

**Investigating the Predictability of Starting Point and Ending Short-Term
Trend of Stock Price Using the Bayesian Likelihood Network**

**Mohammad Moshari¹, Hosein Didekhani², Kaveh Khalili Dameghani³,
Ebrahim Abbasi⁴**

Abstract

The main objective of this research is to investigate the predictability of the starting points (floor) and the end (roof) of the short-term stock price trend using the Naibouz model for providing a decision support system. In this research, two variables including calendar and technical variables for modeling were used. The results of this study showed that the model used to identify and predict the end points (roof) in the stock price chart has a better performance than the other, and also the accuracy of the model used in the thirty of the industry survey has discrepancy differences. This is a generalization of the results of this research and the use of the Naibouz model to predict the points in the various industries. We can confidently comment on the turbulence behavior of the starting and ending points in the stock price chart, but we need to pay careful attention to probable behavior.

Keywords: Decision Support System, Bayesian Likelihood Network, Points (floor) and the end (roof), Predictability Models

JEL: G17,D53,C53

-
- 1 . Islamic Azad University, Ali Abadkolol Branch. E-mail m.moshari1356@gmail.com
 - 2 . Department of Financial Engineering, Islamic Azad University, Aliabad Katoul Branch. Corresponding Author, Email H.didekhani@gmail.com
 - 3 . Department of Industrial Engineering, Islamic Azad University, Email kaveh.khalili@gmail.com
 - 4 . Alzahra University. Email abbasiebrahim2000@yahoo.com

<https://jfm.alzahra.ac.ir/>

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: G17,D53,C53

۱. کد DOI مقاله: 10.22051/jfm.2020.22949.1838

۲. گروه مدیریت مالی، واحد علی‌آباد کنول، دانشگاه آزاد اسلامی، علی‌آباد کنول، ایران. Email: m.moshari1356@gmail.com

۳. گروه مهندسی صنایع، واحد علی‌آباد کنول، دانشگاه آزاد اسلامی، علی‌آباد کنول، 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 الزهرا. 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 باینکه 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

- 1 . Nicholas taleb
- 2 . Huang et al.
- 3 . Chong et al.
- 4 . Fama et al.
- 5 . Hsieh
- 6 . Timmermann & Granger
- 7 . Zerno sum game
- 8 . Tang & Lean
- 9 . Barak et al.
- 10 . Huang et al.
- 11 . Malkiel et al.
- 12 . Bollerslev et al.
- 13 . Yeh et al.
- 14 . Tobback et al.
- 15 . Shynkevich
- 16 . Kara et al.
- 17 . Nayak et al.

قیمت سهام به‌عنوان یک هدف مهم در علوم مالی و سرمایه‌گذاری در بین پژوهشگران مطرح است. (ال‌هاموز و همکاران^۱، ۲۰۱۵) یکی از مهم‌ترین اطلاعات در بورس اوراق بهادار برای سرمایه‌گذاران، اطلاعات قیمت سهام است (او و همکاران^۲، ۲۰۰۲) که به‌صورت لحظه‌ای و در حجم زیاد تولید می‌شود. (نایاک و همکاران، ۲۰۱۶) اطلاعات قیمت سهام به‌طور اساسی خاصیتی دینامیک، غیرخطی و ناپارامتریک 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^۳، 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. (اتسالکس و همکاران^۴، ۲۰۰۹) به‌تازگی، پژوهشگران بر توسعه سیستم‌های ترکیبی هوشمند که از مزایای هر یک از تکنیک‌های انفرادی استفاده می‌کنند، متمرکز شده‌اند (ویلز و همکاران^۵، 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 غیرحرفه‌ای امری دشوار است (ژانگ و همکاران^۶، 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^۷، 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 به‌بیان‌دیگر 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 راه حل طبیعی برای تخمین ساختار عملکردی در سیستم‌های غیرخطی است. (کاسادافل^۸، 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 بیزین در امر پیش‌بینی قیمت سهام است. (ریوجری و همکاران^۹، ۲۰۰۷). سؤال اصلی این پژوهش این است که آیا شبکه احتمالات بیزین (نایویز) 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

1. Al-Hmouz et al.
2. Oh et al.
3. Wang
4. Atsalakis et al.
5. Wiles
6. Zhang et al.
7. Alai et al.
8. Kocadağlı et al.
9. Ruggeri et al.

کوتاه مدت چگونه است؟ و سؤال فرعی دیگر این است که آیا نتایج به کارگیری شبکه احتمالات بیزین 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) روش‌های فنی^۱ (روش‌های بنیادی^۲) روش‌های پیش‌بینی سری زمانی^۳ روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی^۴

روش‌های فنی

در این روش از طریق بررسی تغییرات و نوسان‌های قیمت‌ها و حجم معاملات و عرضه و تقاضا می‌توان وضعیت قیمت‌ها در آینده را پیش‌بینی کرد. تحلیل تکنیکی مطالعه رفتار گذشته قیمت به منظور پیش‌بینی آینده‌ی قیمت است. مهم‌ترین اصل تحلیل تکنیکال این است که قیمت منعکس‌کننده همه چیز درباره یک سهم است.»

روش‌های بنیادی

این روش شامل سه مرحله بررسی اقتصاد کلان و عوامل سیاسی اجتماعی، بررسی صنعت و در نهایت بررسی شرکت می‌باشد. انتخاب سهام از کلیه ابعاد مورد ارزیابی دقیق و همه‌جانبه قرار می‌گیرد که در نهایت پس از انتخاب شرکت، قیمت ذاتی شرکت نیز محاسبه می‌شود.

روش‌های پیش‌بینی سری زمانی

سری زمانی شاخه‌ای از علم آمار و احتمال است که در سایر رشته‌های علوم مانند ژئوفیزیک، اقتصاد، مهندسی، هواشناسی و... کاربرد فراوان دارد. سری‌های زمانی ترتیبی از داده‌ها هستند که در بازه‌های زمانی مساوی به صورت گسسته جمع‌آوری می‌شوند. استفاده از اطلاعات گذشته متغیرها امکان پیش‌بینی مقادیر آینده را می‌دهد که این عامل کلیدی در برنامه‌ریزی سیاست‌گذاری و مدیریت سیستم‌های مالی است.

روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی

هوش مصنوعی به سیستم‌هایی گفته می‌شود که می‌توانند واکنش‌هایی مشابه رفتارهای هوشمند انسانی از جمله درک شرایط پیچیده، شبیه‌سازی فرایندهای تفکری و شیوه‌های استدلال انسانی و پاسخ موفق به آن‌ها، یادگیری و توانایی کسب دانش و استدلال برای حل مسائل را داشته باشند. بیشتر نوشته‌ها و مقاله‌های مربوط به هوش

1 . Technical Analysis
2 . Fundamental analysis
3 . Time series
4 . Artificial intelligence

مصنوعی، آن را به‌عنوان: دانش شناخت و طراحی عامل‌های هوشمند تعریف کرده‌اند. در دهه‌های اخیر مدل‌های جدیدی از پیش‌بینی به نام روش‌های مبتنی بر داده‌کاوی^۱ یا هوش مصنوعی^۲ شامل روش‌های درخت تصمیم‌گیری^۳، ماشین بردار پشتیبان^۴، شبکه‌های عصبی مصنوعی^۵، شبکه‌های یزین^۶ 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، می‌توانند 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^۷ (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^۸ (۲۰۰۹) که نسبت به غیرخطی بودن رفتار قیمت سهام دچار تردید بودند نتایج حاصل از روش آریمای^۹ و شبکه عصبی را مقایسه کردند و این‌طور نتیجه گرفتند که پیش‌بینی شبکه عصبی انطباق بیشتری با واقعیت دارد. آنان درعین حال تصریح نمودند که قبل از تعمیم نتایج پژوهش‌شان، لازم است مطالعات تکمیلی صورت پذیرد. یک سال بعد هداوندی و همکاران^{۱۰} (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^{۱۱} (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 بعداً این اجماع پژوهش‌ها هزو^{۱۲} (۲۰۱۱) بود. او از یک شبکه عصبی خود سازمان‌یافته ژنتیک پایه^{۱۳} (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

1 . Data mining methods

2 . Artificial intelligence

3 . Decision tree(DT)

4 . Support Vector Machines(SVM)

5 . Artificial Neural Networks(ANN)

6 . Bayesian network(BN)

7 . Choudhry& Garg

8 . Hamzaçebi et al.

9 . Arima

10 . Hadavandi et al.

11 . Genetic Fuzzy System

12 . Hsu

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

رساند که به جای پیش‌بینی مطلق قیمت به پیش‌بینی جنبه‌های دیگری از قیمت سهام بپردازد. به نحوی که چانگ^۱ (۲۰۱۲) از یک شبکه عصبی جدید بانام^۲ (EPCNNs) استفاده نمود. او با استفاده از متغیرهای تکنیکی به عنوان 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 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^۳ (۲۰۱۳) از یک مدل ترکیبی (EMRLF)^۴ که شامل یک فیلتر مورفولوژیکی-رتبه-خطی (MRL)^۵ 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 فنقویا و همکاران^۶ (۲۰۱۴) از ترکیب تحلیل طیف منحصر به فرد^۷ (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 بزرگ تری تمرکز نمودند. طول دوره پیش‌بینی معضل بزرگی بود که پژوهشگران در پی رفع آن بودند، قیمت‌ها در کوتاه مدت 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^۸ در سال ۲۰۱۵ یک مدل هوشمند جدید در چارچوب چندعاملی به نام^۹ (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^{۱۰} (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^{۱۱} (۲۰۱۶) بر مبنای روش‌های متن کاوی از یک سیستم یادگیری چند هسته‌ای (MKL) استفاده نمودند. آن‌ها عنوان کردند که استفاده

- 1 . Chang
- 2 . Evolving partially connected neural networks
- 3 . Araújo & Ferreira
- 4 . Morphological-Rank-Linear Forecasting
- 5 . Morphological-Rank-Linear (MRL)
- 6 . Fenghua et al.
- 7 . Singular spectrum analysis
- 8 . Hafezi et al.
- 9 . bat-neural network multi-agent system
- 10 . Lahmiri
- 11 . Shynkevich et al.

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 (۲۰۱۷) در پژوهشی با عنوان تحلیل احساسات در متون مالی، یک موتور جستجو و تجزیه و تحلیل‌گر احساسات^۱ (SAE) طراحی نمودند. روش آن‌ها احساسات نهفته در متون را در دو سطح کلمات و جملات 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 قابل‌قبولی در جهت پیش‌بینی شاخص‌ها و قیمت‌ها در بورس اوراق بهادار برخوردار است.

در جدول ۱ 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 هوانگ	۲۰۰۱	قیمت سهام	ANN, ANFIS, GA	عدم قطعیت	مقایسه‌ای
اسکابر و کلوته	۲۰۰۲	نقاط خرید و فروش	GA, ANN	عدم قطعیت	مقایسه‌ای ترکیبی
دنیازوسو 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
زانگ	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	GSVM, SVM	عدم قطعیت	ترکیبی
همزاسبی و همکاران	۲۰۰۹	قیمت سهام	ARIMA, ANN	عدم قطعیت خطی	مقایسه‌ای
هداوندی و همکاران	۲۰۱۰	قیمت سهام	FIS, GFS	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	ANN, EMRLF	عدم قطعیت	نوآورانه
فقوویا 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 روزه‌روز 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 به عنوان تغییر پیش‌بینی شونده.

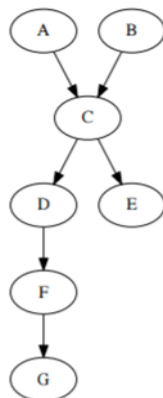
روش‌شناسی پژوهش

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 $p(b \div a)$ و 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 ۱)



- 1 . Zuo & Kita
- 2 . Neil et al.
- 3 . Dan Wu
- 4 . Pavón et al.
- 5 . Goubanova
- 6 . Davies
- 7 . Cruz et al.

شکل ۱. نمودار شبکه احتمالات بیزین

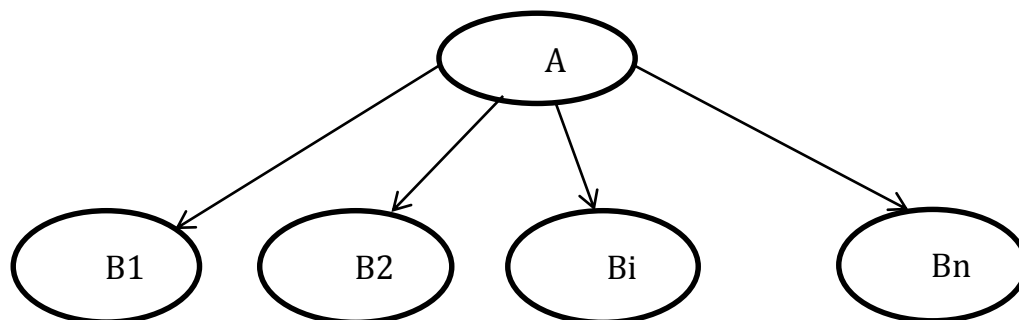
شبکه‌های بیزین از ساختار مدل گرافیکی برای ضوابط مستقل مابین متغیرهای تصادفی استفاده می‌کنند. شبکه‌های بیزین اغلب برای شرایط مدل احتمال استفاده می‌شوند و به استدلال‌های تحت شرایط نامشخص (احتمالی، عدم قطعیت) کمک می‌کنند. در حالت کلی گره‌ها یا والد هستند یا ولد (فرزند) یک گره فرزند می‌تواند توسط چندین والد 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 تحلیل گر ایجاد می‌کنند. در واقع نه تنها از تجمیع 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 نایبویز

این مدل به دلیل سادگی توسط تیتراگتون و همکاران^۱ (۱۹۸۱) نایبویز نامیده شد. تصویر یک نمایش گرافیکی به شبکه نایبویز است. در این مدل گره اصلی به عنوان گره بدون والد شناخته می‌شود. در زمینه پیش‌بینی نقاط شروع، پایان و خنثی، گره A نشان‌دهنده نقاط مذکور است و متغیرهای B1, B2, ..., Bn تغییرهای پیش‌بینی کننده نقاط شروع (کف)، پایان (سقف) و خنثی هستند. مدل نایبویز به شرح استقلال مشروط زیر تعریف می‌شود:

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

for $i=1, 2, \dots, n$.



