راهبرد مدیریت مالی
سال ششم، شماره بیست و دوم
پائیز ۱۳۹۷
صص ۱۳۸-۱۰۹

دانشگاه الزهرا (س)
دانشکده علوم اجتماعی و اقتصادی
تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۰۳/۳۰
تاریخ تصویب: ۱۳۹۷/۰۶/۰۴

مقایسه روش‌های شبکه عصبی فازی با شبکه عصبی موجک فازی در پیش‌بینی قیمت سهام بانک‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران[۱]

قاسم زارعی[۲] ، رعنا محمدیان[۳] ، هاتف حاضری[٤] و محمد باشکوه اجیرلو[٥]

چکیده

هدف پژوهش حاضر مقایسه قدرت پیش‌بینی روش‌های شبکه عصبی فازی با شبکه عصبی موجک فازی در پیش‌بینی قیمت سهام بانک‌ها در بورس اوراق بهادار تهران است. دوره پژوهش این پژوهش از سال ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۵ است. در این پژوهش، از سیستم منطق فازی به همراه سیستم شبکه عصبی چندلایه با ساختار بهینه‌سازی پس انتشار خطا و ماکزیمم همپوشانی تبدیل موجک گسسته برای متغیرهای نرخ ارز، نفت اوپک، طلا، شاخص کل سهام و همچنین حجم معاملات برای پیش‌بینی قیمت سهام استفاده‌شده است. نتایج حاصل از مدل با استفاده از تابع هزینه بروز رسانی شده انجام‌گرفته است. نتایج پژوهش در مقایسه شبکه عصبی فازی موجک و شبکه عصبی فازی نشان می‌دهد که قابلیت اطمینان پیش‌بینی قیمت سهام بانک‌ها با شبکه عصبی موجک فازی بالای ۹۰ درصد و با شبکه عصبی فازی بالای ۸۰ درصد است. درنتیجه شبکه عصبی موجک فازی باقابلیت اطمینان بالاتری نسبت به شبکه عصبی فازی عمل می‌کند.

واژه های کلیدی: شبکه عصبی، منطق فازی، موجک، پیش‌بینی قیمت سهام.
طبقه‌بندی موضوعی: C45, C49, C02,C53

---

۱. کد DOI مقاله: 10.22051/jfm.2018.19214.1606
۲. اسنادیار، عضو هیأت علمی دانشگاه محقق اردبیلی، Email: info@drgz.ir
۳. دانشجوی کارشناسی ارشد رشته MBA– دانشگاه محقق اردبیلی، Email:ranamohamadiyan@gmail.com
٤. اسنادیار، عضو هیأت علمی دانشگاه محقق اردبیلی، Email: hatef_hazeri@yahoo.com
۵. دانشیار، عضو هیأت علمی دانشگاه محقق اردبیلی، Email: m_bashekouh@uma.ac.ir

Archive of SID
www.SID.ir

مقدمه

صنعتی شدن اغلب کشورهای جهان و تبدیل‌شدن بازار بورس به یکی از ارکان درآمدزایی، باعث شده است که سیستم‌های پیش‌بینی که توانایی تخمینی مناسب از آینده را بر اساس رخدادها و نتایج گذشته دارند، بیش از گذشته موردتوجه باشد (جلالیان، ۱۳۹۰). پیش‌بینی قیمت سهام یکی از موارد جذاب و پر چالشی است که پژوهشگران زیادی را به خود جلب کرده است و رشته‌های علمی زیادی را نیز درگیر نموده است (ژانگ و همکاران[1] ، ۲۰۱۸). پیش‌بینی روندها و بهبود قدرت پیش‌بینی ارزش بالایی در کاهش ریسک دارد (باساک و همکاران[2] ، ۲۰۱۸). پژوهشگران همواره تمایل به بهبود مدل پیش‌بینی‌های موجود را دارند. دلیل آن این است که بهبود مدل‌های پیش‌بینی توانایی نهادها و افراد در تصمیم‌گیری در مورد سرمایه‌گذاری، برنامه‌ریزی و ایجاد استراتژی مؤثر در مورد آینده را تحت تأثیر قرار می‌دهد (آیودل[3] ،۲۰۱۴؛ آتسالاکیز[4] ،۲۰۱۱)؛ همچنین در بازارهای مالی قابل‌مبادله، پیش‌بینی قیمت سهام محور تصمیم‌گیری است (زاهدی و رونقی،۲۰۱۵). پژوهش‌های پیشین در مورد پیش‌بینی قیمت سهام به دو دسته مدل‌های آماری و هوش مصنوعی تقسیم می‌شوند. رویکردهای آماری شامل ARIMA، GARCH و ... که عمدتاً مبتنی بر فرض خطی بودن متغیرها مورداستفاده قرار می‌گیرند و در پیش‌بینی قیمت سهام خیلی دقیق عمل نمی‌کنند. امروزه رویکرد روش هوش مصنوعی مانند شبکه عصبی، سیستم فازی و الگوریتم ژنتیک در پیش‌بینی بهتر قیمت سهام نقش بسزایی ایفا می‌کنند (ژیانگ ژو و همکاران[5] ، ۲۰۱۱). هرچند که امروزه روش‌های زیادی برای پیش‌بینی وجود دارد ولی پیش‌بینی دقیق قیمت سهام و حتی پیش‌بینی مسیر حرکتی قیمت‌ها ساده نیست (آپارانا[6] و همکاران،۲۰۱۶؛ ژانگ و همکاران، ۲۰۱۸). توسعه سریع یادگیری ماشین[7] روش‌های زیادی را برای پیش‌بینی ایجاد نموده است و هرکدام ازاین‌روش‌ها نقاط قوت و ضعف خود را دارد و لذا قدرت دقیق پیش‌بینی آن‌ها هنوز زیر سؤال است (ژانگ و همکاران، ۲۰۱۸). از سوی دیگر قدرت پیش‌بینی مدل‌های مختلف در سیستم‌های مختلف متفاوت است (باساک و همکاران، ۲۰۱۸). بر این اساس ضروری است که قدرت پیش‌بینی

---

1. Zhang et al.
2. Basak et al.
3. Ayodele
4. Atsalakis
5. Jian-zhou et al.
6. Aparana et al.
7. machine learning

Archive of SID

www.SID.ir

روش‌های مختلف در سیستم‌های متفاوت مالی بررسی گردد. امروزه رویکرد روش هوش مصنوعی مانند شبکه عصبی، سیستم فازی و الگوریتم ژنتیک در پیش‌بینی بهتر قیمت سهام نقش بسزایی ایفا می‌کنند (ژیانگ ژو و همکاران،۲۰۱۱). پژوهشگران مختلفی به پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از روش‌های مختلف شبکه عصبی پرداخته‌اند (برای مثال: گوگچن و همکاران[1] ، ۲۰۱۶؛ بیگی و عبدالوند، ۱۳۹۶؛ و فلاح‌پور و علی‌پور، ۱۳۹۳)؛ اما پژوهشی که به مقایسه قدرت پیش‌بینی شبکه عصبی فازی و شبکه عصبی موجک فازی بپردازد، صورت نگرفته است. از سوی دیگر در مورد پیش‌بینی قیمت سهام بانک‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار با روش‌های شبکه عصبی فازی و شبکه عصبی موجک فازی نیز پژوهشی صورت نگرفته است. بر این اساس، هدف این پژوهش مقایسه قدرت پیش‌بینی قیمت سهام بانک‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران در روش-های شبکه عصبی فازی و شبکه عصبی موجک فازی است.

مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

پیش‌بینی‌های مالی

روش‌های زیادی توسط پژوهشگران برای پیش‌بینی بیان‌شده است که ازجمله آن‌ها می‌توان به تجزیه‌وتحلیل تکنیکی، تجزیه‌وتحلیل بنیادی، سری‌های زمانی و ... اشاره کرد. ازجمله این روش‌ها هوش مصنوعی و شبکه عصبی فازی است که در ادامه به توضیح آن خواهیم پرداخت.

هوش مصنوعی از مسائل بنیادین فلسفه ذهن است و طرح ساخت یک ماشین محاسبه‌ای می‌باشد که همان وظایفی را انجام دهد که هوش طبیعی انسان انجام می‌دهد یعنی اعمالی که هوش انسانی آن را طلب می‌کند، بتواند به انجام برساند (غفاری، ۱۳۸۹). مدل شبکه عصبی فازی اولین بار توسط ژانگ در سال ۱۹۹۳ معرفی شد. شبکه عصبی فازی دارای ویژگی‌هایی ازجمله: قدرت یادگیری، هزینه کردن، طبقه‌بندی، نوشتن و تدوین کردن است. همچنین دارای این مزیت است که اجازه استخراج قوانین فازی از داده‌های متعدد و تخصصی را داده و به‌گونه‌ای متناسب قوانین پایه و اساسی را می‌سازد. ساختار نرون فازی همانند نرون فضای قطعی است، با این تفاوت که همه یا بعضی از اجزا و پارامترهای آن در قالب منطق فازی بیان می‌شوند (تقی زاده و همکاران،۱۳۹۲). این الگوریتم به‌طور گسترده در برنامه‌های کاربردی مختلف مانند تشخیص الگو، پیش‌بینی و کنترل

1. Gökçen et al.

Archive of SID

www.SID.ir

سیستم استفاده می‌شود (سینگ و همکاران،۲۰۱۳؛ چن[1]،۲۰۱۵). شبکه عصبی فازی در منطقه پیش‌بینی‌شده دقیق‌تر از سایر تکنیک‌های رایج، متعارف یا نرم عمل می‌کند. درواقع، شبکه عصبی برای تولید قوانین فازی بکار گرفته می‌شود تا یک فرآیند راحت‌تر و کم‌هزینه‌تر را برای تحلیل گران سیستم ایجاد کند (گارباچنکو[2] ، ۲۰۱۶).

متغیرهای تأثیرگذار بر قیمت سهام

نفت و درآمدهای حاصل از تولید و فروش آن عملکرد و کارایی کل اقتصاد را به‌شدت تحت تأثیر قرار داده است؛ بنابراین درآمدهای نفتی نقش استراتژیکی در ساختار اقتصاد ایران دارند. از طرفی ایران به‌عنوان دومین تولیدکننده بزرگ در میان کشورهای صادرکننده نفت اوپک یک عرضه‌کننده مهم و اصلی نفت در بازار جهانی انرژی است که می‌تواند بر بازار جهانی نفت اثر بگذارد و هم از آن تأثیر بپذیرد (نماگرهای اقتصادی بانک مرکزی، سه‌ماهه چهارم ۲۰۰۸) در این موقعیت هر تکانه‌ای به بازارهای نفت می‌تواند ساختار اقتصاد را از کانال‌های مختلف تحت تأثیر قرار دهد (ایوبی و رضایی،۲۰۱۶). تأثیرپذیری قیمت سهام از تغییرات قیمت نفت از طریق مدل قیمت‌گذاری یک سهم یا دارایی قابل‌درک است. بر این اساس قیمت هر سهم یا دارایی در هر نقطه از زمان برابر باارزش فعلی جریانات نقدی آینده مورد انتظار آن سهم یا دارایی می‌باشد (اسکویی،۲۰۱۱).

قیمت جهانی طلا یکی دیگر از عوامل مؤثر بر قیمت سهام است (صمدی و همکاران، ۱۳۸۶). همچنین یکی از مهم‌ترین عوامل مؤثر بر بازار سهام، نرخ ارز و نوسانات آن است. وقتی ارزش پول داخلی یک کشور در برابر ارزهای خارجی افزایش یابد، ارزش میزان صادرات افزایش خواهد یافت که منتج به آن خواهد شد که جریان‌های نقدی برای شرکت‌هایی که در زمینه‌ی صادرات کالاها و خدمات فعالیت دارند، بهبود یابد و ارزش سهام آن‌ها و به دنبال آن شاخص قیمت سهام بورس اوراق بهادار افزایش یابد. نرخ ارز و تغییرات آن مستقیماً بر حاشیه‌ی سود شرکت‌ها و درنتیجه سود هر سهم و به‌تبع آن قیمت هر سهم تأثیر مستقیم دارد (حیدری و بشیری،۱۳۹۱).

شاخص کل سهام یکی دیگر از عوامل مؤثر بر قیمت سهام است. شاخص از نظر عملیاتی، وسیله‌ی کمی است که مقیاس چند متغیر همگن می‌باشد. با برآیند حاصل در بازار سرمایه، شاخص

---

1. Chen
2. Gorbachenko

Archive of SID

www.SID.ir

قیمت سهام از دیدگاه سرمایه‌گذاران برای خرید در سهام و از نظر اقتصاد کلان به‌عنوان یک شاخص اقتصادی در جامعه کاربرد وسیعی دارد. متداول‌ترین نقطه شروع برای سرمایه‌گذاران در موقع خرید سهام بورسی روند تغییرات قیمت سهام می‌باشد (عالیان و حجازی،۱۳۹۵).

درواقع متغیرهای بسیار زیادی در قیمت سهام تأثیرگذار می‌باشند که در این میان سهم شاخص‌های اقتصادی عمده را می‌توان بسیار بالا دانست، همان‌طور که اشاره شد نرخ ارز (شامل دلار آمریکا)، قیمت هر انس طلا و قیمت نفت اوپک از آن جمله می باشند. در این مطالعه همچنین شاخص کل نیز به‌عنوان نماینده‌ای از کل شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران در نظر گرفته می‌شود (زارع و کردلوئی، ۱۳۸۹) و حجم معاملات یکی دیگر از عوامل مؤثر بر قیمت سهام است و بین حجم معاملات سهام و نوسانات قیمت سهام در صنایع مختلف رابطه وجود دارد (قربانی، ۱۳۹۵). حجم معاملات درواقع مسئله پایداری و صحت قیمت را موردبررسی قرار می‌دهد و تعداد دفعات معامله و تعداد سهام معامله‌شده با تغییر قیمت سهام روزانه رابطه‌ی مثبت دارد (فدوی و همکاران،۱۳۹۱)

پیشینه پژوهش

برانوو[1] و همکاران (۲۰۱۸) در مقاله‌ای، از تکنیک رگرسیون بردار پشتیبانی (SVR) برای پیش‌بینی قیمت سهام سرمایه‌گذاری‌های بزرگ و کوچک استفاده کرده‌اند. نتایج پیش‌بینی‌شده این مدل، با مدل تصادفی فرضیه بازار کارا[2] مقایسه شد و نتایج نشان داد که SVR دارای قدرت پیش‌بینی کنندگی است به‌ویژه هنگامی‌که از استراتژی به‌روزرسانی مدل به‌صورت دوره‌ای استفاده می‌شود.

تان[3] و همکاران (۲۰۱۷) در مطالعات خود یک سیستم استنتاج فازی[4] جدید مبتنی بر شبکه سازگار ارائه داده‌اند که با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی مگس میوه[5] ، اقتباس قوانین استنتاج فازی را تنظیم می‌کند. این تجزیه‌وتحلیل تجربی بر روی سهام بورس شانگهای، انجام گرفت که در مقایسه با ANFIS، نتایج تجربی نشان داد که این مدل جدید می‌تواند با دقت پیش‌بینی بالا نوسانات بازار سهام ذکرشده را ارزیابی کند.

---

1. Bruno
2. Efficient Market Hypothesis
3. Tan
4. Anfis
5. Fruit Fly

Archive of SID

www.SID.ir

گوگچن و همکاران (۲۰۱۶) در مقاله خود باهدف ارزیابی اثربخشی استفاده از شاخص‌های تکنیکی مانند میانگین حرکت قیمت پایانی، روند قیمت پایانی و غیره پژوهش‌هایی در بازار سهام ترکیه انجام داده‌اند. برای ترسیم رابطه بین شاخص‌های تکنیکی و بازار سهام برای دوره زمانی موردمطالعه، مدل ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی (ANN) که شامل استفاده از قابلیت‌های جستجوی هارمونی[1] و الگوریتم ژنتیک (GA) است مورداستفاده قرارگرفته است. علاوه بر این، این مطالعه به‌طور هم‌زمان مناسب‌ترین تعداد نورون‌های پنهان را در لایه مخفی جستجو می‌کند. در این راستا مدل‌های پیشنهادی موجب کاهش مشکل شناخته‌شده‌ی فیلترهای بالا گذر و پایین گذر ANN می‌شود. درنتیجه بر اساس عملکرد آماری و مالی مدل ANN مبتنی بر HS به‌عنوان یک مدل غالب برای پیش‌بینی بازار سهام در نظر گرفته‌شده است.

وان‌هافنگ و کائویوپنگ[2] (۲۰۱۵) در مقاله‌ای به پیش‌بینی مصرف برق با روش شبکه عصبی موجک فازی اقدام کرده‌اند که بررسی نتایج نشان می‌دهد متوسط خطا با این روش بین مقدار پیش‌بینی‌شده و مقدار اندازه‌گیری شده کمتر از ۶٪ است.

لی[3] و همکاران (۲۰۱۴) اقدام به پیش‌بینی قیمت نفت نمودند. آن‌ها برخلاف جمازی و آلویی از مدل ARIMA در پیش‌بینی استفاده نمودند ازآنجایی‌که این مدل یک مدل خطی به شمار می‌آید لذا از ماشین بردار پشتیبان برای پیش‌بینی بخش غیرخطی استفاده کردند. در این مقاله برای جلوگیری از تأثیر نوسان‌های قیمت نفت، از نوفه‌زدایی موجک با استفاده از آستانه اقدام نمودند که نتایج حاکی از بهبود قدرت پیش‌بینی مدل بوده است.

همایونی و امیری (۲۰۱۱) در مطالعات خود برای پیش‌بینی قیمت سهام یک مدل تلفیقی از ترکیب موجک به‌عنوان یک ابزار آماده‌سازی برای داده‌ها، منطق فازی و شبکه‌های عصبی استفاده کرده‌اند. آن‌ها داده‌های قیمت سهام را به‌عنوان مجموعه‌ای از نمونه برای مقایسه خطای شبیه‌سازی بازده بازار بورس، بین مدل‌هایی که تاکنون ارائه‌شده است استفاده کردند. نتایج تجربی نشان داد که این مدل تلفیقی با دقت بیشتری نسبت به مدل‌های دیگر که به‌طور جداگانه مورداستفاده قرار می‌گرفتند، به پیش‌بینی قیمت سهام پرداخته است.

بیگی و عبدالوند (۱۳۹۶) با استفاده از اطلاعات قیمتی روزانه سهام شرکت ایران‌خودرو بین سال‌های ۱۳۸۹ تا ۱۳۹۵ به آموزش شبکه عصبی با الگوریتم‌های بهینه‌سازی مختلف پرداختند. آن‌ها

---

1. Harmony Search
2. Wang and Cao
3. Lee and et

Archive of SID

www.SID.ir

جهت ارزیابی میزان عملکرد رویکردها، از سه دیدگاه: میزان دقت پیش‌بینی (آماره‌های اندازه‌گیری خطاR2,RMSE)، میزان حافظه مصرفی و زمان اجرایی استفاده کرده‌اند، نتایج حاکی از آن است که رویکرد پیشنهادی از عملکرد بهتری نسبت به سایر رویکردهای پیشین برخوردار می‌باشد.

حیدری و همکاران (۱۳۹۵) در مطالعه خود تحت عنوان پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از مدل سری زمانی آریما پرداختند. در این مطالعه پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از مدل‌های سری زمانی در بورس اوراق بهادار تهران در بازدهی زمانی ۱۳۸۸ الی ۱۳۹۳ در صنایع مختلف شرکت‌های پذیرفته‌شده می‌باشد. طرح فرضیه‌های قیمت سهام تابعی از قیمت گذشته‌ی سهام است و بین سود هر سهم، نسبت قیمت به سود، نرخ بازده دارایی‌ها، نرخ ارز و شاخص قیمت مصرف‌کننده و قیمت سهام رابطه‌ی معنی‌داری وجود دارد. با استفاده از مدل ARIMA داده‌ها را مورد تجزیه‌وتحلیل قرار داده و نتایج حاصل از این پژوهش نشان می‌دهد که در صنایع مختلف قیمت سهام تابعی از قیمت گذشته‌ی سهام می‌باشد.

بمانی و همکاران (۱۳۹۴) در مقاله خود درباره پیش‌بینی قیمت سهام بانک‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران بر اساس مدل PCA-NN و مقایسه آن با مدل آریما پژوهش‌هایی انجام داده و به این نتیجه رسیده‌اند که دقت شبکه عصبی در پیش‌بینی قیمت سهام از دقت بالاتری برخوردار بوده و مقدار خطای کمتری را نسبت به روش آریما به خود اختصاص داده است.

فلاح‌پور و علی پور (۱۳۹۳) در مقاله‌ای تحت عنوان «پیش‌بینی شاخص سهام با استفاده از شبکه‌های عصبی موجکی در بورس اوراق بهادار تهران» برای ایجاد مدل WDBP از موجک db5 برای نویززدایی داده‌ها صورت گرفته است و جذر میانگین مربعات خطا معیار ارزیابی برای سنجش خطای پیش‌بینی در نظر گرفته‌شده است. نتایج پژوهش نشان داد که شبکه عصبی موجکی در پیش‌بینی شاخص سهام سطح خطای کمتری دارد و بهتر از شبکه عصبی عمل می‌کند.

امامی و باقری (۱۳۹۳) با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج عصبی-فازی انطباقی و تبدیل موجک عصبی به‌پیش بینی قیمت سبد نفت اوپک پرداختند که نتایج پژوهش نشان داد اولاً نویزدایی داده‌ها می‌تواند عملکرد شرکت را بهتر کند، ثانیاً شبکه عصبی فازی نسبت به سایر مدل‌های استفاده‌شده در این مقاله از قدرت پیش‌بینی کنندگی بهتری برخوردار است.

مهرجردی و همکاران (۱۳۹۲) در مقاله‌ای کارایی بانک‌های دولتی و خصوصی ایران را با شبکه عصبی مصنوعی، شبکه عصبی فازی و الگوریتم ژنتیک مقایسه کرده‌اند. در این پژوهش ابتدا با استفاده از مدل تحلیل پوششی داده‌ها و با در نظر گرفتن جمع کل دارایی‌ها و تعداد کل شعب به‌عنوان ورودی‌های مدل و سود و زیان خالص و مانده تسهیلات اعطایی و مطالبات به‌عنوان متغیرهای خروجی مدل به بررسی کارایی

Archive of SID

www.SID.ir

بانک‌ها در بین سال‌های ۱۳۸۶ تا ۱۳۹۰ پرداخته شد. نتایج ارزیابی نشان داد که مدل شبکه عصبی فازی نسبت به سایر مدل‌ها دارای بالاترین دقت در پیش‌بینی کارایی بانک‌ها می‌باشد.

پرسش‌های پژوهش

این پژوهش به دنبال پاسخگویی به پرسش‌های زیر است.

۱- کدام‌یک از روش‌های شبکه عصبی فازی و شبکه عصبی موجک فازی پیش‌بینی کننده‌ی بهتری برای قیمت سهام بانک‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران هستند؟

۲- استفاده از موجک چه تأثیری در قدرت پیش‌بینی شبکه عصبی فازی دارد؟

روش‌شناسی پژوهش

ازآنجایی‌که در این پژوهش، قصد به‌کارگیری مدل شبکه عصبی موجک فازی، در زمینه‌ای مشخص (پیش‌بینی قیمت سهام) است، پژوهش، کاربردی محسوب می‌گردد و از سوی دیگر چون در نظر داریم روند تغییرات یک متغیر خاص (پیش‌بینی قیمت سهام) با توجه به تغییر دیگر متغیرهای تأثیرگذار بر قیمت سهام در طی زمان بررسی کنیم، به لحاظ روش پژوهش یک پژوهش پیمایشی است. همچنین داده‌های مسئله از سایت سازمان بورس اوراق بهادار تهران[1] ، سایت اوپک[2] ، سایت اتحادیه طلا[3] و مفید تردیر[4] نرخ ارز رسمی از سایت بانک مرکزی[5] به‌صورت روزانه تهیه‌شده است. دوره زمانی انجام پژوهش از سال ۱۳۹۰ تا سال ۱۳۹۵ است.

در این پژوهش هدف پیش‌بینی دقیق مقدار صعود و نزول سیستم است. اطلاعاتی که به‌عنوان داده‌های آماری به‌منظور پیاده‌سازی این ساختار هوش مصنوعی مورداستفاده قرار می‌گیرد مطابق جدول ۱ است که اطلاعات آن در بازه زمانی ۲۰۱۱/۰۹/۳ تا ۲۰۱۶/۰۳/۱۶ استخراج‌شده است. نکته حائز اهمیت این است که هرچقدر این اطلاعات ازلحاظ حالت، بیشتر باشد دسترسی به یک سیستم قوی پردازشی صریح‌تر خواهد بود. به‌بیان‌دیگر هرچقدر تعداد پارامترها و داده‌ها بیشتر باشد، احتمالاً نتایج پیش‌بینی دقیق‌تر خواهد بود.

---

1. www.tse.ir
2. www.opec.org
3. www.tgju.org
4. Mofid Trader
5. www.cbi.ir

Archive of SID

www.SID.ir

جدول ۱. اطلاعات جامعه آماری ساختار هوش مصنوعی

نوع داده	شرکت یا کشور مرتبط	تعداد جامعه آماری
قیمت نفت اوپک	ایران	۱۵۲۳
قیمت هر اونس طلا	ایران	۱۵۲۳
قیمت دلار آمریکا	ایران	۱۵۲۳
شاخص کل سهام بورس	ایران	۱۵۲۳
حجم معاملات	بانک‌های انصار، ملت، سینا، تجارت، کارآفرین، پست‌بانک، پارسیان	۱۵۲۳
قیمت روزانه سهام	بانک‌های انصار، ملت، سینا، تجارت، کارآفرین، پست‌بانک، پارسیان	۱۵۲۳

داده‌های ارائه‌شده در جدول ۱، نشان‌دهنده کلیه جامعه آماری موردنیاز می‌باشد. این اطلاعات به دو دسته ورودی و خروجی دسته می‌شوند که به‌منظور هدایت سیستم هوش مصنوعی استفاده می‌کنند. اطلاعات ورودی مورداستفاده که به‌طور مستقیم و یا غیرمستقیم در تغییرات مقدار قیمت سهام شرکت مذکور تأثیرگذار هستند شامل: قیمت طلا، قیمت نفت اوپک، اونس طلا، شاخص سهام و قیمت دلار آمریکا می‌باشد. درنهایت خروجی سیستم هوش مصنوعی نیز پیش‌بینی مقدار قیمت سهام شرکت‌های مربوط به بانک‌ها می‌باشد. نکته حائز اهمیت دیگر در مورد این اطلاعات و جامعه آماری ورودی این است که این اطلاعات در حال حاضر به‌صورت خام هستند و تزریق این اطلاعات به سیستم هوش مصنوعی سبب واگرایی کامل سیستم هوش مصنوعی می‌شود ازاین‌رو در پژوهش حاضر از سیستم‌های پیش‌پردازشی قوی به‌منظور افزایش همگرایی سیستم استفاده‌شده است.

یکی از اصلی‌ترین پیش عملکردهای لازم در هنگام استفاده از سیستم‌های هوش مصنوعی، انجام پیش‌پردازش‌های قوی بر روی اطلاعات ورودی می‌باشد. در این پژوهش از دو سری پیش‌پردازش‌های قوی بر روی اطلاعات استفاده‌شده است. دسته اول پیش‌پردازش با نام تبدیل موجک و دسته دوم پیش‌پردازش با نام نرمالیزه کردن اطلاعات است.

تبدیل موجک

ویولت در تجزیه سری زمانی داده‌ها به اجزای مختلف مورداستفاده قرار می‌گیرد و بعدازآن اجزای تجزیه‌شده به‌عنوان ورودی برای مدل موردنظر، مورداستفاده قرار می‌گیرند. هدف اصلی در این روش دستیابی به‌دقت و قابلیت اطمینان بیشتر در تخمین‌ها می‌باشد (محمدی و همکاران،۲۰۱۵). عملکرد اصلی

Archive of SID

www.SID.ir

این تبدیلات، مبنی بر حذف نویزهای موجود در اطلاعات جامعه آماری می‌باشد. اطلاعات موجود در جامعه آماری در اکثر موارد دارای فرا جهش و یا فرو جهش‌های بسیار تیز هستند، وجود این ویژگی‌ها در جامعه آماری سبب می‌شود که در هنگام آموزش سیستم هوش مصنوعی، سیستم به ازای این تغییرات که اغلب به‌صورت تصادفی اتفاق افتاده‌اند آموزش‌دیده و در سایر اطلاعات جامعه آماری نیز تأثیرگذار باشد. ازاین‌رو به‌منظور حل مشکل اطلاعات با جهش‌های زیاد، با استفاده از تبدیل موجک این اطلاعات توسط توابع انتقال سیستم موجک به حداقل رسیده و هموارسازی می‌شوند. تبدیل موجک استفاده‌شده در پژوهش حاضر از نوع ماکزیمم همپوشانی تبدیل موجک گسسته[1] است.

$$g(f) = 2\cos(\pi f)^{i} \sum_{i=0}^{0.5i-1} \binom{1.5i-1}{i} \sin(\pi f)^{2i} \qquad (۱)$$

معادله ۱ (وادی[2] و همکاران،۲۰۱۳)، نشان‌دهنده عملکرد سیستم تبدیل موجک است، این تبدیل از دو فیلتر بالا گذر و پایین گذر استفاده کرده است تا بتوان با استفاده از آن تغییرات فرکانسی بسیار بالا و پایین سیستم تعقیب شده و هموارسازی شوند. پارامترهای استفاده‌شده در معادله ۱، شامل فرکانس گذر f، داده مربوطه i، تابع خروجی فرکانسی g می‌باشد. استفاده از این تبدیل موجک، سبب می‌شود تغییراتی که در سال‌های گذشته به‌طور ناگهانی در سیستم بورس ایران اعمال‌شده‌اند میرا شده و تغییرات آن‌ها سبب واگرایی سیستم هوش مصنوعی اصلی نشود.

نرمالیزه کردن

یکی از قوی‌ترین روش‌های پیش‌پردازش استفاده از ماهیت اصلی خود اطلاعات ارسالی می‌باشد. در یک روش ساده و متداول با استفاده از مقدار میانگین اطلاعات ورودی (μ) و مقدار واریانس اطلاعات ورودی (σ) بر اساس معادله ۲ عملیات پیش‌پردازش پیاده‌سازی می‌شود. لازم به ذکر است که اطلاعات جدید به‌دست‌آمده اطلاعات نرمالیزه شده خواهد بود.

$$X_norm = \frac{X_{old} - \mu}{\sigma} \qquad (۲)$$

---

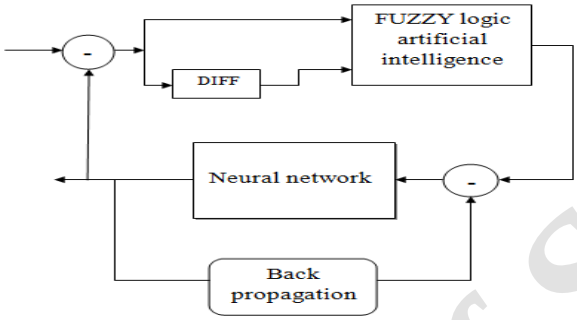
1. Maximum Overlapping Discrete Wavelet Transform
2. Wadi

Archive of SID

www.SID.ir

ساختار هوش مصنوعی

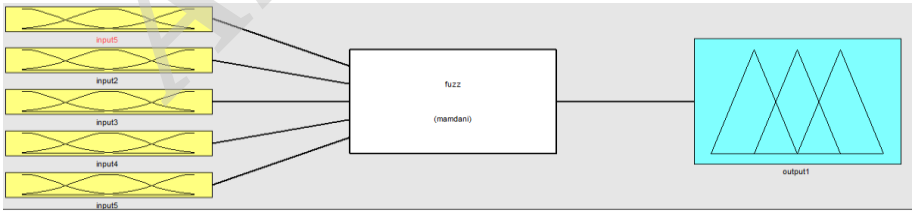
در این پژوهش دو سیستم منطق فازی به همراه سیستم شبکه عصبی چندلایه با ساختار بهینه‌سازی پس انتشار[1] خطا را موردمطالعه قرار داده‌ایم. در ابتدا به‌منظور درک مفهوم عملکرد دقیق سیستم، شمایی از سیستم ارائه خواهد شد و در ادامه به شرح دقیق جزییات آن پرداخته خواهد شد.



نمودار ۱. شمای کلی عملکرد سیستم هوش مصنوعی

عملکرد سیستم فازی به این نحو است که به ازای ورودی‌های مربوطه، خروجی مطلوب را بر اساس قطاع بندی و قوانین وضع‌شده تولید می کند. به این نحو که در ابتدا باید دانش کافی نسبت به اطلاعات ورودی وجود داشته باشد چراکه منطق فازی قابلیت پیاده‌سازی سیستماتیک را ندارد و تنها بر اساس بازه‌های داده‌ای قابل پیاده‌سازی است.

منطق فازی به‌طورکلی از سه قسمت اصلی تشکیل‌شده است. قسمت اول شامل دسته‌بندی اطلاعات ورودی، قسمت دوم، بخش قوانین ارتباطی ورودی به خروجی، قسمت سوم دسته‌بندی خروجی. در نمودار ۲ شمای این عملکرد قابل‌مشاهده است. لازم به ذکر است که محیط انجام شبیه‌سازی MATLAB می‌باشد.



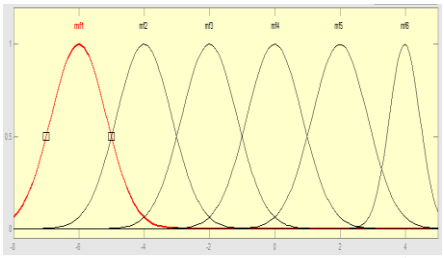
نمودار ۲. سیستم منطق فازی

1. propagation

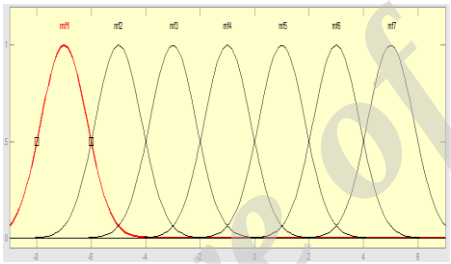
Archive of SID

www.SID.ir

همان‌طور که در نمودار ۲ قابل‌مشاهده است، ۵ دسته اطلاعات ورودی، یک سیستم پردازنده و یا سوییچر اصلی و یک قسمت خروجی وجود دارد. به‌منظور پیاده‌سازی سیستم دسته‌بندی هر قسمت، نیازمند داشتن درک درست از اطلاعات ورودی وجود دارد. در نمودارهای ۳ و ۴، نحوه تخصیص دسته‌بندی قابل‌مشاهده است.

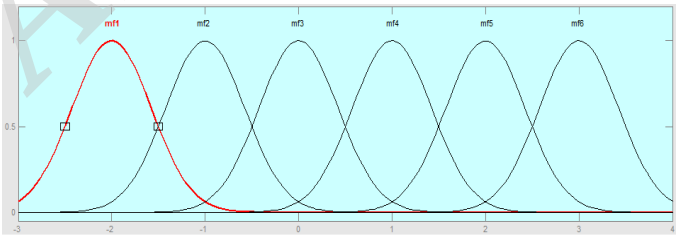


نمودار ۳. دسته‌بندی قیمت طلا (٦ دسته)



نمودار ٤. دسته‌بندی قیمت نفت اوپک (۷ دسته)

پس از دسته‌بندی اطلاعات ورودی مربوط به جامعه آماری، با دسته‌بندی اطلاعات خروجی نیز، جامعه آماری پیش‌پردازش شده به‌طور کامل برای منطق فازی قابل‌درک خواهد بود. سپس قوانین مربوط به کلید زنی و یا حرکت بین دسته‌ها برای منطق فازی تبیین خواهد شد.



نمودار ۵. دسته‌بندی قیمت سهام (٦ دسته)

Archive of SID

www.SID.ir

جدول ۲. اطلاعات منطق فازی ورودی

بعد ورودی	شماره دسته	مرکز تابع گاوسی	واریانس تابع گاوسی
طلا	۱	−٦	۰,۸٤۹۳
	۲	−٤	۰,۸٤۹۱
	۳	−۲	۰,۸٤۹۳
	٤	۰	۰,۸٤٦۸
	٥	۲	۰,۸۹٤۳
	٦	۳,۹۸٤	۰,٤٦۷۱
نفت	۱	−۷	۰,۸٤۹۳
	۲	−٥	۰,۸٤۹۳
	۳	−۳	۰,۸٤۹۳
	٤	−۱	۰,۸٤۹۳
	٥	۱	۰,۸٤۹۳
	٦	۳	۰,۸٤۹۳
	۷	٥	۰,۸٤۹۳
ارز	۱	−۸	۰,۸٤۹۳
	۲	−٦	۰,۸٤۹۲
	۳	−٤	۰,۸٤۹۳
	٤	−۲	۰,۸٤۹۳
	٥	۰	۰,۸٤۹۳
	٦	۲	۰,۸٤۹۳
	۷	٤	۰,۸٤۹۳
	۸	٦	۰,۸٤۹۳
	۹	۷,۹٥	۰,٤٦۷۱
شاخص سهام	۱	−۸	۰,۸٤۹۳
	۲	−٦	۰,۸٤۹۳
	۳	−٤	۰,۸٤۹٦
	٤	−۲	۰,۸٤۹۳
	٥	۰	۰,۸٤۹۳
	٦	۲	۰,۸٤۹۳
	۷	٤	۰,۸٤۹۳
	۸	٦	۰,۸٤۹۳
	۹	۸	۰,۸٤۹۳
	۱۰	۹,۹٥	۰,٤٦۷۱
حجم معاملات	۱	−٦,۰۲	۰,۸٤۹۳
	۲	−٤	۰,۸٤۹۳
	۳	−۲	۰,۸٤۹۳
	٤	۰	۰,۸٤۹۳
	٥	۲	۰,۸٤۹۳
	٦	٤	۰,۸٤۹۳
	۷	٦	۰,۸٤۹۳
	۸	۸	۰,۸٤۹۳

Archive of SID

www.SID.ir

به‌منظور افزایش حجم دقت نیز می‌توان تعداد دسته‌ها را بالا برد اما مقادیر عددی ۷ تا ۱۰ دسته اصولاً بهترین مقادیر هستند.

جدول ۳. دسته‌بندی منطق فازی برای اطلاعات خروجی

بعد ورودی	شماره دسته	مرکز تابع گاوسی	واریانس تابع گاوسی
قیمت سهام	۱	-۲	۰,٤۲۷۷
	۲	-۱	۰,٤۲۷۷
	۳	۰	۰,٤۲۷۷
	٤	۱	۰,٤۲۷۷
	٥	۲	۰,٤۲۷۷
	۳	۳	۰,٤۲۷۷

در پژوهش حاضر از مجموع ۳۹ قوانین فازی به‌منظور پیاده‌سازی ارتباط بین ورودی و خروجی استفاده‌شده است. این تعداد قوانین بیانگر نحوه ارتباط بین ورودی و خروجی و قرار گرفتن در حالت‌های متفاوت دسته‌بندی می‌باشد.

شبکه عصبی

در قسمت نهایی سیستم پیش‌بینی قیمت سهام، از سیستم قدرتمند شبکه عصبی استفاده‌شده است. این سیستم یک روش داده محور بوده و تنها با دریافت اطلاعات مربوطه توابع هزینه خود را تنظیم می‌کند. برتری این روش نسبت به منطق فازی این است که این روش نیاز به تنظیمات دستی ندارد.

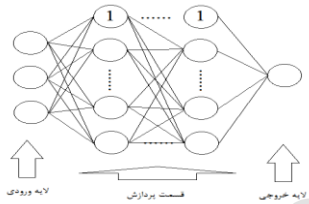
ساختار اصلی شبکه عصبی و لایه مخفی

هر شبکه عصبی متشکل از سه قسمت می‌باشد، قسمت اول مربوط به لایه ورودی می‌باشد که رابطه مستقیمی با اطلاعات ورودی دارد، به این معنا که ساختار لایه ورودی را ماهیت و بعد اطلاعات ورودی شکل می‌دهند. با داشتن ورودی با تعداد بعد n، نیازمند یک‌لایه ورودی با n سلول هستیم که هر سلول مختص یک بعد از اطلاعات ورودی می‌باشد.

Archive of SID

www.SID.ir

لایه بعدی که در شبکه‌های عصبی پس از لایه ورودی باید انتخاب شود، لایه خروجی می‌باشد. در استفاده از شبکه‌های عصبی به‌عنوان پردازنده پیش‌بینی قیمت سهام این لایه متشکل از یک سلول می‌باشد که این تک‌سلول، نشان‌گر پیش‌بینی مقدار سهام در سیستم پیش‌بینی می‌باشد؛ اما اصلی‌ترین قسمت شبکه عصبی که قسمت پردازش آن می‌باشد و موسوم به لایه وسط و یا لایه مخفی می‌باشد. این قسمت توانایی تشکیل شدن از چندین لایه و به ازای هر لایه چندین سلول را دارا می‌باشد، نحوه طراحی توپولوژی داخلی لایه میانی، در ادامه به‌صورت کامل شرح داده خواهد شد. در نمودار ۶ نمایی کلی از سیستم شبکه عصبی را مشاهده می‌کنیم:



نمودار ٦. ساختار داخلی شبکه عصبی

همان‌طور که در نمودار ۶ مشاهده می‌شود قسمت بالای هر لایه از قسمت مخفی یک سلول با عدد ۱ وجود دارد، این سلول را سلول بایاس می‌نامند و هدف از قرار گرفتن آن عمدتاً بررسی شرایط اولیه در سیستم می‌باشد.

هر سلول از لایه مخفی، دارای یک تابع برازش مختص خود می‌باشد، یعنی با داشتن n سلول و یک‌لایه، n معادله برازش وجود خواهد داشت که در انتهای آموزش شبکه عصبی باید مقادیر خود را به‌صورت بهینه‌سازی شده به دست آورند. این توابع برازش را اصطلاحاً توابع فعالیت سلول می‌نامند، فعالیت هر سلول توسط ۳ و ۴ بیان می‌شود که در این معادلات a نشانگر فعالیت سلول، θ نشانگر مقادیر وزنی تابع برازش، h نشانگر تابع برازش که به‌صورت تابع سیگموید است، x نشانگر مقادیر ورودی لایه قبلی، i نشانگر شماره سلول، j نشان‌دهنده شماره لایه می‌باشد.

$$a_i^j = h\left(x_i^j \times \theta_i^j + x_{i+1}^j \times \theta_{i+1}^j + \ldots + x_n^j \times \theta_n^j\right) \qquad (۳)$$

$$h(x,\theta) = \sinh(x\theta) \qquad (۴)$$

Archive of SID

www.SID.ir

هدف نهایی از تشکیل یک شبکه عصبی، به دست آوردن مقادیر بهینه برای وزن‌های هر سلول در لایه‌ها می‌باشد.

تابع هزینه و معادلات ثبات ساز

پس از تعیین ساختار داخلی شبکه عصبی توسط الگوریتم زانو (در ادامه به شرح این روش پرداخت خواهد شد)، حال نوبت به طراحی و ایجاد بسترهای لازم به‌منظور بهینه‌سازی مقادیر وزنی می‌رسد، برای این منظور باید تابع هزینه‌ای به وجود آید که بتواند به ازای مقادیر وزنی مختلف، معیار و سنجشی برای بهینه بودن و یا نبودن مقادیر وزنی را ایجاد کند. معادله ۵ تابع هزینه استفاده‌شده در سیستم شبکه عصبی را نشان می‌دهد. شبکه‌ی عصبی به این دلیل انتخاب می‌شود که سیستم تشخیص قیمت در خروجی خود تنها شامل اعداد می‌باشد و به‌صورت پیوسته مدل می‌شود. این معادله به‌طورکلی متشکل از مقادیر ورودی، مقادیر وزنی، پارامتر m (تعداد داده موجود) و پارامتر λ (پارامتر ثبات ساز) می‌باشد که در ادامه به آن اشاره خواهد شد می‌باشد.

$$J = \frac{-1}{m}\sum_{i=1}^{m}\sum_{k=1}^{k}(h_{\theta}^{k} - y^{k})_i + \frac{\lambda}{2m}\sum_{l=1}^{l-1}\sum_{i=1}^{s_l}\sum_{j=1}^{s_{l+1}}\theta_{ij}^{l\,2} \qquad (۵)$$

پارامتر h در تابع هزینه همان نشانگر تابع نهایی می‌باشد که تابع برازش نیز نام دارد. پارامتر k نشان‌گر شمارش تعداد دفعات تکرار سیستم، l نشانگر شماره لایه، i نشانگر شماره سلول می‌باشد.

تابع هزینه ذکرشده به‌طورکلی متشکل از دو قسمت اصلی می‌باشد، قسمت اول که نشان‌دهنده مقدار خطای محاسبه‌شده می‌باشد، اما قسمت دوم که در معادله ۶ به‌طور جداگانه نمایش داده‌شده است نشانگر ثبات ساز سیستم می‌باشد، اضافه کردن این قسمت به تابع هزینه تنها به این دلیل است تا از ایجاد مشکلاتی همچون فرو برازش و فرا برازش گرفته شود که در ادامه به توضیح آن‌ها می‌پردازیم.

$$\frac{\lambda}{2m}\sum_{l=1}^{l-1}\sum_{i=1}^{s_l}\sum_{j=1}^{s_{l+1}}\theta_{ij}^{l\,2} \qquad (۶)$$

Archive of SID

www.SID.ir

یکی از عمده‌ترین مسائلی که در بحث طراحی سیستم‌های هوش مصنوعی مطرح است، مشکل اختصاصی سازی بیش‌ازحد توابع برازش به ازای ورودی مربوطه یا مشکل ایجاد خطای بیش‌ازحد به ازای ورودی اولی می‌باشد، مشکل اول را فرابرازش و مشکل دوم را فروبرازش می‌نامند. به همین دلیل با اضافه کردن قسمت ثبات ساز، امکان ایجاد چنین اشتباهی از تابع هزینه گرفته می‌شود که توسط عبارت λ امکان‌پذیر است. با آموزش دادن شبکه عصبی و تعیین پارامتر دقیق ثبات ساز، مصالحه‌ای بین مشکل فرابرازش و فروبرازش ایجاد می‌شود که باعث کاهش مقدار خطای سیستم نیز می‌شود.

شرایط اولیه مقادیر وزنی

به دلیل اینکه در مرحله اول اجرای شبکه عصبی، هنوز مقادیری برای پارامترهای وزنی انتخاب‌نشده است، بنابراین باید مقادیر پارامترهای وزنی در مرحله اول انتخاب شود. در این پژوهش تمام مقادیر اولیه شرایط وزنی به‌طور تصادفی انتخاب می‌شوند که باعث می‌شود سیستم بتواند نسبت به اکسترمم‌های موضعی پاسخ مناسبی داشته باشد. تنها نکته حائز اهمیت دراین‌باره موقعیت اولیه شرایط می‌باشد، چراکه در صورت عدم انتخاب مناسب شرایط اولیه و قرار گرفتن این نقاط دقیقاً در اکسترمم‌های موضعی باعث ایجاد واگرایی در سیستم می‌شود که یکی از بزرگ‌ترین معایب انتخاب شرایط اولیه به‌صورت تصادفی می‌باشد. این مشکل را با استفاده از آنالیز گرادیانی حل می‌کنیم، به این معنا که پس از قرار گرفتن مقادیر اولیه در پارامترهای وزنی با استفاده از معادله ۷ صحت انتخاب این مقادیر اولیه را امتحان می‌کنیم، منظور از تعیین صحت این اطلاعات، عدم واقع‌شدن اطلاعات در اکسترمم‌های موضعی می‌باشد چراکه در صورت قرار گرفتن سیستم در اکسترمم‌های موضعی به ازای اطلاعات اولیه تصادفی، سیستم به این نقاط موضعی همگرا شده و نقاط اکسترمم اصلی را از دست می‌دهد. در صورت تائید صحت اطلاعات روش آنالیز گرادیانی کنار گذاشته‌شده و پرچم تأیید ماهیت اطلاعات و عدم وجود اکسترمم موضعی تولید می‌شود و در ادامه سیستم بدون این روش آموزش داده می‌شود؛ اما در صورت عدم صحت شرایط اولیه مجدداً به‌صورت تصادفی انتخاب می‌شوند و این عمل آن‌قدر ادامه خواهد داشت تا آنالیز گرادیانی صحت اطلاعات اولیه را تأیید کند. لازم به ذکر است که مشتق قیدشده در معادله ۷ به‌صورت دوطرفه حساب می‌شود تا از صحت اکسترمم نبودن موضعی اطمینان حاصل شود.

Archive of SID

www.SID.ir

$$\frac{\delta J(\theta)}{\delta \theta_i^j} = \frac{\delta J(\theta)}{\delta \theta_{i+1}^j} \qquad (۷)$$

الگوریتم پس انتشار برای طراحی شبکه عصبی

برای تعیین پارامترهای وزنی شبکه عصبی روش‌های متفاوتی وجود دارد، استفاده از روش‌های تغذیه مستقیم، استفاده از روش‌های لاگرانژ و ... تمام این روش‌ها باید با اطلاعات ورودی شبکه عصبی هماهنگ باشند، به این معنا که برای مثال در صورت استفاده از لاگرانژ، باید روابط میان اطلاعات ورودی به‌طور کامل استخراج شود وگرنه باعث کاهش راندمان سیستم پیش‌بینی قیمت سهام می‌شود. ازاین‌رو در این پژوهش از روش الگوریتم پس انتشار به‌منظور طراحی شرایط وزنی استفاده‌شده است که یکی از قوی‌ترین روش‌های استفاده‌شده در حال حاضر می‌باشد. اساس این روش بر مبنای استفاده از خطای به‌دست‌آمده به ازای هر لایه و سلول به ازای مرحله قبل تکرار خود می‌باشد، همانند اینکه سیستم به‌خودی‌خود دارای یک حلقه کنترلی با پسخورد منفی می‌باشد. درواقع معادلات حاکم بر شبکه به‌جای طرح‌ریزی از لایه اول به سمت لایه آخر، به‌صورت برعکس پیاده‌سازی می‌شود، در ادامه به شرح دقیق معادلات این سیستم خواهیم پرداخت.

اساس روش الگوریتم انتشار بر مبنای محاسبه خطا می‌باشد، به این معنا که در مرحله اول وقتی تمام شرایط اولیه در سیستم جاگذاری شد و مقدار پاسخ نهایی سیستم تولید شد، مقدار خطای لایه خروجی و لایه پردازش گر محاسبه می‌شود، این عمل آن‌قدر تکرار می‌شود تا به لایه ورودی برسیم، اما خطایی برای لایه ورودی حساب نمی‌شود چراکه مسلماً مقدار خطای این لایه صفر می‌باشد چون تفاوت مقدار ورودی از مقدار ورودی سنجیده می‌شود. پس از محاسبه مقدار خطای هر لایه و به ازای هر سلول نوبت به به‌روزرسانی مقادیر وزنی می‌شود، این روش توسط مشتق‌گیری از معادله تابع هزینه به دست می‌آید چراکه مقادیر وزنی پس از محاسبه باید مقدار تابع هزینه احتمالی را به حداقل برسانند.

پس از جایگذاری شرایط اولیه در سیستم شبکه عصبی و محاسبه خروجی به ازای ورودی معین، مقدار خطا به ازای لایه آخر تا لایه دوم طبق معادله ۸ محاسبه می‌شود، پس از محاسبه مقدار خطای اعمالی در سیستم و محاسبه مقدار پسخورد سیستم به ازای تمام لایه‌ها مقادیر وزنی بروز رسانی می‌شوند.

Archive of SID

www.SID.ir

$$\delta^l = (\theta^l)^T \times \delta^{l+1} \times \frac{\delta h^l(x,\theta)}{\delta\theta} \qquad (۸)$$

در معادله ۹ پارامتر l نشان‌دهنده شماره لایه می‌باشد، نکته حائز اهمیت درباره معادله ۸ این می‌باشد که این معادله به‌صورت ماتریسی نوشته‌شده است و شامل تمام سلول‌های لایه مربوطه بوده و به همین دلیل از شمارنده i استفاده‌نشده است، عبارت T نیز در معادله به معنای ترانهاد می‌باشد.

$$\frac{\delta J(\theta)}{\delta\theta_{ij}^l} = a_i^l \times \delta_i^{l+1} \qquad (۹)$$

در معادله ۹، a همان نشان‌دهنده مقدار فعالیت هر سلول می‌باشد که قبلاً ذکرشده است.

الگوریتم Elbow

تا این مرحله از طراحی شبکه عصبی به‌منظور اجرای سیستم پیش‌بینی قیمت، حرفی از نحوه محاسبه تعداد لایه و تعداد سلول‌های موجود در لایه پردازنده یا لایه مخفی به میان نیامده بود، در این قسمت سعی بر این است تا نحوه تعیین طراحی داخلی و توپولوژی داخلی شبکه عصبی را شرح دهیم. روشی که در این قسمت برای طراحی شبکه داخلی از آن استفاده می‌شود روش زانو نام دارد که یکی از روش‌های مکمل داده‌کاوی می‌باشد و به‌طور گسترده در حیطه داده‌کاوی مورداستفاده قرار می‌گیرد، در این قسمت نیز با استفاده از این تکنیک داده‌کاوی سعی داریم تعداد سلول‌ها و لایه‌های موجود در سیستم را به‌صورت خوشه مدل کرده و تعداد مناسب آن‌ها را تعیین نماییم. اساس کار روش زانو بر تکرار می‌باشد به این معنا که در ابتدا ساده‌ترین شبکه داخلی موردنظر با یک‌لایه و یک سلول را طراحی می‌کند سپس این تعداد لایه و سلول را آن‌قدر افزایش می‌دهد تا قابلیت اطمینان سیستم به حد اشباع رسیده و تغییر چندانی نکند. در این میان از مقدار خطای میان خروجی و مقدار پیش‌بینی‌شده از طریق معادله ۱۰ استفاده می‌شود تا مقدار حد اشباع به‌خوبی مشخص شود.

$$ERROR = \frac{1}{m}\sqrt{h(\theta)^2 - y_{real}{}^2} \qquad (۱۰)$$

Archive of SID

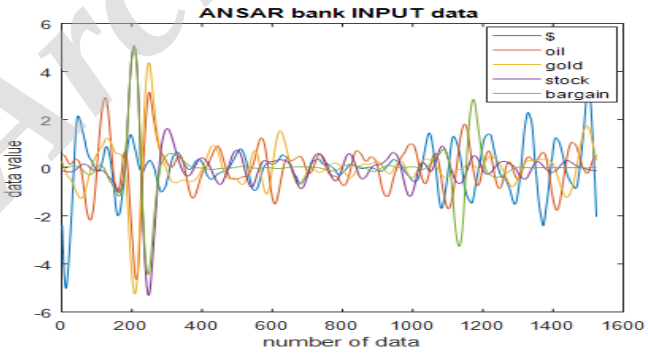
www.SID.ir

روند عملکرد این الگوریتم به این نحو می‌باشد که در ابتدا تعداد ۱ لایه به‌منظور لایه مخفی انتخاب می‌شود. سپس تعداد سلول‌های موجود در این لایه افزایش می‌یابد تا قابلیت اطمینان روش به حد اشباع برسد. سپس تعداد لایه یک واحد افزایش‌یافته و مرحله افزایش تعداد سلول تکرار می‌شود تا قابلیت اطمینان سیستم به اشباع برسد. درنهایت با افزایش تعداد لایه‌ها نیز تغییری در مقدار دقت پیش‌بینی قیمت سهام ایجاد نشده و سیستم به اشباع می‌رود؛ که نشان‌دهنده مقدار لایه و سلول مناسب سیستم می‌باشد.

تجزیه و تحلیل داده‌ها

در این قسمت از پژوهش به ارائه کلیه نتایج به‌دست‌آمده از شبیه‌سازی‌های انجام‌شده پرداخته خواهد شد. در ابتدا به شرح کلیه نتایج اطلاعات ورودی و پیش‌پردازش‌های انجام‌شده پرداخته خواهد شد و در ادامه به نتایج ارائه روش فازی موجک و شبکه عصبی فازی موجک پرداخته خواهد شد. نکته حائز اهمیت این است که در این شبیه‌سازی‌ها نتایج مربوط به ۷ بانک رسمی ایران آورده شده است که نتایج مربوط به نمودارهای هرکدام به‌طور جداگانه دسته‌بندی‌شده‌اند. به همین دلیل بر اساس دسته‌بندی بانک‌ها و نتایج ارائه‌شده برای هرکدام نمودارها ارائه خواهند شد. در ادامه و به‌عنوان بحث نهایی، مقدار قابلیت اطمینان سیستم به ازای بانک‌های متفاوت و دو روش پیاده‌سازی شده مورد تحلیل قرار می‌گیرد.

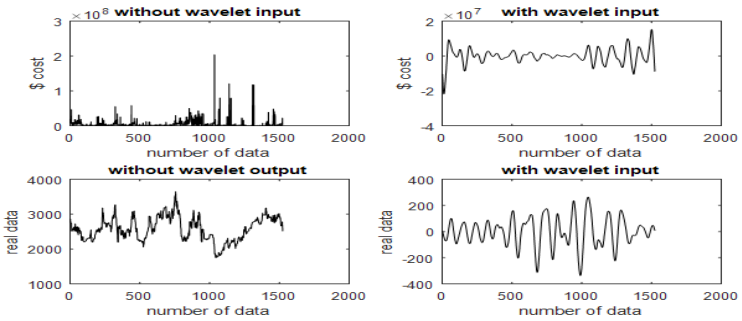
بانک انصار



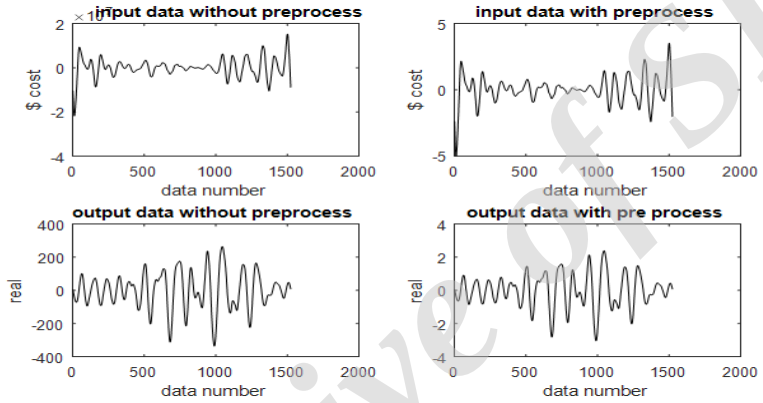
نمودار ۷. اطلاعات ورودی سیستم

Archive of SID

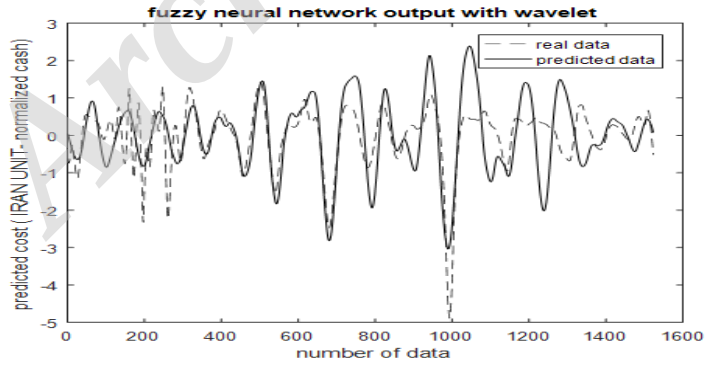
www.SID.ir



نمودار ۸. نتایج موجک بر روی اطلاعات ورودی



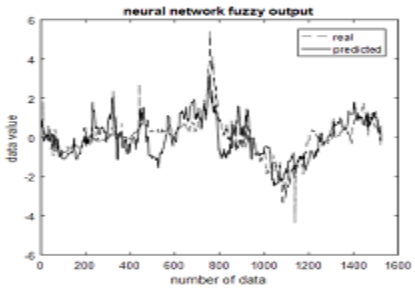
نمودار ۹. نتایج پیش‌پردازش بر روی داده ورودی



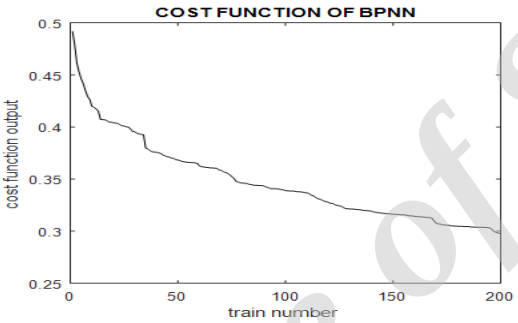
نمودار ۱۰. نتایج خروجی شبکه عصبی فازی موجک

Archive of SID

www.SID.ir



نمودار ۱۱. نتایج خروجی شبکه عصبی فازی



نمودار ۱۲. مقدار تابع هزینه سیستم

مقایسه حالات

در قسمت‌های نتایج اعمال سیستم شبیه‌سازی‌شده، با استفاده از روش عصبی فازی موجک ارائه شد. همان‌طور که در نمودارهای ۷ تا ۱۲ قابل‌مشاهده است، دقت پیش‌بینی سیستم عصبی فازی موجک بالا می‌باشد. این عامل به ماهیت اصلی شبکه عصبی بازمی‌گردد که به‌صورت تمام اتوماتیک آموزش می‌بیند. در جدول ۴ نتایج شبیه‌سازی به ازای داده‌های ورودی و قابلیت اطمینان قابل‌مشاهده است.

همان‌طور که در جدول ۴ قابل‌مشاهده است، قابلیت اطمینان روش شبکه عصبی موجک فازی بیشتر از روش شبکه عصبی فازی می‌باشد چراکه پردازش اطلاعات ورودی و حذف اطلاعات زائد از اطلاعات ورودی سبب بهینه‌سازی اطلاعات ورودی می‌شود.

یکی از اساسی‌ترین نتایج ارائه‌شده در پژوهش، استفاده از روش زانو به‌منظور طراحی توپولوژی داخلی سیستم شبکه عصبی می‌باشد. در نمودار پایین نتایج این روش ارائه‌شده است که همان‌طور

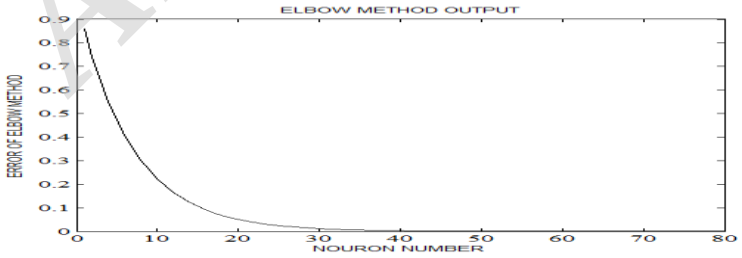
Archive of SID

www.SID.ir

که قابل‌مشاهده است، مقدار اشباع سیستم از تعداد ۴۰ نورون به بعد می‌باشد به همین منظور در پژوهش حاضر از تعداد ۵۰ نورون استفاده‌شده است که علاوه بر مقدار اساسی یک حاشیه اطمینان در سیستم لحاظ شود. نکته دیگر، قابل‌تعمیم بودن این ساختار توپولوژی به سایر ساختارها می‌باشد، چراکه اطلاعات ورودی دارای ماهیت مشترکی هستند.

جدول ٤. نتایج شبکه عصبی فازی و شبکه عصبی موجک فازی

بانک	روش	قابلیت اطمینان	تابع هزینه
انصار	شبکه عصبی فازی موجک	۹۰,٦۷	۰,۲۹۷٦
ملت	شبکه عصبی فازی موجک	۹۱,٤٦	۰,۳٥۲
سینا	شبکه عصبی فازی موجک	۹۲,۱۸	۰,۲۳۲
تجارت	شبکه عصبی فازی موجک	۹۰,۸۰	۰,۳٤۸
کارآفرین	شبکه عصبی فازی موجک	۸۹,٦۹	۰,۲۸۳
پست‌بانک	شبکه عصبی فازی موجک	۹٦,۱۹	۰,۲۱٦
پارسیان	شبکه عصبی فازی موجک	۹۳,٦۳	۰,٤۰۳
انصار	شبکه عصبی فازی	۷٦,٥۸	۰,٥۹٦۳
ملت	شبکه عصبی فازی	۷۹,٦۲	۰,۸٤۲
سینا	شبکه عصبی فازی	۸۳,٤٥	۰,٦۱۲
تجارت	شبکه عصبی فازی	۸۰,٥۱	۰,٥٦۸
کارآفرین	شبکه عصبی فازی	۸۹,٦۱	۰,٤۷٥
پست‌بانک	شبکه عصبی فازی	۸۳,۰۲	۰,۸٦٤
پارسیان	شبکه عصبی فازی	۹۰,٦۱	۰,٤۸٥



نمودار ۱۳. روش زانو

Archive of SID

www.SID.ir

بحث و نتیجه‌گیری

مقاله حاضر با ترکیب روش منطق فازی با شبکه عصبی و موجک به پیش‌بینی قیمت سهام بانک‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران پرداخته است. پس از پیاده‌سازی اطلاعات ورودی و خروجی و با توجه به نتایج جدول ۴ قابل‌مشاهده است که قابلیت اطمینان روش شبکه عصبی موجک فازی عدد بزرگ‌تر (بالای ۹۰٪) و مقدار تابع هزینه‌ی آن عدد کمتری را نسبت به روش شبکه عصبی فازی نشان می‌دهد. با توجه به اینکه قیمت سهام از بسیاری فاکتورهای اقتصاد کلان مانند رویدادهای سیاسی، نرخ بانکی، شرایط اقتصادی عمومی و... تأثیر می‌پذیرد، درنتیجه پیش‌بینی مستقیم قیمت سهام با داده‌های دارای نویز، اغلب با خطاهای بالایی همراه می‌شود. این مقاله نشان داد که با استفاده از تبدیل موجک با نویززدایی داده‌ها می‌توان به پیش‌بینی دقیق و بهتری دست‌یافت که این تأییدی برای سؤال دوم پژوهش شده است. موجک با حذف برآمدگی‌های سیستم و روان کردن آن باعث افزایش قابلیت اطمینان سیستم شده است. درواقع دلیل اصلی استفاده از تبدیل موجک (ماکزیمم همپوشانی تبدیل موجک گسسته) این است که اطلاعات موجود درزمینه اقتصادی، دارای تغییرات، با جهش‌های زیادی هستند و تنظیم یک تابع ریاضی برای داده‌ها بسیار سخت می‌باشد. ازاین‌رو با استفاده از توابع تبدیل موجک، اطلاعات ورودی از فیلترهای بالا گذر و پایین گذر مربوطه عبور کرده و توسط سیستم اصلی پردازش می‌شوند. همین‌طور با استفاده از سیستم پیش‌پردازش نرمالیزاسیون، از وقوع هر نوع واگرایی و یا همگرایی به عدد ثابت در پژوهش حاضر جلوگیری شده است و همین‌طور با توجه به نمودار ۱۰ و ۱۱ مقدار واقعی و پیش‌بینی‌شده‌ی قیمت سهام به‌صورت کامل نشان داده‌شده است.

تلفیق ساختار شبکه عصبی به همراه منطق فازی یکی از قوی‌ترین ساختارهای موجود می‌باشد. استفاده از تبدیل موجک نیز به هموارسازی اطلاعات ورودی نیز کمک می‌کند که سیستم دارای همگرایی بهتری باشد؛ اما نکته اساسی در طراحی این سیستم این می‌باشد که به ازای هر تغییر در سیستم به ازای سالیان متمادی در مقادیر بورس، کلیه زیر ساختارهای منطق فازی نیازمند تغییر می‌باشد. برای مثال درصورتی‌که از داده‌های ورودی از جنس دیگری استفاده شود، همانند مقدار قیمت اقلام خوراکی و یا صنعتی در بورس، منطق فازی به‌طورکلی نیازمند دسته‌بندی مجدد می‌باشد. درصورتی‌که شبکه عصبی استفاده‌شده در ادامه منطق فازی، به‌صورت خودکار تغییرات را احساس کرده و نیازی به تغییر بنیادین در خود ندارد. ازاین‌رو یکی از اصلی‌ترین محدودیت‌های سیستم تنظیم سیستم منطق فازی به ازای اطلاعات ورودی می‌باشد. چراکه این ساختار پیش‌بینی، توانایی

Archive of SID

www.SID.ir

آموزش سیستماتیک در خود را ندارد درحالی‌که شبکه عصبی این قدرت را دارا است. یکی دیگر از محدودیت‌های سیستم حاضر، مشکل نقاط موضعی مربوط به منطق فازی و شبکه عصبی می‌باشد. در این پژوهش با استفاده از روش گرادیان، این موضوع رفع شده است؛ اما ساختارهایی وجود دارند که بتواند بدون درگیری با این مشکل به پیش‌بینی سیستم خود بپردازند. اصلی‌ترین پیشنهاد در موضوع این پژوهش، استفاده از تبدیل‌های موجک دیگر همانند استفاده از تبدیل کلاه مکزیکی می‌باشد. استفاده از تبدیل‌های قوی‌تر، سبب می‌شود داده‌های ورودی دارای نرم بهتری باشند. یکی دیگر از ساختارهای پیشنهادی، استفاده از روش‌های داده‌کاوی همانند PCA می‌باشد. استفاده از این قبیل سیستم‌ها سبب می‌شود حجم اطلاعات ورودی کاهش یابد و از پیچیدگی سیستم کاسته شود. استفاده از ساختار K-mean نیز می‌تواند به‌منظور بهینه‌سازی در خوشه‌بندی سیستم منطق فازی کمک بسزایی کند؛ اما به‌عنوان روشی جایگزین برای روش منطق فازی شبکه عصبی و تبدیل موجک، استفاده از روش SVM می‌باشد. این روش امروزه با طراحی کرنل‌های قدرتمند، همانند کرنل RBF و یا کرنل GAUSSY توانایی پیش‌بینی سیستم‌های بسیار پیچیده را نیز دارد. اصلی‌ترین مزیت این روش آموزش سیستماتیک این مجموعه می‌باشد. عدم درگیری در نقاط موضعی نیز یکی دیگر از مزیت‌های اصلی این سیستم می‌باشد. به همین دلیل استفاده از سیستم SVM به همراه روش‌های داده‌کاوی همانند PCA و K-mean می‌تواند روش مناسب‌تری نسبت به پژوهش حاضر باشد. استفاده از کرنل‌های مرکب چندلایه نیز می‌تواند قابلیت اطمینان روش SVM را بسیار افزایش دهد.

Archive of SID

www.SID.ir

منابع

- احمد خان بیگی، سهیل؛ عبدالوند، ندا (۱۳۹۶). «پیش‌بینی قیمت سهام با رویکرد ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم رقابت استعماری مبتنی بر تئوری آشوب». فصلنامه علمی پژوهشی راهبرد مدیریت مالی، شماره ۱۸، صص. ۷۳-۲۷.
- امامی میبدی، علی؛ باقری، صباح (۱۳۹۳). «مقایسه‌ی توانایی پیش‌بینی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج عصبی فازی انطباقی و تبدیل موجک عصبی :قیمت سبد نفت خام اوپک». فصلنامه مطالعات اقتصاد انرژی. سال دهم. شماره ۴۳، صص. ۱۲۹-۱۵۴.
- بمانی، عاطفه؛ هروی، علی؛ نقیبی، سپیده؛ زنده دل، احمد؛ شهسواری، سوده (۱۳۹۴)«پیش‌بینی قیمت سهام بانک‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران بر اساس مدلPCA-NN مقایسه آن با مدل آریما» دومین کنفرانس بین المللی آینده پژوهی، مدیریت و توسعه اقتصادی، دانشگاه تربیت حیدریه، مشهد، ایران.
- تقی‌زاده مهرجردی، روح الله؛ یزدی، فاضل، علی؛ محبی، رضا (۱۳۹۲). «مدل‌سازی و پیش‌بینی کارایی بانک‌های دولتی و خصوصی ایران با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، شبکه عصبی فازی و الگوریتم ژنتیک». فصلنامه علمی- پژوهشی مدیریت دارایی و تأمین مالی، دوره ۱. شماره۲ ، صص. ۱۰۳-۱۲۶.
- جلالیان، سیاوش (۱۳۹۰).«پیش‌بینی قیمت سهام در بازارهای مالی با کمک سیستم‌های خبره تلفیقی منطق فازی»، پایان‌نامه کارشناسی ارشد در رشته مهندسی فناوری اطلاعات، دانشگاه شیراز، شهریورماه
- حیدری زارع، بهزاد؛ کردلوئی، حمیدرضا (۱۳۸۹). «پیش بینی قیمت سهام با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی». فصلنامه مدیریت، شماره ۷، صص ۵۶-۴۹
- حیدری، حسن؛ بشیری، سحر (۱۳۹۱). «بررسی رابطه بین نا اطمینانی نرخ واقعی ارز و شاخص قیمت سهام در بورس اوراق بهادار تهران: مشاهداتی بر پایه مدل VAR-GARCH». فصلنامه تحقیقات مدل‌سازی اقتصادی شماره ۹، صص. ۷۱-۹۳.
- حیدری، محمدحسین؛ محمدی، مرتضی؛ معصومی، جواد (۱۳۹۵). «پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از مدل سری زمانی آریما». کنفرانس جهانی مدیریت، اقتصاد حسابداری و علوم انسانی در آغاز هزاره سوم، شیراز، ایران.

Archive of SID

www.SID.ir

- صمدی، سعید؛ شیرانی فخر، زهره؛ داور زاده، مهتاب (۱۳۸۶). «بررسی میزان اثرپذیری شاخص قیمت سهام بورس اوراق بهادار تهران از قیمت جهانی نفت و طلا (مدل‌سازی و پیش‌بینی)». فصلنامه اقتصاد مقداری، دوره ۳، شماره ۱۳، صص. ۲۵-۵۱.
- غفاری، رسول، تاریخچه هوش مصنوعی، روزنامه اطلاعات، تاریخ ۱۳۸۹/۷/۲۹.
- فدوی، مصطفی؛ صیادنیا، زینب؛ نادی، زینب (۱۳۹۱)«بررسی رابطه بین حجم معاملات سهام و تغییر قیمت سهام در شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران». اولین همایش ملی و حسابداری و مدیریت، دانشگاه آزاد اسلامی، نور.
- فلاح‌پور، سعید؛ علی پور، جواد (۱۳۹۳).«پیش‌بینی شاخص سهام با استفاده از شبکه‌های عصبی موجکی در بورس اوراق بهادار تهران». فصلنامه علمی-پژوهشی راهبرد مدیریت مالی، دوره ۲. شماره ۴ ، صص. ۳۱-۱۵.
- قربانی، هانیه (۱۳۹۵). «بررسی رابطه بین حجم معاملات سهام و نوسانات قیمت سهام در بورس اوراق بهادار تهران». پنجمین کنفرانس بین‌المللی مدیریت و حسابداری و دومین کنفرانس کارآفرینی و نوآوری‌های باز.

- Ahmad Khan Beigi S. Abdolvand N. (2016). Stock price prediction with Artificial Neural Network hybrid approach and colonial competition algorithm based on chaos theory. Journal of Financial Management Strategy, Issue 18, pp. 73-27. (in Persian)
- Alwadi S. Abdulkareem H. and Alwadi H. (2013) Maximum Overlapping Discrete Wavelet Transform in Forecasting Banking Sector (2013). Applied Mathematical Sciences, Vol. 7, no. 80, 3995 – 4002…. homepage: www.elsevier.com/locate/eswa
- Aparna Nayak,M, Manohara M. P. and Radhika M. P. (2016). Prediction models for Indian stock market, Procedia Computer Science, 89:441-449
- Atsalakis G.S. Dimitrakakis E.M. and C.D. Zopounidis (2011). Elliot Wave Theory and neuro-fuzzy systems, stock market prediction: The WASP system. Expert Systems with Applications, vol. 38. Pp.9196– 9206
- Ayodele A. Adebiyi. Aderemi O. Adewumi (2014). Stock Price Prediction Using the ARIMA Model, School of Mathematic, Statistics & Computer Science, 16th International Conference on Computer Modelling and Simulation, pp.105-111
- Ayoubi S. Rezaei F. (2016). A Study on the Effect of Oil Price Variations on Stock Returns under Environmental Uncertainty (Sales). Bulletin de la Société Royale des Sciences de Liège, Vol. 85, pp.1080 – 1089.

Archive of SID

www.SID.ir

- Basak, S. Kar, S. Saha, S. & Khaidem, L. (2018). Predicting the direction of stock market prices using tree-based Classifiers. North American Journal of Economics and Finance. (in press)
- Bemani, A, Heravi, A. Nagibii S, Zende del A. Shahsavari S. (2015) Estimation of stock prices of accepted banks in Tehran Stock Exchange based on PCA-NN model comparison with Arima model. Second conference Future Studies, Management and Economic Development, Torbat Heydarie university, Mashhad, Iran.(in Persian)
- Bruno M. H. Vinicius A. S. and Herbet K. (2018). Stock price prediction using support vector regression on daily and up to the minute prices, The Journal of Finance and Data Science, in press. pp.1-5
- Emami Meybodi A. Bagheri S. (2014). Comparison of predictive ability of artificial neural networks, adaptive fuzzy inductive inference system and neural wavelet transform: OPEC crude oil price. Quarterly Journal of Energy Economics. Tenth year No. 43, pp. 129-154. (in Persian)
- Fadavi, M, Sayadniya, Z, Nadi, Z (2012).investigating the relationship between volumes of stock trading and stock price changes in companies admitted to Tehran Stock Exchange. The first national conference and accounting and management, Islamic Azad University, Nur, Iran. (in Persian)
- Fallahpour, S,AliPour, J (2014). Stock Indicator Prognosis Using Wavelet Neural Networks in Tehran Stock Exchange. Ph.D. Financial Management Strategy, Second Year. Pp.31-15(in Persian)
- Ghaffari, P (2010).History of Artificial Intelligence, Information Newspaper, 2010/10/21 (in Persian)
- ghorbani, Haniye (2015). Verification of the volatility between stock trading volumes and stock price fluctuations in Tehran Stock Exchange. Fifth International Management and Accounting Conference and the 2nd Open Entrepreneurship and Innovation Conference, pp.1-14. (in Persian)
- Gorbachenko V. IKuznetsova, O. Yu. Silnov, D. S (2016). Investigation of Neural and Fuzzy Neural Networks for Diagnosis of Endogenous Intoxication Syndrome in Patients with Chronic Renal Failure. International, Journal of Applied Engineering Research, Volume 11 (7), pp.5156- 5162
- Heidari, H, Bashiri, S (2012). Investigating the Relation between Uncertainty in Real Exchange Rate and Stock Price Index in Tehran Stock Exchange: Observations Based on the VAR-GARCH Model. Quarterly Journal of Economic Modeling Research No. 9, pp. 71-93. (in Persian)
- Heidari, M, H. Mohammadi M. Masoumi J (2016). Stock price prediction using the ARIMA time series model. World Conference OF Management, Accounting Economics and Humanities at the Beginning of the Third Millennium, Shiraz, Iran. (in Persian)

Archive of SID

www.SID.ir

- Heydari Zare, B. Kandlouei, H, R. (2010). Stock price forecast using artificial neural network". Management Quarterly, No. 7 pp.. 56-4 (in Persian)
- Homayouni, N. Amiri, A. (2011). Stock price prediction using a fusion model of wavelet, fuzzy logic and ANN. International Conference on E business,Management and Economics, IPEDR. 227-281
- Jalalian, S. (2011). The forecast of stock prices in financial markets with the help of fuzzy logic integrated computing systems .Master's thesis in the field of Information Technology Engineering, Shiraz University. (in Persian)
- Jian-zhou W, Ju-Jie W, zhe- Geroge Z, Shu-Po G (2011), Forecasting Stock Indices with Back Propagation Nerual Network.journal homepage: www.elsevier.com/locate/eswa, pp.14346-14355
- KangaraniFarahani M. Mehralian S. (2013). Comparison between Artificial Neural Network and Neuro-Fuzzy for Gold Price Prediction. 13th Iranian Conference on Fuzzy Systems (IFSC). Pp.1-6
- Lijun T. Shiheng W. and Ke W. (2017). Anew adaptive network – based fuzzy inference system with adaptive adjustment rules for stock market volatility forecasting, Information Processing Letters. Vol 127, pp. 23- 36
- Mohammadi K. Shamshirband, S. Chong W. T. Muhammad A. Dalibor P. and Sudheer C. (2015). A new hybrid support vector machine–wavelet transform approach for estimation of horizontal global solar radiation, Energy Conversion and Management, 92, pp.162-17.
- Mustafa G. Mehmet Ö. Asli B. and Ayşe T. D. (2016). Integrating metaheuristics and Artificial Neural Networks for improved stock price prediction. Expert Systems with Applications. Vol 44, 320-331.
- Nandha, M. Faff, R (2008). Does oil move equity prices? A global view, Energy Economics, 30, pp.986–997.
- Oskooei, S. A. (2011). Oil price shock and stock and stock market in an oil- exporting country evidence from causality in mean and variance test. International Conference on Applied Economics – ICOAE.
- Samadi S. Shirani F, Z. Davarzadeh, M (2007). Investigating the Effectiveness of Tehran Stock Exchange Price Index on the World Oil and Gold Price (Modeling and Prediction). Quarterly Journal of Economics, Volume 3, Issue 13, pp.25-51. (in Persian)
- Singh. R, Vishal.V, Singh,T. N, and. Ranjith,P.G (2013). A comparative study of generalized regression neural network approach and adaptive neuro-fuzzy inference systems for prediction of unconfined compressive strength of rocks, Neural Computing and Applications, vol. 23, no. 2499–506

Archive of SID

www.SID.ir

- Taghizadeh Mehrjerdi R. Yazdi A. Mohebbi R. (2013). Modeling and Predicting the Effectiveness of Iranian Public and Private Banks Using Artificial Neural Network, Fuzzy Neural Network and Genetic Algorithms. Quarterly Journal of Asset Management and Financing, First Year. Number 2, pp. 103-126. (in Persian)
- Tascikaraoglua A. Borhan M. Sanandajia K. P. Pravin V. (2015). Exploiting Sparsity of Interconnections in Spatio-Temporal Wind Speed Forecasting using Wavelet Transform. Applied Energy, 165, pp.735-747.
- Wang, H. Cao Y. (2015). Predicting power consumption of GPUs with fuzzy wavelet neural networks, Predicting power consumption of GPUs with fuzzy wavelet neural networks, Parallel Computing, Vol 44. pp.18-36
- Xia M. Liang X. and Han F. (2013). Water quality comprehensive assessment approach based on T-S fuzzy neural network and improved FCM algorithm. Computers and Applied Chemistry,vol. 30, no. 10, pp.1197–1202.
- Xiaodong L., Haoran X., Li C., Jianping W. and Xiaotie D. (2014) News impact on stock price return via sentiment analysis, Knowledge-Based Systems, 69, pp.14-23.
- Zahedi J., Rounaghi M. M. (2015). Application of artificial neural network models and principal component analysis method in predicting stock prices on Tehran Stock Exchange, Physica A, 438, pp.178-187.
- Zhang, J., Cui, S. Xu, Y. Li,Q. & Li, T. (2018). A novel data-driven stock price trend prediction system. Expert Systems with Applications 97, pp. 60–69.
- Zhijia C. Yuanchang Z. Yanqiang D. and Shaochong F. (2015). Self-Adaptive Prediction of Cloud Resource Demands Using Ensemble Model and Subtractive-Fuzzy Clustering Based Fuzzy Neural Network. Computational Intelligence and Neuroscience. pp.1-14

Archive of SID

www.SID.ir