

گزینش پرتفوی بهینه سهام با استفاده از الگوریتم های فرا ابتکاری و مقایسه آن با الگوهای سنتی

احمد علی رضایی^۱

محمدعارف نجفی^۲

چکیده

برای انتخاب پرتفوی بهینه سهام روش های مختلفی وجود دارد؛ با توجه به نظریه نوین پرتفوی، سرمایه گذار پرتفوی خود را بر اساس دو معیار بازده مورد انتظار و ریسک، انتخاب می کند. اگر اوراق بهادار دارای مخاطره باشند، دغدغه اصلی هر سرمایه گذار، تعیین سبد اوراق بهاداری است که مطلوبیت آن حداکثر باشد. بر همین اساس، هدف اصلی تحقیق حاضر بررسی و تحلیل استفاده از الگوریتم گرده افشانی گل ها و مقایسه آن با مدل مارکوویتز در دقت شناسایی و انتخاب پرتفوی بهینه سهام شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران می باشد. به این منظور، بر اساس ضریب نقد شوندگی سهام، در مرحله اول ۵۰ شرکت و در مرحله دوم با استفاده از روش غربالگری مبتنی بر معیار ۱۰ شرکت به عنوان شرکت های برتر از بین شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران (فعالیت ۵ ساله ۱۳۹۹-۱۳۹۵) انتخاب گردید و پرتفوی بهینه شامل سهام ۱۰ شرکت به دو روش سنتی مارکوویتز و الگوریتم نوین گرده افشانی گل ها مقایسه شد. نتایج نشان داد، در مدل مارکوویتز، نرخ بازدهی بر مبنای پرتفوی سرمایه گذاری به میزان ۱۹.۳۲ درصد محاسبه گردید همچنین میزان انحراف معیار (ریسک) برابر با ۰.۹۲۳۳ می باشد؛ اما برای الگوریتم گرده افشانی گل ها، بازدهی کل پرتفوی مقدار ۲۱.۲۲ درصد و میزان انحراف معیار نیز ۰.۸۳۵۴ می باشد. مقایسه نتایج حاصله نشان می دهد که الگوریتم گرده افشانی گل ها بازدهی بیشتر و ریسک کمتری در پرتفوی منتخب نسبت به مدل مارکوویتز ارائه می دهد. **واژگان کلیدی:** پرتفوی بهینه سهام، الگوریتم فرا ابتکاری، الگوریتم گرده افشانی گل ها، الگوی سنتی مارکوویتز.

۱. دانش پژوه دکتری علوم اقتصادی، جامعه المصطفی (ص) العالمیه. Rezai.ahmadali66@gmail.com

۲. دانش پژوه دکتری علوم اقتصادی، جامعه المصطفی (ص) العالمیه. najafi4u@gmail.com

بیان مسئله

از جمله هدف های اصلی تنظیم کنندگان در بازارهای مالی و به طور خاص بازار سهام این است که هر فردی با هر سلیقه و هر مقدار دارایی، بتواند وارد این بازار شود، فرصت های مناسب سرمایه گذاری را شناسایی نموده و سود مورد نظر خود را کسب کند. بر همین اساس، یکی از مهم ترین اهداف مهندسی مالی، طراحی ابزارهای متنوع مالی در راستای تنوع بخشی به بازارهای مالی و بازار سهام می باشد (لی و یی^۱، ۲۰۱۹).

طراحی و ارائه مدل های قاعده محور برای شناسایی زمان خرید و فروش امکان دارد و می توان با استفاده از قواعد معاملاتی، سیستم های توانمندی را برای پشتیبانی از تصمیم گیری های سرمایه گذاران ایجاد نمود. بر همین اساس، موضوع انتخاب سبد سهام با هدف تخصیص سرمایه محدود بین تعدادی از سبدهای مناسب برای سرمایه گذاری مطرح می شود (کهیند و همکاران^۲، ۲۰۲۳).

تعادل بین بازده و ریسک موضوع اصلی انتخاب سبد سهام است که به معنای به حداکثر رساندن بازده سرمایه گذار و کاهش ریسک از نظر زیان سرمایه گذار تا حد امکان است. سیاست گذاران بازار سرمایه از طریق ایجاد امکان انتخاب سرمایه گذاران در راستای گزینش سبد سهام با بازدهی مطلوب و ریسک معقول و ضریب نقد شوندگی بالا، می توانند سهم بالایی از سرمایه ها را به سمت بازار سرمایه رهنمون نموده و باعث ایجاد رونق اقتصادی گردند (کومبور و همکاران^۳، ۲۰۲۲).

اگرچه در ظاهر ایجاد توان بین بازده و ریسک به نظر ساده می رسد، ولی در عمل روش های مختلفی برای انتخاب سبد سرمایه گذاری مطرح شده است. انتخاب سبد سهام از زمان کار پیشگام مارکوویتز^۴ (۱۹۵۲) همیشه یک موضوع اصلی مورد بحث بوده است. مدل مارکوویتز، اگرچه مبنای تئوری سبد سهام مدرن است، به این دلیل که مدلی ساده سازی شده با مفروضات غیر واقع گرایانه است، استفاده چندانی ندارد. بر همین اساس، در سال های اخیر، بسیاری از محققان مدل های قابل توجهی حاوی معیارهای بازده و ریسک جدید ارائه کرده اند که ارزش نظری و عملی انتخاب پرتفوی را بسیار غنی تر می کنند و از جمله آن ها می توان به میانگین آنتروپی، میانگین-نیمه واریانس، چولگی میانگین مورد انتظار احتمالی و میانگین فازی ارزش در معرض خطر اشاره نمود (وانگ و همکاران^۵، ۲۰۱۸).

به صورت کلی، الگوها و مدل هایی که برای بهینه سازی انتخاب سبد سهام وجود دارند، به دو دسته خطی دقیق^۶ و الگوریتم های تقریبی^۷ غیرخطی طبقه بندی می شوند. (لیو و همکاران^۸، ۲۰۲۱). در پژوهش حاضر یکی از جدیدترین الگوریتم های فرا ابتکاری به نام گرده افشانی گل ها مورد بررسی قرار گرفته است. در همین راستا، اهداف تحقیق در دو بخش قابل تفکیک می باشد؛ هدف علمی تحقیق حاضر مقایسه ریسک و بازدهی انتخاب سبد سهام بر اساس الگوریتم گرده افشانی گل ها و مدل مارکوویتز و در نهایت مقایسه بین آن ها می باشد. هدف کاربردی تحقیق حاضر نیز اعتبار سنجی الگوریتم گرده افشانی گل ها و نشان دادن برتری آن نسبت به مدل مارکوویتز در انتخاب سبد سهام است تا بتوان بواسطه آن الگویی را پیشنهاد داد که بتواند کمترین ریسک و بالاترین بازده را نصیب سرمایه گذاران و موسسات سرمایه گذاری در بازار سهام قرار دهد.

مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

توسعه پویای کشورها، در گرو به کارگیری منابع به شکل مطلوب و تجهیز آن‌ها به شکل صحیح است. در هر کشوری، نهادهای مختلف در حوزه‌های وظیفه‌ای خود می‌توانند در این زمینه ایفای نقش کنند. بازار بورس اوراق بهادار به عنوان مهم‌ترین مرکز معامله دارایی‌های مالی یکی از این نهادهاست. (ژو و همکاران^{۱۲}، ۲۰۱۸)؛ که کارگزار سرمایه‌گذار باید بتواند در آن، بین حداکثر کردن سود مورد انتظار و حداقل کردن ریسک سهام انتخاب شده تعادل ایجاد کند و توصیه بهتری برای سبد سهام، به سرمایه‌گذار ارائه نماید (پوتی و سیدیکو^{۱۳}، ۲۰۱۳). اگرچه مینیم کردن مخاطره و ماکزیم نمودن بازده سرمایه‌گذاری به نظر ساده می‌رسد اما در عمل با استفاده از روش‌های متعدد پیچیده‌ای سرمایه‌گذاران، سعی در تشکیل پرتفوی اوراق بهادار بهینه می‌نمایند؛ که مهم‌ترین چالش بازار است (یو و همکاران^{۱۴}، ۲۰۱۳).

