

کاربرد شبکه های عصبی مصنوعی در زمان بندی معاملات سهام: با رویکرد تحلیل تکنیکی

A Survey on Artificial Neural Networks Application
in Stock Market Timing: A Technical Analysis Approach

دکتر رضا تهرانی* وحید عباسیون**

Vahid Abbasion Reza Tehrani (Ph.D)

* استادیار دانشکده مدیریت دانشگاه تهران

** کارشناس ارشد مدیریت مالی

نویسنده عهده دار مکاتبات: وحید عباسیون

نشانی پستی: تهران - پل کریمخان - ابتدای خیابان میرزا شیرازی - پلاک ۵ - شرکت مدیریت سرمایه

گذاری سینا

تلفن: ۸۸۸۲۶۰۵۴

تلفن همراه: ۰۹۱۲۲۰۶۹۵۵۵

نامبر: ۸۸۸۲۴۶۶۴

پست الکترونیکی: V_Abbasion@yahoo.com

کاربرد شبکه های عصبی مصنوعی در زمان بندی معاملات سهام:

با رویکرد تحلیل تکنیکی

چکیده

زمانبندی معاملات سهام مسئله‌ای بسیار مهم و مشکل به دلیل پیچیدگی بازار سهام است. آنچه اهمیت دارد پیش‌بینی روند قیمت سهام است که هدف اصلی در مباحث تحلیل تکنیکی است. گرچه این امر به دلیل دخالت عوامل متعدد بازار و روابط بین آنها چندان آسان نیست. به نظر می‌رسد استفاده از ابزارها و الگوریتمهای محاسباتی پیچیده‌تر مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدلسازی فرآیندهای غیر خطی که منتج به قیمت و روند سهام می‌شوند، می‌تواند بسیار مفید باشد.

در این پژوهش قابلیت شبکه‌های عصبی مصنوعی (*ANN*) برای ارتقای اثربخشی شاخصهای تحلیل تکنیکی در پیش‌بینی علائم روند قیمت سهام بررسی شده است. نتایج حاصل از مدلها، بر اساس نمونه‌ای شامل ۵۰ شرکت از شرکتهای پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران، نشان داد که شبکه‌های عصبی مصنوعی از قابلیت پیش‌بینی علائم تغییر روند کوتاه مدت قیمت سهام در بازار اوراق بهادار تهران برخوردار است. در بازار سعودی پس از کسر هزینه‌های معاملاتی، تفاوت معنی‌داری بین بازده مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی، روش خرید و نگهداری و پربازده‌ترین شاخصهای تکنیکی وجود ندارد. اما در بازار نزولی بازده مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی از بازده روش خرید و نگهداری بیشتر است، هر چند در بازار نزولی شاخصهای روند (میانگین متحرک) بیشترین بازده را کسب نمودند.

واژه‌های کلیدی: زمان بندی معاملات سهام، شبکه‌های عصبی مصنوعی، تحلیل تکنیکی،
شاخصهای تکنیکی، روش خرید و نگهداری

طبقه بندی JEL: C45, G14, G11, G10

(۱) مقدمه

تعیین زمان مناسب انجام معاملات سهام که مستلزم پیش بینی روند یا پیش بینی قیمت سهام می باشد، موضوعی مهم در مدیریت سرمایه گذاری است که توجه محققان را برای سالهای مدیدی جلب نموده است. دلیل این امر، منافع مهم مالی است که در نتیجه یک مدل پیش بینی موفق حاصل می شود. با وجود این، پیش بینی قیمت یا بازده سهام کار ساده ای نیست زیرا عوامل بازاری بسیاری دخالت دارند و روابط ساختاری پیچیده آنها به وضوح قابل تعیین نیست.

تحلیل تکنیکی و تحلیل بنیادی دو روش متداول برای پیش بینی رفتار آتی سهام می باشند. تحلیل بنیادی بر روی نیروهای اقتصادی عرضه و تقاضا که موجب تغییر قیمت سهام می شوند، تمرکز می کند. عوامل مرتبط (مانند شرکت، صنعت و شرایط اقتصادی) که بر قیمت سهام تأثیر می گذارند جهت تعیین ارزش ذاتی سهام بررسی می شوند (*Schwager, 1995*). از سوی دیگر تحلیل تکنیکی داده های تاریخی مربوط به حرکات قیمت و حجم معاملات سهام را با استفاده از نمودارها و شاخصها به عنوان ابزار اولیه برای پیش بینی حرکات آتی قیمت مطالعه می کند (*Murphy, 1999*). سرمایه گذاران مبنای مطالعات خود را بر این فرض قرار می دهند که الگوهای تاریخی قیمت های سهام در آینده تکرار می شوند و بنابراین از این الگوها می توان به منظور اهداف پیش بینی استفاده کرد. انگیزه ماورای تحلیل تکنیکی، توانایی آن در شناسایی تغییرات روندها در مراحل اولیه و حفظ یک سرمایه گذاری تا زمانی که علائم حاکی از تغییرات روند می باشد، است (*Pring, 1998*). هدف هر دو روش پیش بینی حرکات سهام از دیدگاه های مختلف است. تحلیل بنیادی دلایل حرکت بازار را بررسی می کند در حالی که تحلیل تکنیکی اثر آن را بررسی می کند.

تحلیل تکنیکی سابقه طولانی در پیش بینی حرکات در سریهای زمانی مالی دارد (*Plummer, 1989*) با وجود این، سالهای طولانی است که از سوی محققین دانشگاهی و کاربران مورد انتقاد قرار گرفته است. اساس این انتقاد بر دو حقیقت نهاده شده است: حقیقت اول نظریه بازارهای کاراست که بیان می کند «قیمت ها همیشه اطلاعات موجود را به طور کامل منعکس می کنند». این نظریه نشان می دهد که هر تلاشی برای کسب سود با بهره گیری از اطلاعات موجود بیهوده است (*Fama, 1970*). حقیقت دوم این است که تحلیل تکنیکی مبتنی بر اصول ضعیفی است. برای مثال این انتظار که بعضی الگوهای تاریخی قیمت سهم در آینده تکرار خواهد شد ممکن است ضرورتاً به وقوع نپیوندد زیرا شرایط بازار در طی زمان تغییر می یابد (*Wong & Ng, 1994*) و هیچ توضیحی برای این موضوع که چرا باید انتظار داشت این الگوها تکرار شوند وجود ندارد.

(Lo et al, 2000)

با وجود حقایق مذکور، در سالهای اخیر تحلیل تکنیکی به طور گسترده به عنوان یکی از گزینه های مهم تحلیلی در بین متخصصان مالی و شرکتهای کارگزاری پذیرفته شده است (Achelis, 1995). در واقع سرمایه گذاریهای عمده بندرت بدون بهره گیری از این ابزار فنی انجام می شوند زیرا بسیاری از محققان این ایده را مطرح کرده اند که بازارها ممکن است به طور کامل کارا نباشند و قیمتها ممکن است تحت تأثیر احساسات انسانی^۱ قرار گیرند (Barberis et al, 1998).

به نظر می رسد که تحلیل تکنیکی یک ابزار بینابینی^۲ باشد زیرا یک ترکیب نسبی را از رویدادهای انسانی، سیاسی و اقتصادی ارائه می دهد. از لحاظ نظری، تحلیل تکنیکی تلاش می کند تا روند قیمتها سهم را با استفاده از داده های قیمتها و حجم معاملات گذشته پیش بینی کند. مشکل اصلی این روش این است که به شدت بر کشف قواعد تجربی قوی در حرکات قیمت و حجم متکی است (Liu & Lee, 1997). به عبارت دیگر حامیان این روش تنها علاقمند به شناسایی نقاط برگشت اصلی برای ارزیابی حرکت اوراق بهادر هستند. در دنیای واقعی این قواعد همیشه مشهود نیستند، اغلب با نوسانات^۳ پوشیده شده اند و از سهمی به سهم دیگر متفاوتند. بنابراین برای سرمایه گذاران مشکل است تا با استفاده از این روش به طور مستمر و صحیح قیمتها آتی را پیش بینی کنند.

علاوه بر استفاده گسترده از تحلیل تکنیکی، سرمایه گذاران امروزه به الگوریتمهای و روشهای کامپیوتری بسیار وابسته شده اند تا بتوانند از طیف وسیعتری از گزینه های سرمایه گذاری بهره مند شوند. شبکه های عصبی مصنوعی^۴ یکی از فن آوری هایی هستند که بیشترین جذابیت را در این حوزه مالی ایجاد نموده اند. آنها روش جالبی را ارائه می دهند که به لحاظ نظری می تواند هر تابع پیوسته غیر خطی را در یک دامنه محدود با هر درجه صحت طراحی شده، تخمین بزنند (Cybenko, 1989). بدعت شبکه های عصبی در توانایی مدلسازی فرآیندهای غیر خطی بدون فرض اولیه در مورد ماهیت فرآیند ایجاد نهفته است. این امر در سرمایه گذاری اوراق بهادر و سایر حوزه های مالی که مفروضات زیاد و اطلاعات کمی در مورد ماهیت فرآیندهای تعیین قیمتها دارای وجود دارد، مفید است (Burrel & Folarin, 1997) و ارزشمندی آن در حوزه تحلیل تکنیکی باید آزمون شود. شبکه های عصبی همچنین از لحاظ انواع ساختار، الگوریتمهای یادگیری و رویه های

¹ Human Sentiments

² Compromising

³ Noises

⁴ Artificial Neural Networks

اعتبار انعطاف پذیرند.

