

# بهبود مدل‌سازی شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی نرخ ارز، با به‌کارگیری شاخص‌های تلاطم

حسن درگاهی

عضو هیئت علمی دانشکده علوم اقتصادی و سیاسی دانشگاه شهید بهشتی

رضا انصاری

کارشناس ارشد مهندسی سیستم‌های اقتصادی و اجتماعی

تاریخ دریافت: ۱۳۸۶/۷/۱ تاریخ پذیرش: ۱۳۸۷/۱۱/۲۰

## چکیده

این مقاله بر نقش شاخص‌های تلاطم<sup>۱</sup> در بهبود روش شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی روزانه دو نرخ ارز دلار و پوند در برابر یورو در بازار ارز تأکید دارد. بدین منظور دو شاخص واریانس و گارچ را به عنوان شاخص‌های تلاطم نرخ ارز به تفکیک در نظر گرفته و به دو طریق در مدل مورد استفاده قرار می‌دهیم. بار اول وقفه آن را به وقفه‌های نرخ ارز اضافه می‌کنیم و بار دیگر شاخص تلاطم را سطح‌بندی کرده و با دسته‌بندی مشاهدات براساس سطح تلاطم، مدل پیش‌بینی ویژه‌ای را برای هر دسته از مشاهدات می‌سازیم. نتایج نشان می‌دهد که مدل‌های سطوح بالای تلاطم، در مقایسه با مدل مبنا، قدرت پیش‌بینی نرخ ارز آتی را بهبود می‌دهند، اما در پیش‌بینی مدل‌های سطوح میانی و پایین تلاطم، بهبودی مشاهده نمی‌شود. بنابراین می‌توان گفت که در بازار ارز، تلاطم‌های پایین نرخ ارز برای عاملان اقتصادی خبر جدیدی نیست و در شکل دادن انتظارات برای پیش‌بینی نرخ ارز نقشی ندارد، در حالی که سطوح بالاتر تلاطم یک اطلاع جدید است.

طبقه‌بندی JEL: F31, F37, C63

کلید واژه: نرخ ارز، شبکه عصبی، شاخص تلاطم، پیش‌بینی

## ۱- مقدمه

نرخ ارز یک متغیر اقتصادی است که پیش‌بینی آن مورد علاقه بسیاری از فعالان اقتصادی است. این علاقمندان را می‌توان به سه گروه تقسیم کرد. دسته اول

---

1- Volatility.

سیاست‌گذاران اقتصادی و بانک‌های مرکزی هستند. تحت یک نظام ارزی شناور مدیریت شده بانک‌های مرکزی بر اساس مبنای مشخص به منظور هموارسازی تلاطمات بازار، در بازار ارز مداخله می‌کنند. دلایل آن‌ها برای این مداخله می‌تواند شامل بیش از حد معمول بودن تلاطمات و در نتیجه اثر منفی آن بر فعالیت‌های اقتصادی باشد. بنابراین داشتن پیش‌بینی از نرخ ارز لازمهٔ چنین مداخله‌ای است. دستهٔ دوم، بنگاه‌های فعال در تجارت و سرمایه‌گذاری‌های بین‌الملل است. جهانی شدن اقتصاد موجب گسترش بازارها و متنوع‌تر شدن پورتفولیوی سرمایه‌گذاری‌ها شده است. از مهم‌ترین ریسک‌های مرتبط با این فعالیت‌ها، ریسک نرخ ارز است. تغییرات نرخ ارز، درآمد، هزینه و سود بنگاه‌ها را دچار تغییر می‌کند. بنابراین پیش‌بینی نرخ ارز، تصمیم‌گیری بنگاه‌ها را به منظور کسب منفعت بیشتر تحت تأثیر قرار می‌دهد. دستهٔ سوم سفته‌بازان بازار ارز هستند. بازار ارز یک بازار پرتلاطم، پرمعامله و بسیار نقدشونده است. ارزش معاملات در این بازار روزانه بالغ بر یک تریلیون دلار است (موسا، ۲۰۰۰). این بازار ۲۴ ساعت در شبانه‌روز و ۷ روز در هفته فعال است. سفته‌بازان بازار ارز مشتاق‌ترین علاقمندان به پیش‌بینی نرخ ارز هستند.

دو رویکرد نسبت به پیش‌بینی نرخ ارز وجود دارد. اول رویکرد بنیادی است که پیش‌بینی نرخ ارز را بر اساس دیگر متغیرهای اقتصادی انجام می‌دهد و دوم رویکرد تک‌متغیره است که فقط از رفتار گذشته نرخ ارز برای پیش‌بینی روند آتی آن استفاده می‌کند و به دلیل عدم توجه به سایر متغیرهای اقتصادی، به نام رویکرد تکنیکال شهرت یافته است. علت توسعهٔ مدل‌سازی تکنیکال، ناکامی مدل‌های بنیادی در توضیح و پیش‌بینی نرخ ارز در کوتاه‌مدت بوده است. از جملهٔ این روش‌ها روش شبکه‌های عصبی مصنوعی است که در این تحقیق برای پیش‌بینی روزانه دو نرخ ارز دلار و پوند در برابر یورو استفاده می‌شود. به علت تشابه نتایج، تنها نتایج دلار در برابر یورو در این مقاله گزارش شده است.

آنچه تحقیق حاضر را با سایر مطالعات تجربی در استفاده از روش شبکهٔ عصبی برای پیش‌بینی نرخ ارز متمایز می‌کند، این است که در این تحقیق اثر وارد کردن شاخص تلاطم در مدل‌سازی پیش‌بینی نرخ ارز مورد بررسی قرار گرفته است. بدین منظور، شاخص تلاطم به دو طریق مختلف وارد مدل‌سازی می‌شود. یک بار هم‌چون یک متغیر ورودی در کنار سایر وقفه‌های نرخ ارز وارد شبکه می‌شود و بار دیگر داده‌ها بر اساس سطح تلاطم تفکیک می‌شوند و هر مجموعه از داده‌های تفکیک‌شده، برای

آموزش یک شبکه مخصوص آن سطح از تلاطم استفاده می‌شود. در این راستا در بخش اول، مبانی نظری و تجربی مدل‌های بنیادی و نیز مدل‌سازی‌های تکنیکال پیش‌بینی نرخ ارز به طور خلاصه مرور می‌شود. بخش دوم به روش شبکه‌های عصبی و مبانی تجربی به‌کارگیری این روش در پیش‌بینی نرخ ارز می‌پردازد. در بخش سوم مراحل ساخت مدل‌های پیش‌بینی نرخ ارز با توجه به افزودن شاخص تلاطم توضیح داده می‌شود و در بخش چهارم نتایج آن مدل‌ها ارائه و با نتایج مدل مبنا (بدون در نظر گرفتن شاخص تلاطم) مقایسه می‌شود. در بخش پنجم نیز جمع‌بندی نتایج ارائه می‌شود.

## ۲- مروری بر مدل‌های پیش‌بینی نرخ ارز

مدل‌های پیش‌بینی نرخ ارز را می‌توان به دو دسته عمده تقسیم کرد. اول مدل‌های بنیادی که رفتار نرخ ارز را بر اساس سایر متغیرهای کلان اقتصادی بیان می‌کنند و دوم مدل‌هایی که از نظریه اقتصادی منفک بوده و فقط مدل تکنیکال هستند. در مدل‌سازی تکنیکال روش‌های گوناگونی به کار گرفته شده است.

به عنوان اولین مدل بنیادی در تعیین نرخ ارز، می‌توان به مدل برابری قدرت خرید اشاره کرد، که بر اساس آن یک واحد پول در داخل و خارج باید قدرت خرید یکسانی داشته باشد. این روایت مطلق از برابری قدرت خرید است. روایت دیگر از این نظریه، آن است که تغییرات نرخ ارز برابر با اختلاف تورم داخل و خارج است، به طوری که با گذشت زمان قدرت خرید پول دچار تغییر نمی‌شود. مدل بنیادی دیگر برای توضیح تغییرات نرخ ارز، مدل جریان است، که تا مدت زمان زیادی توضیح غالب برای رفتار نرخ ارز بوده است. در این مدل، نرخ ارز بر اساس جریان سرمایه و تجارت چون یک قیمت تعادلی بر اساس تعادل نیروهای عرضه و تقاضا تعیین می‌شود. بر اساس این رویکرد، کسری تراز پرداخت‌ها منعکس‌کننده مازاد تقاضا و مازاد تراز پرداخت‌ها به معنای مازاد عرضه است. بنابراین دلالت‌های این مدل برای پیش‌بینی نرخ ارز به شرح زیرند:

- اگر رشد تولید داخلی سریع‌تر از تولید خارجی باشد، واردات، بیش‌تر از صادرات رشد می‌کند<sup>۱</sup>. در این صورت بدتر شدن وضعیت تراز پرداخت‌ها منجر به کاهش ارزش پول داخلی می‌شود.

---

۱- بر پایه این فرض که تقاضا برای واردات با افزایش درآمد و تولید داخلی افزایش می‌یابد.

- اگر رشد قیمت‌های داخلی بیش‌تر از قیمت‌های خارجی باشد، آنگاه کالاهای داخلی در مقایسه با کالاهای خارجی جذابیت کم‌تری خواهند داشت. در نتیجه صادرات، کاهش و واردات افزایش یافته است، که منجر به افزایش نرخ ارز می‌شود.

- اگر نرخ بهره داخلی از بهره خارجی بیش‌تر شود، دارایی‌های مالی داخلی جذابیت بیش‌تری خواهند داشت. در نتیجه، جریان سرمایه به داخل افزایش یافته، که منجر به افزایش ارزش پول ملی می‌شود.

این رویکرد به علت آن که فقط تعادل جریان را در نظر می‌گیرد، مورد انتقاد قرار گرفت، به طوری که پس از آن مدل‌های انباشت، از جمله مدل‌های پولی ظهور کردند. از آن‌جا که نرخ ارز اسمی، قیمت یک واحد پول خارجی بر حسب پول داخلی است، مدل‌های پولی، نرخ ارز را با عرضه و تقاضای پول داخلی و خارجی مدل‌سازی می‌کنند. این نظریه نیز در دو حالت مدل‌های پولی با قیمت‌های منعطف و یا چسبنده بررسی می‌شود. مدل‌های پولی با فرض قیمت منعطف، برابری قدرت خرید را به طور پیوسته برقرار فرض می‌کنند. در این نظریه همه بازارها در کوتاه‌مدت در تعادل به سر می‌برند. تلاطمات نرخ ارز که گاه با تلاطمات نرخ ارز واقعی همراه است، نوع دیگری از مدل‌های پولی را به وجود آورده است، که در آن قیمت‌ها در کوتاه‌مدت چسبنده هستند. بر اساس این نوع از مدل پولی، نرخ ارز در کوتاه‌مدت می‌تواند بیش‌تر از مقدار بلندمدت خود تلاطم کند (دورنبوش<sup>۱</sup>، ۱۹۷۶). مدل‌های تعادلی نرخ ارز که توسط استاکمن<sup>۲</sup> (۱۹۸۰) و لوکاس<sup>۳</sup> (۱۹۸۲) مطرح شده‌اند، تعادل عمومی یک مدل دو کشوری را برای حداکثر کردن ارزش فعلی مطلوبیت مورد انتظار یک عامل اقتصادی نمونه<sup>۴</sup>، با توجه به محدودیت بودجه و هم‌چنین محدودیت پول پیش<sup>۵</sup> (که براساس آن عاملان اقتصادی نیازمند نگهداری پول در یک دوره جهت خرید کالا در دوره بعد هستند)، تجزیه و تحلیل می‌کند. از یک جنبه می‌توان گفت که مدل‌های تعادلی، مدل‌های تعمیم‌یافته پولی نرخ ارز با قیمت‌های منعطف هستند که در آن‌ها کالاهای تجاری و شوک‌های واقعی بین کشورها جابه‌جا می‌شوند. در این مدل نیز مانند مدل پولی ساده، انبساط

---

1- Dornbusch.

2- Stockman.

3- Lucas.

4- Representative Agent.

5- Cash-in-advance.

پولی منجر به تضعیف پول داخلی می‌شود. ولی برخی از نتایج و دلالت‌های تحلیلی این مدل با مدل پولی تفاوت دارد. در چارچوب مدل‌های تعادل، مدل‌های نقدینگی ارائه شده‌اند. در این مدل‌ها عوامل اقتصادی نه تنها وجه نقد را برای خرید کالا استفاده می‌کنند، بلکه آن را برای تملک دارایی نیز نگهداری می‌کنند. در مدل دو کشوری گریلی و رابینی<sup>۱</sup> (۱۹۹۲)، عرضه پول و انتشار اوراق قرضه هر کشور از طریق قید بودجه دولت، با هم مرتبط‌اند. عوامل اقتصادی تصمیم می‌گیرند که چه مقدار پول داخلی و خارجی برای خرید کالاها و دارایی‌های داخلی و خارجی نگهداری کنند. وقتی چنین تصمیمی گرفته شود، شوک‌های بعدی در اوراق قرضه و عرضه پول، نرخ بهره اسمی را در جهت تسویه بازار اوراق قرضه تحت تأثیر قرار می‌دهد. از آنجایی که نرخ رشد مورد انتظار عرضه پول (برخلاف سطح عرضه پول) و به دنبال آن انتظارات تورمی، بدون تغییر می‌ماند، در نتیجه نرخ بهره حقیقی تغییر می‌کند که در نهایت منجر به تغییر نرخ ارز واقعی و اسمی می‌شود.

از روش‌های بنیادی دیگر در تبیین رفتار نرخ ارز، رویکرد موازنه سبد دارایی است. همانند مدل‌های پولی، در مدل‌های موازنه سبد دارایی نیز، نرخ ارز از طریق عرضه و تقاضای دارایی‌های مالی تعیین می‌شود. نرخ ارز یک متغیر مهم در تعیین حساب جاری و تراز پرداخت‌هاست. بنابراین در این مدل، مازاد (کسری) حساب جاری نشان‌دهنده افزایش (کاهش) خالص دارایی‌های خارجی نگهداری شده در داخل است، که خود بر سطح دارایی کل اثر می‌گذارد. تغییرات در سطح دارایی‌های کل (ثروت)، تقاضا برای دارایی‌های مالی را تغییر می‌دهد و تغییر در تقاضا برای دارایی‌های مالی، نرخ ارز را متأثر می‌کند. بنابراین می‌توان گفت که مدل موازنه سبد دارایی یک مدل پویای تعدیل نرخ ارز است. یکی از ویژگی‌های این مدل، تفاوت قائل شدن بین تعادل کوتاه‌مدت (تساوی عرضه و تقاضا در بازارهای سرمایه) و تعدیل پویا در جهت تعادل بلندمدت است. رویکرد جدیدی که در ده سال اخیر با استفاده از داده‌های معاملات پُرفراوانی بسط یافته است، رویکرد ریزساختار بازار<sup>۲</sup> ارز است. در این رویکرد، چگونگی آشکار شدن اطلاعات در طی فرآیند معاملات مورد بررسی قرار می‌گیرد. اوتز و لیونز (۲۰۰۳)، نشان می‌دهند که با این رویکرد می‌توان بیش از هر روش دیگری، پویایی کوتاه‌مدت نرخ ارز را توضیح داد.

---

1- Grilli & Roubini.

2 - Market Microstructure.

در برابر مدل‌های بنیادی تحلیل نرخ ارز، مدل‌های تکنیکال قرار دارند. این مدل‌ها بر خلاف مدل‌های بنیادی در جهت یافتن روابط علی بین نرخ ارز و سایر متغیرهای کلان تلاشی نمی‌کنند. تحلیل تکنیکال نرخ ارز یا قیمت هر دارایی مالی دیگر بر اساس عرضه و تقاضا است. تحلیل‌گران تکنیکال معمولاً داده‌های تاریخی را در قالب نمودارها ضبط می‌کنند و تلاش می‌کنند که روند احتمالی آتی را از تصویر تاریخی، استنباط کنند. تحلیل تکنیکال به خصوص وقتی تغییرات اساسی در متغیرهای بنیادی وجود ندارد و به طور خاص، برای بازه‌های زمانی کوتاه استفاده می‌شود. اقبال به تحلیل تکنیکال به علت ناتوانی مدل‌های بنیادی در تعیین رفتار نرخ ارز بوده است. رفتار نرخ ارز به خصوص بعد از شناورسازی نظام‌های ارزی در دهه ۱۹۷۰، توسط مدل‌های برابری قدرت خرید و مدل‌های پولی قابل توضیح نبود. تحلیل تکنیکال بر این فرض استوار است که نرخ ارز یک متغیر تصادفی نیست، بلکه از الگوهای تکرارشونده و قابل تشخیص پیروی می‌کند. سری زمانی نرخ ارز نشان‌دهنده همه اطلاعاتی است که بر اساس آنف تصمیمات عرضه و تقاضا گرفته می‌شود. این اطلاعات شامل متغیرهای بنیادی اقتصادی و نیز سایر متغیرهای غیرقابل کمی‌سازی، هم‌چون انتظارات و عوامل روانی است. البته این فرض با چالش‌هایی نیز روبه‌رو است.

تحلیل تکنیکال بر سه اصل استوار است. اولین اصل این است که همه عواملی که بر نرخ ارز اثرگذارند، در رفتار مشاهده‌شده نرخ ارز، که در قالب نمودارها عرضه می‌شوند، منعکس شده‌اند. اصل دوم این است که نرخ ارز بر اساس روندهای تداومی تغییر می‌کند؛ تعادل عرضه و تقاضا یک روند متحرک را به وجود می‌آورد، که تا وقتی که پایان یابد، دست‌نخورده باقی می‌ماند. برای مثال، اگر یک نرخ ارز شروع به افزایش کند، این روند ادامه می‌یابد، تا این‌که یک فرآیند معکوس دیده شود. عکس همین حالت برای وقتی که نرخ ارز کاهش می‌یابد، صادق است. اصل سوم این است که رفتار بازار تکرارشونده است. این اصل بر این فرض استوار است که طبیعت انسان سبب می‌شود که در شرایط مشابه به صورت سازگار پاسخ دهد.

روش‌های شناخته‌شده ARIMA و GARCH و دیگر روش‌های خانواده آن‌ها نیز برای تحلیل سری‌های زمانی مالی از جمله نرخ ارز مورد استفاده‌اند. از روش‌های دیگر روش آشوب<sup>۱</sup> است؛ آشوب یک فرآیند تعیینی<sup>۲</sup> است، که به ظاهر تصادفی می‌نماید.

---

1- Chaos .

2- Deterministic .

کاربرد این رویکرد در پیش‌بینی نرخ ارز بسیار محدود بوده، زیرا رفتار آشوب‌گونه<sup>۱</sup> به ندرت در داده‌های نرخ ارز مشاهده شده است.

از جمله مباحث مربوط به پیش‌بینی نرخ ارز، نقش اطلاعات جدید در بازار ارز است. یکی از نتایج مهم فرضیه انتظارات عقلایی این است که رخدادهای غیرقابل انتظار یا اطلاعات جدید می‌توانند قیمت‌های سرمایه چون نرخ ارز را تحت تأثیر قرار دهند. برای مثال، اگر چه بر اساس فرضیه بازارهای کارا نرخ ارز پیش‌خرید یا سلف (پیش‌بینی نرخ ارز آینده در دوره جاری) باید یک پیش‌بینی‌کننده بدون تورش از نرخ ارز لحظه‌ای دوره بعد باشد، ولی فرضیه مزبور بیان نمی‌کند که این پیش‌بینی (بر اساس اطلاعات موجود) در صورت ایجاد اطلاعات جدید لزوماً بهترین پیش‌بینی می‌تواند باشد. بنابراین خطای پیش‌بینی نرخ ارز دوره  $t+k$  با استفاده از اطلاعات دوره  $t$  ( $\varepsilon_{t+k}$ )، می‌تواند به دلیل اطلاعات جدیدی باشد که از دوره  $t+1$  تا  $t+k$  به وجود آمده است و طبیعی است که این اطلاعات در پیش‌بینی وارد نشده است.<sup>۲</sup>

### ۳- مروری بر کاربرد شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی نرخ ارز

روش شبکه‌های عصبی به واسطه توانایی در شناخت الگوهای رفتاری، توجه بسیاری از محققان را در علوم مختلف به خود جذب کرده است. شبکه عصبی مجموعه‌ای از اتصالات بین نرون‌ها است. ساختار یک شبکه، با پارامترهای تعداد لایه‌ها، تعداد نرون‌ها در هر لایه، تعداد ورودی‌ها و تعداد خروجی‌ها تعیین می‌شود. از جمله کاربردهای این روش، پیش‌بینی متغیرهای مالی و اقتصادی بوده است. چهار خصوصیت روش شبکه‌های عصبی آن را روش مناسبی برای پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی و اقتصادی می‌کند. اول آن که شبکه‌های عصبی خودتطبیق<sup>۳</sup> هستند و حداقل فروض پیش‌بینی درباره مسئله مورد مطالعه را دارند. دوم آن که می‌توانند تعمیم یافته و برای پیش‌بینی برون‌نمونه‌ای عملکرد مناسبی از خود نشان دهند. سوم آن که تخمین‌زننده هر تابعی با هر تقریب دلخواه هستند و چهارم آن که غیرخطی‌اند. طبیعت ناشناخته و غیرخطی حاکم بر رفتار نرخ ارز استفاده از شبکه‌های عصبی را به منظور امر پیش‌بینی برجسته می‌کند.

1- Chaotic.

۲- برای آشنایی بیشتر در مورد نقش اطلاعات جدید در بازار ارز نگاه کنید به: درگاهی (۱۳۷۸).

3- Self-adaptive.

درباره عملکرد شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی نرخ ارز در مقایسه با روش‌های دیگر گزارش‌های متفاوتی ارائه شده است. ویچند و همکاران<sup>۱</sup> (۱۹۹۲)، دریافتند که شبکه عصبی در پیش‌بینی نرخ مبادله دلار آمریکا در مقابل مارک آلمان بهتر از گام تصادفی عمل می‌کند. کوآن و لیو<sup>۲</sup> (۱۹۹۵)، قابلیت پیش‌بینی برون‌نمونه‌ای شبکه‌های عصبی را برای نرخ برابری پنج ارز پوند، دلار کانادا، مارک آلمان، ین ژاپن و فرانک سوییس در مقابل دلار آمریکا بررسی کردند. آن‌ها نشان دادند که برای پوند و ین، شبکه‌های عصبی در مقایسه با روش گام تصادفی دارای RSME کم‌تری برای پیش‌بینی برون‌نمونه‌ای هستند، ولی برای سه ارز دیگر شبکه‌های عصبی عملکرد بهتری برای پیش‌بینی ندارند. هان و استورر<sup>۳</sup> (۱۹۹۶)، مدل‌های شبکه عصبی را با مدل‌های پولی خطی برای پیش‌بینی نرخ مبادله مارک آلمان در مقابل دلار آمریکا مقایسه کردند و نشان دادند که برای داده‌های هفتگی مدل‌های شبکه عصبی بهترند، اما براساس داده‌های ماهانه، شبکه‌های عصبی بهتر از مدل‌های خطی نیستند. لیسو و شیائو<sup>۴</sup> (۱۹۹۹)، شبکه عصبی را با مدل‌های آشوب مقایسه می‌کنند و نتیجه می‌گیرند که مدل‌های شبکه عصبی از نظر معیار NMSE<sup>۵</sup> بهتر از مدل‌های آشوب هستند. هو و تسوکالاس<sup>۶</sup> (۱۹۹۹)، عملکرد شبکه‌های عصبی را با روش‌های دیگر پیش‌بینی مقایسه کرده‌اند. در مطالعه آن‌ها استفاده از روش‌های ارزیابی متفاوت به نتایج متفاوت منجر شده است. جنکی<sup>۷</sup> (۱۹۹۹)، نشان داده است که عملکرد شبکه بهتر از GARCH(1,1) و گام تصادفی است. یائو و تان<sup>۸</sup> (۲۰۰۰)، نشان می‌دهند که صرف نظر از معیارهای ارزیابی (گرادیان<sup>۹</sup> و سودآوری<sup>۱۰</sup>)، مدل‌های شبکه عصبی از مدل‌های سنتی برای پیش‌بینی نرخ‌های ارز دلار استرالیا، فرانک سوییس، مارک آلمان، پوند بریتانیا و ین ژاپن در مقابل دلار آمریکا عملکرد بهتری دارند. مطالعه دیویس<sup>۱۱</sup> و اپیسکوپوس (۲۰۰۱) نشان

---

1- Weigend et al.

2- Kuan & Liu.

3- Hann & Steurer.

4- Lisi & Schiavo.

5- Normalized Mean Squared Error.

6- Hu & Tsoukalas.

7- Gency.

8- Yao & Tan.

۹- Gradient درصد تخمین درست جهت تغییرات نرخ ارز

۱۰- درصد سود حاصل از سفته‌بازی در بازار ارز بر اساس سیگنال‌های گرفته‌شده از شبکه عصبی

11- Davis & Episcopos.



می‌دهند که شبکه‌های عصبی مشابه EGARCH هستند، اما عملکرد آن‌ها از مدل‌های گام تصادفی از نظر پیش‌بینی برون‌نمونه‌ای بهتر است. دنیس و ویلیامز<sup>۱</sup> (۲۰۰۲) و کامرسمان و سارکر<sup>۲</sup> (۲۰۰۳) نیز عملکرد بهتری نسبت به ARMA گزارش کرده‌اند. کی و وو (۲۰۰۳)، گزارش کرده‌اند که شبکه به طور معناداری بهتر از گام تصادفی نیست. مطالعه وی و همکاران<sup>۳</sup> (۲۰۰۴) نشان می‌دهد که عملکرد شبکه‌های عصبی بهتر از الگوهای  $AR(p)$ ،  $ARMA(p,q)$  و  $ARIMA(p,d,q)$  است. در مورد اقتصاد ایران نیز طیبی و همکاران (۱۳۸۷) با بررسی به‌کارگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی و مقایسه آن با روش‌های اقتصادسنجی نشان داده‌اند که شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی روند نرخ ارز، عملکرد بهتری نسبت به ARIMA دارند. به طور کلی نتایج مطالعات نشان می‌دهد که وقتی از نمونه‌های آموزشی بزرگ برای ساخت شبکه‌های عصبی استفاده شود، آن‌ها عملکرد بهتری از مدل گام تصادفی دارند. نمونه‌های آموزش کوچک سبب می‌شوند که شبکه‌های عصبی نتوانند برای پیش‌بینی افق‌های بزرگ‌تر عملکردی بهتر ارائه دهند.

#### ۴- مدل شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی نرخ ارز با به‌کارگیری شاخص‌های تلاطم

در این بخش مراحل انجام تحقیق و نتایج به‌دست‌آمده از ساخت مدل‌های شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی نرخ ارز با به‌کارگیری شاخص‌های تلاطم ارائه می‌شود. آنچه این تحقیق را با سایر کارهای تجربی در این زمینه متفاوت می‌کند، استفاده از شاخص‌های تلاطم برای ارتقای قدرت پیش‌بینی مدل‌های تکنیکال شبکه عصبی است. مجموعه داده‌ای که در ساخت مدل‌ها به کار رفته است، شامل نرخ ارز دلار آمریکا و پوند بریتانیا در مقابل یورو در بازار جهانی ارز بین ماه سوم سال ۲۰۰۱ تا ماه دوم سال ۲۰۰۶ است.<sup>۴</sup> داده‌های مورد استفاده در تحقیق از یکی از کارگزاران معتبر بازار جهانی ارز تهیه شده است. به این ترتیب مجموعه داده‌ها شامل ۱۳۶۳ مشاهده است. در این مجموعه، داده به فاصله هر ۱۵ دقیقه و برای ۲۴ ساعت در روز موجود است. از داده ۱۵ دقیقه‌ای در طول روز برای اندازه‌گیری میزان تلاطم روزانه استفاده شده است. نرخ ارز

---

1- Dunis & Williams.

2- Kamruzzaman & Sarker.

3- Wei et al.

4- <http://ratedata.gaincapital.com>.

ساعت ۲۴ به وقت بین‌المللی به عنوان نماینده نرخ ارز در آن روز در نظر گرفته می‌شود. نرم‌افزار MATLAB نیز برای برنامه‌سازی و نیز ساخت شبکه‌های عصبی مورد استفاده قرار گرفته است.

### ۱-۴- آزمون مانایی

اولین گام برای پیش‌بینی سری زمانی یک متغیر، بررسی مانایی آن است. بر اساس آزمون دیکی- فولر افزوده، سری زمانی روزانه نرخ ارز (EUR/USD) حتی در سطح بحرانی ۱۰ درصد نیز مانا نیست (آماره دیکی فولر افزوده برابر با ۱/۷۲- است، در حالی که مقدار بحرانی در سطح ۱۰ درصد برابر با ۳/۱۲- است). تبدیل سری زمانی نرخ ارز به سری زمانی رشد نسبت به میانگین ۵ روز قبل (متوسط هفته کاری گذشته)، سری زمانی را مانا می‌کند (آماره دیکی فولر افزوده برابر با ۱۹/۵۹- است، در حالی که مقدار بحرانی در سطح یک درصد برابر با ۳/۹- است). گر چه صرف تبدیل سری زمانی روزانه نرخ ارز به سری زمانی نرخ رشد یا همان بازده روزانه نرخ ارز؛ یعنی متغیری که از نظر اقتصادی نیز معنای ملموس و شناخته‌شده‌ای دارد، آن را مانا می‌کند، لیکن مدل‌سازی بر اساس داده نرخ رشد روزانه، که بسیار پرتلاطم است، برآزش‌های قابل‌اعتنایی نتیجه نمی‌دهد. به همین دلیل، در این تحقیق داده‌های رشد نرخ ارز نسبت به متوسط نرخ ارز پنج روز قبل، که دارای تلاطم کم‌تری است، برای مدل‌سازی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. تبدیلات اعمال شده بر روی نرخ ارز روزانه مطابق روابط زیر انجام شده است.

$$MA_i = \frac{1}{5} \sum_{j=1}^5 s_{i-j+1} \quad i = 5, 6, \dots, 1363 \quad s_i: \text{نرخ ارز اسمی روزانه} \quad (1)$$

$$r_{i-4} = \log s_{i+1} - \log MA_i \quad i = 5, 6, \dots, 1363 \quad (2)$$

### ۲-۴- ساخت شاخص تلاطم

آنچه درباره متغیرهایی چون بازده سهام یا ارز مشاهده می‌شود، آن است که در دوره‌هایی تغییرات زیاد و در دوره‌هایی تغییرات کم دارند. به‌علاوه وقتی تغییرات، کم یا زیاد است، این وضعیت برای مدتی ادامه می‌یابد. بنابراین شاخص تلاطم که در این مقاله مورد توجه ما قرار گرفته است، شاخصی است که با زمان تغییر می‌کند و خاصیت خوشه‌ای دارد. به این معنا که تغییرات کم (زیاد) در بازده از هر جهت (مثبت یا منفی) تغییرات کم (زیاد) را برای یک مدت زمان قابل ملاحظه به دنبال می‌آورد. به سخن دیگر، مشاهده تلاطمات بازار حاکی از آن است که تلاطم متغیری خود تخمین‌زن و مانا

است<sup>۱</sup>. در تحقیق حاضر، برای اطمینان یافتن از حساس نبودن نتایج تحقیق به تعریف شاخص تلاطم، این شاخص به دو طریق محاسبه و مورد استفاده قرار می‌گیرد:

### الف - شاخص تلاطم واریانس

با استفاده از داده‌های پُرفراوانی، می‌توان شاخصی از تلاطم به نام شاخص تلاطم تحقق یافته<sup>۲</sup> محاسبه کرد. در هر روز ۹۶ داده نرخ ارز با فاصله ۱۵ دقیقه وجود دارد. با تبدیل این ۹۶ داده به داده رشد ۱۵ دقیقه‌ای و محاسبه میانگین مجذورات آن، تلاطم تحقق یافته محاسبه می‌شود. به این شاخص از این به بعد تلاطم واریانس می‌گوییم.

### ب - شاخص تلاطم گارچ

روش دیگری نیز برای اندازه‌گیری تلاطم متداول است. به این ترتیب که فرایند تولید سری زمانی بازده (رشد نسبت به میانگین ۵ روز قبل) GARCH(1,1) فرض شده و سری زمانی واریانس شرطی جملات پس‌ماند مدل به عنوان تلاطم استخراج می‌شود.

$$\sigma_t^2 = \omega + \beta\sigma_{t-1}^2 + \alpha\eta_t^2 \quad (3)$$

$\eta_t$ : جملات پس‌ماند سری بازده

$\sigma_t^2$ : واریانس شرطی  $\eta_{t+1}$  در زمان  $t$

از آن‌جا که مدلی که به دنبال تخمین آن هستیم، رشد نرخ ارز است، بنابراین شاخص تلاطمی هم که به مدل اضافه می‌شود را به رشد تلاطم تبدیل می‌کنیم. به این ترتیب با روش مشابه، سری زمانی رشد تلاطم نسبت به میانگین ۵ روز قبل ساخته می‌شود.

$$MAV_i = \frac{1}{5} \sum_{j=1}^5 \text{volatility}_{i-j+1} \quad (4)$$

$$v_{i-4} = \log \text{volatility}_{i+1} - \log MAV_i \quad (5)$$

### ۳-۴ - تعیین ساختار وقفه

در این تحقیق برای انتخاب وقفه‌های مدل پیش‌بینی سری زمانی، از معیار ضرایب خودهمبستگی (ACC)<sup>۳</sup> استفاده کرده‌ایم. مزیت این معیار آن است که برخلاف معیارهای آکاییک و بیزین شوارتز، پیش‌فرضی درباره متغیر پیش‌بینی ندارد. گرچه این معیار نسبتاً نوظهور و کاربرد آن کم‌شمار است، ولی مطالعات انجام شده کارایی آن را در

۱- برای ملاحظه دیگر واقعیات مشاهده‌شده در مورد رفتار تلاطمات مالی، به Antell (۲۰۰۴) مراجعه کنید.

2- Realized Volatility.

3- Auto-correlation Coefficient Criterion.

مقایسه با دیگر معیارهای اقتصادسنجی انتخاب وقفه نشان داده است. وانگ و همکاران (۲۰۰۶)، در پیش‌بینی روزانه S&P500 (یکی از شاخص‌های بورس نیویورک) و NIKKEI225 (شاخص بورس توکیو)، ناکاموری و همکاران (۲۰۰۴) در پیش‌بینی روزانه نرخ دلار آمریکا در برابر ین ژاپن و هوآنگ و همکاران (۲۰۰۶) در پیش‌بینی روزانه سه نرخ ارز با استفاده از روش شبکه‌های عصبی گزارش کرده‌اند که مدل‌هایی که ساختار وقفه آن‌ها با معیار ضرایب خودهمبستگی انتخاب می‌شود، در مقایسه با مدل‌هایی که ساختار وقفه آن‌ها بر اساس دو روش دیگر به دست می‌آید، عملکرد بهتری دارند. منطق این روش برای انتخاب وقفه‌ها به شرح زیر است:

- قدرمطلق ضریب همبستگی بین وقفه و امروز تا حد ممکن باید زیاد باشد.
- مجموع قدرمطلق ضریب همبستگی بین وقفه با سایر وقفه‌های انتخاب شده تا حد ممکن باید کوچک باشد.

$$\rho_i = \frac{\text{cov}(r_t, r_{t-i})}{\text{var}(r_t)} \quad (۶)$$

با فرض اثرگذاری وقفه‌ها تا وقفه دهم، ساختار وقفه به صورت  $\{۱, ۵, ۷, ۹\}$  تعیین شد. به این ترتیب که از میان  $|\rho_۱|$  تا  $|\rho_{۱۰}|$ ، بزرگ‌ترین است، بنابراین وقفه یک انتخاب می‌شود. بعد از میان  $\frac{|\rho_۲|}{|\rho_۱|}$  و  $\frac{|\rho_۳|}{|\rho_۲|}$  تا  $\frac{|\rho_{۱۰}|}{|\rho_۹|}$ ، نسبت  $\frac{|\rho_۵|}{|\rho_۴|}$  بزرگ‌ترین است، بنابراین وقفه ۵ انتخاب می‌شود. از میان  $\frac{|\rho_۶|}{|\rho_۵| + |\rho_۱|}$  و  $\frac{|\rho_۷|}{|\rho_۶| + |\rho_۲|}$  تا  $\frac{|\rho_{۱۰}|}{|\rho_۹| + |\rho_۵|}$ ، نسبت  $\frac{|\rho_۷|}{|\rho_۶| + |\rho_۲|}$  بیش‌ترین است، بنابراین وقفه ۷ انتخاب می‌شود و در نهایت از میان  $\frac{|\rho_۸|}{|\rho_۷| + |\rho_۳| + |\rho_۱|}$  و  $\frac{|\rho_۹|}{|\rho_۸| + |\rho_۴| + |\rho_۲|}$  و  $\frac{|\rho_{۱۰}|}{|\rho_۹| + |\rho_۵| + |\rho_۳|}$ ، نسبت  $\frac{|\rho_۹|}{|\rho_۸| + |\rho_۴| + |\rho_۲|}$  بیش‌ترین است، از این رو وقفه ۹ انتخاب می‌شود.

#### ۴-۴- ساختن جفت‌های ورودی/خروجی

با مشخص شدن ساختار وقفه، جفت‌های ورودی/خروجی ساخته می‌شوند. از آن جا که آخرین وقفه از میان چهار وقفه، وقفه ۹ است، بنابراین اولین مقدار هدف  $I_۱$  است و ورودی نظیر آن  $p_۱$  آن‌چنان که در زیر مشخص شده است. اولین عنصر  $p_۱$ ،  $I_۱$  است که وقفه نهم برای  $I_۱$  است.  $I_۳$  وقفه هفتم برای  $I_۱$  است،  $I_۵$  وقفه پنجم برای  $I_۱$

است و  $r_9$  نیز وقفه اول برای  $r_1$  است. بدین ترتیب جفت‌های (ورودی، خروجی) دیگر به طور مشابه ساخته می‌شوند.

$$\begin{aligned}
 \dots p_r &= \begin{bmatrix} r_r \\ r_r \\ r_r \\ r_{10} \end{bmatrix} & p_1 &= \begin{bmatrix} r_1 \\ r_r \\ r_5 \\ r_9 \end{bmatrix} & (7) \\
 t_r &= r_{11} & t_1 &= r_{10}
 \end{aligned}$$

#### ۴-۵- تعریف آستانه‌های تلاطم

ایده اصلی تحقیق، تفکیک داده‌ها بر اساس سطح تلاطم دوره  $t$  (دوره پیش‌بینی  $t+1$  است) و ساختن مدل‌های پیش‌بینی مختلف برای هر سطح تلاطم است. به منظور حذف اثر احتمالی اندازه داده‌های مورد استفاده برای ساخت هر مدل بر عملکرد آن و افزایش مقایسه‌پذیری نتایج آن‌ها، آستانه‌های تلاطم برای تفکیک داده‌ها طوری انتخاب می‌شوند که تعداد مشاهدات هر مدل سطح یکسان باشد. برای مثال در تفکیک داده‌ها به ۳ سطح، آستانه اول، عددی است که یک سوم مشاهدات، تلاطمی کم‌تر از آن دارند و آستانه دوم عددی است که یک سوم مشاهدات تلاطمی بین آستانه اول و دوم داشته باشند.

#### ۴-۶- ساخت مجموعه‌های آموزش، آزمون و آزمایش

۷۰ درصد از جفت‌های ورودی/خروجی هر سطح، برای آموزش، ۲۰ درصد برای آزمون (ارزیابی درون‌نمونه‌ای) و ۱۰ درصد برای آزمایش (ارزیابی برون‌نمونه‌ای) شبکه هر سطح تخصیص می‌یابد. مجموعه آموزش شامل قدیمی‌ترین داده‌ها و مجموعه آزمایش شامل تازه‌ترین داده‌هاست. اجتماع مجموعه‌های آزمایش همه سطوح، مجموعه آموزش مدل مبنا (بدون تلاطم) را می‌سازد. مجموعه‌های آزمون و آزمایش مدل مبنا هم به طریق مشابه ساخته می‌شوند.

#### ۴-۷- نحوه آموزش و انتخاب شبکه‌ها

شبکه مورد استفاده، پرسپترون چندلایه بوده و به عبارت دیگر از نوع پیش‌خور و پس‌انتشار خطا است. شبکه، شامل یک لایه ورودی، دو لایه پنهان و یک لایه خروجی است. شبکه‌ها، بسته به تعداد متغیرهای ورودی ۴ یا ۵ نرون در لایه اول و ۱ نرون در لایه آخر دارند. تعداد نرون‌های ۲ لایه میانی بسته به مسئله متفاوت است. از آن‌جا که خروجی مدل، بازده نرخ ارز و بنابراین مقداری بین ۱- و ۱ دارد، لایه‌های خروجی دارای

تابع فعال ساز تانژانت - سیگموید هایپربولیک هستند. این تابع یک تابع هموار است که خروجی بین ۱- و ۱ تولید می کند. از همین تابع برای نرون های لایه های پنهان نیز استفاده شده است. فرم تابعی تابع مذکور به صورت زیر است:

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-2x)} - 1 \quad (8)$$

پکتین (۱۳۸۳)، استدلال می کند که استفاده از این تابع به عنوان تابع فعال ساز لایه های پنهان، به نسبت تابع سیگموید که خروجی بین صفر تا یک دارد، آموزش را تسریع می کند، زیرا در این حالت تابع مورد استفاده فرد است، یعنی  $f(-x) = -f(x)$  و خروجی های تولید شده دارای میانگین صفر هستند. حال آن که در تابع سیگموید همه خروجی ها مثبت اند. الگوریتمی که برای آموزش شبکه به کار رفته است، الگوریتم لونبرگ - مارکواردت است. این الگوریتم بنا به جعبه ابزار شبکه عصبی نرم افزار MATLAB<sup>۱</sup> برای یک مسئله تخمین تابع با تعداد وزن هایی در حد وزن های مدل های تحقیق حاضر (کمتر از ۱۰۰ وزن)، بیشترین سرعت آموزش را دارد. این الگوریتم با تابع آموزش trainlm، در نرم افزار MATLAB، شناخته می شود. بزرگترین شبکه ای که در مطالعات دیگران برای پیش بینی نرخ ارز استفاده شده است، شبکه ای با ۶ نرون در لایه اول و ۴ نرون در لایه دوم است. بنابراین جستجو برای ساختار بهینه به شبکه هایی با ۱ تا ۶ نرون در لایه اول و ۱ تا ۴ نرون در لایه دوم محدود شد. برای انتخاب هر شبکه هر بار ۲۴ (۶×۴) ساختار مختلف آموزش می بینند و از میان آن ها شبکه ای که کمترین خطای برون نمونه ای را دارد، انتخاب می شود. این کار با مقادیر وزنی و آریب اولیه تصادفی ۱۰ بار تکرار شده و از میان آن ها شبکه ای که بیشترین ضریب تعیین، یعنی کمترین خطای درون نمونه را دارد، انتخاب می شود.

#### ۸-۴ - معرفی آزمون های به کار گرفته شده

در ادامه دو آزمونی که در این تحقیق استفاده شده است، معرفی می شوند. آزمون (الف)، کفایت رابطه غیرخطی مدل را بررسی می کند و آزمون (ب)، برای مقایسه قدرت پیش بینی مدل ها مورد استفاده قرار می گیرد.

1 -Neural Network Toolbox for Use with MATLAB.

۲- نگاه کنید به: (McNelis (2005)

### الف) آزمون لی- وایت-گرنجر برای الگوهای غیرخطی از نظر دورمانده

لی- وایت-گرنجر (۱۹۹۲)، برای آزمون وجود الگوی غیرخطی در جملات خطای یک مدل، استفاده از شبکه‌های عصبی را پیشنهاد می‌کنند. آن‌ها آزمون می‌کنند که آیا جملات خطا را می‌توان با تبدیلات غیرخطی متغیرهای ورودی توضیح داد، یا خیر. اگر بتوان چنین کرد، به این معنا است که یک الگوی خطی از نظر مدل، مغفول مانده است. آزمون به ترتیب زیر انجام می‌شود:

- جملات خطا و متغیرهای ورودی مدل به دست می‌آیند.
- مجموعه‌ای از نرون‌های تخمین‌زن با ورودی متغیرهای ورودی و مقادیر وزنی تصادفی ساخته شده و خروجی نرون‌ها محاسبه می‌شوند.
- جملات خطا بر روی خروجی نرون‌ها رگرسیون می‌شوند (رگرسیون خطی) و ضریب تعیین مدل محاسبه می‌شود.
- مرحله ۲ و ۳ هزار مرتبه تکرار می‌شوند.
- معناداری ضرایب تعیین با آماره F ارزیابی می‌شود.
- اگر بیش از ۵ درصد ضرایب یعنی ۵۰ ضریب، در سطح بحرانی ۱۰ درصد معنی‌دار باشند، الگوی غیرخطی‌ای در جملات خطا وجود دارد که نادیده گرفته شده است.

### ب) آزمون دیبولد-مارینو برای مقایسه خطای پیش‌بینی دو مدل

دیبولد و مارینو (۱۹۹۵)، آزمونی برای مقایسه خطای بُرون‌نمونه‌ای دو مدل رقیب ارائه کرده‌اند. اگر خطای مدل مبنا،  $t\varepsilon$  و خطای مدل رقیب،  $t\eta$  باشد، آماره دیبولد-مارینو به شرح زیر محاسبه می‌شود: ابتدا اختلاف قدرمطلق دو بردار خطا و سپس میانگین آن محاسبه شده و همبسته‌نگار وقفه/ پیشرو آن با طول  $p = T - 1$  که در آن  $T$  طول بردار خطا است، به دست می‌آید.  $DM$  آماره دیبولد-مارینو را نشان می‌دهد. فرض صفر این است که دو مدل رجحانی نسبت به هم ندارند.

$$d_t = |\eta_t| - |\varepsilon_t|$$

$$\bar{d} = \frac{\sum_{t=1}^T d_t}{T}$$

$$CO = [\rho_p, \rho_{p-1}, \dots, \rho_{p-1}, \rho_p]$$

$$p = T - 1$$

$$DM = \frac{\bar{d}}{\sqrt{\sum CO/T}} \sim N(0,1)$$

$$H_0 : E(d_t) = 0$$

## ۵- ارایه نتایج

### ۵-۱- مدل مبنا

اولین شبکه‌ای که آموزش می‌دهیم، شبکه‌ای است که متغیرهای ورودی آن ۴ متغیر وقفه نرخ ارزند و در آن شاخص تلاطم وارد نشده و هم‌چنین داده‌ها براساس سطوح مختلف تلاطم دسته‌بندی نشده‌اند. به عبارت دیگر، شبکه بر اساس داده‌های همه سطوح تلاطم آموزش دیده است. نتایج این مدل که از این پس مدل مبنا می‌نامیم، در جدول (۱) ارائه شده‌اند. شبکه مذکور ۴ نرون در لایه اول و یک نرون در لایه دوم دارد. در این حالت، میانگین مجذورات خطا که با واریانس نرمال شده (NMSE)، برابر با ۰/۵۵ است. این بدان معنی است که ضریب تعیین، ۴۵ درصد است: ستون چهارم جدول آماره دربین-واتسون را نشان می‌دهد و در ستون پنجم نیز آماره لی-وایت-گرنجر گزارش شده است. تعداد نرون‌های تخمین‌زن در آزمون لی-وایت-گرنجر پنج است. ستون‌های ششم و هفتم به ترتیب نشان‌دهنده خطای درون‌نمونه‌ای و برون‌نمونه‌ای هستند. روابط ۹ تا ۱۴ متغیرهای داخل جدول را توضیح می‌دهند.

$$NMSE = \frac{\frac{1}{N} \sum (r_t - \hat{r}_t)^2}{\text{var}(r_t)} \quad (9)$$

$$NMSE = 1 - R^2 \quad (10)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum (r_t - \hat{r}_t)^2} \quad (11)$$



$$MAE = \frac{1}{N} \sum |r_t - \hat{r}_t| \quad (12)$$

$$\sigma_y = \sqrt{\text{var}(r_t)} \quad (13)$$

$$MAY = \frac{1}{N} \sum |r_t| \quad (14)$$

جدول ۱- نتایج مدل مبنا

Model	Structure	NMSE(R <sup>2</sup> )	DW	LWG'	In-sample		Out-of-sample	
					MAE (MAY)	RMSE(σ <sub>y</sub> )	MAE (MAY)	RMSE(σ <sub>y</sub> )
Base	4x1	0.55(0.45)	1.96	0/1000	0.0051 (0.0072)	0.0066 (0.0089)	0.0039 (0.0057)	0.0052 (0.0073)

### ۲-۵- مدل دارای ورودی وقفه اول شاخص تلاطم واریانس

در این مدل وقفه اول تلاطم واریانس را به عنوان یک متغیر ورودی، به ۴ متغیر وقفه نرخ ارز اضافه می‌کنیم. نتایج این مدل در جدول (۲) گزارش شده است. چنان که پیداست، ضریب تعیین، تنها ۲ درصد نسبت به مدل مبنا افزایش یافته است و RMSE برون‌نمونه‌ای نیز تنها از ۰/۰۰۵۲ به ۰/۰۰۵۰ کاهش یافته است.

جدول ۲- نتایج مدل دارای ورودی وقفه اول تلاطم واریانس

Model	Structure	MSE(R <sup>2</sup> )	DW	LWG	In-sample		Out-of-sample	
					MAE (MAY)	RMSE(σ <sub>y</sub> )	MAE (MAY)	MSE(σ <sub>y</sub> )
Variance volatility as input	6x4	0.53(0.47)	1.96	0/1000	0.0050 (0.0072)	0.0066 (0.0089)	0.0038 (0.0057)	0.0050 (0.0073)

۱- آماره لی- وایت-گرنجر ۰/۱۰۰۰ به طور مثال، حاکی از آن است که ضریب تعیین هیچ یک از ۱۰۰۰ نرونی که با خروجی خطای شبکه مورد بررسی آموزش دیده‌اند، در سطح بحرانی ۱۰ درصد معنی‌دار نبوده است و از این رو این شبکه همه روابط غیرخطی بین ورودی و خروجی خود را استخراج کرده است.  
۲- آماره دوربین واتسون.

### ۳-۵- مدل‌های سطوح تلاطم (تفکیک داده‌ها بر اساس سطح تلاطم واریانس)

حال داده‌ها را بر اساس وقفه اول تلاطم واریانس به سه دسته تفکیک کرده و برای هر دسته، مدل جداگانه تخمین می‌زنیم. مدل سطح یک، تلاطم پایین، مدل سطح دو، تلاطم متوسط و مدل سطح سه، تلاطم بالا را نمایندگی می‌کنند. نتایج در جدول (۳) گزارش شده‌اند. چنان‌که پیداست، با افزایش سطح تلاطم، ضریب تعیین از ۲۶ درصد در مدل سطح یک، به ۴۶ درصد مدل سطح دو و ۵۸ درصد مدل سطح سه افزایش یافته است. البته ارقام مذکور برای مقایسه قابل استناد نیستند، چون مدل‌ها با مجموعه داده‌های مختلف ساخته شده‌اند. بررسی RMSE برون‌نمونه‌ای نیز در مقایسه با مدل مبنا نشان می‌دهد که این کمیت برای مدل سطح یک به مقدار ۰/۰۰۵۷ افزایش، ولی برای مدل‌های سطح دوم و سوم به ۰/۰۰۴۳ و ۰/۰۰۴۷ کاهش یافته است. حال برای بررسی اثر افزایش سطوح تلاطم بر عملکرد شبکه‌ها، این بار داده‌ها را به پنج سطح تفکیک می‌کنیم (جدول ۴). در این حالت مشاهده می‌شود که ضریب تعیین از مدل سطح یک تا مدل سطح پنج طی یک روند صعودی از مقدار ۱۱ درصد به ۶۶ درصد افزایش می‌یابد. ضرایب تعیین مدل‌های سطوح چهار و پنج، بیش‌تر از ضریب تعیین مدل مبنا است.

جدول ۳- مدل‌های سطوح تلاطم به تفکیک سه سطح تلاطم واریانس

Model	Structure	NMSE( $R^2$ )	DW	LWG	In-sample		Out-of-sample	
					MAE (MAY)	RMSE( $\sigma_y$ )	MAE (MAY)	RMSE( $\sigma_y$ )
Level One	4x1	0.74(0.26)	2.00	0/1000	0.0055 (0.0066)	0.0070 (0.0081)	0.0044 (0.0052)	0.0057 (0.0066)
Level Two	5x3	0.54(0.46)	1.89	0/1000	0.0051 (0.0071)	0.0065 (0.0089)	0.0031 (0.0047)	0.0043 (0.0060)
Level Three	3x2	0.42(0.58)	2.02	0/1000	0.0049 (0.0081)	0.0064 (0.0198)	0.0036 (0.0065)	0.0047 (0.0081)

جدول ۴- مدل‌های سطوح تلاطم به تفکیک پنج سطح تلاطم واریانس

Model	Structure	NMSE( $R^2$ )	DW	LWG	In-sample		Out-of-sample	
					MAE (MAY)	RMSE( $\sigma_y$ )	MAE (MAY)	RMSE( $\sigma_y$ )
Level One	5x1	0.89(0.11)	2.05	0/1000	0.0058 (0.0066)	0.0075 (0.0080)	0.0046 (0.0051)	0.0058 (0.0067)
Level Two	6x4	0.60(0.40)	2.05	0/1000	0.0051 (0.0069)	0.0066 (0.0085)	0.0041 (0.0054)	0.0052 (0.0067)
Level Three	3x1	0.57(0.43)	1.89	0/1000	0.0054 (0.0070)	0.0068 (0.0089)	0.0035 (0.0048)	0.0046 (0.0063)
Level Four	2x4	0.44(0.55)	1.77	0/1000	0.0047 (0.0074)	0.0060 (0.0090)	0.0035 (0.0050)	0.0041 (0.0061)
Level Five	5x1	0.34(0.66)	1.99	0/1000	0.0046 (0.0085)	0.0060 (0.0103)	0.0042 (0.0083)	0.0052 (0.0100)

#### ۴-۵- مقایسه عملکرد مدل‌های سطوح تلاطم واریانس با مدل مبنا

برای مقایسه عملکرد مدل‌های سطح با مدل مبنا، خطای پیش‌بینی آن‌ها بر روی یک مجموعه داده یکسان مقایسه می‌شود. به این ترتیب که مجموعه آزمایش هر دسته تلاطم را به مدل مبنا می‌دهیم و خطای پیش‌بینی آن را با خطای برون‌نمونه‌ای مدل سطح مقایسه می‌کنیم. نتایج برای سه سطح تلاطم در جدول (۵) گزارش شده است. مقایسه RMSE برون‌نمونه‌ای مدل‌های سطوح تلاطم یک تا سه با مدل مبنا نشان می‌دهد که در همه حالات خطای برون‌نمونه‌ای مدل‌های سطوح تلاطم کاهش یافته است. برای ارزیابی میزان معناداری بهبود پیش‌بینی مدل‌های سطوح تلاطم در مقابل مدل مبنا، از آزمون دیبولد-مارینو استفاده می‌کنیم. نتایج نشان می‌دهد که مدل سطح یک، رجحانی نسبت به مدل مبنا ندارد، اما مدل‌های سطح دو و سه، در سطح ۷۶ و ۷۲ درصد، بهبود معناداری نسبت به مدل مبنا ایجاد کرده‌اند (جدول ۶). RMSE پیش‌بینی مدل‌های سطوح پنج‌گانه تلاطم و مدل مبنا بر روی داده‌های آزمایش سطوح تلاطم در جدول (۷) آمده است. براساس آزمون دیبولد-مارینو، مدل‌های سطوح چهارم و پنجم تلاطم در سطح ۷۸ و ۷۷ درصد، بهبود معناداری نسبت به مدل مبنا نشان می‌دهند (جدول ۸).

جدول ۵- مقایسه خطای مدل‌های سطح تلاطم سه‌گانه واریانس با مدل مینا بر روی مجموعه‌های آزمایش یکسان

Data	Out-of-sample error of the base model		Out-of-sample error of the level model	
	MAE (MAY)	RMSE( $\sigma_y$ )	MAE (MAY)	RMSE( $\sigma_y$ )
Level One	0.0044 (0.0052)	0.0058 (0.0066)	0.0044 (0.0052)	0.0057 (0.0066)
Level Two	0.0033 (0.0047)	0.0045 (0.0060)	0.0031 (0.0047)	0.0043 (0.0060)
Level Three	0.0038 (0.0065)	0.0049 (0.0081)	0.0036 (0.0065)	0.0047 (0.0081)

جدول ۶- آزمون معناداری بهبود عملکرد مدل سطوح سه‌گانه تلاطم واریانس نسبت به مدل مینا

Model	Diebold-Marino	Level of significance (%)
Level One	0	50
Level Two	-0.71	76
Level Three	-0.59	72

جدول ۷- مقایسه خطای مدل‌های سطح تلاطم پنج‌گانه واریانس با مدل مینا بر روی مجموعه‌های آزمایش یکسان

Data	Out-of-sample error of the base model		Out-of-sample error of the level model	
	MAE (MAY)	RMSE( $\sigma_y$ )	MAE (MAY)	RMSE( $\sigma_y$ )
Level One	0.0045 (0.0051)	0.0059 (0.0067)	0.0046 (0.0051)	0.0058 (0.0067)
Level Two	0.0042 (0.0054)	0.0053 (0.0067)	0.0041 (0.0054)	0.0052 (0.0067)
Level Three	0.0034 (0.0048)	0.0049 (0.0063)	0.0035 (0.0048)	0.0046 (0.0063)
Level Four	0.0036 (0.0050)	0.0045 (0.0061)	0.0035 (0.0050)	0.0041 (0.0061)
Level Five	0.0046 (0.0083)	0.0059 (0.0100)	0.0042 (0.0083)	0.0052 (0.0100)

جدول ۸- آزمون معناداری بهبود عملکرد مدل سطوح پنج‌گانه تلاطم واریانس نسبت به مدل مینا

Model	Diebold-Marino	Level of significance (%)
Level One	0	50
Level Two	-0.21	58
Level Three	0	50
Level Four	-0.79	78
Level Five	-0.73	77

### ۵-۵- مدل دارای وقفه اول تلاطم گارچ

حال در ادامه، محاسبات فوق با تعریف دوم شاخص تلاطم، یعنی تلاطم گارچ تکرار می‌شوند تا حساسیت نتایج نسبت به تعریف تلاطم بررسی شود. مدلی که در آن وقفه اول تلاطم گارچ به عنوان متغیر ورودی به ۴ وقفه نرخ ارز اضافه شده است، ضریب تعیینی برابر با ۴۸ درصد دارد، که این بار نیز نسبت به ۴۵ درصد مدل مبنا، افزایش محسوسی ندارد (جدول ۹).

جدول ۹- نتایج مدل دارای ورودی وقفه اول تلاطم گارچ

Model	Structure	NMSE( $R^2$ )	DW	LWG	In-sample		Out-of-sample	
					MAE (MAY)	RMSE( $\sigma_y$ )	MAE (MAY)	RMSE( $\sigma_y$ )
GARCH volatility as input	7x6	0.52(0.48)	1.98	0/1000	0.0050 (0.0072)	0.0065 (0.0089)	0.0039 (0.0057)	0.0052 (0.0073)

( ) ۶

در این حالت نیز ابتدا داده‌ها را بر اساس سطح وقفه اول تلاطم گارچ به سه دسته تلاطم پایین، تلاطم متوسط و تلاطم بالا تفکیک کرده و برای هر دسته مدل جداگانه تخمین می‌زنیم. نتایج نشان می‌دهد (جدول ۱۰) که این بار نیز با افزایش سطح تلاطم ضریب تعیین مدل افزایش می‌یابد، به طوری که ضریب تعیین مدل تلاطم سطح بالا معادل ۵۸ درصد و بیش‌تر از ۴۵ درصد مدل مبنا است. محاسبات بر اساس تفکیک داده‌ها به پنج سطح تلاطم تکرار می‌شوند. نتایج حاکی از آن است که این بار نیز با افزایش سطح تلاطم ضریب تعیین مدل افزایش می‌یابد (جدول ۱۱).

جدول ۱۰- مدل‌های سطوح تلاطم به تفکیک سه سطح تلاطم گارچ

Model	Structure	NMSE( $R^2$ )	DW	LWG	In-sample		Out-of-sample	
					MAE (MAY)	RMSE( $\sigma_y$ )	MAE (MAY)	RMSE( $\sigma_y$ )
Level One	6x4	0.65(0.35)	1.88	0/1000	0.0056 (0.0070)	0.0070 (0.0087)	0.0042 (0.0057)	0.0052 (0.0063)
Level Two	3x3	0.56(0.44)	1.81	0/1000	0.0046 (0.0061)	0.0062 (0.0082)	0.0042 (0.0051)	0.0054 (0.0067)
Level Three	6x4	0.42(0.58)	2.00	0/1000	0.0048 (0.0082)	0.0064 (0.0100)	0.0033 (0.0062)	0.0047 (0.0076)

جدول ۱۱- مدل‌های سطوح تلاطم به تفکیک پنج سطح تلاطم گارچ

Model	Structure	NMSE( $R^2$ )	DW	LWG	In-sample		Out-of-sample	
					MAE (MAY)	RMSE( $\sigma_y$ )	MAE (MAY)	RMSE( $\sigma_y$ )
Level One	6×4	0.69(0.31)	2.04	0/1000	0.0058 (0.0073)	0.0075 (0.0090)	0.0038 (0.0050)	0.0048 (0.0060)
Level Two	1×3	0.65(0.35)	1.83	0/1000	0.0051 (0.0065)	0.0065 (0.0080)	0.0040 (0.0052)	0.0050 (0.0058)
Level Three	3×1	0.56(0.44)	1.93	0/1000	0.0049 (0.0068)	0.0063 (0.0084)	0.0039 (0.0050)	0.0056 (0.0066)
Level Four	8×2	0.57(0.43)	1.85	0/1000	0.0051 (0.0072)	0.0067 (0.0088)	0.0040 (0.0048)	0.0049 (0.0062)
Level Five	7×3	0.42(0.58)	1.98	0/1000	0.0051 (0.0087)	0.0068 (0.0106)	0.0029 (0.0079)	0.0037 (0.0091)

#### ۷-۵- مقایسه عملکرد مدل‌های سطوح تلاطم گارچ با مدل مبنا

این بار نیز برای آن که عملکرد مدل‌های سطح را با مدل مبنا مقایسه کنیم، خطای پیش‌بینی آن‌ها را بر روی یک مجموعه داده یکسان، یعنی مجموعه‌های آزمایش شبکه‌های سطوح تلاطم که برای هر دو مدل سطح و مبنا برون‌نمونه‌ای هستند، مقایسه می‌کنیم. نتایج برای سه سطح تلاطم در جدول (۱۲) آمده است. هم‌چنان که مشاهده می‌شود، مدل‌های سطوح، RMSE کوچک‌تری نسبت به مدل مبنا دارند. براساس آزمون دیبولد-مارینو، مدل سطح تلاطم بالا در سطح معناداری ۸۱ درصد خطای پیش‌بینی برون‌نمونه‌ای کم‌تری نسبت به مدل مبنا دارد (جدول ۱۳). RMSE، پیش‌بینی مدل‌های سطوح پنج‌گانه تلاطم و مدل مبنا بر روی داده‌های آزمایش سطوح تلاطم گارچ در جدول (۱۴) آمده است، که نشان‌دهنده کاهش خطای پیش‌بینی در همه مدل‌هاست. براساس آزمون دیبولد-مارینو، مدل‌های سطوح چهارم و پنجم تلاطم گارچ در سطح ۹۹ و ۸۱ درصد، بهبود معناداری نسبت به مدل مبنا نشان می‌دهند (جدول ۱۵).

جدول ۱۲- مقایسه خطای مدل‌های سطوح تلاطم سه‌گانه گارچ با مدل مینا بر روی مجموعه‌های آزمایش یکسان

Data	Out-of-sample error of the base model		Out-of-sample error of the level model	
	MAE (MAY)	RMSE( $\sigma_y$ )	MAE (MAY)	RMSE( $\sigma_y$ )
Level One	0.0041 (0.0057)	0.0053 (0.0063)	0.0042 (0.0057)	0.0052 (0.0063)
Level Two	0.0042 (0.0051)	0.0055 (0.0067)	0.0042 (0.0051)	0.0054 (0.0067)
Level Three	0.0036 (0.0062)	0.0048 (0.0076)	0.0033 (0.0062)	0.0047 (0.0076)

جدول ۱۳- آزمون معناداری بهبود عملکرد مدل سطوح سه‌گانه تلاطم گارچ نسبت به مدل مینا

Model	Diebold-Marino	Level of significance (%)
Level One	0.15	43
Level Two	-0.33	63
Level Three	-0.91	81

جدول ۱۴- مقایسه خطای مدل‌های سطوح تلاطم پنج‌گانه گارچ با مدل مینا بر روی مجموعه‌های آزمایش یکسان

Data	Out-of-sample error of the base model		Out-of-sample error of the level model	
	MAE (MAY)	RMSE( $\sigma_y$ )	MAE (MAY)	RMSE( $\sigma_y$ )
Level One	0.0038 (0.0050)	0.0049 (0.0060)	0.0038 (0.0050)	0.0048 (0.0060)
Level Two	0.0042 (0.0052)	0.0053 (0.0058)	0.0040 (0.0052)	0.0050 (0.0058)
Level Three	0.0039 (0.0066)	0.0056 (0.0066)	0.0039 (0.0066)	0.0056 (0.0066)
Level Four	0.0043 (0.0048)	0.0054 (0.0062)	0.0040 (0.0048)	0.0049 (0.0062)
Level Five	0.0027 (0.0079)	0.0039 (0.0091)	0.0029 (0.0079)	0.0037 (0.0091)

جدول ۱۵- آزمون معناداری بهبود عملکرد مدل سطوح پنج‌گانه تلاطم گارچ نسبت به مدل مبنا

Model	Diebold-Marino	Level of significance (%)
Level One	0	50
Level Two	0	50
Level Three	-0.32	63
Level Four	-4.6	99
Level Five	-0.89	81

### ۶- جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

در این مقاله از مدل‌سازی شبکه عصبی برای پیش‌بینی تکنیکال و روزانه نرخ ارز دلار در برابر یورو استفاده شده است. آنچه تحقیق حاضر را با سایر مطالعات تجربی در استفاده از روش شبکه عصبی برای پیش‌بینی نرخ ارز متمایز می‌کند، آن است که در این تحقیق اثر وارد کردن شاخص تلاطم در مدل‌سازی پیش‌بینی نرخ ارز مورد بررسی قرار گرفته است. بدین منظور شاخص تلاطم با دو تعریف مختلف (شاخص تلاطم واریانس و شاخص تلاطم گارچ) و به دو طریق وارد مدل‌سازی می‌شود. یک بار چون یک متغیر ورودی در کنار سایر وقفه‌های نرخ ارز وارد شبکه می‌شود و بار دیگر داده‌ها، بر اساس سطح تلاطم تفکیک می‌شوند و هر مجموعه از داده‌های تفکیک‌شده، برای آموزش یک شبکه مخصوص آن سطح از تلاطم استفاده می‌شود. نتایج تحقیق را می‌توان به شرح زیر گزارش کرد:

- اضافه کردن وقفه اول شاخص تلاطم به متغیرهای ورودی مدل، بهبودی در عملکرد مدل نسبت به مدل مبنا (مدل بدون شاخص تلاطم) ایجاد نمی‌کند. این امر نشان می‌دهد که میزان تلاطم نرخ ارز هر روز در شکل‌گیری انتظارات از نرخ ارز فردا اثری ندارد و برای یک تحلیلگر که از داده‌های نرخ ارز امروز و روزهای گذشته برای پیش‌بینی نرخ ارز فردا استفاده می‌کند، میزان تلاطم امروز، اطلاع جدیدی برای بهبود پیش‌بینی او به‌شمار نمی‌آید.
- نتایج مدل‌های پیش‌بینی با توجه به سطح‌بندی شاخص تلاطم نشان می‌دهد که مدل‌های سطوح بالای تلاطم در مقایسه با مدل مبنا دقت پیش‌بینی را بهبود می‌دهند، در حالی که در سطوح میانی و پایین تلاطم بهبودی مشاهده نمی‌شود. تفسیر این نتیجه آن است که در بازار ارز تلاطمات بالاتر به عنوان یک شوک و



اطلاع جدید محسوب می‌شوند، به طوری که این اطلاع جدید در مجموعه اطلاعات بازیگران بازار نبوده است، بنابراین اضافه کردن آن به مدل، پیش‌بینی نرخ ارز را بهبود می‌دهد. در حالی که تلاطم‌های پایین به طور معمول مورد انتظار بازیگران بوده و در مجموعه اطلاعات آن‌ها وجود دارد بنابراین اضافه کردن آن به مدل اطلاعی بیش‌تر از آنچه وقفه‌های نرخ ارز می‌دهند، نداشته و در نتیجه کیفیت پیش‌بینی را بهبود نمی‌دهد.

- هر چه تعداد سطح بندی تلاطم بیش‌تر باشد، مدل‌های پیش‌بینی با سطوح تلاطم بالاتر دارای عملکرد بهتری هستند. نتایج نشان می‌دهد که در مدل‌های ساخته شده بر اساس تلاطم واریانس، عملکرد نسبی مدل با در نظر گرفتن تلاطم سطح پنج (تلاطم بیش‌تر)، بهتر از مدل با تلاطم سطح سه است و هم‌چنین به طور مشابه در مدل‌های ساخته شده بر اساس تلاطم گارچ، عملکرد مدل با تلاطم سطح چهار بهتر از مدل با تلاطم سطح سه است. به عبارت دیگر هرچه تعداد دسته‌بندی داده‌ها بر اساس تلاطم زیاد می‌شود، مجموعه داده‌های هر سطح یکنواخت‌تر و مشابه‌تر شده و مدل با داده یکنواخت‌تری آموزش می‌بیند و بدین ترتیب مدل‌ها عملکرد بهتری از خود نشان می‌دهند.

- نتایج نسبت به تعریف شاخص تلاطم حساس نیست، زیرا با توجه به به کارگیری دو نوع شاخص تلاطم (شاخص تلاطم واریانس و شاخص تلاطم گارچ) نتایج مدل‌ها تا حدود زیادی یکسان است.

- برای بررسی حساسیت نتایج مدل‌ها نسبت به نوع نرخ ارز، تخمین همه مدل‌ها با روش مشابه برای داده نرخ ارز پوند بریتانیا در مقابل یورو تکرار شد. نتایج برآوردها نشان می‌دهد که یافته‌های تحقیق نسبت به ارز مورد مطالعه حساس نیست. به عبارت دیگر، شکل‌گیری انتظارات کوتاه‌مدت بازیگران بازار ارزهای مختلف (دلار/یورو و پوند/یورو) بر اساس اطلاعات مربوط به سطح تلاطم یکسان است.

## فهرست منابع

- ۱- پکتین، فیلیپ، ۱۳۸۳، "شبکه‌های عصبی: اصول و کارکردها"، ترجمه مهدی غضنفری و جمال ارکات، انتشارات دانشگاه علم و صنعت ایران.
  - ۲- درگاهی، حسن، ۱۳۷۸، "پویایی نرخ ارز با تأکید بر نقش انتظارات و اطلاعات جدید"، چاپ دوم، مؤسسه تحقیقات پولی و بانکی.
  - ۳- طیبی، سید کمیل و موحدی‌نیا، ناصر و کاظمینی، معصومه، ۱۳۸۷، "به‌کارگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی و مقایسه آن با روش‌های اقتصادسنجی: پیش‌بینی روند نرخ ارز در ایران"، فصل‌نامه شریف، سال بیست و چهارم، شماره ۴۳، مرداد و شهریور.
1. Antell, Jan (2004), "Essays on the Linkages Between Financial Markets, and Risk Asymmetries", Publications of Swedish School of Economics and Business Administration, Helsingfors.
  - 2- Davis, J. T. *et al* (2001), "Predicting direction shifts on Canadian-US exchange rates with artificial neural networks", *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management* 10, 83-96.
  - 3- Dornbusch, R. (1976), "Expectations and Exchange Rate Dynamics", *Journal of Political Economy*, Dec 84(6), pp. 1161-76.
  - 4- Dunis, C.L. & Williams, M.(2002), "Modeling and Trading EUR/USD Exchange Rate: Do Neural Models Perform Better?", *Trading and Regulation*.
  - 5- Evans, M. & Lyons, R.K. (2003), "Why Order Flow Explains Exchange Rates", *NBER*.
  - 6- Gency, R. (1999), "Linear, Non-linear and essential foreign exchange rate with simple technical trading rules", *Journal of International Economics*.
  - 7- Grilli, V. & Roubini, N. (1992), "Liquidity and Exchange Rates", *Journal of International Economics*, May 32(3/4), pp. 339-52.
  - 8- Hann, T.H. & Steurer, E. (1996), "Much ado about nothing? Exchange rate forecasting: Neural networks versus linear models using monthly and weekly data", *Neurocomputing* 10, 323-339.
  - 9- Hu, M.Y. & Tsoukalas, C. (1999), "Combining conditional volatility forecasts using neural networks: An application to the EMS exchange rates", *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money* 9, 407-422.
  - 10- Huang, W. *et al* (2006), "Selection of the appropriate Lag Structure of Foreign Exchange Rates Forecasting Based on Autocorrelation Coefficient", LNCS 3973, pp. 512 - 517.

- 11- Kamruzzaman, J. & Sarker, R. (2003), "Forecasting of currency Exchange Rates Using ANN: A Case Study", Proc. of IEEE Int. Conf. on Neural Networks & Signal Processing, Vol. 1, pp: 793- 797.
- 12- Kuan, C.M. & Liu, T. (1995), "Forecasting exchange rates using feed forward and recurrent neural networks", *Journal of Applied Econometrics* 10, 347–364.
- 13- Lisi, F. & Schiavo, R.A. (1999), "A comparison between neural networks and chaotic models for exchange rate prediction", *Computational Statistical and Data Analysis* 30, 87–102.
- 14- Lucas, R.E. (1982), "Interest rates and currency prices in a two-country world", *Journal of Monetary Economics*, Vol. 10,335-359.
- 15- McNelis, P.D. (2005), "Neural networks in Finance, gaining predictive edge in the market", Elsevier Academic Press, 2005.
- 16- Moosa, I.A. (2000), "Exchange Rate Forecasting, Techniques and Applications", Macmillan Business, London,
- 17- Nakamori, Y. & Huang W. & Wang, S. (2004), "A general approach based on autocorrelation to determine input variables of Neural Networks for time series forecasting", *Journal of Systems Science and Complexity*, Vol. 17 No. 3.
- 18- Qi, Min & Wu, Yangru (2003), "Nonlinear Prediction of Exchange Rates with Monetary fundamentals," *Journal of Empirical Finance*, 10(5), 623-640.
- 19- Steurer, E. (1999), "Nonlinear modelling of the DEM/USD exchange rate, in *Neural Networks in the Capital Markets*", ed. A. Refenes (Wiley, New York), pp. 199–211.
- 20- Stockman, Allan C. (1987), "The Equilibrium Approach to Exchange Rates", *Fed. Res. Bank Richmond Econ. Rev.*, Mar./Apr. 73(2), pp. 12-30.
- 21- Wang, S. *et al* (2006), "A New Computational Method of Input Selection for Stock Market Forecasting with Neural Networks", ICCS 2006, Part IV, LNCS 3994, pp. 308 – 315.
- 22- Weigend, A.S. *et al* (1992), "Predicting sunspots and exchange rates with connectionist networks, in *Nonlinear Modeling and Forecasting*", eds. M. Casdagli and S. Eubank (Addison-Wesley, Redwood City, CA, pp. 395–432.
- 23- Wei Huang, K. *et al* (2004), "Forecasting Foreign Exchange Rates Using Neural Networks: A Review", *International Journal of Information Technology and decision Making*, vol. 3, No. 1, 45-165.
- 24- Yao, J.T. & Tan, C.L. (2000), "A case study on using neural networks to perform technical forecasting of forex", *Neurocomputing* 34, 79–98.