فصلنامه اقتصاد مقداری (بررسی‌های اقتصادی سابق)، دوره ۹، شماره ۴، زمستان ۱۳۹۱، صفحات ۱۳۱- ۱۱۱

مدلسازی و پیش بینی صادرات آبزیان دریایی در ایران با استفاده از روش ARIMA و شبکه‌های عصبی مصنوعی

جلیل خداپرست شیرازی و زهرا صادقی*

تاریخ وصول: ۱۳۹۳/۹/۱۵ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۴/۲/۱۵

چکیده:

هدف اصلی این مقاله، مدلسازی و پیش بینی میزان صادرات آبزیان دریایی در ایران بوده است. برای این منظور، از روش‌های سری زمانی خود توضیح جمعی میانگین متحرک (ARIMA) و شبکه‌ی عصبی مصنوعی استفاده شده است. بدین منظور، از داده‌های ماهانه دوره‌ی ۱۳۷۴:۰۳ تا ۱۳۸۷:۱۲ برای برآورد و آموزش مدل و از داده‌های دوره ۱۳۸۸:۰۱ تا ۱۳۹۰:۱۲ به منظور بررسی قدرت پیش بینی مدل‌های مختلف استفاده شده است. در این مطالعه، معیارهای ارزیابی مختلفی شامل قدر مطلق خطا (MAE)، میانگین مجذور خطا (MSE)، درصد میانگین خطا (MAPE)، جذر ریشه میانگین خطا (RMSE) و جذر ریشه‌ی میانگین خطای نرمال شده (NRMSE) مورد استفاده قرار گرفتند. نتایج مطالعه نشان می‌دهد عملکرد پیش بینی مدل غیرخطی شبکه‌ی عصبی بهتر از مدل آماری ARIMA و در ساختارهای شبکه‌ی عصبی مورد مطالعه، شبکه‌ی عصبی تابع پایه‌ی شعاعی (RBF) بر حسب توابع مختلف خطا دارای بهترین عملکرد است. در انتها برای دو سال ۱۳۹۱ و ۱۳۹۲ میزان صادرات آبزیان دریایی ایران پیش بینی شده است.

طبقه‌بندی JEL: C63, C22, F17

واژه‌های کلیدی: *پیش بینی صادرات آبزیان دریایی، مدل اقتصادسنجی ARIMA، شبکه‌ی عصبی RBF، شبکه‌ی عصبی المن، شبکه‌ی عصبی پیشرو*

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

* به ترتیب، استادیار و دانشجوی کارشناسی ارشد اقتصاد توسعه و برنامه ریزی دانشکده اقتصاد و مدیریت، دانشگاه آزاد اسلامی واحد شیراز، شیراز (jks@iaushiraz.net)

۱- مقدمه

تجارت خارجی یکی از مباحث مهم در توسعه‌ی اقتصادی است. این بخش منبع تأمین درآمدهای ارزی برای سرمایه‌گذاری و جذب فن‌آوری نوین در جهت افزایش توان تولیدی اقتصادی کشور است (مهرابی بشرآبادی، کوچک زاده، ۱۳۸۸).

در دنیای امروز که ارتباطات گسترش یافته و دنیا به دهکده‌ای تبدیل شده است مبادلات کالا، اطلاعات و فن‌آوری بسیار گسترش یافته و پیشرفت کرده است. تولیدکنندگان و صادرکنندگان بیش از بیش فرصت یافته‌اند تا در بازارهای بین‌المللی به رقابت بپردازند و از این طریق حدود فعالیت خود را توسعه دهند. سنتی‌ترین راه ورود به این بازارها، یعنی صادرات کالا باعث پیشرفت بیشتر و گسترده‌تر، درآمد بیشتر و آگاه شدن مستمر از آخرین تحولات تکنولوژی و دانش روز است. بالا بردن توان صادراتی موجب افزایش تولید داخلی و افزایش سطح اشتغال، بهبود کیفیت تولیدات و ایجاد زمینه‌های رقابت با توجه به امکان عرضه‌ی بیشتر محصولات تولیدی و تعادل تراز پرداخت‌ها در کشور می‌گردد (نعیمی فر، افسانه، ۱۳۸۹). صادرات کالاهای غیرنفتی در فعالیت‌های اقتصادی اهمیت ویژه‌ای داشته و اثر آن بر اقتصاد و رشد نسبی انکارناپذیر است (عاقل و دیگران، ۱۳۸۷) یکی از مهمترین بخش‌های اقتصادی در کشورهای در حال توسعه، بخش کشاورزی می‌باشد. این بخش علاوه بر تأمین امنیت غذایی، نقش مؤثری در توسعه‌ی اقتصادی، اشتغال و صادرات غیرنفتی کشورها دارد (مهرابی بشرآبادی، کوچک زاده، ۱۳۸۸). یکی از اقلام مهم صادرات غیرنفتی، محصولات شیلات است. با توجه به موقعیت جغرافیایی کشورمان و دسترسی به دریا از شمال و جنوب کشور ایرانظرفیت بالقوه‌ای در زمینه‌ی تولید محصولات دریایی می‌تواند داشته باشد و در صورت بهره‌برداری بهینه‌ی اقتصادی، منبع بسیار خوب برای صادرات (برای سال‌های طولانی) و ارزآوری باشد (نعیمی فر، افسانه، (۱۳۸۹).

تولیدات آبزیان دریایی به عنوان یکی از زیربخش‌های اقتصاد کشاورزی از اهمیت خاصی برخوردار است. براساس آمار گمرک جمهوری اسلامی ایران مقدار ۴۶۴۷۰ هزار تن انواع کالاهای غیر نفتی (بدون احتسابات میعانات نفتی) به ارزش ۲۱۳۲۰/۷ میلیون دلار طی سال ۱۳۸۸ صادر گردیده که نسبت به مدت مشابه در سال قبل ۳۹/۶ در صد به لحاظ وزن و ۱۶ درصد به لحاظ ارزشی افزایش داشته است. همچنین صادرات محصولات کشاورزی در سال ۱۳۸۸، ۲۹۸۵ میلیون دلار

بوده، علاوه بر این ارزش صادرات آبزیان در سال ۱۳۸۸، به لحاظ ارزشی ۸۹ میلیون دلار و به لحاظ وزنی ۳۰ هزار تن بوده که ۷۶ درصد به لحاظ ارزشی و ۲۶ درصد به لحاظ وزنی افزایش داشته است. در بسیاری از کشورهای بهره برداری از آبزیان علاوه بر تامین پروتئین مورد نیاز، منجر به کسب درآمد ارزی و حل مسائل اجتماعی- اقتصادی از جمله بیکاری می‌گردد (گزارشات آماری سازمان توسعه‌ی تجارت جهان، ۱۳۸۸).

