دسترسی در سایتِ http://jnrm.srbiau.ac.ir
سال ششم، شماره بیست و پنجم، مرداد و شهریور ۱۳۹۹
شماره شاپا: ۵۸۸-۲۵۸۸X

دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات

پژوهش‌های نوین در ریاضی

ارایه مدلی جهت پیش‌بینی شاخص بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از ANFIS و رگرسیون فازی

محمد حسین کشاورز[۱]، محمدرضا فیلی‌زاده[۲]*، ایاد هندالیان‌پور[۳]

(۱) دانش آموخته کارشناسی ارشد گروه مهندسی صنایع، واحد شیراز، دانشگاه آزاد اسلامی شیراز، شیراز، ایران
(۲) استادیار گروه مهندسی صنایع، واحد شیراز، دانشگاه آزاد اسلامی شیراز، شیراز، ایران
(۳) دانش آموخته کارشناسی ارشد دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه تهران، تهران، ایران

تاریخ ارسال مقاله: ۹۷/۱۱/۱۴ تاریخ پذیرش مقاله: ۹۸/۰۴/۲۴

چکیده

این پژوهش، با هدف ارائه یک مدل پیش‌بینی شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران با سیستم استنتاج فازی‌عصبی تطبیقی (ANFIS) و رگرسیون‌فازی صورت گرفته است. رفتار شاخص غیرخطی و آشوب‌گونه است که روش‌های سنتی جوابگوی پیش‌بینی دقیق نیست. از این رو، با استفاده از دو ابزار فوق الذکر و با شناسایی سه متغیر کلان اقتصادی شامل نرخ تورم، نرخ ارز و قیمت نفت خام به عنوان متغیرهای مستقل، اقدام به پیش‌بینی عدد شاخص کل بورس برای یک هفته بعد گردید. ابتدا داده‌های روزانه سالهای ۱۳۸۷ الی ۱۳۹۴ متغیرهای پژوهش جمع‌آوری و ذخیره و با استفاده از نرمال‌سازی فازی، نرمال گردید. سپس مدل‌سازی با استفاده از سه متغیر فوق‌الذکر صورت پذیرفت و با مقایسه نتایج، عملکرد بهتر ANFIS نسبت به رگرسیون فازی مشاهده گردید. معیار سنجش عملکرد، ریشه دوم میانگین مربعات خطا بود که برای خروجی ANFIS، مقدار ۰/۰۲۱۲۴۸ حاصل شد. با اضافه نمودن گذشته شاخص به عنوان ورودی، حاصل پیش‌بینی یک هفته بعد، برای هر دو ابزار کاهش خطا را نشان داد و مجدداً ANFIS با مقدار ۰/۰۰۷۹۳۳ برای خطا، عملکرد برتر این پژوهش را به خود اختصاص داد و مدل با چهار ورودی نسبت به مدل با سه ورودی دقت بیشتری از خود نشان داد. تاکید بر استفاده از متغیرهای کلان اقتصادی، پیش‌بینی یک هفته آینده عدد شاخص، استفاده از دو ابزار ذکر شده، آنالیز حساسیت مدل در حین تحقیق از ویژگی های این پژوهش است. نتایج این تحقیق می‌تواند مورد استفاده کلیه شرکت‌های حاضر در بورس، سرمایه‌گذاران، کارگزاری‌ها و افراد حقیقی و حقوقی که با بورس اوراق بهادار در ارتباط هستند، واقع گردد.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی، شاخص کل بورس تهران، ANFIS، رگرسیون فازی.

*. عهده‌دار مکاتبات
Email:feylizadeh_mr@yahoo.com

۱. مقدمه

دستاوردهای روزافزون تکنولوژی به نحو قابل ملاحظه‌ای بر توسعه و تحول سیستم‌های اطلاعاتی افزوده است و این به نوبه خود منجر به تکامل فزاینده حوزه‌های مختلف دانش بشری گردیده است. مدیریت مالی به عنوان یکی از حوزه‌های دانش بشری نیز بدون تأثیر از این تحولات نخواهد بود و باید بتواند همراه با رشد رویدادهای علمی و تخصصی بهنگام شود. یکی از نیازهای امروز جامع سرمایه‌گذاری که در حیطه وظایف مدیریت مالی است ارائه خدمات لازم و اطلاعات مربوط و مناسب جهت تصمیم‌گیری مناسب می‌باشد. سیستم‌های هوشمند یکی از تکنولوژی‌های نوین عصر حاضر است که می‌تواند جوابگوی این مهم باشد. به این منظور در این تحقیق تلاش شده است تا پیوندی بین دو حوزه مدیریت مالی و هوش مصنوعی ایجاد شود تا بتوان مدلی جهت پیش‌بینی روند شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران طراحی نمود. در ابتدا کلیاتی در رابطه با پژوهش ارائه می‌گردد.

امروزه سرمایه‌گذاری در بورس بخش مهمی از اقتصاد کشور را تشکیل می‌دهد. به همین دلیل پیش‌بینی قیمت سهام برای سرمایه‌گذاران اهمیت خاصی دارد تا بتوانند بالاترین بازده را از سرمایه‌گذاری خود کسب کنند. [۴] از سوی دیگر، شاخص قیمت سهام، نشان‌دهنده‌ی وضعیت کلی بازار سهام است و می‌تواند به پیش‌بینی سهامداران برای سرمایه‌گذاری کمک نماید[۱۲]. سرمایه‌گذاری در بورس اوراق بهادار، به عنوان یکی از ابزارهای مالی، همواره مورد علاقه بسیاری از سرمایه‌گذاران بوده است. مهم‌ترین دلیل استقبال سرمایه‌گذاران از خرید سهام عادی، بازدهی بالای آن است. هر چند، سهام عادی نوسان‌پذیری بیشتری را نیز نشان می‌دهند، افزایش میزان سود و کاهش ریسک سرمایه‌گذاری در بورس همیشه مهم‌ترین دغدغه سرمایه‌گذاران بوده است که نیاز به پیش‌بینی شاخص‌های بورس را بیش از پیش ضروری نموده است[۶].

در خصوص بازارهای سرمایه و قابلیت پیش‌بینی عناصر مرتبط با آن‌ها، از قبیل اوراق بهادار، حجم معاملات، شاخص‌ها و... فرضیه‌های مختلفی بیان شده است. مهم‌ترین فرضیه‌ای که در این باره مطرح است فرضیه بازار کارا و نظریه گام تصادفی می‌باشد. این فرضیه بیان می‌کند که در یک بازار کارا نمی‌توان با استفاده از اطلاعات موجود، قیمت آینده را پیش‌بینی کرد و به عبارت دیگر فرآیند ایجاد قیمت‌ها کاملاً تصادفی می‌باشد. لذا این فرضیه هر نوع تلاشی در جهت پیش بینی اعداد و ارقام بازار را رد می‌کند و بهترین پیش‌بینی، قیمت بعدی را همان آخرین قیمت واقعی می‌داند. نظریات مخالف این فرضیه نیز ارائه شده است. این افراد که معتقدند قیمت اوراق بهادار را می‌توان پیش‌بینی کرد به دو گروه عمده بنیادگرایان و چارتیست‌ها تقسیم می‌شوند. بنیادگرایان با استفاده از تجزیه و تحلیل بنیادی عوامل مؤثر بر ارزش ذاتی سهام سعی دارند تا قیمت ذاتی اوراق بهادار را تعیین کنند در حالی که چارتیست‌ها جهت تعیین قیمت بر اطلاعات گذشته و روند قیمت‌ها متکی هستند. به عبارت دیگر آنها با استفاده از تجزیه و تحلیل روند داده‌ها در گذشته سعی می‌کنند پیش‌بینی خود را در خصوص قیمت اوراق بهادار انجام دهند[۲۹].

بورس اوراق بهادار، از ابزارهای بسیار مهم بازار سرمایه محسوب می‌شود که نقش ویژه‌ای در رشد اقتصادی ایفا می‌کند و با کاهش ریسک، قیمت‌گذاری، تجهیز و تخصیص بهینه منابع و سرمایه، زمینه مناسبی را برای بهبود وضع اقتصادی فراهم می‌کند، لذا موضوع پیش بینی، در مدیریت صحیح بورس اوراق بهادار برای رسیدن به توسعه پایدار اهمیت بسزایی دارد که تصمیم‌گیری در وضعیت نامطمئن را برای تصمیم‌گیران در بورس هموار می‌سازد[۱۲].

تأثیر بازارهای سرمایه در جمع‌آوری سرمایه‌های کوچک فردی، تبدیل آن‌ها به سرمایه‌های بزرگ و جهت دهی 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[۲۹]. روزانه میلیون‌ها نفر با انگیزه‌های گوناگون، هزاران سهام را در بازارهای بورس مبادله می‌کنند. از این رو بورس‌ها به یک بازار پیچیده و غیر قابل پیش‌بینی تبدیل شده‌اند. در این گونه شرایط یکی از راه‌های مناسب برای مقابله با پیچیدگی، پیش‌بینی است[۲۷]. تاکنون

روش‌های سنتی نظیر رگرسیون با موفقیت‌های نسبی همراه بوده اند ولی به دلیل رفتار غیرخطی و آشوب گونه شاخص‌های بورس، نتایج آن‌ها نتوانستند نیازهای پژوهشگران را تأمین نماید. از این رو امروزه در مسایل پیش‌بینی مربوط به بازار سهام از مدل‌های محاسباتی نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل‌های ترکیبی نظیر انفیس[1] به طور گسترده استفاده می‌شوند؛ زیرا این مدل‌ها، ابزارهایی دقیق برای ره‌گیری رفتارهای غیرخطی و ارائه پیش‌بینی در فضاهای آشوب گونه هستند[۱۷]. شبکه‌های عصبی برای مسائل متعددی از جمله پیش‌بینی و بهینه‌سازی استفاده می‌شوند و قابلیت این را دارند که رفتار متغیرها را پیش‌بینی نمایند. شبکه‌های عصبی دارای این ویژگی برجسته هستند که می‌توانند رفتار متغیرها را تشخیص دهند و خود را با پویایی‌های محیطی تطبیق دهند[۱۵]. رفتار متغیرها گاهی در زمان‌های گسسته نیز تحت تأثیر تأخیرهای ناشی از عوامل بیرونی تغییر می‌کند که رفتار آن‌ها در این بازه زمانی به وسیله‌ی شبکه عصبی قابل اندازه‌گیری و شبیه‌سازی می‌باشد [۴۱].

رگرسیون فازی توسط تاناکا و همکاران (۱۹۸۲) با استفاده از پارامترهای فازی برای مدل‌سازی سیستم‌هایی که با پدیده ابهام یا نادقیق بودن مواجه‌اند توسعه یافت. البته مدل تاناکا برای حل محیط فازی و اجتناب از خطای مدل‌سازی ارایه شده و این مدل به طور اساسی مدلی با تخمین فاصله سودمندی است که البته فاصله‌ی تخمین آن می‌تواند خیلی گسترده باشد. در رگرسیون فازی برای یافتن ضرایب فازی که به دنبال بهینه‌سازی با روش‌هایی نظیر برنامه‌ریزی خطی می‌باشد، در ابعاد و داده‌های بالا و غیرخطی شرایط سختی وجود خواهد داشت. با توجه به مطالب مورد اشاره، هدف این پایان‌نامه پیش‌بینی شاخص بورس اوراق بهادار تهران در بازه زمانی آذر ماه ۱۳۸۴ تا مهر ۱۳۹۴ با استفاده از روش پیشرفته انفیس و مقایسه آن با نتایج پیش‌بینی حاصل از روش رگرسیون فازی است.

با توجه به رفتار غیر خطی و آشوب گونه شاخص سهام، هدف اصلی این تحقیق طراحی و ارائه یک مدل پیش بینی شاخص سهام با استفاده از شبکه‌های عصبی– فازی (شبکه ANFIS) و مقایسه آن با رگرسیون فازی در پیش‌بینی شاخص سهام می‌باشد. با توجه به این‌که رفتار شاخص سهام در بورس تهران غیر خطی بوده و لذا احتمال خطای روش‌های خطی در پیش‌بینی آن بالا می‌باشد، از ابزارهای هوش مصنوعی نظیر شبکه های عصبی– فازی استفاده شده و در کنار آن و به جهت مقایسه، نتایج حاصل از رگرسیون فازی نیز ارائه و مقایسه خواهد شد.

۲. پیشینه تحقیق

۲-۱. مطالعات حوزه شبکه های عصبی

اسوانسون و وایت (۲۰۰۱) در پژوهش خود روش‌های مختلف برای پیش‌بینی متغیر اقتصاد کلان ایالت متحده با استفاده از معیارهای مختلف را با یکدیگر مقایسه نمودند. روش‌های مورد استفاده در این مطالعه عبارتند از مدل اتورگرسیون[2]، شبکه‌های عصبی پیشخور[3]، پیش بینی‌های حرفه‌ای بر اساس اجماع نظر کارشناسان و یک مدل خطی غیرتطبیقی، نتایج پژوهش نشان می‌دهد که شبکه‌های عصبی یک عملکرد کاملاً معمولی را ارائه می‌کنند. همچنین مدل‌های خطی چند منظوره در مجموع اندکی بهتر از مدل‌های غیرخطی نتایج بهتری را ارائه می‌دهند. لذا نمی‌توان به نتیجه سازگاری دست یافت.

کواه و همکاران در سال ۲۰۰۸، مطالعه‌ای را مبنی بر استفاده از شبکه عصبی جهت انتخاب سهام DJIA[4] انجام دادند. در این مطالعه آن‌ها متدولوژیی جهت انتخاب سرمایه بر اساس مدل‌های محاسبات نرم[5] که بر کاربردهای تجزیه و تحلیل بنیادی برای آزمایش سرمایه بکار می‌رود تمرکز کردند. این مقاله عملکرد سه مدل محاسبات نرم به نام‌های پروسپترون چند لایه[6] (MLP)، سیستم استنتاجی عصبی – فازی انطباقی (ANFIS) و

1. Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)

2. Autoregression
3. Feedforward Neural Network
4. Dow Jones Industrial Average
5. Soft computing
6. Multi layer persepteron

شبکه‌هایی بر اساس ردیال (GGAP-RBF[7]) را با هم مقایسه کرده است. متغیرهای ورودی در این تحقیق شامل نسبت قیمت به درآمد، ارزش اسمی هر سهم، بازده حقوق صاحبان سهام و نسبت سود سهام پرداختی، سود تقسیمی، نسبت قیمت به ارزش اسمی و سود هر سهم، میانگین وزنی تعداد سهام می‌باشد. نتیجه این تحقیق نشان داد که روش GGAP-RBF به خاطر پیچیدگی اش نسبت به روش MLP و ANFIS زمان بیشتری را می‌طلبد. همچنین این تحقیق نشان داد که همبستگی مثبتی بین پیش‌بینی شبکه آموزش دیده و با ارزش بالای سرمایه وجود دارد که منجر به بازده بهتری برای سرمایه گذاری می‌شود.

