نشریــه علمــی
دانش مالی تحلیل اوراق بهادار
دوره ۱٤ / شماره ۳ (پیاپی ۵۱) / پائیز ۱٤۰۰
صفحه ۱۱۱ تا ۱۳۲

تحلیل مقایسه‌ای بهینه‌سازی سبد سهام در الگوریتم‌های آتش‌بازی و ژنتیک با استفاده از ارزش در معرض خطر شرطی

علی اصغر شهریاری[۱]
سعید دائی کریم زاده[۲]
رضا بهمنش[۳]

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۱۰/۱٦ تاریخ پذیرش: ۱٤۰۰/۰٤/۰۲

چکیده

مهم ترین دغدغه سرمایه‌گذاری، کاهش ارزش دارایی در آینده است که باعث گردیده، سرمایه‌گذاران مجموعه دارایی‌هایی را انتخاب کنند که کمترین ریسک و بالاترین بازده را داشته باشد. پژوهش حاضر به مساله بهینه‌سازی سبد سهام با توجه به ارزش در معرض خطر شرطی بر مبنای الگوریتم جدید و هوشمند آتش بازی و مقایسه آن با الگوریتم ژنتیک از روش شبیه سازی تاریخی با استفاده از نرم افزار MATLAB می‌پردازد. تنظیم پارامترهای الگوریتم‌های فراابتکاری به روش تاگوچی با استفاده از نرم افزار MINITAB انجام شد. در این پژوهش از اطلاعات سهام شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار که اطلاعات قیمت و بازده نقدی آنها بین سالهای ۱۳۹۶ تا شهریور ۱۳۹۹ ثبت شده است و مطابق ماده ۱۴۱ قانون تجارت مشمول تعلیق نیستند، استفاده شد. جهت پایایی پژوهش از آزمون دیکی فولر تعمیم یافته و آزمون فیلیپس پرون استفاده شد. برای ارزیابی دقت مدل ارزش در معرض خطر شرطی از آزمون نسبت شکست کوپیک، آزمون استقلال کریستوفرسن و آزمون ترکیبی استفاده شده است. همچنین مقایسه ای نیز بین مدل ها توسط آزمون لوپز صورت گرفت. یافته های پژوهش نشان داد که در سطوح اطمینان ۹۵٪ و 99٪ مدل ارزش در معرض خطر شرطی با استفاده از الگوریتم آتش بازی از اعتبار مناسب و قابل اتکایی جهت سنجش ریسک بازار و بهینه کردن سبد سهام برخوردار می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: سبد بهینه، ارزش در معرض ریسک شرطی، الگوریتم آتش‌بازی، الگوریتم ژنتیک.

۱- دانشجوی دکتری رشته مدیریت دولتی گرایش مالی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد اصفهان (خوراسگان)، اصفهان، ایران
ali.asghar2008@yahoo.com
۲- دانشیار گروه اقتصاد، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد اصفهان (خوراسگان)، اصفهان، ایران(نویسنده مسئول). saeedkarimzade@yahoo.com
۳- استادیار گروه مهندسی صنایع، موسسه آموزش عالی نقش جهان، اصفهان، ایران rezaehs@yahoo.com

۱- مقدمه

با گسترش خطرات و حوادث نامطلوب گوناگون در جهان که بخشی از آن از افزایش فعالیت های اقتصادی، اجتماعی و ... بشر سرچشمه می‌گیرد، بی‌اطمینانی نسبت به آینده بیشتر شده است. سرمایه گذاری فرآیندی دو بعدی، شامل ریسک و بازده است. این دو عامل دو روی یک سکه هستند و اگر کسی بخواهد تصمیماتی در این خصوص اتخاذ کند باید هر دو روی سکه را مورد ارزیابی قرار دهد. ارزش درمعرض خطر[1](VaR)، ریسک را به صورت کمی و مفهومی اندازه گیری می کند و در حال حاضر یکی از کلیدی ترین ابزارهای مدیریت ریسک می باشد. با توجه به این واقیعت که توزیع احتمال بازدهی در طول زمان ثابت نیست، مشکلاتی در محاسبه ارزش در معرض ریسک به وجود می آید.

یکی از مشکلات اصلی ارزش در معرض ریسک، عدم انسجام این معیار است. از همین روی در سال های اخیر ارزش در معرض ریسک شرطی[2](CVar) در جهت تکامل ارزش در معرض ریسک معرفی شده است. (فلاح پور و همکاران،۱۳۹۴) این معیار، زیان مورد انتظار را برابر و یا بالاتر از ارزش در معرض ریسک، در سطح اطمینان مشخص، برآورد می کند. از این رو این دیدگاه نسبت به دیدگاه قبلی محافظه کارتر است.(فلاح پور و همکاران، 1394) الگوریتم آتش‌بازی[3]، بعنوان یک الگوریتم جدید و یک عضو جدید از خانواده الگوریتم هوشمند با تقلید از فرآیند انفجار آتش‌بازی، جستجوی کارآمد برای دستیابی به راه‌حل بهینه را فراهم می سازد. در این پژوهش با به کارگیری معیار ارزش در معرض خطر شرطی با استفاده از الگوریتم آتش بازی و مقایسه با الگوریتم ژنتیک[4] سبد بهینه سهام انتخاب می شود. در معیار ارزش در معرض خطر شرطی حداکثر زیان مورد انتظار در بدترین شرایط ممکن در سه سطح اطمینان به ما نشان داده می شود. برای محاسبه سبد بهینه از نرم افزار Matlab[5] جهت برنامه نویسی الگوریتم های مذکور استفاده گردیده است.

ضرورت انجام این پژوهش در گام اول مرهون این مطلب است که پیش بینی حداکثر میزان کاهش قیمت سهام در آینده با توجه به درجه اطمینان مشخصی است. همچنین راهنمایی سرمایه گذاران خرد و نهادی از طریق توسعه و آزمون تئوری های مالی می تواند یک استراتژی مناسب در توسعه فرهنگ سرمایه گذاری و کمک به گسترش بازار سرمایه باشد. ارزش در معرض ریسک شرطی دارای نگاه رو به جلو بوده و ریسک آتی را بر اساس آخرین ترکیب دارایی های موجود در پرتفوی محاسبه و پیش بینی می نماید. ضرورت دیگر پژوهش الگوریتم آتش بازی است که بعنوان یک الگوریتم جدید و یک عضو جدید از خانواده الگوریتم هوشمند، با تقلید از فرآیند انفجار آتش‌بازی، نه تنها دقت بهینه سازی را بهبود می دهد، بلکه همچنین جستجوی کارآمد برای دستیابی به راه‌حل بهینه را فراهم می سازد. اهداف این پژوهش شامل: (۱) محاسبه مقدار تابع هدف سبد بهینه سهام سرمایگذاری بورس اوراق بهادار بر مبنای ارزش در معرض خطر شرطی و روش شبیه‌سازی تاریخی[6] و با استفاده از الگوریتم آتش‌بازی و الگوریتم ژنتیک (۲) محاسبه نسبت سهام موجود در پرتفوی سرمایه‌گذاری بورس اوراق بهادار بر مبنای ارزش در معرض خطرشرطی و روش شبیه‌سازی تاریخی و با استفاده از الگوریتم آتش‌بازی و الگوریتم ژنتیک. نوآوری پژوهش معرفی الگوریتم آتش بازی به عنوان الگوریتم فراابتکاری جدید و هوشمندی است که قادر است مقدار تابع هدف را نسبت به سایر الگوریتم های فراابتکاری کمتر نشان دهد که ضمن بهبود بخشیدن به بهینه سازی، جستجوی کارآمد راه حل بهینه را نیز نسبت به سایر الگوریتم های فرا ابتکاری فراهم می کند. مقایسه مقدار تابع هدف بدست آمده از نتایج حل مدل از طریق ارزش در معرض خطر شرطی نشان دهنده کارایی الگوریتم آتش بازی نسبت به الگوریتم ژنتیک می باشد.

۲- مبانی نظری و پیشینه تحقیق

۲-۱- مبانی نظری

با گسترش و توسعه بازار سرمایه کشور، بخش قابل توجهی از دارائی‌های سرمایه‌گذاری در قالب سهام شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار قرار می‌گیرد. ماهیت فعالیتهای تجاری و سرمایه‌گذاری به گونه‌ای است که کسب بازدهی مستلزم تحمل ریسک است. در هر جا که برای یک انتخاب، گزینه‌های گوناگون با نتایج گوناگون در کنار آثار متنوع این تصمیمات، وجود داشته باشد، ریسک وجود دارد. به خصوص اگر یکی از این نتایج اثرات نامطلوبی داشته باشد. ریسک در بازارهای مالی نقش کلیدی ایفا می‌کند، بنابراین باید آن را

[1] Value at Risk
[2] Conditional Value at Risk
[3] Firework Algorithm
[4] Genetic Algorithm
[5] Matrix Laboratory
[6] Historical Simulation

شناخت، اندازه‌گیری و پیش بینی نمود و برنامه‌ای در نظر گرفت که بتوان ریسک های غیر ضروری را حذف نمود و ریسک های همراه با فرصت را مدیریت نمود.

۲-۱-۱- ریسک

اولین بار هری مارکویتز شاخصی عددی برای ریسک معرفی نمود. وی ریسک را انحراف معیار چند دوره‌ای یک متغیر تعریف کرد. البته دیدگاه‌های دیگری نیز در خصوص ریسک وجود دارد که تنها به جنبه منفی نوسانات توجه دارد، به عنوان مثال هیوب[1] ریسک را احتمال کاهش درآمد یا از دست دادن سرمایه تعریف می‌کند. ریسک یک دارایی عبارت است از تغییر احتمالی بازده آتی ناشی از آن دارایی، بنابراین هر چه تغییر پذیری بازده‌های آتی یک دارایی سرمایه‌گذاری بیشتر باشد، آن دارایی(سرمایه گذاری) دارای ریسک بیشتر است.(نبوی چاشمی و همکاران، ۱۳۹۲)

۲-۱-۲- اندازه‌گیری ریسک

از آنجا که شناسایی، تجزیه و تحلیل و اندازه‌گیری متغیرهای کمی بمراتب ساده‌تر از متغیرهای کیفی است، کوشش‌های زیادی در جهت کمی سازی ریسک و ارائه مدلهای ریاضی انجام شده است که هدف آن، تجزیه وتحلیل و سپس مدیریت ریسک است.(شمس و صادقی، ۱۳۹۳). تلاش ها برای طراحی ابزار اندازه گیری ریسک از نیمه اول قرن بیستم آغاز شد.(مکالی، 1938) مارکویتز اولین فردی است که استفاده از رابطه میان ریسک و بازده را در قالب تئوری سبد اوراق بهادار تبیین نمود و به واسطه مدل ارائه شده، ریسک برای اولین بار به معیار کمی تبدیل شد. (فلاح‌پور و باغبان،۱۳۹۴) به دلیل آن که کار محاسبه داده‌ها در آن پیچیده و وقت‌گیر بود، مدل وی، در عمل مورد استفاده قرار نگرفت. شاگرد او ویلیام شارپ با همکاری دیگران توانست تئوری پورتفوی را به عنوان معیار استاندارد و کاربردی در محاسبه ریسک مالی، در دنیای واقعی مطرح سازد.

