

مدل سرمایه گذاری مناسب در سبد سهام با رویکرد تحلیل پوششی داده‌ها - شبکه عصبی

مصطفی کاظمی*، محمد اسفندیار**، حدیث نجاریان***

*. دانشیار گروه مدیریت، دانشگاه فردوسی، وزارت علوم تحقیقات و فناوری، مشهد، ایران
**. گروه مدیریت، دانشگاه فردوسی، وزارت علوم تحقیقات و فناوری، مشهد، ایران (نویسنده مسئول)
Email: mohammad.esfandiar@yahoo.com
***. دانش‌آموخته گروه مدیریت، دانشگاه پیام نور، وزارت علوم تحقیقات و فناوری، بابل، ایران

چکیده

در سال‌های اخیر با ورود سرمایه‌گذاران خصوصی به بازار سرمایه، رقابت موجود بین شرکت‌های سرمایه‌گذاری افزایش چشمگیری داشته است. شرکت‌های بزرگ و قدرتمند، اهداف پیش‌بینی شده خود را با جدیت پیگیری می‌کنند تا توان رقابتی خود را بالا ببرند. برای تجزیه و تحلیل کارایی شرکت‌های سرمایه‌گذاری از روش‌های پارامتریک و ناپارامتریک استفاده می‌شود. با توجه به ضعف قدرت تفکیک‌پذیری و حساسیت مرز کارایی به داده‌های پرت در روش تحلیل پوششی داده‌ها، در این پژوهش کارایی ۳۱ شرکت‌های سرمایه‌گذاری در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از مدل‌های تحلیل پوششی داده‌ها و مدل ترکیبی شبکه‌های عصبی و تحلیل پوششی داده‌ها به عنوان دو روش ناپارامتریک، مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. با استفاده از مدل‌های BCC و CCR تحلیل پوششی داده‌ها کارایی شرکت‌های سرمایه‌گذاری در بازه زمانی ۱۳۸۸-۱۳۹۰ محاسبه و نتایج تجزیه و تحلیل گردید. با توجه به ضعف تحلیل پوششی داده‌ها در رتبه‌بندی واحدهای کارا، با استفاده از روش اندرسون و پیترسون واحدهای کارا رتبه‌بندی شده است. در روش ترکیبی شبکه‌های عصبی و تحلیل پوششی داده‌ها از شبکه پرسپترون چند لایه با الگوریتم آموزش لوبنبرگ - مارکوآرت (LM) استفاده شده است. مقایسه نتایج مدل ترکیبی با روش تحلیل پوششی داده‌ها نشان‌دهنده قدرت بالای شبکه‌های عصبی برای اندازه‌گیری کارایی می‌باشد.

واژگان کلیدی: ارزیابی عملکرد، تحلیل پوششی داده‌ها، شبکه‌های عصبی مصنوعی، شرکت‌های سرمایه‌گذاری

مقدمه

رویکردهای متعددی برای ارزیابی کارایی واحدها وجود دارد که شامل دیدگاه‌های پارامتریک و ناپارامتریک می‌باشد (مهرگان و همکاران، ۱۳۸۵). اما تحلیل پوششی داده‌ها در مقایسه با دیگر رویکردها به دلیل اینکه اجازه تغییر کارایی در طول زمان را می‌دهد و به هیچ پیش فرضی در مورد ویژگی بهترین مرز فعالیت نیاز ندارد، در بین روش‌های ناپارامتریک بهترین روش برای سازماندهی و تحلیل داده‌ها می‌باشد. اما باید توجه داشت که مرز ساخته شده توسط تحلیل پوششی داده‌ها به وجود داده‌های خارج از محدوده و اغتشاشات آماری بسیار حساس می‌باشد، به طوری که مرز منتج شده از تحلیل پوششی داده‌ها به وسیله اختلالات آماری، ممکن است منحرف شود. به همین دلیل باید در استفاده از تحلیل پوششی داده‌ها برای ارزیابی عملکرد سایر واحدهای تصمیم گیرنده احتیاط کرد. از سوی دیگر از روش تحلیل پوششی داده‌ها به سختی می‌توان برای پیش‌بینی عملکرد واحدهای تصمیم‌گیری^۱ استفاده کرد. از این رو شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان مکمل‌های خوبی برای کمک در تخمین مرز کارایی معرفی شده است (وو و همکاران، ۲۰۰۶). زیرا ماهیت عملکرد شبکه‌های عصبی به دلیل قدرت یادگیری و تعمیم‌پذیری به گونه‌ای است که در برابر داده‌های پرت و اغتشاشات حاصل از اندازه‌گیری غیردقیق داده‌ها، مقاوم‌تر عمل می‌کنند (مهرگان و همکاران، ۱۳۸۵).

همچنین روش تحلیل پوششی داده‌ها برای مجموعه بزرگی از داده‌ها با چندین واحد تصمیم‌گیری و چندین ورودی و خروجی به منابع کامپیوتری بزرگی از نظر حافظه و پردازنده نیاز دارد (امروزنژاد و شال، ۲۰۰۹) و نکته مهم دیگر اینکه در تحقیقات انجام شده در مورد ارزیابی شرکت‌های سرمایه‌گذاری اعداد کارایی بدست

سنجش و ارزیابی عملکرد از گذشته‌های بسیار دور مورد توجه انسان بوده است. هدف از ارزیابی عملکرد اصلاح، بهبود و ارتقای عملکرد است. امروزه با توجه به رشد و اهمیت فزاینده‌ی سازمان‌ها در اجتماع، ارزیابی عملکرد سازمان‌ها و مدیران بسیار مورد توجه قرار گرفته و شاخص‌های گوناگونی به‌عنوان معیار سنجش عملکرد مدیران در سازمان‌ها مطرح است. بهره‌وری، کارایی، اثربخشی نمونه‌هایی از این معیارهای ارزیابی هستند. ارزیابی عملکرد به ارزیابی افراد محدود نمی‌شود بلکه هر سیستم یا سازمان را بر مبنای اهدافی که دارد می‌توان مورد ارزیابی قرار داد و میزان موفقیت آن را برای دستیابی به اهداف سنجید.

در میان نهادهای مالی فعال در بازار، سرمایه‌ی شرکت‌های سرمایه‌گذاری موثرترین نقش را ایفا می‌کنند. امروزه این صنعت در سطح جهانی به شدت تخصصی شده و رقابت قابل توجهی بین شرکت‌های فعال در این صنعت به وجود آمده است. در حال حاضر شرکت‌های سرمایه‌گذاری گوناگونی با اهداف و عملکردهای متفاوت در جهان و در جهت پاسخ‌گویی به نیازهای متفاوت سرمایه‌گذاران، در بخش‌های مختلف بازار، فعالیت می‌کنند.

با توجه به نقش و جایگاه نهادهای مالی به‌ویژه شرکت‌های سرمایه‌گذاری در جذب و تامین منابع مالی مورد نیاز بنگاه‌های اقتصادی و تاثیر آن‌ها در رشد و توسعه‌ی اقتصادی روزافزون کشورها چنان که پیش از این اشاره شد، می‌توان گفت اندازه‌گیری کارایی شرکت‌های سرمایه‌گذاری و استفاده از یک روش نسبتاً جامع، کارآمد و موثر می‌تواند بیان‌کننده‌ی هدایت موفق یا ناموفق این شرکت‌ها در جهت تخصیص کارایی منابع باشد.

^۱Decision Making Units (DMU)

پنهارکر و راجر^۳ (۲۰۰۳) از روش تحلیل پوششی داده‌ها برای جداسازی داده‌های آموزش در شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی توابع غیرخطی استفاده کرد. آن‌ها داده‌های آموزش که مربوط به بیمارستان‌های ایالت پنسیلوانیا آمریکا بود را به دو دسته کارا و غیرکارا با روش تحلیل پوششی داده‌ها تقسیم کردند و شبکه را بر مبنی این دو دسته آموزش دادند. سانتین^۴ و همکاران (۲۰۰۴) در مقاله‌ای از شبکه‌های عصبی برای تخمین تابع تولید غیرخطی و تحلیل کارایی استفاده کرد. نتایج بدست آمده از شبکه‌های عصبی مصنوعی را با روش ناپارامتریک تحلیل پوششی داده‌ها و SFA مورد مقایسه قرار داد، که بیانگر این بود که شبکه‌های عصبی مصنوعی جایگزین امیدوار کننده‌ای برای روش‌های سنتی، مدل‌های اقتصادسنجی و روش‌های ناپارامتریک می‌باشد.

وو و همکاران (۲۰۰۶) در مقاله‌ای، با ترکیب تحلیل پوششی داده‌ها و شبکه‌های عصبی مصنوعی به ارزیابی کارایی نسبی شعب یک بانک بزرگ کانادایی پرداختند. در این مقاله ۱۴۲ شعبه بانک در حوزه تورنتو با توجه به متغیرهای ورودی‌های تعداد پرسنل و هزینه‌های عمومی و متغیرهای خروجی سپرده‌ها، وام‌ها و درآمدها مربوط به ماه‌های اکتبر تا دسامبر ۲۰۰۱ مورد ارزیابی قرار گرفتند.

شلی و بایرکتار^۵ (۲۰۰۸) مدلی جدید را از ترکیب تحلیل پوششی داده‌ها و شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت ارزیابی تأمین کنندگان در شرایطی که اطلاعات شاخص‌های ارزیابی کامل نباشد ارائه داد. تحقیق نشان داد مدل پیشنهادی قابلیت ارزیابی با اطلاعات ناکامل که یک از مشکلات رایج در ارزیابی تأمین کنندگان می‌باشد را دارد.

آمده متفاوت می‌باشد و تعداد واحدهای کارا با توجه به تعداد زیاد ورودی‌ها و خروجی‌های مدل تحلیل پوششی داده‌ها، زیاد می‌باشد (قادری و همکاران، ۱۳۸۷). با توجه نقاط ضعف ذکر شده تحلیل پوششی داده‌ها و توانایی شبکه‌های عصبی مصنوعی، در این پژوهش از مدل ترکیبی تحلیل پوششی داده‌ها و شبکه‌های عصبی مصنوعی برای ارزیابی عملکرد شرکت‌های و اندازه‌گیری کارایی واحدها استفاده می‌گردد تا موجب افزایش قدرت تفکیک پذیری مناسب برای واحدها شود و بتوان با این مدل ترکیبی ارزیابی مناسبی از عملکرد کارکنان داشت.

پیشینه تحقیق

ایده ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی و تحلیل پوششی داده‌ها برای طبقه بندی یا پیش‌بینی برای اولین بار توسط آتاناسوپولیس و کورام معرفی شد. آتاناسوپولوس و کورام^۱ (۱۹۹۶) در مقاله‌ای به مقایسه دو روش ناپارامتریک تحلیل پوششی داده‌ها و شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان روش‌هایی برای ارزیابی عملکرد پرداختند.

