فصلنامه مهندسی مدیریت نوین
سال هشتم، شماره چهارم، زمستان ۱۴۰۱

انتخاب سبد بهینه سهام با استفاده از الگوریتم فراابتکاری گرده‌افشانی گل‌ها و مقایسه نتایج با الگوی سنتی مارکوویتز

سعید آقاسی[۱]، اکرم کریم‌پور[۲]

چکیده

دسترسی سرمایه‌گذاران مالی به مطلوب‌ترین موقعیت، زمانی حاصل می‌شود که حداکثر نرخ بازدهی به همراه ریسک معین و یا حداقل ریسک به همراه بازدهی معین ایجاد گردد. هدف اصلی تحقیق حاضر بررسی و تحلیل استفاده از الگوریتم گرده‌افشانی گل‌ها و مقایسه آن با مدل مارکوویتز در دقت شناسایی و انتخاب سبد بهینه سهام شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران است. به این منظور، بر اساس ضریب نقدشوندگی سهام، در مرحله اول ۵۰ شرکت و در مرحله دوم با استفاده از روش غربالگری مبتنی بر معیار ۱۰ شرکت به‌عنوان شرکت‌های برتر از بین شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران (فعالیت ۵ساله ۱۳۹۹-۱۳۹۵) انتخاب گردید و پرتفوی بهینه شامل سهام ۱۰ شرکت به دو روش سنتی مارکوویتز و الگوریتم نوین گرده‌افشانی گل‌ها مقایسه شد. نتایج نشان داد، 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 است؛ اما برای الگوریتم گرده‌افشانی گل‌ها، بازدهی کل پرتفوی مقدار ۲۱.۲۲ درصد و میزان انحراف معیار نیز ۰.۸۳۵۴ است. مقایسه نتایج حاصله نشان می‌دهد که الگوریتم گرده‌افشانی گل‌ها بازدهی بیشتر و ریسک کمتری در پرتفوی منتخب نسبت به مدل مارکوویتز ارائه می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: سبد بهینه سهام، الگوریتم فراابتکاری، الگوریتم گرده‌افشانی گل‌ها، الگوی سنتی مارکوویتز.

---

[۱] استادیار گروه مدیریت، واحد دهاقان، دانشگاه آزاد اسلامی، دهاقان، ایران (نویسنده مسؤول)
sae_aghasi@yahoo.com

[۲] دانشجوی دکتری مهندسی مالی، واحد دهاقان، دانشگاه آزاد اسلامی، دهاقان، ایران.

تاریخ وصول۱۴۰۱/۵/۱۵ **تاریخ پذیرش۱۴۰۱/۸/۲۶**

مقدمه

از جمله هدف‌های اصلی تنظیم‌کنندگان 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 سرمایه‌گذاری را شناسایی نموده و سود موردنظر خود را کسب کند. بر همین اساس، یکی از مهم‌ترین اهداف مهندسی مالی، طراحی ابزارهای متنوع مالی در راستای تنوع‌بخشی به بازارهای مالی و بازار سهام است (لی و یی[1]،۲۰۱۹).

طراحی و ارائه مدل‌های قاعده محور برای شناسایی زمان خریدوفروش امکان دارد و می‌توان با استفاده از قواعد معاملاتی، سیستم‌های توانمندی را برای پشتیبانی از تصمیم-گیری‌های سرمایه‌گذاران ایجاد نمود. بر همین اساس، موضوع انتخاب سبد سهام باهدف تخصیص سرمایه محدود بین تعدادی از سبدهای مناسب برای سرمایه‌گذاری مطرح می‌شود (کهیند و همکاران[2]،۲۰۲۳).

تعادل بین بازده و ریسک موضوع اصلی انتخاب سبد سهام است که به معنای به حداکثر رساندن بازده سرمایه‌گذار و کاهش ریسک از نظر زیان سرمایه گذار تاحدامکان است. سیاست‌گذاران بازار سرمایه از طریق ایجاد امکان انتخاب سرمایه‌گذاران در راستای گزینش سبد سهام با بازدهی مطلوب و ریسک معقول و ضریب نقدشوندگی بالا، می‌توانند سهم بالایی از سرمایه‌ها را به سمت بازار سرمایه رهنمون نموده و باعث ایجاد رونق اقتصادی گردند (کومبور و همکاران[3]،۲۰۲۲).

اگرچه در ظاهر ایجاد توان بین بازده و ریسک به نظر ساده می‌رسد، ولی در عمل روش‌های مختلفی برای انتخاب سبد سرمایه‌گذاری مطرح شده است. انتخاب سبد سهام از زمان کار پیشگام مارکوویتز[4] (۱۹۵۲) همیشه یک موضوع اصلی موردبحث بوده است. مدل مارکوویتز، اگرچه مبنای تئوری سبد سهام مدرن است، به این دلیل که مدلی ساده-سازی شده با مفروضات غیرواقع‌گرایانه است، استفاده چندانی ندارد. بر همین اساس، در سال‌های اخیر، بسیاری از محققان مدل‌های قابل‌توجهی حاوی معیارهای بازده و ریسک جدید ارائه کرده‌اند که ارزش نظری و عملی انتخاب پرتفوی را بسیار غنی‌تر می‌کنند و از جمله آن‌ها می‌توان به میانگین آنتروپی، میانگین – نیمه واریانس، چولگی میانگین

موردانتظار احتمالی و میانگین فازی ارزش در معرض خطر اشاره نمود (وانگ و همکاران[5]، ۲۰۱۸).

به‌صورت کلی، الگوها و مدل‌هایی که برای بهینه‌سازی انتخاب سبد سهام وجود دارند، به دودسته خطی دقیق[6] و الگوریتم‌های تقریبی[7] غیرخطی طبقه‌بندی می‌شوند. روش‌های دقیق قادر به یافتن جواب بهینه به‌صورت دقیق هستند؛ اما در مورد مسائل بهینه‌سازی سخت از جمله بهینه‌سازی سبد سهام شامل سهم‌های هم وضعیت، ممکن است دارای کارایی کافی نباشند. برای مسائل بهینه‌سازی سخت، روش‌های تقریبی قادر به یافتن جواب‌های خوب (نزدیک به بهینه) در مدت‌زمان کوتاه هستند. الگوریتم‌های فرااکتشافی یا فراابتکاری یا فراتکاملی، نوعی از الگوریتم‌های غیرخطی تصادفی هستند که جهت پاسخ بهینه به کار می‌روند. الگوریتم‌های تقریبی نیز به سه دسته الگوریتم‌های ابتکاری[8]و فراابتکاری[9] و فوق‌ابتکاری[10] رده‌بندی می‌شوند. گیرافتادن در نقاط بهینه محلی و همگرایی زودرس، دو مشکل اصلی الگوریتم‌های ابتکاری است. برای حل مشکلات الگوریتم‌های ابتکاری، الگوریتم‌های فراابتکاری ارائه شده‌اند. این الگوریتم‌ها، به‌عنوان یکی از انواع الگوریتم‌های بهینه‌سازی تقریبی، دارای راهکارهایی برای برون‌رفت از نقاط بهینه محلی هستند و قابل کاربرد در طیف وسیعی از مسائل هستند (لیو و همکاران[11]، ۲۰۲۱).

در پژوهش حاضر یکی از جدیدترین الگوریتم‌های فراابتکاری به نام گرده‌افشانی گل‌ها موردبررسی قرار گرفته است. در همین راستا، اهداف تحقیق در دو بخش قابل‌تفکیک است؛ هدف علمی تحقیق حاضر مقایسه ریسک و بازدهی انتخاب سبد سهام بر اساس الگوریتم گرده‌افشانی گل‌ها و مدل مارکوویتز و در نهایت مقایسه بین آن‌ها است. هدف کاربردی تحقیق حاضر نیز اعتبارسنجی الگوریتم گرده‌افشانی گل‌ها و نشان‌دادن برتری آن نسبت به مدل مارکوویتز در انتخاب سبد سهام است تا بتوان به‌واسطه آن الگویی را پیشنهاد داد که بتواند کم‌ترین ریسک و بالاترین بازده را نصیب سرمایه‌گذاران و مؤسسات سرمایه‌گذاری در بازار سهام قرار دهد.

سؤال‌ها و فرضیه‌های پژوهش

این پژوهش دارای سه سؤال است که عبارت‌اند از:

-چگونه ریسک دو سبد بهینه سهامی که بر اساس الگوریتم گرده‌افشانی گل‌ها و مدل مارکوویتز تشکیل شده، متفاوت هستند؟

-چگونه بازدهی دو سبد بهینه سهامی که بر اساس الگوریتم گرده‌افشانی گل‌ها و مدل مارکوویتز تشکیل شده، متفاوت هستند؟

-چگونه استفاده از الگوریتم گرده‌افشانی گل‌ها در مقایسه با مدل مارکوویتز منجر به نتایج بهتری از نظر ریسک و بازدهی می‌گردد؟

مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

توسعه پویای کشورها، در گرو به‌کارگیری 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 به‌عنوان مهم‌ترین مرکز معامله دارایی‌های مالی یکی از این نهادهاست. (ژو و همکاران[۱۲]، ۲۰۱۸) که کارگزار سرمایه‌گذار باید بتواند در آن، بین حداکثرکردن سود مورد انتظار و حداقل‌کردن ریسک سهام انتخاب شده تعادل ایجاد کند و توصیه‌بهتری برای سبد سهام، به سرمایه‌گذار ارائه نماید (پوتی و سی‌دی کو[۱۳]، ۲۰۱۳). اگرچه مینیمم‌کردن مخاطره و ماکزیمم‌نمودن 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 مارکوویتز

بهینه‌سازی پرتفوی را می‌توان بهترین ترکیب دارایی‌های مالی تعریف نمود، به‌گونه‌ای 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 مارکوویتز[۹]، مدل پایه پرتفوی را بنیان گذارد به‌گونه‌ای که نظریه نوین بر آن استوار گردید. وی نخستین شخصی بود که به موضوع متنوع‌سازی در سبد سهام پرداخت. مدل مارکوویتز دارای ورودی‌های زیر است:

۱) بازده مورد انتظار برای سهم.

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

۳) کوواریانس (معیاری که همسویی بین بازده سهم‌های مختلف را نشان می‌دهد).

رهبری در دیدگاه اسلام بر اساس نواوی[1] (۱۹۹۳) ظرفیتی است که جهت استفاده از مدل مارکوویتز باید داده‌های زیر در دسترس باشد:

۱) بازده مورد انتظار مربوط به سهم i که با $E(R_i)$ نمایش داده می‌شود.

۲) انحراف معیار بازده مورد انتظار مربوط به سهم i ام که با S_i نمایش داده‌شده و به‌عنوان معیاری برای ریسک هر سهم در نظر گرفته می‌شود.

۳) کواریانس، با علامت δ_{ij} نمایش داده‌شده و به‌عنوان معیار همراهی و ارتباط حرکتی بین نرخ‌های بازدهی سهام مختلف است.

مدل مارکوویتز 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 می‌نماید. (رهنمای رودپشتی و همکاران، ۱۳۹۴). گزینه‌های سرمایه‌گذاری تا بی‌نهایت بار قابل‌تقسیم هستند. افراد سرمایه‌گذار، افق زمانی (یک دوره‌ای) مشابه داشته و در سطحی مشخص از ریسک، بازده بیشتری را مرجح می‌دانند.

برای به‌دست‌آوردن انتخاب پرتفوی بهینه در روش مارکوویتز مدل برنامه‌ریزی خطی زیر را در نظر می‌گیریم:

$$\begin{aligned} &\text{Min } z = \delta_p^2 \\ &\text{St: } \bar{r}_p = \sum_{j=1}^{n} w_j . \bar{r_j} \\ &w_j > 0 \end{aligned} \qquad (۱)$$

1. Nawawi

پیش‌بینی نهایی و بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از الگوریتم گرده‌افشانی

یانگ[۱۰] (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 به‌خاطر دارابودن 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 است (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 به‌صورت گرافی، تشریح شود؛ بنابراین، مسئله به‌صورت یک گراف کامل وزن‌دار بدون‌جهت $G = (F, E, w_F)$ بازنمایی می‌شود که $F = \{F_1, F_2, \ldots, F_n\}$ 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 $w_F: (F_i, F_j) \to \mathbb{R}$ 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 به‌سزایی دارد. به‌طورکلی، 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.

$$w_{ij} = \left| \frac{\sum_p (x_i - \overline{x_i})(x_j - \overline{x_j})}{\sqrt{\sum_p (x_i - \overline{x_i})^2} \sqrt{\sum_p (x_j - \overline{x_j})^2}} \right| \quad (۲)$$

که در آن x_i و x_j به ترتیب نشان‌دهنده بردار ویژگی‌های F_i و F_j است. همچنین، متغیرهای $\overline{x_i}$ و $\overline{x_j}$ 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 غیرشبیه 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، به‌منظور نرمال‌سازی مقادیر شباهت محاسبه‌شده، از تکنیک مقیاس‌گذاری غیرخطی استفاده می‌شود. با استفاده از این تکنیک، تمام مقادیر شباهت محاسبه‌شده در بازه صفر تا یک با استفاده از فرمول زیر نرمال می‌شوند.

$$\widehat{w}_{ij} = \frac{1}{1 + \exp\left(-\frac{w_{ij} - \overline{w}}{\sigma}\right)} \quad (۳)$$

استفاده از خوشه‌بندی گراف برای خوشه‌بندی ویژگی‌ها

در حال حاضر، پردازش داده جزء مهم‌ترین ابزارها جهت بهره‌برداری مؤثر از حجم انبوه داده‌ها بوده و اهمیت وجود آن هر روز افزایش می‌یابد. به عبارتی داده‌کاوی، علمی نسبتاً جدید است که از انجام تحقیقات در رشته‌های آمار، یادگیری ماشین[۱۶] و علوم کامپیوتر مخصوصاً مدیریت پایگاه‌داده‌ها بهره گرفته است. هدف اصلی از خوشه‌بندی ویژگی‌ها این است که ویژگی‌های اولیه بر اساس شباهتشان با یکدیگر به تعدادی خوشه مختلف، تقسیم شوند؛ بنابراین، ویژگی‌های موجود در هر خوشه دارای شباهت بیشتری با یکدیگر و ویژگی‌های موجود در خوشه‌های مختلف دارای شباهت کمتری باهم هستند. ازجمله کاستی‌های روش‌های خوشه‌بندی می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

-در اکثر روش‌های خوشه‌بندی ویژگی‌ها، باید تعداد خوشه‌ها قبل از انجام الگوریتم خوشه‌بندی مشخص شوند. به‌عبارت‌دیگر، در اکثر این روش‌ها پارامتر k (مشخص‌کننده

تعداد خوشه‌ها)، باید توسط کاربر مشخص شود. به‌طورکلی مشخص‌کردن تعداد خوشه‌ها برای ویژگی‌های اولیه کاری دشوار بوده و تنها به‌صورت روش آزمون‌وخطا می‌توان تعداد خوشه‌های بهینه را تعیین کرد.

-یکی از معیارهای مهم در خوشه‌بندی، توزیع داده‌ها در یک خوشه است که در اکثر روش‌های پیش‌تر ارائه شده برای خوشه‌بندی ویژگی‌ها، این معیار در نظر گرفته نمی‌شود.

-در اکثر روش‌های موجود برای خوشه‌بندی ویژگی‌ها، تمام ویژگی‌ها در طی فرایند خوشه‌بندی به‌صورت یکسان در نظر گرفته‌شده و تأثیر برابری در خوشه‌بندی ویژگی‌ها خواهند داشت.

در این تحقیق، برای مقابله با این مشکلات، برای خوشه‌بندی ویژگی‌ها از یک الگوریتم تشخیص جوامع با نام Louvain استفاده شده است که خوشه‌بندی گراف را با استفاده از حداکثرکردن تابع پودمانی انجام می‌دهد (آکرمان و همکاران ۱۷، ۲۰۱۲). در ابتدای شروع الگوریتم، هر گره به‌عنوان یک خوشه در نظر گرفته می‌شود و در ادامه، خوشه‌بندی در دو قدم تکرارشونده به‌صورت زیر برداشته می‌شود:

قدم اول: برای هر گره i منفعت نسبت‌دادن آن گره به خوشه C با استفاده از رابطه زیر محاسبه می‌شود.

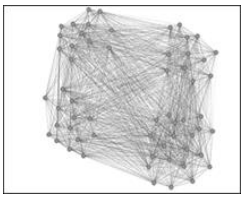
$$\Delta Q = \left[\frac{\sum_{in}+k_{i,in}}{2m} - \left(\frac{\sum_{tot}+k_i}{2m}\right)^2\right] - \left[\frac{\sum_{in}}{2m} - \left(\frac{\sum_{tot}}{2m}\right)^2 - \left(\frac{k_i}{2m}\right)^2\right] \qquad (۴)$$

که در آن $\sum_{in}$ مجموع وزن‌ها در خوشه C است، $\sum_{tot}$ مجموع وزن یال‌هایی است که به گره‌های خوشه C وصل می‌شود، k_i مجموع یال‌های گره i و $k_{i,in}$ نشان‌دهنده مجموع وزن یال‌هایی است که یک سر آن گره i است و یک سر دیگر آن نیز خوشه C است. همچنین m برابر مجموع وزن تمام یال‌های گراف است.

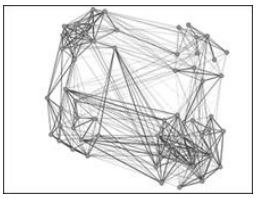
قدم دوم: خوشه‌ای که تابع پودمانی را حداکثر کند، هر گره به آن نسبت داده می‌شود. سپس بر اساس این ساختار جدید، خوشه‌ها دوباره ساخته می‌شوند.

این دو قدم به‌صورت پشت‌سرهم تا زمانی تکرار می‌شوند که دیگر تغییری در ساختار خوشه‌ها ایجاد نشود، ساده و تکراری بودن، از جمله مزیت‌های الگوریتم تشخیص جوامع Louvain است که تحلیل و پیاده‌سازی آن را بسیار آسان کرده است. همچنین تعداد خوشه‌ها به‌صورت خودکار تعیین شده و قبل از اجرای خوشه‌بندی نیازی نیست که در مورد ساختار داده‌ها اطلاعاتی وجود داشته باشد. به‌علاوه، ازلحاظ پیچیدگی محاسباتی، الگوریتم Louvian بسیار کارا بوده و دارای پیچیدگی زمانی $O(n \log n)$ است که n تعداد گره‌ها را نشان می‌دهد. به همین علت این الگوریتم برای گراف‌هایی با تعداد گره‌های بسیارزیاد و تا چند میلیون گره نیز قابل‌استفاده است. الگوریتم تشخیص جوامع Louvain در بسیاری از نرم‌افزارهای تحلیل شبکه مانند Gephi و NetworkX برای خوشه‌بندی گراف مورد استفاده قرار می‌گیرد. لازم به ذکر است، گراف ساخته شده در این تحقیق یک گراف کامل بود اما نتایج نشان داد که اگر خوشه‌بندی ویژگی بر روی یک گراف تنک‌تر انجام شود، کارایی روش پیشنهادی بالاتر می‌رود. به این منظور، قبل از اجرای الگوریتم تشخیص جوامع، با اعمال یک آستانه بر روی یال‌های گراف، آن دسته از یال‌ها را که وزن آن‌ها از آستانه θ کمتر باشد، حذف می‌شوند. درواقع با این کار، از یال‌هایی که نشان‌دهنده وزن‌هایی با اندازه کمتر از آستانه θ باشند صرف‌نظر می‌شود. دلیل این کار این است که در یک گراف تأثیر یال‌هایی با وزن بالاتر بیشتر از یال‌هایی است که وزن پایین‌تری دارند. همچنین هرچقدر تعداد یال‌های گراف کمتر باشد زمان اجرای الگوریتم Louvain نیز بالا می‌رود. هرچقدر این آستانه بزرگ‌تر باشد تعداد یال‌های بیشتری و هرچقدر این آستانه کوچک‌تر باشد یال‌های کمتری حذف می‌شوند. از طرف دیگر، زمانی که یال‌های بیشتری حذف‌شده باشد احتمال اینکه خوشه‌های بیشتری پس از الگوریتم Louvain به دست بیاید نیز افزایش پیدا می‌کند. اشکال زیر مراحل خوشه‌بندی ویژگی‌ها را برای یک مجموعه داده‌ای آزمایشی نشان می‌دهد. شکل (الف) بازنمایی‌گرافی ویژگی‌ها را در یک گراف وزن‌دار نشان می‌دهد. پس از اعمال آستانه θ گراف شکل (ب) به دست می‌آید. سپس با اعمال الگوریتم Louvain بر روی

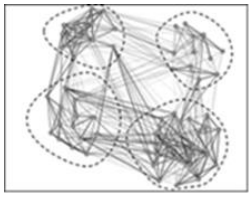
این گراف، ویژگی‌های‌اولیه به چهار خوشه، تقسیم می‌شوند. شکل (ج) گراف خوشه‌بندی‌شده را نشان می‌دهد.



(الف)گراف اولیه ویژگی‌ها



(ب)حذف یال‌هایی با وزن‌کمتر از آستانه θ



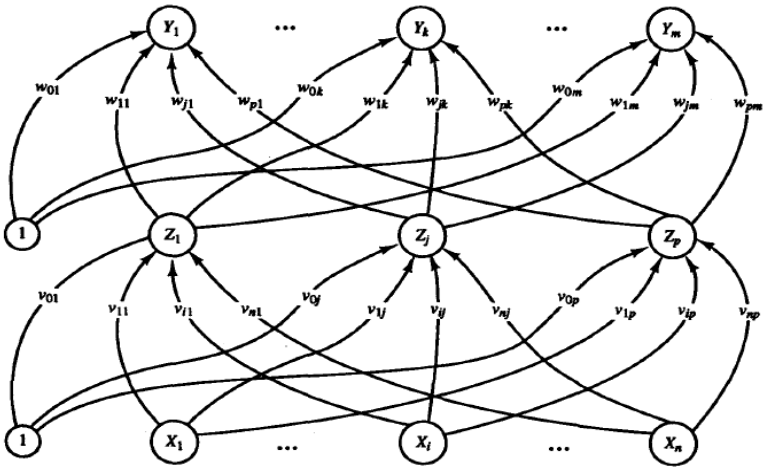
(ج)گراف خوشه‌بندی‌شده

شکل (۱): مراحل خوشه‌بندی ویژگی‌ها

انتخاب ویژگی‌های نهایی از هر خوشه با استفاده از الگوریتم گرده‌افشانی

پس از مشخص‌شدن ویژگی‌های نهایی از هر خوشه می‌بایست با استفاده از طبقه‌بندی، مقادیر نهایی سهام را پیش‌بینی نمود. در ادامه به‌صورت مختصر به معرفی ساختار و الگوریتم آموزش این شبکه پرداخته می‌شود. این شبکه شامل یک‌لایه ورودی، یک یا چندلایه پنهان و یک‌لایه خروجی است. برای آموزش این شبکه، معمولاً از الگوریتم پس انتشار[۱۸] استفاده می‌شود. در طی آموزش شبکهMLP به کمک الگوریتم یادگیریBP، 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 به‌صورت لایه به لایه انجام می‌شود و خروجی هر لایه، ورودی لایه بعدی خواهد بود. در حالت پس انتشار، ابتدا لایه‌های خروجی تعدیل می‌شود، زیـرا برای هر یک از نـرون‌های لایه خروجی، مقدار مطلوبـی وجود دارد و می‌توان به کمک آن‌ها و قاعده‌های بهنگام سازی، وزن‌ها را تعدیل نمود. با وجود این‌که الگوریتم پس انتشار خطا نتـایج بسیار خوبی در حل مسائل ارائـه داده است، در حل برخی از مسائل ضعیف عمل می‌کند که می‌تواند به دلیل طولانی‌بودن 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، فرایند یادگیری مختل می‌شود که به دلیل قرارگرفتن جواب در قسمت‌های هموار توابع آستانه دچار وقفه می‌شود (۲۰). ساختار کلی یک شبکه چندلایه پس انتشار در شکل زیر

نشان‌داده‌شده است.



شکل (۲): ساختار یک شبکه عصبی پس‌انتشار با یک‌لایه مخفی

در شبکه عصبی نشان‌داده‌شده در شکل فوق، یک‌لایه ورودی (واحدهای X)، یک‌لایه مخفی شامل واحدهای مخفی (واحدهای Z) و یک‌لایه خروجی (واحدهای Y) نشان‌داده‌شده است. همان‌طور که در این شکل دیده می‌شود، واحدهای خروجی و واحدهای مخفی می‌توانند بایاس نیز داشته باشند.

آموزش یک شبکه با پس‌انتشار شامل سه مرحله است:

پیش‌خورکردن الگوی آموزش ورودی، پس انتشار خطای مربوط و تنظیم وزن‌ها. در مرحله پیش‌خور، هر واحد ورودی Xi یک سیگنال ورودی دریافت می‌کند و این سیگنال را به هر یک از واحدهای Z1,…,Zp می‌فرستد. سپس هر واحد مخفی، فعال‌سازی خود را محاسبه می‌کند و سیگنال خود، zi را به همه واحدهای خروجی می‌فرستد. هر واحد خروجی Yk فعال‌سازی خود را (برابر با yk) 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 پس‌انتشار، هر واحد خروجی فعال‌سازی محاسبه شده yk خود را با مقدار هدف خود، tk، مقایسه می‌کند تا خطای مربوط به آن الگو برای آن واحد را مشخص کند. بر اساس این خطا، عامل Δk که k = (1,…,m)، محاسبه می‌شود. عامل Δk که در ادامه

تشریح می‌شود، برای توزیع‌کردن مقدار خطای واحد خروجی Yk به تمام واحدهای لایه قبل (واحدهای مخفی که به Yk متصل هستند) مورداستفاده قرار می‌گیرد. در مرحله تنظیم وزن‌ها نیز از این عامل برای به‌روز کردن وزن‌های بین لایه خروجی و لایه مخفی استفاده می‌شود. به همین ترتیب، عامل Δj $(j=1,\ldots,p)$ برای هر واحد مخفی Zj محاسبه می‌شود. از Δj فقط برای به‌روز 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 به طور هم‌زمان تنظیم می‌شوند. تنظیم وزن Wjk (وزن واحد مخفی Zj به واحد خروجی Yk) بر اساس عامل Δk و فعال‌سازی واحد مخفی Zj (مقدار zj) صورت می‌گیرد. تنظیم وزن vij (وزن واحد ورودی Xi به واحد مخفی Zj) بر اساس عامل Δj و فعال‌سازی واحد ورودی xi صورت می‌گیرد).

باتوجه‌به توضیحات داده شده، الگوریتم آموزش پس انتشار به‌صورت زیر است:

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 $(Xi,i=1,..,n)$ سیگنال ورودی xi را دریافت می‌کند و آن را در تمام واحدها در لایه بعدی (واحدهای مخفی) پخش می‌کند.

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

$$Z_in_j = V_{0j} + \sum_{i=1}^{n} x_i V_{ij} \qquad (۵)$$

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

$$Z_j = f(Z_in_j) \qquad (۶)$$

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

مرحله ۵) هر واحد خروجی $(Yk,\ k=1,\ldots,m)$ سیگنال‌های ورودی وزن‌دار خود را

جمع می‌بندد.

$$y_in_k = W_{0k} + \sum_{j=1}^{p} z_j W_{jk} \quad (۷)$$

و از تابع فعال‌سازی خود برای محاسبه سیگنال خروجی استفاده می‌کند.

$$Y_k = f(y_in_k) \quad (۸)$$

پس انتشار خطا:

مرحله ۶) هر واحد خروجی (Yk, k=1,…,m) الگوی هدف متناظر با الگوی آموزش ورودی را دریافت می‌کند و خطا را محاسبه می‌کند.

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_in_k) \quad (۹)$$

پارامتر تصحیح وزن را که بعداً در به‌روز کردن Wjk به کار می‌رود، محاسبه می‌کند:

$$\Delta W_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (۱۰)$$

پارامتر تصحیح بایاس را که بعداً در به‌روز کردن W0k به کار می‌رود، محاسبه می‌کند:

$$\Delta W_{0k} = \alpha \delta_k \quad (۱۱)$$

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

مرحله ۷) هر واحد مخفی (Zj,j=1,..,p) ورودی‌های دلتای خود را جمع می‌بندد (ورودی‌های دریافتی از واحدهای لایه خروجی).

$$\delta_in_j = \sum_{k=1}^{m} \delta_k W_{jk} \quad (۱۲)$$

و آن را در مشتق تابع فعال‌سازی خود ضرب می‌کند تا پارامتر مربوط به اطلاعات خطا را محاسبه کند،

$$\delta_j = \delta_in_j f'(z_in_j) \quad (۱۳)$$

تصحیح وزن خود را که بعداً برای به‌روز کردن Vij به کار می‌رود، محاسبه می‌کند،

$$\Delta V_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (۱۴)$$

و تصحیح بایاس خود را که بعداً برای به‌روز کردن V0j به کار می‌رود، محاسبه می‌کند،

$$\Delta V_{0j} = \alpha \delta_j \quad (۱۵)$$

به‌روز کردن وزن‌ها و بایاس‌ها

مرحله ۸) هر واحد خروجی $(Yk, k = 1, \dots, m)$ وزن‌ها و بایاس‌های خود را به‌روز می‌کند $(j = 0, .., p)$:

$$W_{jk}(new) = W_{jk}(old) + \Delta W_{jk} \quad (۱۶)$$

هر واحد مخفی $(Zj, j = 1, .., p)$ بایاس‌ها و وزن‌های خود را به‌روز می‌کند $(i = 0, .., n)$:

$$V_{ij}(new) = V_{ij}(old) + \Delta V_{ij} \quad (۱۷)$$

مرحله ۹) شرایط توقف را بررسی کنید.

روش کاربرد به‌صورت زیر است: (۲۰).

مرحله ۰) 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 xi را تعیین کنید.

مرحله ۳) برای $j = 1, \dots, p$:

$$Z_{in_j} = V_{0j} + \sum_{i=1}^{n} x_i V_{ij} \quad (۱۸)$$
$$z_j = f(Z_in_j)$$

مرحله ۴) برای $k = 1, \dots, m$:

$$y_in_k = W_{0k} + \sum_{j=1}^{p} z_j W_{jk} \quad (۱۹)$$
$$y_k = f(y_in_k)$$

پیشینه پژوهش

وانگ و همکاران[1] (۲۰۲۳) در مطالعه خود با عنوان انتخاب سبد سهام بر اساس رویکردهای نوین تصمیم‌گیری؛ مدل بهینه‌سازی ازدحام ذرات بهبودیافته را به‌عنوان مدل بهینه انتخاب سبد سهام پیشنهاد می‌کنند که از دیگر مدل‌های مقایسه شده از نظر بازده، ریسک و معیارهای تعدیل‌شده ریسک عملکرد بهتری دارد.

[1] Xianhe Wang and Bo Wang and Tiantian Li and Huaxiong Li and Junzo Watada

ژانگ و همکاران[1] (۲۰۲۳) در مطالعه‌ای با عنوان انتخاب سبد سهام در بازارهای مالی، در نهایت مدل چشم‌انداز را به‌عنوان الگوی بهینه انتخاب سبد سهام ارائه می‌دهند.

وو و همکاران[2] (۲۰۲۲) در مطالعه‌ای با عنوان مدل یکپارچه تصمیم‌گیری و بهینه‌سازی چندهدفه برای انتخاب سبد سهام؛ یک مدل انتخاب سبد سهام سرمایه‌گذاری مسئولیت‌پذیر اجتماعی چندهدفه که عملکرد مالی، مسئولیت اجتماعی شرکت‌ها و بازار سهام را حداکثر می‌کند، پیشنهاد داده‌اند.

ییلین و همکاران[19] (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[20] (۲۰۱۶) در تحقیق خود، به تجزیه‌وتحلیل سیاست بهینه سبد سهام برای سرمایه‌گذاری چند دوره‌ای میانگین - واریانس با دارایی‌های ریسکی متعدد در حضور هزینه‌های کلی معاملات پرداختند. آن‌ها نشان دادند که چطور سیاست بهینه سبد سهام با دارایی‌های پر ریسک می‌تواند با برنامه‌ریزی درجه‌دو به طور مؤثر محاسبه شود. در نهایت، به‌صورت تجربی زیان‌های مرتبط با نادیده‌گرفته‌شدن هزینه‌های معاملات را آشکار ساختند.

کانگ و استرله[21] (۲۰۱۶)، در تحقیق خود با عنوان "بهینه‌سازی سبد سهام چند دوره‌ای میانگین–واریانس بر اساس شبیه‌سازی مونت‌کارلو به ارائه یک زیر جواب بهینه برای مسئله انتخاب سبد سهام چند دوره‌ای میانگین - واریانس اقدام نمودند. در پایان نویسندگان به کمک شبیه‌سازی مونت‌کارلو کیفیت جواب‌های نظری و جواب‌های حاصل از شبیه‌سازی را مقایسه کرده و نتیجه را رضایت‌بخش می‌دانند.

نجفی و همکاران[21] (۲۰۱۴)، تحقیقی تحت عنوان "بهینه‌سازی 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

[1] Cheng Zhang a, Xiaomin Gong b, Jingshu Zhang c, Zhiwei Chen
[2] Qun Wu a, Xinwang Liu a, Jindong Qin b c, Ligang Zhou d, Abbas Mardani e, Muhammet Deveci

دارای موفقیت بیشتری است.

یانگ (۲۰۱۲)، پژوهشی با عنوان " الگوریتم گرده‌افشانی گل برای بهینه‌سازی جهانی" انجام داده است. در این پژوهش الگوریتم گرده‌افشانی گل‌ها با الگوریتم ژنتیک و ازدحام ذرات مقایسه شده و نتایج نشان‌دهنده این بود که الگوریتم گرده‌افشانی گل‌ها برای حل مدل‌های غیرخطی نرخ همگرایی دقیق‌تری را نشان می‌دهد.

مرادی و جوانمرد (۱۴۰۱) در مطالعه‌ای به تعیین معیارهای مؤثر بر انتخاب سهام در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از یک مدل یکپارچه پرداخته‌اند. 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 روش‌ها و عملیات، بازار، ریسک، معیار رشد در رتبه‌های بعدی از نظر تعامل با سایر معیارها قرار گرفته‌اند.

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 سه‌ماهه اول سال ۱۳۹۸ استفاده شده و با استفاده از شبکه عصبی روبه‌جلو، پیش‌بینی قیمت پایانی آینده سهام انجام گردیده و سپس با استفاده از الگوریتم جدید هوش جمعی سالپ سینوسی کسینوسی جهت انتخاب بهینه سبد سهام استفاده شده است. 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 ایجاد می‌نماید.

محمدی و طاهری (۱۳۹۸) در مطالعه‌ای به بررسی مسئله انتخاب پرتفوی چند دوره‌ای با سطح ریسک پویا/ بازده مورد انتظار و عدم‌اطمینان پرداخته‌اند. برای این منظور، آن‌ها یک الگوریتم شبیه‌سازی تصادفی فازی مبتنی بر بهینه‌سازی ذرات را به‌عنوان راه‌حل انتخاب پرتفوی سهام چند دوره‌ای ارائه داده‌اند.

آقاسی و همکاران (۱۳۹۶)، در پژوهشی به بررسی "انتخاب پرتفوی سهام بهینهٔ سرمایه‌گذاران بر اساس تحلیل همبستگی کانونی برای شرکت‌های عضو بورس اوراق بهادار تهران"پرداختند. نتایج حاکی از آن است که از هر ۱۰۰۰ واحد پول، ۴۶۹ واحد

به‌عنوان نخستین زوج متغیر کانونی به‌صورت ترکیب خطی از بانک‌ها و صنایع مبتنی بر فلزات اختصاص می‌یابد و ۳۷۶ واحد به‌عنوان دومین زوج متغیر کانونی به‌صورت ترکیب خطی از مؤسسات سرمایه‌گذاری و صنایع نفتی و پتروشیمی اختصاص می‌یابد و ۱۵۵ واحد باقی‌مانده به‌طور دلخواه در سایر صنایع اختصاص می‌یابد.

اسدی و بیات (۱۳۹۶)، در مقاله خود تحت عنوان "بهینه‌سازی پرتفوی سهام: سودمندی الگوریتم پرندگان و مدل مارکوویتز" بیان کردند که: در این پژوهش جهت انتخاب سبد سهام از الگوریتم پرندگان و مدل مارکوویتز استفاده شده است. نتایج پژوهش در ارتباط با مقایسه الگوریتم پرندگان و مدل مارکوویتز حاکی از آن بود که الگوریتم پرندگان در مقایسه با مدل مارکوویتز دارای خطای کمتری در انتخاب سبد بهینه سرمایه‌گذاری است.

دیده خانی و حجتی استانی (۱۳۹۵)، مدل چندهدفه بهینه‌سازی پرتفوی با معیارهای ریسک ارزش در معرض خطر، واریانس و معیار عدم‌قطعیت در محیط اعتبار فازی ارائه دادند. پس از اجرای مدل و در راستای روایی‌سنجی، پرتفوی‌های پارتو بهینه به‌دست‌آمده با پرتفوهای تصادفی تولیدشده مورد مقایسه قرارگرفتن نتایج مقایسه نشان‌دهنده سطوح بالاتر دستیابی به اهداف در پرتفوهای بهینه بود.

همائی فرد و همکاران (۱۳۹۵)، در پژوهشی تحت عنوان "به‌کارگیری الگوهای بهینه‌سازی پایدار و برنامه‌ریزی آرمانی در مسئله انتخاب سبد سرمایه‌گذاری چند دوره‌ای" به بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری با درنظرگرفتن افق چند دورهای و هزینه مبادلات توجه کردند، عدم‌قطعیت داده‌ها نیز با استفاده از برنامه‌ریزی پایدار و خصوصاً رویکرد برتسیماس و سیم، مدل‌سازی شد. مدل ارائه شده یک مدل چندهدفه میانگین ارزش در معرض خطر شرطی است که برای حل آن از برنامه‌ریزی آرمانی استفاده می‌شود. نتایج حاصل از حل مدل حاکی از آن است که درنظرگرفتن فرض عدم‌قطعیت داده‌ها، در کنار سایر فروض عنوان شده، مقدار تابع هدف نهایی را بدتر می‌کند که نشان‌دهنده منطقی‌بودن جواب‌های حاصل از مدل است؛ به‌عبارت‌دیگر ما از حل این مدل به پاسخ‌های کاراتر و کاربردی‌تری دست می‌یابیم.

بررسی مبانی نظری تحقیق نشان می‌دهد که می‌توان با بهره‌گیری از الگوریتم‌های دقیق، جواب‌های بهینه برای انتخاب سبد سهام در حالت درنظرگرفتن فروض ساده‌کننده، را شناسایی کرد. اما در مورد مسائل بهینه‌سازی که حالت واقعی‌تری دارند، این الگوها کارایی لازم را ندارند. دراین‌رابطه الگوریتم‌های تقریبی پیشنهاد می‌شوند که خود به دسه دسته ابتکاری، فراابتکاری و فوق ابتکاری تقسیم می‌شوند. الگوهای ابتکاری در برخی مطالعات انجام‌گرفته که در قسمت پیشینه تحقیق نیز معرفی شد، مورداستفاده قرار گرفته است، ولی این الگوها دارای مشکلاتی است. از جمله مهم‌ترین این مشکلات، گیرافتادن این الگوها در نقاط بهینه محلی و به‌عبارت‌دیگر همگرایی زودرس است؛ بنابراین نوعی شکاف تحقیقاتی در زمینه انتخاب سبد سهام در مطالعات صورت‌گرفته مشاهده می‌شود که آن هم عدم استفاده از الگوهای فراابتکاری به‌صورت کلی، و به‌صورت خاص، برای بورس تهران است. بر همین اساس، تحقیق حاضر باهدف پر کردن این شکاف، از الگوی فراابتکاری گرده‌افشانی گل‌ها به‌منظور بررسی مسئله انتخاب سبد بهینه سهام استفاده کرده است که از این جنبه، انجام تحقیق حاضر هم دارای ضرورت و هم دارای نوآوری است.

روش‌شناسی پژوهش

پژوهش حاضر از نوع داده، کمّی است، از نظر هدف، کاربردی و از لحاظ ماهیت روش، توصیفی و اکتشافی است. باتوجه‌به این که در این تحقیق از اطلاعات تاریخی شرکت‌ها استفاده می‌گردد، تحقیق از لحاظ طرح تحقیق، پس رویدادی محسوب می‌شود. جامعه آماری تحقیق کلیه شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران بوده و برای انتخاب نمونه آماری از روش حذف سامانمند استفاده شده است. بدین منظور کلیه شرکت‌های جامعه آماری که دارای شرایط زیر باشند به‌عنوان نمونه این پژوهش انتخاب و بقیه حذف شده‌اند.

۱) از سال ۱۳۹۵ الی ۱۳۹۹ در بورس اوراق بهادار تهران حضور داشته باشند.
۲) شرکت‌ها در قلمرو زمانی پژوهش، تغییر در سال مالی نداشته باشند.
۳) شرکت‌های از نوع تولیدی باشند. (شرکت‌های واسطه‌گری، مالی، لیزینگ، بانک‌ها

و بیمه‌ها به‌خاطر ماهیت فعالیت حذف می‌شوند).

۴) سال مالی شرکت‌ها طی کل دوره قلمرو زمانی پژوهش به ۲۹ اسفند ختم شوند.

۵) اطلاعات مربوط به متغیرهای پژوهش در دسترس باشد.

۶) حداقل سه سال از دوره ۵ساله را جزو ۵۰ شرکت برتر از نظر نقدشوندگی سهام باشند.

باتوجه‌به شرایط و محدودیت‌های فوق، از بین شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران، در مجموع ۱۰ شرکت به‌عنوان نمونه آماری پژوهش انتخاب شدند که در جدول ۱ نمایش‌داده‌شده است.

جدول (۱): شرکت‌های نمونه آماری

شرکت	نماد	صنعت
پالایش نفت اصفهان	شپنا	پتروشیمی
الکتریک خودرو شرق	خشرق	خودرویی
صنعتی آما	فاما	ماشین‌آلات
ایران تایر	پتایر	خودرویی
ایران‌ترانسفو	به ترانس	ماشین‌آلات
ایران‌خودرو	خودرو	خودرویی
سیمان فارس	سفارس	ساختمانی
ایران مرینوس	نمرینو	ساختمانی
ایرکاپارت صنعت	خکار	خودرویی
آبسال	لابسال	تولیدی

متغیرهای پژوهش

متغیرهای این پژوهش که به‌عنوان متغیرهای اصلی به‌منظور ارزیابی دو روش بهینه‌سازی مورد ارزیابی قرار گرفته است در ادامه بیان شده‌اند:

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

متغیر نرخ بازگشت سرمایه (IRR)[۲۴]: نرخ بازگشت سرمایه به‌صورت 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 بازه‌ی زمانی مشخص شده است. اگر نرخ رشد فروش در مقایسه با دوره‌های قبل کاهش داشته باشد، می‌تواند نشان‌دهنده‌ی 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 است 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 قابل‌قبول مالیات (TAC)[۲۷]: از منظر قانون مالیات، هزینه‌های صورت‌گرفته در واحدهای اقتصادی به دو دستهٔ هزینه‌های قابل‌قبول و هزینه‌های غیرقابل‌قبول تقسیم‌بندی می‌شوند. هزینه‌های قابل‌قبول 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، باتوجه‌به اقلام صورت‌های مالی در نظر گرفته می‌شود.

تجزیه‌وتحلیل داده‌ها

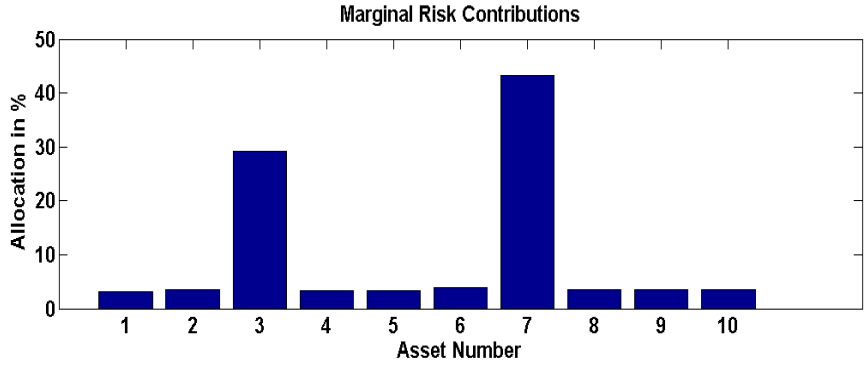
خلاصه‌ای از وضعیت سهام‌های موردمطالعه در جدول ۲ نمایش‌داده‌شده است.

جدول (۲): خلاصه‌ای از وضعیت سهام شرکت‌های موردمطالعه

ردیف	شرکت‌های بورسی	سال	فروش سال	فروش سال قبل	تغییرات فروش	دارایی‌های ثابت خالص ارزش	مجموع کل دارایی‌ها	بازده دارایی‌ها
۱	پالایش نفت اصفهان	۱۳۹۵	۲۴۲۹۰۱	۱۸۱۶۵۳	۶۱۲۴۸	۴۱۹۷۵	۲۲۴۹۲۴	۰.۱۴۷۸۴۱۰۴۹
		۱۳۹۹	۷۴۰۸۳۴۲	۴۸۹۲۴۶۱	۲۵۱۵۸۸۱	۱۰۶۵۸۱۸	۱۰۹۰۵۲۱۴	۰.۲۲۸۷۵۹۹۳۱
۲	الکتریک خودرو شرق	۱۳۹۵	۷۹۵۷۴۰	۶۹۲۹۵۹	۱۰۲۷۸۱	۸۲۸۲۷	۶۰۸۹۸۴	۰.۱۹۴۷۰۶۲۶۵
		۱۳۹۹	۴۹۹۷۵۲۶	۳۱۲۹۳۵۶	۱۸۶۸۱۷۰	۸۱۵۶۵	۳۵۲۱۸۲۸	۰.۰۰۲۵۴۶۱۲۱
۳	صنعتی آما	۱۳۹۵	۲۶۴۱۷۳	۲۵۹۲۱۰	۴۹۶۳	۱۱۷۸۳۵	۳۹۵۱۴۳	۰.۰۹۱۸۰۷۲۷
		۱۳۹۹	۲۸۲۰۸۹۳	۱۸۲۷۵۶۹	۹۹۳۳۲۴	۴۷۲۵۰۶	۲۷۴۸۹۸۴	۰.۲۷۸۸۲۱۵۵۷
۴	ایران تایر	۱۳۹۵	۷۸۹۱۰۵	۶۱۷۹۴۳	۱۷۱۱۶۲	۶۸۴۱۰	۶۰۹۴۸۱	۰.۱۶۰۵۸۴۱۶۹
		۱۳۹۹	۵۷۱۴۱۲۸	۳۲۶۳۷۰۰	۲۴۵۰۴۲۸	۶۹۹۹۹۱	۳۵۰۳۵۲۱	۰.۲۵۹۴۹۱۸۰۸
۵	ایران ترانسفو	۱۳۹۵	۱۶۱۸۰۵۰	۱۱۸۸۱۴۸	۴۲۹۹۰۲	۲۲۴۲۸۱	۳۶۹۰۸۹۴	۰.۰۶۷۸۲۱۷۸
		۱۳۹۹	۹۷۸۲۶۴۲۰	۴۶۱۱۸۶۲	۵۱۷۰۷۸۰	۶۵۹۶۳۶	۲۷۰۸۹۹۱۳	۰.۱۴۳۰۱۴۳۷۶
۶	ایران‌خودرو	۱۳۹۵	۴۴۶۲۳۹۱۶	۴۵۰۳۹۱۱۶	-۴۱۵۲۰۰	۱۶۴۸۷۳۳۷	۶۴۷۶۶۶۰۰	۰.۰۳۵۰۸۴۸۸۹
		۱۳۹۹	۳۳۳۱۷۸۴۳۱	۲۰۴۲۲۴۰۹۲۲	۱۲۸۹۳۷۵۰۹	۱۸۳۲۲۸۵۴۳	۵۵۸۳۹۱۹۷۵	۰.۰۹۴۲۰۰۴۱-۵

۷	سیمان فارس	۱۳۹۵	۱۲۳۸۵۳	۱۱۰۵۴۹	۱۳۳۰۴	۱۲۲۲۵	۱۱۵۰۲۷	۰.۲۳۵۲۳۱۷۲۸
		۱۳۹۹	۷۹۸۸۴۳۶	۷۳۵۷۱۶	۶۴۸۳۱	۱۴۴۲۹۹	۱۵۳۱۹۳۲	۰.۰۶۹۹۸۸۳۹۸
۸	ایران مرینوس	۱۳۹۵	۷۴۶۳۱	۸۸۳۶۰	-۱۳۷۲۹	۸۰۵۱۸	۱۵۲۹۷۵	۰.۰۴۶۸۷۰۴۰۴
		۱۳۹۹	۲۷۰۴۹۸۰	۱۷۴۳۵۴	۹۶۱۴۴	۹۸۲۹۳	۳۹۱۵۷۹	۰.۰۸۷۲۷۹۹۶۱
۹	ایرکارپارت صنعت	۱۳۹۵	۱۷۲۶۸۱	۱۷۸۳۴۰	-۵۶۵۹	۵۱۳۵۶	۱۶۷۶۷۶	۰.۰۹۱۳۳۰۹
		۱۳۹۹	۷۵۱۴۰۸	۳۹۵۳۲۹	۳۵۶۰۷۹	۲۴۵۲۹۴	۱۲۲۵۳۲۵	۰.۲۴۵۱۹۶۹۸۹
۱۰	آبسان	۱۳۹۵	۵۸۱۶۸۲	۴۸۴۸۰۹	۹۶۸۷۳	۱۵۴۵۶۹	۶۹۷۷۳۸	۰.۰۱۰۰۷۸۸۵۴۸
		۱۳۹۹	۱۷۳۳۴۲۲	۱۲۵۱۶۴۲	۴۸۱۷۸۰	۲۳۰۷۹۶	۱۸۴۷۴۶۷	۰.۱۱۱۸۹۷۵۳۳

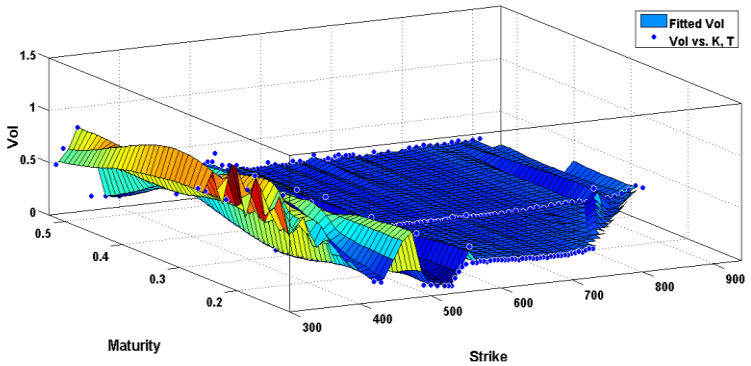
مدل بهینه‌سازی مارکوویتز برای ۱۰ شرکت انتخاب شده پس از تجزیه‌وتحلیل بر مبنای وزن ریسک ناشی از انحراف معیار بازدهی در نمودار زیر نمایش‌داده‌شده است.



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

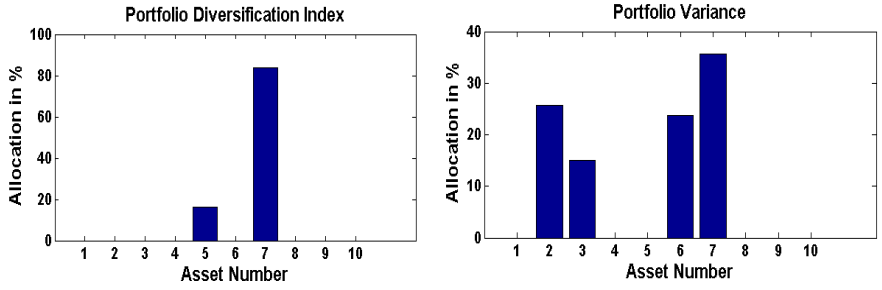
مدل اولیه الگوریتم گرده‌افشانی در شکل زیر نمایش‌داده‌شده است. میزان ناحیه بهینه شده در قسمت‌های زردرنگ و قرمزرنگ مشخص شده است. تابع هزینه در نظر گرفته شده بر مبنای تکرار فرایند به‌منظور بهینه‌سازی میزان رشد فروش و افزایش نقدینگی

ناشی از کسب سود است.

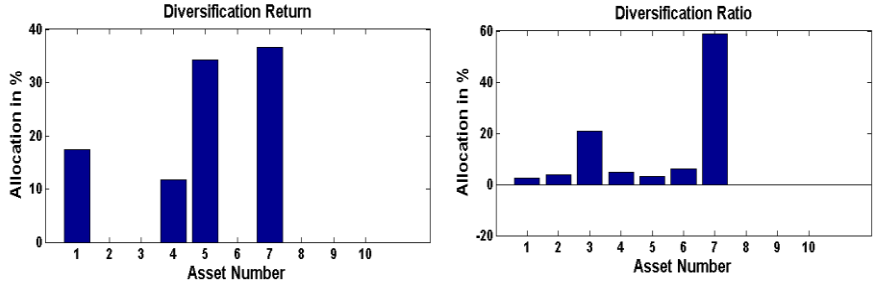


نمودار (۲): مدل اولیه‌ی ناشی از الگوریتم گرده‌افشانی گل‌ها

میزان واریانس پرتفوی سهام‌داران در شرکت‌های مورد ارزیابی و ضریب شاخص پرتفوی سهام‌داران در شکل زیر نمایش‌داده‌شده 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 است. بیشترین میزان شاخص شرکت هفتم در محدوده‌ی ۸۲ درصد قرار دارد.



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



نمودار (٤): میزان نرخ بازگشت سرمایه بر مبنای سودآوری در حالت کلی

نتایج مقایسه سبد سرمایه‌گذاری مدل مارکوویتز و الگوریتم گرده‌افشانی گل‌ها در جدول ۳ نمایش‌داده‌شده 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
الکتریک خودرو شرق	۰.۰۸	۰.۰۹
صنعتی آما	۰.۱۰	۰.۰۷
ایران تایر	۰.۰۹	۰.۱۳
ایران‌ترانسفو	۰.۱۱	۰.۱۵
ایران‌خودرو	۰.۱۹	۰.۱۶
سیمان فارس	۰.۱۲	۰.۱۵
ایران مرینوس	۰.۰۵	۰.۰۸
ایرکارپارت 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 نمایش‌داده‌شده است.

جدول (٤): میزان بازده و ریسک پرتفوی برای متغیرها

مدل	مدل مارکوویتز		الگوریتم گرده‌افشانی	
متغیرها	ریسک	بازده	ریسک	بازده
بازده	۱.۱۲۱	۰.۸۳۳۱	۰.۷۱۱۵	۰.۸۴۰۲
نرخ بازگشت سرمایه	۱.۱۱۸	۱.۰۱۳	۰.۸۰۰۱	۰.۸۱۲۱
رشد فروش	۰.۸۳۳	۰.۸۳۴۱	۰.۸۳۱۴	۰.۸۴۱۲
خالص ارزش دارایی‌ها	۱.۶۲۲	۸.۴۰۱۵	۱.۶۱۱۵	۸.۴۱۵۱
سود قبل از کسر مالیات	۱.۱۰۵	۰.۸۱۱۲	۰.۰۸۱	۰.۸۳۲۱
هزینه قابل‌قبول مالیات	۰.۰۹۱۵	۰.۸۰۲	۰.۰۸۳۴	۰.۸۶۲۵
سود خالص	۰.۸۳۱۵	۰.۸۳۵	۰.۸۳۱۲	۰.۸۴۱۶

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 است؛ اما برای الگوریتم گرده‌افشانی گل‌ها، بازدهی کل پرتفوی مقدار ۲۱.۲۲ درصد و میزان انحراف معیار نیز ۰.۸۳۵۴ است. 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 (R2) استفاده شده است:

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

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

باتوجه‌به مقادیر کم MSE و RMSE به‌دست‌آمده و همچنین ضریب همبستگی مناسب بین خروجی مدل و خروجی هدف، الگوریتم گرده‌افشانی گل‌ها به طور مطلوب قادر به مدل‌سازی داده‌ها و انتخاب سبد بهینه سهام است.

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 مورد بررسی، شامل وزن‌های پرتفوی است که بر مبنای آن‌ها سرمایه‌گذاری صورت‌گرفته و در یک سطح اطمینان مشخصی می‌توان بیان داشت که بازده مورد انتظار همچنین ریسک پرتفوی چه مقدار خواهد بود.

باتوجه‌به اینکه ارزیابی عوامل مهم در انتخاب سبد سهام در مباحث سرمایه‌گذاری کار دشوار و سختی است در تصمیم‌گیری دربارهٔ اینکه کدام سهم در مقایسه با سایر سهام در وضعیت بهتری قرار داشته و شایستگی انتخاب‌شدن و قرارگرفتن در سبد سرمایه‌گذاری را دارد و همچنین چگونگی تخصیص سرمایه بین این اوراق به‌عنوان مبحثی پیچیده است. از سوی دیگر با درنظرگرفتن این نکته که رفتار بازارهای سهام از یک الگوی خطی پیروی نمی‌کنند، به همین دلیل روش‌های خطی نیز نمی‌توانند در توصیف این‌گونه از رفتارها مورداستفاده و ارزیابی قرار بگیرند و مفید واقع شوند. در این پژوهش یک بررسی سیستماتیک مطالعات گذشته با تمرکز بر داده‌کاوی برای تجزیه‌وتحلیل 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 مارکوییتز باتوجه‌به درنظرگرفتن 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 است؛ اما برای الگوریتم گرده‌افشانی گل‌ها، بازدهی کل پرتفوی مقدار ۲۱.۲۲ درصد و میزان انحراف معیار نیز ۰.۸۳۵۴ است. مقایسه نتایج حاصله نشان می‌دهد که الگوریتم گرده‌افشانی گل‌ها بازدهی بیشتر و ریسک کمتری در پرتفوی منتخب نسبت به مدل مارکوویتز ارائه می‌دهد. براین‌اساس می‌توان بیان داشت که استفاده از مدل پیشنهادی باعث می‌گردد ازیک‌طرف دقت مدل پیشنهادی به علت حذف

ویژگی‌های نامرتبط و دارای افزودگی بهبود پیدا کند و از طرف دیگر به علت کاهش ابعاد مجموعه داده‌ای برای پیش‌بینی پیچیدگی محاسباتی مدل یادگیری نیز کاهش یابد.

نتایج تحقیق حاضر مبتنی بر این که استفاده از الگوهای فراابتکاری همانند گرده‌افشانی گل‌ها می‌تواند منجر به انتخاب سبد سهام با ریسک کمتر و بازده بالاتر گردد، با یافته‌های به‌دست‌آمده 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. دراین‌رابطه این مطالعات نشان دادند که به‌کارگیری مدل‌های فراابتکاری همانند

الگوریتم‌های ازدحام ذرات، الگوریتم مورچگان، الگوریتم گرده‌افشانی گل‌ها و الگوریتم پرندگان از نظر بازده، ریسک و معیارهای تعدیل‌شده ریسک عملکرد بهتری در انتخاب سبد سهام داشته‌اند.

باتوجه‌به تحقیقات بسیاری که در مورد سیستم‌های پیش‌بینی سبد سهام صورت‌گرفته است. هنوز هم چالش‌های بسیاری به‌منظور بررسی و رفع‌شدن در پیش‌رو هستند که می‌توان با ارائه روش‌های نوین‌تر علاوه بر رفع چالش‌های موجود، میزان کارایی را در چنین سیستم‌هایی افزایش داد. ازاین‌رو می‌توان پیشنهادات سیاستی زیرا را به‌منظور بهبود هر چه بیشتر چنین سیستم‌هایی ارائه کرد؛ مانند:

- باتوجه‌به مدل در نظر گرفته شده در این پژوهش پیشنهادی می‌شود سرمایه‌گذاران به شرایط و محدودیت‌های دیگر مدل مارکوویتز نیز توجه داشته باشند. شرایط و محدودیت‌هایی نظیر محدودیت‌ها در خریدوفروش سهام، محدودیت‌ها در اندازه (ظرفیت) سبد سهام و... که می‌بایست برای حل آن وارد مدل شوند و مدل خطی به حالت غیرخطی تبدیل گردد که حل آن نیز دشواری‌های خاص خود را دارد.
- از جمله نکاتی که در پژوهش‌های مختلف در نظر گرفته شده و در بحث سبدگردانی نیز موردتوجه است، درنظرداشتن هزینه‌های معاملاتی در آینده است. سرمایه‌گذاران همواره باید به این نکته توجه داشته باشند که با کمترین میزان معاملات و به‌تبع آن با کمترین هزینه‌های معاملاتی در آینده به سبد مدنظر خود

دست یابند.

در نهایت نیز برای محققانی علاقه‌مند به این حیطه موضوعی پیشنهادات زیر ارائه می‌شود:

- استفاده از الگوریتم فراابتکاری گرده‌افشانی گل‌ها به‌صورت مجزی برای هر صنعت فعال در بازار بورس تهران به‌منظور استخراج قوانین معاملاتی سهام در هر صنعت و مقایسه نتایج به‌دست‌آمده با یافته‌های این مقاله.
- پیشنهاد می‌شود به‌منظور افزایش دقت نتایج، از روش مدل‌سازی مونت‌کارلو در الگوریتم گرده‌افشانی گل‌ها به‌منظور درنظرگرفتن نااطمینانی‌هایی که ممکن است در محیط اقتصادی کشور رخ دهد و روند قیمت سهام را دچار انحراف نماید، استفاده شود.

تشکر و قدردانی

وظیفه خود می‌دانیم از اساتید محترم و همه کسانی که صمیمانه و دلسوزانه از ابتدا تا انتها هدایتگر ما در راه انجام این پژوهش بودند، تقدیر و تشکر نماییم.

[1] H.Q. Li, Z.H. Yi

[2] T.O. Kehinde a ۱, Felix T.S. Chan b, S.H. Chung

[3] Mahinda Mailagaha Kumbure a, Christoph Lohrmann a, Pasi Luukka a, Jari Porras

[4] Markowitz

[5] Wang et al

[۶] Exact

[۷] Semi Exact

[۸] Approximate Algorithms

[۹] Heuristic

[۱۰] Meta-Heuristic

[۱۱] Meng Liu a, Kaiping Luo b, Junhuan Zhang b, Shengli Chen

[۱۲] Zhou et al

[۱۳] Potì & Siddique

[۱۴] Yu et al

[۱۵] Markowitz

[۱۶] Yang

[۱۷] Draa
[۱۸] Alyasseri et al
[۱۹] Euclidean Distance
[۲۰] Cosine Similarity
[۲۱] Pearson's Correlation Coefficient
[۲۲] Machin Learning
[۲۳] Ackermann et al
[۲۴] Back Propagation
[۲۵] Yilin et al
[۲۶] Mei et al
[۲۷] Cong & Oosterlee
[۲۸] Najafi et al
[۲۹] Return
[۳۰] Invest Return Rate
[۳۱] Sales Growth
[۳۲] Net Asset Value
[۳۳] Tax Acceptable Cost
[۳۴] Earnings before Tax
[۳۵] Net Profit

منابع

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.

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.

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.

پیرصالحی، مجتبی. (۱۳۷۲). بررسی رابطه ریسک و بازده سرمایه‌گذاری در بورس اوراق بهادار تهران، پایان‌نامه کارشناسی ارشد مدیریت بازرگانی، دانشگاه اصفهان.

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.

جونز، چارلز پی. (۱۳۸۶). مدیریت سرمایه‌گذاری پیشرفته، تهران: انتشارات سمت.

حسینی، سید علی، اسماعیل‌زاده مقری، علی، جهانشاد، آزیتا. (۱۴۰۰). انتخاب بهینه سبد سهام با استفاده از الگوریتم ترکیبی هوش جمعی سالپ و سینوس کسینوس و شبکه‌های عصبی روبه‌جلو، فصلنامه مدیریت کسب‌وکار، ۱۲۴۹.

دیده خانی، حسین، حجتی استانی، سعید. (۱۳۹۵). ارائه مدل برنامه‌ریزی چندهدفه جهت انتخاب سهام با درنظرگرفتن ارزش در معرض خطر فازی: رویکرد تئوری اعتبار فازی. مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، ۸۳۲: ۲۶۸-۲۳۹.

راعی، رضا، علی بیگی، هدایت. (۱۳۸۹). بهینه‌سازی پرتفوی با استفاده از روش حرکت تجمیعی ذرات". تحقیقات مدیریت مالی دانشگاه تهران. دوره ۸۱. شماره ۱۳.

رهنمای رودپشتی، فریدون، نیکومرام، هاشم، طلوعی اشلقی، عباس، حسین‌زاده، لطفی، فرهاد، بیات، مرضیه. (۱۳۹۴). بررسی کارایی بهینه‌سازی پرتفوی بر اساس مدل پایدار با بهینه‌سازی کلاسیک پیش‌بینی ریسک و بازده پرتفوی، مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، شماره ۲۲: ۲۹-۵۹.

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.

همائی فر، 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.

منابع

Ackermann, M.R., Märtens, M., Raupach, C., Swierkot, K., Lammersen, C., Sohler, C. (2012). Streamkm A clustering algorithm for data streams. ACM Journal of Experimental

Algorithmics,

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 XS. (eds) Nature-Inspired Algorithms and Applied Optimization. Studies in Computational Intelligence, 744. Springer, Cham.

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.

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.

Draa, A. (2015). On the performances of the flower pollination algorithm -Qualitative and quantitative analyses. Applied Soft Computing, 34, 349-371.

Mansini, R., Ogryczak, W., Speranza, M.G. (2015). Linear and MixedInteger Programming for Potfolio Optimization, New York: AG Switzerland, p.21-30

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).

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).

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.

Najafi Moghadam, A., Rahnama Roodpooshti, F., Farrokhi, M. (2014). Optimization of Stock Portfolio based of Ant Colony & Greay Theory. IRJABS, 8(7), 780-788.

Potì, V., Siddique, A. (2013). What drives currency predictability? Journal of International Money and Finance, 36, 86–106.

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).

Yang, X.S. (2012). Flower Pollination Algorithm for Global

Optimization. Unconventional Computation and Natural Computation, Lecture Notes in Computer Science, 7445, 240-249.

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.

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.

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.