هویی کوانگ و هوانگ (۲۰۰۸) مطالعه‌ای مبنی بر مدل سری‌های زمانی فازی دو متغیری برای پیش‌بینی شاخص TAIEX انجام دادند. دوره زمانی نمونه از ژانویه ۱۹۹۹ تا دسامبر ۲۰۰۴ بوده است، داده‌ها به دو دسته داده‌های آموزشی و آزمایشی تقسیم شدند. در این مطالعه قیمت پایانی روزانه شاخص سهام و وقفه یکروزه شاخص TAIEX به‌عنوان متغیرهای ورودی جهت پیش‌بینی شاخص انتخاب شدند. مدل‌های پیشنهاد شده با مدل‌های تک متغیره و دو متغیره مقایسه شد. نتایج تجربی نشان داد که مدل سری زمانی بر اساس شبکه عصبی بهتر از مدل‌های دیگر عمل می‌کند. مدل‌های سری زمانی فازی بکار رفته جهت پیش‌بینی نتیجه بهتری را نسبت به سایر مدل‌ها نشان دادند. شبکه‌های عصبی نیز برای داده‌های غیرخطی بسیار مشهوراند. بعلاوه مدل‌های دو متغیره از مدل‌های تک متغیره بهتر عمل می‌کنند. در حالی که در این مطالعه از پیش‌بینی سری زمانی فازی و شبکه‌های عصبی و مدل‌های دو متغیری جهت بهبود پیش‌بینی استفاده شده است. در این مطالعه معیار ارزیابی عملکرد RMSE[8] بود.

یونس و همکاران سال ۲۰۰۸ مطالعه‌ای مبنی بر مدلسازی داده برای شاخص مرکب کوالالامپور با شبکه عصبی فازی ANFIS انجام دادند. در این تحقیق مدلسازی داده پیش پردازش شامل دسته‌بندی کردن، مقیاس گذاری، نرمال‌سازی و انتخاب ویژگی‌ها بود. این کار به وسیله روش بررسی اعتبار به عنوان الگویی جهت تخمین اطمینان پیش‌بینی و کارایی دسته‌بندی انجام شد و در نهایت به این نتیجه رسید که شاخص روند مشخصی را ندارد و پیش‌بینی آن مشکل می‌باشد و بنابراین روش ANFIS جهت پیش‌بینی رفتار شاخص سهام پیشنهاد شد. جهت بررسی کارایی مدل ANFIS چهار شاخص فنی جهت تجزیه و تحلیل داده‌ها انتخاب شد و نتایج نشان داد که روش ANFIS جهت پیش‌بینی شاخص مرکب بورس کوالالامپور در مقایسه با روش ANN بهتر بود. مقدار خطای پیش‌بینی RMSE و MAPE[9] در مدل ANFIS کمتر از مدل ANN بود.

آتسالاکیس و والاوانیس در سال ۲۰۱۰ مطالعه‌ای مبنی بر پیش بینی رونـد کوتـاه مدت بازار سهام با استفاده از متدولوژی فازی–عصبی انجام دادند. سیستم فازی مرکب شده با سیستم انطباقی فازی عصبی استنتاجی جهت کنترل مدل فرآیند بازار سهام استفاده شد، سپس فنون فازی عصبی استنتاجی از آن مشتق شد و برای انواع سهام استفاده شد. نتایج فرضیه کارایی بازار با پیش‌بینی بهره و بهبود نسبت به سایر روش‌ها مورد چالش قرار داد. ورودی‌های مدل فرآیند بازار سهام و کنترل کننده ANFIS از ۱۵ مطالعه با بهترین پیش‌بینی روند بازار سهام و کمترین RMSE بودند انتخاب شد. تابع گوسی ۲ به دلیل پایین‌تر بودن RMSE نسبت به توابع عضویت گوسی و زنگوله‌ای شکل و مثلثی انتخاب شد.

ملین و همکاران (۲۰۱۲) در مقاله خود، خطای حاصل از پیش‌بینی انفیس را به حداقل رساندند و در بخش یافته‌های تحقیق با انجام مقایسه تطبیقی بین نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی و انفیس به این نتیجه رسید که دقت روش انفیس و خطای نتایج حاصل از آن در پیش‌بینی نسبت به شبکه عصبی مصنوعی در حداقل میزان ممکن قرار دارد.

فراهانی و مهرعلیان (۲۰۱۳) در تحقیقی که برای پیش بینی قیمت طلا در بازار فارکس انجام دادند، به مقایسه ANFIS و شبکه های عصبی پرداختند و با تعریف دو

7. Generalized Growing and Pruning-Radial Basis Function
8. Root Mean Square Error
9. Mean Absolute Percentage Error

مدل شبکه عصبی و یک مدل ANFIS، نتایج را با استفاده از RMSE با هم مقایسه کردند. با وجود اینکه نقطه قوت این تحقیق، استفاده از یکی از قوی‌ترین مدل‌های شبکه عصبی در مدل سازی شان بوده است، اما ANFIS نتایج بهتر و خطای کمتری ارائه داد و بهتر از دو مدل شبکه عصبی ظاهر گردید. در این تحقیق، رفتار قیمت طلا در بازار، آشوب گونه اعلام شده بود که جهت پیش بینی نیازمند روشهای هوش مصنوعی است.

مقدم و همکاران در سال ۲۰۱۶ با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم پس انتشار اقدام به پیش بینی شاخص کل بورس نزدک[10] آمریکا پرداختند و نتایج خود را ارائه نمودند. نتایج حاکی از دقت مناسب شبکه های عصبی بوده است.

ناتان و شمس الدین (۲۰۱۶) تحقیقی در زمینه پیش بینی روند بازار فارکس، ضمن برشمردن تاثیرات عوامل سیاسی و روانی در روند فارکس، از دو ابزار ANFIS و شبکه عصبی برای پیش بینی استفاده نمودند. معیارهای مقایسه این تحقیق ، MSE و MAE[11] بود در هر دو مورد، خطای ANFIS از شبکه عصبی کمتر بود. این تحقیق با ثبت زمان محاسبات برای ANFIS، نشان داد که باافزایش تعداد تابه عضویت به ازای هر ورودی، زمان به صورت سعودی افزایش می یابد.

وی[12] در مقاله خود در سال ۲۰۱۶ سه مشکل در استفاده از سری های زمانی برای بازار بورس برشمرد ۱- بعضی از مدلهای پیش بینی قابلیت اجرا بر روی مجموعه های داده که از قوانین آماری تبعیت نمی‌کنند را ندارند؛ ۲- بسیاری از سری های زمانی، به دلیل نویز بالا در اطلاعات که ناشی از عوامل محیطی و تغییرات گسترده وضعیت بازار است، از بازدهی مطلوبی در پیش بینی برخوردار نیستند و ۳- قوانینی که از شبکه های عصبی مصنوعی حاصل می‌شود، چندان قابل درک نیستند. وی روش های مختلفی که برای پیش بینی بورس استفاده شده را در مرور ادبیات خود نام برده و با استفاده از ANFIS، روشی ارائه داد تا بر سه مشکل فوق فایق آمده و عملکرد پیش بینی را بهبود بخشد. وی نتیجه یک روز بعد سهام تایوان یا TAIEX را پیش‌بینی نمود. در مقاله فوق از گذشته شاخص به عنوان ورودی‌ها استفاده شد.

سو و چنگ (۲۰۱۶) با استفاده از ANFIS و روش ابداعی انتخاب ورودی به نام INFS[13]، از بین داده‌های داخلی بازار بورس و برخی متغیرهای مهم اقتصادی نظیر نرخ دلار لیستی از متغیرهای ورودی تشکیل دادند و در نهایت سه متغیر را جهت ورودی انتخاب کردند. آنها داده‌های ۹ سال متوالی بورس تایوان و هنگ کنگ را مورد مطالعه و مدل سازی قرار دادند و با مقایسه روش خود با روش‌های پیشتر کار شده، با استناد به مقدار RMSE، نتایج پیش‌بینی روش خود را دقیق‌تر و با خطای کمتر گزارش نمودند. آنها در روش آموزش ANFIS، تنها از داده‌های آموزش و آزمون استفاده نمودند.

تان و همکاران (۲۰۱۷) تحقیقی را با استفاده از ANFIS بر روی داده‌های بورس هنگ‌کنگ انجام دادند. آنها در انتخاب ورودی های مدل خود، از الگوریتم هوشمند FOA[14]، بهره بردند و ورودی‌های مدل را قبل از پیش‌بینی، مورد بررسی قرار دادند. سپس، با استفاده از داده‌های ده سال بورس هنگ کنگ، اقدام به پیش‌بینی نمودند. نتایج حاکی از دقت بالای ANFIS در پیش بینی بود. ورودی های مدل، از داده های داخلی بورس انتخاب شدند.

باساک[15] و همکاران (۲۰۱۹) در پژوهشی به بررسی پیش‌بینی جهت قیمت‌های بازار سهام با استفاده از طبقه‌بندی کننده‌های مبتنی بر درخت تصمیم ارائه دادند. در روش ارائه شده در این مطالعه یک چارچوب آزمایشی برای مساله طبقه‌بندی ایجاد میکند که قادر به پیش‌بینی این حقیقت می‌باشد که آیا قیمت سهام با توجه به قیمت فعلی n روز قبل افزایش یا کاهش خواهد یافت یا خیر؟

مالکویی[16] و فرناندز[17] (۲۰۱۹) روشی برای پیش‌بینی جهت، حداکثر، حداقل و بسته نرخ ارز روزانه با استفاده از

10. Nasdaq
11. Mean Absolute Error
12. Wei
13. Integrated Non-Linear Feature Selection
14. Froit Fly Algorithm
15. Basak
16. Mallqui

تکنیک‌های یادگیری ماشین ارائه دادند. در مرحله اول روش پیشنهادی، تکنیک‌های انتخاب ویژگی مختلف به منظور دستیابی به مرتبط‌ترین ویژگی‌ها برای پیش‌بینی مورد ارزیابی قرار گرفتند. در این توالی، رفتار شبکه‌های عصبی مصنوعی، ماشین‌های بردار پشتیبان و الگوریتم‌های گروه مبتنی بر شبکه‌های عصبی Recurrent و روش خوشه‌بندی k–means برای پیش‌بینی جهت قیمت مورد بررسی قرار گرفت. به همین ترتیب، شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردارهای پشتیبان برای رگرسیون حداکثر، حداقل و نهایی قیمت ofبه کار گرفته شدند. علاوه بر این، نتایج رگرسیون نیز به عنوان ورودی برای تلاش برای بهبود پیش‌بینی‌های جهت قیمت مورد استفاده قرار گرفتند. نتایج نشان داد که ویژگی‌های منتخب و بهترین مدل یادگیری ماشین بهبود بیش از ۱۰ ٪ دقت، برای پیش‌بینی‌های جهت قیمت، با توجه به مقالات مرتبط با هنر، با استفاده از همان دوره اطلاعات بدست آورد.

در پژوهشی دیگر اصغر و همکاران (۲۰۱۹) سیستم پیش‌بینی روند بازار سهام با استفاده از رگرسیون چند متغیره را توسعه و ارائه دادند. پیش‌بینی گرایش بازار سهام یک رسانه کارآمد برای سرمایه گذاران، شرکت‌های دولتی و دولت برای سرمایه‌گذاری در حساب سود و ریسک است. مطالعات موجود در زمینه توسعه سیستم‌های پیش‌بینی مبتنی بر سهام متکی بر داده‌های به‌دست‌آمده از منابع رسانه‌ای اجتماعی (احساسات محور) و منابع داده‌ای ثانویه (سایت‌های مالی) هستند. با این حال، داده‌های به‌دست‌آمده از چنین منابعی معمولا در طبیعت پراکنده هستند. علاوه بر این، انتخاب متغیرهای پیش‌بین نیز ضعیف است که در نهایت عملکرد مدل پیش‌بینی را کاهش می‌دهد.

۲-۲. مطالعات حوزه رگرسیون فازی

رگرسیون خطی فازی[18] اولین بار توسط تانکا و همکاران (۱۹۸۲) مورد مطالعه قرار گرفت. به تدریج دیاموند (۱۹۹۰)، تاناکا و ایشیبوجی (۱۹۹۱)، کلمینس (۱۹۹۱)، کاکپوریک و فدریزی (۱۹۹۲) و تاناکا و لی (۱۹۹۸)، برای ارزیابی مقدار h یا همان برش‌های α در یک مدل رگرسیون خطی فازی به مطالعه پرداختند.

پیترز (۱۹۹۴) یک مدل رگرسیون خطی فازی بر اساس رهیافت تاناکا و با استفاده از برنامه‌ریزی خطی فازی معرفی نمود. وودال و ردن (۱۹۹۴) مدل‌های رگرسیون فازی مختلف، رهیافت‌های مختلف تحلیل رگرسیون معمولی را مورد مقایسه قرار دادند. همچنین چانگ و همکاران (۱۹۹۶) لی (۱۹۹۶)، از جمله افرادی هستند که جنبه‌های مختلف مدل‌های رگرسیون معمولی را از نظر مفهومی و میزان دقت در برآورد پارامترها مورد مقایسه قرار دادند. دورسو (۲۰۰۰)، روش‌های برآورد پارامترها به وسیله کمترین مربعات خطا را با اعمال محدودیت‌ها و همچنین بدون در نظر گرفتن هیچ گونه محدودیتی برای مدل‌های رگرسیون فازی مورد مطالعه قرار دادد. چانگ و ایوب (۲۰۰۱) تفاوت‌های بین رگرسیون فازی و رگرسیون معمولی را مورد بررسی قرار دادند. دورسو (۲۰۰۳) پارامترهای رگرسیون خطی فازی را برای ورودی و خروجی فازی و غیر فازی مورد بررسی قرار داد. لو و وانگ (۲۰۰۹)، مدل جدیدی را برای بهبود قدرت پیش بینی مدل تاناکا معرفی نمودند.

۲-۳. مطالعات صورت گرفته داخل

سعیدی و امیری (۱۳۸۹) در مقاله خود، در دوره زمانی ۷ ساله (۱۳۸۶-۱۳۸۰) و داده‌ها به صورت فصلی، با استفاده از آزمون فرضیات از روش‌های اقتصادسنجی و از مدل OLS[19]، مدل رگرسیون خطی، آزمون ریشه واحد دیکی فولر و فیلیپس–پرون، آزمون F، آزمون وایت استفاده کرده اند. نتایج حاکی از عدم رابطه معنادار بین شاخص مصرف کننده و نرخ ارز بازار آزاد با شاخص کل بورس بوده است ولی قیمت نفت خام با شاخص کل بورس رابطه معنادار ولی معکوس را نشان می‌دهد.

جعفری و همکاران (۱۳۹۰)، در مقاله‌ای به بررسی ویژگی‌های مقیاسی شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران از طریق تحلیل فراکتالی نوسانات روندزدایی شده پرداخته‌اند. نمای مقیاسی بدست آمده برای سری‌های

17. Fernandes
18. Fuzzy Linear Regression
19. Ordinary Least Squares

زمانی روزانه شاخص کل در این مقاله نشان می‌دهد که دو نوع مختلف توزیع‌های احتمال دم–کلفت و همبستگی‌های بلندمدت، باعث چند فراکتالی شدن نوسانات شاخص بورس اوراق تهران می‌شوند. در نتیجه قیمت‌ها در بورس اوراق بهادار تهران دارای همبستگی و حافظه می‌باشند و سرمایه‌گذاران خبره می‌توانند با توجه به آن‌ها بازده بیشتری بدست آورند. غفاری و یوسفی در مقاله خود با عنوان مدلسازی پیش بینی قیمت ارز با استفاده از شبکه‌های عصبی در سال ۱۳۹۰ با استفاده از شبکه‌های عصبی مدلی جهت پیش بینی نرخ ارز به صورت آنلاین در نرم افزار متاتریدر طراحی کردند. نتایج نشان داد روش شبکه های عصبی نسبت به روش‌های دیگر دارای توانایی بالایی در شناخت الگوهای حاکم بر داده‌ها دارد و در تمامی چهار معیار ارزیابی عملکرد شبکه عصبی بر روش های دیگر بکار رفته برتری هایی دارد. همچنین نتایج بیانگر این است که شبکه‌های عصبی دارای ویژگی‌های منحصر به فرد همگرایی سریع،دقت بالا و توانایی تقریب تابع قوی هستند و برای پیش بینی قیمت ارزها مناسب هستند.

