



ارائه مدلی برای انتخاب سبد بهینه سهام با استفاده از الگوریتم هوش جمعی سالپ و

شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه

سیدعلی حسینی^۱

زهرا پورمانی^۲

آرژینا جهانشاد^۳

تاریخ دریافت مقاله : ۹۹/۰۶/۰۴ تاریخ پذیرش مقاله : ۹۹/۰۶/۲۶

چکیده

مهمترین دغدغه سرمایه‌گذاران، افزایش میزان سود و کاهش ریسک در بورس بوده و همواره به دنبال راهکاری جهت بهترین پیشنهاد در خرید سهام هستند، تا بیشترین سود سرمایه‌گذاری را باشد. در تحقیقات انجام شده مشاهده می‌شود که مدل ریاضی میانگین واریانس مارکوویتز یکی از اصلی‌ترین راهکارها است اما بهتر است معیارهایی همچون چولگی با در نظر گرفتن پتانسیل آینده سهام مورد بررسی قرار گیرد. در این تحقیق از ۲۰ شرکت اول از ۵۰ شرکت برتر سه ماهه اول سال ۲۰۱۹ اعلام شده توسط شرکت بورس به عنوان نمونه استفاده شده است. همچنین این پژوهش به دنبال ارائه مدلی است که در آن پتانسیل آینده سهام، توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با چندسناریو مختلف از جمله پیش بینی از روش خود سری زمانی قیمت سهام و یا پیش بینی با تاثیر عوامل موثر در تغییرات قیمت سهام، پیش بینی می‌شود. سپس، این مدل‌های بهینه سازی با استفاده از الگوریتم هوش جمعی سالپ که از الگوریتم های نوظهور و با قدرت همگرایی بالا است، حل می‌گردد. نتایج تحقیق بیانگر آن است که مدل‌های ارائه شده در این مقاله، در مقایسه با روش‌های سنتی و شاخص بازار، بازدهی بالاتری را برای سرمایه‌گذاران فراهم می‌نماید.

کلمات کلیدی

سبد بهینه سهام، شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه، الگوریتم هوش جمعی سالپ

۱. گروه حسابداری، واحد تهران مرکزی، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. ali.h3045@gmail.com

۲. گروه حسابداری، واحد تهران مرکزی، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. (نویسنده مسئول)

zahra.poorzamani@yahoo.com

۳. گروه حسابداری، واحد تهران مرکزی، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. Az_jahanshad@yahoo.com

سرمایه‌گذاری در بورس اوراق بهادار، به عنوان یکی از ابزارهای مالی، همواره مورد علاقه‌ی بسیاری از سرمایه‌گذاران بوده است. مهمترین دلیل استقبال سرمایه‌گذاران از خرید سهام عادی، بازدهی بالای آن است. هرچند، سهام عادی نوسان‌پذیری بیشتری را نیز نشان می‌دهند. از آنجا که افزایش میزان سود و کاهش ریسک سرمایه‌گذاری در بورس همیشه مهم‌ترین دغدغه سرمایه‌گذاران بوده است، در ادبیات مالی، برای کاهش ریسک ناشی از خود سهم، سرمایه‌گذاری در سبد سهام پیشنهاد شده است. سبد سهام یا پرتفوی ترکیب مناسبی از اوراق بهادار ریسک‌دار است که یک سرمایه‌گذار آنها را خریداری می‌نماید [11]. اگر اوراق بهادار ریسک‌دار باشند، مسئله اصلی هر سرمایه‌گذار تعیین اوراق بهاداری است که مطلوبیت آن حداکثر است [12]. این مسئله معادل انتخاب سبد سهام بهینه از مجموعه سبدهای ممکن می‌باشد که تحت عنوان مسئله انتخاب سبد سهام نامیده می‌شود. مسئله بهینه‌سازی سبد سهام یکی از مهم‌ترین زمینه‌های تحقیقاتی در مدیریت ریسک نوین بوده است؛ یکی از اصلی‌ترین کارها در این زمینه، مدل میانگین-واریانس می‌باشد که آن را به عنوان یک موازنه بین دو معیار بهینه‌سازی متعارض میانگین و واریانس در نظر گرفته که به ترتیب نمایانگر بازده و ریسک سبد سهام می‌باشند [13]. مدل استاندارد میانگین-واریانس بر این مفروضات استوار است که یک سرمایه‌گذار، ریسک‌گریز است و هم‌چنین توزیع نرخ بازده، نرمال چند متغیره می‌باشد یا مطلوبیت سرمایه‌گذار، یک تابع درجه دوم از نرخ بازدهی می‌باشد. در تحقیقات نشان داده شده است که این شرایط در عمل به ندرت ارضاء می‌شوند [14]. ممکن است تابع هدف میانگین-واریانس بهترین گزینه برای سرمایه‌گذاران نباشد و دیگر معیارهای ریسک، مناسب‌تر باشند [15].

در تحقیقی نشان داده شد که گشتاورهای بالاتر در انتخاب سبد سهام برای سرمایه‌گذاران اهمیت دارد و تقریباً تمامی آنها در انتخاب بین دو پرتفوی که میانگین و واریانس برابری دارند، سبدي را انتخاب می‌کنند که گشتاور سوم (چولگی^۲) بزرگ‌تری دارد؛ چولگی مثبت برای بازدهی سبد سهام بیانگر مقداری کاهش در ریسک نامطلوب است [16]. تحقیقات انجام شده نشان می‌دهند که بازدهی پرتفوی‌ها معمولاً غیرنرمال هستند و سرمایه‌گذاران ترجیح می‌دهند که پرتفویی را انتخاب نمایند که در شرایط برابری میانگین و واریانس، از درجه عدم تقارن بالاتری برخوردار باشد [17].

سرمایه‌گذاران بودمچنین آنها ترجیح می‌دهند از چولگی به عنوان معیاری برای ریسک در ارزیابی عملکرد استفاده کنند [18 و 19]. مسئله انتخاب سبد سهام به عنوان یک مسئله تخصیص منابع که محدودیت‌های متنوع و اغلب و متعارضی را در نظر می‌گیرد، یک مسئله NP-hard محسوب می‌شود و

ارائه مدلی برای انتخاب سبد بهینه سهام با استفاده از.../حسینی، پورزمانی و جهانشاد

در بسیاری از تحقیقات نشان داده شده است که استفاده از تکنیک‌های محاسبات نرم نظیر الگوریتم‌های فراابتکاری^۳ و شبکه عصبی مصنوعی^۴ به بهبود حل این‌گونه مسائل می‌انجامد [20].

از سوی دیگر ما معتقدیم که یک برنامه سرمایه‌گذاری مانند انتخاب سبد سهام نه تنها باید ماحصل گذشته سهام را در نظر داشته باشد بلکه بایستی پتانسیل آینده سهام را نیز مد نظر قرار دهد، که این امر اهمیت پیش‌بینی قیمت سهام برای سرمایه‌گذاران را آشکار می‌سازد. به طور کلی برای قیمت سهام رفتار تصادفی را فرض می‌کنند، بلکه آن را توسط روش‌های هوش مصنوعی تا حدودی قابل پیش‌بینی می‌دانیم. نظریه‌های متفاوتی در خصوص پیش‌بینی بورس در بازارهای سازمان یافته مطرح شده است. در اوایل قرن بیستم، گروهی از متخصصان صاحب تجربه در ارزیابی اوراق بهادار اعتقاد راسخ بر این امر داشتند که می‌توان از طریق مطالعه و تجزیه و تحلیل روند تاریخی تغییرات قیمت سهام، تصویری را برای پیش‌بینی قیمت آینده سهام ارائه نمود. مطالعات علمی تر با تاکید بر شناسایی دقیق رفتار قیمت سهام، گرایش به سمت مدل‌های ارزشیابی قیمت سهام را به وجود آورد. در ابتدا نظریه‌ی گام‌های تصادفی به عنوان یک شروع در تعیین رفتار قیمت سهام مطرح شد. سپس به ویژگی‌ها و ساختار بازار سرمایه توجه شد که نتیجه‌ی این مطالعات و بررسی‌ها منجر به فرضیه‌ی بازار کارای سرمایه گردید. در بازار کارای سرمایه، اعتقاد بر این است که قیمت سهام انعکاسی از اطلاعات جاری مربوط به آن سهم است و تغییرات قیمت سهام دارای الگوی خاص پیش‌بینی نیست. نظریات مطرح شده تا دهه‌ی 1980 میلادی به خوبی تعیین کننده‌ی رفتار قیمت سهام در بازار بودند تا اینکه تحولات بازار سهام نیویورک در سال 1987، اعتبار فرضیات بازار کارای سرمایه را به شدت زیر سوال برد. در دهه‌ی 1990 میلادی و بعد از آن، بیشتر توجه متخصصان به یک رفتار آشوب‌گرایانه همراه با نظم معطوف شد و تلاش جهت طراحی مدل‌های غیرخطی به منظور پیش‌بینی قیمت سهام اهمیت روز افزونی یافت [21]. بسیاری از مطالعات اخیر نشان داده اند بازار سهام، در حقیقت یک سیستم غیرخطی و آشوبناک است که به عوامل سیاسی، اقتصادی و روانی وابسته است [22]. برای غلبه بر محدودیت تکنیک‌های تحلیل سنتی در پیش‌بینی الگوهای غیرخطی، متخصصان طی دو دهه اخیر تکنیک‌های هوشمند و بخصوص شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم‌های فراابتکاری را برای بهبود پیش‌بینی قیمت سهام به کار برده اند [23 و 42]. با توجه به عدم اطمینانی که بر بازار بورس اوراق بهادار حاکم است و کارا نبودن مدل میانگین-واریانس در بازارهای امروزی، به نظر می‌رسد طراحی یک سیستم خبره با استفاده از تکنیک‌های هوشمند، که صحت و دقت مدل‌سازی را افزایش می‌دهند، برای ارائه سبد سهام بهینه ضروری باشد تا در نهایت سود بیشتری برای سرمایه‌گذاران فراهم گردد. لذا در این تحقیق مدلی کارا تر برای انتخاب سبد سهام ارائه می‌گردد. از آنجا که مهم‌ترین مرحله‌ی مدیریت پرتفوی،

پیش‌بینی بازده مورد انتظار هر سهم می‌باشد، در این مدل، ابتدا به پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه می‌پردازیم. سپس با در نظر گرفتن قیمت پیش‌بینی شده، مدل‌های میانگین-واریانس و میانگین-واریانس-چولگی با استفاده از الگوریتم هوش جمعی سالپ حل می‌شود. برای سنجش عملکرد مدل، کارایی آن را با مدل‌های سنتی میانگین-واریانس و میانگین-واریانس-چولگی و همچنین با شاخص بازار مقایسه می‌نماییم.

ادامه‌ی این مقاله به این صورت سازماندهی شده است. به دنبال این مقدمه، ما پیشینه موضوع را در ارتباط با پیش‌بینی قیمت سهام و انتخاب سبد سهام بررسی خواهیم کرد. سپس متدولوژی این تحقیق را توضیح خواهیم داد و در بخش چهارم برای بررسی اثربخشی مدل ارائه شده به پیاده‌سازی مدل و تجزیه و تحلیل داده‌ها می‌پردازیم. در نهایت یک نتیجه‌گیری کلی از این پژوهش ارائه می‌نماییم.

مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

تاکنون مطالعات زیادی در رابطه با پیش‌بینی پذیری و روش‌های پیش‌بینی در بازار بورس صورت گرفته‌است. هرچند در طی دو دهه‌ی اخیر شاهد آن بوده ایم که شبکه‌های عصبی مصنوعی حضور موفقی در مباحث مالی داشته‌اند و مقالات بسیاری در این زمینه ارائه شده است.

پدر تحقیقی به پیش‌بینی قیمت سهام توسط شبکه عصبی پرداخته شد و با استفاده از انواع شبکه‌های عصبی مانند رو به جلو^۵ و شبکه عصبی رگرسیون^۶، به پیش‌بینی مقدار افزایش یا کاهش ارزش سهم پرداختند. نتایج مدل‌های شبکه عصبی با استراتژی رگرسیون سنتی و روش خرید و نگهداری مقایسه شد و بیانگر آن بود که علیرغم بهتر بودن برخی از این مدل‌ها، نتایج و پیش‌بینی‌ها خیلی راضی کننده نیست [25]. در تحقیق روند قیمت سهام در بازار بورس اوراق بهادار تهران را، برای کشف رابطه‌ی غیرخطی مورد آزمون قرار دادند. نتایج تحقیق آنها بیانگر روند کاملاً غیرخطی رانشان داده است [۱]. در تحقیقی دیگری در رابطه با پیش‌بینی رفتار بازده سهام در بورس اوراق بهادار تهران، قیمت روزانه سهام شرکت توسعه صنایع بهشهر به عنوان نمونه انتخاب شد و تاثیر چند متغیر اقتصاد کلان شامل شاخص کل قیمت بورس تهران، نرخ دلار در بازار آزاد، قیمت نفت و قیمت طلا را در نظر گرفته شد. آنها به پیش‌بینی بازده سهام به‌وسیله‌ی مدل خطی چند عاملی و شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. نتایج حاکی از موفقیت این دو مدل و همچنین برتری مدل شبکه عصبی مصنوعی بود [۲].

در تحقیقی علاوه بر پیش‌بینی شاخص قیمت سهام، به ارائه شواهدی مبنی بر رفتار آشوبناک شاخص قیمت سهام در بورس اوراق بهادار تهران پرداخته شد. در این تحقیق علاوه بر معرفی یک معماری شبکه عصبی برای پیش‌بینی قیمت، مشخص کردند که ارتباط متغیرهای اقتصادی کلان با شاخص بورس اوراق

ارائه مدلی برای انتخاب سبد بهینه سهام با استفاده از.../حسینی، پورزمانی و جهانشاد

بهادار یک ارتباط تعیین کننده نیست. از نتایج دیگر این تحقیق، به وجود روند آشوبناک غیر تصادفی و عدم کارایی بازار بورس اوراق بهادار در سطح ضعیف می توان اشاره کرد. [۳] در تحقیقی مدلی برای پیش بینی قیمت سهام با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی انجام شد. در این پژوهش، اطلاعات مربوط به معاملات هر سهم به عنوان ورودی های شبکه عصبی انتخاب شد. نتیجه استفاده از این مدل، ضریب همبستگی 0/89 برای پیش بینی میانگین قیمت سه روز بعد بود. برای ارزیابی این مدل، محققین این پیش بینی را با مدل رگرسیون نیز انجام دادند که استفاده از آن، میانگین مجذور خطای کمتری را نسبت به مدل شبکه عصبی به ارمغان داشت [۴].

در تحقیقی با استفاده از شبکه عصبی مدلی را برای پیش بینی قیمت روز بعد سهام ارائه شد و در آن کسهام را به عنوان ورودی های شبکه در نظر گرفته اند [5]. در تحقیقی مدل سازی پیش بینی قیمت سهام با رویکرد شبکه های عصبی فازی ارائه شد و به پیش بینی قیمت سهام با استفاده از دو روش شبکه عصبی فازی و روش آماری ARIMA پرداخته شد. نتایج بیانگر آن بود که مدل شبکه عصبی فازی ارائه شده، با دقت خوبی قیمت سهام را پیش بینی کرده و عملکرد آن از روش ARIMA بهتر بود [6]. در تحقیقی دیگر، به مقایسه روش های کلاسیک و هوش مصنوعی در پیش بینی شاخص قیمت سهام و طراحی مدل ترکیبی پرداخته شد. در آن با استفاده از چندین روش آماری و طراحی یک مدل شبکه عصبی و یک مدل شبکه عصبی فازی به پیش بینی شاخص قیمت پرداخته شد. در نهایت نیز یک مدل ترکیبی استفاده نمودند که خروجی هر یک از مدل های شبکه عصبی، شبکه عصبی فازی، مدل آماری ARIMA به همراه داده های شاخص قیمت سهام واقعی به یک شبکه عصبی فازی دیگر وارد می شد. نتایج نشان داد که به ترتیب عملکرد رویکرد ترکیبی، شبکه فازی عصبی، شبکه عصبی و مدل ARIMA به طور قابل توجهی از بقیه روش ها بهتر است [7]. در تحقیقی، یک سیستم خبره مبتنی بر سیستم های فازی و الگوریتم ژنتیک و شبکه های عصبی مصنوعی ارائه شد که به پیش بینی قیمت سهام می پردازد. در این مدل، قیمت آغازین، قیمت پایانی، بیشترین قیمت و کمترین قیمت روزانه به عنوان متغیرهای مستقل و پیش بینی قیمت پایانی روز بعد به عنوان متغیر وابسته مدل در نظر گرفته شد. نتایج نشان داد که این رویکرد بهتر از روش های قبلی عمل می کند [26].

با توجه به اهمیت مسئله انتخاب سبد سهام، تاکنون مطالعات زیادی در این حوزه صورت گرفته است. این مطالعات اغلب به منظور نزدیک کردن شرایط مسئله به واقعیت و همچنین دستیابی به جواب بهینه، با استفاده از تکنیک های هوشمند، انجام شده اند. در ادامه به برخی از این تحقیقات اشاره می گردد:

در تحقیقی نویسندگان، برای بهینه سازی وزن سرمایه گذاری در سبد سهام یک مدل شبکه عصبی تخصیص منبع ارائه نمودند. قیمت سهام، واریانس و کواریانس به عنوان متغیرهای ورودی این شبکه و نرخ تخصیص هر دارایی در پرتفوی به عنوان متغیر خروجی آن در نظر گرفته شد. نتایج تجربی مدل نشان دهنده این حقیقت بود که این مدل همزمان به دو بعد بازدهی مورد انتظار بالاتر و RMSE کمتر توجه دارد [27]. در تحقیقی نویسندگان، به حل مسائلی از بهینه سازی پرتفوی پرداختند که در آنها ضمن لحاظ کردن محدودیت کاردینالیتی، از معیارهای مختلف ریسک مبتنی بر میانگین-واریانس مارکویتز استفاده شده بود. در ابتدا آنها یک رویکرد فرا ابتکاری برای مسئله انتخاب پرتفوی در معیارهای مختلف ریسک نیم واریانس، میانگین قدر مطلق انحرافات و واریانس با چولگی ارائه نمودند و سپس برای به دست آوردن مجموعه کارا، به حل آنها با الگوریتم ژنتیک پرداختند. در نهایت این مدلها را با مدل میانگین واریانس مقایسه نمودند. نتایج تجربی نشان داد که با بکارگیری این معیارهای ریسک، مسائل بهینه سازی پرتفو به راحتی با استفاده از الگوریتم ژنتیک حل می شوند. همچنین آنها به این نتیجه دست یافتند که مرز کارا، با افزایش تعداد اوراق کوتاه تر خواهد شد [28].

در تحقیقی نویسنده، مسئله پرتفوی بهینه سازی را مورد بحث قرار داد. ایشان در مدل خود بازده داراییها را به صورت اعداد فازی در نظر گرفت. نتیجهی تحقیق ایشان، تایید این ایده مالی و اقتصادی بود که هر اندازه سرمایه گذار ریسک بالاتری را پذیرا باشد، پتانسیل بازدهی نیز بالاتر خواهد بود [29].

در تحقیقی نویسندگان با استفاده از الگوی خاصی از الگوریتم ژنتیک به حل مسئله انتخاب سبد سهام پرداخته اند. در این مدل، ابتدا با استفاده از یک الگوریتم ژنتیک بهترین سهام از نظر بازدهی، ریسک و ضریب همبستگی با سهام دیگر، انتخاب می شوند؛ سپس توسط یک الگورتیم ژنتیک دیگر وزن بهینه برای هر سهم منتخب، به دست می آید [30]. در تحقیقی نویسندگان به توسعه روش های مدیریت ریسک بر اساس نظریه ارزش در معرض خطر توجه نموده است. برای بررسی مدل، نویسندگان با استفاده از الگوریتم ژنتیک به ارائه سبد سهامی متشکل از 12 شرکت بورسی پرداختند. نتایج تحقیق بیانگر کارایی مدل و الگوریتم ژنتیک در حل آن بود [31].

در رابطه با کاربرد چولگی در ساخت سبد سهام نیز چندین مطالعه در دنیا صورت گرفته است که در ادامه به برخی از آنها اشاره می شود:

در تحقیقی نویسندگان به بررسی در نظر گرفتن معیار چولگی در انتخاب سبد سهام پرداختند. آنها با بررسی بازده 14 بورس بزرگ اوراق بهادار دریافتند که بازدهها به طور نرمال توزیع نشده اند. هم چنین برای دستیابی به هدف تحقیق، آنها با استفاده از برنامه ریزی هدف چند جمله ای، به ارائه مدلی که ترجیحات

ارائه مدلی برای انتخاب سبد بهینه سهام با استفاده از.../حسینی، پورزمانی و جهانشاد

سرمایه‌گذار در رابطه با چولگی را نیز در بر داشته باشد، پرداختند. نتایج تجربی تحقیق ایشان، ضمن بیان اینکه استفاده از چولگی منجر به تغییرات زیادی در ترکیب سبد سهام می‌گردد، پیشنهاد می‌کند سرمایه‌گذاران این معیار را در ساخت سبد سهام خود در نظر بگیرند [32]. در تحقیقی نویسندگان به ارزیابی عملکرد سبد سهام با استفاده از مدل میانگین-واریانس-چولگی پرداختند. ایشان روش تحلیل پوششی داده‌ها را برای تجزیه و تحلیل پوششی داده‌ها، به کار بردند. نتایج این پژوهش مدل نویسندگان را برای ارزیابی عملکرد اوراق بهادار تایید نمود [33]. در تحقیقی دیگر نویسندگان با در نظر گرفتن معیار چولگی، از برنامه‌ریزی هدف چند جمله‌ای در ارائه سبد سهام بهینه در بازارهای نوظهور استفاده نمودند. نتایج ایشان نیز، مشابه با [34] نشان از اثربخشی معیار چولگی در حل مسئله انتخاب سبد سهام داشت [35].

در تحقیقی نویسندگان مدلی را برای انتخاب سبد سهام بهینه ارائه نمودند. در این مدل، مسئله انتخاب سبد سهام توسط شبکه عصبی و با موازنه معیارهای میانگین-واریانس و چولگی حل می‌شود. نتایج تحقیق ایشان بیانگر قدرت مدل در حل سریع مسئله انتخاب پرتفوی بود [36]. در تحقیقی نویسنده به ارائه مدلی پرداخت که در آن الگوریتم ژنتیک به حل مسئله انتخاب سبد سهام، با استفاده از مدل میانگین-واریانس-چولگی می‌پردازد. در این تحقیق، بازده مورد انتظار با استفاده از نظر خبرگان و به صورت فازی وارد مدل شده است. نتایج تحقیق ایشان نشان داد این مدل در مقایسه با مدل میانگین-واریانس و همینطور در مقایسه با شاخص بازار عملکرد بهتری دارد [37].

روش شناسی پژوهش

پژوهش انتخاب متدولوژی تحقیق یکی از مهم‌ترین و فنی‌ترین مراحل است که پژوهشگر باید با حساسیت ویژه آن را دنبال کند. تحقیق حاضر از بعد هدف از نوع تحقیقات کاربردی می‌باشد. تحقیقات کاربردی تحقیقاتی هستند که نظریه‌ها، قانونمندی‌ها، اصول و فنونی که در تحقیقات پایه تدوین می‌شوند را برای حل مسایل اجرایی و واقعی به کار می‌گیرد. از بعد روش، این تحقیق از نوع توصیفی است. اجرای تحقیق توصیفی می‌تواند صرفاً برای شناخت شرایط موجود یا یاری دادن به فرایند تصمیم‌گیری باشد.

این پژوهش در بازار بورس اوراق بهادار اجرا شده است و جامعه آماری آن شرکت‌های پذیرفته شده در بازار بورس اوراق بهادار تهران می‌باشد. همچنین در این تحقیق از 20 شرکت اول از 50 شرکت برتر سه ماهه اول سال 1398 اعلام شده توسط شرکت بورس به عنوان نمونه استفاده شده است و سبدهای تشکیل شده با توجه به ادبیات موضوع بسیاری از تحقیقاتی که در رابطه با پیش‌بینی بازار سهام انجام گرفته، به نوعی از داده‌های موخر شاخص بهره گرفته شد [8,9]. بیشتر این داده‌ها، شامل قیمت آغازین، قیمت پایانی، بالاترین قیمت و پایین‌ترین قیمت روزانه سهام بوده اند. همچنین برخی از مطالعات به حجم معاملات به

عنوان یکی از متغیرهای موثر در پیش بینی قیمت اشاره شده نموده اند [38,10]. شاخص کل نیز در برخی از مدل سازی‌ها به عنوان نماینده ای از کل شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران در نظر گرفته شده است و توسط محاسبات نرم از جمله الگوریتم فراابتکاری سینوس کسینوس و شبکه های عصبی پرسپترون چندلایه پرداخته شد و در پیش بینی شاخص کل از حجم معاملات و نرخ بازده کمک گرفته شد [39].

در این تحقیق، به منظور پیش بینی قیمت سهام، ما از داده‌های روزانه مربوط به شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران و همچنین قیمت پایانی و حجم معاملات شرکت‌های حاضر در تحقیق استفاده می‌کنیم. به منظور انجام این تحقیق، داده‌های روزانه مربوط به شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران و همچنین قیمت پایانی و حجم معاملات روزانه شرکت‌های حاضر در تحقیق برای ۵۲ از ابتدای سال ۱۳۹۴ الی ۱۳۹۸/۳/۳۰ شامل ۱۵۶۵ روز در نظر گرفته شد. برای گردآوری آن بخش از داده‌های تحقیق که مربوط به مبانی نظری تحقیق می‌باشد از مقالات و مجلات تخصصی فارسی و لاتین استفاده شده است و سعی بر آن بوده تا اطلاعات جدیدتری مورد استفاده قرار گیرد تا پاسخگوی نیاز جامعه امروز ما باشد. برای بخش دیگر تحقیق یعنی داده‌ها و اطلاعات مورد نیاز برای طراحی و آزمون مدل مورد نظر نیز به آرشیو معاملات موجود در پایگاه اطلاع رسانی بورس اوراق بهادار تهران مراجعه شده است.

فرضیات پژوهش

فرض اصلی این تحقیق این است که حل مدل‌های میانگین-واریانس و میانگین-واریانس-چولگی با استفاده از اطلاعات پیش بینی شده توسط شبکه عصبی و الگوریتم هوش جمعی سالپ، منجر به کاراتر شدن سبد سهام می‌گردد.

مدل‌های پژوهش و نحوه اندازه‌گیری متغیرهای آن

مدل میانگین - واریانس

مارکوویتز [39] اولین کسی بود که واریانس یا انحراف معیار را به عنوان یک معیار برای ریسک به کار برد. او فرم اولیه مدلس را بصورت زیر در نظر گرفت:

$$\text{Maximize } \sum_{i=1}^N w_i \bar{r}_i \quad (1)$$

$$\text{subject to } \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_i w_j \sigma_{ij} \leq \beta \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^N w_j = 1 \quad (3)$$

$$0 \leq w_i \leq 1 \quad i = 1 \dots N \quad (4)$$

ارائه مدلی برای انتخاب سبد بهینه سهام با استفاده از.../حسینی، پورزمانی و جهانشاد

که در آن N تعداد دارایی‌های موجود می‌باشد؛ W_i نسبت میزان سرمایه‌گذاری در سهم i ام به کل وجوه سرمایه‌گذاری در سبد سهام است؛ \bar{r}_i بازده مورد انتظار دارایی i ام است. $\sigma_i z$ کواریانس بین دارایی‌های i و j می‌باشد.

معادله (۱) بازده مورد انتظار پرتفوی را بیشینه می‌سازد در حالیکه معادله (۲) اطمینان می‌دهد کواریانس (ریسک) کلی پرتفوی بیشتر از β نباشد. معادله (۳) اطمینان می‌دهد مجموع نسبت سرمایه‌گذاری تمام سهام‌ها برابر با یک باشد. معادله (۴) بیان می‌کند حد پایین و بالای نسبت سرمایه‌گذاری در هر سهم برابر صفر و یک است. این فرموله بندی یک مسئله برنامه ریزی مرتبه دوم است. در این پژوهش ما از مدل اصلی مارکوویتز [39] برای مقایسه با مدل میانگین-واریانس-چولگی استفاده می‌نماییم.

مدل میانگین-واریانس-چولگی

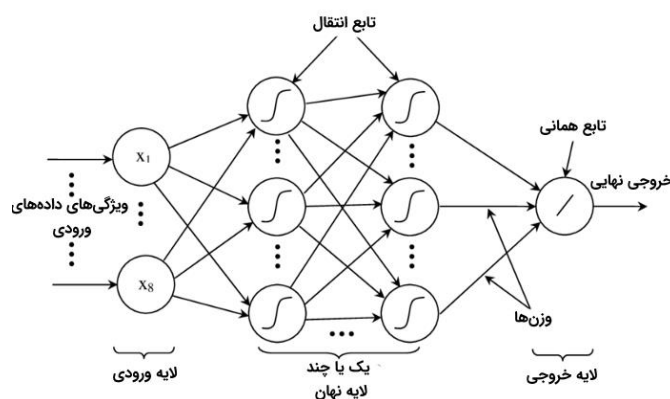
چولگی به معنای انحراف از قرینگی است. اگر یک توزیع نسبت به یک توزیع متقارن انحراف داشته باشد، آن توزیع را توزیع چوله می‌نامیم [40]. اهمیت گشتاور سوم (چولگی) در بهینه سازی سبد سهام، نخستین بار توسط ساموئلسون (1970) پیشنهاد شد. بنا به ادبیات موضوع بازده یک پرتفوی ممکن است توزیع متقارن نباشد. توزیع بازده برای هر دارایی به جای نرمال بودن، بیشتر میل به کشیدگی از خود نشان داده اند. برای اینکه در انتخاب سبد سهام، خصوصیات توزیع بازده را نیز در نظر بگیریم و اطلاعاتی بیشتری را برای تصمیم گیری سرمایه گذار فراهم نماییم، یک رویکرد دیگر، قرار دادن چولگی در مدل میانگین-واریانس است. برای محاسبه چولگی سبد سهام از فرمول ۵ استفاده می‌شود: [41]

$$\sigma_p^3 = E(r_p - \bar{r}_p)^3 / E(r_p - \bar{r}_p)^2 \quad (5)$$

شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی، یکی از روش‌های محاسباتی است که به کمک فرایند یادگیری و با استفاده از پردازشگرهای ساده به نام نرون تلاش می‌کند با شناخت روابط آینده میان داده‌ها نگاهی میان فضای ورودی (لایه ورودی) و فضای مطلوب (لایه خروجی) ارائه دهد. در شبکه‌های عصبی مصنوعی سعی بر این است که ساختاری مشابه ساختار بیولوژیکی مغز انسان و شبکه بدن طراحی شود تا همانند آن، قدرت یادگیری، تعمیم‌دهی و تصمیم‌گیری داشته باشد. لایه یا لایه‌های مخفی، اطلاعات دریافت شده از لایه ورودی را پردازش کرده و در اختیار لایه خروجی قرار می‌دهند. هر شبکه با دریافت مثال‌هایی آموزش می‌بیند. آموزش فرایندی است که در نهایت به یادگیری منجر می‌شود. یادگیری شبکه، زمانی انجام می‌شود

که وزن‌های ارتباطی بین لایه‌ها چنان تغییر کند که اختلاف مقادیر پیش‌بینی شده و محاسبه شده در حد قابل قبولی باشد. با دستیابی به این شرایط، فرایند یادگیری محقق شده است. این وزن‌ها، حافظه و دانش شبکه را بیان می‌کنند. شبکه عصبی آموزش دیده می‌تواند برای پیش‌بینی خروجی‌هایی متناسب با مجموعه جدید داده به کار رود. در تحقیقی نویسندگان سرعت بالای پردازش و انعطاف پذیری در برابر خطاهای ناخواسته را از ویژگی‌های شبکه عصبی مصنوعی ذکر کرده اند [42]. انواع مختلفی از شبکه‌های عصبی مصنوعی با توجه به اهداف تحقیق می‌توانند مورد استفاده قرار گیرند که یکی از معروف‌ترین آنها شبکه عصبی پرسپترون چندلایه است. مطالعات اخیر نشان می‌دهند شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با قانون یادگیری پس انتشار خطا، ساده ترین و پرکاربردترین نوع شبکه عصبی است که در خصوص تخمین پارامترهای مجهول مناسب ارزیابی شده است. این نوع شبکه دارای یک لایه ورودی، یک یا چند لایه مخفی و یک لایه خروجی است (شکل 1).



شکل ۱: معماری شبکه عصبی پرسپترون چندلایه

شکل ۱ پارامترهای ورودی در لایه اول و پارامترهای خروجی (هدف) در لایه آخر قرار می‌گیرند. در این نوع شبکه، ابتدا وزن‌های لایه خروجی تعدیل می‌گردند، زیرا برای هر یک از نرون‌های لایه خروجی، مقدار مطلوب وجود دارد که می‌تواند وزن‌ها را تعدیل کند. پس از محاسبه خطای آموزش توسط شبکه، مقدار آن با مقدار مطلوب مقایسه شده و الگوریتم یادگیری اقدام به بهینه‌سازی مقدار خطای مربوط می‌کند. اگر خطای آموزش از حدی که از قبل تعیین شده، کمتر باشد، فرایند یادگیری پایان می‌یابد. در مرحله آموزش ابتدا محاسبات از ورودی شبکه به سوی خروجی آن انجام می‌شود و سپس مقادیر خطای محاسبه شده از لایه خروجی به لایه‌های قبل انتشار می‌یابد. ساختار یک شبکه عصبی با تعیین تعداد لایه‌ها، تعداد نرون‌ها در هر لایه، تابع محرک، روش آموزش، الگوریتم تصحیح وزن‌ها و نوع مدل، تعیین می‌شود.

ارائه مدلی برای انتخاب سید بهینه سهام با استفاده از.../حسینی، پورزمانی و جهانشاد

در این مقاله ما، از شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه به منظور مدلسازی پیش‌بینی قیمت سهام، استفاده نمودیم و عملکرد آن را در مقایسه با عملکرد شبکه عصبی رگرسیون سنجدیم. قبل از پردازش داده‌ها به وسیله شبکه عصبی، داده‌ها باید نرمال سازی شوند تا توان پیش‌بینی بالاتر برود. بنابراین تبدیلی روی داده‌های ورودی به شبکه انجام می‌شود که داده‌ها در فاصله $[L, H]$ قرار بگیرند. این کار با استفاده از رابطه ۶ انجام می‌شود:

$$X_n = \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} * (H - L) + L \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (6)$$

به منظور ساخت مدل شبکه‌عصبی مصنوعی، از شبکه عصبی چند لایه پیش‌خور با قانون یادگیری پس انتشار خطا و معماری‌های متفاوتی استفاده نمودیم و در نهایت بهترین مدل برای سهام هر شرکت انتخاب شد.

سناریوهای مختلف مدل پیشنهادی در پیش‌بینی قیمت سهام

عصبی فازی در این مقاله به منظور پیش‌بینی دقیق‌تر قیمت سهام سه سناریوی متفاوت را با هریک از مدل‌های شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و شبکه عصبی رگرسیون اجرا کردیم. در ادامه به این سناریوها اشاره می‌شود:

سناریو 1: پیش‌بینی قیمت پایانی هفته، برای چهار هفته آینده. ورودی‌های مدل در این سناریو عبارت بودند از متغیرهای «قیمت پایانی در آخرین روز هفته»، «متوسط هفتگی حجم معاملات» و «مقدار شاخص کل در آخرین روز هفته» برای هفته‌های قبل.

سناریو 2: در دومین سناریو مجدداً به پیش‌بینی قیمت پایانی هفته برای هفته چهارم می‌پردازیم. نحوه اجرای مدل بدین صورت است که ابتدا یک شبکه برای پیش‌بینی قیمت پایانی هفته آینده با توجه به سری زمانی قیمت پایانی هفته‌های قبل ایجاد می‌کنیم، سپس خروجی این شبکه را که پیش‌بینی قیمت هفته بعد می‌باشد، مجدداً به عنوان ورودی شبکه در نظر می‌گیریم تا قیمت سه هفته بعد را به همین ترتیب پیش‌بینی کرده باشیم. در واقع پیش‌بینی قیمت پایانی هفته آینده در سناریو دوم از روی سری زمانی قیمت پایانی انجام شده و عوامل دیگر در آن تاثیر ندارند.

سناریو 3: در سناریوی سوم، ما با استفاده از میانگین هفته‌های قبل در هر یک از متغیرهای ورودی شامل «متوسط هفتگی قیمت پایانی در روزهای هفته»، «متوسط هفتگی حجم معاملات» و «متوسط هفتگی مقدار شاخص کل در روزهای هفته» به پیش‌بینی متوسط قیمت هفتگی، برای چهار هفته بعد

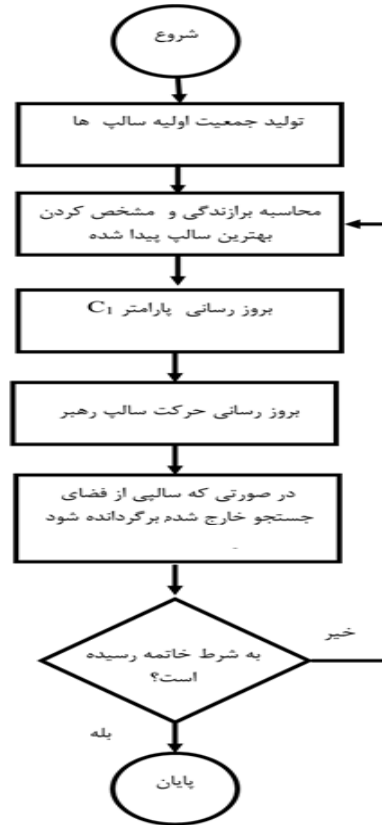
می‌پردازیم. در واقع تفاوت این سناریو با سناریو ۱ در متوسط هفتگی قیمت پایانی در روزهای هفته و متوسط هفتگی مقدار شاخص کل در روزهای هفته است.

الگوریتم هوش جمعی سالپ

الگوریتم هوش جمعی سالپ با الهام از رفتار سالپ در دریا برای رسیدن به طعمه ارائه شده است. این حیوان با رفتار زنجیره ای به طرف طعمه حرکت میکنند و آن را شکار می کنند. این الگوریتم نشان داده است که دارای قدرت جستجو بالا و همگرایی قوی در حل مسائل بهینه سازی است [43]. از زمان معرفی تکنیک های تکاملی، رویکردهای بسیاری برای بهینه سازی سبد سهام ارائه شده که مبتنی بر الگوریتم های تکاملی هستند. در تحقیقی نویسندگان یک الگوریتم ژنتیک برای حل مسئله انتخاب سهام ارائه نمودند که در آن ریسک سبد، با معیار ریسک نامطلوب اندازه گیری می شد [44]. در تحقیق دیگری نویسندگان، یک سبد بهینه با استفاده از الگوریتم گروه ذرات ارائه نمودند که در آن محدودیت میزان سرمایه گذاری نیز در نظر گرفته شده بود [45]. الگوریتم دیگر از جمله کلونی مورچگان [46]، کلونی زنبور عسل [47]، الگوریتم بهینه سازی نهنگ [48] و الگوریتم جستجوی شاپرک [49] از مقالاتی هستند که در حوزه بهینه سازی سبد سهام در سال ۲۰۲۰ ارائه شده اند.

در حوزه بهینه سازی سبد سهام تا بحال با راهکار الگوریتم هوش جمعی سالپ کار نشده است، که در این مقاله ارائه شده است. برای مدلسازی رفتار سالپها جمعیت به دو گروه تقسیم می شود: رهبر و پیرو. سالپ رهبر سالپی می باشد که ابتدای زنجیره قرار دارد و وظیفه هدایت زنجیره را برعهده دارد، بقیه سالپها به عنوان سالپ پیرو شناخته می شوند. همه محل قرار گیری سالپها توسط یک ماتریس دو بعدی که X نامیده می شود قرار می گیرد و محل قرار گیری غذا در فضای جستجو F نامیده می شود. در شکل ۲ فلوجارت الگوریتم سالپ آمده است.

ارائه مدلی برای انتخاب سید بهینه سهام با استفاده از.../حسینی، پورزمانی و جهانشاد



شکل ۲: فلوچارت الگوریتم سالپ

برای به روزرسانی محل رهبر زنجیره از رابطه زیر استفاده می‌کنیم: [۴۴]

$$x_j^1 = \begin{cases} F_j + c_1((ub_j - lb_j)c_2 + lb_j) & c_3 \geq 0 \\ F_j - c_1((ub_j - lb_j)c_2 + lb_j) & c_3 < 0 \end{cases} \quad (7)$$

X_j^1 محل قرار گیری اولین سالپ یا رهبر است و F محل قرار گیری غذا برای بعد از آن است که بعد از هر سیکل با توجه به جواب‌های جدید جمعیت تولید شده آپدیت می‌شود، UB کران بالا و LB کران پایین بعد از آن است. پارامترهای C_2 و C_3 اعدادی تصادفی هستند و مهمترین پارامتر تاثیر گذار بر روی نرخ اکتشاف و استخراج با پارامتر C_1 است. این پارامتر با استفاده از رابطه زیر بروز میشود: [۴۴]

$$c_1 = 2 e^{-\left(\frac{4l}{L}\right)^2} \quad (8)$$

که در آن I شماره تکرار تکامل فعلی الگوریتم و L تعداد تکرار نهایی الگوریتم است. برای به روزرسانی محل پیروها از رابطه زیر بهره می‌بریم.

$$x_j^i = \frac{1}{2}(x_j^i + x_j^{i-1}) \quad (9)$$

در حرکت سالپ پیرو، موقعیت مکانی هر سالپ پیرو X_j^i از موقعیت فعلی خود بعلاوه موقعیت سالپ قبل خود تاثیر می‌پذیرد.

برای حل مسئله انتخاب سبد سهام بوسیله الگوریتم هوش جمعی سالپ، هر سالپ (راه حل بالقوه) برای بیست سهام شرکت هر سالپ شامل یک آرایه با بیست خانه است و به صورت یک آرایه ۲۰ تایی از اعداد حقیقی در نظر گرفته می‌شود؛ به گونه‌ای که ارزش هر عضو از این آرایه سهم هر شرکت را در سبد سهام نمایان می‌سازد. در شکل ۳ یک نمونه از سالپ برای مسئله انتخاب سبد سهام از بین ۲۰ سهم مختلف، نشان داده شده است. خاطر نشان می‌سازد مجموع اعضای هر سالپ بایستی برابر یک باشد.

۰,۰۵	۰,۰۹	۰,۰۳	۰,۰۶	۰,۰۹	۰	۰,۰۵	۰	۰,۰۱	۰	۰,۰۶	۰,۰۵	۰,۰۵	۰,۱۲	۰,۰۵	۰,۰۹	۰	۰,۰۸	۰,۱۱	۰,۰۱
------	------	------	------	------	---	------	---	------	---	------	------	------	------	------	------	---	------	------	------

شکل ۳: یک نمونه از سالپ برای حل مسئله انتخاب سبد سهام از بین ۲۰ سهم مختلف شرکتها برای برازندگی هر سالپ با استفاده از تابع بهینه سازی اقدام می‌شود. تابع بهینه سازی در این مقاله شامل دو مدل میانگین-واریانس در معادله ۱۰ و مدل میانگین-واریانس-چولگی در معادله ۱۴ است. در مدل میانگین-واریانس که برای تشکیل سبد سهام استفاده می‌شود با توجه به معادلات ۱ الی ۴ شکل نهایی مدلی میانگین - واریانس برای استفاده از بهینه سازی هوش جمعی سالپ در معادله ۱۰ و محدودیت ها در معادله ۱۱ الی ۱۳ آمده است:

$$\text{Maximize } \sum_{i=1}^N X_i R \quad (10)$$

$$\text{subject to } \sum_{i=1}^N X_i V \leq \beta \quad (11)$$

$$\sum_{j=1}^N X_j = 1 \quad (12)$$

$$0 \leq X_i \leq 1 \quad i = 1 \dots N \quad (13)$$

در این حالت از مدل میانگین-واریانس، ریسک کوچکتر مساوی با حداکثر ریسک قابل تحمل سرمایه گذار در نظر گرفته می‌شود و بر اساس آن سبدهای از سهام انتخاب می‌شود که بازده بیشتری را ایجاد نماید.

همچنین برای تشکیل سبدهای سهام بر اساس مدل میانگین-واریانس-چولگی، از مدل زیر استفاده

نمودیم:

ارائه مدلی برای انتخاب سبد بهینه سهام با استفاده از.../حسینی، پورزمانی و جهانشاد

$$\text{Maximize } \sum_{i=1}^N X_i R + \sum_{i=1}^N X_i S \quad (14)$$

$$\text{subject to } \sum_{i=1}^N X_i V \leq \beta \quad (15)$$

$$\sum_{j=1}^N X_i = 1 \quad (16)$$

$$0 \leq X_i \leq 1 \quad i = 1 \dots N \quad (17)$$

از آنجا که سرمایه‌گذار در یک سطح مشخصی از ریسک ابتدا به دنبال افزایش بازده و سپس افزایش چولگی سبد سهام خود می‌باشد، لذا در این حالت نیز، ریسک بر اساس نظر سرمایه‌گذار محدود شده و سبد سهامی با بیشینه بازدهی و حداکثر چولگی ممکن انتخاب می‌گردد. به منظور سخت‌تر کردن مسئله و نزدیک نمودن آن به شرایط دنیای واقعی، برای ساخت سبد سهام بهینه محدودیت حداکثر سهم هر شرکت در سبد را یکبار برابر $1/25$ و بار دیگر برابر $1/5$ در نظر گرفتیم و مدل با استفاده از الگوریتم هوش جمعی حل می‌شود.

مراحل الگوریتم بهینه‌سازی سالپ برای انتخاب سبد بهینه به شرح زیر است [44]:

- ۱- تولید تصادفی جمعیت سالپ‌ها در فضای جستجو (همانند شکل ۳)
- ۲- تا وقتیکه به شرط خاتمه نرسیده است (maximum number of iteration < I):
 - ۱-۲- محاسبه برازندگی هر سالپ با استفاده تابع بهینه‌سازی (تابع بهینه‌سازی ۱۰ و یا تابع بهینه‌سازی ۱۴)

۲-۲- مشخص کردن بهترین سالپ (سالپی با برازندگی بهتر) در متغیر F

۲-۳- بروزرسانی C_1 با رابطه (8)

۲-۳-۱- بروزرسانی موقعیت رهبر با رابطه (۷) برای تمام سالپ‌ها

۲-۳-۲- بروزرسانی موقعیت پیرو با رابطه (۹) برای تمام سالپ‌ها

۲-۴- در صورتی که سالپی از فضای جستجو خارج شده است به فضای جستجو برگردانده شود.

۳- برگرداندن بهترین سالپ به عنوان جواب نهایی. اعداد بزرگتر در آرایه بهترین سالپ، نشان

دهنده اهمیت خرید آن سهام را مشخص می‌کند.

نتایج تجربی تحقیق

مدل‌سازی پیش‌بینی قیمت سهام

به منظور انتخاب بهترین مدل برای پیش‌بینی قیمت سهام، به مدلسازی هر یک از سه سناریو مطرح شده در بخش قبل، با دو روش شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) و شبکه عصبی رگرسیون (GRNN)

فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار / شماره چهل و چهارم / پاییز ۱۳۹۹

پرداختیم. برای این مرحله، از داده‌های مربوط به 52 ماه منتهی به 1398/3/30 استفاده نمودیم. در ساخت مدلها، 70 درصد داده‌ها برای آموزش، 10 درصد برای اعتبارسنجی و 20 درصد نیز برای آزمایش شبکه به کار گرفته شد. در ادامه متوسط عملکرد هر یک از مدلها بر روی داده‌های آزمایشی شرکت‌ها توسط سه معیار خطای میانگین مربعات خطا (RMSE)، ضریب تعیین (R^2) و ضریب تغییرات (CV) نشان داده شده است.

جدول ۱: معیارهای ارزیابی عملکرد بر اساس روش‌های مختلف

CV	RMSE	R2	روش	
0/11	301	0/802	سناریو یک	GRNN
0/13	355	0/734	سناریو دو	
0/12	312	0/811	سناریو سه	
0/9	159	0/860	سناریو یک	MLP
0/11	146	0/751	سناریو دو	
0/10	191	0/831	سناریو سه	

با توجه به جدول فوق، مشاهده می‌شود تکنیک شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) عملکرد بهتری را در پیش‌بینی قیمت سهام داشته و مدلی که از سناریو شماره یک استفاده می‌کند، پیش‌بینی دقیق‌تری را فراهم می‌سازد.

۶-۲- انتخاب سبد سهام بر اساس بازده پیش‌بینی شده شبکه عصبی پرسپترون چندلایه

(MLP)

با توجه به نتایج مرحله قبل، در ساخت سبد سهام بهینه از مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و سناریو یک، برای تعیین بازده مورد انتظار هر سهم استفاده نمودیم. بدین منظور با استفاده از اطلاعات مربوط به معاملات شرکت‌ها و شاخص کل بازار برای هفته‌های قبل، به پیش‌بینی قیمت سهام شرکت‌ها در هفته 98/3/1 الی 98/3/30 اقدام نمودیم و از آن در ساخت سبد سهام بر اساس مدل میانگین-واریانس و مدل میانگین-واریانس-چولگی استفاده کردیم. بازده حاصل از قیمت پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه در جدول 2 نشان داده شده است.

ارائه مدلی برای انتخاب سبد بهینه سهام با استفاده از.../حسینی، پورزمانی و جهانشاد

جدول ۲: بازدهی سبدهای سهام با استفاده از بازده پیش بینی شده توسط MLP

مدل میانگین- واریانس - چولگی		مدل میانگین- واریانس		بازده پیش بینی MLP	نماد شرکت	ردیف
درصد سرمایه گذاری (سقف ۵۰ درصد)	درصد سرمایه گذاری (سقف ۲۵ درصد)	درصد سرمایه گذاری (سقف ۵۰ درصد)	درصد سرمایه گذاری (سقف ۲۵ درصد)			
29	۲۵	۳۰	۲۵	14/10	فولاد	۱
۰	۰	۰	۰	-7/21	فارس	۲
۰	۰	۰	۰	-15/15	جم	۳
23	۲۳	۱۶	۲۱	5/19	شپنا	۴
۰	۰	۰	۰	-10/52	کگل	۵
۰	۰	۰	۰	-12/16	ویملت	۶
20	۲۵	۲۳	۲۵	7/78	پارس	۷
۰	۰	۰	۰	-9/83	کچاد	۸
۰	۰	۰	۰	1/15	تاپیکو	۹
۰	۰	۰	۰	-11/76	رمینا	۱۰
۰	۰	۰	۰	-16/14	همراه	۱۱
۰	۰	۰	۰	-8/18	ویاسار	۱۲
5	2	11	4	3/05	خودرو	۱۳
1	۰	۰	۰	-3/16	مبین	۱۴
۰	۰	۰	۰	-11/35	وغدیر	۱۵
۰	۰	۰	۰	-1/32	کهرام	۱۶
۰	۰	۰	۰	-4/80	دعبید	۱۷
۰	۰	۰	۰	-11/10	ونوین	۱۸
22	۲۵	۲۰	25	11/32	حکشتی	۱۹
0	۰	۰	۰	-4/65	ستران	۲۰
۱۲,۷۹	۱۲,۱۹	۱۲,۲۰	۱۱,۹۶	بازدهی واقعی سبد سهام بر حسب درصد		

همانطور که اشاره شد، به منظور سخت تر کردن مسئله و نزدیک نمودن آن به شرایط دنیای واقعی، برای ساخت سبدهای سهام بهینه محدودیت حداکثر سهم هر شرکت در سبد را یکبار برابر ۰/۲۵ و بار دیگر برابر ۰/۵ در نظر گرفتیم و مدل را با استفاده از الگوریتم هوش جمعی سالپ حل نمودیم. ترکیب سبدهای ارائه شده و میزان بازدهی سبد در جدول ۲ نشان داده شده است.

فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار / شماره چهل و چهارم / پائیز ۱۳۹۹

انتخاب سبد سهام بر اساس میانگین بازدهی گذشته

در بسیاری از تحقیقات از میانگین بازده تاریخی هر سهم، به عنوان بازده مورد نیاز استفاده شده است. لذا برای سنجش کارایی مدل پیشنهاد شده در این تحقیق، مدل‌های میانگین-واریانس و میانگین-واریانس-چولگی را با استفاده از میانگین بازدهی و در نظر گرفتن محدودیت‌های قبلی حل نمودیم. نسبت حضور سهام هر شرکت در سبد و بازده هر یک از این مدل‌ها در جدول ۳ نشان داده شده است.

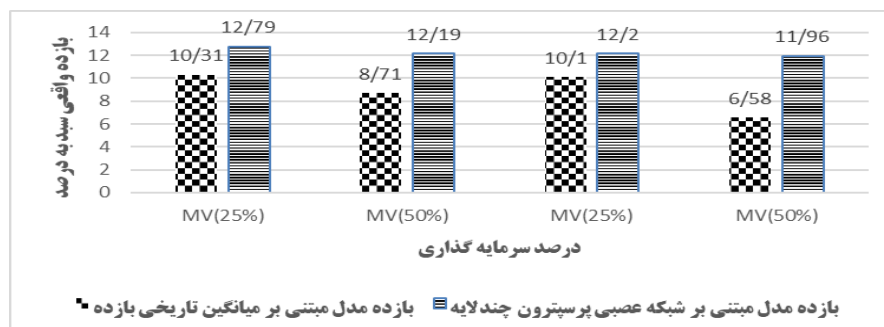
جدول ۳: بازدهی سبدهای سهام با استفاده از میانگین تاریخی بازده

مدل میانگین-واریانس-چولگی		مدل میانگین-واریانس		بازده مورد انتظار بر اساس میانگین بازدهی	نماد شرکت	ردیف
درصد سرمایه گذاری (سقف ۵۰ درصد)	درصد سرمایه گذاری (سقف ۲۵ درصد)	درصد سرمایه گذاری (سقف ۵۰ درصد)	درصد سرمایه گذاری (سقف ۲۵ درصد)			
۲۱	۲۵	۲۰	۲۴	۳,۰۱	فولاد	۱
۰	۰	۰	۴	۱,۸۵	فارس	۲
۰	۰	۰	۰	۰,۳۸	جم	۳
۰	۰	۰	۰	۰,۵۸	شپنا	۴
۰	۰	۰	۰	۰,۲۸	کگل	۵
۰	۰	۰	۰	۰,۵۹	وبملت	۶
۱۱	۲۱	۱۶	۴	۲,۸۶	پارس	۷
۰	۰	۰	۰	۰,۴۹	کچاد	۸
۳	۷	۳	۴	۲,۳۹	تاپیکو	۹
۰	۰	۰	۰	۰,۶۱	رمپنا	۱۰
۰	۰	۰	۰	۱,۰۵	همراه	۱۱
۰	۰	۰	۰	-۱,۷۹	وپاسار	۱۲
۱	۰	۰	۱	۰,۷۷	خودرو	۱۳
۰	۰	۰	۰	-۰,۰۸	مبین	۱۴
۰	۰	۰	۲	۱,۹۵	وغدیر	۱۵
۶	۶	۳	۱۲	۲,۸۲	کهرام	۱۶
۰	۰	۰	۰	-۰,۱۴	دعبید	۱۷
۰	۵	۲	۵	۲,۸۶	ونوین	۱۸
۵۰	۲۵	۵۰	۲۵	۶,۳۵	حکشتی	۱۹
۶	۱۱	۶	۱۹	۲,۶۹	ستران	۲۰
۱۰,۳۱	۸,۷۱	۱۰,۱۰	۶,۵۸	بازدهی واقعی سبد سهام بر حسب درصد		

