پیش بینی تولید آبزیان دریایی در ایران با استفاده از روش ARIMA و شبکه عصبی مصنوعی

جلیل خداپرست شیرازی[1*] و زهرا صادقی[2]

تاریخ دریافت:95/4/10 تاریخ پذیرش: 95/6/29

چکیده

پیش‌بینی پدیده‌های اقتصادی ساختاری فراهم می‌کند تا مدیران و مسؤلان اقتصادی را در گرفتن تصمیم‌های درست یاری دهد. هدف اصلی این مطالعه پیش‌بینی مقدار تولید آبزیان دریایی در ایران است. برای این منظور از روش‌های سری زمانی خود توضیح جمعی میانگین متحرک (ARIMA)[3] و شبکه عصبی مصنوعی[4] استفاده می‌شود. در این مطالعه سه ساختار گوناگون شبکه عصبی شامل شبکه عصبی پیشرو[5]، تابع پایه شعاعی[6] و المن[7] بکار گرفته می‌شوند. در این مقاله از آمار سال 1374 تا 1390 استفاده شده است. بمنظور انجام بررسی، داده‌های سالانه به داده‌های ماهانه تبدیل شدند. نتایج مطالعه نشان دادند که از نظر معیار MAPE مقدار تابع خطا برای مدل ARIMA، 0/0771 بیش‌ترین مقدار خطا و مدل شبکه عصبی RBF با خطای $7/9328 \times 10^{-5}$ کم‌ترین خطا و بهترین مدل‌سازی را دارد. افزون بر این، با روش RBF ،دقیق‌ترین روش شناخته‌شده این پژوهش، پیش‌بینی تولید آبزیان دریایی برای دو سال آینده انجام شد.

طبقه بندی JEL: C15،C53 ،Q10 ، E37 ، F47

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی، تولید، آبزیان دریایی، ایران.

1- دانشکده اقتصاد مدیریت، واحد شیراز، دانشگاه آزاد اسلامی، شیراز، ایران.

2- دانشکده اقتصاد مدیریت، واحد شیراز، دانشگاه آزاد اسلامی، شیراز، ایران.

*- نویسنده مسئول مقاله: jkshirazi@iaushiraz.ac.ir

[3]-Auto-Regressive Integrated Moving Average (ARIMA).

[4]-Artificial Neural Network (ANN).

[5]-Multilayer Perceptron Network..

[6]-Radial Basis Function Network.

[7]-Elman Recurrent Network.

پیشگفتار

یکی از مهم‌ترین بخش‌های اقتصادی در کشورهای در حال توسعه، بخش کشاورزی می‌باشد. این بخش افزون بر تأمین امنیت غذایی، نقشی مؤثر در توسعه اقتصادی، اشتغال و صادرات غیرنفتی کشورها دارد(مهرابی بشرآبادی و کوچک زاده، 1388). یکی از اقلام مهم صادرات غیرنفتی، محصولات شیلات است. با توجه به موقعیت جغرافیایی کشورمان و دسترسی به دریا از شمال و جنوب کشور، ایران می‌تواند ظرفیت بالقوه‌ای در زمینه تولید محصولات دریایی داشته باشد و در صورت بهره‌برداری بهینه اقتصادی، منبع بسیار خوب برای صادرات (برای سال‌های طولانی) و ارزآوری باشد(نعیمی فر،1389).

بر اساس آمارنامه سازمان خوار بار و کشاورزی ملل متحد[1](FAO)، تولید آبزیان از دو منبع آبزی‌پروری و صید در پنج دهه اخیر به‌صورت مستمر افزایش یافته و در سال 2012 به رقم 158 میلیون تن رسید. نرخ افزایش تولید آبزیان برای مصرف انسانی در پنج دهه گذشته به‌طور میانگین معادل 3/2 درصد بوده در حالی‌که نرخ افزایش جمعیت جهانی در همین زمان 1/6 درصد بوده و این حاکی از میانگین افزایش مصرف سرانه آبزیان در جهان بوده است. مصرف سرانه آبزیان از مقدار 9/9 کیلوگرم در دهه 1960 به بیش از 19/2 کیلوگرم در سال 2012 رسیده است که نمایانگر استقبال عمومی جهان از افزایش مصرف آبزیان است.

در سال 2012 سهم تولید از محل صید معادل 91/3 میلیون تن بوده که به ترتیب مقدار 79/7 میلیون تن از دریاها و 11/6 میلیون از آب‌های داخلی صید شده است. سهم آبزی‌پروری نیز در سال 2012 مقدار 66/6 میلیون تن بوده که از این مقدار، معادل 24/7 میلیون تن در آب‌های دریایی (شور) و مقدار 24/9 میلیون تن در آب‌های داخلی (شیرین) پرورش داده شده است. در سال 2012 سهم صید به آبزی‌پروری حاکی از افزایش مستمر آبزی‌پروری نسبت به صید است و معادل 42/15 درصد برای آبزی‌پروری و 58/78 درصد برای صید بوده است. این رقم در سال 2011 معادل 39/82 درصد برای آبزی‌پروری و 60/17 درصد برای صید بوده است. (آمارنامه FAO ،2014)

در ایران تولید آبزیان درسال مورد نظر (2012 میلادی و 1391 هجری شمسی) معادل 838 هزار و 892 تن بوده که معادل نیم درصد تولید جهانی است. از این مقدار معادل 40/39 درصد سهم آبزی‌پروری و 59/60 درصد سهم صید از تولید آبزیان در ایران است. بر اساس این آمار، سهم آبزی‌پروری در ایران در مقایسه با تولید جهانی کم‌تر است و این در حالی است که افزایش تولید

[1]-Food and Agriculture Organization of the United Nations.

آبزیان از راه آبزی‌پروری قابل دست‌یابی و با اندک سرمایه‌گذاری امکان‌پذیر خواهد بود (آمارنامه FAO، 2014).

مقایسه مصرف آبزیان در سال 2010 میلادی نشان می‌دهد که در مقابل میانگین 18/9 کیلوگرم جهانی، کشورهای صنعتی دارای مصرفی معادل 27/4 کیلوگرم، کشورهای در حال توسعه 18/9 کیلوگرم، کشورهای فقیر 10/9 کیلوگرم، اقیانوسیه 25/4 کیلوگرم، اروپا 22 کیلوگرم، آمریکای شمالی 21/8 کیلوگرم، آسیا 21/6 کیلوگرم، آمریکای جنوبی 9/7 کیلوگرم، آفریقا 9/7 کیلوگرم و ایران 8/5کیلوگرم است.(آمارنامهFAO ،2014)

بر اساس آمارنامه سازمان خواربار و کشاورزی ملل متحد برای سال 2010 به ترتیب مصرف کشورهای صنعتی، اروپا و آمریکای شمالی نسبت به سایر مناطق جهان بیش‌تر است و ایران کماکان در پایین‌ترین سطح میانگین مصرف سرانه قرار دارد. با آشکار شدن اهمیت مصرف آبزیان برای سلامت انسان‌ها، روند مصرف این ماده پروتئینی در رژیم خوراکی کشورها بویژه کشورهای صاحب ثروت و درآمد، با شتاب در حال افزایش است.

