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 سرمایه گذاران خصوصی به بازار سرمایه، رقابت موجود بین شرکت‌های سرمایه گذاری افزایش چشمگیری داشته است. شرکت‌های بزرگ و قدرتمند، اهداف پیش بینی شده خود را با جدیت پیگیری می‌کنند تا توان رقابتی خود را بالا ببرند. برای تجزیه و تحلیل کارایی شرکت‌های سرمایه گزاری 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 13 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 سرمایه گذاری در بازه زمانی 3111ـ3131 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 لونبرگ ـ 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

Archive of SID

www.SID.ir

مقدمه

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 نهادههای 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 به‌وجود 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، کارامد و موثر می‌تواند بیان کننده‌ی هدایت موفق یا ناموفق این شرکت‌ها در جهت تخصیص کارای منابع باشد.

رویکردهای متعددی برای ارزیابی کارایی واحدها وجود دارد که شامل دیدگاه‌های پارامتریک و ناپارامتریک می‌باشد(مهرگان و همکاران، 9>57). 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 [1] استفاده کرد. از این رو شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان مکمل‌های خوبی برای کمک در تخمین مرز کارایی معرفی شده است (وو و همکاران، 600:). زیرا ماهیت عملکرد شبکه‌های عصبی به دلیل قدرت یادگیری و تعمیم پذیری به گونه‌ای است که در برابر داده‌های پرت و اغتشاشات حاصل از اندازه گیری غیردقیق داده‌ها، مقاوم‌تر عمل می‌کنند (مهرگان و همکاران، 9>57).

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، =600) و نکته مهم دیگر اینکه در تحقیقات انجام شده در مورد ارزیابی شرکت‌های سرمایه گذاری اعداد کارایی بدست

[1] Decision Making Units (DMU)

Archive of SID

www.SID.ir

آمده متفاوت می‌باشد و تعداد واحدهای کارا با توجه به تعداد زیاد ورودی‌ها و خروجی‌های مدل تحلیل پوششی داده‌ها، زیاد می‌باشد(قادری و همکاران، ;>57). 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 شرکت 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. آتانوسوپولوس و کورام[1] (:==5) در مقاله‌ای به مقایسه دو روش ناپارامتریک تحلیل پوششی داده‌ها و شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان روش‌هایی برای ارزیابی عملکرد پرداختند.

کاستا ومارکلوس[2] (;==5) در مقاله‌ای کارایی متروی لندن را طی سال‌های 8==5ـ0;=5 به روش ناپارامتریک شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه مورد بررسی قرار دادند. نتایج بدست آمده ازاین روش با نتایج روش‌های تحلیل پوششی داده‌ها و حداقل مربعات اصلاح شده مورد مقایسه قرار گرفت.

پنهارکر و راجر[3] (6007) 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[4] و همکاران (6008) 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(:600) در مقاله‌ای، با ترکیب تحلیل پوششی داده‌ها و شبکه‌های عصبی مصنوعی به ارزیابی کارایی نسبی شعب یک بانک بزرگ کانادایی پرداختند. دراین مقاله 586 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 6005 مورد ارزیابی قرار گرفتند.

شلبی و بایرکتار[5] (>600) 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 ازمشکلات رایج در ارزیابی تأمین‌کنندگان می‌باشد را دارد.

امروزنژاد و شال[6] (=600) در تحقیقی از ترکیب شبکه‌های عصبی و تحلیل پوششی داده‌ها جهت ارزیابی کارایی مجموعه داده‌های گسترده با واحدهای زیاد استفاده

[1] Athanassopoulos & Curram
[2] Costa & Markellos
[3] Pendharkar & Rodger
[4] Santian
[5] Celebi & Bayraktar
[6] Emrouznejad & Shale

Archive of SID

www.SID.ir

کردند. آن‌ها با توجه به‌این 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 حل‌این مشکل ارائه دادند.

ازمیر و تمور[1] (=600) 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 تأمین کنندگان به سادگی پیش‌بینی و بررسی می‌شود.

وو[2](=600) در مقاله‌ای از مدل ترکیبی تحلیل پوششی داده‌ها، شبکه عصبی و درخت تصمیم[3] برای انتخاب تأمین کنندگان 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 (=600) در مقاله‌ای کارایی بانک‌های عربی را با دو مدل کمی تحلیل پوششی داده‌ها و شبکه‌های عصبی مورد بررسی قرار داد. دراین 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 75٪ و هنگام اجرای مدل BCC متوسط کارایی 87٪ می‌باشد. مصطفی(=600) از روش پیشنهادی خود در ارزیابی بانک‌های عربی برای ارزیابی کارایی نسبی شرکت‌های مصری استفاده کرد. دراین 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 (=600) در مقاله برای ارزیابی کارایی بانک‌های‌ایران از روش ترکیبی تحلیل پوششی داده‌ها و شبکه عصبی استفاده کردند. دراین 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 (6056) 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 دراین 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 (0=57) در مقاله‌ای کارایی 80 شعبه بانک اقتصاد نوین را با ترکیبی از روش شبکه عصبی و تحلیل پوششی داده‌ها به عنوان دو روش ناپارامتریک محاسبه کردند. شبکه عصبی به کار رفته دراین مقاله یک شبکه پیش‌خور با یک لایه مخفی و یک لایه خروجی می‌باشد.

[1] Ozdemir, D. , Temur
[2] Mostafa
[3] Decision Tree

Archive of SID

www.SID.ir

مهرگان و همکاران(9>57) در مقاله‌ای ضعف قدرت تفکیک پذیری تحلیل پوششی داده‌ها برای واحد تصمیم گیرنده 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 دراین مقاله مورد استفاده قرار دادند که موجب افزایش قدرت تفکیک‌پذیری و رتبه‌بندی مناسب پالایشگاه‌ها گردید.

صفائی قادیکلایی و زارع شاهی (>>57) در مقاله‌ای تحت عنوان تخمین مرز کارایی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی عملکرد 0: 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 5=9; فارل با استفاده از روشی همانند اندازه‌گیری کارایی در مباحث مهندسی، به اندازه‌گیری کارایی برای واحد تولیدی اقدام کرد. 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 5=;: در دانشگاه کارنگی مورد استفاده قرار گرفت(مهرگان و همکاران، 9>57). 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 درسال 5=;< در مقاله‌ای با عنوان اندازه‌گیری کارایی واحدهای تصمیم‌گیرنده ارائه شد (چارنز وهمکاران، 5=<;).

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 $x_{ij},(i=1,...,m)$ و خروجی‌های DMUj به صورت $x_{rj},(r=1,...,s)$ نشان داده می‌شود.

