نشریــه علمــی دانش مالی تحلیل اوراق بهادار
دوره ۱۷ / شماره ۶۱ / بهار ۱۴۰۳
صفحه ۲۱۶ تا ۲۳۱

تبیین مدل ژنتیک فازی انتخاب پورتفولیو تأمین‌کننده تاب آور در زنجیره تأمین صنعت ساختمان تحت شرایط رکود

امیرمحمد محتشم[۱]
تقی ترابی* [۲]
رضا رادفر [۳]
محمد رضا معتدل [۴]
نازنین پیله وری[۵]

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۷/۰۱ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۸/۰۳

چکیده

هدف این پژوهش ارائه یک روش جدید برای انتخاب سبد سهام با استفاده از روش ارزیابی فازی ترکیبی و الگوریتم ژنتیک می‌باشد. انتخاب سبد سهام یک مسئله چندهدفه/معیاره در مدیریت مالی است. این روش در دو مرحله سبد سهام را انتخاب می‌کند. در مرحله اول به کمک ارزیابی فازی ترکیبی و الگوریتم ژنتیک، وزن معیارها محاسبه می‌شود. در مرحله دوم به کمک ارزیابی فازی ترکیبی، سبد سهام رتبه‌بندی می‌شوند. از الگوریتم ژنتیک چندهدفه برای تعیین مرز کارا بین ریسک و بازده استفاده‌شده است. در این پژوهش از عملکرد صنایع عمرانی، ساختمانی، سرمایه‌گذاری و تولیدکنندگان مصالح و ابزارآلات ساختمانی در بازه زمانی ۱۳۹۶-۱۴۰۰ برای انتخاب سبد سهام استفاده کردیم. مزیت اصلی این روش، کمک به سرمایه گزاران در بازار سهام برای انتخاب سبدی که دارای بهترین عملکرد است، می‌باشد، عملکرد خود شرکت‌ها در بازار سهام و انتخاب سبد سهام به نظر خبرگان و متخصصان وابسته نمی‌باشد.

واژه‌های کلیدی: ارزیابی فازی ترکیبی، الگوریتم ژنتیک، انتخاب سبد سهام

[۱] دانشجوی دکتری تخصصی مدیریت صنعتی، واحد امارات، دانشگاه آزاد اسلامی، دبی، امارات متحده عربی *mohtasham_amir@yahoo.com*
[2] دانشیار گروه علوم اقتصادی، واحد علوم تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران .(نویسنده مسئول) *taghi.torabi100@gmail.com*
[۳] استاد تمام گروه مدیریت و سیستم‌ها، واحد علوم تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران *radfar@gmail.com*
[۴] استادیار مدیریت صنعتی واحد تهران مرکز، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران(*dr.motadel@gmail.com*)
[5] استاد تمام گروه مدیریت صنعتی، واحد یادگار امام خمینی (ره)، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران *pilevari.nazanin@wtiau.ac.ir*

مقدمه

انتخاب سبد سهام از چالش‌برانگیزترین مسائل در بازار سهام می‌باشد. انتخاب وزن معیارها برای سرمایه گزاران به‌منظور سرمایه گزاری در بازار سهام و بورس بسیار مهم می‌باشد. هری مارکویتز[1] (۱۹۵۹) مدل کمی برای انتخاب سبد سهام ارائه کرد. این مدل، رابطه بین ریسک و بازده را در بازار سهام نشان می‌دهد. مدل مذکور ریسک سهام را در یک سطح مشخصی از بازده کمینه و همچنین بازده سهام را در سطح مشخصی از ریسک بیشینه می‌کند (ژاوف ۲۰۲۳). انتخاب سبد سهام یک مدل چندبعدی است که می‌توان آن را با مدل تصمیم‌گیری چند معیاره نشان داد. یکی از مباحث مهم در تصمیم‌گیری چند معیاره، تعیین وزن معیارها می‌باشد. مقادیر وزن بیان‌کننده اهمیت نسبی معیارها برای تصمیم‌گیری می‌باشد. روش‌های مختلفی برای تعیین وزن معیارها توسط محققان زیادی بکار گرفته‌شده است نظیر روش تعیین مستقیم (*DDM*[2])، روش ماتریس مقایسه‌ای (*CMM*[3])، فرایند سلسله مراتبی (*AHP*[4])، روش فاصله فازی (*FIM*[5]) و روش مرتب‌سازی الویت بندی شده (*IOM*[6]). تصمیم‌گیرنده روش‌های مختلفی را برای تعیین وزن معیارها با توجه به دانش و تجربه خویش بکار خواهد گرفت (ژنگ و سان[7]، ۲۰۲۳).

عملکرد بازار سهام برای هر صنعت متفاوت با صنعت دیگری است. از طرف دیگر خبرگان، تفاوت بین صنایع مختلف در بازار سهام را در نظر نمی‌گیرند و آن‌ها معمولاً یک وزن معیار ثابتی را برای صنایع مختلف در بازار سهام در نظر می‌گیرند. این تفاوت در صنایع مختلف در بازار سهام نیاز به یک روش تحلیلی پیشرفته برای تحلیل انتخاب سبد سهام دارد.

در این پژوهش، از ارزیابی فازی ترکیبی و الگوریتم ژنتیک برای تعیین وزن معیارهای مؤثر در انتخاب سبد سهام و رتبه‌بندی آن‌ها استفاده‌شده است.

مبانی نظری و پیشینه پژوهش

مدل مارکوویتز

یک مسئله مهم در حوزه ارتباط بین تحقیق در عملیات و مدیریت مالی، انتخاب سبد سهام شرکت‌های سرمایه‌گذاری است. مجموعه سهام‌های انتخابی و میزان درصدشان در سبد سهام کلی، متغیرهای تصمیم این مدل هستند. در حوزه تحقیق در عملیات، بهینه‌سازی فرایندی است که به‌وسیله آن، مطلوب‌ترین توازن بین علایق متضاد با توجه به محدودیت‌های پیش رو در هر فرایند تصمیم‌گیری، تعیین می‌شود. درزمینه مدیریت سبد سهام، علایق متضاد میان سایر علایق، افزایش بازده و کاهش ریسک است (امامت و همکاران: ۲۰۲۳). یکی از مدل‌های مورداستفاده در تعیین ریسک و بازده، مدل ارائه‌شده توسط مارکوویتز است. این مدل از میانگین واریانس بازده سهام برای اندازه‌گیری ریسک در بازار استفاده می‌کند. ساختار این مدل مانند یک تابع چندهدفه می‌باشد.

$$R_p = \sum_{i=1}^{i=N} (r_i * x_i) \qquad \text{رابطه (یک)}$$

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^{i=N}\sum_{j=1}^{j=N} (x_i * x_j \, cov_{ij})} \qquad \sum_{i=1}^{i=N} x_i = 1$$

$$\sum_{j=1}^{i=N} x_j = 1 \qquad \text{رابطه (دو)}$$

که در آن R_P به‌صورت بازده سبد سهام که به‌صورت میانگین بازده سهام در یک دوره زمانی، σ به‌عنوان ریسک سرمایه گزاری به‌صورت انحراف معیار بازده در یک دوره زمانی، N اشاره به تعداد سهام، r_i بازده سهام i و x_i میزان سرمایه گزاری در سهام i اشاره، r_j بازده سهام j و x_j میزان سرمایه گزاری در سهام j اشاره دارد.

مدل میانگین واریانس مارکویتز، موردتوجه پژوهش‌های بسیاری در حوزه مدیریت سبد سهام بوده است .مدل اصلی مارکویتز مدل ریاضی ساده‌ای است، اما مهم‌ترین

[1] *Markowitz*
[2] *Direct Determination Method*
[3] *Comparative Matrix Method*
[4] *Analytical Hierarchy Process*
[5] *Fuzzy Interval Method*
[6] *Importance Ordering Method*
[7] *Zhang & Sun*

مزیت آن قابلیت افزودن محدودیت های جدید برای بررسی وضعیت واقعی بازار است (فترسو و همکاران،۲۰۲۳)

پیشینه پژوهش

با توسعه محاسبات رایانه‌ای در دو دهه گذشته، پژوهشگران و محققان زیادی روش‌های پیشرفته‌ای همچون الگوریتم ژنتیک را در محاسبات مربوط به بازار سهام بکار برده‌اند. الگوریتم ژنتیک به‌عنوان یک ابزار بهینه‌سازی در زمان‌هایی که سایر روش‌ها قادر به حل مسائل نباشند، بکار می‌آید (کو، وانگ، ون[1]، ۲۰۱۵:۳۲). پژوهشگران زیادی از الگوریتم ژنتیک برای انتخاب و بهینه‌سازی سبد سهام در بازارهای مختلف استفاده کرده‌اند.