در این پژوهش قصد داریم تا از مزایای شبکه‌های عصبی برای ارتقای اثربخشی شاخصهای تحلیل تکنیکی در پیش‌بینی علائم روند قیمت سهام بهره بگیریم. چند شاخص تکنیکی عمدۀ و مشهور را به عنوان متغیرهای ورودی برای آموزش شبکه‌های عصبی به کار می‌بریم. هدف بررسی این موضوع است که آیا از شبکه‌های عصبی می‌توان برای تصمیم‌گیری در کشف قواعد نهفته در حرکات قیمت و حجم استفاده نمود. توانمندی یکی از مشهورترین مدل‌های شبکه‌های عصبی یعنی شبکه عصبی پیشخور^۵ (*FNN*) در ارائه پیش‌بینی مؤثر علائم روند آتی سهام بررسی می‌شود.

بدین منظور نمونه‌ای مشتمل بر ۵۰ سهم مختلف که در بورس اوراق بهادار تهران معامله می‌شوند انتخاب و علائم معاملاتی ایجاد شده توسط مدل شبکه عصبی مصنوعی بررسی می‌شود. در نهایت بازده حاصل از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی با بازده حاصل از هریک از شاخصهای تکنیکی و بازده حاصل از روش خرید و نگهداری^۶ مقایسه می‌شود.

(۲) پیشینه تحقیق

در طی سالیان اخیر حجم قابل ملاحظه‌ای از مطالعات در تلاش برای تعیین قابلیت شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی حرکات آتی سهام با استفاده از عوامل بنیادی انجام شده است. برای نمونه می‌توان به این پژوهشها اشاره کرد: (*Leung et al., 1996*, *Desai & Bharati, 1998*, *Poddig & Rehkogler, 1996*, *Motiwalla & Wahab, 2000*, *Qi, 1999*, *Podding & Rehkogler, 1996*, *Motiwalla & Wahab, 2000*, *al, 2000* و *Qi & Maddala, 1999*). افزایش علاقه در به کارگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی به دلیل این حقیقت است که غیرخطی بودن بوسیله محققان مختلف و تحلیلگران مالی مختلف مورد تأکید قرار گرفته است و شبکه‌های عصبی قادرند مدل‌سازی غیرخطی را بدون دانش قبلی در مورد روابط بین عوامل انجام دهند.

ورای استفاده محض از عوامل بنیادی، مطالعاتی نیز شامل تعداد کمی از شاخصهای تکنیکی بوده‌اند، مانند (*Longo & Kuo, 1998*, *Chenoweth & Obradovic, 1996*, *Austin et al, 1997*, *Quah & Srinivasan, 1999* و *& Long, 1997*). علاوه بر این، از سریهای زمانی تاریخی بازده سهام و ارزش‌های شاخص نیز در تعدادی از مطالعات به عنوان جایگزینی برای روش تحلیل تکنیکی

⁵ Feed-Forward Neural Network

⁶ Buy and Hold

استفاده شده است) Cogger et al, 1997 Chandra & Reeb, 1999 Brown et al, 1998 Saad et al, 1998 Fernandez et al, 2000 Darrat & Zhong, 2000 (Zemke, 1999).

تنها مطالعات اندکی توانایی شبکه‌های عصبی را برای پیش‌بینی حرکات قیمت سهم با استفاده از نظریه‌های مشهور تحلیل تکنیکی بررسی کرده‌اند.

گنکی و استنگوس (۱۹۹۸) استفاده از دو قاعده معاملاتی ساده یعنی میانگینهای متحرک و شکستهای طیف معاملات^۷ را با استفاده از یک شبکه عصبی پیش‌خور برای پیش‌بینی بازده روزانه شاخص متوسط صنعت داو- جونز (DJIA) با هم ترکیب کردند. علائم خرید و فروش ایجاد شده توسط قواعد معاملاتی به عنوان داده‌های مدل پیش‌بینی استفاده شدند.

تسای و همکاران (۱۹۹۸) بر مبنای قواعد نوسان نگار تصادفی^۸ و شاخص قدرت نسبی^۹ با استفاده از شبکه‌های عصبی به پیش‌بینی جهت‌های روزانه تغییر قیمت در شاخص قراردادهای آتی S&P500 پرداختند.

میزونو و همکاران (۱۹۹۸) از شاخصهای میانگین متحرک، انحراف قیمت‌ها از میانگین متحرک، خط روانشناسی^{۱۰} و شاخص قدرت نسبی جهت پیش‌بینی روند و ایجاد علائم خرید و فروش برای شاخص قیمت بازار سهام توکیو (TOPIX) استفاده نمودند.

کیم و هان (۲۰۰۰) ارزش‌های چندین شاخص پیوسته را (مانند شاخص قدرت نسبی، نوسان نگار تصادفی، R% ویلیام^{۱۱}، مومنتوم^{۱۲} و کمودیتی کانال^{۱۳}) به ارزش‌های گسسته در ارتباط با آستانه‌های خاص تبدیل کردند. جهت تغییرات شاخص قیمت سهام کره با استفاده از یک شبکه عصبی پیش‌خور پیش‌بینی شده است.

لم و لم (۲۰۰۰) تفاوت‌های میانگین متحرک ۲۰ روزه و قیمت‌های سهام را به عنوان داده برای آموزش یک شبکه عصبی پیش‌خور به کار گرفتند تا قیمت پایانی بعدی شاخص قراردادهای آتی هانگ سنگ^{۱۴} را در هنگ کنگ پیش‌بینی کنند.

گرچه در بیشتر مطالعات فوق یافته‌های ارزشمندی به دست آمده است، اما در هر یک از آنها تنها

⁷ Trading range breaks

⁸ Stochastic Oscillator

⁹ Relative Strength Index

¹⁰ Psychological Line

¹¹ William R%

¹² Momentum

¹³ Commodity Channel

¹⁴ Hang Seng

تعداد اندکی از شاخصهای تکنیکی مشهور مورد استفاده قرار گرفته است. از سوی دیگر نمونه مورد استفاده در اکثر این پژوهشها تنها شامل یک شاخص بازار، یک یا چند جفت ارز، یا قیمت سهام یک یا چند شرکت محدود در بازارهای مورد بررسی بوده است. هدف از این تحقیق بررسی سودمندی شبکه‌های عصبی پیشخور در ارتقای اثربخشی پنج شاخص مشهور و متدالول تحلیل تکنیکی در پیش‌بینی علائم روند سهام با استفاده از نمونه‌ای مشتمل بر پنجاه شرکت مورد معامله در بورس اوراق بهادران تهران می‌باشد.

(۳) روش تحقیق

هدف اصلی این پژوهش بررسی توانایی شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی تغییرات کوتاه مدت روند قیمت سهام با استفاده از شاخصهای تحلیل تکنیکی، به منظور زمانبندی معاملات سهام می‌باشد. یک روش ممکن برای ارزیابی عملکرد پیش‌بینی، استفاده از معیارهای متدالول و سنتی خطأ، مانند جذر میانگین مجذور خطأ^{۱۵} و همبستگی بین ارزش‌های واقعی متغیر وابسته و ارزش‌های تخمینی، می‌باشد. اما شواهدی در پژوهش‌های مالی پیشنهاد می‌کند که معیارهای سنتی عملکرد پیش‌بینی ممکن است با سودهای حاصل از معاملات رابطه محکمی نداشته باشد (*Pesaran & Timmermann, 1995*). یک روش جایگزین بررسی درصد علائم صحیح پیش‌بینی شده می‌باشد. در واقع عملکرد پیش‌بینی بر مبنای معیار درصد علائم صحیح نسبت به معیارهای سنتی، با عملکرد سودآوری رابطه قویتری دارد (*Pesaran & Timmermann, 1995*). بنابراین برای ارزیابی قدرت پیش‌بینی شبکه‌های عصبی طراحی شده از معیار درصد علائم صحیح استفاده می‌شود.

از آنجا که هدف از زمانبندی معاملات سهام یا همان تعیین زمان مناسب انجام معاملات سهام، بهبود و یا حفظ بازده در معاملات می‌باشد، روش دیگری که در این پژوهش از آن استفاده می‌شود مقایسه بازدهی حاصل از ترکیب شبکه‌های عصبی و شاخصهای تحلیل تکنیکی با بازده سایر روش‌های جایگزین است. در پژوهش‌های مالی دو روش خرید و نگهداری و روش خرید و فروش به عنوان جایگزین یکدیگر مطرح می‌باشند و در اکثر پژوهش‌های انجام شده بازده حاصل از این دو روش با هم مقایسه شده است. بنابر این روش خرید و نگهداری به عنوان یکی از معیارهای قضاوت در این پژوهش مطرح می‌باشد. از سوی دیگر هدف از کاربرد شبکه‌های عصبی در این پژوهش، استفاده از چند شاخص تحلیل تکنیکی به صورت همزمان برای دستیابی به پیش‌بینی صحیح‌تر و بازده بالاتر می‌باشد.

