مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار
شماره بیست و سوم / تابستان ۱۳۹٤

ارزیابی توان پیش‌بینی سود فصلی هر سهم با استفاده از مدل‌های سری زمانی و شبکه‌ی پرسپترون چند لایه (MLP)

حسین اعتمادی[۱]
علی اصغر انواری رستمی[۲]
وحید احمدیان[۳]

تاریخ دریافت: ۹۳/۱۰/۱۶ تاریخ پذیرش: ۹۳/۱۲/۱۹

چکیده

پیش بینی سود هر سهم و ارزیابی سودمندی سودهای گذشته برای پیش‌بینی، از دیرباز مورد توجه پژوهشگران بوده و بدین منظور از روش‌ها و مدل‌های متفاوتی به منظور پیش‌بینی سودهای آتی شرکت‌ها استفاده شده است. در این راستا، در پژوهش حاضر، مدل‌های سری زمانی توضیحی جمعی میانگین متحرک ARIMA و شبکه‌های عصبی مصنوعی از نوع پرسپترون چند لایه (MLP) مورد استفاده قرار گرفتند و پیش بینی‌ها برای سودهای فصلی شرکت های پذیرفته شده در بازار بورس اوراق بهادار تهران و بر اساس داده های فصلی سال های ۱۳۸۶ تا ۱۳۹۱ انجام پذیرفت. نتایج نشان داد که مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی به طور معناداری، خطاهای کوچکتری را در پیش‌بینی نسبت به مدل‌های ARIMA ایجاد می‌کنند و در نتیجه پیش‌بینی سودهای فصلی این شرکت‌ها، توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی و با روش MLP از توان بیشتری نسبت به ARIMA برخوردار است.

واژه‌های کلیدی: سود فصلی هر سهم، شبکه پرسپترون چند لایه (MLP)، سری‌های زمانی ARIMA.

۱- دانشیار حسابداری دانشگاه تربیت مدرس (نویسنده مسئول) etemadih@modares.ac.ir
۲- استاد حسابداری دانشگاه تربیت مدرس anvary@modares.ac.ir
۳- کارشناس ارشد حسابداری دانشگاه تربیت مدرس alcinbusiness3@gmail.com

۱- مقدمه

هدف اصلی اکثر شرکت‌ها کسب سود و ایجاد ارزش برای سهامداران است؛ همچنین با توجه به پیشرفت تکنولوژی و گسترش شرکت های عظیم تولیدی و بازرگانی در سطح بین المللی و رونق روزافزون بازارهای سهام، یکی از معیارهای مهم ارزیابی عملکرد مدیریت واحدهای مختلف تجاری، پتانسیل سودآوری و ارزش سهام شرکت‌ها می‌باشد. سرمایه‌گذاران و سهامداران تلاش می‌کنند که در تصمیم‌گیری‌ها به نحوی عمل کنند که چشم اندازی درست از روند سود شرکت ها داشته باشند تا بتوانند با اخذ تصمیمات درست و عینی‌تر به انتظارات و توقعات خویش از سرمایه گذاری دست یابند. در این میان، پیش بینی[1] سودهای سهام، یک موضوع مهم در زمینه‌های مختلف تئوری تصمیم می باشد. این پیش بینی به سرمایه گذاران کمک می کند تا فرآیند تصمیم گیری خود را بهبود ببخشند و خطر تصمیم های خود را کاهش دهند. آنها علاقه دارند منافع آینده سرمایه گذاری خود را برآورد نمایند و درباره دریافت سود نقدی آینده سهام خود داوری کنند. بدین ترتیب، سرمایه گذاران پیش بینی سودهای سهام را درخواست می کنند. این پیش بینی-ها کمک می کند تا یک سهامدار فعلی تصمیم بگیرد سهامش را بفروشد یا نگه دارد. یک سرمایه گذار قبل از عمل با پیش بینی توزیع جریان های نقدی آینده یک سهام، تصمیم به خرید آن می گیرد و یا تصمیم می گیرد در جای دیگری سرمایه گذاری کند. پس چشم داشت در شیوه پرداخت سود سهام در آینده، در درجه اول اهمیت تصمیم گیری های سرمایه گذاری قرار دارد و تصمیم گیری های مربوط به پرداخت سود نیز به سودآوری شرکت ها بستگی دارد (لو، ۱۹۸۹).

برای دارندگان اوراق قرضه و اعتباردهندگان نیز پیش بینی سودهای آینده شرکت ها اهمیت دارد. برای اعتبار دهندگان موضوع مهم در خصوص اعطای وام و اعتبار، توان گیرنده برای بازپرداخت اصل و بهره وام و اعتبارات دریافتی می باشد. با داشتن قدرت پیش بینی سودآوری شرکت، آنها با قدرت بیشتری در مورد احتمال دریافت بازده سالانه و اصل وام خود تصمیم گیری خواهند کرد (کردستانی، ۱۳۸۲).

در رابطه با سود هر سهم، اکثر روشهایی که تاکنون مورد استفاده قرار گرفته، در دسته روشهای خطی قرار می‌گیرند. لکن طی سالهای اخیر مطالعاتی انجام شده که در آنها بر ماهیت غیرخطی بودن اطلاعات مالی تأکید شده است (فروغی و همکاران، ۱۳۹۲). به عنوان مثال کالن و همکاران (۱۹۹۶) بیان می‌کنند که سود هر سهم فصلی دارای ماهیت غیرخطی است و بنابراین استفاده ازروش‌های خطی برای پیش‌بینی آن مناسب نخواهد بود. بدین ترتیب، تعداد زیاد روش‌های پیش بینی و ناشناخته بودن عوامل موثر بر بازگشت ثروت، موجب عدم اطمینان سرمایه‌گذاران و اعتباردهندگان شده است. به همین دلیل سعی در روی آوردن به روشهایی در پیش بینی دارند که بواسطه آ نها، تخمین های شان به واقعیت نزدیک‌تر و خطایشان کمترین مقدار ممکن باشد. در میان روشهای پیش بینی، پیش بینی به کمک مدل‌های خطی سری زمانی مانند روش ARIMA[2] و مدل‌های غیرخطی شبکه عصبی از انواع اصلی روشهای کمی پیش بینی می باشند (کاو و پاری، ۲۰۰۹). سری زمانی دنباله ای از مشاهدات منظم شده یک متغیر برحسب زمان است. سری های زمانی فقط از سابقه تاریخی متغیر (متغیرها) استفاده می کنند تا مدلی برای پیش بینی بدست آید. در

مدلهای تک متغیری سری زمانی، جهت رسیدن به الگویی برای داده ها، داده های مربوط به گذشته متغیر موردنظر مورد تجزیه و تحلیل قرار می گیرد و سپس با این فرض که الگوی بدست آمده تا آینده ادامه خواهد داشت، جهت پیش بینی مورد استفاده قرار می گیرد. شبکه‌های عصبی نیز اخیراً در بسیاری از زمینه های کاربردی استفاده شده‌اند اما به کارگیری آن برای پیش بینی سود فصلی هر سهم به صورت سری زمانی در کشور ما بی سابقه بوده است. هدف این پژوهش، مقایسه قدرت پیش بینی سود سه ماهه شرکت های بورس اوراق بهادار تهران، با استفاده از روش‌های سری‌های زمانی میانگین خود برگشتی جامع متحرک[۳] و شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد.

۲- مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

سود فصلی و اهمیت آن

گزارش‌های مالی میان‌دوره‌ای، نیازهای اطلاعاتی طیف گسترده‌ای از استفاده‌کنندگان را پوشش می‌دهد و ابزار مهمی برای مطلع ساختن سهامداران و دیگر گروه‌های علاقمند از عملکرد جاری واحد تجاری، به صورتی پیوسته و بهنگام می‌باشد. استفاده‌کنندگان اصلی صورتهای مالی میاندوره‌ای، همان استفاده‌کنندگان صورتهای مالی سالانه هستند که عبارتند از: سرمایه‌گذاران، اعتباردهندگان و سایرین. با توجه به تنوع گسترده نیازهای اطلاعاتی، دستیابی به تعادل مناسب بین خواستها و منافع متعدد ناهمساز، به طور اجتناب ناپذیر، مستلزم داوری است. به علاوه، درک چگونگی استفاده از گزارشهای مالی میان دوره‌ای به ایجاد تعادل یاد شده کمک می‌کند.

سال مالی، به طور معمول به عنوان دوره اصلی گزارشگری مالی شناخته می‌شود. از نقطه‌نظر توان سودآوری، سودهای میان‌دوره‌ای به عنوان گزارش‌های پیشرفت کار در طول یک سال مالی به حساب می‌آیند. سرمایه‌گذاران و اعتباردهندگان، معمولاً از اطلاعات تاریخی و جاری برای ارزیابی چشم‌اندازهای آینده کمک می‌گیرند. تصمیم‌های اعتباری و سرمایه‌گذاری منعکس کننده انتظارات مربوط به عملکرد آینده است که تا حدودی بر ارزیابی عملکرد گذشته مبتنی است. ازآنجا که سودهای گزارش شده در صورت سود و زیان میاندوره‌ای به روزترین منبع اطلاعاتی موجود درباره عملکرد گذشته است، در نتیجه می توان پذیرفت، اولین فایده سودهای گزارش شده میاندوره ای، ارزیابی به موقع عملکرد گذشته و کمک به پیش بینی نتایج آینده است (آقایی و احمدیان، ۱۳۹۲). همچنین شرکت‌ها برای رعایت مقررات بازار سرمایه، سودهای فصلی را گزارش می‌کنند. استاندارد حسابداری شماره ۲۲ ایران، تهیه صورت‌های مالی میان دوره ای، چه به صورت فشرده و چه به صورت کامل را در صورتی که بموقع و قابل اتکا باشد، مفید دانسته، بیان می‌دارد که این گزارش‌ها اطلاعات مفیدی را در رابطه با توان کسب سود، ایجاد جریان‌های نقدی، شرایط مالی و نقدینگی واحد تجاری برای استفاده‌کنندگان ارائه می‌کند (استانداردهای حسابداری ایران، ۱۳۸۶).

مدل غیرخطی، شبکه‌های عصبی

اگرچه مدل‌سازی‌های ریاضی برای حل مشکلات و کشف قوانین حاکم بر طبیعت کاربرد فراوانی داشته‌اند اما این مدل‌سازی‌ها تا حد زیادی تابع پیش فرض های قبلی و محدود به روابط خطی هستند که باعث شده‌اند تا کامپیوترهای مجهز به فنون الگوریتمی به رغم آن که از سرعت و دقت بسیار زیادی برخوردارند اما از حل بسیاری از مسائل پیچیده، غیرخطی و یا بی نظمی عاجز بمانند. الگوسازی و حل چنین مسائلی، با توجه به شیوه عملکرد مغز انسان به راحتی امکان‌پذیر است. شبکه‌های عصبی مصنوعی، جنبه ریاضی فرآیند بیولوژیکی شبکه عصبی طبیعی (ANN[۴]) را نشان می‌دهد که در آن، نرون‌ها عناصر ریاضی پردازشگر در نظر گرفته می شوند. شبکه‌های عصبی سیستم های پویایی هستند که با پردازش داده های تجربی، دانش یا قانون نهفته در ورای دادهها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند. به همین خاطر به این سیستم‌ها، هوشمند می‌گویند؛ چرا که بر اساس محاسبات روی داده‌های عددی یا مثال‌ها، قوانین کلی را فرا می‌گیرند (هولناگل، ۱۹۸۹). این سیستم‌های مبتنی بر هوش محاسباتی سعی در مدل‌سازی ساختار نرو- سیناپتیکی مغز بشر دارند. نقش شبکه عصبی، ایجاد تابعی است که هر الگوی ورودی را به یک الگوی خروجی ارتباط می دهد. شبکه‌های عصبی علاوه بر ارائه پیش بینی‌های دقیق‌تر، مشکلات رایج مدل‌سازی کلاسیک از قبیل پایایی و ناپایایی سری‌های زمانی را ندارند و از این نظر همانند مدل‌سازی کلاسیک، جهت رفع مشکلات خود همبستگی، هم‌خطی و ناهمسانی واریانس، نیازمند آماده‌سازی سریهای زمانی متغیرهای مالی نیستند (خالوزاده و خاکی، ۱۳۸۲). یک شبکه عصبی مصنوعی از تعداد زیادی گره و پاره خطهای جهت‌دار که گره‌ها را به هم ارتباط می دهند، تشکیل شده است. گره‌هایی که در لایه ورودی هستند، گره‌های حسی و گره های لایه خروجی، گره‌های پاسخ دهنده نامیده می‌شوند. بین نرون‌های ورودی و خروجی نیز نرون‌های پنهان قرار دارند. اطلاعات از طریق گره‌های ورودی به شبکه وارد می‌شود، سپس از اتصالات به لایه‌های پنهان متصل شده، در نهایت خروجی شبکه از گره‌های لایه خروجی به دست می‌آیند. این مراحل مشابه شبکه عصبی بیولوژیکی انسان است.

معمولاً، پردازش اولیه روی تصاویر ورودی در شبکه عصبی (ANN) به وسیله یک تابع مجموع صورت می‌گیرد. خروج نرون‌ها به صورت یک تابع انتقال مدل می‌شود و نیروی سیناپتیک هر اتصال به عنوان وزن آن اتصال در شبکه عصبی مصنوعی در نظر گرفته می شود و تغییر این وزن، همان یادگیری در شبکه است.

مبنای اصلی شبکه عصبی مصنوعی این است که کلید اصلی درک رفتار مغز انسان به عنوان یک سیستم پردازش اطلاعات در درک چگونگی ارتباط و اتصال نرون‌ها با یکدیگر است.

شبکه پرسپترون چندلایه (Multilayer Perceptron (MLP) Model)

بعد از آن که در دهه ۸۰ میلادی مجدداً شبکه‌های عصبی احیا شدند؛ شبکه پرسپترون چند لایه و یا MLP، به عنوان یکی از کارآمدترین آنها در حل مسایل لاینحل غیرخطی مطرح شد. این شبکه به خصوص در زمینه پیش بینی متغیرهای مالی و اقتصادی از قابلیت پیش بینی بالایی برخوردار می باشد. هدف این

نوع شبکه‌های عصبی، کوشش برای ساخت الگوهایی است که همانند مغز انسان عمل می کنند. کار آن ایجاد یک الگوی خروجی بر اساس الگوی ورودی ارائه شده به شبکه است. ساختار ساده این مدل متشکل از تعدادی عناصر پردازشی (نرون های مصنوعی) می باشند که این نرونها درون دادهها را دریافت و پردازش می‌کند و در نهایت، برونداد از آن ارائه می دهد. درون‌داد می‌تواند دادههای خام یا برونداد دیگر عناصر پردازشی باشد. برونداد می‌تواند محصول نهایی یا درون دادی برای یک نرون دیگر باشد. عملکرد این شبکه را می توان با روابط زیرمدل کرد:

$$a_j^1(t) = F\left(\sum_{i=1}^{r} w_{i,j}^1 P_i(t) + b_j^1\right) \qquad 1 \le j \le S_1 \qquad (1)$$

$$a_K^2(t) = G\left(\sum_{j=1}^{S_1} w_{k,j}^2 a_j^1(t) + b_k^2\right) \qquad 1 \le k \le S_2 \qquad (2)$$

که درآن

R تعداد سیگنال‌های ورودی

P بردار ورودی

W_2 , W_1 به ترتیب ماتریس وزن لایه مخفی ولایه خروجی

S_2 , S_1 به ترتیب تعداد نرونهای لایه مخفی وخروجی

b_2 , b_1 به ترتیب بردار بایاس لایه مخفی ولایه خروجی

a_2 , a_1 به ترتیب بردارهای خروجی لایه مخفی ولایه خروجی

F ,G به ترتیب تابع فعالیت نرونهای لایه مخفی ولایه خروجی را نشان می دهد. جهت آموزش این شبکه از الگوریتم BP استفاده می‌گردد.

شبکه‌های پرسپترون چند لایه معماری از شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد که پیشخور بوده و پردازنده‌های شبکه به چند لایه مختلف تقسیم شوند. در این شبکه‌ها لایه اول، ورودی، لایه آخر، خروجی و لایه‌های میانی، لایه‌های پنهان نامیده می‌شوند. شبکه پرسپترون چندلایه رایج‌ترین و پرکاربردترین نوع از انواع شبکه‌های عصبی است ودلیل آن نیز قدرت این شبکه ها درتخمین نگاشت‌های پیچیده خطی و غیرخطی می‌باشد.

مدل خطی، روش میانگین خود برگشتی جامع متحرک[۵]

بسیاری از روش‌های آماری به بررسی مدل‌هایی می‌پردازند که فرض زیر بنایی آنها استقلال مشاهدات است. این درحالیست که اکثر داده‌های مربوط به علوم طبیعی، مهندسی، تجارت و اقتصاد به صورت سری-های زمانی رخ می‌دهند که پیوستگی مشاهدات در آنها امری بدیهی است. فرض بنیادین روش‌شناسی ARIMA این است که مشاهدات مربوط به یک سری زمانی مستقل نبوده و به صورت متوالی بهم وابسته هستند و این وابستگی بین داده‌های متوالی در زمان‌هایی با فواصل مساوی اندازه‌گیری می‌شوند و مورد

توجه قرار می‌گیرند (لورک و ویلینگر، ۲۰۰۸). این روش توسط جی. ای. پی باکس و جی. ام جنکینز به منظور تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی مطرح شده و از طریق یک شناسایی تکراری، برآورد و فرآیند تشخیص بقرار زیر پدید می‌آید:

مرحله اول: شناسایی

مدل دوره زمانی تنها بر داده ایستایی کاربرد دارد. در صورتیکه داده، ایستایی نباشد، می‌تواند با متمایز کردن داده اولیه ایستایی شود. بمنظور ایمنی از اینکه داده، ایستایی است، شخص می‌تواند طرح دوره زمانی پرداخت نشده یا عملکرد خود برگشتی دوره را بررسی و بازبینی نماید.

مرحله دوم: برآورد

پس از مرحله شناسایی به تخمین پارامترهای مدل پرداخته می شود. گاهی اوقات برای تخمین پارامترها از روش حداقل مربعات استفاده می شود. اما زمانی که مدل نسبت به پارامترها، غیرخطی باشد به روشهای تخمین غیرخطی متوسل می‌شوند.

مرحله سوم: روند تشخیص

در این مرحله با انجام آزمون ایستایی در مورد باقیمانده‌های مدل ARIMA، مدل از لحاظ خوبی برازش کنترل می‌شود. اگر نامناسب بودن مدل به اثبات برسد مدل باید مورد تعدیل و اصلاح قرار گیرد. روش‌های تشخیص برای تصمیم‌گیری چگونگی اصلاح کردن و بهبود مدل بکار می رود.

مرحله چهارم: پیش‌بینی:

در این مرحله با استفاده از مدل نهایی به دست آمده به پیش بینی کوتاه مدت سریهای زمانی مورد بررسی پرداخته خواهد شد. در بسیاری از موارد، پیش‌بینی‌های حاصل از مدلهای ARIMA به ویژه برای کوتاه‌مدت است و بیش از روش مدلسازی سنتی اقتصاد سنجی, قابل اتکا می باشد (ابریشمی، ۲۰۰۹).

باید توجه داشت که روش شناسی ARIMA یک روش تکرار می باشد. بدین ترتیب که اگر مدل آزمایشی تشخیص داده شده نامناسب تلقی شود، دوباره به مرحله تشخیص آزمایشی بازگشته و مدل جدید و بهتری را بدست آورده سپس پارامترهای مدل جدید را تخمین و مناسب بودن آن بررسی می شود. این سیکل تشخیص آزمایشی، تخمین و تشخیص دقت برازش تا زمانی که مدل مناسب نهایی یافت شود، ادامه خواهد داشت و در آخر امر مدل نهایی بدست آمده به منظور پیش بینی مقادیر آینده سری زمانی به کار خواهد رفت (آقایی و احمدیان، ۱۳۹۲). روش‌شناسی ARIMA هم برای داده‌های مقطعی و هم داده‌های پیوسته و هم داده های ناپیوسته قابلیت پیش بینی دارد. از این رو داده‌ها باید در فواصل زمانی برابر اندازه گیری شوند. بعلاوه، روش شناسی ARIMA می تواند برای پیش بینی داده های فصلی و غیر فصلی مورد استفاده قرار گیرد. انعطاف‌پذیری این روش باعث شده است که کاربرد آن در عرصه اقتصاد و صنعت بیش از پیش باشد و بر سایر مدل‌های پیش‌بینی غالب شود. پیشرفت تکنولوژی رایانه نیز به کاربران اجازه داده است از مدل‌های پیچیده ARIMA استفاده کنند.

پیشینه پژوهش

ژانگ و همکاران (۲۰۰۴) در پژوهش خود، دقت پیش‌بینی مدل‌های خطی یک متغیره و چند متغیره را با دقت شبکه های عصبی در پیش‌بینی سود هر سهم مقایسه کردند. آنها در مدل‌های چند متغیره خود از متغیرهای بنیادی حسابداری استفاده کردند. یافته های این مطالعه نشان داد که کاربرد رویکرد شبکه‌های عصبی شامل متغیرهای بنیادی حسابداری، نسبت به مدل‌های خطی از دقت پیش‌بینی بالاتری برخوردار است (ژانگ و همکاران، ۲۰۰۴).

کائو و گان (۲۰۰۹) برای پیش بینی سود هر سهم، متغیر های مورد استفاده در پژوهش ژانگ را مورد بررسی قرار دادند. آنها برای پیش بینی، از شبک ههای عصبی و الگوریتم ژنتیک استفاده کردند و به این نتیجه رسیدند که مدل شبکهٔ عصبی با وزن های برآورد شده به وسیلهٔ الگوریتم ژنتیک، عملکرد مناسب تری نسبت به مدل شبکهٔ عصبی با وزن‌های برآورد شده به وسیلهٔ الگوریتم پس انتشار در پیش بینی سود هر سهم دارد.

کاو و پاری (۲۰۰۹) در مطالعهای، دقت پیشبینی روشهای خطی یک متغیره و چند متغیره را با شبکه-های عصبی در پیش‌بینی سود هر سهم مورد مقایسه قرار دادند. آنها در مدل شبکه‌های عصبی جهت تخمین وزنها از الگوریتم پس انتشار خطا و الگوریتم ژنتیک استفاده کردند. نتایج بررسی‌ها نشان داد که مدل شبکه‌های عصبی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک که شامل متغیرهای بنیادی حسابداری است، نسبت به مدل شبکه‌های عصبی مبتنی بر الگوریتم پس انتشار خطا و مدل‌های خطی، از دقت پیش‌بینی بیشتری برخوردار است (کاو و پاری، ۲۰۰۹).

لای و لی (۲۰۰۶) به مقایسه توانایی پیش بینی میان مدل میانگین خود برگشتی جامع متحرک (ARIMA)، مدل عملکرد انتقال، مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل الگوریتم زادشناختی پرداخته‌اند. بمنظور ارزیابی دقت و صحت پیش بینی، دو ُبعد ملاحظه شده است : (الف) انحراف مابین ارزش واقعی سود سه ماهه هر سهم و ارزش پیش بینی شده سود سه ماهه هر سهم و (ب) مسیر تغییرات سه ماه به سه ماه میان ارزش واقعی سود سه ماهه هر سهم و ارزش پیش بینی شده سود سه ماهه هر سهم. نتایج حاکی از آن بود که اولاً مدل های غیرخطی خطای کمتری نسبت به مدل های خطی دارند و از میان مدل های غیر خطی نیز، مدل الگوریتم زادشناختی از بهترین دقت و صحت پیش بینی هم برای سود پایه ای هر سهم و هم سود کاهش یافته هر سهم برخوردار است؛ در حالیکه مدل شبکه عصبی مصنوعی کمترین دقت و صحت پیش بینی در هر دو سود پایه ای هر سهم و سود کاهش یافته هر سهم را داشته است.

فروغی و همکاران (۱۳۹۲) به پیش بینی سود هر سهم با ترکیب شبکه های عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه سازی حرکت تجمعی ذرات پرداختند. بدین منظور از اطلاعات مربوط به ۱۱۴ شرکت از شرکتهای پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران، طی سالهای ۱۳۸۰ تا ۱۳۸۹ استفاده شده است. نتایج این پژوهش نشان می دهدکه مدل تک متغیره بادقت ۷۸ ٪ ومدل چند متغیره با دقت ۹۱٪ سود هر سهم را پیش بینی می نمایند.

انواری رستمی و همکاران (۱۳۹۲) الگوسازی و پیش بینی سود هر سهم شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با رویکرد شبکهٔ عصبی GMDH پرداختند. ابتدا الگویی شامل هشت نسبت مالی طراحی و سپس با استفاده از فرآیند قیاسی و نیز کنارگذاشتن هر متغیر از الگوی بنیادی، در مجموع هشت مدل اجرا شد. نتایج نشان داد، الگوهای حاصل از کنار گذاشتن بازده دارایی ها، نسبت جاری و بازده سرمایه از الگوی بنیادی، به ترتیب بیشترین تأثیر را در کاهش خطای پیش بینی سود هر سهم دارند. همچنین گردش موجودی کالا و دوره وصول مطالبات، دارای اثر مضاعف در کاهش خطا هستند.

آقایی و همکاران (۱۳۹۱) به بررسی میزان محتوای اطلاعاتی موجود در اعلان سودهای فصلی شرکت ها برای تأمین نیازهای اطلاعاتی ذینفعان در بورس اوراق بهادار تهران پرداختند. به منظور محاسبه میزان محتوای اطلاعاتی موجود در اعلان سودهای فصلی، از ضریب تعیین به دست آمده از رگرسیون بازده سالانه به بازده های مربوط به چهار فصل سال در پنجره رویداد هفت روزه ناشی از اعلان های فصلی سود استفاده شده است. در ادامه نیز به بررسی عوامل موثر بر این محتوای اطلاعاتی پرداخته شد. بدین منظور داده های مالی مربوط به ۱۰۶ شرکت برای دوره زمانی بین سال های ۱۳۸۵ تا ۱۳۸۹ مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت. نتایج بدست آ مده نشان داد که اعلان های فصلی سود بطور متوسط ۹ تا ۱۷ درصد از کل اطلاعات سالانه تأثیرگذار بر قیمت سهام شرکت ها را تشکیل می دهد.

۳- فرضیه پژوهش

فرضیه پژوهش: پیش بینی سود فصلی هر سهم با استفاده از رویکرد غیرخطی شبکه پرسپترون چند لایه (MLP) نسبت به مدل خطی ARIMA با خطای کمتری همراه است.

۴- روش‌شناسی پژوهش

در این پژوهش، جامعه مورد بررسی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران می باشد. داده های مورد نیاز با استفاده از اطلاعات و مدارک موجود و از طریق نرم افزارهای بورس اوراق بهادار از بانک‌های اطلاعاتی «رهاورد نوین» استخراج شده است. برای انتخاب نمونه تحقیق، شرکت هایی به عنوان نمونه انتخاب می شوند که شرایط ذیل را احراز نمایند:

۱) شرکت های مورد بررسی می بایست دارایی اعلان سود فصلی باشند.
۲) شرکت ها جزء شرکت های فعال بورس بوده و یا حداقل در روزهای مورد بررسی فعال باشند.
۳) شرکت ها در بازه زمانی مورد بررسی، افزایش سرمایه نداشته باشند.
۴) از جامعه آماری تحقیق بانک ها، شرکت های بیمه، شرکت های هلدینگ و شرکت های سرمایه گذاری به دلیل ماهیت متفاوت آنها حذف گردیدند.

با در نظر گرفتن همه شرایط بالا ۶۷ شرکت برای دوره زمانی سالهای ۸۶ تا ۹۱ انتخاب شدند.

در این مطالعه داده های جمع آوری شده با روش سری زمانی آریما و مدل شبکه های عصبی مصنوعی مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت. در هر دو مدل ARIMA وMLP، ۷۵٪ مشاهدات به آموزش و ۲۵٪ مشاهدات به آزمون اختصاص داده شد. هم چنین، جهت طراحی مدل ARIMA از نرم افزار Eviews و برای طراحی مدل NNA از نرم افزار Matlab2011a استفاده شده است. به منظور بررسی کارایی مدل‌های پیش بینی سریهای زمانی، از معیارهای (MAE)، (MAPE) و (RMSE) استفاده شده است (هایکان، ۱۹۹۴). (MAE)، میانگین مطلق انحراف مابین پیش بینی سه ماهه سود هر سهم و سود واقعی هر سهم است و شیوه محاسبه آن به شکل زیر می باشد:

$$MAE = \frac{\sum_{r=1}^{N} |EPS_t - \overline{EPS_t}|}{N} \qquad (3)$$

(MAPE) که عبارت از میانگین مطلق درصد انحراف مابین پیش بینی سه ماهه سود هر سهم و سود واقعی هر سهم است به شکل زیر محاسبه می شود:

$$MAPE = \frac{\sum_{r=1}^{N} \left| \frac{EPS_t - \overline{EPS_t}}{EPS_t} \right|}{N} \qquad (4)$$

(RMSE) نیز مربع مجذور میانگین خطای استاندارد مابین پیش بینی سه ماهه سود هر سهم و سود واقعی هر سهم است و به شکل زیر محاسبه می شود:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{r=1}^{N} \left(EPS_t - \overline{EPS_t}\right)^2}{N}} \qquad (5)$$

در هر سه فرمول شماره (۱)، (۲) و (۳) بالا:

- EPS_t ارزش سود سه ماهه واقعی هر سهم در زمان t است.
- $\overline{EPS_t}$ ارزش سود سه ماهه پیش بینی شده هر سهم در زمان t است.
- N تعداد مشاهدات است

با استفاده از ۳ معیار فوق، دقت مدل‌های پیش بینی مقایسه خواهند شد. واضح است که برای هریک از معیارهای فوق، مقدار بهینه کمترین آن و بهینه ترین مقدار، صفر است.

بررسی کارایی مدل ARIMA در پیش بینی سودهای فصلی هر سهم

سه مدل اولیه و مهم میانگین خود برگشتی جامع متحرک توسط محققان پیشنهاد شده است. نخستین مدل، مدل براون- روزف است که گوناگونی‌های فصلی و میانگین متحرک فصلی را یکپارچه می‌نماید (براون و روزف، ۱۹۷۹). مدل دوم، مدل واتس- گریفن است، مدلی که میانگین‌های فصلی متفاوت و متحرک را دربردارند (واتس، ۱۹۷۵؛ گریفن، ۱۹۷۷). و مدل فوستر، یک مدل خود برگشتی با شرط حرکت تدریجی است (فوستر، ۱۹۷۷). از سه مدل مزبور، مدل متنوع میانگین خود برگشتی جامع متحرک براون-روزف

نشان داده است که از سایر مدل‌های متنوع بیشتر اجرا می شود (لوبو و نیر، ۱۹۹۰). علاوه بر این، این مدل یکی از بهترین مدلهای ریاضی در زمینه پیش بینی سود سه ماهه هر سهم محسوب می شود. براون و روزف (۱۹۷۹) مدارکی ارائه دادند که حاکی از آن است که مدل فوستر بدلیل آنکه کاملاً نمی‌تواند موارد فصلی را توجیه نماید، بطور بالقوه و بقدر کافی مشخص نیست لیکن پیشنهاد می نمایند که با افزودن یک پارامتر میانگین متحرک فصلی، مسئله را می توان برطرف نمود. ضعف مدل فوستر، براون و روزف را وادار می نماید که یک پارامتر میانگین فصلی متحرک به ساختار فوستر بیافزایند و مدل براون و روزف را به بار می آورند. این مسئله احتمال دارد بطور جزئی توضیح دهد در مطالعه لوبو و نایر (۱۹۹۰) به چه دلیل مدل براون و روزف بر مدل فوستر تسلط دارد.

در این مطالعه، مدل براون - روزف بدلیل اهمیت و آوازه آن در پیش بینی سود سه ماهه هر سهم، اتخاذ گردیده است. شکل خاص ساختاری مدل براون- روزف در زیر ارائه شده است:

$$E(Q_t) = Q_{t-4} + \alpha_1 (Q_{t-1} - Q_{t-5}) - \theta_1 a_{t-4} \qquad (۶)$$

در جائیکه

Q_t= سود سه ماهه هر سهم در زمان t است،

α_1 =پارامتر خود برگشتی،

θ_1 =پارامتر میانگین فصلی متحرک،

a_{t-4} = شرط اختلال در زمان t-4 است.

پیش بینی‌های سه ماهه سود هرسهم حاصل از مدل براون- روزف برمبنای روش کالن (۱۹۹۶) ایجاد و فرآوری شده است. برای هر ۶۷ شرکت نمونه، ۴۰ دوره زمانی سود سه ماهه هر سهم در شکل‌گیری نمونه-های فعال ۴۰ دوره سه ماهه، گروه بندی شده اند. با توجه به این نکته که داده سود سه ماهه، فصلی هستند، نمونه نخست از ۴۰ نقاط داده در اخذ ارزش‌های پیش بینی سود هرسهم چهار دوره سه ماهه بعد برای مثال Q41,Q42,Q43,Q44 بکار گرفته شده اند. متشابهاً، نمونه فعال دوم سود سه ماهه هر سهم، از داده دوره های سه ماهه ۵ تا ۴۴ استفاده کرده است و ارزشهای پیش بینی سود هر سهم چهار دوره سه ماهه بعد برای مثال Q45,Q46,Q47,Q48 گردآوری شده است. بنابراین، با توجه به نمونه، هشت دوره وجود دارد که بطور کلی در سنجش این امر که کدام مدل در پیش بینی سود هر سهم دارای اجرای بهتری است، مورد استفاده قرار می گیرد (سیونچینگ و هونگچی، ۲۰۰۶).

به منظور بررسی کارایی مدل ARIMA در پیش بینی سریهای زمانی مذکور، ابتدا ایستایی سری با استفاده از آزمون دیکی فولر (DF) و دیکی فولر تعمیم یافته (ADF) بررسی شده است. آزمون دیکی فولر بر اساس سه معادله زیر انجام می شود:

$$\Delta y_t = \delta . y_{t-1} + u_t \qquad (۷)$$

$$\Delta y_t = \delta . y_{t-1} + u_t + \beta_1 \qquad (۸)$$

$$\Delta y_t = \delta.y_{t-1} + u_t + \beta_1 + \beta_2 t \qquad (۹)$$

هم چنین ایستایی سری با استفاده از آزمون دیکی فولر تعمیم یافته با استفاده از معادله رگرسیونی زیر بررسی می شود:

$$\Delta y_t = \delta.y_{t-1} + u_t + \beta_1 + \beta_2 t + \alpha.\Delta y_{t-1} \qquad (۱۰)$$

جهت بررسی ایستایی سری زمانی فرضیه زیر آزمون شده است:

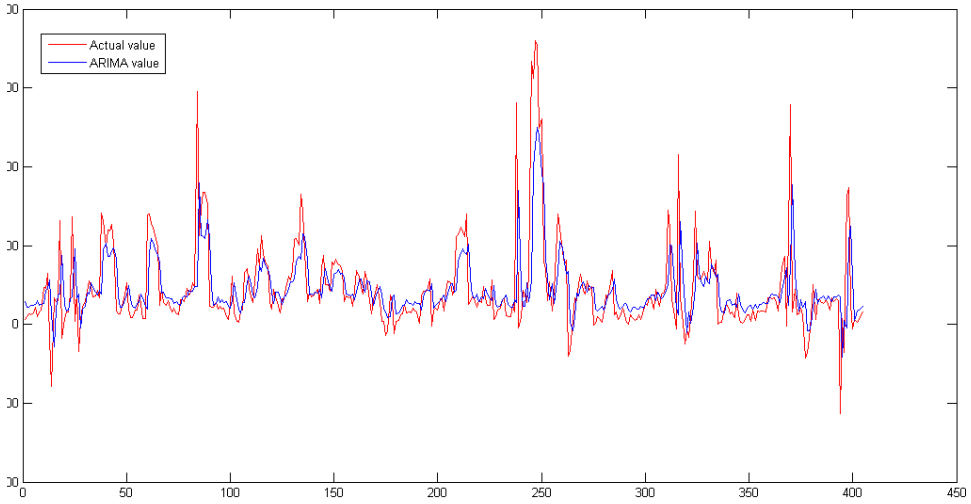
$$\begin{cases} H_0 : \delta = 0 \\ H_1 : \delta \prec 0 \end{cases}$$

مقادیر بدست آمده از آزمون فرضیه بالا برای هر چهار مدل شماره (۷) (۸) (۹) (۱۰) بالا حاکی از آن است که با توجه به مقادیر به دست آمده از آزمون دیکی فولر و دیکی فولر تعمیم یافته، سری زمانی مورد مطالعه خود به خود ایستا است و دارای ریشه واحد نمی باشد و مقدار d=0 است و بدین ترتیب می توان از سری زمانی ARIMA (p,d,q) استفاده کرد. بعد از مرحله تشخیص، نوبت به تخمین مدل و محاسبه p و q می رسد. برای به دست آوردن مقادیر مذکور از نمودارهای خودهمبستگی (ACF) و خود همبستگی جزئی (PACF) استفاده شده است. برای به دست آوردن بهترین مدل، نمودار خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی را برای مقادیر باقیمانده سری زمانی (تفاضل مقادیر واقعی از مقادیر حاصل از مدل) به ازای وقفه های مختلف رسم می شود. با توجه به نمودار خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی مقادیر باقیمانده، از میان تمام تخمین ها ی ممکن، مدل ARIMA (۴،۰،۱) با داشتن کمترین میزان باقیمانده بهترین مدل به دست آمده است. حال به پیش بینی سری زمانی با استفاده از مدل ARIMA (۴،۰،۱) پرداخته می شود. همان گونه که در جدول شماره (۱) ملاحظه می‌شود؛ مقادیر به دست آمده برای معیارهای مربع مجذور میانگین خطای استاندارد (RMSE)، میانگین قدر مطلق خطا (MAE) و میانگین قدر مطلق درصد خطا (MAPE) دلالت بر کارایی بالای پیش بینی انجام شده دارد.

جدول ۱. کارایی مدل ARIMA در پیش بینی سود فصلی هر سهم

ARIMA	RMSE	MAE	MAPE
ساختار (۱-۰-۴)	۴۶/۱۶۶	۳۲/۸۱۸	۰/۲۴۴

شکل زیر نیز مقادیر واقعی سری زمانی را در مقایسه با مقادیر حاصل از مدل آریما نمایش می دهد.



شکل ۱. مقایسه مقادیر واقعی و مقادیر حاصل از مدل ARIMA

بسط مدل با استفاده از MLP

در این روش، ابتدا به انتخاب وقفه های زمانی تاثیرگذار و روزهای تاثیرگذار بر سود فصلی پرداخته می شود. این امر معادل انتخاب متغیرهای ورودی تاثیرگذار از بین مجموعه ای از متغیرها است. یکی از روش های متداول انتخاب متغیرها روش انتخاب ترتیبی متغیرهاست (SFS). این روش شامل دو بخش است:

- یک تابع هدف که معیار نامیده می شود. معیارهای متداول، خطای میانگین مربع و نرخ دسته بندی نادرست است که به ترتیب مربوط به مدل های رگرسیونی و مدل های طبقه بندی هستند.
- الگوریتم جستجوی ترتیبی که متغیرها را با ارزیابی معیاراز یک زیر مجموعه در نظر گرفته شده کم می کند یا بدان می افزاید.

این روش بردو نوع است:

- انتخاب پیشروی ترتیبی که در آن متغیرها به صورت ترتیبی به یک مجموعه خالی اضافه می شوند تا جایی که افزودن متغیرهای بیشتر باعث کاهش معیار نشود.
- انتخاب پسروی ترتیبی که در آن متغیرها به صورت ترتیبی از یک مجموعه کامل حذف می شوند تا جایی که حذف متغیرهای بیشتر، معیار را افزایش دهد.

در این تحقیق از روش انتخاب پسروی ترتیبی از جعبه ابزار آماری نرم افزار MATLAB جهت انتخاب وقفه های زمانی تاثیرگذار استفاده شده و رابطه سود سهام بصورت کلی زیر به دست آمده است.

$$x(t) = f\ \{x(t-1), x(t-2), x(t-3), x(t-4)\}$$ رابطه ۱۱

در معادله بالا، $x(t)$ نشان دهنده سود فصلی است و رابطه بالا بیانگر این موضوع است که در مدل شبکه عصبی سود هر دوره از سود ۴ دوره قبل تاثیر می پذیرد. باید توجه داشت رابطه به دست آمده صرفاً برای داده های مورد استفاده در این تحقیق اعتبار دارد و به هیچ عنوان یک رابطه کلی نیست.

برای آنالیز، از جعبه ابزار شبکه عصبی در نرم افزار MATLAB برای ساخت مدل‌ها استفاده شده است. جعبه ابزار شبکه عصبی در MATLAB وزنهای اولیه را در هر مرتبه از اجرا بطور اتفاقی تعیین می کند (مث ورک، ۲۰۰۷). این مسئله باعث می شود عملکرد شبکه آموزش دیده حتی وقتی تمام پارامترها و ساختار شبکه ثابت نگه داشته شده است بشدت تغییر کند. در نتیجه، رسیدن به ترکیب بهینه شبکه و تنظیم پارامترها دشوار است. برای حل این مشکل برنامه ای (کد) در محیط MATLAB نوشته شده است که فرآیند سعی و خطا را بطور خودکار بکار می برد. برنامه مذکور عددهای گوناگونی را برای لایه ها و نرون‌ها در لایه پنهان برای اپوک ثابتی چندین بار امتحان می‌کند و از بین پاسخ‌های به دست آمده بهترین پاسخ ارائه می‌شود (جدول شماره (۲)).

اطلاعات موجود به دو دسته آموزش و آزمایش تقسیم شده اند. از میان ۴۰۰ داده، ۳۰۰ داده جهت آموزش و ۱۰۰ داده جهت آزمایش در نظر گرفته شده است. در مطالعه حاضر بهترین نتایج با استفاد از روش پس انتشار گوسی- نیوتن (trainbfg) به دست آمده است، هم چنین تابع هیپربولیک تانژانت سیگموید (tansig) بعنوان تابع انتقال بین لایه های ورودی و پنهان و تابع انتقال خطی به عنوان تابع انتقال بین لایه های پنهان و خروجی انتخاب شده اند. توابع سیگموید خروجی را بین ۱- و ۱ نگه می دارند. نرمالیزاسیون ورودی ها بین (۱+ و ۱-) باعث افزایش سرعت آموزش می شود. از فرمول زیر برای نرمالیزه کردن ورودی های مدل استفاده شده است.

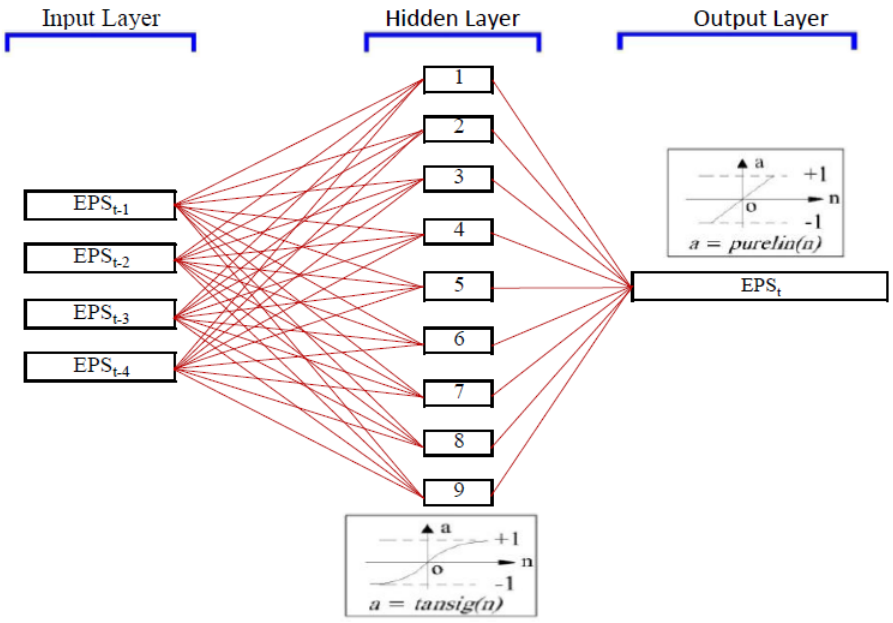
$$X_n = -1.0 + 2.0\frac{X_i - X_{i,\min}}{X_{i,\max} - X_{i,\min}}$$ رابطه ۱۲

که در آن X_n عدد نرمالیزه شده از ورودی X_i است. $X_{\min}$ و $X_{\max}$ بترتیب نمایانگر کمترین و بیشترین مقادیر X_i می باشند. برای خروجی های مدل از نرمالیزاسیون غیرخطی استفاده شده است. بنابراین، خروجی ها بین ۰/۹ و ۱ با استفاده از فرمول زیر نرمالیزه شده اند.

$$Y_n = 0.1 + 0.8\frac{\ln(Y_i) - \ln(Y_{i,\min})}{\ln(Y_{i,\max}) - \ln(Y_{i,\min})}$$ رابطه ۱۳

که در آن Y_n عدد نرمالیزه شده از ورودی Y_i است. $Y_{\min}$ و $Y_{\max}$ بترتیب نمایانگر کمترین و بیشترین مقادیر Y_i می باشند.

۴وقفه به دست آمده به عنوان ۴ متغیر مستقل، ورودی های مدل و سود فصلی به عنوان تنها خروجی مدل در نظر گرفته شده است. بنابراین لایه ورودی دارای ۴ نرون و لایه خروجی دارای یک نرون است. شکل زیر نمای پرسپترون چند لایه ای مورد استفاده در این مقاله را نشان می‌دهد.



شکل ۲. شبکه‌های پرسپترون چندلایه (MLP)

درمطالعه حاضر، پس از بارها آزمون و خطا از طرق تغییر موارد مذکور و آموزشهای فراوان، ساختاری که بهترین نتایج را بدست داده است شبکه ای با ۴ نرون در لایه ورودی و ۹ نرون در لایه پنهان (۱-۹-۴)، نرخ یادگیری ۰/۰۰۵ آپدیت شده با ضریب ۱/۰۵ بعد از هر اپوک، ممنتوم معادل ۰/۰۹ آپدیت شده با ضریب ۰/۰۹ بعد از هر اپوک و آموزش دیده برای ۳۰۰۰ اپوک بوده است. در نهایت رابطه زیر برای پیش بینی سود هر سهم بدست آمده است:

$$Y = \frac{2}{1+e^{0.025+\sum_i \tanh(F_i)\times V_i}} - 1$$

رابطه ۱۴

$$F_i = x_1 \times w_{1i} + x_2 \times w_{2i} + x_3 \times w_{3i} + x_4 \times w_{4i} + Bias_i \qquad i = 1,\ldots,9$$

رابطه ۱۵

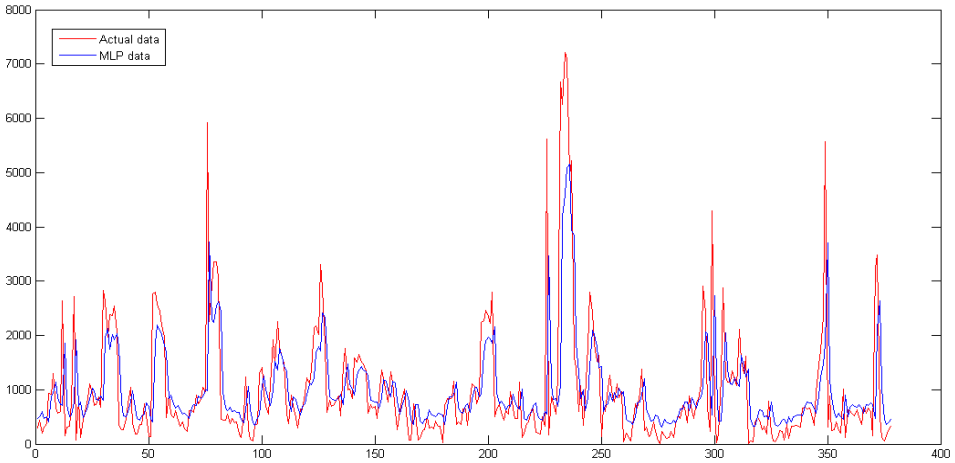
در اینجا x ها بیانگر وقفه های مورد استفاده در مدل، i تعداد نرون های لایه پنهان و w_{4i} ،$\cdots$ ،w_{1i} وزنهای بین لایه ورودی و پنهان و vi وزن بین لایه پنهان و خروجی است. نتایج بدست آمده برای روش‌های ارزیابی عملکرد مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی در جدول شماره (۲) نشان داده شده است. همانطور که در شکل ملاحظه می شود، شبکه در سیکل ۸ ام به بهترین جواب رسیده است و معیارهای کارایی این نتیجه در جدول شماره (۲) قابل مشاهده است. مقادیر بسیار پایین معیارهای مربع مجذور میانگین خطا (RMSE)،

میانگین قدر مطلق خطا (MAE) و میانگین قدر مطلق درصد خطا (MAPE) دلالت بر کارایی بالای پیش بینی انجام شده دارد.

جدول۲. کارایی مدل شبکه پرسپترون چند لایه MLP در پیش بینی سود فصلی هر سهم

MLP	RMSE	MAE	MAPE
ساختار (۱-۹-۴)	۳۲/۰۸۶	۲۲/۷۲۰	۰/۲۱۳

شکل زیر نیز مقادیر حاصل از مدل MLP را در مقایسه با مقادیر واقعی سری زمانی نمایش می دهد.



شکل۳. مقایسه مقادیر واقعی و مقادیر حاصل از مدل MLP

۵- مقایسه مدل‌ها

در این مطالعه کارایی مدلهای ARIMA و شبکه پرسپترون چند لایه (MLP) در پیش بینی سود فصلی هر سهم مقایسه شد. نتایج مقایسه‌ای دو مدل ARIMA و MLP به طور خلاصه به صورت جدول شماره (۳) به دست آمد:

جدول ۳. نتایج مقایسه‌ای حاصل از روش ARIMA و MLP

روش	RMSE	MAE	MAPE
با ساختار ARIMA(۴-۰-۱)	۴۶/۱۶۶	۳۲/۸۱۸	۰/۲۴۴
با ساختار MLP(۴-۹-۱)	۳۲/۰۸۶	۲۲/۷۲۰	۰/۲۱۳

همان گونه که مشاهده می شود بر اساس همه معیارهای خطا، مدل شبکه پرسپترون چند لایه (MLP) بهتر از مدل ARIMA عمل کرده است. مقدار عددی هر سه معیار مربع مجذور میانگین خطا (RMSE)، میانگین قدر مطلق خطا (MAE) و میانگین قدر مطلق درصد خطا (MAPE) در مدل شبکه پرسپترون چند لایه (MLP) نسبت به مدل ARIMA کمتر بوده است و این نتایج نشان می دهد که MLP از عملکرد بهتری برای پیش بینی سود هر سهم نسبت به الگوی ARIMA برخوردار است.

۶- نتیجه‌گیری و بحث

سرمایه گذاران، اعتباردهندگان، مدیران، کارکنان درشرکت، تحلیلگران، دولت و دیگر استفاده کنندگان صورتهای مالی از سود سهام به عنوان مبنایی جهت اتخاذ تصمیمات سرمایه گذاری و تشکیل پرتفوهای سودآور، اعطای وام، سیاست پرداخت سود، ارزیابی شرکتها، محاسبه مالیات و سایر تصمیمات مربوط به شرکت استفاده می کنند. اطلاعات ارائه شده توسط شرکت و در نتیجه سود سهام، مبتنی بر رویدادهای گذشته شرکت است اما سرمایه گذاران، نیازمند اطلاعاتی راجع به آینده شرکت برای کاهش عدم اطمینان تصمیم گیری هایشان می باشند. در این میان روش هایی که بتوانند به بهترین نحو سود شرکت ها را پیش بینی کنند بهترین ابزار برای کاهش عدم اطمینان هستند. در این تحقیق ابتدا وقفه‌های تاثیرگذار بر سود سهام با استفاده از روش انتخاب متغیر ترتیبی (SFS) مشخص شده و سپس به مدل سازی شبکه پرسپترون (MLP) پرداخته شد. مدل MLP با یک لایه پنهان جهت مدل‌سازی انتخاب شد و مقادیر وزن ها و بایاس های مدل مشخص شدند و معیارهای ارزیابی عملکرد برای مدل غیرخطی MLP با ساختار (۱، ۹، ۴) مشخص شدند. سپس معیارهای RMSE، MAE و MAPE جهت ارزیابی عملکرد بهترین مدل ARIMA با ساختار (۱، ۰، ۴) ARIMA، محاسبه شدند. از مجموع شبیه‌سازی های انجام شده برای پیش بینی سود هر سهم بر مبنای مشاهدات تاریخی و به وسیله مدل های شبکه پرسپترون چند لایه (MLP) و ARIMA، نتایج به شرح زیر ارائه می شود:

این پژوهش نشان داد که ارتباط مستقیم و مثبتی بین سودهای فصلی دوره های قبلی با سود هر سهم فصل جاری وجود دارد. نتیجه کلی به دست آمده از این پژوهش این است که سری های زمانی سودهای قبلی، در پیش بینی سودفصلی هر سهم، دارای رابطه خطی و غیرخطی با سود هر سهم فصل جاری هستند و هر دو مدل (MLP) و ARIMA، روند مشابهی را برای سود فصلی هر سهم پیش بینی می کنند اما مقادیر معیارهای RMSE، MAE و MAPE در جدول (۳) نشان داد که مدل غیر خطی شبکه پرسپترون چند لایه (MLP) نسبت به مدل خطی ARIMA دقت بالاتر و عملکرد بهتری در پیش بینی سود هر سهم دارد و بنابراین فرضیه این تحقیق مبنی بر اینکه پیش بینی سود فصلی هر سهم با استفاده از رویکرد غیر خطی شبکه پرسپترون چند لایه (MLP) خطای پیشبینی کمتری نسبت به مدل خطی ARIMA دارد، تایید می-شود. نتایج این تحقیق در خصوص توان بالای مدل های غیر خطی نسبت به مدل های خطی جهت پیش-

بینی سود سه ماهه هرسهم با نتایج تحقیق لای و لی (۲۰۰۶) مطابقت دارد. همچنین نتایج پـژوهش ژانـگ (۲۰۰۴) حاکی از برتری مدل های غیرخطی در پیش بینی سود سهام نسبت به مدل‌های خطی می باشد.

فهرست منابع

* کردستانی، غلامرضا. (۱۳۸۲). تجزیه و تحلیل سری های زمانی سود در سـطح صـنعت. پیشـرفت‌هـای حسابداری. شماره ۳۸. ص ۱۳۷- ۱۵۰.
* فروغی، داریوش، فروغ نژاد، حیدر، میرزایی منوچهر. (۱۳۸۲). پیش بینی سود هر سهم: ترکیـب شـبکه های عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه سازی حرکت تجمعی ذرات. دانـش سـرمایه گـذاری. سـال دوم، شماره ششم. ص ۶۳- ۸۲.
* آقایی، محمد علی، احمدیان، وحید، دویران، فیروز. (۱۳۹۲). بررسی ویژگیها و توان پیش بینـی سـری-های زمانی جریانهای نقدی عملیاتی میان دوره‌ای و جایگزین‌های آن. پیشرفت‌های حسابداری. دوره ی پنجم، شماره ی اول. ص ۱- ۳۲.
* خالوزاده، حمید، خاکی، علی. (۱۳۸۲). ارزیابی روش های پیش بینی قیمت سهام و ارائه مدلی غیرخطی بر اساس روش شبکه عصبی مصنوعی. تحقیقات حسابداری. شماره ۶۴. ص ۴۳- ۸۵.
* انواری رستمی، علی اصغر، آذر، عادل، نوروزی، محمد. (۱۳۹۲). الگوسازی و پـیش بینـیEPS شـرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با رویکرد شبکهٔ عصبی GMDH. بررسی های حسابداری و حسابرسی. دوره ۲۰ ، شماره ۱. ص ۱- ۱۸.
* آقایی، محمدعلی، ثقفی، علی، تقی نتاج، غلامحسین، اسـدنیا، جهـانبخش. (۱۳۹۱). تـأثیر اعـلان سـود فصلی شرکت ها بر تأمین نیاز اطلاعاتی ذینفعان. فصلنامه حسابداری مـالی، سـال چهـارم، شـماره ۱۶، صفحات ۱- ۳۹.
* هیأت تدوین استانداردهای حسابداری .(۱۳۸۳). استاندارد شماره ۲۲ : گزارش گری مـالی میـان دوره ای، تهران: سازمان حسابرسی.
* Abrishami, H. (2009) Principles of Econometrics, Translation, Tehran University Publications, 7nd Ed, 2nd. Vol (in Persian).
* Brown, L. D. (1993) Earnings forecasting research: its implications for capital markets research, International Journal of Forecasting, 9, 295–320.
* Callen, J.L., Kwan, C.C.Y., Yip, P.C.Y., Yuan, Y., (1996). Neural Network Forecasting of Quarterly Accounting Earnings. International Journal of Forecasting, 12(4): 475- 482.
* Cao, Q., & Gan, Q. (2009). Forecasting EPS of Chinese Listed Companies Using Neural Network with Genetic Algorithm. Retrieved from http://works.bepress.com/qiwei_gan/1/.
* Cao, Qing, Parry Mark, E., (2009). Neural Network Earning per Share Forecasting Models: a Comparison of Backward Propagation and Genetic Algorithm. Decision Support Systems, 47: 32-41.
* Foster, G. (1977), Quarterly accounting data: Time-series properties and predictive ability results. The Accounting Review, 52, pp. 121.

* Hagan MT and Menhaj MB, 1994. Training feedforward network with the Marquardt algorithm. IEEE Trans on Neural Networks 5: 989-993.
* Hollnagel, E., 1989, The Reliability Of Expert Systems, Ellis Horwood Ltd.
* Lai, S & Li, H. (2006). The predictive power of quarterly earnings per share based on time series and artificial intelligence model. Applied Financial Economics. 16, 1375–1388. http://dx.doi.org/10.1080/09603100600592752
* Lev, B. (1989). On the Usefulness of Earning and Earning research, Lessons and Two Decades of Empirical research, Journal of Accounting research, 153- 192
* Lorek, K. & Willinger, G. L. (2008). Time-series properties and predictive ability of quarterly cash flows. Advances in Accounting, 24, 65-71.
* MathWorks Inc.(2007) MATLAB the language of technical computing, Version 7.4, Natick, MA USA.
* Syouching, L., Hungchih, L. (2006) The predictive power of quarterly earnings per share based on time series and artificial intelligence model, Applied Financial Economics,16,1375-1388.
* Zhang, W., Cao, Qing, Schniederjans, M., (2004). Neural Network Earning per Share Forecasting Models: a Comparative Analysis of Alternative Methods. Decision Sciences, 35: 205- 237

یادداشت‌ها

1. Forecast
2. Autoregressive Integrated Moving Average
3. Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) model
4. Artificial Neural Networks
5. Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) model