از سوی دیگر، پیش بینی متغیرهای اقتصادی به عنوان یکی از مهم‌ترین موضوع‌ها و شاخه‌های علمی در حوزه مباحث اقتصادی و بازرگانی مطرح است که مدیران بخش‌های گوناگون اقتصادی و بازرگانی، به دلیل وجود انبوه متغیرهای تاثیرگذار، ترجیح می‌دهند ساز و کاری در اختیار داشته باشند که بتواند آن‌ها را در تصمیم‌گیری یاری دهد. به همین دلیل، می کوشند برای پیش بینی از روش‌هایی استفاده کنند که به واسطه آن‌ها تخمین‌ها به واقعیت نزدیک و خطای‌شان کم باشد(کهنسال و همکاران، 1391)

باید دقت کرد که بسته به ماهیت داده‌های موجود، تناسب و قدرت پیش بینی این ابزارها با یکدیگر متفاوت است. از جمله این روش‌ها می‌توان به روش‌های پارامتریک مبتنی برمدل‌های رگرسیونی و روش‌های ناپارامتریک چون شبکه‌های عصبی مصنوعی و هموارسازی نمایی اشاره کرد. روش های یاد شده در مطالعات اخیر کاربرد زیادی داشته اند (سیف الحسینی و همکاران،1394).
لذا، این مطالعه نیز برای پیش‌بینی مقدار تولید آبزیان دریایی، از بین روش‌های یاد شده از الگوی خود توضیح جمعی میانگین متحرک (ARIMA)، روش شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده می‌شود تا افزون بر شناسایی و معرفی روش دقیق و کارا، وضعیت تولید آبزیان دریایی ایران در سال‌های آتی نیز مورد بررسی قرار بگیرد.

پیشینه پژوهش

مطالعات متعددی در داخل و خارج کشور در زمینه پیش‌بینی با روش شبکه عصبی مصنوعی و سری زمانی برای پدیده های اقتصادی انجام گرفته است.

سیف‌الحسینی و همکاران(1394) در مطالعه‌ای به مقایسه قدرت پیش بینی روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی و ARIMA در پیش‌بینی صادرات پوست و چرم ایران پرداختند. برای این منظور، الگوی خود توضیح جمعی میانگین متحرک، روش شبکه‌های عصبی مصنوعی و ترکیب الگوی خود توضیح جمعی میانگین متحرک با شبکه‌های عصبی مصنوعی با استفاده از داده‌های سری زمانی دوره 89-1350 مورد مقایسه قرار گرفتند. یافته‌های این پژوهش نشان دادند که روش ترکیبی (شامل شبکه های عصبی مصنوعی و الگوی خود توضیح جمعی میانگین متحرک) که سری زمانی صادرات را به دو جز خطی و غیر خطی تجزیه می‌کند، نسبت به روش های شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوی خود توضیح جمعی میانگین متحرک دقت و کارایی پیش بینی بهتری دارد. با روش ترکیبی دقیق‌ترین روش شناخته شده در این پژوهش، صادرات پوست و چرم ایران را برای سال های آتی ارایه کردند.

اکبری و همکاران (1392) در مطالعه‌ای از روش های اقتصاد سنجی ARIMA، GARCH[1] و روش‌های هوش محاسباتی، شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک اقدام به پیش‌بینی مقدار صادرات خرمای ایران کردند. نتایج این مطالعه نشان می دهند که شبکه عصبی در مقایسه با سایر روش‌ها از خطای پیش بینی کم‌تری برخوردار است. پس از شبکه عصبی الگوریتم ژنتیک دارای کم‌ترین خطا بوده و معیارهای عملکرد نشان دهنده توانایی الگوریتم ژنتیک در پیش‌بینی مقدار صادرات خرما می‌باشد.

جلائی و همکاران (1389) در مطالعه‌ای با عنوان پیش‌بینی صادرات محصولات کشاورزی ایران: کاربرد مدل‌های رگرسیونی و شبکه عصبی متغیرهای تأثیرگذار بر محصولات کشاورزی ایران، در فرآیند پیش‌بینی با دو روش شبکه عصبی و مدل VAR[2] بکار گرفته‌اند. شبکه پیشرو دارای خطای کم‌تر و عملکردی بهتر در مقایسه با روش اقتصاد سنجی VAR برای پیش‌بینی مقدار صادرات محصولات کشاورزی ایران است.

بشیری (1388) با استفاده از داده‌های 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 بهره جهانی به عنوان متغیر مستقل، به پیش‌بینی

[1]-Generalized Auto-Regressive Conditionally Heterroscedastic.
[2]-Vector Auto Regression Model.

قیمت طلا با استفاده از دو نوع شبکه عصبی به نام‌های شبکه عصبی چند لایه پیش خور و تابع پایه شعاعی پرداخته است. از داده‌های سالانه از سال 1388- 1387 برای انجام این پژوهش استفاده شده است. نتیجه این‌که با توجه به مقدار خطا عملکرد شبکه عصبی پایه شعاعی نسبت به سایر مدل هل بهتر بوده است.

آنتیک و دیگران (2014) از شبکه عصبی چند لایه پیشرو برای پشی‌بینی نرخ ارزهای خارجی استفاده کرده‌اند. بمنظور کاهش تعداد مؤلفه‌های بردار ورودی و کاهش حجم محاسباتی از رویکرد تحلیل مولفه اصلی[1] (PCA) بهره گرفته‌اند. ارزهای خارجی انتخاب شده مربوط به روبل روسیه و دلار امریکا می‌باشد. بمنظور پیش‌بینی نرخ ارز، بر هم کنش و و ابستگی دو اقتصاد روسیه و امریکا در فرآیند تحلیل و مدلسازی وارد شده‌اند. برای این کار، از هفتاد پارامتر اقتصادی در بازه زمانی 2008 تا 2012 به صورت فصلی داده‌برداری شده‌اند و این داده‌ها و پارامترها را در شش گروه دسته‌بندی نموده‌اند.

اردوغان و کوک‌سو (2014) پیش‌بینی نرخ برابری یورو و لیر ترکیه را بر اساس داده‌ها در بازه 2010 تا 2013 با استفاده از شبکه عصبی چندلایه پیشرو انجام داده‌اند. هم‌چنین، کلاوریا و تورا (2014) مقدار گردشگری از کاتالونیا را با شبکه عصبی مدل‌سازی و پیش‌بینی کرده و نتایج را با رویکرد سری زمانی مقایسه می‌کند. داده‌های مورد استفاده مربوط به بازه زمانی 2001 تا 2009 است.

کوک و تراس‌ویرتا (2013) نرخ تورم در فنلاند را با مدل غیرخطی شبکه عصبی پیش‌بینی و مدل‌سازی کرده است.

پرادهان و کومار (2010) در مطالعه‌ای با عنوان پیش‌بینی نرخ ارز در هند: کاربرد مدل شبکه عصبی مصنوعی، نرخ ارز خارجی در هند با استفاده از دو نوع داده (روزانه و هفتگی) در طول دوره 2009-1992 برای دلار آمریکا، پوند انگلیس، یورو و ین ژاپن پیش‌بینی کرده است، به این نتیجه رسیدند که مدل شبکه عصبی برای پیش‌بینی نرخ ارز کاراتر است.

