

## پیش‌بینی شاخص بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از انفیس

اصغر مشبکی<sup>۱\*</sup>، اسدالله کردنائیج<sup>۲</sup>، سجاد فرازمند<sup>۳</sup>

۱- استاد گروه مدیریت دانشگاه تربیت مدرس

moshabak@modares.ac.ir

۲- دانشیار گروه مدیریت دانشگاه تربیت مدرس

naiej@modares.ac.ir

۳- کارشناس ارشد مدیریت دانشگاه تربیت مدرس

sajad.farazmand@gmail.com

### چکیده

هدف اصلی این پژوهش بررسی پیش‌بینی پذیری شاخص قیمت و بازده نقدی بورس اوراق بهادار تهران (تدپیکس) به کمک انفیس و یافتن مدل مناسب برای پیش‌بینی این شاخص است. بدین منظور، نخست سه متغیر کلان اقتصادی به همراه مقادیر تاریخی تدپیکس به عنوان ورودی‌های مدل انتخاب شدند؛ سپس ساختارهای گوناگون انفیس و شبکه عصبی مصنوعی پس‌انتشار خطا برای بررسی پیش‌بینی‌پذیری و شناسایی مدل مناسب انتخاب گردید. شایان ذکر است پیش‌بینی‌ها از طریق معیار غیرآماري نرخ برخورد، از نظر اقتصادی نیز بررسی شده‌اند. نتایج بدست آمده از نرم‌افزار (MATLAB (2012) در بازه زمانی آذرماه ۱۳۷۹ تا مهر ۱۳۹۱، و به کمک معیارهای خطای آماری، غیر آماری و ضریب تعیین بیش از ۸۰ درصد نشان می‌دهد: مدل‌های ساده‌تر در پیش‌بینی شاخص، دارای دقت و عملکرد بیشتر هستند؛ و پیش‌بینی‌های انفیس نسبت به شبکه‌های عصبی مصنوعی پس‌انتشار خطا دقیق‌تر هستند. بر این اساس، انفیس تکنیکی امیدوارکننده برای سرمایه‌گذاران در پیش‌بینی شاخص بازده کل بورس اوراق بهادار تهران است.

**واژه‌های کلیدی:** انفیس، پیش‌بینی، بورس، تدپیکس.

## مقدمه

بینی را تعیین می‌کند. از این‌رو در این پژوهش نحوه انتخاب متغیرهای ورودی هم از بعد نظری و هم از بعد تجربی بررسی می‌شود. نظر به اهمیت موضوع، هدف این مقاله پیش‌بینی شاخص بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از روش پیشرفته انفیس است. این روش، دانش انسانی و تخصص‌های نوین هوشمند را برای استنتاج و تصمیم‌گیری بکار می‌گیرد. بر این اساس، هدف این مقاله بررسی و برآورد شاخص بورس با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی و انفیس است. بدین منظور مقاله در شش بخش تنظیم شده است. پس از مقدمه ادبیات موضوع در بخش دوم بررسی می‌شود. در بخش سوم پیشینه پژوهش و در بخش چهارم روش شناسی پژوهش ارائه شده است. در بخش پنجم نتایج کمی حاصل از برآورد مدل بررسی خواهد شد. بخش ششم به نتیجه‌گیری مقاله اختصاص داده شده است.

## ادبیات پژوهش

ایده اصلی پیش‌بینی تخمین برخی جنبه‌های غیرقطعی در آینده است. عدم قطعیت‌ها، به صورت مستمر تحت تأثیر بسیاری از عوامل مرتبط قرار می‌گیرند و مقداری نویز در طول فرآیند پیش‌بینی به وجود می‌آید که به خطا منجر می‌شود. هدف اغلب نظریه‌ها و مطالعات حداقل کردن خطا است. نظریه‌های این حوزه از جنبه‌های مختلف قابل طبقه‌بندی است. به طور کلی، پیش‌بینی‌ها از نظر زمانی، به کوتاه مدت، میان مدت و بلندمدت تقسیم می‌گردند. روش‌های پیش‌بینی از نظر ماهیت نیز، به کمی و کیفی تقسیم می‌شوند. اگر اطلاعات مورد نیاز برای تحلیل وجود نداشته باشد، از روش کیفی استفاده می‌شود. در روش کیفی از فنون: دلفی<sup>۱</sup>، پژوهش بازار، آنالوژی چرخه عمر

تأثیر بازارهای سرمایه در جمع‌آوری سرمایه‌های کوچک فردی، تبدیل آن‌ها به سرمایه‌های بزرگ و جهت‌دهی آن‌ها به سمت فعالیت‌های تولیدی، اهمیت این بازارها را بیش از پیش افزوده است. در واقع بازار سرمایه روش تسهیل سرمایه‌گذاری برای افراد حقیقی و حقوقی است [۲۰]. روزانه میلیون‌ها نفر با انگیزه‌های گوناگون، هزاران سهام را در بازارهای بورس مبادله می‌کنند. از این‌رو، بورس‌ها به یک بازار بسیار پیچیده و غیرقابل پیش‌بینی تبدیل شده‌اند. در این‌گونه شرایط، یکی از راه‌های مناسب برای مقابله با پیچیدگی، پیش‌بینی است [۱۸]. تاکنون روش‌های سنتی نظیر رگرسیون با موفقیت‌های نسبی همراه بودند، ولی به دلیل رفتار غیرخطی و آشوب‌گونه شاخص‌های بورس، نتایج آن‌ها نتوانستند نیازهای پژوهشگران را تأمین نماید. از این‌رو امروزه در مسایل پیش‌بینی مربوط به بازار سهام از مدل‌های محاسباتی نرم نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل‌های ترکیبی نظیر انفیس به طور گسترده استفاده می‌شوند؛ زیرا این مدل‌ها، ابزارهایی دقیق برای ره‌گیری رفتارهای غیرخطی و ارائه پیش‌بینی در فضاهای مغتشش هستند [۷]. شبکه‌های عصبی مصنوعی دارای این ویژگی برجسته هستند که می‌توانند رفتار متغیرها را تشخیص دهند و خود را با پویایی‌های محیطی تطبیق دهند [۲۱]؛ همچنین شبکه‌های عصبی مصنوعی خاصیت «تخمین‌زننده عمومی»<sup>۱</sup> دارند و در نتیجه در انتخاب متغیر هدف (نوع سهام شرکت‌ها) محدودیتی وجود ندارد [۱۳]. یکی از مسایل حائز اهمیت برای ساخت مدل‌های شبکه عصبی و عصبی‌فازی، چگونگی انتخاب متغیرهای ورودی است. این موضوع ساختار<sup>۲</sup> مدل پیش

1 Universal approximator

2 Structure

و مجموعه وجود دارد: تعلق و عدم تعلق. به عبارت دیگر این رابطه، باینری یا صفر یا یک است. از تفاوت‌های مجموعه‌های فازی و کلاسیک می‌توان به ذهنی بودن و غیر رندمی بودن<sup>۴</sup> مجموعه‌های فازی اشاره کرد. تابع عضویت<sup>۵</sup> برای تعریف مشخصه مجموعه فازی استفاده می‌شود. به کمک این توابع می‌توان مجموعه‌های فازی را به صورت کمی بیان کرد. پایگاه دانش فازی شامل تمام اطلاعات و دانش‌های مرتبط با موضوع پژوهش است. در سیستم استنتاج فازی دو مدل اصلی ممدانی و سوگنو استفاده می‌شود. روش ممدانی کاملاً شهودی است؛ قابلیت گسترش دارد و برای ورودی‌های انسانی بسیار مناسب است. مدل فازی سوگنو که توسط تاکاگی، سوگنو و کانگ معرفی شد، می‌تواند مقادیر قطعی را به صورت توابع چند جمله‌ای ارائه کند. مزیت مدل فازی سوگنو این است که با تکنیک‌های بهینه‌سازی و تطبیقی بهتر عمل می‌کند؛ پیوستگی فضای خروجی را تضمین می‌کند.

### شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی، بر اساس پیشنهاد مک-کالاچ در سال ۱۹۴۳، تعداد زیادی نرون‌های مصنوعی را به کار می‌گیرد تا عملکرد شبکه عصبی طبیعی را تقلید کند. فرایند کامل آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی شامل دو مرحله است: یادگیری و بازخوانی. شبکه‌ها با تغذیه اطلاعات صحیحی که برای یادگیری به آن‌ها نیاز دارند، آموزش داده می‌شوند؛ سپس چگونگی محاسبه نتایج دلخواه را بر اساس فرایند یادگیری مبتنی بر تکرار می‌آموزند. الگوی یادگیری اولیه و ورودی شبکه به عنوان تنظیمات اولیه توسط

محصول<sup>۱</sup>، پیش‌بینی شهودی و آنالوژی تاریخی<sup>۲</sup> استفاده می‌شود. در حالی که، روش‌های کمی نیازمند داده‌های تاریخی و کشف رابطه علت و معلولی برای پیش‌بینی شاخص‌هاست. فنون اصلی کمی شامل: پیش‌بینی سری زمانی، میانگین متحرک، هموارسازی نمایی، روش‌های باکس جنکینز، روش‌های مبتنی بر روند، مدل‌های اقتصادسنجی و مدل‌های داده-ستاده است. عواملی بنیادین نظیر عدم قطعیت ذاتی بورس، وجود عوامل ناشناخته و عدم امکان کمی‌سازی برخی از متغیرهای تأثیرگذار بر بورس، باعث شده است تا پیش‌بینی‌ها در این حوزه به صورت تقریبی ارائه شوند. در این شرایط روش‌های سنتی پیش‌بینی، عملکردی نسبی قابل قبول ندارند [۹]. نتایج اغلب پژوهش‌های تجربی نیز نشان می‌دهد روش‌های مدرن (فنون محاسباتی نرم<sup>۳</sup>) عملکردی بهتر و قابل قبول نسبت به روش‌های سنتی دارند [۱۱، ۱۴، ۲۳ و ۳۱]. در نتیجه امروزه اغلب از مدل‌های نوین پیش‌بینی استفاده می‌شود. از این رو، در این پژوهش از روش‌های مدرن غیرخطی فازی، شبکه عصبی و ترکیبی انفیس استفاده شده است؛ در ادامه مبانی نظری این روش‌ها بررسی می‌شود.

### نظریه مجموعه فازی

در این نظریه، ارزیابی عناصر به صورت مرحله‌ای و پیوسته انجام می‌شود و تمرکز آن بر استدلال تقریبی است. در استدلال تقریبی تلاش می‌شود از ورودی‌های مبهم، خروجی قطعی بدست آورد. نتایج این روش به انتخاب قوانین فازی و توابع فازی بستگی دارد در مجموعه‌های کلاسیک، فقط دو نوع عضویت بین عضو

4 Subjectivity and nonrandomness  
5 Membership function (MF)

1 Product Life-Cycle Analogy  
2 Historical Analogy  
3 Soft computing techniques.

محقق تعیین می‌شود و برای محاسبه خروجی مطلوب مرتبط استفاده می‌شود. سپس مقدار خطا از تفاوت مقدار خروجی محاسبه شده و خروجی هدف بدست می‌آید. وزن‌های مدل از طریق ارسال مجدد مقادیر خطا به شبکه بدست می‌آیند و این فرایند تا زمانی که خروجی مطلوب و هدف به مقدار کافی به هم نزدیک شوند، ادامه می‌یابد.

### سیستم استنتاج فازی مبتنی بر شبکه تطبیقی

سیستم استنتاج فازی مبتنی بر شبکه تطبیقی (انفیس)<sup>۱</sup> توسط جانگ<sup>۲</sup> در سال ۱۹۹۳ معرفی شد. چارچوب اصلی انفیس بر اساس مفهوم سیستم استنتاج فازی استوار است. این مدل قابلیت خودسازماندهی را که مشخصه شبکه‌های عصبی مصنوعی است، داراست. در سیستم استنتاج فازی دانش یا تجربه انسان و رویه استنتاج از طریق قوانین اگر- آنگاه فازی به طور کیفی قابل توصیف و تحلیل می‌شوند، ولی قابلیت اجرای تحلیل کمی وجود ندارد. شبکه‌های عصبی مصنوعی قابلیت یادگیری، سازماندهی و تطبیق خودکار را دارند، ولی کیفی نیستند و فرایند استنتاج قابل مقایسه نیست. جانگ مزایای سیستم استنتاج فازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی را ترکیب کرد و روش جدید انفیس را معرفی کرد. در نتیجه انفیس هر دو قابلیت ساختار خود سازماندهی و کیفی بودن را همزمان داراست. مزایای مدل انفیس را به اختصار می‌توان به صورت زیر ارائه نمود. ترکیب قوانین و داده‌های عملکرد دنیای واقعی؛ انتخاب قوانین و متغیرهای ورودی و خروجی و بهینه کردن آن‌ها در طول دوره آموزش؛ تقلید از فرآیند تصمیم‌گیری انسانی و محاسبه سریع با استفاده از عملیات فازی [۲۶].

### مبانی نظری انتخاب متغیر

برای بررسی و انتخاب متغیرهای مستقل ابتدا رابطه بین متغیرهای کلان اقتصادی و بازارهای رقیب بورس، با شاخص قیمت و بازده نقدی بررسی می‌شود. در اقتصادهای متکی به نفت، تحولات نفتی می‌تواند یکی از عوامل مهم تأثیرگذار بر بخش‌های مختلف اقتصاد مانند بازار سرمایه محسوب شود. بنابراین، لزوم بررسی تأثیر تغییرات بازار نفت بر شاخص بازار سهام مهم تلقی می‌شود. افزایش قیمت نفت، موجب شکل‌گیری انتظارات خوش‌بینانه در مورد رونق برخی فعالیت‌های اقتصادی مانند صنایع پتروشیمی، پالایشگاه و ... می‌شود، در مقابل، برخی بخش‌ها یا شرکت‌ها مانند بخش‌های تولید کالاهای قابل تجارت از افزایش قیمت نفت متضرر می‌شوند.

تغییرات نرخ ارز می‌تواند از دو جنبه بر شاخص قیمت سهام تأثیر بگذارد: نخست در آمد شرکت‌های واردکننده و صادرکننده، ارتباط مستقیم با نرخ ارز دارد. دوم آنکه قیمت ارز موجود در پرتفوی فعالان مالی بر تصمیم‌های آن‌ها درباره خرید و فروش سهام موثر است. در کشورهای توسعه نیافته تغییرات نرخ ارز نیز موجب تأثیرگذاری بر سود شرکت‌ها نیز می‌شود، به ویژه شرکت‌هایی که بدهی ارزی زیادی دارند. برای مقابله از نظریه پرتفوی استفاده می‌شود. بر اساس نظریه پرتفوی، افزایش در بازده یک دارایی مانند زمین یا طلا در مقایسه با سایر دارایی‌ها موجب اختلال در تعادل پرتفوی و جایگزین کردن دارایی‌های دیگر می‌شود. [۲۴]. در این صورت با بروز نوسان در یک نیمه از سبد چه بسا نیمه دیگر آن را جبران نماید [۲۴]؛ بنابراین بررسی متغیرهای اساسی بازارهای موازی حائز اهمیت به نظر می‌رسد. از اینرو در این پژوهش قیمت سکه طلا

1 Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS).

2 Jang

اغلب روش‌های مورد استفاده در آن‌ها فنون محاسباتی نرم بوده است. این پژوهش‌ها را می‌توان در سه گروه طبقه‌بندی کرد. طبقه اول، شامل پژوهش‌هایی است که داده‌های مربوط به کشورهای توسعه یافته مانند اروپا، آمریکا و ... را به کار می‌گیرند. طبقه دوم، پژوهش‌هایی هستند که بر پیش‌بینی شاخص بازارهای در حال ظهور مانند یونان، استانبول و ... متمرکزند. طبقه سوم نیز، پژوهش‌هایی هستند که بر بررسی خاص متمرکز نیستند، اما سهم‌ها یا پرتفوی‌های مستقل را هدف قرار می‌دهند [۸]. مرور پژوهش‌ها بر این اساس در ادامه ارائه می‌شود. در جدول ۱ برخی از مهم‌ترین پژوهش‌ها در شاخص بازارهای بورس ارائه شده است.

نیز یکی از متغیرهای ورودی پژوهش را تشکیل می‌دهد. بر اساس مفروض‌های روش سری زمانی تاثیر سایر متغیرها در داده‌های تاریخی وجود دارند؛ در نتیجه با در نظر گرفتن مقادیر تاریخی متغیرها به عنوان ورودی مدل، می‌توان امکان دستیابی به مدل مناسب را رد نکرد.

### پیشینه پژوهش

آتسالیکیس و والوانیس (۲۰۰۹) با استفاده از روش‌های محاسباتی نرم به گردآوری و طبقه‌بندی پژوهش‌هایی در حوزه مالی پرداختند. این بررسی نشان می‌دهد موضوع اصلی پژوهش‌های تجربی پیش‌بینی بازده شاخص بورس در کشورهای گوناگون است و

جدول ۱- خلاصه پژوهش‌های تجربی بورس در کشورهای گوناگون

| بورس          | مقاله                              | اهداف  | نتایج  |
|---------------|------------------------------------|--|--|
| بورس استانبول | یوملو، گارجن و آکی (۲۰۰۵) و (۲۰۰۴) | پیش‌بینی تغییرات و مقایسه روش‌ها                       | مدل ای‌گارچ نسبت به MLP و RNN عملکرد بهتری دارد.   |
| بورس اندونزی  | سیتانگکر و سرپا (۲۰۰۳)             | پیش‌بینی قیمت سهام                                     | دستیابی به پیش‌بینی‌هایی با صحت بیشتر  |
| بورس آتن      | آتسالیکیس و والوانیس (۲۰۰۶)        | مشخص کردن بهتری مدل پیش‌بینی روند سهام                 | سیستم پیشنهادی نروفازی بهترین عملکرد را در بورس دارد.  |
| بورس تهران    | جعفری، ایزدی نیا و پیروتی (۱۳۹۰)   | بررسی ویژگی‌های مقیاسی شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران | قیمت‌ها در بورس اوراق بهادار تهران دارای همبستگی و حافظه‌اند.                                    |
|               | محمدی و طبسی (۱۳۹۱)                | بررسی تغییرات ناهموار بورس اوراق بهادار تهران          | مدل کاسپ نسبت به مدل جایگزین قابلیت توضیح دهندگی بیشتری دارد.                                    |
|               | عباسی نژاد و نادری (۱۳۹۱)          | پیش‌بینی بازدهی شاخص قیمت و بازده نقدی                 | برتری مدل MFNN و ANFIS مبتنی بر داده تجزیه شده به کمک تجزیه موجک در برابر به کارگیری سطح داده‌ها |
| بورس ترکیه    | ابونوری و همکاران (۱۳۹۲)           | بررسی رابطه نرخ تورم و شاخص بازدهی بورس                | وجود ارتباط نامتقارن میان متغیرهای پژوهش   |
|               | کلیک و آگرین (۲۰۱۴)                | یافتن بهترین مدل پیش‌بینی نوسان                        | برتری مدل‌های پیش‌بینی مبتنی بر فرکانس بالا نسبت به مدل‌های GARCH و MIDAS و HAR-RV-CJ            |
| بورس          | اولسن و ماسمن (۲۰۰۳)               | مقایسه روش‌های پیش‌بینی در تخمین                       | برتری شبکه عصبی مصنوعی د   |

| تورنتو       | نقطه و طبقه بندی شرکت‌ها              |                            |
|--------------|---------------------------------------|----------------------------|
| بورس         | بررسی پیش بینی پذیری جهت حرکت قیمت‌ها | هانگ و همکاران (۲۰۰۵)      |
| توکیو        | پیش بینی قیمت گشایش روز بعد           | جاروسزویچ و منزویوک (۲۰۰۴) |
| بورس تایوان  | پیش بینی روند قیمت سهام               | وی (۲۰۱۳)                  |
|              | ارتقا عملکرد مدل‌های پیش‌بینی         | چنگ و وی (۲۰۱۴)            |
| بورس قبرس    | تحلیل پیش بینی بورس قبرس              | کانستتو و همکاران (۲۰۰۶)   |
| بورس نیویورک | ارائه مدل جدید پیش بینی               | آرمانو و همکاران (۲۰۰۴)    |
|              | کمینه کردن خطای پیش بینی انفیس        | ملین و همکاران (۲۰۱۲)      |

برای ارزیابی عملکرد مدل‌های پیش‌بینی به دو طبقه زیر طبقه بندی می‌شوند: الف) معیارهای آماری؛ ب) معیارهای غیر آماری. معیارهای آماری شامل ریشه میانگین مجذور خطا (RMSE) و میانگین مجذور خطا (MSE)، میانگین قدر مطلق خطا (MAE) می‌شود. معیار غیر آماری نرخ برخورد<sup>۱</sup> در اکثر پژوهش‌ها ملاک اصلی تصمیم‌گیری برای اندازه‌گیری وجه اقتصادی نتایج مدل‌های پیش‌بینی است. همچنین در اغلب پژوهش‌های مورد بررسی تأثیر پارامترها بر عملکرد مدل‌ها کمتر بررسی شده است. بنابراین به نظر می‌رسد با استفاده از روش‌های محاسباتی نرم، ممکن است بتوان به ارائه پیش‌بینی‌هایی قابل قبول از شاخص بورس بازارهای گوناگون از جمله بورس نوظهور تهران امیدوار بود.

تعداد و نوع متغیرهای به کاررفته در پژوهش‌های فوق گوناگون بوده است. مرسوم‌ترین متغیرهایی که برای ورودی مدل‌های پیش‌بینی در این پژوهش‌ها استفاده شده‌اند، عبارتند از: مقدار گشایش، مقدار پایانی، مقدار حداقلی و داده‌های تاریخی [۸]. این متغیرهای ساده عموماً موجب می‌شوند روش‌های محاسباتی نرم با هزینه زمانی و محاسباتی نسبتاً کم به پیش‌بینی‌های مناسب دست یابند. با وجود این در پژوهش‌های که شاخص‌های بورس یک کشور متغیر هدف بوده است، به متغیرهای کلان نظیر قیمت دلار، قیمت یورو و قیمت طلا نیز توجه شده است [۴، ۷، ۸، ۱۵ و ۲۸].

به طور کلی فنون پیش‌بینی در این پژوهش‌ها حول روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی متمرکزند. معیارهای به کار گرفته شده در پژوهش‌های تجربی

در زمان  $t$  است، در زمان مبدأ مقدار برابر  $\sum p_{it} \cdot q_{it}$  بوده است. لازم به ذکر است این شاخص در برابر بازده نقدی پرداختی شرکت‌ها و مواردی همچون افزایش سرمایه از محل آورده نقدی تعدیل می‌شود.

### شبکه عصبی مصنوعی پس انتشار خطا

شبکه پس انتشار خطا توسط رانملارت، هینتن و مک‌کلند در ۱۹۸۶ معرفی شد. در مدل پس انتشار آموزش به وسیله داده‌های ورودی و خروجی انجام می‌شود. از آنجا که هدف اصلی آموزش نظارت شده کمینه کردن خطا است، روش کمترین شیب نزولی معمولاً مورد استفاده قرار می‌گیرد و وزن‌ها بر اساس خطایی که از لایه قبل منتقل می‌شود تعدیل می‌شوند.

### سیستم استنتاج فازی مبتنی بر شبکه تطبیقی (انفیس)

در معماری انفیس از منطق فازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شده است. انفیس از داده‌های ورودی - خروجی، قوانین اگر-آنگاه فازی و الگوریتم‌های یادگیری<sup>۲</sup> شبکه‌های عصبی مصنوعی برای آموزش استفاده می‌کند [۱۰]. برای ساده‌سازی توصیف ساختار انفیس فرض می‌شود سیستم استنتاج فازی دارای دو ورودی  $(X, Y)$  و یک خروجی است و در حالت کلی به صورت زیر بیان می‌شوند:

اگر  $X$  برابر  $A_1$  باشد و  $Y$  برابر با  $B_1$  باشد، آنگاه  $f = p_1 + q_1 + r$ ؛ به طوری که  $p, q, r$  پارامترهای خطی خروجی هستند. این معماری با پنج لایه و نه قانون اگر-آنگاه؛ به صورت نمودار ۱ در می‌آید.

### روش پژوهش

در این بخش ساختارهای گوناگون مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی پس انتشار خطا و مدل انفیس به منظور شناسایی ساختارهای مناسب‌تر بررسی می‌شوند. به منظور بررسی عملکرد پیش‌بینی‌ها، علاوه بر معیارهای آماری از معیارهای غیر آماری نیز استفاده شده است. آموزش هنگامی متوقف می‌شود که می‌شود خطای داده‌های ارزیابی افزایش یابد یا ثابت بماند.

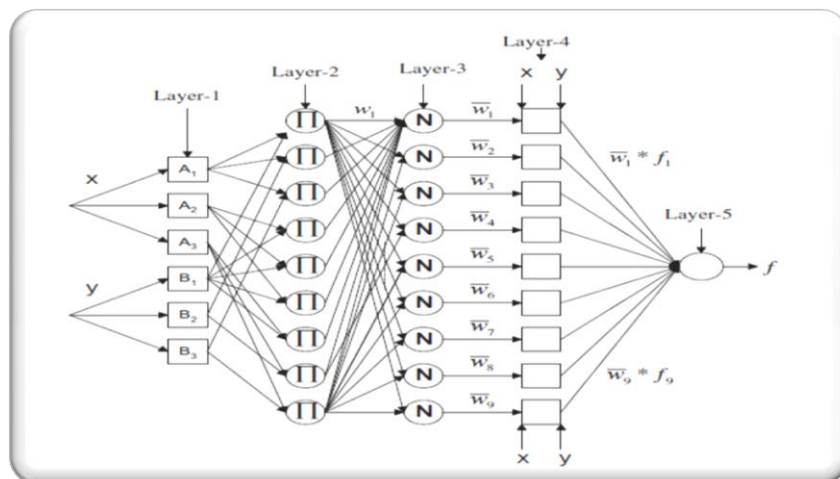
### شاخص قیمت و بازده نقدی بورس اوراق بهادار تهران (تدپیکس)<sup>۱</sup>

هدف از محاسبه شاخص‌های قیمت سهام، ایجاد امکان مقایسه ارزش زمان حال پرتفوی شاخص با ارزش پرتفوی شاخص در یک زمان پایه است. شاخص تدپیکس نیز بر همین اساس محاسبه و استفاده می‌شود. شاخص قیمت و بازده نقدی یا همان شاخص درآمد کل با نماد TEDPIX از فروردین ۱۳۷۷ در بورس تهران به صورت روزانه محاسبه و منتشر شده است. تغییرات این شاخص نشانگر بازده کل بورس است و از تغییرات قیمت و بازده نقدی پرداختی، متأثر می‌شود. این شاخص کلیه شرکت‌های پذیرفته شده در بورس را در برمی‌گیرد. روش محاسبه شاخص قیمت و بازده نقدی بورس تهران در رابطه ۱ ارائه شده است.

(۱)

$$TEDPIX_t = \frac{\sum_{i=1}^n p_{it} q_{it}}{RD_t} \times 100$$

به طوری که در آن:  $P_{it}$  بیانگر قیمت شرکت  $i$ ام در زمان  $t$ ،  $q_{it}$  بیانگر تعداد سهام منتشره شرکت  $i$ ام در زمان  $t$ ،  $RD_t$  نشانگر پایه شاخص قیمت و بازده نقدی



نمودار ۱- ساختار انفیس

قدرت عمل<sup>۴</sup> قانون  $i$  ام را به مجموع قدرت عمل تمام قوانین نشان می دهد.

(۴)

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = w_i / (w_1 + w_2 + \dots + w_9), \quad i = 1, 2, 3, \dots, 9$$

**لایه ۴:** گره های موجود در این لایه از نوع مربعی هستند و با یک تابع گره همراه شده اند.

(۵)

$$O_{4,i} = \bar{w}_i \cdot f_i = w_i \cdot (p_i x + q_i y + r_i), \quad i = 1, 2, 3, \dots, 9$$

$W_i$  نشان دهنده خروجی لایه سوم و  $\{p_i, q_i, r_i\}$  مجموعه پارامترها هستند. پارامترهای این لایه پارامترهایی ثابت خواهند بود.

**لایه ۵:** در این لایه تنها یک گره از نوع دایره ای وجود دارد که خروجی کلی را به صورت مجموع تمام سیگنال های ورودی محاسبه می کند و با علامت  $\sum$  نمایش داده می شود.

(۶)

$$O_{5,i} = \text{overall output} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i}$$

روش های ارزیابی پیش بینی

**لایه ۱:** در این لایه هر گره از نوع مربعی<sup>۲</sup> و همراه با یک تابع تابع گره است؛ به طوری که  $x$  و  $y$  ورودی گره  $i$  ام و  $A_i$  و  $B_i$  برچسب زبانی ورودی ها هستند.  $O_{1,i}$  تابع عضویت  $A_i$  و  $B_i$  هستند. معمولاً  $\mu_{A_i(x)}$  و  $\mu_{B_i(y)}$  توابعی زنگوله ای با حداکثر یک و حداقل صفر انتخاب می شوند. در این روابط  $A_i$  و  $C_i$  مجموعه پارامترها هستند. این پارامترها را پارامترهای مفروض نیز می نامند.

(۲)

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x), \text{ for } i = 1, 2, 3 \quad O_{1,i} = \mu_{B_{i-3}}(y), \text{ for } i = 4, 5, 6$$

**لایه ۲:** هر گره در این لایه، از نوع دایره ای<sup>۳</sup> است. این گره سیگنال های ورودی را در یکدیگر ضرب می کند و با نماد  $\Pi$  نمایش داده می شود.

(۳)

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \cdot \mu_{B_{i-3}}(y), \quad i = 1, 2, 3, \dots, 9$$

**لایه ۳:** گره های موجود در این لایه از نوع دایره ای هستند و با نماد  $N$  نمایش داده می شوند. گره  $i$  ام نسبت

4 Firing strength

1 Node  
2 Square  
3 Circle node



$$R^2 = \frac{SS_{reg}}{SS_{total}} = 1 - \frac{SS_{err}}{SS_{reg}}$$

(ب) میانگین مجذور خطا (MSE)  
(۸)

$$MSE = \frac{1}{N} \cdot \sum_{t=1}^N e_t^2$$

(ج) ریشه میانگین مجذور خطا (RMSE)  
(۹)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N e_t^2}{N}}$$

(د) میانگین مطلق درصد خطا (MAPE)  
(۱۰)

$$MAPE = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^n \frac{|e_t|}{y}$$

عوامل بسیاری ممکن باعث ایجاد خطا در پیش‌بینی‌ها یا تفسیر نتایج مدل‌ها شوند؛ لذا عملکرد مدل‌های پیش‌بینی باید بررسی شود. همان‌طور که در فصل دوم اشاره شد، تکنیک‌های محاسباتی عموماً با استفاده از برخی معیارهای ارزیابی عملکرد ارزیابی می‌شوند. این معیارها به‌طور کلی به دو دسته آماری و غیر آماری به شرح زیر دسته‌بندی می‌شوند. نتایج حاصل از این پژوهش به کمک تعدادی معیارهای هر دسته، بررسی می‌شوند.

(الف) ضریب تعیین ( $R^2$ )

(۷)

## جدول ۲- قضاوت در مورد صحت پیش‌بینی

| قضاوت در مورد عملکرد پیش‌بینی | MAPE              |
|-------------------------------|-------------------|
| دقت زیاد                      | کمتر از ۱۰ درصد   |
| پیش‌بینی خوب                  | بین ۱۱ تا ۲۰ درصد |
| پیش‌بینی قابل دفاع            | بین ۲۱ تا ۵۰ درصد |
| پیش‌بینی غیر دقیق             | بیشتر از ۵۱ درصد  |

پیش‌بینی با خطای کمتری انجام داده است؛ در نتیجه کارایی مدل بیشتر خواهد بود. معیار ضریب تعیین ( $R^2$ ) همبستگی بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده را بررسی می‌کند. مقدار  $R^2$  بین صفر و یک است. مقدار یک بیان‌کننده تطابق کامل نتایج حاصل از مدل و نتایج واقعی است؛ در نتیجه هر چه مقدار  $R^2$  به یک نزدیک‌تر باشد، مطلوب‌تر خواهد بود. معیار نرخ برخورد نیز بیانگر تعداد پیش‌بینی‌های درست مدل است؛ لذا هر چه مقدار این متغیر بیشتر باشد، پیش‌بینی بهتر انجام شده است.

معیار نرخ برخورد به عنوان یکی از معیارهای غیر آماری ارزیابی عملکرد مدل‌هاست. برای محاسبه نرخ برخورد از رابطه ۱۰ استفاده می‌شود:

(۱۱)

$$Hit Rate = \frac{h}{n}$$

در رابطه فوق،  $h$  نشانگر تعداد پیش‌بینی‌های صحیح و  $n$  تعداد آزمایش‌ها است.

در بین پنج معیار ارزیابی عملکرد فوق سه معیار MSE، RMSE و MAPE مربوط به میانگین خطای استاندارد است و هر چه مقدار آن‌ها کمتر باشد،

جهانی، مجمع جهانی اقتصاد، و به خصوص نرم افزارهای گردآوری داده‌های بورسی و ... مورد استفاده قرار گرفت. به دلیل ناهمسانی زمانی داده‌ها در منابع متفاوت، نرم افزار ره‌آورد نوین برای گردآوری داده‌ها مورد استفاده قرار گرفت. برای مدل‌سازی و ارزیابی مدل‌ها نیز، داده‌ها به سه گروه داده‌های آموزشی، داده‌های ارزیابی و داده‌های آزمایشی تقسیم بندی شد. برای جلوگیری از تأثیر نامطلوب مقیاس متفاوت متغیرها بر مدل‌ها، ضروری است داده‌ها از طریق پیش پردازش تصحیح شوند. در این راه، هر مقدار ورودی باید در دامنه تابع فعال سازی مورد استفاده تصحیح مقیاس شود. در این پژوهش تابع عضویت سیگموئید به عنوان تابع فعال سازی استفاده شد و تمام داده‌ها به بازه ۰ تا ۱ نگاشته شدند. رابطه ۱۲ برای نرمال سازی داده‌ها استفاده شده است.

(۱۳)

$$x_{i, 0 to 1} = \frac{x_{min} - x_i}{x_{max} - x_{min}} + 1$$

به طوری که  $x_i$  نشانگر مقدار داده،  $x_{min}$ ، داده حداقل،  $x_{max}$ ، داده حداکثر و  $x_{i, 0 to 1}$  داده نرمال متناظر با  $x_i$  است.

### تجزیه و تحلیل نتایج کمی حاصل از مدل‌ها

در این بخش مدل به دو روش تخمین زده می‌شود. ابتدا روش شبکه عصبی مصنوعی پس انتشار خطا ارائه می‌شود.

### نتایج کمی مدل سازی شبکه عصبی مصنوعی پس انتشار خطا

در این پژوهش از نرم افزار متلب<sup>۲</sup> برای ایجاد شبکه عصبی پس انتشار خطا و مدل‌سازی تغییرات شاخص تدپیکس استفاده شده است. نظر به زیاد بودن تعداد

مراحل کلی پژوهش به این صورت است که بر مبنای مبانی نظری و پیشینه پژوهش، ورودی‌ها (متغیرهای مستقل) مشخص شده‌اند. بر اساس متغیرهای بدست آمده، مدل ریاضی تحقیق تدوین شده است؛ سپس داده‌های مورد نظر از ابتدای سال ۱۳۷۹ تا پایان ۱۳۹۱ جمع‌آوری شده است. سپس مدل‌سازی با کمک داده‌های مرتبط با متغیرهای انجام شد. آزمایش پارامترهای مدل‌ها و در نهایت ارزیابی نتایج حاصل از آن‌ها استخراج شد.

### تصریح کلی مدل

بر اساس مطالعات یوملو، گارجن و آکی؛ چنگ، چن و لین؛ و آتسالیکیس و والوانیس [۱۸، ۱۶ و ۹] مدل ریاضی پژوهش در رابطه ۱۱ تصریح می‌شود:

(۱۲)

$$Y_{k+1} = f(u_k, g_k, O_k, y_k, y_{k-1}, y_{k-2}, y_{k-3})$$

در این رابطه نمادهای  $f$  نشانگر رابطه تبعی بین متغیرهای مدل؛  $Y_{k+1}$  بیانگر مقدار شاخص قیمت و بازده نقدی مورد نظر روز بعد،  $u_k$  بیانگر قیمت دلار امریکا،  $g_k$  بیانگر قیمت سکه طلا،  $O_k$  بیانگر قیمت نفت و  $y_k, y_{k-1}, y_{k-2}, y_{k-3}$ ؛ نشانگر مقادیر شاخص قیمت و بازده نقدی طی چهار روز قبل هستند، بنابراین مدل این پژوهش یک مدل دینامیک یا پویا و تاخیری است.

متغیر وابسته (هدف) شاخص قیمت و بازده نقدی است. شاخص قیمت و بازده نقدی نیز به صورت روزانه و در بازه زمانی پژوهش و به صورت تأخیری استفاده شده است. بازه زمانی آذرماه ۱۳۷۹ تا مهر ۱۳۹۱؛ شامل ۲۷۰۰ داده به صورت روزانه از منابع گوناگونی مانند سایت بورس اوراق بهادار تهران<sup>۱</sup>، بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران، مرکز آمار ایران، بانک

۳- در گام سوم، دو آزمایش با ۱ و ۲ لایه پنهان انجام می‌شود تا در مورد بهترین تعداد لایه‌های پنهان نتیجه‌گیری شود.

۴- در انتها، مدل انتخاب شده در گام‌های بالا طی ۲۰۰۰۰ دوره آموزشی، آموزش داده می‌شود تا احتمال قرار گرفتن در نقاط حداقل محلی کاهش یابد.

ابتدا شش مدل با نرخ یادگیری ۰,۳، تعداد دوره‌های آموزشی ۵۰۰۰ و شش مقدار متفاوت عناصر پردازشی ایجاد می‌شود. نتایج حاصل در جدول ۳ ارائه شده است.

داده‌ها، از ۲۷۰۰ داده، ۸۰٪ برای آموزش، ۱۵٪ برای ارزیابی و ۵٪ داده‌ها برای آزمایش مدل استفاده شده است. ملاک مورد استفاده برای انتخاب مدل برتر میانگین مجذور خطا (RMSE) مربوط به داده‌های آزمایش است. برای بدست آوردن بهترین مقادیر پارامترهای مدل‌ها، گام‌های زیر اجرا شده است.

۱- ابتدا نرخ یادگیری و تعداد دوره‌های آموزش به ترتیب ۰,۳ و ۵۰۰۰ تعیین شد. سپس تأثیر مقادیر مختلف عناصر پردازشی در لایه پنهان تحلیل شد؛

۲- بر اساس مقادیر عناصر پردازش مناسب که از گام یک بدست می‌آید، تأثیر نرخ یادگیری‌های متفاوت بر نتایج مدل‌ها در گام دوم بررسی می‌شود؛

جدول ۳- آزمایش تعداد عناصر پردازشی شبکه عصبی مصنوعی

| دوره‌های آموزشی = ۵۰۰۰، تعداد لایه پنهان = ۱ |        |           |             |               |        |
|--|--------|-----------|-------------|---------------|--------|
| R <sup>2</sup>                               | RMSE   | MSE       | مجموعه داده | عناصر پردازشی | آزمایش |
| ۸۲,۱۷%                                       | ۲۱,۲۹  | ۴۴۲۲۱۸۸۴۱ | آموزش       | ۱             | ۱      |
| ۸۳,۵۸%                                       | ۲۷,۵۸۹ | ۷۶۱۱۵۲۹۲۱ | آزمایش      |               |        |
| ۹۹,۷۴%                                       | ۱۵۳۷   | ۲۳۶۲۳۶۹   | آموزش       | ۲             | ۲      |
| ۸۳,۸۱%                                       | ۱۵۹۹   | ۲۵۵۶۸۰۱   | آزمایش      |               |        |
| ۹۹,۰۸%                                       | ۱۵۲۴   | ۲۳۲۲۵۷۶   | آموزش       | ۳             | ۳      |
| ۷۷,۴۲%                                       | ۳۵۹    | ۱۲۸۸۸۱    | آزمایش      |               |        |
| ۸۷,۴۶%                                       | ۱۰۴۶۸  | ۱۰۹۵۷۹۰۲۴ | آموزش       | ۴             | ۴      |
| ۸۹,۶۸%                                       | ۹۸۳۳   | ۹۶۶۸۷۸۸۹  | آزمایش      |               |        |
| ۹۰,۳۱%                                       | ۱۵۴۰۸  | ۲۳۷۴۰۶۴۶۴ | آموزش       | ۵             | ۵      |
| ۹۰,۸۴%                                       | ۱۶۰۵۵  | ۲۵۷۷۶۳۰۲۵ | آزمایش      |               |        |
| ۷۲,۰۸%                                       | ۲۵۴۵۳  | ۶۴۷۸۵۵۲۰۹ | آموزش       | ۶             | ۶      |
| ۷۵,۲۴%                                       | ۳۶۳    | ۱۳۱۷۶۹    | آزمایش      |               |        |

ماخذ: نتایج پژوهش

داده است. بنابراین در آزمایش سایر پارامترها از سه عنصر پردازشی استفاده شود.

همان طور که ملاحظه می‌شود کمترین RMSE برابر است با ۳۵۹ که با تعداد عناصر پردازشی سه رخ

در گام دوم، هفت مدل با سه عنصر پردازشی و هفت مقدار متفاوت نرخ یادگیری ایجاد شد. مقادیری که برای آزمایش در نظر گرفته شدند عبارتند از: ۰,۰۱، ۰,۰۵، ۰,۱، ۰,۳، ۰,۵، ۰,۷ و ۰,۹.

#### جدول ۴- آزمایش نرخ یادگیری شبکه عصبی مصنوعی

| دوره‌های آموزشی = ۵۰۰۰، تعداد لایه پنهان = ۱، تعداد عناصر پردازشی = ۳ |             |             |           |       |                |
|---|-------------|-------------|-----------|-------|----------------|
| آزمایش  | نرخ یادگیری | مجموعه داده | MSE       | RMSE  | R <sup>2</sup> |
| ۱   | ۰,۰۱        | آموزش       | ۵۰۴۹۰۰۹   | ۲۲۴۷  | %۹۹,۴۲         |
|   |             | آزمایش      | ۴۶۹۵۸۸۹   | ۲۱۶۷  | %۷۹,۲۵         |
| ۲   | ۰,۰۵        | آموزش       | ۲۳۶۲۳۶۹   | ۱۵۳۷  | %۹۹,۷۴         |
|   |             | آزمایش      | ۲۵۵۶۸۰۱   | ۱۵۹۹  | %۸۳,۸۱         |
| ۳   | ۰,۱         | آموزش       | ۳۳۴۵۲۴۱   | ۱۸۲۹  | %۹۹,۶۳         |
|   |             | آزمایش      | ۵۵۴۶۰۲۵   | ۲۳۵۵  | %۷۵,۶۴         |
| ۴   | ۰,۳         | آموزش       | ۱۱۸۱۵۶۹   | ۱۰۸۷  | %۹۹,۰۸         |
|   |             | آزمایش      | ۸۸۲۰۹۰۰   | ۲۹۷۰  | %۷۷,۴۲         |
| ۵   | ۰,۵         | آموزش       | ۱۵۶۸۷۵۶۲۵ | ۱۲۵۲۵ | %۸۳,۹۶         |
|   |             | آزمایش      | ۱۰۰۱۷۲۲۵  | ۳۱۶۵  | %۷۶,۰۸         |
| ۶   | ۰,۷         | آموزش       | ۳۶۲۵۲۱۶   | ۱۹۰۴  | %۹۹,۶۲         |
|   |             | آزمایش      | ۳۵۹۶۴۰۰۹  | ۵۹۹۷  | %۶۸,۲۹         |
| ۷   | ۰,۹         | آموزش       | ۴۴۲۳۸۷۰۸۹ | ۲۱۰۳۳ | %۵۰,۲۲         |
|   |             | آزمایش      | ۱۰۵۰۲۱۵۰۴ | ۱۰۲۴۸ | %۵۳,۸۵         |

ماخذ: نتایج پژوهش

همان‌طور که جدول ۴ نشان می‌دهد کمترین RMSE که برابر ۱۵۹۹ است در نرخ یادگیری ۰,۰۵ بدست آمده است. بنابراین در گام بعد سه عنصر پردازشی و نرخ یادگیری ۰,۰۵ استفاده شد. در گام نهایی، ابتدا دو مدل با سه عنصر پردازشی، نرخ یادگیری ۰,۰۷، دوره‌های آموزشی ۵۰۰۰ تنظیم شد؛ سپس عملکرد دو مدل با یک و دو لایه پنهان بررسی شد.

#### جدول ۴- آزمایش تعداد لایه‌های پنهان شبکه عصبی مصنوعی

| دوره‌های آموزشی = ۵۰۰۰، تعداد عناصر پردازشی = ۴، نرخ یادگیری = ۰,۰۵ |                      |             |           |       |                |
|---|----------------------|-------------|-----------|-------|----------------|
| آزمایش  | تعداد لایه‌های پنهان | مجموعه داده | MSE       | RMSE  | R <sup>2</sup> |
| ۱   | ۱                    | آموزش       | ۲۰۳۶۱۰۹۲۲ | ۱۰۵۳۷ | %۹۹,۷۴         |
|   |                      | آزمایش      | ۲۵۵۶۶۷۰   | ۱۵۹۹  | %۸۳,۸۱         |
| ۲   | ۲                    | آموزش       | ۸۳۳۶۳۳۶   | ۲۸۸۷  | %۹۹,۰۶         |
|   |                      | آزمایش      | ۶۸۱۶۹۷۶   | ۲۶۲۴  | ۸۰,۴۱%         |

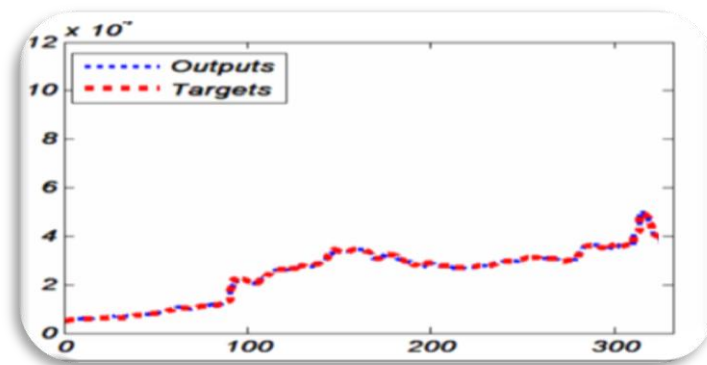
ماخذ: نتایج پژوهش

ارزیابی = ۴۰۵ داده؛ داده‌های آزمایشی = ۱۳۵ داده؛ تابع انتقال = سیگموئید؛ تعداد عناصر پردازشی = ۳؛ نرخ یادگیری = ۰,۰۵؛ تعداد لایه‌های پنهان = ۱؛ دوره‌های آموزشی = ۲۰۰۰۰. نمودار یک نتایج مدل شبکه عصبی پس انتشار خطا دارای بهترین عملکرد را که با پارامترهای فوق حاصل شده را نشان می‌دهد.

همان‌طور که جدول ۴ نشان می‌دهد، کمترین RMSE که برابر ۱۵۹۸,۹۵۹ است، در مدل با یک لایه پنهان رخ می‌دهد.

### نتایج حاصل از بررسی مدل‌های شبکه عصبی

بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی بر مبنای پارامترهای زیر ساخته می‌شود: تعداد داده‌ها = ۲۷۰۰ داده؛ داده‌های آموزشی = ۲۱۶۰ داده؛ داده‌های



نمودار ۱- مقایسه عملکرد شبکه عصبی مصنوعی نهایی در مقایسه با مقادیر واقعی

آزمایش چهار مقدار متفاوت تابع عضویت، در هر ورودی بررسی می‌گردد.

### نتایج کمی مدل‌سازی انفیس

ابتدا چهار مدل انفیس با نرخ یادگیری ۰,۳، تعداد دوره‌های آموزشی ۱۰۰۰، توابع عضویت گوسی و مدل TSK ایجاد می‌شود. سپس تأثیر تعداد توابع عضویت با

### جدول ۵- آزمایش تعداد تابع عضویت انفیس

| نرخ یادگیری = ۰,۳، دوره آموزشی = ۱۰۰۰ |       |            |             |                   |        |
|---------------------------------------|-------|------------|-------------|-------------------|--------|
| R <sup>2</sup>                        | RMSE  | MSE        | مجموعه داده | تعداد توابع عضویت | آزمایش |
| %۸۶                                   | ۴۸۰   | ۲۰۳۸۸۹۸۴۱  | آموزش       | ۲                 | ۱      |
| %۷۰                                   | ۱۸۴۵۸ | ۱۷۱۳۹۶     | آزمایش      |                   |        |
| %۷۶                                   | ۴۱۴   | ۱۰۸۳۹۸۹۷۷۶ | آموزش       | ۳                 | ۲      |
| %۱۱                                   | ۴۸۶۷۱ | ۹۷۳۴۴      | آزمایش      |                   |        |
| %۸۵                                   | ۳۱۲   | ۹۵۵۹۸۴۵۶۱  | آموزش       | ۴                 | ۳      |
| %۴۲                                   | ۲۵۵۶۶ | ۳۶۵۴۲۰۲۵   | آزمایش      |                   |        |
| %۵۶                                   | ۶۰۴۵  | ۱۴۳۲۰۱۶۹۶۴ | آموزش       | ۵                 | ۴      |
| %۱۰                                   | ۵۰۷۵۹ | ۲۰۳۸۸۹۸۴۱  | آزمایش      |                   |        |

ماخذ: نتایج پژوهش

همان‌طور که جدول ۵ نشان می‌دهد، کمترین مقدار RMSE برابر ۱۸۴۸۵ است و با دو تابع عضویت برای هر ورودی بدست آمده است. در گام دوم، پنج مدل با سه مقدار نرخ یادگیری که برابر ۰,۰۵، ۰,۱، ۰,۳، ۰,۵، ۰,۷ و ۰,۹ وجود دارد.

جدول ۶- آزمایش نرخ یادگیری انفیس

| نرخ یادگیری = ۰,۳، دوره آموزشی = ۱۰۰۰، تعداد توابع عضویت = ۲ |             |             |          |      |                |
|--|-------------|-------------|----------|------|----------------|
| آزمایش   | نرخ یادگیری | مجموعه داده | MSE      | RMSE | R <sup>2</sup> |
| ۱  | ۰,۰۵        | آموزش       | ۱۶۴۰۲۵   | ۴۰۵  | ۹۹,۶۵٪         |
|  |             | آزمایش      | ۸۶۸۴۸۰۹  | ۲۹۴۷ | ۸۱,۱۳٪         |
| ۲  | ۰,۰۱        | آموزش       | ۱۶۰۸۰۱   | ۴۰۱  | ۹۹,۶۶٪         |
|  |             | آزمایش      | ۸۲۹۴۴۰۰  | ۲۸۸۰ | ۸۰,۷۳٪         |
| ۳  | ۰,۰۵        | آموزش       | ۱۷۸۰۸۴   | ۴۲۲  | ۹۹,۶۲٪         |
|  |             | آزمایش      | ۱۸۱۹۰۲۲۵ | ۴۲۶۵ | ۵۷,۸۶٪         |
| ۴  | ۰,۰۷        | آموزش       | ۱۷۸۰۸۴   | ۴۲۲  | ۹۹,۶۲٪         |
|  |             | آزمایش      | ۷۳۲۲۴۳۶  | ۲۷۰۶ | ۸۳,۰۳٪         |
| ۵  | ۰,۰۹        | آموزش       | ۱۸۴۰۴۱   | ۴۲۹  | ۹۹,۶۱٪         |
|  |             | آزمایش      | ۱۴۷۱۴۸۹۶ | ۳۸۳۶ | ۶۵,۹٪          |

ماخذ: نتایج پژوهش

همان‌طور که جدول ۶ نشان می‌دهد، کمترین RMSE که برابر ۲,۷۰۶ است که در نرخ یادگیری ۰,۷، ترکیب‌های متفاوت تابع عضویت بررسی شد. در گام نهایی، پنج مدل با

جدول ۷- آزمایش نوع توابع عضویت انفیس

| نرخ یادگیری = ۰,۳، دوره آموزشی = ۱۰۰۰، تعداد توابع عضویت |                       |             |           |       |                |
|--|-----------------------|-------------|-----------|-------|----------------|
| آزمایش   | نوع تابع عضویت        | مجموعه داده | MSE       | RMSE  | R <sup>2</sup> |
| ۱  | مثلثی                 | آموزش       | ۱۲۷۹۲۰۰۰۰ | ۳۵۷۶۶ | -              |
|  |                       | آزمایش      | ۹۸۸۲۸۰۰۰۰ | ۹۹۴۱۲ | -              |
| ۲  | دوزنقه‌ای             | آموزش       | ۱۷۵۵۵۰    | ۴۱۹   | %۹۹,۶۳         |
|  |                       | آزمایش      | ۲۸۶۶۱۰۰۰۰ | ۶۹۳۰  | -              |
| ۳  | گوسی                  | آموزش       | ۲۰۱۷۸۰    | ۴۴۹   | %۹۹,۵۷         |
|  |                       | آزمایش      | ۶۹۷۷۲۰۰   | ۲۶۴۱  | %۸۳,۰۸۴        |
| ۴  | زنگوله‌ای تعمیم یافته | آموزش       | ۱۷۸۳۶۰    | ۴۲۲   | %۹۹,۶۲         |
|  |                       | آزمایش      | ۷۳۲۴۱۰۰   | ۲۷۰۶  | %۸۳,۰۳         |
| ۵  | گوسی ترکیبی           | آموزش       | ۲۰۷۵۷۰    | ۴۵۶   | %۹۹,۵۶         |
|  |                       | آزمایش      | ۴۶۲۳۱۰۰   | ۲۱۵۰  | %۸۹,۲۹         |

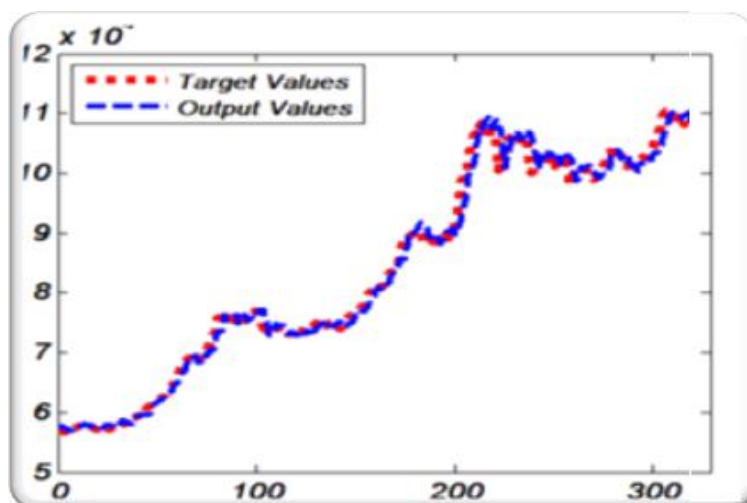
ماخذ: نتایج پژوهش

است: تعداد داده‌ها = ۲۷۰۰ داده؛ تعداد داده‌های آموزشی = ۲۱۶۰ داده؛ تعداد داده‌های ارزیابی = ۴۰۵ داده؛ تعداد داده‌های آزمایشی = ۱۳۵ داده؛ تابع انتقال = سیگموئید؛ نوع تابع عضویت = گوسی ترکیبی؛ تعداد توابع عضویت هر ورودی = ۲؛ نرخ یادگیری = ۰,۷؛ تعداد دوره‌های آموزشی = ۲۰۰۰۰. نمودار دو نتایج مدل انفیس دارای بهترین عملکرد را که با پارامترهای فوق حاصل شده را نشان می‌دهد.

همان‌طور که جدول ۷ نشان می‌دهد، کمترین RMSE که برابر ۲۱۵۰ است که با استفاده از توابع عضویت گوسی ترکیبی بدست آمده است.

### نتایج بررسی مدل انفیس نهایی

ساختار نهایی مدل انفیس دارای هفت ورودی با دو تابع عضویت به ازای هر ورودی است. بنابراین به طور کلی ۱۲۸ قانون فازی برای مدل نهایی وجود دارد. نمودار ۴ مقایسه مقادیر مطلوب و خروجی را نشان می‌دهد. پارامترهای مدل انفیس نهایی به صورت زیر



نمودار ۲- مقایسه نتایج مدل انفیس نهایی در مقایسه با مقادیر واقعی

گوناگون بهترین عملکرد شبکه عصبی مصنوعی پس انتشار خطا و مدل انفیس حاصل شد. نتایج بررسی، در بازه زمانی آذرماه ۱۳۷۹ تا مهر ۱۳۹۱ به صورت روزانه نشان می‌دهد که ساختارهای ساده‌تر شبکه عصبی مصنوعی و انفیس عملکرد و دقت بیشتری هستند. همچنین مدل انفیس نسبت به شبکه عصبی مصنوعی پس انتشار خطا عملکرد بهتری در پیش‌بینی شاخص تدپیکس دارد. مدل انفیس در تمام معیارهای ارزیابی نسبت به شبکه عصبی مصنوعی پس انتشار خطا، برتری

### نتیجه‌گیری

از دیدگاه نظری، مدل ترکیبی انفیس که مزایای نظریه مجموعه‌های فازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی را ترکیب می‌کند، در حوزه‌های گوناگون علمی به عنوان یک مدل برتر شناخته شده است؛ لذا در این پژوهش سعی شد برای آزمون تجربی پیش‌بینی شاخص قیمت و بازده نقدی بورس اوراق بهادار تهران از این مدل استفاده شود و از مدل شبکه عصبی مصنوعی برای مقایسه عملکرد استفاده شود. پس از بررسی پارامترهای

دارد. نتایج شاخص نرخ برخورد نیز نشانگر بیشتر بودن احتمال موفقیت مدل در عمل نسبت به شانس طبیعی (۵۰٪) است. نظر به این که شاخص MAPE در مدل شبکه عصبی نهایی ۵,۱۴ و در مدل انفیس نهایی ۵,۱۷ است، دقت مدل‌های پیش‌بینی بر اساس جدول ۲ در سطح زیاد است. به علاوه، برآورد معیارهای MSE و RMSE نشان می‌دهد، مدل انفیس نهایی نسبت به مدل شبکه عصبی مصنوعی پس انتشار خطا نهایی، میانگین خطای کمتری دارد. از طرف دیگر، ضریب تعیین بیشتر مدل انفیس نسبت به شبکه عصبی مصنوعی نشانگر توضیح دهنده‌گی بیشتر بود. به طوری که نزدیک به ۸۹ درصد تغییرات شاخص تدپیکس توسط مدل انفیس قابل توضیح است در حالی که در شبکه MLP، ۸۳ درصد است. بنابراین مدل‌های غیرخطی شبکه عصبی مصنوعی پس انتشار خطا و مدل انفیس با ساختار ساده‌تر برای پیش‌بینی مناسب‌ترند. افراد مختلف به فراخور نیازشان می‌توانند از مدل‌های این پژوهش به همراه داده‌های مورد برای پیش‌بینی شاخص تدپیکس و فهم رفتار این متغیر استفاده کنند. با این وجود به کارگیری پیشنهادات ذیل مفید به نظر می‌رسد.

