Archive of SID
فصلنامه اقتصاد مقداری (بررسی‌های اقتصادی سابق)، دوره 5، شماره 4، زمستان 1387، صفحات 130- 107

پیش بینی نرخ ارز با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل *ARIMA*

دکتر منصور زراء نژاد، علی فقه مجیدی و روح الله رضایی*

تاریخ وصول: 1387/8/15 تاریخ پذیرش: 1387/12/21

چکیده:

یکی از روش‌های سنتی پیش بینی، تجزیه و تحلیل سری زمانی است که بر دو فرض ایستایی و خطی بودن بنیان نهاده شده است. در مورد عمکرد این مدل‌های سنتی بعضاً تردیدهای ایجاد شده است. یکی از روش‌های جایگزین، شبکه‌های عصبی مصنوعی است که در برخی از موارد توانایی بالقوه‌ی خوبی برای پیش بینی سری‌های زمانی از خود نشان داده‌اند. در این مقاله، پس از مرور پژوهش‌های انجام شده در مورد توانایی پیش بینی مدل‌های خود توضیح جمعی میانگین متحرک[1] (ARIMA) و شبکه‌های عصبی مصنوعی[2] (ANN) به مقایسه‌ی این دو روش برای پیش بینی نرخ روزانه ارز در دوره‌ی مارس 2006 تا فوریه 2009 پرداخته شده است. نتایج تحقیق نشان داده است که روش شبکه‌های عصبی تخمین‌های بهتری نسبت به روش ARIMA ارائه می‌کند. در این پژوهش، از ابزارهای محاسباتی نرم افزار MATLAB و داده‌های اقتصادی ایران استفاده شده است.

طبقه بندی JEL: C_{45}, F_{31}

واژه‌های کلیدی: *پیش بینی، شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)، خود رگرسیون میانگین متحرک انباشته*

---

* به ترتیب استاد، دانشجوی دکتری و کارشناس ارشد اقتصاد دانشگاه شهید چمران اهواز (zarram@gmail.com)

[1] Autoregressive Integrated Moving Average Process

[2] Artificial Neural Network

www.SID.ir

Archive of SID

1- مقدمه

امروزه پیش بینی روند متغیرهای اقتصادی از اهمیت ویژه‌ای برای سیاستگذاران دولتی و خصوصی در تنظیم روابط و مناسبات اقتصادی برخوردار است. به طوری که نیاز به ابزار و شیوه‌های پیش بینی متغیرها با کم ترین خطا بسیار محسوس است. در اثر این نیاز، مدل‌های گوناگونی برای پیش بینی متغیرها توسعه یافته است. وجود برخی از مزیت‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی (*ANN*) در امر پیش بینی برخی از متغیرها موجب شد که اقتصادانان به این روش توجه کنند. در ابتدا، با توجه به نیاز این مدل‌ها به داده‌های زیاد، اکثر پژوهش‌ها در زمینه‌های بازارهای مالی انجام می‌گرفت. استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش بینی و مدل سازی در اقتصاد کلان در دهه‌ی 90 آغاز شد. با توجه به اهمیت پیش بینی نرخ‌های ارز در این مقاله پنج نرخ ارز *JPY*[3]، *GBP*[4]، *USD*[5]، *CAD*[6] و *EUR*[7] پیش بینی شده است.

2- پیشینه‌ی پژوهش

در زمینه‌ی پیش بینی متغیرهای اقتصادی به وسیله‌ی شبکه‌های عصبی مصنوعی و مقایسه‌ی نتایج با روش‌های دیگر تحقیقات متفاوت و متعددی انجام شده است.

کونگ و وایت[8] (1994) موضوعات موازی در شبکه‌های عصبی و اقتصاد سنجی را و هیل[9] و دیگران (1994) نتایج پیش بینی توسط شبکه‌های عصبی و مدل‌های آماری مختلف را مورد بررسی و مقایسه قرار داده‌اند. نتایج حاصل بیانگر این بود که شبکه‌های عصبی مصنوعی در زمینه‌ی پیش بینی بهتر از سایر روش‌ها عمل می‌کنند. کهزادی[10] و دیگران (1995) معاملات سلف ذرت را به روش شبکه‌های عصبی و مدل *ARIMA*، با استفاده از معیارهای مختلف عملکرد پیش بینی کرده‌اند. نتایج تحقیق نشان داد که خطای پیش بینی با شبکه‌ی عصبی

[3] Japanese Yen
[4] Pound Sterling
[5] US Dollar
[6] Canada Dollar
[7] Euro
[8] Kung and White
[9] Hill
[10] Kohzadi

www.SID.ir

Archive of SID

مصنوعی بین 18 تا 40 درصد کمتر از خطای پیش بینی با *ARIMA* است. فو[11] (1998) رشد تولید ناخالص داخلی واقعی ایالت متحده آمریکا، را با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی مورد بررسی قرار داده است. نتایج حاصل بیانگر این بود که شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش بینی بهتر عمل می‌کند. مشیری و کامرون[12] (2000) عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی با سایر روش‌های اقتصاد سنجی سنتی و سری زمانی را برای پیش بینی نرخ تورم کانادا مقایسه کرده‌اند. آنها مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی را با مدل‌های ساختاری، *VAR*، *BVAR* و *ARIMA* برای افق‌های زمانی مختلف (یک، سه و دوازده ماه بعد) مقایسه کرده‌اند. معیارهای به کارگرفته شده در این پژوهش، یعنی ریشه‌ی میانگین مربع خطاها (*RMSE*) و میانگین قدر مطلق خطاها (*MAE*) نشان داد که شبکه‌های عصبی برای پیش بینی نرخ تورم کانادا بهتر عمل می‌کنند.

اصغری اسکوئی (1381) در پژوهشی به بررسی کاربرد شبکه‌ی عصبی مصنوعی در پیش بینی سری‌های زمانی داده‌های اقتصادی پرداخته است. در این تحقیق عوامل مختلف ساختاری، روش‌های مختلف یادگیری شبکه‌های عصبی و انتخاب و کاربرد مناسب داده‌ها در فرایند پیش بینی نیز مورد ارزیابی و بررسی قرار گرفته است. قدیمی و مشیری (1381) مدل سازی و پیش بینی رشد اقتصادی در ایران را با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی بررسی کرده‌اند. در این پژوهش، کارایی روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی با کارایی یک مدل خطی رگرسیون برای پیش بینی نرخ رشد اقتصادی ایران در دوره‌ی 1373- 1315 مقایسه شده است. نتایج حاصل بیانگر عملکرد بهتر شبکه‌ی عصبی نسبت به روش‌های دیگر است (زراءنژاد و حمید، 1388).

3- شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی تکینک‌هایی هستند که به تقلید سیستم عصبی بیولوژیکی انسان می‌پردازند. تا کنون از شبکه‌های عصبی در بسیاری از زمینه‌ها نظیر تجارت، صنعت و علوم تجربی استفاده شده است. سیستم عصبی انسان از

[11] Fu
[12] Moshiri and Cameron

www.SID.ir

Archive of SID

یک سری عناصر پردازش ساده‌ای به نام نرون[13] یا گره[14] تشکیل یافته است. هر کدام از این نرون‌ها یک سیگنال اولیه را که اطلاعات کامل یک نرون دیگر و یا محرک خارجی است، دریافت می‌کند و آن را با استفاده از یک تابع فعال سازی[15] یا تبدیل، پردازش و یک خروجی پردازش شده را تولید می‌کند. در مرحله‌ی بعد خروجی مربوط را به نرون‌های داخلی‌تر یا نرون‌های دیگر می‌فرستد. این ویژگی، یعنی پردازش اطلاعات، شبکه‌های عصبی مصنوعی را به یک روش محاسباتی قدرتمند برای یادگیری از مثال‌ها و تعمیم این یادگیری به مثال‌هایی که تاکنون مشاهده نشده است، تبدیل می‌کند.