مدلهای مختلف تحلیل پوششی داده‌ها، یک زیرمجموعه از n تا DMU که قسمتی از سطح پوششی (مرزکارایی) 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 ناکارآیی را معلوم می‌کند. مدلهای اساسی DEA که در اینجا مورد بحث قرار می‌گیرند عبارتند از:

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 هرکدام دارای m نوع داده و s نوع ستاده

Archive of SID

www.SID.ir

هستند وجود دارد. کارآیی نسبی واحد تصمیم‌گیری از طریق حل مدل زیر که به مدل نسبی معروف است و توسط چارنز و کوپر و رودز در سال >;=5 ارائه شده است قابل محاسبه می باشد(چارنز وهمکاران، ;>=5).

در حل این مدل کارآیی 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_iها 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 کارآیی آن واحد تصمیم‌گیری کوچکتر از یک خواهد شد و آن واحد ناکارآ می شود.

$$\max z = \frac{\sum_{r=1}^{s} u_r y_{r\circ}}{\sum_{i=1}^{m} V_r x_{i\circ}}$$

$$s.t:$$

$$\frac{\sum_{r=1}^{s} u_r y_{rj}}{\sum_{i=1}^{m} V_r x_{ij}} \le 1 \qquad (5)$$

$$u_r, V_i \ge \varepsilon$$

مدل (5) یک مدل برنامه‌ریزی کسری می‌باشد که می‌توان آن را به یک مدل برنامه‌ریزی خطی تبدیل کرد. مدل زیر که شکل خطی مدل (6) می‌باشد به مدل مضربی CCR معروف است.

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

$$s.t:$$

$$\sum_{i=1}^{m} V_i x_{i\circ} = 1 \qquad (6)$$

$$\sum_{r=1}^{s} u_r, V_{rj} - \sum_{i=1}^{m} V_i x_{ij} \le 0$$

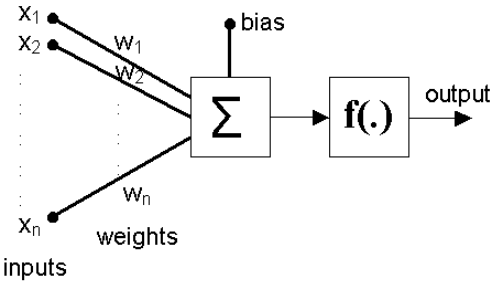
$$u_r, V_i \ge \varepsilon$$

$$i = (1,2,...,m), r = (1,2,...,s)$$

$$, j = (1,2,...,n)$$

شبکه عصبی: شبکه عصبی مصنوعی یا به اختصار شبکه عصبی از بزرگترین پیشرفت‌های علم بشر در دهه‌های اخیر می باشد. از مهمترین ویژگی‌های شبکه عصبی این است که به عنوان یک طبقه بندی کننده غیر خطی[1] عمل می کند. ضمن اینکه می توانند مسایلی که با معادلات ریاضی قابل بیان نیستند، به کمک تعدادی نمونه آموزشی مدل سازی کنند (سلطانی و همکاران، =>57).

ساده ترین شبکه عصبی یک نرون[2] 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.



شکل3: نرون پایه

[1] Non-Linear Classifier
[2] Neuron

Archive of SID

www.SID.ir

در داخل نرون برای تولید خروجی محاسبات زیر انجام می‌شود:

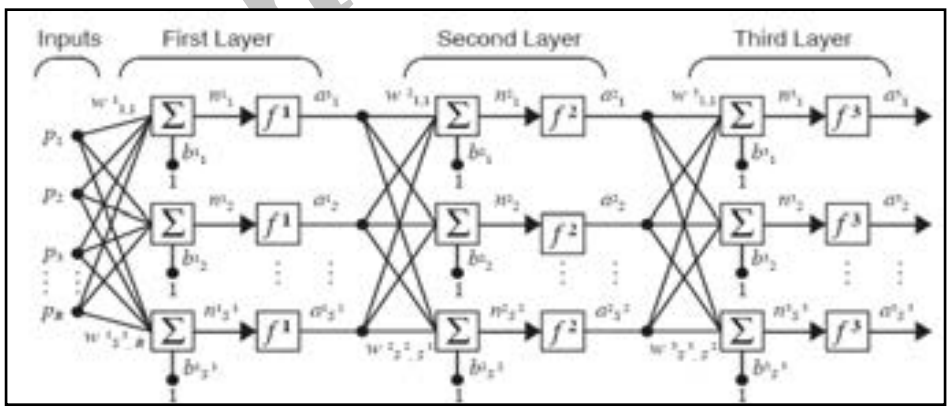
$$O = f(\sum_{i=1}^{n} X_i W_i + B) \qquad (7)$$

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[1] است. در این حالت خروجی نرون یکی از دو مقدار یک و صفر را می‌گیرد (اصفهانیان و امین ناصری، ;>57، 6>). در حالت کلی می‌توان فرض کرد W0=B و X0=1 و معادله بالا را به شکل زیر باز نویسی کرد:

$$O = f(\vec{X} * \vec{W}) \qquad (8)$$

که در این معادله $\vec{X}$ بردار سطری با n+1 عنصر و $\vec{W}$ بردار ستونی با n+1 عنصر است (اصفهانیان و امین ناصری، ;>57، 77).

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[2] استفاده می‌شود. شبکه MLP مجموعه‌ای از نرون‌های پایه است که در 7 لایه قرار می‌گیرند. این سه لایه با نام‌های لایه ورودی[3]، لایه پنهان[4] و لایه خروجی[5] شناخته می‌شوند. شبکه MLP یک شبکه با ساختار رو به جلو[6] است و از روش انتشار خطا رو به عقب[7] 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 کلوموگروف یک شبکه MLP با سه لایه می‌تواند هر مسئله خطی و غیر خطی را یاد گرفته و حل کند (لی و اویانگ، =600). یک شبکه MLP را در شکل (6) مشاهده می‌کنید.



شکل5: نمایی از یک شبکه MLP سه لایه ای

[1] Unit Step: u(t)= {1 if t>0, 0 if t<0 }

[2] Multi Layer Perceptron
[3] Input Layer
[4] Hidden Layer
[5] Output Layer
[6] Feed Forward
[7] Back Propagation Error

www.SID.ir

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

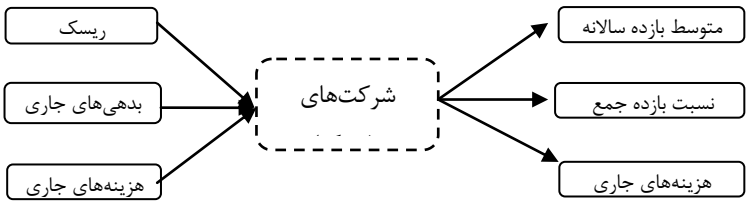
$$a^1 = f^1\left(W^1 p + b^1\right)$$
$$a^2 = f^2\left(W^2 a^1 + b^2\right)$$
$$a^3 = f^3\left(W^3 a^2 + b^3\right)$$
$$a^3 = f^3\left(W^3 f^2\left(W^2 f^1\left(W^1 p + b^1\right) + b^2\right) + b^3\right)$$

آرایش این شبکه‌ها با توجه به تعداد نورونهای لایه‌های مخفی نشان داده می شود به عنوان مثال یک شبکه با دو ورودی، یک لایه مخفی با چهار نورون و یک خروجی با آرایش 5-8-6 نمایش داده می شود. پس از تعیین آرایش شبکه، می توان 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 می باشد. پارامترهای شبکه طوری تعیین می شود که اندیس عملکرد شبکه که معمولاً میانگین مربعات خطای پیش بینی حاصل از داده‌های آموزشی می باشد کمینه گردد.