¹⁵ Root Mean Square Error (RMSE)

لذا هر یک از شاخصهای تکنیکی مورد استفاده نیز، به تنها یی، به عنوان معیار قضاوت مطرح می‌باشد. جامعه مورد مطالعه در این پژوهش کلیه شرکتهای پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران است. برای نمونه‌گیری باید نکات زیر را در نظر داشت:

۱. برای مدلسازی شبکه‌های عصبی احتیاج به تعداد زیادی داده داریم لذا باید نمونه‌ای که انتخاب می‌شود در کل دوره پژوهش دارای تعداد روز معاملاتی نسبتاً بالایی باشد.
۲. برای اجرای یک استراتژی فعال در خرید و فروش سهام، نقد شوندگی سهم بسیار مهم می‌باشد و همچنین برای استفاده از روش‌های تحلیل تکنیکی باید نمونه مورد نظر دارای تعداد روز معاملاتی نسبتاً زیادی در هر سال باشد.

با در نظر گرفتن موارد فوق نمونه‌گیری به شرح زیر می‌باشد:

برای انتخاب نمونه، ابتدا کل روزهای معاملاتی دوره ۱۳۸۰/۰۷/۰۱ تا ۱۳۸۴/۰۷/۳۰ محاسبه گردید که جمعاً ۹۸۹ روز معاملاتی را شامل می‌شد. سپس شرکتهایی که در هر سال حضور پر رنگ داشتند و در تمام سالها در بیش از ۶۰ درصد روزهای معاملاتی، معامله شده بودند انتخاب شدند. بدین ترتیب تعداد کل نمونه‌ها شامل ۵۰ شرکت از شرکتهای بورس اوراق بهادار تهران می‌باشد که میانگین حسابی تعداد روزهای معاملاتی آنها در کل دوره ۷۸۵ روز محاسبه شد. سپس داده‌ها، به سه دوره تقسیم شدند. دوره اول بیانگر یک بازار صعودی^{۱۶} از ۱۳۸۲/۰۸/۰۱ تا ۱۳۸۳/۰۷/۳۰ و شامل ۲۴۰ روز معاملاتی می‌باشد و دوره دوم بیانگر یک بازار نزولی^{۱۷} از ۱۳۸۳/۰۸/۰۱ تا ۱۳۸۴/۰۷/۳۰ و شامل ۲۴۴ روز معاملاتی است. دوره سوم نیز شامل ۵۰۵ روز معاملاتی از ۱۳۸۰/۰۷/۰۱ تا ۱۳۸۲/۰۷/۳۰ برای آموزش شبکه عصبی در بازار صعودی و ۵۰۳ روز معاملاتی از ۱۳۸۱/۰۷/۰۱ تا ۱۳۸۳/۰۷/۳۰ برای آموزش شبکه عصبی در بازار نزولی می‌باشد. از دوره‌های اول و دوم برای آزمون برونو نمونه‌ای و مقایسه بین عملکرد شبکه‌های عصبی، شاخصهای تکنیکی و روش خرید و نگهداری استفاده می‌گردد. جدول (۱) کل نمونه‌های انتخاب شده و تعداد روز معاملاتی آنها را در دوره آموزش شبکه عصبی و دوره‌های اول و دوم آزمون شبکه نشان می‌دهد.

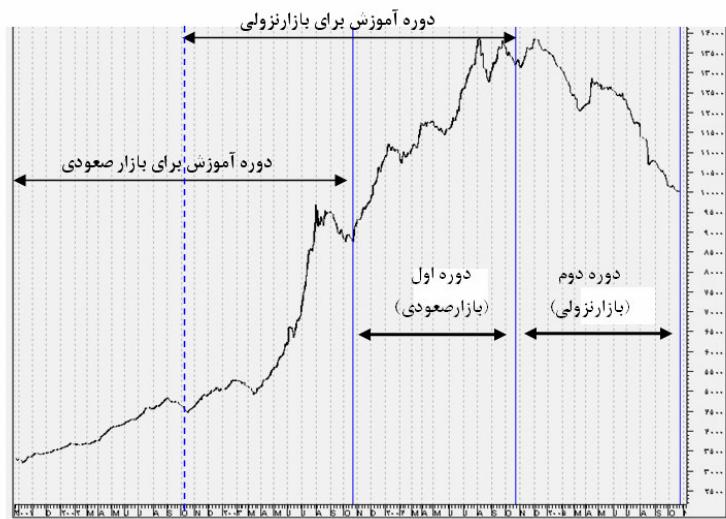
¹⁶ Bull Market

¹⁷ Bear Market

جدول (۱) . تعداد روز معمالاتی نمونه‌های تهیه شده برای انجام پژوهش

تعداد روزهای معمالاتی				نام شرکت	مجموع
جمع	دوره دوم	دوره اول	آموزش		
759	157	196	406	سهامیه گلزاری ملت	26
803	202	195	406	معدان رزوی	27
769	204	165	400	موتوزن	28
757	177	180	400	چشم ایران	29
794	181	214	399	لوله و ماسن سازی	30
835	221	218	396	پارس دارو	31
828	227	211	390	نفت پهون	32
729	153	188	388	کربن ایران	33
663	125	151	387	دارویخت	34
770	172	212	386	کعبیدارو	35
718	142	191	385	سمیمان شرق	36
729	163	182	384	سهامیه گلزاری پارس توشه	37
761	155	223	383	صنعتی شهر	38
733	148	206	379	سهامیه گلزاری بانک ملی	39
725	182	167	376	صنعتی پرورخک	40
664	136	157	371	داروسازی اسود	41
818	230	225	363	سهامیه گلزاری یمه	42
772	211	203	358	زالماد	43
713	172	183	358	پتروپیس اصفهان	44
701	164	185	352	داروسازی کوتز	45
681	188	145	348	لاتستک سینهند	46
697	136	216	345	سایپا آذین	47
642	135	166	341	سمان کوهان	48
698	170	196	332	سمان سیاهان	49
666	148	215	303	ساختکان اصفهان	50
تعداد روزهای معمالاتی				نام شرکت	مجموع
882	180	225	477	گروه پهنه	1
897	208	215	474	سهامیه گلزاری ملی	2
862	182	209	471	شهر ایران	3
856	185	201	470	تئسیس صنایع پیشہ	4
814	144	205	465	سهامیه گلزاری ایز	5
879	212	202	465	ایران خودرو	6
860	204	201	455	سهامیه گلزاری پتروشیمی	7
841	195	203	443	سهامیه گلزاری سه	8
765	162	165	438	لیلیت پاک	9
832	183	212	437	معدن و فلزات	10
861	199	226	436	پتروشیمی خارک	11
818	176	207	435	پتروشیمی ایلان	12
832	185	213	434	ک	13
849	209	207	433	سهامیه گلزاری صنعت و	14
824	188	205	431	سهامیه گلزاری ساختمان	15
829	197	202	430	سهامیه گلزاری را	16
830	217	185	428	سهامیه گلزاری عدیر	17
838	215	199	424	سایپا	18
804	184	198	422	بازک	19
767	189	158	420	سروما افرين	20
789	190	180	419	سیمان فارس و خوزستان	21
843	201	228	414	محجرسازان	22
819	188	218	413	داروسازی جابر ابن حبان	23
806	197	197	412	سیمان تهران	24
831	212	207	412	پتروشیمی اراک	25
989	244	240	505	کل بورس	
593	146	144	303	٪ تعداد روزهای معمالاتی	۵۰

شکل (۱) نمودار شاخص کل بورس اوراق بهادر تهران را در دوره پژوهش به همراه دوره‌های اول (بازار سعودی) و دوم (بازار نزولی) مورد استفاده در پژوهش نشان می‌دهد.



شکل (۱) . نمودار شاخص کل بورس اوراق بهادر تهران در دوره پژوهش

۱-۳) فرضیه های تحقیق

برای بررسی اینکه آیا پیش‌بینی مدلها تفاوت معنی‌داری با حالت تصادفی دارد یا خیر، یک فرضیه آماری به صورت زیر تعریف می‌شود:

فرضیه ۱: درصد پیش‌بینی صحیح مدل‌های شبکه عصبی طراحی شده بیشتر از حالت تصادفی می‌باشد. برای بررسی اینکه آیا پیش‌بینی مدل بهتر از حالت تصادفی (50%) است، از آزمون فرضیه نسبت موفقیت در جامعه (p) استفاده می‌شود. بنابراین فرضیه پژوهشی به این صورت است که: «درصد پیش‌بینی صحیح مدل‌های شبکه عصبی طراحی شده بیشتر از 50% می‌باشد». طراحی فرضیه این ادعا به صورت زیر است:

$$\begin{array}{ll} H_0: p \leq p_0 & \text{صحت پیش‌بینی مورد حداکثر } 50\% \text{ درصد است.} \\ \text{فرضیه ۱:} & \\ H_1: p > p_0 & \text{صحت پیش‌بینی مورد نظر بیشتر از } 50\% \text{ درصد است.} \end{array}$$

فرضیه ۲: بین بازده روش‌های معاملاتی $MACD$, SO , ROC , MA , RSI , خرید و نگهداری و شبکه عصبی پیش‌خور (FNN) پیش از کسر هزینه‌های معاملاتی تفاوت معنی‌داری وجود دارد.

$$\begin{cases} H_0: \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_8 \\ H_1: \mu_i \neq \mu_j \end{cases} \quad \text{طراحی فرضها:}$$

فرضیه ۳: بین بازده روش‌های معاملاتی $MACD$, SO , ROC , MA , RSI , خرید و نگهداری و شبکه عصبی پیش‌خور (FNN) پس از کسر هزینه‌های معاملاتی تفاوت معنی‌داری وجود دارد.

$$\begin{cases} H_0: \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_8 \\ H_1: \mu_i \neq \mu_j \end{cases} \quad \text{طراحی فرضها:}$$

برای آزمون فرضیه‌های ۲ و ۳ از آزمون طرح اندازه‌های تکراری^{۱۸} و مقایسه‌های پس از تجربه^{۱۹} استفاده می‌شود.

۲-۳) متغیرهای مورد استفاده

از آنجایی که تحلیلگران تکنیکی مختلف بر مبنای تجربه خود از معیارها و شاخصهای متفاوتی برای تعیین علائم خرید و فروش استفاده می‌کنند و تعداد این شاخصها بسیار زیاد است، در این تحقیق از پنج شاخص میانگین متحرک ساده (MA) ۱۰ روزه، قدرت نسبی (RSI) ۱۴ روزه، نرخ

¹⁸ Repeated Measures Design

¹⁹ Post Hoc Comparisons

تغییر (ROC) ۱۲ روزه، نوسان نگار تصادفی (SO) و میانگین متحرک همگرا-واگرای ($MACD$) که بیش از سایر شاخصها در تحلیل تکنیکی استفاده می‌شود و در بیشتر مطالعات انجام شده نیز مورد استفاده قرار گرفته‌اند استفاده می‌شود. روش محاسبه و چگونگی ایجاد علائم خرید و فروش این شاخصها در جدول (۲) خلاصه شده است. شرح کامل این پنج شاخص در این منابع موجود می‌باشد (محمدی، ۱۳۸۳؛ Pring, 1998 و Murphy, 1999).

جدول ۲. روش محاسبه و چگونگی ایجاد علائم خرید و فروش در شاخصهای تکنیکی

شاخص	روش محاسبه	سفارش فروش	سفارش خرید
MA	$MA_t(n) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} P_{t-i}$	قیمت سهم به پایین میانگین متحرک سقوط می‌کند	قیمت سهم میانگین متحرکش را از پایین به بالا قطع می‌کند
RSI	$RSI = 100 - \frac{100}{1 + RS}$ $RS = \frac{\text{متوسط منفعت های قیمت در } n \text{ دوره}}{\text{متوسط زیان های قیمت در } n \text{ دوره}}$	حرکت خط RSI از اعداد زیر ۷۰ به اعداد بالای ۷۰	حرکت خط RSI از اعداد زیر ۳۰ به اعداد بالای ۳۰
ROC	$ROC_n = \left(\frac{P_n}{P_0} - 1 \right) * 100$	هنگامی که ROC خط صفر را از بالا به پایین قطع می‌کند	هنگامی که ROC خط صفر را از پایین به بالا قطع می‌کند
SO	$K\% = \left(\frac{C - L}{H - L} \right) * 100$ میانگین متحرک (عموماً ۳ دوره ای) استوکاستیک $\%K$ است	علامت فروش با سقوط خط $\%K$ به زیر خط $\%D$ در بالای سطح 80% ظاهر می‌شود	هنگامی که خط $\%K$ در زیر سطح 20% خط $\%D$ را از پایین به بالا قطع می‌کند
MACD	$MACD = EMA_{(\alpha=0.15)} - EMA_{(\alpha=0.075)}$ میانگین متحرک نمایی ۹ دوره ای	هنگامی که $MACD$ خط SL را از بالا به پایین قطع می‌کند	هنگامی که $MACD$ خط SL را از پایین به بالا قطع می‌کند

در جدول فوق $MA_t(n)$ میانگین متحرک n دوره ای در روز t ، C ، H و L به ترتیب قیمت‌های پایانی، حداقل و حداقل در n دوره، $EMA_{(\alpha=0.15)}$ میانگین متحرک نمایی ۱۲ روزه قیمت پایانی و $EMA_{(\alpha=0.075)}$ میانگین متحرک نمایی ۲۶ روزه قیمت پایانی می‌باشد.

با توجه به پنج شاخص تکنیکی، کلاً هشت متغیر وجود دارد که برای تعیین علائم خرید و فروش سهام لازمند. این متغیرها عبارتند از قیمت پایانی (CP)، شاخص قدرت نسبی (RSI)، شاخص درصد تغییرات (ROC)، میانگین متحرک ساده (MA)، خط $\%K$ ، خط $\%D$ ، میانگین متحرک همگرا –

^{۲۰} Signal Line

و اگر $(MACD)$ و خط سیگنال (SL) . در بسیاری از پژوهش‌های صورت گرفته ثابت شده است که چنانچه یک پردازش اولیه روی متغیرهای ورودی شبکه‌های عصبی انجام گیرد، این شبکه‌ها می‌توانند مؤثرتر واقع شوند (Halliday, 2004; Mizuno et al., 1998). در این پژوهش یک پردازش اولیه روی متغیرهای فوق صورت می‌گیرد و ۶ متغیر $CP_t - MA_t$, ROC_t , RSI_t , $CP_{t-1} - CP_t$, $MACD_t - SL_t$, $\%K_t - \%D_t$ به عنوان متغیرهای درونداد شبکه عصبی مصنوعی تعریف می‌گردند.

۳-۳) طرح ریزی شبکه عصبی

نظریه محاسبات شبکه عصبی روش‌های جالبی را ارائه می‌کند که از مغز انسان و سیستم عصبی الهام گرفته اند. شبکه‌های عصبی توسط الگوی ارتباطات بین لایه‌های مختلف شبکه، تعداد نرونها در هر لایه، الگوریتم یادگیری وتابع فعالسازی نرون مشخص می‌شوند. به بیان عام، شبکه عصبی مجموعه ای از ارتباطات بین واحدهای ورودی و خروجی است که در آن هر ارتباط دارای وزنی است که به آن تخصیص داده شده است. در طی مرحله یادگیری، شبکه از طریق تعديل وزنها آموزش می‌بیند تا قادر به پیش‌بینی یا طبقه‌بندی صحیح بروندادهای هدف بر اساس مجموعه ای از نمونه‌های درونداد باشد (Thawornwong et al., 2003). از بین انواع گوناگون شبکه‌های عصبی مصنوعی، در این پژوهش از شبکه عصبی پیش‌خور (FNN) که در حل مسائل دسته‌بندی به کار می‌رود، استفاده می‌شود. شبکه عصبی پیش‌خور به علت قابلیت طبقه‌بندی و پیش‌بینی صحیح متغیر وابسته، در پیش‌بینی‌های مالی به طور گستره‌ای مورد استفاده قرار گرفته است (Vellido et al., 1999).

برای هر آموزشی، متغیرهای ورودی همزمان به لایه ای از واحدهای نرونی به نام لایه ورودی خورانده می‌شوند. بروندادهای موزون این واحدها همزمان به لایه دیگری از واحدها به نام واحد پنهان خورانده می‌شوند. بروندادهای موزون لایه پنهان می‌توانند به لایه پنهان دیگری وارد شوند و الى آخر. بروندادهای آخرین لایه پنهان به واحدهای لایه خروجی وارد می‌شوند که پیش‌بینی شبکه را برای مجموعه مشخصی از نمونه‌ها ارائه می‌کند. در این تحقیق از الگوریتم پس انتشار خطای^{۲۱} برای آموزش شبکه عصبی استفاده می‌شود. در این روش برای هر انطباق نادرست به هر یک از عناصر پردازشی در شبکه مسؤولیتی تخصیص داده می‌شود، که از طریق پس انتشار گرادیانت تابع فعالسازی در طول شبکه به هر لایه پنهان تا اولین لایه پنهان به دست می‌آید. سپس وزنها و بایاسها^{۲۲} به گونه‌ای تعديل می‌گردند که میانگین مجدد خطای بین پیش‌بینی شبکه و هدف واقعی حداقل گردد.

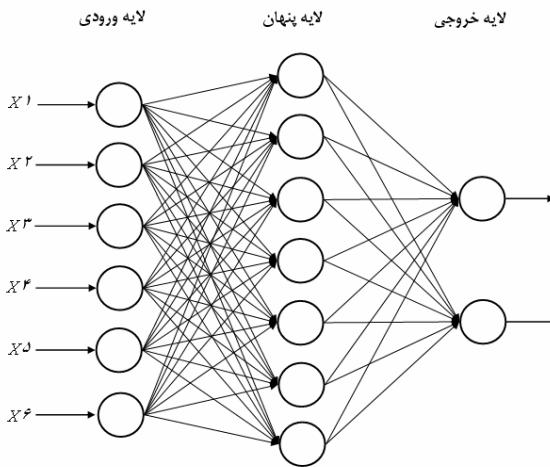
²¹ Backpropagation Algorithm

²² Biases

تعریف پارامترهای شبکه یک فرایند تجربی است. در بیشتر موارد یک روش ابتکاری است که در آن شبکه های چندین شبکه با نرخهای یادگیری گوناگون، تعداد متفاوت لایه های پنهان، مومنتومهای مختلف و توابع تبدیل گوناگون آموزش می بینند و سپس بهترین شبکه انتخاب می شود(فلاح پور، ۱۳۸۳). در این تحقیق ازتابع تبدیل زیگموئیدی برای ایجاد یک توزیع یکنواخت روی ارزشهای ورودی استفاده می گردد که به صورت رابطه زیر می باشد:

$$f(NET) = \left(1 + e^{-NET}\right)^{-1} \quad \text{رابطه (1)}$$

که منظور از NET ، مجموع وزنی متغیرهای ورودی از لایه قبلی است. با استفاده از این تابع، مقدار متغیر خروجی، عددی بین صفر تا یک خواهد شد. برای مدل شبکه عصبی نیز از یک لایه پنهان استفاده می شود زیرا در مسائل مربوط به پیش‌بینی و دسته‌بندی در پژوهش‌های مالی بسیار موفق بوده است(Swales, 1992). بر این اساس شبکه عصبی پیش‌خور از سه لایه شامل لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی تشکیل می‌گردد. هر یک از شش متغیر ورودی به یک نرون ورودی مجزا در لایه ورودی خورانده می شود. از آنجا که دو طبقه وجود دارد (علامت خرید و فروش) از دو نرون خروجی در لایه خروجی استفاده می شود که نمایانگر طبقه های مختلف پیش‌بینی جهت (خرید یا فروش) می‌باشند. تعیین تعداد نرونها لایه پنهان کار ساده‌ای نیست و بیشتر با استفاده از سعی و خطا به دست می‌آید، به گونه‌ای که عملکرد کلی شبکه بهبود یابد. البته در این زمینه یکسری قواعد سرانگشتی مانند $n/2$ ، n ، $n+1$ و $2n+1$ نرون (n نشان‌دهنده تعداد نرونها لایه ورودی است) نیز وجود دارد(فلاح پور، ۱۳۸۳). پس از بارها آزمایش تعداد نرونها مختلف در لایه پنهان، همراه با تنظیم سایر پارامترها، این نتیجه حاصل شد که تعداد هفت نرون در لایه پنهان به عملکرد بهتر منجر می‌شود. در مورد نرخ یادگیری باید گفت که اگر نرخ یادگیری کوچک باشد یادگیری به کندی انجام می‌شود و اگر بزرگ انتخاب شود باعث نوسان زیاد و ناپایداری سیستم می‌گردد. نرخ یادگیری مورد استفاده در این پژوهش با توجه به دو مسئله مذکور و پس از آزمون و خطا، ۰،۰۱ انتخاب گردید. تعداد تکرارها به نرخ یادگیری و هدف مورد نظر در ارتباط با تابع عملکرد بستگی دارد. با نرخ یادگیری ۱،۰۰۰، تعداد تکرارها برای شبکه‌ها حداقل برابر با ۱۰۰۰۰ در نظر گرفته شد. بر اساس موارد مذکور شمای کلی شبکه عصبی پیش‌خور در این پژوهش به صورت شکل (۲) می‌باشد.



شکل (۲). شبیه کلی شبکه عصبی پیش خور مورد استفاده در پژوهش

(۴-۳) شبیه سازی معاملات

به منظور تحلیل داده ها ابتدا داده های روزانه مربوط به هر سهم نسبت به کلیه افزایش سرمایه ها، تقسیم سودها، سهام جایزه و ... تعديل می گرددند. سپس متغیرهای مورد نظر با استفاده از داده های تعديل شده برای تک تک شرکتها محاسبه می شوند.

در این پژوهش یک بار بازده بدون در نظر گرفتن هزینه های معاملاتی محاسبه می گردد و یک بار نیز برای دستیابی به نتایج واقعی تر کلیه هزینه های معاملاتی مورد توجه قرار می گیرد، زیرا سودآوری معاملات ممکن است بوسیله هزینه های معاملاتی بیش از حد از بین بود بویژه هنگامی که تعداد معاملات زیاد و بازده هر معامله پایین باشد. برای این منظور هزینه معاملاتی در هنگام خرید معادل ٪ ۱,۲۵ ارزش سهام خریداری شده و در هنگام فروش معادل ٪ ۰,۷۵ ارزش سهام فروخته شده در نظر گرفته می شود.

برای بررسی اینکه آیا شبکه های عصبی قادر به ایجاد بازده بالاتر در مرحله عمل هستند، یک استراتژی معاملاتی در ارتباط با علائم پیش بینی شده شبکه های عصبی به عنوان معیاری برای خرید و فروش تعیین گردید. در این استراتژی فرض می شود که یک سرمایه گذار خرید را با قیمت آغازین و در ابتدای هر روز که سیگنال خرید ظاهر می شود انجام می دهد (با توجه به محدودیت داده های مربوط به قیمت سهام در ایران، قیمت آغازین هر سهم برابر با قیمت پایانی روز قبل در نظر گرفته می شود) و فروش را نیز با قیمت پایانی هر سهم در پایان روز معاملاتی که سیگنال فروش ظاهر می شود، انجام می دهد.

معیار انجام معاملات با در نظر گرفتن علائم پیش‌بینی شده در شبکه‌های عصبی به صورت زیر می‌باشد:

$$\hat{y} = +1 \text{ : اگر}$$

$$\hat{y} = -1 \text{ : فروش}$$

که در آن \hat{y} جهت پیش‌بینی شده قیمت سهم در روز آتی بوسیله شبکه‌های عصبی می‌باشد.

(+) نشان دهنده پیش‌بینی جهت رو به بالا و (-) نشان دهنده پیش‌بینی جهت رو به پایین است.

فرآیند شبیه‌سازی برای مقایسه بازده حاصل از معاملات انجام شده با استفاده از شبکه‌های عصبی با بازده حاصل از شاخصهای متداول تحلیل تکنیکی و بازده حاصل از روش خرید و نگهداری انجام می‌شود. برای انجام این شبیه‌سازی فرض می‌گردد که سرمایه‌گذار یک سهم را با اولین سیگنال خرید یا فروش، می‌خرد یا می‌فروشد. همچنین وضعیت فعلی سرمایه‌گذاری تا زمانی که سیگنال فروش یا خرید بعدی ظاهر نشود، حفظ می‌شود و اگر سیگنال بعدی مشابه سیگنال قبلی بود (یعنی دو سیگنال خرید یا دو سیگنال فروش متوالی ظاهر شد) هیچ عمل معاملاتی برای سیگنال بعدی رخ نمی‌دهد. سرمایه‌گذار در تمام دوره معاملاتی، در بازار فعال است و ممکن است در وضعیت نگهداری، خرید یا فروش باشد. نهایتاً، سرمایه‌گذار در پایان آخرین روز معاملاتی سهامی را که در اختیار دارد بدون توجه به آخرین سیگنال دریافتی می‌فروشد و از بازار خارج می‌شود.

۴) نتایج تجربی

عملکرد پیش‌بینی شبکه‌های عصبی طراحی شده با استفاده از داده‌های برون نمونه‌ای دوره‌های آزمون ارزیابی شد. جدول (۳) نتایج پیش‌بینی مدل شبکه عصبی پیش‌خور را نشان می‌دهد. همانگونه که ملاحظه می‌شود میانگین درصد پیش‌بینی‌های صحیح در هر دو دوره در حدود ۷۰٪ می‌باشد.

جدول (۳). نتایج پیش‌بینی صحیح (درصد صحت)

مدل شبکه عصبی پیشخور در دوره‌های اول و دوم

نوبه	دوره اول			دوره دوم		
	کل	فروش	خرید	کل	فروش	خرید
1	74.30	84.88	64.51	64.00	57.89	72.83
2	86.77	92.05	65.79	70.23	71.00	69.57
3	68.33	65.52	73.44	76.56	71.70	81.55
4	75.00	84.87	56.92	67.16	69.57	65.14
5	63.38	69.15	52.08	57.56	40.78	74.51
6	73.33	77.57	68.93	68.31	57.94	80.00
7	68.53	80.31	47.14	48.29	85.39	19.82
8	72.02	78.50	63.95	63.05	48.96	75.70
9	63.98	57.14	71.43	65.45	48.96	88.41
10	74.46	84.35	59.70	71.23	59.80	80.87
11	80.30	87.86	62.07	73.45	63.64	78.52
12	57.71	46.81	70.37	67.15	56.70	76.36
13	73.22	80.39	64.20	76.53	81.19	72.32
14	84.54	89.92	75.64	70.53	56.84	82.14
15	58.06	41.75	78.31	69.27	49.38	82.26
16	78.06	79.83	75.32	66.67	65.25	70.00
17	69.90	70.67	69.50	64.32	46.99	78.43
18	85.51	93.24	68.18	82.41	86.52	72.41
19	70.49	71.93	68.12	72.26	60.66	83.21
20	67.91	76.19	57.31	72.15	77.53	65.22
21	73.02	93.60	32.81	71.67	68.81	76.06
22	60.80	58.25	63.54	72.37	76.30	66.67
23	74.87	89.74	50.00	73.39	73.00	73.73
24	89.74	93.43	81.03	76.14	76.32	75.90
25	76.78	84.93	58.46	68.11	77.19	56.99
26	64.74	69.23	58.46	68.37	68.48	68.27
27	56.50	57.79	54.94	59.00	77.38	45.05
28	56.93	73.15	38.30	61.82	66.30	56.16
29	78.97	89.74	57.62	83.33	92.25	50.00
30	66.11	88.12	37.97	67.76	64.57	72.41
31	73.18	79.41	67.79	75.23	77.06	73.39
32	84.44	89.93	73.68	79.62	82.30	76.53
33	68.42	78.82	55.22	66.48	67.92	64.63
34	75.00	91.89	50.00	80.79	91.46	68.11
35	76.61	87.29	52.83	63.20	67.35	59.65
36	58.15	68.54	40.38	70.16	62.11	78.13
37	85.00	89.74	72.09	73.62	62.79	83.33
38	81.82	89.53	72.06	77.13	73.58	80.34
39	73.46	88.31	57.14	71.36	75.26	67.89
40	63.33	76.42	44.59	81.44	88.71	60.47
41	63.70	75.00	56.63	67.52	71.21	64.84
42	68.12	79.47	46.15	62.67	43.70	83.96
43	72.73	80.00	64.64	74.38	77.50	69.88
44	65.49	66.67	63.89	68.85	70.59	67.35
45	79.62	87.50	68.18	70.81	67.47	77.41
46	64.52	76.72	44.29	64.38	62.86	65.79
47	68.89	82.56	44.90	68.06	72.66	59.74
48	61.94	66.27	54.90	71.69	62.20	80.95
49	78.11	90.60	50.00	79.08	76.79	82.14
50	68.71	61.33	76.39	78.14	54.93	89.58
میانگین			71.51	78.24	60.04	70.26
			68.11	71.29		

جدول (۴) آماره های آزمون را برای پیش بینی مدل شبکه عصبی پیش خور (*FNN*) در دوره های اول و دوم به همراه مقادیر بحرانی در سطح ۹۵٪ اطمینان نشان می دهد. آماره آزمون به صورت زیر تعریف می شود:

$$Z = \frac{\bar{P} - P_0}{\sqrt{\frac{P_0(1-P_0)}{n}}} = \frac{\bar{P}-0.5}{\sqrt{\frac{0.5(1-0.5)}{50}}}$$

جدول (۴) . آماره های آزمون محاسبه شده برای پیش بینی مدل در هر یک از دوره ها

دوره مورد آزمون	\bar{P}	P_0	n	مقدار بحرانی	آماره Z
دوره اول	% ۷۰,۲۶	% ۵۰	50	1.96	2.865
دوره دوم	% ۷۱,۵۱	% ۵۰	50	1.96	3.041

همانگونه که ملاحظه می شود آماره آزمون در همه موارد در سطح معناداری ۵٪، در سمت راست مقدار بحرانی می باشد بنابراین می توان گفت که در فرضیه ۱، فرض H_0 رد و فرض H_1 تأیید می شود، یعنی میانگین پیش بینی صحیح مورد انتظار بزرگتر از ۵۰ درصد می باشد. در حقیقت این نتایج نشان می دهد که علائم صحیح ایجاد شده بوسیله شبکه عصبی مورد بررسی بهتر از حالت تصادفی می باشد. بعد از شبیه سازی معاملات در دوره های اول و دوم، تعداد کل معاملات و بازده کل ناشی از هریک از روشها در هر دوره محاسبه گردید. جداول (۵) و (۶) میانگین بازده حاصل از روش های مورد استفاده را در دوره های اول و دوم نشان می دهد. $r_{i,1}$ میانگین بازده حاصل از روش i در حالت پیش از کسر هزینه های معاملاتی و $r_{i,2}$ میانگین بازده حاصل از روش i در حالت پس از کسر هزینه های معاملاتی می باشد.

جدول (۵) . بازده روش های مختلف در دوره اول (بازار سعودی)

روش	میانگین تعداد معاملات	$r_{i,1}$ میانگین	انحراف معیار $r_{i,1}$	$r_{i,2}$ میانگین	انحراف معیار $r_{i,2}$
<i>BH</i>	۲	103.23	136.65	99.96	134.49
<i>MA</i>	۸	105.69	85.63	91.33	99.96
<i>RSI</i>	۲	15.56	28.92	10.88	91.33
<i>ROC</i>	۹	66.94	82.11	55.82	10.88
<i>SO</i>	۱۴	104.81	123.06	82.90	55.82
<i>MACD</i>	۶	53.62	64.62	45.94	82.90
<i>FNN</i>	۴۵	180.18	133.30	91.62	45.94

جدول (۶) . بازده روش های مختلف در دوره دوم (بازار نزولی)

روش	میانگین تعداد معاملات	$r_{i,1}$ میانگین	انحراف معیار $r_{i,1}$	$r_{i,2}$ میانگین	انحراف معیار $r_{i,2}$
<i>BH</i>	2	-12.20	26.42	-13.59	26.00
<i>MA</i>	6	34.70	30.48	27.89	28.43
<i>RSI</i>	3	.85	24.02	-.10	23.36
<i>ROC</i>	8	11.87	18.71	5.49	16.77
<i>SO</i>	12	8.40	28.22	-1.74	24.98
<i>MACD</i>	6	3.87	23.97	-.24	23.35
<i>FNN</i>	40	43.62	33.68	4.14	22.86

همانگونه که ملاحظه می‌شود در حالت پیش از کسر هزینه‌های معاملاتی، بازده روش شبکه عصبی پیشخور (FNN), چه در بازار سعودی (۱۸۰,۱۸٪) و چه در بازار نزولی (۴۳,۶۲٪) از سایر روشها به مرتب بیشتر است، اما پس از کسر هزینه‌های معاملاتی در بازار سعودی تفاوت چندانی با روش میانگین متحرک (MA) و روش خرید و نگهداری (BH) ندارد. در بازار نزولی بازده روش شبکه عصبی پیشخور (FNN) پس از کسر هزینه‌های معاملاتی، از بازده روش میانگین متحرک (MA) کمتر، از بازده روش خرید و نگهداری (BH) بیشتر، و با بازده سایر روشها تفاوتی ندارد. به نظر می‌رسد که تعداد زیاد معاملات انجام شده بوسیله این روش با افزایش هزینه‌های معاملاتی موجب کاهش بازده در حالت پس از کسر هزینه‌های معاملاتی گردیده است.

برای بررسی معناداری تفاوت میانگین بازدهی روشها معاملاتی از آزمون طرح اندازه‌های تکراری استفاده می‌گردد. جداول (۷) و (۸) خلاصه نتایج آزمون اثرات درون موردی را نشان می‌دهد:

جدول (۷). آزمون اثرات درون موردی^{۲۳} در دوره اول

منبع تغییرات (پراش)	نام آزمون مربوطه	پیش از کسر هزینه‌های معاملاتی			بعد معناداری		
		درجه آزادی	F آماره	(Sig)	درجه آزادی	F آماره	(Sig)
روشن	<i>Sphericity Assumed</i>	7	30.788	.000	7	13.303	.000
	<i>Greenhouse-Geisser</i>	3.387	30.788	.000	3.024	13.303	.000
	<i>Huynh-Feldt</i>	3.669	30.788	.000	3.245	13.303	.000
	<i>Lower-bound</i>	1.000	30.788	.000	1.000	13.303	.001
خطای (روشن)	<i>Sphericity Assumed</i>	343			343		
	<i>Greenhouse-Geisser</i>	165.981			148.163		
	<i>Huynh-Feldt</i>	179.798			158.998		
	<i>Lower-bound</i>	49.000			49.000		

جدول (۸). آزمون اثرات درون موردی در دوره دوم

منبع تغییرات (پراش)	نام آزمون مربوطه	پیش از کسر هزینه‌های معاملاتی			بعد معناداری		
		درجه آزادی	F آماره	(Sig)	درجه آزادی	F آماره	(Sig)
روشن	<i>Sphericity Assumed</i>	7	58.939	.000	7	22.430	.000
	<i>Greenhouse-Geisser</i>	3.853	58.939	.000	4.548	22.430	.000
	<i>Huynh-Feldt</i>	4.222	58.939	.000	5.071	22.430	.000
	<i>Lower-bound</i>	1.000	58.939	.000	1.000	22.430	.000
خطای (روشن)	<i>Sphericity Assumed</i>	343			343		
	<i>Greenhouse-Geisser</i>	188.774			222.868		
	<i>Huynh-Feldt</i>	206.893			248.481		
	<i>Lower-bound</i>	49.000			49.000		

همانگونه که ملاحظه می‌گردد عدد معناداری آزمون اثرات درون موردی در چهار آزمون در نظر گرفته شده برابر با صفر و کوچکتر از سطح معناداری ۵٪ می‌باشد. بنابراین در فرضیه‌های ۲ و ۳،

²³ Within Subjects

فرض H_0 رد و فرض H_1 (عدم برابری میانگین بازده‌ها تحت هفت روش) پذیرفته می‌شود. در ادامه با استفاده از آزمونهای پستیعی مشخص می‌شود که آیا بازده روش FNN با بازده سایر روشها متفاوت است یا خیر.

جدول (۹) و (۱۰) مقایسات زوجی را بین بازده روش شبکه عصبی پیشخور با سایر روشها در حالت پیش‌از‌کسر هزینه‌های معاملاتی با استفاده از آزمونهای پستیعی نشان می‌دهد. همانگونه که ملاحظه می‌شود در بازار سعودی در تمامی موارد عدد معناداری کوچکتر از سطح معناداری ۵٪ می‌باشد که نشان می‌دهد بازده حاصل از مدل شبکه عصبی پیشخور پیش از کسر هزینه‌های معاملاتی تفاوت معناداری با سایر روشها دارد و در بازار نزولی نیز بجز در مقایسه با روش میانگین متحرک، با سایر موارد تفاوت معناداری دارد که مثبت بودن حد بالا و پایین نشان دهنده بیشتر بودن این بازده نسبت به بازده سایر روشها می‌باشد.

جدول (۹). مقایسات زوجی بین بازده روش شبکه عصبی با سایر روشها در دوره اول در حالت پیش از کسر هزینه‌ها

روش i	روش j	تفاوت میانگین $(i-j)$	خطای استاندارد	عدد معناداری	٪/فاصله اطمینان برای تفاوت	
					حد پایین	حد بالا
FNN	BH	76.950(*)	15.326	.000	46.152	107.748
	MA	74.492(*)	13.620	.000	47.122	101.862
	RSI	164.622(*)	18.344	.000	127.758	201.486
	ROC	113.246(*)	16.014	.000	81.064	145.428
	SO	75.376(*)	17.546	.000	40.116	110.636
	MACD	126.560(*)	16.314	.000	93.776	159.344

مواردی که با ستاره علامت خورده است در سطح ۵٪ معنادار بوده است.

جدول (۱۰). مقایسات زوجی بین بازده روش شبکه عصبی با سایر روشها در دوره دوم در حالت پیش از کسر هزینه‌ها

روش i	روش j	تفاوت میانگین $(i-j)$	خطای استاندارد	عدد معناداری	٪/فاصله اطمینان برای تفاوت	
					حد پایین	حد بالا
FNN	BH	4.492	.000	46.802	64.855	4.492
	MA	4.689	.063	-.504	18.341	4.689
	RSI	4.546	.000	33.631	51.901	4.546
	ROC	4.002	.000	23.710	39.795	4.002
	SO	4.174	.000	26.833	43.608	4.174
	MACD	4.573	.000	30.563	48.942	4.573

مواردی که با ستاره علامت خورده است در سطح ۵٪ معنادار بوده است.

جدول (۱۱) و (۱۲) مقایسات زوجی را بین بازده روش شبکه عصبی پیشخور با سایر روشها در حالت پس از کسر هزینه‌های معاملاتی با استفاده از آزمونهای پستیعی نشان می‌دهد. همانگونه که

ملاحظه می شود در بازار سعودی پس از کسر هزینه های معاملاتی بازده مدل شبکه عصبی با بازده روش‌های شاخص قدرت نسبی (*RSI*), شاخص نرخ تغییر (*ROC*) و میانگین متحرک همگرا-واگرا (*MACD*) تفاوت معناداری دارد و از آنها بیشتر است اما با بازده روش‌های خرید و نگهداری، میانگینهای متحرک و شاخص نوسان نگار تصادفی (*SO*) تفاوت معناداری ندارد. در بازار نزولی نیز پس از کسر هزینه های معاملاتی بازده مدل شبکه عصبی با بازده روش‌های شاخص قدرت نسبی، شاخص نرخ تغییر، میانگین متحرک همگرا-واگرا و شاخص نوسان نگار تصادفی تفاوت معناداری ندارد اما از بازده روش خرید و نگهداری بیشتر و از بازده روش میانگینهای متحرک کمتر است.

جدول (۱۱) . مقایسات زوجی بین بازده روش شبکه عصبی با سایر روشها در دوره اول در حالت پس از کسر هزینه‌ها

روش <i>i</i>	روش <i>j</i>	تفاوت میانگین $(i-j)$	خطای استاندارد	عدد معناداری	$\%/\% \text{ فاصله اطمینان برای تفاوت}$	
					میانگین	حد پایین
FNN	BH	-8.342	14.233	.560	-36.946	20.261
	MA	.284	9.064	.975	-17.930	18.498
	RSI	80.738(*)	11.498	.000	57.633	103.843
	ROC	35.802(*)	11.304	.003	13.086	58.518
	SO	8.718	13.586	.524	-18.584	36.020
	MACD	45.676(*)	10.297	.000	24.983	66.369

مواردی که با ستاره علامت خورده است در سطح ۵٪ معنادار بوده است.

جدول (۱۲) . مقایسات زوجی بین بازده روش شبکه عصبی با سایر روشها در دوره دوم در حالت پس از کسر هزینه‌ها

روش <i>i</i>	روش <i>j</i>	تفاوت میانگین $(i-j)$	خطای استاندارد	عدد معناداری	$\%/\% \text{ فاصله اطمینان برای تفاوت}$	
					میانگین	حد پایین
FNN	BH	17.744(*)	3.606	.000	10.497	24.991
	MA	-23.752(*)	4.026	.000	-31.843	-15.661
	RSI	4.254	3.811	.270	-3.404	11.912
	ROC	-1.348	2.809	.633	-6.993	4.297
	SO	5.886	3.437	.093	-1.021	12.793
	MACD	4.394	3.483	.213	-2.606	11.394

۵) نتیجه‌گیری

در این پژوهش سعی گردید تا قابلیت شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی روند کوتاه مدت قیمت سهام در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از شاخصهای تکنیکی مورد بررسی قرار گیرد. بطور کلی نتایج بیانگر آن است که شبکه‌های عصبی مصنوعی از قابلیت پیش‌بینی علائم تغییر جهت روند کوتاه مدت قیمت سهام در بازار اوراق بهادار تهران چه در بازار سعودی و چه در بازار نزولی

برخوردار می‌باشند.

بدون در نظر گرفتن هزینه‌های معاملاتی، بازده حاصل از معاملات صورت گرفته بر اساس این علائم چه در بازار سعودی و چه در بازار نزولی از روش خرید و نگهداری و شاخصهای تکنیکی بیشتر است. با در نظر گرفتن هزینه‌های معاملاتی، در بازار سعودی، بازده حاصل از شبکه‌های عصبی مصنوعی تفاوت معنی‌داری با بازده حاصل از روش خرید و نگهداری و شاخصهای میانگین متحرك و نوسان نگار تصادفی ندارد؛ و در بازار نزولی از بازده حاصل از روش خرید و نگهداری بیشتر و از بازده حاصل از میانگین متحرك کمتر است و تفاوت معنی‌داری با بازده حاصل از سایر شاخصهای تکنیکی ندارد. لذا می‌توان گفت که این روش در هر شرایطی به روش خرید و نگهداری و در بازار سعودی به شاخصهای تکنیکی ارجحیت دارد. در بازار نزولی به استثنای میانگینهای متحرك، تفاوتی با سایر شاخصهای تکنیکی ندارد.

به نظر می‌رسد که معاملات بسیار زیاد پیشنهاد شده توسط شبکه‌های عصبی اصلی کاهش بازده معاملاتی در حالت پس از کسر هزینه‌های معاملاتی می‌باشند. از سوی دیگر باید پذیرفت که سودهای معاملاتی بالا در صورتی کسب می‌شوند که تغییرات واقعی قیمت سهام نوسان زیادی داشته باشند در حالی که شرایط حاکم بر بازار اوراق بهادر تهران از جمله وجود حجم مبنا و حد نوسان قیمت، نوسانات روزانه قیمت سهام را محدود می‌سازد. برای سرمایه‌گذاران به صرفه است که تنها هنگامی که عایدات حاصل از هزینه‌های معاملاتی بیشتر باشد اقدام به معامله نمایند. بنابراین پیشنهاد می‌شود که در پژوهش‌های بعدی از عواملی مانند فیلتر حداقل نوسان قیمت برای محدود ساختن معاملات استفاده شود. می‌توان به جای روند کوتاه مدت و نوسانات روزانه که با محدودیتهای حجم مبنا و حد نوسان قیمت مواجهند، روند بلند مدت سهام را بررسی نمود. همچنین پیشنهاد می‌شود ترکیب متغیرهای دیگری مانند اندازه شرکت، سهام شناور آزاد، حجم مبنا، حد نوسان قیمت و برخی متغیرهای بنیادی با شاخصهای تکنیکی بررسی شوند.

پیشنهادهای اجرایی:

۱. با توجه به یافته‌های پژوهش در خصوص قابلیت شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی روند قیمت سهام، دست اندکاران بورس اوراق بهادر کشور می‌توانند از این قابلیت در جهت کنترل بازار در زمان نوسانات شدید استفاده نمایند.
۲. پیشنهاد می‌شود شرکتهای سرمایه‌گذاری برای خرید و فروش سهام پرتفوی جاری خود، یعنی آن بخش از مجموعه سرمایه‌گذاریهای شرکت که نقد شوندگی بیشتری دارد و هدف آن

کسب منفعت سرمایه ای^{۲۴} از راه خرید و فروش سهام می باشد، به جای استناد بر شایعات بازار و یا شاخصهای محض تکنیکی از این ابزار ارزشمند بهره گیرند.

منابع و مأخذ

۱. فلاح پور، سعید (۱۳۸۳). پیش بینی درمانگی مالی شرکتهای (*Financial Distress*) با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تهران
۲. محمدی، شاپور (۱۳۸۳). تحلیل تکنیکی در بورس اوراق بهادار تهران، *فصلنامه تحقیقات مالی*، سال ششم، شماره ۱۷
3. Achelis, S.B. (1995). *Technical Analysis from A to Z: Covers Every Trading Tool from the Absolute Breadth Index to the Zig Zag*. Chicago, IL: Probus Publisher.
4. Austin, M., C. Looney & J. Zhuo (1997) Security Market Timing Using Neural Network Models. *New Review of Applied Expert Systems* 3:3-14
5. Barberis, N., A. Shleifer & R. Vishny (1998). A Model for Investor sentiment. *Journal of Financial Economics* 49: 307-343
6. Brown, S.J., W.N. Goetzmann & A. Kumar (1998). The Dow Theory: William Peter Hamilton's Track Record Reconsidered. *Journal of Finance* 53: 1311-1333
7. Burrell, P. R. & B. O. Folarin (1997). The Impact of Neural Networks in Finance. *Neural Computing & Applications* 6: 193-200
8. Chandra, K.C.C. & D.M. Reeb (1999). Neural Networks in Market Efficiency Context. *American Business Review* 17: 39-44
9. Chenoweth, T. & Z. Obradovic (1996). Embedding Technical Analysis into Neural Networks Based Trading Systems. *Applied Artificial Intelligence* 10: 523-541
10. Cogger, K.O., P.D. Koch & D.M. Lander (1997). A Neural Network Approach to Forecasting Volatile International Equity Markets. *Advances in Financial Economics* 3: 117-157
11. Cybenko, G. (1989). Approximation by Superpositions of a Sigmoidal function. *Mathematics of Control, Signals and Systems* 2: 303-314
12. Darrat, A.F. & M. Zhong (2000) On Testing The Random Walk Hypothesis: A Model-Comparison Approach. *The Financial Review* 35: 105-124
13. Desai, V. S. & R. Bharati (1998). A Comparison of Linear Regression and Neural Network Methods for Predicting Excess Returns on Large Stocks. *Annals of Operations Research* 78: 127-163
14. Dropsy, V. (1996) Do Macroeconomic Factors Help in Predicting International Equity Risk Premia? Testing the out-of-sample Accuracy of Linear and Nonlinear Forecasts. *Journal of Applied Business Research* 12: 120-133
15. Fama, Eugene F. (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work, *The Journal of Finance*, Vol. 25, 383-417
16. Fernandez-Rodriguez, F., C. Gonzlez-Martel & S. Sosvilla-Rivero (2000). On The Profitability of Technical Trading Rules Based on Artificial Neural Networks: Evidence from the Madrid Stock Market. *Economic Letters* 69: 89-94
17. Gencay, R. & T. Stengos (1998). Moving Averages Rules, Volume and the Predictability of Security Returns with Feed-Forward Networks. *Journal of Forecasting* 17: 401-414
18. Halliday, R. (2004). Equity Trend Prediction with Neural Networks, *Res. Lett. Inf. Math. Sci.*, Vol 6, pp 15-29
19. Kim, K.J. & I. Han (2000). Genetic Algorithms Approach to Feature Discretization in Artificial Neural Networks for the Prediction of Stock Price Index, *Expert System with Application* 19, 125-132
20. Kuo, R.J. (1998) A Decision Support System for the Stock Market through Integrating of Fuzzy Neural Networks and Fuzzy Delphi. *Applied Artificial Intelligence* 12:501-520
21. Lam, K. & K.C. Lam (2000). Forecasting for the Generation of Trading Signals in Financial Markets, *Journal of Forecasting*, No.19, pp 39-52
22. Leung, M.T., H. Daouk & A.S. Chen (2000). Forecasting Stock Indices: A Comparison of Classification and Level Estimation Models. *International Journal of Forecasting* 16:173-190

²⁴ Capital Gain

23. Liu, N.K. & K.K. Lee (1997). An Intelligent Business Advisor System for Stock Investment. *Expert Systems* 14: 129-139
24. Lo, Andrew W., Harry Mamaysky & Jiang Wang (2000). Foundation of Technical Analysis: Computational Algorithms, Statistical Inference, and Empirical Implementation, *Journal of Finance*, Vol. 55, No.4, 1705-1765
25. Longo, J.M. & M.S. Long (1997) Using Neural Networks to Differentiate Between Winner and Loser Stocks. *Journal of Financial Statement Analysis* 2: 5-15
26. Mizuno, H., M. Kosaka & H. Yajima (1998). *Application of Neural Network to Technical Analysis of Stock Market Prediction*. Department of Information System Engineering, Faculty of Engineering, Osaka University. Japan
27. Motiwalla, L. & M. Wahab (2000). Predictable Variation and Profitable Trading of US Equities: A Trading Simulation Using Neural Networks. *Computer & Operations Research* 27:1111-1129
28. Murphy, John J. (1999). *Technical Analysis of the Financial Markets: A Comprehensive Guide to Trading Methods and Applications*, New York Institute of Finance, New York.
29. Pesaran, M.H. & A. Timmermann (1995). Predictability of Stock Returns: Robustness and Economic Significance. *Journal of Finance* 50: 1201-1227
30. Plummer, T (1989). *Forecasting Financial Markets*: The Truth Behind Technical Analysis, London, UK.
31. Podding, T. & Rehgugler (1996). A world of Integrated Financial Markets Using Artificial Neural Networks. *Neurocomputing* 10: 251-273
32. Pring, Martin J. (1998). *Introduction to Technical Analysis*. Mc Grow Hill.
33. Qi, M. (1999) Nonlinear Predictability of Stock Returns Using Financial and Economic Variables. *Journal of Business & Economic Statistics* 17:419-429
34. Qi, M. & G.S. Maddala (1999). Economic Factors and The Stock Market: A New Perspective. *Journal of Forecasting* 18: 151-166
35. Quah, T. & B. Srinivasan (1999) Improving Returns on Stock Investment Through Neural Network Selection. *Expert Systems with Applications* 17:295-301
36. Saad, E.W., D.V. Prokhorov & D.C. Wunsch (1998). Comparative Study of Stock Trend Prediction Using Time Delay, Recurrent and Probabilistic Neural Networks. *IEEE Transactions on Neural Networks* 9: 1456-1470
37. Schwager, J.D. (1995). *Fundamental Analysis*. New York. NY: John Wiley & Sons.
38. Swales, G.S. & Y. Yoon (1992). Applying Neural Networks to Investment Analysis. *Financial Analysts Journal* 48: 78-80
39. Thawornwong, S., D. Enke & C. Dagli (2003). Neural Networks as a Decision Maker for Stock Trading: A Technical Analysis Approach. *International Journal of Smart Engineering System Design*, 5: 313-325
40. Tsaih, Ray, Yenshan Hsu & Charles C. Lai (1998). Forecasting S&P500 Stock Index Futures with a Hybrid AI System, *Decision Support Systems* 23, 161-174
41. Vellido, A., P.J.G. Lisboa, and J. Vaughan. 1999. Neural networks in business: A survey of application (1992_1998). *Expert Systems with Applications* 17:51_70
42. Wong, R. K. & P.N. Ng (1994). A Hybrid Approach for Automated Trading Systems. *Proceeding of The IEEE Australian and New Zealand Conference on Intelligent Information Systems*. PP. 278-282.
43. Zemke, Stefan (1999). Nonlinear Index Prediction, *Physica A*, Volume 269

A Survey on Artificial Neural Networks Application in Stock Market Timing: A Technical Analysis Approach

Reza Tehrani (Ph.D)

Vahid Abbasion

Abstract:

Determining stock market timing is a very difficult problem because of the complexity of stock market. The important subject is stock trend or stock price prediction which is the initial object in technical analysis. However, it is not a simple task, since many market factors are involved and their structural relationships are too complex to be clearly extracted. It seems that it is useful to apply more advanced tools and algorithms such as artificial neural networks (ANN) to model nonlinear processes which determine stock price and trend.

The objective of this study is to explore the abilities of ANN to enhance the effectiveness of technical analysis indicators for predicting stock trend signals.

The results, based on a sample including 50 companies in Tehran stock exchange (TSE), indicate that ANN is capable to predict the direction of short term movements in stock trend. Assuming the transaction costs, there is not any significant difference among the returns gained from ANN method, buy and hold strategy and the most profitable technical indicators for bull market. However, the ANN model yields to higher returns compared to buy and hold strategy for bear market, but the trend indicators (moving averages) achieve the highest returns.

Key words: *Stock Market Timing, Artificial Neural Networks (ANN), Technical Analysis, Technical Indicators*

JEL Classification: *C45, G10, G11, G14*