردترین نوع از مدل‌های توسعه داده شده در این زمینه هستند. این مدل‌ها

قادرند که علاوه بر امتیاز کارایی کل، امتیازات کارایی هر یک از مراحل را محاسبه کنند. برای مدل‌سازی فرآیندهای دو مرحله‌ای رویکردهای مختلفی وجود دارد.

شناخت و تفاوت بین کارایی‌ها برای مدیران بسیار ضروری است به این دلیل که می‌توانند واحدهای سودمندتر را شناسایی کنند. مدیران در شرکت‌های با ساختار شبکه‌ای می‌توانند برنامه‌ریزی بهتری بر روی فعالیت‌های باارزش داشته باشند. از آنجایی که برآورد کارایی به صورت تک‌تک برای مدیران امکان‌پذیر نیست، دسته‌بندی کارایی‌ها می‌تواند راه حل مناسبی باشد. امروزه دسته‌بندی کارایی‌ها بر اساس ارزش یا ارزش کارایی واحدها بیان می‌شود.

در این پژوهش سعی شد تا بر اساس کارایی‌های گذشته واحدها و محاسبه کارایی هزینه آن‌ها در سال‌های متوالی کارایی آتی واحدها با استفاده از تابع سری زمانی پیش‌بینی شود. برای انجام پیش‌بینی، مدل‌های مختلفی در چند دهه اخیر معرفی شده است. مدل‌های آماری سنتی از توانایی بالایی برای پیش‌بینی در محیط‌های دارای اغتشاش برخوردار نیستند. در این پژوهش بر اساس کارایی‌های گذشته واحدها و محاسبه کارایی هزینه آن‌ها در سال‌های متوالی کارایی آتی واحدها با استفاده از تابع سری زمانی پیش‌بینی شد. شبکه‌های عصبی ابزار توانمندی برای پیش‌بینی هستند که برخلاف روش‌های آماری سنتی، قادرند سیستم‌های دارای ساختار غیرخطی را نیز تقریب بزنند. یکی از تکنیک‌های بسیار پر استفاده در شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی، شبکه‌های پرسپترون چند لایه است. از این رو، در این تحقیق برای پیش‌بینی ارزش کارایی آتی واحدها از شبکه عصبی پرسپترون استفاده شده است. نتایج حاصل از این پیش‌بینی، نشان دهنده برآورد مناسب این تکنیک است. ابتدا کارایی شعب با استفاده از روش تحلیل پوششی داده‌ها محاسبه شده و سپس دسته‌بندی کارایی‌ها انجام شده است. برای به دست آوردن ساختار مناسب برای شبکه عصبی همواره از روش سعی و خطا استفاده شده است. بدین ترتیب شبکه عصبی پرسپترون با سه لایه ورودی، پنهان و خروجی ایجاد شد که در لایه پنهان از ۱۰ نرون استفاده شده است که ورودی‌های آن همان‌طور که اشاره شد میانگین CLV های هر دسته هستند که در سال‌های متوالی محاسبه شده‌اند. در نهایت می‌توان دید که پیش‌بینی سال اول ۳۸۵۶/۰ با دقت ۸۵٪ و پیش‌بینی سال دوم ۳۷۴۵/۰ با دقت ۸۸٪ برآورد شده است و با توجه به اینکه این عدد از یک کوچک‌تر و به صفر نزدیک است می‌توان نتیجه گرفت که در سال‌های پیش رو واحد تحت ارزیابی که شعب منتخب سازمان تأمین اجتماعی است ناکارا هستند. با توجه به مدل تحلیل کارایی با کاهش متغیر اول که صرفه جویی در هزینه‌های پرسنلی است می‌توان کارایی را بهبود داد.

خوشه	سال اول	سال دوم	پیش‌بینی در سال سوم	پیش‌بینی در سال اول	پیش‌بینی در سال دوم
اول	۰/۴۵۷۱	۰/۴۲۳۸	۰/۳۴۹۸	۰/۳۸۵۶	۰/۳۷۴۵

روشی که در این پژوهش معرفی شد پیش‌بینی به وسیله تابع سری زمانی با رویکرد شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون است. به عنوان پیشنهاد برای پژوهش‌های آتی توصیه می‌شود که تکنیک شبکه‌های عصبی بازگشتی و یا شبکه‌های عصبی بازگشتی حافظه‌دار نیز آزمایش شود. همچنین توسعه مدل از حالت دو سطحی به سه سطحی و بالاتر می‌تواند یکی از زمینه‌های تحقیق در این زمینه باشد. مدل پیشنهادی برای فرآیندهای دو مرحله‌ای عمومی که در آن‌ها امکان وجود خروجی‌های خارجی برای مراحل اول و دوم و یا ورودی‌های خارجی برای مرحله دوم وجود دارد، قابل استفاده نیستند. از این رو، توسعه مدل‌هایی برای ارزیابی فرآیندهایی با چنین ساختارهایی به عنوان زمینه‌ای در حوزه پیش‌بینی کارایی از اهمیت برخوردار است.