شبکه‌های عصبی مختلفی تاکنون ارائه شده است که از جمله اینها می‌توان به شبکه‌ی پرسپترون چند لایه (*MLP*)[16] یا پیشخور،[17] شبکه‌ی هاپفیلد[18] و شبکه‌ی خود سازمان ده کوهونن[19] اشاره کرد. از میان این شبکه‌ها، شبکه‌ی پرسپترون چند لایه به طور گسترده‌ای مورد استفاده قرار گرفته است. یک شبکه‌ی عصبی *MLP* معمولا از چند لایه و نرون تشکیل می‌یابد. اولین و پایین‌ترین لایه، لایه‌ی ورودی[20] است که در آن اطلاعات خارجی دریافت می‌گردد. آخرین یا بالاترین لایه، لایه‌ی خروجی[21] است که در آن حل مسأله انجام می‌گیرد. لایه‌ی ورودی و خروجی توسط یک یا چند لایه واسطه که لایه‌ی میانی[22] یا پنهان نامیده می‌شود، جدا می‌شوند. نرون‌های موجود در لایه‌های همجوار معمولا به طور کامل توسط کمان‌های غیرحلقوی[23] از لایه‌ی پایین به لایه‌ی بالا به هم مرتبط می‌شوند. در نمودار 1، یک شبکه‌ی پیشخور معمولی (*MLP*) نشان داده شده است.

[13] Neuron
[14] Node
[15] Activation function
[16] Multi layer perceptrons
[17] Feedforwards
[18] Hopfield network
[19] Kohonens self organizing network
[20] Input layer
[21] Output layer
[22] Hidden layer
[23] Acyclic arcs

www.SID.ir

Archive of SID

پیش از اینکه یک شبکه‌ی عصبی مصنوعی کاری انجام دهد، باید آموزش[24] داده شود. اساساً آموزش دادن شبکه، فرایند تعیین وزن‌های کمان[25] است که در واقع از عناصر کلیدی یک شبکه به شمار می‌رود. برای آموزش شبکه، معمولاً کل داده‌ها به دو مجموعه‌ی آموزش (داده‌های نمونه)[26] و آزمون (داده‌های خارج از نمونه)[27] تقسیم می‌شوند. مجموعه‌ی آموزش برای تخمین وزن‌های کمان به کار گرفته می‌شود، در حالی که مجموعه‌ی آزمون برای ارزیابی توانایی تعمیم مدل به کار می‌رود.

از آنجا که شبکه‌های عصبی کاربردهای متعدد و متفاوت دارد، الگوریتم آنها با توجه به نوع استفاده آنها متغیر است. صرف نظر از کاربردهای متفاوت شبکه، هر شبکه دارای شش مرحله‌ی مجزا برای طراحی، آموزش و آزمون است (شازلی، 1999).[28] این مراحل عبارتند از: (1) تعیین موضوع پیش بینی، (2) جمع آوری داده‌ها، (3) پردازش داده‌ها، (4) استخراج مجموعه‌ی آزمون، (5) طراحی ساختمان[29] شبکه، (6) آموزش دادن شبکه.

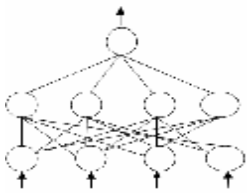
طراحی یک شبکه‌ی عصبی مصنوعی شامل فرایندهای مختلفی است. هر فرایند توسط یک پارامتر تبیین می‌شود. این پارامترها معیار قضاوت در مورد خوبی شبکه است و در ارزیابی مدل خوب[30] به کار می‌روند. در طراحی یک شبکه، باید مواردی همچون نوع توپولوژی (شیوه‌ی ارتباط نرون‌ها به هم)، تکنیک یادگیری، تابع فعال سازی، تعداد دوره‌های آموزش، مقیاس بندی و پردازش داده‌ها را تعیین کرد. مسأله‌ی انتخاب پارامترهای شبکه‌ی عصبی مصنوعی مسأله‌ی پارامترسازی[31] انتخاب تکنیک بهینه یابی ثانویه[32] است (کینگ دن و فیلدمن،[33] 1995).

[24] Training
[25] Arc weights
[26] Training set (in sample data)
[27] Test set (out sample data)
[28] El Shazely
[29] Architecture
[30] Good model
[31] Parameterization issue
[32] Secondary optimization technique
[33] Kingdon and Feldman

www.SID.ir

Archive of SID

نمودار 1: شبکه‌ی *MLP* ساده



4- انواع شبکه‌های عصبی

با توجه به ارتباطات بین لایه‌ها و نیز ارتباطات درون لایه‌ای، شبکه‌های عصبی مصنوعی به انواع مختلفی دسته بندی می‌شوند. در عمل، با توجه به مسأله‌ی خاص مورد بررسی باید ساختار شبکه به گونه‌ای طراحی شود که در آن تعداد لایه‌ها و تعداد نرون‌های هر لایه به اندازه‌ی کافی و مناسب برای حل مسأله باشد.

برخی از شبکه‌های عصبی مصنوعی عبارتند از: شبکه‌ی پرسپترون،[34] پروسپترون‌های چند لایه[35] (*MLP*) یا شبکه‌ی پیشخور چند لایه[36] (*MLFN*)، شبکه‌ی آبشاری[37] (*CFNN*)، شبکه‌ی بازگشتی[38] (*RNN*) و شبکه‌ی تأخیر زمانی[39] (*TDNN*).

در این تحقیق از شبکه‌ی پیشخور چند لایه استفاده می‌شود؛ دلیل انتخاب پرسپترون چند لایه با روش یادگیری پس انتشار خطا، اثبات این است که یک شبکه‌ی عصبی پرسپترون چند لایه با الگوریتم یادگیری مزبور، یک تابع تقریب زننده‌ی عمومی است. یعنی هر مقدار از دقت که مورد نیاز باشد، یک پیکربندی از شبکه‌ی مزبور وجود دارد که قادر است دقت مزبور را تحصیل نماید (هرنیک،[40] 1991). به همین دلیل به بررسی ساختار این نوع شبکه می‌پردازیم.

[34] Perceptron
[35] Multi -Layer Perceptron
[36] Multi -Layer Feed Forward
[37] Cascade Forward Neural Network
[38] Recurrent Neural Network
[39] Time Delay Neural Network
[40] Hornik

www.SID.ir

Archive of SID

5- ساختار شبکه‌ی پریسپترون چند لایه

یک شبکه معمولاً از تعدادی لایه تشکیل می‌شود. در یک شبکه‌ی پریسپترون چند لایه (*MLP*) تمامی نرون‌های ورودی در یک لایه‌ی ورودی و تمامی نرون‌های خروجی در یک لایه‌ی خروجی و تمامی نرون‌های پنهان در یک یا چند لایه‌ی پنهان توزیع می‌شوند. در طراحی این شبکه باید متغیرهای مانند تعداد نرون‌های ورودی، تعداد لایه‌های پنهان و نرون‌های پنهان و تعداد نرون‌های خروجی تعیین شود.