ارائه مدلی برای انتخاب سبد بهینه سهام با استفاده از.../حسینی، پورزمانی و جهانشاد

مقایسه بین مدل‌های تحقیق با مدل‌های مبتنی بر میانگین تاریخی بازده

مقایسه بین سبدهای ارائه شده در جداول ۲ و ۳، نشان می‌دهد مدل‌هایی که در آنها از اطلاعات پیش-بینی شده توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه استفاده شده، بازدهی بالاتری را برای سرمایه‌گذاران فراهم می‌نماید. این امر ناشی از آن است که تکنیک‌های هوشمند، نسبت به میانگین تاریخی بازده، تخمین بهتری از بازده آینده سهام ارائه می‌کنند. در شکل ۳، مقایسه بین این مدل‌ها آورده شده است.



شکل ۳: مقایسه بین مدل‌های تحقیق با مدل‌های مبتنی بر میانگین تاریخی بازده

شاخص کل بورس اوراق بهادار از ۱۷۹ هزار و ۱۹۴ واحد در ۵ فروردین به ۲۳۴ هزار و ۸۷۹ واحد در پایان خرداد رسید. شاخص کل هم‌وزن در ابتدای فروردین در کانال ۳۳ هزار واحدی قرار داشت و در پایان خرداد به ۵۶ هزار واحد رسید که بازدهی ۷۰ درصدی را نشان می‌دهد. ارزش بازار در آخرین روز بهار ۸۹۳ هزار میلیارد تومان، معادل ۶۷ میلیارد دلار بود. همچنین شاخص ۵۰ شرکت برتر از رشد ۵/۵ درصدی را برای این شاخص نشان می‌دهد.

نتیجه‌گیری

سعی این تحقیق بر آن بود مدلی کارا تر از مدل‌های مورد استفاده موجود برای انتخاب سبد سهام مورد بررسی قرار گیرد. مدلی که با در نظر داشتن حقایق محیط بازار (عدم قطعیت) سودآوری بیشتری را برای سرمایه‌گذاران فراهم نماید. به همین منظور پس از تعیین یک مدل کارا برای پیش‌بینی قیمت سهام و بدست آوردن بازده مورد انتظار برای سهام هر شرکت، به حل مدل میانگین-واریانس و مدل میانگین-واریانس-چولگی توسط الگوریتم هوش جمعی سالپ پرداختیم. برای سنجش عملکرد مدل‌هایی که از تکنیک‌های هوشمند برای تعیین بازده مورد انتظار سهام، بهره می‌گیرند، یکبار نیز مدل‌های میانگین-واریانس و میانگین-واریانس-چولگی را با استفاده از میانگین موزون بازده هر سهم به عنوان بازده مورد انتظار، توسط الگوریتم هوش جمعی سالپ حل نمودیم. مقایسه این پرتفوی‌ها نشان داد بازده مدل‌هایی که در آنها

از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه برای تعیین بازده مورد انتظار هر سهم استفاده شده است، بیشتر از مدلهایی است که از میانگین تاریخی بازده‌ها، به عنوان بازده مورد انتظار هر سهم، استفاده می‌کنند؛ این امر، از یک سو خود موید کارایی سناریویی است که برای پیش-بینی قیمت سهام مطرح گشت و از سوی دیگر به علت توانایی شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه در تقریب روابط غیر خطی می‌باشد. همچنین، همانند اکثر تحقیقات دیگر در رابطه با کاربرد معیار چولگی در مدل میانگین-واریانس، نتایج این پژوهش نشان داد مدل میانگین-واریانس-چولگی در یک سطح مشخصی از ریسک، بازدهی بالاتری را نسبت به مدل میانگین-واریانس فراهم می‌نماید. در مقایسه با شاخص بازار نیز، نتایج حاکی از آن بود که تشکیل سبد سهام بهینه، با استفاده از اطلاعات پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه سودآوری بالاتری را برای سرمایه‌گذاران فراهم می‌نماید. به طور کلی نتایج این تحقیق بیانگر اثربخشی بیشتر مدل‌های ارائه شده در این تحقیق می‌باشد. لذا، برای آن دسته از سرمایه‌گذاران بورس اوراق بهادار تهران که در یک سطح معینی از ریسک به دنبال کسب بازده بیشتری هستند، پیشنهاد می‌گردد از مدل پیشنهادی برای انتخاب سهام استفاده نمایند.

به منظور مطالعات آینده پیشنهاد می‌گردد در سایر مدل‌هایی که میانگین تاریخی بازده را به عنوان بازده مورد انتظار به کار می‌برند، از قیمت (بازده) پیش‌بینی شده توسط تکنیک‌های هوشمند این مقاله از جمله شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و الگوریتم هوش جمعی سالپ استفاده شود و عملکرد آن‌ها در مقایسه با مدل‌های سنتی سنجیده شود. همچنین با بررسی الگوریتم هوش جمعی سالپ مشاهده می‌شود که این الگوریتم دارای مکانیسم جستجوی قوی در فضای مسئله است و به علت حرکت دسته جمعی سالپ‌ها به ناحیه‌ای از فضا که بهینه سراسری در آن منطقه است، بهینه مسئله با دقت بیشتری پیدا می‌شود که این خود باعث دقت همگرایی این الگوریتم است. اما وابستگی این الگوریتم به تعداد عوامل جستجو و از طرفی حرکت دسته جمعی سالپ‌ها به ناحیه بهتر فضای جستجو، ممکن است باعث شود برخی از نقاط فضای جستجو (در صورتی که عامل‌های جستجو کم باشند) به درستی اکتشاف نشود و این خود باعث همگرایی زودرس به بهینه محلی خواهد بود. همچنین در این الگوریتم نرخ اکتشاف و استخراج با استفاده از ضریب C تنظیم می‌شود که این پارامتر فقط وابسته به تعداد دور تکامل الگوریتم انجام می‌شود و برای تنظیم آن میزان همگرایی سالپ‌ها به نقطه بهینه در نظر گرفته نشده است. پیشنهاد می‌شود بهبود الگوریتم هوش جمعی سالپ با هدف بهبود نتایج این مقاله بعنوان کار آینده تحقیق شود.

ارائه مدلی برای انتخاب سبد بهینه سهام با استفاده از.../حسینی، پورزمانی و جهانشاد

منابع

- ۱) فرنگار، محمدپورزند محمدابراهیم. (1398) استفاده از الگوریتم ترکیبی سری های زمانی فازی برای پیش بینی قیمت سهام و مقایسه آن با قیمت های سهام محاسبه شده با الگوریتم نسبت طلایی در شرکت های پذیرفته شده بورس تهران ، فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار. شماره سی و هشتم ، ص ۴۲-۶۴.
- ۲) جعفر باباجانی محمدرضا تقوا قاسم بولو محسن عبداللهی (1398). پیش بینی بازده سهام در بورس اوراق بهادار تهران: مدل شبکه های عصبی مصنوعی و مدل چند عاملی، راهبرد مدیریت مالی سال هفتم ، ص. 132-150.
- ۳) سید حسین میرعلوی، زهرا پورزمانی، آریتا جهانشاد (1398). ارائه مدلی مبتنی بر رفتار مالی سرمایه گذاران جهت پیش بینی قیمت سهام با استفاده از روش های فرا ابتکاری شبکه های عصبی ، بورس اوراق بهادار سال دوازدهم ، پاییز ، شماره ۴۷ ، ص ۷۶-۱۰۹
- ۴) احمدخان بیگی، سهیل؛ عبدالوند، ندا؛. (1396). پیش بینی قیمت سهام با رویکرد ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم رقابت استعماری مبتنی بر تئوری آشوب. راهبرد مدیریت مالی « پاییز - شماره ۱۸ ، ص. 27-44.
- ۵) فقیهی نژاد، محمد تقی؛ مینایی، بهروز. (1397) پیش بینی رفتار بازار سهام بر اساس شبکه های عصبی مصنوعی با رویکرد یادگیری جمعی هوشمند ، مدیریت صنعتی (دانشگاه تهران) « دوره دهم - شماره ۲ ، ص ۲۷-۳۹.
- ۶) زارعی، قاسم؛ محمدبان، رعنا؛ حاضری نیری، هاتف؛ باشکوه اجیرلو، محمد؛. (1397) مقایسه روش های شبکه عصبی فازی با شبکه عصبی موجک فازی در پیش بینی قیمت سهام بانک های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران ، راهبرد مدیریت مالی « پاییز - شماره ۲۲ ، ص. 52-33.
- ۷) تارا سیف زاده. دانیال اسدی صمدی. (۱۳۹۹) ارائه یک سیستم خبره پیش بینی قیمت سهام در بورس مبتنی بر شبکه عصبی فازی، پنجمین کنفرانس ملی مهندسی کامپیوتر و بلاک چین ایران، ص ۱-۱۶.
- ۸) سجاد نقدی؛ دکتر محمد عرب مازار یزدی. (۱۳۹۶). ترکیب شبکه عصبی، الگوریتم ژنتیک و الگوریتم تجمع ذرات در پیش بینی سود هر سهم. مجله علمی دانش حسابداری دوره ۸، شماره ۳، پاییز، ص ۷-۳۴.
- ۹) وطن پرست، محمد رضا؛ اسدی، مسعود؛ محمدی، شعبان؛ بابایی، عباس. (۱۳۹۸). پیش بینی قیمت سهام بر اساس شبکه عصبی LM-BP و برآورد نقطه بیش از حد توسط شمارش فواصل زمانی:

فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار / شماره چهل و چهارم / پائیز ۱۳۹۹

شواهدی از بورس اوراق بهادار. مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار « - شماره ۳۹ . ص ۱۱-۲۵.
۱۰) سید حسین میرعلوی، زهرا پورزمانی (۱۳۹۸). ارائه مدلی جهت پیش بینی قیمت سهام با استفاده از روش های فرا ابتکاری و شبکه های عصبی. مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، دوره: ۱۰، شماره: ۴۰. ص ۲۲-۳۵.

11) GM Caporale, FM Ali, F Spagnolo.(2017). International portfolio flows and exchange rate volatility in emerging Asian markets. *Journal of International Money and Finance*.pp 1-15.

12) N Trabelsi, G Gozgor, AK Tiwari.(2018). Effects of Price of Gold on Bombay Stock Exchange Sectoral Indices: New Evidence for Portfolio Risk Management. *Research in International Business and Finance*.pp.43-52.

13) R Bruni, F Cesarone, A Scozzari, F Tardella.(2017). On exact and approximate stochastic dominance strategies for portfolio selection. *European Journal of Operational Research*.pp 1-8.

14) J Zhai, M Bai.(2017). Mean-risk model for uncertain portfolio selection with background risk. *Journal of Computational and Applied Mathematics*.pp 11-15.

15) V Dixit, MK Tiwari.(2020). Project portfolio selection and scheduling optimization based on risk measure: a conditional value at risk approach. *Annals of Operations Research*.pp 15-24.

16) J Zhai, M Bai, H Wu.(2018). Mean-risk-skewness models for portfolio optimization based on uncertain measure. *Optimization*.pp47-53.

17) W Chen, Y Wang, P Gupta, MK Mehlawat.(2018). A novel hybrid heuristic algorithm for a new uncertain mean-variance-skewness portfolio selection model with real constraints. *Applied Intelligence*.pp 24-31.

18) X Lu, Q Liu, F Xue.(2019). Unique closed-form solutions of portfolio selection subject to mean-skewness-normalization constraints. *Operations Research Perspectives*.pp 78-82.

19) B Chen, J Zhong, Y Chen.(2020). A hybrid approach for portfolio selection with higher-order moments: Empirical evidence from Shanghai Stock Exchange. *Expert Systems with Applications*.pp 54-61.

20) X Huang, H Di.(2020). Uncertain portfolio selection with mental accounts. *International Journal of Systems Science*.pp 1-15.

21) H Khalifa.(2019). A study on investment problem in chaos environment. *Journal of Applied Research on Industrial Engineering*.pp 1-8.

22) R Sweetman, K Conboy.(2019). Finding the Edge of Chaos: A Complex Adaptive Systems Approach to Information Systems Project Portfolio Management.

Annals of Operations Research .pp 11-18.

23) W Chen, SS Li, J Zhang, MK Mehlawat.(2020). A comprehensive model for fuzzy multi-objective portfolio selection based on DEA cross-efficiency model. Soft Computing.pp 55-61.

24) D Abbasi, M Ashrafi, SH Ghodsypour.(2020). A multi objective-BSC model for new product development project portfolio selection. Expert Systems with Applications.pp 61-72.

25) GHM Mendonça, FGDC Ferreira, RTN Cardoso.(2020). Multi-attribute Decision Making Applied to Financial Portfolio Optimization Problem. Expert Systems with Applications.pp 11-19.

26) YT Chen, HQ Yang.(2020). Multi-period mean-variance portfolio selection with practical constraints using heuristic genetic algorithms. International Journal of Computational.pp 11-16.

27) S Dutta, MP Biswal, S Acharya, R Mishra.(2018). Fuzzy stochastic price scenario based portfolio selection and its application to BSE using genetic algorithm. Applied Soft Computing.pp 24-29.

28) H Nayeypur, MN Bokaei.(2017). Portfolio selection with fuzzy synthetic evaluation and genetic algorithm. Engineering Computations.pp 56-62.

29) EH Mostafa, EH Mohammed.(2016). Minimization of value at risk of financial assets portfolio using genetic algorithms and neural networks. Journal of Applied Finance & Banking.pp 111-121.

30) NR Sabar, A Turky, M Leenders, A Song.(2018). Multi-population genetic algorithm for cardinality constrained portfolio selection problems. International Conference on Computational Science.pp 101-123.

31) SK Mittal, N Srivastava.(2020). Gated neural network based Mean-EVaR-skewness Portfolio Optimization under uncertain environment. Journal of Circuits, Systems and Computers.pp1-15.

32) H Langlois.(2020). Measuring skewness premia. Journal of Financial Economics.pp101-125.

33) Z Landsman, U Makov, T Shushi.(2019). Analytic solution to the portfolio optimization problem in a mean-variance-skewness model. The European Journal of Finance.pp211-225.

34) OI Rogach, PV Dziuba, OI Shnyrkov.(2019). Skewness-based portfolio selection: Implications for international investing in frontier markets. Transition Studies Review.pp1-25.

35) X Lu, Q Liu, F Xue.(2019). Unique closed-form solutions of portfolio

selection subject to mean-skewness-normalization constraints. *Operations Research Perspectives*.pp41-52.

36) E Ramos-Pérez, PJ Alonso-González.(2020). Stochastic reserving with a stacked model based on a hybridized Artificial Neural Network. *Expert Systems with Applications*.pp 11-24.

37) A Mahmoudi, L Hashemi, M Jasemi.(2020). A comparison on particle swarm optimization and genetic algorithm performances in deriving the efficient frontier of stocks portfolios based on a mean-lower partial moment model. *International Business and Finance*.pp99-109.

38) Hamid Rahimi .(2019).Considering Factors Affecting the Prediction of Time Series by Improving Sine-Cosine Algorithm for Selecting the Best Samples in Neural. *Fundamental Research in Electrical Engineering*.pp 1-16.

39) Network Multiple Training Model Markowitz, Harry Max (1952). Portfolio Selection, *The Journal of Finance*, Volume 7, Issue 1, March, pp 77-91.

40) Samuelson, Paul A. (1970). The fundamental approximation theorem of portfolio analysis in terms of means, variances, and higher moments, *Review of Economic Studies*. Volume 37, Issue 4, October, pp 537-542.

41) VD Vasiani, BD Handari.(2020). Stock portfolio optimization using priority index and genetic algorithm. *Journal of Physics: Conference Series*.pp 51-62.

42) T Morris, J Comeau.(2020). Portfolio creation using artificial neural networks and classification probabilities: a Canadian study. *Financial Markets and Portfolio Management*.pp 14-19.

43) H Faris, S Mirjalili, I Aljarah, M Mafarja.(2020). Salp swarm algorithm: theory, literature review, and application in extreme learning machines.

44) YT Chen, HQ Yang.(2020). Multi-period mean-variance portfolio selection with practical constraints using heuristic genetic algorithms. *International Journal of Computational*.pp 1-14.

45) A Thakkar, K Chaudhari.(2020). A comprehensive survey on portfolio optimization, stock price and trend prediction using particle swarm optimization. *Archives of Computational Methods in Engineering*.pp 111-120

46) MA Rezani, GF Hertono, BD Handari.(2020). Implementation of iterative k-means-+ and ant colony optimization (ACO) in portfolio optimization problem. *AIP Conference Proceedings*.pp 54-63.

47) Y Deng, H Xu, J Wu.(2020). Optimization of blockchain investment portfolio under artificial bee colony algorithm. *Journal of Computational and Applied Mathematics*.pp 84-91.

ارائه مدلی برای انتخاب سبد بهینه سهام با استفاده از.../حسینی، پورزمانی و جهانشاد

48) QH Zhai, T Ye, MX Huang, SL Feng, H Li.(). Whale Optimization Algorithm for Multiconstraint Second-Order Stochastic Dominance Portfolio Optimization. Computational Intelligence and Neuroscience.pp 111-121.

Strumberger, E Tuba, N Bacanin, M Tuba.(2020). Modified Moth Search Algorithm for Portfolio OptimizatioSmart Innovation, Systems and Technologies.

یادداشت‌ها :

-
- 1 Portfolio
 - 2 Skewness
 - 3 meta-heuristic
 - 4 artificial neural network
 - 5 Feed forward
 - 6 General regression neural network