منابع

مارتین تی هاگان، هاواردی دیمورث، مارک بیل (۱۳۸۸). طراحی شبکه‌های عصبی. ترجمه مصطفی کیا. تهران: انتشارات دانشگاهی کیان.

- Farrell, M.J.(1957). The measurement of productive efficiency. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (General)*, 120(3), pp.253-281.
- Charnes, A, W.W. Cooper and E. Rhodes (1978). Measuring the Efficiency of Decision Making Units. *European Journal of Operations Research*2, 429-444.
- 3.Charnes, A, et al(1986). *Two Phase Data Envelopment Analysis Approaches to policy Evaluation and Management of Army Recruiting Activities: Tradeoffs Between Joint Services and Army Advertising*. Research report CCS.
- Färe, R. and S. Grosskopf(1997). Intertemporal Production Frontiers: with Dynamic DEA. *Journal of the Operational Research Society*, 48(6): p. 656-656.
- Färe, R, S. Grosskopf, and G. Whittaker(2007). Modeling data Irregularities and Structural Complexities in data Envelopment Analysis. *Econopaper*. 209-240.
- Färe R, Whittaker G.(1995). An Intermediate Input Model of Dairy Production Using Complex Survey data. *Journal of Agricultural Economics*.46(2):201-13.
- Prieto, A.M. and J.L. Zofío(2007). Network DEA Efficiency in Input–Output Models: With an Application to OECD countries. *European Journal of Operational Research*, 178(1). 292-304.
- Nemoto, J. and M. Goto(1999), Dynamic Data Envelopment Analysis: Modeling IntertemporalBehavior of a Firm in the Presence of Productive Inefficiencies. *Economics Letters*, 64(1), 51-56.

- Nemoto, J. and M. Goto(2003). Measurement of Dynamic Efficiency in Production: an Application of data Envelopment Analysis to Japanese Electric Utilities. *Journal of Productivity Analysis*, 19(2-3), 191-210.
- Jaenicke, E.C(2000). Testing for Intermediate Outputs in Dynamic DEA Models: Accounting for Soil Capital in Rotational Crop Production and Productivity Measures. *Journal of Productivity Analysis*, 14(3), 247-266.
- Färe, R, R. Grabowski, S. Grosskopf, and S. Kraft(1997). Efficiency of a Fixed but Allocatable Input: A Non-Parametric Approach. *Economics Letters*, 56(2),187-193.
- Chen, C-M(2009). A Network-DEA Model with New Efficiency Measures to Incorporate the Dynamic Effect in Production Networks. *European Journal of Operational Research*,194(3), 687-699.
- Chen, Y. and J. Zhu(2004). Measuring Information Technology's Indirect Impact on Firm Performance. *Information Technology and Management*, 5(1-2), 9-22.
- Chen, Y, L. Liang, F. Yang, and J. Zhu(2006). Evaluation of Information Technology Investment: a data Envelopment Analysis Approach. *Computers & Operations, Research*, 33(5), 1368-1379.
- Kao, C. (2009). Efficiency Decomposition in Network data Envelopment Analysis: A Relational Model. *European Journal of Operational Research*, 192(3), 949-962.
- Kao, C(2014). Network data Envelopment Analysis: A Review. *European Journal of Operational Research*, 239(1), 1-16.
- Shephard, R.W, D. Gale, and H.W. Kuhn(1970). *Theory of Cost and Production Functions*. Princeton University Press Princeton.
- Shephard, R.W. and R. Fare(1975). *A Dynamic Theory of Production Correspondences*. DTIC Document.
- Han, j, Kamber, M. (2006). *Data Mining: Concepts and Techniques*. (2th Ed), Elsevier Inc.
- Hosseini, S. M. S, Maleki, A, and Gholarman, M. R. (2010). Cluster Analysis Using Data Mining Approach to Develop CRM Methodology to Asses the Customer loyalty, *Expert Systems with Applications*, 37(7), 5259-5264.
- Bertolini, M. and Braglia, M. (2006). Application of the AHP Methodology in Making a Proposal for a Public Work Contract. *International Journal of Project Management*, 24, 422-430.
- Chang, H. H. & Tsay, S. F. (2004). Integrating of SOM and K-meanin Data Mining Clustering: An Empirical Study of CRM and Profitability Evaluation. *Journal of Information Management*, 11(4), 161-203.
- Yu. Lean, Wang. Shouyang, Lai. Kin Keung, (2008). A Neural-Network-Based Nonlinear Metamodeling Approach to Financial Time Series Forecasting, *Applied Soft Computing*, 9(2), 563-574.