۲-۱-۳- ارزش در معرض خطر شرطی

برخلاف مفهوم ساده و قابل درک ارزش در معرض ریسک، محاسبه آن با دشواری های بسیار همراه است. محاسبه ارزش در معرض ریسک از نظر آماری به معنی یافتن مقدار بحرانی برای سطح احتمال مورد نظر است. با توجه به این واقعیت که توزیع احتمال بازدهی در طول زمان ثابت نیست، مشکلاتی در محاسبه ارزش در معرض ریسک به وجود می‌آید. یکی از مشکلات اصلی ارزش در معرض ریسک، عدم انسجام این معیار است. از همین روی در سال های اخیر ارزش در معرض ریسک شرطی در جهت تکامل ارزش در معرض ریسک معرفی شده است. (فلاح‌پور و همکاران،۱۳۹۴). ارزش در معرض خطرشرطی اولین بار توسط اوریاسف و راکفلر معرفی شد که ابزار محبوبی برای مدیریت ریسک است. در سال های اخیر CVaR به عنوان میانگین توزیع دم[2] ضررهای بیشتراز که ارزش در معرض خطر، مورد توجه محققان بسیاری بوده است. به عنوان یک معیارریسک، ارزش درمعرض خطرمشروط، ویژگی‌های بهتری را نسبت به ارزش در معرض خطر از خود نشان داده است .این معیار، زیان مورد انتظار را برابر و یا بالاتر از ارزش در معرض ریسک، در سطح اطمینان مشخص برآورد می کند. از این رو این دیدگاه نسبت به دیدگاه قبلی محافظه‌کارتر است.(فلاح‌پور و همکاران، ۱۳۹۴)

۲-۱-۴- الگوریتم ژنتیک

الگوریتم های ژنتیک با توجه به نظریه داروین در مورد تکامل، جان گرفتند. چانگ و همکاران[3] (۲۰۰۰) از سه الگوریتم اکتشافی برای حل مدل بهینه سازی استاندارد و محدود استفاده می کنند، و از این الگوریتم‌ها، الگوریتم ژنتیک را پیدا می کنند. الگوریتم ژنتیک بر مبنای قوانین موجود در علم ژنتیک است. کارکرد عملگرهای مهم این الگوریتم که باهدف تولید فرزندان بهتر بر فرزندان یک نسل اعمال می شود. الگوریتم ژنتیک را می توان به طور ساده، یک روش جستجوگر نامید که بر پایه مشاهدات خصوصیات فرزندان نسل های متوالی، وانتخاب فرزندان بر اساس اصل بقای بهترین، پایه ریزی شده است. الگوریتم ژنتیک بر روی فرزندان یک نسل (از جوابهای یک مسئله در یک مرحله)،از قوانین موجود در علم ژنتیک تقلید کرده و با بکار بردن آن ها، به تولید فرزندان با خصوصیات بهتر (جواب نزدیک تر به هدف مسئله) می‌پردازد. در هر نسل به کمک فرایند انتخابی متناسب با ارزش جوابها و تولید مثل فرزندان (جوابهای) انتخاب شده، تقریبهای بهتری از جواب نهایی بدست می‌آید. این فرایند باعث می‌شود که نسل های جدید با شرایط مسئله سازگارتر باشند. این رقابت میان ژن ها و پیروزشدن ژن غالب (انتخاب شدن توسط الگوریتم

[1] Hube
[2] Tail distribution
[3] Chang et al

برای تولید مثل بعدی)وکناررفتن ژن های مغلوب (جوابها دور از هدف مسئله)روش کار آمدی برای حل مسائل پیچیده می‌باشد.

۲-۱-۵- الگوریتم آتش بازی

با الهام گرفتن از مشاهده انفجار آتش بازی، یک الگوریتم هوش تجمعی جدید به نام الگوریتم آتش بازی برای بهینه سازی توابع پیچیده پیشنهاد شد. الگوریتم آتش بازی نیز مانند بسیاری از الگوریتم های هوش تجمعی دیگر از جمله ژنتیک و انبوه ذرات از رفتارهای موجود در طبیعت برای بهینه سازی الگوبرداری می کند. این الگوریتم از جرقه بازی در شب الهام گرفته شده است. الگوریتم آتش بازی در ابتدا توسط یانگ تان[1] استاد دانشکده برق و الکترونیک دانشگاه پکینگ[2] چین مطرح شد. الگوریتم آتش بازی با شبیه سازی فرایند انفجار در آتش بازی ارائه و پیاده سازی می شود. در الگوریتم آتش بازی پیشنهادی، از فرایند انفجار(جستجو) استفاده می شود و همپنین مکانیزمی برای حفظ چگالی(تنوع) جرقه ها به خوبی طراحی می گردد.

برای نشان دادن اعتبار آتش بازی، تعدادی ازمایش روی توابع تست انجام شد. با توجه به مشاهده نمایش آتش بازی، به دو رفتار خاص از انفجار آتش بازی پی برده می شود. وقتی آتش بازی به خوبی ایجاد شده باشد، جرقه های بی شماری تولید می شوند و جرقه ها در مرکز انفجار متمرکز هستند. در این مورد، ما از نمایش دیدنی آتش بازی لذت می بریم. اما برای یک انفجار آتش بازی بد، فقط چندین جرقه تولید می شوند و جرقه ها در فضا پراکنده می شوند. از دیدگاه الگوریتم جستجو، یک آتش بازی خوب مشخص می کند که آتش بازی در ناحیه ای محتمل قرار دارد که ممکن است به موقعیت بهینه نزدیک باشد. بنابراین مناسب است که از جرقه های بیشتری برای جستجوی ناحیه محلی حول آتش بازی استفاده شود. در مقایسه، یک آتش بازی بد به این معنی است که نقطه بهینه ممکن است از جایی که آتش بازی در ان جا رخ می دهد دور باشد. پس، شعاع جستجو باید بزرگتر باشد. در آتش بازی، جرقه های بیشتری تولید می شوند و دامنه انفجار برای یک آتش بازی خوب در مقایسه با آتش بازی بد کوچکتر است .

۲-۲- پیشینه پژوهش

۲-۲-۱- مطالعات داخلی

رنجبری وحید و همکاران(۱۳۹۹) در پژوهشی به بررسی بهینه سازی و مدیریت فعال پابرجای سبد سرمایه گذاری با استفاده از الگوریتم کلونی زنبور عسل در بورس اوراق بهادار تهران پرداختند. در مدل سازی انجام شده، از ارزش در معرض خطر شرطی به عنوان سنجه ریسک استفاده شده است و با توجه به عدم امکان حل ریاضی مدل، از الگوریتم فرابتکاری کلونی زنبور عسل برای حل آن استفاده شده است. بر این اساس، اطلاعات مربوط به قیمت های بسته شدن سهام حاضر در بورس برای سال های 1395 تا 1397 جمع آوری و با تبدیل آنها به مقادیر بازدهی، پایگاه داده تحقیق شکل گرفت. بر اساس نتایج به دست آمده، روش پیشنهادی هم درمرحله تشکیل سبد بهینه و هم در مرحله مدیریت آن، از روشهای کلاسیک، عملکرد بهتری نشان داد. اسدی و بیات (۱۳۹۶) در پژوهش خود تحت عنوان بهینه سازی پرتفوی سهام: سودمندی الگوریتم پرندگان و مدل مارکویتز جهت انتخاب سبد سهام از الگوریتم پرندگان و مدل مارکویتز استفاده کردند. از میان شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران تعداد ۶۵ شرکت برای دوره زمانی ۱۳۸۸تا ۱۳۹۲ انتخاب گردید و به عنوان حجم نمونه آمار در تجزیه و تحلیل داده ها وارد گردید.

نتایج پژوهش در ارتباط با مقایسه الگوریتم پرندگان و مدل مارکویتز حاکی از ان بود که الگوریتم پرندگان در مقایسه با مدل مارکویتز دارای خطای کمتری در انتخاب سبد بهینه سرمایه‌گذاری می باشد.پاک مرام و همکاران (۱۳۹۶)، در پژوهشی به بررسی انتخاب و بهینه سازی سبد سهام با استفاده از الگوریتم ژنتیک، با بهره‌گیری از مدل میانگین-نیمه واریانس مارکویتز پرداختند. در این پژوهش انتخاب و بهینه سازی سهام با استفاده از سه الگوریتم، شامل الگوریتم ژنتیک، فرهنگی و ازدحام ذرات مورد بررسی قرار گرفته است. از این رو، ۶۰۱ شرکت پذیرفته شده بورس اوراق بهادار تهران، در طی دوره زمانی ۱۳۸۶ الی ۱۳۹۳، به منظور بررسی این موضوع مورد آزمون قرار گرفتند. نتایج نشان دادند که الگوریتم ژنتیک مقدار تابع هدف کمتری داشته و نسبت به الگوریتم‌های دیگر بهتر عمل کرده است و نشان دهنده برتری نسبی این الگوریتم در انتخاب سبد سهام بهینه است.

[1] Ying Tan

[2] Peking University

جمشیدی عینی و همکاران (۱۳۹۵) به بررسی روش های هوشمند در حل مسئله سبد سهام مقید در بازار سهام تهران پرداختند. برای این منظور، از الگوریتم فرابتکاری ژنتیک، رقابت استعماری و انبوه ذرات برای حل مسئله بهینه سازی سبد سهام استفاده کردند. نتایج عملی برای حل مسئله بهینه سازی سبد سرمایه در بازار بورس اوراق بهادار تهران، با انتخاب ۲۰ شرکت از میان 30 صنعت فعال تر موجود، همراه با اعتبارسنجی آن‌ها به دست آمده است. نتایج بدست آمده بیانگر کارایی بهتر روش الگوریتم انبوه ذرات نسبت به روش الگوریتم ژنتیک و الگوریتم استعماری برای حل مسئله مفید سبد سهام بوده است.

فلاح پور وباغبان(۱۳۹۳)، به تحقیقی با موضوع برآورد ارزش در معرض ریسک شرطی با استفاده از مدل های ناهمسانی واریانس شرطی[1] متقارن و نامتقارن در بازار طلا و نفت پرداختند. نتایج نشان می‌دهند که برآورد ارزش در معرض ریسک شرطی در بازار نفت نسبت به بازار طلا از اعتبار بیشتری برخوردار است. در میان سه مدل ناهمسانی واریانس، معتبرترین برآورد مربوط به ارزش برآوردی با مدل ناهمسانی واریانس شرطی آستانه ای[2] در توزیع تی‌استودنت است.

قهطرانی و نجفی(۱۳۹۳)، به پژوهشی در مورد بهینه‌سازی استوار سبد مالی با استفاده از رویکرد ارزش در معرض خطر شرطی موزون[3] پرداختند. بدین منظور، ارزش در معرض خطر شرطی موزون که ترکیبی است از چند ارزش در معرض خطر شرطی با سطوح اطمینان مختلف به عنوان معیار بهینه سازی در نظر گرفته شده است. نتایج نشان داد که ارزش در معرض خطر شرطی موزون یک مدل خطی است که از لحاظ محاسباتی کارایی بالایی دارد. توسعه ی صورت گرفته در این مدل در نظر گرفتن داده های غیر قطعی و بازده های انتظاری غیر قطعی می باشد. از این رو برای بررسی داده ها از رویکرد استوار استفاده شده است.

خالوزاده و امیری(۱۳۸۴)، به پژوهشی در مورد تعیین سبد بهینه در بازار بورس اوراق بهادار تهران بر اساس نظریه ارزش در معرض ریسک پرداختند. شبیه سازی در این پژوهش برای سبد سهامی متشکل از ۱۲ شرکت مختلف در بورس اوراق بهادار تهران انجام شد. نتایج به دست آمده نشانگر کارایی روش مدل سازی ریسک بازار بر مبنای ارزش در معرض خطر و روش بهینه سازی الگوریتم ژنتیک در بدست آوردن اوزان بهینه سبد سهام است.

۲-۲-۲- مطالعات خارجی

چنگ و همکاران[4] (۲۰۱۹) در پژوهشی با عنوان الگوریتم آتش بازی جهت بهینه سازی ، الگوریتم آتش بازی بهبود یافته را در توابع بهینه سازی با استفاده از تبادل اطلاعات ارائه کردند. بر اساس این پژوهش الگوریتم آتش بازی بهبود یافته، مزیت رقابتی خود را در برابر الگوریتم های اکتشافی انبوه ذرات و پتانسیل حل مشکلات را به صورت اثربخش نشان داد.

ژنگ و همکاران[5] (۲۰۱۳) در پژوهشی با عنوان الگوریتم آتش بازی بهبودیافته، یک نسخه بهبود یافته از الگوریتم اتش-بازی را براساس برخی اصلاحات در عملگرها ارائه کردند. براساس این پژوهش، الگوریتم آتش‌بازی جستجوی پویاتر و سازگارتری را نسبت به الگوریتم های ژنتیک و انبوه ذرات نشان داد و اصلاحات پیاده شده بر روی الگوریتم، عملکرد بهتری را نشان دادند.

لیو و همکارانش (2012) ، در مقاله خود با نام انتخاب سبد سهام چند دورهای فازی با معیارهای چندگانه، سبد سرمایه‌گذاری چند دوره را با در نظر گرفتن معیارهای ریسک، بازده، چولگی و هزینه های معاملاتی در محیط فازی مدل کردند .آنها از روش تاپسیس برای تلفیق توابع هدف و یکی کردن آنها استفاده و سپس مدل را به یک سیستم دینامیکی بهمراه بازخورد ارتقا دادند .آنها برای حل مدل از الگوریتم ژنتیک استفاده کردند و ضمن یک مثال عددی کارایی مدل طراحی شده خود را نشان دادند.

چانگ و همکاران(۲۰۰۹) در پژوهشی با عنوان استفاده از الگوریتم ژنتیک برای حل مساله بهینه سازی سبد سهام، به سبدهای سهام مختلف که ریسک آن ها به شیوه های متفاوتی محاسبه می شود پرداختند. نتایج پژوهش نشان داد که کارایی سبد سهام کوچک تر بیشتر از سبد سهام با اندازه بزرگ تر است.