کاستا و مارکلوس^۲ (۱۹۹۷) در مقاله‌ای کارایی متروی لندن را طی سال‌های ۱۹۹۴-۱۹۷۰ به روش ناپارامتریک شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه مورد بررسی قرار دادند. نتایج بدست آمده از این روش با نتایج روش‌های تحلیل پوششی داده‌ها و حداقل مربعات اصلاح شده مورد مقایسه قرار گرفت.

^۳ Pendharkar & Rodger

^۴ Santian

^۵ Celebi & Bayraktar

^۱ Athanassopoulos & Curram

^۲ Costa & Markellos

عصبی مورد بررسی قرار داد. در این مطالعه از شبکه‌های عصبی احتمالی و یک روش طبقه‌بندی آماری سنتی برای مدلسازی و طبقه بندی کارایی نسبی بانک‌ها استفاده می‌کند. نتایج تحقیق نشان می‌دهد که با اجرای مدل CCR متوسط کارایی ۳۱٪ و هنگام اجرای مدل BCC متوسط کارایی ۴۳٪ می‌باشد. مصطفی (۲۰۰۹) از روش پیشنهادی خود در ارزیابی بانک‌های عربی برای ارزیابی کارایی نسبی شرکت‌های مصری استفاده کرد. در این تحقیق از دو شبکه عصبی مصنوعی و روش سنتی طبقه بندی آماری برای طبقه بندی کارایی نسبی شرکت‌های برتر مصری استفاده کرد.

اصلانی و همکاران (۲۰۰۹) در مقاله برای ارزیابی کارایی بانک‌های ایران از روش ترکیبی تحلیل پوششی داده‌ها و شبکه عصبی استفاده کردند. در این مقاله از شبکه عصبی با متد K-means و پرسپترون چند لایه برای مجموعه داده‌های بزرگ مربوط به بانک‌های ایران استفاده شد. مقایسه نتایج مدل پیشنهادی با روش‌های معمولی تحلیل پوششی داده‌ها نشان می‌دهد شبکه عصبی دارای سرعت آموزش بسیار بالایی می‌باشد و به زمان CPU کمتر و نیاز به حافظه کمتر نسبت به روش تحلیل پوششی داده‌ها می‌باشد و قدرت بالایی در پیش‌بینی کارایی شعب بانک دارد.

اجلی و همکاران (۲۰۱۲) در مقاله‌ای برای ارزیابی عملکرد و کارایی شرکت‌های گاز استانی از مدل ترکیبی تحلیل پوششی داده‌ها و شبکه عصبی استفاده کردند. شبکه عصبی مورد استفاده در این پژوهش یک پرسپترون چند لایه با الگوریتم پس انتشار خطا می‌باشد که شامل یک لایه خروجی و یک لایه پنهان می‌باشد. تابع تبدیل لایه پنهان تابع تانژانت هیپربولیک و تابع تبدیل لایه خروجی یک تابع خطی می‌باشد. محرابیان و همکاران (۱۳۹۰) در مقاله‌ای کارایی ۴۰ شعبه بانک اقتصاد نوین را

امروزنژاد و شال^۱ (۲۰۰۹) در تحقیقی از ترکیب شبکه‌های عصبی و تحلیل پوششی داده‌ها جهت ارزیابی کارایی مجموعه داده‌های گسترده با واحدهای زیاد استفاده کردند. آن‌ها با توجه به این که تحلیل پوششی داده‌ها برای یک مجموعه داده وسیع با تعداد زیادی ورودی و خروجی نیاز به منابع کامپیوتری گسترده‌ای از لحاظ حافظه و زمان CPU دارد از مدل ترکیبی شبکه عصبی انتشار رو به عقب و تحلیل پوششی داده‌ها برای حل این مشکل ارائه دادند.

ازمیر و تمور^۲ (۲۰۰۹) در مقاله‌ای با طراحی شبکه عصبی مصنوعی که توسط تحلیل پوششی داده‌ها پشتیبانی می‌شود، سیستم خبره‌ای برای ارزیابی تأمین‌کنندگان ارائه دادند. در نتیجه این پژوهش به وسیله ایجاد شبکه عصبی مناسب، از محاسبات طولانی تحلیل پوششی داده‌ها اجتناب کرده و کارایی تأمین‌کنندگان به سادگی پیش‌بینی و بررسی می‌شود.

وو^۳ (۲۰۰۹) در مقاله‌ای از مدل ترکیبی تحلیل پوششی داده‌ها، شبکه عصبی و درخت تصمیم^۴ برای انتخاب تأمین‌کنندگان ارائه داد. نتایج تحقیق نشان می‌دهد درخت تصمیم و شبکه‌های عصبی هر دو در طبقه‌بندی و رگرسیون نتایج قابل قبولی می‌دهند. همچنین نتایج دیگر این تحقیق نشان می‌دهد که مدل تعلیم داده شده توسط مدل BCC اندکی بهتر از مدل تعلیم داده شده با CCR می‌باشد که دلیل آن ممکن است به خاطر تعداد کم داده‌ها باشد.

مصطفی (۲۰۰۹) در مقاله‌ای کارایی بانک‌های عربی را با دو مدل کمی تحلیل پوششی داده‌ها و شبکه‌های

^۱ Emrouznejad & Shale

^۲ Ozdemir, D. , Temur

^۳ Mostafa

^۴ Decision Tree

موردی که فارل برای اندازه‌گیری کارایی مدنظر قرار داد شامل یک ورودی و یک خروجی بود. چارنز، کوپر و رودز 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 و اولین بار در رساله دکترای ادوارد رودز و به راهنمایی کوپر تحت عنوان ارزیابی پیشرفت تحصیلی دانش‌آموزان مدارس ملی آمریکا در سال ۱۹۷۶ در دانشگاه کارنگی مورد استفاده قرار گرفت (مهرگان و همکاران، ۱۳۸۵). از آن‌جا که این الگو توسط چارنز، کوپر و رودز ارائه گردید، به الگوی (CCR) که از حروف اول نام سه فرد یاد شده تشکیل شده است، معروف گردید و در سال ۱۹۷۸ در مقاله‌ای با عنوان اندازه‌گیری کارایی واحدهای تصمیم‌گیرنده ارائه شد (چارنز و همکاران، ۱۹۸۷).

در مدل‌های تحلیل پوششی داده‌ها، هریک از واحدهای سازمانی به عنوان یک واحد تصمیم‌گیری در نظر گرفته می‌شود. و فرض بر این است که n تا DMU وجود دارد که هریک دارای m ورودی و s خروجی می‌باشند. ورودی‌های DMU_j به صورت $x_{ij}, (i = 1, \dots, m)$ و خروجی‌های DMU_j به صورت $x_{rj}, (r = 1, \dots, s)$ نشان داده می‌شود.

مدلهای مختلف تحلیل پوششی داده‌ها، یک زیرمجموعه از n تا DMU که قسمتی از سطح پوششی (مرز کارایی) را تشکیل می‌دهند، مورد بررسی قرار می‌دهند. واحدی را کارا می‌گویند که روی این سطح قرار داشته باشد. نقاطی که روی این سطح قرار ندارند ناکارا نامیده می‌شوند و DEA منابع و مقدار ناکارایی را معلوم می‌کند. مدل‌های اساسی DEA که در اینجا مورد بحث قرار می‌گیرند عبارتند از:

با ترکیبی از روش شبکه عصبی و تحلیل پوششی داده‌ها به عنوان دو روش ناپارامتریک محاسبه کردند. شبکه عصبی به کار رفته در این مقاله یک شبکه پیش‌خور با یک لایه مخفی و یک لایه خروجی می‌باشد.

مهرگان و همکاران (۱۳۸۵) در مقاله‌ای ضعف قدرت تفکیک پذیری تحلیل پوششی داده‌ها برای واحد تصمیم‌گیرنده را که به علت کم بودن تعداد واحدها در مقایسه با تعداد ورودی‌ها و خروجی‌های مدل ایجاد می‌شود مورد بررسی قرار دادند. آن‌ها این مشکل را در ارزیابی عملکرد نه پالایشگاه کشور نمایش داده و برای رفع این مشکل مدل ترکیبی از شبکه عصبی مصنوعی و تحلیل پوششی داده‌ها در این مقاله مورد استفاده قرار دادند که موجب افزایش قدرت تفکیک‌پذیری و رتبه‌بندی مناسب پالایشگاه‌ها گردید.

صفائی قادیکلایی و زارع شاهی (۱۳۸۸) در مقاله‌ای تحت عنوان تخمین مرز کارایی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی عملکرد ۶۰ شعبه بانک صادرات استان مازندران را با استفاده از تحلیل پوششی داده‌ها و شبکه عصبی مورد ارزیابی قرار دادند.

روش تحقیق

تحلیل پوششی داده‌ها: تحلیل پوششی داده‌ها، یک روش برنامه‌ریزی ریاضی برای ارزیابی کارایی واحدهای تصمیم‌گیرنده‌ای است که چندین ورودی و چندین خروجی دارند. اندازه‌گیری کارایی به دلیل اهمیت آن در ارزیابی عملکرد یک شرکت یا سازمان همواره مورد توجه محققین قرار داشته است. در سال ۱۹۵۷ فارل با استفاده از روشی همانند اندازه‌گیری کارایی در مباحث مهندسی، به اندازه‌گیری کارایی برای واحد تولیدی اقدام کرد.

مدل (۱) یک مدل برنامه‌ریزی کسری می‌باشد که می‌توان آن را به یک مدل برنامه‌ریزی خطی تبدیل کرد. مدل زیر که شکل خطی مدل (۲) می‌باشد به مدل مضربی CCR معروف است.

$$\max z = \sum_{r=1}^s u_r y_{r0}$$

s.t :

$$\sum_{i=1}^m V_i x_{i0} = 1 \quad (2)$$

$$\sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m V_i x_{ij} \leq 0$$

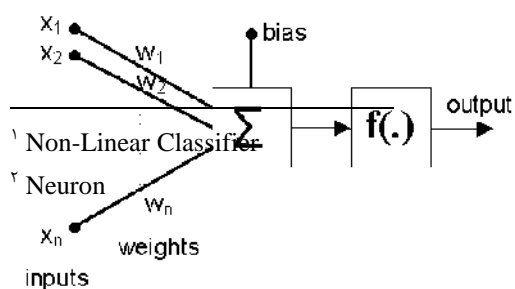
$$u_r, V_i \geq \nu$$

$$i = (1, 2, \dots, m), r = (1, 2, \dots, s)$$

$$j = (1, 2, \dots, n)$$

شبکه عصبی: شبکه عصبی مصنوعی یا به اختصار شبکه عصبی از بزرگترین پیشرفت‌های علم بشر در دهه‌های اخیر می‌باشد. از مهمترین ویژگی‌های شبکه عصبی این است که به عنوان یک طبقه بندی کننده غیر خطی^۱ عمل می‌کند. ضمن اینکه می‌توانند مسایلی که با معادلات ریاضی قابل بیان نیستند، به کمک تعدادی نمونه آموزشی مدل سازی کنند (سلطانی و همکاران، ۱۳۸۹).

ساده ترین شبکه عصبی یک نرون^۲ با n ورودی و یک خروجی است. به عبارت ساده تر ورودی این نرون بردار سطری \vec{X} با n عضو و خروجی آن عدد اسکالر O است. در شکل زیر یک نرون پایه را مشاهده می‌کنید.



مدل CCR: مشخصه اصلی مدل CCR این است که، مسئله ارزیابی DMU با چند ورودی و چند خروجی برای هر DMU را به یک مسئله با یک ورودی مجازی و یک خروجی مجازی تبدیل می‌کند. فرض می‌شود که n واحد تصمیم‌گیری که هر کدام دارای m نوع داده و s نوع ستاده هستند وجود دارد. کارایی نسبی واحد تصمیم‌گیری از طریق حل مدل زیر که به مدل نسبی معروف است و توسط چارلز و کوپر و رودز در سال ۱۹۷۸ ارائه شده است قابل محاسبه می‌باشد (چارلز و همکاران، ۱۹۸۷).

در حل این مدل کارایی یک واحد تصمیم‌گیری حداکثر می‌شود محدود به این که کارایی تمام واحدهای تصمیم‌گیری موجود از یک بزرگتر نباشد.

در این مدل مقدار وزن‌های u_r و V_i ها ناشناخته هستند و به عنوان یک متغیر تصمیم مطرح هستند. این وزن‌ها طوری انتخاب می‌شوند که کارایی واحد تصمیم‌گیری تحت ارزیابی حداکثر شود. کارایی یک واحد تصمیم‌گیری برابر یک خواهد بود اگر این واحد نسبت به سایر واحدها کارا باشد در غیراینصورت کارایی آن واحد تصمیم‌گیری کوچکتر از یک خواهد شد و آن واحد ناکاراً می‌شود.

$$\max z = \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{r0}}{\sum_{i=1}^m V_i x_{i0}}$$

s.t :

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

$$\sum_{i=1}^m V_i x_{ij}$$

$$u_r, V_i \geq \nu$$

نرون پایه معرفی شده می‌تواند مسایل خطی را حل کند. اما برای حل مسایل غیر خطی از یک شبکه عصبی به نام پرسپترون چند لایه^۲ استفاده می‌شود. شبکه MLP مجموعه‌ای از نرون‌های پایه است که در ۳ لایه قرار می‌گیرند. این سه لایه با نام‌های لایه ورودی^۳، لایه پنهان^۴ و لایه خروجی^۵ شناخته می‌شوند. شبکه MLP یک شبکه با ساختار رو به جلو^۶ است و از روش انتشار خطا رو به عقب^۷ برای یادگیری شبکه استفاده می‌کند. شبکه MLP یک شبکه باناظر محسوب می‌شود. به عبارت دیگر، برای آموزش این شبکه باید علاوه بر داده‌های آموزشی (ورودی شبکه)، خروجی صحیح آنها نیز به شبکه آموزش داده شود. بر اساس قضیه کولموگروف یک شبکه MLP با سه لایه می‌تواند هر مسئله خطی و غیر خطی را یاد گرفته و حل کند (لی و اوینگ، ۲۰۰۹). یک شبکه MLP را در شکل (۲) مشاهده می‌کنید.

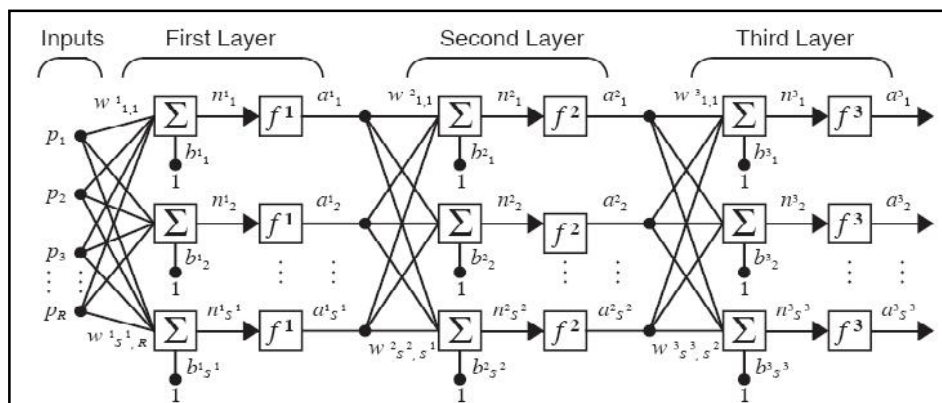
شکل ۱: نرون پایه

در داخل نرون برای تولید خروجی محاسبات زیر انجام می‌شود:

$$O = f \left(\sum_{i=1}^n X_i W_i + B \right) \quad (۳)$$

در این معادله W_i ضرایب وزنی متناظر ورودی X_i هستند و B مقدار آستانه است. f نیز یک تابع است که خروجی O را می‌سازد. در ساده‌ترین حالت f تابع پله واحد^۱ است. در این حالت خروجی نرون یکی از دو مقدار یک و صفر را می‌گیرد (اصفهانیان و امین ناصری، ۱۳۸۷، ۲۸). در حالت کلی می‌توان فرض کرد $W_0=B$ و $X_0=1$ و معادله بالا را به شکل زیر باز نویسی کرد:

$$O = f \left(\vec{X} * \vec{W} \right) \quad (۴)$$



که در این مع
بردار ستونی
ناصری، ۱۳۸۷

شکل ۲: نمایی از یک شبکه MLP سه لایه ای

^۲ Multi Layer Perceptron

^۳ Input Layer

^۴ Hidden Layer

^۵ Output Layer

^۶ Feed Forward

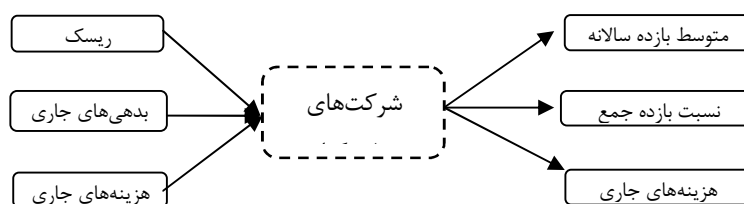
^۷ Back Propagation Error

^۱ Unit Step: $u(t) = \{ 1 \text{ if } t > 0, 0 \text{ if } t < 0 \}$

شبکه با استفاده از داده‌های صحنه گذاری مورد بررسی قرار می‌گیرند. آموزش شبکه تا زمانی ادامه می‌یابد که خطای بهینه سازی مربوط به داده‌های صحنه گذاری شروع به افزایش کند و به محض اینکه این خطا افزایش یابد آموزش شبکه متوقف می‌شود (سلطانی و همکاران، ۱۳۸۹).

روش Neuro-DEA: در این پژوهش از یک شبکه پرسپترون چند لایه برای پیش بینی عملکرد واحدهای تصمیم گیرنده استفاده شده که به عنوان یک شبیه ساز می‌تواند عملکرد واحدها را در سالهای بعدی شبیه سازی کند و با کمک آن به تحلیل حساسیت واحدها پرداخت. کارکرد شبکه مورد استفاده تخمین تابع اندازه گیری کارایی و تعمیم آن برای سالهای بعدی است. این شبکه از داده‌های نرمال واحدها در سالهای ۱۳۸۸، ۱۳۸۹، ۱۳۹۰ برای یادگیری استفاده کرده و الگوی کارایی را بر اساس توپولوژی شبکه و الگوریتم‌های یادگیری LM فرا می‌گیرد و با استفاده از الگوهای یاد گرفته شده، توان تعمیم آن برای داده‌های همان واحدها در سالهای مختلف و از جمله سال ۹۰ را دارد. خروجی شبکه، عددی است بین صفر تا یک که مقدار کارایی واحد را نشان می‌دهد. داده‌های ورودی شبکه نیز از ورودی‌ها و خروجی‌های هر واحد تصمیم گیرنده تشکیل شده است.

این شبکه از یادگیری با ناظر استفاده می‌کند و بردار یادگیری آن کارایی است که قبلاً توسط DEA محاسبه شده است. پس از آنکه شبکه الگو را یاد گرفت، می‌توان از آن به صورت یک ابزار محاسباتی برای پیش بینی کارایی در سالهای دیگر نیز استفاده کرد.



شکل ۳: ورودی و خروجی‌های مدل

معادلات مربوط به خروجی لایه‌های مختلف این شبکه به صورت زیر است:

$$\begin{aligned} a^1 &= f^1(W^1 p + b^1) \\ a^2 &= f^2(W^2 a^1 + b^2) \\ a^3 &= f^3(W^3 a^2 + b^3) \\ a^r &= f^r(W^r f^1(W^2 f^1(W^1 p + b^1) + b^2) + b^r) \end{aligned}$$

آرایش این شبکه‌ها با توجه به تعداد نورونهای لایه‌های مخفی نشان داده می‌شود به عنوان مثال یک شبکه با دو ورودی، یک لایه مخفی با چهار نورون و یک خروجی با آرایش ۱-۴-۲ نمایش داده می‌شود. پس از تعیین آرایش شبکه، می‌توان آموزش شبکه را آغاز نمود. آموزش شبکه‌های عصبی به عنوان یک مساله بهینه سازی غیر خطی شناخته شده است که هدف آن تعیین پارامترهای شبکه یعنی ماتریس‌های وزن و بردارهای bias هر لایه می‌باشد. پارامترهای شبکه طوری تعیین می‌شود که اندیس عملکرد شبکه که معمولاً میانگین مربعات خطای پیش بینی حاصل از داده‌های آموزشی می‌باشد کمینه گردد.

یکی از نکاتی که حین آموزش باید در نظر گرفته شود جلوگیری از over fitting می‌باشد. در این حالت خطای شبکه فقط در نقاط آموزشی کم بوده و در نقاط میانی خطا زیاد میشود. برای رفع چنین نقیصه ای معمولاً در حین آموزش شبکه یک سری از داده‌ها جهت صحنه گذاری^۱ در نظر گرفته می‌شود. بدین ترتیب که در بازه‌های منظم از روند بهینه سازی، داده‌های حاصل از

^۱ validation

همان طور که در شکل ۳ دیده می‌شود، در اندازه گیری کارایی فنی هر شرکت سرمایه‌گذاری از سه ورودی شامل ریسک بدهی‌های جاری، هزینه‌های جاری و از سه خروجی شامل متوسط بازده سالانه، نسبت بازده جمع دارائی و هزینه‌های جاری استفاده شده است. درعین حال متغیرهای متعددی هستند که در ارزیابی کارایی هر شرکت سرمایه‌گذاری مورد ملاحظه قرار می‌گیرند و می‌توان اظهار داشت که کارایی هر شرکت سرمایه‌گذاری، تابعی از متغیرهای بالا است که تغییرات هر یک بر عملکرد شرکت تأثیر می‌گذارد. در این حالت می‌توان فرض خطی بودن رابطه بین متغیرها را نادیده گرفت و همچنین بر اساس قانون بازده نزولی و با در نظر گرفتن اثرات متقابل بین متغیرها، تابع کارایی واحد i ام یعنی $f_i(x_1, x_2, x_3, y_1, y_2, y_3)$ می‌تواند یک تابع غیرخطی باشد. با توجه به اینکه مدل DEA یک مدل خطی است و از طرفی شبکه‌های عصبی توانایی بالایی در تقریب توابع غیر خطی دارند، ANN ابزار خوبی برای استفاده در چنین مسائلی است. بنابراین امکان به کارگیری ANN در اندازه گیری کارایی شرکت‌ها مناسب است.

