پژوهش حسابداری
شماره ۲۳، زمستان ۱۳۹۵

یک شبکه عصبی مصنوعی منظم بیزی برای پیش بینی بازار سهام

محمود لاری دشت بیاض[۱]، شعبان محمدی[۲]

تاریخ دریافت: ۹۵/۰۳/۰۹
تاریخ پذیرش: ۹۵/ ۰۷/۲۶

چکیده

در این مقاله شبکه مصنوعی عصبی تنظیم شده بیزی به عنوان یک روش جدید برای پیش بینی وضعیت مالی بازار پیشنهاد داده شده است. قیمت روزانه بازار و شاخص‌های فنی مالی به عنوان ورودی برای پیش بینی یک روز بعد قیمت سهام فردی بسته شده، استفاده شده است. پیش بینی حرکت قیمت سهام به طور کلی بعنوان یک کار چالش برانگیز و مهم برای تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی مالی در نظرگرفته می‌شود. پیش بینی دقیق حرکات قیمت سهام می‌تواند نقش مهمی در کمک به سرمایه‌گذاران برای بهبود بازده سهام بازی کند. پیچیدگی در پیش بینی این روند در اختلال ذاتی و بی ثباتی در حرکت روزانه قیمت سهام نهفته است. شبکه‌های منظم بیزی یک ماهیت احتمالی به وزن‌های شبکه اختصاص داده، اجازه می‌دهد شبکه به طور خودکار و بهینه مدل‌های بیش از حد پیچیده را جریمه کند. روش پیشنهادی بطور بالقوه نیاز بیش از حد به برازش و آموزش را کاهش داده و کیفیت پیش بینی و تعمیم شبکه را ارتقا می‌دهد. آزمایش با سهام شرکت‌های ایران خودرو و سایپا به منظور تعیین اثربخشی مدل انجام شد. دلیل این انتخاب جذابیت صنعت خودرو برای فعالان بازار سرمایه است، زیرا نرخ بازدهی آن نسبت به شاخص کل بورس و شاخص کل صنعت بالاتر است.

واژه‌های کلیدی: شبکه منظم شده بیزی، شبکه عصبی مصنوعی، پیش بینی قیمت سهام.
طبقه‌بندی موضوعی: G32

کد DOI مقاله: 10.22051/ijar.2016.2589

[۱] استادیار و عضو هیئت علمی گروه حسابداری، دانشگاه فردوسی مشهد، نویسنده مسئول، (m.lari@ferdowsi.Um.ac.ir)

[۲] کارشناسی ارشد ریاضی، کارشناسی ارشد حسابداری، دانشگاه حکیم سبزواری و موسسه آموزش عالی حکیم نظامی قوچان، (mehrdadghanbary@yahoo.com)

مقدمه

پیش بینی قیمت سهام اخیراً علاقمندان زیادی در میان سرمایه‌گذاران و تحلیل گران حرفه‌ای پیدا کرده است. پیش بینی بازار سهام بسیار پیچیده است و با تمایلات روزانه بازار در ارتباط است. پیچیدگی حرکت قیمت بازار و سرمایه به عواملی مانند حوادث سیاسی، بازارهای جدید، گزارشهای بدست آمده سه ماهه، رفتار رقابتی تجاری مرتبط می‌باشد. تاجران به علائم‌های فنی بر اساس اطلاعات سهام که می‌تواند به صورت روزانه جمع آوری شود وابسته اند. علیرغم در دسترس بودن این نشانگرها اغلب به سختی می‌توان گرایشهای هفتگی یا روزانه را در بازار پیش بینی کرد. در دو دهه گذشته تحقیقات زیادی برای پیش بینی کردن بازگشت سرمایه انجام شده است. این نوع دانش شامل روش‌های هوشمندانه مصنوعی زیادی از جمله شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) است. تعدادی از این شبکه ها، بعنوان پیش نیاز شبکه‌های عصبی برای پیش بینی گرایش‌های سرمایه بکار برده شده‌اند (بباوکزاکی ۱۹۹۲، جن ووت و آبرودیک ۱۹۹۶، فراندز رودیگوز، گزانلزمارتل و سوسویلادریوبو ۲۰۰۰، گیزای سایدن و زیمبرا ۲۰۰۵، همامزکبی، آکی و کاتی ۲۰۰۹، لاندس، دبرت و ورالسین ۲۰۰۰، راهو ۲۰۰۷، والزک ۱۹۹۹). لئونگ و چن (۲۰۰۰) مدل‌های پارامتریک و غیر پارامتریکی را برای پیش بینی گرایش و بازگشت سرمایه ارائه و تحلیل نمودند. نتایج تجربی بررسی آنها نشان داد که شبکه عصبی احتمالی (مدل طبقه بندی) در مقایسه با شبکه عصبی استاندارد (سطح مدل تخمین) در پیش بینی تمایلات بازار غیرقابل اجرا است. یک اشکال استفاده از شبکه‌های گسترده استاندارد این است که، به طور ذاتی برای آموزش دادن مجموعه داده‌هایی بکار می‌روند که صحت مجموعه آزمون‌های شناخته نشده را کاهش می‌دهند.

مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

یکی از اشکالات استفاده از شبکه‌های پس انتشار استاندارد، برازش بیش ازحد داده‌های آموزشی است که منجر به کاهش دقت در مجموعه آزمون‌های ناشناخته می‌شود. برای نشان دادن بیش برازش (برازش بیش از حد) بالقوه وزن شبکه عصبی، برخی از محققان شبکه عصبی هیبریدی توسعه یافته، یک مدل ترکیبی را بکار گرفتند که شامل مدل مخفی مارکوف (HMM)، شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) و الگوریتم ژنتیک (GA) برای پیش بینی قیمت سه سهام عمده است. (چو، چن، چنگ و هونگ ۲۰۰۹، لحین، پویس و روگاسا ۲۰۰۲، اهاوکیم ۲۰۰۲، حسن، نات و کیدلی ۲۰۰۷). نتایج تحقیقات نشان داد که قیمت سهام روز بعد می‌تواند ۲٪ از ارزش واقعی را پیش بینی نماید. در سال‌های اخیر روش‌های دیگری شامل منطق پیچیده، الگوریتم‌های ژنتیک و الگوریتم‌های بیولوژیکی

برای ارتقاء شبکه‌های عصبی به کار گرفته شده است (آرمانو، موچزی و مورو ۲۰۰۴، آتسلاکیس و والنسی ۲۰۰۹، بلانکو، دلگادو پکالیجار ۲۰۰۱، چانگ و لویی ۲۰۰۸، چانگ ونگ و زوو ۲۰۱۲، چن، پانگ وابراهم ۲۰۰۶، ریتالیجا و پندا ۲۰۰۷، یودونگ و لنون ۲۰۰۹). شبکه‌های عصبی و بردارهای حمایتی ضمیمه، حرکت سهام را پیش بینی می‌کنند و نتایج نشان می‌دهد که شبکه‌های عصبی در ارجحیت هستند. این روش‌های جدید، قابلیت ارتقاء و رشد شبکه عصبی را به همراه داشته‌اند و بعضی از اشکالات ANN مرتبط با اختلالات را کاهش داده‌اند (بویاسیوقلو و بایکان، ۲۰۱۱).

سعیدی و آقایی (۱۳۸۸) در تحقیقی به مدل سازی پیش بینی درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از شبکه‌های بیزی پرداختند. آن‌ها دو مدل با استفاده از شبکه‌های بیزی و یک مدل با استفاده از رگرسیون لوجستیک برای نمونه انتخاب شده از شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران ارائه نمودند. اولین مدل شبکه ساده بیزی که مبتنی بر همبستگی شرطی بود توانست با دقت ٪۹۰ شرکت‌های ورشکسته و غیرورشکسته را درست پیش بینی نماید. دومین مدل شبکه ساده بیزی مبتنی بر احتمال شرطی بود که با دقت ٪۹۳ شرکت‌های ورشکسته و غیر ورشکسته را درست پیش بینی کرد. در نهایت، مدل رگرسیون لوجستیک که یک مدل خطی بود توانست با دقت ٪۹۰ شرکت‌های ورشکسته و غیر ورشکسته را درست پیش بینی نماید.

اسماعیل زاده و شاکری (۱۳۹۳) در پژوهشی به پیش بینی درماندگی مالی شرکت‌های بورسی با استفاده از شبکه‌های بیزی و مقایسه آن با تحلیل پوششی داده‌ها پرداختند و نشان دادند که دقت روش بیزی بیشتر از دقت روش تحلیلی داده‌ها می‌باشد .

صالحی راد و حبیبی فرد (۱۳۹۱) به منظور مطالعه و بررسی داده‌های سری‌های زمانی بازده شاخص سهام در بازارهای مالی، روش حداکثر درستنمایی و بیزی را با یکدیگر مقایسه نموده و در نهایت با انتخاب مناسب ترین مدل، پیش بینی‌های حاصل از مدل بیزی را برای قیمت سهام در آینده به دست آوردند. شبیه سازی‌ها نشان می‌دهد که روش بهینه سازی افزایش عملکرد را در مقایسه با روش‌های پیشرفته دیگر ارائه می‌دهد. یک مبحث مختصر در رابطه با نظم بیزی یک پیش زمینه مختصر در رابطه با معاملاتی که تابع این روش هستند را شامل می‌شود و کاربردهای اختیاری در زمان پیش بینی مالی دارد.

در این مقاله شبکه‌های عصبی مصنوعی با تنظیم بیزی به عنوان یک رویکرد جدید برای پیش بینی روند بازار سهام معرفی شده است. توانایی شبکه برای پیش بینی روند سهام برای

دو سهام عمده از بورس اوراق بهادارتهران ارائه شده است و با یکی دیگر از روش‌های ترکیبی پیشرفته مقایسه شده است. این شبیه سازی‌ها نشان می‌دهد که روش بهینه سازی، وزن سطح بالایی از عملکرد را در مقایسه با دیگر روش‌های پیشرفته ارائه می‌دهد. خلاصه‌ای از بحث تنظیم بیزی شامل ارائه پس زمینه‌ای کوتاه در معادلات حاکم بر روش و برنامه‌های کاربردی بالقوه آن در پیش بینی سری‌های زمانی مالی است.