امروزه پیش‌بینی[۱] وقایع آینده موردتوجه محققان در زمینه‌های مختلف قرار گرفته و روش‌های متنوعی نیز در این زمینه ابداع شده است. *ARIMA*[۲] پرکاربردترین مدل سری زمانی[۳] است و یکی از جدیدترین روش‌های پیش‌بینی رویکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی[۴] می‌باشد (مهرابی بشرآبادی، کوچک زاده، ۱۳۸۸).

مطالعات متعددی در داخل و خارج کشور در زمینه پیش بینی با روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی و سری زمانی برای پدیده‌های اقتصادی صورت گرفته است. از جمله ملک و ناصرالدین[۵] (۲۰۰۶) قیمت نفت را با پنج مدل متفاوت به منظور پیش بینی *GDP* مورد بررسی قرار دادند. قیمت ها به صورت ماهانه از ژانویه ۱۹۴۷ تا دسامبر ۲۰۰۴ در نظر گرفتند، از این رو ۲۳۲ مشاهده در سری زمانی وجود داشته به گونه‌ای که ۱۸۰ مشاهده‌ی اول برای تخمین مدل، ۱۲ مشاهده برای اعتبار سنجی مدل و ۴۰ مشاهده‌ی آخر برای آزمون در پیش بینی داده‌های آینده دسته بندی شده‌اند. مدل‌های بکار رفته عبارتند از: مدل گام تصادفی[۶]، مدل *AR*[۷]، مدل خطی، شبکه‌ی عصبی پس انتشار[۸]، مدل شبکه‌ی عصبی آبشاری[۹] است. نتایج نشان می‌دهد که مدل شبکه‌ی عصبی آبشاری عملکرد بهتری دارد. تاکید عمده‌ی این مطالعه بر به کارگیری مدل شبکه‌ی عصبی آبشاری در جهت بهبود پیش بینی است.

---

[1] Forecasting
[2] Auto-Regressive Integrated Moving Average (ARIMA)
[3] Time Series
[4] Artificial Neural Network (ANN)
[5] Malik &Nasereddin
[6] Random Walk
[7] Auto-Regressive
[8] Error Back Propagation
[9] Cascaded Neural Network

کو و بوساراونژ[10] (۲۰۰۷) صادرات برنج تایلند را با استفاده از روش *ARIMA* و شبکه‌های عصبی پیش بینی کرده‌اند. در این مطالعه برای مدل کردن سری زمانی، آزمایش‌های متعددی همراه با ساختارها و توپولوژی‌های متفاوت شبکه‌ی عصبی به عمل آمده و نهایتاً یک بردار مشتمل بر ۱۰ متغیر به عنوان بردار ورودی تعریف شد. این متغیرها عبارتند از: میزان صادرات در ماه جاری، اختلاف میزان صادرات در ماه فعلی و ماه گذشته، کدگذاری برای صادرات در ماه فعلی و ماه گذشته که برای افزایش صادرات عدد ۰.۸ و کاهش ۰.۲و عدم تغییر عدد صفر منظور گردید. اختلاف میانگین صادرات ۳ ماهه، علامت کدگذاری شده، تفاوت میانگین صادرات سه ماهه، میانگین صادرات ۳ ماه، قدر مطلق میانگین صادرات ۱ ساله، کدگذاری علامت اختلاف برای میانگین ۱ ساله و شاخص فصلی می‌باشد. نتایج نشان می‌دهد که عملکرد شبکه‌ی عصبی بهتر از مدل سری زمانی است.

پرادهان و کومار[11] (۲۰۱۰) در مطالعه‌ای تحت عنوان پیش‌بینی نرخ ارز در هند: کاربرد مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی، نرخ ارز خارجی در هند با استفاده از دو نوع داده (روزانه و هفتگی) در طول دوره‌ی ۲۰۰۹-۱۹۹۲ برای دلار آمریکا، پوند انگلیس، یورو و ین ژاپن پیش‌بینی کرده است به این نتیجه رسیدند که مدل شبکه‌ی عصبی برای پیش‌بینی نرخ ارز کاراتر است.

کوک و تراس‌ویرتا[12] (۲۰۱۳) نرخ تورم در فنلاند را با مدل غیرخطی شبکه‌ی عصبی پیش‌بینی و مدلسازی کرده است. آنتیک و دیگران[13] (۲۰۱۴) از شبکه‌ی عصبی چند لایه پیشرو برای پشی‌بینی نرخ ارزهای خارجی استفاده کرده‌اند. به منظور کاهش تعداد مولفه‌های بردار ورودی و کاهش حجم محاسباتی از رویکرد تحلیل مولفه اصلی[14] (PCA) بهره گرفته‌اند. ارزهای خارجی انتخاب شده مربوط به روبل روسیه و دلار امریکا می‌باشد. به منظور پیش‌بینی نرخ ارز، برهم کنش و و ابستگی دو اقتصاد روسیه و امریکا در فرآیند تحلیل و مدلسازی وارد شده‌اند. برای اینکار، از هفتاد پارامتر اقتصادی در بازه‌ی زمانی ۲۰۰۸ لغایت ۲۰۱۲ به صورت فصلی داده‌برداری شده‌اند و این داده‌ها و پارامترها را در شش

[10] Co and Boosarawongs
[11] Pradhan and Kumar
[12] Kock and Terasverta
[13] Antik *et. a1*
[14] Principal Component Analysis

گروه دسته‌بندی نموده‌اند. اردوغان و کوک‌سو[15] (۲۰۱۴) پیش‌بینی نرخ برابری یورو و لیر ترکیه را بر اساس داده‌ها در بازه ۲۰۱۰ تا ۲۰۱۳ با استفاده از شبکه‌ی عصبی چندلایه پیشرو انجام داده‌اند.

در داخل کشور هم مطالعاتی در زمینه‌ی پیش بینی پدیده‌های اقتصادی با روش‌های سری زمانی اقتصادسنجی و هوش مصنوعی صورت گرفته است، از جمله نجفی و دیگران (۱۳۸۶)، در مقاله‌ای تحت عنوان پیش‌بینی قیمت برخی محصولات زراعی در استان فارس: کاربرد شبکه‌ی عصبی مصنوعی به منظور پیش‌بینی قیمت عمده فروشی محصولات زراعی شامل گوجه‌فرنگی، پیاز و سیب‌زمینی در استان فارس، برای افق زمانی یک، سه و شش ماه آتی ضمن تقسیم‌بندی روش‌های پیش‌بینی به رگرسیونی و غیر رگرسیونی، روش‌های رگرسیونی را به دو قسمت علّی مثل *ARCH*[16] و روش رگرسیونی غیرعلّی مثل *ARIMA* تقسیم می‌کند و سپس خارج از این تقسیم‌بندی به رویکرد شبکه‌ی عصبی اشاره می‌کند و هدف این مطالعه مقایسه‌ی بین دو رویکرد شبکه‌ی عصبی و دیگر روش‌ها می‌باشد. نتایج نشان می‌دهد که بجز در افق شش ماهه، شبکه‌ی عصبی نسبت به سایر روش‌ها عملکرد بهتری داشته است.