یکی از نکاتی که حین آموزش باید در نظر گرفته شود جلوگیری از over fitting می باشد. در این حالت خطای شبکه فقط در نقاط آموزشی کم بوده و در نقاط میانی خطا زیاد میشود. برای رفع چنین نقیصه ای معمولا در حین آموزش شبکه یک سری از داده‌ها جهت صحه گذاری[1] در نظر گرفته می شود. بدین ترتیب که در بازه‌های منظم از روند بهینه سازی، داده‌های حاصل از شبکه با استفاده از داده‌های صحه گذاری مورد بررسی قرار می گیرند. آموزش شبکه تا زمانی ادامه می یابد که خطای بهینه سازی مربوط به داده‌های صحه گذاری شروع به افزایش کند و به محض اینکه این خطا افزایش یابد آموزش شبکه متوقف می شود(سلطانی و همکاران، 57=>).

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 کارآیی و تعمیم آن برای سالهای بعدی است. این شبکه از داده‌های نرمال واحدها در سال‌های >>57، =>57، 57=0برای یادگیری استفاده کرده و الگوی کارآیی 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 0= را دارد. خروجی شبکه، عددی است بین صفر تا یک که مقدار کارآیی 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 قبلا توسط DEAمحاسبه شده است. پس از آنکه شبکه الگو را یاد گرفت، می‌توان از آن به صورت یک ابزار محاسباتی برای پیش بینی کارآیی در سالهای دیگر نیز استفاده کرد.



شکل1: ورودی و خروجی‌های مدل

[1] validation

Archive of SID

www.SID.ir

همان طور که در شکل(7) دیده می‌شود، در اندازه گیری کارآیی فنی هر شرکت سرمایه گزاری 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 کارآیی هر شرکت سرمایه گزاری مورد ملاحظه قرار می‌گیرند و می‌توان اظهار داشت که کارآیی هر شرکت سرمایه گزاری، تابعی از متغیرهای بالا است که تغییرات هر یک بر عملکرد شرکت تأثیر می‌گذارد. در این حالت می‌توان فرض خطّی بودن رابطه بین متغیرها را نادیده گرفت و همچنین بر اساس قانون بازده نزولی و با در نظر گرفتن اثرات متقابل بین متغیرها، تابع کارآیی واحدi 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_s ابزار خوبی برای استفاده در چنین مسائلی است. بنابراین امکان به کارگیری ANN_s در اندازه گیری کارآیی شرکت‌ها مناسب است.

همان طور که می دانیم یکی از خصوصیات مهم ANNتوانایی یادگیری از مجموعه نمونه‌ها و توانایی تصمیم گیری بر طبق آموزش داده‌های پیشین است. استفاده از روشهای آموزش در یک شبکه عصبی باعث می شود وزنها مکررا "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 ازANN ، 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 می نماید، لایه نهان نیز وقتی ارتباط غیر خطی بین ورودی و خروجی برقرار باشد، (لایه نهان توسط تابع محرک، از تغییرات لایه‌های دیگر اطلاع می یابد (سانتین و همکاران،6008).

در ساختار مورد استفاده در این مقاله ورودی‌های ANN طبق نسبتهایی از ورودی‌های DEA که در اندازه گیری کارایی از آن استفاده می شود، در نظرگرفته شده و خروجی آن از وزنهایی که باید پیش بینی شود، تبعیت می کند. به این ترتیب ورودیها را به شبکه داده وهمزمان این ورودیها درون یک لایه از واحدها که لایه ورودی را می سازند وزن دهی می شوند. خروجیهای این واحدها به نوبت، به طور همزمان به درون لایه دوم(لایه نهان) از واحدها وارد می شوند. در صورت وجود چندین لایه نهان، خروجیهای اولین لایه نهان می تواند به عنوان ورودی لایه نهان دیگر استفاده شود. لازم به ذکر است تعداد لایه‌های نهان در ANN اختیاری است، اما معمولا ازیک تا حداکثر سه لایه نهان استفاده می شود. در نهایت خروجیهای وزن شده ی آخرین لایه نهان به عنوان ورودی به لایه خروجی وارد می شوند و در نهایت دادههایی را تولید می کند (وانگ، 6007)

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 ونرونها به وسیله بردار وزنها به هم مرتبط هستند. با استفاده از این شبکه می توان کارایی واحدهای تصمیم گیرنده را تخمین زد.

در روش مذکور دادههای آزمونی به طور مکرر به شبکه عصبی ارایه می شوند. وزنهای اولیه صفر در نظر

Archive of SID

www.SID.ir

گرفته می شوند 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 می شود. با انجام این کار خطا در هر تکرار کمتر شده و خروجی مطلوبتری به دست می آید. خروجی مطلوب شبکه عصبی در این تحقیق خروجی است که میزان خطای آن کمتر از 05 .0 باشد(وو و همکاران، 600:

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 تأثیر هر متغیر بر نتیجه باید متغیرهای عددی را هم مقیاس یا نرمال سازی کرد (اجلی و همکاران، 6056). 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.

$$N_{ij} = \frac{X_{ij}}{Max\,(X_{ij})} \forall j = 1,2,3,\ldots,5$$

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

در رابطه فوق N_{ij} مقدار نرمال شده j امین متغیر برای i امین شرکت شرکت‌های سرمایه گذاری می‌باشد و X_{ij} مقدار واقعی j امین متغیر برای i امین شرکت شرکت‌های سرمایه گذاری می‌باشد. در این پژوهش از داده‌های سال‌های >>57، =>57، 0=57مربوط به 78 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 >>57، =>57، 0=57برای 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.

Archive of SID

www.SID.ir

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

گام پنجم: محاسبه کارآیی همه DMUها در سال‌های >>57، =>57، 0=57 با استفاده از شبکه‌های عصبی پیش بینی کننده 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 DEAنتایج معتبری ندهد، از آن صرفنظر می‌شود. شکل فلوچارت الگوریتم را نشان می‌دهد.

