پیش‌بینی قیمت سهام شرکت ایران‌خودرو به کمک شبکه‌های عصبی

محمدرضا عباس‌پور[i]؛ محمدرضا امین‌ناصری[ii]

چکیده

بی‌تردید امروزه بیشترین مقدار سرمایه از طریق بازارهای بورس در تمام جهان مبادله می‌شود. در حال حاضر عرضه و تقاضای سالانه ۵۰ میلیون خودرو در جهان صنعت، خودروسازی را به یکی از صنایع بزرگ تبدیل کرده است. شرکت ایران‌خودرو با در اختیار داشتن حدود ۶۵٪ از سهم بازار خودرو کشور چه از نظر تولید و چه از نظر فروش، یکی از شرکت‌های مهم در بازار خودرو ایران و در نتیجه در بازار بورس است و از این رو، تمایل روزافزونی نسبت به پیش‌بینی قیمت سهام آن مشاهده می‌شود.

در این تحقیق به پیش‌بینی قیمت سهام ایران خودرو به کمک شبکه‌های عصبی خواهیم پرداخت. از این رو، ابتدا بوسیله آزمون گردش، امکان پیش‌بینی قیمت سهام شرکت ایران‌خودرو بررسی شده است. سپس از شبکه‌های عصبی MLP، Elman، Cascade، GRNN و RBFN برای پیش‌بینی یک، دو و هفت روز بعد قیمت سهام استفاده شده است. به علت نوسانات شدید موجود در داده‌های قیمت سهام شرکت ایران خودرو، روش خاصی برای انتخاب مجموعهٔ تست و آموزش به کار گرفته شده و در نتیجه، قدرت برازش مدل شبکه به مراتب بهبود یافته است. همچنین تأثیر انواع توابع تبدیل برای لایهٔ مخفی و خروجی، انواع الگوریتم‌های یادگیری، انواع ساختار شبکه از لحاظ تعداد گره‌های ورودی و مخفی و چهارمتغیر بنیادی و فنی؛ نرخ ارز، قیمت نفت، حاصل تقسیم قیمت بر عایدی هر سهم و حجم مبادلات سهام بر عملکرد شبکه، مورد بررسی قرار گرفته است و آنها که در بهبود مدل شبکه موثر بوده‌اند، در مدل نهایی لحاظ و در نهایت بهترین مدل شبکه برای پیش‌بینی حالات مختلف ارائه شده‌است. در خاتمه به مدل‌سازی خطی قیمت سهام شرکت، با دو روش هموارسازی نمایی و باکس جنکینز پرداخته شده‌است. نتایج به دست آمده نشان داده است که پیش‌بینی به وسیله شبکهٔ عصبی به مراتب بهتر از روش‌های خطی عمل می‌کند.

کلمات کلیدی

پیش‌بینی، شبکهٔ عصبی، بازار بورس، پیش‌بینی قیمت سهام، شرکت ایران‌خودرو، هموارسازی نمایی، روش باکس جنکینز.

---

[i] – کارشناس ارشد مهندسی سیستم‌های اقتصادی؛ m.r.abbaspour@gmail.com.

[ii] – استادیار دانشگاه تربیت مدرس؛ amin-nas@modares.ac.ir.

IRAN KHODRO CO. Stock Price Prediction with Neural Networks

M.R.Amin-Naseri; M.R. Abbaspour

ABSTRACT

Iran Khodro company is a leading auto maker in Iran which holds about 65% of the market share and hence the share holders show great interests in predicting its stock exchange price. On the other hand due to the chaotic behavior of share price in Teharn Stock Exchange the classical models such as ARIMA and ARCH would not be efficient models to represent the dynamics governing the share price.

However, neural network (NN) models are proposed to predict Iran Khodro Stock Exchange Price(IKSEP). Several neural network models such as MLP, ELMAN, CASCADE, GRNN and RBFN were examined. Because of serious volatility in IKSEP, special method was proposed for testing and training the data which considerably improved the results. Extensive tests have been curried out to choose the most suitable feature such as, the type of transfer function, the number of hidden and output layers, the training algorithm, and the technical and fundamental variables. Some fundamental variables such as oil price, P/E and volume of stock exchange were introduced in the model and showed to be considerably effective in the accuracy of forecast. The best results obtained from NN models were compared to those obtained by using exponential smoothing and Box-Jenkns models. The results showed the NN forecasts were superior to those of the time series model.

KEYWORDS

Forecasting, Neural Networks, Stock Market, Prediction of Stock Price, IRAN KHODRO CO., Exponential Smoothing, Box-Jenkins.

۱- مقدمه

امروزه بازارهای بورس نه تنها از پارامترهای اقتصاد کلان، بلکه از بسیاری از عوامل دیگر متأثر می‌شوند. تعدد و ناشناخته بودن عوامل مؤثر بر بازار بورس، معمولاً موجب عدم اطمینان در زمینهٔ سرمایه‌گذاری می‌شود. روشن است که ویژگی عدم اطمینان، امر نامطلوبی است و از طرفی برای سرمایه‌گذارانی که بازار بورس را به عنوان مکان سرمایه‌گذاری انتخاب کرده‌اند، این خصوصیت اجتناب‌ناپذیر است. بنابراین به طور طبیعی تمام تلاش سرمایه‌گذار کاهش عدم اطمینان است و از این جهت پیش‌بینی بازار بورس یکی از ابزارهای کاهش عدم اطمینان به شمار می‌رود.

در ادبیات موضوع، روش‌های گوناگونی برای پیش‌بینی بازار آمده است که می‌توان آنها را در چهار گروه طبقه‌بندی کرد [۱]:

- ✓ تحلیل فنی
- ✓ تحلیل بنیادی
- ✓ پیش‌بینی با استفاده از سری‌های زمانی کلاسیک
- ✓ استفاده از سیستم‌های هوشمند

تحلیل‌گران فنی یا نمودارگراها سعی می‌کنند بر اساس الگوهای موجود در نمودار داده‌های مربوط به بازار، آن را پیش‌بینی کنند. آنها با توجه به برداشت خود از نمودارها، الگوهایی را به منظور تعیین شاخص‌های روزانه، هفتگی و ماهانه بازار تعیین می‌کنند. تحلیل‌گران بنیادی، با توجه به ارزش واقعی و ذاتی یک سهم اقدام به پیش‌بینی می‌کنند. در پیش‌بینی با روش سری‌های زمانی کلاسیک، فرض بر این است که مقادیر آینده، سیر خطی مقادیر گذشته را می‌پیمایند. روش‌های هوشمند الگوهای خطی و غیرخطی موجود در داده‌های مربوط به بازار را دنبال می‌کنند تا بدین وسیله فرایند مولد آنها را تقریب بزنند. در این تحقیق تمرکز اصلی بر روش‌های هوشمند و به ویژه شبکه عصبی است.

در دههٔ اخیر "شبکه‌های عصبی" یکی از پراستفاده‌ترین روش‌ها در زمینهٔ طبقه‌بندی، تشخیص الگو و پیش‌بینی سری‌های زمانی بوده است. قدرت بالای تشخیص انواع الگوهای موجود در داده‌های بازار، تقریب توابع پیچیده، پایداری و انعطاف‌پذیری آن در برابر نویزهای داده‌ها، از مشخصات بارز و قدرتمند شبکهٔ عصبی در کشف فرایند مولد قیمت بازار است؛ پیش‌بینی سری‌های زمانی دومین زمینهٔ پرکاربرد استفاده از شبکه‌های عصبی را، به خود اختصاص داده است [۴]،[۱۸].

تحقیقات نشان می‌دهد که اکثر سری‌های زمانی در جهان واقعی دارای الگوهای غیرخطی و پیچیده هستند؛ به‌طوری‌که

محققان را بر آن داشته است که روش‌های پیش‌بینی سری‌های زمانی غیرخطی را ایجاد نمایند. اما این روش‌ها هم با توجه به فرضیات اولیهٔ خود یک رابطهٔ غیرخطی خاص را مورد توجه قرار می‌دهند و این رهیافت باعث عدم کشف الگوهای غیرخطی زیادی می‌شود که در اکثر سری‌های زمانی وجود دارند [۴]،[۱۳]،[۱۷]،[۱۸].

رهیافت شبکه‌های عصبی به عنوان روش داده‌محور[۱] و بدون در نظر گرفتن فرضیات موجود در روش‌های مدل‌گرا[۲] چشم انداز قدرتمند و نوینی در جهت تقریب توابع پیچیده است. با توجه به تحقیقات صورت گرفته و مزایای این روش در مقایسه با روش‌های کلاسیک، که رأی به برتری شگفت‌انگیز شبکه‌های عصبی داده است، ضرورت استفاده از شبکه‌های عصبی در زمینهٔ پیش‌بینی، بیش از پیش معلوم می‌شود.

استفاده از شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی ایدهٔ جدیدی نیست. Hu در سال ۱۹٦٤ در رسالهٔ خود برای اولین بار این ایده را برای پیش بینی وضعیت هوا با شبکه های خطی تطبیقی ویدرو[۳] مورد استفاده قرار داد. به واسطه نقص الگوریتم آموزشی برای آموزش شبکه‌های چند لایه، این تحقیق کاملاً محدود شده بود. این محدودیت تا سال ۱۹۸٦ که رملهارت الگوریتم پس انتشار خطا[۴] را معرفی کرد، ادامه داشت و پس از آن گسترهٔ وسیعی از تحقیقات در این زمینه پیدا شد [۱۸].

خالوزاده در سال ۱۳۷۷، در رسالهٔ دکتری خود به مدل‌سازی و پیش‌بینی قیمت سهام شرکت شهد ایران با شبکهٔ عصبی خاص MLP سه لایه با توابع تبدیل غیرخطی تانژانت هیپربولیک برای لایهٔ مخفی و تابع تبدیل خطی برای لایهٔ خروجی و قانون یادگیری BP استاندارد، می‌پردازد. همچنین در این مطالعه، قابلیت پیش‌بینی قیمت سهام شرکت با روش تخمین بعد همبستگی و روش تحلیل R/S بررسی شده است [۱۰].