بشیری (۱۳۸۸)، با استفاده از اطلاعات تاریخی قیمت طلا به عنوان متغیر وابسته و قیمت جهانی نفت، نرخ برابری دلار در برابر *SDR*، شاخص جهانی سهام، تعدیل کننده *GDP*، قیمت سال گذشته‌ی طلا و نرخ بهره‌ی جهانی به عنوان متغیر مستقل، به پیش‌بینیی قیمت طلا با استفاده از دو نوع شبکه‌ی عصبی به نام‌های شبکه‌ی عصبی چند لایه پیش خور[17] و تابع پایه شعاعی[18] پرداخته است. از داده‌های سالانه از سال ۱۳۸۸- ۱۳۸۷ برای انجام این تحقیق استفاده شده است. نتیجه اینکه با توجه به میزان خطا عملکرد شبکه‌ی عصبی پایه‌ی شعاعی نسبت به سایر مدل هل بهتر بوده است.

جلائی و دیگران (۱۳۸۹)، این محققان در مطالعه‌ای با عنوان پیش بینی صادرات محصولات کشاورزی ایران: کاربرد مدل‌های رگرسیونی و شبکه‌ی عصبی متغیرهای تأثیرگذار بر محصولات کشاورزی ایران، در فرایند پیش بینی با دو روش

---

[15] Erdogan and Goksu
[16] Auto-Regressive Conditionally Heterroscedastic
[17] Multilayer Perceptron Network
[18] Radial Basis Function Network

شبکه‌ی عصبی و مدل به کار گرفته‌اند. شبکه‌ی عصبی عملکرد بهتری داشته است. متغیرهای بکار رفته عبارتند از: مقدار صادرات، شاخص صادراتی محصولات کشاورزی ایران، مقدار تولید، نفت، نرخ ارز و شاخص قیمت داخلی می‌باشد.

ابراهیمی (۱۳۹۰)،در مطالعه‌ای با عنوان استفاده از رهیافت‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی و سری زمانی در پیش‌بینی میزان مصرف انرژی الکتریکی در بخش کشاورزی، برای این منظور از روش‌های سری زمانی خود توضیح جمعی میانگین متحرک (*ARIMA*) و شبکه‌ی عصبی مصنوعی استفاده کرده است. داده‌های مورد استفاده در این مطالعه میزان مصرف سالانه‌ی برق طی دوره‌ی ۱۳۴۶ تا ۱۳۸۷ می‌باشد که از ترازنامه انرژی جمع‌آوری شده است. نتایج این مطالعه نشان داد که شبکه‌ی عصبی پرسیترون سه لایه با روش آزموش الگوریتم پس انتشار دارای *MAPE* معادل ۱/۰۲ درصد می‌باشد که کمتر از مقدار این آماره برای مدل سری زمانی *ARIMA* است که معادل ۱/۱۳ درصد بوده است.

در این مقاله، پیش‌بینی مقدار صادرات آبزیان دریای در ایران مورد بررسی قرار می‌گیرد. مدل آماری ARIMA و روش غیرخطی شامل شبکه‌های عصبی چندلایه پیشرو، شبکه تابع پایه‌ی شعاعی (RBF) و شبکه‌ی المن مدل‌های مورد استفاده در فرآیند پیش‌بینی است. بکارگیری این روش‌ها و ابزارهای توانمند مدلسازی و پیش‌بینی در حوزه‌ی آبزیان برای اولین بار بر روی داده‌های تجربی در ایران انجام می‌شود.

۲- مواد و روش‌ها

پیش بینی و درک روشن از رفتار یک پدیده نقش عمده‌ای در اتخاذ راهبردها و تصمیم گیری‌ها دارد. از دو روش سری زمانی *ARIM* و شبکه‌های عصبی جهت پیش بینی صادرات آبزیان در این مطالعه استفاده شده است. ساختارهای متعددی از شبکه‌های عصبی در این زمینه موجود است که در کاربردهای متفاوت عملکردهای متفاوتی دارند. در این مطالعه از سه ساختار شبکه‌ی عصبی پیشرو، تابع پایه شعاعی و المن[19] در مدلسازی[20] و پیش بینی متغیر مقدار صادرات آبزیان استفاده می شود. در ادامه، دو ابزار مورد استفاده تشریح و سپس توابع ارزیابی

[19] Elman Recurrent Network.
[20] Modeling

عملکرد مدل بدست آمده معرفی خواهند شد. همچنین جهت پیش بینی مقدار صادرات آبزیان با روش *ARIMA* از نرم افزار *Eviews6* و در روش شبکه‌ی عصبی از نرم افزار *Matlab* استفاده شده است.

۲-۱- مدل آماری ARIMA

الگوی خود رگرسیون با میانگین متحرک هم جمعی (*ARIMA*) که به روشی باکس جنکینز مشهور است، برخلاف مدل‌های اقتصادسنجی، پیش‌بینی رفتار یک متغیر با مربوط کردن آن به مجموعه‌ای از متغیرهای دیگر براساس یک رابطه‌ی علی صورت نمی‌گیرد. بلکه پیش‌بینی صرفاً براساس رفتار همان متغیر (یامتغیرهای دیگر) درگذشته انجام می‌پذیرد (جواهری، ۱۳۸۳).

فرایند $ARIMA(p,d,q)$ برای متغیر صادرات آبزیان به صورت رابطه‌ی (۱) نشان داد:

$$y_t = f(t) + \sum_{t=1}^{p} \Phi_t y_{t-i} + \sum_{j=1}^{q} \Theta_t \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \qquad (۱)$$

که در آن:

$$y_t = \Delta^d x_t = (1-L)^d x_t \qquad (۲)$$

و $f(t)$ روند زمانی را (در صورت وجود) در y_t برآورد می‌کند. در اکثر متغیرهای اقتصادی، معمولاً $d=1$ بوده و در نتیجه $f(t)=\mu$ و یا $d=0$ می‌باشد و $f(t)=\alpha+\delta t$ (نجفی و طرازکار، ۱۳۸۵).

در فرآیند $ARIMA(p,d,q)$ ، p ، d و q به ترتیب بیانگر تعداد جملات خود رگرسیو، مرتبه تفاضل‌گیری و تعداد جملات میانگین متحرک می‌باشد. در صورتی که d برابر با صفر باشد فرآیند *ARIMA* تبدیل به فرآیند *ARMA* می‌شود. معمولاً برای تخمین الگوی *ARIMA* و *ARMA* از روش باکس جنکینز استفاده می‌شود که دارای چهار مرحله شناسایی، تخمین، تشخیص دقت پردازش و پیش‌بینی می‌باشد (گجراتی[۲۱]، ۱۳۸۷).

[21] Gujarati

در این مطالعه، متغیر y_t مقدار صادرات آبزیان دریایی ایران می‌باشد که به کمک مدل $ARIMA(p,d,q)$ فرآیند تحلیل و پیش‌بینی برای متغیر صادرات انجام می شود.