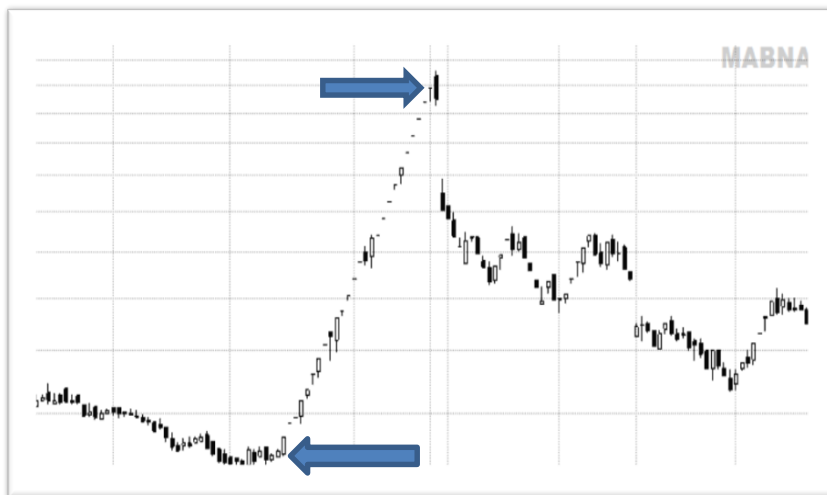
شکل ۲. نمودار شبکه نایبویز

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، شبیه 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 قیمت سهام 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 به وسیله 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 به دست آمده است. حالت خنثی برای آموزش بهتر مدل تعریف شده است. جامعه آماری این پژوهش، کلیه شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران هستند. به طور 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 در مدل	نام متغیر	نام در مدل	نام متغیر
EMA	میانگین متوسط نمایی	O	قیمت ابتدایی
ADX	شاخص جنبش متوسط	H	حداکثر قیمت
ATR	محدوده متوسط صحیح	L	حداقل قیمت
WMA	میانگین متوسط موزون	C	قیمت انتهایی
HMA	میانگین متوسط هال	V	حجم
MACD	میانگین متوسط مک دی	D%	استواستیک D%
TRIX	میانگین نمایی هموار شده	K%	استواستیک K%
CMF	جریان نقدینگی چایکن	MFI	شاخص جریان نقدینگی
RMI	شاخص ممتوم نسبی	RSI	شاخص قدرت نسبی
RWI	شاخص گام تصادفی	CCI	شاخص کانال کالا
SAR	شاخص SAR	MA	میانگین متوسط

اطلاعات اولیه این پژوهش شامل قیمت ابتدایی، قیمت انتهایی، حداقل قیمت، حداکثر قیمت و حجم معاملات از نرم‌افزار Tcelaint استخراج گردید. خروجی این نرم‌افزار به عنوان ورودی نرم‌افزار Amibroker مورد استفاده قرار گرفت. متغیرهای این پژوهش توسط این نرم‌افزار انجام پذیرفت و نهایتاً مدل‌سازی به وسیله 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

منبع	دوره	فرمول	متغیر
آلوارز و همکاران ^۱ ۲۰۰۴	n=14	$\%D(n) = \sum_{i=0}^{n-1} \%K_{t-1}/n$	%D
میلنارسکی ^۲ ۲۰۱۲	n=14	$\%K(n) = \frac{C - L_{n,min}}{H_{n,max} - L_{n,min}} \times 100$	%K
دنگ و ساکارای ^۳ ۲۰۱۳		$MFI = 100 - \frac{100}{(100 + MR)}$ $TP = \frac{H + L + C}{3}, MF = TP \times V$ $MR = \frac{PositiveMF}{NegativeMF}$	MFI
مورفی ^۴ ۲۰۰۹	n=14	$RS(n) = 100 - \frac{100}{(1 + RS(n))}$ $RS(n) = \sum_{i=0}^{n-1} UP_{t-i} / Down_{t-i}$	RSI
Where UP_t ($Down_t$) is upward (downward) price change			
باکر و همکاران ^۵ ۱۹۸۳	n=9	$CCI(n) = \frac{M - \bar{M}(n)}{d(n) \times 0.015}$ $M = \frac{H + L + C}{3}$ $d(n) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} M_{t-1} - \bar{M}_t(n) $	CCI
پاتل ^۶ ۲۰۱۵	n=14	$MA = (C_n + C_{n-1} + \dots + C) / n$	MA
چو ^۷ ۱۹۶۳		$EMA = \sum_{i=0}^{n-1} w_i \times V_{t-1}$	EMA
		$ADX = MA[(+DI) - (-DI)] / [(+DI) + (-DI)] \times 100$	ADX
ویلدنر ^۸ ۱۹۷۸	n=14	$ATR = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n TR_i$	ATR
	n=14	$RWI = (H1 - n - L) / ATRn * \sqrt{n}$	RWI
	n=14	$SAR_{n+1} = SAR_n + \alpha(EP - SAR_n)$	SAR
بوث و همکاران ^۹ ۲۰۰۶	n=14	$WMA = nC_m + (n-1)C_{m-1} + \dots + 2C(m-n+2) + C(m-n+1) / n + (n-1) + \dots + 2 + 1$	WMA
بوث و همکاران ^۹ ۲۰۰۶	n=14	$HMA[2 \times WMA(n/2) - WMA(n)], \text{sqrt}(n)$	HMA

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

متغیر	فرمول	دوره	منبع
MACD	$MACD = EMA(C, m) - EMA(C, n)$	m=5 n=26	اپل ^۱ ۲۰۰۵
TRIX	$TRIX(n) = \frac{EMA^3(C, n) - EMA_{t-1}^3(C, n)}{EMA_{t-1}^3(C, n)}$	n=12	کیم و همکاران ^۲ ۲۰۱۷
CMF	$CMF = [(C - L) - (H - C)] / (H - L)$	n=14	ثومست ^۳ ۲۰۱۰
RMI	$RMI(n) = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} UP_{t-i}}{\sum_{i=0}^{n-1} UP_{t-i} + \sum_{i=0}^{n-1} Down_{t-i}}$	n=14	دو پیوکس ^۴ ۱۹۸۸

گام دوم: طراحی مدل

در این گام از یک الگوریتم پرکاربرد مبتنی بر شبکه بیزین یعنی نایبویز جهت مدل‌سازی استفاده گردید. بیست و چهار متغیر به‌عنوان ورودی‌های مدل و نقاط شروع، پایان و خشتی (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^۵ (استمان^۶، ۱۹۹۷) انجام پذیرفته است. در ماتریس اختلال عنصر مثبت درست (TP) به مشاهداتی از دسته C1 دلالت دارد که توسط روش دسته‌بندی به‌درستی تشخیص داده شده است. عنصر منفی درست (TN) به مشاهداتی از دسته C2 دلالت دارد که توسط روش دسته‌بندی به‌درستی تشخیص داده شده است. به‌طور مشابه عنصر منفی غلط (FN) مشاهداتی از دسته C1 است که توسط روش دسته‌بندی به نادرستی در دسته C2 قرار گرفته و عنصر مثبت غلط (FP) مشاهداتی از دسته C2 است که به نادرستی در دسته C1 قرار گرفته اند. در این ماتریس از دو معیار، طبقه دقت^۷ و طبقه اطمینان^۸ استفاده شده است.

