

بررسی قابلیت پیش‌بینی پذیری نقاط شروع و پایان روند کوتاه‌مدت قیمت

سهام با استفاده از شبکه احتمالات بیزین^۱

محمد مشاری^۲، حسین دیده‌خانی^۳، کاوه خلیلی دامغانی^۴، ابراهیم عباسی^۵

چکیده

هدف اصلی از این پژوهش بررسی قابلیت پیش‌بینی پذیری نقاط شروع (کف) و پایان (سقف) روند کوتاه‌مدت قیمت سهام با استفاده از مدل نایبویز جهت ارائه یک سیستم پشتیبان تصمیم می‌باشد. در این تحقیق از دو دسته متغیر شامل متغیرهای تقویمی و تکنیکی جهت مدل‌سازی استفاده گردید. نتایج این پژوهش نشان داد که مدل استفاده‌شده در شناسایی و پیش‌بینی نقاط پایان (سقف) در نمودار قیمت سهام از عملکرد بهتری نسبت به سایر نقاط برخوردار است و همچنین دقت مدل مورد استفاده در سی‌وشش صنعت بررسی شده دارای تفاوت‌های قابل تأمل می‌باشد که این موضوع تعمیم‌پذیری نتایج این پژوهش و استفاده از مدل نایبویز برای پیش‌بینی نقاط مذکور در صنایع مختلف را دچار خدشه می‌کند. ما با اطمینان زیاد می‌توانیم در مورد رفتار آشوب گونه نقاط شروع و پایان در نمودار قیمت سهام اظهار نظر کنیم اما در مورد رفتار احتمالی می‌بایست دقت نظر به خرج دهیم.

واژه‌های کلیدی: سیستم پشتیبان تصمیم، شبکه بیزین، پیش‌بینی، بورس اوراق بهادار

طبقه‌بندی موضوعی: G1v, D53, C53

۱. کد DOI مقاله: ۱۰.۲۲۰۵۱/jfm.۲۰۲۰.۲۲۹۴۹,۱۸۳۸
۲. گروه مدیریت مالی، واحد علی‌آباد کتول، دانشگاه آزاد اسلامی، علی‌آباد کتول، ایران. Email: m.moshari1356@gmail.com
۳. گروه مهندسی صنایع، واحد علی‌آباد کتول، دانشگاه آزاد اسلامی، علی‌آباد کتول، ایران (نویسنده مسئول). Email: H.didehkhani@gmail.com
۴. گروه مهندسی صنایع، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. Email: kaveh.khalili@gmail.com
۵. دانشیار دانشگاه الزهراء Email: abbasiebrahim2000@yahoo.com

مقدمه

پیش‌بینی پذیر بودن حوادث و رویدادها در بازارهای مالی مخالفان (نیکلاس طالب^۱، ۲۰۰۷) و موافقان (هانگ و همکاران^۲، ۲۰۰۸) متعصب و سرسخت مخصوص به خود را دارد و با اینکه پژوهش‌ها در این زمینه از سال‌های دور شروع شده است ولی هنوز این موضوع برای بسیاری از پژوهشگران دارای جذابیت است (چونگ و همکاران^۳، ۲۰۰۸). اگرچه مخالفان، عدم پیش‌بینی پذیر بودن بازارهای مالی را به عواملی همچون کارا بودن بازار (فاما و همکاران^۴، ۱۹۶۹)، وجود رفتار آشوب گونه در بازارهای مالی (هسیه^۵، ۱۹۹۱) عدم امکان ثروت‌اندوزی نامحدود (تیمرمان و گرانجر^۶، ۲۰۰۴) و ماهیت بازی با جمع صفر^۷ در بازارهای مالی (تانگ و لین^۸، ۲۰۰۷) نسبت می‌دهند، اما موافقان اعتقاد دارند با اینکه بازارهای مالی سیستم‌هایی پیچیده و غیرخطی هستند (باراک و همکاران^۹، ۲۰۱۵) و سرمایه‌گذاران نیز انتظارات غیر عقلایی دارند (هونگ و همکاران^{۱۰}، ۲۰۰۵)، پیش‌بینی در آن‌ها امری دشوار و چالش‌برانگیز، ولی امکان‌پذیر است (مالکیل^{۱۱}، ۲۰۰۳). پژوهش‌های جدید نیز نشان می‌دهد رفتار بازارهای مالی نه به‌طور قطعی بلکه به‌طور نسبی قابل پیش‌بینی است؛ موافقان، کشف و بهبود مستمر الگوریتم‌های پیش‌بینی کننده و همچنین امکان انجام محاسبات بسیار پیچیده به‌وسیله رایانه‌ها را دلیل اصلی امکان‌پذیری پیش‌بینی در بازارهای مالی می‌دانند (بولرسلف و همکاران^{۱۲}، ۲۰۱۴). بررسی پژوهش‌ها نشان می‌دهد که روش‌های پیش‌بینی و تجزیه و تحلیل بازار سهام به‌طور فزاینده‌ای پیچیده‌تر می‌شود و کوچک‌ترین پیشرفت‌ها در عملکرد مدل‌های پیش‌بینی کننده می‌تواند بسیار سودمند باشد (یه و همکاران^{۱۳}، ۲۰۱۱). در بازار سهام متغیرهای بسیاری وجود دارد که پیش‌بینی آن برای پژوهشگران دارای جذابیت است. پیش‌بینی ورشکستگی (توباگ و همکاران^{۱۴}، ۲۰۱۶)، پیش‌بینی تغییرات قیمت سهام (شاینکوویچ^{۱۵}، ۲۰۱۷)، پیش‌بینی جهت حرکت شاخص بورس اوراق بهادار (کارا و همکاران^{۱۶}، ۲۰۱۱)، پیش‌بینی کارایی شاخص‌های بازار سهام (نایاک و همکاران^{۱۷}، ۲۰۱۵) از جمله این پژوهش‌ها است؛ اما پیش‌بینی قیمت سهام به‌عنوان یک هدف مهم در علوم مالی و سرمایه‌گذاری در بین پژوهشگران مطرح است. (ال هاموز و همکاران^{۱۸}، ۲۰۱۵) یکی از مهم‌ترین اطلاعات در بورس اوراق بهادار برای سرمایه‌گذاران، اطلاعات قیمت سهام است (او و همکاران^{۱۹}، ۲۰۰۲) که به‌صورت لحظه‌ای و در حجم زیاد تولید می‌شود. (نایاک و همکاران، ۲۰۱۶) اطلاعات قیمت سهام به‌طور اساسی خاصیتی

-
- ۱ . Nicholas taleb
 - ۲ . Huang et al.
 - ۳ . Chong et al.
 - ۴ . Fama et al.
 - ۵ . Hsieh
 - ۶ . Timmermann & Granger
 - ۷ . Zerno sum game
 - ۸ . Tang & Lean
 - ۹ . Barak et al.
 - ۱۰ . Huang et al.
 - ۱۱ . Malkiel et al.
 - ۱۲ . Bollerslev et al.
 - ۱۳ . Yeh et al.
 - ۱۴ . Tobback et al.
 - ۱۵ . Shynkevich
 - ۱۶ . Kara et al.
 - ۱۷ . Nayak et al.
 - ۱۸ . Al-Hmouz et al.
 - ۱۹ . Oh et al.

دینامیک، غیرخطی و نا پارامتریک دارد که این ویژگی‌ها پژوهشگران و سرمایه‌گذاران را مجبور می‌سازد که برای دستیابی به نتایج مفید از مدل‌های پویا و منطبق بر ساختار آشوب گونه استفاده کنند (ونگ^۱، ۲۰۰۳) کشف دانش بالقوه مفید از اطلاعات پیچیده قیمت سهام و سپس توسعه سیستم‌هایی برای پشتیبانی از تصمیم‌گیری، کاری بسیار دشوار است (چن و همکاران، ۲۰۱۶) که اغلب پژوهشگران ترجیح می‌دهند از تکنیک‌های هوش مصنوعی که توانایی تجزیه و تحلیل حجم بالایی از اطلاعات را جهت استخراج دانش نهفته دارند استفاده کنند. (اتسالکیس و همکاران^۲، ۲۰۰۹) به تازگی، پژوهشگران بر توسعه سیستم‌های ترکیبی هوشمند که از مزایای هر یک از تکنیک‌های انفرادی استفاده می‌کنند، متمرکز شده‌اند (ویلز و همکاران^۳، ۲۰۱۵) اما مشکل اینجاست که فهم و استفاده از قوانین ایجاد شده از جعبه سیاه برخی از مدل‌ها مانند شبکه عصبی مصنوعی یا ماشین بردار پشتیبان برای سرمایه‌گذاران غیر حرفه‌ای امری دشوار است (ژانگ و همکاران^۴، ۲۰۱۵) همچنین این تکنیک‌ها از ارائه یک بیان منطقی برای همبستگی متقابل (ارتباط) بین متغیرهای مورد استفاده جهت پیش‌بینی و قیمت سهام مورد پیش‌بینی واقع شده عاجزند که این موضوع استفاده از این تکنیک‌ها را در عمل و برای سرمایه‌گذاران واقعی محدود می‌سازد. (آلای و همکاران^۵، ۲۰۰۹). قیمت‌ها یا در حال صعود هستند یا در حال سقوط و یا درجا می‌زنند پس ما در هر لحظه تنها با سه احتمال روبرو هستیم به بیان دیگر بزرگ‌ترین خصوصیت قیمت سهام احتمالی بودن و عدم اطمینان است. فرض اصلی در منطق شبکه‌های بیزی نیز احتمالی بودن است، هر کمیتی را می‌توان با بیان احتمالاتی بیان و اندازه‌گیری کرد و این چارچوب یک را حل طبیعی برای تخمین ساختار عملکردی در سیستم‌های غیرخطی است. (کاسادافل^۶، ۲۰۱۵) تجزیه و تحلیل داده‌های واقعی قیمت سهام نشان می‌دهد که توزیع این داده‌ها نرمال نیست و همین موضوع دلیل دیگری در مفید بودن الگوریتم‌های مختلف شبکه بیزی در امر پیش‌بینی قیمت سهام است. (ریوجری و همکاران^۷، ۲۰۰۷). سؤال اصلی این پژوهش این است که آیا شبکه احتمالات بیزی (نایبویز) توانایی پیش‌بینی نقاط شروع و پایان روند کوتاه‌مدت قیمت سهام را دارد است؟ منظور از نقاط شروع و پایان روند، نقاطی می‌باشد که روند حرکت قیمت در آن نقاط تغییر می‌کند. در تصویر شماره سه این نقاط مشخص شده است. یکی از سؤالات فرعی این پژوهش این است که رفتار قیمت سهام در نقاط شروع و پایان روند کوتاه‌مدت چگونه است؟ و سؤال فرعی دیگر این است که آیا نتایج به کارگیری شبکه احتمالات بیزی در صنایع مختلف موجود در بورس اوراق بهادار ایران دارای یکسان است؟

مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

سرمایه‌گذاران در بازارهای مالی از روش‌های گوناگونی برای پیش‌بینی استفاده می‌کنند که می‌توان آن‌ها را در چهار گروه اصلی طبقه‌بندی کرد:

- ۱ . Wang
- ۲ . Atsalakis et al.
- ۳ . Wiles
- ۴ . Zhang et al.
- ۵ . Alai et al.
- ۶ . Kocadağlı et al.
- ۷ . Ruggeri et al.

۱) روش های فنی (۲^۱) روش های بنیادی (۳^۲) روش های پیش بینی سری زمانی (۴^۳) روش های مبتنی بر هوش مصنوعی^۴

روش های فنی

در این روش از طریق بررسی تغییرات و نوسان های قیمت ها و حجم معاملات و عرضه و تقاضا می توان وضعیت قیمت ها در آینده را پیش بینی کرد. تحلیل تکنیکی مطالعه رفتار گذشته قیمت به منظور پیش بینی آینده ی قیمت است. مهم ترین اصل تحلیل تکنیکال این است که قیمت منعکس کننده همه چیز درباره یک سهم است.

روش های بنیادی

این روش شامل سه مرحله بررسی اقتصاد کلان و عوامل سیاسی اجتماعی، بررسی صنعت و در نهایت بررسی شرکت می باشد. انتخاب سهام از کلیه ابعاد مورد ارزیابی دقیق و همه جانبه قرار می گیرد که در نهایت پس از انتخاب شرکت، قیمت ذاتی شرکت نیز محاسبه می شود.

