ارائه مدلی برای پیش بینی قیمت سهام شرکت ایران‌خودرو به کمک شبکه‌های عصبی

محمدرضا عباس‌پور
کارشناس ارشد مهندسی سیستم‌های اقتصادی
abbaspour@ut.ac.ir
محمدرضا امین‌ناصری
استادیار دانشگاه تربیت مدرس
Amin-nas@modares.ac.ir

واژه‌های کلیدی
پیش‌بینی، شبکه عصبی، بازار بورس، پیش‌بینی قیمت سهام، شرکت ایران‌خودرو

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 می باشد و لذا تمایل روزافزونی مبنی بر پیش‌بینی قیمت سهام آن مشاهده می‌شود.
از طرف دیگر، امروزه علاقه فزاینده‌ای در استفاده از شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی قیمت سهام در بازار بورس بوجود آمده است. قدرت بالای تشخیص انواع الگوهای موجود در داده‌های بازار و تقریب توابع پیچیده از مشخصات ممتاز شبکه عصبی در کشف فرایند مولد قیمت بازار می‌باشد.
در این مقاله به پیش‌بینی قیمت سهام ایران خودرو IKSEP (Iran Khodro Stock Exchange Price) به کمک شبکه‌های عصبی پرسپترون خواهیم پرداخت. از این رو، پس از بررسی ادبیات موضوع، بوسیله آزمون گردش، امکان پیش‌بینی قیمت سهام شرکت ایران‌خودرو بررسی گردیده است. به علت نوسانات شدید موجود در داده‌های قیمت سهام شرکت ایران خودرو، روش خاصی برای انتخاب مجموعه تست و آموزش بکار گرفته شده و در نتیجه، قدرت برازش مدل شبکه به مراتب بهبود یافته است. همچنین تأثیر انواع توابع تبدیل برای لایه مخفی و خروجی و انواع ساختار شبکه از لحاظ تعداد گره‌های ورودی و مخفی بر عملکرد شبکه مورد بررسی قرار گرفته و آنها که در بهبود مدل شبکه موثر بوده‌اند، در مدل نهایی لحاظ گردیده‌اند و در نهایت بهترین مدل شبکه برای پیش‌بینی دوره‌های مختلف زمانی ارائه گردیده‌است.

۱-مقدمه

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

در ادبیات موضوع، روش‌های گوناگونی برای پیش‌بینی بازار آمده است که می‌توان آنها را در چهار گروه طبقه‌بندی نمود:

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

تحلیل‌گران فنی یا نمودارگراها[1] 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 در جهت تعیین شاخص‌های روزانه، هفتگی و ماهانه بازار تعیین می‌نمایند. تحلیل‌گران بنیادی، با توجه به ارزش واقعی و ذاتی یک سهم اقدام به پیش‌بینی می‌نمایند. 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 بالاخص شبکه عصبی می‌باشد.

در دهه اخیر "شبکه‌های عصبی" به عنوان یکی از پراستفاده‌ترین روش‌ها در زمینه 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 شبکه عصبی در کشف فرایند مولد قیمت بازار می باشد بطوریکه دومین زمینهٔ پرکاربرد استفاده از شبکه‌های عصبی را، پیش‌بینی سری‌های زمانی به خود اختصاص داده است [2,18].

تحقیقات نشان می‌دهد که اکثر سری‌های زمانی در جهان واقعی دارای الگوهای غیرخطی و پیچیده می باشند؛ به‌طوریکه محققان را بر آن داشته است که متدهای پیش‌بینی سری‌های زمانی غیرخطی را ایجاد نمایند. اما این متدها هم با توجه به فرضیات اولیهٔ خود یک رابطه غیرخطی خاص را مورد توجه قرار می‌دهند و این رهیافت باعث عدم کشف الگوهای غیرخطی زیادی می‌شود که در اکثر سری‌های زمانی وجود دارند[2,13,17,18].

رهیافت شبکه‌های عصبی به عنوان روش داده‌محور[2] و بدون در نظر گرفتن فرضیات موجود در روش‌های مدل‌گرا[3] چشم انداز قدرتمند و نوینی در جهت تقریب توابع پیچیده می باشند. 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 می گردد.

استفاده از شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی ایده جدیدی نیست. Hu در سال ۱۹۶۴ در رساله خود برای اولین بار این ایده را برای پیش بینی وضعیت هوا بوسیله شبکه های خطی تطبیقی ویدرو[4] مورد استفاده قرار داد. بواسطه نقص الگوریتم آموزشی برای آموزش شبکه‌های چند لایه، این تحقیق کاملا محدود شده بود. این محدودیت تا سال ۱۹۸۶ که رملهارت الگوریتم پس انتشار خطا[5] را معرفی نمود، ادامه داشت و پس از آن گستره وسیعی از تحقیقات در این زمینه رشد نمود[18].

1- *Chartists*

2- *Data-driven*

3- *Model Based*

4- *Widrow*

5- *Backpropagation*

خالوزاده در سال ۱۳۷۷، در رسالهٔ دکترای خود به مدل‌سازی و پیش‌بینی قیمت سهام شرکت شهد ایران با شبکه عصبی خاص MLP سه لایه با توابع تبدیل غیرخطی تانژانت هیپربولیک برای لایه مخفی و تابع تبدیل خطی برای لایه خروجی و قانون یادگیری BP استاندارد می‌پردازد. همچنین در این مطالعه قابلیت پیش‌بینی قیمت سهام شرکت بوسیله روش تخمین بعد همبستگی و روش تحلیل R/S بررسی شده است[9].

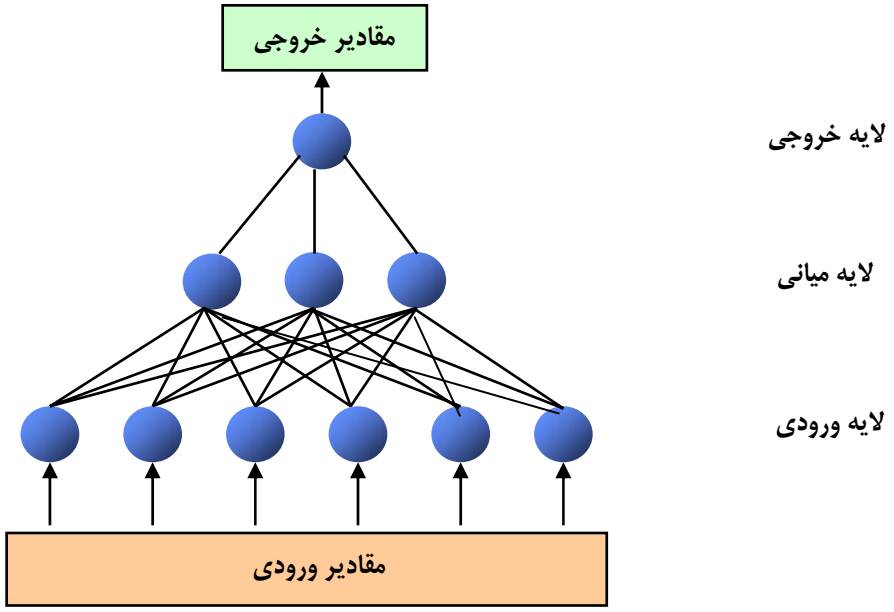
در سال ۱۹۹۶ کوهزادی در تحقیقی به مقایسه شبکه‌های عصبی و مدل‌های سری زمانی باکس‌جنکینز در پیش‌بینی قیمت ماهانه گندم از سال ۱۹۵۰ تا ۱۹۹۰ پرداخته است[10]. وایت، در تحقیقی پیش‌بینی بهره روزانه سهام شرکت IBM را با شبکه عصبی و مدل AR در نظر گرفته‌است[15]. در همین سال تحقیقی پیرامون پیش‌بینی شاخص سهام کوالالامپور با استفاده از شبکه‌های عصبی توسط یاو ترتیب داده شده است. در این تحقیق از تحلیل R/S برای مشخص نمودن تصادفی بودن سری زمانی داده‌ها استفاده شده است[16]. وانگ شبکه‌های عصبی مبتنی بر ARIMA (شبکه ترکیبی) را برای پیش‌بینی شاخص قیمت بازار بورس تایوان پیشنهاد می‌نماید[14].

در تحقیقی دیگر، ابراندویچ یک سیستم پیش‌بینی غیرخطی مبتنی بر شبکه عصبی برای پیش‌بینی شاخص سهام S&P طراحی می‌نمایند[3]. ژانگ در سال ۱۹۹۸ پیش‌بینی نرخ ارز را با شبکه‌های عصبی و مدل گام زدن تصادفی مورد مطالعه قرار داده است[17]. در سال ۱۹۹۹ دینیز مطالعه‌ای برای پیش‌بینی سری زمانی قیمت یکی از شرکت‌های برزیلی در بازار بورس با شبکه عصبی و مدل باکس‌جنکینز انجام میدهد[5]. کاناس در سال ۲۰۰۱ پیش‌بینی بهره بازار را به وسیله مدل رگرسیون خطی و روش شبکه عصبی مورد مقایسه قرار میدهد. استینر و ویت کمپرعملکرد چند مدل رگرسیونی و شبکه عصبی را برای پیش‌بینی بهره سهام بازار بورس فرانکفورت مورد بررسی قرار می‌دهند[8]. در سال ۲۰۰۲ تحقیقی به منظور پیش‌بینی مقدار کل تولید صنایع ماشین‌سازی تایوان توسط تزنگ انجام شده است. در این تحقیق مدل‌های (سری زمانی فصلی) SARIMA، شبکه عصبی و ترکیب این دو مورد بررسی قرار گرفته است[13].

در ادامه مقاله، پیش‌بینی سری‌های زمانی بوسیله شبکه‌های عصبی و قابلیت پیش‌بینی قیمت سهام در بخش‌های دوم و سوم بررسی می‌شود. در بخش چهارم ضمن بررسی مراحل طراحی مدل، مدل طراحی شده ارائه شده و به ترتیب، پیش‌بینی دو و هفت روز بعد، پیش‌بینی با استفاده از: متغییرهای بنیادی، انواع شبکه عصبی و روش‌های خطی ارائه می‌شود[1].

۲- پیش‌بینی سری‌های زمانی بوسیله شبکه عصبی

شبکه های عصبی پرسپترون به‌ویژه پرسپترون چند لایه در زمره کاربردی‌ترین شبکه‌های عصبی می‌باشند. در شکل ۱ یک شبکه پرسپترون سه لایه با معماری ۱-۳-۶ 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 لایه قبل متصل می‌باشد. به چنین شبکه‌هایی شبکه‌های کاملاً مرتبط گویند. شبکه فوق عملا از به هم پیوستن دو شبکه پرسپترون تک لایه ایجاد شده است. خروجیهای لایه اول، بردار ورودی لایه دوم را تشکیل می‌دهند و خروجیهای لایه سوم پاسخ واقعی شبکه را تشکیل می‌دهند.



شکل۱-یک شبکه عصبی با یک لایه میانی

چندین خصوصیت متمایز و منحصر به فرد شبکه‌های عصبی که برای کار پیش بینی جذاب می‌باشند ذیلاً تشریح می‌شوند:

نخست آنکه شبکه‌های عصبی بر خلاف روش‌های مبتنی بر مدل، روش‌هایی خود تطبیق ده و داده‌گرا می‌باشند. 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 سخت برای توصیف باشند بدست می آورند. بنابراین برای حل مسائلی که نیاز به دانش پیچیده‌ای دارند اما داده‌های کافی برای آنها وجود دارد، مناسب می باشند.

ویژگی دوم شبکه‌های عصبی این است که می‌توانند تعمیم بدهند. شبکه‌های عصبی اغلب می‌توانند به طور صحیح داده‌هایی را که در مرحله آموزش استفاده نشده‌اند، استنباط نمایند.

سوم آنکه شبکه‌های عصبی یک تقریب‌زننده جامع[1] می‌باشند. در تئوری نشان داده شده است که شبکه عصبی می تواند، هر تابع را با هر دقت دلخواه تقریب بزند [2,6,7].

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

موارد ذیل باید در پیش‌بینی سری‌های زمانی با استفاده از شبکه عصبی در نظر گرفته شود[11,18]:

معماری شبکه: به معنی تعیین تعداد گره‌های ورودی, تعداد لایه‌های مخفی, گره‌های مخفی و تعداد گره‌های خروجی می‌باشد. 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 نماید تا بوسیله آن نگاشت‌های غیرخطی پیچیده را بین متغیرهای ورودی و خروجی برقرار نماید. در مورد تعداد گره‌های مخفی شبکه‌های عصبی ملزم به رعایت اصل صرفه‌جویی[2] می‌باشند که در آن قدرت تعمیم بهتر را از آن شبکه با تعداد گره‌های مخفی کمتر می‌داند. محققین برای محدود نمودن تعداد گره‌های مخفی برای جلوگیری از مسئله Overfitting (یعنی یاد گرفتن دقیق خود داده‌های آموزش، نه رابطه بین آنها که باعث می‌شود شبکه در مرحله آزمایش قدرت تعمیم نداشته باشد) تعداد آنها را حداکثر دو برابر تعداد گره‌های ورودی در نظر گرفته‌اند که در اغلب موارد این انتخاب ابتکاری، نتایج خوبی داده است[2,18].

تعداد گره‌های ورودی: برابر است با تعداد مشاهدات تاخیری که برای کشف کردن 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 مسئله در پیش بینی سریهای زمانی انتخاب تعداد ورودی‌ها می‌باشد. زیرا هر الگوی ورودی شامل اطلاعات مهمی در مورد ساختار خود همبسته پیچیده داده‌ها[3] می‌باشد.

تعداد گره‌های خروجی : در پیش‌بینی سری‌های زمانی اغلب تعیین تعداد گره‌های خروجی وابسته به افق پیش‌بینی می‌باشد. دو نوع افق پیش‌بینی در مطالعات مورد استفاده قرار گرفته است. نخست افق پیش بینی یک روز بعد است و دوم، افق پیش بینی چند روز بعد می‌باشد. معمولا 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 می‌نمایند. در اکثر موارد مخصوصاً در مورد پیش‌بینی، از شبکه با اتصالات کامل بین گره ها استفاده می‌شود.

تابع تبدیل: تابع تبدیل یا فعال‌ساز یا فشرده‌ساز، ارتباط بین ورودی و خروجی یک گره و یک شبکه را مشخص می‌نماید. این توابع درجه‌ای از غیرخطی بودن را به شبکه تزریق می‌نمایند که برای اکثر کاربردهای شبکه عصبی ارزشمند و مهم می‌باشد. توابع تبدیل به کار گرفته شده توسط محققان در پیش‌بینی اغلب سیگموید (لجستیک)، تانژانت‌هیپربولیک و خطی بوده‌اند[2,12,18].

نرمال کردن داده‌ها: نرمال‌سازی داده‌ها باعث می‌شود داده‌های مورد استفاده در دامنه‌ای خاص، فشرده و هماهنگ شوند. نرمال‌سازی مخصوصاً در مواقعی که از توابع سیگموئید یا تانژانت هیپرپولیک به عنوان تابع تبدیل شبکه استفاده می‌شود توصیه می‌شود[18]. در

1- Universal Function Approximation

2- Parsimony Principle

3– Complex Autocorelation

تحقیقات عمدتاً از دو روش نرمال‌سازی خطی وآماری به شرح زیر استفاده می‌شود:(x نمایانگر داده خام، $x_{\min}$ و $x_{\max}$ به ترتیب مینیمم و ماکزیمم و x_n نرمال شده آن می‌باشند)

۱) نرمال کردن خطی به دامنه [0,1]:

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

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 می‌باشند.

مجموعه تست و آموزش: برای استفاده از شبکه‌های عصبی مجموعه داده‌ها معمولا به دومجموعه تست و آموزش تقسیم می شوند. محققان در مسائل پیش‌بینی و تقریب توابع ۲۰ درصد از کل داده‌ها را به عنوان مجموعه تست در نظر می‌گیرند و بقیه را برای آموزش استفاده می نمایند. گاهی اوقات از مجموعه سومی به نام مجموعه اعتبار (Valid Set) و تکنیک Cross Validation استفاده می‌شود. بدین صورت که قسمتی از مجموعه داده‌ها به عنوان مجموعه اعتبار در نظر گرفته می‌شود و همانطور که یادگیری شبکه به وسیله مجموعه آموزش دنبال می شود قدرت تعمیم شبکه برای مجموعه اعتبار ارزیابی می‌شود. در نقطه‌ای که یادگیری شبکه بهتر می‌شود، ولی قدرت تعمیم شبکه برای مجموعه اعتبار رو به کاهش می نهد، یادگیری شبکه باید متوقف شود. در این نقطه در شبکه پدیده Overfitting در حال اتفاق افتادن است. این تکنیک اغلب برای مجموعه داده‌های زیاد مورد استفاده قرار می‌گیرد و در مجموعه داده‌های کم و معمولی همان دو مجموعه تست و آموزش کافی می‌باشد[18].

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

جدول۱-معیارهای عملکرد مورد استفاده در تحقیق

معیار عملکرد		
نام	**مفهوم**	**فرمول**
MAE	میانگین قدرمطلق خطا[1]	$\frac{\sum \lvert e_t \rvert}{N}$
MSE	میانگین مجموع مربعات خطا[2]	$\frac{\sum (e_t)^2}{N}$
MAPE	میانگین قدرمطلق درصد خطا[3]	$\frac{1}{N}\sum \left\lvert \frac{e_t}{y_t} \right\rvert * 100$
MdAPE	میانه قدرمطلق درصد خطا[4]	$Median\left(\left\lvert \frac{e_t}{y_t} \right\rvert * 100 \right)$
R^2	ضریب تعیین	$1 - \frac{SSE}{SST}$
Trend	درصد تشخیص جهت حرکت سری قیمت	$\text{sgn}[(\hat{y}_t - \hat{y}_{t-1})(y_t - y_{t-1})] \geq 0$

1-Mean Absolute Error

2- Mean Standard Error

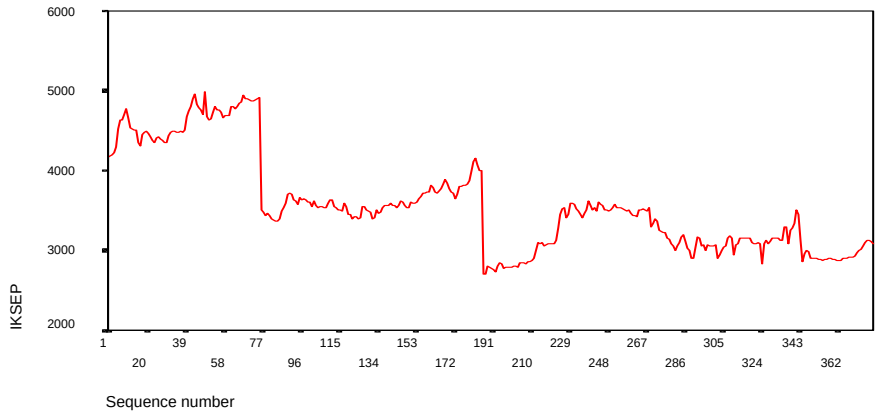
3- Mean Absolute Percentage Error

4- Median Absolute Percentage Error

که در آنها $e_t = y_t - \hat{y}_t$ و $\hat{y}_t$ پیش‌بینی y_t (مقدار سری زمانی در لحظه t) می‌باشد و N تعداد پیش‌بینی یا تعداد الگوهای ورودی به شبکه می‌باشد.

۳- داده‌ها

داده‌هایی که در این مطالعه مورد استفاده قرار گرفته است، مربوط به قیمت سهام شرکت ایران خودرو در بازار بورس اوراق بهادار تهران می باشد. در بخش مربوط به متغیرهای موثر بر قیمت سهام شرکت ایران خودرو، متغیرهایی بنیادی از قبیل، نرخ ارز، قیمت نفت و نسبت p/e و متغیر فنی حجم مبادلات سهام در نظر گرفته شده است. تمام اطلاعات مربوط به این متغیرها از کتابخانه بازار بورس اوراق بهادار تهران اخذ شده است. داده‌های مورد مطالعه مربوط به مشاهدات دوره زمانی۱۳۷۹-۱۳۸۰ می‌باشد وشامل ۳۷۹ مشاهده می‌شود. همچنین نمودار مربوط به سری قیمت سهام ایران خودرو (IKSEP) در طول زمان در شکل ۲ به نمایش درآمده است.



شکل۲- نمودار سری زمانی IKSEP

همانطور که شکل ۲ نشان می‌دهد سری دارای نوسان ناگهانی (شوک) در پریود زمانی مربوطه می‌باشد، نقاط این شوکها در جدول ۲ آمده است..

جدول۲- نقاط شوک سری IKSEP

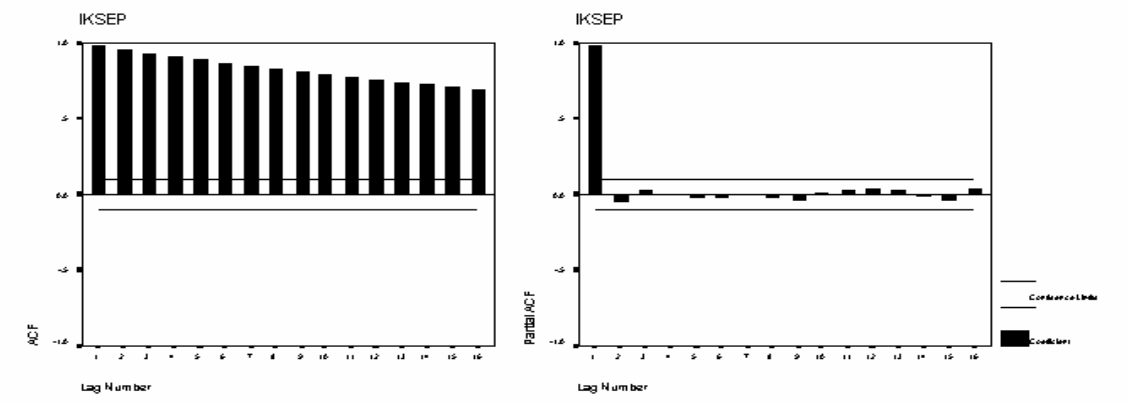
نوسان‌های شدید IKSEP			
شماره	مقدار	تاریخ	نقاط
۱	۱۴۳۷	۷۹/۴/۲۵ و۷۹/۵/۲۴	۷۶ و ۷۷
۲	۱۲۹۹	۷۹/۱۱/۳۰ و۷۹/۱۲/۹	۱۸۶ و ۱۸۷
۳	۲۵۸	۸۰/۱۰/۱۰ و۸۰/۱۱/۱	۳۴۳و ۳۴۴

همچنین در شکل ۳ منحنی مربوط به توابع خود همبستگی[1] (ACF) و خود همبستگی جزئی[2] (PACF) سری IKSEP نشان داده شده است که نشان دهنده همبستگی فوق العاده زیاد میان تاخیرهای سری IKSEP است. همچنین بیان‌کننده ناایستایی[3] خیلی زیاد در سری مربوطه می‌باشد .

1- Auto Correlation Function

2-Partial Auto Correlation Function

3 –Nonstationary



شکل۳- نمودار ضریب خودهمبستگی و خودهمبستگی جزیی

همانطور که قبلاً عنوان شد برای امکان پیش‌بینی قیمت سهام، باید نشان داده شود میان اطلاعات گذشته قیمت سهام، الگویی وجود دارد که با کشف این الگو، بتوان قیمت سهام شرکت را پیش‌بینی نمود. 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[۱]، فراوانی، فریال[۲]، گپ[۳] و همبستگی دنباله‌ای[۴]، برای بررسی تصادفی بودن یا نبودن یک سری زمانی وجود دارد. روش‌هایی هم مانند تخمین بعد همبستگی[۵]، روش محاسبه بزرگترین نمای لیاپانوف[۶] و تحلیل R/S[۷] 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- می‌باشد که از مقدار ۱/۹۶- خیلی کمتر است و بر این اساس فرض صفر، مبنی بر تصادفی بودن داده‌ها، به شدت رد می‌شود.

۴- 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[8] و RBFN[9] مورد آزمایش قرار می‌گیرد و بهترین آنها انتخاب می‌شود.

شکل۴ 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 مرحله آموزش، ابتدا مشاهدات سری، در الگوهای pتایی به شبکه ارائه می‌شود. سپس خطای شبکه بر اساس اختلاف بین خروجی شبکه ومشاهده 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 صورت می‌گیرد.

1-Runs Test

2-Ferial

3-Gap

4-Serial Correlation

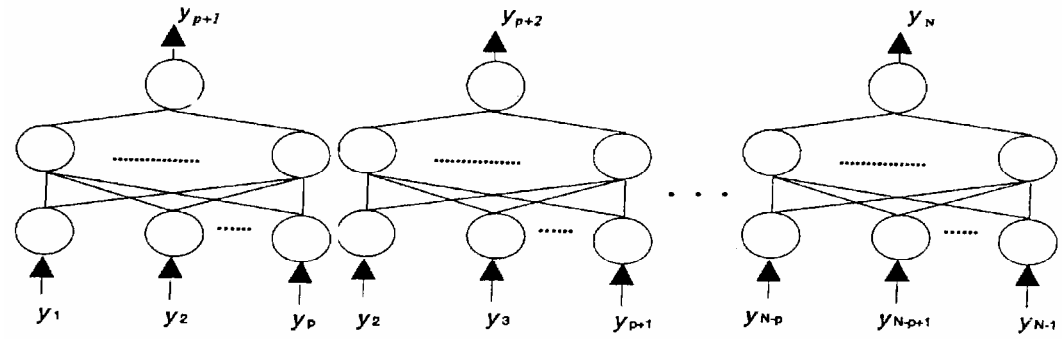
5-Correlation Dimension Estimate

6-Largest Lyapunov Exponent

7-Rescaled Range Analysis

8-General Regresion Neural Networks

9-Radial Based Fuction Network



شکل۴- ساختار شبکه برای پیش‌بینی یک روز بعد

شبکه بعد از تنظیم این پارامترها در مرحله آموزش، مشاهدات مجموعه آزمایش را تقریب می‌زند. به بیان دیگر، شبکه عصبی الگوهای موجود را که از مجموعه آموزش استخراج نموده است، به مجموعه آزمایش تعمیم می‌دهد. در ادامه مراحل طراحی مدل شبکه عصبی تشریح می‌شود.

۴-۱- نرمال‌سازی داده‌ها

برای بررسی ضرورت نرمال کردن داده‌ها، ابتدا از داده‌های خام برای ورود به شبکه استفاده می‌شود[4,19]. ۸۰٪ داده‌ها به‌عنوان مجموعه آموزش و۲۰٪ آن برای تست شبکه استفاده می‌شود. مقدار ضریب تعیین برای مجموعه 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 مجموعه 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 دیده و در مقابل داده‌های آزمایش تست می‌شود. در جدول۳ بهترین عملکرد شبکه با در نظر گرفتن معماری‌های مختلف، در برابر داده‌های نرمال شده به روش خطی و استاندارد ارائه شده است.

جدول۳- 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	۴۶/55	۸۳/۴	۲	۱
استاندارد	۴۷/۹۵	۰/۷	۰/۵۷	۱/۴۹	۴۵/۹۷	۸۱	۲	۲

با توجه به مقادیر شاخص‌های خطا در این جدول به خوبی مشهود است که نرمال‌سازی اثر عمده‌ای در 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.

۴-۲- 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 لایه مخفی

۲- تابع تبدیل خطی برای لایه خروجی

با توجه به قسمتهای قبل توابع تبدیل مورد استفاده برای مسایل پیش‌بینی و تقریب توابع، توابع تانژانت هیپربولیک، سیگموید و خطی می‌باشند. در مورد سری IKSEP عملکرد تابع تبدیل سیگموید و تانژانت هیپربولیک بعنوان 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 در جدول۴ آمده است.

جدول۴- 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	۰/۶	۱/۱۶	۲/۰۱	۶۱/۸	۱۱۴/۳	۲،۳،۴،۰۰۰	۲
Tanhبرای تمام لایه‌ها	۵۰/۶۷	۰/۶۱	۱/۰۱	۱/۸۶	۵۷/۷	۹۱/۷۸	۳	۵
Tanhبرای مخفی - خطی برای خروجی	۴۷/۹۵	۰/۷	۰/۵۷	۱/۴۹	۴۵/۹۷	۸۱	۲	۲

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

۴-۳- انتخاب مجموعه آموزش و آزمایش

با توجه به تحقیقات صورت گرفته دو ترکیب برای مجموعه آزمایش و آموزش در نظر گرفته شده است این دو ترکیب عبارتند از:

- ✓ ۲۰-۸۰: ۸۰ درصد مجموعه آموزش- ۲۰ درصد مجموعه آزمایش
- ✓ ۳۰-۷۰: ۷۰ درصد مجموعه آموزش- ۳۰ درصد مجموعه آزمایش

در جدول ۵ نتایج استفاده از این دو ترکیب برای مجموعه داده‌های IKSEP آورده شده است.

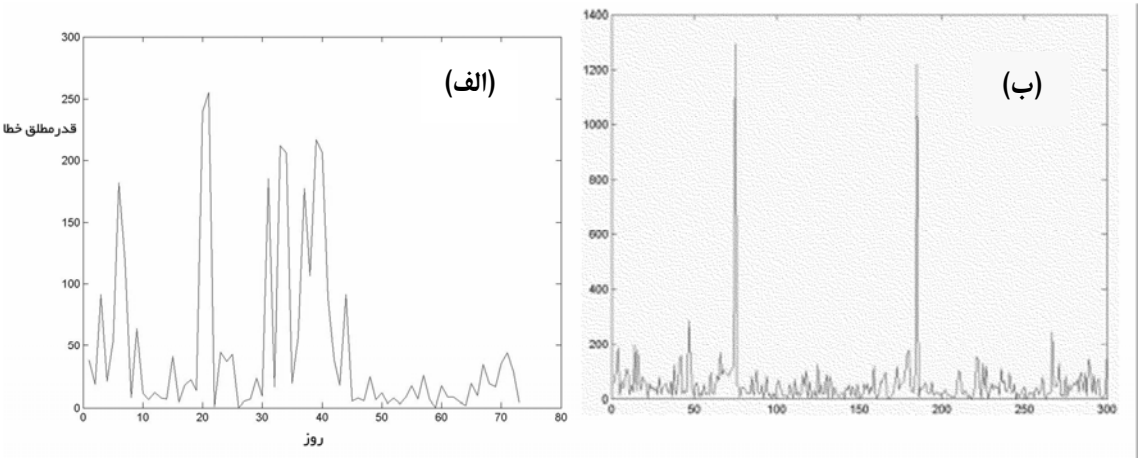
جدول۵- معیارهای عملکرد برای بهترین معماری دو ترکیب فوق

ترکیب	معیار عملکرد							بهترین تعداد گره‌ها	
	Trend(%)	R^2	MDAPE	MAPE	MAE	MSE	مخفی	ورودی
۲۰-۸۰	۴۷/۹۵	۰/۷	۰/۵۷	۱/۴۹	۴۵/۹۷	۸۱	۲	۲
۳۰-۷۰	۴۸	۰/۶۲	۰/۹۸	۱/۸	۵۵/۳	۹۰/۲	۲	۲

۸۰ درصد مجموعه داده‌ها به‌عنوان مجموعه آموزش (۳۰۲ داده) و بقیه داده‌ها برای مجموعه آزمایش استفاده می‌شوند(۷۷ داده). جدول ۶ بهترین نتایج معیارهای عملکرد را به ترتیب در برابر مجموعه 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 داده شود.

جدول۶- معیارهای عملکرد برای بهترین معماری

مجموعه	معیار عملکرد							بهترین تعداد گره‌ها	
	Trend(%)	R^2	MDAPE	MAPE	MAE	MSE	مخفی	ورودی
آزمایش	۴۷/۹۵	۰/۷	۰/۵۷	۱/۴۹	۴۵/۹۷	۸۱	۲	۲
آموزش	۵۵	۰/۹۶	۰/۹۳	۱/۴۶	۵۳/۳	۱۲۲/۳۴	۲	۲

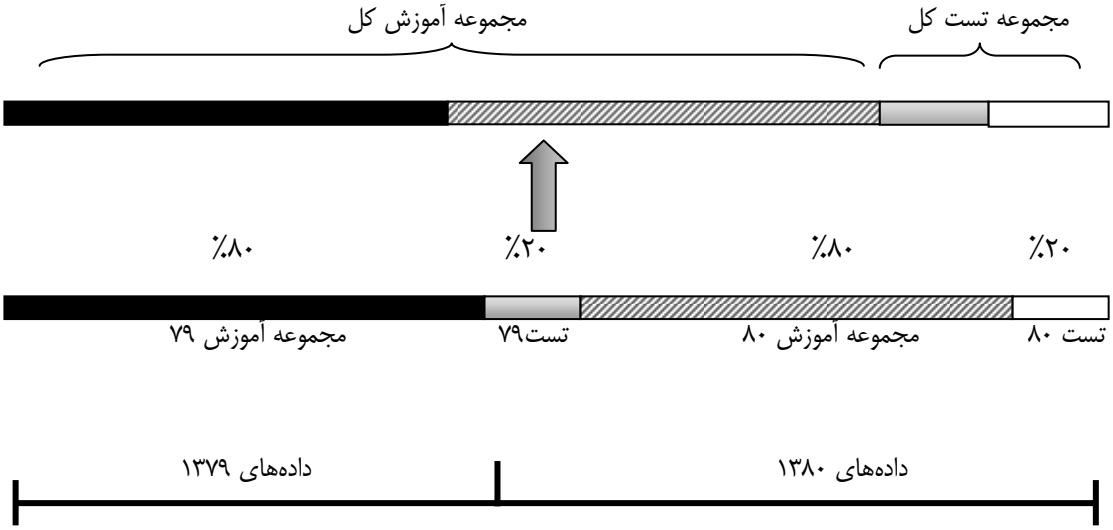


شکل۵- قدرمطلق خطا در مجموعه آموزش (ب) و آزمایش (الف)

همچنین شکل ۴ مقدار قدرمطلق خطا، یعنی تفاوت بین مقدار واقعی و مقدار پیش‌بینی را برای بهترین مدل ممکن (با ۲ گره ورودی و ۲گره مخفی) به ترتیب برای مجموعه آموزش و آزمایش نشان می‌دهد. با توجه به این شکل و شوکهای موجود در مجموعه داده‌ها (که قبلا 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 در عملکرد شبکه در هر دو مرحله 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 بالطبع توضیح بهتر پراکندگی‌های اطراف نقاط شوک (افزایش مقدار R^2) مجموعه داده‌ها برای سال‌های ۱۳۷۹ و ۱۳۸۰ به صورت جداگانه مورد بررسی قرار می‌گیرد. سپس از هر دو مجموعه، مجموعه‌های آموزش و آزمایش، با رویه- ۸۰درصد مجموعه آموزش، ۲۰درصد مجموعه آزمایش- انتخاب می‌شود. آنگاه مجموعه آزمایش کل به صورت اجتماع دو مجموعه آزمایش و مجموعهٔ آموزش کل به صورت اجتماع دو مجموعه آموزش مورد بررسی قرار گیرد. شکل۶ این روش تقسیم‌بندی را که روش "ترکیب" نامگذاری می‌کنیم، نشان می‌دهد.

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



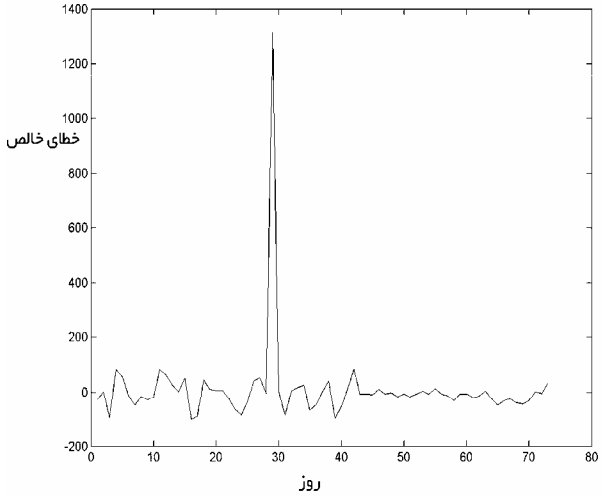
شکل۶- روش تقسیم‌بندی "ترکیب"

شبکه 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 مجموعه آزمایش و آموزش برای بهترین معماری در جدول ۷ آمده است.

جدول۷-معیارهای عملکرد بهترین معماری در تقسیم‌بندی دوم

مجموعه	معیار عملکرد						بهترین تعداد گره‌ها	
	Trend(%)	R^2	MDAPE	MAPE	MAE	MSE	مخفی	ورودی
آزمایش	۵۶/۳۴	۰/۸۹	۰/۷	۱/۵۴	۴۷/۳۹	۱۶۰/۵۹	۲	۳
آموزش	۵۳/۲۲	۰/۹۷	۰/۸۵	۱/۳۵	۵۱/۲	۱۰۰/۱۵	۲	۳

این جدول نشان می‌دهد که مقدار ضریب تعیین نسبت به مقدار متناظر در تقسیم‌بندی اولیه افزایش قابل ملاحظه‌ای یافته است. همانطور که جدول ۶ 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 مجموعه آزمایش در شکل۷ 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 نمی‌باشند. 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 ۸ مقدار این معیارهای عملکرد را در مجموعه آزمایش و آموزش نشان می‌دهد.



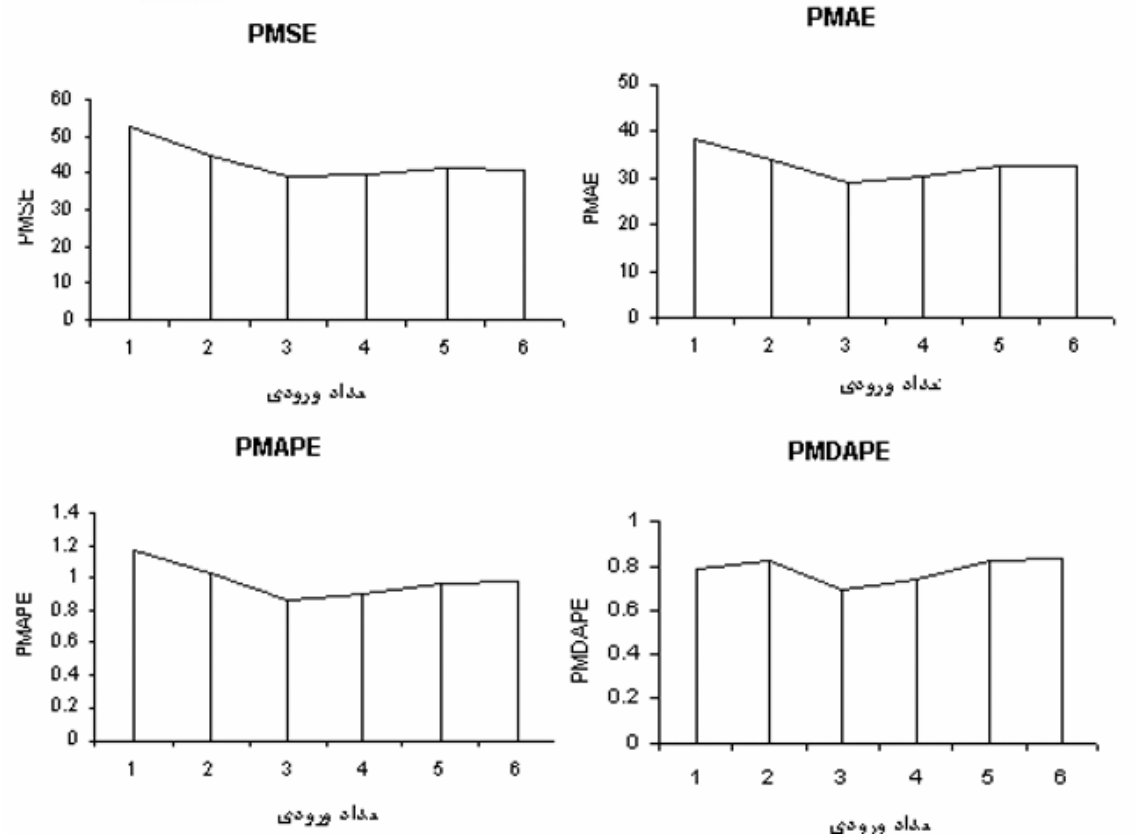
شکل۷- خطای خالص در تقسیم‌بندی دوم

جدول۸- مقادیر معیارهای عملکرد اصلاح‌شده

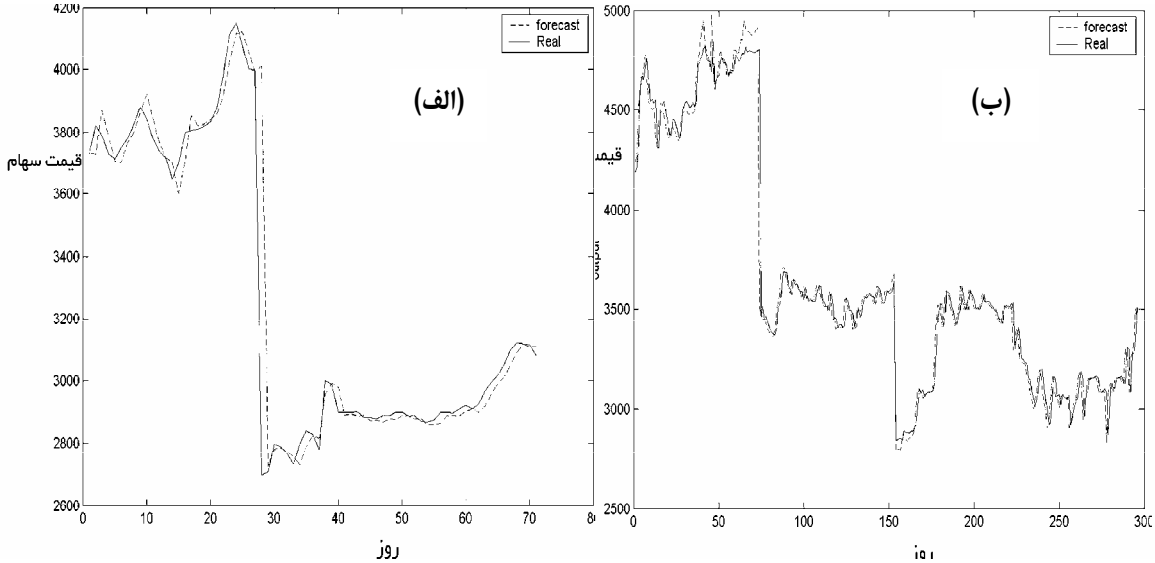
مجموعه	معیار عملکرد						بهترین تعداد گره‌ها	
	Ptrend(%)	PR^2	PMDAPE	PMAPE	PMAE	PMSE	مخفی	ورودی
آموزش	۵۶/۶۱	۰/۹۹	۰/۸۶	۱/۲۶	۴۵	۶۳/۹۵	۲	۳
آزمایش	۶۰	۰/۹۹	۰/۶۹	۰/۸۷	۲۹/۲	۳۹/۲	۲	۳

به منظور ارائه عملکرد شبکه با تقسیم‌بندی جدید، معیارهای MAPE, MSE, MAE, MDAPE اصلاح شده، با نمادهای PMSE (Pure MSE)،PMAE،PMAPE،PMDAPE،PR^2 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 PMSE, PMAE , PMAPE مربوط به تأثیر تعداد ورودی بر عملکرد شبکه در مجموعه آزمایش در شکل۸ آمده است. هر چهار معیار با تعداد ورودی سه به حداقل مقدار خود می‌رسند، بنابراین بهترین معماری شبکه با تعداد ورودی سه بدست 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.

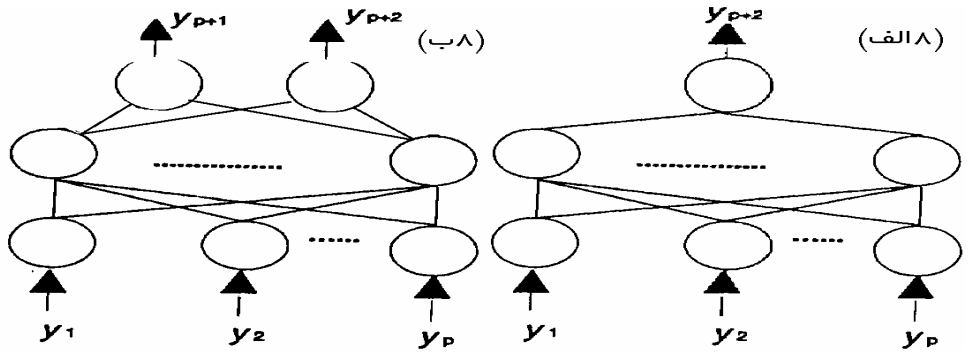


شکل۸- تأثیر تعداد ورودی بر معیارهای عملکرد



شکل۹- 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 باتوجه به زمان‌بری فرایند 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 (۸ الف) شبکه براساس p ورودی و خروجی p+2ام سری آموزش داده می‌شود. بهترین معماری با سه ورودی دو مخفی حاصل شده‌است. مقادیر معیارهای عملکرد در جدول ۹ نشان داده شده است.



شکل۱۰- الگوی ورودی به شبکه برای پیش‌بینی دو روز بعد

جدول۹- 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	۵۲/۲۴	۰/۹۸	۱/۲۴	۱/۵۸	۵۳/۱	۶۹/۲	۲	۳
دو	۴۹/۲۸	۰/۹۸	۱/۲۵	۱/۵	۵۰/۶	۶۴/۹	۳	۲

دوم، پیش‌بینی با دو خروجی است. آموزش و تست شبکه بر اساس ساختار موجود در شکل ۸ ب می‌باشد. نتایج نشان می‌دهد که شبکه با دو خروجی برای پیش‌بینی دو گام به جلو موفق‌تر از شبکه با یک خروجی عمل نموده 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 ۱۰ آمده است.

جدول۱۰- 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	۴۶/۴	۰/۹۵	۲/۴۶	۳/۳	۱۱۰/۷۶	۱۳۹/۳	۲	۱
هفت	۴۶/۴۳	۰/۹۵	۲/۳	۲/۸	۹۴/۴	۱۲۰/۴	۴	۱

۵- نتیجه‌گیری

در این تحقیق با توجه به اهمیت پیش‌بینی قیمت سهام ایران‌خودرو بعنوان بزرگترین واحد خودروسازی کشور و یکی از بزرگترین شرکت‌های عضو بازار بورس تهران، به مدل‌سازی و پیش‌بینی قیمت سهام آن بوسیله شبکه عصبی پرداخته شد. بدین منظور ابتدا وجود الگو بین داده های قیمت سهام به کمک آزمون گردش در نظر گرفته شد و پس از اطمینان از تصادفی نبودن رابطه میان داده ها، نرمال سازی داده ها بررسی گردید. نتایج نشان دادند که نرمال‌سازی داده‌ها و بویژه نرمال‌سازی استاندارد تاثیر قابل توجهی در بهبود عملکرد شبکه خواهد داشت.

در ادامه انواع توابع تبدیل رایج برای لایه‌های مختلف شبکه مورد بررسی قرار گرفتند. نتایج حاصله نشان دهنده ضرورت بکارگیری تابع تبدیل غیرخطی (تانژانت هیپربولیک یا سیگموئید) برای لایه مخفی و تابع خطی برای لایه خروجی بوده است.

سپس دو روش رایج تقسیم بندی داده ها به مجموعه آموزش و آزمایش مورد بررسی قرار گرفتند. به منظور بهبود عملکرد شبکه در توضیح نقاط شوک داده ها، روش تقسیم بندی جدیدی برای مجموعه‌های آموزش و آزمایش در نظر گرفته شد. با استفاده از تقسیم‌بندی مذکور، مجموعه آموزش از مناطق مختلف بیشتری از فضای ورودی داده‌ها، انتخاب می‌شود و باعث می‌شود که داده‌های متنوع‌تری از مجموعه داده‌ها برای آموزش شبکه انتخاب شوند و در نتیجه الگوهای بیشتری از داده‌ها توسط شبکه یاد گرفته می‌شود و با یادگیری بیشتر، قدرت توضیح پراکندگی داده‌ها و در نتیجه دقت پیش‌بینی به وسیله شبکه افزایش می‌یابد[1].

منابع و مراجع

[1] عباس‌پور، محمدرضا، پیش‌بینی قیمت سهام شرکت ایران‌خودرو با شبکه عصبی، پایان‌نامه کارشناسی ارشد مهندسی صنایع-سیستم‌های اقتصادی، دانشگاه تربیت مدرس، مهر ۱۳۸۱.

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

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

[4] Chua, Ching-Wu, Zhang, P., A comparative study of linear and nonlinear models for aggregate retail sales forecasting, Int. J. Production Economics, unpoblished paper,2003.

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

[6] Haykin, S., Neural Networks: A Comprehensive Foundation, Prentice-Hall, 1999.

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

[8] Kanas, A. and Yannopoulos, A., Comparing Linear and Nonlinear Forecasts for Stock Returns, Vol.10, 2001.

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

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

[11] Shaikh, A.and Zahid, I., Using neural networks for forecasting volatility of S&P 500 Index futures prices, Journal of Business Research, Vol.57, P.1116– 1125, 2004.

[12] The Mathworks Web Site. http://www.mathworks.com

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

[14] Wang, G. and Leu, J.,Stock Market Trend Prediction Using ARIMA Based Neural Networks, IEEE,1996.

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

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

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

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

[19] Zhang, G. and Qi, M., Neural network forecasting for seasonal and trend time series, European Journal of Operational Research, Vol.160, P.501–514, 2005.