ماماداوا (2010) در مطالعه‌ای با عنوان پیش‌بینی نرخ ارز با استفاده از مدل‌های میانگین متحرک خود رگرسیون و شبکه عصبی، سه هدف تعیین یک نوع مدل شبکه عصبی و سری زمانی در کوتاه مدت، پیش‌بینی نرخ ارز در خارج از نمونه و مقایسه توانایی و کارایی پیش‌بینی سری زمانی شبکه عصبی و گام تصادفی را دنبال کرده است. با استفاده از داده‌های ماهانه 01: 1999 تا 01: 2010 نرخ ارز ریال برزیل/ دلار آمریکا برای یک ماه به جلو پیش‌بینی کرده است.

[1] -Principal Component Analysis.

کزرونیسکی و همکاران (2007) از دو روش میانگین متحرک خود رگرسیون و شبکه عصبی مصنوعی برای ارزیابی ظرفیت پیش بینی کوتاه مدت CPUE[1] را برای هالیبوت اقیانوس آرام ارزیابی کردند. داده ها به صورت روزانه در طی دوره ماهی‌گیری از سال 1997 تا 2003 استفاده شده است. نتایج نشان می‌دهند روش شبکه عصبی عملکرد بهتری داشته است.

کو و بوساراونژ (2007) صادرات برنج تایلند را با استفاده از روش ARIMA و شبکه های عصبی پیش بینی کرده اند. در این مطالعه برای مدل کردن سری زمانی، آزمایش‌های متعددی همراه با ساختارها و توپولوژی‌های متفاوت شبکه عصبی انجام گرفته و در نهایت، برداری مشتمل بر 10 متغیر به عنوان بردار ورودی تعریف شد. این متغیرها عبارتند از: مقدار صادرات در ماه جاری، اختلاف میزان صادرات در ماه کنونی و ماه گذشته، کد گذاری برای صادرات در ماه کنونی و ماه گذشته که برای افزایش صادرات عدد 0/8 و کاهش0/2و نداشتن تغییر عدد صفر منظور گردید. اختلاف میانگین صادرات 3 ماهه، علامت کدگذاری شده، تفاوت میانگین صادرات سه ماهه، میانگین صادرات 3 ماه، قدر مطلق میانگین صادرات 1 ساله، کدگذاری علامت اختلاف برای میانگین 1 ساله و شاخص فصلی می‌باشد. نتایج نشان می‌دهند که عملکرد شبکه عصبی بهتر از مدل سری زمانی است.

ژو و همکاران (2007) در مطالعه‌ای با عنوان بررسی و مقایسه شبکه عصبی و مدل سری زمانی برای پیش‌بینی قیمت گندم چین عملکرد مدل سری زمانی ARIMA، شبکه عصبی و ترکیب خطی خروجی این دو مدل برای پیش بینی قیمت گندم در بازار چین بررسی و مقایسه کرده اند. نتایج این مطالعه نشان می‌دهند که مدل ترکیبی به گونه شایان توجهی عملکرد پیش‌بینی را در مقایسه با کاربرد هر کدام از مدل‌ها را افزایش می‌دهد. داده‌های مربوط به قیمت گندم از بازار عمده فروشی ژنگ ژو و به صورت یک روز مشخص در هر ماه از ژانویه 1996 تا ژولای 2005 و در مجموع 115 داده گرد آوری شده است.

ملک و ناصرالدین(2006) قیمت نفت را با پنج مدل متفاوت به منظور پیش بینی GDP مورد بررسی قرار دادند. قیمت‌ها به صورت ماهانه از ژانویه 1947 تا دسامبر 2004 در نظر گرفتند، از این رو، 232 مشاهده در سری زمانی وجود داشته به گونه ای که 180 مشاهده نخست برای برآورد مدل، 12 مشاهده برای اعتبار سنجی مدل و 40 مشاهده آخر برای آزمون در پیش بینی داده‌های آینده دسته‌بندی شده‌اند. مدل‌های بکار رفته عبارتند از: مدل گام تصادفی2، مدل AR3، مدل

[1]-Catch Per Unit Effort.
[2]-Random Walk.
[3]-Auto-Regressive.

خطی، شبکه عصبی پس انتشار1 و مدل شبکه عصبی آبشاری2 است. نتایج نشان می دهند که مدل شبکه عصبی آبشاری عملکردی بهتر دارد. تأکید عمده این مطالعه بر بکارگیری مدل شبکه عصبی آبشاری در جهت بهبود پیش بینی است.

مواد و روش ها

پیش بینی و درک روشن از رفتار یک پدیده نقشی عمده در اتخاذ راهبردها و تصمیم‌گیری‌ها دارد. از دو روش سریزمانی ARIMA و شبکه‌های عصبی جهت پیش‌بینی تولید آبزیان در این مطالعه استفاده شده است. ساختارهای متعددی از شبکه‌های عصبی در این زمینه موجود است که در کاربردهای متفاوت عملکردهایی متفاوت دارند. در این مطالعه از سه ساختار شبکه عصبی پیشرو، تابع پایه شعاعی و المن در مدل‌سازی و پیش‌بینی متغیر مقدار تولید آبزیان استفاده می شود. در ادامه، دو ابزار مورد استفاده تشریح و سپس توابع ارزیابی عملکرد مدل بدست آمده معرفی خواهند شد. هم‌چنین، برای پیش‌بینی مقدار تولید آبزیان با روش ARIMA از نرم افزار Eviews6 و در روش شبکه عصبی از نرم افزار Matlab استفاده شده است.

عامل‌های مؤثر بر متغیرهای اقتصادی متعدد و گوناگون است به گونه ای که بعضاً برخی از عوامل آن ممکن است ناشناخته یا غیرقابل اندازه‌گیری باشند. از این رو، برای رویارویی با چنین پدیده‌هایی و تحلیل آن‌ها سعی می‌شود از سری زمانی متغیر اقتصادی مورد نظر بهره گرفته و به عنوان متغیری که به هر حال تأثیرات تمامی عوامل را در هر مقدار کمی ازخود نشان می‌دهد، استفاده شده و با بازسازی و مدل‌سازی رفتار اقتصادی مورد مطالعه، به تجزیه و تحلیل و پیش‌بینی تحولات آینده با بهره‌گیری از تغییرات و رفتار آن متغیر پرداخته شود. این رویکرد مبتنی بر تحلیل سری زمانی متغیر مورد مطالعه در بسیاری از پژوهش‌ها امری متداول شناخته می‌شود.

[1]-Error Back Propagation.
[2]-Cascaded Neural Network.

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 رابطه علی صورت نمی‌گیرد بلکه پیش‌بینی صرفاً براساس رفتار همان متغیر (یا متغیرهای دیگر) درگذشته انجام می‌پذیرد (جواهری،1383).

