پژوهش‌های تجربی حسابداری

سال دوم، شماره ۶، ۱۳۹۱، صص ۱۱۱-۱۳۰

بررسی مؤلفه‌های تأثیرگذار بر پیش‌بینی سود نقدی سهام با استفاده از مدل‌های ترکیبی: مورد صنعت شیمیایی

مهدی صالحی*، زهره امینی فرد**

تاریخ دریافت: ۹۱/۰۶/۰۹

تاریخ پذیرش: ۹۱/۱۰/۰۲

چکیده

از آنجا که پیش‌بینی سود نقدی شرکت‌ها یکی از منابع اطلاعاتی با ارزش برای سرمایه‌گذاران و دیگر افراد ذینفع است، پژوهش حاضر تلاش می‌کند مدل‌هایی برای پیش‌بینی متغیرهای تأثیرگذار بر سود نقدی سهام پیشنهاد کند. برای این کار از اطلاعات شرکت‌های شیمیایی پذیرفته شده در بورس تهران بین سال‌های ۱۳۸۵ تا ۱۳۸۹ استفاده شده است. متغیرهای مستقل این تحقیق نسبت‌های حسابداری و متغیر وابسته سود نقدی سهام است. چارچوب مدل، ترکیبی از الگوریتم‌های PSO-SVR و PSO-LARS است. الگوریتم PSO، ترکیب بهینه‌ای از متغیرها که بر پیش‌بینی سود نقدی تأثیر گذارند را شناسایی می‌کند. سپس داده‌های مربوط به متغیرهای انتخاب شده توسط PSO به طور جداگانه به الگوریتم‌های SVR و LARS وارد می‌شوند و این الگوریتم‌ها را آموزش می‌دهند. در ادامه الگوریتم‌های SVR و LARS با داده‌های ارزیابی آزموده می‌شوند و به این ترتیب می‌توان خطای پیش‌بینی را اندازه گیری و روش‌ها را با هم مقایسه کرد. نتایج این پژوهش نشان می‌دهد ترکیب الگوریتم PSO با الگوریتم SVR یا ترکیب PSO-LARS در مقایسه با استفاده از الگوریتم‌های LARS و SVR به تنهایی می‌تواند پیش‌بینی بهتری از عوامل تأثیرگذار مورد نظر داشته باشد. ضمن این که در مقایسه دو روش ترکیبی PSO-LARS و PSO-SVR، خطای پیش‌بینی PSO-SVR کمتر است.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم PSO، الگوریتم LARS، الگوریتم SVR، انتخاب مؤلفه، سود سهام.

کد طبقه بندی موضوعی: G17،E47،C63،C45 و M41

* استادیار دانشگاه فردوسی مشهد(mehdi.salehi@um.ac.ir)

** کارشناس ارشد حسابداری دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات بندر عباس (نویسنده مسئول) (aminifard_2008@yahoo.com)

Archive of SID

www.SID.ir

مقدمه

بازار سهام از دیر باز یکی از مباحث مورد علاقه در تحقیقات مالی بوده است. در این بین سیاست تقسیم سود یکی از نخستین زمینه‌هایی است که تحقیقات فراوانی پیرامون آن انجام شده و در مدیریت مالی مدرن نیز مدل‌ها و نظریه‌های مختلفی برای توصیف آن ارائه شده است؛ به طوری که در هر زمان پژوهشگران کوشیده‌اند معمای سود پرداختی را با استفاده از نظریه‌ها و دیدگاه‌های جدیدی حل کنند. عوامل زیادی باید توسط شرکت مورد توجه قرار گیرد تا تصمیم بگیرد چه میزان سود نقدی پرداخت کند. از آنجا که بسیاری از سرمایه‌گذاران مایلند پیش‌بینی درستی از سرمایه‌گذاری آتی خود داشته باشند و نسبت به نگهداری یا فروش سهام خود در آینده تصمیم‌گیری کنند، یکی از جنبه‌های جذاب برای آنها سود نقدی سهام است. یافتن روش‌هایی که بتواند عوامل تأثیرگذار بر سود نقدی سهام را مشخص کند، می‌تواند برای سهام‌داران فعلی و آینده، مدیران و سیاست‌گذاران بازار سهام بسیار مفید باشد. پرسش اساسی که در این رابطه مطرح می‌شود این است که چه متغیرهایی بر سود نقدی سهام اثر می‌گذارند و چه متغیرهای مستقلی باید به مدل طراحی شده وارد شوند تا بتوان سود نقدی سهام را پیش‌بینی کرد. با توجه به این که بسیاری از متغیرهای شناسایی شده تأثیری بر سود نقدی سهام ندارند و محدودیت‌های پژوهش امکان به‌کارگیری تمام متغیرهای شناسایی شده را نمی‌دهد، همواره روش‌هایی برای انتخاب و متمایز نمودن داده‌های ورودی به مدل‌های پیش‌بینی کننده وجود دارد که از جمله این روش‌ها می‌توان به هوش مصنوعی اشاره کرد. هوش مصنوعی، شاخه‌ای از علم کامپیوتر است که بسیاری از رفتارهای خاص انسان همچون ادراک، استدلال و یادگیری را بررسی کرده و سیستمی جهت انجام چنین اعمالی ارائه می‌دهد. الگوریتم PSO به عنوان یک زیرمجموعه‌ی هوش مصنوعی یک روش بهینه‌سازی الهام گرفته شده از حرکت دسته جمعی ماهی‌ها و پرندگان هنگام جستجوی غذا است. نتیجه مدل‌سازی این رفتار گروهی، فرایند جستجویی است که ذرات از هم می‌آموزند و به سمت نواحی موفق میل می‌کنند. الگوریتم LARS یک رگرسیون خطی و الگوریتم SVR یک رگرسیون غیرخطی است. تعداد زیادی از پژوهش‌ها به توانایی هوش مصنوعی در پیش بینی‌های مالی پرداخته‌اندبرای مثال حجازی و هم‌پژوهان (۱۳۹۱) به پیش‌بینی مدیریت سود با استفاده از شبکه عصبی و درخت تصمیم پرداخته‌اند. یکی دیگر از کاربردهای شبکه‌های عصبی، استفاده آن‌ها در پیش بینی ورشکستگی است که از آن جمله می‌توان به کار نیکبخت

Archive of SID

www.SID.ir

و شریفی (۱۳۸۹) اشاره نمود. نمونه دیگر پیش‌بینی بازده سهام با استفاده از نسبت‌های حسابداری با رویکرد شبکه‌های عصبی که توسط آذر و کریمی (۱۳۸۷) انجام گرفته است. همان طور که در خلاصه تحقیقات انجام شده مشاهده می‌شود از مدل‌های هوش مصنوعی و حتی مدل‌های ترکیبی آن برای پیش‌بینی‌های مالی بهره گرفته شده است. در مدل ارایه شده در پژوهش حاضر، با استفاده از ترکیب دو مدل الگوریتم SVR - PSOو الگوریتم PSO-LARS به شناسایی مؤلفه‌هایی که بیشترین تأثیر را بر سود نقدی سهام دارند پرداخته شده به طوری که از الگوریتم PSOبرای بهینه‌سازی الگوریتم‌های SVR وLARS جهت انتخاب ورودی‌های بهینه استفاده شده است. انتظار می‌رود این روش افزایش قابل توجهی در توانایی الگو ایجاد نماید و خطای پیش‌بینی را کاهش دهد.