ژانگ و ژانگ[6] (۲۰۰۹) در پژوهش خود با عنوان "به کارگیری الگوریتم ژنتیک در مدل جدید سبد سهام تصادفی چند دوره‌ای"، به بهینه سازی سبد سهام چند دوره ای

[1] Generalized Autoregressive Conditional eteroskedasticity
[2] Threshold Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity
[3] Weighted Conditional at Risk

[4] Cheng et al.
[5] Zheng et al.
[6] Zhang & Zhang

پرداختند. معیار اندازه‌گیری ریسک در مدل آنها ارزش در معرض ریسک بود. در این مدل هزینه های معاملاتی و عدم امکان فروش استقراض به عنوان محدودیتهای مدل در نظر گرفته شده است. آنها برای حل مدل از الگوریتم ژنتیک استفاده کرده و به کارگیری الگوریتم را شدنی و کارا گزارش کرده‌اند.

۲-۳- خلا تحقیقاتی

سرمایه گذاران در تشکیل سبد سهام بهینه با یک مشکل اساسی رو به رو هستند، این مشکل ناکارایی روش های ریاضی در حل مساله انتخاب و بهینه سازی سبد سهام می باشد. الگوریتم هوشمند و جدید آتش بازی با بهره گیری از فرآیند انفجار که در طبیعت رخ داده است قادر است این محدودیت ها را در بر بگیرد و این کار را بسیار کاراتر از سایر الگوریتم های فراابتکاری انجام می دهد. به علت شرایط غیر قابل پیش بینی اقتصادی برای بازه بلند مدت و متغیرهای زیاد سیاسی، اجتماعی و.. از ارزش در معرض خطر شرطی به عنوان معیاری که می تواند در بدترین شرایط ممکن زیان ما را نشان دهد استفاده شده است. همچنین ممکن است بر اثر زیان‌های وارده از شرایط، حداقل نصف سرمایه شرکت از بین برود و شرکت ها مشمول ماده ۱۴۱ قانون تجارت شوند که در این پژوهش سعی شده است جهت از بین نرفتن سرمایه سهامداران، نمادهای مشمول این ماده حذف گردند. در این پژوهش جهت افزایش حجم نمونه و استفاده حداکثری از نمادهای موجود در بورس اوراق بهادار تهران، تنها محدودیت حذف نمادهای تعلیقی ماده ۱۴۱ قانون تجارت اعمال گردید که افزایش حجم نمونه به صورت دقیق تر و کارامدتر به مساله سبد بهینه می‌پردازد.

۲-۴- فرضیه های پژوهش

۱) امکان بهینه کردن سبد سهام بر مبنای ارزش در معرض خطر شرطی وبا استفاده از الگوریتم آتش بازی وجود دارد.

۲) امکان بهینه کردن سبد سهام بر مبنای ارزش در معرض خطر شرطی وبا استفاده از الگوریتم ژنتیک وجود دارد .

۳) قدرت سنجش و پیش‌بینی ارزش در معرض خطر شرطی با استفاده از الگوریتم آتش‌بازی از الگوریتم ژنتیک بیشتر است.

۳- روش پژوهش

این پژوهش را می توان در زمره پژوهش های کاربردی و از نظر ماهیت توصیفی قرار داد. به منظور جمع آوری داده‌های لازم برای دستیابی به هدف تحقیق از روش اسناد کاوی صورتهای مالی حسابرسی شده استفاده می شود. جهت ارزیابی و تشخیص ریسک از ارزش در معرض و جهت محاسبه ارزش در معرض خطر از روش شبیه سازی تاریخی استفاده شده است. جامعه آماری این پژوهش، تمام شرکتهای پذیرفته شده بورس اوراق اطلاعات قیمت و بازده نقدی آنها در سازمان بورس اوراق بهادار بین سالهای ۱۳۹۶ تا شهریور ۱۳۹۹ ثبت شده است و مطابق قانون ۱۴۱ تجارت مشمول تعلیق نیستند. در پژوهش حاضر از بین شرکتهای پذیرفته شده در بورس، ۳۱۷ شرکت، اطلاعات قیمت سهام آنها در بازه ی زمانی پژوهش ثبت شده بود که با استفاده از فرمول کوکران ۱۷۴ شرکت انتخاب شدند. با توجه به پیشنهاد کمیته بازل، دوره مشاهده ۲۵۰ روز برای تخمین استفاده شد بنابراین داده‌های هر شرکت عضو نمونه، از بین 72 روز کاری هر سال مورد بررسی انتخاب گردیده که در بین همه ماه های سال پخش شده است.چنانچه طول دوره مشاهده بیش از حد کوتاه انتخاب شود، باعث کاهش دقت مدل می شود. دوره مشاهده بیش از حد بلند نیز باعث کندی عکس العمل مدل به تغییرات در نوسان بازده پرتفوی می شود. در نهایت آنچه نشان دهنده انتخاب صحیح طول دوره مشاهده می باشد آزمون کوپیک است. مارکوئیتز الگوی حل مسأله انتخاب سبد مالی بهینه را اولین بار در سال ۱۹۵۲ ارائه داد. مدل میانگین واریانس مارکویتز، بر اساس سطح مشخصی از مقادیر بازده، مقادیر بهینه ریسک را بر اساس حداقل کردن واریانس مجموع دارایی های درون سبد مالی به دست می‌آورد (مارکوئیتز، ۱۹۵۲).

مدل دو هدفه ریسک – بازده مارکویتز را می توان به صورت مدل زیر نوشت:

$$Min\ Var\left(\sum_{j=1}^{n} r_j x_j\right) \qquad (1)$$

$$Max\ E\left(\sum_{j=1}^{n} r_j x_j\right) \qquad (2)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{j=1}^{n} x_j = 1 \qquad (3)$$

$$x_j \geq 0 \quad , \quad \forall_j = 1,2,\dots,n \qquad (4)$$

بطوری که:

j: تعداد دارایی های موجود در یک سبد مالی

x_j: متغیر تصمیم سهم دارایی j ام در یک سبد مالی

r_j: متغیر تصادفی بازده روزانه دارایی j ام بطوری که:

$$r_j = Normal\left(\mu_j, \sigma_j^2\right) \qquad (5)$$

μ_j : میانگین بازده روزانه دارایی jام

σ_j^2 : واریانس بازده روزانه دارایی jام

در مدل (۱)، هدف کاهش مقدار ریسک سرمایه گذاری و افزایش مقدار نرخ بازده سرمایه‌گذاری است. در حالت کلی، تابع هدف $Min\, Var\left(\sum_{j=1}^{n} r_j x_j\right)$، مربوط است به کمینه‌سازی مقدار ریسک سرمایه گذاری دارایی های موجود در سبد مالی و $Max\, E\left(\sum_{j=1}^{n} r_j x_j\right)$، نیز مربوط به بیشینه سازی مقدار بازده حاصل از سرمایه گذاری دارایی های موجود در سبد مالی است. محدودیت $\sum_{j=1}^{n} x_j = 1$ نیز همان محدودیت موجود در مدل اولیه واریانس – کواریانس است که در اینجا نیز آورده شده است. این محدودیت دلالت بر این دارد که مجموع سهم کل دارایی های موجود در یک سبد مالی همواره برابر عدد یک خواهد بود. قیود نیز، نامنفی بودن مقادیر سهم هر دارایی درون سبد مالی را تضمین خواهد کرد. مفهوم ارزش در معرض خطر ، حداکثر زیان ممکن یک معادله در دوره خاص، در یک سطح احتمال معین می باشد.محاسبه ارزش در معرض خطر، با در نظر گرفتن سطح اطمینان به صورت زیر فرمول نویسی می شود:

$$VaR_\alpha(x) = \min\{\mathrm{z} | f_x(\mathrm{z}) \geq \alpha\} \qquad (6)$$

ارزش در معرض خطر شرطی اولین بار توسط اوریاسف و راکفلر معرفی شد که ابزار محبوبی برای مدیریت ریسک است. این معیار، زیان مورد انتظار را برابر و یا بالاتراز ارزش در معرض ریسک، در سطح اطمینان مشخص، برآورد می کند. از این رو این دیدگاه نسبت به دیدگاه قبلی محافظه کارتر است.(فلاح پور و همکاران، ۱۳۹۴). راکفلر و یورآسو در سال ۲۰۰۰، یک روش CVaR ارائه می کنند که توسط معادله زیر محاسبه می شود:

$$CVaR_\alpha(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} \mathrm{z}\, \mathrm{d}\, f_x^\alpha(\mathrm{z}) \qquad (7)$$

طبق تعریف $f_x^\alpha(\mathrm{z})$ عبارت است از:

$$f_x^\alpha(\mathrm{z}) = \begin{cases} 0 & \mathrm{z} < VaR_\alpha(x) \\ \frac{f x(\mathrm{z}) - \alpha}{1-\alpha} & \mathrm{z} \geq VaR_\alpha(x) \end{cases} \qquad (8)$$

بنابراین ارزش در معرض خطر شرطی به صورت زیر محاسبه می شود:

$$CVaR_\alpha(x) = \frac{1}{1-\alpha} \int_{VaR_\alpha(x)}^{+\infty} \mathrm{z}\, f_x(\mathrm{z}) \mathrm{d}\mathrm{z} \qquad (9)$$

به زبان دیگر ارزش در معرض خطر شرطی به این صورت نیز تعریف می شود:

$$CVaR_\alpha(x) = \mathrm{E}\{x | x \geq VaR_\alpha(x)\} \qquad (10)$$

در نهایت مدل تعیین سبد بهینه به صورت زیر خواهد بود:

$$CVaR_\alpha(x) \qquad (11)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{j=1}^{n} x_j = 1 \qquad (12)$$

$$x_j \geq 0 \quad , \quad \forall_j = 1,2,\dots,n \qquad (13)$$

۳-۱- الگوریتم آتش‌بازی

الگوریتم آتش‌بازی عمدتا شامل چهار بخش زیر می باشد: عملگر انفجار، عملگر جهش، قانون نگاشت و استراتژی انتخاب. عملگر جهش با استفاده از جهش، تنوع جمعیت را افزایش می دهد. عملگر انفجار، مولفه اصلی الگوریتم آتش‌بازی می باشد، و آن از سه بخش تشکیل می شود: شدت انفجار، دامنه انفجار و عملگر جابجایی. به طور مستقیم، شدت انفجار توسط تعداد جرقه های انفجار اندازه‌گیری می شود، در حالی که دامنه انفجار توسط فاصله جابجایی اندازه‌گیری می شود از دیدگاه الگوریتم جستجو، یک آتش‌بازی خوب مشخص می کند که آتش‌بازی در ناحیه ای محتمل قرار دارد که ممکن است به موقعیت بهینه نزدیک باشد. بنابراین مناسب است که از جرقه های بیشتری برای جستجوی ناحیه محلی حول آتش بازی استفاده شود. در مقایسه، یک آتش بازی بد به این معنی است که نقطه بهینه ممکن است از جایی که آتش‌بازی درآن جرقه های بیشتری تولید می شوند و دامنه انفجار رخ داده دور باشد. پس، شعاع جستجو باید بزرگتر باشد. در برای یک آتش‌بازی خوب در مقایسه با آتش‌بازی بد کوچکتر است (تان و ژو[1]، ۲۰۱۰).

[1] Tan Y & Zhu Y

$$s_i = m \cdot \frac{y_{max} - f(x_i) + \xi}{\sum_{i=1}^{n}(y_{max} - f(x_i)) + \xi} \qquad (14)$$

که s_i تعداد جرقه‌هایی است که توسط آتش بازی iام تولید می شود؛ m، یک مقدار ثابت است که به مقدار کل جرقه ها محدود می شود؛ $f(x_i)$ مقدار تناسب آتش بازی iام می باشد؛

$$y_{max} = max(f(x_i))(i = ,2, \dots, n) \qquad (15)$$

ماکزیمم (بدترین) مقدار تابع هدف در بین n آتش بازی است؛ و ξ یک مقدار ثابت مثبت کوچک برای اجتناب از تقسیم بر صفر می باشد. همانطور که تعداد جرقه های تولید شده ممکن است بسیار بیشتر یا بسیار کمتر برای الگوریتم باشد، ما محدودیت بیشتری روی تعداد جرقه‌ها تعیین می کنیم و محدوده s_i به صورت زیر نشان داده می شود:

$$\hat{s}_i = \begin{cases} round\,(a.m)\ if\ s_i < a\,m \\ round\,(b.m)\ if\ s_i > b\,m\ ,a<b<1 \\ round\,(s_i)\quad otherwise \end{cases} \qquad (16)$$

که $\hat{s}_i$ تعداد جرقه هایی است که توسط آتش بازی iام تولید می شود، $round\,(.)$ یک تابع بازگشتی است که یک عدد صحیح را بازمی‌گرداند، و a و b مقادیر ثابت مشخص شده در پیشرو هستند. دامنه انفجار توسط فاصله جابجایی اندازه‌گیری شد، که توسط فرمول زیر نمایش داده می شود:

$$A_i = \hat{A} \cdot \frac{f(x_i) - y_{min} + \xi}{\sum_{i=1}^{n}(f(x_i) - y_{min}) + \xi} \qquad (17)$$

که A_i دامنه انفجار آتش‌بازی i ام را نشان می دهد، $\hat{A}$ یک مقدار ثابت است، که حد بالای دامنه انفجار را نشان می دهد.پس از اینکه ما شدت و دامنه انفجار را بدست آوردیم، به صورت تصادفی z بعد را انتخاب می کنیم تا رانش آتش‌بازی را ایجاد کنیم(چنگ و همکاران ،۲۰۱۹).

این فرمول، این عملیات را به صورت زیر انجام می دهد:

$$Z = round\,(d.rand(0,1)) \qquad (18)$$

در اینجا، d بعدی از x می باشد، و $rand(0,1)$ یک تابع برای تولید یک عدد تصادفی توزیع یکنواخت واحد بین ۰ و ۱ می باشد. برای بعد انتخاب شده، فرمول جابجایی به صورت زیر مشخص می‌شود:

$$\Delta x_i^k = x_i^k + rand(0, A_i) \qquad (19)$$

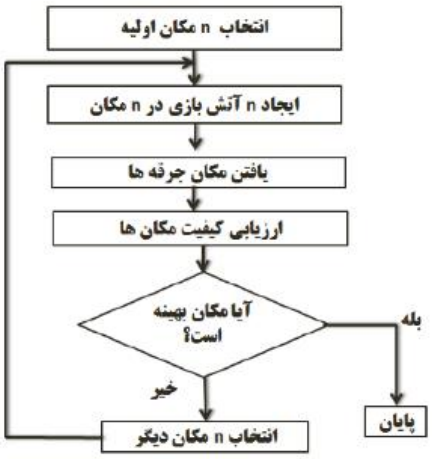
که $rand(0, A_i)$ نیز یک عدد تصادفی بین ۰ و A_i را بر می-گرداند. از عملیات بالا، ما تعدادی جرقه بدست می اوریم و تنها تعدادی را می توان برای نسل بعدی انتخاب کرد. ایده اصلی استراتژی انتخاب این است که مطمئن شویم که این جرقه در جمعیت اخیر با کوچکترین مقدار تناسب، همیشه انتخاب خواهد شد و n-1 جرقه باقیمانده توسط فاصله اقلیدسی بین آن جرقه و جرقه های دیگر تعیین می شود. فاصله اقلیدسی به صورت زیر نمایش داده می شود:

$$R(x_i) = \sum_{j \epsilon k} d(x_i, x_j) = \sum_{j \epsilon k} \|(x_i - x_j)\| \qquad (20)$$

که K یک مجموعه کامل از جمعیت اخیر است، که نه تنها شامل آتش بازی ها می باشد بلکه همچنین شامل جرقه های نتیجه شده از انفجارها می باشد. به منظور تضمین گوناگونی، جرقه هایی که دورتر از موقعیتهای دیگر هستند، با احتمال بیشتری انتخاب خواهند شد. احتمال انتخاب مربوطه به هر جرقه توسط فرمول زیر مشخص می‌شود:

$$P(x_i) = \frac{R(x_i)}{\sum_{j \epsilon k}\ R(x_i)} \qquad (21)$$

این معادله نشان می دهد که جرقه ای که فاصله میانگین بزرگتری دارد، به احتمال بیشتر انتخاب خواهد شد، در حالی که جرقه ای با فاصله میانگین کوچکتر، به احتمال کمتری انتخاب خواهد شد. فرمول ها از یک مرحله کامل تکرار الگوریتم های آتش بازی تشکیل می شوند، و جرقه های انتخاب شده در این مرحله، موقعیت اولیه تکرار بعدی خواهد بود. تکرار تعیین می کند که چه زمانی معیار توقف برآورده می شود.



شکل۱. فلوچارت گامهای الگوریتم آتش بازی

۳-۱-۱- نحوه نمایش جواب

هر مکان در این الگوریتم یک جواب است و در این کار برای نمایش هر جواب از ماتریس های تک بعدی استفاده شده است. برای تعیین ساختار بهینه سرمایه ، یک ماتریس با n خانه در نظر گرفته شده است که در آن n تعداد دارایی‌های در نظر گرفته شده برای سبد سرمایه‌گذاری بوده و خانه i ام ماتریس نشان دهنده وزن یا ضریب دارایی i ام می‌باشد.

۳-۱-۲-تولید جوابهای اولیه

در این پژوهش جهت تولید جوابهای اولیه از رویکرد تصادفی استفاده شده است. به اینصورت که N (تعداد جوابهای موجود در جمعیت) شدنی بطور تصادفی تولید می‌شود، بطوریکه مجموع مقادیر خانه‌های هر جواب مساوی با ۱ باشد.

۳-۱-۳- ارزیابی مکان ها

ارزیابی مکان ها براساس مقدار تابع هدف انجام می‌شود، بدین معنا که هر چه مقدار تابع هدف مربوط به یک جواب کمتر باشد، آن جواب کیفیت بالاتری دارد.

۳-۲- الگوریتم ژنتیک

بر مبنای قوانین موجود در علم ژنتیک، کارکرد عملگرهای مهم الگوریتم ژنتیک با هدف تولید فرزندان بهتر بر فرزندان یک نسل اعمال می شود. الگوریتم ژنتیک بر روی فرزندان یک نسل (از جوابهای یک مسئله در یک مرحله)،از قوانین موجود در علم ژنتیک تقلید کرده و با بکار بردن آن ها، به تولید فرزندان با خصوصیات بهتر (جواب نزدیک تر به هدف مسئله)می پردازد. در هر نسل به کمک فرایند انتخابی متناسب با ارزش جوابهاو تولید مثل فرزندان (جوابهای)انتخاب شده، تقریبهای بهتری از جواب نهایی بدست می آید. این فرایند باعث می شود که نسل های جدید با شرایط مسئله سازگارتر باشند. این رقابت میان ژن ها و پیروزشدن ژن غالب (انتخاب شدن توسط الگوریتم برای تولید مثل بعدی) وکنار رفتن ژن های مغلوب (جوابها دور از هدف مسئله) روش کار آمدی برای حل مسائل پیچیده می باشد. در این پژوهش به منظور حل مدل از الگوریتم ژنتیک استفاده می‌شود که به صورت ترکیبی طراحی گردیده است. در ساختار ترکیبی این الگوریتم، ساختار اصلی الگوریتم با یک رویه بهبود بر اساس ساختار جستجوی همسایگی متغیر[1] ترکیب گردیده است. شبه کد الگوریتم ژنتیک ترکیبی به صورت زیر است:

گام (۱) N جواب شدنی بعنوان جوابهای اولیه الگوریتم تولید شود. گام (۲) نرخ جهش و تقاطع مشخص گردد؛ شمارنده K=0 (شمارنده K برای شمارش تعداد تکرار بدنه الگوریتم استفاده می‌شود) تعریف شود. گام (۳) رویه بهبود بر جوابهای اولیه N اعمال شود. گام (۴) به شمارنده K یک واحد اضافه شود (K=K+1) گام (۵) با توجه به نرخ تقاطع، والدین را از بین مجموعه جوابها انتخاب کرده و عملگر تقاطع اعمال شود.گام (۶) با توجه به نرخ جهش، جوابها را از بین مجموعه جوابها انتخاب کرده و عملگر جهش اعمال شود.گام (۷) N جواب با کیفیت بالاتر از بین جوابهای نسل بعد انتخاب گردد.گام (۸) رویه بهبود بر روی جوابهای انتخاب شده اعمال گردد.گام (۹) اگر شمارنده K به حداکثر مقدار خود رسیده است به گام ۱۰ برو و در غیر اینصورت به قدم۴ برو. گام (۱۰) بهترین جواب، بعنوان خروجی گزارش گردد و پایان. نحوه نمایش جواب و نحوه تولید جوابهای اولیه الگوریتم ژنتیک، دقیقا مانند الگوریتم آتش بازی است.

۳-۲-۱- رویه بهبود

پس از تولید جوابهای جدید، یک رویه بهبود بر روی هر کدام از جوابها اعمال شده و تا جایی که امکان دارد، جوابها بهبود داده می‌شوند. در اینجا برای بهبود جوابها از سه ساختار جستجوی همسایگی بصورت جستجوی همسایگی متغیر[2] استفاده شده است، ساختار های جستجوی همسایگی بصورت تک تک و ترکیب آنها بصورت جستجوی همسایگی متغیر در ادامه توضیح داده می‌شود.

ساختار جستجوی همسایگی اول: در این ساختار دو اندیس از ماتریس بطور تصادفی انتخاب شده و مقادیر این خانه‌ها با هم تعویض می‌شوند. مثال فرض کنید ۵ سهم مد نظر بوده و ماتریس جواب بصورت شکل زیر باشد:

۰/۰22	۰/۰31	۰/۰12	۰/۰12	۰/۰23

همچنین اندیسهای ۱ و ۴ بصورت تصادفی تولید شده باشند، پس از اعمال ساختار جستجوی همسایگی اول، جواب بصورت زیر خواهد بود:

[1] Variable neighborhood search

[2] Variable neighborhood search

۰/۰22	۰/۰23	۰/۰12	۰/۰12	۰/۰31

ساختار جستجوی همسایگی دوم: در این ساختار دو اندیس بطور تصادفی انتخاب شده و مقادیر خانه های بین این دو اندیس معکوس می‌شوند. مثال فرض کنید ۵ سهم مد نظر بوده و ماتریس جواب بصورت شکل زیر باشد:

۰/۰22	۰/۰31	۰/۰12	۰/۰12	۰/۰23

همچنین اندیسهای ۱ و 3 بصورت تصادفی تولید شده باشند، پس از اعمال ساختار جستجوی همسایگی دوم، جواب بصورت زیر خواهد بود:

۰/۰22	۰/۰31	۰/۰23	۰/۰12	۰/۰12

ساختار جستجوی همسایگی سوم: در این ساختار یک اندیس بطور تصادفی انتخاب شده و مقدار موجود در آن خانه با یک عدد تصادفی جایگزین می‌شود.مثال فرض کنید ۵ سهم مد نظر بوده و ماتریس جواب بصورت شکل زیر باشد:

۰/۰22	۰/۰31	۰/۰12	۰/۰12	۰/۰23

همچنین اندیس ۳ بصورت تصادفی تولید شده باشد، پس از اعمال ساختار جستجوی همسایگی سوم، جواب بصورت زیر خواهد بود:

۰/۰22	۰/۰31	۰/۰16	۰/۰12	۰/۰23

با توجه به اینکه مجموع وزنها باید ۱ شود، پس اعمال جستجوی همسایگی، جواب بررسی می‌گردد. همانطور که مشاهده می‌شود، در جواب حاصل، مجموع بیشتر از ۱ است، لذا، جواب با تغییر تصادفی در سایر مقادیر به یک جواب شدنی تبدیل میشود:

۰/۰22	۰/۰29	۰/۰16	۰/۰12	۰/۰21

این سه ساختار با هم بصورت جستجوی همسایگی متغیر با هم ترکیب می‌شوند. ساختار جستجوی همسایگی متغیر پیشنهادی بصورت زیر است:

The pseudo-code of our vns is as follows
{for each input solution
K=1
While stopping criterion is meet do
New solution=Apply nss type k
If *new solution is better than* then
K=1
Else
K=k+1
If k=4 then
K=1
End if
End while }

هر کدام از جوابهای موجود در جمعیت به رویه بالا داده شده و جواب خروجی بعنوان جواب بهبود یافته به جمعیت اضافه می-شود. همان طور که در ساختار بالا مشاهده می‌شود، پس از اعمال ساختار همسایگی بر روی جواب، رویه پذیرش بر جواب حاصله و جواب قبلی اعمال‌شده و یکی از دو جواب به عنوان جواب تکرار بعدی جستجوی همسایگی متغیر انتخاب می‌شود. رویه پذیرش به این صورت عمل می‌کند که از بین دو جواب، جواب با مقدار تابع هدف کمتر را مشخص و انتخاب می‌کند.

۳-۲-۲-عملگرهای الگوریتم ژنتیک

عملگر جهش[1] : عملگر جهش استفاده شده در این کار از ترکیب سه ساختار جستجوی همسایگی توضیح داده شده در بخش قبلی بصورت موازی بدست آمده است. ساختار موازی بصورت زیر است: هر کدام از ساختارهای جستجوی همسایگی بطور همزمان یا موازی بر روی جواب ورودی اعمال شده و سپس از بین جواب ورودی و سه خروجی ساختارهای جستجوی همسایگی، بهترین جواب انتخاب می‌شود و بعنوان خروجی عملگر جهش گزارش می‌شود. عملگر تقاطع: در این کار از عملگر تقاطع تک نقطه ای استفاده شده است.

۳-۲-۳- انتخاب جوابهای نسل بعد

در هر تکرار، الگوریتم به جمعیتی از جوابها نیاز دارد. در این پژوهش برای انتخاب جمعیت تکرار بعد، جواب های موجود در جمعیت آن تکرار و جواب های جدید تولید شده توسط الگوریتم با هم در یک مجموعه جواب ریخته شده و با توجه به

[1] Mutation

مقدار تابع هدف، جوابها بصورت صعودی مرتب شده و N جواب اول بعنوان جمعیت تکرار بعد الگوریتم انتخاب می‌شوند.

۳-۳- روش تاگوچی

این روش که یک استراتژی جهت بهبود کیفیت فرآیند و رسیدن به محصول تقویت شده با استفاده از روش طراحی آزمایش‌ها است، اولین بار توسط مهندس ژاپنی به نام جنیچی تاگوچی[1] در سال ۱۹۸۶ معرفی گردید. این روش از طراحی بر اساس حداقل منابع، زمان و تعداد آزمایشِ ممکن سازماندهی می‌شود. روش تاگوچی انحراف‌های ممکن از مقدار هدف را همراه با تابع زیان مدل بندی می‌کند. مراحل اجرای روش طراحی آزمایش‌ها به روش تاگوچی با در نظر گرفتن جزئیات و به ترتیب اهمیت به این قرار است: (۱) معرفی عوامل مؤثر در واکنش (۲) تعداد آزمایشات مورد نیاز (۳) تحلیل جواب ها (۴) ارزیابی شرایط بهینه. در مرحله اول عوامل مؤثر را مشخص کرده و برای هرکدام چند حالت را در نظر می گیریم. با توجه به تعداد پارامتر های مؤثر و تعداد سطوح هر کدام از آن‌ها تعداد آزمایش ها مشخص می شود. پس از معین کردن تعداد آزمایش‌ها یک ماتریس تشکیل می‌دهیم که سطرهای این ماتریس مشخص‌کننده شرایط آزمایش هست. برای ایجاد این ماتریس‌ها راه‌های پیچیده‌ای وجود دارد ولی می‌توان از نرم‌افزار آماری Minitab استفاده کرد. تحلیل آزمایش از نسبت سیگنال به نویز (S/N)[2] مقدار S/N میزان پراکندگی را حول یک مقدار مشخص بیان می کند یا به بیان دیگر اینکه جواب های ما در بین چند آزمایش انجام شده چگونه تغییر کرده اند. اما چگونه بفهمیم کدام مقدار بهتر است؟

برای بدست آوردن این مقدار ۳ رابطه وجود دارد که هر کدام در شرایط خاصی کاربرد دارند.

در روش تاگوچی از یک تابع زیان[3] برای محاسبه تغییرات موجود بین نتایج و مقدار مورد نظر استفاده می شود.و این تابع با توجه به شرایط مسئله دارای حالتهای مختلف است.

۱- مقدار کوچکتر بهترین است:

$$SB = \frac{1}{n}\sum (y_i)^2$$

۲- مقدار بزرگتر بهترین است:

$$LB = \frac{1}{n}\sum (\frac{1}{y_i})^2$$

۳- اندازه اسمی بهترین است:

(در این فرمول ها n تعداد تکرار ها و y خروجی های اندازه گیری شده است.)

(۱) رابطه اول در مواردی کاربرد دارد که یک خصوصیت نامنفی را بررسی میکنیم که ایده آل آن برای ما صفر است در این حالت هرچه مقدار بدست آمده کمتر باشد بهتر است. مثال در این باره میتوان سایش و انقباض و تخریب را بیان کرد. (۲) رابطه دوم زمانی کاربرد دارد که از قبل معیاری تعیین نکرده ایم. در این صورت هرچه مقدار بدست آمده بیشتر باشد بهتر است. (۳) آخرین رابطه مربوط به مواقعی است که یک خصوصیت مشخص را بررسی میکنیم و دوست نداریم از مقدار مورد نظر منحرف شویم. در تمام موارد بالا و به طور کلی زمانیکه از مقدار S/N برای تحلیل استفاده میکنیم آزمایشها چند بار تکرار میشوند و در نهایت شرایط بهینه برای آزمایش را بدست می آوریم. البته ممکن است این شرایط بهینه جزو آزمایشهایی نباشد که ما انجام داده ایم.پس از محاسبه مقدار تابع زیان برای هر خروجی از فرمول زیر مقدار سیگنال به نویزکل (Overall S/N ratio) را محاسبه می کنیم :

$$SN = -10Log(L_i)$$

در نهایت باید شرایط را در نظر گرفت و آزمایش را تحت این شرایط انجام داد تا ببینیم آیا بازده مطلوب را به ما میدهد یا خیر.

۳-۴-آزمون کوپیک[4]

برای ارزیابی توانایی پیش بینی مدل ها با استفاده از ارزش در معرض خطر شرطی شمارش دفعاتی است که مقدار زیان واقعی از مقدار زیان پیش بینی شده توسط ارزش در معرض خطر شرطی بزرگتر بوده است، یک معیار مهم در این زمینه توجه به تعداد یا نسبت تخطی ها یا شکست ها می باشد. چنانچه ارزش در معرض خطرهای شرطی روزانه مستقل فرض شوند، آنگاه مقایسه نتایج واقعی سود و زیان روزانه از زیان برآورد شده توسط مدل بیشتر است و این رویداد به عنوان یک شکست محسوب می شود و اگر زیان واقعی کوچکتر از زیان موردانتظار باشد، این رویداد به عنوان یک موفقیت ثبت می شود ما شکست و موفقیت را به عنوان یک رویداد تعریف می کنیم و آن را با متغیر $I_t(\alpha)$ نشان می دهیم. α ضریب پوشش ارزش

[1] Genichi Taguchi
[2] Signal-to-noise
[3] Loss function
[4] Kupiec Test

در معرض خطر شرطی مربوط به مشاهدات می باشد، بدین ترتیب این متغیر را به صورت ذیل تعریف می کنیم:

$$\{I_t(\alpha)= \begin{matrix} 1 & if r_t < -\%\, CVaR_{\frac{t}{t-1}}(\alpha\alpha \quad (22) \\ 0 & otherwise \end{matrix}$$

که r_t بازده مشاهده شده در دوره t و $\%\, CVaR_{\frac{t}{t-1}}$ ارزش در معرض خطر شرطی درصدی دوره t مشروط بر اطلاعات موجود تا دوره t-1 است. بنابراین به منظور آزمون دقت مدل باید فرضیه صفر زیر را مورد آزمون قرار دهیم:

$$\sum_{t=1}^{t} I_t(\alpha) = \text{Bin}(\text{T}, \alpha) \qquad (23)$$

عبارت فوق گویای آن است که تعداد تخطی ها از مقدار ارزش در معرض خطر شرطی (تعداد شکست ها) دارای توزیع دوجمله ای می‌باشد که T تعداد نمونه و α نرخ پوشش می باشد یعنی می‌توان نوشت:

H_0: مجموع تخطی ها دارای توزیع دو جمله ای است.

H_1: مجموع تخطی ها دارای توزیع دو جمله ای است.

یا به عبارت دیگر احتمال شکست در هر آزمایش معادل احتمال مورد نظر است.

$$\begin{cases} \text{Ho: } -\hat{\alpha} = -\alpha \qquad (24) \\ \text{H1: } \hat{\alpha} \neq -\alpha \end{cases}$$

که $\hat{a}$ نسبت تخطی ها به کل پیش بینی ها یا همان نسبت شکست است. کوپیک به منظور بررسی فرضیه اخیر، آزمون نسبت شکست ها را پیشنهاد می نماید. نسبت درستمایی کوپیک دارای توابع کای دو با یک درجه آزادی بوده و دارای آماره زیر است.

$$LR_{PoF}= 2\text{Ln}\left[\frac{\hat{\alpha}^{T_1}1-\hat{\alpha}^{T-T_1}}{\alpha^{T_1}1-\alpha^{T-T_1}}\right] \qquad (25)$$

LR_{PF}: نسبت احتمال شکست ها

T_1 : تعداد شکست ها

T: *تعداد کل پیش بینی ها*

$\hat{\alpha}$: *نسبت شکست* α : نرخ پوشش موردنظر مدل

در صورتی که نسبت احتمال کوپیک بزرگتر از توزیع کای دو با یک درجه آزادی و سطح خطای α باشد، فرض صفر رد می شود و نمی توان پذیرفت که مدل ارزش در معرض خطر شرطی، ریسک را صحیح برآورد کرده است. اگر فرضیه صفر رد شود و $\hat{\alpha} > \alpha$ باشد، مدل ارزش در معرض خطر شرطی ریسک را دست بالاو اگر $\hat{\alpha} < \alpha$ دست پایین برآورد کرده است. (تحلیلگران سیستم های پیچیده، ۱۳۸۸)

۳-۵- آزمون استقلال کریستوفرسن[1]

کریستوفرسن (۱۹۹۸) نسبت آزمون استقلال را از طریق زنجیره ی مرتبه اول مارکوف ارائه کرده است که استقلال پیاپی شکست ها را مورد آزمون قرار می دهد. کریستوفرسن (۱۹۹۸) نسبت آزمون استقلال را از طریق زنجیره ی مرتبه اول مارکوف ارائه کرده است که استقلال پیاپی شکست ها را مورد آزمون قرار می دهد. آماره آزمون استقلال کریستوفرسن با تشکیل ماتریس گذر احتمال به صورت زیر تشکیل می شود.

$$LR_{ind} = 2\text{Ln}\left[\frac{(1-\pi_{01})^{T_{00}}\pi_{01}{}^{T_{01}}(1-\pi_{11})^{T_{10}}\pi_{11}{}^{T_{11}}}{\alpha^{T_0}(1-\alpha)^{T-T_0}}\right] \qquad (26)$$

فرضیه صفر، استقلال زنجیره ای را در برابر فرضیه ی وابستگی مرتبه اول مارکوف آزمون می کند و آماره مذکور دارای توزیع کای دو با درجه آزادی یک می باشد، لذا در صورتی که LR_{ind} بزرگتر از آن باشد، فرضیه صفر رد شده و در غیر این صورت فرضیه قبول می شود.

۳-۶- آزمون ترکیبی[2]

این آزمون، ترکیبی از آزمون نسبت شکست کوپیک و آزمون استقلال کریستوفرسن بوده و دارای توزیع کای دو با درجه آزادی دو می باشد. علاوه بر آن، این آزمون برابری نسبت سطح پوشش موردانتظار و مشاهده شده در نظر گرفته و به استقلال پیاپی تخطی ها نیز توجه می نماید. آماره درست نمایی آزمون ترکیبی به صورت زیر بیان می شود. $LR_{cc}= LR_{ind}+ LR_{pof}$

۳-۷- آزمون لوپز[3]

از طریق آزمون های کوپیک و کریستوفرسن دقت مدل های ارزش در معرض خطر شرطی به لحاظ آماری مورد آزمون قرار می گیرد. اگر دقت یک مدل به هر لحاظ رد نشود، مدل قابل قبول است اما در بسیاری از موارد چند مدل در اختیار داریم و آزمون های بازخور دقت برخی از آنها را مورد تایید قرار می دهد. بدیهی است که در این صورت، انتخاب از میان مدل های تایید شده به عنوان مساله پیش روی مدیریت ریسک قرار می

[1] Christofferssen
[2] Joint Test
[3] Lopez test

گیرد. آزمون لوپز مقایسه ای را بین مدل های موجود از نظر رتبه ای انجام می دهد.در این تابع که توسط لوپز (۱۹۹۹) ارائه گردید، هر مقدار زیان واقعی بیشتر از مقدار ارزش در معرض خطر شرطی باشد، آن را به عنوان یک استثناء تلقی کرده و به آن عدد یک اختصاص می دهد. در غیر این صورت، تابع مقدار صفر به خود می گیرد. به این ترتیب آزمون لوپز به صورت زیر قابل بیان است:

$$\{I_t(\alpha)= \begin{matrix} 1 & if r_t < -\%\, CVaR_{\frac{t}{t-1}}(\alpha\alpha \\ 0 & otherwise \end{matrix} \quad (27)$$

۳-۸- آزمون پایایی (مانایی)[1]

در محاسبه ارزش در معرض خطر شرطی با استفاده از الگوریتم آتش بازی، پایا بودن سری زمانی بکار رفته بسیار مهم می باشد. بر این اساس، آزمون های ریشه واحد دیکی فولرتعمیمی یافته[2] و آزمون فیلیپس پرون[3] را یک بار با عرض از مبدا و روند زمانی و یک بار عرض از مبدا و بدون روند زمانی در نظر می گیریم .

۴- یافته های پژوهش

جهت تخمین مقدار ارزش در معرض خطر شرطی روش‌های مختلفی وجود دارد که در پژوهش حاضر، از روش شبیه‌سازی تاریخی جهت تخمین استفاده شد. مدل تخمین ارزش در معرض خطر مشروط تنها زمانی مفید است که بتوانند ریسک را در حد معقولی به صورت دقیق تخمین بزند. به همین دلیل است که عملکرد این مدلها باید مورد سنجش و ارزیابی قرار اعتبار گیرد. اعتبارسنجی مدل، یک فرآیند عمومی است که به بررسی درستی و کفالت مدل می پردازد. کمیته بازل در پیمان اول خود در سال ۱۹۹۶، چنین بیان کرد که ماهیت تمام تلاشهایی که برای پیش آزمائی انجام می گیرد، مقایسه نتایج حاصل از معاملات واقعی با مقادیر ایجاد شده توسط مدل است. پیش آزمائی به افزایش دقت مدیریت ریسک و تعیین دقیق ذخیره سرمایه منجر می شود و چون مؤسسه را در جهت پیش بینی زیانهای بزرگ توانمند می‌کند، احتمال ورشکستگی را کاهش می دهد. فرآیند پیش آزمایی کارا، باعث افزایش دقت سنجه ریسک خواهد شد. روشهای پیش‌آزمایی در سه گروه دسته‌بندی شده‌اند: ۱- رویکرد پیش‌بینی احتمال رویداد؛ ۲- رویکرد پیش‌بینی چگالی؛ ۳- رویکرد مقایسه‌ای. استفاده از سنجه ارزش در معرض خطر شرطی مستلزم انتخاب دو پارامتر است که این دو پارامتر، سطح اطمینان و طول دوره مشاهده هستند. طول دوره مشاهده بیان کننده دوره زمانی از گذشته است که با استفاده از داده‌های آن، پارامتر تخمین زده می‌شود. کمیته بازل دوره مشاهده ۲۵۰ روز کاری را برای مشاهدات روزانه پیشنهاد کردند. جامعه آماری تحقیق شامل ، کلیه شرکتهای پذیرفته شده بورس اوراق بهادار می‌باشد که اطلاعات قیمت و بازده نقدی آنها در سازمان بورس اوراق بهادار بین سالهای ۱۳۹۶ تا شهریور ۱۳۹۹ ثبت شده است و مطابق قانون ۱۴۱ تجارت مشمول تعلیق نیستند. پس از حذف شرکتها، تعداد ۳۱۷ شرکت باقی ماند که جهت تعیین حجم نمونه براساس جامعه اماری با تعداد ۳۱۷ عضو، از فرمول کوکران استفاده شد. در این پژوهش جهت تعیین حجم نمونه از فرمول کوکران استفاده گردیده است که اگر اصطلاح جامعه محدود را نتوان نادیده گرفت، بصورت زیر می‌باشد:

$$n = \frac{N \times Z^2_{\alpha/2} p(1-p)}{d^2(N-1)+Z^2_{\alpha/2} P(1-P)} \quad (28)$$

تعداد شرکتها بعد از اعمال شروط برابر با ۳۱۷ می‌باشد و حجم نمونه به صورت زیر محاسبه گردیده است:

$$n = \frac{317 \times 1.96^2 \times 0/05(1-0/05)}{0/05^2(317-1)+1.96^2 \times 0/05(1-0/05)} = 173.897$$

همان طور که مشاهده می‌شود حجم نمونه برابر با ۱۷۳،۸۹۷ محاسبه گردیده که در این تحقیق ۱۷۴ در نظر گرفته شده است. برای اجرای یک شبیه‌سازی، داده‌های سری زمانی از طریق روش پارامتریک (واریانس – کواریانس) بدست می‌آید. برای تنظیم برخی پارامترهای الگوریتمهای پیشنهادی از نرم افزار مینی تب استفاده شده است. پارامترهای اندازه‌ی جمعیت، نرخ جهش و نرخ تقاطع و تعداد تکرار الگوریتم در الگوریتم ژنتیک و اندازه جمعیت (تعداد مکانهای آتش بازی)، حد بالای دامنه انفجار و پارامتر کنترل تعداد جرقه‌ها (m) و تعداد تکرار الگوریتم در الگوریتم آتش‌بازی جزو این پارامترها هستند. برای تنظیم پارامترهای الگوریتم ها، مقادیر هر کدام از این پارامترها در سه‌سطح بررسی شده است که این سطوح در جدول(1)، (2 و (3) نمایش داده شده است. برای انجام تحلیل از یک معیار به نام درصد انحراف نسبی[4] (GDP)، استفاده شده است که نحوه‌ی محاسبه‌ی آن در زیر نشان داده شده است:

[1] Stationarity
[2] generalized Dickey-Fuller test
[3] Phillips-Prone test
[4] Relative perecentage deviation (RPD)

$$GDP = \frac{\mathrm{Sol}_{algorithm} - \mathrm{Sol}_{best}}{\mathrm{Sol}_{best}}$$

$\mathrm{Sol}_{algorithm}$: مقدار تابع هدف با ترکیب پارامترها

Sol_{best} : بهترین مقدار تابع هدف از اجرای الگوریتم.

نتایج نرم افزار Minitab در نمودارهای زیر نشان داده شده است.

نمودار (1) تحلیل به روش تاگوچی جهت تنظیم پارامتر برای الگوریتم ژنتیک را نشان می‌دهند که در نمودار (۲) مشاهده می‌شود، سطح ۱ برای نرخ جهش و سطح ۳ برای نرخ تقاطع ؛ سطح ۲ برای اندازه جمعیت و سطح ۱ برای تکرار الگوریتم موثر تر می‌باشد. لذا مقادیر ۱۵۰ برای اندازه جمعیت، ۱۵۰برای تکرار الگوریتم،0/006 برای نرخ جهش و ۰/۹۵ برای نرخ تقاطع در نظر گرفته شده است.

نمودار (۲) تحلیل به روش تاگوچی جهت تنظیم پارامتر برای الگوریتم آتش بازی را نشان می‌دهند که در نمودار (۲) مشاهده می‌شود، سطح ۱ برای پارامترهای کنترل الگوریتم؛ سطح ۳ برای اندازه جمعیت و سطح ۱ برای تکرار الگوریتم موثر تر می‌باشد. لذا مقادیر ۲۰۰ برای اندازه جمعیت، ۱۵۰ برای تکرار الگوریتم، مقدار ۱۰ برای حد بالای دامنه انفجار (A) و مقدار ۱ برای پارامتر کنترل تعداد جرقه‌ها (m) در نظر گرفته شده است. جهت حل مدل از دو الگوریتم ژنتیک و آتش بازی استفاده شده که این دو الگوریتم برای توابع تخمین ریسک ارزش در معرض خطر شرطی برای سطوح اطمینان ۹۰٪ ، ۹۵٪و99٪ بصورت جداگانه اجرا شده‌اند. همانطور که در جدول (۵) مشاهده می‌شود، الگوریتم آتش‌بازی برای سطح اطمینان ۹۰٪ ، ۹۵٪و 99٪ در همه موارد، بهتر از الگوریتم ژنتیک عمل کرده است.

تحلیل ها نشان می دهد که در سطح اطمینان ۹۰٪ به دلیل اینکه دقت مدل از لحاظ آماری در آزمون های کوپیک، کریستوفرسن و ترکیبی مورد تایید قرار نگرفت در نتیجه مدل های پژوهش نمی توانند بهینه کردن سبد سهام را به شکل صحیح و قابل اتکا انجام دهند. همچنین تحلیل ها نشان داد که در سطح اطمینان ۹۵٪و 99٪ ارزش در معرض خطر شرطی با استفاده از الگوریتم های آتش بازی و ژنتیک به صورت دقیق سبد بهینه سهام را پیش بینی نمودند و با توجه به انجام پس آزمون لوپز مربوط به مدل های مورد پذیرش و مقایسه این مدل ها در پس آزمون لوپز، الگوریتم آتش بازی به خوبی و دقیق تر از سایر مدل ها سبد بهینه سهام را پیش بینی کرده است.

جدول۱. سطوح پارامترهای الگوریتم آتش بازی

تعداد تکرار الگوریتم	پارامتر کنترل تعداد جرقه‌ها (m)	حد بالای دامنه انفجار	اندازه جمعیت
150	0/5	5	70
300	1	10	150
500	2	15	200

جدول۲. سطوح پارامترهای الگوریتم ژنتیک

تعداد تکرار الگوریتم	نرخ جهش	نرخ تقاطع	اندازه جمعیت
150	0/006	0/75	70
300	0/009	0/85	150
500	0/01	0/95	200

جدول۳. جدول آرتوگونال برای تنظیم پارامترهای الگوریتم آتش بازی

مقدار GAP	تعداد تکرار الگوریتم	پارامتر کنترل تعداد جرقه‌ها (m)	حد بالای دامنه انفجار	اندازه جمعیت	شماره آزمایش
0/884	۱۵۰	۰/۵	۵	۷۰	۱
0/425	۳۰۰	۱	۱۰	۷۰	۲
0/109	۵۰۰	۲	۱۵	۷۰	۳
0/135	۵۰۰	۱	۵	۱۵۰	۴
0/492	۱۵۰	۲	۱۰	۱۵۰	۵
0/800	۳۰۰	۰/۵	۱۵	۱۵۰	۶

شماره آزمایش	اندازه جمعیت	حد بالای دامنه انفجار	پارامتر کنترل تعداد جرقه‌ها (m)	تعداد تکرار الگوریتم	مقدار GAP
۷	۲۰۰	۵	۲	۳۰۰	0/951
۸	۲۰۰	۱۰	۰/۵	۵۰۰	0/129
۹	۲۰۰	۱۵	۱	۱۵۰	0/973

جدول۴. جدول آرتوگونال برای تنظیم پارامترهای الگوریتم ژنتیک

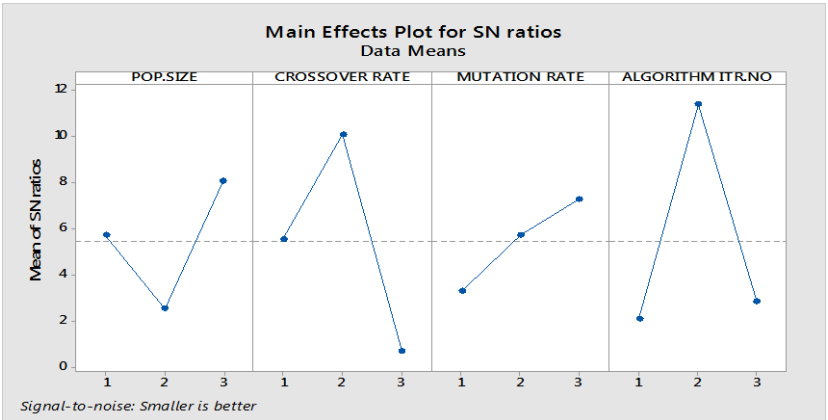
شماره آزمایش	اندازه جمعیت	نرخ تقاطع	نرخ جهش	تعداد تکرار الگوریتم	مقدار GAP
۱	۷۰	0/75	0/006	۱۵۰	0/963
۲	۷۰	0/85	0/009	۳۰۰	0/149
۳	۷۰	0/95	0/01	۵۰۰	0/974
۴	۱۵۰	0/75	0/009	۵۰۰	0/960
۵	۱۵۰	0/85	0/01	۱۵۰	0/521
۶	۱۵۰	0/95	0/006	۳۰۰	0/832
۷	۲۰۰	0/75	0/01	۳۰۰	0/160
۸	۲۰۰	0/85	0/006	۵۰۰	0/400
۹	۲۰۰	0/95	0/009	۱۵۰	0/969

جدول ۵. نتایج حل مدل

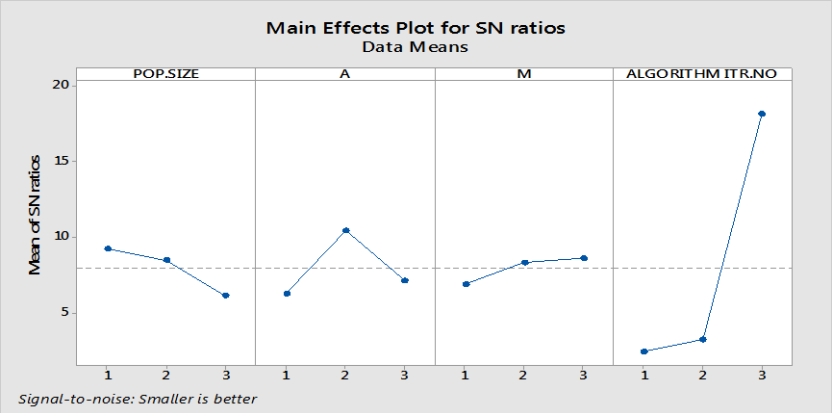
سطح اطمینان / مقدار تابع هدف الگوریتم های فراابتکاری			1-α = ٪90	1-α= ٪95	1-α = ٪99
الگوریتم آتش بازی	ارزش در معرض خطر شرطی	هدف	۰/۰۱۳۲	0/۰۱۲۷	0/0122
الگوریتم ژنتیک	ارزش در معرض خطر شرطی	هدف	0/0۲۲۷	0/0213	0/0204

جدول۶- نتایج آزمون دیکی- فولر تعمیم یافته و آزمون فیلیپس پرون

PP Test Statistic	-23/52416	%1Critical value	-3/5241
		%5Critical value	-3/1582
		%10Critical value	-2/7321
ADF Test Statistic	-9/85214	%1Critical value	-3/1674
		%5Critical value	-2/7463
		%10Critical value	-2/4635



نمودار ۱. تنظیم پارامترهای الگوریتم ژنتیک



نمودار۲. تنظیم پارامترهای الگوریتم آتش بازی

۴-۱- آزمون پایایی و مانایی

انجام آزمون پایایی و مانایی پژوهش امری ضروری است. جهت انجام این آزمون از آزمون دیکی فولر تعمیم یافته و آزمون فیلیپس پرون استفاده شده است. طبق جدول ۶ نتایج نشان داد که مدل بر اساس هر دو آزمون پایا می باشد.همان طور که ملاحظه می کنید، هر دو آزمون در سطوح اطمینان مختلف (از 90 ٪ تا 99 ٪) مانایی(پایایی) سری زمانی را مورد تایید قرار می دهد.

۴-۲- نتایج فرضیات

به منظور آزمون نتایج فرضیات از آزمونهای بازخور ارزش در معرض خطر شرطی استفاده شده است. جهت بررسی فرضیات اول، دوم از آزمونهای کوپیک و کریستوفرسن و برای آزمون فرضیه سوم از آزمون لوپز استفاده شده است. همانطور که گفته شد، جهت بررسی اعتبار و پیش‌آزمایی مدلها از آزمون کوپیک استفاده شده است. برای این منظور، ابتدا سری‌های‌به دست آمده از ارزش درمعرض خطر مشروط با استفاده از الگوریتم های مدل با بازده های واقعی در بازه زمانی مورد مطالعه مقایسه می‌شوند. فرضیه صفر که برابری نرخ شکست محاسبه شده و سطح معناداری مورد نظر است، $H0: \hat{\alpha} = \alpha$ زمانی مورد قبول است که نسبت احتمال شکست کوچکتر از توزیع کای با یک درجه آزادی و سطح خطای α باشد. در غیر اینصورت اگر فرضیه صفر رد شود و $\hat{\alpha} > \alpha$ باشد، مدل شبیه‌سازی تاریخی، مقادیر ارزش در معرض خطر شرطی را دست بالا تخمین زده و اگر $\hat{\alpha} < \alpha$ باشد، مدل شبیه‌سازی تاریخی، مقادیر ارزش در معرض خطر شرطی را دست پایین تخمین زده است. همانطور که در جدول (۷) مشاهده می‌شود، برای سطوح ، ۹۵٪و ۹۹٪ مقدار آماره کوپیک برای روش ارزش در معرض خطر شرطی کمتر از آماره کای (مقدار بحرانی) است که به معنای قبول فرض بوده و می‌توان گفت روش شبیه‌سازی تاریخی، برآورد مناسبی برای ارزش در معرض خطر شرطی با استفاده از الگوریتم های فرا ابتکاری در همه سطوح معنادار، داشته است.

طبق جدول (۸) نتایج آزمون استقلال کریستوفرسن نشان می دهد که مقدار آماره استقلال کریستوفرسن بیشتر از توزیع کای دو با درجه آزادی یک می باشد که در نتیجه سطح اطمینان 90٪ برای هر دو مدل پژوهش قابل اتکا نمی باشد و انتخاب سبد سهام بوسیله ارزش در معرض خطر شرطی از طریق الگوریتم های فراابتکاری بدرستی انجام نشده است. اما نتایج آزمون استقلال کریستوفرسن در سطح اطمینان ۹۵٪و ۹۹٪ نشان داد که مقدار آماره کریستوفرسن در هر دو مدل پژوهش کمتر از توزیع کای دو با درجه آزادی یک است و در نتیجه آزمون کریستوفرسن در سطح اطمینان مذکور پیش بینی مناسبی از ریسک نامطلوب هر دو مدل داشته و قابل اتکا می باشد و امکان تشکیل سبد بهینه سهام از طریق هر دو مدل امکان پذیر است.

آزمون های کوپیک و کریستوفرسن هر دو دقت مدل های پیش بینی را از لحاظ آماری مورد بررسی قرار می دهد. با ترکیب آماره های کوپیک و کریستوفرسن، می توان آزمون توامی را بدست آورد که هر دو ویژگی یک مدل ارزش در معرض خطر شرطی خوب را مورد بررسی قرار داد. آزمون ترکیبی با جمع مقادیر آماره کوپیک و آماره استقلال کریستوفرسن و مقایسه آن با توزیع کای دو با درجه آزادی دو بهترین مدل را پیش بینی می نماید.

طبق جدول(۹) هر دو مدل در سطح اطمینان ۹۰٪ مقدار آماره ترکیبی بیشتری نسبت به توزیع کای دو با درجه آزادی دو دارند در نتیجه آزمون هر دو مدل در این سطح اطمینان تایید نمی شود. اما هر دو مدل در سطح اطمینان ۹۵٪و ۹۹٪ مقدار آماره ترکیبی کمتری را نسبت به توزیع کای دو با درجع آزادی دو نشان می دهد که در نتیجه نتایج آزمون در دو سطح اطمینان ۹۵٪و ۹۹٪ تایید می گردد . بنابراین با توجه به نتایج آزمون کوپیک، کریستوفرسن و ترکیبی در این پژوهش می توان از نظر دقت مدل به این نتیجه رسید که هر دو مدل در سطح اطمینان ۹۵٪و ۹۹٪ از لحاظ آماری توانایی پیش بینی صحیح ترکیب سهام موجود در پرتقوی را دارا می باشند اما در سطح اطمینان ۹۰٪ انتخاب بهینه سهام به درستی انجام نشده است و در نتیجه در فرضیه های یک، دو پژوهش امکان تشکیل سبد بهینه سهام بر مبنای ارزش در معرض خطر شرطی با استفاده از الگوریتم های آتش بازی و ژنتیک در سطح اطمینان ۹۵٪و ۹۹٪ را مورد قبول قرار می دهد اما در سطح اطمینان ۹۰٪ امکان تشکیل سبد بهینه سهام بر مبنای ارزش در معرض خطر شرطی با استفاده از الگوریتم های فراابتکاری وجود ندارد. برای آزمون فرضیه سوم از آزمون لوپز استفاده می کنیم. با توجه به آزمون قرار گرفتن دقت مدل های ارزش در معرض خطر شرطی در دو فرضیه قبلی و رد نشدن مدل های پژوهش در سطح اطمینان ۹۵٪و ۹۹٪ ، مقایسه مدل ها انجام خواهد شد تا بهترین مدل انتخاب گردد و پیش بینی انتخاب سهام موجود در پرتفوی در بهترین حالت انجام شود. بر این اساس، در صورتی که میزان زیان واقعی بیشتر از مقدار ارزش در معرض ریسک شرطی باشد، بیانگر حالت استثنا یا وضعیت تخطی بوده و برای آن مقدار عددی یک و در غیر این صورت مقدار صفر در نظر گرفته می شود . برای هر دو مدل مورد بررسی تعداد تخطیها یا استثناها محاسبه می شود. هر مدلی که دارای تخطی کمتری باشد، رتبه آن مناسب بوده و لذا به عنوان مدل بهینه در برآورد ارزش در معرض ریسک شرطی با استفاده از الگوریتم های فراابتکاری انتخاب می شود. با توجه به نتایج جدول ۱۰ می توان بیان کرد که تعداد تخطی یا حالت استثنا برای مدل ارزش در معرض ریسک شرطی با استفاده از الگوریتم آتش بازی ۱۶ می باشد که در مقابل، مدل ارزش در معرض خطر شرطی با استفاده از الگوریتم ژنتیک ۲۴ خطا می باشد که تعداد خطای مدل ارزش در معرض خطر شرطی با استفاده از الگوریتم آتش بازی در هر سه سطح معنی داری کمتر از مدل ژنتیک می باشد. در نتیجه پس آزمون لوپز برای این مدل کمتر است. از این رو رتبه مدل ارزش در معرض ریسک شرطی با استفاده از الگوریتم آتش بازی بهتر از ارزش در معرض خطر شرطی با استفاده از الگوریتم ژنتیک می باشد. نتیجه فرضیه سوم به این صورت است که قدرت سنجش و پیش بینی ارزش در معرض خطر شرطی با استفاده از الگوریتم آتش بازی از الگوریتم ژنتیک بیشتر است.

جدول۷- نتایج آزمون کوپیک

آزمون کوپیک	ارزش در معرض خطر شرطی		ارزش در معرض خطر شرطی		ارزش در معرض خطر شرطی	
سطح اطمینان	1- α =٪90		1- α =٪95		1- α =٪99	
نوع الگوریتم	آتش بازی	ژنتیک	آتش بازی	ژنتیک	آتش بازی	ژنتیک
آماره کوپیک	2/52	2/64	3/65	3/78	6/07	6/21
توزیع کای دو با درجه آزادی یک	2/71	2/71	3/84	3/84	6/63	6/63
نتیجه آزمون	قبول	قبول	قبول	قبول	قبول	قبول

جدول۸- نتایج حاصل از آزمون کریستوفرسن

	ارزش در معرض خطر شرطی		ارزش در معرض خطر شرطی		ارزش در معرض خطر شرطی	
سطح اطمینان	1- α =٪90		1- α =٪95		1- α =٪99	
نوع الگوریتم	آتش بازی	ژنتیک	آتش بازی	ژنتیک	آتش بازی	ژنتیک
آزمون استقلال کریستوفرسن	3/15	4/06	1/01	1/70	2/25	2/56
توزیع کای دو با درجه آزادی یک	2/71	2/71	3/84	3/84	6/63	6/63
نتیجه آزمون	عدم تایید	عدم تایید	قبول	قبول	قبول	قبول

جدول۹- نتایج حاصل از آزمون ترکیبی

	ارزش در معرض خطر شرطی		ارزش در معرض خطر شرطی		ارزش در معرض خطر شرطی	
سطح اطمینان	1- α =٪90		1- α =٪95		1- α =٪99	
نوع الگوریتم	آتش بازی	ژنتیک	آتش بازی	ژنتیک	آتش بازی	ژنتیک
آزمون ترکیبی	5/67	6/55	4/66	5/48	8/32	8/77
توزیع کای دو با درجه آزادی دو	4/60	4/60	5/99	5/99	9/21	9/21
نتیجه آزمون	عدم تایید	عدم تایید	قبول	قبول	قبول	قبول

جدول ۱۰- نتایج پس آزمون لوپز برای دو مدل در سه سطح معنی دار

آزمون لوپز		تعداد تخطی	پس آزمون لوپز در سطح ۱۰٪	پس آزمون لوپز در سطح ۵٪	پس آزمون لوپز در سطح ۱٪	رتبه
ارزش در معرض خطر شرطی	آتش بازی	16	0/063	0/056	0/051	1
ارزش در معرض خطر شرطی	ژنتیک	24	0/115	0/109	0/104	2

۵- بحث و نتیجه گیری

در این پژوهش الگوریتم آتش بازی به عنوان الگوریتم هوشمند جدید در راستای انتخاب سبد بهینه با استفاده از ارزش در معرض خطر شرطی در مقایسه با الگوریتم های ژنتیک مورد استفاده قرار گرفت. پس از جمع آوری داده های موردنیاز پژوهش و برآورد بازده های پرتفوی پایایی سری زمانی برای استفاده از مدل ارزش در معرض خطر شرطی با استفاده از الگوریتم آتش بازی از طریق دو آزمون دیکی فولر تعمیم یافته و آزمون فیلیپس -پرون مورد سنجش قرار گرفت که نتایج دو آزمون فوق پایایی سری زمانی مدل را مورد تایید قرار داد.

در این پژوهش سعی گردید سبد بهینه سهام از طریق ارزش در معرض خطر شرطی با استفاده از دو الگوریتم آتش بازی و ژنتیک بهینه شود و با مقایسه این دو مدل بهترین روش انتخاب گردد. نتایج بدست آمده نشان می‌دهد که الگوریتم آتش بازی برای پرتفوی متشکل از ۱۷۴ سهام از بورس اوراق بهادار تهران در سطح بازدهی مشخص، مقدار تابع هدف سبد بهینه کمتری را نسبت به الگوریتم ژنتیک در هر سه سطح اطمینان ۹۰٪ ، ۹۵٪و ۹۹٪ نشان می دهد. جهت بررسی اعتبار و پیش‌آزمایی مدل ها و پاسخ به فرضیه های اول و دوم پژوهش از آزمون های کوپیک، آزمون کریستوفرسن و آزمون ترکیبی استفاده شد. که نتایج نشان داد که هر سه آزمون اعتبار مدل ها را در سطوح اطمینان۹۵٪و ۹۹٪ مورد تایید قرار داد ولی اعتبار هر دو مدل در سطح اطمینان ۹۰٪ مورد تایید قرار نگرفت. جهت سنجش و پیش بینی مدل برتر و پاسخ فرضیه سوم پژوهش، مقایسه مدل ها از طریق پس آزمون لوپز انجام شد تا رتبه مدل ها مشخص گردد و بهترین مدل جهت پیش بینی انتخاب سهام موجود در پرتفوی در بهترین حالت ممکن انتخاب شود. یافته های پژوهش نشان داد که در سطوح اطمینان۹۵٪و ۹۹٪ مدل ارزش در معرض خطر شرطی با استفاده از الگوریتم آتش بازی از اعتبار مناسب و قابل اتکایی جهت سنجش ریسک بازار برخوردار می باشد. نتایج پژوهش با تحقیقات مربوط به خالوزاده و امیری(۱۳۸۴)، در مورد تعیین سبد بهینه در بازار بورس اوراق بهادار تهران بر اساس نظریه ارزش در معرض ریسک و الگوریتم ژنتیک و همچنین رنجبری وحید و همکاران(۱۳۹۹) در مورد بهینه سازی و مدیریت فعال پابرجای سبد سرمایه گذاری با استفاده از الگوریتم کلونی زنبور عسل با استفاده از ارزش در معرض خطر شرطی در بورس اوراق بهادار تهران مطابقت دارد. در هر دو پژوهش، توانایی الگوریتم ژنتیک در بدست آوردن اوزان بهینه سبد سهام با نتایج پژوهش حاضر مطابقت دارد. نتایج پژوهش با تحقیقات مربوط به لیو و همکارانش (۲۰۱۲)، در پژوهش خود با نام انتخاب سبد سهام چند دوره‌ای فازی با معیارهای چندگانه، با استفاده از ارزش در معرض خطر و همچنین ژانگ و ژانگ (۲۰۰۹) در پژوهش خود با عنوان به کارگیری الگوریتم ژنتیک در مدل جدید سبد سهام تصادفی چند دوره‌ای مطابقت دارد و در این دو پژوهش کارایی الگوریتم ژنتیک برای حل سبد بهینه نشان داده شد. درست همانند نتایج منتشر شده پژوهش حاضر که مدل سازی الگوریتم ژنتیک با استفاده از آزمون های آماری مورد تایید قرار گرفت. نتایج پژوهش با تحقیقات مربوط به ژنگ و همکاران (۲۰۱۳) در پژوهشی با عنوان الگوریتم آتش بازی بهبود یافته و همچنین تحقیقات چنگ و همکاران (۲۰۱۹) در پژوهشی با عنوان بهینه سازی الگوریتم آتش بازی مطابقت

دارد. در این پژوهش جهت حداقل کردن مقدار تابع هدف با استفاده از معیار ارزش در معرض خطر شرطی از الگوریتم آتش بازی که الگوریتم هوشمند و جدیدی است استفاده شده که نسبتهای سهام موجود در پرتفوی با بالاترین دقت ممکن بهینه گردیده است که همین موضوع نوآوری را در پژوهش ایجاد کرده است. همچنین جهت افزایش حجم نمونه تنها محدودیت حذف نمادهای تعلیقی ماده ۱۴۱ قانون تجارت اعمال گردید. محاسبه حجم نمونه با استفاده از فرمول کوکران، حاکی از مشارکت ۶۰ درصدی نمادهای بورسی از جامعه آماری داد که این مساله به صورت دقیق تر و کارامدتر به مساله سبد بهینه می پردازد. در ادامه، حوزه های زیر برای تحقیقات آتی به محققین پیشنهاد می گردد:

۱- انتخاب سبد بهینه با در نظر گرفتن دیگر جوامع آماری نظیر فرابورس و یا به تفکیک صنعت. ۲- انتخاب سبد بهینه سهام های کامودیتی محور با توجه به روند شاخص کل و شاخص هم وزن. ۳- افزودن اهداف جدیدی به سبد بهینه همچون ارزش بازار و .. علاوه بر ریسک و بازده. ۴- انتخاب سبد بهینه با استفاده از بهبود الگوریتم آتش بازی و اضافه نمودن محدودیت هایی همچون حذف سهام هایی که نسبت P/E پایین تری از متوسط گروه دارند.

فهرست منابع

* بیات ع و اسدی ل. (۱۳۹۶). بهینه سازی پرتفوی سهام : سودمندی الگوریتم پرندگان و مدل مارکویتز. مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، (۳۲)،۸۵-63.
* پاک مرام ع، بحری ثالث ج و ولی زاده م.(۱۳۹۶). انتخاب و بهینه سازی سبد سهام با استفاده از الگوریتم ژنتیک، با بهره گیری از مدل میانگین-نیمه واریانس مارکویتز. مهندسی مالی و اوراق بهادار. ۸ شماره ۳۱(۸)، ۴۲-۱۹.
* جمشیدی عینی ع، خالوزاده ح. (۱۳۹۵). بررسی روش های هوشمند در حل مسئله سبد سهام مقید در بازار سهام تهران. دانش مالی تحلیل اوراق بهادار,(31)9 , ۹۶-۸۵.
* رجبی، م و خالوزاده، ح.(۱۳۹۳). بهینه‌سازی و مقایسه سبد سهام در بورس اوراق بهادار تهران با بهرهمندی از الگوریتم‌های بهینه‌سازی تکاملی چندهدفه . تحقیقات مالی. شماره ۲(۱۶)، ۲۷۰-۲۵۳.
* رنجبری وحید م ح، صادقی شریف ج، عیوض لو ر، مهرآرا م.(۱۳۹۹). بررسی بهینه سازی و مدیریت فعال پابرجای سبد سرمایه‌گذاری با استفاده از الگوریتم کلونی زنبور عسل در بورس اوراق بهادار تهران . مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار،(۴۳)۳۲۳،۱۱-۳۱۳.
* شرکت ماتریس تحلیلگران سیستم های پیچیده. (۱۳۸۸). ریسک بازار. چاپ اول: انتشارات آتی نگر.
* صادقی ح و شمس م. (۱۳۹۳). محاسبه ارزش در معرض ریسک بر اساس تقریب کورنیش فیشر از توزیع نرمال (مطالعه ای در نهاد های مالی بازار بورس اوراق بهادار تهران). فصلنامه علمی پژوهشی مدیریت دارایی و تامین مالی، سال دوم، شماره ۴(۴)، 1-20/0
* فلاح پور، س. رضوانی، ف و رحیمی، م ر. (1394). برآورد ارزش در معرض خطر ریسک شرطی (CVaR) با استفاده از مدلهای ناهمسانی واریانس شرطی متقارن و نامتقارن در بازار طلا و نفت، فصلنامه علمی پژوهشی دانش مالی تحلیل اوراق بهادار ، سال هشتم، شماره بیست و ششم، ۱-۱۸.
* فلاح پور س و باغبان م. (۱۳۹۳). استفاده از کاپیولا Cvar – در بهینه سازی سبد سرمایه گذاری و مقایسه تطبیقی آن با روش Mean – CVaR. فصلنامه پژوهشها و سیاست های اقتصادی، شماره ۷۲(۲۲)،: ۱۷۲-۱۵۵.
* قهطرانی، ع ل و نجفی، الف ع. (۱۳۹۳). بهینه سازی استوار سبد مالی با استفاده از رویکرد ارزش در معرض خطر شرطی موزون، مهندسی صنایع و مدیریت شریف، دوره۱-۳۰،شماره۱۰/۲، ۱-۳.
* نبوی چاشمی س ع، معماریان ع، شعبانی ورنامی م و احمدپور ترکی م.۱۳۹۲. انتخاب و بهینه سازی پرتفوی با تأکید بر ارزش در معرض خطر با استفاده از تکنیک شبیه سازی مونت کارلو(مورد کاوی :سهام شرکت های خودرویی پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران)، اولین کنفرانس ملی حسابداری و مدیریت، شیراز، موسسه بین المللی آموزشی و پژوهشی خوارزمی.
* Chang T, Meade N, Beasley J E, et al. 2000. Heuristics for cardinality constrained portfolio optimisation[J]. Computers & Operations Research., 27(13): 1271-1302.
* Chang, T. J., Yang, S. C., & Chang, K. J. (2009). Portfolio optimization problems in different risk measures using genetic algorithm. Expert Systems with Applications, 36(7), 10529-10537.
* Cheng R., Bai Y., Zhao Y., Tan X., & Xu T. (2019). Improved fireworks algorithm with information exchange for function optimization. Knowledge-Based Systems(163), 82-90/0
* Chang T, Meade N, Beasley J E, et al. 2000/0 Heuristics for cardinality constrained portfolio optimisation[J]. Computers & Operations Research., 27(13): 1271-1302.

* Gordan A & Baptisa A. 2002. Economic Implication of Using Mean-VaR Model for Portfolio Selection. Economic Dynamics & Control, 7: 159-193.
* Liu, Y.J., Zhang, W.G. and Xu, W.J. (2012). Fuzzy multi-period portfolio selection optimization models using multiple criteria. Automatica, 48 (12), pp. 3042-3053.
* Tan Y., & Zhu Y. (2010). Fireworks algorithm for optimization[M]. Advances in Swarm Intelligence,
* Zheng S, Janecek A, Tan Y. Enhanced fireworks algorithm[Z]. IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC), 2013: 2069-2077.

Journal of Financial Knowledge of Securities Analysis
Vol. 14 / No. 51 , Autumn 2021

Abstract

Comparative Analysis of Stock Portfolio Optimization in Fireworks and Genetic Algorithms Using Conditional Value at Risk

Ali Asghar Shahriari[1]
Saeed Daei-Karimzadeh[2]
Reza Behmanesh[3]

Abstract

Devaluation of assets in the future is one of the most important investment concerns that has led investors to choose the set of assets that have the lowest risk and highest return. The present study deals with the problem of stock portfolio optimization according to the Conditional Value at Risk based on the new and intelligent fireworks algorithm and compares it with genetic algorithm with the historical simulation method using MATLAB software. The parameters of meta-heuristic algorithms were adjusted by Taguchi method using MINITAB software. Not suspended, used. For reliability of the study, generalized Dickey-Fuller test and Phillips-Prone test were used. To evaluate the accuracy of the Conditional Value at Risk model, the kupiec proportion of failure test, Christoffersen independence test and Conditional coverage test are used. A comparison was also made between the models by Lopez test. Findings showed that at %95 and %99 confidence levels, the conditional risk value model using the fireworks algorithm has a suitable and reliable validity for measuring market risk and optimizing the stock portfolio.

Keywords: Optimal Portfolio, Conditional Value at Risk, Fireworks Algorithm, Genetic Algorithm.

1- Department of Management , Isfahan (Khorasgan) Branch, Islamic Azad University, Isfahan, Iran
ali.asghar2008@yahoo.com
2- Associate Professor, Department of Economics, Isfahan (Khorasgan) Branch, Islamic Azad University, Isfahan, Iran (Corresponding Author). saeedkarimzade@yahoo.com
3- Assistant Professor of Department of Industrial Engineering, Naghshejahan Higher Education Institute, Isfahan, Iran
rezaehs@yahoo.com