



سازی سبد سهام دارند. علاوه، با استفاده از الگوریتم ALOGA می‌توان با دقت و کارایی بالا سبد سهام بهینه تشکیل داد.

**واژه‌های کلیدی:** بهینه‌سازی سبد سهام، ریسک، بازده، الگوریتم شیرمورچه، الگوریتم ترکیبی یادگیری افزایشی مبتنی بر جمعیت و تکامل تفاضلی، الگوریتم ژنتیک.

## ۱- مقدمه

بورس اوراق بهادار به عنوان یکی از مهمترین زمینه‌های سرمایه‌گذاری مالی، همواره مورد توجه بسیاری از سرمایه‌گذاران بوده است. سرمایه‌گذاران سعی دارند تا با افزایش اطلاعات خود از سازوکارهای حاکم بر قیمت سهام به بهترین شیوه ممکن سهام خریداری کنند و در نتیجه سرمایه‌گذاری موفق‌تری داشته باشند. یکی از موضوعات مطرح در سرمایه‌گذاری، مسأله‌ی انتخاب پورتفولیو<sup>۱</sup> (سبد سرمایه) است. مسأله انتخاب سبد سرمایه با تخصیص سرمایه محدود به تعدادی از دارایی‌های بالقوه (سرمایه‌گذاری‌ها) به منظور دستیابی به استراتژی سرمایه‌گذاری سودآور، در ارتباط است (امیرحسینی و قبادی، ۱۳۹۵). سبد سرمایه ترکیبی مناسب از سهام یا سایر دارایی‌ها است که یک سرمایه‌گذار آنها را خریداری می‌کند. هدف از تشکیل سبد سرمایه، توزیع ریسک سرمایه‌گذاری بین چند سهم است، به گونه‌ای که سود یک سهم بتواند ضرر سهام دیگر را جبران کند. در مسأله‌ی بهینه‌سازی سبد سرمایه، هدف کمینه‌سازی ریسک و بیشینه‌سازی سود است، بنابراین ایجاد توازن بین ریسک و بازده امری ضروری است. ایجاد این توازن به نظر ساده می‌باشد، اما در عمل روش‌های مختلفی برای تشکیل سبد سرمایه‌گذاری استفاده می‌شود. هدف از حل مدل‌های انتخاب سبد سرمایه‌گذاری، ارائه‌ی مجموعه‌ای از جوابها به تصمیم‌گیرندگان جهت انتخاب سبد سرمایه‌ی مورد نظر است.

اولین مطالعه در رابطه با مسأله انتخاب پورتفولیو، به کارگیری مفهوم مجموعه کارا است که توسط مارکوویتز (۱۹۵۲) ارائه شد. در مطالعه او که مبنای تئوری پورتفولیوی مدرن به شمار می‌رود، مارکوویتز انتخاب پورتفولیو را در قالب یک مسأله بهینه‌سازی میانگین- واریانس با دو معیار اساسی: حداکثرسازی سود (میانگین بازده مورد انتظار) و حداقل‌سازی ریسک (واریانس بازده مورد انتظار) پورتفولیو مورد توجه قرار داده است. بدیهی است که یک پورتفوی مطلوب با توجه به بده بستان<sup>۲</sup> ریسک و بازده مورد انتظار تعیین می‌شود. مطالعه مارکوویتز توسط محققان زیادی توسعه پیدا کرد. از میان پژوهش‌های انجام شده پیرامون بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از مدل میانگین- واریانس می‌توان به پژوهش‌های مارکوویتز (۲۰۱۴)، گائو و همکاران (۲۰۱۵)، هوانگ (۲۰۱۲) و لی و همکاران (۲۰۰۶) اشاره کرد. با وجود اینکه مدل میانگین- واریانس مارکوویتز، مبنای تئوری پورتفولیوی مدرن به شمار می‌رود، به دلیل اینکه مدلی ساده‌سازی شده با مفروضات غیر واقع‌گرایانه است، استفاده عملی چندانی ندارد. از نقطه نظر عملی، سرمایه‌گذاران معمولاً با محدودیت‌های الزام‌آوری روبرو هستند. هر چقدر محدودیت‌های عملی به منظور توسعه مدل در مدل‌سازی افزایش یابد، حل مدل مشکل‌تر می‌شود. بسیاری از محققان از انواع تکنیک‌ها برای حل مسأله انتخاب پورتفولیوی مقید استفاده کرده‌اند (برسیماس و شیودا، ۲۰۰۹). از جمله پژوهش‌های

انجام شده پیرامون بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از مدل میانگین- واریانس با مؤلفه‌های مقید می‌توان به پژوهش‌های جاکوب و همکاران (۲۰۰۵)، شارف (۲۰۰۲)، چن (۲۰۱۵)، گل مکانی و همکاران (۲۰۰۸)، باکانین و توبا (۲۰۱۴) اشاره کرد.

در دهه اخیر، بخش عمده‌ای از مطالعات انتخاب پورتفولیو به الگوریتم‌های ابتکاری و فرا ابتکاری اختصاص یافته است. در این پژوهش با استفاده از یک الگوریتم فرا ابتکاری موسوم به الگوریتم شیرمورچه<sup>۳</sup>، حل مسأله‌ی بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری به منظور افزایش بازده و کاهش ریسک، مورد بررسی و مطالعه قرار گرفته است. در ادامه، کارایی این الگوریتم با الگوریتم ژنتیک و الگوریتم ترکیبی PBILDE<sup>۴</sup> به عنوان دو الگوریتم کارآمد در زمینه بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری مقایسه گردیده است. سؤال اصلی پژوهش حاضر این است که آیا می‌توان با استفاده از الگوریتم فرا ابتکاری ترکیبی ALOGA، برای شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران سبد سهام بهینه تشکیل داد؟ سؤال دیگر تحقیق این است که آیا استفاده از الگوریتم فرا ابتکاری ALOGA باعث بهبود سبد سهام نسبت به الگوریتم PBILDE می‌شود؟

## ۲- الگوریتم‌های بکار رفته در پژوهش

الگوریتم‌هایی که برای حل مسائل بهینه‌سازی وجود دارند را می‌توان به دو دسته: الگوریتم‌های دقیق و الگوریتم‌های تقریبی تقسیم‌بندی کرد. الگوریتم‌های دقیق قادر به یافتن جواب بهینه به صورت دقیق هستند، اما الگوریتم‌های تقریبی قادر به یافتن جواب‌های نزدیک به بهینه برای مسائل بهینه‌سازی سخت هستند و به سه دسته الگوریتم‌های ابتکاری، فرا ابتکاری و فوق ابتکاری تقسیم می‌شوند. دو مشکل اصلی الگوریتم‌های ابتکاری، قرار گرفتن آنها در بهینه‌های محلی، و ناتوانی آنها برای کاربرد در مسائل گوناگون است. الگوریتم‌های فرا ابتکاری که برای حل مشکلات الگوریتم‌های ابتکاری ارائه شده‌اند، از انواع الگوریتم‌های بهینه‌سازی تقریبی هستند که دارای راهکارهای برون-رفت از بهینه محلی می‌باشند و قابل کاربرد در طیف گسترده‌ای از مسائل هستند (مارکوئیتز، ۱۹۵۹).

در مدل این پژوهش از تابع هدف درجه دو استفاده شده است که از لحاظ پیچیدگی، از نوع مسائل غیرخطی چند جمله‌ای است. این نوع مسائل به دلیل پیچیدگی به صورت دقیق قابل حل نیستند و الگوریتم‌های فرا ابتکاری می‌توانند مجموعه جواب مناسب در زمان قابل قبول برای مسائل غیرخطی چند جمله‌ای را بدست آورند (بالوجا، ۱۹۹۴). حل مسأله‌ی بهینه‌سازی با استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری نخستین بار توسط پلیا صورت گرفت (اسمان و کلی، ۱۹۹۶). بر خلاف روش‌های حل دقیق، الگوریتم‌های فرا ابتکاری می‌توانند برای مسائل در مقیاس بزرگ با ارائه‌ی راه

حل‌های رضایت‌بخش در مدت زمان معقول بکار گرفته شوند. برای بکارگیری الگوریتم‌های فرا ابتکاری یا روش‌های دقیق به منظور حل یک مسأله باید به سائز مسأله و ساختار آن توجه کرد (شارف، ۲۰۰۲). در بخش زیر الگوریتم‌های بکار رفته در پژوهش مورد اشاره قرار گرفته‌اند:

## ۲-۱- الگوریتم ترکیبی شیرمورچه و ژنتیک

در این پژوهش برای حل مسأله‌ی بهینه‌سازی سبد سهام از الگوریتم ترکیبی شیرمورچه و ژنتیک<sup>۵</sup> (ALOGA) استفاده شده است. مسأله‌ی بهینه‌سازی سبد سهام از دو بخش پیوسته و گسسته تشکیل شده است که در قسمت پیوسته (نسبت سهام سرمایه‌گذاری شده بر روی هر شرکت) آن از الگوریتم شیرمورچه و در قسمت گسسته (انتخاب دارایی‌های سرمایه‌گذاری شده) آن از الگوریتم ژنتیک استفاده گردیده است. فرآیند این الگوریتم ترکیبی به شرح زیر است:

- (۱) جمعیت اولیه‌ای از بردارهای  $W$  و  $S$  با اندازه‌ی  $N$  (تعداد کل دارایی‌ها) به صورت تصادفی تولید می‌شود. بردار  $W$  نسبت سرمایه‌گذاری شده بر روی هر دارایی را نشان می‌دهد و مقدار آن در بازه‌ی  $[0, 1]$  تغییر می‌کند. بردار  $S$  که فقط شامل مقادیر ۰ و ۱ است، نشان می‌دهد که سبد سرمایه‌گذاری شامل چه دارایی‌هایی است.
- (۲) مقادیر بردارهای  $S$  و  $W$  از نظر محدودیت‌های مسأله مورد بررسی قرار می‌گیرند و در صورتی که در محدودیت‌ها صدق نکنند، اصلاح گردند.
- (۳) وضعیت هر یک از جواب‌های اولیه توسط یک تابع برازندگی بررسی می‌شود.
- (۴) موقعیت شیرمورچه و مورچه با ماتریس‌های  $M_{ant}$  و  $M_{ntlion}$  مشخص می‌شود.
- (۵) مقادیر ماتریس‌های  $M_{ant}$  و  $M_{ntlion}$  از نظر محدودیت‌های مسأله مورد بررسی قرار می‌گیرند و در صورتی که در محدودیت‌ها صدق نکنند، اصلاح گردند.
- (۶) وضعیت ماتریس‌های  $M_{ant}$  و  $M_{ntlion}$  توسط یک تابع برازندگی بررسی می‌شود. تا زمانی که تعداد تکرارها کوچک‌تر و مساوی بیشینه تعداد تکرارها ( $current\_iter \leq max\_iter$ ) باشد، مراحل ۷ تا ۹ تکرار می‌شوند.
- (۷) از روش انتخاب مسابقه‌ای برای انتخاب کروموزوم‌هایی که برای تولید فرزند مورد نیاز می‌باشند، استفاده می‌شود.
- (۸) موقعیت مورچه، با توجه به حرکت تصادفی مورچه و حرکت تصادفی نخبه، به روزرسانی می‌شود.
- (۹) موقعیت شیرمورچه به روز رسانی می‌شود.
- (۱۰) بهترین شیرمورچه به عنوان نخبه ذخیره می‌شود.

- (۱۱) از روش انتخاب مسابقه‌ای برای انتخاب بردار  $S$  پرتفولیو جهت تولید فرزند، استفاده می‌شود و تا زمانی که تعداد تکرارها کوچک‌تر و مساوی بیشینه تعداد تکرارها ( $current\_iter \leq max\_iter$ ) باشد، مراحل ۶ تا ۱۴ تکرار می‌شود.
- (۱۲) عملگر تقاطع یک نقطه‌ای برای تولید فرزند انجام می‌شود.
- (۱۳) عملگر جهش بر روی فرزندان اعمال می‌شود.
- (۱۴) شیرمورچه‌ی نخبه به‌عنوان بردار  $W$  برای فرزند تولید شده در مرحله قبل قرار می‌گیرد.

## ۲-۲- الگوریتم ترکیبی یادگیری افزایشی مبتنی بر جمعیت و تکامل تفاضلی (PBILDE)

یکی از الگوریتم‌های موفق و کارآمد در زمینه‌ی بهینه‌سازی سبد سهام الگوریتم ترکیبی PBILDE است. الگوریتم PBILDE، دو الگوریتم PBIL و DE را ترکیب می‌کند. در این الگوریتم ترکیبی، برای قسمت پیوسته که همان نسبت سهام سرمایه‌گذاری شده بر روی هر شرکت است، از الگوریتم PBIL و برای قسمت گسسته که مربوط به انتخاب دارایی‌های سرمایه‌گذاری شده است از الگوریتم DE استفاده گردیده است (لوین و کیو، ۲۰۱۳).

گام‌های الگوریتم PBILDE به شرح زیر است:

- (۱) بردار احتمال  $V$  که تمام درایه‌های آن  $0,5$  است، با اندازه‌ی تعداد کل دارایی‌ها، تولید می‌شود.
- (۲) جمعیت اولیه‌ای از بردارهای  $W$  و  $S$  با اندازه‌ی  $N$  (تعداد کل دارایی‌ها) به صورت تصادفی تولید می‌شود. بردار  $W$  نسبت سرمایه‌گذاری شده بر روی هر دارایی را نشان می‌دهد و مقدار آن در بازه‌ی  $[0,1]$  است. بردار  $S$  که فقط شامل مقادیر  $0$  و  $1$  است نشان می‌دهد که سبد سرمایه‌گذاری شامل چه دارایی‌هایی است.
- (۳) مقادیر بردارهای  $S$  و  $W$  از نظر محدودیت‌های مسئله مورد بررسی قرار می‌گیرند و در صورتی که در محدودیت‌ها صدق نکنند، اصلاح می‌گردند.
- (۴) آرشیوی از بهترین‌های جمعیت تهیه می‌شود و تا زمانی که تعداد تکرارها کوچک‌تر و مساوی بیشینه تعداد تکرارها ( $current\_iter \leq max\_iter$ ) باشد، مراحل ۴ تا ۸ تکرار می‌شوند.
- (۵) بردار احتمال  $V$  به‌روز رسانی می‌شود.
- (۶) عملگر جهش بر روی بردار احتمال اعمال می‌شود.
- (۷) به‌وسیله‌ی الگوریتم DE جمعیتی از فرزندان تولید می‌شود.

۸) جمعیت تولید شده با جمعیت قبلی مقایسه می‌شود و در صورت بهتر بودن جمعیت جدید جایگزین می‌شود.

### ۲-۲-۱- الگوریتم یادگیری افزایشی مبتنی بر جمعیت (PBIL)

الگوریتم PBIL نخستین بار توسط بالوجا ارائه شد (لوین و کیو، ۲۰۱۳). این الگوریتم از یک بردار احتمال برای نشان دادن توزیع همه‌ی افراد استفاده می‌کند. بردار احتمال به سمت مقادیری می‌رود که بهترین راه‌حل را نشان می‌دهند. سپس جمعیت نمونه‌های تصادفی، بر اساس احتمالات مشخص شده در بردار احتمال، تولید می‌شود. در هر تکرار از الگوریتم، آرشویی از بهترین‌های جمعیت نگهداری می‌شود و بردار احتمال نیز به روز رسانی می‌شود و در نهایت جهش بر روی بردار احتمال انجام می‌شود.

### ۲-۲-۲- الگوریتم تکامل تفاضلی (DE)

الگوریتم DE نخستین بار توسط استورن و پرایس (۱۹۹۷) ارائه شد. این دو نشان دادند که این الگوریتم توانایی مناسبی در بهینه‌سازی توابع غیرخطی مشتق ناپذیر دارد. این الگوریتم جهت غلبه بر عیب اصلی الگوریتم ژنتیک، یعنی فقدان جستجوی محلی ارائه شده است. تفاوت اصلی الگوریتم‌های ژنتیک و DE در عملگر انتخاب است. در اپراتور انتخاب الگوریتم ژنتیک، شانس انتخاب یک جواب به عنوان یکی از والدین، وابسته به مقدار شایستگی آن می‌باشد. اما در الگوریتم DE، همه جواب‌ها دارای شانس مساوی جهت انتخاب شدن هستند، یعنی شانس انتخاب شدن آنها وابسته به مقدار شایستگی آنها نمی‌باشد. پس از این که یک جواب جدید با استفاده از یک اپراتور جهش تولید شد، جواب جدید با مقدار جواب قبلی مقایسه می‌شود و در صورت بهتر بودن جایگزین آن می‌گردد.

### ۳- مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

در رابطه با بهینه‌سازی سبد سهام در بورس اوراق بهادار، تحقیقات متعددی انجام شده است. برای مثال، لوین و کیو (۲۰۱۳) از الگوریتم ترکیبی PBILDE برای حل مدل میانگین- واریانس با مؤلفه‌های مقید استفاده کردند. مقایسه نتایج حاصل از این الگوریتم با الگوریتم‌های PBIL و DE نشان داد که الگوریتم PBILDE برای حل مدل میانگین- واریانس با محدودیت‌های کاردینالی و بازه‌ای، مؤثر و کارآمد است. چانگ و همکاران (۲۰۰۰) یک مدل اصلاح شده میانگین- واریانس با مولفه‌های مقید ارائه دادند که در آن محدودیت‌های کاردینالی و بازه‌ای به مدل اولیه‌ی مارکوویتز

اضافه شده است. آنها با پیاده‌سازی سه الگوریتم ژنتیک، جستجوی ممنوعه<sup>۶</sup> و تبرید شبیه‌سازی شده<sup>۷</sup> بر روی ۲۲۵ سهم، نشان دادند که با اضافه شدن محدودیت‌های جدید، مرز کارا تغییر می‌کند. لی و همکاران (۲۰۰۶) برای حل مسأله‌ی بهینه‌سازی سبد سهام از الگوریتم فرا ابتکاری بهینه‌سازی حرکت تجمعی ذرات<sup>۸</sup> استفاده کرده و نتایج خود را با الگوریتم ژنتیک مقایسه نمودند. نتایج حاکی از آن بود که الگوریتم حرکت تجمعی ذرات، در حل مسأله‌ی بهینه‌سازی سبد سهام کارا تر و مؤثرتر از الگوریتم ژنتیک است. مانسینی و اسپرانزا (۱۹۹۹) محدودیت حداقل تعداد معاملات را به مدل میانگین-نیم انحراف مطلق<sup>۹</sup> اضافه کردند که در نتیجه آن، مدل جدید به یک مدل برنامه‌نویسی مختلط عدد صحیح تبدیل شد. آنها با بررسی نتایج بر روی سهام موجود در بازار بورس میلان در دو بازه‌ی زمانی ۲۲۷ سهمی (۱۹۸۱-۱۹۹۱) و ۲۴۴ سهمی (۱۹۹۲-۱۹۹۴) نشان دادند که مسأله‌ی پیدا کردن راه‌حل بهینه، مستقل از تابع ریسک است.

فرناندز و گومز (۲۰۰۷) از روش ابتکاری شبکه عصبی مصنوعی، برای دستیابی به مرز کارای مسأله‌ی بهینه‌سازی سبد سهام استفاده کردند. آنها مدل میانگین-واریانس با مؤلفه‌های مقید را برای حل مسأله‌ی خود در نظر گرفتند و نتایج بدست آمده از این الگوریتم را با سه الگوریتم ژنتیک، جستجوی ممنوعه و تبرید شبیه‌سازی شده مقایسه نمودند. نتایج حاکی از آن بود که این الگوریتم نتایج بهتری نسبت به الگوریتم‌های قبلی حاصل می‌آورد. چنگ و همکاران (۲۰۰۹) از سه مدل مختلف اندازه‌گیری ریسک برای حل مسأله‌ی بهینه‌سازی سبد سهام استفاده کردند. آنها سه شاخص واریانس، نیم واریانس<sup>۱۰</sup> و میانگین قدر مطلق انحرافات را به عنوان شاخص‌های اندازه‌گیری ریسک مورد استفاده قرار داده و با استفاده از الگوریتم ژنتیک، مدل خود را با داده‌های ۱۰۰ شرکت تایوانی (۲۰۰۴-۲۰۰۶) بکار گرفتند. نتایج حاصل از این پژوهش نشان داد که افزایش تعداد سهام باعث کوتاه‌تر شدن مرز کارا می‌گردد. پیام و همکاران (۲۰۰۹) برای حل مسأله‌ی بهینه‌سازی سبد سهام از ترکیب دو الگوریتم ژنتیک و بهینه‌سازی حرکت تجمعی ذرات (الگوریتم ممتیک<sup>۱۱</sup>) استفاده کردند. در این الگوریتم تکنیک بهینه‌سازی حرکت تجمعی ذرات فقط بر روی جواب‌های بدست آمده توسط الگوریتم ژنتیک اعمال شد. بررسی نتایج حاصل از این الگوریتم نشان داد که سبد سهامی که با استفاده از این الگوریتم بدست می‌آید، کارا تر از زمانی است که از هر کدام از الگوریتم‌های ژنتیک و حرکت تجمعی ذرات به صورت جداگانه استفاده می‌شوند. یو و همکاران (۲۰۱۰) مدل جدیدی برای مسأله‌ی انتخاب سبد سرمایه‌گذاری چند دوره‌ای ارائه کردند. در این مدل از حداکثر قدر مطلق انحرافات به جای واریانس برای اندازه‌گیری ریسک استفاده شده است. در این روش برخلاف روش سنتی که ریسک از طریق محاسبه واریانس تعیین می‌شود، ریسک در دو مرحله کنترل شده است.



برمودز و همکاران (۲۰۱۲) به ارائه‌ی مدل چند دوره‌ای فازی برای بهینه‌سازی سبد سهام پرداختند. در مدل چند دوره‌ای ارائه شده توسط آنها فرض شده است که سرمایه‌گذاران به جای اینکه در یک دوره سرمایه‌گذاری کنند، به صورت پیوسته فعالیت می‌نمایند. نتایج حاصل از این مدل در بازار سهام اسپانیا مورد استفاده قرار گرفت. چن (۲۰۱۵) مسأله‌ی بهینه‌سازی سبد سرمایه را با در نظر گرفتن محدودیت‌های دنیای واقعی و با این فرض که بازدهی دارایی‌ها به صورت ارزش مثلثی فازی است، مورد بحث قرار داد و از الگوریتم توسعه داده شده‌ی کلونی زنبور عسل برای حل آن استفاده نمود. نتایج حاصل از بکارگیری این الگوریتم بر روی سهام ۳۰ شرکت بورس شانگهای حاکی از آن است که الگوریتم پیشنهادی، الگوریتمی کارآمد است.

زمانی و همکاران (۱۳۹۲) مدلی ارائه کردند که در آن پتانسیل آتی سهام توسط شبکه‌های عصبی فازی پیش‌بینی می‌شود. سپس بر اساس پیش‌بینی‌های صورت گرفته، مدل‌های ریاضی بهینه‌سازی بر مبنای عواملی مانند: میانگین، واریانس و چولگی سبد سهام ارائه نموده و این مدل‌ها را با استفاده از الگوریتم ژنتیک حل کردند. نتایج بررسی نمونه‌ای شامل ۲۰ شرکت اول از ۵۰ شرکت برتر بورس در سه ماهه‌ی دوم سال ۱۳۹۱، نشان داد که مدل‌های ارائه شده، در مقایسه با روش‌های سنتی شاخص بازار، بازدهی بالاتری دارد. قاسمی و نجفی (۱۳۹۱) به حل مدل میانگین-واریانس با محدودیت‌های کاردینالی و بازه‌ای با استفاده از الگوریتم فرا ابتکاری علف‌های هرز پرداختند. آنها با حل دو مسأله‌ی ۵۰ سهمی و ۱۵ سهمی نشان دادند که در مقیاس کوچک، نرم-افزار GAMS نتایج بهتری نسبت به الگوریتم علف‌های هرز نشان می‌دهد، اما این نرم‌افزار قادر به حل مسأله در مقیاس بزرگ نیست. نتایج حاصل از این پژوهش نشان دهنده‌ی عملکرد مناسب الگوریتم IWO<sup>۱۲</sup> برای مدل پیشنهادی در مقیاس بزرگ است. فضل زاده و همکاران (۱۳۹۰)، توانایی مدل‌های شارپ و تحلیل پوششی داده‌ها<sup>۱۳</sup> (DEA) در انتخاب سبد سرمایه‌گذاری کارا را در بورس اوراق بهادار مورد مطالعه قرار دادند. در این پژوهش از مدل سبد سرمایه‌گذاری بهینه‌ی مارکوویتز استفاده شد و توانایی مدل‌های شارپ و DEA نسبت به مدل مارکوویتز بررسی گردید. جامعه‌ی آماری این پژوهش شامل ۸۸ شرکت بورس در دوره‌ی زمانی فروردین ۱۳۸۵ تا اسفند ۱۳۸۷ است. با حل مدل‌های تحقیق، مشخص گردید که مدل شارپ توانایی تشکیل سبد سهام را در بورس اوراق بهادار تهران دارا است ولی مدل DEA از این توانایی برخوردار نیست. راعی و همکاران (۱۳۸۹) مسأله‌ی بهینه‌سازی سبد سهام را در ۳ مدل مختلف با استفاده از تکنیک بهینه‌سازی حرکت تجمعی ذرات حل کردند. آنها برای حل مدل از اطلاعات قیمت سهام ۲۰ شرکت پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران استفاده نمودند. نتایج نشان داد که در هر سه مدل، در ریسک‌های پایین، تکنیک PSO از دقت بیشتری برخوردار است، ولی در ریسک‌های بالاتر دقت این

تکنیک به مرور کاهش می‌یابد. همچنین الگوریتم PSO از نظر سرعت پردازش نیز از کارایی لازم برخوردار است. شاه محمدی و همکاران (۱۳۹۱) جهت انتخاب سبد سهام بهینه از مدل میانگین-واریانس-چولگی استفاده کردند که بازه‌های مربوط به سهام در این پژوهش به صورت فازی در نظر گرفته شده است. در مطالعه آنها، برای جستجوی سبد سهام از الگوریتم ژنتیک و برای محاسبه میانگین، واریانس و چولگی از شبکه‌ی عصبی مصنوعی آموزش داده با شبیه‌سازی فازی استفاده شده است. نتایج حاصل از حل مدل حاکی از کارایی این الگوریتم می‌باشد. الهی و همکاران (۱۳۹۴) یک راه حل فرا ابتکاری جدید به نام جستجوی شکار<sup>۱۴</sup> برای حل مسئله‌ی بهینه‌سازی سبد سهام با رویکرد میانگین-واریانس ارائه کردند. به منظور بررسی قدرت و دقت الگوریتم حل، مطالعه‌ای موردی با داده‌های ۳۰ شرکت بزرگ بورس اوراق بهادار تهران در بازه زمانی خرداد ۱۳۸۹ تا خرداد ۱۳۹۰ انجام شد. نتایج حاصل از این پژوهش نشان می‌دهد که الگوریتم بکار رفته برای حل مسائل بهینه‌سازی سبد سهام، از سرعت و دقت بالایی برخوردار است.

#### ۴- روش شناسی پژوهش

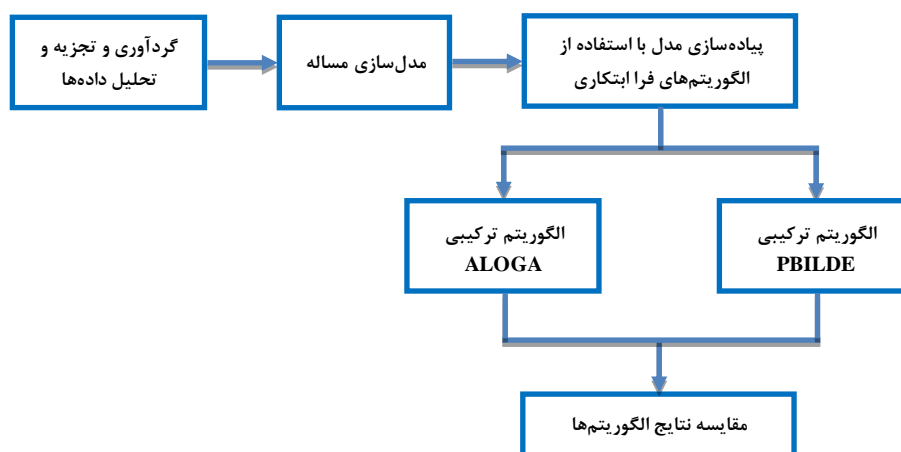
انتخاب روش تحقیق بستگی به هدف، ماهیت موضوع و امکانات اجرایی آن دارد. این تحقیق از بعد هدف از نوع تحقیقات توصیفی کاربردی است. در این تحقیق، پژوهشگر سعی دارد تا آنچه را که هست، بدون دخالت یا استنتاج ذهنی گزارش دهد و الزاماً در پی کشف و توضیح روابط، همبستگی‌ها، آزمون فرض‌ها و پیش بینی رویدادها نیست، بلکه توجه وی بیشتر در جهت بررسی و توصیف موقعیت‌ها بر اساس اطلاعاتی است که صرفاً جنبه وصفی دارد. از بعد فرایند این تحقیق، کمی است؛ یعنی با نگرش عینی به جمع آوری داده‌های واقعی و تحلیل آنها با استفاده از روش‌های مربوطه می‌پردازد.

جامعه آماری به مجموعه افراد یا عناصری (بستگی به موضوع پژوهش دارد) گفته می‌شود که دارای ویژگی یا ویژگی‌های مشترکی هستند و پژوهش در مورد آن انجام می‌گیرد. جامعه‌ی آماری این پژوهش شامل کلیه شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران طی دوره ۳۶ ماهه در بازه زمانی فروردین ۱۳۹۱ الی اسفند ۱۳۹۳ است که تعداد آنها بر اساس نرم‌افزار ره‌آورد نوین ۵۹۱ شرکت می‌باشد.

به منظور محدود کردن جامعه آماری پژوهش حاضر، از میان شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران، کلیه شرکت‌های حائز شرایط زیر، صرف‌نظر از نوع فعالیت، به عنوان عناصر نمونه انتخاب شدند:

(۱) معامله بر روی سهام آنها دچار وقفه طولانی (بیشتر از ۴ ماه) نباشد.

- (۲) جزء شرکتهای سرمایه‌گذاری مالی نباشد.
- (۳) اطلاعات مورد نیاز برای متغیرهای پژوهش برای آنها در دسترس باشد.
- در نهایت، با توجه به شرایط و اعمال محدودیت‌های یاد شده، تعداد ۱۵۰ شرکت در بازه زمانی ۳۶ ماهه منتهی به اسفند ماه ۱۳۹۳ به عنوان نمونه انتخاب شدند.
- در این پژوهش از یک رویکرد ترکیبی برای انتخاب سبد سهام استفاده شده است. نمودار ۱ چارچوب اجرای پژوهش را نشان می‌دهد:



نمودار ۱- چارچوب اجرای پژوهش

##### ۵- فرضیه پژوهش

- در این پژوهش، فرضیه اصلی زیر در قالب فرضیات  $H_0$  و  $H_1$  طرح گردیده است:
- $H_0$ : الگوریتم ALOGA در بهینه‌سازی سبدهای سهام نسبت به الگوریتم PBILDE از کارایی بالاتری برخوردار است.
- $H_1$ : الگوریتم ALOGA در بهینه‌سازی سبدهای سهام نسبت به الگوریتم PBILDE از کارایی بالاتری برخوردار نیست.

## ۶- متغیرهای پژوهش

## سبد سهام

به ترکیبی از دارایی‌هایی که برای سرمایه‌گذاری انتخاب می‌شوند، سبد سهام گفته می‌شود. مدیریت سبد سهام با این مسأله مواجه است که چگونه سرمایه‌گذاران، سرمایه‌ی خود را به دارایی‌های مختلف اختصاص دهند. مارکوویتز (۱۹۵۹) مدیریت سبد سهام را فرآیندی تعریف می‌کند که طی آن وزن‌های سرمایه‌گذاری شده‌ی بهینه برای دارایی‌هایی که سبد سهام را تشکیل می‌دهند، مشخص می‌شود. در مسأله‌ی انتخاب سبد سهام، هدف تخصیص سرمایه‌ی محدود به دارایی‌ها برای دستیابی به یک استراتژی سرمایه‌گذاری سودآور است (چانگ و همکاران، ۲۰۰۰). بایزولی - سولر و همکاران (۲۰۱۲) مدیریت سبد سهام را بدست آوردن سبد سهامی با کمترین ریسک و بیشترین بازده تعریف کرده‌اند. سرمایه‌گذار نه تنها باید بازده را بیشینه کند، بلکه باید بدنبال کمینه‌سازی ریسک نیز باشد. در واقع ریسک و بازده به طور همزمان مورد توجه می‌باشند و توازن بین ریسک و بازده مورد نظر است.

## بازده

یکی از متغیرهای این پژوهش میانگین بازده سهام هر شرکت است. بازده را می‌توان درآمد حاصل از سرمایه‌گذاری تعریف کرد. در مدل کلاسیک، بازده مورد انتظار سبد سهام، با ترکیب خطی از بازده مورد انتظار دارایی‌های موجود در سبد سهام برابر است (فاما و مکبث، ۱۹۷۳). رابطه شماره (۱) نحوه محاسبه میانگین بازده سهام هر شرکت را طی دوره ۳۶ ماهه نشان می‌دهد.

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^{60} r_i}{N} \quad (1)$$

نرخ بازده سهام ( $r_{it}$ ) با استفاده از رابطه شماره (۲) پژوهش خوش طینت و اسماعیلی (۱۳۸۴) محاسبه می‌شود.

$$r_{it} = \frac{(1 + \alpha)p_1 - p_0 + DPS - 1000\beta}{p_0} * 100 \quad (2)$$

در این پژوهش، اطلاعات مربوط به سود تقسیمی هر سهم، آورده نقدی، مطالبات، قیمت سهام در ابتدا و پایان دوره و سرمایه ابتدا و پایان دوره نیز با استفاده از نرم‌افزار ره‌آورد نوین گردآوری شده‌اند. رابطه‌های ۳ و ۴ به ترتیب، نحوه محاسبه درصد کل افزایش سرمایه و درصد افزایش سرمایه از محل آورده نقدی و مطالبات را در این پژوهش نشان می‌دهند.

$$(۳) \quad \text{درصد کل افزایش سرمایه} = \frac{\text{سرمایه ابتدای دوره} - \text{سرمایه پایان دوره}}{\text{سرمایه ابتدای دوره}}$$

$$(۴) \quad \text{افزایش سرمایه از محل آورده نقدی و مطالبات} = \frac{\text{درصد افزایش سرمایه از محل آورده نقدی و مطالبات}}{\text{سرمایه ابتدای دوره}}$$

### ریسک

ریسک را می‌توان احتمال به وقوع نپیوستن پیش‌بینی تعریف کرد. تعریف دیگر ریسک احتمال عدم موفقیت است. هر اندازه احتمال عدم موفقیت در سرمایه‌گذاری بیشتر باشد، ریسک سرمایه‌گذاری نیز بیشتر است. برادشاو و همکاران (۲۰۰۹) ریسک را معیاری برای نشان دادن آنچه درباره‌ی سبد سهام ناشناخته است، تعریف کرده‌اند. با توجه به این تعریف ریسک شانس افزایش یا کاهش مقدار سرمایه‌گذاری شده بر روی هر دارایی در سبد سهام است. در این پژوهش از انحراف معیار به عنوان شاخص ریسک استفاده شده است.

### ۷- مدل‌سازی مسأله‌ی پژوهش

در این پژوهش از مدل میانگین- واریانس با مؤلفه‌های مقید به منظور مدل‌سازی استفاده شده که نخستین بار توسط چنگ و همکاران (۲۰۰۰) پیشنهاد شده است. رابطه ۵ این مدل را نشان می‌دهد:

$$\begin{aligned} & \text{Minimize } \lambda \sigma_p^2(w) - (1-\lambda) \mu_p(w) \\ & \text{s.t. } l_i \leq w_i \leq u_i \\ & \sum_{i=1}^n \rho_i \leq k \\ & \sum_{i=1}^n w_i = 1 \\ & \forall i \in [1, n], 0 \leq w_i \end{aligned} \quad (۵)$$

محدودیت‌های استفاده شده در این مدل به شرح زیر است:

- ۱- مجموع وزن سهام در سبد برابر با یک شود.
- ۲- مجموع تعداد سهام در سبد سهام مشخص است.
- ۳- حد بالا و پایین وزن سهم هر شرکت بین  $\delta_i = 1$  و  $\varepsilon_i = 0,01$  باشد.

محدودیت اول بدین منظور است که کل سرمایه‌ی سرمایه‌گذار، بر روی دارایی‌ها سرمایه‌گذاری شود. محدودیت دوم که به آن محدودیت کاردینالی گفته می‌شود، تعداد دارایی‌هایی که سبد سهام را تشکیل می‌دهند، کنترل می‌کند. این محدودیت باعث می‌شود تعداد دارایی‌ها خیلی زیاد یا خیلی کم نباشد. محدودیت سوم که به آن محدودیت بازه‌ای می‌گویند، وزن دارایی‌های موجود در سبد سهام را کنترل می‌کند. این محدودیت باعث می‌شود که میزان خرید دارایی‌ها خیلی کم یا خیلی زیاد نباشد.

#### • ارضای محدودیت‌ها در مدل میانگین-واریانس با مؤلفه‌های مقید

به منظور اعمال محدودیت‌های مربوط به تعداد سهام منتخب، متغیر  $k_p^* = \sum_{i=1}^N z_{pi}$  و مجموعه‌ی  $Q$  تعریف می‌شود.  $Q$  مجموعه سهامی است که سبد سهام  $P$  در بر دارد و  $k_p^*$  تعداد سهام موجود در مجموعه  $Q$  را نشان می‌دهد. اگر فرض شود،  $k$  تعداد دارایی مطلوب در سبد سهام باشد، در حالتی که  $k_p^* < k$  باشد، به  $Q$  تعدادی سهام باید اضافه شود. اگر  $k_p^* > k$  باشد، از  $Q$  تعدادی سهم باید کم شود تا زمانی که  $k_p^* = k$  شود. برای تصمیم‌گیری در مورد این که کدام سهم باید به مجموعه  $Q$  اضافه یا کم شود، میزان تأثیر نسبی هر یک از سهام بر تابع برازش  $C_i$  اندازه‌گیری می‌شود. سهام یا دارایی‌هایی که اثر نسبی آنها بر تابع برازش زیاد می‌باشد، برای اضافه شدن به مجموعه  $Q$  در اولویت هستند و برعکس، سهام‌هایی که اثر آنها بر تابع برازش کم است، برای حذف شدن از مجموعه  $Q$  در اولویت هستند. محاسبه‌ی  $C_i$  مطابق روابط ۶-۱۰ انجام می‌شود (کیورا، ۲۰۰۹).

$$\theta_t = 1 + (1 - \lambda) \mu_i, (i = 1, \dots, N) \quad (6)$$

$$\rho_i = 1 + \lambda \frac{\sum_{j=1}^N \sigma_{ij}}{N}, (i = 1, \dots, N) \quad (7)$$

$$\Omega = -1 \times \min(0, \theta_1, \dots, \theta_N) \quad (8)$$

$$\Psi = -1 \times \min(0, \rho_1, \dots, \rho_N) \quad (9)$$

$$C_i = \frac{\theta_{i+\Omega}}{\rho_i + \Psi}, (i = 1, \dots, N) \quad (10)$$

بنابراین در حالتی که  $k_p^* > k$  باشد، سهم دارای کمترین مقدار  $C$  از مجموعه  $Q$  حذف می‌شود و در حالتی که  $k_p^* < k$  باشد، سهم با بیشترین مقدار  $C$  به مجموعه  $Q$  اضافه می‌شود.

همانطور که گفته شد، در هر سید سهام، نسبت سرمایه‌گذاری شده بر روی دارایی  $i$  را نشان می‌دهد و مجموع  $w_i$  ها باید برابر با یک باشد. اگر  $W$  مجموع  $w_i$  ها باشد، با تبدیل  $w_{pi} = \frac{w_{pi}}{W}$  برای تمامی سهام‌های عضو  $Q$ ، این محدودیت برآورده می‌شود. همچنین محدودیت  $l_i < w_{pi} < u_i$  نیز برای سهام‌های عضو  $Q$  باید برقرار شود. اگر این وزن‌ها در بازه‌ی تعیین شده نباشند، طبق روابط زیر اصلاح می‌شوند (لوین و کیو، ۲۰۱۳):

$$w_i = \begin{cases} w_i + \Psi \times \left(\frac{\theta_i}{\delta^*}\right) & \text{اگر } \delta_i > w_i \\ \delta_i & \text{اگر } \delta_i < w_i \\ w_i - \phi \times \left(\frac{\varphi_i}{\epsilon^*}\right) & \text{اگر } w_i > \epsilon_i \\ \epsilon_i & \text{اگر } w_i < \epsilon_i \end{cases} \quad (11)$$

$$\theta_i = \delta_i - w_i \quad (12)$$

$$\varphi_i = w_i - \epsilon_i \quad (13)$$

$$\delta^* = \sum_{i=1}^N \theta_i \quad \text{هنگامیکه } \theta_i > 0 \quad (14)$$

$$\Psi = \sum_{i=1}^N |\theta_i| \quad \text{هنگامیکه } \theta_i < 0 \quad (15)$$

$$\epsilon^* = \sum_{i=1}^N \varphi_i \quad \text{هنگامیکه } \varphi_i > 0 \quad (16)$$

$$\Psi = \sum_{i=1}^N |\varphi_i| \quad \text{هنگامیکه } \varphi_i < 0 \quad (17)$$

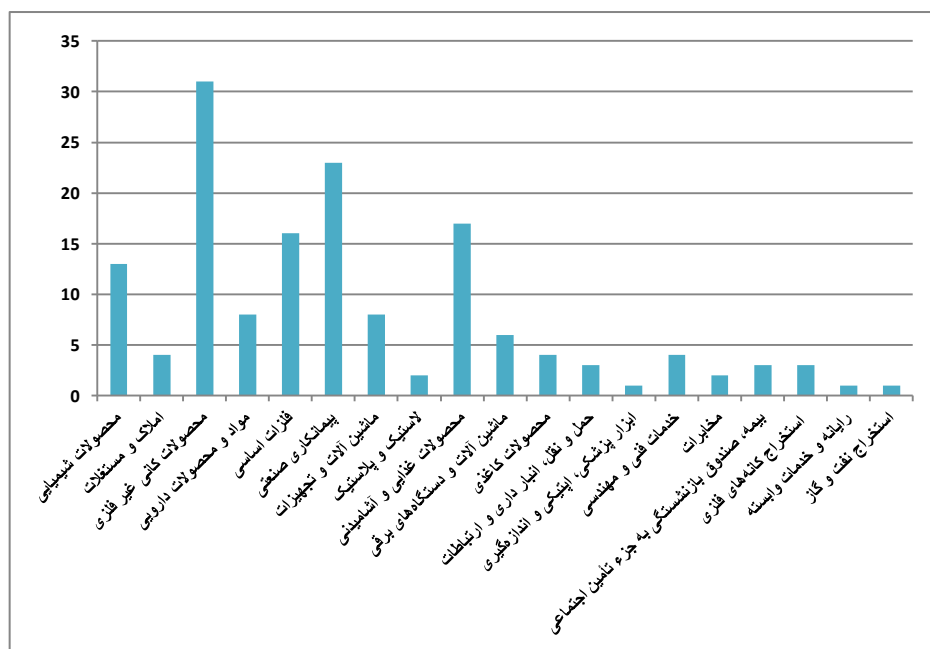
## ۸- تجزیه و تحلیل نتایج

در این بخش ابتدا، کارایی پیاده‌سازی مدل میانگین- واریانس بر روی شرکت‌های بورس تهران بررسی می‌شود و سبدهای سهام مبتنی بر مدل میانگین-واریانس تشکیل می‌شوند. سپس الگوریتم‌های ارائه شده در این پژوهش پیاده‌سازی و سبدهای سهام مبتنی بر این الگوریتم‌ها تشکیل می‌گردند. در نهایت کارایی الگوریتم‌های به کار رفته با یکدیگر مقایسه می‌شوند.

### ۸-۱- آماره‌های توصیفی

با توجه به محدودیت‌های لحاظ شده بر روی جامعه آماری، نمونه انتخابی صرف‌نظر از نوع فعالیت و صنعت، از بین شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران انتخاب شده است

که صنایع مختلفی را تحت پوشش قرار می‌دهد. نمودار زیر فراوانی شرکت‌های انتخاب شده را از نظر نوع صنعت نشان می‌دهد.



نمودار ۲- نمونه انتخاب شده از بین شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران

همانطور که در نمودار ۲ ملاحظه می‌شود، نمونه انتخابی، شرکت‌های ۱۹ صنعت از صنایع موجود در بورس اوراق بهادار تهران است. بیشترین تعداد شرکت‌های نمونه به صنعت محصولات کانی غیر فلزی تعلق دارد. جدول ۱ به بررسی مقادیر مربوط به شاخص‌های عددی متغیرهای پژوهش می‌پردازد.

جدول ۱- آماره‌های توصیفی متغیرهای پژوهش

نام متغیر	بیشینه	کمینه	انحراف معیار	میانه	میانگین
میانگین بازده سهام	۱/۶۷	-۰/۵۰۶	۰/۲۲۲	۰/۳۸۳	۰/۴۶۳
کواریانس بین سهام شرکت‌ها	۹/۴۱	۰/۰۰۲۹	۰/۹۴۴	۰/۴۸	۰/۹۴



بر اساس اطلاعات مندرج در جدول ۱، میانگین بازده سهام در بازه بین ۰/۵۰۶- و ۱/۶۷ نوسان دارد و میانگین آن ۰/۴۶۳ است. کوواریانس بین سهام شرکت‌ها در بازه ۰/۰۰۲۹ و ۹/۴۱ متغیر است و به‌طور میانگین، حدود ۰/۹۴ می‌باشد.

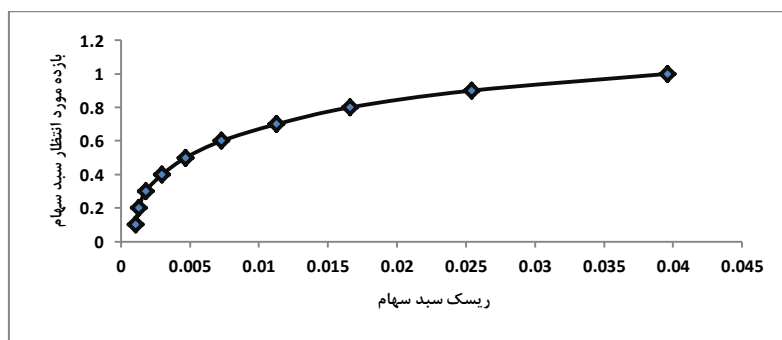
### ۸-۲- سبدهای سهام مبتنی بر مدل میانگین- واریانس مارکویتز

در این پژوهش ابتدا امکان تشکیل سبد سهام بهینه با استفاده از داده‌های پژوهش آزمون شده است. به این منظور نمودار ریسک و بازده مورد انتظار سبدهای سهام تشکیل شده مبتنی بر مدل میانگین- واریانس مارکویتز ترسیم گردیده است. محدودیت‌های منظور شده به شرح زیر می‌باشند:

۱. وزن سهام هر یک از شرکت‌ها بزرگ‌تر و یا مساوی صفر باشد.
۲. مجموع وزن سهام ۱۵۰ شرکت نمونه برابر با یک شود.
۳. بازده مورد انتظار سبد سهام، از ۰/۱ تا ۱ تغییر کند.

نمودار ۳ سبدهای سهام مبتنی بر مدل میانگین- واریانس مارکویتز را نشان می‌دهد. محور افقی و عمودی این نمودار به ترتیب نشان‌دهنده: ریسک سبد سهام و بازده مورد انتظار سبد سهام می‌باشند. هر نقطه روی این نمودار معرف یک سبد با بازده مورد انتظار مشخص و ریسک متمایز است. در این نمودار، بر اساس ۱۰ بار اجرای نرم‌افزار EXCEL نسخه ۲۰۱۰، سبد سهام ۱۰ نقطه به‌دست آمده است.

همانگونه که در نمودار ۳ نشان داده شده است، با استفاده از داده‌های این پژوهش می‌توان سبد سهام بهینه و مرز کارا را تشکیل داد، به‌گونه‌ای که با افزایش بازده مورد انتظار، ریسک افزایش می‌یابد. بعلاوه، بر اساس خروجی‌های بدست آمده از تجزیه و تحلیل، بازه مورد انتظار سبد سهام از ۰/۱ تا ۱ با گام ۰/۱ تغییر می‌کند و ریسکی بین ۰/۰۰۱ تا ۰/۰۴ ایجاد می‌کند.



نمودار ۳- سبدهای سهام مبتنی بر مدل میانگین- واریانس

### ۸-۳- شاخص‌های الگوریتم ترکیبی ALOGA و الگوریتم ترکیبی PBILDE

معیار شاخص‌های الگوریتم ترکیبی شیرمورچه و ژنتیک به وسیله‌ی آزمون و خطا و در حالتی مناسب برای حل مسأله این پژوهش تنظیم شده است. جدول ۲، معیار شاخص‌های این الگوریتم را نشان می‌دهد.

جدول ۲- معیار شاخص‌های الگوریتم ترکیبی شیرمورچه و ژنتیک

معیار	شاخص	معیار	شاخص
۰/۰۰۱	نرخ جهش	۱۰	جمعیت اولیه‌ی شیرمورچه
۰/۲	نرخ تقاطع	۱۰	جمعیت اولیه‌ی مورچه
۰/۲	ضریب ریسک‌گریزی	۵۰۰	بیشینه تعداد تکرارها

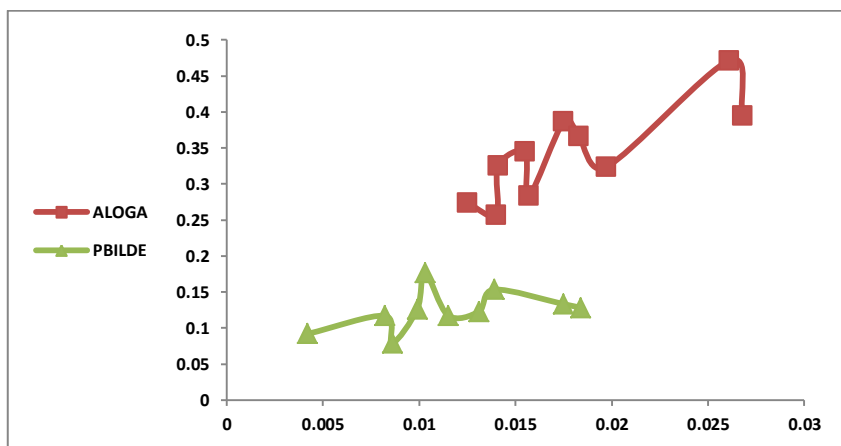
معیار شاخص‌های الگوریتم ترکیبی PBILDE به وسیله‌ی آزمون و خطا و در حالتی مناسب برای حل مسأله این پژوهش تنظیم شده است. جدول شماره ۳ معیار شاخص‌های این الگوریتم را نشان می‌دهد.

جدول ۳- معیار شاخص‌های الگوریتم PBILDE

معیار	شاخص	معیار	شاخص
۰/۰۰۱	نرخ جهش	۰/۵	بردار احتمال اولیه
۰/۲	نرخ تقاطع	۵	اندازه‌ی آرشیو (M)
۰/۲	ضریب ریسک‌گریزی	۵۰۰	بیشینه تعداد تکرارها
۰/۰۷۵	نرخ یادگیری منفی	۰/۱	نرخ یادگیری
۰/۵	احتمال جهش	۰/۵	نرخ جهش بردار احتمال

### ۸-۴- مقایسه الگوریتم‌های به کار رفته در پژوهش

نمودار ۴، مرز کارای الگوریتم ترکیبی شیرمورچه-ژنتیک و الگوریتم ترکیبی PBILDE را برای ۱۰ سبد سهام نشان می‌دهد که به وسیله‌ی اجرای نرم افزار Visual Studio نسخه ۲۰۱۰ و زبان برنامه‌نویسی C# به دست آمده اند. هر نقطه روی این نمودار، معرف یک سبد با ریسک و بازدهی نشان داده شده است.



نمودار ۴- مقایسه مرز کارای الگوریتم‌های به کار رفته در پژوهش

از آنجاییکه ضریب ریسک‌گریزی سرمایه‌گذار در این پژوهش  $0/2$  (حالت ریسک‌پذیری سرمایه-گذار) انتخاب شده است، افزایش بازده نسبت به کاهش ریسک اهمیت بیشتری دارد. در نتیجه هر چه شیب نمودار ریسک-بازده بیشتر باشد، وضعیت مطلوب‌تری را نشان می‌دهد. همانطور که در نمودار ۴ نشان داده شده است، شیب الگوریتم ALOGA نسبت به الگوریتم PBILDE بیشتر است. نقاط الگوریتم ALOGA در سطح برابری از ریسک، بازده بیشتری نسبت به الگوریتم PBILDE دارند. بنابراین الگوریتم ALOGA وضعیت مطلوب‌تری نسبت به الگوریتم PBILDE دارد و از آنجایی‌که الگوریتم PBILDE بهترین روش قبلی شناخته شده برای حل این مسئله بوده است (لوین و کیو، ۲۰۱۳) و در این پژوهش با روشی جدیدتر بهبود یافته، بنابراین الگوریتم ALOGA که وضعیت مطلوب‌تری نسبت به PBILDE دارد، الگوریتمی کارا در زمینه‌ی بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری می‌باشد.

#### ۸-۵- آزمون فرضیه پژوهش

در این بخش به ارائه فرضیه پژوهش و آزمون آن پرداخته شده است:

$H_0$ : الگوریتم ALOGA در بهینه‌سازی سبدهای سهام نسبت به الگوریتم PBILDE از کارایی بالاتری برخوردار نیست.

$H_1$ : الگوریتم ALOGA در بهینه‌سازی سبدهای سهام نسبت به الگوریتم PBILDE از کارایی بالاتری برخوردار است.

توانایی الگوریتم‌های ALOGA و PBILDE در ارائه سبد سهام بهینه از دو بعد تشکیل سبد سهام و رسم مرز کارای سبد سهام ارزیابی شد. جدول ۴ توانایی این الگوریتم‌ها را در ارائه سبدهای سهام بهینه نشان می‌دهد.

جدول ۴- نتایج بازده مورد انتظار مربوط به الگوریتم‌های به کار رفته

الگوریتم PBILDE		الگوریتم ALOGA		سبد سهام
ریسک	بازده مورد انتظار	ریسک	بازده مورد انتظار	
۰/۰۰۴۲	۰/۰۹۱۹	۰/۰۱۱۶	۰/۲۶۶	۱
۰/۰۰۸۲	۰/۱۱۷	۰/۰۱۳۰	۰/۲۴۵	۲
۰/۰۰۸۶	۰/۰۷۹	۰/۰۱۳۷	۰/۲۴۲	۳
۰/۰۰۹۹	۰/۱۲۶۱	۰/۰۱۳۸	۰/۲۷۵	۴
۰/۰۱۰۳	۰/۱۷۷۲	۰/۰۱۶۲	۰/۳۱۲	۵
۰/۰۱۱۵	۰/۱۱۷۵	۰/۰۱۸۶	۰/۳۳۸	۶
۰/۰۱۳۱	۰/۱۲۲۹	۰/۰۱۹۶	۰/۳۹۴	۷
۰/۰۱۳۹	۰/۱۵۳۴	۰/۰۱۹۷	۰/۳۹۴	۸
۰/۰۱۷۵	۰/۱۳۳۲	۰/۰۲۰۱	۰/۳۵۳	۹
۰/۰۱۸۴	۰/۱۲۸۲	۰/۰۲۰۸	۰/۳۹۵	۱۰

با توجه به اطلاعات مندرج در جدول ۵ با استفاده از الگوریتم ترکیبی شیرمورچه و ژنتیک مشابه الگوریتم PBILDE می‌توان سبد سهام بهینه تشکیل داد، به گونه‌ای که با افزایش ریسک، بازده مورد انتظار افزایش یابد.

جدول ۵- مقایسه میانگین بازدهی سبدهای سهام بهینه شده توسط الگوریتم‌های ALOGA و

PBILDE

متغیر	الگوریتم	تعداد سبد سهام	میانگین	آزمون برابری واریانس‌ها		آزمون مقایسه میانگین‌ها
				F	Sig	
میانگین بازدهی	ALOGA	۱۰	۰/۳۴۲۵	۰/۲۰۰۲	۰/۲۴۸۱	۰/۰۲۵۲
	PBILDE	۱۰	۰/۱۲۴۶			

با توجه به جدول شماره ۵ که بر اساس مقایسه بازده مورد انتظار دو الگوریتم ترکیبی ارائه شده است، ابتدا آزمون هم واریانسی بررسی شده که آماره F و سطح معنی داری آن به ترتیب ۰/۲۰۰۲

و ۰/۲۴۸۱ می‌باشد. از آنجاییکه سطح معنی داری از ۰/۰۵ بزرگ‌تر است، واریانس دو الگوریتم برابر می‌باشد. همچنین مقدار آماره آزمون  $t$  به دست آمده ۰/۰۲۵۲ شده است که در بازه فاصله اطمینان ۹۵٪ ( $\alpha=0/05$ ) قرار نمی‌گیرد، بنابراین فرض  $H_0$  رد می‌شود و می‌توان گفت که بهینه‌سازی سبد سهام توسط الگوریتم ALOGA از کارایی مناسب‌تری نسبت به الگوریتم PBILDE برخوردار است.

## ۹- نتیجه‌گیری و بحث

همان‌طور که بیان شد، سرمایه‌گذاری از موارد ضروری و اساسی در فرآیند رشد و توسعه اقتصادی کشور است و از عوامل مؤثر در سرمایه‌گذاری، توجه سرمایه‌گذار به ریسک و بازده است. سرمایه‌گذاران می‌کوشند منابع مالی خود را در جایی سرمایه‌گذاری کنند که بیشترین بازده و کمترین ریسک را داشته باشد. در راستای پاسخگویی به سؤال اول پژوهش، حل مسأله انتخاب سبد سهام بهینه و تعیین مرز کارا با استفاده از الگوریتم فرا ابتکاری مورد توجه قرار گرفت. به‌منظور پاسخ‌گویی به سؤال دوم پژوهش، ریسک و بازده مورد انتظار سبدهای سهام الگوریتم‌های استفاده شده در پژوهش، مقایسه گردیدند. میانگین بازده مورد انتظار الگوریتم ALOGA برابر با ۰/۳۴۲۵ و میانگین ریسک الگوریتم ALOGA برابر با ۰/۰۱۸۰۲ می‌باشد که این مقادیر با میانگین بازده مورد انتظار الگوریتم PBILDE (۰/۱۲۴۶) و میانگین ریسک الگوریتم PBILDE (۰/۰۱۱۵۶) قابل مقایسه می‌باشند. با توجه به نتایج مشخص می‌گردد که الگوریتم‌های پیشنهادی، از کارایی مناسبی برای حل مسأله‌ی بهینه‌سازی سبد سهام برخوردارند. نتایج پژوهش نشان می‌دهد که با استفاده از الگوریتم ALOGA می‌توان با دقت و کارایی بالاتری سبد سهام بهینه تشکیل داد، به‌گونه‌ای که شیب نمودار ریسک-بازده نسبت به الگوریتم PBILDE بیشتر است.

## فهرست منابع

- \* الهی مرتضی، یوسفی محسن، زارع مهرجردی یحیی، (۱۳۹۴). "بهینه سازی سبد سهام با رویکرد میانگین واریانس و با استفاده از الگوریتم فراابتکاری جست و جوی شکار". تحقیقات مالی دانشکده مدیریت دانشگاه تهران. شماره ۱۶، صفحات ۳۷-۵۶.
- \* امیرحسینی زهرا، قبادی معصومه، (۱۳۹۵). "ارزیابی و انتخاب سبد سهام با استفاده از تئوری فازی و تصمیم گیری چند معیاره". مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، شماره ۲۷، صفحات ۱-۱۶.
- \* خوش طینت محسن، اسماعیلی شاپور، (۱۳۸۴). "رابطه بین کیفیت سود و بازده سهام". مطالعات تجربی حسابداری مالی، شماره ۱۲ و ۱۳، صفحات ۲۷-۵۶.
- \* راعی رضا، علی بیگی هدایت، (۱۳۸۹). "بهینه سازی پرتفوی سهام با استفاده از روش حرکت تجمعی ذرات". تحقیقات مالی دانشکده مدیریت دانشگاه تهران، شماره ۲۹، صفحات ۲۱-۴۰.
- \* زمانی حسن، افسر امیر، ثقفی سید وحید، بیات الهام، (۱۳۹۲). "سیستم خبره پیش بینی قیمت سهام و بهینه سازی سبد سهام با استفاده از شبکه های عصبی فازی، مدل سازی فازی و الگوریتم ژنتیک". مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، شماره ۲۱، صفحات ۱۰۷-۱۳۰.
- \* شاه محمدی محسن، امامی میبیدی لیلی، زارع مهرجردی، یحیی، (۱۳۹۱). "الگوریتم هوشمند ترکیبی بر پایه مدل فازی میانگین واریانس - چولگی برای انتخاب پرتفولیو". نشریه بین المللی مهندسی صنایع و مدیریت تولید، شماره ۴، صفحات ۴۴۸-۴۵۸.
- \* فضل زاده علیرضا، رنجپور رضا، توحیدی رسول، (۱۳۹۰). "بررسی توانایی مدل های تک شاخص شارپ و تحلیل پوششی داده ها در انتخاب پرتفوی کارا در بورس اوراق بهادار تهران". فصلنامه بورس اوراق بهادار، شماره ۱۸، صفحات ۳۹-۵۹.
- \* قاسمی حمیدرضا، نجفی امیر عباس، (۱۳۹۱). "ارائه الگوریتم بهینه سازی علفهای هرز جهت حل مسأله انتخاب سبد سرمایه گذاری". هشتمین کنفرانس بین المللی مهندسی صنایع. [https://www.civilica.com/Paper-IIEC08-IIEC08\\_271.html](https://www.civilica.com/Paper-IIEC08-IIEC08_271.html)
- \* Bacanin, N., Tuba, M. (2014). "Firefly algorithm for cardinality constrained mean-variance portfolio optimization problem with entropy diversity constraint". The Scientific World Journal, Vol. 2014, pp. 1-16.
- \* Baixauli-Soler J. S., Alfaro-Cid, E., Fernandez-Blanco, M. O. (2012). "A naïve approach to speed up portfolio optimization problem using a multiobjective genetic algorithm". Investigaciones Europeas de Dirección y Economía de la Empresa, Vol. 18, pp. 126-131.
- \* Baluja, S. (1994). "Population-based incremental learning. a method for integrating genetic search based function optimization and competitive learning". DTIC Document, 1994.

- \* Bermúdez, J. D., Segura, J. V., Vercher, E. (2012). "A multi-objective genetic algorithm for cardinality constrained fuzzy portfolio selection". *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 188, pp. 16-26.
- \* Bertsimas, D., Shioda, R. (2009). Algorithm for cardinality-constrained quadratic optimization, *Computational Optimization and Applications*, Vol. 43, pp. 1-22.
- \* Bradshaw, N. A., Walshaw, C., Ierotheou, C., Parrott, A. K. (2009). "A multi-objective evolutionary algorithm for portfolio optimisation". In *Proceedings of the Adaptive and Emergent Behaviour and Complex Systems Convention*, pp. 27-32.
- \* Chang, T. J., Meade, N., Beasley, J. E., Sharaiha, Y. M. (2000). "Heuristics for cardinality constrained portfolio optimisation". *Computers & Operations Research*, Vol. 27, pp. 1271-1302.
- \* Chang, T. J., Yang, S. C., Chang, K. J. (2009). "Portfolio optimization problems indifferent risk measures using genetic algorithm". *Expert Systems with Applications*, Vol. 36, pp. 10529-10537.
- \* Chen, W. (2015). "Artificial bee colony algorithm for constrained possibilistic portfolio optimization problem". *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Vol. 429, pp. 125-139.
- \* Chiam, S. C., Tan, K. C., Mamun, A. A. (2009). "A memetic model of evolutionary PSO for computational finance applications". *Expert Systems with Applications*, Vol. 36, pp. 3695-3711.
- \* Cura, T. (2009). "Particle swarm optimization approach to portfolio optimization". *Nonlinear Analysis: Real World Applications*, Vol. 10, pp. 2396-2406.
- \* Fama, E. F., MacBeth, J. D. (1973). "Risk, return, and equilibrium: Empirical tests". *The Journal of Political Economy*, pp. 607-636.
- \* Fernández, A., Gómez, S. (2007). "Portfolio selection using neural networks". *Computers & Operations Research*, Vol. 34, pp. 1177-119.
- \* Golmakani, H. R., Jalilipour Alishah, E. (2008). "Portfolio selection using an artificial immune system". In *Information Reuse and Integration, IEEE International Conference on 2008*, pp. 28-33.
- \* Gao, J., Li, D., Cui, X., Wang, S. (2015). "Time cardinality constrained mean-variance dynamic portfolio selection and market timing: A stochastic control approach". *Automatica*, Vol. 54, pp. 91-99.
- \* Huang, X. (2012). "Mean-variance models for portfolio selection subject to experts' estimations". *Expert Systems with Applications*, Vol. 39, pp. 5887-5893.
- \* Jacobs, B. I., Levy, K. N., Markowitz, H. M. (2005). "Portfolio optimization with factors, scenarios, and realistic short positions". *Operations Research*, Vol. 53, pp. 586-599.
- \* Li, D., Sun, X., Wang, J. (2006). "Optimal lot solution to cardinality constrained mean-variance formulation for portfolio selection". *Mathematical Finance*, Vol. 16, pp. 83-101.
- \* Lwin, K., Qu, R. (2013). "A hybrid algorithm for constrained portfolio selection problems". *Applied intelligence*, Vol. 39, pp. 251-266.

- \* Mansini, R., Speranza, M. G. (1999). "Heuristic algorithms for the portfolio selection problem with minimum transaction lots". European Journal of Operational Research, Vol. 114, pp. 219-233.
- \* Markowitz, H. (1952). "Portfolio selection". The journal of finance, Vol. 7, pp. 77-91.
- \* Markowitz, H. (1959). "Portfolio selection: efficient diversification of investments". Cowies Foundation Monograph.
- \* Markowitz, H. (2014). "Mean-variance approximations to expected utility". European Journal of Operational Research, Vol. 234, pp. 346-355.
- \* Osman, I. H., Kelly, J. P. (1996). "Meta-heuristics: an overview". In Meta-Heuristics, ed: Springer, pp. 1-21.
- \* Schaerf, A. (2002). "Local search techniques for constrained portfolio selection problems". Computational Economics, Vol. 20, pp. 177-190 .
- \* Storn, R., Price, K. (1997). "Differential evolution - a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces". Journal of Global Optimization, Vol. 11, pp. 341-359
- \* Yu, M., Takahashi, S., Inoue, H., Wang, S. (2010). "Dynamic portfolio optimization with risk control for absolute deviation model". European Journal of Operational Research, Vol. 201, pp. 349-364.
- \*

## یادداشت‌ها

- <sup>1</sup> Portfolio
- <sup>2</sup> Trade off
- <sup>3</sup> AntLion
- <sup>4</sup> Population Based Incremental Learning and Differential Evolution
- <sup>5</sup> AntLion Optimizer and Genetic Algorithm
- <sup>6</sup> Tabu Search
- <sup>7</sup> Simulate Annealing
- <sup>8</sup> Particle swarm optimization
- <sup>9</sup> Mean Semi-absolute Deviation
- <sup>10</sup> Semi- Variance
- <sup>11</sup> Memetic
- <sup>12</sup> Invasive Weed Optimization Algorithm
- <sup>13</sup> Data Envelopment Analysis
- <sup>14</sup> Hunting search