یافته‌های تحقیق

همانطور که قبلاً بیان شد برای اندازه گیری کارآیی و مقایسه واحدها از داده‌های سال‌های >>57، =>57، 0=57 مربوط به 75 شرکت‌های سرمایه گذاری استفاده شده است. . پس از نرمالایزه کردن داده‌ها، کارآیی هر یک از شرکتها بر اساس ورودیها و خروجی‌های آنها محاسبه شد که با استفاده از مدلDEA ، CCR ورودی محور و BCC ورودی محور کارآیی شرکتها سال‌های 0=57به محاسبه گردید. داده‌های مربوط به سال 0=57 در جدول 5 زیر ارائه شده است.

بررسی نتایج مدل CCR ورودی محور مربوط به داده‌های سال 3131

مدل CCR ورودی محور برای مجموعه داده‌های شرکت‌های سرمایه گذاری حل گردید و نتایج حاصل در جدول نشان داده شده است. پس از اجرای مدل کارایی = واحد از شرکت‌های سرمایه گذاری برار یک و کارا شدند و 66 شرکت‌های سرمایه گذاری کارایی کمتر از یک و ناکارا تشخیص داده شدند. داده‌های مربوط به سال 0=57 در جدول 6 زیر ارائه شده است.

بررسی نتایج مدل BCC ورودی محور مربوط به داده‌های سال 3131

نتایج مدل BCC ورودی محور در جدول نشان داده شده است. پس از اجرای مدل کارایی 55 واحد یا 79. 8٪ از شرکت‌های سرمایه گذاری برار یک و کارا شدند و 60 واحد یا 8:. 9٪ شرکت‌های توزیع کارایی کمتر از یک و ناکارا تشخیص داده شدند. تمام 55 واحد که دارای کارایی یک می‌باشند کارای قوی نیز هستند. داده‌های مربوط به سال 0=57 در جدول 7 زیر ارائه شده است.

رتبه‌بندی واحدها با روش اندرسون ـ پیترسون برای سال 3131

با توجه به اینکه مدل پایه‌ای تحلیل پوششی داده‌ها قدرت رتبه‌بندی واحدهای کارا را ندارند برای رتبه‌بندی واحدهای کارا از روش اندرسون ـ 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 0=57 در جدول 8 زیر ارائه شده است.

Archive of SID

www.SID.ir

Archive of SID

www.SID.ir

Archive of SID

www.SID.ir

جدول 3 ـ داده‌های سال 3131 شرکت‌های سرمایه گذاری

		ورودی‌ها			خروجی‌ها		
ردیف	شرکتهای سرمایه گذاری	بدهی‌های جاری	هزینه‌های جاری	ریسک	نسبت حاشیه سود	بازده واقعی	بازده جمع دارائیها
5	سرمایه گذاری معادن و فلزات	80:<88=	759<<	6.5=	<=5=	0.5:	5=.:=
6	سرمایه گذاری توسعه آذربایجان	7;=;6	8:90	9.0:	85.;<	0.8<	6.;:
7	سرمایه گذاری توسعه شهری توس گستر	6:597:	578=5	5.:;	656.59	0.67	7.:5
8	سرمایه گذاری ساختمان ایران	5=5;968	7;7:6	6.77	7:. =<	0.5=	9.5;
9	سرمایه گذاری گروه صنعتی رنا	78980:=	6:98:	6.07	;0. =9	-0.59	55.89
:	سرمایه گذاری مسکن	5800650	9:90=	5.:7	=6.:<	0.5;	59.60
;	سرمایه گذاری اعتبار ایران	:9;:99	809<	6.76	<7.:6	0.50	9.;5
<	سرمایه گذاری بهمن	506<5;:	5;<::	5.<0	=7.=0	0.06	55.68
=	سرمایه گذاری بوعلی	870=7	55<=;	6.76	5=6.06	0.67	5;. <:
50	سرمایه گذاری توسعه ملی	909=58	56769	5.0;	56:. 78	0.55	69.08
55	سرمایه گذاری توسعه صنعتی ایران	9=5975	56586	5.7;	79.96	-0.07	:. 0=
56	سرمایه گذاری سپه	:769::	57;76	5.<7	=<۲۲	0.0<	5<.56
57	سرمایه گذاری صنعت بیمه	7<::;<	6695;	6.60	==.7=	0.0;	:. 67
58	سرمایه گذاری صنعت و معدن	550:688	66=96	5.==	<9.56	0.05	58.5=
59	سرمایه گذاری گروه صنایع بهشهر ایران	6=<97<	56070	5.96	:=. 59	0.50	5<.87
5:	سرمایه گذاری ملی ایران	560<;=8	6750:	5.86	=5.0;	-0.09	55.=7
5;	سرمایه گذاری نیرو	;<66<	80;57	5.;7	9<.=7	-0.0:	:. 99
5<	سرمایه گذاری صندوق بازنشستگی	600:9:	5=000	6.5;	580.:6	0.65	67.=0
5=	سرمایه گذاری غدیر	89:=987	686<;5	6.09	=8.65	0.67	6:. =:
60	سرمایه گذاری صنعت نفت	<57:<	60570	6.07	9<.<=	0.0;	6.85
65	سرمایه گذاری توکا فولاد	;577==	65877	6.<;	;5. ;8	0.76	:. <7
66	مدیریت سرمایه گذاری امید	:0;70::	9<<:8	5.:5	505.69	0.76	67.0:
67	سرمایه گذاری پارس توشه	598:9;	58=90	5.<7	<7.;5	0.0<	5;. 8=
68	سرمایه گذاری پردیس (عایق پلاستیک)	:=0	8<=7	5.=<	=8.8<	0.05	67.56
69	سرمایه گذاری صنایع پتروشیمی	5==5;=8	57887	6.:5	65.80	0.08	0.<5
6:	سرمایه گذاری البرز	6:57:=	5;5<7	5.07	557.56	0.0=	68.;8
6;	سرمایه گذاری گروه توسعه ملی	50=<;5=	6<=6=;	5.98	<7.;6	0.08	56.75
6<	سرمایه گذاری ایران خودرو	7=8<06<	8<597	6.98	87.0;	-0.05	7.77
6=	سرمایه گذاری سایپا	9;658=0	67:5:	6.98	558.5<	0.07	5;. <8
70	سرمایه گذاری سامان گستر اصفهان	68=;=0	597=<	6.8=	57.59	0.90	5.;9
75	سرمایه گذاری آتیه دماوند	=9::=0	66:=8	5.==	5;<. 55	-0.06	;. :=

