

پیش‌بینی ارتباط بین سود تقسیمی سهام و معیارهای سرمایه‌گذاری و تامین مالی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

سید حسین سجادی^{۱*}، محسن رشیدی باغی^۲، رامین قربانی^۳

۱. استاد گروه حسابداری دانشگاه شهید چمران اهواز
 ۲. دانشجوی دکتری حسابداری دانشگاه شهید چمران اهواز
 ۳. کارشناس ارشد حسابداری
- (تاریخ دریافت: ۱۳۹۲/۰۸/۰۲، تاریخ پذیرش: ۱۳۹۲/۱۰/۱۶)

چکیده

هدف از این تحقیق پیش‌بینی سود تقسیمی سهام با استفاده از معیارهای سرمایه‌گذاری و تامین مالی با رویکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی است. متغیرهای مستقل در این تحقیق اهرم مالی و فرصت‌های سرمایه‌گذاری و متغیر وابسته سود تقسیمی سهام است. به همین منظور، متغیرهای مربوط برای ۱۲۰ شرکت بورسی برای دوره زمانی ۱۳۸۳ تا ۱۳۹۰ گردآوری شده است. با در نظر گرفتن مقدار ضریب همبستگی، نتایج تحقیق نشان داد ارتباط معناداری بین متغیرهای مستقل و سود تقسیمی وجود دارد. همچنین، نتایج تحلیل حساسیت حاکی از این است که ارتباط بین سود تقسیمی و فرصت‌های سرمایه‌گذاری به صورت معناداری قوی‌تر از ارتباط بین سود تقسیمی و اهرم مالی است.

واژه‌های کلیدی: سود تقسیمی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، اهرم مالی، فرصت‌های سرمایه‌گذاری.

مقدمه

بروکس^۱ (۱۹۹۷) و چی^۲ (۲۰۰۱) معتقدند تغییرات مداوم در ماهیت روابط مالی عاملی برای تغییر از رویکرد سنتی به رویکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی و کنارگذاری تکنیک‌های سنتی است. این عمل با استفاده از یک رویکرد برگشتی صورت می‌پذیرد به این معنی که محققان با دستیابی به مشاهده‌های جدید همزمان با ایجاد سری‌های زمانی جدید برای پیش‌بینی، مشاهدات قدیمی‌تر را حذف می‌کنند. انتخاب روش‌های پیش‌بینی دقیق برای مدیریت پرتفوی، توسط سرمایه‌گذاران و اعتباردهندگان، از اهمیت زیادی برخوردار است. تعیین بازده مورد انتظار سهام به ریسک مفروضی بستگی دارد که تدوین‌کنندگان استراتژی‌های پرتفوی با توجه به درکشان از توزیع بازده سهام دارند. کارشناسان مالی به ساده‌گی می‌توانند اثر دارایی‌های مشهود را بر ارزش بازار به صورت مدل بیان کنند؛ اما در رابطه با اثرات نامشهود، این توانایی را ندارند. مدل‌های سری زمانی بیان شده توسط تئوری‌های مالی مبنایی برای پیش‌بینی داده‌ها در قرن حاضر هستند. یکی از مطلوبترین راه‌کارها برای تبدیل ارزش بازار به صورت یک مدل، استفاده از سیستم‌های هوشمند از جمله شبکه‌های عصبی مصنوعی است که شامل فرمول‌های استاندارد نبوده و به ساده‌گی می‌توان تغییرات بازار را در آن لحاظ کرد (چی، ۲۰۰۱). پیش‌بینی به معنای درک متغیرهایی است که برای بیان واکنش متغیرهای دیگر بکار می‌رود و این به معنی لزوم درک شفاف‌تری از زمان‌بندی روابط بین بسیاری از متغیرها و درک اهمیت آماری این روابط و یادگیری این موضوع است که کدام متغیرها با توجه به علامت‌هایشان برای پیش‌بینی تغییرات بازار مناسب‌تر هستند. پیش‌بینی بهتر با توجه به افزایش آشفتگی در بازارهای مالی و فراگیر شدن جریان‌های سرمایه‌ای، عنصر کلیدی برای تصمیم‌گیری مالی بهتر است.

مبانی نظری

فرصت‌های سرمایه‌گذاری و سیاست تقسیم سود

نتایج تحقیقات نشان می‌دهد یکی از عوامل موثر بر سیاست تقسیم سود شرکت‌ها، فرصت‌های سرمایه‌گذاری پیش‌روی