طاهری و صارم صفاری در سال ۱۳۹۰ به بررسی رابطه نرخ ارز و شاخص قیمت مصرف کننده پرداختند. روش بکار رفته، خود رگرسیون با وقفه‌های توزیعی (ARDL[20]) بود که در نهایت نتایج حاکی از ارتباط مستقیم نرخ ارز و شاخص قیمت مصرف کننده بود.

محمدی و طبسی (۱۳۹۱) در مقاله‌ای، با استفاده از نظریه کاتاستروف و مدل تصادفی کاسپ به بررسی تغییرات ناگهانی اوراق بهادار تهران پرداخت. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد، که مدل کاسپ قدرت توضیحی بسیار بهتری نسبت به مدل جایگزین دارد. در حقیقت با استفاده از متغیرهای رشد سالیانه نقدینگی و حجم عددی معاملات به عنوان متغیرهای کنترل، مدل تصادفی کاسپ افت شاخص بورس اوراق بهادار تهران در سال‌های ۱۳۸۳ و ۱۳۸۷ را به طور قابل ملاحظه‌ای بسیار بهتر از مدل غیرخطی لجستیک نشان می‌دهد. این نتایج پس از روندزدایی شاخص بورس حتی بهبود نیز یافته است.

عباسی و ابوئی مهریزی در سال ۱۳۹۱ با استفاده از متغیرهای حجم معامله، سود تقسیمی هر سهم، نسبت قیمت به سود و آخرین قیمت هر روز و بهره بردن از روش ANFIS، با استفاده از توابع عضویت گوناگون اقدام به پیش بینی سهام ایران خودرو نمودند که نتایج از موفقیت بالای ANFIS خبر می‌داد. همچنین، این تحقیق نشان داد که رفتار سهام ایران خودرو غیرخطی است.

ابونوری و همکاران (۱۳۹۲) در مقاله خود، رابطه نرخ تورم و شاخص بازدهی بورس را مورد بررسی قرار داده اند و در این تحقیق به وجود ارتباط نامتقارن میان متغیرهای پژوهش دست یافتند. در این تحقیق محققین سعی نموده اند با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی علاوه بر مدل‌سازی و پیش‌بینی روزانه نرخ ارز طی یک دوره زمانی و کمینه نمودن خطای پیش بینی توسط این روش، نتایج آن با مقادیر پیش بینی شده توسط مدل ARIMA[21] بر اساس معیارهای اندازه‌گیری دقت پیش بینی، مورد مقایسه قرار گرفته و برای بررسی حساسیت نتایج مدل نسبت به نرخ ارز، تخمین مدل با روش مشابه برای سه دسته داده نرخ دلار، یورو و پوند انجام گرفته است. نتایج تحقیق نشان می‌دهد که شبکه عصبی مورد استفاده نسبت به مدل ARIMA از قدرت پیش‌بینی بهتری برخوردار است و قیمت نرخ‌های ارز پوند و یورو تابعی از قیمت‌های روز گذشته خود و قیمت نرخ ارز دلار تابعی از قیمت ۶ روز گذشته خود است.

فشاری و مظاهری فر (۱۳۹۵)، از داده های ۲۳ شرکت فعال در بورس بین سال‌های ۱۳۹۱ الی ۱۳۹۴ جهت بهینه‌سازی پرتفوی خرید استفاده نمودند و با مدل سازی با شبکه‌های عصبی و ANFIS و بهره‌گیری از الگوریتم‌های فراابتکاری، نمودار خطای حاصل از مدل سازی را مد نظر قرار داده و با استناد بر آن، شبکه عصبی را قوی تر تشخیص دادند. همچنین، الگوریتم ژنتیک برای تصمیم‌گیری، مناسب تشخیص داده شد. آنها، ۷۰٪ داده‌های خود را به آموزش و ۳۰٪ را جهت آزمون در نظر گرفتند.

20. Autoregressive Distributed Lag

21. Autoregressive Integrated Moving Average

احمدخان بیگی و عبدالوند (۱۳۹۶)، تحقیقی را پیرامون پیش‌بینی قیمت سهام با رویکرد شبکه‌های عصبی و الگوریتم رقابت استعماری[۲۲](ICA) مبتنی بر آشوب انجام دادند. آنها از اطلاعات داخلی سهام ایران خودرو بین سال‌های ۱۳۸۹ الی ۱۳۹۵ استفاده نمودند و ضمن بر شمردن مزایای یادگیری ماشین در پیش‌بینی، سه شاخص مدل‌سازی شامل میزان دقت، حافظه مصرفی و زمان اجرای مدل‌سازی را آزمودند. نتایج حاصل از مقایسه RMSE رویکردهای مورد بحث، حاکی از برتری شبکه‌های عصبی مصنوعی بود. داده‌ها در این تحقیق به نسبت ۸۰٪ به ۲۰٪ جهت آموزش و آزمون تقسیم شدند. فرازمند و صادقی شریف (۱۳۹۶)، جهت ارزیابی پیش‌بینی پذیری قیمت سهام، از شبکه‌های عصبی فازی بهره بردند. روش آنها که براساس شبکه عصبی فازی پیش‌خور، شبکه عصبی شعاعی و سیستم کنترل‌گر ANFIS[۲۳](CON-ANFIS) بود، بر روی داده‌های ۵۰ شرکت بورس اعمال شد. اطلاعات داخلی بورس به صورت قیمت های چهار روز متوالی گذشته به عنوان ورودی‌های مدل انتخاب شد. معیارهای مختلف مورد استفاده در این تحقیق، بر دقت بالای پیش‌بینی شبکه‌های عصبی فازی صحه گذاشت. آنها ۸۰٪ داده‌های خود را جهت آموزش و ۲۰٪ را برای آزمون استفاده کردند و قبل از مدل‌سازی، اقدام به نرمال‌سازی داده‌های خود نمودند. معیارهای مورد استفاده برای مقایسه، شامل MSE، RMSE، MAE و MAPE بود.

ایزدی و الهویزنلو (۱۳۹۷) یک روش جدید جهت برآورد تقریب ضرایب رگرسیون خطی مبتنی بر اعداد– زاده ارائه دادند. در این مدل مشاهدات اعداد حقیقی هستند و ضرایب رگرسیون و متغیر وابسته (y) مقادیری با ارزش گذاری اعداد–زاده هستند. جهت برآورد ضرایب این مدل ابتدا مدل رگرسیون خطی مبتنی بر اعداد–زاده را به دو مدل رگرسیون خطی فازی تبدیل کرده سپس دو مدل را به‌صورت دستگاه $Ax=y$ تبدیل می‌کنیم که در آن A ضریب رگرسیون خطی و x متغیر مستقل و y متغیر وابسته است. در نهایت برای مینیمم‌سازی دستگاه فوق از روش مجموع مربعات خطا مبتنی بر فاصله d استفاده می‌کنیم. طی دو مثال نشان میدهیم که روش پیشنهادی از دقت مطلوبی جهت برآورد رگرسیون بر اساس اعداد فازی برخوردار است.

توحیدی و همکاران (۱۳۹۸) پیش‌بینی هوشمند نقدینگی دستگاه‌های خودپرداز برمبنای تقاضای مشتریان را ارائه دادند. در این پژوهش سعی شده است تا با پیدا کردن یک الگوی رفتاری از مشتریان با استفاده از شبکه عصبی سری زمانی پویا (NARX) روند نقدینگی دستگاه‌های خودپرداز پیش بینی شود. نتایج بدست آمده نشان می‌دهد که مدل طراحی شده با شبکه عصبی پویا نسبت به مدل‌های کلاسیک از کارایی بهتری برخوردار بوده است.

با بررسی پژوهش‌های بعمل آمده، اکثر پژوهش‌ها حول روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی متمرکز است. معیارهای به کار گرفته شده در این پژوهش‌ها توسط معیارهای آماری و معیارهای غیرآماری انجام شده است. همچنین در این تحقیق‌ها تأثیر پارامترها بر عملکرد مدل‌ها کمتر بررسی شده است. بنابراین با توجه به نتایج حاصل تاکنون، می‌توان بر خلاف ابزارهای مورد استفاده در پژوهش‌های مورد اشاره، با استفاده از پیش‌بینی‌های قابل قبول از شاخص بورس تهران با استفاده از مدل انفیس به ارایه نتایج دقیق‌تر و با خطای کمتر در این پایان‌نامه دست یافت، لذا در این پایان‌نامه سعی می‌شود با شناسایی و بررسی متغیرهای کلان اقتصادی به عنوان ورودی‌های مدل پیشنهادی تحقیق با استفاده از انفیس، با استفاده از داده‌های مربوط به سال‌های ۱۳۸۴ تا ۱۳۹۴ شاخص بورس اوراق بهادار تهران، شاخص قیمت کل پیش‌بینی شود.

با توجه به مروری که بر تحقیقات پیشین انجام گرفته در این زمینه و موضوعات و موارد وابسته ارائه شده، نتایج عمـده تحقیقات نشان داد که سیستم انطباقی فازی–عصبی استنتاجی نسبت به روش‌های دیگـر پیش‌بینی عملکرد بهتری را از خود نشان می‌دهد. مطالعه حاضر که در ادامه تحقیقات انجام شده در این زمینه در نظر دارد تا با استفاده از سیستم انطباقی فازی–عصبی استنتاجی در کنار روش رگرسیون فازی امکانی، شاخص کل بورس

22. Imperialist Competitive Algorithm
23. Controler of ANFIS

اوراق بهادار تهران را با استفاده از متغیرهای کلان اقتصادی پیش‌بینی و مقایسه نماید و عملکرد این روش‌ها را برای پیش‌بینی شاخص بورس اوراق بهادار ایران مورد مطالعه قرار دهد و کاراترین روش پیش‌بینی را معرفی نماید.

مبانی نظری

سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS) ساختار ANFIS شامل پنج لایه است که خروجی هر لایه به وسیله O_{ij} نشان داده می‌شود که j شماره لایه و i شماره گره است. برای سادگی یک سیستم استنتاج فازی سوگنو با دو ورودی x و y و یک خروجی z در نظر گرفته می‌شود. قوانین" اگر، آنگاه " فازی به صورت زیر هستند:

قانون۱- اگر x برابر A_1 و y برابر B_1، آنگاه $f_1=p_1x+q_1y+r_1$

قانون۲- اگر x برابر A_2 و y برابر B_2، آنگاه $f_2=p_2x+q_2y+r_2$

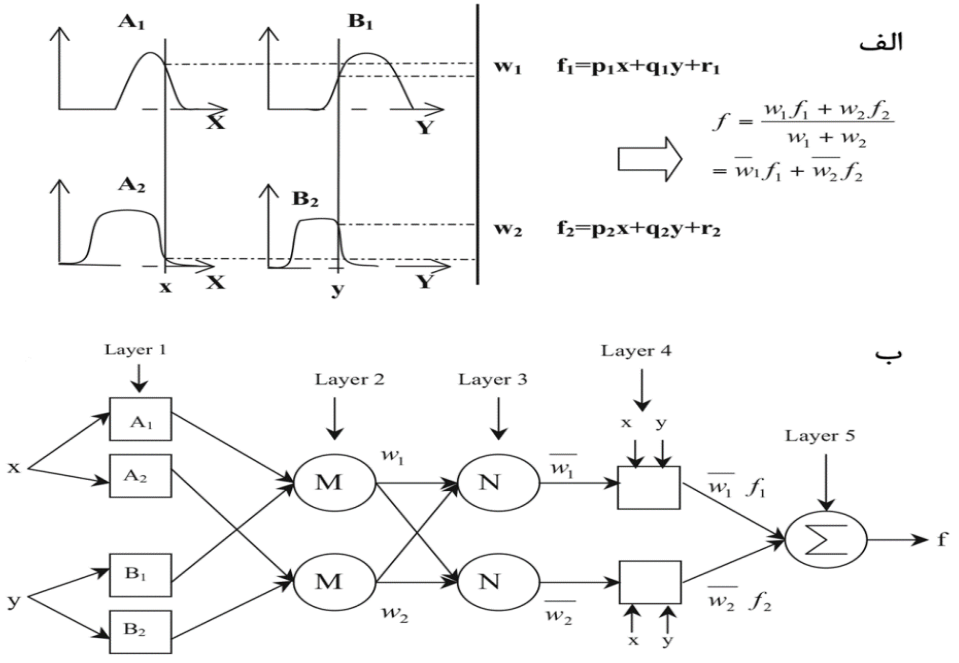
p_1 و p_2 و q_1 و q_2 پارامترهای ثابتی هستند که وارد سیستم می شوند. شکل (۱) الف، مکانیسم استدلال را برای مدل نشان می‌دهد. ساختار ANFIS متناظر در شکل (۱) ب، نشان داده شده است که در آن گره‌های هر لایه تابع مشابهی دارند که در ادامه معرفی شده‌اند. (روابط از ژانگ، ۱۹۹۳)

لایه ۱: هر گره در این لایه یک گره تطبیقی است که خروجی آن درجه عضویت ورودی‌ها را مشخص می‌کند.

$$O_{1.i} = \mu_{Ai}(x) \quad for\ i = 1.2$$
$$O_{1.i} = \mu_{Bi}(y) \quad for\ i = 3.4$$

که در آن x و y ورودی به گره و A_i و B_i مجموعه‌های فازی مرتبط با گره می‌باشند. خروجی از این لایه مقدار عضویت بخش فرضیه مقدم را نشان می‌دهد به عنوان مثال یک تابع عضویت زنگوله‌ای در نظر گرفته می‌شود. خروجی لایه اول به صورت رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$\mu_A(x)=\frac{1}{1-\left(\frac{x-c}{a}\right)2}$$



شکل (۱)، (الف) مدل فازی سوگنو با دو ورودی و دو قانون (ب) ساختار ANFIS متناظر آن (ژانگ، ۱۹۹۳)

لایه ۲: هر گره در این لایه یک گره ثابت است که سیگنال ورودی را با هم ضرب می‌کند و خروجی طبق رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$O_{2.1} = w_i = \mu_{Ai}(x) - \mu_{Bi}(y), \quad i = 1.2$$

خروجی هر گره در این لایه قدرت آزادی یک قانون را مشخص می‌کند در واقع سایر اپراتورهای T-norm می‌تواند به عنوان عملگر فازی and در این لایه استفاده شوند.

لایه ۳: هر گره در این لایه یک گره ثابت است که عمل نرمالیزه کردن توابع وزنی را انجام می‌دهند.

$$O_{3.i} = W = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \qquad i = 1.2$$

لایه ۴: هر گره در این لایه یک گره تطبیقی است که خروجی آن از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$O_{4.1} = wf_j = w(p_i x + q_i x + r_i) \qquad i = 1.2$$

که در آن W_i خروجی از لایه ۳ و p_i و q_i و r_i مجموعه پارامترهای قسمت برآیند فازی هستند.

لایه ۵: این لایه یک گره ثابت است که خروجی کلی را با استفاده از جمع کردن سیگنال‌های ورودی محاسبه می‌کند.

$$O_{5.i} = \sum W_i f_i = \frac{\sum w_i f_i}{\sum w_i}$$

بنابراین یک شبکه تطبیقی طراحی گردید که دقیقاً همان تابع مدل سوگنو را اجرا کند.

رگرسیون فازی

مدل‌های رگرسیون امکانی بهترین معادله رگرسیون را با مینیمم کردن میزان فازی بودن محیط به دست می‌آورند که این کار را با مینیمم کردن مجموع کل پهنای توابع عضویت ضرایب فازی معادله رگرسیون انجام می‌دهند. رگرسیون خطی فازی را می‌توان در قالب یک مسئله برنامه‌ریزی خطی فرموله کرده و حل نمود.

در این نوع رگرسیون فازی، ارتباط بین متغیرهای ورودی و خروجی به شکل زیر در نظر گرفته می‌شود.

$$\tilde{Y} = \tilde{A}_0 + \tilde{A}_1 x_1 + \tilde{A}_2 x_2 + \cdots + \tilde{A}_n x_n$$

به طوری که ضرایب این معادله یعنی $\tilde{A}_0$، $\tilde{A}_1$، $\tilde{A}_2$، ... و $\tilde{A}_n$، اعداد فازی و متغیرهای ورودی مشاهده‌ای یعنی x_1، x_2، ... و x_n، اعداد معمولی‌اند. مطابق فرمول فوق، برای هر n متغیر ورودی، یک عدد فازی $\tilde{Y}$ به عنوان خروجی حاصل می‌گردد. هدف این است که ضرایب معادله به نحوی به دست آورده شود که معادله مزبور بهترین برازش را بر روی داده‌ها داشته باشد.

تابع عضویت ضرایب معادله رگرسیون به صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$\mu_{\tilde{A}_i}(a_i) = \begin{cases} 1 - \dfrac{|p_i - a_i|}{c_i} & p_i - c_i \le a_i \le p_i + c_i \\ 0 & otherwise \end{cases}$$

که در آن p_i و c_i به ترتیب مرکز و پهنای تابع عضویت می‌باشد. بنابراین $\tilde{A}_i$ یک عدد فازی برای نشان دادن "مقدار تقریبا برابر p_i" بوده و c_i نشانگر میزان فازی بودن آن می‌باشد.که می‌توان بر اساس آن رابطه را به صورت زیر نوشت:

$$\tilde{Y} = (p_0 . c_0) + (p_1 . c_1)x_1 + (p_2 . c_2)x_2 + \cdots + (p_n . c_n)x_n$$

حال، تابع عضویت متغیر فازی خروجی، به شکل زیر ارائه می‌شود.

$$\mu_{\tilde{A}_i}(a_i) = \begin{cases} \max(\min[\mu_{\tilde{A}_i}(a_i)]) & \{a | y = f(x.a)\} \neq \phi \\ 0 & otherwise \end{cases}$$

که با جایگذاری این روابط در یکدیگر، حاصل می‌شود:

$$\mu_{\tilde{y}}(y) = \begin{cases} 1 - \dfrac{|y - p_0 - \sum p_i x_i|}{c_0 + \sum c_i |x_i|} & x_i \neq 0 \\ 1 & x_i = 0; \quad y = 0 \\ 0 & x_i = 0; \quad y \neq 0 \end{cases}$$

اگر این مسئله از طریق تبدیل به برنامه ریزی خطی حل شود، هدف تعیین مقادیر بهینه $\tilde{A}^*$ می‌باشد به نحوی که درجه عضویت متغیر خروجی فازی برای تمام داده‌ها از یک مقدار معین h که توسط کابر تعریف می‌گردد، بزرگتر باشد. به عبارت دیگر

$$\mu_{\tilde{y}_i}(y_i) \geq h$$

با افزایش میزان h، میزان فازی بودن نیز افزایش می‌یابد که در شکل (۲) آمده است.

شکل (۲) بیان می‌کند که خروجی فازی باید بین دو مقدار A و B باشد که با توجه به روابط بالا، مرکز و پهنای تابع عضویت به ترتیب برابر $p_0 + \sum p_i x_{ij}$ و $c_0 + \sum c_i x_{ij}$ خواهد بود.

حال باید ضرایب فازی به نحوی تعیین شوند که پهنای خروجی فازی برای تمام داده‌ها مینیمم گردد. بنابراین می‌توان تابع هدف و قیود مسئله برنامه‌ریزی خطی را به صورت زیر ارائه نمود:

$$Minimize: \quad mc_0 + \sum_{j=1}^{m}\sum_{i=1}^{n} c_i \left|x_{ij}\right|$$
$$p_0 + \sum p_i x_{ij} - (1-h)\left[c_0 + \sum c_i x_{ij}\right] \leq y_j$$
$$p_0 + \sum p_i x_{ij} + (1-h)\left[c_0 + \sum c_i x_{ij}\right] \geq y_j$$

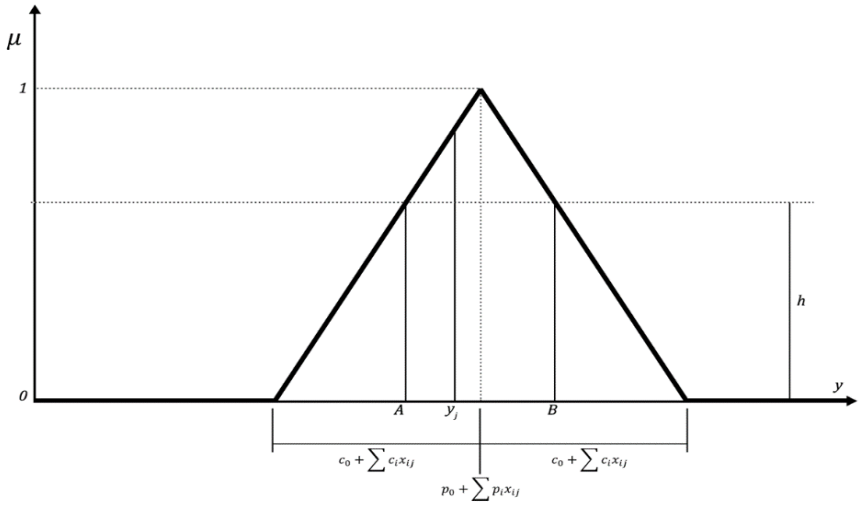
۳. روش پژوهش

۳-۱. جامعه آماری و نمونه آماری

این تحقیق در جهت پیش‌بینی شاخص بورس اوراق بهادار تهران انجام پذیرفت بنابراین نمونه آماری ندارد. باتوجه به این که شاخص مجموعه‌ای از کل سهام موجود در بورس می‌باشد بنابراین جامعه آماری جامعه زمانی است. در نظرگرفتن این نکته که ANFIS توانایی یادگیری از داده‌های ورودی و خروجی را دارد و پس از یادگیری اقدام و مدل‌سازی می‌کند، باید داده‌های مربوط به یک دوره زمانی مشخص به سیستم وارد گردد. اطلاعات مربوط به نرخ تورم ماهیانه، نرخ ارز، شاخص بهای نفت و عدد شاخص کل طی سال‌های ۸۷ تا ۹۴ جامعه آماری این پژوهش را تشکیل دادند. پس از بررسی تحقیقات انجام شده توسط محققین مختلف که در رابطه پیش‌بینی شاخص انجام شده است و همانطورکه در بحث مبانی نظری شبکه‌های عصبی و عصبی فازی بر نیاز بسیار زیاد به مشاهدات تأکید گردید و بررسی نظرات صاحب نظران در این مورد، سه متغیر کلان اقتصادی جهت بیش‌بینی شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران در نظر گرفته شد که عبارت اند از:

- نرخ تورم ماهیانه
- نرخ روزانه ارز
- قیمت روزانه نفت خام

با جمع‌آوری اطلاعات درباره این عوامل، در ادامه به پیش بینی روند آتی شاخص کل پرداخته شد.



شکل (۲) تابع عضویت خروجی فازی

۳-۲. فرایند تحقیق

مراحل اصلی تحقیق عبارتند از:

الف: مطالعه نظری: در این مرحله تلاش گردید تا در زمینه مطالعه، بررسی گسترده‌ای صورت گیرد و شاخه‌های مختلف مربوط به حوزه تحقیق مورد بررسی قرار گیرد. همچنین با شناخت ابزار مورد استفاده، بهترین روش برای ساخت مدل اتخاذ گردد.

ب: طراحی مدل: در این مطالعه از از دو ابزار ANFIS و رگرسیون فازی جهت مدلسازی استفاده شده است.

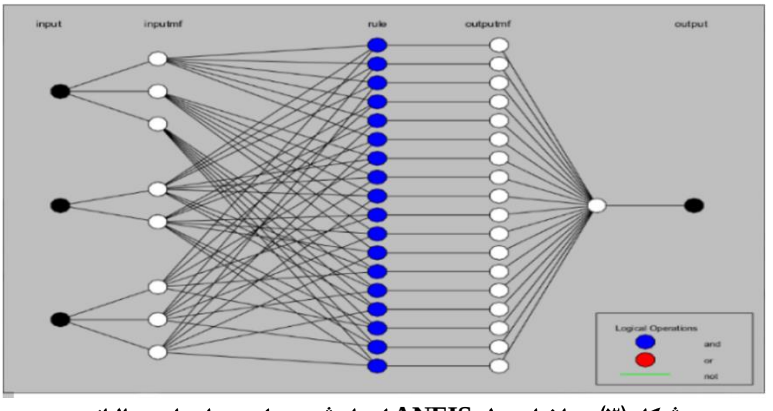
۴. تحلیل داده‌ها

در این پژوهش، محاسبات بر اساس داده‌های روزانه بوده تا با استفاده از حجم بیشتر مشاهدات، رفتار سنجی، تشخیص الگو و انجام پیش‌بینی دقیق‌تر انجام پذیرد. در کنار تحقیق اصلی، داده‌های سالانه نیز مورد بررسی قرار گرفت که کل مجموعه مشاهدات در مدل، ۱۱ مجموعه بود. با توجه به تعداد اندک آنها، داده‌های فوق تنها به دو دسته داده‌های آموزشی و داده‌های آزمون با نسبت ۷۲٪ به ۲۸٪ تقسیم گردید که به صورت تصادفی و به تعداد ۸ داده آموزش و ۳ داده تصادفی آزمون برای ورود به نرم افزار تقسیم‌بندی گردید که در جدول (۱) آمده است.

ساختار ANFIS مورد نیاز برای ساخت این مدل، با استفاده از توابع عضویت گاوسی و به تعداد ۳ تابع عضویت برای نرخ تورم، ۲ تابع عضویت برای نرخ ارز و ۳ تابع عضویت برای قیمت نفت، به شرح شکل (۳) است. همانطور که مشاهده می‌شود، مدل از ۱۸ قانون تشکیل شده است.

جدول (۱) داده‌های سالانه (منبع: گزارش‌های سالانه بانک مرکزی)

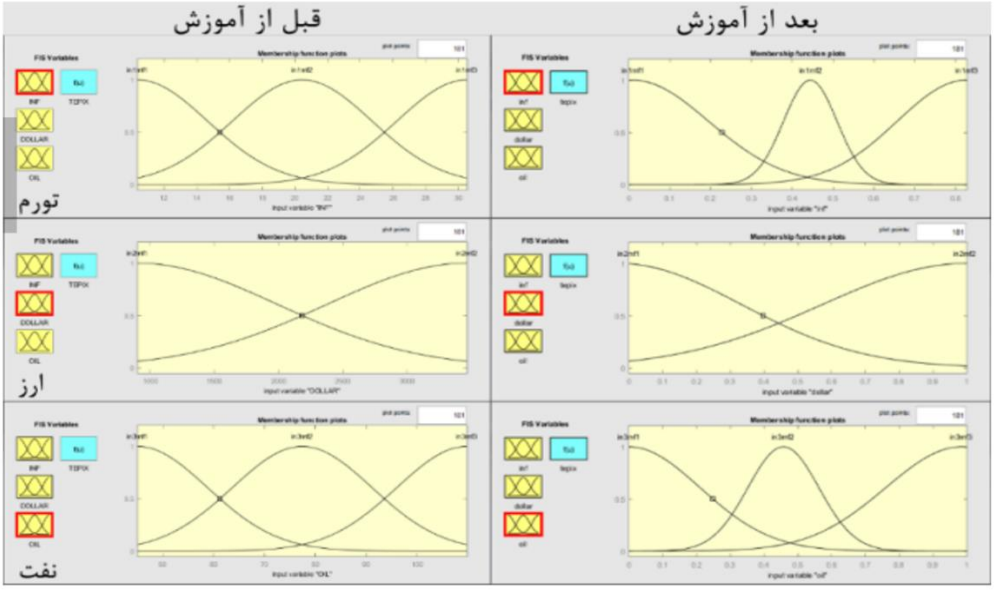
شاخص	نفت	ارز	تورم	سال
۹۴۵۹/۴	۵۰/۷	۹۰۱۸	۱۰/۴	۱۳۸۴
۹۸۲۱	۶۱/۱	۹۳۶۱	۱۱/۹	۱۳۸۵
۱۰۰۸۱/۹	۶۹/۳	۹۸۲۰	۱۸/۴	۱۳۸۶
۸۴۶۷/۸	۹۴/۷	۱۰۴۵۵	۲۵/۴	۱۳۸۷
۱۰۶۷۹/۴	۶۱/۳	۱۱۱۶۶	۱۰/۸	۱۳۸۸
۱۷۳۶۴/۳	۷۸/۲	۱۱۹۴۶	۱۲/۴	۱۳۸۹
۲۵۴۳۴/۴	۱۰۸/۳	۱۳۹۵۷	۲۱/۵	۱۳۹۰
۳۰۰۷۲/۹	۱۰۹/۷	۲۶۱۸۰	۳۰/۵	۱۳۹۱
۶۴۸۱۲/۶	۱۰۷/۲	۳۲۱۳۰	۳۴/۷	۱۳۹۲
۷۱۹۵۷/۲	۹۷/۳	۳۲۹۷۳	۱۵/۶	۱۳۹۳
۶۶۰۰۵/۷	۴۵/۱	۳۴۶۴۶	۱۱/۹	۱۳۹۴



شکل (۳)، ساختار مدل ANFIS ایجاد شده برای محاسبات سالیانه

در شکل (۴) توابع عضویت مدل آمده است. توضیح آنکه توابع عضویت و چینش آنها پس از طی مرحله آموزش دچار تغییراتی شد که در روند یادگیری تاثیر گذار بوده است.

