

پیش‌بینی قیمت سهام شرکت‌های بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

ابراهیم رجب پور^{1*}، محمدرضا تقوا²، محمدعلی حسین‌زاده‌یزدی³، سارا بابااحمدی⁴

1. دانشجوی دکتری مدیریت منابع انسانی دانشگاه تهران

2. استادیار و عضو هیأت علمی دانشگاه علامه طباطبائی تهران

3. کارشناس ارشد مدیریت فناوری اطلاعات دانشگاه علامه طباطبائی تهران

4. کارشناس ارشد مدیریت فناوری اطلاعات دانشگاه الزهرا (س) تهران

دریافت: (1393/03/11) پذیرش: (1393/05/20)

Predicting the Stock Price of Companies in Tehran Stock Exchange Using Artificial Neural Networks

Ebrahim Rajabpour^{*1}, Mohammad Reza Taghva², Mohammad Ali Hossienzadeh Yazdi³, Sara Baba Ahmadi⁴

1. PhD student in Human Resource Management University of Tehran

2. Faculty of Management & Accounting Allameh Tabataba'i University of Tehran

3. M.A. Social science & Economics Allameh Tabataba'i University of Tehran

4. M.A. Social science & Economics Al-zahra University of Tehran

Received: (2014/06/01) Accepted: (2014/08/11)

Abstract

Forecasting changes of stock price on financial markets has been one of the biggest challenges in forecasting financial time series. A reliable forecast of changes in stock price can be extremely profitable to stockholders. Due to the intrinsic complexity of financial data in stock market, developing a practical model for forecasting fluctuations in stock price is challenging. This paper represents a model for stock price prediction for the firms in Tehran Stock Exchange by using internal and external data of the firm based on artificial neural networks (Perceptron multi - layers). This paper also demonstrates the ability of artificial neural networks particularly with structured back propagation patterns to predict stock prices in firms. Furthermore by using macro - economic data such as rate of inflation, foreign currency exchange rate, Tehran stock exchange macro indexes and gold price besides internal data of the firm (financial ratio and stock information) in this model, results prove to be reliable than other similar studies in this field. Results show that network architecture of 3 layers and 8 neurons in the first layer, 4 neurons in the second layer and 2 output and a 2 layer architecture with 12 neuron in the first layer and 2 output are suitable models.

Keywords

Artificial Neural Networks, Perceptron multi-layers, Back-propagation network, Stock Exchange, Stock Returns

چکیده

پیش‌بینی تغییر قیمت سهام به عنوان یک فعالیت چالش‌انگیز در پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی در نظر گرفته می‌شود. یک پیش‌بینی صحیح از تغییر قیمت سهام می‌تواند سود زیادی را برای سرمایه‌گذاران به بار آورد. با توجه به پیچیدگی داده‌های بازار بورس، توسعه مدل‌های کارآمد برای پیش‌بینی بسیار دشوار است. در این پژوهش، مدلی برای پیش‌بینی قیمت سهام شرکت‌های بورس اوراق بهادار تهران با بکارگیری داده‌های درون‌زا و برون‌زای شرکت توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی (پرسترون چندلایه) ارائه شده است. همچنین مطالعه حاضر درصدد نشان دادن توانایی قابل‌قبول، شبکه‌های عصبی مصنوعی، خصوصاً شبکه‌های پس‌انتشار با الگوریتم‌های توسعه‌یافته، به منظور پیش‌بینی قیمت سهام شرکت‌ها است. علاوه بر این موضوع، با توجه به استفاده از داده‌های کلان اقتصادی مثل نرخ تورم، قیمت ارز، شاخص‌های کلان بورس اوراق بهادار و قیمت طلا همراه با داده‌های درونی شرکت (نسبت‌های مالی و اطلاعات سهام) در مدل پیشنهادی، این پژوهش نتایجی با قابلیت اتکای بیشتر نسبت به پژوهش‌های مشابه، ارائه شده است. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که معماری 3 لایه با 8 نورون در لایه اول، 4 نورون در لایه دوم و 2 خروجی و معماری 2 لایه با 12 نورون در لایه اول و 2 خروجی مدل‌های مناسبی می‌باشند.

واژه‌های کلیدی

شبکه‌های عصبی مصنوعی، پرسترون چند لایه، شبکه پس‌انتشار خطا، بورس اوراق بهادار، بازدهی سهام

مقدمه

*Corresponding Author: Ebrahim Rajabpour

E-mail: ebrahimrajabpour@yahoo.com

*نویسنده مسئول: ابراهیم رجب‌پور

پست الکترونیک: ebrahimrajabpour@yahoo.com

نگاه اجمالی به مبانی نظری

رشد جهانی بازارهای مالی، گرایش به بازارهای نوپا و جدید را دوچندان کرده است. در خاور میانه 11 بازار بورس رسمی وجود دارد که بوسیله پایگاه اطلاعاتی بازارهای استاندارد و ضعیف نوپا کنترل می‌شوند (اسمیت^۱، 2007). بازارهای بورس اغلب به عنوان بازارهای توسعه‌یافته یا نوپا طبقه‌بندی می‌شوند. چهار بازار بورس خاورمیانه که در طبقه توسعه‌یافته قرار دارند شامل کویت، امارت، قطر و ایران می‌باشد. با این وجود بازارهای بورس خاورمیانه در مقایسه با استانداردهای جهانی نسبتاً کوچک هستند. به این صورت که 11 بازار بورس رسمی در این منطقه تنها حدود 9 درصد از سرمایه درک و پیش‌بینی اطلاعات بازارهای مالی مسأله چالش‌برانگیز و پیچیده‌ای می‌باشد. پیش‌بینی یک عنصر کلیدی در تصمیم‌گیری‌های مدیریتی است (ماجهی و همکاران^۲، 2009) هدف اصلی پیش‌بینی، کاهش ریسک در مرحله تصمیم‌گیری است که برای سازمان‌های مالی بسیار مؤثر است. سری‌زمان‌های مالی که نیاز به پیش‌بینی دارند در قیمت‌های سهام، نسبت‌های سود، شاخص قیمت‌ها و نسبت‌های مبادلات رایج هستند. این سری‌های زمانی پیچیده، برای مدل‌سازی اقتصادی مشکل و دشوار می‌باشند (بادیانسکی و پوپا^۳، 2006). هر چند تحقیقات تجربی زیادی برای دست و پنجه نرم کردن، با این مشکل انجام شده است، اما تنها در بازارهای مالی توسعه یافته کاربرد دارد و هنوز در نظریه‌ها و تئوری‌ها، مبنایی برای بازارهای در حال توسعه و نوپا وجود ندارد، مانند بازار بورس تهران. پیش‌بینی صحیح تغییر شاخص قیمت سهام می‌تواند در ایجاد استراتژی‌های اثربخش برای بازارهای تجاری بسیار پراهمیت باشد (لئونگ و همکاران^۴، 2000) بنابراین سرمایه‌گذاران می‌توانند از ریسک‌های بازارهای بالقوه دور شده و سفته‌بازان و خریداران و فروشندگان فرصت‌های بیشتری برای بدست آوردن سود در مبادلات بورس سهام دارند (مانیش و تنموزی^۵، 2005).

از آنجا که بازار بورس بسیار پویا، غیرخطی، غیرپارامتری، پیچیده بوده و تحت تأثیر فاکتورهای اقتصادی کلانی مثل وقایع سیاسی، راهبردهای شرکت، شرایط عمومی اقتصادی، توقعات سرمایه‌گذاران، انتخاب سرمایه‌گذاران نهادی، تغییر سایر بازارهای بورس و حالات روانی و رفتاری سرمایه‌گذاران و بسیاری عوامل دیگر

است. پیش‌بینی آن از وظایف بسیار سخت سری‌های زمانی^۶ مالی است (تان و همکاران، 2007).