تعداد نرون‌های ورودی برابر با تعداد متغیرهای بردار ورودی مورد استفاده برای پیش‌بینی مقادیر آینده متغیر مورد بررسی است. برای پیش‌بینی عالی، تعداد ورودی‌ها مشخص و به راحتی قابل تعیین است. برای پیش‌بینی سری زمانی، تعداد نرون‌های ورودی برابر با تعداد مشاهدات باوقفه‌ای است که برای کشف الگوی موجود در داده‌ها و پیش‌بینی مقادیر آینده‌ی آن به کار می‌رود. وجود تعداد خیلی کم یا خیلی زیاد از نرون‌های ورودی می‌تواند قابلیت یادگیری و پیش‌بینی شبکه را تحت تأثیر قرار دهد. بنابراین، تعیین تعداد نرون‌های ورودی مهم‌ترین عامل در پیش‌بینی سری زمانی است؛ زیرا حاوی اطلاعات بسیار مهمی در خصوص ساختار خود همبستگی پیچیده (خطی یا غیرخطی) داده‌ها است.

نرون‌های لایه‌های پنهان نیز نقش بسیار مهمی در به کارگیری موفقیت‌آمیز یک شبکه دارند. در واقع این نرون‌های پنهان در لایه‌های پنهان هستند که به شبکه اجازه کشف ویژگی‌ها، شکار الگوی موجود در داده‌ها و طرح‌ریزی یک نقشه‌ی غیرخطی کاملاً پیچیده میان متغیرهای ورودی و خروجی را می‌دهند. باید توجه داشت که در صورت نبود نرون‌های پنهان، پرسپترون‌های ساده با نرون‌های خروجی خطی، کارکردی همانند کارکرد مدل‌های آماری خطی برای پیش‌بینی دارند. یک شبکه‌ی عصبی مصنوعی با یک لایه پنهان می‌تواند هر تابع غیرخطی پیچیده را با هر درجه از دقت تقریب بزند (هورنیک و دیگران، 1989). از این رو، بیشتر پژوهشگران از یک لایه‌ی مخفی برای پیش بینی استفاده می‌کنند. یک لایه‌ی پنهان به تعداد زیادی نرون پنهان احتیاج دارد و این امر زمان آموزش را بسیار طولانی می‌کند. معمول‌ترین روش برای تعیین تعداد نرون‌های پنهان و لایه‌های پنهان روش تجربی یا آزمون و خطا[41] است.

[41] Trial and Error

www.SID.ir

Archive of SID

تعداد نرون‌های خروجی معمولاً به سادگی و با توجه به موضوع مورد مطالعه تعیین می‌شود. برای مسأله پیش‌بینی سری زمانی، تعداد نرون‌های خروجی به افق پیش‌بینی[42] بستگی دارد.

دو نوع پیش‌بینی به صورت پیش بینی یک گام به جلو شامل یک نرون خروجی و پیش بینی چند گام به جلو شامل یک یا چند نورون خروجی وجود دارد. برای پیش‌بینی به صورت چندگام به جلو نیز دو روش وجود دارد. روش اول که در روش باکس - جنکینز نیز از آن استفاده می‌شود، عبارت از پیش‌بینی تکراری است. در این روش فقط به یک نرون خروجی نیاز است و در آن مقادیر پیش‌بینی به صورت تکراری به عنوان ورودی برای پیش‌بینی‌های آینده به کار می‌رود. روش دوم روش مستقیم است. در این روش به شبکه اجازه داده می‌شود که چندین نرون خروجی داشته باشد. به نظر می‌رسد که روش مستقیم روش بهتری باشد (ژانگ و ترلین،[43] 1994).

6- مجموعه‌ی آموزش[44] و مجموعه‌ی آزمون[45]

در یک شبکه معمولاً داده‌ها به دو مجموعه‌ی آموزش و آزمون تقسیم می‌شود. مجموعه‌ی آموزش برای تخمین وزن‌های کمان شبکه و در واقع آموزش و گسترش شبکه به کار گرفته می‌شوند؛ ولی مجموعه‌ی آزمون برای ارزیابی توانایی تعمیم مدل به کار می‌رود. مسأله مهم، چگونگی تقسیم داده‌ها به این دو مجموعه است. در این زمینه باید به مسائلی همچون ویژگی‌های مسأله، نوع داده‌ها و داده‌های در دسترس توجه نمود. این دو مجموعه باید ویژگی‌های جامعه را داشته باشند. این امر در پیش‌بینی سری زمانی بسیار مهم است.

7- معیارهای عملکرد شبکه‌ی عصبی مصنوعی

اگرچه چندین معیار برای عملکرد شبکه‌ی عصبی مصنوعی وجود دارد که از جمله آنها می‌توان به زمان مدل‌بندی، زمان آموزش و دقت پیش بینی اشاره کرد. مهم‌ترین معیار برای ارزیابی عملکرد شبکه‌ی عصبی مصنوعی، معیار دقت

[42] Forecasting Horizon
[43] Zhang and Thearling
[44] Training Set
[45] Test Set

www.SID.ir

Archive of SID

پیش‌بینی است. دقت پیش‌بینی به صورت اختلاف میان مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه تعریف می‌شود. برخی از روش‌های اندازه گیری دقت پیش بینی عبارتند از:

1- نرخ اغتشاش[46] که به صورت محاسبه نسبت پیش بینی‌های ناصحیح به تعداد کل پیش‌بینی‌ها تعریف و محاسبه می‌شود.

2- انحراف میانگین مطلق خطا که به صورت $MAD=\frac{\sum|e_t|}{N}$ تعریف و اندازه‌گیری می‌شود.

3- میانگین قدر مطلق درصد خطا که به صورت $MAPE=\frac{1}{N}\sum\left|\frac{e_t}{y_t}\right|(100)$ تعریف و اندازه گیری می‌شود.

4- میانگین مربعات خطا که به صورت $MSE=\frac{\sum e_t^2}{N}$ تعریف و اندازه‌گیری می‌شود.

5- ریشه‌ی میانگین مربعات خطا که به صورت $RMSE=\sqrt{MSE}$ تعریف و اندازه گیری می‌شود.

6- آماره‌ی U تایل[47] به صورت نسبت ریشه‌ی میانگین مربعات خطای مدل پیش بینی به ریشه‌ی میانگین مربعات خطای یک مدل ابتدایی که در آن ارزش متغیر مورد پیش بینی ثابت فرض می‌شود، تعریف و محاسبه می‌گردد.

$$U=\frac{\sqrt{\frac{\sum e_t^2}{N}}}{\sqrt{\frac{\sum\left(y_{t-1}-y_t\right)^2}{N}}} \qquad (1)$$

7- بر اساس رابطه‌ی فوق، پیش بینی در دوره‌ی بعد به صورت ساده، ارزش واقعی دوره‌ی قبل را اختیار می‌کند. هر اندازه آماره‌ی U به صفر نزدیک‌تر باشد، نشانه‌ی دقت بیشتر است. معمولاً ارزش‌های کوچکتر از 0/55 مورد قبول است. مدل‌هایی که آماره‌ی U آنها بزرگتر از یک باشد، رد می‌شوند؛ زیرا در این حالت پیش‌بینی مدل از یک مدل ابتدایی نیز بدتر است.

---

[46] Confusion Rate
[47] Theil U Statistic

www.SID.ir

Archive of SID

8- در روابط بالا e خطای پیش‌بینی y مقدار واقعی و N تعداد اجزاء خطا و t نشان دهنده‌ی زمان است.

8- پیش‌بینی سری‌های زمانی توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی

در پیش‌بینی سری‌های زمانی، ورودی‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی مشاهدات با وقفه‌ی سری زمانی است و خروجی شبکه، مقادیر آتی آنها ورودی از n است. در این حالت، هر الگوی آموزشی[48] از تعداد ثابتی از مشاهدات با وقفه سری تشکیل می‌یابد. در واقع اگر مشاهدات گذشته به صورت سری باشد، آنگاه شبکه‌ی عصبی مصنوعی تابع زیر را تقریب و طرح ریزی می‌کند:

$$y_{t+1}=f\left(y_t, y_{t-1},\ldots, y_{t-n}\right) \qquad (2)$$

که در آن y مشاهده‌ی زمان t ام است. همان طور که مشاهده می‌کنیم، در این حالت شبکه‌ی عصبی مصنوعی معادل با مدل خود رگرسیونی در پیش‌بینی سری‌های زمانی است.

