

ارائه یک روش حل مبتنی بر الگوریتم الکترومغناطیس برای حل مسئله توسعه یافته انتخاب سبد سهام

ابراهیم تیموری^۱، علیرضا علی احمدی^۲ و محمدحسین بابایی^{۲*}

^۱ استادیار دانشکده مهندسی صنایع - دانشگاه علم و صنعت ایران

^۲ دانشیار دانشکده مهندسی صنایع - دانشگاه علم و صنعت ایران

^۲ دانشجوی دکترای دانشکده صنایع - دانشگاه علم و صنعت ایران

(تاریخ دریافت ۹۰/۹/۲۱، تاریخ دریافت روایت اصلاح شده ۹۱/۱۲/۵، تاریخ تصویب ۹۲/۶/۲۴)

چکیده

در این مقاله یک مدل نوین برای معرفی و حل مسئله انتخاب سبد سهام یا پورتفلیو ۱ معرفی شده است. مدل مطرح شده بر مبنای مدل پایه‌ای مارکوویچ و با هدف کمینه کردن ریسک سرمایه‌گذاری در بورس در یک سطح سودآوری مشخص، بنا شده است. برای نزدیک‌تر شدن مدل به شرایط واقعی، محدودیت‌هایی بر مدل پایه اعمال شده که باعث گسسته و نامحدب شدن فضای حل مسئله شده است. از طرفی از آنجایی که این مسئله در رده مسائل NP-hard قرار می‌گیرد، مدل معرفی شده توسط یک الگوریتم فراابتکاری الکترومغناطیس حل شده، و نتایج آن با جواب‌های الگوریتم ژنتیک مقایسه شده است. در نهایت با توجه به نتایج مقایسه‌ای، کارایی این الگوریتم در حل این نوع مسئله، نمایان شده است.

واژه‌های کلیدی: بازارهای مالی، انتخاب سبد سهام، برنامه‌ریزی غیرخطی، الگوریتم الکترومغناطیس، الگوریتم ژنتیک

مقدمه

جهان واقعی را بهتر پیاده‌سازی کند، ارائه خواهد شد. همچنین با حل مدل به کمک الگوریتم الکترومغناطیس، جواب‌های بهتر در بازه زمانی کوتاه‌تری نسبت به سایر الگوریتم‌ها تولید شده است.

بازارهای مالی، یکی از اساسی‌ترین بازارهای هر کشور است. از جمله مهم‌ترین مفاهیمی که در این بازارها مطرح می‌شود، بحث سهام و انتخاب آن، که برخی با عنوان پورتفلیو از آن یاد می‌کنند، است.

معنی ساده واژه پورتفلیو، سبد سرمایه‌گذاری به طور عام و سبد سهام به طور خاص، عبارت است از ترکیب دارایی‌های سرمایه‌گذاری شده توسط یک سرمایه‌گذار، اعم از فرد یا نهاد. از نظر فنی، یک سبد سرمایه‌گذاری، مجموعه کامل دارایی‌های حقیقی و مالی سرمایه‌گذار را در بر می‌گیرد. لازم به ذکر است در این مقاله دارایی‌های مالی مورد توجه قرار می‌گیرند [۲]. با وجود توجه دیدگاه علمی به مدل واریانس میانگین (مدل اولیه مارکوویچ)، این مدل اغلب برای ارائه پیچیدگی‌های مسائل انتخاب سهام به شکل مناسب، بسیار ساده است. به طور مثال در مدل اولیه سبد سهام فقط از ریسک و بازده سهام صحبت شده است، در حالی که در دنیای واقعی متغیرهای زیادی در تشکیل سبد سهام مؤثر هستند. در این مقاله با توجه به تحقیقات پیشین و همچنین مطالعه رفتار بازار بورس سعی شده است، مدلی کامل‌تر که بتواند پیچیدگی‌های

مرور ادبیات

با توجه به اهمیت موضوع انتخاب سبد بهینه و کاربرد آن در دنیای امروز، مقالات متعددی پیرامون این موضوع به چاپ رسیده‌اند. چن در مقاله خود نرخ بازگشت و ریسک را به صورت اعداد فازی مثلثی در نظر گرفت. وی همچنین سهام را بر اساس چهار شاخص اصلی نرخ بازگشت، ریسک، گردش معاملات و شاخص ترینور به چهار گروه متفاوت دسته‌بندی کرد که به ترتیب به وجوه کارآیی، وجوه پایدار، وجوه مهاجم و وجوه با کارآیی خوب لقب گرفتند. مدل فازی وی با نشان دادن نسبت سرمایه‌گذاری در هر بخش، سعی در کمینه کردن ریسک سرمایه‌گذاری و بیشینه کردن نرخ بازگشت به صورت همزمان داشت. در میان این چهار دسته، گروه وجوه با کارآیی خوب به دیگر گروه‌ها غلبه می‌کرد، به طوری که