بیک جانی و همکاران (۱۴۰۲) در پژوهشی به بررسی رویکرد تصمیم‌گیری کلامی و بهینه‌سازی چندهدفه فازی در انتخاب سبد سهام پرداختند. در این پژوهش به‌منظور دخالت دادن نظرات و قضاوت‌های ذهنی سرمایه‌گذاران از روش *ZAPROS III* استفاده و با محاسبه شاخص رسمی کیفیت (*FIQ*) دیدگاه‌های سرمایه‌گذاران در بهینه‌سازی پرتفوی لحاظ گردید. در طراحی مدل علاوه بر محدودیت‌های اصلی، محدودیت‌هایی مانند حداقل و حداکثر تخصیص ثروت به هر دارایی و نیز حداقل و حداکثر تعداد سهام موجود در پرتفوی در نظر گرفته‌شده است. جهت نمایش قابلیت کاربرد مدل توسعه داده‌شده از ۱۰ شرکت فعال‌تر پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران استفاده شد. نتایج حاصل از اجرای مدل با استفاده از الگوریتم *MOPSO* نشان داد پرتفوهای پارتو بهینه ایجادشده از اجرای مدل در مقایسه با پرتفوهای با وزن‌های تصادفی ازلحاظ رسیدن به اهداف از پیش تعیین‌شده، عملکرد بهتر و مطلوب‌تری دارند.

رحیمی و همکاران (۱۴۰۲) در پژوهشی به بررسی بهینه‌سازی سبد سهام با الگوریتم‌های مختلف پرداختند. انتخاب سبد سهام یکی از مباحث مهم در حوزه مدیریت سرمایه‌گذاری بوده که در رابطه با نحوه تخصیص سرمایه یک سرمایه‌گذار به دارایی‌های مختلف و تشکیل یک پرتفوی کارا بحث می‌کند که هرچه مفروضات و شرایط مدل‌سازی جهت انتخاب و بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری به شرایط دنیای واقعی نزدیک‌تر باشد، نتایج حاصل از آن بیشتر قابل‌اتکا خواهد بود. در نظر گرفتن افق تک دوره‌ای برای سرمایه‌گذاری چندان واقعی نبوده و بیشتر سرمایه‌گذاران برای بیش از یک دوره اقدام به سرمایه‌گذاری می‌کنند که سرمایه‌گذار بتواند موقعیت خود را در طول زمان موردبازنگری قرار دهد. الگوها و روش‌های مختلفی از زمان ارائه کار اولیه مارکویتز تاکنون برای انتخاب سبد سرمایه‌گذاری بهینه ارائه‌شده است. بااین‌حال یافتن مفیدترین الگو در انتخاب این سبد همواره دغدغه سرمایه‌گذاران بوده است. در این پژوهش تعدادی از الگوریتم‌های بهینه‌سازی سبد سهام مانند الگوریتم مورچگان، الگوریتم ژنتیک، الگوریتم فرهنگی، الگوریتم ازدحام ذرات، الگوریتم کرم شب تاب، آورده شده است که در مورد هرکدام به‌صورت مختصر توضیح داده‌شده است.

صمدی و همکاران (۱۴۰۲) در پژوهشی به بررسی بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از الگوریتم‌های جستجوی ممنوعه و فروشنده دوره‌گرد پرداختند. در این پژوهش به‌منظور بهینه‌سازی سبد سهام از شاخص بورس تهران و ارزش فروش - حقیقی - بورس (میلیارد ریال) از فروردین سال ۱۳۸۷ تا فروردین سال ۱۳۹۷ استفاده‌شده است. به‌منظور بهینه‌سازی سبد سهام از الگوریتم جستجوی ممنوعه و فروشنده دوره‌گرد استفاده‌شده است. برای شاخص بورس در سناریو اول تکرار ۱۰۰ و طول ۰,۵ بهترین جواب را ارائه می‌دهد. برای ارزش فروش - حقیقی - بورس در سناریو اول تکرار ۱۰۰ و طول ۰,۵ بهترین جواب را ارائه می‌دهد. با توجه به جستجو محور بودن الگوریتم‌های موردبررسی تعداد تکرارهای بیشتر در سناریوهای مختلف بهترین جواب را ارائه می‌دهد که طول جستجو تأثیر چندانی در بهترین جواب نداشته و معیار تعداد تکرار برتری بیشتری دارد. بر اساس نتایج مشخص است که در اوایل سال‌های بررسی با سیر صعودی شاخص

[1] *Cui, Wong & Wan*

تعداد نقاط سوددهی دارای تراکم بیشتر و فشرده‌تر است ولی باگذشت زمان سیر نزولی شاخص و افزایش فروش میزان سوددهی با تراکم‌های کمتر پیشنهادشده است.

نیکو و همکاران (۱۴۰۲) در پژوهشی به بررسی بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از الگوریتم ترکیبی ژنتیک و تبرید شبیه‌سازی‌شده پرداختند. انتخاب سبد سرمایه‌گذاری به‌منظور حداکثر سازی سود و حداقل سازی ریسک، اصلی‌ترین دغدغه سرمایه‌گذاران در بازارهای مالی تلقی می‌شود لذا پژوهش پیش رو تلاشی است جهت بهینه‌سازی سبد سهام بر اساس مدل میانگین -واریانس مارکویتز. این مدل در سطح ثابتی از ریسک، بازده را حداکثر یا در سطح ثابتی از بازده، ریسک را حداقل می‌نماید. این پژوهش از ترکیب دو الگوریتم فرا ابتکاری ژنتیک و تبرید شبیه‌سازی‌شده جهت حل مسئله بهینه‌سازی پرتفوی بهره برده است. روش ادغام این دو الگوریتم، روشی جدید نسبت به پژوهش‌های پیشین بوده و نتایج حاصله نشان می‌دهد الگوریتم ترکیبی در مدت‌زمانی کوتاه‌تر از الگوریتم ژنتیک به جستجوی جواب بهینه می‌پردازد و ازنظر معیار ریسک و بازده بهتر از دو الگوریتم دیگر عمل می‌کند.

عبدالعلی زاده و عشقی (۱۳۸۲) با استفاده از الگوریتم ژنتیک طی دو مرحله، به تعیین سبد بهینه سهام پرداختند. طی الگوریتم ژنتیک اول، مجموعه دارایی بهینه با تعداد دارایی موردنظر سرمایه‌گذار تعیین و از الگوریتم ژنتیک دوم نیز، به منظور تعیین اوزان بهینه دارایی‌های انتخاب‌شده استفاده کردند.

مدرس و محمدی استخری (۱۳۸۶) به کمک الگوریتم ژنتیک، به انتخاب سبد سهام از بین *20* سهم موجود در بازار بورس پرداخت. آن‌ها از الگوریتم ژنتیک دو هدفه برای تعیین مرز کارا و انتخاب سبد سهام به‌گونه‌ای که با بیشینه کردن بازده، ریسک کمینه گردد، استفاده کردند.

تقوی فرد، منصوری و خوشطینت (۱۳۸۶) با افزودن (محدودیت تعداد سهام به عدد صحیح و محدودیت وزن دارایی‌ها در بازه مشخص) به مدل‌های قبلی، با استفاده از الگوریتم ژنتیک به یافتن مرز کارا پرداختند.

سیلوا و همکاران (۲۰۲۳) در پژوهش خود به بررسی یک رویکرد یکپارچه *CRITIC* و تجزیه‌وتحلیل رابطه خاکستری برای انتخاب سبد سرمایه‌گذاری پرداختند. انتخاب پرتفوی سرمایه‌گذاری یک مشکل پیچیده است که معیارهای متعدد و متناقضی را در برمی‌گیرد. آن‌ها یک مدل تصمیم‌گیری چند معیاره یکپارچه متشکل از اهمیت معیارها از طریق روش همبستگی بین معیاری و تحلیل رابطه‌ای خاکستری پیشنهاد کردند .مدل پیشنهادی *CRITIC-GRA*مجموعه‌ای از شاخص‌های مالی را برای ارزیابی جایگزین‌های سرمایه‌گذاری باهدف انتخاب بهترین گزینه‌ها برای گنجاندن در یک سبد سرمایه‌گذاری در نظر می‌گیرد. پرتفوی انتخاب‌شده در این مطالعه از معیار ریسک و بازده پیشی گرفت.