سیستم‌های هوش مصنوعی^۷ (ANN) به طور موفقیت‌آمیزی برای مدل‌سازی و پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی به کار گرفته شده‌اند. هر چند سیستم‌های هوش مصنوعی، یکی از ابزارهای مفید برای پیش‌بینی سری‌های زمانی می‌باشد، اما مطالعات متعددی نشان می‌دهند که این نوع سیستم‌ها در یادگیری الگوها و الگوسازی دارای محدودیت‌هایی است، زیرا بازار بورس دارای ویژگی‌های بسیار پویا و ابعاد بسیار پیچیده است. سیستم‌های هوش مصنوعی غالباً در عملکردهای غیرقابل پیش‌بینی رویدادهای شلوغ و در هم روند متناقض از خود نشان می‌دهد (کیم و چن، 1998؛ کیم و هان، 2000؛ ماجهی و همکاران، 2009).

بنابراین پیش‌بینی تغییر شاخص بازار بورس کاملاً پیچیده است. هدف اصلی این مقاله پیش‌بینی قیمت سهام شرکت‌های بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از سیستم‌های هوش مصنوعی است. تاکنون مقالات زیادی در مورد پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از سیستم‌های هوش مصنوعی صورت پذیرفته شده است، ولی در این مقاله با بررسی گسترده‌تر متغیرهای ورودی شبکه هوش مصنوعی ابتکاری جدید صورت گرفته است. در این پژوهش ابتدا مقدمه‌ای در مورد بحث ارائه شده است، سپس نگاهی به مبانی نظری این مبحث می‌اندازیم. در ادامه روش تحقیق، انتخاب مدل مناسب و در نهایت نتیجه‌گیری بیان شده است.

بورس اوراق بهادار، بازاری جهت بکارگیری سرمایه افراد در جهت اهداف تولیدی است. از جمله نقش‌های بورس اوراق بهادار می‌توان به افزایش سرمایه برای کسب و کار، سوق دادن پس‌اندازها به سمت سرمایه‌گذاری، تسهیل رشد شرکت، به اشتراک‌گذاری سود، توسعه مدیریت مبتنی بر شرکت، ایجاد فرصت‌های سرمایه‌گذاری برای سرمایه‌گذاران کوچک، جهت‌دهی سرمایه و رشد به سمت پروژه‌های توسعه، ابزاری جهت سنجش اقتصاد، اشاره کرد (دیاموند، 1967). با توجه به اهمیت این بازارها در رشد و توسعه کشورها، پیش‌بینی روند

5. Manish, K., & Thenmozhi
6. Time Series
7. Artificial Neural Networks (ANN)

1. Smith
2. Majhi et al
3. Bodyanskiy and Popov
4. Leung et al

GMM با فیلتر کالمن و روند تصادفی از خود نشان می‌دهند. دایله⁵ در سال 2003 شبکه‌های عصبی را بر مبنای شاخص‌های تکنیکی متفاوتی برای تخمین مسیر 100 شاخص بازار بورس استانبول ارتقا داد. نتیجه مطالعه نشان داد که مسیر 100 شاخص بازار بورس استانبول می‌تواند با نرخ 60/81 درصد پیش‌بینی شود (کارا و همکاران، 2011).

تحقیقات بسیاری در دهه گذشته وجود دارد که به توانایی شبکه‌های هوش مصنوعی برای پیش‌بینی عملکردهای مالی اهمیت می‌دهند (کو و لین، 2008). دراپسی⁶ (1996) این نوع شبکه‌ها را به عنوان یک ابزار پیش‌بینی غیرخطی برای پیش‌بینی ریسک احتمالی ارزش دارایی خالص بین‌المللی بکار گرفت. نتایج این تحقیق نشان داد که پیش‌بینی خطی و پیش‌بینی غیرخطی بهتر از نتایج تصادفی هستند.

لام⁷ (2004) الگوریتم انتشار بازگشت را برای یکپارچه کردن آنالیز تکنیکی و اصلی برای پیش‌بینی عملکرد امور مالی بکار گرفت. نتایج تجربی نشان می‌دهند که شبکه‌های هوش مصنوعی بهتر از استاندارد هستند. انتخاب عامل معیار موضوع مهمی در این شبکه‌ها است. کو و لین⁸ (2006) توابع ارزیابی تکاملی را با شبکه‌های هوش مصنوعی برای پیش‌بینی آشفتگی مالی پیشنهاد کردند. این مدل امکان استفاده از هرگونه الگوریتم تکاملی را برای اقتباس مجموعه نسبت‌های مالی کلیدی به دست می‌دهد. این روش بطور مؤثری به ارتقاء دقت نهایی پیش‌بینی کمک می‌کند. در کاربردهای موجودی اوراق بهادار، استفاده از شبکه‌های هوش مصنوعی برای مدیریت موجودی اوراق بهادار در سال‌های اخیر بسیار مورد توجه قرار گرفته است. هانگ و همکاران⁹ (1996) شبکه‌های عصبی را برای اقتباس فاکتورهای ریسک و تولید اختصاصی در موجودی اوراق بهادار به کار بردند. چاپادوس و بنژیو (2001) موفقیت این شبکه‌ها را با چارچوب تخصیص دارایی، بر طبق معیار ارزش سود تعدیل شده در ریسک برای تصمیم‌گیری‌های تخصیص دارایی، ثابت کردند. ایکینز و همکاران¹⁰ (2003) آزمایش کردند که آیا ممکن است برگشت‌های سرمایه زیاد بالاتر از میانگین را با استفاده از

تغییرات آن امری اجتناب‌ناپذیر می‌باشد. در سال‌های اخیر تعداد مطالعات راجع به مسیر حرکت ابزارهای¹ متعدد مالی رو به رشد بوده است. محققان آکادمیک و همچنین شاغلان در این رشته تلاش‌های بسیاری برای پیش‌بینی تغییرات آینده شاخص سهام بازار، نرخ بازگشت آن و تدابیر مالی برای تبدیل پیش‌بینی‌ها به سود کرده‌اند (کارا و همکاران، 2011). در ادامه نگاهی گذرا به شبکه‌های هوش مصنوعی که در پیش‌بینی بازار سهام استفاده شده‌اند، داریم.

سیستم‌های هوش مصنوعی (ANN)

نظریه‌های بسیاری وجود دارد که بر قابلیت پیش‌بینی بازارهای سهام تمرکز کرده‌اند. این مطالعات مدل‌های مختلفی از سیستم هوش مصنوعی را برای پیش‌بینی دقیق و صحیح نرخ بازگشت قیمت سهام و مسیر تغییر آن به کار گرفته‌اند (آوکی، 2007؛ ایگلی و همکاران، 2003؛ اولسن و موسمن، 2003؛ کیموتو و همکاران، 1990). لونگ و همکارانش در سال 2000 میلادی مدل‌های پیش‌بینی متعددی را که بر مبنای روش‌های مختلفی طبقه‌بندی و ارائه شده بودند مورد آزمایش قرار دادند. آنها این مدل‌ها را با تعدادی از مدل‌های پارامتریک که مسیر بازگشت شاخص‌ها را نشان می‌دادند، مقایسه نمودند. مطالعات و آزمایش‌های تجربی اظهار می‌کنند که مدل‌های طبقه‌بندی (تجزیه و تحلیل تفکیک‌کننده و شبکه‌های عصبی احتمالی) از لحاظ پیش‌بینی مسیر تغییر بازار سهام و حداکترسازی بازگشت سرمایه در تجارت‌ها از مدل‌های تخمین سطحی (هموارسازی نمایی توافقی، رگرسیون برداری، توابع انتقال چندمتغیره و شبکه‌های عصبی پیش‌خور چندلایه) پیشی گرفته‌اند.

چن و همکارانش² در سال 2003 میلادی تلاش کردند تا مسیر بازگشت شاخص‌های مبادلات بورس تایوان را پیش‌بینی کنند. شبکه‌های عصبی احتمالی (PNN) برای پیش‌بینی مسیر بازگشت شاخص‌ها مورد استفاده قرار گرفت. عملکرد آماری پیش‌بینی‌های شبکه‌های عصبی احتمالی با روش‌های تصمیم‌یافته لحظه‌ای³ (GMM) همراه با عامل کالمن⁴ و روند تصادفی مقایسه می‌شوند. نتایج تجربی نشان می‌دهد که این نوع شبکه‌ها قدرت پیش‌بینی بیشتری را نسبت به مدل‌های پیش‌بینی

6. Dropsy

7. Lam

8. Ko & Lin

9. Hung et al.

10. Eakins et al.

1. Instruments

2. Chen et al.

3. Generalized Methods of Moments (GMM)

4. Kalman Filter

5. Diler

ریسک سرمایه‌گذاری از طریق شناسایی سبدهای بهینه سرمایه-گذاری نیز به اثبات رسید.

