



دانشگاه گیلان

دانشکده ادبیات و علوم انسانی

پایان نامه کارشناسی ارشد

بیمه سازی بد سهام در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از شبکه های عصبی و مقایسه

آن با الگوریتم ژنتیک

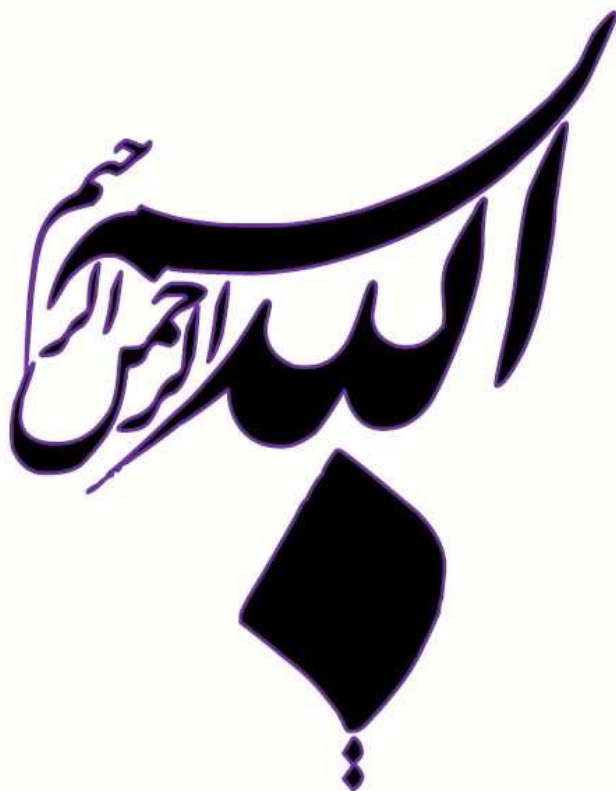
از:

زهرا ایلیغ

استاد راهنما:

دکتر محمد حسن قلنیزاده

اسفند ۱۳۹۲



دانشکده ادبیات و علوم انسانی
گروه مدیریت بازرگانی (مالی)

هیئت سازی بد سهام در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از شبکه های

عصبی و مقایسه آن با الگوریتم ژنتیک

از:

زهرا ایلیغ

استاد راهنما:

دکتر محمد حسن قلنیزاده

استاد مشاور:

دکتر محمد رحیم رمضانیان

اسفند ۱۳۹۲

تقدیم بہ:

پدر بزرگوار و مادر مہربانم، فرشتگانی کہ
لحظات ناب باور بودن، لذت و غرور دانستن، جسارت خواستن، عظمت رسیدن و تمام تجربہ های یکتا و زیبای
زندگیم مدیون حضور سبز آنهاست.

تقدیر و تشکر

سپاس خدای را که سخنوران، در ستودن او بمانند و شمارندگان، شمردن نعمت های او ندانند و کوشندگان، حق او را گزارش کردن نتوانند و سلام و درود بر محمد و خاندان پاک او، طاهران معصوم، هم آنان که وجودمان و امدار وجودشان است و نفرین پیوسته بر دشمنان ایشان تا روز رستاخیز...

اگر چه بایان چند جمله نمی توان حق مطلب را در قدردانی از یاری و راهنمایی اساتید ارجمند و عزیزان سهم در امر تحصیل و تحقیق خویش ادا نمود؛ اما از این مجال اندک استفاده کرده، مراتب قدرشناسی خود را از:

جناب آقای دکتر قلینزاده که ضمن ایفای نقش اصلی در راهنمایی پایان نامه و ارائه راهنمایی های ارزنده در مراحل مختلف تحقیق، با کثرت روی دوشواری های کار را بر من آسان نمودند و جناب آقای دکتر رمضانیان که از بدو ورود به دانشگاه از محضر شیر نشان کسب علم نموده ام؛ سلامتی، بهروزی و موفقیت روز افزون، بجان را از درگاه ایزد متان خواستارم.

فهرست مطالب

فصل اول: کلیات پژوهش

| | |
|---|---|
| ۱-۱- مقدمه | ۲ |
| ۲-۱- بیان مسأله تحقیق | ۲ |
| ۳-۱- اهمیت و ضرورت تحقیق | ۴ |
| ۴-۱- سؤال اصلی و فرضیه های تحقیق | ۵ |
| ۵-۱- اهداف تحقیق | ۵ |
| ۶-۱- قلمرو تحقیق | ۵ |
| ۱-۶-۱- قلمرو موضوعی | ۵ |
| ۲-۶-۱- قلمرو زمانی | ۶ |
| ۳-۶-۱- قلمرو مکانی | ۶ |
| ۷-۱- واژگان و اصطلاحات تخصصی | ۶ |
| ۱-۷-۱- تعریف مفهومی متغیرهای تحقیق | ۷ |
| ۲-۷-۱- تعریف عملیاتی متغیرهای تحقیق | ۷ |
| ۸-۱- جمع بندی و نتیجه گیری | ۸ |

فصل دوم: ادبیات نظری و پیشینه پژوهش

| | |
|---------------------------------------|----|
| ۱-۲- مقدمه | ۱۰ |
| ۲-۲- سرمایه گذاری | ۱۱ |
| ۳-۲- استراتژی های انتخاب سهام | ۱۲ |
| ۱-۳-۲- روش تحلیل تکنیکال | ۱۲ |
| ۲-۳-۲- روش تحلیل فاندمنتال | ۱۲ |
| ۳-۳-۲- روش MPT | ۱۲ |
| ۴-۲- ریسک و بازده سرمایه گذاری | ۱۳ |
| ۱-۴-۲- اجزای بازده | ۱۳ |
| ۲-۴-۲- محاسبه بازده | ۱۳ |
| ۳-۴-۲- ریسک | ۱۴ |
| ۴-۴-۲- اندازه گیری ریسک | ۱۵ |
| ۵-۴-۲- رابطه بین ریسک و بازده | ۱۵ |
| ۵-۲- تاریخچه تئوری پرتفوی | ۱۶ |
| ۱-۵-۲- بازده مورد انتظار پرتفوی | ۱۸ |
| ۲-۵-۲- ریسک پرتفوی | ۱۹ |

| | |
|---|----|
| ۶-۲- تعیین پرتفوی کارا | ۱۹ |
| ۷-۲- انتخاب سبد سرمایه گذاری بهینه | ۲۱ |
| ۸-۲- مسأله انتخاب و بهینه سازی سبد سهام | ۲۲ |
| ۹-۲- مدل تک شاخص | ۲۳ |
| ۱۰-۲- الگوریتم های فراابتکاری | ۲۵ |
| ۱۱-۲- شبکه های عصبی مصنوعی | ۲۶ |
| ۱-۱۱-۲- تاریخچه شبکه های عصبی | ۲۸ |
| ۲-۱۱-۲- ملاک های تمیز شبکه های عصبی | ۳۲ |
| ۱-۱۲-۲- توابع فعالیت نورون | ۳۲ |
| ۲-۱۱-۲- قواعد یادگیری | ۳۳ |
| ۳-۱۱-۲- معماری های شبکه | ۳۶ |
| ۱۲-۲- الگوریتم ژنتیک | ۳۷ |
| ۱-۱۲-۲- اصول الگوریتم ژنتیک | ۳۹ |
| ۱-۱۲-۲- تولید جمعیت اولیه | ۳۹ |
| ۲-۱۲-۲- تابع برازندگی | ۳۹ |
| ۳-۱۲-۲- انتخاب | ۴۰ |
| ۴-۱۲-۲- عملگر تقاطعی | ۴۰ |
| ۵-۱۲-۲- عملگر جهش | ۴۰ |
| ۶-۱۲-۲- جایگزینی | ۴۰ |
| ۲-۱۲-۲- معیارهای خاتمه دادن به الگوریتم ژنتیک | ۴۱ |
| ۳-۱۲-۲- ویژگی های الگوریتم ژنتیک | ۴۲ |
| ۴-۱۲-۲- ساختار کلی الگوریتم ژنتیک | ۴۲ |
| ۱۳-۲- پیشینه پژوهش | ۴۳ |
| ۱-۱۳-۲- مروری بر تحقیقات قبلی در جهان | ۴۳ |
| ۲-۱۳-۲- مروری بر تحقیقات قبلی در ایران | ۵۰ |
| ۱۴-۲- جمع بندی و نتیجه گیری | ۵۴ |

فصل سوم: روش شناسی پژوهش

| | |
|------------------------------------|----|
| ۱-۳- مقدمه | ۵۶ |
| ۲-۳- پنجاه شرکت فعال تر بورس | ۵۶ |
| ۳-۳- جامعه و نمونه آماری | ۵۸ |
| ۴-۳- دوره زمانی تحقیق | ۵۹ |

| | | |
|-----------|------------------------------|----|
| ۵-۳-۵-۳ | روش تحقیق | ۵۹ |
| ۵-۳-۶-۳ | روش گردآوری اطلاعات | ۵۹ |
| ۵-۳-۷-۳ | سؤال اصلی و فرضیه های تحقیق | ۵۹ |
| ۵-۳-۸-۳ | تعریف عملیاتی متغیرهای تحقیق | ۶۰ |
| ۵-۳-۸-۱-۳ | بازده | ۶۰ |
| ۵-۳-۸-۲-۳ | ریسک | ۶۰ |
| ۵-۳-۸-۳-۳ | نیم کوواریانس | ۶۰ |
| ۵-۳-۹-۳ | مدل میانگین- نیم واریانس | ۶۰ |

فصل چهارم: تجزیه و تحلیل داده ها

| | | |
|---------|---|----|
| ۴-۱-۱-۴ | مقدمه | ۶۴ |
| ۴-۲-۲-۴ | داده های پژوهش | ۶۴ |
| ۴-۳-۳-۴ | مدل سرمایه گذاری با استفاده از شبکه های عصبی | ۶۵ |
| ۴-۳-۱-۴ | طراحی شبکه های عصبی | ۶۵ |
| ۴-۳-۲-۴ | آموزش شبکه های عصبی | ۶۵ |
| ۴-۴-۴-۴ | مدل سرمایه گذاری با استفاده از الگوریتم ژنتیک | ۶۷ |
| ۴-۴-۱-۴ | نحوه عمل الگوریتم ژنتیک | ۶۷ |
| ۴-۴-۲-۴ | همگرایی الگوریتم ژنتیک | ۶۹ |
| ۴-۵-۴-۴ | مقایسه نتایج شبکه های عصبی و الگوریتم ژنتیک | ۷۲ |
| ۴-۶-۴-۴ | جمع بندی و نتیجه گیری | ۷۲ |

فصل پنجم: نتیجه گیری و پیشنهادها

| | | |
|---------|--|----|
| ۵-۱-۱-۵ | مقدمه | ۷۴ |
| ۵-۲-۲-۵ | خلاصه پژوهش | ۷۴ |
| ۵-۳-۳-۵ | تحلیل نتایج | ۷۴ |
| ۵-۴-۴-۵ | محدودیت های پژوهش | ۷۵ |
| ۵-۵-۵-۵ | پیشنهادهای کاربردی پژوهش | ۷۵ |
| ۵-۶-۶-۵ | پیشنهادهایی برای پژوهش های آتی | ۷۶ |
| ۵-۷-۷-۵ | منابع و مآخذ | ۷۸ |
| ۵-۸-۸-۵ | پیوست ۱- کدنویسی انجام شده به منظور اجرای شبکه های عصبی | ۸۴ |
| ۵-۸-۲-۵ | پیوست ۲- کدنویسی انجام شده به منظور اجرای الگوریتم ژنتیک | ۸۴ |
| ۵-۸-۳-۵ | پیوست ۳- دستاورد های پژوهش | ۸۸ |

فهرست جدول ها

| | | |
|----------|---|----|
| جدول ۱-۲ | مقایسه نورون بیولوژیک با نورون مک کولو و پیتز | ۳۲ |
| جدول ۲-۲ | انواع توابع فعالیت نورون | ۳۳ |
| جدول ۱-۳ | فهرست ۵۰ شرکت فعال تر بورس اوراق بهادار تهران در سه ماهه سوم سال ۱۳۹۱ | ۵۷ |
| جدول ۱-۴ | داده های ۸ سهم پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران | ۶۴ |
| جدول ۲-۴ | نتایج اجرای شبکه های عصبی | ۶۷ |
| جدول ۳-۴ | پارامترهای استفاده شده در الگوریتم ژنتیک | ۶۷ |
| جدول ۴-۴ | الگوریتم مربوط به اعمال محدودیت های مسأله بهینه سازی سبد سهام | ۶۸ |
| جدول ۵-۴ | وزن های اختصاص داده شده توسط الگوریتم ژنتیک در بهینه سازی سبد سهام | ۷۱ |
| جدول ۶-۴ | نتایج اجرای الگوریتم ژنتیک | ۷۱ |
| جدول ۷-۴ | مقایسه نتایج شبکه های عصبی و الگوریتم ژنتیک | ۷۱ |

فهرست شکل ها

| | |
|---|----|
| شکل ۱-۲ رابطه بین ریسک و بازده..... | ۱۶ |
| شکل ۲-۲ مجموعه پرتفوی های کارا..... | ۲۰ |
| شکل ۳-۲ انتخاب سبد سرمایه گذاری بر روی مرز کارا..... | ۲۱ |
| شکل ۴-۲ ساختار نوروں بیولوژیک..... | ۲۸ |
| شکل ۵-۲ تصویر گرافیکی نوروں بیولوژیک..... | ۳۰ |
| شکل ۶-۲ طبقه بندی شبکه های عصبی بازخور و پیش رو..... | ۳۷ |
| شکل ۷-۲ یک شبکه عصبی بازگشتی..... | ۳۷ |
| شکل ۸-۲ یک شبکه پیشخور..... | ۳۷ |
| شکل ۹-۲ ساختار الگوریتم ژنتیک..... | ۴۳ |
| شکل ۱-۴ میانگین مربعات خطا..... | ۶۶ |
| شکل ۲-۴ رگرسیون شبکه..... | ۶۶ |
| شکل ۳-۴ نتایج بهترین برازندگی و برازندگی میانگین..... | ۶۹ |
| شکل ۴-۴ فاصله متوسط بین کروموزوم ها..... | ۷۰ |

بهینه سازی سبد سهام در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از شبکه های عصبی و مقایسه آن با الگوریتم ژنتیک
زهرا ایاغ

در این پژوهش مسأله بهینه سازی سبد سهام با توجه به اهمیت آن در بورس اوراق بهادار و نقش آن در تخصیص بهینه منابع مورد بررسی قرار گرفته است. مدل میانگین-واریانس مارکوویتز یکی از مدل هایی است که برای حل این مسأله مورد استفاده قرار می گیرد. هر چند این مدل از لحاظ نظری با فرمول های ریاضی و از طریق یک معادله درجه دوم قابل حل است، اما در دنیای واقعی با توجه به تعداد انتخاب های زیاد، رویکرد ریاضی مورد استفاده برای حل این مدل، نیازمند محاسبات و برنامه ریزی وسیع است. وسیع و پیچیده بودن چنین فعالیتی، استفاده از روش های نوین را ضروری می سازد که از جمله آن ها شبکه های عصبی و الگوریتم ژنتیک هستند. از سوی دیگر معیار واریانس در شرایط دنیای واقعی نمی تواند چندان معیار مناسبی برای ریسک باشد و علاوه بر این دیگر معیارهای ریسک در شرایط دیگر و با توجه به ترجیحات سرمایه گذاران می تواند مناسب تر باشد. لذا در این پژوهش از نیم واریانس به عنوان معیار ریسک استفاده شده است. در همین راستا، پژوهش حاضر به منظور بهینه سازی سبد سهامی از بورس اوراق بهادار تهران، از الگوریتم ژنتیک و شبکه های عصبی استفاده نمود و بدین منظور اطلاعات قیمت ۸ سهم پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران از ۲۹ اسفند ۹۰ تا ۲۹ اسفند ۹۱ به کار گرفته شد. طراحی شبکه های عصبی و الگوریتم ژنتیک در نرم افزار متلب انجام شد. در این پژوهش نشان داده شد که میانگین بازدهی سبدهای تشکیل شده بر مبنای شبکه های عصبی بالاتر از الگوریتم ژنتیک می باشد.

واژگان کلیدی: بهینه سازی، سبد سهام، شبکه های عصبی، الگوریتم ژنتیک

Abstract

Portfolio optimization In Tehran Stock Exchange using neural networks and comparison with genetic algorithm
Zahra Ayagh

In this research, portfolio optimization problem due to its importance in the stock exchange and its role in resource allocation has been examined. Markowitz mean-variance model is one of the models that be used to solve this problem. However, this model theoretically can be solved using mathematical formulas and by a quadratic equation, but in the real world due to the high number of options, the mathematical approach used to solve this model is requires extensive computation and programmable. Because of the large and complex nature of this activity, new methods are required, such as neural networks and genetic algorithm. On the other hand, variance in real world can not be a criterion for risk and in addition other risk measures to other conditions according to the preferences of investors can be more appropriate. Therefore, in this study, semi variance is used as a measure of risk. In this regard, the present study to optimize the portfolio of Tehran Stock Exchange was used genetic algorithm and neural networks and for this purpose, the information listed about 8 stocks in Tehran Stock Exchange for the 29 Esfand 90 to 29 Esfand 91 was applied. Design of neural networks and genetic algorithms was done in MATLAB. In this study will be shown that the return mean of portfolio made based on neural networks is higher than genetic algorithm.

Keywords: optimization, portfolio, neural networks, genetic algorithm

فصل اول

کلیات

پژوهش

۱-۱- مقدمه

وجود یک بازار سرمایه فعال همواره به عنوان یکی از نشانه های رونق کشورها در سطح بین المللی تلقی می شود. در چنین کشورهایی اکثر سرمایه گذاری ها از طریق بازارهای مالی انجام می شود و مشارکت فعال افراد جامعه در بورس تضمین کننده حیات بازار سرمایه و توسعه پایدار کشور خواهد بود. در مشارکت فعال افراد در بازار سرمایه، عمده ترین مسأله ای که هر یک از سرمایه گذاران با آن مواجه هستند؛ تصمیم گیری در جهت انتخاب اوراق بهادار مناسب برای سرمایه گذاری و تشکیل پرتفوی بهینه است. در راستای اهمیت موضوع، ابتدا به بیان مسأله و اهمیت و ضرورت تحقیق پرداخته می شود؛ سپس اهداف، سؤال اصلی و قلمرو تحقیق مطرح خواهند شد. بخش آخر نیز به تعریف اصطلاحات تحقیق و تعریف عملیاتی متغیرها اختصاص یافته است.

۱-۲- بیان مسأله تحقیق

انتخاب سبد سرمایه گذاری یک مسأله اصلی در تئوری های مالی است که به عملکرد آتی سرمایه گذاری و بازده مورد انتظار مربوط می شود (Freitas et al., 2009) و برای مدت طولانی یک موضوع مهم در ریاضیات مالی بوده است (Hachloufi et al., 2012). اولین بار در سال ۱۹۵۲ میلادی، مدل میانگین- واریانس^۱ توسط هری مارکوویتز^۲ معرفی شد که نقش مهم و کلیدی را در تئوری مدرن پرتفوی^۳ ایفا می کند. مدل پرتفوی مارکوویتز یک مسأله بهینه سازی دو معیاره است که در آن مبادله^۴ منطقی بین بازده و ریسک در نظر گرفته می شود. یعنی به حداقل رساندن ریسک به ازای سطح معینی از بازده مورد انتظار و یا به حداکثر رساندن بازده مورد انتظار به ازای سطح معینی از ریسک (Markowitz, 1952). مدل استاندارد میانگین- واریانس بر مبنای دو فرض اساسی قرار دارد؛ اول اینکه سرمایه گذاران ریسک گریزند و دوم بازده دارایی ها تابع توزیع نرمال است (Chang et al., 2009). اما این شرایط به ندرت در دنیای واقعی برقرار است. لذا از یک سو در نظر گرفتن واریانس به عنوان معیار ریسک نمی تواند چندان مناسب باشد و علاوه بر این دیگر معیارهای ریسک در شرایط دیگر و با توجه به ترجیحات سرمایه گذاران می تواند مناسب تر باشد (Jia & Dyer, 1996). واریانس حداقل به دو دلیل نمی تواند با مفهوم ریسک سازگار باشد: اول اینکه، واریانس تنها زمانی که توزیع

-
1. Mean-Variance Model
 2. Harry Markowitz
 3. Modern Portfolio Theory (MPT)
 4. Trade-Off

بازدهی متقارن^۱ باشد؛ سنجه مناسبی برای ریسک است و دوم اینکه، زمانی می توان به طور مستقیم از واریانس به عنوان معیاری از ریسک استفاده کرد که توزیع بازدهی دارایی ها نرمال باشد. در عین حال، تقارن و نرمال بودن بازدهی سهام توسط شواهد تجربی به طور جدی زیر سؤال می رود. از طرف دیگر نیم واریانس^۲ بازدهی بنا به دلایل زیر می تواند معیار مناسبی از ریسک باشد: نخست اینکه بدیهی است سرمایه گذاران از تغییرات^۳ مطلوب گریزان نیستند؛ بلکه فقط از تغییرات نامطلوب گریزانند. دوم اینکه در هر دو حالت متقارن و نامتقارن^۴ بودن توزیع بازدهی، نیم واریانس می تواند به طور مستقیم بیان کننده مفهوم واقعی ریسک باشد. به عبارت دیگر نیم واریانس حداقل می تواند به اندازه واریانس بیان کننده مفهوم ریسک باشد (Estrada, 2007a). در واقع در دنیای واقعی سرمایه گذاران نسبت به تغییرات منفی در مقایسه با تغییرات مثبت حساسیت بیشتری دارند و واریانس به عنوان معیار متداول ریسک در مدل های قیمت گذاری سنتی، تغییرات مثبت و منفی را به طور یکسان در نظر می گیرد.

از سوی دیگر موضوع انتخاب و بهینه سازی سبد سهام در حالت حداقل کردن ریسک در صورت ثابت در نظر داشتن بازده با استفاده از فرمول های ریاضی و از طریق یک معادله درجه دوم قابل حل است؛ اما در عمل و در دنیای واقعی با توجه به تعداد انتخاب های زیاد، رویکرد ریاضی مورد استفاده برای حل این مدل، نیازمند محاسبات و برنامه ریزی وسیعی است. چون مدل های مرسوم بهینه سازی سبد سهام فرض می کنند که وضعیت آینده بازار سهام را می توان به دقت توسط داده های تاریخی پیش بینی کرد؛ اما این فرض در بازارهای مالی به علت نوسانات بالای محیط بازار نقض می شود (Liu, 2011; Chen & Huang, 2009). دانشمندان و محققان در دهه آخر قرن بیست عمده‌تاً به این اصل معتقد شدند که فرض منطقی بودن سرمایه گذاری که اصل غیر قابل اغماض در سرمایه گذاری مدرن مالی است و یکی از مفروضات اصلی در بازار کارا و یا مدل بازار است با توجه به عوامل پیچیده ای که در بازارهای سهام دخیل هستند، واقعی نیست. آن ها به این نتیجه رسیده اند که بازار سرمایه دارای نظم مشخصی نیست و استفاده از ریاضیات پیچیده در سیستم های غیر خطی و پویا می تواند مدل هایی را ایجاد کند که نظریه های گذشته را باطل کند (سینایی و همکاران، ۱۳۸۴). گوناگونی ابزارهای سرمایه گذاری و متفاوت بودن تابع مطلوب بودن افراد در مقایسه با یکدیگر به پیچیده شدن فرآیند انتخاب منجر گردیده است. وسیع و پیچیده بودن چنین فعالیتی، استفاده از روش های نوین را ضروری می سازد که تاکنون نیز روش ها و تکنیک های مختلف فراابتکاری به منظور حل این مسأله مورد استفاده قرار گرفته است؛ لذا با توجه به کارایی الگوریتم های فراابتکاری در حل چنین مسائلی، حال این سؤال مطرح است که کدامیک از روش های شبکه های عصبی و الگوریتم ژنتیک در حل این مسأله کارآمدتر هستند؟ در این پژوهش به بهینه سازی سبد سهام با رویکرد میانگین-نیم واریانس و با استفاده از شبکه

- 1.Symmetric
- 2.Semi variance
- 3.Volatility
- 4.Asymmetric

های عصبی و مقایسه آن با الگوریتم ژنتیک پرداخته شده است تا گامی در جهت رفع مشکلات بهینه سازی در راستای حمایت از عموم سرمایه گذاران برداشته شود.

۱-۳- اهمیت و ضرورت تحقیق

بورس اوراق بهادار به عنوان ابزاری برای تجهیز و هدایت سرمایه های خرد در جهت توسعه اقتصادی، امروزه یکی از مؤثرترین حربه ها در سیستم اقتصاد متکی به بازار آزاد به شمار می رود و به عنوان محور اصلی نظام مالی هر کشور است و جام جهان نمایی که نشان می دهد فعالیت های اقتصادی هر کشور در کجا متمرکز شده است (لطافتی، ۱۳۸۸). پیچیدگی بازارها به ویژه طیف گسترده ابزارهای سرمایه گذاری و عوامل متعدد مؤثر بر آنها، تصمیم گیری در خصوص انتخاب نوع دارایی را برای سرمایه گذاران دشوار می کند؛ از این رو یکی از مباحث مهمی که در بازارهای سرمایه مطرح است؛ بحث انتخاب سبد سهام بهینه می باشد و در این رابطه، بررسی و مطالعه سرمایه گذاران در جهت انتخاب بهترین سبد سهام با توجه به میزان ریسک و بازده آن انجام می شود. معمولاً فرض بر این است که سرمایه گذاران ریسک گریزند و همواره به دنبال سرمایه گذاری در دارایی هایی هستند که بیشترین بازده و کمترین ریسک را داشته باشند. این بازار منابع را به گونه ای تخصیص می دهد که با توجه به جهت گیری سرمایه گذاران مبتنی بر ریسک و بازده، سرمایه گذاری در صنایعی هدایت شوند که از سود بیشتر یا ریسک کمتری برخوردار باشد و این امر باعث تخصیص بهینه منابع خواهد شد.

استفاده از مدل های ریاضی و روش های علمی پیشرفته و الگوریتم های نوین برای داشتن انتخاب های موفق در بازار سهام اهمیت بالایی می تواند داشته باشد. گسترش استفاده از ابزارهای جدید باعث افزایش انگیزه افراد برای ورود به بازار سرمایه و جذب منابع بیشتر و کاراتر شدن بازارهای مالی می گردد. کارایی و پویایی این بازارها منجر به تأمین مالی پروژه های کلان تولیدی و صنعتی و در نهایت رشد اقتصاد ملی خواهد شد (کرد، ۱۳۹۰).

با وجود رشد روز افزون استفاده از پرتفوی ها و ادبیات غنی آن، همچنان سؤالات بی پاسخ فراوانی در این زمینه وجود دارد. همچنین بازارهای بورس ایران به عنوان بازارهایی رو به رشد نیازمند پژوهش های بومی در پاسخ به این سؤالات می باشند. تلاش در جهت رفع مشکلات بهینه سازی در راستای حمایت از عموم سرمایه گذاران در تعیین تعادل میان عوامل تأثیر گذار بر انتخاب آنها و گزینش مطلوب ترین دارایی ها در سبد سهام صورت می گیرد. دو عنوان شبکه های عصبی و الگوریتم های ژنتیک در چند دهه گذشته از موضوعاتی بوده اند که توجه بسیاری از دانشگاهیان را به خود جلب کرده اند. این دو به عنوان ابزاری نیرومند در حل مسائلی که دیگر توسط روش های سنتی گذشته قابل حل نبودند، شناخته شده و مورد استفاده قرار گرفته اند. نتایج این پژوهش

راه گشای انتخاب سبد سهام برای بسیاری از شرکت های سرمایه گذاری، مدیران عالی، مدیران مالی، تحلیل گران اوراق بهادار خواهد بود. همچنین به رفع مشکلات بهینه سازی در راستای حمایت از عموم سرمایه گذاران کمک خواهد کرد.

۴-۱- سؤال اصلی و فرضیه های تحقیق

سؤال اصلی

- آیا شبکه عصبی در حل مسأله بهینه سازی سبد سهام از الگوریتم ژنتیک کارآمدتر خواهد بود؟

۵-۱- اهداف تحقیق

هدف اصلی این پژوهش حل مسأله بهینه سازی سبد سهام با استفاده از شبکه های عصبی و مقایسه آن با الگوریتم ژنتیک است.

این پژوهش به دنبال دستیابی به اهداف زیر نیز می باشد:

- شناخت مدل های شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک و کاربرد آنها در بهینه سازی سبد سهام
- انتخاب مناسب ترین مدل انتخاب و بهینه سازی سبد سهام از بین شبکه های عصبی و الگوریتم ژنتیک

۶-۱- قلمرو تحقیق

۶-۱-۱- قلمرو موضوعی

با توجه به اینکه بهینه سازی سبد سهام یکی از تئوری های مالی محسوب می شود؛ قلمرو موضوعی تحقیق از یک سو می تواند در حوزه موضوعات مرتبط با مدیریت مالی قرار بگیرد و از سوی دیگر با توجه به ارائه الگوریتم های بهینه سازی مبتنی بر شبکه های عصبی و الگوریتم ژنتیک، به حوزه تصمیم گیری و تکنیک های بهینه سازی تصمیم گیری مربوط می شود.

۱-۶-۲- قلمرو زمانی

دوره زمانی این تحقیق یک سال در نظر گرفته شده است که از ۲۹ اسفند ۹۰ تا ۲۹ اسفند ۹۱ را در بر می گیرد.

۱-۶-۳- قلمرو مکانی

قلمرو مکانی تحقیق، بازار سرمایه ایران - مشخصاً بورس اوراق بهادار تهران- می باشد.

۱-۷- واژگان و اصطلاحات تخصصی

سهام: ورقه ای بهادار که بیانگر مالکیت دارنده آن نسبت به منافع شرکت خاصی است.

سبد سهام: مجموعه ای از اوراق بهادار پذیرفته شده در بورس، از قبیل سهام، انواع اوراق مشارکت و نیز انواع سپرده های بانکی است که با رعایت توازن ریسک و بازده انتخاب می شود (پرستش، ۱۳۸۳).

بهینه سازی: به یافتن بهترین راه حل برای یک مسأله با توجه به مجموعه ای از ورودی ها و محدودیت ها اشاره می کند (Carlos, 2005).

بهینه سازی سبد سهام^۱: انتخاب بهترین ترکیب از دارایی های مالی به نحوی که باعث شود تا حد امکان بازده سبد سرمایه گذاری حداکثر و ریسک آن حداقل شود (Markowitz, 1952).

شبکه عصبی مصنوعی^۲: شبکه عصبی مصنوعی یک مدل ریاضی است که فرآیندهای یادگیری و تصمیم گیری مغز انسان را شبیه سازی می کند. شبکه های عصبی، اتصال نورون^۳ های عصبی در یک مدل، برای حل یک مسأله خاص است. نورون ها واحد اصلی سیستم های عصبی هستند که از طریق دندریت ها^۴ (شاخه های کوچکی از سلول های عصبی که سیگنال ها را از سلول های دیگر دریافت می کند) به هم مرتبط می شوند (Budhani et al., 2012).

الگوریتم ژنتیک^۵: الگوریتم ژنتیک یک مکانیزم جستجوی تصادفی قدرتمند است که از اصول انتخاب طبیعی و ژنتیک تقلید می کند. این الگوریتم اصل بقای انساب^۶ داروین را با اطلاعات تصادفی ساخت یافته ادغام و یک الگوریتم جستجو ایجاد می کند (Woodside, 2011).

- 1.Portfolio optimization
- 2.Artificial Neural Network
- 3.Neurons
- 4.Dendrites
- 5.Genetic Algorithm
- 6.Survival of the fittest

۱-۷-۱- تعریف مفهومی متغیرهای تحقیق

بازده^۱

بازده عایدی است که یک سهم طی یک دوره معین نصیب دارنده آن سهم می نماید. این بازده، تغییرات قیمت اول دوره و آخر دوره سهام است به علاوه سایر عواید ناشی از خرید سهم همانند مزایای ناشی از حق تقدم، سهام جایزه و سود نقدی سهام (مدرس، ۱۳۸۶).

ریسک

ریسک عبارت است از میزان اختلاف بازده تحقق یافته یک سرمایه گذاری از بازده مورد انتظار (جونز، ۱۳۹۰). در این پژوهش از نیم واریانس به عنوان معیار ریسک استفاده شده است که یکی از شاخص های پراکندگی است و معمولاً برای استخراج نامناسب و نا مطلوب به کار می رود (آذر و مؤمنی، ۱۳۸۷).

نیم کوواریانس

معیاری برای بیان ارتباط میان بازده های هر جفت اوراق بهادار می باشد.

۱-۷-۲- تعریف عملیاتی متغیرهای تحقیق

بازده

بازده کل در یک دوره معین شامل هر گونه وجوه نقدی دریافتی به اضافه تغییرات در طول دوره، تقسیم بر قیمت اوراق یا دارایی در زمان خرید است. بازده کل به صورت زیر محاسبه می شود (جونز، ۱۳۹۰).

$$TR = \frac{(P_E - P_B) + CF_t}{P_B} \quad (1-1)$$

که در آن P_B بیانگر قیمت خرید دارایی یا قیمت در شروع دوره و P_E بیانگر قیمت در پایان دوره یا قیمت فروش می باشد. CF_t نیز بیانگر جریان نقدی در طول دوره مورد نظر t است.

ریسک

برای اندازه گیری ریسک از نیم واریانس به صورت زیر استفاده می شود (Estrada, 2007b):

$$\text{Semivar} = E\{[Min(R_i - \mu_i), 0]^2\} \quad (2-1)$$

R_i : بازده دارایی i

μ_i : میانگین بازده دارایی i

E: عملگر امید ریاضی

نیم کوواریانس

استرادا نیم کوواریانس بین دارایی i و j را به صورت زیر تعریف نمود (Estrada, 2007b):

$$\text{Semi cov}_{ij} = E\{\text{Min}(R_i - \mu_i, 0) * \text{Min}(R_j - \mu_j, 0)\} \quad (3-1)$$

۸-۱- جمع بندی و نتیجه گیری

محتوای پژوهش حاضر مطابق روال معمول در تدوین پایان نامه، در قالب ۵ فصل تدوین شده است. فصل اول به بیان کلیات اختصاص یافته و در آن ضمن بیان اجمالی مسأله، به اهمیت و ضرورت انجام پژوهش، قلمرو تحقیق و تعریف اصطلاحات تخصصی اشاره شده است. فصل دوم مروری بر ادبیات نظری و پیشینه پژوهش دارد. فصل سوم ابعاد مختلف روش شناسی پژوهش را با تفصیل بیشتری مورد توجه قرار داده است. فصل چهارم تجزیه و تحلیل داده ها را شامل می شود و فصل پایانی نیز به بیان نتیجه گیری و پیشنهادها می پردازد.

ادبیات نظری و

پیشینه پژوهش

فصل دوم

۲-۱- مقدمه

فردی قدم به فروشگاه مواد غذایی گذاشته و دوجین تخم مرغ خریداری می کند. در راه خانه لیز می خورد و تمام تخم مرغ ها می شکند. به فروشگاه بر می گردد تا توضیح دهد چه اتفاقی افتاده است. صاحب مغازه می گوید: «هرگز تمام تخم مرغ هایتان را در یک سبد قرار ندهید» (Roudier, 2007). این جمله به مسأله انتخاب سبد سرمایه گذاری اشاره می کند که یک مسأله اصلی در تئوری های مالی است و به عملکرد آتی سرمایه گذاری و بازده مورد انتظار مربوط می شود (Freitas et al., 2009) و برای مدت طولانی یک موضوع مورد علاقه در ریاضیات مالی بوده است (Hachloufi et al., 2012).

آن چه تا به امروز در محاسبات مالی و در زمینه انتخاب سهام و سبد سرمایه گذاری عنوان شده است؛ به گونه ای، سرمایه گذاری های موجود را از لحاظ درجه ریسک و نرخ بازده، به ترتیب اولویت بندی می نماید؛ تا بدین طریق سرمایه گذار بتواند با در نظر گرفتن امکانات مالی و سایر سیاست های فراروی خود، پرتفوی مطلوب خویش را تشکیل دهد (ابزری و همکاران، ۱۳۸۴). از آن جایی که رفتار سهام در بازار مانند بسیاری از پدیده های طبیعی، رفتاری غیرخطی است و مدل های خطی از تشخیص صحیح رفتار غیرخطی عاجز است؛ نیاز به الگوها و مدل های غیرخطی برای شناسایی رفتار سهام، تأثیر به سزایی در پیش بینی آینده سهام و اتخاذ تصمیم مناسب دارد (مدرس و استخری، ۱۳۸۶). در عصر کنونی که شاهد شتاب در امور مالی و بازارهای مالی جهانی است؛ برای حفظ سرعت لازم در رویارویی با این بازارهای شبانه روزی و متغیر، بررسی تکنولوژی های جدید هوش مصنوعی و کاربردهای آن در این حوزه ضرورت می یابد. هر چند که هوش مصنوعی لزوماً جایگزین روشهای سنتی نمی شود، ولی آنها را گسترش داده و باعث کارایی بیشتر آنها می شوند (رعیتی شوازی و ابزری، ۱۳۸۷).

در این فصل ابتدا مفهوم سرمایه گذاری، مباحث مربوط به ریسک و بازده و نحوه محاسبه آن ها ارائه می شود. سپس مباحث مرتبط با تئوری پرتفوی مورد توجه قرار گرفته و به تشریح الگوریتم های فراابتکاری و شبکه های عصبی مصنوعی پرداخته می شود. بخش دیگر این فصل به الگوریتم ژنتیک و اصول و ساختار آن اشاره نموده و در نهایت پژوهش های صورت گرفته در داخل و خارج ایران مورد بررسی قرار می گیرد.

۲-۲- سرمایه گذاری

سرمایه گذاری امری ضروری و حیاتی در جهت رشد و توسعه اقتصادی کشورها است. وجوه لازم برای این سرمایه گذاری از منابع مختلف تأمین می شود که مهم ترین این منابع پس اندازهای مردم است. برای سوق دادن این پس اندازها به سمت تولید، یک بازار مالی قوی مورد نیاز است. بورس اوراق بهادار می تواند این نقش را به خوبی ایفا نماید. پس بورس اوراق بهادار از یک طرف پس اندازهای سرگردان را جمع آوری می کند و از طرف دیگر نیازهای مالی شرکت ها و مؤسسات را برآورده می سازد. در این بازار سرمایه گذاران سعی دارند پس انداز خود را در جایی سرمایه گذاری کنند که بیشترین بازدهی را در بر داشته باشد. چون هدف سرمایه گذاری کسب بیشترین بازدهی است. اما کسب بازدهی توأم با ریسک است. پس با در نظر گرفتن ریسک، هدف کسب بیشترین بازدهی با تحمل کمترین ریسک می باشد. سرمایه گذارانی که در اوراق بهادار سرمایه گذاری می نمایند به منظور دستیابی به هدف فوق، اقدام به تشکیل پرتفوی اوراق بهادار می کنند که با این عمل سطح ریسک را کاهش می دهند (عبدی قیداری، ۱۳۸۳).

تخصیص دارایی ها یک مسأله تصمیم گیری است و انتخاب باید از میان فرصت های سرمایه گذاری مختلف صورت گیرد. این بدین معنی است که باید قادر به مقایسه سرمایه گذاری ها و رتبه بندی آنها با توجه به اولویت ها بود. تئوری پرتفوی بیان می کند که چگونه سرمایه گذاران باید ثروت خود را تخصیص و بدهی خود را مدیریت کنند. از طرفی قیمت دارایی ها در طول زمان متفاوت است. یعنی برخی با کاهش قیمت سایر دارایی ها تغییر می کنند، برخی با هم تغییر می کنند و بعضی تغییرات قیمت بسیار کوچکی دارند. فرض کنید می توانید پول خود را در دو کسب و کار مختلف سرمایه گذاری نمایید: کارخانه تولید بستنی و کارخانه تولید چتر. اگر فقط در کارخانه تولید بستنی سرمایه گذاری کنید و یک سال هوا خوب و آفتابی باشد سود بزرگی به دست خواهید آورد؛ اما اگر هوا بارانی باشد سود بزرگی را از دست خواهید داد. سرمایه گذاری کامل در کارخانه چتر نیز یک راه حاشیه ای دیگر است. وقتی در هر دو نیمی سرمایه گذاری کنید؛ نوسان در درآمد تا حدودی ضعیف خواهد بود. شما برنده چیز زیادی نخواهید شد، اما چیز زیادی را هم از دست نخواهید داد. این یک راه تنوع بخشیدن به سرمایه گذاری است. در واقع تئوری پرتفوی تلاش می کند تا یک رویکرد سیستماتیک را برای انتخاب دارایی ها تعریف کند (Roudier, 2007).

۳-۲- استراتژی های انتخاب سهام

در زیر به شرح سه استراتژی انتخاب سبد سهام پرداخته می شود:

۳-۲-۱- روش تحلیل تکنیکال^۱ (فنی)

تحلیل تکنیکال زمان مناسب برای خرید و یا فروش یک سهم را پیش بینی می کند. تحلیلگران تکنیکال از نمودارهای حاوی داده هایی مانند قیمت، حجم، بالاترین و پایین ترین قیمت هر مبادله استفاده می کنند تا حرکات آتی سهم را پیش بینی نمایند که یک رویکرد بسیار محبوب برای پیش بینی بازار است. اما مشکل این روش این است که استخراج قواعد تجاری از مطالعه نمودارها بسیار ذهنی است؛ یعنی تحلیلگران مختلف، قوانین تجاری مختلفی را از مطالعه نمودارهای یکسان استخراج می کنند. در کنار این الگوها، تکنیک های آماری مانند میانگین متحرک نمایی^۲ نیز مورد استفاده قرار می گیرد.

۳-۲-۲- روش تحلیل فاندمنتال^۳ (بنیادی)

تحلیل بنیادی مطالعه فیزیکی یک شرکت از نظر فروش محصول، نیروی انسانی، کیفیت، زیرساخت ها و ... به منظور درک جایگاه آن در بازار و در نتیجه سود دهی آن به عنوان یک شرکت سرمایه گذاری است. تحلیلگران بنیادی بر این باورند که ۹۰ درصد بازار توسط عوامل منطقی و ۱۰ درصد آن توسط عوامل فیزیولوژیکی تعریف می شود. نسبت های عملکرد بسیاری مانند نسبت P/E ایجاد شده اند که به تحلیلگر بنیادی برای ارزیابی اعتبار سهام کمک می کنند (Budhani et al., 2012).

۳-۳-۲- روش MPT^۴

این روش که ابتدا توسط هری مارکوویتز به صورت عملی بیان شد بر اساس مفروضات خاصی است که اهم آن گویای این است که بازار کارا است و انتشار اطلاعات به صورت یکپارچه و در اختیار همگان است و شفافیت اطلاعات در معاملات حاکم است. مبنای این روش بر پایه این استدلال استوار است که احتمال خطر از دست دادن سرمایه یا سود یک نوع سهام در بازار بسیار بیشتر از مجموعه یا ترکیب سهام است. لذا قاعداً سرمایه گذار حرفه ای نباید تمامی سرمایه خود را در یک قلم دارایی سرمایه گذاری کند؛ بلکه بایستی آن را در مجموعه ای از سهام یا دارایی ها سرمایه گذاری کند که این مجموعه به پرتفوی معروف است. پرتفوی یا سبد سهام متشکل از سهام متعدد شرکت هایی است که در شرایط عادی احتمال کاهش بازده همه دارایی ها تا حدودی به صفر نزدیک است و تلاش ها بر این است که ریسک غیر سیستماتیک یا تنوع پذیر به حداقل ممکن تقلیل یابد. به همین جهت ترکیب پرتفوی

1. Technical Analysis
2. Exponential Moving Average (EMA)
3. Fundamental Analysis
4. Modern Portfolio Theory (MPT)

بهتر است به گونه ای باشد که نوسانات مشابهی نداشته باشند؛ یعنی زمانی که بازده یکی کاهش پیدا می کند بازده دیگری افزایش یابد.

۴-۲- ریسک و بازده سرمایه گذاری

انتخاب سبد سهام به طور قابل توجهی به مبادله بین ریسک و بازده، نرخ بازده بدون ریسک و ریسک گریزی فرد مرتبط است (Frijns et al., 2008). ریسک و بازده، دو عنصر اصلی مؤثر در تصمیمات سرمایه گذاری در سهام است. هر سرمایه گذاری به دنبال افزایش بازده از یک سو و کاهش ریسک از سوی دیگر است. بیشتر سرمایه گذاران اطمینان خاطر را به عدم اطمینان ترجیح می دهند؛ بنابراین در ازای کاهش ریسک به سطح خاصی از بازدهی اکتفا می کنند. این اطمینان خاطر از طریق تنوع بخشی و ایجاد سبد سهام، امکان پذیر است (مدرس و استخری، ۱۳۸۶).

۴-۲-۱- اجزای بازده

بازده معمولاً از دو بخش تشکیل می شود:

الف) سود دریافتی: مهم ترین جزء بازده، سودی است که به صورت جریان نقدی دوره ای سرمایه گذاری بوده و می تواند به شکل بهره یا سود تقسیمی باشد. ویژگی متمایز این دریافت ها این است که منتشرکننده پرداخت هایی را به صورت نقدی به دارنده دارایی پرداخت می کند. این جریان نقدی با قیمت اوراق بهادار نیز مرتبط است.

ب) سود (زیان) سرمایه: دومین جزء مهم بازده، سود (زیان) سرمایه است که مخصوص سهام عادی است ولی در مورد اوراق قرضه بلند مدت و سایر اوراق بهادار با درآمد ثابت نیز مصداق دارد. به این جزء که ناشی از افزایش (کاهش) قیمت دارایی است سود (زیان) سرمایه ای می گویند. این سود (زیان) سرمایه ناشی از اختلاف بین قیمت خرید و قیمت در زمانی است که دارنده اوراق قصد فروش آنها را دارد. این اختلاف می تواند در قالب سود یا زیان باشد.

۴-۲-۲- محاسبه بازده

محاسبه صحیح بازده شامل دو جزء بازده یعنی سود دریافتی و تغییرات قیمت است. از طریق مفهوم بازده کل، می توان بازده در طول زمان یا بازده اوراق بهادار را به دست آورد. معمولاً بازده کل در یک دوره معین شامل هرگونه وجوه نقدی دریافتی به اضافه تغییرات در طول دوره، تقسیم بر قیمت اوراق یا دارایی در زمان خرید است. بازده کل به صورت زیر محاسبه می شود (جونز، ۱۳۹۰):

(۱-۲)

$$TR = \frac{\text{تغییرات قیمت در طول دوره} + \text{هر گونه دریافت وجه نقد}}{\text{قیمت دارایی در زمان خرید}}$$

۲-۴-۳- ریسک

ریسک سرمایه گذاری یکی از مهم ترین مسائلی است که سرمایه گذار در بورس با آن مواجه است. به طور عمده سرمایه گذار به دنبال تحمل ریسک کمتر و نگهداری سهامی است که بازدهی بالا و ریسک پایینی دارد (جلیلیان و همکاران، ۱۳۸۸). ریسک عبارت است از میزان اختلاف بازده تحقق یافته (واقعی) یک سرمایه گذاری از بازده مورد انتظار. بازده تحقق یافته، بازدهی است که واقع شده است یا بازدهی است که کسب شده است. بازده مورد انتظار عبارت است از بازده تخمینی یک دارایی که سرمایه گذاران انتظار دارند در یک دوره آینده به دست آورند. بازده مورد انتظار با عدم اطمینان همراه است و احتمال دارد برآورده شود و یا برآورده نشود.

ریسک کلی را می توان به دو دسته تقسیم نمود:

- ریسک غیر سیستماتیک: آن قسمت از تغییرپذیری در بازده کلی اوراق بهادار را که به تغییرپذیری کلی بازار بستگی ندارد ریسک غیر سیستماتیک می گویند. این نوع ریسک منحصر به اوراق بهادار خاصی است و به عواملی همچون ریسک تجاری، مالی و ریسک نقدینگی بستگی دارد. اگرچه کلیه اوراق بهادار تا حدی از ریسک غیر سیستماتیک برخوردارند ولی سهام عادی بیشتر با این نوع ریسک مرتبط است. این نوع ریسک را می توان با ایجاد پرتفوی کاهش داد.

- ریسک سیستماتیک: سرمایه گذاران می توانند با تشکیل پرتفوی قسمتی از ریسک کلی را که به بازار ربطی ندارد کاهش دهند. آن قسمت از ریسک که باقی می ماند غیر قابل کاهش و ریسک مربوط به بازار است. اگر بازار سهام به سرعت افت داشته باشد بیشتر سهام ها را تحت تأثیر قرار می دهد و برعکس. این تغییرات بدون توجه به رفتار یک سرمایه گذار خاص رخ می دهد و برای کلیه سرمایه گذاران بحران ساز است.

تغییرپذیری در بازده کلی اوراق بهادار، مستقیماً به تغییرات بازار یا اقتصاد بستگی دارد که به آن ریسک سیستماتیک یا ریسک بازار گفته می شود. معمولاً تمامی اوراق بهادار (اعم از اوراق قرضه و سهام عادی) تا حدودی از ریسک سیستماتیک برخوردارند؛ چرا که ریسک سیستماتیک در بر گیرنده ریسک های تورم، بازار و نرخ بهره است (جونز، ۱۳۹۰).

۲-۴-۴- اندازه گیری ریسک

ریسک معمولاً با پراکندگی بازده های آتی مرتبط و پراکندگی به تغییرپذیری اشاره دارد. فرض بر این است که ریسک باعث افزایش تغییر پذیری و پراکندگی می شود. ریسک، ناشی از تفاوت میان بازده واقعی یک سرمایه گذاری با بازده مورد انتظار آن است. در واقع اگر بازده یک دارایی، پراکندگی و تغییرپذیری نداشته باشد آن دارایی بدون ریسک خواهد بود. متداول ترین معیار پراکندگی در طول چند دوره، انحراف معیار نام دارد که انحراف هر مشاهده از میانگین حسابی مشاهدات را نشان می دهد. نحوه محاسبه انحراف معیار به صورت زیر است (جونز، ۱۳۹۰):

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n-1} \quad (2-2)$$

که در این معادله :

σ^2 : واریانس مجموعه مقادیر

X: هر یک از مشاهدات مجموعه

\bar{X} : میانگین مشاهدات

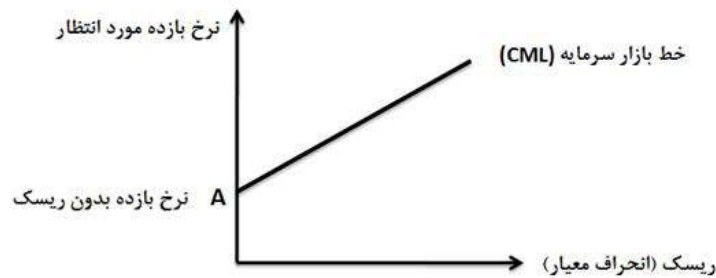
N: تعداد بازده ها در نمونه

$\sigma = (\sigma^2)^{\frac{1}{2}}$: انحراف معیار

۲-۴-۵- رابطه بین ریسک و بازده

بازده مورد انتظار و ریسک به صورت مستقیم با هم در ارتباط هستند. یعنی هر اندازه بازده مورد انتظار بالاتر باشد؛ ریسک آن نیز بیشتر خواهد بود. در واقع بازده مورد انتظار باید به اندازه کافی بالا باشد تا بتواند ریسک مازاد را جبران کند؛ با این حال هیچ تضمینی وجود ندارد که بازده اضافی حتماً حاصل خواهد شد. شکل ۱-۲ رابطه بین بازده مورد انتظار و ریسک را نشان می دهد. چنانچه به ازای نرخ بازده های مختلف، ریسک های حاصله را نمایش دهیم، خطی همانند خط ترسیم شده در نمودار زیر حاصل می شود که خط مذکور را «خط بازار سرمایه» می نامند (جونز، ۱۳۹۰).

1. Capital Market Line (CML)



شکل (۱-۲): رابطه بین ریسک و بازده

۵-۲- تاریخچه تئوری پرتفوی

اولین بار در سال ۱۹۵۲ میلادی، مدل میانگین-واریانس توسط هری مارکوویتز معرفی شد که نقش مهم و کلیدی را در تئوری مدرن پرتفوی ایفا می کند. مدل پرتفوی مارکوویتز یک مسأله بهینه سازی دو معیاره است که در آن مبادله منطقی بین بازده و ریسک در نظر گرفته می شود. یعنی به حداقل رساندن ریسک به ازای سطح معینی از بازده مورد انتظار و یا به حداکثر رساندن بازده مورد انتظار به ازای سطح معینی از ریسک (Markowitz, 1952).

هری مارکوویتز به عنوان پدر تئوری مدرن پرتفوی معتقد است ریسک را می توان با ترکیب دارایی های مختلف کاهش داد و یا گفته محبوب او توصیه می کند: «تمام تخم مرغ هایتان را در یک سبد قرار ندهید». در سال ۱۹۹۰ جایزه نوبل اقتصاد به خاطر مقاله انتخاب پرتفوی سال ۱۹۵۲ به او اهدا شد. او مرز کارا^۱ را ارائه نمود. اما اشکال اصلی در نظریه او وابستگی بیش از حد به محاسبات بود. با این حال، راه را برای مدل قیمت گذاری دارایی سرمایه ای^۲ شارپ هموار کرد که این محاسبات خسته کننده، با ایجاد برخی از مفروضات اقتصادی از کارآیی بازار مرتفع شد. اما مشکل این است که این فرض کاملاً دقیق و یا مبتنی بر مشاهدات تجربی نیست، از این رو این بحث تا به امروز ادامه دارد (Aftalion, 2012).

قبل از انتشار مقاله «انتخاب پرتفوی» توسط هری مارکوویتز در سال ۱۹۵۲، هیچ تمایز روشنی از ریسک و بازده در جامعه سرمایه گذاری وجود نداشت. فرض بر این بود که سرمایه گذاران باید بازده دارایی های سرمایه گذاری شده را به حداکثر برسانند. مارکوویتز در مقاله خود بیان کرد:

1. Efficient Frontier
2. Capital Asset Pricing Model (CAPM)

یک قاعده انتخاب پرتفوی این است که سرمایه گذار باید ارزش بازده آتی را به حداکثر برساند [...] فرضیه حاکی از آن است که سرمایه گذار تمام وجوه خود را در اوراق بهاداری^۱ با بیشترین ارزش قرار می دهد. اگر دو یا چند اوراق بهادار ارزش یکسانی داشته باشند؛ آنگاه هر یک از این ها و یا هر ترکیبی از این ها مناسب هستند (Markowitz, 1952).

این سخن ممکن است امروزه بی اهمیت به نظر برسد، اما در آن زمان برای جامعه سرمایه گذاری تکان دهنده بود. سهم اصلی مارکوویتز معرفی مفهوم ریسک و بازده برای انتخاب یک ترکیب کارآمد از دارایی ها بود. مارکوویتز چارچوب کمی روشنی را برای انتخاب پرتفوی ارائه نمود، به طور خلاصه فرایند انتخاب پرتفوی به معنی تخصیص منابع با توجه به ریسک و بازده مورد انتظار می باشد. با استفاده از سنج‌های آماری بازده مورد انتظار و واریانس بازده، مارکوویتز سود و ریسک مرتبط با سرمایه گذاری را توصیف نمود. هدف به حداقل رساندن ریسک پرتفوی به ازای سطح معینی از بازده و یا به حداکثر رساندن بازده مورد انتظار به ازای سطح معینی از ریسک است. مدل او پدیده قابل مشاهده تنوع در سرمایه گذاری را توجیه می کند. با فرموله کردن و حل یک مسأله برنامه درجه دوم، مارکوویتز پرتفوی کارآمدی را از مجموعه فرصت های سرمایه گذاری تعیین کرد (Woodside, 2011).

مارکوویتز شکل کلاسیک مدل خود را به شرح زیر بیان کرد (Markowitz, 1952):

$$\text{Minimise } \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N W_i W_j \sigma_{ij} \quad (3-2)$$

Subject to:

$$\sum_{i=1}^N W_i \mu_i = R^* \quad (4-2)$$

$$\sum_{i=1}^N W_i = 1 \quad (5-2)$$

$$0 \leq W_i \leq 1, i=1, \dots, N \quad (6-2)$$

که در آن:

N: تعداد دارایی های موجود

W: وزن دارایی i و j

μ_i : بازده مورد انتظار دارایی i

σ_{ij} : کوواریانس بین دارایی i و j

R^* : سطح خاصی از بازده را نشان می دهد.

1. Securities

معادله (۳-۲) واریانس (ریسک) کل مربوط به پرتفوی را به حداقل می‌رساند. معادله (۴-۲) بیان می‌کند که پرتفوی دارای یک بازده مورد انتظار R^* است. معادله (۵-۲) نشان می‌دهد که مجموع وزن دارایی‌ها یک است و معادله (۶-۲) نشان دهنده این است که وزن هر دارایی بین صفر و یک قرار دارد.

مدل میانگین-واریانس مارکوویتز مبتنی بر فرضیات متعددی در ارتباط با رفتار سرمایه‌گذار است؛ از جمله:

- ۱- سرمایه‌گذاران افق زمانی یک دوره‌ای داشته و منحنی مطلوبیت نهایی^۱ ثروت آن‌ها کاهنده می‌باشد.
- ۲- هر گزینه سرمایه‌گذاری، تا بی‌نهایت قابل تقسیم است.
- ۳- سرمایه‌گذاران پرتفوی خود را بر مبنای میانگین و واریانس مورد انتظار بازدهی انتخاب می‌نمایند. بنابراین منحنی‌های بی‌تفاوتی آن‌ها تابعی از نرخ بازده و واریانس مورد انتظار می‌باشد.
- ۴- سرمایه‌گذاران در یک سطح مشخصی از ریسک، بازده بالاتری را ترجیح می‌دهند و به طور مشابه برای یک سطح معین از بازده مورد انتظار، خواهان کمترین ریسک می‌باشند (Woodside, 2011).

۲-۵-۱- بازده مورد انتظار پرتفوی

بازده مورد انتظار هر پرتفوی از طریق میانگین وزنی بازده مورد انتظار هر یک از اوراق بهادار به آسانی قابل محاسبه است. وزن‌هایی که برای میانگین مورد استفاده قرار می‌گیرد؛ نسبت‌هایی از وجوه قابل سرمایه‌گذاری است که در هر یک از اوراق بهادار سرمایه‌گذاری شده‌اند. وزن‌های ترکیب شده عبارت است از مجموع ۱۰۰ درصد کل وجوه قابل سرمایه‌گذاری.

بازده مورد انتظار پرتفوی به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$E(R_P) = \sum_{i=1}^n W_i E(R_i) \quad (7-2)$$

$E(R_P)$: بازده مورد انتظار پرتفوی

W_i : وزن پرتفوی برای i امین اوراق بهادار

$$1 = \sum W_i$$

$E(R_i)$: بازده مورد انتظار اوراق بهادار i

1. Marginal Utility

۲-۵-۲- ریسک پرتفوی

ریسک پرتفوی به تنهایی شامل میانگین وزنی ریسک تک تک اوراق بهادار موجود در پرتفوی نیست. در واقع ریسک پرتفوی نه تنها به میانگین وزنی ریسک تک تک اوراق بهادار تشکیل دهنده پرتفوی بستگی دارد؛ بلکه به کوواریانس یا روابط میان بازده های اوراق بهادار تشکیل دهنده پرتفوی نیز بستگی دارد.

ریسک پرتفوی به صورت زیر محاسبه می شود (جونز، ۱۳۹۰):

$$\sigma_P^2 = \sum_{i=1}^n W_i^2 \sigma_i^2 + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_i W_j \sigma_{ij} \quad (۸-۲)$$

σ_P^2 : واریانس بازده پرتفوی

σ_i^2 : واریانس بازده اوراق بهادار i

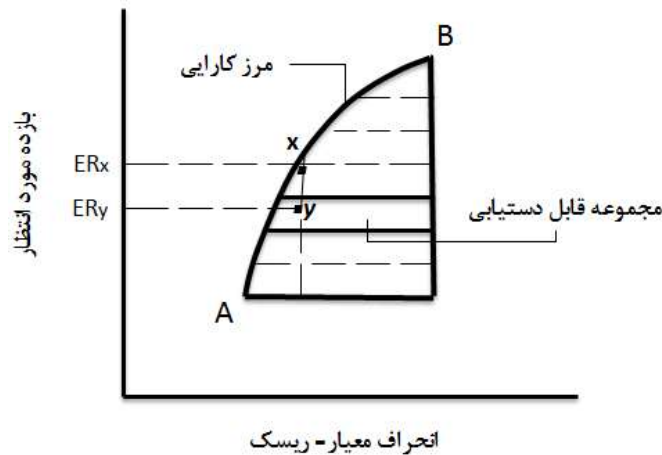
σ_{ij} : کوواریانس میان بازده های اوراق بهادار i و j

W_i : درصد وجوه قابل سرمایه گذاری که در اوراق بهادار i سرمایه گذاری شده است.

$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n$: علامت جمع دوگانه که نشان می دهد اعداد n² باید به همدیگر اضافه شوند.

۲-۶- تعیین پرتفوی کارا

با در دست داشتن جزئیات مربوط به بازده مورد انتظار و ریسک پرتفوی می توانیم به بررسی پرتفوی های کارای مدل مارکوویتز بپردازیم. این نکته حائز اهمیت است که تئوری پرتفوی با بازده های مورد انتظار که به آینده مربوط می شود سروکار دارد. در صورتی که این اوراق بهادار را در ترکیب های مختلف ترکیب کنیم تعداد نامحدودی از جایگزین های پرتفوی امکان پذیر خواهد شد. در تئوری پرتفوی، به پرتفوی هایی که در این مناطق واقع می شوند؛ پرتفوی های قابل دسترسی گفته می شود. این پرتفوی ها امکان پذیر هستند ولی ضرورتاً قابل ترجیح نیستند.



شکل (۲-۲): مجموعه پرتفوی های کارا

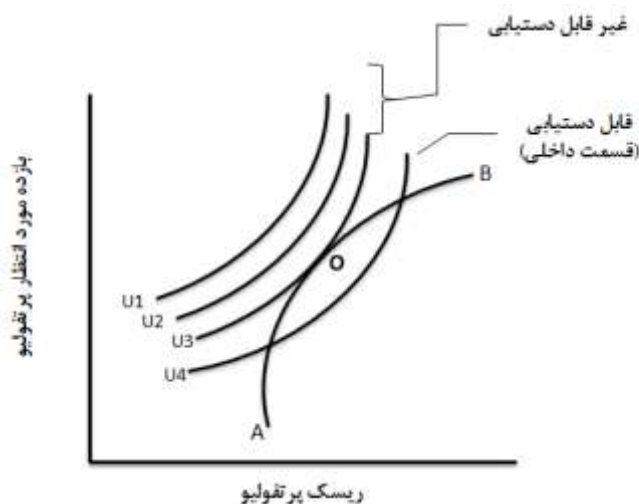
منحنی AB مجموعه ای کارا (مرز کارایی) از پرتفوی ها را نشان می دهد. این مجموعه کارا که بر روی منحنی AB واقع شده است، به تمامی پرتفوی های داخل منحنی اولویت دارد. برای این که با توجه به ریسک معین، دارای بازده مورد انتظار بیشتری هستند و یا ریسک آنها با توجه به بازده مورد انتظار معین، در سطح حداقل است. به عنوان مثال، پرتفوی X بر روی منحنی AB و پرتفوی Y در داخل منحنی AB را در نظر بگیرید. اگرچه هر دو پرتفوی دارای ریسک یکسانی هستند، ولی بازده مورد انتظار پرتفوی X بیشتر است؛ بنابراین پرتفوی X بر پرتفوی Y برتری دارد و سرمایه گذاران پرتفوی X را ترجیح خواهند داد. نمونه هایی از این قبیل پرتفوی ها را می توان نشان داد که دارای نتایج مشابهی هستند. مجموعه ای کارا از پرتفوی ها، همان مجموعه بهینه از پرتفوی ها هستند.

مدل اصلی مارکویتز از طریق تکنیک پیچیده ای که برنامه ریزی معادلات درجه دوم نامیده می شود حل می شود. باید توجه داشته باشیم که در این راه باید وزن پرتفوی ها یا درصد وجوه قابل سرمایه گذاری در هر یک از اوراق بهادار، مشخص شوند. به عبارت دیگر، با داشتن ورودی های بازده مورد انتظار، انحراف معیار و همبستگی اوراق بهادار مورد بررسی، وزن تنها متغیری است که برای حل مسائل پرتفوی می توان آن را تغییر داد (جونز، ۱۳۹۰).

۲-۷- انتخاب سبد سرمایه گذاری بهینه

بعد از اینکه مجموعه پرتفوی کارا از طریق مدل مارکوویتز تعیین شد، سرمایه گذاران باید از میان این مجموعه پرتفوی کارا، یک پرتفوی مناسب را انتخاب کنند. مدل مارکوویتز، یک پرتفوی بهینه را مشخص نمی کند؛ بلکه مجموعه ای از پرتفوی های کارا را بر روی منحنی مشخص می کند که همگی با توجه به ریسک و بازده مورد انتظار، پرتفوی های بهینه هستند.

برای انتخاب یک ترکیب ریسک و بازده مورد انتظار، که انتظارات فردی سرمایه گذاران را پوشش دهد، از منحنی بی تفاوتی^۱ استفاده می شود. این منحنی ها که در شکل و در چهار منحنی نشان داده شده است، بیانگر ترجیحات سرمایه گذاران است، به گونه ای که منحنی ۱ به منحنی ۲، منحنی ۲ به منحنی ۳، و منحنی ۳ به منحنی ۴ ارجحیت دارد.



شکل (۲-۳): انتخاب سبد سرمایه گذاری بهینه بر روی مرز کارایی

پرتفوی بهینه برای هر سرمایه گذاری در نقطه تلاقی میان بالاترین منحنی بی تفاوتی سرمایه گذاران و منحنی (مرز) کارایی، اتفاق می افتد. در شکل این تلاقی در نقطه صفر اتفاق افتاده است. در این نقطه (پرتفوی)، مطلوبیت سرمایه گذاران به حداکثر می رسد برای اینکه منحنی بی تفاوتی، ترجیحات مطلوب و بهینه سرمایه گذاران را منعکس می کند. توجه داشته باشید که منحنی های U_1 و U_2 غیر قابل دسترسی هستند، بنابراین منحنی U_3 بالاترین منحنی بی تفاوتی برای این سرمایه گذار است که با منحنی کارایی (مرز کارایی) در تماس است.

1. Indifference Curve

از طرف دیگر، اگرچه U_4 قابل دسترسی است ولی نسبت به U_3 که در عین حال با همان ریسک، دارای بازده مورد انتظار بیشتری است (و در نتیجه مطلوبیت آن بیشتر است) ناکارا محسوب می شود. توجه داشته باشید که در عمل، سرمایه گذاران محافظه کار، بر روی منحنی کارایی AB ، پرتفوی های سمت چپ را انتخاب می کنند، برای این که این پرتفوی دارای ریسک کمتری هستند (و البته بازده مورد انتظار آنها هم کم است). برعکس، سرمایه گذاران جسور، پرتفوی هایی را که به سمت نقطه B هستند انتخاب می کنند برای اینکه بازده مورد انتظار این پرتفوی ها بیشتر است (جونز، ۱۳۹۰).

۲-۸- مسئله انتخاب و بهینه سازی سبد سهام

انتخاب یک سبد مناسب از دارایی ها یک نگرانی عمده برای شرکت های مدیریت سرمایه و همچنین سرمایه گذاران فردی است (Golmakani & Fazal, 2011). مسئله انتخاب سبد سهام، زمانی که مدل استاندارد میانگین- واریانس مارکویتز در نظر گرفته می شود؛ جزء مسائل برنامه ریزی درجه دوم است. اما اگر این مدل با افزودن محدودیت مربوط به تعداد دارایی های منتخب و محدودیت های بالا و پایین برای متغیرها اصلاح شود؛ مسئله انتخاب سبد سهام یک مسئله برنامه ریزی عدد صحیح و مختلط درجه دوم^۱ می شود. برای تشکیل پرتفوی اوراق بهادار، تعداد زیادی سهام وجود دارد که آنها را با ترکیب های گوناگون می توان کنار یکدیگر قرار داد. انتخاب بهترین ترکیب که متضمن کسب بیشترین بازدهی در یک سطح ریسک مشخص یا تحمل کمترین ریسک در یک سطح بازدهی مشخص است؛ بهینه سازی سبد سهام نامیده می شود. ساده ترین نوع آن، بهینه سازی یک هدفه^۲ می باشد. در بسیاری از مسائل، معمولاً به دنبال بهینه سازی تعدادی از اهداف اغلب متضاد هستیم. وقتی که مسئله به دنبال بهینه سازی دو یا چند هدف باشد؛ مسئله چند هدفه^۳ نامیده می شود، و ممکن است نسبت به مسائل بهینه سازی یک هدفه نیاز به الگوریتم ها و ابزارهای متفاوتی داشته باشد. در مسئله انتخاب سبد سهام، با توجه به مجموعه ای از اوراق بهادار یا دارایی های موجود، خواهان یافتن راه حل بهینه از سرمایه گذاری مقدار مشخصی پول در این دارایی ها هستیم. هر یک از راه های مختلف برای تنوع بخشیدن به این پول بین چند دارایی، سبد سهام نامیده می شود (Nasr Aly Hassan, 2010; Fernandez & Gomez, 2007). اگر اوراق بهادار ریسک دار باشند، مسئله اصلی هر سرمایه گذار تعیین مجموعه اوراق بهاداری است که مطلوبیت آن حداکثر است. این مسئله معادل انتخاب سبد سهام بهینه از مجموعه پرتفوی های ممکن می باشد، که تحت عنوان مسئله انتخاب پرتفوی نامیده می شود (Sharpe et al., 1999).

1. Mixed quadratic and integer programming problem
2. Single Objective Optimization
3. Multi objective

مدل های متعارف بهینه سازی پرتفوی فرض می کنند که وضعیت آینده بازار سهام را می توان با دقت توسط داده های تاریخی پیش بینی کرد؛ اما این فرض در بازارهای مالی به علت نوسانات بالای محیط بازار نقض می شود و دقت داده های گذشته موضوعیت ندارد (Liu, 2011; Chen & Huang, 2009). مدل مارکوویتز نیاز به یک فرآیند محاسباتی پیچیده دارد، بنابراین شارپ در سال ۱۹۶۶ مدل تک شاخص^۱ (یا مدل بازار) را پیشنهاد کرد، که در آن بازده اوراق بهادار مختلف تنها از طریق وابستگی مشترک به شاخص بازار خاص نه لزوماً برای تعیین کوواریانس بین هر جفت از اوراق بهادار به هم مرتبط فرض می شوند (Chen & Huang, 2009).

۹-۲- مدل تک شاخص (تک عامل)

مدل مارکوویتز، راه حل صحیحی را برای مسائل پرتفوی ارائه می دهد؛ به این معنا که با داشتن مجموعه ای از ورودی ها، از طریق روش های کارای مارکوویتز می توان مجموعه بهینه پرتفوی ها را انتخاب کرد. با این حال، این روش هزینه های قابل توجهی را در بر دارد. عمده ترین مشکل مدل مارکوویتز این است که این مدل به مجموعه کاملی از کوواریانس میان بازده های کل تمامی اوراق بهادار مورد بررسی، نیاز دارد. در مدل مارکوویتز برای هر مجموعه N اوراق بهاداری، تعداد $\frac{n(n-1)}{2}$ کوواریانس وجود دارد. مدل تک شاخص را می توان به صورت زیر بیان کرد:

$$R_i = \alpha_i + \beta_i R_M + e_i \quad (9-2)$$

R_i : بازده اوراق بهادار i

R_M : بازده شاخص بازار

α_i : آن بخش از بازده اوراق بهادار i که مستقل از عملکرد بازار است.

β_i : معیار حساسیت بازده سهام به بازده شاخص بازار (تغییر مورد انتظار در متغیر وابسته R_i ، با توجه به تغییر در متغیر مستقل R_M).

e_i : خطای باقیمانده تصادفی

برای برآورد مدل تک شاخص، بازده کل سهام i را می توان با توجه به بازده کل شاخص بازار تطبیق و رگرسیون کرد. برای انجام برآوردهای لازم نیاز به α_i (بازده ثابت اوراق بهادار که بدون توجه به سطح بازده بازار به دست می آید) و β_i (ضریب بتا که نشان دهنده افزایش مورد انتظار در بازده یک اوراق بهادار در قبال یک درصد افزایش در بازده بازار است) می باشد.

1. One Factor Model

بازده سهام i در دوره t ، با توجه به بازده بازار در دوره t ، برابر با $\alpha_i + \beta_i R_M$ است. خطا یا e_i برابر است با تفاوت میان بازده واقعی سهام i در دوره t و بازده مورد انتظار آن. در هر دوره ای، مقدار خطا می تواند مثبت و یا منفی باشد. در طول دوره های متعدد متوسط خطا باید به سمت صفر میل کند.

مدل تک شاخص می تواند حداقل برای دو منظور مورد استفاده قرار گیرد:

- برای تسهیل برآوردهای ورودی مدل واریانس-کوواریانس مارکوویتز
 - برای حل مستقیم مسائل مربوط به تجزیه و تحلیل پرتفوی و ارائه بازده مورد انتظار و بازده برای پرتفوی
- از طریق مدل تک شاخص می توان به آسانی مفروضات اصلی را که به عنوان ورودی اصلی مدل مارکوویتز محسوب می شوند برآورد کرد. با توجه به تجزیه و تحلیل قبلی، می دانیم که برای ایجاد مجموعه ای کارا از پرتفوی ها، نیاز به بازده مورد انتظار اوراق بهادار، واریانس بازده هر یک از اوراق بهادار و کوواریانس میان هر جفت از اوراق بهادار داریم.

بر مبنای مدل تک شاخص، برای به دست آوردن ورودی های مورد نیاز از معادله های زیر می توان استفاده کرد:

$$R_i = \alpha_i + \beta_i R_M + e_i \quad (۱۰-۲)$$

$$\sigma_i^2 = \beta_i^2 [\sigma_M^2] + \sigma_{e_i}^2 \quad (۱۱-۲)$$

$$\sigma_{ij} = \beta_i \beta_j \sigma_M^2 \quad (۱۲-۲)$$

برای به کارگیری این معادلات، کاربر نیاز به برآورد α_i ، β_i و $\sigma_{e_i}^2$ دارد. هم چنین شاخص بازار و برآورد تغییرات آتی آن نیز مورد نیاز است. این متغیرها را می توان از طریق داده های مربوط به گذشته، قضاوت های احتمالی در خصوص آینده، یا از طریق ترکیبی از این دو، برآورد کرد.

فرض مهم مدل تک شاخص این است که اوراق بهادار تنها تحت تأثیر شاخص بازار هستند و سایر عوامل تأثیری ندارند. در این حالت، عبارت خطای باقیمانده سهام i با عبارت خطای باقیمانده سهام j همبستگی ندارد و تمامی همبستگی ها میان بازده اوراق بهادار در عبارت β منعکس شده است (جونز، ۱۳۹۰).

۲-۱۰- الگوریتم های فراابتکاری^۱

الگوریتم های فراابتکاری شاخه ای از بهینه سازی در علوم کامپیوتر و ریاضیات کاربردی است که به الگوریتم ها و نظریه محاسباتی پیچیده مرتبط است. در ۲۰ سال گذشته شاهد توسعه الگوریتم های متعدد در جوامع و در زمینه های مختلف از جمله هوش مصنوعی، هوش محاسباتی، برنامه ریزی ریاضی و تحقیق در عملیات بوده ایم. بسیاری از الگوریتم های فراابتکاری برای حل مسائل پیچیده بهینه سازی از طبیعت تقلید می کنند (Talbi, 2009).

الهام از طبیعت و سیستم های زنده در حل مسائل مختلف همواره به عنوان یک ایده اساسی مورد توجه بشر قرار داشته و این رویکرد تاکنون دستاوردهای با ارزشی را به دنبال داشته است. هر روزه تلاش های گسترده ای برای بهبود روش های بررسی و تحلیل سهام در بازارهای مالی دنیا صورت می گیرد. تلاش به منظور بهبود روش های تجزیه و تحلیل سهام به پدید آمدن روش های نوینی منجر شده است که در کنار روش های گذشته در صدد یافتن پاسخی برای حداکثر سازی سود در بازارهای مالی است (مدرس و استخری، ۱۳۸۶). در شرایطی که پیچیدگی مسأله و یا محدودیت زمان، ارائه راه حل دقیق را مشکل می سازد؛ الگوریتم های بهینه سازی فراابتکاری به دنبال راه حل های عملی خوبی برای مسائل بهینه سازی هستند (Rardin & Uzsoy, 2001).

ممکن است معیارهای مختلفی برای طبقه بندی الگوریتم های فراابتکاری به کار رود:

- **الهام گرفته شده از طبیعت و بدون الهام از طبیعت^۲:** بسیاری از الگوریتم های فراابتکاری از طبیعت الهام گرفته اند و برخی نیز از طبیعت الهام نگرفته اند. الگوریتم های تکاملی و سیستم های ایمنی مصنوعی از زیست شناسی؛ کلونی مورچه ها^۳، کلونی زنبور عسل^۴ و ازدحام ذرات^۵ از هوش گروهی و شبیه سازی حرارتی از فیزیک الهام گرفته اند.
- **با حافظه و بدون حافظه^۶:** برخی از الگوریتم های فراابتکاری فاقد حافظه می باشند، یعنی، این نوع الگوریتم ها از اطلاعات به دست آمده در حین جستجو استفاده نمی کنند مانند شبیه سازی حرارتی. در مقابل برخی از الگوریتم های فراابتکاری نظیر جستجوی ممنوعه از حافظه استفاده می کنند. این حافظه اطلاعات به دست آمده در حین جستجو را در خود ذخیره می کند.
- **قطعی و تصادفی^۷:** الگوریتم فراابتکاری قطعی نظیر جستجوی ممنوعه، یک مسأله بهینه سازی را با استفاده از تصمیمات قطعی حل می کنند. اما در الگوریتم های فراابتکاری تصادفی نظیر شبیه سازی حرارتی، یک سری قوانین تصادفی در حین جستجو

1. Metaheuristic algorithms
2. Nature inspired versus non nature inspired
3. Ants colony
4. Bees colony
5. Particle Swarm
6. Memory usage versus memory less methods
7. Deterministic versus stochastic

مورد استفاده قرار می‌گیرد. در الگوریتم‌های قطعی، استفاده از یک راه حل اولیه به یک راه حل نهایی منجر می‌شود، در حالی که در الگوریتم‌های تصادفی، راه حل‌های نهایی مختلفی ممکن است از راه حل اولیه به دست آید.

- **مبتنی بر جمعیت و مبتنی بر یک جواب^۱:** الگوریتم‌های مبتنی بر یک جواب نظیر شبیه سازی حرارتی در حین فرآیند جستجو یک جواب را تغییر می‌دهند، در حالی که در الگوریتم‌های مبتنی بر جمعیت نظیر ازدحام ذرات در حین جستجو، یک جمعیت از جواب‌ها در نظر گرفته می‌شوند. این دو، ویژگی‌های مکملی دارند. الگوریتم‌های مبتنی بر یک جواب قدرت تشدید جستجو در مناطق محلی را دارند. در حالی که الگوریتم‌های مبتنی بر جمعیت امکان ایجاد تنوع بهتر در تمام فضای جستجو را فراهم می‌کنند.

- **تکرارشونده و حریص^۲:** الگوریتم تکرار شونده، با یک راه حل کامل (یا جمعیتی از راه حل‌ها) شروع و در هر تکرار از برخی از اپراتورهای جستجو استفاده می‌کند. الگوریتم حریص از یک راه حل خالی شروع و در هر مرحله یک متغیر تصمیم به مسأله تخصیص می‌دهد تا یک راه حل کامل به دست آید. بسیاری از الگوریتم‌ها تکرار شونده هستند (Talbi, 2009).

۲-۱۱- شبکه‌های عصبی مصنوعی^۳

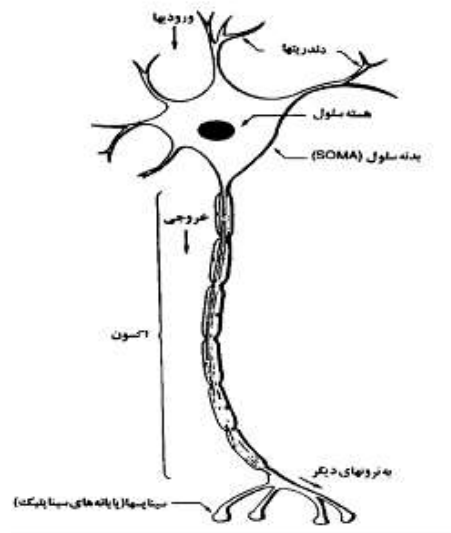
گسترش روز افزون کاربرد رایانه‌ها در تمامی عرصه‌های دانش بشری و از جمله مدیریت مالی، زمینه تازه‌ای از کاربرد فناوری جدید را پدید آورده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی یکی از آخرین دستاوردهای پیشرفت سریع است. در واقع یک شبکه عصبی مصنوعی ایده‌ایست برای پردازش اطلاعاتی که از سیستم عصبی زیستی الهام گرفته شده و مانند مغز به پردازش اطلاعات می‌پردازد (سرچمی و همکاران، ۱۳۹۰). قابلیت شبکه‌های عصبی مصنوعی برای حل مسائل غیر خطی^۴ پیچیده در مقیاس بزرگ به اثبات رسیده و برای حل مسأله تخصیص منابع مناسب می‌باشند (Chang Ko & Chen Lin, 2008).

چندین ویژگی برجسته استفاده از شبکه‌های عصبی را به عنوان یک روش برتر، بیش از سایر مدل‌های سنتی پیش‌بینی رواج داده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی ماهیت غیر خطی دارند و بسیاری از سیستم‌های جهان طبیعی نیز غیر خطی هستند. مدل‌های خطی، زمانی که سیستم مورد بررسی یک سیستم غیر خطی است؛ موفق به درک الگو و تجزیه و تحلیل داده‌ها نیستند. شبکه‌های عصبی مصنوعی، داده‌محور هستند. شبکه‌های عصبی با داده‌های تاریخی آموزش داده می‌شوند؛ با این امید که وابستگی

1. Population-based search versus single-solution based search
2. Iterative versus greedy
3. Artificial Neural Network (ANN)
4. Nonlinear

های پنهان را کشف و قادر به پیش بینی آینده شوند. در واقع شبکه عصبی یک جعبه سیاه است که قادر به یادگیری چیزی است. علاوه بر این، هنگامی که سیستم تحت مطالعه ماهیتاً غیر ثابت و پویا است، شبکه های عصبی می توانند پارامترهای شبکه خود را در زمان واقعی تغییر دهند (Budhani et al., 2012). مهمترین مزیت شبکه های عصبی توانایی یادگیری داده ها و تولید یک خروجی قابل قبول برای داده های ورودی قبلی است. اما آموزش شبکه به زمان زیاد و انتخاب ورودی به تخصص نیاز دارد (Nygren, 2004). البته باید گفت شبکه های عصبی مصنوعی با سیستم عصبی طبیعی قابل مقایسه نیستند و علی رغم اغراق هایی که در مورد این شبکه ها صورت می گیرد؛ این شبکه ها اصلاً سعی در حفظ پیچیدگی مغز ندارند. شبکه های عصبی یکی از پویاترین حوزه های تحقیق در دوران معاصر است که افراد متعددی از رشته های گوناگون علمی را به خود جلب کرده است. زیست شناسان، شبکه های عصبی بیولوژیکی را طی سالیان متمادی مطالعه کرده اند، که مغز انسان، نمونه ای از این شبکه هاست. دست یابی به روش کار مغز، تلاش بی وقفه ای بوده است که بیش از ۲۰۰۰ سال پیش توسط ارسطو و هراکلیتوس آغاز شد و با تحقیقات دانشمندان دیگری چون رامنی کاجال، کلگی و هب ادامه داشته است (جکسون و بیل، ۱۳۸۰).

مغز انسان به طور تقریبی از 10^{11} نورون شکل گرفته است. هر نورون به حدود ۱۰۰۰۰ نورون دیگر متصل است. نورون ها ساختاری پیچیده دارند که قابل شناسایی است. هر نورون معمولاً دارای یک رشته خروجی دقیقاً مشخص است که به آن آکسون می گویند. از طریق این رشته ها هر نورون به سایر نورون ها سیگنال الکتریکی ارسال می دارد. نورون ها یا شلیک می کنند و یا نمی کنند. هنگام شلیک، فعالیت های الکتریکی به شکل پالس الکتریکی ۱ فرکانس حدود ۱۰۰ هرتز در آکسون ها مشاهده می شود. نورون هنگامی پالس صادر می کند که سطح فعال شدن در آن به مقدار معینی برسد. آکسون معمولاً در انتها رشته رشته می شود و هر رشته به نورون دیگری مرتبط می شود. هر نورون شاخه های کوتاه درخت مانند زیادی دارد که به آنها دندریت می گویند. نقاطی که آکسون های نورون های دیگر به این دندریت ها متصل می شود؛ اصطلاحاً سیناپس نامیده می شود. از طریق سیناپس هاست که علامت یا سیگنال یک آکسون به نورون های دریافت کننده آن سیگنال منتقل می شود. سیگنال ها یا انگیزاننده اند یا بازدارنده. در مورد سیناپس های انگیزاننده، شلیک سیناپس به شلیک نورون کمک می کند. سیناپس های بازدارنده، به طور معکوس نورون را از شلیک باز می دارند. یادگیری در نتیجه تغییرات در سیناپس پدید می آید. شکل زیر نورون بیولوژیک نمونه ای را نشان می دهد (عبده تبریزی و البرزی، ۱۳۷۶).



شکل (۲-۴): ساختار نورون بیولوژیک

۲-۱۱-۱- تاریخچه شبکه های عصبی مصنوعی

یک بررسی کامل و رضایت بخش از تحولات تاریخی در حوزه پژوهش شبکه های عصبی فراتر از محدوده این پایان نامه است.

بنابراین بر چند پیشرفت مهم در طول تاریخ متمرکز می شویم.

مک کولو و پیتز^۱ در سال ۱۹۴۳ کار بر روی شبکه های عصبی را منتشر نمودند که هنوز هم سنگ بنای نظریه شبکه های عصبی است. آنها به منظور درک و توصیف عملکرد مغز از طریق ریاضی تلاش نمودند.

هب^۲ در سال ۱۹۴۹ پیشنهاد کرد که اتصالات سیناپسی در مغز انسان به طور مداوم در حال تغییر است. به عبارت دیگر، سیناپس ها بسته به اینکه سلول های عصبی در هر دو طرف از محل تماس دو عصب به طور همزمان فعال می شوند یا نه تقویت یا تضعیف می شوند.

در اواخر دهه پنجاه روزنبلات^۳ مفهوم پرسپترون^۴ را مطرح نمود. در واقع، پرسپترون، یک مدل پیچیده تر از نورون توسعه یافته توسط مک کولو و پیتز است. بسته به تعداد نورون ها، پرسپترون می تواند مسائل طبقه بندی با تعداد مختلف طبقات را حل کند.

1. McCulloch and Pitts

2. Hebb

3. Rosenblatt

4. Perceptron

در سال ۱۹۸۲ کوهونن^۱ نقشه های خود سازمان^۲ را معرفی نمود که از یک الگوریتم آموزش بدون سرپرستی برای برنامه های کاربردی به طور خاص داده کاوی^۳، پردازش تصویر^۴ و تجسم^۵ استفاده می کنند. در همان سال هاپفیلد^۶ به عنوان پلی بین محاسبات عصبی و فیزیک ایجاد شد.

دو سال بعد ماشین بولتزمن^۷ اختراع شد. همانگونه که از نام آن بر می آید کاری از لودویگ بولتزمن^۸ در ترمودینامیک یک منبع الهام بخش بود. این شبکه عصبی از یک الگوریتم یادگیری تصادفی^۹ بر اساس خواص توزیع بولتزمن بهره می گیرد.

کشف الگوریتم پس انتشار^{۱۰} در سال ۱۹۸۶ ثابت کرد احیای شبکه های عصبی حیاتی است. ورباس^{۱۱} در سال ۱۹۷۴ در پایان نامه دکتری خود الگوریتم پس انتشار خطا^{۱۲} را معرفی کرد. این الگوریتم یادگیری بدون چالش به عنوان با نفوذ ترین الگوریتم یادگیری برای آموزش پرسپترون چند لایه^{۱۳} به شمار می رود.

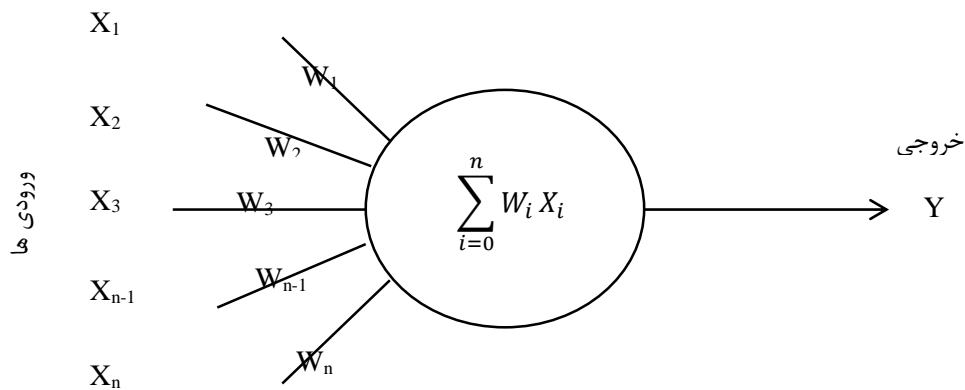
این بخش را با معرفی شبکه های با تقارن شعاعی^{۱۴} به پایان می بریم که بروم هد و لاو^{۱۵} در سال ۱۹۸۸ به ارمغان آوردند. این شبکه به عنوان جایگزینی برای پرسپترون چند لایه در جستجوی یک راه حل برای مسائل درون یابی چند متغیره^{۱۶} به کار می رود (Nygren, 2004).

برای مدل سازی یک شبکه عصبی مصنوعی، می توان از یک مدل ریاضی که خصوصیات یک سیستم بیولوژیکی را توصیف کند، استفاده کرد. مدل سازی شبکه های عصبی به شکل مدل های سازمان یافته لایه ای و با توجه به پردازش موازی یک تصویر در مغز انسان، انجام می گیرد. یک شبکه عصبی مصنوعی از تعداد زیادی گره و پاره خط های جهت دار که گره ها را به هم ارتباط می دهند تشکیل شده است. گره هایی که در لایه ورودی هستند گره های حسی و گره های لایه خروجی، گره های پاسخ دهنده نامیده می شوند. بین نوروں های ورودی و خروجی نیز نوروں های پنهان قرار دارند. اطلاعات از طریق گره های ورودی به شبکه وارد می

- 1.Kohonen
- 2.Self-Organising Map (SOM)
- 3.Data mining
- 4.Image processing
- 5.Visualisation
- 6.Hopfield
- 7.Boltzmann machine
- 8.Ludwig Boltzmann
- 9.Stochastic learning algorithm
- 10.Backpropagation algorithm
- 11.Werbos
- 12.Error backpropagation
- 13.Multi-Layer Perceptrons (MLP)
- 14.Radial-Basis Function (RBF) network
- 15.Broomhead and Lowe
- 16.Multivariate interpolation problem

شود، سپس از طریق اتصالات به لایه های پنهان متصل شده، در نهایت خروجی شبکه از گره های لایه خروجی به دست می آیند. این مراحل مشابه شبکه عصبی بیولوژیکی انسان است (سینایی و همکاران، ۱۳۸۴).

نورون واحد اصلی سیستم های عصبی مانند مغز است که از طریق دندریت ها^۱ به هم مرتبط می شوند. نورون زیستی^۲ دانش را در یک بانک حافظه ذخیره می کند، در حالی که یک نورون مصنوعی^۳ داده ها یا اطلاعات را از طریق شبکه، توزیع و در قالب ارتباطات وزنی^۴ ذخیره می کند. شکل ۲-۵ نمایش گرافیکی از نورون های مصنوعی است، که X_i نشان دهنده ورودی های نورون و W_i نشان دهنده وزن ها است. به طور کلی مقدار ورودی های نورون توسط تابع $\sum_{i=0}^n W_i X_i$ محاسبه می شود (Budhani et al., 2012).



شکل (۲-۵): تصویر گرافیکی نورون عصبی

همان گونه که در شکل ۲-۵ نشان داده شده؛ هر نورون به سه بخش تقسیم می شود:

الف- ورودی ها

جز در مواردی که نورون مصنوعی یک نورون ورودی است، نورون به دیگر نورون ها متصل شده و برای دریافت اطلاعاتی که پردازش می شود به آنها وابسته است. هیچ محدودیتی برای تعداد اتصالاتی که یک نورون ممکن است اطلاعات را از آن ها دریافت کند؛ وجود ندارد. اطلاعاتی که یک نورون از سایر نورون ها دریافت می کند؛ با استفاده از وزن ها تنظیم می گردد. هنگامی که یک نورون اطلاعات را از نورون های دیگر دریافت می کند، هر قطعه از اطلاعات توسط وزن با ارزش بین ۱ و -۱، چند برابر می شود؛

1. Dendrites
2. Biological Neuron
3. Artificial Neuron
4. Weighted Interconnections
5. Inputs

که به نورون ها اجازه می دهد تا در مورد اطلاعاتی که از نورون های ورودی دریافت می کنند؛ قضاوت نمایند. این وزن ها تابع اولیه هستند تا یک شبکه کار کند و آموزش ببیند. به طور خاص، آموزش شبکه به معنای اصلاح تمام وزن ها و تنظیم جریان اطلاعات برای اطمینان از درستی خروجی است.

ب- جمع و تابع فعال سازی^۱

اطلاعات به نورون ارسال، ضربدر وزن مربوطه و با هم جمع می شود و به عنوان یک پارامتر در تابع فعال سازی مورد استفاده قرار می گیرد. اگر این سیگنال ها کافی باشند، نورون فعال خواهد شد و سیگنال های الکتریکی را به نورون های متصل به خود ارسال خواهد نمود. نورون مصنوعی بر اساس این ورودی ها یک مقدار خروجی خواهد داشت. تقریباً همیشه نورون یک خروجی با مقدار بین $[0, 1]$ و یا $[-1, 1]$ خواهد داشت و این نرمال سازی داده ها با استفاده از جمع ورودی ها به عنوان یک پارامتر تابع نرمال رخ می دهد که تابع فعال سازی نامیده می شود.

ج- خروجی^۲

در نهایت، پس از آن که تابع فعال سازی مقدار متناظر برای مجموع ورودی ها را برمی گرداند، این ارزش ها به نورون هایی که با نورون حاضر سر و کار دارند به عنوان ورودی فرستاده می شود. این فرایند دوباره تکرار می شود؛ خروجی نورون حاضر با سایرین جمع شده و توابع فعال سازی بیشتری مجموع این ورودی ها را می پذیرد. تنها زمانی که نورون حاضر یک نورون خروجی باشد؛ این امر ممکن است نادیده گرفته شود. در این مورد، مجموع ورودی ها و مجموع نرمال شده^۳ به عنوان یک خروجی فرستاده می شوند و پردازش دوباره صورت نمی گیرد (Budhani et al., 2012).

جدول ۱-۲ به مقایسه نورون بیولوژیک با نورون مک کولو و پیتز می پردازد:

1. Summing and activation function
2. Output
3. Normalized Sum

جدول (۱-۲): مقایسه نورون بیولوژیک با نورون مک کولو و پیترز
(عبدۀ تبریزی و البرزی، ۱۳۷۶)



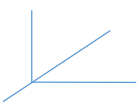
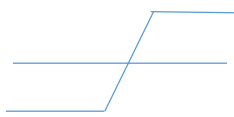

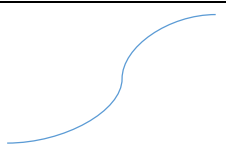
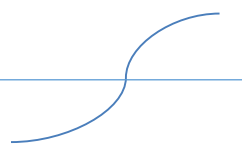

| نورون بیولوژیک | مدل مک کولو و پیترز |
|----------------|------------------------|
| سیگنال ورودی | داده ورودی X_i |
| دندریت ها | شاخه های ورودی |
| سیناپس ها | ضرایب W_i |
| درجه تحرک | $\sum_{i=0}^n W_i X_i$ |
| سطح آستانه | آستانه θ |
| سیگنال خروجی | خروجی Y_i |
| آکسون | شاخه خروجی |

۲-۱۱-۲- ملاک های تمیز شبکه های عصبی

۲-۱۱-۲-۱- توابع فعالیت نورون

جدول زیر انواع توابع فعالیت را نشان می دهد (پوربخش، ۱۳۸۶) :

جدول (۲-۲): انواع توابع فعالیت نورون

| ردیف | نام | تعریف تابع | شکل قراردادی |
|------|---------------------------------|---|---|
| ۱ | آستانه ای دو مقداره | $a=0, n<0$ $a=1, n \geq 0$ |  |
| ۲ | آستانه ای دو مقداره متقارن | $a=-1, n<0$ $a=1, n \geq 0$ |  |
| ۳ | خطی | $a=n$ |  |
| ۴ | آستانه ای خطی متقارن | $a=-1, n<-1$ $a=n, -1<n<1$ $a=1, n>1$ |  |
| ۵ | آستانه ای خطی | $a=0, n<-1$ $a=n, 0<n<1$ $a=1, n>1$ |  |
| ۶ | سیگموئیدی ^۱ | $a=\frac{1}{1+e^{-n}}$ |  |
| ۷ | تانژانت هیپربولیکی ^۲ | $a = \frac{e^n - e^{-n}}{1 + e^{-n}}$ |  |
| ۸ | خطی مثبت | $a=0, n<0$ $a=n, n \geq 0$ |  |

۲-۱۱-۲-۲ قواعد یادگیری

یکی از مهم ترین ویژگی های شبکه های عصبی مصنوعی، قدرت یادگیری است. اگرچه ارائه تعریف دقیقی از یادگیری برای فرموله کردن مشکل است؛ اما فرایند یادگیری در زمینه شبکه های عصبی مصنوعی موضوع بهنگام سازی^۳ معماری شبکه و وزن

- 1.Sigmoid
- 2.hyperbolic tangent
- 3.Updatimg

های ارتباطی آن، به گونه ای است که یک شبکه بتواند یک وظیفه خاص را به صورت کارا انجام دهد. شبکه باید وزن های ارتباطی را از الگوهای آموزشی موجود یاد بگیرد. عملکرد شبکه در طی زمان از طریق بهنگام سازی وزن ها بهبود می یابد (Jain & Mao, 1996). چرا که یک شبکه عصبی مصنوعی شبکه ای از گره های متصل شده با پیکان های جهت دار و با یک وزن عددی است که تعیین کننده قدرت ارتباطی می باشد. این وزن نشان دهنده تأثیر گره قبلی بر گره بعدی است، که در آن وزن مثبت نشان دهنده تقویت و وزن منفی نشان دهنده مهار می باشد. وزن ارتباطی اولیه به صورت تصادفی انتخاب می شود (Egeli et al., 2003).

شبکه های عصبی برای یادگیری به جای دنبال کردن مجموعه ای از قواعد تعریف شده توسط انسان متخصص، از قواعد مبنایی (مانند روابط ورودی- خروجی) مجموعه نمونه های بازنمایی^۱ استفاده می کند. این یکی از مهم ترین مزایای شبکه های عصبی نسبت به سیستم های خبره سنتی^۲ است.

برای درک یا طراحی یک فرایند یادگیری، ابتدا باید مدلی از محیطی که شبکه در آن عمل می کند در اختیار داشت؛ یعنی باید دانست که چه اطلاعاتی برای شبکه در دسترس است. به این مدل الگوریتم یادگیری^۳ گفته می شود. دوم باید نحوه بهنگام سازی وزن های شبکه یعنی قواعد حاکم بر بهنگام سازی فرایند را دانست. یک الگوریتم یادگیری دستورالعملی است که به قواعد یادگیری به کار رفته برای تعدیل وزن ها اشاره می کند. سه پارادایم یادگیری وجود دارد که عبارتند از:

• یادگیری با سرپرستی^۴

در یادگیری با سرپرستی یا یادگیری با معلم، پاسخ (خروجی) صحیح برای هر الگوی ورودی به شبکه داده می شود. وزن ها به گونه ای تعیین می شوند که شبکه، پاسخ هایی نزدیک به جواب های صحیح شناخته شده را ایجاد نماید. در این یادگیری، تنها پاسخ های تقریبی برای شبکه ارائه می شود، نه دقیقاً خود پاسخ صحیح.

• یادگیری بدون سرپرستی^۵

در یادگیری بدون سرپرستی یا بدون معلم، نیازی به پاسخ صحیح برای هر الگوی ورودی موجود در مجموعه آموزشی نیست. این یادگیری ساختار اساسی داده ها و همبستگی بین الگوها در داده ها را کشف می کند و الگوها را در طبقاتی مناسب سازماندهی می کند.

- 1.Representative
- 2.Traditional expert systems
- 3.Learning Algorithm
- 4.Supervised learning
- 5.Unsupervised learning

- یادگیری زوجی^۱

یادگیری زوجی، یادگیری با سرپرستی و بدون سرپرستی را ترکیب می کند. معمولاً قسمتی از وزن ها از طریق یادگیری با سرپرستی و بقیه از طریق یادگیری بدون سرپرستی تعیین می شوند. چهار نوع قاعده یادگیری در شبکه های عصبی وجود دارد:

- قواعد خطا-تصحیح^۲

در یادگیری با سرپرستی، شبکه برای هر الگوی ورودی یک خروجی تعیین می کند. در طول یادگیری ممکن است خروجی واقعی (y) توسط شبکه با خروجی مطلوب (d) یکسان نباشد. اصل اساسی قواعد یادگیری خطا-تصحیح استفاده از علامت خطا ($d-y$) برای کاهش تدریجی خطا است تا وزن های ارتباطی اصلاح شوند.

- یادگیری بولتزمن^۳

ماشین های بولتزمن، شبکه های بازگشتی متقارن^۴ با واحدهای دو جمله ای یا باینری ($+1$ برای حالت روشن و -1 برای حالت خاموش) هستند. با توجه به تقارن، وزن ارتباطی از نورون i به نورون j با وزن ارتباطی از نورون j به نورون i برابر است.

- قاعده هبین^۵

قدیمی ترین قاعده یادگیری، یادگیری منطقی هبین است. هب آن را بر اساس مشاهداتی از آزمایشات نروبیولوژیکی^۶ بنیان نهاد. اگر نورون ها در هر دو سمت سیناپس به طور مداوم فعال شوند؛ قدرت سیناپس افزایش می یابد. هنگامی که یک آکسون سلول A به اندازه کافی برای تحریک سلول B آماده است و مکرراً و مداوماً و همزمان نقشی در آتش کردن آن داشته باشد، برخی از فرایندهای رشد یا تغییرات متابولیک در یک یا هر دو سلول رخ می دهد. به گونه ای که کارایی A به عنوان سلولی که B را تهییج می کند افزایش می یابد.

- قواعد یادگیری رقابتی^۷

1. Hybrid
2. Error-correction
3. Boltzmann
4. Symmetric Recurrent Networks
5. Hebbian
6. Neurobiological
7. Competitive learning

برخلاف یادگیری هبین (که در آن واحدهای خروجی چندگانه می توانند به صورت همزمان آتش بکنند) در یادگیری رقابتی، واحدهای خروجی برای فعالیت با یکدیگر به رقابت می پردازند. در نتیجه در هر لحظه ای از زمان تنها یک نورون آتش می کند. یادگیری رقابتی در شبکه های عصبی بیولوژیکی زیادی یافت می شود (Jain & Mao, 1996).

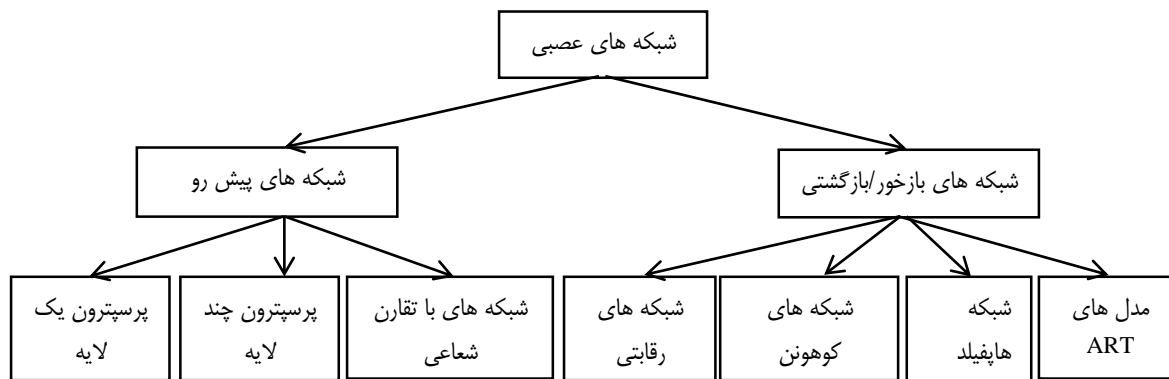
۲-۱۱-۳- معماری های شبکه^۱

معماری شبکه های عصبی مصنوعی به صورت گراف های جهت دار موزونی است که نورون های مصنوعی گره ها هستند و پیکان های جهت دار (به همراه وزن ها) ارتباط بین خروجی ها و ورودی های نورون را نشان می دهند.

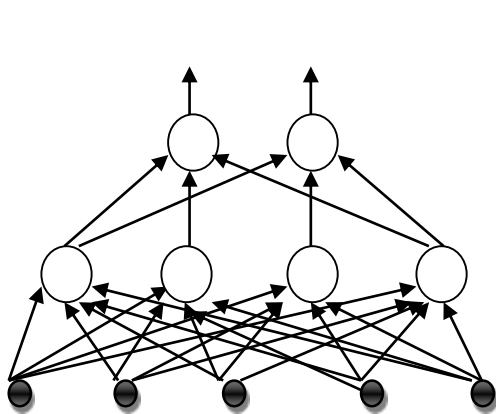
شبکه های عصبی مصنوعی، بر اساس معماری به دو گروه تقسیم می شوند:

- شبکه های پیش خوران^۲ یا پیش رو که در آنها حلقه بازخور وجود ندارد.
 - شبکه های بازخوران یا بازگشتی^۳ شبکه هایی هستند که در آنها حلقه های بازخور وجود دارد (Jain and Mao, 1996).
- شبکه های عصبی پیش خوران یکی از معماری های محبوب شبکه های عصبی مصنوعی هستند که به طور گسترده ای برای حل مسائل پیچیده از طریق مدل سازی روابط ورودی- خروجی به کار می روند (Karimi et al., 2010) و از سه قسمت تشکیل می شود: لایه ای از گره های ورودی، لایه ای از نورون های پنهان و لایه ای از گره های خروجی (Budhani et al., 2012). معروف ترین شبکه های پیش خوران پرسپترون چند لایه و معروف ترین شبکه های بازگشتی، شبکه های هاپفیلد هستند (Jain and Mao, 1996).

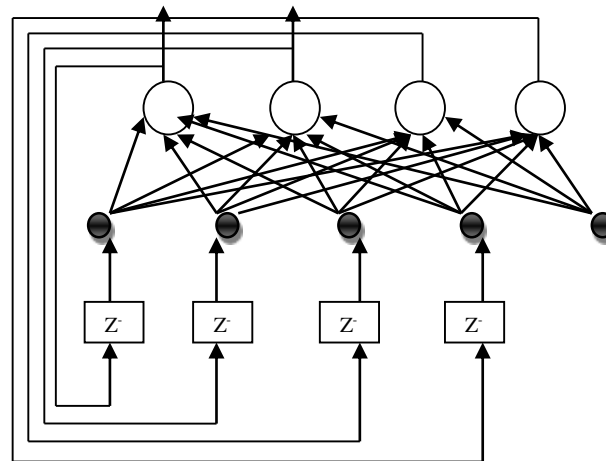
1. Network Architectures
2. Feed-Forward Networks
3. Recurrent or Feedback Networks



شکل (۲-۶): طبقه بندی شبکه های عصبی بازخور و پیش رو (Jain and Mao, 1996)



شکل (۲-۸): یک شبکه پیشخور (Nygren, 2004)



شکل (۲-۷): یک شبکه بازگشتی (Nygren, 2004)

۲-۱۲- الگوریتم ژنتیک^۱

الگوریتم ژنتیک توسط جان هالند^۲ در طول دهه شصت ابداع و توسط او و دانشجویانش در طول دهه شصت و هفتاد در دانشگاه میشیگان توسعه یافت. هدف هالند درک پدیده «سازگاری» به صورتی است که در طبیعت رخ می دهد و توسعه راه هایی است که در آن مکانیسم های سازگاری طبیعی ممکن است به سیستم های کامپیوتری وارد شوند. هالند در سال ۱۹۷۵ کتاب «سازگاری در سیستم های طبیعی و مصنوعی»^۳ را منتشر کرد و الگوریتم ژنتیک را به عنوان انتزاعی از تکامل بیولوژیکی ارائه نمود و به یک

1.Genetic Algorithm (GA)

2.John Holland

3.Adaptation in Natural and Artificial Systems

چارچوب نظری برای سازگاری تحت الگوریتم ژنتیک دست یافت. الگوریتم ژنتیک هالند با یک رشته جواب اولیه به نام کروموزوم^۱ و مجموعه آن ها با نام جمعیت آغاز می گردد. در هر رشته مجموعه ای از ژن ها^۲ وجود دارند که هر کدام بیانگر ارزش یک متغیر یا صفت خاص است (Mitchell, 1998).

در واقع الگوریتم ژنتیک یک مکانیزم جستجوی تصادفی قدرتمند است که از اصول انتخاب طبیعی و ژنتیک تقلید می کند. این الگوریتم اصل بقای انساب^۳ داروین را با اطلاعات تصادفی ساخت یافته ادغام و یک الگوریتم جستجو ایجاد می کند. در هر نسل^۴، جمعیت بهتری نسبت به نسل قبلی انتظار می رود. راه حل های اصلاح انتخاب شده و با استفاده از عملگرهای برآمده از تکامل بیولوژیکی تولید می شوند. این فرآیند منجر به ایجاد جمعیتی از افراد می شود که برای محیط خود از افرادی که آنها را ایجاد کرده اند؛ مناسب تر هستند. متغیر تصمیم گیری مسأله جستجو، به رشته متناهی به نام کروموزوم، که نمایندگی استاندارد بیت صفر و یک است کد گذاری می شود. مسئولیت تنوع در ویژگی های ارثی در آلل ها^۵ نهفته است. برای پیاده سازی انتخاب طبیعی و تکامل راه حل های خوب، کروموزوم ها به وسیله معیارهای برازندگی^۶ بررسی می شوند (Woodside, 2011; Roudier, 2007).

الگوریتم ژنتیک، یک الگوریتم تکرار شونده برای یافتن راه حل مطلوب است و جمعیتی با اندازه ثابت را دستکاری می کند. اندازه ثابت جمعیت منجر پدیده رقابت بین کروموزوم ها می شود. هر کروموزوم نشان دهنده یک راه حل برای مسأله موجود است. در هر تکرار، جمعیت جدیدی (نسل) با همان تعداد کروموزوم ایجاد می شود. برای ایجاد نسل بعدی، کروموزوم های جدید که فرزند نامیده می شوند یا به وسیله عملگر تقاطعی از دو کروموزوم نسل جاری و یا به وسیله اصلاح یک کروموزوم با استفاده از عملگر جهشی شکل می گیرند. این عملگر ها تصادفی هستند. انتخاب بهترین کروموزوم ها اولین گام در یک الگوریتم ژنتیک است. در طول این عملیات، الگوریتم عوامل مرتبط تر برای بهینه سازی تابع را انتخاب می کند (Hachloufi et al., 2012).

مزیت اصلی الگوریتم ژنتیک عدم نیاز آن برای تشخیص تمامی جزئیات یک مسأله است. در واقع، حتی نمی باید که تمام جزئیات را دانست. راه حل های بالقوه توسط یک تابع مناسب ارزیابی می شود. سپس یک روش تکاملی برای تولید راه حل های جدید تعریف می شود. ایده اصلی این است که ترکیب راه حل های خوب باید به راه حل های بهتر منجر شوند. با اضافه کردن برخی از عملگرها یافتن راه حل های بهتر امیدوار کننده خواهد بود. دو مرحله ی اصلی در الگوریتم های ژنتیک وجود دارد:

1. Chromosomes
2. Genes
3. Survival of the fittest
4. Generation
5. Alleles
6. Fitness

- نوشتن مسأله به طریقی که راه حل ها به راحتی کدگذاری شوند و به طور خودکار تغییر کنند. این جهش و تکثیر بخشی از تکامل است.
- مشخص کردن تابع برازندگی F . این تابع برای مقایسه و رتبه بندی راه حل ها استفاده می شود. این بقای اصلح، بخشی از تکامل است (Roudier, 2007).
- الگوریتم ژنتیک به طور معمول به جمعیت اولیه ثابتی، که آن را در طول هر تکرار حفظ می کند؛ وابسته است. این الگوریتم از چهار عملگر اصلی انتخاب^۱، تقاطعی^۲، جهش^۳ و جایگزینی^۴ استفاده می کند. جمعیت تغییرات تدریجی را از طریق تکرار این عملگرها تجربه می کند. انتظار می رود هر نسل ویژگی های خوب نسل های قبلی را به ارث ببرد (Woodside, 2011).

۲-۱۲-۱- اصول الگوریتم ژنتیک

- ۲-۱۲-۱-۱- تولید جمعیت اولیه^۵: جمعیت اولیه معمولاً به صورت تصادفی توسط کاربر انتخاب می شود. با این حال، در تولید جمعیت اولیه، دانش خاص و یا اطلاعات دیگر را می توان گنجاند. یک جمعیت کوچک ممکن است به همگرایی^۶ زودرس و راه حل های عام برای کاوش فضای جستجو منجر شود. برعکس، یک جمعیت بزرگ می تواند به زمان محاسباتی بیش از حد منجر شود. بنابراین، اندازه جمعیت منجر به مبادله بین کارایی^۷ و اثربخشی^۸ می شود.
- ۲-۱۲-۱-۲- تابع برازندگی^۹: سنجه برازندگی، راه حل برازندگی نسبی را تعیین می کند، که از آن پس توسط الگوریتم ژنتیک برای هدایت راه حل های تکاملی مورد استفاده قرار می گیرد. برازندگی با توجه به تابع هدف انتخاب شده محاسبه می شود. برازندگی بالا شانس تکثیر شدن را افزایش می دهد در حالی که، برازندگی کم در نهایت می تواند منجر به انقراض شود.

1. Selection
2. Crossover
3. Mutation
4. Replacement
5. Population Initialization
6. Convergence
7. Efficiency
8. Effectiveness
9. The Fitness Function

۲-۱۲-۳- انتخاب: عملگر انتخاب نسخه های بیشتری به کسانی که برازندگی بالاتری دارند؛ اختصاص می دهد و به این ترتیب اولویت را به راه حل های بهتر می دهد. دو روش احتمالی گسترده انتخاب، انتخاب متناسب^۱ با برازندگی و انتخاب ترتیبی^۲ می باشند. انتخاب متناسب شامل روش هایی از قبیل چرخ رولت^۳ و انتخاب تصادفی جهانی^۴؛ و روش های انتخاب ترتیبی شامل انتخاب تورنمنت^۵ و انتخاب برشی^۶ هستند.

۲-۱۲-۴- عملگر تقاطعی: هدف اصلی عملگر تقاطعی انتخاب رشته خوب در جمعیت است. این عملگر دو یا چند راه حل والدین را برای ایجاد فرزندان ترکیب می کند. در ساده ترین شکل، تولید مثل می تواند با تقسیم کروموزوم های والدین به نصف و سپس ترکیب آن ها برای ایجاد فرزند صورت گیرد. راه های دیگر شامل تقاطعی K نقطه ای^۷ و یا تقاطعی یکنواخت^۸ می باشد. احتمال آمیزش^۹ با Pc نمایش داده می شود.

۲-۱۲-۵- عملگر جهش: جهش، عملگر ثانویه مهم ژنتیکی است که مقادیر یک یا چند ژن را در یک کروموزوم از حالت اولیه آن تغییر می دهد. این عملگر ساده، چرخش تصادفی را در مجاورت یک راه حل اولیه انجام می دهد و در نتیجه مقادیر ژن کاملاً جدیدی به مجموعه ژن ها اضافه شده و به جلوگیری از جمعیت تکراری در هر بهینه محلی کمک می کند. با این مقادیر جدید ژن، الگوریتم ژنتیک فرصت ایجاد یک راه حل بهتر از آنچه که قبلاً ممکن بود را خواهد داشت و فرصتی را برای تنوع و اکتشاف بیشتر از فضای جستجو فراهم می شود. جهش در حین تکامل رخ می دهد. با توجه به تعریف جهش توسط کاربر، احتمال دارد مجموعه ای نسبتاً کوچک برای اطمینان از مزایای عملگرهای انتخاب و تقاطعی از دست برود. احتمال انجام عمل جهش بر روی هر کروموزوم را با Pm نمایش می دهند. پس از اتمام عمل جهش، کروموزوم های تولید شده به عنوان نسل جدید شناخته شده و برای دور بعد اجرای الگوریتم به کار می روند.

۲-۱۲-۶- جایگزینی: جمعیت فرزندان ایجاد شده توسط عملگرهای انتخاب، تقاطعی و جهش به جمعیت اصلی والدین معرفی می شود که می تواند به یکی از اشکال زیر باشد: حذف همه^{۱۰}، حالت پایدار^{۱۱} و یا حالت پایدار بدون تکرار^{۱۲}. حذف همه، همه اعضای

1. Proportionate Selection
2. Ordinal selection
3. Roulette-wheel
4. Stochastic Universal Selection (SUS)
5. Tournament selection
6. Truncation selection
7. K-point crossover
8. Uniform crossover
9. Crossover Probability
10. Delete-all
11. Steady-state
12. Steady-state no duplicates

جمعیت فعلی را با همان تعداد کروموزوم که ساخته شده اند؛ جایگزین می کند. حالت پایدار تعداد مشخصی از اعضای قدیمی را حذف و آنها را با تعداد مساوی از اعضای جدید جایگزین می کند. حالت پایدار بدون تکرار همانند حالت پایدار است، اما معیارهای اضافی برای هر عضو در جمعیت قرار می دهد که به همان کروموزومی که به عنوان عضو جمعیت والدین بود اختصاص ندارد (Woodside, 2011).

۲-۱۲-۲- معیارهای خاتمه دادن به الگوریتم ژنتیک

- **تعداد نسل:** کاربر حداکثر تعداد نسل را مشخص می کند.
- **مدت زمان تکامل:** زمان تکامل سپری شده، بیش از حداکثر زمان تکامل مشخص شده توسط کاربر باشد.
- **آستانه برازندگی:** برازندگی در جمعیت فعلی کمتر از برازندگی مشخص شده توسط کاربر باشد و هدف تعیین حداقل برازندگی می باشد.
- **همگرایی برازندگی:** در همگرایی برازندگی دو فیلتر با طول های مختلف برای ایجاد بهترین برازندگی در سراسر نسل ها استفاده می شوند. هنگامی که بهترین برازندگی از فیلتر طولانی کمتر از درصد مشخص شده توسط کاربر برای بهترین برازندگی فیلتر کوتاه است؛ برازندگی به عنوان همگرا و خاتمه تکامل در نظر گرفته می شود.
- **همگرایی جمعیت:** زمانی که برازندگی در سراسر جمعیت کمتر از برازندگی مشخص شده توسط کاربر باشد؛ جمعیت همگرا فرض می شود و زمانی که میزان همگرایی کل جمعیت به میزان خاصی برسد؛ الگوریتم خاتمه می یابد. در واقع همگرایی جمعیت به معنی نزدیک شدن متوسط برازندگی ها به برازندگی بهترین افراد جمعیت است.
- **همگرایی ژن:** درصد ژن های مشخص شده توسط کاربر که یک کروموزوم را تشکیل می دهند به عنوان همگرا شناخته می شود (Woodside, 2011).

- 1.Generation Number
- 2.Evolution Time
- 3.Fitness Threshold
- 4.Fitness Convergence
- 5.Population Convergence
- 6.Gene Convergence

۲-۱۲-۳- ویژگی های الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک ویژگی هایی دارد که آن را در مقایسه با دیگر الگوریتم های بهگزینی، متفاوت می سازد. این ویژگی ها و تمایزات را می توان به صورت زیر طبقه بندی نمود (اشرف طالش، ۱۳۹۰):

۱- الگوریتم ژنتیک به طور همزمان شمار زیادی از نقاط فضای پاسخ را به کار می گیرد. این ویژگی احتمالاً گرفتار شدن الگوریتم در نقاط بهینه محلی را تا اندازه ی زیادی می کاهد.

۲- الگوریتم ژنتیک هم گرایی به نقطه بهینه محلی را تضمین نمی کند؛ ولی اغلب به نقاط تقریباً بهینه و پذیرفتنی همگرا می شود.

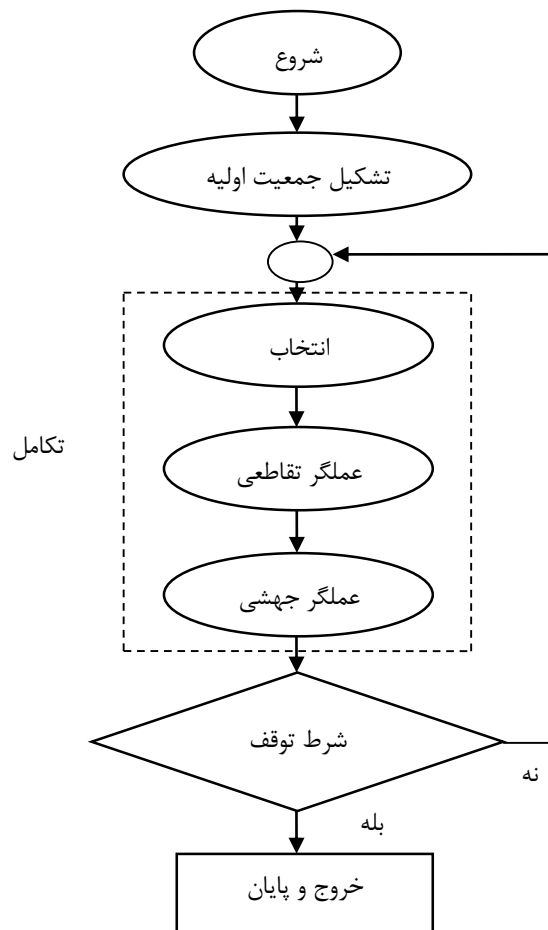
۳- این الگوریتم برای پاسخ یابی پرسش هایی که شمار زیادی متغیر دارند؛ به سادگی به کار گرفته می شود.

۴- الگوریتم ژنتیک ساده است و به اطلاعات کمکی مانند مشتق های تابع ارزش نیازی ندارد. در نتیجه برای بهینه سازی روی یک تابع ارزش بسیار پیچیده، ناپیوسته یا بی مشتق و یا سیستم هایی که تعریف ریاضی ندارند و با شبیه سازی یا اعمال مستقیم پارامترها به سیستم واقعی آزموده می شوند؛ بسیار مناسب است.

۵- الگوریتم ژنتیک در پایان می تواند به جای یک پاسخ، مجموعه ای از پاسخ های بهینه را ارائه کند. این ویژگی در پاسخ یابی پرسش های بهگزینی چند هدفی یا بهگزینی مقید اهمیت دارد.

۲-۱۲-۴- ساختار کلی الگوریتم ژنتیک

شکل ۲-۹ ساختار کلی الگوریتم ژنتیک را نشان می دهد:



شکل (۲-۹): ساختار الگوریتم ژنتیک (Martin et al., 2011)

۲-۱۳- پیشینه پژوهش

۲-۱۳-۱- مروری بر تحقیقات قبلی در جهان

در مطالعه ای با عنوان «بهینه سازی هندسی سبد سهام با استفاده از نیم واریانس در مهندسی مالی» ژانگ^۱ و همکاران (۲۰۱۲) موضوع بهینه سازی سبد سهام را در مورد به حداکثر رساندن میانگین هندسی به عنوان سنجه بازده و حداقل کردن نیم واریانس به عنوان سنجه ریسک در مهندسی مالی مورد توجه قرار دادند. وضعیت بهینه از روشی شبیه روش مونت کارلو به دست آمده است. نیو^۲ و همکاران (۲۰۱۲) در پژوهشی با عنوان «رویکردهای مبتنی بر جستجوگری باکتریایی برای بهینه سازی سبد سرمایه گذاری با ریسک نقدینگی» یک رویکرد مبتنی بر جستجوگری باکتریایی را برای مسأله بهینه سازی سبد سهام پیشنهاد کردند و

1.Zhang

2.Niu

یک مدل بهینه سازی سبد سهام بهبود یافته را با معرفی ریسک نقدینگی درون زاد و برون زاد توسعه داده و شاخص های مربوطه را به ترتیب برای اندازه گیری ریسک نقدینگی درون زا / برون زاد طراحی نمودند. بهینه سازی جستجوگری باکتریایی^۱ برای پیدا کردن مجموعه ی بهینه ای از وزن های سبد سهام در مدل میانگین- واریانس بهبود یافته به کار می رود. روش BFO-LDC که اصلاح شده BFO است نیز برای بهبود عملکرد BFO پیشنهاد شد و سپس مقایسه ای از نتایج به دست آمده از طریق BFO، بهینه سازی جمعی ذرات (PSO) و الگوریتم ژنتیک برای مدل بهینه سازی سبد سهام پیشنهادی ارائه شد. نتایج شبیه سازی نشان می دهد که BFOs می تواند راه حل های مطلوب و عملی برای مسأله بهینه سازی سبد سهام ریسک نقدینگی به دست آورد. علاوه بر این، در اکثر موارد BFO-LDC بهتر BFO است.

هاچ لوفی^۲ و همکاران (۲۰۱۲) در مقاله ای با عنوان «بهینه سازی سبد سهام با استفاده از طبقه بندی و الگوریتم ژنتیک» یک رویکرد مبتنی بر طبقه بندی و الگوریتم ژنتیک را ارائه نمودند تا سبد بهینه سهام را با اندازه کاهش یافته از سبد اولیه به دست آورند، که منجر به مازاد سود مالی به واسطه کاهش هزینه و مالیات می شود. نتایج شبیه سازی به دست آمده رضایت بخش و نشان دهنده اعتبار این رویکرد می باشد.

در مطالعه ای با عنوان «پیش بینی ترکیبی در بهینه سازی سبد سهام: با رویکرد تعمیم یافته» که توسط اوستان و کاسیم بیلی^۳ (۲۰۱۲) انجام شد؛ یک مدل ریاضی برای مسأله انتخاب سبد سهام پیشنهاد شد. با توجه به عملکرد پیش بینی بر اساس خصوصیات توزیعی باقیمانده، یک مدل میانگین- واریانس- چولگی با ۱۱ تابع هدف تدوین و فرموله شد. بازده و خطاهای بازده به ازای هر دارایی با استفاده از تکنیک های مختلف پیش بینی به دست آمد و در نسبت های مطلوب ترکیب شد، به طوری که خطای پیش بینی مطلق میانگین را به حداقل برساند. این نسبت ها سپس در ایجاد شش معیار مربوط به میانگین، واریانس و چولگی پیش بینی بازده دارایی ها در آینده و خطاهای پیش بینی بازده دارایی ها در گذشته استفاده شد. مسأله عددی به دست آمده با استفاده از الگوریتم F-MSG حل شد. عملکرد روش پیشنهادی در مورد یک مسأله واقعی بر اساس اطلاعات به دست آمده از بورس اوراق بهادار استانبول مورد آزمایش قرار گرفت.

پژوهشی که با عنوان «الگوریتم های ژنتیک برای بهینه سازی سبد سهام» توسط آفتالیون^۴ (۲۰۱۲) انجام شد، به بررسی استفاده از الگوریتم ژنتیک برای بهینه سازی تخصیص منابع در سبد سهام معین می پردازد و ارتباط آن را با تئوری مدرن پرتفوی

1. Bacterial Foraging Optimization (BFO)
2. Hachloufi
3. Ustun and Kasimbeyli
4. Aftalion

که توسط مارکوویتز در سال ۱۹۵۲ توسعه یافته؛ مورد بحث قرار می دهد. این راه حل از API امور مالی یاهو به منظور سهولت فرایند بازیابی اطلاعات استفاده و مرز کارا را در یک نمایش گرافیکی ارائه می کند و منبع جایگزینی را برای نرم افزار های پر هزینه مانند متلب^۱ و جعبه ابزار مالی آن فراهم می کند.

مقاله ای که با عنوان «یک مدل بهینه سازی از موضوع تعدیل سبد سهام با بازده فازی و الگوریتم SMO» توسط ژانگ و همکارانش (۲۰۱۱) انجام شد؛ تحت این فرض که بازده دارایی های ریسکی اعداد فازی هستند و هزینه های معامله در فرایند تعدیل سبد سهام وجود دارند؛ قرار داشت. نتایج به وضوح تأثیرگذاری هزینه های معاملاتی را در انتخاب سبد سهام نشان می دهد.

لیو^۲ (۲۰۱۱) در مقاله ای با عنوان «یک مدل فازی برای بهینه سازی سبد سهام فازی» در مورد مسأله بهینه سازی سبد سهام فازی که در آن بازده دارایی ها توسط داده های فازی نشان داده شده است؛ بحث می کند. نتایج محاسبه شده مطابق با ایده اساسی در امور مالی و اقتصاد است که با پذیرش ریسک بیشتر، سرمایه گذار مایل است بازده بیشتری داشته باشد.

گل مکانی و فاضل^۳ (۲۰۱۱) در مقاله ای با عنوان «انتخاب سبد سهام مقید با استفاده از بهینه سازی جمعی ذرات^۴» یک روش اکتشافی جدید را برای حل یک مدل انتخاب سبد سهام ارائه کردند. مدل توسعه یافته که به عنوان یک مدل برنامه ریزی عدد صحیح مختلط درجه دوم طبقه بندی می شود؛ به استفاده از ابتکارات مؤثر برای پیدا کردن راه حل نیاز دارد. روش پیشنهادی با الگوریتم ژنتیک (GA) مقایسه شد و نتایج محاسباتی نشان می دهد که PSO به ویژه در مسائل بزرگ مقیاس به طور مؤثری بهتر از GA عمل می کند.

وودساید^۵ (۲۰۱۱) در پایان نامه دکتري خود با عنوان «بهینه سازی سبد سهام با هزینه های معاملاتی» مدل میانگین-واریانس مارکوویتز را گسترش داد تا شامل محدودیت های کاردینالی باشد. او الگوریتم های اکتشافی انعطاف پذیر از جمله الگوریتم ژنتیک، جستجوی ممنوعه^۶ و شبیه سازی حرارتی^۷ را برای محدودیت های کاردینالی و مدل هزینه معاملاتی به کار گرفت تا مسائل را با استفاده از داده هایی از هفت شاخص بازار دنیای واقعی حل نماید. نتایج نشان داد که ترکیب بهینه سازی در ایجاد سبد سهام معتبر، منجر به راه حل های با کیفیت خوب در زمان محاسباتی قابل قبولی می شود. در واقع این پایان نامه ایجاد راه حل دقیق برای سبد سهام با محدودیت های مجزا برای آزمون هفت مسأله شامل ۱۳۱۸ دارایی را مورد بررسی قرار می دهد.

1. Matlab
2. Liu
3. Golmakani and Fazel
4. Particle Swarm Optimization (PSO)
5. Woodside
6. Tabu Search
7. Simulated Annealing

ماهاجان^۱ (۲۰۱۱) در مقاله ای با عنوان «رویکرد شبکه عصبی کوانتوم^۲ برای انتخاب سبد سهام» بیان کرد که زمینه های جدیدی از محاسبات در حال ظهور است که محاسبات کوانتومی و کلاسیکی را ادغام می کند. او این راه حل را برای حل مسأله مهندسی مالی انتخاب سبد سهام با استفاده از شبکه عصبی هاپفیلد به کار برد. شبکه های عصبی کلاسیک مقبولیت فوق العاده ای در حل مسائل با فرمولاسیون غیر خطی دارند که نیاز به قدرت پردازش بالا و حافظه های زیاد دارد که یک کامپیوتر کوانتومی آن را تأمین می کند. مدل پیشنهاد شده برای مسأله انتخاب سبد سهام، مرز کارا را با استفاده از شبکه عصبی هاپفیلد بر اساس مدل اصلاح شده مارکوویتز ایجاد می کند. مقایسه نتایج بین شبکه های عصبی کلاسیک و کوانتومی نشان داد که نتایج نزدیک ولی نتایج QNN بهتر بود.

نصر علی حسن^۳ (۲۰۱۰) در پایان نامه دکتری خود با عنوان «برنامه نویسی ژنتیک چند هدفه^۴ برای مدیریت مالی سبد سهام در محیط های پویا» به بررسی عملکرد برنامه نویسی ژنتیک چند هدفه در دنیای واقعی برای مسأله بهینه سازی سبد سهام می پردازد. او تعاریف و معیارهای آماری جدیدی را بر اساس تجزیه و تحلیل خوشه ای فنوتیپی برای تعیین کمیت راه حل ها و معیار پاراتو فراهم می کند. نتایج آزمایش ها به طور کامل مبتنی بر ارزیابی تجربی در زمینه تکامل قواعد انتخاب سهام برای سرمایه گذاری ماهانه و تجزیه و تحلیل آماری نتایج می باشد. تجزیه و تحلیل نظری بیشتر برای بهبود درک عوامل مؤثر بر نیرومندی الگوریتم های تکاملی چند هدفه و به ویژه علل اساسی که بر تغییر راه حل ها در محیط های خارج از نمونه این تحقیق تأثیر می گذارند؛ مورد نیاز است. این تحقیق بیشتر درصدد بهبود استفاده از این روش به عنوان ابزار بهینه سازی مالی و سایر مسائل پیچیده دنیای واقعی است.

چن^۵ و همکاران (۲۰۱۰) در مقاله ای با عنوان «مدل بهینه سازی سبد سرمایه گذاری با استفاده از تطبیق زمان برنامه نویسی شبکه ژنتیک^۶» به توصیف یک مدل تصمیم گیری بهینه سازی سبد سهام پویا برای تطبیق با تغییر قیمت سهام بر اساس روش محاسبات تکاملی به نام برنامه نویسی شبکه ژنتیک پرداختند. نتایج تجربی در بازار سهام ژاپن نشان می دهد که مدل تصمیم گیری با استفاده از روش تطبیق زمان برنامه نویسی شبکه ژنتیکی از سایر مدل های سنتی از نظر دقت و کارایی بهتر است. تجزیه و تحلیل جامع نتایج نشان داد که روش TA-GNP بر مسأله بهینه سازی سبد سهام مؤثر است.

1. Mahajan
2. Quantum Neural Network (QNN)
3. Nasr Aly Hassan
4. Multiobjective Genetic Programming (MOGP)
5. Chen
6. Time Adapting Genetic Network Programming (TA-GNP)

چانگ^۱ و همکاران (۲۰۰۹) در مقاله ای با عنوان «بهینه سازی سبد سرمایه گذاری با سنجه های مختلف ریسک و با استفاده از الگوریتم ژنتیک» به معرفی یک روش اکتشافی برای بهینه سازی سبد سهام با توجه به سنجه های مختلف ریسک و با استفاده از الگوریتم ژنتیک و مقایسه عملکرد آن با مدل میانگین- واریانس در محدوده مرز کارایی پرداختند. نتایج تجربی نشان می دهد که سرمایه گذاران باید تنها یک سوم از کل دارایی ها را در سبد سهام قرار دهند.

چن و هوانگ^۲ (۲۰۰۹) در مقاله ای با موضوع «بهینه سازی سبد سهام صندوق های مشترک سرمایه گذاری با نرخ ریسک و بازده فازی» با تمرکز بر صندوق های مشترک سرمایه گذاری، مدل انتخاب سبد سهام اساسی را پیشنهاد کردند که در آن نرخ های بازده آتی و ریسک های آتی صندوق های مشترک سرمایه گذاری توسط اعداد فازی مثلثی نشان داده می شوند. تعداد نمونه این پژوهش شامل ۱۲۲ صندوق مشترک سرمایه گذاری تایوان است. رویکردهای ارائه شده در صندوق های مشترک سرمایه گذاری تایوان به اثبات رسید.

در پژوهشی با عنوان «مدل بهینه سازی سبد سهام با استفاده از شبکه های عصبی مبتنی بر پیش بینی» که توسط فریتاس^۳ و همکاران (۲۰۰۹) انجام شد؛ مدل بهینه سازی پرتفوی بر مبنای پیش بینی ارائه می شود که می تواند فرصت های سرمایه گذاری کوتاه مدت را ضبط کند. از پیش بینی کننده های شبکه عصبی برای پیش بینی بازده سهام و نتایج سنجه ریسک، بر اساس اشتباهات پیش بینی شده استفاده کرده که پایه و اساس آماری از مدل میانگین- واریانس دارد. داده های واقعی از بازار سهام برزیل برای بررسی مدل بهینه سازی سبد سهام که شامل ارزیابی عادی از خطاهای پیش بینی می باشد به کار گرفته شد. نتایج نشان داد که اشتباهات معمولی از طریق پیش بینی سری های زمانی غیر عادی بازده سهام و پیش بینی مبتنی بر مدل بهینه سازی سبد سهام می تواند امکان استفاده از فرصت های کوتاه مدت را به وجود آورد.

تولا^۴ و همکاران (۲۰۰۸) در مقاله ای با عنوان «تحلیل خوشه ای برای بهینه سازی سبد سهام» به بررسی عدم اطمینان آماری از ماتریس همبستگی در بهینه سازی سبد سهام پرداختند. آنها نشان دادند که استفاده از الگوریتم خوشه ای می تواند اعتبار پرتفوی را در زمان هایی از نسبت بین ریسک واقعی و ریسک مورد انتظار بهبود دهد.

- 1.Chang
- 2.Chen and Huang
- 3.Freitas
- 4.Tola

در مطالعه ای که با عنوان «شبکه عصبی تخصیص منابع در انتخاب سبد سهام» توسط چان کو و چن لین^۱ (۲۰۰۸) انجام گرفت؛ یک مدل شبکه عصبی تخصیص منابع برای بهینه سازی وزن سرمایه گذاری سبد سهام معرفی شد. نتایج تجربی امکان وزن سرمایه گذاری مطلوب و برتری ROI از استراتژی تجاری خرید و نگه داشتن^۲ در مقایسه با معیار بازار سهام تایوان را نشان می دهد. در مطالعه ای با عنوان «شبکه های عصبی مبتنی بر مدل میانگین- واریانس- چولگی برای انتخاب سبد سهام» یو^۳ و همکاران (۲۰۰۸)، یک شبکه عصبی جدید مبتنی بر مدل میانگین- واریانس- چولگی را برای انتخاب سبد سهام بهینه پیشنهاد کردند. بر اساس تئوری ضریب لاگرانژ در بهینه سازی و تابع با تقارن شعاعی شبکه های عصبی، مدل به دنبال ارائه راه حل های رضایت بخش با شرایط پایایی میانگین- واریانس- چولگی است. نتایج تجربی برای تمام ترجیحات ریسک سرمایه گذار و دارایی های سرمایه گذاری مورد بررسی نشان می دهد که مدل پیشنهادی یک راه سریع و کارآمد از حل کردن مسأله سبد سهام میانگین- واریانس- چولگی ارائه می دهد. علاوه بر این، آنها دریافتند که رویکرد پیشنهادی می تواند به عنوان یک ابزار جایگزین برای ارزیابی مدل های پیش بینی مختلف به کار رود.

سلیکورت و اوزکیسی^۴ (۲۰۰۷) در مقاله ای با عنوان «مدل های بهینه سازی سبد سهام چند دوره ای در بازار های تصادفی با استفاده از رویکرد میانگین- واریانس»، عوامل مختلفی مانند عوامل اقتصادی، اجتماعی، سیاسی را در بهینه سازی سبد سهام در نظر گرفتند. آن ها بازار تصادفی مورد مطالعه را با توجه به این عوامل و با استفاده از رویکرد زنجیره مارکوف مدل سازی کردند. رودیئر^۵ (۲۰۰۷) در پایان نامه کارشناسی ارشد خود با عنوان «بهینه سازی سبد سهام و الگوریتم ژنتیک» توسعه روش های قوی بهینه سازی سبد سهام را هدف خود قرار داد. او یک تابع هدف چند عاملی را که منعکس کننده ترجیحات سرمایه گذاری است؛ طراحی و مسأله بهینه سازی را با استفاده از الگوریتم ژنتیک حل نمود. وی کار را با انتخاب طیف گسترده ای از سهام شروع کرد که این پرتفوی اساسی او بود. سپس وزن برخی از سهام را با توجه به معیارهای مختلف اضافه یا کم کرد و تابع هدف را با در نظر گرفتن عوامل مختلف عملکرد، ریسک، تنوع و هزینه های گردش مالی طراحی نمود.

در مقاله ای با عنوان «انتخاب سبد سهام با استفاده از شبکه های عصبی» فرناندز و گومز^۶ (۲۰۰۷) الگوی مارکوویتز را با افزودن محدودیت های بالا و پایین برای متغیرها اصلاح کردند و الگوی میانگین- واریانس با مؤلفه های مقید^۷ را به وجود آوردند. این

- 1.Chan Ko and Chen Lin
- 2.Buy-and-hold trading strategy
- 3.Yu
- 4.Celikyurt and Ozekici
- 5.Roudier
- 6.Fernandez and Gomez
- 7.Cardinality constrained mean-variance

محدودیت ها، سرمایه گذاری در تعداد معینی از دارایی های مختلف را تضمین و میزان سرمایه گذاری در هر دارایی را محدود می کنند. آنها یک روش ابتکاری مبتنی بر شبکه های عصبی هاپفیلد را توسعه دادند و آن را برای حل مدل میانگین-واریانس اصلاح شده انتخاب سبد سهام به کار گرفتند. نتایج به دست آمده را با نتایج سه روش اکتشافی دیگر یعنی الگوریتم ژنتیک، جستجوی ممنوعه و شبیه سازی حرارتی مقایسه نمودند و نتیجه گرفتند که هیچکدام از این تکنیک ها در حالت کلی برتری نسبت به یکدیگر ندارند اما شبکه های عصبی راه حل های با کیفیت بالاتری نسبت به راه حل های سه روش اکتشافی دیگر ارائه می کنند.

یین و وانگ^۱ (۲۰۰۶) در پژوهشی با عنوان «رویکرد بهینه سازی تجمعی ذرات برای مسأله غیر خطی تخصیص منابع» روش PSO را در مسأله غیر خطی تخصیص منابع به کار گرفته و کارایی این روش را با الگوریتم ژنتیک مقایسه کرده و نتیجه گرفتند که تکنیک PSO از الگوریتم ژنتیک کارا تر است.

اندرو^۲ و همکاران (۲۰۰۲) در مقاله ای با عنوان «پیش بینی نرخ ارز: یک الگوریتم ترکیبی بر اساس شبکه های عصبی تطبیقی بهینه شده ژنتیکی» از الگوریتم ژنتیک و مدل شبکه عصبی به طور همزمان برای ارزیابی نرخ برابری ارزها استفاده کردند. هدف از این تحقیق پیش بینی هرچه دقیق تر نرخ برابری ارز و رفتار آینده آن بود. در این تجربه ۱۳۰۰ اطلاع روزانه در مورد دلار، مارک، فرانک فرانسه، پوند و دراخمای یونان به الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی داده، و بازدهی در ۱، ۲، ۵ و ۲۰ روز آینده محاسبه گردیده است. شبیه سازی یافته های تحقیق، نشان دهنده نتایج موفقیت آمیز و رضایت بخشی بود.

لازو^۳ و همکاران (۲۰۰۰) در پژوهشی با عنوان «سیستم ترکیبی ژنتیک-عصبی برای انتخاب و مدیریت سبد سهام» از الگوریتم ژنتیک و شبکه های عصبی برای انتخاب و مدیریت مجموعه دارایی استفاده کردند. بدین منظور ابتدا توسط یک الگوریتم ژنتیک از بین ۱۳۷ دارایی از مجموع دارایی های معامله شده در بازار سهام سائو پائولو برزیل در فاصله زمانی جولای ۱۹۹۴ تا دسامبر ۱۹۹۸، ۱۲ دارایی انتخاب شده و سپس با استفاده از شبکه های عصبی بازدهی هر یک از دارایی های انتخاب شده را برای دوره بعد پیش بینی کردند. در انتها با استفاده از یک الگوریتم ژنتیک دیگر، وزن بهینه هر یک از دارایی های انتخاب شده را تعیین کردند. سبد انتخاب شده با استفاده از این سیستم دوگانه ژنتیک-عصبی برای یک دوره زمانی ۴۹ هفته ای مدیریت شد و نتایج آن با شاخص بوسپا مقایسه گردید. نتایج نشان داد که بازدهی سبد اداره شده حاصل از مدل یاد شده، به میزان زیادی مشابه شاخص بازار و در برخی از موارد از آن بیشتر و بالاتر است. بررسی جزئیات بیشتر حاکی از آن بود که در وضعیت حاکم بودن رکود موقت بر بازار، بازده سبد سهام انتخابی، بالاتر از بازده شاخص بازار و ریسک آن کمتر از ریسک بازار است.

1. Yin and Wang
2. Andreou
3. Lazo

۲-۱۳-۲- مروری بر تحقیقات قبلی در ایران

در پژوهشی که با عنوان «بهینه سازی سبد سهام با رویکرد میانگین- نیم واریانس و با استفاده از روش جستجوی هارمونی» توسط رضا راعی و همکاران (۱۳۹۰) انجام شد؛ نیم واریانس به عنوان عامل اصلی خطرپذیری در نظر گرفته شد. هدف این پژوهش حل مسأله بهینه سازی مقید سبد سهام با استفاده از الگوریتم جستجوی هارمونی^۱ است. به منظور حل مسأله بهینه سازی سبد سهام با استفاده از اطلاعات قیمت ۲۰ سهم پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران از مهر ۱۳۸۵ تا اسفند ۱۳۸۷، مرز کارای سرمایه گذاری برای دو الگو با عامل خطرپذیری واریانس و نیم واریانس رسم گردید. نتایج این تحقیق نشان می دهد که روش جستجوی هارمونی در بهینه سازی مقید سبد سهام، موفق عمل می کند و در یافتن جواب های بهینه در تمامی سطوح خطرپذیری و بازده از دقت قابل قبولی برخوردار است.

نجف پور (۱۳۸۹) در پایان نامه کارشناسی ارشد خود با موضوع «بهینه سازی پرتفوی سهام با استفاده از الگوریتم ممیتیک^۲» یک الگوریتم ابتکاری را برای حل مسأله محدود بهینه سازی سبد سهام با توجه به معیارهای مختلف ریسک و با استفاده از الگوریتم ممیتیک ارائه می دهد. در این تحقیق نشان داده شد که الگوریتم ممیتیک پیشنهادی قادر است مسأله بهینه سازی سبد سهام با توجه به معیارهای واریانس، نیم واریانس، میانگین قدرمطلق انحرافات و واریانس- چولگی را با در نظر گرفتن محدودیت عدد صحیح برای تعداد سهام موجود در سبد سهام حل نماید. به منظور نشان دادن کارایی الگوریتم، از الگوریتم پیشنهادی در جهت بهینه سازی سبد سهامی از سهام موجود در بورس اوراق بهادار تهران استفاده گردیده است. نتایج حاصل از به کارگیری الگوریتم، حاکی از آن است که الگوریتم ممیتیک در تمامی حالت های مورد بررسی در این تحقیق نتایجی بهتر از نتایج به دست آمده توسط دیگر الگوریتم ها (الگوریتم ژنتیک) را به دست می آورد.

در مقاله ای که با عنوان «ارزیابی مقایسه ای انتخاب پرتفوی بهینه سهام در بورس اوراق بهادار تهران از طریق مدل های مارکوفیتز و ارزش در معرض خطر» توسط طالب نیا و فتحی (۱۳۸۹) در دوره زمانی ۱۳۸۷-۱۳۸۰ انجام شد؛ نشان داده شد که انتخاب پرتفوی بهینه سهام در بازار سرمایه ایران از طریق مدل های مارکوفیتز و ارزش در معرض خطر یکسان می باشد. لذا این امکان را فراهم می سازد که سرمایه گذاران حرفه ای و غیر حرفه ای نیز به راحتی بتوانند از این دو مدل استفاده نمایند.

پژوهشی با عنوان «انتخاب سبد سهام بهینه با استفاده از تصمیم گیری چند معیاره» توسط مقصود امیری و همکاران (۱۳۸۹) صورت گرفت که کانون توجه آن مشخص نمودن نسبت های مالی و معیارهای مناسب بر اساس دیدگاه تجزیه و تحلیل بنیادین و

1. Harmony Search (HS)

2. Memetic algorithm

فرضیه بازار کارا به منظور رتبه بندی سهام می باشد. این پژوهش به دنبال تعیین مدل مناسب تصمیم گیری برای سرمایه گذاری است. جهت رتبه بندی جامعه مورد بررسی که شامل شرکت های قرار گرفته درون ۷ صنعت سیمان، فلزات اساسی، کانه های فلزی، شیمیایی، دارو، املاک و مستغلات و خودرو می شوند، از تکنیک تاپسیس استفاده شد برای این منظور از میانگین سه ساله داده های واقعی، در بازه زمانی سالهای ۸۵ تا ۸۷ استفاده گردید. بعد از رتبه بندی شرکتها، ۴۰ شرکت برتر رتبه بندی را در سبد سهام انتخابی قرار داده و جهت بهینه بودن سبد سهام انتخابی، بازده سه ساله ۸۵ تا ۸۷ سبد سهام را محاسبه و با سبد سهام متشکل از شرکت های انتخاب نشده مقایسه نموده و بعد از بررسی بهینه بودن سبد سهام انتخابی براساس معیار شارپ و ترینر، جهت بهینه سازی سبد سهام، الگوریتم ممیتیک به کار گرفته شد. جهت بهینه سازی سبد سهام انتخابی بر اساس الگوریتم ممیتیک از نرم افزار متلب استفاده شده است. نتایج به دست آمده نشان داد که الگوریتم ممیتیک در دستیابی به جواب بهینه مسأله بسیار توانمند بوده و در مقایسه با الگوریتم ژنتیک در مدت زمان مشابه، نتایج بهتری را ارائه نمود.

راعی و هدایت علی بیگی (۱۳۸۹) در مقاله ای با عنوان «بهینه سازی پرتفوی سهام با استفاده از روش تجمعی ذرات» به حل مسأله بهینه سازی پرتفوی (مدل میانگین- واریانس) با استفاده از روش بهینه سازی حرکت تجمعی ذرات پرداختند. بدین منظور با استفاده از اطلاعات قیمت ۲۰ سهم پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران در فاصله زمانی مهر ۱۳۸۵ تا شهریور ۱۳۸۷، مرز کارای سرمایه گذاری رسم شد. نتایج این پژوهش نشان می دهد که روش بهینه سازی حرکت تجمعی ذرات در بهینه سازی پرتفوی سهام با وجود محدودیت های بازار موفق است.

حیدری و ملابهرامی (۱۳۸۹) در پژوهشی با عنوان «بهینه سازی سبد سرمایه گذاری سهام بر اساس مدل های چند متغیره GARCH: شواهدی از بورس اوراق بهادار تهران» به منظور بهینه سازی سبد سرمایه گذاری متشکل از سهام صنایع منتخب فرآورده های نفتی، خودرو و ساخت قطعات، ماشین آلات برقی، استخراج کانی های فلزی عضو سازمان بورس اوراق بهادار تهران، ابتدا ماتریس کوواریانس شرطی زمان متغیر بر اساس مدل های چند متغیره ناهمسان واریانس را تخمین زدند، سپس بهینه سازی سبد با رویکرد حداقل سازی ریسک سبد سرمایه گذاری سهام بر اساس تئوری پرتفوی مارکویتز انجام شده و وزن های بهینه صنایع چهارگانه ی منتخب در طی زمان مشخص شده اند. نتایج بهینه سازی بیانگر آن است که طی هر سه مدل گفته شده، وزن بیشتر در سبد سرمایه گذاری، به صنایعی اختصاص داده شده است که نوسانات کمتری در بازدهی سهام آن صنایع وجود داشته است. همچنین وزن بهینه در طول زمان، برای صنایعی که نوسانات بازدهی شان افزایش داشته است، در حال کاهش بوده و برعکس در صورت کاهش نوسانات در بازدهی و در طی زمان، سهم بهینه از سبد افزایش یافته است.

در مقاله ای که با عنوان «بهینه سازی سبد سهام با استفاده از برنامه ریزی سازشی ضد ایده آل» توسط مقصود امیری (۱۳۸۸) انجام شد؛ مدلی بر اساس مدل میانگین- واریانس جهت مدل سازی مسأله انتخاب سبد سهام بهینه چند هدفه ارائه شد که از ضرایب بتا در تابع هدف ریسک مدل مارکوویتز استفاده می کند. به منظور بررسی عملکرد و قابلیت کاربرد این روش، مورد کاوی با انتخاب سبد سهامی با ۳۵ شاخص سهام بازار سهام ایران انجام شده است. نتایج به دست آمده از مقایسه دو روش برنامه ریزی سازشی و روش پیشنهادی تحت شرایط یکسان، بیانگر آن است که نتایج روش ارائه شده سازگاری بیشتری با خواسته های تصمیم گیرنده نشان می دهند.

در مقاله ای با عنوان «بهینه سازی و بررسی اثر میزان تنوع بر عملکرد پرتفوی با استفاده از الگوریتم مورچگان» اسلامی بیدگلی و همکاران (۱۳۸۸) به حل مسأله بهینه سازی پرتفوی با محدودیت های کاردینال با استفاده از الگوریتم مورچگان پرداختند. متغیرهای مورد نظر در این مقاله ریسک، بازده و نقدشوندگی بوده و نتایج پژوهش نشان می دهد که سرمایه گذاران می توانند از طریق تشکیل پرتفوی هایی با حجم کمتر و با تخصیص بهینه سرمایه خود به این دارایی ها عملکرد برابر با پرتفوی بسیار متنوع داشته باشند. به علاوه نتایج تحقیق نشان دهنده نزولی بودن مشارکت نهایی سهام اضافی در تنوع پرتفوی می باشد. به این معنی که بعد از رسیدن به حدی معین، افزودن سهام جدید تأثیر چندانی در تنوع پرتفوی و افزایش عملکرد تعدیل شده بر حسب ریسک آن ندارد.

نویدی و همکاران (۱۳۸۸) در مقاله ای با عنوان «تشکیل پرتفوی بهینه در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از الگوریتم ژنتیک» یک روش انتخاب و وزن دهی سبد سهام بر اساس الگوریتم ژنتیک مطرح نمودند. از ویژگی های این الگوریتم می توان به متغیر بودن اندازه پرتفوی، نحوه تولید جمعیت اولیه و تابع برازندگی تعریف شده در آن اشاره نمود. مقایسه عملکرد پرتفوی انتخابی با پرتفوی بازار با استفاده از داده های سال ۱۳۸۰ تا ۱۳۸۴ انجام گرفت. نتایج نشان می دهد که عملکرد پرتفوی به دست آمده به مراتب از عملکرد بازار بهتر است.

مدرس و محمدی استخری در مقاله ای با عنوان «انتخاب یک سبد سهام از بین سهام شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از مدل بهینه سازی الگوریتم ژنتیک» (۱۳۸۶) به منظور انتخاب سبد سهام، الگوریتم ژنتیک را به کار گرفتند. آن ها ۴۰ سهم از بین جامعه ی آماری شرکت های پذیرفته شده در بورس انتخاب و پس از طراحی الگوریتم لازم، مقایسه ای بین نتایج الگوریتم ژنتیک با مدل مارکوویتز و انتخاب تصادفی انجام داده اند. نتایج آن ها بیانگر آن است که بازدهی سبد انتخابی سهام بر اساس الگوریتم ژنتیک بیشتر از مدل های رقیب است.

تقوی فرد و همکاران (۱۳۸۶) در مقاله ای با عنوان «ارائه یک الگوریتم فراابتکاری جهت انتخاب سبد سهام با در نظر گرفتن محدودیت های عدد صحیح» مسأله انتخاب سبد سهام مارکوویتز را در نظر گرفته و در پی رهگیری مرز کارای مورد نظر مدل مارکوویتز تحت شرایط وجود محدودیت های عدد صحیح تعداد سهام بودند. بدین منظور به وسیله الگوریتم ژنتیک، مسأله مقید را با استفاده از داده های واقعی شرکت های داخلی و خارجی حل نموده و با مسأله نامقید مارکوویتز مقایسه نمودند. نتایج به دست آمده حاکی از آن است که الگوریتم پیشنهادی در هر دو نمونه توانسته است در فضای جستجوی موجه، اقدام به بهینه سازی نموده و در نتیجه مسأله سبد سهام مقید را به خوبی حل نماید.

خلیلی عراقی (۱۳۸۵) در مطالعه ای با عنوان «انتخاب برده بهینه سهام با استفاده از برنامه ریزی آرمانی» با استفاده از برنامه ریزی آرمانی، مسأله بهینه سازی سبد سرمایه گذاری را مطالعه کرده است. وی با استفاده از معیار نقدشوندگی سهام شرکت، چند شرکت را انتخاب و سپس به تعیین سبد بهینه پرداخته است. نتایج وی بیانگر آن است که بین ریسک و بازدهی سبد تا حد زیادی توازن برقرار است.

در مقاله ای با عنوان «بهینه سازی سبد سرمایه گذاری با استفاده از روش های برنامه ریزی خطی و ارائه ی یک مدل کاربردی» که توسط ابرزی و همکاران (۱۳۸۴) انجام شد؛ با در نظر گرفتن دانش مدیریت مالی و سرمایه گذاری جهت ارزیابی ریسک و بازده، مدلی جدید را در قالب برنامه ریزی خطی جهت بهینه سازی سبد سرمایه گذاری با در نظر گرفتن نرخ بازده مورد انتظار و حداقل ریسک ارائه نمودند. مدل جدید، مسأله ای با تعداد ۲۰ نوع سهام مورد استفاده تحقیق را، به راحتی و در زمانی بسیار کوتاه حل می نماید. بر اساس نتایج این تحقیق، مدل جدید ریسک نامطلوب را، به میزان بسیار زیادی کاهش داده؛ به گونه ای که این روند با افزایش تعداد سهام مورد مطالعه، به صورت پله ای و نزولی ادامه می یابد.

در مقاله ای با عنوان «تشکیل سبد سهام برای سرمایه گذار مخاطره پذیر، مقایسه شبکه عصبی و مارکوویتز» راعی (۱۳۸۱) شبکه های عصبی مصنوعی را برای انتخاب سبد سهام بهینه برای سرمایه گذار مخاطره پذیر با یک سبد ۱۰ سهمی به کار می گیرد و با مقایسه نتایج مدلی که ارائه کرده است با رویکرد مارکوویتز، عملکرد مدل خود را بهتر می داند.

۲-۱۴- جمع بندی و نتیجه گیری

در این فصل ادبیات نظری و یافته های مطالعات پیشین درباره بهینه سازی سبد سهام مورد بررسی قرار گرفته است. در ابتدای فصل ضمن ارایه تعاریف و اهداف سرمایه گذاری، به مباحث بازده و ریسک و نحوه محاسبه آنها پرداخته شد. در بخشی دیگر از این فصل تاریخچه تئوری پرتفوی، مسأله انتخاب سبد سرمایه گذاری، تعیین پرتفوی کارا و بهینه سازی سبد سهام مورد توجه واقع شد. در ادامه، الگوریتم های فراابتکاری، شبکه های عصبی مصنوعی و معیارهای تمیز آن ها مورد بررسی قرار گرفت. به الگوریتم ژنتیک، اصول، ویژگی ها و ساختار کلی آن نیز در بخش دیگر پرداخته شد. در نهایت نتایج تحقیقات انجام شده در داخل و خارج در خصوص بهینه سازی سبد سهام بیان گردید.

محتوای این فصل از یک سو، ضمن فراهم کردن امکان قضاوت کلی در خصوص بهینه سازی سبد سهام با استفاده از الگوریتم های مختلف، ادبیات موجود در مورد بهینه سازی سبد سهام، دلایل اهمیت آن، شبکه های عصبی و الگوریتم ژنتیک را به تفصیل مورد توجه قرار داده است. این بررسی نشان می دهد به کمک تکنولوژی های مختلف هوش مصنوعی، تحقیقات فراوانی در حوزه بهینه سازی سبد سهام صورت گرفته است. می توان گفت سیستم های منتج از به کارگیری هوش مصنوعی بی گمان در صنعت خدمات مالی، تحولی عظیم ایجاد کرده و این روند ادامه خواهد داشت. شبکه های عصبی مصنوعی در مسائلی که اطلاعاتی پیچیده، مبهم و ناقص از جنبه های متنوع موضوع وجود دارد و با عدم اطمینان بالایی در آن حوزه مواجهیم، کاراتر می باشند. الگوریتم های ژنتیک، با فواید منحصر به فرد خویش کمک شایان توجهی در مسائل بهینه سازی و طبقه بندی کرده و تلفیق آن با دیگر ابزارها همواره مورد توجه محققان می باشد. لذا این پژوهش بر مقایسه نتایج حاصل از دو تکنیک شبکه های عصبی و الگوریتم ژنتیک در مسأله بهینه سازی سبد سهام تأکید دارد.

روش شناسی

فصل سوم

پژوهش

۳-۱- مقدمه

روش تحقیق فرآیندی نظام مند برای پاسخ به یک پرسش یا ارائه راه حل برای یک مسأله است. به این ترتیب به شکل کلی، روش تحقیق را می‌توان مجموعه‌ای از قواعد و ابزارهای معتبر دانست که به شکل منسجم و نظام مند برای بررسی واقعیت‌ها، کشف مجهولات و دستیابی به راه حل مشکلات به کار گرفته می‌شود. در این پژوهش به مسأله بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از شبکه‌های عصبی و الگوریتم ژنتیک پرداخته شده است. در این فصل جامعه آماری و نمونه تحقیق، دوره زمانی تحقیق، روش گردآوری داده‌ها و تعریف عملیاتی متغیرها بیان می‌گردند.

۳-۲- پنجاه شرکت فعال تر بورس

سازمان بورس اوراق بهادار تهران در دوره‌های زمانی سه ماهه اسامی شرکت‌های ممتازی که نسبت به سایر شرکت‌های پذیرفته شده در بورس موقعیت برتری را دارند اعلام می‌نماید. دو معیار مؤثر در برتری شرکت‌ها، قدرت نقدشوندگی و میزان تأثیرگذاری آنها بر بازار می‌باشد که با معیارهایی همچون تعداد سهام خرید و فروش شده، تعداد روزهای خرید و فروش، دفعات داد و ستد، میانگین تعداد سهام منتشره و میانگین ارزش جاری سهام شرکت در دوره بررسی سنجیده می‌شوند. لیست این شرکت‌ها در سه ماهه سوم سال ۹۱ در جدول زیر آمده است:

جدول (۳-۱): فهرست ۵۰ شرکت فعال تر بورس اوراق بهادار تهران-سه ماهه سوم سال ۱۳۹۱

(بورس اوراق بهادار تهران- اداره آمار و اطلاعات)

| ردیف | نام شرکت | ردیف | نام شرکت |
|------|-----------------------------|------|--------------------------------|
| ۱ | سرمایه گذاری ساختمان ایران | ۲۶ | کالسیمین |
| ۲ | بانک پارسیان | ۲۷ | توسعه صنعتی ایران |
| ۳ | سرمایه گذاری ملت | ۲۸ | خدمات انفورماتیک |
| ۴ | ایران ترانسفو | ۲۹ | نوسازی و ساختمان تهران |
| ۵ | سرمایه گذاری صنایع پتروشیمی | ۳۰ | سیمان دورود |
| ۶ | سیمان فارس و خوزستان | ۳۱ | سرمایه گذاری ملی ایران |
| ۷ | سرمایه گذاری شاهد | ۳۲ | سرامیک های صنعتی اردکان |
| ۸ | سرمایه گذاری بهمن | ۳۳ | فرآورده های نسوز ایران |
| ۹ | چینی ایران | ۳۴ | بانک تجارت |
| ۱۰ | کشت و صنعت پیادر | ۳۵ | سرمایه گذاری غدیر |
| ۱۱ | سرمایه گذاری سپه | ۳۶ | سرمایه گذاری پردیس |
| ۱۲ | سرمایه گذاری صنعت و معدن | ۳۷ | پارس خوردو |
| ۱۳ | بانک پاسارگاد | ۳۸ | فولاد مبارکه اصفهان |
| ۱۴ | حفاری شمال | ۳۹ | سایپا |
| ۱۵ | بانک اقتصاد نوین | ۴۰ | صنایع کاشی و سرامیک سینا |
| ۱۶ | لیزینگ خودرو غدیر | ۴۱ | دارویی رازک |
| ۱۷ | توسعه صنایع بهشهر | ۴۲ | پشم و شیشه ایران |
| ۱۸ | صنایع آذر آب | ۴۳ | سایپا آذین |
| ۱۹ | تولیدی گرانتیت بهسرام | ۴۴ | کنترل خوردگی تکین کو |
| ۲۰ | بانک سینا | ۴۵ | داروسازی جابرین حیان |
| ۲۱ | ایران یاساتایرورابر | ۴۶ | ایران خودرو |
| ۲۲ | سرمایه گذاری صنعت نفت | ۴۷ | مخابرات ایران |
| ۲۳ | مس شهید باهنر | ۴۸ | کاشی سعدی |
| ۲۴ | سرمایه گذاری پارس توشه | ۴۹ | توریستی و رفاهی آبادگران ایران |
| ۲۵ | سرمایه گذاری مسکن | ۵۰ | لیزینگ رایان سایپا |

۳-۳- جامعه و نمونه آماری

در بورس اوراق بهادار تهران حدود ۴۷۰ شرکت پذیرفته شده‌اند. از آن جایی که برای مدل سازی شبکه های عصبی احتیاج به تعداد زیادی داده داریم؛ لذا نمونه ای که انتخاب می شود باید در کل دوره پژوهش دارای تعداد روز معاملاتی نسبتاً بالایی باشد. بنابراین انتخاب از میان ۵۰ شرکت فعال تر بورس اوراق بهادار تهران در سه ماهه سوم ۹۱ انجام شد. به منظور تسهیل کاربرد مدل ها در انتخاب سبد سهام بهینه نیز، از میان شرکت های فعال تر بر صنایع سایر واسطه گری های مالی، سایر محصولات کانی غیرفلزی و خودرو و ساخت قطعات متمرکز شدیم که سال مالی آنها نیز منتهی به ۲۹ اسفند باشد. دلایل انتخاب این صنایع را می توان اینگونه مطرح نمود:

صنعت سایر واسطه گری های مالی، صنعتی هستند که با تحولات روز افزون مواجه است. به نظر می رسد انتخاب سبد سهام در اینگونه شرکت ها توسط نیروهای متخصص و منابع انسانی توانمندی که در اختیار دارند با درایت و مطالعه انجام شده است و لذا از مخاطره چندان بر خوردار نیست. این قبیل شرکت ها به پرداخت بازده نقدی به سهامداران تمایلی ندارند و اغلب منابع حاصل از سود ناشی از قیمت را در حسابی ذخیره و سپس از طریق افزایش سرمایه و با انتشار سهام جدید به سهامداران واگذار می کنند. در کشورهای در حال توسعه صنعت سایر محصولات کانی غیرفلزی از رونق نسبی برخوردار است و جزء صنایع پایه محسوب می شود. در کشور ما نیز با وجود ذخایر عظیم معدنی و کاربرد محصولات چنین صناعی در ساخت و ساز زیر ساختار های اقتصاد این رونق نسبی برقرار است. اما به دلیل ابهامات موجود در راستای کنترل و یا آزادسازی قیمت محصولات این صنایع توسط دولت و شبهاتی دال بر حضور این محصولات در بورس کالا، صنعت مذکور از موقعیت چندان پایداری برخوردار نیست و با مخاطره همراه است؛ اما با توجه به غیرممکن بودن جانشینی آن با واردات، از یک طرف و نیاز فراوان به سرمایه گذاری در زیر ساختارهای اقتصادی کشور در شرایط کنونی از طرف دیگر، این صنعت از اهمیت به سزایی برخوردار است.

صنعت خودرو و ساخت قطعات نیز با بیش از نیم قرن تجربه جزء صنایع با ثبات محسوب شده و اغلب بازده نقدی مداوم و قابل قبولی به سهامداران خود ارائه می نماید.

با توجه به موارد مطرح شده تعداد شرکت ها به ۸ شرکت رسید؛ که این تعداد تشکیل دهنده نمونه پژوهش حاضر می باشند.

۳-۴- دوره زمانی تحقیق

دوره زمانی این تحقیق یک سال در نظر گرفته شده است که از ۲۹ اسفند ۹۰ تا ۲۹ اسفند ۹۱ را در بر می‌گیرد.

۳-۵- روش تحقیق

تحقیق حاضر از لحاظ هدف کاربردی است؛ زیرا در پی حل یکی از مسائل جاری مدیریت سرمایه‌گذاری در شرکت‌ها و مؤسسات سرمایه‌گذاری کشور است و از لحاظ ماهیت و روش توصیفی-همبستگی است که در این نوع از تحقیقات، داده‌ها بدون اینکه در متغیرها دخالتی صورت گیرد جمع‌آوری می‌شوند.

۳-۶- روش گردآوری اطلاعات

مرحله گردآوری اطلاعات، آغاز فرایندی است که طی آن محقق یافته‌های میدانی و کتابخانه‌ای حسب مورد را گردآوری می‌کند و به روش استقرایی به فشرده‌سازی آن‌ها از طریق طبقه‌بندی و سپس تجزیه و تحلیل می‌پردازد و فرضیه‌های تدوین شده خود را مورد ارزیابی قرار می‌دهد و در نهایت حکم صادر می‌کند و پاسخ مسأله تحقیق را به اتکای آن‌ها می‌یابد؛ به عبارتی محقق به اتکای اطلاعات گردآوری شده واقعیت و حقیقت را آن‌طور که هست کشف می‌نماید (حافظ نیا، ۱۳۸۸) که در این پژوهش نیز با استفاده از نرم افزار Excel به محاسبه پارامترهای تحقیق شامل بازده، نیم واریانس و نیم کوواریانس بین بازده اوراق بهادار پرداخته شده است. این گونه داده‌ها مشخصاً دارای اعتبار و روایی مناسب می‌باشند. پس از انجام محاسبات اولیه، نرم افزار متلب برای اجرای مدل به کار گرفته شد.

برای تدوین بخش نظری، از اطلاعات مندرج در اسناد و مدارک موجود شامل کتاب‌ها، مقاله‌ها و پایان‌نامه‌های مرتبط با موضوع استفاده شده است. داده‌های کمی مورد نیاز برای انجام پژوهش نیز با توجه به متغیرهای مورد نظر از داده‌های منتشر شده توسط سازمان بورس اوراق بهادار به دست آمده است.

۳-۷- سؤال اصلی و فرضیه‌های تحقیق

سؤال اصلی

- آیا شبکه عصبی در حل مسأله بهینه‌سازی سبد سهام از الگوریتم ژنتیک کارآمدتر خواهد بود؟

۳-۸- تعریف عملیاتی متغیرهای تحقیق

۳-۸-۱- بازده

معمولاً بازده کل در یک دوره معین شامل هرگونه وجوه نقدی دریافتی به اضافه تغییرات در طول دوره، تقسیم بر قیمت اوراق یا دارایی در زمان خرید است. بازده کل به صورت زیر محاسبه می شود (جونز، ۱۳۹۰):

$$TR = \frac{(P_E - P_B) + CF_t}{P_B} \quad (۳-۱)$$

که در آن P_B بیانگر قیمت خرید دارایی یا قیمت در شروع دوره و P_E بیانگر قیمت در پایان دوره یا قیمت فروش می باشد. CF_t نیز بیانگر جریان نقدی در طول دوره مورد نظر t است.

۳-۸-۲- ریسک

برای اندازه گیری ریسک از نیم واریانس به صورت زیر استفاده می شود (Estrada, 2007b):

$$\text{Semivar} = E\{[\text{Min}(R_i - \mu_i), 0]^2\} \quad (۳-۲)$$

R_i : بازده دارایی i

μ_i : میانگین بازده دارایی i

E : عملگر امید ریاضی

۳-۸-۳- نیم کوواریانس

استرادا نیم کوواریانس بین دارایی i و j را به صورت زیر تعریف نمود (Estrada, 2007b):

$$\text{Semi cov}_{ij} = E\{\text{Min}(R_i - \mu_i, 0) * \text{Min}(R_j - \mu_j, 0)\} \quad (۳-۳)$$

۳-۹- مدل میانگین- نیم واریانس

جهت کمی نمودن و اندازه گیری ریسک تاکنون معیارهای گوناگونی از قبیل دامنه تغییرات، دامنه چارکی، واریانس، انحراف معیار، انحراف مطلق از میانگین و نیم واریانس ارائه شده است. یکی از رایج ترین این معیارها، واریانس و بتای محاسبه شده بر اساس آن می باشد. اما نمی توان هر گونه انحراف از میانگین را ریسک محسوب نمود. برای رفع این نقیصه می توان از نیم واریانس و بتای محاسبه شده بر اساس آن به عنوان یکی از معیارهای ریسک نامطلوب استفاده نمود. یکی دیگر از دلایل استفاده از معیارهای ریسک نامطلوب، احتمال نرمال نبودن توزیع بازده سهام است که در این صورت واریانس و بتای معمولی پاسخگوی انتظارات تحلیل گران ریسک نخواهد بود (تهرانی و پیمانی، ۱۳۸۷).

در واقع هر چند مدل میانگین- واریانس مارکوویتز از لحاظ نظری با روش‌های برنامه‌ریزی ریاضی قابل حل است؛ اما در عمل مشکلاتی در این زمینه وجود دارد. واریانس حداقل به دو دلیل نمی‌تواند با مفهوم ریسک سازگار باشد: اول اینکه، واریانس تنها زمانی که توزیع بازدهی متقارن باشد؛ سنج مناسبی برای ریسک است و دوم اینکه، زمانی می‌توان به طور مستقیم از واریانس به عنوان معیاری از ریسک استفاده کرد که توزیع بازدهی دارای‌ها نرمال باشد. در عین حال، تقارن و نرمال بودن بازدهی سهام توسط شواهد تجربی به طور جدی زیر سؤال می‌رود. از طرف دیگر نیم واریانس بازدهی بنا به دلایل زیر می‌تواند معیار مناسبی از ریسک باشد. نخست این که بدیهی است سرمایه‌گذاران از تغییرات مطلوب گریزان نیستند؛ بلکه فقط از تغییرات نامطلوب گریزانند. دوم اینکه در هر دو حالت متقارن و نامتقارن بودن توزیع بازدهی، نیم واریانس می‌تواند به طور مستقیم بیان‌کننده مفهوم واقعی ریسک باشد. به عبارت دیگر نیم واریانس حداقل می‌تواند به اندازه واریانس بیان‌کننده مفهوم ریسک باشد (Estrada, 2007a).

از همان اوایل، مارکوویتز نسبت به تعریف دیگری از ریسک علاقه نشان داد که همان نیم واریانس می‌باشد. در حقیقت مارکوویتز یک فصل از کتابش را به بحث درباره نیم واریانس اختصاص داد؛ به طوری که می‌گوید: این گونه به نظر می‌رسد که تحلیل بر پایه نیم واریانس سبب‌های بهتری از تحلیل بر پایه واریانس ایجاد می‌کند. در چاپ اصلاح شده کتابش در ۱۹۹۱ می‌گوید: نیم واریانس موجه‌ترین روش محاسبه ریسک است (Markowitz, 1991). با توجه به این معیار تنها بازده‌های تصادفی که از میانگین بازده پایین‌تر باشند؛ در محاسبه ریسک مورد استفاده قرار می‌گیرند. در حقیقت در این تعریف از ریسک، میزان انحراف از بازده مورد انتظار تا جایی خطر آفرین است که به زیان سرمایه‌گذار بینجامد و در غیر این صورت انحراف از بازده هیچ گونه ریسکی ایجاد نمی‌نماید. لذا در محاسبه ریسک در مواقعی که مقدار بازده تصادفی از بازده مورد انتظار بیشتر باشد؛ مقدار صفر را جایگزین تفاوت آن دو می‌نمایم (Jin et al., 2006).

همان گونه که مطرح شد یکی از پرکاربردترین مدل‌ها برای انتخاب سبد سهام، مدل مارکوویتز می‌باشد. در این پژوهش با هدف نزدیک کردن این مدل به بازار واقعی و کاربردی‌تر کردن این مدل و در نهایت هدایت سرمایه‌گذاران بازار سهام به سمت انتخابی مطمئن‌تر به توسعه و حل این مدل پرداخته می‌شود.

فرناندز و گومز الگوی مارکوویتز را با افزودن محدودیت‌هایی اصلاح کردند و الگوی زیر را ارائه نمودند (Fernandez & Gomez, 2007).

(2007)

$$\text{Minimize } \lambda \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N x_i x_j \sigma_{ij} - (1 - \lambda) \sum_{i=1}^N x_i \mu_i \quad (۴-۳)$$

Subject to:

$$\sum_{i=1}^N x_i = 1 \quad (۵-۳)$$

$$\sum_{i=1}^N z_i = K \quad (۶-۳)$$

$$\varepsilon_i z_i \leq x_i \leq \delta_i z_i \quad (۷-۳)$$

$$Z_i \in \{0, 1\} \quad (۸-۳)$$

$$x_i \geq 0 \quad i=1, 2, 3, \dots, N \quad (۹-۳)$$

در این پژوهش با به کار بردن نیم واریانس به جای واریانس به مدل جدیدی دست می یابیم که به صورت زیر ارائه می شود:

$$\text{Minimize } \lambda \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N x_i x_j \text{semi cov}_{ij} - (1 - \lambda) \sum_{i=1}^N x_i \mu_i \quad (۱۰-۳)$$

Subject to:

$$\sum_{i=1}^N x_i = 1 \quad (۱۱-۳)$$

$$\text{Semi cov}_{ij} = E\{\text{Min}(R_i - \mu_i, 0) * \text{Min}(R_j - \mu_j, 0)\} \quad (۱۲-۳)$$

$$\sum_{i=1}^N z_i = K \quad (۱۳-۳)$$

$$\varepsilon_i z_i \leq x_i \leq \delta_i z_i \quad (۱۴-۳)$$

$$Z_i \in \{0, 1\} \quad (۱۵-۳)$$

$$x_i \geq 0 \quad i=1, 2, 3, \dots, N \quad (۱۶-۳)$$

که N تعداد دارایی ها، μ_i میانگین بازده دارایی i و Semi cov_{ij} نیم کوواریانس بین دارایی های i و j می باشد. λ یک پارامتر وزن دهی است که مقدار آن در $[0, 1]$ تغییر می کند و توسط آن میزان ارزش دهی سرمایه گذار به ریسک یا بازده اعمال می گردد. یعنی با افزایش λ ، هدف افزایش بازده اهمیت می یابد و به طور هم زمان چون مقدار $(1-\lambda)$ کاهش می یابد؛ وزن هدف کمینه نمودن ریسک کمتر می شود. متغیر تصمیم X_i نسبت سرمایه گذاری در دارایی i را نشان می دهد. ε_i و δ_i به ترتیب حد پایین و بالای متغیر i ام می باشند. اگر در سهم i سرمایه گذاری شود؛ مقدار Z_i برابر یک و چنان چه در این سهم سرمایه گذاری نشود؛ مقدار Z_i برابر صفر خواهد بود. در این فرمول K تعداد سهامی است که سرمایه گذار مایل است در سبد خود داشته باشد و در آن ها سرمایه گذاری نماید. چنان چه مشاهده می شود؛ ورود این محدودیت فضای پیوسته جستجو را به یک فضای گسسته و غیر خطی تبدیل می نماید. که این امر موجب پدید آمدن ترکیبی از برنامه ریزی کوادراتیک و عدد صحیح غیر خطی شده است که یک مسأله سخت برای حل است (Fernandez & Gomez, 2007).

فصل چهارم

تجزیه و تحلیل

داده ها

۴-۱- مقدمه

به منظور اتخاذ تصمیمات مناسب، داده های جمع آوری شده باید مورد تجزیه و تحلیل قرار گیرند. در این فصل داده ها، مدل سرمایه گذاری با استفاده از شبکه های عصبی، مدل سرمایه گذاری با استفاده از الگوریتم ژنتیک و مقایسه نتایج این دو روش بیان شده است.

۴-۲- داده های پژوهش

داده های کمی مورد نیاز برای انجام پژوهش با توجه به متغیرهای مورد نظر از داده های منتشر شده توسط سازمان بورس اوراق بهادار به دست آمده است و با استفاده از نرم افزار Excel به محاسبه پارامترهای پژوهش شامل بازده، نیم واریانس و نیم کوواریانس بین بازده اوراق بهادار پرداخته شده است. پس از انجام محاسبات اولیه، نرم افزار متلب برای اجرای مدل به کار گرفته شد. جدول ۴-۱ داده های مربوط به ۸ سهم را نشان می دهد:

جدول (۴-۱): داده های ۸ سهم پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران

| شماره سهم | میانگین بازده | نیم واریانس بازده | تعداد روزهای معاملاتی |
|-------------------------|---------------|-------------------|-----------------------|
| ۱ | -۰/۰۰۱۸ | ۰/۰۰۰۴ | ۲۲۴ |
| ۲ | -۰/۰۰۱۷ | ۰/۰۰۰۲۴۱ | ۲۰۷ |
| ۳ | -۰/۰۰۰۲ | ۰/۰۰۰۹۷۶ | ۲۰۲ |
| ۴ | -۰/۰۰۲۴ | ۰/۰۰۰۸۳۶ | ۱۸۹ |
| ۵ | ۰/۰۰۴۹ | ۰/۰۰۰۷۸۹ | ۲۲۱ |
| ۶ | ۰/۰۰۵۸ | ۰/۰۰۰۴۶۶ | ۲۲۲ |
| ۷ | ۰/۰۰۶۲ | ۰/۰۰۰۴۸۴ | ۲۱۹ |
| ۸ | -۰/۰۰۳۳ | ۰/۰۰۰۵۵۴ | ۲۱۲ |
| تعداد روزهای مورد بررسی | | | ۱۶۹۶ |

۴-۳- مدل سرمایه گذاری با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی

۴-۳-۱- طراحی شبکه عصبی

ابتدا داده های خام به صورت روزانه از بازار سهام جمع آوری گردید. این داده ها مربوط به ۸ شرکت انتخابی از بازار بورس اوراق بهادار تهران هستند. سپس پیش پردازش داده ها جهت به دست آوردن بازده، نیم واریانس و نیم کوواریانس هر جفت سهام صورت گرفت و مدل های شبکه های عصبی طراحی گردید. تعداد نورون های لایه اول ۳۰، تعداد نورون های لایه دوم ۱۵ و تعداد لایه های پنهان نیز در این پژوهش ۲ در نظر گرفته شد. معماری شبکه، یک شبکه پرسپترون چهار لایه انتخاب شد. برای نورون های لایه پنهان از تابع عملکرد سیگموئید و برای نورون های لایه خروجی از تابع عملکرد خطی استفاده می شود.

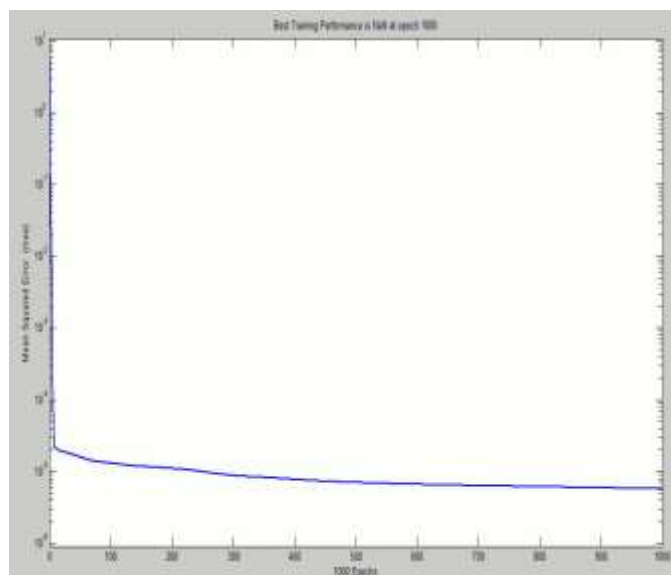
۴-۳-۲- آموزش شبکه عصبی

افق زمانی داده ها از تاریخ ۱۳۹۰/۱۲/۲۹ تا ۱۳۹۱/۱۲/۲۹ می باشد. ۷۰٪ از داده ها (۱۱۹۲) به عنوان مجموعه آموزشی انتخاب گردید و مابقی داده ها (۵۰۴) برای آزمایش و تست مدل، مورد استفاده قرار گرفت. همان گونه که در قسمت قبل اشاره شد؛ معماری شبکه مورد استفاده در این پژوهش پرسپترون چهار لایه است که شبکه های عصبی پرسپترون چند لایه به روش یادگیری با پاسخ آموزش داده می شوند. به این معنی که در طی فرآیند آموزش، هم ورودی ها و هم خروجی های مورد نظر مورد استفاده قرار می گیرند. به طور خلاصه می توان گفت در این الگوریتم ابتدا مجموعه ای از ورودی ها و خروجی های متناظر آنها در نظر گرفته می شوند. سپس یک الگوی ورودی به یک شبکه اعمال شده و خروجی متناظر و همچنین مقدار خطا محاسبه می گردد و وزن های شبکه عصبی طوری تنظیم می شوند که یک تابع هدف مثلاً میانگین مربعات خطا کمینه گردد. این فرآیند آنقدر ادامه می یابد تا تابع هدف مذکور به مقدار مورد نظر کاهش یابد.

ورودی های نورون یعنی X_1, X_2, \dots, X_n ضرب در مقادیر وزنه های W_1, W_2, \dots, W_n شده و سپس این ورودی های وزن دار شده با یک بایاس با ورودی ثابت ۱ جمع می شوند و حاصل جمع به دست می آید. مجموع به دست آمده از یک تابع عملکرد غیر خطی f عبور داده می شود تا خروجی نهایی به دست آید. به عبارت دیگر داریم:

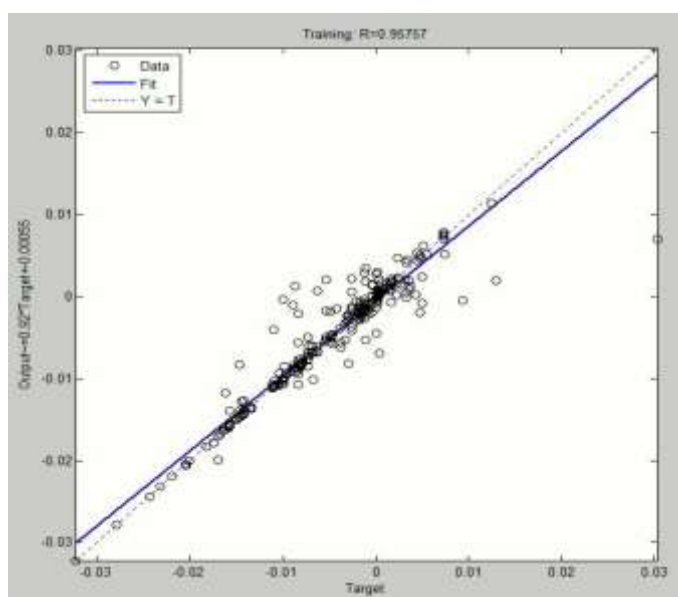
$$Y = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + w_0\right) \quad (1-4)$$

در زیر می توان نمودار میانگین مربعات خطا و رگرسیون حاصل از آموزش شبکه را مشاهده نمود:



شکل (۴-۱): میانگین مربعات خطا

نمودار فوق نشان دهنده نزولی بودن میانگین مربعات خطا و عملکرد مناسب آموزش شبکه می باشد.



شکل (۴-۲): رگرسیون شبکه

نمودار فوق، نمودار رگرسیون مربوط به خروجی می باشد و از آن جایی که مقدار R-Value حدود 0.96 می باشد؛ خروجی

معقول و مناسب است.

جدول زیر میانگین بازده و ریسک سبد را که خروجی های این پژوهش بوده اند؛ ارائه می کند:

جدول (۴-۲): نتایج اجرای شبکه های عصبی

| ریسک سبد سهام | میانگین بازده سبد سهام |
|---------------|------------------------|
| ۰/۰۰۱۴۷ | ۰/۲۷۸۸ |

۴-۴- مدل سرمایه گذاری با استفاده از الگوریتم ژنتیک

۴-۴-۱- نحوه عمل الگوریتم ژنتیک

در مرحله اول جمعیت اولیه ای به طور تصادفی انتخاب می شود، که نشان دهنده تعداد سبد سهام هستند و هر یک از سبد ها معرف یک کروموزوم و هر یک از سهام موجود در سبد معرف یکی از ژن های کروموزوم می باشند. در مرحله دوم بر اساس ریسک و بازده، به هر سبد امتیازی داده می شود. معیارهایی که در این مرحله مورد استفاده قرار می گیرند، به صورت تابع ریاضی که تابع هدف یا بهینه نامیده می شود، مشخص می شود و بر هر یک از سبدها (کروموزوم ها) اعمال می گردد. در مرحله سوم، کروموزوم هایی که امتیاز بالاتری دارند اجازه ساخت و تولید بیشتر یافته و کروموزوم هایی با سطح امتیاز پایین حذف می شوند. در این مرحله برای تولید جمعیت جدید از عملگرهای انتخاب، تقاطع، جهش استفاده می شود و در نهایت جمعیت جدید ایجاد می شود. در مرحله بعد چنانچه شرط توقف مسأله محقق شده باشد برنامه متوقف شده و سبد انتخاب شده به عنوان پاسخ مسأله و سبد بهینه سهام معرفی می شود، در غیر این صورت از مرحله دوم مجدداً تکرار می شود. لازم به توضیح می باشد که به جهت نوع و هدف مسأله بهینه سازی هیچ یک از افراد حذف نمی شوند. جدول ۴-۳ پارامترهای استفاده شده در اجرای الگوریتم ژنتیک را نشان می دهد:

جدول (۴-۳): پارامترهای استفاده شده در الگوریتم ژنتیک

| | |
|-----|-------------------------------|
| ۵۰ | جمعیت اولیه |
| ۱۰۰ | تعداد نسل ها |
| ۰/۹ | احتمال عملگر تقاطعی (P_c) |
| ۰/۶ | احتمال عملگر جهشی (P_m) |

با توجه به جدول فوق، بر اساس اندازه جمعیت اولیه تعریف شده، ۵۰ سبد سهام را به عنوان کروموزوم تولید می شود که نحوه انتخاب آنها بر اساس چرخ رولت می باشد. در مکانیزم چرخ رولت احتمال انتخاب هر عضو متناسب با برازندگی در نظر گرفته می شود و گاه اعضایی که برازندگی آنها از یک معیار بهتر نباشد از شرکت در انتخاب محروم می گردند و فرآیند تکامل را تا ۱۰۰ نسل ادامه می دهیم.

تابع برازش به صورت زیر می باشد:

$$F(x) = \lambda \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N x_i x_j \text{semi cov}_{ij} - (1 - \lambda) \sum_{i=1}^N x_i \mu_i \quad (2-4)$$

که $f(x)$ مقدرا برازش بردار جواب x است. X_i مقدار متغیر تصمیم را در بردار جواب نشان می دهد.

در الگوریتم ارائه شده در جدول ۴-۴ برای هر یک از محدودیت های مسئله کدی وجود دارد که با استفاده از نرم افزار MATLAB R2009a و با در نظر گرفتن مقادیر $\varepsilon_i = 0.001$ ($i = 1, \dots, N$) و $\delta_i = 0.99$ ($i = 1, \dots, N$) و $\Delta\lambda = 0.02$ محاسبه شده است.

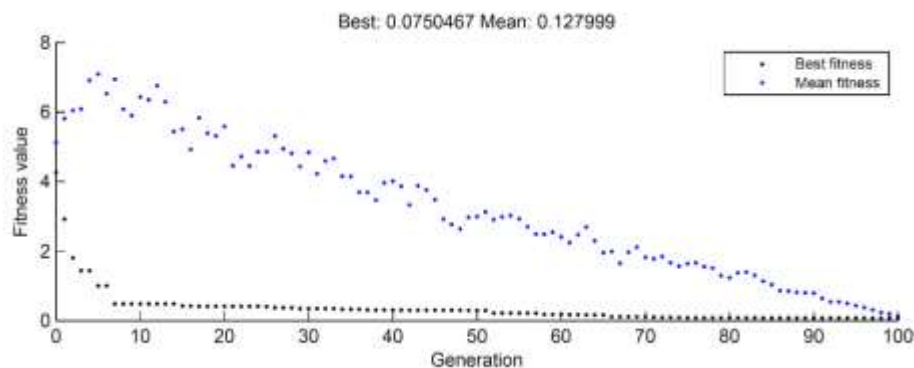
جدول (۴-۴): الگوریتم مربوط به اعمال محدودیت های مسئله بهینه سازی سبد سهام

| | |
|--|---|
| <p>بردار X': نسل جدید</p> <p>مجموعه Q: مجموعه K^* سهم موجود در نسل جدید</p> <p>X'_i: نسبت سهم i در پرتفوی X'</p> <p>Z'_i: مقدار متغیر تصمیم در مورد سهم i در پرتفوی X'</p> | $\eta = \sum_{i \in Q} \max(0, x'_i - \delta_i)$ |
| | $\phi = \sum_{i \in Q} \max(0, \varepsilon'_i - x'_i)$ |
| | IF $\eta = 0$ and $\phi = 0$ then |
| | خروج از الگوریتم |
| | End If |
| | $t_i = \max(0, \delta_i - x'_i) \quad \forall i \in Q$ |
| Begin | $\delta^* = \sum_{i \in Q} t_i$ |
| $Z'_i = \text{ceil}(x'_i)$ | |
| While ($K^* < K$) | $\phi = \sum_{i \in Q} \max(0, \varepsilon_i - x'_i)$ |
| دارایی با کوچک ترین مقدار c که $i \notin Q$ باشد $i =$ | $e_i = \max(0, x'_i - \varepsilon_i) \quad \forall i \in Q$ |
| $z'_i = 1$ | $\varepsilon^* = \sum_{i \in Q} \varepsilon_i$ |
| $Q = Q \cup [i]$ | For $i = 1$ to N |
| $K^* = K^* + 1$ | If $z'_i = 1$ then |
| End While | If $t_i > 0$ then |
| While ($K_p^* > K$) | $x'_i = x'_i + (t_i / \delta^*) \times \eta$ |

| | |
|---|---|
| دارایی با کوچک ترین مقدار c که $i \in Q$ باشد $i =$ | Else |
| $z'_i = 0$ | $x'_i = \delta_i$ |
| $Q = Q \cup [i]$ | End If |
| $K^* = K^* - 1$ | If $e_i > 0$ then |
| End While | $x'_i = x'_i + (e_i / \varepsilon^*) \times \Phi$ |
| | Else |
| $\chi = \sum_{i \in Q} x'_i$ | $x'_i = e_i$ |
| $x'_i = x'_i / \chi \quad \forall i \in Q$ | End If |
| | End If |
| | End For |
| | End |

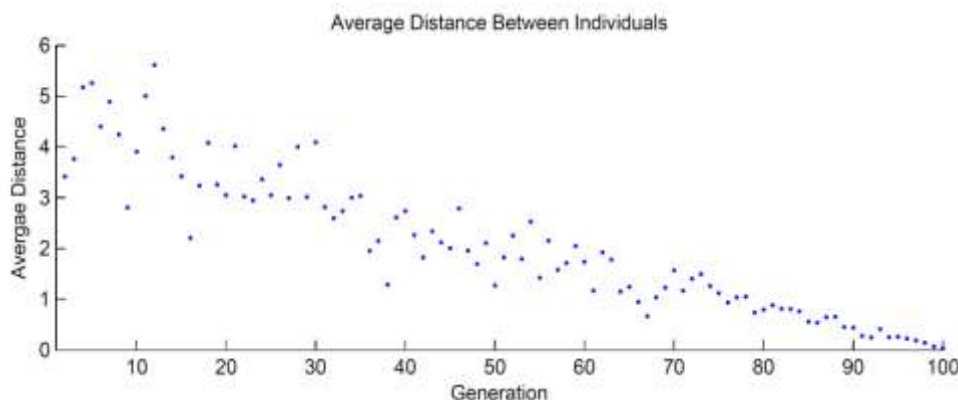
۴-۴-۲- همگرایی الگوریتم ژنتیک

در شکل زیر روند همگرایی الگوریتم برای جستجوی جواب بهینه، یکی از تکرارهای مدل را نشان داده شده است. با توجه به مبانی نظری الگوریتم ژنتیک با رفتن از یک نسل به نسل دیگر مقدار تابع هدف بهبود می یابد با توجه به اینکه در مدل پیشنهادی هدف حداقل کردن ریسک و حداکثر کردن بازده است انتظار می رود که با افزایش نسل، نمودار روند نزولی را طی نماید که نمودار زیر نشان دهنده ی عملکرد درست عملگرهای الگوریتم می باشد.



شکل (۴-۳): نتایج بهترین برازندگی و برازندگی میانگین

دو نمودار فوق در شکل بالا روند همگرایی به جواب بهینه را به خوبی نشان می دهند؛ زیرا در آخرین نسل به هم نزدیک شده اند. نمودار بالایی بهترین جواب تا آن نسل و نمودار پایینی متوسط بهترین جواب تا آن نسل را نشان می دهد. شکل ۴-۴ نیز فاصله متوسط بین کروموزوم ها را نشان می دهد که معیاری برای کمیت تنوع بین کروموزوم های جمعیت در یک نسل است.



شکل (۴-۴): فاصله متوسط بین کروموزوم ها

برای ارزیابی جواب ها، ابتدا می بایست W_i مرتبط با هر دارایی موجود در پرتفوی محاسبه گردد. می دانیم که به هر دارایی باید به اندازه مینیمم مقدار آن (ε_i) نسبت تعلق گیرد. و لذا نسبت $1 - \sum \varepsilon_i$ از پرتفوی خالی می ماند. با استفاده از مقادیر S_i که به صورت تصادفی تولید شده است می توان این تخصیص را صورت داد. ابتدا این مقادیر را نرمال سازی کرده، سپس در نسبت خالی پرتفوی ضرب کرده تا درصد تخصیص یافته هر دارایی به فضای خالی پرتفوی به دست آید. نتیجه را با حد پایین جمع می کنیم. بدین ترتیب W_i ها محاسبه می گردند. این مقادیر حدود پایین را ارضا کرده و جمعشان نیز ۱ است.

اما ممکن است نسبت بعضی از دارایی ها از حد مجاز W_i آنها بالاتر رفته باشد. لذا آن هایی را که نسبتشان از حد مجاز بالاتر باشد را به حد مجاز بالا می رسانیم و عمل محاسبه را بدون در نظر گرفتن آن دارایی ها انجام می دهیم تا زمانی که دیگر هیچ دارایی دارای چنین شرایطی نباشد. حال می توان با استفاده از تابع هدف موجود، مقدار ریسک و بازده سرمایه را محاسبه نمود. در جدول ۴-۵ مقدار وزن های اختصاص داده شده به هر سهم بیان شده است:

جدول (۴-۵): وزن های اختصاص داده شده توسط الگوریتم ژنتیک در بهینه سازی سبد سهام

| W_1 | W_2 | W_3 | W_4 |
|--------|--------|--------|--------|
| ۰/۲۲۰۵ | ۰/۲۹۷۸ | ۰/۰۵۱۲ | ۰/۱۶۴۸ |
| W_5 | W_6 | W_7 | W_8 |
| ۰/۰۲۰۱ | ۰/۱۶۵۲ | ۰/۰۳۲۳ | ۰/۰۴۸۱ |

جدول ۴-۶ نیز نتایج اجرای الگوریتم ژنتیک را نشان می دهد:

جدول (۴-۶): نتایج اجرای الگوریتم ژنتیک

| میانگین بازده سبد سهام | ریسک سبد سهام |
|------------------------|---------------|
| ۰/۲۰۴۹ | ۰/۰۱۹۴ |

۴-۵- مقایسه نتایج شبکه های عصبی و الگوریتم ژنتیک

همان گونه که پیش از این نیز اشاره شد؛ هدف این پژوهش مقایسه نتایج حاصل از اجرای شبکه های عصبی و الگوریتم ژنتیک

بوده است. جدول زیر مقایسه نتایج به دست آمده از این دو روش را نشان می دهد:

جدول (۴-۷): مقایسه نتایج شبکه های عصبی و الگوریتم ژنتیک

| نوع الگوریتم | | نتایج |
|----------------|-------------------|---------|
| شبکه های عصبی | میانگین بازده سبد | ۰/۲۷۹۸ |
| | ریسک سبد | ۰/۰۰۱۴۷ |
| الگوریتم ژنتیک | میانگین بازده سبد | ۰/۲۰۴۹ |
| | ریسک سبد | ۰/۰۱۹۴ |

همان طور که در جدول بالا مشخص است وضعیت شبکه های عصبی نسبت به الگوریتم ژنتیک بهتر می باشد. زیرا میانگین

بازدهی سبد سهام از الگوریتم ژنتیک بیشتر و ریسک آن کمتر است. به این ترتیب می توان ادعا کرد شبکه های عصبی از الگوریتم

ژنتیک در حل مسأله بهینه سازی سبد سهام کارآمدتر می باشند.

۴-۶- جمع بندی و نتیجه گیری

در این فصل داده های پژوهش، شبکه های عصبی، مدل سرمایه گذاری با استفاده از آن ها، معماری شبکه، نحوه آموزش، میانگین مربعات خطا و خروجی نهایی ارائه شد. سپس الگوریتم ژنتیک، تابع برازش، نحوه عمل آن، همگرایی و نتایج نهایی ارائه گردید. مقایسه نتایج مربوط به میانگین بازده سبد و ریسک سبد نشان داد که شبکه عصبی در این پژوهش بهتر از الگوریتم ژنتیک عمل کرده و کارایی بهتری داشته است.

نتیجه گیری و

پیشنهادها

فصل پنجم

۵-۱- مقدمه

یکی از قسمت‌های مهم پژوهش که در واقع می‌تواند راهی برای تبدیل نظریات به عمل به منظور موفقیت در آینده باشد، نتیجه‌گیری‌های صحیح و پیشنهادهای مربوط و مناسب است. در فصل‌های قبلی ادبیات نظری، روش‌شناسی و مدل ریاضی پژوهش، تجزیه و تحلیل اطلاعات و یافته‌های پژوهش به تفصیل ارائه گردید. این فصل به جمع‌بندی مباحث و نتیجه‌گیری پرداخته است و با ارائه پیشنهادهایی برای پژوهش‌های آتی خاتمه می‌یابد.

۵-۲- خلاصه پژوهش

انتخاب و بهینه‌سازی سبد سهام در مباحث سرمایه‌گذاری کاری دشوار است. سرمایه‌گذار خود را در مقابل انتخاب‌های فراوانی می‌بیند که باید یکی از آنها را به عنوان بهترین روش انتخاب کند. این موضوع در حالت حداقل کردن ریسک در صورت ثابت در نظر داشتن بازده با استفاده از فرمول‌های ریاضی و از طریق یک معادله درجه دوم قابل حل است، اما در دنیای واقعی با توجه به تعداد انتخاب‌های زیاد رویکرد ریاضی مورد استفاده برای حل این مدل، نیازمند محاسبات و برنامه‌ریزی وسیع است. گوناگونی ابزارهای سرمایه‌گذاری و متفاوت بودن تابع مطلوبیت افراد در مقایسه با یکدیگر به پیچیده شدن فرآیند انتخاب منجر گردیده است. با توجه به کارایی الگوریتم‌های فراابتکاری در حل چنین مسائلی در این پژوهش از شبکه‌های عصبی و الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. همان‌طور که پیش از این نیز اشاره شده بود، هدف این پژوهش بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از شبکه‌های عصبی و مقایسه آن با الگوریتم ژنتیک می‌باشد؛ به گونه‌ای که ضمن بیشینه نمودن بازده، ریسک سرمایه‌گذاری را نیز کمینه کند. بدین ترتیب به جمع‌آوری داده‌های مربوط به ۸ سهم پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران و محاسبه متغیرها با استفاده از نرم افزار اکسل پرداخته شد و از نرم افزار متلب به منظور اجرای مدل استفاده گردید.

۵-۳- تحلیل نتایج

هدف اصلی این پژوهش پاسخ به این سؤال بود که «آیا شبکه عصبی در حل مسأله بهینه‌سازی سبد سهام از الگوریتم ژنتیک

کارآمدتر خواهد بود؟»

پس از طراحی و اجرای شبکه های عصبی و الگوریتم ژنتیک در نرم افزار متلب میانگین بازده سبد سهام و همچنین ریسک سبد به صورت زیر به دست آمد. همان طور که نتایج نشان می دهند؛ عملکرد شبکه عصبی بهتر از الگوریتم ژنتیک بوده و میانگین بازده سبد بالاتر از الگوریتم ژنتیک به دست آمده است.

| نوع الگوریتم | | نتایج |
|----------------|------------------------|---------|
| شبکه های عصبی | میانگین بازده سبد سهام | ۰/۲۷۹۸ |
| | ریسک سبد | ۰/۰۰۱۴۷ |
| الگوریتم ژنتیک | میانگین بازده سبد سهام | ۰/۲۰۴۹ |
| | ریسک سبد | ۰/۰۱۹۴ |

۴-۵- محدودیت های پژوهش

- وجود برخی الزامات اجرایی نظیر نحوه محاسبه قیمت های پایانی اگرچه در جای خود برای اهداف خاصی توجیه پذیر تلقی می شود؛ اما در عمل مانع از این می شود که تغییرات قیمت ها (به ویژه نوسانات اندک) و به تبع آن بازده سهام شرکت ها انعکاس واقعی را داشته باشد.
- نتایج این پژوهش، حاصل بررسی نمونه انتخاب شده شامل ۸ شرکت می باشد که این تعداد نه معرف کل شرکت های فعال بورس و نه معرف کل شرکت های بورس اوراق بهادار کشور است، بنابراین تعمیم نتایج بایستی با احتیاط صورت گیرد.
- اطلاعات مورد نیاز پژوهش در دوره زمانی خاصی صورت گرفته است، لذا نتایج می تواند محدود به دوره زمانی پژوهش باشد.

۵-۵- پیشنهادهای کاربردی پژوهش

- به سرمایه گذاران که هم اکنون جهت تشکیل سبد به صرف منابع هنگفت مالی، انسانی و ... می پردازند، استفاده از روش های پژوهش توصیه می شود که قادر به دستیابی به کارایی بالاتر خواهند بود.

- با توجه به مزایای عمده ی تشکیل سبد سهام، آماتورها به تشکیل و نگهداری پورتفوی تشویق می شوند، اما به دلیل نداشتن مهارت در این امر زمینه، استفاده از الگوریتم های پژوهش، دست کم در بدو امر، برای آنها رویکردی هوشمندانه است.
- به کارگیری شبکه های عصبی به عنوان ابزاری در جهت بهینه سازی سبد سهام به سرمایه گذاران و تحلیل گران مالی توصیه می شود.

۵-۶- پیشنهادهایی برای پژوهش های آتی

- به منظور تکمیل و در ادامه روند این پژوهش، پیشنهاداتی به شرح ذیل به منظور اجرای پژوهش های آینده ارائه می گردد:
- سرمایه گذار فرضی در نظر گرفته شده در این پژوهش، سرمایه گذاری است که تمامی سبد سهام خود را به سهام موجود در بازار سرمایه اختصاص داده است. می توان دارایی های مختلفی از قبیل طلا، ارز، اوراق مشارکت و... را نیز در مجموعه دارایی های این سرمایه گذار مد نظر قرار داد.
- در این پژوهش هزینه های معاملاتی در نظر گرفته نشده است. وارد کردن این متغیرها به عنوان یک متغیر برای مسأله، امکان اجرای پژوهش جدیدی را درباره این موضوع فراهم می کند.
- استفاده از الگوریتم های فراابتکاری دیگری مانند بهینه سازی کمینه ترتیبی^۱، بهینه سازی جستجوگری باکتریایی^۲ و ارزیابی کارآمدی آن ها در مقایسه با الگوریتم های به کار گرفته شده در این پژوهش.
- بهینه سازی سبد سهام انتخابی با الگوریتم های مطرح شده در این پژوهش با فرض وجود فروش استقراضی در بازار.

منابع و

مآخذ

- ۱- آذر، عادل، مؤمنی، منصور، (۱۳۸۷)، آمار و کاربرد آن در مدیریت، چاپ چهاردهم، تهران، انتشارات سمت.
- ۲- ابزری، مهدی، کتابی، سعیده، عباسی، عباس، (۱۳۸۴)، «بهینه سازی سبد سرمایه گذاری با استفاده از روش های برنامه ریزی خطی و ارائه ی یک مدل کاربردی»، مجله علوم اجتماعی و انسانی دانشگاه شیراز، دوره ۲۲، شماره ۲، صص ۱۷-۱.
- ۳- اسلامی بیدگلی، غلامرضا، وافی ثانی، جلال، علیزاده، مجید، باجلان، سعید، (۱۳۸۸)، «بهینه سازی و بررسی اثر میزان تنوع بر عملکرد پرتفوی با استفاده از الگوریتم مورچگان»، فصلنامه بورس اوراق بهادار، سال دوم، شماره ۵، صص ۷۵-۵۷.
- ۴- اشرف طالبش، حامد، (۱۳۹۰)، «طراحی بهینه ای چند هدفی مقاوم ساختار ANFIS برای مدل سازی داده های نامعین»، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشکده فنی، دانشگاه گیلان.
- ۵- امیری، مقصود، (۱۳۸۸)، «بهینه سازی سبد سهام با استفاده از برنامه ریزی سازشی ضد ایده آل»، فصلنامه علمی-پژوهشی مطالعات مدیریت صنعتی، شماره ۱۵، صص ۱۶۵-۱۴۳.
- ۶- امیری، مقصود، شریعت پناهی، مجید، بنا کار، محمد هادی، (۱۳۸۹)، «انتخاب سبد سهام بهینه با استفاده از تصمیم گیری چند معیاره»، فصلنامه بورس اوراق بهادار، سال سوم، شماره ۱۱، صص ۲۴-۵.
- ۷- پرستش، نسرين، (۱۳۸۳)، «مختصری پیرامون سبد سهام، ابزار جدید سرمایه گذاری در بورس اوراق بهادار تهران»، مجله اقتصادی شماره ۲۹ و ۳۰، صص ۸۲-۸۱.
- ۸- پوربخش، حامد، (۱۳۸۶)، «ارائه مدل پیش بینی قیمت نفت خام با رویکرد شبکه های عصبی - فازی»، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشکده ادبیات و علوم انسانی، دانشگاه گیلان.
- ۹- تقوی فرد، محمد تقی، منصوری، طاها، خوش طینت، محسن، (۱۳۸۶)، «ارائه یک الگوریتم فراابتکاری جهت انتخاب سبد سهام با در نظر گرفتن محدودیت های عدد صحیح»، فصلنامه پژوهش های اقتصادی، سال هفتم، شماره چهارم، صص ۶۹-۴۹.
- ۱۰- تهرانی، رضا، پیمانی، مسلم، (۱۳۸۷)، «بررسی مقایسه ای بین معیارهای رایج ریسک (واریانس و بتا) و معیارهای ریسک نامطلوب (نیمه واریانس و بتای نامطلوب)»، تحقیقات مالی، دوره ۱۰، شماره ۲۶، صص ۹۲-۷۷.
- ۱۱- جکسون، تی، بیل آر، (۱۳۸۰)، آشنایی با شبکه های عصبی مصنوعی، ترجمه محمود البرزی، تهران، مؤسسه انتشارات علمی.
- ۱۲- جلیلیان، امید، جلیلیان، حمید، قنبری، مهرداد، (۱۳۸۸)، «پیش بینی مخاطره پرتفوی بهینه در سهام شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران بدون توجه به روحیه سرمایه گذار»، فصلنامه حسابداری مالی، شماره ۲، صص ۱۴۳-۱۲۷.
- ۱۳- جونز، چارلز پی، (۱۳۹۰)، مدیریت سرمایه گذاری، ترجمه رضا تهرانی و عسگر نوربخش، چاپ هفتم، تهران، انتشارات نگاه دانش.
- ۱۴- حافظ نیا، محمدرضا، (۱۳۸۸)، مقدمه ای بر روش تحقیق در علوم انسانی، چاپ شانزدهم، تهران، انتشارات سمت.
- ۱۵- حیدری، حسن، ملا بهرامی، احمد، (۱۳۸۹)، «بهینه سازی سبد سرمایه گذاری سهام بر اساس مدل های چند متغیره GARCH: شواهدی از بورس اوراق بهادار تهران»، تحقیقات مالی، دوره ۱۲، شماره ۳۰، صص ۵۶-۳۵.
- ۱۶- خلیلی عراقی، مریم، (۱۳۸۵)، «انتخاب بدنه بهینه سهام با استفاده از برنامه ریزی آرمانی»، مجله پژوهشنامه اقتصادی، شماره ۲۰، صص ۲۱۴-۱۹۳.
- ۱۷- راعی، رضا، (۱۳۸۱)، «تشکیل سبد سهام برای سرمایه گذار مخاطره پذیر، مقایسه شبکه عصبی و مارکوفیتز»، پیام مدیریت، سال دوم، شماره ۲، صص ۹۶-۷۷.
- ۱۸- راعی، رضا، محمدی، شاپور، علی بیگی، هدایت، (۱۳۹۰)، «بهینه سازی سبد سهام با رویکرد میانگین- نیم واریانس و با استفاده از روش جستجوی هارمونی»، پژوهش های مدیریت در ایران، دوره ۱۵، شماره ۳، صص ۱۲۸-۱۰۵.
- ۱۹- راعی، رضا، علی بیگی، هدایت، (۱۳۸۹)، «بهینه سازی پرتفوی سهام با استفاده از روش حرکت تجمعی ذرات»، تحقیقات مالی، دوره ۱۲، شماره ۲۹، صص ۴۰-۲۱.

- ۲۰- رعیتی شوازی، علیرضا، ابزری، مهدی، (۱۳۸۷)، «جایگاه تکنولوژی های هوش مصنوعی در عرصه مدیریت مالی و سرمایه گذاری»، دومین کنفرانس بین المللی مدیران و مشاوران مالی.
- ۲۱- سرچمی، محمد، سرچمی، علی، نکویی، محمدحسین، (۱۳۹۰)، «کاربرد شبکه های عصبی در مدیریت مالی»، نخستین کنفرانس ملی رویکرد سیستمی در ایران، شیراز.
- ۲۲- سینایی، حسنعلی، مرتضوی، سعیداله، تیموری اصل، یاسر، (۱۳۸۴)، «پیش بینی شاخص بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی»، بررسی های حسابداری و حسابرسی، سال دوازدهم، شماره ۴۱، صص ۵۹-۸۳.
- ۲۳- طالب نیا، قدرت اله، فتحی، مریم، (۱۳۸۹)، «ارزیابی مقایسه ای انتخاب پرتفوی بهینه سهام در بورس اوراق بهادار تهران از طریق مدل های مارکوویتز و ارزش در معرض خطر»، مطالعات مالی، شماره ۶، صص ۷۱-۹۴.
- ۲۴- عبده تبریزی، حسین، البرزی، محمود، (۱۳۷۶)، «مدل های شبکه عصبی و کاربرد آن در مدیریت مالی»، نخستین سمینار مدیریت مالی، دانشگاه شهید بهشتی.
- ۲۵- عبدی قیداری، محمد، (۱۳۸۳)، «بررسی بهینه سازی سرمایه گذاری با مرور مدل های سرمایه گذاری در پرتفوی اوراق بهادار»، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشکده مدیریت و حسابداری، دانشگاه شهید بهشتی.
- ۲۶- کرد عایشه، (۱۳۹۰)، «انتخاب و بهینه سازی سبد سهام با استفاده از روش های فراابتکاری»، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشکده علوم ریاضی، دانشگاه صنعتی شریف.
- ۲۷- لطافتی، سبجان، (۱۳۸۸)، «بهینه سازی پرتفوی با استفاده از برنامه ریزی ریاضی فازی»، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه آزاد اسلامی واحد کرمانشاه.
- ۲۸- مدرس سید احمد، محمدی استخری، نازنین، (۱۳۸۶)، «انتخاب یک سبد سهام از بین سهام شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از مدل بهینه سازی الگوریتم ژنتیک»، مجله توسعه و سرمایه، سال اول، شماره ۱، صص ۷۱-۹۲.
- ۲۹- نجف پور، حجت اله، (۱۳۸۹)، «بهینه سازی پرتفوی سهام با استفاده از الگوریتم ممتیک»، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشکده مدیریت، دانشگاه تهران.
- ۳۰- نویدی، حمیدرضا، نجومی مرکید، احمد، میرزا زاده، حجت، (۱۳۸۸)، «تشکیل پرتفوی بهینه در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از الگوریتم های ژنتیک»، تحقیقات اقتصادی، شماره ۸۹، صص ۲۴۲-۲۴۳.
- ۳۱- وب سایت بورس اوراق بهادار تهران: <http://www.irbourse.com>

- 32-Aftalion T., (2012), "Genetic Algorithms for Portfolio Optimization", Graduate Artificial Intelligence, Carnegie Mellon University, School of Computer Science.
- 33-Andreou A.S., Georgopoulos E.F., Likothanassis S.D., (2002), "Exchange-Rates Forecasting: A Hybrid Algorithm Based on Genetically Optimized Adaptive Neural Networks", Computational Economics, No. 20, pp 191-210.
- 34-Budhani N., Jha C. K., Budhani S.K., (2012), "Application of Neural Network in Analysis of Stock Market Prediction", International Journal of Computer Science & Engineering Technology, Vol. 3 No. 4, pp 61-68.
- 35-Carlos A.C., (2005), "Recent trends in evolutionary multi objective optimization", Evolutionary Multiobjective Optimization, advanced Information and Knowledge Processing, pp 7-32.
- 36-Celikyurt U., Ozekici C., (2007), "Multi period portfolio optimization models in stochastic markets using the mean-variance approach", European Journal of Operational Research, pp 186-202.
- 37-Chan KO. P., Chen Lin. P., (2008), "Resource allocation neural network in portfolio selection", Expert Systems with Applications 35, pp 330-337
- 38-Chang T. J., Yang S.Ch., Chang K.J., (2009), "Portfolio optimization problems in different risk measures using genetic algorithm", Expert Systems with Applications 36, pp 10529-10537.

- 39-Chen Y., Mabub Sh., Hirasawa K., (2010), "A model of portfolio optimization using time adapting genetic network programming", *Computers & Operations Research* 37 , pp 1697–1707.
- 40-Chen L.H., Huang L., (2009), "Portfolio optimization of equity mutual funds with fuzzy return rates and risks", *Expert Systems with Applications* 36 ,pp 3720–3727.
- 41-Egeli B., Ozturan M., Badur B., (2003), "Stock Market Prediction Using Artificial Neural Networks".
- 42-Estrada J., (2007a), "Mean-Semi variance behavior: Downside risk and capital asset pricing", *International Review of Economics and Finance* 16, pp 169–185.
- 43-Estrada J., (2007b), "Mean-Semi variance Optimization: A Heuristic Approach", *Journal of Applied Finance*, Vol. 18 Issue 1, pp57-72.
- 44-Fernandez A., Gomez S., (2007), "Portfolio selection using neural networks", *Computers & Operations Research*, 34, pp 1177–1191.
- 45-Freitas F.D., DeSouza A.F., Almeida A.D., (2009), "Prediction-based portfolio optimization model using neural networks", *Neurocomputing* 72 , pp 2155–2170.
- 46-Frijns B., Koellen E., and Lehnert T., (2008), "On the determinants of portfolio choice", *Journal of Economic Behavior & Organization*, Vol. 66, pp373-386.
- 47-Golmakani, H.R., Fazel M., (2011), "Constrained Portfolio Selection using Particle Swarm Optimization", *Expert Systems with Applications* 38, pp 8327–8335.
- 48-Hachloufi M.E., Guennoun Z., Hamza F., (2012), "Stocks Portfolio Optimization Using Classification and Genetic Algorithms", *Applied Mathematical Sciences*, Vol. 6, No. 94, pp 4673 – 4684.
- 49-Jain A.K., Mao J., (1996), "Artificial Neural Networks: A Tutorial", *Computer*, pp 31-44.
- 50-Jia J., Dyer J. S., (1996), "A standard measure of risk and risk-value models", *Management Science*, Vol.42, No.12, pp 1691–1705.
- 51-Jin, H., Markowitz H., Zhou, X.Y., (2006), "A note on semi variance", *Mathematical Finance*, Vol.16, No.1, pp 53-61.
- 52-Karimi B., Menhaj M. B., Saboori I., (2010), "Multilayer feed forward neural networks for controlling decentralized large-scale non-affine nonlinear systems with guaranteed stability", *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, Vol.6, No.11, pp 4825-4841.
- 53-Lazo J.G., Maria M., Vellasco R., Auelio M., Pacheco C., (2000), "A Hybrid Genetic – Neural System for Portfolio Selection and Management", *Proceeding Sixth Int. Conf. on Engineering Applications of Neural Networks*, EANN2000, Kingston upon Thames.
- 54-Liu Sh. T., (2011), "A fuzzy modeling for fuzzy portfolio optimization", *Expert Systems with Applications* 38, pp 13803–13809.
- 55-Mahajan R.P., (2011), "A Quantum Neural Network Approach for Portfolio Selection", *International Journal of Computer Applications*, Vol. 29, No.4, pp 47-54.
- 56-Markowitz H., (1952), "Portfolio Selection", *the Journal of Finance*, Vol. 7, No. 1, pp 77-91.
- 57-Markowitz H., (1991), "Foundations of portfolio theory", *Journal of Finance*, Vol. 46, pp 469–477.
- 58-Martin A., Gayathri V., Saranya G., Gayathri P., Venkatesan P., (2011), "A hybrid model for bankruptcy prediction using genetic algorithm, fuzzy c-means and MARS", *International Journal on Soft Computing (IJSC)*, Vol.2, No.1, pp 12-24.
- 59-Mitchell, M., (1998), "An Introduction to Genetic Algorithms", MIT Press.
- 60-Nasr Aly Hassan G., (2010), "Multi Objective Genetic Programming for Financial Portfolio Management in Dynamic Environments", *Doctoral thesis, University College London, Department of Computer Science*.
- 61-Niu B., Fan Y., Xiao H., Xue B., (2012), "Bacterial foraging based approaches to portfolio optimization with liquidity risk", *Neurocomputing*, pp 1-11.
- 62-Nygren K., (2004), "Stock Prediction -A Neural Network Approach", *Master Thesis, Royal Institute of Technology, KTH*.
- 63-Rardin R.L., Uzsoy R., (2001), "Experimental Evaluation of Heuristic Optimization Algorithms: A Tutorial", *Journal of Heuristics*, No. 7, pp 261–304.

- 64-Roudier F., (2007), "Portfolio Optimization and Genetic Algorithms", master thesis department of management, Technology and Economics, Swiss.
- 65-Sharpe, W.F., Gordon J.A., Jeffery V.B., (1999), "Investments", 6d, Prentice-hall.
- 66-Talbi E. Gh., (2009), "Metaheuristics: From Design to Impelementation", John Wiley and sons, University of Lille – CNRS – INRIA, Canada.
- 67-Tola V., Fabrizio L., Mauro G., Rosario N. M., (2008), "Cluster analysis for portfolio optimization", journal of economic dynamics & control 32, pp 235–258.
- 68-Ustun O., Kasimbeyli R., (2012), "Combined forecasts in portfolio optimization: A generalized approach", computers & operations research 39, pp 805–819.
- 69-Woodside O.M., (2011), "Portfolio Optimization with Transaction Cost", Doctoral thesis, school of information systems, computing and mathematics, Brunel University, London.
- 70-Yin P.Y., Wang J.Y., (2006), "A particle swarm optimization approach to the nonlinear resource allocation problem", applied mathematics and computation, 183, pp 232–242.
- 71-Yu L., Wang Sh., Keung L.K., (2008), "Neural network-based mean–variance–skewness model for portfolio selection", computers & operations research 35, pp 34 – 46.
- 72-Zhang X., Zhang W.G., Xu W.J., (2011), "An optimization model of the portfolio adjusting problem with fuzzy return and a SMO algorithm", Expert Systems with Applications 38 , pp 3069–3074.
- 73-Zhang M., Nana J., Yuan G., (2012), "The Geometric Portfolio Optimization with Semi variance in Financial Engineering", systems engineering procedia 3, pp 217 – 221.

پیوست

پیوست ۱- کد نویسی انجام شده در نرم افزار متلب به منظور اجرای شبکه های عصبی مصنوعی

```
TESTOUT_1=testout(:,1)';
%TESTOUT_2=testout(:,2)';
TESTIN=testin';
OUTPUTTRAIN_1=outputtrain(:,1)';
%OUTPUTTRAIN_2=outputtrain(:,2)';
INPUTTRAIN=inputtrain';
Net1=newff([-0.227158 0.3965;0.00001 0.05149;-1.3147 0.002347;0.00001 0.00312334;0.00001 0.004612;0.00001
0.004993385;0.00001 0.002406815;...
0.00001 0.004993385;0.00001 0.004612035],[30,15,2,1],{'tansig','logsig','purelin','purelin'},'trainlm');
net1=train(Net1,INPUTTRAIN,OUTPUTTRAIN_1);
%net2=train(Net1,INPUTTRAIN,OUTPUTTRAIN_2);
result_1=sim(net1,TESTIN);
result_1baz=sim(net1,INPUTTRAIN);
%result_2=sim(net2,TESTIN);
%result_2coe=sim(net2,INPUTTRAIN);

Result_11(:,1)=result_1baz
Result_1(:,1)=result_1
%Result_2(:,1)=result_2
```

پیوست ۲- کد نویسی انجام شده در نرم افزار متلب به منظور اجرای الگوریتم ژنتیک

```
function [bests]=GA_Bource(R,k,landa)
```

```
% initial values
npop=50;
niterations=100;
x=size(R,2);
t=size(R,1);
pop=zeros(npop,x);
popvalue=zeros(npop,1);
best=zeros(niterations,1);
bests=zeros(niterations+1,1);
bests(1,1)=inf;
p_c=0.9;
p_m=0.6;
semicov=zeros(x,x);
for i=1:x
    for j=1:x
        abc= cov(R(1:t-1,i),R(1:t-1,j));
        semicov(i,j)=abc(1,1);
```

```
end
end
```

```
% make initial population
for i=1:npop
    remained=1;
```

```

r=randi([1,x],1,k);
for j=1:k
    if j~=k
        pop(i,r(1,j))=rand()*remained;
        remained=remained-pop(i,j);

    else pop(i,r(1,j))=remained;
    end

end

popvalue(i,1)=valss(pop(i,:),semicov, R,landa);

end

% Do iterations
iterations=1;

tempvalue=zeros(npop,1);
temppop=zeros(npop,x);

while iterations<=niterations

    % sort them
    [popvalue,ind]=sort(popvalue);
    pop=pop(ind,:);

    %% elitism part

    tempvalue(1:ceil(npop*p_e),:)=popvalue(1:ceil(npop*p_e),:);
    temppop(1:ceil(npop*p_e),:)=pop(1:ceil(npop*p_e),:);

    %% Cross-over
    i=1+ceil(npop*p_e);
    while i<=1+ceil(npop*p_e)+ceil(npop*p_c)
        r=randi(npop,1,2);
        s=randi(x-1,1,1);
        ch1pop=[pop(r(1,1),1:s),pop(r(1,2),s+1:x)];
        ch2pop=[pop(r(1,2),1:s),pop(r(1,1),s+1:x)];

        % size(find(ch1pop),2)==k
        if sum(ch1pop,2)==1
            temppop(i,:)=ch1pop;

            % Complete this line
            tempvalue(i,:)=valss(ch1pop,semicov, R,landa);

            i=i+1;
        end

        if numel(find(ch2pop))==k && sum(ch2pop,2)==1

```

```

temppop(i,:)=ch2pop;

%%%%%% Complete this line
tempvalue(i,:)=valss(ch2pop,semicov, R,landa);
i=i+1;

end

end

%% mutation
i=1+ceil(npop*p_e)+ceil(npop*p_c);
while i<=npop
    chpop=zeros(1,x);
    r=randi(npop,1,1);
    s=randi(x,1,2);
    if s(1,1)<s(1,2)
        if s(1,2)<x
            disp('i am');
            disp('s(1,1)');
            disp(s(1,1));
            disp('s(1,2)');
            disp(s(1,2));
            chpop=[pop(r,1:s(1,1)-1),pop(r,s(1,2)),pop(r,s(1,1)+1:s(1,2)-1),pop(r,s(1,1)),pop(r,s(1,2)+1:x)];
        else
            disp('you are');
            chpop=[pop(r,1:s(1,1)-1),pop(r,s(1,2)),pop(r,s(1,1)+1:s(1,2)-1),pop(r,s(1,1))];
        end
    elseif s(1,1)>s(1,2)
        a=s(1,1);
        s(1,1)=s(1,2);
        s(1,2)=a;
        chpop=[pop(r,1:s(1,1)-1),pop(r,s(1,2)),pop(r,s(1,1)+1:s(1,2)-1),pop(r,s(1,1)),pop(r,s(1,2)+1:x)];
        disp('ye');
    end

    if numel(find(chpop))==k && sum(ch1pop,2)==1
        disp('chpop');
        disp(chpop);
        temppop(i,:)=chpop;

        %%%%% Complete this line
        tempvalue(i,:)=valss(chpop,semicov, R,landa);
        i=i+1;
    end
end
best(iterations,1)=min(popvalue,[],1);
if iterations>1
    if best(iterations,1)<bests(iterations-1,1)

```

```
        bests(iterations,1)=best(iterations,1);
    end
end
end

plot(bests);

end
```

پیوست ۳- دستاوردهای پژوهش



اولین کنفرانس بین‌المللی سیاسی و اقتصادی

(با رویکردی بر تحولات خاورمیانه) (با رویکردی بر مدیریت و حسابداری)

The First International Conference on
Political Epic (with an Approach to Middle East Developments) &
Economic Epic (with an Approach to Management and Accounting)

تاریخ: ۱۳۹۲/۱۱/۲۴

شماره: ۹۲/۱۴۰۴/۶۰۲۵



گواهی ارائه مقاله

پژوهشگر(ان) محترم:

دکتر محمد حسن قلیزاده، دکتر محمد رحیم رمضانیان، زهرا ایاغ

ارائه مقاله شما تحت عنوان:

بهینه سازی سید سهام با رویکرد «میانگین-نیم واریانس» و با استفاده از الگوریتم ژنتیک

با نظر هیأت محترم داوران، در

اولین کنفرانس بین‌المللی حماسه سیاسی (با رویکردی بر تحولات خاورمیانه) و

حماسه اقتصادی (با رویکردی بر مدیریت و حسابداری)

" ۲۴ و ۲۵ بهمن‌ماه ۱۳۹۲ "

بصورت پوستر و چاپ در مجموعه مقالات مورد پذیرش قرار گرفت. بدین وسیله از تلاش و فعالیت علمی شما تقدیر و تشکر نموده، موفقیت روز افزونتان را در عرصه‌های علمی و پژوهشی از خداوند منان خواهیم خواست.

این گواهی‌نامه در دبیرخانه کنفرانس ثبت گردیده است.

پروفسور علیرضا ایرانبخش

رئیس کنفرانس



دکتر داود منظور

دبیر علمی کنفرانس



مجید فضلعلی

دبیر اجرایی کنفرانس



www.icpeec.com

۰۲۱-۶۶۴۴۱۹۹۱ - ۶۶۴۴۱۹۹۲ - ۶۶۴۴۱۹۹۳

icpeec@gmail.com