Archive of SID

www.SID.ir

جدول 5 ـ نتایج مدل CCR ورودی محور مربوط به سال 3131

شرکت‌های سرمایه گذاری	کارایی	مجموعه مرجع	دفعاتی که مرجع واحدهای دیگر بودند	ورودی مازاد			کمبود خروجی		
				ورودی 5	ورودی 6	ورودی 7	خروجی 5	خروجی 6	خروجی 7
سرمایه گذاری توسعه معادن و فلزات	0.9696	توسعه ملی، امید، سامان گستر اصفهان	0	50;658=. 5	0	0	<.<80	0	0
سرمایه گذاری توسعه آذربایجان	5	توسعه آذربایجان	5	0	0	0	0	0	0
سرمایه گذاری توسعه شهری توس گستر	5	توسعه شهری توس گستر	5;	0	0	0	0	0	0
سرمایه گذاری ساختمان ایران	0.87:5	توس گستر، توسعه ملی، امید، سامان گستر	0	0	7:67. 6	0	0	0	0
سرمایه گذاری گروه صنعتی رنا	0.6=5;	توس گستر، توسعه ملی	0	;:7:57. 0=	5757.6	0	0	:. 8=	0
سرمایه گذاری مسکن	0.;076	توس گستر، توسعه ملی، امید، سامان گستر	0		680<9.8	0	0	0	0
سرمایه گذاری اعتبار ایران	5	اعتبار ایران	0	0	0	0	0	0	0
سرمایه گذاری بهمن	0.8776	توس گستر، توسعه ملی، پردیس	0	5<9968.:	0	0	0	:. ==	0
سرمایه گذاری بوعلی	5	بوعلی	<	0	0	0	0	0	0
سرمایه گذاری توسعه ملی	5	توسعه ملی	5:	0	0	0	0	0	0
سرمایه گذاری توسعه صنعتی ایران	0.696=	توس گستر، توسعه ملی، پردیس	0	809:<. =7	0	0	0	6.=6	0
سرمایه گذاری سپه	0.9=:9	توس گستر،بوعلی، توسعه ملی، پردیس	0	55;=::. :9	0	0	0	0	0
سرمایه گذاری صنعت بیمه	0.7;5<	توس گستر، بوعلی، البرز	0	0	57=.5:	0	0	7.5;	0
سرمایه گذاری صنعت و معدن	0.79;<	توس گستر، توسعه ملی	0	=9=<9:<5	855.70	0	0	:. ;7	0
سرمایه گذاری گروه صنایع بهشهر ایران	0.;=0:	بوعلی، توسعه ملی، پردیس، البرز	0	0	0	0	80.<9	0	0
سرمایه گذاری ملی ایران	0.96<=	توس گستر، توسعه ملی	0	7:<770. 8	88<8.<	0	0	<.:9	0
سرمایه گذاری نیرو	0.7=:<	توس گستر، بوعلی، البرز	0	0	55;7;. 8	0	0	:. ;6	0
سرمایه گذاری صندوق بازنشستگی	0.=75<	بوعلی، البرز، سامان گستر اصفهان	0	0	8;0. 8=	0	6=.=:	0	0
سرمایه گذاری غدیر	0.;65:	توسعه ملی، امید، سامان گستر اصفهان	0	0	57<9:7. :	0	78.88	0	0
سرمایه گذاری صنعت نفت	0.76:6	توس گستر، بوعلی، سامان گستر	0	0	6<:=. 9;	0	0	0	6.0=
سرمایه گذاری توکا فولاد	0.:690	توس گستر، توسعه ملی، امید، سامان گستر	0	=<79<:=	0	0	0	0	0
مدیریت سرمایه گذاری امید	5	امید	9	0	0	0	0	0	0
سرمایه گذاری پارس توشه	0.:<59	بوعلی، پردیس، البرز	0	0	8<9.<6	0	59.6:	0	0
سرمایه گذاری پردیس (عایق پلاستیک)	5	پردیس	:	0	0	0	0	0	0
سرمایه گذاری صنایع پتروشیمی	0.565:	آذربایجان، توس گستر، بوعلی، سامان گستر	0	65;66;. ;	0	0	0	0	0
سرمایه گذاری البرز	5	البرز	8	0	0	0	0	0	0
سرمایه گذاری گروه توسعه ملی	0.8956	توس گستر، توسعه ملی	0	66:0:8. 6	5675;=. <	0	0	0.07;	0
سرمایه گذاری ایران خودرو	0.57:<	توس گستر، توسعه ملی	0	88;8::. 5<	77:8. 09	0	0	0.087	0
سرمایه گذاری سایپا	0.8589	توس گستر، توسعه ملی، پردیس	0	606;055. :	0	0	0	:. =6	0
سرمایه گذاری سامان گستر اصفهان	5	سامان گستر اصفهان	<	0	0	0	0	0	0
سرمایه گذاری آتیه دماوند	0.;566	توس گستر، توسعه ملی	0	7=09;0. 6	7=:8. 86	0	0	0.5<=	0

Archive of SID

www.SID.ir

جدول1ـ نتایج مدل BCC ورودی محور مربوط به سال 3131

شرکت‌های سرمایه گذاری	کارایی	مجموعه مرجع	دفعاتی که مرجع واحدهای دیگر بودند	ورودی مازاد			کمبود خروجی		
				ورودی 5	ورودی 6	ورودی 7	خروجی 5	خروجی 6	خروجی 7
سرمایه گذاری توسعه معادن و فلزات	0.9:0	7.97	0	55;7959. =	0	0	6:. :5	0	7.97
سرمایه گذاری توسعه آذربایجان	5	0	0	0	0	0	0	0	0
سرمایه گذاری توسعه شهری توس گستر	5	0	7	0	0	0	0	0	0
سرمایه گذاری ساختمان ایران	0.9;7	5:. 6<	0	0	77<6.=	0	;0. 60	0	5:. 6<
سرمایه گذاری گروه صنعتی رنا	0.960	57.8=	0	57:=7<8.5	0	0	95.6=	0.50	57.8=
سرمایه گذاری مسکن	0.;;9	;. 80	0	0	6:596. 9	0	60.57	0	;. 80
سرمایه گذاری اعتبار ایران	5	0	6	0	0	0	0	0	0
سرمایه گذاری بهمن	0.:8:	57.:0	0	65580;. 5	0	0	6=.58	0.0;	57.:0
سرمایه گذاری بوعلی	5	0	6	0	0	0	0	0	0
سرمایه گذاری توسعه ملی	5	0	57	0	0	0	0	0	0
سرمایه گذاری توسعه صنعتی ایران	0.=06	5<.9=	0	560;<7. 9	0	0	<8.=;	0.0=	5<.9=
سرمایه گذاری سپه		0.;78	:. 76	5500=;. <	0	0	5<.95	0	:. 76
سرمایه گذاری صنعت بیمه	0.9<:	5<.55	0	0	0	0	50.:7	0.058	5<.55
سرمایه گذاری صنعت و معدن	0.97;	50.<8	0	<=9;0. 7	0	0	85.5<	0.0==	50.<8
سرمایه گذاری گروه صنایع بهشهر ایران	0.=7;	6.60	0	0	0	0	:5. 75	0	6.60
سرمایه گذاری ملی ایران	0.;6;	56.<7	0	9==6:<.<	0	0	67.0:	0.0=5	56.<7
سرمایه گذاری نیرو	0.=<7	5;. 08	0	759:9. <	0	0	85.0	0.078	5;. 08
سرمایه گذاری صندوق بازنشستگی	5	0	0	0	0	0	0	0	0
سرمایه گذاری غدیر	5	0	0	0	0	0	0	0	0
سرمایه گذاری صنعت نفت	0.<=5	60.58	0	0	<;85. 7	0	9<.0;	0	60.58
سرمایه گذاری توکا فولاد	0.:8<	8.:0	0	506067.:	0	0	0	0	8.:0
مدیریت سرمایه گذاری امید	5	0	6	0	0	0	0	0	0
سرمایه گذاری پارس توشه	0.<9;	9.::	0	0	==8.<	0	77.:;	0	9.::
سرمایه گذاری پردیس (عایق پلاستیک)	5	0	50	0	0	0	0	0	0
سرمایه گذاری صنایع پتروشیمی	0.:09	67.59	0	=<95:6.6	0	0	<;. 06	0.057	67.59
سرمایه گذاری البرز	5	0	50	0	0	0	0	0	0
سرمایه گذاری گروه توسعه ملی	0.::<	56.87	0	8;78<<.9	<	5;:70;.	6=.8	0.09	56.87
سرمایه گذاری ایران خودرو	0.809	65.87	0	577=:07	6787.:	0	;0. 09	0.0=	65.87
سرمایه گذاری سایپا	0.8;8	:. =5	0	66<:7<;. ;	0	0	;. 7=	0.0:	:. =5
سرمایه گذاری سامان گستر اصفهان	5	0	8	0	0	0	0	0	0
سرمایه گذاری آتیه دماوند	0.;5=	8.86	0	76==8:.=	7705.=	0	0	0.5<6	8.86

