دوفصلنامه‌ی علمی ـ پژوهشی
جستارهای اقتصادی
س۵، ش۱۰، پاییز و زمستان ۱۳۸۷
صفحات ۱۶۳ ـ ۲۰۱

Biquarterly Journal
of
Economic Essays
Vol.5, No.10, Autumn & Winter 2008

انتخاب مؤلفه‌های تأثیرگذار بر پیش‌بینی سود آتی سهام شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از مدل ترکیبی شبکه‌ی عصبی و الگوریتم ژنتیک

پیام مکوندی*
جواد جعفر علی جاسبی**
سید حسن علوی***

چکیده

تصمیم‌گیری همواره، یکی از مهم‌ترین وظایف مدیر بوده، در این بین، پیش‌بینی نتایج ورودی به سیستم و در حقیقت، نتایج شقوق مختلف تصمیم، جزء دغدغه‌های اصلی فرایندهای بهینه‌سازی تصمیم بوده است. از سوی دیگر، شناسایی عواملی که بر خروجی تصمیم یا نتیجه‌ی پیش‌بینی تأثیرگذارند اهمیت دارند؛ چرا که با شناسایی این عوامل می‌توان مدل مناسبی برای پیش‌بینی تدوین و سپس، کسب نتیجه از آن اقدام نمود. یکی از عوامل مهم برای تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران در مورد با خرید و فروش سهام یک شرکت، پیش‌بینی سود نقدی سهام بوده، در این مورد می‌توان از صورت‌های مالی در جایگاه ابزاری برای این پیش‌بینی استفاده نمود؛ بدین ترتیب که نسبت‌هایی را از صورت‌های مالی استخراج نموده، بر اساس آنها، مدلی برای پیش‌بینی سود آتی سهام توسعه داد و در نهایت تصمیم گرفت.

در این مقاله سعی شده با استفاده از الگوریتم ژنتیک[1] و تلفیق آن با شبکه‌ی عصبی مصنوعی[2]، عوامل مؤثر بر پیش‌بینی سود آتی سهام (شامل نسبت‌های استخراج‌شده از

* عضو هیئت علمی دانشگاه آزاد اسلامی (واحد کرج) Email: makvahdi@kiau.ac.ir
** دانشیار دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات
*** عضو هیئت علمی دانشگاه آزاد اسلامی (واحد تهران جنوب)
تاریخ دریافت: ۸۷/۶/۲۵ تاریخ تأیید: ۸۷/۱۰/۲

1. genetic algorithm
2. artificial neural network (ANN)

Archive of SID
www.SID.ir

صورت‌های مالی) شناسایی شده، در نهایت، این متغیرهای مؤثر بر خروجی، در مدلی که به مدد شبکه‌ی عصبی طراحی و برای پیش‌بینی سود آتی سهام به کار گرفته شوند. برای موردکاوی، به پیش‌بینی سود نقدی سهام ۱۹۴ شرکت پذیرفته‌شده، در بورس توجه شده و ۲۴ متغیر موجود در صورت‌های مالی که بر اساس نظر خبرگان در تغییرات سود نقدی سهام دخالت دارند، به مدل وارد شده‌اند. در نهایت، مدل ترکیبی با توجه به دینامیسم موجود بین متغیرهای ورودی، ده متغیر را به عنوان ترکیب بهینه‌ی متغیرهای تأثیرگذار انتخاب نموده که در مرحله‌ی دوم، به یک شبکه‌ی عصبی که برای پیش‌بینی طراحی شده، وارد شده‌اند و خطای حاصل از پیش‌بینی مبنای مقایسه با دیگر روش‌ها قرار گرفته است.

واژه‌های کلیدی: مؤلفه‌های مؤثر، الگوریتم ژنتیک، شبکه‌های عصبی، پیش‌بینی، انتخاب مؤلفه، سود آتی سهام، نسبت‌های مالی، بورس

Archive of SID

www.SID.ir

مقدمه

انسان از زمانی که خود را شناخته تا کنون که به محیط پیچیده و پر تلاطم سازمان‌های امروزه وارد شده، همواره، با مفهوم «تصمیم‌گیری» در تعامل بوده است. در این بین، بعضی از دانشمندان علم مدیریت همچون سایمون، تا جایی پیش رفته‌اند که اعلام می‌کنند: «یک مدیر هیچ کاری جز تصمیم‌گیری ندارد». تصمیم‌گیری را می‌توان یک مسئله‌ی انتخاب تعریف نمود. در چنین مسائلی، پیش‌بینی پارامترهای تصمیم بسیار پیچیده و در بسیاری از موارد ناممکن است. یکی از تصمیم‌گیری‌هایی که مدیران مالی با در آن ارتباط هستند، تصمیمات مربوط به سود نقدی سهام و عملکردهای وابسته به آن است. بر اساس اهمیت تصمیمات وابسته به سود نقدی سهام همواره، دغدغه‌های زیادی برای پیش‌بینی این عامل وجود داشته و مدل‌هایی برای آن توسعه داده شده‌اند؛ اما مانند دیگر مدل‌های پیش‌بینی، سؤالی اساسی در این زمینه هست و آن اینکه چه متغیرهایی بر سود نقدی سهام اثرگذارند و در حقیقت، مدلی که برای پیش‌بینی توسعه داده می‌شود، باید چه متغیرهای مستقلی را دربرگیرد تا بتواند متغیر وابسته‌ی سود نقدی سهام را پیش‌بینی نماید؟

در عمل، هنگامی که تعداد متغیرهای ورودی یک سیستم و ارتباطات بین متغیرهای ورودی، به شکل تصاعدی افزایش یابد، نتایج پیش‌بینی از خروجی‌های واقعی، انحراف بیشتری را نشان خواهند داد. ابزارها و روش‌های متعددی برای تجزیه و تحلیل این ارتباطات و در نهایت، پیش‌بینی نتایج موجود وجود دارند که در این بین می‌توان به یکی از قوی‌ترین آنها یعنی شبکه‌های عصبی مصنوعی اشاره کرد. استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی‌های مالی و پیش‌بینی سود سهام نیز سابقه دارد؛ اما همواره در انتخاب متغیرهایی که به عنوان ورودی به مدل وارد می‌شوند، مشکلاتی وجود دارند که در ادامه، به آنها اشاره می‌شود.

ژانگ و همکاران با مقایسه‌ی مدل‌های آماری و شبکه‌های عصبی به این نتیجه رسیدند که شبکه‌های عصبی از مدل‌های آماری قوی‌تر عمل می‌کنند (ژانگ، ۲۰۰۱). یکی از زمینه‌های مورد توجه و جذاب از کاربردهای شبکه‌های عصبی، بازارهای بورس و معاملات سهام هستند. در این زمینه، محققان و دانشمندان کارهای مختلفی انجام داده‌اند که از آن جمله می‌توان به کار وانگ و لو (۱۹۹۶) در مقایسه‌ی شبکه‌ی عصبی مصنوعی

Archive of SID

www.SID.ir

با رگرسیون چندمتغیره و ARIMA اشاره نمود. استفاده از شبکه‌ی عصبی در پیش‌بینی‌های مربوط به بورس نیز سابقه دارد؛ برای مثال در یک کار تحقیقاتی، از شبکه‌ی عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی شاخص سهام کوالالامپور استفاده شده است (ژانگ، ۱۹۹۸). استفاده از مدل‌های ترکیبی (ترکیبی از روش‌های مختلف) برای پیش‌بینی، بخش بسیاری از تحقیقات را در این زمینه به خود اختصاص داده است. کوهزادی و بوید ترکیبی از شبکه‌های عصبی و مدل‌های سری زمانی را برای پیش‌بینی قیمت کالا استفاده نمودند (کوهزادی و همکاران، ۱۹۹۶). ترکیب الگوریتم ژنتیک و شبکه‌ی عصبی نیز به عنوان مدل پیش‌بینی استفاده شده است؛ برای مثال گروهی از محققان، در ژاپن، از ترکیبی از الگوریتم ژنتیک و شبکه‌ی عصبی در یک مدل، برای تصمیم‌گیری در مورد خرید و فروش سهام استفاده نموده‌اند (کاروکاوا و همکاران، ۱۹۹۸). آلوارو روش‌های سری زمانی و شبکه‌ی عصبی را با یکدیگر ترکیب نمود تا با تشکیل یک مدل غیر خطی بتواند سری‌های زمانی را پیش‌بینی نماید (آلوارو و مارسلو،۲۰۰۰). یکی دیگر از کاربردهای شبکه‌های عصبی، در حوزه‌ی موضوعات اقتصادی، استفاده از آنها در پیش‌بینی ورشکستگی است که از آن جمله می‌توان به کار کمیجانی و سعادت‌فر (۱۳۸۵) در پیش‌بینی ورشکستگی اقتصادی شرکت‌های حاضر، در بورس اوراق بهادار تهران اشاره نمود. همان طور که در خلاصه‌ی تحقیقات انجام‌شده، در حوزه‌ی پیش‌بینی‌های اقتصادی با استفاده از مدل‌های غیر خطی و هوشمند مشاهده می‌شود، استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی و حتی ترکیبی و ترکیب الگوریتم ژنتیک و شبکه‌ی عصبی سابقه دارد؛ اما مدل ارایه‌شده در مقاله‌ی حاضر، با استفاده از ترکیب این دو روش، به شناسایی مؤلفه‌های مؤثر بر تصمیم، در حوزه‌ی اقتصاد اقدام نموده، تنها به پیش‌بینی اکتفا نمی‌نماید.

گرچه شبکه‌های عصبی، مدل‌های درون‌یابی غیر خطی مناسبی هستند و با بهبودهایی، توانایی برازش نسبتاً مناسبی برای پیش‌بینی خواهند داشت، هنگامی که از انبوهی از داده‌های ورودی برای شبکه‌های عصبی استفاده می‌کنیم، چند مسئله‌ی عمده بروز خواهند کرد:

۱. زمان صرف‌شده برای آموزش شبکه، به طرز معنی‌داری افزایش می‌یابد.

۲. خطای آموزش به دلیل استفاده از متغیرهای بدون تأثیر بر خروجی به عنوان متغیر ورودی، افزایش نسبی خواهد یافت.

Archive of SID

www.SID.ir

۳. زمان و هزینه‌ی بسیاری برای جمع آوری و پردازش داده‌های نامناسب و نامؤثر صرف خواهد شد.

برای برطرف کردن این کاستی‌ها باید تنها، از داده‌های مؤثر بر خروجی[1] در فرایند پیش‌بینی و تصمیم‌گیری استفاده کرد. برای انتخاب این داده‌های مؤثر باید مکانیسمی در نظر گرفته شود که بتواند ارتباط‌های موجود بین داده‌ها را شناسایی نموده، حذف داده‌های غیر مؤثر را خطی انجام ندهد؛ چرا که ممکن است یک یا چند داده‌ی ورودی، به طور مستقیم، بر خروجی تأثیر نداشته، بلکه هم‌افزایی[2] و دینامیسم بین آنها خروجی را تغییر دهد و بدین ترتیب و با حذف خطی، عملاً این هم‌افزایی ندیده گرفته می‌شود.

با توجه به این مسئله و توجه به منطق پارتو[3] که می‌گوید عموماً هشتاد درصد رفتار یک سیستم از بیست درصد عوامل آن ناشی است، در این مقاله، الگوریتم ژنتیک به عنوان یک روش هیوریستیک[4] برای انتخاب ترکیب مناسب متغیرهایی که بیشترین تأثیر را بر خروجی دارند، به کار گرفته شده است. این مدل در یک موردکاوی برای پیش‌بینی سود آتی سهام ۱۹۴ شرکت پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران اجرا شده است.

۱. سود نقدی سهام؛ اهمیت و پیش‌بینی

بحث‌های مربوط به اطلاعات حسابداری، سود را نشانه‌ای در مورد توانایی مؤسسه برای سود نقدی سهام معرفی می‌نمایند؛ زیرا سرمایه‌گذاران بر این باورند که رقم سود نشان‌دهنده‌ی زیربنای رویدادهای اقتصادی است که آن، به نوبه‌ی خود، توانایی پرداخت و توزیع سود را منعکس می‌کند. سؤالی که در اینجا پیش می‌آید این است که به غیر از رقم سود، سایر اطلاعات و ارقام صورت‌های مالی که حسابداری تعهدی آنها را ارایه می‌کند، به ماهیت سود نقدی سهام مربوط می‌شود یا خیر؟

از نظر تئوری، با فرض بازار سرمایه‌ی کامل[5]، تا زمانی که طرح‌های سرمایه‌گذاری با بازدهی بیش از هزینه‌ی مورد نیاز آنها برای شرکت وجود داشته باشند، شرکت برای تأمین مالی آنها از عایدات نگهداری‌شده استفاده خواهد کرد و اگر پس از تأمین مالی

1. good data
2. synergy
3. parreto logic
4. heuristic
5. perfect capital market

Archive of SID

www.SID.ir

تمام فرصت‌های سرمایه‌گذاری شرکت، عایدات باقی بمانند، به صورت نقدی بین سهامداران توزیع خواهند شد. بدیهی است که در صورتی که فرصت‌های سرمایه‌گذاری شرکت بیش از عایدات آن باشد، مؤسسه برای تأمین مالی آنها از انتشار سهام جدید یا استقراض یا تلفیقی از هر دو استفاده خواهد نمود. از این دیدگاه، میزان سود نقدی به تعداد فرصت‌های سرمایه‌گذاری شرکت و هزینه‌های مورد نیاز برای اجرای آنها بستگی دارد. (میلر و مودیگلیانی، ۱۹۶۱؛ هیگینز، ۱۹۷۲).