با اتمام آموزش و بررسی نتایج در همان تولباکس ANFIS، عملکرد مدل در آموزش، با خطای ۰/۰۰۰۰۰۰۰۲۵ به ظاهر مناسب آمد. اما با بررسی نتایج آزمون، خطا تا میزان قابل توجه ۰/۲۶۷۰۵ افزایش یافت. نتایج محاسبات سالانه با استفاده از ANFIS در جدول (۲) به صورت خلاصه آمده است.



شکل (۴)، توابع عضویت مدل قبل و بعد از فرایند آموزش

جدول (۲)، نتیجه مدل‌سازی داده‌های سالانه (منبع: یافته‌های تحقیق)

نتایج	
مدت زمان محاسبه	۱۱ سال
تواتر زمانی	سالانه
داده‌های آموزش	۸
داده‌های آزمون	۳
نوع توابع عضویت ورودی	گاوسی
تابع عضویت خروجی	Linear
تکرار آموزش برای یادگیری	۲۱
خطای داده‌های آموزش	۰/۰۰۰۰۰۰۰۲۵
خطای داده‌های آزمون	۰/۲۶۷۰۵

در مدل‌سازی داده‌های روزانه، عدم ثبت مقدار برای روزهای تعطیل، منجر به اتخاذ دو رویکرد برای انجام تحقیق شد که در ادامه به شرح هر دو روش پرداخته می‌شود.

۴-۱. رویکرد اول

رویکرد نخست با حذف داده‌های درج شده برای روزهای تعطیل در ابتدا انتخاب گردید تا آزمون و خطا برای یافتن مدل ایده‌آل بر روی آنها انجام شود. لذا، به مدل‌سازی ANFIS برای داده‌های روزانه بین سال‌های ۱۳۸۷ الی ۱۳۹۴ پرداخته شد.

با حذف داده‌های تکراری روزهای تعطیل، آنچه باقی ماند، ۱۷۴۲ ردیف مشاهده، به سه دسته تقسیم‌بندی شد که به صورت تصادفی صورت پذیرفت. ۷۰٪ داده‌ها برای آموزش مدل در نظر گرفته شد که ۱۲۲۰ داده را شامل شد؛ ۱۰٪ برای اعتبار سنجی به تعداد ۱۷۴ داده و ۲۰٪ نیز برای آزمون مدل که مشتمل بر ۳۴۸ داده گردید.

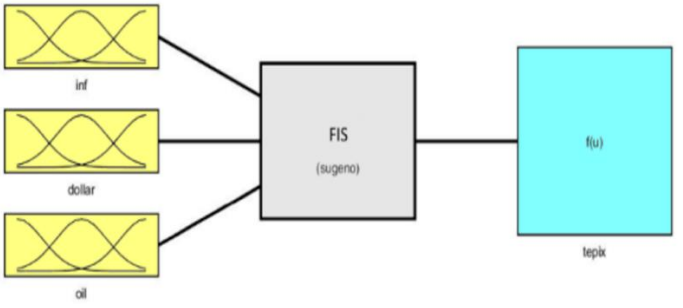
در مرحله بعد، با بررسی، مشاهده گردید که روش آموزش ترکیبی بوضوح از روش BP عملکرد بهتر و خطای کمتری دارد. مدل‌سازی انجام شده و با روش آموزش پس انتشار خطا، علیرغم تکرار بسیار زیاد آموزش، مدل به یادگیری نرسید و در نهایت پس از ۵۰۰ بار تکرار، آموزش متوقف و میزان خطا ثبت گردید. روش آموزش ترکیبی باعث گردید که تنها با ۱۱ تکرار مدل آموزش دیده و همچنین خطای بسیار کمتری را گزارش کند. جدول (۳) مقایسه بین دو روال آموزش با استفاده از روش‌های فوق و خطای به دست آمده و تعداد تکرار آموزش را نشان می‌دهد.

مدل ساخته شده، با توجه به سه ورودی و یک خروجی، به شرح شکل (۵) می‌باشد.

سپس به انتخاب تابع عضویت ورودی‌ها پرداخته شد که در انتخاب تابع عضویت ورودی‌ها، با ثابت نگه داشتن تمامی موارد، اقدام به تغییر نوع توابع عضویت ورودی شد که با مقایسه میزان خطا و همچنین تعداد تکرارهای مورد نیاز برای آموزش مدل، تابع عضویت گاوسی[۲۴] عملکرد مناسب‌تری را نشان داد. جدول (۴)، نتایج انتخاب توابع عضویت مختلف و میزان خطای هرکدام را نشان می‌دهد.

جدول (۳)، مقایسه بین روش‌های آموزش ANFIS (منبع: یافته‌های تحقیق)

روش آموزش	مقدار خطا (مرحله آزمون)	تعداد تکرار
روش ترکیبی (Hybrid)	۰/۰۲۱۲۴۸	۱۱
روش پس انتشار خطا (BP)	۰/۰۸۴۰۰۷	۵۰۰



شکل (۵)، مدل ANFIS ساخته شده با سه ورودی و یک خروجی

24. Gaussien

جدول (۴)، مقایسه بین انواع توابع عضویت ورودی‌ها (منبع: یافته‌های تحقیق)

نوع تابع عضویت	مقدار خطا (مرحله آزمون)	تعداد تکرار
Trimf	۰/۰۴۹۶۹۳	۴
Trapmf	۰/۰۴۸۱۳۹	۱۰
Gbellmf	۰/۰۲۱۲۶۱	۳۹
Gaussmf	۰/۰۲۱۲۴۸	۱۱
Gauss2mf	۰/۰۴۴۳۸۲	۷
Primf	۰/۰۴۲۵۱۱	۲۶
Dsigmf	۰/۰۳۱۸۱۶	۴۱
Psigmf	۰/۰۳۱۹۲۸	۵۰

با نگاهی به جدول فوق، تابع عضویت زنگی شکل نیز خطای پایین و تقریبا برابر با تابع گاوسی را گزارش کرده است اما در تعداد تکرار آموزش، تابع گاوسی عملکرد سریع‌تری داشته است و در تعداد تکرار کمتری به نتیجه رسیده است که این موضوع می‌تواند در محاسبات سنگین‌تر و با تعداد ورودی‌ها و توابع عضویت بیشتر، نقشی کلیدی ایفا نماید.

خروجی مدل نیز می‌تواند دو تابع عضویت به خود بگیرد. با بررسی های به عمل آمده، تابع عضویت خطی[۲۵] به مراتب نتایج دقیق تری نسبت به تابع عضویت ثابت[۲۶] گزارش کرد. نتیجه بررسی (با ثابت نگه داشتن دیگر پارامترها) برای توابع عضویت خروجی در جدول (۵) ارائه شده است.

با توجه به نتایج بدست آمده، پرواضح است که جهت استفاده و بررسی‌های آتی، از تابع عضویت خطی برای خروجی استفاده شود. با مشخص شدن نوع توابع عضویت و روش آموزش مناسب، قدم بعدی در دست یافتن به ایده‌آل‌ترین نتیجه، انتخاب بهترین ترکیب از تعداد توابع عضویت برای ورودی‌های مدل است. این مهم تنها از طریق آزمون و خطا بدست می‌آید؛ لذا، برای هر ترکیب مدل‌سازی یکبار انجام شده و نتایج آزمون و بررسی ثبت گردید. جدول ۶ نتایج را نشان می‌دهد.

جدول (۵)، مقایسه بین توابع عضویت خروجی (منبع: یافته‌های تحقیق)

نوع تابع عضویت	مقدار خطا (مرحله آزمون)
تابع عضویت ثابت	۰/۰۵۶۱۱۶
تابع عضویت خطی	۰/۰۲۱۲۴۸

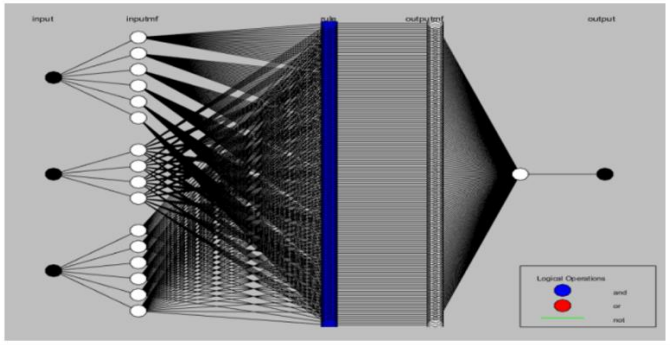
25. Linear
26. Constant

جدول (۶)، مقایسه بین تعداد توابع عضویت ورودی‌ها (منبع: یافته‌های تحقیق)

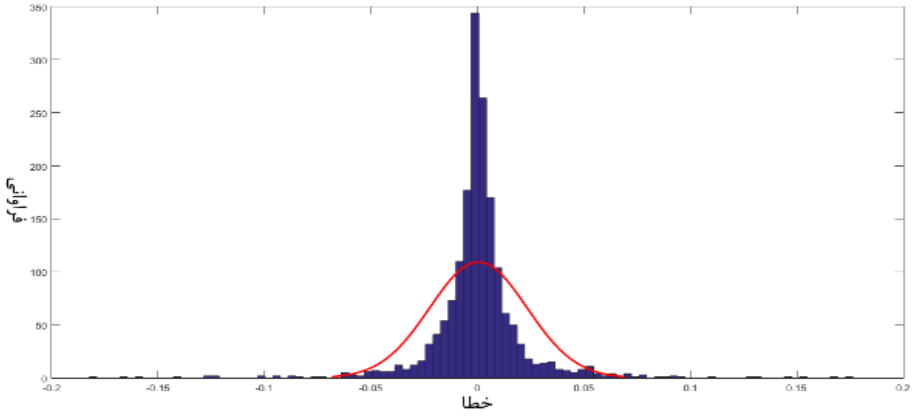
تعداد تابع عضویت نفت/دلار/تورم	تعداد قوانین	مقدار خطا
۳ ۳ ۳	۲۷	۰/۰۵۱۹۳۶
۴ ۴ ۴	۶۴	۰/۰۴۰۸۰۶
۵ ۵ ۵	۱۲۵	۰/۰۳۸۰۷۶
۴ ۳ ۴	۴۸	۰/۰۳۹۴۰۹
۴ ۳ ۵	۶۰	۰/۰۳۹۷۳۲
۴ ۳ ۶	۷۲	۰/۰۴۱۰۱۴
۵ ۳ ۶	۹۰	۰/۰۳۵۰۱۱
۵ ۴ ۶	۱۲۰	۰/۰۳۳۳۴۷
۵ ۵ ۶	۱۵۰	۰/۰۲۶۱۸۳
۶ ۳ ۶	۱۰۸	۰/۰۴۱۴۳۲
۶ ۴ ۶	۱۴۴	۰/۰۲۱۲۴۸
۶ ۵ ۶	۱۸۰	۰/۰۲۵۲۹۵
۷ ۳ ۷	۱۴۷	۰/۰۲۱۷۸۴
۷ ۴ ۷	۱۹۶	۰/۰۲۷۷۸۹
۷ ۵ ۷	۲۴۵	۰/۰۲۷۹۹۳

برابر نتایج بدست آمده، ابتدا با افزایش توابع عضویت و قوانین، مقدار خطا کاهش یافته است. اما با رسیدن به ترکیب ۶/۴/۶ خطا در کمترین میزان خود قرار گرفته و بعد از آن با افزایش قوانین، نه تنها کاهشی صورت نگرفته، که افزایش جزئی در خطا نیز مشاهده شد. همچنین دیده شد که ترکیب خاصی از تعداد توابع عضویت نتیجه بهتری دربر دارد به صورتی‌که تعداد توابع عضویت ورودی نرخ دلار کمتر از دو ورودی دیگر بود.

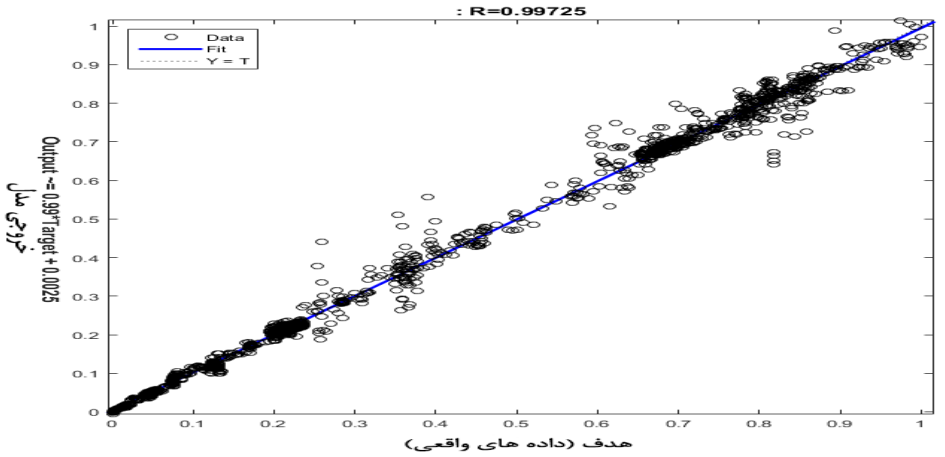
شکل (۶) ساختار مدل را برای این ترکیب نشان می‌دهد. شکل‌های (۷) و (۸) به ترتیب هیستوگرام خطا و رگرسیون نتایج پیش‌بینی را برای داده‌های روزانه نشان می‌دهند. از نمودار هیستوگرام مشخص است که خطا به خوبی حول صفر پراکنده شده است و از توزیع نرمال پیروی می‌کند و داده‌ها نیز به خط رگرسیون نزدیک‌اند. مقدار محاسبه شده R^2 نیز عدد ۰/۹۹۷۲۵ است.



شکل (۶)، ساختار مدل با ۱۴۴ قانون (منبع: یافته‌های تحقیق)



شکل (۷): هیستوگرام خطای مدل



شکل (۸): نمودار رگرسیون نتایج مدل با داده‌های اصلی (منبع: یافته‌های تحقیق)

۴-۲. رویکرد دوم

با نگاهی به تابلوی بورس اوراق بهادار و بررسی بازارهای جهانی مشخص است که در روزهای تعطیل که معاملاتی صورت نمی‌گیرد، شاخص ها با قیمت روز قبل خود نشان داده می‌شوند و تابلوها خالی نیستند. بانک مرکزی ایران نیز بر این مورد صحه گذاشته و اعلام داشته است که در روزهای تعطیل، شاخص‌های مختلف قیمت آخرین روز کاری قبل را به خود می‌گیرند. این موضوع در وب سایت رسمی این بانک ذیل نرخ شاخص‌ها درج شده است. این روال با روش یادگیری ANFIS که مبتنی بر تکرار مشاهدات است، احتمال بروز خطا در یادگیری را بالا می‌برد. لیکن، همانطور که قبل‌تر ذکر آن رفت، رویکرد دوم برای محاسبه و حصول اطمینان از نتیجه بهینه مورد بررسی و محاسبه قرار گرفت.

در این رویکرد، ۲۶۳۲ ردیف داده مورد مطالعه قرار گرفت که مطابق دسته‌بندی رویکرد قبل، ٪۷۰ داده‌ها معادل ۱۸۴۰ ردیف داده برای آموزش، ٪۱۰ معادل ۲۶۴ ردیف برای اعتبارسنجی و ٪۲۰ نیز معادل ۵۲۸ ردیف برای آزمون به صورت تصادفی انتخاب شد.

مطابق رویکرد اول، تابع عضویت ورودی‌ها گاوسی در نظر گرفته شد. از بین دو تابع عضویت خروجی نیز همانند قبل، مدل خطی انتخاب گردید.

سپس آزمون و خطا برای یافتن ترکیب بهینه توابع عضویت ورودی‌ها انجام شد. نتایج با رویکرد نخست اندکی متفاوت بود به‌طوری که کمترین خطای ممکن در ترکیب ۵/۴/۶ بدست آمد. نتایج در جدول (۷) آمده است.

جدول (۷)، مقایسه بین تعداد توابع عضویت ورودی‌ها (منبع: یافته‌های تحقیق)

تعداد تابع عضویت نفت/دلار/تورم	تعداد قوانین	مقدار خطا
۳ ۳ ۳	۲۷	۰/۰۴۷۴۳۶
۴ ۴ ۴	۶۴	۰/۰۳۷۲۹۹
۵ ۵ ۵	۱۲۵	۰/۰۳۶۱۷۱
۴ ۳ ۴	۴۸	۰/۰۴۵۸۰۷
۴ ۳ ۵	۶۰	۰/۰۴۴۳۲۶
۴ ۳ ۶	۷۲	۰/۰۴۶۳۰۷
۵ ۳ ۶	۹۰	۰/۰۳۷۱۶۷
۵ ۴ ۶	۱۲۰	۰/۰۲۳۸۰۳
۵ ۵ ۶	۱۵۰	۰/۰۴۵۲۱۷
۶ ۳ ۶	۱۰۸	۰/۰۳۸۱۱۱
۶ ۴ ۶	۱۴۴	۰/۰۲۸۳۴۳
۶ ۵ ۶	۱۸۰	۰/۰۲۹۵۸۴
۷ ۳ ۷	۱۴۷	۰/۰۴۲۸۳۷
۷ ۴ ۷	۱۹۶	۰/۰۳۶۶۹۸
۷ ۵ ۷	۲۴۵	۰/۰۳۷۲۳۲

۴-۳. مقایسه دو رویکرد اتخاذ شده برای محاسبه

مشاهده شد که هر دو رویکرد در بعضی از ترکیبات نسبت به دیگری خطای کمتری دارند. لیکن کمترین خطای گزارش شده، توسط رویکرد نخست که حذف ردیف‌های فاقد داده بوده است، گزارش گردیده است. با وجود تعداد بیشتر مشاهدات در رویکرد دوم، اما دقت ANFIS در رویکرد نخست بهتر بوده است یا به عبارتی، بهتر آموزش دیده است. نتایج نظیر به نظیر مقایسه دو رویکرد در تعداد و ترکیبات مختلف توابع عضویت ورودی در جدول (۸) قابل بررسی است.

نتایج حاصل نشان داد که وجود مشاهدات تکراری (روزهای تعطیل فاقد داده‌های واقعی) در روند آموزش و یادگیری ANFIS تاثیرگذار است. بنابراین تصمیم بر اتخاذ دو رویکرد برای محاسبه، در حصول خطای کمتر و دقت بیشتر مفید فایده بوده است.

۴-۴. بهبود مدل‌سازی با ANFIS برای داده‌های روزانه

آنچه که در مدل‌سازی‌های انجام شده در این تحقیق صورت گرفت، تأثیرات سه متغیر کلان اقتصادی روز بر عدد شاخص در یک هفته آینده را شبیه‌سازی و پیش‌بینی نمود که نتایج، حاکی از موفقیت مدل‌سازی بوده است. بهترین مدل‌سازی، با حذف ردیف‌های خالی روزهای تعطیل بوده است. اما تأثیرپذیری شاخص از گذشته خود به بوته آزمایش در نیامد. بنا به مصاحبه‌هایی که در روند انجام تحقیق با کارشناسان بورس انجام شده، پیشنهاد بر دخیل کردن این تأثیر در مدل‌سازی بوده است. لذا، با مشاوره‌های انجام شده، تصمیم به اجرای مدل‌سازی جدیدی بر مبنای محاسبات انجام شده و با لحاظ کردن روند گذشته شاخص گرفته شد. برای این منظور، عدد شاخص، خود به عنوان ورودی نیز به مدل داده شد.

جدول (۸)، مقایسه بین تعداد توابع عضویت ورودی‌ها در دو رویکرد (منبع: یافته‌های تحقیق)

تعداد تابع عضویت نفت/دلار/تورم	تعداد قوانین	خطای رویکرد نخست	خطای رویکرد دوم
۳ ۳ ۳	۲۷	۰/۰۵۱۹۳۶	۰/۰۴۷۴۳۶
۴ ۴ ۴	۶۴	۰/۰۴۰۸۰۶	۰/۰۳۷۲۹۹
۵ ۵ ۵	۱۲۵	۰/۰۳۸۰۷۶	۰/۰۳۶۱۷۱
۴ ۳ ۴	۴۸	۰/۰۳۹۴۰۹	۰/۰۴۵۸۰۷
۴ ۳ ۵	۶۰	۰/۰۳۹۷۳۲	۰/۰۴۴۳۲۶
۴ ۳ ۶	۷۲	۰/۰۴۱۰۱۴	۰/۰۴۶۳۰۷
۵ ۳ ۶	۹۰	۰/۰۳۵۰۱۱	۰/۰۳۷۱۶۷
۵ ۴ ۶	۱۲۰	۰/۰۳۳۳۴۷	۰/۰۲۳۸۰۳
۵ ۵ ۶	۱۵۰	۰/۰۲۶۱۸۳	۰/۰۴۵۲۱۷
۶ ۳ ۶	۱۰۸	۰/۰۴۱۴۳۲	۰/۰۳۸۱۱۱
۶ ۴ ۶	۱۴۴	۰/۰۲۱۲۴۸	۰/۰۲۸۳۴۳
۶ ۵ ۶	۱۸۰	۰/۰۲۵۲۹۵	۰/۰۲۹۵۸۴
۷ ۳ ۷	۱۴۷	۰/۰۲۱۷۸۴	۰/۰۴۲۸۳۷
۷ ۴ ۷	۱۹۶	۰/۰۲۷۷۸۹	۰/۰۳۶۶۹۸
۷ ۵ ۷	۲۴۵	۰/۰۲۷۹۹۳	۰/۰۳۷۲۳۲

۴-۴-۱. مدل‌سازی ANFIS با چهار ورودی برای داده‌های روزانه

در مدل‌سازی جدید جهت بهبود، سه شاخص کلان اقتصادی نرخ تورم، قیمت دلار و قیمت نفت (همانند مدل سازی‌های انجام شده) و عدد شاخص به عنوان ورودی به مدل داده شده و عدد شاخص در یک هفته بعد، به عنوان خروجی مدل در نظر گرفته شد. با انجام مدل‌سازی، وضعیت تغییرات توابع عضویت ورودی‌ها بررسی شد. قیمت نفت و عدد شاخص بیشتر از دو ورودی دیگر تغییر نمودند. نتیجه مدل‌سازی در جدول (۹) ارائه شده است.

۴-۴-۲. مقایسه نتایج مدل سازی بهبود یافته با مدل‌های پیشین

مقایسه نتیجه مدل‌سازی با چهار ورودی، با بهینه‌ترین حالت بدست آمده در مدل‌سازی با سه ورودی، کاهش قابل توجه خطا و بهبود عملکرد را نشان داد و دخیل کردن روند گذشته شاخص را کاملاً توجیه نمود. جدول (۱۰) این مقایسه را نشان می‌دهد.

جدول (۹)، نتیجه بهبود مدل‌سازی با دخیل کردن عدد شاخص به عنوان ورودی (منبع: یافته‌های تحقیق)

تعداد تابع عضویت ورودی شاخص/نفت/دلار/تورم	تعداد قوانین	مقدار خطا
۳ ۳ ۵ ۵	۲۲۵	۰/۰۰۷۹۳۳۱

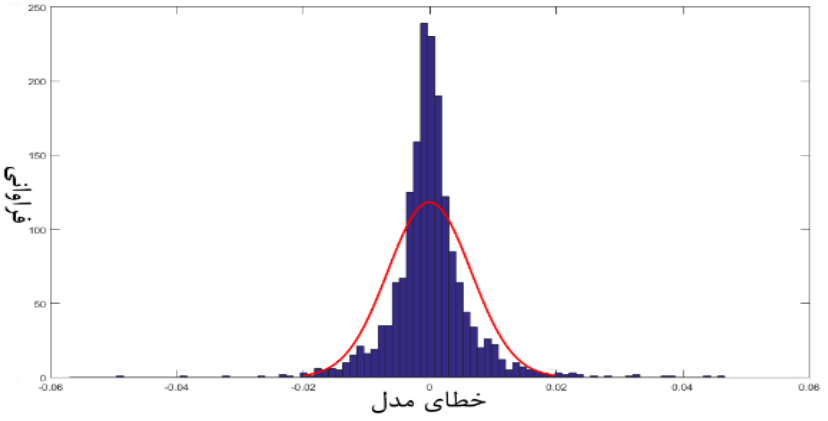
جدول (۱۰)، مقاییسه نتایج مدل سازی بهبود یافته با چهار وردی با مدل‌سازی سه ورودی

نوع مدل	مقدار خطا (مرحله آزمون)	تعداد تکرار
مدل‌سازی با سه ورودی نفت/دلار/تورم	۰/۰۲۱۲۴۸	۱۱
مدل‌سازی با چهار ورودی شاخص/نفت/دلار/تورم	۰/۰۰۷۹۳۳	۲۰

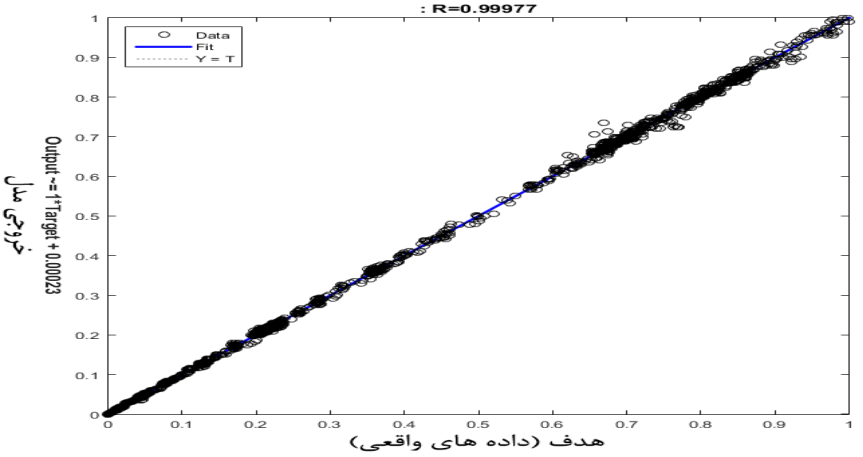
اگر هیستوگرام خطای مدل را که در شکل ۹ آمده است، مورد بررسی قرار دهیم، مشاهده می‌شود که خطا به خوبی حول صفر پراکنده شده و از توزیع نرمال پیروی می‌کند (حتی بهتر از محاسبه با سه ورودی). توزیع نرمال خطا حول صفر گواهی بر عملکرد خوب مدل است. برای ترسیم هیستوگرام خطا، پیش‌بینی برای تمام داده‌های موجود صورت گرفت و نتایج با داده‌های واقعی مقایسه گردید. رگرسیون نتایج پیش‌بینی و داده‌های واقعی در شکل ۱۰ نمایش داده شده است. عدد بدست آمده برای R2، مقدار ۰/۹۹۹۹۸ است که بسیار قابل توجه می‌باشد.

۴-۵. مدل سازی با رگرسیون فازی برای داده‌های روزانه

پس از یافتن روش‌های بهینه مدل‌سازی با ANFIS، در این بخش به مدل‌سازی با رگرسیون فازی برای مدل با سه و چهار ورودی مناظر انجام گرفت.



شکل (۹): هیستوگرام خطای مدل با چهار ورودی (منبع: یافته‌های تحقیق)



شکل (۱۰): رگرسیون مدل ساخته شده با چهار ورودی (منبع: یافته‌های تحقیق)

۴-۵-۱. مدل سازی با رگرسیون فازی برای مدل با سه ورودی

برای یافتن ضرایب معادله رگرسیون، داده‌های روزانه با حذف ردیف‌های فاقد داده که در مجموع ۱۷۴۲ ردیف بود، در قالب یک فایل وارد متلب گردید. برای پارامتر h یا میزان فازی بودن محیط، ابتدا مقدار ۰/۹ درنظر گرفته شد و مدل‌سازی صورت گرفت. پس از ثبت نتایج، هر بار میزان h کاهش یافته و مدل سازی تکرار شد و نتایج ثبت گردید. جداول (۱۱) الی (۱۵)، محاسبات برای مقادیر مختلف h را نشان می‌دهد.

با اتمام محاسبات، ضرایب به دست آمده برای h=۰/۱، مطابق با معادله مربوطه در فرمول قرار گرفته و برای تمامی داده‌ها محاسبه انجام شد که نتایج آن در جدول ثبت و برای محاسبه میزان خطا، با داده‌های اصلی مقایسه گردید. میزان خطا که همان RMSE است، ۰/۱۶ گزارش شد و رگرسیون بین داده‌های اصلی و نتایج محاسبات مدل نیز مقدار ۰/۸۶۲۱ ثبت شد. تصاویر (۱۱) و (۱۲) به ترتیب هیستوگرام خطا و رگرسیون را نشان می‌دهند.

جدول (۱۱)، ضرایب معادله رگرسیون با h=0.9 (منبع: یافته‌های تحقیق)

ضرایب معادله	A+c	A	A-c
ضریب ثابت	۰/۰۲۵۵۵۲۶	۰/۰۱۳۳۲۴۴	۰/۰۰۱۰۹۶۲
نرخ تورم	۱/۴۰۵۷۷۵۰	۰/۰۷۵۹۴۲۹	−۱/۲۵۳۸۸۹۲
نرخ دلار	۴/۰۸۸۴۳۶۷	۰/۶۱۳۴۳۳۹۱	−۲/۸۶۱۵۵۸۴
قیمت نفت	۰/۵۳۳۹۰۱۲	۰/۰۹۶۲۸۱۹	−۰/۳۴۱۳۳۷۳

جدول (۱۲)، ضرایب معادله رگرسیون با h=0.7 (منبع: یافته‌های تحقیق)

ضرایب معادله	A+c	A	A-c
ضریب ثابت	۰/۰۱۷۴۰۰۵	۰/۰۱۳۳۲۴۴	۰/۰۰۹۲۴۸۳
نرخ تورم	۰/۵۱۹۲۲۰۲	۰/۰۷۵۹۴۲۹	−۰/۳۶۷۳۳۴۴
نرخ دلار	۰/۷۷۱۷۷۱۷	۰/۶۱۳۴۳۳۹۱	−۰/۵۴۴۸۹۳۳
قیمت نفت	۰/۲۴۲۱۵۵۱	۰/۰۹۶۲۸۱۹	−۰/۰۴۹۵۹۱۱

جدول (۱۳)، ضرایب معادله رگرسیون با h=0.5 (منبع: یافته‌های تحقیق)

ضرایب معادله	A+c	A	A-c
ضریب ثابت	۰/۰۱۵۷۷۰۱	۰/۰۱۳۳۲۴۴	۰/۰۱۰۸۷۸۸
نرخ تورم	۰/۳۴۱۹۰۹۳	۰/۰۷۵۹۴۲۹	−۰/۱۹۰۰۲۳۵
نرخ دلار	۱/۳۰۸۴۳۸۷	۰/۶۱۳۴۳۳۹۱	−۰/۰۸۱۵۶۰۳
قیمت نفت	۰/۱۸۳۸۰۵۷	۰/۰۹۶۲۸۱۹	−۰/۳۴۱۳۳۷۳

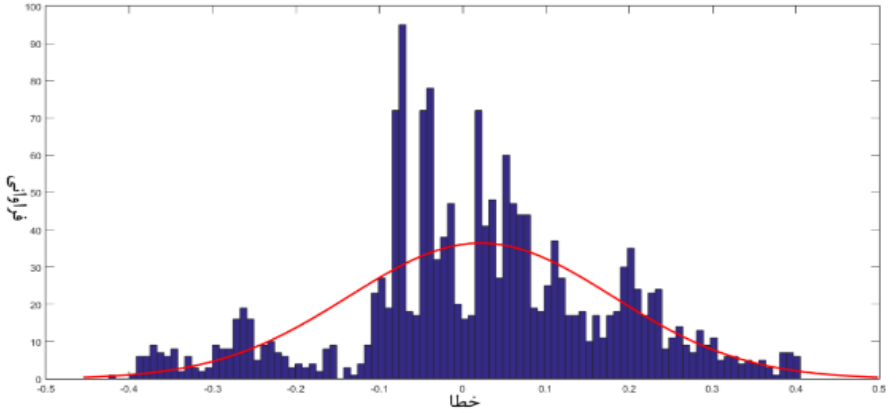
جدول (۱۴)، ضرایب معادله رگرسیون با h=0.3 (منبع: یافته‌های تحقیق)

ضرایب معادله	A+c	A	A-c
ضریب ثابت	۰/۰۱۵۰۷۱۳	۰/۰۱۳۳۲۴۴	۰/۰۱۱۵۷۷۵
نرخ تورم	۰/۲۶۵۹۱۸۹	۰/۰۷۵۹۴۲۹	−۰/۱۱۴۰۳۳۱
نرخ دلار	۱/۱۰۹۸۶۷۴	۰/۶۱۳۴۳۳۹۱	۰/۱۱۷۰۱۰۹
قیمت نفت	۰/۱۵۸۷۹۸۹	۰/۰۹۶۲۸۱۹	۰/۰۳۳۷۶۴۸

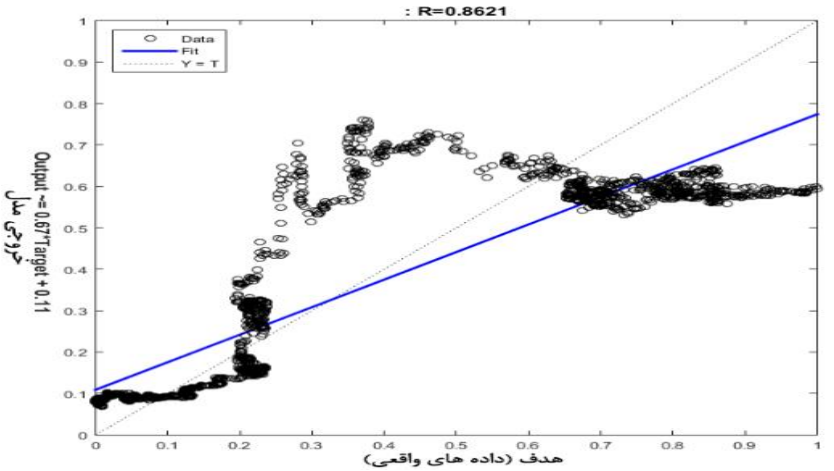
جدول (۱۵)، ضرایب معادله رگرسیون با h=0.1 (منبع: یافته‌های تحقیق)

ضرایب معادله	A+c	A	A-c
ضریب ثابت	۰/۰۱۴۶۸۳۱	۰/۰۱۳۳۲۴۴	۰/۰۱۱۹۶۵۷
نرخ تورم	۰/۲۲۳۷۰۲۰	۰/۰۷۵۹۴۲۹	−۰/۰۷۱۸۱۶۲
نرخ دلار	۰/۹۹۹۵۵۰۱	۰/۶۱۳۴۳۳۹۱	۰/۲۲۷۳۲۸
قیمت نفت	۰/۵۳۳۹۰۱۲	۰/۰۹۶۲۸۱۹	۰/۰۴۷۶۵۷۵

با اتمام محاسبات، ضرایب به دست آمده برای h=۰/۱، مطابق با معادله مربوطه در فرمول قرار گرفته و برای تمامی داده‌ها محاسبه انجام شد که نتایج آن در جدول ثبت و برای محاسبه میزان خطا، با داده‌های اصلی مقایسه گردید. میزان خطا که همان RMSE است، ۰/۱۶ گزارش شد و رگرسیون بین داده‌های اصلی و نتایج محاسبات مدل نیز مقدار ۰/۸۶۲۱ ثبت شد. تصاویر (۱۱) و (۱۲) به ترتیب هیستوگرام خطا و رگرسیون را نشان می‌دهند.



شکل (۱۱) هیستوگرام خطای مدل رگرسیون با سه ورودی (منبع: یافته‌های تحقیق)



شکل (۱۲)، رگرسیون مدل ساخته شده برای سه ورودی (منبع: یافته‌های تحقیق)

همانطور که مشاهده می‌شود، خطا توزیع متمرکزی ندارد. همچنین رگرسیون نیز از خط میانی فاصله و انحراف زیادی دارد.

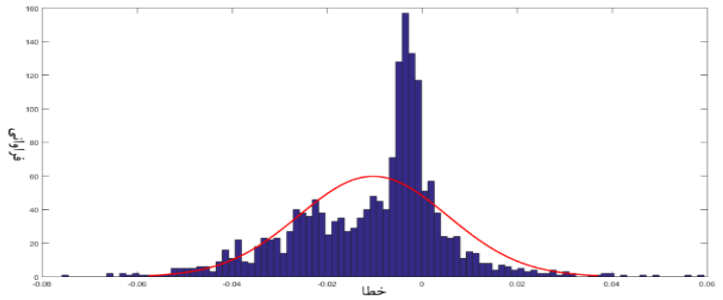
۴-۵-۲. مدل سازی با رگرسیون فازی برای مدل با چهار ورودی

روال بکار رفته برای مدل با سه ورودی ، برای این مدل نیز تکرار شد. لذا، تنها جدول محاسبات ضرایب برای پارامتر h=۰/۱ در ادامه در جدول (۱۶) آمده است.

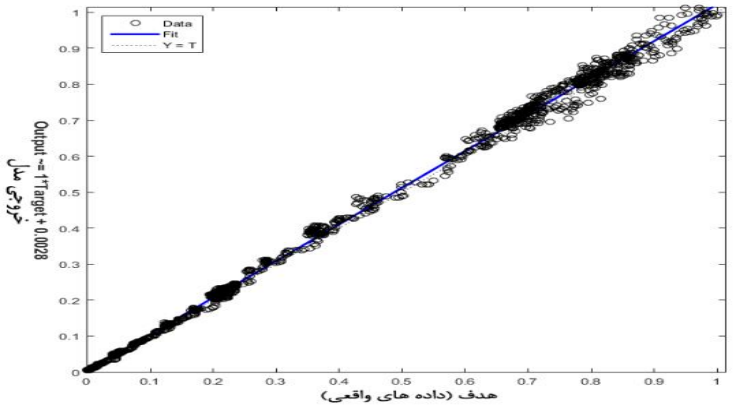
با قرار دادن ضرایب در معادله و محاسبه، نتایج ثبت و با داده‌های اصلی مقایسه گردید. میزان خطا ۰/۰۱۸۸ و رگرسیون نیز ۰/۹۷۶۱ گزارش شد. که در تصاویر (۱۳) و (۱۴) آمده است.

جدول (۱۶)، ضرایب معادله رگرسیون با h=0.1 برای چهار ورودی (منبع: یافته‌های تحقیق)

ضرایب معادله	A-c	A	A+c
ضریب ثابت	۰/۰۰۴۹۵۴۱	۰/۰۰۳۴۳۳۸	۰/۰۰۱۹۱۳۵
نرخ تورم	۰/۰۰۳۸۵۰۸	۷/۰۵ E−۱۵	−۰/۰۰۳۸۵۰۸
نرخ دلار	۰/۰۶۶۵۶۸۲	۰/۰۳۲۶۸۱۱	−۰/۰۰۱۲۰۵۹
قیمت نفت	۰/۰۱۴۱۷۸۸	۳/۱۱ E−۱۴	−۰/۰۱۴۱۷۸۸
عدد شاخص	۱/۰۳۳۲۰۸۶	۰/۹۸۷۳۶۴۹	۰/۹۴۱۵۲۱۱



شکل (۱۳)، هیستوگرام خطای مدل برای رگرسیون فازی با چهار مدل (منبع: یافته‌های تحقیق)



شکل (۱۴)، رگرسیون مدل ساخته شده برای چهار ورودی (منبع: یافته‌های تحقیق)

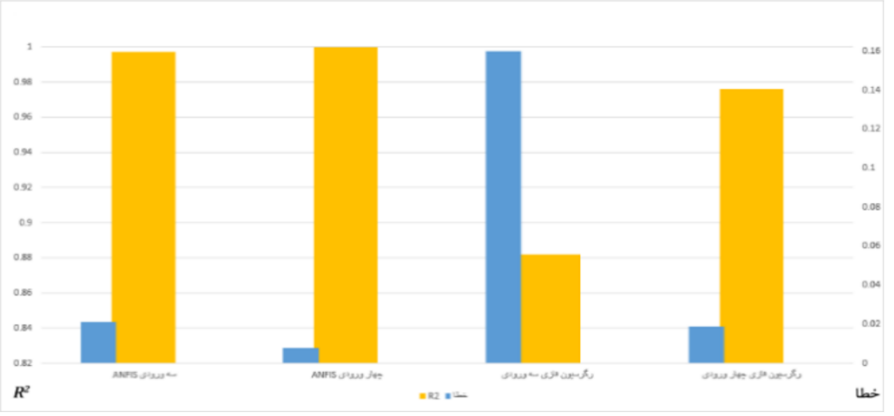
محاسبات گویای آن است که به نسبت محاسبات رگرسیون فازی برای سه ورودی، نتایج بهتری حاصل گردیده است. با اینکه توزیع خطا به سمت چپ چولگی دارد، اما متمرکز تر شده است و تمرکز آن حول صفر افزایش یافته است. خط رگرسیون نیز پراکندگی قبل را ندارد و حول محور متمرکز است. با نگاهی به مقادیر بدست آمده برای مدل‌ها نیز بهبود نتایج قابل درک است.

۴-۶. مقایسه نتایج حاصل از ANFIS و رگرسیون فازی

با اتمام محاسبات و حصول و ثبت نتایج، زمان پاسخ دادن به پرسش اصلی تحقیق است. ابتدا مقایسه شانه به شانه نتایج که در جدول (۱۷) و شکل (۱۵) آمده است.

جدول (۱۷)، مقایسه بین مدل سازی‌های مختلف ANFIS و رگرسیون فازی (منبع: یافته‌های تحقیق)

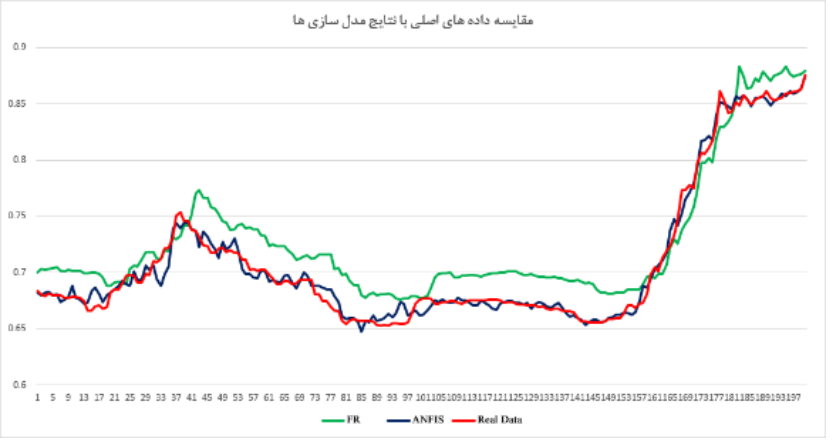
نوع تابع عضویت	خطا (RMSE)	R^2
مدل سازی با ANFIS برای سه ورودی	۰/۰۲۱۲۴۸	۰/۹۹۷۲۵
مدل سازی با ANFIS برای چهار ورودی	۰/۰۰۷۹۳۳	۰/۹۹۹۷۷
مدل سازی با رگرسیون فازی برای سه ورودی	۰/۱۶	۰/۸۸۲۱
مدل سازی با رگرسیون فازی برای چهار ورودی	۰/۰۱۸۸	۰/۹۷۶۱



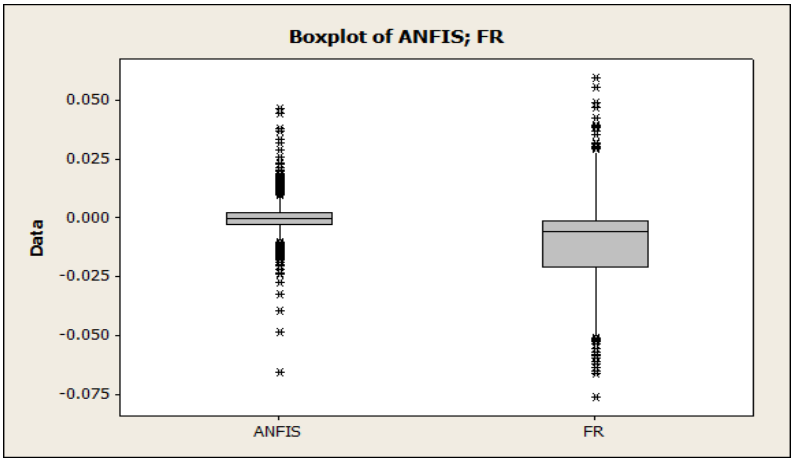
شکل (۱۵)، مقایسه بین مدل سازی‌های مختلف ANFIS و رگرسیون فازی

از جدول و تصویر بر می‌آید که مدل‌سازی با ANFIS برای چهار ورودی بهترین نتیجه را در بر داشته است که نشان می‌دهد اضافه کردن گذشته شاخص به‌عنوان ورودی موثر بوده است. تصویر (۱۶) مقایسه نتایج حاصل از مدل سازی‌های انجام شده در کنار داده‌های اصلی شاخص بورس را نشان می‌دهد که کاملاً مشخص است نمودار مربوط به پیش‌بینی ANFIS بسیار به نمودار داده‌های اصلی نزدیک است؛ این در حالی است که نمودار نتایج رگرسیون فازی با فاصله بیشتری از داده‌های اصلی قرار گرفته است. (نمودار مربوط به ۲۰۰ روز متوالی آخر بازه زمانی است.)

تصویر (۱۷) نیز نمودار جعبه‌ای تفاضل نتایج مدل سازی‌های انجام شده با داده‌های اصلی را نشان می‌دهد. نمودار جعبه‌ای مربوط به نتایج ANFIS کوچکتر بوده و داده ای آن مجتمع‌تر است. ضمن اینکه میانه آن نیز در وسط نمودار قرار دارد که حاکی از میزان خطای کمتر و پیروی خطا از توزیع نرمال مدل است. در حالی که نمودار مربوط به نتایج رگرسیون فازی، علاوه بر اینکه بزرگتر است، میانه نیز از وسط نمودار فاصله داشته و داده‌های پرت بیشتری را نیز شامل می‌شود.



شکل (۱۶)، مقایسه داده‌های واقعی با نتایج مدل سازی‌ها (منبع: یافته‌های تحقیق)



شکل (۱۷)، نمودار جعبه‌ای تفاضل نتایج مدل سازی‌ها با داده‌های اصلی (منبع: یافته‌های تحقیق)

میزان خطای گزارش شده پایین‌تر، نمودار جعبه‌ای کوچکتر، نزدیکی نمودار نتایج ANFIS به داده‌های اصلی، برتری این روش را نسبت به رگرسیون فازی ثابت می‌نماید. همچنین، مدل‌سازی با ANFIS ساده و منعطف بوده و به سادگی و سهولت می‌توان آن را تغییر داد و برای رسیدن به نتیجه مطلوب‌تر بهینه کرد. عدم نیاز به محاسبات طولانی و همچنین ارائه میزان خطا در حین محاسبه نیز از دیگر مزیت‌های این روش بر رگرسیون فازی است. با تمام این موارد، ANFIS به نسبت رگرسیون فازی کاستی‌هایی نیز دارد که شاید بتوان به آماده‌سازی اولیه داده‌ها برای ورود به نرم افزار اشاره کرد. در حالی که در روال رگرسیون، این مورد ساده‌تر انجام شد.

۵. بحث و نتیجه‌گیری

با وجود ساختار غیرخطی و آشوب گونه شاخص بورس، این تحقیق در دو بخش، ابتدا تنها با سه ورودی و بدون استفاده از اطلاعات درونی بورس، شاخص کل را برای یک هفته بعد پیش‌بینی نمود. رگرسیون فازی در پژوهش‌های گذشته مورد استفاده قرار گرفته و برتری آن بر روش‌های کلاسیک گزارش شده بود اما نتایج این تحقیق حاکی از برتری بدون قید و شرط ANFIS بر رگرسیون فازی است. در بخش دوم نیز تنها با اضافه کردن یک پارامتر دیگر به مدل، دقت پیش‌بینی افزایش قابل توجهی یافت. این افزایش دقت در هردوی محاسبات رگرسیون فازی و ANFIS دیده شد. نتایج دقیق پیش‌بینی، می‌تواند مورد استفاده متخصصین و سرمایه گذاران و شرکت های بورس و کارگزاری‌های بورس نیز قرار بگیرد و قابل تعمیم به کل نمادهای بورسی می‌باشد. پیش‌بینی شاخص کل، این قدرت را به استفاده کنندگان می‌دهدکه از رفتار چند روز آینده بازار تا حدود زیادی مطلع و با دانش بیشتری نسبت به آن تصمیم‌گیری نمایند.

این تحقیق، با حصول نتایج، پیش‌بینی واقعی شاخص بورس را عملی و قابل استفاده می‌داند که می‌تواند مورد توجه محققین در آینده قرار بگیرد. با مطالعه تحقیقات گذشته که با محوریت پیش‌بینی در بازارهای مالی انجام پذیرفته است، مواردی مشاهده گردیدکه به آنها پرداخته نشده است و یا کمتر مورد بحث و بررسی قرار گرفته‌اند. لذا، تلاش شد تا این شکاف در این تحقیق پوشش داده شود:

- استفاده همزمان از ANFIS و رگرسیون فازی در پیش‌بینی
- آنالیز حساسیت بر روی روش‌های مختلف آموزش و تعداد قوانین بکاررفته در پیش‌بینی با ANFIS
- استفاده از داده‌های اعتبارسنجی در آموزش ANFIS
- استفاده از متغییرهای کلان اقتصادی در پیش‌بینی بازار سرمایه
- بررسی تؤامان پیش‌بینی با استفاده از متغییرهای کلان اقتصادی و گذشته شاخص و مقایسه نتایج با یکدیگر
- پیش‌بینی شاخص کل بورس در بازار داخلی در هفته آینده

فهرست منابع

[۱] ابونوری ع. نادری ا. گندلی علیخانی ن. عبدالهی پ. (۱۳۹۲). تجزیه و تحلیل عدم تقارن میان شاخص سهام و نرخ تورم به کمک رویکرد هم انباشتگی پنهان: (مطالعه موردی ایران). فصلنامه راهبرد اقتصادی، شماره ۵، صص۶۹-۹۴.

[۲] احمدخان‌بیگی‌س. عبدالوند ن. ۱۳۹۶. پیش‌بینی قیمت سهام بارویکرد ترکیبی شبکه‌عصبی مصنوعی‌و الگوریتم رقابت استعماری مبتنی بر تئوری آشوب. راهبرد مدیریت مالی. شماره هجدهم. صص ۴۴-۲۷.

[۳] ایزدی، سمیه، الهویرنلو، توفیق. (۱۳۹۷). یک روش ماتریسی جهت برآورد ضرایب رگرسیون خطی مبتنی بر اعداد-زاده. پژوهش‌های نوین در ریاضی، ۴(۱۶)، ۵-۱۶.

[۴] پیکانی پ. محمدی ع. جبارزاده آ. جندقیان ع. ۱۳۹۴. بهره‌گیری از مدل استوار تحلیل پوششی داده‌ها به منظور اندازه‌گیری کارایی سهام مطالعه موردی بورس اوراق بهادار تهران. پِوهش‌های نوین در ریاضی، شماره ۴(۱)، ۲۴-۱۵.

[۵] توحیدی، قاسم، کیانی، ندا، رضویان، شبنم. (۱۳۹۸). پیش بینی هوشمند نقدینگی دستگاه‌های خودپرداز برمبنای تقاضای مشتریان. پژوهش‌های نوین در ریاضی، ()، -.

[۶] زمانی م. افسر ا. ثقفی نژاد و. بیات ا. (۱۳۹۳)، سیستم خبره پیش‌بینی قیمت سهام و بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از شبکه‌های عصبی فازی، مدل‌سازی فازی و الگوریتم ژنتیک، شماره۲۱.

[۷] سعیدی پ. امیری ع. (۱۳۸۹). بررسی رابطه متغیرهای کلان اقتصادی با شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران. فصلنامه مدلسازی اقتصادی، سال دوم، شماره ۲، ۱۱۱-۱۳۰.

[۸] صادقی شریف سج. فرازمند س. ۱۳۹۶. ارزیابی پیش‌بینی پذیری قیمت سهام با استفاده از شبکه‌های عصبی فازی در بورس تهران. فصلنامه سیاست‌های مالی و اقتصادی. شماره ۱۷. صص ۱۱۵-۹۷.

[۹] طاهری ح. صارم صفاری م. (۱۳۹۰). ARDL بررسی رابطه بین نرخ ارز و شاخص قیمت بورس اوراق بهادار تهران: با استفاده از رویکرد، فصلنامه روند پژوهش‌های اقتصادی، سال نوزدهم، شماره ۶۰.

[۱۰] غفاری م. یوسفی ر. (۱۳۹۰). مدل‌سازی پیش بینی قیمت ارز با استفاده از شبکه‌های عصبی. مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار. شماره هشتم. ص ۹۹ – ۱۱۸.

[۱۱] فشاری م. مظاهری فر پ. ۱۳۹۵. مقایسه الگوریتم‌های پیش‌بینی و بهینه‌سازی پرتفوی در بورس اوراق بهادار تهران. فصلنامه سیاست‌گذاری پیشرفت اقتصادی دانشگاه الزهرا(س). شماره ۱۱.

[۱۲] فلاح‌پور س. علی‌پور ج (۱۳۹۳). پیش بینی شاخص سهام با استفاده از شبکه‌های عصبی موجکی در بورس اوراق بهادار تهران. مجله راهبرد مدیریت مالی. شماره۷، ص۱۵ – ۳۱.

[۱۳] کوره‌پزان دزفولی امین. ۱۳۸۷. اصول تئوری مجموعه‌های فازی و کاربردهای آن در مدل‌های مسائل مهندسی آب. چاپ اول. تهران. انتشارات جهاد دانشگاهی، واحد صنعتی امیرکبیر.

[۱۴] محمدی ش. طبسی ح. (۱۳۹۱). بررسی تغییرات ناهموار بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از نظریه کاتاستروف، فصلنامه تحقیقات اقتصادی، ۴۷(۳):۱۱۹-۱۳۶.

[15] Arjmandzadeh Z. Safi M. Nazemi A.2017. A new Neural Network Model for Solving Interval Linear Programming Problems. Neural Network, Vol.89:11-18. pp 679-690.

[16] Asghar, M. Z., Rahman, F., Kundi, F. M., & Ahmad, S. (2019). Development of stock market trend prediction system using multiple regression. Computational and Mathematical Organization Theory, 1-31.

[17] Atsalakis G. Valavanis K P. 2009 surveying stock market forecasting techniques – Part II: Soft computing

Statistics & Data Analysis. Volume 34:427-440

[26] Farahani K M. Mehralian S. 2013 Comparison between Artificial Neural Network and neuro-fuzzy for gold price prediction. 13th Iranian Conference on Fuzzy Systems (IFSC), Qazvin. 2013, pp. 1-5.

[27] Guresen E. Kayakutlu G. Dalim U. 2011. Using artificial Neural Network Models in Stock Market Index Prediction Expert System With Applications, ISS.8 (Vol.38), PP. 10389-10397.

[28] Hui-Kuang T. Kun-Huang Y. 2008. A bivariate fuzzy time series model to forecast the TAIEX. Expert Systems with Applications, Volume 34, Issue 4 2945-2952.

[29] Iskandar N. (2005). An Artificial Neural Networks Approach for Short Term Modeling of Stock Price Market**.** M.Sc Thesis University of Regia, 13, 383–400.

[30] Kacprzyk J. Fedrizzi M. 1992. Possibilistic regression analysis based on linear programming Fuzzy Regression Analysis. Heidelberg Germany Omnitech Warsaw Poland, 47-60.

[31] Lee I. Pettit R R. Swankoski M V. 1990, DAILY RETURN RELATIONSHIPS AMONG ASIAN STOCK MARKETS. Journal of Business Finance & Accounting, 17: 265–283.

[32] Lu J. Wang R. 2009. An enhanced fuzzy linear regression model with more flexible spreads. Fuzzy Sets and Systems, Volume 160:2505-2523.

[33] Mallqui, D. C., & Fernandes, R. A. (2019). Predicting the direction, maximum, minimum and closing prices of daily Bitcoin exchange rate using methods. Expert Systems with Applications, Volume 36 Part 2:5932-5941.

[18] Atsalakis G. Valavanis K. 2010. Forecasting stock market short-term trends using a neuro-fuzzy based methodology. Expert Systems with Applications, Volume 36: 10696-10707.

[19] Basak, S., Kar, S., Saha, S., Khaidem, L., & Dey, S. R. (2019). Predicting the direction of stock market prices using tree-based classifiers. The North American Journal of Economics and Finance, 47, 552-567.

[20] Celmins A. 1991. A Practical Approach to Nonlinear Fuzzy Regression. SIAM Journal on Scientific and Statistical Computing. 521-546.

[21] Chang N. Wen C G. Chen Y L. Yong Y C. 1996. A grey fuzzy multiobjective programming approach for the optimal planning of a reservoir watershed. Part A: Theoretical development. Water Research, Volume 30: 2329-2334

[22] Chang Y O. Ayyub B M. 2001. Fuzzy Regression Methods–A Comparative Assessment. Fuzzy Sets and Systems, 119: 187–203.

[23] Diamond P. 1990. Higher level fuzzy numbers arising from fuzzy regression models. Fuzzy Sets and Systems. Volume 36:265-275,

[24] D'Urso P. 2003. Linear regression analysis for fuzzy/crisp input and fuzzy/crisp output data. Computational Statistics & Data Analysis. Volume 42:47-72.

[25] D'Urso P. Gasstaldi T. 2000. A least-squares approach to fuzzy linear regression analysis. Computational

[42] Swanson N, White H. 2001. A Model Selection Approach to Assessing the Information in the Term Structure Using Linear Models and Artificial Neural Networks. Journal of Business & Economic Statistics. 13 10.10524600.

[43] Tan, L., Wang, S., & Wang, K. 2017. A new adaptive network-based fuzzy inference system with adaptive adjustment rules for stock market volatility forecasting. Information Processing Letters, 127 (June), 32–36.

[44] Tanaka H. Ishibushi H. 1991. Identification of Possibilistic Linear Systems by Quadratic Membership Functions of Fuzzy Parameters. Fuzzy Sets and Systems, 41: 145-160.

[45] Tanaka H. Lee H. 1998. Interval regression analysis by quadratic programming approach. IEEE Transactions on Fuzzy Systems. Vol 6. No. 4: 473-481

[46] Tanaka H. Uejima S Asai K. 1982. Linear Regression Analysis with Fuzzy Model. IEEE, System Trans Systems Man Cybernet.SMC, pp: 903-907.

[47] Wei, L. Y. 2016. A hybrid ANFIS model based on empirical mode decomposition for stock time series forecasting. Applied Soft Computing Journal, 42, 368–376

[48] Yunos Z M. Shamsuddin S M. Sallehuddin R.2008. Data Modeling for Kuala Lumpur Composite Index with ANFIS. Second Asia International Conference on Modelling & Simulation (AMS), Kuala Lumpur. 2008, pp. 609-614.

machine-learning techniques. Applied Soft Computing, 75, 596-606.

[34] Melin P. Soto J. Castillo O. Soria J. 2012. A New Approach for Time Series Prediction Using Ensembles of ANFIS Models. Expert Systems with Application, Iss.3 (Vol.39) pp.3494-3506.

[35] Moghaddam A. Moghaddam M. Esfandyari M. 2016. Stock market index prediction using artificial neural network. Journal of Economics, Finance and Administrative Science. Volume 21:89-93.

[36] Nathan D. Shamsuddin K. 2014. FOREX rate prediction using a Hybrid System. International Journal of Engineering Research and Technology. 3.

[37] Peters G. 1994. Fuzzy linear regression with fuzzy intervals. Fuzzy Sets and Systems. Volume 63:45-55

[38] Quah J T S. W. D. Ng. 2008. Utilizing Computational Intelligence for DJIA Stock Selection. International Joint Conference on Neural Networks, Orlando, 2007, pp. 956-961.

[39] Redden D T. Woodal W H. 1994. Properties of certain fuzzy linear regression methods. Fuzzy Sets and Systems. 64:361-375.

[40] Su, C. H., & Cheng, C. H. 2016. A hybrid fuzzy time series model based on ANFIS and integrated nonlinear feature selection method for forecasting stock. Neurocomputing, 205, 264–273.

[41] Sun, K., Zhang, A., Qiu, J., Chen, X., Yang, C., & Chen, X. (2015). Dynamic analysis of periodic solution for high-order discrete-time Cohen–Grossberg neural networks with time delays. Neural Networks, 61, 68-74.