Archive of SID

www.SID.ir

جدول7 ـ نتایج رتبه‌بندی واحدها به روش اندرسون ـ پیترسون

رتبه	شرکت‌های سرمایه گزاری	کارایی	رتبه	شرکت‌های سرمایه گزاری	کارایی
5	سرمایه گذاری پردیس (عایق پلاستیک)	<.<8	5:	سرمایه گذاری توکا فولاد	12550
6	سرمایه گذاری توسعه آذربایجان	8.6<<	5;	سرمایه گذاری سپه	12035
7	سرمایه گذاری بوعلی	5.=<5	5<	سرمایه گذاری ملی ایران	12051
8	سرمایه گذاری سامان گستر اصفهان	5.:8<	5=	سرمایه گذاری معادن و فلزات	12050
9	سرمایه گذاری توسعه شهری توس گستر	5.7:9	60	سرمایه گذاری گروه توسعه ملی	12703
:	سرمایه گذاری البرز	5.79<	65	سرمایه گذاری ساختمان ایران	12715
;	سرمایه گذاری توسعه ملی	5.750	66	سرمایه گذاری بهمن	12711
<	مدیریت سرمایه گذاری امید	5.6;<	67	سرمایه گذاری سایپا	12737
=	سرمایه گذاری اعتبار ایران	5.5<8	68	سرمایه گذاری نیرو	12135
50	سرمایه گذاری صندوق بازنشستگی	0.=75	69	سرمایه گذاری صنعت بیمه	12143
55	سرمایه گذاری گروه صنایع بهشهر ایران	0.;=0	6:	سرمایه گذاری صنعت و معدن	12104
56	سرمایه گذاری غدیر	0.;65	6;	سرمایه گذاری صنعت نفت	12155
57	سرمایه گذاری آتیه دماوند	0.;56	6<	سرمایه گذاری گروه صنعتی رنا	12533
58	سرمایه گذاری مسکن	0.;07	6=	سرمایه گذاری توسعه صنعتی ایران	12505
59	سرمایه گذاری پارس توشه	0.:<5	70	سرمایه گذاری ایران خودرو	12315
			75	سرمایه گذاری صنایع پتروشیمی	12353

نتایج مدل‌های شبکه عصبی

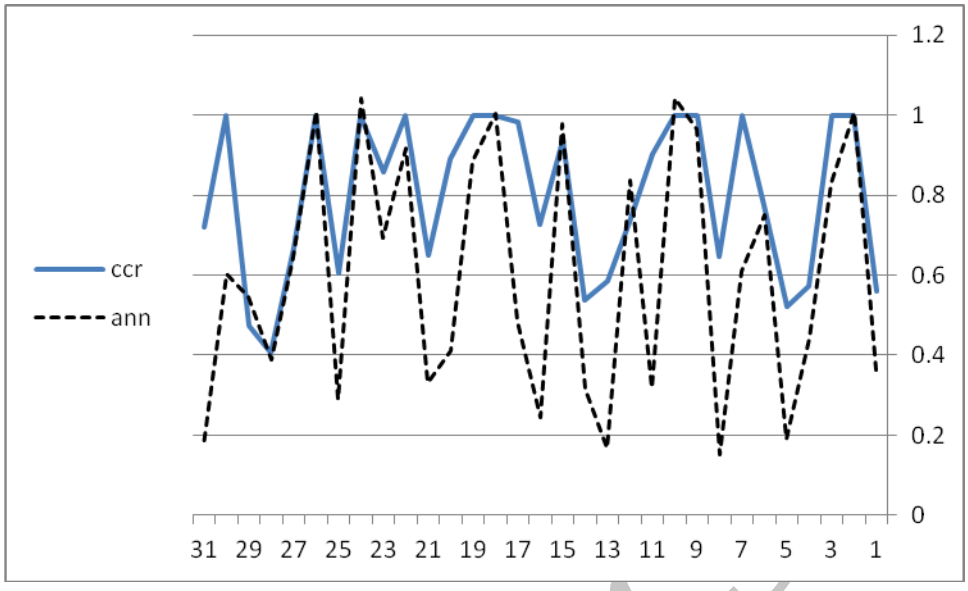
کارکرد شبکه مورد استفاده تخمین تابع اندازه گیری کارایی و تعمیم آن برای سال 0=57 و سال‌های آتی می‌باشد. این شبکه از داده‌های نرمال واحدها در سال‌های >>57 و =><57 جهت داده‌های آموزش (0>٪ داده‌ها را شامل می‌شود) و داده‌های اعتبارسنجی (60٪ داده‌ها را شامل می‌شود) بر اساس توپولوژی شبکه و الگوریتم یادگیری لونبرگ مارکوآرت (LM) آموزش می‌بیند و توان تعمیم را برای داده‌های سال 0=57 دارد. برای تست شبکه و اندازه‌گیری کارایی شرکت‌های سرمایه گذاری با این مدل از داده‌های سال 0=57 ستفاده شده است.

جهت اجرای آموزش شبکه، شبکه برای هر دو حالت CCR و BCC به صورت جدا گانه آموزش می‌بینند، 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 مدل‌هایCCR و BCC به صورت جدا گانه به عنوان خروجی ایده آل شبکه در نظر گرفته می‌شوند و شبکه آموزش می‌بینند.

در مدل‌های ارائه شده از الگوریتم لونبرگ ـ 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.

Archive of SID

www.SID.ir



شکل 7: نمودار مقایسه نتایج DEA(CCR) و شبکه عصبی با الگوریتم آموزش LM

جدول 0 – نتایج CCR و شبکه عصبی با الگوریتم آموزش لونبرگ ـ مارکوآرت

DEA-NN	DEA-CCR	شرکت سرمایه گذاری	DEA-NN	DEA-CCR	شرکت سرمایه گذاری
0.34926	0.3968	سرمایه گذاری نیرو	0.50376	0.5252	سرمایه گذاری معادن و فلزات
0.95432	0.9318	سرمایه گذاری صندوق بازنشستگی	1.0150	1	سرمایه گذاری توسعه آذربایجان
0.75697	0.7216	سرمایه گذاری غدیر	0.8433	1	سرمایه گذاری توسعه شهری توس گستر
0.25307	0.3262	سرمایه گذاری صنعت نفت	0.208313	0.4361	سرمایه گذاری ساختمان ایران
0.3862	0.625	سرمایه گذاری توکا فولاد	0.2230627	0.2917	سرمایه گذاری گروه صنعتی رنا
0.7580	1	مدیریت سرمایه گذاری امید	0.670	0.7032	سرمایه گذاری مسکن
0.7963	0.6815	سرمایه گذاری پارس توشه	0.59936	1	سرمایه گذاری اعتبار ایران
1.0307	1	سرمایه گذاری پردیس (عایق پلاستیک)	0.37655	0.4332	سرمایه گذاری بهمن
0.2192	0.1216	سرمایه گذاری صنایع پتروشیمی	0.9262016	1	سرمایه گذاری بوعلی
1.0291	1	سرمایه گذاری البرز	1.0390131	1	سرمایه گذاری توسعه ملی
0.6524	0.4512	سرمایه گذاری گروه توسعه ملی	0.3161755	0.2529	سرمایه گذاری توسعه صنعتی ایران
0.0960	0.1368	سرمایه گذاری ایران خودرو	0.8479785	0.5965	سرمایه گذاری سپه
0.8304	0.4145	سرمایه گذاری سایپا	0.2700536	0.3718	سرمایه گذاری صنعت بیمه
0.6496	1	سرمایه گذاری سامان گستر اصفهان	0.3833245	0.3578	سرمایه گذاری صنعت و معدن
0.2868	0.7122	سرمایه گذاری آتیه دماوند	0.9086554	0.7906	سرمایه گذاری گروه صنایع بهشهر ایران
			0.4012081	0.5289	سرمایه گذاری ملی ایران

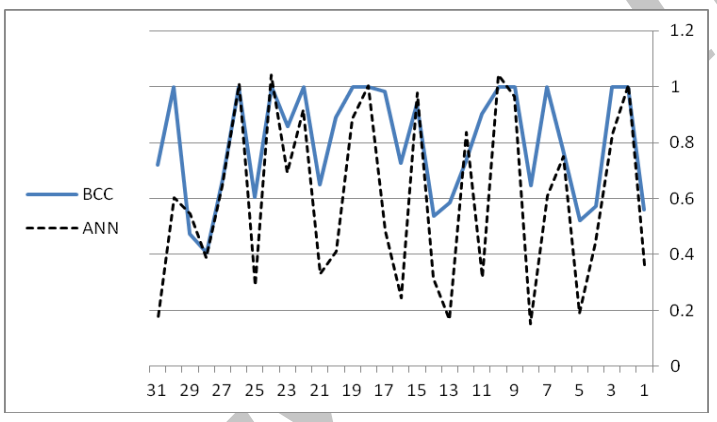
Archive of SID

www.SID.ir

میانگین اعداد کارایی CCR اندازه‌گیری شده با استفاده از شبکه عصبی با الگوریتم LM، 600999 .0 می‌باشد که با میانگین کارایی CCR به روش تحلیل پوششی داده‌ها(.0 6389) اختلاف کمی‌دارد. سایر شاخص‌های عملکردی شبکه یعنی NMSE برابر 0. 085، MAE برابر 0. 065 و ضریب همبستگی (r) برابر 0. >=< شد، که نشان‌دهنده توانایی و دقت بالای مدل در اندازه‌گیری اعداد کارایی می‌باشد.

نتایج BCC با استفاده از شبکه عصبی با الگـوریتم آموزش لونبرگ مارکوآرت

با به کار گیری اعداد کارایی BCC محاسبه شـده بـا روش تحلیل پوششی داده‌ها به عنوان بردار یـادگیری یـا همـان خروجی ایده آل بـه جـای اعـداد کـارایی CCR و بررسـی ساختارهای گوناگون به روش آزمون و خطا، کـه نتـایج آن در جدول : نشان داده شده است بهترین توپولوژی شبکه، پرسپترون دو لایه با تعداد پنج نـرون در لایـه‌هـای میـانی تعیین شد.



شکل 0: نمودار مقایسه نتایج DEA(BCC) و شبکه عصبی با الگوریتم آموزش LM

جدول 5ـ نتایج BCC و شبکه عصبی با الگوریتم آموزش LM

شرکت سرمایه گذاری	DEA-BCC	DEA-NN	شرکت سرمایه گذاری	DEA- BCC	DEA-NN
سرمایه گذاری معادن و فلزات	0.9:	0.36363	سرمایه گذاری نیرو	0.=<7	0.48615
سرمایه گذاری توسعه آذربایجان	5	1.00643	سرمایه گذاری صندوق بازنشستگی	5	1.00224
سرمایه گذاری توسعه شهری توس گستر	5	0.82929	سرمایه گذاری غدیر	5	0.88497
سرمایه گذاری ساختمان ایران	0.9;7	0.44250	سرمایه گذاری صنعت نفت	0.<=5	0.41250
سرمایه گذاری گروه صنعتی رنا	0.96	0.19052	سرمایه گذاری توکا فولاد	0.:8<	0.33102
سرمایه گذاری مسکن	0.;;9	0.74897	مدیریت سرمایه گذاری امید	5	0.91655
سرمایه گذاری اعتبار ایران	5	0.60935	سرمایه گذاری پارس توشه	0.<9;	0.69128
سرمایه گذاری بهمن	0.:8:	0.15131	سرمایه گذاری پردیس (عایق پلاستیک)	5	1.04289
سرمایه گذاری بوعلی	5	0.96405	سرمایه گذاری صنایع پتروشیمی	0.:09	0.28781
سرمایه گذاری توسعه ملی	5	1.04061	سرمایه گذاری البرز	5	1.01081
سرمایه گذاری توسعه صنعتی ایران	0.=06	0.31938	سرمایه گذاری گروه توسعه ملی	0.::<	0.64632
سرمایه گذاری سپه	0.;78	0.83553	سرمایه گذاری ایران خودرو	0.809	0.3894
سرمایه گذاری صنعت بیمه	0.9<:	0.16903	سرمایه گذاری سایپا	0.8;8	0.54619
سرمایه گذاری صنعت و معدن	0.97;	0.31371	سرمایه گذاری سامان گستر اصفهان	5	0.60265
سرمایه گذاری گروه صنایع بهشهر ایران	0.=7;	0.97691	سرمایه گذاری آتیه دماوند	0.;5=	0.17311
سرمایه گذاری ملی ایران	0.;6;	0.245731			

Archive of SID

www.SID.ir

کارایی BCC می‌باشد، ولی با مقایسه شاخص‌های عملکردی شبکه عصبی در پیش‌بینی اعداد کارایی CCR و BCC که به ترتیب در جداول 9 و : 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 کارای 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 سرمایه گزاری 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 شدتا دقت میزان کارایی را افزایش دهد. در ابتدا شرکتها 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 تواتنند 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 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:

5. شناخت شاخصهای محیطی موثر بر عملکرد شرکت های سرمایه گزاری، اندازه گیری دقیق آنها و بکار گیری آنها در مدلهای تحلیل پوششی داده ها و تحلیل حساسیت نتایج حاصل از آن با نتایج قبلی.
6. استفاده از از شبکه های محاسبه کننده کارآیی و همچنین از شبکه های خودسازمانده و ساخت شبکهایی که به طور کامل مستقل ازکارآیی را تحلیل کند.
7. بکارگیری روش Neuro-DEA در ارزیابی عملکرد کارکنان سایر موسسات تولیدی و خدماتی دیگر مانند شهرداری ها، فرمانداری ها و ....
8. بررسی روند رشد کارایی 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 کارایی این شرکت ها
9. 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 .

:. استفاده از روش های کیفی در ارزیابی عملکرد از جمله BSC و ارزیابی و مقایسه نتایج حاصل از آن با پژوهش حاضر.

Archive of SID

www.SID.ir

منابع و ماخذ

5- اصفهانیان، مجید، امین ناصری، محمد رضا، (;>57)، " ارائه یک مدل شبکه عصبی جهت پیش‌بینی کوتاه مدت قیمت نفت خام "، نشریه بین المللی علوم مهندسی دانشگاه علم و صنعت، جلد =5، شماره 5، ص ;6_79.

6- سلطانی، سعید، سرداری، سروش، شیخ‌پور، مژگان، موسوی، سیده صغری، (=>57)، "شبکه‌های عصبی مصنوعی مبانی، کاربردها و آشنایی با نرم‌افزار EasyNN-plus و NeuroSolution"، تهران، نشر «نص».

7- صفائی قادیکلایی، عبدالحمید، زارع شاهی، علی، (>>57)، " تخمین مرز کارایی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: بانک صادرات استان مازندران) "، دومین کنفرانس بین المللی تحقیق در عملیات.

8- قادری، سید فرید، آزاده، محمد علی، عمرانی،هاشم، (;>57)، " ارزیابی عملکرد شرکت‌های توزیع برق با روش‌های تحلیل پوششی داده‌ها و حداقل مربعات معمولی تصحیح شده"، مجله علمی پژوهشی شریف، 87، ص ;57_586.

9- محرابیان، سعید، ساعتی مهتدی، صابر،هادی، علی، (57=0)، " ارزیابی کارایی شعب بانک اقتصاد نوین با ترکیبی از روش شبکه عصبی و تحلیل پوششی داده‌ها "، مجله تحقیق در عملیات و کاربدرهای آن، سال >، شماره 8، ص =6_=7.

:- مهرگان، محمد رضا، فراست، علیرضا، کامیاب مقدس، امین، (9>57)، " 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 :، شماره 67، ص >56 _ 509.

7. Ajalli, M. , Miandari, K. , Safavi Mirmahalleh, S. R. , Mohammadi Ramzani, M. , (2012), "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, 48, PP. 52-67
8. Aslani, G. , Momeni Masuleh, S. H. , Malek, A. , Ghorbani, F. , (2009), "Bank efficiency evaluation using a neural network-DEA method", Iranian Journal of Mathematical Sciences and Informatics, 4(2), pp. 33-48.
9. Athanassopoulos, A. , Curram, S. , (1996), "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, 47, pp. 1000-1016.
10. Banker, R. D. , Charnes, A. , & Cooper, W. W. , (1984), "Some Models For Estimating Technical and Scale Inefficiencies in DEA", Management Science, 30(9), PP. 1078–1092.
11. Celebi, D. , Bayraktar, D. , (2008), "An integrated neural network and data envelopment analysis for supplier evaluation under incomplete information", Expert systems with application, 35, pp. 1698-1710.
12. Charnes, A. , Cooper, W. W. , Rhodes, E. , (1978), "Measuring the efficiency of DMUs", European Journal of Operational Research 2, pp. 429–444.
13. Costa, A. , Markellos, P. , (1997), "Evaluating public transport efficiency with neural network models", Transpn Research, 5(5), pp. 301-31.
14. Emrouznejad, A. , Shale, E. , (2009), "A combined neural network and DEA for measuring efficiency of large scale datasets", Computers and Industrial, 56, pp. 249-254.
15. Lee, C. C. , Ou-Yang, C. , (2009), "A Neural Networks Approach for Forecasting the Supplier's Bid Prices in Supplier Selection Negotiation Process", Expert Systems with Applications , 36(2), pp. 2961 2970
16. Mostafa, M. M. , (2009a), "Modeling the efficiency of top Arab banks: A DEA-neural network approach", Expert systems with applications, 36, pp. 309-320.

Archive of SID

www.SID.ir

17. Mostafa, M. M. , (2009b), "Modeling the competitive market efficiency of Egyptian companies: A probabilistic neural network analysis", Expert systems with applications, 36, pp. 8839-8848.
18. Ozdemir, D. , Temur, G. T. , (2009), "DEA ANN approach in supplier evaluation system", World academy of science engineering and technology, 54, pp. 343-358
19. Pendharkar, P. , Rodger, James. (2003), "Technical efficiency-based selection of learning cases to improve forecasting accuracy of neural networks under monotonicity assumption", Decision Support Systems, 36, pp. 117– 136
20. Santian, D. , Delgado, F. , Valino, A. , (2004), "The measurement of technical efficiency: a neural network approach", Applied Economics, 36, pp. 627–635
21. Wang, S. ,(2003). Adaptive non-parametric efficiency frontier analysis: A neural-network-based model. Computers and Operations Research, 30,279–295
22. Wu, D. , (2009), "Supplier selection, "A hybrid model using DEA, decision tree and neural network", Expert systems with applications, 36, pp. 9105-9112.
23. Wu, D. , Yang, Z. , Liang, L. , (2006), "Using DEA-neural network approach to evaluate branch efficiency of a large Canadian bank", Expert systems with applications, 31, pp. 108-115.

Archive of SID

www.SID.ir