فرایند ARIMA(p,d,q) برای متغیر x به صورت رابطه (1) نشان داد:

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

که در آن:

$$y_t = \Delta^d x_t = (1-L)^d x_t \qquad (2)$$

و $f(t)$ روند زمانی را (در صورت وجود) در y_t برآورد می‌کند. در بیش‌تر متغیرهای اقتصادی، معمولاً $d=1$ بوده و در نتیجه، $f(t)=\mu$ و یا $d=0$ می‌باشد و $f(t)=\alpha+\delta t$ است (نجفی و طرازکار، 1385).

ARIMA (p,d,q) در فرآیند، p ، d و q به ترتیب بیانگر تعداد جمله‌های خود رگرسیو، مرتبه تفاضل‌گیری و تعداد جمله‌های میانگین متحرک می‌باشد. اگر d برابر با صفر باشد، فرآیند ARIMA تبدیل به فرآیند ARMA می‌شود. معمولاً برای برآورد الگوی ARIMA و ARMA از روش باکس جنکینز استفاده می‌شود که دارای چهار مرحله شناسایی، برآورد، تشخیص دقت پردازش و پیش‌بینی می‌باشد(گجراتی، 1387).

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

شبکه‌های عصبی مصنوعی

با توجه به این‌که شبکه‌های عصبی از دو ویژگی اساسی یادگیری1یا نگاشت پذیری2 بر اساس ارایه داده‌های تجربی (قدرت و توانایی تعمیم پذیری) و ساختار پذیری موازی برخوردار می‌باشند، این شبکه‌ها برای سیستم‌های پیچیده که مدل‌سازی3 این سیستم‌ها

[1]-Train.
[2]-Mapping.
[3]-Modling.

یا امکان‌پذیر نیست و یا به سختی انجام می‌شود، بسیار مناسب می‌باشند. کاربردهای موفقیت‌آمیز شبکه عصبی در پژوهش‌های گوناگون در حوزه اقتصاد نشان از توانایی بالای این ابزار توانمند مدل‌سازی و برآورد دارد.

شبکه‌های عصبی با وجود تنوع از ساختاری مشابه برخوردارند شکل 1 . یک شبکه عصبی معمولا از سه لایه ورودی[1]، میانی (مخفی) [2]و خروجی[3] تشکیل شده است. لایه ورودی فقط داده ها را دریافت می کنند و مشابه متغیر مستقل عمل می‌کند. لایه خروجی نیز مانند متغیر وابسته عمل می‌کند و تعداد نرون‌های آن بستگی به تعداد متغیرهای وابسته دارد. لایه‌های پنهان یا میانی لایه هایی هستند که بین لایه ورودی و خروجی قرار می‌گیرند(ابراهیمی،1390).

شبکه عصبی چندلایه پیشرو

این شبکه از قدیمی‌ترین و مشهورترین نوع شبکه‌های عصبی است. پرسپترون بویژه در اوایل پیدایش نظریه شبکه‌های عصبی مصنوعی، یک لایه بود. شبکه پرسپترون یک لایه نمی‌تواند هر تابع غیرخطی دلخواهی را تقریب بزند. لذا از شبکه‌های پرسپترون چند لایه (MLP) استفاده می‌شود (هاگان، 1996)[4]. اثبات می شود که یک شبکه پرسپترون چند لایه می‌تواند توابع غیرخطی پیچیده را تقریب بزند. شکل 2 یک نمونه شبکه عصبی پرسپترون چندلایه را نشان می دهد.

روی هم رفته، شبکه عصبی MLP از سه لایه تشکیل می شود. لایه نخست که لایه صفر نیز نامیده می‌شود لایه ورودی شبکه را نشان می‌دهد که بردار و الگوی ورودی به این لایه اعمال می‌شود. لایه بعد به لایه میانی یا لایه مخفی مشهور است. لایه‌ای که خروجی آن، خروجی نهایی شبکه باشد، به لایه خروجی معروف است. در لایه خروجی می‌توان از توابع تحریک خطی یا غیرخطی استفاده کرد.

[1]-Iput Layer.
[2]-Hidden Layer.
[3]-Output Layer.
[4]-Hagan

شبکه تابع پایه شعاعی (RBF)

یکی از شبکه‌های بسیار پرقدرت و کارا در مدلسازی و پیش‌بینی شبکه‌های عصبی تابع پایه شعاعی معروف به شبکه‌های RBF است (هی‌کین، 1998)[1]. روال کار این شبکه این گونه است که یک سری توابع غیرخطی به عنوان پایه در نظر گرفته می‌شوند و سعی می‌شود هر تابع غیرخطی به صورت ترکیب خطی از این توابع پایه محاسبه شود. چون هر یک از توابع بنیادی و پایه‌ای به صورت محلی عمل می‌کنند، لذا واژه شعاعی به این نوع شبکه‌ها داده می‌شود. این ایده به وسیله نودی[2] و دارکر[3] در سال 1988 ارایه شد. شکل 3 ساختار این شبکه را نشان می‌دهد.

توابع بنیادی را عموماً از نوع توابع گوسی تعریف می‌کنند. توابع تحریک لایه خروجی می‌تواند خطی یا غیرخطی باشند. عملکرد درونی این شبکه کاملاً شفاف است و به گونه دقیق می‌شود دید و توجیه کرد که این شبکه RBF چگونه کار می‌کند. در حالی که شبکه عصبی پرسپترون چند لایه مانند یک جعبه سیاه[4] عمل می‌کند.

شبکه المن

شبکه بازگشتی المن[5] دارای دو لایه است. در این شبکه یک فیدبک تأخیردار از لایه نخست (لایه میانی) به همان لایه وجود دارد. این ساختار به شبکه المن امکان می‌دهد تا الگوهای متغیر با زمان را بتواند استخراج و باز تولید کند. شکل 4 ساختار و معماری این نوع شبکه را نشان می‌دهد. تفاوت شبکه المن با شبکه‌های دو لایه معمولی، در فیدبک تأخیردار لایه نخست است که از مقادیر یک مرحله پیش برای محاسبات در زمان کنونی استفاده می‌کند. به بیان دیگر، اگر ورودی یکسان به دو شبکه داده شود، به علت حافظه درون شبکه، خروجی دو شبکه MLP و المن لزوماً یکسان نخواهد بود.

1-Haykin
2-Noody
3-Darker
4-Black Box.
5-Elman Recurrent Network.

توابع ارزیابی خطا

در این مطالعه، بمنظور مقایسه قدرت پیش‌بینی و انتخاب بهترین روش پیش‌بینی، از معیارهایی گوناگون از جمله میانگین قدر مطلق درصد خطا (MAPE)، میانگین قدر مطلق خطا (MAE)، میانگین مجذور خطا (MSE)، جذر ریشه میانگین مربع خطا (RMSE) و جذر ریشه میانگین خطا نرمال شده (NRMSE) استفاده می شود. توابع معیار و روابط ریاضی آن‌ها به صورت زیر تعریف می‌شوند.

الف) تابع MAPE

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{\left(\hat{y}_t - y_t\right)}{y_t}\right| \times 100 \qquad (3)$$

ب)تابع MAE

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\hat{y}_t - y_t\right| \qquad (4)$$

ج) تابع MSE

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(\hat{y}_t - y_t\right)^2 \qquad (5)$$

د) تابع RMSE

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i1}^{n}\left(\hat{y}_t - y_t\right)^2}{n}} \qquad (6)$$

ه)تابع NRMSE

$$NRMSE = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i1}^{n}\left(\hat{y}_t - y_t\right)^2}{n}}}{y_{\max} - y_{\min}} \qquad (7)$$

در روابط (3)تا (7) 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 است که مقادیر پیش‌بینی شده به وسیله این الگوها، به مقادیر واقعی (سری متغیر مورد نظر) نزدیک‌ترند. هم‌چنین، قدرت بالاتر آن الگو در امر پیش‌بینی را نشان می‌دهد.

بمنظـــور انجـــام بررســـی از داده هـــای ماهانـــه دوره 1374:3 تـــا 1390:12 اســـتفاده و داده‌های مورد نظر از آمارنامـه سـازمان شـیلات ایـران گـرد آوری شـد. هـم‌چنـین، از داده هـای دوره 1374:3 تـا 1387:12 بـرای بـرآورد و آمـوزش مـدل هـا و از داده هـای دوره 1388:1 تـا 1390:12 بمنظور بررسی قدرت پیش بینی مدل‌های گوناگون استفاده شد.

نتایج و بحث

پیش از برآورد الگوها بمنظور پیش‌بینی باید از قابلیت داده‌های بکار رفته در پیش‌بینی اطمینان یافت که در این مورد باید ویژگی داده‌های بکار رفته آزمون شود. براساس آماره جارگ- برا [1]که مقدار محاسباتی آن 3/51 بدست آمد، داده‌های مورد استفاده برای پیش‌بینی تولید آبزیان، از ویژگی نرمالیتی برخوردار هستند. افزون بر این، باید ویژگی تصادفی بودن داده‌های مورد استفاده آزمون شود. برای این که اگر داده‌ها دارای روند تصادفی باشند، نمی‌توان از الگوهای معرفی شده برای پیش‌بینی استفاده کرد. به این منظور، از آزمون دوربین- واتسون استفاده شده است. در این آزمون، لگاریتم داده در مورد متغیر زمان رگرس می‌شود و سپس در رگرسیون برآوردی وجود خودهمبستگی مرتبه نخست مورد آزمون قرار می‌گیرد. نتایج مربوط به برآورد رگرسیون این آزمون در جدول 1 گزارش شده است. براساس نتایج گزارش شده، ضرایب رگرسیون برآوردی معنی دار است. آماره دوربین- واتسون که برابر 0/44 برآورد شده است، بیانگر این است که داده های مورد استفاده دارای خودهمبستگی هستند بنابراین، فرض تصادفی بودن داده‌های مورد استفاده رد می-شود. پس داده‌های مورد استفاده، تصادفی نیستند و دارای شرایط اولیه برای استفاده از مدل‌های مرسوم برای پیش‌بینی آن می‌باشند.

در گام بعدی پارامترهای الگوی ARIMA شناسایی شده و با شناسایی الگوی بهینه از آن برای پیش‌بینی مقدار تولید استفاده می‌شود. در گام نخست برای شناسایی و درجه هم جمعی (d) متغیر مورد بررسی از آزمون ریشه واحد دیکی – فولر تعمیم یافته[2](ADF)، Kpss[3] استفاده شد. آماره محاسباتی این آزمون به ترتیب برابر 0/16- و 0/33 بدست آمد. در حالی که آماره بحرانی این آزمون‌ها در سطح معنی داری 5٪ و در حالت با عرض از مبدا و روند برابر3/43- است. بر اساس دو آزمون مورد استفاده برای متغیر تولید آبزیان دریایی، فرضیه صفر مبنی بر وجود ریشه واحد در سطح متغیر مورد پذیرش قرار می‌گیرد، یعنی متغیر یاد شده در سطح نا ایستا می‌باشد. بر اساس

[1]-Jarque-Bera.
[2]-Augmented Dickey _ Fuller Unit Root Test.
[3]-Kwiatkowski–Phillips–Schmidt–Shin.

نتایج، آماره محاسباتی در این حالت از آماره بحرانی در سطح معنی دار 5٪ بزرگ تر بوده و فرضیه صفر(وجود ریشه واحد در داده ها) رد می‌شود. پس سری یاد شده با تفاضل گیری مرتبه نخست ایستا شده است. لذا، درجه جمعی(d) متغییر وابسته برابر یک است.

حال پس از شناسایی پارامتر d در الگوی ARIMA برای تعیین پارامترهای p و q آماره‌های آکائیک[1](AIC) معیار قرار گرفت. بدین منظور الگوهای با مرتبه‌های گوناگون p و q برآورد شد. مبنای استفاده از این آماره‌ها بدین صورت است که الگو بهینه انتخاب می‌شود. مقایسه الگوهای برآورد شده نشان می‌دهد که الگوی ARIMA(116) با کم‌ترین مقدار آکائیک برابر با 7/98- به عنوان مدل بهینه انتخاب می‌شود و این الگو می‌تواند برای پیش‌بینی مورد استفاده قرار گیرد. پس از شناسایی الگو بهینه، الگو یاد شده برآورد شده که نتایج آن در جدول2 نمایش آمده است. بر اساس نتایج عرض از مبدأ و بقیه متغیرهای توضیحی شامل وقفه نخست خود متغیر وابسته و وقفه‌های نخست تا ششم میانگین متحرک در سطح 5 درصد معنی دار می‌باشد. ضریب تعیین (R^2) نیز نشان از توضیح دهندگی مناسب متغییرهای توضیحی است. آمارهF مربوط به آزمون معنی‌داری کلی رگرسیون برآوردی معنی‌دار بوده و برآورد مناسب مدل را تایید می‌کند.

پس از اجرای گام‌های شناسایی و برآورد الگو، نوبت به گام سوم متولوژی باکس- جنکینز، یعنی کنترل تشخیص می‌رسد. در این مرحله باید آزمون لازم انجام شود که آیا مدل برآوردی مناسب است یا نه. یکی از آزمون‌ها مرسوم در این زمینه، انجام آزمون ریشه واحد پسماندهای الگوی برآوردی بررسی ویژگی نوفه سفید است. در این راستا از آزمون‌های ریشه واحد دیکی - فولر تعمیم یافته و*kpss* استفاده شد. آماره محاسباتی این دو آزمون به ترتیب برابر 4/85 و 6/35 است که در سطح یک در صد معنی دار بوده و حاکی از رد فرضیه صفر مبنی بر وجود ریشه واحد در پسماندهای الگوی برآوردی است. بنابراین، پسماندهای الگو در سطح ایستا بوده و از ویژگی نوفه سفید برخوردار است. پس می‌توان مدل شناسایی شده برای پیش بینی میزان تولید آبزیان دریایی است.

گام چهارم متولوژی باکس- جنکینز، پیش بینی است. در این مرحله از الگوی بهینه شناسایی شده برای پیش‌بینی مقدار تولید آبزیان دریایی استفاده می‌شود. با توجه به این‌که در این مطالعه از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز استفاده می‌شود، لذا داده‌های موجود به دو دسته آموزش و آزمون تقسیم می‌شوند. در این راستا حدود 80٪ از داده‌ها برای فرایند یادگیری استفاده شد و از20٪ بقیه در فرایند آزمون برای پیش‌بینی برون نمونه استفاده می‌گردد.

