

## 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 اندازه‌گیری 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)

### 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 به کارگیری 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 پیش‌بینی‌های مالی پرداخته‌اند برای 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 پیش‌بینی ورشکستگی است که از آن جمله می‌توان به کار نیکبخت

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 - PSO و الگوریتم PSO - LARS به شناسایی مؤلفه‌هایی که بیشترین تأثیر را بر سود نقدی سهام دارند پرداخته شده به طوری که از الگوریتم PSO برای بهینه‌سازی الگوریتم‌های SVR و LARS 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، سی‌بی و سوجیانیس (۲۰۰۹) در بررسی خود درباره‌ی سودمندی برآوردهای حسابداری در پیش‌بینی سودها و جریان‌های نقدی به این نتیجه رسیدند که برآوردهای حسابداری در پیش‌بینی 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

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

مشایخ و شاهرخ (۱۳۸۶)، در پژوهشی با عنوان «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. یافته های این پژوهش نشان می دهد، بین اشتباه پیش بینی مدیران و اشتباه پیش بینی بر اساس گام تصادفی تفاوت معناداری وجود دارد. به علاوه مقایسه اختلاف میانگین های دو مدل بیانگر دقت بالاتر پیش بینی مدیران نسبت به پیش بینی بر اساس گام تصادفی است. همچنین، نتایج آزمون سایر فرضیه های پژوهش نشان می دهد پیش بینی های مدیران، انحراف خوش بینانه دارد و دقت پیش بینی با توجه به اندازه شرکت، سودده یا زیانده بودن شرکت و نوع صنعت متفاوت است.

فرازمند و هم پژوهان (۱۳۸۶) تأثیر شش عامل نوع صنعت، اندازه، عمر، نسبت سرمایه به دارایی، نسبت بدهی به دارایی و هزینه تبلیغات بر سودآوری شرکت های پذیرفته شده در بورس طی سال های 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 پیش بینی شده شرکت ها را مورد بررسی قرار داد. یافته های پژوهش بیان گر این بود که بین دوره پیش بینی و اهرم مالی شرکت با دقت پیش بینی سود رابطه معکوسی وجود دارد. ضمن این که بین نوع اظهار نظر حسابرس بر صورت های مالی سال گذشته با دقت پیش بینی سود رابطه وجود دارد. همچنین این پژوهش نشان داد بین عمر شرکت و دقت پیش بینی سود رابطه معکوسی برقرار است.

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

ملکیان و هم پژوهان (۱۳۸۹) عوامل مؤثر بر دقت سود پیش بینی شده توسط شرکت ها را بررسی کردند. نتایج پژوهش بیان گر رابطه منفی بین دوره پیش بینی، اهرم مالی و عمر شرکت

با دقت پیش‌بینی است و وجود رابطه بین گزارش حسابرسان 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 PSO وارد می‌شوند. پس از اینکه الگوریتم PSO، بهترین ترکیب متغیرهای ورودی را در هر یک از مدل‌های ترکیبی PSO-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 پیش‌بینی با روش‌های دیگر ممکن خواهد شد. در این پژوهش، نتیجه‌های بدست آمده از مدل ارائه شده با مدل ترکیبی شبکه عصبی - الگوریتم ژنتیک در کار قبلی ما (۲۰۱۲) مقایسه شد که نتیجه‌های آن در بخش پایانی ارائه شده است.

### روش گردآوری داده ها

برای تبیین پیشینه ی پژوهش از روش کتابخانه ای و برای دستیابی به داده های مورد نیاز برای پردازش فرضیه های پژوهش، از روش مطالعه اسناد و مدارک استفاده می شود. برای گردآوری داده ها از بانک اطلاعاتی موجود در وب گاه کدال<sup>۱</sup> سازمان بورس اوراق بهادار تهران، و برای کسب اطلاعات در مورد سود نقدی شرکت های شیمیایی از گزارش های 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 شرکت های فعال در بورس بودند به عنوان جامعه آماری انتخاب گردید.

### نمونه تحقیق

از جامعه، بدون انجام نمونه گیری، کلیه شرکت های 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 بررسی های به عمل آمده ۲۳ شرکت از شرکت های شیمیایی پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران، حائز شرایط بالا شناخته شده و به عنوان نمونه آماری مورد بررسی قرار گرفت.

### الگوریتم PSO<sup>۲</sup> (بهینه سازی حرکت دسته جمعی ذرات)

این روش توسط ابرهارت و کندی (۱۹۹۵) ارائه شد. ایده اصلی روش از رفتار دسته جمعی ماهی ها یا پرندگان هنگام جستجوی غذا الهام گرفته شده است. گروهی از پرندگان در فضایی به صورت تصادفی دنبال غذا می گردند. غذا تنها در یک مکان از فضای مورد بحث وجود دارد. یکی از بهترین استراتژی ها که جانمایه الگوریتم PSO است، می تواند دنبال کردن پرنده ای باشد که کمترین فاصله را تا غذا دارد.

آغاز کار PSO به این شکل است که گروهی از ذرات (راه حل ها) به صورت تصادفی به وجود می آیند و با به روز کردن نسل ها سعی در یافتن راه حل بهینه می نمایند. در هر گام، هر

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 از روابط ۱ و ۲ به روز می‌شود.

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

$$X_{i+1} = X_i + V_{i+1} \quad \text{رابطه (۲)}$$

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 (۰،۱) 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 (ابرهاردت و کندی، ۱۹۹۵).

### الگوریتم SVR<sup>۳</sup> (رگرسیون بردار پشتیبان)

این روش مستقیماً از نظریه یادگیری آماری وِپنیک<sup>۴</sup> به نام ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM<sup>۵</sup>) استخراج شده است. ماشین‌های بردار پشتیبان برای مسائل طبقه‌بندی به کار می‌روند (وِپنیک، 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)

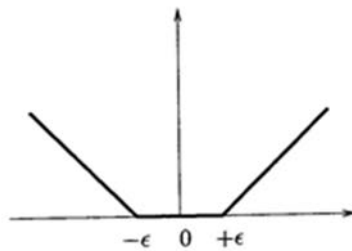
شرح مختصر روش در ادامه آمده است:

فرض کنیم مجموعه ای از داده ها به شکل  $(x_i, y_i)_{1 \leq i \leq l}$  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 داده ها یک مقدار اسکالر  $y$  نیز در اختیار داریم. ساده ترین تابع تخمین گر را به صورت  $f(x) = w^T x + b$  می نویسیم به طوری که رابطه بین داده های 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.

$$R_{\text{emp}} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |y_k - w^T x_k - b|_{\epsilon} \quad \text{رابطه (۳) تابع ریسک}$$

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

$$|y - f(x)|_{\epsilon} = \begin{cases} 0 & \text{if } |y - f(x)| \leq \epsilon \\ |y - f(x)| - \epsilon & \text{otherwise} \end{cases} \quad \text{رابطه (۴) تابع هزینه وینیک.}$$



نمودار (۱): نمودار تابع هزینه وینیک

هدف ما پیدا کردن بردار  $w$  و مقدار اسکالر  $b$  به گونه ای است که شرایط رابطه (۵) را

برآورده کنند.

$$\min_{w, b, \xi, \xi^*} J_P(w, \xi, \xi^*) = \frac{1}{2} w^T w + c \sum_{k=1}^N (\xi_k + \xi_k^*) \quad \text{رابطه (۵)}$$

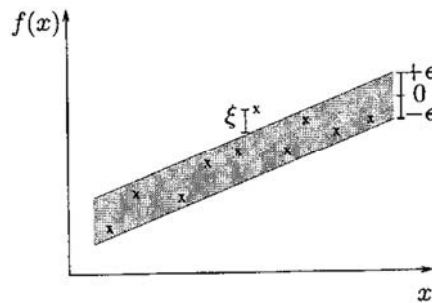
$$y_k - w^T x_k - b \leq \epsilon + \xi_k, \quad k = 1, \dots, N$$

$$w^T x_k + b - y_k \leq \epsilon + \xi_k^*, \quad k = 1, \dots, N$$

$$\xi_k, \xi_k^* \geq 0, \quad k = 1, \dots, N.$$

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





### نمودار (۲): رگرسیون بردار پشتیبان

مطابق این شکل در حالی که مقدار  $\epsilon$  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  $y$ ها (محور عمودی) از  $2\epsilon$  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  $2\epsilon$  تخطی نکند. در این مسئله بهینه‌سازی پارامتر  $C$  بیان‌گر هزینه تخطی یا خارج کردن نمونه‌ها از داخل لوله است و مقدار نويز 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:

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

رابطه (۶)

به طوری که:

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

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)

که در آن که  $\alpha_i$  و  $\alpha_i^*$  چند جمله ای های لاگرانژ<sup>۶</sup> و جواب های مسئله بهینه سازی هستند حال اگر داده ها به صورت غیر خطی باشند می توان از توابع کرنل<sup>۷</sup> برای به دست آوردن تابع تخمین گر استفاده کرد یعنی:

$$f(x) = \sum_{k=1}^N (\alpha_k - \alpha_k^*) K(x, x_k) + b \quad \text{رابطه (۹)}$$

که  $k(x_i, x_j)$  یک تابع کرنل است و فضای ویژگی های بهترین راه حل مسئله بهینه سازی را تعریف می کند.

### الگوریتم رگرسیون حداقل زاویه، LARS<sup>۸</sup>

فرض کنیم می خواهیم رابطه ای خطی بین تعدادی متغیر بالقوه و یک متغیر پاسخ پیدا کنیم؛ یعنی مدلی برای رابطه بین آنها بسازیم. الگوریتم LARS برای تشخیص این که کدام متغیرها باید در مدل منظور شوند، به همراه ضرایب هر متغیر است. این روش در سال ۲۰۰۴ توسط افرون، هستی، جانستون و تیبشیرانی ارائه شد (افرون و هم پژوهان، ۲۰۰۴). روش کار LARS بدین صورت است:

❑ برای سادگی فرض کنیم متغیرهای توضیحی خود را به میانگین صفر و واریانس صفر استاندارد سازی کرده ایم و متغیر پاسخ ما هم دارای میانگین صفر است.

❑ در شروع کار هیچ متغیری در مدل حضور ندارد.

❑ متغیر  $x_1$  یافته می شود که بیشترین همبستگی را با باقیمانده دارد. (توجه شود که بیشترین همبستگی با باقیمانده معادل است با کمترین زاویه با باقیمانده)

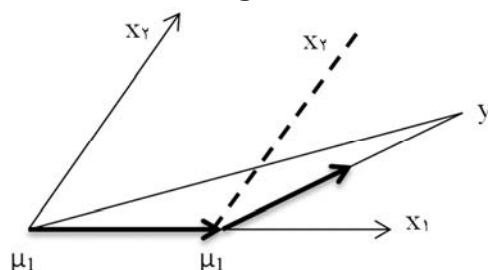
❑ در جهت این متغیر پیش روی می شود تا جایی که متغیر دیگر  $x_2$  به همان اندازه همبستگی داشته باشد.

❑ در این نقطه حرکت در جهتی آغاز می شود 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 می یابد که متغیری مانند

❑  $x_3$  همبستگی برابر با باقی مانده بسازد.

❑ و به همین ترتیب کار ادامه می یابد تا زمانی که ما تشخیص دهیم مدل ما به اندازه کافی بزرگ شده است.

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  $y$  با  $\mu_1$ ) زاویه کوچک‌تری با  $X_1$  می‌سازد تا با  $X_2$ ، بنابراین در جهت  $X_1$  حرکت 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-LARS و PSO-SVR

- ❑ طراحی و پیاده‌سازی مدل‌های ترکیبی استفاده شده شامل مراحل زیر است:
  - ❑ انتخاب داده‌ها
  - ❑ پاک‌سازی و آماده‌سازی داده‌ها
  - ❑ انتخاب مؤلفه‌های تأثیرگذار بر پیش‌بینی سود نقدی سهام
  - ❑ آموزش الگوریتم‌های SVR و LARS بر اساس مؤلفه‌های انتخاب شده توسط داده‌های آموزشی
  - ❑ ارزیابی الگوریتم SVR و LARS آموزش داده شده توسط داده‌های ارزیابی
  - ❑ برای پیاده‌سازی الگوریتم‌ها نرم‌افزار متلب نسخه ۷/۶ استفاده شد.

### انتخاب داده ها

داده های 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 و هم 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 دارایی ها % | 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                |       |                                    |

### پاک سازی و آماده سازی داده ها

مرحله دوم پاک سازی داده است. در این مرحله داده هایی که متغیرهای مستقل آنها به دلیل ناقص بودن اطلاعات وجود ندارد و یا قابل محاسبه نبودند، حذف می گردند. به منظور محاسبه نرخ خطا، داده ها به دو گروه یادگیری و ارزیابی طبقه بندی می شوند. از داده های یادگیری برای آموزش مدل و از داده های ارزیابی به منظور محاسبه نرخ خطای الگوریتم روی داده هایی که تا کنون الگوریتم آنها را مشاهده نکرده است، استفاده می شود. به طور کلی نمی توان با مقایسه خطای محاسبه شده روی داده های یادگیری، قضاوت مناسبی در خصوص توانایی های الگوریتم ها انجام داد. معمولاً نرخ خطا روی داده های یادگیری کمتر از نرخ خطا روی داده هایی است که در فرآیند یادگیری شرکت داده نشده اند. در این مقاله به

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

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

$$\tilde{S}_i = \frac{(S_i - S_{\min})}{S_{\max} - S_{\min}}, \quad i = 1, 000, 290 \quad \text{رابطه (۱۰)}$$

وقتی در آن  $S_{\max}$  و  $S_{\min}$  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 الگوریتم SVR از تابع کرنل  $K(x_i^T, x_j)$  (RBF) استفاده شده است که در رابطه (۱۱) نشان داده شده است:

$$K(x_i^T, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i^T - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad \text{رابطه (۱۱)}$$

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 ۱۰ هستند باید از نسخه جدیدتر PSO استفاده شود که در آن با استفاده از

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

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

| شماره | نام متغیر | سال | نسبت جاری | نسبت کل بدهی ها | گردش موجودی کالا | گردش دارایی ثابت | گردش مجموع دارایی ها | نسبت آتی | سود هر سهم | بازده ارزش ویژه | سود بازویژه به فروش | بازده ارزش بازار | فروش به ارزش بازار | قیمت سهام قبل از مجموع | 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 |
|-------|-----------|-----|-----------|-----------------|------------------|------------------|----------------------|----------|------------|-----------------|---------------------|------------------|--------------------|------------------------|------------------|----------------|-----------------------|-------------|-------------------|--------|--------------|---------------------------|------------|-----------|
| ۲۳    | کروموزوم  | ۰   | ۱         | ۰               | ۴                | ۵                | ۶                    | ۷        | ۸          | ۹               | ۱۰                  | ۱۱               | ۱۲                 | ۱۳                     | ۱۴               | ۱۵             | ۱۶                    | ۱۷          | ۱۸                | ۱۹     | ۲۰           | ۲۱                        | ۲۲         | ۲۳        |

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

[www.SID.ir](http://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 | شماره | نسبت جاری | نسبت کل بدهی به مجموع دارایی‌ها | گردش موجودی کالا | گردش دارایی ثابت | گردش مجموع دارایی‌ها | نسبت آبی | سود هر سهم | بازده ارزش ویژه | سود بازده به فروش | بازده فروش | فروش به ارزش بازار | قیمت سهام قبل از مجموع | نسبت قیمت به سود | بازده سود سهام | نسبت موجودی به دارایی | سود عملیاتی | سود بعد از مالیات | سرمایه | بازده سرمایه | کل بدهی ها | فروش خالص |    |
|-----------|-------|-----------|---------------------------------|------------------|------------------|----------------------|----------|------------|-----------------|-------------------|------------|--------------------|------------------------|------------------|----------------|-----------------------|-------------|-------------------|--------|--------------|------------|-----------|----|
| کروموروم  | ۰     | ۱         | ۲                               | ۴                | ۵                | ۶                    | ۷        | ۸          | ۹               | ۱۰                | ۱۱         | ۱۲                 | ۱۳                     | ۱۴               | ۱۵             | ۱۶                    | ۱۷          | ۱۸                | ۱۹     | ۲۰           | ۲۱         | ۲۲        | ۲۳ |

#### 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 و LARS بر اساس مؤلفه‌های انتخاب شده

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

داده های ارزیابی به الگوریتم SVR و LARS آموزش داده شده اعمال می گردد. برای این مسئله از دو معیار ارزیابی با نام های خطای میانگین مربعات (MSE) و خطای ریشه میانگین مربعات (RMSE) استفاده شده است که با استفاده از روابط (۱۴) و (۱۵) محاسبه می شوند.

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

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

که در روابط بالا  $d_i$  و  $y_i$  به ترتیب سود سهام واقعی و سود سهام پیش بینی شده توسط هر الگوریتم است و  $n$  تعداد نمونه ها را نشان می دهد. هر چقدر مقادیر MSE و RMSE نزدیک تر به صفر باشد، پیش بینی الگوریتم به واقعیت نزدیک تر است. نگاره های (۲) و (۳) نتایج اعمال داده های ارزیابی را برای مدل ها ترکیبی نشان می دهد

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

| معیار ارزیابی | MSE      | RMSE     |
|---------------|----------|----------|
| خطا           | ۰/۰۰۲۱۹۱ | ۰/۰۴۶۸۰۹ |

**نگاره (۳): نرخ خطا محاسبه شده برای داده های ارزیابی، الگوریتم ترکیبی LARSPSO**

| معیار ارزیابی | MSE      | RMSE     |
|---------------|----------|----------|
| خطا           | ۰/۰۰۳۷۷۲ | ۰/۰۶۱۴۱۳ |

در مرحله دوم از همه ۲۳ متغیر مستقل برای پیش بینی سود نقدی سهام استفاده می شود. الگوریتم های SVR و LARS با داده های آموزشی، آموزش داده می شود و سپس داده های ارزیابی به الگوریتم های SVR و LARS آموزش داده شده، اعمال می گردد. نگاره های (۴) و (۵) نتایج اعمال داده های ارزیابی را برای این الگوریتم ها نشان می دهد.

**نگاره (۴): نرخ خطا محاسبه شده برای داده های ارزیابی، الگوریتم SVR**

| معیار ارزیابی | MSE         | RMSE        |
|---------------|-------------|-------------|
| خطا           | ۰/۰۰۳۱۹۶۹۰۲ | ۰/۰۵۶۵۴۱۱۵۶ |

**نگاره (۵): نرخ خطا محاسبه شده برای داده های ارزیابی، الگوریتم LARS**

| معیار ارزیابی | MSE          | RMSE        |
|---------------|--------------|-------------|
| خطا           | ۰/۰۰۶۵۴۵۵۱۶۵ | ۰/۰۸۰۹۰۲۱۹۵ |



### 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-SVR و PSO-LARS الگوهایی 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 و هم‌پژوهان (۲۰۱۲) مقایسه شد.

تکانه (۶): مقایسه‌ی روش‌ها و شاخص‌های خطا

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

در نهایت پژوهش اخیر مؤید نتایج زیر است:

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 که LARS یک رگرسیون خطی و SVR یک رگرسیون غیرخطی است. در این تحقیق الگوریتم PSO-SVR فضای حالت را بهتر جستجو می‌کند. از برتری‌های بارز الگوریتم SVR نسبت به سایر روش‌های تکاملی از جمله الگوریتم ژنتیک سرعت عملکرد و کارآمدی 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 الگوریتم PSO مربوط می‌شود. انتخاب متغیرها به وسیله الگوریتم PSO باعث شده است فضای جستجوی مسئله کوچک‌تر شود و در نتیجه مدل بهتر بتواند داده‌های ارزیابی را پیش‌بینی کند. شاخص عملکرد در مدل‌های ترکیبی PSO-

SVR بهتر از مدل SVR به تنهایی هستند. این مسئله بیان گر آن است که ترکیب PSO با SVR در پیش بینی سود سهام به منظور انتخاب متغیرهای مناسب، منجر به کاهش خطای پیش بینی می شود به این ترتیب فرضیه پژوهش پذیرفته می شود. 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 مدل های PSO- LARS، LARS و SVR، نرخ خطای کمتری را برای پیش بینی سود سهام در بازه زمانی ۱۳۸۵ تا ۱۳۸۹ نشان داد. در مرحله دوم مدل ترکیبی PSO- LARS پیش بینی بهتری از سود سهام داشت. مدل SVR از لحاظ پیش بینی سود در مرتبه سوم و مدل LARS در مرحله آخر پیش بینی قرار گرفت.

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

### پی نوشت

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

### منابع

- آذر، عادل. کریمی، سیروس. (۱۳۸۸). پیش بینی بازده سهام با استفاده از نسبت های حسابداری با رویکرد شبکه های 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 شرکت های پذیرفته شده در بورس تهران. بررسی های حسابداری و حسابرسی، ۱۹(۶۸)، ۲-۲۵.
- رحمانی نصرآبادی، محمد. (۱۳۸۷). عوامل مؤثر بر دقت سود پیش بینی شده توسط شرکت ها. پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشکده علوم اقتصادی و اداری، مازندران.

- 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 پیش‌بینی 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 پیش‌بینی 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)، ۳۸-۲۳.
- نیکبخت، محمد رضا. شریفی، مریم. (۱۳۸۹). پیش‌بینی 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 Accounting Estimates for Predicting Cash Flows and Earning. Unpublished PhD Dissertation, New York University.
- Efron, B. Hastie, T. Johnstone, I. Tibshirani, R. (2004). "Least Angle Regression" The Annals of Statistics, 32(2), 407-499.
- Kato, K. Skinner, D. & Kunimura, M. (2009). "Management Forecasts In Japan: An empirical 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.

- Smola, A. J. (1996) Regression estimation with support vector learning machines. Master's thesis, Technische Universität 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