مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار
شماره هجدهم / بهار ۱۳۹۳

بهینه سازی سبد سرمایه گذاری بر اساس ارزش در معرض ریسک با استفاده از الگوریتم کلونی مورچگان

غلامرضا اسلامی بیدگلی[۱]
احسان طیبی ثانی[۲]

تاریخ دریافت: ۹۲/۲/۱۲ تاریخ پذیرش: ۹۲/۸/۱۸

چکیده

تحقیق حاضر یک الگوریتم ابتکاری را برای حل مسأله محدود بهینه سازی سبد سهام با توجه به ارزش در معرض ریسک (VaR) به عنوان معیار ریسک و با استفاده از الگوریتم ترکیبی مورچگان و ژنتیک ارائه می دهد. در این تحقیق نشان داده خواهد شد که الگوریتم ترکیبی پیشنهادی قادر است مساله بهینه سازی سبد سهام را با توجه به معیار ارزش در معرض ریسک (VaR) با در نظرگرفتن محدودیت عدد صحیح برای تعداد سهام موجود در سبد سهام حل نماید. به منظور نشان دادن کارایی الگوریتم، از الگوریتم پیشنهادی در جهت بهینه سازی سبد سهامی از شاخص های صنایع موجود در بورس اوراق بهادار تهران استفاده گردیده است. نتایج حاصل از بکارگیری الگوریتم حاکی از آن است که الگوریتم ترکیبی درتمامی حالت های مورد بررسی در این تحقیق نتایجی بهتر از نتایج بدست آمده توسط الگوریتم ژنتیک به تنهایی بدست می آورد.

واژه‌های کلیدی: ارزش در معرض ریسک (VaR)، الگوریتم های فرابتکاری (Meta Heuristic Algorithm)، الگوریتم مورچگان (Ant Colony optimization) ، الگوریتم ژنتیک (Genetic Algorithm).

۱- دانشیار دانشکده مدیریت دانشگاه تهران
۲- دانشجوی دکتری دانشگاه تهران

Archive of SID
www.SID.ir

۱- مقدمه

مدل میانگین- واریانس که توسط مارکویتز ارائه گردید، یکی از مدل هایی است که به طور گسترده در مسئله انتخاب سبد سهام مورد استفاده قرار می گیرد. باید توجه داشت که هرچند این مدل از لحاظ نظری با روش برنامه ریزی ریاضی قابل حل است اما در عمل مشکلاتی در این زمینه وجود دارد. اولا، محدودیتهایی که در دنیای واقعی وجود دارد، در مدل مارکویتز در نظر گرفته نشده است. همانند محدودیت تعداد سهام ثابت در پرتفوی[۱]، هزینه های معاملاتی[۲]، معامله سهام در دسته های ثابت[۳]، و ... . متأسفانه اکثر این محدودیتهای از توابع غیر خطی پیروی می کنند که مدل را برای حل، دچار مشکل می نمایند.

از طرف دیگر فرض نرمال بودن تابع توزیع بازده دارایی ها فرض قابل قبولی نیست. مطالعات فاما[۴] (Fama ,1965) نشان دادند که احتمال اینکه بازده دارایی های منفرد مقادیر بالایی به خود بگیرند، بیشتر از چیزی است که توسط توزیع نرمال پیش بینی می شود. در واقع از نظر آماری تابع توزیع احتمال بازده ها دارای leptokurtosis است که به این پدیده در مالی "Fat-tail" گویند. از اینرو مناسب بودن واریانس به عنوان معیار ریسک مورد تردید است. معیارهای مختلفی برای ریسک مطرح شده است و زمانی که تابع توزیع بازده متقارن نباشد، بسیاری از آنها کارایی بهتری در اندازه گیری ریسک نسبت به واریانس دارند .

در بازار سرمایه کشور، ضرورت ایجاد انواع ابزارها و نهادهای مالی جدید برای پوشش سلایق مختلف سرمایه گذاری به شدت احساس می شود. از طرف دیگر از آنجا که ارزش در معرض ریسک (VaR) بعنوان پرکاربرد ترین معیار ریسک نامطلوب در حوزه مالی مطرح است پس برای سرمایه گذاری که ریسک خود را براساس ارزش در معرض ریسک (VaR) اندازه گیری می کند بسیار ضروری است که مدل انتخاب سبد سرمایه گذاری خود را نیز براساس آن تنظیم کند . زیرا نتایج پژوهش های قبلی نشان می دهدکه مرز کارا با در نظر گرفتن ارزش در معرض ریسک (VaR) در صورت محاسبه آن از طریق روش شبیه سازی به عنوان معیار ریسک متفاوت از مرز کارای مدل میانگین- واریانس مارکویتز است. در حالیکه روش های اندازه گیری ارزش در معرض ریسک (VaR) از مدت زمانی قبل توسعه یافته اند، مدلهای انتخاب پرتفوی بهینه توسط ارزش در معرض ریسک (VaR) اخیرا مورد توجه بسیار قرار گرفته است.

روش شبیه سازی تاریخی از مهم ترین روش های محاسبه ارزش در معرض ریسک (VaR) می باشد. این روش دارای سرعت و دقت قابل قبولی است. در صورت محاسبه ارزش در معرض ریسک (VaR) از این روش، دیگر در تمام نقاط بهینه محلی مشتق پذیر نیست که این مسئله بدین معنی است که تکنیک های بهینه سازی معمولی غیر خطی برای حداقل سازی چنین تابعی دچار مشکل

Archive of SID

www.SID.ir

خواهند شد زیرا این گونه روش ها نیاز به مشتق تابع هدف دارند. از این رو جهت اندازه گیری ارزش در معرض ریسک (VaR) بدلیل مشکلات بیان شده در بالا برای بهینه سازی ارزش در معرض ریسک (VaR) از الگوریتم ترکیبی مورچگان و ژنتیک که جزو الگوریتم های فرابتکاری برای حل مسائل بهینه سازی ترکیبی و سخت هستند، استفاده می شود.

فرضیه اصلی این پژوهش الگوریتم ترکیبی مورچگان و ژنتیک نسبت به الگوریتم ژنتیک در بهینه سازی مدل Mean-VaR بهتر عمل می نماید.

۲- مبانی نظری و پیشینه پژوهش

در مقاله (Gilli & Kellezi, 2001) ضمن اشاره به عدم وجود راه حل بهینه برای بهینه سازی پرتفوی در چارچوب Mean-VaR ، سعی شده است با استفاده از الگوریتم فراابتکاری Threshold Accepting(TA) این مسأله حل گردد .در آن مقاله به جای واریانس از دو معیار VaR و CVaR استفاده شده است .و دو مدل برنامه ریزی ریاضی برای هرکدام از این معیارها طراحی گشته است .به این دو مدل محدودیتهای دیگری همانند تعداد دارایی های مجاز پرتفوی و همچنین حداکثر و حداقل هر دارایی در پرتفوی هم اضافه گشته است .در نهایت ازآنجا که مدلهای فوق با الگوریتم های بهینه ریاضی قابل حل نبوده اند، از الگوریتم ابتکاری TA برای حل آنها استفاده شده است .در مقاله (Puelz,1998) سعی شده است از VaR به عنوان یک فیلتر در بهینه سازی پرتفوی استفاده شود . بدین معنی که ابتدا از روش های معمول بهینه سازی پرتفوی همانند روش Mean-Variance مارکویتز استفاده شده است و مرز کارا بدست می آید .سپس تمام مرز کارا جستجو شده و پرتفوی بهینه ای که بتواند VaRموردنظر سرمایه گذار را داشته باشد، تعیین گردیده است .همچنین این مقاله به طورعملی نشان داده است که چنانچه بهینه سازی پرتفوی بر مبنای VaR باشد، پرتفوی حاصل دارای ریسک بیشتری نسبت به زمانی است که مبنای ریسک در بهینه سازی معیار CVaR بوده است .مقاله (Larsen et al, 2002) به ارائه دوالگوریتم ابتکاری برای بهینه سازی VaR اختصاص یافته است .در این مقاله، بهینه سازی VaR برمبنای حداقل کردن معیار هم خانواده آن یعنی CVaR که در واقع حد بالایی برای VaR است، بنابراین حداقل سازیCVaR مطمئنا باعث کم شدن VaR می شود .در چهارچوب دو الگوریتم توسعه داده شده است .این الگوریتم ها برای حداقل سازی ریسک اعتباری پرتفوی اوراق قرضه بکار رفته اند .از آنجاکه تابع VaR بسیار نامنظم است نقاط اکسترموم فراوانی دارد، مقاله (Gaivoronski & Pflug, 2000) سعی کرده است با استفاده از هموارسازی[۵] ، پیچیدگی های تابع را کم کند .روش SVaR ابداع شده در این مقاله برای حداقل سازی VaR بر بدست آوردن تقریبی از VaR تاریخی با استفاده از فیلتر کردن برخی نوسانات محلی