۲-۲- شبکه‌های عصبی مصنوعی

با عنایت به اینکه شبکه‌های عصبی از دو ویژگی اساسی یادگیری[۲۲] یا نگاشت پذیری[۲۳] بر اساس ارائه داده‌های تجربی (قدرت و توانایی تعمیم پذیری) و ساختار پذیری موازی برخوردار می‌باشند، این شبکه‌ها برای سیستم‌های پیچیده که مدلسازی این سیستم‌ها یا میسر نیست و یا به سختی انجام می‌شود بسیار مناسب می‌باشند. کاربردهای موفقیت آمیز شبکه‌ی عصبی در پژوهش‌های مختلف در حوزه‌ی اقتصاد نشان از توانایی بالای این ابزار توانمند مدلسازی و تخمین دارد.

نرون[۲۴] کوچکترین واحد پردازشگر اطلاعاتی است، که اساس عملکرد شبکه های عصبی را تشکیل می‌دهد. شکل (۱) ساختار یک نرون تک ورودی را نشان می‌دهد. اسکالرهای p و a به ترتیب ورودی و خروجی می‌باشد. میزان تاثیر p روی a به وسیله‌ی مقدار اسکالر w تعیین می‌شود. ورودی دیگر که مقدار ثابت 1 است، در جمله بایاس b ضرب شده و سپس با wp جمع می‌شود، این حاصل جمع، ورودی خالص n برای تابع محرک (یل تابع تبدیل) f خواهد بود. بدین ترتیب خروجی نرون با معادله زیر تعریف می‌شود (منهاج،۱۳۸۱).

$$a = f(wp + b) \qquad (۳)$$

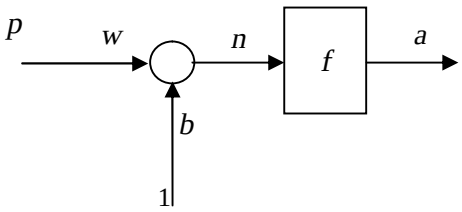
شبکه‌های عصبی علیرغم تنوع از ساختار مشابهی برخوردار می‌باشند. یک شبکه‌ی عصبی معمولا از سه لایه ورودی[۲۵]، میانی (مخفی)[۲۶] و خروجی تشکیل شده است. لایه‌ی ورودی فقط اطلاعات را دریافت می‌کنند و مشابه متغیر مستقل عمل می‌کند. لایه‌ی خروجی[۲۷] نیز مانند متغیر وابسته عمل می‌کند و تعداد

---

[22] Train
[23] Mapping
[24] Neuron
[25] Iput Layer
[26] Hidden Layer
[27] Output Layer

نرون‌های آن بستگی به تعداد متغیرهای وابسته دارد. لایه‌های پنهان یا میانی لایه‌هایی هستند که بین لایه‌ی ورودی و خروجی قرار می‌گیرند (ابراهیمی، ۱۳۹۰).

شکل ۱: مدل یک نرون مصنوعی



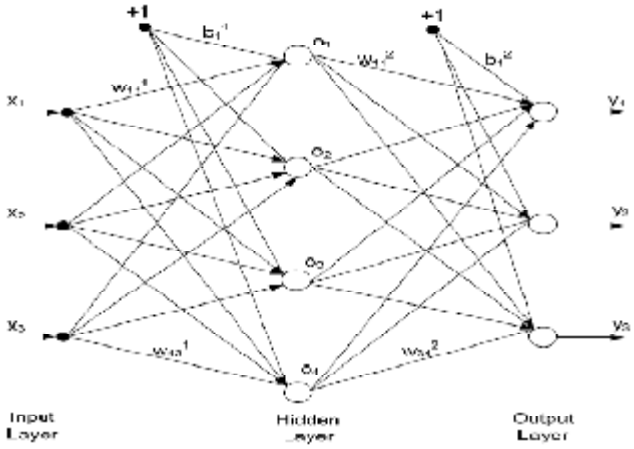
۲-۲-۱- شبکه‌ی عصبی چندلایه پیشرو

این شبکه از قدیمی‌ترین و مشهورترین نوع شبکه‌های عصبی است. پرسپترون خصوصاً در اوائل پیدایش نظریه‌ی شبکه‌های عصبی مصنوعی، یک لایه بود. شبکه‌ی پرسپترون یک لایه نمی‌تواند هر تابع غیرخطی دلخواهی را تقریب بزند. لذا از شبکه‌های پرسپترون چند لایه (*MLP*) استفاده می‌شود (هاگان و دموث[۲۸]، ۱۹۹۶). اثبات می‌شود که یک شبکه پرسپترون چند لایه می‌تواند توابع غیرخطی پیچیده را تقریب بزند. برای اینکار می‌توان نشان داد که هر شبکه‌های دو لایه توانایی این کار را دارد. برای این منظور توابع تحریک می‌بایست غیر خطی باشند. اگر تعداد لایه‌های غیرخطی بیشتر باشد دقت تقریب بالاتر می‌رود. ولی با یک لایه غیر خطی هم می‌توان توابع غیرخطی پیچیده را تقریب زد. شکل (۲) یک نمونه شبکه‌ی عصبی پرسپترون چندلایه را نشان می‌دهد.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

[28] Hagan and Demuth

شکل ۲: معماری یک شبکه‌ی عصبی چندلایه پیشرو



به طور کلی شبکه‌ی عصبی *MLP* از سه لایه تشکیل می‌شود. لایه‌ی اول که لایه‌ی صفر نیز نامیده می‌شود لایه‌ی ورودی شبکه را نشان می‌دهد که بردار و الکوی ورودی به این لایه اعمال می‌شود. لایه‌ی بعد به لایه‌ی میانی یا لایه‌ی مخفی مشهور است. لایه‌ای که خروجی آن، خروجی نهایی شبکه باشد به لایه‌ی خروجی معروف است. در لایه‌ی خروجی می‌توان از توابع تحریک خطی یا غیرخطی استفاده کرد.