همان طور که می‌دانیم یکی از خصوصیات مهم ANN توانایی یادگیری از مجموعه نمونه‌ها و توانایی تصمیم‌گیری بر طبق آموزش داده‌های پیشین است. استفاده از روشهای آموزش در یک شبکه عصبی باعث می‌شود وزنها مکرراً "برای رسیدن به بهترین اوزان تغییر کرده تا بهترین خروجی به دست آید. ساختار انواع شبکه‌های عصبی شامل چندین لایه است. در هر لایه تعدادی نرون که با بردارهای وزن به هم متصل اند وجود دارند. همه نرونها متصل به یکدیگر بوده و توانایی انتقال جریان این اتصال‌ها وزن نامیده می‌شود.

رتبه بندی موفقیت یک ANN به چگونگی ظاهر شدن تاثیر این وزنها بستگی دارد. یکی از رایج ترین

استفاده از ANN، استفاده از یک پرسپترون چند لایه با سه لایه متفاوت است. لایه ورودی، ورودی‌ها را به نرون‌ها منتقل کرده، لایه خروجی، خروجی‌ها را به بیرون منتقل می‌نماید، لایه نهان نیز وقتی ارتباط غیر خطی بین ورودی و خروجی برقرار باشد، (لایه نهان توسط تابع محرک، از تغییرات لایه‌های دیگر اطلاع می‌یابد (سانتین و همکاران، ۲۰۰۴).

در ساختار مورد استفاده در این مقاله ورودی‌های ANN طبق نسبتهایی از ورودی‌های DEA که در اندازه گیری کارایی از آن استفاده می‌شود، در نظر گرفته شده و خروجی آن از وزنهایی که باید پیش بینی شود، تبعیت می‌کند. به این ترتیب ورودیها را به شبکه داده و همزمان این ورودیها درون یک لایه از واحدها که لایه ورودی را می‌سازند وزن دهی می‌شوند. خروجیهای این واحدها به نوبت، به طور همزمان به درون لایه دوم لایه نهان از واحدها وارد می‌شوند. در صورت وجود چندین لایه نهان، خروجیهای اولین لایه نهان می‌تواند به عنوان ورودی لایه نهان دیگر استفاده شود. لازم به ذکر است تعداد لایه‌های نهان در ANN اختیاری است، اما معمولاً از یک تا حداکثر سه لایه نهان استفاده می‌شود. در نهایت خروجیهای وزن شده ی آخرین لایه نهان به عنوان ورودی به لایه خروجی وارد می‌شوند و در نهایت داده‌هایی را تولید می‌کند (وانگ، ۲۰۰۳)

مدل ANN-DEA مورد استفاده در این پروژه از سه لایه تشکیل شده است. که یک شبکه پیش خور با یک لایه مخفی و یک لایه خروجی است و نرونها به وسیله بردار وزنها به هم مرتبط هستند. با استفاده از این شبکه می‌توان کارایی واحدهای تصمیم‌گیرنده را تخمین زد.

در روش مذکور داده‌های آزمونی به طور مکرر به شبکه عصبی ارائه می‌شوند. وزنه‌های اولیه صفر در نظر

تأثیر هر متغیر بر نتیجه باید متغیرهای عددی را هم مقیاس یا نرمال سازی کرد (اجلی و همکاران، ۲۰۱۲). همچنین جهت افزایش دقت و سرعت یادگیری شبکه‌های عصبی، داده‌های مورد استفاده نرمال می‌شوند. برای این منظور، روش‌های متعددی ارائه گردیده، که در این تحقیق از رابطه زیر برای نرمال‌سازی داده‌ها استفاده شد.

$$N_{ij} = \frac{X_{ij}}{\max(X_{ij})} \quad \forall j = 1, 2, 3, \dots, 5$$

$$i = (1, 2, \dots, 39), j = (1, 2, \dots, 5)$$

در رابطه فوق N_{ij} مقدار نرمال شده زامین متغیر برای i امین شرکت شرکت‌های سرمایه گذاری می‌باشد و X_{ij} مقدار واقعی زامین متغیر برای i امین شرکت شرکت‌های سرمایه گذاری می‌باشد. در این پژوهش از داده‌های سال‌های ۱۳۸۸، ۱۳۸۹، ۱۳۹۰ مربوط به ۳۴ شرکت‌های سرمایه گذاری استفاده شده است.

گام دوم: بعد از جمع آوری داده با استفاده از مدل CCR کارآیی همه DMUها محاسبه می‌شود. در این مرحله داده‌های لازم برای آموزش شبکه فراهم می‌شود. اگر تعداد DMUها زیاد باشد، می‌توان با استفاده از نمونه گیری، کارآیی تعدادی از آنها را محاسبه کرد. در این تحقیق از داده‌های مربوط به همه DMUها در سال‌های ۱۳۸۸، ۱۳۸۹، ۱۳۹۰ برای آموزش شبکه استفاده شده است. آماده سازی داده‌های یادگیری نیز مشکلاتی ایجاد می‌کند که در ادامه به آن اشاره می‌شود.

گام سوم: آموزش شبکه؛ در این مرحله شبکه عصبی با استفاده از داده‌های واحدهایی که در گام قبل انتخاب شدند، آموزش داده می‌شوند.

گرفته می‌شوند سپس خروجی شبکه عصبی با خروجی مطلوب که همان درجه کارایی حاصل از روش DEA است مقایسه شده و اگر خطا زیاد باشد روند آموزش داده‌ها با مجموعه وزنهای اولیه متفاوت که در جهت کاهش خطای اولیه است، تکرار می‌شود. با انجام این کار خطا در هر تکرار کمتر شده و خروجی مطلوبتری به دست می‌آید. خروجی مطلوب شبکه عصبی در این تحقیق خروجی است که میزان خطای آن کمتر از ۰.۰۵ باشد (وو و همکاران، ۲۰۰۶)

الگوریتم تحلیل کارایی

گام اول: جمع آوری اطلاعات مربوط به ورودی‌ها و خروجی‌ها

در مطالعه سیستمهای واقعی برای محاسبه کارآیی، اولین گام تعیین ورودیها و خروجی است، به طوری که منعکس کننده کارآیی باشند. در تحلیل کارآیی شرکتها تعیین ورودی‌ها و خروجی‌ها اهمیت ویژه ای دارد، زیرا هر شرکت ورودیها و خروجیهای بسیار متعددی دارد که در نظر گرفتن تعداد زیادی از آن مشکلاتی را ایجاد می‌کند.

نرمالسازی داده‌ها: پیش از محاسبه کارایی، مسئله مهم دیگری که باید به آن توجه داشت، نرمالسازی یا هم مقیاس کردن داده‌ها است. مقیاسهای متفاوت در متغیرهای مختلف نتایج نهایی را از جنبه‌های مختلف تحت تأثیر قرار خواهند داد. برای همین باید همه داده‌ها را هم مقیاس کرده و آنها را تغییر شکل داد. بنابراین برای استانداردسازی میزان تأثیر هر متغیر بر نتیجه باید متغیرهای عددی را نرمالسازی کرد.

ابتدا نهاده‌ها و ستانده‌ها شناسایی شده و داده‌های مربوطه جمع‌آوری می‌شوند. برای استاندارد سازی میزان

واحد از شرکت‌های سرمایه‌گذاری برابر یک و کارا شدند و ۲۲ شرکت‌های سرمایه‌گذاری کارایی کمتر از یک و ناکارا تشخیص داده شدند. داده‌های مربوط به سال ۱۳۹۰ در جدول ۲ زیر ارائه شده است.

بررسی نتایج مدل BCC ورودی محور مربوط به داده‌های سال ۱۳۹۰

نتایج مدل BCC ورودی محور در جدول نشان داده شده است. پس از اجرای مدل کارایی ۱۱ واحد یا ۳۵٪ از شرکت‌های سرمایه‌گذاری برابر یک و کارا شدند و ۲۰ واحد یا ۶۴٪ شرکت‌های توزیع کارایی کمتر از یک و ناکارا تشخیص داده شدند. تمام ۱۱ واحد که دارای کارایی یک می‌باشند کارایی قوی نیز هستند. داده‌های مربوط به سال ۱۳۹۰ در جدول ۳ زیر ارائه شده است.

رتبه‌بندی واحدها با روش اندرسون - پیترسون برای سال ۱۳۹۰

با توجه به اینکه مدل پایه‌ای تحلیل پوششی داده‌ها قدرت رتبه‌بندی واحدهای کارا را ندارند برای رتبه‌بندی واحدهای کارا از روش اندرسون - پیترسون استفاده کردیم که نتایج آن در جدول نشان داده شده است. نتایج این روش نشان می‌دهد شرکت‌های در رتبه‌های یک تا سه قرار گرفتند. داده‌های مربوط به سال ۱۳۹۰ در جدول ۴ زیر ارائه شده است.

گام چهارم: اگر با ارائه داده‌های آموزشی نتیجه و دقت مورد نظر حاصل شد معیار خطا به میزان مورد نظر کاهش یافت به گام بعد می‌رویم، در غیر این صورت به گام دوم برمی‌گردیم تا الگوی آموزش شبکه کامل شود.

گام پنجم: محاسبه کارایی همه DMUها در سال‌های ۱۳۸۸، ۱۳۸۹، ۱۳۹۰ با استفاده از شبکه‌های عصبی پیش‌بینی‌کننده و آموزش یافته.

گام ششم: مقایسه بین نتایج حاصل از DEA و Neuro-DEA در صورت لزوم می‌توان از تحلیل رگرسیونی و همبستگی بین نتایج دو روش استفاده کرد که در اینجا چون ممکن است DEA نتایج معتبری ندهد، از آن صرف‌نظر می‌شود. شکل فلوجارت الگوریتم را نشان می‌دهد.

یافته‌های تحقیق

همانطور که قبلاً بیان شد برای اندازه‌گیری کارایی و مقایسه واحدها از داده‌های سال‌های ۱۳۸۸، ۱۳۸۹، ۱۳۹۰ مربوط به ۳۱ شرکت‌های سرمایه‌گذاری استفاده شده است. پس از نرمالایزه کردن داده‌ها، کارایی هر یک از شرکتها بر اساس ورودیها و خروجی‌های آنها محاسبه شد که با استفاده از مدل DEA، CCR و ورودی محور و BCC ورودی محور کارایی شرکتها سال‌های ۱۳۹۰ به محاسبه گردید. داده‌های مربوط به سال ۱۳۹۰ در جدول ۱ زیر ارائه شده است.

بررسی نتایج مدل CCR ورودی محور مربوط به داده‌های سال ۱۳۹۰

مدل CCR ورودی محور برای مجموعه داده‌های شرکت‌های سرمایه‌گذاری حل گردید و نتایج حاصل در جدول نشان داده شده است. پس از اجرای مدل کارایی ۹

جدول ۱- داده‌های سال ۱۳۹۰ شرکت‌های سرمایه گذاری

ردیف	شرکت‌های سرمایه گذاری	ورودی‌ها		خروجی‌ها	
		بدهی‌های جاری	هزینه‌های جاری	ریسک	نسبت حاشیه سود
		بازده واقعی	بازده جمع دارائیه		
۱	سرمایه گذاری معادن و فلزات	۴۰۶۸۴۴۹	۳۱۵۸۸	۲.۱۹	۸۹.۱۹
۲	سرمایه گذاری توسعه آذربایجان	۳۷۹۷۲	۴۶۵۰	۵.۰۶	۴۱.۷۸
۳	سرمایه گذاری توسعه شهری توس گستر	۲۶۱۵۳۶	۱۳۴۹۱	۱.۶۷	۲۱۲.۱۵
۴	سرمایه گذاری ساختمان ایران	۱۹۱۷۵۲۴	۳۷۳۶۲	۲.۳۳	۳۶.۹۸
۵	سرمایه گذاری گروه صنعتی رنا	۳۴۵۴۰۶۹	۲۶۵۴۶	۲.۰۳	۷۰.۹۵
۶	سرمایه گذاری مسکن	۱۴۰۰۲۱۰	۵۶۵۰۹	۱.۶۳	۹۲.۶۸
۷	سرمایه گذاری اعتبار ایران	۶۵۷۶۵۵	۴۰۵۸	۲.۳۲	۸۳.۶۲
۸	سرمایه گذاری بهمن	۱۰۲۸۱۷۶	۱۷۸۶۶	۱.۸۰	۹۳.۹۰
۹	سرمایه گذاری بوعلی	۴۳۰۹۳	۱۱۸۹۷	۲.۳۲	۱۹۲.۰۲
۱۰	سرمایه گذاری توسعه ملی	۵۰۵۹۱۴	۱۲۳۲۵	۱.۰۷	۱۲۶.۳۴
۱۱	سرمایه گذاری توسعه صنعتی ایران	۵۹۱۵۳۱	۱۲۱۴۲	۱.۳۷	۳۵.۵۲
۱۲	سرمایه گذاری سپه	۶۳۲۵۶۶	۱۳۷۳۲	۱.۸۳	۹۸.۲۲
۱۳	سرمایه گذاری صنعت بیمه	۳۸۶۶۷۸	۲۲۵۱۷	۲.۲۰	۹۹.۳۹
۱۴	سرمایه گذاری صنعت و معدن	۱۱۰۶۲۴۴	۲۲۹۵۲	۱.۹۹	۸۵.۱۲
۱۵	سرمایه گذاری گروه صنایع بهشهر ایران	۲۹۸۵۳۸	۱۲۰۳۰	۱.۵۲	۶۹.۱۵
۱۶	سرمایه گذاری ملی ایران	۱۲۰۸۷۹۴	۲۳۱۰۶	۱.۴۲	۹۱.۰۷
۱۷	سرمایه گذاری نیرو	۷۸۲۲۸	۴۰۷۱۳	۱.۷۳	۵۸.۹۳
۱۸	سرمایه گذاری صندوق بازنشستگی	۲۰۰۶۵۶	۱۹۰۰۰	۲.۱۷	۱۴۰.۶۲
۱۹	سرمایه گذاری غدیر	۴۵۶۹۵۴۳	۲۴۲۸۷۱	۲.۰۵	۹۴.۲۱
۲۰	سرمایه گذاری صنعت نفت	۸۱۳۶۸	۲۰۱۳۰	۲.۰۳	۵۸.۸۹
۲۱	سرمایه گذاری توکا فولاد	۷۱۳۳۹۹	۲۱۴۳۳	۲.۸۷	۷۱.۷۴
۲۲	مدیریت سرمایه گذاری امید	۶۰۷۳۰۶۶	۵۸۸۶۴	۱.۶۱	۱۰۱.۲۵
۲۳	سرمایه گذاری پارس توشه	۱۵۴۶۵۷	۱۴۹۵۰	۱.۸۳	۸۳.۷۱
۲۴	سرمایه گذاری پردیس (عایق پلاستیک)	۶۹۰	۴۸۹۳	۱.۹۸	۹۴.۴۸
۲۵	سرمایه گذاری صنایع پتروشیمی	۱۹۹۱۷۹۴	۱۳۴۴۳	۲.۶۱	۲۱.۴۰
۲۶	سرمایه گذاری البرز	۲۶۱۳۶۹	۱۷۱۸۳	۱.۰۳	۱۱۳.۱۲
۲۷	سرمایه گذاری گروه توسعه ملی	۱۰۹۸۷۱۹	۲۸۹۲۹۷	۱.۵۴	۸۳.۷۲
۲۸	سرمایه گذاری ایران خودرو	۳۹۴۸۰۲۸	۴۸۱۵۳	۲.۵۴	۴۳.۰۷
۲۹	سرمایه گذاری سایپا	۵۷۲۱۴۹۰	۲۳۶۱۶	۲.۵۴	۱۱۴.۱۸
۳۰	سرمایه گذاری سامان گستر اصفهان	۲۴۹۷۹۰	۱۵۳۹۸	۲.۴۹	۱۳.۱۵
۳۱	سرمایه گذاری آتیه دماوند	۹۵۶۶۹۰	۲۲۶۹۴	۱.۹۹	۱۷۸.۱۱

جدول ۲ - نتایج مدل CCR ورودی محور مربوط به سال ۱۳۹۰

شرکت‌های سرمایه‌گذاری	کارایی	مجموعه مرجع	واحدهای دیگر بودند دفعاتی که مرجع	ورودی مازاد			کمبود خروجی		
				ورودی ۱	ورودی ۲	ورودی ۳	خروجی ۱	خروجی ۲	خروجی ۳
سرمایه‌گذاری توسعه معادن و فلزات	۰.۵۲۵۲	توسعه ملی، امید، سامان گستر اصفهان	۰	۱۰۷۲۱۴۹.۱	۰	۰	۰	۰	۰
سرمایه‌گذاری توسعه آذربایجان	۱	توسعه آذربایجان	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰
سرمایه‌گذاری توسعه شهری توس گستر	۱	توسعه شهری توس گستر	۱۷	۰	۰	۰	۰	۰	۰
سرمایه‌گذاری ساختمان ایران	۰.۴۳۶۱	توس گستر، توسعه ملی، امید، سامان گستر	۰	۳۶۲۳.۲	۰	۰	۰	۰	۰
سرمایه‌گذاری گروه صنعتی رنا	۰.۲۹۱۷	توس گستر، توسعه ملی	۰	۱۳۱۳.۲	۷۶۳۶۱۳.۰۹	۰	۰	۰	۶.۴۹
سرمایه‌گذاری مسکن	۰.۷۰۳۲	توس گستر، توسعه ملی، امید، سامان گستر	۰	۲۴۰۸۵.۴	۰	۰	۰	۰	۰
سرمایه‌گذاری اعتبار ایران	۱	اعتبار ایران	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
سرمایه‌گذاری بهمن	۰.۴۳۳۲	توس گستر، توسعه ملی، پردیس	۰	۱۸۵۵۲۴.۶	۰	۰	۰	۰	۶.۹۹
سرمایه‌گذاری بوعلی	۱	بوعلی	۸	۰	۰	۰	۰	۰	۰
سرمایه‌گذاری توسعه ملی	۱	توسعه ملی	۱۶	۰	۰	۰	۰	۰	۰
سرمایه‌گذاری توسعه صنعتی ایران	۰.۲۵۲۹	توس گستر، توسعه ملی، پردیس	۰	۴۰۵۶۸.۹۳	۰	۰	۰	۰	۲.۹۲
سرمایه‌گذاری سپه	۰.۵۹۶۵	توس گستر، بوعلی، توسعه ملی، پردیس	۰	۱۱۷۹۶۶.۶۵	۰	۰	۰	۰	۰
سرمایه‌گذاری صنعت بیمه	۰.۳۷۱۸	توس گستر، بوعلی، البرز	۰	۱۳۹.۱۶	۰	۰	۰	۰	۳.۱۷
سرمایه‌گذاری صنعت و معدن	۰.۳۵۷۸	توس گستر، توسعه ملی	۰	۴۱۱.۳۰	۹۵۹۸۵۸.۱	۰	۰	۰	۶.۷۳
سرمایه‌گذاری گروه صنایع بهشهر ایران	۰.۷۹۰۶	بوعلی، توسعه ملی، پردیس، البرز	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۴۰.۸۵
سرمایه‌گذاری ملی ایران	۰.۵۲۸۹	توس گستر، توسعه ملی	۰	۴۴۸۴.۸	۳۶۸۳۳۰.۴	۰	۰	۰	۸.۶۵
سرمایه‌گذاری نیرو	۰.۳۹۶۸	توس گستر، بوعلی، البرز	۰	۱۱۷۳۷.۴	۰	۰	۰	۰	۶.۷۲
سرمایه‌گذاری صندوق بازنشستگی	۰.۹۳۱۸	بوعلی، البرز، سامان گستر اصفهان	۰	۴۷۰.۴۹	۰	۰	۰	۰	۲۹.۹۶
سرمایه‌گذاری غدیر	۰.۷۲۱۶	توسعه ملی، امید، سامان گستر اصفهان	۰	۱۳۸۵۶۳.۶	۰	۰	۰	۰	۳۴.۴۴
سرمایه‌گذاری صنعت نفت	۰.۳۲۶۲	توس گستر، بوعلی، سامان گستر	۰	۲۸۶۹.۵۷	۰	۰	۰	۰	۲۰.۹
سرمایه‌گذاری توکا فولاد	۰.۶۲۵۰	توس گستر، توسعه ملی، امید، سامان گستر	۰	۹۸۳۵۸.۹	۰	۰	۰	۰	۰
مدیریت سرمایه‌گذاری امید	۱	امید	۵	۰	۰	۰	۰	۰	۰
سرمایه‌گذاری پارس توشه	۰.۶۸۱۵	بوعلی، پردیس، البرز	۰	۴۸۵.۸۲	۰	۰	۰	۰	۱۵.۲۶
سرمایه‌گذاری پردیس (عایق پلاستیک)	۱	پردیس	۶	۰	۰	۰	۰	۰	۰
سرمایه‌گذاری صنایع پتروشیمی	۰.۱۲۱۶	آذربایجان، توس گستر، بوعلی، سامان گستر	۰	۲۱۷۲۲۷.۷	۰	۰	۰	۰	۰
سرمایه‌گذاری البرز	۱	البرز	۴	۰	۰	۰	۰	۰	۰
سرمایه‌گذاری گروه توسعه ملی	۰.۴۵۱۲	توس گستر، توسعه ملی	۰	۱۲۳۱۷۹.۸	۲۲۶۰۶۴.۲	۰	۰	۰	۰.۰۳۷
سرمایه‌گذاری ایران خودرو	۰.۱۳۶۸	توس گستر، توسعه ملی	۰	۳۳۶۴.۰۵	۴۴۷۴۶۶.۱۸	۰	۰	۰	۰.۰۴۳
سرمایه‌گذاری سایپا	۰.۴۱۴۵	توس گستر، توسعه ملی، پردیس	۰	۲۰۲۷۰۱۱.۶	۰	۰	۰	۰	۶.۹۲
سرمایه‌گذاری سامان گستر اصفهان	۱	سامان گستر اصفهان	۸	۰	۰	۰	۰	۰	۰
سرمایه‌گذاری آتیه دماوند	۰.۷۱۲۲	توس گستر، توسعه ملی	۰	۳۹۶۴.۴۲	۳۹۰۵۷۰.۲	۰	۰	۰	۰.۱۸۹

جدول ۳- نتایج مدل BCC ورودی محور مربوط به سال ۱۳۹۰

کمبود خروجی			ورودی مازاد			دفعاتی که مرجع واحدهای دیگر بودند	مجموعه مرجع	کارایی	شرکت های سرمایه گذاری
خروجی ۲	خروجی ۱	خروجی ۳	ورودی ۲	ورودی ۱	ورودی ۳				
۳.۵۳	۰	۲۶.۶۱	۰	۰	۱۱۷۳۵۱۵.۹	۰	۳.۵۳	۰.۵۶۰	سرمایه گذاری توسعه معادن و فلزات
۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱	سرمایه گذاری توسعه آذربایجان
۰	۰	۰	۰	۰	۰	۳	۰	۱	سرمایه گذاری توسعه شهری توس گستر
۱۶.۲۸	۰	۷۰.۲۰	۰	۳۳۸۲.۹	۰	۰	۱۶.۲۸	۰.۵۷۳	سرمایه گذاری ساختمان ایران
۱۳.۴۹	۰.۱۰	۵۱.۲۹	۰	۰	۱۳۶۹۳۸۴.۱	۰	۱۳.۴۹	۰.۵۲۰	سرمایه گذاری گروه صنعتی رنا
۷.۴۰	۰	۲۰.۱۳	۰	۲۶۱۵۲.۵	۰	۰	۷.۴۰	۰.۷۷۵	سرمایه گذاری مسکن
۰	۰	۰	۰	۰	۰	۲	۰	۱	سرمایه گذاری اعتبار ایران
۱۳.۶۰	۰.۰۷	۲۹.۱۴	۰	۰	۲۱۱۴۰۷.۱	۰	۱۳.۶۰	۰.۶۴۶	سرمایه گذاری بهمن
۰	۰	۰	۰	۰	۰	۲	۰	۱	سرمایه گذاری بوعلی
۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱۳	۰	۱	سرمایه گذاری توسعه ملی
۱۸.۵۹	۰.۰۹	۸۴.۹۷	۰	۰	۱۲۰۷۸۳.۵	۰	۱۸.۵۹	۰.۹۰۲	سرمایه گذاری توسعه صنعتی ایران
۶.۳۲	۰	۱۸.۵۱	۰	۰	۱۱۰۰۹۷.۸	۶.۳۲	۰.۷۳۴	۰	سرمایه گذاری سپه
۱۸.۱۱	۰.۰۱۴	۱۰.۶۳	۰	۰	۰	۰	۱۸.۱۱	۰.۵۸۶	سرمایه گذاری صنعت بیمه
۱۰.۸۴	۰.۰۹۹	۴۱.۱۸	۰	۰	۸۹۵۷۰.۳	۰	۱۰.۸۴	۰.۵۳۷	سرمایه گذاری صنعت و معدن
۲.۲۰	۰	۶۱.۳۱	۰	۰	۰	۰	۲.۲۰	۰.۹۳۷	سرمایه گذاری گروه صنایع بهشهر ایران
۱۲.۸۳	۰.۰۹۱	۲۳.۰۶	۰	۰	۵۹۹۲۶۸.۸	۰	۱۲.۸۳	۰.۷۲۷	سرمایه گذاری ملی ایران
۱۷.۰۴	۰.۰۳۴	۴۱.۰	۰	۳۱۵۶۵.۸	۰	۰	۱۷.۰۴	۰.۹۸۳	سرمایه گذاری نیرو
۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱	سرمایه گذاری صندوق بازنشستگی
۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱	سرمایه گذاری غدیر
۲۰.۱۴	۰	۵۸.۰۷	۰	۸۷۴۱.۳	۰	۰	۲۰.۱۴	۰.۸۹۱	سرمایه گذاری صنعت نفت
۴.۶۰	۰	۰	۰	۰	۱۰۲۰۲۳.۶	۰	۴.۶۰	۰.۶۴۸	سرمایه گذاری توکا فولاد
۰	۰	۰	۰	۰	۰	۲	۰	۱	مدیریت سرمایه گذاری امید
۵.۶۶	۰	۳۳.۶۷	۰	۹۹۴.۸	۰	۰	۵.۶۶	۰.۸۵۷	سرمایه گذاری پارس توشه
۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱۰	۰	۱	سرمایه گذاری پردیس (عایق پلاستیک)
۲۳.۱۵	۰.۰۱۳	۸۷.۰۲	۰	۰	۹۸۵۱۶۲.۲	۰	۲۳.۱۵	۰.۶۰۵	سرمایه گذاری صنایع پتروشیمی
۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱۰	۰	۱	سرمایه گذاری البرز
۱۲.۴۳	۰.۰۵	۲۹.۴	۰	۱۷۶۳۰۷.۸	۴۷۳۴۸۸.۵	۰	۱۲.۴۳	۰.۶۶۸	سرمایه گذاری گروه توسعه ملی
۲۱.۴۳	۰.۰۹	۷۰.۰۵	۰	۲۳۴۳.۶	۱۳۳۹۶.۳	۰	۲۱.۴۳	۰.۴۰۵	سرمایه گذاری ایران خودرو
۶.۹۱	۰.۰۶	۷.۳۹	۰	۰	۲۲۸۶۳۸۷.۷	۰	۶.۹۱	۰.۴۷۴	سرمایه گذاری سایپا
۰	۰	۰	۰	۰	۰	۴	۰	۱	سرمایه گذاری سامان گستر اصفهان
۴.۴۲	۰.۱۸۲	۰	۰	۳۳۰۱.۹	۳۲۹۹۴۶.۹	۰	۴.۴۲	۰.۷۱۹	سرمایه گذاری آتیه دماوند

جدول ۴ - نتایج رتبه‌بندی واحدها به روش اندرسون - پیترسون

رتبه	شرکت‌های سرمایه‌گذاری	کارایی	رتبه	شرکت‌های سرمایه‌گذاری	کارایی
۱	سرمایه‌گذاری پردیس (عایق پلاستیک)	۸۸۴	۱۶	سرمایه‌گذاری توکا فولاد	۰.۶۲۵
۲	سرمایه‌گذاری توسعه آذربایجان	۴.۲۸۸	۱۷	سرمایه‌گذاری سپه	۰.۵۹۶
۳	سرمایه‌گذاری بوعلی	۱.۹۸۱	۱۸	سرمایه‌گذاری ملی ایران	۰.۵۲۸
۴	سرمایه‌گذاری سامان گستر اصفهان	۱.۶۴۸	۱۹	سرمایه‌گذاری معادن و فلزات	۰.۵۲۵
۵	سرمایه‌گذاری توسعه شهری توس گستر	۱.۳۶۵	۲۰	سرمایه‌گذاری گروه توسعه ملی	۰.۴۵۱
۶	سرمایه‌گذاری البرز	۱.۳۵۸	۲۱	سرمایه‌گذاری ساختمان ایران	۰.۴۳۶
۷	سرمایه‌گذاری توسعه ملی	۱.۳۱۰	۲۲	سرمایه‌گذاری بهمن	۰.۴۳۳
۸	مدیریت سرمایه‌گذاری امید	۱.۲۷۸	۲۳	سرمایه‌گذاری سایپا	۰.۴۱۴
۹	سرمایه‌گذاری اعتبار ایران	۱.۱۸۴	۲۴	سرمایه‌گذاری نیرو	۰.۳۹۶
۱۰	سرمایه‌گذاری صندوق بازنشستگی	۰.۹۳۱	۲۵	سرمایه‌گذاری صنعت بیمه	۰.۳۷۱
۱۱	سرمایه‌گذاری گروه صنایع بهشهر ایران	۰.۷۹۰	۲۶	سرمایه‌گذاری صنعت و معدن	۰.۳۵۷
۱۲	سرمایه‌گذاری غدیر	۰.۷۲۱	۲۷	سرمایه‌گذاری صنعت نفت	۰.۳۲۶
۱۳	سرمایه‌گذاری آتیه داموند	۰.۷۱۲	۲۸	سرمایه‌گذاری گروه صنعتی رنا	۰.۲۹۱
۱۴	سرمایه‌گذاری مسکن	۰.۷۰۳	۲۹	سرمایه‌گذاری توسعه صنعتی ایران	۰.۲۵۲
۱۵	سرمایه‌گذاری پارس توشه	۰.۶۸۱	۳۰	سرمایه‌گذاری ایران خودرو	۰.۱۳۶
			۳۱	سرمایه‌گذاری صنایع پتروشیمی	۰.۱۲۱

نتایج مدل‌های شبکه‌عصبی

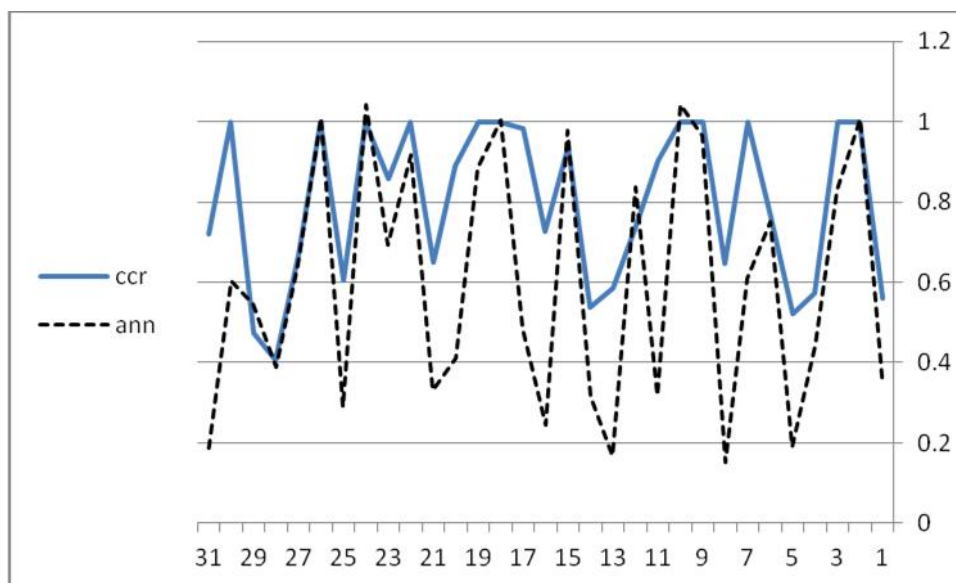
کارکرد شبکه مورد استفاده تخمین تابع اندازه‌گیری کارایی و تعمیم آن برای سال ۱۳۹۰ و سال‌های آتی می‌باشد. این شبکه از داده‌های نرمال واحدها در سال‌های ۱۳۸۸ و ۱۳۸۹ جهت داده‌های آموزش (۸۰٪ داده‌ها را شامل می‌شود) و داده‌های اعتبارسنجی (۲۰٪ داده‌ها را شامل می‌شود) بر اساس توپولوژی شبکه و الگوریتم یادگیری لونیبرگ مارکوآرت (LM) آموزش می‌بیند و توان تعمیم را برای داده‌های سال ۱۳۹۰ دارد. برای تست شبکه و اندازه‌گیری کارایی شرکت‌های سرمایه‌گذاری با این مدل از داده‌های سال ۱۳۹۰ ستفاده شده است.

جهت اجرای آموزش شبکه، شبکه برای هر دو حالت CCR و BCC به صورت جداگانه آموزش می‌بیند، که

نرون‌های ورودی آن به تعداد مجموع ورودی‌ها و خروجی‌های مدل تحلیل پوششی داده‌ها می‌باشد و لایه خروجی آن شامل یک نرون که همان کارایی را نشان می‌دهد می‌باشد. در واقع نتایج مدل‌های CCR و BCC به صورت جداگانه به عنوان خروجی ایده آل شبکه در نظر گرفته می‌شوند و شبکه آموزش می‌بیند.

در مدل‌های ارائه شده از الگوریتم لونیبرگ - مارکوآرت (LM) که از الگوریتم‌های پس انتشار خطا می‌باشد، استفاده شده است. تعداد لایه میانی و نرون‌های لایه میانی هم به روش آزمون و خطا محاسبه می‌گردد یعنی برای تعیین تعداد دقیق نرون‌های لایه میانی از تعداد نرون‌های مختلف در لایه‌های متعدد استفاده گردیده است و این فرایند آنقدر تکرار شده تا تعداد نرون‌ها و

لایه‌ها بر اساس کمترین خطای شبکه در تست و آموزش
حاصل شود.



شکل ۴: نمودار مقایسه نتایج DEA (CCR) و شبکه عصبی با الگوریتم آموزش LM

جدول ۵ - نتایج CCR و شبکه عصبی با الگوریتم آموزش لونبرگ - مارکوآرت

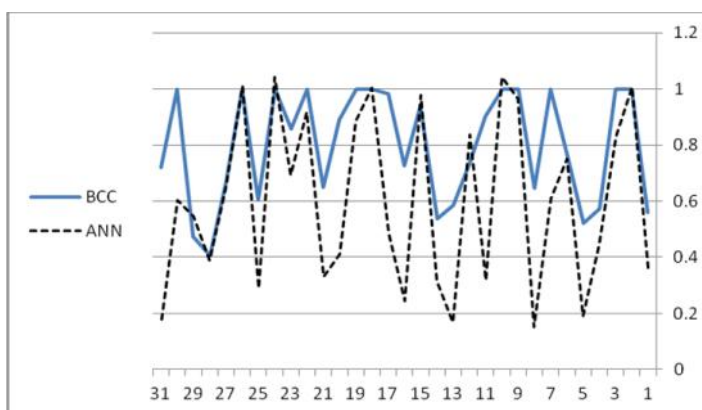
DEA-NN	DEA-CCR	شرکت سرمایه‌گذاری	DEA-NN	DEA-CCR	شرکت سرمایه‌گذاری
۰.۳۴۹۲۶	۰.۳۹۶۸	سرمایه‌گذاری نیرو	۰.۵۰۳۷۶	۰.۵۲۵۲	سرمایه‌گذاری معادن و فلزات
۰.۹۵۴۲۲	۰.۹۳۱۸	سرمایه‌گذاری صندوق بازنشتگی	۱.۰۱۵۰	۱	سرمایه‌گذاری توسعه آذربایجان
۰.۷۵۶۹۷	۰.۷۲۱۶	سرمایه‌گذاری غدیر	۰.۸۴۳۳	۱	سرمایه‌گذاری توسعه شهری توس گستر
۰.۲۵۳۰۷	۰.۳۲۶۲	سرمایه‌گذاری صنعت نفت	۰.۲۰۸۳۱۳	۰.۴۳۶۱	سرمایه‌گذاری ساختمان ایران
۰.۳۸۶۲	۰.۶۲۵	سرمایه‌گذاری توکا فولاد	۰.۲۲۳۰۶۲۷	۰.۲۹۱۷	سرمایه‌گذاری گروه صنعتی رنا
۰.۷۵۸۰	۱	مدیریت سرمایه‌گذاری امید	۰.۶۷۰	۰.۷۰۳۲	سرمایه‌گذاری مسکن
۰.۷۹۶۳	۰.۶۸۱۵	سرمایه‌گذاری پارس توشه	۰.۵۹۹۳۶	۱	سرمایه‌گذاری اعتبار ایران
۱.۰۳۰۷	۱	سرمایه‌گذاری پردیس (عایق پلاستیک)	۰.۳۷۶۵۵	۰.۴۳۳۲	سرمایه‌گذاری بهمن
۰.۲۱۹۲	۰.۱۲۱۶	سرمایه‌گذاری صنایع پتروشیمی	۰.۹۲۶۲۰۱۶	۱	سرمایه‌گذاری بوعلی
۱.۰۲۹۱	۱	سرمایه‌گذاری البرز	۱.۰۳۹۰۱۳۱	۱	سرمایه‌گذاری توسعه ملی
۰.۶۵۲۴	۰.۴۵۱۲	سرمایه‌گذاری گروه توسعه ملی	۰.۳۱۶۱۷۵۵	۰.۲۵۲۹	سرمایه‌گذاری توسعه صنعتی ایران
۰.۰۹۶۰	۰.۱۳۶۸	سرمایه‌گذاری ایران خودرو	۰.۸۴۷۹۷۸۵	۰.۵۹۶۵	سرمایه‌گذاری سپه
۰.۸۲۰۴	۰.۴۱۴۵	سرمایه‌گذاری سایپا	۰.۲۷۰۰۵۳۶	۰.۳۷۱۸	سرمایه‌گذاری صنعت بیمه
۰.۶۴۹۶	۱	سرمایه‌گذاری سامان گستر اصفهان	۰.۳۸۳۳۲۴۵	۰.۳۵۷۸	سرمایه‌گذاری صنعت و معدن
۰.۲۸۶۸	۰.۷۱۲۲	سرمایه‌گذاری آتیه دماوند	۰.۹۰۸۶۵۵۴	۰.۷۹۰۶	سرمایه‌گذاری گروه صنایع بهشهر ایران
			۰.۴۰۱۲۰۸۱	۰.۵۲۸۹	سرمایه‌گذاری ملی ایران

نتایج BCC با استفاده از شبکه عصبی با الگوریتم

آموزش لونیبرگ مارکوآرت

با به کار گیری اعداد کارایی BCC محاسبه شده با روش تحلیل پوششی داده‌ها به عنوان بردار یادگیری یا همان خروجی ایده آل به جای اعداد کارایی CCR و بررسی ساختارهای گوناگون به روش آزمون و خطا، که نتایج آن در جدول ۶ نشان داده شده است بهترین توپولوژی شبکه، پرسپترون دو لایه با تعداد پنج نرون در لایه‌های میانی تعیین شد.

میانگین اعداد کارایی CCR اندازه‌گیری شده با استفاده از شبکه عصبی با الگوریتم LM، ۰.۶۰۰۹۹۹ می‌باشد که با میانگین کارایی CCR به روش تحلیل پوششی داده‌ها (۰.۶۳۸۹) اختلاف کمی دارد. سایر شاخص‌های عملکردی شبکه یعنی NMSE برابر ۰.۰۴۱، MAE برابر ۰.۰۲۱ و ضریب همبستگی (r) برابر ۰.۹۸۸ شد، که نشان‌دهنده توانایی و دقت بالای مدل در اندازه‌گیری اعداد کارایی می‌باشد.



شکل ۵: نمودار مقایسه نتایج DEA (BCC) و شبکه عصبی با الگوریتم آموزش LM

جدول ۶- نتایج BCC و شبکه عصبی با الگوریتم آموزش LM

DEA-NN	DEA- BCC	شرکت سرمایه گذاری	DEA-NN	DEA-BCC	شرکت سرمایه گذاری
۰.۴۸۶۱۵	۰.۹۸۳	سرمایه گذاری نیرو	۰.۳۶۳۶۳	۰.۵۶	سرمایه گذاری معادن و فلزات
۱.۰۰۲۲۴	۱	سرمایه گذاری صندوق بازنشستگی	۱.۰۰۶۴۳	۱	سرمایه گذاری توسعه آذربایجان
۰.۸۸۴۹۷	۱	سرمایه گذاری غدیر	۰.۸۲۹۲۹	۱	سرمایه گذاری توسعه شهری توس گستر
۰.۴۱۲۵۰	۰.۸۹۱	سرمایه گذاری صنعت نفت	۰.۴۴۲۵۰	۰.۵۷۳	سرمایه گذاری ساختمان ایران
۰.۳۳۱۰۲	۰.۶۴۸	سرمایه گذاری توکا فولاد	۰.۱۹۰۵۲	۰.۵۲	سرمایه گذاری گروه صنعتی رنا
۰.۹۱۶۵۵	۱	مدیریت سرمایه گذاری امید	۰.۷۴۸۹۷	۰.۷۷۵	سرمایه گذاری مسکن
۰.۶۹۱۲۸	۰.۸۵۷	سرمایه گذاری پارس توشه	۰.۶۰۹۳۵	۱	سرمایه گذاری اعتبار ایران
۱.۰۴۲۸۹	۱	سرمایه گذاری پردیس (عایق پلاستیک)	۰.۱۵۱۳۱	۰.۶۴۶	سرمایه گذاری بهمن
۰.۲۸۷۸۱	۰.۶۰۵	سرمایه گذاری صنایع پتروشیمی	۰.۹۶۴۰۵	۱	سرمایه گذاری بوعلی
۱.۰۱۰۸۱	۱	سرمایه گذاری البرز	۱.۰۴۰۶۱	۱	سرمایه گذاری توسعه ملی
۰.۶۴۶۳۲	۰.۶۶۸	سرمایه گذاری گروه توسعه ملی	۰.۳۱۹۳۸	۰.۹۰۲	سرمایه گذاری توسعه صنعتی ایران
۰.۳۸۹۴	۰.۴۰۵	سرمایه گذاری ایران خودرو	۰.۸۳۵۵۳	۰.۷۳۴	سرمایه گذاری سپه
۰.۵۴۶۱۹	۰.۴۷۴	سرمایه گذاری سایپا	۰.۱۶۹۰۳	۰.۵۸۶	سرمایه گذاری صنعت بیمه
۰.۶۰۲۶۵	۱	سرمایه گذاری سامان گستر اصفهان	۰.۳۱۳۷۱	۰.۵۳۷	سرمایه گذاری صنعت و معدن
۰.۱۷۳۱۱	۰.۷۱۹	سرمایه گذاری آتیه دماوند	۰.۹۷۶۹۱	۰.۹۳۷	سرمایه گذاری گروه صنایع بهشهر ایران
			۰.۲۴۵۷۳۱	۰.۷۲۷	سرمایه گذاری ملی ایران

توان تفکیک پذیری و تشخیص واحدها را ندارند به کار گرفت. در مقایسه انجام گرفته با روشهای ریاضی

و ترکیبی تحلیل کارآیی، شبکه های عصبی نتایج قابل قبولی ارائه دادند. در حال حاضر در شبکه Neuro-DEA نیاز است که از مدل‌های پایه ای تحلیل پوششی داده ها نیز استفاده شود.

در ادامه این تحقیق می توان به موضوعات زیر پرداخت:

۱. شناخت شاخصهای محیطی موثر بر عملکرد شرکت های سرمایه گذاری، اندازه گیری دقیق آنها و بکار گیری آنها در مدل‌های تحلیل پوششی داده ها و تحلیل حساسیت نتایج حاصل از آن با نتایج قبلی.
۲. استفاده از شبکه های محاسبه کننده کارآیی و همچنین از شبکه های خودسازمانده و ساخت شبکه‌هایی که به طور کامل مستقل از کارآیی را تحلیل کند.
۳. بکارگیری روش Neuro-DEA در ارزیابی عملکرد کارکنان سایر موسسات تولیدی و خدماتی دیگر مانند شهرداری ها، فرمانداری ها و ...
۴. بررسی روند رشد کارآیی شرکتهای بورس با اجرای این مدل در مقاطع زمانی مختلف، به طور ادواری و منظم و بررسی تاثیر سیاست های مدیریتی اتخاذ شده در تغییر کارآیی این شرکت ها
۵. بکارگیری روش های دیگر همچون استفاده از اوزان فازی و بدست آوردن داده های فازی در مدل FUZZY DEA، بررسی روابط بین شاخص ها و مقایسه نتایج حاصل از بکارگیری این روش ها .
۶. استفاده از روش های کیفی در ارزیابی عملکرد از جمله BSC و ارزیابی و مقایسه نتایج حاصل از آن با پژوهش حاضر.

کارایی BCC می‌باشد، ولی با مقایسه شاخص‌های عملکردی شبکه عصبی در پیش‌بینی اعداد کارایی CCR و BCC که به ترتیب در جداول ۵ و ۶ نشان داده شده است، نتیجه می‌گیریم شبکه عصبی با الگوریتم آموزش LM دقت بیشتری در اندازه‌گیری اعداد کارایی CCR دارد و این امر به دلیل تعداد واحدهای کارایی کمتر در نتایج مدل تحلیل پوششی داده‌ها به عنوان خروجی ایده‌آل شبکه عصبی می‌باشد.

نتیجه گیری

در این مقاله یک روش کمی در ارزیابی عملکرد شرکتهای سرمایه‌گذاری در یک مطالعه موردی معرفی شد. با توجه به نقاط ضعف مدل های پایه ای تحلیل پوششی داده ها که توانایی تحلیل کارآیی را به تنهایی ندارند از شبکه های عصبی استفاده شد تا دقت میزان کارایی را افزایش دهد. در ابتدا شرکتهای با کاربرد مدل های پایه ای تحلیل پوششی داده ها همانند مدل های CCR و BCC مورد بررسی قرار گرفت. در این تحلیل مشخص گردید شرکت های همانند توسعه شهری توس گستر، توسعه ملی و سامان گستر اصفهان بیشترین واحد های مرجع معرفی شده بودند. بنابراین شرکت های ناکارا با الگو برداری از شاخص های این شرکت می توانند خود را به مرز کارایی برسانند.

در مرحله بعد مدل های پایه ای با مدل های شبکه عصبی ترکیب گردید. در این پژوهش از مدل پرسپترون چند لایه استفاده گردید. نتایج تحقیق نشان داد که شبکه های عصبی، توان بالایی در یادگیری الگوهای کارایی دارند، اما لازم به ذکر است که شبکه باید به شکل مناسبی آموزش داده شود. با استفاده از شبکه های عصبی و تحلیل پوششی داده ها می توان در مواردی که مدل های پایه ای

- V. Ajalli, M. , Miandari, K. , Safavi Mirmahalleh, S. R. , Mohammadi Ramzani, M. , (۲۰۱۲), "Analysis of the Technical Efficiency of the Provincial Gas Companies in Iran Making use of the Synthetic Model of Performance Predictor Neural Networks, and Data Envelopment Analysis (Neuro-DEA)", American Journal of Scientific Research, ۴۸, pp. ۵۲-۶۷
۸. Aslani, G. , Momeni Masuleh, S. H. , Malek, A. , Ghorbani, F. , (۲۰۰۹), "Bank efficiency evaluation using a neural network-DEA method", Iranian Journal of Mathematical Sciences and Informatics, ۴(۲), pp. ۳۳-۴۸.
۹. Athanassopoulos, A. , Curram, S. , (۱۹۹۶), "A Comparison of Data Envelopment Analysis and Artificial Neural Networks as Tools for Assessing the Efficiency of Decision Making Units", Journal of the Operational Research Society, ۴۷, pp. ۱۰۰۰-۱۰۱۶.
۱۰. Banker, R. D. , Charnes, A. , & Cooper, W. W. , (۱۹۸۴), "Some Models For Estimating Technical and Scale Inefficiencies in DEA", Management Science, ۳۰(۹), PP. ۱۰۷۸-۱۰۹۲.
۱۱. Celebi, D. , Bayraktar, D. , (۲۰۰۸), "An integrated neural network and data envelopment analysis for supplier evaluation under incomplete information", Expert systems with application, ۳۵, pp. ۱۶۹۸-۱۷۱۰.
۱۲. Charnes, A. , Cooper, W. W. , Rhodes, E. , (۱۹۷۸), "Measuring the efficiency of DMUs", European Journal of Operational Research ۲, pp. ۴۲۹-۴۴۴.
۱۳. Costa, A. , Markellos, P. , (۱۹۹۷), "Evaluating public transport efficiency with neural network models", Transpn Research, ۵(۵), pp. ۳۰۱-۳۱۰.
۱۴. Emrouznejad, A. , Shale, E. , (۲۰۰۹), "A combined neural network and DEA for measuring efficiency of large scale datasets", Computers and Industrial, ۵۶, pp. ۲۴۹-۲۵۴.
۱۵. Lee, C. C. , Ou-Yang, C. , (۲۰۰۹), "A Neural Networks Approach for Forecasting the Supplier's Bid Prices in Supplier Selection

منابع و مآخذ

- ۱- اصفهانیان، مجید، امین ناصری، محمد رضا، (۱۳۸۷)، "ارائه یک مدل شبکه عصبی جهت پیش‌بینی کوتاه مدت قیمت نفت خام"، نشریه بین المللی علوم مهندسی دانشگاه علم و صنعت، جلد ۱۹، شماره ۱، ص ۲۷-۳۵.
- ۲- سلطانی، سعید، سرداری، سروش، شیخ‌پور، مژگان، موسوی، سیده صغری، (۱۳۸۹)، "شبکه‌های عصبی مصنوعی مبانی، کاربردها و آشنایی با نرم‌افزار EasyNN-plus و NeuroSolution"، تهران، نشر «نص».
- ۳- صفائی قادیکلایی، عبدالحمید، زارع شاهی، علی، (۱۳۸۸)، "تخمین مرز کارایی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: بانک صادرات استان مازندران)"، دومین کنفرانس بین المللی تحقیق در عملیات.
- ۴- قادری، سید فرید، آزاده، محمد علی، عمرانی، هاشم، (۱۳۸۷)، "ارزیابی عملکرد شرکت‌های توزیع برق با روش‌های تحلیل پوششی داده‌ها و حداقل مربعات معمولی تصحیح شده"، مجله علمی پژوهشی شریف، ۴۳، ص ۱۳۷-۱۴۲.
- ۵- محرابیان، سعید، ساعتی مهتدی، صابر، هادی، علی، (۱۳۹۰)، "ارزیابی کارایی شعب بانک اقتصاد نوین با ترکیبی از روش شبکه عصبی و تحلیل پوششی داده‌ها"، مجله تحقیق در عملیات و کاربردهای آن، سال ۸، شماره ۴، ص ۲۹-۳۹.
- ۶- مهرگان، محمد رضا، فراست، علیرضا، کامیاب مقدس، امین، (۱۳۸۵)، "تحلیل کارایی فنی پالایشگاه‌های نفت کشور با استفاده از مدل ترکیبی شبکه‌های عصبی و تحلیل پوششی داده‌ها (Neuro-DEA)"، پژوهشنامه علوم انسانی و اجتماعی، سال ۶، شماره ۲۳، ص ۱۲۸-۱۰۵.

- Negotiation Process”, Expert Systems with Applications , ۳۶(۲), pp. ۲۹۶۱-۲۹۷۰.
۱۶. Mostafa, M. M. , (۲۰۰۹a), “Modeling the efficiency of top Arab banks: A DEA-neural network approach”, Expert systems with applications, ۳۶, pp. ۳۰۹-۳۲۰.
۱۷. Mostafa, M. M. , (۲۰۰۹b), “Modeling the competitive market efficiency of Egyptian companies: A probabilistic neural network analysis”, Expert systems with applications, ۳۶, pp. ۸۸۳۹-۸۸۴۸.
۱۸. Ozdemir, D. , Temur, G. T. , (۲۰۰۹), “DEA ANN approach in supplier evaluation system”, World academy of science engineering and technology, ۵۴, pp. ۳۴۳-۳۵۸
۱۹. Pendharkar, P. , Rodger, James. (۲۰۰۳), “Technical efficiency-based selection of learning cases to improve forecasting accuracy of neural networks under monotonicity assumption”, Decision Support Systems, ۳۶, pp. ۱۱۷-۱۳۶
۲۰. Santian, D. , Delgado, F. , Valino, A. , (۲۰۰۴), “The measurement of technical efficiency: a neural network approach”, Applied Economics, ۳۶, pp. ۶۲۷-۶۳۵
۲۱. Wang, S. ,(۲۰۰۳). Adaptive non-parametric efficiency frontier analysis: A neural-network-based model. Computers and Operations Research, ۳۰, ۲۷۹-۲۹۵
۲۲. Wu, D. , (۲۰۰۹), “Supplier selection, “A hybrid model using DEA, decision tree and neural network”, Expert systems with applications, ۳۶, pp. ۹۱۰۵-۹۱۱۲.
۲۳. Wu, D. , Yang, Z. , Liang, L. , (۲۰۰۶), “Using DEA-neural network approach to evaluate branch efficiency of a large Canadian bank”, Expert systems with applications, ۳۱, pp. ۱۰۸-۱۱۵.