انتخاب بهینه سبد سهام با استفاده از الگوریتم ترکیبی هوش جمعی سالپ و سینوس کسینوس و شبکه‌های عصبی روبه جلو

سید علی حسینی[۱]
علی اسماعیل زاده مقری[۲]
آزیتا جهانشاد[۳]

تاریخ دریافت مقاله : ۹۹/۱۰/۰۳ تاریخ پذیرش مقاله : ۹۹/۱۰/۱۶

چکیده

انتخاب بهینه سبد سهام یک مسئله بهینه سازی است که توسط الگوریتم های فراابتکاری قابل حل است. قدرت جستجو در الگوریتم فراابتکاری ارتباط مستقیم با دقت انتخاب بهترین سهام در سبد پرتفوی دارد. الگوریتم هوش جمعی سالپ از الگوریتم های فراابتکاری جدید است که در انتخاب سبد بهینه سهام، نتایج خوبی داشته است. در این تحقیق راهکاری جدید جهت تقویت قدرت جستجو در الگوریتم هوش جمعی سالپ با استفاده از الگوریتم سینوس کسینوس ارائه شده است. در تحقیقات مشاهده می شود که مدل ریاضی میانگین واریانس مارکویتز یکی از اصلی‌ترین راهکارها جهت انتخاب بهینه سبد سهام است اما بهتر است معیارهایی همچون چولگی با در نظر گرفتن پتانسیل آینده سهام نیز بررسی شود. در این تحقیق از ۲۰ شرکت اول از ۵۰ شرکت برتر سه ماهه اول سال ۱۳۹۸ استفاده شده است. در این تحقیق با استفاده از شبکه عصبی روبه جلو، پیش بینی قیمت پایانی آینده سهام انجام شده و سپس با استفاده از الگوریتم جدید هوش جمعی سالپ سینوسی کسینوسی جهت انتخاب بهینه سبد سهام استفاده می شود. نتایج تحقیق بیانگر آن است که مدل‌های ارائه شده در این مقاله، در مقایسه با روش‌های سنتی و شاخص بازار، بازدهی بالاتری را برای سرمایه گذاران فراهم می نماید.

کلمات کلیدی

سبد بهینه سهام ، الگوریتم هوش جمعی سالپ ، الگوریتم سینوس کسینوس، شبکه های عصبی روبه جلو

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) Alies35091@gmail.com
۳-گروه حسابداری، واحد تهران مرکزی، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. az_jahanshad@yahoo.com

مقدمه

سرمایه‌گذاری در بورس اوراق بهادار، به عنوان یکی از ابزارهای مالی، همواره مورد علاقه‌ی بسیاری از سرمایه گذران بوده است. مهمترین دلیل استقبال سرمایه گذاران 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[1]ترکیب مناسبی از اوراق بهادار ریسک‌دار است که یک سرمایه‌گذار آنها را خریداری می‌نماید[۱۳]. اگر اوراق بهادار ریسک‌دار باشند، مسئله اصلی هر سرمایه‌گذار تعیین اوراق بهاداری است که مطلوبیت آن حداکثر است [۱۴]. 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[۱۵]. 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[۱۶]. ممکن است تابع هدف میانگین- واریانس بهترین گزینه برای سرمایه‌گذاران نباشد و دیگر معیارهای ریسک، مناسب‌تر باشند [۱۷].

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، سبدی را انتخاب می کنند که گشتاور سوم (چولگی[2]) بزرگ‌تری دارد؛ چولگی مثبت برای بازدهی سبد سهام بیانگر مقداری کاهش در ریسک نامطلوب است[۱۸].تحقیقات انجام شده نشان می‌دهند که بازدهی پرتفوی‌ها معمولا 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[۱۹].

سرمایه‌گذاران بودهمچنین آنها ترجیح می‌دهند از چولگی به عنوان معیاری برای ریسک در ارزیابی عملکرد استفاده کنند[۲۰و۲۱]. مسئله انتخاب سبد سهام به عنوان یک مسئله تخصیص منابع که محدودیت‌های متنوع و اغلب و متعارضی را در نظر می گیرد، یک مسئله NP-hardمحسوب می‌شودو

دربسیاری از تحقیقات نشان داده شده است که استفاده از تکنیک‌های محاسبات نرم نظیر الگوریتم های فراابتکاری[۳] و شبکه عصبی مصنوعی[۴] به بهبود حل این‌گونه مسائل می‌انجامد [۲۲].

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 می کنند، بلکه آن را توسط روشهای هوش مصنوعی تا حدودی قابل پیش‌بینی می‌دانیم.

نظریه‌های متفاوتی در خصوص پیش بینی 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 علمی‌تر 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 ۱۹۸۰ میلادی به خوبی تعیین کنندهی رفتار قیمت سهام در بازار بودند تا اینکه تحولات بازار سهام نیویورک در سال ۱۹۸۷، اعتبار فرضیات بازار کارای سرمایه را به شدت زیر سوال برد. در دهه‌ی ۱۹۹۰ میلادی و بعد از آن، بیشتر توجه متخصصان به یک رفتار آشوب گرایانه همراه با نظم معطوف شد و تلاش جهت طراحی مدل های غیرخطی به منظور پیش بینی پیش‌بینی قیمت سهام اهمیت روز افزونی یافت[۲۳]. بسیاری از مطالعات اخیر نشان داده‌اند بازار سهام، در حقیقت یک سیستم غیرخطی و آشوبناک است که به عوامل سیاسی، اقتصادی و روانی وابسته است [۲۴].برای غلبه بر محدودیت تکنیک‌های تحلیل سنتی در پیش‌بینی الگوهای غیرخطی، متخصصان طی دو دهه اخیر تکنیک‌های هوشمند و بخصوص شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم های فراابتکاری را برای بهبود پیش‌بینی قیمت سهام به کار برده‌اند[۲۶و۲۵]. 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 کاراتر برای انتخاب سبد سهام ارائه می‌گردد. ازآنجا 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 روبه جلو می‌پردازیم. سپس با درنظر گرفتن قیمت پیش‌بینی شده، مدل‌های میانگین-واریانس و میانگین-واریانس-چولگی با استفاده از الگوریتم هوش جمعی سالپ بهبود یافته در این تحقیق با استفاده از الگوریتم سینوس کسینوس حل‌می شود. 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 درارتباط با پیش‌بینی قیمت سهام و انتخاب سبد سهام بررسی خواهیم کرد. سپس متدولوژی این تحقیق راتوضیح خواهیم داد و در بخش چهارم برای بررسی اثربخشی مدل ارائه شده به پیاده سازی مدل و تجزیه وتحلیل 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 داشته اند 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[5] و شبکه عصبی رگرسیون[6]، 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[۲۷] . 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 کاملا 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