در سال ۱۹۹٦ کوهزادی در تحقیقی به مقایسهٔ شبکه‌های عصبی و مدل‌های سری زمانی باکس‌جنکینز در پیش‌بینی قیمت ماهانه گندم از سال ۱۹۵۰ تا ۱۹۹۰ پرداخته است [۱۱]. وایت، در تحقیقی پیش‌بینی بهرهٔ روزانه سهام شرکت IBM را با شبکهٔ عصبی و مدل AR در نظر گرفته‌است [۱۵]. در همین سال تحقیقی دربارهٔ پیش‌بینی شاخص سهام کوالالامپور با استفاده از شبکه‌های عصبی توسط یاو ترتیب داده شده است. در این تحقیق از تحلیلR/S برای تشخیص تصادفی بودن سری زمانی داده‌ها استفاده شده است [۱۶]. وانگ شبکه‌های عصبی مبتنی بر ARIMA (شبکه ترکیبی) را برای پیش‌بینی شاخص قیمت بازار بورس تایوان پیشنهاد کرده است [۱۴].

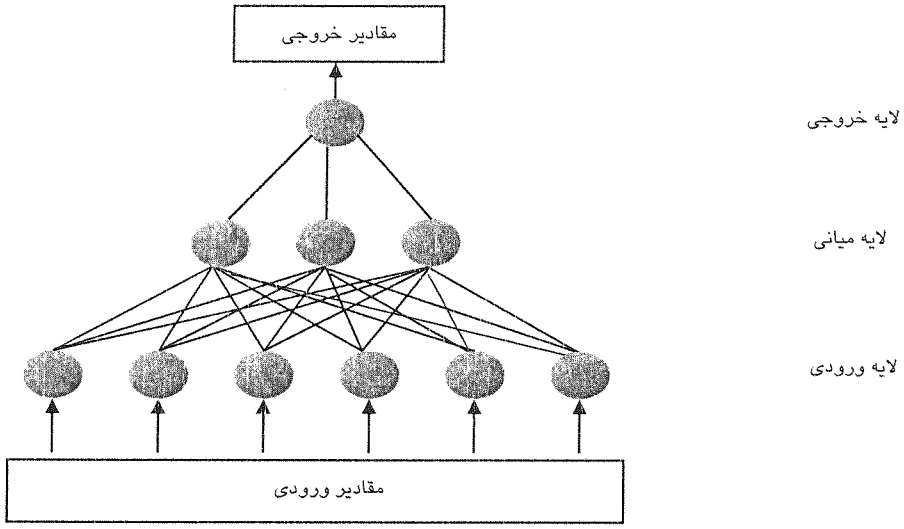
در تحقیق دیگری، ابراندویچ یک سیستم پیش‌بینی غیرخطی مبتنی بر شبکه عصبی برای پیش‌بینی شاخص سهام S&P طراحی می‌کند [۵]. ژانگ در سال ۱۹۹۸ پیش‌بینی نرخ ارز را با شبکه‌های عصبی و مدل گام زدن تصادفی مطالعه کرد [۱۷]. در سال ۱۹۹۹ دینیز مطالعه‌ای برای پیش‌بینی سری زمانی قیمت یکی از شرکت‌های برزیلی در بازار بورس با شبکهٔ عصبی و مدل باکس‌جنکینز انجام داده است [۶]. کاناس در سال ۲۰۰۱ پیش‌بینی بهرهٔ بازار را با مدل رگرسیون خطی و روش شبکهٔ عصبی مقایسه می‌کند. استینز و ویت کمپرعملکرد چند مدل رگرسیونی و شبکهٔ عصبی را برای پیش‌بینی بهره سهام بازار بورس فرانکفورت بررسی می‌کنند [۹]. در سال ۲۰۰۲ تحقیقی به منظور پیش‌بینی مقدار کل تولید صنایع ماشین‌سازی تایوان توسط تزنگ به انجام رسیده است. در این تحقیق مدل‌های (سری زمانی فصلی) SARIMA، شبکهٔ عصبی و ترکیب این دو بررسی شده است[۱۳].

در ادامه مقاله، در بخش‌های دوم و سوم پیش‌بینی سری‌های زمانی بوسیله شبکه‌های عصبی و قابلیت پیش‌بینی قیمت سهام بررسی می‌شود. در بخش چهارم ضمن بررسی مراحل طراحی مدل، مدل طراحی شده و به ترتیب. پیش‌بینی دو و هفت روز بعد، پیش بینی با استفاده از: متغییرهای بنیادی، انواع شبکه عصبی و روش‌های خطی ارائه می‌شود[۲].

۲- پیش‌بینی سری‌های زمانی با شبکه عصبی

شبکه‌های عصبی پرسپترون به‌ویژه پرسپترون چند لایه در زمره کاربردی‌ترین شبکه‌های عصبی قرار دارند. در شکل (۱) یک شبکه پرسپترون سه لایه با معماری ۱-۳-٦ نمایش داده شده است. همان‌گونه که ملاحظه می‌شود، هر نرون (کوچکترین واحد پردازشگر اطلاعات که اساس شبکه‌های عصبی را تشکیل می‌دهد) در هر لایه به تمام نرون‌های لایهٔ قبل متصل است. به چنین شبکه‌هایی، شبکه‌های کاملاً مرتبط می‌گویند. شبکهٔ فوق عملاً از به هم پیوستن دو شبکهٔ پرسپترون تک لایه ایجاد شده است. خروجیهای لایهٔ اول، بردار ورودی لایهٔ دوم را و خروجی‌های لایهٔ سوم پاسخ واقعی شبکه را تشکیل می‌دهند.

چندین خصوصیت متمایز و منحصر به فرد شبکه‌های عصبی که برای کار پیش بینی جالب‌توجه و مناسب هستند، ذیلاً تشریح می‌شوند:



شکل(۱): یک شبکه عصبی با یک لایه میانی

نخست آن که شبکه‌های عصبی بر خلاف روش‌های مبتنی بر مدل، روش‌هایی خود تطبیق‌ده و داده‌گرا هستند. در این روش‌ها فرضیات خیلی کمی در مورد مدل‌های مسائل مد نظر قرار می‌گیرد. آنها از مثال‌ها یاد می‌گیرند و روابط بین داده‌ها را- حتی اگر این روابط ناشناخته یا برای توصیف کردن سخت باشند- به دست می‌آورند. بنابراین برای حل مسائلی که نیاز به دانش پیچیده‌ای دارند اما داده‌های کافی برای آنها وجود دارد، مناسب هستند.

ویژگی دوم شبکه‌های عصبی این است که قابل تعمیم هستند. شبکه‌های عصبی اغلب می‌توانند به طور صحیح داده‌هایی را که در مرحلهٔ آموزش استفاده نشده‌اند، استنباط کنند.

سوم آن که شبکه‌های عصبی تقریب‌زننده جامع[۵] هستند. به صورت تئوری نشان داده شده است که شبکهٔ عصبی می تواند، هر تابع را با هر دقت دلخواه تقریب بزند [۴]،[۷]،[۸].

ویژگی بعدی شبکه‌های عصبی این است که غیرخطی هستند. پیش‌بینی سری‌های زمانی از قبیل باکس جنکینز فرض می‌کند که سری زمانی مورد مطالعه از یک فرایند خطی حاصل می‌شود.

موارد زیر باید در پیش‌بینی سری‌های زمانی با استفاده از شبکه عصبی در نظر گرفته شود:

معماری شبکه: به معنی تعیین تعداد گره‌های ورودی، تعداد لایه‌های مخفی، گره‌های مخفی و تعداد گره‌های خروجی است. انتخاب این پارامترها بستگی به مسئله مورد بحث دارد.

لایه‌های مخفی و گره‌های مخفی: گره‌های مخفی در لایه‌های مخفی به شبکه عصبی اجازه می‌دهند خصوصیات داده‌ها را کشف و شناسایی کند تا با آن نگاشت‌های غیرخطی پیچیده را بین متغیرهای ورودی و خروجی برقرار کند. در مورد تعداد گره‌های مخفی شبکه‌های عصبی، طراحان ملزم به رعایت اصل صرفه‌جویی[۶] هستند که بر این اساس در آن قدرت تعمیم بهتر از آن شبکه‌های با تعداد گره‌های مخفی کمتر خواهد بود. محققین برای محدود کردن تعداد گره‌های مخفی و جلوگیری از مسأله Overfitting، تعداد آنها را حداکثر دو برابر تعداد گره‌های ورودی در نظر گرفته‌اند که در اغلب موارد این انتخاب ابتکاری، نتایج خوبی داده است [۴]،[۱۸].

تعداد گره‌های ورودی: برابر است با تعداد مشاهدات تاخیری که برای کشف الگوی اساسی در سری زمانی استفاده می شود. ایده‌ال آن است که تعداد کمی از گره‌های ورودی بتوانند خصوصیات منحصر به فرد موجود در داده‌ها را به شبکه معرفی نمایند. یکی از مسائل مهم و شاید مهم‌ترین مسأله در پیش بینی سری‌های زمانی، انتخاب تعداد ورودی‌هاست. زیرا هر الگوی ورودی شامل اطلاعات مهمی در مورد ساختار خود همبسته پیچیده داده‌ها[۷] است.

تعداد گره‌های خروجی: در پیش‌بینی سری‌های زمانی اغلب تعیین تعداد گره‌های خروجی وابسته به افق پیش‌بینی است. دو نوع افق پیش‌بینی در مطالعات مورد استفاده بوده است. نخست افق پیش بینی یک روز بعد و دوم، افق پیش بینی چند روز بعد است. معمولاً تعداد گره‌های خروجی برای نوع اول یک و برای نوع دوم یک یا چند گره است.

اتصالات گره‌ها: اتصالات بین گره‌ها اساس رفتار شبکه را مشخص می‌کند. در اکثر موارد، به ویژه در مسائل پیش‌بینی، از شبکه با اتصالات کامل بین گره‌ها استفاده می‌شود.

تابع تبدیل: تابع تبدیل یا فعال‌ساز یا فشرده‌ساز، ارتباط بین ورودی و خروجی یک گره و یک شبکه را مشخص می‌کند. این توابع درجه‌ای از غیرخطی بودن را به شبکه تزریق می‌کنند که برای اکثر کاربردهای شبکه عصبی ارزشمند و مهم است. توابع تبدیل به کار گرفته شده توسط محققان در پیش‌بینی اغلب سیگموید (لجستیک)، تانژانت‌هیپربولیک و خطی بوده‌اند [۴]،[۱۲]،[۱۸].

نرمال کردن داده‌ها: نرمال‌سازی داده‌ها باعث می‌شود داده‌های مورد استفاده در دامنه‌ای خاص، فشرده و هماهنگ شوند. برای نرمال‌سازی، به خصوص در مواقعی که از توابع سیگموید یا تانژانت هیپرپولیک به عنوان تابع تبدیل شبکه استفاده می‌گردد، معمولاً از روش‌های زیر استفاده می‌شود [۱۸].