جدول ۴. ماتریس اختلال

	C1	C2
C1	TP	FN
C2	FP	TN

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.

1. Appel
2. Kim et al.
3. Thomsett
4. Dupieux
5. Confusion matrix
6. Stehman
7. class precision
8. Class recall

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 شش‌گانه زیر استفاده گردید. در جدول ۶ 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	$(P0 - Pe)/(1 - Pe)$	احتمال وابستگی متغیرهای تصمیم به متغیره هدف را با حذف ارتباط تصادفی نشان می‌دهد. (سیمیتون ۵، ۱۹۸۵)
ضریب اسپیر من 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)
ضریب همبستگی ۱۰	$\rho_{X,Y} = corr(X, Y) = \frac{cov(X,Y)}{\sigma_X\sigma_Y} = \frac{E[(X-\mu_X)(Y-\mu_Y)]}{\sigma_X\sigma_Y}$	میزان توضیح دهندگی متغیر هدف به وسیله متغیرهای تصمیم را نشان می‌دهد (کریج ۱۱، ۱۹۵۷)

- 1 . Accuracy
- 2 . Taylor et al.
- 3 . Classification error
- 4 . Kappa
- 5 . Smeeton
- 6 . Searman-rho
- 7 . Jerome et al.
- 8 . Kendall-tau
- 9 . Nelsen
- 10 . correlation
- 11 . Craig

مدل‌سازی و تحلیل یافته‌های پژوهش

نتایج ارزیابی اولیه جهت تشخیص عملکرد مدل در جهت پیش‌بینی نقاط شروع، پایان و خستی 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. به بیان دیگر افزایش داده‌ها باعث بالا رفتن میانگین موزون کلاس دقت می‌شود ولی میانگین موزون کلاس اطمینان را کاهش می‌دهد.

جدول ۷. نتایج ارزیابی اولیه

Class precision			Class recall			Weighted Mean (%)	صنعت
هیچکدام	سقف	کف	هیچکدام	سقف	کف		
۷۶٫۹	۱۰۰	۳۸٫۵	۷۱٫۷	۵۵٫۶	۶۲٫۵	۶۳٫۱	زغال‌سنگ
۵۰	۱۰۰	۲۸٫۵	۵۹٫۵	۵۰	۴۰	۴۴٫۲	محصولات کشاورزی
۶۶٫۶۷	۱۰۰	۱۰۰	۸۸٫۸	۳۳٫۳	۱۰۰	۷۷٫۷	موسسه‌های پولی و مالی
۷۳٫۶	۸۴٫۳	۵۰	۶۹٫۳	۸۹٫۴	۵۰٫۸	۷۰٫۲	سیمان، گچ و آهک
۵۵٫۶	۸۷٫۹	۴۴٫۶	۶۲٫۶	۸۵٫۷	۳۵٫۶	۶۲٫۲	شیمیایی
۷۲٫۹	۸۹٫۳	۴۳٫۷	۶۸٫۶	۹۶٫۱	۳۵	۶۹	سایر واسطه‌های مالی
۵۰	۹۵٫۱	۴۱٫۶	۶۲٫۲	۹۰٫۷	۹۳٫۳	۶۲٫۴	محصولات فلزی
۶۴٫۱	۸۸٫۵	۴۸٫۹	۶۷٫۱	۸۰٫۶	۳۴٫۴	۶۴٫۱	سرمایه‌گذاری‌ها
۷۹٫۱	۶۸٫۹	۴۴٫۱	۶۴	۹۰٫۹	۶۸٫۲	۶۷٫۷	صندوق‌های بازنشستگی
۲۷٫۳	۱۰۰	۳۵٫۷	۵۴٫۳	۷۷٫۸	۶۶٫۶۷	۵۳٫۱	شرکت‌های چند رشته‌ای
۷۴٫۴	۸۷٫۸	۳۸٫۶	۶۵٫۹	۹۳٫۶	۴۸٫۶	۶۷٫۳	دارویی
۷۱٫۳	۸۴٫۷	۵۶٫۴	۷۰٫۷	۸۷٫۸	۴۶٫۷	۷۰٫۳	املاک و مستغلات
۶۹٫۲	۷۰	۹۷٫۴۴	۷۸٫۸	۷۷٫۸	۹۵	۷۸	بانکی‌ها
۶۹٫۷۷	۸۹٫۹	۴۶٫۴	۶۸٫۶	۵۳٫۳	۹۱	۶۸٫۹	محصولات برقی

