Archive of SID

Shahid Beheshti University
Journal of Financial Management Perspective
No. 28, Winter 2020
PP: 165-188

P-ISSN: 2645-4637
E-ISSN: 2645-4645

Comparative Evaluation of Markowitz Approach with a New Hybrid Method to Create an Optimal Portfolio Using Deep DNN Learning Method and Gravitational Search Algorithm.

Mohammad Hasan Zare*, Moslem Nilchi, Daryush Fareed*****

Abstract

The aim of this study is to compare the New Hybrid Method with the usual Markowitz method in creating an optimal portfolio. To this end, at the first stage, the future stock prices were predicted using a deep DNN learning method and stock technical variables for the period 1397/4/2 to 1397/6/2. Then, based on future stock prices, stock return and risk were calculated and, by using Gravitational Algorithm, portfolio profits were maximized. This results in creating low risk to high risk portfolios on the Pareto efficient frontier. After that, the future return of portfolios was calculated for the next two months, and the process was repeated for 30 weeks in the form of weekly Rolling Window. These results were compared with the results of usual Markovitz method for 30 periods. The results indicated that both Markowitz and New Hybrid methods showed only better performance in predicting stock prices of risk averse portfolios than average market index.

Keywords: Hybrid Approach; Stock Portfolio; Gravitational Research Approach; Deep Learning.

Received: 2020.June.20, Accepted: 2020.March.10.

* Assistant Prof, Department of Economics, Yazd Universtity, Yazd, Iran.
**Ph.D. Candidate in Financial Engineering, Yazd Universtity, Yazd, Iran.
*** Associate Prof, Department of Finance and Acconting, Yazd Universtity, Yazd, Iran (Corresponding Author). E-mail: fareed@yazd.ac.ir

www.SID.ir

Archive of SID

دانشگاه شهیدبهشتی
نشریه چشم‌انداز مدیریت مالی
شماره ۲۸ ـ زمستان ۱۳۹۸
ص‌ص ۱۸۸ـ ۱۶۵

شاپای چاپی: ۲۶۴۵-۴۶۳۷
شاپای الکترونیکی: ۲۶۴۵ -۴۶۴۵

ارزیابی مقایسه‌ای رویکرد مارکویتز با یک روش ترکیبی به‌منظور تشکیل پرتفوی بهینه با کاربرد یادگیری عمیق DNN و الگوریتم جست‌وجوی گرانشی

محمدحسن زارع*، مسلم نیلچی، داریوش فرید*****

چکیده

هدف پژوهش حاضر، مقایسه عملکرد روشی ترکیبی نوآورانه با عملکرد بهینه‌سازی سبد سهام به روش معمول مارکوییتز است. بدین منظور ابتدا با استفاده از یک شبکه یادگیری عمیق DNN و متغیرهای تکنیکی سهام برای بازه ۱۳۹۷/۰۴/۰۲ تا ۱۳۹۷/۰۶/۰۲ به پیش‌بینی قیمت آتی سهام پرداخته شد؛ سپس بر اساس قیمت‌های آتی سهام، بازده و ریسک سهام محاسبه و سود پرتفو با قید ریسک و با روش الگوریتم گرانشی از طریق نرم افزار متلب حداکثر شد. این عمل به ایجاد پرتفوی‌های ریسک‌گریز تا ریسک‌پذیر روی مرز کارای پارتو منجر می‌شود. پس از آن بازدهی آتی پرتفوها برای دو ماه آینده محاسبه و فرایند ذکرشده برای ۳۰ هفته به شکل پنجره غلطان و با گام‌های یک‌هفته‌ای تکرار شد. این نتایج با نتایج حاصل از روش عادی مارکوییتز و با بهینه‌سازی از طریق الگوریتم جست‌وجوی گرانشی مبتنی بر شاخص‌های تکنیکی برای ۳۰ دوره مقایسه شد. نتایج نشان داد که روش مبتنی بر پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از شاخص‌های تکنیکی و همچنین روش مارکویتز تنها در پرتفوی ریسک‌گریز عملکرد بهتری نسبت به میانگین شاخص بازار ارائه می‌دهد.

کلیدواژه‌ها: رویکرد ترکیبی؛ پرتفوی سهام؛ الگوریتم جست‌وجوی گرانشی؛ یادگیری عمیق.

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۸/۱۲/۲۰، تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۹/۰۳/۳۱.

*استادیار بخش اقتصاد، دانشگاه یزد، یزد، ایران.
**دانشجوی دکتری مهندسی مالی، دانشگاه یزد، یزد، ایران.
***دانشیار بخش مالی و حسابداری، دانشگاه یزد، یزد، ایران(نویسنده مسئول).
E-mail: fareed@yazd.ac.ir

www.SID.ir

Archive of SID

۱. مقدمه

به‌طور عمومی برای تحلیل یک سهم در بازار بورس دو شیوه کلی روش تحلیل بنیادی و روش تحلیل تکنیکی وجود دارد. با اینکه شاید بتوان روش‌های فراوان دیگری نظیر مدل‌های اقتصادسنجی، الگوریتم‌های فراابتکاری و مدل‌های مختلف ریاضیاتی و روان‌شناسی را نیز برای تحلیل بازار معرفی کرد، می‌توان نشان داد که تمامی این روش‌ها ارتباط نزدیکی با این دو روش کلی دارند. در روش نخست، تحلیل‌گر تأثیر تمام عواملی که می‌تواند بر قیمت یک سهم تأثیرگذار باشد، اعم از مسائل سیاسی، جغرافیایی، ترازهای مالی شرکت، دارایی‌های شرکت، وضعیت صنعت، وضعیت رقبا و غیره را بررسی کرده و درنهایت ارزش ذاتی سهم را محاسبه می‌کند [۲۵]. تحلیل تکنیکال درواقع مطالعه رفتارهای بازار با استفاده از نمودارها و با هدف پیش‌بینی آینده روند قیمت‌ها است [۱۰]؛ به‌عبارت‌دیگر یک تحلیل‌گر تکنیکی با بررسی روند قیمت یک سهم و تشخیص الگوهای تکرارشونده، سعی در پیش‌بینی روند قیمت سهم دارد. هر دو روش تحلیل تکنیکی و بنیادی سعی در پیش‌بینی جهت حرکت قیمت‌ها دارند و درواقع از دو راه متفاوت به یک مسئله واحد می‌پردازند. بین قیمت‌های بازار که مبنای کار تجزیه‌وتحلیل‌گران تکنیکی محسوب می‌شود و ارزش ذاتی که مبنای کار تحلیل‌گران بنیادی است، تفاوت بسیاری وجود دارد؛ اما قدر مسلم است این است که ارزش بازاری سهام پیرامون ارزش ذاتی آن نوسان می‌کند و هرچه بازار سرمایه کاراتر باشد، دامنه این نوسانات کمتر خواهد بود.

مدل تعیین پرتفوی بهینه در سال ۱۹۵۲ توسط مارکوویتز ارائه شد. او بیان می‌کند که سرمایه‌گذار علاوه بر به‌حداکثررساندن بازده خواستار مطمئن‌بودن بازدهی است. اگر سرمایه‌گذاران فقط در پی به‌حداکثررساندن بازده مورد انتظار بودند، تنها در یک نوع دارایی که دارای بیشترین بازده موردانتظار است، سرمایه‌گذاری می‌کردند؛ در صورتی که آن‌ها مجموعه‌ای از اوراق بهادار را در یک پرتفوی نگهداری می‌کنند؛ بنابراین سرمایه‌گذار در پی حداکثرکردن بازده موردانتظار و حداقل‌کردن عدم‌اطمینان، یعنی ریسک است [۲۳]. یکی از مهم‌ترین نقدهای وارد بر رویکرد مارکویتز این است که از بازدهی و ریسک دارایی‌های مالی در دوره گذشته برای تشکیل پرتفویی که در دوره آینده قرار است تشکیل شود، استفاده می‌کند؛ در صورتی که پژوهش‌ها نشان داده‌اند که دلیلی برای برتری استراتژی مومنتوم بر استراتژی معکوس وجود ندارد. بر اساس استراتژی مومنتوم فرض می‌شود که روندهای اخیر ادامه می‌یابد. در مقابل، استراتژی معکوس مدعی است که روند های اخیر بر خواهند گشت [۸].

در این پژوهش با توجه به مزایای هر دو روش تکنیکال و بنیادی، از یک روش ترکیبی برای تشکیل پرتفوی بهینه استفاده خواهد شد؛ به‌عبارت‌دیگر این پژوهش به دنبال آن است که با پیش‌بینی قیمت، بازده و ریسک دارایی پیش‌بینی‌شده را در رویکرد مارکویتز وارد کرده و از طریق این پیش‌بینی‌ها اقدام به تشکیل پرتفوی کند. درنهایت این سؤال بررسی می‌شود که توانایی کدام روش در ایجاد سود و بازدهی بیشتر است. پژوهش حاضر به شیوه زیر ارائه می شود. بخش نخست، یعنی مقدمه، حاوی تبیین مسئله و ابعاد آن و

www.SID.ir

Archive of SID

سهم پژوهش در پرکردن خلأ پژوهشی است. بخش دوم به تبیین مبانی نظری و تعاریف و مفاهیم مربوطه و جایگاه نظری موضوع در ادبیات مالی اختصاص دارد. بخش سوم شامل روش‌شناسی است که زیربخش‌های روش نمونه‌گیری، معرفی متغیرها، فرایند انجام پژوهش و معرفی روش‌های به‌کار رفته است. در بخش چهارم نتایج و یافته‌های پژوهشی ارائه می شود و درنهایت بخش پایانی به جمع‌بندی و نتیجه‌گیری اختصاص دارد.

۲. مبانی نظری وپیشینه پژوهش

از اوایل قرن بیستم که به‌تدریج رفتار قیمت سهام و ارزش آن‌ها به شکلی علمی‌تر موردتوجه قرار گرفت، برخی از متصدیان و شرکت‌های سرمایه‌گذاری، از طریق تعقیب قیمت و روندهای خاص، الگوی تغییرات قیمت را به‌دست آورده و نتایج کارهای خود را مبنای تصمیم‌های سرمایه‌گذاری قرار می‌دهند. ترسیم رفتار قیمت، بررسی و تهیه نمودارها و مطالعه نوسانات و شناخت حساسیت‌های رفتار قیمت و پیش‌بینی آینده، هدف اصلی این گروه از صاحب‌نظران است. این گروه را «تحلیل‌گران تکنیکی» یا «چارتیست»[1] می‌نامند؛ زیرا از منحنی‌ها و نمودارها استفاده زیادی می‌کنند [۲۹]. این تحلیل‌گران معتقدند که عوامل مؤثر بر عرضه و تقاضا بی‌شمار هستند و هیچ‌گاه نمی‌توان آن‌ها را به‌درستی و دقت شناسایی کرد؛ بنابراین بهترین شیوه کار را مطالعه حرکات گذشته و به‌دست آوردن الگوی تغییرات آینده می‌دانند [۱۶]. آنان عرضه و تقاضا را وابسته به عوامل بسیار زیادی می‌دانند و معتقدند که قیمت‌های گذشته منعکس‌کننده آینده هستند و قیمت تابع محض عرضه‌وتقاضا ست. آنان به دنبال تغییرات بلندمدت نیستند و عقیده دارند که باید از فرصت‌های کوتاه‌مدت حداکثر استفاده را کرد و سود آنی به‌دست آورد. این روش در حال حاضر نیز در میان تحلیل‌گران بازار علاقه‌مندان بسیاری دارد که به علت ضعف استدلال و توجیهات علمی در مجامع دانشگاهی مورد قبول و حمایت نیست [۶].

از طرف دیگر در مورد رویکرد بنیادی روش‌ها و اصول مختلفی معرفی شده است که در این‌گونه مدل‌ها اساساً به ارزش ذاتی هر سهم توجه می‌شود. این روش‌ها موردتأیید دانشگاهیان قرار دارد؛ زیرا به‌طور علمی و با تکیه بر ابزارهای مختلف علمی از قبیل اقتصاد، آمار، اطلاعات مالی و غیره، ارزش سهام را تعیین می‌کنند. در این مدل‌ها برای تعیین ارزش ذاتی سهم به صورت‌های مالی، سوابق تقسیم سود، سیاست‌های مدیریت، رشد فروش، توان مؤسسه در افزایش سودآوری و بسیاری عوامل دیگر توجه می‌شود؛ سپس ارزش ذاتی به‌دست‌آمده را با قیمت جاری مقایسه و در مورد خرید، فروش و یا نگهداری سهام تصمیم‌گیری می‌کنند. محافل دانشگاهی معتقدند که بنیادگرایان، اصول صحیح‌تری را برای تعیین ارزشی، مدنظر دارند و در میان روش‌های اساسی یا بنیادین، آن دسته از نظریه‌ها که ارزش ذاتی سهام را در توان ایجاد درآمد

---

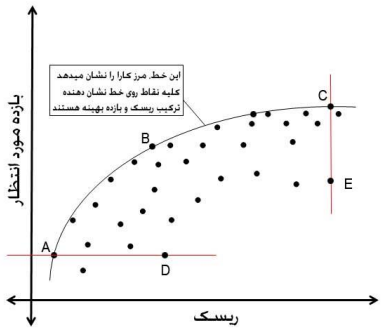
1 . Chartists.

www.SID.ir

Archive of SID

شرکت جست‌وجو می‌کنند، موردحمایت بیشتری قرار می‌دهند؛ زیرا با اصول فرضیه بازارهای کارا نیز تطابق بیشتری دارد [۱۱].

در مبانی نظری مالی، نظریه نوین پرتفوی[1] به‌عنوان روشی بهینه برای تشکیل سبد دارایی ها به‌خوبی شناخته شده و مبنای پژوهش‌های بسیاری در حوزه رفتار سرمایه‌گذاران و قیمت‌گذاری دارایی‌ها است [۱۷]. این نظریه بر دو فرض استوار است: ۱. بازار سرمایه کارا است؛ ۲. اطلاعات مربوط به بازار و تمامی سهم‌ها در دست است [۲۹]. این نظریه بیان می‌کند که در هر سطح از بازدهی، پرتفویی وجود دارد که دارای کم‌ترین ریسک است و برای هر سطح ریسک نیز سبدی از سهام وجود دارد که بالاترین بازدهی را به سرمایه‌گذار می‌دهد. با ترسیم این دو ترکیب بر روی یک نمودار می‌توان به سطح کارا رسید. نمودار شکل ۱، مرز کار برای سهم‌های دردسترس (نقطه‌ها) را نشان می‌دهد. این مرز از نقاط A، B و C می‌گذرد. نقاط بالاتر از مرز دردسترس نیستند و نقاط زیر مرز با بازده مشخص ریسک بالاتری دارند؛ ازاین‌رو سرمایه‌گذار عقلایی همواره بر روی مرز حرکت می‌کند. ایده مهمی که در ورای نظریه MPT وجود دارد، این است که کسب بازدهی بیش از میانگین بازار، ساده نیست و کسانی که موفق به کسب این بازدهی می‌شوند به‌طور مطمئن ریسک بالاتری را تقبل می‌کنند و در هنگام سقوط بازار نیز جریمه تقبل این ریسک را بیشتر پذیرا هستند [۹].



شکل ۱. مرز کارای پارتو

در این میان استفاده از روش‌های ابتکاری که بتواند معایب روش تکنیکی و رویکرد پرتفوی را برطرف کند و از مزایای هر دو بهره‌مند باشد، به‌عنوان نیاز مطالعاتی در مبانی نظری سرمایه‌گذاری مطرح می‌شود؛ به‌عبارت‌دیگر اتخاذ رویکرد سرمایه‌گذاری که کاربرد علمی داشته و کارایی آن به لحاظ تجربی اثبات شده باشد و همچنین مبتنی بر مبانی نظری بوده و نظم و ساماندهی علمی داشته باشد، ضروری به نظر می‌رسد.

2.Modern Portfolio Theory (MPT).

www.SID.ir

Archive of SID

مروری بر پیشینه پژوهش. مروری بر پژوهش‌های ۵ سال گذشته داخلی و خارجی نتایجی به‌دست می‌دهد که خلاصه آن در جدول‌های ۱ و ۲، آمده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، پژوهش‌های حوزه انتخاب پرتفوی بهینه با روش‌های متنوعی انجام شده است، اما تاکنون در هیچ پژوهشی از شاخص‌های تکنیکال و یادگیری عمیق برای پیش‌بینی قیمت‌ها و کاربرد آن در انتخاب پرتفوی بهینه استفاده نشده است که در این پژوهش از آن‌ها بهره گرفته می‌شود.

جدول ۱. پژوهش‌های مرتبط انجام‌شده در داخل کشور

پژوهشگران (سال)	موضوع و روش	نتایج
حسین‌زاده گوگجه، (۱۳۹۳)	مقایسه توانایی مدل‌های مارکوویتز، ارزش در معرض خطر، مدل تک‌شاخص شارپ و تحلیل پوششی داده‌ها	بالاترین بازده به‌ترتیب مربوط به مدل ارزش در معرض ریسک، مدل تک‌شاخص شارپ و مدل مارکوویتز است.
صالح اردستانی و ورزشکار (۱۳۹۴)	تحلیل بنیادی و تحلیل تکنیکی	میزان بازدهی اکتسابی از روش تحلیل بنیادی بیشتر از تحلیل تکنیکی بوده است.
علیزاده نودهی و همکاران، (۱۳۹۴)	مقایسه روش‌های تکنیکال انتخابی با دو استراتژی سرمایه‌گذاری مجدد و ترازشده و روش خرید و نگهداری	بازده دو استراتژی موردنظر تفاوت معناداری با هم ندارند؛ درحالی‌که ریسک روش سرمایه‌گذاری مجدد کمتر است.
منافی، (۱۳۹۴)	تعدیل بازده و تأثیر آن بر عملکرد پرتفوی بهینه مقید در مدل میانگین نیم‌واریانس	پرتفوی به‌دست‌آمده از بازده‌های تعدیل‌شده عملکردی ضعیف‌تر از پرتفوی بهینه CAPM دارد.
میرزائی و همکاران، (۱۳۹۵)	استفاده از شاخص‌های تکنیکال در استخراج قواعد معاملات سهام	با استفاده از شاخص‌های تکنیکال می‌توان عملکرد بهتری نسبت به بازار داشت.
بیات و اسدی، (۱۳۹۵)	انتخاب سبد سهام از الگوریتم پرندگان و مدل مارکوویتز	الگوریتم پرندگان در مقایسه با مدل مارکوویتز دارای خطای کمتری است.
افسر و هلیل، (۱۳۹۶)	پیش‌بینی قیمت توسط شاخص‌های تحلیل تکنیکال به‌وسیله شبکه عصبی فازی و ارائه پرتفوی بهینه توسط الگوریتم ژنتیک	مدل ارائه شده، بازدهی بیشتری را در مقایسه با روش‌های سنتی و شاخص بازار ارائه می‌دهد.
خنجرپناه و همکاران، (۱۳۹۷)	استفاده از ابزارهای شبکه عصبی، لاجیت، پروبیت و مقدار حدی به‌منظور پیش‌بینی جهت حرکت قیمت سهم	مدل پروبیت، خطای کمتری در پیش‌بینی سهام در بازار بورس تهران دارد.
صابری و همکاران (۱۳۹۸)	پرتفوی بهینه در فضای حباب سوداگری بر اساس حسابداری ذهنی	میانگین بازدهی پرتفوی در فضای حباب سوداگری در سطح معینی از ریسک بزرگ‌تر از بازدهی پرتفوی بدون حباب بر اساس حسابداری ذهنی است.

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۲. پژوهش‌های مرتبط انجام‌شده در خارج از کشور

پژوهشگران (سال)	موضوع و روش	نتایج
سیلوا و همکاران، (۲۰۱۵)	استفاده از تحلیل‌های تکنیکال و بنیادی به‌صورت هم‌زمان برای مدیریت پرتفوی	ترکیب این دور روش بازده بالاتری نسبت به بازده تک‌تک روش‌ها ایجاد می‌کند.
برگر و همکاران، (۲۰۱۶)	بررسی عملکرد پرتفوی‌بندی چندمقیاسی	پرتفوی‌های تشکیل‌شده از طریق روش چندمعیاره نسبت به پرتفوی‌های تک‌معیاره بازده بهتری ارائه می‌دهند.
شینکویچ، (۲۰۱۶)	طراحی سازوکاری برای خرید اوراق قرضه و اوراق خزانه‌داری با استفاده از قواعد مکانیکی تحلیل تکنیکال	با قواعد تکنیکال می‌توان بازدهی‌های این اوراق را پیش‌بینی کرد.
ماکدو و همکاران، (۲۰۱۷)	بهینه‌سازی پرتفوی به روش میانگین نیم‌واریانس با الگوریتم‌های تکاملی چندوجهی و قواعد تحلیل تکنیکی	بازده پرتفوی انتخاب‌شده با اضافه‌کردن قواعد تکنیکی افزایش می‌یابد.
کالایکی و همکاران، (۲۰۲۰)	یک الگوریتم کارای ترکیبی فراماسونری با بهینه‌سازی کاردینالی	رویکرد پیشنهادی نسبت به روش‌های کلونی مورچگان و الگوریتم ژنتیک نتایج قوی‌تری به‌دست می‌دهد.

۳.روش شناسی پژوهش

این پژوهش ماهیتاً پس‌رویدادی و وابسته به اطلاعات گذشته است و برای جمع‌آوری داده‌ها از داده‌های کمّی استفاده می‌شود. از نظر هدف نیز این پژوهش از نوع کاربردی است. این پژوهش از نظر روش، توصیفی و از نوع مقایسه‌ای است. داده‌های مورداستفاده در این پژوهش، اطلاعات مربوط به صورت‌های مالی شرکت‌ها و داده‌های ماهانه تابلوی معاملات سهام آن‌ها در «بورس اوراق بهادار تهران» در بازه زمانی ۱۳۹۷/۰۴/۰۲ تا ۱۳۹۷/۱۲/۲۹ است. داده‌های صورت‌های مالی با استفاده از شبکه کدال و مطالعه صورت‌های مالی و نرم‌افزار ره‌آورد نوین و داده‌های تابلوی معاملات از طریق سایت اطلاع‌رسانی شرکت مدیریت فناوری بورس تهران و نرم‌افزار TSE Client جمع‌آوری شده است. محاسبات، پیش‌بینی‌ها و بهینه‌یابی در شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم گرانشی توسط نرم افزار متلب[1] انجام شد و آزمون‌های مقایسه میانگین نیز توسط نرم افزار SPSS صورت گرفت.

پس از جمع‌آوری و پردازش اطلاعات، شاخص‌های تکنیکی هر سهم برای بازه‌های زمانی یک‌ماهه محاسبه شده و سپس قیمت‌های خریدوفروش سهم که بر اساس هشدارهای معاملاتی روش‌های انتخاب سهم صادر می‌شود ثبت و سپس هزینه معاملاتی که شامل ۰/۴۸۶ درصد به‌ازای خرید و ۰/۵۲۹ درصد از ارزش معامله به‌ازای فروش است، به آن‌ها اضافه شده و بازدهی حاصل به‌دست می‌آید.

1. Matlab.

www.SID.ir

Archive of SID

روش نمونه‌گیری. برای اینکه سرمایه‌گذار سهم را در هر قیمتی بتواند به‌راحتی بفروشد، لازم است که پرتفو از سهام با نقد شوندگی بالا انتخاب شود. ازاین‌رو نمونه‌گیری به روش حذف سیستماتیک و با معیار دردسترس‌بودن داده‌ها از میان شرکت‌هایی که در طی دوره موردبررسی جزو شرکت‌های فعال‌تر بازار بوده‌اند، انجام می‌شود.

نحوه محاسبه متغیرها بازده. برای محاسبه بازدهی سرمایه‌گذاری در سهام، پس از مشخص‌کردن زمان و نقاط خریدوفروش سهام در طی دوره یادشده، تمام عواید سهم شامل سود نقدی، سود سهمی، افزایش سرمایه از محل اندوخته و یا از محل مطالبات و آورده‌ها عاید سرمایه‌گذاری می‌شود و محاسبه بازدهی آن با احتساب هزینه معاملاتی خرید و هزینه معاملاتی فروش به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\text{نرخ بازده کل} = \frac{\text{جریانات نقدی ورودی} - \text{جریانات نقدی خروجی}}{\text{جریانات نقدی ورودی}}$$

بر این اساس مجموع جریانات ورودی و خروجی که ممکن است در خریدوفروش سهام ایجاد شوند، عبارت‌اند از:

۱) جریانات نقدی خروجی به سبب سرمایه‌گذاری در سهام. ارزش اولیه معامله؛ هزینه معاملات که سرمایه‌گذار به‌ازای انجام معاملات باید پرداخت کند که برای خرید سهام ۰/۴۸۶ درصد و برای فروش آن ۰/۵۲۹ درصد از ارزش معامله است. مبلغ اسمی پرداخت‌شده توسط سرمایه‌گذار بابت افزایش سرمایه از محل مطالبات و آورده نقدی.

۲) جریانات نقدی ورودی حاصل از سرمایه‌گذاری در سهام. بازده نقدی (تفاوت قیمت خرید سهام و قیمت فروش آن) سود نقدی (سود سالیانه پرداختی توسط شرکت‌ها) سهام جایزه و افزایش سرمایه از محل سود انباشته. متوسط بازدهی که به‌واسطه روش‌های تحلیل پرتفوی بهینه مارکویتز و تحلیل تکنیکی در طی دوره کسب شده است، از طریق رابطه ۱ که میانگین ساده بازده‌های به‌دست‌آمده است، محاسبه می‌شود:

$$\bar{R} = \sum_{i=1}^{n} w_i \mu_i \qquad \text{رابطه (۱)}$$

در این مدل، μ_i بازده سهام، i شمارنده انواع سهام و w_i نسبت سرمایه‌گذاری‌شده در سهم iام است. در این پژوهش بازدهی با این فرض که سهم در ابتدای دوره، خریداری و دو ماه بعد به فروش می‌رسد، محاسبه می‌شود.

www.SID.ir

Archive of SID

متغیرهای تکنیکی استفاده شده. در این پژوهش برای پیش‌بینی قیمت و بازده سهام از شاخص‌های تکنیکی استفاده می‌شود که متغیرهای استفاده شده به شرح زیر هستند:

میانگین متحرک ساده. بسیاری از تحلیل‌گران تکنیکی از میانگین متحرک ساده استفاده می‌کنند؛ زیرا ازلحاظ محاسبه، ساده‌ترین نوع میانگین متحرک است و تأثیر زیادی در تحلیل‌ها دارد [۷]. این میانگین به «میانگین متحرک حسابی» نیز معروف است و فرمول آن به‌صورت زیر است:

$$MA_t(n) = n^{-1}\sum_{i=0}^{n-1} P_{t-i}$$ رابطه (۲)

در رابطه ۲، n دوره میانگین متحرک برای دوره tام است و P_{t-i} قیمت‌های بسته‌شدن (اختتامی) در هر روز معاملاتی است. انتقاد وارده بر میانگین متحرک ساده، این است که وزن یکسانی به قیمت هر دوره می‌دهد؛ درحالی‌که ممکن است وزن قیمت‌های دوره‌های جدیدتر بیشتر از قیمت‌های دوره‌های قبلی باشد. در پاسخ به این انتقاد، میانگین‌های متحرک موزون و نمایی مورداستفاده قرار می‌گیرند.

میانگین متحرک موزون. میانگین متحرک موزون به قیمت هر دوره، وزنی بر اساس قدمت آن دوره می‌دهد. قدیمی‌ترین قیمت، وزن ۱ را می‌گیرد و بدین ترتیب وزن‌ها از ۱ آغاز می‌شود و تا دوره آخر (دوره جاری) ادامه می‌یابد. فرمول محاسباتی این نوع میانگین متحرک به‌صورت زیر است [۱].

$$WMA_t(n) = \frac{2}{n(n+1)}\sum_{i=1}^{n}(n\ \ i)P_t$$ رابطه (۳)

در این پژوهش از میانگین متحرک‌های وزنی ۵ روزه، ۱۵ روزه و ۳۰ روزه استفاده شده است.

شاخص قدرت نسبی (RSI). شاخص قدرت نسبی، یکی از شاخص‌های اندازه حرکت قیمت‌ها است که توسط ویلدر[1](۱۹۸۶)، ابداع و تدوین شده است. بعد از معرفی این شاخص توسط ویلدر در سال ۱۹۷۸ استفاده از آن توسط تحلیل‌گران تکنیکی به‌طور گسترده‌ای افزایش‌یافته است؛ به‌ویژه تحلیل‌گرانی که گرایش بیشتری به کالا و قراردادهای آتی دارند. شاخص قدرت نسبی به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$RSI = 100 - \frac{100}{1 + RS}$$ رابطه (۴)

1 .Wilder

www.SID.ir

Archive of SID

در رابطه ۴، RS نسبت میانگین روزهایی است که سهم، رشد داشته به میانگین روزهایی که قیمت سهم، کاهش یافته است.

$$RS = \frac{Average\ of\ n\ day\ closes\ Up}{Average\ of\ n\ day\ closes\ Down}$$ رابطه (۵)

نرخ تغییر قیمت ROC. نرخ تغییر قیمت از شاخص‌های اندازه حرکت و نشان‌دهنده درصد اختلاف قیمت بسته‌شدن جاری سهم با قیمت n دوره گذشته است. این شاخص سرعت تغییر قیمت یک سهم را نشان می‌دهد. اگر قیمت سهم به‌سرعت افزایش یابد و یا به‌سرعت کاهش یابد، می‌تواند نشان‌دهنده اشباع خرید و یا اشباع فروش باشد. برای محاسبه نرخ تغییر قیمت از رابطه ۶ استفاده می‌شود.
n برابر تعداد دوره‌های موردنظر است.

$$ROC(n) = \frac{X_t - X_{t-n}}{X_{t-n}}$$ رابطه (۶)

X_t برابر قیمت پایانی سهم در دوره t است.

میانگین متحرک همگرا- واگرا MACD. این شاخص یکی از شاخص‌های پیرو روند و یکی از شاخص‌های قابل‌اطمینان بازار است. این شاخص برابر با اختلاف بین دو میانگین بلندمدت و کوتاه‌مدت است و برای محاسبه مقدار این شاخص از رابطه ۷، استفاده می‌شود.

رابطه (۷)
$$\mathrm{MACD_t(n) = EMA_t(s) - EMA_t(I)}$$

S: تعداد دوره‌های کوتاه‌تر میانگین متحرک

L: برابر تعداد دوره‌های بلندتر میانگین متحرک

نحوه پرتفوبندی بر اساس رویکرد مارکوییتز. در این پژوهش برای بهینه‌سازی سبد سهام از مدل میانگین- ارزش در معرض خطر استفاده می‌شود؛ ازاین‌رو در ابتدا مدل پایه (میانگین واریانس) و پس از آن مدل میانگین-ارزش در معرض خطر معرفی می‌شوند.

مدل میانگین- واریانس (MV.

رابطه (۸)
$$\max\mu_p = \sum_i w_i \mu_i$$

www.SID.ir

Archive of SID

رابطه (۹)

$$\min\sigma_p^2 = \sum_i \sum_j w_i\, w_j \sigma_{ij}$$

$$s.t.$$

$$\sum_i w_i = 1$$ رابطه (۱۰)

$$w_i \geq 0$$ رابطه (۱۱)

در این مدل، μ_p بازده سبد سهام، σ_p^2 واریانس (ریسک) سبد سهام، σ_{ij} کوواریانس بین دو سهم i و j و w_i نسبت سرمایه‌گذاری شده در سهم iام است.

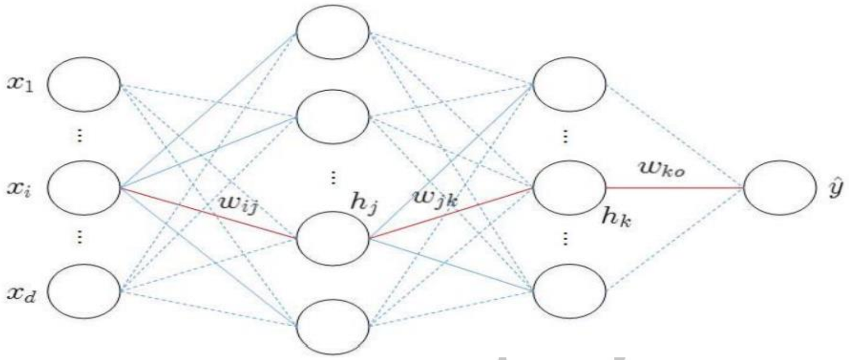
نحوه پرتفو بندی بر اساس رویکرد متغیرهای فنی. در این پژوهش پس از اندازه‌گیری متغیرهای تکنیکی به‌عنوان متغیرهای مستقل برای پیش‌بینی قیمت سهام، داده‌های متغیرهای مستقل و وابسته برای شرکت‌های حاضر در نمونه آماری به‌صورت روزانه و برای بازه زمانی دوساله جمع‌آوری شد؛ سپس با توجه به مبانی نظری پژوهش، شاخص‌های تأثیرگذار تحلیل تکنیکال استخراج و مقادیر این شاخص برای هر سهم محاسبه و سناریویی برای پیش‌بینی قیمت سهام طراحی شد. داده‌ها آماده‌سازی و نرمال‌سازی شده و سپس به سه بخش داده‌های آموزشی، اعتبارسنجی و آزمایشی تقسیم‌بندی شدند. پس از آن شبکه با استفاده از داده‌های آموزشی و اعتبارسنجی آموزش داده شد و با استفاده از معیار RMSE، عملکرد مدل‌ها روی داده‌های بخش آزمایشی سنجیده شد. خروجی‌های شبکه یادگیری عمیق بر اساس قیمت پیش‌بینی-شده برای استفاده در مدل انتخاب سبد سهام بهینه برگزیده شدند.

الگوریتم یادگیری عمیق مبتنی بر شبکه عصبی. شبکه‌های عصبی عمیق[1] شبکه‌های عصبی با لایه‌های چندگانه پنهان هستند که می‌توانند به طور مؤثر نگاشت‌های بین ویژگی‌ها و برچسب‌ها را یاد بگیرند. یک DNN ، یک شبکه عصبی پیشرفته است که دارای بیش از یک لایه واحد مخفی بین ورودی‌ها و خروجی‌های آن است. شکل ۲، نمودار DNN با دولایه پنهان را نشان می‌دهد. در این نمودار $x_i = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ ورودی مدل را نشان می‌دهد. وزن بین واحد، وزن اتصال واحدهای خاص از دولایه متصل است. برای مثال، w_{jk} وزن بین واحد jام لایه H1 و واحد kام لایه H2 است و خروجی مدل را نشان می‌دهد. در هر واحد پنهان j یک تابع فعال $f(0)$ برای نشان‌دادن ورودی کل از لایه قبلی a_j است که به حد اسکالر h_j به لایه بعدی ارسال می‌شود [۱۶].

1. Deep Neural Networks or DNNS.

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۲. شبکه DNN با دو لایه پنهان

الگوریتم جست‌وجوی گرانشی. راشدی و نظام‌آبادی‌پور (۲۰۰۹)، با الهام از قوانین حاکم بر طبیعت الگوریتم GSA را ابداع کردند [۲۳]. در طبیعت یکسری قوانین کلی وجود دارند؛ مثل قانون گرانش بین تمام اجسام، نیروهای الکتریکی و الکترومغناطیسی بین بارهای الکتریکی، قوانین حرکت، قانون بقا انرژی و غیره. الگوریتم بهینه‌سازی گرانشی با الهام از قانون جاذبه و نیروی گرانش، معرفی و پارامترهای آن به‌صورت شهودی تنظیم شده‌اند. عامل‌های جست‌وجوکننده مجموعه‌ای از اجرام هستند که می‌توانند به‌صورت سیاره‌های یک منظومه تصور شوند. منطقه بهینه مانند یک سیاهچاله سیاره‌ها را به سمت خود می‌کشد. اطلاعات مربوط به برازندگی هر جرم در قالب جرم‌های گرانشی و اینرسی ذخیره می‌شوند. تبادل اطلاعات و اثرگذاری اجرام روی یکدیگر تحت نیروی گرانش انجام می‌پذیرد. در طبیعت چهار نیروی اصلی وجود دار: ۱. نیروی گرانش؛ ۲. نیروی ضعیف؛ ۳. نیروی الکترومغناطیسی و ۴. نیروی قوی. در میان این نیروها، نیروی جاذبه از بقیه ضعیف‌تر است؛ اما به خاطر محدوده عمل وسیع و داشتن قدرت فقط جذب، سرنوشت عالم را در دست دارد. نیروی جاذبه بسیار فراگیر است و تمام عالم هستی را دربردارد؛ درحالی‌که سایر نیروها محلی هستند. این نیرو قدیمی‌ترین و از بعضی جهات جدیدترین نیروی شناخته‌شده برای انسان است و بعضی جنبه‌های آن هنوز ناشناخته باقی مانده‌اند. گرانش نیروی غالب در هر جایی از سطح زمین است. نیرویی است که تمام اجسام را به سمت هم می‌کشاند، عالم را دور هم نگه می دارد و حرکت اجسام را تعیین می‌کند. این ویژگی‌ها، نیروی جاذبه را از سایر نیروهای طبیعت متمایز ساخته است. نیوتن[1] عنوان کرد هر جسمی جسم دیگر را به سمت خود جذب می‌کند و مقدار نیروی جاذبه بین دو جسم با جرم ۱M و ۲M و فاصله R با حاصل ضرب جرم آن دو جسم و عکس توان دوم فاصله بین آن‌ها متناسب است [۹]. نیوتن با محاسبه G در زمین که «ثابت گرانش» نامیده می‌شود، رابطه ۱۲، را برای میزان نیروی F، نیروی جذبی بین دو جسم را به‌دست آورد.

1. Newton.

www.SID.ir

Archive of SID

$$F = G\frac{M_1 \times M_2}{R^2}$$ رابطه (۱۲)

این رابطه نشان می‌دهد که هر جسم به‌واسطه نیروی جاذبه، محل و جرمف سایر اجسام را درک می‌کند و هر جسم به نسبت میزان جرمش و فاصله‌ای که با دیگر اجسام دارد، روی سایر آن‌ها تأثیر می‌گذارد و به آن‌ها نیرو وارد می‌کند. قوانین نیوتن از قوانین پایه‌ای فیزیک به‌شمار می‌روند. طبق قانون اول نیوتن، هر جسم حالت سکون یا حرکت یکنواخت خود را بر روی خط راست حفظ می‌کند؛ مگر اینکه تحت تأثیر نیرو یا نیروهایی مجبور به تغییر آن حالت شود. طبق قانون دوم نیوتن، وقتی به جسمی نیرویی وارد می‌شود، شتابی می‌گیرد که به نیرو و جرم جسم بستگی دارد. هرچه نیرو بزرگ‌تر باشد، شتاب نیز بیشتر است و هر چه جرم جسم بیشتر باشد، شتاب آن کمتر است. نیوتن، رابطه بین شتاب، نیرو و جرم را طبق رابطه ۱۳، بیان کرد.

$$a = \frac{F}{M}$$ رابطه (۱۳)

در این رابطه شتاب با a، نیرو با F و جرم با M نشان داده شده است. خاطر نشان می‌شود که شتاب برابر تغییر سرعت در واحد زمان است و مفهوم سرعت عبارت است از: طی‌کردن فاصله‌ای معین در زمانی معین. در یک سیستم با چند جسم، به هر جسم از جانب سایر اجسام نیروهای گرانشی وارد می‌شود؛ در نتیجه جسم به سمت برآیند این نیروها که با Fr نشان داده می‌شود، شتاب می‌گیرد. روابط۱۲ و ۱۳، نشان می‌دهند که هر جسم، جسم دیگر را به سمت خود دعوت می‌کند؛ اما تأثیر جسم بزرگ‌تر و نزدیک‌تر بیشتر است. برای مثال، سیبی که از درخت می‌افتد به سمت زمین حرکت می‌کند، با درنظرگرفتن قانون جاذبه و قوانین حرکت، میزان و جهت حرکت هر جسم، توافقی است بین تأثیر نیروی ثقل وارد بر آن و سرعت فعلی جسم. نکته دیگر این است که در فیزیک برای هر جسم سه نوع جرم تعریف است: جرم گرانشی فعال، جرم گرانشی غیرفعال و جرم اینرسی. در فیزیک مقدار این سه جرم با یکدیگر برابر است.

جرم گرانشی فعال، معیاری از میزان شدت نیروی گرانشی پیرامون یک جسم است. هر چه یک جسم، جرم گرانشی فعال بزرگ‌تری داشته باشد، نیروی گرانشی بیشتری در اطراف خود ایجاد می‌کند. جرم گرانشی غیرفعال، نشان‌دهنده قدرت اثر متقابل در میدان گرانشی است. هر چه جرم جسم بزرگ‌تر باشد، جسم نیروی گرانشی بیشتری را تجربه می‌کند. جرم اینرسی، معیاری از مقاومت شی در مقابل تغییر موقعیت مکانی و حرکت است. شی با جرم اینرسی کمتر تغییر سرعت به مراتب سریع تری دارد.

در یک سیستم ایزوله با دو جسم ۱ و ۲، جسم ۱ تحت تأثیر نیروی جاذبه جسم ۲ شتابی برابر a_1 می‌گیرد که با رابطه ۱۴، محاسبه می شود. F_{12}، مقدار نیروی گرانشی وارد بر جسم ۱ از جانب جسم ۲ است که از رابطه ۱۴، به‌دست می آید.

www.SID.ir

Archive of SID

$$a_1 = \frac{F_{12}}{M_{I1}}$$ رابطه (۱۴)

در این روابط MP، نشان‌دهنده جرم گرانشی غیرفعال و Mi، جرم اینرسی جسم اول و May، جرم گرانشی فعال جسم دوم است. ضریب G ثابت گرانش نیوتن است. در فیزیک ثابت شده است که ضریب گرانشی با آهنگ بسیار کندی در زمان کوچک می‌شود.

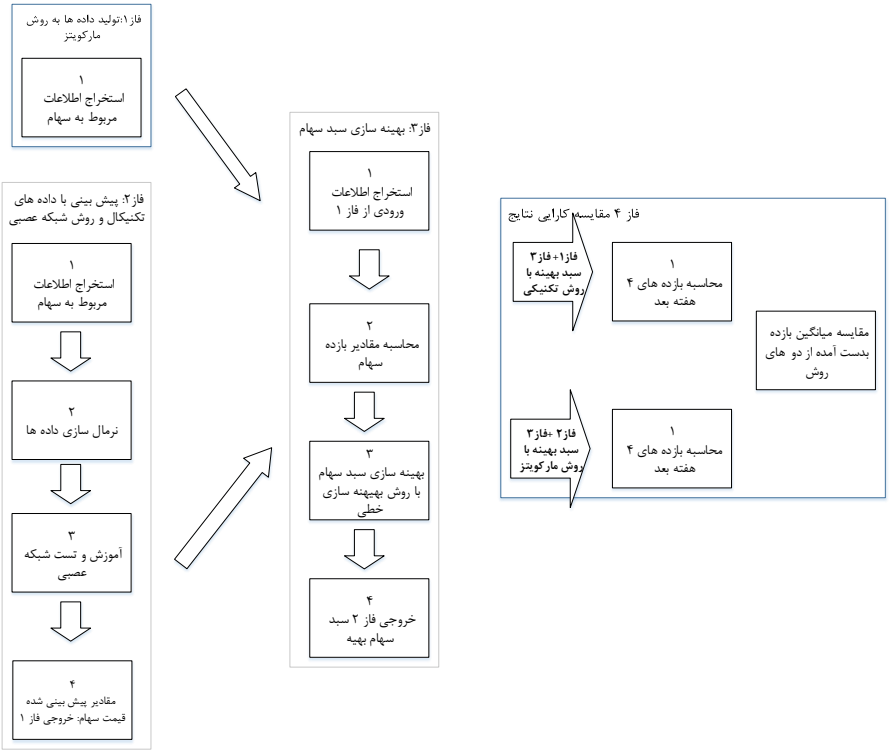
روش مقایسه عملکرد پرتفوی‌ها. هدف اصلی این پژوهش، مقایسه سبد بهینه سهام ارائه‌شده توسط روش‌های تکنیکی و نظریه مدرن پرتفو برای سرمایه‌گذاران است؛ به همین دلیل مدلی استفاده می‌شود که با اقتباس از مدل میانگین– واریانس، مسئله انتخاب سبد بهینه را به‌وسیله الگوریتم جست‌وجوی گرانشی حل کند. بر خلاف پژوهش‌های پیشین که از متوسط بازدهی در گذشته به‌عنوان بازده موردانتظار در این مدل‌ها استفاده می‌کردند، در این پژوهش پیشنهاد استفاده از بازده و ریسک پیش‌بینی‌شده مبتنی بر شاخص‌های تکنیکی و روش شبکه عصبی ارائه شده است. برای بررسی کارایی مدل ارائه شده، نخست با استفاده از مدل انتخابی مرحله قبل، قیمت سهام برای تاریخ ۴ هفته بعد پیش‌بینی می‌شود؛ سپس بازده هر سهم محاسبه شده و به‌عنوان بازده موردانتظار در مدل میانگین– واریانس قرار می‌گیرد. در ادامه با استفاده از بازده به‌دست‌آمده، واریانس و نیم‌واریانس بازده به‌دست‌آمده محاسبه می‌شود. آنگاه به حل مدل به‌وسیله الگوریتم جست‌وجوی گرانشی پرداخته شده و پرتفوی‌هایی برای بازه زمانی ۴ هفته بعد تشکیل داده می‌شود. برای سنجش عملکرد مدل ارائه‌شده، مدل‌های میانگین— واریانس یک بار نیز با استفاده از متوسط بازدهی گذشته و به‌عنوان بازده موردانتظار هر سهم، حل شده و با بازده دوره‌ای که پرتفوی تشکیل شده بود، مقایسه می‌شود.

نمودار کلیات روش پژوهش. در این قسمت نموداری ارائه می‌شود که کلیات روش پژوهش حاضر و مراحل آن را به‌ترتیب نشان می‌دهد. هر یک از بلوک‌ها، یکی از مراحل را نشان می‌دهد که این مراحل به‌ترتیب اجرای روش پژوهش، پشت سر هم آمده‌اند. این نمودار شامل ۲ فاز است که در شکل ۳، مشاهده می‌شود.

www.SID.ir

Archive of SID

شکل ۳. نمودار بلوک‌بندی کلیات روش پژوهش



فاز ۱: مقادیر بازده و واریانس بر اساس قیمت فعلی سهام در این مرحله بر اساس داده‌های قیمت بازده و واریانس به روش معمول محاسبه می‌شوند.

فاز ۲: محاسبه مقادیر بازده و واریانس بر اساس قیمت پیش‌بینی‌شده سهام با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با الگوریتم پس‌انتشار خطا

مرحله ۱. در این مرحله مقادیر اطلاعات خام مربوط به شاخص‌های تکنیکی سهام، از پایگاه اطلاع‌رسانی بورس اوراق بهادار استخراج می‌شوند. این مقادیر شامل ۵ مقدار قیمت پایانی سهام در روز، قیمت میانگین سهام در روز، تعداد سهام معامله‌شده در روز، ارزش بازار سهام در روز و حجم معامله‌شده از سهام در روز است. اطلاعات مربوط از «سایت بورس اوراق بهادار تهران»[1] استخراج شده است. این اطلاعات توسط کُد نوشته‌شده در نرم‌افزار به شاخص‌های تکنیکی تبدیل می‌شوند.

1. http://new.tse.ir/archive.htm.

www.SID.ir

Archive of SID

مرحله ۲. در این مرحله به‌دلیل متفاوت‌بودن نوع و اندازه متغیرهای ورودی، به‌منظور یکسان‌سازی این ورودی‌ها، قبل از ورود این داده‌ها به شبکه عصبی، عملیات نرمال‌سازی بر روی داده‌های شاخص‌های تکنیکی با استفاده از فرمول رابطه ۱۵، انجام و درنتیجه، مقادیر این داده‌ها در بازه ۰ تا ۱ قرار می گیرد.

$$X = \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$ رابطه (۱۵)

در رابطه ۱۵، X مقدار نرمال‌شده، X_i مقدار داده iام، X_{min} کمترین مقدار و X_{max} بیشترین مقدار است.

مرحله ۳. داده‌های نرمال‌شده وارد شبکه عصبی می‌شوند تا عملیات پیش‌بینی مقادیر آتی قیمت سهام انجام گیرد. در این مرحله از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با الگوریتم پس‌انتشار خطا، با یک لایه ورودی، یک لایه مخفی و یک لایه خروجی و همچنین تابع غیرخطی تابع سیگموئیدی استفاده می‌شود. ورودی‌ها شامل حجم معامله‌شده، ارزش بازار، تعداد سهام معامله‌شده و قیمت میانگین سهام است. خروجی نیز قیمت پایانی سهام در نظر گرفته می‌شود. این شبکه عصبی به کمک الگوریتم یادگیری پس‌انتشار خطا، بردار ورودی را می‌گیرد، عملیات یادگیری و آموزش را انجام می‌دهد و مقادیر آتی قیمت سهام را که نزدیک‌ترین مقدار به مقدار واقعی هستند را پیش‌بینی می‌کنند. درواقع قیمت سهام به‌عنوان متغیر وابسته (هدف) و شاخص‌های تکنیکال به‌عنوان متغیرهای مستقل در نظر گرفته می شود.

مرحله ٤. این مرحله درواقع خروجی فاز ۱ و شامل مقادیر پیش‌بینی شده قیمت آتی سهام به‌وسیله شبکه عصبی موردنظر است. این بردار خروجی، ورودی مرحله اول فاز بعد است.

فاز ۳. بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از روش بهینه‌سازی خطی

مرحله ۱. در این مرحله اطلاعات خروجی و پیش‌بینی‌شده از فازهای ۱ و ۲ به‌عنوان اطلاعات خام این مسئله وارد می‌شوند.

مرحله ۲. اطلاعات مربوط به قیمت پیش‌بینی شده گرفته می‌شوند، و این اطلاعات به‌منظور ورود به الگوریتم برای بهینه‌سازی، به مقادیر بازده سهام تبدیل می‌شوند.

www.SID.ir

Archive of SID

مرحله ۳. مقادیر بازده سهام محاسبه‌شده در مرحله قبل، وارد الگوریتم می‌شوند تا عملیات بهینه‌سازی سبد سهام، یعنی تعیین بهترین سبدهای سهام، به‌نوعی که این سبدها بهترین ترکیب ریسک و بازده را داشته باشند، صورت گیرد.

مرحله ٤. این مرحله خروجی فاز دوم و درواقع خروجی کل پژوهش است که نمایانگر مرز کارای متشکل از سبدهایی از سهام است و بهترین ترکیب ریسک و بازده را در بین سبدهای موجود نشان می‌دهند.

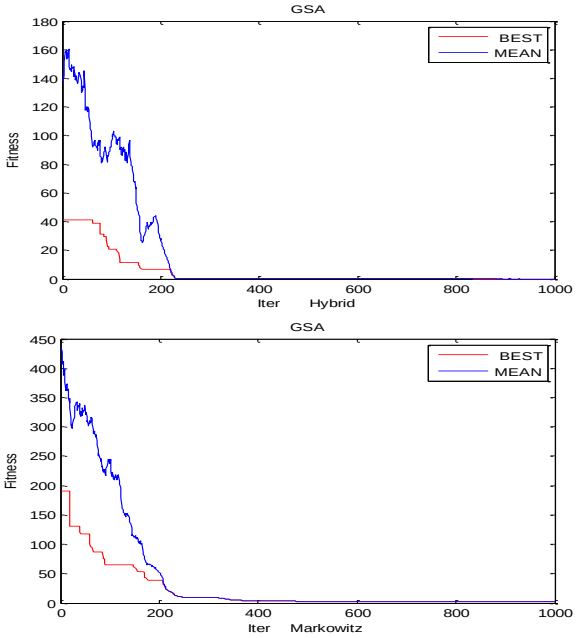
فاز ٤. مقایسه بازدهی پرتفوی روش مارکویتز (فاز ۱+ فاز ۳) با روش تکنیکی (فاز ۲+فاز ۳).
در این روش بر اساس وزن‌های به‌دست‌آمده مربوط به هر سهم، فرض می‌شود که در روز بعد از آخرین داده استفاده شده پرتفوی تشکیل می‌شود و ۴ هفته بعد به فروش می‌رسد. این کاربرای هر دو پرتفوی حاصل از روش مارکویتز (فاز ۱+ فاز ۳) و پرتفوی حاصل از روش تکنیکی (فاز ۲+فاز ۳) صورت می‌گیرد و بازده‌ها با هم مقایسه می‌شود.

٤. تحلیل داده‌ها و یافته‌ها

در مدل سنتی مارکویتز از متوسط بازدهی گذشته به‌عنوان بازده موردانتظار استفاده شده؛ اما در این پژوهش از بازده پیش‌بینی‌شده مبتنی بر تکنیک‌های هوشمند بر اساس متغیرهای تکنیکال استفاده شده است. همانطورکه گفته شد، پس از پیش‌بینی قیمت سهام توسط شاخص‌های تکنیکال، بازده و ریسک‌های مربوط به سهام محاسبه شده و سپس بر اساس وزن‌های به دست آمده از بهینه‌یابی، پرتفوی بهینه تشکیل می‌شود که برای جلوگیری از طولانی‌شدن مقاله، این وزن‌ها ارائه نشده‌اند. برای انتخاب تعداد بهینه لایه‌های مخفی در یادگیری عمیق شبکه عصبی از معیار RMSE استفاده شده است. نتایج نشان داد که تعداد ۳ لایه مخفی و یک گره خروجی برای داده‌های استفاده‌شده بهینه هستند؛ همچنین الگوریتم جست‌وجوی گرانشی با ۷ متغیر تکنیکی ورودی و تعداد جمعیت اولیه ۱۰۰ و تعداد تکرار برابر با ۱۰۰۰ تعیین شده که معمولاً به‌صورت پیش‌فرض استفاده می‌شوند. مقادیر دامنه بالا و پایین برابر با ۱۰، آلفا برابر با ۲۰، مقدار پارامتر G_0 برابر با ۱۰۰ و پارامتر Rpower برابر با ۱ تعیین شده است. فرایند بهینه‌یابی برای تابع هدف دو پرتفوی در نمودار ۱، نشان داده شده است.

www.SID.ir

Archive of SID

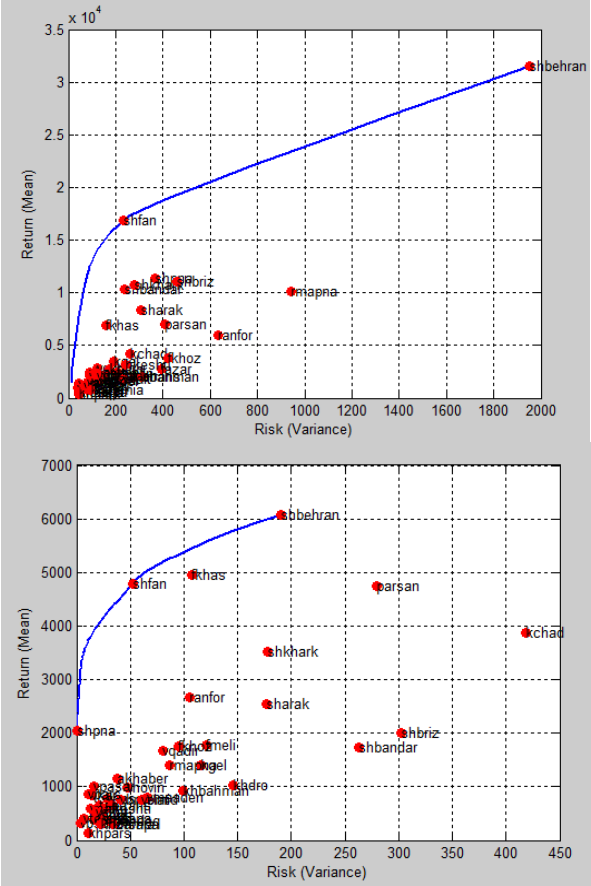


نمودار ۱. روند کاهش فاصله تا هدف در فرایند بهینه‌یابی در الگوریتم جست‌وجوی گرانشی برای پرتفوی مارکویتز و هیبریدی

وزن‌های بهینه سهام موردبررسی، مربوط به داده‌های ۱۳۹۷/۰۴/۰۲ تا ۱۳۹۷/۰۶/۰۲ و بازده و ریسک این سبدها روی مرز کارای پارتو در نمودار ۲، نشان داده شده است. روی مرز کارای نشان‌داده‌شده از سمت چپ به راست ۱۰ سبد از ریسک‌گریزترین تا ریسک‌پذیرترین، تعیین شده و در بخش بعدی برای تحلیل آماری در آزمون مقایسه میانگین مورداستفاده قرار گرفته است. مزرهای کارا برای ۳۰ دوره برای هر روش به‌صورت جداگانه رسم شد؛ اما به دلیل جلوگیری از طولانی‌شدن متن فقط دو مرز به‌صورت نمونه آورده شده است.

www.SID.ir

Archive of SID



نمودار ۲. یک نمونه از مرز کارای پارتوی برای بهینه‌سازی سبد سهام شرکت‌های نمونه با متغیرهای مارکویتز (راست) و تکنیکی (چپ)

محور عمودی شاخص بازده و محور افقی شاخص ریسک است. به دلیل اینکه در کُد نرم‌افزاری نوشته‌شده، فرض شده است که ۱ میلیون واحد پولی سرمایه‌گذاری می‌شود، ارقام مربوط به بازده و واریانس با همین مقیاس نشان داده شده اند. همان‌طور که دیده می‌شود، مرزکارا بالای تمامی سهم‌ها قرار گرفته است و از سمت راست به سمت چپ، بازده و ریسک افزایش می‌یابند.

به‌منظور بررسی مقایسه‌ای بازده پرتفوی‌های حاصل از دو روش مارکویتز و داده‌های تکنیکی که با داده‌های ۱۳۹۷/۰۲/۰۲ تا ۱۳۹۷/۰۶/۰۲ انجام شد، از فرایند پیش‌بینی و تشکیل پرتفو برای ۳۰ هفته و به‌صورت پنجره غلطان با گام‌های یک‌هفته‌ای از بازه ۱۳۹۷/۰۶/۰۲ تا ۱۳۹۷/۱۲/۲۹ استفاده شده است. با این روش ۳۰ بازده برای هر دو نوع پرتفو ایجاد شده و امکان مقایسه با آزمون مقایسه زوجی فراهم شد. نتایج این محاسبات برای ۱۰ پرتفوی ریسک‌گریز تا ریسک‌پذیر در جدول ۳، نشان داده شده است.

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۳. آماره‌های مربوط به مقایسات زوجی

آماره‌های آزمون مقایسه t زوجی				مقایسه مارکویتز و تکنیکال		مقایسه مارکویتز و بازار		مقایسه تکنیکال و بازار	
پرتفوی	روش	میانگین	انحراف معیار	آماره t	معناداری (دوطرفه)	آماره t	معناداری (دوطرفه)	آماره t	معاداری (دوطرفه)
۱	مارکویتز	۰/۰۰۲۲	۰/۰۲۵۷۵	۰/۰۵۴	۰/۹۵۸	۰/۱۶۹-	۰/۸۶۷	-۰/۳۷۱	۰/۷۱۳
	ترکیبی	۰/۰۰۱۵	۰/۰۱۲۶۲						
۲	مارکویتز	۰/۰۶۷۷	۰/۰۱۶۱۹	۴/۰۶۳	۰/۰۰۰	۳/۶۴۳	۰/۰۰۱	۲/۸۵۲	۰/۰۰۸
	ترکیبی	۰/۰۳۴۲	۰/۰۰۸۱۰						
۳	مارکویتز	۰/۰۲۹۰	۰/۰۳۸۸۹	۰/۷۴۴	۱/۴۷۳	۰/۵۶۴	۰/۵۷۷	۰/۳۷۷	۰/۷۰۹
	ترکیبی	۰/۰۱۴۳	۰/۰۱۹۲۷						
۴	مارکویتز	۰/۰۱۹۷	۰/۰۱۹۳۱	۰/۹۲۵	۰/۳۶۲	۰/۶۵۲	۰/۵۲۰	۰/۳۵۶	۰/۷۲۴
	ترکیبی	۰/۰۱۰۷	۰/۰۰۹۷۱						
۵	مارکویتز	۰/۰۳۴۴	۰/۰۲۹۵۹	۱/۱۶۸	۰/۲۵۲	۰/۸۹۷	۰/۳۷۷	۰/۶۱۳	۰/۵۴۵
	ترکیبی	۰/۰۱۶۸	۰/۰۱۴۷۵						
۶	مارکویتز	۰/۰۵۸۱	۰/۰۳۹۳۷	۱/۵۶۹	۰/۱۲۸	۱/۳۰۲	۰/۲۰۳	۱/۰۰۴	۰/۳۲۴
	ترکیبی	۰/۰۲۷۲	۰/۰۱۹۸۷						
۷	مارکویتز	۰/۰۸۲۲	۰/۰۷۱۴۵	۱/۱۹۵	۰/۲۴۲	۱/۰۳۷	۰/۳۰۹	۰/۸۷۷	۰/۳۸۸
	ترکیبی	۰/۰۳۹۵	۰/۰۳۵۸۶						
۸	مارکویتز	۰/۰۲۳۹-	۰/۰۳۶۴۰	-۰/۵۹۲	۰/۵۵۸	-۰/۸۶۵	۰/۳۹۴	-۱/۰۹۶	۰/۲۸۲
	ترکیبی	۰/۰۱۳۳-	۰/۰۱۸۸۰						
۹	مارکویتز	۰/۰۱۸۰	۰/۰۱۷۴۰	۱/۱۹۵	۰/۲۴۲	۰/۶۰۷	۰/۵۴۹	۰/۰۴۸	۰/۹۶۲
	ترکیبی	۰/۰۰۷۲	۰/۰۰۸۸۴						
۱۰	مارکویتز	۰/۰۲۴۹	۰/۰۲۰۷۹	۱/۳۲۴	۰/۱۹۶	۰/۸۳۲	۰/۴۱۲	۰/۳۱۶	۰/۷۵۴
	ترکیبی	۰/۰۱۰۵	۰/۰۱۰۲۴						

با توجه به جدول ۳، بازده پرتفوها به‌جز پرتفوی شماره ۲ با یکدیگر تفاوت معناداری ندارد. در این پرتفوی بازده روش هیبریدی تکنیکال از بازده بازار (پرتفویی با وزن برابر از ۳۹ سهام نمونه) و بازده پرتفوی مارکوییتز بیشتر بوده و بازده پرتفوی روش مارکوییتز نیز از بازده بازار بیشتر است.

www.SID.ir

Archive of SID

۵. بحث و نتیجه‌گیری

نحوه انتخاب سهام در بورس اوراق بهادار یکی از دغدغه‌های اصلی سرمایه‌گذاران در این بازارها است. انتخاب سهم و یا سبد سهامی است که ازلحاظ سودآوری، افزایش قیمت و سود هر سهم بهترین باشد، اهمیت بسزایی دارد. به همین منظور روش‌های بسیاری در رابطه با انتخاب سبد سهام به‌وجود آمده و معرفی شده است. بیشتر این روش‌ها برای انتخاب و تصمیم‌گیری صحیح از اطلاعات و تحلیل‌های مالی استفاده می‌کنند. یک برنامه سرمایه‌گذاری مانند انتخاب سبد سهام نه‌تنها باید ماحصل گذشته سهام را در نظر داشته باشد، بلکه بایستی پتانسیل آتی سهام را نیز مدنظر قرار دهد که این امر اهمیت پیش‌بینی قیمت سهام برای سرمایه‌گذاران را آشکار می‌سازد. قیمت سهام توسط روش‌های هوش مصنوعی تا حدودی قابل‌پیش‌بینی است. با توجه به عدم‌اطمینانی که بر بازار بورس اوراق بهادار حاکم است و کارانبودن مدل میانگین- واریانس در بازارهای امروزی، به نظر می‌رسد طراحی یک سیستم با استفاده از تکنیک‌های هوشمند که صحت و دقت مدل‌سازی را افزایش می‌دهد، برای ارائه سبد سهام بهینه ضروری باشد تا درنهایت سود بیشتری برای سرمایه‌گذاران فراهم شود. ازآنجاکه مهم‌ترین مرحله مدیریت سبد سهام، پیش‌بینی بازده موردانتظار هر سهم است، ابتدا باید به پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از تکنیک‌های هوش مصنوعی پرداخته شود؛ سپس با درنظرگرفتن قیمت پیش‌بینی‌شده، مدل‌های بهینه‌سازی سبد سهام حل شوند. در زمینه پیش‌بینی قیمت آتی سهام به‌منظور بهینه‌سازی سبد سهام تاکنون پژوهش‌های اندکی انجام شده است و در بیشتر پژوهش‌های صورت‌گرفته در زمینه بهینه‌سازی سبد سهام از میانگین داده‌های گذشته برای تعیین بازده موردانتظار استفاده شده و توجهی به پتانسیل آتی سهام و پیش‌بینی قیمت‌های آتی سهام نشده است. به نظر می‌رسد لازم است تا سایر مدل‌های بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از قیمت‌های پیش‌بینی‌شده سهام بررسی شوند، تا میزان تأثیر استفاده از اطلاعات پیش‌بینی‌شده در افزایش بازده سبد در مقایسه با زمانی که از اطلاعات مربوط به گذشته برای بهینه‌سازی استفاده می‌شود، مشخص شود.

www.SID.ir

Archive of SID

نتیجه‌گیری. در این پژوهش سعی شد تا ضمن ارائه یک روش ابتکاری برای تعیین روش تشکیل پرتفوی بهینه، کارایی عملکرد آن در سبدهای مختلف ریسک‌پذیر تا ریسک‌گریز با پرتفوی مارکویتز در بازه زمانی ۱۳۹۷/۰۴/۰۲ تا ۱۳۹۷/۱۲/۲۹ مقایسه شود. الگوریتم بهینه با استفاده از شاخص‌های تکنیکی و به‌کارگیری شبکه یادگیری عمیق به‌منظور پیش‌بینی قیمت‌های آتی سهام در بازه ۱۳۹۷/۰۴/۰۲ تا ۱۳۹۷/۰۶/۰۲ به‌کار رفت؛ سپس بازده و شاخص ریسک سهام محاسبه و با استفاده از آن پرتفوی بهینه از طریق حداکثرکردن سود و حداقل‌کردن ریسک سبد دارایی از طریق یک الگوریتم جست‌وجوی گرانشی ایجاد شد. هم‌راستا با این کار، پرتفوی مارکوییتز با داده‌های همان دوره با روش الگوریتم جست‌وجوی گرانشی تشکیل شد. برای انتخاب پرتفوی بهینه با استفاده از داده‌های یک هفته بعد از پایان دوره به‌عنوان داده خارج از نمونه، عملکرد واقعی پرتفو سنجیده شد. این کار برای یک دوره ۳۰هفته‌ای به‌صورت پنجره غلطان با گام‌های یک‌هفته‌ای ادامه یافت. بازده‌های ۳۰ دوره‌ای برای هر دو روش محاسبه و از طریق آزمون مقایسه زوجی انجام شد. نتایج نشان داد که ۹ پرتفوی روش مارکوییتز، بازده متفاوتی نسبت به بازده شاخص را به‌دست نداده‌اند و تنها یک پرتفوی از پرتفوی‌های تشکیل‌شده، بازده متفاوتی نسبت به بازده بازار ارائه داده است. همین‌طور پرتفوی مبتنی بر داده‌های تکنیکال شرایط مشابهی را با روش تکنیکال دارد. بالاترین بازده در پرتفوی شماره ۲ مربوط به روش مارکویتز بوده و بازده روش تکنیکال از بازده بازار بیشتر و از بازده روش مارکویتز کمتر است.

پیشنهادها. به توجه به نتایج و تنوع زیاد شاخص‌های فنی سهام پیشنهاد می‌شود که برای بخش پیش‌بینی قیمت از شاخص‌های فنی متنوع استفاده شود. به‌کارگیری روش‌های دیگر برای پیش‌بینی قیمت و بازده آتی سهام نیز پیشنهاد دیگری برای پژوهش‌های آتی است. به‌کارگیری روش‌های خوشه‌بندی، الگوریتم‌های هوش مصنوعی و روش‌های ابتکاری، مانند الگوریتم ژنتیک و الگوریتم کلونی مورچگان از این دست هستند. بدیهی است پیش‌بینی‌های دقیق‌تر برای قیمت سهام می‌تواند کارایی روش پیشنهادشده در این پژوهش را افزایش دهد. مقایسه روش معرفی‌شده در این پژوهش با استفاده از شاخص‌های متنوع‌تر ریسک، مانند نیم‌واریانس و ارزش در معرض خطر در بخش بهینه‌سازی می‌تواند موضوع پژوهش‌های آتی باشد.

www.SID.ir

Archive of SID

منابع

1. Abbasi, E; Abvali, M., & Sarbazi, M. (2012). Choosing the Optimal Stock Portfolio Using NSGA-II Genetic Algorithm. *Journal of Financial Engineering and Management Securities, (10)* (In Persian).
2. Abzari, mehdi; ketabi, Saeedeh; Abbasi, Abbas (2005). Optimizing Investment Portfolio Using Linear Programing Methods and Providing a Functional Model. *Journal of Social and Humanities Sciences of Shiraz University, 22(2),1-18* (In Persian).
3. Afsar, A., & Halil, F. (2017). Portfolio Optimization with Hybrid Approach of Technical Analysis and Data Mining Methods. *Journal on New Research in Decision Making, 2(2),1-22* (In Persian).
4. Alizadeh Noodehi, E., Mahfoozi, G. & Vasiresh, A. (2015). Comparison of Efficiency and Risk in Technical Method with Balanced and Reinvestment and Purchase and Maintenance Strategy in Tehran Stock Exchange. Journal of Investment Knowledge (16) (in Persian).
5. Bayat, Ali; Asadi, Lida (2017). Optimization of Stock Portfolio: Utility of Birds Algorithm and Markoitz Model. *Financial Engineering and Managing Securities 8(32), 63-85*. (In Persian).
6. Berger, T., Berger, T., Fieberg, C., & Fieberg, C. (2016). On portfolio optimization: Forecasting asset covariances and variances based on multi-scale risk models. *The Journal of Risk Finance, 17(3),* 295-309.
7. Cheraghi, B. (2000). *Predicting Stock price Behavior in The Framework of Technical Analysis Model: Case Study of Tehran Stock Exchange.* Thesis of Master in Economics, Faculty of Economics, Tehran University.
8. Fadaeenejad, M.E., & Sadeghi, M. (2006). Assessing the Usefulness of Momentum and Reverse Strategies. *Journal of Management Perspective, 17* (In Persian).
9. Gudarzi M., Yakideh K., & Mahfuzi G. (2016), Portfolio optimization by combining data envelopment analysis and decision-making Hurwicz Method. *Journal of Modern Researches in Decision Making 1(4), 143-165*.
10. Huang, X. (2008). Portfolio selection with a new definition of risk. *European Journal of Operational Research, 186(1),* 351-357.
11. Jahankhani, Ali; Parsaeian, Ali (2015). Financial management, Tehran: Samt Publication.
12. Kalayci, C. B., Polat, O., & Akbay, M. A. (2020). An efficient hybrid metaheuristic algorithm for cardinality constrained portfolio optimization. *Swarm and Evolutionary Computation, 54, 100662*.
13. Keyani Herchgani, M., Nabavi Chashmi, S. A., & Memarian, E. (2014). Portfolio Optimization based on Minimum Level of Total Risk Acceptance and Its Components Using Genetic Algorithm Method. *Journal of Investment Knowledge, 3(11)* (In Persian).
14. Khalili Osbouee, S. (2013), Assessing of Strategic Financial Performance of Companies in Tehran Stock Exchange by Employing Multi- Criteria Decision making Texts in Fuzzy Environment. *Journal of Monetary and Banking Management Development, 1(1), 28-53* (In Persian).
15. Khanjarpanah, H., Doroush, D. Shavalpour, S., & Jabbarzadeh, A. (2018). Application of Technical Methods for Predicting Stock Prices: The Approach of Non-linear Probability Models and Artificial Neural Networks. *Journal of Financial management Strategy, 6(3), 59-79* (In Persian).
16. Loreggia, A., Malitsky, Y., Samulowitz, H., & Saraswat, V. (2016). Deep learning for algorithm portfolios. *In Thirtieth AAAI Conference on Artificial Intelligence.*

www.SID.ir

Archive of SID

17. Macedo, L. L., Godinho, P., & Alves, M. J. (2017). Mean-semivariance portfolio optimization with multiobjective evolutionary algorithms and technical analysis rules. *Expert Systems with Applications, 79*, 33-43.
18. Manafi, E. (2015). Adjustment of Return and Its Impact on Optimum Bound Portfolio Performance in Mean-Half Variance Model. Thesis of Master in Economics, Faculty of Economics, Tehran University.
19. Markowitz, H. M. (1976). Markowitz revisited. Financial Analysis *Journal, 32(5), 47-52*.
20. Mirzaee, H. R., Khodamipour, A., & Pourheidari, O. (2016). Application of Multi Objective Genetic Algorithm for Optimization of Stock Portfolios Using Technical Indicatores. *Financial Engineering and Securities Management, 7(29).*
21. Raee, R. (2001). Neural Networks: A New Approach in Making Decisions in Management. *Journal of Humanities, 19.*
22. Raee, R., & Saeedi, A. (2009). *Fundamentals of financial Engineering and Risk Management.* Tehran: Samt Publication.
23. Raee, R., Talangi, A. (2016). *Advanced Investment Management.* Tehran: Samt Publication.
24. Rashedi, E., Nezamabadi-Pour, H. & Saryazdi, S. (2009). GSA: a gravitational search algorithm. *Information sciences, 112(10),* 9909-9943.
25. Razmi, J., Jouly, F., Tavakoli Moghadam, R., & Abbaslou, A. A. (2009). Evaluation of Efficiency of Technical Analysis Methods in Tehran Stock Exchange. *Journal of Industrial Engineering, 43(1)* (In Persian).
26. Saberi, M., Darabi, R., & Hamidian, M. (2019). Optimal Portfolios in Speculation Bubble Space Based on Subjective Accounting. *Journal of Knowledge Investment, 8(30),* (In Persian).
27. Shynkevich, A. (2016). Predictability in bond returns using technical trading rules. *Journal of Banking & Finance, 70,* 55-69.
28. Silva, A., Neves, R., & Horta, N. (2015). A hybrid approach to portfolio composition based on fundamental and technical indicators. *Expert Systems with Applications, 42(4),* 2036-2048.
29. Wilder Jr, J. W. (1986). The relative strength index. *J. of Technical Analysis of Stocks and Commodities*, *4*, 343-346.
30. Tehrani, R., &Esmaeeli, M. (2012). The Effect of Using Important Indicators of Technical Analysis on Short -term Returns of Investment in Tehran Stock Market. *Financial Knowledge of Stock market Analysis (Financial Studies), 5(13)* (In Persian).

www.SID.ir