پذیرش نسبی فرضیه‌ی بازارهای کارای اوراق بهادار، در محافل علمی، اساس استدلال قیاسی و استقرایی تئوری حسابداری را از دو جنبه و در مورد تغییر هدف تهیه‌ی اطلاعات حسابداری، متحول ساخت؛ اول آنکه اطلاعاتی لازم هستند که موجب شوند منابع اقتصادی بین تولیدکنندگان تخصیص و توزیع بهینه یابند ـ تخصیص بهینه‌ی منابع اقتصادی زمانی صورت می‌گیرد که تولیدکنندگان بتوانند بیشترین تولید ناخالص ملی را با مبلغ معینی از منابع ایجاد نمایند. دوم اینکه اطلاعاتی مورد نیازند که سرمایه‌گذاران بتوانند با استفاده از آنها، مجموعه‌ی اوراق بهادار انتخابی را با توجه به ریسک‌پذیری خود و در حد مطلوب بازدهی حفظ کنند (در ساختار قیمت اوراق بهادار موجود در بازار) (ثقفی، ۱۳۷۲).

یکی از مفروضات بازار کارآ در مورد اطلاعات حسابداری است؛ بدین صورت که که اطلاعات حسابداری، به سرعت، بر قیمت‌ها اثر می‌گذارند و قیمت سهام شرکت‌ها، در هر لحظه از زمان، نشان‌دهنده‌ی تمام اطلاعات انتشاریافته در مورد آنهاست. معمولاً بین مدیران و سهامداران عدم تقارن اطلاعاتی وجود ندارد. سهامداران همواره فکر می‌کنند مجموعه‌ای اطلاعات و اخبار مربوط به شرکت وجود دارند که مدیران از آنها مطلع و سهامداران از آنها بی‌خبرند؛ از این رو، سهامداران به دنبال نشانه‌هایی هستند تا بفهمند در شرکت چه می‌گذرد و می‌پندارند که این نشانه، به واقعیت‌های اقتصادی و مالی متکی است. یکی از این نشانه‌ها خبر مربوط به سود تقسیمی است؛ زیرا معمولاً، شرکت‌ها از سیاستی باثبات برای تقسیم سود پیروی می‌کنند و اکراه دارند که سود تقسیمی خود را کاهش دهند و اگر سود شرکت به سطح بالاتری برسد، ممکن است مقدار سود تقسیمی خود را افزایش دهند. پس از اینکه سود تقسیمی افزایش می‌یابند، تصور سرمایه‌گذاران این است که شرکت به سود بالاتری دست یافته؛ به تعبیر دیگر، به

Archive of SID

www.SID.ir

کسب جریانی نقدی امید است که باعث می‌شود قیمت سهام بالا رود. تحقیقات تجربی این مطلب را تأیید کرده‌اند (جهانخانی و ظریف فرد، ۱۳۸۰؛ حیدر پور، ۱۳۸۲).

موارد دیگر درباره‌ی سود نقدی سهام، نواقص بازار[1] از قبیل مالیات‌ها و هزینه‌های معاملاتی است؛ بر این اساس، تغییرات سود نقدی سهام، نشانه‌ای از انتظارات مدیریت در مورد تغییرات آتی درآمد و نتیجه‌ای از ناهماهنگی اطلاعات بین سهامداران و مدیران هستند. از آنجا که نواقص بازار می توانند در تصمیم توزیع سود دخالت داشته باشند، ایجاد یک مدل تحلیلی از تغییر توزیع سود سهام دشوار است. بر همین اساس است که پیش‌بینی سود نقدی سهام اهمیت داشته، توسعه‌ی مدلی که بتواند با خطای قابل قبول، سود نقدی را بر اساس متغیرها و نسبت‌های مستخرج از صورت‌های مالی پیش‌بینی کند، می‌تواند باعث گردد تصمیم‌گیری‌های این حوزه و تبعات آن بهبود یابد.

سود نقدی سهام چه از لحاظ تصمیم‌گیری و چه گزارش‌دهی مهم است. صورت گردش وجوه نقد از جمله صورت‌های مالی اساسی است و طبق بیانیه‌ی شماره‌ی ۹۵ هیئت استانداردهای حسابداری مالی (FASB-95)، تهیه‌ی آن الزامی است. یکی از طبقه‌بندی‌های این صورت مالی، گردش وجوه نقد مرتبط با فعالیت‌های امین مالی است که سود نقدی سهام یکی از اجزای آن است. طبق متن پیشنهادی، مبانی نظری حسابداری و گزارش‌گیری مالی، در ایران، «یکی از اهداف گزارش‌گیری مالی فراهم آوردن اطلاعات مکمل به درک بهتر اطلاعات مالی ارایه‌شده و پیش‌بینی وضع آتی است. مدیریت واحدهای انتفاعی باید درباره‌ی اطلاعات مالی فراهم‌شده توضیحات و تفاسیری ارایه نماید که در درک بهتر اطلاعات و تحلیل آثار تغییر در اوضاع و احوال اقتصادی و پیش‌بینی وضع آتی واحد مؤثر باشد». در همین متن، یکی دیگر از اهداف گزارش‌گیری مالی «فراهم آوردن اطلاعات لازم برای ارزیابی عملکرد و توان سودآوری است؛ اما استفاده‌کنندگان از اطلاعات مالی، به ویژه، سرمایه‌گذاران و اعطاکنندگان اعتبار غالباً، بر اساس پیش‌بینی عملکرد آتی واحد، تصمیم می‌گیرند؛ بنا بر این، یکی از اهداف گزارش‌گیری مالی، فراهم آوردن اطلاعاتی است که بتوان از آنها برای پیش‌بینی وضع آینده‌ی بنگاه، استفاده نمود. سرمایه‌گذاران و اعتباردهندگان برای تصمیم‌گیری معمولاً، از یک سو به برآورد مبالغ، مقاطع زمانی و ابهامات مربوط به دریافت سود

1. market imperfections

Archive of SID

www.SID.ir

نقدی سرمایه و سود تسهیلات و از سوی دیگر، به برآورد ارزش فروش سرمایه‌گذاری یا اصل تسهیلات در سررسید اهمیت می‌دهند» (هیئت تدوین استانداردهای حسابداری،۱۳۷۶).

حال باید دید بر اساس نظریه‌ی انتظارات عقلایی چه اتفاقی روی می‌دهد. نکته‌ی مهم در نظریه‌ی انتظارات عقلایی این است که آنچه در اقتصاد و سیاست‌های مالی مهم است، چیزی نیست که اتفاق می‌افتد؛ بلکه تفاوت آن چیزی است که اتفاق افتاده با چیزی که انتظار داشتیم اتفاق بیفتد. هنگام تصمیم‌گیری در مورد تقسیم سود توسط شرکت، بازار، انتظارات خود را از سود آینده پیش‌بینی می‌کند. این انتظارات بر اساس برآورد سود شرکت، فرصت‌های سرمایه‌گذاری و طرح‌های شرکت برای تأمین مالی شکل می‌گیرد. اگر سود اعلام‌شده مطابق باشد با چیزی که بازار انتظار دارد، قیمت‌ها تغییر نخواهند کرد؛ در مقابل، اگر سود اعلام‌شده بیشتر از سود مورد انتظار باشد، باید در ارزیابی بازنگری شود. اگر در بازار، افزایش غیر منتظره‌ای در سود پرداختی دیده شود، چه اتفاقی می افتد؟ با توجه به فرصت‌های سرمایه‌گذاری، مدیران باید به نحوی عمل می‌کردند که انتظار می‌رفت؛ مگر اینکه سود واقعی بیشتر از سود پیش‌بینی شده باشد؛ اما آنها سود را اعلام نمی‌کنند و فقط، سود پرداختی بیشتر را اعلام می‌کنند. حال اگر بازار در مورد پیش‌بینی سود آینده با توجه به تقسیم سود اقدام کند، چرا مدیران شرکت‌ها سود بیشتری از آنچه انتظار دارند، پرداخت نکنند؟ چنین اقدامی سبب خواهد شد قیمت‌ها، در مدت کوتاه بالا بروند و کسانی که سود سهام خود را در این زمان، به طور اتفاقی بفروشند، سود بسیاری به دست خواهند آورد. سرمایه‌گذاری نکردن در فرصت‌های سودآور باعث خواهد شد کسانی که به فروش سهام خود اقدام نکرده‌اند، زیان ببینند؛ اما باید گفت بازار می‌داند که مدیریت چگونه فکر می‌کند و از این رو، سطح انتظارات خود را تعدیل خواهد نمود و در این صورت، حتی افزایش سود سهام باعث نخواهد شد قیمت سهام افزایش یابد. (جهانخانی، ۱۳۷۱؛ حیدر پور، ۱۳۸۲).

دانشمندان و محققان نظریات متعددی درباره‌ی پیش‌بینی سود نقدی سهام دارند. پینچز[1]، مینگو و کاروترز[2] (۱۹۷۵) متغیرها را در این زمینه به هفت جزء تقسیم

1. Pinches
2. Caruthers

Archive of SID

www.SID.ir

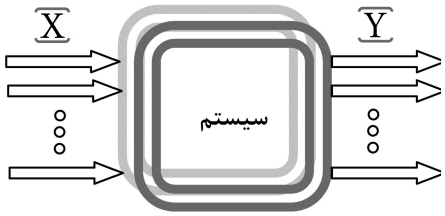
می‌نمایند. آنان روابط درونی این نسبت‌های مالی را بررسی کرده، به این نتیجه رسیدند که آثار این هفت جزء، در طول زمان ثابت است.

هاپوود[1] و اسکافر[2] محتوای اطلاعات هفت نسبت اساسی را که پینچز و همکاران شناسایی کرده‌اند، به وسیله‌ی تقسیم‌بندی این طبقه‌بندی‌ها به نسبت‌های بر اساس سود و غیر سود روی نمونه‌ای از شرکت‌های تولیدی، ارزیابی‌هایی کردند. متغیرهای این مطالعه ۲۴ موردند که حیدر پور نیز از آنها در تحقیق خود استفاده نموده است. در جدول ۱ این متغیرها و سابقه‌ی استفاده از هر کدام از آنها در تحقیقات مربوط به پیش‌بینی سود نقدی سهام چند محقق آمده‌اند.

دلیل اینکه به سود نقدی آتی توجه می‌شود، این است که سعی می‌شود قیمت اوراق بهادار را به منافع آتی سرمایه‌گذاری مربوط کنند. پیش‌بینی سود نقدی آتی، در به کارگیری بسیاری از مدل‌های ارزیابی سهام، بسیار مهم است. در این باره، السون عقیده دارد که تنها توزیع سود پیش‌بینی‌شده می‌تواند در جایگاه ویژگی معتبر عمومی برای سرمایه‌گذاری در اوراق بهادار استفاده شود؛ او همچنین عقیده دارد که ارزش اوراق بهادار تابعی از سود نقدی مورد انتظار است که با توجه به ریسک تعدیل‌شده است. (السون، ۱۹۹۰).

۲. بیان مسئله

شکل ۱ را می‌توان چارچوب مفهومی یک سیستم دانست که در آن، X، بردار متغیرهای ورودی (در اینجا، متغیرهای اثرگذار بر پیش‌بینی سود نقدی سهام) و Y، بردار متغیرهای خروجی (در اینجا، سود نقدی سهام) را نشان می‌دهند.



شکل ۱: چارچوب مفهومی سیستم

1. Hapwood
2. Scheafer

Archive of SID

www.SID.ir

هدف اصلی این مقاله یافتن ترکیب بهینه‌ی متغیرهای ورودی بر نتیجه و خروجی سیستم است و در این مورد از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. در حقیقت می‌خواهیم دریابیم چه نسبت‌ها و متغیرهایی را باید از صورت‌های مالی استخراج نموده، مقادیر آنها را در مدل پیش‌بینی وارد نماییم تا به وسیله‌ی آنها بتوان سود نقدی سهام را پیش‌بینی نمود. مزیت استفاده از الگوریتم ژنتیک این است که با استفاده از آن برای انتخاب این ترکیب، دینامیسم موجود بین متغیرها حفظ شده، بدین ترتیب، ترکیبی مناسب انتخاب خواهد شد. این نکته با توجه به ساختار ذاتی الگوریتم ژنتیک قابل پیش‌بینی بوده، نتایج این مقاله نیز این موضوع را تأیید می‌نمایند.

