

## یک مقایسه بین مدل‌های اقتصادسنجی ساختاری، سری زمانی و شبکه عصبی برای پیش‌بینی نرخ ارز

دکتر حسین مرزبان\*

دکتر رضا اکبریان\*\*

بهنام جواهری\*\*\*

تاریخ دریافت ۸۳/۶/۲۲ تاریخ پذیرش ۸۳/۸/۲۳

### چکیده

در این مقاله استفاده از مدل‌های شبکه‌عصبی مصنوعی (ANN) و برخی الگوهای متداول در زمینه پیش‌بینی نرخ ارز، مورد آزمون و تحلیل قرار گرفته بدین صورت که، عملکرد پنج الگوی رگرسیون خطی در مقایسه با شبکه‌های عصبی مصنوعی، برای پیش‌بینی نرخ ارز اسمی (ریال ایران به دلار ایالات متحده آمریکا) مورد بررسی قرار می‌گیرد. الگوهای رگرسیون خطی عبارتند از روش باکس-جنکینز (الگوی میانگین متحرک انباشته خود همبسته)، فرایند گام تصادفی و سه تصریح مختلف بر اساس نظریه برابری قدرت خرید (PPP). هدف اصلی این مقاله، آزمون این فرضیه است که آیا شبکه‌های عصبی مصنوعی با توان برآورد روابط غیرخطی، دارای نتایج بهتر و قابل مقایسه در پیش‌بینی نرخ ارز نسبت به الگوهای سنتی، به‌خصوص الگوی گام تصادفی‌اند یا خیر؟ مقایسه مذکور برای مشاهدات داخل نمونه، برآورد الگوها و خارج از نمونه برای افق‌های پیش‌بینی رو به جلوی یک، شش و دوازده ماهه انجام می‌پذیرد. در حالت کلی، نتایج به‌دست آمده حاکی از دشوار بودن پیش‌بینی نرخ ارز، توسط الگوهای ساختاری اقتصادی است، این نتایج هماهنگ با مطالعات قبلی در این زمینه است. بدین صورت که الگوی (فرایند) گام تصادفی نسبت به الگوهای ساختاری پولی در پیش‌بینی نرخ ارز از عملکرد بهتری برخوردار است. ۱. در مقایسه مستقیم عملکرد مدل‌های (خطی) اقتصادسنجی ساختاری و سری زمانی با شبکه‌های عصبی (غیرخطی) و با داده‌های ماهانه، مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی به وضوح از قدرت بیشتری در زمینه پیش‌بینی نرخ ارز برخوردارند.

طبقه‌بندی JEL: C19, C22, B23

کلید واژه: پیش‌بینی نرخ ارز، برابری قدرت خرید (PPP)، الگوهای ساختاری اقتصادی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، مدل‌های خطی و غیرخطی.

\* عضو هیأت علمی دانشگاه شیراز.

\*\* عضو هیأت علمی دانشگاه شیراز.

\*\*\* دانشجوی کارشناسی ارشد دانشگاه شیراز.

1- Meese and Rogoff (1983), Meese and Rose (1991), Baro and Cavalli (1996), Qi and Wu (2003).

## ۱- مقدمه

پیش‌بینی به دو صورت کیفی و کمی انجام می‌پذیرد. پیش‌بینی کیفی به تجربه و توانایی‌های افراد و پیش‌بینی کمی به تابع توزیع احتمال هر پدیده بستگی دارد. گجراتی<sup>۱</sup> (۱۹۹۵) پیش‌بینی را بخش مهمی از تحلیل‌های اقتصادسنجی می‌داند، و برای برخی از محققان مهمترین قسمت از علم اقتصادسنجی، پیش‌بینی است. فریدمن<sup>۲</sup> (۱۹۵۳) معتقد است: "تنها آزمون مناسب برای اعتبار یک مدل، مقایسه پیش‌بینی آن با تجارب است"<sup>۳</sup>، همچنین بنا بر گفته رابرت پیندایک و دانیل روبین‌فلد<sup>۴</sup> (۱۹۹۱): "هدف اصلی از ساختن الگوهای رگرسیون، پیش‌بینی است."

پیش‌بینی، برآورد کمی احتمال وقوع وقایع در آینده است که بر اساس اطلاعات حال و گذشته انجام می‌شود. در پیش‌بینی، اطلاعات حال و گذشته در قالب الگوی تک یا چند معادله‌ای و یا الگوی سری‌های زمانی تک و چند متغیره<sup>۵</sup> بیان می‌شوند. اطلاعات به دست آمده از پیش‌بینی را می‌توان به طرق مختلف مورد استفاده قرار داد. یک کاربرد پیش‌بینی تعیین خط مشی‌های دولت و بخش خصوصی است. فرضاً پیش‌بینی نرخ تورم بالا، بر اساس وجود کسر بودجه بالا، ممکن است مسؤولان را متوجه این مسأله کند که بودجه را تغییر داده و به این ترتیب از تورم اضافی در آینده بکاهند. یا یک پیش‌بینی افزایش تقاضای جهانی برای نفت خام، ممکن است کشتی‌سازان را تشویق کند که در ساخت تانکرهای نفتی بزرگ سرمایه‌گذاری کنند. استفاده دوم از پیش‌بینی تنظیم و تصحیح الگوهای برنامه‌ریزی است. به این ترتیب، هرگاه دریافتیم که پیش‌بینی‌ها از رویدادهای واقعی فاصله گرفته‌اند، در الگو تجدیدنظر می‌کنیم، تا به حداقل خطا در پیش‌بینی برسیم.

1- Gujarati, p.941.

2- Friedman, p.14.

3- Ibid, p.7.

4- Robert, S. Pindyck And Daniel. Rubinfeld, p.17.

۵- لازم به ذکر است، مدل‌های سری زمانی چند متغیره شامل مدل‌های چند معادله‌ای به مانند الگوهای VAR نیز می‌شوند.

## ۲- مبانی نظری تحقیق

### نظریه برابری قدرت خرید

فرضیه برابری قدرت خرید، ابتدا در یک کتاب و یک مقاله از گوستاو کاسل<sup>۱</sup> اقتصاددان سوئدی در سال‌های ۱۹۱۹ و ۱۹۲۲ مطرح شد. وی تأکید کرد که نرخ ارز متناسب با افزایش سطح عمومی قیمت‌ها نزول می‌کند. بدین ترتیب اگر قیمت‌ها در کشوری (یک اقتصاد دو کشوری) دو برابر شود و قیمت‌ها در خارج تغییر نکند، ارزش پول کشور نسبت به پول خارج نصف خواهد شد.<sup>۲</sup>

نظریه برابری قدرت خرید کوششی برای توضیح نرخ تعادل ارز و نوسانات آن، از طریق سطح عمومی قیمت و نوسان آن در کشورهای مختلف است. این نظریه بر این انگاره ساده پایه گرفته است که مقدار معینی پول برای خرید مقدار معینی کالا در کشورهای مختلف مورد نیاز است. به عبارت دیگر مقدار معینی پول باید قدرت خرید مشابهی در کشورهای مختلف داشته باشد، یا این که باید قدرت خرید مقدار معینی پول، در کشورهای مختلف برابر باشد.

### دو شکل از نظریه برابری قدرت خرید

دو شکل از این نظریه غالباً در ادبیات اقتصادی مورد استفاده قرار می‌گیرد:

#### (۱) شکل مطلق:

$$\text{LnS}_t = \text{LnP}_t - \text{LnP}_t^* + u_t \quad (1)$$

$\text{LnS}_t$ : لگاریتم بهای نرخ ارز

$\text{LnP}_t$ : لگاریتم شاخص قیمت کالای مصرفی در ایران

$\text{LnP}_t^*$ : لگاریتم شاخص قیمت کالای مصرفی در آمریکا

$u_t$ : انحراف از ppp در دوره t است، یا همان جمله خطا

#### (۲) شکل نسبی:

$$\Delta \text{LnS}_t = \Delta \text{LnP}_t - \Delta \text{LnP}_t^* + u_t \quad (2)$$

1- Cassel. G.

2- Baillie. R and Mc Mahon. P.

در اینجا  $\Delta$  نشانگر تفاضل مرتبه اول از لگاریتم سری‌های نرخ ارز و سطح شاخص قیمت‌ها است. شکل مطلق نظریه در هر زمان، نرخ ارز بین دو کشور را نسبت به سطح عمومی قیمت‌ها در این دو کشور تعیین می‌کند. شکل نسبی نظریه با اثرات تورم بر نرخ ارز تعادلی سر و کار دارد. هنگامی که پول دو کشوری که تورم در آنها وجود دارد را در نظر بگیریم نرخ ارز طبیعی این دو برابر با نرخ ارز قبلی ضربدر نسبت میزان تورم در دو کشور خواهد بود<sup>۱</sup>.

فرض می‌شود این فرضیه نقش اصلی در نظریه‌های تعیین نرخ ارز دارد. نظریه برابری قدرت خرید (PPP) با تعداد زیادی از مطالعات تجربی که در آنها آزمون‌های مربوطه با داده‌ها سازگار است، متمرکز شده است. نتایج در این زمینه صریح و روشن نیست و بستگی به روش مورد استفاده و دوره و فراوانی مشاهدات دارد. در حالت کلی چندین مطالعه تجربی تأییدکننده این موضوعند که به احتمال قوی این نظریه در برگیرنده هم‌انباشتگی بین نرخ ارز اسمی و نسبت قیمت‌ها در بلندمدت است.

### ۳- متغیرها و توصیف آمارها

در این مطالعه از سه سری داده ماهانه به شرح زیر استفاده شده است: نرخ ارز اسمی بازار موازی: داده‌های نرخ ارز اسمی (ریال ایران بر دلار ایالات متحده آمریکا) در بازار موازی یا بازار سیاه برای دوره مهر ۱۳۵۹ تا دی ۱۳۸۱ می‌باشد. داده‌ها این متغیر از بانک مرکزی اخذ شده است و معمولاً نرخ ارز اسمی بازار موازی به صورت رسمی اعلام نمی‌شود.

شاخص قیمت مصرف‌کننده: داده‌های شاخص قیمت مصرف‌کننده برای ایران به صورت ماهانه و برای دوره زمانی مهر ۱۳۵۹ تا دی ۱۳۸۱ است. برای جمع‌آوری داده‌های این متغیر از شاخص کل بهای کالا و خدمات مصرفی در مناطق شهری ایران که توسط بانک مرکزی محاسبه و منتشر می‌شود استفاده شده است. سال پایه این داده‌ها ۱۳۷۶ است.

1- Chacholiades M, International Monetary Theory and policy, ch 8.

داده‌های مربوط به شاخص قیمت مصرف‌کننده برای ایالات متحده آمریکا برای همین دوره و از آمارنامه مالی بین‌المللی (IFS) استخراج شده است. داده‌های این متغیر برحسب سال‌های پایه متفاوتند، که در نهایت برحسب سال پایه ۱۹۹۶ مرتب شده‌اند. در الگوهای ما تمامی متغیرهای بالا به صورت لگاریتمی در نظر گرفته شده‌اند. متغیرهای توضیحی که در مدل‌های خطی استفاده می‌شوند (اقتصادسنجی و سری زمانی) در شبکه‌های عصبی نیز به عنوان داده‌های شبکه به کار رفته است.

#### ۴- نتایج آزمون‌های ریشه واحد

غیرساکن بودن متغیرها بسیاری از نتایج استاندارد مدل‌های اقتصادسنجی را بی‌اعتبار می‌کند، و برای جلوگیری از دچار شدن به مشکل رگرسیون کاذب<sup>۱</sup>، باید درجه انباشتگی سری زمانی متغیرها آزمون شود. برای محاسبه رابطه هم‌انباشتگی فرضیه برابری قدرت خرید، هر سری ابتدا از لحاظ داشتن ریشه واحد آزمون می‌شوند. در این مطالعه از آزمون دیککی فولر افزوده<sup>۲</sup> (پیشرفته) و آزمون فیلیپس و پرون<sup>۳</sup> برای ارزیابی ایستایی سطوح و تفاضل مرتبه اول متغیرها استفاده می‌شود. که نتیجه نهایی آن در جدول شماره (۱) آورده شده است.<sup>۴</sup>

جدول ۱- درجه انباشتگی متغیرها

Variable	Deterministic Component <sup>5</sup>	Order of Integration
Ls	C+T	I(1)
LpI	C+T	I(1)
LpU	C+T	I(1)
Lpr	C+T	I(1)

مأخذ: نتایج کامپیوتری آزمون متغیرها

1- Spurious Regression

2- Augmented Dickey- Fuller (ADF)

3- Phillips and Perron (PP)

۴- برای حفظ اختصار جداول و ارقام مربوط به آزمون ایستایی متغیرها در اینجا آورده نشده‌اند.

۵- اجزای قطعی (عرض از مبدأ و روند).

LS: لگاریتم نرخ ارز اسمی بازار موازی.

LPI: لگاریتم شاخص قیمت مصرف کننده در ایران.

LPU: لگاریتم شاخص قیمت مصرف کننده برای ایالات متحده آمریکا.

LPR: لگاریتم قیمت نسبی.

## ۵- هم‌انباشتگی

مفهوم اقتصادی هم‌انباشتگی این است که وقتی دو یا چند سری زمانی بر اساس مبانی نظری با یکدیگر ارتباط داده می‌شوند تا یک رابطه تعادلی بلندمدت را شکل دهند، هر چند ممکن است خود این سری‌های زمانی دارای روند تصادفی باشند، یکدیگر را در طول زمان به خوبی دنبال کنند (هم‌فرکانس)، به گونه‌ای که تفاضل بین آنها ایستا است.

نتایج حاصل از جداول شماره (۱) سازگار با نتایج تجربی در مورد انباشتگی شاخص قیمت و متغیر نرخ ارز اسمی است که توسط تحقیقات قبلی (تایلر و مک‌مان<sup>۱</sup> ۱۹۸۸ و گلاننا و کاوالی<sup>۲</sup> ۱۹۹۶) تأیید شده است. خاصیت ایستایی سری‌ها معلوم می‌کند که داده‌ها باید با چه شکلی (در سطح یا تفاضل‌های آن) وارد مدل شوند.

قدم بعدی برآورد الگوها و بعد از آن آزمون هم‌انباشتگی است. تحلیل هم‌انباشتگی به ما اجازه می‌دهد که پی ببریم آیا رابطه بلندمدت بین متغیرهای انباشته از درجه یک وجود دارد یا خیر؟ شرایط لازم برای ایجاد یک تعادل بلندمدت برای PPP، اینست که نرخ اسمی ارز دارای درجه انباشتگی از درجه قیمت نسبی (نرخ اسمی ارز و قیمت نسبی هم‌انباشته) باشد. برای تحلیل هم‌انباشتگی توسط روش انگل و گرنجر دو مرحله‌ای و در مورد الگوی تصحیح خطا از روش جوهانسن و جوسیلیوس نیز بهره گرفته‌ایم.

1- Taylor and McMahon.

2- Glanna and Cavalli.

## ۶- الگوهای تجربی

در بخش مربوط به مبانی نظری، دو شکل از رابطه برابری قدرت خرید (PPP) را بیان کردیم: برابری قدرت خرید به صورت مطلق و نسبی، در قسمت الگوهای تعیین و تصریح می‌شوند که شامل دو شکل ارائه فرضیه PPP، یک الگوی تصحیح‌خطا بر مبنای فرضیه برابری قدرت خرید، یک الگو به روش باکس-جنکینز و دو شکل از فرایند گام تصادفی (با عبارت و بدون عبارت رانش<sup>۱</sup>) هستند. فرایند گام تصادفی معمولاً حتی از مدل‌های پیچیده‌تر رگرسیونی نتایج بهتری ارائه می‌کند. اغلب فرایند گام تصادفی به عنوان معیار و پایه سنجش و عملکرد قدرت پیش‌بینی الگوها مورد استفاده قرار می‌گیرد.

عملکرد این شش الگو با شبکه‌های عصبی مورد مقایسه قرار می‌گیرد. متغیرهای توضیحی که در تصریح الگوهای خطی استفاده شده‌اند به عنوان داده‌های ورودی (شاخص قیمت نسبی) و هدف (نرخ اسمی ارز) شبکه‌های عصبی مورد استفاده قرار می‌گیرند. سه مدل شبکه عصبی پیشرونده<sup>۲</sup> با الگوریتم یادگیری پس‌انتشار خطا<sup>۳</sup> برآزش خواهند شد، شبکه‌های عصبی بر مبنای فرضیه مطلق (PPP)، فرایند گام تصادفی و یک سیستم شبیه‌سازی شده بر اساس سری زمانی نرخ ارز. قبل از بررسی الگوهای اقتصادسنجی ساختاری (PPP) و سری زمانی بهتر است در مورد تفاوت این دو روش نکاتی را ذکر کنیم.

در این مطالعه به دلیل انتخاب الگوهای تک متغیره سری زمانی<sup>۴</sup>، می‌توان تفاوت‌هایی را بین این دو روش قایل شد:

در این طبقه از الگوها (سری زمانی تک متغیره) فرض بر این است که هیچ گونه اطلاعاتی درباره روابط علی دنیای واقعی که متغیر مورد بررسی را تحت تأثیر قرار می‌دهد، نداریم. در حالی که، در الگوهای اقتصادسنجی (و مدل‌های سری زمانی چند متغیره) متغیر مورد بررسی به صورت یک تابع از یک و یا چند متغیر

1- Drift Term.

2- Feed Forward.

3- Back-Propagation Error.

4- Univariate Time Series Analysis.

توضیحی بیان می‌شود.

هدف اصلی در تحلیل سری زمانی پیش‌بینی و در مرحله بعد کنترل است. که از این روش برای تحلیل در قلمرو زمان و نیز تحلیل در قلمرو فرکانس استفاده می‌شود. در حالی که ناگفته معلوم است مهمترین وظیفه اقتصادسنجی آزمون تجربی نظریه‌های اقتصادی در جهان خارج و آزمون محدودیت‌های اعمال شده و مورد نظر است. مثل آزمون محدودیت ضریب برابر یک در تابع مصرف کینزی. در حالی که آماردانان به این محدودیت‌ها اهمیت نمی‌دهند (مدل از لحاظ آزمون‌های آماری باید صحیح باشد، از قبیل آماره‌های  $t, F$  و سری‌های زمانی تک متغیره، دارای مشکلاتی از قبیل همخطی و ناهمسانی واریانس ... نیستند).

بنابراین پیش‌بینی، فقط یکی از کاربردهای الگوهای اقتصادسنجی است. بیشتر از این الگوها در تبیین و تحلیل، سیاستگذاری و آموزش استفاده می‌شود.

الگوهای اقتصادسنجی در پیش‌بینی دارای انحراف‌های (خطای) زیادی نسبت به الگوهای سری‌زمانی تک متغیره هستند. زیرا در این الگوها از متغیرهای توضیحی استفاده می‌شود و برای پیش‌بینی متغیر وابسته، ابتدا مقادیر متغیرهای توضیحی باید پیش‌بینی شوند که این امر ممکن است از پیش‌بینی متغیر وابسته سخت‌تر باشد. پیش‌بینی هر کدام از متغیرهای توضیحی دارای یک انحراف (خطا) خاص خود بوده و در نهایت باعث انحراف زیادی در پیش‌بینی متغیر وابسته خواهد شد.

دیگر اختلاف این دو روش را می‌توان در افق پیش‌بینی این دو روش دانست، زیرا الگوهای اقتصادسنجی روابط بلندمدت (و استاتیک) را برآورد می‌کنند و از این جهت برای پیش‌بینی‌های بلندمدت مناسب‌ترند در صورتی که روش سری زمانی بیشتر برای پیش‌بینی‌های کوتاه مدت (دینامیک داده‌ها) به نتایج مناسبتری دست می‌یابند. در ضمن تحلیل سری زمانی فقط مربوط به اقتصاد، علوم اجتماعی و علوم پایه نبوده و در طیف گسترده‌ای از علوم، به خصوص الکترونیک و مخابرات استفاده می‌شوند.

از سال ۱۹۷۰ آماردانان (در تحلیل‌های اقتصادی) از نظریات متخصصان



اقتصادسنجی استفاده کردند و بالعکس، در نتیجه با گذشت زمان این دو روش به هم نزدیک شده‌اند.

در نتیجه اختلاف اصلی تحلیل سری زمانی و اقتصادسنجی در پدیدارشناسی<sup>۱</sup> می‌توان جستجو کرد. یکی مدل خود را بر اساس فرضیه‌ای از رفتار متغیرها بنا و دیگری ادعا می‌کند که هیچ‌گاه درک کاملاً صحیحی از چگونگی عملکرد دنیای واقعی نداریم.

## ۷- الگوهای اقتصادسنجی ساختاری و سری زمانی

در این قسمت به بررسی شکل تبعی الگوهای رگرسیون خطی می‌پردازیم. اولین و دومین مدل ارائه شده در جدول شماره (۲) فرضیه‌های مطلق و نسبی PPP را در شکل ساده آن به نمایش می‌گذارند، که به وسیله آن نرخ ارز (یا نوسانات نرخ ارز) به قیمت‌های نسبی (یا نرخ تورم نسبی) بین دو کشور بستگی پیدا می‌کند. مدل اول یک رابطه بلندمدت و ایستا و مدل دوم تعدیل و تطبیق کوتاه‌مدت را بیان می‌کند.

مدل سوم یک مدل تصحیح خطا<sup>۲</sup> (ECM) است که تعادل بلندمدت و دینامیک کوتاه‌مدت را با هم ترکیب می‌کند. مدل چهارم اشاره به یک مدل فرایند گام تصادفی دارد که یک متغیر را به ارزش یک دوره قبل از خودش به علاوه یک شوک مربوط می‌کند. در عین سادگی، این مدل معمولاً در بازار سهام و برای پیش‌بینی قیمت‌ها بسیار مورد استفاده قرار می‌گیرد و در برخی موارد بهتر از مدل‌های پیچیده عمل می‌کند، و آخرین مدل در جدول شماره (۲)، یک مدل ARIMA است که یک مدل متداول و کارا در پیش‌بینی متغیرها است. به طور کلی مدل‌های سری زمانی در پیش‌بینی‌های کوتاه‌مدت نسبت به مدل‌های اقتصادسنجی نتایج بهتری ارائه کرده‌اند.

قابل ذکر است که فرایند گام تصادفی، الگوسازی برای یک سری زمانی

1- phenomenology.

2- Error Correction Model.

غیرایستا و ARIMA مدل سازی برای یک سری زمانی ایستا است، و الگوی  $ARIMA(1, 0, 0)$  همان فرایند گام تصادفی است، به عبارت دیگر الگوی گام تصادفی یک حالت خاص از روش باکس-جنکینز است. بنابراین آن را تحت الگوی ARIMA نیز می‌شود تحلیل کرد. همچنین در تعیین و تصریح تمام مدل‌های فوق باید مطابق تحلیل هم‌انباشتگی توضیح داده شوند، یعنی باقیمانده OLS با توجه به آماره‌های دیکی-فولر تعمیم یافته و آزمون دوربین-واتسن رگرسیون هم‌مجمعی، در مورد وجود هم‌انباشتگی (به عبارتی دیگر ساکن بودن جمله باقیمانده مدل) بررسی شود.

نکته قابل توجه این‌که تمامی آزمون‌های فوق دارای دو آماره F و LM (ضریب لاگرانژ) هستند که در اینجا فقط از آماره F استفاده شده است.

#### جدول ۲- مدل‌های اقتصادسنجی و سری زمانی

$\text{Ln}S_t = \alpha_0 + \beta_0 \text{Ln} \left( \frac{P_t}{P_t^*} \right) + u_t$	۱- الگوی خطی لگاریتمی-در سطح
$\Delta \text{Ln}S_t = \alpha_1 + \beta_1 \Delta \text{Ln} \left( \frac{P_t}{P_t^*} \right) + u_t$	۲- الگوی خطی لگاریتمی-تفاضلی
$\Delta \text{Ln}S_t = \alpha_2 + a(L)\Delta \text{Ln}S_{t-1} + b(L)\Delta \left( \text{Ln}pr_t / \text{Ln}pr_t^* \right) - \beta_2 u_{t-1} + u_t$	۳- الگوی تصحیح خطا
$\text{Ln}S_t = \alpha_3 + \beta_3 \text{Ln}S_{t-1} + u_t$	۴- الگوی گام تصادفی
$A(L)^m D^k (\text{Ln}S_t) = B(L)^n u_t$	۵- روش باکس-جنکینز

$A(L)^m$ : یک چند جمله‌ای بر حسب  $m$  تاخیر متغیر وابسته

$B(L)^n$ : یک چند جمله‌ای بر حسب  $n$  تاخیر جمله خطا

$u_t$ : جمله خطا

$D^k$ : نشانگر تعداد تفاضل‌گیری از متغیر وابسته در سطح (تفاضل مرتبه  $k$  ام)

$a(L)$  و  $b(L)$  چند جمله‌ای با درجات یکسان بر حسب  $L$  می‌باشند و  $L$  عملگر وقفه است.

$u_t$ : اختلال مستقل و همچنین خطای تصادفی نیز گفته می‌شود.  
 $\Delta$ : تفاضل مرتبه اول

جدول شماره ۳-  $R^2$  و آزمون اعتبار جملات اختلال الگوهای خطی اقتصادسنجی

الگو	$R^2$	AR	ARCH	NORM	RESET	D-W
۱- الگوی خطی لگاریتمی- در سطح	۰/۹۹	۰/۰۱	۰/۱۳	۵۹/۱	۱/۲	۱/۹۹
۲- الگوی خطی لگاریتمی- تفاضلی	۰/۱۵	۰/۴۷	۰/۲۰	۲۳۶۴۸	۴/۲۳	۱/۹۰
۳- الگوی تصحیح خطا	۰/۲۰	۲/۲۳	۰/۱۷	-	۰/۰۵	۱/۸۲
۴- گام تصادفی با جمله رانش	۰/۹۹	۳/۳۹	۰/۰۵	-	۰/۰۸	۱/۷۶
۵- گام تصادفی بدون جمله رانش	۰/۹۹	۳/۴۵	۰/۰۷	-	۲/۰۴	۱/۷۵
۶- روش باکس- جنکینز	۰/۹۹	۰/۰۴	۰/۳۳	-	۳/۵۶	۱/۹۹

مأخذ: نتایج کامپیوتری برازش الگوها

$R^2$ : ضریب تعیین

AR: آزمون همبستگی سریالی

ARCH: آزمون واریانس ناهمسانی

NORM: آزمون نرمال بودن

RESET: آزمون رمزی ۱ (آزمون رمزی شکل خطی الگو را در مقابل شکل غیرخطی آزمون می‌کند)

در جدول شماره (۴) آزمون ایستایی جملات خطای الگوهای برآوردی ارائه شده‌است که نشانگر ایستایی آنها در سطح  $I(0)$  خواهد بود. این آزمون معروف به آزمون دو مرحله‌ای انگل و گرنجر است.

جدول ۴- نتایج آزمون ایستایی جملات خطای الگوهای رگرسیون خطی به روش انگل و گرنجر دو مرحله‌ای

معادلات تخمینی	ECM	ARIMA	RW	RWd	PPP <sub>r</sub>	PPP <sub>a</sub>	مقدار بحرانی در سطح ۱٪
آماره IADF آزمون	-۱۵/۵	-۶/۴۸	-۸/۰۷	-۷/۹۶	-۷/۹۳	-۶/۳۷	-۲/۵۷

مأخذ: نتایج کامپیوتری برازش الگوها

PPP<sub>a</sub>: الگوی برابری قدرت خرید به صورت مطلق با تصحیح خطای خودهمبستگی

PPP<sub>r</sub>: الگوی برابری قدرت خرید به صورت نسبی

RWd: الگوی گام تصادفی با جمله رانش

RW: الگوی گام تصادفی بدون جمله رانش

ARIMA: روش باکس- جنکینز

ECM: الگوی تصحیح خطا بر پایه فرضیه برابری قدرت خرید مطلق

همچنان که از نتایج برآورد الگوها معلوم است در حالت کلی، تصریح الگوهای اقتصادسنجی ضعیف است. مثلاً در الگوی برابری قدرت خرید به صورت نسبی، رابطه بلندمدت بین اجزای الگو که بسیار مهم است، در نظر گرفته نشده و در نتیجه تابعی با فرم نادرست و غیرقابل شناسایی از نظر خطی را ارائه می‌دهد. این موضوع می‌تواند از نادیده گرفتن روابط غیرخطی نشأت بگیرد.

به هر حال این موضوع که پایه این الگوها (اقتصادسنجی) از نظریه‌های اقتصادی ساده نرخ ارز است، دارای اهمیت فراوان خواهد بود. این مسأله بر این نکته اشاره دارد که برای بهبود تصریح الگوها باید متغیرهای اساسی (متغیرهای

اقتصاد کلان) دیگری که توسط نظریه‌ها و الگوهای اقتصادی دیگر تعیین نرخ ارز بیان شده‌اند، استفاده کرد. البته در این تحقیق انتخاب یک نظریه مبنایی به دلیل اصل ساده‌سازی منطقی متغیرهای توضیحی<sup>۱</sup> و افزایش کارایی در پیش‌بینی است. از این گذشته، با وجود این که الگوهای اقتصادسنجی ساختاری ما از لحاظ تصریح دارای مشکلند، ولی بنا به آماره  $t$  برآورد ضرایب الگوها باثباتند. ثبات ضرایب یک شرط لازم برای انجام تحلیل مرحله بعد یعنی انجام پیش‌بینی با این الگوهای برآوردی است.

### ۵- مدل‌های شبکه عصبی (ANN)<sup>۲</sup>

استفاده از مدل‌های شبکه‌های عصبی دیگر رویکرد پیش‌بینی نرخ ارز در این مقاله است. شبکه‌های عصبی برگرفته شده از سیستم‌های عصبی بیولوژیکی است، که تحت برنامه‌های کامپیوتری پیاده‌سازی می‌شود. مدل‌های شبکه‌های عصبی، رقیب اصلی الگوهای آماری در پیش‌بینی و طبقه‌بندی‌اند، که در بازارهای پولی و مالی بسیار مورد استفاده قرار می‌گیرند. مدل‌های شبکه‌های عصبی به دلیل ساختار خاص خود قابلیت تشخیص و کد گذاری ویژگی‌های خاص موجود در داده را (به گونه‌ای که قابل رویت توسط انسان نیست) دارد. شایان ذکر است نقطه ضعف این روش، رفتار پیچیده شبکه است که در آن تحلیل حساسیت و تأثیرگذاری هر عامل مشخص نیست و به مانند یک جعبه سیاه<sup>۳</sup> عمل می‌کند. با این حال خروجی‌های سیستم به صورت آشکار، کاراً هستند. مدل‌های ANN را همچنین می‌توان به مدل‌های داده-ستاده خاصی تعبیر کرد که دارای ویژگی‌هایی مانند انجام عملیات با حجم بسیار زیاد به صورت موازی و پردازش غیرخطی داده‌ها هستند. این شبکه‌ها اغلب تعداد زیادی عناصر پردازشگر غیرخطی‌اند که از لحاظ رفتاری در بعد محاسباتی مانند شبکه‌های عصبی طبیعی ساخته شده‌اند، پردازشگرها به وسیله وزن‌های مختلف به یکدیگر متصل هستند و

1- Principle of Parsimony.

2- Artificial Neural Network.

3- Black Box.

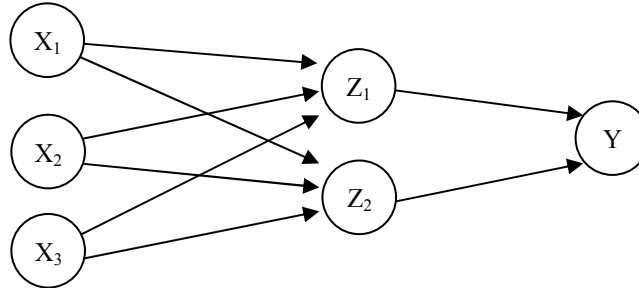
نوعاً در طی فرایند یادگیری تغییر می‌یابند.

کاربرد مدل‌های ANN در علم اقتصاد اغلب در زمینه پیش‌بینی و دسته‌بندی متغیرها در بازارهای مالی و پولی از قبیل قیمت‌های سهام، نرخ ارز و یا درجه‌بندی اوراق قرضه بوده است. از شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی سری‌های زمانی علی‌الخصوص جایی که شرایطی از قبیل ایستایی (یا شرایط دیگری که راه را برای به‌کارگیری تکنیک‌های کلاسیک فراهم می‌سازد) برقرار نیست و یا سری‌های زمانی پیچیده است بسیار استفاده شده است. عمده دلیل آن وجود آمار فراوان در این بازارها و عدم توانایی کافی مدل‌های موجود در تبیین و پیش‌بینی رفتار متغیرهای پولی است.

مدل‌های شبکه‌های عصبی به رغم تنوعشان از ساختار کلی مشابهی برخوردارند، یک شبکه عصبی مصنوعی معمولاً از سه لایه (برداری) به ترتیب نمودار شماره (۱) تشکیل می‌شوند. لایه ورودی ( $x_i$ ) شامل واحدهایی به تعداد متغیرهای توضیحی مدل است. لایه‌های میانی ( $z_j$ ) و خروجی ( $y_k$ ) شامل واحدهای پردازش اطلاعات هستند. در این واحدها، محاسبات (عملیات جبری) بر روی اطلاعات ورودی صورت گرفته و نتیجه آنها به صورت یک ورودی جدید به واحدهای دیگر در لایه‌های بعدی ارسال می‌شود. واحدهای لایه خروجی به مثابه همان متغیرهای وابسته در مدل‌های رگرسیون هستند که مقادیر برآورد شده متغیر وابسته را تحویل می‌دهند. لایه میانی از اهمیت زیادی برخوردار است، زیرا نقش مؤثری در یادگیری (برآورد) صحیح مدل ایفا می‌کند. تعداد لایه‌های میانی و تعداد واحدهای پردازش به رغم برخی قواعد تعیین تعداد نرون در شبکه‌های عصبی مصنوعی، هنوز از قانون‌مندی خاصی تبعیت نمی‌کنند. ولی بنا به قضایای اثبات شده<sup>۱</sup> در صورتی که تعداد مکفی از این لایه‌ها و واحدها در یک مدل شبکه‌های عصبی وجود داشته باشند، مدل قادر خواهد بود هرگونه ارتباط بین داده و ستاده‌ها را با دقت تعیین شده یاد بگیرد، به عبارت دیگر برآورد صحیحی از

1- Ramelhart Hinton, William and Kolmogorov.

رابطه بین داده‌ها و ستاده‌ها ارایه کند.<sup>۱</sup>



نمودار ۱

در این بخش، سه مدل شبکه‌عصبی مصنوعی پیش‌رونده با الگوریتم یادگیری پس‌انتشار خطا که برای پیش‌بینی نرخ ارز اسمی بازار موازی در ایران طراحی شده‌است، ارائه می‌شود. مراحل طراحی این مدل‌ها به شرح زیر است.

مرحله اول عبارتست از تعیین تعداد واحدهای لایه ورودی و یا به عبارت دیگر، متغیرهای توضیحی مدل است. در ادبیات اخیر کاربردهای اقتصادی شبکه‌های عصبی، به درستی به این موضوع اشاره شده‌است که در صورت انتخاب واحدهای لایه ورودی بر اساس یک نظریه اقتصادی و یا خصوصیات آماری سری‌های مورد استفاده مثل ایستایی و دیگر موارد با اهمیت، نتایج به مراتب بهتری عاید خواهد شد.<sup>۲</sup> از این رو، واحدهای لایه ورودی در مدل‌های مورد نظر ما نیز بر پایه تئوری اقتصادی نرخ ارز (در اینجا، فرضیه برابری قدرت خرید)، فرایند گام تصادفی و همچنین یک سیستم شبیه‌سازی نرخ ارز است. دو الگوی PPP و فرایند گام تصادفی در بخش قبل مورد بحث قرار گرفته‌اند. بدین ترتیب سه مدل مختلف شبکه عصبی، یکی بر اساس الگو ساختاری نرخ ارز، دیگری بر اساس فرایند گام تصادفی و آخرین مدل شبکه عصبی بر اساس یک سیستم شبیه‌سازی حرکت نرخ ارز طراحی و برآورد شدند. به عبارت دیگر،

1- Zhong, G (2003), White, H (1988 & 1990), Laurene, F. (1994).

2- Swanson and Whit (1997), Faraway and Chatfield (1995), Moshiri and Cameron (2000).

متغیرهای ورودی مدل اول عبارتند از وقفه لگاریتم نسبت شاخص قیمت مصرف‌کننده در ایران بر شاخص قیمت مصرف‌کننده در ایالات متحده آمریکا (رابطه ۳)، در مدل دوم عبارتست از وقفه لگاریتم نرخ ارز (رابطه ۴) و در مدل سوم یک روند زمانی که نشانگر نرخ ارز در بعد زمان است (رابطه ۵)، که شکل رگرسیونی روابط فوق بشرح زیر است:

$$\text{Ln}S_t = b + \sum a_h g_h \left[ b_j + \sum v_j f_j \left( b_i + \sum w_i \text{Ln} \left( \frac{P_t}{P_t^*} \right) \right) \right] + u_t \quad (۳)$$

$$\text{Ln}S_t = b + \sum v_j f_j (b_i + \sum w_i \text{Ln}(S_{t-1})) + u_t \quad (۴)$$

$$\text{Ln}S_t = b + \sum v_j f_j (b_i + \sum w_i T) + u_t \quad T = 1, \dots, 256 \quad (۵)$$

قابل ذکر است لایه‌های ورودی ( $\text{Ln}(\frac{P_t}{P_t^*})$ ,  $\text{Ln}(S_{t-1})$ ,  $T$ ) به مانند

متغیرهای توضیحی و لایه‌های خروجی ( $\text{Ln}S_t$ ) به مانند متغیر وابسته در اقتصادسنجی تفسیر می‌شوند ولی لایه‌های میانی در شبکه‌های عصبی هیچ معادلی در ادبیات اقتصادسنجی ندارند و فقط به عنوان نتایج میانی در فرایند محاسبه خروجی‌ها هستند، و توابع  $f$  و  $g$  در روابط فوق غیرخطی (لجستیک) می‌باشند.

در هر سه مدل، یک واحد تورش (جمله اریب) با مقدار ۱ به عنوان عدد ثابت رابطه در نظر گرفته شده است. مرحله دوم، تعیین حجم نمونه برای مجموعه یادگیری (برآورد)، مجموعه اعتبار و هم چنین مجموعه آزمون (پیش‌بینی) است. مشاهدات دوره ۱۳۵۹:۷ الی ۱۳۸۰:۱۰ به عنوان مجموعه آموزش، دوره ۱۳۸۰:۱۱ الی ۱۳۸۱:۱۰ به عنوان مجموعه آزمون و ۱۰ مشاهده به صورت تصادفی از مجموعه یادگیری به عنوان مجموعه اعتبار انتخاب شده است.

مرحله بعدی تعیین تعداد واحدهای لایه خروجی و لایه میانی است. تعداد واحدهای لایه خروجی در این شبکه‌ها یک است که بیانگر لگاریتم نرخ ارز اسمی است. تعداد واحدهای لایه (لایه‌های) میانی برای تمامی مدل‌ها از طریق روش



آزمون و خطا مشخص شد.

جدول ۵- طراحی شبکه‌های عصبی برای ریال ایران به دلار ایالات متحده آمریکا طی دوره  
۱۳۵۹:۷ - ۱۳۸۰:۱۰

1) Random Walk Model	(1, 4, 1)
2) Linear in the Log - Levels(PPPa) Model	(1, 3, 5, 1)
3) Simulation Model of Exchange Rate	(1, 10, 1)

مأخذ: نتایج کامپیوتری آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی

در مورد تعیین تعداد واحدهای پردازش اطلاعات در لایه‌های میانی همان گونه که قبلاً ذکر شد، به‌رغم آنکه فرمول‌هایی برای این امر در ادبیات مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی ارائه شده‌اند، ولی هنوز هم روش آزمون و خطا روش مؤثرتری به نظر می‌رسد. به هر حال، تعداد بسیار کم یا بسیار زیاد واحدهای میانی ممکن است منجر به نتیجه نامطلوب به ویژه در بخش پیش‌بینی شود. تعداد کم واحدهای میانی (پنهان) هرچند که سرعت یادگیری را بالا می‌برد ولی ممکن است باعث شود تا فرایند یادگیری به صورت ناقص انجام شده و مدل را از پیش‌بینی درست ناتوان سازد. از طرف دیگر، تعداد بسیار زیاد واحدهای میانی هرچند که ممکن است نتیجه مطلوبی در فرایند یادگیری (برآورد) مدل داشته باشد، اما احتمالاً آثار خوبی در مرحله پیش‌بینی نخواهد داشت. این مسأله به مانند افزودن بی‌رویه متغیرهای مستقل الگوهای اقتصادسنجی است که این عمل باعث افزایش توضیح دهندگی الگو شده ولی به احتمال قوی در امر پیش‌بینی مناسب عمل نخواهد کرد. در ادبیات مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی این مشکل "حفظ کردن" مدل نامیده می‌شود. مدلی که نوع ارتباطات بین متغیرها را در درون نمونه برآورد صرفاً حفظ کرده باشد، قادر نخواهد بود در شرایط جدید که نظیر تاریخی ندارد، عکس‌العمل خوبی نشان دهد.

مرحله چهارم، تعیین یک سری پارامترها و عناصر درون مدل از قبیل

ضریب یادگیری، دفعات تکرار<sup>۱</sup> مدل، مقدار خطای آموزش مطلوب و همچنین نوع توابع تبدیل (فعال‌سازی) در لایه‌های میانی و خروجی است.

مرحله آخر، مشخص کردن قاعده یادگیری است. در مدل شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم پس‌انتشار خطا، معمولاً از قانون شیب نزولی<sup>۲</sup> استفاده می‌شود. در اینجا از روش لونیبرگ-مارکوارد (LM)<sup>۳</sup> استفاده شده است. به کارگیری این روش یادگیری موجب می‌شود که نتایج مدل به مراتب سریعتر از هنگامی که روش یادگیری شیب نزولی به کار گرفته می‌شود، تولید شوند. روش LM در حقیقت یک تقریب از قاعده بهینه‌یابی گاس-نیوتن<sup>۴</sup> است که هر دو روش یادگیری شیب نزولی و شبه نیوتن را نیز در بر می‌گیرد.

شایان ذکر است در این مقاله از شبکه‌های عصبی مصنوعی پیشرونده با الگوریتم پس‌انتشار خطا به صورت خودهمبسته (AR) نیز استفاده شد، که در نتیجه AR(3) بهترین برآورد و پیش‌بینی را نسبت به دیگر الگوهای خودهمبسته از خود نشان داد اما به دلیل حفظ اختصار از ارائه مدل شبکه عصبی مذکور و نتایج آن در این مقاله خودداری کرده‌ایم. همچنین برای آموزش شبکه‌های عصبی از الگوریتم‌های یادگیری متفاوتی از قبیل روش‌های ابتکاری<sup>۵</sup>، گرادیان توأم<sup>۶</sup> و شبه نیوتن<sup>۷</sup> استفاده شد. برای شبیه‌سازی مؤثرتر، داده‌های مجموعه آموزش را به صورت دوازده تایی (سالانه) و از سال ۱۳۸۰ به قبل به شبکه‌ها ارائه کردیم که نتایج بهبود نیافت. ضمناً در شبکه‌های عصبی مصنوعی مورد استفاده، واحدهای هر لایه به صورت کامل با واحدهای لایه بعدی در تماسند، که این مسأله در شبیه‌سازی شبکه‌ها دارای اهمیت است و نتایج پیش‌بینی را تحت تأثیر قرار می‌دهد.

در این مطالعه برای آموزش (برآورد) مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی از نرم‌افزار

1- Epoch.

2- Gradient Descent.

3- Levenberg - Marquardt.

4- Gauss - Newton.

5- Heuristic.

6- Conjugate Gradient.

7- Quasi - Newton.

MATLAB 6.5 استفاده شده است. این برنامه اجازه می‌دهد تا شبکه‌های عصبی مصنوعی متنوعی با استفاده از جعبه ابزار<sup>۱</sup> ایجاد کنیم. همچنین قابلیت برنامه نویسی برای ایجاد شبکه‌ها را داشته، که کاربر در این صورت دارای کنترل و توانایی انتخاب موارد بیشتری است و در نتیجه توانایی شبکه نیز ارتقا پیدا می‌کند. در این رساله ما از شکل برنامه نویسی شبکه‌ها به دلیل قابلیت بیشتر آن، استفاده کرده‌ایم.<sup>۲</sup>

### ۶- مقایسه پیش‌بینی هر یک از مدل‌ها

عملکرد پیش‌بینی مدل‌های خطی و شبکه‌های عصبی را در دو قسمت بررسی می‌کنیم. اول در درون نمونه داده‌ها و دوم خارج از نمونه برآورد و شبیه‌سازی مدل‌ها. دامنه نمونه‌های برآورد و پیش‌بینی برای الگوهای اقتصادسنجی ساختاری، مدل‌های سری زمانی و نیز شبکه‌های عصبی یکسان است. برای ارزیابی قدرت درون‌یابی از معیار ریشه میانگین مجذورخطا<sup>۳</sup> و برای سنجش قدرت مدل‌ها در برون‌یابی (پیش‌بینی) از سه معیار میانگین قدرمطلق خطا<sup>۴</sup>، ریشه میانگین مجذورخطا<sup>۵</sup> و مسیر صحیح تغییرات<sup>۶</sup> بهره گرفته‌ایم. تمام معیارها چه در داخل نمونه و چه خارج آن، مقدار پیش‌بینی صحیح را اندازه‌گیری می‌کنند. هدف اصلی ما مقایسه عملکرد (پیش‌بینی) مدل‌های خطی و غیرخطی (شبکه‌های عصبی مصنوعی) است.

### ۷- پیش‌بینی در داخل نمونه (درون‌یابی)

در این مقاله مدل‌ها برای پیش‌بینی افق خارج از نمونه، برآورد شده‌اند. اما برای ارزیابی قدرت درون‌یابی نیز مورد آزمون قرار می‌گیرند، می‌توان گفت

1- Tool Box.

۲- خوانندگان می‌توانند برای بررسی و کسب اطلاعات بیشتر در مورد این برنامه‌ها با مولفان مقاله مکاتبه نمایند.

3- RMSE.

4- MAE.

5- RMSE.

6- Correct Directional Change (CDC).

درون‌یابی خود یک آزمون برای اعتبار مدل‌ها است. نتایج این آزمون در جدول شماره (۶) آمده است. آنگونه که از نتایج جدول مشخص است در بین الگوی اقتصادسنجی ساختاری و سری زمانی، الگوی تصحیح‌خطا بهترین درون‌یابی را دارد و رتبه‌های بعدی به ترتیب به الگوهای پولی برابری قدرت خرید به صورت مطلق، الگوی ARIMA، فرایندگام تصادفی با جمله رانش، الگوی برابری قدرت خرید به صورت نسبی و در آخر فرایندگام تصادفی بدون جمله رانش، تعلق دارد. در مقایسه بین مدل‌های شبکه عصبی و الگوهای رگرسیونی خطی، مدل‌های شبکه عصبی قدرت درون‌یابی بهتری دارند.

جدول ۶- ارزیابی درون‌یابی مدل‌ها با معیار RMSE برای ریال ایران به دلار ایالات متحده در دوره ۷:۱۳۵۹ - ۱۰:۱۳۸۰

Linear Models	RMSE	Neural Networks	RMSE
PPP <sub>a</sub>	0. 1176	ANN <sub>p</sub>	0. 0374
PPP <sub>r</sub>	0. 3250	ANN <sub>rw</sub>	0.0228
RW <sub>d</sub>	0. 208	ANN <sub>s</sub>	0. 0440
RW	0. 5363		
ARIMA(3, 1, 4)	0. 2339		
ECM	0.0588		

مأخذ: نتایج کامپیوتری برازش و شبیه‌سازی مدل‌ها

ANN<sub>p</sub>: مدل شبکه عصبی بر پایه فرضیه برابری قدرت خرید به صورت مطلق  
 ANN<sub>rw</sub>: مدل شبکه عصبی بر پایه تعمیم فرضیه کارایی ساده بازار  
 ANN<sub>s</sub>: مدل شبکه عصبی بر پایه شبیه‌سازی نرخ ارز (ریال ایران به دلار ایالات متحده) در بازار سیاه

اما درون‌یابی بهتر مدل‌های شبکه عصبی نسبت به الگوهای دیگر از نتایج مورد انتظار این مقاله نیست، بلکه مهمتر توان پیش‌بینی این الگوها در خارج از نمونه برآورد مدل‌ها است.

### ۸- پیش‌بینی در خارج از نمونه (برون‌یابی)

پیش‌بینی خارج نمونه به وسیله مدل‌هایی که طی دوره ۷: ۱۳۵۹ - ۱۰: ۱۳۸۰ برآورد و شبیه‌سازی شده‌اند انجام می‌گیرد و سه پیش‌بینی با هر کدام از مدل‌ها به شرح زیر انجام می‌پذیرد.

۱- پیش‌بینی رو به جلو با افق زمانی یک ماهه (دوره ۱۱: ۱۳۸۰ -

۱۳۸۰:۱۱)

۲- پیش‌بینی رو به جلو با افق زمانی شش ماهه (دوره ۱۱: ۱۳۸۰ -

۱۳۸۱:۴)

۳- پیش‌بینی رو به جلو با افق زمانی دوازده ماهه (دوره ۱۱: ۱۳۸۰ -

۱۳۸۱:۱۰)

مدل‌های مورد استفاده در پیش‌بینی فقط یک بار برآورد می‌شوند و برای هر پیش‌بینی این عمل تکرار نمی‌شود. همچنین فرض می‌شود پارامتر مدل‌ها (ضرایب و وزن‌ها) در طی دوره پیش‌بینی باثبات هستند. در حالت کلی پیش‌بینی‌ها به روش دینامیک انجام می‌پذیرد. در این حالت پیش‌بینی‌ها برای ماه‌های بعد از اولین ماه دوره پیش‌بینی، با استفاده از مقادیر پیش‌بینی شده قبلی متغیرهای با وقفه انجام می‌شود.

برای هر یک از افق‌های پیش‌بینی، سه معیار  $MAE$ ،  $RMSE$  و  $CDC$

محاسبه می‌شوند. تا توان پیش‌بینی الگوها در هر یک از این افق‌ها ارزیابی شود.

به دلیل نزدیک بودن اعداد استخراج شده توسط دو معیار  $MAE$  و  $RMSE$  در

اینجا فقط اعداد محاسبه شده توسط معیار  $RMSE$  ارائه می‌شود.

جدول ۷- رتبه بندی توان پیش‌بینی مدل‌ها در سه افق زمانی یک، شش و دوازده ماهه بر حسب معیار RMSE

Models	1 Month	6 Month	12 Month
PPPa	0.0224	0.1054	0.1566
PPPr	0.0049	0.0539	0.0806
RWd	0.0051	0.0275	0.0494
RW	0.0137	0.0611	0.1138
ARIMA(3, 1, 4)	0.0095	0.0418	0.0701
ECM	0.0175	0.0912	0.1354
ANNp	0.0018	0.0055	0.0068
ANNrw	0.0030	0.0097	0.0116
ANNs	0.0007	0.0000	0.0000

مأخذ: نتایج کامپیوتری برازش و شبیه‌سازی مدل‌ها

- در رتبه‌بندی مدل‌ها با استفاده از معیار CDC به نتایج زیر دست یافته‌ایم:<sup>۱</sup>
- ۱- در افق زمانی یک ماهه تمامی مدل‌ها برای تغییرات نرخ ارز را به درستی پیش‌بینی کرده‌اند.
  - ۲- در افق زمانی شش ماهه مدل‌های PPPr و ANNs، ۶۶٪ و بقیه مدل‌ها ۵۰٪ تغییرات را به درستی پیش‌بینی کرده‌اند.
  - ۳- پیش‌بینی با افق زمانی دوازده ماهه مدل PPPr و ECM، ۷۵٪ و به غیر از مدل ANNs که ۴۲٪ تغییرات جهت نرخ ارز را پیش‌بینی کرده است، بقیه مدل‌ها ۶۶٪ تغییرات را به درستی پیش‌بینی کرده‌اند.

## ۹- نتیجه‌گیری

با توجه به مقادیر آماره‌های RMSE، MAE و CDC و همچنین مدل‌های برآورد شده می‌توان نتیجه گرفت:  
عملکرد مناسب‌تر مدل‌های شبکه عصبی (مدل‌های غیرخطی) در مقایسه با الگوهای خطی در تمام افق‌های زمانی نشانگر وجود روابط غیرخطی از درجه‌ای

۱- برای حفظ اختصار فقط نتایج ذکر شده و جداول مربوطه ارائه نشده‌اند.

است که به کارگیری برآوردکننده‌های غیرخطی به مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی ANN باعث بهبود پیش‌بینی می‌شود. عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در حالت کلی بر تمامی مدل‌ها برتری دارد و الگوهای سری زمانی نیز اندکی از الگوهای اقتصادسنجی ساختاری، مناسب‌تر عمل کرده‌اند.

یکی از دلایل عملکرد مناسب‌تر مدل شبکه عصبی ANNs نسبت به دو مدل شبکه عصبی دیگر را می‌توان به نرمال کردن بردار داده‌های شبکه نسبت داد. یعنی قبل از آموزش شبکه، بردار هدف (لگاریتم نرخ ارز) را نرمال کرده‌ایم، بنابراین شبکه برای آموزش خود از یک بردار هدف نرمال شده که قدرت یادگیری (برآورد) را افزایش می‌دهد استفاده می‌کند. نتیجه می‌گیریم در صورت امکان تبدیل و مقیاس‌بندی<sup>۱</sup> (نرمال کردن داده‌ها، ایستاسازی و شاخص‌سازی) بردارهای ورودی یا هدف و یا هر دو، باعث بهبود عملکرد مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی می‌شود، که نتایج اناستاساکیس<sup>۲</sup> (۱۹۹۸) در مورد آماده‌سازی بردارها در بهبود نتایج حاصله از شبکه‌های عصبی را تأیید می‌کند.

در مورد الگوهای خطی، عملکرد ضعیف دیدگاه پولی برابری قدرت خرید به صورت مطلق (PPP) در تمامی افق‌های پیش‌بینی نسبت به الگوی پولی برابری قدرت خرید به صورت نسبی (PPP<sub>r</sub>)، الگوی گام تصادفی (RW) و الگوی تصحیح‌خطا (ECM) بیانگر این مطلب است که اولاً رفتار نرخ ارز (حداقل در کوتاه مدت) دارای پویایی و تعدیل‌های کوتاه مدت به مانند الگوهای PPP<sub>r</sub>، ECM و RW است، که با نتایج مطالعات مک دونالد و تیلور (۱۹۹۴) و میز و رگوف (۱۹۸۳) مطابقت دارد. ثانیاً مطالعه میز و روگوف (در مورد الگوهای رگرسیون خطی) مبنی بر عملکرد بهتر الگوی گام تصادفی نسبت به دیدگاه پولی در مورد ایران به جز در افق زمانی یک‌ماهه در بقیه افق‌های زمانی پذیرفته می‌شود.

1- Scaling.

2- Anastasakis.

بر اساس دو آماره آزمون اثر و مقادیر ویژه<sup>۱</sup> می‌توان نتیجه گرفت که بین نرخ ارز اسمی و شاخص قیمت نسبی یک رابطه هم‌انباشتگی وجود دارد که دال بر اعتبار دیدگاه پولی PPP در بلندمدت است. وجود این رابطه هم‌انباشتگی به مفهوم این است که متغیرهای معرفی شده توسط الگوی پولی PPP دارای اثر مهمی بر سطح نرخ ارز اسمی هستند. البته باید توجه داشت که رابطه بین نرخ ارز و متغیرهای بنیادین اقتصادی (شاخص‌های قیمت مصرف کننده) به آن سادگی که توسط الگوی پولی برابری قدرت خرید نشان داده شد نیست. بر اساس این بردار هم‌انباشتگی به دست آمده می‌توان یک الگوی تصحیح خطا طراحی کرد که دارای قدرت پیش‌بینی بیشتری نسبت به الگوی پولی اولیه است. این الگو از لحاظ پیش‌بینی تغییرات جهت نرخ ارز دارای عملکرد مناسب‌تر از فرایند گام تصادفی است اما از جنبه برون‌یابی نقطه‌ای نمی‌تواند بر الگوی گام تصادفی غلبه پیدا کند. شایان ذکر است که نتایج به دست آمده در این مقاله بر مبنای نظریه ساده و در عین حال مؤثر PPP است. برای بهبود نتایج می‌توان از نظریه‌هایی که در آنها از متغیرهای اساسی دیگری از قبیل، درآمد نسبی، تفاضل نرخ بهره، عرضه پول نسبی دو کشور و تراز تجاری، ... استفاده شده، کمک گرفت، "چون یک مدل هیچ گاه قادر به توصیف دقیق واقعیت (آن طور که هست) نیست، یعنی برای توصیف دقیق مجبور خواهیم بود چنان مدل پیچیده‌ای را ارائه کنیم که فاقد کوچکترین ارزش عملی باشد. ساده‌سازی و تجرید در هر برنامه مدل‌سازی اجتناب‌ناپذیر است. در این رابطه اصل قلت متغیرهای توضیحی، حکم می‌کند که یک مدل، تا آنجا که ممکن است ساده در نظر گرفته شود. چنانچه میل‌تون فریدمن می‌گوید: "یک فرضیه (مدل) زمانی با ارزش و مهم خواهد بود که مقدار زیادی از تغییرها را به وسیله مقدار کمی از متغیرها توضیح دهد". این مطلب واقعیتی را تبیین می‌کند که باید برای دریافتن اساسی پدیده تحت مطالعه، تنها متغیرهای کلیدی را در تحلیل وارد کرد و بدین وسیله تمام اثرات تصادفی و

۱- برای حفظ اختصار روابط و جداول مربوط به این آزمون‌ها در اینجا آورده نشده‌اند.



جزیی را به جز اخلاص  $u_i$  محول کرد<sup>۱</sup>.

معمولاً دلایل ضعف الگوهای پولی ساختاری در تبیین و پیش‌بینی نرخ ارز را می‌توان چنین بیان کرد: اول عدم انتخاب صحیح شکل الگوی اقتصادسنجی تحت بررسی از نقطه نظر میزان پویایی (تعدیله‌ها و تغییرها در کوتاه مدت) منظور شده در الگو که بیشتر یک مشکل اقتصادسنجی است. دوم الگوهای پولی ساختاری ممکن است که به لحاظ نظری اقتصادی نیز غلط طراحی شده باشند. بنابراین عملکرد ضعیف الگوهای پولی شاید به خاطر حذف متغیرهای مهمی که به دست آوردن داده‌های مربوط به آنها یا ممکن نیست و یا بسیار دشوار است (مانند، ثروت، ریسک، ...) باشد.

لیکن، مک‌دونالد و هال وود<sup>۲</sup> بیان می‌دارند که: با توجه به مطالعات انجام شده در زمینه نرخ ارز و با بررسی کارهای انجام شده در این زمینه طی دو دهه گذشته، هنوز نظریه جامع و مشخصی که منجر به نتایج تجربی مناسب و رضایت‌بخش بشود وجود ندارد.

همچنین می‌توان برای بهبود مدل‌های شبکه‌عصبی از متغیرها، شبکه‌ها و الگوریتم‌های آموزش متفاوت استفاده کرد، از طرف دیگر استفاده از مشاهدات هفتگی و روزانه باعث افزایش فراوانی داده‌ها می‌شود که در نهایت باعث بهبود عملکرد شبکه‌های عصبی می‌شود. در آخر می‌توان این تحقیق را در مورد پول کشورهای دیگر نیز آزمایش کرد.

با توجه به نتایج به دست آمده در این مطالعه و سایر مطالعات مشابه، در مجموع می‌توان اظهار نظر کرد، تاجایی که مربوط به پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی می‌شود مدل‌های شبکه‌عصبی قادرند به خوبی مدل‌های رایج در اقتصادسنجی اعم از ساختاری و سری‌زمانی را پیش‌بینی و گاهی حتی بهتر نیز عمل کنند. بنابراین، می‌توان به دستگاه‌های مسؤؤل پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی پیشنهاد کرد تا از این مدل‌ها حداقل در کنار سایر الگوها متداول سنتی

1- Gujarati.

2- MacDonald and Hallwood (1994).

نیز بهره جویند.

با در نظر گرفتن رابطه غیرخطی نرخ ارز اسمی با متغیرهای بنیادی اقتصاد (قیمت نسبی) و همچنین بهبود عملکرد الگوی برابری قدرت خرید با داده‌های تفاضلی مرتبه اول (تغییرات در بعد زمان متغیرهای اقتصادی استفاده شده در الگوی PPP نسبی و الگوی ECM) به این نتیجه می‌رسیم که به عنوان یک پیشنهاد، با به کارگیری الگویی با برآورد غیرخطی (پارامترها) رابطه بلندمدت و نیز ملحوظ کردن پویایی داده‌ها در آن، در مورد الگوهای پولی تعیین نرخ ارز، به الگوی مناسبی برای پیش‌بینی نرخ ارز دست پیدا می‌کنیم. اما به دلیل ضعف‌های تکنیکی (اقتصادسنجی) به این مهم دست نیافته‌ایم. اما امید است در آینده، با به کارگیری روش‌های جدیدتر و بهبود روش‌های موجود به این امر دست بیابیم.

به دلیل عدم امکان استفاده از تمامی الگوهای اقتصادسنجی و سری زمانی از قبیل مدل‌های VAR<sup>۱</sup>، GARCH<sup>۲</sup>، STAR<sup>۳</sup> و ARFIMA<sup>۴</sup> همچنین مدل‌های غیرخطی، در این مطالعه، نمی‌توان نتیجه‌گیری کرد که مدل‌های شبکه‌های عصبی در حالت کلی و به‌عنوان یک نتیجه جهان شمول نسبت به الگوهای اقتصادسنجی و به‌خصوص مدل‌های سری زمانی در زمینه پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی برتری مطلق دارند.

کاربرد مدل‌های شبکه‌های عصبی در اقتصاد محدود به پیش‌بینی نمی‌شود. از این مدل‌ها می‌توان برای آزمون روابط غیرخطی بین متغیرهای اقتصادی و همچنین گروه‌بندی آنها نیز استفاده کرد<sup>۵</sup>. در زمینه‌های فوق نیز مدل‌های شبکه‌های عصبی نشان داده‌اند که نسبت به سایر مدل‌های متداول و رقیب برتری نسبی دارند.

1- Vector Autoregressive Model.

2- Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity .

3- Smooth Transition Autoregressive (STAR).

4- Autoregressive Fractionally Integrated Moving Average.

5- Ahmadi (1994), Moshiri, Kohzadi and Cameron (2000), Kuwan white (1994).

### فهرست منابع

- ۱- آر، بیل و تی، جکسون، (۱۳۸۰)، *آشنایی با شبکه‌های عصبی*، ترجمه دکتر البرزی، محمود، مؤسسه انتشارات علمی دانشگاه صنعتی شریف.
  - ۲- ابریشمی، حمید، (۱۳۸۱)، *اقتصادسنجی کاربردی (رویکردهای نوین)*، انتشارات دانشگاه تهران.
  - ۳- ارانی، شایان و محمد تقی شاهین تی تی، (۱۳۷۷)، *پیش‌بینی قیمت نفت دریای شمال*، مجله سیاسی - اقتصادی، شماره ۱۲۸-۱۲۷، ص ۲۱۲-۲۲۳.
  - ۴- بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران، *گزارش اقتصادی و ترانزنامه بانک مرکزی*، سال‌های متفاوت.
  - ۵- تقوی، مهدی، (۱۳۷۱)، *مالیه بین‌الملل - روابط پولی بین‌الملل*، نشر ترمه.
  - ۶- خالوزاده، حمید، (۱۳۷۷)، *مدل‌سازی غیرخطی و پیش‌بینی رفتار قیمت سهام در بازار بورس تهران*، پایان نامه دکتری، دانشگاه تربیت مدرس.
  - ۷- روبین‌فیلد، دانیل و رابرت، پیندایک، (۱۹۹۱)، *الگوهای اقتصادسنجی و پیش‌بینی‌های اقتصادی*، ترجمه محمدمامین کیانیان، انتشارات سمت.
  - ۸- شریف‌النبی، مصطفی، (۱۳۷۸)، *کاربرد شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی قیمت نفت*، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه شیراز.
  - ۹- قوام‌زاده، محمود، (۱۳۷۵)، *پیش‌بینی در بازارهای سازمان یافته معاملات*، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تهران.
  - ۱۰- مرکز آمار ایران، *آمارنامه سال‌های متفاوت*.
  - ۱۱- مرکز تحقیقات اقتصاد ایران، دانشکده اقتصاد، دانشگاه علامه طباطبایی، (۱۳۸۱)، *مجموعه مقاله‌های اولین همایش معرفی و کاربرد مدل‌های ناخطی پویا و محاسباتی در اقتصاد*.
  - ۱۲- مشیری، سعید، (۱۳۸۰)، *پیش‌بینی تورم ایران با استفاده از مدل‌های ساختاری، سری زمانی و شبکه‌های عصبی*، مجله تحقیقات اقتصادی، شماره ۵۸، ص ۱۴۷.
  - ۱۳- منهاج، محمدباقر، (۱۳۷۹)، *مبانی شبکه‌های عصبی*، انتشارات مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیرکبیر.
  - ۱۴- واشقانی، محسن، (۱۳۸۰)، *ارزیابی قدرت پیش‌بینی الگوهای نرخ ارز در بازار سیاه ارز*، مورد ایران، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه شیراز.
- 15- Ahmadi, H., (1993), "Testability of the Arbitrage Pricing Theory by

- Neural networks", in Trippi, *Truban*(ed), *Neural Networks in Finance and Investing*.
- 5- Baillie, R. , and P. McMahon, (1990), *The Foreign Exchange Market*, Cambridge University Press, pp: 16-17.
  - 6- Balassa, B., (1964), "The Purchasing Power Parity Doctrine: A Reappraisal", *Journal of Political Economy*, Vol. 72, No. 6, December, pp: 584-596.
  - 7- Bellgard, C. , and P. Goldschmidt, (1999), "Forecasting Across Frequencies: Linearity and Non-Linearity", *University of Western Australia Research Paper, Proceedings of the International Conference on Advanced Technology, Australia*, [www.imm.ecel.uwa.edu.au/~cbellgar/](http://www.imm.ecel.uwa.edu.au/~cbellgar/).
  - 8- Bhawnani, V. , and K. R. Kadiyala, (1997), "Forecasting Foreign Exchange Rates in Developing Economy", *Applied Economics*, No. 29, pp: 51-62.
  - 9- Box, G. E. P. , and G. Jenkins, (1976), *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Rev. Ed. San Francisco, Holden-Day.
  - 10- Carney, J. C. , and P. Cunningham, (1996), "Neural Networks and Currency Exchange Rate Prediction", *Trinity College Working Paper, Foresight Business Journal Web page*, [www.maths.tcd.ie/pub/fbj/forex4.html](http://www.maths.tcd.ie/pub/fbj/forex4.html).
  - 11- Chacholiades, M., (1981), *International Monetary Theory and Policy*, New York: McGraw-Hill Book Company.
  - 12- Diebold, F. X. , and J. A. Nason, (1990), "Non-Parametric Exchange Rate Prediction", *Journal of International Economics*, No. 28, pp: 315-332.
  - 13- Dunis, C. and Huang, X., (2001), "Forecasting and Trading Currency Volatility: An Application of Recurrent Neural Regression and Model Combination", *Liverpool Business School Working Paper*, [www.cibef.com](http://www.cibef.com), forthcoming in *The Journal of Forecasting*.
  - 14- Dunis, C. L. , and M. Williams, (2002), "Modelling and Trading the EUR/USD Exchange Rate: Do Neural Network Models Perform Better?", *Liverpool Business School and CIBEF*. [cdunis@totalise.co.uk](mailto:cdunis@totalise.co.uk).
  - 15- Edison, H. J., (1991), "Forecast Performance of Exchange Rate Models Revisited", *Applied Economics*, No. 23, pp: 187-196.
  - 16- El-Shazly, M. R. , and H. E. El-Shazly, (1997), "Comparing the Forecasting Performance of Neural Networks and Forward Exchange Rates", *Journal of Multinational Financial Management*, No. 7, pp: 345-356.
  - 17- Faraway, J. , and C. Chatfield. (1995). "Time Series Forecasting With Neural Network: A Case Study", Research Report, Statistics Group

- University of Bath, pp: 95-66.
- 18- Frenkel, J., (1978), "Purchasing power parity: evidence from the 1920,s", *Journal of International Economics*.
  - 19- Friedman, M., (1953), "The Methodology of Positive Economics", In *Essays in Positive Economics*, University of Chicago Press.
  - 20- Gençay, R., (1999), "Linear, Non-linear and Essential Foreign Exchange Rate Prediction with Simple Technical Trading Rules", *Journal of International Economics*, No. 47, pp: 91-107.
  - 21- Glanna, B. , and E. Cavalli, (1994), "A Comparison between Econometric and Neural Network Models", *Computational Economics* 6, pp: 981-996.
  - 22- Gujarati, Damodar N., (1995), *Basic Econometrics*, New York: McGraw Hill, Inc.
  - 23- Hil, T., (1996), "Neural Network Models for Time Series Forecasts", *Management Science*, Vol. 42, No. 7.
  - 24- HO, S. L. , M. Xie. , and T. N. Goh, (2002), "A Comparative Study of Neural Network and Box-Jenkins ARIMA Modeling in Time Series Prediction", *Computera & Industrial Engineering*, Vol. 42, PP: 371-375.
  - 25- Hwarng, B. , and H. Ang., (2001), "A Simple Neural Network for ARIMA (p, q) Time Series", *Omega*, Vol 29, pp: 319-333.
  - 26- International Monetary Fund (IMF), *International Financial Statistics Yearbook*, Washington DC, Various Years.
  - 27- Kohzadi, N. , M. s. , Boyd. , I. Kastr. , B. S. Kermanshahi. , and D. Souse, (1995), "Neural Networks for Forecasting: An Introduction", *Canadian Journal of Agricultural Economics*, Vol 43, pp: 463-474.
  - 28- Kuan, C. , and H. Whit, (1994), "Artificial Neural Networks: An Econometric Perspective", *Econometric Reviews*, Vol 13, pp: 1-91.
  - 29- Laurene, F., (1994), *Fundamentals of Neural Networks*. Prentice Hall International, Inc.
  - 30- Maasoumi, E. , A. Khotanzad. , A. Abaye, (1994), "Artificial Neural Network for Some Macroeconomic Series: A First Report", *Econometric Reviews*, Vol. 13, pp: 105-122.
  - 31- MacDonald, R. , and M. Hallwood, (1994), "The Monetary model of the Exchange Rate: Long-Run relationships, Short-Run Dynamics and How to Beat a Random Walk", *Journal of International Money and Finance*, Vol. 13, pp: 276-290.
  - 32- MacDonald, R. , and M. Taylor, (1992), "Exchange Rate Economics: A Survey", *IMF staff Paper*, No. 39, pp: 1-57.
  - 33- MacDonald, R. , and M. Taylor, (1993), "The Monetary Approach to the Exchange Rate: Rational Expectation, Long-Run Equilibrium, and Forecasting", *IMF staff Paper*, No. 40, pp: 89-107.
  - 34- Meese, R. A. , and A. K. Rose (1990), "Non-Linear, Non-Parametric,

- Non-Essential Exchange Rate Estimation", *The American Economic Review*, No. 80, pp: 192-196.
- 35- Meese, R. A. , and K. Rogoff, (1983), "Empirical Exchange Rate Models: Do They Fit Out of Simple? ", *Journal of International Economics*, No. 14, pp: 3-24.
- 36- Meese, R. A. , and K. Rogoff, (1983), "Was it Real? The Exchange Rate-Interest Rate Differential Relation over Modern Floating Rate Period", *Journal of Finance*, No. 43, pp: 933-948.
- 37- Meyler, A. , G. Kenny. , and T. Quinn, (1998), "Forecasting Irish Inflation Using ARIMA Models". *Technical Paper*. Central Bank of Ireland.
- 38- Moody, J. , U. Levin. , and S. Rehfuss, (1993), "Prediction the U. S. Index of Industrial Production", *Neural Network World*, 3(6), pp: 791-794 in Special issue: *Proceeding of Paralled Applications in Statistics and Economics 93*, Mirko Novak(ed.).
- 39- Moshiri, S. , and N. Cameron, (2000), "Neural Network Versus Econometric Models in Forecasting Inflation", *Journal of forecasting*, Vol. 57, pp: 139-162.
- 40- Nelson, C. , and C. Plosser, (1982), "Trends and Random Walks in Macroeconomic Time Series: Some Evidence and Implications", *Journal of Monetary Economics*. Vol 10 , pp: 139-162.
- 41- Qi, M. , and Wu. Y., (1999), "Exchange rates and fundamentals: Evidence from ou-of-sample forecasting using neural networks", *Computational Finance*, The MIT Press.
- 42- Qi, M. , and Wu. Y., (2003), "Nonlinear prediction of exchange rates with monetary Fundamentals", *Journal of Empirical Finance*, No. 10, pp: 623– 640.
- 43- Refenes, A. N. , and A. Zaidi, (1993), "Managing Exchange Rate Prediction Strategies with Neural Networks", in P. J. G. Lisboa and M. J. Taylor [eds. ], *Techniques and Applications of Neural Networks*, Ellis Horwood, Hemel Hampstead, pp: 109-116.
- 44- Rowland, Peter, (2003b), "Forecasting the USD/COP Exchange Rate: A Random Walk with a Variable Drift", mimeo, *Banco de la República*, Bogotá.
- 45- Swanson, N. , and H. White, (1997), "A Model Selection Approach to Real-Time Macroeconomic Forecasting Using Linear Models and Artificial Neural Network", *The Review of Economics and Statistics*, Vol. LXXIX. pp: 540-550.
- 46- Taylor, M. P. , and P. McMohon, (1988), "Lony ryn Purchasing Power Parity in the 1920", *European Economic Review*, No. 32, pp: 179-97.
- 47- Tkacz, G. , and S. Hu, (2001), "Neural Network Forecasting of Canadian GDP Growth", *International Journal of Forecasting*, Vol 17, No. 1. pp: 57-69.

- 48- Tyree, E. W. , and J. A. Long, (1995), "Forecasting Currency Exchange Rates: Neural Networks and the Random Walk Model", *City University Working Paper, Proceedings of the Third International Conference on Artificial Intelligence Applications*, New York. <http://citeseer.nj.nec.com/131893.html>.
- 49- Verkooijen, W., (1996), "A Neural net Work Approach to Long-Run Exchange Rate Prediction", *Computational Economics*, No. 9, pp: 51-65.
- 50- Wasserman, P. D., (1994), *Advanced Methods in Neural Computing*, Van Nostrand Reinhold.
- 51- White, H., (1988), "Economic Prediction Using Neural Network: The case of IBM Daily Stock Returns", *Proceeding of the IEEE International Conference on Neural Networks II*, pp: 451-458.
- 52- White, H., (1992), "Estimation, Inference and Specification Analysis", New York: Cambridge University Press.
- 53- Zhong, G., (2001), "An Investigation of Neural Networks for Linear Time-Series Forecasting", *Computers & Operations Research*, Vol. 28, pp: 1183-1202.
- 54- Zhong, G., (2003), *Neural net Works in Business Forecasting*, Hershey, PA, USA: Idea Group Inc.

## ضمیمه ۱

Dependent Variable: LNE  
 Method: Least Squares  
 Date: 04/26/04 Time: 17:11  
 Sample(adjusted): 1359:08 1380:10  
 Included observations: 255 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LNE(-1)	1.001734	0.000560	1787.464	0.0000
R-squared	0.995822	Mean dependent var	7.413164	
Adjusted R squared	0.995822	S. D. dependent var	1.034439	
S. E. of regression	0.066864	Akaike info criterion	-2.568407	
Sum squared resid	1.135572	Schwarz criterion	-2.554520	
Log likelihood	328.4719	Durbin-Watson stat	1.754133	

Dependent Variable: LNE  
 Method: Least Squares  
 Date: 04/26/04 Time: 17:13  
 Sample(adjusted): 1359:08 1380:10  
 Included observations: 255 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.044547	0.030168	1.476600	0.1410
LNE(-1)	0.995829	0.004038	246.6247	0.0000
R-squared	0.995858	Mean dependent var	7.413164	
Adjusted R-squared	0.995841	S. D. dependent var	1.034439	
S. E. of regression	0.066709	Akaike info criterion	-2.569145	
Sum squared resid	1.125869	Schwarz criterion	-2.541370	
Log likelihood	329.5660	F-statistic	60823.76	
Durbin-Watson stat	1.758742	Prob(F-statistic)	0.000000	

Dependent Variable: D(LNE)  
 Method: Least Squares  
 Date: 05/31/04 Time: 13:03  
 Sample(adjusted): 1359:08 1380:10  
 Included observations: 255 after adjusting endpoints

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.003621	0.004652	-0.778416	0.4371
D(LNP)	1.364339	0.204627	6.667457	0.0000
R-squared	0.149451	Mean dependent var	0.013686	
Adjusted R-squared	0.146089	S. D. dependent var	0.066718	
S. E. of regression	0.061652	Akaike info criterion	-2.726810	
Sum squared resid	0.961645	Schwarz criterion	-2.699036	
Log likelihood	349.6683	F-statistic	44.45499	
Durbin-Watson stat	1.906924	Prob(F-statistic)	0.000000	



Dependent Variable: LNE  
 Method: Least Squares  
 Date: 08/10/04 Time: 22:34  
 Sample(adjusted): 1359:08 1380:10  
 Included observations: 255 after adjusting endpoints  
 Convergence achieved after 5 iterations  
 Backcast: 1359:07

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	8.791899	0.039814	220.8270	0.0000
LNP	0.995595	0.023915	41.62973	0.0000
AR(1)	0.825993	0.038203	21.62092	0.0000
MA(1)	0.147123	0.070649	2.082446	0.0383
R-squared	0.996756	Mean dependent var		7.413164
Adjusted R-squared	0.996717	S. D. dependent var		1.034439
S. E. of regression	0.059270	Akaike info criterion		-2.797877
Sum squared resid	0.881736	Schwarz criterion		-2.742328
Log likelihood	360.7293	F-statistic		25706.70
Durbin-Watson stat	1.998366	Prob(F-statistic)		0.000000
Inverted AR Roots	.83			
Inverted MA Roots	-.15			

Dependent Variable: LNE  
 Method: Least Squares  
 Date: 12/27/04 Time: 21:09  
 Sample(adjusted): 1359:12 1380:10  
 Included observations: 251 after adjusting endpoints  
 Convergence achieved after 8 iterations  
 Backcast: 1358:09 1359:11

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	13.74918	11.78964	1.166208	0.2447
AR(1)	1.064028	0.062417	17.04711	0.0000
AR(2)	-0.202385	0.067403	-3.002587	0.0030
AR(5)	0.135691	0.034608	3.920782	0.0001
MA(7)	-0.128380	0.062362	-2.058621	0.0406
MA(11)	0.149089	0.061924	2.407614	0.0168
MA(12)	0.141982	0.062048	2.288263	0.0230
MA(15)	0.132491	0.061947	2.138767	0.0335
R-squared	0.996340	Mean dependent var		7.439607
Adjusted R-squared	0.996234	S. D. dependent var		1.020917
S. E. of regression	0.062647	Akaike info criterion		-2.671237
Sum squared resid	0.953700	Schwarz criterion		-2.558872
Log likelihood	343.2403	F-statistic		9449.853
Durbin-Watson stat	1.991354	Prob(F-statistic)		0.000000
Inverted AR Roots	1.00	.41 -.56i	.41+.56i	-.38+.37i
Inverted MA Roots	-.38 -.37i	.90 -.21i	.62+.59i	.62 -.59i
	.90+.21i	.47+.66i	.13 -.88i	.13+.88i
	.47 -.66i	-.29+.88i	-.60 -.61i	-.60+.61i
	-.29 -.88i	-.80+.36i	-.80 -.36i	-.85

## ضمیمه ۲

ANN<sub>ppp</sub>

ماتریس اوزان لایه اول:	ماتریس اوزان لایه اول:
۶/۸۹۳۷	۶/۸۹۳۷
-۵/۰۴۹۲	-۵/۰۴۹۲
۵/۴۷۴۹	۵/۴۷۴۹
ماتریس اوزان لایه دوم:	ماتریس اوزان لایه دوم:
-۱/۷۳۳۲	۲/۰۷۱۳
-۲/۱۹۶۹	-۲/۱۸۸۷
۰/۳۲۶۹	۱/۶۷۶۵
۲/۲۰۰۴	-۰/۸۴۷۶
۲/۵۴۳۲	۲/۴۳۲۸
۱/۴۸۵۵	۱/۴۸۵۵
ماتریس اوزان لایه سوم:	ماتریس اوزان لایه سوم:
-۱/۱۲۲۱	۱/۸۲۸۰
-۰/۳۳۰۹	-۰/۷۴۳۲
-۰/۱۹۸۴	-۰/۱۹۸۴
ماتریس بایاس لایه اول:	
-۰/۳۵۱۲	
-۳/۰۹۷۲	
۶/۵۷۷۸	
ماتریس بایاس لایه دوم:	
۲/۵۷۸۶	
۲/۶۸۹۰	
-۰/۲۷۲۷	
۰/۵۵۴۸	
۲/۹۴۳۳	
ماتریس بایاس لایه سوم:	
۱/۵۹۷۰	

ANN<sub>RW</sub>

ماتریس اوزان لایه اول:	ماتریس اوزان لایه اول:
۸/۶۳۳۸	۸/۶۳۳۸
-۸/۸۶۸۵	-۸/۸۶۸۵
۷/۸۹۵۳	۷/۸۹۵۳
-۵/۴۹۴۷	-۵/۴۹۴۷
ماتریس اوزان لایه دوم:	ماتریس اوزان لایه دوم:
-۰/۷۵۸۵	-۰/۴۳۹۸
-۰/۴۳۹۸	۰/۴۶۵۶
-۰/۷۶۳۷	-۰/۷۶۳۷
ماتریس بایاس لایه اول:	
۳/۵۵۸۴	
ماتریس بایاس لایه دوم:	
-۴۵/۷۳۱۲	
۳۳/۵۳۴۵	
-۲۶/۱۷۵۱	
۱۵/۰۳۳۱	

ANN<sub>Simulation</sub>

ماتریس اوزان لایه اول:	ماتریس اوزان لایه اول:
-۰/۱۱۴۰	-۰/۱۱۴۰
-۰/۱۱۷۵	-۰/۱۱۷۵
۰/۳۵۷۸	۰/۳۵۷۸
-۲/۳۱۴۱	-۲/۳۱۴۱
-۰/۱۲۰۷	-۰/۱۲۰۷
-۰/۱۰۶۲	-۰/۱۰۶۲
-۰/۳۰۵۱	-۰/۳۰۵۱
-۴/۸۴۸۴	-۴/۸۴۸۴
-۰/۰۸۰۹	-۰/۰۸۰۹
۰/۶۰۱۸	۰/۶۰۱۸
ماتریس اوزان لایه دوم:	ماتریس اوزان لایه دوم:
۰/۲۲۷۷	-۰/۴۸۶۸
-۰/۴۸۶۸	۰/۰۶۸۴
-۰/۱۷۸۴	-۰/۱۷۸۴
-۰/۳۳۰۱	-۰/۳۳۰۱
-۰/۰	-۰/۰
۵۶۸۵	-۰/۱۷۳۷
۰/۳۴۹۱	-۰/۲۶۷۸
۰/۲۰۲۹	۰/۲۰۲۹
ماتریس بایاس لایه اول:	
۲۵/۹۴۱۰	
۲۵/۸۰۰۴	
-۶۸/۵۳۲۹	
۴۰۲/۲۶۰۷	
۱۹/۱۹۶۳	
۱۰/۲۳۶۶	
۱۴/۹۷۶۵	
۴۵۷/۰۱۳۸	
۲/۶۷۹۷	
-۱/۵۵۶۷	
ماتریس بایاس لایه دوم:	
-۰/۱۷۷۸	



