



## مقایسه قدرت مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی پویا در پیش‌بینی نرخ ارز: کاربرد از تبدیل موجک

محمدعلی خطیب سمنانی

استادیار

منیژه هادی نژاد

استادیار

رکسانا خشوعی

کارشناس ارشد اقتصاد، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات

تاریخ پذیرش: ۹۲/۱۲/۱۶

تاریخ دریافت: ۹۲/۸/۲۴

### چکیده

این مطالعه تلاشی است در جهت به‌کارگیری ترکیب مدل شبکه‌ی عصبی پویا و تجزیه‌ی موجک جهت میسر نمودن امکان انتخاب یک الگوی بهینه جهت پیش‌بینی متغیر مذکور می‌باشد. جهت تحقق این مهم، از داده‌های سری‌زمانی ماهانه‌ی نرخ ارز طی بازه‌ی زمانی فروردین ۱۳۷۷ الی آذر ۱۳۹۱، که مشتمل بر ۱۷۷ مشاهده بوده که از این بین، تعداد ۱۵۰ مشاهده جهت مدل‌سازی‌ها استفاده شده و تعداد ۲۷ مشاهده نیز جهت شبیه‌سازی و یا به بیان دیگر به منظور ارائه‌ی پیش‌بینی‌های خارج از نمونه به کار گرفته شده است. یافته‌های این مطالعه حاکی از آن بوده است که اولاً، مدل‌های شبکه‌ی عصبی پویا در مقایسه با مدل‌های شبکه‌ی عصبی چند لایه‌ی پیشخور، از عملکرد بهتری در پیش‌بینی خارج از نمونه‌ی نرخ ارز، بر مبنای هر دو معیار محاسبه‌ی خطای پیش‌بینی  $MSE$  و  $RMSE$  داشته است و ثانیاً، به کارگیری تکنیک تجزیه‌ی موجک سبب بهبود نتایج پیش‌بینی‌های مدل‌های مذکور بر مبنای هر دو معیار مذکور گشته است. ثالثاً، در میان مدل‌های مذکور، بهترین نتیجه متعلق به پیش‌بینی‌های حاصل از مدل‌های شبکه‌ی عصبی پویای مبتنی بر داده‌های تجزیه شده با تکنیک موجک بوده است. لذا، استفاده از این ترکیب مدل‌ها را به عنوان یک ترکیب بهینه می‌توان به محققان، تحلیل‌گران و تصمیم‌گیران پولی کشور، پیشنهاد نمود.

واژه‌های کلیدی: نرخ ارز، شبکه‌عصبی، MFNN، NNARX، تجزیه موجک.

## ۱- مقدمه

آگاهی یافتن از تغییرات آتی نرخ ارز، می‌تواند مقامات پولی را جهت طراحی یک سیاست پولی کارا به منظور تثبیت قیمت‌ها و افزایش سطح اشتغال، مهیا نماید، چرا که، اساساً نرخ ارز یکی از شاخص‌های اساسی و بنیادین در اقتصاد هر کشور بوده، چراکه این عامل، اولاً از عوامل اصلی در تعیین ارزش برابری پول ملی یک کشور در مقابل کشورهای دیگر بوده (حلافی و همکاران، ۱۳۸۳)، ثانیاً این عامل مبین شرایط داخلی اقتصادی کشورها نیز می‌باشد (بیلدیز و اولاسوی<sup>۱</sup>، ۲۰۱۰). نقش نرخ ارز در نظام‌های اقتصادی، به خصوص در کشورهای در حال توسعه انکارناپذیر است. تحقیقات پیشین انجام شده در زمینه بررسی اثر تغییرات نرخ ارز بر شاخص‌های کلان اقتصادی و بازارهای مالی، بیانگر وجود اثرات منفی نوسانات این متغیر بر سایر متغیرها بوده است (یوان<sup>۲</sup>، ۲۰۱۱). علاوه بر این، نرخ ارز یک نوع دارایی بوده که در صورت داشتن اطلاع به هنگام از شرایط اقتصادی و اتخاذ سیاست مناسب، می‌تواند افزایش یابد. از سوی دیگر، صاحبان شرکت‌ها و سرمایه‌گذاران به منظور تصمیم‌گیری در مورد چگونگی تخصیص دارائی‌هایشان علاقه‌مندند از تغییرات آتی نرخ ارز آگاهی داشته باشند. از این‌رو، پیش-بینی نرخ ارز همواره و طی سال‌های متمادی در کانون توجهات بسیاری از سیاست‌گذاران، اقتصاددانان و عاملان اقتصادی بوده است.

همچنین، وابستگی شدید اقتصاد ایران به ارز و درآمدهای ارزی طی سالیان گذشته، موجب شده است که مسائل و مشکلات کشور در ابعاد اقتصادی به نحو قابل ملاحظه‌ای با آن ارتباط یابد. از آنجا که بخش اعظم درآمدهای ارزی کشور از طریق فروش نفت خام تأمین می‌شود و نیز منبع اصلی درآمدهای دولت نیز از طریق فروش نفت خام حاصل می‌گردد، بنابراین تغییرات نرخ ارز می‌تواند تأثیرات بسیار زیادی بر ساختار اقتصادی کشور و بازارهای داخلی بگذارد. از جمله تأثیرات آن می‌توان به اثرات آن روی تولید، نقدینگی، تورم، کسری بودجه، صادرات و واردات اشاره کرد. بنابراین، با توجه به موارد گفته شده جای تعجب نیست که حجم عظیمی از

ادبیات اقتصادی در حوزه پیش‌بینی متغیرهای اساسی اقتصاد، به پیش‌بینی نرخ ارز اختصاص یافته باشد.

از این رو با توجه به اهمیت مسئله پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی از جمله نرخ ارز، مدل‌های مختلفی ارائه شده است، دسته‌ای از مدل‌ها که از قابلیت‌های بالایی در زمینه پیش‌بینی متغیرهای با ساختار غیرخطی مطرح شدند، مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی و به ویژه مدل‌های شبکه عصبی مختلف بودند. امروزه علاقه‌ی فراوانی به استفاده از سیستم‌های هوشمند به منظور بهبود کیفیت تصمیمات مالی به وجود آمده است (صادقی و همکاران، ۱۳۹۰). مزیت مهم دیگر این مدل‌ها نسبت به سایر مدل‌ها (به ویژه مدل‌های رگرسیونی) عدم نیاز به اعمال فروض آماری خاص در مورد رفتار متغیرها مانند فروض مربوط به تابع توزیع احتمال و یا مانا بودن سری‌ها می‌باشند (فرجام‌نیا، ۱۳۸۴). دیگر روشی که در این تحقیق مورد استفاده واقع شده است، تکنیک تجزیه موجک می‌باشد که ایده اساسی در آن، تحلیل بر اساس مقیاس<sup>۳</sup> می‌باشد. الگوریتم‌های موجک نیز داده‌ها را در مقیاس‌های مختلف پردازش و تجزیه نموده و این امکان را به ما می‌دهد تا با دقت بیشتری به پیش‌بینی متغیرها بپردازیم. همچنین نکته قابل توجه در استفاده از تحلیل موجک و یا به بیان دیگر چرایی استفاده از آن را می‌بایست در کارآمدی آنها در آنالیز متغیرهای سری زمانی نامانا دانست و با توجه به اینکه اکثر متغیرهای اقتصادی در سطح نامانا می‌باشند، استفاده از این ابزار در انجام مدل‌سازی‌ها و پیش‌بینی‌ها می‌تواند اثرات قابل توجهی داشته باشد.

بر پایه‌ی این مفاهیم، تحقیق حاضر در پی دستیابی به یک روش کارآمد جهت پیش‌بینی نرخ ارز می‌باشد. به همین منظور، سعی شده است تا ضمن استفاده و مقایسه‌ی شبکه‌ی عصبی چند لایه‌ی پیشخور و شبکه‌ی عصبی پویا، با کارگیری تکنیک تجزیه‌ی موجک، موجبات بهبود نتایج پیش‌بینی این مدل‌ها را فراهم سازد.

## ۲- سیری در مبانی نظری و پیشینه تحقیق

نخستین گام در انجام پیش‌بینی یک سری از داده‌ها، بررسی قابلیت پیش‌بینی‌پذیری آن می‌باشد. از این‌رو

با توجه به این نکته که مقوله‌ی پیش‌بینی‌پذیری و کارایی دو مفهوم کاملاً منطبق بر هم می‌باشند، در زمینه‌ی بررسی مطالعات تجربی کارایی بازار ارز و نیز مقوله‌ی پیش‌بینی‌پذیری، به ذکر مهمترین مطالعات داخلی و بین‌المللی که به پیش‌بینی نرخ ارز بر پایه‌ی روش‌های به کار گرفته شده در این پژوهش پرداخته‌اند، خواهیم پرداخت، زیرا، مطالعاتی که موفق به ارائه‌ی پیش‌بینی‌هایی قابل قبول از نرخ ارز شده باشند، مطمئناً در مورد آنها، فرضیه بازارهای کارا رد شده و لذا پیش‌بینی‌پذیری نرخ ارز مورد تأیید قرار خواهد گرفت.

تقوی و خادم (۱۳۹۰) تغییرات نرخ ارز پوند به دلار را در بازار تبادلات بین‌المللی ارز به کمک نظریه‌های ارزی از جمله "تئوری پولی با قیمت انعطاف‌پذیر"، "تئوری برابری قدرت خرید"، "تئوری ماندل-فلیمنگ" و "تئوری بازار دارایی‌ها"، با استفاده از داده‌های ماهانه، پیش‌بینی نمودند. همچنین، بافنده‌ایمان دوست و همکاران (۱۳۸۸) به پیش‌بینی نرخ ارز با استفاده از مدل‌های عصبی-فازی *ANFIS*<sup>۵</sup>، شبکه عصبی خود رگرسیون *NNARX*<sup>۶</sup> و الگوی رگرسیونی *ARIMA*<sup>۷</sup> در اقتصاد ایران پرداخته‌اند. ایشان به این نتیجه دست یافته‌اند که به طور کلی مدل‌های شبکه عصبی، پیش‌بینی دقیقتر و کاراتری نسبت به مدل‌های سری‌زمانی و خودرگرسیونی دارند. از دیگر مطالعات داخلی که به کمک مدل‌های شبکه‌ی عصبی و نیز تجزیه موجک به پیش‌بینی نرخ ارز پرداختند، می‌توان به مطالعات طیبی و همکاران (۱۳۸۷)، درگاهی و انصاری (۱۳۸۷)، زراءنژاد و همکاران (۱۳۸۷)، عباسی‌نژاد و محمدی (۱۳۸۶)، خاشعی و بیجاری (۱۳۸۶)، آذر و افسر (۱۳۸۵) و مطالعه‌ی مرزبان و همکاران (۱۳۸۴) اشاره نمود.

در این راستا، مهمترین مطالعات بین‌المللی که در این حوزه به تحقیق پرداخته‌اند، می‌توان به مطالعات پاسلی<sup>۸</sup> (۲۰۱۲)، بینگوی و همکاران<sup>۹</sup> (۲۰۱۱)، اصفهانی‌پور و آقامیری<sup>۱۰</sup> (۲۰۱۰)، چورتاریس و همکاران<sup>۱۱</sup> (۲۰۱۱)، لین و همکاران<sup>۱۲</sup> (۲۰۱۰)، آناستاساکیس و مورت<sup>۱۳</sup> (۲۰۰۹)، آتسالاکیس و همکاران<sup>۱۴</sup> (۲۰۰۷) و نهایتاً مطالعه‌ی ترینکل<sup>۱۵</sup> (۲۰۰۶)، اشاره نمود.

بررسی این نکته که "آیا در بازار ارز، «فرضیه بازارهای کارآمد» صادق می‌باشد؟" و یا به بیان دیگر، "آیا تغییرات قیمتی در بازار ارز با استفاده از اطلاعات در دسترس و عمومی قابل پیش‌بینی می‌باشد؟"، از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است.

از سوی دیگر، نکته حائز اهمیت در کلیه مدل‌سازی‌های اقتصادی، توجه به مبانی نظری‌ای است که بر اساس آن به انجام مدل‌سازی‌ها پرداخته می‌شود. از این‌رو، پرداختن به مبانی تئوریک مقوله پیش‌بینی، نیز ضروری می‌نماید. همانطور که پیش‌تر گفته شد، مطالعات صورت پذیرفته شده جهت انجام پیش‌بینی‌های اقتصادی را می‌توان به دو دسته‌ی مطالعات مبتنی بر مدل‌های ساختاری (چندمتغیره) و مطالعات مبتنی بر مدل‌های تک متغیره، تقسیم نمود. مبانی نظری بکارگرفته شده در مطالعاتی که بر اساس مدل‌های ساختاری (چندمتغیره) سعی در مدل‌سازی و سپس پیش‌بینی متغیرها داشته‌اند، را می‌توان در دو بخش خلاصه نمود؛ ۱) مبانی تئوریک مربوط به انتخاب متغیرهای مستقل جهت توضیح رفتار متغیر وابسته. ۲) مبانی نظری مربوط به مدل‌سازی. این درحالی است که در مطالعات مبتنی بر مدل‌های تک متغیره (بدون متغیر توضیحی مجزا)، دیگر نیازی به ارائه مبانی تئوریک انتخاب متغیرهای توضیحی وجود نداشته و بجای آن می‌بایست به بررسی تصادفی بودن یا نبودن سری مذکور پرداخت. این تحلیل‌ها عمدتاً بر پایه‌ی تجزیه و تحلیل فرضیه بازارهای کارا<sup>۴</sup> صورت می‌پذیرد. کارایی یک مفهوم بنیادی در بازارهای مالی بوده که از سال ۱۹۶۵ در حوزه امور مالی مطرح و بر این اساس تحقیقات متعددی صورت گرفته است. اصولاً سرمایه‌گذاران برای به حداکثر رساندن مطلوبیت مورد نظر خود از کل اطلاعات مورد استفاده جهت تعیین ارزش‌گذاری نرخ ارز (با در نظر گرفتن هزینه‌های پردازش اطلاعات و نیز هزینه‌های انجام معامله)، استفاده می‌کنند. بر اساس مفهوم فرضیه بازار کارا، رقابت میان سرمایه‌گذاران جهت استحصال سود در سرمایه‌گذاری سبب می‌شود تا قیمت جاری یک دارایی مالی، پیش‌بینی بی-طرفانه‌ای از ارزش آتی آن باشد.

### ۳- چارچوب تئوریک مدل‌های تحقیق

هوش مصنوعی با وجود نوپا بودن، با استقبال قابل توجه پژوهشگران و محققین مواجه بوده است. انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی مختلف، به نوعی مغز را الگو قرار داده و سعی دارند تا از طریق تقلید از ذهن انسان (فرآیند یادگیری)<sup>۱۶</sup> با استفاده از روش‌های محاسباتی جهت خودکارسازی فرآیند اکتساب دانش از نمونه‌ها یا داده‌ها، مسائل پیچیده و بزرگ را حل نمایند. شبکه‌های عصبی مصنوعی دارای کاربردهای متفاوتی از قبیل طبقه‌بندی داده‌ها<sup>۱۷</sup>، تقریب توابع<sup>۱۸</sup>، پیش‌بینی متغیرها<sup>۱۹</sup>، خوشه‌بندی<sup>۲۰</sup> و بهینه‌سازی<sup>۲۱</sup> می‌باشند.

مدل‌های شبکه عصبی یک فرآیند توزیع موازی باماهیت طبیعی بوده و مهمترین ویژگی آنت وانایی مدل‌سازی روابط غیرخطی و پیچیده بدون نیاز به فرضیات قبلی از ماهیت ارتباط بین داده‌ها می‌باشد. شبکه‌های عصبی مصنوعی چند لایه پیشخور (MFNN)<sup>۲۲</sup> عامل پسخور<sup>۲۳</sup> نداشته و در نتیجه شامل موارد تأخیری نمی‌شوند و خروجی در آنها بصورت مستقیم بوسیله ورودی‌هایی که ارتباط پیشخور<sup>۲۴</sup> دارند، محاسبه می‌شود. اما در شبکه‌های عصبی پویا مانند مدل شبکه عصبی- خود رگرسیون با متغیرهای برونزا (NNAR)، خروجی به مقادیر جاری و گذشته ورودی‌ها، خروجی‌ها و نیز ساختار شبکه بستگی دارد.

همچنین، در مقوله پیش‌بینی انواع متغیرهای اقتصادی، نیز بکارگیری تبدیل موجک (به علت کاهش سطح نویز داده‌ها) موجب بهبود عملکرد نتایج مدل‌ها خواهد شد. لازم به ذکر است، با توجه به اینکه مهمترین مزیت تجزیه و تحلیل موجک، توانایی آن در تجزیه داده‌ها به چندین مقیاس زمانی متفاوت است، استفاده از تبدیل موجک به ویژه در مدل‌های ساختاری، موجب افزایش دقت تحلیل‌ها خواهد شد، چرا که با تجزیه‌ی داده‌ها، می‌توان تحلیل‌های مختلف اقتصادی را در افق‌های زمانی مختلف ارائه کرد. بر این اساس در این مطالعه سعی شده است تا با کمک داده‌های تجزیه شده‌ی حاصل از به کارگیری این تکنیک و ترکیب آن با مدل‌های شبکه‌ی عصبی مختلف به کا گرفته شده در این تحقیق،

بتوان یک الگوی مناسب برای پیش‌بینی نرخ ارز، ارائه نمود.

#### ۳-۱- مدل شبکه‌ی عصبی چند لایه پیشخور

ساده‌ترین شکل شبکه عصبی تنها دو لایه دارد، لایه ورودی<sup>۲۵</sup> و لایه خروجی<sup>۲۶</sup>. این شبکه‌ها، همچون یک سیستم ورودی- خروجی عمل می‌کنند و ارزش نرون‌های ورودی را با استفاده از یک تابع تبدیل یا فعال‌ساز، جهت محاسبه ارزش نرون‌های خروجی مورد استفاده قرار می‌دهند. در شبکه‌های عصبی چند لایه، علاوه بر لایه‌های ورودی و خروجی، از لایه‌های پنهان نیز استفاده می‌گردد، چرا که این لایه‌های پنهان توانایی موجب بهبود عملکرد این شبکه‌ها می‌گردند. ابتدا رامل‌هارت<sup>۲۷</sup> ۱۹۸۶ و پس از آن بسیاری از نویسندگان از جمله نیلسون<sup>۲۸</sup> (۱۹۸۷)، ساینکو<sup>۲۹</sup> (۱۹۸۹)، فانهاشی<sup>۳۰</sup> (۱۹۸۹)، هارنیک<sup>۳۱</sup> (۱۹۹۰) و وایت<sup>۳۲</sup> (۱۹۹۲) ثابت کرده‌اند که شبکه‌های عصبی پیشخور با یک لایه پنهان و تابع فعال ساز لوجستیک در لایه پنهان و تابع فعال ساز خطی در نرون خروجی و تعداد نرون‌های کافی در لایه پنهان قادرند، هر تابعی را با دقت دلخواه تقریب بزنند (عباسی- نژاد و نادری، ۱۳۹۱).

#### ۳-۲- مدل شبکه عصبی پویا

بطور کلی شبکه‌های عصبی پویا در محیط‌های مختلفی، از جمله پیش‌بینی بازارهای مالی، سیستم‌های مکاتبه، سیستم‌های قدرت، طبقه‌بندی، عیب‌یابی، تشخیص صدا و حتی ژنتیک کاربرد فراوان دارند. یکی از پرکاربردترین رهیافت‌های مدل شبکه‌های عصبی پویا، مدل NNARX می‌باشد. این مدل، از اضافه کردن یک فرآیند AR<sup>۳۳</sup> به یک مدل شبکه عصبی حاصل خواهد شد. شبکه عصبی پویا (NNARX)، دارای یک بخش خطی و یک بخش غیرخطی می‌باشد، که بخش غیرخطی آن بوسیله شبکه عصبی مصنوعی پیشخور (FeedForward) با یک لایه میانی تخمین زده می‌شود و بخش خطی آن، شامل یک مدل خودرگرسیون (AR) می‌باشد. فرم کلی مدل‌های شبکه عصبی NNAR به قرار زیر است:

(۱)

$$\hat{Y}(t) = f[u(t), u(t-1), u(t-2), \dots, u(t-n_u), y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-n_y)]$$

موجک را بر اساس طول داده‌ها، می‌توان به دو دسته‌ی «تبدیل موجک پیوسته (CWT)<sup>۴۱</sup>» و «تبدیل موجک گسسته (DWT)<sup>۴۱</sup>» تقسیم نمود (کریم و همکاران<sup>۴۲</sup>، ۲۰۱۱). با توجه به اینکه سری بازدهی بورس از نوع سری‌های گسسته می‌باشد و نیز به علت آنکه مهمترین توابع تبدیل موجک گسسته عبارتند از: توابع هار<sup>۴۳</sup>، دابیشز<sup>۴۴</sup>، سیملتس<sup>۴۵</sup>، کوایفلتس<sup>۴۶</sup>، میر<sup>۴۷</sup> می‌باشد و نیز به علت شباهت سری مورد مطالعه در این پژوهش شباهت زیادی به تابع تبدیل دابیشز (db3) داشته و همچنین با عنایت به آنکه در میان انواع توابع تبدیل گسسته، تابع تبدیل موجک دابیشز پرکاربردترین آنها می‌باشد، در این پژوهش نیز از این تابع تبدیل استفاده شده است (وادى و اسماعیل<sup>۴۸</sup>، ۲۰۱۱).

#### ۴- تجزیه تحلیل داده‌ها

این پژوهش، به مقایسه‌ی عملکرد مدل‌های شبکه عصبی چندلایه‌ی پیشخور و شبکه‌ی عصبی پویا، در دو حالت مختلف مبتنی بر لگاریتم داده‌های نرخ ارز و نیز با توجه به داده‌های تجزیه شده‌ی لگاریتم نرخ ارز به کمک تکنیک موجک، به پیش‌بینی نرخ ارز ریال- دلار، می‌پردازد. به همین منظور، علائم اختصاری متغیرهای بکاربرده شده در این مقاله عبارت است از: LEX؛ که بیانگر لگاریتم نرخ ارز ریال- دلار در دوره‌ی زمانی فروردین ۱۳۷۷ الی آذر ۱۳۹۱ بوده که مشتمل بر ۱۷۷ مشاهده است که از این تعداد مشاهده، ۱۵۰ عدد جهت برآورد الگوهای بهینه مورد استفاده قرار گرفته‌اند و تعداد ۲۷ مشاهده جهت پیش‌بینی خارج از نمونه مورد استفاده قرار خواهند گرفت. بر این اساس، پیش از هرچیز به بررسی آماره‌های توصیفی آن متغیر پرداخته و پس از آن به پیش‌بینی‌پذیری و تحلیل وجود اثرات غیرخطی در متغیر مذکور به کمک آزمون‌های نسبت واریانس و آزمون BDS<sup>۴۹</sup> می‌پردازیم.

پیش از مدل‌سازی ابتدا لازم است تا به بررسی ویژگی‌ها و آماره‌های توصیفی نرخ ارز به عنوان متغیر اساسی تحقیق بپردازیم، تا به کمک آن بتوان با شناخت ساختار موجود در نهاد داده‌های تحقیق، مدل‌سازی قابل اتکاتری از تغییرات نرخ ارز، ارائه نمود.

که در آن f یک نگاشت انجام گرفته بوسیله شبکه عصبی می‌باشد. ورودی‌های شبکه عصبی شامل دو بخش وقفه‌های ورودی (سیگنال‌های ورودی) برونزای  $u(t)$  و وقفه‌های مقادیر هدفی<sup>۳۴</sup> (وقفه‌های سیگنال‌های خروجی)  $y(t)$  می‌باشند. اعداد  $n_u$  و  $n_y$  به ترتیب وقفه‌های ورودی برونزا و مقادیر واقعی هدف بوده، که بوسیله سیستم شبکه عصبی تعیین می‌گردند. گفتنی است که، تابع آموزش این شبکه لونبرگ- مارکوات (LM<sup>۳۵</sup>) بوده، که در این نوع تابع آموزش، مقادیر وزن‌ها و اریب‌ها<sup>۳۶</sup> بر اساس روش LM بهینه‌سازی به هنگام می‌شوند. همچنین، تابع فعال‌سازی پیش فرض برای این نوع شبکه عصبی، تابع تانژانت هیپربولیک می‌باشد.

مزیت استفاده از این مدل، قابلیت پیش‌بینی‌های بلندمدت دقیق‌تر، در شرایط یکسان، نسبت به مدل ANN<sup>۳۷</sup> می‌باشد. نحوه‌ی آموزش در این نوع شبکه‌ها، مبتنی بر قانون یادگیری تصحیح خطا بوده، که با استفاده از مجموعه وزن‌های تصادفی اولیه، فرآیند آموزش را آغاز می‌کند. و پس از تعیین خروجی مدل جهت هر یک از الگوهای ارائه شده در مجموعه‌ی آموزش، خطای حاصل از تفاوت بین خروجی مدل و مقادیر مورد انتظار محاسبه گشته و با بازگشت به درون شبکه در جهت عکس (خروجی به ورودی)، تصحیح می‌شود (فهیمی‌فرد و همکاران، ۱۳۸۸).

#### ۳-۳- تجزیه موجک

تجزیه موجک با استفاده از توابع پایه‌ای<sup>۳۸</sup>، یک سری- زمانی را به فضای فرکانس برده و سپس سری مذکور در زمان و مقیاس‌های مختلف نشان می‌دهد. بر خلاف تبدیل فوریه که تنها تابع پایه‌ای آن را تابع سینوسی تشکیل می‌دهد، تجزیه موجک دارای توابع پایه‌ای پیوسته و ناپیوسته‌ی متفاوتی بوده، اما همه‌ی این توابع دارای انرژی محدود می‌باشند<sup>۳۹</sup>. این خاصیت موجک‌ها سبب شده است، که این تجزیه، بتواند به بررسی سری- های نامانا و زودگذر، بپردازد. بطور کلی تجزیه‌های

جدول (۱): آماره‌های توصیفی لگاریتم نرخ ارز

| سری نرخ ارز        | آماره                  | سری نرخ ارز | آماره         |
|--------------------|------------------------|-------------|---------------|
| ۳/۶۸۷۶             | Kurtosis               | ۱۷۷         | تعداد مشاهدات |
| (۰/۰۰۰)<br>۵۸/۲۲۸۴ | Jarque- Bra            | ۸/۸۷۷۶      | Mean          |
| (۰/۰۰۰)<br>۱۳۱/۵   | Box- Ljung Q(10)       | ۹/۴۲۱۸      | Max           |
| (۰/۰۰۰)<br>۸۸۱/۰۵  | McLeod-Li Q2(10)       | ۷/۴۷۰۲      | Min           |
| (۰/۰۰۰)<br>۴۴۰/۱۵۸ | ARCH<br>(10)=F(10,156) | ۰/۵۰۰۴      | S.D           |
| (۰/۹۹۹)<br>۳/۳۰۷۹  | ADF                    | -۱/۳۶۲۲     | Skewness      |

منبع: یافته‌های تحقیق

وجود خودهمبستگی سریالی میان مجذورات این سری است.

در این راستا، نتایج آزمون آرچ انگل نیز با نتایج آزمون مک‌لئود- لی سازگار بوده و بر فرضیه‌ی واریانس ناهمسان بودن سری مذکور صحت می‌گذارد. بنابراین، وجود نوسانات خوشه‌ای (که با تأیید آزمون آرچ، وجود این نوع از نوسانات نیز، تأیید می‌گردد) و نیز واریانس ناهمسانی شرطی در سری لگاریتم نرخ ارز، خود دلیلی است مطلق، بر صحت به کارگیری مدل‌های غیرخطی جهت مدل‌سازی و پیش‌بینی نرخ ارز. از سوی دیگر، یافته‌های آزمون دیکی- فولر تعمیم یافته<sup>۵۰</sup> (ADF) حاکی از این است که، فرضیه صفر آزمون مذکور مبنی بر ریشه واحد<sup>۵۱</sup> بودن سری مورد بررسی رد گشته، لذا، سری نرخ ارز نامانا بوده و بکارگیری تجزیه موجک را امری موجه می‌نماید.

#### ۴-۱- آزمون پیش‌بینی‌پذیری نرخ ارز

این آزمون بر مبنای آزمون «لو و مکینلی»<sup>۵۲</sup> بوده و جهت بررسی اینکه آیا رفتار اجزاء سری لگاریتم نرخ ارز «مارتینگلی»<sup>۵۳</sup> می‌باشد، استفاده می‌شود. در این آزمون، با رد فرضیه صفر، می‌توان نتیجه گرفت که، سری آزمون شده<sup>۵۴</sup> *i.i.d* نخواهد بود (بلی<sup>۵۵</sup>، ۲۰۱۱)، این در حالی است که بطور کلی رد فرضیه صفر آزمون *VR*<sup>۵۶</sup>، بیانگر وجود اثراتی اعم از خطی و یا غیرخطی میان پسماندهای یا خود متغیر سری زمانی مورد بررسی، می‌باشد (الخرزایی و همکاران<sup>۵۷</sup>، ۲۰۱۱).

جدول (۲): نتایج آزمون نسبت واریانس در سری

#### لگاریتم نرخ ارز

| Value | d.f | Probability | معیار آزمون         |
|-------|-----|-------------|---------------------|
| ۲۰/۴۸ | ۱۷۷ | ۰/۰۰۰       | Variance ratio test |

منبع: یافته‌های تحقیق

نتایج آزمون فوق بیانگر آن است که، هیچگونه شواهدی دال بر اینکه سری مذکور (و نیز سری وقفه‌های آن) از نوع فرآیندهای مارتینگلی باشند، وجود نداشته و در نتیجه، فرآیند تولید داده در آنها تصادفی نمی‌باشد. به

با مشاهده جدول فوق می‌توان دریافت که تعداد مشاهدات این تحقیق برابر ۱۷۷ بوده و لذا، این امر که انواع مدل‌های شبکه عصبی بتوانند نتایج قابل توجهی ارائه دهند، دور از ذهن نمی‌باشد. همچنین، با مقایسه‌ی حداکثر، حداقل و میانگین داده‌ها می‌توان به کوچک بودن دامنه تغییرات متغیر لگاریتم نرخ ارز، پی برد. از سوی دیگر، این متغیر دارای چولگی غیر صفر بوده و ضریب کشیدگی آن نیز دال بر کشیدگی بیشتر از حد نرمال بوده و آزمون نرمال بودن توزیع سری متغیر مذکور نیز، نتایج همگنی را در بر دارد؛ چرا که بر اساس آزمون جاک- برا، تابع توزیع چگالی احتمال متغیر مذکور نرمال می‌باشد. علاوه بر آن، با مشاهده‌ی آماره‌ی لیانگ- باکس (با ۱۰ دوره وقفه)، می‌توان به رد فرضیه صفر این آزمون مبنی بر «عدم وجود خودهمبستگی سریالی میان جملات سری» پی برده، که در این صورت وجود ضریب معنادار *AR* در مدل‌سازی آنها قابل پیش‌بینی خواهد بود، و لذا، به کارگیری مدل غیرخطی شبکه عصبی پویا که در واقع پویایی‌های آن به واسطه‌ی استفاده از وقفه‌های یک متغیر در مدل‌سازی و پیش‌بینی آن است، قابل توجیه خواهد بود. همچنین، آماره‌ی آزمون مک‌لئود- لی نیز که بر پایه فرضیه صفر "عدم وجود خودهمبستگی سریالی میان مجذور سری مورد بررسی" می‌باشد، دال بر وجود

که در این معادله،  $\sigma_{m,T}(\varepsilon)$  تخمینی از توزیع استاندارد مجانبی  $C_{m,T}(\varepsilon) - C_{1,T}(\varepsilon)^m$  می‌باشد و در صورتی که یک فرآیند  $(i.i.d)$  باشد، آماره‌ی BDS توزیع نرمال استاندارد مجانبی خواهد داشت. در این معادله اگر آماره‌ی BDS به اندازه‌ی کافی بزرگ باشد فرضیه صفر رد شده و فرض مقابل، مبنی بر وجود روابط غیرخطی در فرآیند مورد بررسی، پذیرفته خواهد شد (مانلی و راقوندر<sup>۸۱</sup>، ۲۰۱۱). این آزمون به خوبی جهت ارزیابی وجود یک فرآیند غیرخطی در سری زمانی مشاهده شده قرار می‌گیرد. نتایج این آزمون نیز در جدول زیر ارائه شده است.

با توجه به نتایج مندرج در جدول فوق، فرضیه صفر این آزمون، که به معنای عدم تصادفی بودن سری مذکور می‌باشد، رد می‌شود. بنابراین، می‌توان به وجود یک فرآیند غیرخطی در سری لگاریتم نرخ ارز پی برد. لازم به ذکر است که هرگاه در نتایج آزمون BDS، تصادفی بودن یک سری در بعدهای بیش از دو رد شود، احتمال غیرخطی بودن آن سری زیاد خواهد بود (زیرا فرضیه مقابل در این آزمون نامشخص است). از این‌رو، این آزمون نیز شاهی دیگر بر غیرخطی بودن سری لگاریتم نرخ ارز می‌باشد. لذا، با تأیید پیش‌بینی‌پذیری و غیرخطی بودن سری مورد بررسی، در ادامه به مدل‌سازی و پیش‌بینی لگاریتم نرخ ارز، بر اساس مدل‌های شبکه عصبی بکارگرفته شده در این مطالعه خواهیم پرداخت.

همین دلیل می‌توان به پیش‌بینی‌پذیر بودن این سری پی برد. نکته قابل توجه اینکه، از نتایج این آزمون نمی‌توان پی به خطی و یا غیرخطی بودن فرآیند تولید داده در سری لگاریتم نرخ ارز پی برد، بلکه تنها می‌توان مارتینگلی نبودن و برخورداری از قابلیت پیش‌بینی‌پذیری آن را نتیجه گرفت.

#### ۲-۴- تحلیل وجود اثرات غیرخطی

این آزمون که توسط بروک، دکرت و شینکمن (BDS) در سال ۱۹۸۷ معرفی گردید، بر مبنای انتگرال همبستگی که تصادفی بودن فرآیند ایجادکننده یک سری زمانی را در مقابل وجود همبستگی کلی در آن را ارزیابی می‌کند، عمل می‌نماید. روش BDS جهت انجام این منظور ابتدا سری زمانی مورد بررسی را با بکارگیری روشهای متفاوت تخمین زده و سپس از انتگرال همبستگی<sup>۵۸</sup> جهت آزمون فرضیه صفر مبتنی بر وجود روابط خطی میان جملات پسماند بهره می‌جوید. بنابراین رد فرضیه‌ی صفر بیانگر وجود روابط غیرخطی میان جملات پسماند سری مذکور خواهد بود (بریتکا<sup>۵۹</sup>، ۲۰۰۶).

آماره‌ی این آزمون (انتگرال همبستگی)، احتمال اینکه فاصله‌ی دو نقطه از مسیرهای مختلف در فضای فازی کمتر از  $\varepsilon$  باشد را اندازه می‌گیرد و مانند بُعد فرکتالی در فضای فازی با افزایش  $\varepsilon$ ، این احتمال نیز مطابق با آن تغییر می‌کند (آلمدو<sup>۶۰</sup>، ۲۰۱۱). فرم کلی این آزمون به صورت:

$$BDS_{m,T}(\varepsilon) = \frac{\frac{1}{T^2} [C_{m,T}(\varepsilon) - C_{1,T}(\varepsilon)^m]}{\sigma_{m,T}(\varepsilon)}$$

جدول (۳): نتایج آزمون BDS در سری لگاریتم نرخ ارز

| Dimension | BDS-Statistic | SD       | Z-Statistic | Prob   |
|-----------|---------------|----------|-------------|--------|
| ۲         | ۰/۲۰۱۷۱۲      | ۰/۰۰۶۸۲۸ | ۲۹/۵۴۰۶۶    | ۰/۰۰۰۰ |
| ۳         | ۰/۳۴۵۵۸۸      | ۰/۰۱۰۸۷۲ | ۳۱/۷۸۸۰۴    | ۰/۰۰۰۰ |
| ۴         | ۰/۴۴۷۱۴۵      | ۰/۰۱۲۹۷۱ | ۳۴/۴۷۱۹۴    | ۰/۰۰۰۰ |
| ۵         | ۰/۵۱۷۹۷۰      | ۰/۰۱۳۵۴۷ | ۳۸/۲۳۵۳۷    | ۰/۰۰۰۰ |
| ۶         | ۰/۵۶۷۱۸۵      | ۰/۰۱۳۰۹۱ | ۴۳/۳۲۶۰۸    | ۰/۰۰۰۰ |

منبع: یافته‌های تحقیق

### ۴-۳- برآورد الگوی شبکه عصبی چند لایه پیشخور

به طور کلی منظور از شبکه‌ی عصبی مصنوعی در این بخش، شبکه‌های عصبی چندلایه‌ی پیشخور (MFNN) می‌باشد. این شبکه‌ها تابع سه جزء عمده می‌باشند، که عبارتند از؛ (۱) تعداد لایه‌ها و تعداد نرون‌ها در هر لایه. (۲) تابع آموزش (تابع تبدیل) مورد استفاده. (۳) وزن شبکه-ی عصبی مصنوعی. بنابراین، همانطور که پیش‌تر گفته شد نخستین گام در مدل‌سازی مدل‌های شبکه‌های عصبی، معماری شبکه می‌باشد. زیرا برای مثال انتخاب دقیق تعداد لایه‌ها و تعداد نرون‌ها، توانایی شبکه را در ارائه هر چه بهتر ارتباط بین داده‌های ورودی و خروجی، فراهم می‌نماید. از سوی دیگر توابع تبدیل (آموزش) مختلف نیز وظیفه‌ی تعدیل وزن‌های شبکه را با تکرار فرآیند آموزش و بالتبع کاهش میزان خطای میان خروجی شبکه و ارزش متغیرهای ورودی بر عهده دارد.

با توجه به اهمیت معماری شبکه، در این قسمت پیش‌از مقایسه‌ی انواع مختلف مدل‌های شبکه‌ی عصبی پیشخور، نکات مربوط به معماری شبکه را بیان می‌نمائیم. نخست اینکه جهت پیدا نمودن میزان نرون بهینه سعی شده تا با آزمون و خطا، شبکه‌های مختلفی را با نرون‌های متفاوت مورد ارزیابی قرار دهیم. از این‌رو، تعداد ۲ الی ۲۰ نرون در شبکه‌های دو و سه لایه مورد ارزیابی قرار گرفت که هر کدام ۲۰ بار آموزش (Train) شده و جهت مقایسه عملکرد (Performance) آنها، مجموع خطای داده‌های تست (Test) را که ۳۰٪ از کل داده‌ها را به خود اختصاص می‌دهند (به صورت رندوم)، را در مدل‌های مختلف ملاک قرار داده‌ایم. در نهایت اینکه تعداد نرون بهینه برابر ۵ نرون بوده و تعداد لایه بهینه برابر ۲ لایه بوده است. نکته قابل توجه دیگر، انتخاب الگوریتم آموزش بوده که از میان الگوریتم‌های مختلف نظیر الگوریتم‌های شبه نیوتن<sup>۶۲</sup> (شامل توابع Trainoss و Trainbfg)، روش گرادیان توأم<sup>۶۳</sup> (شامل توابع Traincgp، Trainbfg، Trainscg، Traincgb، Traincgp و توابع Trainbfg، Trainngd، Trainngdm، Trainngda، Trainngdx و تابع آموزش لونیبرگ- مارکوات (TrainLm)، بهترین عملکرد از آن الگوریتم آموزش<sup>۶۴</sup> Traincgp بوده است.

بنابراین ترکیب بهینه عوامل شبکه عصبی MFNN به قرار زیر می‌باشد:

جدول (۴): ترکیب بهینه عوامل طراحی شبکه عصبی (معماری شبکه)

| عامل طراحی           | ارزش                                |
|----------------------|-------------------------------------|
| نوع شبکه             | شبکه عصبی چندلایه‌ی پیشخور          |
| تعداد نرون‌های بهینه | ۵ نرون                              |
| تعداد لایه بهینه     | ۲ لایه                              |
| تابع پیش‌پردازش      | PURLIN                              |
| تابع تبدیل           | گرادیان توأم پولاک-ریبیر (TRAINCGP) |

منبع: یافته‌های تحقیق

پس از اتمام طراحی شبکه، اینکه از چه متغیرهایی جهت تبیین رفتار سری مورد مطالعه، استفاده شود خود دارای اهمیت فراوانی است. از این‌رو، جهت مدل‌سازی رفتار سری لگاریتم نرخ ارز، از وقفه‌های آن متغیر و نیز از یک متغیر مجازی<sup>۶۵</sup>، که مبین در نظر گرفتن آثار به جا مانده از وقایع یکسان‌سازی نرخ ارز، در اواخر سال ۱۳۸۰ صورت پذیرفت، می‌باشد، استفاده شده است. که جهت تبیین اثرات این اتفاق ساختاری، سعی شده است تا دو مدل مجزا، که یکی از آنها تنها در بر گیرنده‌ی وقفه‌های متغیر وابسته بوده و مدل دیگر، علاوه بر این متغیرها، از متغیر مجازی مذکور نیز بهره خواهد جست. لازم به ذکر است که هدف از به کارگیری این متغیر مجازی این است که، ضمن در نظر گرفتن ماهیت داده‌ها، به وقایعی که سبب ایجاد تغییرات ساختاری در یک سری می‌شود نیز توجه ویژه‌ای خواهد شد. در نهایت پس از به دست آمدن شبکه‌ی نهایی، به کمک آن به شبیه‌سازی مقادیر آتی متغیر وابسته خواهیم پرداخت و بر اساس آن مقادیر آماره‌ی محاسبه خطای پیش‌بینی را محاسبه خواهیم نمود.

جدول (۵): نتایج تخمین انواع مدل‌های MFNN

| ردیف | مدل                                 | MSE       | RMSE    |
|------|-------------------------------------|-----------|---------|
| ۱    | Input= 5lag of LEX                  | ۰/۰۰۰۰۵۵۳ | ۰/۰۰۷۴۳ |
| ۲    | Input= 5lag of LEX & dummy variable | ۰/۰۰۰۰۴۱۷ | ۰/۰۰۶۴۶ |

منبع: یافته‌های تحقیق



جدول (۶): ترکیب بهینه عوامل طراحی شبکه عصبی (معماری شبکه)

| ارزش  | عامل طراحی           |
|---|----------------------|
| شبکه عصبی پویا                                    | نوع شبکه             |
| ۵ نرون  | تعداد نرون‌های بهینه |
| ۲ لایه  | تعداد لایه بهینه     |
| <i>tangent sigmoid transfer function (TANSIG)</i> | تابع پیش‌پردازش      |
| لونیبرگ-مارکوات (TRAINLM)                         | تابع تبدیل           |

منبع: یافته‌های تحقیق

بنابراین، بر اساس معماری شبکه که در جدول فوق تبیین گردید، به برآورد و مقایسه‌ی انواع مدل‌های مختلف NNAR و NNARX می‌پردازیم. گفتنی است که در ادامه نخست به برآورد هر یک از شبکه‌های NNAR و NNARX زیر پرداخته و سپس به انجام پیش‌بینی خارج از نمونه بر اساس هر یک از شبکه‌ها می‌پردازیم. گفتنی است که جهت جدا نمودن داده‌های برآورد مدل و داده‌های خارج از نمونه، در جعبه گرافیکی تعبیه شده در نرم افزار MATLAB، بخش مجزایی تعبیه شده است. نتایج مذکور در جداول ذیل ارائه شده‌اند:

جدول (۷): نتایج تخمین انواع مدل‌های NNAR

| ردیف | مدل      | MSE       | RMSE    |
|------|----------|-----------|---------|
| ۱    | NNAR (2) | ۰/۰۰۰۰۴۹۳ | ۰/۰۰۷۰۲ |
| ۲    | NNAR(3)  | ۰/۰۰۰۰۴۶۱ | ۰/۰۰۶۷۹ |
| ۳    | NNAR(4)  | ۰/۰۰۰۰۴۳۷ | ۰/۰۰۶۶۱ |
| ۴    | NNAR(5)  | ۰/۰۰۰۰۴۰۹ | ۰/۰۰۶۳۹ |
| ۵    | NNAR(6)  | ۰/۰۰۰۰۳۷۱ | ۰/۰۰۶۰۹ |
| ۶    | NNAR(7)  | ۰/۰۰۰۰۴۰۳ | ۰/۰۰۶۳۵ |
| ۷    | NNAR(8)  | ۰/۰۰۰۰۴۴۱ | ۰/۰۰۶۶۴ |
| ۸    | NNAR(9)  | ۰/۰۰۰۰۴۵۹ | ۰/۰۰۶۷۸ |
| ۹    | NNAR(10) | ۰/۰۰۰۰۴۷۴ | ۰/۰۰۶۸۹ |
| ۱۰   | NNAR(15) | ۰/۰۰۰۰۷۶۱ | ۰/۰۰۸۷۲ |
| ۱۱   | NNAR(20) | ۰/۰۰۰۰۹۲۸ | ۰/۰۰۹۶۳ |

منبع: یافته‌های تحقیق

بر اساس جدول فوق، مدل NNAR(6) (با بکارگیری شش وقفه از سری لگاریتم نرخ ارز) با توجه به معیارهای MSE<sup>۶۷</sup> و RMSE در بین سایر مدل‌ها از بهترین عملکرد برخوردار بوده است.

همانطور که از جدول فوق پیداست، بر اساس ورودی شبکه، دو مدل مختلف MFNN برآورد گردیده است. در مدل اول، تنها از ۵ وقفه‌ی متغیر لگاریتم نرخ ارز استفاده شده و در مدل دوم علاوه بر این وقفه‌ها از یک متغیر مجازی که در برگزیده تغییرات ساختاری در سری مورد بررسی است، نیز به عنوان ورودی شبکه در نظر گرفته شده‌اند. که پس از تعیین دو مدل فوق، به پیش-بینی خارج از نمونه پرداخته شد و بر این اساس برای هر دو مدل معیارهای محاسبه‌ی خطای پیش‌بینی به صورت جداگانه محاسبه گردید. نتایج این دو مدل نشان می‌دهد که مدل دوم از قدرت پیش‌بینی بالاتری برخوردار است.

#### ۴-۴- برآورد الگوی شبکه عصبی پویا

شبکه‌های عصبی شامل دو دسته‌ی شبکه‌های پویا و ایستا می‌باشند. شبکه‌های ایستا (یا Feed Forward) فاقد اجزاء پس‌خوردی و تأخیری بوده و خروجی آنها صرفاً از طریق اتصالات رو به جلوی شبکه تعیین می‌شوند. اما در شبکه‌های عصبی پویا مانند مدل شبکه عصبی خودرگرسیون با متغیرهای برونزا (NNARX)، خروجی شبکه، علاوه بر مقادیر ورودی جاری آن، به مقادیر ورودی و خروجی قبل و بعد شبکه و نیز ساختار شبکه بستگی دارد. بنابراین، با توجه به مفاهیم مدل NNARX، و با توجه به اینکه هدف از این پژوهش، پیش‌بینی سری لگاریتم نرخ ارز طی دوره مورد بررسی می‌باشد، ابتدا به برآورد بهترین مدل NNAR بر اساس وقفه‌های مختلف سری مذکور پرداخته و سپس با توجه به وقفه‌های بهینه‌ی حاصله، بر اساس معیار RMSE<sup>۶۸</sup> به استخراج بهترین مدل NNARX، که در برگزیده‌ی متغیر مجازی نیز می‌باشد، می‌پردازیم.

همانطور که می‌دانیم، نخستین گام در مدل‌سازی کلیه‌ی مدل‌های غیرخطی مبتنی بر شبکه‌های عصبی، تعیین ترکیب بهینه عوامل طراحی شبکه عصبی با همان «معماری شبکه» می‌باشد. از این‌رو، پیش‌از مقایسه‌ی انواع مختلف مدل‌های NNAR و NNARX، به تبیین معماری شبکه‌ی عصبی سری‌زمانی پویا می‌پردازیم:

کارای اقتصادی، مدل‌هایی است که از داده‌های تجزیه شده به کمک تکنیک موجک استفاده می‌کنند. این تکنیک، یک سری‌زمانی نامانا را به دو بخش روند و اجزاء تقسیم نموده، که این امر شرایط مدل‌سازی جداگانه هر یک از بخش‌های یک سری‌زمانی (روند و اجزاء) را در یک مدل واحد فراهم می‌آورد (لینش و جون<sup>۶۸</sup>، ۲۰۱۰). تحلیل موجک ابزار بسیار قدرتمندی است که می‌توان از آن جهت بررسی اطلاعات کیفی سری‌های زمانی شدیداً نامانا استفاده نمود (عباسی‌نژاد و محمدی، ۱۳۸۶).

از این‌رو، با عنایت به، نامانایی سری‌زمانی نرخ ارز بر اساس آزمون  $ADF$  و غیرخطی بودن ساختار آن بر مبنای آزمون  $BDS$ ، احتمال بهبود عملکرد مدل‌های شبکه عصبی بکارگرفته شده در این تحقیق در پیش‌بینی این متغیر، با بکارگیری تجزیه موجک وجود دارد. در این راستا در ادامه نخست به تجزیه موجک پرداخته و سپس مجدداً مدل‌سازی مدل‌های غیرخطی بر اساس داده‌های تجزیه شده، ارائه خواهد شد.

جهت بررسی عملکرد سطح تجزیه، داده‌ها را ابتدا به ۵ سطح تجزیه نموده و سپس به کمک جعبه‌گرافیکی موجک در نرم‌افزار  $MATLAB$ ، سطح بهینه را مشخص نمودیم، که بر اساس آن سطح بهینه تجزیه داده‌ها برابر سطح دو شده است. شکل زیر نمودار تجزیه داده‌ها را تا دو سطح و با تابع دابیشز سه (به علت آنکه داده‌های نرخ ارز با نمودار دابیشز ۳ همخوانی داشتند)، نشان می‌دهد.

با توجه به آنکه داده‌ها را تا دو سطح و اشکافی کرده و بر مبنای آن تقریب و جزئیات حاصله را محاسبه نمودیم، شکل فوق نمودار تقریب  $\{a(1)\}$  و  $\{a(2)\}$  و جزئیات  $\{d(1)\}$  و  $\{d(2)\}$  سری لگاریتم نرخ ارز را که جهت تجزیه داده‌ها با استفاده از تابع تبدیل موجک گسسته دابیشز ۳، به کار گرفته خواهد شد را نشان می‌دهد، که گفتنی است که به کمک آنها می‌توانیم مدل‌سازی‌های مدنظر را انجام دهیم. بدین ترتیب در ادامه به بررسی نتایج مدل‌های شبکه عصبی  $MFNN$ ،  $NNAR$  و  $NNARX$  با استفاده از داده‌های تجزیه شده پرداخته خواهد شد و در قالب جدول (۹)، عملکرد پیش‌بینی مدل‌های شبکه عصبی بکار گرفته شده با داده‌های تجزیه شده و نشده، به کمک معیارهای  $MSE$  و  $RMSE$  با یکدیگر مقایسه خواهند شد.

همچنین، همانطور که گفته شد، به علت وجود تغییرات ساختاری در سری لگاریتم نرخ ارز، از یک متغیر مجازی که جهت تبیین شکست‌های ساختاری معرفی گردیده بود، به عنوان متغیری برونزا جهت بهبود عملکرد مدل فوق استفاده شده که نتایج این برآوردها در قالب مدل  $NNARX$  در جدول (۸) ارائه شده است. لازم به ذکر است که مقادیر بر اساس داده‌های شبیه‌سازی شده (پیش‌بینی خارج از نمونه) بدست آمده‌اند:

جدول (۸): نتایج تخمین انواع مدل‌های  $NNARX$

| ردیف | مدل       | MSE       | RMSE    |
|------|-----------|-----------|---------|
| ۱    | NNARX(2)  | ۰/۰۰۰۰۴۰۶ | ۰/۰۰۶۳۷ |
| ۲    | NNARX(3)  | ۰/۰۰۰۰۳۶۲ | ۰/۰۰۶۰۲ |
| ۳    | NNARX(4)  | ۰/۰۰۰۰۳۱۴ | ۰/۰۰۵۶۰ |
| ۴    | NNARX(5)  | ۰/۰۰۰۰۲۵۸ | ۰/۰۰۵۰۸ |
| ۵    | NNARX(6)  | ۰/۰۰۰۰۲۹۷ | ۰/۰۰۵۴۵ |
| ۶    | NNARX(7)  | ۰/۰۰۰۰۳۲۱ | ۰/۰۰۵۶۶ |
| ۷    | NNARX(8)  | ۰/۰۰۰۰۳۵۰ | ۰/۰۰۵۹۲ |
| ۸    | NNARX(9)  | ۰/۰۰۰۰۴۸۰ | ۰/۰۰۶۹۳ |
| ۹    | NNARX(10) | ۰/۰۰۰۰۴۳۴ | ۰/۰۰۶۵۹ |
| ۱۰   | NNARX(15) | ۰/۰۰۰۰۵۸۴ | ۰/۰۰۷۶۴ |
| ۱۱   | NNARX(20) | ۰/۰۰۰۰۷۴۸ | ۰/۰۰۸۶۵ |

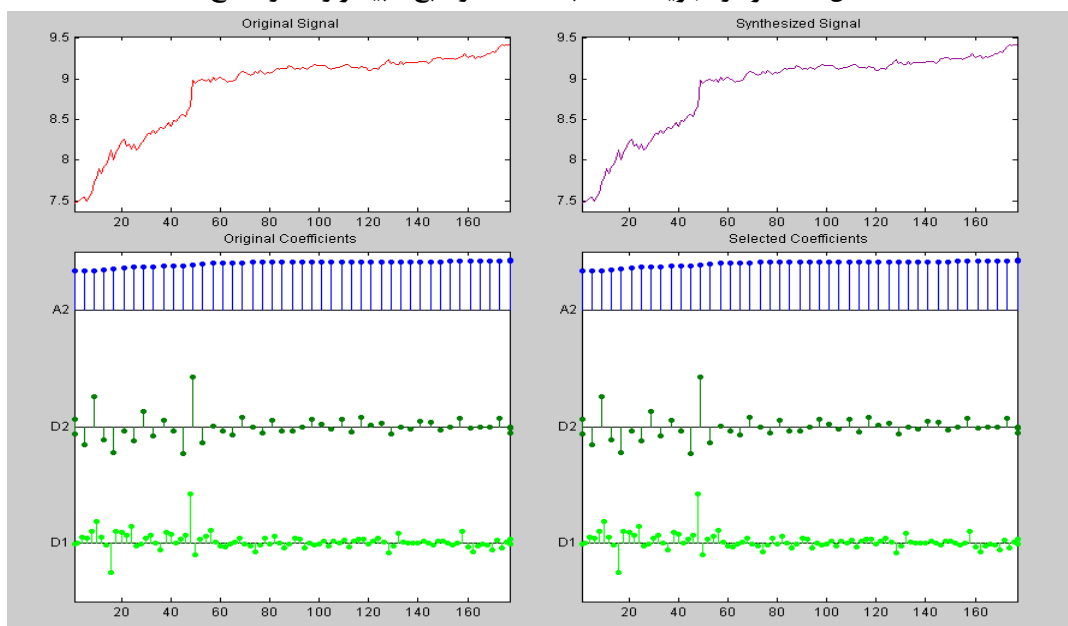
منبع: یافته‌های تحقیق

همانطور که از جدول (۸) قابل مشاهده است، مدل  $NNARX(5)$  بر اساس معیارهای  $MSE$  و  $RMSE$  در بین سایر مدل‌ها، از بهترین عملکرد برخوردار بوده است. گفتنی است که عملکرد این مدل نسبت به عملکرد مدل  $NNAR(6)$  نیز قابل قبول‌تر است.

#### ۴-۵- تجزیه موجکو بر آورد الگوهای به کمک داده-های تجزیه شده

با توجه به اینکه، اکثر متغیرهای دارای سیستمی تصادفی از جمله سری‌های زمانی مالی، نامانای غیرخطی بوده، لذا پیش‌بینی دقیق آنها مستلزم مدل‌سازی صحیح این متغیرها به کمک یکی از مدل‌های غیرخطی می‌باشد. اخیراً، با گسترش و پیشرفت علوم ریاضی و حسابی، افزایش دقت و کارایی مدل‌های اقتصادسنجی بیشتر مورد توجه قرار گرفته است. یکی از مدل‌های غیرخطی دقیق و

شکل (۱): نمودار تجزیه داده‌ها با استفاده از تابع دابیشز و تا دو سطح



منبع: یافته‌های تحقیق

جدول (۹): نتایج مقایسه مدل‌های تحقیق

| داده‌های تجزیه شده با موجک |           |       | ردیف |
|----------------------------|-----------|-------|------|
| RMSE                       | MSE       | مدل   |      |
| ۰/۰۰۶۴۶                    | ۰/۰۰۰۰۴۱۷ | MFNN  | ۱    |
| ۰/۰۰۶۰۹                    | ۰/۰۰۰۰۳۷۱ | NNAR  | ۲    |
| ۰/۰۰۵۰۸                    | ۰/۰۰۰۰۲۵۸ | NNARX | ۳    |
| داده‌های تجزیه نشده        |           |       |      |
| RMSE                       | MSE       | مدل   |      |
| ۰/۰۰۴۵۶                    | ۰/۰۰۰۰۲۰۸ | MFNN  | ۴    |
| ۰/۰۰۳۹۲                    | ۰/۰۰۰۰۱۵۴ | NNAR  | ۵    |
| ۰/۰۰۱۸۴                    | ۰/۰۰۰۰۰۳۴ | NNARX | ۶    |

منبع: یافته‌های تحقیق

##### ۵- نتیجه‌گیری و ارائه پیشنهادات

هدف اصلی این تحقیق تجزیه و تحلیل‌های اقتصادی، به کمک پیش‌بینی نرخ ارز به عنوان یکی از اساسی‌ترین متغیرهای اقتصادی ایران، به منظور اتخاذ تصمیمات صحیح و متناسب و بالتبع سیاست‌گذاری دقیق‌تر، می‌باشد. از این‌رو، سؤال اصلی مطالعه حاضر، " آیا بکارگیری تجزیه موجک و ترکیب آن با شبکه‌های عصبی مختلف سبب بهبود نتایج در پیش‌بینی نرخ ارز خواهد شد؟"، بوده است.

همانطور که جدول فوق نشان می‌دهد، ترکیب مدل‌های شبکه عصبی و موجک در مقایسه با مدل‌های شبکه عصبی، بر مبنای معیارهای سنجش خطای پیش‌بینی ارائه شده، دارای خطای پیش‌بینی کمتری می‌باشند. همچنین مدل شبکه عصبی پویا (NNARX) در مقایسه با شبکه عصبی ایستا (MFNN) در هر دو حالت داده‌های تجزیه شده و نشده، بر اساس معیارهای خطای پیش‌بینی مذکور، از عملکرد بهتری برخوردار می‌باشند.

ثالثاً، دقت عملکرد پیش‌بینی مدل شبکه عصبی پویا در مقابل مدل شبکه عصبی مصنوعی، بالاتر بوده است. چرایی این امر را می‌توان در توانایی مدل‌های شبکه عصبی پویا در زمینه پیش‌بینی متغیرهای سری‌زمانی دانست، زیرا این مدل‌ها، با بکارگیری وقفه‌های مناسب متغیر مورد بررسی، به پیش‌بینی آن می‌پردازند، حال آنکه، سایر مدل‌های شبکه عصبی با وقفه‌ی معینی که توسط محقق تعیین می‌گردد، به برآورد و پیش‌بینی متغیر تحقیق می‌پردازند. بنابراین مدل‌های شبکه عصبی پویا از انعطاف‌پذیری بالاتری در مقایسه با سایر مدل‌های شبکه عصبی، جهت بکارگیری وقفه‌های متغیر مورد بررسی در توضیح رفتار آن دارند. در همین راستا، برتری مدل شبکه عصبی پویا در مقابل مدل شبکه عصبی مصنوعی توجیح‌پذیر بوده و مدل ترکیبی شبکه عصبی پویا و تجزیه موجک نیز از دقت پیش‌بینی بیشتری نسبت به مدل ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی و تجزیه موجک برخوردار است. در این رابطه می‌توان به مطالعات خارجی همچون پاسلی (۲۰۱۲)، یوان (۲۰۱۱)، الخزایی و همکاران (۲۰۱۱)، لین و همکاران (۲۰۱۰)، آناستاساکیس و مورت (۲۰۰۹) و آتسالاکیس و همکاران (۲۰۰۷) و همچنین تحقیقات داخلی نظیر باندن‌ایمان-دوست و همکاران (۱۳۸۸)، زراءزاد و همکاران (۱۳۸۷)، درگاهی و انصاری (۱۳۸۷)، طیبی و همکاران (۱۳۸۷)، عباسی‌نژاد و محمدی (۱۳۸۶)، خاشعی و بیجاری (۱۳۸۶) و مرزبان و همکاران (۱۳۸۴)، اشاره نمود، که بر نتایج این تحقیق صیحه می‌گذارند.

با عنایت به این امر که، از میان مدل‌ها و رویکردهای تحقیق، مدل‌های ترکیبی قادر بوده‌اند تا پیش‌بینی به مراتب قابل قبول‌تری در زمینه‌ی توضیح رفتار آتی نرخ ارز در دوره‌ی زمانی به کار گرفته شده در این تحقیق، ارائه دهند. لذا، جهت دستیابی به پیش‌بینی‌های قابل اتکا، می‌توان استفاده همزمان از ترکیب مدل‌های تکنیکی مختلف و همچنین ترکیب تحلیل‌های تکنیکال و بنیادی را به سرمایه‌گذاران و تحلیل‌گران بازار ارز پیشنهاد نمود.

نتایج این پژوهش حاکی از آن است که؛ اولاً، بر اساس نتایج آزمون *BDS*، عدم تصادفی بودن سری نرخ ارز، رد می‌شود. بنابراین، می‌توان به وجود یک فرآیند غیرخطی (که می‌تواند دارای یک فرآیند آشوب‌گونه نیز باشد) در سری لگاریتم نرخ ارز پی برد. چراکه، هرگاه در نتایج آزمون *BDS*، تصادفی بودن یک سری در بعدهای بیش از دو رد شود، احتمال غیرخطی بودن آن سری زیاد خواهد بود (زیرا فرضیه مقابل در این آزمون نامشخص است). از این‌رو، این آزمون نیز شاهدهی دیگر بر غیرخطی بودن سری لگاریتم نرخ ارز می‌باشد. بر اساس نتایج آزمون *VR*، نیز هیچگونه شواهدی دال بر اینکه سری مذکور (و نیز سری وقفه‌های آن) از نوع فرآیندهای مارتینگلی باشند، وجود نداشته و در نتیجه، فرآیند تولید داده در آنها تصادفی نمی‌باشد. به همین دلیل می‌توان به پیش‌بینی‌پذیر بودن این سری پی برد و این نتیجه با نتایج آزمون *BDS* کاملاً سازگاری دارد.

ثانیاً، بر مبنای معیارهای خطای پیش‌بینی *MSE* و *RMSE*، خطای پیش‌بینی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی (*ANN*) و پویا (*NNAR*) با داده‌های تجزیه شده با استفاده از تکنیک موجک، در مقایسه با مدل‌های غیر ترکیبی، دارای خطای کمتری در پیش‌بینی نرخ ارز بوده‌اند. این امر به علت آن است که، اکثر متغیرهای دارای سسیمی تصادفی از جمله سری‌های زمانی مالی، نامانای غیرخطی بوده، لذا پیش‌بینی دقیق آنها مستلزم مدل‌سازی صحیح این متغیرها به کمک یکی از مدل‌های غیرخطی می‌باشد و یکی از مدل‌های غیرخطی دقیق و کارای اقتصادی، مدل‌هایی است که از داده‌های تجزیه شده به کمک تکنیک موجک استفاده می‌کنند. چراکه، این تکنیک، یک سری‌زمانی نامانا را به دو بخش روند و اجزاء تقسیم نموده، که این امر شرایط مدل‌سازی جداگانه هر یک از بخش‌های یک سری‌زمانی (روند و اجزاء) را در یک مدل واحد فراهم می‌آورد. از این‌رو، با عنایت به، نامانایی سری‌زمانی نرخ ارز بر اساس آزمون *ADF* و غیرخطی بودن ساختار آن بر مبنای آزمون *BDS*، بهبود عملکرد مدل‌های شبکه عصبی بکارگرفته شده در این تحقیق در پیش‌بینی نرخ ارز، با بکارگیری تجزیه موجک امری منطقی به نظر می‌رسد.

## فهرست منابع

- ۱) آذر، عادل و افسر، امیر، (۱۳۸۵)، "مدلسازی پیش‌بینی قیمت سهام با رویکرد شبکه‌های عصبی فازی"، فصلنامه پژوهشنامه بازرگانی، شماره ۴۰، صفحات ۳۳-۵۲.
- ۲) بافنده‌ایمان‌دوست، صادق و فهیمی‌فرد، سید محمد و شیرزادی، سمیه، (۱۳۸۸)، "پیش‌بینی نرخ ارز با مدل‌های عصبی-فازی ANFIS، شبکه عصبی خودرگرسیون NNARX و خودرگرسیونی ARIMA در اقتصاد ایران (۸۷-۱۳۸۱)"، مجله دانش و توسعه (علمی-پژوهشی)، شماره ۲۸، صفحات ۱۹۲-۱۷۶.
- ۳) تقوی، مهدی و خادم، محمود، (۱۳۹۰)، "بررسی تطبیقی کارآمدی نظریه‌های ارزی در پیش‌بینی تغییرات نرخ ارز در بازار تبادلات بین‌المللی ارز"، مجله دانش مالی تحلیل اوراق بهادار، شماره ۹، صفحات ۱۴۷-۱۹۲.
- ۴) حلافی، حمیدرضا و اقبالی، علیرضا و گسگری، ریحانه، (۱۳۸۳)، "انحراف نرخ ارز واقعی و رشد اقتصادی در اقتصاد ایران"، پژوهشنامه اقتصادی، شماره ۱۴، صفحات ۱۶۷-۱۸۸.
- ۵) خاشعی، مهدی و بیجاری، مهدی، (۱۳۸۶)، "به-کارگیری مدل میانگین متحرک خودرگرسیون انباشته فازی به منظور پیش‌بینی نرخ ارز"، مجله استقلال (ویژه‌نامه: روش‌های عددی در مهندسی)، سال ۲۶، شماره ۲، صفحات ۶۷-۷۵.
- ۶) زراءنژاد، منصور، فقه‌مجیدی، علی و رضایی، روح‌الله، (۱۳۸۷)، "پیش‌بینی نرخ ارز با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل ARIMA"، فصلنامه اقتصاد مقداری (بررسی‌های اقتصادی سابق)، دوره ۵، شماره ۴، صفحات ۱۰۷-۱۳۰.
- ۷) درگاهی، حسن و انصاری، رضا، (۱۳۸۷)، "بهبود مدل‌سازی شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی نرخ ارز، با بکارگیری شاخص‌های تلاطم"، مجله تحقیقات اقتصادی، شماره ۸۵، صفحات ۱۱۷-۱۴۳.
- ۸) طیبی، کمیل، موحدنیا، ناصر و کاطمینی، معصومه، (۱۳۸۷)، "به‌کارگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی و مقایسه‌ی آن با روش‌های اقتصادسنجی: پیش‌بینی روند نرخ ارز در ایران"، مجله‌ی علمی و پژوهشی شریف، شماره ۴۳، صفحات، ۹۹-۱۰۴.
- ۹) صادقی، حسین، ذوالفقاری، مهدی، الهامی‌نژاد، مجتبی، (۱۳۹۰)، "مقایسه‌ی عملکرد شبکه‌های عصبی و مدل ARIMA در مدلسازی و پیش‌بینی کوتاه‌مدت قیمت سبند نفت خام اوپک (با تأکید بر انتظارات تطبیقی)"، فصلنامه مطالعات اقتصاد انرژی، شماره ۲۸، صفحات ۴۷-۲۵.
- ۱۰) فرجام‌نیا، ایمان، (۱۳۸۴)، "مقایسه پیش‌بینی قیمت نفت توسط مدل‌های ANN و ARIMA"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد رشته اقتصاد نظری"، دانشگاه تهران.
- ۱۱) فهیمی‌فرد، سید محمد و کیخا، احمدعلی و سالارپور، ماشاءالله، (۱۳۸۸)، "پیش‌بینی قیمت محصولات منتخب کشاورزی ایران با روش تلفیقی شبکه عصبی- خود رگرسیونی با ورودی‌های برونزا (NNARX)"، نشریه اقتصاد و توسعه کشاورزی (علوم و صنایع کشاورزی)، جلد ۲۳، شماره ۲، صفحات ۴۶-۵۴.
- ۱۲) عباسی‌نژاد، حسین و محمدی، احمد، (۱۳۸۶)، "پیش‌بینی نرخ ارز با استفاده از شبکه‌های عصبی و موجک"، مجله نامه مفید (نامه اقتصادی)، شماره ۶۰، صفحات ۱۹-۴۲.
- ۱۳) عباسی‌نژاد، حسین و نادری، اسماعیل، (۱۳۹۱)، "تحلیل آشوب، تجزیه موجک و ارزیابی مدل‌های شبکه عصبی در پیش‌بینی شاخص بورس تهران"، فصلنامه تحقیقات و مدلسازی اقتصادی، دوره ۲، شماره ۸، صفحات ۲۳-۵۶.
- ۱۴) مرزبان، حسین، اکبریان، رضا و جواهری، بهنام، (۱۳۸۴)، "یک مقایسه بین مدل‌های اقتصادسنجی ساختاری، سری‌زمانی و شبکه عصبی برای پیش‌بینی نرخ ارز"، مجله تحقیقات اقتصادی، شماره ۶۹، صفحات ۱۸۱-۲۱۶.
- 15) Al-Khazali, O.M., Pyun, C.S., Kim, D., (2011), "Are Exchange Rate Movements Predictable in Asia-Pacific Markets? Evidence of Random Walk and Martingale Difference Processes", International Review of

- The Review of Financial Studies, Vol. 1, PP. 41-66.
- 27) Moloney, K., Raghavendra, S., (2011), "Testing for Nonlinear Dependence in the Credit Default SwapMarket", Economics Research International, Vol. 708704, PP. 1-11.
  - 28) Olmedo, E. (2011), "Is there chaos in the Spanish labour market?" Chaos, Solitons & Fractals Nonlinear Science, and Non-equilibriums and Complex Phenomena, Vol. 125, PP.1-8.
  - 29) Pacelli, V., (2012), "Forecasting Exchange Rates: A comparative Analysis", International Journal of Business and Social Science, Vol. 3, No. 10, PP. 145-156.
  - 30) Trinkle, B. S. (2006), "Forecasting annual excess stock returns via an adaptive network-based fuzzy inference system", Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management, No. 13(3), PP 165-177.
  - 31) Wadi, S., Ismail, M.T., (2011), "Selecting Wavelet Transforms Model in Forecasting Financial Time Series Data Based on ARIMA Model", Applied Mathematical Sciences, Vol. 5, No. 7, 315 - 326.
  - 32) Yildiz, S. Ulusoy, R. (2011), "Exchange Rate Volatility and Turkish Stock Returns", Middle Eastern Finance and Economics, No.12.
  - 33) Ying Wei, L., Liang Chen, T., Hwa Ho, T. (2011), "A hybrid model based on adaptive-network-based fuzzy inference system to forecast Taiwan stock market", Expert Systems with Applications, No. 38, pp 13625-13631.
  - 34) Yuan, C., (2011), "Forecasting exchange rates: The multi-state Markov-switching model with smoothing", International Review of Economics and Finance, No. 20, PP. 342-362.
  - Economics and Finance, Vol. 21, PP. 221-231.
  - 16) Anastasakis, L., Mort, N., (2009), "Exchange rate forecasting using a combined parametric and nonparametric self-organising modelling approach", Expert Systems with Applications, Vol. 36, PP. 12001-12011.
  - 17) Atsalakis, G., Skiadas, C. and Braimis, I., (2007), Probability of trend prediction of exchange rate by neuro-fuzzy techniques. Recent Advances in Stochastic Modeling and Data Analysis. London, World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd, PP. 414-422.
  - 18) Bley, J., (2011), "Are GCC Stock Markets Predictable?", Emerging Markets Review, Vol. 12, PP. 217-237.
  - 19) Briatka, L., (2006), "How Big is Big Enough? Justifying Results of the i.i.d Test Based on the Correlation Integral in the Non-Normal World", Working Paper Series, ISSN. 1211-3298, No. 308, PP. 1-34.
  - 20) Brock, W.A., Dechert, W.D., Sheinkman J.A. (1987). A Test of Independence Based on the Correlation Dimension. Working paper, University of Wisconsin at Madison, University of Houston, and University of Chicago, No. 8702, PP. 1-38.
  - 21) Chortareas, G., Jiang, Y., Nankervis, J. C., (2011), "Forecasting exchange rate volatility using high-frequency data: Is the euro different?", International Journal of Forecasting, Vol. 27 , PP. 1089-1107.
  - 22) Esfahanipour, A., Aghamiri, W. (2010), "Adapted Neuro-Fuzzy Inference System on indirect approach TSK fuzzy rule base for stock market analysis", Expert Systems with Applications, No. 37, pp 4742-4748.
  - 23) Karim, S.A.A, Karim, B.A., Ismaeil, M.T., Hasan, M.K., Sulaiman, J., (2011), "Application of Wavelet Method in Stock Exchange Problem", Journal of Applied Science, Vol. 11, No. 8, PP 1131-1135.
  - 24) Lin, J.B., Liang, C.C., Yeh, M.L., (2010), "Examining nonlinear dynamics of exchange rates and forecasting performance based on the exchange rate parity of four Asian economies", Japan and the World Economy, Vol. 23, PP. 79-85.
  - 25) Lineesh M.C., John, C.J., (2010), "Analysis of Non-Stationary Time Series using Wavelet Decomposition", Nature and Science, Vol. 8, No. 1, PP. 53-59. Lorenz, H.W., (1989), "Nonlinear Dynamical Economics and Chaotic Motion", New York: Springer- Verlag.
  - 26) Lo, Y.A.W., Mackinlay, A.C., (1988). "Stock Market Prices Do Not Follow Random Walks: Evidence from a Simple Specification Test,"

#### یادداشت‌ها

<sup>1</sup>Yildiz & Ulusoy

<sup>2</sup>Yuan

<sup>3</sup>Scale

<sup>4</sup>Efficiency Market Hypothesis

<sup>5</sup>Adaptive Neuro Fuzzy Inference System

<sup>6</sup>Neural Nonlinear Autoregressive Exogenous Model

<sup>7</sup>Autoregressive Integrated Moving Average

<sup>8</sup>Pacelli

<sup>9</sup>Ying Wei & et al.

<sup>10</sup>Esfahanipour & Aghamiri

<sup>11</sup>Chortareas & et al.

<sup>12</sup>Lin & et al.

<sup>13</sup>Anastasakis & Mort

<sup>14</sup>Atsalakis & et al.

<sup>15</sup>Trinkle

آموزش دیدن شبکه‌های عصبی در واقع چیزی جز تنظیم وزن‌های ارتباطی این نرون‌ها به ازای دریافت مثال‌های مختلف نیست، تا خروجی شبکه به سمت خروجی مطلوب همگرا شود.

- 16 Classification
- 17 Function Approximation
- 18 Prediction
- 19 Clustering
- 20 Optimization
- 21 Artificial Neural Network
- 22 Feedback
- 23 Feed forward
- 24 Output layer
- 25 Input layer
- 26 Rumelhart
- 27 Nielson
- 28 Cybenko
- 29 Fanahashi
- 30 Hornik
- 31 White
- 32 Auto Regressive
- 33 Target
- 34 Levenberg-Marquardt
- 35 Biases
- 36 Artificial Neural Network
- 37 Basis Function
- 38 Finite Energy
- 39 Continuous Wavelet Transform
- 40 Discrete Wavelet Transform
- 41 Karim & et al.
- 42 Haar
- 43 Daubechies
- 44 Symmelets
- 45 Coiflets
- 46 Meyer
- 47 Wadi & Ismail
- 48 Brock, Dechert & Scheinkman
- 49 Augment Dickey- Fuller
- 50 Unit Root
- 51 Lo and MacKinlay
- 52 Martingale
- 53 Independent Identically Distributed
- 54 Bley
- 55 Variance Ratio
- 56 Al-Khazali & Pyun & Kim
- 57 Correlation integral
- 58 Briatka
- 59 Olmedo
- 60 Moloney & Raghavendra
- 61 Quasi-Newton
- 62 Conjugate Gradient
- 63 Conjugate Gradient Polak-Ribière
- 64 Dummy Variable
- 65 Root Mean Square Error
- 66 Mean Square Error
- 67 Lineesh & John