شرکت‌هاست (ابر و گودفرد^۳، ۲۰۱۰). بر مبنای مطالعات انجام شده توسط کانور، الدیهانی و تروم، بسیاری از شرکت‌ها از نظریه تقسیم سود مازاد پیروی می‌کنند؛ یعنی زمانی تصمیم به پرداخت سود می‌گیرند که وجوه نقد مازاد بر سرمایه‌گذاری‌های مورد انتظار داشته باشند. در واقع شرکت‌ها ابتدا وجوه مورد نیاز را از محل سود انباشته برای پروژه‌های بلندمدت خود مشخص و سپس وجوه مازاد را بین سهامداران توزیع می‌کنند. از این رو فرصت‌های سرمایه‌گذاری سودآور می‌تواند بر سیاست تقسیم سود هر شرکت تأثیر بگذارد. شرکت‌هایی که از فرصت‌های سرمایه‌گذاری سودآور و موقعیت رشد بیشتری برخوردارند در راستای رشد آینده درصد کمتری از سود خود را بین سهامداران توزیع می‌کنند. از این رو، داشتن فرصت‌های سرمایه‌گذاری سودآور می‌تواند رابطه معکوس با درصد توزیع سود داشته باشد (پورحیدری و خاکساری، ۱۳۸۷).

اهرم مالی و سیاست تقسیم سود

یکی دیگر از عواملی که می‌تواند سیاست تقسیم سود شرکت‌ها را تحت تأثیر قرار دهد، درجه اهرم مالی شرکت‌هاست (ابر و گودفرد، ۲۰۱۰). شرکتی که نسبت بدهی زیادی به حقوق صاحبان سهام دارد برای تأمین وجوه مورد نیاز به منظور پرداخت بهره و اصل بدهی در سررسید، ممکن است درصد بیشتری از سود را در شرکت حفظ کند یا بر مبنای قراردادهای بدهی مکلف به عدم توزیع درصدی از سود شده باشد. از سوی دیگر با افزایش درجه اهرم (نسبت بدهی به حقوق صاحبان سهام) ریسک مالی شرکت‌ها افزایش می‌یابد و در راستای کاهش این ریسک شرکت‌ها مجبور به کاهش درصد توزیع سود می‌شوند (پورحیدری و خاکساری، ۱۳۸۷). با توجه به مطالب فوق، می‌توان گفت هر چه میزان بدهی شرکت‌ها بیشتر باشد به منظور نگه داشتن وجوه کافی برای پرداخت بدهی، سود کمتری بین سهامداران تقسیم می‌شود.

شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان یک روش نوین در مدل‌سازی و پیش‌بینی سری‌های زمانی غیرخطی و غیرماندگار فرآیندهایی که برای شناخت و توصیف دقیق آنها راه حل و رابطه

1. Brooks
2. Qi

3. Abor and Godfred

$$Y = f(x, w - b)$$

در رابطه‌ی مزبور، X بردار داده‌های ورودی، W بردار وزن و b مقدار آستانه یا بایاس هستند. درون هر گره پردازشگر تابع انتقال تولیدکننده خروجی‌های آن گره به شمار می‌رود.

ب) شبکه عصبی پیش‌سو^۲، پیش‌سو بودن به این معنا است که نرون‌های مصنوعی در لایه‌های متوالی قرار گرفته و خروجی (سیگنال) خود را رو به جلو می‌فرستند. واژه پس‌انتشار نیز به معنای این است که خطاها به سمت عقب در شبکه تغذیه می‌شوند تا وزن‌ها را اصلاح کنند و پس از آن دوباره ورودی مسیر پیش‌سوی خود تا خروجی را تکرار می‌کنند (چی، ۲۰۰۱).

سورافان و انک^۳ (۲۰۰۴) با توجه به فعالیت‌های تجاری شبیه سازی شده دریافتند که اگر استراتژی‌های تجاری مختلف توسط سرمایه‌گذاران به کار گرفته شود، نتایج حاصل از سودآوری ممکن است تغییر کند.

در واقع، این امکان وجود دارد که سرمایه‌گذاران با تحقیقات بیشتر درباره‌ی سودهای دریافتنی، در آینده بیشتر منتفع شوند. این تفاوت‌ها ناشی از بکارگیری استراتژی‌های تجاری مختلف است. همچنین آنان پیشنهاد کردند در تحقیقات آینده باید شبیه‌سازی تجارت تحت سناریوهای سود سهام، هزینه‌های معامله و مالیات را برای تکرارپذیری شیوه‌های سرمایه‌گذاری واقعی در نظر بگیرند.

گویجر و هندمن^۴ (۲۰۰۶) مزایا و محدودیت‌های روش‌های مختلف پیش‌بینی را مورد مطالعه قرار دادند و به این نتیجه رسیدند که وجود بسیاری از مشکلات بالقوه روش‌های دیگر، هنگام مقایسه با شبکه‌های عصبی مصنوعی پدیدار می‌شوند.

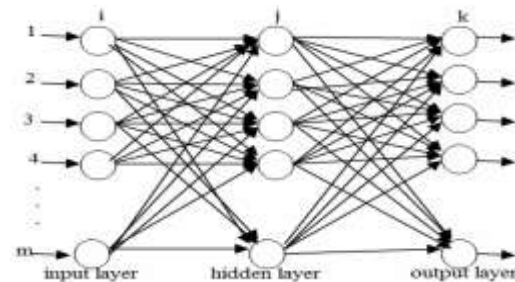
ابر و گودفری (۲۰۱۰) در پژوهشی به تأثیر فرصت‌های سرمایه‌گذاری و منابع تأمین مالی بر خط مشی تقسیم سود پرداختند. یافته‌های تحقیق آنان حاکی از این مطلب است که فرصت‌های سرمایه‌گذاری تأثیر منفی بر خط مشی تقسیم سود دارد. همچنین، منابع تأمین مالی شرکت تأثیر کمی بر خط مشی

صریحی وجود ندارد، از اهمیت اساسی برخوردار هستند. توانایی کلی شبکه‌های عصبی مصنوعی در بکارگیری ارتباط غیرخطی بین داده‌ها و تعمیم نتایج برای داده‌های دیگر است. مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی با آموزشی که دیده‌اند می‌توانند بدون ایجاد رابطه‌ی صریح ریاضی، رفتار سیستم را پیش‌بینی کنند.

دو نوع از شبکه‌های عصبی پر کاربرد در بخش مالی عبارتند از:

الف) شبکه عصبی پرسپترون^۱، مجموعه‌ای از نرون‌های به هم متصل است که با دریافت یکسری ورودی از نرون‌ها و انجام عملیات خاص نتیجه‌ای را تولید می‌کند و اگر نتیجه بیشتر از آستانه مشخص شده باشد، مقدار یک را به عنوان خروجی نشان می‌دهد. در این نوع شبکه‌ها ورودی‌های لایه اول نرون‌ها به لایه‌های بعدی متصل بوده و در هر سطح این مسئله صادق بوده تا به لایه خروجی نمودار شماره (۱) می‌رسد.

نمودار ۱. شبکه پرسپترون چند لایه‌ای



متداول‌ترین نوع شبکه‌ها در پیش‌بینی و حل مسائل غیرخطی، شبکه‌های موسوم به پرسپترون چند لایه هستند. آموزش این شبکه‌ها با استفاده از الگوریتم پس انتشار خطا صورت می‌پذیرد. ورودی‌های این شبکه به صورت یک بردار X (X_1, X_2, \dots, X_n) است و هر ورودی توسط یک وزن به گره مربوط متصل شده و در نهایت تسلسلی از وزن‌ها به شکل بردار وزن W (W_1, W_2, \dots, W_n) به گره موردنظر مرتبط می‌شود.

وزن ارتباطی از گره لایه پیشین به لایه مربوطه را نشان می‌دهد. خروجی گره که Y نامیده می‌شود، طبق رابطه زیر محاسبه می‌شود:

2. Generalize Feed Forward (GFF)
3. Suraphan & Enke
4. Gooijer & Hyndman

1. Multi-Layer Perceptron (MLP)

سال‌های ۱۳۸۳ تا ۱۳۹۰ است. در واقع دلیل انتخاب، همگن بودن اطلاعات شرکت‌های مزبور، رعایت قوانین و مقررات خاص و استانداردهای وضع شده و قابلیت دسترسی به اطلاعات و صورت‌های مالی این شرکت‌ها است. بر این مبنای تعداد ۱۲۰ شرکت به عنوان جامعه‌ی آماری در نظر گرفته شد. برای انتخاب نمونه در سطح هر شرکت، شرکت‌ها باید دارای شرایط زیر باشند:

۱. پایان دوره مالی شرکت‌ها ۲۹ اسفند بوده و طی دوره تحقیق تغییر سال مالی نداشته باشند.

۲. شرکت‌ها در دوره زمانی ۱۳۸۳ تا ۱۳۹۰ به طور مداوم در بورس فعالیت داشته باشند.

۳. اطلاعات کامل مربوط به شرکت‌ها در دسترس باشد.

در نهایت پس از طی مراحل مزبور، تعداد ۱۲۰ شرکت به عنوان نمونه آماری انتخاب شدند.

روش تجزیه و تحلیل داده‌ها

در این تحقیق پس از جمع‌آوری داده‌های مورد نیاز، در محیط نرم‌افزاری اکسل آزمون همگنی داده‌ها و تست نرمال بودن انجام شده است. پس از انتخاب دوره آماری، داده‌های مورد نیاز برای تجزیه و تحلیل اطلاعات با روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، در نرم افزار **Neuro Solution 6** فراهم شد.

در گام بعدی با اعمال آزمون و خطای فراوان مناسب‌ترین نوع شبکه عصبی و دارای بهترین معیارهای ارزیابی انتخاب شده است. با انجام عمل مزبور در دو مدل شبیه سازی و تخمین، تعداد لایه پنهان، تعداد نرون‌های موثر در هر یک از لایه‌ها، تعداد تکرار و ... به نحوی تعیین می‌شوند که بهترین نتایج در هر دو فرآیند شبیه‌سازی و تخمین حاصل شود.

قابل ذکر است که در این تحقیق تابع هدف کاهش مقدار میانگین مربعات خطای کل در نظر گرفته شده است. برای ارزیابی دقت مدل‌های تدوین شده شبکه‌های عصبی مصنوعی، از معیارهای آماری ضریب تعیین (R^2)، میانگین مربعات خطا (MSE) و میانگین خطای مطلق (MAE) استفاده شده است. الگوریتم یادگیری استفاده شده در این تحقیق، الگوریتم پس انتشار خطاست و برای یادگیری سریع‌تر از الگوریتم پس انتشار

تقسیم سود شرکت دارند و شرکت‌های سودآور به احتمال بیشتری سود بین سهامداران خود تقسیم می‌کنند.

آنیل و همکاران^۱ (۲۰۰۸) به تعیین عوامل موثر بر خط مشی تقسیم سود در کشور هند پرداختند. این پژوهش برای شرکت‌های فناوری اطلاعاتی و طی دوره زمانی ۲۰۰۰ تا ۲۰۰۶ انجام گرفته است. در این پژوهش سودآوری، جریان‌های نقدی، مالیات و فرصت رشد به عنوان متغیرهای مستقل در نظر گرفته شد. نتایج حاصل از پژوهش نشان داد که سودآوری و جریان‌های نقدی تأثیر مثبتی بر خط مشی تقسیم سود دارند، اما مالیات و فرصت رشد تأثیر منفی بر سود تقسیمی شرکت‌ها دارند.

روش تحقیق

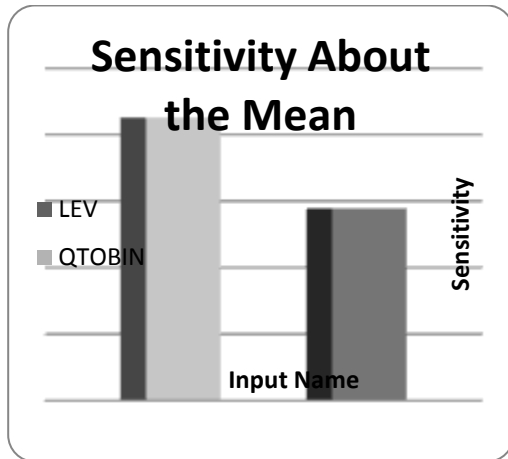
در این تحقیق به منظور تخمین مدل از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شده است. بدین معنی که تعداد الگوی ورودی با توجه به حجم نمونه و با روش سعی و خطا انتخاب شده است. در مسایل مربوط به پیش‌بینی که افق پیش‌بینی معمولاً یک گام به جلو است و با توجه به این‌که تعداد گره‌های خروجی وابسته به افق پیش‌بینی است تعداد گره خروجی، یک گره است. همچنین به منظور دستیابی به تعداد نرون‌های بهینه، پردازش اطلاعات در چندین مرحله تکرار و با در نظر گرفتن میزان انحرافات تعداد نرون‌های اصلی تعیین شد. ابتدا و با پیش فرض شبکه طراحی شده تعداد نرون ۱۱ مبنای قرار گرفت، با توجه به نمودارهای میزان خطا و زمان بهینه‌سازی در مرحله بعد این تعداد نرون به ۸ کاهش یافت. با پردازش دوباره شبکه و با تعداد نرون‌های جدید میزان انحرافات و خطا نیز کاهش یافت، بنابراین، در پردازش بعدی تعداد نرون‌ها به ۶ کاهش یافت و آزمون‌ها دوباره انجام شد که در نهایت همین تعداد نرون، با توجه به بهینه شدن نمودار میزان خطا، مبنای محاسبات در نظر گرفته شد.

جامعه آماری

جامعه آماری مورد مطالعه در این پژوهش شامل کلیه شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران در طی

مورد آزمون قرار می‌دهد که نمودار شماره (۲) بیانگر همین روابط است.

نمودار ۲: بررسی خطی حساسیت بین بازده سهام و متغیرهای مستقل با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی



بررسی نمودار مزبور نشان می‌دهد که رابطه بین سود تقسیمی سهام و نسبت Q توپین نسبت به رابطه‌ی سود تقسیمی و اهرم مالی، قوی‌تر است.

در این مرحله برای انتخاب نوع تابع انتقال و قانون آموزش مناسب، دو نوع شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و پیش‌سو با تغییر تابع انتقال و نوع قانون آموزش ساخته و اجرا شد. با بررسی نگاره شماره (۱) که نتایج حاصل از شبیه‌سازی را نشان می‌دهد، مشخص می‌شود که تابع انتقال تانژانت و قانون آموزش ممتمم^۱ دارای بهترین نتایج ارزیابی هستند. قابل ذکر است در تدوین مدل‌هایی که در آموزش آنها از قانون ممتمم استفاده شده است، مقدار ممتمم به صورت آزمون و خطا به نحوی تنظیم شده است که مدل‌های اجرا شده دارای بیشترین دقت باشند (رشیدی و همکاران، ۲۰۱۲).

این عمل برای هر سه نوع تابع انتقال به کار گرفته شده اعمال شده است. همچنین، برای یافتن بهترین تعداد لایه پنهان و تعداد نرون‌های آن، شبکه‌های به کار گرفته شده با تعداد یک تا سه لایه پنهان ساخته و اجرا شد که البته نتایج حاصل نشان داد، شبکه‌های ساخته شده با یک لایه پنهان و چهار نرون مناسب‌تر هستند. از دیگر نتایج نگاره شماره (۱)، برتری شبکه عصبی پرسپترون چند لایه بر نوع پیش‌سو است.

خطای ارتجاعی استفاده شده است. قابل ذکر است که تعداد تکرارها در این تحقیق ۱۰۰۰ مورد بوده است.

تعریف متغیرها و روش محاسبه آنها

متغیر وابسته؛

DPS: متغیر وابسته در این تحقیق درصد سود تقسیمی است که برابر با نسبت سود نقدی به سود هر سهم می‌باشد.

متغیرهای مستقل

LEVERAGE_{it}: اهرم مالی، از تقسیم جمع کل بدهی‌ها به کل دارایی‌های شرکت در هر دوره بدست می‌آید.

Q- Tobin: کارایی سرمایه‌گذاری است که برابر با نسبت مجموع ارزش بازار حقوق صاحبان سهام و ارزش دفتری کل بدهی‌ها به ارزش دفتری کل دارایی‌ها می‌باشد. کارایی سرمایه‌گذاری بیانگر سرمایه‌گذاری در طرح‌های با ارزش فعلی مثبت و اجتناب از سرمایه‌گذاری‌های بیش از حد و کمتر از حد می‌باشد.

روش گردآوری داده‌ها

در این پژوهش گردآوری اطلاعات در دو مرحله انجام شده است. در مرحله اول برای تدوین مبانی نظری پژوهش از روش کتابخانه‌ای و در مرحله دوم، برای گردآوری داده‌های موردنظر از صورت‌های مالی و اطلاعات ارائه شده به سازمان بورس و اوراق بهادار استفاده شده است.

تحلیل یافته‌های تحقیق

در روش شبکه‌های عصبی مصنوعی به منظور تعیین میزان همبستگی متغیرهای ورودی (مستقل) و خروجی (وابسته) از تحلیل حساسیت استفاده می‌شود. به همین دلیل، شبکه بر اساس طرح بهینه ساخته شده و داده‌های ورودی و خروجی این روابط را

نگاره ۱. نتایج آزمون و خطا برای انتخاب بهترین ساختار پرسپترون چند لایه

ساختار	نوع شبکه	تابع انتقال	قانون آموزش	مقدار ممتنم	Test		
					MSE	MAE	R
R1	MLP	Axon Tan	ممتنم	۰/۱	۰.۱۳۵۹	۰.۳۰۵۰	۰.۲۸۷۷
R2		Axon Tan		۰/۲	۰.۱۳۷۵	۰.۳۰۷۰	۰.۲۷۰۴
R3		Axon Tan		۰/۳	۰.۱۳۳۶	۰.۳۰۱۴	۰.۲۶۷۶
R4		Axon Tan		۰/۴	۰.۱۳۶۷	۰.۳۰۶۱	۰.۲۸۰۷
R5		Axon Tan		۰/۵	۰.۱۳۲۶	۰.۳۰۰۰	۰.۲۷۲۶
R6		Axon Tan		۰/۶	۰.۱۳۸۱	۰.۳۱۸۳	۰.۲۹۶۸
R7		Axon Tan		۰/۷	۰.۱۳۵۴	۰.۳۰۷۱	۰.۲۶۴۴
R8		Axon Tan		۰/۸	۰.۱۳۲۳	۰.۳۰۳۹	۰.۲۸۶۷
R9		Axon Tan		۰/۹	۰.۱۳۶۹	۰.۳۱۱۷	۰.۲۸۴۸
R10		Axon Sig	ممتنم	۰/۱	۰.۱۵۳۷	۰.۳۳۹۵	۰.۲۸۲۹
R11		Axon Sig		۰/۲	۰.۱۵۲۲	۰.۳۳۷۸	۰.۱۸۱۷
R12		Axon Sig		۰/۳	۰.۱۵۳۹	۰.۳۳۹۰	۰.۲۱۰۱
R13		Axon Sig		۰/۴	۰.۱۵۴۰	۰.۳۳۹۰	۰.۰۶۱۰
R14		Axon Sig		۰/۵	۰.۱۵۴۲	۰.۳۳۹۴	۰.۰۲۲۲
R15		Axon Sig		۰/۶	۰.۱۵۳۵	۰.۳۳۸۶	۰.۱۶۶۱
R16		Axon Sig		۰/۷	۰.۱۵۴۳	۰.۳۳۹۵	۰.۰۸۶۶
R17		Axon Sig		۰/۸	۰.۱۵۳۸	۰.۳۳۸۳	- ۰.۰۲۹۰
R18		Axon Sig		۰/۹	۰.۱۵۱۳	۰.۳۳۵۰	۰.۳۵۱۹

نگاره ۲. نتایج آزمون و خطا برای انتخاب بهترین ساختار شبکه عصبی پیش‌سو

ساختار	نوع شبکه	تابع انتقال	قانون آموزش	مقدار ممتنم	Test		
					MSE	MAE	R
R19	GFF	Tan Axon	ممتنم	۰/۱	۰.۱۳۴۶	۰.۳۰۶۷	۰.۲۷۷۴
R20		Tan Axon		۰/۲	۰.۱۳۳۲	۰.۳۰۳۵	۰.۲۸۱۸
R21		Tan Axon		۰/۳	۰.۱۳۶۷	۰.۳۰۴۷	۰.۲۵۳۱
R22		Tan Axon		۰/۴	۰.۱۲۹۴	۰.۲۹۱۸	۰.۲۹۰۵
R23		Tan Axon		۰/۵	۰.۱۳۲۴	۰.۳۰۳۸	۰.۲۹۰۸
R24		Tan Axon		۰/۶	۰.۱۳۰۳	۰.۲۹۳۸	۰.۲۸۱۷
R25		Tan Axon		۰/۷	۰.۱۳۲۹	۰.۳۰۰۴	۰.۲۶۷۱
R26		Tan Axon		۰/۸	۰.۱۴۰۹	۰.۳۲۰۲	۰.۲۷۹۲
R27		Tan Axon		۰/۹	۰.۱۳۲۰	۰.۳۰۱۸	۰.۲۸۱۰
R28		Sig Axon	ممتنم	۰/۱	۰.۱۱۷۴	۰.۲۷۵۲	۰.۱۰۹۳
R29		Sig Axon		۰/۲	۰.۱۱۸۹	۰.۲۷۸۹	۰.۰۷۹۲
R30		Sig Axon		۰/۳	۰.۱۱۸۹	۰.۲۷۲۲	۰.۰۷۶۱
R31		Sig Axon		۰/۴	۰.۱۱۱۷	۰.۲۶۸۹	۰.۰۵۷۴
R32		Sig Axon		۰/۵	۰.۱۱۴۴	۰.۲۶۶۸	۰.۰۵۸۲
R33		Sig Axon		۰/۶	۰.۱۱۰۳	۰.۲۶۰۲	۰.۱۳۲۱
R34		Sig Axon		۰/۷	۰.۱۰۹۸	۰.۲۶۱۹	۰.۱۲۶۷
R35		Sig Axon		۰/۸	۰.۱۱۱۲	۰.۲۶۲۵	۰.۱۱۱۲
R36		Sig Axon		۰/۹	۰.۱۱۳۲	۰.۲۶۴۰	۰.۱۰۱۶

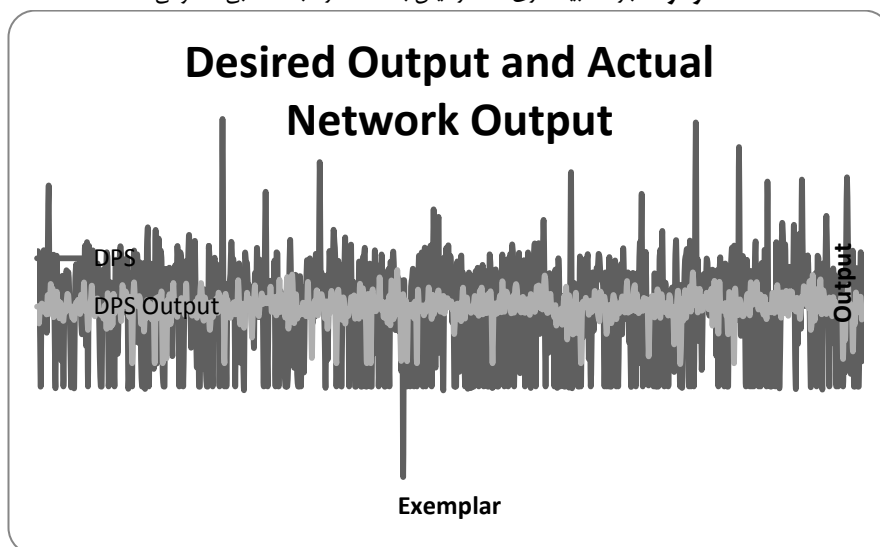
هر دو ساختار پرسپترون چند لایه و پیش‌سو محاسبه شد. نتایج حاصل از این بخش در نگاره شماره (۳) ارائه شده است. با بررسی نگاره مزبور و مقایسه‌های صورت گرفته مشخص شد که بهترین ساختار برای پرسپترون چند لایه ممتنم تانژانت و برای پیش‌سو نیز ممتنم تانژانت است.

با بررسی نگاره‌های شماره (۱) و (۲) که نتایج آزمون و خطا را نشان می‌دهند، بهترین ساختارهای پرسپترون چند لایه و پیش‌سو انتخاب و سپس دیگر ساختارهای مرتبط با آنها برای بدست آوردن بهترین مینا مورد آزمون قرار گرفت. این آزمون‌ها شیب مزدوج و لونیگ مارکات هستند که به طور مستقل برای

نگاره ۳. مشخصات شبکه‌های عصبی مصنوعی

	Transfer	Learning Rule	MSE	MAE	R
MLP	TanhAxon	Momentum	۰.۱۳۸۸	۰.۳۱۸۳	۰.۳۹۶۸
	TanhAxon	Conjugate Gradient	۰.۱۱۷۷	۰.۲۶۳۱	۰.۱۳۱۱
	TanhAxon	Levenberg Marqant	۰.۱۱۷۸	۰.۲۶۴۵	۰.۱۵۰۴
	SigmoidAxon	Momentum	۰.۱۵۳۷	۰.۳۳۹۵	۰.۳۸۲۹
	SigmoidAxon	Conjugate Gradient	۰.۱۱۱۱	۰.۲۶۰۹	۰.۱۵۰۵
	SigmoidAxon	Levenberg Marqant	۰.۱۱۷۱	۰.۲۶۱۸	۰.۱۶۸۱
	GFF	TanhAxon	Moentum	۰.۱۳۲۴	۰.۳۰۳۸
TanhAxon		Conjugate Gradient	۰.۱۱۳۱	۰.۲۵۸۴	۰.۱۴۴۸
TanhAxon		Levenberg Marqant	۰.۱۱۴۶	۰.۲۵۴۲	۰.۱۸۸۶
SigmoidAxon		Momentum	۰.۱۱۰۳	۰.۲۶۰۲	۰.۱۳۲۱
SigmoidAxon		Conjugate Gradient	۰.۱۲۰۱	۰.۲۶۵۸	۰.۰۹۹۹
SigmoidAxon		Levenberg Marqant	۰.۱۱۷۳	۰.۲۵۹۵	۰.۱۶۳۰

نمودار ۳. بازده شبیه سازی شده آزمایش با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی



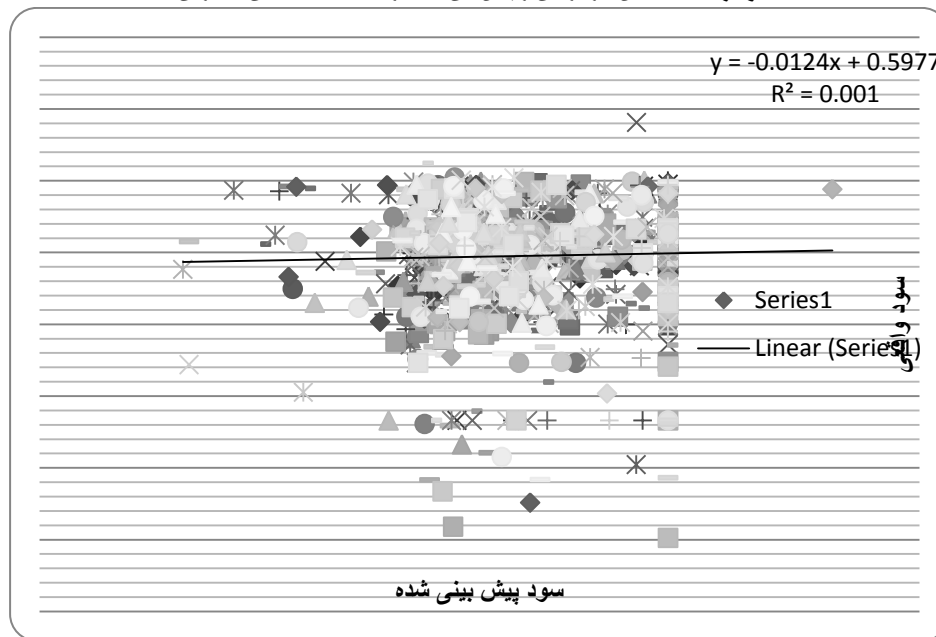
نمودار شماره (۴) رابطه بین سود پیش‌بینی شده و سود واقعی را نشان می‌دهد. نتایج بیانگر وجود رابطه معنادار میان متغیرهای مذکور است.

نمودار شماره (۳) با توجه به داده‌های ورودی، خروجی و ساختار انتخاب شده، بازده توسط شبکه عصبی مصنوعی شبیه سازی شد.

نگاره ۴. مشخصات شبکه‌ی عصبی مصنوعی انتخاب شده

نوع شبکه	تعداد لایه پنهان	تابع انتقال	Train			قانون آموزش	Test		
			MSE	MAE	R		MSE	MAE	R
MLP	۱	TanhAxon	۰/۱۲۴۱	۰/۲۸۸۶	۰/۲۸۱۰	Momentum	۰/۱۳۸۸	۰/۳۱۸۳	۰/۳۹۶

نمودار ۴. رابطه بین سود واقعی و پیش‌بینی شده توسط شبکه‌ی عصبی مصنوعی



نتیجه‌گیری

بررسی و تخمین میزان سود تقسیمی سهام یکی از مباحث مهم در مطالعات پایه سرمایه‌گذاری است. عدم کفایت مطالعات صورت گرفته، وجود عدم اطمینان حاکم بر محیط، عدم اختصاص منابع کافی، از جمله دلایلی هستند که این موضوع را مهم‌تر می‌سازد. در واقع، یک فرآیند تخمینی درست از میزان سود تقسیمی سهام در سطح یک شرکت می‌تواند افزون بر اثر مثبت در بحث مدیریت منابع مالی، در پیش‌گیری و حتی مقابله با سرمایه‌گذاری نادرست موثر واقع شود. همان‌طور که ذکر شد در این تحقیق از شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان یک عامل برای تخمین و پیش‌بینی سود تقسیمی استفاده شده است. با توجه به این که شبکه‌های عصبی روابط غیرخطی بین متغیرها را (با الگوگیری از شبکه عصبی انسانی) بررسی می‌کنند، نتایج حاکی از وجود روابط معنادار ($R = ۰/۳۹۶۸$) بین سود تقسیمی سهام و متغیرهای مستقل است. همچنین، از روش شبکه‌ی عصبی معرفی شده می‌توان در تحلیل حساسیت نیز استفاده کرد.

با توجه به تحلیل حساسیت صورت گرفته نیز مشخص شد، رابطه بین سود تقسیمی سهام و متغیر Q توپین نسبت به اهرم مالی قوی‌تر است. یکی از دلایل کاربرد شبکه عصبی، در بهینه‌سازی پارامترهای انتخاب شده برای پیش‌بینی است زیرا در حالت عادی پیدا کردن این پارامترها بسیار وقت‌گیر است. نتایج این پژوهش نشان از توفیق مدل‌های شبکه عصبی در بیان ارتباط بین متغیرهای مستقل و سود تقسیمی سهام مختلف دارد. تحلیل حساسیت انجام شده بر روی توابع مختلف و همچنین نتایج بهینه مدل سازی مشخص می‌کند که استفاده از تمامی اطلاعات پایه به عنوان نمایه ورودی برای مدل سازی بهترین نتایج را در پی خواهد داشت.

در نمودار شماره (۴) با توجه به متغیرهای مستقل (اهرم مالی و نسبت Q -توپین) و متغیرهای وابسته در طی دوره‌ی مورد مطالعه، سود تقسیمی سهام برای دوره‌ی بعد نیز پیش‌بینی شد. نمودار و R^2 بیانگر وجود رابطه‌ی معنادار بین سود تقسیمی پیش‌بینی شده و واقعی است.

منابع

- Balkin, S. D. & Ord, J. K. (2000). Automatic neural network modelling for Univariate time series. *International Journal of Forecasting*, 16.
- Brooks, C. (1997). Linear and non-linear (non-) forecastability of high frequency exchange rates. *Journal of Forecasting*, 16.
- Callahan, C. Lee, C. and Yohn, T. (1997). "Accounting information and bid- ask spreads", *Accounting Horizons*, Vol. 11, December.
- Darbellay, G. A., & Slama, M. (2000). Forecasting the short-term demand for electricity? Do neural networks stand a better .
- Gencay, R. & T. Stengos (1998) Moving Averages Rules, Volume and the Predictability of Security Returns with Feed-Forward Networks; *Journal of Forecasting*, 17: 40.
- Gooijer, J. G. D., & Hyndman, R. J. (2006). 25 years of time series forecasting. *International Journal of Forecasting*, 22.
- Kim, O. and Verrecchia, R. (2001). "The techniques – A review. *European Journal of Operational Research*, 180.
- Kuo, R. J., C.H. Chen & Y.C. Hwang. (2001). An Intelligent Stock Trading Decision Support System Through Integration of Genetic Algorithm Based Fuzzy Neural Network and Artificial Neural Network. *Fuzzy sets and systems*, 118(1).
- Leuz, C. and Verrecchia, R. E. (2000). "The economic consequences of increased disclosure", *Journal of Accounting Research*, Vol. 38.
- M. Austin, C. Looney, J. Zhuo, Security market timing using neural network models, *New Rev. Appl. Expert Systems* 3 (1997).
- Preminger, A., & Franck, R. (2007). Forecasting exchange rates: A robust.
- Rashidi baghi Mohsen, Shiralizadeh Mohsen, Sharifzadeh Hadi. 2012. "Review and Neural Networks". *THE REVIEW OF FINANCIAL AND ACCOUNTING STUDIES*", Issue 3.
- Ryan, H. (1996). "The Use of Financial Ratios as Measures of Determinants of Risk in the Determination of the Bid-Ask Spread", *Journal of Financial and Strategic Decisions*.
- E.F. Fama, K.R. French, Dividend yields and expected stock returns, *J. Financial Econ.* 22 (1988).