Archive of SID

www.SID.ir

بنا شده است .در مقاله فوق، سعی شده است تابع VaR به دو جزء شکسته شود .جزء اول بخشی از تابع است که رفتار مناسبی دارد و جزء دوم که دارای رفتار کاملا نامنظم است .با الگوریتم ابداعی در این مقاله، سعی شده است جزء نامنظم تابع حذف گردد .درنهایت و پس از حذف نوسانات، جزء باقیمانده قابل بهینه کردن بوسیله الگوریتم های بهینه سازی غیر خطی است .رحمتی اقدام به بهینه سازی پرتفوی ارزی بانک تجارت بر اساس مدل Mean-VaR صورت گرفته است .از آنجا که برای محاسبه ارزش در معرض ریسک از روش شبیه سازی تاریخی استفاده شده است و چون تابع VaR بدست آمده از این روش محدب نمی باشد و دارای نقاط اکسترموم فراوانی است پس یک مسئله بهینه سازی سخت می باشد که برای حل آن از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است .اعتبار مدل این تحقیق بوسیله راه حل شمارش کامل و مقاسیه پاسخ های آن با پاسخ های بدست آمده از طریق الگوریتم ژنتیک بررسی شده است (رحمتی،۱۳۸۷). در بهینه سازی و بررسی اثرتنوع بر عملکرد پرتفوی با استفاده از الگوریتم مورچگان به حل مساله بهینه سازی پرتفوی با محدودیت های کاردینال با استفاده از الگوریتم مورچگان پرداخته شده است .نتایج تحقیق نشان می دهد که مطابق نظر برخی از اندیشمندان مالی، می توان پرتفوی کوچکی از دارایی ها را تشکیل داد که عملکردی به خوبی پرتفوی های بسیار متنوع داشته باشند .به علاوه نتایج تحقیق نشان دهنده نزولی بودن مشارکت نهایی سهام اضافی در تنوع پرتفوی می باشد به این معنی که بعد از رسیدن به حدی معین، افزودن سهام جدید تاثیر چندانی در تنوع پرتفوی و افزایش عملکرد تعدیل شده بر حسب ریسک آن ندارد. (اسلامی بیدگلی، وافی ثانی، باجلان، علیزاده،۱۳۸۸).

۳- انتخاب مدل برای بهینه سازی سبد سهام بر مبنای ارزش در معرض ریسک (VaR) :

همانطور که گفته شد هدف اصلی در این تحقیق، بهینه سازی سبد سهام با وجود معیار برآورد ریسک VaR است بطوریکه سبد سهام بهینه Mean-VaR بدست آید. لذا انتخاب روشی که بتواند حداکثر سازی بازده و حداقل سازی ریسک را با هم در نظر بگیرد و این دو هدف با هم در تضاد را در یک مدل گنجانده و سرمایه گذار را به سمت اهداف بهینه هدایت نماید، مهم و ضروری به نظر می رسد.

در این تحقیق ما فرض می کنیم که سرمایه گذاران می توانند از بین N صنعت موجود در بازار بورس، پرتفوی خود را انتخاب کنند و همجنین آنها خواهان کمینه سازی VaR پرتفوی خود بر سطح معینی از بازده می باشند

در صورتیکه بازاری شامل N صنعت باشد و بتوان حداکثر k تای آنها را جهت سرمایه گذاری در پرتفوی خود انتخاب نمود، مسأله بهینه سازی پرتفوی را می توان به صورت زیر نوشت :

Archive of SID

www.SID.ir

$$Min\ VaR_p$$
$$Subject\ to:$$
$$R_p = \sum_{i=1}^{k} x_i r_i \geq R_C$$
$$\sum_{i=1}^{k} x_i = 1\ and \begin{cases} x_i > 0 & \forall i \in p \\ x_i = 0 & \forall i \notin p \end{cases}$$
$$|p| = k$$

VaR_p: ارزش در معرض ریسک پرتفوی

R_p : بازده پرتفوی سهام

R_C : سطح حداقل بازده مورد نیاز

x_i : وزن هر سهم در پرتفوی

r_i : بازده هر سهم

$|p|$: تعداد سهام موجود در پرتفوی

اندازه چنین مساله ایی با افزایش تعداد دارایی ها به سرعت روبه افزایش می نهد. به عنوان مثال چنانچه هدف انتخاب ۱۰ دارایی از بین ۱۰۰ دارایی باشد و وزن دارایی ها فرض شود که بتواند صرفا به صورت مضربی از ۱٪ تغییر نماید، مساله دارای $\binom{100}{10} \times 10^{10}$ حالت ممکن می گردد. با فرض اینکه پردازنده کامپیوتر قادر باشد که یک میلیون محاسبه را در یک ثانیه انجام دهد، برای پردازش این تعداد حالت ممکن به 1.32×10^{11} سال لازم است، یعنی چیزی در حدود ۱۰ برابر عمر جهان هستی. در صورتیکه فرض گردد تعداد دارایی ها یی که می بایست در پرتفوی وارد شوند از ۱۰ به ۱۱ عدد افزایش یابد و وزن دارایی ها بتواند بصورت مضربی از ۵٪ تغییر کند این زمان به بیش از ۲۳۳ برابر عمر عالم هستی افزایش خواهد یافت (Maringer,2001). برای حل چنین مساله ای معمولا از یک سری قواعد سرانگشتی(بر پایه ویژگی های معینی از دارایی ها) و یا کاهش فضای مساله از طریق تقسیم کردن آن به چندین زیر مجموعه و انتخاب بهترین ها در هر زیرمجموعه استفاده می شود (Farrell, 1997). از آنجاکه هیچ یک از این روش ها واقعا ترکیب های غیر بهینه را حذف نمی کنند گرایش دارند که در عوض انتخاب پرتفوی بهینه محلی را پیدا کنند. یک روش جایگزین جهت حل چنین مسائلی استفاده از الگوریتم های فراابتکاری می باشد که بر اساس آنها بخش عمده ای از فضای جواب های ممکن حذف نمی شود. الگوریتمی که در این تحقیق مورد استفاده قرار می گیرد ریشه در علم زیست شناسی دارد و به الگوریتم مورچگان مشهور است (اسلامی بیدگلی، وافی ثانی، باجلان، علیزاده، ۱۳۸۸).

Archive of SID

www.SID.ir

۴- تعیین مدل تخمین زننده VaR :

به منظور بررسی بهینه سازی VaR با استفاده از روش های شبیه سازی، می توان از هر دو روش شبیه سازی تاریخی و مونت کارلو استفاده کرد. مبنای هر دو روش فوق مبتنی بر تولید سناریوهای مختلف برای بازده پرتفوی در آینده و محاسبه بدترین ضرر با اطمینان $\alpha\%$ در سناریوهای تولیدی است. ولیکن شبیه سازی تاریخی از سناریوهای واقعی گذشته برای این منظور استفاده می کند و شبیه سازی مونت کارلو از سناریوهای فرضی که از یک فرایند تصادفی تولید می شوند بهره می برد.

در این تحقیق هر زمان که نیاز به استفاده از روش شبیه سازی باشد، از شبیه سازی تاریخی استفاده شده است. این انتخاب به سه دلیل صورت گرفته است :

- اجرای شبیه سازی تاریخی بسیار ساده تر از مونت کارلو می باشد. مقالات و پژوهش های زیادی به بررسی و اندازه گیری VaR پرداخته اند و از آنجاکه در تخمین VaR دقت مدل تخمین زننده بسیار مهم است، از هر دو روش تاریخی و مونت کارلو استفاده کرده اند. و لیکن تمرکز اصلی این تحقیق بر بهینه سازی VaR قرار دارد. از این جهت از پیچیده کردن روش اندازه گیری خود داری شده.
- در عمل بسیاری از بانکها و موسسات مالی در دنیا از شبیه سازی تاریخی استفاده می کنند که دلیل این امر سرعت زیاد و سادگی پیاده سازی آن بر روی پرتفوی های بسیار پیچیده و دقت قابل قبول آن است.
- از نظر بهینه سازی خواص شبیه سازی تاریخی و مونت کارلو شبیه هم هستند . هر دو دارای تابع غیر محدب و نامنظم هستندکه بهینه سازی آنها با اشتفاده از روش های بهینه سازی معمول بسیار دشوار است(رحمتی ۱۳۸۷).

۴-۱- تعیین پارامترهای مدل تخمین VaR :

برای اجرای یک شبیه سازی تاریخی برای تخمین VaR ، ابتدا داده های سری زمانی را برای هر یک عامل های ریسک بازار بدست می آوریم همانگونه این کار را برای محاسبه VaR از طریق روش پارامتریک (واریانس – کواریانس) انجام می دادیم . لیکن همانطورکه گفته شد، انتخاب پارامترها برای تخمین VaR زمانیکه صحت مدل را از طریق آزمون بازخور[۶] بررسی می شود اختیاری نمی باشد. مستقل از روش تخمین VaR در تمام آنها باید سه پارامتر مهم زیر را از پیش تعیین کرد. تعیین درست این سه پارامتر بسیار مهم و حیاتی است و تاثیر مستقیم بر دقت مدل تخمین زننده دارند.

Archive of SID

www.SID.ir

- **دوره مشاهده :**

دوره مشاهده، بیانگر دوره زمانی از گذشته است که با استفاده از داده های آن ، به تخمین پارامترهای مدل دست می زنیم. طول دوره مشاهده در تخمین VaR بسیار مهم است. انتخاب طول دوره مشاهده، به داده های در دسترس وابسته است. کمیته بازل، دوره مشاهده ۲۵۰ روز کاری را برای مشاهدات روزانه پشنهاد کرده است. که در این تحقیق نیز دوره مشاهده ۲۵۰ روز برای تخمین استفاده شده است. چنانچه طول دوره مشاهده بیش از حد کوتاه انتخاب شود، باعث کاهش دقت مدل شود. دوره مشاهده بیش از حد بلند و 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 برگشت است در این پژوهش طول دوره مشاهده ۲۵۰ روز کاری در نظرگرفته شده است. این انتخاب بر مبنای آزمونهای برگشت با طول دروه مشاهدهای مختلف و در نظر گرفتن داده های در دسترس صورت گرفته است.

- **دوره نگهداری :**

دوره نگهداری مورد استفاده در این پژوهش یک روز می باشد. بدین معنی که در تخمین VaR از بازده های روزانه استفاده شده است .

- **فاصله اطمینان :**

انتخاب فاصله اطمینان به سیاست های مدیریت ریسک سازمان یا بانک مربوطه بستگی دارد. برای ایجاد یک مدل با اعتبار خوب باید سطوح اطمینان پایین استفاده شود، طبق (Jorion,2001) سطح اطمینان ۹۵٪ برای انجام آزمون بازخور مناسب می باشد. با این روش امکان مشاهده تعداد کافی تخطی از VaR برای یک دوره یکساله خواهد بود. بهر حال داشتن سطح اطمینان های متفاوت در آزمون بازخور فرایند این آزمون را اثربخش تر می نماید. در این پژوهش از سطوح اصمینان ۹۵٪ و ۹۹٪ استفاده شده است.

۴-۲- بررسی صحت مدلهای تخمین زننده VaR :

صحت مدلها از طریق آزمون بر گشت سنجیده می شود. برای این منظور از دو آزمون پوشش غیر شرطی[۷] وآزمون استقلال[۸] استفاده شده است طبیعتا مدلی مناسب است که بتواند هر دو آزمون آزمون فوق را با موفقیت بگذاراند.

Archive of SID

www.SID.ir

- **ویژگی پوشش غیر شرطی**[۹]:

احتمال رخداد ضرر بیش از VaR گزارش شده، $\mathrm{Var}_t(\alpha)$، باید دقیقاً برابر $\alpha \times 100\%$ باشد (به عبارت دیگر $\Pr(I_{t+1}(\alpha)) = 1) = \alpha$) اگر ضررهای بیش VaR باتکراری بیش از $\alpha \times 100\%$ دفعات، مشاهده شوند، می تواند نشانه این باشد که معیار VaR به طور سیستماتیک ریسک واقعی پورتفوی راکمتر از مقدار واقعی تخمین می زند. حالت مخالف هم، یعنی زمانی که تعداد تخطی ها کمتر از مقدار پیش بینی شده باشد، بیانگر محافظه کار بودن مدل تعیین ریسک و بیش از حد تخمین زدن آن باشد .

- **ویژگی استقلال**[۱۰]:

ویژگی پوشش غیر شرطی، محدودیت برای تعداد دفعات مشاهده استثناء قائل می شد، ولی ویژگی استقلال محدودیتی قویتر درمورد اینکه این استثنائات چگونه باید اتفاق بیافتند، قرار می دهد به طور خاص، هر دو جزء از توالی ضربه $(I_{t-j}(\alpha), I_{t+k}(\alpha))$ باید از یکدیگر مستقل باشند. این مسئله را می توان بدین گونه بیان نمود که سابقه استثنائات $\{\ldots, I_{t-1}(\alpha), I_t(\alpha)\}$ نباید هیچ گونه اطلاعاتی درمورد اینکه یک تخطی دیگر $I_{t+1}(\alpha) = 1$، رخ خواهد داد، بدهد.

۴-۳-آزمون برگشت برای پرتفوی متشکل از ۱۰ دارایی :

همانطورکه قبلا اشاره شد در این پژوهش هدف بهینه سازی پرتفوی متشکل از ۱۰ دارایی با استفاده از مدل Mean-VaR می باشد. ارزش شاخص ۱۰ صنعت از بین صنایع موجود در بورس که به صورت نمونه تصادفی اتخاب شده اند در ۳ سال اخیر از سایت بورس اوراق بهادار تهران استخراج شده است. این قیمت ها از تاریخ ۱۳۸۷/۰۳/۰۴ الی ۱۳۹۰/۰۵/۳۰ می باشند. در این بازه تاریخی ۸۰۰ قیمت وجود دراد که منجربه ۷۹۹ بازده روزانه برای صنایع می شود.

به منظور تشکیل پرتفوی، باید وزن هر کدام از شاخص ها درون پرتفوی مشخص گردد. که وزن هر شاخص صنعت در پرتفوی را متناسب با ارزش آن صنعت در روزی که VaR برای آن محاسبه شده است در نظر می گیریم.

برای این مدل ۲ حالت آزمون برگشت در نظر گرفته شده است که در جدول ۳-۱ مشاهده می کنید.

Archive of SID

www.SID.ir

جدول ۳-۱- آزمون

سطح اطمینان	دروه مشاهده
٪۹۵	۲۵۰
٪۹۹	۲۵۰
٪۹۵	۴۰۰
٪۹۹	۴۰۰

جدول ۳-۲- اوزان ۱۰ شاخص برتر

شاخص	وزن
فلزات اساسی	٪۱۱,۴۸
فرآوردهای نفتی	٪۱,۹۹
محصولات غذایی و آشامیدنی به جز قند وشکر	٪۱,۵۶
محصولات شیمیایی	٪۱,۶۱
سیمان، گچ و آهن	٪۰,۷۶
سرمایه گذاریها	٪۰,۳۸
سایر واسطه گریهای مالی	٪۱,۱۹
رایانه و فعالیت های وابسته به آن	٪۱,۱۲
مواد و محصولات دارویی	٪۶۳,۰۹
خودرو و ساخت قطعات	٪۱۶,۸۱

در جدول صفحه بعد نتیجه اجرای هر دو آزمون پوشش غیر شرطی و آزمون استقلال را بر روی مدلهای در نظر گرفته شده مشاهده می کنید.

همانطورکه مشاهده می کنید مدل شبیه سازی تاریخی برای دوره مشاهد ۴۰۰ روز با در هر دو فاصله اطمینان ۹۵٪ و ۹۹٪ پذیرفته نمی شود دلیل این امر این است که بدلیل زیاد بودن داده های تاریخی که برای تخمین VaR استفاده می شوند، میزان اثر گذاری داده های جدید کمتر شده و مدل به کندی تغییر در ریسک را گزارش می دهد. در (Pritsker,2001) این پدیده در هنگام استفاده از شبیه سازی تاریخی در سایر بورس ها و پرتفوی ها هم تجربه شده است و به عنوان مهم ترین ضعف شبیه سازی تاریخی شناخته می شود. برای رفع این مشکل از روش شبیه سازی تاریخی فیلتر شده[11] پیشنهاد شده که بررسی آن خارج از بحث این پژوهش است.

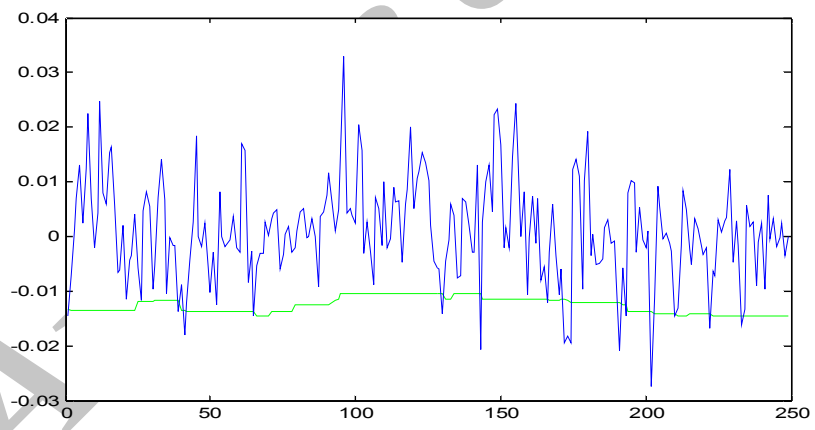
Archive of SID

www.SID.ir

جدول ۳-۳- آزمون

سطح اطمینان	دروه مشاهده	کای-مربع	آزمون پوشش غیر شرطی	نتیجه	آزمون استقلال	نتیجه
٪۹۵	۲۵۰	۳,۸۴۱۰	۰,۹۸۱۳	پذیرفته می شود	۰,۹۹۴۵	پذیرفته می شود
٪۹۹	۲۵۰	۶,۶۳۵۰	۰,۱۰۴۴	پذیرفته می شود	۰,۰۳۲۵	پذیرفته می شود
٪۹۵	۴۰۰	۳,۸۴۱۰	۱۸,۲۸۰۵	نمی توان پذیرفت	۱,۸۱۵۲	پذیرفته می شود
٪۹۹	۴۰۰	۶,۶۳۵۰	۷,۱۰۴۴	نمی توان پذیرفت	۰,۰۲۰۲	پذیرفته می شود

تعداد تخطی ها از VaR با در نظرگرفتن فاصله اطمینان ۹۵٪ و دوره مشاهده ۴۰۰ روز در مدل شبیه سازی تاریخی ۱۴ عدد از میان ۳۹۹ آزمون برگشت منفرد بوده است ولیکن مقداری که توسط فاصله اطمینان پیش بینی می شود $0.05 \times 400 = 20$ که این نشان دهنده این است که دوره مشاهده ۴۰۰ روز باعث می شود مدل تاریخی طراحی شده، ریسک را بیشتر از حد واقعی تخمین بزند و اصطلاحا بیش از حد محافظه کارانه باشد.



نمودار ۳-۱- منحنی VaR های تخمینی در مقابل نوسان واقعی بازده

شکل بالا نشان دهنده VaR محاسبه شده در آزمون برگشت برای ۲۵۰ روز در کنار بازده واقعی در این ۲۵۰ روز می باشد. که در جاهایی که منحنی بازده از روی منحنی VaR عبور کرده است نشان دهنده تخطی های صورت گرفته در آزمون برگشت انجام شده می باشد. خط آبی رنگ نشان

www.SID.ir

دهنده بازده های واقعی در طول دوره و خط سبز رنگ نشان دهنده VaR های تخمینی برای این ۲۵۰ روز می باشد.

جدول ۳-۴- خصوصیات شاخص های استفاده شده

ردیف	شاخص	میانگین بازده	انحراف معیار	چولگی	کشیدگی
۱	فلزات اساسی	۰,۰۰۲۲	۰,۰۱۳۵	۰,۰۸۶۵	۳,۹۹۵۷
۲	خودرو و ساخت قطعات	۰,۰۰۱۱	۰,۰۱۷۲	۰,۲۴۸۹	۲,۷۰۴۳
۳	قند وشکر	۰,۰۰۲۲	۰,۰۰۹	۳,۰۹۹۱	۲۴,۳۶۰۲
۴	چند رشته ایی صنعتی	۰,۰۰۲۷	۰,۰۱۳۱	۰,۳۷۱۵	۳,۹۵۷۳
۵	مواد و محصولات دارویی	۰,۰۰۱۳	۰,۰۰۴۹	۲,۷۷۰۱	۱۸,۵۲۷۶
۶	کاشی و سرامیک	۰,۰۰۰۵	۰,۰۰۵۸	۰,۶۸۲۳	۴,۵۷۷۶
۷	سیمان، گچ و آهن	۰,۰۰۰۶	۰,۰۰۴۹	۱,۰۸۳۶	۵,۰۱۰۴
۸	محصولات شیمیایی	۰,۰۰۲	۰,۰۰۹۵	۱,۲۰۳۷	۱۰,۹۶۸۸
۹	خدمات فنی و مهندسی	-۰,۰۰۰۶	۰,۰۱۸۸	۰,۲۱۸۸	۲,۶۸۱۴
۱۰	انبوه سازی، املاک و مستغلات	۰,۰۰۱۲	۰,۰۰۸۹	۰,۲۲۷۸	۴,۸۲۴۷
۱۱	رایانه و فعالیت های وابسته به آن	۰,۰۰۲۵	۰,۰۱۹۸	۰,۴۴۶۴	۴,۵۲۳۴
۱۲	استخراج ذغال سنگ	۰,۰۰۳۵	۰,۰۲۲۶	۰,۵۵۶۸	۳,۹۸۶۴
۱۳	استخراج نفت،گاز و خدمات جنبی جز اکتشافات	۰,۰۰۰۱	۰,۰۲۱۴	۰,۳۲۴۳	۳,۱۳۴۹
۱۴	استخراج کانیهای فلزی	۰,۰۰۱۸	۰,۰۱۵۷	۱,۲۰۷۳	۸,۱۵۹۹
۱۵	استخراج سایر معادن	۰,۰۰۰۷	۰,۰۰۸۵	۱,۴۶۲۱	۱۷,۴۱۹۶
۱۶	محصولات کاغذی	۰,۰۰۰۴	۰,۰۰۸۶	-۰,۲۸۲۸	۷,۶۴۵۸
۱۷	انتشار ، چاپ و تکثیر	۰,۰۰۱۵	۰,۰۱۵۴	-۱,۵۵۵۱	۱۹,۸۷۵۷
۱۸	فرآوردهای نفتی	۰,۰۰۰۳	۰,۰۱۱۱	۰,۹۳۸۸	۷,۷۵۳۴
۱۹	لاستیک و پلاستیک	-۰,۰۰۰۲	۰,۰۰۹۲	-۶,۸۰۴۵	۸۷,۷۰۵۶
۲۰	ساخت محصولات فلزی	-۰,۰۰۰۳	۰,۰۱۶۴	۰,۱۴۵۴	۱,۹۶۰۱
۲۱	ماشین آلات و تجهیزات	-۰,۰۰۰۱	۰,۰۰۶۷	۰,۳۱۹۴	۸,۰۹۸۴
۲۲	ماشین آلات و دستگاههای برقی	۰,۰۰۲۵	۰,۰۲۸۳	۰,۱۲۴۵	۱۲۳,۱۹۸۴
۲۳	ساخت دستگاه ها و وسایل ارتباطی	-۰,۰۰۲۳	۰,۰۱۶۷	-۰,۸۵۶۹	۶,۶۱۴۷
۲۴	محصولات غذایی و آشامیدنی به جز قند وشکر	۰,۰۰۱۱	۰,۰۱۰۴	۲,۷۸۴۷	۲۲,۲۰۹۶
۲۵	پیمانکاری صنعتی	-۰,۰۰۱۴	۰,۰۳۰۹	۱,۶۰۴۸	۱۳,۱۲۲۳
۲۶	سایر محصولات کانی غیر فلزی	-۰,۰۰۰۱	۰,۰۰۴۹	۰,۰۵۶۹	۳,۴۹۶۳
۲۷	سرمایه گذاریها	۰,۰۰۱۸	۰,۰۱۱۹	۰,۲۰۱۶	۳,۳۴۲۳
۲۸	سایر واسطه گریهای مالی	۰,۰۰۱	۰,۰۱۵۴	۳,۸۳۳۲	۴۰,۰۸۷۵
۲۹	حمل ونقل انبارداری و ارتباطات	-۰,۰۰۱۸	۰,۰۱۵۲	-۰,۲۲۴۵	۲۳,۶۸۵۷
۳۰	مخابرات	۰,۰۰۱۸	۰,۰۱۳۹	۰,۳۳۱	۴,۸۱۸۵

Archive of SID

www.SID.ir

۵- الگوریتم مورچگان

بهینه سازی کلونی مورچگان (ACO) یک روش فراابتکاری برای حل مسائل بهینه سازی ترکیبی و سخت است که به تازگی ارائه شده است. منشاء الهام این روش اثر فرومون[۱۲] به جای مانده از مورچه های واقعی و رفتار جمعی آنها که از فرومون برای برقراری ارتباط استفاده می کنند، است. از نظر زیست شناسی، بهینه سازی کلونی مورچگان مبتنی بر ارتباط غیر مستقیم یک کلونی از عوامل ساده است که مورچه نامیده می شوند و به واسطه اثر فرومون در ارتباط اند. اثر فرمون در کلونی مورچگان (ACO) به مانند اطلاعات عددی عمل می کند که در فضای جواب توزیع شده اند و مورچه ها در هنگام اجرای الگوریتم از آن استفاده می کنند تا تجربیات خود را به دیگران نشان دهند.

مورچه های مصنوعی که در کلونی مورچگان استفاده می شوند با استفاده از رویه های سازنده[۱۳] جواب های تصادفی تولید می کنند، بدین صورت که با اضافه کردن اجزاء یک حل به پاسخ جزئی بدست آمده، به طور متناوب پاسخ تولید می کنند. مورچه برای ساخت پاسخ مسأله از اطلاعات هیوریسیتک داخل مسأله ،اثرات فرومون مصنوعی که در طول فرایند حل تغییر می کند وتجارب بدست آمده توسط عامل های جستجو (همان مورچه ها) را دربر دارد.

شروع رویه فراابتکاری ACO
تنظیم فعالیت مورچه ها
قرارگرفتن هر مورچه بر روری یک نقطه گراف
قرارگرفتن مقدار اولیه فرومون و محاسبه مقادیر هیوریستیک
محاسبه احتمال حرکت مورچه ها به نقاط همسایه
ادامه حرکت مورچه ها تا تکمیل یک گشت برای هر مورچه
پایان تنظیم فعالیت ها
به روزآوری فرومون
به جای گذاری فرومون براساس کیفیت جواب
تبخیر فرومون
اقدام خارق العاده (اختیاری)
پایان به روزآوری فرومون
پایان رویه فرا ابتکاری ACO

شکل۲-۶ : نمایش روش فراابتکاری ACO بصورت شبه کد

Archive of SID

www.SID.ir

۶- الگوریتم ژنتیک :

الگوریتمهای ژنتیک ابزاری می باشندکه توسط آن ماشین می تواند مکانیزم انتخاب طبیعی را شبیه سازی نماید .این عمل با جستجو در فضای مسئله جهت یافتن جواب برتر و نه الزاما بهینه صورت می پذیرد. الگوریتم های ژنتیک با توجه به نظریه داروین در مورد تکامل، جان گرفتند. سپس نظریه محاسبات تکاملی، توسط ریچنبرگ در سال ۱۹۶۰ معرفی شدند و این نظریه توسط محققان دیگر توسعه یافت تادر سال ۱۹۷۵ منجربه اختراع الگوریتم های ژنتیک توسط هالند[۱۴] و دانشجویانش شد.

۷- الگوریتم ترکیبی مورچگان و ژنتیک :

در این تحقیق به منظور استفاده از یک الگوریتم ترکیبی جهت حل مساله انتخاب پرتفوی از یک استراتژی تکرار شونده استفاده می گردد . هر تکرار شامل سه مرحله می باشد. در مرحله اول، مورچگان مصنوعی میان شبکه ای از N نقطه که بیانگر N دارایی موجود در بازار می باشد حرکت می نمایند کمانی که هر دو نقطه i,j را به هم متصل می کند می بایست نشان دهد که آیا این ترکیب، ترکیب مطلوبی است یا خیر؟ که این کار را می توان از طریق معرفی ماتریس $\lfloor \tau_{ij} \rfloor_{N\times N}$ که بیانگر میزان فرومون ذخیره شده در مسیر ij است، انجام داد.

در صورتیکه P'_a پرتفوی تکمیل نشده مورچه a باشد بگونه ایی که $|P'_a| < k$ باشد و اگر i دارایی باشد که تاکنون توسط مورچه a انتخاب شده است و j دارایی باشد که تاکنون توسط مورچه a انتخاب نشده است، احتمال انتخاب دارایی j توسط مورچه a به شرح ذیل می باشد :

$$P_{aj} = \begin{cases} \dfrac{\sum_{i\in P'_a}[\tau_{ij}]^{\alpha}}{\sum_{i\in P'_a}\sum_{h\notin P'_a}[\tau_{ih}]^{\alpha}} & \forall j \notin P_a \\ 0 & \forall j \in P_a \end{cases}$$

هنگامی که مورچه a دارایی خود را انتخاب نمود مرحله دوم شروع می شود که در این مرحله وزن بهینه هر دارایی باید طوری تعیین می شود که VaR کمینه گردد. در این مرحله k سهمی که توسط مورچه a انتخاب شده است به عنوان جمعیت اولیه وارد الگوریتم ژنتیک با مشخصات مذکور در ذیل شده تا وزن های بهینه آنها بر اساس دو قید حداقل بازده و عدم امکان فروش استقراضی تعیین شود سپس در مرحله آخر یعنی سومین مرحله، وقتی وزن های بهینه بر ای سبدهای دارایی همه مورچه ها توسط الگوریتم ژنتیک محاسبه شدو ارزش در معرض ریسک پرتفوی آنها محاسبه

Archive of SID

www.SID.ir

گردید می بایست میزان فرومون انباشته شده در هر مسیر مورد بازنگری قرار گیرد. که بازنگری میزان فرومون انباشته به صورت زیر انجام می گردد.

به موازات گذشت زمان مقداری فرومون موجود بر روی هر مسیر باید تبخیر شود و تنها قسمتی از آن باقی بماند. میزان فرومون باقی مانده از تکرارهای قبل در هر مسیر برابر است با $\rho.\tau_{ij}$ بگونه ای که در آن $\rho \in [0,1]$ است.

بعد از اتمام هر تکرار مقداری فرومون جدید بر روی مسیرهای انتخاب شده توسط هر مورچه ریخته می شود. در صورتی که مورچه a میزان فرومون ثابت Q را بر روی مسیری با ارزش در معرض ریسک V_a انباشته نماید، تغییر در میزان فرومون هر مسیر ij برابر است با: $\Delta\tau_{ij} = \frac{Q}{V_a}$.

این معادله نشان می دهد که مورچه ای که پرتفویی با VaR کمتری را انتخاب نموده میزان بیشتری فرومون بر روی مسیر انباشته می نماید.

براین اساس میزان تغییر در فرومون بصورت زیر در می آید :

$$\Delta_a\tau_{ij} = \begin{cases} \frac{Q}{V_a} & \forall i,j \in P_a, i \neq j \\ 0 & \forall i,j \notin P_a \end{cases}$$

با ترکیب گام های یک و دو، ماتریس فرومون ها باید بصورت زیر مورد بازنگری قرار گیرد :

$$\tau_{ij} = \rho.\tau_{ij} + \sum_{a=1}^{ants} \Delta_a\tau_{ij}$$

$ants$: تعداد مورچه در الگوریتم

لازم به توضیح است که در معادله بالا جز اول ($\rho.\tau_{ij}$) میزان فرومون باقی مانده بر روی مسیر ij را از تکرارهای قبل می باشد و جز دوم ($\sum_{a=1}^{ants}\Delta_a\tau_{ij}$) تغییر در میزان فرومن مسیر ij را به دلیل حرکت مورچه های مختلف از این مسیر در تکرار فعلی رانشان می دهد.

هر چه تعداد مورچه های بیشتری یک مسیر خاص را برگزینند احتمال اینکه این مسیر در تکرارهای بعد توسط همین مورچه و یا سایر مورچه ها انتخاب گردد بیشتر است. با توجه به این امر هر مورچه از تجارب خود و سایر مورچه ها در تکرارهای قبل جهت انتخاب یک مسیر خاص که معرفی یک دارایی است استفاده می نماید (میزان فرومون انباشته شده بر رورِی یک مسیر نشان دهنده این تجربه می باشد) و به سمت دارایی هایی سوق پیدا می کند که تجارب قبلی آنها را دارایی های موفقی نشان داده است.

Archive of SID

www.SID.ir

۷-۱- تعیین پارامترهای الگوریتم های مورچگان:

پارامتر های استفاده شده در الگوریتم مورچگان قابل استفاده برای بهینه سازی سبد دارایی بر طبق آنچه در (Dorigo & Stutzle,2004) آمده است به صورت زیر می باشد :

- α که توان اثر فرومون در معادله تعیین احتمال انتخاب سهم بعدی می باشد ۱ قرار داده شده است.
- ρ که میزان نرخ تبخیر می باشد برابر ۰,۵ در نظر گرفته شده است.
- n که تعداد مورچه را نشان می دهد برابر تعداد دارایی های موجود در بازار قرار داده می شود.

۷-۲- پارامترهای الگوریتم ژنتیک :

در این پژوهش از الگوریتم ژنتیک باینری استفاده شده است. به عبارت دیگر عملیات ژنتیکی مستقیما بر روی خود متغیر ها صورت نگرفته و از کد گذاری در مبنای ۲ استفاده شده است.

همچنین تولید نسل ابتدایی به صورت تصادفی صورت می گیرد.

اندازه جمعیت[15] مورد استفاده در این تحقیق برای پرتفوی های ۵،۷ و۱۰ شاخصی 60 می باشد.

در صورت عدم تغییر در تابع هدف در 10 نسل متوالی الگوریتم ژنتیک متوقف می شود.

در صورتیکه شرط توقف اتفاق نیفتاد تعداد نسل در نظر گرفته شده برای الگوریتم ژنتیک طراحی شده ۵۰ نسل می باشد.

تعداد کروموزم های نخبه که مستقیما وارد نسل بعدی خواهند شد سه و نیم درصد (۳,۵٪) جمعیت در نظر گرفته شده است. کروموزم های نخبه[16] در هر نسل، آنهایی هستند که در نسل خود بهترین مقدار تابع برازندگی را داشته باشند.

به منظور مقیاس بندی مقدار تابع برازندگی از مقیاس رتبه ایی استفاده شده است. در این نوع مقیاس بندی، کروموزوم ها ابتدا بر اساس مقدار تابع برازش مرتب می شوند و سپس رتبه هر کدام نسبت به دیگری مشخص می شود. انتخاب کروموزوم ها براساس رتبه شان نسبت به یکدیگر صورت می گیرد. این نوع مقیاس بندی فاصله بین مقدار تابع برازش کروموزم ها را از بین می برد و می تواند سرعت همگرا شدن الگوریتم را کاهش داده و مانع همگرایی زود هنگام[17] گردد.

به منظور تعیین نحوه انتخاب کروموزوم ها به منظور جفت گیری، از روش زیر استفاده شده است:

Tournament Selection

Archive of SID

www.SID.ir

پارامتر این روش ۰,۶ در نظر گرفته شده است بدین معنب که در هر مرحله دو کروموزوم را به صورت تصادفی انتخاب کرده و کروموزم بهتر را برای جفت گیری بر می گزینند.

همچنین نرخ تقاطع که نشان دهنده ی این که چه درصدی از جمعیت تحت تاثیر اپراتور تقاطع قرار می گیرند، ۰,۸ در نظر گرفته شده است. این عدد با روش سعی و خطا و آزمون مقادیر مختلف نرخ تقاطع در فاصله ۰,۳ تا ۰,۹ بدست آمده است. با نرخ ۰,۸ بهترین تابع برازش حاصل می شد و در موارد کمتری همگرایی زودهنگام رخ می داد.

جهش در کروموزوم ها به روش Gaussian Funtion صورت می گیرد. در این روش یک جهت به طور تصادفی برای تغییر در مقادیر ژنها انتخاب می شود. طول تغییر ایجاد شده در ژن به محدودیت های مسئله بستگی دارد. این تغییر در ژن ها به اندازه ای داده می شود که همچنان ژنها در فضای قابل قبول[۱۸] باقی بمانند. نرخ جهش نشان دهنده درصد جمعیت تحت تاثیر اپراتور جهش است، 0.2 در نظرگرفته شده است. این نرخ بوسیله آزمون نرخ های جهش در فاصله ۰,۱ تا ۰,۵ انتخاب شده است.

۷-۳-طراحی مدلی برای ارزیابی اعتبار الگوریتم ترکیبی طراحی شده :

بدست آوردن روش دومی برای بهینه سازی پرتفوی بر مبنای VaR که بتوان به نتایج آن اعتماد نمود بسیار دشوار است زیرا اساسا چنین مسئله ای فاقد را ه حل بهینه بوده و تمام روش های ارائه شده برای مساله یک راه حل ابتکاری و تقریبی است.

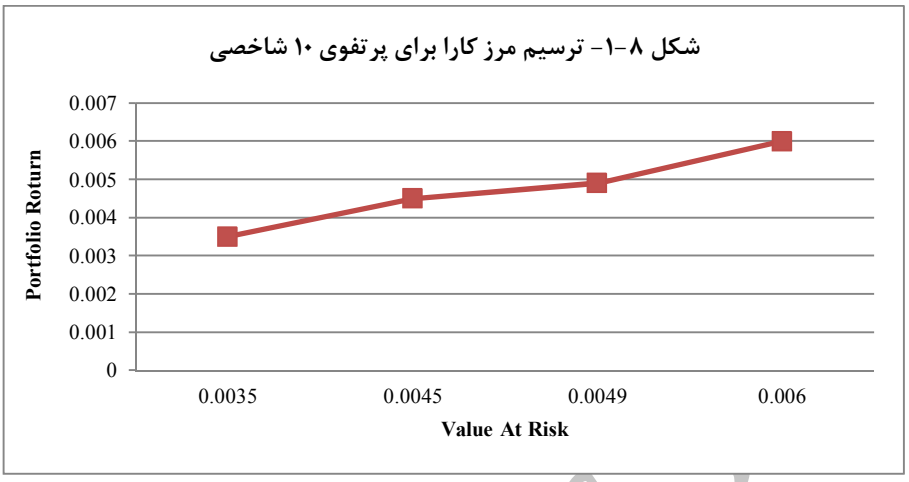
برای ارزیابی کارایی مدل ارائه شده در این پژوهش پاسخ بدست آمده از الگوریتم طراحی شده را با پاسخ الگوریتم ژنتیک به تنهایی مقایسه می کنیم.

۸- اجرای الگوریتم تحقیق و تجزیه و تحلیل نتایج :

شکل ۸-۱- مرز کارای بدست آمده برای پرتفوی ۱۰ شاخصی را با در نظر گرفتن فاصله اطمینان ۹۵٪ برای VaR نشان می دهد که با استفاده از روش الگوریتم ترکیبی مورچگان و ژنتیک بدست آمده است.

Archive of SID

www.SID.ir



همانطور که پیش بینی می شد این مرز غیر محدب می باشد. نقاط قرمز رنگ ۴ نقطه از مرز کار را نشان می دهد که سعی می کنیم با استفاده از الگوریتم ترکیبی آنها را محاسبه کنیم. همانطور که ملاحظه می شود ۴ نقطه مذکور به ازای ۴ سطح بازده مختلف بدست می آیند.

جدول ۸-۱ تا ۸-۴ نتایج اجرای الگوریتم ترکیبی مورچگان و ژنتیک و روش آزمون را برای بهینه سازی پرتفوی ۱۰ شاخصی فوق نشان می دهد. در جدول ها برای تخمین VaR از فاصله اطمینان ۹۵٪ استفاده شده است. در این جدول ها ۴ سطح بازده (R) مختلف برای محدودیت بازده در نظر گرفته شده است که طبیعتا به ایجاد چهار مدل مختلف منجربه می شود. برای سطوح بازده قابل مشاهده در شکل ۸-۱، ابتدا با استفاده از الگوریتم ترکیبی نقاط مرتبط با هرکدام را بر روی مرز کارا بدست می آوریم . سپس آنها را با نقاط بدست آمده از روش های آزمون برای آن سطوح بازده مقایسه می کنیم.

جدول ۸-۱- مقایسه نتایج بدست آمده از طریق الگوریتم های ترکیبی مورچگان و ژنتیک با الگوریتم ژنتیک برای پرتفوی ۱۰ سهمی در سطح اطمینان ۹۵٪ در سطح بازده ۰،۰۰۵

الگوریتم ترکیبی مورچگان و ژنتیک		الگوریتم ژنتیک	
شاخص های منتخب	وزن	شاخص های منتخب	وزن
۸	۰،۰۲۰۸	۸	۰،۱۸۱۰
۲۲	۰،۰۲۸۶	۲۴	۰،۱۱۲۳
۱۶	۰،۱۲۸۵	۲۳	۰،۰۰۸۶
۷	۰،۲۲۸۲	۱۹	۰،۰۵۵۳

Archive of SID
www.SID.ir

الگوریتم ترکیبی مورچگان و ژنتیک		الگوریتم ژنتیک	
شاخص های منتخب	وزن	شاخص های منتخب	وزن
۹	۰	۲۲	۰
۵	۰,۴۰۵	۴	۰,۰۷۲۱
۲۱	۰,۰۱۱۲	۲۹	۰,۰۲۸۵
۲۶	۰,۱۵۶۴	۲۶	۰,۴۲۳۰
۱۴	۰,۰۰۵۹	۱۸	۰,۰۴۸۹
۱۸	۰,۰۱۵۴	۶	۰,۰۷۰۳
ارزش در معرض ریسک (VaR)		ارزش در معرض ریسک (VaR)	
۰,۰۰۳۵		۰,۰۰۴۰	

جدول ۸-۲- مقایسه نتایج بدست آمده از طریق الگوریتم های ترکیبی مورچگان و ژنتیک با الگوریتم ژنتیک برای پرتفوی ۱۰ سهمی در سطح اطمینان ۹۵٪ در سطح بازده ۰,۰۱

الگوریتم ترکیبی مورچگان و ژنتیک		الگوریتم ژنتیک	
شاخص های منتخب	وزن	شاخص های منتخب	وزن
۱۱	۰,۰۳۳۲	۲۶	۰,۱۱۳۶
۸	۰,۰۳۶۶	۳	۰,۳۵۹۹
۱۵	۰,۰۸۰۳	۶	۰,۱۴۶۵
۲۸	۰,۰۰۱۵	۲۴	۰,۰۳۶۷
۳۰	۰,۰۰۳۶	۲۱	۰,۰۰۰۶
۱۷	۰,۰۴۸۲	۱	۰,۰۱۰۹
۲۹	۰,۰۲۸۴	۱۸	۰,۰۲۷۶
۵	۰,۳۴۰۷	۱۵	۰,۲۰۱۰
۳	۰,۳۸۱۶	۵	۰,۰۶۵۴
۴	۰,۰۴۶	۲۷	۰,۰۳۷۸
ارزش در معرض ریسک (VaR)		ارزش در معرض ریسک (VaR)	
۰,۰۰۴۵		۰,۰۰۴۸	

جدول ۸-۳- مقایسه نتایج بدست آمده از طریق الگوریتم های ترکیبی مورچگان و ژنتیک با الگوریتم ژنتیک برای پرتفوی ۱۰ سهمی در سطح اطمینان ۹۵٪ در سطح بازده ۰,۰۱۵

الگوریتم ترکیبی مورچگان و ژنتیک		الگوریتم ژنتیک	
شاخص های منتخب	وزن	شاخص های منتخب	وزن
۲۸	۰,۰۱۲۷	۲۴	۰,۰۰۸۹
۶	۰,۰۶۹۲	۱۲	۰,۲۵۵۰
۲۹	۰,۰۳۲	۶	۰,۰۲۵۰
۲۷	۰,۰۰۱۲	۵	۰,۰۰۷۵

Archive of SID

www.SID.ir

الگوریتم ترکیبی مورچگان و ژنتیک		الگوریتم ژنتیک	
شاخص های منتخب	وزن	شاخص های منتخب	وزن
۳	۰,۵۹۱۶.	۱۱	۰,۰۱۰۴
۱۷	۰,۰۱۰۹	۷	۰,۰۳۰۲
۲۴	۰,۰۲۷۳	۲	۰,۰۰۱۶
۵	۰,۰۲۳۲	۲۱	۰,۶۳۷۸
۲۵	۰,۰۰۰۴۶۲	۲۶	۰,۰۲۲۷
۷	۰,۲۳۱۴	۱۸	۰,۰۰۰۷
ارزش در معرض ریسک (VaR)		ارزش در معرض ریسک (VaR)	
۰,۰۰۴۹		۰,۰۰۶۱	

جدول ۸-۴- مقایسه نتایج بدست آمده از طریق الگوریتم های ترکیبی مورچگان و ژنتیک با الگوریتم ژنتیک برای پرتفوی ۱۰ سهمی در سطح اطمینان ۹۵٪ در سطح بازده ۰,۰۲

الگوریتم ترکیبی مورچگان و ژنتیک		الگوریتم ژنتیک	
شاخص های منتخب	وزن	شاخص های منتخب	وزن
۴	۰,۰۱۵۷	۴	۰,۰۲۰۷
۳	۰,۸۳۶۶	۱۳	۰,۰۲۵۱
۱۳	۰,۰۳۶۳	۳	۰,۸۳۵۵
۱۱	۰,۰۱۶۱	۸	۰,۰۱۲۳
۲۳	۰	۱۴	۰,۰۰۸۵
۸	۰,۰۰۸۱	۱۷	۰,۰۲۸۵
۲۷	۰,۰۱۳۲	۲۲	۰,۰۰۰۱
۵	۰,۰۲۱۱	۹	۰,۰۱۲۳
۲۲	۰,۰۰۲۷	۲۶	۰,۰۵۱۷
۱۰	۰,۰۵۰۲	۲۸	۰,۰۰۵۴
ارزش در معرض ریسک (VaR)		ارزش در معرض ریسک (VaR)	
۰,۰۰۶		۰,۰۰۶۶	

۹- نتیجه گیری و بحث

پژوهش مذکور به بررسی مساله بهینه سازی تابع VaR و استفاده از آن در مدل مارکویتز محدود شده بر اساس تعداد دارایی هایی که می تواند انتخاب گردد (محدودیت عدد صحیح) به عنوان ریسک پرداخته است. نتایج بدست آمده نشان می دهد که الگوریتم ترکیبی برای پرتفوی متشکل از ۱۰ دارایی در سطح بازدهی مشخص پرتفوهای با VaR کمتر را نسبت به الگوریتم ژنتیک ارائه می دهد.

Archive of SID

www.SID.ir

در پایان باید توجه نمود که مدلی که در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفت .در واقع تعدیل یافته های مدل کلاسیک بهینه سازی سبد سهام مارکویتز میباشد که در آن فرض" عقلایی بودن " سرمایهگذاران به عنوان مدل سادهای از رفتار انسان، یکی از پایههای اصلی است .از نظر دانش مالی رفتاری، این فرض به دلیل واقعی نبودن آن قادر به توضیح رفتار سرمایهگذاران نمیباشد .به همین دلیل مدلهای بهینهسازی که بر اساس این فرض بدست می آید نیز نمیتواند منعکس کننده همه شرایط موجود در دنیای واقعی باشد .از سوی دیگر نوسانات خیلی زیاد در بازار باعث می گردد که مدل طراحی شده برای محاسبه VaR روایی خود را از دست بدهد که در این صورت برای استفاده از مدل طراحی شده در این تحقیق در بازار های با نوسان بالا باید ابتدا با آزمون برگشت اعتبار مدل VaRطراحی شده سنجیده گردد سپس از مدل است تحقیق استفاده شود

فهرست منابع

* راعی رضا، سعیدی علی ؛ ۱۳۸۹ ؛مبانی مهندسی مالی و مدیریت ریسک، انتشارات دانشگاه تهران
* عالم تبریز اکبر، زندیه مصطفی، محمد رحیمی علیرضا؛ ۱۳۸۷ ؛ الگوریتم های فراابتکاری در بهینه سازی ترکیبی،انتشارات صفار -اشراقی
* میرزایی مسعود، بشیری مهدی؛ ۱۳۸۹ ؛ بهینه سازی کلونی مورچگان :مفاهیم، الگوریتم ها و کدنویسی، موسسه مطالعات و پژوهش های بازرگانی
* غلامر ضا اسلامی بیدگلی ،جلال وافی ثانی ، مجید علیزاده ،سعید باجلان (۱۳۸۸) ؛ بهینه سازی و بررسی اثر میزان تنوع بر عملکرد پرتفوی با استفاده از الگوریتم مورچگان در داخل و به تحقیقات انجام شده ؛ فصلنامه
* بورس اوراق بهادار
* محمد مهدی سپهری ،عزیز اله جعفری ؛ ۱۳۸۳ ؛حل مسئله تامین بهنگام قطعات مورد نیاز سیستم های تولیدی با استفاده از مدل ریاضی و الگوریتم مورچگان ؛نشریه،دانشکده فنی جلد ۳۸ شماره ۱
* رحمتی محسن (۱۳۸۷) انتخاب سبد سهام بهینه مبتنی بر (VaR) به عنوان معیار ریسک و با استفاده از الگوریتمهای فراابتکاری. دانشگاه تهران : پایان نامه کارشناسی ارشد
* فلاح پور سعید (۱۳۸۸) طراحی مدلی برای مدیریت فعال پرتفوی سهام با استفاده از الگوریتم ژنتیک و ارزش در معرض ریسک (VaR). دانشگاه تهران : پایان نامه دکتری
* نجف پور.حجت اله (۱۳۸۹) بهینه سازی پرتفوی سهام با استفاده از الگوریتم ممتیک.دانشگاه تهران : پایان نامه کارشناسی ارشد

Archive of SID

www.SID.ir

* Dorigo, M., Stu¨ tzle, T., (2004). Ant Colony Optimization. MIT Press, Cambridge, MA.
* Elton, E.J. Gruber, M.J. (1995), Modern Portfolio Theory and Investment Analysis, John Wiley and Sons, New York.
* J. Philippe (2001), Value at Risk: The New Benchmark for Controlling Market Risk, Irwin Professional Publishing, Chicago,.
* Chang, T. J., Meade, N., Beasley, J. E., & Sharaiha, Y. M. (2000). Heuristics for cardinality constrained portfolio optimization. Computers & Operations Research, (27), 1271–1302.
* Fama Eugene,F. The Behavior of Stock-Market Prices (1965). The Journal of Business, Vol. 38, No. 1. (Jan., 1965), pp. 34-105.
* Farrell, Jr., J. (1997). Portfolio Management: Theory and Application. McGraw-Hill, New York et al., 2nd Ed.
* Gilli Manfred and Kellezi Evis, 2001. Threshold Accepting for Index Tracking, Computing in Economics and Finance 2001 72, Society for Computational Economics
* Gaivoronski, A.A. and G. Pflug (2000): Value at Risk in portfolio optimization: properties and computational approach, NTNU, Department of Industrial Economics and Technology Management,Working paper, July.
* Golmakani Hamid Reza, Fazel Mehrshad (2011). Constrained portfolio selection using Particle Swarm Optimization (PSO). Expert Systems with Applications (38), 8327–8335
* Larsen et al, Algorithms for Optimization of Value-at-Risk (2002),FEES, Dept. of Mathematics,,working paper
* Linsmeier, J. & Pearson, N.D. (1996), Risk Measurement: An Introduction to Value at Risk, Working Paper 96-04, University of Illinois at Urbana-Champaign.
* Maringer, D. (2001). Optimizing Portfolios with Ant Systems, in International ICSC Congress on Computational Intelligence. Methods and Applications (CIMA 2001), pp. 288–294. ICSC.
* Markowitz, H. (1959). Portfolio selection: Efficient diversification of investments. New York: Wiley.
* Markowitz, H. (1952), Portfolio selection, Journal of Finance (7), 77–91.
* Markowitz, H. (1993), Computation of mean-semi-variance efficient sets by the critical line algorithm, Annals of Operational Research (45), 307–317
* Pritsker Matthew 2001, The hidden dangers of historical simulation, Journal of Banking & Finance, Volume 30, Issue 2, February 2006, Pages 561−58
* Puelz, A. (1999): Value-at-Risk Based Portfolio Optimization. Working paper, Southern Methodist University, November.
* Morgan, J. P. (1996)

Archive of SID

www.SID.ir

یادداشت‌ها

[1] Cardinality Constraint
[2] Transaction Cost
[3] Transaction Lot
[4] E.F. Fama
[5] Smoothing
[6] Back Test
[7] Unconditional Coverage
[8] Independence test
[9] Unconditional Coverage Property
[10] Independence Property
[11] Fitered Historical Simulation
[12] Pheromone
[13] Constructive Producer
[14] Holland
[15] Population Size
[16] Elite Chromosome
[17] Premature Convergence
[18] Feasible Region

Archive of SID

www.SID.ir