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 پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی انجام شد. در این پژوهش، اطلاعات مربوط به معاملات هر سهم به عنوان ورودی‌های شبکه عصبی انتخاب شد. نتیجه‌ی استفاده از این مدل، ضریب همبستگی ۸۹/۰ برای پیش‌بینی میانگین قیمت سه روز بعد بود. برای ارزیابی این مدل، محققین این پیش‌بینی 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 پیش‌بینی قیمت روز بعد سهام ارائه شد و در آن کسهام را به عنوان ورودی‌های شبکه در نظر گرفته اند [۵]. در تحقیقی مدل‌سازی پیش‌بینی قیمت سهام با رویکرد شبکه‌های عصبی فازی ارائه شد و به پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از دو روش شبکه عصبی فازی و روش آماری ARIMAپرداخته شد. نتایج بیانگر آن بود که مدل شبکه عصبی فازی ارائه شده، با دقت خوبی قیمت سهام را پیش‌بینی کرده و عملکرد آن از روش ARIMA بهتر بود [۶].در تحقیقی دیگر، به مقایسه روش‌های کلاسیک و هوش‌مصنوعی در پیش‌بینی 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 پیش‌بینی شاخص قیمت پرداخته شد. در نهایت نیز یک مدل ترکیبی استفاده نمودند که خروجی هر یک از مدلهای شبکه‌عصبی، شبکه عصبی فازی، مدل آماری ARIMA به همراه داده‌های شاخص قیمت سهام واقعی به یک شبکه عصبی فازی دیگر وارد می‌شد. نتایج نشان داد که به ترتیب عملکرد رویکرد ترکیبی، شبکه فازی عصبی، شبکه عصبی و مدل ARIMA به‌طور قابل توجهی از بقیه روش‌ها بهتر است [۷] در تحقیقی، یک سیستم خبره مبتنی بر سیستم‌های فازی و الگوریتم ژنتیک و شبکه‌های عصبی‌مصنوعی ارائه شد که به پیش‌بینی قیمت سهام می‌پردازد. در این مدل ، قیمت آغازین، قیمت پایانی، بیشترین قیمت و کمترین قیمت روزانه به عنوان متغیرهای مستقل و پیش‌بینی قیمت پایانی روز بعد به عنوان متغیر وابسته مدل درنظر گرفته شد. نتایج نشان داد که این رویکرد بهتر از روش‌های قبلی عمل می‌کند[۲۸] .

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، بااستفاده از تکنیک‌های هوشمند، انجام شده اند. در ادامه به برخی از این تحقیقات اشاره می‌گردد:

در تحقیقی نویسندگان، برای بهینه سازی وزن سرمایه‌گذاری در سبد سهام یک مدل شبکه عصبی

تخصیص منبع‌ارائه 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 ی این حقیت بود که این مدل همزمان به دو بعد بازدهی مورد انتظار بالاتر و RMSE کمتر توجه دارد [۲۹] در تحقیقی نویسندگان ، به حل مسائلی از بهینه‌سازی 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 مختلف‌ریسک نیم‌واریانس، میانگین قدرمطلق 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 بهینه‌سازی 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 کوتاه‌تر خواهد شد[۳۰].

در تحقیقی نویسنده ، مسئله پرتفوی بهینه فازی 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 سرمایه‌گذار ریسک بالاتری را پذیرا باشد، پتانسیل بازدهی نیز بالاتر خواهد بود [۳۱].

در تحقیقی نویسندگان با استفاده از الگوی خاصی از الگوریتم ژنتیک به حل مسئله انتخاب سبد سهام پرداخته‌اند. در این مدل، ابتدا با استفاده از یک الگوریتم ژنتیک بهترین سهام از نظر بازدهی، ریسک و ضریب همبستگی با سهام دیگر، انتخاب می‌شوند؛ سپس توسط یک الگورتیم ژنتیک دیگر وزن بهینه برای هر سهم منتخب، به دست می‌آید [۳۲] . در تحقیقی نویسندگان به توسعه روش‌های 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 ۱۲ شرکت بورسی پرداختند. نتایج تحقیق بیانگر کارایی مدل و الگوریتم ژنتیک در حل آن بود [۳۳].

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 می‌شود:

در تحقیقی نویسندگان به بررسی در نظر گرفتن معیار چولگی در انتخاب سبد سهام پرداختند. آنها با بررسی بازده ۱۴ بورس بزرگ اوراق بهادار دریافتند که بازده‌ها به طور نرمال توزیع نشده‌اند. هم‌چنین برای دستیابی به هدف تحقیق، آنها با استفاده از برنامه‌ریزی هدف چند جمله‌ای، به ارائه مدلی که ترجیحات

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[۳۴]. 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 [۳۵]. 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 [۳۶]. نشان از اثربخشی معیار چولگی در حل مسئله انتخاب سبد سهام داشت [۳۷].

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 [۳۸]. 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 [[۹].

روش شناسی پژوهش

انتخاب متدولوژی تحقیق یکی از مهم‌ترین و فنی‌ترین مراحلی است که پژوهشگر باید با حساسیت ویژه آن را دنبال کند . تحقیق حاضر از بعد هدف از نوع تحقیقات کاربردی می‌باشد. تحقیقات کاربری تحقیقاتی هستند که نظریه‌ها، قانونمندی‌ها، اصول و فنونی که در تحقیقات پایه تدوین می شوند را برای حل مسایل اجرایی و واقعی به کار می‌گیرد. از بعد روش، این تحقیق از نوع توصیفی است.اجرای تحقیق توصیفی می‌تواند صرفا 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 ۲۰ شرکت اول از ۵۰ شرکت برتر سه ماهه اول سال ۱۳۹۸ 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[۹۸]. 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[۱۰]. شاخص کل نیز در برخی از مدل سازی‌ها به عنوان نماینده‌ای از کل شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران در نظر گرفته شده است و توسط محاسبات نرم ازجمله الگوریتم فراابتکاری سینوس کسینوس و شبکه های عصبی روبه جلو پرداخته شد و در پیش بینی شاخص کل از حجم معاملات و نرخ بازده کمک گرفته شد [۴۰].

در این تحقیق، به منظور پیش‌بینی 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 پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی و الگوریتم هوش جمعی سالپ بهبود یافته، منجر به کاراتر شدن سبد سهام می‌گردد.

مدل‌های پژوهش و نحوه اندازه‌گیری متغیرهای آن

مدل میانگین- واریانس

مارکویتز[۴۱] اولین کسی بود که واریانس یا انحراف معیار را به عنوان یک معیار برای ریسک به کار برد. او فرم اولیه مدلش را بصورت زیر در نظر گرفت:

$$Maximize \ \sum_{i=1}^{N} w_i \overline{r_i} \qquad (۱)$$

$$subject\ to \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} w_i w_{\backslash} \sigma_{ij} \ \leq \beta \qquad (۲)$$

$$\sum_{j=1}^{N} w_i = 1 \quad (۳)$$

$$\cdot \leq w_i \leq 1 \backslash \ i = 1 \ldots N \qquad (۴)$$

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؛ $\overline{r_i}$ بازده مورد انتظار دارایی iاُم است. σ_{ij} کواریانس بین دارایی‌های i و j می‌باشد.

معادله (۱) بازده مورد انتظار پرتفوی را بیشینه می‌سازد در حالیکه معادله (۲) اطمینان می‌دهد واریانس (ریسک) کلی پرتفوی بیشتر از β نباشد. معادله (۳) اطمینان می‌دهد مجموع نسبت سرمایه‌گذاری تمام سهم‌ها 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 اصلی‌مارکویتز] ۴۱[برای مقایسه با مدل میانگین-واریانس-چولگی استفاده می‌نماییم .

مدل میانگین-واریانس- چولگی

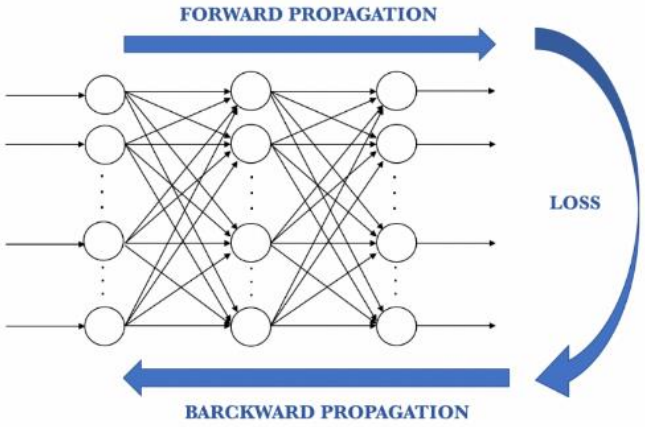
چولگی به معنای انحراف از قرینگی است. اگر یک توزیع نسبت به یک توزیع متقارن انحراف داشته باشد، آن توزیع را توزیع چوله می نامیم].۴۲[اهمیت گشتاور سوم (چولگی) در بهینه سازی سبد سهام، نخستین بار توسط ساموئلسون)۱۹۷۰(پیشنهاد شد. بنا به ادبیات موضوع بازده یک پرتفوی ممکن است توزیع متقارن نباشد. توزیع بازده برای هر دارایی به جای نرمال بودن، بیشتر میل به کشیدگی از خود نشان داده‌اند. برای اینکه در انتخاب سبد سهام، خصوصیات توزیع بازده را نیز درنظر بگیریم و اطلاعاتی بیشتری رابرای تصمیم گیری سرمایه گذارا فراهم نماییم، یک رویکرد دیگر، قرار دادن چولگی در مدل میانگین-واریانس است. برای محاسبه چولگی سبد سهام از فرمول ۵ استفاده می‌شود :[۴۳]

$$\sigma_p^3 ۳E\left(r_p - \overline{r_p}\right)^3 / E\left(۳_p - \overline{r_p}\right)^2 \qquad (۵)$$

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 نگاشتی 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 می بیند. 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 ویژگی های شبکه عصبی مصنوعی ذکر کرده‌اند[۴۴]. انواع مختلفی از شبکه‌های عصبی مصنوعی با توجه به اهداف تحقیق می‌توانند مورد استفاده قرار گیرند که یکی از معروف‌ترین آنها شبکه عصبی روبه جلو است. مطالعات اخیر نشان می‌دهند شبکه عصبی روبه جلو 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. در این شبکه عصبی نرون ها از لایه ورودی تا لایه خروجی پیش بینی را حاصل کرده و سپس خطای بین پیش بینی شبکه عصبی و خروجی واقعی بروی وزن ها پس انتشار می شود. (شکل).۱



شکل ۱ : معماری شبکه عصبی روبه جلو[۴۴].

در این مقاله ما، از شبکه‌های عصبی روبه جلو به منظور مدلسازی پیش‌بینی قیمت سهام، استفاده نمودیم و عملکرد آن را در مقایسه با عملکرد شبکه عصبی رگرسیون سنجیدیم. 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:

$$X_n = \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} * (H - L) + L \quad i = 1.2. \ldots . N \qquad (۶)$$

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

سناریو :۱ 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 «مقدارشاخص کل در آخرین روز هفته» برای هفته های قبل.

سناریو :۲ در دومین سناریو مجددا 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 هفته های قبل ایجاد می‌کنیم، سپس خروجی این شبکه را که پیش‌بینی قیمت هفته بعد می باشد، مجددا به عنوان ورودی شبکه در نظر می‌گیریم تا قیمت سه هفته بعد را به همین ترتیب پیش‌بینی کرده باشیم. در واقع پیش بینی قیمت پایانی هفته آینده در سناریو دوم از روی سری زمانی قیمت پایانی انجام شده و عوامل دیگر در آن تاثیر ندارند.

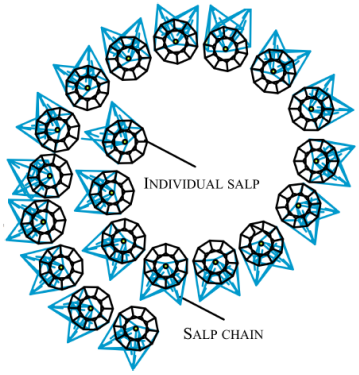
سناریو :۳ در سناریوی سوم، ما با استفاده از میانگین هفته های قبل در هر یک از متغیرهای ورودی شامل «متوسط هفتگی قیمت پایانی در روزهای هفته» ، «متوسط هفتگی حجم معاملات» و «متوسط هفتگی مقدارشاخص کل درروزهای هفته » به پیش‌بینی متوسط قیمت هفتگی، برای چهار هفته بعد می‌پردازیم. در واقع تفاوت این سناریو با سناریو ۱ در متوسط هفتگی قیمت پایانی در روزهای هفته و متوسط هفتگی مقدارشاخص کل درروزهای 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[۴۵]. از زمان معرفی تکنیک‌های 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 اندازه‌گیری می‌شد [۴۶]. در تحقیق دیگری نویسندگان ، یک سبد بهینه با استفاده از الگوریتم گروه ذرات ارائه نمودند که در آن محدودیت میزان سرمایه‌گذاری نیز در نظر گرفته شده بود [۴۷]. الگوریتم دیگر از جمله کلونی مورچگان [۴۸] ، کلونی زنبور عسل [۴۹]. الگوریتم بهینه سازی نهنگ [۵۰] و الگوریتم جستجوی شاپرک [۵۱] 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 ارائه شده است[۱۱]. برای مدلسازی رفتار سالپ‌ها جمعیت به دو گروه تقسیم می شود: رهبر و پیرو. سالپ رهبر سالپی می‌باشد که ابتدای زنجیره قرار دارد و وظیفه هدایت زنجیره را برعهده دارد، بقیه سالپ‌ها به عنوان سالپ پیرو شناخته می‌شوند. همه محل قرار گیری سالپ‌ها توسط یک ماتریس دو بعدی که X نامیده می‌شود قرار می‌گیرد و ومحل قرار گیری غذا در فضای جست‌وجو F نامیده می‌شود.در شکل ۲ نحوه حرکت زنجیره ای سالپ ها آمده است.



شکل ۲: نحوه حرکت زنجیره‌ای سالپ‌ها

برای به روزرسانی محل رهبر زنجیره از رابطه زیر استفاده می‌کنیم:[۴۵]

$$x_j^1 = \begin{cases} F_j + c_1\left((ub_j - lb_j)c_2 + lb_j\right) & c_3 \geq 0 \\ F_j - c_1\left((ub_j - lb_j)c_2 + lb_j\right) & c_3 < 0 \end{cases} \qquad (۷)$$

X_j^1 محل قرار گیری اولین سالپ یا رهبر است و F محل قرار گیری غذا برای بعد j است که بعد از هر سیکل با توجه به جواب‌های جدید جمعیت تولید شده آپدیت می‌شود، UB کران بالا و LB کران پایین بعد j 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:[۴۵]

$$c_1 = 2\, e^{-\left(\frac{4I}{L}\right)^2} \qquad (۸)$$

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.

$$x_j^i = \frac{1}{2}\left(x_j^i + x_j^{i-1}\right) \qquad (۹)$$

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

الگوریتم سینوس کسینوس

الگوریتم سینوس کسینوس یکی دیگر از الگوریتم های تکاملی است که در این تحقیق از آن بهره برده ایم. در الگوریتم بهینه سازی سینوس کسینوس موج ها با رفتار سینوسی و یا کسینوسی فضای جستجو را برای پیدا کردن نقطه بهینه سراسری مسئله، جستجو میکنند و برای این منظور همیشه موج‌ها به طرف بهترین موجی که نشان دهنده بهترین نقطه بهینه تا آن لحظه بوده است، حرکت میکنند[۵۲].

الگوریتم سینوس کسینوس یک روش مبتنی بر جمعیت استو قدرت استخراج بالا و همگرایی دقیق دارد و این منجر به دستیابی به نقطه دقیق بهینه حتی در ابعاد بالای توابع می شود . در این الگوریتم همیشه بهترین جواب نشان دهنده مقصد، برای موج های جستجو است بنابراین موج های جستجو از بهینه اصلی مسئله منحرف نمی شوند و همچنین رفتار نوسانی در این الگوریتم به آن اجازه میدهد تا فضای جستجو را در اطراف بهینه مسئله بخوبی جستجو نماید و دقت بدست آوردن بهینه خوبی داشته باشد[۵۲].

در حرکت هر موج در الگوریتم سینوس کسینوس از رابطه (۱۰) استفاده می شود[۵۲].

$$x_i^{t+1} = \begin{cases} x_i^t + r_1 \times \sin(r_2) \times |r_3 p_i^t - x_i^t| & r_4 < 0.5 \\ x_i^t + r_1 \times \cos(r_2) \times |r_3 p_i^t - x_i^t| & r_4 \geq 0.5 \end{cases} \qquad (۱۰)$$

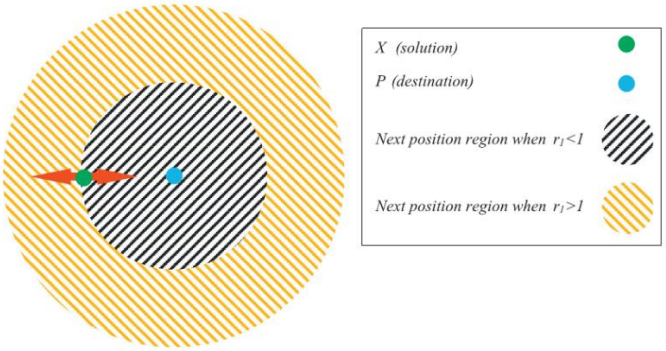
x_i^{t+1}مختصات جدید موج جستجو و x_i^t مختصات قبلی موج جستجو و p_i^t مختصات بهترین جواب پیدا شده که بعنوان مقصد در نظر گرفته میشود. r_2 برای مدل کردن حرکت نوسانی است و بین زاویه ۰ تا ۳۶۰ درجه متغییر است . r_3 یک وزن برای مقصد است و درصورتی که بزرگتر از ۱ در نظر گرفته شود گام حرکتی بزرگتری به سمت مقصد انجام میشود و اگر کمتر از ۱ باشد حرکت با گام کوچکتری انجام می شود و r_4 یک متغییر تصادفی بین ۰ و ۱ برای سویچ کردن بین حرکت سینوسی و کسینوسی

است[۵۲].

r_1 درصورتی که کمتر ۱ باشد به طرف نقطه مقصد حرکت انجام می شود و اگر بزرگتر از ۱ باشد به طرف دور از نقطه مقصد حرکت انجام می شود و در طول بهینه سازی با استفاده از رابطه (۱۱) کاهش پیدا میکند[۵۲].

$$r_1 = a - t\frac{a}{T} \qquad (۱۱)$$

a متغییر ثابت و t تکرارفعلی و T تکرار نهایی در معادله (۱۱) است.در شکل ۳ تاثیر پارامتر r_1 آمده است.



شکل ۳: تاثیر پارامتر r_1 بر حرکت امواج در الگوریتم سینوس کسینوس[۵۲]

برای حل مسئله انتخاب سبد سهام بوسیلهٔ 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 آرایهٔ ۲۰ تایی از اعداد حقیقی درنظر گرفته می شود؛ 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 می شود. تابع بهینه سازی در این مقاله شامل دو مدل میانگین-واریانس در معادله ۱۰و مدل میانگین-واریانس-چولگی در معادله ۱۴ است.

در مدل میانگین-واریانس که برای تشکیل سبد سهام استفاده می شود با توجه به معادلات ۱ الی ۴ شکل نهایی مدلی میانگین – واریانس برای استفاده از بهنیه سازی هوش جمعی سالپ در معادله ۱۰ و

محدودیت ها در معادله ۱۱ الی ۱۳ آمده است:

$$Maximize \ \sum_{i=1}^{N} X_i R \qquad (۱۰)$$

$$subject\ to \sum_{i=1}^{N} X_i V \leq \beta \qquad (۱۱)$$

$$\sum_{j=1}^{N} X_i = 1 \qquad (۱۲)$$

$$0 \leq X_i \leq 1 \quad i = 1 \dots N \qquad (۱۳)$$

در این حالت از مدل میانگین-واریانس، ریسک کوچکتر مساوی با حداکثر ریسک قابل تحمل سرمایه گذار درنظر گرفته می‌شود و بر اساس آن سبدی 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:

$$Maximize \ \sum_{i=1}^{N} X_i R + \sum_{i=1}^{N} X_i S \qquad (۱۴)$$

$$subject\ to \sum_{i=1}^{N} X_i V \leq \beta \qquad (۱۵)$$

$$\sum_{j=1}^{N} X_i = 1 \qquad (۱۶)$$

$$0 \leq X_i \leq 1 \quad i = 1 \dots N \qquad (۱۷)$$

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

در ادامه مراحل روش پیشنهادی یعنی الگوریتم ترکیبی هوش جمعی سالپ و الگوریتم سینوس کسینوس تحت عنوان الگوریتم هوش جمعی سالپ سینوسی کسینوسی آمده است:

۱- تولید تصادفی جمعیت سالپ ها در فضای جستجو (همانند شکل ۳)

۲- تا وقتیکه به شرط خاتمه نرسیده است(I< maximum number of iteration):

۲-۱-محاسبه برازندگی هر سالپ با استفاده تابع بهینه سازی (تابع بهینه سازی ۱۰ و یا تابع بهینه‌سازی ۱۴)

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

۲-۳-بروزرسانی c_1 با رابطه (۸)

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

۲-۳-۲- برای به روزرسانی محل پیروها در روش پیشنهادی رابطه (۱۸) ارائه شده است:

$$x_j^i = \begin{cases} r_1 \sin(r_2)\left(\frac{1}{2}\left(x_j^i + x_j^{i-1}\right)\right) & r_4 \geq 0 \\ r_1 \cos(r_2)\left(\frac{1}{2}\left(x_j^i + x_j^{i-1}\right)\right) & r_4 < 0 \end{cases} \qquad (۱۸)$$

در حرکت سالپ پیرو، موقعیت مکانی هر سالپ پیرو X_j^i از موقعیت فعلی خود بعلاوه موقعیت سالپ قبل خود تاثیر میپذیرد. همچنین در روش پیشنهادی با توجه به مکانیسم الگوریتم سینوس کسینوس رفتار نوسانی با معادله حرکتی سالپهای پیرو اضافه شده است. در این حرکت r_4 عدد تصادفی بین صفر و یک و r_2 بین زاویه ۰ تا ۳۶۰ و r_1 با توجه به معادله ۱۹ بروزرسانی می شود:

$$r_1 = a - I\frac{a}{L} \qquad (۱۹)$$

aمتغییر ثابت و I تکرارفعلی و L تکرار نهایی است.

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 می کند.

همانطور که در مراحل روش پیشنهادی مشخص است، تغییرات این روش نسبت به روش استاندارد هوش جمعی سالپ در مرحله ۲-۳-۲ است که در آن حرکت سالپ های پیرو بصورت سینوسی کسینوسی انجام می شود.

مراحل کامل انجام مدل پیشنهادی

ساخت شبکه برای پیش بینی هر مولفه اثر گذار در قیمت پایانی

۱– آماده سازی مجموعه داده از نظر ویژگی‌های مختلف (مولفه‌های مالی اثرگذار همچون « حجم معاملات» و «مقدارشاخص کل ») در پیش‌بینی قیمت پایانی سهام شرکت و جدا کردن هر مولفه برای طراحی شبکه عصبی مناسب جهت یادگیری الگوی آن

۲– پنجره پنجره کردن هر ویژگی و انتخاب معماری شبکه عصبی برای یادگیری هر ویژگی

۳– آموزش شبکه عصبی برای هر ویژگی بصورت جداگانه

۴– بدست آوردن میزان خطای آموزش و تست برای هر شبکه و بررسی آن :

۴-۱- درصورتی که خطا نا مناسب است رفتن به مرحله ۲ (بازنگری در سایز پنجره و معماری شبکه عصبی از نظر تعداد نرون های لایه پنهان)

۴-۲-در صورت مناسب بودن خطا ، ذخیره شبکه عصبی مورد نظر بعنوان یک ‘‘شبکه عصبی آموزش دیده شده پیش بین آن مولفه" برای هر مولفه مالی اثرگذار و ذخیره آن شبکه در حافظه

ساخت شبکه برای پیش بینی نهایی قیمت پایانی هفته آینده

۵- آماده سازی مجموعه داده از نظر مولفه های مالی اثرگذار در هفته‌های قبل همچون «قیمت پایانی »، « حجم معاملات»و «مقدارشاخص کل » در پیش بینی قیمت پایانی هفته آینده سهام بصورت جدولی (برخلاف مرحله اول که بصورت جداگانه بود)

۶- انتخاب یک معماری شبکه عصبی دلخواه

۷- آموزش شبکه عصبی با معماری انتخابی مرحله ۶

۸- برآورد میزان خطا بین خروجی شبکه و خروجی واقعی و همچنین تست شبکه عصبی ساخته شده مرحله ۷ با استفاده از مربع مجذور خطا

۹- بدست آوردن میزان خطای آموزش و تست برای هر شبکه و بررسی آن :

۹-۱-اگر خطای آموزش و تست شبکه میزان مناسبی را نشان نمی دهد رفتن به مرحله ۶ (تغییر در تعداد نرون های لایه پنهان شبکه عصبی)

۹-۲-اگر خطای آموزش و تست شبکه میزان مناسبی را نشان میدهد ، ذخیره شبکه عصبی بعنوان یک " شبکه عصبی آموزش دیده شده پیش بین نهایی قیمت پایانی آینده" و ذخیره شبکه و رفتن به مرحله ۱۰

پیش بینی قیمت پایانی هفته های آینده سهام

۱۰- پیش بینی قیمت پایانی هفته آینده سهام با داده های موجود هفته های قبل از جمله «قیمت پایانی »، « حجم معاملات»و «مقدارشاخص کل » با استفاده از شبکه ذخیره شده مرحله ۹-۲ (" شبکه عصبی آموزش دیده شده پیش بین نهایی قیمت پایانی آینده")

۱۱- پیش بینی مولفه های مالی اثرگذار برای هفته آینده همچون « حجم معاملات» و «مقدارشاخص کل » با استفاده از شبکه ذخیره شده مرحله ۴-۲ (‘‘شبکه عصبی آموزش دیده شده پیش بین آن مولفه")

۱۲- پیش بینی قیمت پایانی دو هفته آینده سهام با استفاده از نتیجه پیش بینی مرحله ۱۱ (مقدار حجم معاملات و مقدار شاخص پیش بینی شده یک هفته قبل)با استفاده از شبکه ذخیره شده مرحله ۹-۲ (" شبکه عصبی آموزش دیده شده پیش بین نهایی قیمت پایانی آینده")

۱۳- اجرای مجدد مرحله ۱۱ و سپس مرحله ۱۲ به ازاء هر هفته آینده (هفته سوم و چهارم) که قصد داریم پیش بینی شود.

انتخاب بهینه سبد سهام

بهینه سازی سبد سهام با توجه به شرکت های برتر سال با معادلات بهینه سازی ۱۰ و 14 با استفاده الگوریتم پیشنهادی هوش جمعی سالپ سینوسی کسینوسی

نتایج تجربی تحقیق

مدل‌سازی پیش بینی 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 روبه جلو (FFNN) و شبکه عصبی رگرسیون (GRNN) 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

روش		R2	RMSE	CV
GRNN	سناریو یک	۰,۷۹۹	۳۰۶	۰,۱۰
	سناریو دو	۰,۷۲۱	۳۵۱	۰,۱۲
	سناریو سه	۰,۷۸۰	۳۰۵	۰,۱۱
FFNN	سناریو یک	**۰,۸۸۲**	**۱۶۱**	**۰,۸**
	سناریو دو	۰,۷۶۱	۱۴۸	۰,۱۰
	سناریو سه	۰,۸۳۹	۱۹۲	۰,۹

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

انتخاب سبد سهام بر اساس بازده پیش‌بینی شده شبکه عصبی روبه جلو (FFNN)

با توجه به نتایج مرحله قبل، در ساخت سبد سهام بهینه از مدل شبکه عصبی روبه جلو 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 هفته های قبل ، به پیش‌بینی قیمت سهام شرکت‌ها در هفته 98/3/1 الی 98/3/30 اقدام نمودیم و از آن در ساخت سبدسهام بر اساس مدل میانگین-واریانس و مدل میانگین-واریانس-چولگی استفاده کردیم. بازده حاصل از قیمت پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی روبه جلو در جدول 2 نشان داده شده است.

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

			مدل میانگین- واریانس		مدل میانگین- واریانس- چولگی	
ردیف	نماد شرکت	بازده پیش بینی FFNN	درصد سرمایه گذاری (سقف 25 درصد)	درصد سرمایه گذاری (سقف ۵۰ درصد)	درصد سرمایه گذاری (سقف 25 درصد)	درصد سرمایه گذاری (سقف ۵۰ درصد)
۱	فولاد	۱۵,۰۷	۲۴	۲۹	۲۴	۲۸
۲	فارس	-۶,۱۵	۰	۰	۰	۰
۳	جم	-۱۴,۱۳	۰	۰	۰	۰
۴	شپنا	۶,۱	۲۲	۱۷	۲۴	۲۴
۵	کگل	-۹,۴۸	۰	۰	۰	۰
۶	وبملت	-۱۱,۰۵	۰	۰	۰	۰
۷	پارس	۸,۰۲	۲۴	۲۲	۲۴	۱۹
۸	کچاد	-۱۰,۸۳	۰	۰	۰	۰
۹	تاپیکو	۱,۳۵	۰	۰	۰	۰
۱۰	رمپنا	-۱۰,۷۶	۰	۰	۰	۰
۱۱	همراه	-۱۷,۱۴	۰	۰	۰	۰
۱۲	وپاسار	-۷,۴۵	۰	۰	۰	۰
۱۳	خودرو	۳,۴۵	۵	۱۲	۳	۶
۱۴	مبین	-۴,۱۱	۰	۰	۰	۲
۱۵	وغدیر	-۱۰,۰۶	۰	۰	۰	۰

۱۶	کهرام	-۲,۰۶	۰	۰	۰	۰
۱۷	دعبید	-۵,۷۴	۰	۰	۰	۰
۱۸	ونوین	-۱۲,۱۴	۰	۰	۰	۰
۱۹	حکشتی	۱۲,۴۱	۲۴	۱۹	۲۴	۲۱
۲۰	ستران	-۵,۰۹	۰	۰	۰	0
بازدهی واقعی سبد سهام بر حسب درصد			۱۲,۹۱	۱۲,۶۵	۱۲,۴۷	۱۳,۲۴

همانطورکه اشاره شد، به منظور سخت تر کردن مسئله و نزدیک نمودن آن به شرایط دنیای واقعی، برای ساخت سبدسهام بهینه محدودیت حداکثر سهم هر شرکت در سبد را یکبار برابر 25/. و بار دیگر برابر 5/. در نظر گرفتیم و مدل را با استفاده از الگوریتم هوش جمعی سالپ سینوسی کسینوسی حل نمودیم. ترکیب سبدهای ارائه شده و میزان بازدهی سبد در جدول ۲ نشان داده شده است.

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 درنظر گرفتن محدودیتهای قبلی حل نمودیم. نسبت حضور سهام هر شرکت در سبد و بازده هر یک از این مدلها در جدول 3 نشان داده شده است.

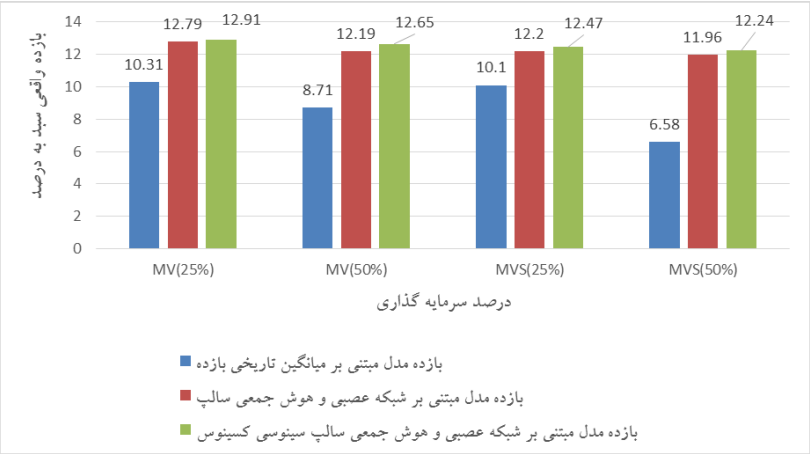
جدول۳ -بازدهی سبدهای سهام با استفاده از میانگین تاریخی بازده

			مدل میانگین- واریانس		مدل میانگین- واریانس- چولگی	
ردیف	نماد شرکت	بازده مورد انتظار بر اساس میانگین بازدهی	درصد سرمایه گذاری (سقف 25 درصد)	درصد سرمایه گذاری (سقف ۵۰ درصد)	درصد سرمایه گذاری (سقف 25 درصد)	درصد سرمایه گذاری (سقف ۵۰ درصد)
۱	فولاد	۳,۰۱	۲۴	۲۰	۲۵	۲۱
۲	فارس	۱,۸۵	۴	۰	۰	۰
۳	جم	۰,۳۸	۰	۰	۰	۰
۴	شپنا	۰,۵۸	۰	۰	۰	۰
۵	کگل	۰,۲۸	۰	۰	۰	۰
۶	وبملت	۰,۵۹	۰	۰	۰	۰
۷	پارس	۲,۸۶	۴	۱۶	۲۱	۱۱
۸	کچاد	۰,۴۹	۰	۰	۰	۰

۹	تاپیکو	۲,۳۹	۴	۳	۷	۳
۱۰	رمپنا	۰,۶۱	۰	۰	۰	۰
۱۱	همراه	۱,۰۵	۰	۰	۰	۰
۱۲	وپاسار	-۱,۷۹	۰	۰	۰	۰
۱۳	خودرو	۰,۷۷	۱	۰	۰	۱
۱۴	مبین	-۰,۰۸	۰	۰	۰	۰
۱۵	وغدیر	۱,۹۵	۲	۰	۰	۰
۱۶	کهرام	۲,۸۲	۱۲	۳	۶	۶
۱۷	دعبید	-۰,۱۴	۰	۰	۰	۰
۱۸	ونوین	۲,۸۶	۵	۲	۵	۰
۱۹	حکشتی	۶,۳۵	25	۵۰	۲۵	۵۰
۲۰	ستران	۲,۶۹	۱۹	۶	۱۱	۶
بازدهی واقعی سبد سهام بر حسب درصد			۶,۵۸	۱۰,۱۰	۸,۷۱	۱۰,۳۱

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 روبه جلو 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

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.

نتیجه گیری

سعی این تحقیق بر آن بود مدلی کاراتر 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 وبدست‌آوردن بازده مورد انتظار برای سهام هر شرکت، به حل مدل میانگین- واریانس و مدل میانگین-واریانس- چولگی توسط الگوریتم هوش جمعی سالپ پرداختیم.

در این تحقیق یک نسخه جدید از الگوریتم هوش جمعی سالپ با استفاده از اپراتورهای الگوریتم سینوس کسینوس ارائه شد. ارائه این الگوریتم با این فرض ها بوده است که ترکیب الگوریتم‌های تکاملی بواسطه تنوع در اپراتورهای جستجو باعث بالارفتن دقت جستجوی آنها می شود. در حرکت سالپ‌های پیرو در نسخه استانداردداین الگوریتم ، صرفا فاصله بین سالپ‌ها نصف شده و ممکن است در طول زنجیره سالپ‌ها برخی نقاط فضای جستجو بصورت تکراری جستجو شود، که این باعث کاهش اکتشاف فضای مسئله می شود. در روش پیشنهادی حرکت سالپ‌های پیرو بصورت سینوسی یا کسسینوسی ، برگرفته از الگوریتم سینوس کسینوس ارائه شد که این باعث افزایش اکتشاف فضای مسئله و قدرت جستجو این الگوریتم شد. نتایج روش ارائه شده نسبت به الگوریتم هوش جمعی سالپ استاندارد، نشان داده که بطور میانگین در مدل میانگین-واریانس ۲,۲۶ درصد و در مدل میانگین – واریانس- چولگی ۲,۲۲ درصد بهبود نتایج داشته است.

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 پیش بینی 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 بازدۀ بیشتری هستند، پیشنهاد می‌گردد از مدل پیشنهادی برای انتخاب سهام استفاده نمایند .

در واقع در این تحقیق برای سنجش عملکرد مدل‌هایی که از تکنیک‌های هوشمند برای تعیین بازده مورد انتظار سهام، بهره می‌گیرند، یکبار 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 غیرخطی می‌باشد.

مدل کلاسیک واریانس میانگین، نقطه عطف ای در انتخاب بهینه سبد سهام به شمار می رود. مارکوویتز (دارنده نوبل اقتصاد-۱۹۹۰) با ارائه این مدل اولین گام در نظریه ریاضی انتخاب بهینه سبد سهام را برداشته است ولی مدل ایشان خالی از ایراد نیست. مهم ترین ایرادات این مدل، وابستگی کارکرد آن به توزیع داده ها، استفاده از ریسک مبتنی بر واریانس-کوواریانس و هم چنین استفاده از برنامه ریزی درجه دوم برای بدست آوردن سبد بهینه سهام است .

مجموعه داده مورد بررسی در این تحقیق، اطلاعات سهام شرکت های برتر در سال ۱۳۹۸ بهمراه شاخص کل بورس و حجم معاملات بورس اوراق بهادار تهران است که ازتاریخ ۱۳۹۴/۰۱/۰۵ تا ۱۳۹۸/۰۳/۳۰ جمع آوری شد، از جمله تحقیقات در بازه مشابه بروی سبد بهینه سهام می توان به مقاله [۱۲] اشاره نمود.جامعه آماری پژوهش [۱۲] ، قیمتهای پایانی تعدیل شده تمام سهم های معامله شده در بـورس اوراق بهـادار تهـران اسـت. نمونه انتخابی برای انجام آن پژوهش، قیمت پایانی تعدیل شده روزانه سی شرکت بورسی از ابتدای سال ۱۳۸۴ تا مرداد سال۱۳۹۴ در نظر گرفته شده است. روش نمونه گیری در آن از نوع گزینشی بوده و از بین جامعه آماری، ۳۰ شرکت انتخاب شده است. در این پژوهش برای بهینه سازی پرتفوی ، از روش مـدل مـارکوویتز استفاده شده است و یک نحوه جدید در محاسبه واریانس ارائه شده است . بازده سهام به درصد در این مقاله نشان میدهد که تا ۱۰ درصد توانسته این بازدهی را در سرمایه گذاری در سی شرکت داشته باشد. در مقایسه با نتایج این تحقیق در بازه زمانی مشابه [۱۲] که بروی بیست سهم انجام شده است، مشاهده می شود مدل پیشنهادی با در نظر گرفتن

میانگین و واریانس در کنار چولگی توانسته بازده سهام ۱۲ درصدی را نشان دهد. در واقع میتواند گفت در نظر گرفتن چولگی توانسته معادله بهینه سازی انتخاب سبد بهینه سهام را بیشتر از مدل مقاله [۱۲] در محاسبه دیگری از واریانس بهمراه داشته باشد. البته در مقاله [۱۲] برای انتخاب سبد بهینه از الگوریتم GARCH که یک مدل خودرگرسیونی واریانس است ، استفاده شده است، اما در روش این تحقیق از الگوریتم های فراابتکاری استفاده شده است و میتوان گفت استفاده از الگوریتم های فراابتکاری یا تکاملی از جمله هوش جمعی سالپ و الگوریتم ترکیبی هوش جمعی سالپ و رفتار سینوس کسینوس، توانسته به دقت بیشتری در انتخاب بهینه سبد سهام دست پیدا کند.

منابع

۱) فر نگار,محمدپورزرندی محمدابراهیم.(1398) ستفاده 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، ص۴۲-۶۴.

۲) جعفر باباجانی محمدرضا تقوا قاسم بولو محسن عبداللهی(1398). پیش‌بینی بازده سهام در بورس اوراق بهادار تهران: مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل چند عاملی، راهبرد مدیریت مالی سال هفتم، ص. 132-150.

۳) سید حسین میرعلوی، زهرا پورزمانی، آزیتا 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 ، ص۷۶-۱۰۹

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) پیش‌بینی رفتار بازار سهام بر اساس شبکه‌های عصبی مصنوعی با رویکرد یادگیری جمعی هوشمند ، مدیریت صنعتی(دانشگاه تهران) » دوره دهم - شماره ۲، ص۲۷-۳۹.

۶) زارعی، قاسم؛ محمدیان، رعنا؛ حاضری نیری، هاتف؛ باشکوه اجیرلو، محمد؛.(1397) مقایسه روشهای شبکه عصبی فازی با شبکه عصبی موجک فازی در پیش‌بینی قیمت سهام بانک‌های پذیرفته‌شده 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 برشبکه عصبی فازی، پنجمین‌کنفرانس ملی‌مهندسی‌کامپیوتر و بلاک چین‌ایران، ص۱-۱۶.

۸) سجاد نقدی؛ دکتر محمد عرب مازار یزدی.(۱۳۹۶). ترکیب شبکه عصبی، الگوریتم ژنتیک و الگوریتم تجمع ذرات در پیش‌بینی سودهرسهم.مجله‌علمی‌دانش حسابداری دوره ۸، شماره ۳ ، پاییز ، ص ۷-۳۴.

۹) وطن پرست، محمدرضا؛ 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: 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: شماره: ۴۰.ص ۲۲-۳۵.

۱۱) سید حسین میرعلوی، زهرا پورزمانی (۱۳۹۹). ارائه مدلی برای انتخاب سبد بهینه سهام با استفاده از الگوریتم هوش جمعی سالپ و شبکه های عصبی پرسپترون چندلایه. مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، دوره: شماره: ۵۰.ص ۳۳-۴۷.

۱۲) حامد باسخا ، حسین مهدی خواه .(۱۳۹۹). بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از روش Mean-CVaR و رویکرد ناهم‌سانی واریانس شرطی متقارن و نامتقارن.تحقیقات مالی دوره ۲۲، شماره ۲, ص ۱۴۹-۱۵۹

13) 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.

14) 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.

15) 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.

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

17) 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.

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

19) 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.

20) 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.

21) 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.

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

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

24) 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.

25) 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.

26) 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.

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

28) 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.

29) 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.

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

31) 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.

32) 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.

33) 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.

34) H Langlois.(2020). Measuring skewness premia. Journal of Financial

Economics.pp101-125.

35) 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.

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

37) 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.

38) 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.

39) 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.

40) 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.

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

42) 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.

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

44) 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.

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

46) 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.

47) 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

48) 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.

49) 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.

50) 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.

51) Strumberger, E Tuba, N Bacanin, M Tuba.(2020). Modified Moth Search Algorithm for Portfolio OptimizatioSmart Innovation, Systems and Technologies. Pp 978-981.

52) Seyedali Mirjalili.(2016). SCA: A Sine Cosine Algorithm for solving optimization problems . Knowledge Based Systems , pp. 361-367.

یادداشت‌ها :

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