روش های پیش بینی سری زمانی

سری زمانی شاخه ای از علم آمار و احتمال است که در سایر رشته های علوم مانند ژئوفیزیک، اقتصاد، مهندسی، هواشناسی و... کاربرد فراوان دارد. سری های زمانی ترتیبی از داده ها هستند که در بازه های زمانی مساوی به صورت گسسته جمع آوری می شوند. استفاده از اطلاعات گذشته متغیرها امکان پیش بینی مقادیر آینده را می دهد که این عامل کلیدی در برنامه ریزی سیاست گذاری و مدیریت سیستم های مالی است.

روش های مبتنی بر هوش مصنوعی

هوش مصنوعی به سیستم هایی گفته می شود که می توانند واکنش هایی مشابه رفتارهای هوشمند انسانی از جمله درک شرایط پیچیده، شبیه سازی فرایندهای تفکری و شیوه های استدلال انسانی و پاسخ موفق به آن ها، یادگیری و توانایی کسب دانش و استدلال برای حل مسائل را داشته باشند. بیشتر نوشته ها و مقاله های مربوط به هوش مصنوعی، آن را به عنوان: دانش شناخت و طراحی عامل های هوشمند تعریف کرده اند. در دهه های اخیر مدل های جدیدی از پیش بینی به نام روش های مبتنی بر داده کاوی^۵ یا هوش مصنوعی^۶ شامل روش های درخت تصمیم گیری^۷، ماشین بردار پشتیبان^۸، شبکه های عصبی مصنوعی^۹،

-
- ۱ . Technical Analysis
 - ۲ . Fundamental analysis
 - ۳ . Time series
 - ۴ . Artificial intelligence
 - ۵ . Data mining methods
 - ۶ . Artificial intelligence
 - ۷ . Decision tree(DT)
 - ۸ . Support Vector Machines(SVM)
 - ۹ . Artificial Neural Networks(ANN)

شبکه‌های بیزین^۱ و... پا به عرصه وجود نهاده‌اند. عده‌ای بر این باور هستند که این روش‌ها نتایج بهتری را نسبت به روش‌های ریاضی و آماری مانند رگرسیون نشان می‌دهد، چون بر اساس داده‌های تاریخی، می‌تواند الگوها و روندها را بیاموزند و روابط غیرخطی بین ورودی‌ها و خروجی‌ها را تشخیص و از این طریق پیش‌بینی دقیق‌تری ارائه دهند.

چودری و گارج^۲ (۲۰۰۸) با این پیش‌فرض که رفتار قیمت‌های سهام رفتاری غیرخطی است در پژوهش خود با استفاده از ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم ژنتیک به پیش‌بینی روند حرکتی قیمت سهام پرداختند. نتایج پژوهش‌های آنان نشان داد که مدل‌های ترکیبی در مقایسه با مدل‌های منفرد از دقت بالاتری برخوردار است اما همزاسی و همکاران^۳ (۲۰۰۹) که نسبت به غیرخطی بودن رفتار قیمت سهام دچار تردید بودند نتایج حاصل از روش آریمای^۴ و شبکه عصبی را مقایسه کردند و این‌طور نتیجه گرفتند که پیش‌بینی شبکه عصبی انطباق بیشتری با واقعیت دارد. آنان در عین حال تصریح نمودند که قبل از تعمیم نتایج پژوهش‌شان، لازم است مطالعات تکمیلی صورت پذیرد. یک سال بعد هداوندی و همکاران^۵ (۲۰۱۰) یک مدل قدیمی را با روشی نوآورانه ترکیب کردند، آنان قیمت سهام را به‌عنوان یک سری زمانی در نظر گرفتند و به‌جای استفاده از روش‌های مبتنی بر رگرسیون از یک سیستم فازی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک^۶ (GFS) یک مدل ترکیبی ارائه کردند که از آن برای پیش‌بینی قیمت سهام شرکت IBM استفاده شد. نتایج پژوهش نشان داد که روش ترکیبی یعنی بهینه‌سازی متغیرهای پژوهش به‌وسیله الگوریتم ژنتیک نسبت به مدل بهینه نشده عملکرد بهتری دارد. به نظر می‌رسد تا پایان سال ۲۰۱۰ پژوهشگران نسبت به رفتار غیرخطی قیمت سهام به یک اجماع علمی رسیده بودند و بیشتر تلاش‌ها معطوف به ترکیب روش‌ها و الگوریتم‌های مختلف جهت رسیدن به یک مدل ترکیبی با نتایج قابل قبول گردید. از مهم‌ترین پژوهش‌ها بعد از این اجماع پژوهش‌ها هزو^۷ (۲۰۱۱) بود. او از یک شبکه عصبی خود سازمان‌یافته ژنتیک پایه^۸ (SOM-GP) جهت پیش‌بینی قیمت سهام و شاخص‌های بورس تایوان استفاده کردند. نتایج نشان داد که روش پیش‌بینی پیشنهادی SOM-GP می‌تواند یک ابزار قابل اجرا و مؤثر برای پیش‌بینی قیمت سهام باشد. نکته قابل توجه در پژوهش‌های آن‌ها این بود که افزایش و سقوط مکرر و متناوب و همچنین طیف وسیعی از قیمت روزانه بسته‌شده در طول دوره، به‌طور قابل توجهی مشکلات پیش‌بینی را افزایش می‌دهد. این موضوع بدان معنا بود که تغییرات سریع و شدید قیمت باعث پایین آمدن دقت و عملکرد مدل پیشنهادی آن‌ها گردیده بود. معنای دیگر این موضوع این بود که مدل پیشنهادی آنان در زمان واقع‌شدن قیمت در روندها (کاهش یا افزایش) کارکرد قابل قبولی دارد و در زمان تغییرات روند قابل اتکا نیست. این نتایج یک‌بار دیگر پژوهشگران را به این باور رساند که به‌جای پیش‌بینی مطلق قیمت به پیش‌بینی جنبه‌های دیگری از قیمت سهام پردازند به‌نحوی که چانگ^۹ (۲۰۱۲) از یک شبکه عصبی جدید بانام^{۱۰} (EPCNNs) استفاده نمود. او با استفاده از متغیرهای تکنیکی به‌عنوان ورودی مدل سعی در پیش‌بینی جهت حرکت قیمت سهام داشت. مدل ابداعی او سه ویژگی منحصر به فرد داشت: اول آنکه ارتباط بین نوروها تصادفی بود. دوم آن که بیش از یک لایه پنهان در مدل طراحی شده بود؛ و سوم آنکه از

۱ . Bayesian network(BN)

۲ . Choudhry& Garg

۳ . Hamzaçebi et al.

۴ . Arima

۵ . Hadavandi et al.

۶ . Gentic Fuzzy System

۷ . Hsu

۸ . Self-organizing map (SOM) neural network and genetic programming GP

۹ . Chang

۱۰ . Evolving partially connected neural networks

الگوریتم‌های تکاملی برای بهبود فرآیند یادگیری و وزن دهی استفاده شده بود. نتایج پژوهش‌های وی سایر پژوهشگران را در استفاده از روش‌های نوآورانه ترغیب کرد به نحوی که آروجو و فررا^۱ (۲۰۱۳) از یک مدل ترکیبی (EMRLF)^۲ که شامل یک فیلتر مورفولوژیکی-رتبه-خطی (MRL)^۳ و یک الگوریتم ژنتیک اصلاح شده (MGA) است که جستجوی تکاملی را برای حداقل تعداد انجام می‌داد استفاده کردند. نتایج پژوهش آنان نشان داد که مدل پیشنهادی عملکرد بهتری نسبت به شبکه عصبی دارد ولی با توجه به این که اطلاعات پژوهش آن‌ها تنها بر اساس قیمت سهام شرکت مایکروسافت بود، پیشنهاد دادند مدل ارائه شده در مقیاس وسیع تر و در مورد سهام سایر شرکت‌ها نیز آزموده شود. بر همین اساس فتویا و همکاران^۴ (۲۰۱۴) از ترکیب تحلیل طیف منحصربه‌فرد^۵ (SSA) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) جهت پیش‌بینی قیمت سهام و شاخص بورس شانگهای استفاده کردند. نتایج پژوهش آنان نشان داد که مدل ترکیبی (SSA-SVM) از مدل منفرد ماشین بردار پشتیبان عملکرد قابل قبول تری دارد. پس از اثبات برتری مدل‌های ترکیبی در زمینه پیش‌بینی جنبه‌های مختلف رفتار قیمت سهام پژوهشگران بر حل مشکل بزرگ‌تری تمرکز نمودند. طول دوره پیش‌بینی معضل بزرگی بود که پژوهشگران در پی رفع آن بودند، قیمت‌ها در کوتاه‌مدت دارای خودهمبستگی هستند و تغییرات شدید در بلندمدت اتفاق می‌افتد، از این رو سنجش دقت مدل‌های پیشنهادی در طول دوره‌های زمانی متفاوت تبدیل به هدفی قابل توجه در میان پژوهشگران شد. در اولین گام حافظی و همکاران^۶ در سال ۲۰۱۵ یک مدل هوشمند جدید در چارچوب چندعاملی به نام^۷ (BNNMAS) ارائه دادند، مدل آن‌ها میزان شاخص بورس فرانکفورت (DAX) را در دوره‌های سه ماه و برای هشت سال متوالی پیش‌بینی کرد. نتایج نشان داد که مدل پیشنهادی به طور قابل توجهی دقیق و قابل اعتماد است. قابل توجه اینکه برخلاف تصورات اولیه آن‌ها تأکید کردند که مدل مذکور تنها در دوره‌های بلندمدت از دقت لازم برخوردار است. در همین راستا لاهمیری^۸ (۲۰۱۶) جهت پیش‌بینی قیمت روزانه ۶ سهام منتخب مدلی ترکیبی بر مبنای تجزیه واریانس (VMD) ارائه کرد. او جهت بهینه‌سازی اوزان از الگوریتم بهینه‌سازی ذرات (PSO) و برای آموزش مدل از شبکه عصبی (BPNN) back propagation استفاده کرد نتایج حاصله نشان داد که مدل ترکیبی VMP-PSO-BPNN از عملکرد بهتری نسبت به مدل PSO-BPNN دارد. ظهور و بروز اینترنت و شبکه‌های اجتماعی اطلاعات زیادی در اختیار پژوهشگران قرارداد به نحوی که تمرکز پژوهشگران از اطلاعات موسوم به اطلاعات اقتصادی، بنیادی و تکنیکال معطوف به اطلاعات و احساسات مندرج در صفحات وب و شبکه‌های اجتماعی گردید. در اولین تلاش‌ها شینکویچ و همکاران^۹ (۲۰۱۶) بر مبنای روش‌های متن کاوی از یک سیستم یادگیری چند هسته‌ای (MKL) استفاده نمودند. آن‌ها عنوان کردند که استفاده هم‌زمان و مناسب از مقالات خبری با درجات مختلف مربوط به سهام مدنظر، می‌تواند عملکرد پیش‌بینی مالی را بهبود بخشد و از روند تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران و معامله‌گران حمایت کند. در همین راستا چان و چونگ^{۱۰} (۲۰۱۷) در پژوهشی با عنوان تحلیل احساسات در متون مالی، یک موتور جستجو و تجزیه و تحلیل‌گر احساسات^{۱۰} (SAE) طراحی نمودند. روش آن‌ها احساسات نهفته در متون را در دو سطح کلمات و جملات

- ۱ . AraúJo & Ferreira
- ۲ . Morphological-Rank-Linear Forecasting
- ۳ . Morphological-Rank-Linear (MRL)
- ۴ . Fenghua et al.
- ۵ . Singular spectrum analysis
- ۶ . Hafezi et al.
- ۷ . bat-neural network multi-agent system
- ۸ . Lahmiri
- ۹ . Shynkevich et al.
- ۱۰ . Sentiment analysis engine

کشف و تجزیه و تحلیل می‌نمود. آن‌ها بیش از ۱۲ میلیون کلمه را در میان مطالب مندرج در صفحات وب کشف و تحلیل نمودند و عنوان داشتند که روش ابداعی آن‌ها از توانایی قابل قبولی در جهت پیش‌بینی شاخص‌ها و قیمت‌ها در بورس اوراق بهادار برخوردار است.

در جدول شماره یک می‌توان مهم‌ترین پژوهش‌های انجام پذیرفته در زمینه پیش‌بینی قیمت سهام در قرن بیستم را مشاهده کرد.

جدول ۱. پیشینه پژوهش‌های مرتبط

| محقق | سال | متغیر پیش‌بینی شونده | روش | رویکرد | تمرکز |
|-------------------|------|----------------------|--------------------------|---------------|------------------|
| کیم و هان | ۲۰۰۰ | نرخ شاخص | GAANN | عدم قطعیت | نوآورانه |
| چن و هاوانگ | ۲۰۰۱ | قیمت سهام | ANN,ANFIS,GA | عدم قطعیت | مقایسه‌ای |
| اسکابر و کلوته | ۲۰۰۲ | نقاط خریدوفروش | ANN GA | عدم قطعیت | مقایسه‌ای ترکیبی |
| دنیزاوسو و موسمند | ۲۰۰۳ | بازده سهام | OLS,ANN Logit | عدم قطعیت خطی | مقایسه‌ای |
| گودوین و همکاران | ۲۰۰۴ | قیمت سهام | Feedback- labelling | رفتاری | نوآورانه |
| هارانگ | ۲۰۰۵ | نرخ شاخص | Fuzzy time series | عدم قطعیت خطی | نوآورانه |
| ژانگ | ۲۰۰۶ | روند قیمت سهام | SVM | عدم قطعیت | اثباتی |
| تسنگ و همکاران | ۲۰۰۷ | قیمت سهام | ANN | عدم قطعیت | اثباتی |
| چودری و گارج | ۲۰۰۸ | جهت حرکت سهام | SVM GSVM | عدم قطعیت | ترکیبی |
| همزاسبی و همکاران | ۲۰۰۹ | قیمت سهام | ANN ARIMA | عدم قطعیت خطی | مقایسه‌ای |
| هداوندی و همکاران | ۲۰۱۰ | قیمت سهام | GFS FIS | عدم قطعیت | مقایسه‌ای |
| هزو و همکاران | ۲۰۱۱ | نرخ شاخص | SOM-GP | عدم قطعیت | نوآورانه |
| چنگ و همکاران | ۲۰۱۲ | جهت حرکت سهام | EPCNNs | عدم قطعیت | نوآورانه |
| آرجو و همکاران | ۲۰۱۳ | قیمت سهام | EMRLF ANN | عدم قطعیت | نوآورانه |
| فنقویا و همکاران | ۲۰۱۴ | قیمت سهام، نرخ شاخص | SSA-SVM SSA,SVM | عدم قطعیت | مقایسه‌ای |
| حافظی و همکاران | ۲۰۱۵ | نرخ شاخص | BNNMAS | عدم قطعیت | نوآورانه |
| لاهامیری | ۲۰۱۶ | قیمت سهام | VMP-PSO-BPNN PSO_BPNN | عدم قطعیت | ترکیبی |
| شینکویچ و همکاران | ۲۰۱۷ | قیمت سهام | MKL | رفتاری | اثباتی |
| چان و چونگ | ۲۰۱۷ | قیمت سهام | SAE | رفتاری | اثباتی |
| پژوهش جاری | | نقاط عطف | Bayesian | عدم اطمینان | اثباتی |

مدل‌های پیش‌بینی کننده روزبه‌روز در حال توسعه و پیچیده شدن هستند و این پیچیدگی روزافزون فهم قوانین و نحوه محاسبات آن‌ها را برای سرمایه‌گذاران بسیار سخت کرده است که این موضوع نیاز به ارائه یک مدل ساده و مبتنی بر احتمالات که فرض اصلی در تغییرات بازارهای مالی است بیشتر نموده است. در پژوهش حاضر تمرکز بر سه نکته برجسته است: اول احتمالی فرض کردن رفتار قیمت سهام و استفاده از یک الگوریتم مبتنی بر احتمالات مشروط. دوم: حذف عامل زمان از مدل پیش‌بینی سوم و مهم‌تر از همه: انتخاب نقاط شروع و پایان روند کوتاه‌مدت به‌عنوان تغییر پیش‌بینی شونده.

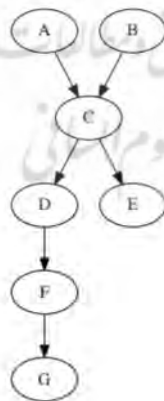
روش‌شناسی پژوهش

شبکه بیزین

شبکه بیزین یک مدل گرافیکی احتمالی است که مجموعه‌ای از متغیرهای تصادفی و وابستگی مشروط بین آن‌ها را از طریق یک نمودار نشان می‌دهد. (زو و کیتا^۱، ۲۰۱۲) و همچنین شبکه بیزین یک ابزار برای شناسایی روابط احتمالی به منظور پیشگویی یا ارزیابی کلاس عضویت است. شبکه بیزین در زمینه استدلال احتمالی به طور گسترده مورد استفاده قرار می‌گیرند (نیل و همکاران^۲، ۲۰۰۸) (دان وو^۳، ۲۰۰۶). شبکه‌های بیزین در دنیای واقعی بسیار کاربرد دارند. شبکه بیزین یک الگوی نموداری احتمالاتی است که مجموعه‌ای از متغیرها و احتمالات مربوط به هر یک را نشان می‌دهد (پاون و همکاران^۴، ۲۰۰۸). یک گراف مستقیم و چرخه‌ای است که در آن، گره‌ها در حکم متغیرهای مسئله هستند. ساختار یک شبکه بیزین در واقع یک نمایش نموداری از اثرات متقابل متغیرهایی است که باید الگوبندی شوند (گوبانوا^۵، ۲۰۰۸) و علاوه بر اینکه کیفیت رابطه بین متغیرهای مسئله را نشان می‌دهد، کمیت ارتباط بین این متغیرها را نیز به نمایش می‌گذارد که به صورت عددی از توابع احتمال مشترک آن‌ها استفاده می‌کند. این روش بر مبنای محاسبات احتمالات شرطی بوده که معادله زیر رابطه بیز را نشان می‌دهد. (داویس^۶، ۲۰۰۷).

$$\frac{p(b \div a) \times p(a)}{p(b)} \quad (1)$$

که در آن $p(a)$ احتمال پیشامد a ، $p(b)$ احتمال پیشامد b ، $p(b)$ احتمال وقوع پیشامد a به شرطی که پیشامد b اتفاق بیافتد. و $p(b \div a)$ احتمال وقوع پیشامد b به شرطی که a اتفاق بیافتد. هر شبکه بیزی از هر جزء اصلی شامل مجموعه‌ای از گره‌ها، بندها و احتمالات تشکیل شده است. (کروز و همکاران^۷، ۲۰۰۷) (شکل یک)



- ۱ . Zuo & Kita
- ۲ . Neil et al.
- ۳ . Dan Wu
- ۴ . Pavón et al.
- ۵ . Goubanova
- ۶ . Davies
- ۷ . Cruz et al.

شکل ۱. نمودار شبکه احتمالات بیزین

شبکه‌های بیزین از ساختار مدل گرافیکی برای ضوابط مستقل مابین متغیرهای تصادفی استفاده می‌کنند. شبکه‌های بیزین اغلب برای شرایط مدل احتمال استفاده می‌شوند و به استدلال‌های تحت شرایط نامشخص (احتمالی، عدم قطعیت) کمک می‌کنند. در حالت کلی گره‌ها یا والد هستند یا ولد (فرزند) یک گره فرزند می‌تواند توسط چندین والد تولید شده باشد. گره‌هایی که قبل از آن‌ها گره دیگری در گراف وجود دارد با توزیع احتمال شرطی تعریف می‌شوند، در غیر این صورت با احتمال آغازین (اولیه) آن‌ها بیان می‌شوند. احتمالات مربوط به پایین‌ترین بخش از شبکه بیزین از طریق قانون احتمال کل به دست می‌آید و احتمالات مرتبط با بخش‌های بالایی شبکه بر اساس قانون بیزین می‌باشد. شبکه‌های بیزین امکان محاسبات روبه‌جلو و روبه‌عقب را برای تحلیل‌گر ایجاد می‌کنند. در واقع نه تنها از تجمع وضعیت پارامترهای علت می‌توان به معلول رسید، بلکه در این روش با در اختیار داشتن وضعیت معلول یا همان پیش‌بینی شونده با یک فرآیند بازگشت به عقب، امکان محاسبه وضعیت پارامترهای تأثیرگذار به وجود خواهد آمد. به بیان دیگر می‌توان تعیین نمود که میزان تأثیرگذاری هر پارامتر بر خروجی نهایی چقدر خواهد بود. البته واضح است که اگر مدل شبکه بیزین بر پایه اطلاعات اندک توسعه داده و تحلیل شود، خطای تحلیل و پیش‌بینی‌های مربوط افزایش می‌یابد. (پاون و همکاران، ۲۰۰۷)

مدل نایویز

این مدل به دلیل سادگی توسط تیتزینگتون و همکاران (۱۹۸۱) نایویز نامیده شد. تصویر یک نمایش گرافیکی به شبکه نایویز است. در این مدل گره اصلی به‌عنوان گره بدون والد شناخته می‌شود. در زمینه پیش‌بینی نقاط شروع، پایان و خنثی، گره A نشان‌دهنده نقاط مذکور است و متغیرهای B_1, B_2, \dots, B_n تغییرهای پیش‌بینی کننده نقاط شروع (کف)، پایان (سقف) و خنثی هستند. مدل نایویز به شرح استقلال مشروط زیر تعریف می‌شود:

$$B_i \perp \{B_1, B_2, \dots, B_{i-1}, B_{i+1}, \dots, B_n\} | A$$

$$\text{for } i=1, 2, \dots, n.$$

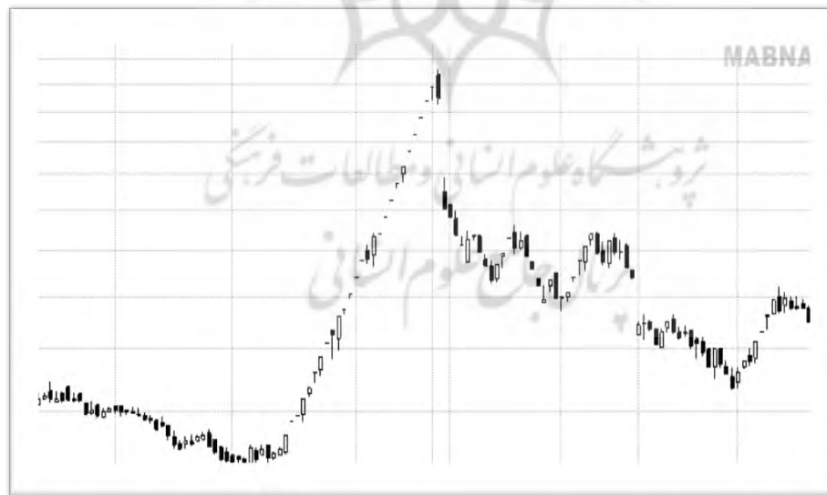
شکل ۲. نمودار شبکه نایویز

فرضیه فوق می‌گوید که پیش‌بینی کننده‌های B_1, B_2, \dots, B_n با توجه به نقاط شروع، پایان و خنثی به‌طور مشروط متقابلاً مستقل هستند. بر اساس این فرض استقلال قاطع، شانس خلفی A می‌تواند به‌صورت زیر بیان شود:

$$\frac{P(A|B)}{P(\sim A|B)} = \frac{P(A)}{P(\sim A)} \times \prod_{i=1}^n \frac{P(B_i|A)}{P(B_i|\sim A)} \quad (3)$$

B شان‌دهنده یک بردار مشاهدات است. (B_1, B_2, \dots, B_n) اگر تنها k از n متغیر پیش‌بینی شونده مشاهده شود. سپس شانس خلفی برای A با معادله داده می‌شود، شیبه فرمول ۳ که تنها نسبت درستی است. از K مشاهده به‌جای n متغیر پیش‌بینی کننده استفاده می‌شود. پیش‌بینی کننده‌هایی که مشاهده نمی‌شوند هیچ تأثیری بر شانس خلفی C ندارند. (سان و شنوی، ۲۰۰۷)

بر مبنای اطلاعات جمع‌آوری شده از بورس اوراق بهادار تهران، از الگوریتم مبتنی بر شبکه بیزین (نایویز) جهت پیش‌بینی استفاده شده است. در این پژوهش ابتدا نقاط شروع و پایان روندهای کوتاه‌مدت نمودار قیمت سهام در قالب سی و شش صنعت طی یک دوره ۱۶ ساله (از ابتدای ۱۳۸۰ تا پایان سال ۱۳۹۵) از طریق مشاهده استخراج شد. نقاط شروع و پایان روند، نقاطی هستند که روند حرکت قیمت در آن نقاط تغییر می‌کند. در شکل ۱ می‌توان نقاط شروع و پایان را مشاهده کرد.



شکل ۳. نمودار سهام قیمت شرکت سایپا

منظور از نقطه شروع آن سطحی از قیمت است که پس از آن قیمت سهام در یک‌روند کاملاً صعودی یک افزایش قیمت حداقل ۱۰٪ را تجربه کند و منظور از نقطه پایان آن سطحی از قیمت

است که پس از آن قیمت سهام در یک‌روند کاملاً نزولی یا خنثی قرار می‌گیرد به‌بیان‌دیگر نقطه پایان روند نقطه سقف قیمت می‌باشد.

مدل‌سازی به‌وسیله دودسته متغیر ورودی انجام پذیرفت. دسته اول موسوم به متغیرهای تقویمی شامل روز و ماه و دسته دوم شامل متغیرهای تکنیکی شامل ۲۲ اندیکاتور مورد استفاده تحلیل‌گران تکنیکی می‌باشد. برای هر نقطه یک ماتریس متشکل از ۲۴ متغیر ورودی و یک متغیر خروجی که یکی از سه حالت شروع (کف)، پایان (سقف) و خنثی (نه کف و نه سقف) است به‌دست آمده است. حالت خنثی برای آموزش بهتر مدل تعریف شده است. جامعه آماری این پژوهش، کلیه شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران هستند. به‌طور کلی چهار گام زیر جهت انجام پژوهش انجام شده است:

گام اول: شناسایی و جمع‌آوری متغیرهای پیش‌بینی

در این پژوهش از دودسته متغیر تقویمی و تکنیکی استفاده شده است. متغیر تقویمی شامل روز و ماه می‌باشد و متغیر تکنیکی شامل ۲۲ اندیکاتور تکنیکی می‌باشد که در جدول ۵ شرح داده شده است.

جدول ۲. متغیرهای تکنیکی

| نام متغیر | نام در مدل | نام متغیر | نام در مدل |
|--------------------|------------|-------------------------|------------|
| قیمت ابتدایی | O | میانگین متوسط نمایی | EMA |
| حداکثر قیمت | H | شاخص جنبش متوسط | ADX |
| حداقل قیمت | L | محدوده متوسط صحیح | ATR |
| قیمت انتهایی | C | میانگین متوسط موزون | WMA |
| حجم | V | میانگین متوسط حال | HMA |
| استواستیک D% | D% | میانگین متوسط مک دی | MACD |
| استواستیک K% | K% | میانگین نمایی هموار شده | TRIX |
| شاخص جریان نقدینگی | MFI | جریان نقدینگی چایکن | CMF |
| شاخص قدرت نسبی | RSI | شاخص ممتوم نسبی | RMI |
| شاخص کانال کالا | CCI | شاخص گام تصادفی | RWI |
| میانگین متوسط | MA | شاخص SAR | SAR |

اطلاعات اولیه این پژوهش شامل قیمت ابتدایی، قیمت انتهایی، حداقل قیمت، حداکثر قیمت و حجم معاملات از نرم‌افزار Tcelaint استخراج گردید. خروجی این نرم‌افزار به‌عنوان ورودی نرم افزار Amibroker مورد استفاده قرار گرفت. متغیرهای این پژوهش توسط این نرم‌افزار انجام

پذیرفت و نهایتاً مدل‌سازی به‌وسیله نرم‌افزار Rapid miner انجام شد. نحوه محاسبه شاخص‌های تکنیکی مورد استفاده در پژوهش در جدول ۳ مشخص گردیده است.

جدول ۳. فرمول محاسباتی متغیرهای تکنیکی

| متغیر | فرمول | دوره | منبع |
|-------|--|------|------------------------------------|
| %D | $\%D(n) = \sum_{i=0}^{n-1} \%K_{t-i}/n$ | n=۱۴ | آلوارز و همکاران ^۱ ۲۰۰۴ |
| %K | $\%K(n) = \frac{C - L_{n,min}}{H_{n,max} - L_{n,min}} \times 100$ | n=۱۴ | میلنارسکی ^۲ ۲۰۱۲ |
| MFI | $MFI = 100 - \frac{100}{(100 + MR)}$ $TP = \frac{H + L + C}{3}, MF = TP \times V$ $MR = \frac{PositiveMF}{NegativeMF}$ | | دنگ و ساکارای ^۳ ۲۰۱۳ |
| RSI | $RSI(n) = 100 - \frac{100}{(1 + RS(n))}$ $RS(n) = \sum_{i=0}^{n-1} UP_{t-i} / Down_{t-i}$ Where $UP_t(Down_t)$ is upward (downward) price change | n=۱۴ | مورفی ^۴ ۲۰۰۹ |
| CCI | $CCI(n) = \frac{M - \bar{M}(n)}{d(n) \times 0.015}$ $M = \frac{H + L + C}{3}$ $d(n) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} M_{t-i} - \bar{M}_t(n) $ | n=۹ | باکر و همکاران ^۵ ۱۹۸۳ |
| MA | $MA = (C_n + C_{n-1} + \dots + C)/n$ | n=۱۴ | پاتل ^۶ ۲۰۱۵ |
| EMA | $EMA = \sum_{i=0}^{n-1} w_i \times V_{t-i}$ | | چو ^۷ ۱۹۶۳ |
| ADX | $ADX = MA[(+DI) - (-DI)] / [(+DI) + (-DI)] \times 100$ | | |
| ATR | $ATR = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n TR_i$ | n=۱۴ | ویلدنر ^۸ ۱۹۷۸ |
| RWI | $RWI = (H - n - L) / ATRn * \sqrt{n}$ | n=۱۴ | |
| SAR | $SAR_{n+1} = SAR_n + \alpha(EP - SAR_n)$ | n=۱۴ | |
| WMA | $MA = nC_m + (n-1)C_{m-1} + \dots + 2C_{(m-n+2)} + C_{(m-n+1)}/n + (n-1) + \dots + 2 + 1$ | n=۱۴ | بوث و همکاران ۲۰۰۶ |

۱. Alvarez et al.
۲. Mlynarski
۳. Deng & Sakurai
۴. Murphy
۵. Baker et al.
۶. Patel
۷. Chou
۸. Wilder

| منبع | دوره | فرمول | متغیر |
|---------------------------------|-------------|--|-------|
| بوث و همکاران ^۱ ۲۰۰۶ | n=۱۴ | $HMA[\tau \times WMA(n/\tau) - WMA(n)], \text{sqrt}(n)$ | HMA |
| اپل ^۲ ۲۰۰۵ | m=۵ n=۲۶ | $MACD = EMA(C, m) - EMA(C, n)$ | MACD |
| کیم و همکاران ^۳ ۲۰۱۷ | n=۱۲ | $TRIX(n) = \frac{EMA^*(C, n) - EMA_{t-1}^*(C, n)}{EMA_{t-1}^*(C, n)}$ | TRIX |
| تومست ^۴ ۲۰۱۰ | n=۱۴ | $CMF = [(C - L) - (H - C)] / (H - L)$ | CMF |
| دو پیوکس ^۵ ۱۹۸۸ | n=۱۴ | $RMI(n) = \frac{\sum_{i=t-n}^{t-1} UP_{t-i}}{\sum_{i=t-n}^{t-1} UP_{t-i} + \sum_{i=t-n}^{t-1} Down_{t-i}}$ | RMI |

گام دوم: طراحی مدل

در این گام از یک الگوریتم پرکاربرد مبتنی بر شبکه بیزین یعنی نایویز جهت مدل‌سازی استفاده گردید. بیست و چهار متغیر به‌عنوان ورودی‌های مدل و نقاط شروع، پایان و ختشی (به‌صورت یک متغیر سه‌حالتی) به‌عنوان متغیر خروجی در نظر گرفته شد. مدل‌سازی به‌وسیله نرم‌افزار Rapid miner نسخه ۷،۰۲ انجام پذیرفت. متغیر پیش‌بینی شونده به‌عنوان گره بدون والد و متغیرهای ورودی به‌عنوان گره‌های با والد در نظر گرفته شد.

گام سوم: پیش‌بینی و ارزیابی اولیه

در این گام داده‌ها به دودسته آموزش و آزمایش به نسبت ۷۰٪ به ۳۰٪ تقسیم‌بندی شدند. دانشی که در مرحله یادگیری مدل یادگیری مدل تولید می‌شود، می‌بایست در مرحله ارزیابی مورد تحلیل قرار گیرد تا بتوان ارزش آن را تعیین نمود و در پی آن کارایی الگوریتم یادگیرنده مدل را مشخص کرد. سنجش اولیه هر مدل به‌وسیله ماتریس اختلال^۶ (استمان^۷، ۱۹۹۷) انجام پذیرفته است. در ماتریس اختلال عنصر مثبت درست (TP) به مشاهداتی از دسته C_۱ دلالت دارد که توسط روش دسته‌بندی به‌درستی تشخیص داده شده است. عنصر منفی درست (TN) به مشاهداتی از دسته C_۲ دلالت دارد که توسط روش دسته‌بندی به‌درستی تشخیص داده شده است. به‌طور مشابه عنصر منفی غلط (FN) مشاهداتی از دسته C_۱ است که توسط روش دسته‌بندی به نادرستی در دسته C_۲ قرار گرفته و عنصر مثبت غلط (FP) مشاهداتی از دسته C_۲ است که به نادرستی در دسته C_۱ قرار گرفته‌اند. در این ماتریس از دو معیار، طبقه دقت^۸ و طبقه اطمینان^۹ استفاده شده است.

جدول ۴. ماتریس اختلال

| | | |
|----------------|----------------|----------------|
| | C _۱ | C _۲ |
| C _۱ | TP | FN |
| C _۲ | FP | TN |

۱. Booth
۲. Appel
۳. Kim et al.
۴. Thomsett
۵. Dupieux
۶. Confusion matrix
۷. Stehman
۸. class precision
۹. Class recall

با توجه به اطلاعاتی که ماتریس اختلال در اختیار ما قرار می‌دهد چهار دسته معیار به شرح جدول شماره نه جهت سنجش اولیه مدل مورد استفاده قرار گرفت.

جدول ۵. معیارهای ارزیابی اولیه

| نام | فرمول | شرح |
|-----------------------|----------------------|--|
| ارزش پیش‌بینی مثبت | $TP/(TP + FP)$ | درصد ارزش پیش‌بینی مثبت را نشان می‌دهد. (فلنچر و همکاران ۲۰۰۵) |
| نرخ صحیح مثبت | $TP/(TP+FN)$ | درصد واقعی میزان مثبت را نشان می‌دهد (اولسون و همکاران ۲۰۰۸) |
| میانگین موزون اطمینان | $(TP/(TP+FN))\div n$ | میانگین وزنی اطمینان هر طبقه یا کلاس را مشخص می‌کند. |
| میانگین موزون صحت | $(TP/(TP+FP))\div n$ | میانگین وزنی هر پیش‌بینی صحیح را مشخص می‌کند. |

گام چهارم: ارزیابی و مقایسه نهایی مدل‌ها:

جهت ارزیابی نهایی مدل‌ها از معیارهای شش گانه زیر استفاده گردید. در جدول شماره شش نام معیارهای مورد استفاده به همراه فرمول‌ها، شرح و منبع آن‌ها درج گردیده است.

جدول ۶. ارزیابی نهایی مدل‌ها

| معیار | فرمول | شرح |
|----------------------|---|--|
| دقت ۱ | $(TP + TN)/(TP + FP + TN + FN)$ | تعداد پیش‌بینی‌های صحیح نسبت به کل پیش‌بینی‌ها را نشان می‌دهد. به بیان دیگر درصد پیش‌بینی‌های صحیح. (تایلور و همکاران ۲، ۱۹۹۹) |
| خطای طبقه‌بندی شده ۳ | $1 - Accuracy$ | عدد پیش‌بینی‌های اشتباه نسبت به کل پیش‌بینی‌ها را نشان می‌دهد. به بیان دیگر درصد پیش‌بینی‌های غلط. (تایلور و همکاران ۱۹۹۹) |
| ضریب کاپا ۴ | $(P_o - P_e)/(1 - P_e)$ | احتمال وابستگی متغیرهای تصمیم به متغیره هدف را با حذف ارتباط تصادفی نشان می‌دهد. (سیمیتون ۵، ۱۹۸۵) |
| ضریب اسپیرمن رُو ۶ | $r_s = \rho_{rgX,rgY} = \frac{COV(rgX,rgY)}{\sigma_{rgX}\sigma_{rgY}}$ | همبستگی بین متغیرهای تصمیم و هدف را به وسیله طبقه‌بندی نشان می‌دهد (جروم و همکاران ۷، ۲۰۰۳) |
| ضریب کندل تو ۸ | $\tau = \frac{(\text{number of concordant pairs}) - (\text{number of discordant pairs})}{n(n-1)/2}$ | قدرت همبستگی بین متغیر تصمیم و هدف را می‌سنجد. (نلسن ۹، ۲۰۰۱) |

- ۱ . Accuracy
- ۲ . Taylor et al.
- ۳ . Classification error
- ۴ . Kappa
- ۵ . Smeeton
- ۶ . Searman-rho
- ۷ . Jerome et al.
- ۸ . Kendall-tau
- ۹ . Nelsen

| معيار | فرمول | شرح |
|----------------|---|--|
| ضريب همبستگی ۱ | $\rho_{X,Y} = \text{corr}(X, Y) = \frac{\text{cov}(X, Y)}{\sigma_X \sigma_Y} = \frac{E[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]}{\sigma_X \sigma_Y}$ | میزان توضیح دهنده‌گی متغیر هدف به وسیله متغیرهای تصمیم را نشان می‌دهد. (کاریج ۲، ۱۹۵۷) |

مدل سازی و تحلیل یافته‌های پژوهش

نتایج ارزیابی اولیه جهت تشخیص عملکرد مدل در جهت پیش‌بینی نقاط شروع، پایان و خشی به تفکیک صنعت در جدول شماره هفت درج گردیده است. با توجه به اینکه عملکرد مدل در صنایع مختلف و همچنین در نقاط مختلف دارای تفاوت‌های فاحشی می‌باشد؛ تحلیل این جدول و بیان چرایی این اختلاف عملکرد دارای اهمیت است. در این جدول کلاس دقت و کلاس اطمینان به همراه میانگین موزون هر صنعت در هر نقطه به‌طور جداگانه درج گردیده است. مدل‌سازی به‌وسیله الگوریتم نایبویز در مرحله اول برای تک‌تک صنایع به‌تنهایی و در مرحله دوم به‌صورت یکجا برای کل صنایع و بدون در نظر گرفتن این موضوع که اطلاعات مربوط به کدام صنعت است انجام پذیرفت. دامنه تغییرات میانگین موزون کلاس دقت بین دو عدد ۱۶٪ و ۸۸٫۸٪ در نوسان است؛ اما همین معیار برای کل صنایع برابر با ۶۳٫۴٪ است که اختلاف فاحشی با «میانگین موزون کلاس دقت» صنایع (۴۹٫۹۳) دارد. این بدان معناست که زیاد شدن داده‌ها به بالا بردن میانگین موزون کلاس دقت کمک شایانی کرده است؛ اما در معیار کلاس اطمینان اوضاع کاملاً متفاوت است. دامنه تغییرات میانگین موزون کلاس اطمینان بین دو عدد ۳۳٫۳٪ و ۷۷٫۷٪ در نوسان است که همین معیار برای کل صنایع برابر با ۵۸٫۶٪ است که این میزان کمی پایین‌تر از میانگین موزون کلاس اطمینان که برابر با ۶۱٫۰۵ می‌باشد، است. به‌بیان‌دیگر افزایش داده‌ها باعث بالا رفتن میانگین موزون کلاس دقت می‌شود ولی میانگین موزون کلاس اطمینان را کاهش می‌دهد.

جدول ۷. نتایج ارزیابی اولیه

| صنعت | Class precision | | | Class recall | | | Weighted Mean (%) |
|-----------------------|-----------------|------|------|--------------|------|------|-------------------|
| | هیچکدام | سقف | کف | هیچکدام | سقف | کف | |
| زغال‌سنگ | 76.9 | 100 | 38.5 | 71.7 | 62.5 | 55.6 | 63.1 |
| محصولات کشاورزی | 50 | 100 | 28.5 | 59.5 | 40 | 50 | 44.2 |
| موسسه‌های پولی و مالی | 66.67 | 100 | 100 | 88.8 | 33.3 | 100 | 77.7 |
| سیمان، گچ و آهک | ۷۳٫۶ | ۸۴٫۳ | ۵۰ | 69.3 | 50.8 | 89.4 | 70.4 |
| شیمیایی | ۵۵٫۶ | ۸۷٫۹ | ۴۴٫۶ | 62.6 | 35.6 | 85.7 | 65.5 |
| سایر واسطه‌های مالی | ۷۲٫۹ | ۸۹٫۳ | ۴۳٫۷ | 68.6 | 35 | 96.1 | 76 |
| محصولات فلزی | ۵۰ | ۹۵٫۱ | ۴۱٫۶ | 62.2 | 93.3 | 90.7 | 3.4 |

۱ . correlation
۲ . Craig

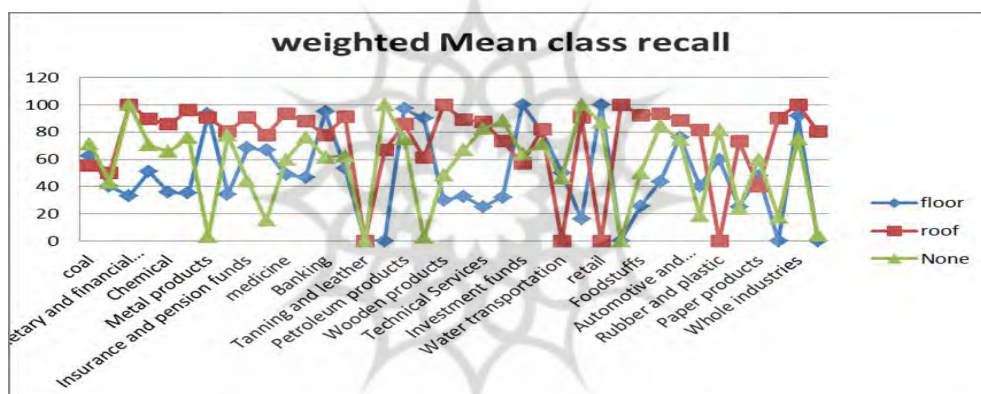
| Class precision | | | Weighted Mean (%) | Class recall | | | Weighted Mean (%) | صنعت |
|-----------------|------|---------|-------------------|--------------|-------|---------|-------------------|-----------------------------|
| کف | سقف | هیچکدام | | کف | سقف | هیچکدام | | |
| ۴۸٫۹ | ۸۸٫۵ | ۶۴٫۱ | 67.1 | 34.4 | 80.6 | 77.5 | 64.1 | سرمایه‌گذاری‌ها |
| ۴۴٫۱ | ۶۸٫۹ | ۷۹٫۱ | 64 | 68.2 | 90.9 | 44.2 | 67.7 | صندوق‌های بازنشستگی |
| ۳۵٫۷ | ۱۰۰ | ۲۷٫۳ | 54.3 | 66.67 | 77.8 | 15 | 53.1 | شرکت‌های چند رشته‌ای |
| ۳۸٫۶ | ۸۷٫۸ | ۷۴٫۴ | 65.9 | 48.6 | 93.6 | 59.8 | 67.3 | دارویی |
| ۵۶٫۴ | ۸۴٫۷ | ۷۱٫۳ | 70.7 | 46.7 | 87.8 | 76.2 | 70.3 | املاک و مستغلات |
| ۹۷٫۴۴ | ۷۰ | ۶۹٫۲ | 78.8 | 95 | 77.8 | 61.4 | 78 | بانکی‌ها |
| ۴۶٫۴ | ۸۹٫۹ | ۶۹٫۷۷ | 68.6 | 53.3 | 91 | 62.5 | 68.9 | محصولات برقی |
| ۰ | ۰ | ۷۵ | 25 | 0 | 0 | 100 | 33.3 | دبغی و چرم |
| ۰ | ۱۰۰ | ۵۰ | 50 | 0 | 66.7 | 75 | 47.2 | برق و گاز |
| ۴۲٫۷ | ۹۷٫۳ | ۱۰۰ | 79.9 | 97.2 | 85.7 | 2.4 | 61.7 | فرآورده‌های نفتی |
| ۸۲٫۸ | ۶۵ | ۴۹٫۴ | 65.7 | 90.1 | 61.3 | 48.3 | 66.5 | فلزات اساسی |
| ۷۵ | ۷۰ | ۳۳٫۳ | 59.4 | 30 | 100 | 66.7 | 65.5 | محصولات چوبی |
| 62.5 | 85.9 | 62.6 | 70.3 | 32.6 | 89 | 82.5 | 68 | مواد معدنی و فلزی |
| 50 | 82.3 | 68.2 | 66.8 | 25 | 87.5 | 88.2 | 66.9 | خدمات فنی و مهندسی |
| 38.1 | 75.8 | 56.1 | 56.6 | 32 | 73.3 | 63.9 | 56.4 | رایانه |
| 66.7 | 80 | 62.5 | 69.7 | 100 | 57.1 | 71.4 | 76.1 | صندوق‌های سرمایه‌گذاری |
| 33.3 | 100 | 75 | 69.4 | 80 | 81.8 | 46.1 | 69.3 | مخابرات و صنایع وابسته |
| 100 | 0 | 80 | 60 | 50 | 0 | 100 | 50 | حمل و نقل دریایی |
| 40 | 93.5 | 61.1 | 64.8 | 16 | 90.62 | 86.8 | 64.4 | کاشی و سرامیک |
| 50 | 0 | 0 | 16.6 | 100 | 0 | 0 | 33.3 | خرده فروشی |
| 0 | 42.8 | 71.4 | 38.1 | 0 | 100 | 50 | 50 | پیمانکاری صنعتی |
| 57.1 | 92.5 | 59.4 | 69.7 | 25.6 | 92.5 | 85 | 67.7 | صنایع غذایی |
| 68 | 85.2 | 58 | 70.4 | 43.6 | 93.5 | 74.3 | 70.5 | قند و شکر |
| 37.9 | 79.6 | 74.7 | 64 | 76.1 | 88.4 | 18.5 | 61 | خودرو و ساخت قطعات |
| 65.8 | 91 | 57.3 | 71.4 | 40.3 | 81.3 | 81.5 | 67.7 | ماشین آلات و تجهیزات |
| 40.9 | 63.4 | 50 | 51.4 | 60 | 73.3 | 24 | 52.4 | لاستیک و پلاستیک |
| 100 | 66.6 | 25 | 63.8 | 25 | 40 | 60 | 41.6 | فرآورده‌های نفتی محصولات |
| 54.5 | 67.8 | 23 | 48.4 | 48 | 90.4 | 17.5 | 52 | کاغذی |
| 0 | 33.3 | 60 | 31.1 | 0 | 100 | 75 | 58.3 | منسوجات |
| 38.2 | 90.1 | 61.9 | 63.4 | 91.6 | 80.2 | 4 | 58.6 | کل صنایع |

با دقت در نتایج حاصله از ارزیابی اولیه (جدول شماره ۵) می‌توان دریافت که عملکرد پیش‌بینی نقاط پایان (سقف) در بیشتر صنایع بهتر سایر نقاط بوده است. در ۲۵ صنعت پیش‌بینی نقطه پایان (سقف) از پیش‌بینی سایر نقاط از دقت بالاتری برخوردار بوده است. این بدان معنی است که مدل پیشنهادی این پژوهش در ۶۹,۵٪ موارد پیش‌بینی نقاط پایان (سقف) را از پیش‌بینی سایر نقاط بهتر انجام داده است و تنها در ۵ مورد (۱۳,۹٪)، نقطه شروع (کف) را بهتر از سایر نقاط پیش‌بینی کرده است که میزان برای نقاط خنثی برابر با ۳ مورد (۸,۴٪) بوده است. در کل صنایع نیز ترتیب بهترین عملکرد عبارت است از: نقطه پایان (سقف)، نقطه شروع (کف)، نقطه خنثی. در نمودار شماره چهار می‌توان عملکرد مدل در نقاط مختلف را مشاهده کرد.



شکل ۴. نمودار میانگین موزون دقت در نقاط مختلف

تحلیل جدول ۵ همچنین نشان می‌دهد که نقاط سقف نسبت به سایر نقاط کمتر مورد پیش‌بینی اشتباه قرار گرفته است. این بدان معناست که نقاط کف و نقاط نه سقف و نه کف بیشتر از نقاط سقف مورد پیش‌بینی غلط قرار می‌گیرند. در نمودار شماره ۵ می‌توان به صورت مقایسه‌ای این مورد را دید.



شکل ۵. نمودار میانگین موزون اطمینان در نقاط مختلف

نتایج ارزیابی اولیه جهت تشخیص عملکرد مدل در جهت پیش‌بینی نقاط تلاشی به تفکیک صنعت در جدول شماره پنج درج گردیده است. با توجه به اینکه عملکرد مدل در صنایع مختلف و همچنین در نقاط مختلف دارای تفاوت‌های فاحشی می‌باشد؛ تحلیل این جدول و بیان چرایی این اختلاف عملکرد دارای اهمیت است.

نتایج ارزیابی نهایی

در این قسمت از معیارهای شش‌گانه جهت ارزیابی عملکرد مدل استفاده گردیده است. نتایج ارزیابی عملکرد مدل در جدول شماره دوازده درج گردیده است. با توجه به تفاوت عملکرد مدل در صنایع مختلف، تحلیل این نتایج می‌تواند به ما در فهم بسیاری از مسائل کمک کند. ما انتظار داریم تحلیل نتایج این مرحله به ما در پاسخگویی به سؤالات زیر کمک نماید:

۱- چرا عملکرد مدل (دقت و خطای طبقه‌بندی‌شده) در صنایع مختلف دارای تفاوت فاحش

است؟

۲- رابطه (همبستگی و عدم همبستگی) بین متغیرهای تصمیم و متغیر هدف چگونه تفسیر می‌شود؟

۳- تفاوت بین رابطه بین متغیرهای تصمیم (متغیرهای ورودی) و متغیر هدف (متغیر خروجی) در صنایع مختلف از کجا نشات می‌گیرد؟

۴- عدم تناسب بین دقت و همبستگی در صنایع مختلف چگونه تفسیر می‌گردد؟

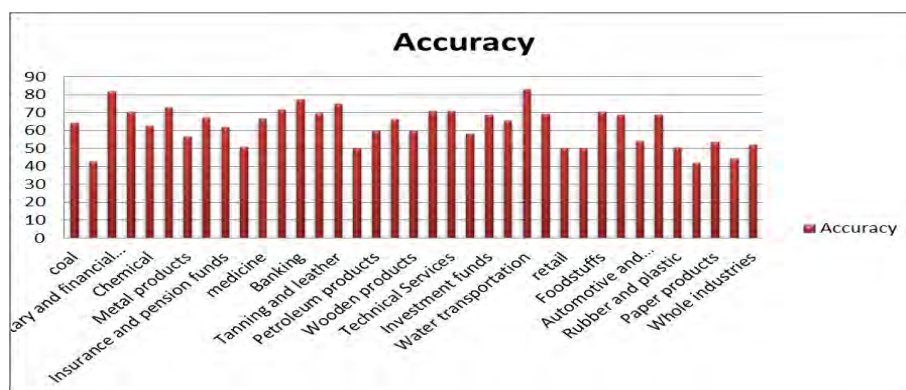
جدول ۸. ارزیابی نهایی

| صنعت | Correlation | kendalltau | spearmanrho | kappa | Classification Error(%) | Accuracy(%) |
|-----------------------|-------------|------------|-------------|-------|-------------------------|-------------|
| زغال سنگ | 0.344 | 0.348 | 0.364 | 0.458 | 35.4 | 64.5 |
| محصولات کشاورزی | 0.361 | 0.211 | 0.235 | ۰.۰۴۳ | ۵۷.۱ | ۴۲.۸ |
| موسسه‌های پولی و مالی | 0.445 | 0.434 | 0.432 | 0.718 | ۱۸.۱ | 81.8 |
| سیمان، گچ و آهک | 0.720 | 0.637 | 0.686 | 0.539 | ۲۹.۶ | 70.3 |
| شیمیایی | 0.655 | 0.567 | 0.629 | 0.434 | ۳۷.۲ | 62.8 |
| سایر واسطه های مالی | 0.756 | 0.654 | 0.707 | 0.558 | ۲۷.۱ | 72.8 |
| محصولات فلزی | 0 | -0.095 | -0.100 | 0.378 | ۴۳.۱ | 56.8 |
| سرمایه‌گذاری ها | 0.635 | 0.534 | 0.575 | 0.467 | ۳۲.۶ | 67.3 |
| صندوق‌های بازنشستگی | 0.591 | 0.543 | 0.583 | 0.443 | ۳۷.۹ | 62 |
| شرکت‌های چند رشته‌ای | 0.460 | 0.406 | 0.471 | 0.281 | ۴۹.۱ | 50.9 |
| دارویی | 0.733 | 0.645 | 0.706 | 0.495 | ۳۳.۱ | 66.8 |
| املاک و مستغلات | 0.709 | 0.634 | 0.678 | 0.560 | ۲۸ | 71.9 |
| بانکی‌ها | 0.409 | 0.410 | 0.413 | 0.659 | ۲۲.۴ | 77.5 |
| محصولات برقی | 0.738 | 0.669 | 0.728 | 0.541 | ۳۰.۳ | 69.6 |
| دباغی و چرم | 0 | 0 | 0 | 0 | ۲۵ | 75 |
| برق و گاز | 0.453 | 0.218 | 0.258 | 0.111 | ۵۰ | 50 |
| فرآورده‌های نفتی | 0.774 | 0.733 | 0.778 | 0.415 | ۴۰ | 60 |
| فلزات اساسی | 0.195 | 0.193 | 0.199 | 0.494 | ۳۳.۶ | 66.3 |
| محصولات چوبی | 0.694 | 0.661 | 0.722 | 0.412 | ۴۰ | 60 |

| صنعت | Correlation | kendalltau | spearmanrho | kappa | Classification Error(%) | Accuracy(%) |
|----------------------------|-------------|------------|-------------|-------|-------------------------|-------------|
| مواد معدنی و فلزی | 0.726 | 0.664 | 0.713 | 0.548 | ۲۹,۲ | ۷۰,۷ |
| خدمات فنی و مهندسی | 0.783 | 0.719 | 0.778 | 0.552 | ۲۸,۸ | ۷۱,۱ |
| رایانه | 0.540 | 0.477 | 0.527 | 0.361 | ۴۱,۷ | ۵۸,۲ |
| صندوق‌های سرمایه‌گذاری | 0.530 | 0.462 | 0.476 | 0.497 | ۳۱,۲ | ۶۸,۷ |
| مخابرات و صنایع وابسته | 0.699 | 0.650 | 0.701 | 0.498 | ۳۴,۴ | ۶۵,۵ |
| حمل و نقل دریایی | 0.632 | 0.632 | 0.632 | 0.571 | ۱۶,۶ | ۸۳,۳ |
| کاشی و سرامیک | 0.135 | 0.171 | 0.182 | 0.519 | ۳۰,۵ | ۶۹,۴ |
| خرده فروشی | 0 | 0 | 0 | 0 | ۵۰ | ۵۰ |
| پیمانکاری صنعتی | 0.424 | 0.329 | 0.369 | 0.195 | ۵۰ | ۵۰ |
| صنایع غذایی | 0.779 | 0.706 | 0.764 | 0.548 | ۲۹,۴ | ۷۰,۵ |
| قند و شکر خودرو و ساخت | 0.702 | 0.632 | 0.680 | 0.531 | ۳۱,۱ | ۶۸,۸ |
| قطعات ماشین آلات و تجهیزات | 0.665 | 0.617 | 0.669 | 0.341 | 46 | 54 |
| لاستیک و پلاستیک | 0.677 | 0.612 | 0.656 | 0.529 | ۳۰,۹ | 69 |
| فراآورده‌های نفتی | 0.028 | 0.013 | 0.010 | 0.271 | ۴۹,۳ | 50.6 |
| محصولات کاغذی | 0.039 | 0.05 | 0.054 | 0.118 | ۵۷,۸ | 42.1 |
| منسوجات | 0 | -0.089 | -0.087 | ۰,۳۰۰ | ۴۶ | 53.9 |
| کل صنایع | ۰,۶۰۶ | ۰,۵۱۱ | ۰,۵۶۱ | ۰,۱۶۷ | ۵۵,۵ | 44.4 |
| | 0.670 | 0.621 | 0.665 | 0.318 | 47.8 | ۵۲,۲۱ |

تحلیل نتایج نهایی مدل پیشنهادی نشان می‌دهد که به جز سه صنعت در بقیه صنایع و هم‌چنین در کل بورس اوراق بهادار دقت مدل بیشتر از ۵۰٪ می‌باشد. به بیان دیگر خطای پیش‌بینی مدل به جز سه صنعت در بقیه صنایع کمتر از ۵۰٪ می‌باشد. مدل پیشنهادی از یک دقت حداقلی پنجاه درصدی در اکثریت صنایع برخوردار است و حداکثر دقت مدل نیز در گروه حمل و نقل دریایی به میزان ۸۳,۳٪ می‌باشد. میزان دقت به تفکیک هر صنعت در نمودار شماره شش مشخص شده است. دامنه تغییرات دقت در صنایع مختلف بین دو عدد ۴۲,۱٪ و ۸۳,۳٪ در نوسان است، میانگین دقت در صنایع مختلف

برابر با عدد ۰,۳۶۳ می‌باشد که این عدد برای کل صنایع بدون در نظر گرفتن وابستگی اطلاعات به صنایع مختلف برابر ۰,۲۱۵۲ است، این بدان معناست که افزایش داده‌ها کار شناخت روابط غیرخطی و شناسایی الگو برای مدل نایبویز را دشوار ساخته است.



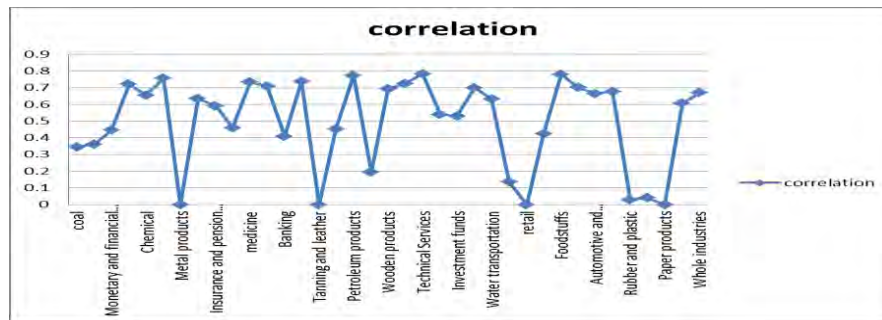
شکل ۶. دقت مدل نایبویز در صنایع مختلف

همبستگی میزان رابطه خطی میان متغیرهای تصمیم و متغیر هدف را نشان می‌دهد، آن‌طور که نمودار شماره هفت نشان می‌دهد امکان تعریف یک رابطه خطی میان متغیر تصمیم و متغیرهای هدف در همه صنایع امکان‌پذیر نیست. همبستگی در بازه‌ای از صفر مطلق تا ۰,۷۸۳ در نوسان است؛ اما نکته قابل توجه این‌که تناسبی میان همبستگی با دقت مدل وجود ندارد این بدان معناست که مدل مبتنی بر نایبویز توانایی شناخت الگو و رابطه غیرخطی (روابط شرطی) را دارد است. در جدول شماره نه به صورت نمونه همبستگی و دقت دو صنعت که دارای کمترین میزان همبستگی و دو صنعت که دارای بیشترین میزان همبستگی بودند درج گردیده است.

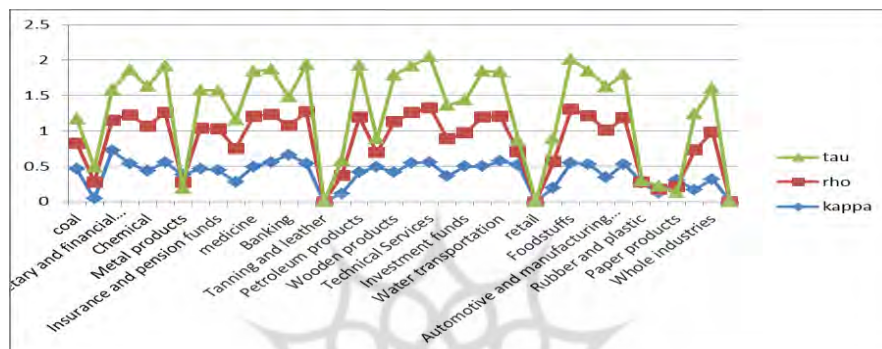
جدول ۹. اختلاف بین همبستگی و دقت

| صنعت | correlatio n | Accuracy(%) |
|--------------------|-----------------|-------------|
| محصولات فلزی | 0 | 56.8 |
| چرم و مصنوعات | 0 | 75 |
| خدمات فنی و مهندسی | 0.783 | 71.1 |
| صنایع غذایی | 0.779 | 70.5 |

میزان همبستگی میان متغیرهای تصمیم و متغیر هدف در نمودار شماره هفت مشخص شده است. با توجه به اینکه فهم خطی یا غیرخطی بودن بین متغیرها از اهمیت ویژه‌ای برخوردار بود، از سه آماره دیگر نیز استفاده شد (نمودار ۸) که نتایج قبلی تائید شد.



شکل ۷. نمودار ضریب همبستگی میان متغیر هدف و تصمیم در صنایع مختلف



شکل ۸. نمودار کندل تو، اسپیرمن رو، کاپا در صنایع مختلف

بحث و نتیجه گیری

مدل نایبویز نقاط پایان (سقف) را بهتر از سایر نقاط پیش‌بینی می‌کند و همچنین نقاط پایان (سقف) کمتر از سایر نقاط مورد پیش‌بینی اشتباه قرار می‌گیرد. عملکرد بهتر مدل در پیش‌بینی نقاط پایان (سقف) را می‌توان به خصوصیات مشترک بیشتر نقاط پایان ارتباط داد. درک و شناسایی رفتار قیمت در نقاط پایان (سقف) برای مدل بسیار ساده‌تر از سایر نقاط است. به بیان دیگر متغیرهای تصمیم در نقاط پایان (سقف) فارغ از وابستگی آن‌ها به صنایع مختلف دارای رفتاری مشابه هستند. به این ترتیب می‌توان ادعا کرد که شناسایی نقاط پایان (سقف) بسیار ساده‌تر از سایر نقاط است. قیمت‌ها در نقاط پایان (سقف) رفتار و الگویی بسیار مشابه و قابل فهم برای مدل دارند در حالی که این موضوع برای نقاط شروع (کف) و نقاط خنثی (نه کف و نه سقف) صادق نیست. مدل زمان سقوط و ریزش قیمت‌ها را نسبت به زمان بی‌حرکی و صعود قیمت‌ها راحت‌تر شناسایی می‌کند. با توجه به تفاوت دقت در صنایع مختلف و پایین‌تر بودن این میزان برای کل اطلاعات موجود، نسبت میانگین دقت در سایر مدل صنایع مختلف با کمی احتیاط می‌توان عنوان کرد افزایش داده‌ها در مدل مبتنی بر نایبویز کار شناخت روابط غیرخطی و شناسایی الگو را دشوارتر می‌کند. به بیان دیگر سرمایه‌گذاران و تصمیم‌گیران در بازارهای مالی برای پیش‌بینی نقاط پایان (سقف) به نتایج مدل نایبویز با اطمینان بیشتری می‌توانند تکیه کنند.

باینکه از متغیرهای تصمیم یکسانی در صنایع مختلف جهت پیش‌بینی استفاده گردیده است اما دقت مدل در صنایع مختلف متفاوت و معنادار است. به نظر می‌رسد که رفتار آشوب‌گرایانه در

صنایع مختلف دارای سطحی برابر نیست. این بدان معناست که رفتار مبتنی بر احتمالات شرطی در بعضی از صنایع بالاتر از سایر صنایع است. همان‌طور که عدم تناسب بین همبستگی و دقت در صنایع مختلف نشان از رفتار غیرخطی قیمت‌ها دارد، تفاوت فاحش میان دقت در صنایع مختلف می‌تواند عدم اطمینان (احتمالی بودن) در رفتار قیمت‌ها در نقاط مورد پیش‌بینی را به ذهن متبادر سازد و همچنین تا حدودی رفتار آشوب‌گرایانه مطلق و غیرقابل پیش‌بینی پذیر بودن رفتار قیمت‌ها را زیر سؤال ببرد. به نظر می‌رسد رفتار قیمت‌ها در برخی از صنایع رفتاری خطی و در برخی دیگر رفتاری احتمالی و شرطی و در برخی دیگر رفتاری غیرقطعی دارد.

آنچه مسلم است ما در زمینه پذیرش و تعمیم رفتار غیرخطی قیمت‌ها در بورس اوراق بهادار مشکل چندانی نداریم اما با اطمینان کامل در مورد احتمالی و غیرقطعی بودن رفتار قیمت‌ها نمی‌توانیم اظهار نظر نماییم. از همین رو می‌بایست در استفاده از روش‌های پیش‌بینی که مبتنی بر سناریوسازی و بیان اتفاقات آتی بر مبنای احتمالات است با احتیاط عمل کرد و ویژگی مهم دارند به نحوی که این گونه رفتارها از یک دید غیرقابل پیش‌بینی ولی از دید دیگر دارای الگوی نهفته در درون خود است به بیان دیگر رویدادها چنان پیچیده و پویا هستند که به نظر بی‌نظم می‌رسند اما در حقیقت نظام آشوب‌گونه دارای نظم زیربنایی است که شناسایی این نظم زیربنایی و نهفته اگرچه غیرممکن نیست ولی مشکل است زیرا عوامل و پارامترهای متعددی در تعاملی پویا و غیرقابل پیش‌بینی رفتار پدیده را شکل داده و الگوی رفتاری آینده را به وجود می‌آورند از این منظر رفتار قیمت سهام در نقاط شروع و پایان روند کوتاه‌مدت را می‌توان رفتاری آشوب‌گونه توصیف نمود.

این پژوهش با رویکرد عدم اطمینان (احتمالی بودن) سعی در ارائه مدلی جهت پیش‌بینی نقاط شروع و پایان روند کوتاه‌مدت در قیمت سهام داشت. پیشنهاد می‌شود در پژوهش‌های آتی جهت پیش‌بینی نقاط شروع و پایان روند کوتاه‌مدت غیر از رویکردهای عدم قطعیت (منطق فازی) استفاده شود. همچنین پیشنهاد می‌گردد نتایج الگوریتم‌های متفاوت در صنایع مختلف مورد مقایسه قرار گیرد. این پیشنهاد برای مشخص شدن این نکته است که کدام الگوریتم مناسب برای پیش‌بینی نقاط کف و سقف در کدام صنعت است.

References

- ALai, R. K. Fan, C. Y. Huang, W. H. & Chang, P. C. (۲۰۰۹). Evolving and clustering fuzzy decision tree for financial time series data forecasting. *Expert Systems with Applications*, ۳۶(۲), ۳۷۶۱-۳۷۷۳.
- Aitken, Alexander Craig (۱۹۵۷) *Statistical Mathematics* λ th Edition. Oliver & Boyd. ISBN ۹۷۸۰۰۵۰۰۱۳۰۰۷ (Page ۹۵)
- Al-Hmouz, R. Pedrycz, W. & Balamash, A. (۲۰۱۵). Description and prediction of time series: a general framework of granular computing. *Expert Systems with Applications*, ۴۲(۱۰), ۴۸۳۰-۴۸۳۹.
- Alvarez-Ramirez, J. Fernandez-Anaya, G. & Ibarra-Valdez, C. (۲۰۰۴). Some issues on the stability of trading based on technical analysis. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, ۳۳۷(۳), ۶۰۹-۶۲۴.
- Appel, G. (۲۰۰۵). *Technical analysis: power tools for active investors*. FT Press.
- Araújo, R. D. A. & Ferreira, T. A. (۲۰۱۳). A morphological-rank-linear evolutionary method for stock market prediction. *Information Sciences*, ۲۳۷, ۳-۱۷.
- Atsalakis, G. S. & Valavanis, K. P. (۲۰۰۹). Surveying stock market forecasting techniques—Part II: Soft computing methods. *Expert Systems with Applications*, ۳۶(۳), ۵۹۳۲-۵۹۴۱.
- Baker, D. N. Lambert, J. R. & McKinion, J. M. (۱۹۸۳). GOSSYM: a simulator of cotton crop growth and yield. *South Carolina. Agricultural Experiment Station. Technical bulletin (USA)*.
- Ballings, M. Van den Poel, D. Hespels, N. & Gryp, R. (۲۰۱۵). Evaluating multiple classifiers for stock price direction prediction. *Expert Systems with Applications*, ۴۲(۲۰), ۷۰۴۶-۷۰۵۶.
- Barak, S. Dahooie, J. H. & Tichý, T. (۲۰۱۵). Wrapper ANFIS-ICA method to do stock market timing and feature selection on the basis of Japanese Candlestick. *Expert Systems with Applications*, ۴۲(۲۳), ۹۲۲۱-۹۲۳۵.
- Bollerslev, T. Marrone, J. Xu, L. & Zhou, H. (۲۰۱۴). Stock return predictability and variance risk premia: statistical inference and international evidence. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, ۴۹(۳), ۶۳۳-۶۶۱.
- Booth, E. Mount, J. & Viers, J. H. (۲۰۰۶). Hydrologic variability of the Cosumnes River floodplain. *San Francisco Estuary and Watershed Science*, ۲(۲).
- Chang, P. C. (۲۰۱۲). A novel model by evolving partially connected neural network for stock price trend forecasting. *Expert Systems with Applications*, ۳۹(۱), ۶۱۱-۶۲۰.

- Chen, Y. S. Cheng, C. H. Chiu, C. L. & Huang, S. T. (۲۰۱۶). A study of ANFIS-based multi-factor time series models for forecasting stock index. *Applied Intelligence*, ۴۵(۲), ۲۷۷-۲۹۲.
- Chong, E. Han, C. & Park, F. C. (۲۰۱۷). Deep learning networks for stock market analysis and prediction: Methodology, data representations, and case studies. *Expert Systems with Applications*, ۸۳, ۱۸۷-۲۰۵.
- Chou, Y. L. (۱۹۶۳). *Statistical analysis*. Holt, Rinehart & Winston.
- Choudhry, R. & Garg, K. (۲۰۰۸). A hybrid machine learning system for stock market forecasting. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, ۳۹(۳), ۳۱۵-۳۱۸.
- Cruz-Ramírez, N. Acosta-Mesa, H. G. Carrillo-Calvet, H. Nava-Fernández, L. A. & Barrientos-Martínez, R. E. (۲۰۰۷). Diagnosis of breast cancer using Bayesian networks: A case study. *Computers in Biology and Medicine*, ۳۷(۱۱), ۱۵۵۳-۱۵۶۴.
- Dan Wu (۲۰۰۶) Maximal Prime Subgraph Decomposition Of Bayesian Networks: a Relational Database perspective. ELSEVIER. ۱۶ November ۲۰۰۶
- David Allen, Adnan Darwiche Rc_Link (۲۰۰۷): Genetic Linkage Analysis using Bayesian networks. ELSEVIER. ۳ October ۲۰۰۷
- Davies, P. E. (۲۰۰۷). Bayesian Decision Networks for Management of High Conservation Assets. Report to the Conservation of Freshwater Ecosystem Values Project. Report ۶ of ۶. Water Resources Division, Department of Primary Industries and Water, Hobart, Tasmania.
- Deng, S. & Sakurai, A. (۲۰۱۳, March). Foreign exchange trading rules using a single technical indicator from multiple timeframes. In *Advanced Information Networking and Applications Workshops (WAINA)*, ۲۰۱۳ ۲۷th International Conference on (pp. ۲۰۷-۲۱۲). IEEE
- Dupieux, P. Alard, J. P. Augerat, J. Babinet, R. Bastid, N. Brochard, F. ... & Fraysse, L. (۱۹۸۸). Proton-proton correlations at small relative momentum in neon-nucleus collisions at $E/A = ۴۰۰$ and ۸۰۰ MeV. *Physics Letters B*, ۲۰۰(۱-۲), ۱۷-۲۱.
- Fama, E. F. Fisher, L. Jensen, M. C. & Roll, R. (۱۹۶۹). The adjustment of stock prices to new information. *International economic review*, ۱۰(۱), ۱-۲۱.
- Fenghua, W. E. N. Jihong, X. I. A. O. Zhifang, H. E. & Xu, G. O. N. G. (۲۰۱۴). Stock price prediction based on SSA and SVM. *Procedia Computer Science*, ۳۱, ۶۲۵-۶۳۱.

- Fletcher, Robert H. Fletcher; Suzanne W. (۲۰۰۵). Clinical epidemiology: the essentials (۴th ed.). Baltimore, Md.: Lippincott Williams & Wilkins. p. ۴۵. ISBN ۰-۷۸۱۷-۵۲۱۵-۹.
- Goodwin, P. Önköl-Atay, D. Thomson, M. E. Pollock, A. C. & Macaulay, A. (۲۰۰۴). Feedback-labelling synergies in judgmental stock price forecasting. Decision Support Systems, ۳۷(۱), ۱۷۵-۱۸۶.
- Goubanova, O. & King, S. (۲۰۰۸). Bayesian networks for phone duration prediction. Speech communication, ۵۰(۴), ۳۰۱-۳۱۱.
- Hadavandi, E. Shavandi, H. & Ghanbari, A. (۲۰۱۰). Integration of genetic fuzzy systems and artificial neural networks for stock price forecasting. Knowledge-Based Systems, ۲۳(۸), ۸۰۸-۸۰۰.
- Hafezi, R. Shahrabi, J. & Hadavandi, E. (۲۰۱۵). A bat-neural network multi-agent system (BNNMAS) for stock price prediction: Case study of DAX stock price. Applied Soft Computing, ۲۹, ۱۹۶-۲۱۰.
- Hamzaçebi, C. Akay, D. & Kutay, F. (۲۰۰۹). Comparison of direct and iterative artificial neural network forecast approaches in multi-periodic time series forecasting. Expert Systems with Applications, ۳۶(۲), ۲۸۳۹-۲۸۴۴.
- hang, Z. Y. Shi, C. Zhang, S. L. & Shi, Z. Z. (۲۰۰۶). Stock time series forecasting using support vector machines employing analyst recommendations. Advances in Neural Networks-ISBN ۲۰۰۶, ۴۵۲-۴۵۷.
- Hsieh, D. A. (۱۹۹۱). Chaos and nonlinear dynamics: application to financial markets. The journal of finance, ۴۶(۵), ۱۸۳۹-۱۸۷۷.
- Hsu, C. M. (۲۰۱۱). A hybrid procedure for stock price prediction by integrating self-organizing map and genetic programming. Expert Systems with Applications, ۳۸(۱۱), ۱۴۰۲۶-۱۴۰۳۶.
- Huang, C. J. Yang, D. X. & Chuang, Y. T. (۲۰۰۸). Application of wrapper approach and composite classifier to the stock trend prediction. Expert Systems with Applications, ۳۴(۴), ۲۸۷۰-۲۸۷۸.
- Huang, C. J. Yang, D. X. & Chuang, Y. T. (۲۰۰۸). Application of wrapper approach and composite classifier to the stock trend prediction. Expert Systems with Applications, ۳۴(۴), ۲۸۷۰-۲۸۷۸.
- Huang, W. Nakamori, Y. & Wang, S. Y. (۲۰۰۵). Forecasting stock market movement direction with support vector machine. Computers & Operations Research, ۳۲(۱۰), ۲۵۱۳-۲۵۲۲.
- Huarng, K. & Yu, H. K. (۲۰۰۵). A type ۲ fuzzy time series model for stock index forecasting. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, ۳۵۳, ۴۴۵-۴۶۲.

- Kara, Y. Boyacioglu, M. A. & Baykan, Ö. K. (۲۰۱۱). 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*, ۳۸(۵), ۵۳۱۱-۵۳۱۹.
- Kim, K. J. & Han, I. (۲۰۰۰). Genetic algorithms approach to feature discretization in artificial neural networks for the prediction of stock price index. *Expert systems with Applications*, ۱۹(۲), ۱۲۵-۱۳۲.
- Kim, Y. Ahn, W. Oh, K. J. & Enke, D. (۲۰۱۷). An intelligent hybrid trading system for discovering trading rules for the futures market using rough sets and genetic algorithms. *Applied Soft Computing*, ۵۵, ۱۲۷-۱۴۰.
- Kocadağlı, O. (۲۰۱۵). A novel hybrid learning algorithm for full Bayesian approach of artificial neural networks. *Applied Soft Computing*, ۳۵, ۵۲-۶۵.
- Kuo, R. J. Chen, C. H. & Hwang, Y. C. (۲۰۰۱). An intelligent stock trading decision support system through integration of genetic algorithm based fuzzy neural network and artificial neural network. *Fuzzy sets and systems*, ۱۱۸(۱), ۲۱-۴۵.
- Lahmiri, S. (۲۰۱۶). Intraday stock price forecasting based on variational mode decomposition. *Journal of Computational Science*, ۱۲, ۲۳-۲۷.
- Malkiel, B. G. (۲۰۰۳). The efficient market hypothesis and its critics. *The Journal of Economic Perspectives*, ۱۷(۱), ۵۹-۸۲.
- Mlynarski, J. J. (۲۰۱۲). *Selective fuel hedging in aviation based on trend lines and the fast stochastic oscillator* (Doctoral dissertation, Purdue University).
- Murphy, J. J. (۲۰۰۹). *The visual investor: how to spot market trends* (Vol. ۴۴۳). John Wiley & Sons
- Myers, Jerome L. Well, Arnold D. (۲۰۰۳). *Research Design and Statistical Analysis* (۲nd ed.). Lawrence Erlbaum. p. ۵۰۸. ISBN ۰-۸۰۵۸-۴۰۳۷-۰.
- Nassim, N. T. (۲۰۰۷). *The black swan: the impact of the highly improbable*. NY: Random House.
- Nayak, A. Pai, M. M. & Pai, R. M. (۲۰۱۶). Prediction Models for Indian Stock Market. *Procedia Computer Science*, ۸۹, ۴۴۱-۴۴۹.
- Nayak, S. C. Misra, B. B. & Behera, H. S. (۲۰۱۵). Artificial chemical reaction optimization of neural networks for efficient prediction of stock market indices. *Ain Shams Engineering Journal*.
- Neil, M. Tailor, M. Marquez, D. Fenton, N. & Hearty, P. (۲۰۰۸). Modelling dependable systems using hybrid Bayesian networks. *Reliability Engineering & System Safety*, ۹۳(۷), ۹۳۳-۹۳۹.
- Nelsen, R.B. (۲۰۰۱) [۱۹۹۴], "Kendall tau metric", in Hazewinkel, Michiel, *Encyclopedia of mathematics*, Springer Science+Business Media B.V. / Kluwer Academic Publishers, ISBN ۹۷۸-۱-۵۵۶۰۸-۰۱۰-۴

- Oh, K. J. & Kim, K. J. (۲۰۰۲). Analyzing stock market tick data using piecewise nonlinear model. *Expert Systems with Applications*, ۲۲(۳), ۲۴۹-۲۵۵.
- Olson, D. L. & Delen, D. (۲۰۰۸). *Advanced data mining techniques*. Springer Science & Business Media.
- Olson, D. & Mossman, C. (۲۰۰۳). Neural network forecasts of Canadian stock returns using accounting ratios. *International Journal of Forecasting*, ۱۹(۳), ۴۵۳-۴۶۵.
- Patel, J. Shah, S. Thakkar, P. & Kotecha, K. (۲۰۱۵). Predicting stock and stock price index movement using trend deterministic data preparation and machine learning techniques. *Expert Systems with Applications*, ۶۲(۱), ۲۵۹-۲۶۸.
- Pavón, R. Díaz, F. & Luzón, V. (۲۰۰۸). A model for parameter setting based on Bayesian networks. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, ۲۱(۱), ۱۴-۲۵.
- Phan, D. H. B. Sharma, S. S. & Narayan, P. K. (۲۰۱۵). Stock return forecasting: some new evidence. *International Review of Financial Analysis*, ۴۰, ۳۸-۵۱.
- Ruggeri, F. Kenett, R. S. & Faltin, F. W. (Eds). (۲۰۰۷). *Encyclopedia of statistics in quality and reliability*.
- Shynkevich, Y. McGinnity, T. M. Coleman, S. A. & Belatreche, A. (۲۰۱۶). Forecasting movements of health-care stock prices based on different categories of news articles using multiple kernel learning. *Decision Support Systems*, ۸۵, ۷۴-۸۳.
- Shynkevich, Y. McGinnity, T. M. Coleman, S. Belatreche, A. & Li, Y. (۲۰۱۷). Forecasting price movements using technical indicators: investigating the impact of varying input window length. *Neurocomputing*.
- Skabar, A. & Cloete, I. (۲۰۰۲). Neural networks, financial trading and the efficient markets hypothesis. *Australian Computer Science Communications*, ۲۴(۱), ۲۴۱-۲۴۹.
- Smeeton, N. C. (۱۹۸۵). Early history of the kappa statistic. *Biometrics*, ۴۱, ۷۹۵.
- Stehman, S. V. (۱۹۹۷). Selecting and interpreting measures of thematic classification accuracy. *Remote sensing of Environment*, ۶۲(۱), ۷۷-۸۹
- Sun, L. & Shenoy, P. P. (۲۰۰۷). Using Bayesian networks for bankruptcy prediction: Some methodological issues. *European Journal of Operational Research*, ۱۸۰(۲), ۷۳۸-۷۵۳.
- Tan, L. Wang, S. & Wang, K. (۲۰۱۷). A new adaptive network-based fuzzy inference system with adaptive adjustment rules for stock market volatility forecasting. *Information Processing Letters*, ۱۲۷, ۳۲-۳۶

- Tang, C. F. & Lean, H. H. (۲۰۰۷). Is the Phillips curve stable for Malaysia? New empirical evidence. *Malaysian Journal of Economic Studies*, ۴۴(۲), ۹۵.
- Taylor, John Robert (۱۹۹۹). *An Introduction to Error Analysis: The Study of Uncertainties in Physical Measurements*. University Science Books. pp. ۱۲۸-۱۲۹. ISBN ۰-۹۳۵۷۰۲-۷۵-X.
- Thomsett, M. C. (۲۰۱۰). GLOBAL SUPPLY CHAIN RISK MANAGEMENT: VIEWING THE PAST TO MANAGE TODAY 'S RISKS FROM AN HISTORICAL PERSPECTIVE. *International Handbook of Academic Research and Teaching*, ۴۹
- Timmermann, A. & Granger, C. W. (۲۰۰۴). Efficient market hypothesis and forecasting. *International Journal of forecasting*, ۲۰(۱), ۱۵-۲۷.
- Titterton, D. M. Murray, G. D. Murray, L. S. Spiegelhalter, D. J. Skene, A. M. Habbema, J. D. F. & Gelpke, G. J. (۱۹۸۱). Comparison of discrimination techniques applied to a complex data set of head injured patients. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)*, ۱۴۵-۱۷۵.
- Toback, E. Moeyersoms, J. Stankova, M. & Martens, D. (۲۰۱۶). Bankruptcy prediction for SMEs using relational data (No. ۲۰۱۶۰۰۴).
- Tsang, P. M. Kwok, P. Choy, S. O. Kwan, R. Ng, S. C. Mak, J. ... & Wong, T. L. (۲۰۰۷). Design and implementation of NN δ for Hong Kong stock price forecasting. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, ۲۰(۴), ۴۵۳-۴۶۱.
- Wang, Y. F. (۲۰۰۳). Mining stock price using fuzzy rough set system. *Expert Systems with Applications*, ۲۴(۱), ۱۳-۲۳.
- Wilder, J. W. (۱۹۷۸). *New concepts in technical trading systems*. Trend Research.
- Wiles, P. & Enke, D. (۲۰۱۵, January). A hybrid neuro-fuzzy model to forecast the soybean complex. In *Proceedings of the International Annual Conference of the American Society for Engineering Management*. (p. ۱). American Society for Engineering Management (ASEM).
- Yeh, C. Y. Huang, C. W. & Lee, S. J. (۲۰۱۱). A multiple-kernel support vector regression approach for stock market price forecasting. *Expert Systems with Applications*, ۳۸(۳), ۲۱۷۷-۲۱۸۶.
- Zhang, X. Hu, Y. Xie, K. Zhang, W. Su, L. & Liu, M. (۲۰۱۵). An evolutionary trend reversion model for stock trading rule discovery. *Knowledge-Based Systems*, ۷۹, ۲۷-۳۵.
- Zuo, Y. & Kita, E. (۲۰۱۲). Stock price forecast using Bayesian network. *Expert Systems with Applications*, ۳۹(۸),