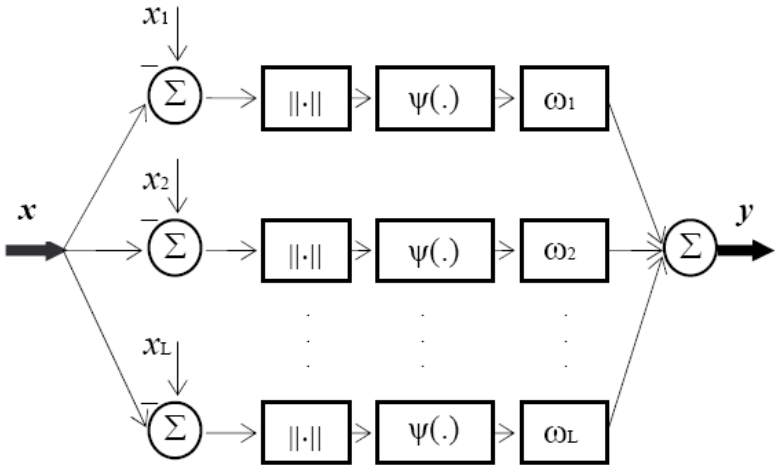
۲-۲-۲- شبکه‌ی تابع پایه‌ی شعاعی (*RBF*)

یکی از شبکه‌های بسیار پرقدرت و کارآ در مدلسازی و پیش بینی شبکه‌های عصبی تابع پایه‌ی شعاعی معروف به شبکه‌های *RBF* است (هی‌کین[۲۹]، ۱۹۹۸). روال کار این شبکه این گونه است که یک سری توابع غیرخطی به عنوان پایه در نظر گرفته می شوند و سعی می‌شود هر تابع غیرخطی را به صوت ترکیب خطی از این توابع پایه محاسبه نمود. چون هر یک از توابع بنیادی و پایه‌ای به صورت محلی عمل می‌کنند، لذا کلمه‌ی شعاعی به این نوع شبکه‌ها اطلاق می‌شود. این ایده توسط

[29] Haykin

نوودی[۳۰] و دارکر[۳۱] در سال ۱۹۸۸ ارائه گردید (هی‌کین[۳۲]، ۱۹۹۸). شکل (۳) ساختار این شبکه را نشان می‌دهد.

شکل ۳: نمودار بلوکی یک شبکه *RBF*



عموماً شبکه‌های بنیادی شعاعی دو لایه هستند که توابع بنیادی در لایه مخفی قرار گرفته‌اند. در لایه‌ی اول (ارتباط ورودی به لایه‌ی میانی) وزنی برای ارتباطات در نظر گرفته نمی‌شود. می‌توان اثبات کرد که با وجود پارامترهای توابع بنیادی، نیازی به وزن‌ها نمی‌باشد. توابع بنیادی را عموماً از نوع توابع گوسی تعریف می‌کنند. توابع تحریک لایه‌ی خروجی می‌تواند خطی یا غیرخطی باشد. عملکرد درونی این شبکه کاملاً شفاف است و دقیقاً می‌شود دید و توجیه نمود که این شبکه *RBF* چگونه کار می‌کند. در حالیکه، شبکه‌ی عصبی پرسپترون چند لایه مانند یک جعبه‌ی سیاه[۳۳] عمل می‌کند.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

[30] Noody
[31] Darker
[32] Haykin
[33] Black box

۲-۲-۳- شبکه‌ی المن

شبکه‌ی بازگشتی المن دارای دو لایه است. در این شبکه یک پسخورد[۳۴] تاخیردار از لایه‌ی اول (لایه‌ی میانی) به همان لایه وجود دارد. این ساختار به شبکه‌ی المن امکان می‌دهد الگوهای متغیر با زمان را بتواند استخراج و باز تولید کند. شکل ۴ ساختار و معماری این نوع شبکه را نشان می‌دهد. تابع تحریک در لایه‌ی اول، معمولاً از نوع تانژانت سیگموئید و در لایه‌ی خروجی از نوع تابع خطی انتخاب می‌شود و به شبکه امکان می‌دهد هر تابع خوش رفتار را با دقت دلخواه تقریب بزند. در طراحی شبکه تعداد نرون‌های لایه میانی باید به اندازه‌ی کافی انتخاب شود تا بتواند پیچیدگی‌های فرایند تحت بررسی را بخوبی تقریب بزند. تفاوت شبکه المن با شبکه‌های دو لایه‌ی معمولی، در پسخورد تاخیردار لایه‌ی اول است که از مقادیر در یک مرحله‌ی قبل برای محاسبات در زمان فعلی استفاده می‌کند. به عبارتی، اگر ورودی یکسان به دو شبکه داده شود به علت حافظه‌ی درون شبکه، خروجی دو شبکه *MLP* و المن لزوماً یکسان نخواهد بود.

۳- توابع ارزیابی خطا

در این مطالعه، به منظور مقایسه‌ی قدرت پیش‌بینی و انتخاب بهترین روش پیش‌بینی، از معیارهای مختلفی از جمله میانگین قدر مطلق درصد خطا (*MAPE*)، میانگین قدر مطلق خطا (*MAE*)، میانگین مجذور خطا (*MSE*)، جذر ریشه‌ی میانگین مربع خطا (*RMSE*) و جذر ریشه‌ی میانگین خطا نرمال شده (*NRMSE*) استفاده می‌شود. توابع معیار و روابط ریاضی آنها به صورت زیر تعریف می‌شوند:

الف) تابع *MAPE*

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{\left(\hat{y}_t - y_t\right)}{y_t}\right| \times 100 \qquad (۴)$$

ب)تابع *MAE*

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\hat{y}_t - y_t\right| \qquad (۵)$$

ج) تابع *MSE*

[34] Feedback

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(\hat{y}_t - y_t\right)^2 \qquad (۶)$$

د) تابع $RMSE$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i1}^{n}\left(\hat{y}_t - y_t\right)^2}{n}} \qquad (۷)$$

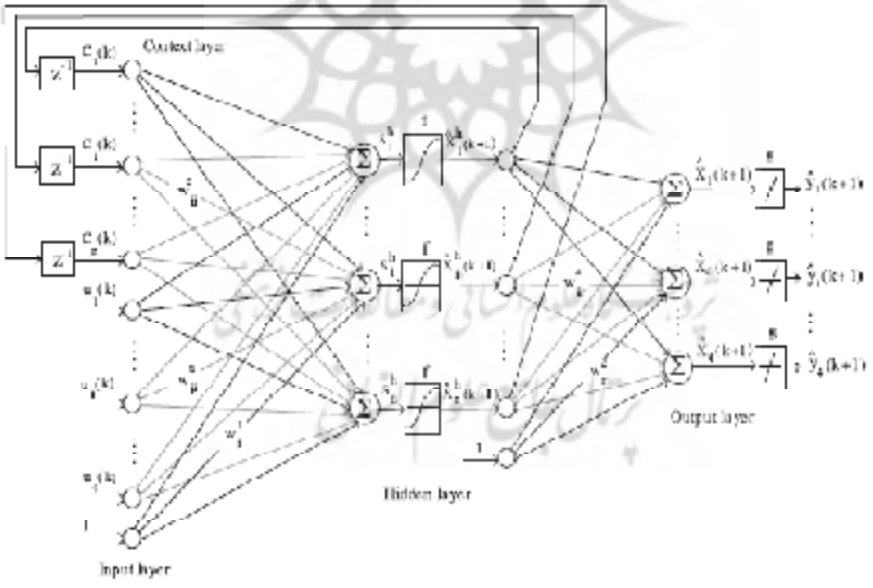
ه)تابع $NRMSE$

$$NRMSE = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i1}^{n}\left(\hat{y}_t - y_t\right)^2}{n}}}{y_{\max} - y_{\min}} \qquad (۸)$$

در روابط (۴) تا (۸) پارامتر n تعداد کل مشاهدات برای دوره پیش‌بینی، $\hat{y}_t$ و y_t به ترتیب ارزش پیش‌بینی شده در زمان t و ارزش واقعی در زمان t، $y_{\max}$ و $y_{\min}$ به ترتیب بیشترین و کمترین مقدار ارزش واقعی را نشان می‌دهد.

کوچکی معیارهای خطا برای هر الگو نشانگر این نکته می‌باشد که مقادیر پیش‌بینی شده توسط این الگوها، به مقادیر واقعی (سری متغیر مورد نظر) نزدیک‌تر می‌باشند. همچنین قدرت بالاتر آن الگو در امر پیش‌بینی را نشان می‌دهد.

شکل ۴: نمودار بلوکی یک شبکه‌ی بازگشتی المن



به منظور انجام بررسی از داده‌های ماهانه دوره‌ی ۱۳۷۴:۳ تا ۱۳۹۰:۱۲ استفاده شد و اطلاعات مورد نظر از آمارنامه سازمان شیلات ایران جمع آوری گردید. همچنین از داده‌های دوره‌ی ۱۳۷۴:۳ تا ۱۳۸۷:۱۲ برای برآورد و آموزش مدل‌ها و از داده‌های دوره‌ی ۱۳۸۸:۱ تا ۱۳۹۰:۱۲ به منظور بررسی قدرت پیش بینی مدل‌های مختلف استفاده شد.

۴- نتایج شبیه سازی

در جهت پیش بینی مقدار صادرات آبزیان با استفاده از روش اقتصاد سنجی *ARIMA*، در ابتدا سری زمانی از لحاظ داشتن ریشه‌ی واحد آزمون می‌شوند به دلیل اینکه غیر ساکن بودن متغیرها نتایج استاندارد مدل‌های اقتصاد سنجی را بی‌اعتبار می‌کند. برای جلوگیری از دچار شدن به مشکل رگرسیون کاذب، می‌بایست درجه‌ی انباشتگی سری زمانی متغیرها آزمون شود. در این مطالعه، از آزمون فیلیپس و پرون برای ارزیابی سطوح و تفاضل اول متغیرها استفاده می‌شود. نتیجه‌ی بررسی ساکن پذیری لگاریتم متغیر حاکی از آن است که مقدار صادرات آبزیان ساکن می‌باشد. در مطالعه‌ی جاری برای تعیین درجه‌ی خودرگرسیون (p) و میانگین متحرک (q)، بر اساس روش پیشنهادی پسران و پسران (۱۹۹۷)[۳۵]، ابتدا مدل‌هایی با مرتبه‌های مختلفی از p و q تخمین و سپس با استفاده از آماره‌های آکائیک و شوارتز- بیزین به دست آمده، بهترین مرتبه (p و q)، بر حسب بزرگترین مقدار این معیارهای انتخاب شد. با توجه به معیارهای آکائیک و شوارتز- بیزین بهترین مدل برای متغیر مقدار صادرات آبزیان (۶ و ۰ و ۱) می‌باشد.

نتایج برآورد الگوی (۶ و ۰ و ۱) *ARIMA* برای متغیر مقدار صادرات آبزیان در جدول (۲) ارائه شده است. نتایج حاصل از جدول (۲) حاکی بر این امر است که تمام ضرائب با توجه به آماره‌ی محاسباتی معنی‌دار می‌باشند. پس می‌توان از این الگو برای پیش بینی میزان صادرات آبزیان استفاده کرد. جدول ۳ عملکرد روش‌های مختلف مدلسازی و پیش‌بینی در این مقاله را نشان می‌دهد. بدین منظور، از پنج معیار متنوع خطا بهره گرفته شده است. نکته‌ی جالب توجه در این جدول و مقایسه‌ی تطبیقی نتایج، نشان می‌دهد شبکه‌ی عصبی تابع پایه‌ی شعاعی (*RBF*) از دیگر روش‌های بکار گرفته شده بر حسب تمامی معیارهای خطا از کارایی

[35] Pesaran and Pesaran

بهتری برخوردار است به گونه‌ای که میزان خطا بر اساس معیار *MAPE*، برای شبکه *RBF* برابر با ۰/۰۰۹۳ است و نسبت به نزدیکترین خطای به آن یعنی شبکه‌ی چند لایه پیشرو حدود ۱/۸۲ برابر کارایی بهتری دارد. در دیگر معیارهای خطای *MAE*، *MSE*، *RMSE* و *NRMSE* به ترتیب ۲/۵۶، ۸/۸۶، ۲/۹۷ و ۴/۱۹ برابر بهتر است. شکل ۵ به مقایسه‌ی مقدار واقعی و پیش بینی شده سری زمانی صادرات با روش آماری *ARIMA* می‌پردازد. در ادامه، نتایج شبیه سازی شبکه‌ی عصبی در تخمین داده‌های خام متغیر مقدار صادرات ارائه می‌گردد. شکل‌های ۶، ۷ و ۸ نمودار پیش بینی سری زمانی صادرات را به ترتیب با شبکه‌های عصبی *MLP*، *RBF* و المن نشان می‌دهد. در این شکل‌ها محور افقی زمان را بر حسب ماه و محور عمودی میزان صادرات را بر حسب تن نشان می‌دهد. نمودار آبی رنگ مقدار مطلوب کمیت و نمودار قرمز رنگ مقدار پیش بینی شده میزان صادرات را نشان می‌دهد. هم چنین، با استفاده از معیارهای ارزیابی معرفی شده به مقایسه‌ی روش‌های اقتصاد سنجی و شکبه‌های عصبی پرداخته می‌شود. جدول ۳ مقایسه‌ی معیارهای مختلف خطا در تخمین و پیش بینی سری زمانی صادرات را نشان می‌دهد.

جدول ۱: آزمون ریشه‌ی واحد متغیرها در سطح و با عرض از مبدا

متغیر	آماره محاسباتی	مقادیر بحرانی در سطح اطمینان ٪۹۵	نتیجه
لگاریتم صادرات آبزیان	-۴/۶۸	-۲/۸۷	ساکن

مأخذ: یافته‌های تحقیق

جدول ۲: نتایج برآورد الگوی (۶ و ۱) ARMA طی دوره‌ی ۱۳۷۴:۰۳تا ۱۳۸۷:۱۲

	ضریب	انحراف معیار	آماره t	احتمال
عرض از مبداء	۷/۹۳	۰/۳۸	۲۱/۵۲	۰/۰۰۰
AR(۱)	۰/۹۷	۰/۰۰۹	۱۰۰/۴۵	۰/۰۰۰
MA(۱)	۰/۴۳	۰/۰۵۹	۷/۱۹	۰/۰۰۰
MA(۲)	۰/۴۶۶	۰/۰۵۲	۸/۸۰	۰/۰۰۰
MA(۳)	۰/۴۶۹	۰/۰۵۱	۹/۱۳	۰/۰۰۰
MA(۴)	۰/۴۸۶	۰/۰۵۱	۹/۴۰	۰/۰۰۰
MA(۵)	۰/۵۸۵	۰/۰۵۳	۱۰/۹۹	۰/۰۰۰
MA(۶)	-۰/۴۴	۰/۰۵۹	۷/۵۶	۰/۰۰۰
F=۱۲۷۳۳/۷۸			R^2=۰/۹۹۷۸۳۹	
DW=۲/۰۷۹۲۳۶			$\bar{R}^2$ =۰/۹۹۷۷۶۱	

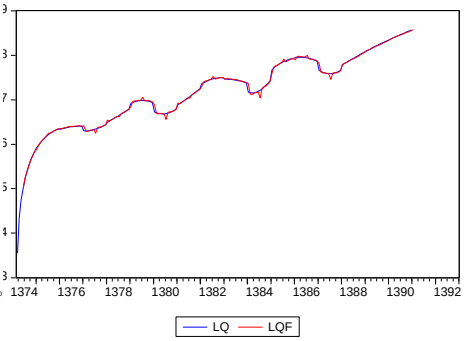
مأخذ: یافته‌های تحقیق

جدول ۳: مقایسه‌ی توابع خطا برای تخمین سری زمانی صادرات.

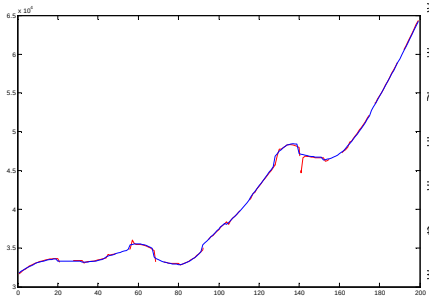
	MAPE	MAE	MSE	RMSE	NRMSE
ARIMA	۰/۴۲۰۱	۵۳۸/۲۴۹۸	۴/۲۸۳۲×۱۰^۵	۶۵۴/۴۵۸۵	۰/۱۲۸۸
FF	۰/۰۱۷۱	۲۵/۶۸۳۷	۳/۰۴۸۳×۱۰^۳	۵۵/۲۱۱۴	۰/۰۱۰۹
RBF	۰/۰۰۹۳	۱۰/۰۲۸۵	۳۴۳/۹۰۲۷	۱۸/۵۴۴۶	۰/۰۰۳۶
Elman	۰/۰۳۵۸	۴۶/۰۷۷۸	۶/۷۹۵۷×۱۰^۳	۸۲/۴۳۶۲	۰/۰۱۶۲

مأخذ: یافته‌های تحقیق

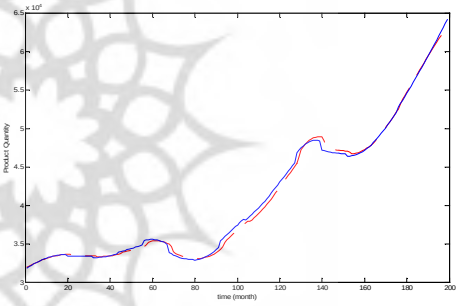
شکل ۵: مدل آماری *ARIMA*



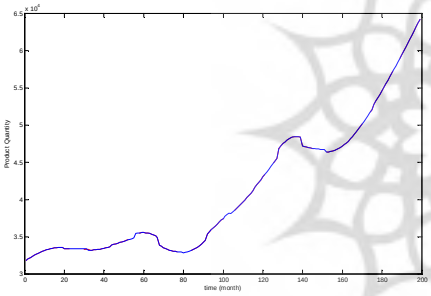
شکل ۶: شبکه‌ی عصبی پیشرو



شکل ۷: شبکه‌ی عصبی المن



شکل ۸: شبکه‌ی *RBF*



با توجه به جدول ۳، در میان چهار مدل استفاده شده برای پیش بینی صادرات آبزیان دریایی، شبکه‌ی عصبی *RBF* با خطای کمتری نسبت به سایر مدل‌ها عملکرد بهتری دارد. در ادامه نتایج پیش بینی صادرات آبزیان دریایی در دو سال ۱۳۹۱ و ۱۳۹۲ آورده می‌شود؛

جدول ۴: مقادیر پیش بینی شده صادرات آبزیان دریایی (بر حسب تن)

سال	۱۳۹۱	۱۳۹۲
میزان صادرات	۳۶۱۱۶	۴۷۷۷۶

مأخذ: یافته‌های تحقیق

۵- تجزیه و تحلیل و نتیجه گیری

جدول ۳ نتایج مقایسه و کارآیی مدل اقتصادسنجی *ARIMA* و شبکه‌های غیرخطی عصبی را در تخمین میزان صادرات آبزیان را نشان می‌دهد. در این مقایسه نیز مانند سری زمانی تولید داده‌ها به دو بازه‌ی زمانی تقسیم شدند به گونه‌ای که داده‌های ماهانه از ماه سوم ۱۳۷۴ تا پایان سال ۱۳۸۷ به عنوان داده‌هایی که در مدلسازی مورد استفاده قرار گرفته و سپس از توان تقریب و تخمین مدل برای محاسبه‌ی میزان صادرات از ماه اول ۱۳۸۸ لغایت پایان ماه دوازدهم ۱۳۹۰ مورد استفاده شد. پیش بینی به صورت یک گام به جلو طراحی و میزان صادرات را برای یک ماه آینده پیش‌بینی می‌کند. بنا به نتایج مندرج در جدول ۳، روش اقتصادسنجی *ARIMA* که یک روش خطی و بسیار پرکاربرد در حوزه‌ی اقتصاد است از دقت قابل قبولی در پیش بینی و تخمین برخوردار است. با این‌حال، شبکه‌ی عصبی با توجه به ساختار پردازشی موازی و غیرخطی و بسیار توانمند خود، در مدلسازی از کارآیی بالاتری برخوردار است. از نظر معیار *MAPE*، میزان تابع خطا برای مدل *ARIMA*، ۰/۴۲۰۱ بیشترین مقدار خطا و مدل شبکه عصبی *RBF* با خطای ۰/۰۰۹۳ کمترین خطا و بهترین مدلسازی را دارد. در این مورد نیز می‌بایست به توان و ساختار قوی شبکه *RBF* و سایز شبکه در عملکرد بهتر در مدلسازی دقت کرد. مقدار خطا برای شبکه بسیار متداول پیشرو ۰/۰۱۷۱ و برای شبکه المن مقدار ۰/۰۳۵۸ بدست آمد.