روش شناسی پژوهش

تنظیم بیزی شبکه‌های عصبی

توسعه شبکه عصبی گذشته یک روش بسیار عمومی در زمینه ANN بوده که وابسته به آموزش تحت نظارت است و استفاده از روش شیب نزولی برای کاهش یک تابع خطای بسته (مثل خطای مربع) نمونه‌ای از آن می‌باشد. مطابق شکل ۱ معماری عمومی برای شبکه عصبی قلبی شامل سه لایه مدل درونی، پنهان، خروجی است. رابطه بین نورون‌ها در شکل نشان داده شده است. در هر لایه یک رابطه آمده است. این رابطه به عنوان حجم سنجیده و ذخیره شده است که مقیاس رابطه بین دوگره (گارسون ۱۹۹۱، گاه ۱۹۹۵) را ارزیابی می‌کند. آموزش تحت نظارت این وزنها، به خاطر کاهش تابع خطای انتخاب شده است و به طور عمومی نمونه‌های شناخته شده می‌باشند. دلیل اصلی برای بیان این روش‌ها مواردی است که منجر به مناسب سازی یک اختلال شده و تعمیم شبکه را از بین می‌برد.

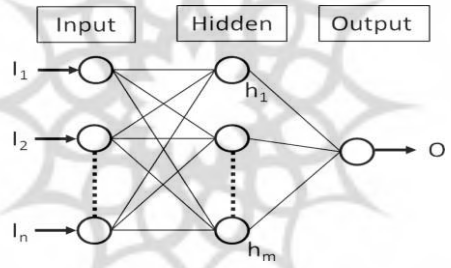
$$F = \beta E_D + \alpha E_w \qquad (۱$$

F یک تابع قابل مشاهده است و E_D مقدار خطاهای مربع شده و E_ω مقدار مربع وزنهای شبکه و α و β پارامترهای تابع قابل مشاهده هستند (مکی ۱۹۹۲). در شبکه بیزی تصادفی اندازه‌ها متغیر در نظر گرفته شده است و بنابراین تابع بر طبق قانون بیزی نوشته می‌شود (فورسی و هاگان ۱۹۹۷).

$$P(W/D.\alpha.\beta.M) = \frac{P(D/W.\beta.M)P(W.\alpha.M)}{P(D|\alpha.\beta.M)} \qquad (۲$$

W بردار سنگینی وزنه و D داده‌های بردار را ارائه می‌دهد و M مدل شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفته شده است. فورسی و هاگن (۱۹۹۷) تصور می‌کردند که اختلال در داده‌های گوسی قادرند احتمال تابع برای وزنه‌ها را تعیین کنند. بهینه سازی پارامترهای ترتیبی (مرتب شده) α و β نیاز به حل کردن ماتریس هِسِن $F(W)$ در حداقل نقطه W^{MP} دارد.

فورسی و هاگن (۱۹۹۷) با تقریب گاس- نیوتن الگویی را پیشنهاد دادند که برای قراردادن حداقل‌ها مورد استفاده قرار می‌گرفت. این روش رسیدن احتمالی به حداقل مقدار را کاهش داده و بنابراین تعمیم دهی شبکه را افزایش می‌دهند. نوظهوری این روش، ماهیت احتمالی وزنهای شبکه در ارتباط با مجموعه داده‌های قالب مدل را ارائه داده است. یک شبکه عصبی در اندازه‌ای از لایه‌های مخفی اضافی، آماده شدن اختیاری را به طور چشمگیری افزایش می‌دهند و بر تأیید مجموعه برای تعیین نقطه توقف تاکید دارد. در شبکه‌های تعیین شده بیزی، مدل‌های پیچیده تری به عنوان پیوندهای غیرضروری که به طور مؤثر از صفر منشأ گرفته‌اند، جریمه شده‌اند. شبکه محاسبه شده و وزنهای غیر جزیی به عنوان تعداد پارامترهای مؤثر شناخته شده‌اند که با شبکه‌های پیوسته همگرایند (باردن و وینکلر ۲۰۰۸). اختلال اصلی بازارهای سرمایه احتمال تحلیل و تمرین برای توسعه شبکه‌های عمومی را نشان می‌دهد. این شبکه‌های صرفه جو فرصت زیاد تمرین کردن را کاهش دادند در حالیکه نیاز به مرحله تأیید را حذف می‌کنند، بنابراین اطلاعات در دسترس را برای آموزش افزایش می‌دهند.



مدل پیش بینی

در این مقاله، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) دارای لایه برای پیش بینی حرکت قیمت سهام روزانه مورد استفاده قرار می‌گیرد. مدل شامل یک لایه داخلی، پنهانی و بیرونی که در شکل ۱ نمایش داده شده است. شبکه عصبی داخلی شامل داده‌های روزانه سهام (قیمت پایین، قیمت بالا، قیمت باز) و شش نشانگر مالی می‌باشد. شبکه خارجی، قیمت سهام بسته شده روز بعد می‌باشد. تعداد نورون‌های لایه مخفی به طور تجربی از طریق تعدیل تعداد نورون‌ها تا زمانیکه تعداد پارامترهای به مقدار پیوسته برسد انتخاب شده است.

وزن‌های لایه شبکه طبق فرایند فورسی و هاونگ (۱۹۹۷) بهینه سازی شده و استفاده از خطای مربع شده به عنوان تابع ارزیابی بهینه سازی ارائه شده است. تانژانت تابع حلقوی برای لایه پنهان انتخاب شده و حجم در بازه $[-1,1]$ با استفاده از تابع زیر بدست آمده است (هارینگتون ۱۹۹۳).

$$\tanh(n) = \frac{2}{1+exp1-2n} - 1 \qquad (۳$$

تعداد پارامترها در نگاره ۱ نشان داده شد جایی که لایه مخفی بصورت پنج نورون به اندازه کافی بزرگ فرض می‌شوند. شبکه مجاز نبود تا بیش از صد دوره را در نقطه بهینه سازی آموزش ببیند. شبکه عصبی در حال آموزش برای داده‌ها، به طور مناسبی جای گذاری شده است و با یک ترتیب خاص کوچک طبقه بندی گردیده و عموماً از طریق فرآیند نرمال سازی ایجاد می‌شود. در این مطالعه داده‌ها در $[-۱,۱]$ با استفاده از تابع "مپ مینی ماکس" در نرم افزار MATLAB به شکل عادی در آمده‌اند. این فرآیند عادی سازی به خاطر حجم داده‌های داخلی، داده‌های کمتری را پوشانده است و به کاهش خطای شبکه کمک می‌کند (کیم ۲۰۰۳). برگردان این پردازش بر روی داده‌های بیرونی برای رسیدن به حجم سهام در واحدهای مناسب قبل از مقایسه با داده‌های واقعی اجرا گردیده است.

نگاره (۱): پارامترهای ANN برای سهام در آزمایش اولیه

پارامترهای ANN برای سهام در آزمایش اولیه			
سهام	نورون‌ها	لایه ها	تعداد پارامترهای مؤثر
شرکت۱	۵	۳	۲۰
شرکت۲	۵	۳	۲/۲۰

انتخاب نمونه:

در این پژوهش نمونه از صنعت خودرو سازی انتخاب شده است، زیرا صنعت خودرو از جذاب ترین بخش‌ها در بازار سرمایه است. نرخ بازدهی آن نسبت به شاخص کل بورس و شاخص کل صنعت بسیار بالاتر است. همچنین این صنعت جایگاه مناسب خود در بازار سرمایه را حفظ کرده و از رشد تقریبا مناسبی برخوردار است. روند حرکتی این گروه به عنوان یکی از صنایع مهم و اثر گذار در ایران باعث شده است که همیشه سهامداران به این گروه توجه ویژه‌ای داشته باشند و گوشه‌ای از اقتصاد این کشور و توان تولیدی ایران را نشان دهد. آزمایش با سهام شرکت‌های ایران خودرو و سایپا به منظور تعیین اثربخشی مدل انجام شد. این موضوع قابل توجه است که ارزندگی سهام خودرویی بویژه ایران خودرو و سایپا از دو منظر شامل ارزش ذاتی با توجه به سودآوری فعلی و آتی و کرسی مدیریتی شرکت

قابل ارزیابی است. در مورد ارزش ذاتی در بازار اکثراً می‌دانند که دو شرکت قابلیت‌های فنی بالایی دارند و قابلیت‌های بازاریابی و مشتری‌مداری مناسب‌تری را در خود جای داده اند همچنین سودآوری آنها مطمئن تر است.

اطلاعات تحقیق برای پیش بینی‌های سهام بازار در این مطالعه برای ۲ شرکت به روش تصادفی جمع آوری شده بود. تعداد کل نمونه‌ها برای این مطالعه ۷۳۴ روز تجاری از پانزدهم فروردین ۱۳۹۱ تا بیست و نهم اسفند ۱۳۹۳ بود. هر نمونه شامل اطلاعات روزانه که قیمت پایین، قیمت بالا، قیمت باز، قیمت بسته و حجم تجاری می‌شد. مجموعه داده‌ها به عنوان هشتاد درصد نمونه‌ها انتخاب شده، اما تست کردن داده‌ها با بیست درصد باقی مانده نمونه‌ها مقایسه شد. مدل شبکه عصبی برای پیش بینی قیمت انتخاب شده سهام یک روز در آینده مورد استفاده قرار گرفت. همه اطلاعات برای تخمین اندازه مناسب شبکه بهینه سازی شده در دسترس بودند و تعداد نورون‌های لایه پنهان را تا تعداد پارامترهای مؤثر برای حجم ثابت همگرا، افزایش داده بودند. یک مطالعه مقایسه‌ای همچنین برای تست کردن کارآمدی شبکه در این مطالعه اجرا شده که یک مدل هیبرید پیشرفته بوده که توسط حسن و همکاران (۲۰۰۷) صورت گرفت. برای این آزمایش داده‌ها برای شرکت‌های گروه خودروسازی جمع آوری شده بود. تعداد کل نمونه‌ها برای مطالعه ۴۹۲ روز تجاری از ۱۳۹۱ تا ۱۳۹۳ می‌باشد. مجموعه آموزشی برای این آزمایش شامل ۴۹۲ روزهای تجاری می‌باشد در حالیکه تست کردن اطلاعات شامل ۹۱ روز کاری بوده است. این دوره‌های تجاری و آموزشی برای اطمینان بخشی در شرایط آزمایشی برای مدل انتخاب شده بودند.

نشانگرهای فنی

شش نشانگر فنی در این مطالعه به عنوان بخشی از متغیرهای داخلی شبکه مورد استفاده قرار گرفتند. نشانگرهای فنی اغلب با استفاده از سرمایه‌گذاران در بازار سرمایه به عنوان سازوکاری اختیاری برای پیش بینی تمایلات (کیم، ۲۰۰۳) مورد استفاده قرار می‌گیرند. بدلیل ازدیاد تعداد نشانگرها، تنها یک زیر مجموعه نشانگرهای اصلی در این مطالعه مورد استفاده قرار گرفت. برای کاهش تعداد نشانگرها اصلی از تحقیق انجام شده توسط (یودونگ ولِنان ۲۰۰۹، کارا و همکاران ۲۰۱۱، کیم و هان ۲۰۰۰) استفاده شد. نشانگرهایی که در این مطالعه مورد استفاده قرار گرفتند بهمراه معادله آنها در نگاره ۲ خلاصه شده است. همه این نشانگرها از داده‌های خام برای هر سهم جمع آوری شده است.

تعیین اندازه شبکه

مرحله اول آزمایش شامل تعیین کردن اندازه مناسب شبکه برای شبکه منظم شده بیزی بوده است. داده‌ها منتخب به طور جداگانه‌ای، از تحلیل کامل مجموعه داده‌ها، بهینه‌سازی شده بودند. تعداد نورون‌های لایه پنهان در هر دوره تا تعداد ثابت پارامترهای مؤثر یافت شده، تعدیل یافته بودند. تعداد کل نورون‌های لایه پنهان بین دو و ده در هر حجم از پنج نورون یافت شده، تعدیل یافته بودند که به طور کافی در نگاره ۱ نشان داده شده است.

شبکه بیرونی برای تست سهام ها

نتایج پیش بینی شبکه در نگاره ۲ نشان داده شده است که یک روز اینده سهام واقعی و سهام پیش بینی شده را نمایش می‌دهد.

نگاره (۲): نشانگرهای فنی انتخاب شده و معادله آنها

تعداد نشانگر	فرمول نشانگر
میانگین حرکت تعویضی (۵ و ۱۰ روز)	$EMA(h)_{t-1} + \alpha \times (c_t - EMA(h)_{t-1})$
شاخص نیروی مرتبط (RSI)	$100 - \frac{100}{1 + (\sum_{i=0}^{n-1} up_{t-i}(n))(\sum_{i=0}^{n-1} DW_{t-i}(n))}$
ویلیام R٪	$\frac{H_n - C_t}{H_n - L_n} \times 100$
استاکتیک K٪	$\frac{C_t - L_n}{HH_{t-n}L - n} \times 100$
استاکتیک D٪	$\frac{\sum_{i-0}^{n-1} k_{t-i}\%}{n}$

قیمت بسته است، L_t قیمت پایین است، H_t قیمت بالا در زمان t است. عامل صاف کردن $\alpha = ۲(۱+h)$. h دوره زمانی برای میانگین حرکت یک ساعت در روز (به طور مثال ۵ یا ۱۰ است). HH_t و LL_t بالاترین میزان و کمترین میزان در روزهای آخر t است. U_{pt} تغییر قیمت بالا، DW_t تغییر قیمت به سمت پایین در زمان t می‌باشد.

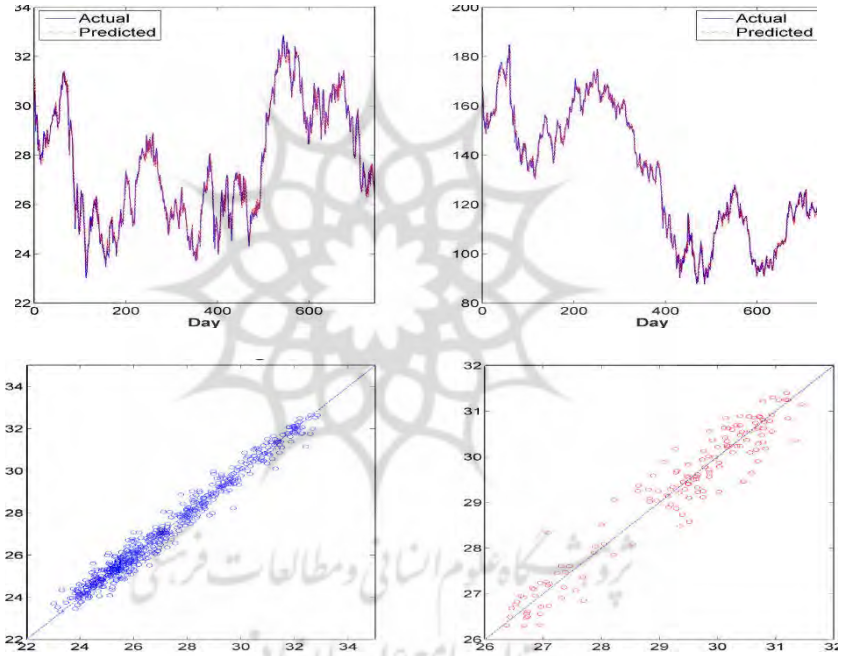
شبکه منظم بیزی میانگین ۹۸٪ را برای قیمت‌های آینده سهام برای سهام‌های با دوره زمانی تجاری کامل، ارائه کرده است.

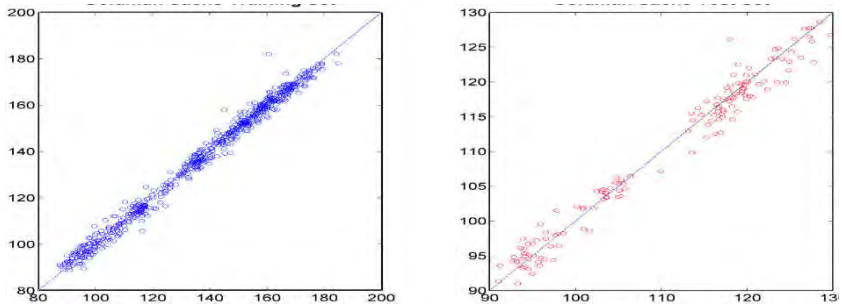
قبل ذکر است که سهام صنایع تکنولوژیک و بانکی به خاطر تفاوت در رفتار صنعت بازار و سبک آن‌ها در نمونه انتخاب نگردیدند. سهام بعضی شرکت‌ها به طور زیادی سبک تر از طول دوره تجاری روزانه بوده است. مدل پیشنهاد شده قادر بود تا این اختلال را بدون آموزش دادن زیاد داده‌ها که در تست کردن اطلاعات دیده شده بود در دست بگیرد (نقاط آن سوی ۶۰۰روز). این نتایج مدرکی را ارائه می‌دهد که این مدل می‌تواند مجموعه اطلاعات با اختلال خاص را در دست بگیرد در حالیکه تعمیم را حفظ کند. شکل ۳ و ۴

نشان می‌دهد که نتایج این آزمایش در قیمت سهام هدف با قیمت پیش بینی شده مغایر هستند. خطی که به سرعت بالا رفته نشان می‌دهد که خط با شیب ۱ همراه بوده و تناسب کامل را نشان میدهد. خطای کاهش یافته در تست کردن اطلاعات مدرکی را ارائه می‌دهد که مدل برای تعمیم‌دهی مناسب می‌باشد.

اندازه عملکرد

اجرای شبکه عصبی مصنوعی بیزین با توجه به میانگین خطا (MAPE)بطور کامل ارزیابی شده است. این عملکرد در تعدادی از مطالعات مورد استفاده قرار گرفته و ابزار مؤثری برای تعیین قدرت مدل پیش بینی تمایل‌های روزانه ارائه کرده است. (چانگ و لیو ۲۰۰۸، چانگ و همکاران ۲۰۱۲ هاسن و همکاران ۲۰۰۷).





نگاره (۳): پیش بینی صحت و مدل ترتیب یافته بیزین ANN

سهام	اموزش MAPE%	تستMAPE	کلMAPE%
شرکت۱	۱/۰۴۹۵	۱/۵۶۱	۱/۰۵۰۷
شرکت۲	۱/۵۲۳۱	۱/۳۲۹۲	۱/۴۸۶۱

نگاره (۴): پیش بین صحت مقایسه با نگاره حسن و همکاران (۲۰۰۷)

سهام	مدل بیزی AAN	مدل فیوژن	مدل آریما
شرکت۱	۱/۹۴۹۵	۱/۸۵۶۱	۱/۸۵۰۷
شرکت۲	۱/۸۵۳۱	۱/۸۱۹۲	۱/۸۴۶۱

در این مدل اندازه‌گیری ابتدا از طریق پیدا کردن کامل حجم و تقسیم بین قیمت سهام واقعی و قیمت پیش بینی شده سهام محاسبه گردیده است. این حجم از طریق قیمت واقعی سهام تقسیم و با ضریب مد میانگین خطا تعیین و اطلاعات شخصی مشخص گردیده است. این فرایند در کل فضای تجاری، خلاصه شده است و سپس از طریق تجارت روزانه با رسیدن به حجم MAPE تقسیم شده است. حجم MAPE با استفاده از معادله زیر بحث شده است:

$$MAPE = \frac{\sum_{i-1}^{r}(abs(y_i - P_i)}{r} \times 100\% \qquad (۴$$

r تعداد کل روزهای تجاری، y_i سهام واقعی قیمت در روز i و p_i قیمت سهام پیش بینی شده در روز i است.

نگاره ۳ نتایج تجربی را برای هر سهام نشان می‌دهد. حجم MAPE برای آموزش دادن، تست کردن و اطلاعات کل مجموعه‌ها تا حداقل کارآمدی مدل در پیش بینی اطلاعات شناخته نشده محاسبه گردیده‌اند. به حجم MAPE کوچک برای هر سرمایه در طول دوره تست کردن توجه شده است. این حجم‌ها نشان می‌دهد که بطور میانگین شبکه بیزی تنظیم یافته می‌تواند قیمت سهام را تا ۹۸ درصد درست پیش بینی کند. به خاطر تست موثر این

روش شبکه برخلاف اطلاعات کم، در روش هاسن و همکاران (۲۰۰۷) مورد استفاده قرار گرفت تا مستقیماً مدل را مورد مقایسه قرار دهد. بعد از تحلیل برای این مدل، بیست نورون مخفی پیشنهاد شده که پنج نورون در آزمایش اول بودند. نتایج این آزمایشات در نگاره ۴ و نقطه گذاری در شکل ۵ نشان داده شده است. نتایج نشان می‌دهد که شبکه منظم شده بیزی به خوبی هر دو مدل ترکیب یافته (فیوژن) و مدل آریما (ARIMA) در روش هاسن و همکاران (۲۰۰۷) است. اطلاعات نگاره ۳ و ۴ نشان داد که مدل پیشنهاد شده یک روش کارآمد برای تخمین قیمت‌های بسته روز بعد است و می‌تواند ابزار پیش بینی سری‌های زمان مالی ساده شده‌ای در مقایسه با روش‌های شبکه عصبی پیشرفته دیگر باشد.

نتایج

در این مقاله سری جدید پیش بینی معرفی شد. مدل منظم شده بیزی برای پیش بینی حرکت قیمت سهام استفاده شده است. نتایج این مدل نشان می‌دهد که این ابزار راه حل اختیاری را کاهش می‌دهد تا روش‌های شبکه عصبی به طور عادی درآیند. طبیعت احتمالی شبکه اجازه می‌دهد تا سرمایه‌گذاران به طور امن، شبکه را بدون افزایش خطر مناسب سازی بیش از حد، با استفاده از تعداد موثر پارامترها گسترش دهند. مدل پیشنهاد شده نشان می‌دهد که می‌توان تمایلات اخیر سهام برای شرکت در مقایسه با حوزه بازار تعمیم داد. برای بررسی کارآمدی این مدل با شبکه عصبی قوی ترکیبی پیشرفته مدل هاسن و همکاران (۲۰۰۷) مقایسه کردیم. نتایج نشان می‌دهد که توانایی پیش بینی مدل در این مطالعه قابل مقایسه، و به طور بالقوه برتر از مدل ترکیب یافته (فیوژن) و مدل آریما (ARIMA) می‌باشد. پیش بینی سهام بازار برای پیشرفت استراتژی‌های تجاری، کارآمد می‌باشد. این مدل یک روش نوظهور برای حل این نوع مسئله است و می‌تواند تجار را در یک انتخاب روش منطقی برای پیش بینی قیمت‌های آینده کمک کند. توجه داشتن به این مسئله حائز اهیمت است که نشانگرهای اضافی فنی یا زیر مجموعه ها، می‌تواند کیفیت این مدل را در کاربردهای آینده ارتقاء بخشند.

محدودیت‌ها

این مطالعه در صنعت خودرو سازی برای دو شرکت ایران خودرو و سایپا نجام شد، نتایج می‌تواند در صنعت خاصی در آینده استفاده شود. علاوه بر این، مطالعه تنها ۲ شرکت در صنعت خودرو سازی را به دلایل محرمانه بودن اطلاعات بکار گرفته است، در نتیجه عمومیت ریسک‌های اطلاعات در این بخش محدودیت دارد. محدودیت مربوط به استفاده از روش شبکه‌های بیزی ارائه شده در این مطالعه توانایی دسترسی به اطلاعات مورد نیاز برای ساخت شبکه‌های بیزی است. بسته به رابطه برقرار شده، برخی از شرکت‌ها ممکن است تمایلی به اشتراک گذاری داده‌های ریسک با مشتریان خود نداشته باشند. با این حال، مهم ترین محدودیت بالقوه در روش ریسک دسترسی در شبکه، توانایی تامین کننده برای ارائه اطلاعات دقیق در مورد اطلاعات مربوط به اختلالات و تغییرات قیمت سهام، باید تمایل به بروز رسانی دوره‌ای این اطلاعات به منظور ساخت یک رویه ریسکی معتبر و قابل اعتماد وجود داشته باشد. مدیران برای بروز رسانی مستمر به دلیل عدم توجه به عوامل مختلف ریسک تردید دارند. مقدار ریسک (VAR) محاسبات انجام نشده است، زیرا شرکت‌ها تمایلی به اشتراک گذاری داده‌های موثر بر درآمد خود ندارند. تجزیه و تحلیل داده‌ها نشان می‌دهد نتیجه به دست آمده برای یک مطالعه موردی و تغییرات مشاهده شده در مقدار احتمالات در زمانی که مجموعه داده‌های اطمینان دار هستند، با اطمینان کامل شناخته و تأیید می‌شوند. همانطور که گفته شد توزیع احتمال را می‌توان قابل اعتماد تر و دقیقتر ساخت، اگر اطلاعات مهم به ما ارائه شود. یکی از ویژگی‌های مثبت از شبکه‌های بیزی توانایی ترکیب داده‌های جدید برای تغییر توزیع احتمال است. از این رو، به منظور بهبود پیش بینی‌ها در مورد مطالعه مدل نیاز به داده‌های قابل اطمینان تر است که این یک محدودیت برای این پروژه می‌باشد.

پیشنهادات آتی

پیش بینی قیمت سهام در دیگر صنایع را نیز میتوان با استفاده از روش این پژوهش نشان داد. تحقیق حاضر برای دوره زمانی ۱۳۹۱ تا ۱۳۹۳ و نمونه‌ای کوچک صورت گرفته، بنابراین پیشنهاد می‌شود این تحقیق و روش آن برای دوره‌های زمانی بلندتر و نمونه‌های بیشتری بررسی و با تحقیق حاضر مقایسه شود. همچنین بدلیل تفاوت در صورتهای مالی شرکت‌ها و واسطه‌های

مالی و بانکی و نبود آنها در نمونه، پیشنهاد می‌شود تحقیق درباره این شرکت‌ها انجام شده ونتیجه آن با این تحقیق مقایسه شود.

منابع

اسماعیل زاده، علی و هاجر شاکری، (۱۳۹۴)، "پیش بینی درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از شبکه بیزی ساده و مقایسه آن با تحلیل پوششی داده ها"، مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار (مدیریت پرتفوی)، شماره ۲۲، صص. ۲۷- ۱ .

سعیدی، علی و آرزو آقایی، (۱۳۸۸)، " پیش بینی درماندگی مالی شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از شبکه‌های بیزی"، بررسی‌های حسابداری و حسابرسی شماره ۵۶، صص. ۷۸-۵۹ .

صالحی راد، محمدرضا و نفیسه حبیبی فرد، (۱۳۹۱)، "مقایسه مدل گزینی بیزی بر اساس روشMCMC و سری‌های زمانی مالی (مدل گارچ) "، فصلنامه علمی پژوهشی دانش مالی تحلیل اوراق بهادار، شماره ۱۵، صص. ۶۷-۵۹.

Armano, G. , Marchesi, M. , & Murru, A. (2004). A hybrid genetic-neural architecture for stock indexes forecasting. Information Sciences, 170, 3–33. Atsalakis, G. S. , & Valvanis, K. P. (2009). Surveying stock market forecasting techniques – Part II: Soft computing methods. Expert Systems with Applications, 36, 5932–5941.

Baba, N. , & Kozaki, M. (1992). An intelligent forecasting system of stock price using neural networks. In Proceedings of the IEEE international joint conference on neural networks (pp. 371–) , http: //dx. doi. org/10. 1109/IJCNN. 1992. 287183..

Blanco, A. , Delgado, M. , & Pegalajar, M. C. (2001). A real-coded genetic algorithm for training recurrent neural networks. Neural Networks, 14, 93–105.

Burden, F. , & Winkler, D. (2008). Bayesian regularization of neural networks. Methods in Molecular Biology, 458, 25–44.

Chang, P. , & Liu, C. (2008). A TSK type fuzzy rule based system for stock price prediction. Expert Systems with Applications, 34, 135–144.

Chang, P. , Wang, D. , & Zhou, C. (2012). A novel model by evolving partially connected neural network for stock price trend forecasting. Expert Systems with Applications, 39, 611–620.

Chen, Y. , Yanga, B. , & Abraham, A. (2006). Flexible neural trees ensemble for stock index modeling. Neurocomputing, 70, 697–703.

Chenoweth, T. , & Obradovic, Z. (1996). A multi-component nonlinear prediction system for the S&P 500 index. Neurocomputing, 10, 275–290.

Chu, H. H. , Chen, T. L. , Cheng, C. H. , & Huang, C. C. (2009). Fuzzy dual-factor timeseries for stock index forecasting. Expert Systems with Applications, 36, 165–171.

Fernandez-Rodriguez, F. , Gonzalez-Martel, C. , & Sosvilla-Rivebo, S. (2000). On the profitability of technical trading rules based on artificial neural networks: Evidence from the Madrid stock market. Economics Letters, 69, 89–94.

Forsee, F. D. , & Hagan, M. T. (1997). Gauss-Newton approximation to Bayesian learning. In 1997 IEEE international conference on neural networks (Vols. 1–4, pp. 1930–1935). Houston, TX, USA, http: //dx. doi. org/10. 1109/ICNN. 1997. 614194.

Garson, G. D. (1991). Interpreting neural-network connection weights. AI Expert, 6, 47–51.

Ghiassi, M. , Saidane, H. , & Zimbra, D. K. (2005). A dynamic artificial neural network model for forecasting time series events. International Journal of Forecasting, 21, 341–362.

Goh, A. T. C. (1995). Back-propagation neural networks for modeling complex systems. Artificial Intelligence in Engineering, 9, 143–151.

Hamzacebi, C. , Akay, D. , & Kutay, F. (2009). Comparison of direct and iterative artificial neural network forecast approaches in multi-periodic time series forecasting. Expert Systems with Applications, 36, 3839–3844.

Harrington, P. B. (1993). Sigmoid transfer functions in backpropagation neural networks. Analytical Chemistry, 65, 2167–2168.

Hassan, M. R. , Nath, B. , & Kirley, M. (2007). A fusion model of HMM, ANN, and GA for stock market forecasting. Expert Systems with Applications, 33, 171–180.

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, 5311–5319.

Kim, K. (2003). Financial time series forecasting using support vector machines. Neurocomputing, 55, 307–319.

Kim, K. , & Han, I. (2000). Genetic algorithms approach to feature discretization in artificial neural networks for prediction of stock price index. Expert Systems with Applications, 19, 125–132. Leigh, W. , Purvis, R. , &

Lendasse, A. , De Bodt, E. , Wertz, V. , & Verleysen, M. (2000). Non-linear financial time series forecasting application to the Bel 20 stock market index. European Journal of Economical and Social Systems, 14, 81–91.

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, 173–190.

MacKay, D. J. C. (1992). A practical Bayesian framework for back propagation networks. Neural Computation, 4, 448–472.

Oh, K. J. , & Kim, K. J. (2002). Analyzing stock market tick data using piecewise nonlinear model. Expert Systems with Applications, 2, 249–255.

Ragusa, J. M. (2002). Forecasting the NYSE composite index with technical analysis, pattern recognizer, neural network, and genetic algorithm: A case

study in romantic decision support. Decision Support Systems, 32, 361–377. http: //dx. doi. org/10. 1109/IJCNN. 1992. 287183.

Ritanjali, M. , & Panda, G. (2007). Stock market prediction of S&P 500 and DJIA using bacterial foraging optimization technique. In 2007 IEEE congress on evolutionary computation (pp. 2569–2579) , http: //dx. doi. org/10. 1109/CEC. 2007. 4424794.

Roh, T. H. (2007). Forecasting the volatility of stock price index. Expert Systems with Applications, 33, 916–922.

Walezak, S. (1999). Gaining competitive advantage for trading in emerging capital markets with neural networks. Journal of Management Information Systems, 16, 178–194.

Yudong, Z. , & Lenan, W. (2009). Stock market prediction of S&P 500 via combination of improved BCO approach and BP neural network. Expert Systems with Applications, 36, 8849–8854.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی