مقایسه دو روش پیش بینی شبکه عصبی مصنوعی(ANN) و سری زمانی برای صادرات غیر نفتی ایران

جعفر نجاری[۱]، ماشاال... سالارپور[۲]و محمود صبوحی[۳]

چکیده

اهمیت روز افزون استقلال از درآمدهای نفتی به دلیل نوسانات قیمت نفت و تقاضای جهانی آن که درآمدهای دولت و اقتصاد کشور را به شدت تحت تأثیر قرار می‌دهد و باعث شده است تا نقش صادرات غیرنفتی فراتر از ابزاری برای کسب درآمدهای ارزی مطرح شود. به همین دلیل نظر بسیاری از صاحب-نظران و پژوهشگران اقتصاد به سمت تحلیل وضعیت موجود صادرات غیرنفتی معطوف شده است. دورنمایی صادرات غیرنفتی امکان بررسی و برنامه‌ریزی دقیق‌تر را برای اقتصاد ایران فراهم می‌نماید. در این مطالعه به منظور بررسی قدرت پیش‌بینی صادرات غیر نفتی ایران از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و خودرگرسیون جمعی میانگین متحرک (ARIMA) استفاده شد. داده‌های مورد نیاز برای سال‌های ۱۳۳۸ تا ۱۳۸۹ از بانک مرکزی ایران اخذ گردید. به منظور مقایسه دقت پیش‌بینی روش‌ها از معیارهای میانگین قدر مطلق انحراف، ریشه میانگین مربع خطا و ضریب تعیین استفاده شد. نتایج نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی دارای خطای پایین‌تری جهت پیش‌بینی صادرات غیرنفتی می‌باشد و به طور معنی‌داری از مدل ARIMA دقیق‌تر است. بکارگیری روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، می‌تواند علاوه بر ایجاد زمینه برای توسعه روش‌های نوین پیش‌بینی، سیاست‌گذاران بخش صادرات به خصوص صادرات غیر نفتی را در تصمیم‌گیری‌های آتی، یاری رساند. در نتیجه به نظر می‌رسد سیاست نرخ دلار مدیریت شده در کشور سیاست کارایی می‌باشد. به شرط آنکه این نرخ همواره در بلندمدت ثابت نباشد.

C32 ,C53 ,C45 ,E47 : JEL

واژه‌های کلیدی:" بررسی قدرت پیش‌بینی صادرات غیرنفتی، شبکه عصبی مصنوعی و سری زمانی ARIMA، ایران"

مقدمه

مشکلات ناشی از اقتصاد تک محصولی و اتکای بیش از حد به درآمدهای نفتی، اقتصاد کشور را به شدت تحت تاثیر عوامل خارجی از جمله نوسانات بهای جهانی نفت قرار داده است. کاهش بهای نفت در بازارهای جهانی در بعضی مواقع به روشنی اثرات منفی اتکای بیش از حد اقتصاد کشور به درآمدهای نفت را نشان داده و در واقع هشدارهای صاحب‌نظران اقتصادی کشور را بر جسته ساخته است. بی تردید عدم تحقق درآمدهای پیش‌بینی شده دولت از محل صادرات نفت نه تنها بر اجرای طرح‌های مختلف و اقتصاد کشور تاثیر خواهد گذاشت، بلکه بر آینده اقتصاد و برنامه‌ها و طرح‌ها اثرات منفی مضاعفی خواهد داشت. و در نتیجه موجب بروز مشکلات زیادی در بخش‌های مختلف اقتصاد کشور خواهد گردید. از طرفی یکی از عوامل مهم دستیابی به رشد و توسعه اقتصادی پایدار، رونق صادرات است که مهمترین هدف سیاست‌گذاری در بخش تجارت خارجی را تشکیل می دهد.

مدل‌های اتو رگرسیو (AR) اولین بار توسط یول در سال ۱۹۲۹ معرفی شدند. سپس اسلاتسکی در سال ۱۹۳۸ با معرفی مدل‌های میانگین متحرک (MA) به تکمیل این مدل‌ها پرداخت. ولد در سال ۱۹۳۸ با ترکیب مدل‌های خودرگرسیون و میانگین متحرک

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد اقتصادکشاورزی دانشگاه زابل۲-استادیاراقتصادکشاورزی دانشگاه زابل۳- دانشیار اقتصادکشاورزی دانشگاه زابل- j.najjari1365@gmail.com

به معرفی مدل‌های (ARMA) پرداخت ونشان داد که این مدل‌ها می توانند برای رده‌ی وسیعی از سری‌های زمانی ایستا به کار روند. سرانجام باکس جنکیز در سال ۱۹۷۸ با معرفی مدل (ARIMA)[1] نسخه تکمیل شده‌ای را ارائه کردند که امروزه در بسیاری از پیش‌بینی‌های مختلف به کار می‌رود(Makridikis, 1997).

امروزه پیش‌بینی[2] وقایع مورد توجه محققین در زمینه‌های مختلف قرار گرفته و روش‌های متنوعی نیز در این رابطه ابداع شده است. یکی از جدیدترین روش‌های پیش‌بینی، رویکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی[3](ANN) می‌باشد.

سوانسون و وایت در سال ۱۹۹۷، که طی آن روش‌های مختلف برای پیش‌بینی ۹ متغییر کلان اقتصاد آمریکا با استفاده از معیارهای مختلف با یکدیگر مقایسه شدند. روش‌های مورد استفاده در این مطالعه عبارتند از: مدل اتورگرسیو برداری، شبکه‌ی عصبی پیش‌خور، پیش‌بینی‌های حرفه‌ای بر اساس اجماع نظر کارشناسان و یک مدل خطی غیر تطبیقی. نتیجه آنکه اگرچه شبکه-های عصبی عملکرد معقولی داشته اما مدل‌های خطی چند متغیره در مجموع اندکی بهتر از مدل شبکه عصبی هستند(Swanson and Whit, 1997).

پژوهش چارم و کارام (۱۹۹۶) مطالعه‌ای است که طی آن شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی متغیرهای کلان اقتصادی نتایج دقیقتری از مدل‌های خطی ارائه نکردند. آن‌ها دقت شبکه‌های عصبی را با دقت برخی از مدل‌های خطی برای پیش‌بینی متغیر مصرف جمعی در ایالات متحده آمریکا طی دهه ۸۰ مقایسه کردند. نتیجه آنکه با استفاده از متغییرهای توضیحی مشابه در مدل-های خطی، شبکه‌های عصبی پیش‌بینی‌های مناسبی ارائه کردند اما نتایج آن بهتر از مدل‌های خطی نبود. نویسندگان دریافتند که صرف‌نظر از نوع مدل تخمینی، انتخاب متغییرهای توضیحی نقش اصلی را در دقت پیش‌بینی‌های ایفا می‌کند.

هروی و همکاران(۲۰۰۴)، توانایی شبکه عصبی مصنوعی را با یک فرآیند خود رگرسیو در پیش‌بینی تولیدات صنعتی سه کشور اروپایی آلمان، فرانسه و انگلیس مورد مقایسه قرار دادند. نتایج مطالعه نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی در افق‌های زمانی کمتر از ۱۲ ماه دارای خطای پیش‌بینی کمتری در مقایسه با فرآیند خودرگرسیو می‌باشد.

پرتوگال (۱۹۹۵)، دقت پیش‌بینی تولید ناخالص بخش صنعت در برزیل را با استفاده از روش‌های شبکه‌های عصبی، مدل اجزاء غیرقابل مشاهده و فرآیند ARIMA، مورد مقایسه قرار داده است. در این مطالعه از داده‌های ماهانه دوره ژانویه ۱۹۸۱ تا دسامبر ۱۹۹۲ جهت مدل‌سازی استفاده شد و در نهایت داده‌های هفت ماه بعد پیش بینی و مورد مقایسه قرار گرفت. در این مطالعه بر خلاف سایر مطالعات معمول، از یک شبکه ۴ لایه با دو لایه مخفی استفاده شد. نتایج مطالعه نشان داد که فرآیند ARIMA برتری بیشتری در مقایسه با مدل شبکه عصبی در این مطالعه عدم وجود قاعده و آزمونی مطمئن جهت انتخاب ساختار مناسب شبکه عصبی می‌باشد و با توجه به این مطلب که نتایج فوق برگرفته از یک مطالعه خاص می‌باشد، نمی‌توان نتایج آن را عمومیت بخشید.

در ایران نیز مطالعات گوناگونی در زمینه شبکه عصبی مصنوعی، انجام گرفته است که از آن جمله می‌توان به مطالعه قدیمی و مشیری (۱۳۸۱)، کارآیی مدل شبکه عصبی را با یک مدل رگرسیون خطی به منظور پیش‌بینی نرخ رشد اقتصادی در ایران، مقایسه نموده‌اند. نتایج مطالعه حاکی از آن است که شبکه عصبی به طور معنی‌داری پیش‌بینی‌های دقیق‌تری در مقایسه با مدل رگرسیون خطی ارائه می‌دهد.

اکبر زارع زاده مهریزی در سال ۱۳۷۹ عملکرد برنامه‌های صادرات غیرنفتی ایران را مورد تحلیل قرار داده است او بی‌توجهی به مزیت‌های نسبی کشور در زمینه صادرات؛ رعایت نکردن استاندارد کیفیت و از دست دادن بخشی از بازار؛ تزلزل در سیاست‌های

[1] - Autoregressive Integrated Moving Average
[2] - Forecast
[3] -Artificial Neural Networks (ANN)

ارزی؛ نداشتن اطلاعات دقیق از بازار محصولات صادراتی، هدف‌گذاری‌های خوش بینانه و ناهماهنگی بین بخش‌های مختلف را از مهمترین دلایل ناکامی در دستیابی به اهداف تعیین شده در زمینه صادرات غیرنفتی عنوان می‌کند.

داده‌ها

داده‌های مورد نیاز به منظور مقایسه مدل‌های مذکور، شامل متغیر موهومی که برای سال‌های جنگ (دوره‌ی ۶۹-۱۳۶۰) در نظر گرفته شده و سری‌های زمانی سالانه صادرات غیرنفتی و نرخ دلار برای دوره‌ی ۸۹-۱۳۳۸ بوده که از پایگاه اینترنتی بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران گردآوری شده است. در مدل ARIMAX ۷۰٪ مشاهدات به آموزش[1] و ۳۰٪ مشاهدات به تست[2] و مدل MLP داده‌ها به سه مجموعه‌ی آموزش ۷۰٪ و تست ۳۰٪ اختصاص داده شد. همچنین، جهت طراحی مدل ARIMAX از نرم افزار Eviews7 و طراحی مدل NNA از نرم‌افزار Matlab2011a استفاده شده است.

روش تحقیق

در این قسمت به معرفی دو روش پیش‌بینی استفاده شده در این تحقیق (روش‌های آریما و شبکه‌های عصبی مصنوعی) پرداخته خواهد شد.