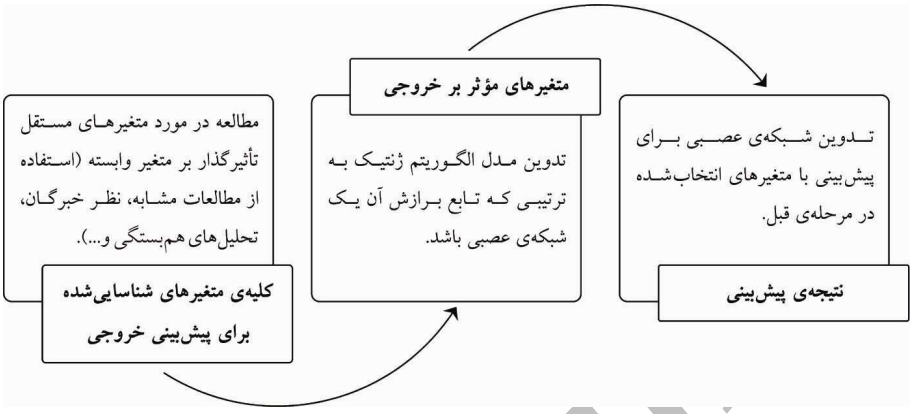
۱ـ۲. چارچوب مدل

شکل ۲، چارچوب مدل ترکیبی متشکل از الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی‌ای را نمایش می‌دهد که در این مقاله، استفاده شده است. داده‌های ورودی در مرحله‌ی اول، به الگوریتم ژنتیک وارد می‌شوند. تابع برازش این الگوریتم ژنتیک، شبکه‌ای عصبی است که معکوس خطای آن، معیار برازش کروموزم‌ها در الگوریتم ژنتیک است.

پس از اینکه بخش ترکیبی مدل، ترکیب متغیرهای ورودی را انتخاب کرد، این متغیرها به شبکه‌ی عصبی مصنوعی‌ای که برای پیش‌بینی و متناسب با متغیرهای انتخاب‌شده طراحی شده است، وارد می‌شوند. پس از اینکه داده‌های مربوط به متغیرهای انتخاب شده‌ی قسمت قبل (الگوریتم ژنتیک)، شبکه‌ی عصبی یادشده را آموزش دادند، شبکه با داده‌های ارزشیابی آزموده می‌شود و به این ترتیب، خطای پیش‌بینی قابل اندازه‌گیری خواهد بود. با استفاده از همین خطا، مقایسه‌ی این روش پیش‌بینی با روش‌های دیگر ممکن خواهد شد. در این مقاله، نتیجه‌های به دست آمده از مدل ارایه‌شده (ترکیب متغیرها و نسبت‌های مالی که این روش انتخاب کرده است.) با یک روش پیش‌بینی دیگر مبتنی بر رگرسیون چندمتغیره و با روش پیش‌بینی با استفاده از تمام داده‌ها مقایسه شده که نتیجه‌های آن، در بخش پایانی ارایه شده است.

Archive of SID

www.SID.ir



شکل ۲: مدل ترکیبی

۳. مروری بر روش‌شناسی و نحوه‌ی اجرای مدل

۳ـ۱. تبین الگوریتم اجرای کار

همان طور که پیش‌تر توضیح داده شد، هدف از اجرای الگوریتم مدل حاضر شناسایی ترکیب متغیرهایی که تأثیر بیشتری بر پیش‌بینی متغیر خروجی (سود نقدی سهام) دارند. در فرایند اجرای این الگوریتم، برازندگی تک‌تک اعضای هر نسل محاسبه شده، با توجه به برازندگی‌ها، نسل‌های بعدی با اعمال سه عملگر انتخاب، پیوند و جهش تولید می‌شوند (البته به جز نسل اول که به صورت تصادفی تولید می‌گردد). این روند جست و جوی تصادفی تا آنجا ادامه می‌یابد که ملاک خاتمه حاصل شود. الگوریتم کلی این فرایند مطابق با نمودار جریان ارایه‌شده در شکل ۳ قابل تبیین خواهد بود.

۳ـ۲. الگوریتم ژنتیک

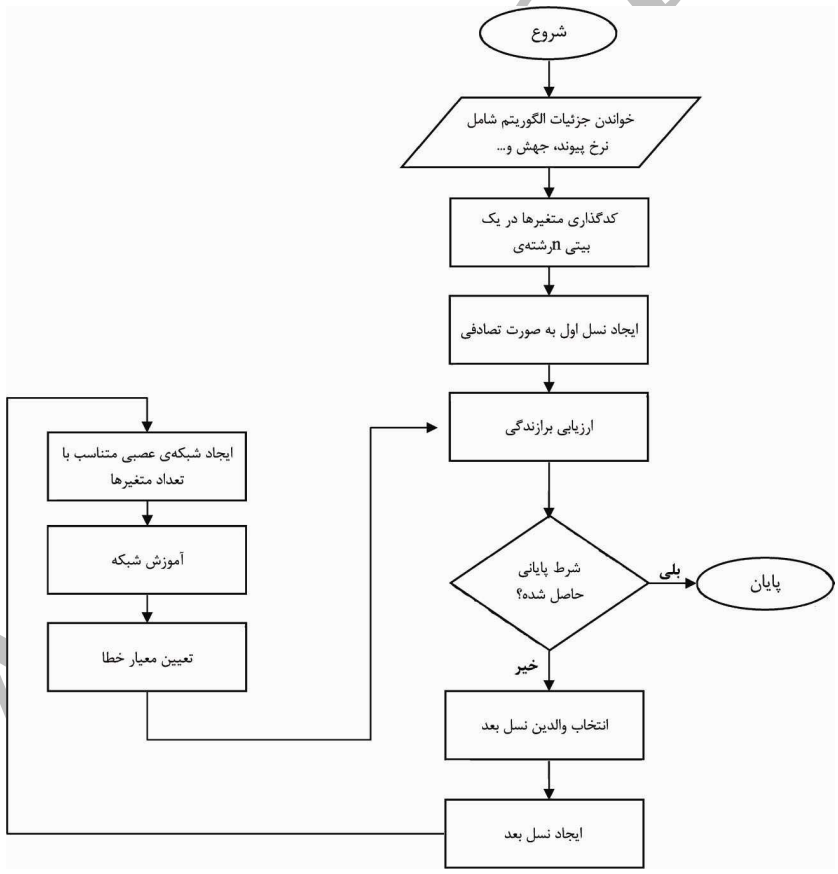
الگوریتم ژنتیک یک روش بهینه‌سازی الهام گرفته از طبیعت جاندار است که می‌توان آن را یک روش جست و جوی عددی[1]، مستقیم[2] و تصادفی[3] معرفی نمود. عامل اصلی انتقال صفات بیولوژیک، در موجودات زنده، کروموزوم‌ها و ژن‌ها هستند و و نحوه‌ی عملکرد آنها به گونه‌ای است که در نهایت، ژن‌ها و کروموزوم‌های برتر و قوی‌تر باقی مانده، ضعیف‌ترها از بین می‌روند. این الگوریتم برای بهینه‌سازی جست و جو و

1. numerical
2. direct
3. stochastic

Archive of SID

www.SID.ir

یادگیری ماشین[1] استفاده می‌شود. اساس این الگوریتم قانون داروین است که می‌گوید: «موجودات پست از بین می‌روند و موجودات کامل‌تر باقی می‌مانند». در واقع، برای بقا دو اصل بنیادی یعنی انتخاب طبیعی[2] و قانون تولید مثل[3] وجود دارند (گلدبرگ، ۱۹۸۹). در الگوریتم ژنتیک روش‌های جست و جویی وجود دارند که بر اساس مکانیسم انتخاب طبیعی عمل می‌نمایند. این روش‌ها، مناسب‌ترین رشته‌ها را از میان اطلاعات تصادفی سازماندهی‌شده انتخاب می‌کنند. در هر نسل[4]، یک گروه جدید رشته‌هایی که برازش بیشتری دارند، فرصت می‌یابند فرزندانی (رشته‌های جدید) تولید نمایند که در نسل بعد ارزیابی شوند (بک، ۱۹۹۱؛ بینگول، ۲۰۰۰).



شکل ۳: الگوریتم کلی اجرای مدل

1. machine learning
2. natural selection
3. reproduction law
4. generation

www.SID.ir

جان هالند، همکاران و دانشجویان، در دانشگاه میشیگان ایالات متحده، اصول اولیه‌ی الگوریتم ژنتیک را در سال ۱۹۶۲ ارایه کردند. بعدها گلدبرگ به این الگوریتم که آن را الگوریتم ژنتیک ساده می‌نامید، قوام و بهبودهایی داد (علوی، ۱۳۸۲).

۱ـ۲ـ۳. جزئیات اجرایی الگوریتم ژنتیک

۱ـ۱ـ۲ـ۳. نمایش رشته‌ها

نمایش مناسب رشته‌ها به ویژگی‌های فضای جست و جو بستگی دارد؛ ولی معمولاً، به صورت رشته‌های دودویی[1] نشان داده می‌شوند. در این مقاله، متغیرها به صورت دودویی و با طول رشته‌ی ثابت کدگذاری شده‌اند. رشته‌های مورد استفاده در الگوریتم ژنتیک را می‌توان به صورت گسسته یا پیوسته کد نمود (چاکرابورتی ۱۹۹۷). با توجه به گسسته بودن نوع متغیرهای مورد استفاده، در این پژوهش، هر بیت[2] از کروموزوم‌های مربوط به هر نسل، معرف یکی از متغیرهای استفاده شده است؛ به این ترتیب که در هر کروموزوم، صفر بودن بیت به معنی حضور نداشتن متغیر متناظر با آن و یک به معنی حضور متغیر متناظر با آن، در ترکیب انتخاب‌شده‌ی نهایی است.

۲ـ۱ـ۲ـ۳. محاسبه‌ی برازندگی

تابع برازندگی از اعمال تبدیل مناسب روی تابع هدف که قرار است بهینه شود، به دست می‌آید. این تابع هر رشته را با یک مقدار عددی ارزیابی می‌کند که کیفیت آن را مشخص نماید. هرچه کیفیت رشته‌ی جواب بالاتر باشد، مقدار برازندگی جواب بیشتر است و احتمال مشارکت برای تولید نسل بعدی افزایش می‌یابد. در مسئله‌ی این پژوهش، مقدار تابع برازندگی با معکوس خطاهای حاصل از آموزش شبکه‌ی عصبی در مورد هر رشته، برابر قرار داده شده است؛ به این معنی که هر رشته که نماینده‌ی ترکیبی از متغیرهاست، به شبکه‌ی عصبی متناظر با آن وارد شده، شبکه با داده‌های مربوط به آن آموزش می‌بیند و در نهایت، خطای آموزش شبکه محاسبه می‌گردد. معکوس این خطای محاسبه‌شده با تابع برازندگی الگوریتم ژنتیک برابر قرار داده شده است.

1. binary strings
2. bit

Archive of SID

www.SID.ir

۳ـ۱ـ۲ـ۳. اندازه‌ی جمعیت

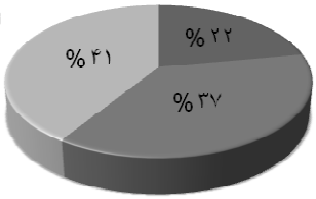
گلدبرگ برای محاسبه‌ی بهترین اندازه‌ی جمعیت برای کدهای دودویی متغیرهای پیوسته با طول حد اکثر، شصت رشته، مقدار زیر را پیشنهاد می‌کند:

رابطه‌ی ۱ که در آن، L_i برابر با طول هر رشته است (گلدبرگ، ۱۹۸۹).

۲ـ۲ـ۳. عملگرهای الگوریتم ژنتیک[1]

۱ـ۲ـ۲ـ۳. انتخاب[2]

پس از اینکه برازندگی تمام افراد یک نسل مشخص شد، طبق اصول طبیعی، فرزندانی که از زوج‌های برازنده‌تر به وجود می‌آیند، برازندگی بیشتری دارند و همان طور که در طبیعت، افرادی که برتری‌هایی نسبت به دیگران دارند، به زوج‌های برتری دست می‌یابند، الگوریتم ژنتیک این فرایند را شبیه‌سازی می‌کند و به افراد برازنده‌تر شانس تولید مثل بیشتری می‌دهد. ساده‌ترین روش انتخاب، استفاده از گردونه‌ی شانس[3] است. در این روش، چرخی با قطاع‌های نامساوی طوری در نظر گرفته می‌شود که هر فرد قطاعی با زاویه‌ی مرکزی $\frac{2\pi f_i}{\sum f_i}$ داشته باشد. حال عددی تصادفی در بازه‌ی $[0,2\pi)$ در نظر گرفته، رشته‌ای انتخاب می‌شود که عدد تصادفی در قطاع مربوط به آن قرار گیرد. این نوع انتخاب را می‌توان به گردونه‌ی شانس تشبیه کرد؛ به طوری که قطاع‌ها بزرگ‌تر، شانس بیشتری برای انتخاب شدن دارند (همان).