Class precision			Weighted Mean (%)	Class recall			Weighted Mean (%)	صنعت
کف	سقف	هیچکدام		کف	سقف	هیچکدام		
۰	۰	۷۵	۲۵	۰	۰	۱۰۰	۳۳.۳	دباغی و چرم
۰	۱۰۰	۵۰	۵۰	۰	۶۶.۷	۷۵	۴۷.۲	برق و گاز
۴۲.۷	۹۷.۳	۱۰۰	۷۹.۹	۹۷.۲	۸۵.۷	۲.۴	۶۱.۷	فرآورده‌های نفتی
۸۲.۸	۶۵	۴۹.۴	۶۵.۷	۹۰.۱	۶۱.۳	۴۸.۳	۶۶.۵	فلزات اساسی
۷۵	۷۰	۳۳.۳	۵۹.۴	۳۰	۱۰۰	۶۶.۷	۶۵.۵	محصولات چوبی
۶۲.۵	۸۵.۹	۶۲.۶	۷۰.۳	۳۲.۶	۸۹	۸۲.۵	۶۸	مواد معدنی و فلزی
۵۰	۸۲.۳	۶۸.۲	۶۶.۸	۲۵	۸۷.۵	۸۸.۲	۶۶.۹	خدمات فنی و مهندسی
۳۸.۱	۷۵.۸	۵۶.۱	۵۶.۶	۳۲	۷۳.۳	۶۳.۹	۵۶.۴	رایانه
۶۶.۷	۸۰	۶۲.۵	۶۹.۷	۱۰۰	۵۷.۱	۷۱.۴	۷۶.۱	صندوق‌های سرمایه‌گذاری
۳۳.۳	۱۰۰	۷۵	۶۹.۴	۸۰	۸۱.۸	۴۶.۱	۶۹.۳	مخابرات و صنایع وابسته
۱۰۰	۰	۸۰	۶۰	۵۰	۰	۱۰۰	۵۰	حمل و نقل دریایی
۴۰	۹۳.۵	۶۱.۱	۶۴.۸	۱۶	۹۰.۶۲	۸۶.۸	۶۴.۴	کاشی و سرامیک
۵۰	۰	۰	۱۶.۶	۱۰۰	۰	۰	۳۳.۳	خرده فروشی
۰	۴۲.۸	۷۱.۴	۳۸.۱	۰	۱۰۰	۵۰	۵۰	پیمانکاری صنعتی
۵۷.۱	۹۲.۵	۵۹.۴	۶۹.۷	۲۵.۶	۹۲.۵	۸۵	۶۷.۷	صنایع غذایی
۶۸	۸۵.۲	۵۸	۷۰.۴	۴۳.۶	۹۳.۵	۷۴.۳	۷۰.۵	قند و شکر
۳۷.۹	۷۹.۶	۷۴.۷	۶۴	۷۶.۱	۸۸.۴	۱۸.۵	۶۱	خودرو و ساخت قطعات
۶۵.۸	۹۱	۵۷.۳	۷۱.۴	۴۰.۳	۸۱.۳	۸۱.۵	۶۷.۷	ماشین آلات و تجهیزات
۴۰.۹	۶۳.۴	۵۰	۵۱.۴	۶۰	۷۳.۳	۲۴	۵۲.۴	لاستیک و پلاستیک
۱۰۰	۶۶.۶	۲۵	۶۳.۸	۲۵	۴۰	۶۰	۴۱.۶	فرآورده‌های نفتی
۵۴.۵	۶۷.۸	۲۳	۴۸.۴	۴۸	۹۰.۴	۱۷.۵	۵۲	محصولات کاغذی
۰	۳۳.۳	۶۰	۳۱.۱	۰	۱۰۰	۷۵	۵۸.۳	منسوجات
۳۸.۲	۹۰.۱	۶۱.۹	۶۳.۴	۹۱.۶	۸۰.۲	۴	۵۸.۶	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 ۴ 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 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 طلایی 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 طبقه‌بندی شده) در صنایع مختلف دارای تفاوت فاحش

است؟

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

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

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

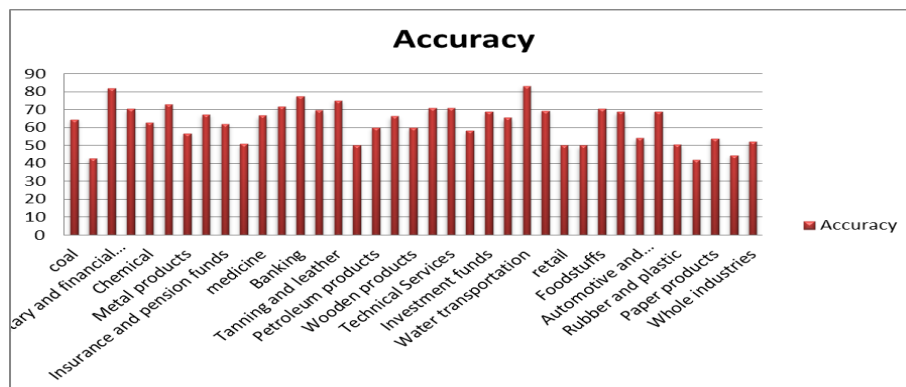
جدول ۸. ارزیابی نهایی

صنعت	Correlation	kendalltau	spearmanrho	kappa	Classification Error(%)	Accuracy(%)
زغال سنگ	۰.۳۴۴	۰.۳۴۸	۰.۳۶۴	۰.۴۵۸	۳۵.۴	۶۴.۵
محصولات کشاورزی	۰.۳۶۱	۰.۲۱۱	۰.۲۳۵	۰.۰۴۳	۵۷.۱	۴۲.۸
موسسه های پولی و مالی	۰.۴۴۵	۰.۴۳۴	۰.۴۳۲	۰.۷۱۸	۱۸.۱	۸۱.۸
سیمان، گچ و آهک	۰.۷۲۰	۰.۶۳۷	۰.۶۸۶	۰.۵۳۹	۲۹.۶	۷۰.۳
شیمیایی	۰.۶۵۵	۰.۵۶۷	۰.۶۲۹	۰.۴۳۴	۳۷.۲	۶۲.۸
سایر واسطه های مالی	۰.۷۵۶	۰.۶۵۴	۰.۷۰۷	۰.۵۵۸	۲۷.۱	۷۲.۸
محصولات فلزی	۰	-۰.۰۹۵	-۰.۱۰۰	۰.۳۷۸	۴۳.۱	۵۶.۸
سرمایه گذاری ها	۰.۶۳۵	۰.۵۳۴	۰.۵۷۵	۰.۴۶۷	۳۲.۶	۶۷.۳
صندوق های بازنشستگی	۰.۵۹۱	۰.۵۴۳	۰.۵۸۳	۰.۴۴۳	۳۷.۹	۶۲
شرکت های چند رشته ای	۰.۴۶۰	۰.۴۰۶	۰.۴۷۱	۰.۲۸۱	۴۹.۱	۵۰.۹
دارویی	۰.۷۳۳	۰.۶۴۵	۰.۷۰۶	۰.۴۹۵	۳۳.۱	۶۶.۸
املاک و مستغلات	۰.۷۰۹	۰.۶۳۴	۰.۶۷۸	۰.۵۶۰	۲۸	۷۱.۹
بانکی ها	۰.۴۰۹	۰.۴۱۰	۰.۴۱۳	۰.۶۵۹	۲۲.۴	۷۷.۵
محصولات برقی	۰.۷۳۸	۰.۶۶۹	۰.۷۲۸	۰.۵۴۱	۳۰.۳	۶۹.۶
دباغی و چرم	۰	۰	۰	۰	۲۵	۷۵
برق و گاز	۰.۴۵۳	۰.۲۱۸	۰.۲۵۸	۰.۱۱۱	۵۰	۵۰
فرآورده های نفتی	۰.۷۷۴	۰.۷۳۳	۰.۷۷۸	۰.۴۱۵	۴۰	۶۰
فلزات اساسی	۰.۱۹۵	۰.۱۹۳	۰.۱۹۹	۰.۴۹۴	۳۳.۶	۶۶.۳
محصولات چوبی	۰.۶۹۴	۰.۶۶۱	۰.۷۲۲	۰.۴۱۲	۴۰	۶۰