اگر N مشاهده‌ی $y_1, y_2,\ldots, y_N$ در مجموعه‌ی آموزشی داشته باشیم، برای پیش‌بینی یک گام به جلو، شبکه‌ی عصبی مصنوعی باید دارای n نرون ورودی و $N-n$ الگوی آموزشی باشد. اولین الگوی آموزشی از $y_1, y_2,\ldots, y_N$ به عنوان ورودی و y_{n+1} به عنوان خروجی مطلوب یا هدف تشکیل می‌یابد. دومین الگوی آموزشی از $y_2, y_3,\ldots, y_{n+1}$ به عنوان ورودی و y_{n+2} به عنوان خروجی مطلوب تشکیل می‌یابد. سرانجام آخرین الگوی آموزشی به صورت $y_{N-n}, y_{N-n+1},\ldots, y_{N-1}$ به عنوان ورودی و y_N به عنوان خروجی مطلوب تشکیل می‌یابد.

9- مزایای شبکه‌های عصبی مصنوعی

یکی از قابلیت‌های مهم شبکه‌های عصبی مصنوعی پیش‌بینی است. این قابلیت به خاطر ویژگی‌های منحصربه فرد شبکه‌ها است. ویژگی نخست این است که برخلاف روش‌های مبتنی بر مدل‌های سنتی، شبکه‌های عصبی مصنوعی روش‌های خود تطبیقی مستخرج از داده‌ها هستند[49] که در آنها پیش فرض‌های بسیار کمی در خصوص مدل‌های رفتاری مسأله مورد بررسی وجود دارد و به

[48] Training Pattern
[49] Data – Driven Self – Adaptive Methods

www.SID.ir

Archive of SID

عبارتی دیگر به صورت مدل آزاد هستند.[50] این شبکه‌ها از مثال‌ها درس می‌آموزند و روابط تبعی میان داده‌ها را در صورت ناشناخته‌بودن روابط یا دشوار بودن توصیف آنها، کشف می‌کنند. از این رو، در صورتی که مسأله بسیار مشکل باشد یا داده‌های کافی وجود نداشته باشد، شبکه‌های عصبی ابزار بسیار مفیدی است؛ زیرا با توجه به آنچه که گفته شد، در واقع شبکه‌های عصبی مصنوعی یکی از روش‌های آماری ناپارامتریک غیرخطی چند متغیره[51] است که توان یادگیری و تصحیح خطا دارد (آزوف،[52] 1994).

این رویکرد مدل سازی که توانایی یادگیری از طریق تجربه دارند، ابزار مفیدی برای حل بسیاری از مسائل عملی است؛ زیرا جمع آوری داده‌ها برای مسائل عملی غالباً بسیار راحت‌تر از ارائه‌ی حدسیات تئوریکی خوب در مورد قوانین مسلط بر مجموعه یا سیستمی است که داده‌ها از آن استخراج می‌شود (ال شازلی،[53] 1999).

ویژگی دوم شبکه‌های عصبی مصنوعی قابلیت تعمیم بسیار بالای آنهاست. پس از آن که شبکه توسط قسمتی از داده‌ها (یک نمونه) آموزش داده شد، غالباً می‌تواند، مقادیر آتی (مشاهده نشده) متغیر مورد بررسی را حتی زمانی که نمونه دارای اطلاعات نویزی یا نابهنجار است، به درستی حدس بزند. تخمین مقادیر آتی متغیر مورد بررسی با توجه به مثال‌هایی از رفتار گذشته، در واقع قدرت تعمیم آنهاست.

ویژگی سوم شبکه‌های عصبی مصنوعی تقریب‌زننده‌های قوی توابع کلی[54] مسائل مورد بررسی است. شبکه‌ها در مقایسه با روش‌های آماری سنتی، برای حل مسائل از توابع کلی و انعطاف‌پذیر بسیار بیشتری استفاده می‌کنند. به علت پیچیدگی‌های سیستم‌های حقیقی، روش‌های آماری سنتی با محدودیت‌های زیادی در شناخت این روابط مواجه هستند. شبکه‌های عصبی گزینه‌ای مناسبی برای مواجهه با این محدودیت هستند (ژانگ و دیگران، 1998).

---

[50] Model Tree
[51] Multivariate Nonlinear Nonparametric Statical Methods
[52] Azoff
[53] El Shazly
[54] Universal Functional Approximators

www.SID.ir

Archive of SID

ویژگی دیگر شبکه‌های عصبی مصنوعی غیرخطی بودن آنهاست. در روش‌های سنتی مطالعه‌ی سری‌های زمانی نظیر روش باکس جنکینز و *ARIMA* فرض بر این است که سری‌های زمانی مورد مطالعه به وسیله‌ی یک فرآیند خطی تولید می‌شوند (هوشمند و دیگران، 1387). از مزایای این روش‌های سنتی می‌توان به قابلیت تحلیل آنها با جزئیات زیاد، قدرت توضیح دهندگی بالا و به کارگیری آسان اشاره کرد. اما ضعف اساسی این روش‌ها خطی بودن آنها است. در دو دهه‌ی گذشته، چندین مدل سری زمانی غیرخطی گسترش و توسعه یافته است که از آن جمله می‌توان به مدل خطی دو گانه،[55] مدل خودرگرسیون آستانه‌ای[56] (*TAR*) و مدل خود رگرسیون واریانس ناهمسان شرطی[57] (*ARCH*) اشاره کرد. اما این مدل‌ها هنوز با محدودیت بزرگی مواجهند. در این مدل‌ها، از قبل و بدون اطلاع از قوانین اساسی حاکم بر ورودی‌ها و خروجی‌ها، فرض می‌شود که یک رابطه‌ی صریح برای یک سری زمانی وجود دارد. در واقع، فرمول‌بندی یک مدل غیرخطی برای یک مجموعه‌ی معین از داده‌ها فرض محدود کننده‌ای است؛ زیرا مدل‌های غیرخطی بسیار متعدد و متنوعی وجود دارند که ممکن است منشاء تولید داده‌ها باشند. شبکه‌های عصبی مصنوعی برخلاف روش‌های غیرخطی یاد شده یکی از روش‌های پیش بینی غیر خطی است که نیاز به پیش‌فرض در خصوص روابط میان ورودی‌ها و خروجی‌ها نیست.

10- مدل سازی

از آنجا که هدف اصلی این تحقیق مشاهده‌ی کارایی شبکه‌ی عصبی مصنوعی در بالا بردن توان پیش بینی است، لذا در این مرحله برای بررسی بهتر عملکرد مدل مورد نظر نتایج آنرا با مدل خطی *ARIMA* مقایسه می‌کنیم.

از آنجا که در برخی از موارد منظم کردن داده‌ها، توانایی شبکه‌ی عصبی مصنوعی را برای پیش بینی بالا می‌برد، ورودی‌های شبکه در بازه [1 و1-] نرمال سازی می‌شوند. متغیرهای ورودی مدل‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی برای هر کدام از سری‌های تجزیه شده، وقفه‌های سری‌های مربوطه هستند. برای لایه‌ی

[55] Bilin Model
[56] Threshold Autoregressive Model
[57] Auto Regressive Conditional Heteroscedacstic

www.SID.ir

Archive of SID

پنهان شبکه از تابع محرکه تانژانت هایپربولیک و برای لایه‌ی خروجی آن از تابع خطی استفاده می‌شود. برای آزمون عملکرد مدل شبکه‌ی عصبی از نسبت داده‌های آموزش و آزمون به صورت 20-80 ، 15-85 ، 10-90 و 5-90 درصد در نظر گرفته می‌شود. هر کدام از نسبت‌ها که عملکرد بهتری از خود نشان دهد، به عنوان نسبت نهایی انتخاب می‌شود.

