فصلنامه علمی- پژوهشی مدیریت دارایی و تأمین مالی
سال دوم، شماره چهارم، شماره پیاپی (هفتم) زمستان ۱۳۹۳
تاریخ دریافت: ۹۲/۶/۸ تاریخ پذیرش: ۹۳/۹/۱۰
صص: ۵۰ – ۳۵

پیش‌بینی بازده فرصت‌های سرمایه‌گذاری در بازارهای مالی ایران با توجه به رفتار متقابل بازارها و تشکیل سبد بهینهٔ سرمایه‌گذاری به وسیلهٔ هوش مصنوعی

فرزاد کریمی[۱]، نصرالله سعادت فر[۲]، مهدی سالمی نجف آبادی[۳*]

۱- استادیار اقتصاد دانشگاه آزاد اسلامی واحد مبارکه، اصفهان، ایران
f_karimi110@yahoo.com
۲- کارشناس ارشد حسابداری دانشگاه شیراز،شیراز، ایران
morshed73@yahoo.com
۳- کارشناس ارشد حسابداری دانشگاه آزاد اسلامی واحد مبارکه، اصفهان، ایران
saleminajafabadi@gmail.com

چکیده

هدف این پژوهش افزایش بازده سرمایه‌گذاری با ارایه مدل‌هایی مبتنی بر هوش مصنوعی است. سرمایه‌گذاری در بازارهای مالی را می‌توان در بعدهای کوتاه‌مدت(روزانه) و میان‌مدت(ماهانه) بررسی کرد. در بعد کوتاه‌مدت، داده‌های روزانهٔ بازارهای بورس اوراق بهادار تهران، ارز و سکهٔ بهار آزادی، از ابتدای سال ۱۳۸۹ تا پایان شهریور ماه ۱۳۹۱ استخراج و به عنوان ورودی به شبکه‌های عصبی(ANN) و مدل برنامه‌نویسی ژنتیک(GP) وارد شدند تا با استفاده از آنها قیمت روز آتی این بازارها پیش‌بینی شود. همچنین در بعد میان‌مدت بازده و ریسک ماهانهٔ ۲۰ شرکت فعال‌تر بورس و ریسک ماهانهٔ بازار ارز و سکهٔ بهار آزادی و سپردهٔ بانکی، به وسیلهٔ الگوریتم ژنتیک مورد استفاده قرار گرفت تا سبدهای سرمایه‌گذاری بهینه به سرمایه‌گذاران ارایه کند. نتایج حاصل از اجرای مدل‌ها بیانگر کارایی هر دو روش شبکه‌های عصبی مصنوعی و برنامه‌نویسی ژنتیک در پیش‌بینی کوتاه‌مدت بازارهای مالی است؛ در حالی‌که شبکه‌های عصبی مصنوعی کارایی بهتری از خود بروز می‌دهند. همچنین کارایی الگوریتم ژنتیک در بهبود بازده و ریسک سرمایه‌گذاری از طریق شناسایی سبدهای بهینهٔ سرمایه‌گذاری نیز به اثبات رسید.

واژه‌های کلیدی: بازارهای مالی، بازده، ریسک، شبکهٔ عصبی مصنوعی، برنامه نویسی ژنتیک، الگوریتم ژنتیک.

* نویسنده مسؤول saleminajafabadi@gmail.com

مقدمه

سرمایه‌گذاری را می‌توان رکن اساسی اقتصاد کشور دانست، که اگر به نحو مطلوب صورت پذیرد، باعث افزایش تولید ملی و رشد اقتصادی می‌شود. در هر اقتصاد، چهار بازار اصلی وجود دارد که عبارتند از: بازار کالا، بازار کار، بازار پول و بازار سرمایه. بازارهای کالا و کار در مجموع بخش واقعی اقتصاد و بازارهای پول و سرمایه، بخش مالی اقتصاد(بازارهای مالی) نامیده می‌شوند[۲۱]. این دو بخش مانند چرخ‌های دوچرخه‌ای هستند که باید همگام با هم حرکت کنند تا به رشد و توسعهٔ اقتصادی منجر شوند. این بازارها بر هم اثر می‌گذارند و از هم تأثیر می‌پذیرند.

فرایند سرمایه‌گذاری با استفاده از منبع آن؛ یعنی پس‌اندازها آغاز می‌شود. بسیاری از اقتصاددانان معتقدند ویژگی کشورهای درحال توسعه کمبود پس‌انداز است. در این صورت اگر پس‌انداز افزایش یابد، سرمایه‌گذاری افزایش یافته و رشد اقتصادی محقَّق می‌شود. شواهد متعدد نشان می‌دهد نقدینگی و پس‌انداز قابل توجهی در کشور وجود دارد، اما این پس‌اندازها به سمت سرمایه‌گذاری‌های کارا حرکت نمی‌کنند[۱۳]. اگر به محل‌هایی که پس‌اندازها به سوی آن گرایش دارند نگاه کنیم، خواهیم دید که این پس‌اندازها عمدتاً در حوزه‌های زیر سرمایه‌گذاری می‌شوند[۱]:

خرید و فروش طلا و سکهٔ طلا؛

سپرده‌گذاری در بانک؛

خرید و فروش ارز؛

خرید و فروش اوراق بهادار و سهام؛

خرید و فروش زمین و ساختمان؛

سرمایه‌گذاری در معاملات آتی بورس کالا؛

سایر فرصت‌ها.

تغییرات مستمر شاخص بورس اوراق بهادار و نوسان‌های شدید سکه و ارز و دیگر بازارهای مالی، سرمایه‌گذاران را در تشخیص ریسک و بازده فرصت‌های سرمایه‌گذاری و شناسایی سودآورترین بخش، دچار نوعی سردرگمی می‌کند. به علاوه، سرمایه‌گذاران برای تعیین این‌که در یک دورهٔ بلندمدت، میان‌مدت یا کوتاه‌مدت کدام بخش سودآوری بیشتری دارد، دچار مشکل می‌شوند. این سردرگمی باعث سرگردانی سرمایه‌ها در بین بازارهای مالی شده و هر از گاهی بازار سرمایه را دچار نوسان‌های ناخواسته و احساسی می‌کند. همچنین علاوه بر ضرر و زیان سرمایه‌گذاران، کارایی بازار در تخصیص سرمایه به نحو مطلوب اجرا نمی‌شود و تولید ملی و رشد اقتصادی را با آسیب جدی مواجه می‌کند.

با توجه به مطالب گفته شده، پرسش اصلی در این پژوهش این است که آیا می‌توان مدل قابل اتکایی برای پیش‌بینی عملکرد بازارهای مختلف سرمایه‌پذیر طراحی کرد تا سرمایه‌گذاران با کمک آن بتوانند فرصت‌های مطلوب سرمایه‌گذاری را شناسایی کنند؟

مبانی نظری و پیشینهٔ پژوهش

سرمایه‌گذار با توجه به ریسک و بازده، بخش‌های مطلوب برای سرمایه‌گذاری را از میان چهار بازار اقتصاد انتخاب می‌کند. سرمایه‌گذارانی که نظریهٔ نوین پورتفوی را پذیرفته‌اند بر این باورند که حریف بازار نیستند، بنابراین می‌کوشند مجموعه‌ای متنوع از دارایی‌ها را نگهداری کنند تا بازده سرمایهٔ خود را با متوسط بازده بازار برابر کنند.

بازده در لغت به معنای حاصل و نتیجه است. به بیان ساده، بازده عبارت است از کل عایدی که یک سرمایه‌گذار در طول یک دوره سرمایه‌گذاری به‌دست

می‌آورد. بازده در فرایند سرمایه‌گذاری نیروی محرکی است که ایجاد انگیزه می‌کند و پاداشی برای سرمایه‌گذاران محسوب می‌شود. ارزیابی بازده سرمایه‌گذاری‌ها تنها راه منطقی است که سرمایه‌گذاران می‌توانند برای مقایسهٔ سرمایه‌گذاری‌های جایگزین و متفاوت از هم انجام دهند. برای درک بهتر عملکرد سرمایه‌گذاری، اندازه‌گیری بازده واقعی (مربوط به گذشته) لازم است؛ به خصوص این‌که بررسی بازده مربوط به گذشته در تخمین و پیش‌بینی بازده‌های آینده نقش زیادی دارد. همواره از دو نوع بازده نام برده می‌شود:

الف) بازده تحقق‌یافته[1]؛

ب) بازده مورد انتظار[2].

بازده تحقق‌یافته به وقوع پیوسته و مربوط به اطلاعات تاریخی و گذشته است، اما بازده مورد انتظار با عدم اطمینان همراه است، چرا که مربوط به آینده و تخمینی است که سرمایه‌گذاران انتظار دارند در یک دورهٔ مشخص آینده آن را کسب کنند و احتمال برآورده نشدن آن نیز وجود دارد.

در این پژوهش برای پیش بینی بازده در هر بازار مالی از روند تغییرات قیمت‌ها در سایر بازارهای مالی استفاده می‌شود. این متغیرها دارای رفتاری همکنشی هستند، به این معنا که با افزایش قیمت‌ها در یک بازار، سرمایه‌ها به سمت آن بازار سرازیر می‌شوند و قیمت‌ها در سایر بازارها تحت تأثیر قرار می‌گیرند. در این پژوهش، برای بررسی این رفتار همکنشی، از نوین‌ترین فنون هوش مصنوعی، یعنی شبکه‌های عصبی مصنوعی[3] و برنامه‌نویسی ژنتیک[4] استفاده شده است. نتایج بررسی‌ها در زمینهٔ پیش‌بینی، نشان‌دهندهٔ برتری مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی بر مدل‌های قبلی است[۲، ۶ و ۸]. برنامه‌نویسی ژنتیک نیز مبتنی بر هوش مصنوعی است و در این پژوهش برای پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی به کار رفته است. این روش از نوین‌ترین روش‌های هوش مصنوعی است که در این پژوهش کارایی آن با شبکه‌های عصبی مصنوعی مقایسه شده است. برای تهیهٔ سبد بهینهٔ سرمایه‌گذاری در بین این بازارهای مالی، از الگوریتم ژنتیک استفاده شد. در ادامه، این فنون به اختصار معرفی و دلیل انتخاب هر روش برای تحلیل داده‌های اقتصادی بیان می‌شود. سپس جامعهٔ آماری و فرضیه‌های پژوهش بیان می‌شود و پس از آن هر فرضیه مورد آزمون قرار می‌گیرد و در پایان نتایج حاصل از پژوهش ارایه می‌شود.

شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی، ساختارهایی محاسباتی با قابلیت‌های یادگیری و تعمیم‌پذیری هستند. از نظر مفهومی، شبکه‌های عصبی یک فن توزیعی را به کار می‌گیرند تا بتوان به کمک آن، یافته‌های به دست آمده از نمونه‌های مشخص و شناخته‌شده را ذخیره کرد و آنها را برای طبقه‌بندی، پیش‌بینی، تجزیه‌وتحلیل، کنترل و بهینه‌سازی مورد استفاده قرار داد. شبکه‌های عصبی، برنامه‌های نرم‌افزاری هستند که از ساختار زیست‌شناختی مغز انسان، با همان پیچیدگی‌ها، تقلید کرده‌اند [۱۶]؛ به‌عبارت‌دیگر شبکه‌های عصبی را می‌توان مدل‌های الکترونیکی شبیه‌سازی شده از ساختار عصبی مغز انسان نامید[۳]. چندین خصوصیت متمایز و منحصربه‌فرد، باعث جذاب شدن شبکه‌های عصبی شده است: قابلیت یادگیری، پراکندگی اطلاعات (قابلیت استفاده به عنوان حافظهٔ شراکتی یا انجمنی)، قابلیت تعمیم، پردازش موازی و مقاومت.

1. Realized Return
2. Expected Return
3. Artificial Neural Network
4. Genetic Programing

مدل‌سازی پی‌یاخته[1]

شبکه‌های عصبی از یک سری لایه، شامل اجزای پردازشگر ساده‌ای به نام «پی‌یاخته» تشکیل می‌شوند که به صورت موازی باهم عمل می‌کنند. هر لایهٔ ورودی به یک یا تعداد بیشتری لایهٔ میانی مرتبط است و لایه‌های میانی نیز به لایهٔ خروجی وصل می‌شوند؛ یعنی جایی که پاسخ شبکه در نقش خروجی سامانه ظاهر می‌شود. «پی‌یاختهٔ مصنوعی»، پایه و اساس هر شبکهٔ عصبی است. طراحی و ساختار آن از «پی‌یاختهٔ طبیعی» که پایهٔ شبکه عصبی بیولوژیکی است، الهام گرفته‌شده است. دو شباهت ساده بین شبکهٔ عصبی بیولوژیکی و مصنوعی وجود دارد: نخست این‌که شکل و ساختمان هر دو ساده است و دوم این‌که ارتباط بین پی‌یاخته‌ها تعیین‌کنندهٔ نحوهٔ کار شبکه است. پی‌یاخته‌های شبکهٔ عصبی مصنوعی بسیار ساده‌تر از پی‌یاخته‌های بیولوژیک هستند ولی توانایی یادگیری آنها را تا اندازهٔ زیادی دارند[۱۲ و ۱۷].

ساختار پایهٔ شبکهٔ عصبی پرسپترون چندلایه، یک لایهٔ ورودی، یک یا چند لایهٔ مخفی و یک لایهٔ خروجی است. هرکدام از این لایه‌ها از یک یا چندین گره تشکیل شده است. لایهٔ ورودی به تعداد متغیرهای مستقل گره دارد و به همین ترتیب لایهٔ خروجی نیز به تعداد متغیرهای وابسته گره دارد؛ اما مشخص کردن ساختار لایهٔ پنهان سخت است[۱۸]. مقدار ورودی از طریق تابع انتقال پی‌یاخته به خروجی تبدیل می‌شود؛ بنابراین، لازم است به توابع انتقال و انواع آنها نیز توجه شود. برای به‌دست آمدن خروجی مطلوب، پژوهشگر باید با توجه به نوع استفاده از شبکهٔ عصبی، از تابع انتقال مناسبی استفاده کند. تابع انتقال می‌تواند خطی یا غیرخطی باشد. یک تابع انتقال بر اساس نیاز خاص حل یک مسأله انتخاب می‌شود.

ملاک‌های تمایز شبکه‌های عصبی

شبکه‌های عصبی را می‌توان با توجه به سه عامل از یکدیگر تمایز داد :

الف) معماری شبکه[2][۱۵]

معماری شبکه، تعداد لایه‌ها و نوع ارتباط پی‌یاخته‌ها را بیان می‌کند. ارتباط بین پی‌یاخته‌ها به دو نوع ارتباط بین لایه‌ها و ارتباط درون لایه‌ها، قابل تقسیم است. در ارتباط درون لایه‌ها، یک پی‌یاخته می‌تواند به سایر پی‌یاخته‌های لایهٔ خود متصل باشد و یا نباشد. در ارتباط بین لایه‌ها، پی‌یاخته‌های هر لایه می‌توانند همه به پی‌یاخته‌های لایهٔ بعد متصل باشند و یا این‌که هر پی‌یاخته به پی‌یاخته‌های خاصی از لایهٔ بعد متصل باشد. پی‌یاخته‌های یک لایه می‌توانند تنها به لایهٔ بعد از خود متصل باشند و یا این‌که به چندلایهٔ متفاوت متصل باشند. ارتباط بین لایه‌ها می‌تواند یک سویه و یا دو سویه باشد که بر این اساس می‌توان دو دستهٔ عمدهٔ شبکه‌های عصبی را تفکیک کرد:

- شبکه‌های پیش‌خور[3] که در آنها حلقهٔ بازخور وجود ندارد و اطلاعات از ورودی‌ها به خروجی‌ها تنها در یک جهت حرکت می‌کنند.
- شبکه‌های بازگشتی[4]، یا بازخور که در آنها حلقه‌های بازخور وجود دارد، یعنی اطلاعات هم از ورودی‌ها به خروجی‌ها انتقال پیدا می‌کنند و هم بر عکس.

1. Neuron

2. Connection Topology
3. Feed forward
4. Recurrent

ب) شیوهٔ آموزش[1] [۱۵]

یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی که عملکرد آن را به انسان نزدیک می‌کند، قدرت یادگیری است. یادگیری ممکن است شامل دو نوع پردازش اطلاعات شود: استقرایی و قیاسی؛ در پردازش استقرایی، الگوهای عمومی و قواعد از داده‌های خام و با استفاده از تجربه تعیین می‌شوند و در پردازش قیاسی، از قواعد عمومی برای تعیین حقایق خاص استفاده می‌شود. اگرچه ارایه تعریفی دقیق از یادگیری مشکل است، اما می‌توان گفت فرایند یادگیری در شبکه‌های عصبی مصنوعی، موضوع به‌هنگام سازی وزن‌های ارتباطی آن است، به نحوی که یک شبکه بتواند یک وظیفهٔ خاص را به صورت کارا انجام دهد.

سه نوع پرادایم اصلی یادگیری وجود دارد که هریک دارای تعداد زیادی از الگوریتم‌های یادگیری است:

- یادگیری با سرپرست[2]:

یادگیری با سرپرست، روشی است که پارامترهای شبکهٔ عصبی مصنوعی را از داده‌های آموزشی استخراج می‌کند. داده‌های آموزشی تشکیل‌شده از جفت‌هایی از ورودی‌ها و خروجی‌ها است. در یادگیری با سرپرست، ورودی‌ها به شبکه وارد می‌شوند تا شبکه براساس وضعیت موجودِ وزن‌های پی‌یاخته‌ها، خروجی را برآورد کند، این خروجی با خروجی واقعی مقایسه می‌شود و براساس اختلاف آنها(خطای شبکه) الگوریتم یادگیری وزن‌های شبکه را اصلاح می‌کند. در واقع خروجی واقعی مانند یک سرپرست یا معلم برای شبکه عمل می‌کند و با محاسبهٔ میزان خطا، عملکرد شبکه را بهبود می‌بخشد.

- یادگیری بدون سرپرست[3]:

یادگیری بدون سرپرست، یک فن یادگیری ماشین است که پارامترهای شبکهٔ عصبی را بر اساس داده‌های ورودی و تابع هزینه‌ای که باید حداقل شود، تنظیم می‌کند. در یادگیری بدون سرپرست در جست‌وجوی این هستیم که چگونه داده‌ها سازمان‌دهی می‌شوند. تفاوت این شیوهٔ یادگیری با دو شیوهٔ دیگر در این است که در این حالت تنها مثال‌های طبقه‌بندی نشده را به کار می‌بریم. در این نوع شبکه‌ها وزن‌ها فقط بر اساس ورودی‌ها اصلاح می‌شوند و خروجی‌های مطلوب(معلم) وجود ندارد تا با مقایسهٔ خروجی شبکه با آن و تعیین مقدار خطا، وزن‌ها اصلاح شوند. یک شکل متداول از یادگیری بدون سرپرست، طبقه‌بندی داده‌ها با توجه به شباهت‌هایشان است. این یادگیری به طور گسترده در مسائلی از قبیل مدل‌سازی آماری، تراکم، تصفیه و جداسازی منابع و داده‌ها به کار می‌رود.

- یادگیری تقویتی[4]:

یک فن یادگیری ماشین است که پارامترهای شبکهٔ عصبی را هنگامی که داده‌ها، داده نشده است به وسیلهٔ اثرات متقابل با محیط مشخص می‌کند. یادگیری تقویتی مرتبط با این مسأله است که شبکهٔ عصبی چگونه باید در مقابل محیط واکنش نشان دهد تا بعضی از مفاهیم پاداش بلندمدت را افزایش دهد. این یادگیری به طور موفقیت‌آمیزی در مسائل گوناگونی از قبیل کنترل روبات، ارتباط از راه دور و بازی‌هایی مثل شطرنج و تصمیم‌گیری پیاپی به‌کاررفته است.

1. Training Method
2. Supervised Learning
3. Unsupervised Learning
4. Reinforcement Learning

ج) الگوریتم یادگیری[1][۱۵]

الگوریتم یادگیری، شیوهٔ اثرگذاری میزان خطا در روند آموزش و چگونگی به روز شدن شبکهٔ عصبی برای کاهش این خطا را تعیین می‌کند. الگوریتم یادگیری راهکار رسیدن به ضرایب بهینهٔ شبکهٔ عصبی است.

وایت[2](۱۹۸۸)[۲۳] اولین کسی بود که از شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی بازار استفاده کرد. او پس ازکشف قواعدی که قبلاً در مبحث قیمت دارایی‌ها یافت نشده بودند، از قبیل نوسان‌های قیمت سهام عادی، در مورد چگونگی استفاده از شبکه‌های عصبی در استخراج قواعد غیر خطی از سری‌های زمانی اقتصادی، کنجکاو شد.

الگوریتم ژنتیک

مسائلی وجود دارند که برای رسیدن به جواب بهینهٔ آنها، راه و روش مشخصی وجود ندارد و گاه مسائلی هستند که به نظر می‌رسد صرفاً از طریق جست‌و جوی تصادفی می‌توان به جوابی نسبی برای آنها دست‌یافت؛ اما در بسیاری از مسائل راه‌حل‌های موجود بسیار زیاد هستند و بررسی یک‌به‌یک آنها میسر نیست. برای حل این‌گونه مسائل، فنی به نام الگوریتم ژنتیک ارایه شده است. الگوریتم ژنتیک، یک الگوریتم جستجو براساس ساختار ژنتیک موجودات زنده است. این الگوریتم اصل انتخاب یا بقای اصلح[3] داروین را با یک سری اطلاعات تصادفی ساخت‌یافته ادغام نموده و یک الگوریتم جستجو با خصوصیت روش‌های تکامل طبیعی ایجاد می‌کند[۴]. قانون انتخاب اصلح داروین می‌گوید که نسل گونه‌هایی از یک جمعیت تداوم دارد که بهترین ویژگی‌ها را داشته باشند و آنهایی که این ویژگی‌ها را نداشته باشند به تدریج و در طی زمان از بین می‌روند. در طبیعت از ترکیب فام‌تن‌های بهتر، نسل‌های بهتری پدید می‌آیند. دراین‌بین گاهی اوقات جهش‌هایی نیز در فام‌تن‌ها روی می‌دهد که ممکن است باعث بهتر شدن نسل بعدی شوند. الگوریتم ژنتیک نیز با استفاده از این ایده به حل مسائل اقدام می‌کند[۱۰]. طرز کار الگوریتم‌های ژنتیک نیز به همین صورت است، با این تفاوت که برای اجرای آن باید ابتدا موجودات مورد نظر، نحوهٔ تولید مثل و درجهٔ تناسب(سازگاری) آنها را برای برنامهٔ الگوریتم ژنتیک مورد نظر تعریف کرد.

در الگوریتم ژنتیک قبل از هر چیز، برای نمایش جواب هر مسأله به صورت یک فام‌تن[4] ساز و کاری تعریف می‌شود. سپس مجموعه‌ای از فام‌تن‌ها که در حقیقت، بیانگر مجموعه‌ای از جواب‌های مسأله هستند به عنوان جمعیت اولیه در نظر گرفته می‌شود. بعد از این مرحله، باید با به‌کارگیری عملگرهای ژنتیک، به تولید فام‌تن‌های جدید، موسوم به نوزاد پرداخت. پس از تولید تعدادی فام‌تن‌های منتخب، برابر اندازهٔ جمعیت اولیه، باید تعدادی از اعضا را برای تولید نسل بعد انتخاب کرد. فرایند انتخاب، مبتنی بر مقدار برازندگی هر رشته است. در هر رشته اغلب تابع برازش برابر با همان تابع هدف مسألهٔ بهینه‌سازی در نظر گرفته می‌شود. تاکنون یک بار تکرار یا یک نسل از الگوریتم تولید شده است. الگوریتم، بعد از تولید چندین نسل به تدریج به سمت جواب بهینه همگرا می‌شود[۱۱].

1. Learning Algorithm
2. White
3. Survival of the Fittest
4. Chromosome

- فرایند باز تولید

در فرایند باز تولید، فام‌تن‌ها با توجه به مقدار تابع برازندگی آنها انتخاب و برای اعمال سایر عملگرها به کار گرفته می‌شوند. این عملگرها عبارتند از:

الف) عملگر انتخاب[1][۱۱]: پس از این‌که برازندگی تمام افراد یک نسل مشخص شد، باید افرادی را برای مشارکت در تولید نسل بعد انتخاب کرد. طبق اصول طبیعی، فرزندانی که از زوج‌های برازنده‌تر به وجود می‌آیند، برازندگی بیشتری دارند. همان طور که در طبیعت، افرادی که برتری‌هایی نسبت به دیگران دارند، به زوج‌های برتری دست می‌یابند، الگوریتم ژنتیک این فرایند را شبیه‌سازی می‌کند و به افراد برازنده‌تر، شانس تولیدمثل بیشتری می‌دهد.

ب) عملگر پیوند[2][۱۱]: این عملگر مشابه همتای خود در طبیعت، فرد جدیدی تولید می‌کند که اجزای آن از والدینش تشکیل می‌شود. عملگر انتخاب برای کشف نواحی جدید فضای جست‌وجو[3] ابزاری ندارد و اگر تنها به نسخه‌برداری ساختارهای قدیمی، بدون تغییر آن اکتفا شود، نمی‌توان به بررسی موارد جدید پرداخت. پیوند، عملگری است که اطلاعات بین رشته‌ها را به طور اتفاقی تبادل می‌کند.

ج) عملگر جهش[4][۱۱]: یک فرایند تصادفی است که در آن محتوای یک یا چند ژن در درون فام‌تن، با ژن‌های دیگر برای تولید یک فام‌تن جدید جایگزین می‌شود. برای هر فرد، در مجموعه، احتمال وقوع جهش بررسی‌شده، چنانچه باید جهش انجام شود، نقطه‌ای در فام‌تن، به صورت تصادفی انتخاب می‌شود و ژن مورد نظر با همتای دیگری جایگزین می‌شود.

1. Selection
2. Cross Over
3. Search Space
4. Moutation

برای خاتمه دادن به مراحل ایجاد نسل توسط الگوریتم به یک شرط خاتمه نیاز است. شرط توقف مسأله، می‌تواند طی کردن تعداد معینی تکرار باشد که از قبل توسط کاربر تعیین‌شده، یا می‌تواند عدم تغییر جواب نهایی الگوریتم در چند تکرار و یا رسیدن به تعداد ثابتی از نسل‌ها و یا اتمام بودجهٔ اختصاص داده‌شده(زمان محاسبه/پول) و یا شرط خاص دیگری باشد[۵ و ۹]. در پایان ذکر این نکته ضروری است که ملاک برتری یک رشته(جواب) نسبت به رشتهٔ دیگر، در واقع تابع برازش است. برای مثال در حالت کشف الگوهای بیان‌گر تقلب این تابع می‌تواند، حداقل میزان تطابق مورد انتظار در شرکت‌های متقلب و حداکثر میزان تطابق مورد انتظار در شرکت‌های سالم باشد.

برنامه‌نویسی ژنتیک

برنامه‌نویسی ژنتیک[5]، همچون الگوریتم ژنتیک از جمله الگوریتم‌های الهام گرفته‌شده از طبیعت است که در پی بهبود سامانه‌های محاسباتی رایانه‌ای است. این روش برای نخستین بار در سال **۱۹۹۲** توسط کوزا[**۱۹**] مطرح شد. در این روش راه‌حل‌ها از طریق شبیه‌سازی روند تکامل موجودات و قانون بقای اصلح ایجاد می‌شوند. تفاوت بنیادین بین الگوریتم ژنتیک و برنامه‌نویسی ژنتیک در راه‌حل‌ها و یا به عبارتی در خروجی آنهاست؛ الگوریتم ژنتیک رشته‌ای از اعداد را ارایه می‌کند که بیان‌کنندهٔ یک راه حل بهینه هستند درحالی‌که برنامه‌نویسی ژنتیک یک مدل محاسبه‌گر ارایه می‌کند که با در اختیار داشتن ورودی‌ها می‌تواند خروجی را ایجاد کند. این مدل از یک سری گره‌های[6] متصل به یکدیگر تشکیل می‌شود، گره‌ها می-

5. Genetic Programing (GP)
6. Nodes

توانند به صورت نقطهٔ عملیاتی[1] و یا نقطهٔ نهایی[2] باشند. نقاط نهایی محل قرارگیری متغیرهای مستقل هستند و نقاط عملیاتی می‌توانند به صورت توابع ریاضی ساده چون جمع، تفریق، ضرب و تقسیم و یا متشکل از توابع ریاضی دیگری چون توابع مثلثاتی، لگاریتمی، توانی و یا توابع دیگر باشند[۱۴].

خروجی یا مدل برنامه‌نویسی ژنتیک را می‌توان به صورت یک درخت مثل شکل ۱ نشان داد، در این درخت‌ها، گره‌های دارای علامت ریاضی بیانگر نقاط عملیاتی و گره‌های دارای حروف، نشانگر نقاط نهایی هستند. این الگوریتم با اعمال عملگرهای ژنتیک بر این درخت، به دنبال درخت یا راه‌حل و یا به عبارتی معادله‌ای می‌گردد که بهترین میزان برازندگی را داشته باشد. این الگوریتم در چند مرحله به شرح زیر اجرا می‌شود[۲۲]:

الف) ایجاد جمعیت ابتدایی از راه‌حل‌ها، در این مرحله الگوریتم به صورت تصادفی چندین راه‌حل را ایجاد می‌کند. هر یک از این راه‌حل‌ها در قالب یک درخت هستند که از نقاط عملیاتی و نقاط نهایی تشکیل شده‌اند. شاخه‌هایی از درخت که زیرمجموعه ندارند باید به صورت نقاط نهایی در نظر گرفته شوند و سایر نقاط به صورت تصادفی به نقاط عملیاتی و نقاط نهایی تبدیل می‌شوند. نوع توابع قابل به کارگیری در نقاط عملیاتی، توسط پژوهشگر تعیین می‌شود و الگوریتم برای هر راه‌حل در جمعیت ابتدائی، به صورت تصادفی، توابع در دسترس را در نقاط عملیاتی قرار می‌دهد. نتیجه حاصل تعدادی درخت است که هریک بیانگر یک معادله برای حل مسألهٔ مورد نظر هستند.

ب) محاسبهٔ میزان برازندگی هر درخت: این مرحله با محاسبهٔ خروجی حاصل از ارایه متغیرهای مستقل به هر درخت و مقایسهٔ این خروجی با خروجی واقعی، میزان برازندگی هر راه حل را برآورد می‌کند. در نهایت براساس میزان برازندگی درخت‌ها آنها را مرتب می‌کند و راه‌حل‌های مناسب را برای اجرای مرحلهٔ بعد انتخاب می‌کند.

ج) اعمال عملگرهای ژنتیک به روی درخت‌ها: در این مرحله همچون الگوریتم ژنتیک، با استفاده از عملگرهایی چون پیوند، جهش و انتخاب و اعمال آنها به روی راه‌حل‌های انتخاب‌شده در مرحلهٔ قبل، جمعیت بعدی ایجاد می‌شود. نمایهٔ ۲، نشانگر اعمال عملگر پیوند بر دو درخت راه‌حل است.

د) مراحل ب و ج آن‌قدر تکرار می‌شوند تا یکی از شرایط توقف به‌دست آید. شرط توقف می‌تواند تعداد دفعات مشخص از تکرار الگوریتم، تعداد دفعات بازخوانی تابع هدف، طی زمان مشخص، رسیدن به سطح خطای قابل‌قبول و یا عدم بهبود راه‌حل‌ها در چند تکرار متوالی باشد. از مزایای این الگوریتم می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

- تخمین معادله یا مدل محاسبه‌گر برای نخستین بار؛
- بهینه‌سازی فارغ از مشتق‌گیری؛
- عملکرد با پارامترهای اندک؛
- انتخاب طبیعی مهم‌ترین ورودی‌ها؛
- ارایه نتیجهٔ نهایی به صورت توابع تجزیه‌شدهٔ مختصر.

شینگو[3] و همکارانش (۲۰۱۳) این روش را برای پردازش سیگنال‌های خرید و فروش در بازارهای مالی به کار بردند. هدف ایشان تکامل بخشیدن به سامانه‌های تصمیم‌گیری در بازارهای مالی، برای شناخت مناسب‌ترین زمان برای خرید و فروش اوراق بهادار بود.

1. Function Set
2. Terminal Set
3. Shingo

پژوهش ایشان را می‌توان در شمار نخستین کاربردهای برنامه نویسی ژنتیک در پردازش داده‌های اقتصادی و مالی آورد.

فرضیه‌های پژوهش

فرضیهٔ ۱: با استفاده از برنامه‌نویسی ژنتیک می‌توان مدل قابل اتکایی برای پیش‌بینی رفتار بازارهای سرمایه، طلا و ارز ایجاد کرد.

فرضیهٔ ۲: با استفاده از شبکهٔ عصبی مصنوعی می‌توان مدل قابل اتکایی برای پیش‌بینی رفتار بازارهای سرمایه، طلا و ارز ایجاد کرد.

فرضیهٔ ۳: مدل شبکهٔ عصبی مصنوعی از مدل برنامه‌نویسی ژنتیک برای پیش‌بینی بازارهای سرمایه، طلا و ارز کاراتر است.

فرضیهٔ ۴: با استفاده از مدل الگوریتم ژنتیک می‌توان سبدهای بهینهٔ سرمایه‌گذاری را شناسایی کرد.

روش پژوهش

در پژوهش حاضر، سعی شد تا مدل بهینهٔ سرمایه‌گذاری برای سرمایه‌گذاران تعیین شود. در این راستا با استفاده از مدل‌های برنامه‌نویسی ژنتیک و شبکهٔ عصبی مصنوعی، برای یافتن بهترین مدل برای پیش‌بینی کوتاه‌مدت بازارهای مالی تلاش شد، بدین گونه که با استفاده از میانگین قیمت‌ها در هفتهٔ منتهی به هر روز، طی دورهٔ یادشده، سعی شد تا قیمت روز بعد پیش‌بینی شود. پس از آن برای راهنمایی سرمایه‌گذاری در بعد میان‌مدت کارایی الگوریتم ژنتیک در یافتن مرز کارایی بازار و ارایه سبدهای بهینهٔ سرمایه‌گذاری مورد آزمون قرار گرفت؛ معیار قضاوت درمورد کارایی این الگوریتم شاخص پاداش به تغییر پذیری شارپ است. این پژوهش، کاربردی است. طرح پژوهش آن، از نوع نیمه‌تجربی و با استفاده از رویکرد پس‌رویدادی (از طریق اطلاعات گذشته) است.

جامعهٔ آماری این پژوهش، شامل کلیهٔ فرصت‌های سرمایه‌گذاری ممکن در ایران از تاریخ اول فروردین‌ماه ۱۳۸۹ تا تاریخ ۳۱ شهریورماه ۱۳۹۱ است. در این پژوهش نمونه‌گیری انجام نشد، بلکه با توجه به مطالب گفته‌شده، از بین کلیهٔ فرصت‌های سرمایه‌گذاری ممکن برای سرمایه‌گذاری، بازارهای بورس اوراق بهادار، سپرده‌های بانکی، بازار طلا و ارز مورد بررسی قرار گرفت.

متغیرهای مستقل این پژوهش در مدل‌های شبکهٔ عصبی مصنوعی و برنامه‌نویسی ژنتیک برای پیش‌بینی بازار بورس اوراق بهادار تهران عبارتند از: قیمت بازار آزاد دلار امریکا، حباب قیمت سکهٔ بهار آزادی، قیمت جهانی هر اونس طلای ۲۴ عیار و قیمت سبد نفتی اوپک هستند؛ همچنین متغیر وابسته این مدل‌ها شاخص قیمت بورس اوراق بهادار تهران است.

همچنین برای پیش‌بینی بازار ارز، متغیرهای مستقل پژوهش عبارتند از: قیمت بازار سکهٔ بهار آزادی، قیمت سبد نفتی اوپک و شاخص قیمت بورس اوراق بهادار. متغیر وابستهٔ این مدل قیمت بازار آزاد دلار امریکا است.

متغیرهای مستقل پژوهش برای پیش‌بینی بازار طلا، عبارتند از: قیمت بازار آزاد دلار امریکا، قیمت جهانی هر انس طلای ۲۴ عیار، قیمت سبد نفتی اوپک و شاخص قیمت بورس اوراق بهادار. متغیر وابستهٔ این مدل، قیمت بازار سکهٔ بهار آزادی است.

کولموگوروف، اثبات کرده است که با استفاده از یک شبکهٔ عصبی پرسپترون سه لایه، می‌توان هر تابع پیوستهٔ مورد نیاز برای طبقه‌بندی را ایجاد کرد[۷]. بر همین اساس، در این پژوهش از شبکه‌های عصبی

پرسپترون سه لایه استفاده شده است. سایر ویژگی‌های شبکه‌های به کار رفته از این قرار است:

- شبکه‌ها از نوع شبکه‌های پیش‌خور هستند؛
- روش یادگیری، شبکهٔ یادگیری نظارت‌شده یا با سرپرست است؛
- این شبکه‌ها با الگوریتم پس انتشار خطا آموزش داده شده‌اند؛
- الگوریتم آموزش، الگوریتم لونبرگ-مارکواد[1] است؛
- ساختار ارتباطی این شبکه‌ها یک طرفه، با ارتباط کامل هر ورودی با تمام پی‌یاخته‌های لایهٔ میانی و ارتباط هر پی‌یاختهٔ لایهٔ میانی با پی‌یاختهٔ لایهٔ خروجی است. در این شبکه‌ها ورودی‌ها ارتباط مستقیمی با لایهٔ خروجی ندارند؛
- با آزمودن تعداد پی‌یاختهٔ متفاوت در لایهٔ میانی(از ۱ تا ۲۰)، بهترین شبکه انتخاب شد؛
- معیار سنجش کارایی شبکه در فرایند آموزش میانگین مربعات خطا، [2] است.

یافته‌های پژوهش

هدف از این پژوهش، بررسی توانایی پیش‌بینی کوتاه‌مدت بازده سرمایه‌گذاری در بازارهای مالی به وسیلهٔ فنون هوش مصنوعی بود. در ارتباط با مدل برنامه نویسی ژنتیک، بررسی داده‌های حاصل، نشان می‌دهد که میزان دقت مدل که براساس میانگین خطای پیش‌بینی شبکه در داده‌های آزمون سنجیده می‌شود، در بازار سکهٔ بهار آزادی معادل ۹۷/۳۱٪، در بازار ارز ۹۶/۲۲٪ و در بورس اوراق بهادار تهران ۹۷/۴۱٪ است. مقدار مجذور میانگین مربعات خطای شبکه در داده های آزمون، در بازار سکهٔ بهار آزادی ۵۸۸/۶۸۷، در بازار ارز ۱۳۱۷۴/۷۹۳۶ و در بازار بورس اوراق بهادار تهران ۴۲/۷۲۳۹ است. بنابراین فرضیهٔ نخست پژوهش تأیید شد.

در ارتباط با فرضیهٔ دوم، پس از طراحی و اجرای شبکه‌های عصبی با تعداد پی‌یاختهٔ متفاوت در لایهٔ میانی و مقایسهٔ آنها با یکدیگر، شبکهٔ بهینه در هر بازار انتخاب شد که خلاصهٔ نتایج آن به شرح جدول (۱) است. این نتایج، بیانگر توانایی شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی بازارهای مالی است و بنابراین فرضیهٔ دوم پژوهش نیز تأیید شد.

فرضیهٔ سوم از طریق مقایسهٔ مقادیر درصد خطا و مجذور میانگین مربعات خطای مدل‌ها مورد آزمون قرار گرفت. مقایسه‌ها نشان می‌دهد که در هر دو مورد شبکه‌های عصبی مصنوعی از برنامه‌نویسی ژنتیک بهتر عمل می‌کند. بنابراین فرضیهٔ سوم تأیید می‌شود.

علاوه بر معیارهای کمی، از دیگر موارد برتری شبکه‌های عصبی بر برنامه‌نویسی ژنتیک، می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

- سرعت بسیار بالاتر؛
- پیچیدگی محاسباتی کمتر؛
- سهولت در کاربرد و تنظیمات الزامی کم‌تر برای یافتن پاسخ؛
- وجود نرم‌افزارهای پیشرفته و جامع جهت اجرای مدل‌ها.

1. Levenberg-Marquardt backpropagation
2. Mean Squared Error

جدول (۱) خلاصهٔ نتایج عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی

بازار	تعداد نورون بهینه	RMSE	میانگین قدر مطلق خطا	میانگین درصد خطا
سکهٔ بهار آزادی	۱۵	۹۸۰۶/۷۸۹	۶۹۳۹/۰۰۵	۱/۲۵
ارز	۱۱	۳۳/۷۷	۲۳/۳۰۷	۱/۶۸
بورس اوراق بهادار	۱۷	۳۱۴/۷۸۸	۲۳۲/۶۷۳	۱/۰۶

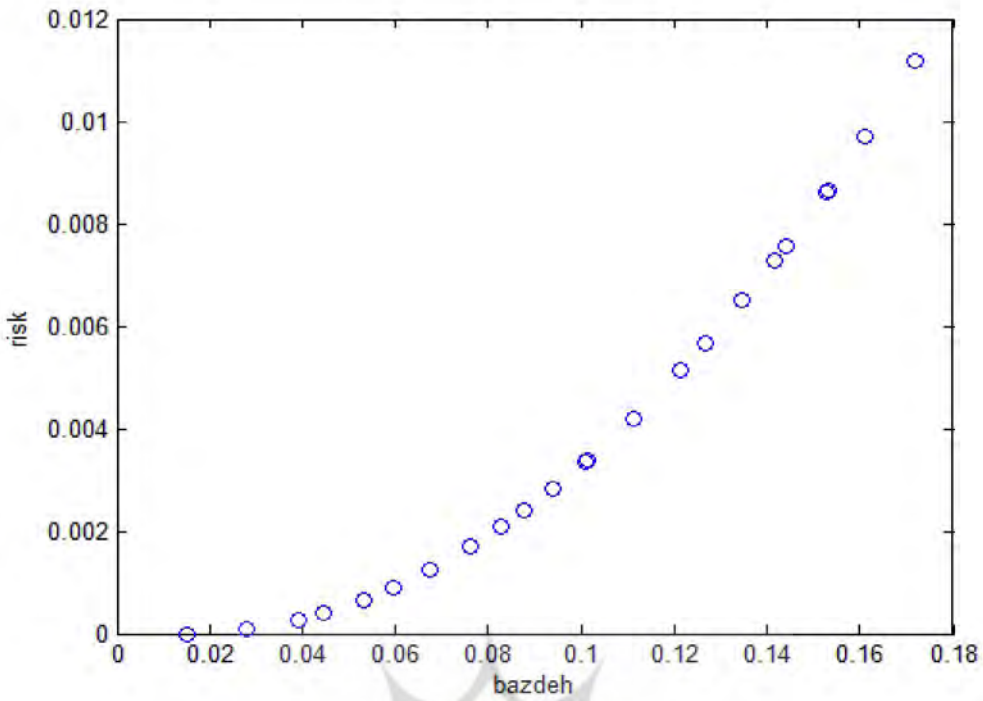
جدول (۲) مقایسهٔ میزان مجذور میانگین مربعات خطای مدل‌های پیش‌بینی بازارهای مالی

	بازار سکهٔ بهار آزادی	بازار ارز	بورس اوراق بهادار
شبکهٔ عصبی مصنوعی	۹۸۰۶/۷۸۹	۳۳/۷۷۸	۳۱۴/۷۸۸
برنامه‌نویسی ژنتیک	۱۳۱۷۴/۷۹۳	۴۲/۷۲۳۹	۵۸۸/۶۸۷

جدول (۳) مقایسهٔ میزان درصد خطای مدل‌های پیش‌بینی بازارهای مالی

	بازار سکهٔ بهار آزادی	بازار ارز	بورس اوراق بهادار
شبکهٔ عصبی مصنوعی	٪۱/۲۵	٪۱/۶۸	٪۱/۰۶
برنامه‌نویسی ژنتیک	٪۲/۶۹	٪۳/۷۸	٪۲/۵۹

به منظور آزمون فرضیهٔ چهارم بازده و ریسک فرصت‌های سرمایه‌گذاری برای آخرین ماه از دورهٔ پژوهش استخراج شد. این فرصت‌ها شامل سهام ۲۰ شرکت فعال‌تر بازار بورس طی دورهٔ پژوهش، دلار آمریکا، سکهٔ بهار آزادی و سپرده‌گذاری در بانک بود. بازده مورد استفاده در این مدل، بازده حاصل از نگهداشت دارایی، یعنی قیمت پایان دوره منهای قیمت ابتدای دوره به اضافهٔ سود سهام پرداخت شده بود. ریسک از طریق محاسبهٔ گشتاور مرتبهٔ دوم بازده‌ها حول بازده حاصل از نگهداشت دارایی به دست آمد، چرا که واحد اندازه‌گیری ریسک تابعی از واحد اندازه‌گیری بازده است و باید بیانگر نوسان یا احتمال انحراف از بازده باشد. محاسبهٔ واریانس به دلیل این‌که پراکندگی داده‌ها را حول میانگین و نه حول بازده حاصل از نگهداشت دارایی محاسبه می‌کند نامطلوب است. توانایی این مدل براساس مقایسهٔ شاخص شارپ سبدهای بهینه با شاخص شارپ دارایی‌های مالی محاسبه شد. بررسی‌ها نشان می‌دهند که تمامی سبدهای بهینه از تمامی دارایی‌های مالی، شاخص شارپ بیشتری دارند. بنابراین فرضیهٔ چهارم پژوهش تأیید می‌شود.



نمودار (۱) بازده و ریسک سبدهای بهینهٔ سرمایه‌گذاری

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

جدول (۴) مشخصات سبدهای بهینه سرمایه گذاری شناسایی شده توسط الگوریتم ژنتی

اسپرده بانکی	دلار	سکه	سرمایه گذاری سپهر قارس	سرمایه گذاری توسعه صنایع	سرمایه گذاری ایران ترانسفو	سرمایه گذاری ملی صنایع	بانک ملت	حقوقی تعاون	بانک تجارت	بانک کارآفرین	بانک سینا	ملیایا	سرمایه گذاری	سرمایه گذاری بانک اقتصاد	سرمایه گذاری بارس خودرو	دارسازی	بازده وقتی	ریسک واقعی	شاخص شارپ
۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰.۰۱۵	۰	۰
۰.۹۱۹۴۲۵	۰.۰۰۱۵۶۳	۰.۰۰۱۵۶۳	۰.۰۰۱۵۶۳	۰.۰۰۱۵۶۳	۰.۰۰۱۵۶۳	۰.۰۰۱۵۶۳	۶.۷۴E-۰۹	۰.۰۰۱۵۶۳	۰.۰۰۱۵۶۳	۰.۰۰۱۵۶۳	۰.۰۰۱۵۶۳	۰.۰۰۱۴۲۹	۰.۰۰۱۵۶۳	۰.۰۰۱۵۶۳	۰.۰۰۱۵۶۳	۰.۰۲۷۹۰۹	۷.۵۵E-۰۵	۱۷۰.۹۸۳۲
۰.۰۰۲۹۲۷	۰.۰۰۲۹۲۷	۰.۰۰۲۹۲۷	۰.۰۰۲۹۲۷	۰.۰۰۲۹۲۷	۰.۰۰۲۹۲۷	۰.۰۰۹۲۶۱۱	۱.۰۹E-۰۹	۰.۰۰۲۹۲۷	۰.۰۰۲۹۲۷	۰.۰۰۲۹۲۷	۰.۰۰۲۹۲۷	۰.۰۰۲۶۷۵	۰.۰۰۲۹۲۷	۰.۰۰۲۹۲۷	۰.۰۰۲۹۲۷	۰.۰۳۹۱۷۴	۰.۰۰۰۲۶۵	۹۱۳.۰۴۱
۰.۰۰۰۴۰۲	۰.۰۰۳۶۰۵	۰.۰۰۳۶۰۵	۰.۰۰۳۶۰۵	۰.۰۰۴۶۰۵	۰.۰۰۳۶۰۵	۰.۱۱۴۰۸۱	۵.۱E-۰۹	۰.۰۰۳۶۰۵	۰.۰۰۳۶۰۵	۰.۰۰۳۶۰۵	۰.۰۰۳۶۰۵	۰.۰۰۳۹۴۶	۰.۰۰۳۶۰۵	۰.۰۰۳۶۰۵	۰.۰۰۳۶۰۵	۰.۰۴۴۷۷۹	۰.۰۰۰۴۰۲	۲۴.۱۲۰۱۲
۰.۷۶۷۱۷۱۸	۰.۰۰۴۶۲۲	۰.۰۰۴۶۲۲	۰.۰۰۴۶۲۲	۰.۰۰۴۶۲۲	۰.۰۰۴۶۲۲	۰.۱۴۶۲۴۷	۹.۶۶E-۰۹	۰.۰۰۴۶۲۲	۰.۰۰۴۶۲۲	۰.۰۰۴۶۲۲	۰.۰۰۴۶۲۲	۰.۰۰۴۲۲۵	۰.۰۰۴۶۲۲	۰.۰۰۴۶۲۲	۰.۰۰۴۶۲۲	۰.۰۵۳۱۷۵	۰.۰۰۰۶۶	۵۷.۸۱۷۸۸
۰.۷۲۲۱۶۷	۰.۰۰۵۳۷۷	۰.۰۰۵۳۷۷	۰.۰۰۵۳۷۷	۰.۰۰۵۳۷۷	۰.۰۰۵۳۷۷	۰.۱۷۰۱۵۳	۱.۸۲E-۰۸	۰.۰۰۵۳۷۷	۰.۰۰۵۳۷۸	۰.۰۰۵۳۷۷	۰.۰۰۵۳۷۷	۰.۰۰۴۹۱۵	۰.۰۰۵۳۷۷	۰.۰۰۵۳۷۷	۰.۰۰۵۳۷۷	۰.۰۵۹۴۱۶	۰.۰۰۰۸۹۴	۴۹۶.۹۴۷۵
۰.۶۷۱۷۶۳	۰.۰۰۶۴۶۶	۰.۰۰۶۴۶۶	۰.۰۰۶۴۶۶	۰.۰۰۶۴۶۶	۰.۰۰۶۴۶۶	۰.۲۰۱۴۵۵	۳.۹E-۰۸	۰.۰۰۶۴۶۶	۰.۰۰۶۴۶۹	۰.۰۰۶۴۶۶	۰.۰۰۶۴۶۶	۰.۰۰۵۸۲	۰.۰۰۶۴۶۶	۰.۰۰۶۴۶۶	۰.۰۰۶۴۶۶	۰.۶۷۸۵۸۷	۰.۰۰۱۲۵۳	۴۱.۹۷۳۰۵
۰.۰۰۷۲۲۲	۰.۰۰۷۲۲۲	۰.۰۰۷۲۲۲	۰.۰۰۷۲۲۲	۰.۰۰۷۲۲۲	۰.۰۰۷۲۲۲	۰.۲۲۴۸۸۳	۱.۶۴E-۰۸	۰.۰۰۷۲۲۲	۰.۰۰۷۴۲۴	۰.۰۰۷۲۲۲	۰.۰۰۷۲۲۲	۰.۰۶۷۸۵	۰.۰۰۷۲۲۲	۰.۰۰۷۲۲۲	۰.۰۰۷۲۲۲	۰.۱۷۶۳۱۲	۰.۰۰۱۷۰۳	۳۵۹.۹۹۷۱
۰.۰۰۸۲۱۴	۰.۰۰۸۲۱۴	۰.۰۰۸۲۱۴	۰.۰۰۸۲۱۴	۰.۰۰۸۲۱۴	۰.۰۰۸۲۱۴	۰.۲۵۹۹۳	۳.۳۷E-۰۸	۰.۰۰۸۲۱۴	۰.۰۰۸۲۱۷	۰.۰۰۸۲۱۴	۰.۰۰۸۲۱۴	۰.۰۷۵۰۹	۰.۰۰۸۲۱۴	۰.۰۰۸۲۱۴	۰.۰۰۸۲۱۴	۰.۰۸۲۸۵	۰.۰۰۲۰۸۶	۲۳.۵۳۰۷۳
۰.۰۰۸۸۰۴	۰.۰۰۸۸۰۴	۰.۰۰۸۸۰۴	۰.۰۰۸۸۰۴	۰.۰۰۸۸۰۴	۰.۰۰۸۸۰۴	۰.۲۷۸۵۹۶	۳.۶E-۰۸	۰.۰۰۸۸۰۴	۰.۰۰۸۸۰۷	۰.۰۰۸۸۰۴	۰.۰۰۸۸۰۴	۰.۰۰۸۸۰۴۸	۰.۰۰۸۸۰۴	۰.۰۰۸۸۰۴	۰.۰۰۸۸۰۴	۰.۱۸۷۲۳	۰.۰۰۳۹۶	۳.۳۲۵۱۱
۰.۰۰۹۵۴۱	۰.۰۰۹۵۴۱	۰.۰۰۹۵۴۱	۰.۰۰۹۵۴۱	۰.۰۰۹۵۴۱	۰.۰۰۹۵۴۱	۰.۳۰۱۹۳۲	۸.۷۳E-۰۹	۰.۰۰۹۵۴۱	۰.۰۰۹۵۴۲	۰.۰۰۹۵۴۱	۰.۰۰۹۵۴۱	۰.۰۰۸۷۲۲	۰.۰۰۹۵۴۱	۰.۰۰۹۵۴۱	۰.۰۰۹۵۴۱	۰.۱۳۲۸۱۴	۰.۰۰۲۸۱۴	۲۸.۰۰۵۴۱
۰.۰۱۰۴۰۶	۰.۱۰۴۰۶	۰.۱۰۴۰۶	۰.۱۰۴۰۶	۰.۱۰۴۰۶	۰.۱۰۴۰۶	۰.۳۴۹۲۹۵	۸.۶۱E-۰۹	۰.۱۰۴۰۶	۰.۱۰۴۰۷	۰.۱۰۴۰۶	۰.۱۰۴۰۶	۰.۹۵۱۲	۰.۱۰۴۰۶	۰.۱۰۴۰۶	۰.۱۰۴۰۶	۰.۱۰۹۵۷	۰.۰۰۳۴۱۷	۲۵۶۷۸۲۶
۰.۰۱۰۴۷	۰.۱۰۴۷	۰.۱۰۴۷	۰.۱۰۴۷	۰.۱۰۴۷	۰.۱۰۴۷	۰.۳۳۱۳۲۲	۳.۱۱E-۰۸	۰.۱۰۴۷	۰.۱۰۴۷۲	۰.۱۰۴۷	۰.۱۰۴۷	۰.۹۵۷۱	۰.۱۰۴۷	۰.۱۰۴۷	۰.۱۰۴۷	۰.۱۰۱۴۸۶	۰.۰۰۳۳۸۹	۲۵۵۲۱۱
۰.۰۱۱۶۶۳	۰.۱۱۶۶۳	۰.۱۱۶۶۳	۰.۱۱۶۶۳	۰.۱۱۶۶۳	۰.۱۱۶۶۳	۳۶۹.۰۹۱	۵.۸۲E-۰۹	۰.۱۱۶۶۳	۰.۱۱۶۶۴	۰.۱۱۶۶۳	۰.۱۱۶۶۳	۰.۱۰۶۶۲	۰.۱۱۶۶۳	۰.۱۱۶۶۳	۰.۱۱۶۶۳	۰.۱۱۱۳۲۵	۰.۰۰۴۲۰۵	۳۲۹.۰۹۵۹
۰.۰۱۲۸۹۳	۰.۱۲۸۹۳	۰.۱۲۸۹۳	۰.۱۲۸۹۳	۰.۱۲۸۹۳	۰.۱۲۸۹۳	۰.۴۰۸۰۰۶	۰.۱۲۸۹۳	۰.۱۲۸۹۳	۰.۱۲۸۹۳	۰.۱۲۸۹۳	۰.۱۲۸۹۳	۰.۱۱۷۸۶	۰.۱۲۸۹۳	۰.۱۲۸۹۳	۰.۱۲۸۹۳	۰.۱۲۱۵۰۳	۰.۰۰۵۱۳۹	۲۰.۷۲۴۵۴
۰.۱۳۵۴۸	۰.۱۳۵۴۸	۰.۱۳۵۴۸	۰.۱۳۵۴۸	۰.۱۳۵۴۸	۰.۱۳۵۴۸	۰.۴۴۸۷۲۴	۷.۱۳E-۰۹	۰.۱۳۵۴۸	۰.۱۳۵۴۸	۰.۱۳۵۴۸	۰.۱۳۵۴۸	۰.۱۳۵۴۵	۰.۱۳۵۴۸	۰.۱۳۵۴۸	۰.۱۳۵۴۸	۰.۱۲۶۹۱۱	۰.۰۰۵۶۷۴	۱۹.۷۲۳
۰.۰۱۴۴۹۹	۰.۱۴۴۹۹	۰.۱۴۴۹۹	۰.۱۴۴۹۹	۰.۱۴۴۹۹	۰.۱۴۴۹۹	۰.۴۵۸۵۸۲۹	۵۴۴E-۰۹	۰.۱۴۴۹۹	۰.۱۲۵	۰.۱۴۴۹۹	۰.۱۴۴۹۹	۰.۱۳۲۵۴	۰.۱۴۴۹۹	۰.۱۴۴۹۹	۰.۱۴۴۹۹	۰.۱۳۴۷۶۹	۰.۰۰۶۴۹۹	۱۸.۶۲۸۹۳
۰.۰۱۵۳۵	۰.۱۵۳۵	۰.۱۵۳۵	۰.۱۵۳۵	۰.۱۵۳۵	۰.۱۵۳۵	۰.۶۸۵۵۷۳۷	۱.۰۷E-۰۸	۰.۱۵۳۵	۰.۱۵۳۵	۰.۱۵۳۵	۰.۱۵۳۵	۰.۱۴۰۳۲	۰.۱۵۳۵	۰.۱۵۳۵	۰.۱۵۳۵	۰.۱۴۱۷۹۳	۰.۰۰۷۲۸۴	۱۷۴.۰۸۰۴
۰.۰۱۵۶۴۷	۰.۱۵۶۴۷	۰.۱۵۶۴۷	۰.۱۵۶۴۷	۰.۱۵۶۴۷	۰.۱۵۶۴۷	۰.۴۹۵۱۴۱	۸.۴E-۰۹	۰.۱۵۶۴۷	۰.۱۵۶۴۷	۰.۱۵۶۴۷	۰.۱۵۶۴۷	۰.۱۴۰۳۰	۰.۱۵۶۴۷	۰.۱۵۶۴۷	۰.۱۵۶۴۷	۰.۱۴۲۴۲۸	۰.۰۰۷۵۶۸	۱۷۰.۷۴۲
۰.۱۶۹۹۱	۰.۱۶۹۹۱	۰.۱۶۹۹۱	۰.۱۶۹۹۱	۰.۱۶۹۹۱	۰.۱۶۹۹۱	۰.۵۲۸۱۸۵	۶.۲۳E-۰۹	۰.۱۶۹۹۱	۰.۱۶۹۹۱	۰.۱۶۹۹۱	۰.۱۶۹۹۱	۰.۱۵۲۵۸	۰.۱۶۹۹۱	۰.۱۶۹۹۱	۰.۱۶۹۹۱	۰.۱۵۲۸۷۳	۰.۰۰۸۶۱۲	۱۶۰.۰۹۰۴
۰.۱۶۷۱۴	۰.۱۶۷۱۴	۰.۱۶۷۱۴	۰.۱۶۷۱۴	۰.۱۶۷۱۴	۰.۱۶۷۱۴	۰.۵۲۸۹۰۷	۶۵E-۰۹	۰.۱۶۷۱۴	۰.۱۶۷۱۴	۰.۱۶۷۱۴	۰.۱۶۷۱۴	۰.۱۵۲۷۹	۰.۱۶۷۱۴	۰.۱۶۷۱۴	۰.۱۶۷۱۴	۰.۱۵۳۰۶۲	۰.۰۰۸۶۳۶	۱۵۹.۸۷۱۶
۰.۱۷۷۰۸	۰.۱۷۷۰۸	۰.۱۷۷۰۸	۰.۱۷۷۰۸	۰.۱۷۷۰۸	۰.۱۷۷۰۸	۰.۵۶۰۴۶۴	۴۷E-۰۹	۰.۱۷۷۰۸	۰.۱۷۷۰۸	۰.۱۷۷۰۸	۰.۱۷۷۰۸	۰.۱۶۱۸۷	۰.۱۷۷۰۸	۰.۱۷۷۰۸	۰.۱۷۷۰۸	۰.۱۶۱۲۷۳	۰.۰۰۹۶۴۴	۱۵۰.۸۷۱
۰.۱۹۰۸	۰.۱۹۰۸	۰.۱۹۰۸	۰.۱۹۰۸	۰.۱۹۰۸	۰.۱۹۰۸	۰.۶۰۱۵۲	۰	۰.۱۹۰۸	۰.۱۹۰۸	۰.۱۹۰۸	۰.۱۹۰۸	۰.۱۷۳۲۶	۰.۱۹۰۸	۰.۱۹۰۸	۰.۱۹۰۸	۰.۱۷۲۰۱۶	۰.۰۰۱۱۱۷	۱۴۰.۵۷۲۷
۰.۱۹۰۸	۰.۱۹۰۸	۰.۱۹۰۸	۰.۱۹۰۸	۰.۱۹۰۸	۰.۱۹۰۸	۰.۶۰۱۵۲	۰	۰.۱۹۰۸	۰.۱۹۰۸	۰.۱۹۰۸	۰.۱۹۰۸	۰.۱۷۳۲۶	۰.۱۹۰۸	۰.۱۹۰۸	۰.۱۹۰۸	۰.۱۷۲۰۱۶	۰.۰۰۱۱۱۷	۱۴۰.۵۷۲۷

جدول (۵) ضرایب همبستگی و بازده و ریسک واقعی فرصت های سرمایه گذاری

	سپرده بانکی	دلار	سکه	سرمایه گذاری صنعت و معدن	سیمان فارس و خوزستان	ایران ترانسفو	سرمایه گذاری توسعه صنایع بهشهر	سرمایه گذاری غدیر	سرمایه گذاری بوعلی	مس ایران	بانک ملت	حفاری شمال	بانک تجارت	بانک کارآفرین	سرمایه گذاری سپه	بانک سینا	سرمایه گذاری بهمن	سامیا	بانک اقتصاد نوین	ایران	سرمایه گذاری توسعه صنعتی ایران	پارس خودرو	داروسازی جابر ابن حیان
سپرده بانکی	۱	۰.۶۴۶۰۸	۰.۱۹۶۶۴۳	-۰.۵۷۰۳	۰.۰۹۷۱۱۵	-۰.۲۶۲۱۶	-۰.۲۹۵۶۷	-۰.۲۶۲۹۹	-۰.۲۶۴۹۱	-۰.۲۰۷۴۸	-۰.۳۹۶۷۸	-۰.۶۴۶۷۳	-۰.۶۴۶۷۳	-۰.۲۰۷۱۳	-۰.۵۸۱۲۳	-۰.۶۸۶۵۵	-۰.۵۳۴۹۷	-۰.۶۴۶۲۱	-۰.۱۹۶۴۳	-۰.۲۲۹۴۹	-۰.۲۰۷۱۳	-۰.۲۰۰۲۶
دلار	۰.۶۴۶۰۸	۱	۰.۹۲۵۹۹۹	-۰.۳۷۸۸۲	-۰.۲۷۰۹۶	-۰.۷۵۰۱۷	-۰.۲۷۱۱۵	-۰.۶۴۱۰۸۴	-۰.۲۶۴۱۵	-۰.۲۰۷۴۸	-۰.۲۹۵۶۷	-۰.۲۶۲۹۹	-۰.۲۶۲۱۶	-۰.۲۰۷۱۳	-۰.۵۸۱۲۳	-۰.۶۸۶۵۵	-۰.۵۳۴۹۷	-۰.۶۴۶۲۱	-۰.۱۹۶۴۳	-۰.۲۲۹۴۹	-۰.۲۰۷۱۳	-۰.۲۰۰۲۶
سکه	-۰.۱۹۶۴۳	-۰.۹۲۵۹۹۹	۱	-۰.۲۱۰۵۱	-۰.۶۲۶۰۳	-۰.۷۵۰۱۷	-۰.۲۷۱۱۵	-۰.۶۴۱۰۸۴	-۰.۲۶۴۱۵	-۰.۲۰۷۴۸	-۰.۲۹۵۶۷	-۰.۲۶۲۹۹	-۰.۲۶۲۱۶	-۰.۲۰۷۱۳	-۰.۵۸۱۲۳	-۰.۶۸۶۵۵	-۰.۵۳۴۹۷	-۰.۶۴۶۲۱	-۰.۱۹۶۴۳	-۰.۲۲۹۴۹	-۰.۲۰۷۱۳	-۰.۲۰۰۲۶
سرمایه گذاری صنعت و معدن	-۰.۵۷۰۳	-۰.۳۷۸۸۲	-۰.۲۱۰۵۱	۱	۰.۲۷۲۶۴۷	۰.۲۵۹۱۹	۰.۴۲۵۰۰۲	۰.۶۴۱۸۴۰	۰.۳۲۲۱۶	۰.۲۶۳۱۶۲	۰.۳۲۲۱۶۵	۰.۶۴۱۷۶۳	۰.۶۴۱۷۶۳	۰.۲۱۱۶۷	۰.۲۳۸۳۲۷	۰.۶۱۵۰۹۶	۰.۶۴۶۲۱۶	۰.۵۵۵۰۹۹	۰.۶۴۶۲۸۲	۰.۱۸۵۸۱	۰.۶۴۶۲۸۲	۰.۲۰۰۲۶
سیمان فارس و خوزستان	۰.۰۹۷۱۱۵	-۰.۳۷۸۸۴	-۰.۶۲۶۰۳	۰.۲۷۲۶۴۷	۱	۰.۳۳۱۵۸۴	-۰.۰۱۹۱۱	-۰.۲۱۲۵۶	-۰.۰۹۱۲۵۹	-۰.۱۵۱۸	-۰.۱۷۰۲۳	-۰.۱۷۱۳	-۰.۵۲۴۱۱	-۰.۱۳۹۵۸	-۰.۰۵۲۰۹	-۰.۰۵۴۹۰۷۷	-۰.۱۸۷۰۸	-۰.۰۵۵۰۹۹	-۰.۲۶۶۱۸	-۰.۱۳۵۸۵	-۰.۰۹۲۸۵	-۰.۰۲۷۴۶
ایران ترانسفو	-۰.۲۶۲۱۶	-۰.۷۵۰۱۷	-۰.۲۶۲۰۳	-۰.۲۱۰۵۱	-۰.۳۳۱۵۸۴	۱	۰.۰۳۴۹۹	-۰.۱۷۰۲۳	-۰.۹۱۲۵۹	-۰.۱۵۱۸	-۰.۱۷۰۲۳	-۰.۱۹۱۱	-۰.۲۱۲۵۶	-۰.۱۳۹۵۸	-۰.۰۵۲۰۹	-۰.۰۵۴۹۰۷۷	-۰.۱۸۷۰۸	-۰.۰۵۵۰۹۹	-۰.۲۶۶۱۸	-۰.۱۳۵۸۵	-۰.۰۹۲۸۵	-۰.۰۲۷۴۶
سرمایه گذاری توسعه صنایع بهشهر	-۰.۲۹۵۶۷	۰.۲۷۱۱۵	۰.۲۷۱۱۵	-۰.۴۲۵۰۰۲	-۰.۲۱۲۵۶	-۰.۱۷۰۲۳	۱	-۰.۴۳۱۸۸۲	-۰.۴۲۷۰۳۸	-۰.۱۳۲۴۱	-۰.۲۳۷۰۳۸	-۰.۴۳۱۸۸۲	-۰.۴۲۷۰۳۸	-۰.۱۳۲۴۱	-۰.۲۳۸۴۰۶	-۰.۵۴۲۴۱۱	-۰.۱۹۶۷۳۷	-۰.۱۰۱۹۶۳	-۰.۲۶۴۱۶۳	-۰.۱۳۵۸۵	-۰.۰۹۲۸۵	-۰.۰۲۷۴۶
سرمایه گذاری غدیر	-۰.۴۳۱۸۸۲	۰.۴۲۷۰۳۸	۰.۴۹۸۶۲	-۰.۴۲۹۸۷۸	۰.۲۶۳۱۶۲	۰.۸۱۳۱۵۸	۰.۲۰۹۱۵۲	۱	-۰.۱۳۲۴۱	-۰.۲۰۹۱۵۲	-۰.۲۳۷۰۳۸	-۰.۲۶۴۱۵	-۰.۲۶۴۱۵	-۰.۲۳۸۴۰۶	-۰.۲۳۸۴۰۶	-۰.۲۳۸۴۰۶	-۰.۱۰۱۹۶۳	-۰.۲۶۴۱۶۳	-۰.۱۳۵۸۵	-۰.۰۹۲۸۵	-۰.۰۲۷۴۶
سرمایه گذاری بوعلی	-۰.۲۰۷۴۸	۰.۲۶۴۰۲۱	۰.۳۲۶۴۰۲۱	۰.۵۸۳۰۶	۰.۲۶۴۰۲۱	۰.۸۱۳۱۵۸	۰.۲۰۹۱۵۲	۰.۴۲۹۸۷۸	۱	-۰.۱۳۲۴۱	-۰.۲۰۹۱۵۲	-۰.۲۳۷۰۳۸	-۰.۲۰۹۱۵۲	-۰.۱۳۲۴۱	-۰.۲۳۸۴۰۶	-۰.۵۴۲۴۱۱	-۰.۱۹۶۷۳۷	-۰.۱۰۱۹۶۳	-۰.۲۶۴۱۶۳	-۰.۱۳۵۸۵	-۰.۰۹۲۸۵	-۰.۰۲۷۴۶
مس ایران	-۰.۲۶۴۹۱	۰.۲۳۶۴۰۶	-۰.۵۸۳۴۶	۰.۳۲۲۱۶۵	-۰.۸۱۳۱۵۸	-۰.۹۱۲۵۹	-۰.۲۰۹۱۵۲	-۰.۲۶۴۱۵	-۰.۱۳۲۴۱	۱	-۰.۱۳۲۴۱	-۰.۲۰۹۱۵۲	-۰.۲۳۷۰۳۸	-۰.۱۳۲۴۱	-۰.۲۳۸۴۰۶	-۰.۵۴۲۴۱۱	-۰.۱۹۶۷۳۷	-۰.۱۰۱۹۶۳	-۰.۲۶۴۱۶۳	-۰.۱۳۵۸۵	-۰.۰۹۲۸۵	-۰.۰۲۷۴۶
بانک ملت	-۰.۲۰۷۴۸	۰.۲۳۶۴۰۶	-۰.۵۸۳۴۶	۰.۳۲۲۱۶۵	-۰.۸۱۳۱۵۸	-۰.۹۱۲۵۹	-۰.۲۰۹۱۵۲	-۰.۲۶۴۱۵	-۰.۱۳۲۴۱	-۰.۲۰۹۱۵۲	۱	-۰.۱۳۲۴۱	-۰.۲۳۷۰۳۸	-۰.۱۳۲۴۱	-۰.۲۳۸۴۰۶	-۰.۵۴۲۴۱۱	-۰.۱۹۶۷۳۷	-۰.۱۰۱۹۶۳	-۰.۲۶۴۱۶۳	-۰.۱۳۵۸۵	-۰.۰۹۲۸۵	-۰.۰۲۷۴۶
حفاری شمال	-۰.۳۹۶۷۸	۰.۲۶۴۱۵	-۰.۵۸۳۴۶	۰.۳۲۲۱۶۵	-۰.۸۱۳۱۵۸	-۰.۹۱۲۵۹	-۰.۲۰۹۱۵۲	-۰.۲۶۴۱۵	-۰.۱۳۲۴۱	-۰.۲۰۹۱۵۲	-۰.۲۳۷۰۳۸	۱	-۰.۲۳۷۰۳۸	-۰.۱۳۲۴۱	-۰.۲۳۸۴۰۶	-۰.۵۴۲۴۱۱	-۰.۱۹۶۷۳۷	-۰.۱۰۱۹۶۳	-۰.۲۶۴۱۶۳	-۰.۱۳۵۸۵	-۰.۰۹۲۸۵	-۰.۰۲۷۴۶
بانک تجارت	-۰.۲۶۴۹۱	۰.۲۳۶۴۰۶	-۰.۵۸۳۴۶	۰.۳۲۲۱۶۵	-۰.۸۱۳۱۵۸	-۰.۹۱۲۵۹	-۰.۲۰۹۱۵۲	-۰.۲۶۴۱۵	-۰.۱۳۲۴۱	-۰.۲۰۹۱۵۲	-۰.۲۳۷۰۳۸	-۰.۲۶۴۱۵	۱	-۰.۱۳۲۴۱	-۰.۲۳۸۴۰۶	-۰.۵۴۲۴۱۱	-۰.۱۹۶۷۳۷	-۰.۱۰۱۹۶۳	-۰.۲۶۴۱۶۳	-۰.۱۳۵۸۵	-۰.۰۹۲۸۵	-۰.۰۲۷۴۶
بانک کارآفرین	-۰.۲۰۷۴۸	۰.۲۳۶۴۰۶	-۰.۵۸۳۴۶	۰.۳۲۲۱۶۵	-۰.۸۱۳۱۵۸	-۰.۹۱۲۵۹	-۰.۲۰۹۱۵۲	-۰.۲۶۴۱۵	-۰.۱۳۲۴۱	-۰.۲۰۹۱۵۲	-۰.۲۳۷۰۳۸	-۰.۲۶۴۱۵	-۰.۲۳۷۰۳۸	۱	-۰.۲۳۸۴۰۶	-۰.۵۴۲۴۱۱	-۰.۱۹۶۷۳۷	-۰.۱۰۱۹۶۳	-۰.۲۶۴۱۶۳	-۰.۱۳۵۸۵	-۰.۰۹۲۸۵	-۰.۰۲۷۴۶
سرمایه گذاری سپه	-۰.۲۰۷۱۳	۰.۲۶۴۰۲۱	۰.۳۲۶۴۰۲۱	۰.۵۸۳۰۶	۰.۲۶۴۰۲۱	۰.۸۱۳۱۵۸	۰.۲۰۹۱۵۲	۰.۴۲۹۸۷۸	۱	-۰.۱۳۲۴۱	-۰.۲۰۹۱۵۲	-۰.۲۳۷۰۳۸	-۰.۲۰۹۱۵۲	-۰.۱۳۲۴۱	۱	-۰.۵۴۲۴۱۱	-۰.۱۹۶۷۳۷	-۰.۱۰۱۹۶۳	-۰.۲۶۴۱۶۳	-۰.۱۳۵۸۵	-۰.۰۹۲۸۵	-۰.۰۲۷۴۶
بانک سینا	-۰.۵۸۱۲۳	-۰.۵۴۲۴۷۷	-۰.۳۴۴۹۶	-۰.۵۴۵۰۶	-۰.۶۵۲۷۵۹۱	-۰.۲۲۶۸۷۷	-۰.۲۴۱۵۷۴	-۰.۲۴۱۵۷۴	-۰.۲۴۱۵۷۴	-۰.۲۴۱۵۷۴	-۰.۲۴۱۵۷۴	-۰.۲۴۱۵۷۴	-۰.۲۴۱۵۷۴	-۰.۲۴۱۵۷۴	-۰.۲۴۱۵۷۴	۱	-۰.۲۴۱۵۷۴	-۰.۲۴۱۵۷۴	-۰.۲۴۱۵۷۴	-۰.۲۴۱۵۷۴	-۰.۲۴۱۵۷۴	-۰.۲۴۱۵۷۴
سرمایه گذاری بهمن	-۰.۶۸۶۵۵	-۰.۷۰۹۳۱	-۰.۵۸۸۰۹	-۰.۶۱۵۰۹۶	-۰.۴۶۰۱۸	-۰.۲۶۴۱۸	-۰.۲۵۷۴۶	-۰.۲۶۴۱۸	-۰.۲۶۴۱۸	-۰.۲۶۴۱۸	-۰.۲۶۴۱۸	-۰.۲۶۴۱۸	-۰.۲۶۴۱۸	-۰.۲۶۴۱۸	-۰.۲۶۴۱۸	-۰.۲۶۴۱۸	۱	-۰.۲۶۴۱۸	-۰.۲۶۴۱۸	-۰.۲۶۴۱۸	-۰.۲۶۴۱۸	-۰.۲۶۴۱۸
سامیا	-۰.۵۳۴۹۷	-۰.۵۴۲۴۷۷	-۰.۳۴۴۹۶	-۰.۵۴۵۰۶	-۰.۶۵۲۷۵۹۱	-۰.۲۲۶۸۷۷	-۰.۲۴۱۵۷۴	-۰.۲۴۱۵۷۴	-۰.۲۴۱۵۷۴	-۰.۲۴۱۵۷۴	-۰.۲۴۱۵۷۴	-۰.۲۴۱۵۷۴	-۰.۲۴۱۵۷۴	-۰.۲۴۱۵۷۴	-۰.۲۴۱۵۷۴	-۰.۲۴۱۵۷۴	-۰.۲۴۱۵۷۴	۱	-۰.۲۴۱۵۷۴	-۰.۲۴۱۵۷۴	-۰.۲۴۱۵۷۴	-۰.۲۴۱۵۷۴
بانک اقتصاد نوین	-۰.۶۴۶۲۱	-۰.۷۰۹۳۱	-۰.۵۸۸۰۹	-۰.۶۱۵۰۹۶	-۰.۴۶۰۱۸	-۰.۲۶۴۱۸	-۰.۲۵۷۴۶	-۰.۲۶۴۱۸	-۰.۲۶۴۱۸	-۰.۲۶۴۱۸	-۰.۲۶۴۱۸	-۰.۲۶۴۱۸	-۰.۲۶۴۱۸	-۰.۲۶۴۱۸	-۰.۲۶۴۱۸	-۰.۲۶۴۱۸	-۰.۲۶۴۱۸	-۰.۲۶۴۱۸	۱	-۰.۲۶۴۱۸	-۰.۲۶۴۱۸	-۰.۲۶۴۱۸
ایران	-۰.۱۹۶۴۳	-۰.۹۲۵۹۹۹	۱	-۰.۲۱۰۵۱	-۰.۶۲۶۰۳	-۰.۷۵۰۱۷	-۰.۲۷۱۱۵	-۰.۶۴۱۰۸۴	-۰.۲۶۴۱۵	-۰.۲۰۷۴۸	-۰.۲۹۵۶۷	-۰.۲۶۲۹۹	-۰.۲۶۲۱۶	-۰.۲۰۷۱۳	-۰.۵۸۱۲۳	-۰.۶۸۶۵۵	-۰.۵۳۴۹۷	-۰.۶۴۶۲۱	۱	-۰.۲۲۹۴۹	-۰.۲۰۷۱۳	-۰.۲۰۰۲۶
سرمایه گذاری توسعه صنعتی ایران	-۰.۲۲۹۴۹	-۰.۳۷۸۸۴	-۰.۶۲۶۰۳	-۰.۲۱۰۵۱	-۰.۳۳۱۵۸۴	-۰.۷۵۰۱۷	-۰.۲۷۱۱۵	-۰.۶۴۱۰۸۴	-۰.۲۶۴۱۵	-۰.۲۰۷۴۸	-۰.۲۹۵۶۷	-۰.۲۶۲۹۹	-۰.۲۶۲۱۶	-۰.۲۰۷۱۳	-۰.۵۸۱۲۳	-۰.۶۸۶۵۵	-۰.۵۳۴۹۷	-۰.۶۴۶۲۱	-۰.۲۲۹۴۹	۱	-۰.۲۰۷۱۳	-۰.۲۰۰۲۶
پارس خودرو	-۰.۲۰۷۱۳	-۰.۲۷۲۶۴۷	-۰.۳۲۶۴۰۲۱	-۰.۵۸۳۰۶	-۰.۲۶۴۰۲۱	-۰.۸۱۳۱۵۸	-۰.۲۰۹۱۵۲	-۰.۲۶۴۱۵	-۰.۱۳۲۴۱	-۰.۲۰۹۱۵۲	-۰.۲۳۷۰۳۸	-۰.۲۶۴۱۵	-۰.۲۳۷۰۳۸	-۰.۱۳۲۴۱	-۰.۲۳۸۴۰۶	-۰.۵۴۲۴۱۱	-۰.۱۹۶۷۳۷	-۰.۱۰۱۹۶۳	-۰.۲۶۴۱۶۳	-۰.۱۳۵۸۵	۱	-۰.۰۲۷۴۶
داروسازی جابر ابن حیان	-۰.۲۰۰۲۶	-۰.۷۳۴۲۵	-۰.۱۷۶۲۸	-۰.۱۸۳۱۸۷	-۰.۱۶۰۱۸۱	-۰.۶۴۶۴۵۷	-۰.۲۴۲۷۶	-۰.۳۵۰۶۲	-۰.۳۵۰۶۲	-۰.۴۴۰۰۳۱	-۰.۲۲۸۸۷	-۰.۲۲۸۸۷	-۰.۲۲۸۸۷	-۰.۲۲۸۸۷	-۰.۲۲۸۸۷	-۰.۲۲۸۸۷	-۰.۲۲۸۸۷	-۰.۲۲۸۸۷	-۰.۲۲۸۸۷	-۰.۲۲۸۸۷	-۰.۲۲۸۸۷	۱

نتیجه‌گیری

هدف این پژوهش، یافتن ابزارهایی مبتنی بر هوش مصنوعی بود که بتواند فرایند تصمیم‌گیری درمورد سرمایه‌گذاری در بازارهای مالی را بهبود بخشد. به این منظور کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل‌های برنامه‌نویسی ژنتیک در پیش‌بینی کوتاه مدت بازارهای مالی مورد بررسی قرار گرفت. این مهم از طریق پیش‌بینی قیمت روزانهٔ این بازارها با استفاده از میانگین قیمت‌ها در هفتهٔ منتهی به روز قبل انجام شد. نتایج پژوهش، حاکی از توانایی بالای هر دو مدل در پیش‌بینی روزانهٔ بازارهای مالی است، در عین حال شبکه‌های عصبی مصنوعی، هم از بعد کمی و هم از بعد کیفی کارایی بهتری بروز دادند.

در بعد میان‌مدت، کارایی الگوریتم ژنتیک در یافتن سبدهای بهینهٔ سرمایه‌گذاری در بازارهای مالی مورد بررسی قرار گرفت. به این منظور از بازده حاصل از نگهداشت دارایی و گشتاور مرتبهٔ دوم بازده‌ها حول بازده حاصل از نگهداشت به عنوان بازده و ریسک فرصت‌ها استفاده شد. نتایج کار، حاکی از برتری تمامی سبدهای شناسایی شده از منظر شاخص شارپ نسبت به هر فرصت سرمایه‌گذاری بود.

یافته‌های این پژوهش چون پژوهش‌های پیشین، بیانگر قابلیت فنون هوش مصنوعی برای استفاده در تصمیم‌گیری‌های مالی، به خصوص سرمایه‌گذاری در بازارهای مالی است.

منابع

[۱] اسلامی بیدگلی، علیرضا و مهدی بیگدلو. (۱۳۸۵). هم سنجی بازده و ریسک فرصت‌های جایگزین سرمایه‌گذاری در ایران. *بررسی‌های حسابداری و حسابرسی*، ۱۳ (۴۴): ۱۷۵-۱۴۹.

[۲] البرزی، محمود و احمد یعقوب‌نژاد و حسین مقصود. (۱۳۸۸). کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش بینی شاخص بازده نقدی و قیمت سهام. *فصلنامهٔ مطالعات حسابداری*، (۲۲): ۱۱۹- ۱۴۰.

[۳] بی، آر و تی جکسون. (۱۳۸۳). آشنایی با شبکه های عصبی. (ترجمهٔ دکتر محمود البرزی). تهران: انتشارات علمی دانشگاه صنعتی شریف، چاپ دوم.

[۴] جعفریه، حمید رضا، نگاره معتمدی و الهه ملایی. (۱۳۸۵). شبکه های عصبی و الگوریتم‌های ژنتیک در تجارت. مجلهٔ تدبیر (۱۷۷):۶۲-۶۷.

[۵] جوهری، بیژن و حسین فرقانی. (۱۳۸۴). نقش الگوریتم ژنتیک در آموزش و کاهش پیچیدگی شبکهٔ عصبی. مجلهٔ بررسی‌های بازرگانی، (۱۴): ۹۷-۱۰۱.

[۶] حسینی سلاکجانی، سیدحسین. (۱۳۸۶). کاربردهای شبکه‌های عصبی مصنوعی، منطق فازی و الگوریتم ژنتیک در بازار سرمایه. *حسابدار رسمی*، ۴ (۱۲): ۴۳-۷۱.

[۷] خالوزاده، حمید. (۱۳۷۷). مدل سازی غیرخطی و پیش‌بینی رفتار قیمت سهام در بازار بورس تهران. پایان‌نامهٔ چاپ‌نشده دکترای الکترونیک. دانشگاه تربیت مدرس.

[۸] راعی، رضا. (۱۳۸۱). تشکیل سبد سهام برای سرمایه گذار مخاطره پذیر(مقایسهٔ شبکهٔ عصبی و مارکویتز). *پیام مدیریت*، ۲ (۲): ۹۶-۷۷.

[۹] راعی، رضا. (۱۳۷۷). طراحی مدل سرمایه گذاری مناسب در سبد سهام با استفاده از هوش مصنوعی (شبکه‌های عصبی). پایان‌نامهٔ دکتری چاپ نشده. دانشگاه تهران.

[۱۰] مسیح آبادی، ابوالقاسم و احمد عبداللهی. (۱۳۸۸). مفاهیم و کاربردهای الگوریتم ژنتیک در حوزهٔ حسابداری. *مجلهٔ دانش و پژوهش حسابداری*، (۱۷): ۲۴-۲۹.

[۱۱] منجمی، سید امیرحسین، مهدی ابزری و علیرضا رعیتی شوازی. (۱۳۸۸). پیش بینی قیمت سهام در بازار بورس اوراق بهادار با استفاده از شبکهٔ عصبی فازی و الگوریتم های ژنتیک و مقایسهٔ آن با شبکهٔ عصبی مصنوعی. *فصلنامهٔ اقتصاد مقداری (بررسی‌های اقتصادی سابق)*، ۶ (۳): ۱-۲۶

[۱۲] منهاج، محمدباقر (۱۳۷۹). مبانی شبکه‌های عصبی، هوش محاسباتی. تهران: انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر.

[۱۳] نخجوانی، احمد. (۱۳۸۲). اقتصاد ایران. تهران: انتشارات مرکز آموزش تحقیقات صنعتی ایران، چاپ اول.

[14] AlQuraishi, A. (2009). Determination of Crude Oil Saturation Pressure Using Linear Genetic Programming. *Energy & Fuels*, (23): 884–887.

[15] Brabazon, A & O'Neill, M. (2006). Biologically Inspired Algorithms for Financial Modeling. Berlin: Springer, 1st ed: 15-20.

[16] Bishop, M. Christopher. (1995). Neural Networks for Pattern Recognition. USA: Oxford University Press. 1 edition.

[17] Hagan, M. T., Demuth, H. B. and M. Beal. (2002). Neural Network Design. Singapore: Thamson Asia Pte Ltd.

[18] Hoglund, H. (2012). Detecting Earnings Management with Neural Networks. *Expert Systems with Applications*, (39): 9564-9570.

[19] Koza, J. (1992). Genetic programming: on the Programming of Computers by Means of Natural Selection. England, London: MIT Press, Cambridge, Sixth ed.

[20] Shingo Mabua, Kotaro Hirasawab, Masanao Obayashia, Takashi Kuremoto. (2013). Enhanced Decision Making Mechanism of Rule-Based Genetic Network Programming For Creating Stock Trading Signals. Expert Systems with Applications Volume 40, Issue 16: 6311–6320.

[21] Sonmez, F. saryal. (2007). Does inflation have an impact on conditional stock market volatility? Evidence from Turkey and Canada. *International research journal at finance and economics*, (11): 122-133

[22] Tae-Mun Hwang, Hyunje Oh, Youn-Kyoo Choung, Sanghoun Oh, Moongu Jeon, Joon Ha Kim, Sook Hyun Nam, Sangho Lee. (2009). Prediction of Membrane Fouling In The Pilot-Scale Microfiltration System Using Genetic Programming. *Desalination* (247): 285–294.

[23] White, H. (1988). Economic Prediction Using Neural Networks: The Case of IBM Daily Stock Return. *Proceeding of the second IEEE international conference on neural network*.