مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار
شماره سی‌وسوم / زمستان ۱۳۹۶

مدل فازی عصبی با ترکیب الگوریتم ژنتیک جهت پیش بینی قیمت سهام در صنعت خودرو در بورس اوراق بهادار تهران*

احسان ساده[۱]
رضا احتشام راثی[۲]
علی شیدایی نرمیقی[۳]

تاریخ دریافت: ۹۶/۰۲/۲۹ تاریخ پذیرش: ۹۶/۰۶/۱۷

چکیده

تعیین زمان بهینه و قیمت مناسب خرید و فروش سهام نقش بسزایی در تصمیمات سرمایه‌گذاری در بازار سرمایه و سود و زیان سرمایه‌گذار دارند. می‌توان از سیستم‌های هوشمند غیرخطی همچون شبکه عصبی مصنوعی، شبکه عصبی فازی و الگوریتم ژنتیک برای پیش‌بینی تغییرات قیمت سهام استفاده نمود. در این مقاله به طراحی و ارائه یک مدل پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از سیستم استنتاج عصبی فازی انطباقی و ترکیب آن با الگوریتم ژنتیک پرداخته شده است که در آن از دو دسته مختلف متغیرهای فنی و بنیادی به‌عنوان ورودی‌های مدل استفاده می‌شود. خروجی‌های حاصل از شبکه نشان می دهد میزان خطای پیش‌بینی هر دو دسته از ورودی های بنیادی و فنی تا حد قابل قبولی پایین است و این سیستم‌ها از توانایی لازم برای پیش‌بینی قیمت روزانه سهام برخوردار می‌باشند. برای ارزیابی دقت مدل، آزمون من ویتنی انجام گردید که با توجه به ورودی‌های مشخص شده برای دو حالت بنیادی و فنی، مشاهده گردید که تقریباً تفاوت معناداری بین نتایج پیش‌بینی قیمت در این دو روش وجود ندارد. هر دو روش بنیادی و فنی به شرط آنکه حداقل یکی از ورودی‌های آنها وابستگی خطی با قیمت داشته باشد، قادر به پیش‌بینی قیمت روز آتی با ضریب خطای نسبتاً قابل قبولی خواهند بود. همچنین در خصوص سهامی که میزان نوسانات قیمتی آن زیاد است، استفاده از رویکرد شبکه عصبی منجر به افزایش سطح خطای پیش‌بینی خواهد گردید و توصیه می‌شود از این روش برای پیش‌بینی قیمت سهام پرنوسان استفاده نشود.

واژه‌های کلیدی: شبکه های عصبی مصنوعی؛ منطق فازی؛ الگوریتم های ژنتیکی؛ شاخص های فنی و بنیادی.

* این مقاله با راهنمایی آقای دکتر رهنما نگارش گردیده است.

۱- گروه مدیریت ، واحد ساوه ، دانشگاه آزاد اسلامی ، ساوه ، ایران
۲- گروه مدیریت صنعتی ، واحد قزوین ، دانشگاه آزاد اسلامی ، قزوین ، ایران
۳- گروه مدیریت صنعتی ، واحد علوم و تحقیقات ، دانشگاه آزاد اسلامی ، تهران ، ایران (نویسنده مسئول)

۱- مقدمه

محیط بازار سهام بسیار پیچیده، پویا، متغیر بوده و بدین ترتیب، پیش بینی تغییرات آن دشوار است (تسانگا و همکاران ۲۰۰۷). درواقع، یافتن بهترین زمان برای خرید و فروش، یک وظیفه بسیار مشکل و خطیر سرمایه‌گذاران محسوب می شود زیرا عوامل متعددی می توانند بر قیمت سهام اثر بگذارند (چانگ و لیو ۲۰۰۸، وکمن و همکاران ۲۰۰۸، ادیبی و همکاران ۲۰۰۹). با این وجود، مطالعات متعددی برای پیش بینی بازار جهت کسب سود با استفاده از روش‌های مختلف انجام شده و نتایج مختلفی را گزارش کرده اند. (ادبییی، اریو و همکاران، ۲۰۱۱)

تغییر قیمت بازار سهام، یک سیستم بسیار پویا است که منجر به سردرگمی در تجزیه و تحلیل‌های ناشی از روش‌های مختلف می‌گردد. رویکردهای متداول در پیش‌بینی رفتار سهام شامل تحلیل‌های فنی و بنیادی می‌باشند. تحلیل بنیادی بر اساس وضعیت مالی و عملکرد شرکت انجام می‌شود، درحالی‌که تحلیل فنی بر مبنای داده‌های مالی سری زمانی تاریخی است (چانک و لیو ۲۰۰۸).

در مبانی نظری مالی، موضوع پیش‌بینی قیمت سهام، یکی از مهم‌ترین و شاید توسعه‌یافته‌ترین مباحث موجود است، به‌طوری‌که مدل‌های بسیار مختلفی برای پیش‌بینی قیمت سهام طرح‌ریزی شده که هر یک از آنها از ویژگی‌ها و مفروضات خاص خود برخوردارند. یکی از مدل‌های مهم در این خصوص، مدل سری‌های زمانی است که با توجه به رفتار گذشته قیمت سهم، به پیش‌بینی رفتار آینده آن می‌پردازد. مدل‌های سری زمانی می‌توانند به دو دسته قطعی و تصادفی طبقه‌بندی شوند. مدل‌های قطعی هیچ‌گونه اتکایی بر تغییرات تصادفی سری داده‌ها ندارند. در حالی که مدل‌های تصادفی، اطلاعات بیشتری را نسبت به مدل‌های قطعی ارائه می‌دهند و پیش‌بینی بهتری فراهم می‌سازند.

یکی از مورد استفاده‌ترین روش‌ها در پیش‌بینی سری‌های زمانی، روش‌های هموارسازی نمایی است که یکی از آنها رویکرد هلت- وینتر می‌باشد. روش دیگر، روش میانگین متحرک است که به داده‌های نزدیک‌تر، وزن بیشتری می‌دهد.

فرایندهای تصادفی در شکل‌دهی مدل‌های تصادفی، نقشی زیربنایی دارند. در این خصوص، می‌توان به فرایند گشت تصادفی، مدل تصادفی میانگین‌های متحرک، مدل‌های خود رگرسیون، مدل ARMA (که ترکیبی از مدل خودرگرسیون و مدل میانگین متحرک است) و مدل باکس- جنکینز اشاره نمود.

تمامی مدل‌های اشاره شده در بالا، مدل‌های خطی در پیش‌بینی رفتار قیمت سهم می‌باشند که به دلیل خطی بودن، نمی‌توانند پدیده‌های واقعی را به نحو مطلوب مدلسازی کنند. به همین دلیل،

مدل‌های غیرخطی در پیش‌بینی قیمت سهام به وجود آمده‌اند که عمدتاً شامل سه دسته مدل‌های آماری ساختار غیرخطی، (شامل فرایندهای خودرگرسیون غیرخطی، مدل‌های آستانه‌ای، مدل‌های دوسویه)، مدل‌های مربوط به تغییرات واریانس و مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی می‌باشند. (روسو، ویرجینکا و روسو، کریستین، ۲۰۰۳)

در این مطالعه، به بررسی ترکیبی از مدل فازی – عصبی و الگوریتم ژنتیک برای پیش بینی بازار سهام با هدف دست یابی به پیش بینی بهتر بازار سهام پرداخته می‌شود.

۲- مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

مروری بر مطالعات قبلی در خصوص پیش بینی قیمت سهام نشان می دهد که شاخص‌های فنی در پیش‌بینی رفتار سهام بیشتر از سایر شاخص‌ها مورد استفاده قرار گرفته‌اند. شاخص های فنی نظیر قیمت فعلی، قیمت باز شدن، قیمت بسته شدن، حجم، بالاترین و پایین ترین قیمت اغلب با استفاده از مدل شبکه عصبی استفاده می‌شوند. در دوره‌های اخیر، مدل های ترکیبی به طور موثری در پیش‌بینی قیمت سهام به‌کار رفته‌اند. نمونه‌هایی از مطالعات که در آن ها از شاخص های فنی استفاده شده اند شامل موارد زیر هستند: در مطالعه فوا و همکاران (۲۰۰۳)، شاخص های فنی با مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی قیمت سهام استفاده شده و یافته‌های آن نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی از میزان موفقیت متوسط ۶۰ درصد در پیش‌بینی برخوردار است و بهترین نتیجه پیش بینی ۷۴ درصد موفقیت دارد. در مطالعه چن و همکاران (۲۰۰۳)، شاخص‌های فنی با مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده و یافته ها نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی، نرخ بازده بالاتری نسبت به راهبردهای سرمایه‌گذاری دیگر ایجاد می‌کند. کونهانگ و یو (۲۰۰۶) از شاخص‌های فنی با شبکه عصبی مصنوعی استفاده کرده و نتایج پژوهش آنها نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی دارای قابلیت پیش‌بینی بهتری از مدل سری‌های زمانی دارد. زو و همکاران (۲۰۰۷) نیز از شاخص‌های فنی با شبکه عصبی مصنوعی استفاده کرده و نتایج پژوهش شان نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی قادر به پیش‌بینی افزایش شاخص سهام بوده و حجم معاملات منجر به بهبود نسبی در عملکرد شاخص سهام خواهد شد. تسانگ و همکاران (۲۰۰۷) از شاخص های فنی با شبکه عصبی مصنوعی برای ایجاد یک سیستم هشدار معاملاتی استفاده کرده و یافته های آن ها نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی می تواند سرمایه‌گذاران را هنگام خرید و فروش سهام به طور کارامدی راهنمایی کند. اوکی(۲۰۰۷) نیز از شاخص های فنی با شبکه عصبی مصنوعی استفاده کرده و این یافته ها نشان دادند که شبکه عصبی مصنوعی را می‌توان به طور کارامدی برای پیش‌بینی نرخ سود روزانه و فصلی شاخص Ise-100 استفاده کرد.

مطالعات دیگر که از مدل های شبکه عصبی مصنوعی با شاخص های فنی برای پیش بینی‌های قیمت سهام استفاده کرده و به نتایج متفاوتی دست یافته‌اند شامل کیماتو و همکاران (۱۹۹۰)، کامایجو و تانیگاوا (۱۹۹۰)، استانسل و اکینز (۲۰۰۴)، چن و همکاران (۲۰۰۵)، هوانگ و همکاران (۲۰۰۵)، روح و همکاران (۲۰۰۷)، کیورداتو و همکاران (۲۰۰۷)، جیان و کومار (۲۰۰۷)، کیوجنو و همکاران (۲۰۰۷)، جرج و کیمون (۲۰۰۹)، محمد (۲۰۱۰)، اسماعیل و همکاران (۲۰۱۰) و تیفانی و کونهوانگ (۲۰۱۰) می باشند. یافته های وانگ نشان نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی همراه با دیگر روش ها، قابلیت پیش‌بینی خوبی همانند مدل ARIMA دارد. کیم و شین (۲۰۰۷) از شبکه عصبی مصنوعی هیبریدی (شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیکی) با شاخص‌های فنی استفاده کرده و یافته های آن ها نشان داد که مدل هیبرید قابلیت پیش‌بینی بهتری نسبت به مدل منفرد دارد و شبکه عصبی مصنوعی توانایی پیش‌بینی بازار سهام را دارد. یان (۲۰۰۸) از شبکه عصبی مصنوعی ترکیبی (شبکه عصبی مصنوعی و تئوری خاکستری) با شاخص های فنی استفاده کرده و یافته‌های او نشان داد که مدل هیبرید عملکرد پیش‌بینی بهتری نسبت به پیش‌بینی قیمت سهام دارد. کازل و همکاران (۲۰۰۹) از شبکه عصبی مصنوعی هیبرید (شبکه عصبی مصنوعی و منطق فازی) با شاخص‌های فنی استفاده کرده و یافته‌های آن ها نشان داد که مدل‌های هیبرید به طور موثری، صحت پیش‌بینی بالایی را از قیمت سهام به نمایش گذاشتند. با این حال، اکونر و مادام (۲۰۰۶) از شاخص های بنیادین با شبکه عصبی مصنوعی استفاده کرده و یافته های آن ها بیانگر این بود که شبکه عصبی مصنوعی قابلیت پیش‌بینی در بازار سهام را دارد زیرا نرخ بازده بهتری از بازار سهام کل داشت. (ادبییی، اریو و استوکیتی، اس او، ۲۰۱۱)

شبکه‌های عصبی با تقلید از کارکرد مغز انسان ایجاد شده‌اند. در شبکه‌های عصبی مصنوعی، هدف آن است که ساختاری مشابه ساختار ارگانیک مغز طراحی گردد که قدرت یادگیری، تعمیم‌دهی و تصمیم‌گیری داشته باشد. در واقع این شبکه همانند مغز انسان تجربه کسب کرده و و سپس این تجربیات را تعمیم می‌دهند. برای پیش‌بینی به روش شبکه‌های عصبی، سه مرحله آموزش، آزمایش و اجرا محقق می‌گردد.

از طرفی، سیستم‌های فازی بر اساس نظریه مجموعه‌های فازی پدید می‌آیند و برای شرایط عدم اطمینان به کار گرفته می‌شوند. این سیستم‌ها بسیاری از مفاهیم و متغیرهای مبهم را به مدل ریاضی تبدیل نموده و تصمیم‌گیری در شرایط عدم اطمینان را بهبود می‌بخشند. مجموعه فازی، مجموعه‌ای است که درجه عضویت اعضای می‌تواند در بازه پیوسته صفر و یک قرار گیرد که این مقادیر توسط تابع عضویت تعریف می‌شوند.

پارامترهایی که به طور خطی به خروجی مرتبط هستند را می‌توان با روش حداقل مجذورات تخمین زد. جهت بهینه‌سازی مقادیر این پارامترها می‌توان از الگوهای یادگیری مختلفی در شبکه‌های عصبی استفاده کرد. این الگوها بیان می‌کنند که در سطح محاسباتی، می‌توان یک مدل فازی را به عنوان ساختاری لایه‌بندی‌شده شبیه به شبکه‌های عصبی مصنوعی در نظر گرفت. از این رو، این رویکرد معمولا به عنوان مدل‌سازی عصبی- فازی شناخته می‌شود. به عنوان مثال با استفاده از تابع عضویت گوسی شکل زیر می‌توان پارامترهای c_{ij} و σ_{ij} را با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری برگشت به عقب تنظیم نمود:

$$\mu_{A_{ij}}(x_j; c_{ij}, \sigma_{ij}) = \exp\left[-\left(\frac{x_j - c_{ij}}{2\sigma_{ij}}\right)^2\right]$$

یکی از سیستم‌های عصبی- فازی معروف سیستم استنتاج عصبی – فازی انطباقی (ANFIS) است که از مدل فازی تاکاگی- ساگنو جهت طراحی الگو استفاده می‌کند. در این مدل، سیستم بر اساس اطلاعات و ورودی‌های داده‌شده، روابط بین متغیرهای مستقل و وابسته را آموزش می‌بیند و خود را با روابط موجود در پارامترهای شبکه و قواعد حاکم بر ورودی‌ها سازگار می‌سازد. بنابراین از سیستم انتظار می‌رود که بر اساس آموزش دریافت شده، پیش‌بینی نماید. در این روش، خطای آزمایش مهم‌تر از خطای آموزش است. زیرا در هنگام آموزش، داده‌های آموزشی آنقدر تغذیه می‌شوند تا خطای آموزشی به اندازه قابل قبولی کاهش یابد. در این حالت می‌توان گفت سیستم سیستم فرایندها و قواعد گذشته حاکم بر روابط بین متغیرهای مستقل و وابسته را فرا گرفته و می‌تواند به درستی پیش‌بینی نماید. اگر خطای آزمایش کم باشد، آنگاه خطای پیش‌بینی نیز کاهش خواهد یافت. در این سیستم تعداد تابع عضویت وجود دارد که بر مبنای آنها درجه عضویت یک متغیر در بازه $[0,1]$ تعیین می‌شود.

برای سادگی، فرض می‌شود که سیستم استنتاج فازی موردنظر دو ورودی x_1, x_2 و یک خروجی z دارد. برای مدل ساگنو مرتبه اول، مجموعه قواعد فازیِ اگر- آنگاه به صورت زیر است:

$$IF(x_1 \text{ is } A_1) \text{ AND } (X_2 \text{ is } B_1) \text{ THEN } f_1 = p_1 x_1 + q_1 x_2 + r_1$$

$$IF(x_1 \text{ is } A_2) \text{ AND } (X_2 \text{ is } B_2) \text{ THEN } f_2 = p_2 x_1 + q_2 x_2 + r_2$$

سیستم در هنگام محاسبه، بر اساس قاعده اول، درجه عضویت x_1 در تابع عضویت A_1 را در درجه عضویت متغیر x_2 در تابع عضویت B_1 ضرب کرده و حاصل را به عنوان وزن معادله رگرسیون اول (w_1) در نظر می‌گیرد. همچنین طبق قاعده دوم، درجه عضویت x_1 در تابع عضویت A_2 را در درجه عضویت متغیر x_2 در تابع عضویت B_2 ضرب کرده و حاصل را به عنوان وزن معادله رگرسیون اول (w_1) در نظر می‌گیرد. در نهایت، میانگین موزون f_1, f_2 را به عنوان خروجی نهایی (Z) با رابطه زیر محاسبه می‌کند.

$$Z = \frac{w_1 f_1 + w_2 f_2}{w_1 + w_2}$$

(عباسی، ابراهیم و ابوئی مهریزی، امیر، ۱۳۹۰)

۳- سوال پژوهش

آیا مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی و ترکیب آن با الگوریتم‌های ژنتیک می‌توانند در پیش‌بینی قیمت سهام به طور موثر عمل نمایند؟

۴- روش انجام پژوهش

۴-۱- مراحل انجام پژوهش

گام اول: شرکت‌های مورد آزمون

سهام 4 شرکت خودروسازی سایپا، ایران خودرو، پارس خودرو، زامیاد برای جمع‌آوری داده‌ها و مدلسازی انتخاب شده‌اند. این شرکت‌ها مهم‌ترین شرکت‌های فعال در زمینه ساخت خودرو در بازار سرمایه ایران محسوب می‌شوند.

گام دوم: انتخاب بازه زمانی

اطلاعات مربوط به ورودی‌های مدل و نیز قیمت‌های واقعی سهام ۴ شرکت مورد آزمون، در فاصله زمانی ۲۰۰۹/۰۵/۲ تا ۲۰۱۷/۰۵/۱ جمع‌آوری می‌گردند که یک بازه زمانی ۸ ساله را با تعداد قابل قبولی از داده‌ها دربر می‌گیرد.

گام سوم: انتخاب ورودی‌های مدل

در این مرحله، نیاز به دو دسته ورودی مختلف جهت ایجاد و اجرای مدل می‌باشد. یکی ورودی‌های مربوط به متغیرهای بنیادی و دیگری ورودی‌های مربوط به متغیرهای تکنیکی. برای انتخاب

ورودی‌های بنیادی و فنی، صرفاً از متغیرهایی استفاده شده که مقادیر روزانه داشته باشند تا دقت مدلسازی برای پیش‌بینی قیمت‌های روزانه افزایش یابد. متغیرها یا ورودی‌های بنیادی مدل عبارتند از:

- تغییرات روزانه قیمت نفت
- تغییرات روزانه نرخ برابری دلار به ریال در بازار آزاد ارز
- تغییرات روزانه مقدار شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران
- تغییرات ضریب قیمت به درآمد هر سهم

متغیرها یا ورودی‌های مربوط به تحلیل فنی نیز به شرح زیر انتخاب شده‌اند:

- حجم معاملات روزانه سهام
- تغییرات حجم معاملات روزانه سهام
- شاخص قدرت نسبی (RSI)
- تغییرات شاخص قدرت نسبی
- میانگین متحرک ساده (SMA)
- تغییرات میانگین متحرک ساده
- شاخص واگرایی و همگرایی میانگین متحرک (MACD)
- تغییرات شاخص واگرایی و همگرایی میانگین متحرک

- شاخص قدرت نسبی (RSI) به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$RSI = 100 - 100 / (1 + RS)$$

RS: میانگین میزان افزایش‌های قیمت تقسیم بر میانگین میزان کاهش‌های قیمت در طول یک دوره زمانی

- شاخص واگرایی و همگرایی میانگین متحرک (MACD) عبارت است از میانگین متحرک نمایی ۱۲ روزه منهای میانگین متحرک نمایی ۲۶ روزه.

گام چهارم: پیاده‌سازی مدل

با درنظر گرفتن ورودی‌های اشاره شده، در ابتدا با استفاده از مدل تاکاگی-ساگنو و تابع عضویت گوسی، تمامی داده‌های ورودی، تبدیل به فازی شده‌اند که این رویه از طریق برنامه MATLAB مدلسازی شده است. سپس داده‌های فازی شده، به شبکه عصبی مجازی وارد می‌شود و با توجه به خروجی‌های موجود در داده‌های آموزشی، ماتریس وزن و تابع هزینه مربوطه تشکیل می‌گردد. در

این مرحله، مساله به یک مساله بهینه‌سازی ماتریس اوزان با هدف کمینه کردن مقدار تابع هزینه تبدیل می‌شود. در واقع، این فرایند همان مدلسازی سیستم استنتاج عصبی- فازی انطباقی است که در بالا بدان اشاره شد.

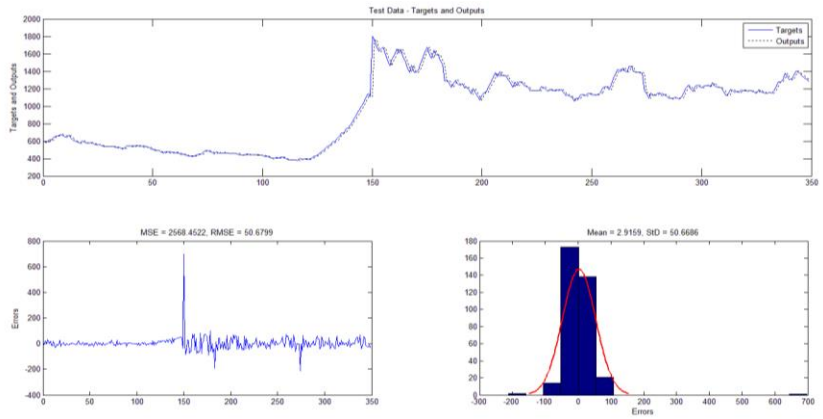
برای حل مساله بهینه‌سازی فوق، الگوریتم‌های مختلفی وجود دارد که در این پژوهش از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است.

پس از بهینه‌سازی ماتریس اوزان، سطر اول آن به‌عنوان بهترین اوزان ممکن انتخاب می‌شود که در واقع نشان‌دهنده میزان اثرگذاری هر ورودی در تولید خروجی نهایی مدل است. البته کل این فرایند با استفاده از کدنویسی در برنامه MATLAB و ابزار ANFIS انجام شده است. در نهایت، با توجه به اینکه خروجی مدل، تغییرات روزانه قیمت سهام می‌باشد، باید با استفاده از یک مقدار بایاس، خروجی شبکه عصبی و مقادیر واقعی را به قیمت سهام تبدیل نماییم.

۴-۲- خروجی‌های مدل

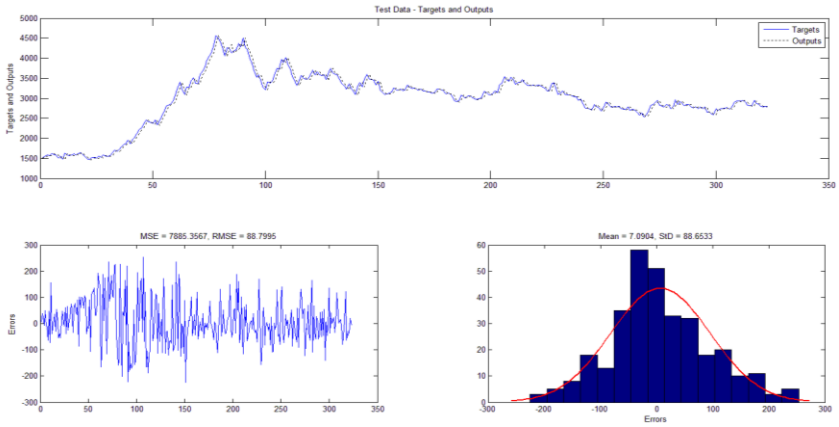
با توجه به مراحل شرح داده شده در بالا، نمودارهای نهایی استخراج‌شده از مدل که با استفاده از برنامه MATLAB به‌دست آمده برای هر یک از ۴ شرکت مورد بررسی، به شرح زیر می‌باشد:

الف- نتایج حاصل از مدل با در نظر گرفتن ورودی‌های بنیادی



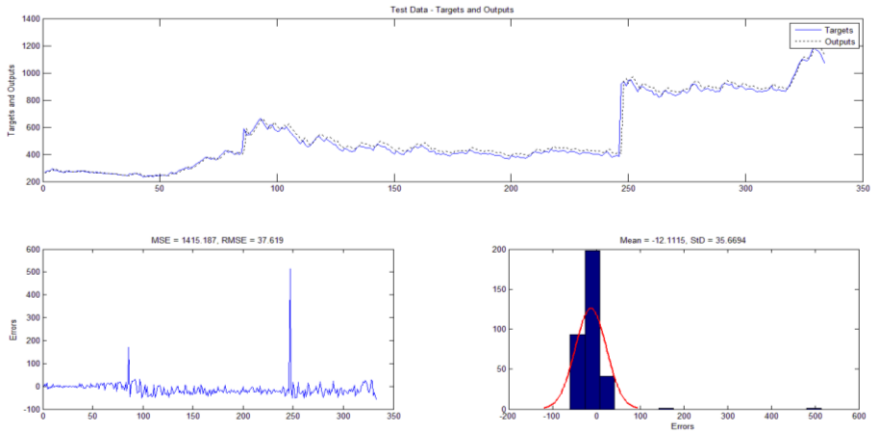
نمودار ۱- سهام شرکت سایپا، اختلاف قیمت واقعی (خط پیوسته) و شبیه‌سازی شبکه (خط نقطه‌چین) (نمودار بالا)،

نوسانات خطا (نمودار پایین سمت چپ) و توزیع آماری خطا (نمودار پایین سمت راست)- میزان خطا: ۵۱ ریال.



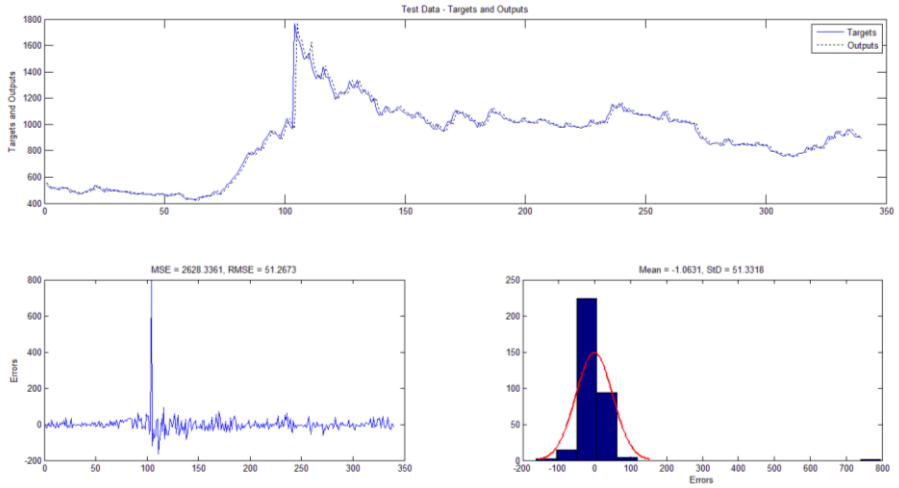
نمودار ۲- سهام شرکت ایران خودرو، اختلاف قیمت واقعی (خط پیوسته) و شبیه‌سازی شبکه (خط نقطه‌چین) (نمودار بالا)،

نوسانات خطا (نمودار پایین سمت چپ) و توزیع آماری خطا (نمودار پایین سمت راست)- میزان خطا: ۸۹ ریال



نمودار ۳- سهام شرکت پارس خودرو، اختلاف قیمت واقعی (خط پیوسته) و شبیه‌سازی شبکه (خط نقطه‌چین) (نمودار بالا)،

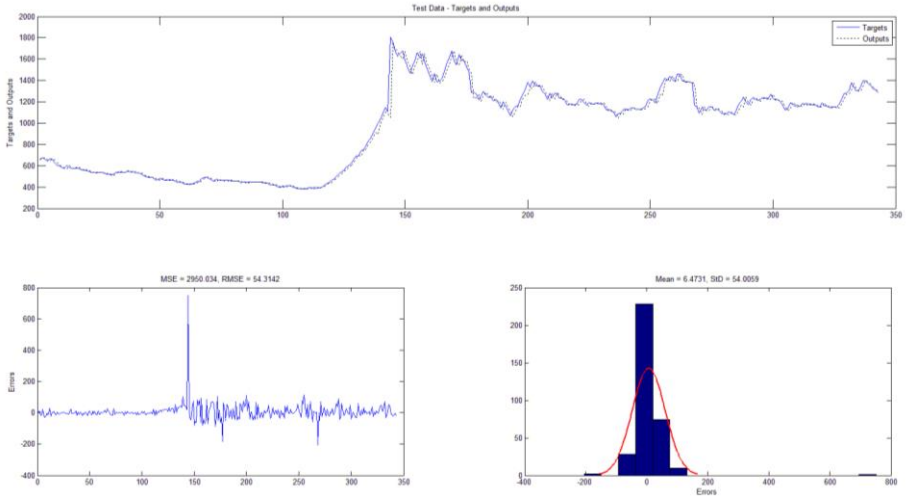
نوسانات خطا (نمودار پایین سمت چپ) و توزیع آماری خطا (نمودار پایین سمت راست)- میزان خطا: ۳۸ ریال



نمودار ۴: سهام شرکت زامیاد، اختلاف قیمت واقعی (خط پیوسته) و شبیه‌سازی شبکه (خط نقطه‌چین) (نمودار بالا)،

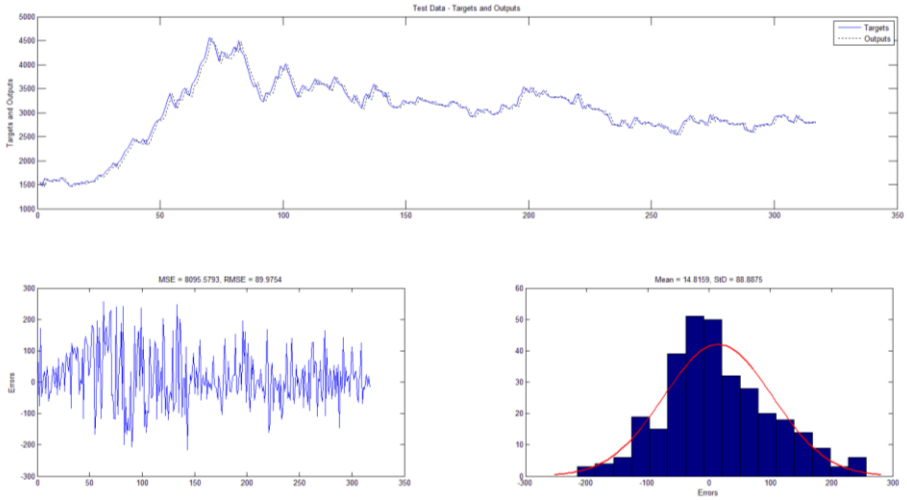
نوسانات خطا (نمودار پایین سمت چپ) و توزیع آماری خطا (نمودار پایین سمت راست)- میزان خطا: ۵۱ ریال

ب- نتایج حاصل از مدل با در نظر گرفتن ورودی‌های تکنیکی (فنی)



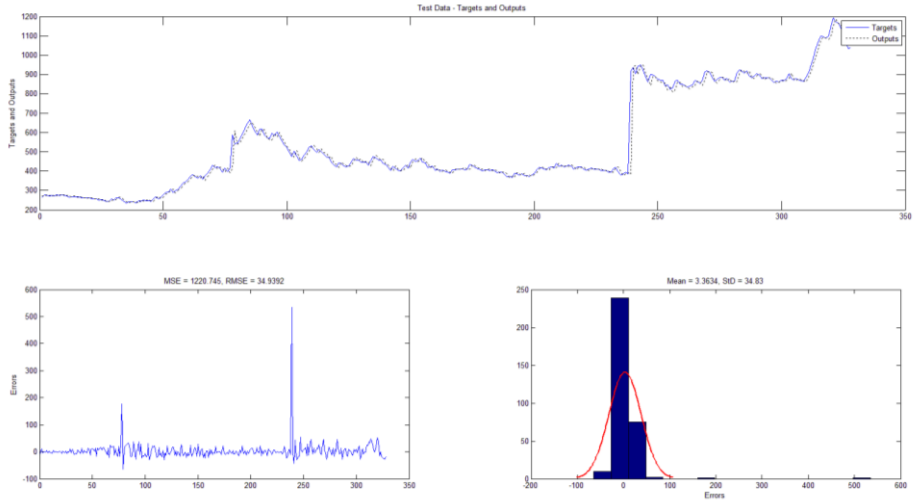
نمودار ۵: سهام شرکت سایپا، اختلاف قیمت واقعی (خط پیوسته) و شبیه‌سازی شبکه (خط نقطه‌چین) (نمودار بالا)،

نوسانات خطا (نمودار پایین سمت چپ) و توزیع آماری خطا (نمودار پایین سمت راست)- میزان خطا: ۵۴ ریال



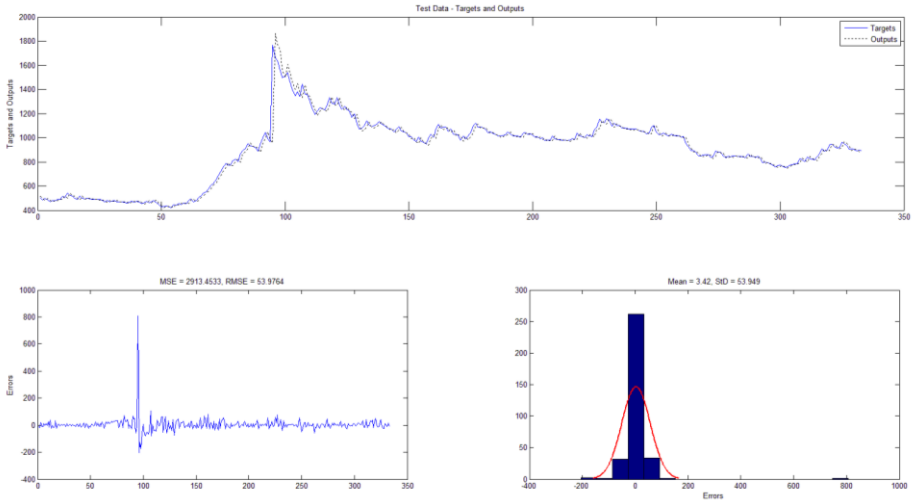
نمودار ۶: سهام شرکت ایران خودرو، اختلاف قیمت واقعی (خط پیوسته) و شبیه‌سازی شبکه (خط نقطه‌چین) (نمودار بالا)،

نوسانات خطا (نمودار پایین سمت چپ) و توزیع آماری خطا (نمودار پایین سمت راست)- میزان خطا: ۹۰ ریال



نمودار ۷: سهام شرکت پارس خودرو، اختلاف قیمت واقعی (خط پیوسته) و شبیه‌سازی شبکه (خط نقطه‌چین) (نمودار بالا)،

نوسانات خطا (نمودار پایین سمت چپ) و توزیع آماری خطا (نمودار پایین سمت راست)- میزان خطا: ۳۵ ریال



نمودار ۸: سهام شرکت زامیاد، اختلاف قیمت واقعی (خط پیوسته) و شبیه‌سازی شبکه (خط نقطه‌چین) (نمودار بالا)،

نوسانات خطا (نمودار پایین سمت چپ) و توزیع آماری خطا (نمودار پایین سمت راست)- میزان خطا: ۵۴ ریال

۵-تجزیه و تحلیل داده‌ها

۵-۱- خروجی‌های حاصل از شبیه‌سازی شبکه

نشان می‌دهد که در هر دو دسته از ورودی‌ها (ورودی‌های بنیادی و ورودی‌های فنی) میزان خطای پیش‌بینی تا حد زیادی پایین می‌باشد. برای آنکه مقایسه بهتری بین عملکرد دو روش داشته باشیم، جدول مقایسه‌ای زیر را مورد بررسی قرار می‌دهیم.

جدول ۱- مقایسه عملکرد دو روش پیش‌بینی بر اساس ورودی‌های بنیادی و فنی

نام شرکت	میزان خطای بنیادی	میزان خطای فنی	آخرین قیمت سهم	درصد خطای بنیادی	درصد خطای فنی
سایپا	۵۱	۵۴	۱,۲۸۲	۳.۹۸٪	۴.۲۱٪
ایران خودرو	۸۹	۹۰	۲,۷۹۰	۳.۱۹٪	۳.۲۳٪
پارس خودرو	۳۸	۳۵	۱,۰۸۵	۳.۵۰٪	۳.۲۳٪
زامیاد	۵۱	۵۴	۸۹۶	۵.۶۹٪	۶.۰۳٪

همان‌طور که مشخص است، اختلاف قابل توجهی در خطای حاصل از دو روش مشاهده نمی‌شود. در واقع میانگین هندسی خطاها در دو روش بنیادی و فنی به‌ترتیب برابر با ۳/۹۹٪ و ۴/۰۳٪ است که نشان می‌دهد عملکرد روش بنیادی کمی بهتر از عملکرد روش فنی است. چنانچه به شاخص‌های بنیادی مراجعه کنیم، ملاحظه می‌شود که ضریب قیمت به درآمد هر سهم که در واقع، تابع مستقیم و کاملاً تاثیرپذیری از قیمت سهم است می‌تواند نقش بسزایی در افزایش میزان دقت پیش‌بینی با استفاده از متغیرهای بنیادی ایفا نماید، به‌طوری که در صورت حذف این متغیر، نتایج پیش‌بینی به میزان معناداری تغییر می‌یابد. در حقیقت می‌توان چنین استنباط نمود که دلیل موفق بودن روش بنیادی، استفاده از شاخصی است که نماینده قیمت سهام می‌باشد و از آنجا که قیمت سهم، بخش قابل توجهی از اطلاعات را در درون خود دارد (بسته به میزان کارایی بازار) می‌تواند در دقت شبیه‌سازی کاملاً اثربخش باشد.

نکته دیگر این است که در روش استفاده از ورودی‌های فنی، قیمت سهم به‌صورت مستقیم وارد نشده، اما تقریباً در همه شاخص‌های ورودی (به جز حجم معاملات) اثرگذار است، به خصوص بر شاخص میانگین متحرک. بنابراین در این روش نیز رد پای قیمت به‌طور محسوس در کاهش ضریب خطا ملاحظه می‌گردد.

۵-۲- اعتبار سنجی نتایج

اما سوال مهمی که مطرح می‌شود این است که به‌راستی می‌توان دقت این مدل‌ها را قابل‌قبول ارزیابی نمود یا خیر. به منظور پاسخگویی به این سوال از یک آزمون آماری برای سنجش میزان معنادار بودن تفاوت بین خروجی‌های واقعی و خروجی‌های شبیه‌سازی شده استفاده می‌کنیم.

در مرحله اول، باید نرمال بودن یا نبودن خروجی‌های مدل را بررسی نماییم. بدین منظور از آزمون شاپیرو ویلک با استفاده از نرم‌افزار آماری SPSS استفاده می‌شود. جدول زیر خروجی مربوط به آزمون نرمال بودن قیمت‌های واقعی و پیش‌بینی شده را نشان می‌دهد. برای متمایز کردن خروجی روش بنیادی از خروجی روش تکنیکی به ترتیب از حروف f و t و برای متمایز نمودن قیمت‌های واقعی (هدف) از قیمت‌های پیش‌بینی شده (خروجی شبکه) به ترتیب از حروف t و o استفاده شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌گردد، سطح معناداری محاسبه شده توسط نرم‌افزار که در ستون آخر جدول با sig نشان داده شده برای همه داده‌ها کمتر از ۵ درصد است و این بدان معناست که هیچ‌کدام از خروجی‌ها (قیمت‌ها) در سهام شرکت‌های ۴گانه از توزیع نرمال برخوردار نیستند.

جدول۲- آزمون نرمال بودن قیمت سهام

Tests of Normality

	Kolmogorov-Smirnov[a]			Shapiro-Wilk		
	Statistic	df	Sig.	Statistic	df	Sig.
saypa.f.t	.141	317	.000	.859	317	.000
saypa.f.o	.139	317	.000	.859	317	.000
khodro.f.t	.120	317	.000	.954	317	.000
khodro.f.o	.119	317	.000	.954	317	.000
khepars.f.t	.193	317	.000	.894	317	.000
khepars.f.o	.178	317	.000	.904	317	.000
zamyad.f.t	.224	317	.000	.756	317	.000
zamyad.f.o	.225	317	.000	.756	317	.000
saypa.t.t	.188	317	.000	.883	317	.000
saypa.t.o	.184	317	.000	.884	317	.000
khodro.t.t	.131	317	.000	.944	317	.000
khodro.t.o	.133	317	.000	.942	317	.000
khepars.t.t	.224	317	.000	.843	317	.000
khepars.t.o	.221	317	.000	.844	317	.000
zamyad.t.t	.129	317	.000	.933	317	.000
zamyad.t.o	.123	317	.000	.931	317	.000

a. Lilliefors Significance Correction

آزمون نرمال بودن قیمت سهام نشان می‌دهد که هیچ‌کدام از سری داده‌ها نرمال نمی‌باشند.

در مرحله بعد، با توجه به اینکه توزیع آماری قیمت‌ها نرمال نمی‌باشد برای آزمون تفاوت معناداری بین میانگین نمونه‌ها باید از آزمون‌های ناپارمتریک استفاده شود. به همین منظور آزمون آماری من ویتنی به‌کار می‌رود. خلاصه جداول خروجی حاصل از SPSS برای حالت مربوط به ورودی‌های بنیادی در زیر ارائه شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌گردد به جز سهام شرکت پارس‌خودرو، در سه شرکت دیگر تفاوت معناداری بین نتایج حاصل از پیش‌بینی شبکه با قیمت‌های واقعی سهام در سطح خطای ۵ درصد وجود ندارد.

جدول ۳- آزمون تفاوت معناداری بین نتایج حاصل از پیش بینی شبکه و قیمتهای واقعی در روش ورودی‌های بنیادی برای ۴ شرکت مورد بررسی

Hypothesis Test Summary

	Null Hypothesis	Test	Sig.	Decision
1	The distribution of saypa.f.t is the same across categories of group1.	Independent-Samples Mann-Whitney U Test	.864	Retain the null hypothesis.

Asymptotic significances are displayed. The significance level is .05.

Hypothesis Test Summary

	Null Hypothesis	Test	Sig.	Decision
1	The distribution of khodro.f.t is the same across categories of group2.	Independent-Samples Mann-Whitney U Test	.859	Retain the null hypothesis.

Asymptotic significances are displayed. The significance level is .05.

Hypothesis Test Summary

	Null Hypothesis	Test	Sig.	Decision
1	The distribution of khepars.f.t is the same across categories of group3.	Independent-Samples Mann-Whitney U Test	.047	Reject the null hypothesis.

Asymptotic significances are displayed. The significance level is .05.

Hypothesis Test Summary

	Null Hypothesis	Test	Sig.	Decision
1	The distribution of zamyad.f.t is the same across categories of group4.	Independent-Samples Mann-Whitney U Test	.851	Retain the null hypothesis.

Asymptotic significances are displayed. The significance level is .05.

جدول ۴- آزمون تفاوت معناداری بین نتایج حاصل از پیش بینی شبکه و قیمتهای واقعی در روش ورودی‌های بنیادی برای ۴ شرکت مورد بررسی

Hypothesis Test Summary

	Null Hypothesis	Test	Sig.	Decision
1	The distribution of saypa.t.t is the same across categories of group5.	Independent-Samples Mann-Whitney U Test	.732	Retain the null hypothesis.

Asymptotic significances are displayed. The significance level is .05.

Hypothesis Test Summary

	Null Hypothesis	Test	Sig.	Decision
1	The distribution of khodro.t.t is the same across categories of group6.	Independent-Samples Mann-Whitney U Test	.740	Retain the null hypothesis.

Asymptotic significances are displayed. The significance level is .05.

Hypothesis Test Summary

	Null Hypothesis	Test	Sig.	Decision
1	The distribution of khepars.t.t is the same across categories of group7.	Independent-Samples Mann-Whitney U Test	.867	Retain the null hypothesis.

Asymptotic significances are displayed. The significance level is .05.

Hypothesis Test Summary

	Null Hypothesis	Test	Sig.	Decision
1	The distribution of zamyad.t.t is the same across categories of group8.	Independent-Samples Mann-Whitney U Test	.693	Retain the null hypothesis.

Asymptotic significances are displayed. The significance level is .05.

در جدول ۴ نیز خروجی‌های SPSS مربوط به آزمون تفاوت معنادار بین خروجی‌های مدل شبکه و قیمت‌های واقعی نشان داده شده است. در حالت استفاده از ورودی‌های فنی، در هر ۴ شرکت تفاوت معناداری بین پیش‌بینی با واقعیت ملاحظه نمی‌شود.

بنابراین، به نظر می‌رسد با سوال جالبی در این پژوهش مواجه شده‌ایم: چرا با آنکه میزان خطای پیش‌بینی در حالت بنیادی برای شرکت پارس‌خودرو نزدیک به خطای حالت فنی است، اما فرضیه عدم وجود تفاوت معنادار بین پیش‌بینی و واقعیت در حالت بنیادی رد می‌شود، در حالی‌که در حالت فنی پذیرفته می‌شود؟ سوال جالب‌تر این است که چرا با آنکه درصد خطای بنیادی پارس‌خودرو کمتر از دو شرکت سایپا و زامیاد است، بین پیش‌بینی و واقعیت قیمت دو شرکت مذکور، تفاوت معنادار وجود ندارد؟! عدم پذیرش این فرضیه در حالت بنیادی بدین معناست که مدل قابلیت پیش‌بینی قیمت سهام را با دقت کافی ندارد، در حالی که خطای استخراج شده چنین ادعایی را تایید نمی‌کند. این خطا چگونه محاسبه می‌شود؟ در واقع، این خطا انحراف معیار خطاهای روزانه می‌باشد. خطای روزانه نیز از تفاوت بین قیمت پیش‌بینی و قیمت واقعی به‌دست

می‌آید. درست است که این خطا همان شاخص انحراف معیار است، اما انحراف معیار تغییرات قیمت سهام را در بر نمی‌گیرد. به‌عبارتی چنین به نظر می‌رسد که چون انحراف معیار تغییرات قیمت (بازدهی) سهم پارس خودرو زیاد می‌باشد این مدل در پیش‌بینی قیمت آن موفق عمل نکرده است. برای اثبات این ادعا در جدول زیر انحراف معیار بازدهی روزانه سهام ۴ شرکت نشان داده شده است.

جدول ۵- انحراف معیار بازدهی روزانه سهام ۴ شرکت

نام شرکت	انحراف معیار بازدهی روزانه
سایپا	۰/۰۴۵
ایران خودرو	۰/۰۲۹
پارس خودرو	۰/۰۸۴
زامیاد	۰/۰۵۲

مشاهده می‌شود که انحراف معیار بازدهی سهام پارس خودرو (که به عنوان معیار ریسک به‌کار می‌رود) بیش از انحراف معیار بازدهی سهام ۳ شرکت دیگر است. بنابراین در ادامه، شاخص ریسک را به عنوان یک متغیر ورودی دیگر به ورودی‌های بنیادی اضافه و مجدداً مدل را اجرا می‌کنیم. اما پس از این اقدام، مشاهده شد که عملاً هیچ تغییری در میزان خطا رخ نداد و همچنین فرضیه عدم وجود تفاوت معنادار بین پیش‌بینی قیمت و واقعیت آن در سهام پارس خودرو رد گردید. این بدان معناست که مدل اول، به اندازه کافی آموزش دیده است و در واقع، انحراف معیار بازدهی را نیز در نظر گرفته است و بنابراین لزومی ندارد که شاخص ریسک به‌عنوان یک متغیر ورودی به مدل داده شود.

از طرفی، نوسانات قیمت سهام یک امر اجتناب ناپذیر است که در هر یک از روش‌های بنیادی و فنی وجود دارد. بنابراین می‌توان چنین نتیجه‌گیری کرد که هر چه میزان نوسانات بازدهی روزانه سهام بیشتر باشد، دقت برآورد مدل‌های پیش‌بینی شبکه کاهش می‌یابد. به‌عبارت دیگر، استفاده از این مدل‌ها بیشتر برای سهامی کارایی دارد که میزان انحراف معیار بازدهی آن کم باشد. این موضوع با به‌کارگیری دو سری داده فرضی، یکی با انحراف معیار تغییرات زیاد و دیگری با انحراف معیار تغییرات کم قابل اثبات می‌باشد. در واقع، میزان خطای پیش‌بینی در حالت اول (انحراف معیار زیاد) به مراتب بالاتر از حالت دوم (انحراف معیار کم) خواهد بود.

می‌توان مدل به کار رفته در این پژوهش را از دیدگاه دیگری نیز مورد ارزیابی قرار داد. یکی از مفاهیم کلیدی و کاربردی در مباحث سرمایه‌گذاری، سنجش و اندازه‌گیری ارزش در معرض خطر (VaR) است. ارزش در معرض خطر، حداکثر زیانی است که می‌تواند در طول یک دوره زمانی خاص با یک احتمال مشخص ایجاد گردد و چنانچه به طور صحیح اندازه‌گیری شود، انتظار می‌رود که با احتمال در نظر گرفته شده، زیان واقعی بیش از VaR نباشد. از آنجایی که مدل استفاده شده در این پژوهش ، عملاً یک مدل پیش‌بینی‌گر است و داده‌های قیمتی سهام را به‌صورت روزانه پیش‌بینی می‌نماید، می‌توان بازدهی روزانه پیش‌بینی شده سهام را نیز با استفاده از قیمت‌های پیش‌بینی شده مدل محاسبه نمود. با مقایسه این بازدهی‌های روزانه با بازدهی‌های تحقق‌یافته روزانه، می‌توان از دیدگاه ارزش در معرض خطر نیز مدل را ارزیابی نمود. به عبارتی می‌توان چنین فرض کرد که چنانچه بازدهی پیش‌بینی شده‌ی روزانه مثبت باشد، VaR برابر با صفر و چنانچه منفی باشد، برابر با قدر مطلق این عدد است. هدف از این فرایند، به‌کارگیری روش‌های متداول آزمون VaR (پس آزمای) در ارزیابی میزان صحت پیش‌بینی مدل از دیدگاه ارزش در معرض خطر است.

ارزش در معرض خطر از هر روشی که محاسبه شود، تکنیک‌هایی برای آزمودن صحت مدل محاسباتی آن وجود دارد که به آزمون‌های پس‌آزمای[۱] معروفند. در این بخش، دو روش آزمون کوپیک[۲] و آزمون پیش‌بینی فاصله‌ای کریستوفرسون[۳] جهت آزمودن قدرت مدل پیش‌بینی استفاده می‌شود.

آزمون کوپیک که به آزمون POF[۴] نیز شهرت دارد، در سال ۱۹۹۵ توسط کوپیک مطرح شد و بر این اساس استوار است که تعداد استثناها (خطاهای پیش‌بینی یا به عبارتی تعداد دفعاتی که زیان واقعی از VaR تجاوز می‌کند) از یک توزیع دوجمله‌ای تبعیت می‌نماید و بر این اساس، با معرفی یک نرخ احتمال[۵] (LR) که آماره آن به صورت زیر تعریف می‌شود به آزمون این نرخ احتمال می‌پردازد:

$$LR_{POF} = -2ln\left(\frac{(1-p)^{T-x}p^{x}}{\left[1-\left(\frac{x}{T}\right)\right]^{T-x}\left(\frac{x}{T}\right)^{x}}\right)$$

در این رابطه: 1-p سطح معناداری، T تعداد مشاهدات (تعداد بازدهی‌های روزانه) و x تعداد استثناهاست. فرض صفر این آزمون بر صحیح بودن مدل است و LR_{POF} دارای توزیع کای‌دو با یک درجه آزادی است. (کانسانتالوستیده و دیگران، ۲۰۰۹)

در جداول زیر در سطوح مختلف معناداری، آزمون کوپیک برای هر دو مدل بنیادی و فنی انجام شده و نتایج به دست آمده در خصوص فرض صفر یعنی صحت مدل، در جدول قابل مشاهده است. به استثنای چند مورد در بقیه موارد، مدل از دیدگاه آزمون کوپیک از قدرت پیش‌بینی مناسبی برخوردار نیست.

جدول ۶ و ۷- نتایج آزمون کوپیک

نتایج آزمون کوپیک برای روش بنیادی

نماد	سطح اطمینان	آماره آزمون LR	مقدار بحرانی کای دو	نتیجه
خساپا	۹۹٪	۲۱۴.۵۸	۶.۶۴	رد مدل
	۹۵٪	۵۸.۴	۳.۸۴	رد مدل
	۹۰٪	۱۲.۳۱	۲.۷۱	رد مدل
خودرو	۹۹٪	۱۳۷.۷۲	۶.۶۴	رد مدل
	۹۵٪	۲۸.۹۳	۳.۸۴	رد مدل
	۹۰٪	۲.۴۸	۲.۷۱	پذیرش مدل
خپارس	۹۹٪	۱۸۴.۵	۶.۶۴	رد مدل
	۹۵٪	۴۶.۹	۳.۸۴	رد مدل
	۹۰٪	۸.۱۹	۲.۷۱	رد مدل
خزامیا	۹۹٪	۱۶۰.۳۵	۶.۶۴	رد مدل
	۹۵٪	۳۶.۴۵	۳.۸۴	رد مدل
	۹۰٪	۴.۳۷	۲.۷۱	رد مدل

نتایج آزمون کوپیک برای روش فنی

نماد	سطح اطمینان	آماره آزمون LR	مقدار بحرانی کای دو	نتیجه
خساپا	۹۹٪	۱۶۵.۰۳	۶.۶۴	رد مدل
	۹۵٪	۳۸.۰۸	۳.۸۴	رد مدل
	۹۰٪	۴.۸۲	۲.۷۱	رد مدل
خودرو	۹۹٪	۱۰۳.۰۲	۶.۶۴	رد مدل
	۹۵٪	۱۶.۸۴	۳.۸۴	رد مدل
	۹۰٪	۰.۱۹۸	۲.۷۱	پذیرش مدل
خپارس	۹۹٪	۱۵۲.۶۴	۶.۶۴	رد مدل
	۹۵٪	۳۴.۳۵	۳.۸۴	رد مدل
	۹۰٪	۳.۹۶	۲.۷۱	رد مدل
خزامیا	۹۹٪	۱۴۰.۵۵	۶.۶۴	رد مدل
	۹۵٪	۲۹.۲۸	۳.۸۴	رد مدل
	۹۰٪	۲.۴۱	۲.۷۱	پذیرش مدل

یکی دیگر از آزمون‌های سنجش قدرت مدل‌های ارزش در معرض خطر آزمون شرطی پیش‌بینی فاصله کریستوفرسون است که از همان چارچوب آزمون احتمال لگاریتمی کوپیک برخوردار است، اما آماره مجزایی را برای آزمودن استقلال استثناها در نظر می‌گیرد. ابتدا یک متغیر شاخصی با نماد I_t با دو مقدار ۱ برای حالت استثنا (تجاوز زیان از مقدار VaR) و صفر برای غیر از این حالت تعریف می‌شود. سپس متغیر n_{ij} به عنوان تعداد روزهایی که شرط j رخ داده با این شرط که روز قبل از آن شرط i رخ داده باشد تعریف می‌گردد. حالت j حالت استثنا و حالت i حالت عادی است. با توجه به این توضیحات، جدول زیر تکمیل می‌شود:

	$I_{t-1}=0$	$I_{t-1}=1$	
$I_t=0$	n_{00}	n_{10}	$n_{00}+n_{10}$
$I_t=1$	n_{01}	n_{11}	$n_{01}+n_{11}$
	$n_{00}+n_{01}$	$n_{10}+n_{11}$	N

در مرحله بعدی متغیرهای زیر محاسبه می‌شوند:

$$\pi_0=\frac{n_{01}}{n_{00}+n_{01}},\qquad \pi_1=\frac{n_{11}}{n_{10}+n_{11}}\qquad and\qquad \pi=\frac{n_{01}+n_{11}}{n_{00}+n_{01}+n_{10}+n_{11}}$$

نهایتاً آماره آزمون برای سنجش استقلال استثناها به صورت زیر است:

$$LR_{ind}=-2ln\left(\frac{(1-\pi)^{n_{00}+n_{10}}\pi^{n_{01}+n_{11}}}{(1-\pi_0)^{n_{00}}\pi_0{}^{n_{01}}(1-\pi_1)^{n_{10}}\pi_1{}^{n_{11}}}\right)$$

با ترکیب این آماره و آماره آزمون کوپیک، به یک آزمون مشترک دست می‌یابیم که هم نرخ شکست را می‌سنجد و هم استقلال استثناها را می‌آزماید:

$$LR_{cc}=LR_{POF}+LR_{ind}$$

این آماره نیز از توزیع کای دو با دو درجه آزادی برخوردار است و مجدداً همانند آزمون کوپیک به عنوان مقدار بحرانی آزمون کریستوفرسون عمل می‌کند. (کانسانتالوستیده و دیگران، ۲۰۰۹)
نتایج آزمون کریستوفرسون به شرح جداول زیر است و مشاهده می‌شود که نتایج به دست آمده در این آزمون نیز دقیقاً همانند نتایج آزمون کوپیک می‌باشد.

جدول ۸ و ۹- نتایج آزمون کریستوفرسون

نتایج آزمون کریستوفرسون برای روش بنیادی

نماد	سطح اطمینان	آماره آزمون LR	مقدار بحرانی کای دو	نتیجه
خساپا	۹۹٪	۲۱۶.۰۱	۹.۲۱	رد مدل
	۹۵٪	۵۹.۸۴	۵.۹۹	رد مدل
	۹۰٪	۱۳.۷۸	۴.۶	رد مدل
خودرو	۹۹٪	۱۳۹.۴۵	۹.۲۱	رد مدل
	۹۵٪	۳۰.۶۶	۵.۹۹	رد مدل
	۹۰٪	۴.۲	۴.۶	پذیرش مدل
خپارس	۹۹٪	۱۸۸.۰۸	۹.۲۱	رد مدل
	۹۵٪	۵۰.۴۸	۵.۹۹	رد مدل
	۹۰٪	۱۱.۷۶	۴.۶	رد مدل
خزامیا	۹۹٪	۱۶۳.۵	۹.۲۱	رد مدل
	۹۵٪	۳۹.۶	۵.۹۹	رد مدل
	۹۰٪	۷.۵۱	۴.۶	رد مدل

نتایج آزمون کریستوفرسون برای روش فنی

نماد	سطح اطمینان	آماره آزمون LR	مقدار بحرانی کای دو	نتیجه
خساپا	۹۹٪	۱۶۵.۰۵	۹.۲۱	رد مدل
	۹۵٪	۳۸.۱۱	۵.۹۹	رد مدل
	۹۰٪	۴.۸۵	۴.۶	رد مدل
خودرو	۹۹٪	۱۰۶.۲	۹.۲۱	رد مدل
	۹۵٪	۲۰.۰۲	۵.۹۹	رد مدل
	۹۰٪	۳.۳۸	۴.۶	پذیرش مدل
خپارس	۹۹٪	۱۵۳.۵۳	۹.۲۱	رد مدل
	۹۵٪	۳۵.۲۴	۵.۹۹	رد مدل
	۹۰٪	۴.۸۵	۴.۶	رد مدل
خزامیا	۹۹٪	۱۴۲.۳۱	۹.۲۱	رد مدل
	۹۵٪	۳۱.۰۴	۵.۹۹	رد مدل
	۹۰٪	۴.۱۷	۴.۶	پذیرش مدل

در نهایت برای اینکه دریابیم کدام یک از دو روش فنی و بنیادی کارایی مناسب‌تری در پیش‌بینی قیمت سهام داشته اند از آزمون لوپز با تابع زیان زیر استفاده گردیده است. (کانسانتالوستیده و دیگران، ۲۰۰۹)

$$L\left(VaR_t(\alpha), x_{t,t+1}\right) = \begin{cases} 1 + \left(x_{t,t+1} - VaR_t\right)^2 & if\ \ x_{t,t+1} \le -VaR_t(\alpha) \\ 0 & if\ \ x_{t,t+1} > -VaR_t(\alpha) \end{cases}$$

$$\hat{L} = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} L\left(VaR_t(\alpha), x_{t,t+1}\right)$$

جدول ۱۰- مقایسه دو روش با استفاده از تابع زیان لوپز

مقدار آماره لوپز برای هر یک از روشها		
نماد	روش بنیادی	روش فنی
خساپا	۰.۱۶۱	۰.۱۳۷
خودرو	۰.۱۲۷	۰.۱۰۸
خپارس	۰.۱۵	۰.۱۳۵
خزامیا	۰.۱۳۶	۰.۱۲۶

با توجه به اینکه مقدار آماره لوپز در روش فنی کمتر از روش بنیادی است، روش فنی از کارایی بیشتری نسبت به بنیادی برخوردار است.

۶- نتایج پژوهش

نتایج به‌دست آمده از این پژوهش را می‌توان به شرح زیر خلاصه نمود:

- با توجه به ورودی‌های مشخص شده برای دو حالت بنیادی و فنی، مشاهده گردید که تقریباً تفاوت معناداری بین نتایج پیش‌بینی قیمت در این دو روش وجود ندارد.
- هر دو روش بنیادی و فنی به شرط آنکه حداقل یکی از ورودی‌های آنها وابستگی خطی با قیمت داشته باشد، قادر به پیش‌بینی قیمت روز آتی با ضریب خطای نسبتاً قابل قبولی خواهند بود.

- در خصوص سهامی که میزان نوسانات قیمتی آن زیاد است، استفاده از رویکرد شبکه عصبی منجر به افزایش سطح خطای پیش‌بینی خواهد گردید و توصیه می‌شود از این روش برای پیش‌بینی قیمت سهام پرنوسان استفاده نشود.
- از دیدگاه ارزش در معرض خطر، هیچ یک از مدل‌های مبتنی بر ورودی‌های بنیادی یا فنی نمی‌توانند در پیش‌بینی مناسب قیمت سهم موفق عمل نمایند و مدل‌های مربوطه نیاز به بازنگری دارند.
- با در نظر گرفتن معیارهای سنجش ارزش در معرض خطر، مدل مربوط به روش فنی، کارایی بیشتری نسبت به مدل مربوط به روش بنیادی دارد.

فهرست منابع

* عباسی، ابراهیم و ابوئی مهریزی، امیر (۱۳۹۰): کاربرد شبکه عصبی- فازی انطباقی در پیش‌بینی قیمت سهام شرکت ایران خودرو، مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، شماره هفتم
* Adebiyi, A.A., Ayo, C.K. and Otakito, S.O. (2011) ' Fuzzy-neural model with hybrid market indicators for stock forecasting' International journal of electronic finance, Vol 5, No 3.
* Adebiyi, A.A., Ayo, C.K. and Otokiti, S.O. (2009) 'Stock price prediction using hybridized market indicators', Proceedings of International Conference on Artificial Intelligence and Pattern Recognition, MutiConf'09, Orlando USA, pp.362–367.
* Chang, P.C. and Liu, C.H. (2008) 'A TSK type fuzzy rule based system for stock price prediction',Expert Systems with Applications, Vol. 34, No. 1, pp.135–144.
* Kansantaloustiede, Maisterin Tutkinon, Olli Nieppola, (2009) 'Backtesting Value at Risk Models', Helsinki School of Economics
* Rusu, Virginica and Rusu, Cristian, (2003) 'Forecasting methods and stock market analysis', Creative Math Journal, Vol 12, pp. 103-110
* Tsanga, P.M., Kwoka, P., Choya, S.O., Kwanb, R., Nga, S.C., Maka, J., Tsangc, J., Koongd, K. and Wong, T.L. (۲۰۰۷) 'Design and implementation of NN5 for hong stock price forecasting', Journal of Engineering Applications of Artificial Intelligence, Vol. 20, pp.453–461.
* Weckman, G.R., Lakshminarayanan, S., Marvel, J.H. and Snow, A. (2008) 'An integrated stock market forecasting model using neural networks', Int. J. Business Forecasting and Marketing Intelligence, Vol. 1, No. 1, pp.30–49.

یادداشت‌ها

[1]. Backtesting Tests
[2]. Kupiec Test
[3]. Christoffersen's Interval Forecast Test
[4].Proportion of Failures
[5]. Likelihood-Ratio