معیار تابع خطا در ستون سوم جدول ۳ برای مقایسه کارایی روش های تخمین *MAE* در نظر گرفته شد. مدل اقتصادسنجی *ARIMA* با مقدار ۵۳۸/۲۴۹۸ بیشترین خطا و شبکه عصبی*RBF* با مقدار ۱۰/۰۲۸۵ کمترین را داشت. مقایسه‌ی نتایج برحسب معیارهای MSE، *RMSE* و *NRMSE* نیز نتایجی مشابهی از نظر دقت مدلسازی در سری زمانی تولید نشان می‌دهد به گونه‌ای که بیشترین خطای

پیش بینی در مدل *ARIMA* و بهترین دقت را مدل شبکه‌ی عصبی *RBF* دارد. همچنین، در تخمین سری زمانی میزان صادرات شبکه‌ی عصبی پیشرو عملکرد بهتری نسبت به شبکه المن از خود نشان می‌دهد. در مجموع، مقایسه و تحلیل نتایج جدول ۳ نشان می دهد شبکه‌ی عصبی *RBF* دارای عملکرد بهتری در تخمین و پیش بینی سری زمان صادرات است. در رده‌های بعدی شبکه‌ی عصبی پیشرو، شبکه المن و مدل *ARIMA* قرار می‌گیرد. در همه‌ی موارد مدلسازی و تخمین میزان صادرات عملکرد شبکه عصبی نسبت به مدل خطی *ARIMA* دقت بهتری را نشان می‌دهد.

به عنوان زمینه‌هایی برای ادامه کار پژوهشی می‌توان به بهره گیری از ابزارهای توانمند مدلسازی غیرخطی و بهینه سازی مانند الگوریتم‌های تکاملی اشاره نمود.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

فهرست منابع:

ابراهیمی، مهرزاد. (۱۳۹۰). استفاده از رهیافت‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی و سری زمانی در پیش‌بینی میزان مصرف انرژی الکتریکی در بخش کشاورزی، فصلنامه تحقیقات اقتصاد کشاورزی ۱. ۲۷-۴۲.

آمارنامه سازمان شیلات ایران. ۱۳۷۹-۱۳۸۹(www.fishcrics.ir).

بشیری، مهدی. (۱۳۸۸). کاربرد مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی (مورد مطالعه: پیش‌بینی قیمت جهانی طلا)، فقیه، نظام‌الدین، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، شیراز.

جلائی، عبدالمجید، محمد رضا پاکروان و امید گیلانپور. (۱۳۸۹). پیش بینی صادرات محصولات کشاورزی ایران: کاربرد مدل‌های رگرسیونی و شبکه عصبی مصنوعی، مجله اقتصاد کشاورزی و توسعه، هجدهم، ۷۲، ۱۳۹-۱۱۵.

جواهری، بهنام. (۱۳۸۳). یک مقایسه بین مدل‌های اقتصاد سنجی، سری زمانی و شبکه عصبی برای پیش بینی نرخ ارز، مرزبان، حسین، پایان نامه کارشناس ارشد، دانشگاه شیراز. اس ارشد، دانشگاه شیراز.

عاقل، حسن، سمیه یوسف زاده و هومن منصوری. (۱۳۸۷). بررسی عوامل موثر بر ارزش صادرات محصولات کشاورزی با تاکید بر استاندارهای صادرات (پسته، بادام، زعفران، خرما و سیب)، مجله علوم و صنایع کشاورزی، ویژه اقتصاد و توسعه کشاورزی، جلد ۲۲، شماره ۱، صص ۱۲۵-۱۳۵.

گجراتی، دامودار. (۱۳۸۷). مبانی اقتصاد سنجی، ترجمه حمید ابریشمی، انتشارات دانشگاه تهران، جلد دوم.

گزارشات آماری سازمان توسعه تجارت جهان. www.tpo.ir.

منهاج، محمدباقر. (۱۳۸۱). مبانی شبکه‌های عصبی (هوش محاسباتی)، انتشارات دانشگاه امیرکبیر، جلد اول.

مهرابی بشرآبادی، حسین، سمیه کوچک زاده. (۱۳۸۸). مدلسازی و پیش بینی صادرات محصولات کشاورزی ایران: کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی، مجله اقتصاد و توسعه کشاورزی، ۲۳، ۱، ۵۸- ۴۹.

میگلی نژاد، ابراهیم. (۱۳۹۱). شیلات و آبزیان کشور، چالش‌ها و پتانسیل‌ها. گزارش راهبردی، ۱۵۱، ۵- ۲۵.

نجفی، بها الدین، محمد حسن طرازکار. (۱۳۸۵). پیش بینی میزان صادرات پسته ایران: کاربرد شبکه عصبی مصنوعی، فصلنامه پژوهشنامه بازرگانی، شماره ۳۹، ص ۱۹۷.

نجفی، بهاءالدین، منصور زیبایی، محمدحسین شیخی و محمدحسن طراز کار. (۱۳۸۶). پیش‌بینی قیمت برخی محصولات زراعی در استان فارس: کاربرد شبکه عصبی مصنوعی، مجله علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی، یازدهم، ۱، ۵۰۱- ۵۱۱.

نعیمی فر، افسانه. (۱۳۸۹). بررسی عوامل مؤثر بر صادرات محصولات در زیر بخش شیلات و ماهیگیری، ششمین کنفرانس اقتصاد کشاورزی ایران، ۱۳- ۱.

Antik, D. S., M. B. Milovanović, S. L. Perić, S. S. Nikolić & M. T. Milojković. (2014). Input Data Preprocessing Method for Exchange Rate Forecasting via Neural Network. Serbian Journal of Electrical Engineering, 11 (4): 597-608. DOI: 10.2298/SJEE1404597A.

Co, H.C. & R. Boosarawongse. (2007). Forecasting Thailand's rice export: Statistical techniques vs. artificial neural networks. Computers & Industrial Engineering, 53: 610-627.

Erdogan, O. & A. Goksu. (2014). Forecasting Euro and Turkish Lira Exchange Rates with Artificial Neural Networks (ANN). International Journal of Academic Research in Accounting, Finance and Management Sciences, 4 (4): 307-316.

Hagan, M. T., H. B. Demuth & M. B. Beale. (1996). Neural Network Design, PWS Publishing company.

Haykin, S. (1998). Neural Networks: A comprehensive foundation, Prentice-Hall.

Kock, A. B. & T. Terasverta. (2013). Forecasting the Finnish consumer price inflation using artificial neural network models and three automated model selection techniques. Finnish Economic Papers, 26 (1): 13-24.

Malik, F. & M. Nasereddin. (2006). Forecasting output using oil price: A cascaded artificial neural network approach. Economics & Business, 58: 168-180.

Neural network Toolbox User's Guide. (2008). Version 6, The MathWorks Inc. 295-410.

Pesaran H. M., B. Pesaran. 1997. Working with Microsoft 4.0: An Introduction to Econometrics, Oxford University Press, Oxford.

Pradhan, R. & R. Kumar. (2010). Forecasting Exchange Rate in India: An App;ication of Artificial Neural Network Model. Mathematics Research, 2 (4): 111-116.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی