

## مقایسه اثر روش‌های بهینه‌یابی و برآورد بازده مورد انتظار بر سبد بهینه سهام

مصطفی دین‌محمدی<sup>۱</sup>

استادیار، دانشگاه زنجان، دانشکده علوم انسانی، گروه اقتصاد Dinm@znu.ac.ir

رضا پیرایش

استادیار، دانشگاه زنجان، دانشکده علوم انسانی، گروه مدیریت و حسابداری

pirayesh@yahoo.com

آرش داداشی

کارشناس ارشد مهندسی مالی arash.dadashi@yahoo.com

تاریخ دریافت: ۹۱/۱۱/۷ تاریخ پذیرش: ۹۲/۱۱/۲۰

### چکیده

در این مقاله نتایج دو روش بهینه‌سازی سبد سهام (روش متعارف کلاسیک و فراابتکاری ژنتیک) با استفاده از دو روش برآورد نرخ‌های بازده مورد انتظار (شبکه‌های عصبی و میانگین بازده تاریخی) در مدل مارکویتز با هم مقایسه شده‌اند. بازار سرمایه مورد مطالعه در این تحقیق بورس اوراق بهادار تهران با داده‌های هفتگی شهریور ۱۳۸۹ تا شهریور ۱۳۹۰ است. نتایج نشان می‌دهند با اینکه دو روش کلاسیک و ژنتیک وزن‌های مختلفی برای تشکیل سبد سرمایه‌گذاری توصیه می‌کنند، ترکیب آن‌ها سطح ریسک و بازده تقریباً یکسانی دارند. با توجه به اینکه حل مسائل با ابعاد خیلی بزرگ با روش کلاسیک مشکل و زمان‌بر است، الگوریتم ژنتیک روش جایگزین مناسبی برای حل مدل‌های پیچیده تشکیل سبد سهام است. بازده حاصل از سبد سهام برای چهار زمان پیش‌بینی با استفاده از بازده‌های مورد انتظار شبکه عصبی و میانگین بازده تاریخی نشان می‌دهد، روش شبکه عصبی در ۳ ماه ابتدایی بهتر از روش میانگین بازده تاریخی عمل کرده است.

طبقه‌بندی JEL: G2، C6، C88.

کلیدواژه: الگوریتم ژنتیک، بهینه‌سازی سبد سهام، شبکه عصبی، مدل مارکویتز.

## ۱. مقدمه

مدل کلاسیک مارکویتز از نظریه‌های مهم در تحلیل‌های مالی است. از مزایای این مدل می‌توان به سادگی آن و داشتن احساسی شهودی از مفهوم ریسک اشاره کرد. از مشکلات مدل پایه مارکویتز می‌توان به غیرخطی بودن این مدل اشاره کرد. از آنجا که تابع هدف مورد نظر به فرم غیرخطی است در نتیجه با افزایش ابعاد مسئله، زمان رسیدن به جواب بهینه به شدت افزایش می‌یابد که این امر توجه بسیار مناسبی برای استفاده از روش‌های نزدیک به بهینه در غالب مدل‌های فراابتکاری<sup>۱</sup> است. برای حل یا تخفیف این مشکل، از روش‌های فراابتکاری مختلفی استفاده می‌شود.

مشکل دیگری که در مدل مارکویتز وجود دارد نحوه محاسبه نرخ‌های بازده مورد انتظار است. معمولاً برای تخمین نرخ‌های بازده از داده‌های تاریخی استفاده می‌شود. میانگین نرخ‌های بازده مشاهده شده در ادوار گذشته، متداول‌ترین روش استفاده شده است. از آنجا که مقدار آتی و مورد انتظار نرخ‌های بازده معمولاً با مقادیر تخمین تاریخی مطابقتی ندارد، در نتیجه داشتن تخمین دقیق‌تری از آن‌ها نقش بسزایی در کارایی مدل مارکویتز خواهد داشت. برای به دست آوردن پیش‌بینی‌های بهتر و دقیق‌تری از نرخ‌های بازده مورد انتظار در دوره آتی می‌توان از روش‌های خاص پیش‌بینی، همانند سری‌های زمانی، رگرسیون‌ها و شبکه‌های عصبی استفاده کرد. شبکه‌های عصبی با توانایی درخور توجه خود در استنتاج نتایج از داده‌های پیچیده می‌توانند در استخراج الگوها و شناسایی مسیرهای حرکتی استفاده شوند.

در این مقاله برای بهینه‌سازی سبد سهام و تعیین اوزان نمونه سهام بورس اوراق بهادار تهران از الگوریتم فراابتکاری ژنتیک استفاده شده است. این الگوریتم کاربرد بسیار زیادی در مسائل سخت و پیچیده<sup>۲</sup> دارد و از بهترین روش‌های ابتکاری است که با اقبال زیادی از جانب محققان و پژوهشگران مواجه شده است. در این مطالعه از شبکه‌های عصبی نیز برای پیش‌بینی نرخ‌های بازده استفاده خواهد شد و نتایج آن با برآورد تاریخی نرخ‌های بازده مقایسه می‌شود.

هدف این مقاله مقایسه نتایج دو روش بهینه‌سازی (روش متعارف کلاسیک دقیق و روش فراابتکاری ژنتیک) و مقایسه نتایج استفاده از دو روش برآورد نرخ‌های بازده مورد انتظار (شبکه‌های عصبی و میانگین بازده تاریخی) در مدل مارکویتز است. بازار سرمایه مورد مطالعه در این تحقیق بورس اوراق بهادار تهران است. از داده‌های هفتگی شهریور

۱۳۸۹ تا شهریور ۱۳۹۱ برای برآورد مدل‌ها به اضافه چهار داده هفتگی مهرماه ۱۳۹۱ برای آزمون شبکه عصبی استفاده شده است. این مقاله مشتمل بر چهار بخش است: بخش اول شامل مروری بر ادبیات موضوع، بخش دوم ارائه‌دهنده مبانی نظری، بخش سوم شامل برآورد و تحلیل‌های مقایسه‌ای و بخش پایانی نیز نتیجه‌گیری است.

## ۲. مروری بر مطالعات انجام‌شده

### الف) تحقیقات خارجی

تاکنون در تحقیقات مالی بسیاری از روش‌های فراابتکاری استفاده شده است که از آن جمله می‌توان به پژوهش‌های دنگ<sup>۱</sup> و همکاران (۲۰۱۱)، کورا<sup>۲</sup> (۲۰۰۹)، آران‌ها و ایبا<sup>۳</sup> (۲۰۰۸)، دریگس و نیگل<sup>۴</sup> (۲۰۰۴)، لین و لیو<sup>۵</sup> (۲۰۰۸)، شونگ<sup>۶</sup> و همکاران (۲۰۰۵)، چن و هو<sup>۷</sup> (۲۰۰۶) و ژیا<sup>۸</sup> و همکاران (۲۰۰۰) اشاره کرد.

از آنجا که الگوریتم ژنتیک عموماً در فضاهای گسسته کاربرد دارد، چن و هو (۲۰۰۶) روشی را برای استفاده از آن در فضاهای پیوسته ارائه و از آن برای بهینه‌سازی سبد سهام استفاده کردند. آن‌ها از روشی موسوم به الگوریتم ژنتیک ترکیبی<sup>۹</sup> استفاده کردند.

کورا (۲۰۰۹) با مروری بر ادبیات روش‌های فراابتکاری از الگوریتم پرنندگان<sup>۱۰</sup> برای بهینه‌سازی سبد سهام استفاده کرد. وی برای تأیید و بررسی کارایی روش ابتکاری تحت بررسی خود از داده‌های بورس‌های هنگ‌کنگ، امریکا، آلمان و انگلستان در بین سال‌های ۱۹۹۲ تا ۱۹۹۷ استفاده کرده است.

ژیا و همکاران (۲۰۰۰) در مقاله خود مدلی را معرفی کردند که در آن نرخ‌های بازده سهام را به جای میانگین‌گیری به‌منزله متغیر در نظر گرفتند، الگوریتم ژنتیکی را بر مبنای آن توسعه دادند و نتایج مدل جدید را با روش مرسوم و استاندارد مدل مارکویتز مقایسه کردند.

- 
1. Deng
  2. Cura
  3. Aranha and Iba
  4. Derigs and Nickel
  5. Lin and Liu
  6. Shyong
  7. Chen and Hou
  8. Xia
  9. Combinatorial Genetic Algorithm
  10. Particle Swarm optimization

در مقاله‌ای که از سوی دریگس و نیگل (۲۰۰۴) چاپ شد، آن‌ها به بررسی مدل مارکوویتز با در نظر گرفتن هزینه معاملات پرداختند که در این تحقیق از شبیه‌سازی آنیل<sup>۱</sup> برای تشکیل سبد سهام استفاده شد. در تمام مقالاتی که تاکنون برای بهینه‌سازی بهینه‌سازی سبد سهام استفاده شده معمولاً روش‌های کدگذاری مشابهی به کار رفته است.

آران‌ها و ایبا (۲۰۰۸) در مقاله خود روش جدید سه مرحله‌ای را برای بهینه‌سازی سبد سهام معرفی کرده‌اند که روند همگرایی به جواب را شتاب می‌بخشد.

لین و لیو (۲۰۰۸) مسئله بهینه‌سازی سبد سهام را همراه محدودیت حداقل مبادلات انباشته بررسی کردند. آن‌ها در مقاله خود سه مدل مختلف سبد سهام و تابع برازندگی در الگوریتم ژنتیک را - که همزمان ریسک و بازده را شامل می‌شود - معرفی کردند.

شونگ و همکاران (۲۰۰۵) برای بهبود کارایی مدل میانگین-واریانس یا همان مارکوویتز برای تخمین نرخ‌های بازده روش جدیدی را به کار گرفتند و از الگوریتم‌های تکاملی چند تابع هدف استفاده کردند که روش پیشنهادی آن‌ها دقت بیشتری را نشان می‌دهد.

دنگ و همکاران (۲۰۱۱) الگوریتم پرندگان جدیدی را معرفی کردند که سرعت همگرایی بیشتری را نسبت به سایر الگوریتم‌های پرندگان نشان می‌دهد. آن‌ها این الگوریتم را برای مسئله بهینه‌سازی سبد سهام مقید به محدودیت‌های کاردینالیتهی توسعه دادند و برای آزمون با سایر الگوریتم‌ها از داده‌های بورس‌های متعدد چون نیکی و هنگ‌کنگ بین سال‌های ۱۹۹۲ تا ۱۹۹۷ میلادی استفاده کردند.

در مقاله کرگز و همکاران (۱۳۸۹) انتخاب و بهینه‌سازی سبد سهام بر اساس سطوح مختلفی از ریسک انجام شده است. آن‌ها دو الگوریتم ژنتیک را توسعه دادند که در فرایند طراحی دو مدل پایه‌ای: میانگین-واریانس مارکوویتز و میانگین-نیمه واریانس را لحاظ کردند. شبکه‌های عصبی مصنوعی دامنه کاربرد وسیعی در مالی دارند از آن جمله می‌توان به فریتازا<sup>۲</sup> و همکاران (۲۰۰۹)، فرناندز و گومز<sup>۳</sup> (۲۰۰۷) و یو<sup>۴</sup> و همکاران (۲۰۰۸) اشاره کرد.

فریتازا و همکاران (۲۰۰۹) برای پیش‌بینی نرخ‌های بازده از شبکه عصبی استفاده کردند و درصد مینیمم کردن آن بودند. پیش‌بینی‌ها بر مبنای آن معیار جدیدی برای ریسک تعریف کردند. آن‌ها آزمایش‌های خود را روی داده‌های سهام برزیل امتحان کردند.

- 
1. Simulated Annealing
  2. Freitas
  3. Fernandez and Gomez
  4. Yu

### ب) تحقیقات داخلی

داخل کشور نیز مطالعات متعددی در زمینه به کارگیری الگوریتم‌های فراابتکاری و شبکه عصبی برای بهینه‌سازی سبد سهام انجام شده است:

برای مثال در مقاله وفایی و دهقانی (۱۳۸۷) روش جدیدی پیشنهاد شده است که با ترکیب الگوریتم ژنتیک و تبرید تدریجی، مسئله انتخاب بهینه سبد سهام را با دقت و سرعت بیشتری حل می‌کند. در روش مذکور در هر نسل فرزندان تولیدشده از سوی عملگرهای ژنتیک بر پایه معیارهای هیبرید تدریجی<sup>۱</sup> بررسی و پذیرش می‌شوند که سبب جلوگیری از همگرایی به بهینه محلی در نسل‌های ابتدایی، کاهش میزان جستجوهای بی‌هدف در نسل‌های پایانی و افزایش سرعت همگرایی می‌شود.

ماکویی (۱۳۸۵) به کمک شبکه عصبی به بررسی مدل بهینه‌سازی سبد سهام در حالتی که محدودیت‌هایی به آن اضافه شده پرداخته است. در پایان نامه مورد نظر روشی جدید برای حل مسئله بهینه‌سازی سبد سهام دارای محدودیت با استفاده از شبکه عصبی ارائه شده است.

عالم تبریز و همکاران (۱۳۸۹) در مقاله‌ای برای انتخاب بهینه سبد سهام از سه مدل شبکه عصبی - مصنوعی، مارکویتز و مدل خطی آریمای پیش‌بینی و انتخاب بهینه سبد سهام استفاده کردند.

تحقیقی که در این مقاله انجام شده از حیث موضوع تحت بررسی و تلفیق شبکه عصبی برای پیش‌بینی بازده سهام و بهینه‌سازی سبد سهام به وسیله الگوریتم‌های فراابتکاری با سایر مطالعات داخلی متمایز است و در مطالعات خارجی نیز مورد مشابهی برای مقایسه تطبیقی روش‌های بهینه‌سازی سبد سهام (حداقل با جستجوهای محققان) مشاهده نشده است.

### ۳. مبانی نظری پژوهش

#### ۳.۱. مدل پایه مارکویتز

یکی از نظرهای مهم در مباحث مالی، مدل کلاسیک مارکویتز است. این مدل از اولین تلاش‌هایی بود که در راستای مدل‌سازی ریسک مالی انجام شده است که پایه بسیاری از مباحث و مطالعات بعدی برای محققان واقع شد. مارکویتز (۱۹۵۴) برای مدل‌سازی ریسک مالی از قاعده میانگین-واریانس استفاده کرد. او ریسک سبد سهام را برابر مجموع موزون واریانس‌های تک تک سهام و کوواریانس متقابل بین آن‌ها در نظر گرفت. با این تعریف مدل ریاضی درصد کاهش واریانس کل سبد بوده است و در عین حال

محدودیتی را به آن افزود که حداقل نرخ بازده مورد انتظار سرمایه‌گذار را شامل می‌شود. برای مثال، اگر نرخ بازده مورد انتظار سرمایه‌گذار ۱۰ درصد باشد، مدل مورد نظر به دنبال تشکیل سبدی است که با حداقل ۱۰ درصد بازده کمترین میزان ریسک - که همان واریانس است - را داشته باشد. در ادامه مدل ریاضی این مسئله ارائه شده است.

$$\text{MIN} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N W_i \times W_j \times \sigma_{i,j} \quad (1)$$

Subject to:

$$\sum_{j=1}^N W_j \times \tau_j \geq \Phi \quad (2)$$

$$\sum_{j=1}^N W_j = 1 \quad (3)$$

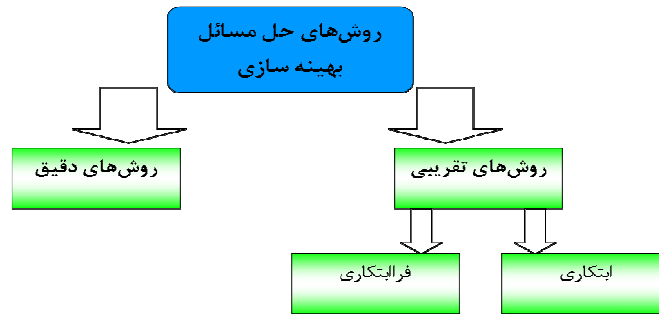
$$W_j \geq 0 \quad (4)$$

این مدل دارای چهار پارامتر ورودی است:  $\Phi, N, \Sigma, T$  که به ترتیب عبارت‌اند از: بردار نرخ‌های بازده مورد انتظار، ماتریس کوواریانس، تعداد انواع سهام و نرخ بازده مورد انتظار از سبد سهام.

### ۲.۳. روش حل مدل مارکوویتز

این مدل در دو دسته روش کلی قابل حل و بهینه‌یابی است. دسته اول روش‌های کلاسیک تحقیق در عملیات از قبیل: برنامه‌ریزی کوادراتیک، انشعاب و تحدید و برنامه‌ریزی پویاست و دسته دوم روش‌های فراابتکاری را دربر می‌گیرد. الگوریتم‌های دقیق (دسته اول) قادر به یافتن جواب بهینه به صورت بهینه عمومی‌اند، اما در خصوص مسائل بهینه‌سازی دشوار<sup>۲</sup> کارایی بالایی ندارند و زمان حل آن‌ها در این مسائل به صورت نمایی افزایش می‌یابد. الگوریتم‌های تقریبی (دسته دوم) قادرند در زمان کوتاه جواب‌های خوبی را (نزدیک به بهینه<sup>۳</sup>) برای مسائل بهینه‌سازی سخت بیابند. الگوریتم‌های تقریبی نیز به دو دسته الگوریتم‌های ابتکاری<sup>۴</sup> و فراابتکاری<sup>۵</sup> تقسیم‌بندی می‌شوند.

1. Global optimum
2. NP-Hard
3. Near optimal
4. Heuristic
5. Heuristic



شکل ۱. روش‌های حل مسائل بهینه‌سازی

دو خصوصیت اصلی الگوریتم‌های ابتکاری، قرارگرفتن آن‌ها در بهینه‌های محلی و از طرفی قابلیت آن‌ها برای کاربرد در مسائل مختلف است. الگوریتم‌های فراابتکاری یا متاهیوریستیک‌ها برای حل این مشکلات الگوریتم‌های ابتکاری ارائه شده‌اند. در واقع الگوریتم‌های فراابتکاری، یکی از انواع الگوریتم‌های بهینه‌سازی تقریبی به شمار می‌روند که مکانیزم‌های خروج از بهینه‌ی منطقه‌ای دارند و در طیف وسیعی از مسائل به کار می‌روند.

### ۳.۳. الگوریتم ژنتیک

ایده‌ی استفاده از الگوریتم ژنتیک، نخستین بار از سوی هالند<sup>۱</sup> در دهه‌ی ۱۹۷۰ میلادی در دانشگاه میشیگان مطرح شد. هالند به استفاده از قوانین انتخاب طبیعی برای توسعه و بسط سیستم‌های مصنوعی نسبت به سیستم‌هایی که در آن‌ها از استدلال استفاده می‌شد، علاقه‌مند بود. الگوریتم ژنتیک، روشی است که با تقلید از بقای نسل در طبیعت کار می‌کند. جزء اساسی الگوریتم ژنتیک ارگانیزمی است که معمولاً شامل تعداد ثابتی کروموزوم است و هر کروموزوم، خود شامل تعدادی ژن است که نوع کروموزوم و تعداد ژن‌ها به نوع مسئله مربوط می‌شود (سیوندام، ۲۰۰۸). برای حل مسئله با استفاده از الگوریتم‌های ژنتیک بایستی مراحل زیر را طی کنیم:

- مدل‌سازی مسئله یا بازنمایی
- تشکیل جمعیت اولیه
- ارزیابی جمعیت
- انتخاب والدین
- بازترکیبی

- جهش
- انتخاب فرزندان
- شرط خاتمه الگوریتم

این مدل منطبق بر مدل نظری مارکویتز در نرم‌افزار MATLAB کدنویسی و اجرا می‌شود. یکی از ورودی‌های اصلی مدل مارکویتز، نرخ مورد انتظار بازده سهام است. در این تحقیق بازده سهام، از دو روش بازده تاریخی سهام بر اساس میانگین قیمت سهام در یک سال گذشته و بازده مورد انتظار برآوردشده از طریق شبکه عصبی است. در این تحقیق برای حل مدل کلاسیک از نرم‌افزار LINGO استفاده شده است.

#### ۴. برآورد مدل‌های تحقیق

در این مقاله برای بررسی الگوریتم‌های پیشنهادی از داده‌های بورس اوراق بهادار تهران استفاده شده است. با توجه به هدف اصلی تحقیق که مقایسه زوجی انتخاب روش بهینه‌سازی و اثر ورود بازده روی ترکیب و وزن سبد سهام است، نمونه مورد تحقیق به ۳۰ شرکت فعال و برتر بورس محدود شده است. در نمونه‌های مورد تحقیق انتخاب‌شده، داده‌های هفتگی یک سال به‌منزله داده‌های تاریخی در نظر گرفته می‌شود و داده‌های چهار هفته یک ماه آخر برای آزمون الگوریتم‌ها استفاده شده است. تعداد داده‌های آزمون (از تاریخ ۱۳۸۹/۶/۱ تا ۱۳۹۰/۶/۳۱)، عموماً مشتمل بر ۵۲ داده برای هر نماد است و در برخی موارد این تعداد به علت بسته‌بودن نماد کمتر می‌شود. بعد از افزایش سرمایه شرکت‌ها، تعداد برگه سهام نزد سهامداران متناسب با سهم‌شان بیشتر می‌شود و به جای آن قیمت سهام به صورت متناسب افت می‌کند. قیمت‌های استفاده‌شده در این تحقیق، قیمت‌های تعدیل‌یافته با افزایش سرمایه است که از نرم‌افزارهای مرتبط در کارگزاری‌ها استخراج شده است. گفتنی است، به علت وضعیت نامناسب بازده بازار بورس در دوره بررسی، بازده بعضی از سهام‌ها منفی است.

#### ۴.۱. برآورد بازده مورد انتظار از روش شبکه عصبی

برای برآورد مدل مارکویتز به اطلاعات پایه بازده‌های سهام نیاز است. بازده تاریخی در قسمت قبل محاسبه و ارائه شد. در این قسمت از طریق شبکه عصبی نرخ بازده مورد انتظار محاسبه می‌شود. ابتدا ساختار شبکه عصبی برای هر نماد تشریح می‌شود، سپس نتایج حاصل بررسی خواهد شد. برای استفاده از شبکه‌های عصبی ابتدا برخی از آزمون‌های مورد نیاز با نرم‌افزارهای آماری مربوطه انجام و نسبت به توسعه شبکه اقدام می‌شود.



#### ۱.۱.۴. مانایی

از آنجا که در شبکه عصبی برای پیش‌بینی به داده‌های تاریخی نیاز داریم، لذا بایستی ابتدا مانایی داده‌ها بررسی شود. اگر داده‌ها نامانا باشند، نمی‌توان از آن‌ها برای پیش‌بینی استفاده کرد، زیرا روند مورد نظر ممکن است گذرا و موقت باشد. به همین علت ابتدا آزمون مانایی روی داده‌ها صورت می‌گیرد. برای بررسی مانایی داده‌های سهام تحت بررسی در این تحقیق از آزمون دیکی-فولر استفاده شده است. نتایج آزمون مانایی برای تمام نمادها که با نرم‌افزار Eviews به دست آمد، نشان می‌دهند که در سطح معنی‌داری ۵ درصد بازده نمادهای تحت بررسی مانا هستند. البته باید در نظر گرفت که در دوره بررسی این مطالعه وضعیت بازار بورس ایران در حالت رکود و کم‌نوسان بوده است.

#### ۲.۱.۴. تعیین ساختار بهینه شبکه عصبی

برای تعیین ساختار بهینه شبکه عصبی و تعداد نرون‌های داخلی برای پیش‌بینی بازده هر نماد، بدین صورت عمل می‌شود که به ازای وقفه‌های مختلف شبکه عصبی به صورت جداگانه ۱۰ بار اجرا و معیار سنجش بهینگی را برای آن‌ها به صورت میانگین قدرمطلق خطاها تعریف می‌کنند و ساختار بهینه با آنالیز واریانس دوطرفه تعیین می‌شود.

جدول ۱. خلاصه نتایج شبکه عصبی

نماد	تعداد نرون بهینه	تعداد وقفه
ویانک	۱۰	۱۰
ویملت	۵	۱۰
خیارس	۱۰	۲
پارسیان	۱۰	۲
اخابر	۳	۸
فملی	۴	۱
حفاری	۱	۴
بترانس	۱	۸
فیاهنر	۹	۶
ونوین	۶	۱۰
ویانک	۳	۱۰
وسینا	۹	۴
فاذر	۱	۹
وصنا	۷	۱
و تجارت	۹	۱
وکار	۴	۷
دجابر	۵	۷
رمینا	۱	۴
پلوله	۱۰	۵

## ادامه جدول ۱. خلاصه نتایج شبکه عصبی

نماد	تعداد نرون بهینه	تعداد وقفه
کاما	۴	۵
رانفور	۱	۸
پسهند	۵	۱
وتوشه	۳	۵
دکیمی	۸	۱
کطیس	۷	۸
فرآور	۴	۴
شکرین	۵	۴
حتاید	۹	۹
شخارک	۴	۷
سغرب	۱۰	۳

مأخذ: محاسبات تحقیق

برای رعایت اختصار، نتایج بازده دو روش بالا مقایسه نشده است، اما مقایسه نرخ بازده سهام حاصل از روش شبکه عصبی با روش تاریخی (میانگین دوره) نشان می‌دهد بازده سهام بعضی شرکت‌ها در دو روش، اختلاف فاحش دارد و در بعضی موارد اختلاف کم و در تعدادی اختلاف ناچیز است که نشان‌دهنده تفاوت کلی دو روش است.

## ۲.۴. بهینه‌سازی سبد با مدل‌های چهارگانه

در این قسمت، نتایج دو روش بهینه‌یابی با دو نوع ورودی بازده مورد انتظار با یکدیگر مقایسه می‌شوند.

## ۲.۴.۱. مدل اول: سهم بهینه سبد سهام در مدل کلاسیک با داده‌های میانگین بازده تاریخی

در این قسمت از میانگین نرخ‌های بازده تاریخی به‌منزله نرخ بازده مورد انتظار هر نماد استفاده می‌شود و همانند بخش قبلی نتایج به صورت زیر خواهد بود.

## جدول ۲. وزن بهینه هر سهم با روش کلاسیک بر اساس اطلاعات بازده‌های تاریخی

نماد	اوزان			
	ابتدای هفته اول مهر ۱۳۹۰	ابتدای هفته دوم مهر ۱۳۹۰	ابتدای هفته سوم مهر ۱۳۹۰	ابتدای هفته چهارم مهر ۱۳۹۰
وبانک	۳/۱۱۴	۴/۰۲۷	۱/۶۶۶	۱/۲۰۴
وبملت	۷/۰۱۷	۸/۳۴۹	۸/۴۶۹	۶/۸۴۷
خپارس	۰/۰۵۱	۰/۲۰۲	۰/۲۶۸	۰/۱۲۴
پارسیان	۲/۹۴۷	۶/۱۴۴	۱/۶۶۰	۰/۳۰۲

ادامه جدول ۲. وزن بهینه هر سهم با روش کلاسیک بر اساس اطلاعات بازده‌های تاریخی

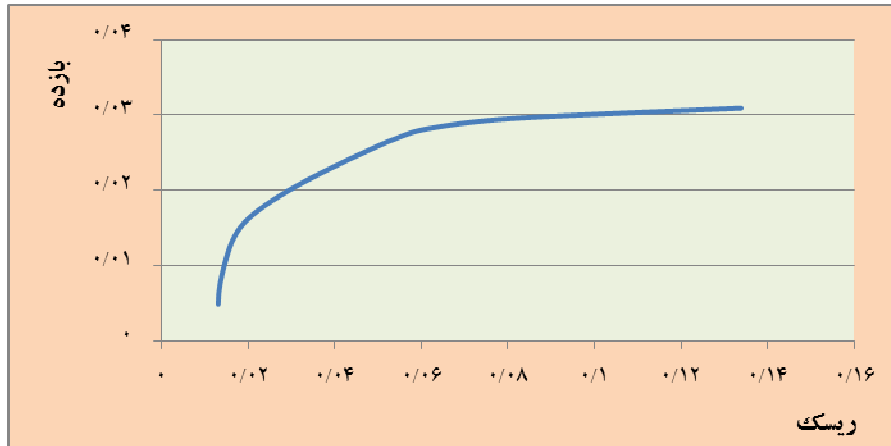
نماد	اوزان			
	ابتدای هفته اول	ابتدای هفته دوم	ابتدای هفته سوم	ابتدای هفته چهارم
	مهر ۱۳۹۰	مهر ۱۳۹۰	مهر ۱۳۹۰	مهر ۱۳۹۰
اخابر	۲/۸۱۸	۱/۶۲۶	۱/۰۱۱	۲/۷۰۱
فملی	۳/۱۵۳	۲/۵۹۵	۱/۹۴۲	۱/۹۴۳
حفاری	۰/۴۰۲	۰/۳۳۸	۰/۸۳۲	۰/۶۵۴
بترانس	۲/۲۰۸	۲/۵۹۴	۲/۸۶۶	۱/۸۶۰
فباهنر	۱/۱۰۸	۰/۱۸۱	۱/۶۳۰	۱/۳۷۰
ونوین	۱۷/۸۴۲	۱۸/۹۸۴	۱۷/۹۵۸	۱۷/۷۸۲
ویانک	۲/۲۳۱	۱/۰۱۷	۲/۹۳۱	۲/۷۷۱
وسینا	۰/۵۱۱	۰/۳۱۶	۰/۴۴۸	۰/۶۸۴
فاذر	۰/۳۳۸	۰/۲۷۳	۰/۶۷۰	۰/۵۴۸
وصنا	۹/۴۱۶	۸/۰۳۴	۱۰/۳۳۰	۹/۴۶۶
وتجارت	۴/۶۶۶	۳/۳۹۷	۳/۰۲۶	۳/۷۹۸
وکار	۱۳/۴۲۰	۹/۵۷۷	۱۳/۱۳۹	۱۵/۶۸۲
دجابر	۴/۹۰۸	۵/۵۳۰	۵/۲۰۸	۵/۱۲۰
رمپنا	۶/۶۳۳	۳/۶۹۳	۵/۸۶۲	۶/۳۹۷
پلوله	۵/۰۱۰	۴/۴۸۰	۳/۸۵۸	۳/۲۱۷
کاما	۱/۳۸۷	۱/۳۱۹	۱/۰۷۶	۳/۸۵۶
رانفور	۳/۴۳۳	۲/۵۰۴	۲/۸۱۲	۳/۴۲۰
پسهند	۱/۰۰۲	۰/۴۵۳	۰/۶۱۱	۰/۶۵۸
وتوشه	۰/۲۰۱	۲/۵۷۲	۱/۲۵۵	۱/۲۸۸
دکیمی	۱/۸۰۱	۳/۶۶۷	۴/۳۹۴	۰/۷۱۴
کطیس	۱/۱۸۱	۲/۶۸۰	۱/۷۰۷	۱/۹۴۶
فرآور	۰/۲۲۶	۰/۱۲۵	۰/۱۲۵	۰/۰۴۶
شکرین	۰/۶۳۶	۳/۰۶۶	۰/۸۱۱	۲/۲۹۶
حتاید	۱/۵۳۵	۰/۴۸۶	۱/۷۶۸	۱/۶۵۴
شخارک	۰/۳۳۷	۰/۷۴۸	۱/۲۶۰	۱/۳۷۷
سغرب	۰/۴۷۱	۰/۰۲۲	۰/۴۰۶	۰/۳۶۶
جمع کل	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰

مأخذ: محاسبات تحقیق

با ایجاد حلقه برای سطوح مختلف ریسک در کد برنامه مدل بالا، داده‌های مرتبط با نمودار ریسک-بازده در جدول ۳ نشان داده شده است. برای تمام مدل‌ها این جدول



نمودار ریسک بازده نیز که از جدول بالا حاصل شده به صورت زیر است.



نمودار ۱. نمودار ریسک-بازده مارکوویتز به روش کلاسیک (با نرخ بازده میانگین تاریخی)

سبد تشکیل شده با حداقل ریسک، دارای ۵٪ درصد سود سالانه و با پذیرش بیشترین ریسک، سبد دارای بازدهی ۳ درصد است. شایان یادآوری است در دوره بررسی شاخص‌های بازار بورس تهران بنا به ملاحظات مختلف منفی بوده است.

#### ۲.۲.۴. مدل دوم: سهم بهینه سبد سهام در مدل کلاسیک با داده‌های بازده

##### مورد انتظار از روش شبکه عصبی

اگر از نتایج مدل شبکه عصبی به‌منزله نرخ بازده مورد انتظار استفاده و مدل مارکوویتز به روش کلاسیک دوباره برآورد شود، نتایج اوزان بهینه هر کدام از سهم‌ها مندرج در جدول ۴ استخراج می‌شود.

نکته درخور توجه این است که در پایان هر دوره بررسی، داده جدیدی به اطلاعات اولیه اضافه شده است. لذا با آگاهی از داده جدید، اطلاعات مورد نیاز از قبیل ماتریس کواریانس به‌روز می‌شوند.

#### ۲.۲.۴.۱. مقایسه سهم بهینه سبد سهام با روش کلاسیک در دو حالت استفاده

##### از داده‌های بازده تاریخی و بازده شبکه عصبی

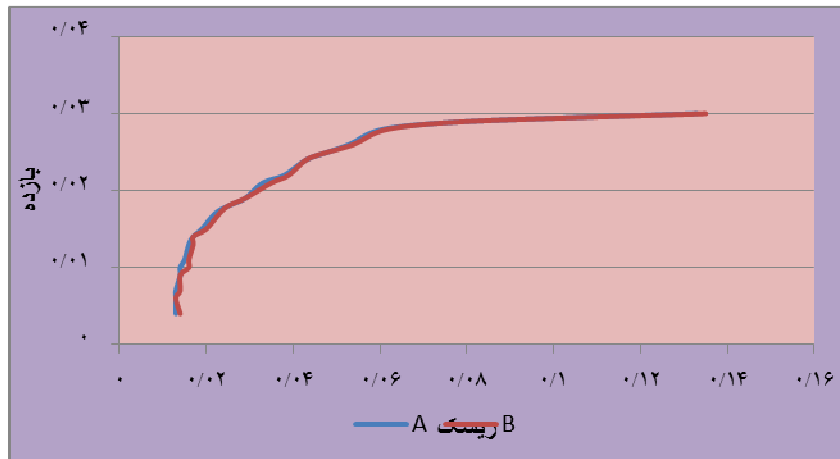
بررسی جدول مقایسه‌ای ۴ در خصوص کارایی مدل مارکوویتز با روش حل کلاسیک با دو نوع برآورد از بازده مورد انتظار نشان می‌دهد که اوزان تشکیل‌دهنده هر سبد در هر دوره هفتگی از پیش‌بینی، در بعضی از نمادها اختلاف بسیاری دارند. لذا دو روش بالا با روش حل یکسان، اما با ورودی‌های مختلف از بازده‌ها، نتایج متفاوتی را ارائه می‌دهند.

جدول ۴. اوزان سید سهام با روش حل کلاسیک با دو نوع برآورد از بازده مورد انتظار

نماد	پایان هفته اول مهر		پایان هفته دوم مهر		پایان هفته سوم مهر		پایان هفته چهارم مهر	
	(داده‌های تاریخی)	(شبکه عصبی)	(داده‌های تاریخی)	(شبکه عصبی)	(داده‌های تاریخی)	(شبکه عصبی)	(داده‌های تاریخی)	(شبکه عصبی)
وبانک	۳/۱۱۴	۱/۰۷۳	۴/۰۲۷	۱/۸۶۳	۱/۶۶۶	۲/۲۷۱	۱/۲۰۴	۰/۵۷۶
وبملت	۷/۰۱۵	۶/۸۱۸	۸/۳۴۹	۴/۸۳۷	۸/۴۶۹	۶/۴۱۴	۶/۸۴۷	۳/۸۴۷
خپارس	۰/۰۵۱	۰/۶۱۶	۰/۲۰۲	۰/۲۹۷	۰/۲۶۸	۰/۴۴۵	۰/۱۲۴	۰/۴۹۵
پارسیان	۲/۹۴۷	۹/۶۱۸	۶/۱۴۴	۱۳/۰۳۷	۱/۶۶۰	۷/۹۵۶	۰/۳۰۲	۵/۱۵۸
اخابر	۲/۸۱۸	۲/۲۰۷	۱/۶۲۶	۰/۵۱۰	۱/۰۱۱	۵/۴۷۷	۲/۷۰۱	۲/۹۴۵
فملی	۳/۱۵۳	۱/۹۱۷	۲/۵۹۵	۳/۹۹۸	۱/۹۴۲	۱/۱۷۹	۱/۹۴۳	۲/۶۴۰
حفاری	۰/۴۰۲	۱/۰۲۴	۰/۳۳۸	۱/۴۰۴	۰/۸۳۲	۰/۵۰۲	۰/۶۵۴	۰/۹۶۱
بترانس	۲/۲۰۸	۱/۷۳۰	۲/۵۹۴	۲/۴۴۲	۲/۸۶۶	۲/۸۱۵	۱/۸۶۰	۳/۲۵۹
فباهر	۱/۱۰۸	۰/۵۵۸	۰/۱۸۱	۱/۰۳۶	۱/۶۳۰	۱/۱۰۲	۱/۳۷۰	۲/۴۲۰
ونوین	۱۷/۸۴۲	۱۷/۵۶۱	۱۸/۹۸۴	۸/۷۶۲	۱۷/۹۵۸	۱۲/۴۶۴	۱۷/۷۸۲	۱۲/۶۹۷
وبانک	۲/۲۳۱	۲/۳۳۲	۱/۰۱۷	۱/۶۵۵	۲/۹۳۱	۰/۰۰۸	۲/۷۷۱	۱/۲۳۱
وسینا	۰/۵۱۱	۰/۲۲۵	۰/۳۱۶	۱/۳۶۰	۰/۴۴۸	۱/۲۰۶	۰/۶۸۴	۰/۱۵۶
فاذر	۰/۳۳۸	۰/۲۹۲	۰/۲۷۳	۰/۶۷۸	۰/۶۷۰	۰/۵۵۶	۰/۵۴۸	۱/۰۸۵
وصنا	۹/۴۱۶	۹/۳۵۱	۸/۰۳۴	۸/۶۱۱	۱۰/۳۳۰	۷/۰۱۲	۹/۴۶۶	۴/۶۹۲
وتجارت	۴/۶۶۶	۰/۹۹۷	۳/۳۹۷	۳/۹۵۳	۳/۰۲۶	۲/۷۲۵	۳/۷۰۸	۲/۵۳۳
وکار	۱۳/۴۲۰	۱۸/۵۱۲	۹/۵۷۷	۲۱/۳۷۸	۱۳/۱۳۹	۲۱/۹۱۶	۱۵/۶۸۲	۲۴/۷۳۷
دجابر	۴/۹۰۸	۰/۲۲۰	۵/۵۳۰	۱/۶۰۷	۵/۲۰۸	۲/۰۱۹	۵/۱۲۰	۱/۴۷۴
رمپنا	۶/۶۳۳	۵/۴۰۹	۳/۶۹۳	۷/۳۵۲	۵/۵۶۲	۷/۲۴۱	۶/۳۹۷	۶/۶۹۰
پلوله	۵/۰۱۰	۴/۰۳۶	۴/۴۸۰	۲/۴۳۲	۳/۸۵۸	۱/۴۵۲	۳/۲۱۷	۰/۹۱۰
کاما	۱/۳۸۷	۲/۲۷۳	۱/۳۱۹	۱/۸۱۵	۱/۰۷۶	۲/۰۴۱	۳/۱۸۵۶	۱/۹۹۲
رانفور	۳/۴۳۳	۲/۲۵۲	۲/۵۰۴	۰/۵۷۷	۲/۸۱۲	۰/۶۶۸	۳/۴۲۰	۰/۷۱۴
پسهند	۱/۰۰۲	۰/۶۴۷	۰/۴۵۳	۱/۰۶۵	۰/۱۶۱۱	۱/۱۵۷	۰/۶۵۸	۰/۵۷۶
وتوشه	۰/۲۰۱	۱/۳۰۴	۲/۵۷۲	۱/۴۹۶	۱/۲۵۵	۲/۴۷۰	۱/۲۸۸	۲/۴۸۷
دکیمی	۱/۸۰۱	۲/۶۶۳	۳/۶۶۷	۲/۵۸۹	۴/۳۹۴	۱/۸۵۸	۰/۷۱۴	۲/۷۶۹
کطیس	۱/۱۸۱	۰/۰۷۳	۲/۶۸۰	۰/۲۹۹	۱/۷۰۷	۰/۳۰۷	۱/۹۴۶	۰/۱۷۰
فرآور	۰/۲۲۶	۰/۰۸۴	۰/۱۲۵	۰/۱۲۵	۰/۱۲۵	۰/۳۶۲	۰/۰۴۶	۰/۱۸۱
شکرین	۰/۶۳۶	۴/۰۸۷	۳/۰۶۶	۳/۰۲۱	۰/۸۱۱	۰/۸۵۹	۲/۲۹۶	۳/۴۷۳
حتایید	۱/۵۳۵	۱/۲۱۳	۰/۴۸۶	۰/۴۵۰	۱/۷۶۸	۳/۳۱۷	۱/۶۵۴	۷/۵۱۹
شخارک	۰/۳۳۷	۰/۹۰۲	۰/۷۴۸	۰/۷۵۰	۱/۲۶۰	۱/۷۹۷	۱/۳۷۷	۱/۳۳۰
سغرب	۰/۴۷۱	۰/۴۵۳	۰/۰۲۲	۰/۳۷۰	۰/۴۰۶	۰/۴۰۱	۰/۳۶۶	۰/۰۲۱

مأخذ: محاسبات تحقیق

در نمودار ریسک-بازده زیر نتایج دو مدل بالا با یکدیگر مقایسه شده‌اند. نتایج نشان می‌دهند روش کلاسیک نتایج بسیار نزدیکی را در دو حالت تولید کرده است. اختلاف دو نمودار در بسیاری از نقاط کاملاً ناچیز است و در بعضی از نقاط به حداکثر ۴ درصد می‌رسد.



نمودار ۲. نتایج مدل مارکوویتز با روش حل کلاسیک با دو نوع برآورد از بازده مورد انتظار

### ۳.۴. اجرای الگوریتم ژنتیک برای برآورد مدل مارکوویتز

در این قسمت به بررسی بهینه‌سازی مدل مارکوویتز از طریق الگوریتم ژنتیک پرداخته می‌شود. نتایج مانند روش کلاسیک در دو بخش نشان داده می‌شوند. در قسمت اول، مدل با در نظر گرفتن میانگین نرخ‌های بازده تاریخی به‌منزله نرخ بازده مورد انتظار هر نماد بهینه می‌شود و در بخش بعد، از خروجی شبکه عصبی به‌منزله نرخ بازده مورد انتظار استفاده خواهد شد.

#### ۱.۳.۴. مدل سوم: سهم بهینه سبد سهام در مدل ژنتیک با داده‌های بازده

##### تاریخی

در جدول زیر نتایج حاصل از بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک ارائه شده است. همان‌گونه که مشاهده می‌شود، این جدول شامل اوزان هر سهم در ابتدای هر دوره است. برای مثال، برای نماد وبملت در ابتدای هفته اول وزن مورد نظر از ۶/۹۷ به ۸/۲۸ درصد می‌رسد. سبد در هفته دوم بایستی طوری تعدیل شود که وزن سهم مورد نظر برابر با ۸/۲۸ درصد شود.

جدول ۵. وزن بهینه هر سهم با روش الگوریتم ژنتیک با داده‌های نرخ بازده مورد انتظار تاریخی

پایان دوره	انتهای هفته چهارم مهر ۱۳۹۰	انتهای هفته سوم مهر ۱۳۹۰	انتهای هفته دوم مهر ۱۳۹۰	انتهای هفته اول مهر ۱۳۹۰	ابتدای مهر ۱۳۹۰
۲/۷۰	۶/۷۶	۳/۲۰	۵/۵۵	۴/۳۵	ویبانک
۶/۷۵	۷/۱۹	۸/۴۳	۸/۲۸	۶/۹۷	ویملت
۰/۱۰	-۱/۶۱	۰/۲۰	۰/۱۴	۰/۰۵	خپارس
۰/۲۱	۱/۸۵	۱/۵۸	۶/۱۰	۲/۹۰	پارسیان
۲/۶۳	۱/۵۱	۰/۹۸	۱/۵۳	۲/۸۱	اخابر
۱/۹۰	۱/۹۰	۱/۹۲	۲/۵۰	۳/۱۳	فملی
۰/۶۳	۳/۱۰	۰/۷۶	۰/۳۱	۰/۳۷	حفاری
۱/۸۳	۷/۹۶	۲/۷۷	۲/۵۴	۲/۱۳	بترانس
۱/۲۸	۸/۲۹	۱/۵۷	۰/۱۰	۱/۰۹	فباهنر
۱۷/۷۵	۴/۶۱	۱۷/۸۸	۱۸/۹۱	۱۷/۸۱	ونوین
۲/۷۴	۳/۹۱	۲/۹۳	۱/۹۲	۲/۲۰	ویبانک
۰/۶۳	۲/۴۵	۰/۳۵	۰/۲۲	۰/۵۱	وسینا
۰/۴۸	-۲/۶۸	۰/۶۳	۰/۲۳	۰/۲۴	فاذر
۹/۴۰	۱/۵۶	۱۰/۲۵	۸/۰۳	۹/۳۸	وصنا
۳/۷۰	۶/۵۹	۲/۹۷	۳/۳۹	۴/۵۹	وتجارت
۱۵/۶۵	-۱/۸۳	۱۳/۰۵	۹/۵۰	۱۳/۳۴	وکار
۵/۰۷	۳/۴۴	۵/۱۹	۵/۵۳	۴/۹۰	دجایر
۶/۳۸	-۱/۰۱	۵/۸۱	۳/۶۲	۶/۵۴	رمپنا
۳/۱۳	-۱/۰۳	۳/۷۹	۴/۴۷	۵/۰۰	پلوله
۳/۷۶	۱/۱۰	۱/۰۴	۱/۲۳	۱/۳۶	کاما
۳/۳۷	۲/۵۸	۲/۷۹	۲/۴۵	۳/۳۳	رانفور
۰/۵۶	-۵/۴۱	۰/۵۴	۰/۰۴	۰/۹۵	پسهند
۱/۲۱	۲/۴۳	۱/۲۴	۲/۵۶	۰/۱۶	وتوشه
۰/۶۶	۰/۳۶	۴/۳۵	۳/۵۹	۱/۷۵	دکیمی
۱/۹۴	-۴/۴۸	۱/۶۴	۲/۶۴	۱/۱۸	کطیس
۰/۰۳	۱/۳۳	۰/۱۲	۰/۰۸	۰/۱۷	فرآور
۲/۲۷	-۰/۶۹	۰/۷۶	۳/۰۴	۰/۵۸	شکرین
۱/۵۷	۲/۹۹	۱/۷۲	۰/۴۲	۱/۴۷	حتاید
۱/۳۶	۶/۴۳	۱/۱۷	۰/۷۰	۰/۲۷	شخارک
۰/۲۷	-۶/۳۸	۰/۳۳	۰/۰۰	۰/۴۴	سغرب

مأخذ : محاسبات تحقیق



همان‌گونه که از داده‌های جدول بالا برمی‌آید، در هفته اول بیشترین وزن مربوط به نماد ونوین، در حدود ۱۷/۸ درصد است. این در حالی است که کمترین میزان برای نماد خپارس چیزی در حد صفر است. در هفته اول مهرماه ۵ سهم برتر از لحاظ ورنی عبارت‌اند از: ونوین، وکار، وصنا، ویملت و رمپنا. همان‌گونه که در جدول بالا مشخص است، ۱۰ نماد وزنی در حدود صفر دارند.

همان‌طور که در جدول بالا مشاهده می‌شود اطلاعات هر ستون مخصوص یک هفته خاص است و به ترتیب از هفته دوم هر هفته یک هفته به اطلاعات ما برای محاسبه بازده سهم به وسیله شبکه عصبی اضافه شده است. با جمع‌بندی و مشاهده جدول ۵، چون مقادیر بازده‌ها در بعضی سهم‌ها طی یک هفته تغییر معناداری می‌کند برای بهینه‌ماندن سبب باید هر هفته تغییرات قابل توجهی صورت گیرد، زیرا سبب ناپایدار است و دچار تغییر می‌شود.

#### ۲.۳.۴. مدل چهارم: سهم بهینه سبب سهام در مدل ژنتیک با داده‌های بازده

##### شبکه عصبی

اگر از خروجی شبکه عصبی به‌منزله نرخ بازده مورد انتظار استفاده شود نتایج بهینه‌سازی مدل مارکوویتز با شبکه عصبی به صورت جدول زیر استخراج می‌شود.

جدول ۶. وزن بهینه هر سهم با روش الگوریتم ژنتیک با اطلاعات بازده‌های شبکه عصبی به‌منزله نرخ بازده مورد انتظار

نماد	پایان هفته اول مهر ۱۳۹۰	پایان هفته دوم مهر ۱۳۹۰	پایان هفته سوم مهر ۱۳۹۰	پایان هفته چهارم مهر ۱۳۹۰
وبانک	۲/۶۶	۳/۴۴	۳/۹۲	۲/۱۵
ویملت	۶/۷۳	۴/۸۳	۶/۳۲	۳/۷۸
خپارس	۰/۱۵	۰/۲۸	۰/۴۰	۰/۴۷
پارسیان	۹/۵۲	۱۲/۹۷	۷/۸۶	۵/۱۰
اخابر	۲/۱۳	۰/۵۱	۵/۳۹	۲/۸۸
فملی	۱/۹۰	۳/۹۹	۱/۱۰	۲/۵۶
حفاری	۰/۹۷	۱/۳۶	۰/۴۱	۰/۹۳
بترانس	۱/۶۹	۲/۳۶	۲/۷۳	۳/۱۷
فباهر	۰/۴۷	۰/۹۶	۱/۰۴	۲/۳۳
ونوین	۱۷/۵۳	۸/۷۰	۱۲/۴۰	۱۲/۶۵
وبانک	۲/۲۴	۱/۶۰	۰/۰۰	۱/۲۲
وسینا	۰/۱۷	۱/۲۸	۱/۱۵	۰/۰۹
فادر	۰/۲۲	۰/۵۸	۰/۴۷	۱/۰۶

ادامه جدول ۶. وزن بهینه هر سهم با روش الگوریتم ژنتیک با اطلاعات بازده‌های شبکه عصبی به‌منزله نرخ بازده مورد انتظار

نماد	پایان هفته اول مهر ۱۳۹۰	پایان هفته دوم مهر ۱۳۹۰	پایان هفته سوم مهر ۱۳۹۰	پایان هفته چهارم مهر ۱۳۹۰
وصنا	۹/۳۷	۸/۵۵	۶/۹۶	۴/۶۴
وتجارت	۰/۹۲	۳/۸۶	۲/۶۷	۲/۴۴
وکار	۱۸/۵۱	۲۱/۳۱	۲۱/۸۶	۲۴/۶۵
دجایر	۰/۱۸	۱/۵۱	۱/۹۸	۱/۴۰
رمپنا	۵/۳۹	۷/۳۲	۷/۲۲	۶/۹۴
پلوله	۳/۹۵	۲/۳۶	۱/۳۸	۰/۸۴
کاما	۲/۲۱	۱/۸۱	۲/۰۲	۱/۹۶
رانفور	۲/۱۶	۰/۵۵	۰/۶۶	۰/۷۱
پسهند	۰/۵۶	۱/۰۲	۱/۰۶	۰/۴۸
وتوشه	۱/۲۱	۱/۴۱	۲/۳۹	۲/۴۵
دکیمی	۲/۶۶	۲/۵۵	۱/۸۴	۲/۷۰
کطبس	۰/۰۷	۰/۲۰	۰/۲۳	۰/۰۹
فرآور	۰/۰۳	۰/۰۷	۰/۲۷	۰/۱۷
شکرین	۴/۰۳	۲/۹۴	۰/۸۵	۳/۴۶
حتاید	۱/۲۰	۰/۶۰	۳/۳۰	۷/۴۴
شخارک	۰/۸۶	۰/۷۰	۱/۷۵	۱/۲۴
سغرب	۰/۴۰	۰/۳۶	۰/۳۶	۰/۰۰

مأخذ: محاسبات تحقیق

#### ۴.۴. مقایسه زوجی نتایج بهینه‌سازی مدل مارکویتز با روش کلاسیک و روش

##### ژنتیک با دو نوع داده‌های بازده تاریخی و شبکه عصبی

در این بخش به مقایسه دو مدل الگوریتم ژنتیک و کلاسیک در برآورد مدل مارکویتز می‌پردازیم. برای مقایسه از جداول وزن بهینه سهم‌ها و نمودار ریسک و بازده استفاده می‌شود.

#### ۱.۴.۴. مقایسه دو مدل الگوریتم ژنتیک و کلاسیک در حالت استفاده از

##### میانگین نرخ بازده تاریخی (مقایسه مدل اول و سوم)

در جدول زیر وزن بهینه هر سهم حاصل از دو روش الگوریتم ژنتیک و کلاسیک در حالت استفاده از میانگین نرخ بازده تاریخی گزارش شده است.

## جدول ۷. مقایسه درصد اوزان دو روش کلاسیک و ژنتیک در حالت میانگین نرخ بازده

## تاریخی

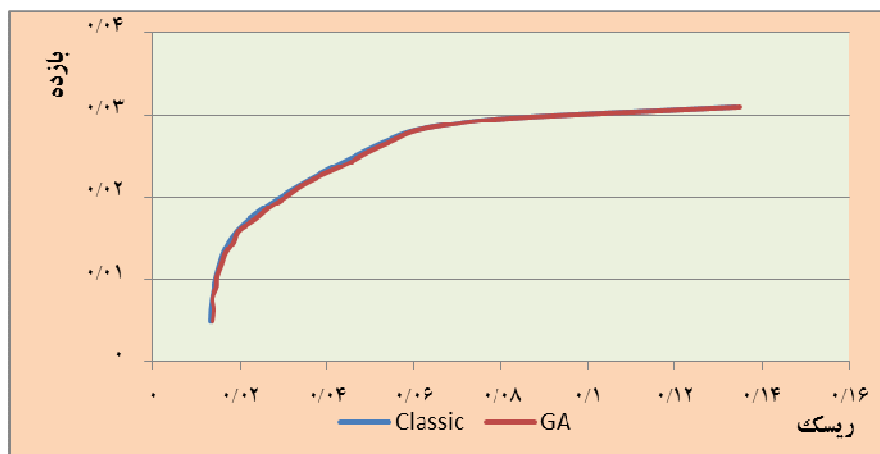
نماد	ابتدای هفته اول ۹۰		ابتدای هفته دوم ۹۰		ابتدای هفته سوم ۹۰		ابتدای هفته چهارم ۹۰	
	ژنتیک	کلاسیک	ژنتیک	کلاسیک	ژنتیک	کلاسیک	ژنتیک	کلاسیک
وبانک	۳/۱۱۴	۱/۰۷۳	۴/۰۲۷	۱/۸۶۳	۱/۶۶۶	۲/۲۷۱	۱/۲۰۴	۰/۵۷۶
وبملت	۷/۰۱۵	۶/۸۱۸	۸/۳۴۹	۴/۸۳۷	۸/۴۷۹	۶/۴۱۴	۶/۸۴۷	۳/۸۴۷
خپارس	۰/۰۵۱	۰/۱۶۶	۰/۲۰۲	۰/۲۹۷	۰/۲۶۸	۰/۴۴۵	۰/۱۲۴	۰/۴۹۵
پارسیان	۲/۹۴۷	۹/۶۱۸	۶/۱۴۴	۱۶/۰۳۷	۱/۶۶۰	۷/۹۵۸	۰/۳۰۲	۵/۱۵۸
اخابر	۲/۸۱۸	۲/۲۰۷	۱/۶۲۶	۰/۵۴۰	۱/۰۱۱	۵/۴۷۷	۲/۷۰۱	۲/۹۴۵
فملی	۳/۱۵۳	۱/۹۱۷	۲/۵۹۵	۳/۹۹۸	۱/۹۴۲	۱/۱۷۹	۱/۹۴۳	۲/۶۴۰
حفاری	۰/۴۰۲	۱/۰۲۴	۰/۳۳۸	۱/۴۰۴	۰/۸۳۲	۰/۵۰۲	۰/۶۵۴	۰/۹۶۱
بترانس	۲/۲۰۸	۱/۷۳۰	۲/۵۹۴	۲/۴۴۲	۲/۸۶۶	۲/۸۱۵	۱/۸۶۰	۳/۲۵۹
فباهنر	۱/۱۰۸	۰/۵۵۸	۰/۱۸۱	۱/۰۳۶	۱/۶۳۰	۱/۱۰۲	۱/۳۷۰	۲/۴۲۰
ونوین	۱۷/۸۴۲	۱۷/۵۶۱	۱۸/۹۸۴	۸/۷۶۲	۱۷/۹۵۸	۱۲/۴۶۴	۱۷/۷۸۲	۱۲/۶۹۷
وبانک	۲/۲۳۱	۲/۳۳۲	۱/۰۱۷	۱/۶۵۵	۲/۹۳۱	۰/۰۰۸	۲/۷۷۱	۱/۲۳۱
وسینا	۰/۵۱۱	۰/۲۲۵	۰/۳۱۶	۱/۳۶۰	۰/۴۴۸	۱/۲۰۶	۰/۶۸۴	۰/۱۵۶
فاذر	۰/۳۳۸	۰/۲۹۲	۰/۲۷۳	۰/۶۷۸	۰/۶۷۰	۰/۵۵۶	۰/۵۴۸	۱/۰۸۵
وصنا	۹/۴۱۶	۹/۳۵۱	۸/۰۳۴	۸/۶۱۱	۱۳/۳۳۰	۷/۰۱۲	۹/۴۶۶	۴/۶۹۲
وتجارت	۴/۶۶۶	۰/۹۹۷	۳/۳۹۷	۳/۹۵۳	۳/۰۲۶	۲/۷۲۵	۳/۷۰۸	۲/۵۳۳
وکار	۱۳/۴۲۰	۱۸/۵۱۲	۱۹/۵۷۷	۲۱/۳۷۸	۱۳/۱۳۹	۲۱/۹۱۶	۱۵/۶۹۲	۲۴/۷۳۷
دجابر	۴/۹۰۸	۰/۲۲۰	۳/۵۳۰	۱/۶۰۷	۵/۲۰۸	۲/۰۱۹	۵/۱۲۰	۱/۴۷۴
رمپنا	۳/۶۳۳	۵/۴۰۹	۳/۶۹۳	۷/۳۵۲	۵/۸۶۲	۷/۲۴۱	۶/۳۹۷	۶/۹۵۰
پلوله	۵/۰۱۰	۴/۰۳۶	۴/۴۸۰	۲/۴۳۲	۳/۸۵۸	۱/۴۵۲	۳/۲۱۷	۰/۹۱۰
کاما	۱/۳۸۷	۲/۲۷۳	۱/۳۱۹	۱/۸۱۵	۱/۰۷۶	۲/۰۴۱	۳/۸۵۶	۱/۹۹۲
رانفور	۳/۴۳۳	۲/۲۵۲	۲/۵۰۴	۰/۵۷۷	۲/۸۱۲	۰/۶۶۸	۳/۴۲۰	۰/۷۱۴
پسهند	۱/۰۰۲	۰/۶۴۷	۰/۴۵۳	۱/۰۶۵	۰/۶۱۱	۱/۱۵۷	۰/۶۵۸	۰/۵۷۶
وتوشه	۰/۲۰۱	۱/۳۰۴	۲/۵۷۲	۱/۴۹۶	۱/۲۵۵	۲/۴۷۰	۱/۲۸۸	۲/۴۸۷
دکیمی	۱/۸۰۱	۲/۶۶۳	۳/۶۶۷	۲/۵۸۹	۴/۳۹۴	۱/۸۵۸	۰/۷۱۴	۲/۷۶۹
کطیس	۱/۱۸۱	۰/۰۷۳	۲/۶۸۰	۰/۲۹۹	۱/۷۰۷	۰/۳۰۷	۱/۹۴۶	۰/۱۷۰
فرآور	۰/۲۲۶	۰/۰۸۴	۰/۱۲۵	۰/۱۲۵	۰/۱۲۵	۰/۳۶۲	۰/۰۴۶	۰/۱۸۱
شکرین	۰/۶۳۶	۴/۰۸۷	۳/۰۶۶	۳/۰۲۱	۰/۸۱۱	۰/۸۵۹	۲/۲۹۶	۳/۴۷۳
حتاید	۱/۵۳۵	۱/۲۱۳	۰/۴۸۶	۰/۶۵۰	۱/۷۶۸	۳/۳۱۷	۱/۶۵۴	۷/۵۱۹
شخارک	۰/۳۳۷	۰/۹۰۲	۰/۷۴۸	۰/۷۵۰	۱/۲۶۰	۱/۷۹۷	۱/۳۷۷	۱/۳۳۰
سغرب	۰/۴۷۱	۰/۴۵۳	۰/۰۲۲	۰/۳۷۰	۰/۴۰۶	۰/۴۰۱	۰/۳۶۶	۰/۰۲۱
جمع کل	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰

مأخذ: محاسبات تحقیق

مقایسه جدول ۷ نشان می‌دهد که اوزان تشکیل‌دهنده هر سبد در دو مدل الگوریتم ژنتیک و کلاسیک در بعضی از نمادها اختلاف زیادی دارند و دو روش بالا با اطلاعات ورودی یکسان بازده‌های تاریخی مورد انتظار، نتایج متفاوتی را از سهم بهینه هر سهم در مدل ارائه می‌دهند.

در شکل زیر نمودار ریسک-بازده برای دو روش کلاسیک و ژنتیک با اطلاعات ورودی یکسان بازده‌های تاریخی با یکدیگر مقایسه شده است. همان‌گونه که از شکل بر می‌آید، روش حل ژنتیک نتایج بسیار نزدیکی را نسبت به روش حل کلاسیک تولید کرده است.

مقایسه جدول بالا با نمودار زیر نشان می‌دهد با اینکه دو روش کلاسیک و ژنتیک وزن‌های مختلفی برای تشکیل سبد توصیه می‌کنند، ترکیب آن‌ها سطح ریسک و بازده تقریباً یکسانی ارائه می‌کنند.



نمودار ۳. نمودار ریسک-بازده برای دو روش کلاسیک و الگوریتم ژنتیک با داده‌های بازده تاریخی

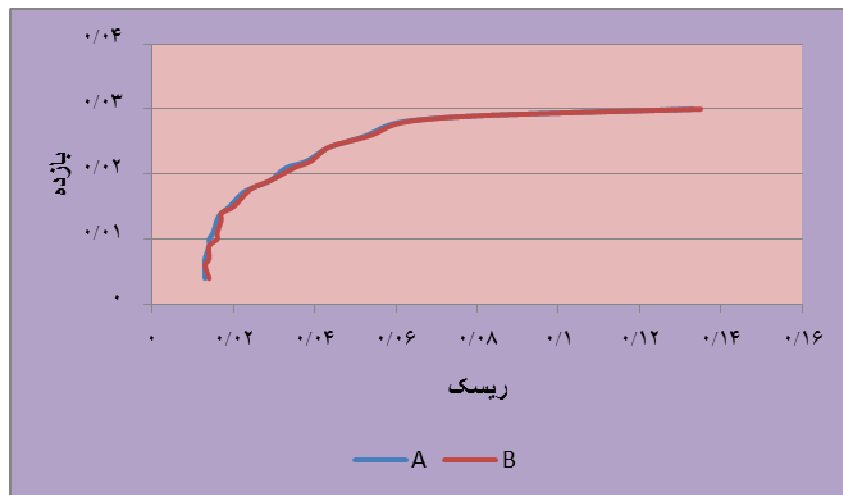
از آنجا که روش ژنتیک نتایج نزدیکی را نسبت به کلاسیک تولید کرده است، این موضوع می‌تواند دلیل مناسبی برای کارایی الگوریتم ژنتیک باشد. در این نمودار نیز با افزایش ریسک، بازده مورد انتظار افزایش و شدت افزایش با افزایش ریسک کاهش می‌یابد و عملاً با افزایش ریسک به مقدار ۰/۰۶ بازده مورد انتظار افزایش چشمگیری نمی‌یابد. در این نمودار مدل کلاسیک به مقدار ناچیزی بالاتر از الگوریتم ژنتیک قرار دارد که اختلاف آن‌ها در بسیاری از نقاط کاملاً ناچیز است و در بعضی از نقاط به کمتر از ۲ درصد می‌رسد. با توجه به اینکه هر مسئله‌ای با ابعاد خیلی بزرگ با روش کلاسیک

قابل حل نیست و زمان بسیار زیادی خواهد گرفت، بنابراین، الگوریتم ژنتیک روش مناسبی برای حل مسائل خواهد بود.

#### ۲.۲.۴. مقایسه دو مدل الگوریتم ژنتیک و کلاسیک در حالت استفاده از

##### میانگین نرخ بازده شبکه عصبی (مقایسه مدل‌های دوم و چهارم)

مانند بخش قبل، در بخش زیر دو مدل الگوریتم ژنتیک و کلاسیک در حالت استفاده از میانگین نرخ بازده شبکه عصبی با یکدیگر مقایسه شده‌اند. نتایج وزن بهینه هر سهم در دو مدل الگوریتم ژنتیک و کلاسیک با یکدیگر تفاوت دارند. برای بررسی دقیق‌تر کارایی دو مدل بالا نمودار ریسک بازده مرتبط نیز ترسیم می‌شود.



نمودار ۴. نمودار ریسک-بازده برای دو روش کلاسیک و الگوریتم ژنتیک با داده‌های شبکه عصبی

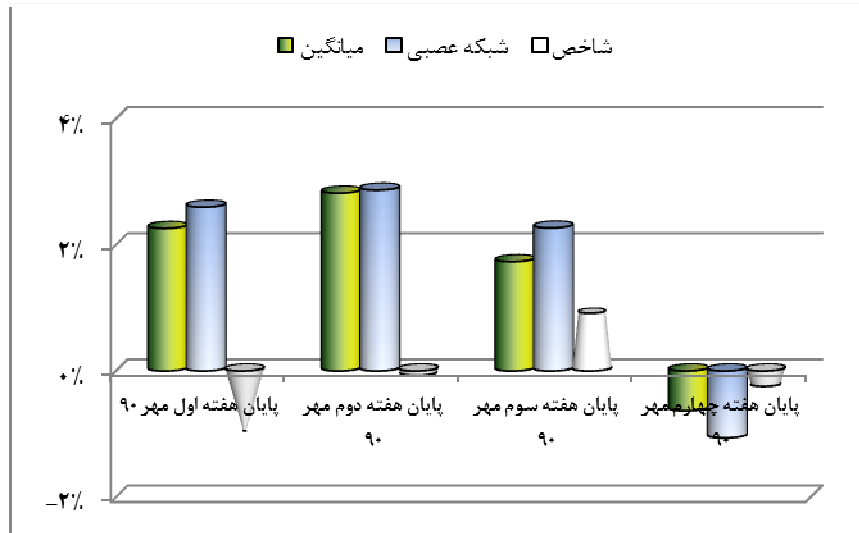
دو منحنی ریسک و بازده تقریباً بر یکدیگر منطبق‌اند. لذا می‌توان در مقایسه مدل دوم و چهارم نیز نتیجه گرفت که وزن سهم‌هایی که دو مدل بالا ارائه کرده‌اند متفاوت‌اند، اما از لحاظ ریسک و بازده دو سبد با یکدیگر منطبق‌اند و تفاوت کمی با یکدیگر دارند.

#### ۳.۴.۴. مقایسه متوسط بازده سبد سهام با استفاده از شبکه عصبی و میانگین

##### بازده تاریخی

در شکل زیر برای چهار زمان پیش‌بینی، بازده حاصل از سیاست‌های مختلف سرمایه‌گذاری که با اتکا به استفاده از شبکه عصبی و میانگین بازده تاریخی در سبد سهام معرفی شده همراه روند شاخص کل نشان داده شده است. همان‌گونه که در شکل

مشاهده می‌شود، روش شبکه عصبی در سه ماه ابتدایی بهتر از روش میانگین بازده تاریخی عمل کرده است.



نمودار ۵. مقایسه متوسط بازده سبد سهام با استفاده از شبکه عصبی و میانگین بازده تاریخی

##### ۵. نتیجه‌گیری و پیشنهاد

در این مقاله نتایج دو روش بهینه‌سازی (روش متعارف کلاسیک دقیق و فراابتکاری ژنتیک) با استفاده از دو روش برآورد نرخ‌های بازده مورد انتظار (شبکه‌های عصبی و میانگین بازده تاریخی) در مدل مارکویتز به صورت زوجی با یکدیگر مقایسه شد.

برای مقایسه دو مدل الگوریتم ژنتیک و کلاسیک در برآورد مدل مارکویتز، از جدول‌های وزن بهینه سهم‌ها و نمودار ریسک و بازده استفاده شد. برای هر مدل نتایج در دو بخش نشان داده شد. در قسمت اول، مدل با در نظر گرفتن میانگین نرخ‌های بازده تاریخی به‌منزله نرخ بازده مورد انتظار هر نماد بهینه و در بخش بعد از خروجی شبکه عصبی به‌منزله نرخ بازده مورد انتظار استفاده شده است. اهم نتایج عبارت‌اند از:

۱. جمع‌بندی جداول نشان می‌دهد، به علت اینکه مقادیر بازده‌ها در بعضی سهم‌ها طی یک هفته تغییر معناداری می‌کند برای بهینه‌ماندن سبد باید هر هفته تغییرات بسیاری در سبد گردانی همه مدل‌ها انجام گیرد.

۲. با وجود اینکه دو روش کلاسیک و ژنتیک وزن‌های مختلفی برای تشکیل سبد توصیه می‌کنند، اما ترکیب آن‌ها سطح ریسک و بازده تقریباً یکسانی ارائه می‌کنند.

۳. مدل کلاسیک به مقدار ناچیزی بالاتر از الگوریتم ژنتیک قرار دارد. این اختلاف در بسیاری از نقاط کاملاً ناچیز و در بعضی از نقاط به حدود کمتر از ۲ درصد می‌رسد. با توجه به اینکه هر مسئله‌ای با ابعاد خیلی بزرگ با روش کلاسیک قابل حل نیست و زمان زیادی خواهد گرفت بنابراین، الگوریتم ژنتیک روش مناسبی برای حل مسائل خواهد بود. از آنجا که روش ژنتیک نتایج بسیار نزدیکی را نسبت به روش کلاسیک تولید کرده است، این موضوع می‌تواند دلیل مناسبی برای کارایی الگوریتم ژنتیک باشد.

۴. بازده حاصل از سیاست‌های مختلف سرمایه‌گذاری برای چهار زمان پیش‌بینی با استفاده از بازده‌های مورد انتظار شبکه عصبی و میانگین بازده تاریخی همراه روند شاخص کل نشان می‌دهد، روش شبکه عصبی در ۳ ماه ابتدایی بهتر از روش میانگین بازده تاریخی عمل کرده است.

## منابع

۱. راعی، رضا (۱۳۸۰). انتخاب سبد سرمایه ریسکی با استفاده از شبکه‌های عصبی. *فصلنامه بررسی‌های حسابداری و حسابرسی*، ۱۳(۴).
۲. پیکتن، فیلیپ (۱۳۸۳). شبکه‌های عصبی اصول و کارکردها. مترجمان: مهدی غضنفری و جمال ارکات. *انتشارات دانشگاه علم و صنعت ایران*.
۳. آرش، طالبی (۱۳۸۹). انتخاب و بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از روش‌های فراابتکاری و مقایسه آن با سبدهای تشکیلی خبرگان و تازه‌کارها در بازار بورس اوراق بهادار تهران. *پایان‌نامه کارشناسی ارشد دانشگاه تهران*.
۴. گرکز، منصور، عباسی، ابراهیم و مقدسی، مطهره (۱۳۸۹). انتخاب و بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از الگوریتم ژنتیک بر اساس تعاریف متفاوتی از ریسک. *فصلنامه مدیریت صنعتی*، ۵(۱۱).
۵. ماکویی، نصرت (۱۳۸۵). انتخاب بهینه سبد سهام به کمک شبکه عصبی بر روی گرید. *پایان‌نامه کارشناسی ارشد. دانشکده مهندسی کامپیوتر دانشگاه امیرکبیر*.
6. Chang, T.-J., Meade, N., Beasley, J.E., & Sharaiha, Y.M. (2000). Heuristics For Cardinality Constrained Portfolio Optimization. *Computers & Operations Research* 1271-1302.
7. Soleimani, H., Golmakani, H., & Salimi, M. (2009). Markowitz-Based Portfolio Selection With Minimum Transaction Lots, Cardinality Constraints And Regarding Sector Capitalization Using Genetic Algorithm. *Expert Systems With Applications* 36, 5058-5063.
8. Yang, S., Lin, T., Chang, T., & Chang, K. (2011). A Semi-Variance Portfolio Selection Model For Military Investment Assets. *Expert Systems With Applications* 38, 2292-2301

9. Woodside-Oriakhi, M., Lucas, C., & Beasley, J.E. (2011). Heuristic Algorithms For The Cardinality Constrained Efficient Frontier. *European Journal of Operational Research* 213, 538–550
10. Xue, H. G., Xu, C. X., & Feng, Z. X. (2006). Mean–Variance Portfolio Optimal Problem Under Concave Transaction Cost. *Applied Mathematics And Computation* 174, 1–12.
11. Fang, Y., Lai, K.K., & Wang, S. (2006). Portfolio Rebalancing Model With Transaction Costs Based On Fuzzy Decision Theory. *European Journal of Operational Research* 175, 879–893.
12. Jana, P., Roy, T.K., & Mazumder, S.K. (2009). Multi-Objective Possibilistic Model for Portfolio Selection With Transaction Cost. *Journal of Computational And Applied Mathematics* 228, 188\_196.
13. Krejic, N., Kumaresan, N., & Roznjik, A. (2011). Var Optimal Portfolio With Transaction Costs. *Applied Mathematics and Computation* 218, 4626–4637
14. Chen, J. S., & Hou, J. L. (2006). A Combination Genetic Algorithm With Applications on Portfolio Optimization. *IEA/AIE, LNAI 4031*, 197–206.
15. Lin, C., & Liu, Y. (2008). Genetic Algorithms for Portfolio Selection Problems With Minimum Transaction Lots. *European Journal of Operational Research* 185, 393–404.
16. Ong, C. S., Huang, J. J., & Tzeng, G. H. (2005). A Novel Hybrid Model for Portfolio Selection. *Applied Mathematics and Computation*, 1195–1210.
17. Xia, Y., Liu, B., Wang, S., & Lai, K.K. (2000). A Model for Portfolio Selection with Order of Expected Returns. *Computers and Operations Research*, 409–422.
18. Fernandez, A., & Gomez, S. (2007). Portfolio Selection Using Neural Networks. *Computers & Operations Research* 34, 1177–1191.
19. Yu, L., Wang, S., & Lai, K. K. (2008). Neural Network-Based Mean–Variance–Skewness Model for Portfolio Selection. *Computers & Operations Research* 35, 34 – 46.