۱- پژوهشگران حوزه مدل‌سازی، در صورت عدم وجود ساختار اولیه، برای ساختاردهی مناسب مدل‌ها، می‌توانند از نتایج این پژوهش استفاده نمایند و از ساختارهای ساده‌تر مدل انفیس استفاده نمایند.

۲- سرمایه‌گذاران اعم از حقیقی و حقوقی می‌توانند از نتایج این پژوهش برای رسیدن به تصمیمات قابل اتکا استفاده نمایند.

۳- مدیران اقتصادی می‌توانند در تصمیم‌گیری‌های مبتنی بر متغیرهای کلان اقتصادی که تنها کانال دسترسی به اطلاعات، سری زمانی متغیرها است از مدل‌های این پژوهش استفاده نمایند.

## منابع

۱. ابونوری، عباسعلی؛ نادری، اسماعیل؛ گندلی علیخانی، نادیا؛ عبداللهی، پرستو. (۱۳۹۲). تجزیه و تحلیل عدم تقارن میان شاخص سهام و نرخ تورم به کمک رویکرد هم‌انباشتگی پنهان: (مطالعه موردی ایران). *فصلنامه راهبرد اقتصادی*، شماره ۵، صص ۶۹-۹۴.
۲. جعفری، غلامرضا؛ ایزدی‌نیا، ناصر؛ پیروتی، جلال. (۱۳۹۰). تحلیل چندفراکتالی نوسانات روندزدایی شده شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران. *فصلنامه بورس اوراق بهادار*، شماره ۱۴، صص ۱۱۵-۱۳۴.
۳. زارع، هاشم. (۱۳۸۴). بررسی تأثیر قیمت دارایی‌های رقیب و سایر متغیرهای کلان اقتصادی بر شاخص قیمت سهام. *پایان‌نامه کارشناسی ارشد*، دانشگاه شیراز.
۴. عباسی‌نژاد، حسن؛ نادری، اسماعیل. (۱۳۹۱). تحلیل آشوب، تجزیه موجک و شبکه عصبی در پیش‌بینی شاخص بورس تهران. *فصلنامه تحقیقات مدل‌سازی اقتصادی*، شماره ۸، صص ۱۱۹-۱۴۰.
۵. محمدی، شاپور، طبسی، حامد. (۱۳۹۱). بررسی تغییرات ناهموار بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از نظریه کاتاستروف. *مجله تحقیقات اقتصادی*، دوره ۴۷، شماره ۲، صص ۱۱۷-۱۳۴.
6. Armano, M., Marchesi and A. Murru. (2004). A hybrid genetic-neural architecture for stock indexes forecasting. *Information Sciences*, Iss. 12 (Vol. 170), pp. 3-33.
7. Asalak, G., Valavanis, K. (2009). Forecasting stock market short-term trends using a Hneuro-fuzzy based methodology. *Expert Systems with Applications*, Iss. 3 (Vol. 36), pp. 10696-10707.



18. Guresen, E., & Kayakutlu, G., and U. Daim. (2011). Using artificial neural network models in stock market index prediction. *Expert Systems with Applications*, Iss. 8 (Vol.38), pp. 10389–10397.
19. Huang, W., Nakamori, Y., Wang, S.Y. (2005). Forecasting stock market movement direction with support vector machine. *Computers and Operations Research*, Iss. 10 (Vol. 32), pp. 2513–2522.
20. Iskandar, N. (2005). An Artificial Neural Networks Approach for Short Term Modeling of Stock Price Market. M.Sc Thesis University of Regia.
21. Jang, J., Sun, C., Mizutani, E. (1997), *Neuro-fuzzy and soft computing: a computational approach to learning and machine intelligence*, Prentice-Hall, NJ.
22. Jaruszewicz, M., Mandziuk, J. (2004). One day prediction of NIKKEI Index considering information from other stock markets. *Lecture Notes in Computer Science* (3070). Springer.
23. Melin, P., Soto, J., Castillo, O., Soria, J. (2012). A new approach for time series prediction using ensembles of ANFIS models. *Expert Systems with Applications*, Iss. 3 (Vol. 39), pp. 3494–3506.
24. Miller, K., Show Fang G. (2001). Is There a Long-Run Relationship Between Stock Returns and Monetary Variables: Evidence from an Emerging Market. *Applied Financial Economics*, 11, PP. 641-649.
25. Olson, D., & Mossman, C. (2003). Neural network forecasts of Canadian stock returns using accounting ratios. *International Journal of Forecasting*, Iss. 3 (Vol. 19), pp. 453–466.
26. Passino, K.M., Yurkovich, S. (1998). *Fuzzy Control* Addison-Wesley, Stand Hill Road, Menlo Park, California 94025.
27. Situngkir, H., Surya, Y. (2003). Neural Network Revisited: Perception on Modified Poincare Map of Financial Time-Series Data. *Physica A*, p. 344.
28. Wei, L., (2013). A hybrid model based on ANFIS and adaptive expectation genetic algorithm to forecast TAIEX. *Economic Modelling*, 33, pp. 893–899.
29. Yumlu, M. S., Gurgun, F. S., Okay, N. (2004). Turkish stock market analysis using mixture of experts. In *Proceedings of*
8. Atsalakis, G. S., Valavanis, K. P. (2009). Surveying stock market forecasting techniques – Part II: Soft computing methods, *Expert Systems with Applications*, Iss. 3 (Vol. 36), Part 2, pp. 5932-5941.
9. Atsalakis, G., Valavanis, K. (2006). A neuro-fuzzy controller for stock market forecasting. Working paper, Technical University of Crete.
10. Avci, E. (2008). Comparison of wavelet families for texture classification by using wavelet packet entropy adaptive network based fuzzy inference system. *Applied Soft Computing*, Iss. 1 (Vol. 8), pp. 225–231.
11. Cao, Q., Leggio, K., Schniederjans M. (2005). A comparison between Fama and French's model and artificial neural networks in predicting the Chinese stock market. *Computer and operations research*, vol 32, pp 2499-2512.
12. Çelik, S., Ergin, H. (2014). Volatility forecasting using high frequency data: Evidence from stock markets. *Economic Modelling*, 36, pp. 176–190.
13. Chen, A., Leung, M. T., & Hazem, D. (2003). Application of neural networks to an emerging financial market: Forecasting and trading the Taiwan Stock Index. *Computers and Operations Research*, 30, pp. 901–923.
14. Chen, S., Ying, L, Pan, M (2010). Forecasting tourist arrivals by using the adaptive network-based fuzzy inference system. *Expert Systems with Applications*, 37(2), pp. 1185–1191.
15. Cheng, C., Wei, L., (2014). A novel time-series model based on empirical mode decomposition for forecasting TAIEX. *Economic Modelling*, 36, pp. 136–141.
16. Cheng, J., Chen, H., Lin, Y. (2010). A hybrid forecast marketing timing model based on probabilistic neural network, rough set and C4. 5. *Expert Systems with Applications*, Iss. 3 (Vol. 37), pp. 1814–1820.
17. Constantinou, E., Georgiades, R., Kazandjian A., Kouretas, G. (2006). Regime switching and artificial neural network forecasting of the Cyprus Stock Exchange daily returns. *International Journal of Finance and Economics*. Iss. 4 (Vol. 11), pp. 371-383.

31. Yunos, M., Shamsuddin, M., Sallehuddin, R. (2008). Data Modeling for Kuala Lumpur Composite Index with ANFIS. In Second Asia international conference on modeling and simulation, AICMS 08, Kuala Lumpur, pp. 609–614.
- Engineering of Intelligent Systems (EIS), Madeira.
30. Yumlu, S., Gurgun, F. G., & Okay, N. (2005). A Comparison of global, recurrent and smoothed-piecewise neural models for Istanbul Stock Exchange prediction. Pattern Recognition Letters, Iss. 13 (Vol. 26), pp. 2093–2103.