معماری شبکه‌های عصبی

معماری شبکه‌های عصبی مصنوعی به صورت گراف‌های جهت‌دار موزنی است که نورون‌های مصنوعی گره‌ها هستند و پیکان جهت‌دار (به همراه وزن‌ها) ارتباط بین خروجی‌ها و ورودی‌های نورون را نشان می‌دهند (کارا و همکاران، 2011). شکل شماره 1 این معماری را نشان می‌دهد. شبکه‌های عصبی مصنوعی، براساس معماری به دو گروه تقسیم می‌شوند:

الف) شبکه‌های جلوسو^۳ که در آنها حلقه بازگشتی از لایه جلویی به لایه یا لایه‌های قبلی وجود ندارد. معروفترین شبکه‌های جلوسو پرسپترون یک لایه و چندلایه است.

ب) شبکه‌های بازگشتی^۴ شبکه‌هایی هستند که در آنها حلقه‌های بازگشتی از لایه‌های بعدی به لایه‌های قبلی وجود دارد. معروفترین شبکه بازگشتی، شبکه هاپفیلد است (تاسکایا و کاسی، 2005).

مزایای شبکه‌های عصبی

شبکه‌های عصبی به دلیل مزایای فوق‌العاده‌ای که دارند مورد توجه قرار گرفته‌اند، برخی از این مزایا عبارتند از (راعی و فلاح-پور، 1383):

1. قدرت یادگیری و انطباق: شبکه‌های عصبی با توجه به پاسخ-های موجود در محیط مربوط به موضوع، می‌توانند یاد بگیرند که چگونه به ورودی‌ها پاسخ دهند و این یادگیری را در حافظه خود نگهداری نمایند. در واقع این توانایی را اصلاح شبکه می‌گویند.
2. قدرت تعمیم: شبکه‌های عصبی می‌توانند پس از یادگیری و انطباق، نتایج حاصله را به موارد مشابه تعمیم دهند و این قدرت تعمیم شبکه‌های عصبی است.
3. پردازش زمینه‌ای اطلاعات: دانش هر موضوع، توسط حالت فوق‌العاده ساختارمند و فعال یک شبکه عصبی بیان می‌شود.

شبکه‌های عصبی برای انجام پیش‌بینی‌هایی براساس مجموعه-ای از نسبت‌های مالی برای تعیین ارزش ذاتی دارایی‌ها جهت ورود به موجودی اوراق بهادار استفاده کردند. ایس و ویلسون^۱ (2005) برای ایجاد مجموعه‌ای از موجودی اوراق بهادار ارزشی، شبکه‌های هوش مصنوعی را در سهام بخش املاک استرالیا اعمال کردند.

در ایران نیز تحقیقات در مورد به‌کارگیری شبکه‌های عصبی به منظور پیش‌بینی، مخصوصاً پیش‌بینی‌های مربوط به مسائل مالی شرکت‌ها صورت گرفته است. از جمله قاسمی و همکاران از شبکه‌های عصبی در سری‌های زمانی استفاده و آن را با مدل ARIMA^۲ مقایسه کردند.

آذر و رجب‌زاده در سال 1383 به ارزیابی روش‌های پیش‌بینی ترکیبی با شبکه‌های عصبی و روش‌های کلاسیک در اقتصاد می‌پردازد و به این نتیجه می‌رسد که شبکه‌های عصبی مصنوعی پیش‌بینی بهتری نسبت به دیگر روش‌ها ارائه می‌دهد؛ راعی و فلاح‌پور در پژوهش خود علاوه بر ارائه مدلی جهت پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها به این نتیجه می‌رسند که شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی درماندگی مالی به طور معناداری از مدل تحلیل ممیز چندگانه دقیق‌تر است؛ مهدوی و بهمنش مدلی را با شبکه‌های عصبی طراحی کرده‌اند که مناسب برای پیش‌بینی قیمت سهام شرکت‌های سرمایه‌گذاری می‌باشد؛ آذر و افسر در تحقیقی با استفاده از شبکه‌های عصبی فازی مدلی به منظور پیش‌بینی قیمت سهام ارائه می‌دهند و به این نتیجه می‌رسند که با داشتن وزن‌های فازی در نورون‌های شبکه عصبی می‌توان به پیش‌بینی‌های دقیق‌تری دست یافت. البرزی و همکاران نیز از شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی شاخص بازده نقدی و قیمت سهام استفاده کرده‌اند.

کریمی و همکاران (1393) تحقیقی با عنوان پیش‌بینی بازده فرصت‌های سرمایه‌گذاری در بازارهای مالی ایران با توجه به رفتار متقابل بازارها و تشکیل سبد بهینه سرمایه‌گذاری به وسیله هوش مصنوعی انجام دادند. نتایج تحقیق آنان بعد از اجرای مدل‌ها بیانگر کارایی هر دو روش شبکه‌های عصبی مصنوعی و برنامه‌نویسی ژنی در پیش‌بینی کوتاه‌مدت بازارهای مالی است، در حالی که شبکه‌های عصبی مصنوعی کارایی بهتری از خود بروز می‌دهند. همچنین کارایی الگوریتم ژنی در بهبود بازده و

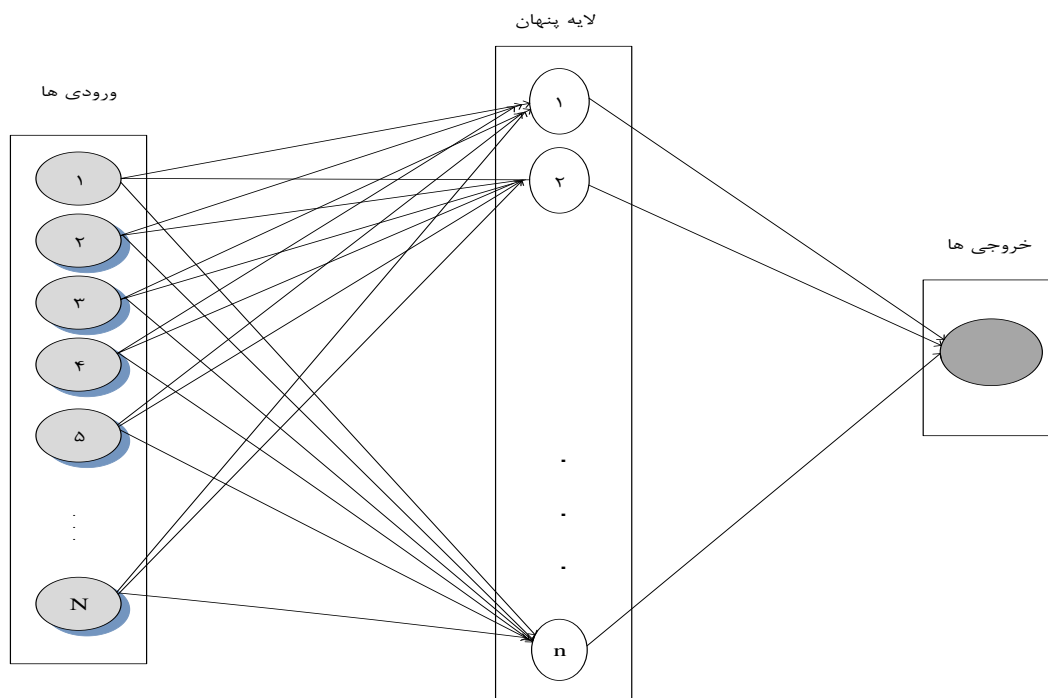
3. Feed forward Networks
4. Recurrent Networks

1. Ellis & Wilson
2. Auto Regressive Integrated Moving Average (ARIMA)

4. تحمل خطا: با ایجاد نقص در شبکه، مقداری از کارایی کاهش می‌یابد ولی برخی امکانات آن با وجود مشکلات بزرگ همچنان حفظ می‌شود.

هر نورون موجود در شبکه، مستعد تأثیرپذیری فعالیت کلی نورون‌های دیگر است؛ در نتیجه اطلاعات زمینه‌ای طبیعتاً به وسیله یک شبکه عصبی توزیع می‌شود.

شکل 1. معماری عمومی شبکه پرسپترون چند لایه



می‌شود که ضرایب وزنی شبکه تغییر یابد به طوری که در دفعات بعدی خروجی درست‌تری حاصل شود (بیل و جکسون، 1386). شبکه‌های عصبی پرسپترون، به‌ویژه پرسپترون چندلایه در زمره کاربردی‌ترین شبکه‌های عصبی هستند. این شبکه‌ها قادرند با انتخاب مناسب تعداد لایه‌ها و سلول‌های عصبی، که اغلب زیاد هم نیستند، یک نگاشت غیرخطی را با دقت دلخواه انجام دهند. به روشی که شبکه‌های عصبی جلوسوی دولایه با توابع محرک سیگموئید در لایه اول قادرند هر تابعی را با دقت دلخواه تقریب بزنند (منهاج، 1389). طبق تحقیقات صورت گرفته بیش از 50٪ مطالعات کاربردی بازرگانی شبکه عصبی گزارش شده، از شبکه‌های عصبی چندلایه جلوسو با قوانین الگوریتم یادگیری پس‌انتشار استفاده کرده‌اند. این نوع شبکه‌های عصبی بدلیل کاربردهای گسترده در بسیاری از ابعاد مسائل مربوط به مدیریت، مانند پیش‌بینی اصولی، طبقه‌بندی و مدل‌سازی، بسیار محبوب است. شبکه‌های عصبی چندلایه جلوسو برای حل مسائلی که شامل یادگیری ارتباط بین یک مجموعه ورودی‌ها و خروجی‌های

شبکه عصبی پرسپترون چندلایه جلوسو با الگوریتم آموزش پس‌انتشار خطا

روش آموزش پس‌انتشار که در آن یک شبکه چند لایه جلوسو با پس‌انتشار آموزش می‌بیند، می‌تواند برای حل بسیاری مسائل در زمینه‌های مختلف به کار رود. به طور کلی در همه مسائلی که شامل حل مساله نگاشت مجموعه‌ای از ورودی‌ها به مجموعه مشخصی از خروجی‌ها است، می‌توان از شبکه‌های پس‌انتشار استفاده کرد. برخلاف شبکه یک لایه که دارای محدودیت زیادی در یادگیری نگاشت‌ها است، شبکه چند لایه می‌تواند هر نگاشت پیوسته‌ای را با دقت دلخواه یاد بگیرد. هر چند در این شبکه‌ها در اغلب موارد یک لایه مخفی کافی است، اما ممکن است برای برخی کاربردها بیش از یک لایه مخفی استفاده شود (فاست، 1388).

نحوه عمل پرسپترون چندلایه، مشابه پرسپترون تک‌لایه است. به این صورت که الگویی به شبکه عرضه می‌شود و خروجی آن محاسبه می‌شود، مقایسه خروجی واقعی و خروجی مطلوب باعث

غلامرضا و سارنج، علیرضا، 1387)، متغیر نقدشوندگی و بازدهی سهام به عنوان شاخص‌های مهم در تصمیم‌گیری‌های مربوط به سهام انتخاب شدند.

انتخاب ورودی‌ها: برای انتخاب ورودی‌ها باید ابتدا متغیرهای مؤثر بر آنها شناسایی شوند. در ادامه روش انتخاب متغیرهای مؤثر بر خروجی‌ها شرح داده می‌شود.

عوامل مؤثر بر خروجی اول (رتبه نقدشوندگی): با توجه به مباحث مطرح شده در قسمت مرور ادبیات به طور کلی شاخص‌های مؤثر بر رتبه نقدشوندگی عبارتند از تعداد سهام منتشر شده و حجم معامله. طبق مطالعات صورت گرفته در پژوهش‌های مالی می‌توان از معیار نرخ گردش حجم معامله به عنوان متغیر جایگزین نقدشوندگی استفاده کرد. داتار و همکاران (1998) دو مزیت به کارگیری نرخ گردش حجم معامله به عنوان نقدشوندگی این گونه بیان می‌کنند: این متغیر، مبانی نظری قوی و محکمی دارد و دیگری یافتن داده‌های نرخ‌های گردش حجم معامله نسبتاً آسان است و ما را قادر می‌سازد حتی تغییر ماه به ماه در نقد شوندگی را بدست آوریم و آنچه که کار را ساده‌تر می‌سازد این است که نسبت نقد شوندگی می‌تواند برای یک روز یا هر بازه زمانی دلخواه محاسبه گردد. لذا این دو متغیر دو مورد از ورودی‌های شبکه محسوب می‌شوند.

TOR

$$= \frac{TV}{S} \Leftarrow \begin{cases} \text{حجم معاملات} = TV \\ \text{تعداد سهام منتشره} = S \\ \text{نسبت گردش حجم معاملات} = TOR \end{cases}$$

خروجی دوم (بازدهی سهام): برای انتخاب نسبت‌های مالی با توجه به منابع کتابخانه‌ای لیستی 15 موردی از نسبت‌های مالی تهیه شد و با ارسال به خبرگان و اولویت‌بندی صورت گرفته توسط آنها 6 شاخص اصلی انتخاب شد. این شاخص‌ها عبارتند از: نسبت جاری، درصد بدهی به مجموع دارایی‌ها، درصد بازده مجموع دارایی‌ها، درصد بازده سرمایه، درصد سود به درآمد، درصد سود عملیاتی به درآمد.

مجموعه خروجی‌ها: داده‌های کلان اقتصادی به عنوان شرایط زمینه‌ای بر شرایط درونی شرکت‌ها مؤثر می‌باشند. لذا

مشخص هستند، مناسب می‌باشد. در حقیقت یک تکنیک آموزش با ناظر برای یادگیری ارتباطات بین داده‌ها با استفاده از مجموعه داده‌های آموزش است (آذر و افسر، 1385).

روش تحقیق

مطالعه حاضر از نظر هدف، کاربردی است. کاربردی، تحقیقی است که هدف آن توسعه دانش کاربردی در یک زمینه خاص است (سرمد و همکاران، 1388). هدف از این مطالعه توسعه دانش در زمینه شبکه‌های عصبی مصنوعی است. از نظر نحوه گردآوری داده‌ها مطالعه حاضر، پیمایش است. در این پژوهش محقق برای شناسایی مدل و انتخاب عوامل مؤثر در پیش‌بینی سهام اوراق بهادار، به کاوش در ادبیات و مبانی نظری مربوط به شبکه‌های عصبی و بازار بورس پرداخته است. در گام بعد به منظور انتخاب از بین معیارهای مهم در بازار اوراق بهادار روش دلفی انتخاب گردید. روش دلفی فرآیندی است که برای جمع‌آوری داده‌ها از متخصصان و ایجاد اجماع میان قضاوت‌های آنها به کار می‌رود. در مجموع تعداد 30 نفر به عنوان اعضای گروه خبرگان انتخاب شدند و به صورت حضوری به اعضای گروه پرسشنامه تحویل داده شد. از مجموع این 30 پرسشنامه در مرحله اول 22 پرسشنامه جمع‌آوری شد. در مرحله دوم با توزیع پرسشنامه میان صاحب نظرانی که در دور اول پرسشنامه‌ها را تکمیل نمودند، 18 پرسشنامه و در مرحله سوم 15 پرسشنامه جمع‌آوری گردید و نتایج براساس آنها تحلیل شد. اعضای خبرگان از اساتید رشته مدیریت مالی، کارگزاران و سهامداران حرفه‌ای و فعال در بازار بورس می‌باشند. در ادامه نحوه انتخاب خروجی‌ها و ورودی‌های مدل بیان شده است.

شناسایی خروجی‌های مدل و ورودی‌های مؤثر بر خروجی‌ها

انتخاب خروجی‌ها: برای انتخاب خروجی‌ها یعنی عوامل مؤثر بر قیمت سهام با توجه به مرور ادبیات در مقاله‌ها و منابع مطالعاتی دیگر در رشته مالی، لیستی شامل حدود 15 مورد از شاخص‌های مهم که برای انتخاب سهام و خرید آن وجود دارد، تهیه شده و با استفاده از روش دلفی و با توجه به نظر خبرگان این شاخص‌ها اولویت‌بندی شد. در نهایت با توجه به امکانات پژوهشی و قابلیت دسترسی به اطلاعات و همچنین تأیید علمی به وسیله پژوهشی انجام شده در کشور (اسلامی بیدگلی،

(MSE) است (آذر و افسر، 1385). این معیار بصورت پیش - فرض در جعبه‌ابزار نرم‌افزار MATLAB وجود دارد و بهترین عملکرد مربوط به مقادیر نزدیک‌تر به صفر است. معیار دیگر برای عملکرد یک شبکه مدت زمان لازم برای آموزش آن شبکه است، زیرا در این شبکه‌ها با افزایش تعداد لایه‌ها و نورون‌ها به صورت تصاعدی بر مدت زمان آموزش افزوده می‌شود. لذا هر چقدر زمان آموزش کمتر باشد آن شبکه مناسب‌تر است. پس از مطالعه مقالات علمی و نیز آزمون شبکه‌های مختلف، الگوریتم آموزش دسته‌ای کاهش شیب با Momentum⁵ مورد استفاده قرار گرفت، زیرا پس از آزمون دیگر الگوریتم‌ها یا شبکه واگرا می‌شد (یعنی داده‌ها را مدل نمی‌کرد) و یا در تعداد کمی تکرار دچار مینیمم محلی⁶ می‌شد و نتیجه با ادامه تکرارها بهبودی پیدا نمی‌کرد. الگوریتم آموزش دسته‌ای کاهش شیب با Momentum یا بطور خلاصه GDM⁷ به شبکه اجازه می‌دهد تا علاوه بر تغییرات شیب به تغییرات سطح خطا نیز واکنش نشان دهد. Momentum باعث می‌شود خطاهای ناچیز نادیده گرفته شوند. با استفاده از این روش تغییرات وزن‌ها در هر مرحله برابر با مجموع تغییرات اخیر ایجاد شده روی وزن‌ها و تغییرات محاسبه شده از طریق پس‌انتشار خطا خواهد بود (کیا، 1389). انتخاب مدل مناسب پیش‌بینی و تحلیل نتایج آن برای به دست آوردن بهترین معماری برای مدل شبکه عصبی که بتواند با عملکرد بهتری پیش‌بینی نماید، ساختارهای متفاوتی مورد آزمایش قرار گرفت. در ادامه بخشی از نتایج این آزمون‌ها ارائه می‌شود.

شبکه‌های با معماری 4 لایه

شبکه با 4 لایه با تابع فعالیت لگاریتم سیگموئید در همه لایه‌ها هیچگونه بهبودی پس از 1000 تکرار از خود نشان نداد و بهترین عملکرد آن در کل 10000 تکرار فقط MSE=0.473

داده‌های کلانی مثل نرخ تورم، قیمت دلار، قیمت سکه و شاخص بورس اوراق بهادار نیز به عنوان ورودی شبکه در نظر گرفته شد.

انتخاب نمونه پژوهش

جامعه آماری در این پژوهش، کلیه شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران است. بازه زمانی مورد پژوهش مربوط به سال‌های 1386 تا 1389² می‌باشد. برای عضویت شرکت‌ها در جامعه مورد پژوهش شرایط زیر در نظر گرفته شد:

1. اطلاعات مورد نیاز پژوهش طی دوره زمانی تعیین شده، در دسترس باشد (شرکت‌هایی که حتی یکی از شاخص‌های آنها در دسترس نبود حذف شدند).

2. شرکت مورد بررسی از سال اول تا سال آخر پژوهش، در بورس اوراق بهادار تهران فعال بوده باشد³.

برای انتخاب نمونه ابتدا لیستی از تمام شرکت‌های فعال و دارای شرایط و در بازه زمانی بیان شده تهیه شد. بدین ترتیب فهرستی از 278 شرکت آماده شده و به صورت تصادفی 50 شرکت از میان آنها انتخاب گردید. ورود داده‌ها به معماری‌های مختلف برای انتخاب ساختار مناسب و آموزش شبکه عصبی نهایی⁴ برای وارد کردن داده‌ها به شبکه عصبی باید ابتدا آنها را نرمال‌سازی نمود. با توجه به مختصات پژوهش حاضر و به علت نیاز وجود داده‌های منفی از روش زیر برای نرمال‌سازی کلیه داده‌های ورودی و خروجی مطلوب استفاده شد.

$$N(P) = \frac{2(P - \text{Min}(P))}{\text{Max}(p) - \text{Min}(p)} - 1$$

در این رابطه P عدد مورد نظر است و N(P) عدد P به صورت نرمال شده است.

معیار عملکرد

در مسائل پیش‌بینی، از برخی معیارهای عملکرد برای نشان دادن چگونگی یادگیری ارتباط داده‌ها در شبکه عصبی استفاده می‌شود. یکی از این معیارها مربع میانگین خطای استاندارد

3. برخی شرکت‌ها بعد از سال 86 یا 87 عضو بورس اوراق بهادار شده بودند و برخی بعد از سال 86 یا 87 غیر فعال شده بودند.

4. کلیه محاسبات مربوط به آموزش شبکه‌ها در این پژوهش توسط جعبه ابزار شبکه‌های عصبی مصنوعی نرم‌افزار MATLAB انجام شده است.

5. Batch Gradient Descent with Momentum

6. Local Minimum

7. Gradient Descent with Momentum

1. اطلاعات مالی مورد نیاز پژوهش از طریق وب سایت بورس اوراق بهادار تهران و وب سایت‌های وابسته و همچنین نرم‌افزار ره‌آورد نوین و نیز اطلاعات کلان اقتصادی از وب سایت بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران تهیه شده است.

2. با توجه به شرایط، امکان تهیه اطلاعات مالی شرکت‌ها در سال‌های 90 و 91 میسر نشد.

فعالیت لگاریتم سیگموئید و 5 نورون و تابع فعالیت تانژانت سیگموئید در لایه خروجی، در 10 هزار تکرار، بهترین عملکردی که از خود نشان داد $MSE=0.1147$ بود. که عملکرد خوبی است، اما این شبکه نیز زمان زیادی برای آموزش لازم داشت (4 دقیقه و 40 ثانیه). شبکه‌ای دیگر با همین ساختار ولی با تابع فعالیت لگاریتم سیگموئید در همه لایه‌ها نتوانست در همین مدت زمان و تعداد تکرار عملکردی بهتر از $MSE=0.881$ را از خود نشان دهد.

شبکه دیگر با ساختار اخیر ولی با تابع فعالیت pureline در لایه آخر عملکرد خوب $MSE=0.153$ داشت اما زمان زیادی برای آموزش نیاز دارد (4 دقیقه و 36 ثانیه). با تغییر معماری شبکه‌های 3 لایه به 9 نورون در لایه اول و 5 نورون در لایه دوم و تابع فعالیت لگاریتم سیگموئید در همه لایه‌ها، زمان آموزش به یک دقیقه و 54 ثانیه کاهش یافت ولی عملکردی بهتر از $MSE=0.428$ حاصل نشد. همین ساختار با تابع pureline در زمان یک دقیقه و 55 ثانیه عملکرد $MSE=0.172$ را داشت.

در شبکه با معماری 8 نورون در لایه اول و 4 نورون در لایه دوم و تابع فعالیت لگاریتم سیگموئید در همه لایه‌ها در زمان یک دقیقه و 54 ثانیه عملکردی بهتری از $MSE=0.418$ در 10 هزار تکرار حاصل نشد. همین ساختار ولی با تابع تانژانت سیگموئید در لایه آخر طی 36 ثانیه و در 3264 تکرار عملکرد $MSE=0.175$ داشت که عملکرد نسبتاً مناسبی هم از نظر خطا و هم زمان آموزش است. شکل 2 نمودار کاهش خطا در زمان آموزش این شبکه را نشان می‌دهد.

بود. دیگر معماری‌های این ساختار نیز نتیجه بهتری در بر نداشت. البته شبکه‌ای با 4 لایه و تابع فعالیت لگاریتم سیگموئید در دولایه پنهان اول و دوم، و تانژانت سیگموئید در لایه سوم و تابع Pureline در لایه آخر، در تکرار 9979 عملکرد $MSE=0.138$ از خود نشان داد. اما به علت طولانی بودن زمان فرآیند آموزش (5 دقیقه و 16 ثانیه) نمی‌توان این ساختار را به عنوان مدل مناسب انتخاب کرد.

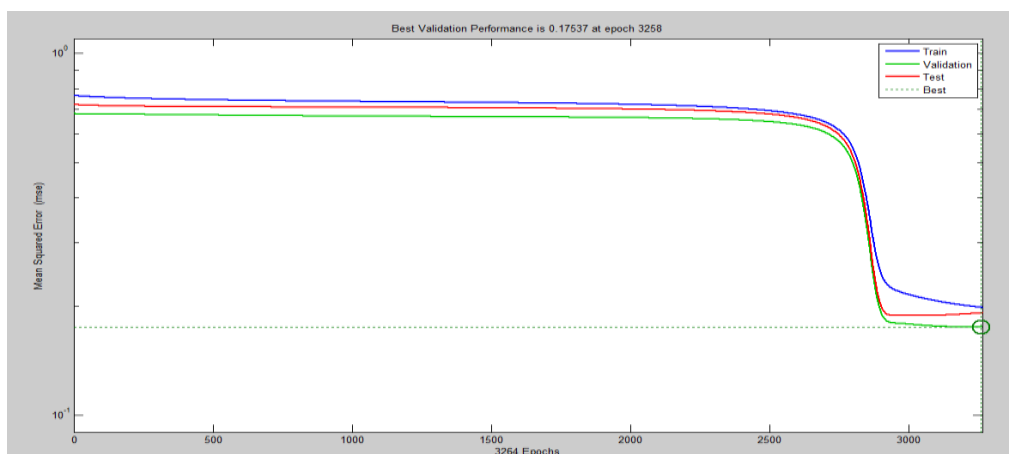
شبکه‌ای دیگر که در لایه اول از تابع فعالیت لگاریتم سیگموئید و 15 نورون استفاده شده است و در لایه پنهان دوم با تابع فعالیت لگاریتم سیگموئید و 10 نورون و تابع فعالیت تانژانت سیگموئید و 5 نورون در لایه خروجی و تابع تانژانت سیگموئید، در 10000 تکرار بهترین عملکردی که از خود نشان داد $MSE=0.1147$ بود. ولی این شبکه نیز زمان طولانی برای آموزش لازم داشت (4 دقیقه و 40 ثانیه).

شبکه دیگر با ساختار اخیر و تابع فعالیت تانژانت سیگموئید در لایه‌های یک تا سه و تابع pureline در لایه آخر، عملکرد خوب $MSE=0.153$ داشت. اما این شبکه نیز زمان زیادی برای آموزش نیاز دارد (4 دقیقه و 36 ثانیه). بنابراین با توجه به این مثال‌ها و بیش از 10 آزمون دیگر با این تعداد لایه بطور کلی می‌توان گفت، معماری 4 لایه برای پژوهش حاضر بسیار نامناسب است.

شبکه‌های با معماری 3 لایه

شبکه‌ای 3 لایه که در لایه اول از تابع فعالیت لگاریتم سیگموئید و 15 نورون استفاده شده است و در لایه پنهان دوم با تابع

شکل 2. نمودار کاهش خطا پس از شروع آموزش شبکه 3 لایه منتخب

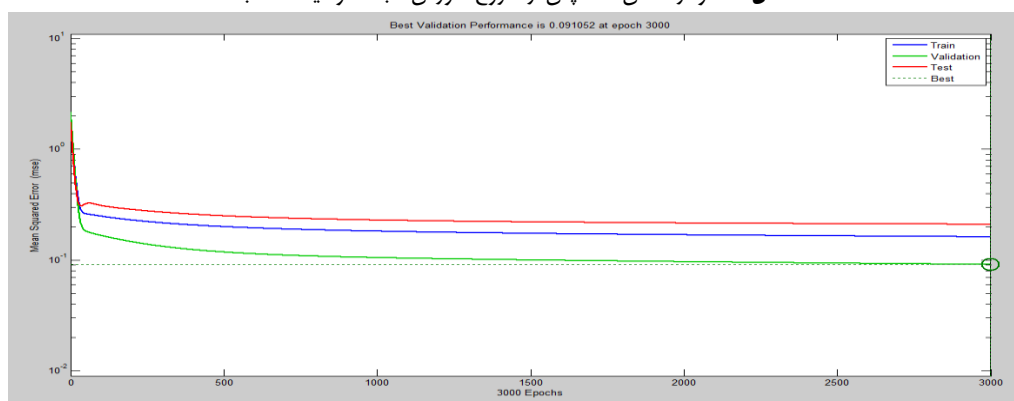


شبکه‌های با معماری 2 لایه

پس از بررسی بیش از 15 معماری شبکه‌های 2 لایه، ساختار 12 نرون در لایه اول با تابع فعالیت لگاریتم سیگموئید و تابع Pureline در لایه خروجی، بهترین عملکرد را ارائه دارد. بطوری که شبکه طی 32 ثانیه و با 3 هزار تکرار عملکرد بسیار مناسب $MSE=0.091$ را ارائه داد. در جدول شماره 1 نتایج آزمون برخی معماری‌های مختلف شبکه‌های عصبی به تفصیل نمایش داده شده است. نمودارهای شماره 1 و 2 مدل‌های ممتاز انتخاب شده بوسیله آزمایش‌های صورت گرفته را نشان می‌دهد.

همین ساختار با تابع فعالیت pureline در لایه آخر در مدت یک دقیقه و 52 ثانیه و با 10 هزار تکرار نتوانست عملکردی بهتر از $MSE=0.159$ داشته باشد. در نهایت با توجه به نتایج حاصل از آزمون ساختارهای مختلف شبکه‌های 3 لایه این نتیجه حاصل شد که در عین دقت نسبتاً بالا در این مجموعه، اکثر این شبکه‌ها زمان نسبتاً بیشتری برای آموزش نسبت به شبکه‌های دولایه با همین سطح عملکرد لازم دارند؛ لذا کمی دقت بیشتر در عملکرد نمی‌تواند زمان زیاد آموزش را جبران کند. هرچند یکی از شبکه‌های این گروه هم از نظر عملکرد و هم زمان قابل قبول بود.

شکل 3. نمودار کاهش خطا پس از شروع آموزش شبکه دولایه منتخب

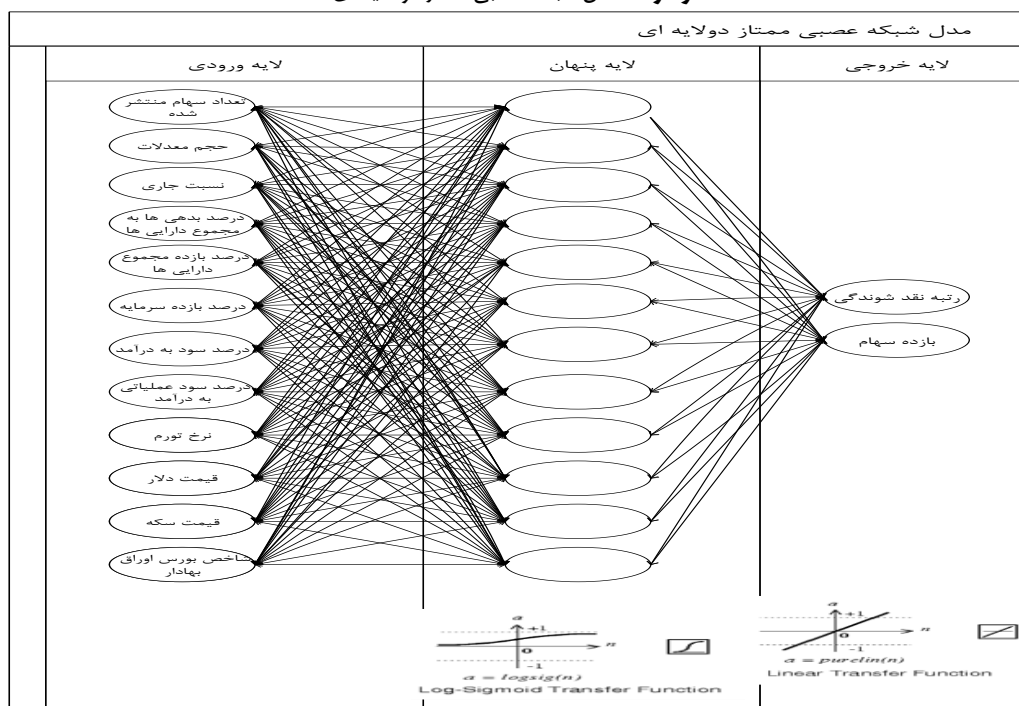


جدول 1. نتایج آزمون برخی معماری‌های مختلف شبکه‌های عصبی

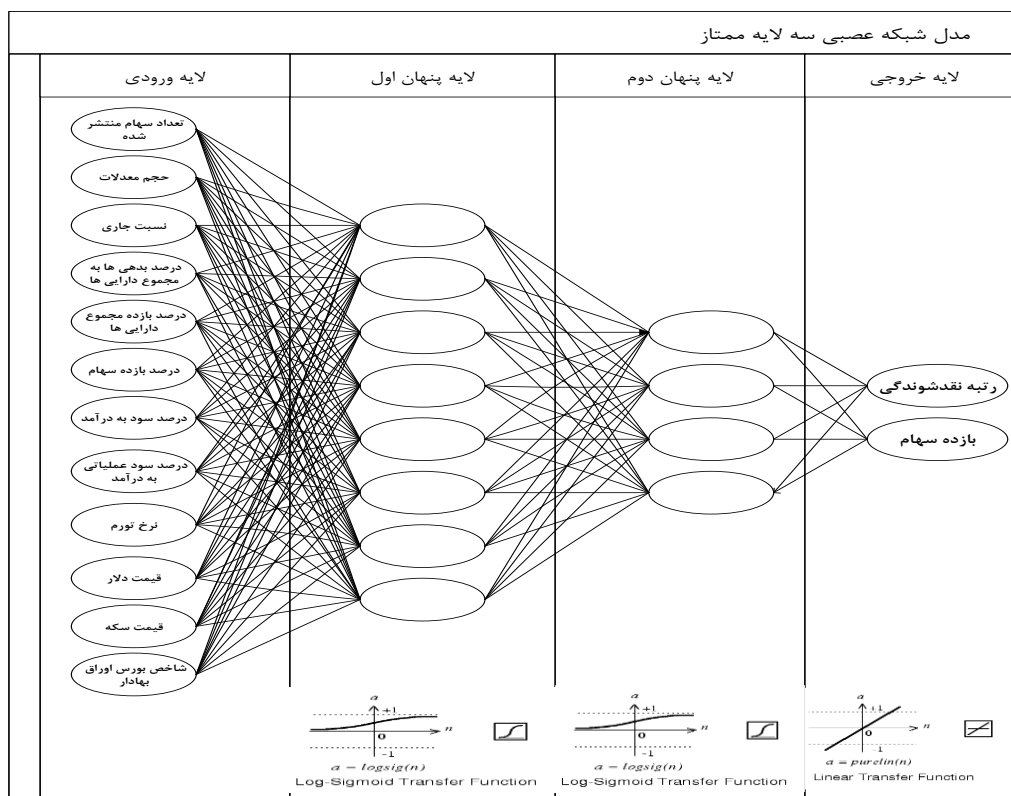
ردیف	تعداد لایه	تعداد نورون- های لایه اول و تابع فعالیت	تعداد نورون لایه دوم و تابع فعالیت	تعداد نورون لایه سوم و تابع فعالیت	تعداد نورون خروجی و تابع فعالیت	تعداد تکرار آموزش	مدت آموزش	MSE
1	4	logsig / 15	logsig / 10	logsig/5	logsig/2	10000	4/30	0/473

0/138	5/16	9979	pureline/2	tansig/5	logsig /10	logsig / 15	4	2
0/114	4/40	10000	tansig/2	tansig/5	logsig / 15	logsig / 25	4	3
0/153	4/36	10000	pureline/2	logsig/5	logsig/5	logsig / 15	4	4
0/134	4/40	10000	pureline/2	-	logsig /5	logsig /15	3	5
0/881	4/46	10000	logsig/2	-	logsig /5	logsig/15	3	6
0/172	1/55	10000	pureline/2	-	logsig/4	logsig/8	3	7
0/411	1/54	10000	logsig/2	-	logsig/4	logsig/8	3	8
0/175	0/36	3264	tansig/2	-	logsig/4	logsig/8	3	9
0/159	1/52	10000	pureline/2	-	logsig/4	logsig/16	3	10
0/24	1/54	2500	tansig/2	-	-	logsig/15	2	11
0/19	1/12	2600	pureline/2	-	-	tansig/12	2	12
0/091	0/32	3000	pureline/2	-	-	logsig/12	2	13

نمودار 1. مدل شبکه عصبی ممتاز دو لایه ای



نمودار 2. مدل شبکه عصبی ممتاز سه لایه ای



بحث و نتیجه‌گیری

مالی و اطلاعات مربوط به سهام و همچنین داده‌های بیرون از شرکت یا به عبارت دیگر داده‌های کلان اقتصادی به صورت ترکیبی می‌توانند در پیش‌بینی شاخص‌های تعیین‌کننده قیمت سهام به صورت مؤثری بکار گرفته شوند. این پژوهش مدلی ارائه کرد که در آن دو معیار قیمت سهام یعنی بازدهی سهام و نسبت نقدشوندگی، همراه با هم بعنوان خروجی شبکه عصبی مصنوعی، قابلیت پیش‌بینی بیابند. معماری‌هایی با سطح عملکرد مطلوب و قابلیت آموزش در زمان قابل قبول از شبکه‌های عصبی مصنوعی چندلایه با الگوریتم آموزش پس‌انتشار خطا، ارائه شد که با همگرا شدن آنها علاوه بر نشان دادن وابستگی ورودی‌های شبکه (نسبت‌های مالی، اطلاعات سهام و داده‌های کلان اقتصادی) به خروجی‌ها (شاخص‌های قیمت سهام یعنی بازدهی و نسبت نقدشوندگی سهام) امکان پیش‌بینی توأم خروجی‌ها را ثابت کرد. این پژوهش امکان بالابردن عملکرد مدل را از طریق آزمون الگوریتم‌های توسعه‌یافته پس‌انتشار مورد بررسی قرار داد و علاوه بر الگوریتم متعارف پس‌انتشار خطا از الگوریتم آموزش دسته‌ای کاهش شیب با Momentum نیز استفاده کرد که الگوریتم اخیر نتایج بهتری را ارائه داد.

پیش‌بینی مسیر تغییر شاخص بازار سهام و بورس اوراق بهادار در ایجاد استراتژی‌های اثربخش بازار تجاری بسیار با اهمیت است. این پیش‌بینی‌ها معمولاً تصمیم‌بازرگانان و سوداگران مالی را برای خرید یا فروش یک وسیله تحت تأثیر قرار می‌دهند. پیش‌بینی موفق قیمت‌های سهام سود زیادی را برای سرمایه‌گذاران به ارمغان می‌آورند. این وظایف بسیار پیچیده و دشوار می‌باشند. این مطالعه، در پی ارائه مدلی برای پیش‌بینی قیمت سهام شرکت‌های بورس اوراق بهادار تهران با بکارگیری داده‌های درون‌زا و بیرون‌زای شرکت توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد. بنابر نتایج آموزش‌های بیان شده، دو معماری 3 لایه با 8 نورون در لایه اول (تابع فعالیت لگاریتم سیگموئید)، 4 نورون در لایه دوم (تابع فعالیت لگاریتم سیگموئید) و دو خروجی (تابع فعالیت تانژانت سیگموئید) و معماری دیگر، شبکه با 2 لایه و 12 نورون در لایه اول (تابع فعالیت لگاریتم سیگموئید) و دو خروجی (تابع فعالیت pureline) مدل‌های مناسبی جهت پیش‌بینی مورد پژوهش می‌باشند. با توجه به یافته‌های این پژوهش می‌توان این‌گونه نتیجه‌گیری کرد که داده‌های مربوط به اطلاعات درونی شرکت‌ها از جمله نسبت‌های

منابع

- آذر، عادل و افسر، امیر (1385). "مدل‌سازی پیش‌بینی قیمت سهام با رویکرد شبکه‌های عصبی فازی". پژوهش‌نامه بازرگانی، شماره 40.
- آذر، عادل و رجب زاده، علی (1383). "ارزیابی روش‌های پیش‌بینی ترکیبی: با رویکرد شبکه‌های عصبی - کلاسیک در حوزه اقتصاد". فصلنامه تحقیقات اقتصادی، شماره 63.
- البرزی، محمود؛ یعقوب نژاد، احمد و مقصود، حسین (1387). "کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی شاخص بازده نقدی و قیمت سهام". فصلنامه مطالعات تجربی حسابداری مالی، شماره 22.
- بیل، آر و جکسون، تی (1386). "شناسایی با شبکه‌های عصبی"، ترجمه البرزی محمود، تهران: موسسه انتشارات علمی دانشگاه صنعتی شریف.
- راعی، رضا و فلاح پور، سعید (1383). "پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی". دوفصلنامه تحقیقات مالی، شماره 17.
- سرمد، زهره؛ بازرگان، عباس و حجازی، الهه (1388). "روش‌های تحقیق در علوم رفتاری" (چاپ هفدهم). تهران: آگاه.
- فاست، لوران (1388). "مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی: ساختارها، الگوریتم‌ها و کاربردها". ترجمه ویسی هادی، مفاخری کبری و شورکی سعید باقری، تهران: نشر نص.
- قاسمی، عبدالرسول؛ اسدپور، حسن و شاصادقی، مختار (1379). "کاربرد شبکه عصبی در پیش‌بینی سری‌های زمانی و مقایسه آن با مدل ARIMA". پژوهش‌نامه بازرگانی، شماره 14.
- کیا، مصطفی (1389). "شبکه‌های عصبی در Matlab"، (چاپ سوم). تهران: کیان رایانه سبز.

- منهاج، محمد باقر (1389). "مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی"، تهران: دانشگاه صنعتی امیرکبیر (پلی تکنیک تهران).
- مهدوی، غلامحسین و بهمنش، محمدرضا (1386). "بررسی جایگاه شرکت‌های سرمایه‌گذاری در بازار سرمایه (با تأکید بر صندوق‌های سرمایه‌گذاری)". فصلنامه دانش و پژوهش حسابداری، شماره 10.
- کریمی، فرزاد؛ سعادت‌فر، نصراله؛ سالمی نجف آبادی، مهدی (1393). "پیش‌بینی بازده فرصت‌های سرمایه‌گذاری در بازارهای مالی ایران با توجه به رفتار متقابل بازارها و تشکیل سبد بهینه سرمایه‌گذاری به وسیله هوش مصنوعی". مجله مدیریت دارایی و تأمین مالی، سال دوم، شماره 4.
- Avci, E. (2007). "Forecasting daily and sessional returns of the ISE-100 index with neural network models". *Journal of Dogus University*, 8(2).
- Bodyanskiy, Y., & Popov, S. (2006). "Neural network approach to forecasting of quasiperiodic financial time series". *European Journal of Operational Research*, 175(3).
- Chapados, N., & Bengio, Y. (2001). "Cost functions and model combination for VaR-based asset allocation using neural network". *IEEE Transaction on Neural Networks*, 12.
- Chen, A. S., Leung, M. T., Daouk, H. (2003). "Application of neural networks to an emerging financial market: Forecasting and trading the Taiwan Stock Index". *Computers & Operations Research*, 30(6).
- Diamond, P. A. (1967). "The Role of a Stock Market in a General Equilibrium Model with Technological Uncertainty". *American Economic Review*, 57 (4).
- Datar, N. V., & R., R. (1998). "Liquidity and stock returns: an alternative test". *Journal of Financial Markets*, 1 (1).
- Dropsy, Vincent (1996). "Do macroeconomic factors help in predicting international equity risk premia?". *Journal of Applied Business Research*, 12.
- Eakins, Stanley G., & Stansell, Stanley R. (2003). "Can value-based stock selection criteria yield superior risk-adjusted returns: An application of neural networks". *International Review of Financial Analysis*, 12.
- Egeli, B., Ozturan, M., & Badur, B. (2003). "Stock market prediction using artificial neural networks". In Proceedings of the third Hawaii international conference on business, Honolulu, Hawaii.
- Ellis, Craig, & Wilson, Patrick J. (2005). "Can a neural network property portfolio selection process outperform the property market?". *Journal of Real Estate Portfolio Management*, 11.
- Kara, Y., Boyacioglu, M.A., Baykan, O.K. (2011). "Predicting direction of stock price index movement using artificial neural networks and support vector machines: The sample of the Istanbul Stock Exchange". *Expert Systems with Applications*, 38.
- Kim, K., & Han, I. (2000). "Genetic algorithms approach to feature discretization in artificial neural networks for the prediction of stock price index". *Expert Systems with Applications*, 19.
- Kim, S. H., & Chun, S. H. (1998). Graded forecasting using an array of bipolar predictions: Application of probabilistic neural networks to a stock market index. *International Journal of Forecasting*, 14.
- Kimoto, T., Asakawa, K., Yoda, M., & Takeoka, M. (1990). "Stock market prediction system with modular neural networks". In Proceedings of the international joint conference on neural networks, San Diego, California.
- Ko, P.C., & Lin, P.C. (2006). "An evolution-based approach with modularized evaluations to forecast financial distress". *Knowledge Based Systems*, 19.

- Ko, P.C., Lin, P.C. (2008). "Resource allocation neural network in portfolio selection". *Expert Systems with Applications*, 35.
- Lam, M. (2004). "Neural network techniques for financial performance prediction: integrating fundamental and technical analysis". *Decision Support Systems*, 37.
- Leung, M. T., Daouk, H., & Chen, A. S. (2000). "Forecasting stock indices: A comparison of classification and level estimation models". *International Journal of Forecasting*, 16.
- Majhi, R., Panda, G., Sahoo, G. (2009). "Efficient prediction of exchange rates with low complexity artificial neural network models". *Expert Systems with Applications*, 36.
- Manish, K., & Thenmozhi, M. (2005). "Forecasting stock index movement: A comparison of support vector machines and random forest". In Proceedings of ninth Indian institute of capital markets conference, Mumbai, India. <http://ssrn.com/abstract=876544>.
- Mostafa, M.M. (2010). "Forecasting stock exchange movements using neural networks: Empirical evidence from Kuwait". *Expert Systems with Applications*, 37.
- Olson, D., & Mossman, C. (2003). "Neural network forecasts of Canadian stock return using accounting ratios". *International Journal of Forecasting*, 19(3).
- Smith, G. (2007). "Random walks in Middle Eastern stock markets". *Applied Financial Economics*, 17.
- Tan, T.Z., Quek, C., & See, Ng. G. (2007). "Biological brain - inspired genetic complementary learning for stock market and bank failure prediction". *Computational Intelligence*, 23(2).
- Taskaya-Temizel, T., & Casey, M.C. (2005). "A comparative study of autoregressive neural network hybrids". *Neural Networks*. 18.