روش ARIMAX

انجام یک پیش‌بینی عبارت است از استنباط توزیع احتمالی یک مشاهده‌ی آینده از جامعه، به شرط معلوم بودن یک نمونه (مثل Z) از مقادیر گذشته (نیرومند، ۱۳۷۲). برای انجام این کار نیاز به راه‌های توصیف فرآیندهای تصادفی[3] و سری‌های زمانی می‌باشد، و همچنین به رده‌ای از مدل‌های تصادفی نیاز است که استعداد توصیف وضعیت‌هایی که در عمل اتفاق می‌افتد را دارا باشند. یک رده‌ی مهم از فرآیندهای تصادفی فرآیندهای ایستا هستند. فرآیندهای تصادفی ایستای خاصی که از لحاظ تعیین مدل سری‌های زمانی واجد ارزشمند، عبارتند از فرآیندهای اتورگرسیو، میانگین متحرک و فرآیندهای مخلوط اتورگرسو-میانگین متحرک.

مدل ARIMA در واقع شکل خلاصه شده‌ای از مدل‌های برداری بوده و در صورت وجود داده‌های کافی می‌تواند، به همان خوبی مدل‌های برداری، سری‌های زمانی را پیش‌بینی نماید.

الگوی سری زمانی بر خلاف الگوهای اقتصاد سنجی که از اطلاعات مربوط به نظریه‌های اقتصادی و داده‌های آماری سود می-جویند، تنها از اطلاعات مربوط به داده‌های آماری استفاده می‌کنند. الگوهای سری‌های زمانی که تنها مقادیر فعلی یک متغیر را به مقادیر گذشته آن ومقادیر خطای حال و گذشته ارتباط می‌دهند، الگوهای سری زمانی تک متغیره نامیده می‌شوند. این الگوها عبارتند از فرآیندهای خود توضیح (AR)، فرآیند میانگین متحرک (MA)، فرآیند خود توضیح میانگین متحرک (ARMA) و فرآیند خود توضیح جمعی میانگین متحرک (ARIMA) (نوفرستی، ۱۳۷۸). همچنین متغیر X شامل نرخ رسمی دلار(X_1)و متغیر موهومی برای سال‌های جنگ(X_2)می‌باشد، که برا افزایش دقت تخمین به عنوان متغیر توضیحی وارد مدل شده‌اند.

روش ARIMA یا همان متدولوژی باکس-جنکیز[4](BJ) چهار مرحله زیر را شامل می‌شود:

۱- مرحله تشخیص یا شناسایی آزمایشی[1] : اگر سری زمانی پس از d مرتبه تفاضل‌گیری مرتبه اول ساکن شود و سپس آن را توسط فرآیند ARMA(p,q) مدل‌سازی کنیم، در این صورت سری زمانی اصلی ARIMA(p,d,q) می‌باشد. در این مرحله به

[1] -Train
[2] -Test
[3]-Stochastic or Random process
[4] -Box and Jenkins

دنبال تعیین مقادیر واقعی p,d,q بوده و برای این منظور از ابزار نمودار همبستگی استفاده می‌شود. اگر r_k را در مقابل k (وقفه‌ها) رسم شود، نمودار بدست آمده، نمودار همبستگی سری زمانی خواهد بود.

خود همبستگی نمونه (SAC) با k وقفه عبارت است از:

$$r_k = \frac{\sum_{t=b}^{n-k}(z_t - \bar{z})(z_{t+k} - \bar{z})}{\sum_{t=b}^{n}(z_t - \bar{z})^2} \qquad (۱)$$

در این فرمول:

r_k: ضریب خود هبستگی، Z : سری زمانی ایستا از مرتبه b، b : تعداد مراحل تفاضل‌گیری جهت ایستایی سری زمانی، k : تعداد وقفه‌ها و n : تعداد مشاهدات.

خود همبستگی جزئی (SPAC) نمونه با K وقفه عبارت است از:

$$r_{kk} = \frac{r_k - \sum_{j=1}^{k-1} r_{k-1,j}\, r_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} r_{k-1,j}\, r_j} \qquad (۲)$$

در این فرمول:

r_{kk} : ضریب خود همبستگی جزئی

از آنجایی که هر یک از فرآیندهای استوکاستیک، الگوی خاصی از SAC و SPAC را نشان می‌دهند و با توجه به حالت الگوی مورد بررسی(نمایی نزولی، موج سینوسی نزولی یا ترکیبی از هر دو) و شماره وقفه‌هایی از SAC و SPAC که دارای نقطه اوج می‌باشند، می‌توانیم فرآیند سری زمانی مزبور را تشخیص دهیم(شیوا، ۱۳۷۵).

۲- مرحله تخمین: بعد از مرحله تشخیص به تخمین پارامترهای مدل پرداخته می‌شود. برای تخمین از روش حداقل مربعات معمولی (OLS) استفاده خواهد شد.

۳- کنترل تشخیص: در این مرحله با انجام آزمون ایستایی در مورد باقیمانده‌های مدل ARIMA، مدل از لحاظ خوبی برازش کنترل می‌شود. در صورتیکه باقیمانده‌ها اختلال سفید باشند، مدل انتخابی پذیرفته می‌شوند، در غیر این‌صورت مدل رد شده و مراحل قبل تکرار می‌شوند.

۴- پیش‌بینی: در این مرحله با استفاده از مدل نهایی به دست آمده به پیش‌بینی کوتاه‌مدت سری‌های زمانی مورد بررسی پرداخته خواهد شد. در بسیاری از موارد پیش‌بینی‌های حاصل از مدل‌های ARIMA بویژه برای کوتاه‌مدت است و بیش از روش مدل-سازی سنتی اقتصاد سنجی قابل اتکا می‌باشد(ابریشمی، ۱۳۷۸).

شبکه‌های عصبی مصنوعی(ANN)

شبکه‌های عصبی یکی از پویاترین حوزه‌های تحقیق در دوران معاصر است که افراد متعددی از رشته‌های گوناگون علمی را به خود جلب کرده است. زیست‌شناسان، شبکه‌های عصبی بیولوژیکی[۲] را طی سالیان متمادی مطالعه کرده‌اند، که مغز انسان، نمونه‌ای از این شبکه‌هاست. دست‌یابی به روش کار مغز، تلاش بی‌وقفه‌ای بوده است که بیش از ۲۰۰۰ سال پیش توسط ارسطو و هراکلیتوس آغاز شد و با تحقیقات دانشمندان دیگری چون رامنی کاجال، کلگی و هب[۳] ادامه داشته است.

یک شبکه‌های عصبی مصنوعی از تعداد زیادی گره و پاره خط‌های جهت‌دار که گره‌ها را به هم ارتباط می‌دهند تشکیل شده است. گره‌های که در لایه ورودی هستند گره‌های حسی و گره‌های لایه خروجی، گره‌های پاسخ دهنده نامیده می‌شوند. بین نرون‌های

---

[1] -tentative identification

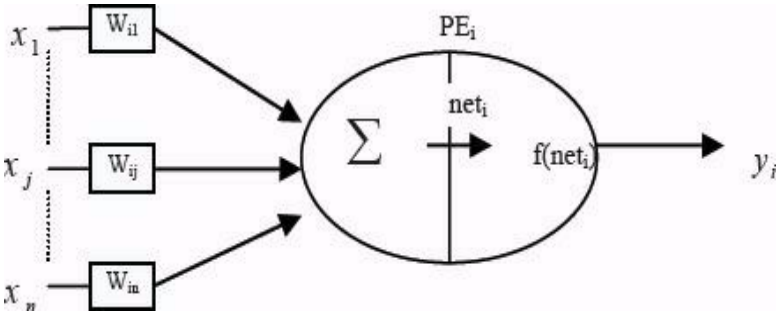
[2] -Biological neural networks

[3] - Romeny Cajal, Colgi and Hebb

ورودی و خروجی نیز نرون‌های پنهان[1] قرار دارند. اطلاعات از طریق گره‌های ورودی به شبکه وارد می‌شود، سپس از اتصالات به لایه‌های پنهان متصل شده، در نهایت خروجی شبکه از گره‌های لایه خروجی به دست می‌آیند. این مراحل مشابه شبکه عصبی بیولوژیکی انسان است.

شبکه‌های پرستون چندلایه[2] MLP

هدف شبکه‌های عصبی، کوشش برای ساخت الگوهایی است که همانند مغز انسان عمل می‌کنند. کار شبکه عصبی ایجاد یک الگوی خروجی بر اساس الگوی ورودی ارائه شده به شبکه است. شبکه عصبی متشکل از تعدادی عناصر پردازشی (نرون‌های مصنوعی) می‌باشند که این نرون‌ها درون داده‌ها را دریافت و پردازش می‌کند و در نهایت، برون‌داد از آن ارائه می‌دهد. درونداد می‌تواند داده‌های خام یا برون‌داد دیگر عناصر پردازشی باشد. برون‌داد می‌تواند محصول نهایی یا درون‌دادی برای یک نرون دیگر باشد. یک شبکه عصبی مصنوعی متشکل از نرون‌های مصنوعی می‌باشد که در واقع همان عناصر پردازشی هستند. در شکل ذیل به طور ساده یک عنصر پردازشی توضیح داده شده است.



شکل۱- یک عنصر پردازشی

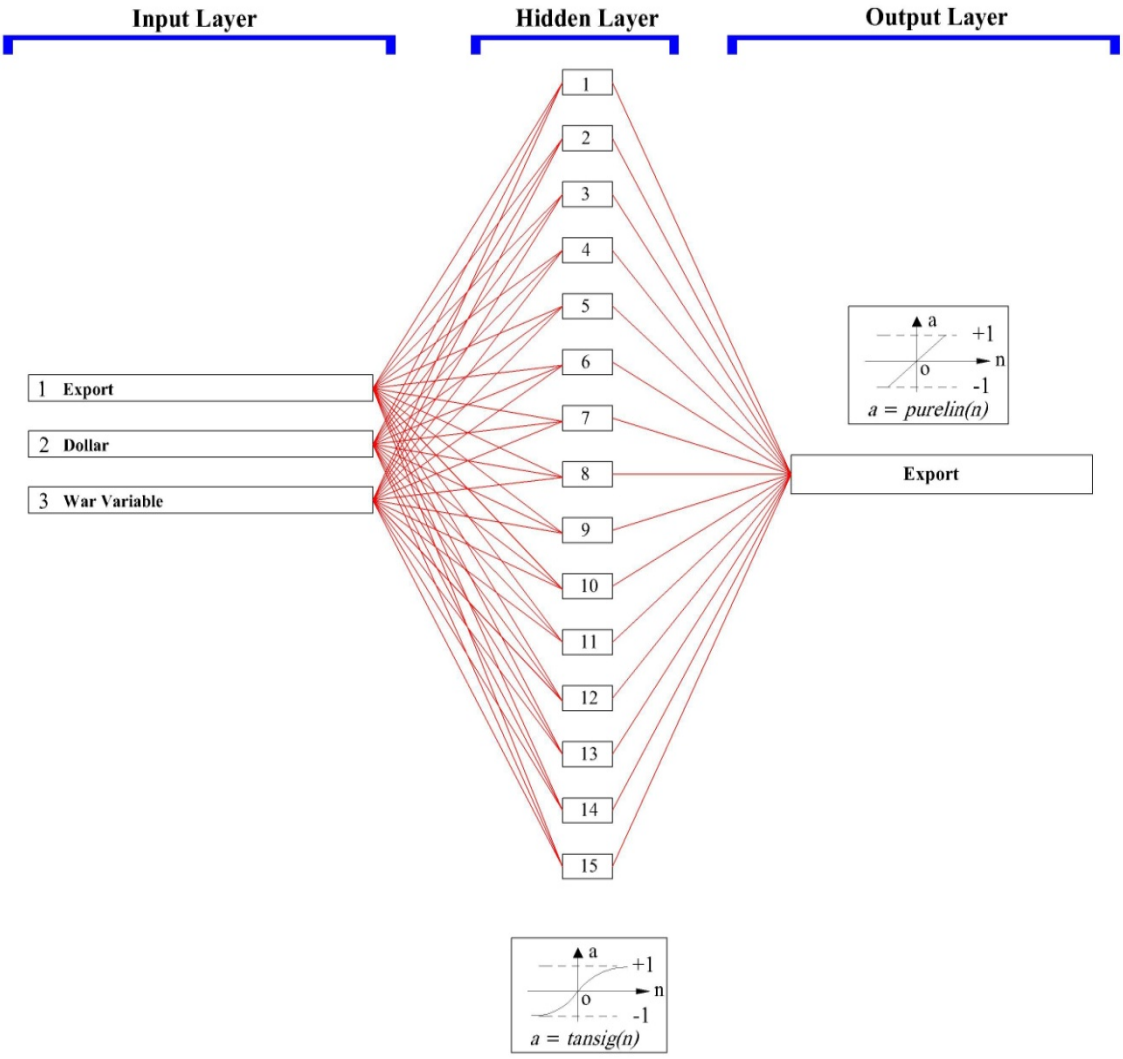
W ها وزن‌های اختصاص یافته به هر ورودی، net تابع مجموع، تابع تبدیل،x ها ورودی‌های نرون و yها خروجی‌های نرون می‌باشند.

تابع مجموع، مجموع موزون ورودی‌ها را محاسبه می‌کند و فرمول آن $net = \sum w_{ij} x_j$ می‌باشد، رابطه بین سطح فعال شدن و برون‌داد با استفاده از تابع تبدیل توصیف می‌شود که دارای انواع مختلفی از جمله تانژانت هیپربولیک، سیگموئید و ... می‌باشد.

شبکه‌های پیشخور شبکه‌هایی هستند که ارتباط تنها یک‌طرفه می‌باشد و از هر نرون داده‌ها تنها به نرون بعدی منتقل می‌شود اما در شبکه‌های پسخور ارتباط دوطرفه می‌باشد.

شبکه‌های پرسپتون چندلایه و یا MLP معماری از شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد که پیشخور بوده و پردازنده‌های شبکه به چند لایه مختلف تقسیم شوند، در این شبکه‌ها لایه اول، ورودی، لایه آخر، خروجی و لایه‌های میانی، لایه‌های پنهان نامیده می‌شوند. این معماری را پرکاربردترین معماری شبکه‌های عصبی می‌توان نامید، شکل زیر نمای پرسپترون چندلایه‌ای مورد استفاده در این مقاله را نشان می‌دهد:

[1] -Hidden
[2] -Multi Layer Perceptron (MLP)



شکل۲- شبکه‌های پرستون چندلایه MLP مورد استفاده در تحقیق

معیار ارزیابی کارایی مدل‌ها

هایکن (Hykin, 1994)، به منظور بررسی کارایی مدل‌های پیش‌بینی سری‌های زمانی، معیارهایی معرفی کرد که نام و فرمول برخی از مهمترین آن‌ها در ذیل آمده است:

جدول۱- معیارهای ارزیابی کارایی مدل‌ها

معیار	فرمول
ضریب تعیین (*Determination Coefficient*)	$R^2=1-\frac{\sum(y_t-\hat{y}_t)^2}{\sum(y_t-\bar{y})^2}$
ریشه میانگین مربع خطا (*Root Mean Squared Error*)	$RMSE=\sqrt{\frac{\sum(\hat{y}_t-y_t)^2}{n}}$
معیار میانگین قدر مطلق انحراف (*Mean Absolute Deviation*)	$MAD=\frac{\sum\lvert\hat{y}_t-y_t\rvert}{n}$
معیار میانگین قدر مطلق درصد خطا (*Mean Absolute Percentage Error*)	$MAPE=\frac{\sum\left\lvert\frac{\hat{y}_t-y_t}{y_t}\right\rvert}{n}\times 100$
ضریب نابرابری تایل (*Theil Inequality Coefficient*)	$TIC=\frac{\sqrt{\frac{\sum(\hat{y}_t-y_t)^2}{n}}}{\sqrt{\frac{\sum\hat{y}_t^{\,2}}{n}}+\sqrt{\frac{\sum y_t^{\,2}}{n}}}$
درصد خطای پیش بینی	$\frac{RMSE}{Mean\,(y_t^{test})}\times 100$

منبع:

Hykin, 1994

در روابط فوق $\hat{y}_t, y_t$ ، n به ترتیب مقدار هدف(مشاهده واقعی)، مقدار خروجی مدل و تعداد مشاهدات می‌باشند. واضح است که بهترین مقدار برای معیار R^2 و U تایل برابر ۱ و برای سایر معیارها صفر می‌باشد. هم چنین، در این مطالعه از معیارهای R^2، MAD و RMSE استفاده می‌شود.

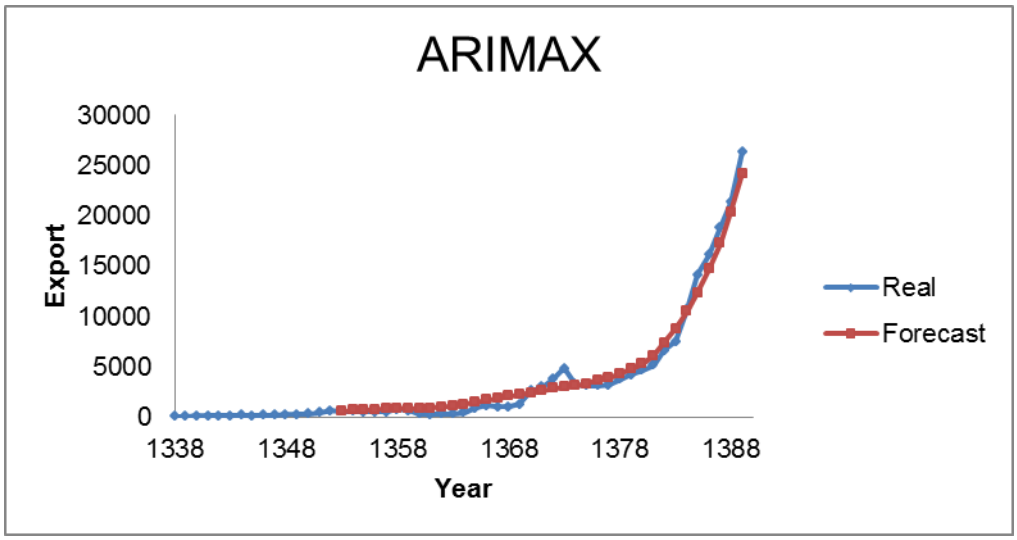
نتایج و بحث

بررسی کارایی مدل ARIMAX در پیش‌بینی صادرات غیرنفتی

به منظور بررسی کارایی مدل ARIMAX در پیش‌بینی سری‌های زمانی مذکور، ابتدا ایستایی سری‌های زمانی با آزمون ریشه واحد دیکی فولر تعمیم یافته و با معیار شوار-بیزین بررسی شد. و نتایج نشان داد سری زمانی پس از یک تفاضل ایستا شد. بنابر این از سری زمانی ARIMA(p,d,q) استفاده می‌کنیم. بعد از مرحله تشخیص اقدام به تخمین مدل بر اساس معیار کمترین مقدار آکائیک-بیزین و شوار-بیزین کردیم که معادله ARIMA(14, 1, 2) بدست آمد. برای کنترل تشخیص نیز از آزمون باقیمانده‌ها استفاده شد که نتایج در جدول۲ آمده است. در شکل۳ داده‌های پیش‌بینی شده با مدل ARIMAX در مقابل داده-های واقعی صادرات غیر نفتی نشان داده شده است.

جدول۲- کارایی مدل ARIMAX در پیش‌بینی صادرات غیرنفتی

ARIMAX	R^2	MAD	RMSE
ساختار(۲، ۱، ۱۴)	٪۸۷۴	۰.۰۹۳۳	۰.۰۸۲۲



شکل۳- مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده مدل ARIMAX برای دوره‌ی ۸۹- ۱۳۳۸

بررسی کارایی مدل MLP در پیش‌بینی صادرات غیرنفتی

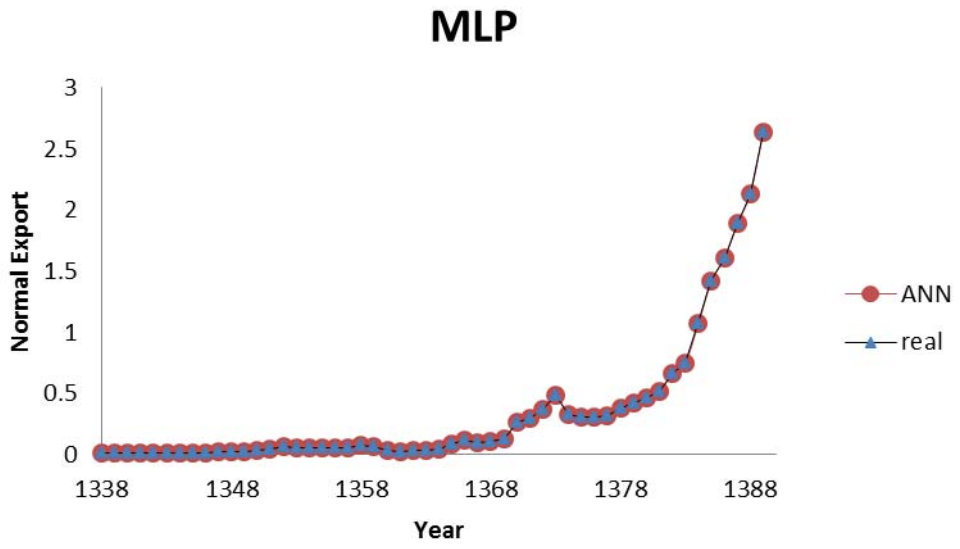
به منظور بررسی کارایی این مدل در پیش‌بینی صادرات غیر نفتی از داده‌های نرمال شده استفاده شد. تعداد گره ورودی و همچنین خروجی در شبکه عصبی به وسیله نگاشتی که به شبکه ارائه می‌شود قابل تعیین است در این تحقیق به دلیل وجود یک متغیر مستقل و۲ متغیر وابسته تعداد گره‌های لایه ورودی ۳ و تعداد گره‌های لایه خروجی یک می‌باشد، اما تنها راه تعیین تعداد لایه‌های پنهان و تعداد گره در هر لایه و همچنین نوع تابع تبدیل، سعی و خطا می‌باشد، به گونه ای که اگر تعداد لایه‌های پنهان وتعداد نرون‌های هر لایه کافی نباشد، شبکه نمی‌تواند به طور مناسب به یک جواب بهینه، همگرا شود و اگر تعداد آنها بیش از حد لازم باشد، شبکه دچار بی ثباتی می‌شود.

بهترین شبکه، شبکه‌ای با ۳لایه ورودی(۱۵لایه پنهان) می‌باشد که طراحی آن به صورت۱-۱۵-۳ می‌باشد و این شبکه در سیکل تکراری حدود۱۰۰۰ به بهترین جواب رسیده و R square مدل ۹۹۸٪ می‌باشد که عدد بسیار قابل توجهی می‌باشد. نتایج بدست آمده از مجموعه کل، آموزش و تست در جدول۳ داده شده است.

جدول۳- کارایی مدل شبکه پرسپتون چندلایه MLP در پیش‌بینی صادرات غیرنفتی

مدل MLP با ساختار ۱-۱۵-۳						
R^2	MAD			RMSE		
All	Train	Test	All	Train	Test	All
۰.۰۹۹۸	۰.۰۰۵۵	۰.۰۰۵۸	۰.۰۰۵۴	۰.۰۰۵۹	۰.۰۰۶۸	۰.۰۰۶۴

در شکل۴ داده‌های پیش‌بینی شده با شبکه پرسپتون چندلایه در مقابل داده‌های واقعی صادرات غیر نفتی (داده‌های نرمال) نشان داده شده است.



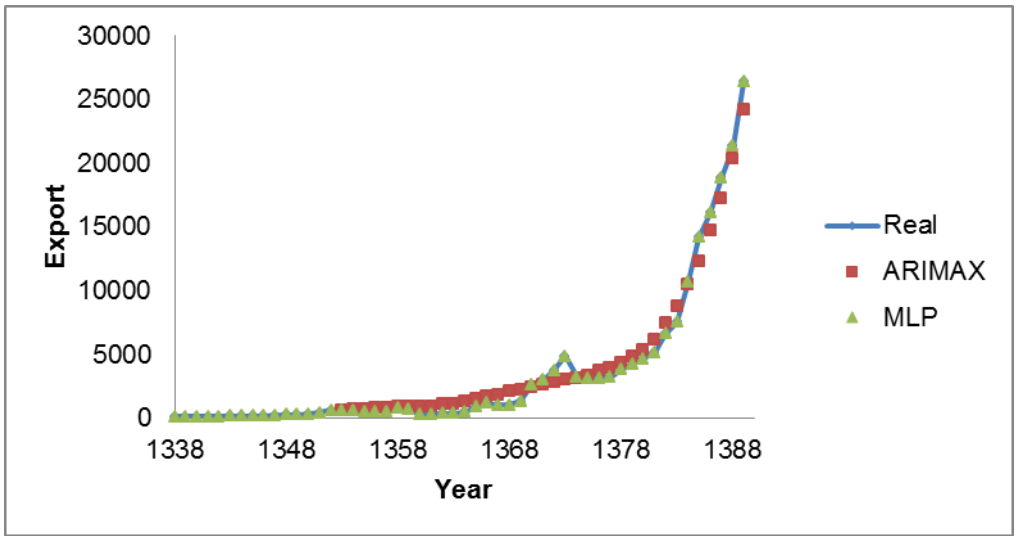
شکل۴- مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده توسط مدل MLP برای دوره‌ی ۸۹-۱۳۳۸

نتیجه‌گیری

در این مطالعه کارایی مدل‌های ARIMAX و شبکه پرسپتون چندلایه(MLP) در پیش‌بینی صادرات غیرنفتی برای دوره‌ی ۸۹-۱۳۳۸ مقایسه شد. بر این اساس مهم‌ترین نتایج حاصله عبارتند از:

- این پژوهش نشان داد که ارتباط مستقیم و مثبتی بین نرخ دلار و صادرات غیر نفتی وجود دارد.
- هر دو مدل روند مشابهی را برای صادرات غیرنفتی پیش‌بینی می‌کنند.

- کمیت‌های RMSE، MAD و R^2 در جدول ۲و۳ نشان داد که مدل شبکه پرسپتون چندلایه(MLP) نسبت به مدل ARIMAX دارای دقت بالاتری در پیش‌بینی صادرات غیر نفتی دارد. در شکل۵ مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده توسط دو مدل نشان داده شده است.



شکل۵- مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده توسط مدل‌های ARIMAX و MLP

نرخ دلار در کشور ما با نوسانات زیادی مواجه بوده و بعضا غیر کارشناسانه انجام گرفته است. با توجه به اینکه ارزش مبادله‌ای صادرات غیرنفتی بر اساس نرخ دلار در سراسر دنیا محاسبه می‌شود، نتایج نشان داد نرخ دلار ارتباط تنگاتنگی با صادرات غیرنفتی دارد و هرگونه تلاش در جهت کنترل یا رها کردن غیرکارشناسانه آن آسیب‌های شاید جبران ناپذیری بر پیکره صادرات غیرنفتی وارد خواهد آورد همچنانکه ما تاکنون شاهد آزمایش و خطاهای بسیار در این زمینه بوده‌ایم. همانگونه که جدول۵ نشان داد افزایش ۵۰٪ در نرخ دلار باعث افزایش چشمگیری در صادرات غیرنفتی شد، البته این بحث به معنی بی‌ارزش کردن پول ملی در جهت تشویق صادرات غیرنفتی نمی‌باشد.

پیشنهاد

به نظر می‌رسد سیاست نرخ دلار مدیریت شده در کشور ما سیاست کارایی می‌باشد. به شرط آنکه این نرخ همواره در بلندمدت ثابت نباشد. بلکه بر اساس شرایط اقتصادی و شرایط حاکم، بازار نرخ دلار به سمت ارزش واقعی خود در اقتصاد نزدیک شود و اینگونه نباشد که طی ده سال، نرخ دلار، حول ۸۰۰۰ ریال تا ۱۰۰۰ریال نوسان داشته و تحت کنترل و مدیریت دولت باشد. اگرچه ثبات نرخ دلار خود عاملی در جهت کاهش ریسک صادرات بوده و باعث افزایش صادرات غیرنفتی می‌شود و به صادرکنندگان اطمینان خاطر می‌دهد.

منابع

۱- ابریشمی، ح. ۱۳۷۸. مبانی اقتصاد سنجی(تالیف دامودار گجراتی). چاپ دوم. جلد دوم. انتشارات دانشگاه تهران.

۲- زارع زاده مهریزی، ا. ۱۳۷۹. تحلیل عملکرد برنامه‌های صادرات غیرنفتی ایران. پایان‌نامه کارشناسی ارشد. دانشگاه امام صادق(ع).

۳- سایت بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران: http://www.cbi.ir/.

۴- شیوا، ر. ۱۳۷۵. پیش‌بینی سری‌های زمانی: شناسایی-تخمین-پیش‌بینی.(تالیف باورمن اکانل) چاپ اول. *انتشارت موسسه مطالعات و پژوهشهای بازرگانی*.

۵- قدیمی، م.ر. و مشیری، س. ۱۳۸۱. مدل‌سازی و پیش‌بینی رشد اقتصادی در ایران با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی(ANN)، *فصلنامه پژوهش‌های اقتصادی ایران*، ۱۲: ۹۷-۱۲۵.

۶- نوفرستی، م. ۱۳۷۸. ریشه واحد و هم‌جمعی در اقتصاد سنجی. چاپ اول. انتشارات رسا.

۷- نیرومند، ح و بزرگ‌نیا، ا. ۱۳۷۲. مقدمه‌ای بر تحلیل سری‌های زمانی(تالیف سی-چتفیلد) چاپ اول. *انتشارات دانشگاه فردوسی مشهد*.

8- Box, G.E.P. and Jenkins, G.M. 1970, **Time Series Analysis: Forecasting and Control**, San Francisco: Holden-Day.

9- Church, K. and Curram, s. 1996. Forecasting consumers expenditure: A comparison between econometric and neural network models. International journal of forecasting. 12: 167-225.

10- Fahimifard, S. M. 2008, **The Comparison of Artificial-Neural and Auto-Regressive Models for Forecasting Agricultural Product Price of Iran**, Dissertation for M.Sc Degree in Agricultural Economics Engineering, University of Zabol.

11- Haykin, S. 1994, **Neural Networks A Comprehensive Foundation**. macmillan, New York.

12- Heravi, S., Osborn, D.R. and C.R. Birchenhall, 2004. Linear Versus Neural Network Forecasts for European Industrial Production Series. International Journal of Forecasting, 20: 435-446.

13- Makridikis, S. and Hibon, M. 1997. ARIMA model and box-jenkins methodology. Journal of Forecasting, 16: 147-163.

14- Portugal, N.S. 1995. Neural Networks Versus time series methods: A forecasting exercises, 14th International Symposium on Forecasting, Sweden.

15- Swanson, N. and White, H. 1997. A model selection approach to real time macroeconomic forecasting using linear models and artificial neural networks. Review of economics and statics. 79: 540-550.

Comparison of two methods of Artificial Neural Network prediction (ANN) and time series for the non-oil exports of Iran

j najjari[1], M.salarpor[2] and M.sabuhi[3]*

Abstract

The growing importance of independence from oil revenues due to oil price fluctuations and Global demand that government revenues and the economy will severely affect and has led to role of non-oil exports be raised more than a means to earn exchange revenues. That's why many experts and researchers focus on the situation analysis the economy. non-oil exports enable decision planning for provide Iranian economy. In this study to determine the predict of non-oil exports of Iran was used Artificial Neural Network (ANN) and mass Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). Needed data for the years 1338 to 1389 was obtained from the Central Bank of Iran. In order to compare the accuracy of the prediction method was used from the mean absolute deviation, root mean square error and coefficient of determination. Results showed that ANN have a lower error than the forecast non-oil exports and also it significantly was more accurate than ARIMA models. ANN method, can also create a context for development a forecast new nose, policy makers, especially non-oil export sector in the decision future. Finally seems to dollar exchange rate management policies was performance in the country policy. Although this rate is not always stable in long condition.

JEL: C32 ,C53 ,C45 ,E47

Key Words: Evaluation of forecast non-oil exports power, ANN, ARIMA, Iran

1, MSc Student of economics, Department of Agricultural Economics, Faculty of Agriculture, University of Zabol,2,3,Department of Agricultural Economics, Faculty of Agriculture, University of Zabol, (* - Corresponding author E-mail:j.najjari1365@gmail.com)