شده به هر سهم. بنابراین ریسک سبد سهام نه تنها ریسک سهام منفرد (واریانس)، بلکه کوواریانس بین هر دو سهم را نیز شامل می‌شود. اهمیت عبارت کوواریانس ممکن است مساوی اهمیت تلفیق ریسک سهام منفرد باشد. بنابراین هنگامی که یک سهم به سبد سرمایه‌گذاری اضافه می‌شود، اهمیت میانگین کوواریانس بین سهم مزبور و سایر سهم‌های موجود در سبد سرمایه‌گذار از اهمیت ریسک سهم مزبور بیشتر است.

همان طور که ذکر شد، مدل پایه‌ای مارکوویچ مبنا و مشخصه‌های اصلی فرایند انتخاب سبد سهام را شامل می‌شود، ولی در دنیای واقعی عوامل متعدد دیگری نیز روی این مسئله تأثیرگذارند. در مدل ارائه‌شده در ذیل، سعی شده است با در نظر گرفتن این عوامل، شرایط واقعی به صورت ملموس‌تری به تصویر کشیده شود:

$$z = \text{Min} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_i w_j \delta_{ij} \quad (1)$$

Subject to

$$\sum_{i=1}^N w_i = 1 \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^N w_i r_i \geq R \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^N z_i = K \quad (4)$$

$$\frac{w_i}{M} \leq z_i \leq w_i \quad i = (1, 2, 3, \dots, N) \quad (5)$$

$$\sum_{i \in [j]} z_i \leq y_j \leq M \sum_{i \in [j]} z_i, \quad j = (1, 2, 3, \dots, s) \quad (6)$$

$$\sum_{i \in [j]} w_i + (1 - y_j) \geq \sum_{i \in [j+1]} w_i, j = (1, 2, 3, \dots, s-1) \quad (7)$$

$$\frac{\sum_{i \in [k]} w_i}{M} \leq S_k \leq M \sum_{i \in [k]} w_i \quad k = (1, 2, 3, \dots, G) \quad (8)$$

$$L \leq \sum_{k=1}^G S_k \quad (9)$$

فقط آن‌ها به داخل مدل وارد شدند. همچنین وی نشان داد که فازی کردن نرخ بازگشت و ریسک، به دلیل نبود قطعیت آن‌ها، نتایج بهتری را حاصل می‌کند [۴]. تئوری مدرن سبد سهام مارکوویچ الگوی جدید از انتخاب سبد سهام برای سرمایه‌گذاران برای شکل‌دهی سبد سهام با بالاترین بازگشت مورد انتظار (بازده) در سطح مشخصی از ریسک و یا کمترین ریسک در سطح مشخصی از بازده را ارائه کرده است [۹، ۸، ۷]. خیلی از تلاش‌ها با مهارت زیادی برای حل و توسعه مدل مارکوویچ انجام شده است. این تلاش‌ها با نگرش به محدودیت‌های بازار واقعی، این مدل را عملی‌تر کرده است.

در سال ۱۹۵۶ میلادی، مارکوویچ روش خطی بحرانی را برای حل مدل درجه دو خود ارائه کرد [۱۰]. ولف سعی کرد تا مدل مارکوویچ را توسط سیمپلکس حل کند [۱۱]. پس از آن خود مارکوویچ، مطالعات مفصل‌تری را بر اساس شبه واریانس ارائه کرد [۱۲]. در سال ۱۹۹۳ میلادی، اسپرنزا مدل عمومی‌تری با تابع وزنی ریسک را برای اولین بار ارائه کرد [۱] و همچنین یک مدل برنامه‌ریزی ترکیبی صحیح با در نظر گرفتن مشخصه‌های واقعی در انتخاب سبد سهام، از قبیل کمینه مقدار معامله و بیشینه تعداد سهام سبد سهام را ارائه کرد. تحقیقات دیگر محدودیت یا قیدهای دیگری را به مدل اولیه مارکوویچ اضافه کردند. یوشیموتو انتخاب سبد سهام چند دوره‌ای با هزینه معامله بر اساس مدل مارکوویچ را در نظر گرفت [۱۳]. در سال ۲۰۰۱ کنو یک الگوریتم برای مسائل بهینه‌سازی سبد سهام با در نظر گرفتن هزینه معاملات و کمینه مقدار معاملات پیشنهاد کرد [۱۴].

مدل پیشنهادی

همان طور که ذکر شد، در مدل اولیه مارکوویچ، فرض شده است که هدف اصلی سرمایه‌گذار، بیشینه کردن نرخ بازگشت سطح مشخصی از ریسک یا کمینه کردن ریسک در سطح مشخصی از بازده است. به طور معمول تصمیم‌گیرنده، نرخ بازگشت را ثابت در نظر می‌گیرد و سپس ریسک سبد سهام را با محدودیت‌های بازده، کمینه می‌کند.

مطابق با مدل اولیه مارکوویچ، ریسک سبد سهام به سه عامل مختلف بستگی دارد: واریانس هر سهم، کوواریانس بین سهام، وزن‌های (درصد مبالغ سرمایه‌گذاری شده) داده

بزرگ‌تر از نسبت $\frac{w_i}{M}$ باشد) و چون آن یک متغیر باینری است، بنابراین ۱ خواهد شد. به عبارت دیگر، اگر تعدادی از سهام در گروه‌های مختلف انتخاب شوند، کل وزن هر یک از بسته‌هایی که در آن گروه سرمایه‌گذاری شده است باید با بخش سرمایه‌گذاری خود مرتبط باشد. گروه با اولویت سرمایه‌گذاری بالاتر، در صورتی که سهامی از آن انتخاب شود، باید نسبت بیشتری در سبد نهایی داشته باشد. بنابراین، این نکته پر اهمیت است که این محدودیت زمانی که هیچ سهمی از یک گروه انتخاب نشده باشد، غیر فعال می‌شود. به طور مثال، اگر گروه (۱) سودآوری بیشتری از گروه (۲) و مقداری سهام از هر دو گروه وجود داشته باشد، وزن کل سهام در گروه (۱) باید از وزن کل سهام در گروه (۲) بیشتر باشد، اما اگر هیچ سهامی در سبد سهام از گروه (۱) وجود نداشته باشد، این محدودیت غیر فعال خواهد شد که همه توضیحات بالا در معادله شماره (۱۰) قابل مشاهده هستند.

حل مدل

در این بخش، بر اساس مدل طراحی شده در قسمت قبل، به حل مدل به کمک الگوریتم جدید فراابتکاری الکترومغناطیسم و ژنتیک خواهیم پرداخت. در قدم اول به معرفی این الگوریتم‌ها و قدم‌های پیاده‌سازی آن پرداخته و سپس مدل طراحی شده در بخش قبل را به کمک آن حل و نتایج حاصل را مورد تحلیل و تجزیه قرار خواهیم داد.

الگوریتم الکترومغناطیسم

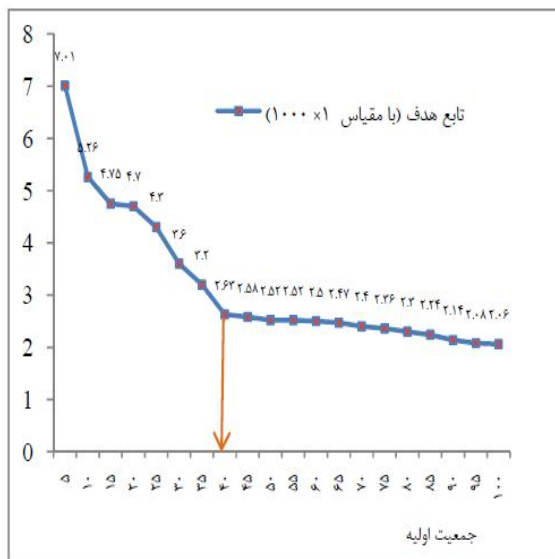
الگوریتم الکترومغناطیسم برای حل مسائل بهینه‌سازی کاربرد دارد. الگوریتم برای حل مسائل از خاصیت جاذبه-دافعه ذرات باردار استفاده می‌کند. در این الگوریتم هر پاسخ به عنوان یک ذره باردار در نظر گرفته می‌شود. حال ذره‌هایی که بهینه‌تر باشند، بار بیشتری دارند و می‌توانند ذرات دیگر را به سمت خود جذب کنند و ذراتی که بهینگی کمتری دارند، باعث دفع دیگر ذرات می‌شوند. ایده اصلی در این الگوریتم بر این پایه استوار است که در اطراف نقاط خوب ممکن است نقاط بهتری یافت شود. به همین دلیل نقاط ضعیف به سمت نقاط بهینه حرکت داده می‌شوند [۳۰].

که در آن:

- Z_i : تابع هدف
- N : تعداد کل سهام موجود،
- w_i : وزن سهم i در سبد سهام،
- δ_{ij} : کوواریانس بین سهم i و سهم j ،
- R_i : بازگشت سرمایه یا سود مورد انتظار سرمایه‌گذار از سهم i ،
- R : کمینه مقدار بازگشت سرمایه برای سرمایه‌گذار،
- Z_i : متغیر باینری که ۱ خواهد شد اگر سهم i نگه داشته شود و در غیر اینصورت ۰،
- K : تعداد مطلوب سهام‌ها در سبد سهام،
- M : عدد بسیار بزرگ،
- y_j : متغیر باینری که ۱ خواهد شد، اگر از گروه j ام گروه‌های (P/E) سهامی انتخاب شود، در غیر اینصورت ۰،
- S_k : متغیر باینری که ۱ خواهد شد، اگر حداقل از صنعت k ام یک سهم انتخاب شود و در غیر اینصورت ۰،
- L : کران پایین تعداد صنایع مشمول،
- S : تعداد کل گروه‌ها (نسبت‌های P/E)،
- i : اندیس سهام‌ها،
- j : اندیس گروه‌های $\frac{P}{E}$ ،
- k : اندیس گروه‌های صنعت.

همان‌طور که مشاهده می‌شود، معادله (۴) تابع هدف است که ریسک انتخاب را کمینه می‌کند. معادله (۵) تضمین می‌کند که مجموع نسبت‌های سرمایه‌گذاری از بودجه برابر ۱ شود. معادله (۶) کمینه سود بازگشتی سرمایه‌گذار را تضمین می‌کند. معادله (۷) تضمین می‌کند که به طور دقیق تعداد K سهام در سبد سهام پیشنهاد شده، قرار گیرد. با در نظر گرفتن معادله شماره (۸) متغیر باینری Z_i ، اگر سهم i در سبد سهام پیشنهاد شده قرار بگیرد، مقدار ۱ و در غیر این صورت مقدار صفر را به خود می‌گیرد. با در نظر گرفتن معادله (۹) اگر هیچ سهمی از بخش j انتخاب نشده باشد، Z_i مربوطه صفر خواهد شد و y_{ji} نیز صفر خواهد شد. اما اگر حتی یک سهم در بخش j انتخاب شود، y_{ji} باید بزرگ‌تر از صفر باشد. (در واقع باید

تعداد جمعیت اولیه: بدیهی است هر چه تعداد نمونه‌های اولیه بیشتر باشد، جواب دقیق‌تری خواهیم داشت، ولی مشخص است که با افزایش جمعیت اولیه، زمان اجرای الگوریتم نیز افزایش می‌یابد، بنابراین باید میان زمان اجرا و دقت اجرای الگوریتم (تعداد جواب اولیه) تعادلی برقرار کرد. بدین منظور در یک تکرار و تعداد سهام مشخص، کارآیی تعداد جمعیت‌های اولیه مختلف ارزیابی شده‌اند. شکل (۱) تأثیر جمعیت اولیه بر تابع هدف، روی مسئله شامل ۱۵ سهام و ۱۰۰ تکرار در مرحله را نشان می‌دهد و حاکی از این است که تعداد بهینه جواب اولیه به طور تقریبی برابر با ۴۰ سهم است.



شکل ۱: حالت بهینه برای تعداد جمعیت اولیه

تأثیر متغیر تعداد سهام انتخاب‌شده توسط سرمایه‌گذار: همان طور که در توضیح مدل اولیه مارکوویچ تشریح شد، دلیل اصلی ایجاد سبد سهام، کم کردن ریسک سرمایه‌گذاری با اضافه کردن سهام‌هایی است که ضریب همبستگی مثبت کم یا عکس با سهام داخل سبد سهام دارند. بنابراین انتظار می‌رود با زیاد شدن تعداد سهام داخل سبد سهام، ریسک سبد سهام کمتر شود، یا حداقل افزایش زیادی نداشته باشد. شکل (۲) نتایج به دست آمده از اجرای الگوریتم است.

با توجه به شکل (۲)، حالت بهینه برای تعداد سهام پورتنفو ۵ سهم به دست آمده است.

الگوریتم ابتکاری الکترومغناطیسم شامل چهار مرحله است که عبارتند از: تولید جمعیت اولیه، جستجوی محلی، محاسبه بردار کل نیرو برای هر یک از اعضا، حرکت در جهت بردار نیروی وارده و استفاده از جستجوی محلی در همسایگی‌ها برای پیدا کردن بهینه محلی. در ادامه مراحل اجرای این الگوریتم بیان شده است:

- ۱- ایجاد m ذره n بعدی (به تعداد بعد فضای حل) به عنوان حل آغازین
- ۲- محاسبه تابع هدف هر ذره
- ۳- انتخاب ذره با بهترین تابع هدف
- ۴- انجام جستجوی محلی در اطراف هر یک از ذرات با هدف یافتن بهترین ذره همجوار
- ۵- محاسبه بار هر ذره (متناسب با تابع هدف) با استفاده از فرمول زیر:

(۱۰)

$$q^i = \exp\left(-n \frac{f(x^i) - f(x^{best})}{\sum_{k=1}^m (f(x^k) - f(x^{best}))}\right), \quad \forall i.$$

محاسبه نیروی وارده بر هر ذره مطابق با فرمول زیر (برای ذره با اندیس ۳)

(۱۱)

$$(\bar{F}_{i3}) = \frac{q_3 q_i}{4\pi\epsilon_0 \epsilon_r r^2} \bar{e}_r \quad i = 1, 2.$$

۶- محاسبه بردار نیروی کل وارده بر هر ذره

(۱۲)

$$F^i = \sum_{j=1}^m \left\{ \begin{array}{ll} (x^j - x^i) \frac{q^i q^j}{\|x^j - x^i\|^2} & \text{if } f(x^j) < f(x^i) \\ (x^i - x^j) \frac{q^i q^j}{\|x^j - x^i\|^2} & \text{if } f(x^j) \geq f(x^i) \end{array} \right\}, \quad \forall i$$

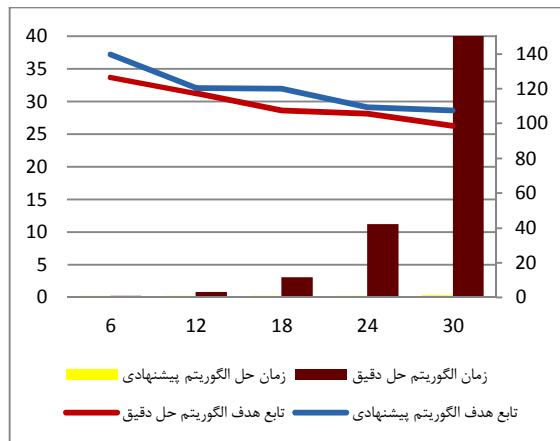
۷- حرکت ذرات در جهت بردار نیروی وارده به اندازه

طول گام تصادفی

۸- ادامه الگوریتم تا رسیدن به شرط توقف

پیاده سازی الگوریتم

یکی از مهم‌ترین مفاهیم حین اجرای الگوریتم‌های فراابتکاری، استخراج مقدار پارامترهای مناسب برای الگوریتم است. در ادامه به بررسی این روند در الگوریتم الکترومغناطیسم پیشنهادی پرداخته شده است.

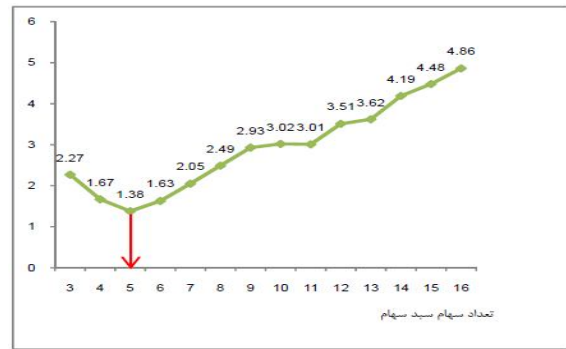


شکل ۳: مقایسه الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم حل دقیق

شکل‌های میله‌ای در شکل (۳) بیانگر زمان حل و شکل‌های خطی بیانگر مقدار بهینه تابع هدف در هر یک از الگوریتم‌های حل دقیق و الگوریتم‌های پیشنهادی است. همان‌طور که در شکل مشخص است، زمان حل الگوریتم دقیق با افزایش سایز مسئله (تعداد سهام قابل خریداری در مسئله)، به شکل نمایی افزایش می‌یابد، در حالی که این زمان برای الگوریتم پیشنهادی بسیار پایین و در حدود ۱ ثانیه است؛ از طرفی مقادیر تابع هدف این دو الگوریتم نیز نشان می‌دهد با وجود اینکه همواره تابع هدف استخراجی از الگوریتم حل دقیق مقداری بهتر از تابع هدف الگوریتم پیشنهادی دارد، تفاوت این دو تابع را می‌توان با توجه به اختلاف شدید زمان حل، معقول دانست.

مقایسه خروجی‌ها با الگوریتم ژنتیک

برای ارزیابی کارایی الگوریتم، خروجی‌های حاصل از آن با خروجی‌های الگوریتم ژنتیکی که توسط اسکارف (۲۰۰۲) ارائه شده، مقایسه شده است. بدیهی است به خاطر یکسان نبودن مراحل دو الگوریتم و همچنین تفاوت در نحوه ایجاد جمعیت جدید، مقایسه این دو الگوریتم از نظر تعداد تکرار الگوریتم‌ها مقایسه منطقی به نظر نمی‌آید. بنابراین سعی شده است در یک مدت زمان مساوی و با شرایط یکسان پارامتری از اجرای دو الگوریتم، جواب‌ها مورد مقایسه قرار گیرند.



شکل ۴: تغییر ریسک سهام با تغییر تعداد سهام سبد سهام با مقیاس ۱۰۰*۱

نتایج محاسباتی

تعداد سهام مورد بررسی در این مقاله، ۵۰ سهم بوده است. سازمان بورس در انتخاب سهام‌ها، به عنوان یک مرجع خبره در نظر گرفته شده است، به نحوی که سهام انتخاب شده، سهام ۵۰ شرکت فعال‌تر یا برتر بورس است که توسط سازمان بورس معرفی شده است. اطلاعات مربوط به این سهام، از سایت رسمی سازمان بورس گردآوری شده است.

برای تحلیل و گردآوری اطلاعات و همچنین محاسبه داده‌های ورودی، نرم‌افزاری طراحی شده است که اطلاعات را به طور مستقیم به صورت فایل‌های xml از سایت گرفته و داده‌های ورودی الگوریتم، از قبیل نرخ سود بازگشتی ماهانه و کل (سالانه) برای هر سهم و کوواریانس بین سهام را به طور خودکار با استفاده از فایل‌های گرفته شده از سایت رسمی بورس محاسبه می‌کند. این نرم‌افزار در محیط NET و به زبان C# پیاده‌سازی شده است. لازم به ذکر است برای آزمایش کارایی الگوریتم پیشنهادی، خروجی‌های این الگوریتم در مثال‌های کوچک با الگوریتم حل دقیق و در مثال‌های واقعی با الگوریتم پایه ژنتیک مقایسه شده است. نتایج این مقایسات، در ادامه بیان می‌شود.

مقایسه با الگوریتم حل دقیق

برای ارزیابی کارایی الگوریتم، ابتدا در مثال‌های کوچک خروجی‌های حاصل از الگوریتم با الگوریتم حل دقیق مقایسه شده‌اند. لازم به ذکر است جدول زیر گویای خروجی‌های حاصل از این مقایسه است:

جدول ۱: مقایسه الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم ژنتیک

تعداد جمعیت اولیه	زمان (ثانیه)	بهترین تابع هدف		میانگین جواب‌ها		واریانس جواب‌ها		میانگین تعداد تکرارها	
		GA	EM	GA	EM	GA	EM	GA	EM
		۳۵.۳۳		۵۳.۸۹		-		جمعیت اولیه بدون تکرار	
۳۰	-	۳۵.۳۳		۵۳.۸۹		-		جمعیت اولیه بدون تکرار	
	۰.۵	۱.۳۱	۱.۱۲	۲.۵۶	۱.۷۶	۰.۷۲	۰.۳۰	۳۹۸	۱۷
	۱	۱.۱۸	۱.۰۲	۱.۹۴	۱.۶۹	۰.۳۹	۰.۲۸	۷۸۷	۳۶
	۱.۵	۱.۰۲	۰.۹۵	۱.۷۲	۱.۶۲	۰.۱۲	۰.۲۳	۱۱۳۰	۴۸
۴۰	-	۳۱.۳۳		۵۶.۲۱		-		جمعیت اولیه بدون تکرار	
	۰.۵	۱.۳۰	۱.۱۰	۲.۵۲	۲.۱۱	۰.۴۸	۰.۲۸	۳۰۶	۱۱
	۱	۱.۰۱	۱.۰۰	۱.۸۰	۱.۸۴	۰.۲۰	۰.۲۴	۵۷۸	۲۰
	۱.۵	۰.۹۶	۰.۸۳	۱.۶۵	۱.۷۵	۰.۲۱	۰.۲۱	۸۶۳	۲۷
۵۰	-	۲۸.۳۳		۵۵.۹۸		-		جمعیت اولیه بدون تکرار	
	۰.۵	۱.۲۰	۱.۰۸	۲.۵۱	۲.۱۲	۰.۳۲	۰.۲۶	۲۴۵	۸
	۱	۱.۰۰	۱.۰۱	۱.۷۸	۱.۸۳	۰.۱۸	۰.۲۰	۴۵۶	۱۴
	۱.۵	۰.۹۵	۰.۸۴	۱.۴۴	۱.۷۷	۰.۲۲	۰.۲۱	۶۷۱	۱۹

جدول ۲: تغییر میانگین تابع هدف جمعیت با دو الگوریتم ژنتیک و پیشنهادی

تعداد جمعیت اولیه	میانگین جمعیت فعلی	زمان (ثانیه)	میانگین تابع هدف جمعیت جدید		میانگین تعداد تکرارها	
			GA	EM	GA	EM
			۳۰	۵۳.۸۹	۰.۵	۲۷.۲۵
۱	۲۲.۷۷	۲.۷			۷۱۷	۲۸
۴۰	۵۶.۲۱	۰.۵	۳۰.۲۸	۲.۴۵	۲۲۷	۱۰
		۱	۲۲۷.۲	۲.۱۹	۴۳۹	۲۲
۵۰	۵۵.۹۸	۰.۵	۲۶.۹۱	۳.۵	۲۰۳	۸
		۱	۲۲.۵۲	۲.۸۶	۴۲۴	۱۴

قابلیت زیادی برای به دست آوردن یک جمعیت بهینه در تعداد کمی تکرار است. بنابراین از الگوریتم پیشنهادی می‌توان به عنوان یک الگوریتم ترکیبی، برای رسیدن به یک جمعیت بهینه نسبی در تعداد کمی تکرار استفاده کرد. لازم به ذکر است، نرم‌افزار مورد استفاده در این مقاله، به نحوی طراحی شده است تا هر الگوریتم بتواند از جمعیت ساخته شده توسط الگوریتم دیگر، با هر تعداد تکرار استفاده کند.

نتیجه‌گیری

در این مقاله، یک مدل جدید، بر اساس مدل پایه‌ای مارکوفیچ، توسعه داده شده است. به طور کلی، در این نوع مسائل، سهام به گونه‌ای انتخاب می‌شوند که ضمن سودآوری مشخص، کمترین ریسک را در بر داشته باشند.

با توجه به نتایج جدول (۶) ملاحظه می‌شود که الگوریتم پیشنهادی از الگوریتم ژنتیک بهتر عمل می‌کند. کم بودن واریانس جواب‌های الگوریتم پیشنهادی، حکایت از این دارد که الگوریتم پیشنهادی در هر بار اجرا جواب‌های قبلی نسبت به الگوریتم ژنتیک می‌دهد. به عبارت دیگر جواب‌های الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم ژنتیک در هر اجرا، انحراف کمتری از میانگین جواب‌های به دست آمده دارند.

همان‌طور که در قسمت قبل ذکر شد، نقطه قوت اصلی الگوریتم پیشنهادی، ایجاد یک جمعیت بهینه در تعداد کمی تکرار است. در جدول (۷) الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم ژنتیک از نظر میزان تغییر میانگین تابع هدف جمعیت فعلی و جمعیت جدید، مورد مقایسه قرار گرفته‌اند. این نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی

مجموع سهام وزن این گروه باید از مجموع سهام گروه‌های پایین‌تر، بیشتر باشد. این نحوه مدل‌بندی باعث می‌شود سهام از بین صنایع مختلف انتخاب شود تا از نبود اطمینان از پیروی از استراتژی انتخاب سهام با پایین‌ترین نسبت قیمت به درآمد کاسته شود. در نهایت نیز نتایج محاسباتی با مدل توسعه داده شده با مدل پایه یا مارکوویچ و حل حاصل از الگوریتم الکترومغناطیسم با الگوریتم ژنتیک مقایسه شده و کارایی مدل و الگوریتم ارائه شده، به اثبات رسیده است.

توسعه مدل پایه و تغییر فضای حل در نتیجه اضافه کردن محدودیت‌های جدیدی، باعث ایجاد یک فضای حل گسسته و نامحدب شده است، از این رو، مسئله توسط یک الگوریتم فراابتکاری الکترومغناطیسی حل شده است. نحوه حل نیز بدین ترتیب است که ابتدا سهام موجود به ترتیب صعودی بر اساس متغیر قیمت به درآمد مرتب شده‌اند. سپس این سهام به پنج گروه متمایز افراز شده‌اند؛ به نحوی که بالاترین گروه دارای پایین‌ترین نسبت قیمت به درآمد و برعکس باشد. محدودیت اعمال شده به نحوی است که اگر سهم یا سهامی از گروه بالاتری انتخاب شود،

مراجع

- 1- Speranza, M. G. (1993). "Linear programming models for portfolio optimization." *Finance*, 14, 107–123.
- 2- Chen, Liang-Hsuan and Huang, Lindsay, (2009). "Portfolio optimization of equity mutual funds with fuzzy return rates and risks." *European Journal of Operational Research*, 36, 3720–3727.
- 3- Lin, C. C. and Liu, T. Y. (2008). "Genetic algorithms for portfolio selection problems with minimum transaction lots." *European Journal of Operational Research*, 185, 393–404.
- 4- Chang, T. J., Meade, N., Beasley, J. E. and Sharaiha, Y. M. (2000). "Heuristics for cardinality constrained portfolio optimization." *Computers and Operations Research*, 27, 1271–1302.
- 5- Markowitz, H. (1952). "Portfolio selection." *Journal of Finance*, 7, 77–91.
- 6- Markowitz, H. (1959). "Portfolio selection: Efficient diversification of investments." New York: Wiley, 115, 293–303.
- 7- Oh, K. J., Kim, T. Y., Min, S. H. and Lee, H. Y. (2006). "Portfolio algorithm based on portfolio beta using genetic algorithm." *Expert Systems with Applications*, 30, 527–534.
- 8- Markowitz, H. (1956). "The optimization of a quadratic function subject to linear constraints." *Naval Research Logistics Quarterly*, 3, 111–133.
- 9- Wolfe, P. (1959). "The simplex method for quadratic programming." *Econometrica*, 27, 382–398.
- 10- Markowitz, H., Todd, P., Xu, G. and Yamane, Y. (1993). "Computation of mean-semivariance efficient sets by the critical line algorithm." *Annals of Operations Research*, 45, 307–317.
- 11- Yoshimoto, A. (1996). "The mean–variance approach to portfolio optimization subject to transaction costs." *Journal of the Operations Research Society of Japan*, 39(1), 99–117
- 12- Konno, H. (1990), "Piecewise linear risk-function and portfolio optimization." *Journal of the Operations Research Society of Japan*, 33, 139–156.
- 13- Arnone, S., Loraschi, A. and Tettamanzi, A. (1993). "A genetic approach to portfolio selection." *Neural Network World*, 6, 597–604.
- 14- Shoaf, J. and Foster, J. A. (1996). "The efficient set GA for stock portfolios". In *Proceedings of the Decision Science Institute*, Orlando (pp. 571–573).
- 15- Rolland, E. (1997). "A tabu search method for constrained real-number search: Applications to portfolio selection." Technical Report, Department of Accounting & Management Information Systems. Ohio State University, Columbus.

-
- 16- Xia, Y., Liu, B., Wang, S. and Lai, K. K. (2000). "A model for portfolio selection with order of expected returns." *Computers and Operations Research*, 27, 409–422.
- 17- Orito, Y., Yamamoto, H. and Yamazaki, G. (2003). "Index fund selections with genetic algorithms and heuristic classifications." *Computers and Industrial Engineering*, 45, 97–109.
- 18- Fieldsend, J., Matatko, J. and Peng, (2004). "Cardinality constrained portfolio optimization." In Proceedings of the fifth international conference on intelligent data engineering and automated learning (IDEAL'04), Exeter, 25–27 August.
- 19- Lai, K. K., Yu, L., Wang, S. and Zhou, C. (2006). "A double-stage genetic optimization algorithm for portfolio selection." College of Business Administration, Hunan University.
- 20- Chang, T. J., Meade, N., Beasley, J. E. and Sharaiha, Y. M. (2000). "Heuristics for cardinality constrained portfolio optimization." *Computers and Operations Research*, 27, 1271–1302.
- 21- Schaerf, A. (2002a). "Local search techniques for constrained portfolio selection problems." *Computational Economics*, 20, 177–190.
- 22- Schaerf, A. (2002b). "Local Search Techniques for Constrained Portfolio Selection Problems." Dipartimento di Ingegneria Elettrica, Gestionale e Meccanica, Università di Udine. *Computational Economics*, 20, 177–190.
- 23- Lin, D., Wang, S. and Yan, H., (2001). "A multiobjective genetic algorithm for portfolio selection problem." In Proceedings of ICOTA, Hong Kong, 15–17 December 2001.
- 24- Crama, Y. and Schyns, (2003). "Simulated annealing for complex portfolio selection problems." *European Journal of Operational Research*, 150, 546–571.
- 25- Oh, K. J., Kim, T. Y. and Min, S., (2005). "Using genetic algorithm to support portfolio optimization for index fund management." *Expert Systems with Applications*, 28, 371–379.
- 26- Stein, M., Branke, J. and Schmeck, H. (2005). "Portfolio selection: How to integrate complex constraints." Institute for Applied Informatics and Formal Description Methods. University of Karlsruhe (TH), June 1.
- 27- Lin, C. C. and Liu, T. Y. (2007). "Genetic algorithms for portfolio selection problems with minimum transaction lots." *European Journal of Operational Research. O.R. Applications*.
- 28- S. Ilker Birbil and ShuCheng Fang, (2003). "An Electromagnetism-like Mechanism for Global Optimization." *Journal of Global Optimization*, 25, 263–282.
- 29- Shih-Hsin Chen and Pei-Chann Chang and Chien-Lung Chan and V. Mani, (2007). "A Hybrid Electromagnetism-Like Algorithm for Single Machine Scheduling Problem." Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 543–552.
- 30- Holland, J. H. (1975). "Adaptation in natural and artificial systems: An introductory analysis with applications to biology." control and artificial intelligence. University of Michigan Press.
-