فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار
شماره پنجاه و دو / پائیز ۱۴۰۱
نوع مقاله : علمی پژوهشی
صفحات : ۱۹-۱

بهینه‌سازی سبد سهام شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران بر اساس روش‌های ترکیبی یادگیری ماشین جمعی دوسطحی و الگوریتم‌های فرا ابتکاری چند هدفه مبتنی بر رویکرد زمان سنجی بازار

ساناز فریدی[۱]
امیر دانشور[۲]
مهدی معدنچی زاج[۳]
شادی شاهوردیانی[۴]

تاریخ دریافت مقاله : ۱۴۰۰/۰۸/۲۳ تاریخ پذیرش مقاله : ۱۴۰۰/۰۹/۲۸

چکیده

در این مقاله با استفاده از رویکرد زمان‌سنجی بازار و روش‌های یادگیری جمعی همگن و غیرهمگن به ارائه سیگنال خرید، نگهداری و فروش و پیش‌بینی بازار براساس ویژگی‌های بنیادی، ویژگی‌های فنی و سری‌زمانی بازدهی هر شرکت در ۱۰۰ روز منتهی به روز جاری پرداخته شده است. بر این اساس، ۲۰۸ شرکت که به عنوان شرکت‌های فعال بین سال‌های ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۹ بودند، انتخاب شدند. برای آموزش داده‌ها توسط ماشین یادگیری جمعی دوسطحی (HHEL) و پیش‌بینی روند بازار بر اساس استراتژی زمان‌سنجی بازار، از داده‌های ۵ سال ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۴ استفاده و برای تست داده‌ها به منزله بهینه‌سازی سبد سهام بر اساس بیشینه‌سازی بازده سبد سهام و کمینه‌سازی ریسک سبد سهام سرمایه‌گذاری، از الگوریتم‌های MOPSO و NSGA II استفاده و با سبد سرمایه‌گذاری بدست آمده با استراتژی خرید و نگهداری مقایسه شده است. نتایج نشان داد الگوریتم MOPSO بالاترین بازده سبد سهام را با ۹۶,۴۳۷٪ در مقابل الگوریتم NSGA II با بازدهی ۹۱,۱۵۷ ٪ و روش سرمایه‌گذاری یکسان با بازدهی ۱۳,۰۵۸٪ بدست آورده است. همچنین ریسک سبد سرمایه‌گذاری در الگوریتم NSGA II بسیار پایین‌تر از ریسک سبد سرمایه‌گذاری در الگوریتم MOPSO به ترتیب با ۰,۷۹۲٪ و ۱,۳۶۷٪ بوده است.

کلمات کلیدی

الگوریتم‌های فرا ابتکاری چند هدفه، بهینه‌سازی سبد سهام، زمان‌سنجی بازار، مدل ترکیبی (جمعی) یادگیری ماشین

۱-گروه مدیریت مالی ، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران،ایران. sanaz.faridi66@gmail.com
۲-گروه مدیریت صنعتی، واحد الکترونیکی، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. (نویسنده مسئول)daneshvar.amir@gmail.com
۳-گروه مدیریت مالی، واحد الکترونیکی، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. madanchi@iauec.ac.ir .
۴-گروه مدیریت مالی، واحد شهر قدس، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران،ایران. shahverdiyani@gmail.com

مقدمه

دستیابی به رشد اقتصادی و ایجاد انگیزه جهت سرمایه‌گذاری، زمانی دریک کشور تسریع می‌گردد که آن کشور دارای بازارهای سرمایه فعال و قابل اعتماد باشد. وجود بازارهای بورس فعال، همواره سرمایه‌گذاران متعددی را به تکاپو وا داشته و حرکت جریان سرمایه و منابع مالی را به بخش‌های مولد تسریع می‌نماید (وچهنی، ۲۰۱۹). یکی از کلیدهای موفقیت در بازار سرمایه برای سرمایه‌گذاران اتخاذ رویکردی مناسب برای مدیریت سبدهای سهام ساخته شده توسط آن‌ها می‌باشد. در طی بحران مالی جهانی ۲۰۰۸ مشاهده شد که در طول وضعیت‌های غیرعادی اقتصادی مزایای تنوع برای مدیریت ریسک از بین می‌رود و تمام دارایی‌های سبد سرمایه‌گذاری همزمان کاهش قابل توجهی را تجربه می‌کنند (شن و همکاران، ۲۰۱۲). لذا مدیریت سبدهایی با استراتژی‌های سرمایه‌گذاری فعال به یکی از مهمترین زمینه‌های پژوهش‌های مالی برای پژوهشگران تبدیل شد (ماسیو و همکاران، ۲۰۲۱) و این کار بسیاری از نظریه‌های اقتصادی غالب، از جمله نظریه بازار کارآمد (EMH) را به چالش کشید. طبق نظریه بازار کارا که توسط فاما (۱۹۷۰) بیان شد، سرمایه‌گذاران نمی‌توانند بازار را شکست داده و با استفاده از داده‌های گذشته اقدام به پیش‌بینی قیمت دارایی‌های مالی کنند. اما نتایج مطالعات اخیر محققان در این زمینه، نظریه EMH را به خطر می‌اندازد و نشان می‌دهد که برخی از بازارها، با استفاده از داده‌های گذشته و شناسایی الگوهای سری زمانی مالی قابل پیش بینی هستند (پاتل و همکاران ، ۲۰۱۵) و این پیش‌بینی پذیری در طول نوسانات شدید و فراز و نشیب‌های بازار افزایش می‌یابد. اما ویژگی‌های غیرثابت و غیرخطی سری‌های زمانی مالی و حساسیت بالای بازارهای مالی به ویژه بازار سهام به تحولات اقتصادی، سیاسی، قانونی، پیش بینی بازار سهام را به یک کار چالش برانگیز تبدیل می‌کند (کارا و همکاران، ۲۰۱۱ و بالینگ و همکاران، ۲۰۱۵).

بسیاری از محققان انواع مختلفی از مدل‌های یادگیری ماشین را برای پیش‌بینی بازار سهام به‌کار گرفته‌اند و نتایج رضایت‌بخشی مانند رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) ایجاد کرده اند (امیر، ۲۰۱۳ و راسل و همکاران، ۲۰۱۵). شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) به عنوان هسته اصلی فناوری یادگیری عمیق نیز به طور گسترده‌ای برای پیش‌بینی بازار سهام استفاده شده است. در بین همه فناوری‌های یادگیری عمیق، شبکه عصبی LSTM، پرسپترون چندلایه عمیق (DMLP) و شبکه عصبی کانولوشنال (CNN) اغلب در پیش‌بینی سری‌های مالی استفاده می‌شود (سزار و اوزبایوقلو، ۲۰۱۸). در برتری مدل‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق در پیش‌بینی بازار سهام، بسیاری از محققان این مدل‌ها را در فرایند انتخاب سهام قبل از تشکیل سبد سهام اعمال می‌کنند و نتایج رضایت بخشی را ایجاد می‌کنند

(تا و همکاران، ۲۰۲۰). در واقع، پیش انتخاب سهام با کیفیت بالا برای موفقیت مدیریت سبد سهام بسیار مهم است (قهرمانی نهر و همکاران، ۲۰۲۱). زمان‌سنجی بازار نیز استراتژی تصمیم‌گیری در مورد خرید یا فروش دارایی‌های مالی (اغلب سهام) با تلاش برای پیش‌بینی تغییرات قیمت بازار در آینده است.