الگوریتم مورد استفاده لونبرگ- مارکوات است؛ زیرا این الگوریتم سرعت بیشتری در مقایسه با دیگر الگوریتم‌های پس انتشار خطا دارد. در طراحی شبکه از یک لایه پنهان می‌شود؛ با این توجیه که یک شبکه‌ی عصبی مصنوعی با یک لایه‌ی پنهان یک تقریب زننده‌ی کلی است. تعداد نرون‌های هر لایه نیز با استفاده از برنامه‌ی نوشته شده برای پیش بینی به صورت بهینه توسط شبکه تعیین می‌شود. برای اطمینان از کفایت فرایند یادگیری از توقف فرآیند یاد گیری به روش توقف زود هنگام[58] استفاده می‌شود. برای آزمون عملکرد شبکه از معیار عملکرد شبکه‌ی *RMSE* استفاده می شود. هر شبکه که کمترین مقدار *RMSE* را داشته باشد، به عنوان مدل بهینه انتخاب می‌شود و بر اساس آن تعداد لایه‌ها و نرون‌های شبکه تعیین می‌گردد.

11- پیش بینی توسط مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی

به منظور اطمینان از توانایی بالای روش‌های پیش بینی، دو نوع پیش بینی به صورت پیش بینی یک گام به جلو و پیش بینی چند گام به جلو (دو گام به جلو تا ده گام به جلو) انجام می‌گیرد.

مراحل پیش بینی توسط شبکه‌ی طراحی شده به صورت زیر است:

۱- سری زمانی داده‌ها شامل 1588 داده به صورت جداگانه وارد نرم افزار مطلب می‌شود.

2- شبکه‌ی عصبی مصنوعی با یک لایه‌ی پنهان و حداکثر 5 نرون پنهان و حداکثر 5 وقفه با الگوریتم لونبرگ- مارکوات، تابع محرکه لایه‌ی پنهان تانژانت هایپربولیک و تابع محرکه‌ی لایه‌ی خروجی خطی با معیار عملکردش *RMSE* برای پیش بینی نرخ ارز اجرا می‌شود.

[58] Early Stopping

www.SID.ir

Archive of SID

۳- نسبت داده‌های آموزش به آزمون 20-80، 15 - 85، 10-90 و 5-90 درصد و نرخ یادگیری به صورت 0/1، 0/2 و 0/3 تعیین می‌شود تا از این طریق بهترین نسبت آموزش به آزمون و نرخ یادگیری به دست آید.

4- تعداد وقفه‌ها و نرون‌های بهینه‌ی مدل محاسبه می‌گردد.

5- سری زمانی مربوطه پیش بینی می‌گردد.

ریشه‌ی مجموع مربعات خطای هر نوع پیش بینی به صورت زیر محاسبه می‌گردد:

$$RMSE = \sqrt{\sum_{t=1}^{n} \frac{(y_t - \hat{y}_t)^2}{n}} \qquad (3)$$

که درآن $\hat{y}_t$ پیش بینی نرخ ارز در دوره‌ی t ام و y_t نرخ واقعی ارز در دوره‌ی t ام است. n نیز تعداد دفعات پیش بینی‌ها است؛ به طوری که برای یک گام به جلو n=۱ و برای دو گام به جلو n=۲ و ... تعبین می‌شود. نتایج پیش‌بینی‌های انجام گرفته در جداول نشان داده شده است.

در این تحقیق از معیار آکائیک[59] برای انتخاب مدل بهینه استفاده شده است؛ زیرا این معیار زمانی که تعداد داده‌ها زیاد باشد، درجه‌ی آزادی زیادی از دست نمی‌دهد.

12- پیش بینی توسط مدل خطی *ARIMA*

مراحل پیش بینی توسط مدل *ARIMA* به صورت زیر است:

سری زمانی اختلاف نرخ ارز دو روز متوالی محاسبه می‌گردد.

1- مدل با حداکثر *ARMA*(10،10) محاسبه می‌گردد.

2- ارزش معیار آکایئک مدل فوق با توجه به داده‌های پیش گفته، محاسبه و مقادیر آن با هم مقایسه می‌گردد و مدل دارای کمترین مقدار آکایئک، انتخاب می‌گردد.

3- پیش بینی‌های یک گام به جلو تا ده گام به جلو انجام می‌گردد.

4- اولین پیش بینی تفاضل نرخ ارز با آخرین مقدار واقعی نرخ ارز جمع می‌شود تا اولین پیش بینی یا همان پیش بینی یک گام به جلو محاسبه گردد.

5- برای پیش بینی نرخ ارز در ماه اول تا ماه دهم، پیش بینی اختلاف نرخ ارز با اولین پیش بینی نرخ ارز جمع می‌گردد.

[59] Akaick Information Criterion

www.SID.ir

Archive of SID

6- ریشه‌ی مجموع مربعات خطای نرمال به صورت زیر محاسبه می‌گردد:

$$RMSE = \sqrt{\sum_{t=1}^{n} \frac{(y_t - \hat{y}_t)^2}{n}} \qquad (4)$$

7- که در آن $\hat{y}_t$ نشانگر نرخ ارز در دروه‌ی t ام و y_t نرخ واقعی ارز در دوره‌ی t ام است.

13- تجزیه و تحلیل نتایج پژوهش

برای هر نرخ ارز 10 پیش بینی به صورت یک گام به جلو تا ده گام به جلو توسط مدل‌های *ANN* و *ARIMA* انجام شده است. در این پیش بینی‌ها مدل‌های به عنوان مدل بهینه انتخاب شده است که کمترین *RMSE* را داشته باشد. نتایج این پیش بینی‌ها در جدول‌های 1 تا 10 نشان داده شده است.

جدول 1: نتایج پیش‌بینی دلار کانادا توسط مدل *ANN* و *ARIMA*

شرح	پیش بینی به صورت گام به جلو به تفکیک گام‌ها به جلو									
	یک گام	دو گام	سه گام	چهار گام	پنج گام	شش گام	هفت گام	هشت گام	نه گام	ده گام
داده اصلی	۷۷۳۸	۷۷۶۰	۷۷۶۶	۷۸۲۵	۷۸۲۵	۷۸۲۷	۷۷۰۷	۷۷۱۴	۷۷۵۷	۷۷۵۷
NN	۷۸۳۴/۱	۷۸۱۵/۳	۷۷۹۴/۵	۷۷۷۱/۳	۷۷۴۵/۵	۷۷۱۷/۰	۷۶۸۵/۴	۷۶۵۰/۵	۷۶۱۲/۰	۷۵۶۹
ARIMA	۸۴۰۰/۷	۸۴۰۱/۱	۸۴۰۱/۴	۸۴۰۱/۸	۸۴۰۲/۲	۸۴۰۲/۶	۸۴۰۱/۰	۸۴۰۳/۴	۸۴۰۳/۷	۸۴۰۴

مأخذ: نتایج تحقیق

جدول 2: نتایج پیش‌بینی دلار کانادا توسط مدل *ANN*

شرح	*NN* (lr^{60}=۰/۲ ,$trset^{61}$=۰/۸۰)									
	یک گام	دو گام	سه گام	چهار گام	پنج گام	شش گام	هفت گام	هشت گام	نه گام	ده گام
وقفه بهینه	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵
نرون پنهان بهینه	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵
RMSE	۲/۴۱	۱/۳۹	۰/۷۲	۱/۳۵	۱/۹۹	۲/۷۶	۰/۵۴	۱/۵۹	۳/۶۴	۴/۷۰

مأخذ: نتایج تحقیق

[60] نرخ یاد گیری بهینه
[61] مجموعه‌ی آزمایش بهینه

www.SID.ir

Archive of SID

جدول 3: نتایج پیش‌بینی دلار کانادا توسط مدل *ARIMA*

شرح	*ARIMA*									
	یک گام	دو گام	سه گام	چهار گام	پنج گام	شش گام	هفت گام	هشت گام	نه گام	ده گام
درجه *AR*	۴	۴	۴	۴	۴	۴	۴	۴	۴	۴
درجه *MA*	۳	۳	۳	۳	۳	۳	۳	۳	۳	۳
RMSE	۱۶/۵۸	۱۶/۰۴	۱۵/۹۰	۱۴/۴۳	۱۴/۴۴	۱۴/۴۰	۱۷/۴۱	۱۷/۲۴	۱۶/۱۸	۱۶/۱۹

مأخذ: نتایج تحقیق

در مدل شبکه‌ی عصبی تعداد وقفه‌ی بهینه، تعداد نرون بهینه، نرخ یادگیری، نسبت داده‌های آموزش به آزمون به ترتیب 5، 5، 0/2 و 0/80 است. درجه‌ی *AR* و *MA* مدل بهینه *ARIMA* به ترتیب 4 و 3 است. همان‌طور که در جدول مشاهده می‌شود، در تمام پیش بینی‌ها برای دلار کانادا، مدل شبکه‌ی عصبی مدل بهینه (دارای کمترین مقدار *RMSE*) است.

جدول 4 : نتایج پیش‌بینی یورو توسط مدل‌های *ANN* و *ARIMA*

شرح	پیش بینی به صورت گام به جلو به تفکیک گام‌ها به جلو									
	یک گام	دو گام	سه گام	چهار گام	پنج گام	شش گام	هفت گام	هشت گام	نه گام	ده گام
داده اصلی	۱۲۳۶۹	۱۲۴۲۲	۱۲۲۸۷	۱۲۳۸۶	۱۲۳۸۶	۱۲۳۹۰	۱۲۳۴۷	۱۲۳۵۷	۱۲۳۲۱	۱۲۳۲۱
NN	۱۲۲۳۳	۱۲۱۵۵	۱۲۰۷۲	۱۱۹۸۳	۱۱۸۸۸	۱۱۷۸۴	۱۱۶۷۲	۱۱۵۵۰	۱۱۴۲۰	۱۱۲۸۵
ARIMA	۱۳۰۵۹	۱۳۰۶۰	۱۳۰۶۲	۱۳۰۶۳	۱۳۰۶۵	۱۳۰۶۶	۱۳۰۶۸	۱۳۰۶۹	۱۳۰۷۱	۱۳۰۷۲

مأخذ: نتایج تحقیق

جدول 5: نتایج پیش‌بینی یورو توسط مدل *ANN*

شرح	*NN* (lr =۰/۳ ,trset =۰/۸۰)									
	یک گام	دو گام	سه گام	چهار گام	پنج گام	شش گام	هفت گام	هشت گام	نه گام	ده گام
وقفه بهینه	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵
نرون پنهان بهینه	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵
RMSE	۳/۳۹	۶/۶۹	۵/۳۹	۱۰/۰۹	۱۲/۴۸	۱۵/۱۸	۱۶/۹۳	۲۰/۲۳	۲۲/۵۸	۲۵/۹۸

مأخذ: نتایج تحقیق

www.SID.ir

Archive of SID

جدول 6: نتایج پیش‌بینی یورو توسط مدل *ARIMA*

شرح	*ARIMA*									
	یک گام	دو گام	سه گام	چهار گام	پنج گام	شش گام	هفت گام	هشت گام	نه گام	ده گام
درجه *AR*	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱
درجه *MA*	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
RMSE	۱۷/۲۷	۱۵/۹۸	۱۹/۴۰	۱۶/۹۶	۱۶/۹۹	۱۶/۹۳	۱۸/۰۴	۱۷/۸۳	۱۸/۷۷	۱۸/۸۰

مأخذ: نتایج تحقیق

در مدل شبکه‌ی عصبی تعداد وقفه‌ی بهینه، تعداد نرون بهینه، نرخ یادگیری، نسبت داده‌های آموزش به آزمون به ترتیب 5، 5، 0/2 و 0/80 است. درجه‌ی *AR* و *MA* مدل بهینه *ARIMA* به ترتیب 1 و صفر است. با توجه به نتایج حاصل شده برای یورو، پیش بینی یک گام به جلو تا هشت گام به جلو مدل *NN* و در پیش بینی هشت گام به جلو تا ده گام به جلو مدل *ARIMA* عملکرد بهتری دارد.

جدول 7: نتایج پیش‌بینی پوند توسط مدل‌های *ANN* و *ARIMA*

شرح	پیش بینی به صورت گام به جلو به تفکیک گام‌ها به جلو									
	یک گام	دو گام	سه گام	چهار گام	پنج گام	شش گام	هفت گام	هشت گام	نه گام	ده گام
داده اصلی	۱۳۶۸۲	۱۳۷۴۹	۱۳۸۲۵	۱۴۱۵۳	۱۴۱۵۳	۱۴۱۲۵	۱۳۸۸۸	۱۳۷۵۸	۱۳۷۵۹	۱۳۷۵۹
NN	۱۴۶۶۰	۱۵۲۰۱	۱۵۴۰۳	۱۵۶۱۰	۱۵۷۳۰	۱۵۷۰۵	۱۵۶۸۸	۱۵۶۷۶	۱۵۶۲۳	۱۵۵۸۳
ARIMA	۱۷۳۶۷	۱۷۳۵۶	۱۷۳۴۶	۱۷۳۳۶	۱۷۳۲۶	۱۷۳۱۵	۱۷۳۰۵	۱۷۲۹۵	۱۷۲۸۴	۱۷۲۷۴

مأخذ: نتایج تحقیق

جدول 8: نتایج پیش‌بینی پوند توسط مدل *ANN*

شرح	*NN* (lr =۰/۲ ,trset =۰/۸۰)									
	یک گام	دو گام	سه گام	چهار گام	پنج گام	شش گام	هفت گام	هشت گام	نه گام	ده گام
وقفه بهینه	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵
نرون پنهان بهینه	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵
RMSE	۲۴/۵۴	۳۶/۴۳	۳۹/۵۹	۳۶/۵۷	۳۹/۵۸	۳۹/۶۴	۴۵/۱۶	۴۸/۱۳	۴۶/۷۸	۴۵/۷۷

مأخذ: نتایج تحقیق

www.SID.ir

Archive of SID

جدول 9: نتایج پیش‌بینی پوند توسط مدل *ARIMA*

شرح	*ARIMA*									
	یک گام	دو گام	سه گام	چهار گام	پنج گام	شش گام	هفت گام	هشت گام	نه گام	ده گام
درجه *AR*	۴	۴	۴	۴	۴	۴	۴	۴	۴	۴
درجه *MA*	۳	۳	۳	۳	۳	۳	۳	۳	۳	۳
RMSE	۹۲/۱۸	۹۰/۲۵	۸۸/۰۹	۷۹/۶۳	۷۹/۳۸	۷۹/۸۲	۸۵/۴۹	۸۸/۴۸	۸۸/۲۰	۸۷/۹۳

مأخذ: نتایج تحقیق

در مدل شبکه‌ی عصبی تعداد وقفه‌ی بهینه، تعداد نرون بهینه، نرخ یادگیری، نسبت داده‌های آموزش به آزمون به ترتیب 5، 5، 0/2 و 0/80 است. درجه‌ی *AR* و *MA* مدل بهینه *ARIMA* به ترتیب 4 و 3 است.

همان‌طور که در جدول مشاهده می‌شود، در تمام پیش بینی‌ها برای پوند، مدل شبکه‌ی عصبی مدل بهینه است (دارای کمترین مقدار *RMSE* است).

جدول 10: نتایج پیش‌بینی ین ژاپن توسط مدل *ANN* و *ARIMA*

شرح	پیش بینی به صورت گام به جلو به تفکیک گام‌ها به جلو									
	یک گام	دو گام	سه گام	چهار گام	پنج گام	شش گام	هفت گام	هشت گام	نه گام	ده گام
داده اصلی	۱۰۷۱۳	۱۰۶۶۹	۱۰۷۱۲	۱۰۴۰۸	۱۰۴۰۸	۱۰۴۶۲	۱۰۵۹۹	۱۰۶۲۵	۱۰۴۲۰	۱۰۴۲۰
NN	۱۰۷۴۶	۱۰۷۲۹	۱۰۷۲۳	۱۰۷۲۳	۱۰۷۲۰	۱۰۷۲۰	۱۰۷۲۰	۱۰۷۲۰	۱۰۷۲۰	۱۰۷۲۰
ARIMA	۱۲۹۲۹	۱۲۹۳۱	۱۲۹۳۳	۱۲۹۳۵	۱۲۹۳۶	۱۲۹۳۸	۱۲۹۴۰	۱۲۹۴۲	۱۲۹۴۴	۱۲۹۴۵

مأخذ: نتایج تحقیق

جدول 11: نتایج پیش‌بینی ین ژاپن توسط مدل *ANN*

شرح	*NN* (lr =۰/۲, trset =۰/۸۰)									
	یک گام	دو گام	سه گام	چهار گام	پنج گام	شش گام	هفت گام	هشت گام	نه گام	ده گام
وقفه بهینه	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵
نرون پنهان بهینه	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵
RMSE	۰/۸۴	۱/۵۲	۰/۲۹	۷/۸۷	۷/۸۵	۶/۴۹	۳/۰۵	۲/۳۹	۷/۵۴	۷/۵۴

مأخذ: نتایج تحقیق

www.SID.ir

Archive of SID

جدول 12: نتایج پیش‌بینی ین ژاپن توسط مدل *ARIMA*

شرح	*ARIMA*									
	یک گام	دو گام	سه گام	چهار گام	پنج گام	شش گام	هفت گام	هشت گام	نه گام	ده گام
درجه *AR*	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵
درجه *MA*	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵
RMSE	۳۳/۲۷	۲۲/۲۶	۲۸/۲۷	۶۶/۱۹	۶۴/۱۹	۹۸/۲۰	۳۹/۲۴	۰۲/۲۵	۸۸/۱۹	۸۶/۱۹

مأخذ: نتایج تحقیق

در مدل شبکه‌ی عصبی تعداد وقفه‌ی بهینه، تعداد نرون بهینه، نرخ یادگیری، نسبت داده‌های آموزش به آزمون به ترتیب 5، 5، 0/2 و 0/80 است. درجه‌ی *AR* و *MA* مدل بهینه *ARIMA* به ترتیب 5 و 5 است.

همان‌طور که در جدول مشاهده می‌شود، در تمام پیش بینی‌ها برای ین، مدل شبکه‌ی عصبی مدل بهینه است (دارای کمترین مقدار *RMSE* است).

جدول 13: نتایج پیش‌بینی دلار آمریکا توسط مدل‌های *ANN* و *ARIMA*

شرح	پیش بینی به صورت گام به جلو به تفکیک گام‌ها به جلو									
	یک گام	دو گام	سه گام	چهار گام	پنج گام	شش گام	هفت گام	هشت گام	نه گام	ده گام
داده اصلی	۹۶۰۹	۹۵۶۰	۹۵۷۴	۹۵۶۹	۹۵۶۹	۹۵۶۸	۹۵۷۹	۹۵۶۸	۹۵۷۸	۹۵۷۸
NN	۹۶۵۳	۹۶۴۱	۹۶۳۲	۹۶۲۷	۹۶۲۳	۹۶۲۰	۹۶۱۸	۹۶۱۷	۹۶۱۶	۹۶۱۵
ARIMA	۹۶۲۰	۹۶۲۱	۹۶۲۱	۹۶۲۳	۹۶۲۲	۹۶۲۳	۹۶۲۴	۹۶۲۴	۹۶۲۵	۹۶۲۵

مأخذ: نتایج تحقیق

جدول 14: نتایج پیش‌بینی دلار آمریکا توسط مدل *ANN*

شرح	*NN* (lr =۰/۲, trset =۰/۸۰)									
	یک گام	دو گام	سه گام	چهار گام	پنج گام	شش گام	هفت گام	هشت گام	نه گام	ده گام
وقفه بهینه	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵
نرون پنهان بهینه	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵
RMSE	۱/۱۳	۲/۰۵	۱/۴۸	۱/۴۶	۱/۳۶	۱/۳۱	۰/۹۹	۱/۲۳	۰/۹۶	۰/۹۴

مأخذ: نتایج تحقیق

www.SID.ir

Archive of SID

جدول 15: نتایج پیش‌بینی دلار توسط مدل *ARIMA*

شرح	*ARIMA*									
	یک گام	دو گام	سه گام	چهار گام	پنج گام	شش گام	هفت گام	هشت گام	نه گام	ده گام
درجه *AR*	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵
درجه *MA*	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵	۵
RMSE	۲۹/۰	۵۳/۱	۱۹/۱	۳۴/۱	۳۵/۱	۳۹/۱	۱۳/۱	۴۲/۱	۱۹/۱	۲۰/۱

مأخذ: نتایج تحقیق

در مدل شبکه‌ی عصبی تعداد وقفه‌ی بهینه، تعداد نرون بهینه، نرخ یادگیری، نسبت داده‌های آموزش به آزمون به ترتیب 5، 5، 0/2 و 0/80 است. درجه‌ی *AR* و *MA* مدل بهینه‌ی *ARIMA* به ترتیب 4 و 3 است. با توجه به نتایج حاصل شده برای یورو، پیش بینی یک گام به جلو تا پنج گام به جلو مدل *ARIMA* و در پیش بینی پنج گام به جلو تا ده گام به جلو مدل *NN* عملکرد بهتری دارد.

همان طور که در جدول زیر مشاهده می‌شود، در پیش بینی‌ها، عمدتاً مدل شبکه‌ی عصبی بهینه بوده است. نکته‌ی مهمی که باید به آن توجه شود آن است که مدل خطی *ARIMA* فقط در 8 مورد عملکرد مناسب‌تری از مدل شبکه‌ی عصبی داشته است. این موارد پیش بینی یک گام به جلو تا پنج گام به جلوی دلار آمریکا و هشت گام به جلو تا ده گام به جلوی یورو است. به نظر می‌رسد که عدم برتری پیش بینی‌های شبکه‌ی عصبی در مقایسه با مدل *ARIMA* در موارد مذکور ناشی از محدودیت‌های فراوانی است که بانک مرکزی بر روی دلار و یورو اعمال می‌کند. چون بیشتر مبادلات تجاری ایران بر اساس یورو و دلار انجام می‌شود، در نتیجه نوسانات این ارزها می‌تواند تاثیر منفی بر اقتصاد ایران بگذارد. برای جلوگیری از نوسانات دولت این ارزها مدیریت می‌کند. این کنترل باعث کم شدن دامنه‌ی نوسانات آنها می‌شود. اگر دامنه‌ی نوسانات دلار و یورو نیز همانند دیگر ارزها وسیع باشد، به احتمال زیاد مدل خطی *ARIMA* نمی‌تواند نرخ آنها را به خوبی پیش بینی کند. به طور کلی، نتایج تحقیق نشان می‌دهد که مدل غیر خطی شبکه‌ی عصبی برای پیش بینی نرخ‌های ارز در مقایسه با مدل خطی *ARIMA* عملکرد بهتری دارد. این نتایج از فرضیه رفتار غیر خطی سری‌های زمانی ارز حمایت می‌کند.

www.SID.ir

Archive of SID

جدول 16: مدل‌های بهینه برای پیش بینی‌های مختلف

مدل پیش بینی	*NN*		*ARIMA*	
	فراوانی	ارز	فراوانی	ارز
یک گام به جلو	4	پوند، یورو، ین، دلار کانادا،	1	دلار آمریکا
دو گام به جلو	4	پوند، یورو، ین، دلار کانادا	1	دلار آمریکا
سه گام به جلو	4	پوند، یورو، ین، دلار کانادا	1	دلار آمریکا
چهار گام به جلو	4	پوند، یورو، ین، دلار کانادا	1	دلار آمریکا
پنج گام به جلو	4	پوند، یورو، ین، دلار کانادا	1	دلار آمریکا
شش گام به جلو	5	پوند، یورو، ین، دلار کانادا، دلار آمریکا	0	
هفت گام به جلو	5	پوند، یورو، ین، دلار کانادا، دلار آمریکا	0	
هشت گام به جلو	4	پوند، ین، دلار کانادا، دلار آمریکا	1	یورو
نه گام به جلو	4	پوند، یورو، ین، دلار کانادا، دلار آمریکا	1	یورو
ده گام به جلو	4	پوند، ین، دلار کانادا، دلار آمریکا	1	یورو

مأخذ: نتایج تحقیق

14- جمع بندی و نتیجه گیری

در سال‌های اخیر روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی به عنوان رقیبی برای روش‌های سنتی آماری ظهور کرده است. این شبکه‌ها مبتنی بر شبیه‌سازی‌های کامپیوتری از نرون‌های عصبی هستند و با استفاده از یک پایه‌ی ریاضیاتی عملیات خود را انجام می‌دهند. شبکه‌های عصبی مصنوعی به طور گسترده‌ای در زمینه‌های مختلف تجاری و صنعتی به کار گرفته می‌شوند و دارای قابلیت‌های زیادی هستند.

در این مقاله پنج نرخ ارز را با استفاده از دو مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی و *ARIMA* نرخ روزانه‌ی ارز در دوره‌ی مارس 2006 تا فوریه 2009 پیش بینی شده است. شبکه‌ی عصبی مصنوعی بهینه دارای یک لایه‌ی پنهان، حداکثر 5 نرون پنهان، حداکثر 5 وقفه با الگوریتم لورنبرگ - مارکوات است. همچنین، تابع محرکه‌ی لایه‌ی خروجی خطی و معیار آزمون عملکرد شبکه‌ی *RMSE* است. به طور کلی، نتایج تحقیق نشان می‌دهد که مدل غیر خطی شبکه‌ی عصبی برای پیش بینی نرخ‌های ارز در مقایسه با مدل خطی *ARIMA* عملکرد بهتری دارد و مدل خطی *ARIMA* فقط در 8 مورد عملکرد مناسب‌تری از مدل شبکه‌ی عصبی داشته است. به نظر می‌رسد که عدم برتری پیش بینی‌های شبکه‌ی عصبی در

www.SID.ir

Archive of SID

مقایسه با مدل *ARIMA* در موارد مذکور ناشی از محدودیت‌های فراوانی است که بانک مرکزی بر روی دلار و یورو اعمال می‌کند. این نتایج از فرضیه‌ی رفتار غیر خطی سری‌های زمانی ارز حمایت می‌کند.

www.SID.ir

Archive of SID

فهرست منابع:

آلفرد، مرتینر. (1380). آنالیز سیگنال: ویولت، فیلتر بانک، تبدیل‌های زمان- فرکانس و کاربرد آنها. ترجمه‌ی دکتر محمد حسن مرادی. تهران: مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیر کبیر.

اصغری اسکوئی، محمد رضا. (1381). کاربرد شبکه های عصبی در پیش بینی سری های زمانی. پژوهشنامه اقتصادی ایران، 12: 97-69.

زراءنژاد، منصور و شهرام حمید. (1388). پیش بینی نرخ تورم در اقتصاد ایران با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی پویا (دیدگاه سری زمانی). اقتصاد مقداری، 6(1): 176-155.

قدیمی، محمد رضا و سعید مشیری. (1381). پیش بینی رشد اقتصادی ایران با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی. پژوهشنامه اقتصادی ایران، 12: 123-96.

منهاج، محمد باقر. (1377). هوش محاسبات، جلد اول، مبانی شبکه های عصبی. تهران: مرکز نشر پروفسور حسابی.

هوشمند، محمود، محمد علی شعبانی و اعظم ذبیحی. (1387). نقش سرمایه انسانی در رشد اقتصادی ایران با استفاده از الگوی خود بازگشت با وقفه‌های توزیعی. اقتصاد مقداری (بررسی‌های اقتصادی سابق)، 5 (2): 84- 63.

Azoff, M.E. (1994). Neural Network Time Series Forecasting of Financial Markets. John Wiley & Sons, 117-125.

Bosarge, W.E. (1999). Adaptive Process to Exploit the Nonlinear Structure of Financial Market, In R. R. Trippi and Troban(eds), Neural Networks in Finance and investing. Probus Publishing, 371-402.

El Shazly, M.R. & H. E. El Shazly. (1999). Forecasting Currency Prices using a Genetically Evolved Neural Network Architecture. International Review of Financial Analysis, 8(1): 67-72.

Fu, J. (1998). A Neural Network Forecast of Economic Growth and Recession. The Journal of Economics, XXIV(1): 51-66.

Hill, T., L. Marquez, M. O'Connor & W. Remus. (1994). Artificial Neural Network Models for Forecasting and Decision Making. International Journal of Forecasting, 10: 5-15.

Hornik, K. (1991). Approximation Capabilities of Multilayer Feedforward Networks. Neural Networks, 4: 251-257.

Kingdon, J. & K. Feldman. (1995). Genetic Algorithms and some Applications in Finance. Journal of Applied and Mathematical Finance, 1(1): 89-116.

www.SID.ir

Archive of SID

Kohzadi, N., M.S. Boy & I. kaastra. (1996). Neural Networks for Forecasting: An Introduction. Canadian Journal of Agricaltural economics, 43: 463-474.

Kung, C. M. & H. White. (1994). Artificial Neural Networks for Some Macroeconomic series: A First Repot. Econometric Reviews, 13: 105-122.

Moshiri, S. & N.E. Cameron. (2000). Neural Network Versus Econometric Models in Forecasting Inflation. Journal of Forecasting, 19: 201-217.

Moshiri, S., N. E. Cameron & D. Scuse. (1999). Static, Dynamic, and Hybrid Neural Network in Forecasting Inflation. Computational Economics, 14(3): 219-235.

Ramsey, B.J. (2002) Wavelets in Economics and Finance: Past and Future. Studies in Non-Linear Dynamics and Econometrics, 6(3): 1-26 .

Zhang, G., B.E. Patuwo & M. Y. Hu. (1998). Forecasting with Artificial Neural Networks: The State of the Art. International Journal of Forecasting, 14(1): 35-62.

Zhang, X. & K. Thearling. (1994). Non-liner Time-series Prediction by Systematic Data Exploration on a Massively Parallel computer. Santa Fe Institute Technical Report, 94-107.

www.SID.ir