







دانشگاه علوم اقتصادی

دانشکده علوم مالی

## پایان نامه کارشناسی ارشد رشته‌ی مهندسی مالی

مقایسه بهینه سازی سبد سهام با الگوریتم ژنتیک مبتنی بر پیش بینی با روش  
کلاسیک

استاد راهنما:

دکتر مصطفی دین محمدی

استاد مشاور:

دکتر سعید اسلامی بیدگلی

پژوهشگر:

آرش داداشی

بهمن ۱۳۹۱

## اظهارنامه دانشجو

موضوع پایان نامه: مقایسه بهینه سازی سبد سهام با الگوریتم ژنتیک مبتنی بر پیش بینی با

روش کلاسیک

استاد راهنما: دکتر مصطفی دین محمدی

اینجانب آرش داداشی دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته مهندسی مالی دانشگاه علوم

اقتصادی به شماره دانشجویی ۸۸۱۵۱۶۰۰۹ گواهی می‌نمایم که تحقیقات ارائه شده در این

پایان نامه توسط شخص اینجانب انجام شده و صحت و اصالت مطالب نگارش شده مورد تایید

می‌باشد و در موارد استفاده از کار دیگر محققان به مرجع مورد استفاده شده اشاره شده است.

به علاوه گواهی می‌نمایم که مطالب مندرج در پایان نامه تاکنون برای دریافت هیچ نوع مدرک

یا امتیازی توسط اینجانب یا فرد دیگری ارائه نشده است و در تدوین متن پایان نامه چارچوب

مصوب دانشگاه را به طور کامل رعایت نموده‌ام.

امضا دانشجو :

تاریخ :

کلیه حقوق مادی و معنوی این اثر مترتب بر نتایج مطالعات،  
ابتکارات و نوآوری‌های ناشی از تحقیق، همچنین چاپ و تکثیر، نسخه-  
برداری، ترجمه و اقتباس از این پایان‌نامه کارشناسی ارشد، برای  
دانشگاه علوم اقتصادی محفوظ است. نقل مطلب با ذکر منبع بلا مانع  
است.



دانشگاه علوم اقتصادی

دانشکده علوم مالی

پایان نامه کارشناسی ارشد رشته‌ی مهندسی صنایع گرایش مالی

آقای آرش داداشی تحت عنوان

مقایسه بهینه‌سازی سبد سهام با الگوریتم ژنتیک مبتنی بر پیش بینی با روش کلاسیک

در تاریخ ۱۳۹۱/۱۱/۱۶ توسط هیات داوران زیر بررسی و به تصویب نهائی رسید.

<u>امضا</u>	<u>رتبه علمی</u>	<u>نام و نام خانوادگی</u>	<u>اعضای هیات داوران</u>
امضا	استادیار	دکتر مصطفی دین محمدی	استاد راهنما
امضا	استادیار	دکتر سعید اسلامی بیدگلی	استاد مشاور
امضا	استادیار	دکتر مرتضی ابراهیمی	استاد داور

امضا نماینده تحصیلات تکمیلی

با سپاس و تشکر فراوان از آقای دکتر دین محمدی استاد راهنمای عزیز و بزرگوارم که  
در این تحقیق با راهنمایی‌های گرانشان بر غنای علمی این تحقیق افزودند

## تقدیم به

## پدر و مادر عزیزم



## چکیده:

در این تحقیق مدل مارکویتز با دو مدل بهینه سازی برای انتخاب سبد بهینه از سهام در دوره شهریور ۱۳۸۹ تا مهر ماه ۱۳۹۰ بورس تهران برآورد می شود. در مدل اول، سبد با روش مرسوم برنامه ریزی درجه دوم بهینه سازی که به روش کلاسیک موسوم است، بازده سهام از روش تاریخی محاسبه می شود. در مدل دوم ابتدا بازده سهام با روش شبکه عصبی پیش بینی و با روش فراابتکاری حل می شود. مقایسه نتایج دو مدل نشان می دهد که ترکیب موزون سهام در دو مدل با هم متفاوت است ولی میزان کارایی دو مدل تقریباً مشابه هم است. مدل مارکویتز با روش فراابتکاری مبتنی بر پیش بینی با شبکه عصبی با محدودیت تعداد سهام و ملاحظه هزینه مبادله سهام نیز حل شده است. در این مقاله نتایج دو روش بهینه سازی (روش متعارف کلاسیک دقیق و روش فراابتکاری ژنتیک) و با نتایج استفاده از دو روش برآورد نرخ های بازده مورد انتظار (شبکه های عصبی و میانگین بازده تاریخی) در مدل مارکویتز باهم مقایسه شد. بازار سرمایه مورد مطالعه در این تحقیق بورس اوراق بهادار تهران است. از داده های هفتگی شهریور ماه ۱۳۸۹ تا شهریور ۱۳۹۱ برای برآورد مدل ها به اضافه چهار داده هفتگی مهرماه ۱۳۹۱ برای آزمون شبکه عصبی استفاده شده است.

نتایج نشان می دهد: با وجود اینکه دو روش کلاسیک و ژنتیک وزن های مختلفی برای تشکیل سبد توصیه می کنند ولی ترکیب آنها سطح ریسک و بازده تقریباً یکسانی ارائه می کنند.

مدل کلاسیک به مقدارن چیزی بالاتر از الگوریتم ژنتیک قرار دارد که اختلاف آن ها در بسیاری از نقاط کاملاً ناچیز و در بعضی از نقاط به حدود کمتر از دو درصد می رسد با توجه به اینکه هر مساله ای با ابعاد خیلی بزرگ با روش کلاسیک قابل حل نبوده و زمان بسیار زیادی خواهد گرفت پس روش الگوریتم ژنتیک روش مناسبی برای حل مسائل خواهد بود. از آنجا که روش ژنتیک نتایج بسیار نزدیکی را نسبت به روش کلاسیک تولید کرده است، این موضوع می تواند دلیل مناسبی برای کارایی الگوریتم ژنتیک می باشد.

بازده حاصل از سیاست های مختلف سرمایه گذاری برای چهار زمان پیش بینی که با استفاده از بازده های مورد انتظار شبکه عصبی و میانگین بازده تاریخی همراه با روند شاخص کل نشان می دهد، روش شبکه عصبی در سه ماه ابتدائی بهتر از روش میانگین بازده تاریخی عمل نموده است.

**کلمات کلیدی:** بهینه سازی سبد سهام؛ محدودیت کاردینالیتی؛ شبکه عصبی؛ الگوریتم ژنتیک؛ روش

کلاسیک؛ مدل مارکویتز

عنوان	فهرست مطالب	صفحه
-------	-------------	------

	<b>فصل اول - کلیات تحقیق .....</b>	۹
	۱-۱- بیان مساله تحقیق .....	۲
	۲-۱- هدف تحقیق .....	۶
	۳-۱- ضرورت و کاربرد تحقیق .....	۶
	۴-۱- فرضیه ها .....	۷
	۵-۱- استفاده کنندگان از نتیجه پایان نامه .....	۷
	۶-۱- نوآوری تحقیق .....	۷
	۷-۱- ارزش افزوده علمی تحقیق .....	۸
	۸-۱- روش تحقیق .....	۸
	۹-۱- ابزار گردآوری اطلاعات و روش تجزیه و تحلیل آن .....	۱۰
	۱۰-۱- ساختار گزارش پایان نامه .....	۱۰
	۱۱-۱- تعریف واژگان کلیدی رساله .....	۱۰
	<b>فصل دوم - مروری بر ادبیات و پیشینه تحقیقات داخلی و خارجی .....</b>	۱۲
	۱-۲- بهینه سازی در مسائل مالی .....	۱۳
	۳-۲- مدلسازی مسائل بهینه سازی سبد سهام .....	۱۴
	۱-۳-۲- مدل میانگین - واریانس .....	۱۵
	2-3-2- مطالعات با محدودیت حداکثر تعداد سهام (محدودیت کاردینالیتی) .....	۱۶
	3-3-2- مطالعات با ملاحظه هزینه مبادلات .....	۱۹
	۴-۲- مطالعات با روشهای فراابتکاری در بهینه سازی سبد سهام .....	۲۱
	۵-۲- شبکه عصبی مصنوعی در مالی .....	۲۴
	۶-۲- جمع بندی .....	۲۶
	<b>فصل سوم - مدل سازی و روش تحقیق .....</b>	۲۹



۵۳	۴-۴-۳- ساختار شبکه عصبی .....
۵۴	۴-۴-۵- تقسیم بندی شبکه‌های عصبی .....
۵۶	۵-۳- مدل تلفیقی پایاننامه .....
۵۷	فصل چهارم - نتایج محاسباتی الگوریتم‌های پیشنهادی .....
۵۸	۱-۴- مقدمه .....
۵۸	۲-۴- داده های مورد استفاده در این تحقیق .....
۶۲	۳-۴- برآورد مدل مارکویتز با الگوریتم ژنتیک .....
۶۲	۴-۳-۱- شبکه عصبی .....
۶۲	۴-۳-۲- مانایی .....
۶۶	۴-۳-۲- تعیین ساختار بهینه شبکه عصبی .....
۶۹	۴-۳-۳- مقادیر پیش بینی شده بازده سهام از طریق شبکه عصبی .....
۷۱	۴-۳-۴- پیاده سازی الگوریتم ژنتیک برای برآورد مدل مارکویتز .....
۷۱	۴-۴-۱- بازنمایی .....
۷۱	۴-۴-۲- تولید جمعیت اولیه .....
۷۳	۴-۴-۳- ارزیابی جوابهای اولیه .....
۷۳	۴-۴-۴- فرآیند انتخاب .....
۷۳	۴-۴-۵- اپراتور تقاطع .....
۷۴	۴-۴-۶- اپراتور جهش .....
۷۵	۴-۴-۷- نخبه گرایی .....
۷۷	۴-۴-۸- شرط خاتمه .....
۷۷	۴-۴-۹- پارامترهای الگوریتم ژنتیک .....

۴-۳-۵- نتایج بهینه سازی مدل مارکویتز با الگوریتم ژنتیک با استفاده از بازده های مورد انتظار شبکه عصبی	۷۸.....
۴-۳-۵-۱- سهم بهینه سهام در الگوریتم ژنتیک با داده های تاریخی	۷۸.....
۴-۳-۶- بهینه سازی مدل مارکویتز با روش کلاسیک	۸۴.....
۴-۳-۶-۱- سهم بهینه سبد سهام در مدل کلاسیک با داده های میانگین بازده تاریخی	۸۵.....
۴-۳-۷- مقایسه دو الگوریتم ژنتیک و کلاسیک	۸۸.....
۴-۳-۷-۱ مقایسه دو الگوریتم ژنتیک و کلاسیک در حالت استفاده از میانگین نرخ بازده تاریخی (مقایسه مدل اول و دوم)	۸۸.....
۴-۳-۷-۲- سهم بهینه سهام در الگوریتم ژنتیک با استفاده از بازده های شبکه عصبی	۹۱.....
مدل سوم : سهم بهینه سبد سهام در مدل ژنتیک با داده های بازده شبکه عصبی	۹۱.....
۴-۳-۷-۳- نتایج شبکه عصبی به عنوان نرخ بازده مورد انتظار برای مدل کلاسیک	۹۴.....
مدل چهارم : سهم بهینه سبد سهام در مدل کلاسیک با داده های بازده مورد انتظار از روش شبکه عصبی	۹۴.....
۴-۳-۸- مقایسه زمان حل دو روش کلاسیک و الگوریتم ژنتیک	۹۹.....
۴-۴- نتایج برآورد با لحاظ محدودیت تعداد سهام در روش الگوریتم ژنتیک	۹۹.....
۴-۴-۱- الگوریتم ژنتیک مدل مارکویتز با محدودیت تعداد سهام	۹۹.....
4-4-1- بازنمائی	۹۹.....
۴-۴-۱-۲- ارزیابی کروموزوم ها	۱۰۱.....
۴-۴-۱-۳- تقاطع	۱۰۱.....
۴-۴-۱-۴- جهش	۱۰۲.....
۴-۴-۲- بهینه سازی مدل مارکویتز با محدودیت تعداد سهام با الگوریتم ژنتیک	۱۰۴.....
۴-۵- تاثیر هزینه معاملات بر ترکیب و بازدهی سبد سهام	۱۰۶.....

۴-۶- جمع بندی ..... ۱۱۲

فصل پنجم - جمع بندی و پیشنهادات ..... ۱۱۶

۵-۱- مقدمه ..... ۱۱۷

۵-۲- خلاصه تحقیق ..... ۱۱۷

۵-۳- پاسخ به فرضیه های تحقیق ..... ۱۱۸

۵-۴- روش تحقیق و خلاصه ای از نتایج ..... ۱۱۹

۵-۵- پیشنهاداتی برای مطالعات آتی ..... ۱۲۵

منابع و ماخذ ..... ۱۲۶

پیوست ۱ ..... ۱۳۲

پیوست ۲ ..... ۱۹۲

پیوست ۳ ..... ۲۱۲

## فهرست شکل ها

- شکل شماره ۱-۲- هزینه معاملات مقعر ..... ۲۰
- شکل شماره ۱-۳- روشهای حل مسائل بهینه سازی ..... ۳۴
- نمودار شماره ۲-۳- مرز کارا ..... ۳۷
- شکل ۳-۳- مراحل اجرای الگوریتم ژنتیک به صورت شمانیک ..... ۴۰
- شکل ۴-۳- انتخاب والدین به روش چرخ رولت ..... ۴۳
- شکل ۵-۳- عملگر تقاطع یک نقطه ای ..... ۴۵
- شکل ۶-۳- ساختار شبکه عصبی ..... ۵۳
- شکل ۱-۴- نمودار تاثیر عوامل مستقل بر میانگین قدر مطلق خطاها ..... ۶۷
- شکل ۲-۴- نمودار تاثیرات متقابل - نماد وبانک ..... ۶۸
- شکل ۳-۴- بازنمایی مساله ..... ۷۱
- شکل ۴-۴- تولید جمعیت اولیه ..... ۷۲
- شکل ۵-۴- نرخ نخه گرائی برابر با ۲۰ درصد ..... ۷۶
- شکل ۶-۴- بدون نخه گرائی ..... ۷۶
- شکل ۷-۴- تاثیر نرخ تقاطع های مختلف در ۵۰ نسل ..... ۷۷
- شکل ۸-۴- نمودار میله ای اوزان نمادها در هفته اول ..... ۸۱
- شکل ۹-۴- نمودار ریسک - بازده مارکویتز به روش الگوریتم ژنتیک (میانگین نرخ بازده) ..... ۸۴
- شکل ۱۰-۴- نمودار ریسک - بازده مارکویتز به روش کلاسیک (میانگین نرخ بازده) ..... ۸۸
- شکل ۱۱-۴- نمودار ریسک - بازده برای دو روش کلاسیک و الگوریتم ژنتیک با داده های بازده تاریخی ..... ۹۰
- شکل ۱۲-۴- بازنمایی الگوریتم ژنتیک برای مدل کاردینالیتی ..... ۱۰۰
- شکل ۱۳-۴- عملگر تقاطع برای مدل کاردینالیتی ..... ۱۰۲
- شکل ۱۴-۴- مقایسه بازده سرمایه گذاری و تاثیر هزینه معاملات ..... ۱۰۶
- شکل ۱۵-۴- مقایسه الگوریتمهای شبکه عصبی و میانگین بدون هزینه معاملات ..... ۱۱۱

- شکل ۴-۱۶- مقایسه الگوریتم های شبکه عصبی و میانگین بدون هزینه معاملات با لحاظ کردن محدودیت تعداد سهام ..... ۱۱۲
- شکل ۵-۱- نمودار میله ای اوزان نمادها در هفته اول ..... ۱۲۰
- شکل ۵-۲- نمودار ریسک - بازده مارکویتز به روش الگوریتم ژنتیک (میانگین نرخ بازده) ..... ۱۲۱
- شکل ۵-۳- نمودار ریسک - بازده مارکویتز به روش کلاسیک (میانگین نرخ بازده) ..... ۱۲۱
- شکل ۵-۴- مقایسه نمودار ریسک بازده حاصل از دو روش کلاسیک و الگوریتم ژنتیک ..... ۱۲۲
- شکل ۵-۵- مقایسه الگوریتم های شبکه عصبی و میانگین بدون هزینه معاملات ..... ۱۲۳
- شکل ۵-۶- مقایسه الگوریتم های شبکه عصبی و میانگین بدون هزینه معاملات با لحاظ کردن محدودیت تعداد سهام ..... ۱۲۴
- شکل ۵-۷- تاثیر هزینه معاملات بر بازده سبد ..... ۱۲۴



## فهرست جدول ها

جدول شماره ۱-۲- خلاصه مطالعات منابع خارجی اشاره شده	۲۷
جدول شماره ۲-۲- خلاصه مطالعات منابع داخلی اشاره شده	۲۸
جدول ۱-۳- مزایا و معایب الگوریتم های کلاسیک و ژنتیک	۵۱
جدول ۲-۳- مزایا و معایب الگوریتم شبکه عصبی	۵۲
جدول ۱-۴- آزمون ریشه واحد	۶۴
جدول ۲-۴- خلاصه نتایج شبکه عصبی	۶۸
جدول ۳-۴- نرخ بازده مورد انتظار پیش بینی شده با استفاده از شبکه عصبی (درصد)	۷۰
جدول ۴-۴- مقادیر پارامترهای الگوریتم ژنتیک	۷۸
جدول ۵-۴- وزن بهینه هر سهم با روش الگوریتم ژنتیک با داده های نرخ بازده مورد انتظار تاریخی	۷۹
جدول ۶-۴- نمادهای پایدار و ناپایدار	۸۲
جدول ۷-۴- سهم بهینه در مدل ژنتیک با ملاحظه افزایش ریسک	۸۳
جدول ۸-۴- وزن بهینه هر سهم با روش کلاسیک با اطلاعات بازده های تاریخی	۸۵
جدول ۹-۴- سطوح ریسک	۸۷
جدول ۱۰-۴- مقایسه درصد اوزان دو روش کلاسیک و ژنتیک در حالت میانگین نرخ بازده تاریخی	۸۹
جدول ۱۱-۴- وزن بهینه هر سهم با روش ژنتیک با اطلاعات بازده های شبکه عصبی به عنوان نرخ بازده مورد انتظار	۹۱
جدول ۱۲-۴- وزن بهینه هر سهم با روش کلاسیک با اطلاعات بازده های شبکه عصبی به عنوان نرخ بازده مورد انتظار	۹۴
جدول ۱۳-۴- مقایسه وزن بهینه سهام دو روش کلاسیک و ژنتیک در حالت استفاده از بازده شبکه عصبی	۹۵
جدول ۱۵-۴- اوزان هر نماد برای مدل مارکویتز (نتایج شبکه عصبی به عنوان نرخ بازده مورد انتظار)	۱۰۵
جدول ۱۶-۴- مدل پایه مارکویتز و میانگین نرخهای بازده	۱۰۷
جدول ۱۷-۴- مدل پایه مارکویتز و شبکه عصبی	۱۰۸
جدول ۱۸-۴- مدل کاردینالیتی و میانگین نرخهای بازده	۱۰۹
جدول ۱۹-۴- مدل کاردینالیتی و شبکه عصبی	۱۱۰

# فصل اول

## کلیات تحقیق

## ۱-۱- بیان مساله تحقیق

یکی از اصلی ترین دغدغه‌های سرمایه‌گذاران و فعالان در بازارهای مالی همواره این بوده که چگونه سرمایه خود را بین گزینه‌های متعدد و موجود در بورس تخصیص دهند. یکی از گزینه‌هایی که به ذهن می‌رسد سرمایه‌گذاری در یک سهم یا اصطلاحاً تک سهم می‌باشد. در این شیوه سود و زیان سرمایه‌گذاری تنها متأثر از آن سهم بوده و طبیعی است که ریسک بالایی را به همراه خواهد داشت. اگر چه قرارداد "همه تخم مرغ ها در یک سبد" برای برخی سرمایه‌گذاران سود زیادی دارد اما اغلب افراد از ریسک بزرگ این کار آگاه نیستند. در موارد متعددی اتفاق افتاده که سرمایه‌گذاران که عموماً مبتی و تازه کار بوده اند، کل سرمایه یا درصد بالایی از آن را به خاطر نوسانات شدید بازار از دست داده‌اند.

روش دیگری که در مقابل تک سهم معرفی شده، استفاده از تنوع بخشی است. تنوع بخشی به سرمایه، به این مفهوم است که به جای اینکه کل سبد سهام<sup>۱</sup> را به یک یا دو نوع سهم اختصاص داده شود می‌توان ریسک را به بسته به میزان و مدت سرمایه‌گذاری منتقل کرد. متنوع سازی<sup>۲</sup> این حسن را دارد که اگر یک سرمایه‌گذاری با شکست مواجه شد سایر سرمایه‌گذاری ها ممکن است با موفقیت روبرو شده و در نتیجه سود حاصل از یکی ضرر ناشی از دیگری را تا حدی پوشش دهد. به طور خلاصه می‌توان مزایای تشکیل سبد سهام را به صورت زیر عنوان کرد:

۱. انتقال ریسک تک سهم ها بر روی سایر سهام

۲. مدیریت ریسک کل سرمایه‌گذاری

۳. مدیریت بهتر سرمایه و سرمایه‌گذاری

---

1 -Portfolio

2 -Diversification

یکی از اساسی ترین نظریات در مباحث مالی ، نظریه کلاسیک مارکویتز می باشد. این نظریه در سال ۱۹۵۶ توسط هری مارکویتز<sup>۱</sup> از اقتصاددانان برجسته ی دانشگاه کالیفرنیا ارائه شد. این مدل از اولین تلاش هایی بود که در راستای مدل سازی ریسک مالی انجام شده است که پایه ی بسیاری از مباحث و مطالعات بعدی برای محققان واقع شد. وی برای مدل سازی ریسک از واریانس استفاده نمود. او ریسک سبد سهام را برابر با مجموع واریانس های تک تک سهام و کوواریانس متقابل بین آن ها در نظر گرفت. با این تعریف مدل ریاضی در صدد کاهش واریانس کل سبد بوده و در عین حال محدودیتی را به آن افزود که حداقل نرخ بازده مورد انتظار سرمایه گذار را شامل می شود. به طور مثال، اگر نرخ بازده مورد انتظار سرمایه گذار ۱۰ درصد باشد، مدل مورد نظر به دنبال تشکیل سبدی است که با حداقل ۱۰ درصد بازده کمترین میزان ریسک که همان واریانس است را داشته باشد.

از مزایای این مدل می توان به سادگی و سهولت پیاده سازی آن اشاره نمود. همچنین داشتن احساسی شهودی از مفهوم ریسک از دیگر مزایای این مدل می باشد. همانگونه که اشاره شد این مدل از اولین تلاش هایی بود که در راستای مدل سازی ریسک انجام شده است. و طبیعتاً بسیاری از محدودیت هایی که در دنیای واقع وجود دارد در این مدل لحاظ نشده است. به عنوان مثال در این مدل، خروجی ها عددی حقیقی از هر یک از سهام هستند که بایستی در سبد نگهداری نمود تا حداقل ریسک حاصل شود. همانگونه که مشهود است این امر در دنیای واقع - اینکه هر نسبتی از هر سهم را در سبد نگهداری کنیم - ممکن نیست و در نتیجه بایستی مدل سازی به گونه ای تغییر کند که محدودیت هایی از این قبیل را شامل شود. از سایر مشکلات مدل پایه مارکویتز می توان به غیر خطی بودن این مدل اشاره کرد. از آنجائی که تابع هدف مورد نظر به فرم غیر خطی است در نتیجه با افزایش ابعاد مساله که همان تعداد سهامی است که

---

<sup>۱</sup> - Harry Markowitz

می‌خواهیم سرمایه را بین آن‌ها تقسیم کنیم، زمان رسیدن به جواب بهینه به شدت افزایش می‌یابد که این امر توجه بسیار مناسبی برای استفاده از روش‌های نزدیک به بهینه<sup>1</sup> یا همان فراابتکاری<sup>2</sup> هاست.

به طور کلی ویژگی‌های مدل مارکویتز را می‌توان به صورت زیر عنوان کرد:

- غیر خطی بودن مدل
  - لزوم داشتن تخمینی مناسب از نرخ‌های بازده
  - عدم در نظر گرفتن محدودیت‌های خاص دنیای واقعی
- هدف این تحقیق این ارائه راهکاری خاص برای دو ویژگی عنوان شده در بالا است. همانگونه که اشاره شد، غیر خطی بودن و در نتیجه زمان بالای حل مدل، معضلی اساسی در مسائل واقعی است، که عموماً ابعاد بسیار بزرگی دارند. به عنوان نمونه در بازار بورس تهران هم اکنون نماد بیش از ۳۷۵ شرکت پذیرفته شده است. بدیهی است سرمایه‌گذاری بر روی تمام آن‌ها و تشکیل سبدی متشکل از همه آن‌ها عملاً غیرممکن بوده و با کاهش تعداد آن‌ها-- به طور مثال سرمایه‌گذاری بر روی ۵۰ نماد برتر- باز با ابعاد بزرگ مساله سروکار داریم که الگوریتم‌های دقیق<sup>3</sup> به علت زمان حل بسیار بالا، معمولاً به جواب بهینه نمی‌رسند. برای حل مشکل، از روش‌های فراابتکاری مختلفی استفاده می‌شود. در این تحقیق از الگوریتم ژنتیک برای بهینه‌سازی سبد سهام و تعیین اوزان هریک از سهام موجود در آن استفاده خواهد شد. این الگوریتم کاربرد بسیار زیادی در مسائل سخت و پیچیده<sup>4</sup> دارد و یکی از بهترین روش‌های ابتکاری بوده که با اقبال بسیار زیادی از جانب محققان و پژوهشگران مواجه شده است (سیوندان<sup>5</sup>، ۲۰۰۸).

<sup>1</sup> -Near-Optimal Methods

<sup>2</sup> -Meta-Heuristic

<sup>3</sup> - Exact Algorithms

<sup>4</sup> -NP-Hard

<sup>5</sup> -Syvanandam

خصوصیت دیگری که در مدل مارکویتز وجود دارد و این پایان نامه در صدد یافتن رویکردی برای بهبود آن است حل مساله بارویکرد دیگری است و موجب تسهیل در حل مساله می شود، تخمین نرخ های بازده در مدل می- باشد. نرخ های بازده در این مدل به عنوان داده هائی است که به عنوان ورودی به مدل داده می شود. معمولاً برای تخمین نرخ های بازده از داده های تاریخی استفاده می شود که استفاده از میانگین نرخ های بازده مشاهده شده در ادوار گذشته، متداول ترین روش مورد استفاده می باشد. از آنجائی که مقدار آتی نرخ های بازده معمولاً مطابقت با مقادیر تخمین زده آن- میانگین- ندارد در نتیجه داشتن تخمین دقیقتری از آن ها نقش بسزائی در کارائی مدل خواهد داشت. برای بدست آوردن پیش بینی های بهتر و دقیق تری از نرخ های بازده مورد انتظار در دوره آتی می توان از روش های خاص پیش بینی همانند سری های زمانی، رگرسیون ها، شبکه های عصبی و غیره استفاده کرد. شبکه های عصبی با توانایی قابل توجه خود در استنتاج نتایج از داده های پیچیده می توانند در استخراج الگوها و شناسایی گرایش های مختلفی که برای انسان ها و کامپیوتر شناسایی آنها بسیار دشوار است استفاده شوند. لذا در این مطالعه از شبکه های عصبی برای پیش بینی نرخ های بازده استفاده خواهد شد.

برای بررسی و ارزیابی کارائی مدل فوق نسبت به مدل های کلاسیک، اطلاعات و داده های مشابه مدل بهینه یابی مارکویتز به روش بهینه سازی کلاسیک نیز حل می شود. و نتایج دو مدل باهم مقایسه می شود.

بازار سرمایه مورد مطالعه در این تحقیق بورس اوراق بهادار تهران می باشد. به خاطر جوان بودن این بازار، در سال های اخیر روند رشد این بازار نسبت به بازارهای مشابه خارجی متفاوت تر و دارای نوسانات شدید بوده است. لذا بررسی این بازار در این مطالعه برای بلند مدت چندان معقول به نظر نمی رسد. بنابراین برای روش پیشنهادی در این پایان نامه، از داده های یک سال گذشته استفاده خواهیم نمود. به عبارت دیگر از داده های یک سال گذشته بازار برای آموزش شبکه عصبی استفاده کرده و مقادیر پیش بینی شده را برای بهینه سازی دوره های آتی استفاده خواهیم نمود.

از این تحقیق انتظار می‌رود به پرسش‌های زیر پاسخ دهد:

- آیا تخمین دقیقتر نرخ‌های بازده به بهبود سبد سهام می‌انجامد؟
- آیا روش ابتکاری در انتخاب سبد سهام کارایی مناسبی دارد یا روش کلاسیک؟

### ۱-۲- هدف تحقیق

اهداف این تحقیق را می‌توان به صورت زیر خلاصه کرد:

۱. به دست آوردن پارامترهای موثر برای پیش‌بینی نرخ‌های بازده با شبکه‌های عصبی
۲. ارائه روشی فراابتکاری برای مسائل بهینه‌سازی سبد سهام
۳. ارائه روش بهینه‌سازی فراابتکاری مبتنی بر پیش‌بینی
۴. بهینه‌سازی سبد سهام به روش کلاسیک
۵. مقایسه کارایی روش ابتکاری و روش کلاسیک سبد سهام
۶. تحلیل اثر هزینه معاملات و استراتژی خرید و فروش بر سبد بهینه سهام

### ۱-۳- ضرورت و کاربرد تحقیق

در دنیای کنونی اهمیت سرمایه‌گذاری صحیح و کارا بر کسی پوشیده نیست. با توجه به حجم بسیار زیاد پول و سرمایه که به سوی بازارهای مالی و سرمایه‌گذاری جاری می‌شود لزوم داشتن مدلی کارا و عملیاتی برای سرمایه‌گذاری لازم و حیاتی خواهد بود. مدل مارکویتز در عین سادگی و کارایی در زمره‌ی یکی از محبوب‌ترین مدل‌های سرمایه‌گذاری برای صندوق‌های سرمایه‌گذاری به شمار می‌رود. با عنایت به کاربرد فراوان این مدل و مدل‌های توسعه یافته‌تر آن لزوم افزایش کارایی و عملکرد آن می‌تواند نتایج بهتری را برای سرمایه‌گذاران به همراه داشته

باشد. در این تحقیق در نظر است تا با استفاده از روش فراابتکاری الگوریتم ژنتیک و پیش بینی با شبکه های عصبی کارائی مدل پایه مارکویتز را افزایش داده شود. در بسیاری موارد الگوریتم های فراابتکاری نتایج خوبی را در مقایسه با روش های کلاسیک نشان می دهند که خود این موضوع انگیزه ای برای استفاده از آنهاست. همچنین با پیش بینی دقیق تر نرخ های بازده با شبکه های عصبی می تواند نتایج بهتری را در تشکیل سبد بهینه حاصل کند.

#### ۱-۴- فرضیه ها

- ۱- انتخاب سبد سهام با الگوریتم ژنتیک مبتنی بر پیش بینی کاراتر از روش کلاسیک است.
- ۲- ترکیب تشکیل سبد در دو مدل الگوریتم ژنتیک مبتنی بر پیش بینی و روش کلاسیک متفاوت از هم هستند.

#### ۱-۵- استفاده کنندگان از نتیجه پایان نامه

نتایج این تحقیق برای پژوهشگران در زمینه های ریسک مالی و برای دانشجویان ارشد و دکترای مهندسی مالی و مدیریت مالی همچنین برای صندوق های سرمایه گذاری قابل استفاده خواهد بود.

#### ۱-۶- نوآوری تحقیق

نوآوری در این تحقیق استفاده هم زمان از شبکه عصبی و الگوریتم فراابتکاری و مقایسه آن با روش کلاسیک بهینه سازی تشکیل سبد سهام است.



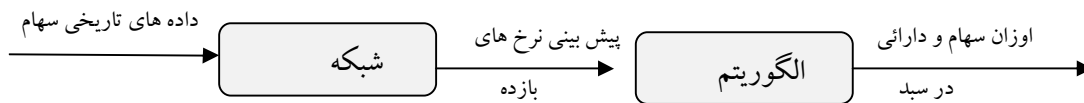
## ۷-۱- ارزش افزوده علمی تحقیق

در این تحقیق از شبکه عصبی برای پیش بینی نرخ های بازده استفاده می شود که خروجی حاصله برای الگوریتم ژنتیک ورودی خواهد بود که با توجه به مطالعات انجام شده این کار صورت پذیرفته است. همچنین مقایسه کارایی الگوریتم ژنتیک و روش کلاسیک، دیگر ارزش افزوده این تحقیق می باشد.

## ۸-۱- روش تحقیق

این تحقیق بر حسب ماهیت: کاربردی، بر حسب روش: علی و جمع آوری اطلاعات کتابخانه ای است.

در این پایان نامه با مطالعه ادبیات موضوع و بررسی مقالات و پایان نامه های معتبر انجام شده و بررسی روش های پیش بینی به وسیله شبکه عصبی و روش فراابتکاری الگوریتم ژنتیک، سعی بر ارائه یک مدل مناسب برای مدل پایه مارکویتز می شود. . در ابتدا برای پیش بینی دقیقتر نرخ های بازده از شبکه عصبی استفاده کرده و نتایج حاصل از آن را در روش فراابتکاری الگوریتم ژنتیک قرار داده و پرتفولیو مورد نظر تعیین می شود. در شکل زیر رویه مورد تحقیق در این پروژه به صورت شماتیک نشان داده می شود.



در ادامه مدل کلاسیک مارکویتز معرفی می گردد.

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

$$\sum_{j=1}^N W_j = 1 \quad \forall j = 1, \dots, N \quad (۲)$$

$$\sum_{j=1}^N w_j R_j \geq R \quad \forall j = 1, \dots, N \quad (۳)$$

$$w_j \geq 0 \quad \forall j = 1, 2, \dots, N \quad (۴)$$

در مدل بالا معادله ی ۱ نشان دهنده ی تابع هدف مساله بوده که در صدد مینیمم ساختن آن برای سبد سهام هستیم. این معادله غیر خطی بوده و برای تعداد زیاد سهم از لحاظ زمان اجرای برنامه ناکارا خواهد بود. محدودیت اول همان میزان کل سرمایه گذاری و بودجه در دسترس است که فرض می شود تماما در N دارائی و سهام سرمایه گذاری شود. شمای ریاضی این محدودیت در معادله ی (۲) نشان داده شده است. محدودیت بعدی میزان حداقل بازده مورد انتظار از سبد است. بدین صورت که حداقل به میزان R این سبد بازده داشته باشد که در معادله ۳ این موضوع را می بینیم. محدودیت چهارم همان مثبت بودن اوزان هر یک از سهام و دارائی هاست. این مدل به عنوان مدل پایه مارکویتز شناخته می شود. محققین زیادی از این مدل استفاده کردند و با توجه به شرایط مختلفی که ممکن است رخ دهد محدودیت هایی را به آن اضافه کرده اند یا متغیرهای جدیدی را تعریف نموده اند. ما در این مطالعه از مدل پایه و مدل کاردینالیتی استفاده خواهیم کرد که در فصول بعد مدل کاردینالیتی ارائه خواهد شد. برای بررسی کارائی مدل بالا، مدل کلاسیک مارکویتز توسط نرم افزار کد شده و نتایج آن با نتایج حاصل از روش پیشنهادی بالا مقایسه خواهد شد.

## ۹-۱- ابزار گردآوری اطلاعات و روش تجزیه و تحلیل آن

ابزار گردآوری اطلاعات در این پایان‌نامه، اطلاعات کتابخانه‌ای و منتشر شده توسط بورس تهران و شرکت‌های پذیرفته شده می‌باشد. برای تجزیه و تحلیل و تشکیل سبد مناسب در بورس تهران از الگوریتم فراابتکاری ژنتیک و برای پیش بینی نرخ های بازده شرکت‌ها برای دوره‌های آتی از شبکه عصبی استفاده خواهد شد. برای بهینه‌سازی سبد سهام بر پایه مدل مارکویتز از نرم افزار Lingo استفاده خواهد شد و برای کدنویسی سایر الگوریتم ها از نرم افزار MATLAB استفاده می‌گردد.

## ۱۰-۱- ساختار گزارش پایان نامه

ساختار کلی این پایان نامه بدین صورت است که در فصل دوم مروری بر ادبیات و پیشینه تحقیق صورت می‌پذیرد. در فصل سوم مدل پیشنهادی این پایان نامه برای مساله مارکویتز و مدل کاردینالیته ارائه شده و فصل چهارم شامل تعیین مساله‌های موردی و نتایج حاصل از مدل ها و بررسی کارائی آن‌ها خواهد بود. در فصل پنجم نتایج تحقیق، جمع‌بندی کلی و زمینه‌های تحقیقات آتی ارائه شده و در انتها منابع و مراجع مورد استفاده در این تحقیق ارائه می‌گردد.

## ۱۱-۱- تعریف واژگان کلیدی رساله

**الگوریتم ژنتیک:** تکنیک جستجویی در علم رایانه برای یافتن راه‌حل تقریبی برای بهینه‌سازی و مسائل جستجو است. الگوریتم ژنتیک نوع خاص از الگوریتم‌های تکامل است که از تکنیک‌های زیست‌شناسی فرگشتی مانند وراثت و جهش استفاده می‌کند. در واقع الگوریتم‌های ژنتیک از اصول انتخاب طبیعی داروین برای یافتن فرمول بهینه جهت پیش‌بینی یا تطبیق الگو استفاده می‌کنند (Sivanandam, 2008).

**شبکه عصبی:** شبکه عصبی مصنوعی یک سامانه پردازشی داده‌ها است که از مغز انسان ایده گرفته و پردازش داده‌ها را به عهده‌ی پردازنده‌های کوچک و بسیار زیادی سپرده که به صورت شبکه‌ای به هم پیوسته و موازی با یکدیگر رفتار می‌کنند تا یک مسئله را حل نمایند. در این شبکه‌ها به کمک دانش برنامه نویسی، ساختار داده‌ای طراحی می‌شود که می‌تواند همانند نوروں عمل کند. که به این ساختار داده گره گفته می‌شود. بعد با ایجاد شبکه‌ای بین این گره‌ها و اعمال یک الگوریتم آموزشی به آن، شبکه را آموزش می‌دهند. (Fabio, 2009)

**مدل مارکویتز:** سبد سهام ترکیبی مناسب از سهام یا سایر دارایی‌ها است، که یک سرمایه‌گذار آنها را خریداری کرده است. هدف از تشکیل سبد سهام، تقسیم کردن ریسک سرمایه‌گذاری بین چند سهم است؛ بدین ترتیب، سود یک سهم می‌تواند ضرر سهام دیگر را جبران کند. بهینه سازی سبد سهام عبارتست از یافتن ترکیب مناسب تری از سهام و سایر دارایی‌ها به نحوی که بهترین کارکرد را با توجه به شاخص‌های اندازه گیری (تابع هدف) داشته باشد (Markowitz, 1952).

مدل کلاسیک میانگین - واریانس یا همان مدل مارکویتز توسط هری مارکویتز معرفی شد. در این مدل رابطه ای بین میانگین و واریانس معرفی شده که به نوعی تعادلی را در مساله ی مورد بررسی بین امید ریاضی و انحراف معیار برقرار می‌سازد. این مدل یک مدل غیر خطی بوده و طبیعتاً زمان حل الگوریتم‌های دقیق آن با افزایش ابعاد مساله به شدت افزایش می‌یابد (Markowitz, 1952).

# فصل دوم

## مروری بر ادبیات و پیشینه تحقیقات داخلی و خارجی

## ۲-۱- بهینه سازی در مسائل مالی

بهینه سازی<sup>۱</sup>، شاخه‌ای از ریاضیات است که در آن سعی می‌شود، ماکزیمم و یا مینیمم یک سیستم معادلات با توجه به یکسری الزامات، به دست آید، (لغت‌نامه مریام - وبستر<sup>۲</sup>). در ریاضیات، علوم کامپیوتر و اقتصاد، بهینه سازی یا برنامه‌ریزی ریاضی، به انتخاب عناصر بهینه از یک مجموعه از آلترناتیوهای قابل‌دستیابی می‌پردازد. به عبارت بهتر، به دنبال یافتن بهترین مقدار قابل دستیابی از یک تابع هدف تعریف شده بر یک دامنه معین از مقادیر است. در ساده‌ترین حالت، هدف، حداقل یا حداکثرسازی یک تابع حقیقی، با انتخاب نظام‌مند مقادیر حقیقی یا اعداد صحیح از یک مجموعه از مقادیر ممکن است. تعمیم تئوری بهینه‌سازی و تکنیک‌های فرمول‌بندی بخش بزرگی از ریاضیات کاربردی را شکل می‌دهد. تحقیق در عملیات، برنامه‌ریزی با اعداد صحیح، برنامه‌ریزی غیرخطی<sup>۳</sup>، نظریه صف<sup>۴</sup> و برنامه‌ریزی پویا<sup>۵</sup> برخی شاخه‌های ریاضیات کاربردی مرتبط با بهینه‌سازی هستند که امروزه در مدیریت و اقتصاد کاربرد وسیعی دارند.

امروزه با سرازیر شدن سرمایه به سوی بازارهای مالی و سرمایه بالاخص بورس‌های معتبر، اهمیت سرمایه‌گذاری صحیح از بین تمام آلترناتیوهای ممکن اهمیت دوچندانی یافته است و همین امر زمینه ایجاد بسیاری از شرکت‌های مشاوره سرمایه‌گذاری و کارگزاری‌ها را فراهم ساخته است. با شرایطی که عنوان شد بسیاری از شرکت‌ها و مشاوران در پی استفاده از مدل‌هایی شده‌اند که بتواند انتظارات سرمایه‌گذاران را به نحو بهتری برآورده سازد. با توجه به اهمیت موضوع بسیاری از پژوهشگران و محققین در پی یافتن مدل‌های کارا تر برآمده و تحقیقات گسترده‌ای را در این زمینه ترتیب داده‌اند. دو زمینه کلی مورد علاقه محققین عبارتند از:

✓ ارائه مدل‌های جدید بهینه‌سازی

<sup>۱</sup> -Optimization

<sup>۲</sup> -Merriam-Webster

<sup>۳</sup> -Non-linear programming

<sup>۴</sup> -Queueing theory

<sup>۵</sup> -Dynamic programming

✓ ارائه مدل‌های دقیق تر پیش‌بینی پارامترهای بازار

در ادامه بیشتر به این دو مقوله پرداخته خواهد شد.

## ۲-۳-مدلسازی مسائل بهینه سازی سبد سهام

تا کنون تلاش‌های متعددی بر روی مدلسازی ریاضی مسائل بهینه‌سازی سبد سهام صورت پذیرفته است و به جرات می‌توان به تحقیقات مارکویتز (۱۹۵۲) به عنوان اولین تلاش‌ها در راستای مدلسازی ریاضی اشاره نمود. وی برای مدل سازی ریسک از مفهوم واریانس استفاده نمود. او ریسک سبد سهام را برابر با مجموع وزن‌دار واریانس‌های تک تک سهام و کوواریانس متقابل بین آن‌ها در نظر گرفت. همانگونه که در رابطه شماره (۱) نشان داده شده است، واریانس کل سبد تنها از مجموع واریانس‌های تک سهم حاصل نمی‌گردد، بلکه کوواریانس منفی بین سهام سبب کاهش ریسک سرمایه‌گذاری خواهد گشت. انتخاب سهام مورد نظر از بین تمام سهام و دارائی‌هایی که در بورس وجود دارد خود یک مساله مهم می‌باشد. چرا که متنوع‌سازی و تشکیل سبد سهام مستلزم درنظر گرفتن سهامی است که الزاما در یک راستا حرکت نمایند. چرا که با کاهش قیمت یک سهم، دیگری افزایش یافته و ضرر حاصل از اولی توسط دومین سهم تا حدودی تعدیل گردد. در ادبیات ریاضی این حقیقت به منزله داشتن کوواریانس منفی بین دو سهم می‌باشد.

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

با این تعریف مدل ریاضی در صدد کاهش واریانس کل سبد بوده و در عین حال، آقای مارکویتز محدودیتی را به آن افزود که حداقل نرخ بازده مورد انتظار سرمایه‌گذار را شامل می‌شود. به طور مثال، اگر نرخ بازده مورد انتظار سرمایه‌گذار ۱۰ درصد باشد، مدل مورد نظر به دنبال تشکیل سبدی است که با حداقل ۱۰ درصد بازده کمترین میزان ریسک که همان واریانس است را داشته باشد. این امر در معادله (۲) نشان داده شده است.

$$\sum_{j=1}^N w_j \times \bar{r}_j \geq \bar{\varphi} \quad (2)$$

از مزایای این مدل می توان به سادگی و سهولت پیاده سازی آن اشاره نمود. همچنین داشتن احساسی شهودی از مفهوم ریسک، از دیگر مزایای این مدل می باشد.

### ۲-۳-۱- مدل میانگین- واریانس

در برخی از انواع مدل سازی، تعادل بین ریسک و بازده را به صورت صریح در تابع هدف با ضریبی تحت عنوان ضریب ریسک گریزی<sup>۱</sup> ( $\lambda$ ) برقرار می سازند. به این نوع مدل سازی، مدل سازی میانگین- واریانس یا مدل ریسک گریزی نیز گفته می شود. در ادامه این نوع مدل سازی نشان داده شده است.

$$\text{MIN} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N W_i \times W_j \times \sigma_{i,j} - \lambda \times \sum_{j=1}^N w_j \times \bar{r}_j \quad (3)$$

Subject to:

$$\sum_{j=1}^N w_j = 1 \quad (4)$$

$$w_j \geq 0 \quad (5)$$

در مدل بالا هر چه ضریب  $\lambda$  کم باشد، نشان دهنده ریسک گریزی بیشتر بوده و بالعکس، هر چه ضریب  $\lambda$  بزرگتر باشد نشان دهنده ریسک پذیری بیشتر تصمیم گیرنده است. اگر مقادیر  $\lambda$  را از صفر به تدریج زیاد کرده و به ازای هر یک مساله بهینه سازی حل گردد، نهایتاً به سبد روی مرز کارا<sup>۲</sup> خواهیم رسید. تعیین  $\lambda$  عموماً با تست بازگشتی<sup>۳</sup> با داده های تاریخی انجام می پذیرد.

<sup>۱</sup> -Risk aversion factor

<sup>۲</sup> -Efficient frontier

<sup>۳</sup> -Back testing



همانگونه که اشاره شد این مدل از اولین تلاش هایی بود که در راستای مدل سازی ریسک انجام شده است. و طبیعتاً بسیاری از محدودیت هایی که در دنیای واقع وجود دارد در این مدل لحاظ نشده است. به عنوان مثال در این مدل، خروجی ها عددی حقیقی از هر یک از سهام هستند که بایستی در سبد نگهداری نمود تا حداقل ریسک حاصل شود. همانگونه که مشهود است این امر در دنیای واقع - اینکه هر نسبتی از هر سهم را در سبد نگهداری کنیم - ممکن نیست و در نتیجه بایستی مدل سازی به گونه ای تغییر کند که محدودیت هایی از این قبیل را شامل شود. در ادامه به بیان این محدودیت ها و مقالاتی که در این زمینه منتشر شده اند پرداخته می شود.

### 2-3-2- مطالعات با محدودیت حداکثر تعداد سهام (محدودیت کاردینالیتی)<sup>۱</sup>

مدل استاندارد میانگین - واریانس که در بالا به آن اشاره شد، هنگامی که در عمل مورد استفاده قرار می - گیرد با چالش هایی روبروست و محدودیت هایی در دنیای واقع وجود دارد که در این مدل آن ها در نظر نگرفته شده است. از جمله این محدودیت ها، محدودیت های حداکثر تعداد سهام می باشند. این نوع محدودیت ها بیان می دارند که تنوع سهامی که در سبد وجود دارد از یک تعداد مشخص  $K$  بیشتر نباشد و درصدی از سرمایه که در یک سهم مشخص سرمایه گذاری می گردد، بین حدود بالا و پایینی که از سوی تصمیم گیرنده معین می گردد، واقع شود. افزودن این نوع محدودیت های حداکثر تعداد سهام به مدل پایه، پیچیدگی مدل را از لحاظ محاسباتی افزایش می دهد چرا که مدل سازی ریاضی آن ها مستلزم افزودن متغیرهای صحیح و باینری است. اسپرنزا<sup>۲</sup> (۱۹۹۶) به بررسی پیچیدگی محاسباتی این مساله پرداخت و نشان داد که این نوع مسائل در زمره مسائل NP-Hard قرار دارند. لذا استفاده از روش های دقیق و کلاسیک برای این مسائل در ابعاد بزرگ بسیار زمانبر بوده و عملاً ممکن نخواهد بود.

<sup>۱</sup> -Cardinality constraints

<sup>۲</sup> -Speranza

چانگ<sup>۱</sup> و همکاران (۲۰۰۰) به بررسی مرز کارا در مدل استاندارد میانگین - واریانس پرداخته و محدودیت - های حداکثر تعداد سهام را به آن افزودند. آن‌ها نشان دادند که با افزودن این محدودیت‌ها مرز کارا متفاوت با حالت قبل خواهد بود. مدل استاندارد با محدودیت‌های حداکثر تعداد سهام به صورت زیر فرموله می‌گردد.

$$\text{MIN} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_i \times w_j \times \sigma_{i,j} \quad (6)$$

Subject to:

$$\sum_{j=1}^N w_j = 1 \quad (7)$$

$$\sum_{j=1}^N w_j \times \bar{r}_j = R^* \quad (8)$$

$$\sum_{j=1}^N z_j = K \quad (9)$$

$$z_i \varepsilon_i \leq w_i \leq z_i \delta_i, \quad i=1, \dots, N \quad (10)$$

$$z_j \in [0,1] \quad (11)$$

$$w_j \geq 0 \quad (12)$$

در مدل بالا  $\varepsilon_i$  و  $\delta_i$  به ترتیب بیانگر حداقل میزان و حداکثر میزانی از سرمایه است که بایستی در سهم  $i$  سرمایه‌گذاری گردد. چانگ و همکاران (۲۰۰۰) برای یافتن مرز کارای این مدل از روش‌های فراابتکاری الگوریتم ژنتیک<sup>۲</sup>، جستجوی ممنوعه<sup>۳</sup> و شبیه‌سازی تبرید شده<sup>۴</sup> استفاده نمودند.

در تحقیق دیگری که توسط سلیمانی<sup>۱</sup> و همکاران (۲۰۰۹) انجام شد، مدل مارکویتز تحت سه محدودیت

مورد بررسی قرار گرفته است که این سه محدودیت عبارتند از:

<sup>۱</sup> -Chang

<sup>۲</sup> -Genetic algorithm

<sup>۳</sup> -Tabu search

<sup>۴</sup> -Simulated annealing

- حداقل مبادلات سهم<sup>۲</sup>
- کاردینالیتی
- ارزش جاری سرمایه بازار<sup>۳</sup>

محدودیت اول بدین معنی است که تعداد سهام موجود در سبد بایستی مضارب صحیحی از اعداد باشد و محدودیت سوم که توسط این محققین برای اولین بار مدل معرفی شده است بدین صورت است که درصدی از سرمایه که به هر سهم اختصاص می‌یابد بایستی متناسب با درصدی از سرمایه کل بازار باشد که در آن بخش سرمایه‌گذاری شده است. پس از ارائه مدل غیر خطی عدد صحیح توسط این پژوهشگران الگوریتم ژنتیکی برای آن توسعه داده شده و نتایج حاصل با جواب‌های دقیق که توسط نرم افزار Lingo به دست آمده مقایسه شده است.

یانگ<sup>۴</sup> و همکاران (۲۰۱۱) نیم واریانس را به عنوان معیار سنجش ریسک در نظر گرفته و تعریف جدیدی را از دارایی‌های سرمایه‌گذاری ارتش ارائه نمودند. در مدل آن‌ها محدودیت کاردینالیتی مورد بررسی قرار گرفته و از الگوریتم‌های ژنتیک و جستجوی ممنوع برای به دست آوردن سبدهای بهینه و نزدیک به بهینه استفاده نمودند. برمودنزا<sup>۵</sup> و همکاران (۲۰۱۱) الگوریتم ژنتیکی را برای مساله بهینه سازی سبد سهام که مقید به محدودیت-های حداکثر تعداد سهام است، ارائه کردند. آن‌ها عدم قطعیت در نرخ‌های بازده را به صورت عدد فازی دوزنقه‌ای مدل کرده و از ریسک‌های پایین برای معیار ریسک‌گریزی<sup>۶</sup> تصمیم گیرنده استفاده نمودند و کارایی مدل خود را بر روی داده‌های بازار سهام اسپانیا تست نمودند.

<sup>1</sup> -Soleimani

<sup>2</sup> -Minimum transaction lot

<sup>3</sup> -Market capitalization

<sup>4</sup> -Yang

<sup>5</sup> -Bermudeza

<sup>6</sup> -Downside risk

در مقاله دیگری که توسط وودسای اوریاخی<sup>۱</sup> و همکاران (۲۰۱۱) انجام پذیرفته سه الگوریتم فرا ابتکاری الگوریتم ژنتیک، جستجوی ممنوعه و شبیه سازی آنتیل شده برای مدل استاندارد مارکویتز با در نظر گرفتن محدودیت حداکثر تعداد سهام استفاده نمودند. آن‌ها برای تست مدل خود از مجموعه‌ای از داده‌ها مشتمل بر ۱۳۱۸ دارائی در هفت بازار بزرگ دنیا استفاده نمودند. نتایج مدل‌های آن‌ها کارائی بهتری را از لحاظ جواب و زمان حل نسبت به مطالعات انجام شده قبل از آن‌ها نشان داده است.

در زمینه محدودیت‌های حداکثر تعداد سهام به چند مقاله مهم و مرجع اشاره شد و در ادامه به دسته مهم دیگری از مطالعات پیرامون توسعه مدل پایه مارکویتز پرداخته می‌شود.

### 2-3-3- مطالعات با ملاحظه هزینه مبادلات<sup>۲</sup>

یکی دیگر از محدودیت و شرایطی که در جهان واقع وجود دارد ولی در مدل استاندارد نادیده گرفته شده است، هزینه مبادلات است. مارکویتز در مدل پایه فرض کرده است که هزینه معاملات وجود ندارد و این چندان صحیح نیست. به عنوان مثال در بورس اوراق بهادار تهران کارمزد برای خرید ۰،۴ درصد کل معامله و هنگام فروش کارمزد و مالیات برابر با ۱،۰۵ درصد می‌باشد که خود این ارقام در معاملات بزرگ و کلان خود ارقام قابل ملاحظه‌ای خواهند بود. با مقدمه‌ای که ذکر شد برخی از محققین فرض مارکویتز مبنی بر ناچیز بودن هزینه معاملات را حذف کرده و مدل‌های جدیدی را ارائه نمودند که این هزینه‌ها را شامل می‌شود.

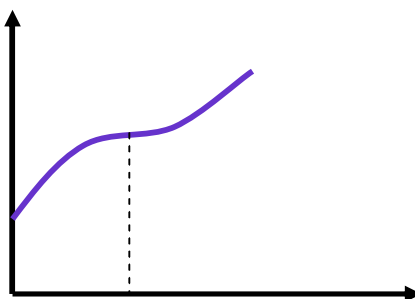
زو<sup>۳</sup> و همکاران (۲۰۰۶) مدل کلاسیک مارکویتز را با هزینه معاملات بررسی نموده‌اند. آن‌ها تابعی مقعر را برای هزینه معاملات فرض کرده و روش انشعاب و تحدیدی<sup>۴</sup> را برای آن ارائه نمودند. در شکل شماره (۱-۲) نمودار تابع هزینه معاملات مقعر نشان داده شده است.

<sup>۱</sup> -Woodside-Oriakhi

<sup>۲</sup> -Transaction costs

<sup>۳</sup> -Xue

<sup>۴</sup> -Branch-and-Bound



شکل شماره ۲-۱- هزینه معاملات مقعر

در شکل بالا اگر خطوط مماس بر نمودار را رسم نماییم، مشخص خواهد بود که در ابتدا شیب زیاد بوده و به مرور کم خواهد شد و سپس باز افزایش می یابد. با رسم نمودار شیب خطوط مماس بر منحنی بالا هزینه نهائی معاملات که همان شیب نمودار است، به صورت تابع مقعر خواهد بود.

هزینه معاملات در موارد متعددی مورد پژوهش و تحقیق توسط پژوهشگران واقع شده است که از آن جمله می توان به تحقیقات فانگ<sup>۱</sup> (۲۰۰۶) و همکاران اشاره نمود. از آنجائی که نرخ بازده مورد انتظار توسط سهامداران، سهامداران، ریسک و نقدشوندگی<sup>۲</sup> دارای عدم قطعیت هستند، آن ها در مقاله خود این عدم قطعیت ها را با تئوری فازی مدل کرده و هزینه معاملات را نیز در مدل ارزیابی مجدد سبد سهام در نظر گرفتند. در مقاله مورد نظر از داده های واقعی بورس شانگهای برای بررسی کارائی مدل استفاده شده است. مفاهیم فازی برای مدلسازی عدم قطعیت ها در بهینه سازی سبد سهام از مواردی است که به دفعات توسط محققین مورد استفاده واقع شده است.

1 -Fang

2 -Liquidity

علاوه بر مورد قبلی که مورد اشاره واقع شد، جانا<sup>۱</sup> و همکاران (۲۰۰۹) در مقاله خود با تئوری فازی مفاهیمی چون میانگین و ریسک توزیع امکان<sup>۲</sup> را معرفی نموده و مدل چند هدفه‌ای را ارائه نمودند. سپس مدل چند هدفه غیر خطی را که هزینه معاملات را نیز شامل می‌شد ارائه کرده و کارائی مدل‌ها را با روش عددی بررسی نمودند.

در پژوهش دیگری که توسط تاپا و پشاکول<sup>۳</sup> (۲۰۱۰) صورت پذیرفت، اثر هزینه معاملات در سبد حقوق صاحبان سهام بین‌المللی مورد بررسی قرار گرفت و نتایج تحقیق نشان‌دهنده این حقیقت بود که در مطالعات آتی بایستی این هزینه‌ها را در تحقیقات در نظر گرفت و چشم‌پوشی از آن‌ها نتایج مناسبی را حاصل نمی‌سازد. یکی دیگر از معیارهای بررسی ریسک سبدها ارزش در معرض خطر<sup>۴</sup> یا به طور خلاصه VaR می‌باشد.

کرجیک<sup>۵</sup> و همکاران (۲۰۱۱) در مدل خود VaR را با هزینه معاملات ثابت و هزینه تاثیر غیر خطی در نظر گرفته و با توجه به غیر خطی بودن مدل، روشی تکراری مبتنی بر VaR هموارسازی<sup>۶</sup> ارائه شده است و همگرایی الگوریتم معرفی شده به اثبات رسیده است.

## ۲-۴- مطالعات با روش‌های فراابتکاری در بهینه سازی سبد سهام

همانگونه که قبلاً نیز اشاره شد، افزودن محدودیت‌های دنیای واقعی مستلزم اضافه شدن متغیرهای باینری و عدد صحیح به مدل ریاضی و در نتیجه افزایش پیچیدگی‌های حل آن است. لذا یافتن جواب‌های دقیق با روش‌های کلاسیک مستلزم صرف هزینه و وقت بسیار زیادی است و همین امر زمینه‌ی استفاده از روش‌های فرا ابتکاری را در مدل‌های بهینه سازی سبد سهام به وجود آورده است. تا کنون در تحقیقات بسیاری از این روش‌ها استفاده شده که از آنجمله می‌توان به پژوهش‌های دنگ<sup>۷</sup> و همکاران (۲۰۱۱)، کورا<sup>۱</sup> (۲۰۰۹)، آرانها و

1 -Jana

2 -Possibilistic mean and variance of continues distribution

3 -Thapa and Poshakwale

4 -Value at Risk

5 -Krejic

6 -iterative method based on a smoothing VaR

7- Deng

دریگس و نیگل<sup>۳</sup>(۲۰۰۴)، لین و لیو<sup>۴</sup>(۲۰۰۸)، شونگ<sup>۵</sup> و همکاران(۲۰۰۵)، چن و هو<sup>۶</sup>(۲۰۰۶) و ژیا<sup>۷</sup> و همکاران(۲۰۰۰) اشاره کرد.

از آنجائی که الگوریتم ژنتیک عموماً در فضاهاى گسسته کاربرد دارد، چن و هو (۲۰۰۶) روشی را برای استفاده از آن در فضاهاى پیوسته ارائه نموده و از آن برای بهینه سازی پرتفولیو استفاده نمودند. آنها از روشی موسوم به الگوریتم ژنتیک ترکیبی<sup>۸</sup> استفاده کردند.

کورا (۲۰۰۹) با مروری بر ادبیات روش های فراابتکاری از الگوریتم پرندگان<sup>۹</sup> برای بهینه سازی سبد سهام استفاده نمود. وی برای تایید و بررسی کارائی روش ابتکاری مورد بررسی خود از داده های بورس های هنگ کنگ، آمریکا، آلمان و انگلستان در بین سالهای ۱۹۹۲ تا ۱۹۹۷ استفاده نموده است.

ژیا و همکاران(۲۰۰۰) در مقاله ی خود مدلی را معرفی کردند که در آن نرخ های بازده سهام را به جای میانگین گیری به عنوان متغیر در نظر گرفتند و الگوریتم ژنتیکی را بر مبنای آن توسعه داده و نتایج مدل جدید را با روش مرسوم و استاندارد مدل مارکویتز مقایسه نمودند.

در مقاله ای که توسط دریگس و نیگل (۲۰۰۴) چاپ شد، آنها به بررسی مدل مارکویتز با در نظر گرفتن هزینه معاملات پرداختند که در این تحقیق از شبیه سازی آنیل<sup>۱۰</sup> برای تشکیل پرتفولیو استفاده شد. در تمام مقالاتی که تا کنون برای بهینه سازی پرتفولیو استفاده شده است معمولاً از روشهای کدگذاری مشابهی استفاده شده است.

1 -Cura

2 -Aranha and Iba

3 -Derigs and Nickel

4 -Lin and Liu

5 -Shyong

6 -Chen and Hou

7 -Xia

8 -Combinatorial Genetic Algorithm

9 -Particle Swarm optimization

10 -Simulated Annealing

آرانها و ایبا (۲۰۰۸) در مقاله ی خود روش جدید سه مرحله ای را برای بهینه سازی سبد سهام معرفی نموده اند که روند همگرایی به جواب را شتاب می بخشد.

در مقاله ی دیگری لین و لیو (۲۰۰۸) مساله بهینه سازی پرتفولیو را همراه با محدودیت حداقل مبادلات انباشته بررسی نمودند. آنها در مقاله ی خود سه مدل نوع مختلف سبد سهام را معرفی کرده و تابع برازندگی در الگوریتم ژنتیک را که به طور همزمان ریسک و بازده را شامل می شود معرفی کردند.

شونگ و همکاران (۲۰۰۵) برای بهبود کارایی مدل میانگین - واریانس یا همان مارکویتز از روش جدیدی برای تخمین نرخ های بازده استفاده کرده و از الگوریتم های تکاملی چند تابع هدفه استفاده کرده اند که روش پیشنهادی آنها دقت بیشتری را نشان می دهد.

دنگ و همکاران (۲۰۱۱) الگوریتم پرندگان جدیدی را معرفی کردند که سرعت همگرایی بیشتری را نسبت به سایر الگوریتم های پرندگان نشان می دهد. آنها این الگوریتم را برای مساله بهینه سازی سبد سهام مقید به محدودیت های کاردینالیتی توسعه داده و برای تست آنها با سایر الگوریتم ها از داده های بورس های متعدد چون نیکی و هنگ کنگ بین سال های ۱۹۹۲ تا ۱۹۹۷ میلادی استفاده نمودند.

**در داخل کشور** نیز مطالعات متعددی در زمینه ی به کارگیری الگوریتم های فراابتکاری و شبکه عصبی برای بهینه سازی پرتفولیو انجام شده است :

به عنوان مثال در مقاله ی وفائی و دهقانی (۱۳۸۷) روش جدیدی پیشنهاد شده است که با ترکیب الگوریتم ژنتیک و تبرید تدریجی مسئله انتخاب بهینه سبد سهام را با دقت و سرعت بیشتری حل می کند. در روش مذکور در هر نسل فرزندان تولید شده توسط عملگرهای ژنتیک بر پایه معیارهای هیبرید تدریجی<sup>۱</sup> بررسی و

1 -simulated Annealing



پذیرش می شوند که سبب جلوگیری از همگرایی به بهینه محلی در نسل های ابتدایی، کاهش میزان جستجوهای بی هدف در نسل های پایانی و افزایش سرعت همگرایی می شود.

در مقاله ی کرگز و همکاران (۱۳۸۹) انتخاب و بهینه سازی سبد سهام بر اساس سطوح مختلفی از ریسک انجام پذیرفته است. آنها دو الگوریتم ژنتیک توسعه دادند که در فرایند طراحی دو مدل پایه ای: مدل میانگین - واریانس مارکویتز و مدل میانگین - نیمه واریانس را لحاظ کردند. جامعه آماری این تحقیق ۱۴۶ شرکت از شرکت های فعال در بورس اوراق بهادار تهران و محدوده زمانی آن نیز سالهای ۱۳۸۰ تا ۱۳۸۷ بود. نتایج تحقیق آنها نشان داد که الگوریتم ژنتیک طراحی شده در تکرار های مختلف از بهینگی و ثبات بالا برخوردار است. نتایج حاصله از تحقیق آنها بیانگر اینست که هیچ تفاوت معناداری در بکارگیری دو مدل (مدل میانگین - واریانس و مدل میانگین - نیمه واریانس) وجود ندارد. در ادامه به بیان برخی از مقالاتی که از شبکه عصبی در بهینه سازی سبد سهام استفاده کرده اند خواهیم پرداخت.

## ۲-۵- شبکه عصبی مصنوعی در مالی

شبکه عصبی مصنوعی یک سامانه پردازشی داده ها است که از مغز انسان ایده گرفته و پردازش داده ها را به عهده ی پردازنده های کوچک و بسیار زیادی سپرده که به صورت شبکه ای به هم پیوسته و موازی با یکدیگر رفتار می کنند تا یک مسئله را حل نمایند. شبکه های عصبی مصنوعی دارای دامنه کاربرد وسیعی می باشند از جمله سامانه های آنالیز ریسک، کنترل هواپیما بدون خلبان، آنالیز کیفیت جوشکاری، آنالیز کیفیت کامپیوتر، آزمایش اتاق اورژانس، اکتشاف نفت و گاز، سامانه های تشخیص ترمز کامیون، تخمین ریسک وام، تخمین بازده اوراق قرضه و سهام و ... . توانایی و کارایی بالای این شبکه در پیش بینی، سبب استفاده محققین مالی از این روش در

پژوهش‌ها شده است که از آنجمله می‌توان به فریتازا<sup>۱</sup> و همکاران (۲۰۰۹)، فرناندز و گومز<sup>۲</sup> (۲۰۰۷) و یو<sup>۳</sup> و همکاران (۲۰۰۸) اشاره نمود.

فریتازا و همکاران (۲۰۰۹) از شبکه عصبی برای پیش بینی نرخ های بازده استفاده کرده و بر مبنای آن پیش بینی ها معیار جدیدی برای ریسک تعریف کرده و در صدد مینیمم کردن آن بودند. آنها آزمایشات خود را بر روی داده های سهام برزیل امتحان نمودند.

فرناندز و گومز (۲۰۰۷) از شبکه ی عصبی در مدل توسعه یافته ی مارکویتز استفاده نمودند. در این مدل محدودیت کاردینالیتی را در مدل در نظر گرفتند. این محدودیت عنوان می کند که بایستی همواره تعداد مشخص سهام در سبد جای بگیرد. با در نظر گرفتن این نوع محدودیت ها مدل از حالت غیر خطی درجه دوم به حالت غیرخطی درجه دوم عدد صحیح<sup>۴</sup> در خواهد آمد.

در مقاله ی دیگری یو و همکاران (۲۰۰۸) شبکه عصبی جدیدی را بر مبنای مدل کشیدگی - میانگین - واریانس<sup>۵</sup> توسعه دادند.

شبکه عصبی مصنوعی یکی از مواردی بوده که به کثرت در مسائل مختلف مورد توجه محققان داخل کشور واقع شده است. به تبع آن در زمینه مسائل مالی، تحقیقاتی صورت پذیرفته که به مهمترین آن ها پرداخته می شود. ماکوئی (۱۳۸۵) به بررسی مدل بهینه سازی سبد سهام در حالتی که محدودیت هائی به آن اضافه شده است به کمک شبکه عصبی پرداخته است. در پایان نامه مورد نظر روشی جدید برای حل مسئله بهینه سازی سبد سهام دارای محدودیت با استفاده از شبکه عصبی ارائه شده است. همچنین محدودیت هایی که مدنظر قرار گرفته اند عبارتند از: (۱) حد بالا و پایین در انتخاب وزن هر سهام در سبد سهام (۲) لحاظ محدودیت در تعداد

1 - Freitas

2- Fernandez and Gomez

3 - Yu

4- mixed quadratic and integer

5 -mean-variance-skewness model

سهام‌های موجود در سبده سهام. محدودیت سوم هم اینست که مجموع وزن سهام‌های موجود در سبده سهام باید برابر یک باشد. پیاده‌سازی الگوریتم مورد اشاره نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی قادر است هم مسئله انتخاب سبده سهام استاندارد و هم مسئله انتخاب سبده سهام دارای محدودیت را با دقت بالا حل کند.

عالم تبریز و همکاران (۱۳۸۹) در مقاله‌ای برای انتخاب بهینه سبده سهام از سه مدل شبکه عصبی - مصنوعی، مدل مارکویتز و مدل خطی آریما برای پیش‌بینی و انتخاب بهینه سبده سهام استفاده کردند. آن‌ها ۱۰ سهام از ده صنعت مختلف برای تحلیل مدل انتخاب کرده و با توجه به خروجی مدل‌های سه‌گانه‌ی فوق سهام‌هایی را که میانگین بازده پیش‌بینی آن‌ها بیشتر و ریسک کم‌تری را دارا بودند انتخاب نمودند. برای مقایسه مدل‌ها از آزمون میانگین دو جامعه (t-test) در سطح معنی‌داری ۹۵٪ استفاده شد که در نهایت شبکه عصبی به عنوان بهترین مدل شناسایی گردید. راعی (۱۳۸۰) در مدل مارکویتز تنها میانگین را در نظر گرفته و با شبکه عصبی، سبده سهام را تشکیل داد. وی از داده‌های سی و نه شرکت در بورس اوراق بهادار تهران در یک دوره ۱۳ ماهه استفاده نموده است.

تحقیقی که در این رساله انجام پذیرفته از حیث موضوع مورد بررسی و تلفیق شبکه عصبی برای پیش‌بینی بازده سهام و بهینه‌سازی سبده سهام به وسیله الگوریتم‌های فراابتکاری با سایر مطالعات داخلی متمایز بوده و در مطالعات خارجی نیز تا کنون مورد مشابهی برای مساله مورد بررسی مشاهده نشده است.

## ۲-۶- جمع بندی

از زمان ارائه مدل بهینه‌سازی سبده سهام توسط مارکویتز تا کنون که مدلسازی‌های متعددی برای این مساله توسعه داده شده، شاهد بر اهمیت این موضوع در محیط‌های واقعی است. در این فصل مروری بر ادبیات موضوع با محوریت موضوع این پایان‌نامه صورت پذیرفت. در جدول شماره ۲-۱ خلاصه مطالعات خارجی و ۲-۲ مقالات و پژوهش‌هایی که در این فصل اشاره شد به طور خلاصه نشان داده شده است.

جدول شماره ۲-۱- خلاصه مطالعات منابع خارجی اشاره شده

ردیف	محققان	سال تحقیق	روش مورد مطالعه				
			شبکه عصبی	الگوریتم پرندگان	جستجوی ممنوعه	شبیه سازی آنیل شده	الگوریتم ژنتیک
1	مارکویتز	1952					
2	اسپرینزا	1996					
3	چانگ و همکاران	2000					
4	ژیا و همکاران	2000					
5	دریگس و نیگل	2004					
6	شونگ و همکاران	2005					
7	زو و همکاران	2006					
8	فانگ	2006					
9	چن و هو	2006					
10	فرناندز و گومز	2007					
11	آرانها و ایبا	2008					
12	لین و لیو	2008					
13	یو و همکاران	2008					
14	سلیمانی و همکاران	2009					
15	جانا و همکاران	2009					
16	کورا	2009					
17	فریتازا و همکاران	2009					
18	تاپا و پشاکول	2010					
19	یانگ و همکاران	2011					
20	برمودنزا و همکاران	2011					
21	اورباخی و همکاران	2011					
22	کرجیک و همکاران	2011					
23	دنگ و همکاران	2011					

جدول شماره ۲-۲- خلاصه مطالعات منابع داخلی اشاره شده

ردیف	محققان	سال تحقیق	روش مورد مطالعه				
			شبکه عصبی	الگوریتم پرندگان	جستجوی ممنوعه	شبیه سازی آنبیل شده	الگوریتم ژنتیک
1	راعی	1380					
2	ماکوئی	1385					
3	خالوزاده و امیری	1385					
4	وفائی و دهقانی	1387					
5	حاجی زاده و سیفی	1387					
6	کرگز و همکاران	1389					
7	عالم تبریز و همکاران	1389					
8	آرش طالبی	1389					
9	فتحی و حسینی	1390					

لازم به ذکر است که به دلیل کمبود مکانی تمامی جزییات تحقیقات محققان ایرانی آورده نشده است

وازمطالعات ایشان استفاده بهینه انجام شده است. در فصل بعد به بیان روش تحقیق و نتایج مورد استفاده در این

پایان نامه پرداخته خواهد شد.

# فصل سوم

## مدل سازی و روش تحقیق

## ۳-۱- مقدمه

یکی از خصوصیات عمده مدل مارکویتز، وابستگی و حساسیت بالای مدل به پارامترهای ورودی آن است. در بسیاری مواقع از میانگین بازده های دوره های قبل به عنوان تخمین میانگین دارائی ها استفاده می شود. اگر چه این روش مرسوم است ولی در عمل بازده دوره آتی عموماً تفاوت زیادی با میانگین دارد. این تحقیق در پی آنست که با برآورد بهتر و دقیقتری از نرخ های بازده توسط شبکه عصبی، ورودی های بهتری را برای فرایند بهینه سازی فراهم ساخته تا در این فرآیند، نتیجه مطلوب تری برای کاهش ریسک سبد حاصل شود. در تحقیق پیش رو دو مدل ریاضی جداگانه معرفی گشته و تاثیر پیش بینی نرخ های بازده توسط شبکه عصبی بر کارائی مدل های بهینه سازی مورد ارزیابی قرار خواهد گرفت. مدل اول که همان مدل پایه مارکویتز بوده و مدل دوم حاصل افزودن قیدهای کاردینالیتی به مدل پایه می باشد. پس از اشاره ای کلی به روش های حل مسائل بهینه سازی ساختار کلی روش فراابتکاری ژنتیک معرفی شده و در انتها ساختار شبکه عصبی مورد اشاره قرار گرفته و مساله مورد تحقیق بیان خواهد شد.

## ۳-۲- مدل سازی ریاضی بهینه سازی سبد سهام

در این بخش ابتدا دو مورد از معروف ترین و پرکاربردترین مدل های مالی معرفی خواهد گشت. در ابتدا مدل پایه مارکویتز و سپس مدل میانگین واریانس معرفی گشته و تفاوت های آنها از حیث مفاهیم مورد بررسی قرار خواهند گرفت.

## ۳-۲-۱- مدل پایه مارکویتز

یکی از اساسی ترین نظریات در مباحث مالی، نظریه کلاسیک مارکویتز می باشد. این نظریه در سال ۱۹۵۶ توسط هری مارکویتز از اقتصاددانان برجسته ی دانشگاه کالیفرنیا ارائه شد. این مدل از اولین تلاش هایی بود که در راستای مدل سازی ریسک مالی انجام شده است که پایه ی بسیاری از مباحث و مطالعات بعدی برای محققان

واقع شد. وی برای مدل سازی ریسک مالی از واریانس استفاده نمود. او ریسک سبد سهام را برابر با مجموع موزون واریانس های تک تک سهام و کوواریانس متقابل بین آن ها در نظر گرفت. با این تعریف مدل ریاضی در صدد کاهش واریانس کل سبد بوده و در عین حال محدودیتی را به آن افزود که حداقل نرخ بازده مورد انتظار سرمایه گذار را شامل می شود. به طور مثال، اگر نرخ بازده مورد انتظار سرمایه گذار ۱۰ درصد باشد، مدل مورد نظر به دنبال تشکیل سبدی است که با حداقل ۱۰ درصد بازده کمترین میزان ریسک که همان واریانس است را داشته باشد. در ادامه مدل ریاضی این مساله که از این به بعد در این نوشتار این مدل را با BM نشان می دهیم، ارائه شده است.

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

Subject to:

$$\sum_{j=1}^N w_j \times \bar{r}_j \geq \bar{\varphi} \quad (2)$$

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

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

این مدل دارای چهار پارامتر ورودی است:  $\varphi, N, \sigma, \tau$  که به ترتیب عبارتند از بردار نرخ های بازده مورد

انتظار، ماتریس کوواریانس، تعداد انواع سهام و نرخ بازده مورد انتظار از سبد سهام.

$$\sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{1,1} & \dots & \sigma_{1,N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{N,1} & \dots & \sigma_{N,N} \end{bmatrix}$$



$$\tau = [\bar{\tau}_1, \dots, \bar{\tau}_N]$$

در مدل مورد نظر  $\sigma$  ماتریس کوواریانس بین نرخ های بازده بوده و طبق معادله (۵) تعریف می شود.  $\tau$  بردار بازده های مورد انتظار هر کدام از سهام و دارائی هاست که بایستی تخمین زده شود.

$$\sigma_{i,j} = E[(\tau_i - E(\tau_i))(\tau_j - E(\tau_j))] \quad (5)$$

در ماتریس  $\sigma$  عناصر روی قطر اصلی همان واریانس های هر یک از دارائی ها خواهد بود چرا که:

$$\sigma_{i,i} = E[(\tau_i - E(\tau_i))(\tau_i - E(\tau_i))] = E[\tau_i \tau_i] - E[\tau_i]E[\tau_i] = E[\tau_i^2] - E[\tau_i]^2$$

و این همان تعریف واریانس می باشد.

از مزایای این مدل می توان به سادگی و سهولت پیاده سازی آن و داشتن احساسی شهودی از مفهوم ریسک اشاره کرد. همانگونه که اشاره شد این مدل از اولین تلاش هایی بود که در راستای مدلسازی ریسک انجام شده است. و طبیعتا بسیاری از محدودیت هایی که در دنیای واقع وجود دارد در این مدل لحاظ نشده است. به عنوان مثال در این مدل، خروجی ها عددی حقیقی از هر یک از سهام هستند که بایستی در سبد نگهداری نمود تا حداقل ریسک حاصل شود. همانگونه که مشهود است این امر در دنیای واقع - اینکه هر نسبتی از هر سهم را در سبد نگهداری کنیم - ممکن نیست و در نتیجه بایستی مدلسازی به گونه ای تغییر کند که محدودیت هایی از این قبیل را شامل شود.

### ۳-۲-۲- مدل مارکویتز با محدودیت تعداد سهام

محدودیت های کاردینالیتی بیان می دارند که تنوع اوراق بهادار موجود در سبد سهام به تعداد مشخص  $(K)$

بوده و اوزان هر ورقه در بازه ی خاصی قرار گیرد. برای مدلسازی این نوع محدودیت ها به متغیرهای باینری نیاز

داریم. در ادامه مدل ریاضی این مساله ارائه می شود.

$$\text{MIN} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_i \times w_j \times \sigma_{i,j} \quad (6)$$

Subject to:

$$\sum_{j=1}^N w_j = 1 \quad (7)$$

$$\sum_{j=1}^N w_j \times \bar{\tau}_j = R^* \quad (8)$$

$$\sum_{j=1}^N z_j = K \quad (9)$$

$$z_i \varepsilon_i \leq w_i \leq z_i \delta_i, \quad i=1, \dots, N \quad (10)$$

$$z_j \in [0, 1] \quad (11)$$

$$w_j \geq 0 \quad (12)$$

در مدل بالا  $\varepsilon_i$  و  $\delta_i$  به ترتیب بیانگر حداقل میزان و حداکثر میزانی از سرمایه است که بایستی در سهم  $i$  ام

سرمایه گذاری گردد. البته این اوزان به شرطی برقرار خواهند بود که اوراق بهادار مورد نظر در سبد نگهداری

شود. در غیر اینصورت وزن آن صفر خواهد بود. محدودیت (۹) نشان دهنده تنوع سهام در سبد بوده و

محدودیت (۱۰) حدود بالا و پایین اوزان می باشد.

### ۳-۳- روش حل مدل های ارائه شده

تا کنون دو مدل مارکوویتزو کاردینالیتی معرفی شدند. هر دوی این مدل ها اساس و پایه یکسانی دارند که

ریشه در تئوری مدرن سبد سهام دارد. پس از مدلسازی، سوال مهم و کلیدی که مطرح می شود اینست که چگونه

بایستی این مدل ها را حل کرده و جواب های بهینه را بدست آورد. برای پاسخ به این سوال در ادامه رویکردهای

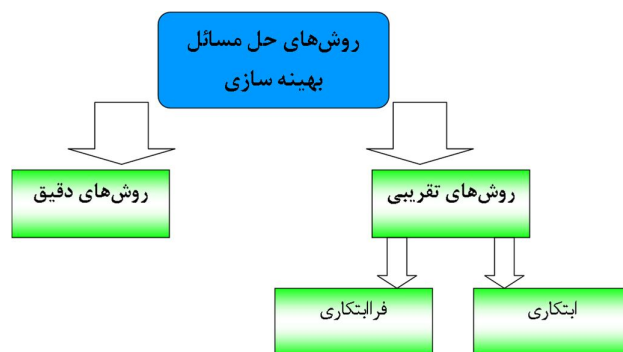
حل اینگونه مسائل به دو دسته کلی تقسیم بندی می شوند. دسته اول روش های کلاسیک تحقیق در عملیات از

قبیل: برنامه ریزی کوادراتیک، انشعاب و تحدید، برنامه ریزی پویا و ... و دسته دوم روش های فراابتکاری هستند.

الگوریتم های دقیق (دسته اول) قادر به یافتن جواب بهینه به صورت بهینه جهانی<sup>۱</sup> هستند اما در مورد مسائل بهینه سازی سخت<sup>۲</sup> کارایی ندارند و زمان حل آنها در این مسائل به صورت نمایی افزایش می یابد. الگوریتم های تقریبی (دسته دوم) قادر به یافتن جواب های خوب (نزدیک به بهینه<sup>۳</sup>) در زمان حل کوتاه برای مسائل بهینه سازی سخت هستند.

الگوریتم های تقریبی قادر به یافتن جواب های خوب (نزدیک به بهینه) در زمان حل کوتاه برای مسائل بهینه سازی سخت هستند. الگوریتم های تقریبی نیز به دو دسته الگوریتم های ابتکاری<sup>۴</sup> و فراابتکاری<sup>۵</sup> تقسیم بندی می شوند (شکل شماره ۳-۱).

شکل شماره ۳-۱- روش های حل مسائل بهینه سازی



دو خصوصیت اصلی الگوریتم های ابتکاری، قرار گرفتن آنها در بهینه های محلی، و عدم قابلیت آنها برای کاربرد در مسائل مختلف است. الگوریتم های فراابتکاری یا متاهوریستیک ها برای حل این مشکلات الگوریتم های ابتکاری ارائه شده اند. در واقع الگوریتم های فراابتکاری، یکی از انواع الگوریتم های بهینه سازی

<sup>1</sup> -Global optimum

<sup>2</sup> -NP-Hard

<sup>3</sup> -Near optimal

<sup>4</sup> -heuristic

<sup>5</sup> -heuristic

تقریبی هستند که دارای مکانیزم های خروج از بهینه محلی می باشند و قابل کاربرد در طیف وسیعی از مسائل هستند.

در ادامه این نوشتار نگاهی اجمالی به برنامه ریزی کوادراتیک کرده و سپس الگوریتم فراابتکاری مورد استفاده در این تحقیق ارائه می گردد.

### ۳-۳-۱- روش برنامه ریزی درجه ۲

نوع خاصی از مساله برنامه ریزی ریاضی است که عموماً در آن تابع هدف به صورت یک تابع کوادراتیک بوده و محدودیت ها به صورت خطی می باشند. فرم ریاضی یک مدل کوادراتیک به صورت زیر می باشد:

$$\text{Min} = f(X) = \frac{1}{2}X^T QX + C^T X \quad (10)$$

$$\text{Subject to:} \quad (11)$$

$$AX \leq b \quad (12)$$

$$EX = d \quad (13)$$

در مدل بالا  $X$  و  $C$  ماتریس های ستونی بوده و  $X^T$  و  $C^T$  به ترتیب ترانهاده آنها می باشند. در این مدل  $A$

ماتریس ضرائب محدودیت های نامساوی و  $E$  ماتریس ضرائب محدودیت های مساوی مساله می باشد. حال مدل

مارکویتز را می توان به فرم بالا نوشت. برای آنکه نشان دهیم مدل مارکویتز یک مدل برنامه ریزی درجه ۲ است

کافی است پارامترهای کوادراتیک را به صورت زیر تعریف کنیم:

$X = \begin{bmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_N \end{bmatrix}$	$Q = 2 \times \begin{bmatrix} \sigma_{1,1} & \dots & \sigma_{1,N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{N,1} & \dots & \sigma_{N,N} \end{bmatrix}$
--	---

$C = \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}_{N \times 1}$	$A = \begin{bmatrix} -\bar{\tau}_1 & \dots & -\bar{\tau}_N \\ -1 & 0 & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix}_{(N+1) \times N}$
$b = \begin{bmatrix} -\bar{\varphi} \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}_{(N+1) \times 1}$	$E = [1, \dots, 1]_{1 \times N}$
$d = 1$	

در برخی موارد برای مساله برنامه ریزی کوادراتیک، فرم بسته حل<sup>۱</sup> وجود دارد. به عنوان مثال اگر در مدل مارکویتز محدودیت عدم فروش استقرای حذف گردد ( $w_j \geq 0$ ) حل مدل از روابط زیر حاصل خواهد شد:

$$W = A + B\bar{\varphi}$$

که در آن A و B دو بردار هستند و از روابط زیر حاصل می شوند.

$$A = \frac{1}{ac - b^2} \cdot \sigma^{-1} [c\tau - b\mu]$$

$$B = \frac{1}{ac - b^2} \cdot \sigma^{-1} [a\mu - b\tau]$$

$$a = \tau^T \sigma^{-1} \tau$$

$$b = \tau^T \sigma^{-1} \mu$$

$$c = \mu^T \sigma^{-1} \mu$$

در معادلات بالا  $\mu$  بردار نرخ های بازده مورد انتظار سهام،  $\sigma^{-1}$  معکوس ماتریس کوواریانس،  $\tau$  بردار

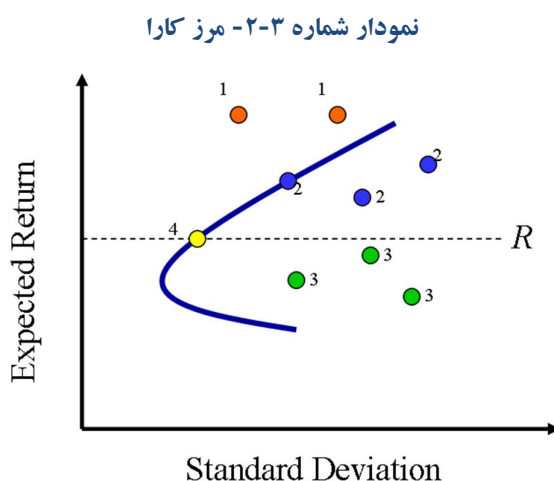
ستونی N بعدی است که درایه های آن همگی ۱ می باشند.

<sup>۱</sup> -Close form solution

از آنجائیکه بدست آوردن فرم بسته در بسیاری مسائل برنامه ریزی کوادراتیک ممکن نیست، لذا با افزایش ابعاد مساله ناگزیر از روش های فراابتکاری استفاده می شود. در ادامه مرز کارا مورد بحث قرار گرفته و سپس روش فراابتکاری مورد استفاده در این تحقیق ذکر خواهد شد.

### ۳-۳-۲- مرز کارای مدل مارکویتز

در مدل اول یا همان مدل مارکویتز تابع هدف تنها در پی مینیمم ساختن ریسک سبد سهام است و سود سبد به صورت یک محدودیت بیان می گردد در یک بازار معمولی عموماً افزایش بازده همراه با افزایش ریسک است. یعنی برای بدست آوردن سود بیشتر بایستی ریسک بیشتری را نیز تحمل کرد. حال در مدل مورد نظر از بین تمام سبدهائی که محدودیت شماره (۲) را ارضا می نمایند، سبدهی انتخاب می گردد که کمترین ریسک را به همراه داشته باشد. این امر را در نمودار شماره ۳-۲ که مرز کارا را نشان می دهد می توان مشاهده کرد.



در شکل بالا محور افقی ریسک سبد سهام و محور عمودی بازده مورد انتظار از سبد سهام است. منحنی مورد نظر نشان دهنده مرز کاراست<sup>۱</sup>. در این نمودار R نشان دهنده بازده حداقلی است که در مدل در سمت راست محدودیت شماره (۲) وارد می شود و تنها سبدهائی انتخاب می شوند که بالاتر از این خط باشند. لذا نقاط

<sup>۱</sup>-Efficient frontier

سبز (شماره ۳) که هر کدام نشان دهنده سبدهای است از دایره انتخاب حذف می گردند. نقاط نارنجی (شماره ۱) که بالاتر از خط بالائی منحنی کارا قرار دارند سبدهائی هستند که نمی توان با بازدههائی که سهام مورد نظر دارند آن ها را تشکیل داد. نقاط آبی (شماره ۲) هم سبدهای ممکن می باشند با این وضعیت که به ازای ریسک مورد نظر می توان سبدهای یافت که بازده بهتری را نسبت به آنها داشته باشد. بدیهی است که سبدهای بهینه سبدهای است که روی مرز بالائی قرار گیرد. در مدل نقطه زرد رنگ (شماره ۴) به عنوان سبدهای بهینه انتخاب خواهد شد. چرا که با ارضای محدودیت (۲) کمترین میزان ریسک را داراست.

### ۳-۳-۳ الگوریتم ژنتیک

همانگونه که قبلاً ذکر شد روش های فراابتکاری روش های تقریبی<sup>۱</sup> هستند که در آن ها قادر به یافتن جواب های خوب (نزدیک به بهینه) در زمان حل کوتاه برای مسائل بهینه سازی سخت هستند. الگوریتم های تقریبی به دو دسته الگوریتم های ابتکاری (heuristic) و فراابتکاری (meta-heuristic) تقسیم بندی می شوند. دو مشکل اصلی الگوریتم های ابتکاری، قرار گرفتن آنها در بهینه های محلی، و عدم قابلیت آنها برای کاربرد در مسائل مختلف است. الگوریتم های فراابتکاری یا متاهوریستیک ها برای حل این مشکلات الگوریتم های ابتکاری ارائه شده اند. در واقع الگوریتم های فراابتکاری، یکی از انواع الگوریتم های بهینه سازی تقریبی هستند که دارای مکانیزم های خروج از بهینه محلی می باشند و قابل کاربرد در طیف وسیعی از مسائل هستند. در ادامه به ذکر یکی از معروفترین و پرکاربردترین الگوریتم های فرا ابتکاری می پردازیم.

1- Approximate algorithms

## ۳-۳-۱- کلیات معرفی روش ژنتیک

ایده استفاده از الگوریتم ژنتیک، نخستین بار توسط هالند<sup>۱</sup> در دهه ۱۹۷۰ میلادی در دانشگاه میشیگان مطرح شد. هالند به استفاده از قوانین انتخاب طبیعی برای توسعه و بسط سیستمهای مصنوعی نسبت به سیستم هایی که در آنها از استدلال استفاده می شد، علاقه مند بود. الگوریتم ژنتیک، روشی است که با تقلید از بقای نسل در طبیعت کار می کند. جزء اساسی الگوریتم ژنتیک ارگانیسمی است که معمولاً شامل تعداد ثابتی کروموزم می باشد و هر کروموزم، خود شامل تعدادی ژن می باشد که نوع کروموزم و تعداد ژن ها به نوع مسئله مربوط می شود (سیوندام، ۲۰۰۸).

## ۳-۳-۲- ساختار کلی الگوریتم ژنتیک

برای حل یک مساله با استفاده از الگوریتم های ژنتیک بایستی مراحل زیر را طی کنیم:

✓ مدلسازی مساله یا بازنمایی

✓ تشکیل جمعیت اولیه

✓ ارزیابی جمعیت

✓ انتخاب والدین

✓ باز ترکیبی

✓ جهش

✓ انتخاب فرزندان

✓ شرط خاتمه الگوریتم

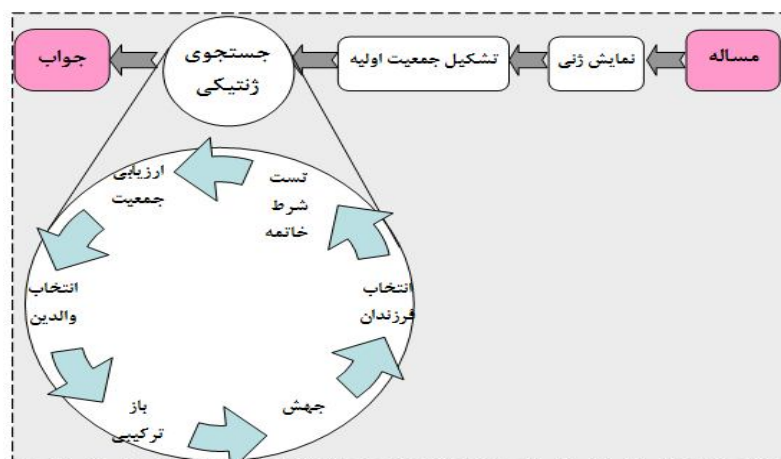
در شکل ۳-۳ مراحل اجرا به صورت شماتیک نشان داده شده است.

---

1 -J.H. Holland



شکل ۳-۳- مراحل اجرای الگوریتم ژنتیک به صورت شماتیک



### ۳-۳-۳-۳- مدل سازی مساله یا بازنمایی<sup>۱</sup>

بر خلاف بسیاری از روشهای حل مساله که از همان فرم کلی مساله برای حل مساله استفاده می کنند، برای اینکه بتوان یک مساله را بوسیله الگوریتم های ژنتیک حل کرد، بایستی آنرا به فرم مخصوص مورد نیاز این الگوریتم ها تبدیل نمود. بدین منظور بایستی راه حل مورد نیاز مساله به فرم یک کروموزوم تبدیل گردد. این کروموزوم می تواند یک آرایه از اعداد، رشته ها و یا بیت ها یا اینکه یک عدد طبیعی، حقیقی و ... باشد. اما به طور کلی بایستی به گونه ای تعریف شود که بتوان عملگرهای خاص الگوریتم های ژنتیک که بازترکیبی، جهش و ارزیابی هستند را بر روی کروموزوم ها تعریف و اعمال نمود.

اینکه مساله خود را چگونه بازنمایی کنیم بسیار مهم است، چرا که یک بازنمایی خوب می تواند سرعت پیدا شدن جواب بهتر را افزایش دهد. علاوه بر آن در میزان مصرف حافظه و سرعت اعمال عملگرهای ژنتیک تاثیر فراوانی دارد. علت این امر نیز این است که هر یک از عملگرهای ژنتیک بایستی هزاران بار، در طول اجرای الگوریتم بر روی کروموزوم های مختلف اعمال شوند.

<sup>۱</sup> -Encoding

۳-۳-۳-۳-۱ ایجاد یک جمعیت اولیه<sup>۱</sup>

بعد از اینکه نحوه تعریف کروموزم ها مشخص شد، بایستی جمعیتی را تشکیل داد که می خواهیم عناصر آنرا تکامل دهیم. تعداد عناصر موجود در این جمعیت معمولاً ثابت است و یکی از ورودی های الگوریتم می باشد. ثابت بودن اندازه جمعیت بدین معنی است که، هنگامی که تعدادی عنصر در جریان تولید مثل به این جمعیت اضافه می گردد، بایستی به همین تعداد عنصر نیز از جمعیت قبلی حذف شود. قبل از اینکه الگوریتم بتواند آغاز به کار کند، بایستی یک جمعیت اولیه از کروموزم ها تشکیل شود. در اکثر موارد این جمعیت اولیه به صورت تصادفی تشکیل می شود. به این معنی که به اندازه جمعیت کروموزم تصادفی ایجاد می گردد.

در برخی موارد برای افزایش سرعت همگرایی الگوریتم، می توانی بوسیله یکی از الگوریتم های کم هزینه تر تعدادی از جوابهای نزدیک به بهینه (همانند روش های هیورستیک) را محاسبه کرده و به جمعیت اولیه اضافه نمود. اثبات شده است که در بعضی مسائل انجام این عمل تاثیر بسزائی در سرعت همگرایی الگوریتم دارد. لازم به ذکر است که انجام این عمل در مواردی باعث گرفتادن الگوریتم در بهینه های محلی ناشی از جمعیت آغازی می شود.

## ۳-۳-۳-۳-۲ ارزیابی عناصر جمعیت

برای اینکه بتوان کروموزوم های بهتر را درون جمعیت تشخیص داد، بایستی معیاری را تعریف نمود که بر اساس آن مورد ارزیابی قرار گیرند. به این کار، یعنی تعیین میزان برازندگی یک جواب (کروموزوم)، ارزیابی<sup>۲</sup> آن موجود می گویند. ارزیابی بر اساس تخصیص عددی بر مبنای یک تابع موسوم به تابع برازندگی<sup>۳</sup> انجام می شود که به این عدد مقدار برازندگی<sup>۴</sup> گفته می شود (سیوندام، ۲۰۰۸).

---

<sup>1</sup> - Initial population

<sup>2</sup> -Evaluation

<sup>3</sup> -Fitness function

<sup>4</sup> - Fitness value

به عنوان مثال در صورتی که به دنبال مینیم یک تابع هستیم، مقدار شایستگی را می توانیم مقدار خروجی تابع به ازای ورودی مشخص نمود. لذا ورودی هایی که مقادیر تابع برای آنها کمتر است، ورودیهای بهتری خواهند بود.

### ۳-۳-۴- انتخاب والدین

در هر تکرار از الگوریتم ژنتیک (نسل) تعدادی از عناصر جمعیت این فرصت را پیدا می کنند که تولید مثل کنند. به این عناصر که از میان جمعیت طی مکانیزم مشخصی انتخاب می شوند، والدین می گویند. روشهای مختلفی برای انتخاب والدین وجود دارند که در زیر به چند مورد از موارد روش ها اشاره می شود (سیوندام، ۲۰۰۸):

- **انتخاب تمام جمعیت بعنوان والدین:** در واقع هیچ گونه انتخابی انجام نمی شود.
- **انتخاب تصادفی:** بصورت تصادفی تعدادی از کروموزوم ها بعنوان والدین انتخاب می شود، این انتخاب می تواند با جایگذاری یا بدون جایگذاری باشد.
- **روشهای مبتنی بر شایستگی:** در این روش ها عناصر با شایستگی بیشتر شانس بیشتری برای انتخاب شدن بعنوان والدین را دارند.
- **سایر روشها:** این روش ها با استفاده از تکنیک هایی سعی می کنند انتخاب هایی را ارائه دهند، که هم رسیدن به جواب نهایی را تسریع کنند و هم اینکه کمک می کنند که جواب بهینه تری پیدا شود

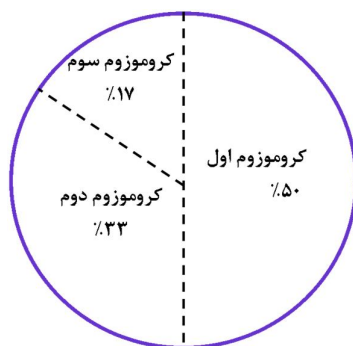
عملاً اولین مرحله جستجو در الگوریتم ژنتیک، تشکیل جمعیت اولیه است که به صورت تصادفی انتخاب می شود. پس از آن، هر کدام از جمعیت ها در محیطی قرار داده می شوند تا در آن با دیگر اعضای جمعیت به رقابت و زاد و ولد پردازند. خصوصیات یک جمعیت در رشته های هر کروموزم قرار داده می شود که مهمترین این خصوصیات، برازندگی<sup>۱</sup> است و نشان دهنده توانایی تطبیق آن با محیط اطرافش می باشد. در تعداد زیادی از

<sup>۱</sup> -Fitness

کاربردهای الگوریتم ژنتیک معمولاً محیط اطراف به عنوان فضای طراحی یا مجموعه انتخاب‌هایی که برای یک مسأله وجود دارند معرفی می‌شوند؛ وظیفه الگوریتم ژنتیک تعیین ناحیه یا نواحی‌ای است که بهترین راه حل مسأله در فضای طراحی را ارائه دهد.

یکی از عملگرهای اصلی در پروسه الگوریتم ژنتیک تولید مثل<sup>۱</sup> می‌باشد. تولید مثل فرآیندی است که در آن کروموزوم‌ها با برازندگی بهتر امکان شرکت در تولید مثل را می‌یابند. معمول‌ترین نوع انتخاب از رشته‌های برازنده، انتخاب چرخ گردان<sup>۲</sup> می‌باشد. در انتخاب چرخ گردان با مشخص شدن نسبت برازندگی رشته‌ها کروموزوم‌ها با برازندگی بهتر سهم بیشتری می‌یابند و از چرخ گردان قطاع بزرگتری نصیبشان می‌شود (سیوندام، ۲۰۰۸). حال با چرخیدن چرخ مربوطه احتمال انتخاب رشته‌های برازنده بالاتر می‌رود. شکل ۳-۴ چگونگی عملکرد این عملگر را نشان می‌دهد.

شکل ۳-۴ - انتخاب والدین به روش چرخ رولت



نمونه‌های دیگری از عملگرهای تولید مثل یا انتخاب وجود دارند که هرکدام کارآیی ویژه‌ای دارند؛ از جمله آنها می‌توان به انتخاب ممتاز<sup>۳</sup> و انتخاب تورنمنتی<sup>۴</sup> اشاره نمود. در انتخاب ممتاز بهترین رشته‌ها از لحاظ برازندگی انتخاب شده و در ظرف جفت‌گیری<sup>۵</sup> تولید مجدد می‌گردند. در انتخاب تورنمنتی نیز با انتخاب جفت -

<sup>۱</sup> - Reproduction

<sup>۲</sup> - Roulette wheel selection

<sup>۳</sup> - Elite selection

<sup>۴</sup> - Tournament selection

<sup>۵</sup> - Mating pool

جفت رشته‌ها به صورت تصادفی رشته برانده تر انتخاب شده و در ظرف جفت گیری قرار می گیرد. البته انتخاب تورنمنتی می تواند به صورت چهارتایی و یا انتخاب هایی با تعداد زوج صورت پذیرد.

همواره در مورد میزان اهمیت دو عملگر جهش و باز ترکیبی بحث وجود داشته است. اما امروزه در اکثر الگوریتم های تکاملی، شکلی از هر یک از این دو دسته عملگر مورد استفاده قرار می گیرد.

یکی از نکاتی که لازم است در اینجا به آن اشاره شود این است که بر خلاف روش های انتخاب والدین و بازماندگان که تنها بر اساس میزان شایستگی عمل کرده و مستقل از نحوه نمایش (Representation) افراد هستند، عملگرهای ژنتیکی کاملاً وابسته به مدلسازی و بازنمائی انتخاب شده هستند و هر عملگر ژنتیکی را نمی توان با هر نوع مدلسازی به کار برد (سیوندام، ۲۰۰۸).

### ۳-۳-۵- تقاطع<sup>۱</sup>

این عملگر ژنتیکی با دریافت دو یا چند والد، اطلاعات آنها را در یک یا چند فرزند ادغام می کند. اساس انتخاب اطلاعات از والدین و چیدن آنها در فرزندان به صورت تصادفی است. بسیاری از فرزندان که طی این فرآیند تولید می شوند ممکن است دارای شایستگی بدتر و یا مساوی با والدین خود باشند. این عملگر تنها به این امید انتخاب می شود که ممکن است فرزندان تولید شده با به ارث بردن برخی از ویژگی های هر یک از والدین بهتر از والدین خود باشند. در زیر تعدادی از مهمترین این عملگرها معرفی شده اند:

#### • تقاطع یک نقطه ای<sup>۲</sup>

در این روش، یک نقطه تصادفی در دو والد انتخاب می شود. والدین از نقطه انتخاب شده به دو بخش تقسیم شده و با عوض کردن یکی از بخش های والدین (مثلاً بخش دنباله) دو فرزند به وجود می آیند. مثالی از این نوع

1 -Crossover

2 -One point crossover

تقاطع در شکل ۳-۵ نشان داده شده است. یکی از مشکلات این روش بایاس مکانی بالای آن است. در این حالت نمی توان فرزندی تولید کرد که ابتدا و انتهای خود را از یک والد و بخش های میانی را از والد دیگری دریافت کند (سیوندام، ۲۰۰۸).

شکل ۳-۵- عملگر تقاطع یک نقطه ای

والد اول	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
والد دوم	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
فرزند اول	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1
فرزند دوم	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0

#### • تقاطع n- نقطه ای

در این روش باز ترکیبی  $n$  نقطه تصادفی در دو والد انتخاب می شود. والدین در نقاط انتخاب شده تقسیم می شوند. با عوض کردن متناوب بخش های والدین دو فرزند به وجود می آید. بایاس این روش نسبت به حالت ترکیب یک نقطه ای بسیار کمتر است اما هنوز هم مقدار کمی بایاس وجود خواهد داشت.

#### • یکنواخت<sup>۱</sup>:

در روش باز ترکیبی یکنواخت به ازاء هر یک از ژن های موجود در کروموزم یک عدد تصادفی تولید می شود. هر یک از دو فرزند با احتمال یکسانی مقدار هر یک از ژن های خود را از یکی از والدین دریافت

<sup>۱</sup> -Uniform crossover

می کنند. مثالی از این نوع بازترکیبی در شکل زیر نشان داده شده است. در این روش تقریباً بایاس مکانی وجود ندارد (سیوندام، ۲۰۰۸).

### 6-3-3-3- جهش<sup>۱</sup>

این عملگر ژنتیکی تنها بر روی یک فرد از افراد جامعه عمل کرده و فرد جدیدی تولید می کند. همانند عملگر تقاطع، در این عملگر نیز عنصر تصادفی بودن نقش ویژه ای دارد و آن را از عملگرهای هیوریستیک مورد استفاده در روش های دیگر جستجو متمایز می کند. این عملگر با دریافت یک والد، تغییرات تصادفی در آن ایجاد و کروموزوم جدیدی تولید می کند. باز هم همانند عملگر تقاطع هیچ تضمینی برای بهتر شدن فرد جهش یافته وجود ندارد و این کار تنها به امید دستیابی به جواب بهتر انجام می شود. در این حالت معمولاً فرزند تغییرات زیادی نسبت به والد خود ندارد و در واقع به جستجو در فضای اطراف راه حل سابق می پردازد (سیوندام، ۲۰۰۸).

با توضیحاتی که در مورد هر یک از این روش ها داده شد اکنون بهتر می توان به این سوال جواب داد که کدام یک از این دو عملگر مهمتر است. در واقع هر یک از این عملگرها نقش ویژه ای در الگوریتم های تکاملی دارند. همانطور که گفته شد عملگر تقاطع با گام های بلند به مرور<sup>۲</sup> فضای راه حل ها می پردازد و عملگر جهش در فضای اطراف راه حل های یافته شده با گام های کوچک<sup>۳</sup> به استخراج<sup>۳</sup> جواب های دقیقتر می پردازد. عملگر تقاطع خاصیت ترکیب ویژگی های والدین و عملگر جهش خاصیت تولید ویژگی های جدید را بر عهده دارند. از این رو وجود هر دوی این عملگرها در یک الگوریتم تکاملی لازم به نظر می رسد. اما به این مسأله نیز توجه داشته باشید که الگوریتم تکاملی تنها با استفاده از جهش ممکن است به جواب برسد و تنها با استفاده از بازترکیبی ممکن است که در یک جواب مکانی و اکسترمم گیر افتاده و هیچگاه از آن خارج نشود.

### 7-3-3-3- شرط خاتمه الگوریتم

<sup>۱</sup> -Mutation

<sup>۲</sup> -Exploration

<sup>۳</sup> -Exploitation

نکته ای که در طراحی هر الگوریتمی بایستی به آن توجه شود، شرط خاتمه الگوریتم می باشد. این نکته در مورد الگوریتم های ژنتیک نیز صادق است. اما چون این الگوریتم ها بر پایه تولید و تست می باشند، جواب مساله مشخص نیست و نمی دانیم که کدامیک از جواب های تولید شده جواب بهینه است تا شرط خاتمه را پیدا شدن جواب در جمعیت تعریف کنیم (سیوندام، ۲۰۰۸). به همین دلیل، معیارهای دیگری برای شرط خاتمه در نظر گرفته می شود. در ادامه به چند مورد از این معیارها اشاره می کنیم.

- تعداد نسل ها: می توان شرط خاتمه را مثلاً ۱۰۰ دور چرخش حلقه اصلی برنامه قرار داد. این روش چندان خوب نیست، چرا که ممکن است جواب قبل از این تعداد نسل پیدا شود و یا اینکه در طی این تعداد نسل جواب مناسبی حاصل نشود

- عدم بهبود در بهترین شایستگی جمعیت در طی چند نسل متوالی
- واریانس شایستگی جمعیت از یک مقدار مشخصی پائین تر بیاید و یا اینکه در طی چند نسل متوالی، تغییر نکند

- بهترین شایستگی جمعیت از یک حد خاصی کمتر شود

شرایط دیگری را نیز می توان تعریف نمود و حتی ترکیبی از موارد بالا را به عنوان شرط خاتمه در نظر گرفت (سیوندام، ۲۰۰۸).

### ۳-۴- شبکه عصبی

شبکه عصبی مصنوعی یک سامانه پردازشی داده ها است که از مغز انسان ایده گرفته و پردازش داده ها را به عهده پردازنده های کوچک و بسیار زیادی سپرده که به صورت شبکه ای به هم پیوسته و موازی با یکدیگر رفتار می کنند تا یک مسئله را حل نمایند. در این شبکه ها به کمک دانش برنامه نویسی، ساختار داده ای طراحی می شود که می تواند همانند نورون عمل کند. که به این ساختار داده گره گفته می شود. بعد با ایجاد شبکه ای بین



این گره ها و اعمال یک الگوریتم آموزشی به آن، شبکه را آموزش می دهند. در این حافظه یا شبکه ی عصبی گره ها دارای دو حالت فعال (روشن یا ۱) و غیرفعال (خاموش یا ۰) اند و هر یال (سیناپس یا ارتباط بین گره ها) دارای یک وزن می باشد. یال های با وزن مثبت، موجب تحریک یا فعال کردن گره غیر فعال بعدی می شوند و یال های با وزن منفی، گره متصل بعدی را غیر فعال یا مهار (در صورتی که فعال بوده باشد) می کنند.

### ۳-۴-۱- مزایای شبکه عصبی

شبکه های عصبی با توانایی قابل توجه خود در استخراج نتایج از داده های پیچیده می توانند در استخراج الگوها و شناسایی گرایش های مختلفی که برای انسان ها و کامپیوتر شناسایی آنها بسیار دشوار است استفاده شوند. از مزایای شبکه های عصبی می توان موارد زیر را نام برد:

۱. یادگیری تطبیقی: توانایی یادگیری اینکه چگونه وظایف خود را بر اساس اطلاعات داده شده به آن و یا تجارب اولیه انجام دهد در واقع اصلاح شبکه را گویند
۲. خود سازماندهی: یک شبکه عصبی مصنوعی به صورت خودکار سازماندهی و ارائه داده هایی که در طول آموزش دریافت کرده را انجام دهد. نوروها با قاعده ی یادگیری سازگار شده و پاسخ به ورودی تغییر می یابد
۳. عملگرهای بی درنگ: محاسبات در شبکه عصبی مصنوعی می تواند به صورت موازی و به وسیله سخت افزارهای مخصوصی که طراحی و ساخت آن برای دریافت نتایج بهینه قابلیت های شبکه عصبی مصنوعی است انجام شود
۴. تحمل خطا: با ایجاد خرابی در شبکه مقداری از کارایی کاهش می یابد ولی برخی امکانات آن با وجود مشکلات بزرگ همچنان حفظ می شود

۵. دسته بندی : شبکه های عصبی قادر به دسته بندی ورودی ها بر ای دریافت خروجی مناسب می باشند

۶. تعمیم دهی : این خاصیت شبکه را قادر می سازد تا تنها با برخورد با تعداد محدودی نمونه، یک قانون کلی از آن را به دست آورده، نتایج این آموخته ها را به موارد مشاهده از قبل نیز تعمیم دهد. توانایی که در صورت نبود آن سامانه باید بی نهایت واقعیت ها و روابط را به خاطر بسپارد

۷. پایداری - انعطاف پذیری : یک شبکه عصبی هم به حد کافی پایدار است تا اطلاعات فراگرفته خود را حفظ کند و هم قابلیت انعطاف و تطبیق را دارد و بدون از دست دادن اطلاعات قبلی می تواند موارد جدید را بپذیرد

### ۳-۴-۲- کاربرد شبکه های عصبی

شبکه های عصبی مصنوعی دارای دامنه کاربرد وسیعی می باشند از جمله سامانه های آنالیز ریسک، کنترل هواپیما بدون خلبان، آنالیز کیفیت جوشکاری، آنالیز کیفیت کامپیوتر، آزمایش اتاق اورژانس، اکتشاف نفت و گاز، سامانه های تشخیص ترمز کامیون، تخمین ریسک وام، تخمین بازده اوراق قرضه و سهام و ... . امروزه شبکه های عصبی در کاربردهای مختلفی نظیر مسائل تشخیص الگو که خود شامل مسائلی مانند تشخیص خط، شناسایی گفتار، پردازش تصویر و مسائلی از این دست می شود و نیز مسائل دسته بندی مانند دسته بندی متون یا تصاویر، به کار می روند. در کنترل یا مدل سازی سامانه هایی که ساختار داخلی ناشناخته یا بسیار پیچیده ای دارند نیز به صورت روز افزون از شبکه های عصبی مصنوعی استفاده می شود.

### ۳-۴-۳- معایب شبکه های عصبی

وجود برتری هایی که شبکه های عصبی نسبت به سامانه های مرسوم دارند، معایبی نیز دارند که پژوهشگران این رشته تلاش دارند که آنها را به حداقل برسانند، از جمله :

- قواعد یا دستورات مشخصی برای طراحی شبکه جهت یک کاربرد اختیاری وجود ندارد.
  - در مورد مسائل مدل سازی، صرفاً نمی توان با استفاده از شبکه عصبی به فیزیک مساله پی برد. به عبارت دیگر مرتبط ساختن پارامترها یا ساختار شبکه به پارامترهای فرآیند معمولاً غیر ممکن است
  - دقت نتایج بستگی زیادی به اندازه مجموعه آموزش دارد
  - آموزش شبکه ممکن است مشکل و یا حتی غیر ممکن باشد
  - پیش بینی عملکرد آینده شبکه (عمومیت یافتن) آن به سادگی امکان پذیر نیست.
- در جدول ۳-۱ مزایا و معایب سه روش کلاسیک، الگوریتم زنتیک و شبکه عصبی به طور خلاصه نشان داده شده است.

جدول ۱-۳- مزایا و معایب الگوریتم های کلاسیک و ژنتیک

الگوریتم	مزایا	معایب	مرجع
روش کلاسیک	• دستیابی به جواب های بهینه مطلق	✓ بسیار زمان برند	آصف وزیری و مدرس (۱۳۷۰)
	• سهولت استفاده و سادگی وفهومی آن	✓ عدم قطعیت بهینگی	
الگوریتم ژنتیک	• وسعت کاربرد در مسائل گسسته	جواب	سویوندام
	• ترکیب با سایر روش ها	✓ برای مسائل پیوسته	(۲۰۰۸)
	• حل موازی	چندان مناسب نیست	
	•	✓	

جدول ۳-۲- مزایا و معایب الگوریتم شبکه عصبی

الگوریتم	مزایا	معایب	مرجع
شبکه عصبی مصنوعی	• یادگیری تطبیقی	✓ قواعد یا دستورات مشخصی برای	غضنفری و ارکات (۱۳۸۳)
	• خود سازماندهی	طراحی شبکه جهت یک کاربرد	
	• عملگرهای بی درنگ	اختیاری وجود ندارد.	
	• تحمل خطا	✓ مرتبط ساختن پارامترها یا ساختار	
	• دسته بندی	شبکه به پارامترهای فرآیند معمولاً	
	• تعمیم دهی	غیر ممکن است	
	• پایداری - انعطاف پذیری	✓ دقت نتایج بستگی زیادی به اندازه	
		مجموعه آموزش دارد	
		✓ آموزش شبکه ممکن است مشکل	
		و یا حتی غیر ممکن باشد	
		✓ پیش بینی عملکرد آینده شبکه	
		(عمومیت یافتن) آن به سادگی	
		امکان پذیر نیست	

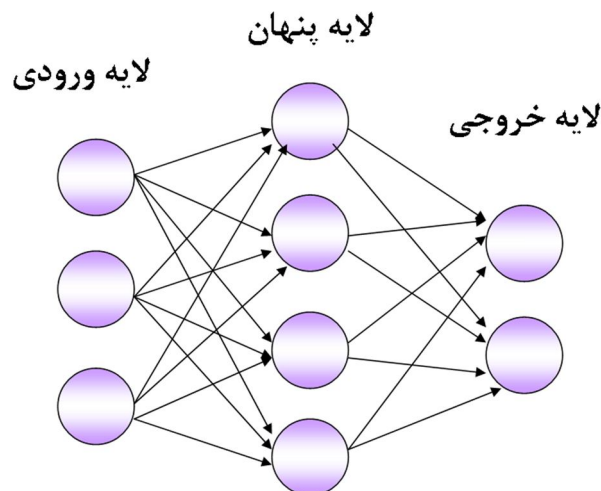
## ۳-۴-۴- ساختار شبکه عصبی

یک شبکه عصبی شامل اجزای سازنده لایه ها و وزن ها می باشد. رفتار شبکه نیز وابسته به ارتباط بین اعضا است. در حالت کلی در شبکه های عصبی منوعی سه نوع لایه نوروئی وجود دارد:

۱. **لایه ورودی:** دریافت اطلاعات خامی که به شبکه تغذیه شده است
۲. **لایه های پنهان:** عملکرد این لایه ها به وسیله ورودی ها و وزن ارتباط بین آنها و لایه های پنهان تعیین می شود. وزن های بین واحدهای ورودی و پنهان تعیین می کند که چه وقت یک واحد پنهان باید فعال شود
۳. **لایه خروجی:** عملکرد واحد خروجی بسته به فعالیت واحد پنهان و وزن ارتباط بین واحد پنهان و خروجی می باشد

در شکل ۳-۶ ساختار شبکه عصبی به صورت ساده نشان داده شده است.

شکل ۳-۶- ساختار شبکه عصبی



شبکه‌های تک لایه و چند لایه‌ای نیز وجود دارند که سازماندهی تک لایه که در آن تمام واحدها به یک لایه اتصال دارند بیشترین مورد استفاده را دارد و پتانسیل محاسباتی بیشتری نسبت به سازماندهی‌های چند لایه دارد. در شبکه‌های چند لایه واحدها به وسیله لایه‌ها شماره گذاری می‌شوند (به جای دنبال کردن شماره گذاری سراسری). هر دو لایه از یک شبکه به وسیله وزن‌ها و در واقع اتصالات با هم ارتباط می‌یابند. در شبکه‌های عصبی چند نوع اتصال و یا پیوند وزنی وجود دارد:

- **پیشرو:** بیشترین پیوندها از این نوع است که در آن سیگنال‌ها تنها در یک جهت حرکت می‌کنند. از ورودی به خروجی هیچ بازخوردی (حلقه) وجود ندارد. خروجی هر لایه بر همان لایه تاثیری ندارد
- **پسرو:** داده‌ها از گره‌های لایه بالا به گره‌های لایه پایین بازخورانده می‌شوند
- **جانبی:** خروجی گره‌های هر لایه به عنوان ورودی گره‌های همان لایه استفاده می‌شوند

### ۳-۴-۵- تقسیم بندی شبکه‌های عصبی

شبکه‌های عصبی بر مبنای روش آموزش به چهار دسته کلی تقسیم -بندی می‌شوند:

۱. **وزن ثابت:** آموزشی در کار نیست و مقادیر وزن‌ها به هنگام نمی‌شود. کاربرد آن‌ها در بهینه سازی اطلاعات (کاهش حجم، تفکیک پذیری و فشرده سازی) و حافظه‌های تناظری است
۲. **آموزش بدون سرپرست:** وزن‌ها فقط بر اساس ورودی‌ها اصلاح می‌شوند و خروجی مطلوب وجود ندارد تا با مقایسه خروجی شبکه با آن و تعیین مقدار خطا وزن‌ها اصلاح شود. وزن‌ها فقط بر اساس اطلاعات الگوهای ورودی به هنگام می‌شوند. هدف استخراج مشخصه‌های الگوهای ورودی بر اساس راهبرد خوشه یابی و یا دسته‌بندی و تشخیص شباهت‌ها (تشکیل گروه‌هایی با الگوی مشابه) می‌باشد، بدون اینکه خروجی یا کلاس‌های متناظر با الگوهای ورودی از قبل مشخص باشد. این یادگیری معمولاً بر پایه شیوه برترین هم خوانی انجام

می گیرد. شبکه بدون سرپرست وزن های خود را بر پایه خروجی حاصل شده از ورودی تغییر می دهد تا در برخورد بعدی پاسخ مناسبی را برای این ورودی داشته باشد. در نتیجه شبکه یاد می گیرد چگونه به ورودی پاسخ بدهد. اصولاً هدف این است که با تکنیک نرون غالب، نرونی که بیشترین تحریک آغازین را دارد برگزیده شود. بنابر این در شبکه های بدون سرپرست یافتن نرون غالب یکی از مهمترین کارها است

۳. **آموزش با سرپرست:** به ازای هر دسته از الگوهای ورودی خروجی های متناظر نیز به شبکه نشان داده می شود و تغییر وزن ها تا موقعی صورت می گیرد که اختلاف خروجی شبکه به ازای الگوهای آموزشی از خروجی های مطلوب در حد خطای قابل قبولی باشد. در این روش ها یا از خروجی ها به وزن ها ارتباط وجود دارد یا خلا به صورت پس انتشار از لایه خروجی به ورودی توزیع شده است و وزن ها اصلاح می شوند. هدف طرح شبکه ای است که ابتدا با استفاده از داده های آموزشی موجود، آموزش ببیند و سپس با ارائه بردار ورودی به شبکه که ممکن است شبکه آن را قبلاً فراگرفته یا نگرفته باشد، کلاس آن را تشخیص دهد. چنین شبکه ای به طور گسترده برای کارهای تشخیص الگو به کار گرفته می شود

۴. **آموزش تقویتی:** کیفیت عملکرد سامانه به صورت گام به گام نسبت به زمان بهبود می یابد. الگوهای آموزشی وجود ندارد اما با استفاده از سیگنالی به نام نقاط بیانی از خوب و یا بد بودن رفتار سامانه بدست می آید (حالتی بین یادگیری با سرپرست و بدون سرپرست)

در اینجا از ذکر جزئیات بیشتر این شبکه ها خودداری می شود و خوانندگان محترم را برای آشنایی بیشتر با جزئیات شبکه های عصبی به کتاب "شبکه های عصبی (اصول و کارکردها)"<sup>۱</sup> ارجاع می دهیم.

۱ - نویسنده: فیلیپ پیکتن، مترجم: مهدی غضنفری و جمال ارکات



### ۳-۵- مدل تلفیقی پایان نامه

در این پایان نامه از شبکه های عصبی برای پیش بینی نرخ های بازده مورد انتظار سهام استفاده شده و خروجی های مدل، خود ورودی برای مدل بهینه سازی سبد سهام خواهد بود. در این تحقیق دو مدل پایه مارکویتز و مدل کاردینالیتی مورد بررسی قرار می گیرند و تاثیر پیش بینی توسط شبکه عصبی بر مدل بهینه سازی در هر کدام به طور مجزا بررسی خواهد شد. پس از فرآیند بهینه سازی، نتایج مدل حاضر با مدل های پیشین که در آن ها از میانگین بازده های داده های تاریخی برای پیش بینی استفاده شده مقایسه گشته و نتایج حاصله گزارش می گردد.

# فصل چهارم

## نتایج محاسباتی الگوریتم‌های پیشنهادی

## ۴-۱- مقدمه

مساله تحقیق حل بهینه سازی سبد سهام باروش الگوریتم ژنتیک وپیش بینی باشبکه عصبی ومقایسه ان با روش کلاسیک می باشد. برای این کار ابتدا داده های منتخب معرفی و سپس با استفاده از روش شبکه عصبی برای برآورد بازده های مورد انتظار سهام انها را برآورد و پس از ان نتایج شبکه عصبی را در الگوریتم ژنتیک به عنوان ورودی استفاده می کنیم و سبد بهینه سهام تشکیل می دهیم.

الگوریتم ژنتیک برای مدل مارکویتز معرفی شده و نتایج اوزان هر نماد در مدل بهینه سازی برای دو حالت الگوریتم ژنتیک و روش کلاسیک ارائه خواهد شد. نمودار مرز کارا برای هر دو روش ارائه شده و مورد مقایسه قرار خواهد گرفت. سپس مدل فوق با محدودیت تعداد سهام الگوریتم ژنتیک معرفی شده و اوزان هر نماد در سبد ارائه می گردد. سپس تاثیر هزینه معاملات بر تشکیل سبد بررسی شده و در انتها به فرضیات این تحقیق که در فصل اول ارائه شده پاسخ داده خواهد شد.

## ۴-۲- داده های مورد استفاده در این تحقیق

در این تحقیق برای بررسی الگوریتم‌های پیشنهادی از داده‌های بورس اوراق بهادار تهران استفاده شده است. با توجه به اینکه نماد برخی از شرکتها نقدینگی کمی دارند و کمتر مورد اقبال سرمایه‌گذاران می‌باشند جامعه مورد تحقیق به ۵۰ شرکت فعال تر بورس تقلیل پیدا کرده است. ۵۰ شرکت مورد نظر در بازه‌های سه ماهه توسط بورس روزرسانی می‌شود. لذا در این تحقیق از آخرین بروزرسانی آن‌ها که مربوط به سه ماهه سوم سال ۱۳۹۰ بوده استفاده شده است. از بین ۵۰ شرکت مورد نظر، ۳۰ شرکت با مشورت کارکنان بورس و اساتید محترم راهنما و مشاور به عنوان نمونه‌های مورد تحقیق انتخاب شده و داده‌های یک سال به عنوان داده‌های تاریخی در نظر گرفته شده و داده

های یک ماه آخر برای تست الگوریتم‌ها مورد استفاده قرار گرفته شده است. تعداد داده‌های آموزش که از تاریخ ۱۳۸۹/۶/۱ تا ۱۳۹۰/۶/۳۱ می‌باشد، عموماً مشتمل بر ۵۲ داده برای هر نماد است و در برخی موارد این تعداد به علت بسته بودن نماد کمتر می‌شود. داده‌های دوره تست که از تاریخ ۱۳۹۰/۷/۱ تا ۱۳۹۰/۷/۳۰ است، شامل ۴ داده برای هر نماد است. داده‌های مورد استفاده در این تحقیق، داده‌های تعدیل یافته بوده که از نرم افزارهای مرتبط در کارگزاری‌ها استخراج شده است. در جدول ۴-۱ لیست شرکت‌های مورد بررسی نشان داده شده است. در این جدول همانگونه که مشاهده می‌شود، قیمت‌ها در تاریخ‌های مورد بررسی و سهم هر شرکت از کل بازار نشان داده شده است

جدول ۴-۱- اطلاعات شرکت‌های منتخب

نماد	نام شرکت	متوسط نرخ بازده	قیمت سهام ابتدای	قیمت سهام انتهای
وبانک	ایران بانک پست	0.589	2377.7	2715
وبملت	ملت بانک	0.915	1388.4	2715
خپارس	خودروس پار	0.406	1205.5	1925.6
پارسیان	پارسیان بیمه	-0.601	3519.0	1914.4
اخابر	ایران مخابرات	1.291	2345.0	1200
فملی	ایران مس صنایع ملی	1.723	2753.9	1208
حفاری	شمال حفاری	0.586	2086.8	2679
بترانس	ترانسفون ایرا	3.094	2370.6	2680
فباهر	باهر شهید مس	0.316	1106.5	3475
ونوین	نوبین اقتصاد بانک	1.430	2328.3	3477
وبانک	نوبین اقتصاد بانک	0.589	2377.7	4916
وسینا	سینا بانک	0.487	2727.5	4952
فاذر	آذر آب صنایع	0.840	2294.0	2452
وصنا	بهشهر ایران صنایع گروه	1.744	1332.4	2458
وتجارت	تجارت بانک	2.476	839.8	6183
وکار	کارآفرین بانک	0.392	2453.2	5948
دجابر	حیان جابرین داروسازی	1.527	2711.4	1156
رمینا	های پروژه مدیریت	0.025	3228.3	1159
پلوله	گازلوله	-0.293	785.0	3940
کاما	باما	1.389	5881.1	3905
رانفور	انفورماتیک خدمات	2.491	6396.5	2715
پسهند	سهند لاستیکی صنایع	-0.107	1892.0	2715
وتوشه	توشه پارس گذاری سرمایه	0.564	1918.8	3207
دکیمی	کیمیدارو	0.060	3166.7	3207

2601	2583.0	2.670	طیس نگین سنگ ذغال	کطیس
2659	5015.2	0.713	ایران معدنی مواد فرآوری	فرآور
2470	1392.0	-0.943	ایران کرین	شکرین
2486	2685.0	-1.940	واتر خاورمیانه تایید	حتاید
1880	12131.0	1.354	خارک پتروشیمی	شخارک
1877	1896.0	1.257	غرب سیمان	سغرب

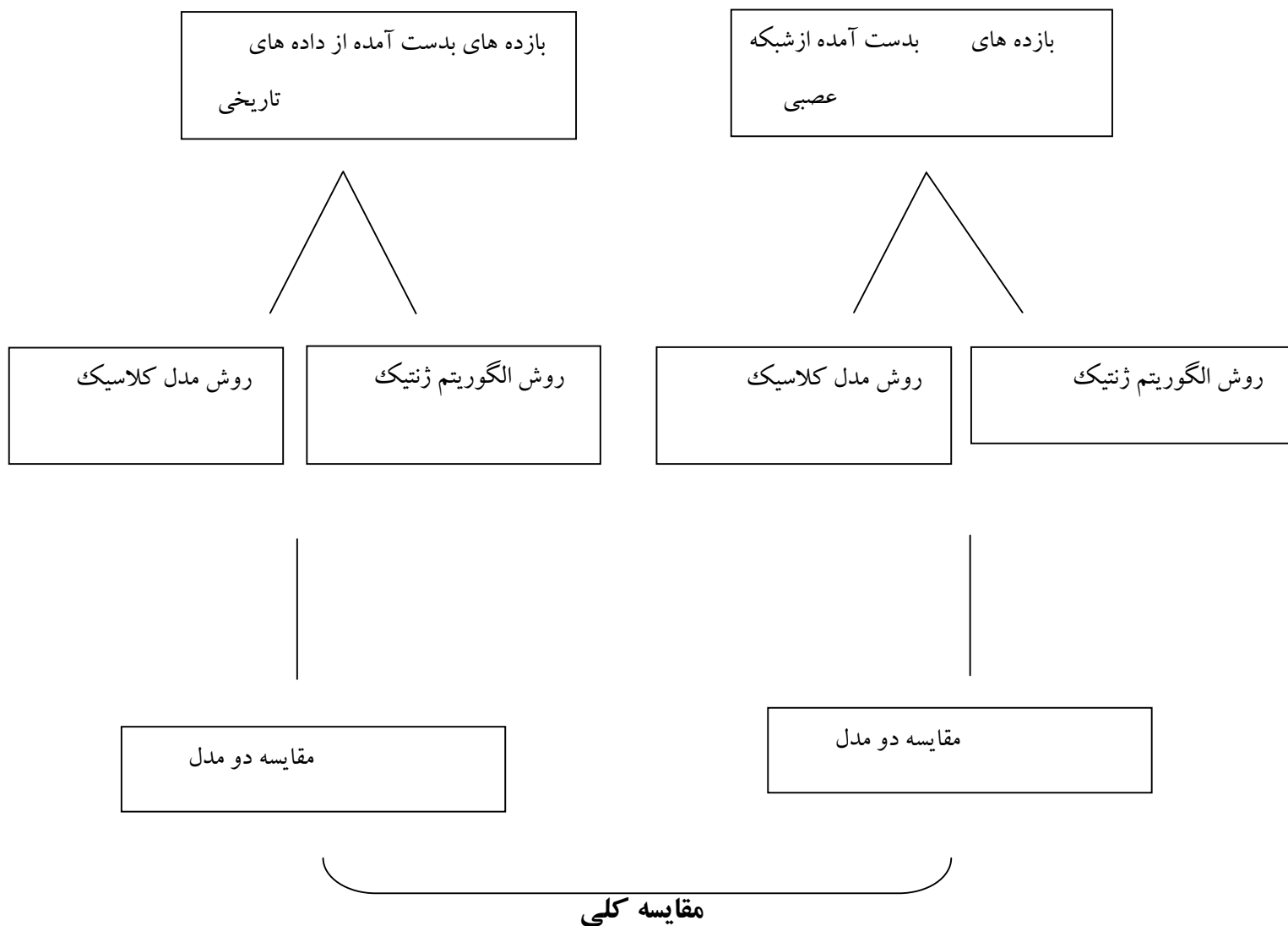
ماخذ : سازمان بورس و اوراق بهادار

لازم به توضیح می باشد به دلیل وضعیت نامناسب و نامساعد بازار بورس ایران بازده بعضی از سهم ها منفی می

باشد. چهارچوب کلی اجرای مدل های چهارگانه بهینه سازی سبد سهام بدین صورت است که در مساله چهار مدل

تک تک مقایسه می شوند. شکل زیر یک دید کلی در مورد موضوع بحث فراهم می کند.

## روش اجرای مدل مارکوویتز



در این قسمت مدل مارکوویتز با استفاده از الگوریتم ژنتیک مورد بررسی قرار خواهد گرفت و نتایج کلی در دو بخش نشان داده خواهد شد. بخش اول با در نظر گرفتن میانگین نرخ های بازده به عنوان نرخ بازده مورد انتظار و در بخش بعد از خروجی شبکه عصبی به عنوان نرخ بازده مورد انتظار استفاده خواهد شد. سپس این دو مدل در یک جدول مقایسه شده و نتیجه گیری کلی از آن خواهیم گرفت. لازم به ذکر است در جدول اوزان دو سبب مختلف مقایسه می شود. سپس اوزان هر نماد با استفاده از روش شبکه عصبی و بازده های تاریخی برای مدل کلاسیک مقایسه می شود و پس از آن نمودار ریسک - بازده رسم و پس از قرارداد دادن هر دو نمودار ریسک - بازده مدل ها را با هم مقایسه می کنیم.

## ۴-۳- برآورد مدل مارکویتز با الگوریتم ژنتیک

در این قسمت مدل مارکویتز با استفاده از الگوریتم ژنتیک ارایه می شود و لازم است در ابتدا ورودی الگوریتم ژنتیک که همان بازده مورد انتظار است برآورد شود. در ابتدا ساختار شبکه عصبی برای هر نماد تشریح شده و سپس نتایج حاصل مورد بررسی قرار خواهد گرفت. در قسمت بعد مدل مارکویتز از طریق ورودی داده های تاریخی برآورده خواهد شد.

## ۴-۳-۱- شبکه عصبی

یک سری زمانی مجموعه مشاهداتی است که بر حسب زمان مرتب شده باشند. تجزیه و تحلیل سری های زمانی بطور نظری و عملی از زمان شروع کار اصلی جورج.ای.پی. باکس و ام. جنکینس در سال ۱۹۷۰ ( تحت عنوان تجزیه و تحلیل سری های زمانی، پیش بینی و کنترل ) به سرعت توسعه پیدا نمود. داده های مربوط به قیمت سهام نیز جزو سری های زمانی می باشند. در این تحقیق برای استفاده از شبکه های عصبی در ابتدا برخی از تست های مورد نیاز را با نرم افزارهای آماری مربوطه انجام داده و سپس نسبت به توسعه شبکه اقدام می شود.

## ۴-۳-۲- مانایی

داده های پایدار آنهایی هستند که دارای میانگین ثابت، واریانس ثابت و کوواریانس ثابت برای هر وقفه معین باشند. اگر چنین شرایطی برای یک سری زمانی برقرار باشد آن را «مانای ضعیف» می گویند. مانایی یا نامانایی یک سری می تواند تأثیر جدی بر رفتار و خواص آن داشته باشد. به عنوان مثال وقتی یک شوک به یک سری باثبات (مانا) وارد می شود، اثرات آن بر متغیر مورد نظر میرا هستند و به تدریج از بین می رود. یعنی اثر شوک مورد نظر، در طی زمان  $t$  کمتر از اثر آن در زمان  $t+1$  می باشد. در مقابل، داده های نامانا به گونه ای هستند که دوام و ماندگاری شوک ها

نامحدود است، به طوری که برای یک سری نامانا، اثر یک شوک در زمان  $t$  کمتر از اثر آن در زمان  $t+1$  نخواهد بود. از آنجائی که برای پیش بینی نیاز به داده های تاریخی داریم، لذا بایستی مانایی داده ها ابتدا بررسی شود چرا که اگر داده ها نامانا باشند، نمی توان از آن ها برای پیش بینی استفاده کرد چرا که روند مورد نظر ممکن است گذرا و موقت باشند. به همین علت ابتدا تست مانایی بر روی داده ها صورت می پذیرد. برای بررسی مانایی داده های سهام مورد بررسی در این تحقیق از آزمون دیکی - فولر استفاده شده است. نتایج آزمون مانایی برای نماد وبانک که توسط نرم افزار Eviews 3 بدست آمده، در ادامه گزارش می شود:

## نماد وبانک

ADF Test	-	1% Critical	-3.5930
Statistic	6.816538	Value*	
		5% Critical	-2.9320
		Value	
		10% Critical	-2.6039
		Value	

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

## Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(S1)

Method: Least Squares

Date: 09/30/10 Time: 03:20

Sample(adjusted): 3 44

Included observations: 42 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S1(-1)	-	0.2148	-6.816538	0.000
	1.464747	81		0
D(S1(-1))	0.298	0.1441	2.070668	0.045



	440	28	1
C	0.011	0.0102	1.080488
	096	69	6
R-squared	0.630	Mean dependent	0.002660
	006 var		
Adjusted R-squared	0.611	S.D. dependent	0.10
	032 var		5990
S.E. of regression	0.066	Akaike info criterion	-
	103		2.526460
Sum squared resid	0.170	Schwarz criterion	-
	414		2.402341
Log likelihood	56.05	F-statistic	33.2
	567		0359
Durbin-Watson stat	2.124	Prob(F-statistic)	0.00
	741		0000

همانگونه که از جدول بالا پیداست فرض صفر این تست که داشتن ریشه واحد است رد می‌شود و می‌توان نتیجه

گرفت که بازده مربوط به نماد وبانک در بازه زمانی مورد بررسی ماناست. در جدول ۴-۱ خلاصه‌ی نتایج آزمون

مانایی برای سایر سهام گزارش شده و جزئیات مربوط به هر کدام از آن‌ها در پیوست ۱ قابل مشاهده می‌باشد.

#### جدول ۴-۱ - آزمون ریشه واحد

نماد	مقدار آماره	P-Value	نتیجه آزمون
وبانک	-6.816538	0.0000	مانا
وبملت	-5.423424	0.0000	مانا
خپارس	-5.779957	0.0000	مانا
پارسیان	-5.041420	0.0000	مانا

اخابر	-6.146677	0.0000	مانا
فملی	-5.593334	0.0000	مانا
حفاری	-6.616601	0.0000	مانا
بترانس	-6.028767	0.0000	مانا
فباهنر	-5.415372	0.0000	مانا
ونوین	-4.840888	0.0000	مانا
وبانک	-6.816538	0.0000	مانا
وسینا	-6.816538	0.0000	مانا
فاذر	-4.974612	0.0000	مانا
وصنا	-4.244710	0.0001	مانا
وتجارت	-4.583169	0.0000	مانا
وکار	-6.091979	0.0000	مانا
دجابر	-5.499571	0.0000	مانا
رمپنا	-4.341390	0.0001	مانا
پلوله	-5.612799	0.0000	مانا
کاما	-6.352223	0.0000	مانا
رانفور	-6.006284	0.0000	مانا
پسهند	-7.109066	0.0000	مانا
وتوشه	-5.110544	0.0000	مانا
دکیمی	-5.416640	0.0000	مانا

کطبس	-6.126827	0.0000	مانا
فرآور	-5.518184	0.0000	مانا
شکرین	-5.215886	0.0000	مانا
حتاید	-3.838844	0.0004	مانا
شخارک	-5.995823	0.0000	مانا
سغرب	-6.924762	0.0000	مانا

ماخذ : محاسبات تحقیق

#### ۴-۳-۲- تعیین ساختار بهینه شبکه عصبی

برای تعیین ساختار بهینه شبکه عصبی و تعیین تعداد نرون‌های داخلی برای پیش‌بینی بازده هر نماد، بدین صورت عمل می‌شود که به ازای وقفه‌های مختلف شبکه عصبی را برای به صورت جداگانه به تعداد ۱۰ بار اجرا کرده و معیار سنجش بهینگی را برای آن‌ها به صورت میانگین قدر مطلق خطاها تعریف کرده و با آنالیز واریانس دو طرفه ساختار بهینه تعیین می‌گردد. به عنوان مثال برای نماد وبانک نتایج آنالیز واریانس به صورت زیر گزارش شده است:

Two-way ANOVA: C3 versus Lag, neuron					
Source	DF	SS	MS	F	P
Lag	9	0.0002294	0.0000255	1.46	0.162
Neuron	9	0.0002688	0.0000299	1.71	0.085
Interaction	81	0.0011118	0.0000137	0.78	0.908
Error	400	0.0069992	0.0000175		
Total	499	0.0086092			
S = 0.004183    R-Sq = 18.70%    R-Sq(adj) = 0.00%					

حال نمودار تاثیرات تک تک هر یک از عوامل مستقل بر مقدار میانگین قدر مطلق خطاها در شکل ۴-۱ نشان

داده شده است.

شکل ۴-۱- نمودار تاثیر عوامل مستقل بر میانگین قدر مطلق خطاها



از آنجائی که کمتر بودن خطا مطلوب مساله است، اگر بخواهیم جداگانه پارامترها را تعیین کنیم و تاثیر متقابل

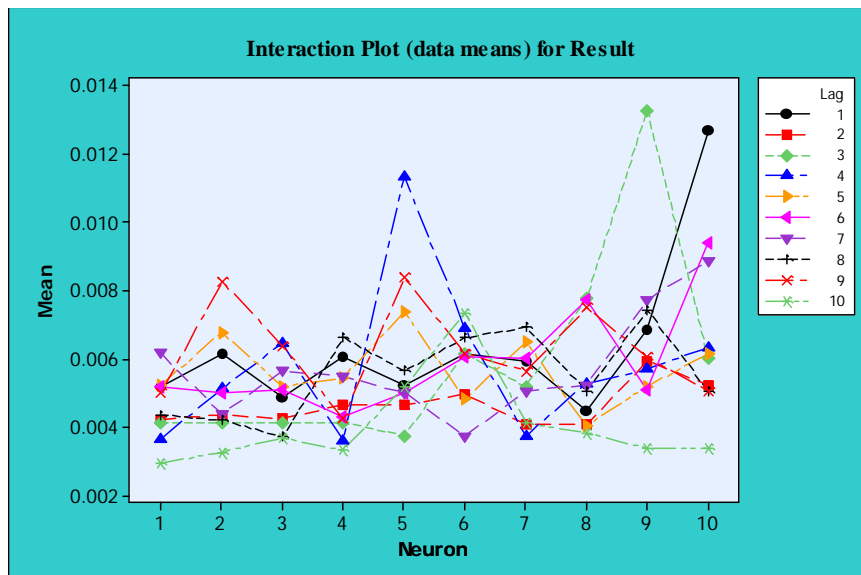
آنها را در نظر بگیریم مقدار ۱۰ برای تعداد وقفه ها و ۱ نرون برای لایه پنهان به دست خواهد آمد. اما دقیقتر این

خواهد بود که تاثیرات متقابل را نیز در نظر بگیریم. این امر از اطلاعات آنالیز واریانس نیز مشهود است چرا که

مقدار P-value برای حالت متقابل (0.908) بیشتر از دو حالت دیگر می باشد. لذا از نمودار تاثیرات متقابل برای تعیین

دقیق پارامترها استفاده می شود. این نمودار برای نماد وبانک در شکل ۴-۲ نشان داده شده است.

شکل ۴-۲- نمودار تاثیرات متقابل - نماد وبانک



با توجه به نمودار بالا کمترین خطا در حالتی است که تعداد نرون‌ها و وقفه‌ها به ترتیب ۱ و ۱ باشد. که این نتیجه

با نتیجه قبلی مغایر بوده و با توجه به توضیحات قبلی مقادیر ۱ و ۱ انتخاب می‌شوند.

آنالیز مشابهی برای نماد وبملت نیز صورت گرفته است. همانگونه که در پیوست ۲ مشاهده می‌شود مقدار P-

Value برای حالت متقابل بیشترین مقدار را دارد و لذا از نمودار تاثیرات متقابل که در شکل ۴-۳ نشان داده شده

است برای تعیین مقادیر بهینه نرون و تعداد وقفه‌ها استفاده می‌شود.

جدول ۴-۲- خلاصه نتایج شبکه عصبی

نماد	تعداد نرون	تعداد وقفه
وبانک	۱۰	۱۰
وبملت	۵	۱۰
خار س	۱۰	۲
بارسان	۱۰	۲
اخاب	۳	۸
فملر	۴	۱
حفاری	۱	۴

۸	۱	بترانس
۶	۹	فاهنر
۱۰	۶	ونوب
۱۰	۳	ویانک
۴	۹	وسنا
۹	۱	فاذر
۱	۷	وصنا
۱	۹	وتجارت
۷	۴	وکار
۷	۵	دحام
۴	۱	رمننا
۵	۱۰	یلوله
۵	۴	کاما
۸	۱	رانفور
۱	۵	سهند
۵	۳	وتوشه
۱	۸	دکمه
۸	۷	کطیس
۴	۴	فرآور
۴	۵	شکرین
۹	۹	حتايد
۷	۴	شخارک

#### ۴-۳-۳- مقادیر پیش بینی شده بازده سهام از طریق شبکه عصبی

در این قسمت با توجه به نتایج قسمت های قبل و تعیین ساختار بهینه شبکه عصبی برای هر نماد، مقادیر پیش‌بینی

شده برای نرخ بازده در هر دوره تست الگوریتم در جدول ۴-۴ گزارش می‌شود.

جدول ۴-۳- نرخ بازده مورد انتظار پیش بینی شده با استفاده از شبکه عصبی (درصد)

نماد	ابتدای مهر ۱۳۹۰	پایان هفته ی اول مهر ۱۳۹۰	پایان هفته ی دوم مهر ۱۳۹۰	پایان هفته ی سوم مهر ۱۳۹۰	پایان هفته ی چهارم
وبانک	۲،۹۵	۹،۱۱	۲،۹۵	۶،۷۶	۹،۳۱
	۱،۶۴	۰،۵۲	۲،۰۳	۷،۱۹	۴،۳۷
	-۱،۳۷	-۵،۶۹	۱۱،۸۸	-۱،۶۱	-۷،۰۶
پارسیان	-۰،۴۸	۱،۱۱	۰،۸۰	۱،۸۵	۰،۶۳
اخابر	۱،۲۵	-۴،۶۶	۱۲،۷۲	۱،۵۱	۱۰،۲۵
فملی	۰،۴۳	۱،۷۵	-۰،۱۹	۱،۹۰	-۰،۲۳
حفاری	۲،۰۹	۲،۳۴	۲،۸۹	۳،۱۰	۲،۳۶
بترانس	۱۰،۱۶	۱۱،۵۹	۱۷،۴۹	۷،۹۶	۱۲،۳۰
فیاهنر	۲،۸۵	-۲،۳۳	۰،۲۶	۸،۲۹	-۰،۷۳
ونوین	۳،۸۹	-۰،۹۰	-۰،۹۴	۴،۶۱	-۱۲،۳۵
وبانک	۲،۶۰	۷،۳۴	-۲،۰۰	۳،۵۱	۱،۸۴
وسینا	۲،۱۸	۲،۷۵	۱،۱۵	۲،۴۵	۱،۹۴
فاذر	۰،۹۹	-۰،۲۱	۸،۸۵	-۲،۶۸	-۰،۹۶
وصنا	۳،۴۶	۱،۳۲	۱،۷۷	۱،۵۶	۰،۲۸
	-۲،۶۹	۶،۶۷	-۱،۸۶	۶،۵۹	۰،۳۳
وکار	-۰،۵۳	-۲،۶۲	-۰،۳۹	-۱،۸۳	۱،۵۵
دجابر	-۲۹،۰۹	-۴،۲۳	۳،۱۵	۳،۴۴	-۲،۴۴
رمینا	-۲،۴۵	۱۱،۲۳	-۰،۱۱	-۱،۰۱	۱،۵۶
پلولة	۸،۸۵	۰،۹۸	-۶،۹۳	-۱،۰۳	-۱،۴۱
کاما	۲،۶۰	-۰،۶۳	۰،۹۹	۱،۱۰	-۱،۴۳
رانفور	-۰،۵۲	۰،۱۶	۷،۰۵	۲،۵۸	۲،۵۶
پسهند	-۲،۲۵	-۴،۴۳	-۳،۹۰	-۵،۴۱	-۱،۱۷
وتوشه	۰،۸۳	۵،۰۴	۱،۵۰	۲،۴۳	۱۸،۶۸
دکیمی	-۱،۳۷	۱،۲۹	-۰،۲۵	۰،۳۶	-۱،۴۱
کطیس	-۳۶،۰۱	-۶،۰۲	-۱۳،۳۸	-۴،۴۸	-۱۲،۳۷
فرآور	۷،۴۸	۰،۳۷	۰،۱۳	۱،۳۳	۷،۰۳
شکربن	۰،۶۴	-۶،۶۳	-۳،۷۵	-۰،۶۹	۱،۵۵
حتاید	-۴۲،۲۳	-۴۴،۸۱	-۱۱،۹۲	۲،۹۹	-۱۲،۱۷
	۴،۳۵	۱،۷۵	۸،۸۲	۶،۴۳	۷،۵۵
سغرب	۷،۴۲	۴،۷۲	۳،۷۵	-۶،۳۸	۶،۳۳

بازده های فوق به عنوان ورودی اطلاعات الگوریتم ژنتیک استفاده می شود که در هر هفته نسبت به هفته قبل

اطلاعات مورد استفاده ما یک هفته بیشتر می شود.

## ۴-۳-۴- پیاده سازی الگوریتم ژنتیک برای برآورد مدل مارکویتز

با دقت در مدل مارکویتز برای پیاده سازی الگوریتم ژنتیک می توان اقدام نمود. همانگونه که از مدل مورد نظر برمی آید، به تعداد  $N$  متغیر تصمیم  $W_z$  وجود دارد که بایستی عدی بین صفر و یک داشته و مجموع کل آن‌ها یک شود و تنها یک محدودیت دیگر باقی می ماند که همان بازده مورد انتظار سبد پیشنهادی است. حال نحوه بازنمایی مساله و سایر اپراتورها در ادامه شرح داده می شود.

## ۴-۳-۴-۱- بازنمایی

همانگونه که در شکل ۴-۳ نشان داده شده است، هر کروموزوم که نشان دهنده یک جواب برای مساله مارکویتز است به صورت یک رشته ی  $N$  تائی از اعداد حقیقی نشان داده می شود. که هر بیت ی اژن از کروموزوم مورد نظر نشان دهنده وزن بودجه اختصاص یافته به سهم مورد نظر می باشد. این نوع بازنمایی در ادبیات موضوع، اصطلاحاً Real Coded GA نامیده می شود.

شکل ۴-۳- بازنمایی مساله

$W_1$	$W_2$	$W_3$	.....	$W_{N-1}$	$W_N$
-------	-------	-------	-------	-----------	-------

## ۴-۳-۴-۲- تولید جمعیت اولیه

قبل از اینکه الگوریتم بتواند آغاز به کار کند، بایستی یک جمعیت اولیه از کروموزوم ها تشکیل شود. در اکثر موارد این جمعیت اولیه به صورت تصادفی تشکیل می شود. به این معنی که به اندازه جمعیت کروموزوم تصادفی ایجاد می گردد. برای تولید این جمعیت از یک فرآیند تصادفی استفاده شده که در شکل زیر نشان داده شده است. در

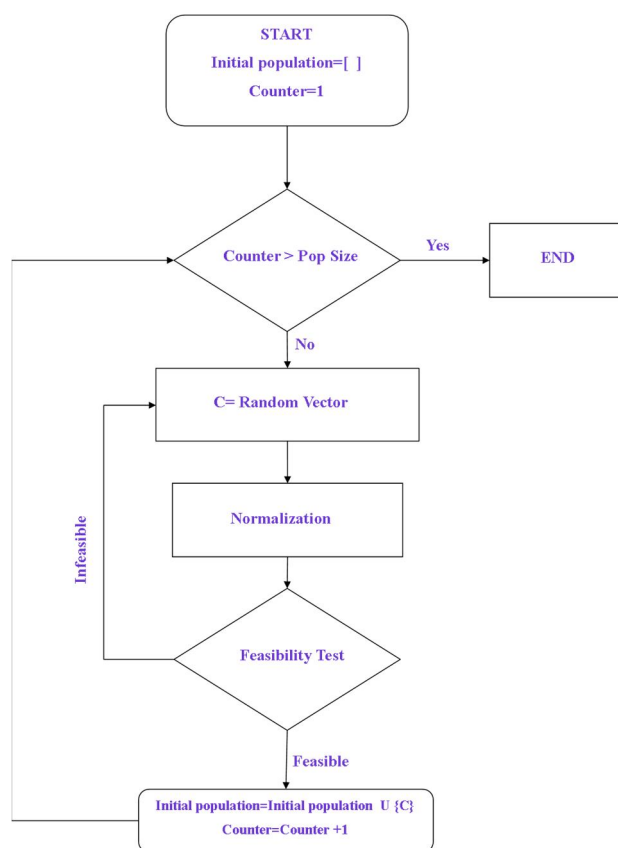


ابتدا یک بردار به طول  $N$  از اعداد بین صفر و یک تولید می‌شوند. برای ارضای محدودیت (۳) و اینکه مجموع اوزان برابر یک باشد، هر کدام از ژن‌ها به صورت زیر نرمال می‌شوند:

$$\tilde{w}_j = \frac{w_j}{\sum_{j=1}^N w_j}$$

حال برای اینکه جواب ایجاد شده شدنی باشد بایستی شرط اینکه بازده مورد انتظار سبب بیشتر از  $\bar{\varphi}$  باشد، چک شود. در صورتی که شرط مورد نظر برقرار باشد، جواب مورد نظر به مجموعه جواب‌های اولیه اضافه شده و در غیر اینصورت جواب دیگری تولید خواهد شد.

شکل ۴-۴- تولید جمعیت اولیه



## ۴-۳-۴-۳- ارزیابی جواب‌های اولیه

برای ارزیابی هر یک از جواب‌های اولیه مقدار تابع هدف هر یک از جواب‌ها را به عنوان مقدار برازندگی هر

یک از جواب‌ها در نظر می‌گیریم. این مساله در رابطه زیر نشان داده شده است:

$$Fitness_k = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N W_{i,k} \times W_{j,k} \times \sigma_{(i,k),(j,k)}$$

## ۴-۴-۳-۴- فرآیند انتخاب

برای ایجاد کروموزوم‌های نسل جدید بایستی مکانیزمی را جهت انتخاب والدین برای تولید آن‌ها در نظر گرفت.

در این تحقیق از روش چرخ رولت<sup>۱</sup> برای فرایند انتخاب استفاده شده است. این روش یکی از روش‌های مبتنی بر

شایستگی است که بدین صورت عمل می‌کند که به کروموزوم‌های بهتر متناسب با تابع برازندگی‌شان اهمیت داده و

احتمال بیشتری را برای کروموزوم‌های بهتر قائل می‌شود.

## ۴-۴-۳-۵- اپراتور تقاطع

یک از عملگرهای بسیار مهم و حیاتی در الگوریتم ژنتیک که نقش اساسی در ایجاد جواب‌های مناسب دارد،

عملگر تقاطع است. تا کنون اپراتورهای تقاطع متعددی در مسائل مختلف معرفی شده است که انتخاب نوع عملگر

مناسب با بازنمایی مساله خود اهمیت زیادی خواهد داشت. همانگونه که در قسمت ۳-۲-۱ بیان شد نوع بازنمایی یک

بازنمایی از اعداد حقیقی است، لذا بایستی از اپراتورهای طراحی شده برای این نوع بازنمایی استفاده نمود. در این

تحقیق از اپراتور BLX-alfa استفاده شده است. این اپراتور برای اولین بار توسط اشلمن<sup>۲</sup> در سال ۱۹۹۳ معرفی شد.

عملگر مورد نظر بدین صورت عمل می‌کند که اگر H1 و H2 دو کروموزوم مورد نظر بوده که طی فرآیند چرخ

<sup>۱</sup> -Roulette wheels

<sup>۲</sup> -Eshelman

رولت انتخاب برای ایجاد فرزند جدید انتخاب شده باشند، کروموزوم  $H$  یا همان فرزند جدید به صورت زیر تولید می‌گردد:

$$H = (h_1, h_2, \dots, h_N)$$

که در آن مقادیر  $h_j$  عددی تصادفی در بازه‌ی زیر می‌باشد

$$[C_{min} - I. \alpha, C_{max} + I. \alpha]$$

$$C_{min} = \min(h_i^1, h_i^2)$$

$$C_{max} = \max(h_i^1, h_i^2)$$

انتخاب مقدار  $\alpha$  در این روش حائز اهمیت است چرا که بر روی کیفیت آن تاثیرگذار می‌باشد. در تحقیقات نشان داده شده که مقدار ۰،۵ برای  $\alpha$  بهترین کارایی را دارد.

#### ۴-۳-۴- اپراتور جهش

در الگوریتم ژنتیک جهت فرار از بهینه‌های موضعی اپراتور جهش مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این تحقیق از اپراتور جهشی که در سال ۱۹۹۳ توسط ماهلنبین<sup>۱</sup> ارائه شد استفاده شده است. این اپراتور بدین صورت عمل می‌کند که هر ژن با احتمال مشخصی که خود این احتمال از ورودی‌های الگوریتم ژنتیک می‌باشد، جهش می‌یابد. مقدار جدید ژن مورد نظر به صورت زیر حساب می‌شود:

$$C'_i = C_i \pm \text{rang}_i \cdot \gamma$$

که در رابطه بالا  $\text{rang}_i$  به صورت زیر است

$$\text{rang}_i = 0.1(b_i - a_i)$$

<sup>۱</sup> -Muhlenbein

و علامت + یا - با احتمال مساوی انتخاب می‌شوند و مقدار  $\gamma$  با رابطه زیر تعریف می‌شود:

$$\gamma = \sum_{k=0}^{15} \alpha_k 2^{-k}$$

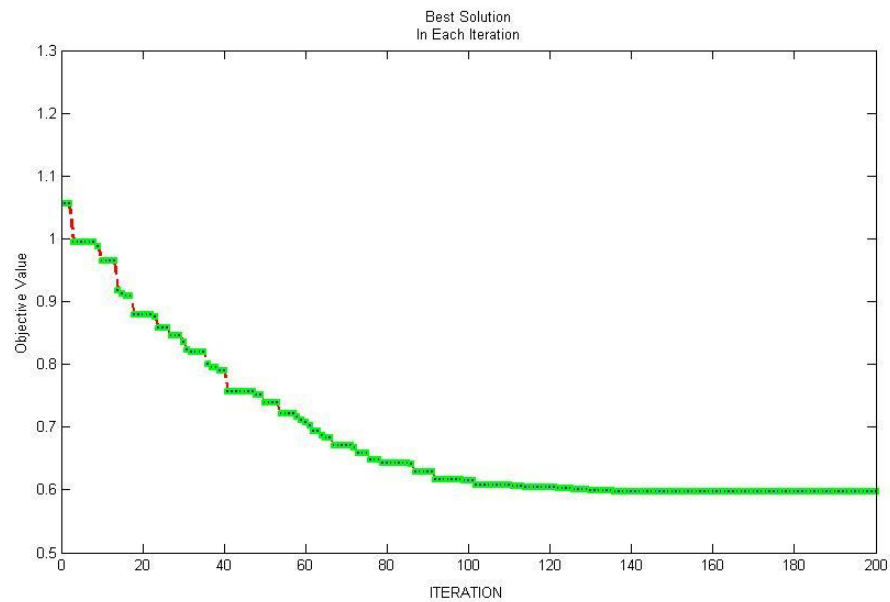
که مقادیر  $\alpha_k$  با احتمال  $\frac{1}{16}$  یک بوده و در غیر اینصورت صفر می‌باشد.

#### ۴-۳-۴-۷- نخبه گرایی<sup>۱</sup>

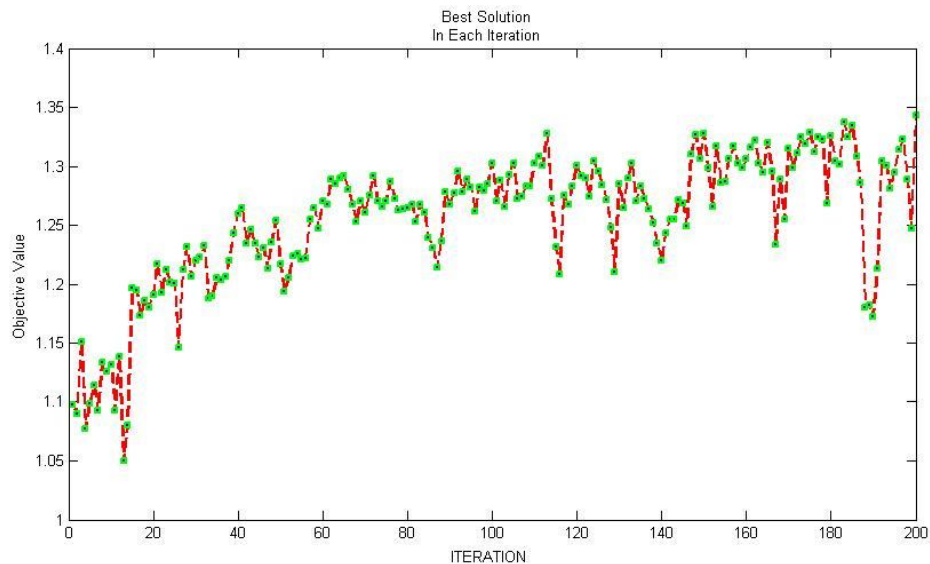
از آنجائی که الگوریتم ژنتیک یک فرایند تصادفی است، بهترین جواب‌ها نیز این احتمال را دارند که در توسعه الگوریتم از نسلی به نسل دیگر بدتر شده و یا کلاً حذف شوند. لذا برای جلوگیری از این امر و افزایش سرعت همگرایی الگوریتم در طی هر نسل درصدی از بهترین جواب‌ها به طور مستقیم به نسل بعد منتقل می‌شوند. این امر تضمین می‌کند که جواب‌ها در هر نسل بدتر نشوند. اگر نمودار بهترین جواب یک الگوریتم ژنتیک را در دو حالتی که نخبه گرایی وجود دارد و زمانی که وجود ندارد رسم کنیم بهتر شدن جواب‌ها یا بدتر شدن آن کاملاً مشهود خواهد بود. در شکل ۴-۵ مقایسه بین دو مورد نشان داده شده است.

<sup>1</sup> - Elitism

شکل ۴-۵- نرخ نخبه گرایی برابر با ۲۰ درصد



شکل ۴-۶- بدون نخبه گرایی



در دو شکل بالا تاثیر نخبه‌گرایی کاملاً مشهود است. چرا که بدون نخبه‌گرایی (نرخ نخبه‌گرایی = صفر) عملاً به

هیچ جواب مناسبی مساله همگرا نمی‌شود.

#### ۴-۳-۴-۸- شرط خاتمه

در الگوریتم پیشنهادی این پایان نامه از تعداد نسل‌های الگوریتم به عنوان شرط خاتمه استفاده شده است.

#### ۴-۳-۴-۹- پارامترهای الگوریتم ژنتیک

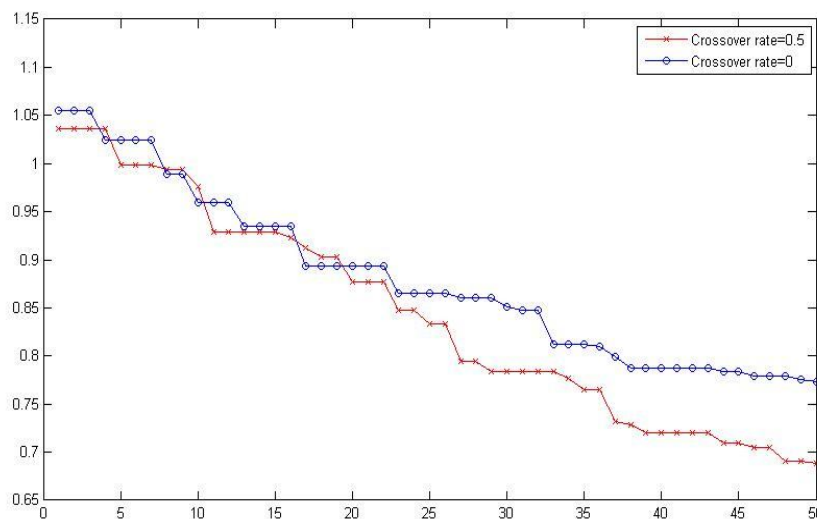
تعیین پارامترهای الگوریتم ژنتیک یکی از مسائل مهم در پیاده‌سازی این روش فراابتکاری است. چرا که تاثیر

مهمی را بر روی عملکرد الگوریتم دارد. یکی از تاثیرات این پارامترها برای نرخ نخبه‌گرایی در شکل‌های ۴-۷ و ۴-۸

نشان داده شد. در یک روش ساده و نه چندان دقیق می‌توان تحلیل‌های مشابهی را برای سایر پارامترها انجام داد. به

عنوان مثال اگر نرخ تقاطع را دو مقدار 0 و 0.5 در نظر بگیریم شکل زیر حاصل می‌شود.

شکل ۴-۷- تاثیر نرخ تقاطع‌های مختلف در ۵۰ نسل



همانگونه که از شکل ۴-۸ برمی‌آید، در ۵۰ نسل متوالی نرخ تقاطع برابر 0.5 عملکرد بهتری را نسبت به 0 از خود نشان می‌دهد. با توجه به تست‌های متعددی که انجام شده و مرور ادبیات مربوطه در این تحقیق از مقادیر جدول ۴-۴ برای پارامترهای الگوریتم ژنتیک استفاده شده است.

جدول ۴-۴- مقادیر پارامترهای الگوریتم ژنتیک

تعداد جمعیت هر نسل	۱۰۰
نرخ جهش	۰,۰۵
نرخ تقاطع	۰,۶
نرخ نخبه‌گرایی	۲۰ %
مقدار آلفا	۰,۵

#### ۴-۳-۵- نتایج بهینه سازی مدل مارکویتز با الگوریتم ژنتیک با استفاده از بازده های مورد

##### انتظار شبکه عصبی

در این قسمت به بررسی بهینه‌سازی مدل مارکویتز توسط الگوریتم ژنتیک پرداخته می‌شود. نتایج به طور کلی در دو بخش نشان داده می‌شود. در قسمت اول مدل با در نظر گرفتن میانگین نرخ‌های بازده به عنوان نرخ بازده مورد انتظار هر نماد بهینه شده و در بخش بعد از خروجی شبکه عصبی به عنوان نرخ بازده مورد انتظار استفاده خواهد شد.

#### ۴-۳-۵-۱- سهم بهینه سهام در الگوریتم ژنتیک با داده های تاریخی

**مدل اول :** سهم بهینه سبد سهام در مدل ژنتیک با داده های میانگین بازده تاریخی

در جدول ۴-۵ نتایج حاصل از بهینه سازی الگوریتم ژنتیک گزارش شده است. همانگونه که مشاهده می‌شود، این جدول شامل اوزان هر سهم در ابتدای هر دوره می‌باشد. به عنوان مثال برای نماد وبملت در ابتدای هفته دوم وزن مورد نظر برابر با ۸،۲۷۹٪ می‌باشد. عدد مورد نظر بدین معناست که سبد بایستی طوری تعدیل گردد که وزن سهم مورد نظر برابر با ۸،۲۷۹٪ از کل باشد.

جدول ۴-۵- وزن بهینه هر سهم با روش الگوریتم ژنتیک با داده های نرخ بازده مورد انتظار تاریخی

ابتدای مهر ۱۳۹۰	انتهای هفته ی اول	انتهای هفته ی دوم مهر ۱۳۹۰	انتهای هفته ی سوم مهر ۱۳۹۰	انتهای هفته ی چهارم مهر ۱۳۹۰	پایان دوره
وبانک	۴،۳۵	۵،۵۴	۳،۲۰	۶،۷۶	۲،۷۰
وبملت	۶،۹۷	۸،۲۸	۸،۴۳	۷،۱۹	۶،۷۵
خاروس	۰،۰۵	۰،۱۴	۰،۲۰	-۱،۶۱	۰،۱۰
بارسان	۲،۹۰	۶،۱۰	۱،۵۸	۱،۸۵	۰،۲۱
اخاب	۲،۸۱	۱،۵۳	۰،۹۸	۱،۵۱	۲،۶۳
فمل	۳،۱۳	۲،۵۰	۱،۹۲	۱،۹۰	۱،۹۰
حفاری	۰،۳۷	۰،۳۱	۰،۷۶	۳،۱۰	۰،۶۳
بترانس	۲،۱۳	۲،۵۴	۲،۷۷	۷،۹۶	۱،۸۳
فاهتر	۱،۰۹	۰،۱۰	۱،۵۷	۸،۲۹	۱،۲۸
ونون	۱۷،۸۱	۱۸،۹۱	۱۷،۸۸	۴،۶۱	۱۷،۷۵
وبانک	۲،۲۰	۱،۹۲	۲،۹۳	۳،۵۱	۲،۷۴
وسنا	۰،۵۱	۰،۲۲	۰،۳۵	۲،۴۵	۰،۶۳
فاذر	۰،۲۴	۰،۲۳	۰،۶۳	-۲،۶۸	۰،۴۸
وصنا	۹،۳۸	۸،۰۳	۱۰،۲۵	۱،۵۶	۹،۴۰
وکار	۴،۵۹	۳،۳۹	۲،۹۷	۶،۵۹	۳،۷۰
دحام	۴،۹۰	۵،۵۳	۵،۱۹	۳،۴۴	۵،۰۷
رمنا	۶،۵۴	۳،۶۲	۵،۸۱	-۱،۰۱	۶،۳۸
بلوله	۵،۰۰	۴،۴۷	۳،۷۹	-۱،۰۳	۳،۱۴
کاما	۱،۳۶	۱،۲۳	۱،۰۴	۱،۱۰	۳،۷۶
رانفور	۳،۳۳	۲،۴۵	۲،۷۹	۲،۵۸	۳،۳۷
سهند	۰،۹۵	۰،۴۰	۰،۵۴	-۵،۴۱	۰،۵۶
وتوشه	۰،۱۶	۲،۵۶	۱،۲۴	۲،۴۳	۱،۲۱
دکیم	۱،۷۵	۳،۵۹	۴،۳۵	۰،۳۶	۰،۶۶
کطس	۱،۱۸	۲،۶۴	۱،۶۴	-۴،۴۸	۱،۹۴
فرآور	۰،۱۷	۰،۰۸	۰،۱۲	۱،۳۳	۰،۰۳
شکرین	۰،۵۸	۳،۰۴	۰،۷۶	-۰،۶۹	۲،۲۷
حتاد	۱،۴۷	۰،۴۲	۱،۷۲	۲،۹۹	۱،۵۷
	۰،۲۷	۰،۷۰	۱،۱۷	۶،۴۳	۱،۳۶



سُغَرَب	۰،۴۴	۰،۰۰	۰،۳۳	-۶،۳۸	۰،۲۷
---------	------	------	------	-------	------

ماخذ: محاسبات تحقیق

همانطور که در جدول بالا مشاهده می شود اطلاعات هر ستون مخصوص یک هفته خاص می باشد و به ترتیب از هفته دوم هر هفته یک هفته به اطلاعات ما برای محاسبه بازده سهم به وسیله شبکه عصبی اضافه شده است. و با یک جمع بندی و مشاهده جدول چون مقادیر بازده ها در بعضی سهم ها در طول یک هفته تغییر معناداری می کند برای بهینه ماندن سبد باید هر هفته تغییرات قابل توجه صورت گیرد چون سبد ناپایدار بوده و دچار تغییر می شود. در شکل ۴-۸ نمودار میله ای برای سهام در هفته اول نشان داده شده است.

نماد	وزن نماد مورد نظر (%)
ونانک	0.044
ونملت	0.070
خپارس	0.000
پارسپان	0.020
اخابر	0.020
فملی	0.031
حفری	0.004
بترانس	0.021
قیاهر	0.011
ونون	0.178
ونانک	0.022
وسپنا	0.005
فاذر	0.002
وسنا	0.094
وتجارت	0.046
وکار	0.133
دجابر	0.049
رمپنا	0.065
پلوله	0.050
کاما	0.014
رانفور	0.033
پسهند	0.010
وتوشه	0.002
دکیمی	0.017
کلبس	0.012
فراور	0.002
شکرین	0.006
حتاید	0.015
شخاری	0.003
سغوب	0.004

دست‌رسی به این مدرک بر پایهٔ این‌نامهٔ ثبت و اشاعهٔ پیشنهادها، پایان‌نامه‌ها، و رساله‌های تحصیلات تکمیلی و صیانت از حقوق پدیدآوران در آنها (وزارت علوم، تحقیقات، فناوری به شماره ۱۹۵۹۲۹/۹۶ و تاریخ ۱۳۹۵/۹/۶) از پایگاه اطلاعات علمی ایران (گنج) در پژوهشگاه علوم و فناوری اطلاعات ایران (ایرانداک) فراهم شده و استفاده از آن با رعایت کامل حقوق پدیدآوران و تنها برای هدف‌های علمی، آموزشی، و پژوهشی و بر پایهٔ قانون حمایت از مؤلفان، مصنفان، و هنرمندان (۱۳۴۸) و الحاقات و اصلاحات بعدی آن و سایر قوانین و مقررات مربوط شدنی است.

با توجه به جدول بالا می توان نمادها را به دو دسته پایدار و ناپایدار تقسیم نمود. نمادهای پایدار نمادهایی هستند که اوزان آن ها در طول دوره ها نسبتاً ثابت می ماند. در جدول ۴-۶ این نمادها به تفکیک نشان داده شده اند.

جدول ۴-۶- نمادهای پایدار و ناپایدار

نماد			
ناپایدار		پایدار	
کطبس	وتوشه	فرآور	دجابر
فباهنر	شکربن	خپارس	بترانس
وتجارت	وبانک	وسینا	رانفور
پلوله	کاما	سغرب	وبانک
وبملت	رمپنا	فاذر	شخارک
اخابر	دکیمی	حفاری	ونوین
وصنا	پارسیان	پسهند	فملی
وکار		حتاید	

ماخذ : محاسبات تحقیق

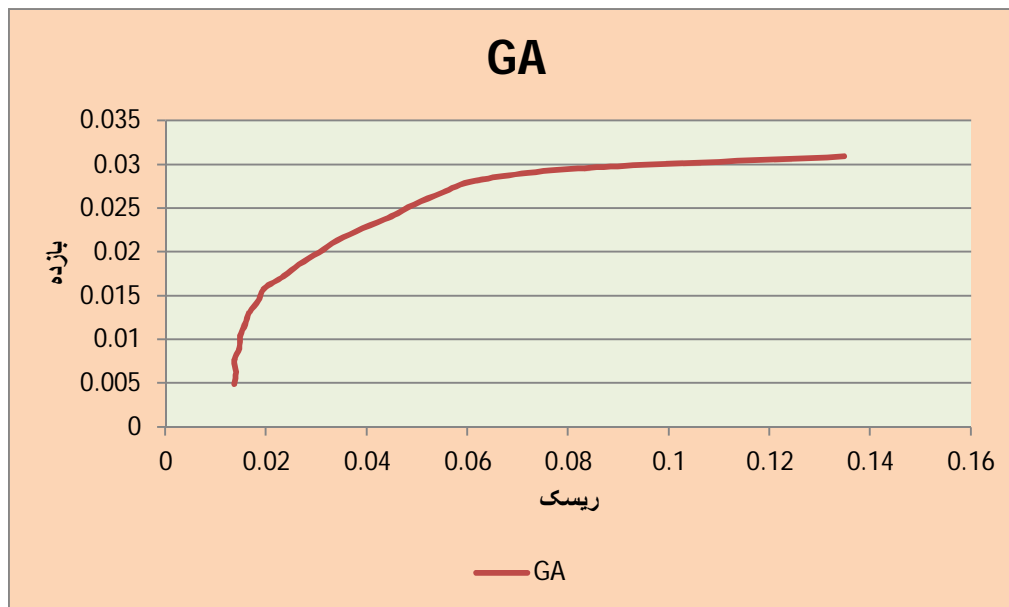
در شکل ۴-۹ نمودار ریسک - بازده برای سبد سهام مدل مارکویتز که با روش الگوریتم ژنتیک توسعه داده شده، نشان داده شده است. برای کشیدن این نمودار در این مدل در نرم افزار Lingo با یک حلقه با پرش های ۱۰٪ در سطح ریسک، مدل مجدداً حل شده و خروجی آن در قالب نمودار ریسک - بازده نشان داده می شود. داده های مربوط به نمودار ۴-۹ در جدول ۴-۷ نشان داده شده است.

جدول ۴-۷- سهم بهینه در مدل ژنتیک با ملاحظه افزایش ریسک

سطح ریسک										نماد
0.138	0.125	0.111	0.098	0.084	0.071	0.057	0.044	0.030	0.017	
0.048256	0.049799	0.024774	0.003977	0.066139	0.045731	0.005975	0.014273	0.050241	0.043524	وبانک
0.054291	0.033832	0.012792	0.025807	0.02975	0.009934	0.054775	0.033238	0.048431	0.069661	وبملت
0.000178	0.066884	0.04183	0.009065	0.025112	0.063972	0.00772	0.023096	0.008801	0.000467	خپارس
0.069127	0.033622	0.035893	0.057228	0.063897	0.016732	0.051027	0.041693	0.057448	0.029007	پارسیان
0.0458	0.042006	0.044283	0.043542	0.044505	0.047623	0.005107	0.037422	0.00605	0.028127	اخابر
0.051054	0.009705	0.029924	0.031644	0.036723	0.020767	0.035921	0.010353	0.041807	0.031348	فملی
0.049426	0.072734	0.053797	0.028086	0.021394	0.061436	0.013033	0.053465	0.002052	0.003718	حفاری
0.062442	0.003109	0.045833	0.039504	0.061534	0.039267	0.030253	0.005001	0.055307	0.021329	بترانس
0.069916	0.014227	0.024644	0.034584	0.060591	0.050167	0.034861	0.047398	0.039806	0.010952	فباهنر
0.000318	0.040584	0.003767	0.022992	0.011054	0.032954	0.064134	0.064002	0.057704	0.178186	نونین
0.033409	0.064804	0.048031	0.031512	0.0142	0.04686	0.034488	0.015763	0.015871	0.022049	وبانک
0.072898	0.000875	0.005461	0.016353	0.0569	0.028881	0.017089	0.006463	0.025432	0.005092	وسینا
0.032794	0.005022	0.003765	0.057043	0.019404	0.010033	0.028179	0.049635	0.039443	0.002391	فاذر
0.073617	0.047447	0.02827	0.005728	0.062758	0.038878	0.031234	0.006742	0.021605	0.093808	وصنا
0.015704	0.018259	0.007324	0.031771	0.020933	0.009511	0.061581	0.060341	0.054143	0.045903	وتجارت
0.006987	0.055197	0.00128	0.028121	0.017528	0.047741	0.021607	0.054064	0.033257	0.133412	وکار
0.065033	0.004298	0.040226	0.034376	0.027621	0.062467	0.037966	0.037888	0.048995	0.048956	دجابر
0.046896	0.061342	0.063697	0.038183	0.036585	0.003808	0.037993	0.054544	0.047139	0.065378	رمپنا
0.00134	0.074452	0.057116	0.043839	0.019124	0.042302	0.071549	0.04046	0.029049	0.049957	پلوله
0.048849	0.00224	0.029204	0.052379	0.062477	0.045328	0.037491	0.016654	0.049553	0.013614	کاما
0.023896	0.017118	0.067065	0.053939	0.012437	0.020307	0.023141	0.041379	0.019283	0.03333	رانفور
0.028234	0.060261	0.056948	0.053288	0.042091	0.018727	0.06174	0.031071	0.022451	0.009522	پسهند
0.003607	0.021499	0.045385	0.047269	0.018526	0.00655	0.002665	0.049392	0.024599	0.001593	وتوشه
0.015468	0.017745	0.026399	0.040642	0.002627	0.05064	0.030617	0.039572	0.033863	0.017496	دکیمی
0.021124	0.012654	0.016571	0.03547	0.017553	0.022273	0.053325	0.002453	0.000152	0.011767	کطیس
0.008399	0.040285	0.050799	0.001095	0.052531	0.06075	0.003602	0.059521	0.043148	0.00175	فرآور
0.014778	0.010603	0.063276	0.035227	0.018501	0.036556	0.067444	0.03281	0.041983	0.005833	شکوبین
0.028426	0.044538	0.028564	0.029369	0.00614	0.001811	0.018514	0.015477	0.028527	0.014697	حتاید
0.00748	0.062309	0.042069	0.022508	0.060784	0.053737	0.031834	0.041792	0.036975	0.002749	شخارک
0.000252	0.012551	0.001014	0.045458	0.01058	0.004256	0.025135	0.014038	0.016887	0.004386	سغرب
1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	جمع کل

ماخذ : محاسبات تحقیق

شکل ۴-۹- نمودار ریسک - بازده مارکویتز به روش الگوریتم ژنتیک (میانگین نرخ بازده)



نمودار ریسک - بازده بالا با استفاده از اطلاعات جدول ۴-۸ ترسیم شده است. به ازای هر ریسک یک بازده وجود دارد که بازده و ریسک نقطه مورد نظر در نمودار را تشکیل می دهند. همانگونه که در شکل بالا مشخص است، با افزایش ریسک بازده کم‌مورد انتظار نیز به طور قابل ملاحظه ای افزایش می یابد. این افزایش به مرور شیب کمتری به خود می گیرد به طوری که با افزایش ریسک بیش از ۰,۰۶ عملاً مقدار بازده افزایش چندانی نمی یابد و بدین معناست که با سهام انتخاب شده در بررسی مورد نظر نمی توان انتظار بازده بیش از ۳ درصد را داشت.

#### ۴-۳-۶- بهینه سازی مدل مارکویتز با روش کلاسیک

یکی از روش های بهینه سازی سبد سهام، استفاده از روش دقیق یا کلاسیک می باشد. منظور از روش کلاسیک حل مدل مارکویتز با روش های متداول بهینه سازی می باشد. این روش ها در پی یافتن جواب های دقیق و

بهینه جهانی می باشند و در نتیجه با افزایش ابعاد مساله زمان رسیدن به جواب نهایی افزایش خواهد یافت. در این تحقیق برای روش بهینه سازی کلاسیک از نرم افزار مطلب استفاده شده است ومانند روش الگوریتم ژنتیک اجرای مدل بهینه سازی کلاسیک با استفاده ازدو گروه داده های بازده مورد انتظارازطریق شبکه عصبی و از طریق میانگین بازده های تاریخی انجام می شود

#### ۴-۳-۶-۱- سهم بهینه سبد سهام درمدل کلاسیک با داده های میانگین بازده تاریخی

مدل دوم : سهم بهینه سبد سهام در مدل کلاسیک با داده های میانگین بازده تاریخی

در این قسمت از میانگین نرخ های بازده تاریخی به عنوان نرخ بازده مورد انتظار هر نماد استفاده می شود و همانند بخش ۴-۵-۱ نتایج به صورت زیر خواهد بود.

#### جدول ۴-۸- وزن بهینه هر سهم با روش کلاسیک با اطلاعات بازده های تاریخی

نماد	اوزان			
	ابتدای هفته اول	ابتدای هفته دوم	ابتدای هفته سوم	ابتدای هفته چهارم
ویانک	۳،۱۱۴	۴،۰۲۷	۱،۶۶۶	۱،۲۰۴
ویملت	۷،۰۱۵	۸،۳۴۹	۸،۴۶۹	۶،۸۴۷
خپارس	۰،۰۵۱	۰،۲۰۲	۰،۳۶۸	۰،۱۲۴
پارسیان	۲،۹۴۷	۶،۱۴۴	۱،۶۶۰	۰،۳۰۲
اخابر	۲،۸۱۸	۱،۶۲۶	۱،۰۱۱	۲،۷۰۱
فملی	۳،۱۵۳	۲،۵۹۵	۱،۹۴۲	۱،۹۴۳
حفاری	۰،۴۰۲	۰،۳۳۸	۰،۸۳۲	۰،۶۵۴
بترانس	۲،۲۰۸	۲،۵۹۴	۲،۸۶۶	۱،۸۶۰
فباهر	۱،۱۰۸	۰،۱۸۱	۱،۶۳۰	۱،۳۷۰
ونوین	۱۷،۸۴۲	۱۸،۹۸۴	۱۷،۹۵۸	۱۷،۷۸۲
ویانک	۲،۲۳۱	۱،۰۱۷	۲،۹۳۱	۲،۷۷۱
وسینا	۰،۵۱۱	۰،۳۱۶	۰،۴۴۸	۰،۶۸۴
فاذر	۰،۳۳۸	۰،۲۷۳	۰،۶۷۰	۰،۵۴۸
وصنا	۹،۴۱۶	۸،۰۳۴	۱۰،۳۳۰	۹،۴۶۶
وتجارت	۴،۶۶۶	۳،۳۹۷	۳،۰۲۶	۳،۷۰۸
وکار	۱۳،۴۲۰	۹،۵۷۷	۱۳،۱۳۹	۱۵،۶۸۲
دجابر	۴،۹۰۸	۵،۵۳۰	۵،۲۰۸	۵،۱۲۰
رمپنا	۶،۶۳۳	۳،۶۹۳	۵،۸۶۲	۶،۳۹۷
پلوله	۵،۰۱۰	۴،۴۸۰	۳،۸۵۸	۳،۲۱۷
کاما	۱،۳۸۷	۱،۳۱۹	۱،۰۷۶	۳،۸۵۶
رانفور	۳،۴۳۳	۲،۵۰۴	۲،۸۱۲	۳،۴۲۰

۰٫۶۵۸	۰٫۶۱۱	۰٫۴۵۳	۱٫۰۰۲	پسهند
۱٫۲۸۸	۱٫۲۵۵	۲٫۵۷۲	۰٫۲۰۱	وتوشه
۰٫۷۱۴	۴٫۳۹۴	۳٫۶۶۷	۱٫۸۰۱	دکیمی
۱٫۹۴۶	۱٫۷۰۷	۲٫۶۸۰	۱٫۱۸۱	کطیس
۰٫۰۴۶	۰٫۱۲۵	۰٫۱۲۵	۰٫۲۲۶	فرآور
۲٫۲۹۶	۰٫۸۱۱	۳٫۰۶۶	۰٫۶۳۶	شکرین
۱٫۶۵۴	۱٫۷۶۸	۰٫۴۸۶	۱٫۵۳۵	حتاید
۱٫۳۷۷	۱٫۲۶۰	۰٫۷۴۸	۰٫۳۳۷	شخارک
۰٫۳۶۶	۰٫۴۰۶	۰٫۰۲۲	۰٫۴۷۱	سغرب
۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	جمع کل

ماخذ: محاسبات تحقیق

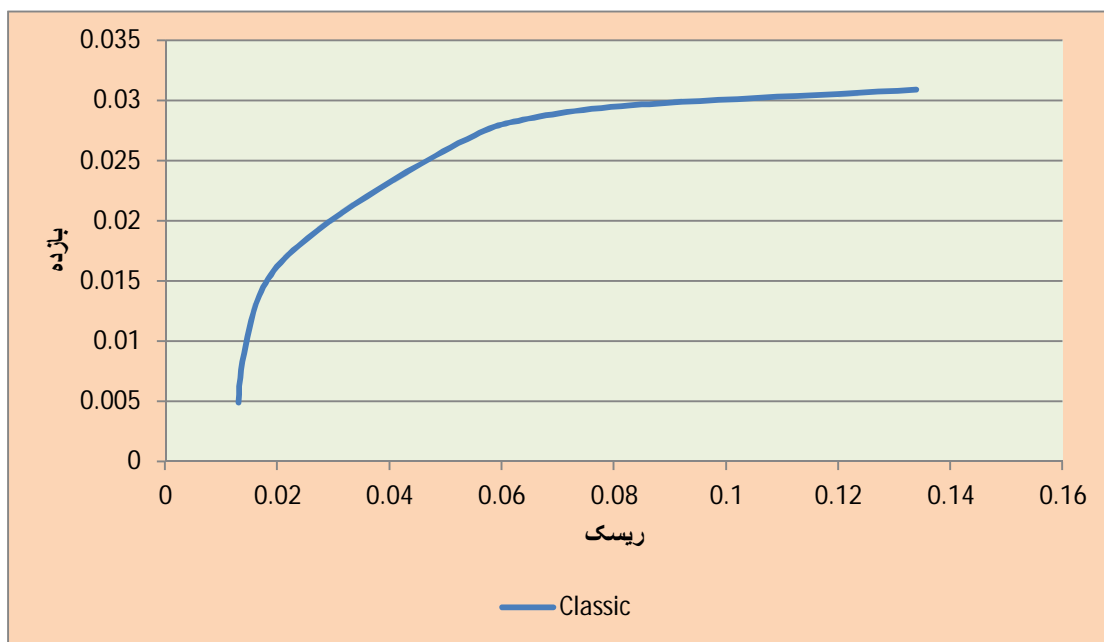
با ایجاد حلقه برای سطوح مختلف ریسک در کد برنامه مدل فوق، در جدول ۴-۹ داده های مرتبط با نمودار ریسک - بازده نشان داده شده است. برای تمام مدل ها این جدول محاسبه می شود که برای تلخیص مقاله فقط اطلاعات جدول ریسک - بازده مدل اول ارائه می شود.

جدول ۴-۹ - سطوح ریسک

نماد	سطح ریسک									
	0.138	0.125	0.111	0.098	0.084	0.071	0.057	0.044	0.030	0.017
وبانک	0.027122	0.016531	0.053795	0.005706	0.030746	0.027306	0.044416	0.01804	0.006286	0.043524
وبملت	0.004454	0.027889	0.035276	0.057067	0.040897	0.00021	0.018862	0.009936	0.002344	0.069661
خیابرس	0.003065	0.039545	0.062211	0.038354	0.055345	0.028851	0.016931	0.04956	0.00791	0.000467
پارسیان	0.026199	0.015755	0.026597	0.041102	0.035162	0.025982	0.030356	0.00971	0.033554	0.029007
اخابر	0.022747	0.020351	0.002051	0.023515	0.061963	0.049135	0.041726	0.013152	0.024517	0.028127
فملی	0.051278	0.06074	0.003391	0.003609	0.052618	0.052936	0.013543	0.002985	0.045313	0.031348
حفاری	0.023514	0.039066	0.053052	0.036538	0.031951	0.049086	0.036961	0.00793	0.019971	0.003718
بترانس	0.050474	0.024628	0.046313	0.021931	0.020344	0.036471	0.036562	0.044797	0.065511	0.021329
فباهر	0.037567	0.047863	0.055984	0.041315	0.01069	0.010126	0.00838	0.062153	0.01448	0.010952
ونوبن	0.02094	0.008009	0.012999	0.032644	0.018108	0.022798	0.062783	0.037859	0.030969	0.178186
وبانک	0.011662	0.056388	0.020283	0.064888	0.015005	0.051665	0.044999	0.045914	0.036082	0.022049
وسینا	0.017258	0.012948	0.040086	0.020047	0.049864	0.037433	0.052869	0.064326	0.042856	0.005092
فادر	0.048738	0.011486	0.00418	0.015367	0.024617	0.031366	0.012261	0.062102	0.026483	0.002391
وصنا	0.0717	0.041183	0.02174	0.060275	0.004677	0.000826	0.048059	0.036217	0.005577	0.093808
وتجارت	0.024317	0.052964	0.027852	0.052945	0.018894	0.036962	0.037556	0.059494	0.06194	0.045903
وکار	0.043748	0.059808	0.041698	0.033048	0.056944	0.030053	0.032372	0.063972	0.008951	0.133412
دجابر	0.018561	0.045231	0.026182	0.032984	0.007159	0.017951	0.052816	0.028274	0.077294	0.048956
رمپنا	0.070238	0.032207	0.057936	0.048516	0.064491	0.030867	0.060512	0.029303	0.080386	0.065378
پلوله	0.061156	0.031436	0.024339	0.00138	0.01604	0.028793	0.029672	0.01447	0.075669	0.049957
کاما	0.036573	0.036202	0.02653	0.009794	0.016354	0.052012	0.041611	0.010094	0.079548	0.013614
رانفور	0.047343	0.006802	0.014713	0.011317	0.012865	0.029996	0.023155	0.026225	0.009225	0.03333
پسهند	0.057549	0.017912	0.000667	0.011903	0.043445	0.054972	0.001954	0.05706	0.031622	0.009522
وتوشه	0.022945	0.038651	0.062024	0.018134	0.036486	0.004263	0.061805	0.011351	0.007286	0.001593
دکیمی	0.010268	0.041204	0.047509	0.051626	0.05014	0.055765	0.037029	0.061385	0.009124	0.017496
کطیس	0.037949	0.033601	0.037021	0.057338	0.00151	0.023401	0.008704	0.004881	0.036475	0.011767
فرآور	0.032902	0.035341	0.055283	0.05408	0.064061	0.047602	0.026637	0.043504	0.002	0.00175
شکرین	0.030354	0.008377	0.008409	0.050342	0.04665	0.045587	0.006645	0.043938	0.05882	0.005833
حتاید	0.051595	0.05916	0.037099	0.013592	0.041506	0.048885	0.037853	0.010853	0.049402	0.014697
شخارک	0.037406	0.029397	0.061868	0.059235	0.046169	0.034757	0.048135	0.064122	0.017856	0.002749
سغرب	0.000378	0.049326	0.032915	0.031409	0.025296	0.033394	0.024838	0.006393	0.032549	0.004386
جمع کل	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000



شکل ۴-۱۰- نمودار ریسک - بازده مارکویتز به روش کلاسیک (میانگین نرخ بازده)



مقایسه نتایج الگوریتم ژنتیک در حالت استفاده از داده های بازده تاریخی و مدل کلاسیک در حالت استفاده

از داده های بازده تاریخی

#### ۴-۳-۷- مقایسه دو الگوریتم ژنتیک و کلاسیک

۴-۳-۷-۱ مقایسه دو الگوریتم ژنتیک و کلاسیک در حالت استفاده از میانگین نرخ بازده تاریخی

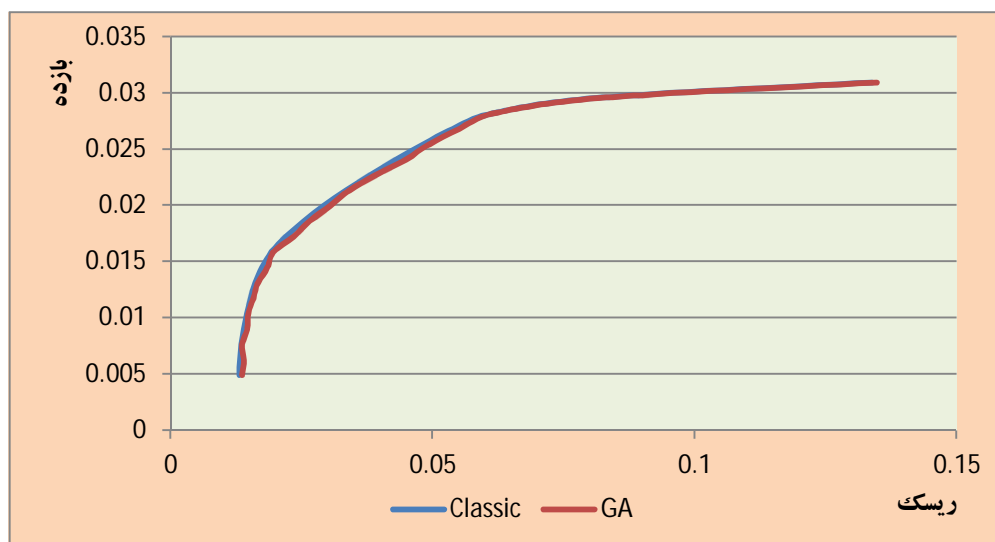
(مقایسه مدل اول و دوم)

در این بخش به مقایسه دو الگوریتم ژنتیک و کلاسیک برای مدل مارکویتز می‌پردازیم. بدین منظور از جدول ۴-۱۱ و شکل ۴-۱۲ استفاده خواهیم نمود. در جدول ۴-۱۳ و ۴-۱۴ اوزان حاصل از دو روش برای هر یک از حالات میانگین و شبکه عصبی به ترتیب گزارش شده و در شکل ۴-۱۱ نمودار ریسک - بازده برای دو روش کلاسیک و ژنتیک با یکدیگر مقایسه شده است. همانگونه که از شکل ۴-۱۲ بر می‌آید، ژنتیک نتایج بسیار نزدیکی را نسبت به کلاسیک تولید کرده که این نشان از توانایی بالای این الگوریتم برای بهینه سازی سبد سهام دارد.

جدول ۴-۱۰- مقایسه درصد اوزان دو روش کلاسیک و ژنتیک در حالت میانگین نرخ بازده تاریخی

اوزان								نماد
ابتدای هفته ی چهارم		ابتدای هفته ی سوم		ابتدای هفته ی دوم		ابتدای هفته ی اول		
کلاسیه ک	ژنتیک	کلاسیه ک	ژنتیک	کلاسیه ک	ژنتیک	کلا سبک	ژنه بک	
۰,۵۷۶	۱,۲۰۴	۲,۲۷۱	۱,۶۶۶	۱,۸۶۳	۴,۰۲۷	۱,۰۰۷	۳,۰۱	ویانک
۳,۸۴۷	۶,۸۴۷	۶,۴۱۴	۸,۴۶۹	۴,۸۳۷	۸,۳۴۹	۶,۸۱۱	۷,۰	ویملت
۰,۴۹۵	۰,۱۲۴	۰,۴۴۵	۰,۲۶۸	۰,۲۹۷	۰,۲۰۲	۰,۱۶	۰,۰	
۵,۱۵۸	۰,۳۰۲	۷,۹۵۸	۱,۶۶۰	۱۳,۰۳۷	۶,۱۴۴	۹,۶۱۱	۲,۹	
۲,۹۴۵	۲,۷۰۱	۵,۴۷۷	۱,۰۱۱	۰,۵۴۰	۱,۶۲۶	۲,۲۰	۲,۸	اخاب
۲,۶۴۰	۱,۹۴۳	۱,۱۷۹	۱,۹۴۲	۳,۹۹۸	۲,۵۹۵	۱,۹۱۱	۳,۰۱	فلم
۰,۹۶۱	۰,۶۵۴	۰,۵۰۲	۰,۸۳۲	۱,۴۰۴	۰,۳۳۸	۱,۰۰۲	۰,۴	
۳,۲۵۹	۱,۸۶۰	۲,۸۱۵	۲,۸۶۶	۲,۴۴۲	۲,۵۹۴	۱,۷۳	۲,۲	نت انیس
۲,۴۲۰	۱,۳۷۰	۱,۰۱۰۲	۱,۶۳۰	۱,۰۳۶	۰,۱۸۱	۰,۵۵	۱,۰۱	فاهنر
۱۲,۶۹۷	۱۷,۴۸۲	۱۲,۴۶۴	۱۷,۹۵۸	۸,۷۶۲	۱۸,۹۸۴	۱۷,۴۵	۱۷,۰	ونو بن
۱,۲۳۱	۲,۷۷۱	۰,۰۰۸	۲,۹۳۱	۱,۶۵۵	۱,۰۱۷	۲,۳۳	۲,۰۲	ویانک
۰,۱۵۶	۰,۶۸۴	۱,۲۰۶	۰,۴۴۸	۱,۳۶۰	۰,۳۱۶	۰,۲۲	۰,۵	وسنا
۱,۰۸۵	۰,۵۴۸	۰,۵۵۶	۰,۶۷۰	۰,۶۷۸	۰,۲۷۳	۰,۲۹	۰,۳	فاذر
۴,۶۹۲	۹,۴۶۶	۷,۰۱۲	۱۰,۳۳۰	۸,۶۱۱	۸,۰۳۴	۹,۳۵	۹,۴	وصنا
۲,۵۳۳	۳,۷۰۸	۲,۷۲۵	۳,۰۲۶	۳,۹۵۳	۳,۳۹۷	۰,۹۹	۴,۶	
۲۴,۱۳۷	۱۵,۶۸۲	۲۱,۹۱۶	۱۳,۱۳۹	۲۱,۳۷۸	۹,۵۷۷	۱۸,۴۵	۱۳,۰	و کار
۱,۴۷۴	۵,۱۲۰	۲,۰۱۹	۵,۲۰۸	۱,۶۰۷	۵,۵۳۰	۰,۲۲	۴,۹	دحاب
۶,۹۵۰	۶,۳۹۷	۷,۲۴۱	۵,۸۶۲	۷,۳۵۲	۳,۶۹۳	۵,۴۰	۶,۶	رمنا
۰,۹۱۰	۳,۲۱۷	۱,۴۵۲	۳,۸۵۸	۲,۴۳۲	۴,۴۸۰	۴,۰۳	۵,۰	بلوله
۱,۹۹۲	۳,۸۵۶	۲,۰۴۱	۱,۰۷۶	۱,۸۱۵	۱,۳۱۹	۲,۲۷	۱,۳	کاما
۰,۷۱۴	۳,۴۲۰	۰,۶۶۸	۲,۸۱۲	۰,۵۷۷	۲,۵۰۴	۲,۲۵	۳,۴	رانفور
۰,۵۷۶	۰,۶۵۸	۱,۰۱۵۷	۰,۶۱۱	۱,۰۶۵	۰,۴۵۳	۰,۶۴	۱,۰	سهند
۲,۴۸۷	۱,۲۸۸	۲,۴۷۰	۱,۲۵۵	۱,۴۹۶	۲,۵۷۲	۱,۳۰	۰,۲	و توشه
۲,۷۶۹	۰,۷۱۴	۱,۸۵۸	۴,۳۹۴	۲,۵۸۹	۳,۶۶۷	۲,۶۶	۱,۸	
۰,۱۷۰	۱,۹۴۶	۰,۳۰۷	۱,۷۰۷	۰,۲۹۹	۲,۶۸۰	۰,۰۷	۱,۰۱	
۰,۱۸۱	۰,۰۴۶	۰,۳۶۲	۰,۱۲۵	۰,۱۲۵	۰,۱۲۵	۰,۰۸	۰,۰۲	فر آور
۳,۴۷۳	۲,۲۹۶	۰,۸۵۹	۰,۸۱۱	۳,۰۲۱	۳,۰۶۶	۴,۰۸	۰,۶	شک بن
۷,۵۱۹	۱,۶۵۴	۳,۳۱۷	۱,۷۶۸	۰,۶۵۰	۰,۴۸۶	۱,۲۱	۱,۵	حتاید
۱,۳۳۰	۱,۳۷۷	۱,۷۹۷	۱,۲۶۰	۰,۷۵۰	۰,۷۴۸	۰,۹۰	۰,۳	
۰,۰۲۱	۰,۳۶۶	۰,۴۰۱	۰,۴۰۶	۰,۳۷۰	۰,۰۲۲	۰,۴۵	۰,۴	سغب





نمودار نشان می‌دهد روش ژنتیک نتایج بسیار نزدیکی را نسبت به روش کلاسیک تولید کرده است و این دلیل مناسبی برای کارایی الگوریتم ژنتیک می‌باشد. در این نمودار نیز با افزایش ریسک مورد انتظار افزایش یافته و شدت افزایش با افزایش ریسک کاهش یافته و عملاً با افزایش ریسک به مقدار ۰,۰۶ دیگر بازده مورد انتظار افزایش چشمگیری نمی‌یابد. در این نمودار مدل کلاسیک به مقدار ناچیزی بالاتر از الگوریتم ژنتیک قرار دارد که اختلاف آن‌ها در بسیاری از نقاط کاملاً ناچیز و در بعضی از نقاط به حدود کمتر از دو درصد می‌رسد با توجه به اینکه هر مساله‌ای با ابعاد خیلی بزرگ با روش کلاسیک قابل حل نبوده و زمان بسیار زیادی خواهد گرفت پس روش الگوریتم ژنتیک روش مناسبی برای حل مسایل خواهد بود.

#### ۴-۳-۲- سهم بهینه سهام در الگوریتم ژنتیک با استفاده از بازده های شبکه عصبی

##### مدل سوم: سهم بهینه سبد سهام در مدل ژنتیک با داده های بازده شبکه عصبی

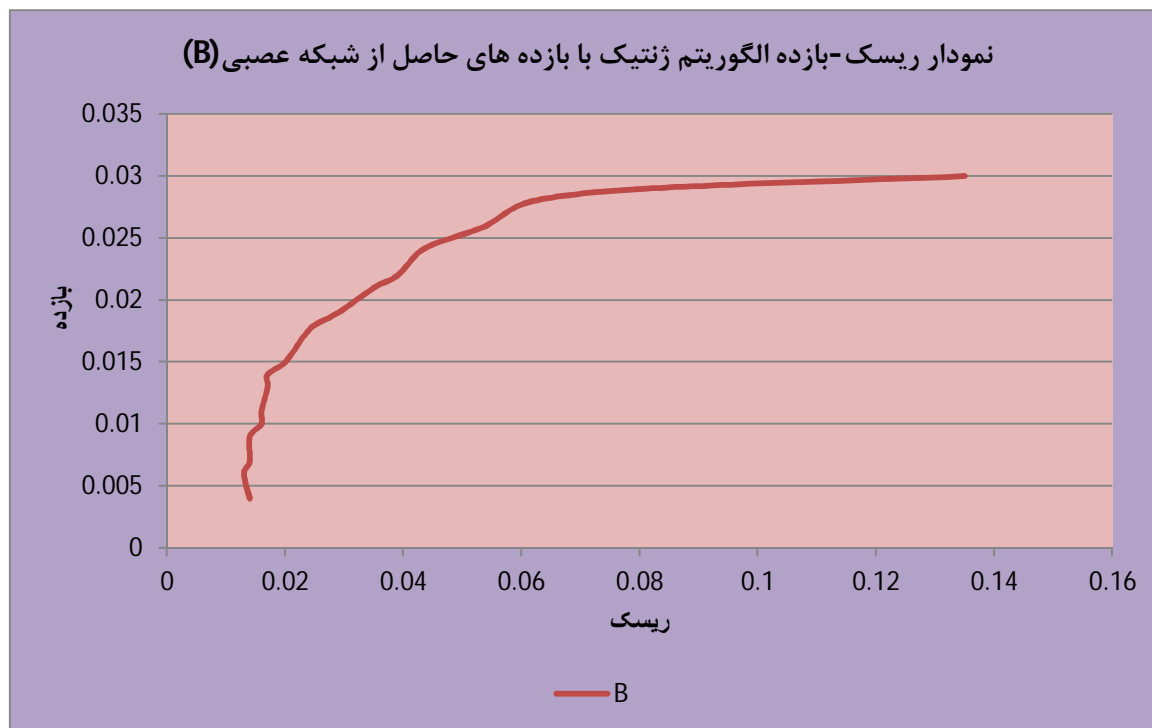
اگر از خروجی شبکه عصبی به عنوان نرخ بازده مورد انتظار استفاده شود نتایج به صورت زیر خواهد بود:

#### جدول ۴-۱۱ وزن بهینه هر سهم با روش ژنتیک با اطلاعات بازده های شبکه عصبی به عنوان نرخ بازده مورد

##### انتظار

نماد	پایان هفته ی اول مهر ۱۳۹۰	پایان هفته ی دوم مهر ۱۳۹۰	پایان هفته ی سوم مهر ۱۳۹۰	پایان هفته ی چهارم مهر ۱۳۹۰
وبانک	۲,۶۶	۳,۴۴	۳,۹۲	۲,۱۵
وملت	۶,۷۳	۴,۸۳	۶,۳۲	۳,۷۸
خار س	۰,۱۵	۰,۲۸	۰,۴۰	۰,۴۷
نارسان	۹,۵۲	۱۲,۹۷	۷,۸۶	۵,۱۰
اخاب	۲,۱۳	۰,۵۱	۵,۳۹	۲,۸۸
فمل	۱,۹۰	۳,۹۹	۱,۱۰	۲,۵۶
حفاری	۰,۹۷	۱,۳۶	۰,۴۱	۰,۹۳
بترانس	۱,۶۹	۲,۳۶	۲,۷۳	۳,۱۷
فاهنر	۰,۴۷	۰,۹۶	۱,۰۴	۲,۳۳
ونوین	۱۷,۵۳	۸,۷۰	۱۲,۴۰	۱۲,۶۵
وبانک	۲,۲۴	۱,۶۰	۰,۰۰	۱,۲۲
وسنا	۰,۱۷	۱,۲۸	۱,۱۵	۰,۰۹
فاذر	۰,۲۲	۰,۵۸	۰,۴۷	۱,۰۶
وصنا	۹,۳۷	۸,۵۵	۶,۹۶	۴,۶۴
وتجارت	۰,۹۲	۳,۸۶	۲,۶۷	۲,۴۴
وکار	۱۸,۵۱	۲۱,۳۱	۲۱,۸۶	۲۴,۶۵
دحام	۰,۱۸	۱,۵۱	۱,۹۸	۱,۴۰
رمننا	۵,۳۹	۷,۳۲	۷,۲۲	۶,۹۴
بلوله	۳,۹۵	۲,۳۶	۱,۳۸	۰,۸۴
کاما	۲,۲۱	۱,۸۱	۲,۰۲	۱,۹۶
رانفور	۲,۱۶	۰,۵۵	۰,۶۶	۰,۷۱
سهند	۰,۵۶	۱,۰۲	۱,۰۶	۰,۴۸
وتوشه	۱,۲۱	۱,۴۱	۲,۳۹	۲,۴۵
دکم	۲,۶۶	۲,۵۵	۱,۸۴	۲,۷۰
کطس	۰,۰۷	۰,۲۰	۰,۲۳	۰,۰۹
فرآور	۰,۰۳	۰,۰۷	۰,۲۷	۰,۱۷
شکرین	۴,۰۳	۲,۹۴	۰,۸۵	۳,۴۶
حتاد	۱,۲۰	۰,۶۰	۳,۳۰	۷,۴۴
شخارک	۰,۸۶	۰,۷۰	۱,۷۵	۱,۲۴

ماخذ: محاسبات تحقیق



## ۴-۳-۷-۳- نتایج شبکه عصبی به عنوان نرخ بازده مورد انتظار برای مدل کلاسیک

مدل چهارم : سهم بهینه سبد سهام در مدل کلاسیک با داده های بازده مورد انتظار از روش

شبکه عصبی

اگر از خروجی شبکه عصبی به عنوان نرخ بازده مورد انتظار استفاده شود نتایج به صورت زیر خواهد بود:

## جدول ۴-۱۲- وزن بهینه هر سهم با روش کلاسیک با اطلاعات بازده های شبکه عصبی به عنوان نرخ بازده

## مورد انتظار

نماد	اوزان			
	ابتدای هفته اول مهر ۱۳۹۰	ابتدای هفته دوم مهر ۱۳۹۰	ابتدای هفته سوم مهر ۱۳۹۰	ابتدای هفته چهارم مهر ۱۳۹۰
وبانک	۱۰۰۷۳	۱۰۸۶۳	۲۰۲۷۱	۰۰۵۷۶
وبملت	۶۸۱۸	۴۸۳۷	۶۰۴۱۴	۳۸۴۷
خپارس	۰۰۶۱۶	۰۰۲۹۷	۰۰۴۴۵	۰۰۴۹۵
پارسیان	۹۰۶۱۸	۱۳۰۳۷	۷۰۹۵۶	۵۰۱۵۸
اخابر	۲۰۲۰۷	۰۰۵۴۰	۵۰۴۷۷	۲۰۹۴۵
فملی	۱۰۹۱۷	۳۰۹۹۸	۱۰۱۷۹	۲۰۶۴۰
حفاری	۱۰۰۲۴	۱۰۴۰۴	۰۰۵۰۲	۰۰۹۶۱
بترانس	۱۰۷۳۰	۲۰۴۴۲	۲۰۸۱۵	۳۰۲۵۹
فباهنر	۰۰۵۵۸	۱۰۰۳۶	۱۰۱۰۲	۲۰۴۲۰
ونوین	۱۷۰۵۶۱	۸۰۷۶۲	۱۲۰۴۶۴	۱۲۰۶۹۷
وبانک	۲۰۳۳۲	۱۰۶۵۵	۰۰۰۰۸	۱۰۲۳۱
وسینا	۰۰۲۲۵	۱۰۳۶۰	۱۰۲۰۶	۰۰۱۵۶
فادر	۰۰۲۹۲	۰۰۶۷۸	۰۰۵۵۶	۱۰۰۸۵
وصنا	۹۰۳۵۱	۸۰۶۱۱	۷۰۰۱۲	۴۰۶۹۲
وتجارت	۰۰۹۹۷	۳۰۹۵۳	۲۰۷۲۵	۲۰۵۳۳
وکار	۱۸۰۵۱۲	۲۱۰۳۷۸	۲۱۰۹۱۶	۲۴۰۷۳۷
دجابر	۰۰۲۲۰	۱۰۶۰۷	۲۰۰۱۹	۱۰۴۷۴
رمینا	۵۰۴۰۹	۷۰۳۵۲	۷۰۲۴۱	۶۰۹۵۰
پلوله	۴۰۰۳۶	۲۰۴۳۲	۱۰۴۵۲	۰۰۹۱۰
کاما	۲۰۲۷۳	۱۰۸۱۵	۲۰۰۴۱	۱۰۹۹۲
رانفور	۲۰۲۵۲	۰۰۵۷۷	۰۰۶۶۸	۰۰۷۱۴
پسهند	۰۰۶۴۷	۱۰۰۶۵	۱۰۱۵۷	۰۰۵۷۶
وتوشه	۱۰۳۰۴	۱۰۴۹۶	۲۰۴۷۰	۲۰۴۸۷
دکیمی	۲۰۶۶۳	۲۰۵۸۹	۱۰۸۵۸	۲۰۷۶۹
کطیس	۰۰۰۷۳	۰۰۲۹۹	۰۰۳۰۷	۰۰۱۷۰

فرآور	۰,۰۸۴	۰,۱۲۵	۰,۳۶۲	۰,۱۸۱
شکرین	۴,۰۸۷	۳,۰۲۱	۰,۸۵۹	۳,۴۷۳
حناید	۱,۲۱۳	۰,۶۵۰	۳,۳۱۷	۷,۵۱۹
شخارک	۰,۹۰۲	۰,۷۵۰	۱,۷۹۷	۱,۳۳۰
سغرب	۰,۴۵۳	۰,۳۷۰	۰,۴۰۱	۰,۰۲۱
جمع کل	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰

ماخذ : محاسبات تحقیق

نکته قابل اشاره اینست که در دوره بررسی ، در پایان هر دوره داده جدیدی به اطلاعات اولیه اضافه شده است.

لذا با آگاهی از داده جدید اطلاعات مورد نیاز از قبیل ماتریس کواریانس و ... بروز می شود.

به مانند بخش قبل، در بخش زیر دو الگوریتم ژنتیک و کلاسیک در حالت استفاده از میانگین نرخ بازده شبکه

عصبی با هم مقایسه شده اند.

جدول ۴-۱۳ - مقایسه وزن بهینه سهام دو روش کلاسیک و ژنتیک در حالت استفاده از بازده شبکه عصبی

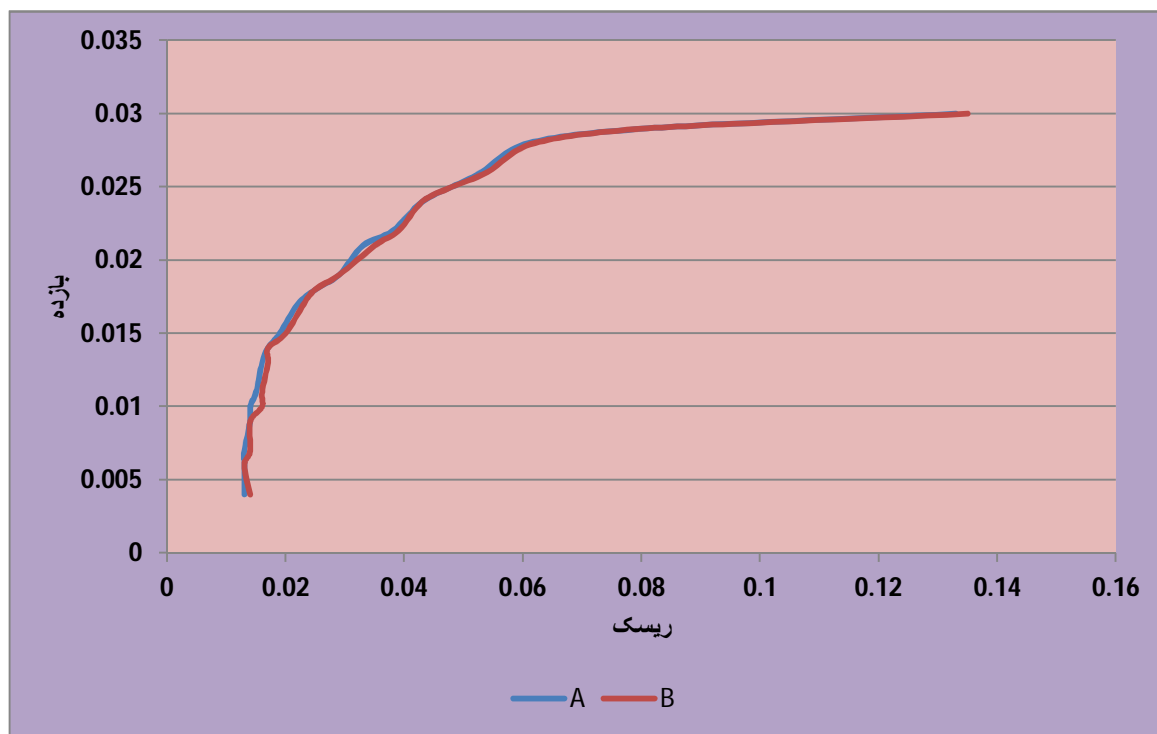
نماد	اوزان							
	ابتدای هفته ی اول		ابتدای هفته ی دوم		ابتدای هفته ی سوم		ابتدای هفته ی چهارم	
	ژنتیک	کلاسیک	ژنتیک	کلاسیک	ژنتیک	کلاسیک	ژنتیک	کلاسیک
وبانک	۴,۳۵۲	۴,۹۰۸	۰,۱۷۹	۷,۰۳۰	۲,۹۵۷	۶,۱۹۵	۳,۵۹۳	۴,۳۹۱
وبملت	۶,۹۶۶	۶,۳۳۶	۴,۰۷۹	۲,۸۶۶	۶,۱۵۱	۰,۴۳۸	۵,۴۴۳	۱,۶۴۱
خاروس	۰,۰۴۷	۵,۱۷۷	۳,۶۷۷	۴,۹۴۶	۳,۰۳۷	۴,۷۵۹	۱,۹۱۶	۴,۰۵۷
بارسان	۲,۹۰۱	۰,۶۵۶	۵,۸۱۰	۳,۵۸۰	۷,۱۵۹	۳,۹۷۱	۰,۶۳۲	۴,۴۸۹
اخاب	۲,۸۱۳	۱,۸۱۷	۵,۳۵۵	۵,۴۹۵	۶,۰۸۷	۴,۵۳۲	۲,۶۹۶	۳,۲۴۱
فلم	۳,۱۳۵	۱,۷۳۰	۰,۴۰۸	۲,۸۷۷	۵,۴۸۱	۳,۰۳۷	۴,۰۷۱	۴,۶۲۸
حفاری	۰,۳۷۲	۰,۳۸۵	۳,۴۰۰	۰,۷۴۵	۳,۲۷۷	۵,۱۰۰	۴,۷۲۴	۴,۸۱۳
بترانس	۲,۱۳۳	۳,۶۰۰	۵,۹۹۰	۰,۶۷۷	۱,۷۶۲	۳,۰۳۸	۵,۴۳۱	۴,۷۰۲
فاهن	۱,۰۹۵	۰,۱۶۲	۲,۱۱۶	۸,۰۴۴	۲,۵۹۲	۰,۱۶۷	۴,۳۶۷	۴,۸۶۳
ونوبن	۱۷,۸۱	۶,۰۰۱	۰,۰۳۴	۰,۰۹۲	۰,۲۵۹	۳,۰۹۹	۲,۵۴۵	۳,۴۵۹
وبانک	۲,۲۰۵	۵,۸۴۰	۰,۲۸۱	۰,۰۸۸	۵,۳۴۳	۲,۷۹۰	۵,۵۰۰	۴,۸۵۹
وسنا	۰,۵۰۹	۲,۸۸۲	۵,۹۰۲	۶,۳۳۱	۵,۵۰۴	۱,۷۴۹	۲,۴۵۹	۱,۳۳۵
فادر	۰,۲۳۹	۵,۳۱۲	۴,۱۶۴	۲,۱۲۲	۱,۴۰۷	۲,۵۲۲	۲,۹۵۰	۳,۰۲۷
وصنا	۹,۳۸۱	۳,۸۶۴	۳,۰۲۱	۳,۶۰۹	۰,۸۰۹	۲,۶۳۵	۲,۰۳۹	۱,۹۲۷
	۴,۵۹۰	۱,۶۰۶	۴,۴۶۰	۰,۴۰۳	۴,۱۹۰	۴,۵۳۷	۱,۸۸۹	۴,۸۴۷
وکار	۱۳,۳۴	۶,۳۲۹	۶,۲۹۶	۰,۹۷۶	۶,۲۸۵	۰,۱۰۲	۶,۰۶۴	۵,۱۶۷
دحام	۴,۸۹۶	۵,۳۷۶	۶,۰۶۰	۴,۸۷۵	۰,۶۵۸	۰,۴۰۷	۳,۷۷۴	۲,۱۰۴
رمننا	۶,۵۳۸	۶,۰۴۷	۶,۲۴۰	۴,۴۲۱	۰,۸۵۹	۴,۱۳۵	۵,۹۷۰	۴,۲۶۳
بلوله	۴,۹۹۶	۵,۰۸۹	۲,۶۵۰	۳,۴۶۴	۰,۱۲۵	۰,۱۰۴	۵,۷۹۹	۳,۴۹۹
کاما	۱,۳۶۱	۲,۷۲۰	۲,۷۰۹	۷,۸۷۹	۴,۳۹۱	۲,۸۴۴	۳,۴۸۵	۲,۴۰۴
رانفور	۳,۳۳۳	۴,۴۹۰	۴,۲۹۸	۵,۵۴۰	۶,۹۳۲	۶,۵۷۶	۳,۸۱۹	۳,۰۲۵



۴,۱۰۸	۱,۷۰۲	۲,۴۰۷	۲,۰۳۸	۵,۴۵۳	۰,۱۱۰	۱,۵۲۹	۰,۹۵۲	سهند
۲,۲۷۹	۱,۹۲۰	۲,۰۳۷	۱,۰۸۴	۵,۱۰۹	۱,۳۱۸	۱,۰۹۲	۰,۱۵۹	و تو شه
۲,۴۳۱	۰,۶۶۸	۷,۱۸۳	۱,۲۰۸	۶,۱۳۲	۶,۵۵۵	۲,۶۵۵	۱,۷۵۰	دکیمی
۱,۰۲۵	۲,۴۷۷	۶,۵۱۵	۷,۱۶۴	۱,۸۳۴	۲,۱۵۸	۰,۷۳۶	۱,۱۷۷	کطیس
۴,۳۹۷	۲,۴۷۹	۳,۵۸۵	۳,۳۵۰	۱,۶۵۸	۴,۳۰۰	۵,۰۷۴	۰,۱۷۵	فر آور
۱,۶۰۵	۵,۵۳۳	۰,۱۱۷	۰,۳۴۰	۳,۷۰۱	۱,۲۶۱	۶,۰۸۰	۰,۵۸۳	شکر بن
۲,۱۸۱	۳,۳۲۲	۶,۲۵۱	۲,۴۶۲	۲,۱۰۲	۵,۰۸۸	۰,۳۹۴	۱,۴۷۰	حتاد
۱,۳۲۰	۱,۵۱۵	۴,۵۲۵	۰,۰۹۷	۲,۱۹۳	۰,۱۷۹	۰,۵۱۹	۰,۲۷۵	
۴,۰۱۳	۱,۲۲۱	۴,۶۴۳	۶,۹۹۵	۰,۷۵۸	۱,۹۰۵	۱,۵۹۴	۰,۴۳۹	سغوب
۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	جمع کل

ماخذ: محاسبات تحقیق

مشاهده می شود نتایج وزن بهینه هر سهم در دو مدل الگوریتم ژنتیک و مدل کلاسیک با یکدیگر تفاوت دارند .  
برای بررسی دقیق تر کارایی دو مدل ارائه شده فوق نمودار ریسک بازده مرتبط نیز ترسیم می شود.



شکل ۴-۳- نمودار ریسک - بازده برای دو روش کلاسیک و الگوریتم ژنتیک با داده های شبکه عصبی

دو منحنی ریسک و بازده دو مدل تقریباً منطبق برهمند. لذا می توان در مقایسه مدل دوم و چهارم نیز نتیجه گرفت که وزن سهم های که دو مدل فوق ارائه کرده اند متفاوت اند ولی از لحاظ ریسک و بازده دوسب با یکدیگر منطبق بوده و تفاوت قابل توجهی از هم ندارند .

۴-۲-۱- مقایسه سهم بهینه سبد سهام با روش کلاسیک در دو حالت استفاده از داده های بازده تاریخی و بازده شبکه عصبی

نماد	پایان هفته اول مهر ۱۳۹۰ (تاریخی)	انتهای هفته اول مهر ۱۳۹۰ (شبکه عصبی)	پایان هفته دوم مهر ۱۳۹۰ (تاریخ ی)	انتهای هفته دوم مهر ۱۳۹۰ (شبکه عصبی)	پایان هفته سوم مهر ۱۳۹۰ (تاریخ ی)	انتهای هفته سوم مهر ۱۳۹۰ (شبکه عصبی)	پایان هفته چهارم مهر ۱۳۹۰ (تاریخی)	انتهای هفته چهارم مهر ۱۳۹۰ (شبکه عصبی)
وبانک	۳،۱۱۴	۱،۰۷۳	۴،۰۲۷	۱،۸۶۳	۱،۶۶۶	۲،۲۷۱	۱،۲۰۴	۰،۵۷۶
ویملت	۷،۰۱۵	۶،۸۱۸	۸،۳۴۹	۴،۸۳۷	۸،۴۶۹	۶،۴۱۴	۶،۸۴۷	۳،۸۴۷
خیار س	۰،۰۵۱	۰،۶۱۶	۰،۲۰۲	۰،۲۹۷	۰،۲۶۸	۰،۴۴۵	۰،۱۲۴	۰،۴۹۵
پارسیا ن	۲،۹۴۷	۹،۶۱۸	۶،۱۴۴	۱۳،۰۳۷	۱،۶۶۰	۷،۹۵۶	۰،۳۰۲	۵،۱۵۸
اخابر	۲،۸۱۸	۲،۲۰۷	۱،۶۲۶	۰،۵۴۰	۱،۰۱۱	۵،۴۷۷	۲،۷۰۱	۲،۹۴۵
فملی	۳،۱۵۳	۱،۹۱۷	۲،۵۹۵	۳،۹۹۸	۱،۹۴۲	۱،۱۷۹	۱،۹۴۳	۲،۶۴۰
حفاری	۰،۴۰۲	۱،۰۲۴	۰،۳۳۸	۱،۴۰۴	۰،۸۳۲	۰،۵۰۲	۰،۶۵۴	۰،۹۶۱
بترانس	۲،۲۰۸	۱،۷۳۰	۲،۵۹۴	۲،۴۴۲	۲،۸۶۶	۲،۸۱۵	۱،۸۶۰	۳،۲۵۹
فباهنر	۱،۱۰۸	۰،۵۵۸	۰،۱۸۱	۱،۰۳۶	۱،۶۳۰	۱،۱۰۲	۱،۳۷۰	۲،۴۲۰
ونونین	۱۷،۸۴۲	۱۷،۵۶۱	۱۸،۹۸۴	۸،۷۶۲	۱۷،۹۵۸	۱۲،۴۶۴	۱۷،۷۸۲	۱۲،۶۹۷
وبانک	۲،۲۳۱	۲،۳۳۲	۱،۰۱۷	۱،۶۵۵	۲،۹۳۱	۰،۰۰۸	۲،۷۷۱	۱،۲۳۱
وسینا	۰،۵۱۱	۰،۲۲۵	۰،۳۱۶	۱،۳۶۰	۰،۴۴۸	۱،۲۰۶	۰،۶۸۴	۰،۱۵۶
فاذر	۰،۳۳۸	۰،۲۹۲	۰،۲۷۳	۰،۶۷۸	۰،۶۷۰	۰،۵۵۶	۰،۵۴۸	۱،۰۸۵
وصنا	۹،۴۱۶	۹،۳۵۱	۸،۰۳۴	۸،۶۱۱	۱۰،۳۳۰	۷،۰۱۲	۹،۴۶۶	۴،۶۹۲

و ت ج ا ر	۴,۶۶۶	۰,۹۹۷	۳,۳۹۷	۳,۹۵۳	۳,۰۲۶	۲,۷۲۵	۳,۷۰۸	۲,۵۳۳	
و ک ا ر	۱۳,۴۲۰	۱۸,۵۱۲	۹,۵۷۷	۲۱,۳۷۸	۱۳,۱۳۹	۲۱,۹۱۶	۱۵,۶۸۲	۲۴,۷۳۷	
د ج ا ب ر	۴,۹۰۸	۰,۲۲۰	۵,۵۳۰	۱,۶۰۷	۵,۲۰۸	۲,۰۱۹	۵,۱۲۰	۱,۴۷۴	
ر م پ ن ا	۶,۶۳۳	۵,۴۰۹	۳,۶۹۳	۷,۳۵۲	۵,۸۶۲	۷,۲۴۱	۶,۳۹۷	۶,۹۵۰	
پ ل و ل ه	۵,۰۱۰	۴,۰۳۶	۴,۴۸۰	۲,۴۳۲	۳,۸۵۸	۱,۴۵۲	۳,۲۱۷	۰,۹۱۰	
ک ا م ا	۱,۳۸۷	۲,۲۷۳	۱,۳۱۹	۱,۸۱۵	۱,۰۷۶	۲,۰۴۱	۳,۸۵۶	۱,۹۹۲	
ر ا ن ف و ر	۳,۴۳۳	۲,۲۵۲	۲,۵۰۴	۰,۵۷۷	۲,۸۱۲	۰,۶۶۸	۳,۴۲۰	۰,۷۱۴	
پ س ه ن د	۱,۰۰۲	۰,۶۴۷	۰,۴۵۳	۱,۰۶۵	۰,۶۱۱	۱,۱۵۷	۰,۶۵۸	۰,۵۷۶	
و ت و ش ه	۰,۲۰۱	۱,۳۰۴	۲,۵۷۲	۱,۴۹۶	۱,۲۵۵	۲,۴۷۰	۱,۲۸۸	۲,۴۸۷	
د ک ی م ی	۱,۸۰۱	۲,۶۶۳	۳,۶۶۷	۲,۵۸۹	۴,۳۹۴	۱,۸۵۸	۰,۷۱۴	۲,۷۶۹	
ک ط ب س	۱,۱۸۱	۰,۰۷۳	۲,۶۸۰	۰,۲۹۹	۱,۷۰۷	۰,۳۰۷	۱,۹۴۶	۰,۱۷۰	
ف ر آ و ر	۰,۲۲۶	۰,۰۸۴	۰,۱۲۵	۰,۱۲۵	۰,۱۲۵	۰,۳۶۲	۰,۰۴۶	۰,۱۸۱	
ش ک ر ب ن	۰,۶۳۶	۴,۰۸۷	۳,۰۶۶	۳,۰۲۱	۰,۸۱۱	۰,۸۵۹	۲,۲۹۶	۳,۴۷۳	
ح ت ا ی د	۱,۵۳۵	۱,۲۱۳	۰,۴۸۶	۰,۶۵۰	۱,۷۶۸	۳,۳۱۷	۱,۶۵۴	۷,۵۱۹	
ش خ ا ر ک	۰,۳۳۷	۰,۹۰۲	۰,۷۴۸	۰,۷۵۰	۱,۴۲۰	۱,۷۹۷	۱,۳۷۷	۱,۳۳۰	
س غ ر ب	۰,۴۷۱	۰,۴۵۳	۰,۰۲۲	۰,۳۷۰	۰,۴۰۶	۰,۴۰۱	۰,۳۶۶	۰,۰۲۱	

بررسی جدول ۴-۷ نشان می دهد که اوزان تشکیل دهنده ی هر سب در مدل الگوریتم کلاسیک با بازده های دو روش در بعضی از نمادها اختلاف زیادی دارند و دو روش فوق باروش حل یکسان با ورودی های مختلف بازده ها نتایج متفاوتی را ارائه می دهد. در نمودار ریسک - بازده برای روش کلاسیک با اطلاعات ورودی بازده های تاریخی و شبکه عصبی با یکدیگر مقایسه شده است. ، که روش کلاسیک نتایج بسیار نزدیکی را در دو حالت تولید کرده است. مقایسه جدول فوق نشان می دهد با وجود اینکه روش کلاسیک با داده های مختلف وزن های مختلفی برای تشکیل سبد توصیه می کنند ولی ترکیب آنها سطح ریسک و بازده یکسانی ارائه می کنند. نمودار نشان می دهد روش کلاسیک نتایج بسیار نزدیکی را در دو حالت تولید کرده است. در این نمودار نیز با افزایش ریسک بازده مورد انتظار افزایش یافته و شدت افزایش با افزایش ریسک کاهش یافته و عملا با افزایش ریسک به مقدار ۰,۰۴۵ دیگر بازده مورد انتظار افزایش چشمگیری نمی یابد و اختلاف ان ها در بسیاری از نقاط کاملا ناچیز است و در بعضی از نقاط به

حدود کمتر از چهار درصد می‌رسد. با توجه به جدول برای بازده های شبکه عصبی است که تا ر یسک حدود ۰۵٪ کمتر از بازده های تاریخی است ولی پس از آن کاملاً دو نمودار هم پوشانی شده اند که نشان دهنده نزدیکی بازده سبد در دو مدل می باشد.

#### ۴-۳-۸- مقایسه زمان حل دو روش کلاسیک و الگوریتم ژنتیک

مقایسه دیگری که بین روش های مختلف می تواند صورت پذیرد، از لحاظ زمان محاسباتی هر روش می باشد. به طور متوسط زمان آموزش شبکه عصبی برای هر نماد ۲۷ ثانیه بوده و زمان اجرای هر الگوریتم توسط Lingo بالغ بر یک ساعت و برای هر الگوریتم ژنتیک زمانی برابر با ۱۷۰ ثانیه می باشد. همانگونه که مشخص است، زمان محاسباتی روش های فراابتکاری به طرز قابل ملاحظه ای کمتر از روش دقیق می باشد.

#### ۴-۴- نتایج برآورد با لحاظ محدودیت تعداد سهام در روش الگوریتم ژنتیک

در این بخش برای مدل کاردینالیتی الگوریتم ژنتیکی توسعه داده خواهد شد. سپس برای این مدل و حالت  $K=7$  سبد سهام تشکیل شده و اوزان مربوطه در جداول مورد نظر گزارش خواهد شد.

#### ۴-۴-۱- الگوریتم ژنتیک مدل مارکویتز با محدودیت تعداد سهام

برای مدل مارکویتز با محدودیت تعداد سهام الگوریتم ژنتیک به صورت زیر توسعه داده می شود:

#### 4-1-1-4- بازنمایی

برای مدل کاردینالیتی هر جواب به صورت یک کروموزوم شامل دو رشته ی  $N$  تایی تعریف می شود که رشته ی اول یک رشته ی باینری و رشته ی دیگر یک رشته از اعداد حقیقی می باشد. در شکل ۴-۶ یک مورد نشان داده شده است.

شکل ۴-۱۲- بازنمایی الگوریتم ژنتیک برای مدل کاردینالیتی

1	0	1	1	0	0	1
0.2	0	0.3	0.1	0	0	0.4

در کروموزوم بالا تعداد ژن‌های هر سطر برابر با ۷ می‌باشد که نشان دهنده  $N$  در مدل کاردینالیتی است. تعداد یک‌ها در سطر اول برابر با ۴ است که همان  $K$  را نشان می‌دهد. حال به ازای هر ژنی که برابریک است ژن مزدوج آن در سطر دوم عددی غیر صفر خواهد داشت. رشته‌ی اول با یک فرایند تصادفی تولید می‌شود و نحوه تولید اوزان متناسب آن در مثال ساده زیر توضیح داده می‌شود:

اگر در مثال ساده ای داشته باشیم  $N=10$  و  $K=2$  و  $\varepsilon_i = 0.1$ . یک جواب برای ژنتیک می‌تواند به این صورت باشد که  $Q = \{3,7\}$  و  $\{s_3 = 0.9, s_7 = 0.5\}$  نشان می‌دهد که سهام‌های ۷ و ۵ در سبد قرار دارند. مقدار وزن آزاد برابر است با  $0.8 = 1 - \sum_{j \in Q} \varepsilon_j$ . حال برای سهم سوم مقدار زیر را محاسبه می‌کنیم

$$\frac{s_3}{s_3 + s_7} = \frac{0.5}{0.5 + 0.7} = 0.6429$$

حال وزن سهم سوم به صورت زیر حاصل می‌شود:

$$0.1 + 0.6429(0.8) = 0.6143$$

به طور مشابهی برای سهم هفتم نیز وزن مورد نظر به صورت زیر حاصل خواهد بود.

$$s_7 = 0.1 + \left(s_7 / s_3 + s_7\right) 0.8 = 0.3857$$

## ۴-۱-۴-۲- ارزیابی کروموزوم‌ها

برای ارزیابی کروموزوم‌ها از مقدار تابع هدف به عنوان معیار ارزیابی استفاده می‌شود با این تفاوت که اگر محدودیت حداقل بازده سبد رعایت نشود مقداری تحت عنوان جریمه به تابع برازندگی افزوده می‌شود. مقدار جریمه به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$penalty = popsize \times (\bar{R} - R_{portfolio}) \times \rho$$

مقدار  $\rho$  ضریبی است که برای همگون‌سازی مقادیر تابع برازندگی مورد استفاده قرار می‌گیرد و یکی از ورودی‌های مدل می‌باشد.

## ۴-۱-۴-۳- تقاطع

عملگر تقاطع در این الگوریتم دارای دو مرحله نسبتاً مجزا است بدین صورت که

**مرحله اول** - عملگر تقاطع یک نقطه‌ای روی رشته باینری صورت می‌پذیرد

**مرحله دوم** - روی رشته اعداد حقیقی عملگر BLX-alfa انجام می‌پذیرد. از آنجائی که مرحله دوم این

عملگر قبلاً در قسمت ۴-۲-۵ توضیح داده شده است در این قسمت با مثالی ساده مرحله اول توضیح داده می‌شود.

اگر دو کروموزوم زیر برای تقاطع انتخاب شوند در ابتدا عددی را به تصادف از بین اعداد صحیح ۱ و ۲ و ... و  $K$

انتخاب می‌شود. حال نقطه‌ای را که در هر کروموزوم تعداد اوزان سمت چپ آن‌ها برابر با عدد انتخابی باشد تعیین

می‌شوند. این موضوع در شکل ۴-۱۳ (سمت چپ) نشان داده شده است.

شکل ۴-۱۳- عملگر تقاطع برای مدل کاردینالیتی

کروموزوم های والد							کروموزوم های فرزند						
1	0	1	1	0	0	1	1	1	0	0	0	1	
0.2	0	0.3	0.1	0	0	0.4	0.15	0.1	0	0.1	0	0	0.4
1	1	1	0	0	1	0	1	1	1	0	0	1	0
0.15	0.1	0.25	0	0	0.5	0	0.2	0.3	0.25	0	0	0.5	0

اگر تعداد ژن‌های سمت چپ در هر دو والد برابر باشند همانند عملگر تقاطع یک نقطه ای ساده عمل می‌شود و اگر در دو والد مورد نظر تعداد ژن‌های سمت چپ با هم برابر نباشند (مثال بالا) بدین صورت عمل می‌شود که در ابتدا تاثیر والدی که تعداد ژن سمت چپ آن کمتر است (چپ - پایین) بر دیگری اعمال می‌شود. آن دسته از ژن‌های والد پایین که برابر یک هستند در دیگری نیز یک بوده و اوزان آن‌ها متناظرا به دیگری منتقل خواهد شد و ژن‌های باقیمانده صفر خواهند شد. حال برای تاثیر دادن اثر والد بالا بر والد پایین تنها اوزان آن اثر خواهد نمود.

در مرحله دوم، پس از این مرحله بر روی اوزان غیر صفر هر فرزند، عملگر BLX\_alfa انجام می‌پذیرد.

#### ۴-۱-۴-۴ جهش

اپراتور جهش نیز همانند تقاطع یک اپراتور دو مرحله‌ای است. در مرحله اول یک ژن غیر صفر با یک ژن صفر

در هر کروموزوم با احتمال  $R_m$  جابجا می‌شود و سپس بر روی اوزان غیر صفر جهش همانند قسمت ۴-۴-۴ انجام

می‌پذیرد.

سایر اجزای ژنتیک همانند الگوریتم ژنتیک برای مدل پایه تعریف می‌شود و پارامترهای الگوریتم همانند جدول

۴-۵ تنظیم می‌شوند.



## ۴-۴-۲- بهینه سازی مدل مارکویتز با محدودیت تعداد سهام با الگوریتم ژنتیک

در جدول ۴-۱۴ نتایج حاصل از بهینه سازی سبد سهام برای روش میانگین گزارش شده است. جدول ۴-۱۵- اوزان

هر نماد برای مدل مارکویتز با محدودیت تعداد سهام (میانگین نرخ بازده)

نماد	اوزان			
	ابتدای هفته اول مهر 90	ابتدای هفته دوم مهر 90	ابتدای هفته سوم مهر 90	ابتدای هفته چهارم مهر 90
وبانک	0.00	0.00	0.00	0.00
وبملت	0.00	0.00	0.00	0.00
خپارس	16.21	0.00	21.92	0.00
پارسیان	0.00	0.00	0.00	0.00
اخابر	12.51	14.81	0.00	0.00
فملی	17.82	0.00	0.00	26.05
حفاری	0.00	0.00	0.00	29.76
بترانس	6.30	0.00	0.00	0.00
فباهنر	30.00	0.00	0.00	0.00
ونوین	0.00	0.00	0.00	0.00
وبانک	0.00	0.00	0.00	0.00
وسینا	0.00	0.00	0.00	0.00
فاذر	0.00	20.83	5.80	11.73
وصنا	0.00	0.00	0.00	0.00
وتجارت	0.00	23.46	0.00	0.00
وکار	0.00	0.00	0.00	0.00
دجابر	0.00	17.80	0.00	0.00
رمپنا	0.00	0.00	0.00	0.00
پلوله	0.00	0.00	0.00	0.00
کاما	0.00	0.00	0.00	0.00
رانفور	0.00	6.80	9.64	0.00
پسهند	0.00	11.31	11.08	5.00
وتوشه	0.00	0.00	0.00	17.46
دکیمی	0.00	0.00	0.00	0.00
کطبس	0.00	0.00	0.00	0.00
فرآور	11.94	5.00	16.56	5.00
شکربن	0.00	0.00	0.00	0.00
حتاید	0.00	0.00	0.00	0.00
شخارک	0.00	0.00	30.00	0.00
سغرب	5.21	0.00	5.00	5.00
جمع کل	100	100	100	100

## ماخذ: محاسبات تحقیق

در جدول ۴-۱۵ برای روش شبکه عصبی نتایج به صورت زیر خواهد بود:

جدول ۴-۱۵- اوزان هر نماد برای مدل مارکویتز (نتایج شبکه عصبی به عنوان نرخ بازده مورد انتظار)

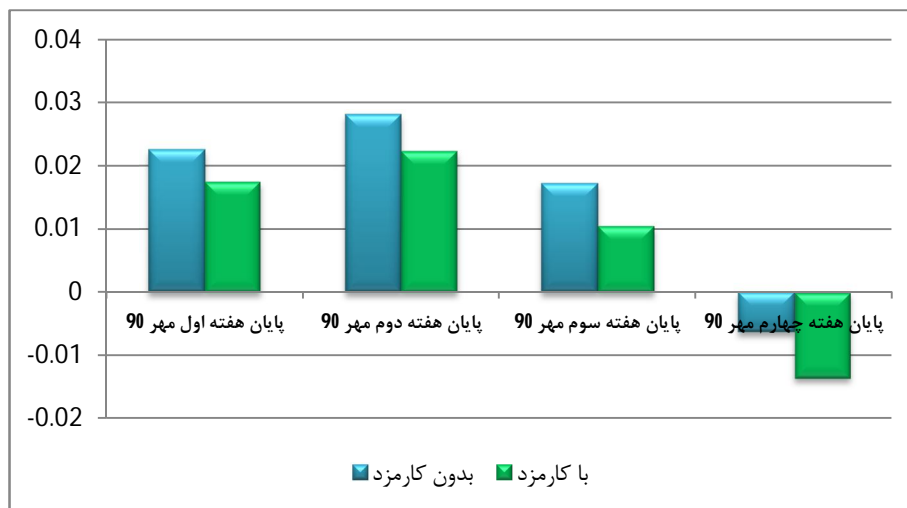
نماد	اوزان			
	ابتدای هفته اول مهر 90	ابتدای هفته دوم مهر 90	ابتدای هفته سوم مهر 90	ابتدای هفته چهارم مهر 90
وبانک	0.00	0.00	0.00	0.00
وبملت	0.00	30.00	30.00	0.00
خپارس	0.00	0.00	0.00	0.00
پارسیان	0.00	0.00	0.00	0.00
اخابر	16.76	6.05	6.05	0.00
فملی	30.00	0.00	0.00	26.05
حفاری	0.00	30.00	30.00	29.76
بترانس	9.52	0.00	0.00	0.00
فباهنر	0.00	0.00	0.00	0.00
ونوبین	0.00	0.00	0.00	0.00
وبانک	0.00	0.00	0.00	0.00
وسینا	0.00	0.00	0.00	0.00
فاذر	0.00	0.00	0.00	11.73
وصنا	0.00	0.00	0.00	0.00
و تجارت	0.00	0.00	0.00	0.00
و کار	0.00	0.00	0.00	0.00
دجابر	0.00	0.00	0.00	0.00
رمپنا	0.00	0.00	0.00	0.00
پلوله	0.00	12.99	12.99	0.00
کاما	0.00	0.00	0.00	0.00
رانفور	5.00	10.95	10.95	0.00
پسهند	19.50	5.00	5.00	5.00
وتوشه	0.00	0.00	0.00	17.46
دکیمی	0.00	0.00	0.00	0.00
کطبس	0.00	0.00	0.00	0.00
فرآور	14.22	0.00	0.00	5.00
شکربین	0.00	0.00	0.00	0.00
حتاید	0.00	0.00	0.00	0.00
شخارک	0.00	0.00	0.00	0.00
سغرب	5.00	5.00	5.00	5.00
جمع کل	100	100	100	100

ماخذ: محاسبات تحقیق

#### ۴-۵- تاثیر هزینه معاملات بر ترکیب و بازدهی سبد سهام

در این بخش تاثیر هزینه معاملات بر روی سبد سهام مورد بحث قرار می گیرد. در بازار بورس تهران هزینه معاملات برابر با یک درصد ارزش فروش و نیم درصد ارزش خرید می باشد. لذا با در نظر گرفتن این هزینه، ارزش سبد در صورت تعدیل نسبت به حالتی که هزینه معاملان ناچیز باشد کاهش خواهد یافت. از آنجائیکه در تمام موارد نتایج تقریباً مشابه است، در این بخش تنها به بررسی یک مورد و تاثیر هزینه معاملات پرداخته می شود. در ادامه برای مدل مارکویتز و با در نظر گرفتن میانگین نرخ بازده به عنوان نرخ بازده مورد انتظار هر سهم، ارزش سبد به صورت شکل ۴-۱۴ خواهد بود.

شکل ۴-۱۴- مقایسه بازده سرمایه گذاری و تاثیر هزینه معاملات



در جدول زیر مدل مارکویتز با استفاده از میانگین نرخ های بازده با سرمایه ۱۰ میلیون واحد پولی شبیه سازی شده که در آن هزینه کارمزد خرید و کارمزد فروش اعمال شده است و در پایان هر هفته به مدت چهار هفته ارزش سبد، بازده سبد نسبت به دوره قبل و ابتدای دوره محاسبه شده است.

جدول ۴-۱۶- مدل پایه مارکویتز و میانگین نرخ های بازده

بودجه ابتدای دوره = 10,000,000					
کارمزد خرید			کارمزد خرید		
-			۵، %		
کارمزد فروش			کارمزد فروش		
-			۱%		
$V_t$	$r_t$	$\bar{r}_T$	$V_t$	$r_t$	$\bar{r}_T$
ابتدای مهر ۹۰	10,000,000	-	-	-	-
پایان هفته اول مهر ۹۰	10,226,068	2.26%	10,175,192	1.75%	1.75%
پایان هفته دوم مهر ۹۰	10,282,129	0.55%	10,223,919	0.48%	2.24%
پایان هفته سوم مهر ۹۰	10,173,188	-1.06%	10,104,592	-1.17%	1.05%
پایان هفته چهارم مهر ۹۰	9,936,968	-2.32%	9,863,945	-2.38%	-1.36%
$V_t$	ارزش سبد در تاریخ مورد نظر				
$r_t$	بازده سبد در دوره جاری نسبت به دوره قبل				
$\bar{r}_T$	بازده سبد نسبت به ابتدای مهر ۹۰				

ماخذ: محاسبات تحقیق

این مدل نیز همان مدل مارکویتز با استفاده از بازده های تولیدی توسط شبکه عصبی مثل حالت قبل تشکیل سبد داده است و با مبلغ ده میلیون واحد با اعمال هزینه معاملات سبد سهام تشکیل شده است.

#### جدول ۴-۱۷- مدل پایه مارکویتز و شبکه عصبی

بودجه ابتدای دوره = 10,000,000					
کارمزد خرید			کارمزد فروش		
-			-		
کارمزد خرید ۰.۵%			کارمزد فروش ۱%		
$\bar{r}_T$	$r_t$	$V_t$	$\bar{r}_T$	$r_t$	$V_t$
-	-	9,950,249	-	-	10,000,000
2.1	2.16%	10,215,527	2.60%	67%	10,266,604
6%					
2.2	0.09%	10,224,908	2.87%	27%	10,294,602
5%					
1.4	-0.74%	10,148,835	2.27%	0.60%	10,232,768
9%					
-	-3.45%	9,798,867	-1.06%	3.34%	9,891,030
2.01%					
ارزش سبد در تاریخ مورد نظر					$V_t$
بازده سبد در دوره جاری نسبت به دوره قبل					$r_t$
بازده سبد نسبت به ابتدای مهر ۹۰					$\bar{r}_T$
ماخذ: محاسبات تحقیق					

در این مدل سبد با محدودیت تعداد سهام و با استفاده از میانگین نرخ های بازده دوباره تشکیل شده است و مقادیر بازده آن نسبت به اول دوره و دوره قبل محاسبه می شود.

جدول ۴-۱۸- مدل کاردینالیتی و میانگین نرخهای بازده

بودجه ابتدای دوره = 10,000,000						
کارمزد خرید			-	کارمزد خرید		
۵٪						
کارمزد فروش			-	کارمزد فروش		
۱٪						
$\bar{r}_T$	$r_t$	$V_t$	$\bar{r}_T$	$r_t$	$V_t$	K=7
-	-	9,950,249	-	-	10,000,000	ابتدای مهر ۹۰
-	-	-	-	-	-	پایان هفته اول مهر ۹۰
-2.81%	2.81%	9,718,997	-2.32%	-2.32%	9,767,592	پایان هفته دوم مهر ۹۰
-4.01%	1.24%	9,598,538	-2.85%	-0.54%	9,715,073	پایان هفته سوم مهر ۹۰
-5.70%	1.76%	9,429,679	-4.30%	-1.50%	9,569,630	پایان هفته چهارم مهر ۹۰
-8.45%	2.91%	9,155,468	-6.63%	-2.43%	9,337,491	

$V_t$  ارزش سبد در تاریخ مورد نظر

$r_t$  بازده سبد در دوره جاری نسبت به دوره قبل

$\bar{r}_T$  بازده سبد نسبت به ابتدای مهر ۹۰

#### ماخذ : محاسبات تحقیق

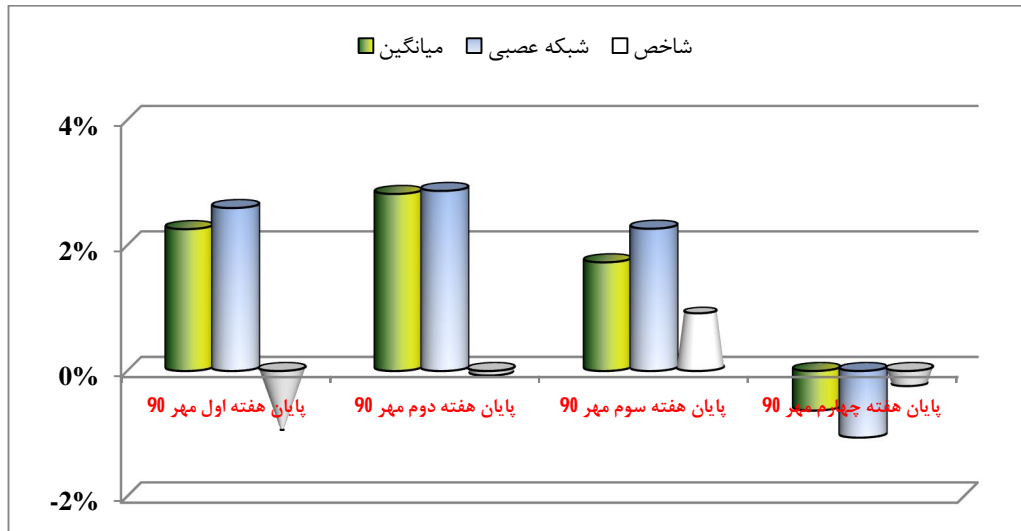
دراین مدل ،مدل با محدودیت تعدادسهام و با استفاده از بازده های شبکه عصبی تشکیل سبد داده است و با ده میلیون واحد سبد بهینه تشکیل می شود و هر هفته مقدار قیمت سبد به دلیل تفاوت در قیمت ها دچار تغییر می شود و در اخر مقدار بازده سبد نسبت به دوره قبل محاسبه می شود.

جدول ۴-۱۹- مدل کاردینالیتی و شبکه عصبی

بودجه ابتدای دوره = 10,000,000						
کارمزد خرید			-	کارمزد خرید		
۵، %۰				کارمزد فروش		
کارمزد فروش			-	۱، %۰		
$\bar{r}_T$	$r_t$	$V_t$	$\bar{r}_T$	$r_t$	$V_t$	K=7
-	-	9,950,249	-	-	10,000,000	ابتدای مهر ۹۰
						پایان هفته اول مهر ۹۰
-2.20%	-2.20%	9,779,975	-1.74%	-1.71%	9,828,875	
						پایان هفته دوم مهر ۹۰
-1.95%	-1.95%	9,805,413	-0.68%	1.06%	9,933,492	
						پایان هفته سوم مهر ۹۰
-3.28%	-3.28%	9,671,555	-1.70%	-1.01%	9,832,832	
						پایان هفته چهارم مهر ۹۰
-8.02%	-8.02%	9,198,363	-5.95%	-4.24%	9,415,588	
ارزش سبد در تاریخ مورد نظر						$V_t$
بازده سبد در دوره جاری نسبت به دوره قبل						$r_t$
بازده سبد نسبت به ابتدای مهر ۹۰						$\bar{r}_T$

ماخذ : محاسبات تحقیق

شکل ۴-۱۵- مقایسه الگوریتم‌های شبکه عصبی و میانگین بدون هزینه معاملات

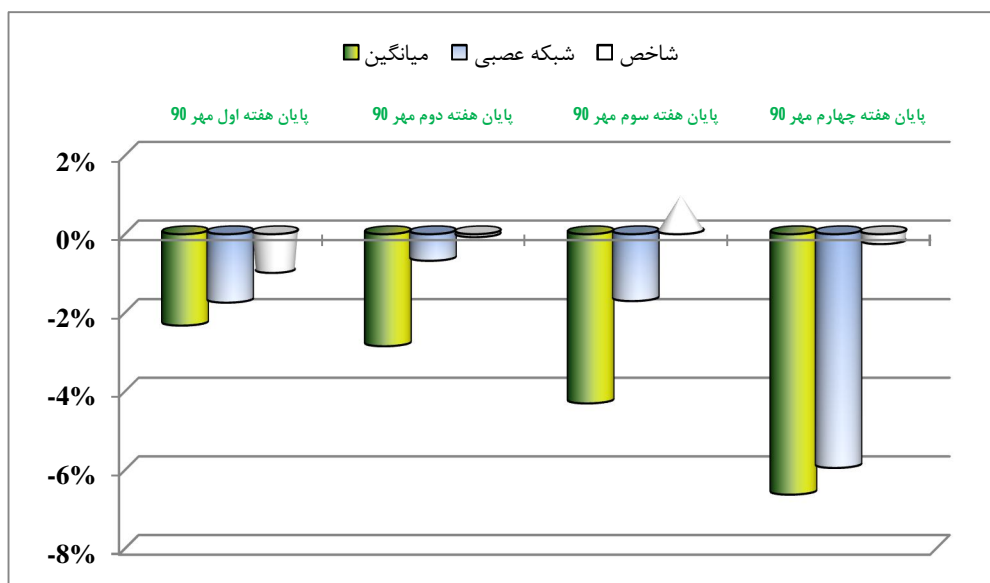


در شکل بالا برای چهار تاریخ مد نظر، بازده حاصل از سیاست‌های مختلف سرمایه‌گذاری که مبتنی بر شبکه عصبی (NN) و میانگین‌گیری (Average) همراه با روند شاخص کل نشان داده شده است. همانگونه که در شکل بالا مشاهده می‌شود، روش شبکه عصبی در سه ماه ابتدائی بهتر از روش میانگین عمل نموده است. نتایج مشابهی برای حالتی که هزینه معاملات وجود دارد بدست آمده که در جدول قبل قابل مشاهده می‌باشد.



شکل ۴-۱۶- مقایسه الگوریتم‌های شبکه عصبی و میانگین بدون هزینه معاملات با لحاظ کردن محدودیت تعداد

سهام



همانگونه که از شکل بالا برمی‌آید، در تمام موارد روش NN بهتر از میانگین عمل کرده است. نکته قابل توجه بین دو حالت مارکویتز و کاردینالیتی اینست که در مدل کاردینالیتی بازده سبد به مراتب بدتر از مدل مارکویتز است و این به علت محدودیت تنوع سهام می‌باشد. چرا که با این محدودیت مدل نمی‌تواند تنوع بخشی موثری را بین سهام ایجاد سازد.

#### ۴-۶- جمع بندی

در این فصل کلیات مربوط به مدل‌های پیشنهادی به تفصیل ارائه شده و داده‌ها مورد استفاده و مقایسه الگوریتم‌ها بیان شدند. پس از ازمون مانایی داده‌ها ساختار بهینه شبکه عصبی برای هر نماد به صورت جداگانه با روش آنالیز واریانس تعیین شده است. با پیش‌بینی نرخ‌های بازده توسط شبکه عصبی روش پیشنهادی این پایان‌نامه در مقایسه با روش متداول که از میانگین نرخ‌های بازده تاریخی در مدل بهینه‌سازی استفاده می‌شود عملکرد

**بهتری** را نشان داده است. در این تحقیق هزینه معاملات نیز در نظر گرفته شده که در حالت کلی عملکرد سبد سهام را در مقایسه با زمانی که از این هزینه ها صرف نظر می شود، عملکرد بدتری خواهد داشت. در این پایان نامه مساله بهینه‌سازی سبد سهام مورد نقد و بررسی قرار گرفته است. در مدل بهینه‌سازی مارکویتز که در پی کمینه‌ساختن ریسک سبد سهام می‌باشد بسیاری از محدودیت‌های جهان واقع در نظر گرفته نشده است. لذا محققین متعددی در پی اضافه کردن محدودیت به این مدل برآمده اند.

در این پایان نامه یکی از نتایجی که در صدد گرفتن آن بودیم این بود که آیا تخمین دقیق‌تر نرخ‌های بازده به بهبود سبد سهام می‌انجامد؟

و دومین نتیجه این بود که آیا روش ابتکاری در انتخاب سبد سهام کارایی مناسبی دارد؟

که با توجه به نتایج تحقیقات قبلی با توجه به نمودار ریسک-بازده همانطوری که نمودار نشان می دهد در قسمت های ابتدائی نمودار کلاسیک بالاتر می باشد ولی این اختلاف معنادار نیست و با افزایش ریسک اختلاف کاملاً ناچیز می‌شود. و نتیجه دوم که مربوط به کارایی سبد سهام می باشد همانگونه که در این جدول ها مشاهده می شود ارزش سبد در طی هر دوره نشان داده شده است که نشان دهنده کارایی بهتر روش ابتکاری نسبت به روش کلاسیک می باشد.

می توان از این جدول یک نتیجه کلیدی گرفت که روش یکتایی برای تشکیل سبد بهینه سهام در بورس تهران وجود ندارد و می توان با یک ریسک مشترک سبدي بهینه ایجاد کرد که نمادهای آن با نمادهای سبدهای بهینه بازده برابر تفاوت داشته باشند.

با پیش بینی نرخ های بازده توسط شبکه عصبی روش پیشنهادی این پایان نامه در مقایسه با روش متداول که از میانگین نرخ های بازده تاریخی در مدل بهینه سازی استفاده می شود **عملکرد بهتری** را نشان داده است. در این مقاله نتایج دو روش بهینه سازی (روش متعارف کلاسیک دقیق و روش فراابتکاری ژنتیک) با نتایج استفاده از دو روش برآورد نرخ های بازده مورد انتظار (شبکه های عصبی و میانگین بازده تاریخی) در مدل مارکویتز به صورت زوجی باهم مقایسه شد.

برای مقایسه دو الگوریتم ژنتیک و کلاسیک در برآورد مدل مارکویتز، از جداول وزن بهینه سهم ها و نمودار ریسک و بازده استفاده شد. برای هر مدل نتایج در دو بخش نشان داده شد. در قسمت اول مدل با در نظر گرفتن میانگین نرخ های بازده تاریخی به عنوان نرخ بازده مورد انتظار هر نماد بهینه شده و در بخش بعد از خروجی شبکه عصبی به عنوان نرخ بازده مورد انتظار استفاده شده است. اهم نتایج عبارتند از:

- ۱- جمع بندی جداول نشان می دهد چون مقادیر بازده ها در بعضی سهم ها در طول یک هفته تغییر معناداری می کند برای بهینه ماندن سبد باید هر هفته تغییرات قابل توجه ای در سبد گردانی همه مدل ها صورت گیرد .
- ۲- با وجود اینکه دو روش کلاسیک و ژنتیک وزن های مختلفی برای تشکیل سبد توصیه می کنند ولی ترکیب آنها سطح ریسک و بازده تقریباً یکسانی ارائه می کنند.

- ۳- مدل کلاسیک به مقدار ناچیزی بالاتر از الگوریتم ژنتیک قرار دارد که اختلاف آن ها در بسیاری از نقاط کاملاً ناچیز و در بعضی از نقاط به حدود کمتر از دو درصد می رسد با توجه به اینکه هر مساله ای با ابعاد خیلی بزرگ با روش کلاسیک قابل حل نبوده و زمان بسیار زیادی خواهد گرفت پس روش الگوریتم ژنتیک روش مناسبی برای حل مسایل

خواهد بود. از آنجا که روش ژنتیک نتایج بسیار نزدیکی را نسبت به روش کلاسیک تولید کرده است، این موضوع می تواند دلیل مناسبی برای کارایی الگوریتم ژنتیک می باشد.

۴- بازده حاصل از سیاست‌های مختلف سرمایه گذاری برای چهار زمان پیش بینی که با استفاده از بازده های مورد انتظار شبکه عصبی و میانگین بازده تاریخی همراه با روند شاخص کل نشان می دهد، روش شبکه عصبی در سه ماه ابتدائی بهتر از روش میانگین بازده تاریخی عمل نموده است.

# فصل پنجم

## جمع بندی و پیشنهادات

در این فصل، یک جمع بندی کلی در رابطه با پایان نامه شامل اهمیت موضوع، متدولوژی تحقیق، نوآوری های تحقیق، محدودیت های تحقیق، خلاصه ای از نتایج و برخی پیشنهادات پیرامون تحقیقات آتی ارائه خواهد شد.

### ۵-۱- مقدمه

در این پایان نامه مساله بهینه سازی سبد سهام مورد نقد و بررسی قرار گرفته است. در مدل بهینه سازی مارکویتز که در پی کمینه ساختن ریسک سبد سهام می باشد بسیاری از محدودیت های جهان واقع در نظر گرفته نشده است. لذا محققین متعددی در پی اضافه کردن محدودیت به این مدل برآمده اند. یکی از این محدودیت ها، کاردینالیتی است. این محدودیت تنوع سهام موجود در سبد را تعیین می کند. بدین معنا که انواع سهام موجود در سبد پس از تشکیل برابر با مقدار مشخصی باشد که تصمیم گیرنده آن را تعیین می کند. با افزودن این محدودیت به مدل، این مساله در زمره مسائل NP-Hard خواهد بود. لذا توسعه الگوریتم های ابتکاری و فراابتکاری ضروری خواهد بود. در این تحقیق اثر پیش بینی نرخ بازده سهام با شبکه عصبی بر مدل مارکویتز ساده و مدل مارکویتز با محدودیت کاردینالیتی مورد تحقیق قرار گرفته است

. برای مدل کاردینالیتی یک الگوریتم ژنتیک توسعه داده شده و اثر پیش بینی نرخ بازده سهام در بورس اوراق بهادار بر آن مورد بررسی واقع شده است.

### ۵-۲- خلاصه تحقیق

در این تحقیق در ابتدا مساله مورد تحقیق در فصل اول بیان شده است. در فصل دوم مروری بر ادبیات موضوع صورت پذیرفته و مشاهده شده است که تا کنون مورد مشابهی برای مساله مورد بررسی تا کنون انجام پذیرفته است. تنها در یک مورد از شبکه عصبی برای پیش بینی نرخ بازده استفاده شده ولی مدل ریاضی مورد استفاده کاملاً متفاوت

با این تحقیق می باشد. در مطالعات داخلی تا کنون مورد مشابهی یافت نشده است. در فصل سوم متدولوژی این تحقیق بیان شده و در فصل چهارم داده های مورد استفاده در این تحقیق و بازه زمانی مورد نظر اشاره بیان شده و شبکه عصبی بهینه برای هر نماد تعیین شده است. با تعیین شبکه عصبی بهینه برای هر نماد الگوریتم های فراابتکاری معرفی شده و نتایج مقایسه شده اند.

در این تحقیق در پی بررسی تاثیرات پیش بینی بهتر نرخ بازده با شبکه عصبی بر روی کارائی سبد سهام بوده ایم. اهداف این تحقیق را می توان به صورت زیر خلاصه کرد:

۱. به دست آوردن پارامترهای موثر برای پیش بینی نرخ های بازده با شبکه های عصبی

۲. ارائه روشی فراابتکاری برای مسائل بهینه سازی سبد سهام

۳. ارائه روش بهینه سازی فراابتکاری مبتنی بر پیش بینی

۴. بهینه سازی سبد سهام به روش کلاسیک

۵. مقایسه کارائی روش ابتکاری و روش کلاسیک سبد سهام

۶. تحلیل اثر هزینه معاملات و استراتژی خرید و فروش بر سبد بهینه سهام

فرضیه های این تحقیق عبارتند از:

- آیا تخمین دقیقتر نرخ های بازده به بهبود سبد سهام می انجامد؟
- آیا روش ابتکاری در انتخاب سبد سهام کارائی مناسبی دارد ؟

### ۵-۳- پاسخ به فرضیه های تحقیق

در این فصل، به فرضیات مطرح شده در این بخش پاسخ داده خواهد شد. همانگونه که در فصل اول بیان شد فرضیات این تحقیق عبارت بودند از:

- آیا روش ابتکاری در انتخاب سبد سهام کارائی مناسبی دارد؟

پاسخ فرضیه اول در بخش ۴-۴-۷ مورد اشاره واقع شده است. برای پاسخ به این فرضیه از نمودار ریسک - بازده استفاده می کنیم و همانطوری که نمودار نشان می دهد در قسمت های ابتدائی نمودار کلاسیک بالاتر می باشد ولی این اختلاف معنادار نیست و با افزایش ریسک اختلاف کاملاً ناچیز می شود.

- آیا تخمین دقیقتر نرخ های بازده به بهبود سبد سهام می انجامد؟

برای پاسخ به فرضیه دوم نیاز به جزئیات بیشتری از سبد سهام تشکیل شده توسط الگوریتم ها وجود دارد. لذا در این بخش برای دو مدل مارکویتز و مدل مارکویتز با محدودیت تعداد سهام جداول ۴-۱۷، ۴-۱۸، ۴-۱۹ و ۴-۲۰ ارائه شده است. همانگونه که در این جدول ها مشاهده می شود ارزش سبد در طی هر دوره نشان داده شده است. برای تحلیل راحت تر از شکل های ۴-۱۵ و ۴-۱۶ بهره می گیریم.

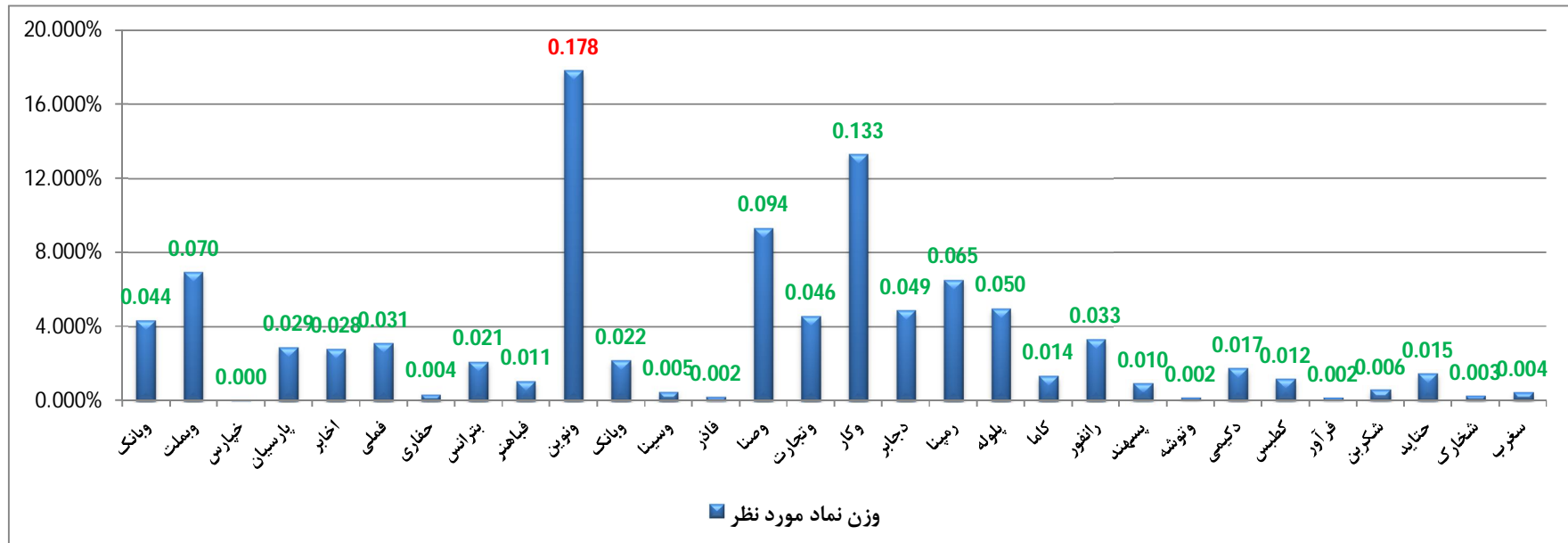
## ۴-۵- روش تحقیق و خلاصه ای از نتایج

برای پاسخ و بررسی فرضیه ها اقدامات زیر صورت پذیرفته است:

در ابتدا مدل های ریاضی مورد بررسی مورد تحقیق قرار گرفته و داده های مورد استفاده برای مقایسه الگوریتم ها بیان شده است. شبکه عصبی بهینه برای هر نماد به صورت جداگانه با روش آنالیز واریانس تعیین شده است. پس از تعیین ساختار شبکه عصبی بهینه برای مدل مارکویتز الگوریتم ژنتیک توسعه داده شده و بخشی از نتایج تحقیق به صورت زیر می باشد:



شکل ۵-۱ - نمودار میله ای اوزان نمادها در هفته اول

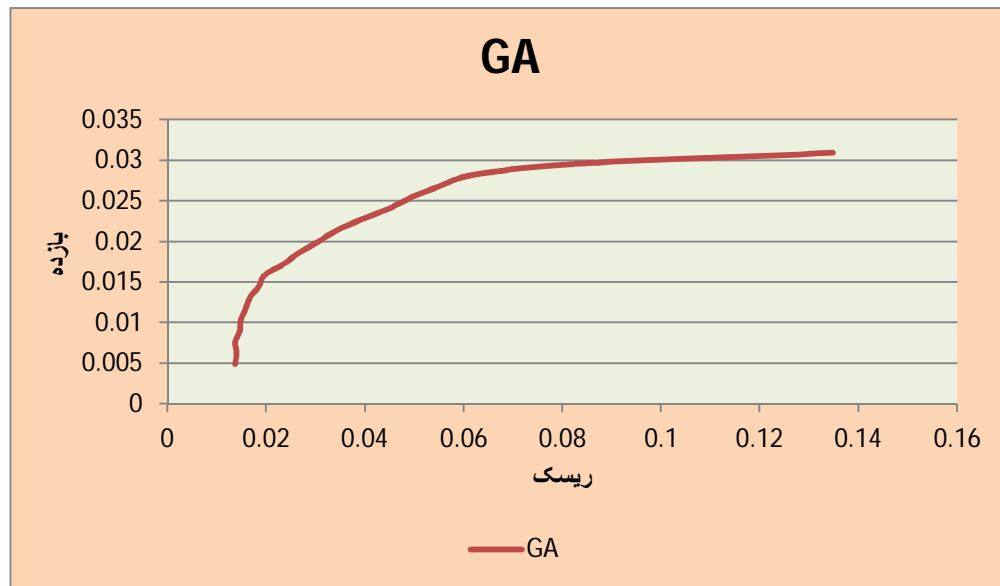


شکل ۵-۱ نمودار میله ای نشان داده شده، بیانگر درصد سهام موجود برای تشکیل سبد حاصل از روش کلاسیک می باشد.

همانگونه که از شکل بالا بر می آید، بیشترین وزن مربوط به نماد ونوین بوده و در حدود ۱۷,۸ درصد می باشد. این در حالیست که کمترین میزان برای نماد خپارس بوده که چیزی در حدود صفر می باشد. در شکل بالا ۵ سهم برتر از لحاظ ورنی عبارتند از: ونوین، وکار، وصنا، وبملت، رمپنا.

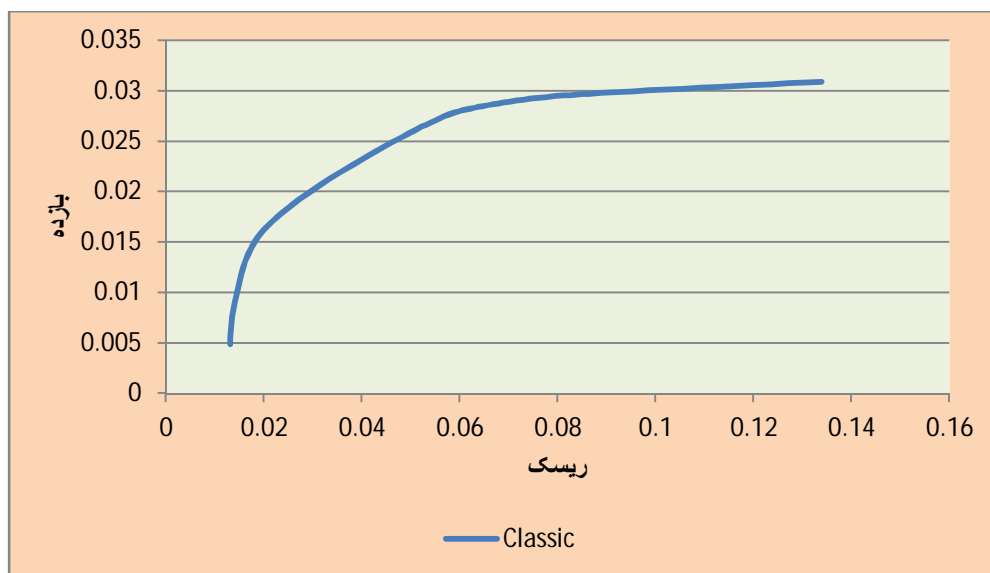
در نمودار ریسک بازده حاصل از روش الگوریتم ژنتیک به صورت شکل زیر می باشد:

شکل ۵-۲- نمودار ریسک - بازده مارکویتز به روش الگوریتم ژنتیک (میانگین نرخ بازده)



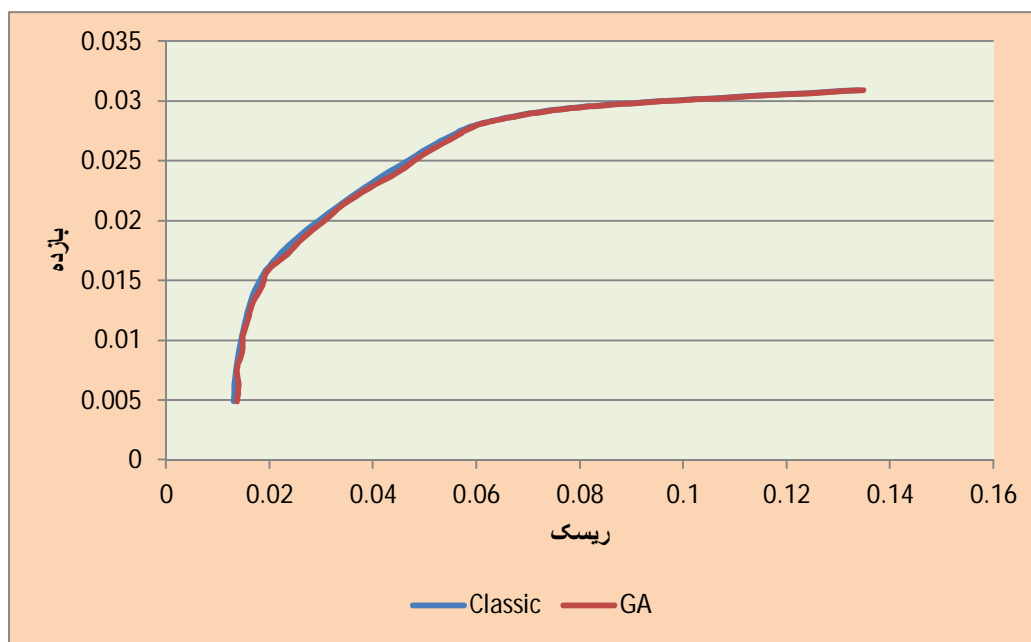
حال نمودار ریسک بازده حاصل از روش کلاسیک به صورت زیر می باشد:

شکل ۵-۳- نمودار ریسک - بازده مارکویتز به روش کلاسیک (میانگین نرخ بازده)



حال برای مقایسه دو روش مورد نظر از شکل ۴-۵ استفاده می کنیم.

شکل ۴-۵-مقایسه نمودار ریسک بازده حاصل از دو روش کلاسیک و الگوریتم ژنتیک

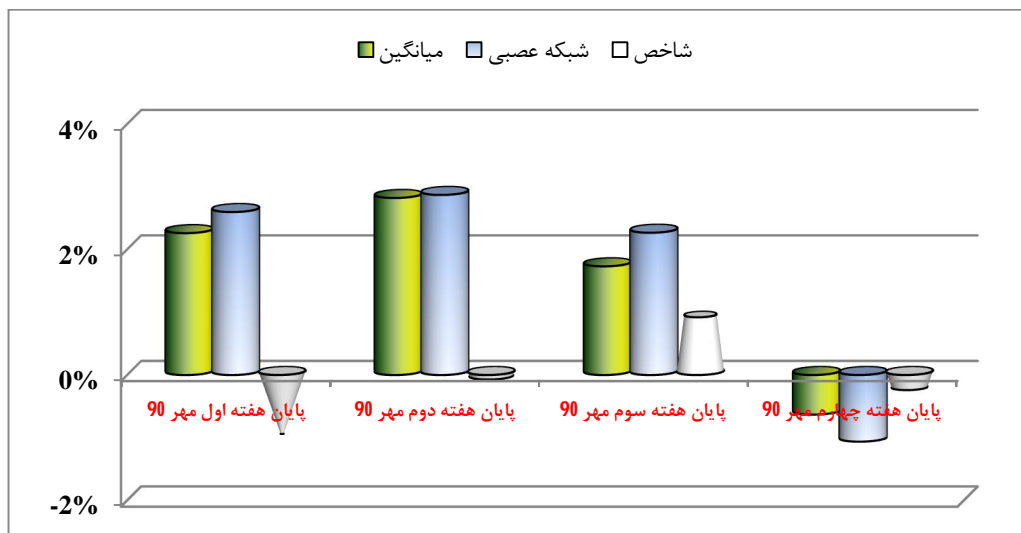


با استفاده از روش مورد پیشنهاد این پایان نامه یعنی پیش بینی نرخ بازده با شبکه عصبی و سپس بهینه سازی سبک

سهام، نتایج خوبی در مقایسه با روش متداول حاصل شده است. برای مقایسه این نتایج می توان از شکل ۵-۵ استفاده

نمود.

شکل ۵-۵- مقایسه الگوریتم های شبکه عصبی و میانگین بدون هزینه معاملات

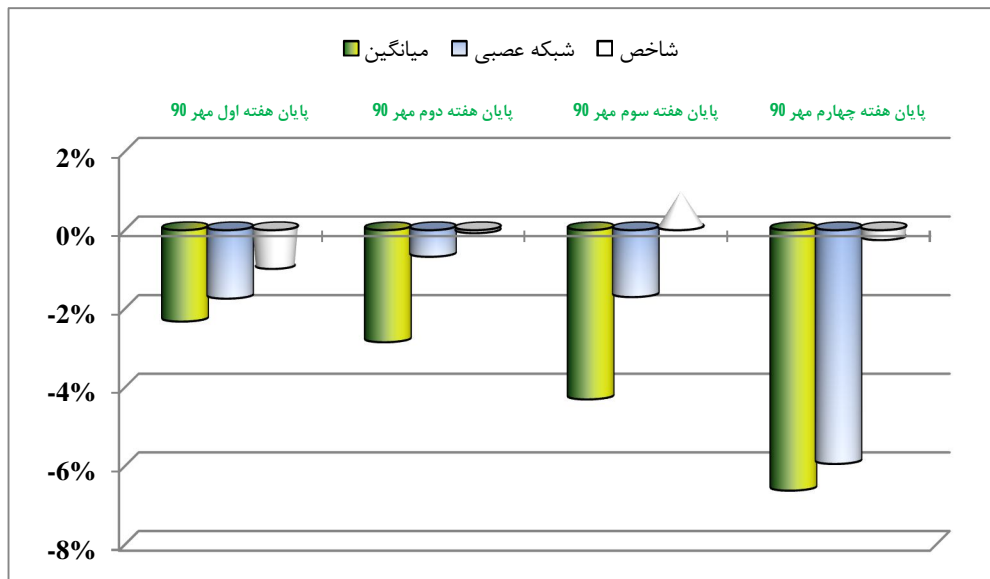


در شکل بالا برای چهار تاریخ مد نظر، بازده حاصل از سیاست های مختلف سرمایه گذاری که مبتنی بر شبکه عصبی (NN) و میانگین گیری (Average) همراه با روند شاخص کل نشان داده شده است. همانگونه که در شکل بالا مشاهده می شود، روش شبکه عصبی در سه ماه ابتدائی بهتر از روش میانگین عمل نموده است.

برای بررسی الگوریتم های پیشنهادی در حالتی که محدودیت تعداد سهام وجود دارد مطالعات مشابهی صورت پذیرفته است. نتایج حاصله در شکل ۵-۶ مشاهده می گردد.

شکل ۵-۶- مقایسه الگوریتم های شبکه عصبی و میانگین بدون هزینه معاملات با لحاظ کردن محدودیت تعداد

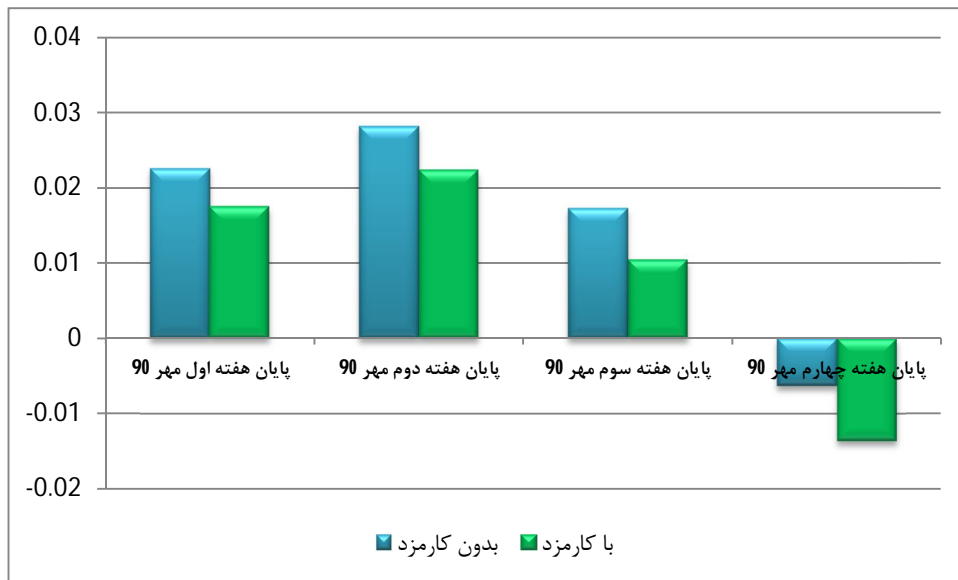
سهام



همانگونه که از شکل بالا برمی آید، در تمام موارد روش NN بهتر از میانگین عمل کرده است. نکته قابل توجه بین دو حالت مارکویتز و کاردینالیتی اینست که در مدل کاردینالیتی بازده سبد به مراتب بدتر از مدل مارکویتز است و این به علت محدودیت تنوع سهام می باشد. چرا که با این محدودیت مدل نمی تواند تنوع بخشی موثری را بین سهام ایجاد سازد.

در شکل ۵-۷ تاثیر لحاظ کردن هزینه معاملات بر سبد سهام نشان داده شده است.

شکل ۵-۷- تاثیر هزینه معاملات بر بازده سبد



همانگونه که مشخص است با لحاظ کردن این هزینه، بازده سبد به طور میانگین ۰٫۵ درصد کمتر از حالتی است

که از این هزینه ها چشم پوشی می شود.

### ۵-۵- پیشنهاداتی برای مطالعات آتی

برای تحقیقات آتی می توان موارد زیر را اشاره نمود :

- بررسی سایر محدودیت های جهان واقع بر روی مدل های بهینه سازی از قبیل هزینه معاملات
- تلفیق مدل های بیمه سبد سهام با مدل های بهینه سازی
- در نظر گرفتن روش های تکنیکال و فاندامنتال برای پیش بینی بهتر بازده اوراق بهادار
- بررسی مدل های فازی و تصادفی برای مدل های بهینه سازی

## منابع و ماخذ

## منابع فارسی

- حاجی زاده احسان و سیفی عباس. (۱۳۸۷). "حل مسئله بهینه سازی سبد سهام به کمک الگوریتم اجتماع پرندگان - مطالعه موردی در بازار بورس ایران". ششمین کنفرانس بین المللی مهندسی صنایع
- خالوزاده حمید - امیری نسیم. (۱۳۸۷). "تعیین سبد سهام بهینه در بازار بورس ایران بر اساس نظریه ارزش در معرض ریسک". مجله تحقیقات اقتصادی - شماره ۷۳
- دهقانی تکتک و مجید وفایی جهانی. (۱۳۸۹). "روشی نوین در حل مسئله انتخاب بهینه سبد سهام با استفاده از الگوریتم ژنتیک و تبرید تدریجی". چهاردهمین کنفرانس سالانه انجمن کامپیوتر ایران.
- راعی، رضا. (۱۳۸۰). "انتخاب سبد سرمایه ریسکی با استفاده از شبکه های عصبی". فصلنامه بررسیهای حسابداری و حسابرسی (دوره: ۱۳، شماره: ۴).
- راعی، رضا و تلنگی، احمد. (۱۳۸۳). "مدیریت سرمایه گذاری پیشرفته". سازمان مطالعه و تدوین کتب علوم انسانی دانشگاهها (سمت)
- طالبی آرش، ۱۳۸۹. "انتخاب و بهینه سازی سبد سهام با استفاده از روشهای فراابتکاری و مقایسه آن با سبدهای تشکیلی خبرگان و تازه کارها در بازار بورس اوراق بهادار تهران". پایان نامه ارشد جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد

- عالم تبریز ، اکبر ؛ افشاری، محمد علی ؛ ملکی، محمد حسن و محمدی ، جواد. (۱۳۸۹). "انتخاب بهینه سبد سهام با استفاده از مدل شبکه عصبی - مصنوعی، اریما و مدل مارکوویتز در بورس اوراق بهادار تهران ". اولین کنفرانس بین المللی مدیریت و نوآوری .
- گرکز ، منصورعباسی ابراهیم و مقدسی، مطهره. (۱۳۸۹). "انتخاب و بهینه سازی سبد سهام با استفاده از الگوریتم ژنتیک بر اساس تعاریف متفاوتی از ریسک". مدیریت صنعتی ؛ ۵(۱۱):۱۱۵-۱۳۶.
- فیلیپ پیکتن، "شبکه‌های عصبی (اصول و کارکردها)". مترجمان: مهدی غضنفری و جمال ارکات. انتشارات دانشگاه علم و صنعت ایران. سال ۱۳۸۳.
- فتحی سعید ، حسینی امیر حسین ، (۱۳۹۰). "معرفی الگوریتم ژنتیک و کاربرد آن در بهینه سازی سبد سهام".
- ماکونی ، نصرت(۱۳۸۵). "انتخاب بهینه سبد سهام بکمک شبکه عصبی بر روی گزید". پایان نامه کارشناسی ارشد. دانشکده مهندسی کامپیوتر دانشگاه امیرکبیر.
- هیلیر فردریک ، لیبرمن جرالده. "تحقیق در عملیات: برنامه ریزی ریاضی". مترجمان: محمد مدرس و اردوان آصف وزیری. انتشارات تندر. سال ۱۳۷۰.



## منابع انگلیسی

- Aranha, C., Iba, H., 2008. **“A tree-based GA representation for the portfolio optimization problem”**. GECCO - Genetic and Evolutionary Computation Conference. ACM Press, New York.
- Bermudeza, J.D., Segurab, J.V., Vercher, E., 2011. **“A multi-objective genetic algorithm for cardinality constrained fuzzy portfolio selection”**. Fuzzy Sets and Systems 188, 16–26.
- Cura, T., 2009. **“Particle swarm optimization approach to portfolio optimization. Nonlinear Analysis”**. Real World Applications. Volume 10, Issue 4, Pages 2396-2406
- Chen, J. S., and Hou, J. L., 2006. **“A Combination Genetic Algorithm with Applications on Portfolio Optimization”**. IEA/AIE, LNAI 4031, 197–206.
- Chang, T.-J., Meade, N., Beasley, J.E. and Sharaiha, Y.M., 2000. **“Heuristics for cardinality constrained portfolio optimization”**. Computers & Operations Research 1271-1302.
- Deng, G. F., Lin, W. T., and Lo, C. C., 2011. **“Markowitz-based portfolio selection with cardinality constraints using improved particle swarm optimization”**. Expert Systems with Applications, Volume 39, Issue 4, Pages 4558-4566
- Eshelman, L.J., and Schaffer J.D., 1993. **“Real\_Coded Genetic Algorithms and Interval Schemata”**. Foundation of Genetic Algorithms2. L. Darrell Whitley (ED.), Morgan Kaufmann Publishers, San Mateo), 284-300.
- Fang, Y., Lai, K.K., Wang, S., 2006. **“Portfolio rebalancing model with transaction costs based on fuzzy decision theory”**. European Journal of Operational Research 175, 879–893.
- Freitasa, F. D., Souza, A. F., and Almeida, A. R., 2009. **“Prediction-based portfolio optimization model using neural networks”**. Neurocomputing, Pages 2155-2170.

- Fernandez, A., and Gomez, S., 2007. **“Portfolio selection using neural networks”**. Computers & Operations Research 34, 1177–1191.
- Freitasa, F. D., Souzab, A. F., and Almeida, A. R., 2009. **“Prediction-based portfolio optimization model using neural networks”**. Neurocomputing, Pages 2155-2170.
- Fernandez, A., and Gomez, S., 2007. **“Portfolio selection using neural networks”**. Computers & Operations Research 34, 1177–1191.
- Hall, J., 2002. **“Fundamentals of futures and options markets”**., fourth edition. Pearson education, Inc., Upper Saddle River, New Jersey, 07458.
- Jorion, P., 2000. **“Value at risk”**. University of California at Irvine. McGraw-Hill.
- Lin, C., and Liu., Y., 2008. **“Genetic algorithms for portfolio selection problems with minimum transaction lots”**. European Journal of Operational Research 185, 393–404.
- Krejic, N., Kumaresan, N., Roznjik, A., 2011. **“VaR optimal portfolio with transaction costs”**. Applied Mathematics and Computation 218, 4626–4637
- Jana, P., Roy, T.K., Mazumder, S.K., 2009. **“Multi-objective possibilistic model for portfolio selection with transaction cost”**. Journal of Computational and Applied Mathematics 228, 188\_196.
- Markowitz, H., 1952. **“Portfolio selection”**, Journal of Finance. 7, 77–91.
- Mark, L., 2006. **“Guide to Financial Markets”**. London: The Economist (Profile Books). pp. 145–6. ISBN 1-86197-956-8.
- Ong, C. S., and Huang, J. J., Tzeng, G. H., 2005. **“A novel hybrid model for portfolio selection”**. Applied Mathematics and Computation, 1195–1210.
- Soleimani, H., Golmakani, H., and Salimi, M., 2009. **“Markowitz-based portfolio selection with minimum transaction lots, cardinality constraints and regarding sector**

**capitalization using genetic algorithm**". Expert Systems with Applications 36, 5058–5063.

Sivanandam, S. N., Deepa S. N., 2008. **"Introduction to genetic algorithms"**. Springer, New York.

Speranza, M. G. (1993). **"Linear programming models for portfolio optimization"**. Finance, 14, 107–123.

Thapa, C., and Poshakwale, S.S., 2010. **"International equity portfolio allocations and transaction costs"**. Journal of Banking & Finance 34, 2627–2638.

Woodside-Oriakhi, M., Lucas, C., and Beasley, J.E., 2011. **"Heuristic algorithms for the cardinality constrained efficient frontier"**. European Journal of Operational Research 213, 538–550

Xue, H. G., Xu, C. X., and Feng, Z. X, 2006. **"Mean–variance portfolio optimal problem under concave transaction cost"**. Applied Mathematics and Computation 174, 1–12.

Xia. Y., Liu, B., Wang, S., and Lai, K.K., 2000. **"A model for portfolio selection with order of expected returns"**. Computers and Operations Research, 409–422.

Yang, S., Lin, T., Chang, T., and Chang, K., 2011. **"A semi-variance portfolio selection model for military investment assets"**. Expert Systems with Applications 38, 2292–2301

Yu, L., Wang, S., and Lai, K. K., 2008. **"Neural network-based mean–variance–skewness model for portfolio selection"**. Computers & Operations Research 35, 34 – 46.

## وب سایت‌ها

<http://www.merriam-webster.com/dictionary/optimization>

<http://www.investopedia.com>

<http://www.wikipedia.com>

## پیوست ۱

## وبانک

ADF Test	-	1% Critical Value*	-
Statistic	6.816538		3.5930
		5% Critical Value	-
			2.9320
		10% Critical Value	-
			2.6039

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

## Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(S1)

Method: Least Squares

Date: 09/30/10 Time: 03:20

Sample(adjusted): 3 44

Included observations: 42 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S1(-1)	-	0.2148	-	0.00
	1.464747	81	6.816538	00
D(S1(-1))	0.298	0.1441	2.0706	0.04
	440	28	68	51
C	0.011	0.0102	1.0804	0.28
	096	69	88	66
R-squared	0.630	Mean dependent		0.00
	006 var			2660
Adjusted R-squared	0.611	S.D. dependent		0.10
	032 var			5990
S.E. of regression	0.066	Akaike info criterion		-
	103			2.526460

Sum squared	0.170	Schwarz criterion	-
resid	414		2.402341
Log likelihood	56.05	F-statistic	33.2
	567		0359
Durbin-Watson	2.124	Prob(F-statistic)	0.00
stat	741		0000

## ویملت

ADF Test	-	1% Critical	-
Statistic	5.423424	Value*	3.5930
		5% Critical Value	-
			2.9320
		10% Critical Value	-
			2.6039

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

## Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(S2)

Method: Least Squares

Date: 09/30/10 Time: 03:21

Sample(adjusted): 3 44

Included observations: 42 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S2(-1)	-	0.2634	-	0.00
	1.428950	78	5.423424	00
D(S2(-1))	0.077	0.1613	0.4771	0.63
	005	70	98	59
C	0.010	0.0073	1.3685	0.17
	072	59	82	90
R-squared	0.661	Mean dependent	-	-
	743 var			0.000995
Adjusted R-squared	0.644	S.D. dependent		0.07
	397 var			6464
S.E. of regression	0.045	Akaike info		-
	597 criterion			3.269180
Sum squared resid	0.081	Schwarz criterion		-
	086			3.145061
Log likelihood	71.65	F-statistic		38.1

	279		4849
Durbin-Watson	2.014	Prob(F-statistic)	0.00
stat	997		0000



## خپارس

ADF Test	-	1% Critical	-
Statistic	5.779957	Value*	3.5930
		5% Critical Value	-
			2.9320
		10% Critical Value	-
			2.6039

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

## Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(S3)

Method: Least Squares

Date: 09/30/10 Time: 03:22

Sample(adjusted): 3 44

Included observations: 42 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S3(-1)	-	0.1892	-	0.00
	1.094036	81	5.779957	00
D(S3(-1))	0.296	0.1472	2.0134	0.05
	419	17	80	10
C	0.007	0.0128	0.5608	0.57
	188	16	70	81
R-squared	0.493	Mean dependent		0.00
	881 var			2793
Adjusted R-squared	0.467	S.D. dependent		0.11
	926 var			3680
S.E. of regression	0.082	Akaike info		-
	922 criterion			2.073081
Sum squared resid	0.268	Schwarz criterion		-
	167			1.948962
Log likelihood	46.53	F-statistic		19.0

	470		2851
Durbin-Watson	2.180	Prob(F-statistic)	0.00
stat	096		0002

## پارسیان

ADF Test	-	1% Critical	-
Statistic	5.041420	Value*	3.5930
		5% Critical Value	-
			2.9320
		10% Critical Value	-
			2.6039

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

## Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(S4)

Method: Least Squares

Date: 09/30/10 Time: 03:22

Sample(adjusted): 3 44

Included observations: 42 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S4(-1)	-	0.2330	-	0.00
	1.174739	17	5.041420	00
D(S4(-1))	0.123	0.1623	0.7625	0.45
	776	29	01	03
C	-	0.0064	-	0.11
	0.010499	95	1.616440	41
R-squared	0.530	Mean dependent	-	-
	442 var			0.001816
Adjusted R-squared	0.506	S.D. dependent		0.05
	362 var			8372
S.E. of regression	0.041	Akaike info		-
	012 criterion			3.481168
Sum squared resid	0.065	Schwarz criterion		-
	597			3.357048
Log likelihood	76.10	F-statistic		22.0

	452		2844
Durbin-Watson	2.057	Prob(F-statistic)	0.00
stat	242		0000

## اخبار

ADF Test	-	1% Critical	-
Statistic	6.146677	Value*	3.5930
		5% Critical Value	-
			2.9320
		10% Critical Value	-
			2.6039

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

## Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(S5)

Method: Least Squares

Date: 09/30/10 Time: 03:23

Sample(adjusted): 3 44

Included observations: 42 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S5(-1)	-	0.2317	-	0.00
	1.424620	71	6.146677	00
D(S5(-1))	0.225	0.1519	1.4868	0.14
	891	21	92	51
C	0.015	0.0119	1.2839	0.20
	310	24	98	67
R-squared	0.615	Mean dependent	-	-
	240 var			0.003385
Adjusted R-squared	0.595	S.D. dependent		0.11
	508 var			7410
S.E. of regression	0.074	Akaike info		-
	672 criterion			2.282673
Sum squared resid	0.217	Schwarz criterion		-
	461			2.158553
Log likelihood	50.93	F-statistic		31.1

	613		8090
Durbin-Watson	2.001	Prob(F-statistic)	0.00
stat	146		0000

## فملی

ADF Test	-	1% Critical	-
Statistic	5.593334	Value*	3.5930
		5% Critical Value	-
			2.9320
		10% Critical Value	-
			2.6039

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

## Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(S6)

Method: Least Squares

Date: 09/30/10 Time: 03:22

Sample(adjusted): 3 44

Included observations: 42 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S6(-1)	-	0.2438	-	0.00
	1.363958	54	5.593334	00
D(S6(-1))	0.167	0.1590	1.0535	0.29
	538	22	48	86
C	0.019	0.0117	1.6758	0.10
	722	68	89	18
R-squared	0.593	Mean dependent	-	-
	046 var			0.000385
Adjusted R-squared	0.572	S.D. dependent		0.11
	176 var			0731
S.E. of regression	0.072	Akaike info		-
	427 criterion			2.343725
Sum squared	0.204	Schwarz criterion		-

resid	581		2.219606
Log likelihood	52.21	F-statistic	28.4
	823		1692
Durbin-Watson	1.989	Prob(F-statistic)	0.00
stat	012		0000



## حفری

ADF Test	-	1% Critical	-
Statistic	6.616601	Value*	3.5930
		5% Critical Value	-
			2.9320
		10% Critical Value	-
			2.6039

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

## Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(S7)

Method: Least Squares

Date: 09/30/10 Time: 03:23

Sample(adjusted): 3 44

Included observations: 42 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S7(-1)	-	0.2559	-	0.00
	1.693274	13	6.616601	00
D(S7(-1))	0.182	0.1518	1.1990	0.23
	034	15	53	77
C	0.011	0.0080	1.3880	0.17
	204	72	29	30
R-squared	0.735	Mean dependent		0.00
	501 var			1339
Adjusted R-squared	0.721	S.D. dependent		0.09
	937 var			7588
S.E. of regression	0.051	Akaike info criterion		-
	460			3.027286
Sum squared resid	0.103	Schwarz criterion		-
	276			2.903167
Log likelihood	66.57	F-statistic		54.2

	301		2433
Durbin-Watson	1.967	Prob(F-statistic)	0.00
stat	666		0000

## بترانس

ADF Test	-	1% Critical	-
Statistic	6.028767	Value*	3.5930
		5% Critical Value	-
			2.9320
		10% Critical Value	-
			2.6039

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

## Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(S8)

Method: Least Squares

Date: 09/30/10 Time: 03:24

Sample(adjusted): 3 44

Included observations: 42 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S8(-1)	-	0.2272	-	0.00
	1.369946	35	6.028767	00
D(S8(-1))	0.274	0.1547	1.7742	0.08
	601	66	90	38
C	0.032	0.0209	1.5713	0.12
	966	80	23	42
R-squared	0.570	Mean dependent	-	-
	119 var			0.000931
Adjusted R-squared	0.548	S.D. dependent		0.19
	074 var			4519
S.E. of regression	0.130	Akaike info		-
	766 criterion			1.162062
Sum squared resid	0.666	Schwarz criterion		-
	892			1.037943
Log likelihood	27.40	F-statistic		25.8

	330		6138
Durbin-Watson	2.136	Prob(F-statistic)	0.00
stat	686		0000

## فباهر

ADF Test	-	1% Critical	-
Statistic	5.415372	Value*	3.5930
		5% Critical Value	-
			2.9320
		10% Critical Value	-
			2.6039

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

## Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(S9)

Method: Least Squares

Date: 09/30/10 Time: 03:24

Sample(adjusted): 3 44

Included observations: 42 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S9(-1)	-	0.2596	-	0.00
	1.405911	15	5.415372	00
D(S9(-1))	0.069	0.1610	0.4334	0.66
	806	31	92	70
C	0.002	0.0094	0.2991	0.76
	816	11	84	64
R-squared	0.656	Mean dependent	-	-
	237 var			0.000526
Adjusted R-squared	0.638	S.D. dependent		0.10
	608 var			1274
S.E. of regression	0.060	Akaike info		-
	882 criterion			2.691022
Sum squared resid	0.144	Schwarz criterion		-
	556			2.566902
Log likelihood	59.51	F-statistic		37.2

	146		2512
Durbin-Watson	2.001	Prob(F-statistic)	0.00
stat	275		0000

## ونوین

ADF Test	-	1% Critical	-
Statistic	4.840888	Value*	3.5930
		5% Critical Value	-
			2.9320
		10% Critical Value	-
			2.6039

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

## Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(S10)

Method: Least Squares

Date: 09/30/10 Time: 03:24

Sample(adjusted): 3 44

Included observations: 42 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S10(-1)	-	0.2291	-	0.00
	1.109163	24	4.840888	00
D(S10(-1))	0.090	0.1614	0.5606	0.57
	544	92	75	82
C	0.018	0.0095	1.9876	0.05
	892	05	53	39
R-squared	0.516	Mean dependent		0.00
	390 var			0688
Adjusted R-squared	0.491	S.D. dependent		0.07
	589 var			8705
S.E. of regression	0.056	Akaike info		-
	119 criterion			2.853944
Sum squared resid	0.122	Schwarz criterion		-
	823			2.729825
Log likelihood	62.93	F-statistic		20.8

	283		2174
Durbin-Watson	2.016	Prob(F-statistic)	0.00
stat	471		0001



## وبانک

ADF Test	-	1% Critical	-
Statistic	6.816538	Value*	3.5930
		5% Critical Value	-
			2.9320
		10% Critical Value	-
			2.6039

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

## Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(S11)

Method: Least Squares

Date: 09/30/10 Time: 03:25

Sample(adjusted): 3 44

Included observations: 42 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S11(-1)	-	0.2148	-	0.00
	1.464747	81	6.816538	00
D(S11(-1))	0.298	0.1441	2.0706	0.04
	440	28	68	51
C	0.011	0.0102	1.0804	0.28
	096	69	88	66
R-squared	0.630	Mean dependent		0.00
	006 var			2660
Adjusted R-squared	0.611	S.D. dependent		0.10
	032 var			5990
S.E. of regression	0.066	Akaike info		-
	103 criterion			2.526460
Sum squared resid	0.170	Schwarz criterion		-
	414			2.402341
Log likelihood	56.05	F-statistic		33.2

	567		0359
Durbin-Watson	2.124	Prob(F-statistic)	0.00
stat	741		0000

## وسینا

ADF Test	-	1% Critical	-
Statistic	6.816538	Value*	3.5930
		5% Critical Value	-
			2.9320
		10% Critical Value	-
			2.6039

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

## Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(S11)

Method: Least Squares

Date: 09/30/10 Time: 03:25

Sample(adjusted): 3 44

Included observations: 42 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S11(-1)	-	0.2148	-	0.00
	1.464747	81	6.816538	00
D(S11(-1))	0.298	0.1441	2.0706	0.04
	440	28	68	51
C	0.011	0.0102	1.0804	0.28
	096	69	88	66
R-squared	0.630	Mean dependent		0.00
	006 var			2660
Adjusted R-squared	0.611	S.D. dependent		0.10
	032 var			5990
S.E. of regression	0.066	Akaike info		-
	103 criterion			2.526460
Sum squared resid	0.170	Schwarz criterion		-
	414			2.402341
Log likelihood	56.05	F-statistic		33.2

	567		0359
Durbin-Watson	2.124	Prob(F-statistic)	0.00
stat	741		0000

## فاذر

ADF Test	-	1% Critical	-
Statistic	4.974612	Value*	3.5930
		5% Critical Value	-
			2.9320
		10% Critical Value	-
			2.6039

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

## Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(S13)

Method: Least Squares

Date: 09/30/10 Time: 03:26

Sample(adjusted): 3 44

Included observations: 42 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S13(-1)	-	0.2292	-	0.00
	1.140283	20	4.974612	00
D(S13(-1))	0.115	0.1601	0.7226	0.47
	755	74	82	42
C	0.004	0.0152	0.3116	0.75
	738	04	26	70
R-squared	0.516	Mean dependent	-	-
	130 var			0.001925
Adjusted R-squared	0.491	S.D. dependent		0.13
	317 var			7493
S.E. of regression	0.098	Akaike info		-
	063 criterion			1.737665
Sum squared resid	0.375	Schwarz criterion		-
	038			1.613545
Log likelihood	39.49	F-statistic		20.8

	095		0012
Durbin-Watson	2.034	Prob(F-statistic)	0.00
stat	862		0001

## وصفا

ADF Test	-	1% Critical	-
Statistic	4.244710	Value*	3.5930
		5% Critical Value	-
			2.9320
		10% Critical Value	-
			2.6039

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

## Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(S14)

Method: Least Squares

Date: 09/30/10 Time: 03:26

Sample(adjusted): 3 44

Included observations: 42 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S14(-1)	-	0.2226	-	0.00
	0.945230	84	4.244710	01
D(S14(-1))	-	0.1579	-	0.75
	0.050505	19	0.319816	08
C	0.017	0.0101	1.6847	0.10
	144	76	52	00
R-squared	0.509	Mean dependent		0.00
	002 var			1338
Adjusted R-squared	0.483	S.D. dependent		0.08
	822 var			4964
S.E. of regression	0.061	Akaike info		-
	043 criterion			2.685724
Sum squared resid	0.145	Schwarz criterion		-
	324			2.561605
Log likelihood	59.40	F-statistic		20.2

	021		1499
Durbin-Watson	2.038	Prob(F-statistic)	0.00
stat	925		0001



## وتجارت

ADF Test	-	1% Critical	-
Statistic	4.583169	Value*	3.5930
		5% Critical Value	-
			2.9320
		10% Critical Value	-
			2.6039

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

## Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(S15)

Method: Least Squares

Date: 09/30/10 Time: 03:27

Sample(adjusted): 3 44

Included observations: 42 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S15(-1)	-	0.2274	-	0.00
	1.042474	57	4.583169	00
D(S15(-1))	0.038	0.1604	0.2399	0.81
	496	02	95	16
C	0.022	0.0178	1.2853	0.20
	951	56	69	62
R-squared	0.501	Mean dependent	-	-
	887 var			0.000707
Adjusted R-squared	0.476	S.D. dependent		0.15
	343 var			2979
S.E. of regression	0.110	Akaike info		-
	702 criterion			1.495204
Sum squared resid	0.477	Schwarz criterion		-
	941			1.371085
Log likelihood	34.39	F-statistic		19.6

	929		4777
Durbin-Watson	1.997	Prob(F-statistic)	0.00
stat	654		0001

## وکار

ADF Test	-	1% Critical	-
Statistic	6.091979	Value*	3.5930
		5% Critical Value	-
			2.9320
		10% Critical Value	-
			2.6039

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

## Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(S16)

Method: Least Squares

Date: 09/30/10 Time: 03:28

Sample(adjusted): 3 44

Included observations: 42 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S16(-1)	-	0.2811	-	0.00
	1.712996	89	6.091979	00
D(S16(-1))	0.100	0.1632	0.6149	0.54
	406	74	54	22
C	0.009	0.0050	1.7884	0.08
	035	52	27	15
R-squared	0.775	Mean dependent	-	-
	098 var			0.000751
Adjusted R-squared	0.763	S.D. dependent		0.06
	564 var			4777
S.E. of regression	0.031	Akaike info		-
	498 criterion			4.009052
Sum squared resid	0.038	Schwarz criterion		-
	692			3.884933
Log likelihood	87.19	F-statistic		67.2

	010		0437
Durbin-Watson	1.946	Prob(F-statistic)	0.00
stat	704		0000

## دجابر

ADF Test	-	1% Critical	-
Statistic	5.499571	Value*	3.5930
		5% Critical Value	-
			2.9320
		10% Critical Value	-
			2.6039

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

## Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(S17)

Method: Least Squares

Date: 09/30/10 Time: 03:29

Sample(adjusted): 3 44

Included observations: 42 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S17(-1)	-	0.2441	-	0.00
	1.342835	71	5.499571	00
D(S17(-1))	0.141	0.1590	0.8904	0.37
	627	52	44	87
C	0.015	0.0128	1.2401	0.22
	885	09	50	23
R-squared	0.595	Mean dependent	-	-
	161 var			0.000912
Adjusted R-squared	0.574	S.D. dependent		0.12
	401 var			3517
S.E. of regression	0.080	Akaike info		-
	580 criterion			2.130378
Sum squared resid	0.253	Schwarz criterion		-
	234			2.006259
Log likelihood	47.73	F-statistic		28.6

	794		6735
Durbin-Watson	2.015	Prob(F-statistic)	0.00
stat	713		0000

## رَمپنا

ADF Test	-	1% Critical	-
Statistic	4.341390	Value*	3.5930
		5% Critical Value	-
			2.9320
		10% Critical Value	-
			2.6039

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

## Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(S18)

Method: Least Squares

Date: 09/30/10 Time: 03:29

Sample(adjusted): 3 44

Included observations: 42 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S18(-1)	-	0.2316	-	0.00
	1.005524	13	4.341390	01
D(S18(-1))	-	0.1589	-	0.75
	0.049136	04	0.309220	88
C	5.82E-	0.0131	0.0044	0.99
	05	71	17	65
R-squared	0.533	Mean dependent		0.00
	141 var			0767
Adjusted R-squared	0.509	S.D. dependent		0.12
	199 var			1837
S.E. of regression	0.085	Akaike info		-
	356 criterion			2.015234
Sum squared resid	0.284	Schwarz criterion		-
	137			1.891114
Log likelihood	45.31	F-statistic		22.2

	990		6848
Durbin-Watson	1.949	Prob(F-statistic)	0.00
stat	412		0000



## پلولة

ADF Test	-	1% Critical	-
Statistic	5.612799	Value*	3.5930
		5% Critical Value	-
			2.9320
		10% Critical Value	-
			2.6039

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

## Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(S19)

Method: Least Squares

Date: 09/30/10 Time: 03:30

Sample(adjusted): 3 44

Included observations: 42 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S19(-1)	-	0.2208	-	0.00
	1.239490	33	5.612799	00
D(S19(-1))	0.144	0.1515	0.9533	0.34
	496	65	59	63
C	-	0.0173	-	0.51
	0.011412	62	0.657289	49
R-squared	0.571	Mean dependent	-	-
	806 var			0.004472
Adjusted R-squared	0.549	S.D. dependent		0.16
	847 var			7405
S.E. of regression	0.112	Akaike info		-
	318 criterion			1.466215
Sum squared resid	0.491	Schwarz criterion		-
	998			1.342096
Log likelihood	33.79	F-statistic		26.0

	052		4006
Durbin-Watson	2.118	Prob(F-statistic)	0.00
stat	541		0000

## کاما

ADF Test	-	1% Critical	-
Statistic	6.352223	Value*	3.5930
		5% Critical Value	-
			2.9320
		10% Critical Value	-
			2.6039

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

## Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(S20)

Method: Least Squares

Date: 09/30/10 Time: 03:30

Sample(adjusted): 3 44

Included observations: 42 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S20(-1)	-	0.2573	-	0.00
	1.634837	65	6.352223	00
D(S20(-1))	0.232	0.1580	1.4744	0.14
	975	06	67	84
C	0.018	0.0123	1.4924	0.14
	475	79	52	36
R-squared	0.674	Mean dependent	-	-
	453 var			0.001320
Adjusted R-squared	0.657	S.D. dependent		0.13
	758 var			2629
S.E. of regression	0.077	Akaike info		-
	590 criterion			2.206009
Sum squared resid	0.234	Schwarz criterion		-
	788			2.081889
Log likelihood	49.32	F-statistic		40.3

	618		9917
Durbin-Watson	2.059	Prob(F-statistic)	0.00
stat	728		0000

## رانفور

ADF Test	-	1% Critical	-
Statistic	6.006284	Value*	3.5930
		5% Critical Value	-
			2.9320
		10% Critical Value	-
			2.6039

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

## Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(S21)

Method: Least Squares

Date: 09/30/10 Time: 03:30

Sample(adjusted): 3 44

Included observations: 42 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S21(-1)	-	0.2535	-	0.00
	1.523087	82	6.006284	00
D(S21(-1))	0.174	0.1573	1.1109	0.27
	802	49	21	34
C	0.035	0.0197	1.8095	0.07
	666	10	26	81
R-squared	0.659	Mean dependent	-	-
	799 var			0.000981
Adjusted R-squared	0.642	S.D. dependent		0.20
	353 var			3215
S.E. of regression	0.121	Akaike info		-
	530 criterion			1.308567
Sum squared resid	0.576	Schwarz criterion		-
	009			1.184448
Log likelihood	30.47	F-statistic		37.8

	991		1905
Durbin-Watson	2.048	Prob(F-statistic)	0.00
stat	983		0000

## پسند

ADF Test	-	1% Critical	-
Statistic	7.109066	Value*	3.5930
		5% Critical Value	-
			2.9320
		10% Critical Value	-
			2.6039

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

## Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(S22)

Method: Least Squares

Date: 09/30/10 Time: 03:30

Sample(adjusted): 3 44

Included observations: 42 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S22(-1)	-	0.2451	-	0.00
	1.742472	06	7.109066	00
D(S22(-1))	0.285	0.1481	1.9261	0.06
	388	64	66	14
C	0.001	0.0131	0.1021	0.91
	340	23	03	92
R-squared	0.707	Mean dependent		0.00
	813 var			0698
Adjusted R-squared	0.692	S.D. dependent		0.15
	830 var			3435
S.E. of regression	0.085	Akaike info criterion		-
	038			2.022687
Sum squared resid	0.282	Schwarz criterion		-
	027			1.898568
Log likelihood	45.47	F-statistic		47.2

	642		3820
Durbin-Watson	2.017	Prob(F-statistic)	0.00
stat	700		0000



## وتوشه

ADF Test	-	1% Critical	-
Statistic	5.110544	Value*	3.5930
		5% Critical Value	-
			2.9320
		10% Critical Value	-
			2.6039

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

## Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(S23)

Method: Least Squares

Date: 09/30/10 Time: 03:31

Sample(adjusted): 3 44

Included observations: 42 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S23(-1)	-	0.2167	-	0.00
	1.107668	42	5.110544	00
D(S23(-1))	0.173	0.1579	1.0969	0.27
	234	27	23	94
C	0.007	0.0142	0.5200	0.60
	385	00	69	60
R-squared	0.487	Mean dependent	-	-
	820 var			0.000219
Adjusted R-squared	0.461	S.D. dependent		0.12
	555 var			4782
S.E. of regression	0.091	Akaike info		-
	564 criterion			1.874811
Sum squared resid	0.326	Schwarz criterion		-
	974			1.750692
Log likelihood	42.37	F-statistic		18.5

	103		7257
Durbin-Watson	1.969	Prob(F-statistic)	0.00
stat	931		0002

## دکیمی

ADF Test	-	1% Critical	-
Statistic	5.416640	Value*	3.5930
		5% Critical Value	-
			2.9320
		10% Critical Value	-
			2.6039

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

## Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(S24)

Method: Least Squares

Date: 09/30/10 Time: 03:31

Sample(adjusted): 3 44

Included observations: 42 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S24(-1)	-	0.2246	-	0.00
	1.216695	22	5.416640	00
D(S24(-1))	0.221	0.1558	1.4246	0.16
	977	11	51	22
C	-	0.0062	-	0.92
	0.000561	28	0.090059	87
R-squared	0.514	Mean dependent	-	-
	000 var			0.001759
Adjusted R-squared	0.489	S.D. dependent		0.05
	077 var			6440
S.E. of regression	0.040	Akaike info		-
	343 criterion			3.514058
Sum squared resid	0.063	Schwarz criterion		-
	474			3.389939
Log likelihood	76.79	F-statistic		20.6

	522		2343
Durbin-Watson	2.010	Prob(F-statistic)	0.00
stat	923		0001

## کطیس

ADF Test	-	1% Critical	-
Statistic	6.126827	Value*	3.5930
		5% Critical Value	-
			2.9320
		10% Critical Value	-
			2.6039

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

## Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(S25)

Method: Least Squares

Date: 09/30/10 Time: 03:32

Sample(adjusted): 3 44

Included observations: 42 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S25(-1)	-	0.2513	-	0.00
	1.539912	39	6.126827	00
D(S25(-1))	0.164	0.1549	1.0590	0.29
	115	60	78	61
C	0.047	0.0216	2.1767	0.03
	215	91	77	56
R-squared	0.673	Mean dependent		0.00
	152 var			0554
Adjusted R-squared	0.656	S.D. dependent		0.22
	390 var			6435
S.E. of regression	0.132	Akaike info		-
	732 criterion			1.132222
Sum squared resid	0.687	Schwarz criterion		-
	093			1.008103
Log likelihood	26.77	F-statistic		40.1

	666		6074
Durbin-Watson	2.069	Prob(F-statistic)	0.00
stat	886		0000

## فرآور

ADF Test	-	1% Critical	-
Statistic	5.518184	Value*	3.5930
		5% Critical Value	-
			2.9320
		10% Critical Value	-
			2.6039

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

## Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(S26)

Method: Least Squares

Date: 09/30/10 Time: 03:32

Sample(adjusted): 3 44

Included observations: 42 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S26(-1)	-	0.2396	-	0.00
	1.322527	67	5.518184	00
D(S26(-1))	0.160	0.1586	1.0108	0.31
	417	96	45	83
C	0.005	0.0182	0.3276	0.74
	981	53	82	49
R-squared	0.578	Mean dependent	-	-
	943 var			0.002505
Adjusted R-squared	0.557	S.D. dependent		0.17
	350 var			7166
S.E. of regression	0.117	Akaike info		-
	872 criterion			1.369682
Sum squared resid	0.541	Schwarz criterion		-
	861			1.245563
Log likelihood	31.76	F-statistic		26.8

	332		1203
Durbin-Watson	1.974	Prob(F-statistic)	0.00
stat	537		0000



## شکربن

ADF Test	-	1% Critical	-
Statistic	5.215886	Value*	3.5930
		5% Critical Value	-
			2.9320
		10% Critical Value	-
			2.6039

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

## Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(S27)

Method: Least Squares

Date: 09/30/10 Time: 03:32

Sample(adjusted): 3 44

Included observations: 42 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S27(-1)	-	0.2437	-	0.00
	1.271197	16	5.215886	00
D(S27(-1))	0.031	0.1525	0.2067	0.83
	544	47	85	73
C	-	0.0103	-	0.43
	0.008089	38	0.782485	87
R-squared	0.615	Mean dependent	-	-
	663 var			0.000501
Adjusted R-squared	0.595	S.D. dependent		0.10
	954 var			3729
S.E. of regression	0.065	Akaike info		-
	935 criterion			2.531556
Sum squared resid	0.169	Schwarz criterion		-
	548			2.407437
Log likelihood	56.16	F-statistic		31.2

	268		3677
Durbin-Watson	1.990	Prob(F-statistic)	0.00
stat	352		0000

## حتایید

ADF Test	-	1% Critical	-
Statistic	3.838844	Value*	3.5930
		5% Critical Value	-
			2.9320
		10% Critical Value	-
			2.6039

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

## Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(S28)

Method: Least Squares

Date: 09/30/10 Time: 03:33

Sample(adjusted): 3 44

Included observations: 42 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S28(-1)	-0.813468	0.211904	-3.838844	0.0004
D(S28(-1))	-0.082169	0.159160	-0.516265	0.6086
C	-0.020482	0.012926	-1.584546	0.1211
R-squared	0.444532	Mean dependent var		-0.002518
Adjusted R-squared	0.416046	S.D. dependent var		0.102936
S.E. of regression	0.078661	Akaike info criterion		-2.178598
Sum squared resid	0.241312	Schwarz criterion		-2.054479
Log likelihood	48.75	F-statistic		15.6

	056		0553
Durbin-Watson	1.987	Prob(F-statistic)	0.00
stat	012		0010

## شخارک

ADF Test	-	1% Critical	-
Statistic	5.995823	Value*	3.5930
		5% Critical Value	-
			2.9320
		10% Critical Value	-
			2.6039

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

## Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(S29)

Method: Least Squares

Date: 09/30/10 Time: 03:33

Sample(adjusted): 3 44

Included observations: 42 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S29(-1)	-	0.2614	-	0.00
	1.567344	06	5.995823	00
D(S29(-1))	0.127	0.1569	0.8133	0.42
	686	91	30	10
C	0.020	0.0106	1.8946	0.06
	210	67	41	56
R-squared	0.703	Mean dependent		0.00
	575 var			0701
Adjusted R-squared	0.688	S.D. dependent		0.11
	374 var			8063
S.E. of regression	0.065	Akaike info		-
	907 criterion			2.532401
Sum squared resid	0.169	Schwarz criterion		-
	405			2.408282
Log likelihood	56.18	F-statistic		46.2

	042		8398
Durbin-Watson	2.057	Prob(F-statistic)	0.00
stat	106		0000

## سختارک

ADF Test	-	1% Critical	-
Statistic	6.924762	Value*	3.5930
		5% Critical Value	-
			2.9320
		10% Critical Value	-
			2.6039

\*MacKinnon critical values for rejection of hypothesis of a unit root.

## Augmented Dickey-Fuller Test Equation

Dependent Variable: D(S30)

Method: Least Squares

Date: 09/30/10 Time: 03:34

Sample(adjusted): 3 44

Included observations: 42 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
S30(-1)	-	0.2467	-	0.00
	1.708742	58	6.924762	00
D(S30(-1))	0.286	0.1513	1.8964	0.06
	948	08	51	53
C	0.024	0.0147	1.6327	0.11
	046	27	68	06
R-squared	0.697	Mean dependent		0.00
	433 var			1744
Adjusted R-squared	0.681	S.D. dependent		0.16
	917 var			5112
S.E. of regression	0.093	Akaike info		-
	121 criterion			1.841078
Sum squared resid	0.338	Schwarz criterion		-
	192			1.716959
Log likelihood	41.66	F-statistic		44.9

	264		4864
Durbin-Watson	2.181	Prob(F-statistic)	0.00
stat	922		0000



## پیوست ۲

## وبانک

## Two-way ANOVA: result versus Lag, Neuron

Source	DF	SS	MS	F	P
Lag	9	0.0002294	0.0000255	1.46	0.162
Neuron	9	0.0002688	0.0000299	1.71	0.085
Interaction	81	0.0011118	0.0000137	0.78	0.908
Error	400	0.0069992	0.0000175		
Total	499	0.0086092			

S = 0.004183    R-Sq = 18.70%    R-Sq(adj) = 0.00%

## وبملت

## Two-way ANOVA: result versus Lag, Neuron

Source	DF	SS	MS	F	P
Lag	9	0.0000617	0.0000069	1.93	0.046
Neuron	9	0.0000453	0.0000050	1.42	0.179
Interaction	81	0.0002590	0.0000032	0.90	0.715
Error	400	0.0014216	0.0000036		
Total	499	0.0017876			

S = 0.001885    R-Sq = 20.48%    R-Sq(adj) = 0.79%

## خیارس

## Two-way ANOVA: result versus Lag, Neuron

Source	DF	SS	MS	F	P
Lag	9	0.0041298	0.0004589	2.90	0.002
Neuron	9	0.0027005	0.0003001	1.90	0.051
Interaction	81	0.0155949	0.0001925	1.22	0.113
Error	400	0.0631951	0.0001580		
Total	499	0.0856203			

S = 0.01257    R-Sq = 26.19%    R-Sq(adj) = 7.92%

## پارسیان

## Two-way ANOVA: result versus Lag, Neuron

Source	DF	SS	MS	F	P
Lag	9	0.0000129	0.0000014	1.82	0.063
Neuron	9	0.0000104	0.0000012	1.46	0.160
Interaction	81	0.0000617	0.0000008	0.97	0.562
Error	400	0.0003153	0.0000008		
Total	499	0.0004003			

S = 0.0008878    R-Sq = 21.24%    R-Sq(adj) = 1.74%

## اخبار

## Two-way ANOVA: result versus Lag, Neuron

Source	DF	SS	MS	F	P
Lag	9	0.0011175	0.0001242	1.39	0.191
Neuron	9	0.0038353	0.0004261	4.76	0.000
Interaction	81	0.0062263	0.0000769	0.86	0.796
Error	400	0.0357940	0.0000895		
Total	499	0.0469730			

S = 0.009460    R-Sq = 23.80%    R-Sq(adj) = 4.94%

## فملی

## Two-way ANOVA: result versus Lag, Neuron

Source	DF	SS	MS	F	P
--------	----	----	----	---	---

Lag	9	0.0007184	0.0000798	2.28	0.017
Neuron	9	0.0002708	0.0000301	0.86	0.563
Interaction	81	0.0025084	0.0000310	0.88	0.748
Error	400	0.0140199	0.0000350		
Total	499	0.0175176			

S = 0.005920    R-Sq = 19.97%    R-Sq(adj) = 0.16%

## حفاری

## Two-way ANOVA: result versus Lag, Neuron

Source	DF	SS	MS	F	P
Lag	9	0.0000651	0.0000072	2.03	0.035
Neuron	9	0.0000167	0.0000019	0.52	0.859
Interaction	81	0.0003171	0.0000039	1.10	0.276
Error	400	0.0014241	0.0000036		
Total	499	0.0018230			

S = 0.001887    R-Sq = 21.88%    R-Sq(adj) = 2.55%

## بترانس

## Two-way ANOVA: result versus Lag, Neuron

Source	DF	SS	MS	F	P
Lag	9	0.0022975	0.0002553	2.37	0.013
Neuron	9	0.0008693	0.0000966	0.90	0.530
Interaction	81	0.0102163	0.0001261	1.17	0.169
Error	400	0.0431620	0.0001079		
Total	499	0.0565451			

S = 0.01039    R-Sq = 23.67%    R-Sq(adj) = 4.78%

## فباهر

## Two-way ANOVA: result versus Lag, Neuron

Source	DF	SS	MS	F	P
--------	----	----	----	---	---

Lag	9	0.0008580	0.0000953	3.75	0.000
Neuron	9	0.0009149	0.0001017	4.00	0.000
Interaction	81	0.0027095	0.0000335	1.32	0.046
Error	400	0.0101588	0.0000254		
Total	499	0.0146412			

S = 0.005040    R-Sq = 30.61%    R-Sq(adj) = 13.44%

## ونوین

## Two-way ANOVA: result versus Lag, Neuron

Source	DF	SS	MS	F	P
Lag	9	0.0002391	0.0000266	4.26	0.000
Neuron	9	0.0001215	0.0000135	2.16	0.024
Interaction	81	0.0004291	0.0000053	0.85	0.813
Error	400	0.0024947	0.0000062		
Total	499	0.0032844			

S = 0.002497    R-Sq = 24.04%    R-Sq(adj) = 5.24%

## وبانک

## Two-way ANOVA: result versus Lag, Neuron

Source	DF	SS	MS	F	P
Lag	9	0.0005962	0.0000662	4.01	0.000
Neuron	9	0.0005123	0.0000569	3.45	0.000
Interaction	81	0.0015938	0.0000197	1.19	0.141
Error	400	0.0066006	0.0000165		
Total	499	0.0093028			

S = 0.004062    R-Sq = 29.05%    R-Sq(adj) = 11.49%

## وسینا

## Two-way ANOVA: result versus Lag, Neuron

Source	DF	SS	MS	F	P
--------	----	----	----	---	---

Lag	9	0.0000394	0.0000044	2.77	0.004
Neuron	9	0.0000161	0.0000018	1.13	0.339
Interaction	81	0.0001093	0.0000013	0.85	0.804
Error	400	0.0006316	0.0000016		
Total	499	0.0007964			

S = 0.001257    R-Sq = 20.70%    R-Sq(adj) = 1.07%



## فاذر

## Two-way ANOVA: result versus Lag, Neuron

Source	DF	SS	MS	F	P
Lag	9	0.0014467	0.0001607	1.20	0.292
Neuron	9	0.0031408	0.0003490	2.61	0.006
Interaction	81	0.0121565	0.0001501	1.12	0.238
Error	400	0.0535169	0.0001338		
Total	499	0.0702609			

S = 0.01157    R-Sq = 23.83%    R-Sq(adj) = 4.98%

## وصنا

## Two-way ANOVA: result versus Lag, Neuron

Source	DF	SS	MS	F	P
Lag	9	0.0000427	0.0000047	0.75	0.663
Neuron	9	0.0001461	0.0000162	2.57	0.007
Interaction	81	0.0005112	0.0000063	1.00	0.487
Error	400	0.0025270	0.0000063		
Total	499	0.0032270			

S = 0.002513    R-Sq = 21.69%    R-Sq(adj) = 2.31%

## وتجارت

## Two-way ANOVA: result versus Lag, Neuron

Source	DF	SS	MS	F	P
--------	----	----	----	---	---

Lag	9	0.003802	0.0004224	2.07	0.031
Neuron	9	0.003336	0.0003707	1.82	0.064
Interaction	81	0.015155	0.0001871	0.92	0.678
Error	400	0.081669	0.0002042		
Total	499	0.103962			

S = 0.01429    R-Sq = 21.44%    R-Sq(adj) = 2.00%

## وکار

## Two-way ANOVA: result versus Lag, Neuron

Source	DF	SS	MS	F	P
Lag	9	0.0000251	0.0000028	2.23	0.020
Neuron	9	0.0000079	0.0000009	0.70	0.709
Interaction	81	0.0001208	0.0000015	1.19	0.142
Error	400	0.0005006	0.0000013		
Total	499	0.0006544			

S = 0.001119    R-Sq = 23.50%    R-Sq(adj) = 4.57%

## دجابر

## Two-way ANOVA: result versus Lag, Neuron

Source	DF	SS	MS	F	P
Lag	9	0.0020305	0.0002256	7.17	0.000
Neuron	9	0.0006213	0.0000690	2.19	0.022
Interaction	81	0.0030549	0.0000377	1.20	0.134
Error	400	0.0125841	0.0000315		
Total	499	0.0182909			

S = 0.005609    R-Sq = 31.20%    R-Sq(adj) = 14.17%

## رمپنا

## Two-way ANOVA: result versus Lag, Neuron

Source	DF	SS	MS	F	P
Lag	9	0.0005663	0.0000629	1.37	0.201

Neuron	9	0.0013570	0.0001508	3.28	0.001
Interaction	81	0.0039604	0.0000489	1.06	0.347
Error	400	0.0184019	0.0000460		
Total	499	0.0242855			

S = 0.006783    R-Sq = 24.23%    R-Sq(adj) = 5.47%

## پلولة

## Two-way ANOVA: result versus Lag, Neuron

Source	DF	SS	MS	F	P
Lag	9	2.22625E+08	24736074	1.00	0.439
Neuron	9	2.22624E+08	24735963	1.00	0.439
Interaction	81	2.00362E+09	24736045	1.00	0.485
Error	400	9.89441E+09	24736035		
Total	499	1.23433E+10			

S = 4974    R-Sq = 19.84%    R-Sq(adj) = 0.00%

## کاما

## Two-way ANOVA: result versus Lag, Neuron

Source	DF	SS	MS	F	P
Lag	9	0.0028292	0.0003144	4.91	0.000
Neuron	9	0.0011758	0.0001306	2.04	0.034
Interaction	81	0.0088080	0.0001087	1.70	0.001
Error	400	0.0256158	0.0000640		
Total	499	0.0384288			

S = 0.008002    R-Sq = 33.34%    R-Sq(adj) = 16.84%

## رانفور

## Two-way ANOVA: result versus Lag, Neuron

Source	DF	SS	MS	F	P
Lag	9	0.0029278	0.0003253	2.12	0.027
Neuron	9	0.0038333	0.0004259	2.78	0.004
Interaction	81	0.0174261	0.0002151	1.40	0.019

Error	400	0.0613241	0.0001533
Total	499	0.0855112	
S = 0.01238     R-Sq = 28.29%     R-Sq(adj) = 10.54%			

## پسهند

## Two-way ANOVA: result versus Lag, Neuron

Source	DF	SS	MS	F	P
Lag	9	0.003198	0.0003554	1.02	0.421
Neuron	9	0.002727	0.0003030	0.87	0.550
Interaction	81	0.027574	0.0003404	0.98	0.532
Error	400	0.138960	0.0003474		
Total	499	0.172459			

S = 0.01864    R-Sq = 19.42%    R-Sq(adj) = 0.00%

## وتوشه

## Two-way ANOVA: result versus Lag, Neuron

Source	DF	SS	MS	F	P
Lag	9	0.0011602	0.0001289	3.27	0.001
Neuron	9	0.0010210	0.0001134	2.88	0.003
Interaction	81	0.0036252	0.0000448	1.14	0.217
Error	400	0.0157693	0.0000394		
Total	499	0.0215757			

S = 0.006279    R-Sq = 26.91%    R-Sq(adj) = 8.82%

## دکیمی

## Two-way ANOVA: result versus Lag, Neuron

Source	DF	SS	MS	F	P
Lag	9	0.0000518	0.0000058	1.31	0.229

Neuron	9	0.0000557	0.0000062	1.41	0.181
Interaction	81	0.0003605	0.0000045	1.01	0.451
Error	400	0.0017546	0.0000044		
Total	499	0.0022227			

S = 0.002094    R-Sq = 21.06%    R-Sq(adj) = 1.52%



کطبس

Two-way ANOVA: result versus Lag, Neuron

Source	DF	SS	MS	F	P
Lag	9	0.022515	0.0025017	3.01	0.002
Neuron	9	0.018833	0.0020925	2.52	0.008
Interaction	81	0.080299	0.0009913	1.19	0.141
Error	400	0.332656	0.0008316		
Total	499	0.454303			

S = 0.02884    R-Sq = 26.78%    R-Sq(adj) = 8.65%

فراور

Two-way ANOVA: result versus Lag, Neuron

Source	DF	SS	MS	F	P
Lag	9	0.006754	0.0007505	1.04	0.407
Neuron	9	0.015128	0.0016809	2.33	0.014
Interaction	81	0.053748	0.0006636	0.92	0.671
Error	400	0.288593	0.0007215		
Total	499	0.364224			

S = 0.02686    R-Sq = 20.76%    R-Sq(adj) = 1.15%

شکربن

Two-way ANOVA: result versus Lag, Neuron

Source	DF	SS	MS	F	P
Lag	9	0.0001447	0.0000161	1.44	0.167

Neuron	9	0.0004279	0.0000475	4.27	0.000
Interaction	81	0.0008825	0.0000109	0.98	0.535
Error	400	0.0044540	0.0000111		
Total	499	0.0059091			

S = 0.003337    R-Sq = 24.62%    R-Sq(adj) = 5.97%

## شخارک

## Two-way ANOVA: result versus Lag, Neuron

Source	DF	SS	MS	F	P
Lag	9	0.0014550	0.0001617	2.27	0.017
Neuron	9	0.0013043	0.0001449	2.03	0.035
Interaction	81	0.0055632	0.0000687	0.96	0.570
Error	400	0.0285160	0.0000713		
Total	499	0.0368385			

S = 0.008443    R-Sq = 22.59%    R-Sq(adj) = 3.43%

## سغرب

## Two-way ANOVA: result versus Lag, Neuron

Source	DF	SS	MS	F	P
Lag	9	0.0006853	0.0000761	3.26	0.001
Neuron	9	0.0003001	0.0000333	1.43	0.175
Interaction	81	0.0013378	0.0000165	0.71	0.971
Error	400	0.0093547	0.0000234		
Total	499	0.0116779			

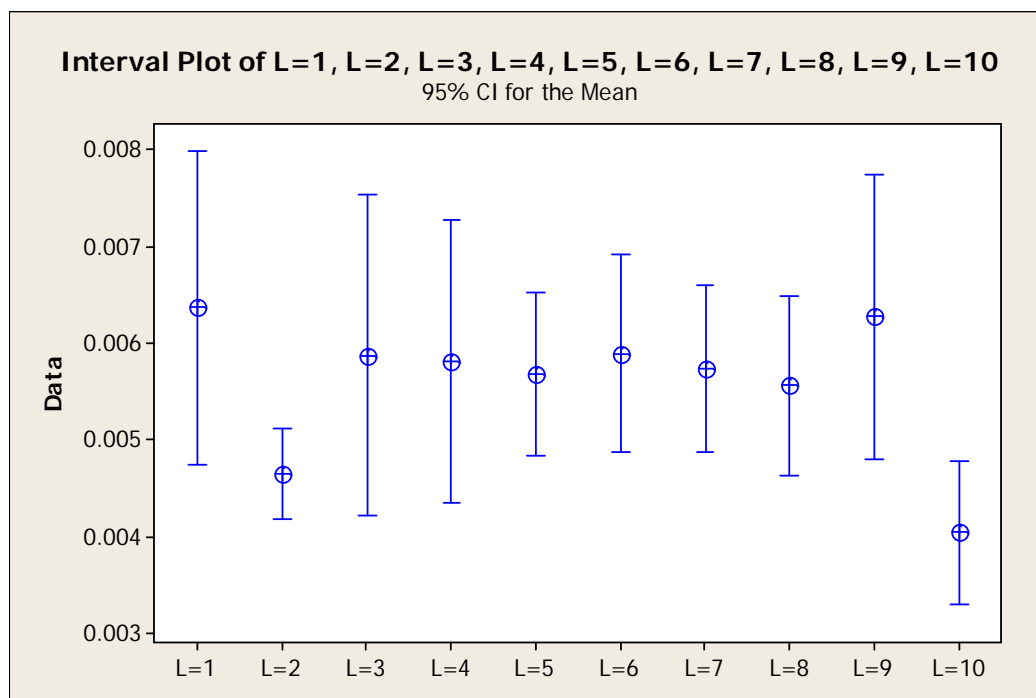
S = 0.004836    R-Sq = 19.89%    R-Sq(adj) = 0.07%



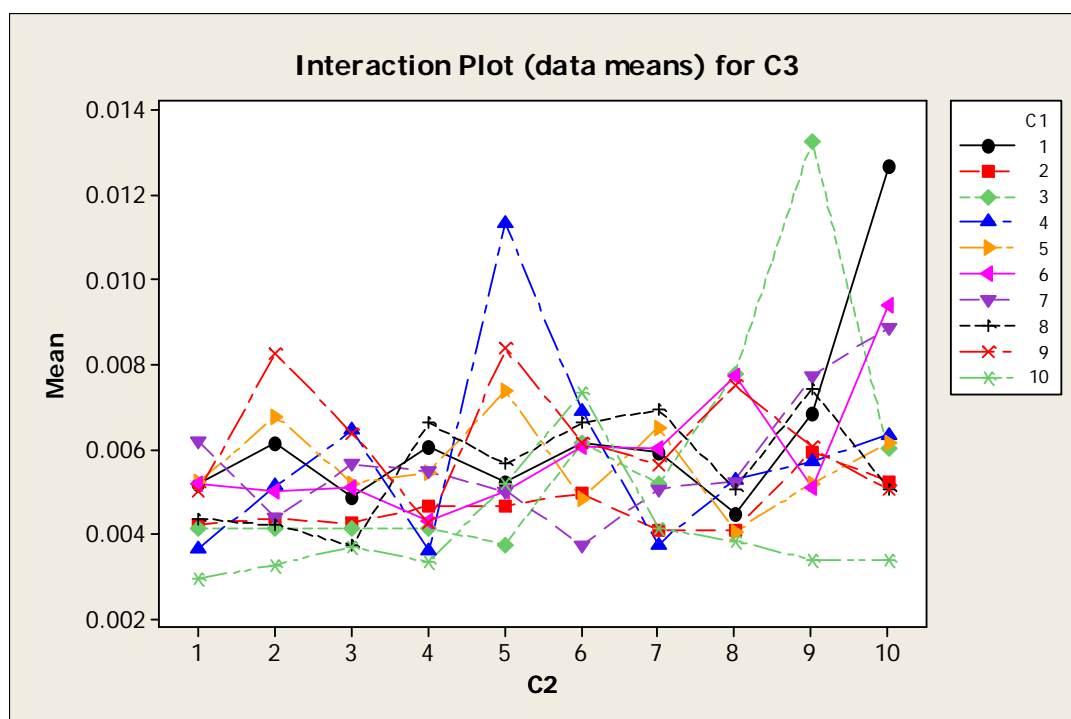
## پیوست ۳

## وبانک

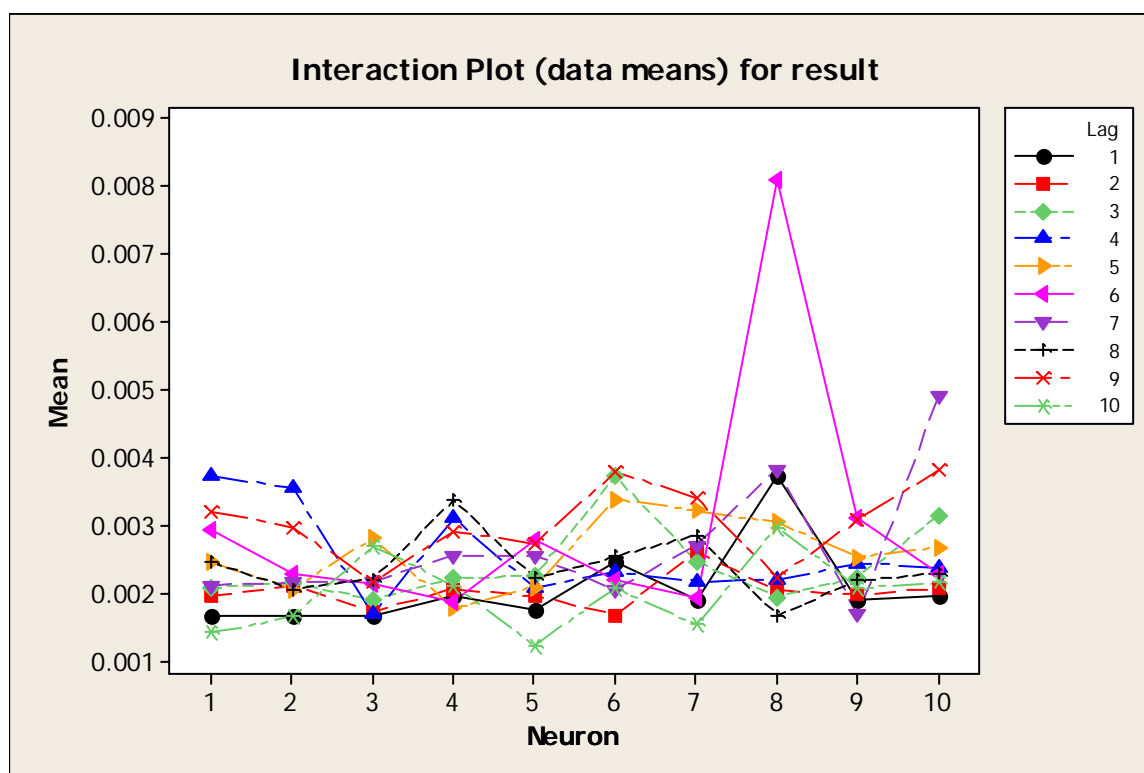
Lag



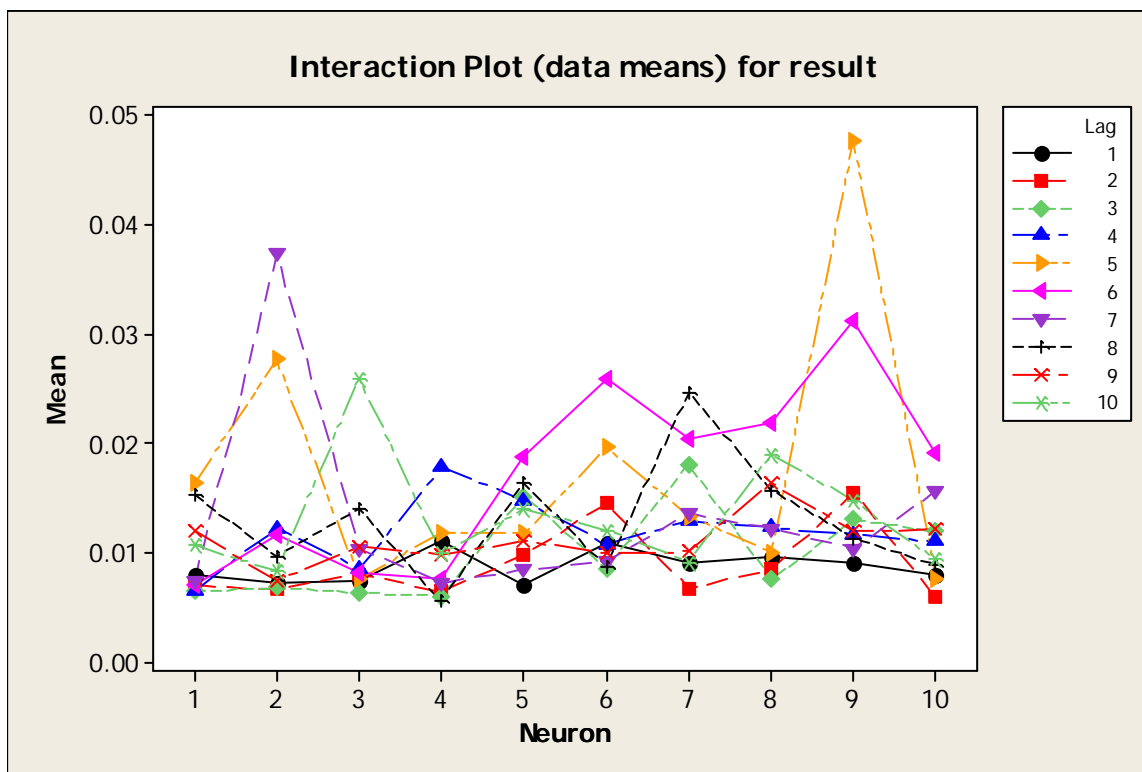
Interaction



## وبملت

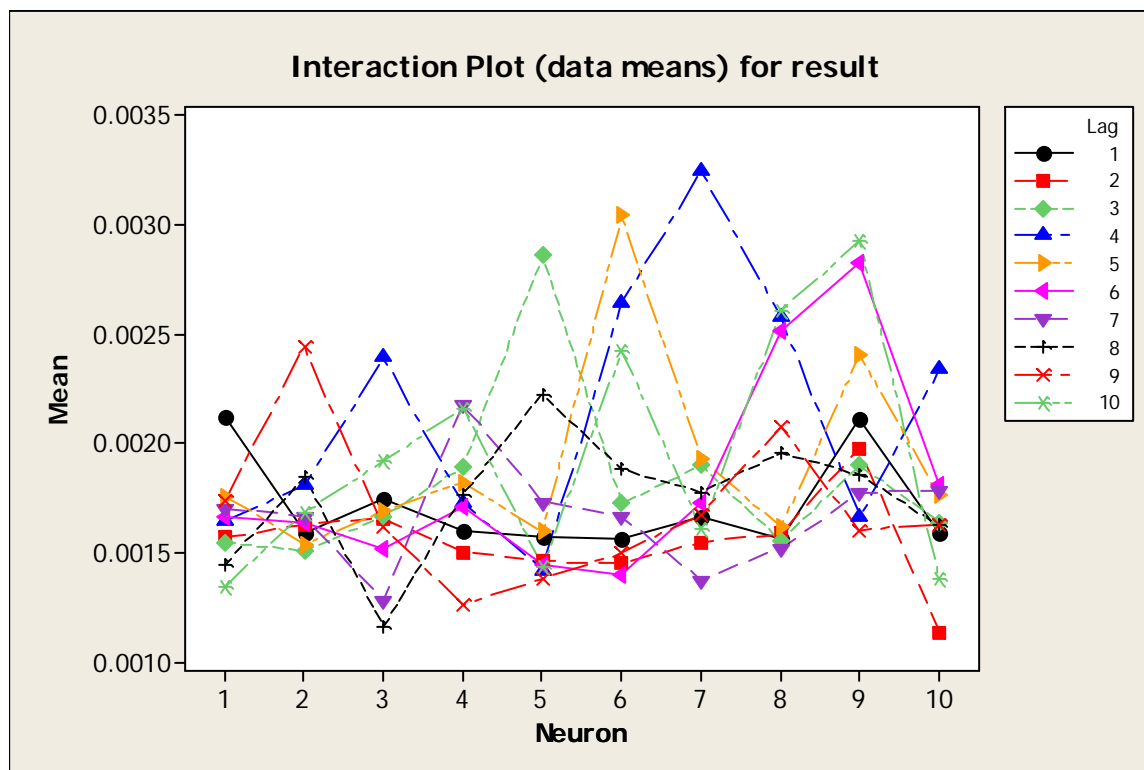


## خیارس

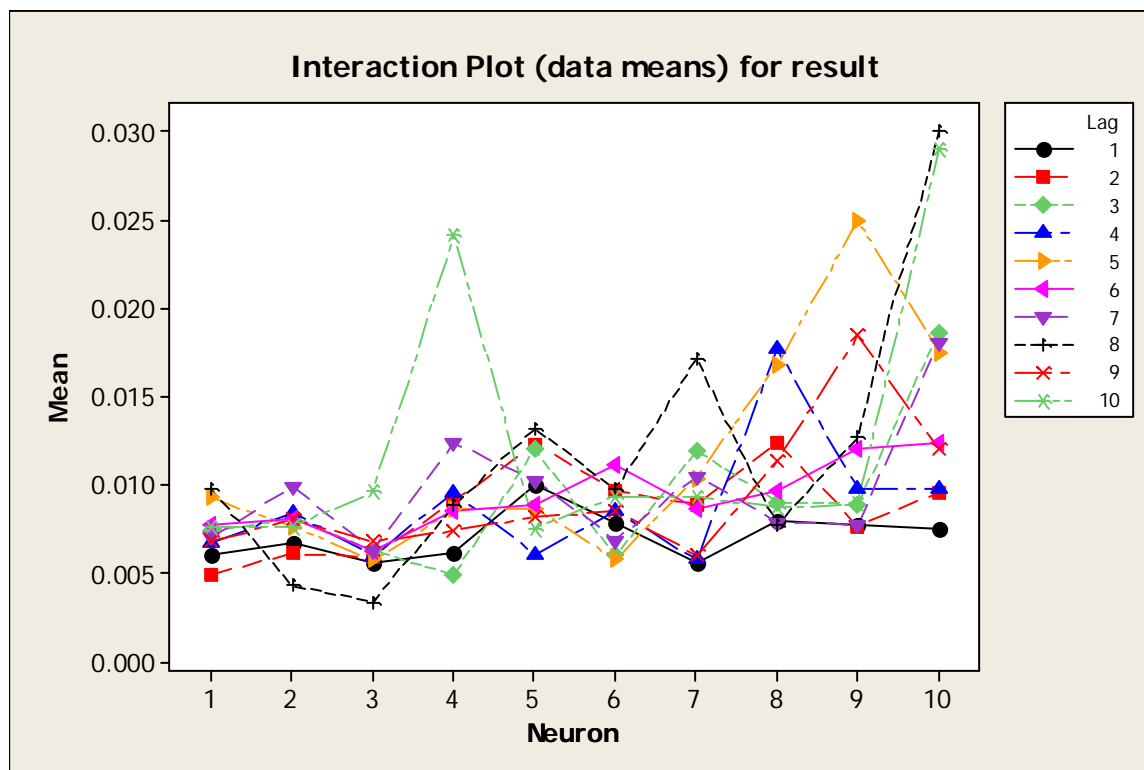




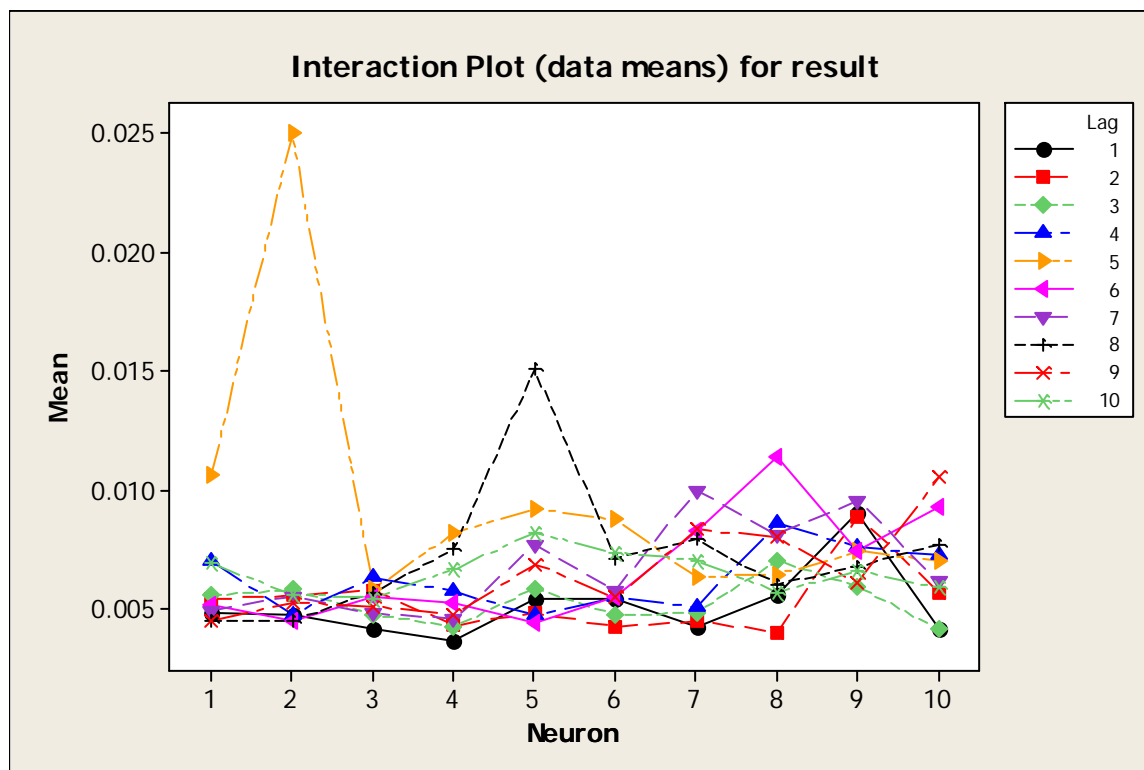
## پارسیان



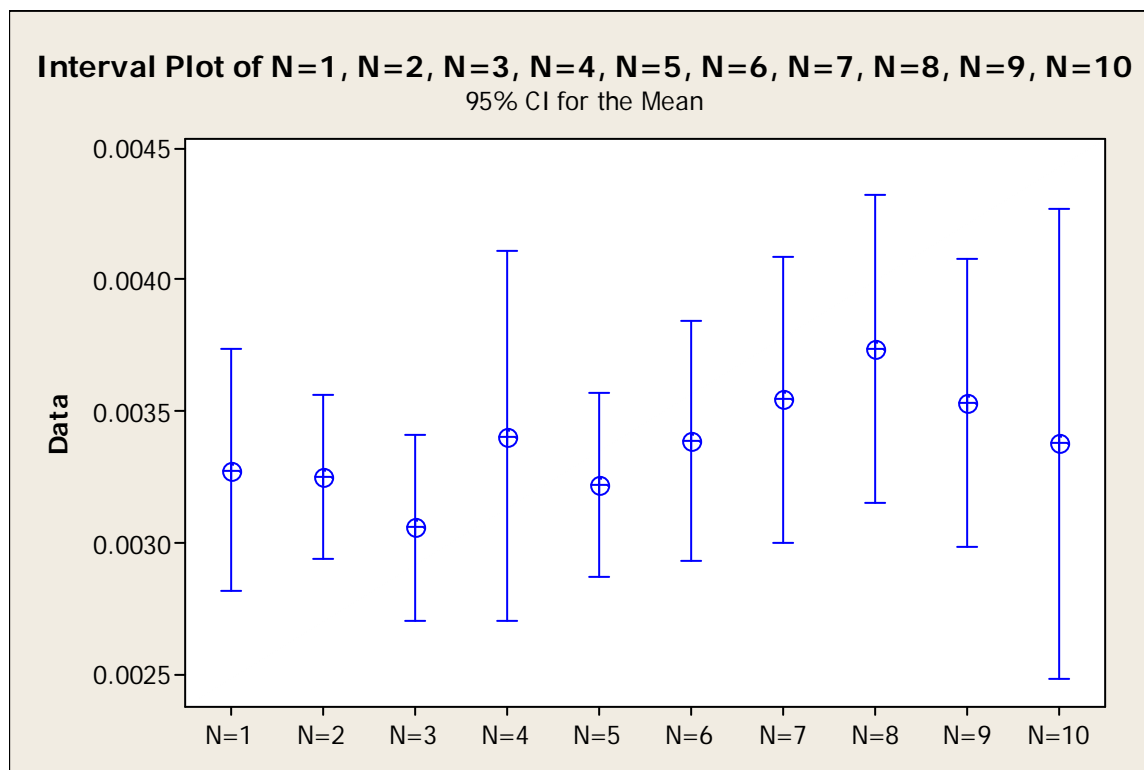
# اخبار

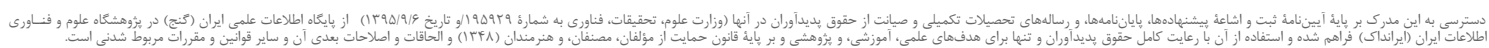


## فملی

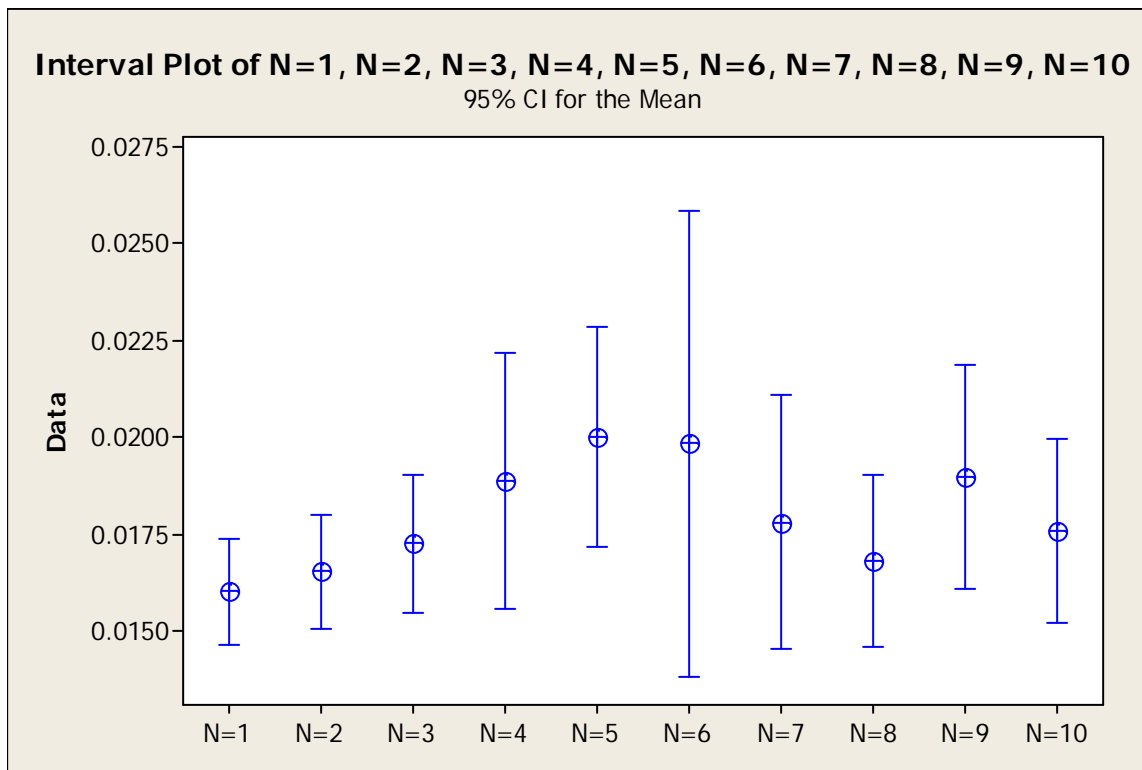


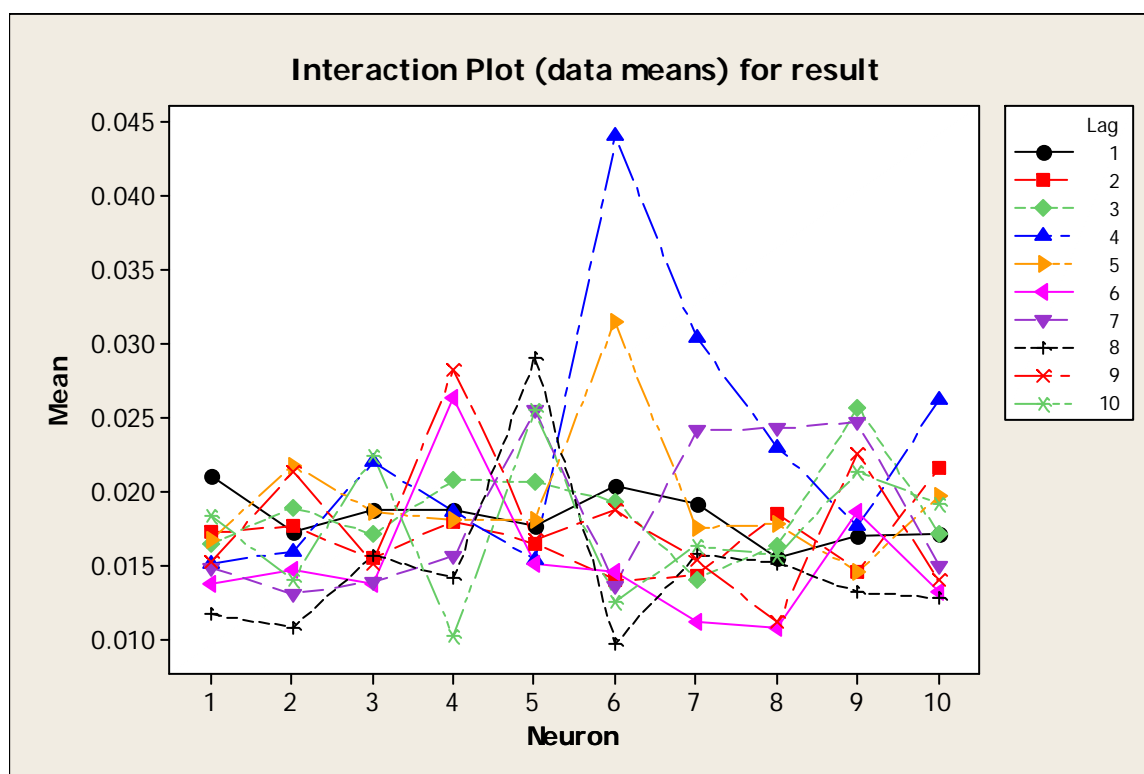
## حفاری



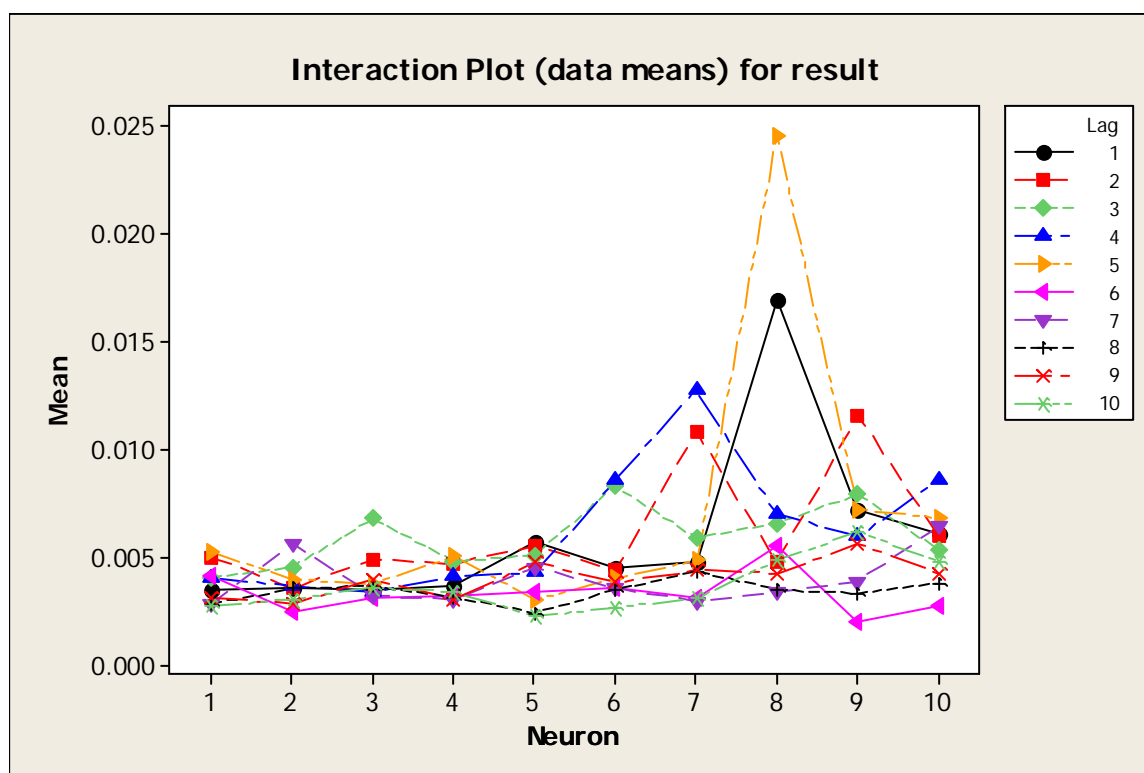


## بترانس



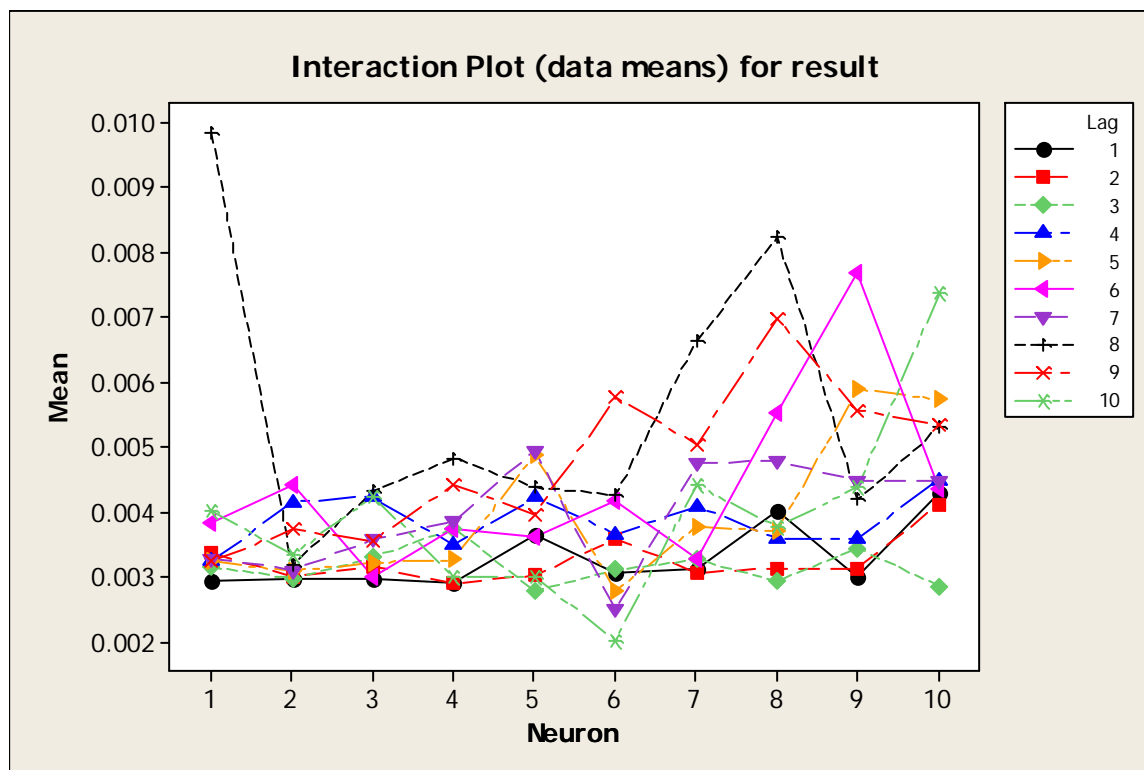


## فباهر

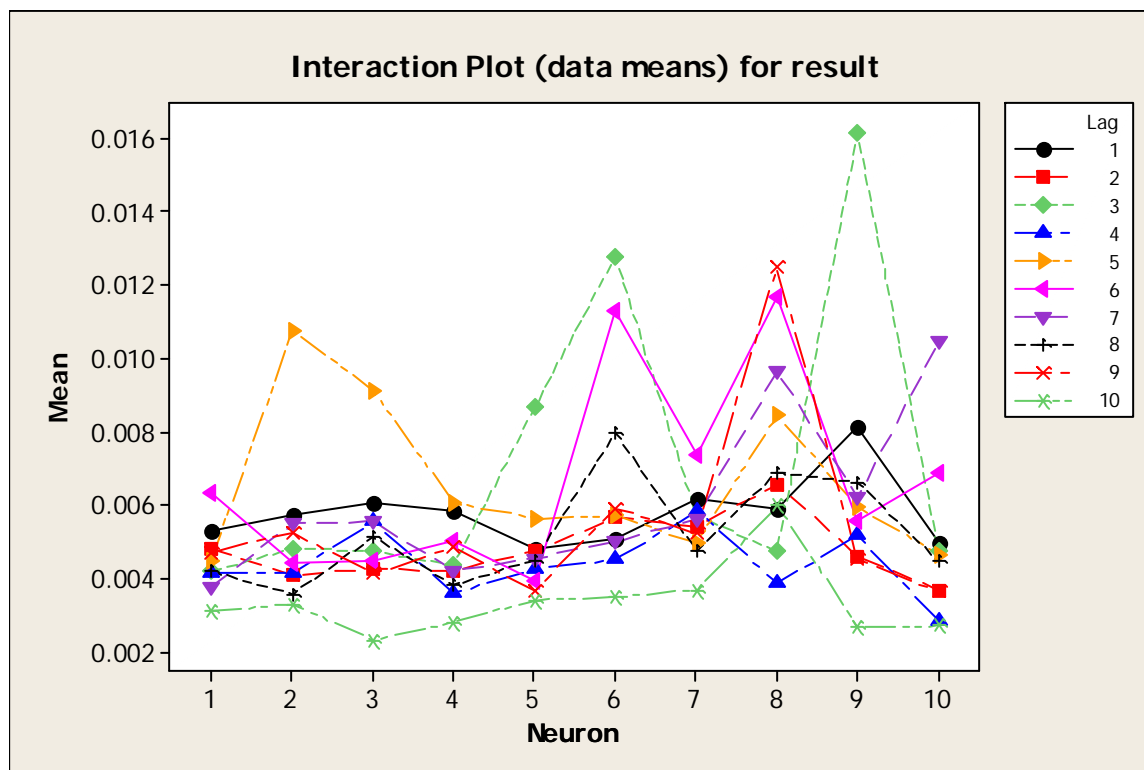




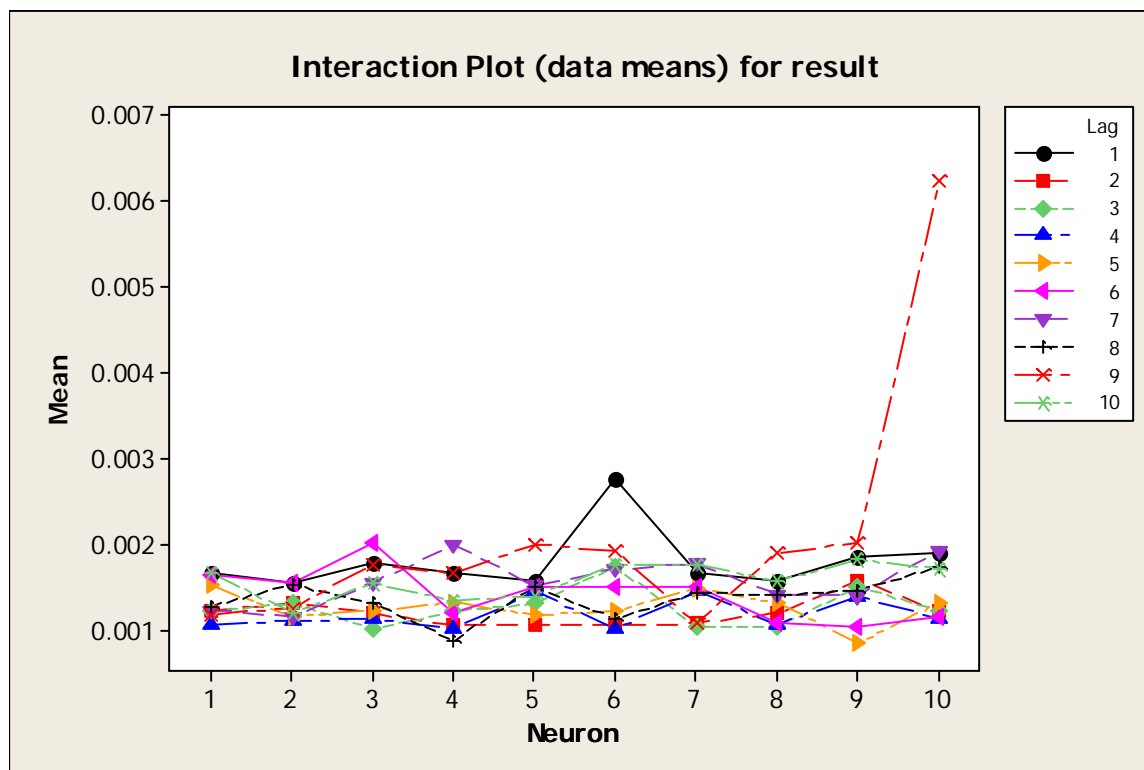
## ونوین



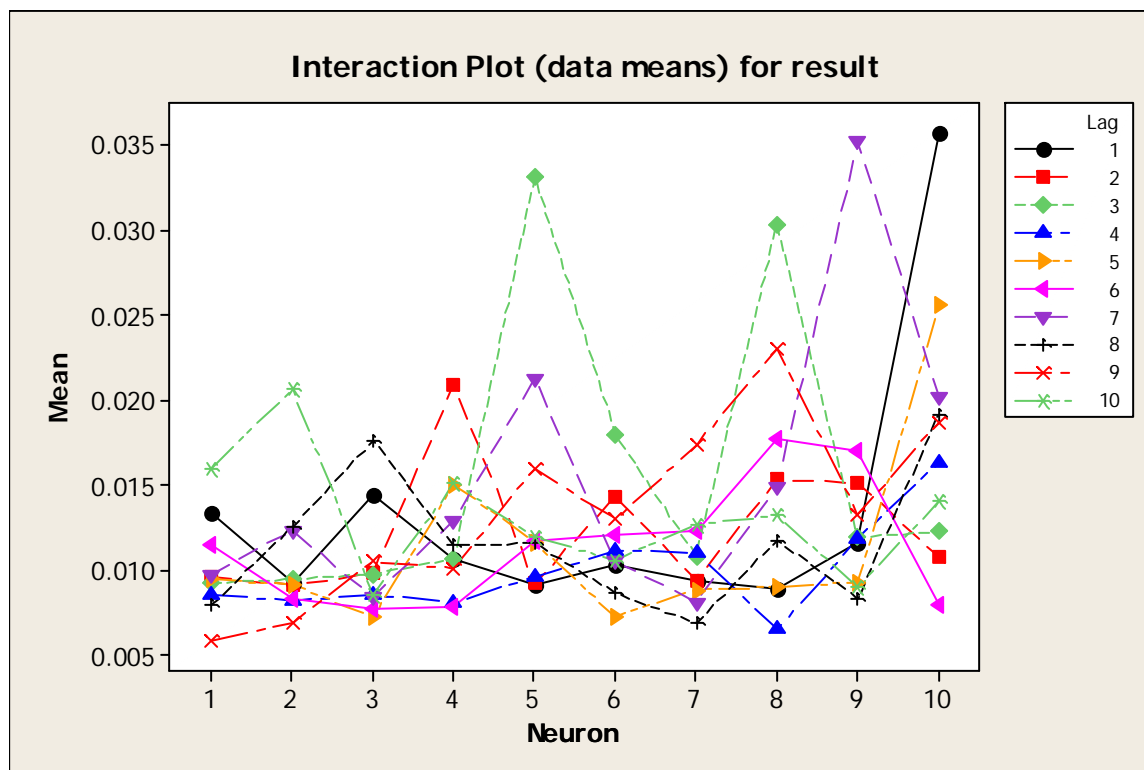
## وبانک



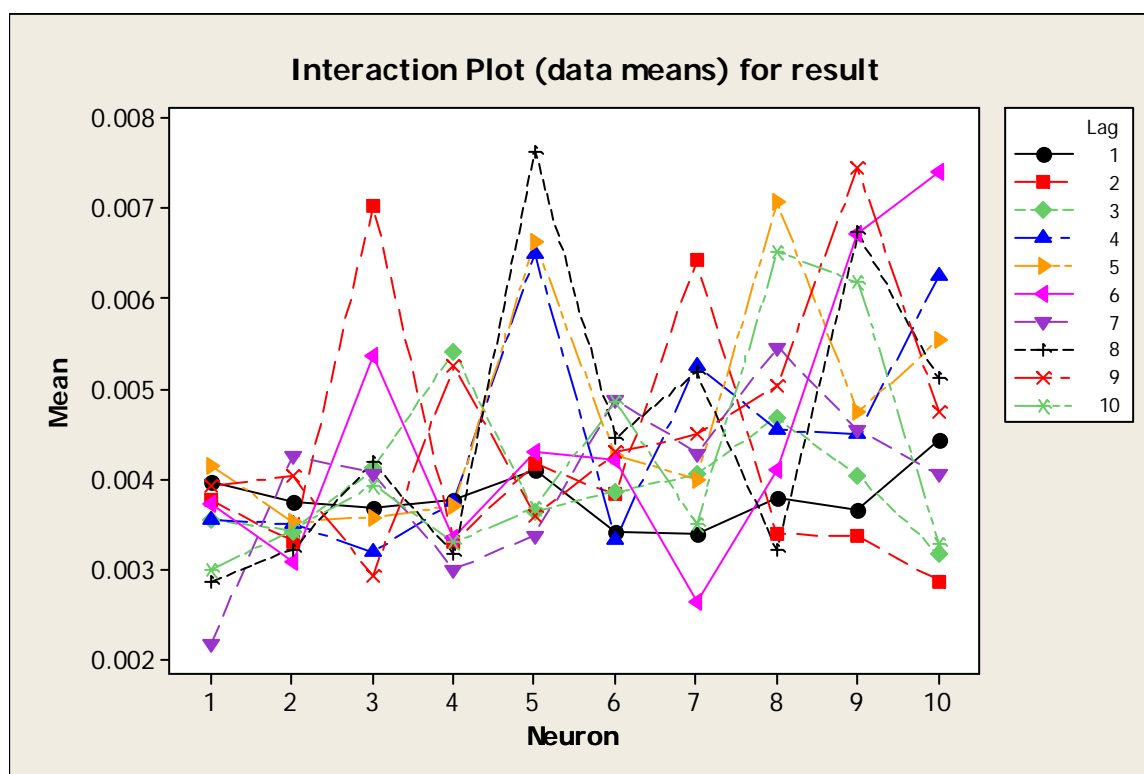
## وسینا



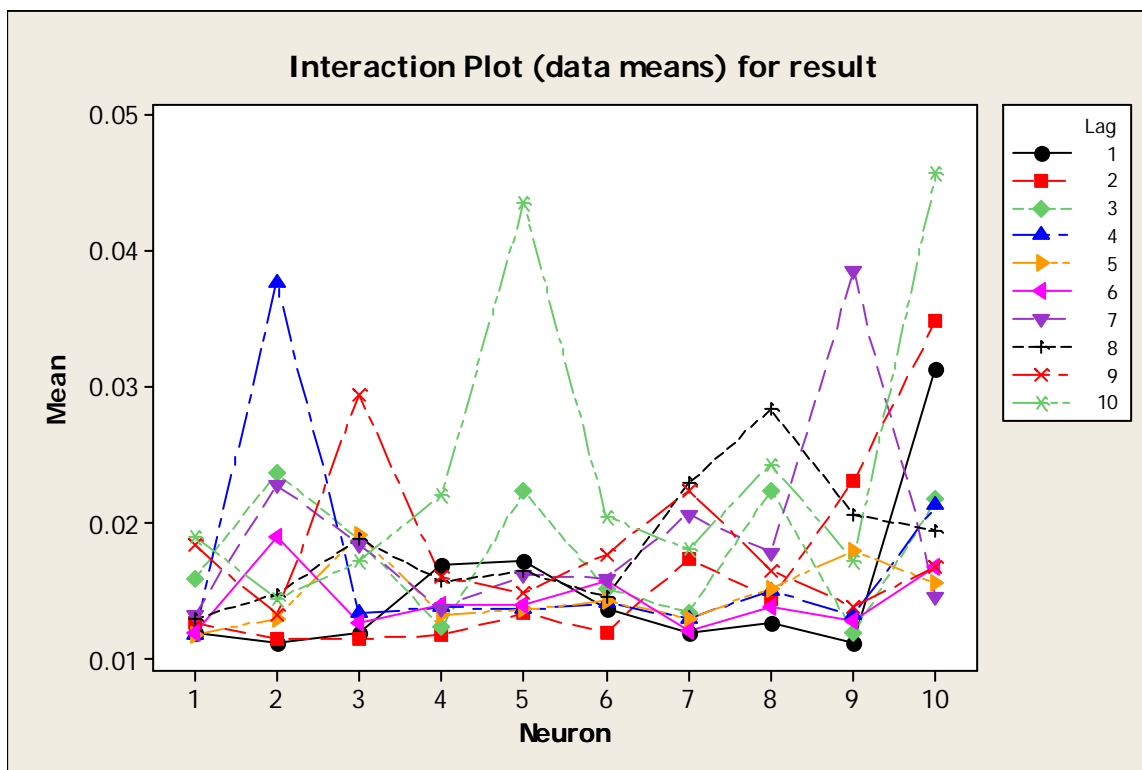
## فاذر



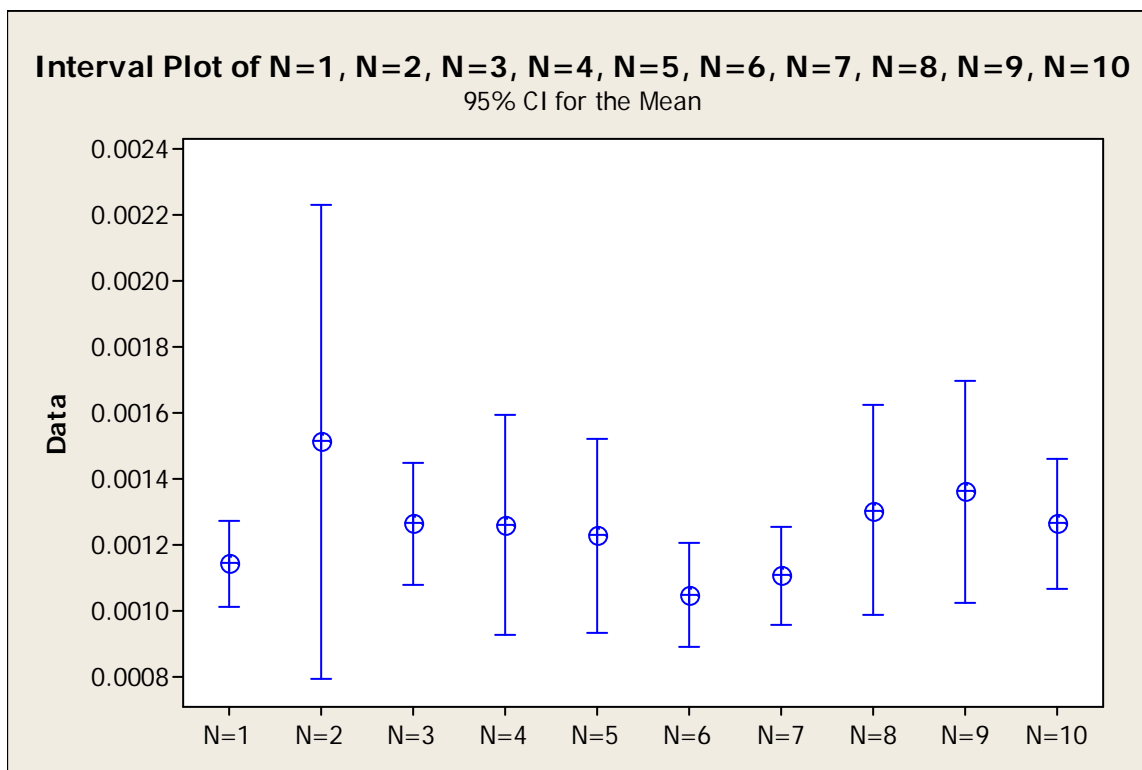
وصنا



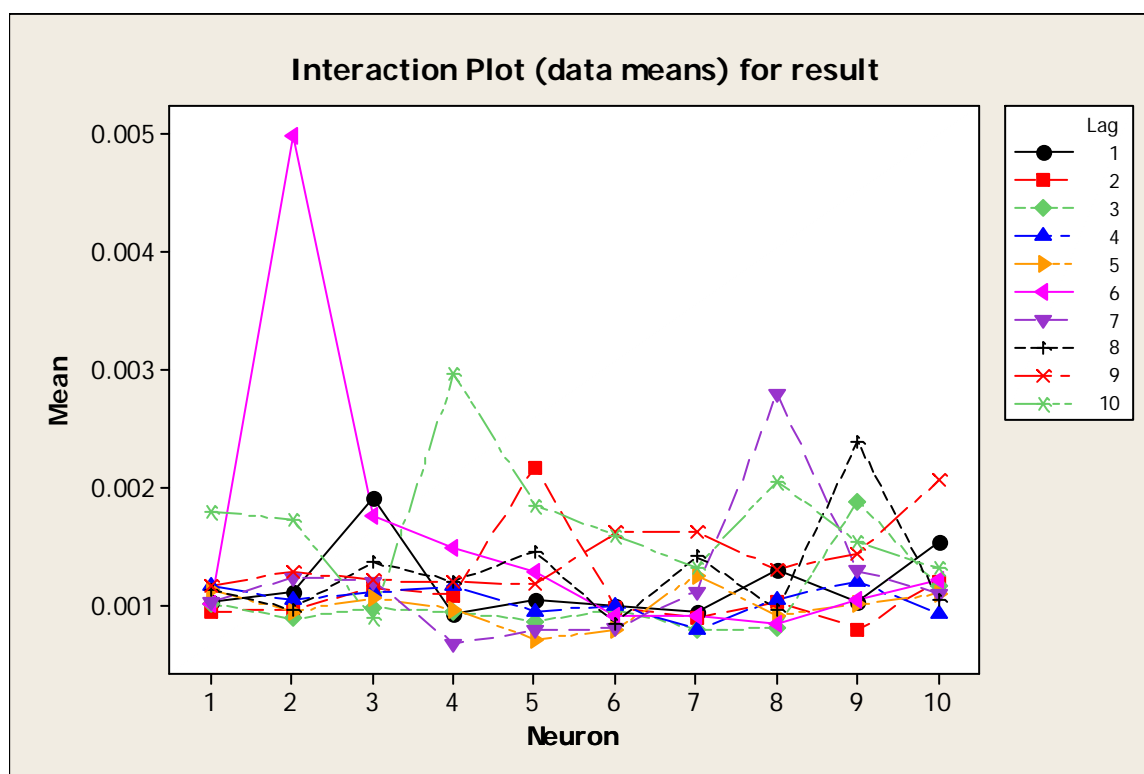
## وتجارت



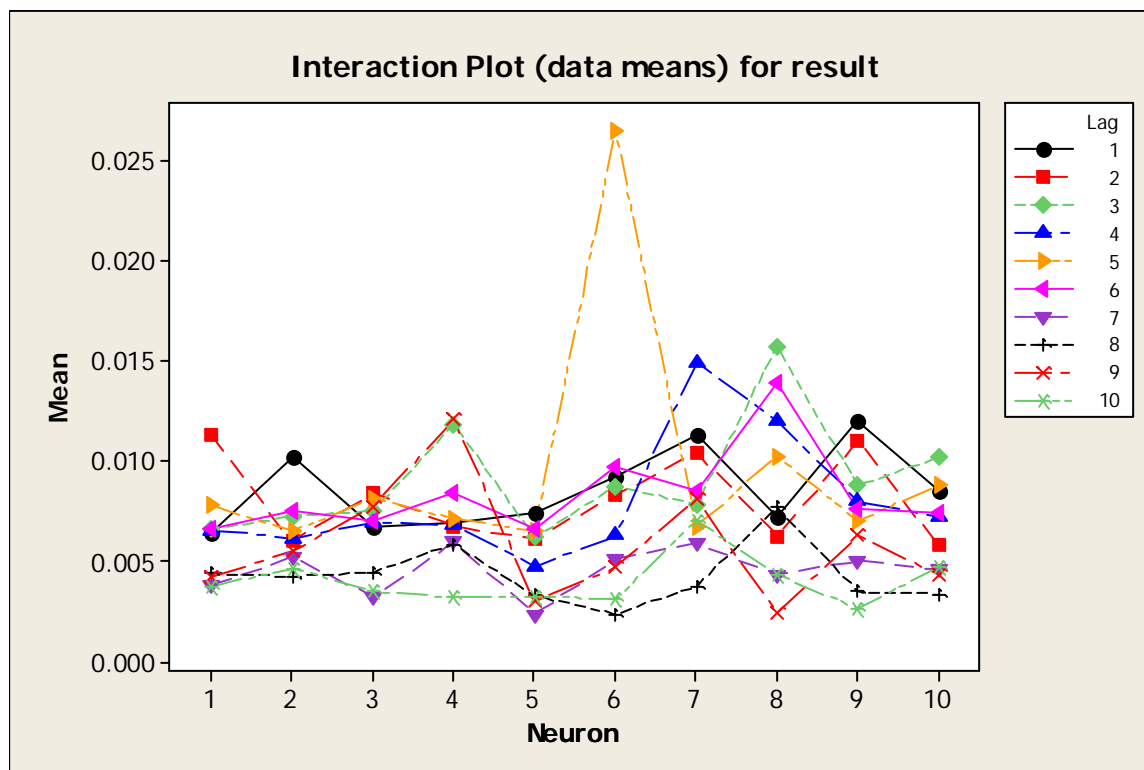
## وکار



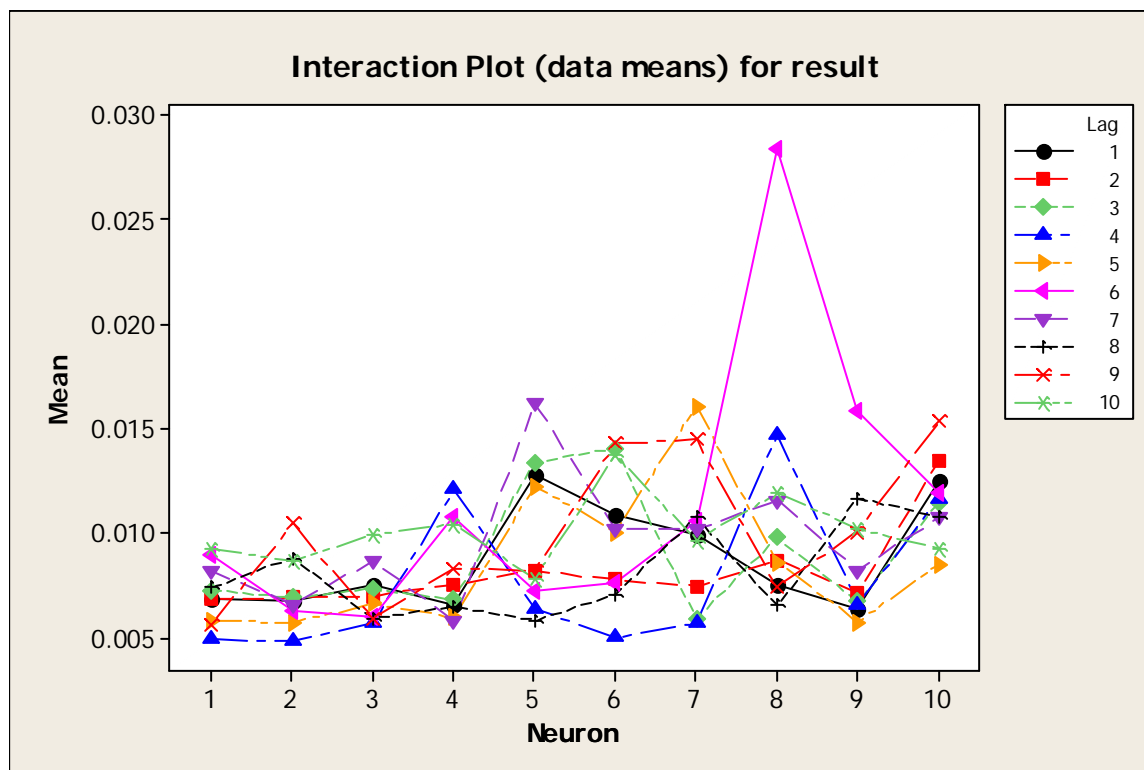




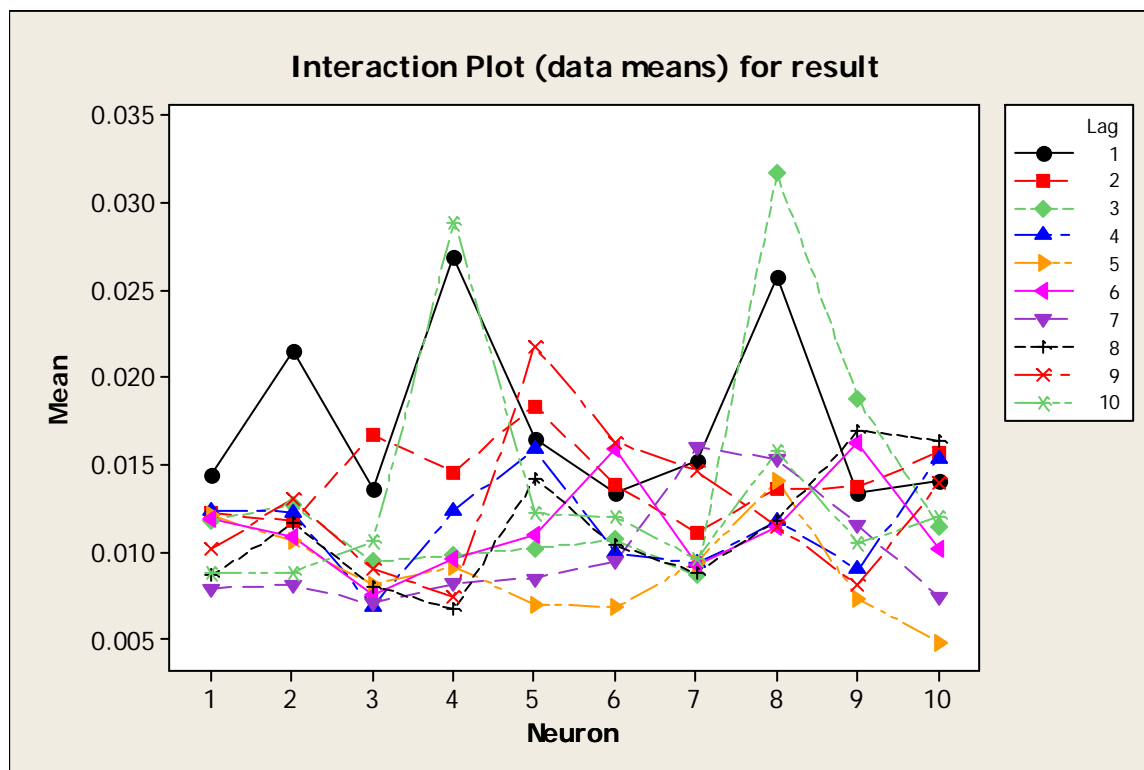
## دجابر



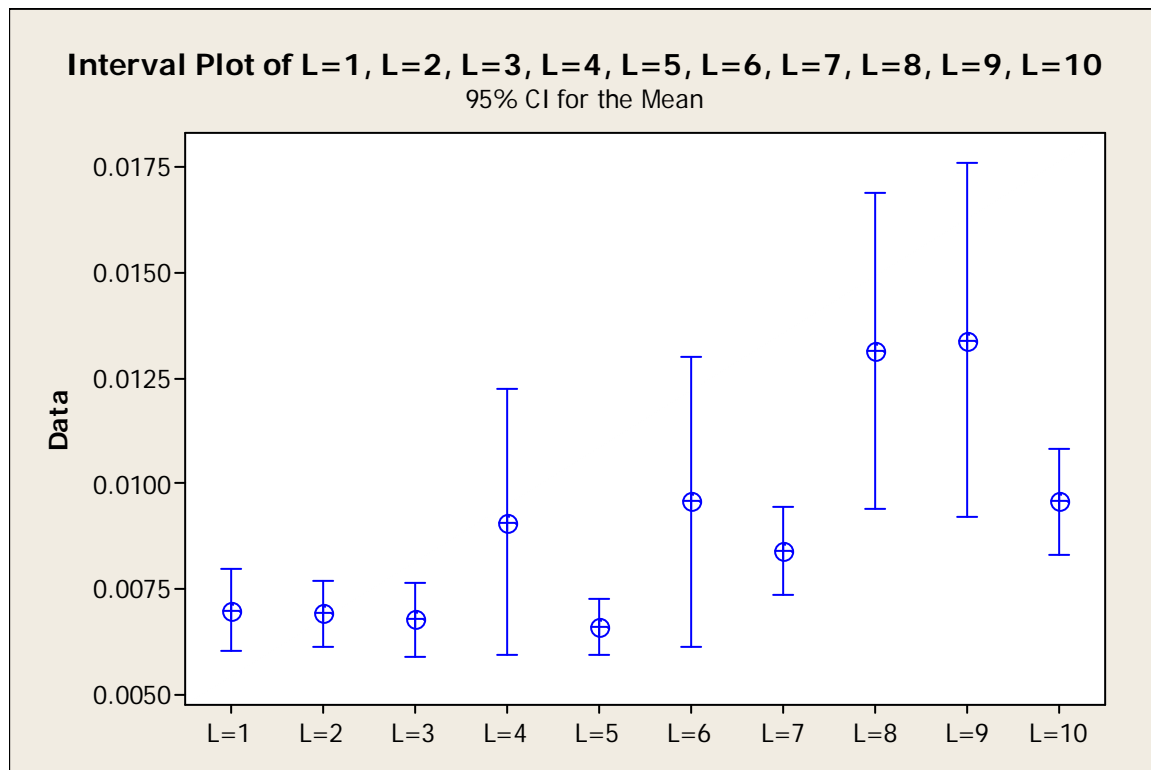
## رمپنا

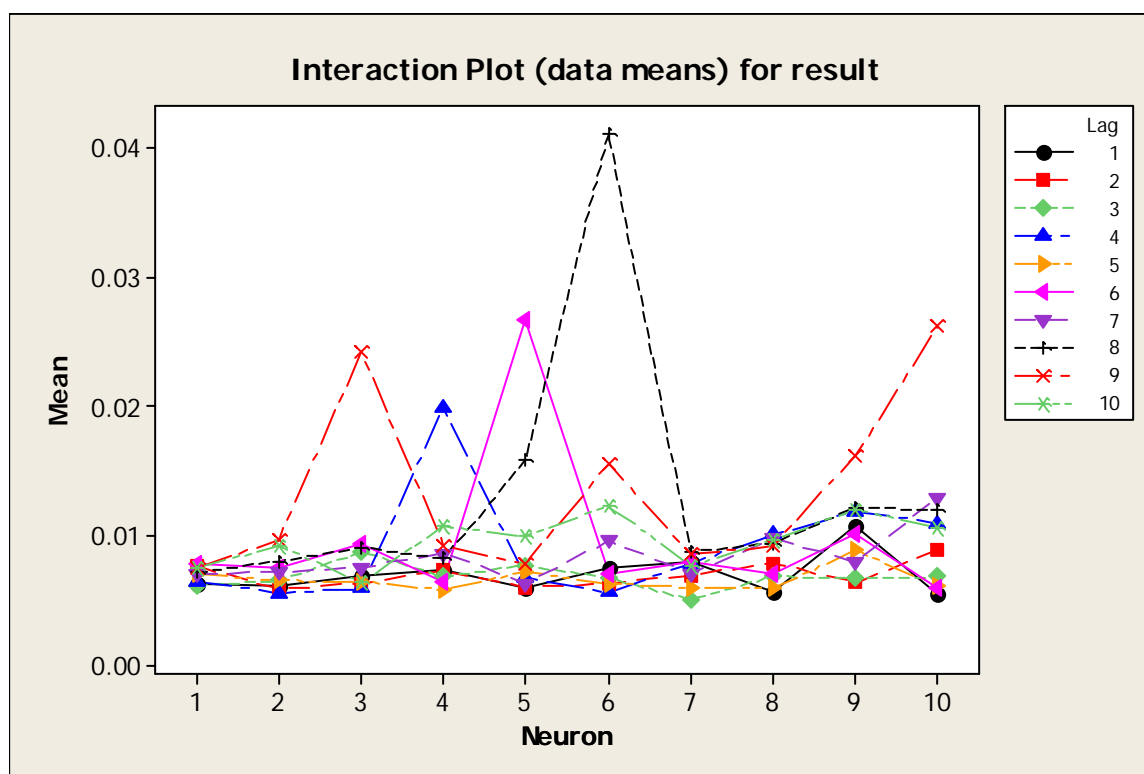


## پلولة

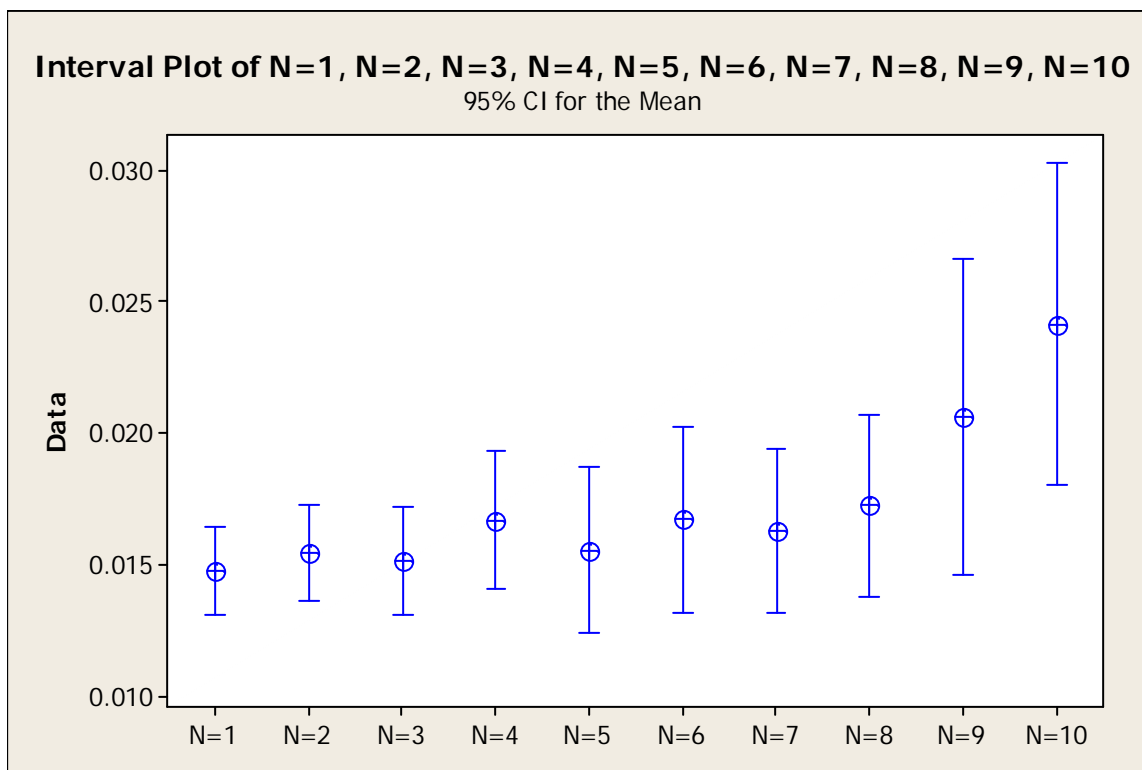


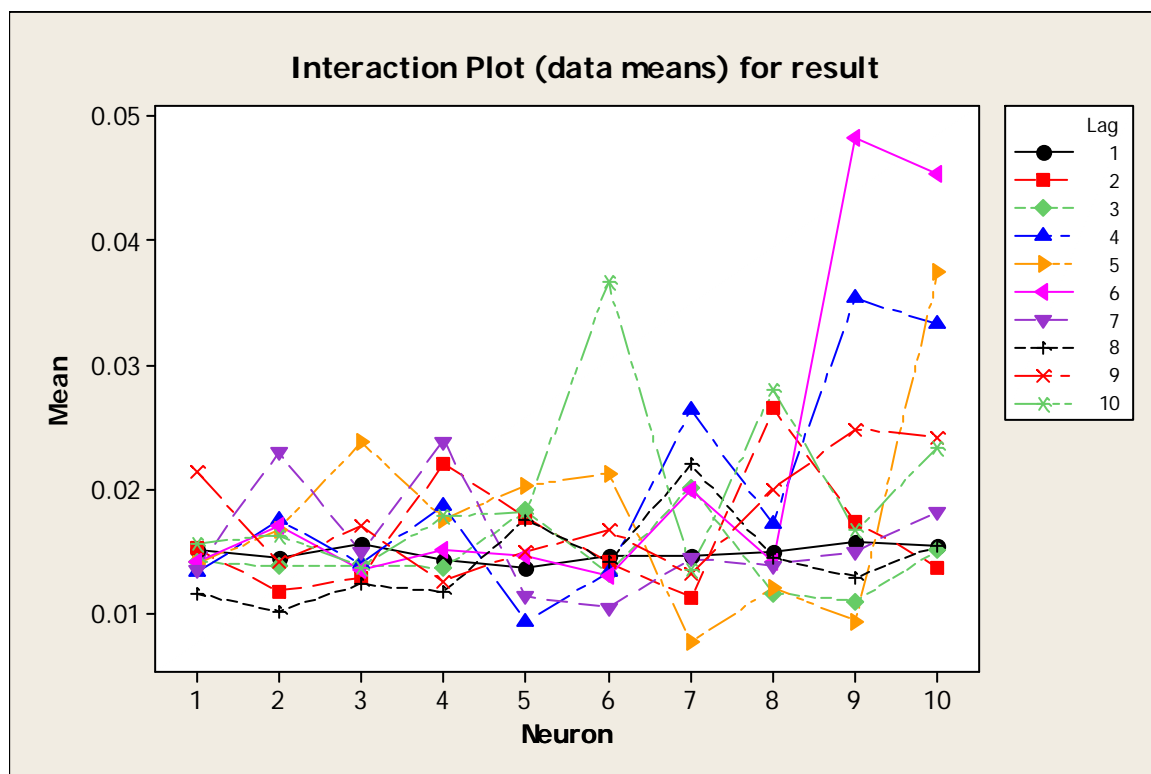
کاما





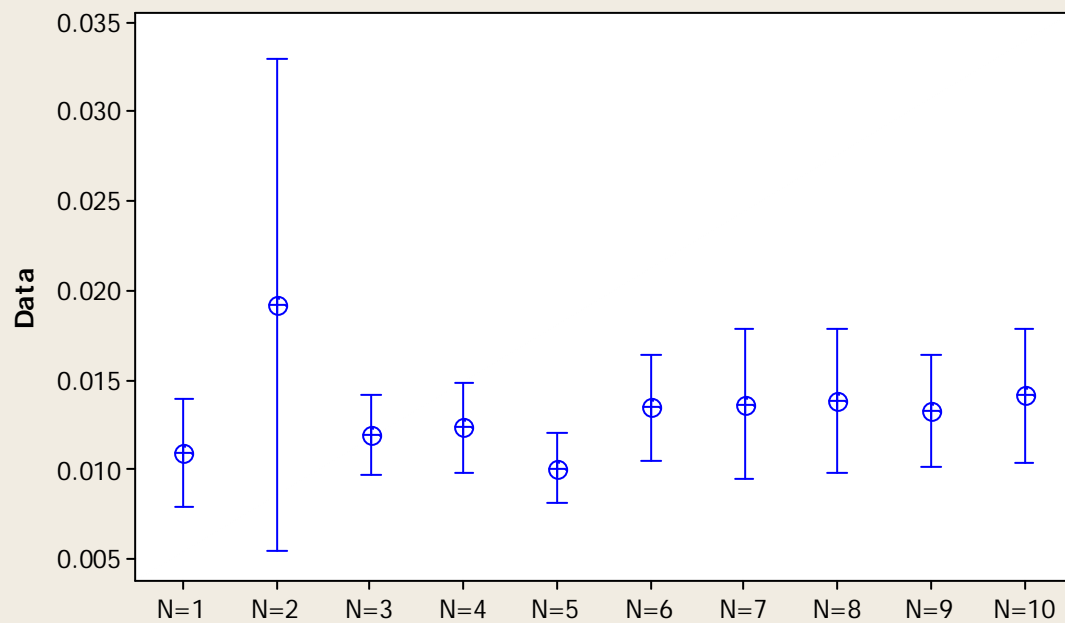
## رانفور

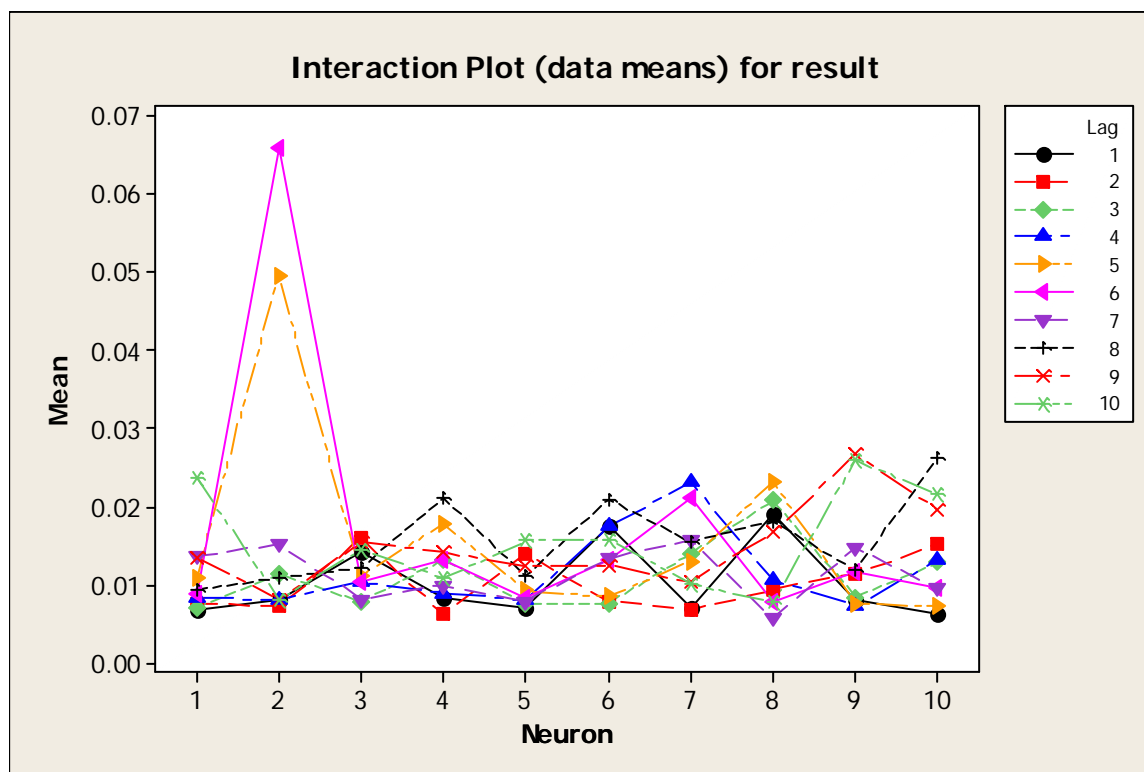




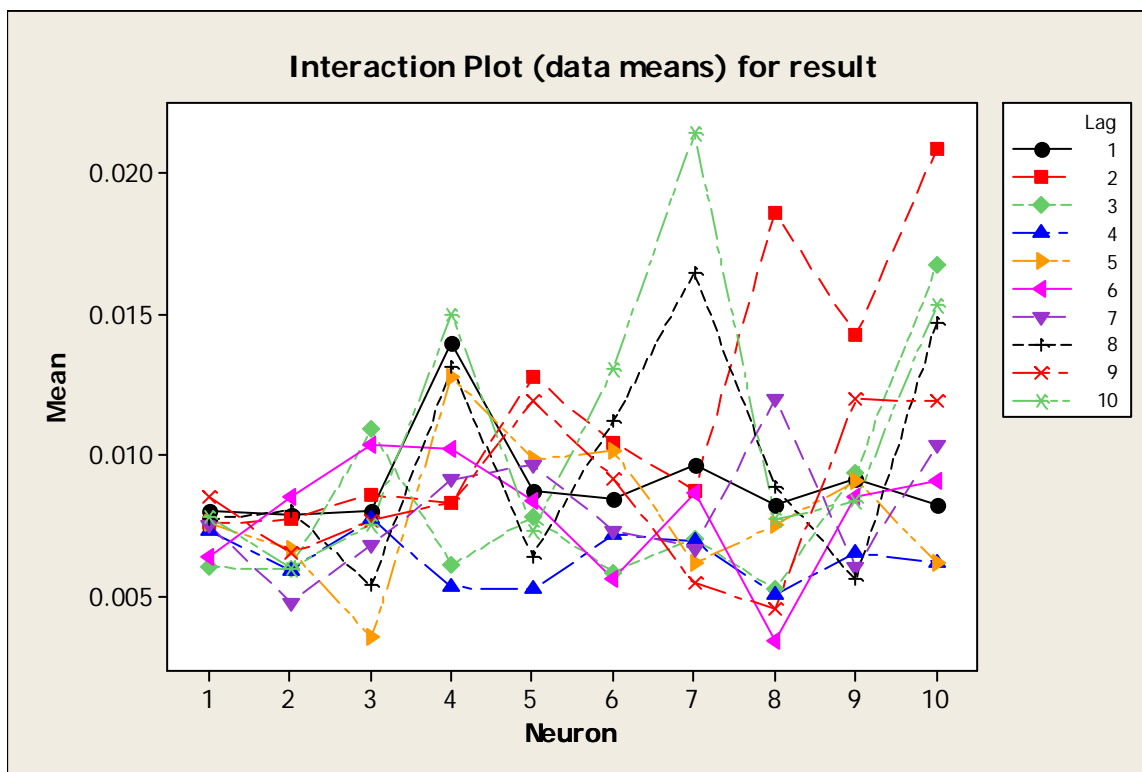


**Interval Plot of N=1, N=2, N=3, N=4, N=5, N=6, N=7, N=8, N=9, N=10**  
95% CI for the Mean



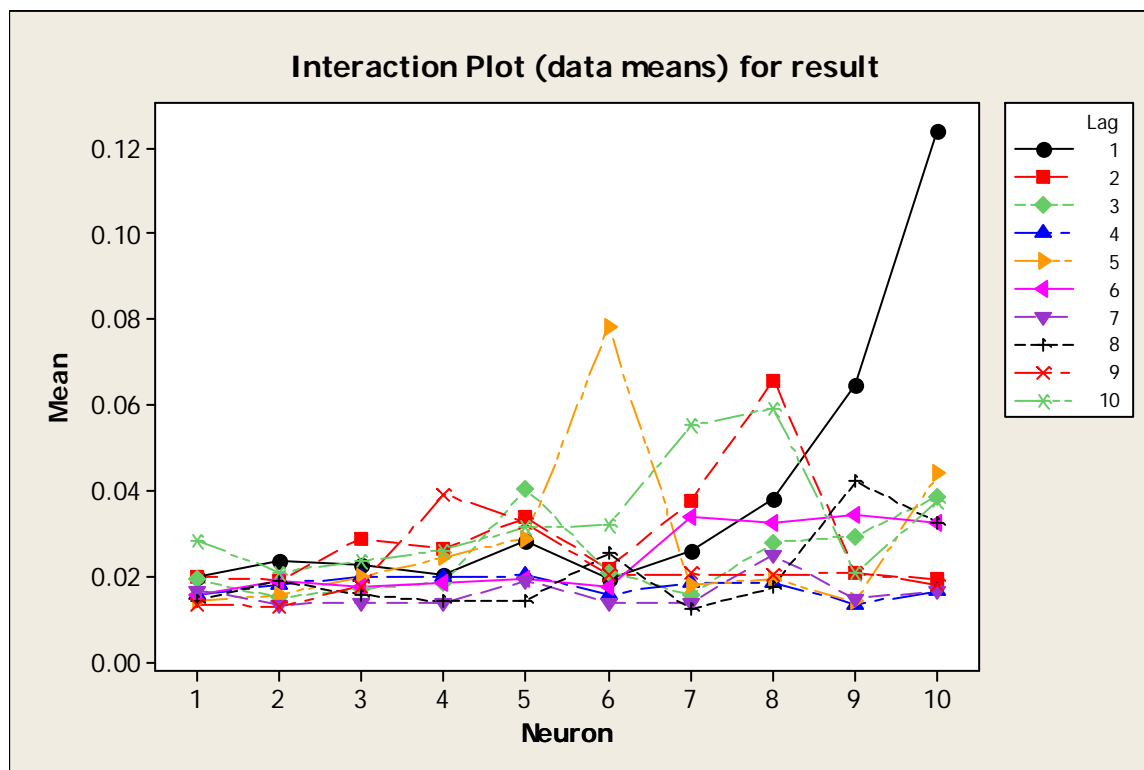


## وتوشه

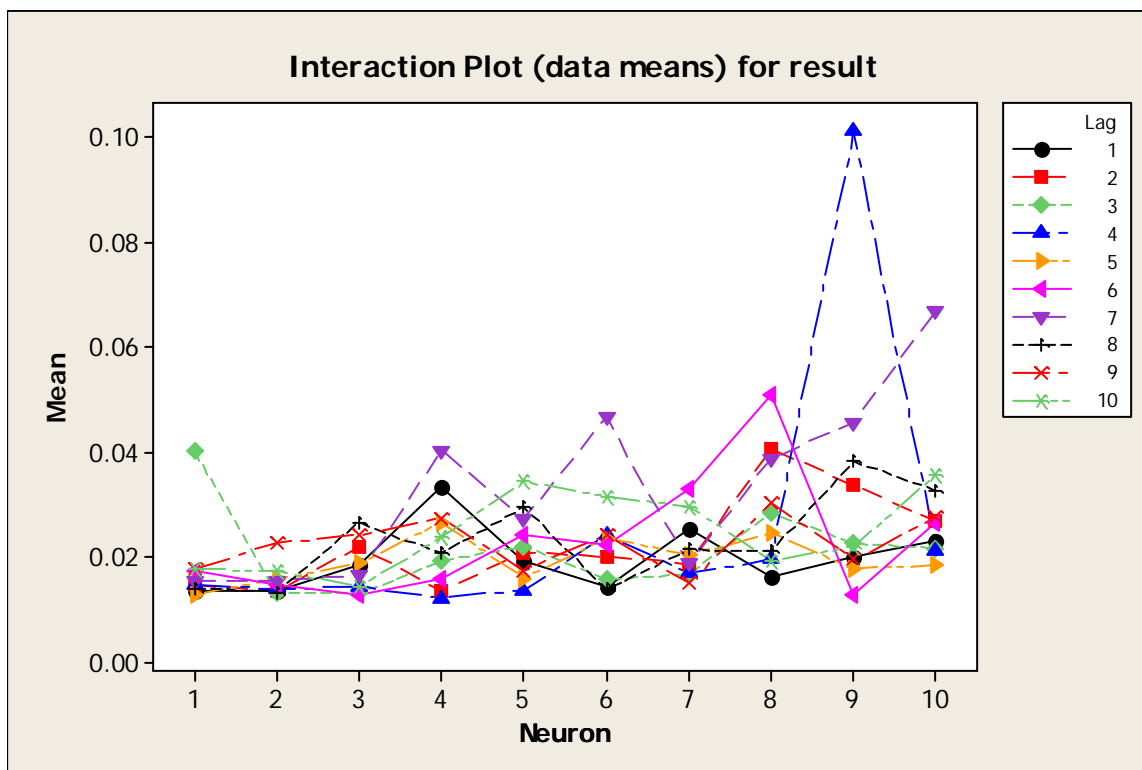




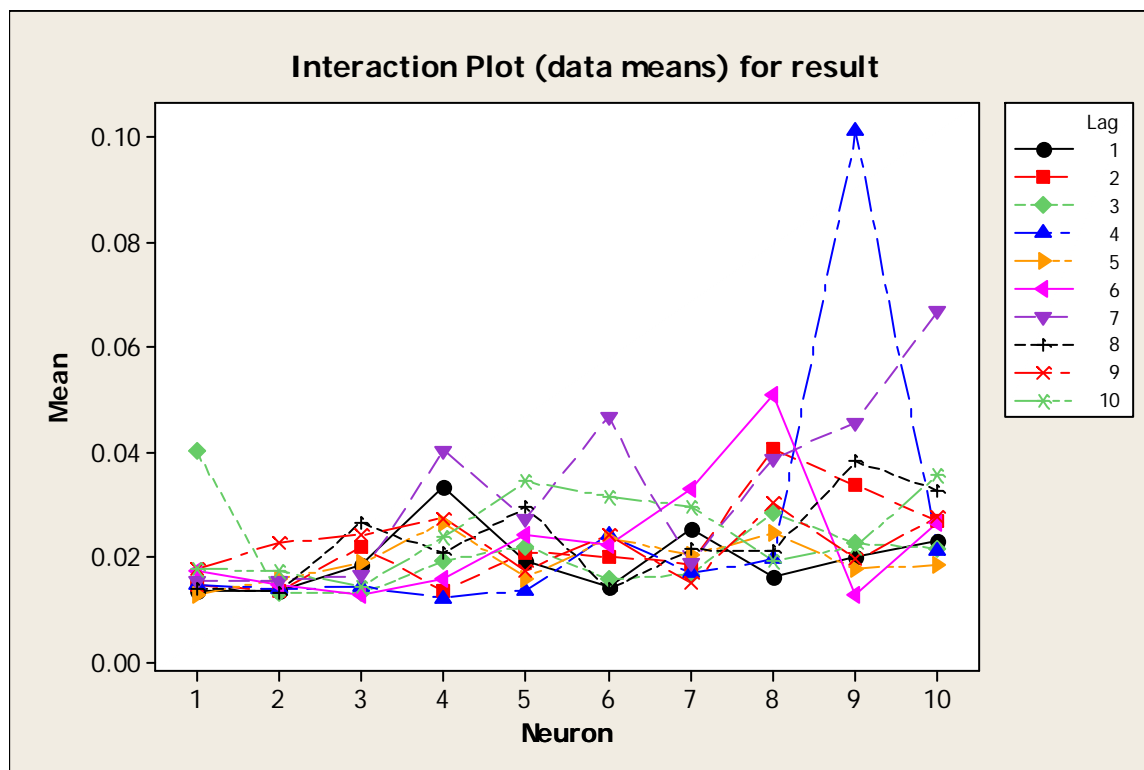
## کتابس



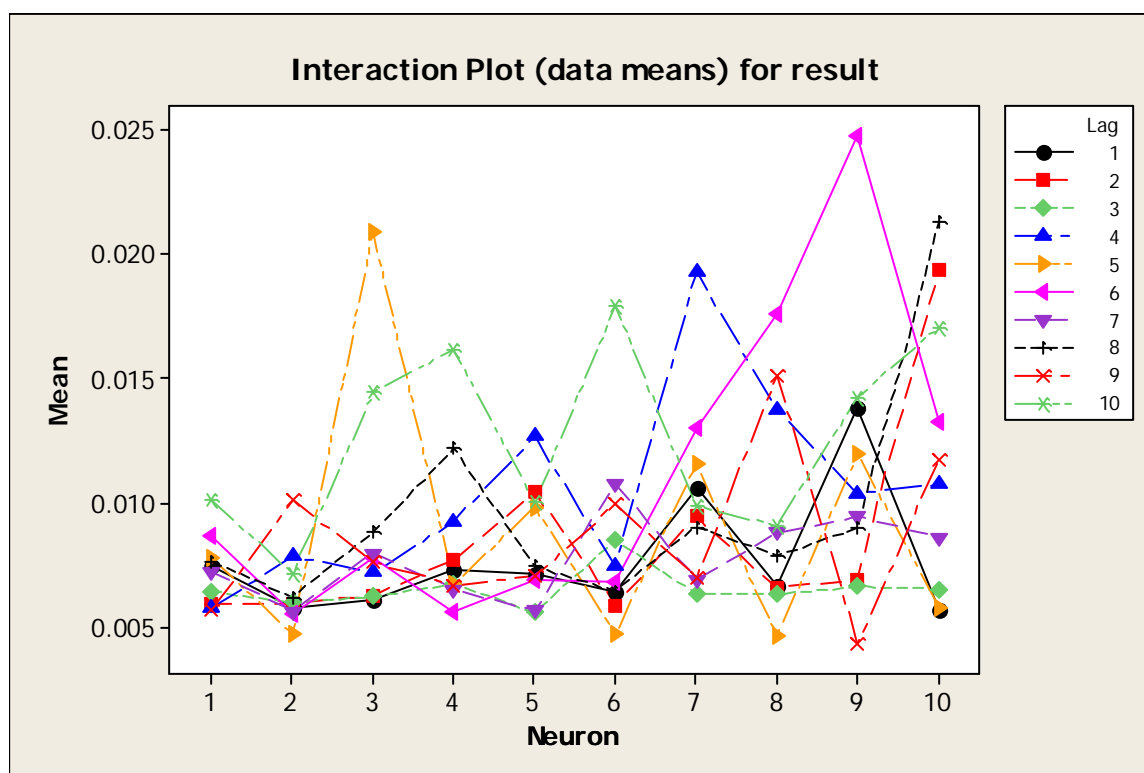
## فرآور



## شکربن

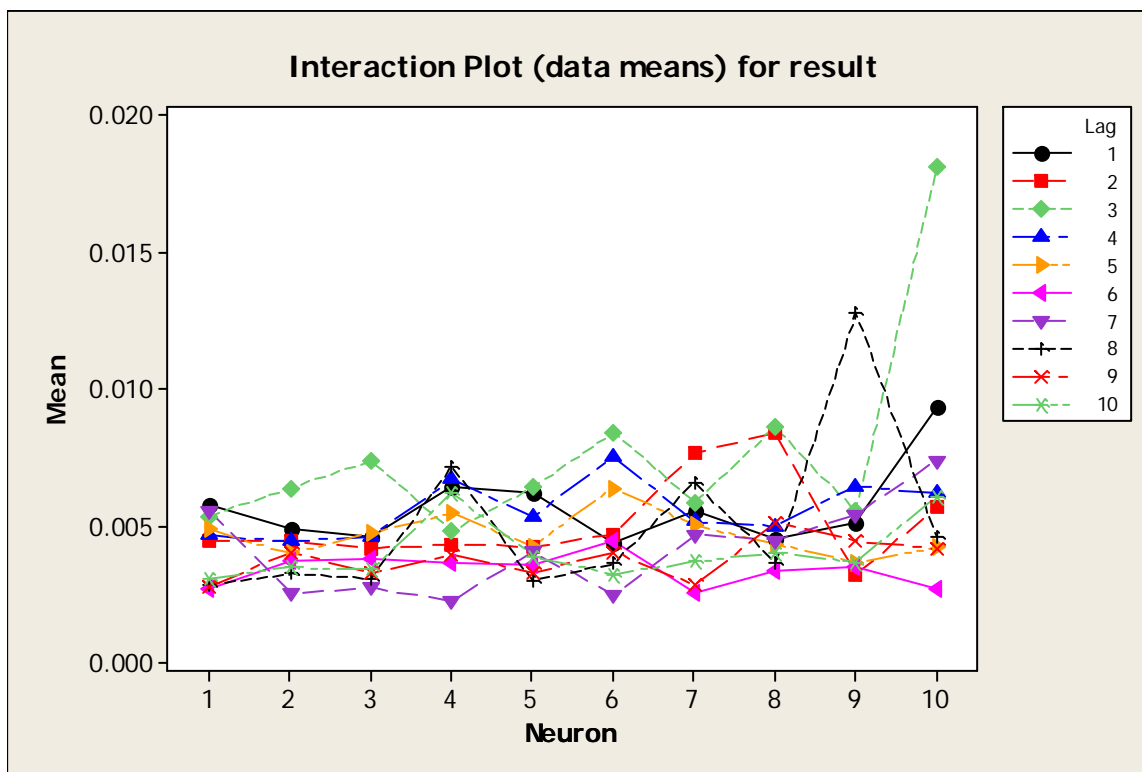


## حتایید

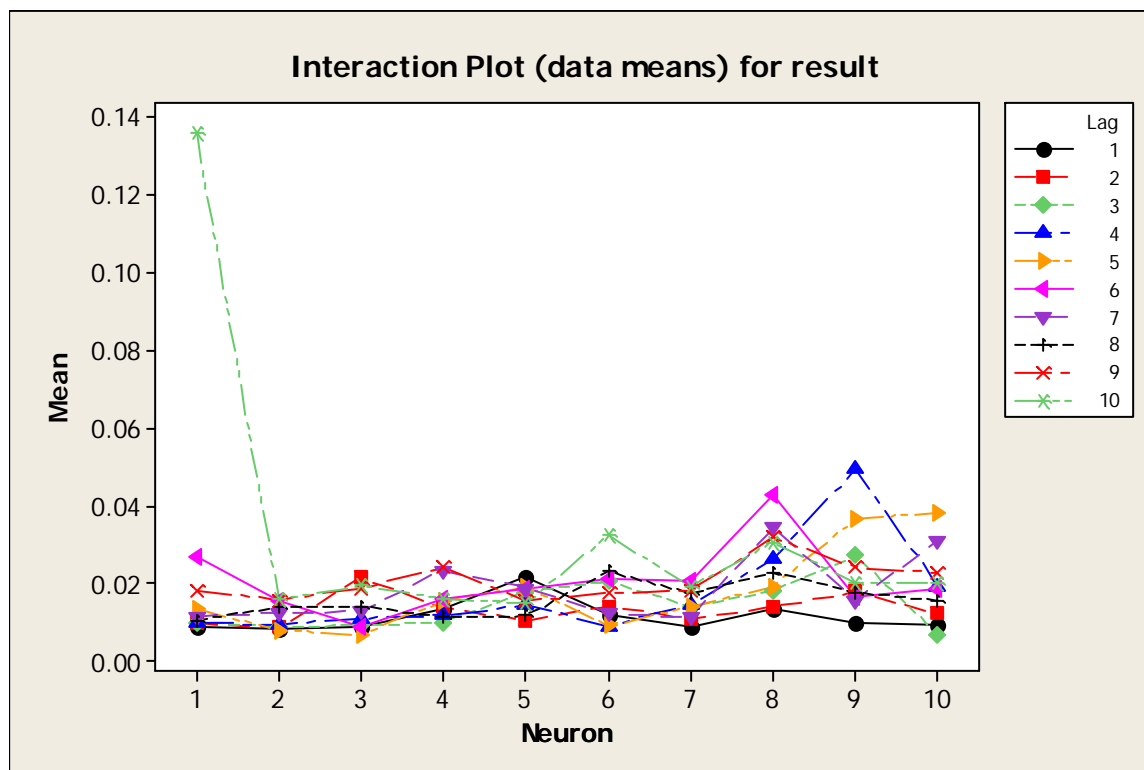




## شخارک



## سغرب



## Abstract:

Modern Portfolio Theory is based on Harry Markowitz's 1952 work on mean-variance portfolios. He stated that a rational investor should either maximize his expected return for a given level of risk, or minimize his risk for a given expected return. In this study the Markowitz model with cardinality constraints was studied. We extend the standard model to include cardinality constraints that limit a portfolio to have a specified number of assets, and to impose limits on the proportion of the portfolio held in a given asset (if any of the assets is held). Since considering the Markowitz model with cardinality constraints leads to NP-hard optimization problem, we introduce a Genetic Algorithm. In the usual manner, mean of the historical returns are used as inputs in the Markowitz model as rate of stock returns estimation. With studying the security prices, are shows that the rate of stock returns is difference with mean of historical returns, so with the aim of artificial neural networks, they were estimated. The proposed method was experienced on Tehran stock Exchange and the method was showed good results.

**Key words:** Portfolio Optimization; Cardinality Constraints; Neural Networks; Genetic Algorithm



*University of Economic Sciences*  
**Faculty of Financial Sciences**

**M.S. Thesis**

**Comparison Prediction-Based Portfolio Optimization by Genetic  
Algorithm with Classic Optimization**

**Supervisor: Mostafa Dinmohammadi. Ph.D**

**Advisor:**

*Said Eslami Bidgoli. Ph.D*

**By:**

**Arash Dadashi**

**February, 2013**