یاداو و همکاران (۲۰۲۳) در پژوهش خود به طراحی یک رویکرد انتخاب پرتفوی مالی پایدار چندهدفه تحت یک چارچوب فازی شهودی پرداختند. یک روش جامع سه مرحله‌ای را ارائه می‌کنند که در آن دارایی‌های موردبررسی ازنظر اخلاقی در مرحله اول بررسی می‌شوند .مرحله دوم به محاسبه امتیازهای پایداری، بر اساس معیارهای مختلف اجتماعی، زیست‌محیطی و اقتصادی *(SEE)* و ارزیابی بازده و ریسک دارایی‌های اخلاقی مربوط می‌شود .نظریه مجموعه‌های فازی شهودی برای سنجش ارزیابی زبانی دارایی‌ها بر اساس چندین معیار *SEE* از تصمیم‌گیرندگان چندگانه استفاده می‌شود .یک تکنیک جدید تصمیم‌گیری گروهی چند معیاره فازی شهودی برای محاسبه امتیاز پایداری هر دارایی استفاده می‌شود .درنهایت، در مرحله سوم، یک مدل انتخاب پرتفوی مالی چندهدفه فازی شهودی با به حداکثر رساندن درجات رضایت از امتیاز پایداری، بازده و ریسک پرتفوی، مشروط به چندین محدودیت، توسعه می‌یابد .برای حل این مدل از روش-ϵ محدودیت استفاده می‌شود که پرتفوی‌های مالی کارآمد و پایدار را به دست می‌دهد. متعاقباً، سرمایه‌گذاران می‌توانند از میان این مجموعه پرتفوی‌های مالی کارآمد و پایدار، پرتفویی را انتخاب کنند که به بهترین وجه با ترجیحات آن‌ها سازگار است.

والـت و همکـاران (۲۰۲۳) در پژوهش خود به طراحی رویکردی جدید برای انتخاب پورتفولیو بر اساس پیش‌بینی کمی پردازند.

در این مقاله آن‌ها مسـئله انتخاب پورتفولیو را از منظری جدید بر اساس تحلیل و پیش‌بینی سری‌های زمانی مربوط بـه ارزش پورتفولیو تحلیـل می‌کننـد؛ یعنی ارزش یـک پورتفولیوی خاص را در زمان کسـب آن تعریف می‌شود .با استفاده از سری زمانی قیمت‌های تاریخی دارایی‌های مالی مختلف، ارزشـی را که پرتفوی مذکور در دوره‌های زمانی گذشـته داشـته اسـت، به عقب محاسبه می‌کند. سپس از یک مدل روند میرایی برای تجزیه‌وتحلیل این سری زمانی و برای پیش‌بینی مقادیر آتی پرتفولیو اسـتفاده می‌شـود و تخمین‌هایی از میانگین و واریانس برای افق‌های پیش‌بینی مختلف ارائه می‌دهد .این معیارها برای فرمول‌بندی مسئله انتخاب پورتفولیو اسـتفاده می‌شـود که با اسـتفاده از یک الگوریتم ژنتیک چندهدفه حل می‌شـود .برای نشان دادن عملکرد این روش، از مجموعه داده‌ای از قیمت دارایی‌ها از بازار سهام نیویورک استفاده‌شده است.

باربا‌تی و همکاران (۲۰۲۳) در پژوهش خود به طراحی یـک روش چند معیاره برای انتخاب پورتفولیوی مبتنی بر اولویت پرداختند این مقاله یک روش جدید را ارائه می‌کند کـه روش‌های مرتب‌سـازی یا رتبه‌بندی چند معیاره را با یـک روش انتخـاب پورتفولیو پروژه ترکیب می‌کند .روش چند معیاره امکان مقایسه پروژه‌ها را ازنظر اولویت آن‌ها بر اسـاس معیارهای کمی و کیفی فراهم می‌کند .سـپس، مجموعه‌ای از پروژه‌ها، یعنی پورتفولیو، با توجه به اولویتی که با روش معیارهای چندگانه تعریف‌شده و مجموعه‌ای از منـابع و محدودیت‌های منطقی را برآورده می‌کند، انتخاب می‌شـود .روش انتخـاب پورتفولیو پیشـنهادی، انتخاب پورتفولیوی مبتنی بر اولویت *(PBPS)* نامیده می‌شـود و می‌تواند درزمینه‌های مختلف اعمال شود.

لوراسـچی و تتمانزی[1] (۱۹۹۶) وزن سـبد سـهام را به کمک الگوریتم ژنتیک به دست اوردند. لین و گن[2](۲۰۰۷) به‌منظور بیشـینه کردن بازده و کمینه کردن ریسک سهام از الگوریتم ژنتیک استفاده کردند. پایایی و قدرت الگوریتم ژنتیک در انتخاب سـبد سهام توسط یافته‌های آن‌ها تائید شـد. سـلیمان پور، منصـورفر، غیور (۲۰۱۵) با اسـتفاده از الگوریتم ژنتیک به تعیین مرز کارا در بازار سهام پرداختند. مرز کارا خطی اسـت که در هر نقطه رویان، در یک سـطح مشـخصـی از ریسـک، بالاترین بازده و در سطح معینی از بازده، دارای کمترین ریسـک می‌باشد. پانی مورثی و تاپن[3] (۲۰۱۲) بـا اسـتفاده از مدل هیبریدی الگوریتم ژنتیک و شـبکه‌های عصـبی به پیش بینی قیمت سـهام پرداختند. الگوریتم ژنتیکآن‌ها بر مبنای شبکه عصبی، بازار سهام را با توجه فعالیت‌های آن‌ها طبقه‌بندی می‌کرد. هوانگ، سـیه، چانگ، چانگ[4] (۲۰۱۱) با اسـتفاده الگوریتم ژنتیک یک مدل خطی برای انتخاب سهام ارائه کرد. هوانگ (۲۰۱۲) با اسـتفاده از *svm*[5] و الگوریتم ژنتیک به بررسـی بازار سهام پرداخت و نتایج آن‌ها نشان داد که الگوریتم ژنتیک ابزاری کارا در انتخاب سهام می‌باشد.

با توجه به مطالعات صـورت گرفته، اغلب مطالعات در بازار سهام به کمک الگوریتم ژنتیک تنها روی انتخاب سبد سـهام و یا بهینه‌سـازی الگوریتم ژنتیک به‌منظور انتخاب سـبد سـهام متمرکزشـده‌اند و مطالعات آن‌ها تعیین وزن معیارهای مؤثر بر تعیین سـبد سـهام به کمک الگوریتم ژنتیک را شامل نمی‌شود. در مطالعات صورت گرفته توسط محققان مختلف، وزن معیارهای مؤثر بر انتخاب سبد سهام توسط خبرگان تعیین‌شده و همچنین اکثر خبرگان، تفاوت عملکرد شـرکت‌ها در صنایع مختلف را در نظر نمی‌گیرند. در حقیقـت آن‌ها با توجه به تجربه و دانش خود به تعیین وزن معیارها می‌پردازند؛ بنابراین به روشـی که بتواند وزن معیارهای مؤثر بر انتخاب سبد سهام را با توجه به عملکرد هر شرکت در بازار سهام تعیین کند، نیاز داریم.

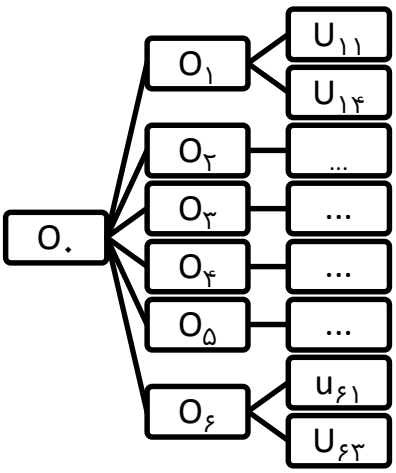
درنتیجه در این پژوهش با اسـتفاده از الگوریتم ژنتیک و ارزیـابی فـازی ترکیبی بـه تعیین وزن معیارها به‌منظور انتخاب سبد سهام می‌پردازیم.

[1] *Loraschi, & Tettamanzi*
[2] *Lin & Gen*
[3] *Punniyamoorthy & Thoppan*
[4] *Huang, Hsieh, Chang, B.& Chang, C*
[5] *Support Vector Machine*

روش‌شناسی پژوهش

سیستم ارزیابی فازی ترکیبی

به‌منظور نمایش مدل چندبعدی انتخاب سبد سهام، در این پژوهش از مدل رویکرد عملکردی شرکت‌ها که توسط ادیریسینگ و ژانگ[1] (۲۰۰۸) ارائه شد استفاده کردیم. این مدل قادر به تحلیل یک سیستم سه لایه‌ای (ساختار سلسله مراتبی) برای انتخاب سبد سهام می‌باشد (شکل ۱). $O.$ نشان‌دهنده میزان عملکرد کلی شرکت در بازار سهام که توسط ۶ بعد: معیار ترکیبی برای معیار سودآوری (O_1)، معیار ترکیبی برای معیار کارایی عملکرد (O_2)، معیار ترکیبی برای معیار نقدینگی (O_3)، معیار ترکیبی برای معیار اهرمی (O_4)، معیار ترکیبی برای معیار چشم‌انداز (O_5) و معیار ترکیبی برای معیار رشد (O_6) اندازه‌گیری می‌شود. فرایند سلسله مراتبی موردنظر از تابع هدف اصلی (معیار کلی) به معیارهای جزئی (ماکرو لایه) تبدیل‌شده است. هر ماکرو لایه توسط یک سری از معیارهای جزئی‌تر (میکرو لایه) محاسبه و سنجیده می‌شود. برای مثال O_1 توسط چهار سؤال (u_{11}، u_{12}، u_{13}، u_{14}) محاسبه می‌شود. سرانجام هر میکرو لایه توسط طیف ۵ نقطه‌ای لیکرت (خیلی خوب، خوب، متوسط، ضعیف و خیلی ضعیف) اندازه‌گیری می‌شود (وانگ و همکاران،۲۰۲۳).