۱) نرمال کردن خطی به دامنه [0,1]:

$$x_n = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$$

که در آن x مقدار خام و x_n مقدار نرمال شده در بازه $[x_{\min}, x_{\max}]$ است. برای دامنه [a,b] نرمال کردن خطی با فرمول $x_n = \frac{(b-a)(x - x_{\min})}{x_{\max} - x_{\min}} + a$ انجام می‌شود.

۲) نرمال کردن آماری $x_n = \frac{x - \bar{x}}{\delta}$ که $\bar{x}$ و δ به ترتیب میانگین و انحراف معیار داده ها هستند.

مجموعهٔ تست و آموزش: برای استفاده از شبکه‌های عصبی مجموعهٔ داده‌ها معمولاً به دومجموعهٔ تست و آموزش تقسیم می شوند. محققان در مسائل پیش‌بینی و تقریب توابع ۲۰ درصد از کل داده‌ها را به عنوان مجموعهٔ تست در نظر می‌گیرند و بقیه را برای آموزش استفاده می‌کنند. گاهی اوقات از مجموعهٔ سومی به نام مجموعه اعتبار (Valid Set) و تکنیک Cross Validation استفاده می‌شود. بدین ترتیب که قسمتی از مجموعهٔ داده‌ها به عنوان مجموعهٔ اعتبار در نظر گرفته می‌شود و همان طور که یادگیری شبکه به وسیله مجموعهٔ آموزش دنبال می شود، قدرت تعمیم شبکه برای مجموعهٔ اعتبار ارزیابی می‌شود. در نقطه‌ای که یادگیری شبکه بهتر می‌شود، ولی قدرت تعمیم شبکه برای مجموعهٔ اعتبار رو به کاهش می‌نهد، یادگیری شبکه باید متوقف شود. در این حال، در شبکه پدیدهٔ Overfitting در حال اتفاق افتادن است. این روش اغلب برای مجموعهٔ داده‌های زیاد مورد استفاده است و در مجموعهٔ داده‌های کم و معمولی همان دو مجموعهٔ تست و آموزش کافی است [۱۸].

معیارهای عملکرد: به دلیل محدودیت‌های اطلاعاتی که یک معیار منفرد دارد اغلب محققان از چند معیار مختلف جهت ارزیابی عملکرد شبکه استفاده می‌کنند. معیارهای عملکرد مورد استفاده در این تحقیق در جدول (۱) آمده‌اند.

جدول (۱): معیارهای عملکرد مورد استفاده در تحقیق

نام معیار	فرمول
MAE[۸]	$\frac{\sum \lvert e_t \rvert}{N}$
MSE[۹]	$\frac{\sum (e_t)^2}{N}$
MAPE[۱۰]	$\frac{1}{N}\sum \left\lvert \frac{e_t}{y_t} \right\rvert * 100$
MDAPE[۱۱]	$Median\left(\left\lvert \frac{e_t}{y_t} \right\rvert * 100 \right)$
R^2	$1 - \frac{SSE}{SST}$
Trend	$\mathrm{sgn}[(\hat{y}_t - \hat{y}_{t-1})(y_t - y_{t-1})] \geq 0$

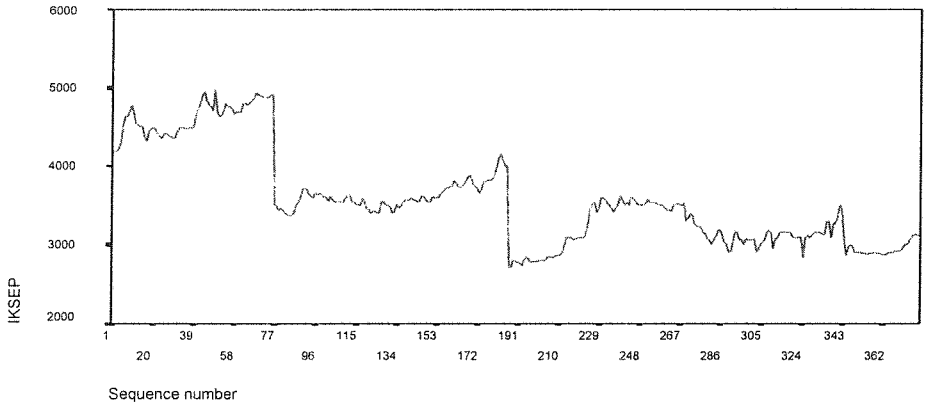
($\hat{y}_t$ مقدار پیش‌بینی؛ y_t مقدار سری زمانی در لحظه t

$e_t = y_t - \hat{y}_t$ ، N تعداد الگوهای ورودی به شبکه)

۳- داده‌ها

داده‌های این مطالعه قیمت سهام شرکت ایران خودرو (Iran Khodro Stock Exchange Price) در بازار بورس اوراق بهادار تهران است که از این پس به اختصار با IKSEP نشان داده می‌شود. در بخش مربوط به متغیرهای موثر بر قیمت سهام شرکت ایران خودرو، متغیرهایی بنیادی از قبیل، نرخ ارز، قیمت نفت و نسبت حاصل تقسیم قیمت بر عایدی هر سهم (p/e) و متغیر فنی حجم مبادلات سهام در نظر گرفته شده است. تمام اطلاعات مربوط به این متغیرها از کتابخانهٔ بازار بورس اوراق بهادار تهران اخذ شده است. داده‌های مورد مطالعه مربوط به مشاهدات دوره زمانی ۱۳۷۹-۱۳۸۰ و شامل ۳۷۹ مشاهده است. نمودار مربوط به سری قیمت سهام ایران خودرو (IKSEP) در طول زمان در شکل (۲) به نمایش درآمده است.

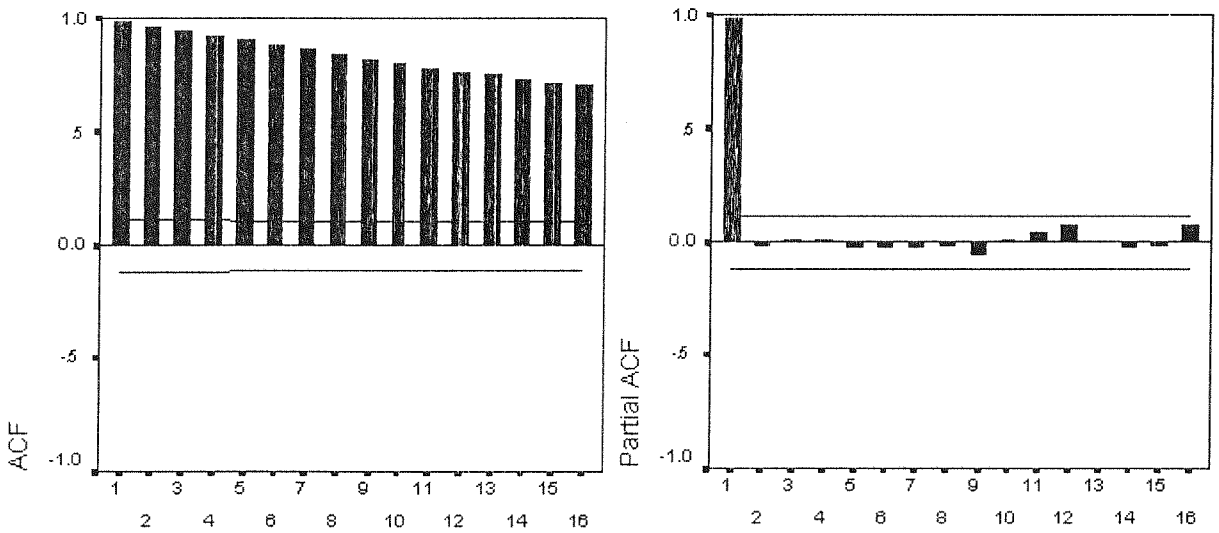
همانطور که شکل (۲) نشان می‌دهد سری دارای نوسان ناگهانی (شوک) در دورهٔ زمانی مزبور است، شمارهٔ نقاط این شوک‌ها در جدول (۲) آمده است



شکل(۲): نمودار سری زمانی IKSEP

جدول(۲): نقاط شوک سری IKSEP

شماره	مقدار	تاریخ	نقاط
۱	۱۴۳۷	۷۹/۴/۲۵ و ۷۹/۵/۲۴	۷۷ و ۷۶
۲	۱۲۹۹	۷۹/۱۱/۳۰ و ۷۹/۱۲/۹	۱۸۷ و ۱۸۶
۳	۲۵۸	۸۰/۱۰/۱۰ و ۸۰/۱۱/۱	۳۴۴ و ۳۴۳



شکل(۳): نمودار ضریب خودهمبستگی و خودهمبستگی جزیی

در شکل (۳) منحنی مربوط به توابع خود همبستگی (ACF[۱۲]) و خود همبستگی جزئی (PACF[۱۳]) سری IKSEPنشان داده شده است که نشان دهندهٔ همبستگی بسیار زیاد میان تاخیرهای سری IKSEP و نیز بیان‌کننده ناایستایی[۱۴] خیلی زیاد در سری مربوطه است. ضرایب همبستگی متقابل (CrossCorrelation) میان متغیرهای بنیادی وقیمت سهام IKSEP نشان می‌دهد که نرخ ارز بیشتر از بقیه با قیمت سهام IKSEP همبستگی دارد.

همان طور که قبلاً عنوان شد برای امکان پیش‌بینی قیمت سهام، باید نشان داده شود در اطلاعات گذشته قیمت سهام، الگویی وجود دارد که با کشف این الگو، بتوان قیمت سهام شرکت را پیش‌بینی کرد. بدین منظور باید نشان داده شود که سری زمانی قیمت سهام شرکت ایران‌خودرو تصادفی نیست.

در این صورت امکان کشف الگو وپیش‌بینی قیمت سهام وجود دارد.

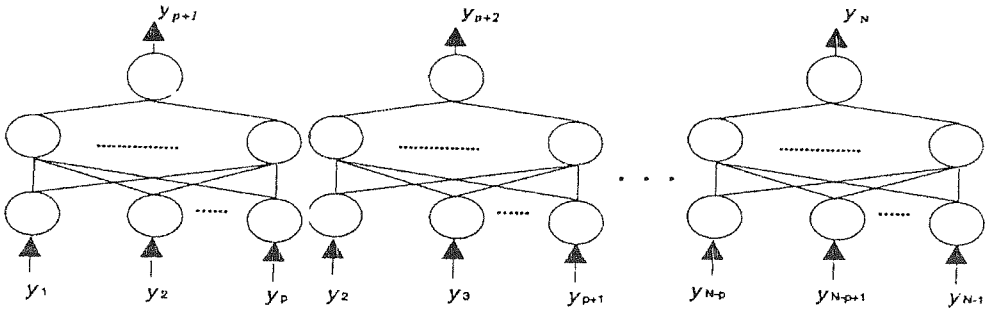
آزمون‌هایی از قبیل گردش[15]، فراوانی، فریال[16]، گپ[17] و همبستگی دنباله‌ای[18]، برای بررسی تصادفی بودن یا نبودن یک سری زمانی وجود دارد. روش‌هایی هم مانند تخمین بعد همبستگی[19]، روش محاسبه بزرگترین نمای لیاپانوف[20] و تحلیل R/S[21] برای آزمون پیش‌بینی‌پذیری سری‌های زمانی بوسیلهٔ بررسی ماهیت فرایند مولد قیمت سهام وجود دارد. در این روش‌ها، ساختار سری زمانی مورد بررسی قرار می‌گیرد و سعی در کشف ساختار غیرخطی و آشوبگونهٔ موجود در فرایند مولد قیمت سهام می‌شود.

در این تحقیق، با استفاده از نرم‌افزار SPSS آزمون گردش برای سری IKSEP انجام شده است. مقدار آماره Z برای این آزمون ۱۶/۱۵- است که از مقدار ۱/۹۶- خیلی کمتر است و بر این اساس فرض صفر، مبنی بر تصادفی بودن داده‌ها، به شدت رد می‌شود.

٤- طراحی مدل به کمک شبکه عصبی

تقریباً اکثر محققان، شبکه‌های پرسپترون چند لایه (Multilayer Feedforward Perceptron) یا MLP را به‌خاطر کارایی بالای آنها برای پیش‌بینی سری‌های زمانی مورد استفاده قرار داده‌اند. بنابراین در ابتدا از شبکه پیشخور برای مدل‌سازی فرایند مولد سری IKSEP استفاده می‌شود. سپس انواع شبکه‌های دیگر از قبیلElman، Cascade، GRNN و RBFN آزمایش می‌شوند و بهترین آنها انتخاب می‌شود.

شکل (٤) الگوهای ورودی به شبکه MLP سه لایه (ورودی، مخفی و خروجی) را برای پیش‌بینی یک روز بعد نشان می‌دهد. در پیش‌بینی یک روز بعد در مرحلهٔ آموزش، ابتدا مشاهدات سری، در الگوهای p تایی به شبکه ارائه و سپس خطای شبکه بر اساس اختلاف بین خروجی شبکه ومشاهدهٔ p+1ام محاسبه می‌شود. شبکه MLP سعی می‌کند، مقدار MSE (مجموع مربعات خطا) حاصل از تمام الگوهای ورودی به شبکه را می‌نیمم کند. این عمل با تنظیم پارامترهای وزن وبایاس شبکه صورت‌می‌گیرد. شبکه بعد از تنظیم این پارامترها در مرحله آموزش، مشاهدات مجموعه آزمایش را تقریب می‌زند. به بیان دیگر، شبکهٔ عصبی الگوهای موجود را که از مجموعهٔ آموزش استخراج نموده است، به مجموعهٔ آزمایش تعمیم می‌دهد. در ادامه، مراحل طراحی مدل شبکهٔ عصبی تشریح می‌شود.



شکل(۴): ساختار شبکه برای پیش‌بینی یک روز بعد

٤-١- نرمال‌سازی داده‌ها

برای بررسی ضرورت نرمال کردن داده‌ها، ابتدا از داده‌های خام برای ورود به شبکه استفاده می‌شود. ۸۰٪ داده‌ها به‌عنوان مجموعهٔ آموزش و ۲۰٪ آن برای تست شبکه استفاده می‌شود. مقدار ضریب تعیین برای مجموعهٔ آزمایش و آموزش تقریباً برابر با صفر است و این نشان می‌دهد که شبکه با معماری‌های مختلف، در کشف روابط بین داده‌ها، در هر دو مجموعهٔ آموزش و آزمایش ناتوان است.

بنابراین ابتدا باید داده‌های ورودی و خروجی با روش خطی یا استاندارد (آماری) نرمالیزه شوند. در قدم بعدی شبکه با استفاده از این داده‌ها آموزش می‌بینند و در مقابل داده‌های آزمایش تست می‌شود. در جدول (۳) بهترین عملکرد شبکه با در نظر گرفتن معماری‌های مختلف، در برابر داده‌های نرمال شده به روش خطی و استاندارد ارائه شده است.

جدول(۳): بهترین عملکرد شبکه با داده‌های نرمال‌شده

روش نرمال‌سازی	معیار عملکرد						بهترین تعداد گره‌ها	
	Trend(%)	R^2	MDAPE	MAPE	MAE	MSE	مخفی	ورودی
خطی	۵۰/۷	۰/۶۸	۰/۵۸	۱/۵۲	٤٦/۵۵	۸۳/٤	۲	۱
استاندارد	٤۷/۹۵	۰/۷	۰/۵۷	۱/٤۹	٤۵/۹۷	۸۱	۲	۲

با توجه به مقادیر شاخص‌های خطا در این جدول به خوبی مشهود است که نرمال‌سازی اثر عمده‌ای بر یادگیری شبکه داشته است. از طرف دیگر در مقایسه با روش خطی، نرمال‌سازی استاندارد داده‌ها، کارایی شبکه را بهتر کرده است. بنابراین به‌طور کلی می‌توان گفت فشرده‌سازی کمتر در روش استاندارد نسبت به روش خطی تأثیر مطلوبی بر عملکرد مدل داشته است.

٤-۲- توابع تبدیل

در قسمت‌های گذشته توابع تبدیل که برای شبکه عصبی در نظر گرفته شده بودند عبارت بودند از:

۱- توابع تبدیل سیگموید یا تانژانت هیپربولیک برای لایهٔ مخفی

۲- تابع تبدیل خطی برای لایهٔ خروجی

با توجه به قسمتهای قبل توابع تبدیل مورد استفاده برای مسایل پیش‌بینی و تقریب توابع، توابع تانژانت هیپربولیک، سیگموید و خطی هستند. در مورد سری IKSEP عملکرد تابع تبدیل سیگموید و تانژانت هیپربولیک به عنوان تابع تبدیل لایه میانی شبکه کاملاً مشابه هم بوده است. بنابراین برای یافتن بهترین توابع تبدیل برای لایه‌های مخفی و خروجی باید ترکیب مختلف دو تابع تانژانت‌هیپربولیک و خطی برای هر دو لایه در نظر گرفته شود. نتایج استفاده از توابع مختلف برای لایه‌های شبکه درجدول (٤) آمده‌است.

جدول(۴): بهترین عملکرد شبکه با انواع توابع

تابع	معیار عملکرد						بهترین تعداد گره‌ها	
	Trend(%)	R^2	MDAPE	MAPE	MAE	MSE	مخفی	ورودی
خطی برای تمام لایه‌ها	۵۲	۰/٦	۱/۱٦	۲/۰۱	٦۱/۸	۱۱٤/۳	۲،۳،٤،۰۰۰	۲
Tanhبرای تمام لایه‌ها	۵۰/٦۷	۰/٦۱	۱/۰۱	۱/۸٦	۵۷/۷	۹۱/۷۸	۳	۵
Tanhبرای مخفی - خطی برای خروجی	٤۷/۹۵	۰/۷	۰/۵۷	۱/٤۹	٤۵/۹۷	۸۱	۲	۲

با توجه به آزمایش‌های اجرا شده، مشاهده شده است که همراه با استفاده از تابع تبدیل خطی برای لایهٔ مخفی، تعداد گره‌های مخفی بر عملکرد شبکه بی تأثیر می‌شوند یا به عبارت دیگر، عملاً لایهٔ مخفی از شبکه MLP کنار گذاشته می‌شود و همچنین عملکرد شبکه رو به وخامت می‌نهد. این مسأله ضرورت استفاده از تابع تبدیل غیرخطی (سیگموید یا تانژانت‌هیپربولیک) را برای لایهٔ مخفی نشان می‌دهد تا لایهٔ مخفی هم به عنوان یک عنصر مؤثر بر عملکرد شبکه تأثیر گذار باشد. به همین ترتیب استفاده از تابع تبدیل غیرخطی برای لایهٔ خروجی شبکه، تأثیر نامطلوب بر عملکرد شبکه داشته است. بنابراین بهترین توابع تبدیل برای شبکه، تابع تبدیل غیرخطی (سیگموید یا تانژانت‌هیپربولیک) برای لایهٔ مخفی وخطی برای لایه خروجی است و تحقیقات با این ترکیب بهینه ادامه می‌یابد.

٤-۳- انتخاب مجموعهٔ آموزش و آزمایش

۸۰ درصد مجموعهٔ داده‌ها به‌عنوان مجموعهٔ آموزش (۳۰۲ داده) و بقیهٔ داده‌ها برای مجموعهٔ آزمایش استفاده می‌شوند (۷۷ داده). جدول (۵) بهترین نتایج معیارهای عملکرد را به ترتیب در برابر مجموعهٔ آزمایش و آموزش نشان می‌دهد. با توجه به جدول، مقدار R^2 حداکثر برابر با ۰/۷ می‌باشد و این بدین معنی است که ۷۰ درصد از پراکندگی داده‌ها به وسیله تقسیم‌بندی مذکور پوشانده شده است. بنابراین در قدم اول ارزیابی عملکرد شبکه فوق سعی می‌شود تا مقدار R^2 بهبود داده‌شود.

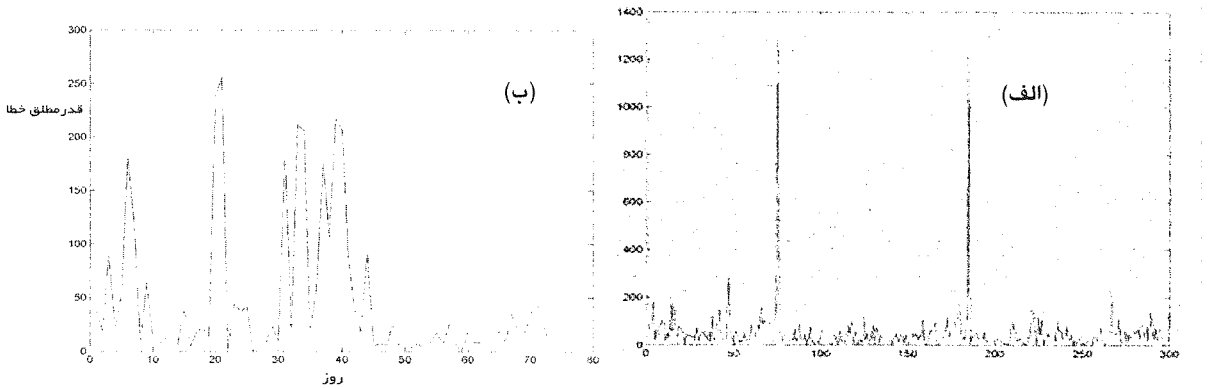
جدول(۵): معیارهای عملکرد برای بهترین معماری

مجموعه	معیار عملکرد						بهترین تعداد گره‌ها	
	Trend(%)	R^2	MDAPE	MAPE	MAE	MSE	مخفی	ورودی
آزمایش	٤۷/۹۵	۰/۷	۰/۵۷	۱/٤۹	٤۵/۹۷	۸۱	۲	۲
آموزش	۵۵	۰/۹٦	۰/۹۳	۱/٤٦	۵۳/۳	۱۲۲/۳٤	۲	۲

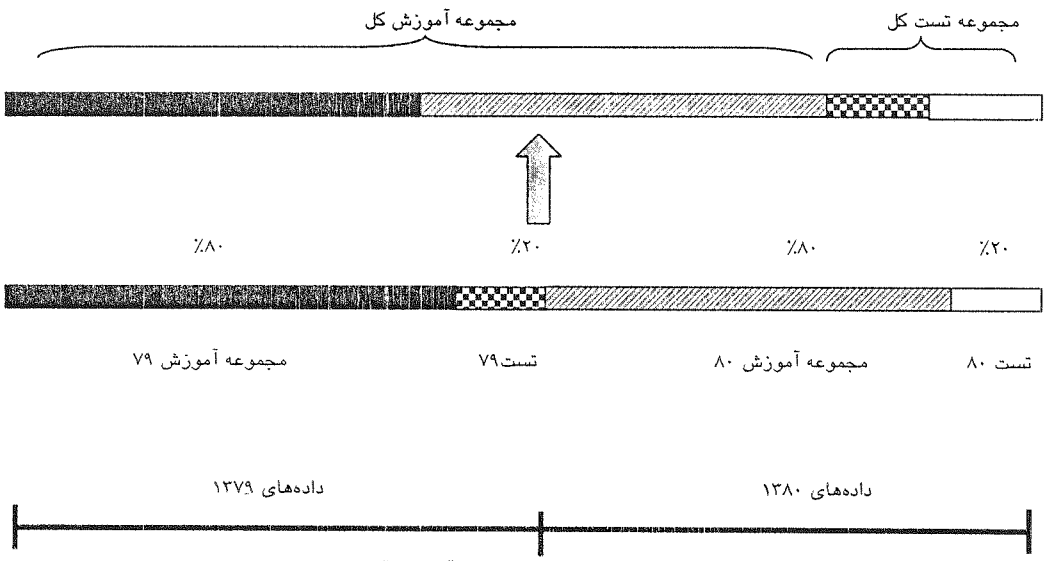
همچنین شکل (۵) مقدار قدرمطلق خطا، یعنی تفاوت بین مقدار واقعی و مقدار پیش‌بینی را برای بهترین مدل ممکن (با ۲ گره ورودی و ۲ گره مخفی) به ترتیب برای مجموعهٔ آموزش و آزمایش نشان می‌دهد. با توجه به این شکل و شوک‌های موجود در مجموعهٔ داده‌ها (که قبلاً ذکر شده‌اند)، روند یادگیری شبکه بخصوص اطراف نقاط شوک دچار اختلال می‌شود و پس از مدتی به حالت عادی برمی‌گردد. این شوک‌های ناگهانی و زیاد، تأثیر نامطلوب بر عملکرد شبکه در هر دو مرحلهٔ آموزش وآزمایش می‌گذارند. در نتیجه شبکه قادر نخواهد بود پراکندگی داده‌ها را در اطراف نقاط شوک به نحو مطلوبی توضیح دهد و باعث می‌شود مقدار R^2 با وجود تنظیمات مختلف در شبکه، مقدار ۰/۷ باقی بماند.

برای کاستن از تأثیر این شوک‌های ناگهانی و در نتیجه توضیح بهتر پراکندگی‌های اطراف نقاط شوک (افزایش مقدار R^2) مجموعهٔ داده‌ها برای سال‌های ۱۳۷۹ و ۱۳۸۰ به صورت جداگانه بررسی می‌شود. سپس از هر دو مجموعه، مجموعه‌های آموزش و آزمایش، با رویهٔ ۸۰ درصد مجموعه آموزش، ۲۰ درصد مجموعهٔ آزمایش، انتخاب می‌شود. آنگاه مجموعهٔ آزمایش کل به صورت اجتماع دو مجموعهٔ آزمایش و مجموعهٔ آموزش کل به صورت اجتماع دو مجموعهٔ آموزش مورد بررسی قرار گیرد. شکل (٦) این روش تقسیم‌بندی را که روش "ترکیب" نامگذاری می‌کنیم، نشان می‌دهد.

با استفاده از تقسیم‌بندی مذکور، مجموعهٔ آموزش از مناطق مختلف بیشتری از فضای ورودی داده‌ها، انتخاب می‌شود و باعث می‌شود که داده‌های متنوع‌تری از مجموعهٔ داده‌ها برای آموزش شبکه انتخاب شوند و در نتیجه الگوهای بیشتری از داده‌ها توسط شبکه یاد گرفته می‌شود. با یادگیری بیشتر، قدرت توضیح پراکندگی داده‌ها به وسیله شبکه افزایش می‌یابد و دقت پیش‌بینی بهتر می‌شود. به خصوص قابلیت تعمیم شبکه‌ای که یادگیری بهتری داشته است در مجموعه آزمایش افزایش می‌یابد.



شکل(۵): قدرمطلق خطا در مجموعه آموزش(الف) و آزمایش(ب)



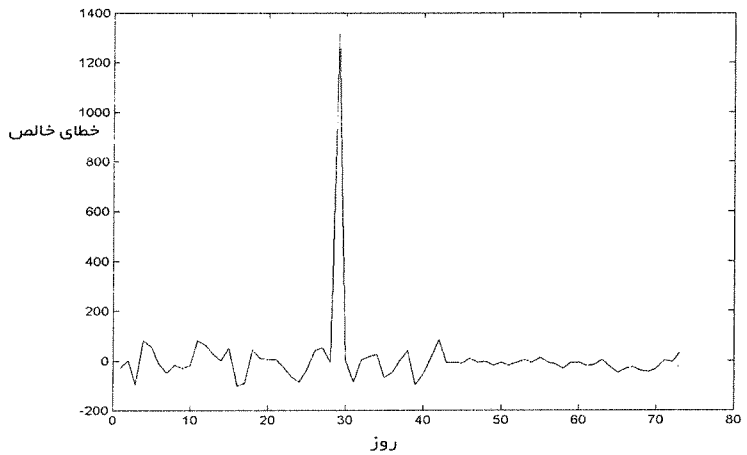
شکل(۶): روش تقسیم‌بندی "ترکیب"

شبکهٔ MLP سه لایه با استفاده از این داده‌ها با تعداد گره‌های ورودی و مخفی مختلف و روش یادگیری لونبرگ مارکوارت آموزش داده می‌شود. شاخص‌های خطا در مقابل مجموعهٔ آزمایش و آموزش برای بهترین معماری در جدول (٦) آمده است.

جدول(۶): معیارهای عملکرد بهترین معماری در تقسیم‌بندی دوم

مجموعه	معیار عملکرد						بهترین تعداد گره‌ها	
	Trend(%)	R^2	MDAPE	MAPE	MAE	MSE	مخفی	ورودی
آزمایش	٥٦/٣٤	٠/٨٩	٠/٧	١/٥٤	٤٧/٣٩	١٦٠/٥٩	٢	٣
آموزش	٥٣/٢٢	٠/٩٧	٠/٨٥	١/٣٥	٥١/٢	١٠٠/١٥	٢	٣

این جدول نشان می‌دهد که مقدار ضریب تعیین نسبت به مقدار متناظر در تقسیم‌بندی اولیه افزایش قابل ملاحظه‌ای یافته است. همانطور که جدول (٦) نشان می‌دهد با وجود آنکه مقدار R^2 بهبود خیلی خوبی داشته است، معیارهای خطا نسبت به تقسیم‌بندی اولیه بدتر شده‌اند. با توجه به مقادیر خطا مربوط به مجموعهٔ آزمایش در شکل (٧) برای یک نقطه مقدار خطا خیلی زیاد می‌باشد و همین مقدار خطای خیلی زیاد باعث شده است، با وجود بهبود در مقدار R^2 در بقیه معیارهای عملکرد بهبودی مشاهده نشود. خطای خیلی زیاد حاصل از نقطه شوک باعث شده است معیارهای عملکرد شبکه دچار اختلال شوند. به گونه‌ای که آنها گویای عملکرد واقعی تقسیم‌بندی جدید می‌باشند. با حذف این مقدار خطا، معیارهای عملکرد با مقدار R^2 که نشان دهنده میزان پراکندگی داده‌ها توسط مدل جدید می‌باشد، همخوانی خواهد داشت. جدول (٧) مقدار این معیارهای عملکرد را در مجموعه آزمایش و آموزش نشان می‌دهد.



شکل(۷): خطای خالص در تقسیم‌بندی دوم

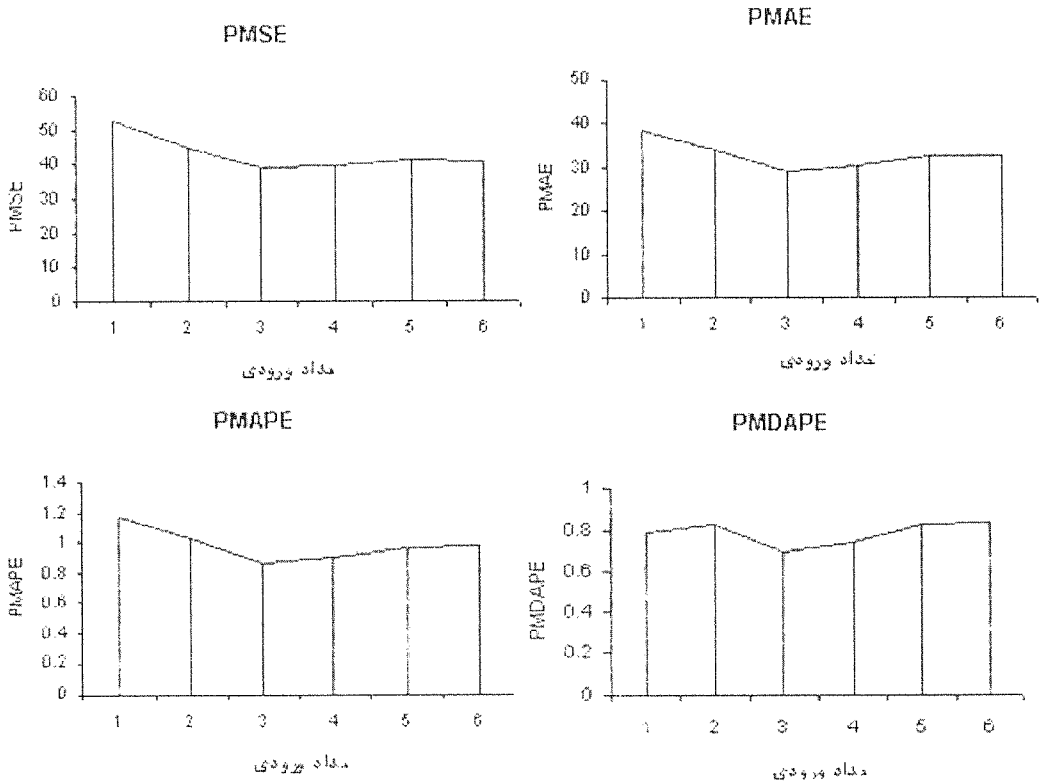
جدول(۷): مقادیر معیارهای عملکرد اصلاح‌شده

مجموعه	معیار عملکرد						بهترین تعداد گره‌ها	
	Ptrend(%)	PR^2	PMDAPE	PMAPE	PMAE	PMSE	مخفی	ورودی
آموزش	٥٦/٦١	٠/٩٩	٠/٨٦	١/٢٦	٤٥	٦٣/٩٥	٢	٣
آزمایش	٦٠	٠/٩٩	٠/٦٩	٠/٨٧	٢٩/٢	٣٩/٢	٢	٣

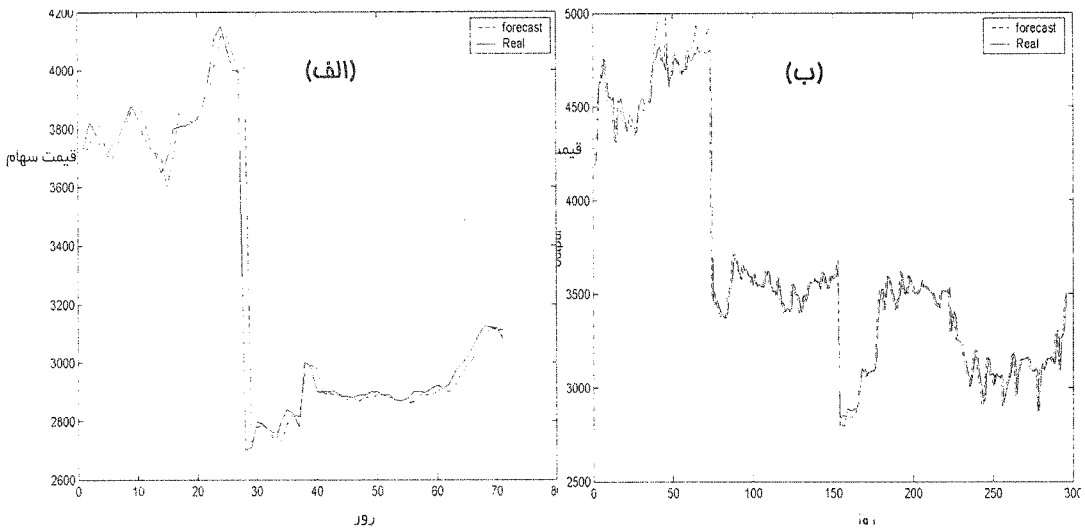
به منظور ارائهٔ عملکرد شبکه با تقسیم‌بندی جدید، معیارهای MAPE, MSE, MAE, MDAPE اصلاح شده، با نمادهای PR^2,PMDAPE,PMAPE,PMAE,PMSE (Pure MSE) به عنوان معیارهای جدید عملکرد استفاده می‌شوند. این معیارها با حذف مقادیر خیلی بزرگ خطا محاسبه می‌شوند. بدین ترتیب می‌توان عملکرد واقعی شبکه با تقسیم‌بندی جدید را در

پیش‌بینی (پیش‌بینی در مجموعه آزمایش) و شبیه‌سازی (پیش‌بینی در مجموعه آموزش) مورد بررسی قرار داد.

نمودارهای PMAPE ، PMAE ، PMAE، PMSE مربوط به تأثیر تعداد ورودی بر عملکرد شبکه بر مجموعهٔ آزمایش در شکل (۸) آمده است. هر چهار معیار با تعداد ورودی سه به حداقل مقدار خود می‌رسند، بنابراین بهترین معماری شبکه با تعداد ورودی سه به دست می‌آید و معماری ۱-۲-۳ در بین معمارهای موجود بهترین جواب را ارائه می‌دهد. شکل (۹) عملکرد شبکه را در شبیه‌سازی و پیش‌بینی برای بهترین معماری (۱-۲-۳) نشان می‌دهد.

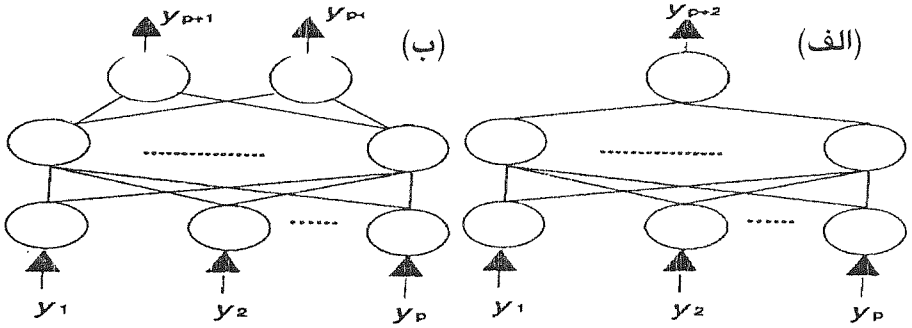


شکل(۸): تأثیر تعداد ورودی بر معیارهای عملکرد



شکل(۹): عملکرد شبکه در پیش‌بینی(الف) و شبیه‌سازی(ب)

درقسمت قبل با دانستن اطلاعات سری قیمت IKSEP مربوط به p روز قبل، پیش‌بینی مقدار سری در روز p+1 ام انجام گرفت. درعمل با توجه به زمان‌بری فرآیند خرید و فروش سهام، پیش‌بینی چند روز بعد از نظر عملی مفیدتر است. پیش‌بینی دو روز بعد را می‌توان به دو روش انجام داد. اول پیش‌بینی با یک خروجی است. همانند شکل (۱۰ الف) شبکه براساس p ورودی و خروجی p+2 ام سری آموزش داده می‌شود. بهترین معماری با سه ورودی دو مخفی حاصل شده‌است. مقادیر معیارهای عملکرد در جدول (۸) نشان داده شده است.



شکل(۱۰): الگوی ورودی به شبکه برای پیش‌بینی دو روز بعد

جدول(۸): بهترین معیارهای عملکرد در پیش‌بینی دو روز بعد با دو روش

تعداد گره خروجی	معیار عملکرد						بهترین تعداد گره‌ها	
	Ptrend(%)	PR^2	PMDAPE	PMAPE	PMAE	PMSE	مخفی	ورودی
یک	۵۲/۲٤	۰/۹۸	۱/۲٤	۱/۵۸	۵۳/۱	٦۹/۲	۲	۳
دو	٤۹/۲۸	۰/۹۸	۱/۲۵	۱/۵	۵۰/٦	٦٤/۹	۳	۲

دوم، پیش‌بینی با دو خروجی است. آموزش و تست شبکه بر اساس ساختار موجود در شکل (۱۰ ب) است. نتایج نشان می‌دهد که شبکه با دو خروجی برای پیش‌بینی دو گام به جلو موفق‌تر از شبکه با یک خروجی عمل کرده است.

همانند پیش‌بینی دو روز بعد برای پیش‌بینی هفت روز بعد نیز از هر دو ساختار –حالت با یک خروجی و هفت خروجی – استفاده شده است. در این حالت هم پیش‌بینی با هفت خروجی نتایج بهتری ارائه داده است. بهترین نتایج برای پیش بینی هفت روز بعد در جدول (۹) آمده است.

جدول(۹): بهترین معیارهای عملکرد در پیش‌بینی هفت روز بعد با دو روش

تعداد گره خروجی	معیار عملکرد						بهترین تعداد گره‌ها	
	Ptrend(%)	PR^2	PMDAPE	PMAPE	PMAE	PMSE	مخفی	ورودی
یک	٤٦/٤	۰/۹۵	۲/٤٦	۳/۳	۱۱۰/۷٦	۱۳۹/۳	۲	۱
هفت	٤٦/٤۳	۰/۹۵	۲/۳	۲/۸	۹٤/٤	۱۲۰/٤	٤	۱

۵- پیش‌بینی با استفاده از متغیرهای بنیادی و فنی

همان طور که قبلاً ذکر شد متغیرهای مؤثر بر بازار بورس متعدد هستند. در این بخش تأثیر دو متغیّر نرخ ارز و قیمت نفت را به عنوان کالاهای مرتبط با سهام متغیّر p/e را به عنوان یکی از ابزارهای رایج برای تحلیل وضعیت شرکت و متغیّر حجم مبادلات سهام در پیش بینی قیمت سهام بررسی می‌کنیم.

ارز به عنوان یکی از کالاهای مرتبط با سهام می‌تواند در قیمت سهام مؤثر باشد. در این تحقیق مقادیر ضریب همبستگی نرخ ارز بیشتر از بقیه متغیّرهای ذکر شده بوده‌است. بنابراین انتظار می‌رود با ورود نرخ ارز به شبکه، مقادیر پیش‌بینی شبکه بهبود یابد. بدین منظور نرخ ارز به عنوان ورودی به شبکه اعمال می‌شود. جدول (۱۰) نتایج مربوط به تأثیر نرخ ارز بر پیش‌بینی قیمت سهام را برای بهترین معماری شبکه نشان می‌دهد. با توجه به این جدول شبکه MLP با ورود نرخ ارز در

دو متغیّر PMSE و درصد تشخیص صحیح جهت حرکت قیمت سهام بهبود یافته است. همچنین قابلیت شبکه در تشخیص صحیح جهت حرکت قیمت سهام، بهبود قابل ملاحظه‌ای یافته است. در ادامه تأثیر نرخ ارز بر پیش‌بینی هفت روز بعد مورد آزمایش قرار گرفته و نتایج آن در جدول (۱۰) آمده است. در پیش‌بینی هفت روز بعد، نرخ ارز توانست بهبود قابل توجهی در معیارهای عملکرد شبکه ایجاد نماید.

جدول(۱۰): بهترین معیارهای عملکرد با ورود نرخ ارز به شبکه در پیش‌بینی یک و هفت روز بعد

افق پیش‌بینی(روز)	معیار عملکرد						بهترین تعداد گره‌ها	
	Ptrend(%)	PR^2	PMDAPE	PMAPE	PMAE	PMSE	مخفی	ورودی
یک	۵۹/۷۲	۰/۹۹	۰/۷۷	۰/۹۶	۳۲/۶	٤٤/٤	٤	۲
هفت	٤۹/۲	۰/۹	۲/۷٦	۲/۰٤	۵۹/٦	۷۳/۰٤	۲	۳

با ورود قیمت نفت تنها پارامتری که بهبود یافته است قابلیت تشخیص صحیح جهت حرکت قیمت سهام است. در بقیه معیارهای عملکرد، قیمت نفت تأثیری نداشته است. همچنین از قیمت نفت در پیش‌بینی چند گام به جلو نیز استفاده شده است که نتایج هیچ بهبودی را در معیارهای عملکرد نشان نداده است.

نسبت p/e حاصل تقسیم قیمت بر عایدی هر سهم است. نسبت p/e بهترین نقطهٔ شروع در تحلیل سرمایه‌گذاری در اوراق بهادار است. سادگی محاسبه، عدم دخالت عوامل ذهنی و ایجاد قابلیت مقایسه وضعیت شرکت‌ها، صنایع و بازار از جمله مزیت‌هایی است که موجب شده است این نسبت به عنوان یکی از ابزارهای متداول جهانی در ارزش‌یابی اوراق بهادار مطرح باشد. نتایج حاصل از ورود این نسبت به شبکه، بهبودی را در معیارهای خطا و همین‌طور قابلیت تشخیص جهت حرکت قیمت نشان نداده‌است. همین‌طور از این متغیر در پیش‌بینی چند گام به جلو هم استفاده شده است که بهبودی در این زمینه حاصل نشده است.

بر اساس تحقیقات انجام شده در بورس نیویورک به‌طور معمول حجم مبادلات و تغییرات قیمت سهام با یکدیگر رابطه دارند. این رابطه در شرایط مختلف و در فاصله‌های زمانی مختلف با اوراق بهادار مورد بررسی قرار گرفته است و نشان داده شده است که در بورس نیویورک رابطه بین تغییر قیمت سهام روز بعد و حجم مبادلات سهام هر روز وجود دارد. نتایج حاصل از ورود این متغیر به شبکه نشان می‌دهد، حجم مبادلات سهام، تأثیری بر عملکرد شبکه نداشته است. همچنین برای پیش‌بینی چند گام به جلو هم بهبودی مشاهده نشده است.

۶- پیش‌بینی با انواع مختلف شبکهٔ عصبی

در بخش قبل از عمومی‌ترین و پراستفاده‌ترین شبکه به منظور پیش‌بینی قیمت سهام استفاده شد. در این بخش از چند شبکه دیگر که در تقریب توابع مورد استفاده قرار می‌گیرند برای پیش‌بینی قیمت سهام استفاده می‌شود.

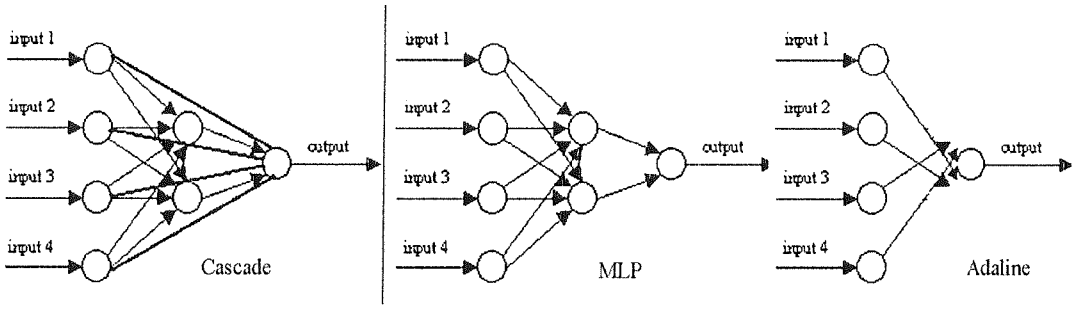
۶-۱- شبکهٔ Cascade

شبکهٔ Cascade در واقع همان شبکهٔ MLP است که از یک اتصال ورودی به خروجی نیز در معماری خود استفاده می‌کند. بهترین معماری شبکه Cascade برای پیش‌بینی یک روز بعد، معماری ۱-۳-۳ است. در این معماری تمامی معیارهای عملکرد نسبت به شبکهٔ MLP بهبود یافته‌اند. این شبکه توانسته است اندکی ازپراکندگی داده‌ها را که شبکهٔ MLP نتوانسته است تبیین کند، توضیح دهد. البته قابلیت تشخیص صحیح جهت حرکت قیمت در این شبکه نسبت به MLP کاهش داشته است. بهبود حاصل شده توسط شبکهٔ Cascade را می‌توان به این صورت تشریح نمود؛ که شبکه Cascade در حقیقت ترکیب دو شبکه MLP و آدلاین است..

شبکهٔ Cascade با استفاده از شبکه آدلاین که دو لایه با تابع تبدیل خطی است، توانسته است در کشف روابط خطی میان داده‌ها به شکل قوی‌تر و بهتری نسبت به شبکهٔ MLP عمل نماید و در نتیجه، پیش‌بینی بهتری را ارائه داده است. در حقیقت شبکهٔ Cascade بهترین نمونه از یک مدل ترکیبی برای پیش‌بینی قیمت سهام می‌باشد. شکل (۱۱) این موضوع را نشان می‌دهد. در جدول (۱۱)، درصد بهبود معیارهای عملکرد مدل پیش‌بینی بوسیلهٔ شبکهٔ Cascade ارائه شده است. در پیش‌بینی چند روز بعد، شبکهٔ Cascade دقیقاً مانند شبکهٔ MLP عمل نموده است.

جدول(۱۱): درصد بهبود معیارهای عملکرد شبکه MLP

PMSE	PMAE	PMAPE	PMDAPE	PR^2	Ptrend(%)
۳/۳۰	۳/۷۰	۹/۲	۱۱/٦	۰	-٤/۸



شکل(۱۱): شبکه Cascade بعنوان یک شبکه ترکیبی

۶-۲- شبکهٔ المان

این شبکه می‌تواند الگوهای موقت را ذخیره نماید. الگوریتم آموزشی که این شبکه استفاده می‌نماید الگوریتم آموزشی لونبرگ مارکوارت می‌باشد [۷]. در شبکهٔ المان پیش‌بینی‌ها تقریباً مانند شبکهٔ MLP بود. این شبکه نیاز به استفاده از گره‌های مخفی بیشتری از شبکهٔ MLP و Cascade دارد. استفاده از گره‌های مخفی بیشتر در پیش‌بینی یک روز و چند روز برای رسیدن شبکه به بهترین جواب لازم است. نتیجه مربوط به پیش‌بینی ۷ روز بعد، بهبود در معیارهای عملکرد را نسبت به شبکهٔ MLP نشان می‌دهد.

از شبکه‌های GRNN و RBFN هم برای پیش‌بینی قیمت سهام استفاده شد ولی نه تنها بهبودی با این شبکه‌ها حاصل نشد، بلکه نتایج به مراتب بدتری نسبت به سه شبکهٔ ذکر شده در قبل داشتند. بنابراین به طور خلاصه بهترین شبکه‌ها برای افق‌های پیش‌بینی یک، دو و هفت روز بعد عبارتند از:

جدول(۱۲): بهترین شبکه‌ها در افق‌های مختلف

افق پیش‌بینی	نوع شبکه	معیار عملکرد						بهترین تعداد گره‌ها	
		Ptrend(%)	PR^2	PMDAPE	PMAPE	PMAE	PMSE	مخفی	ورودی
یک روز بعد	Cascade	٥٧/١	۰/۹۹	۰/٦١	۰/۷۹	۲۸/۱	۳۷/۹	۳	۳
دو روز بعد	MLP	٤۹/۲۸	۰/۹۸	۱/۲٥	۱/٥	٥۰/٦	٦٤/۹	۳	۲
هفت روز بعد	با نرخ ارز MLP	٤۹/۲	۰/۹۷	۲/۷٦	۲/۰٤	٥۹/٦	۷۳/۰٤	۳	۱+۱ (قیمت سهام و نرخ ارز)

۷- پیش‌بینی با روش‌های خطی

در قسمت‌های قبل مدل‌های شبکه عصبی برای داده‌های IKSEP ارائه شد. در این قسمت به منظور مقایسه قابلیت مدل‌سازی شبکهٔ عصبی با روش‌های خطی، به مدل‌سازی سری IKSEP با دو روش خطی هموارسازی نمایی و باکس‌جنکینز پرداخته می‌شود.

۷-۱- پیش‌بینی با روش هموارسازی نمایی

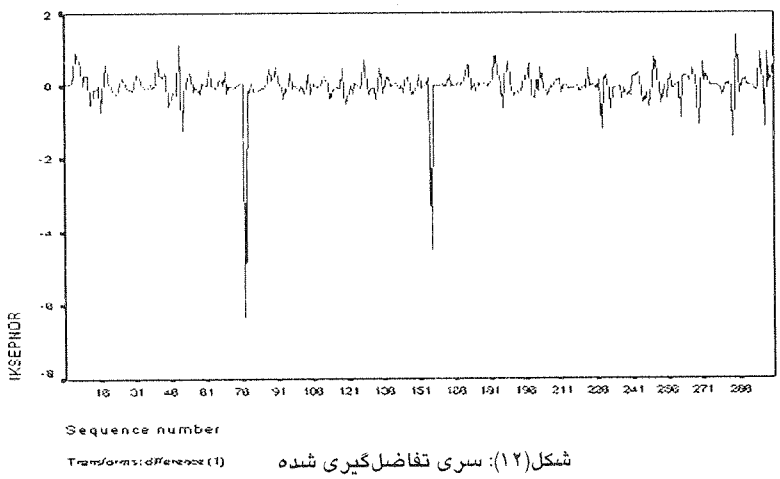
پیش‌بینی نمایی یکی از روش‌هایی است که گسترده‌ترین کاربرد را در میان روش‌های مختلف پیش‌بینی سری‌های زمانی گسستهٔ کوتاه‌مدت دارد و آیندهٔ فوری و نزدیک را پیش‌بینی می‌کند. این عمومیت استفاده به علت سادگی، کارایی محاسباتی و دقت قابل قبول آن است [۳].

سری IKSEP با روش هموارسازی نمایی مورد پیش‌بینی قرار گرفت، جدول (۱۳)، درصد بهبود مدل هموارسازی‌نمایی را بوسیله مدل شبکه نشان می‌دهد.

۷-۲- پیش‌بینی با روش باکس جنکینز

برای استفاده از رویه باکس جنکینز ابتدا نرمال بودن سری‌زمانی بررسی می‌شود. آزمون کلموگروف-اسمیرنوف نشان می‌دهد که سری IKSEP نرمال نیست. به منظور نرمال کردن سری از تبدیل Box-Cox استفاده و سری نرمال شده برای ادامه فرایند مدل‌سازی در نظر گرفته می‌شود. با توجه به شکل ۲ مشاهده می‌شود که مقدار سری با افزایش زمان به طور متوسط کاهش می‌یابد. در تائید این حدس، نمودار ضرایب خود همبستگی سری زمانی در شکل (۳) نشان می‌دهد که ضریب خودهمبستگی مرتبه اول تقریباً یک است که خود دلیلی بر ناایستا بودن سری زمانی است.

بنابراین برای ایستا کردن سری زمانی از تفاضل‌گیری غیرفصلی بر روی سری استفاده می‌شود. اگر y_t سری اصلی باشد، $x_t = y_t - y_{t-1}$ معادله سری تفاضل‌گیری شده است. در شکل (۱۲) دیده می‌شود که مشاهدات به طور تصادفی در اطراف محور افقی نوسان می‌کند، بنابراین سری ایستا شده است.



شکل(۱۲): سری تفاضل‌گیری شده

نمودار ضرایب خودهمبستگی و خودهمبستگی جزیی سری پس از یکبار تفاضل‌گیری نشان می‌دهد که فقط ضریب خودهمبستگی مرتبه اول معنی‌دار است، بنابر این مقدار p در مدل ARIMA(p,d,q)، یک خواهد بود. همچنین مقدار q برابر با یک است و مدل باکس جنکینز سری، ARIMA(1,1,1) است.

در نهایت، نمودار ACF و PACF مربوط به باقی‌مانده‌های مدل نشان می‌دهد که هیچکدام از ضرایب خودهمبستگی و خودهمبستگی جزیی سری باقی‌مانده معنی‌دار نیست، این بدین معنی است که مقادیر باقی‌مانده‌ها مستقل از هم بوده و برازش مناسب است. پیش‌بینی یک روز بعد توسط مدل ذکر شده انجام می شود. جدول (۱۳)، درصد بهبود معیارهای عملکرد روش باکس جنکینز را بوسیلهٔ مدل شبکه نشان می‌دهد؛ با توجه به آن می‌توان نتیجه گرفت که شبکهٔ عصبی در مدل‌سازی و پیش‌بینی سری IKSEP به مراتب بهتر و قوی‌تر از بهترین روش خطی (باکس‌جنکینز)، عمل کرده است.

جدول(۱۳): درصد بهبود مدل شبکه نسبت به دو روش خطی

نوع مدل خطی	معیار عملکرد					
	Ptrend(%)	PR^2	PMDAPE	PMAPE	PMAE	PMSE
هموارسازی‌نمایی	۳۷	۱۵	۵٤	۵٦	۵٤	۵۹
ARIMA (1,1,1)	۳۵	۱٤	۵۲	۵۱	٤۸	٤۹

۸- نتیجه‌گیری

در این مقاله با توجه به اهمیت پیش‌بینی قیمت سهام ایران‌خودرو به عنوان بزرگترین واحد خودروسازی کشور و یکی از بزرگترین شرکت‌های عضو بازار بورس تهران، به مدل‌سازی و پیش‌بینی قیمت سهام آن به وسیلهٔ انواع شبکه‌های عصبی و انواع متغیرهای بنیادی و فنی پرداخته شد. در ابتدا به کمک آزمون گردش، تصادفی نبودن داده‌ها و در نتیجه وجود داشتن الگو بین داده‌ها به اثبات رسید.

در ادامه به طراحی مدل پیش‌بینی به کمک شبکهٔ عصبی با توجه به فاکتورهایی نظیر نرمال‌سازی داده‌ها، توابع تبدیل و انتخاب مجموعه آموزش و آزمایش پرداخته شد. طبق

آزمایش‌های انجام شده، نرمال‌سازی استاندارد و استفاده از تابع تبدیل سیگموئید یا هیپربولیک برای لایهٔ مخفی و تابع تبدیل خطی برای لایهٔ خروجی قدرت شبکه را به نحو چشمگیری بهبود می‌دهد. در انتخاب مجموعهٔ آموزش و آزمایش استفاده از روش ارائه شده در مقاله، باعث شده است مجموعهٔ آموزش از مناطق مختلفی از فضای ورودی داده‌ها، انتخاب شود و در نتیجه الگوهای بیشتری از داده‌ها توسط شبکه یاد گرفته شود.

همچنین بجز پیش‌بینی روز بعد، پیش‌بینی دو و هفت روز بعد هم مورد بررسی قرار گرفت. در ادامه از چهار متغیر بنیادی؛ نرخ ارز، قیمت نفت، p/e و حجم مبادلات سهام برای ورود به شبکه استفاده شد. در بین متغیرهای بنیادی، نرخ ارز توانست در پیش‌بینی هفت روز بعد، نتایج شبکهٔ MLP را به طور قابل ملاحظه‌ای بهبود ببخشد. در خاتمه از شبکه‌های عصبی Cascade, Elman, GRNN و RBFN نیز که به منظور تقریب توابع مورد استفاده قرار می‌گیرند، جهت پیش‌بینی قیمت سهام ایران‌خودرو استفاده شد. در این میان شبکهٔ Cascade توانست نتایج حاصل از شبکهٔ MLP را در پیش‌بینی یک روز بعد، بهبود ببخشد. در خاتمه، بهترین مدل خطی یعنی مدل باکس‌جنکینز نیز برای پیش‌بینی قیمت سهام شرکت ایران-خودرو مورد استفاده قرار گرفت. نتایج نشان دادند که مدل شبکه به مراتب بهتر از مدل باکس‌جنکینز عمل می‌کند [۲].

۹- مراجع

[۱] جهان‌خانی، علی؛ پارسائیان، علی؛ **"مدیریت سرمایه‌گذاری وارزیابی اوراق بهادار"**، انتشارات دانشکده مدیریت دانشگاه تهران، ۱۳۷۶.

[۲] عباس‌پور، محمدرضا؛ **"پیش‌بینی قیمت سهام شرکت ایران‌خودرو با شبکهٔ عصبی"**، پایان‌نامهٔ کارشناسی ارشد مهندسی صنایع-سیستم‌های اقتصادی، دانشگاه تربیت مدرس، مهر ۱۳۸۱.

[۳] فاطمی قمی، محمدتقی؛ "پیش‌بینی و تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی"، نشردانش امروز، ۱۳۷۳.

[٤] Boyd M.; Kaastra I.; "*Designing a Neural Network for Forecasting Financial and Economic Time Series*",Vol.10, 1996.

[٥] Chenoweth T.; Obradovic Z.; "*A Multi-Component Nonlinear Prediction System for the S&P 500 Index*", Neurocomputing, Vol. 10, P.275-290, 1996.

[٦] Diniz H.; "*Architecture Design of Artificial Neural Networks Based on Box & Jenkins Models for Time Series Prediction*", IEEE, 1999.

[۷] Haykin S.; "*Neural Networks: A Comprehensive Foundation*", Prentice-Hall, 1999.

[۸] Jang J.R.; Sun C.; Mizutani E.; "*Neuro-Fuzzy and Soft Computing*", Prentice-Hall, 1997.

[۹] Kanas A.; Yannopoulos A.; "*Comparing Linear and Nonlinear Forecasts for Stock Returns*", Vol.10, 2001.

[۱۰] Khaloozadeh H; Sedigh AK.; "*Long Term Prediction of Tehran Price Index (TEPIX) using Neural Networks*", ieeexplore.ieee.org, 2001.

[۱۱] Kohzadi N.; Boyd M.; Kermanshahi B.; Kaastra I.; "*A Comparison of Artificial Neural Network and Time Series Models for Forecasting Commodity Prices*", Neurocomputing, Vol.15, 1996.

[۱۲] The Mathworks Web Site; *http://www.mathworks.com*

[۱۳] Tseng F.; Yu H.; Tzeng G.; "*Combining Neural Network Model with Seasonal Time Series ARIMA Model*", Technological Forecasting & Social Change, Vol.69, 2002.

[۱٤] Wang G.; Leu J.; "*Stock Market Trend Prediction Using ARIMA Based Neural Networks*", IEEE,1996.

[۱٥] White H.; "*Economic Prediction Using Neural Networks:The case of IBM Daily Stock Returns*", http://www.citeseer.nj.nec.com/context,1993.

[۱٦] Yao J.; Poh H.; "*Forecasting The KLSE Index Using Neural Networks*", Department of Information System and Computer Sience, National University of Singapore,1996.

[۱۷] Zhang G.; HU M.; "*Neural Network Forecasting of the British pound/US Dollar Exchang Rate*", Omega, Vol. 26, No.4., 1998, P.495-509.

[۱۸] Zhang G.; Pattuwo E.B.; "*Forecasting with Artifitial Neural Networks: the State of the Art*", International Journal of forecasting, Vol.14, P.35-62, 1998.

[1] Data-Driven
[2] Model Based
[3] Widrow
[4] Backpropagation
[5] Universal Function Approximation
[6] Parsimony Principle
[7] Complex Autocorrelation
[8] Mean Absolute Error
[9] Mean Standard Error
[10] Mean Absolute Percentage Error
[11] Median Absolute Percentage Error
[12] Autocorrelation Function
[13] Partial Autocorrelation Function
[14] Nonstationary
[15] Runs Test
[16] Ferial Test
[17] Gap
[18] Serial Correlation
[19] Correlation Dimension Estimate
[20] Largest Lyapunov Exponent
[21] Rescaled Range Analysis