شکل ۳: تقسیمات نامساوی گردونه‌ی شانس

۲ـ۲ـ۳. پیوند[4]

پیوند مهم‌ترین عملگر الگوریتم ژنتیک و کلید موفقیت آن است. عملگر انتخاب برای کشف نواحی جدید فضای جست و جو[5] ابزاری ندارد و اگر تنها، به نسخه‌برداری

1. genetic operators
2. selection
3. roulette wheel
4. crossover
5. search space

Archive of SID

www.SID.ir

ساختارهای قدیمی، بدون تغییر آن اکتفا شود، نمی‌توان به بررسی موارد جدید پرداخت. پیوند، عملگری است که اطلاعات بین رشته‌ها را به طور اتفاقی مبادله می‌کند. ساده‌ترین حالت این عملگر، پیوند تک‌نقطه‌ای است. در پیوند ساده ابتدا، عددی تصادفی در فاصله‌ی بین $[\,1\,,\,L_c-1\,]$ انتخاب می‌شود؛ سپس بیت‌های متناظر با آن، در دو رشته‌ای که باید با هم ترکیب شوند، با هم عوض می‌شوند و به این ترتیب، دو فرزند به وجود می‌آیند. عملگر پیوند می‌تواند دو نقطه‌ای باشد؛ در این صورت، دو نقطه به طور تصادفی انتخاب می‌شوند و عمل پیوند بین آن دو اتفاق می‌افتد. معمولاً احتمال وقوع پیوند بین دو زوج بین ۰/۶ تا ۱ انتخاب می‌شود (کلت و همکاران، ۱۹۹۹؛ علوی، ۱۳۸۲).

۳ـ۲ـ۲ـ۳. جهش[1]

سومین عملگر مهم در الگوریتم ژنتیک جهش نام دارد. گرچه عملگرهای انتخاب و پیوند، جست و جوی مؤثری در فضای طراحی می‌کنند، گاهی باعث می‌شوند از بین خصوصیات مفید رشته‌ها بروند. عملگر جهش امکان دستیابی مجدد به این ویژگی‌های مثبتی را که در جمعیت نیست، فراهم می‌کند. رفتار عملگر جهش، به صورت ساده، به این نحو است که برای هر فرد، در مجموعه (معمولاً بعد از عمل پیوند)، احتمال وقوع جهش که معمولاً کمتر از دو درصد است، بررسی شده، چنانچه باید جهش انجام شود، نقطه‌ای در کروموزوم، به صورت تصادفی انتخاب می‌شود و مقدار آن از صفر به یک و یا برعکس تبدیل می‌شود (چارپولیو، ۱۹۹۷؛ لی سی جی، ۲۰۰۰).

۴ـ۲ـ۲ـ۳. همگرایی[2]

مسئله‌ی بهینه‌سازی کلی، در حالت عمومی خود حل‌نشدنی است؛ بنا بر این، در زمان محدود نمی‌توان انتظار داشت به بهینه‌ی کلی[3] تابع دست یافت؛ با این حال، معمولاً علاقه داریم که به عنوان عاملی اطمینان‌بخش، الگوریتم بهینه‌سازی ما با احتمال یک به بهینه‌ی کلی تابع همگرا شود. ردلف[4] در مقاله‌ی خود، به بررسی رفتار الگوریتم ژنتیک ساده از لحاظ همگرایی پرداخته است. تحلیل ردلف نشان می‌دهد که الگوریتم ژنتیک

1. mutation
2. convergence
3. global optimum
4. rudolph

Archive of SID

www.SID.ir

ساده، در زمان بی‌نهایت، به بهینه‌ی کلی خود همگـرا نمـی‌شـود (استازوسـکی، ۱۹۹۴). این نتیجه چندان نگران‌کننده نیست؛ زیرا اولاً الگوریتم همیـشه در زمـان محـدود اجـرا می‌شود و در نتیجه، معمولاً ناچاریم به تقریب بهینه‌ی کلی اکتفا کنیم. ثانیاً این نتیجه بـه آن معنی نیست که الگوریتم هرگز، به بهینه‌ی کلی خود نمی‌رسد؛ بلکـه بـه ایـن معنـی است که الگوریتم به بهینه‌ی کلی می‌رسد و از آن خـارج مـی‌شـود. در واقـع، بـه طـور متوسط، این پیشامد در زمان محدود رخ می‌دهد. در زمان بی‌نهایت، الگوریتم بی‌نهایـت بار به بهینه‌ی کلی می‌رسد و از آن خارج می‌شود. مسئله‌ای که از همگرایی الگوریتم در بی‌نهایت مهم‌تر است، زمانی است که باید صرف شود تا الگوریتم، برای اولین بـار، بـه بهینه‌ی کلی برسد. با توجه به نکته‌ای که در مورد محـدود بـودن زمـان متوسـط عبـور الگوریتم از بهینه‌ی کلی بیان کردیم، ردلف نشان داده است که اگر بهترین فرد جمعیت، در طول اجرای الگوریتم، در حافظه‌ای جدا از جمعیت ذخیره شود، الگـوریتم در زمـان بی‌نهایت، به بهینه‌ی کلی همگرا می‌شود. بهترین فرد را می‌توان در یکی از دو مرحلـه‌ی قبل و یا بعـد از انتخـاب، در جمعیـت یافـت و ذخیـره نمـود (کولـت، ۱۹۹۹؛ ورنـا و همکاران، ۲۰۰۲؛ ریوز و همکاران ۲۰۰۳). قبل از ردلـف، چنـد بررسـی دیگـر در ایـن زمینه انجام شده‌اند که از آن جمله مـی‌تـوان بـه کـار ابـین و همکـارانش اشـاره نمـود (استازوسکی، ۱۹۹۷). در این بررسی، نویسندگان به حالات کلی‌تری از الگـوریتم‌هـای بهینه‌سازی با عنوان الگوریتم ژنتیک انتزاعی[1] توجه کرده و نشان داده‌اند که با استفاده از انتخاب نخبه‌گرا[2] می‌توان در زمان بی‌نهایت، به بهینه‌ی کلی تابع رسید.

۳ـ۳. شبکه‌های عصبی

شبکه‌های عصبی به عنوان یکی از سیستم‌های هوشـمند کـه ایـده‌ی اصـلی خـود را از سیستم عصبی انسان گرفته، در چند دهه‌ی گذشته، کاربرد فراوانی یافته‌اند. نیـاز دنیـای علم برای حل مسائلی که راه حلی ندارند یا به راحتی حل نمـی‌شـوند، انگیـزه‌ای بـرای توسعه‌ی سیستم‌های دینامیکی هوشمند مدل آزاد[3] مبتنی بـر داده‌هـای تجربـی را ایجـاد نموده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی جزو این دسته از سیستم‌های دینـامیکی هـستند که با پردازش روی داده‌های تجربی، قانون نهفته در داده‌ها را به شبکه منتقـل مـی‌کننـد.

1. abstract genetic algorithm
2. elitist selection
3. model free

Archive of SID

www.SID.ir

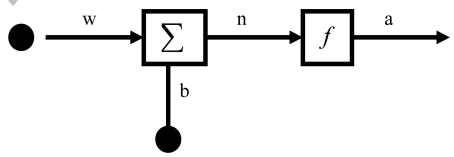
قابلیت یادگیری[1] و تعمیم[2]، انعطاف‌پذیری[3] و مقاوم بودن[4] ویژگی‌هایی از شبکه‌های عصبی هستند که کاربرد آنها را در مسائل اقتصادی و مهندسی مطلوب می‌سازند. شبکه‌های عصبی مصنوعی کاربرد گسترده‌ای، در زمینه‌های طبقه‌بندی، شناسایی و تشخیص الگو، پردازش سیگنال، مدل‌سازی، کنترل، سیستم‌های خبره و فازی دارند.

۱ـ۳ـ۳. شبکه‌ی عصبی بیولوژیکی

نرون[5] عنصر اصلی سیستم عصبی انسان است و به تنهایی، مانند یک واحد پردازش منطقی عمل می‌کند. نحوه‌ی عملیات نرون بسیار پیچیده است و هنوز، در سطح میکروسکوپی چندان شناخته نشده است. هر نرون ورودی‌های متعددی را دریافت می‌کند که به نوعی، با یکدیگر جمع می‌شوند. اگر در یک لحظه، تعداد ورودی‌های فعال نرون به حد کافی برسند، نرون فعال شده، یک سیگنال می‌فرستد؛ در غیر این صورت، غیر فعال می‌ماند. بدنه‌ی نرون، سوما[6] نام دارد. به سوما رشته‌های نامنظم طولانی متصل‌اند که دندریت[7] نام دارند. دندریت‌ها اشکال شاخه‌ای پیچیده‌ای دارند و قطرشان اغلب، از یک میکرون کمتر است (بیل و جکسون، ۱۳۸۰).

۲ـ۳ـ۳. شبکه‌ی عصبی مصنوعی

در این قسمت، مدل ریاضی نرون بر اساس نرون بیولوژیکی ارایه می‌شود. ابتدا یک نرون با یک ورودی را در نظر می‌گیریم (شکل ۴).



شکل ۴: مدل نرون تک‌ورودی

مقادیر p و a، به ترتیب، ورودی و خروجی نرون هستند. مقدار w میزان p را بر a تعیین می‌کند. ورودی دیگر مقدار ثابت یک است که در مقدار بایاس b ضرب شده، با

1. learning capability
2. generalization capability
3. flexibility
4. robustness
5. neuron
6. soma
7. dendrite

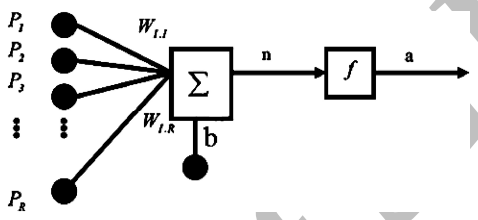
Archive of SID

www.SID.ir

wp جمع می‌شود. مقدار حاصل، پس از اعمال تابع محرک f ، خروجی نرون را تشکیل می‌دهد؛ بنا بر این، خروجی نرون با این معادله تعریف می‌شود (منهاج ۱۳۷۹):

رابطه‌ی ۱ $$a = f(wp + b)$$

در قیاس با نرون بیولوژیکی می‌توان گفت که w معادل شدت سیناپس، عملگر جمع‌کننده و تابع محرک معادل هسته‌ی سلول و مقدار $\frac{b}{w}$ حد آستانه را مشخص می‌کند. مدل قبل را می‌توان به یک نرون با چند ورودی تعمیم داد (شکل ۵).



شکل ۵: نرون با چند ورودی

در این حالت، خروجی نرون عبارت است از (منهاج ۱۳۷۹) :

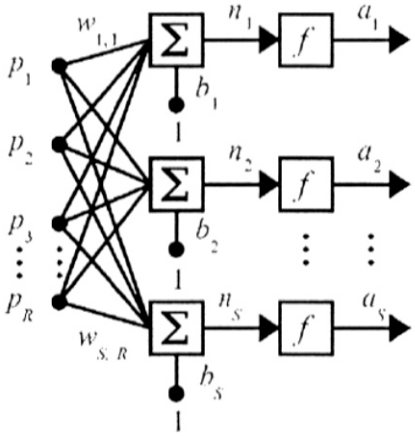
رابطه‌ی ۲ $$a = f(\sum_{i=1}^{R} p_i w_{I,i} + b)$$

یا به فرم ماتریسی:

رابطه‌ی ۳ $$a = f(W_P + b)$$

که در آن $P = [p_1, p_2, ..., p_R]^T$ و $W = [w_{1,1} w_{1,2}, ..., w_{1,R}]$ است.

از کنار هم قرار دادن تعدادی نرون می‌توان یک شبکه‌ی عصبی ساخت. در شکل ۶، یک شبکه‌ی عصبی تک‌لایه با S نرون آن ملاحظه می‌شود.



شکل ۶: شبکه‌ی عصبی تک‌لایه

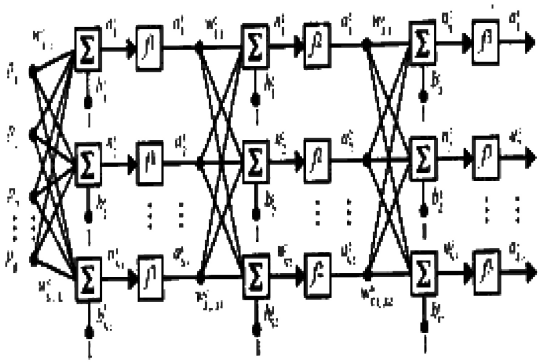
Archive of SID

www.SID.ir

در این حالت، رابطه‌ی بردار خروجی بر حسب بردار ورودی بـه ایـن شـکل اسـت (منهاج، ۱۳۷۹):

$$a = f(Wp + b)$$ رابطه‌ی ۴

از در کنار هم قرار دادن چند شبکه‌ی تک‌لایه می‌توان یـک شـبکه‌ی عـصبی چندلایـه ساخت. هـر لایـه‌ی مـاتریس وزن W، بـردار بایـاس b، بـردار تـابع محـرک f و بـردار خروجی a مختص خود را دارد. برای تمایز پارامترهای یادشده و اینکه هر پارامتر به کـدام لایه تعلق دارد، از بالانویس استفاده می‌کنیم. شکل ۷ ساختار یک شبکه‌ی عصبی چندلایـه را نشان می‌دهد. مرسوم است که در شبکه‌ی چندلایه، به تمام لایه‌هایی که بـین لایـه‌هـای ورودی و خروجی قرار می‌گیرند لایه‌ی میانی یا پنهان[1] می‌گویند (منهاج، ۱۳۷۹):



شکل ۷: شبکه‌ی عصبی چندلایه

۴ـ۳. نحوه‌ی کد کردن متغیرها

هدف اصلی این بررسی این است که با ارایه‌ی یک مدل، مجموعـه‌ی متغیرهـایی را کـه می‌توانند بیشترین تأثیرگذاری را بر تصمیم‌گیری داشته باشند، شناسایی نماید تـا از ایـن طریق بتواند با حذف متغیرهای کم‌تأثیر و بی‌تأثیر بر خروجی تصمیم، فرایند پـیش‌بینـی را بهبود ببخشد؛ به بیان دیگر، اگر n متغیر داشته باشیم و قصد داشته باشیم از روی آنها به عنوان متغیرهای مستقل و تأثیرگذار، متغیـر وابـسته‌ی خروجـی را پـیش‌بینـی کنـیم، ترکیب k متغیر به نحوی انتخاب شود که پـیش‌بینـی بـا ایـن k متغیـر، کمتـرین میـزان خطای پیش‌بینی را داشته باشد. با توجه به این توضیحات، باید به کد کردن متغیرهـا بـه

1. hidden layer

www.SID.ir

نحوی توجه شود که هم متغیر، به صورت فردی و هم ترکیب متغیرها (تعداد)، در آن لحاظ شود. تعداد متغیرهای ورودی مسئله‌ی مورد کاوی حاضر ۲۴ است. این متغیرها به روش دودویی و به صورت یک رشته کد می‌شوند. برای رسیدن به نتیجه‌ی مطلوب به نحو زیر عمل می‌کنیم:

یک رشته‌ی nبیتی (n تعداد متغیرها) تهیه می‌کنیم. در این رشته، هر بیت نماینده‌ی یک متغیر است که یک بودن بیت در آن، به معنای حضور این متغیر در نتیجه‌ی نهایی و صفر بودن به معنای نبودن آن است؛ برای مثال اگر n را پنج فرض کنیم و رشته‌ی زیر را داشته باشیم،

0	1	1	0	0

رشته به این صورت رمز گشایی می‌شود که متغیرهای x_5 و x_4و x_1 در نتیجه تأثیرگذار نبوده، متغیرهای x_3و x_2 تأثیرگذارند. در حالت کلی، صفر بودن بیت nام یعنی متغیر nام در ترکیب انتخابی نیست و یک بودن بیت nام یعنی متغیر nام در ترکیب هست.

۵ـ۳. نوع شبکه و قانون یادگیری

شبکه‌ی عصبی مصنوعی استفاده‌شده در مدل حاضر، پرسپترون چندلایه[1] با قانون یادگیری پس‌انتشار خطا[2]ست.

۱ـ۵ـ۳. تعداد نرون‌ها و لایه‌ها

این شبکه از دو لایه تشکیل شده که لایه‌ی خروجی آن یک نرون و لایه‌ی میانی آن حد اکثر، هشت نرون دارد. تعداد لایه‌های شبکه و نرون‌های لایه‌ی میانی با استفاده از روش سعی و خطا تعیین شده است.

۲ـ۵ـ۳. توابع محرک

از آنجا که محاسبه‌ی مشتق لحظه‌ای تابع خطا، در شبکه‌های پرسپترون ضروری است، باید از توابع محرکی در این شبکه‌ها استفاده کنیم که مشتق‌پذیر باشند. توابع محرک مجاز برای شبکه‌ی پرسپترون چندلایه، سه تابع تانژانت هایپربولیک، زیگموییدی و

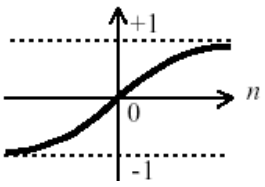
1. multi layer perceptron (MLP)
2. back propagation learning rule

Archive of SID

www.SID.ir

خطی هستند. با توجه به محدوده‌ی مقادیر ورودی و خروجی و بازبینی‌های چندباره، در زمینه‌ی مسئله‌ی حاضر، تابع تانژانت هایپربولیک بهترین تابعی است که به کار می‌آید. این تابع به شرح زیر است:

$$a = \frac{e^{n} - e^{-n}}{e^{n} + e^{-n}}$$



۳ـ۵ـ۳. بهبودها

شبکه با استفاده از روش مومنتوم[1] برای کاهش احتمال به دام افتادن در کمترین خطای یادگیری محلی[2] و سرعت یادگیری متغیر[3] برای افزایش رعت یادگیری بهبود داده شده است.

۴ـ۵ـ۳. تابع خطا

توابعی که تابع خطا در شبکه‌ی عصبی منظور می‌گردند، از لحاظ معنایی، تفاوت چندانی با یکدیگر ندارند؛ از این رو، برای این مسئله میانگین جذر خطا[4]، تابع خطا در نظر گرفته می‌شود.

رابطه‌ی ۵

$$MSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(A_i - F_i)^2}{n}}$$

در این رابطه، A_i، مقدار واقعی و F_i، مقدار پیش‌بینی‌شده هستند.

۵ـ۵ـ۳. آزمون شبکه‌ی عصبی

برای آزمودن کارآیی شبکه و تعیین مقدار برازندگی، درصدی از داده‌ها که قبلاً، در فرایند آموزش شرکت نداشته‌اند، به عنوان داده‌های آزمون عمل کرده، قدرت شبکه‌ی عصبی در پیش‌بینی و تعمیم‌پذیری آن را اندازه می‌گیرند.

1. momentum
2. local minimum error
3. variable learning rate
4. mean square error (MSE)

Archive of SID

www.SID.ir

۴. موردکاوی

جامعه‌ی مورد آزمایش در مسئله‌ی موردکاوی حاضر، از بین شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران انتخاب شده است. به طور کلی، شرکت‌هایی که در بورس اوراق بهادار تهران پذیرفته شده و ویژگی‌های زیر را دارند، جامعه‌ی مورد مطالعه را تشکیل می‌دهند.

ـ شرکت‌های موجود در بورس اوراق بهادار که قبل از سال ۱۳۷۵، در بورس عضو شده‌اند و اطلاعات مربوط به سال ۱۳۷۵ تا ۱۳۸۰ آنها موجودند.

ـ شرکت‌های سرمایه‌گذاری به دلیل ویژگی‌های‌شان و نداشتن مقادیر متغیرها و نسبت‌های مالی که در شرکت‌های تولیدی قابل محاسبه هستند، از جامعه حذف شده‌اند.

ـ شرکت‌های مورد نظر کلیه‌ی شرکت‌های بخش صنعت را شامل می‌شوند؛ منوط به اینکه شرایط قبلی را داشته باشند.

ـ شرکت‌های مورد نظر از نوع تولیدی هستند.

با توجه به شرایط یادشده، ۱۹۴ شرکت به عنوان جامعه‌ی آماری این پژوهش، انتخاب شده‌اند؛ بنا بر این، ۲۴ نسبت مالی اشاره‌شده برای ۶ سال و ۱۹۴ شرکت، داده‌های ورودی به مدل را تشکیل می‌دهند.

۴ـ۱. روش جمع‌آوری داده‌های پژوهش

داده‌های پژوهش از صورت‌های مالی شرکت‌های جامعه‌ی آماری معرفی‌شده، به دست آمده‌اند. در این راه، از ترازنامه‌ها و صورت‌حساب سود و زیان استفاده شده است. از گزارشات مجمع عمومی شرکت‌ها برای کسب اطلاعات در مورد سود نقدی آنها بهره‌گیری شد. این داده‌ها، در حقیقت، داده‌های سخت[1] هستند و صحت آنها، پیش از این تأیید شده است. روش جمع‌آوری اطلاعات کتابخانه‌ای است و در دوره‌ی زمانی ۱۳۷۵ تا ۱۳۸۰ بررسی شده است.

۴ـ۲. متغیرهای وابسته و مستقل

در این پژوهش سعی شده با استفاده از مدل پیشنهادی، سود نقدی آتی سهام پیش‌بینی شود؛ بنا بر این، سود نقدی سهام متغیر وابسته در نظر گرفته شده است.

1. hard data

Archive of SID

www.SID.ir

جدول ۱: متغیرهای مستقل

اختصار	سابقه‌ی استفاده از متغیر در تحقیقات مربوط به پیش‌بینی سود نقدی سهام	مفهوم متغیر
بخش ۱: بازده سرمایه‌گذاری		
BAS	پینچز، مینگو و کاروتز (۱۹۷۳)، هاپوود و اسکافر (۱۹۸۸)، ایو و پنمن (۱۹۸۹)، هیگینز (۱۹۹۷)	بازده سرمایه
BAM	پینچز، مینگو و کاروتز (۱۹۷۳)، ریلی (۱۹۸۵)، هاپوود و اسکافر (۱۹۸۸)، ایو و پنمن (۱۹۸۹)، هیگینز (۱۹۹۷)	بازده مجموع دارایی‌ها
BAA	گیلسپی (۱۹۷۱)، پینچز، مینگو و کاروتز (۱۹۷۳)، هاپوود و اسکافر (۱۹۸۸)، ایو و پنمن (۱۹۸۹)، هیگینز (۱۹۹۷)	بازده ارزش ویژه
SBF	پینچز، مینگو و کاروتز (۱۹۷۳)، هاپوود و اسکافر (۱۹۸۸)، هیگینز (۱۹۹۷)	بازده فروش
EPS	جان لیتنز برگر (۱۹۵۰)، فاما (۱۹۷۴)، میلر و راکر (۱۹۸۵)، دامین (۱۹۸۷)، ایو و پنمن (۱۹۸۹)، پارک (۱۹۹۶)	عایدی هر سهم
SNF	ریلی (۱۹۸۵)	سود ناویژه به فروش
PBE	جان لیتنز برگر (۱۹۵۰)، کلب (۱۹۸۱)	نسبت قیمت به سود
EBP	کلب (۱۹۸۱)	بازده سود سهام
بخش۲: گردش سرمایه		
GAM	پینچز، مینگو و کاروتز (۱۹۷۳)، هاپوود و اسکافر (۱۹۸۸)، ایو و پنمن (۱۹۸۹)، هیگینز (۱۹۹۷)	گردش مجموع دارایی‌ها
GAP	پینچز، مینگو و کاروتز (۱۹۷۳)، هاپوود و اسکافر (۱۹۸۸)، ایو و پنمن (۱۹۸۹)، هیگینز (۱۹۹۷)	گردش
GSR	پینچز، مینگو و کاروتز (۱۹۷۳)، هاپوود و اسکافر (۱۹۸۸)، هیگینز (۱۹۹۷)	فروش به سرمایه
بخش۳: گردش موجودی		
GAK	پینچز، مینگو و کاروتز (۱۹۷۳)، هاپوود و اسکافر (۱۹۸۸)، هیگینز (۱۹۹۷)	گردش موجودی
بخش۴: اهرم مالی		
BEM	گیلسپی (۱۹۷۱)، پینچز، مینگو و کاروتز (۱۹۷۳)، هاپوود و اسکافر (۱۹۸۸)، هیگینز (۱۹۹۷)	نسبت بدهی به مجموع دارایی‌ها
BED	میلر و راک (۱۹۸۵)، یانگ (۱۹۸۸)	بدهی

Archive of SID

www.SID.ir

اختصار	سابقه‌ی استفاده از متغیر در تحقیقات مربوط به پیش‌بینی سود نقدی سهام	مفهوم متغیر
بخش ۵: نقدینگی کوتاه		
JAR	پینچز، مینگو و کاروتز (۱۹۷۳)، ریلی (۱۹۸۵)، هاپوود و اسکافر (۱۹۸۸)، ایو و پنمن (۱۹۸۹)، هیگینز (۱۹۹۷)	نسبت جاری
ANY	پینچز، مینگو و کاروتز (۱۹۷۳)، ایو و پنمن (۱۹۸۹)، هیگینز (۱۹۹۷)	نسبت آنی
MOD	ایو و پنمن (۱۹۸۹)	موجودی کالا به مجموع دارایی‌ها
بخش۶: اجزای ترازنامه‌ی صورت سود و زیان		
SRM	جنسنن و مکینگ، لینتنر (۱۹۵۶)	سرمایه
FOR	فاما (۱۹۷۴)، ایو و پنمن (۱۹۸۹)	فروش
SON	لیو و تباگاراجان (۱۹۹۰)	سود ناویژه
SOA	ایو و پنمن (۱۹۸۹)	سود عملیاتی
SOB	ایو و پنمن (۱۹۸۹)	سود پس از محاسبه مالیات
بخش۷: وضعیت کنونی		
CST	کلب (۱۹۸۱)، استون (۱۹۸۵)، بیور (۱۹۸۹)	قیمت سهام قبل از مجمع عمومی سالیانه
GAB	کلب (۱۹۸۱)	فروش به ارزش بازار سهام

(منبع: حیدر پور، ۱۳۸۲)

سود نقدی سهام (DPS)

عبارت است از توزیع وجه نقد، دارایی‌های غیر نقد یا سهام شرکت بین سهامداران، به تناسب تعداد سهام منتشره از هر گروه سهام. توزیع آن مستلزم بستانکار کردن حسابی است که نشان‌دهنده‌ی اقلام توزیع‌شده است و بدهکار کردن حساب سود انباشته است.

گرچه متغیرهای کلان اقتصادی می‌توانند به سود نقدی مربوط باشند، مطالعه‌ی حاضر به متغیرهایی که در صورت‌های مالی و یادداشت‌های آنها هستند، محدود می‌شود. متغیرهای اقتصاد کلان که به سود نقدی سهام ارتباط دارند، سیاست مالیات و تغییر در نرخ‌های تنزیل هستند. این متغیرها را قبلاً خبرگان تأیید کرده‌اند و در یک

Archive of SID

www.SID.ir

پایان‌نامه‌ی دکتری[۱] از آنها استفاده شده است. متغیرهای مستقل این مطالعه در جدول ۱ خلاصه و سابقه‌ی به کار رفتن آنها در تحقیقات مختلف آورده شده است. این متغیرها را در ادامه معرفی می‌کنیم.

نسبت بدهی به مجموع دارایی‌ها (BEM)

بدهی دال بر این است که مؤسسه تا چه سطحی از ظرفیت استقراضی‌اش در مورد جمع دارایی‌ها استفاده کرده است. اگر شرکت در زمینه‌ی تحصیل منابع خارجی انعطاف داشته باشد، می‌تواند سود نقدی سهام را افزایش دهد. گرچه منابع داخلی وجه برای پوشاندن تمامی نیازها کافی نباشد، این متغیر میزان تأمین مالی مؤسسه‌ی غیر از حقوق صاحبان سهام را نشان می‌دهد. جداسازی اختیاری تأمین مالی از طریق حقوق صاحبان و بدهی‌ها بر این فرض است که ممکن است اثر آنها بر تصمیم سود نقدی سهام متفاوت باشد.

بدهی(BED)

به عنوان یک ضابطه‌ی کلی باید ترکیبی مناسب از بدهی و حقوق صاحبان سهام در تأمین مالی دارایی‌های مؤسسه وجود داشته باشد. از نظر مؤسسه، بدهی، ریسک بیشتری دارد. استفاده از بدهی برای سهامداران مفید است؛ زیرا آنها می‌توانند آسان‌تر مؤسسه را کنترل کنند و درآمد آنها وقتی بیشتر خواهد شد که نرخ بازده جمع سرمایه‌ی به کار گرفته شده بالاتر از نرخ بهره وجوه قرض گرفته شده باشد. فرایند بزرگ کردن بازده سهامداران از طریق استفاده از بدهی، اهرم مالی نامیده می‌شود.

گردش موجودی کالا (GAK)

عبارت است از متوسط موجودی ضرب در ۳۶۰ تقسیم بر بهای تمام‌شده‌ی کالای فروش‌رفته.

گردش دارایی ثابت (GAD)

عبارت است از فروش خالص تقسیم برجمع دارایی‌های ثابت. از دارایی‌های ثابت برای تولید استفاده می‌شود. از محل همین تولیدات فروش انجام می‌شود. هرچه این نسبت بالاتر رود، وضع مؤسسه، از لحاظ سودآوری بهتر خواهد بود.

---

۱. فرزانه حیدر پور. بررسی آثار تجربی تجزیه و تحلیل صورت‌های مالی در پیش‌بینی سود آتی سهام شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران، پایان‌نامه‌ی دکتری مدیریت بازرگانی (گرایش مالی)، ۱۳۸۲.

Archive of SID

www.SID.ir

گردش مجموع دارایی‌ها (GAM)

عبارت است از فروش تقسیم بر مجموع دارایی‌ها. هرچه این نسبت بالاتر باشد، نشان‌دهنده‌ی استفاده بهتر از منابع مؤسسه است؛ در صورتی که سایر شرایط عادی و مطلوب باشد.

نسبت جاری (JAR)

عبارت است از دارایی‌های جاری تقسیم بر بدهی‌های جاری. این نسبت قابلیت اندازه‌گیری نقدینگی را فراهم می‌سازد. مؤسسه باید این اطمینان را ایجاد نماید که کمبود نقدینگی ندارد. دارایی‌های جاری دارایی‌هایی را شامل می‌شود که می‌توانند در یک سال مالی، به وجوه نقد تبدیل شوند؛ از قبیل اوراق بهادار قابل معامله در بازار، بدهکاران و موجودی کالا و پیش‌پرداخت هزینه‌ها. بدهی‌های جاری بدهی‌هایی را شامل می‌شود که سرسیدشان یک سال است. مانند وام بانکی کوتاه مدت. نسبت بزرگ‌تر دارایی‌های جاری از بدهی‌های جاری بیشتر هستند.

نسبت آنی (ANY)

عبارت است از موجودی کالا ـ دارایی‌های جاری تقسیم بر بدهی‌های جاری. تصمیم‌گیری کوتاه‌مدت مؤسسه برای پرداخت سود نقدی سهام یا تغییر آن، به توانایی‌هایش در پرداخت سطح جدید سود، بستگی دارد. یک دارایی در صورتی آنی است که بتواند سریع و بدون از دست دادن ارزش، به وجه نقد تبدیل شود.

سود هر سهم (EPS)

عبارت است از سود خالص تقسیم بر میانگین موزون تعداد سهام عادی. دلیل قوی مربوط به تصمیم‌گیری برای پرداخت سود است. سود هر سهم یکی از مهم‌ترین نشانه‌های سودآوری است و از نظر سرمایه‌گذاران مهم است.

بازده ارزش ویژه (BAA)

عبارت است از سود خالص قبل از مالیات تقسیم بر ارزش ویژه. ارزش ویژه، در واقع، قسمتی از تأمین مالی مؤسسات را تشکیل می‌دهد. نسبت بالا نشان‌دهنده‌ی ایجاد سود در مقابل هر ریال خالص دارایی‌هاست.

سود ناویژه به فروش (SNF)

عبارت است از سود ناویژه تقسیم بر فروش. این نسبت نشان‌دهنده‌ی این است که قبل

Archive of SID

www.SID.ir

از محاسبه‌ی هزینه‌های عملیاتی و سایر در آمدها و هزینه‌ها، نسبت ایجاد سود حاصل از فروش، با توجه به بهای تمام‌شده‌ی کالای فروش‌رفته به دست می‌آید. هرچه این نسبت بالاتر باشد، نشان‌دهنده‌ی سود بیشتر برای مؤسسه است و در نتیجه، باید بر سود نقدی سهام تأثیر بگذارد.

بازده فروش (SBF)

عبارت است از سود ویژه تقسیم بر فروش. این نسبت نشان‌دهنده‌ی این است که هر ریال از فروش چه میزان سود خالص ایجاد می‌کند.

بازده سرمایه (BAS)

عبارت است از سود خالص قبل از مالیات تقسیم بر سرمایه.

قیمت سهام قبل از مجمع عمومی سالانه (CST)

با اعلام سود نقدی سهام، در مجمع، برخی مؤسسات می‌توانند به اهداف خود دست یابند؛ برای مثال در صورتی که مؤسسه نیاز به افزایش سرمایه داشته باشد، با افزایش سود نقدی می‌تواند قیمت را بالا ببرد و در نتیجه، با تعداد کمتری سهم، نیاز خود را برطرف کند؛ حال چنانچه سهامداران، قبل از مجمع، از این امر مطلع باشند، این افزایش قیمت می‌تواند در آن زمان اتفاق بیفتد و مؤسسه برای برآوردن خواسته‌های سرمایه‌گذاران به افزایش سود نقدی سهام اقدام کند.

نسبت قیمت به سود (PBE)

عبارت است از قیمت هر سهم تقسیم بر سود هر سهم. برای برآورد ارزش لازم است قیمت سهام با سود شرکت مرتبط شود. این نسبت نشان می‌هد که برای تحصیل یک ریال سود باید چه میزان در سهام سرمایه‌گذاری نمود.

بازده شود سهام (EBP)

عبارت است از سود هر سهم تقسیم بر قیمت هر سهم. این نسبت خواسته‌ی سرمایه‌گذاران را راجع به نوع بازدهی سهام مشخص می‌کند. بعضی سود نقدی سهام و بعضی افزایش قیمت را ترجیح می‌دهند. این نسبت معیاری برای سنجش نرخ بازده سرمایه‌گذاری است.

فروش به ارزش بازار (GAB)

عبارت است از فروش تقسیم بر ارزش بازار سهام. این نسبت نشان می‌هد که در قبال

Archive of SID

www.SID.ir

هر یک ریال سرمایه‌گذاری چه میزان فروش صورت گرفته است. این نسبت از این لحاظ اهمیت دارد که نحوه‌ی استفاده از منابع مؤسسه را نشان می‌دهد.

نسبت موجودی به دارایی (MOD)

عبارت است از موجودی کالا تقسیم بر مجموع دارایی‌ها. موجوی کالا از اقلامی در دارایی جاری است که هنوز به وجه نقد تبدیل نشده است. میزان این دارایی باید در حالت تعادل باشد. بالا بودن مقدار آن باعث خواهد شد منابع مؤسسه راکد شود و کمبود آن باعث خواهد شد سفارشات و برخی مشتریان از دست بروند.

فروش به سرمایه (GSR)

عبارت است از فروش تقسیم بر سرمایه. سرمایه، تأمین مالی از طریق صاحبان سهام است. بالا رفتن این نسبت نشان‌دهنده‌ی استفاده از منابعی است که سرمایه‌گذاران به مؤسسه آورده‌اند.

سرمایه (SRM)

سرمایه‌گذاری سهامداران با هدف افزایش سود و قابلیت‌های مؤسسه انجام می‌شود. انتظار این است که سرمایه‌گذاری دارای بازدهی مناسبی باشد.

فروش (FO)

عبارت است از میزان فروش مؤسسه.

سود عملیاتی (SOA)

عبارت است از سود ناویژه منهای هزینه‌های عملیاتی.

سود بعد از مالیات (SOB)

عبارت است از سود عملیاتی بعد از کسر مالیات.

۳ـ۴. آماده‌سازی داده‌ها برای ورود به مدل

داده‌های جمع‌آوری‌شده در دو دسته متغیرهای مستقل (ورودی) و وابسته (خروجی) جای می‌گیرند. مجموعه‌ی متغیرهای ورودی ۲۴ عضو و مجموعه‌ی متغیر خروجی ۱ عضو یعنی سود نقدی سهام دارند. از آنجا که این ۲۴ داده مربوط به ۱۹۴ شرکت بود، در طول ۶ سال جمع‌آوری شده‌اند، باید به نحوی مرتب شوند که قابل تزریق به مدل باشند. با توجه به اینکه پراکندگی مشاهدات مربوط به متغیرهای مستقل پژوهش حاضر

Archive of SID

www.SID.ir

زیاد بوده، تفاوت بین بزرگ‌ترین و کوچک‌ترین مشاهده برای هر کدام از متغیرهای مستقل بسیار است، مقادیر مشاهدات مربوط به متغیرها، پیش از ورود به مدل، در فاصله‌ی [۱و۱-] طبیعی شده‌اند.

۴ـ۴. اجرا و نمایش نتیجه‌های حاصل از مدل

الگوریتم ژنتیک برای یافتن مجموعه‌ی شاخص‌های مؤثر در پیش‌بینی سود آتی سهام با پارامترهایی به شرح زیر انجام پذیرفت.

جدول ۲: پارامترهای الگوریتم ژنتیک به کار رفته در مدل

پارامترها	نوع / میزان
تعداد افراد جمعیت	50
نوع آمیزش	scattered
احتمال آمیزش	0.8
احتمال جهش	0.01
تابع انتخاب	reminder, elite count = 2

شرط پایانی، تغییر نکردن بهترین رشته، در هر نسل، برای پنجاه نسل متوالی در نظر گرفته شده است؛ بدین معنی که اگر بهترین رشته، در پنجاه نسل متوالی بدون تغییر باقی ماند، الگوریتم پایان می‌پذیرد. پس از اجرای الگوریتم ژنتیک با پارامترهای بالا، نتیجه‌هایی به دست آمده که در شکل‌های ۸ و۹ نشان داده شده‌اند.

متغیرهای ورودی، در رشته‌ی رمزگذاری‌شده، برای الگوریتم ژنتیک به ترتیب زیر قرار گرفته‌اند:

F=[any,baa,bam,bas,bed,bem,cst,eps,fo,gab,gad,gak,gam,gsr,jar,mod,pbe,sbf,sdf, snf,soa,sob,son,srm].

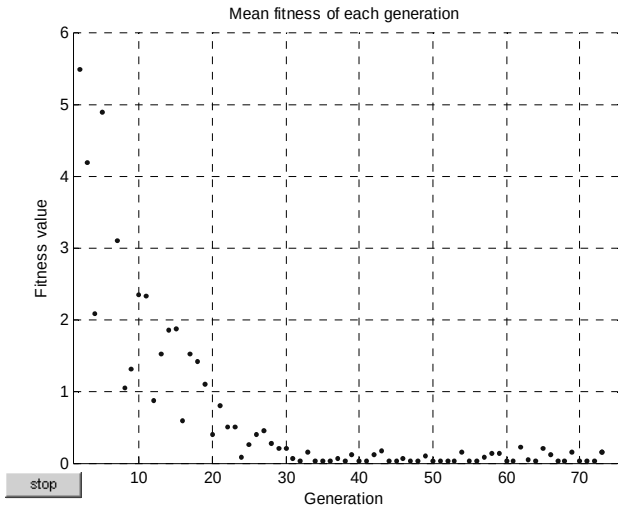
جواب نهایی الگوریتم ژنتیک، پس از همگرا شدن، رشته‌ای به ترتیب زیر بود:

Garesults.x

Ans=[0,1,1,0,0,1,0,1,1,0,1,1,0,1,0,0,0,1,0,0,0,1,0,0]

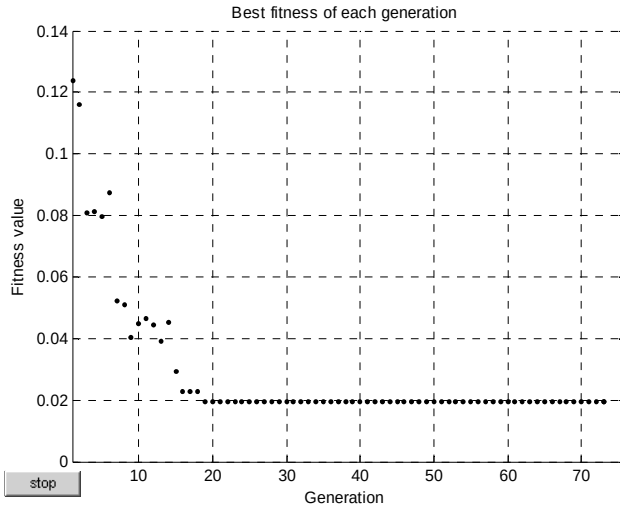
Archive of SID

www.SID.ir



شکل ۸: متوسط برازندگی افراد نسل برای نسل‌های مختلف

همان طور که اشاره و در شکل ۸ نشان داده شد، معکوس خطای حاصل از شبکه، تابع برازش الگوریتم ژنتیک در نظر گرفته شده است؛ به این ترتیب، هرچه خطای شبکه کاهش می‌یابد، برازش رشته‌ی متناظر، افزایش می یابد. شکل ۸ نشان می دهد که بعد از حدود سی نسل، میانگین برازندگی نوسان کمی نشان می‌دهد. شکل ۹ نیز نشان می‌دهد که بعد از نسل بیستم، بهترین میزان برازندگی ثابت مانده و تغییری نمی‌کند.



شکل ۹: برازندگی بهترین فرد نسل برای نسل‌های مختلف

Archive of SID

www.SID.ir

این رشته جواب نهایی الگوریتم است که متغیرهای حاضر در ترکیب نهایی را معرفی می‌نماید. رشته‌ی استفاده‌شده در مدل حاضر، در حقیقت، ۲۹ بیتی بوده که ۲۴ بیت اول آن مربوط به متغیرهای ورودی به مدل و ۵ بیت آخر آن تعداد نرون‌های بهینه‌ی هر بار آموزش شبکه‌ی عصبی است. این بیت‌های پایانی، در انتهای هر دوره، رمز گشایی[1] می‌شوند و بدین ترتیب، تعداد نرون‌ها در لایه‌ی ورودی شبکه‌ی عصبی، رای هر بار آموزش تعیین می‌شود. این متغیرها بعد از رمزگشایی رشته‌ی بالا، به شرح جدول ۳ معرفی می‌شوند.

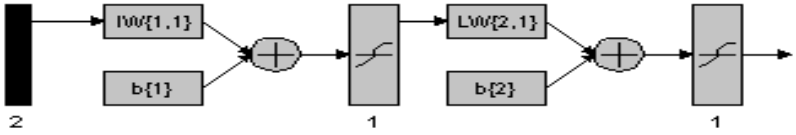
جدول ۳: متغیرهای انتخاب‌شده‌ی مدل ارایه‌شده

FO	EPS	BEM	BAM	BAA
SOB	SBF	GSR	GAK	GAD

در ضمن رمزگشایی پنج بیت آخر نشان می‌دهد که دو نرون نیز برای لایه‌ی میانی در نظر گرفته شده‌اند.

پس از تعیین ترکیب نهایی یعنی مشخص نمودن متغیرهایی که الگوریتم ژنتیک آنها را به عنوان متغیر تأثیرگذار بر پیش‌بینی سود آتی سهام انتخاب کرده است، شبکه‌ی عصبی را با این متغیرها می‌آزماییم. شبکه‌ی عصبی‌ای را که برای این آزمایش طراحی شده است می‌توانیم به صورت شکل ۱۰داشته باشیم.

در این قسمت، شبکه‌ی عصبی طراحی‌شده با ده متغیری که الگوریتم ژنتیک انتخاب کرده، آزموده می‌شود و پس از آموزش دیدن از آن، برای پیش‌بینی استفاده می‌شود. از آنجا که داده‌های ورودی به نحوی مرتب شده‌اند که ۱۱۹۴ دسته داده را شامل می‌شوند، از ۱۰۰۰ دسته داده برای آموزش و از ۱۹۴ دسته داده برای سنجش دقت آموزش استفاده می‌شود. بعد از تکمیل فرایند آموزش شبکه‌ی عصبی، ۱۹۴ دسته داده‌ی باقی‌مانده به شبکه وارد شده، از روی آن شاخص خطا که در اینجا میانگین جذر خطا در نظر گرفته شده، محاسبه می‌گردد.



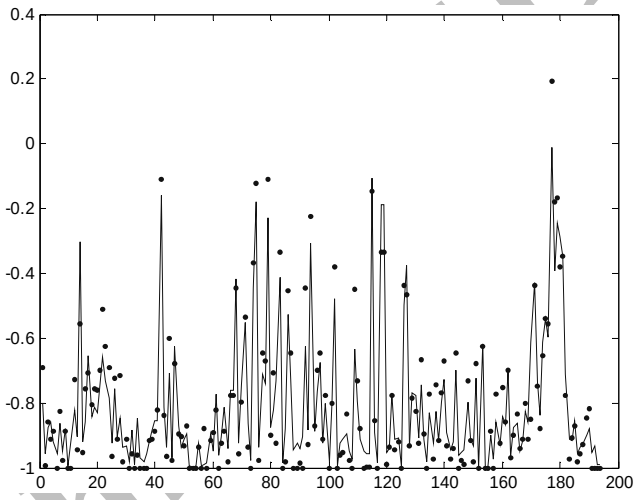
شکل ۱۰: شبکه‌ی عصبی طراحی‌شده برای پیش‌بینی با ده متغیر انتخاب‌شده

1. decoding

Archive of SID

www.SID.ir

همان طور که ملاحظه می‌شود، ساختار شبکه‌ی عصبی با توجه به ورودی و خروجی و مقدار دو نرون انتخابی الگوریتم ژنتیک شکل می‌گیرد. تابع محرک این شبکه با توجه به نحوه‌ی عادی کردن داده‌های ورودی و خروجی، تابع تانژانت هایپربولیکی است. آموزش شبکه‌ی عصبی با الگوریتم، پس انتشار خطا و روش levenberg marquard انجام می‌شود که یک آموزش دسته‌ای[1] با بهبود به شکل نرخ یادگیری متغیر و استفاده از ضریب مومنتوم است. خروجی شبکه‌ی عصبی در ازای داده‌های صحه‌گذاری[2] (۱۹۴ مورد)، در کنار داده‌های واقعی، در شکل ۱۱ نشان داده شده است.



شکل ۱۱: نتیجه‌ی آموزش شبکه‌ی عصبی با ده متغیر انتخاب‌شده

۴ـ۵. شاخص خطا

بعد از تکمیل آموزش و سنجش دقت پیش‌بینی شبکه، شاخص خطای MSE برابر با 0.0043، محاسبه شد.

۴ـ۶. مقایسه و تحلیل نتیجه‌ها

برای آزمایش نتایج به دست آمده از مدل، دو مبنای مقایسه در نظر گرفته شده‌اند:

۱. آموزش شبکه با کلیه‌ی متغیرهای ورودی و محاسبه‌ی شاخص خطا

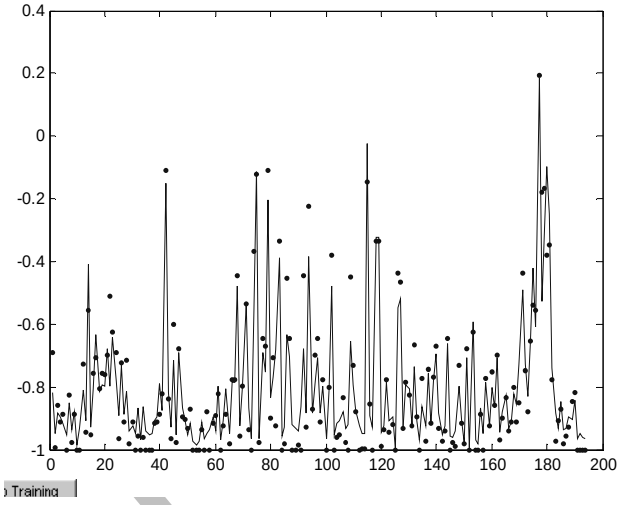
۲. آموزش شبکه با متغیرهای ورودی انتخابی یک روش دیگر و محاسبه‌ی شاخص خطا.

1. bach training
2. validation data set

Archive of SID

www.SID.ir

به این منظور نخست، یک شبکه‌ی عصبی برای آموزش با ۲۴ متغیر ورودی طراحی شده، پارامترهای آن بارها بازبینی شدند تا عملکرد شبکه از نظر میزان خطای یادگیری، در بهترین حالت قرار گیرد. سپس آموزش شبکه و فرایند صحه‌گذاری برای تعیین خطای شبکه در پیش‌بینی سود آتی سهام با داده‌های مربوطه انجام شد. شکل ۱۲ عملکرد شبکه‌ی آموزش دیده‌شده را با توجه به مقایسه‌ی مقادیر واقعی سود آتی سهام شرکت‌ها و مقادیر واقعی آنها نشان می‌دهد. مقادیر خطای حاصل از پیش‌بینی با ۲۴ متغیر، در جدول ۳ نشان داده شده‌اند.



شکل ۱۲: نتیجه‌ی آموزش شبکه‌ی عصبی با ۲۴ متغیر اولیه

در مرحله‌ی دوم مقایسه‌ی عملکرد مدل ارایه‌شده، در این مقاله، یک شبکه‌ی عصبی دیگر طراحی شده، به وسیله‌ی متغیرهایی که از یک روش دیگر به عنوان متغیرهای تأثیرگذار بر سود آتی سهام از بین ۲۴ متغیر معرفی و انتخاب شده بودند، آموزش دید، MSE آن تعیین و با MSE مدل الگوریتم ژنتیک مقایسه می‌گردد. در این روش که در یک پایان‌نامه‌ی دکتری (حیدر پور، ۱۳۸۲)، معرفی شده است، با استفاده از رگرسیون چندمتغیره و تحلیل‌های هم‌بستگی، از بین ۲۴ متغیر مسئله‌ی موردکاوی حاضر، ۸ متغیر به عنوان متغیرهای تأثیرگذار برای تشکیل یک مدل رگرسیون برای پیش‌بینی سود آتی سهام انتخاب شده‌اند. متغیرهای انتخاب‌شده در این روش، در جدول ۴ معرفی شده‌اند؛ این یعنی بر اساس مدل رگرسیونی ارایه‌شده در تحقیق حیدر پور و آزمون‌های فرض مربوط، در نهایت، هشت متغیر و نسبت مالی به عنوان متغیرهای تأثیرگذار بر سود

Archive of SID

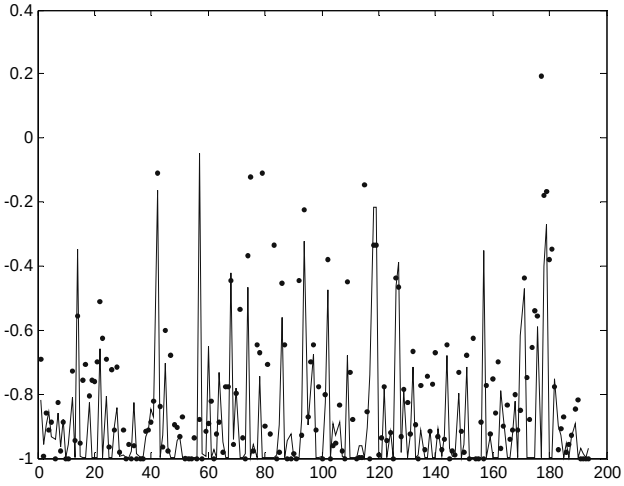
www.SID.ir

نقدی سهام شناسایی شده‌اند. بر اساس مدل ارایه‌شده، در این پژوهش، شانزده متغیر و نسبت مالی دیگر، تأثیر مهمی بر تغییرات سود نقدی سهام نداشتند؛ بنا بر این، از مدل پیش‌بینی حذف شده‌اند.

جدول ۴: متغیرهای انتخابی مدل پیشنهادی حیدر پور

بازده مجموع دارایی‌ها BAM	نسبت بدهی به مجموع دارایی‌ها BEM	سرمایه SRM	عایدی هر سهم EPS
موجودی کالا به مجموع دارایی‌ها MOD	فروش به سرمایه GSR	بدهی BED	قیمت سهام قبل از مجمع عمومی سالیانه CST

پس از ورود داده‌های مربوط به هشت متغیر به عنوان ورودی، در این حالت، همچون حالت قبل یک شبکه‌ی عصبی متناسب برای پیش‌بینی سود آتی سهام طراحی شده، آموزش داده شد. نتیجه‌ی عملکرد این شبکه، در شکل ۱۳ و شاخص خطای آن در جدول ۵ نمایش داده شده‌اند.



شکل ۱۳: نتیجه‌ی آموزش شبکه‌ی عصبی با هشت متغیر انتخابی روش دیگر

همان طور که پیش‌تر اشاره شد، یکی از معیارهایی که می تواند مبنای مناسبی برای مقایسه‌ی روش‌های مختلف در پیش‌بینی باشد، خطای پیش‌بینی است؛ یعنی تفاوت بین مقداری که مدل پیش‌بینی کرده با مقدار واقعی متغیر مورد نظر. با توجه به همین رویکرد، خطای حاصل از پیش‌بینی با ترکیب‌های مختلفی از متغیرهای ورودی در جدول ۵ خلاصه شده است.

Archive of SID

www.SID.ir

جدول ۵: مقایسه‌ی روش‌ها و شاخص‌های خطا و نتیجه‌گیری

روش	MSE	SSE*
آموزش با استفاده از تمام ۲۴ متغیر	0.0054	1.0476
آموزش با استفاده از ده متغیر انتخابی GA	0.0043	0.8342
آموزش با استفاده از هشت متغیر مدل پیشنهادی حیدر پور (رگرسیون چندمتغیره) این متغیرها در جدول ۴ نشان داده شده‌اند.	0.0508	9.8552

* sum square error

آن چنان که با توجه به ماهیت الگوریتم ژنتیک انتظار می‌رفت، خطای پیش‌بینی با روش ارایه‌شده، در این مقاله، یعنی ترکیب الگوریتم ژنتیک و شبکه‌ی عصبی، نسبت به دو روش دیگر کمتر است.

۵. نتیجه‌گیری

یکی از مسائل مهمی که پژوهشگران و دانشمندان حوزه‌ی تصمیم‌گیری و پیش‌بینی با آن رو به رو هستند، انتخاب متغیرهای تأثیرگذار بر خروجی تصمیم و پیش‌بینی است. از آنجا که محدودیت‌های پژوهش اجازه نمی‌دهند تمامی متغیرهای شناسایی‌شده برای تصمیم و پیش‌بینی در مدل‌هایی که برای این منظور طراحی شده، به کار گرفته شوند و از سوی دیگر، لزوماً، تمام متغیرهایی که شناسایی می‌شوند، تأثیر مناسب بر خروجی مدل نخواهند داشت، همواره، روش‌هایی برای غربال نمودن داده‌های ورودی به مدل‌ها تصمیم‌گیری و پیش‌بینی بر مبنای منطق پارتو (انتخاب دسته‌ای از متغیرها) پیشنهاد شده است. منطق پارتو نیز با بیان این نکته که هشتاد درصد از رفتار سیستم تابعی از بیست درصد عوامل است، بر اهمیت این موضوع را تأکید می‌کند و در نتیجه تلاش می‌شود تا در مسائل تصمیم‌گیری یا شبیه‌سازی رفتار سیستم‌ها، عوامل مؤثر و مهم انتخاب شوند و ارایه‌ی فرایند کار مبتنی بر آنها انجام پذیرد.

در این پژوهش، با استفاده از ترکیبی از الگوریتم ژنتیک و شبکه‌ی عصبی مصنوعی، الگویی ارایه شد تا متغیرها و نسبت‌های مالی تأثیرگذار بر سود نقدی سهام شناسایی شوند. در نهایت، این متغیرهای شناسایی‌شده که تعداد آنها در مسئله‌ی موردکاوی حاضر ۱۰ عدد تعیین شد، با استفاده از مدلی که با شبکه‌ی عصبی مصنوعی ساخته شده

Archive of SID

www.SID.ir

بود، آزمایش شدند و نتیجه‌ی آن با نتیجه آموزش شبکه‌ی عصبی با استفاده از تمامی ۲۴ متغیر و همچنین با نتیجه‌ی آموزش شبکه با استفاده از ۸ متغیر انتخاب‌شده از یک روش دیگر (حیدر پور، ۱۳۸۲) مقایسه شد. همان طور که پیش‌بینی می‌شد، استفاده از مدل حاضر، نتایج بهتری ارایه نمود. از آنجا که دو روش به کار گرفته شده در این مدل (الگوریتم ژنتیک و شبکه‌ی عصبی مصنوعی)، از طبیعت الهام گرفته شده‌اند و سیستم‌های کپی‌برداری‌شده از طبیعت برتری کاملی نسبت به سیستم‌های ساخت دست بشر دارند، انتظار می‌رفت که این مدل به نتایج مطلوب‌تری منجر شود که در عمل، این موضوع تأیید شد. پرواضح است که پیش‌بینی با این روش با خطا همراه است. برای کاهش این خطا بهبودهایی بر الگوریتم‌های مدل در نظر گرفته شد. با توجه به جست و جوی تصادفی فضای جواب توسط الگوریتم ژنتیک و قابلیت شبکه‌ی عصبی برای درون‌یابی مسائل پیچیده پیش‌بینی می‌شود، این مدل در مسایل پیچیده و با تعداد متغیرهای بیشتر، به نتایج بهتری منجر شود. به ویژه، در مقایسه با مدل‌های معمولی چون رگرسیون چندمتغیره.

با توجه به نتیجه‌های به دست آمده از این پژوهش در پیش‌بینی سود نقدی سهام، گروه نویسندگان این مقاله نرم‌افزار رایانه‌ای را بر اساس الگوریتم‌های ارایه‌شده، در مقاله طراحی و اجرا کرده‌اند.

Archive of SID

www.SID.ir

منابع

بیل، آر. و تی. جکسون. *آشنایی با شبکه‌های عصبی*، ترجمه‌ی محمود البرزی، تهران، مؤسسه‌ی انتشارات علمی دانشگاه صنعتی شریف، ۱۳۸۰.

ثقفی، علی. «فرضیه‌ی بازار مؤثر اوراق بهادار و تأثیر آن در حسابداری»، *مجموعه‌ی مقالات حسابرس*، سازمان حسابرسی، تابستان ۱۳۷۲.

جهانخانی، علی. «آثار پرداخت سود سهام بر ارزش شرکت‌ها»، *حسابدار*، اسفند ۱۳۷۰، ش۹۳ـ۹۴.

ـــــــــــــــ و احمد ظریف فرد. «آیا مدیران از معیار مناسبی برای اندازه‌گیری ارزش شرکت استفاده می‌کنند؟»، *تحقیقات مالی*، س۲، ج۷ و ۸.

حیدر پور، فرزانه. بررسی آثار تجربی تجزیه و تحلیل صورت‌های مالی در پیش‌بینی سود آتی سهام شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران، پایان‌نامه‌ی دکتری مدیریت بازرگانی (گرایش مالی)، ۱۳۸۲.

علوی، سید حسن. استفاده از الگوریتم ژنتیک و شبکه‌ی عصبی مصنوعی در نظارت بر ارتعاشات یک جعبه دنده، ۱۳۸۲.

کمیجانی، اکبر و جواد سعادت فر. «کاربرد مدل‌های شبکه‌ی عصبی در پیش‌بینی ورشکستگی شرکت‌های بازار بورس»، *جستارهای اقتصادی*، س۳، ش۶.

منهاج، محمد باقر. *هوش محاسباتی جلد اول (مبانی شبکه‌های عصبی)*، تهران، مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیر کبیر، ۱۳۷۹.

میلر، مودیلیانی، «سیاست تقسیم سود، رشد و تعیین ارزش سهام»، تحقیقات مالی، ش۳، س۱، ج۳.

هیئت تدوین استانداردهای حسابداری، مبانی نظری حسابداری و گزارش‌گیری مالی در ایران، سازمان حسابرسی، اسفند ۱۳۷۶، ش۱۱۳.

Alvaro, V. "A hybrid linear-neural model for time series forecasting", *IEEE Transaction on neural networks*, 2000, Vol. 11,.

Back T. & F. Hoffmeister. Extended Selection Mechanism in Genetic Algorithm, in

Archive of SID

www.SID.ir

proceeding of 4th international conference on Genetic Algorithm, Santiago, CA., 1991.

Bingul Z. & A. Sekman & S. Zein-zabato, Evolutionary Approach to Multi Objective Problems Using Genetic Algorithms, IEEE transactions, international conference of systems, man and cybernetics, 2000.

Chakraborty M. Chakraborty U.K. An Analysis of Linear Ranking and Binary Tournament selection in Genetic Algorithms, IEEE transactions, proceeding of international conference on information, communication and signal processing, ICIS'97, Singapore, 9-12 Sep, 1997.

Charboneaw, Paul. Introduction To Genetic Algorithms For Numerical Optimization, National Center For Atmospheric Research Boulder, Colorado, 1997.

Colt, W. David & Ealice Smith. Using a Neural Network as a function Evaluator During GA Search for reliability optimization, department of industrial engineering university of Pittsburg, Pittsburg, 1999.

Demuth H. & M. Beale. Neural Network Toolbox for Use with MATLAB®, version 4, MathWork Inc, 2002.

Goldberg D.E. Genetic Algorithm in Search, Optimization and Machine Learning, Addison Wesley Publishing Co., 1989.

Hopwood, W. S. & T. F. Scheafer. "Incremental Information Content of Earnings and Nonearnings Based Financial Ratios", *Contemporary Research*, Fall 1988.

Karokawa, T. & Y. Ikeda & Sh. Nomura. Hybrid Method of Neural Network and Genetic Algorithm for Stuck Trading, the 3rd. Annual International Conference on Industrial Engineering Theories, December 1998.

Kohzadi, N. & others. "A comparison of Artificial Networks and Time series Models to Forecasting Commodity Prices", *Neurocomputing*, 1996, Vol. 15.

Ohlson, J.A. A Synthesis of Security Evaluation Theory and the Role of Dividend, Cash Flows and Earnings, Contemporary Accounting Research, Spring 1990.

Archive of SID

www.SID.ir

Pinches, G. & others. "The Hierarchical of Financial Ratios", *Journal of Business*, Oct 1975.

Reeves, R. Colin & E. Jonathan Pwoe. Genetic Algorithm Principle and Perspectives Kluwer Academic Publishers, 2003.

Srivana M. & L.M. Patnaik. Adaptive Probability of Crossover and Mutation in Genetic Algorithm, IEEE transactions on system, man and cybernetics, Apr 1994, 24 (4).

Thierens D. & D. Goldberg. Elitist Recombination: An Integrated Selection Recombination GA, IEEE transactions, proceeding of the first IEEE conference on evolutionary computation, 1994.

Verna, Brijesh & Mounita Ghosh. A Neural – Evolutionary Approach for Feature Architecture Selection in Online Handwriting Recognition, school of information technology, Griffidh University Cold Coast Campus, 2002.

Wang, G. & J. Leu. Stock Market Trend Prediction using ARIMA based neural networks, IEEE, 1996.

Zhang, G. & E. B. Pattuwo. "Forecasting with artificial networks: The state of art", *International Journal of forecasting*, 1998, Vol. 14.

---------- & M. Y. Hu. "A simulation study of Artificial Neural Networks for Nonlinear Time Series Forecasting", *Computer & Operation Research*, 2001, Vol. 28.

Archive of SID

www.SID.ir