پیشینه تحقیق

بابا (۲۰۰۸)اثر افزایش سهام‌داران خارج از شرکت را بر سیاست تقسیم سود بررسی کرد. نتیجه پژوهش وی نشان داد که افزایش بیشتر در مالکیت سهامداران خارج از شرکت با احتمال بالاتر (پایین‌تر) افزایش (کاهش) سودهای تقسیمی را به دنبال دارد و در واقع باعث کاهش (افزایش) عدم تقارن اطلاعاتی میان مدیران و سهام‌داران می‌شود.

کاتو، اسکینر و کانیمورا (۲۰۰۹) در پژوهش خود به بررسی پیش‌بینی اختیاری سود توسط مدیریت در شرکت‌های پذیرفته شده در بورس ژاپن پرداختند. دوره این پژوهش بین سال‌های ۱۹۹۷ تا ۲۰۰۶ بود. نتایج پژوهش نشان داد در اغلب موارد اولین پیش‌بینی سود از سود واقعی بیشتر بوده اما این پیش‌بینی در طول سال تعدیل شده و کاهش یافته است.

برک، سی‌یی و سوجیانیس (۲۰۰۹) در بررسی خود درباره‌ی سودمندی برآوردهای حسابداری در پیش‌بینی سودها و جریان‌های نقدی به این نتیجه رسیدند که برآوردهای حسابداری در پیش بینی سودها و جریان‌های نقد آتی مفید نیستند و میزان تأثیر برآوردهای حسابداری در تصمیمات سرمایه‌گذاران محدود است.

جلیلی و علوی طبری (۱۳۸۵) در پژوهش خود تحت عنوان «سودمندی متغیرهای بنیادی در پیش‌بینی رشد سود» چهار متغیر مستقل ارزش دفتری حقوق صاحبان سهام، قیمت سهام، سود تقسیمی و سود عملیاتی و ارتباط آن با رشد سود عملیاتی را مورد مطالعه قرار دادند و به این

Archive of SID

www.SID.ir

نتیجه دست یافتند که به جز سود تقسیمی بقیه متغیرهای مستقل با رشد سود عملیاتی رابطه معنی‌دار دارند.

مشایخ وشاهرخی(۱۳۸۶)، درپژوهشی باعنوان «بررسی دقت پیش بینی سود توسط مدیران و عوامل مؤثر بر آن» دقت پیش بینی مدیران را از سود هر سهم آتی با پیش بینی مبتنی بر اطلاعات مدل گام تصادفی مقایسه کردند. یافته‌های این پژوهش نشان می‌دهد، بین اشتباه پیش بینی مدیران واشتباه پیش بینی بر اساس گام تصادفی تفاوت معناداری وجود دارد. به علاوه مقایسه اختلاف میانگین‌های دو مدل بیانگر دقت بالاتر پیش بینی مدیران نسبت به پیش بینی بر اساس گام تصادفی است. همچنین، نتایج آزمون سایر فرضیه‌های پژوهش نشان می‌دهد پیش بینی‌های مدیران، انحراف خوش‌بینانه دارد و دقت پیش‌بینی با توجه به اندازه شرکت، سوددده یا زیانده بودن شرکت و نوع صنعت متفاوت است.

فرازمند و هم‌پژوهان (۱۳۸۶) تأثیر شش عامل نوع صنعت، اندازه، عمر، نسبت سرمایه به دارایی، نسبت بدهی به دارایی و هزینه تبلیغات بر سودآوری شرکت‌های پذیرفته شده در بورس طی سال‌های ۱۳۸۱ تا ۱۳۸۴ را بررسی کردند و نتیجه گرفتند که تنها نوع صنعت و اندازه شرکت بر سودآوری مؤثرند.

رحمانی نصرآبادی (۱۳۸۷) عوامل مؤثر بر دقت سود پیش‌بینی شده شرکت‌ها را مورد بررسی قرارداد. یافته‌های پژوهش بیان‌گر این بود که بین دوره پیش‌بینی و اهرم مالی شرکت با دقت پیش‌بینی سود رابطه معکوسی وجود دارد. ضمن این که بین نوع اظهار نظر حسابرس بر صورت‌های مالی سال گذشته با دقت پیش‌بینی سود رابطه وجود دارد. همچنین این پژوهش نشان داد بین عمر شرکت و دقت پیش‌بینی سود رابطه معکوسی برقرار است.

کردستانی و آشتاب (۱۳۸۹) رابطه بین خطای پیش بینی سود و بازده غیرعادی سهام شرکت‌های تازه وارد به بورس اوراق بهادار تهران را بررسی کردند. نتایج پژوهش با استفاده از تحلیل رگرسیون خطی چند متغیره نشان داد بین خطای پیش‌بینی سود و بازده غیرعادی سهام شرکت‌های تازه وارد رابطه مثبت معناداری وجود دارد. به عبارت دیگر، اعلام سود پیش بینی شده باعث انحراف در میانگین نرخ بازده غیرعادی سهام می‌شود.

ملکیان و هم‌پژوهان (۱۳۸۹) عوامل موثر بر دقت سود پیش بینی شده توسط شرکت‌ها را بررسی کردند. نتایج پژوهش بیان‌گر رابطه منفی بین دوره پیش‌بینی، اهرم مالی و عمر شرکت

Archive of SID

www.SID.ir

با دقت پیش‌بینی است و وجود رابطه بین گزارش حسابرس با دقت پیش‌بینی را تأیید می‌کند. در سایر موارد رابطه معناداری بین متغیرهای بررسی شده با دقت پیش‌بینی یافت نشد.

فرضیه تحقیق

انتخاب مؤلفه‌های تأثیرگذار بر پیش‌بینی سود سهام با استفاده از مدل‌های ترکیبی PSO-LARS و PSO-SVR می‌تواند خطای پیش‌بینی سود سهام را در سطح شرکت‌های شیمیایی پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران کاهش دهد.

روش تحقیق

این تحقیق کاربردی بوده و مبتنی بر روش میدانی است، یعنی بر مبنای اطلاعات جمع‌آوری شده از بورس تهران، فرضیه تحقیق آزموده و نتایج حاصل به کل جامعه تعمیم داده می‌شود. مدل پیشنهادی، ترکیبی از الگوریتم PSO با الگوریتم‌های SVR و LARS است که الگوریتم PSO اغلب به عنوان روشی برای بهینه‌سازی تابع شناخته می‌شود و الگوریتم SVR یک روش انتخاب مدل برای رگرسیون غیرخطی و LARS یک روش انتخاب مدل برای رگرسیون خطی است.در این پژوهش در مرحله اول متغیرهایی که احتمال تأثیرگذاری بر سود سهام را دارند، به الگوریتم PSOوارد می‌شوند. پس از اینکه الگوریتم PSO ، بهترین ترکیب متغیرهای ورودی را در هر یک از مدل‌های ترکیبیPSO-SVR و PSO-LARS انتخاب کرد، متغیرهای انتخاب شده در مدل ترکیبی PSO-SVR به الگوریتم SVR و در مدل PSO-LARS به الگوریتم LARS وارد می‌شوند. پس از این که داده‌های مربوط به متغیرهای انتخاب شده توسط الگوریتم PSO، الگوریتم‌های LARS و SVR را آموزش دادند، این الگوریتم‌ها با داده‌های ارزشیابی آزموده می‌شود و به این ترتیب خطای پیش‌بینی قابل اندازه‌گیری خواهد بود. با استفاده از همین نرخ خطا، مقایسه این روش پیش بینی با روش‌های دیگر ممکن خواهد شد.در این پژوهش، نتیجه‌های بدست آمده از مدل ارایه شده با مدل ترکیبی شبکه عصبی- الگوریتم ژنتیک در کار قبلی ما(۲۰۱۲) مقایسه شد که نتیجه‌های آن در بخش پایانی ارایه شده است.

Archive of SID

www.SID.ir

روش گردآوری داده‌ها

برای تبیین پیشینه‌ی پژوهش از روش کتابخانه‌ای و برای دستیابی به داده‌های مورد نیاز برای پردازش فرضیه‌های پژوهش، از روش مطالعه اسناد و مدارک استفاده می‌شود. برای گردآوری داده‌ها از بانک اطلاعاتی موجود در وب‌گاه کدال[1] سازمان بورس اوراق بهادار تهران، و برای کسب اطلاعات در مورد سود نقدی شرکت‌های شیمیایی از گزارش‌های مجمع عمومی آن‌ها استفاده شد.

جامعه آماری

به منظور کم کردن اثر سایر عوامل موثر بر سود سهام مانند نوع صنعت از صنایع مختلف فعال در بورس اوراق بهادار، صنعت شیمیایی را که دارای یکی از بیشترین شرکت‌های فعال در بورس بودند به عنوان جامعه آماری انتخاب گردید.

نمونه تحقیق

از جامعه، بدون انجام نمونه‌گیری، کلیه شرکت‌های شیمیایی که تا پایان اسفند ماه ۱۳۸۵ در بورس اوراق بهادار تهران پذیرفته شده و اطلاعات مورد نیاز برای انجام این پژوهش را در دوره زمانی ۱۳۸۵ الی ۱۳۸۹ به طور کامل ارائه کرده بودند، به عنوان نمونه انتخاب شد. با توجه به بررسی‌های به عمل آمده ۲۳ شرکت از شرکت‌های شیمیایی پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران، حائز شرایط بالا شناخته شده و به عنوان نمونه آماری مورد بررسی قرار گرفت.

الگوریتم PSO[2] (بهینه سازی حرکت دسته جمعی ذرات)

این روش توسط ابرهارت و کندی(۱۹۹۵) ارائه شد. ایده اصلی روش از رفتار دسته جمعی ماهی‌ها یا پرندگان هنگام جستجوی غذا الهام گرفته شده است. گروهی از پرندگان در فضایی به صورت تصادفی دنبال غذا می‌گردند. غذا تنها در یک مکان از فضای مورد بحث وجود دارد. یکی از بهترین استراتژی‌ها که جانمایهٔ الگوریتم PSO است، می‌تواند دنبال کردن پرنده‌ای باشد که کمترین فاصله را تا غذا دارد.

آغاز کار PSO به این شکل است که گروهی از ذرات (راه حل‌ها) به صورت تصادفی به وجود می‌آیند و با به روز کردن نسل‌ها سعی در یافتن راه حل بهینه می‌نمایند. در هر گام، هر

Archive of SID

www.SID.ir

ذره با استفاده از دو بهترین مقدار به روز می‌شود. اولین مورد، بهترین موقعیتی است که تا کنون ذره موفق به رسیدن به آن شده است. موقعیت مذکور با نام pbest شناخته و نگهداری می‌شود. بهترین مقدار دیگری که توسط الگوریتم مورد استفاده قرار می‌گیرد، بهترین موقعیتی است که تا کنون توسط جمعیت ذرات بدست آمده است. این موقعیت با gbest نمایش داده می‌شود.

پس از یافتن بهترین مقادیر، سرعت و مکان هر ذره با استفاده ازروابط ۱ و ۲ به روز می‌شود.

رابطه(۱) $$v_{i+1} = \alpha v_i + C_1 U_1 \times (PBes - X_i) + C_2 U_2 \times (GBest - X_i)$$

رابطه(۲) $$X_{i+1} = X_i + V_{i+1}$$

در روابط (۱) و (۲)، v_i سرعت فعلی و X_i محل فعلی ذره هستند که هر دو آرایه‌هایی به طول تعداد ابعاد مسئله می‌باشند. U_1 و U_2 اعداد تصادفی در بازه (۱و۰) و C_1 و C_2 نیز فاکتورهای یادگیری هستند. معمولاً $C_1 = C_2 = 0/5$ در نظر گرفته می‌شود. سرعت ذرات در هر بعد به یک مقدار Vmax محدود می‌شود. سمت راست معادله ۱ از سه قسمت تشکیل شده است که قسمت اول، سرعت فعلی ذره ضرب در یک $\alpha = 0/9$ است و قسمت‌های دوم و سوم تغییر سرعت ذره و چرخش آن به سمت بهترین تجربه شخصی و بهترین تجربه گروه را به عهده دارند. در ابتدا ذرات میل بیشتری به حرکات انفجاری و تجربه‌های تازه دارند و با گذشت زمان این میل جای خود را به دنباله روی بیشتر از بهترین‌ها می‌دهد. این روش در بسیاری موارد می‌تواند مشکل گیر افتادن در بهینه‌های محلی را حل کند (ابرهارت و کندی، ۱۹۹۵).

الگوریتم SVR[3] (رگرسیون بردار پشتیبان)

این روش مستقیماً از نظریه یادگیری آماری وَپنیک[4] به نام ماشین‌های بردار پشتیبان(SVM[5])استخراج شده است. ماشین‌های بردار پشتیبان برای مسائل طبقه‌بندی به کار می‌روند (وپنیک، ۱۹۹۵) بعدها الگوریتم آنها برای کار با مسائل رگرسیون یا تخمین داده‌ها توسعه یافت. این الگوریتم جدید رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) نامیده شد. (سمولا،۱۹۹۸) شرح مختصر روش در ادامه آمده است:

Archive of SID

www.SID.ir

فرض کنیم مجموعه‌ای از داده‌ها به شکل $(x_i, y_i)_{1\le i\le l}$ داریم که $x \in R^n$ و $y \in R$. یعنی هر داده دارای n بُعد است (یک بردار n بُعدی است) و متناظر با هر یک از این داده‌ها یک مقدار اسکالرِ y نیز در اختیار داریم. ساده‌ترین تابع تخمین‌گر را به صورت $f(x) = w^T x + b$ می‌نویسیم به طوری که رابطه بین داده‌های برداری x و مقادیر خروجی y را به بهترین شکل ممکن و با کمترین خطای ممکن تخمین بزنند، به عبارت دیگر هدف پایین آوردن رابطه (۳) است.

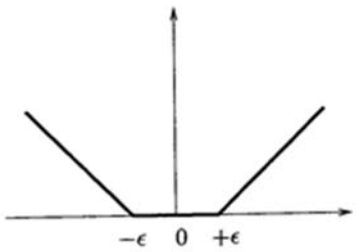
رابطه (۳) تابع ریسک

$$R_{\text{emp}} = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N} |y_k - w^T x_k - b|_\epsilon$$

عبارت داخل سیگما در عبارت فوق تابع هزینه وپنیک نام دارد و تابعی به شکل رابطه (۴) و نمودار (۱) است.

رابطه (۴) تابع هزینه وپنیک.

$$|y - f(x)|_\varepsilon = \begin{cases} 0 & if\ |y - f(x)| \le \varepsilon \\ |y - f(x)| - \varepsilon & otherwise \end{cases}$$



نمودار(۱): نمودار تابع هزینه وپنیک

هدف ما پیدا کردن بردار w و مقدار اسکالرb به گونه‌ای است که شرایط رابطه (۵) را برآورده کنند.

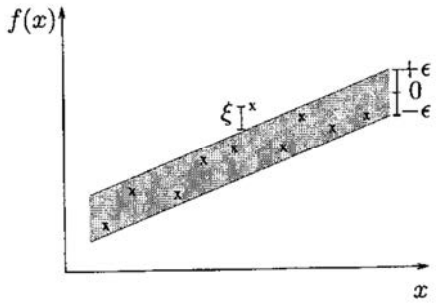
رابطه (۵)

$$\min_{w,b,\xi,\xi^*} J_P(w,\xi,\xi^*) = \frac{1}{2}w^T w + c\sum_{k=1}^{N}(\xi_k + \xi_k^*)$$

$$y_k - w^T x_k - b \le \epsilon + \xi_k\ ,\ k = 1,...,N$$
$$w^T x_k + b - y_k \le \epsilon + \xi_k^*\ ,\ k = 1,...,N$$
$$\xi_k, \xi_k^* \ge 0\ ,\ k = 1,...,N.$$

برای درک بهتر این مسئله بهینه سازی، کافی است به نمودار (۲) توجه شود:

www.SID.ir



نمودار (۲): رگرسیون بردار پشتیبان

مطابق این شکل در حالی که مقدار ε را باید ثابت در نظر بگیریم، مقدار حاشیه را باید تا جایی که امکان دارد افزایش دهیم و در عین حال برش عرضی لوله مشخص شده در تصویر به گونه‌ای باشد که مقدار عرض برش آن در راستای محور yها (محور عمودی) از ۲ε تجاوز نکند. به بیان ساده، به دنبال لوله‌ای هستیم که حتی‌الامکان تمام داده‌ها را پوشش دهد ولی برش عرضی آن در راستای محور y ها از مقدار ۲εتخطی نکند. در این مسئله بهینه‌سازی پارامتر C بیان‌گر هزینه تخطی یا خارج کردن نمونه‌ها از داخل لوله است و مقدار نویز در داده‌ها را نشان می‌دهد. این مسئله با استفاده از روش ضرایب لاگرانژ قابل حل است که پس از انجام محاسبات لازم و ساده‌سازی روابط، دوگان مسئله فوق به صورت زیر به دست می‌آید:

$$\max_{\alpha,\alpha^*} J_D(\alpha,\alpha^*) = -\frac{1}{2}\sum_{k,l=1}^{N}(\alpha_k-\alpha_k^*)(\alpha_l-\alpha_l^*)\,x_k^T x_l - \epsilon\sum_{k=1}^{N}(\alpha_k+\alpha_k^*) + \sum_{k=1}^{N} y_k(\alpha_k-\alpha_k^*) \quad {}^{,\dots,N}_{,\dots,N}$$

رابطه (۶)

به طوری که:

$$\sum_{k=1}^{N}(\alpha_k-\alpha_k^*)=0 \qquad \alpha_k,\alpha_k^*\in[0,c].$$

رابطه (۷)

و در نهایت تابع تخمین‌گر به صورت رابطه (۸) معرفی می‌شود:

$$f(x)=\sum_{k=1}^{N}(\alpha_k-\alpha_k^*)x_k^T x+b$$

رابطه (۸)

Archive of SID

www.SID.ir

که در آن که α_i و α_i^* چندجمله‌ای‌های لاگرانژ[۶] و جواب‌های مسئله بهینه‌سازی هستند حال اگر داده‌ها به صورت غیر خطی باشند می‌توان از توابع کرنل[۷] برای به دست آوردن تابع تخمین‌گر استفاده کرد یعنی:

رابطه (۹)

$$f(x) = \sum^{N}(\alpha_k - \alpha_k^*)K(x, x_k) + b$$

که $k(x_i, x_j)$ یک تابع کِرنل است و فضای ویژگی‌های بهترین راه حل مسئله بهینه‌سازی را تعریف می‌کند.

الگوریتم رگرسیون حداقل زاویه، LARS[۸]

فرض کنیم می‌خواهیم رابطه‌ای خطی بین تعدادی متغیر بالقوه و یک متغیر پاسخ پیدا کنیم؛ یعنی مدلی برای رابطه بین آنها بسازیم. الگوریتمLARSابزاری برای تشخیص این که کدام متغیرها باید در مدل منظور شوند، به همراه ضرایب هر متغیر است. این روش در سال ۲۰۰۴ توسط اِفرون ، هَستی، جانستون و تیبشیرانی ارائه شد (افرون و هم پژوهان، ۲۰۰۴).

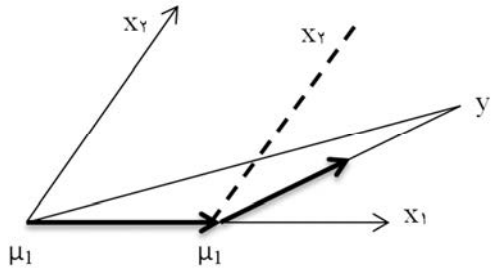
روش کارLARS بدین صورت است:

- برای سادگی فرض کنیم متغیرهای توضیحی خود را به میانگین صفر و واریانس صفر استانداردسازی کرده‌ایم و متغیر پاسخ ما هم دارای میانگین صفر است.
- در شروع کار هیچ متغیری در مدل حضور ندارد.
- متغیر x_1یافته می‌شود که بیشترین همبستگی را با باقیمانده دارد. (توجه شود که بیشترین همبستگی با باقیمانده معادل است با کمترین زاویه با باقیمانده)
- در جهت این متغیر پیش‌روی می‌شود تا جایی که متغیر دیگر x_2 به همان اندازه همبستگی داشته باشد.
- در این نقطه حرکت در جهتی آغاز می‌شود که باقی مانده همبستگی برابر با x_1 و x_2 داشته باشد. (به عبارت دیگر باقی مانده زاویه برابر با دو متغیر بسازد) و حرکت تا جایی ادامه می‌یابد که متغیری مانند
- x_3 همبستگی برابر با باقی مانده بسازد.
- و به همین ترتیب کار ادامه می‌یابد تا زمانی که ما تشخیص دهیم مدل ما به اندازه کافی بزرگ شده است.

Archive of SID

www.SID.ir

برای مثال نمودار(۳) را در نظر بگیرید: (شکل کمی ساده شده از مقاله اصلی LARS افرون و هم پژوهان(۲۰۰۴)x_1 و x_2 متغیرهای ما و y پاسخ است.



نمودار(۳) : روال هندسی الگوریتم LARS برای دو متغیر

- مدل ما در $\hat{\mu}_0$ آغاز می‌شود.
- باقی مانده (بردار$\mu_1 y$) زاویه کوچک‌تری با x_1می‌سازد تا با x_2، بنابراین در جهت x_1حرکت می‌کنیم.
- در نقطه $\hat{\mu}_1$ زاویه باقی مانده با x_1 و x_2 برابر است. بنابراین حرکت در جهت جدیدی که این برابری زاویه (برابری همبستگی) را حفظ کند آغاز می‌شود.
- اگر متغیرهای دیگری وجود داشتند، جهت دوباره تغییر می‌کند تا زاویه برابر با باقی مانده ساخته شود، و به همین ترتیب کار ادامه پیدا می‌کند.

پیش‌بینی سود سهام با استفاده از الگوریتم ترکیبی PSO–LARSو PSO– SVR

- طراحی و پیاده‌سازی مدل‌های ترکیبی استفاده شده شامل مراحل زیر است:
- انتخاب داده‌ها
- پاک‌سازی و آماده‌سازی داده‌ها
- انتخاب مؤلفه‌های تأثیرگذار بر پیش بینی سود نقدی سهام
- آموزش الگوریتم‌هایSVRو LARS بر اساس مؤلفه‌های انتخاب شده توسط داده‌های آموزشی
- ارزیابی الگوریتمSVR وLARSآموزش داده شده توسط داده‌های ارزیابی
- برای پیاده‌سازی الگوریتم‌ها از نرم افزار متلب نسخه ۷/۶ استفاده شد.

Archive of SID

www.SID.ir

انتخاب داده‌ها

داده‌های مالی ۲۳ شرکت شیمیایی مختلف با ۲۳ متغیر مستقل و یک متغیر وابسته (سود نقدی سهام) از سال ۸۵ تا ۸۹ از منابع مختلف گردآوری گردید.، متغیرهای وابسته این مطالعه همان ۲۳ موردی هستند که در کار قبلی خود صالحی وهم پژوهان(۲۰۱۲) در پیش بینی سود سهام مدل شبکه عصبی- الگوریتم ژنتیک استفاده کردیم. در مجموع ۱۰۸ نمونه جمع آوری گردید که در نگاره (۱) لیست متغیرهای مستقل به ترتیب حروف الفبا قابل مشاهده است.

نگاره (۱) : فهرست متغیرهای مستقل

شماره	نام متغیر مستقل	شماره	نام متغیر مستقل
۱	سال	۱۳	قیمت سهام قبل از مجمع عمومی سالانه
۲	نسبت جاری	۱۴	نسبت قیمت به سود
۳	نسبت کل بدهی به مجموع دارایی‌ها ٪	۱۵	بازده سود سهام
۴	گردش موجودی کالا	۱۶	نسبت موجودی به دارایی ٪
۵	گردش دارایی ثابت	۱۷	سود عملیاتی
۶	گردش مجموع دارایی	۱۸	سود بعد از مالیات
۷	نسبت آنی	۱۹	سرمایه
۸	سود هر سهم	۲۰	بازده سرمایه ٪
۹	بازده ارزش ویژه ٪	۲۱	فروش به سرمایه پایان دوره
۱۰	سود نا ویژه به فروش ٪	۲۲	کل بدهی
۱۱	بازده فروش ٪	۲۳	فروش خالص
۱۲	فروش به ارزش بازار		

پاک‌سازی و آماده‌سازی داده‌ها

مرحله دوم پاک‌سازی داده است. در این مرحله داده‌هایی که متغیرهای مستقل آنها به دلیل ناقص بودن اطلاعات وجود ندارد و یا قابل محاسبه نبودند، حذف می‌گردند.

به منظور محاسبه نرخ خطا، داده‌ها به دو گروه یادگیری و ارزیابی طبقه‌بندی می‌شوند. از داده‌های یادگیری برای آموزش مدل و از داده‌های ارزیابی به منظور محاسبه نرخ خطای الگوریتم روی داده‌هایی که تا کنون الگوریتم آنها را مشاهده نکرده است، استفاده می‌شود.به طور کلی نمی‌توان با مقایسه خطای محاسبه شده روی داده‌های یادگیری، قضاوت مناسبی در خصوص توانائی‌های الگوریتم‌ها انجام داد. معمولاً نرخ خطا روی داده‌های یادگیری کمتر از نرخ خطا روی داده‌هایی است که در فرآیند یادگیری شرکت داده نشده‌اند. در این مقاله به

Archive of SID

www.SID.ir

صورت تصادفی ۷۰٪ داده‌ها به عنوان داده‌های آموزشی و ۳۰٪ مابقی به عنوان داده‌های ارزیابی در نظر گرفته شد.

به منظور آماده سازی داده‌ها برای آموزش و ارزیابی با تخمین‌گرها ابتدا هر کدام از متغیرها را با استفاده از رابطه (۱۰) نرمال می‌گردد تا تأثیر اعداد بزرگ کاهش یابد.

$$\tilde{S}_i = \frac{(S_i - S_{\min})}{S_{\max} - S_{\min}}, \quad i = ۱,۰۰۰,۲۹۰$$ رابطه (۱۰)

وقتی در آن $S_{\min}$ و $S_{\max}$ به ترتیب مقدار حداقل و حداکثر مقدار آن متغیر را نشان می‌دهد و $\tilde{S}_i$ مقدار نرمال شده S_i را نشان می‌دهد.

انتخاب مؤلفه‌های تأثیرگذار بر پیش بینی سود نقدی سهام در الگوریتم ترکیبی PSO- SVR

پس از تقسیم داده‌ها به دو دسته داده‌های یادگیری و ارزیابی، داده‌های یادگیری برای یافتن مؤلفه‌های تأثیرگذار بر پیش بینی سود نقدی سهام استفاده می‌شود.

ابتدا ۲۰ ذره که دارای ۲۳ مقدار تصادفی ۰ یا ۱ هستند با یک سرعت تصادفی کوچک و مقدار تابع ارزیابی (نرخ خطا) برابر با ۱۰۰ و مقدار بهترین جواب هر ذره (بهترین نرخ خطا هر ذره) برابر با ۱۰۰ تولید می‌گردد. مقدار بهترین جواب تمامی ذرات برابر ۱۰۰ قرار می‌گیرد. حال با استفاده از داده‌های یادگیری و صفر یا ۱ بودن هر ذره (که هر کدام از یک و صفرها نشان دهنده عدم انتخاب یا انتخاب متغیر مستقل مربوطه نگاره ۱ است) ۲۰ مدل SVR با ورودی متناسب با تعداد یک‌ها آموزش داده می‌شوند به منظور انتقال داده‌ها از فضای ورودی به فضای ویژگی در الگوریتمSVRاز تابع کرنل $K\left(x_i^T, x_j\right)$ (RBF) استفاده شده است که در رابطه (۱۱) نشان داده شده است:

$$K\left(x_i^T, x_j\right) = \exp\left(-\frac{\left\|x_i^T - x_j\right\|^۲}{۲\sigma^۲}\right)$$ رابطه(۱۱)

و سپس نرخ خطا برای هر کدام از SVR ها (ذره متناظر با SVR) به دست می‌آید و بهترین جواب هر ذره و تمام ذرات به‌روزرسانی می‌شود. سپس به دلیل این که هر کدام از ذرات دارای ژن‌های ۰و۱ هستند باید از نسخه جدیدتر PSO استفاده شود که در آن با استفاده از

Archive of SID

www.SID.ir

روابط (۱۲) و (۱۳) پارامترهای سرعت و مکان جدید هر ذره به‌روزرسانی شده و مجدداً الگوریتم فراخوانی می‌گردد. این عمل تا زمانی که بهترین ذره تا ۵۰ نسل تغییر نکند ادامه پیدا می‌کند و در نهایت بهترین مؤلفه‌های تأثیرگذار بر پیش بینی سود نقدی سهام انتخاب می‌شوند.

رابطه(۱۲)
$$v_{i+1}' = sign(v_{i+1}) = \frac{1}{1+e^{-v_{i+1}}}$$

رابطه(۱۳)
$$X_{i+1}' = \begin{cases} 1 & U < sign(v_{i+1}) \\ 0 & Otherwise \end{cases}$$

که v_{i+1} از رابطه (۲) به دست می‌آید و U یک عدد تصادفی بین صفر و یک است.

جواب نهایی الگوریتم ترکیبیPSO-SVRبه منظور انتخاب مؤلفه‌های تأثیرگذار بر پیش بینی سود نقدی سهام پس از همگرا شدن، رشته‌ای مانند نمودار (۴) بود:

برای هر متغیر، صفر به معنای عدم حضور متغیر در پیش بینی سود و یک به معنای حضور متغیر است

نام متغیر	سال	نسبت خارک	نسبت کل بدهی به مجموع دارایی‌ها	گردش موجودی کالا	گردش دارایی ثابت	گردش مجموع دارایی ها	نسبت آنی	سود هر سهم	بازده ارزش ویژه	سود ناویژه به فروش	بازده فروش	فروش به ارزش بازار	قیمت سهام قبل از مجمع	نسبت قیمت به سود	بازده سود سهام	نسبت موجودی به دارایی	سود عملیاتی	سود بعد از مالیات	سرمایه	بازده سرمایه	فروش به سرمایه پایان دوره	کل بدهی ها	فروش خالص
شماره	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲	۱۳	۱۴	۱۵	۱۶	۱۷	۱۸	۱۹	۲۰	۲۱	۲۲	۲۳
کروموروم	۰	۰	۰	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۰	۱	۱	۱	۱	۰	۱	۰

نمودار (٤): نقش متغیرها در پیش بینی سود در الگوریتم ترکیبی PSO-SVR

انتخاب مؤلفه‌های تأثیرگذار بر پیش‌بینی سود نقدی سهام - الگوریتم ترکیبی PSO-LARS

در الگوریتم ترکیبی PSO-LARS ابتدا ۲۰ ذره که دارای ۲۳ مقدار تصادفی ۰ یا ۱ است با یک سرعت تصادفی کوچک و مقدار تابع ارزیابی (نرخ خطا) برابر با ۱۰۰ و مقدار بهترین جواب هر ذره (بهترین نرخ خطا هر ذره) برابر با ۱۰۰ تولید می‌گردد. مقدار بهترین جواب تمامی ذرات برابر ۱۰۰ قرار می‌گیرد. حال با استفاده از داده‌های یادگیری و ۰ یا ۱ بودن هر

www.SID.ir

ذره (که هر کدام از یک و صفرها نشان دهنده عدم انتخاب یا انتخاب متغیر مستقل مربوطه نگاره(۱) است) ۲۰ مدل LARS با ورودی متناسب با تعداد یک‌ها آموزش داده می‌شود و سپس نرخ خطا برای هر کدام از LARS ها (ذره متناظر با LARS) به دست می‌آید و بهترین جواب هر ذره و تمام ذرات به‌روزرسانی می‌شود. این عمل تا زمانی که بهترین ذره تا ۵۰ نسل تغییر نکند ادامه پیدا می‌کند و در نهایت بهترین مؤلفه‌های تأثیرگذار بر پیش بینی سود نقدی سهام انتخاب می‌شوند.

جواب نهایی الگوریتم ترکیبی PSO- LARS به منظور انتخاب مؤلفه‌های تأثیرگذار بر پیش بینی سود نقدی سهام پس از همگرا شدن، رشته‌ای مانند نمودار (۵) بود:

نام متغیر	سال	نسبت جاری	نسبت کل بدهی به مجموع دارایی‌ها	گردش موجودی کالا	گردش دارایی ثابت	گردش مجموع دارایی ها	نسبت آنی	سود هر سهم	بازده ابرش ویژه	سود ناویژه به فروش	بازده فروش	فروش به ابرش بازار	قیمت سهام فبل از مجمع	نسبت قیمت به سود	بازده سود سهام	نسبت موجودی به دارایی	سود عملیاتی	سود بعد از مالیات	سرمایه	بازده سرمایه	فروش به سرمایه پایان دوره	کل بدهی ها	فروش خالص
شماره	۱	۲	۳	٤	٥	٦	۷	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲	۱۳	۱٤	۱٥	۱٦	۱۷	۱۸	۱۹	۲۰	۲۱	۲۲	۲۳
کروموروم	۰	۱	۰	۰	۰	۰	۱	۰	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۰	۱

نمودار (۵) نقش متغیرها در پیش بینی سود در الگوریتم ترکیبی ***PSO-*** LARS

برای هر متغیر، صفر به معنای عدم حضور متغیر در پیش بینی سود و یک به معنای حضور متغیر است

آموزش و ارزیابی الگوریتم‌های SVR وLARS بر اساس مؤلفه‌های انتخاب شده

پس از تعیین ترکیب نهایی یعنی مشخص نمودن متغیرهایی که الگوریتم PSO- SVRو PSO-LARS آنها را به عنوان متغیر تأثیرگذار بر پیش‌بینی سود سهام انتخاب کرده است، متغیرهای انتخاب شده توسط الگوریتم ترکیبی PSO-SVRرا با الگوریتم SVR و متغیرهای انتخاب شده توسط الگوریتم ترکیبی PSO-LARS را با الگوریتم LARS می‌آزماییم. بنابراین الگوریتم SVRبا داده‌های آموزشی (یعنی ۱۵ متغیر مستقل نمودار(۴)) و الگوریتم LARS با داده‌های آموزشی (یعنی ۱۴ متغیر مستقل نمودار(۵)) آموزش داده می‌شود سپس

Archive

www.SID.ir

داده‌های ارزیابی به الگوریتم SVR وLARS آموزش داده شده اعمال می‌گردد. برای این مسئله از دو معیار ارزیابی با نام‌های خطای میانگین مربعات (MSE) و خطای ریشه میانگین مربعات (RMSE) استفاده شده است که با استفاده از روابط (۱۴) و (۱۵) محاسبه می‌شوند.

رابطه (۱۴)
$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - d_i)^2$$

رابطه (۱۵)
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - d_i)^2}$$

که در روابط بالا d_i و y_i به ترتیب سود سهام واقعی و سود سهام پیش‌بینی شده توسط هر الگوریتم است و n تعداد نمونه‌ها را نشان می‌دهد. هر چقدر مقادیر MSE و RMSE نزدیک‌تر به صفر باشد، پیش‌بینی الگوریتم به واقعیت نزدیک‌تر است. نگاره‌های(۲) و(۳) نتایج اعمال داده‌های ارزیابی را برای مدل‌ها ترکیبی نشان می‌دهد

نگاره (۲) : نرخ خطا محاسبه شده برای داده‌های ارزیابی، الگوریتم ترکیبی PSO- SVR

معیار ارزیابی	MSE	RMSE
خطا	۰/۰۰۲۱۹۱	۰/۰۴۶۸۰۹

نگاره (۳): نرخ خطا محاسبه شده برای داده‌های ارزیابی، الگوریتم ترکیبیLARSPSO-

معیار ارزیابی	MSE	RMSE
خطا	۰/۰۰۳۷۷۲	۰/۰۶۱۴۱۳

در مرحله دوم از همه ۲۳ متغیر مستقل برای پیش‌بینی سود نقدی سهام استفاده می‌شود. الگوریتم‌های SVR و LARS با داده‌های آموزشی، آموزش داده می‌شود و سپس داده‌های ارزیابی به الگوریتم‌های SVR و LARS آموزش داده شده، اعمال می‌گردد. نگاره‌های(۴) و (۵) نتایج اعمال داده‌های ارزیابی را برای این الگوریتم‌ها نشان می‌دهد.

نگاره (٤): نرخ خطا محاسبه شده برای داده‌های ارزیابی، الگوریتم SVR

معیار ارزیابی	MSE	RMSE
خطا	۰/۰۰۳۱۹۶۹۰۲	۰/۰۵۶۵۴۱۱۵۶

نگاره (۵) : نرخ خطا محاسبه شده برای داده‌های ارزیابی، الگوریتم LARS

معیار ارزیابی	**MSE**	**RMSE**
خطا	۰/۰۰۶۵۴۵۵۱۶۵	۰/۰۸۰۹۰۲۱۹۵

Archive of SID

www.SID.ir

نتیجه گیری

پیش‌بینی سود شرکت‌ها یکی از موضوعات مهم در حوزه تصمیم‌گیری مالی قلمداد می‌شود که با توجه به آثار و پیامدهای آن مدل‌های زیادی برای آن توسعه داده شده است که هر یک در روش یا متغیرهای پیش‌بینی متفاوتند.در این پژوهش با استفاده از ترکیبی از الگوریتم‌های PSO -SVRو PSO-LARSالگوهایی ارائه شد تا متغیرها و نسبت‌های مالی تأثیرگذار بر سود نقدی سهام شناسایی شوند. در نهایت مبنای مقایسه آنها از طریق خطای پیش‌بینی فراهم شد و نتیجه آن با نتیجه مدل ترکیبی دیگر صالحی وهم پژوهان (۲۰۱۲) مقایسه شد.

نگاره (٦): مقایسه‌ی روش‌ها و شاخص‌های خطا

روش‌ها	MSE
آموزش با استفاده از ۱۵ متغیرانتخابی (مدل ترکیبی PSO- SVR)	۰/۰۰۲۱۹۱
آموزش با استفاده از ۱۴ متغیرانتخابی (مدل ترکیبی PSO- LARS)	۰/۰۰۳۷۷۲
آموزش با استفاده ۲۳ متغیر (مدل SVR)	۰/۰۰۳۱۹۶۹۰۲
آموزش با استفاده ۲۳ متغیر (مدل LARS)	۰/۰۰۶۵۴۵۱۶۵
مدل ترکیبی شبکه عصبی –الگوریتم ژنتیک(Salehi, Kardan&Aminifard, 2012)	۰/۰۰۲۳۱۱

در نهایت پژوهش اخیر مؤید نتایج زیراست:

۱. مقایسه مدل‌های ترکیبی PSO-SVR با PSO- LARS: در مدل ترکیبی PSO- SVR نرخ خطا کمتر از مدل PSO- LARS شده است از آنجا کهLARS یک رگرسیون خطی و SVR یک رگرسیون غیرخطی است .در این تحقیق الگوریتم PSO-SVR فضای حالت را بهتر جستجو می‌کند. از برتری‌های بارز الگوریتمSVRنسبت به سایر روش‌های تکاملی از جمله الگوریتم ژنتیک سرعت عملکرد و کارامدی آن است به طوری که در مدت زمان بسیار کمتر ما را به جواب‌های بهینه می‌رساند.

۲. مقایسه مدل ترکیبی PSO-SVR با مدل SVR: از آنجا که تفاوت مدل‌ها به روش انتخاب متغیرهای ورودی به الگوریتم SVR بستگی دارد هر گونه کاهش خطای پیش‌بینی هر یک از مدل‌ها به استفاده یا عدم استفاده از الگوریتمPSO مربوط می‌شود. انتخاب متغیرها به وسیله الگوریتمPSOباعث شده است فضای جستجوی مسئله کوچک‌تر شود و در نتیجه مدل بهتر بتواند داده‌های ارزیابی را پیش‌بینی کند. شاخص عملکرد در مدل‌های ترکیبی-PSO

Archive of SID

www.SID.ir

SVR بهتر از مدل SVR به تنهایی هستند. این مسئله بیان‌گر آن است که ترکیب PSO با SVR در پیش‌بینی سود سهام به منظور انتخاب متغیرهای مناسب، منجر به کاهش خطای پیش‌بینی می‌شود به این ترتیب فرضیه پژوهش پذیرفته می‌شود. در مقایسه مدل ترکیبی PSO-LARS با LARS هم همین استدلال را داریم.

۳. با مقایسه نرخ خطا یا همان MSE در ۴ مدل ذکر شده، مدل ترکیبی PSO- SVR نسبت به مدل‌های PSO- LARS،LARS و SVR، نرخ خطای کمتری را برای پیش بینی سود سهام در بازه زمانی۱۳۸۵ تا ۱۳۸۹ نشان داد. در مرحله دوم مدل ترکیبی PSO- LARSپیش بینی بهتری از سود سهام داشت. مدل SVR از لحاظ پیش بینی سود در مرتبه سوم و مدل LARSدر مرحله آخر پیش بینی قرار گرفت.

۴. استفاده از مدل PSO-SVR، نسبت به مدل ترکیبی الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی در کار قبلی مانتایج بهتری ارایه نمود و بقیه مدل‌های ارایه شده در این پژوهش نرخ خطایی بیشتر از مدل ترکیبی شبکه عصبی- الگوریتم ژنتیک دارند مزیت شبکه عصبی بر دیگر مدل‌های پیش بینی این است که می‌تواند مجموعه داده‌های مالی وسیع تری را به کار برد و در آن نیاز به فرض‌هایی مثل خطی بودن و نرمال بودن الزامی نیست.

پی نوشت

1. www.codal.ir
2. Particle Swarm Optimization
3. Support Vector Regression
4. Vapnik
5. Suport Vector Machine
6. Lagrange
7. kernel
8. Least- angle regression

منابع

آذر،عادل. کریمی،سیروس. (۱۳۸۸). پیش بینی بازده سهام با استفاده از نسبت‌های حسابداری با رویکرد شبکه‌های عصبی.تحقیقات مالی، ۱۱(۲۸)، ۳-۲۰.

حجازی،رضوان.محمدی،شاپور.اصلانی،زهرا.آقاجانی،مجید.(۱۳۹۱).پیش بینی مدیریت سود با استفاده از شبکه عصبی و درخت تصمیم در شرکت‌های پذیرفته شده در بورس تهران. بررسی‌های حسابداری و حسابرسی،۱۹ (۶۸)،۲-۲۵.

رحمانی نصرآبادی، محمد.(۱۳۸۷). عوامل مؤثر بر دقت سود پیش بینی شده توسط شرکت‌ها. پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشکده علوم اقتصادی و اداری ، مازندران.

Archive of SID

www.SID.ir

علوی طبری، حسین . و جلیلی، آرزو. (۱۳۸۵). سودمندی متغیرها در پیش‌بینی رشد سود سهام. بررسی‌های حسابداری و حسابرسی، ۱ (۴۳)، ۱۳۴-۱۱۹.

فرازمند، حسن ؛سجادی، سید حسین؛ دستگیر محسن، و محمودی، وحید. (۱۳۸۶). عوامل مؤثر بر سودآوری شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران. تحقیقات اقتصادی ،۴۹، ۸۰-۷۳.

کردستانی، غلامرضا. آشتاب، علی. (۱۳۸۹). بررسی رابطه بین خطای پیش بینی سود و بازده غیر عادی سهام شرکت‌های جدیدالورود به بورس اوراق بهادار تهران. بررسی‌های حسابداری و حسابرسی. ۱۷ (۶۰)، ۹۳-۱۰۸.

مشایخ، شهناز. شاهرخی،سیده سمانه. (۱۳۸۶). بررسی دقت پیش بینی سود توسط مدیران و عوامل مؤثر بر آن. بررسی‌های حسابداری و حسابرسی. ۱۴ (۵۰)، ۶۵-۸۰.

ملکیان، اسفندیار. احمدپور، احمد. رحمانی نصرآبادی، محمد. دریائی، عباس علی. (۱۳۸۹).عوامل مؤثر بر دقت سود پیش‌بینی شده توسط شرکت‌ها. بررسی‌های حسابداری و حسابرسی. ۱۷(۶۱) ۲۳ - ۳۸.

نیکبخت،محمد رضا. شریفی، مریم. (۱۳۸۹). پیش بینی ورشکستگی مالی شرکت‌های بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. مدیریت صنعتی. ۲(۴)، ۱۶۳-۱۸۰.

Baba, N .(2008). "Increased Presence of foreign investors and dividend policy of Japanese Firms". Pacific-Basin Finance Journal,1.135-150.

Baruch, L. Siyi,L. &, Sougiannis, T.(2009). The Usefulness of Acounting Estimates for Predicting Cash Flows and Earning.UnpublishedPhD.Dissertation, New York University.

Efron,B. Hastie,T. Johnstone,I. Tibshirani,R. (2004) ."Least Angle Regresion" The Annals of Statistics, 32(2), 407–499.

Kato, K. Skinner ,D&Kunimura, M. (2009)."Management Forecasts In Japan: An mpirical Study of Forecasts that are effectively mandated", The Accounting Review,84(5),26-38.

Kennedy,J&Eberhart,R.C.(1995). "Particle Swarm Optimization", Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, Piscataway, NJ, 1942-1948.

Salehi,M. Kardan,B. &Aminifard,Z. (2012) .Effective components on the forecast of companies' dividends using hybrid neural network and binary algorithm model. Indian Journal of Science and Technology, 5: 9,3321-3327. ISSN: 0974- 6846.

Shi,Y. Eberhart, R.C. (1998). "A modified particle swarm optimizer". Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation. pp. 69–73.

Archive of SID

www.SID.ir

Smola, A. J. (1996) Regression estimation with support vector learning machines.Master's thesis, TechnischeUniversit at München, 1996.
Smola, A.J&Schölkopf, B. (1998). On a kernel–based method for pattern recognition, regression, approximation and operator inversion .Algorithmica, 22:211–231, 1998.
Smola,A.J. Schölkopf,B(1998). "A Tutorial on Support Vector Regression". Technical Report 30, NeuroCOLT2.
Vapnik, V.(1995). The Nature of Statistical Learning Theory. Springer-Verlag, New York, 1995 ISBN 0-387-94559-8.

.

Archive of SID

www.SID.ir