پیش‌بینی ممکن است بر اساس چشم انداز شرایط بازار یا اقتصاد ناشی از تجزیه و تحلیل فنی یا اساسی باشد. در بازار سهام، سرمایه‌گذاران معمولاً سعی می‌کنند بازده سهام سرمایه‌گذاری خود را در آینده تعیین کنند و سپس وزن مطلوب برای هر سهام را برای ایجاد سبد مشخص کنند (ژانگ و همکاران، ۲۰۱۸). بنابراین، پس از فرایند انتخاب سهام، سرمایه‌گذاران همچنین باید قبل از انجام سرمایه‌گذاری معاملاتی، وزن مناسب سرمایه‌گذاری را برای هر سهام انتخاب شده محاسبه کنند. این روش عمدتا بر اساس نظریه پرتفو مدرن انجام می‌گیرد (چن و همکاران، ۲۰۲۰). مدل میانگین واریانس مارکوویتز (MV) به عنوان آغاز تئوری پورتفولیوی مدرن، با به حداکثر رساندن بازده مورد انتظار پورتفولیو و به‌حداقل رساندن ریسک سرمایه‌گذاری پورتفولیو، یک مدل بهینه‌سازی سبد را ایجاد می‌کند. این مدل یک مرز کارآمد از سبد سهام را با کاهش ریسک سرمایه‌گذاری و افزایش بازده مورد انتظار ارائه می‌کند.

با بررسی مطالب بیان شده می‌توان بیان کرد، دو مرحله اصلی در بهینه‌سازی سبد سهام وجود دارد. ابتدا انتخاب سهام‌هایی از سبد سهام براساس استراتژی‌های مختلف و سپس بهینه‌سازی سبد سهام با اهداف بیشینه‌سازی بازده سبد سهام و کمینه‌سازی ریسک سبد سرمایه‌گذاری. روش‌های مختلفی در ادبیات موضوع مطرح شده است که استفاده از هریک از آنها منجربه کسب نتیجه منحصربه فرد در دستیابی به سبد سهام بهینه شده است. من‌جمله انواع روش‌های یادگیری ماشین، سری زمانی، الگوریتم‌های فراابتکاری و غیره. در این مقاله با استفاده از رویکرد زمان سنجی و از روش‌های متنوع در مرحله اول، به انتخاب سهام‌های مناسب جهت آموزش داده‌های بورس و سپس استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری NSGA II و MOPSO جهت بهینه‌سازی سبد سهام با هدف افزایش بازده سبد سهام و کاهش ریسک سرمایه‌گذاری در سبد سهام پرداخته شده است. از این رو برای انتخاب سهام از بین سهام‌های شرکت‌های منتخب از یک مدل یادگیری ماشین دوسطحی استفاده شده است. با ارائه موارد فوق سوال اصلی تحقیق بدین صورت بیان می‌گردد:

"مناسب ترین روش برای بهینه‌سازی سبد سهام شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران چیست؟ "

ساختار مقاله بدین صورت می‌باشد، در بخش دوم به بررسی برخی از مهمترین مقالات بهینه‌سازی سبد سهام با روش‌های مختلف پرداخته شده است. در بخش سوم به ارائه مدل ریاضی جهت افزایش

بازده کل سبد سهام و کاهش ریسک پرداخته شده و رویکرد ترکیبی پیشنهادی ارائه شده است. در بخش چهارم به تجزیه و تحلیل و ارائه نتایج حاصل از پیاده‌سازی رویکرد بر روی داده‌های شرکت‌های بورسی فعال در ایران پرداخته شده است. در بخش پنجم به نتیجه گیری و ارائه پیشنهادهای آتی تحقیق پرداخته شده است.

پیشینه پژوهش

شلن و یخلف (۲۰۱۵) به بهینه‌سازی سبد سهام مبتنی بر حداکثر بازده و حداقل ریسک پرداختند. لذا برای این امر از یک الگوریتم تکاملی ترکیبی هوشمند جدید استفاده کردند. الگوریتم پیشنهادی بر روی داده‌های حاصل از سهام بازار بورس پادشاهی عربستان سعودی انجام شد. ابونوری و همکاران (۲۰۱۶) در پژوهشی با عنوان پیش‌بینی نوسانات بورس اوراق بهادار تهران با رویکرد مارکوف GARCH، چندین مدل GARCH را در رابطه با توانایی آن‌ها برای پیش‌بینی نوسانات در بورس اوراق بهادار تهران ارزیابی کردند. اوویه (۲۰۱۶) با استفاده از برآورد کوواریانس معکوس پراکنده به بهینه‌سازی سبد بر اساس حداقل واریانس مدل مارکوویتز پرداختند. چییانگ و همکاران (۲۰۱۷) با استفاده از روش ترکیبی خوشه‌بندی و الگوریتم ژنتیک به بهینه‌سازی سبد سهام پرداختند. آنها ابتدا سبدی از سبد سهام را از طریق تجزیه خوشه ای اطلاعات سرمایه‌گذاران انتخاب کردند. سپس با استفاده از الگوریتم ژنتیک به بهینه‌سازی وزن سهام انتخاب شده بر اساس بیشینه‌سازی بازده سبد سهام پرداختند. تا و همکاران (۲۰۱۸) از مدل‌های رگرسیون خطی و پشتیبانی از رگرسیون بردار، برای پیش‌بینی حرکت سهام استفاده کردند. آنها همچنین از برای بهینه‌سازی سبد سهام بر اساس بیشینه‌سازی بازده و کنترل ریسک معاملات، از تکنیک‌های بهینه‌سازی متعددی استفاده کردند.

پیاوا و همکاران (۲۰۱۹) با استفاده از روش تلفیقی طبقه‌بندی کننده مبتنی بر یادگیری ماشین، روش ماشین بردار پشتیبان (SVM) و روش میانگین واریانس (MV) را برای انتخاب سبد سهام توسعه دادند. ارزیابی تجربی مدل بر اساس دارایی‌های شاخص بورس اوراق بهادار سائوپائولو بود. این مطالعه کاربرد نظری یادگیری ماشین را گسترش و یک رویکرد بالقوه عملی برای پیش‌بینی قیمت سهام ارائه داد. سولین و همکاران (۲۰۱۹) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک به بهینه‌سازی سبد سهام پرداختند. هدف آنها پیش‌بینی ارزش سهام آینده با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و سپس بهینه‌سازی سبد سهام با الگوریتم ژنتیک با هدف دستیابی به بیشترین بازده سبد سهام و حداقل ارزش ریسک بود. واسیانی و همکاران (۲۰۲۰) از روش شاخص اولویت و ژنتیک برای بهینه‌سازی سبد سهام بر اساس بازده استفاده کردند. شاخص اولویت در انتخاب سهام بر اساس برخی پارامترها مورد استفاده قرار

می‌گیرد: قیمت/درآمد (P/E)، درآمد/سهم (EPS)، ایجاد ثروت، کم ارزش بودن و قیمت هر درآمد/رشد (PEG). چن و همکاران (۲۰۲۰) الگوریتم ژنتیک را برای بهینه‌سازی سبد سهام گروه پیشنهاد دادند.

نتایج آزمایش بر روی ۳۱ سهام مطابق با چهار سناریو نشان داد که الگوریتم پیشنهادی با کروموزوم طراحی شده از کارایی بالایی در بهینه‌سازی سبد سهام، برخوردار است. هیو (۲۰۲۰) با استفاده از یادگیری عمیق به بهینه‌سازی سبد سهام بر اساس هزینه معامله و عامل ریسک پرداخت. الگوریتم‌های استفاده شده در مقاله وی شامل گرادیان سیاست تعیین کننده عمیق، گرادیان سیاست تعمیم یافته عمومی و بهینه‌سازی سیاست تقریبی بود.

چن و همکاران (۲۰۲۱) یک رویکرد بهینه‌سازی سبد سهام جدید با استفاده از یک مدل ترکیبی براساس یادگیری ماشین برای پیش‌بینی سهام و مدل میانگین واریانس مارکوئیتز برای انتخاب سبد سهام توسعه دادند. تکار و چاودهری (۲۰۲۱) با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات به بهینه‌سازی سبد سهام، قیمت سهام و پیش‌بینی روند و سایر جنبه‌های مربوط به بازار سهام پرداختند. ما و همکاران (۲۰۲۱) به بهینه‌سازی سبد سهام با پیش‌بینی بازگشت بر اساس ماشین یادگیری و یادگیری عمیق پرداختند. دزفولی و همکاران (۲۰۲۱) بر اساس داده‌های بازار بورس اوراق بهادار تهران، یک مدل فازی چند هدفه استوار برای بهینه‌سازی سبد سهام طراحی کردند. نتایج نشان داد که مدل بهینه‌سازی چند هدفه فازی دارای ثبات نسبی است.

با توجه به پیشینه تحقیقات انجام شده میتوان بیان کرد روش‌های مختلفی برای بهینه‌سازی سبد سهام و کاهش ریسک سبد سهام سرمایه‌گذاری به کار برده شده است. لذا الگوی جامعی که به صورت همزمان از روشهای یادگیری ترکیبی برای انتخاب سهام از بین سبد سهام و آموزش آنها و از الگوریتم‌های فراابتکاری NSGA II و MOPSO برای بهینه‌سازی سبد سهام بپردازد، وجود ندارد. از این رو در این مقاله با استفاده از مدل‌های یادگیری همگن و غیر همگن نظیر SVM، DT، NB، KNN، شبکه عصبی MLP و میانگین وزنی به آموزش داده‌های بورس ایران در طی سال‌های ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۴ پرداخته و از الگوریتم‌های فرا ابتکاری NSGA II و MOPSO برای تست داده‌ها و بهینه‌سازی سبد سهام با هدف افزایش بازده سبد سهام و کاهش ریسک سبد سهام بورس ایران در طی سال‌های ۱۳۹۵ تا ۱۳۹۹ استفاده شده است.

روش شناسی تحقیق

همانطور که بیان شد، هدف اصلی در این مقاله بهینه‌سازی سبد سهام با توجه به بیشینه‌سازی بازده سبد و کمینه‌سازی ریسک سبد سهام می‌باشد. برای این امر ابتدا بایستی از بین سهام شرکت‌های مختلف،

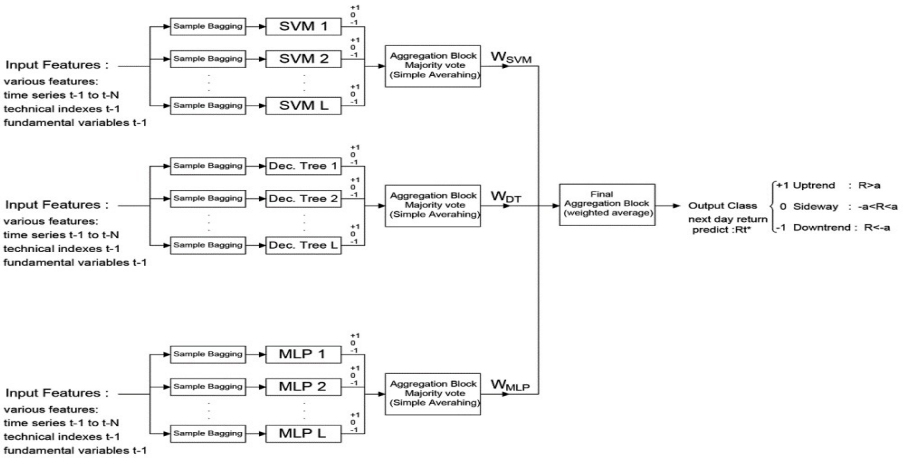
سهم‌هایی که سیگنال خرید از آنها صادر شده باشد، جمع‌آوری شده و سپس بر اساس مدل میانگین-واریانس مارکوئیتز (MV) به بهینه‌سازی توابع هدف پرداخته شود. از این رو در مرحله اول از یک روش ترکیبی مبتنی بر ماشین یادگیری جمعی دوسطحی (HHEL) جهت انتخاب سهام مورد بررسی و آموزش داده‌های استفاده شده است. در این روش انتخاب سبد سهام و پیش‌بینی روند بازار در روز آینده (روند بازار نزولی، یکنواخت، صعودی) بر اساس سه نوع داده ورودی خواهد بود:

۱- سری زمانی بازدهی هر شرکت در ۱۰۰ روز منتهی به روز جاری

۲- ویژگی‌های فنی هر شرکت در روز جاری (قیمت پایانی، تعداد خریداران، تعداد دفعات معامله، حجم معاملات، ارزش معاملات روزانه، ارزش روز شرکت، نسبت P/E و تعداد سهام هر شرکت)

۳- ویژگی‌های بنیادی هر شرکت در روز جاری (قیمت سکه طرح قدیم، سکه طرح جدید، دلار، شاخص، طلا، نفت، یورو)

این ویژگی‌ها متغیرهایی نظیر (RSI، ROC، PDMA، PDEMA، PDLMA و MACD) و غیره را در بر دارد. بر اساس سه نوع داده ورودی با استفاده از ماشین یادگیری جمعی مطابق با شکل (۱) به انتخاب سبد سهام و پیش‌بینی روند بازار در روز آینده جهت خرید، فروش و یا نگهداری سهام پرداخته می‌شود. اساس در نظر گیری سری زمانی بازدهی ۱۰۰ روزه شرکت بر اساس Market timing بوده است. ماشین یادگیری جمعی در شکل (۱) بر اساس همجنس و یا غیرهمجنس بودن مدل‌های یادگیری پایه، به دو دسته همگن و غیرهمگن تقسیم بندی می‌شوند. در روش‌های غیر همگن، از L مدل یادگیری مختلف (ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم گیری، K-نزدیکترین همسایه، شبکه عصبی MLP، شبکه بیزین) به عنوان مدل‌های یادگیری پایه استفاده می‌شود. در حالی که در روش‌های همگن، از یک نوع بادگیر پایه یکسان (مثلا ماشین بردار پشتیبان) به تعداد L مدل استفاده می‌شود و اغلب از روش‌های Sample Bagging برای آموزش مدل‌های یادگیری پایه استفاده می‌شود. با این کار، L مدل یادگیری پایه مشابه، با استفاده از مجموعه داده‌های متفاوتی آموزش می‌بینند و در نتیجه، تجمیع نتایج آنها میتواند باعث کاهش خطای پیش‌بینی شود. در مرحله دوم نیز روش رای اکثریت (میانگین وزنی) به عنوان مدل نهایی یادگیری جمعی دو سطحی استفاده می‌شود.



شکل ۱: مدل یادگیری جمعی پیشنهادی برای پیشبینی روند بازار هر شرکت

در مدل میانگین-واریانس مارکوئیتز $i = \{1,2, \dots, N\}$ شرکت بورسی (سهام) در نظر گرفته شده را نشان می‌دهد، μ_i بازده سهام شرکتی و σ_{ij} کواریانس بین دو سهم i و j می‌باشد. هدف اصلی در مدل میانگین-واریانس مارکوئتز تعیین نسبت سرمایه‌گذاری در هر یک از سهام $W_i, i = \{1,2, \dots, N\}$ در دوره مورد بررسی است. از این رو بایستی مجموع نسبت سرمایه‌گذاری در سهام شرکت‌ها نباید از مقدار ۱ بیشتر گردد. مدل میانگین-واریانس مارکویتز به صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$max\ \mu p = \sum_{i=1}^{N} \mu_i W_i \quad (۱)$$

$$min\ \sigma^2 p = \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} \sigma_{ij} W_i\, W_j \quad (۲)$$

$s.t.$:

$$\sum_{i=1}^{N} W_i = 1 \quad (۳)$$

$$W_i \geq 0 \quad (۴)$$

رابطه (۱) بازده کل سبد سهام را از طریق نسبت سرمایه‌گذاری‌های مختلف در سهام شرکت‌های بورسی بیشینه می‌کند. رابطه (۲) در صدد کاهش ریسک و واریانس سبد سهام بر اساس نسبت سرمایه‌گذاری‌های مختلف انجام شده بر روی سهام‌های شرکتهای بورسی است. رابطه (۳) تضمین می‌کند

کل مقدار سرمایه‌گذاری انجام شده بر روی سهم شرکت‌ها نباید از مقدار ۱ بیشتر شود. رابطه (۴) نیز تضمین می‌کند نسبت سرمایه‌گذاری نبایستی عدد منفی باشد. بر اساس جمع‌بندی موارد فوق میتوان بیان کرد که روش HHEL سیگنال خرید، نگهداری و یا فروش را در ابتدای هر روز صادر کرده و الگوریتم‌های NSGA II و MOPSO با حفظ مقدار کل سرمایه‌گذاری، در صدد تعیین مقدار خرید، فروش و یا نگهداری هر سهم در هر روز بر اساس بهینه‌سازی مدل میانگین-واریانس مارکوئیتز هستند. هر یک از الگوریتم‌ها دارای عملگرهای خاص مربوط به خود بوده و در نتیجه مطابق با ماهیت خود الگوریتم به بهینه‌سازی توابع هدف و تعیین جواب‌های کارا بر می‌آیند.

الگوریتم ژنتیک یکی از الگوریتم‌های اکتشافی حل مسئله است که از مدل‌سازی زیستی جمعیت جانداران بوجود آمده است. در این الگوریتم، خصوصیات نسل جانداران به مقدار توابع هدف و بهبود در خصوصیات نسلی در پی گذشت زمان تشبیه وظهور نسل‌های جدید از ترکیب نسل‌های قبلی به بهبود در مقدار توابع هدف مانند شده است. به عبارت دیگر این الگوریتم از اصول انتخاب طبیعی داروین برای یافتن فرمول یا جواب بهینه به منظور پیش‌بینی یا تطبیق الگو استفاده می‌کند.

گام‌های اصلی الگوریتم NSGA II به شرح زیر می‌باشد:

- تنظیم پارامترهای اولیه الگوریتم و ایجاد جمعیت اولیه
- محاسبه معیارهای برازندگی
- مرتب کردن جمعیت بر اساس شرط‌های غلبه کردن
- محاسبه فاصله ازدحامی
- به محض این که جمعیت اولیه بر اساس شرط‌های غلبه کردن مرتب شد، مقدار فاصله ازدحامی‌در آن محاسبه خواهد شد و انتخاب از میان جمعیت اولیه آغاز می‌شود.
- انجام ترکیب و جهش برای تولید فرزندان جدید
- تلفیق جمعیت اولیه و جمعیت به دست آمده از ترکیب و جهش
- جایگزین کردن جمعیت والدین با بهترین اعضای جمعیت تلفیق شده
- تکرار گام‌های فوق تا شرط برآورده شدن شرط اختتامیه

همچنین الگوریتم MOPSO نیز به عنوان یکی دیگر از الگوریتم‌های فرا ابتکاری برای بهینه‌سازی سبد سهام به کار برده شده است. در واقع این الگوریتم تعمیمی‌است از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات است که برای حل مسائل چند هدفه به کار می‌رود. در الگوریتم MOPSO یک مفهومی به نام آرشیو یا مخزن نسبت به الگوریتم PSO اضافه شده است. که به تالار مشاهیر نیز معروف است. انتخاب بهترین

جواب کلی و بهترین خاطره شخصی برای هر ذره گام مهمی‌و اساسی در الگوریتم بهینه‌سازی چندهدفه ازدحام ذرات است.

هنگامی‌که ذرات میخواهند حرکتی انجام دهند یک عضو از مخزن را به عنوان لیدر یا رهبر انتخاب میکنند. این لیدر حتما باید عضو مخزن و همچنین نامغلوب باشد. اعضای مخزن بیانگر جبهه پارتو و شامل ذرات نامغلوب هستند. پس بجای $gbest$ یکی از اعضای مخزن انتخاب می‌شود. به این دلیل در PSO مخزن وجود ندارد زیرا در آن تنها یک هدف وجود دارد و یک ذره است که بهترین است. اما در MOPSO چند ذره وجود دارد که نامغلوب هستند و در مجموعه جواب جای دارند.

برای مقایسه بهترین خاطره شخص به طریق شکل زیر عمل می‌شود:

۱- اگر موقعیت جدید بهترین خاطره را مغلوب کند، آنگاه موقعیت جدید جای بهترین خاطره را می‌گیرد. به عبارت دیگر

$$pbest_i^{n+1} = X_i^{n+1} \quad (۵)$$

۲- اگر موقعیت جدید توسط بهترین خاطره مغلوب شد، کاری انجام نمیگیرد. به بیان ریاضی:

$$pbest_i^{n} = pbest_i^{n+1} \quad (۶)$$

۳- اگر هیچکدام یکدیگر را مغلوب نکنند، به تصادف یکی را به عنوان بهترین موقعیت در نظر می‌گیرند.

در نهایت گام‌های زیر برای اجرای الگوریتم MOPSO به کار می‌رود:

- تنظیم پارامترهای اولیه الگوریتم و ایجاد جمعیت
- تعیین بهترین خاطره شخصی هر ذره
- جداسازی اعضای نامغلوب جمعیت و ذخیره در مخزن
- حرکت هر ذره بر اساس انتخاب یک رهبر از مخزن (به روز رسانی سرعت و حرکت بر اساس رابطه زیر)

$$V_i^{n+1} = wV_i^n + c_1 rand(pbest_i - X_i^n) + c_2 rand(gbest_i - X_i^n) \quad (۷)$$

$$X_i^{n+1} = X_i^n + V_i^{n+1} \quad (۸)$$

که در آن سرعت V_i^{n+1} سرعت ذره i در تکرار جدیدn، V_i^nسرعت ذره i در تکرار فعلیn، X_i^{n+1} موقعیت کنونی ذره n، X_i^t موقعیت ذره در تکرار جدید n، $pbest_i$ بهترین موقعیتی که ذره i تاکنون اختیار کرده است و $gbest_i$ بهترین موقعیت بهترین ذره (بهترین موقعیتی که تمام ذرات تاکنون اختیار

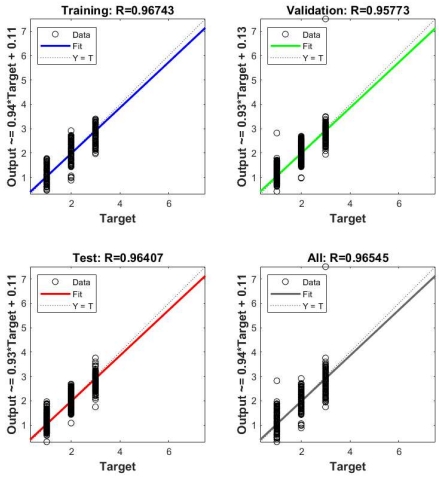
کرده‌اند) است. $Rand$ یک عدد تصادفی بین صفر و یک است که برای حفظ تنوع و گوناگونی گروه بکار می‌رود. C_1 و C_2 به ترتیب پارامترهای شناختی و اجتماعی هستند.

- به روز رسانی بهترین خاطره شتحی هر یک از ذرات
- افزوده شدن اعضای نامغلوب جدید به مخزن
- حذف اعضای مغلوب از مخزن
- تکرار گام‌های فوق تا شرط برآورده شدن شرط اختتامیه

تجزیه و تحلیل نتایج

در این بخش از تحقیق به تجزیه و تحلیل نتایج و بررسی روش‌های انتخاب سهام شرکت بورسی و مقادیر بهینه سبد سهام بر اساس دو الگوریتم NSGA II و MOPSO پرداخته شده است. مورد مطالعاتی در این مقاله شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار در ایران طی سال‌های ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۹ می‌باشد. از این رو داده‌های جمع‌آوری شده طی ۱۰ سال شامل مجمعه ای از ویژگی‌های فنی هر شرکت در روز جاری (قیمت پایانی، تعداد خریداران، تعداد دفعات معامله، حجم معاملات، ارزش معاملات روزانه، ارزش روز شرکت، نسبت P/E و تعداد سهام هر شرکت)، ویژگی‌های بنیادی هر شرکت در روز جاری (قیمت سکه طرح قدیم، سکه طرح جدید، دلار، شاخص، طلا، نفت، یورو) و سری زمانی بازدهی هر شرکت در ۱۰۰ روز منتهی به روز جاری است.

ابتدا بر اساس اطلاعات جمع‌آوری شده، شرکت‌هایی که دارای بیشترین اطلاعات طی ۱۰ سال بوده اند شناسایی و فیلتر شده اند. از بین ۴۸۰ شرکت پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار، ۲۰۸ شرکت جهت آموزش داده‌های توسط ماشین یادگیری جمعی انتخاب و داده‌های ۵ سال اول (۱۳۹۰ تا ۱۳۹۴) جمع‌آوری شده استفاده شده است. همانطور که بیان شد جهت آموزش داده‌ها از ماشین یادگیری جمعی دو سطحی نظیر SVM، DT، NB، KNN، شبکه عصبی MLP و ورش رای اکثریت (میانگین وزنی) استفاده شده است. همچنین مقدار آستانه تعیین روند صعودی ۲ درصد سود و مقدار آستانه تعیین روند نزولی ۲ درصد ضرر در نظر گرفته شده است. با استفاده از ۵ روش پیشنهادی به عنوان مدل‌های پایه ناهمگن یادگیری، تعداد طبقات ۵ و تعداد یادگیرنده‌های در هر طبقه ۵۰ لحاظ شده است. با توجه به حجم داده‌های ورودی، داده‌ها به خوبی آموزش دیده اند و یادگیری ماشین نتایج بسیار دقیقی نیز ارائه می‌دهد. به طوری که خطای آن در حدود صفر متقارن است و همچنین همبستگی بین داده‌های آموزش دیده و پیش‌بینی شده به دست آمده از یادگیری ماشین جمعی دو سطحی مطابق با شکل (۲) تقریبا برابر با ۰,۹۶۵ است.



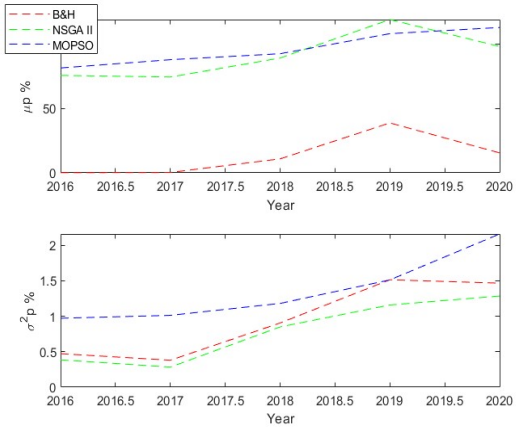
شکل ۲: همبستگی بین داده‌های آموزش دیده و پیش‌بینی شده توسط ماشین یادگیری جمعی

پس از آموزش داده‌ها و استفاده از ماشین یادگیری جمعی دو سطحی، استراتژی Market timing برای سیگنال خرید، نگهداری و فروش روز آینده صادر شده و الگوریتم‌های فرا ابتکاری به فراخور عملگرهای خود به بهینه‌سازی سبد سهام با هدف افزایش بازده سبد سهام و کاهش ریسک سبد سهام خریداری شده می‌پردازند. جهت مقایسه نتایج حاصل از بهینه‌سازی سبد سهام علاوه بر استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری NSGA II و MOPSO، از روش سرمایه‌گذاری یکسان بین سهام‌های شرکت (Buy & Hold) استفاده شده است. جدول (۱) میانگین بازده سبد سهام و ریسک مرتبط با خرید سهام را در هر یک از ۵ سال سرمایه‌گذاری (۱۳۹۵ تا ۱۳۹۹) نشان می‌دهد.

جدول ۱- میانگین بازده سبد سرمایه‌گذاری و ریسک مربوط به آن در بین سال‌های مختلف

سال	B&H		NSGA II		MOPSO	
	μp	$\sigma^2 p$	μp	$\sigma^2 p$	μp	$\sigma^2 p$
۲۰۱۶	۰,۱۴۷	۰,۴۷۲	۷۵,۷۵۶	۰,۳۸۵	۸۱,۳۴۰	۰,۹۷۱
۲۰۱۷	۰,۳۰۱	۰,۳۸۰	۷۴,۳۰۰	۰,۲۸۳	۸۷,۷۵۳	۱,۰۱۲
۲۰۱۸	۱۰,۸۳۱	۰,۹۰۴	۸۹,۰۴۴	۰,۸۴۹	۹۲,۳۹۰	۱,۱۸۰
۲۰۱۹	۳۷,۷۰۰	۱,۵۱۳	۱۱۸,۸۷۴	۱,۱۵۸	۱۰۷,۹۵۲	۱,۵۱۱
۲۰۲۰	۱۵,۴۴۶	۱,۴۶۵	۹۷,۹۸۹	۱,۲۸۴	۱۱۲,۷۴۵	۲,۱۵۸
میانگین	۱۳,۰۵۸	۰,۹۴۷	۹۱,۱۵۷	۰,۷۹۲	۹۶,۴۳۷	۱,۳۶۷

با توجه به نتایج جدول (۱) مشاهده می‌شود الگوریتم MOPSO بالاترین بازده سبد سهام را با ۹۶,۴۳۷ ٪ در مقابل الگوریتم NSGA II با بازدهی ۹۱,۱۵۷ ٪ داشته است. با این اوصاف بازده سبد سهام بدست آمده از الگوریتم‌ها بالاتری از روش سرمایه‌گذاری یکسان بین سهام‌های شرکت بوده است. همچنین ریسک سبد سرمایه‌گذاری در الگوریتم NSGA II بسیار پایین تر از ریسک سبد سرمایه‌گذاری در الگوریتم MOPSO به ترتیب با ۰,۷۹۲٪ و ۱,۳۶۷٪ بوده است. با استفاده از روش سرمایه‌گذاری یکسان، ریسک سبد سهام ۰,۹۴۷٪ بدست آمده است. شکل (۳) میانگین بازده سبد سرمایه‌گذاری و ریسک مرتبط با سبد سهام را در بین سال‌های مختلف بین روش‌های حل مقایسه می‌کند.



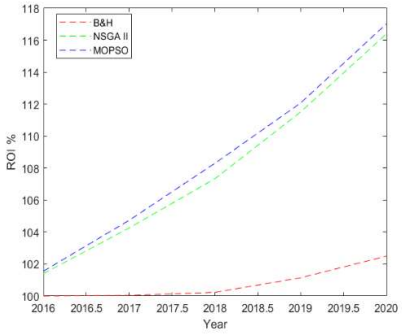
شکل ۳: میانگین بازده سبد هلم و ریسک سبد سرمایه‌گذاری در سال‌های ۱۳۹۵ تا ۱۳۹۹

مطابق با بازده سبد سهام و همچنین ریسک سرمایه‌گذاری، نرخ بازگشت سرمایه در بازه زمانی مورد بررسی (۱۳۹۵ تا ۱۳۹۹) مطابق با روابط (۹) و (۱۰) محاسبه می‌شود.

$$ROI_t = \frac{(1+\mu_t)}{100}, \forall\, t = 1 \qquad (۹)$$

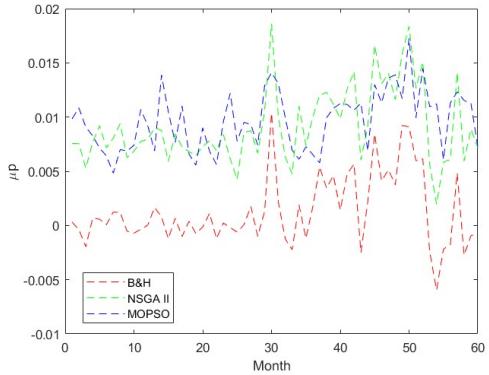
$$ROI_t = \frac{ROI_{t-1}(1+\mu_t)}{100}, \forall\, t > 1 \qquad (۱۰)$$

با در نظر گرفتن روابط فوق، شکل (۴) میانگین نرخ بازگشت سرمایه بدست آمده از تحلیل‌های صورت گرفته توسط هر روش را بین سال‌های ۱۳۹۵ تا ۱۳۹۹ نشان می‌دهد.



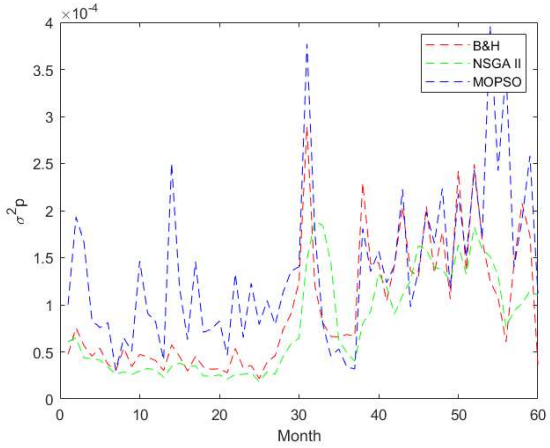
شکل ۴: میانگین نرخ بازگشت سرمایه در سال‌های ۱۳۹۵ تا ۱۳۹۹

با توجه به ریسک بالای سرمایه‌گذاری بدست آمده از الگوریتم MOPSO، بازده کل سبد سهام و همچنین نرخ بازگشت سرمایه در این روش بالاتر از روش‌های دیگر است. به طور میانگین نرخ بازگشت سرمایه طی ۵ سال برای روش B&H برابر ۱۰۰,۷۷۹، برای الگوریتم NSGA II برابر با ۱۰۸,۱۷۸ و برای الگوریتم MOPSO برابر با ۱۰۸,۷۳۷ می‌باشد. با توجه به اینکه امکان ارائه بازده سبد سهام و همچنین ریسک سبد سهام در همه روزهای سال وجود ندارد. از این رو در شکل‌های (۵) تا (۷) به ترتیب روند تغییرات بازده سبد سهام، ریسک سرمایه‌گذاری و نرخ بازگشت سرمایه در بهترین جواب کارای بدست آمده از الگوریتم‌های NSGA II و MOPSO و همچنین روش B&H نشان داده شده است.



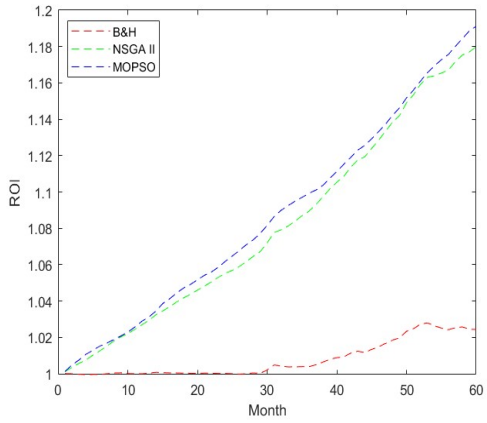
شکل ۵: میانگین بازده سبد سهام در بین سال‌های ۱۳۹۵ تا ۱۳۹۹

مطابق با شکل (۵) مشاهده می‌شود، بازده سبد سهام در سال‌های منتهی به ۱۳۹۸ تا اواسط ۱۳۹۹ به دلیل شارپی بودن قیمت سهام‌ها افزایش یافته است. در حالی که بعد از اواسط سال ۱۳۹۹ به دلیل کاهش شدید قیمت سهام، بازدهی سبد سهام کاهش یافته است.



شکل ۶: میانگین ریسک سبد سهام در بین سال‌های ۱۳۹۵ تا ۱۳۹۹

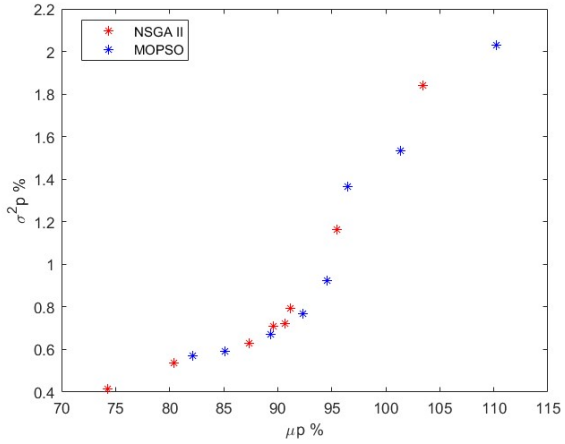
بر اساس شکل (۶) نیز مشاهده می‌شود زمانی که بازده سبد سهام افزایش یافته است، ریسک حاصل از سرمایه‌گذاری نیز افزایش یافته است. با این حال تغییرات مربوط به کنترل ریسک در الگوریتم‌های MOPSO و NSGA II کمتر از روش B&H است.



شکل ۷: میانگین نرخ بازگشت سرمایه در بین سال‌های ۱۳۹۵ تا ۱۳۹۹

متناظر با شکل (۷) مشاهده می‌شود با افزایش بازده سبد سهام به دلیل استفاده از یادگیری ماشین جمعی دو سطحی و ارسال سیگنال مناسب خرید، خرح بازگشت سرمایه افزایش یافته است. در تحلیل‌های فوق به بررسی بهترین جواب کارای بدست آمده از الگوریتم‌های فراابتکاری پرداخته شده است. از آنجایی که الگوریتم‌های فراابتکاری چند هدفه میتوانند مجموعه‌ای از جواب‌های کارا را نشان دهند، در شکل (۸) جبهه پارتو حاصل از جواب‌های کارای بدست آمده از دو الگوریتم MOPSO و NSGA II نشان داده شده است.

با توجه به استراتژی Market timing و ارائه سیگنال خرید و نگهداری بر اساس سری زمانی ۱۰۰ روزه، مشاهده می‌شود، بر اساس جواب‌های کارای بدست آمده از دو الگوریتم MOPSO و NSGA II، با افزایش بازدهی سبد سهام، ریسک سرمایه‌گذاری نیز افزایش یافته است.



شکل ۸: جبهه پارتو بدست آمده از بهینه‌سازی سبد سهام با الگوریتم‌های فرا ابتکاری

نتیجه گیری

در این مقاله با استفاده از استراتژی Market timing و استفاده از روش‌های یادگیری جمعی همگن و غیر همگن به ارائه سیگنال خرید، نگهداری و فروش و پیش‌بینی بازار بر اساس روند صعودی، یکنواخت و یا نزولی بر اساس ویژگی‌های بنیادی هر شرکت در روز جاری (قیمت سکه طرح قدیم، سکه طرح جدید، دلار، شاخص، طلا، نفت، یورو)، ویژگی‌های فنی هر شرکت در روز جاری (قیمت پایانی، تعداد خریداران، تعداد دفعات معامله، حجم معاملات، ارزش معاملات روزانه، ارزش روز شرکت، نسبت P/E و تعداد سهام هر شرکت) و سری زمانی بازدهی هر شرکت در ۱۰۰ روز منتهی به روز جاری پرداخته شد.

بر این اساس از بین داده‌های ۴۸۰ شرکت پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران، ۲۰۸ شرکت به عنوان شرکت‌های فعال که دارای اطلاعات کافی در بین سال‌های ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۹ بودند، انتخاب شدند. برای آموزش داده‌ها توسط ماشین یادگیری جمعی دوسطحی (HHEL) و پیش‌بینی روند بازار بر اساس استراتژی Market Timing، از داده‌های ۵ سال ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۴ استفاده و برای تست داده‌ها به منزله بهینه‌سازی سبد سهام بر اساس بیشینه‌سازی بازده سبد سهام و کمینه‌سازی ریسک سبد سهام سرمایه‌گذاری، از الگوریتم‌های MOPSO و NSGA II استفاده و با روش سرمایه‌گذاری یکسان بین سهام‌های شرکت (Buy & Hold) مقایسه شد.

نتایج نشان داد الگوریتم MOPSO بالاترین بازده سبد سهام را با ۹۶,۴۳۷ ٪ در مقابل الگوریتم NSGA II با بازدهی ۹۱,۱۵۷ ٪ بدست آورده است. با این اوصاف بازده سبد سهام بدست آمده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری بالاتری از روش سرمایه‌گذاری یکسان بین سهام‌های شرکت (Buy & Hold) بوده است. همچنین ریسک سبد سرمایه‌گذاری در الگوریتم NSGA II بسیار پایین تر از ریسک سبد سرمایه‌گذاری در الگوریتم MOPSO به ترتیب با ۰,۷۹۲٪ و ۱,۳۶۷٪ بوده است. با استفاده از روش سرمایه‌گذاری یکسان، ریسک سبد سهام ۰,۹۴۷٪ بدست آمد. همچنین با تحلیل جبهه پارتو از دو الگوریتم MOPSO و NSGA II، با افزایش بازدهی سبد سهام، ریسک سرمایه‌گذاری نیز افزایش یافته است. نتایج نشان می‌دهد جهت افزایش بازده سبد سهام بایستی ریسک سرمایه‌گذاری را متقبل شد. با این حال می‌توان از ابزارهایی جهت مدیریت همزمان سود و ریسک بهره برد. الگوریتم‌های فرا ابتکاری مناسب‌ترین روش برای بهینه‌سازی یبد سهام با افزایش سود و کاهش ریسک معاملاتی هستند.

به منظور بهبود مقاله پیشنهاد می‌شود از روش‌های یادگیری ماشین متفاوت و استفاده از زنجیره مارکوف جهت پیش‌بینی قیمت سهام و انتخاب شرکت‌های فعال بورسی استفاده شود. همچنین الگوریتم‌های فرا ابتکاری جدید به منظور دستیابی به بازده سبد بالاتر با ریسک پایین تر نیز پیشنهاد می‌شود.

منابع

1) Abounoori, E., Elmi, Z. M., & Nademi, Y. (2016). Forecasting Tehran stock exchange volatility; Markov switching GARCH approach. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 445, 264-282.

2) Awoye, O. A. (2016). Markowitz minimum variance portfolio optimization using new machine learning methods (Doctoral dissertation, (UCL) University College London).

3) Ballings, M., Van den Poel, D., Hespeels, N., & Gryp, R. (2015). Evaluating multiple classifiers for stock price direction prediction. Expert Systems with Applications, 42, 7046–7056.

4) Chen, B., Zhong, J., & Chen, Y. (2020). A hybrid approach for portfolio selection with higher-order moments: Empirical evidence from Shanghai Stock Exchange. Expert Systems with Applications, 145, 113104.

5) Chen, C. H., Lu, C. Y., & Lin, C. B. (2020). An intelligence approach for group stock portfolio optimization with a trading mechanism. Knowledge and information systems, 62(1), 287-316.

6) Chen, W., Zhang, H., Mehlawat, M. K., & Jia, L. (2021). Mean–variance portfolio optimization using machine learning-based stock price prediction. Applied Soft Computing, 100, 106943.

7) Cheong, D., Kim, Y. M., Byun, H. W., Oh, K. J., & Kim, T. Y. (2017). Using genetic algorithm to support clustering-based portfolio optimization by investor information. Applied Soft Computing, 61, 593-602.

8) Dezfouli, H. K., & Dezfoli, M. K. (2021). Provide a multi-purpose fuzzy model for stock portfolio optimization. International Journal of Innovation in Engineering, 1(2), 24-39.

9) Emir, S. (2013). Predicting the Istanbul Stock Exchange Index Return using Technical Indicators: A Comparative Study. International Journal of Finance & Banking Studies (2147-4486), 2(3), 111-117.

10) Fama, E. (1970), Efficient Capital Markets: AReview of Theory and Empirical Work, Journal of Finance, 25, 383-417.

11) Ghahremani-Nahr, J., Nozari, H., & Sadeghi, M. E. (2021). Investment modeling to study the performance of dynamic networks of insurance companies in Iran. Modern Research in Performance Evaluation.

12) Hieu, L. T. (2020). Deep Reinforcement Learning for Stock Portfolio Optimization. arXiv preprint arXiv:2012.06325.

13) Kara, Y., Boyacioglu, M. A., & Baykan, Ö. K. (2011). Predicting direction of stock price index movement using artificial neural networks and support vector

machines: The sample of the Istanbul stock exchange. Expert Systems with Applications, 38, 5311–5319.

14) Ma, Y., Han, R., & Wang, W. (2021). Portfolio optimization with return prediction using deep learning and machine learning. Expert Systems with Applications, 165, 113973.

15) Mascio, D. A., Fabozzi, F. J., & Zumwalt, J. K. (2021). Market timing using combined forecasts and machine learning. Journal of Forecasting, 40(1), 1-16.

16) Paiva, F. D., Cardoso, R. T. N., Hanaoka, G. P., & Duarte, W. M. (2019). Decision-making for financial trading: A fusion approach of machine learning and portfolio selection. Expert Systems with Applications, 115, 635-655.

17) Patel, J., Shah, S., Thakkar, P., & Kotecha, K. (2015). Predicting stock and stock price index movement using trend deterministic data preparation and machine learning techniques. Expert systems with applications, 42(1), 259-268.

18) Rasel, R. I., Sultana, N., & Meesad, P. (2015). An efficient modelling approach for forecasting financial time series data using support vector regression and windowing operators. International Journal of Computational Intelligence Studies, 4(2), 134-150.

19) Sezer, O. B., & Ozbayoglu, A. M. (2018). Algorithmic financial trading with deep convolutional neural networks: Time series to image conversion approach. Applied Soft Computing, 70, 525-538.

20) Shalan, S. A. B., & Ykhlef, M. (2015). Solving multi-objective portfolio optimization problem for Saudi Arabia stock market using hybrid clonal selection and particle swarm optimization. Arabian Journal for Science and Engineering, 40(8), 2407-2421.

21) Shen, S., Jiang, H., & Zhang, T. (2012). Stock market forecasting using machine learning algorithms. Department of Electrical Engineering, Stanford University, Stanford, CA, 1-5.

22) Solin, M. M., Alamsyah, A., Rikumahu, B., & Saputra, M. A. A. (2019, July). Forecasting Portfolio Optimization using Artificial Neural Network and Genetic Algorithm. In 2019 7th International Conference on Information and Communication Technology (ICoICT) (pp. 1-7). IEEE.

23) Ta, V. D., Liu, C. M., & Addis, D. (2018, December). Prediction and portfolio optimization in quantitative trading using machine learning techniques. In Proceedings of the Ninth International Symposium on Information and Communication Technology (pp. 98-105).

24) Ta, V. D., Liu, C. M., & Tadesse, D. A. (2020). Portfolio optimization-based stock prediction using long-short term memory network in quantitative trading. Applied Sciences, 10(2), 437.

25) Thakkar, A., & Chaudhari, K. (2021). A comprehensive survey on portfolio optimization, stock price and trend prediction using particle swarm optimization. Archives of Computational Methods in Engineering, 28(4), 2133-2164.

26) Vachhani, H., Obiadat, M. S., Thakkar, A., Shah, V., Sojitra, R., Bhatia, J., & Tanwar, S. (2019, October). Machine learning based stock market analysis: A short survey. In International Conference on Innovative Data Communication Technologies and Application (pp. 12-26). Springer, Cham.

27) Vasiani, V. D., Handari, B. D., & Hertono, G. F. (2020). Stock portfolio optimization using priority index and genetic algorithm. In Journal of physics: conference series (Vol. 1442, No. 1, p. 012031). IOP Publishing.

28) Zhang, Y., Li, X., & Guo, S. (2018). Portfolio selection problems with Markowitz's mean–variance framework: a review of literature. Fuzzy Optimization and Decision Making, 17(2), 125-158.

29) Zhou, Z., Gao, M., Xiao, H., Wang, R., & Liu, W. (2021). Big data and portfolio optimization: A novel approach integrating DEA with multiple data sources. Omega, 102479.