صنعت	Correlation	kendalltau	spearmanrho	kappa	Classification Error(%)	Accuracy(%)
مواد معدنی و فلزی	۰.۷۲۶	۰.۶۶۴	۰.۷۱۳	۰.۵۴۸	۲۹,۲	۷۰,۷
خدمات فنی و مهندسی	۰.۷۸۳	۰.۷۱۹	۰.۷۷۸	۰.۵۵۲	۲۸,۸	۷۱,۱
رایانه	۰.۵۴۰	۰.۴۷۷	۰.۵۲۷	۰.۳۶۱	۴۱,۷	۵۸,۲
صندوق‌های سرمایه‌گذاری	۰.۵۳۰	۰.۴۶۲	۰.۴۷۶	۰.۴۹۷	۳۱,۲	۶۸,۷
مخابرات و صنایع وابسته	۰.۶۹۹	۰.۶۵۰	۰.۷۰۱	۰.۴۹۸	۳۴,۴	۶۵,۵
حمل و نقل دریایی	۰.۶۳۲	۰.۶۳۲	۰.۶۳۲	۰.۵۷۱	۱۶,۶	۸۳,۳
کاشی و سرامیک	۰.۱۳۵	۰.۱۷۱	۰.۱۸۲	۰.۵۱۹	۳۰,۵	۶۹,۴
خرده‌فروشی	۰	۰	۰	۰	۵۰	۵۰
پیمانکاری صنعتی	۰.۴۲۴	۰.۳۲۹	۰.۳۶۹	۰.۱۹۵	۵۰	۵۰
صنایع غذایی	۰.۷۷۹	۰.۷۰۶	۰.۷۶۴	۰.۵۴۸	۲۹,۴	۷۰,۵
قند و شکر	۰.۷۰۲	۰.۶۳۲	۰.۶۸۰	۰.۵۳۱	۳۱,۱	۶۸,۸
خودرو و ساخت قطعات	۰.۶۶۵	۰.۶۱۷	۰.۶۶۹	۰.۳۴۱	۴۶	۵۴
ماشین‌آلات و تجهیزات	۰.۶۷۷	۰.۶۱۲	۰.۶۵۶	۰.۵۲۹	۳۰,۹	۶۹
لاستیک و پلاستیک	۰.۰۲۸	۰.۰۱۳	۰.۰۱۰	۰.۲۷۱	۴۹,۳	۵۰,۶
فرآورده‌های نفتی	۰.۰۳۹	۰.۰۰۵	۰.۰۵۴	۰.۱۱۸	۵۷,۸	۴۲,۱
محصولات کاغذی	۰	-۰.۰۸۹	-۰.۰۸۷	۰.۳۰۰	۴۶	۵۳,۹
منسوجات	۰.۶۰۶	۰.۵۱۱	۰.۵۶۱	۰.۱۶۷	۵۵,۵	۴۴,۴
کل صنایع	۰.۶۷۰	۰.۶۲۱	۰.۶۶۵	۰.۳۱۸	۴۷,۸	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 ۱,۴۲٪ و ۸۳,۳٪ در نوسان است، میانگین دقت در صنایع مختلف برابر با عدد ۶۳,۰۳٪ می‌باشد که این عدد برای کل صنایع بدون در نظر گرفتن وابستگی اطلاعات

به صنایع مختلف برابر ۵۲,۲۱٪ است، این بدان معناست که افزایش داده‌ها کار شناخت روابط غیرخطی و شناسایی الگو برای مدل نایویز را دشوار ساخته است.



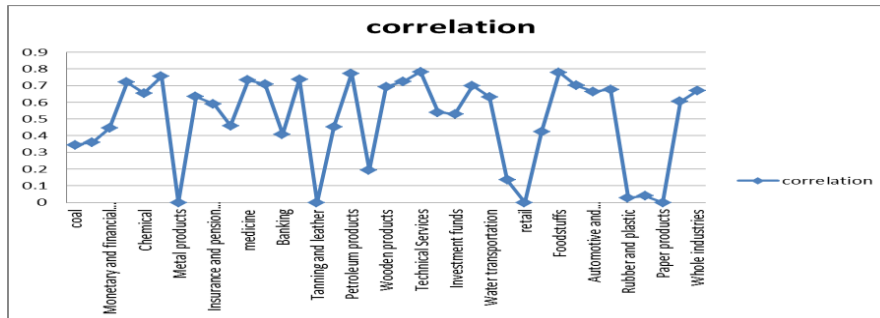
شکل ۶. دقت مدل نایویز در صنایع مختلف

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 نایویز 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.

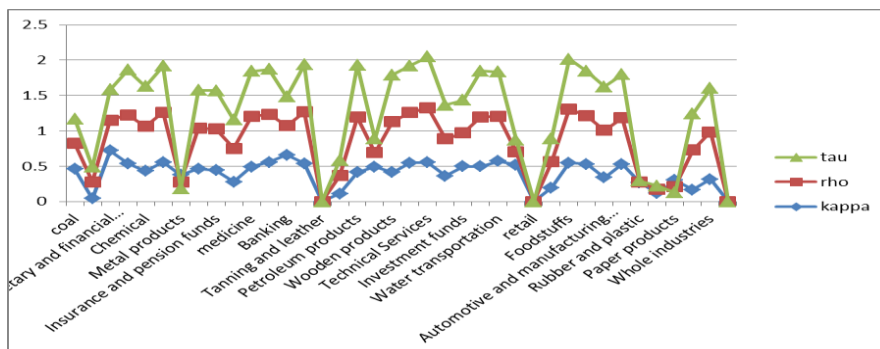
جدول ۹. اختلاف بین همبستگی و دقت

صنعت	correlatio n	Accuracy(%)
محصولات فلزی	۰	۵۶,۸
چرم و مصنوعات	۰	۷۵
خدمات فنی و مهندسی	۰,۷۸۳	۷۱,۱
صنایع غذایی	۰,۷۷۹	۷۰,۵

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 نتیجه‌گیری

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.