[1]-Akaike Information Criterion(AIK).

شکل 5 به مقایسه مقدار واقعی و پیش‌بینی شده سری زمانی تولید با روش آماری ARIMA می‌پردازد. در ادامه، نتایج شبیه‌سازی شبکه عصبی در برآورد داده‌های خام متغیر تولید آبزیان ارایه می‌گردد. شکل‌های 6، 7 و 8 نمودار پیش‌بینی سری زمانی تولید 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 تولید را بر حسب تن نشان می‌دهد. نمودار آبی رنگ مقدار مطلوب کمیت و نمودار قرمز رنگ مقدار پیش‌بینی شده مقدار تولید را نشان می‌دهد. هم‌چنین، با استفاده از معیارهای ارزیابی معرفی شده به مقایسه روش‌های اقتصادسنجی و شبکه‌های عصبی پرداخته می‌شود. جدول 3 مقایسه معیارهای گوناگون خطا در برآورد و پیش‌بینی سری زمانی تولید را نشان می‌دهد.

با توجه به جدول 3، در میان چهار مدل استفاده شده برای پیش‌بینی تولید آبزیان دریایی، شبکه عصبی RBF با خطایی کم‌تری نسبت به سایر مدل‌ها عملکرد بهتری دارد. در ادامه نتایج پیش‌بینی تولید آبزیان دریایی در دو سال 1391 و 1392 در جدول 4 آورده شده است.

جمع بندی و پیشنهادها

در این بخش نتایج بدست آمده در برآورد و پیش‌بینی سری زمانی تولید آبزیان مورد بحث و بررسی قرار می‌گیرد. جدول 3 نتایج ارزیابی و توانایی ابزارهای مورد بررسی در برآورد تولید آبزیان را نشان می‌دهد. در این مقایسه داده‌های ماهانه از ماه سوم 1374 تا پایان سال 1387 به عنوان داده‌هایی که در ساخت مدل مورد استفاده قرار می‌گیرد. سپس از توان پیش‌بینی و برآورد مدل برای محاسبه مقدار تولید از ماه نخست 1388 تا پایان ماه دوازدهم 1390 مورد استفاده قرار می‌گیرد. پیش‌بینی به صورت یک گام به جلو و یک ماه آینده را پیش‌بینی می‌کند. روشن است بسته به نیاز می‌توان مدل و گام پیش‌بینی را دوباره تنظیم کرد. بنا به نتایج مندرج در جدول 3، روش اقتصادسنجی ARIMA که یک روش خطی و بسیار پرکاربرد در حوزه اقتصاد است، از مقدار مناسبی در مدل‌سازی برخوردار است. با این‌حال، شبکه عصبی با توجه به ساختار غیرخطی و بسیار توانمند خود، در مدل‌سازی از کارآیی بیش‌تری برخوردار است. از نظر معیار MAPE، مقدار تابع خطا برای مدل ARIMA، 0771 / 0 بیش‌ترین مقدار خطا و مدل شبکه عصبی RBF باخطای $7/9328 \times 10^{-5}$ کم‌ترین خطا و بهترین مدل‌سازی را دارد. در توجیه این موضوع می‌توان به چند نکته اشاره کرد. ماهیت درونی شبکه RBF و چگونگی عملکرد آن به گونه‌ای است که در عمل فضای ورودی مورد بررسی برای مدل‌سازی را به وسیله هر نرون به صورت محلی تقسیم‌بندی می‌کند و سپس بسته به اینکه هر بردار ورودی در چه موضع و محل قرار می‌گیرد، نرون متناظر

نقش اصلی در برآورد و پیش بینی مقدار خروجی را دارد. از سوی دیگر، در فرآیند آموزش تعداد نرون‌های لایه میانی به تعداد زیاد انتخاب و در نتیجه، سایز شبکه نیز بزرگ است. این موضوع نشان می‌دهد که شبکه RBF فضای ورودی برای مدل‌سازی را به زیربخش بسیاری تقسیم‌بندی می‌کند و همین امر توان مدل‌سازی و پیش‌بینی بالایی را به شبکه می‌دهد. مقدار خطا برای شبکه بسیار پرکاربرد پیشرو 0027 / 0 و برای شبکه المن مقدار 0076/ 0 بدست آمد.

معیار دیگر برای مقایسه MAE در نظر گرفته شد. مدل اقتصادسنجی ARIMA با مقدار $3/4350 \times 10^3$ بیش‌ترین خطا و شبکه عصبی RBF با مقدار 7185 /2 کم‌ترین خطا را داشت. مقایسه نتایج برحسب معیارهای MSE، RMSE و NRMSE نیز نشان می‌دهد که بیش‌ترین خطای پیش‌بینی در مدل ARIMA و بهترین دقت را مدل شبکه عصبی RBF دارد. هم‌چنین، شبکه عصبی پیشرو عملکردی بهتر نسبت به شبکه المن از خود نشان می‌دهد. در مجموع، مقایسه و تحلیل نتایج جدول 3 نشان می‌دهد که شبکه عصبی RBF دارای بهتری عملکرد در برآورد و پیش‌بینی سری زمان تولید است. شبکه عصبی پیشرو در جایگاه دوم و شبکه المن در رده سوم قرار می‌گیرد. در همه موارد مدل‌سازی عملکرد شبکه عصبی نسبت به مدل خطی ARIMA دقت بهتری را نشان می‌دهد.

به عنوان زمینه‌هایی برای ادامه کار پژوهشی می‌توان به بهره‌گیری از ابزارهای توانمند مدل‌سازی غیرخطی و بهینه‌سازی مانند الگوریتم‌های تکامل اشاره کرد.

از دیگر پیشنهادهای مهم، زمینه‌سازی و فرهنگ‌سازی افزایش سرانه مصرف آبزیان در کشور است. همان‌گونه که گفته شد، مصرف آبزیان در کشور با وجود سلامت آن برای مصرف انسانی نسبت به سایر محصولات پروتئین حیوانی نسبت به میانگین جهانی کم‌تر از نصف است. بنابراین، بمنظور ارتقاء سلامت جامعه از یک سو و زمینه‌سازی امنیت سرمایه‌گذاری برای افزایش تولید آبزیان از سوی دیگر، لازم است به ساختار بازار آبزیان و ترغیب افکار عمومی برای گرایش بیش‌تر به مصرف آبزیان توجهی بیش‌تر شود.

منابع

- آمارنامه سازمان خواربار و کشاورزی سازمان ملل متحد Food and Agriculture Organization of the United Nations:
- آمارنامه سازمان شیلات ایران 1379-1389(www.fisheries.ir).

- ابراهیمی، م. (1390). استفاده از رهیافت‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی و سری زمانی در پیش-بینی میزان مصرف انرژی الکتریکی در بخش کشاورزی. فصلنامه تحقیقات اقتصاد کشاورزی. 1: 27-42.

- اکبری، ا. شارعی حداد زاده، م. مهرابی بشرآبادی، ح. (1392). پیش بینی صادرات خرمای ایران با استفاده از روش های اقتصاد سنجی و هوش مصنوعی. مجله تحقیقات اقتصاد کشاورزی.3 :120-99.

- بشیری، م. (1388). کاربرد مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی (مورد مطالعه: پیش-بینی قیمت جهانی طلا). فقیهن.پایان‌نامه کارشناسی ارشد، شیراز.

- جلائی، ع، م. پاکروان، م. گیلانپور، ا. (1389). پیش بینی صادرات محصولات کشاورزی ایران: کاربرد مدلهای رگرسیونی و شبکه عصبی مصنوعی. مجله اقتصاد کشاورزی و توسعه.(72)139:18-115.

- جواهری، ب. (1383). یک مقایسه بین مدل های اقتصاد سنجی، سری زمانی و شبکه عصبی برای پیش بینی نرخ ارز. مرزبان ح. پایان نامه کارشناس ارشد. دانشگاه شیراز.

- سیف الحسینی، ف. محمدی نژاد، ا. مقدسی، ر.(1394). مقایسه قدرت پیش بینی روش های شبکه های عصبی مصنوعی و ARIMA در پیش بینی صادرات پوست و چرم ایران. مجله تحقیقات اقتصاد کشاورزی.2: 143-125.

- کهنسال، م.ر. زورار پرمه، ا. اسماعیل پور، عب. قاسمی، (1391). " پیش بینی قیمت تخم مرغ با استفاده از ARIMA ، شبکه عصبی مصنوعی و هموار سازی هالت_ وینترز" فصلنامه پژوهشنامه بازرگانی، شماره 62، صص 72_49.

- گجراتی، د. (1387). مبانی اقتصاد سنجی. ترجمه حمید ابریشمی. انتشارات دانشگاه تهران. جلد دوم.

- منهاج، م. ب. (1381). مبانی شبکه‌های عصبی (هوش محاسباتی). انتشارات دانشگاه امیرکبیر. جلد اول.

- مهرابی بشرآبادی، ح. و کوچک زاده، س. (1388). مدلسازی و پیش بینی صادرات محصولات کشاورزی ایران: کاربرد شبکه های عصبی مصنوعی. مجله اقتصاد و توسعه کشاورزی.(1)23: 58-49.

- نجفی ب. زیبایی م. شیخیم، ح . طراز کار، م،ح. (1386). پیش‌بینی قیمت برخی محصولات زراعی در استان فارس: کاربرد شبکه عصبی مصنوعی . مجله علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی. سال یازدهم. 1: 501-511.

- نجفی، ب. طراز کار،م.ح. (1385). "پیش بینی میزان صادرات پسته ایران: کاربرد شبکه عصبی مصنوعی" ، فصلنامه پژوهشنامه بازرگانی، شماره 39، صص214_191.
- نعیمی فر، ا. (1389). " بررسی عوامل موثر بر صادرات محصولات در زیر بخش شیلات و ماهیگیری"، ششمین کنفرانس اقتصاد کشاورزی ایران، صص 13_ 1.
- Antik D. S. Milovanovic M. B. Perić, S. L. Nikolić, S. S. & Milojković, M. T. (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
- Claveria, O. & Torra, S. (2014). Forecasting tourism demand to Catalonia: Neural networks vs. time series models. Economic Modelling. 36: 220–228.
- Co, H.C. & Boosarawongse, R. (2007). Forecasting Thailand's rice export: Statistical techniques vs. artificial neural networks. Computers & Industrial Engineering. 53: 610-627.
- Czerwinski, A. I. Cutierrez-Estrada, J. C. & Hernando-Casal, J. A. (2007). Shert-term forecasting of halibul CPUE: Linear and non-linear univarate approaches. Fisheries Research, 86: 120-128.
- Erdogan, O. & Goksu, A. (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. (1996). Neural Network Design. PWS Publishing company.
- Haykin, S. (1998). Neural Networks: A comprehensive foundation. Prentice-Hall
- Kock, A. B. & Terasverta, T. (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. & Nasereddin, M. (2006). Forecasting output using oil price: A cascaded artificial neural network approach. Economics & Business.58: 168-180.
- Mammadova, G. (2010). For casting Exchange Rate using ARIMA and Neural Net work. M.Sc. Thesis. Western.
- Neural network Toolbox User's Guide. (2008). Version 6. The MathWorks Inc. pp. 295-410.
- Pradhan, R. & Kuma, R. (2010). Forecasting Exchange Rate in India: An App; ication of Artificial Neural Network Model. Mathematics Research. 2 (4): 111-116.

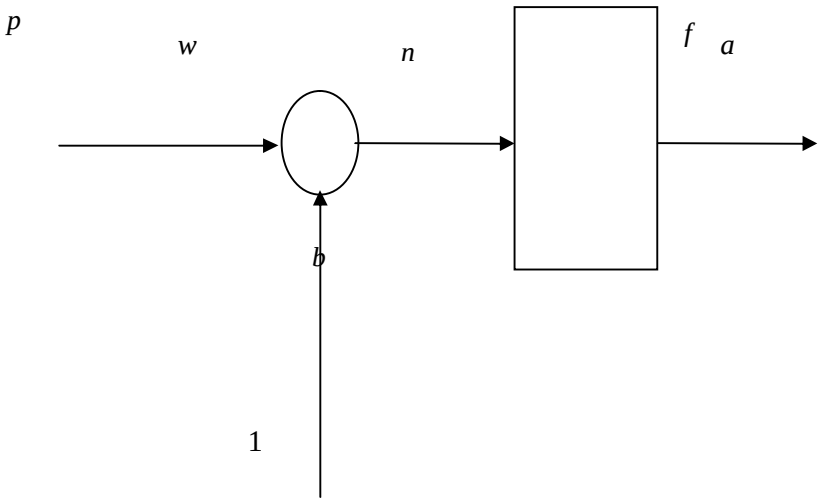
- Zou, H.F. Xi, G.P. Yang, F.T. & Wang, H.Y. (2007). An investigation and comparison of artificial neural network and time series models for Chinese food grain price forecasting. Neurocomputing. 70: 2913-2923.

پیوست ها

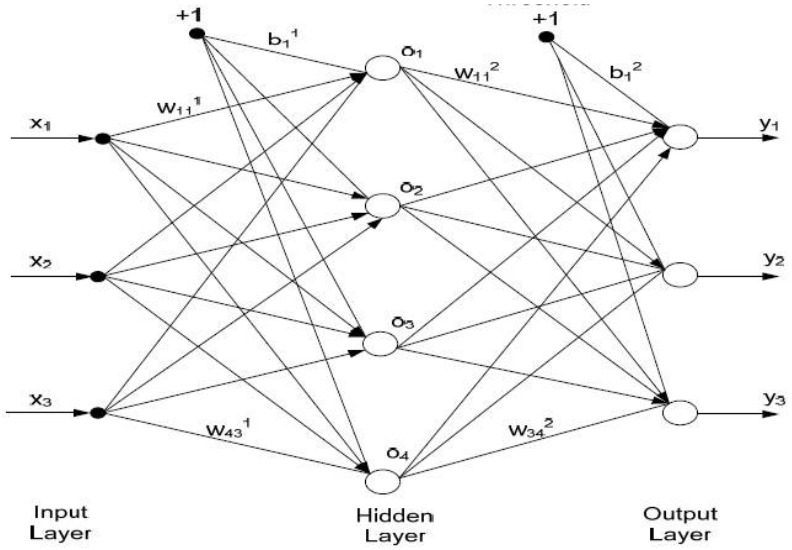
جدول 1- نتایج آزمون تصادفی بودن داده های مورد استفاده.

متغیر	C	Trend
ضریب	27/86	0/28
سطح معنی داری	0/0001	0/0001
F= 24/86D.W=0/44		

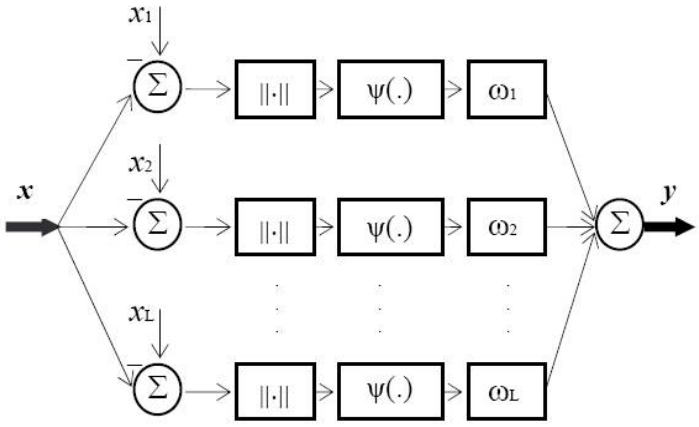
منبع: یافته‌های پژوهش



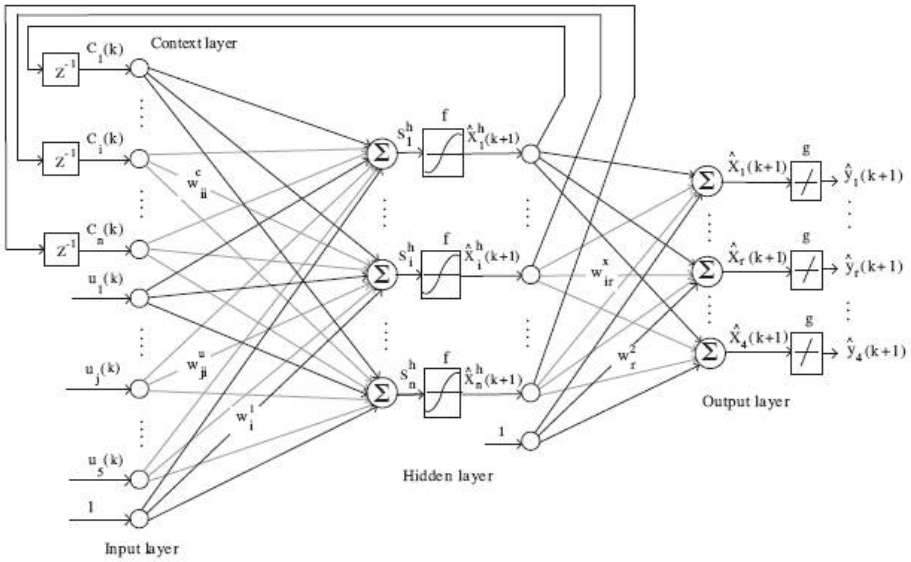
شکل 1- مدل یک نرون مصنوعی.



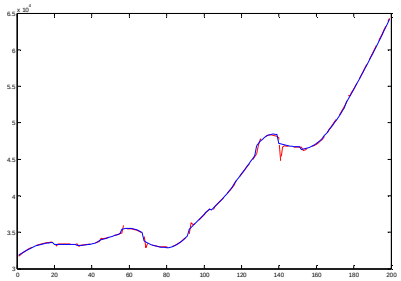
شکل 2- معماری یک شبکه عصبی چندلایه پیشرو.



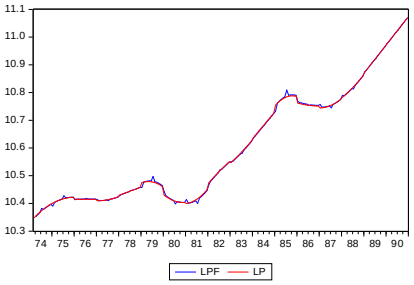
شکل 3- نمودار بلوکی یک شبکه عصبی تابع پایه شعاعی.



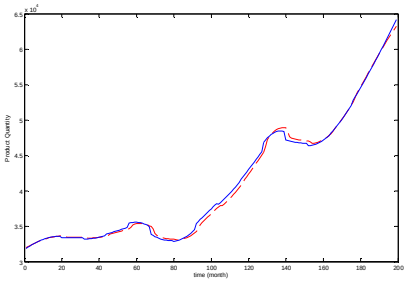
شکل 4- نمودار بلوکی یک شبکه بازگشتی المن.



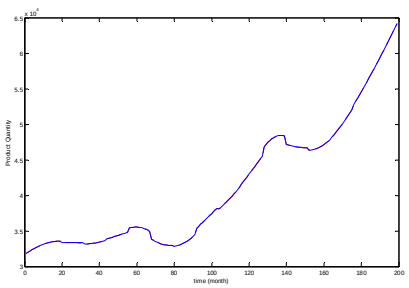
شکل 6 - شبکه عصبی پیشرو.



شکل 5- مدل آماری ARIMA



شکل 7- شبکه عصبی المن.



شکل 8- شبکه *RBF*.

جدول 2- نتایج برآورد الگوی ARIMA(1و1و6) در دوره 03 M 1374تا 12 M 1387.

	ضریب	انحراف معیار	آماره t	احتمال
عرض از مبداء	10/16	0/21	47/38	0/000
AR(1)	1/008	0/003	270/53	0/000
MA(1)	0/32	0/071	4/53	0/000
MA(2)	0/31	0/073	4/28	0/000
MA(3)	0/28	0/075	3/80	0/0002
MA(4)	0/23	0/075	3/06	0/0025
MA(5)	0/14	0/074	2/95	0/0521
MA(6)	0/015	0/071	2/12	0/0350
F= 63/60212		R^2= 0/99542		

منبع: یافته های پژوهش

جدول 3- مقایسه توابع خطا برای برآورد سری زمانی تولید.

	MAPE	MAE	MSE	RMSE	NRMSE
ARIMA	0 / 0771	3 / 4350 ×10^3	2 / 2734 ×10^7	4 / 9368 ×10^7	0 / 1527
FF	0 / 0027	112 / 0850	6 / 1566 ×10^4	248 / 1241	0 / 0077
RBF	7 / 9328 × 10^{-5}	2 / 7185	85 / 6877	9 / 2568	2 / 8623 × 10^{-4}
Elman	0 / 0076	310 / 8243	1 / 9233 × 105	438 / 5561	0 / 0136

منبع: یافته های پژوهش

جدول 4- مقادیر پیش بینی شده تولید آبزیان دریایی (بر حسب تن)

سال	میزان تولید
1391	7/ 2274 ×10^5
1392	6/ 521 ×10^5