مدل مارکوئیتز

بهینه‌سازی پرتفوی را می‌توان بهترین ترکیب دارایی‌های مالی تعریف نمود، به گونه‌ای که باعث شود نرخ بازدهی پرتفوی سرمایه‌گذاری حداکثر و ریسک پرتفوی حداقل شود. در نظریه مدرن پرتفوی، ایده اساسی این است که اگر در دارایی‌هایی هم همبستگی کاملی ندارند سرمایه‌گذاری شود؛ می‌توان یک بازده ثابت با ریسک کمتر به دست آورد (رهنمای رودپشتی و همکاران، ۱۳۹۴). در اوایل دهه ۱۹۵۰ مارکوئیتز^۹، مدل پایه پرتفوی را بنیان گذارد به گونه‌ای که نظریه نوین بر آن استوار گردید. وی نخستین شخصی بود که به موضوع متنوع سازی در سبد سهام پرداخت. مدل مارکوئیتز دارای ورودی‌های زیر است:

بازده مورد انتظار برای سهم.

انحراف معیار بازده مورد انتظار (معیاری برای تعیین ریسک هر سهم).

کواریانس (معیاری که همسویی بین بازده سهام‌های مختلف را نشان می‌دهد).

مدل مارکوئیتز بر مبنای مفروضاتی به شرح زیر بیان شده است: سرمایه‌گذاران همواره محافظه‌کارند و دارای مطلوبیت مورد انتظار افزایشی بوده و منحنی مطلوبیت نهایی ثروت آن‌ها کاهشی است. سرمایه‌گذاران پرتفوی خود را بر مبنای میانگین - واریانس مورد انتظار بازدهی انتخاب می‌نمایند؛ بنابراین منحنی‌های بی‌تفاوتی آن‌ها از نرخ بازده و واریانس مورد انتظار تبعیت می‌نمایند (رهنمای رودپشتی و همکاران، ۱۳۹۴). گزینه‌های سرمایه‌گذاری تا بی‌نهایت بار قابل تقسیم هستند. افراد سرمایه‌گذار، افق زمانی (یک دوره‌ای) مشابه داشته و در سطحی مشخص از ریسک، بازده بیشتری را ترجیح می‌دانند.

برای به دست آوردن انتخاب پرتفوی بهینه در روش مارکوئیتز مدل برنامه‌ریزی خطی زیر را در نظر می‌گیریم:

$$\begin{aligned} \text{Min } z &= \delta_p^2 \\ \text{St: } \bar{r}_p &= \sum_{j=1}^n w_j \cdot \bar{r}_j \\ w_j &> 0 \end{aligned} \quad (1)$$

پیش‌بینی نهایی و بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از الگوریتم گرده‌افشانی

یانگ^{۱۱} (۲۰۱۲) الگوریتم گرده‌افشانی گل (FPA) را مطرح نمود که با روش‌های ژنتیک و بهینه‌سازی ازدحام ذرات مقایسه گردید و مشخص شد که عملکرد مطلوب‌تری نسبت به دو روش ذکر شده دارد (درا^{۱۱}، ۲۰۱۵). الگوریتم FPA به خاطر دارا بودن مکانیزم مناسب بررسی محلی و کلی و ایجاد یک تعادل در این دو نوع از جستجو، از توانایی بالایی برای پرهیز از کمینه‌های محلی برخوردار بوده و از دقت و سرعت بیشتری در همگرایی به جواب بهینه کلی در مقایسه با الگوریتم خفاش، ازدحام گروه ذرات و حتی الگوریتم ژنتیک برخوردار می‌باشد (آل یاسر و همکاران^{۱۲}، ۲۰۱۸). در این روش برای مسئله انتخاب ویژگی از خوشه‌بندی آن‌ها استفاده می‌شود. برای خوشه‌بندی ویژگی‌ها با استفاده از الگوریتم تشخیص جوامع، باید فضای ویژگی‌ها به صورت گرافی، تشریح شود؛ بنابراین، مسئله به صورت یک گراف کامل وزن دار بدون جهت $G = (F, E, w_F)$ بازنمایی می‌شود که $F = \{F_1, F_2, \dots, F_n\}$ نشان‌دهنده مجموعه ویژگی‌های اولیه با n ویژگی است که یک گره از گراف معادل یک ویژگی است و $E = \{(F_i, F_j): F_i, F_j \in F\}$ یال‌های گراف را نشان می‌دهد. همچنین $w_F: (F_i, F_j) \rightarrow \mathbb{R}$ یک تابع است که میزان شباهت بین دو ویژگی F_i و F_j را بیان می‌کند. انتخاب یک معیار مناسب برای محاسبه شباهت بین ویژگی، بر عملکرد الگوریتم انتخاب ویژگی تأثیر زیادی دارد. روش‌های مختلفی برای محاسبه شباهت بین ویژگی‌ها وجود دارد که هرکدام از آن‌ها نتایج متفاوتی را به همراه دارند. به همین دلیل، برای محاسبه شباهت بین ویژگی‌ها انتخاب یک معیار مناسب، اهمیت به سزایی دارد. به طور کلی، فاصله اقلیدسی^{۱۳}، شباهت کسینوسی^{۱۴} و همچنین ضریب همبستگی پیرسون^{۱۵} از معیارهای مهم برای اندازه‌گیری شباهت بین ویژگی‌ها است. در این تحقیق، برای محاسبه شباهت مابین ویژگی‌ها، از قدر مطلق ضریب همبستگی پیرسون استفاده شده است. ضریب همبستگی پیرسون بین دو ویژگی F_i و F_j مطابق رابطه زیر محاسبه می‌شود.

$$w_{ij} = \left| \frac{\sum_p (x_i - \bar{x}_i)(x_j - \bar{x}_j)}{\sqrt{\sum_p (x_i - \bar{x}_i)^2} \sqrt{\sum_p (x_j - \bar{x}_j)^2}} \right| \quad (2)$$

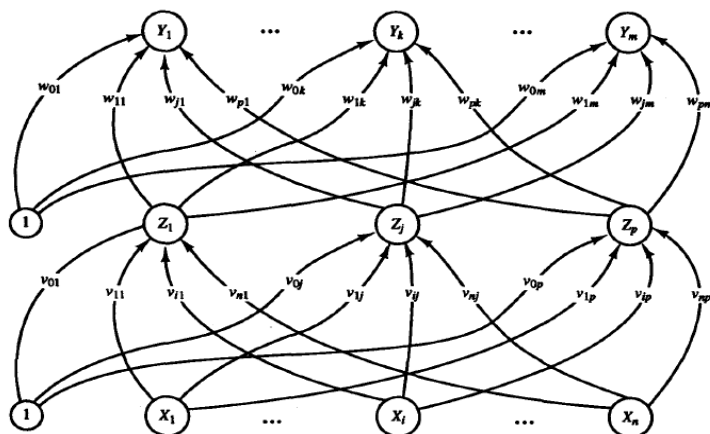
که در آن x_i و x_j به ترتیب نشان‌دهنده بردار ویژگی‌های F_i و F_j است. همچنین، متغیرهای $\bar{x}_i$ و $\bar{x}_j$ به ترتیب نشان‌دهنده میانگین مقادیر برای بردار x_i و x_j بین p نمونه است. با توجه به رابطه بالا می‌توان متوجه شد که مقدار شباهت بین دو ویژگی که کاملاً شبیه هم هستند برابر با یک و مقدار شباهت بین دو ویژگی که کاملاً غیر شبیه به هم هستند برابر صفر است. در بسیاری از شرایط ممکن است که مقدار شباهت محاسبه شده برای ویژگی‌های مختلف نزدیک به هم باشد. برای رفع این مشکل، به منظور نرمال‌سازی مقادیر شباهت محاسبه شده، از تکنیک مقیاس‌گذاری غیرخطی استفاده می‌شود. با استفاده از این تکنیک، تمام مقادیر شباهت محاسبه شده در بازه صفر تا یک با استفاده از فرمول زیر نرمال می‌شوند.

$$\hat{w}_{ij} = \frac{1}{1 + \exp\left(-\frac{w_{ij} - \bar{w}}{\sigma}\right)} \quad (3)$$

که در آن w_{ij} شباهت بین ویژگی F_i و F_j است، $\bar{w}$ و σ به ترتیب میانگین و انحراف معیار برای تمام شباهت‌های محاسبه شده بین تمام ویژگی‌ها را نشان می‌دهد.

انتخاب ویژگی‌های نهایی از هر خوشه با استفاده از الگوریتم گرده‌افشانی

پس از مشخص شدن ویژگی‌های نهایی از هر خوشه می‌بایست با استفاده از طبقه‌بندی، مقادیر نهایی سهام را پیش‌بینی نمود. در ادامه به صورت مختصر به معرفی ساختار و الگوریتم آموزش این شبکه پرداخته می‌شود. این شبکه شامل یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی است. برای آموزش این شبکه، معمولاً از الگوریتم پس انتشار^{۱۸} استفاده می‌شود. در طی آموزش شبکه MLP به کمک الگوریتم یادگیری BP، ابتدا محاسبات از ورودی شبکه به‌سوی خروجی شبکه انجام می‌شود و سپس مقادیر خطای محاسبه شده به لایه‌های قبل انتشار می‌یابد. در ابتدا، محاسبه خروجی به صورت لایه به لایه انجام می‌شود و خروجی هر لایه، ورودی لایه بعدی خواهد بود. در حالت پس انتشار، ابتدا لایه‌های خروجی تعدیل می‌شود، زیرا برای هر یک از نرون‌های لایه خروجی، مقدار مطلوبی وجود دارد و می‌توان به کمک آن‌ها و قاعده‌های بهنگام‌سازی، وزن‌ها را تعدیل نمود. با وجود این‌که الگوریتم پس انتشار خطا نتایج بسیار خوبی در حل مسائل ارائه داده است، در حل برخی از مسائل ضعیف عمل می‌کند که می‌تواند به دلیل طولانی بودن یا مشخص نبودن زمان یادگیری، انتخاب نامناسب ضریب یادگیری و یا توزیع تصادفی وزن‌های اولیه باشد. در برخی موارد نیز به دلیل وجود کمینه موضعی، فرآیند یادگیری مختل می‌شود که به دلیل قرار گرفتن جواب در قسمت‌های هموار توابع آستانه دچار وقفه می‌شود (۲۰). ساختار کلی یک شبکه چندلایه پس انتشار در شکل زیر نشان داده شده است.



شکل (۲): ساختار یک شبکه عصبی پس انتشار با یک لایه مخفی

در شبکه عصبی نشان داده شده در شکل فوق، یک لایه ورودی (واحدهای X)، یک لایه مخفی شامل واحدهای مخفی (واحدهای Z) و یک لایه خروجی (واحدهای Y) نشان داده شده است. همان‌طور که در این شکل دیده می‌شود، واحدهای خروجی و واحدهای مخفی می‌توانند بایاس نیز داشته باشند. آموزش یک شبکه با پس انتشار شامل سه مرحله است:

پیش‌خور کردن الگوی آموزش ورودی، پس انتشار خطای مربوط و تنظیم وزن‌ها. در مرحله پیش‌خور، هر واحد ورودی X_i یک سیگنال ورودی دریافت می‌کند و این سیگنال را به هر یک از واحدهای $Z_1, \dots, Z_p$ می‌فرستد. سپس هر واحد مخفی، فعال‌سازی خود را محاسبه می‌کند و سیگنال خود، Z_i را به همه واحدهای خروجی می‌فرستد. هر واحد خروجی Y_k فعال‌سازی خود را (برابر با y_k) محاسبه می‌کند تا پاسخ شبکه را برای الگوی ورودی ارائه شده تشکیل دهد.

در آموزش با نظارت برای هر الگوی ورودی یک مقدار هدف نیز در دسترس است. در حین آموزش با پس انتشار، هر واحد خروجی فعال‌سازی محاسبه شده y_k خود را با مقدار هدف خود، t_k ، مقایسه می‌کند تا خطای مربوط به آن الگو برای آن واحد را مشخص کند. بر اساس این خطا، عامل Δk که $k = (1, \dots, m)$ ، محاسبه می‌شود. عامل Δk که در ادامه تشریح می‌شود، برای توزیع کردن مقدار خطای واحد خروجی Y_k به تمام واحدهای لایه قبل (واحدهای مخفی که به Y_k متصل هستند) مورد استفاده قرار می‌گیرد. در مرحله تنظیم وزن‌ها نیز از این عامل برای به روز کردن وزن‌های بین لایه خروجی و لایه مخفی استفاده می‌شود. به همین ترتیب، عامل Δj ($j = 1, \dots, p$) برای هر واحد مخفی Z_j محاسبه می‌شود. از Δj فقط برای به روز کردن وزن‌های بین لایه مخفی و لایه ورودی استفاده می‌شود و لازم نیست خطای لایه مخفی به لایه ورودی انتقال یابد.

پس از اینکه تمامی عامل‌های Δ معین شدند، وزن‌های شبکه برای تمام لایه‌ها به‌طور هم‌زمان تنظیم می‌شوند. تنظیم وزن W_{jk} (وزن واحد مخفی Z_j به واحد خروجی Y_k) بر اساس عامل Δk و فعال‌سازی واحد مخفی Z_j (مقدار Z_j) صورت می‌گیرد. تنظیم وزن v_{ij} (وزن واحد ورودی X_i به واحد مخفی Z_j) بر اساس عامل Δj و فعال‌سازی واحد ورودی X_i صورت می‌گیرد.

با توجه به توضیحات داده شده، الگوریتم آموزش پس انتشار به صورت زیر می‌باشد:

مرحله ۰) به وزن‌ها مقدار اولیه بدهید. (مقادیر تصادفی کوچک را انتخاب کنید).

مرحله ۱) تا زمانی که شرایط توقف برقرار نیست، مراحل ۲ تا ۹ را انجام دهید.

مرحله ۲) برای هر جفت آموزش (مقادیر ورودی و هدف)، مراحل ۳ تا ۸ را انجام دهید.

پیش‌خور:

مرحله ۳) هر واحد ورودی ($X_i, i=1, \dots, n$) سیگنال ورودی x_i را دریافت می‌کند و آن را در تمام واحدها در لایه بعدی (واحدهای مخفی) پخش می‌کند.

مرحله ۴) هر واحد مخفی ($Z_j, j=1, \dots, p$) سیگنال‌های ورودی وزن‌دار خود را جمع می‌بندد.

$$Z_{in_j} = V_{oj} + \sum_{i=1}^n x_i V_{ij} \quad (5)$$

و از تابع فعال‌سازی خود برای محاسبه سیگنال خروجی استفاده می‌کند، یعنی:

$$Z_j = f(Z_{in_j}) \quad (6)$$

و این سیگنال را به تمام واحدهای لایه بعدی (واحدهای خروجی) می‌فرستد.

مرحله ۵) هر واحد خروجی ($Y_k, k=1, \dots, m$) سیگنال های ورودی وزن دار خود را جمع می بندد.

$$y_{in_k} = W_{0k} + \sum_{j=1}^p z_j W_{jk} \quad (7)$$

و از تابع فعال سازی خود برای محاسبه سیگنال خروجی استفاده می کند.

$$Y_k = f(y_{in_k}) \quad (8)$$

پس انتشار خطا:

مرحله ۶) هر واحد خروجی ($Y_k, k=1, \dots, m$) الگوی هدف متناظر با الگوی آموزش ورودی را دریافت می کند و خطا را محاسبه می کند.

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k}) \quad (9)$$

پارامتر تصحیح وزن را که بعداً در به روز کردن W_{jk} به کار می رود، محاسبه می کند:

$$\Delta W_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (10)$$

پارامتر تصحیح بایاس را که بعداً در به روز کردن W_{0k} به کار می رود، محاسبه می کند:

$$\Delta W_{0k} = \alpha \delta_k \quad (11)$$

و Δk (مقادیر دلتا) را به واحدهای لایه قبل (لایه مخفی) می فرستد.

مرحله ۷) هر واحد مخفی ($Z_j, j=1, \dots, p$) ورودی های دلتای خود را جمع می بندد (ورودی های دریافتی از واحدهای لایه خروجی).

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k W_{jk} \quad (12)$$

و آن را در مشتق تابع فعال سازی خود ضرب می کند تا پارامتر مربوط به اطلاعات خطا را محاسبه کند،

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_j}) \quad (13)$$

تصحیح وزن خود را که بعداً برای به روز کردن V_{ij} به کار می رود، محاسبه می کند،

$$\Delta V_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (14)$$

و تصحیح بایاس خود را که بعداً برای به روز کردن V_{0j} به کار می رود، محاسبه می کند،

$$\Delta V_{0j} = \alpha \delta_j \quad (15)$$

به روز کردن وزن ها و بایاس ها

مرحله ۸) هر واحد خروجی ($Y_k, k = 1, \dots, m$) وزن ها و بایاس های خود را به روز می کند
 $(j = 0, \dots, p)$:

$$W_{jk}(\text{new}) = W_{jk}(\text{old}) + \Delta W_{jk} \quad (16)$$

هر واحد مخفی ($Z_j, j = 1, \dots, p$) بایاس ها و وزن های خود را به روز می کند ($i = 0, \dots, n$):

$$V_{ij}(\text{new}) = V_{ij}(\text{old}) + \Delta V_{ij} \quad (17)$$

مرحله ۹) شرایط توقف را بررسی کنید.

روش کاربرد به صورت زیر است: (۲۰).

مرحله ۱۰) مقادیر وزن‌های شبکه را با استفاده از الگوریتم آموزش تعیین کنید.

مرحله ۱) برای هر بردار ورودی، مراحل ۲ تا ۴ را انجام دهید.

مرحله ۲) برای $i = 1, \dots, n$ ، فعال‌سازی‌های واحد ورودی x_i را تعیین کنید.

مرحله ۳) برای $j = 1, \dots, p$:

$$Z_{inj} = V_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i V_{ij} \quad (18)$$

$$z_j = f(Z_{inj})$$

مرحله ۴) برای $k = 1, \dots, m$:

$$y_{in_k} = W_{0k} + \sum_{j=1}^p z_j W_{jk} \quad (19)$$

$$y_k = f(y_{in_k})$$

پیشینه پژوهش

وانگ و همکاران^۱ (۲۰۲۳) در مطالعه خود با عنوان انتخاب سبد سهام بر اساس رویکردهای نوین تصمیم‌گیری؛ مدل بهینه‌سازی ازدحام ذرات بهبود یافته را به عنوان مدل بهینه انتخاب سبد سهام پیشنهاد می‌کنند که از دیگر مدل‌های مقایسه شده از نظر بازده، ریسک و معیارهای تعدیل شده ریسک عملکرد بهتری دارد.

ژانگ و همکاران^۲ (۲۰۲۳) در مطالعه‌ای با عنوان انتخاب سبد سهام در بازارهای مالی، در نهایت مدل چشم‌انداز را به عنوان الگوی بهینه انتخاب سبد سهام ارائه می‌دهند.

وو و همکاران^۳ (۲۰۲۲) در مطالعه‌ای با عنوان مدل یکپارچه تصمیم‌گیری و بهینه‌سازی چند هدفه برای انتخاب سبد سهام؛ یک مدل انتخاب سبد سهام سرمایه‌گذاری مسئولیت‌پذیر اجتماعی چند هدفه که عملکرد مالی، مسئولیت اجتماعی شرکت‌ها و بازار سهام را حداکثر می‌کند، پیشنهاد داده‌اند.

ییلین و همکاران^۴ (۲۰۲۱) در پژوهش خود با عنوان تطبیق روش‌های نوین انتخاب بهینه سهام به این نتیجه رسیدند که مدل‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق، برتری چشمگیری نسبت به مدل‌های سری زمانی نشان داده‌اند.

می و همکاران^۵ (۲۰۱۶) در تحقیق خود، به تجزیه و تحلیل سیاست بهینه سبد سهام برای سرمایه‌گذاری چند دوره‌ای میانگین-واریانس با دارایی‌های ریسکی متعدد در حضور هزینه‌های کلی معاملات پرداختند. آن‌ها نشان

^۱ Xianhe Wang and Bo Wang and Tiantian Li and Huaxiong Li and Junzo Watada

^۲ Cheng Zhang a, Xiaomin Gong b, Jingshu Zhang c, Zhiwei Chen

^۳ Qun Wu a, Xinwang Liu a, Jindong Qin b c, Ligang Zhou d, Abbas Mardani e, Muhammet Deveci

دادند که چطور سیاست بهینه سبد سهام با دارایی های پر ریسک می تواند با برنامه ریزی درجه دو به طور مؤثر محاسبه شود. در نهایت، به صورت تجربی زیان های مرتبط با نادیده گرفته شدن هزینه های معاملات را آشکار ساختند.

کانگ و استرله^{۲۱} (۲۰۱۶)، در تحقیق خود با عنوان "بهینه سازی سبد سهام چند دوره ای میانگین-واریانس بر اساس شبیه سازی مونت کارلو به ارائه یک زیر جواب بهینه برای مسئله انتخاب سبد سهام چند دوره ای میانگین-واریانس اقدام نمودند. در پایان نویسندگان به کمک شبیه سازی مونت کارلو کیفیت جواب های نظری و جواب های حاصل از شبیه سازی را مقایسه کرده و نتیجه را رضایت بخش می دانند.

نجفی و همکاران^{۲۱} (۲۰۱۴)، تحقیقی تحت عنوان "بهینه سازی سبد پرتفوی با رویکرد الگوریتم مورچگان و تئوری خاکستری" ارائه دادند. در تحقیق خود به این نتیجه نیز رسیدند که ابتدا مورچگان و سپس تئوری خاکستری و در نهایت مدل مارکوویتز دارای موفقیت بیشتری است.

یانگ (۲۰۱۲)، پژوهشی با عنوان "الگوریتم گرده افشانی گل برای بهینه سازی جهانی" انجام داده است. در این پژوهش الگوریتم گرده افشانی گل ها با الگوریتم ژنتیک و ازدحام ذرات مقایسه شده و نتایج نشان دهنده این بود که الگوریتم گرده افشانی گل ها برای حل مدل های غیر خطی نرخ همگرایی دقیق تری را نشان می دهد.

مرادی و جوانمرد (۱۴۰۱) در مطالعه ای به تعیین معیارهای مؤثر بر انتخاب سهام در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از یک مدل یکپارچه پرداخته اند. ترتیب اثرگذاری و اثرپذیری معیارهای اصلی با دیمتل نشان داده است که معیار سودآوری بیشترین تعامل را با سایر معیارها داشته است و سپس به ترتیب معیارهای مدیریت روش ها و عملیات، بازار، ریسک، معیار رشد در رتبه های بعدی از نظر تعامل با سایر معیارها قرار گرفته اند.

در تحقیق حسینی و همکاران (۱۴۰۰) راهکاری جدید جهت تقویت قدرت جستجو در الگوریتم هوش جمعی سالپ با استفاده از الگوریتم سینوس کسینوس ارائه شده است. در این تحقیق از ۵۰ شرکت برتر سه ماهه اول سال ۱۳۹۸ استفاده شده و با استفاده از شبکه عصبی رو به جلو، پیش بینی قیمت پایانی آینده سهام انجام گردیده و سپس با استفاده از الگوریتم جدید هوش جمعی سالپ سینوسی جهت انتخاب بهینه سبد سهام استفاده شده است. نتایج تحقیق بیانگر آن است که مدل های ارائه شده در این مقاله، در مقایسه با روش های سنتی و شاخص بازار، بازدهی بالاتری را برای سرمایه گذاران ایجاد می نماید.

محمدی و طاهری (۱۳۹۸) در مطالعه ای به بررسی مسئله انتخاب پرتفوی چند دوره ای با سطح ریسک پویا/بازده مورد انتظار و عدم اطمینان پرداخته اند. برای این منظور، آن ها یک الگوریتم شبیه سازی تصادفی فازی مبتنی بر بهینه سازی ذرات را به عنوان راه حل انتخاب پرتفوی سهام چند دوره ای ارائه داده اند.

آقاسی و همکاران (۱۳۹۶)، در پژوهشی به بررسی "انتخاب پرتفوی سهام بهینه ی سرمایه گذاران بر اساس تحلیل همبستگی کانونی برای شرکت های عضو بورس اوراق بهادار تهران" پرداختند. نتایج حاکی از آن است که از هر ۱۰۰۰ واحد پول، ۴۶۹ واحد به عنوان نخستین زوج متغیر کانونی به صورت ترکیب خطی از بانک ها و صنایع مبتنی بر فلزات اختصاص می یابد و ۳۷۶ واحد به عنوان دومین زوج متغیر کانونی به صورت ترکیب خطی از مؤسسات سرمایه گذاری و صنایع نفتی و پتروشیمی اختصاص می یابد و ۱۵۵ واحد باقی مانده به طور دلخواه در سایر صنایع اختصاص می یابد.

بررسی مبانی نظری تحقیق نشان می دهد که می توان با بهره گیری از الگوریتم های دقیق ، جواب های بهینه برای انتخاب سبد سهام در حالت در نظر گرفتن فروض ساده کننده، را شناسایی کرد. اما در مورد مسائل بهینه سازی که حالت واقعی تری دارند، این الگوها کارایی لازم را ندارند. در این رابطه الگوریتم های تقریبی پیشنهاد می شوند که خود به دسه دسته ابتکاری، فراابتکاری و فوق ابتکاری تقسیم می شوند. الگوهای ابتکاری در برخی مطالعات انجام گرفته که در قسمت پیشینه تحقیق نیز معرفی شد، مورد استفاده قرار گرفته است، ولی این الگوها دارای مشکلاتی می باشد. از جمله مهم ترین این مشکلات، گیر افتادن این الگوها در نقاط بهینه محلی و به عبارت دیگر همگرایی زودرس می باشد. بنابراین نوعی شکاف تحقیقاتی در زمینه انتخاب سبد سهام در مطالعات صورت گرفته مشاهده می شود که آن هم، عدم استفاده از الگوهای فراابتکاری به صورت کلی، و به صورت خاص، برای بورس تهران می باشد. بر همین اساس، تحقیق حاضر با هدف پر کردن این شکاف، از الگوی فراابتکاری کرده افشانی گل ها به منظور بررسی مسئله انتخاب پرتفوی بهینه سهام استفاده کرده است که از این جنبه، انجام تحقیق حاضر هم دارای ضرورت و هم دارای نوآوری می باشد.

روش شناسی پژوهش

پژوهش حاضر از نوع داده، کمی است، از نظر هدف، کاربردی و از لحاظ ماهیت روش، توصیفی و اکتشافی می باشد. با توجه به این که در این تحقیق از اطلاعات تاریخی شرکت ها استفاده می گردد، تحقیق از لحاظ طرح تحقیق، پس رویدادی محسوب می شود. جامعه آماری تحقیق کلیه شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران بوده و برای انتخاب نمونه آماری از روش حذف سامانمند استفاده شده است. در مجموع ۱۰ شرکت به عنوان نمونه آماری پژوهش انتخاب شدند که در جدول ۱ نمایش داده شده است.

جدول (۱): شرکت های نمونه آماری

شرکت	نماد	صنعت
پالایش نفت اصفهان	شپنا	پتروشیمی
الکترونیک خودرو شرق	خشرق	خودرویی
صنعتی آما	فاما	ماشین آلات
ایران تایر	پتایر	خودرویی
ایران ترانسفو	بترانس	ماشین آلات
ایران خودرو	خودرو	خودرویی
سیمان فارس	سفارس	ساختمانی
ایران مریوس	نمرینو	ساختمانی
ایرکاپارت صنعت	خکار	خودرویی
آبسال	لابسال	تولیدی

متغیرهای پژوهش

متغیرهای این پژوهش که به عنوان متغیرهای اصلی به منظور ارزیابی دو روش بهینه سازی مورد ارزیابی قرار گرفته است در ادامه بیان شده اند:

متغیر بازده (R):^{۲۳} به سود و زیان ناشی از سرمایه‌گذاری بازده گفته می‌شود. بازدهی مثبت نشان‌دهنده سود و بازدهی منفی نشان‌دهنده زیان است. در پژوهش حاضر، این بازدهی بر اساس تغییرات قیمتی و سود تقسیمی سهام محاسبه شده است.

متغیر نرخ بازگشت سرمایه (IRR):^{۲۴} نرخ بازگشت سرمایه به صورت نسبت سود حاصله به میزان هزینه و سرمایه پرداخت شده محاسبه می‌شود. سود به‌دست‌آمده ممکن است تنها جنبه مالی نداشته باشد و شامل موارد غیرمالی مانند برندسازی نیز بشود. در پژوهش حاضر از معکوس نسبت عایدات سهام به قیمت اولیه سهام، به‌عنوان نرخ بازگشت سرمایه استفاده شده است.

متغیر رشد فروش (SG):^{۲۵} نرخ رشد فروش، پارامتری برای اندازه‌گیری کارایی تیم فروش یک شرکت، به‌منظور افزایش درآمد حاصل از فروش در یک بازه زمانی مشخص شده می‌باشد. اگر نرخ رشد فروش در مقایسه با دوره‌های قبل کاهش داشته باشد، می‌تواند نشان‌دهنده این موضوع باشد که تیم فروش باید روش دیگری را برای رشد درآمد خود در پیش بگیرد. در پژوهش حاضر تغییرات درصدی سالانه فروش به‌عنوان متغیر رشد فروش استفاده شده است.

متغیر خالص ارزش دارایی‌ها (NAV):^{۲۶} ارزش خالص دارایی، شاخصی در بورس می‌باشد که برای ارزشیابی و برآورد ارزش ذاتی دارایی‌های شرکت سرمایه‌گذاری، استفاده می‌شود و از طریق کسر بدهی، از ارزش روز آن شرکت، به دست می‌آید.

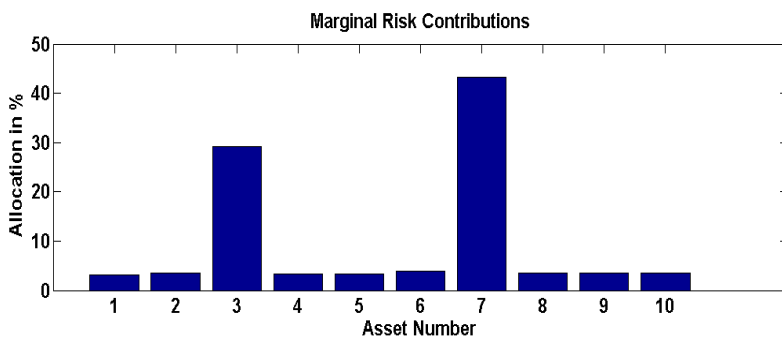
متغیر هزینه قابل قبول مالیات (TAC):^{۲۷} از منظر قانون مالیات، هزینه‌های صورت گرفته در واحدهای اقتصادی به دو دسته‌ای هزینه‌های قابل قبول و هزینه‌های غیرقابل قبول تقسیم‌بندی می‌شوند. هزینه‌های قابل قبول هزینه‌هایی هستند که در زمان رسیدگی مالیاتی توسط کارشناسان مالیات مورد قبول واقع می‌شوند و مبلغ آن‌ها از درآمد مؤدی قابل کسر است. در پژوهش حاضر از همین مفهوم محاسباتی استفاده شده است.

متغیر درآمد قبل از کسر مالیات (EBT):^{۲۸} به سود خالص حاصله توسط شرکت قبل از کسر مالیات گفته می‌شود.

متغیر سود خالص (NP):^{۲۹} سود خالص بعد از کسر مالیات به‌عنوان یکی از مهم‌ترین عوامل مؤثر بر تصمیم‌گیری‌های اقتصادی، با توجه به اقلام صورت‌های مالی در نظر گرفته می‌شود.

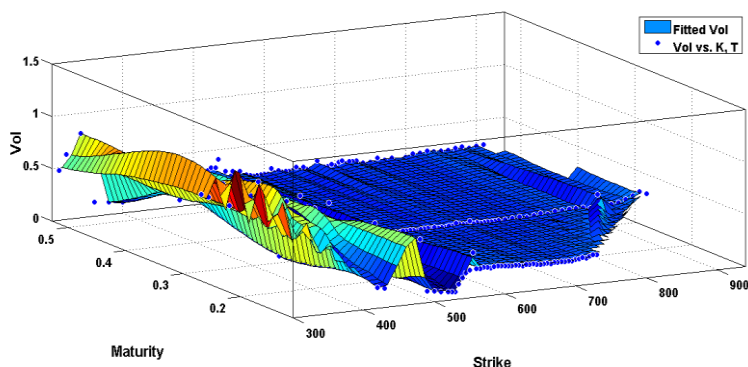
تجزیه و تحلیل داده‌ها

مدل بهینه‌سازی مارکوئیتز برای ۱۰ شرکت انتخاب شده پس از تجزیه و تحلیل بر مبنای وزن ریسک ناشی از انحراف معیار بازدهی در نمودار زیر نمایش داده شده است.



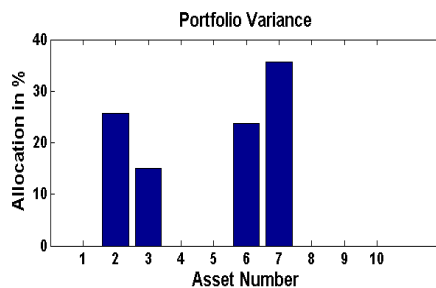
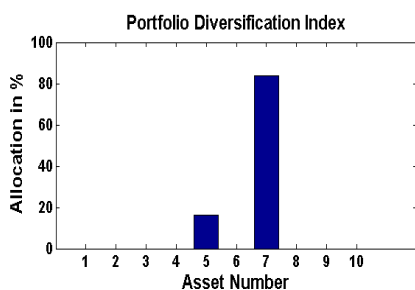
نمودار (۱): مدل بهینه‌سازی مارکوئیتز برای ۱۰ شرکت انتخاب شده

مدل اولیه الگوریتم گرده‌افشانی در شکل زیر نمایش داده شده است. میزان ناحیه بهینه شده در قسمت‌های زرد رنگ و قرمز رنگ مشخص شده است. تابع هزینه در نظر گرفته شده بر مبنای تکرار فرآیند به‌منظور بهینه‌سازی میزان رشد فروش و افزایش نقدینگی ناشی از کسب سود می‌باشد.

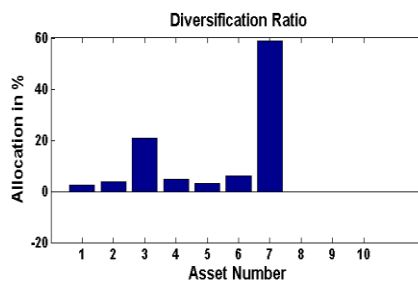
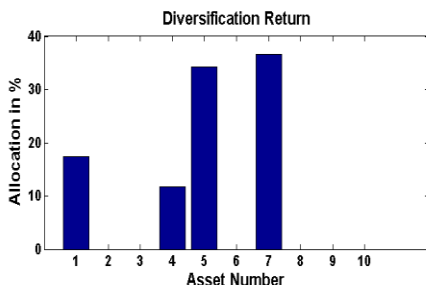


نمودار (۲): مدل اولیه‌ی ناشی از الگوریتم گرده‌افشانی گل‌ها

میزان واریانس پرتفوی سهامداران در شرکت‌های مورد ارزیابی و ضریب شاخص پرتفوی سهامداران در شکل زیر نمایش داده شده است. میزان واریانس سهام شرکت دوم در محدود ۲۵ درصد، شرکت سوم در محدوده‌ی ۱۲ درصد و شرکت ششم و هفتم در محدوده‌ی ۲۲ درصد و ۳۵ درصد می‌باشد. بیشترین میزان شاخص شرکت هفتم در محدوده‌ی ۸۲ درصد قرار دارد.



نمودار (۳): میزان واریانس پرتفوی سهامداران در شرکت‌های مورد مطالعه و شاخص پرتفوی سهامداران



نمودار (۴): میزان نرخ بازگشت سرمایه بر مبنای سودآوری در حالت کلی

نتایج مقایسه سبد سرمایه‌گذاری مدل مارکوویتز و الگوریتم گرده‌افشانی گل‌ها در جدول ۳ نمایش داده شده است.

جدول (۳): مقایسه سبد سرمایه‌گذاری مدل مارکوویتز و الگوریتم گرده‌افشانی گل‌ها

نام شرکت	وزن سهام شرکت در سبد بر اساس مدل مارکوویتز	وزن سهام شرکت در سبد بر اساس الگوریتم گرده‌افشانی گل‌ها
پالایش نفت اصفهان	۰.۱۵	۰.۱۱
الکترونیک خودرو شرق	۰.۰۸	۰.۰۹
صنعتی آما	۰.۱۰	۰.۰۷
ایران تایر	۰.۰۹	۰.۱۳
ایران ترانسفو	۰.۱۱	۰.۱۵
ایران خودرو	۰.۱۹	۰.۱۶
سیمان فارس	۰.۱۲	۰.۱۵
ایران مرینوس	۰.۰۵	۰.۰۸
ایر کارپارت صنعت	۰.۰۷	۰.۰۴
آبسان	۰.۰۴	۰.۰۲
کل سبد	۱	۱

نتایج محاسباتی ریسک و بازدهی مدل مارکوویتز و الگوریتم گرده‌افشانی گل‌ها در جدول ۴ نمایش داده شده است.

جدول (۴): میزان بازده و ریسک پرتفوی برای متغیرها

مدل	مدل مارکوویتز	الگوریتم گرده‌افشانی
متغیرها	ریسک	بازده
بازده	۱.۱۲۱	۰.۸۳۳۱
نرخ بازگشت سرمایه	۱.۱۱۸	۱.۰۱۳
رشد فروش	۰.۸۳۳	۰.۸۳۴۱
خالص ارزش دارایی‌ها	۱.۶۲۲	۸.۴۰۱۵
سود قبل از کسر مالیات	۱.۱۰۵	۰.۸۱۱۲
هزینه قابل قبول مالیات	۰.۰۹۱۵	۰.۰۸۰۲
سود خالص	۰.۸۳۱۵	۰.۸۳۳۵

در مدل مارکوویتز، نرخ بازدهی بر مبنای پرتفوی سرمایه‌گذاری به میزان ۱۹.۳۲ درصد محاسبه گردید همچنین میزان انحراف معیار (ریسک) برابر با ۰.۹۲۳۳ می‌باشد؛ اما برای الگوریتم گرده‌افشانی گل‌ها، بازدهی کل پرتفوی مقدار ۲۱.۲۲ درصد و میزان انحراف معیار نیز ۰.۸۳۵۴ می‌باشد. مقایسه نتایج حاصله نشان می‌دهد که الگوریتم گرده‌افشانی گل‌ها بازدهی بیشتر و ریسک کمتری در پرتفوی منتخب نسبت به مدل مارکوویتز ارائه می‌دهد. جهت اعتبارسنجی و تحلیل حساسیت نتایج حاصل از انتخاب سبد سهام بر اساس الگوریتم گرده‌افشانی

گل‌ها، داده‌ها به دو دسته آموزشی و آزمایشی تقسیم شده، مدل با استفاده از داده‌های آموزشی ایجاد و سپس نتایج بدست آمده روی داده‌های آزمایشی آزمون می‌شود و در نهایت دقت مدل محاسبه می‌شود. برای ارزیابی روش‌های انتخاب سبد سهام، از شاخص میانگین مربعات خطا (MSE)، ریشه دوم مربعات خطا (RMSE)، ضریب همبستگی پیرسون (r) و ضریب تعیین (R^2) استفاده شده است:

جدول (۵): نتایج حاصل از اعمال داده‌ای آموزشی، اعتبارسنجی و ارزیابی الگوریتم گرده‌افشانی گل‌ها

R2	r	RMSE	MSE	
۰/۸۳	۰/۶۶	۰/۰۳۴۵	۰/۰۰۱۱	کل داده‌ها
۰/۸۷	۰/۶۵	۰/۰۴۵۸	۰/۰۰۱۲	داده‌های آموزش
۰/۹۱	۰/۶۹	۰/۰۴۲۱	۰/۰۰۰۶	داده‌های آزمون
۰/۸۹	۰/۵۷	۰/۰۵۹۶	۰/۰۰۰۴	داده‌های اعتبار سنجی

با توجه به مقادیر کم MSE و RMSE به دست آمده و همچنین ضریب همبستگی مناسب بین خروجی مدل و خروجی هدف، الگوریتم گرده‌افشانی گل‌ها به طور مطلوب قادر به مدل‌سازی داده‌ها و انتخاب پرتفوی بهینه سهام می‌باشد.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

تحلیل سبد خرید یکی از مهم‌ترین کاربردهای داده‌کاوی است که بر کشف الگوهای خرید به‌وسیله داده‌های معاملات انجام شده، تمرکز می‌کند. در این پژوهش عملکرد مدل پایدار پیشنهادی جهت بهینه‌سازی سبد پرتفوی سرمایه‌گذاران موردتوجه قرار گرفت. خروجی دو مدل موردبررسی، شامل وزن‌های پرتفوی است که بر مبنای آن‌ها سرمایه‌گذاری صورت گرفته و در یک سطح اطمینان مشخصی می‌توان بیان داشت که بازده مورد انتظار همچنین ریسک پرتفوی چه مقدار خواهد بود.

با توجه به اینکه ارزیابی عوامل مهم در انتخاب سبد سهام در مباحث سرمایه‌گذاری کار دشوار و سختی است در تصمیم‌گیری درباره‌ی اینکه کدام سهم در مقایسه با سایر سهام در وضعیت بهتری قرار داشته و شایستگی انتخاب شدن و قرار گرفتن در سبد سرمایه‌گذاری را دارد و همچنین چگونگی تخصیص سرمایه بین این اوراق به‌عنوان مبحثی پیچیده می‌باشد. از سوی دیگر با در نظر گرفتن این نکته که رفتار بازارهای سهام از یک الگوی خطی پیروی نمی‌کنند، به همین دلیل روش‌های خطی نیز نمی‌توانند در توصیف این‌گونه از رفتارها مورد استفاده و ارزیابی قرار بگیرند و مفید واقع شوند. در این پژوهش یک بررسی سیستماتیک مطالعات گذشته با تمرکز بر داده‌کاوی برای تجزیه و تحلیل بازار سبد سهام انجام شد. روش پیشنهادی در این پژوهش مبتنی بر الگوریتم گرده‌افشانی گل‌ها بوده که با مدل سنتی مارکوویتز مقایسه شده است. هدف اصلی کمینه نمودن ریسک نامطلوب بر اساس مقدار معینی بازدهی به کار گرفته شده است که برتری و سودمندی الگوریتم پیشنهادی نسبت به مدل سنتی مارکوویتز با توجه به در نظر گرفتن معیارهایی از جمله بازده و واریانس ناشی از ریسک را نشان می‌دهد. یافته‌های تحقیق نشان داد که در مدل مارکوویتز، نرخ بازدهی بر مبنای پرتفوی سرمایه‌گذاری به میزان ۱۹.۳۲ درصد محاسبه گردید همچنین میزان انحراف معیار (ریسک) برابر با ۰.۹۲۳۳ می‌باشد؛ اما برای الگوریتم گرده‌افشانی گل‌ها، بازدهی کل پرتفوی مقدار ۲۱.۲۲ درصد و میزان انحراف معیار نیز ۰.۸۳۵۴

می باشد. مقایسه نتایج حاصله نشان می دهد که الگوریتم گرده افشانی گل ها بازدهی بیشتر و ریسک کمتری در پرتفوی منتخب نسبت به مدل مارکوویتز ارائه می دهد. بر این اساس می توان بیان داشت که استفاده از مدل پیشنهادی باعث می گردد از یک طرف دقت مدل پیشنهادی به علت حذف ویژگی های نامرتبط و دارای افزودگی بهبود پیدا کند و از طرف دیگر به علت کاهش ابعاد مجموعه داده ای برای پیش بینی پیچیدگی محاسباتی مدل یادگیری نیز کاهش یابد.

نتایج تحقیق حاضر مبتنی بر این که استفاده از الگوهای فرا ابتکاری همانند گرده افشانی گل ها می تواند منجر به انتخاب سبد سهام با ریسک کمتر و بازده بالاتر گردد، با یافته های بدست آمده توسط مطالعات وانگ و همکاران (۲۰۲۳)، ییلین و همکاران (۲۰۲۱)، نجفی و همکاران (۲۰۱۴)، یانگ (۲۰۱۲)، حسینی و همکاران (۱۴۰۰) و اسدی و بیات (۱۳۹۶) مطابقت دارد. در این رابطه این مطالعات نشان دادند که بکارگیری مدل های فرا ابتکاری همانند الگوریتم های ازدحام ذرات، الگوریتم مورچگان، الگوریتم گرده افشانی گل ها و الگوریتم پرندگان از نظر بازده، ریسک و معیارهای تعدیل شده ریسک عملکرد بهتری در انتخاب سبد سهام داشته اند.

با توجه به تحقیقات بسیاری که در مورد سیستم های پیش بینی سبد سهام صورت گرفته است. هنوز هم چالش های بسیاری به منظور بررسی و رفع شدن در پیش رو هستند که می توان با ارائه روش های نوین تر علاوه بر رفع چالش های موجود، میزان کارایی را در چنین سیستم هایی افزایش داد. از این رو می توان پیشنهادات سیاستی زیرا را به منظور بهبود هر چه بیشتر چنین سیستم هایی ارائه کرد؛ مانند:

با توجه به مدل در نظر گرفته شده در این پژوهش پیشنهادی می شود سرمایه گذاران به شرایط و محدودیت های دیگر مدل مارکوویتز نیز توجه داشته باشند. شرایط و محدودیت هایی نظیر محدودیت ها در خرید و فروش سهام، محدودیت ها در اندازه (ظرفیت) سبد سهام و ... که می بایست برای حل آن وارد مدل شوند و مدل خطی به حالت غیر خطی تبدیل گردد که حل آن نیز دشواری های خاص خود را دارد.

از جمله نکاتی که در پژوهش های مختلف در نظر گرفته شده و در بحث سبد گردانی نیز مورد توجه است، در نظر داشتن هزینه های معاملاتی در آینده است. سرمایه گذاران همواره باید به این نکته توجه داشته باشند که با کمترین میزان معاملات و به تبع آن با کمترین هزینه های معاملاتی در آینده به سبد مدنظر خود دست یابند.

در نهایت نیز برای محققانی علاقه مند به این حیطه موضوعی پیشنهادات زیر ارائه می شود:

استفاده از الگوریتم فرا ابتکاری گرده افشانی گل ها به صورت مجزی برای هر صنعت فعال در بازار بورس تهران به منظور استخراج قوانین معاملاتی سهام در هر صنعت و مقایسه نتایج بدست آمده با یافته های این مقاله. پیشنهاد می شود به منظور افزایش دقت نتایج، از روش مدل سازی مونت کارلو در الگوریتم گرده افشانی گل ها به منظور در نظر گرفتن ناطمینانی هایی که ممکن است در محیط اقتصادی کشور رخ دهد و روند قیمت سهام را دچار انحراف نماید، استفاده شود.

منابع

۱. آقاسی، سعید، آقاسی، احسان، بیگلری، سحر. (۱۳۹۶). انتخاب پرتفوی سهام بهینه‌ی سرمایه‌گذاران بر اساس تحلیل همبستگی کانونی برای شرکت‌های عضو بورس اوراق بهادار تهران، فصلنامه دانش مالی تحلیل اوراق بهادار، ۳۶: ۱۳۱-۱۱۹.
۲. بیات، علی، اسدی، لیدا. (۱۳۹۶). بهینه‌سازی پرتفوی سهام: سودمندی الگوریتم پرندگان و مدل مارکوویتز، مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار مدیریت پرتفوی، ۸(۳۲): ۸۵-۶۳.
۳. بیات، علی، شکری، سیما. (۱۳۹۴). فرایند انتخاب پرتفوی بهینه به روش ارزش در معرض ریسک، همایش منطقه‌ای ایده‌های نوین در حسابداری و مدیریت مالی، زنجان، دانشگاه آزاد اسلامی واحد، معاونت آموزشی و پژوهشی سازمان سما - مرکز آموزش و فرهنگی سما زنجان.
۴. پیرصالحی، مجتبی. (۱۳۷۲). بررسی رابطه ریسک و بازده سرمایه‌گذاری در بورس اوراق بهادار تهران، پایان‌نامه کارشناسی ارشد مدیریت بازرگانی، دانشگاه اصفهان.
۵. جمشیدی عینی، عصمت، خالوزاده، حمید. (۱۳۹۵). بررسی روش‌های هوشمند در حل مسئله سبد سهام مقید در بازار سهام تهران، دانش مالی تحلیل اوراق بهادار مطالعات مالی، ۹۲۹: ۸۵-۹۶.
۶. جونز، چارلز پی. (۱۳۸۶). مدیریت سرمایه‌گذاری پیشرفته، تهران: انتشارات سمت.
۷. حسینی، سید علی، اسماعیل‌زاده مفری، علی، جهان‌شاد، آریتا. (۱۴۰۰). انتخاب بهینه سبد سهام با استفاده از الگوریتم ترکیبی هوش جمعی سالپ و سینوس کسینوس و شبکه‌های عصبی روبه‌جلو، فصلنامه مدیریت کسب و کار، ۱۲۴۹.
۸. دیده‌خانی، حسین، حجتی استانی، سعید. (۱۳۹۵). ارائه مدل برنامه‌ریزی چندهدفه جهت انتخاب سهام با در نظر گرفتن ارزش در معرض خطر فازی: رویکرد تنوری اعتبار فازی. مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، ۸۳۲: ۲۶۸-۲۳۹.
۹. راعی، رضا، علی بیگی، هدایت. (۱۳۸۹). بهینه‌سازی پرتفوی با استفاده از روش حرکت تجمیعی ذرات". تحقیقات مدیریت مالی دانشگاه تهران. دوره ۸۱. شماره ۱۳.
۱۰. رهنمای رودپشتی، فریدون، نیکومرام، هاشم، طلوعی اشلقی، عباس، حسین زاده، لطفی، فرهاد، بیات، مرضیه. (۱۳۹۴). بررسی کارایی بهینه‌سازی پرتفوی بر اساس مدل پایدار با بهینه‌سازی کلاسیک د پیش‌بینی ریسک و بازده پرتفوی، مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، شماره ۲۲: ۵۹-۲۹.
۱۱. ولی‌زاده، مصطفی، پاک مرام، عسگر، بحری ثالث، جمال. (۱۳۹۵). انتخاب و بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از الگوریتم ژنتیک، با بهره‌گیری از مدل میانگین نیمه واریانس مارکوویتز، مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، ۳۱: ۴۲-۱۹.
۱۲. همائی‌فر، ساغر، روغنیان، عماد. (۱۳۹۵). به‌کارگیری الگوهای بهینه‌سازی پایدار و برنامه‌ریزی آرمانی در مسئله انتخاب سبد سرمایه‌گذاری چند دوره‌ای، مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار مدیریت پرتفوی، ۷۲۸: ۱۶۳-۱۵۷.

13. Ackermann, M.R., Mörtens, M., Raupach, C., Swierkot, K., Lammersen, C., Sohler, C. (2012). Streamkm A clustering algorithm for data streams. ACM Journal of Experimental Algorithmics,
14. Alyasseri, Z.A.A., Khader, A.T., Al-Betar M.A., Awadallah, M.A., Yang, X.S. (2018). Variants of the Flower Pollination Algorithm: A Review. In: Yang X.S. (eds) Nature-Inspired Algorithms and Applied Optimization. Studies in Computational Intelligence, 744. Springer, Cham.
15. Chatrath, A., Miao, H., Ramchander, S., Villupuram, S. (2014). Currency jumps, cojumps and the role of macro news. Journal of International Money and Finance, 40, 42-62.
16. Cong, F., Oosterlee, C.W. (2016). Multi-period mean-variance portfolio optimization based on monte-carlo simulation. Journal of Economics Dynamics and control, 64, 23-38.
17. Draa, A. (2015). On the performances of the flower pollination algorithm - Qualitative and quantitative analyses. Applied Soft Computing, 34, 349-371.
18. Mansini, R., Ogryczak, W., Speranza, M.G. (2015). Linear and Mixed Integer Programming for Portfolio Optimization, New York: AG Switzerland, p.21-30
19. Mahinda Mailagaha Kumbure., Christoph Lohrmann., Pasi Luukka., Jari Porras. (2022). Machine learning techniques and data for stock market forecasting: A literature review. Expert Systems with Applications, 197(1).
20. Meng Liu., Kaiping Luo., Junhuan Zhang., Shengli Chen. (2021). A stock selection algorithm hybridizing grey wolf optimizer and support vector regression. Expert Systems with Applications, 179(1).
21. Mei, X., DeMiguel, V., Nogales, F.J. (2016). Multiperiod portfolio optimization with multiple risky assets and general transaction costs. Journal of Banking & Finance, 69, 108-120.
22. Najafi Moghadam, A., Rahnama Roodpooshti, F., Farrokhi, M. (2014). Optimization of Stock Portfolio based of Ant Colony & Greay Theory. IRJABS, 8(7), 780-788.
23. Potl, V., Siddique, A. (2013). What drives currency predictability? Journal of International Money and Finance, 36, 86-106.

24.T.O. Kehinde., Felix T.S., Chan b, S.H. Chung. (2023). Scientometric review and analysis of recent approaches to stock market forecasting: Two decades survey. Expert Systems with Applications, 213(1).

25.Yang, X.S. (2012). Flower Pollination Algorithm for Global Optimization. Unconventional Computation and Natural Computation, Lecture Notes in Computer Science, 7445, 240-249.

26.Yilin, A., Qu, B. Y., Li, H., Zhao, S.Z., Suganthan, P.N., Zhang, Q. (2021). Multiobjective evolutionary algorithms: A survey of the state of the art. Swarm and Evolutionary Computation, 1(1), 32-49.

27.Yu, H., Nartea, G.V., Gan, C., Yao, L.J. (2013a). Predictive ability and profitability of simple technical trading rules: Recent evidence from Southeast Asian stock markets. International Review of Economics and Finance, 25, 356-37.

28.Zhou, X., Pan, Z., Hu, G., Tang, S., Zhao, C. (2018). Stock market prediction on high-frequency data using generative adversarial nets. Mathematical Problems in Engineering.