با اینکه 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 غیرقابل‌پیش‌بینی 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 به‌نحوی که این‌گونه رفتارها از یک دید غیرقابل‌پیش‌بینی ولی از دید دیگر دارای الگوی نهفته در درون خود است به‌بیان 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 غیرقابل‌پیش‌بینی 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. (2009). Evolving and clustering fuzzy decision tree for financial time series data forecasting. *Expert Systems with Applications*, 36(2), 3761-3773.
- Aitken, Alexander Craig (1957) *Statistical Mathematics* 8th Edition. Oliver & Boyd. ISBN 9780050013007 (Page 95)
- Al-Hmouz, R. Pedrycz, W. & Balamash, A. (2015). Description and prediction of time series: a general framework of granular computing. *Expert Systems with Applications*, 42(10), 4830-4839.
- Alvarez-Ramirez, J. Fernandez-Anaya, G. & Ibarra-Valdez, C. (2004). Some issues on the stability of trading based on technical analysis. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 337(3), 609-624.
- Appel, G. (2005). *Technical analysis: power tools for active investors*. FT Press.
- Araújo, R. D. A. & Ferreira, T. A. (2013). A morphological-rank-linear evolutionary method for stock market prediction. *Information Sciences*, 237, 3-17.
- Atsalakis, G. S. & Valavanis, K. P. (2009). Surveying stock market forecasting techniques—Part II: Soft computing methods. *Expert Systems with Applications*, 36(3), 5932-5941.
- Baker, D. N. Lambert, J. R. & McKinion, J. M. (1983). GOSSYM: a simulator of cotton crop growth and yield. *South Carolina. Agricultural Experiment Station. Technical bulletin (USA)*.
- Ballings, M. Van den Poel, D. Hespeels, N. & Gryp, R. (2015). Evaluating multiple classifiers for stock price direction prediction. *Expert Systems with Applications*, 42(20), 7046-7056.
- Barak, S. Dahooie, J. H. & Tichý, T. (2015). Wrapper ANFIS-ICA method to do stock market timing and feature selection on the basis of Japanese Candlestick. *Expert Systems with Applications*, 42(23), 9221-9235.
- Bollerslev, T. Marrone, J. Xu, L. & Zhou, H. (2014). Stock return predictability and variance risk premia: statistical inference and international evidence. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 49(3), 633-661.
- Booth, E. Mount, J. & Viers, J. H. (2006). Hydrologic variability of the Cosumnes River floodplain. *San Francisco Estuary and Watershed Science*, 4(2).
- Chang, P. C. (2012). A novel model by evolving partially connected neural network for stock price trend forecasting. *Expert Systems with Applications*, 39(1), 611-620.
- Chen, Y. S. Cheng, C. H. Chiu, C. L. & Huang, S. T. (2016). A study of ANFIS-based multi-factor time series models for forecasting stock index. *Applied Intelligence*, 45(2), 277-292.
- Chong, E. Han, C. & Park, F. C. (2017). Deep learning networks for stock market analysis and prediction: Methodology, data representations, and case studies. *Expert Systems with Applications*, 83, 187-205.
- Chou, Y. L. (1963). *Statistical analysis*. Holt, Rinehart & Winston.
- Choudhry, R. & Garg, K. (2008). A hybrid machine learning system for stock market forecasting. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 39(3), 315-318.
- Cruz-Ramírez, N. Acosta-Mesa, H. G. Carrillo-Calvet, H. Nava-Fernández, L. A. & Barrientos-Martínez, R. E. (2007). Diagnosis of breast cancer using Bayesian networks: A case study. *Computers in Biology and Medicine*, 37(11), 1553-1564.
- Dan Wu (2006) Maximal Prime Subgraph Decomposition Of Bayesian Networks: a Relational Database perspective. ELSEVIER. 16 November 2006
- David Allen, Adnan Darwiche Rc_Link (2007): Genetic Linkage Analysis using Bayesian networks. ELSEVIER. 3 October 2007
- Davies, P. E. (2007). Bayesian Decision Networks for Management of High Conservation Assets. Report to the Conservation of Freshwater Ecosystem

- Values Project. Report 6 of 6. Water Resources Division, Department of Primary Industries and Water, Hobart, Tasmania.
- Deng, S. & Sakurai, A. (2013, March). Foreign exchange trading rules using a single technical indicator from multiple timeframes. In *Advanced Information Networking and Applications Workshops (WAINA), 2013 27th International Conference on* (pp. 207-212). IEEE
- Dupieux, P. Alard, J. P. Augerat, J. Babinet, R. Bastid, N. Brochard, F. ... & Fraysse, L. (1988). Proton-proton correlations at small relative momentum in neon-nucleus collisions at $E/A= 400$ and 800 MeV. *Physics Letters B*, 200(1-2), 17-21.
- Fama, E. F. Fisher, L. Jensen, M. C. & Roll, R. (1969). The adjustment of stock prices to new information. *International economic review*, 10(1), 1-21.
- Fenghua, W. E. N. Jihong, X. I. A. O. Zhifang, H. E. & Xu, G. O. N. G. (2014). Stock price prediction based on SSA and SVM. *Procedia Computer Science*, 31, 625-631.
- Fletcher, Robert H. Fletcher; Suzanne W. (2005). *Clinical epidemiology: the essentials* (4th ed.). Baltimore, Md.: Lippincott Williams & Wilkins. p. 45. ISBN 0-7817-5215-9.
- Goodwin, P. Önkal-Atay, D. Thomson, M. E. Pollock, A. C. & Macaulay, A. (2004). Feedback-labelling synergies in judgmental stock price forecasting. *Decision Support Systems*, 37(1), 175-186.
- Goubanova, O. & King, S. (2008). Bayesian networks for phone duration prediction. *Speech communication*, 50(4), 301-311.
- Hadavandi, E. Shavandi, H. & Ghanbari, A. (2010). Integration of genetic fuzzy systems and artificial neural networks for stock price forecasting. *Knowledge-Based Systems*, ۲۳(۸), 800-808.
- Hafezi, R. Shahrabi, J. & Hadavandi, E. (2015). A bat-neural network multi-agent system (BNNMAS) for stock price prediction: Case study of DAX stock price. *Applied Soft Computing*, 29, 196-210.
- Hamzaçebi, C. Akay, D. & Kutay, F. (2009). Comparison of direct and iterative artificial neural network forecast approaches in multi-periodic time series forecasting. *Expert Systems with Applications*, 36(2), 3839-3844.
- hang, Z. Y. Shi, C. Zhang, S. L. & Shi, Z. Z. (2006). Stock time series forecasting using support vector machines employing analyst recommendations. *Advances in Neural Networks-ISBNN 2006*, 452-457.
- Hsieh, D. A. (1991). Chaos and nonlinear dynamics: application to financial markets. *The journal of finance*, 46(5), 1839-1877.
- Hsu, C. M. (2011). A hybrid procedure for stock price prediction by integrating self-organizing map and genetic programming. *Expert Systems with Applications*, 38(11), 14026-14036.
- Huang, C. J. Yang, D. X. & Chuang, Y. T. (2008). Application of wrapper approach and composite classifier to the stock trend prediction. *Expert Systems with Applications*, 34(4), 2870-2878.
- Huang, C. J. Yang, D. X. & Chuang, Y. T. (2008). Application of wrapper approach and composite classifier to the stock trend prediction. *Expert Systems with Applications*, 34(4), 2870-2878.
- Huang, W. Nakamori, Y. & Wang, S. Y. (2005). Forecasting stock market movement direction with support vector machine. *Computers & Operations Research*, 32(10), 2513-2522.
- Huarng, K. & Yu, H. K. (2005). A type 2 fuzzy time series model for stock index forecasting. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 353, 445-462.
- Kara, Y. Boyacıoglu, M. A. & Baykan, Ö. K. (2011). Predicting direction of stock price index movement using artificial neural networks and support vector machines: The sample of the Istanbul Stock Exchange. *Expert systems with Applications*, 38(5), 5311-5319.

- Kim, K. J. & Han, I. (2000). Genetic algorithms approach to feature discretization in artificial neural networks for the prediction of stock price index. *Expert systems with Applications*, 19(2), 125-132.
- Kim, Y. Ahn, W. Oh, K. J. & Enke, D. (2017). An intelligent hybrid trading system for discovering trading rules for the futures market using rough sets and genetic algorithms. *Applied Soft Computing*, 55, 127-140.
- Kocadağlı, O. (2015). A novel hybrid learning algorithm for full Bayesian approach of artificial neural networks. *Applied Soft Computing*, 35, 52-65.
- Kuo, R. J. Chen, C. H. & Hwang, Y. C. (2001). An intelligent stock trading decision support system through integration of genetic algorithm based fuzzy neural network and artificial neural network. *Fuzzy sets and systems*, 118(1), 21-45.
- Lahmiri, S. (2016). Intraday stock price forecasting based on variational mode decomposition. *Journal of Computational Science*, 12, 23-27.
- Malkiel, B. G. (2003). The efficient market hypothesis and its critics. *The Journal of Economic Perspectives*, 17(1), 59-82.
- Mlynarski, J. J. (2012). *Selective fuel hedging in aviation based on trend lines and the fast stochastic oscillator* (Doctoral dissertation, Purdue University).
- Murphy, J. J. (2009). *The visual investor: how to spot market trends* (Vol. 443). John Wiley & Sons
- Myers, Jerome L. Well, Arnold D. (2003). *Research Design and Statistical Analysis* (2nd ed.). Lawrence Erlbaum. p. 508. ISBN 0-8058-4037-0.
- Nassim, N. T. (2007). *The black swan: the impact of the highly improbable*. NY: Random House.
- Nayak, A. Pai, M. M. & Pai, R. M. (2016). Prediction Models for Indian Stock Market. *Procedia Computer Science*, 89, 441-449.
- Nayak, S. C. Misra, B. B. & Behera, H. S. (2015). Artificial chemical reaction optimization of neural networks for efficient prediction of stock market indices. *Ain Shams Engineering Journal*.
- Neil, M. Taylor, M. Marquez, D. Fenton, N. & Hearty, P. (2008). Modelling dependable systems using hybrid Bayesian networks. *Reliability Engineering & System Safety*, 93(7), 933-939.
- Nelsen, R.B. (2001) [1994], "Kendall tau metric", in Hazewinkel, Michiel, *Encyclopedia of mathematics*, Springer Science+Business Media B.V. / Kluwer Academic Publishers, ISBN 978-1-55608-010-4
- Oh, K. J. & Kim, K. J. (2002). Analyzing stock market tick data using piecewise nonlinear model. *Expert Systems with Applications*, 22(3), 249-255.
- Olson, D. L. & Delen, D. (2008). *Advanced data mining techniques*. Springer Science & Business Media.
- Olson, D. & Mossman, C. (2003). Neural network forecasts of Canadian stock returns using accounting ratios. *International Journal of Forecasting*, 19(3), 453-465.
- Patel, J. Shah, S. Thakkar, P. & Kotecha, K. (2015). Predicting stock and stock price index movement using trend deterministic data preparation and machine learning techniques. *Expert Systems with Applications*, 42(1), 259-268.
- Pavón, R. Díaz, F. & Luzón, V. (2008). A model for parameter setting based on Bayesian networks. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 21(1), 14-25.
- Phan, D. H. B. Sharma, S. S. & Narayan, P. K. (2015). Stock return forecasting: some new evidence. *International Review of Financial Analysis*, 40, 38-51.
- Ruggeri, F. Kenett, R. S. & Faltin, F. W. (Eds). (2007). *Encyclopedia of statistics in quality and reliability*.
- Shynkevich, Y. McGinnity, T. M. Coleman, S. A. & Belatreche, A. (2016). Forecasting movements of health-care stock prices based on different categories of news articles using multiple kernel learning. *Decision Support Systems*, 85, 74-83.

- Shynkevich, Y. McGinnity, T. M. Coleman, S. Belatreche, A. & Li, Y. (2017). Forecasting price movements using technical indicators: investigating the impact of varying input window length. *Neurocomputing*.
- Skabar, A. & Cloete, I. (2002). Neural networks, financial trading and the efficient markets hypothesis. *Australian Computer Science Communications*, 24(1), 241-249.
- Smeeton, N. C. (1985). Early history of the kappa statistic. *Biometrics*, 41, 795.
- Stehman, S. V. (1997). Selecting and interpreting measures of thematic classification accuracy. *Remote sensing of Environment*, 62(1), 77-89
- Sun, L. & Shenoy, P. P. (2007). Using Bayesian networks for bankruptcy prediction: Some methodological issues. *European Journal of Operational Research*, 180(2), 738-753.
- 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*, 127, 32-36
- Tang, C. F. & Lean, H. H. (2007). Is the Phillips curve stable for Malaysia? New empirical evidence. *Malaysian Journal of Economic Studies*, 44(2), 95.
- Taylor, John Robert (1999). *An Introduction to Error Analysis: The Study of Uncertainties in Physical Measurements*. University Science Books. pp. 128-129. ISBN 0-935702-75-X.
- Thomsett, M. C. (2010). GLOBAL SUPPLY CHAIN RISK MANAGEMENT: VIEWING THE PAST TO MANAGE TODAY 'S RISKS FROM AN HISTORICAL PERSPECTIVE. *International Handbook of Academic Research and Teaching*, 49
- Timmermann, A. & Granger, C. W. (2004). Efficient market hypothesis and forecasting. *International Journal of forecasting*, 20(1), 15-27.
- Titterton, D. M. Murray, G. D. Murray, L. S. Spiegelhalter, D. J. Skene, A. M. Habbema, J. D. F. & Gelpke, G. J. (1981). Comparison of discrimination techniques applied to a complex data set of head injured patients. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)*, 145-175.
- Tobback, E. Moeyersoms, J. Stankova, M. & Martens, D. (2016). Bankruptcy prediction for SMEs using relational data (No. 2016004).
- Tsang, P. M. Kwok, P. Choy, S. O. Kwan, R. Ng, S. C. Mak, J. ... & Wong, T. L. (2007). Design and implementation of NN5 for Hong Kong stock price forecasting. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 20(4), 453-461.
- Wang, Y. F. (2003). Mining stock price using fuzzy rough set system. *Expert Systems with Applications*, 24(1), 13-23.
- Wilder, J. W. (1978). *New concepts in technical trading systems*. Trend Research.
- Wiles, P. & Enke, D. (2015, 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. 1). American Society for Engineering Management (ASEM).
- Yeh, C. Y. Huang, C. W. & Lee, S. J. (2011). A multiple-kernel support vector regression approach for stock market price forecasting. *Expert Systems with Applications*, 38(3), 2177-2186.
- Zhang, X. Hu, Y. Xie, K. Zhang, W. Su, L. & Liu, M. (2015). An evolutionary trend reversion model for stock trading rule discovery. *Knowledge-Based Systems*, 79, 27-35.
- Zuo, Y. & Kita, E. (2012). Stock price forecast using Bayesian network. *Expert Systems with Applications*, 39(8).