شکل ۱- مدل سه لایه‌ای برای ارزیابی عملکرد شرکت در بازار سهام

مسئله انتخاب سبد سهام را می‌توان به کمک سیستم ارزیابی فازی ترکیبی حل کرد. تئوری فازی، زاده (۱۹۶۵) برای حل مسائل مبهم و غیر شفاف بسط و توسعه پیدا کرد. تئوری فازی به‌طور گسترده در حل مسائلی که تصمیم‌گیرنده در یک موقعیت غیرقطعی قرار داشته و یا اطلاعات غیردقیق هستند کاربرد دارد (داهیا، سینگ، گار، گارج، کوشواها[2]،۲۰۰۷: ۹۴۰). تئوری فازی عدم قطعیت در میان پاسخ‌دهندگان را بهتر از هر مدل دیگری توضیح می‌دهد. میزان موفقیت این تئوری توسط محققان زیادی اثبات‌شده است (هاو، یو، لاو، فانگ[3]، ۲۰۱۵: ۲۳۳).

فرایند فازی ترکیبی

فرایند فازی ترکیبی برای تعیین میزان اهمیت معیارها به شش گام اصلی تقسیم می‌شود.

گام ۱: تعیین معیارهای ارزیابی U

گام اول در این فرایند، تعیین معیارهای مؤثر در فرایند ارزیابی می‌باشد. در این پژوهش از معیارهای ارائه‌شده توسط وانگ و همکاران (۲۰۲۳) استفاده‌شده است.

$U=\{u_i\},\ i= 1, 2, \dots m.$

گام ۲: ارزیابی نمره‌های کسب‌شده توسط معیارها V

ارزیابی نمرات اکتسابی توسط طیف پنج نقطه‌ای لیکرت صورت گرفته است.

گام ۳: تعیین تابع عضویت و تشکیل ماتریس عضویتR

اگر N پاسخ‌دهنده معیار u_i را ارزیابی کنند.x_{ij}نشان‌دهنده تعداد پاسخ‌دهندگانی است که معیار u_i و نمره v_j را انتخاب کرده‌اند و مجموع x_{ij} برای هر معیار برابر با N می‌باشد. آنگاه $r_{ij}=x_{ij}/N$ نشان‌دهنده تابع عضویت می‌باشد. سرانجام تابع عضویت کلی مدل توسط r_{ij} تعیین می‌گردد. ماتریس تابع عضویت کلی به‌صورت زیر می‌باشد

[1] *Edirisinghe & Zhang*

[2] *Dahiya, S. Singh, B. Gaur, S. Garg, V. & Kushwaha*

[3] *Hao, Yu, Law & Fong*

$$\tilde{R} = r_{ij} = \begin{bmatrix} r_{11} & \cdots & r_{1n} \\ r_{21} & \cdots & r_{2n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{m1} & \cdots & r_{mn} \end{bmatrix}$$

گام ۴: تعیین وزن معیارها W

مقادیر عددی وزن نشان‌دهنده اهمیت معیارها در فرایند تصمیم‌گیری می‌باشد. در پژوهش حاضر از الگوریتم ژنتیک به‌منظور تعیین میزان اهمیت معیارها از دیدگاه پاسخ‌دهندگان استفاده‌شده است.

گام ۵ :استفاده از عملگرهای فازی برای تعیین ماتریس B به کمک عملگرهای فازی، بردار B محاسبه می‌شود. این بردار در ارزیابی فازی ترکیبی یکی از مهم‌ترین عوامل تأثیرگذار بر نتایج پژوهش می‌باشد. این بردار به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$\tilde{B} = \tilde{W} \circ \tilde{R}$ رابطه (سه)

"$\circ$" نشان‌دهنده عملگر فازی ترکیبی است. با توجه به هاو، یو، لاو، فانگ (۲۰۱۵) چهار نوع عملگر فازی ترکیبی برای حرکت از لایه‌های فرعی به سمت لایه‌های اصلی بیشترین کاربرد را در علوم مختلف دارند:

عملگر شماره یک: در نظر گرفتن مهم‌ترین معیارها

با توجه به این نوع از عملگرها، تنها معیارهایی با دارا بودن بیشترین مقدار برای محاسبات فازی انتخاب می‌شوند. در حقیقت بیشترین مقادیر نشان‌دهنده بااهمیت بودن معیارها می‌باشد. این عملگر تنها بر اساس یک معیار تصمیم‌گیری می‌کند.

$M(\wedge,\vee),\ b_j = \max\{\min(a_k, r_{kj})\} \quad 1 < k < m$

رابطه (چهار)

عملگر شماره دو: تأکید بر معیارهای بااهمیت *(I)*

عملگر شماره دو، یک ارزیابی با جزئیات بیشتری را به خاطر در نظر گرفتن بعضی معیارهای غیر مهم پیش رو قرار می‌دهد.

$$M(\wedge, \oplus)\ , b_j = \oplus(a_k \wedge r_{kj}) = \sum_{k=1}^{m} \min(a_k, r_{kj})\ .\quad 1 < k < m$$

رابطه (پنج)

عملگر شماره سه: در نظر گرفتن تمامی معیارها

این عملگر تمامی معیارهای مدل را در فرایند ارزیابی مدنظر قرار داده و فقط بر روی معیارهای مهم یا خیلی مهم اکتفا نمی‌کند. درواقع هر معیار بر روی نتیجه نهایی در فرایند ارزیابی مؤثر است. این نوع عملگر بیشتر برای مواقعی کاربرد دارد که تمامی معیارها از دیدگاه تصمیم‌گیرنده در فرایند ارزیابی حائز اهمیت باشد.

$$M(\cdot, +), bj = \sum_{k=1}^{m} (a_k * r_{kj})\ .\quad 1 < k < m$$

رابطه (شش)

عملگر شماره چهار: تأکید بر معیارهای بااهمیت *(II)*

این عملگر معیارهای مهم را مانند عملگر شماره دو ولی به شیوه‌ای دیگر در نظر گرفته و برای مواقعی که نتایج عملگر شماره دو واضح نیست، کاربرد دارد.

$$M(\cdot, V)\ ,\quad b_j = \max\{a_k * r_{kj}\} \quad 1 < k < m$$

رابطه (هفت)

گام شش: تعیین بهترین عملگر

با مقایسه بین عملکرد تک‌تک معیارها و عملکرد کلی شرکت در بازار سهام، بهترین عملگر فازی انتخاب می‌شود، در این مقایسه، عملگری انتخاب می‌شود که کمترین اختلاف را در بین سایر عملگرها داشته باشد.

الگوریتم ژنتیک برای تعیین وزن معیارها

الگوریتم ژنتیک، یک روش بهینه‌سازی مبتنی بر اصول اولیه ژنتیک بوده که اولین بار توسط هالند در سال ۱۹۶۰ ارائه و توسط خود او، دانشجویان و همکارانش در بین سال‌های ۱۹۶۰ تا ۱۹۷۰ توسعه پیدا کرد (میچل[1]،۱۹۹۸). الگوریتم ژنتیک شامل چهار مرحله اصلی می‌باشد.

مرحله یک) تعیین جمعیت اولیه: جمعیت اولیه نقطه آغازین الگوریتم ژنتیک می‌باشد. مرحله دو) ارزیابی مقادیر تناسب و برازندگی: این ارزیابی، کیفیت جواب‌ها را در الگوریتم ژنتیک اندازه‌گیری کرده و بهترین جواب‌ها را برای بهینه‌سازی در نظر می‌گیرد. این ارزیابی بر مبنای

[1] *MITCHELL*

اصـــول زنده ماندن می‌باشـــد. در این پژوهش از معادله ۸ برای تعیین اهمیت نسبی معیارها استفاده‌شده است.

رابـــطـــه $$\text{Min } e(s) = \sqrt{\sum (d * w_i - o_i)^2}$$ (هشت)

$$\sum_{i-1}^{m} (w_i = 1) \quad 0 \le w_i \le 1 \qquad i = 0.1 \ldots m$$

رابطه (نه)

در این رابطه، $e(s)$ تابعی است که با کمینه کردن آن، مقادیر وزن معیارها به دست می‌آید. o_i به ارزیابی عملکرد محاســـبه‌شـــده از تک‌تک معیارها و dبه ارزیابی جامع عملکرد شـرکت (سؤال انتهای پرسـشنامه) و wi به وزن معیارها (اهمیت نســـبی هر معیار) اشـــاره دارند. درواقع $e(s)$فاصله اقلیدسی بین ارزیابی عملکرد تک‌تکمعیار های محاســـبه‌شـــده و ارزیابی عملکرد جامع به‌دســـت‌آمده از پرســشـنامه می‌باشـد. مرحله سـه) شرایط اتمام الگوریتم: الگوریتم ژنتیک درصـورتی‌که شـرایط اتمام الگوریتم محیا باشـد، متوقف‌شـده و نتایج را نشان می‌دهد. مرحله چهار) تولیـد نســـل جدید به کمک عملگرهای انتخاب، تقاطع و جهش: با اسـتفاده از عملگر انتخاب، مطمئن می‌شـویم که بهترین اعضاء از نسل فعلی احتمال انتخاب شدن بیشتری برای تولید نسـل جدید (به‌عنوان پدر و مادر) دارند. عملگر تقاطع کمک می‌کند تا بهترین اعضـاء ی نسل جدید را که بعضـی از ویژگی‌های پدر مادر خود را دارا هسـتند، تولید کنیم. عملگر جهش تنوعی از ویژگی‌های اعضـاء نسـل را حفظ کرده و از رسیدن به بلوغ نارس جلوگیری می‌کند.

الگوریتم ژنتیک و ارزیابی فازی ترکیبی برای انتخاب سـبد سهام

مدل ارائه‌شده توسط مارکوویتز به‌عنوان یک تابع دو هدفه در نظر گرفتـه می‌شـــود. این مـدل دارای دو تابع بازده و ریســـک می‌باشـــد. هدف اصـــلی کمینه کردن ریســـک و بیشـــینه‌ســـازی بازده به‌صـــورت هم‌زمان در بازار ســـهام می‌بـاشـــد؛ بنـابراین از الگوریتم ژنتیـک چنـدهدفه برای بهینـه‌ســـازی مـدل و تعیین مرز کـارا در بازار ســـهام و همچنین تعیین میزان درصـد سـرمایه گزاری در هر سهم استفاده می‌کنیم.

برای ارزیـابی دیـدگـاه عملکردی شـــرکت‌ها، عملکرد ارائه‌شده به کمک ارزیابی فازی ترکیبی و الگوریتم ژنتیک به‌منظور تعیین وزن معیارهای مؤثر بر انتخاب سبد سهام، پرسشنامه‌ای با توجه به نایب پور و بکایی (۲۰۱۷) طراحی شد. این پرسشنامه شامل دو بخش اصلی می‌باشد.

بخش اول بـا اطلاعـاتی در مورد دیـدگـاه عملکردی شـرکت‌ها در بازار سهام به پاسخ‌دهندگان آغازشده است و بخش دوم شـامل پاسـخ‌های پاسـخ‌دهندگان به پرسـش‌ها می‌باشـد. پرسـش‌نامه‌ها به پاسـخ‌دهندگان هدف ارسـال گردید. جمعیت موردمطالعه شـــامل افرادی با بیش از پنج مرتبه تجربه خرید سهام در بازار بورس تهران را داشته‌اند، می‌باشـد. درمجموع ۲۱۰ پرسـشـنامه قابل‌اسـتفاده برای تحلیل نهایی به دست آمد.

در این بخش پایایی و روایی پرســـشـــنامه‌ها و پارامترهای لازم برای تعیین وزن معیارهای موثربر انتخاب سـبد سهام شـرح داده می‌شـود. بدین منظور از پرسـشـنامه ارائه‌شده توســـط ادیریســـینـگ و ژانگ (۲۰۰۸) برای تعیین وزن معیارهای مؤثر بر انتخاب سـبد سهام استفاده گردید. همه مقیاس‌ها و معیارها با طیف ۵ نقطه‌ای لیکرت اندازه‌گیری شـــده‌انـد. برای انـدازه‌گیری پـایـایی، از الفـای کرونبـاخ استفاده‌شده است. اگر ضریب پایایی کرونباخ بیشتر از ۰/۷ باشد، نشان‌دهنده پایایی مناسب می‌باشد (نومالی[1]،۱۹۷۸). جدول شماره یک ضرایب آلفا برای تمام معیارها را نمایش می‌دهد. ضـریب الفای کرونباخ برای تمام معیارها بیشتر از ۰/۷ است که نشان از پایایی مناسب پرسشنامه دارد. برای تعیین تعداد معیارها از روش واریماکس چرخیده اسـتفاده گردیـد. با توجه به جدول دو، نتایج تحلیل عاملی نشـــان می‌دهد که شـش معیار اصـلی دارای مقادیر ویژه بیشتر از یک پدید آمده اســـت. این شـــش معیار نشـــان می‌دهد ۸۰/۸۹۱ درصـد از کل واریانس مربوط به این شـش معیار می‌باشـد. همچنین نتایج تحلیل عاملی نشـان می‌دهد که

[1] *Numally*

مدل مورداستفاده در این پژوهش با مدل استفاده‌شده توسط ادیریسینگ و ژانگ (۲۰۰۸) تناسب کاملی دارد.

در این پژوهش برای تعیین وزن معیارهای مؤثر از تولباکس نرم‌افزار متلب ۲۰۱۶ استفاده‌شده است. پارامترهای لازم برای حل معادله هشت با توجه به نایب پور و بکایی (۲۰۱۹) تنظیم گردید. سایر پارامترها همان مقادیر پیش گزیده در تولباکس نرم‌افزار متلب می‌باشند. پارامترهای مورداستفاده در تولباکس نرم‌افزار متلب در جدول سه نشان داده‌شده است.

جدول ۱- میزان پایایی متغیرهای پرسشنامه

معیار	آلفا	معیار	آلفا
معیار سودآوری		معیار نقدینگی	
U_{11}:بازده سرمایه	۰/۷۹۷	U_{31}:نسبت جاری	
U_{12}:بازده دارایی‌ها		U_{32}:نسبت آنی	۰/۸۶۹
U_{13}:حاشیه سود خالص		U_{33}:نسبت بدهی به حقوق صاحبان سهام	
U_{14}:سود هر سهم			
		معیار چشم‌انداز	
معیار کارایی عملیاتی		U_{51}:نسبت قیمت به درآمد	۰/۷۲
U_{21}:گردش حساب‌های دریافتنی	۰/۸۵۹	U_{52}:نسبت ارزش بازار به دفتری	
U_{22}:گردش موجودی کالا			
U_{23}:گردش دارایی‌ها		معیار رشد	
		U_{61}:نرخ رشد درآمدها	
معیار اهرمی		U_{62}: نرخ رشد سود خالص	۰/۷۰۳
U_{41}:نسبت کل بدهی به‌کل دارایی	۰/۸۴	U_{63}:نرخ رشد سود هر سهم	
U_{42}:نسبت بدهی کل به حقوق صاحبان سهام			

جدول ۲- نتایج تحلیل عاملی در پژوهش انجام‌شده

معیار	U_3	U_2	U_1	U_6	U_4	U_5
U_{11}	-۰/۲۸۷	-۰/۰۸۸	**۰/۵۴۸**	۰/۴۸۲	۰/۰۶۶	-۰/۲۵۸
U_{12}	-۰/۲۸۶	۰/۱۸۲	**۰/۸۲۷**	۰/۱۵۴	۰/۰۹۱	۰/۱۱۵
U_{13}	-۰/۵۸۴	۰/۲۶۹	**۰/۵۰۷**	۰/۲۰۶	۰/۲۳۲	-۰/۱۹۹
U_{14}	-۰/۱۶۱	۰/۰۱۳	**۰/۷۲**	۰/۰۲۲	۰/۱۹۸	۰/۲۵۵
U_{21}	-۰/۰۵۲	**۰/۷۷۴**	-۰/۲۰۲	۰/۰۰	-۰/۱۰۷	-۰/۰۴۷
U_{22}	-۰/۱۱۵	**۰/۸۹۱**	۰/۱۹۷	-۰/۰۳	-۰/۰۳۴	-۰/۲۴۲
U_{23}	-۰/۰۵۹	**۰/۹۰۴**	۰/۲۴۲	۰/۰۵۷	-۰/۰۷۹	-۰/۰۲۲
U_{31}	**۰/۷۵**	-۰/۲۱۲	-۰/۱۵۷	۰/۰۲۵	-۰/۲۴۴	۰/۰۳۲
U_{32}	**۰/۹۴۲**	۰/۰۵۸	-۰/۱۵۱	۰/۰۳۴	-۰/۰۰۶	۰/۰۳۱
U_{33}	**۰/۸۷۷**	-۰/۰۲۹	-۰/۱۳۳	-۰/۱۰۶	-۰/۰۷۳	-۰/۱۳۷
U_{41}	-۰/۲۹	-۰/۲۸۹	۰/۰۲۳	۰/۱۱۶	**۰/۸۵۲**	۰/۱۰۴
U_{42}	-۰/۰۶۷	۰/۰۰۸	۰/۲۹۹	۰/۰۲۸	**۰/۸۸۲**	۰/۱۱۳
U_{51}	-۰/۱۲۵	-۰/۱۴۳	۰/۰۰	-۰/۰۶	۰/۰۵۹	**۰/۸۹۹**
U_{52}	-۰/۱۵۲	-۰/۱۲۴	۰/۴۲۶	-۰/۰۲	۰/۱۹۳	**۰/۷۱۶**

U_{61}	-۰/۳۰۳	-۰/۳۲۱	۰/۱۹۵	**۰/۶۸۸**	-۰/۰۹۵	-۰/۲۱۷
U_{62}	-۰/۰۷۸	-۰/۰۰۵	۰/۱۵	**۰/۸۵**	۰/۱۴۲	۰/۰۵۶
U_{63}	۰/۰۴۴	۰/۴۶	-۰/۱	**۰/۷۹۸**	۰/۰۲۸	۰/۲۳۱
مقادیر ویژه	۴/۷۱۷	۳/۰۴۱	۱/۹۷۷	۱/۸۷۲	۱/۰۹۹	۱/۰۴۲
واریانس	۲۷/۷۴۸	۱۷/۸۸۷	۱۱/۶۳	۱۱/۰۱۴	۶/۴۶۵	۶/۱۴۶
تجمعی %	۲۷/۷۴۸	۴۵/۶۳۵	۵۷/۲۶۵	۶۸/۲۷۹	۷۴/۷۴۴	**۸۰/۸۹۱**

جدول ۳- مشخصات پارامترهای استفاده‌شده در متلب

مقدار	پارامتر	مقدار	پارامتر
۱۰۰۰ نسل	شرایط اتمام الگوریتم	*Double vector*	نوع جمعیت
۱۰۰	اندازه جمعیت	رتبه‌ای	تابع برازندگی
چرخه رولت	عملگر انتخاب	۲	تعداد فرزندان
دونقطه‌ای	عملگر جهش	۰,۸	نرخ تقاطع

جمع‌آوری داده‌ها برای تعیین سبدهای ممکن

۳۸ شرکت فعال در صنایع عمرانی، ساختمانی، سرمایه‌گذاری و تولیدکنندگان مصالح و ابزارآلات ساختمانی برای مطالعه انتخاب شدند. اطلاعات ۸ شرکت به‌صورت ناقص بود، بنابراین درمجموع ۳۰ شرکت فعال در این صنایع انتخاب شدند. این شرکت‌ها در دوره زمانی ۱۴۰۰-۱۳۹۶ مورد تحلیل قرارگرفته‌اند.

یافته‌های پژوهش

نتایج تعیین وزن معیارها برای تحلیل نتایج به‌دست‌آمده از معیارهای مؤثر بر انتخاب سبد سهام بهینه، از الگوریتم ژنتیک و ارزیابی فازی ترکیبی استفاده‌شده است. جدول چهار نتایج حاصل از وزن معیارها در میکرو لایه‌ها نشان می‌دهد. برای تعیین بهترین عملگر، از جدول پنج استفاده کردیم. با توجه به جدول پنج، عملگر $M(\Lambda, \oplus)$دارای کمترین مقادیر تناسب در میان نظرات پاسخ‌دهندگان می‌باشد. ؛بنابراین عملگر$M(\Lambda,\oplus)$ را برای تعیین وزن معیارهای مؤثر بر انتخاب سبد سهام بهینه انتخاب می‌کنیم.

جدول ۴: وزن معیارها در سطح میکرو لایه

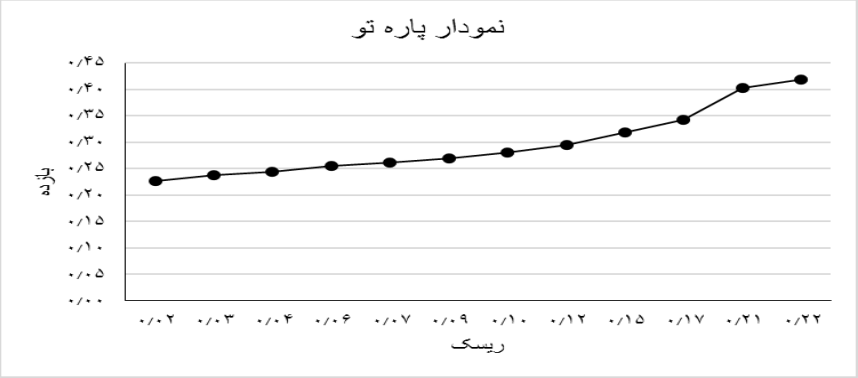
وزن	معیار	وزن	معیار	وزن	معیار	وزن	معیار
۰/۵۶۲	U_{51}	۰/۳۴۴	U_{32}	۰/۱۱۲	U_{21}	۰/۱۲	U_{11}
۰/۴۳۹	U_{52}	۰/۴۳۶	U_{33}	۰/۵۰۵	U_{22}	۰/۲۹۴	U_{12}
۰/۱۴	U_{61}	۰/۴۱۶	U_{41}	۰/۳۸۴	U_{23}	۰/۱۹۱	U_{13}
۰/۵۱۹	U_{62}	۰/۵۸۵	U_{42}	۰/۲۲	U_{31}	۰/۳۹۶	U_{14}
۰/۳۴۳	U_{63}						

جدول ۵- انتخاب بهترین عملگر فازی از بین ۴ عملگر موجود

عملگر فازی	سودآوری	کارایی عملیاتی	اهرمی	نقدینگی	چشم‌انداز	رشد	نمره تناسب
$M(\Lambda, v)$	۰/۱۷۳	۰/۰۶	۰/۱۸۱	۰/۰	۰/۳۳۶	۰/۲۵۲	۰/۳۲۴
$M(\Lambda, \oplus)$	**۰/۲۳۹**	**۰/۰۳۲**	**۰/۱۷**	**۰/۰**	**۰/۳۲**	**۰/۲۴**	**۰/۰۲۹**
$M(\cdot, +)$	۰/۲۹۸	۰/۱۸	۰/۱۶۵	۰/۰	۰/۲۹	۰/۲۳۱	۰/۲۲
$M(\cdot, v)$	۰/۳۰۴	۰/۰۲۳	۰/۱۳۳	۰/۰	۰/۲۸۵	۰/۲۳۵	۰/۳۸

نتایج انتخاب سبد سهام

مرز کارای ایجادشده توسط الگوریتم ژنتیک در شکل دو نشان داده‌شده است. همان‌طور که شکل دو نشان می‌دهد ۱۲ سبد سهام برای پژوهش به‌دست‌آمده است. اطلاعات به‌دست‌آمده از این ۱۲ سبد را بهنجار (نرمالایز) کرده و تا بتوانیم سبدهای به‌دست‌آمده را تجزیه‌وتحلیل و رتبه‌بندی نماییم.



شکل ۲- مرز کارا تولیدشده با الگوریتم ژنتیک چندهدفه

انتخاب سبد سهام

انتخاب سبد سهام بهینه شامل دو مرحله اصلی می‌باشد الف) ارزیابی ۱۲ سبد در سطح معیارهای میکرو لایه. ب) ارزیابی ۱۲ سبد در سطح معیارهای ماکرو لایه و استفاده از ارزیابی فازی ترکیبی برای رتبه‌بندی سبد سهام‌ها. برای این کار سبدی که بالاترین امتیاز را ازلحاظ رویکرد عملکردی کسب کند در بهترین جایگاه قرار می‌گیرد. نتایج رتبه‌بندی سبدها در جدول شش نشان داده‌شده است.

جدول ۶- نتایج نهایی از رتبه‌بندی سبد سهام

رتبه	$M(\Lambda, \oplus)$	شماره سبد	رتبه	$M(\Lambda, v)$	شماره سبد	رتبه	$M(\cdot, v)$	شماره سبد	رتبه	$M(\cdot, +)$	شماره سبد

۴	۰/۸۳۷۱	۱	۱۰	۰/۰۹۶۶	۱	۱۰	۰/۰۱۳۴	۱	۱۰	۰/۰۸۰۸	۱
۶	۰/۸۳۴۴	۲	۹	۰/۱۰۰۵	۲	۱۱	۰/۰۱۳	۲	۱۲	۰/۰۸۰۷	۲
۵	۰/۸۳۵۸	۳	۵	۰/۱۲۶۷	۳	۳	۰/۰۱۷۷	۳	۳	۰/۰۸۵۲	۳
۱۲	۰/۷۹۹۷	۴	۱	۰/۱۹۹۵	۴	۱	۰/۰۲۲۳	۴	۱	۰/۰۹۲	۴
۹	۰/۸۲۲۸	۵	۴	۰/۱۳۵	۵	۸	۰/۰۱۳۷	۵	۷	۰/۰۸۱۵	۵
۸	۰/۸۲۶۷	۶	۶	۰/۱۲۱۵	۶	۹	۰/۰۱۳۳	۶	۹	۰/۰۸۱	۶
۳	۰/۸۴۰۸	۷	۱۱	۰/۰۹۱۵	۷	۷	۰/۰۱۳۹	۷	۸	۰/۰۸۱	۷
۱	۰/۸۴۷۳۲	۸	۷	۰/۱۰۴۱	۸	۴	۰/۰۱۶۳	۸	۴	۰/۰۸۳۳	۸
۱۱	۰/۸۰۰۲	۹	۳	۰/۱۷	۹	۶	۰/۰۱۴۳	۹	۵	۰/۰۸۳۰۸	۹
۲	۰/۸۴۷	۱۰	۱۲	۰/۰۸۳۶	۱۰	۵	۰/۰۱۴۸	۱۰	۶	۰/۰۸۱۸۶	۱۰
۱۰	۰/۸۰۷۱	۱۱	۲	۰/۱۸۴۶	۱۱	۲	۰/۰۲۱۳	۱۱	۲	۰/۰۹۰۵	۱۱
۷	۰/۸۳۱۵۴	۱۲	۸	۰/۱۰۴	۱۲	۱۲	۰/۰۱۲۶	۱۲	۱۱	۰/۰۸۰۷	۱۲

با توجه به جدول شش نتایج تقریباً یکسانی در رتبه‌بندی سبدها با استفاده از دو عملگر فازی $M(\cdot,)$ و $M(\cdot +)$،V به‌دست‌آمده اما نتایج سایر عملگرها متفاوت است. در حقیقت انتخاب نوع عملگر در جدول شش به نظر تصمیم‌گیرنده بستگی دارد. اگر آن‌ها تنها معیارهای خیلی مهم را در نظر بگیرند، آنگاه عملگر $M(\Lambda,V)$انتخاب می‌شود. اگر تصمیم‌گیرنده بخواهد تمامی معیارها را در نظر بگیرد، ممکن است که عملگر$M(+,\cdot)$را انتخاب کند؛ بنابراین انتخاب هر یک از چهار عملگر فازی وابسته به دیدگاه تصمیم‌گیرنده می‌باشد و این وابستگی نشان‌دهنده انعطاف‌پذیری بالای ریاضیات فازی (ارزیابی فازی ترکیبی) می‌باشد.

نتیجه‌گیری و بحث

مدل مارکویتز نشان داد که مهم‌ترین عامل در انتخاب سبد سهام بهینه دو عامل بازده و ریسک می‌باشد. نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که روش‌های بهینه‌سازی بر اساس تابع هدف تعریف‌شده به دنبال انتخاب سبد سهامی بودند که بیش‌ترین بازده و کمترین ریسک را دارد. این مدل دارای دو تابع بازده و ریسک می‌باشد. هدف اصلی کمینه کردن ریسک و بیشینه‌سازی بازده به‌صورت هم‌زمان در بازار سهام بود که از الگوریتم ژنتیک چندهدفه برای بهینه‌سازی مدل و تعیین مرز کارا در بازار سهام و همچنین تعیین میزان درصد سرمایه گزاری در هر سهم استفاده کردیم.

از پرسشنامه ارائه‌شده توسط ادیریسینگ و ژانگ (۲۰۰۸) برای تعیین وزن معیارهای مؤثر بر انتخاب سبد سهام استفاده گردید. ضریب الفای کرونباخ برای تمام معیارها بیشتر از ۰/۷ است که نشان از پایایی مناسب پرسشنامه داشت. برای تعیین وزن معیارهای مؤثر از تولباکس نرم‌افزار متلب ۲۰۱۶ استفاده‌شده که پارامترهای لازم برای حل معادله لازم با توجه به نایب پور و بکایی (۲۰۱۹) تنظیم گردید.

در مرحله اول وزن معیارهای مؤثر در انتخاب سبد سهام به کمک الگوریتم ژنتیک و ارزیابی فازی ترکیبی تعیین می‌گردد. برای این منظور از فاصله اقلیدسی بین میزان عملکرد کلی با هر یک از معیارها استفاده‌شده است. برای کمینه کردن فاصله اقلیدسی از الگوریتم ژنتیک استفاده‌شده است. در مرحله دوم تمام سبدها به‌وسیله ارزیابی فازی ترکیبی رتبه‌بندی شدند. برای انتقال از سطح میکرو لایه به سمت ماکرو لایه، از ارزیابی فازی ترکیبی استفاده‌شده است. در حقیقت برای تعیین وزن معیارها برای انتخاب سبد سهام از رویکرد خود شرکت‌ها در بازار سهام استفاده‌شده و دیگر تنها نظر خبرگان ملاک امر نخواهد بود.

چهار نوع عملگر فازی ترکیبی برای حرکت از لایه‌های فرعی به سمت لایه‌های اصلی وجود داشت.
با توجه عملگر یک، تنها معیارهایی با دارا بودن بیشترین مقدار برای محاسبات فازی انتخاب شدند. در حقیقت بیشترین مقادیر نشان‌دهنده بااهمیت بودن معیارها می‌باشد. این عملگر تنها بر اساس یک معیار تصمیم‌گیری می‌کند.
عملگر شماره دو، یک ارزیابی با جزئیات بیشتری را به خاطر در نظر گرفتن بعضی معیارهای غیر مهم پیش رو قرار می‌دهد.
عملگر شماره سه تمامی معیارهای مدل را در فرایند ارزیابی مدنظر قرار داده و فقط بر روی معیارهای مهم یا خیلی مهم اکتفا نمی‌کند. درواقع هر معیار بر روی نتیجه نهایی در فرایند ارزیابی مؤثر است. این نوع عملگر بیشتر برای مواقعی کاربرد دارد که تمامی معیارها از دیدگاه تصمیم‌گیرنده در فرایند ارزیابی حائز اهمیت باشد.
عملگر شماره چهار معیارهای مهم را مانند عملگر شماره دو ولی به شیوه‌ای دیگر در نظر گرفته و برای مواقعی که نتایج عملگر شماره دو واضح نیست، کاربرد دارد.

نتایج تقریباً یکسانی در رتبه‌بندی سبدها با استفاده از دو عملگر فازی $M(\cdot, V)$، $M(+\cdot)$ و $M(\cdot)$به‌دست‌آمده اما نتایج سایر عملگرها متفاوت است. در حقیقت انتخاب نوع عملگر به نظر تصمیم‌گیرنده بستگی دارد. اگر آن‌ها تنها معیارهای خیلی مهم را در نظر بگیرند، آنگاه عملگر $M(\Lambda, V)$انتخاب می‌شود. اگر تصمیم‌گیرنده بخواهد تمامی معیارها را در نظر بگیرد، ممکن است که عملگر$M(+, \cdot)$را انتخاب کند؛ بنابراین انتخاب هر یک از چهار عملگر فازی وابسته به دیدگاه تصمیم‌گیرنده می‌باشد و این وابستگی نشان‌دهنده انعطاف‌پذیری بالای ریاضیات فازی (ارزیابی فازی ترکیبی) می‌باشد.
پژوهش انجام‌شده دارای سه محدودیت عمده بود.
محدودیت اول شامل انتخاب روشی برای حل معادله ۸ بود. در این پژوهش ما از الگوریتم ژنتیک استفاده کردیم، بهتر است در پژوهش‌های آینده روش‌های دیگری نظیر شبکه‌های عصبی استفاده شد و مقایسه‌ای بین نتایج حاصله صورت گیرد. محدودیت دوم مربوط به انتخاب بازار سهام موردمطالعه بود. ما بازار بورس تهران را انتخاب کردیم، بهتر است مقایسه‌ای جامع بین بازارهای بورس در بین کشورهای مختلف و در صنایع مختلف صورت گیرد.
آخرین محدودیت، مربوط به انتخاب نوع تابع هدف بود. توابع مختلفی نظیر فاصله اقلیدسی، فاصله منهتن و فاصله همبستگی پیرسون برای مدل کردن وجود دارد. در این پژوهش ما از فاصله اقلیدسی استفاده کردیم. بهتر است مقایسه‌ای جامع بین انواع توابع برای مدل‌سازی مسئله صورت پذیرد.

فهرست منابع

بیک جانی، سارا و دیده خانی، حسین، (۱۴۰۲)، بکارگیری رویکرد تصمیم‌گیری کلامی و بهینه‌سازی چندهدفه فازی در انتخاب سبد سهام.

تقی زاده یزدی، م، فلاح پور، س؛ و احمدی مقدم، م . (۱۳۹۵). انتخاب پرتفوی بهینه با استفاده از برنامه‌ریزی فرا آرمانی و برنامه‌ریزی آرمانی ترتیبی توسعه‌یافته. فصلنامه علمی-پژوهشی تحقیقات مالی، ۱۸(۴)، ۵۹۱-۶۱۲.

تقوی فرد، م، منصوری، ط و خوش طینت، م.(۱۳۸۶). ارائه یک الگوریتم فرا ابتکاری جهت انتخاب سبد سهام با در نظر گرفتن محدودیت‌های عدد صحیح. فصلنامه علمی پژوهشی پژوهش‌های اقتصادی (رشد و توسعه پایدار)،۷(۴)، ۴۹-۶۹.

رحیمی، رحمان و اکبری، آیدا، (۱۴۰۲)، بهینه‌سازی سبد سهام با الگوریتم‌های مختلف.

صمدی، فاطمه و خسروی، فاطمه و اسلامی مفیدآبادی، حسین، (۱۴۰۲)، بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده ازالگوریم های جستجوی ممنوعه و فروشنده دوره‌گرد.

عبدالعلی زاده، س، عشقی، ک. (۱۳۸۳). کاربرد الگوریتم ژنتیک در انتخاب یک مجموعه دارایی از سهام بورس اوراق بهادار. پژوهش‌های اقتصادی ایران, ۵(۱۷), ۱۷۵-۱۹۲.

مدرس، ا. استخری، م.(۱۳۸۶). انتخاب سبد سهام از میان سهام شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران

با استفاده از مدل بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک. مجله توسعه و سرمایه، دوره اول، ۷۱-۹۲.

نیکو، مرتضی و بذرافشان، مرتضی، (۱۴۰۲)، بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از الگوریتم ترکیبی ژنتیک و تبرید شبیه‌سازی‌شده، اولین کنفرانس بین المللی توانمندی مدیریت، مهندسی صنایع، حسابداری و اقتصاد، بابل.

Abdul Ali Zadeh Shahir, S. & Eshghi, K. (2003). Application of genetic algorithms to select assets in the stock exchange. Journal of Economic Research, (17): 175-192. (in Persian).

Cui, G. Wong, M. L. & Wan, X. (2015). Targeting High Value Customers While Under Resource Constraint: Partial Order Constrained Optimization with Genetic Algorithm. Journal of Interactive Marketing, 29(Supplement C), 27-37.

Corberán-Vallet, A. Vercher, E. Segura, J. V. & Bermúdez, J. D. (2023). A new approach to portfolio selection based on forecasting. Expert Systems with Applications, 215, 119370.

Dahiya, S. Singh, B. Gaur, S. Garg, V. & Kushwaha, H. (2007). Analysis of groundwater quality using fuzzy synthetic evaluation. Journal of Hazardous Materials, 147(3), 938-946.

Edirisinghe, N. & Zhang, X. (2008). Portfolio selection under DEA-based relative financial strength indicators: case of US industries. Journal of the Operational Research Society, 59(6), 842-856.

Emamat, M. S. M. M. Amiri, M. Mehregan, M. R. & Taghavifard, M. T. (2023). A novel hybrid simplified group BWM and multi-criteria sorting approach for stock portfolio selection. Expert Systems with Applications, 215, 119332.

Fattoruso, G. Barbati, M. Ishizaka, A. & Squillante, M. (2023). A hybrid AHPSort II and multi-objective portfolio selection method to support quality control in the automotive industry. Journal of the Operational Research Society, 74(1), 209-224.

Feng, S. & Xu, L. D. (1999). Decision support for fuzzy comprehensive evaluation of urban development. Fuzzy Sets and Systems, 105(1), 1-12.

Fernández, A. & Gómez, S. (2007). Portfolio selection using neural networks. Computers & Operations Research, 34(4), 1177-1191.

Hao, J.X. Yu, Y. Law, R. & Fong, D. K. C. (2015). A genetic algorithm-based learning approach to understand customer satisfaction with OTA websites. Tourism Management, 48, 231-241.

Huang, C.F. (2012). A hybrid stock selection model using genetic algorithms and support vector regression. Applied Soft Computing, 12(2), 807-818.

Huang, C.F. Hsieh, T.N. Chang, B. R. & Chang, C.H. (2011). A comparative study of stock scoring using regression and genetic-based linear models. Paper presented at the Granular Computing (GrC), 2011 IEEE International Conference on.

Li, B. Zhang, R. & Sun, Y. (2023). Multi-period portfolio selection based on uncertainty theory with bankruptcy control and liquidity. Automatica, 147, 110751.

Lin, C.M. & Gen, M. (2007). An effective decision-based genetic algorithm approach to multiobjective portfolio optimization problem. Applied Mathematical Sciences, 1(5), 201-210.

Loraschi, A. & Tettamanzi, A. (1996). An evolutionary algorithm for portfolio selection within a downside risk framework. Forecasting Financial Markets, Series in Financial Economics and Quantitative Analysis, 275-285.

Markowitz, H. (1959). Portfolio Selection, Efficent Diversification of Investments: J. Wiley.

and Bounding Constraints. The Economic Research, 7(4), 49-69. (in Persian).

Taghizadeh Yazdi, M. R. Fallahpour, S. & Ahmadi Moghaddam, M. (2017). Portfolio selection by means of Meta-goal programming and extended lexicograph goal programming approaches. Financial Research, 18(4), 591-612. (in Persian).

Woodside-Oriakhi, M. Lucas, C. & Beasley, J.E. (2011). Heuristic algorithms for the cardinality constrained efficient frontier. European Journal of Operational Research, 213 (3): 538-550.

Yadav, S. Kumar, A. Mehlawat, M. K. Gupta, P. & Charles, V. (2023). A multi-objective sustainable financial portfolio selection approach under an intuitionistic fuzzy framework. Information Sciences, 646, 119379.

Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. Information and Control, 8(3), 338-353.

Zhao, T. Ma, X. Li, X. & Zhang, C. (2023). Asset correlation based deep reinforcement learning for the portfolio selection. Expert Systems with Applications, 221, 119707.

Wang, X. Wang, B. Li, T. Li, H. & Watada, J. (2023). Multi-criteria fuzzy portfolio selection based on three-way decisions and cumulative prospect theory. Applied Soft Computing, 134, 110033.

MITCHELL. (1998). An Introduction to Genetic Algorithms. Cambridge، Massachusetts • London، England، MIT Press.

Modares, SA. & Estakhri Nazanin, M. (2007). Selecting a portfolio from listed companies in Tehran Stock Exchange by using Optimized Genetic Algorithm. Journal of Development and Investment, 1(1): 71-92. (in Persian).

Numally, J. C. (1978). Psychometric theory (2ed ed). New York, NY.: McGraw Hill.

Punniyamoorthy, M. & Joy Thoppan, J. (2012). ANN- GA based model for stock market surveillance. Journal of Financial Crime, 20(1), 52-66.

Sefiane, S. & Benbouziane, M. (2012). Portfolio selection using genetic algorithm. Journal of Applied Finance and Banking, 2(4), 143.

Silva, N. F. dos Santos, M. Gomes, C. F. S. & de Andrade, L. P. (2023). An integrated CRITIC and Grey Relational Analysis approach for investment portfolio selection. Decision Analytics Journal, 100285.

Solimanpur, M. Mansourfar, G. & Ghayour, F. (2015). Optimum portfolio selection using a hybrid genetic algorithm and analytic hierarchy process. Studies in Economics and Finance, 32(3), 379-394.

Taqavi Fard, m. t. Mansouri, t. & Khosh Tinat, m. (2007). A Meta-Heuristic Algorithm for Portfolio Selection Problem under Cardinality

Journal of Financial Knowledge of Securities Analysis
Vol. 17 / No. 61, Spring 2024

Explaining the fuzzy genetic model of choosing a resilient supplier portfolio in the supply chain of the construction industry under recession conditions

[1]*Amir Mohammad Mohtasham*
[2] *Taghi Torabi**
[3]*Reza Radfar*
[4]*Mohammad Reza Moatadel*
[5]*Nazanin Pilehvari*

Abstraxt
The purpose of this paper is to present a new technique to the portfolio selection using Genetic Algorithm and Fuzzy Synthetic Evaluation. Portfolio selection is a multi-objective/criteria decision-making problem in financial management. The proposed approach (Genetic Algorithm and Fuzzy Synthetic Evaluation) solves the problem in two stages. In the first stage، by using genetic algorithm and fuzzy synthetic evaluation، weight of criteria will be calculated. In second stage، using Fuzzy Synthetic Evaluation، Portfolios will be prioritized. A multi objective genetic algorithm is used to determine return and risk in the efficient frontier in Tehran stock market. In this research, we have used of firms' performance between 1396-1400 in civil engineering, construction, investment and construction materials and tools manufacturers in order to determine portfolio selection. The main advantage of proposed approach is helping an investor to find a portfolio which have Best performance، portfolio selection doesn't rely to expert knowledge.

Keywords: *Fuzzy synthetic evaluation، Genetic algorithm، Portfolio selection*

[1] Ph.D. student in Industrial Management, Emirates Branch, Islamic Azad University, Dubai, United Arab mohtasham_amir@yahoo.com
[2] Associate Professor, Department of Economic Sciences, Research Sciences Unit, Islamic Azad University, Tehran, Iran. (Responsible author) taghi.torabi100@gmail.com
[3] Full Professor, Department of Management and Systems, Research Sciences Unit, Islamic Azad University, Tehran, Iran. radfar@gmail.com
[4] Assistant Professor of Industrial Management, Central Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran. dr.motadel@gmail.com
[5] full Professor, Department of Industrial Management, Yadgar Imam Khomeini Unit, Islamic Azad University, Tehran, Iran. pilevari.nazanin@wtiau.ac.ir