Financial Research Journal

Print ISSN: 1024-8153

Online ISSN: 2423-5377

Predicting Stock Market Trends of Iran Using Elliott Wave Oscillation and Relative Strength Index

Samira Seif

PhD Candidate, Department of Accounting, Faculty of Humanities, Kermanshah Branch, Islamic Azad University, Kermanshah, Iran. E-mail: samiraseif@pnu.ac.ir

Babak Jamshidinavid

*Corresponding Author, Assistant Prof., Department of Accounting, Faculty of Humanities, Kermanshah Branch, Islamic Azad University, Kermanshah, Iran. E-mail: jamshidinavid@iauksh.ac.ir

Mehrdad Ghanbari

Assistant Prof., Department of Accounting, Faculty of Humanities, Kermanshah Branch, Islamic Azad University, Kermanshah, Iran. E-mail: ghanbari@iauksh.ac.ir

Mansour Esmaeilpour

Assistant Prof., Department of Computer, Faculty of Engineering, Hamadan Branch, Islamic Azad University, Hamadan, Iran. E-mail: esmaeilpour@iauh.ac.ir

Abstract

Objective: Elliott wave theory is one of the tools of technical analysis based on the psychology of individuals; which in recent years has become an important tool for analysts and investors. This theory exists in all financial markets, especially the stock market, which is widely welcomed and popular. Based on this theory, this study seeks to determine the future trend of the Iranian stock market through Elliott wave oscillators and machine learning algorithms supervised and classification.

Methods: Total index data from 2008-05-14 to 2020-11-25 were reviewed daily and Elliott wave patterns were identified using the Elliott wave oscillator and relative motion strength index and labeled into three categories: LONG, SHORT, and HOLD. Machine learning algorithms include Decision tree, Naive Bayes, Support vector machine to repeat these learning patterns, then tested on test data.

Results: The results showed that in the Tehran Stock Exchange index, identifiable Elliott waves and Support vector machine and Decision tree algorithms are able to predict the future trend of the total index with an accuracy of over 90 percent.

Conclusion: In the Iranian capital market, the chart of the Elliott Behavior Index is observed and all active persons in the Tehran Stock Exchange can use the proposed method for their trading system.

Keywords: Predict Trend, Technical Analysis, Elliott Wave Theory, Classification Algorithms

Citation: Seif, Samira; Jamshidinavid, Babak; Ghanbari, Mehrdad and Esmaeilpour, Mansour (2021). Predicting Stock Market Trends of Iran Using Elliott Wave Oscillation and Relative Strength Index. *Financial Research Journal*, 23(1), 134-157. (*in Persian*)

Financial Research Journal, 2021, Vol. 23, No.1, pp. 134-157
DOI: 10.22059/FRJ.2020.310664.1007072
Received: October 10, 2020; Accepted: January 31, 2021
Article Type: Research-based
© Faculty of Management, University of Tehran

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

تحقیقات مالی
شاپا چاپی: ۱۰۲۴-۸۱۵۳
شاپا الکترونیکی: ۲۴۲۳-۵۳۷۷

پیش‌بینی روند بورس سهام ایران با استفاده از نوسان نمای موج الیوت و شاخص قدرت نسبی

سمیرا سیف
دانشجوی دکتری، گروه حسابداری، دانشکده علوم انسانی، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه، ایران. رایانامه: samiraseif@pnu.ac.ir

بابک جمشیدی نوید
* نویسنده مسئول، استادیار، گروه حسابداری، دانشکده علوم انسانی، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه، ایران. رایانامه: jamshidinavid@iauksh.ac.ir

مهرداد قنبری
استادیار، گروه حسابداری، دانشکده علوم انسانی، واحد کرمانشاه، دانشگاه آزاد اسلامی، کرمانشاه، ایران. رایانامه: ghanbari@iauksh.ac.ir

منصور اسماعیل پور
استادیار، گروه کامپیوتر، دانشکده فنی مهندسی، واحد همدان، دانشگاه آزاد اسلامی، همدان، ایران. رایانامه: esmaeilpour@iauh.ac.ir

چکیده

هدف: تئوری موج الیوت، از ابزارهای تحلیل تکنیکال و مبتنی بر روان‌شناسی افراد است که در سال‌های اخیر به ابزار مهمی برای تحلیلگران و سرمایه‌گذاران تبدیل شده است. این تئوری، در تمام بازارهای مالی، به‌خصوص بازار سهام، وجود دارد که از آن استقبال عمومی شده و با حرکت توده‌ای همراه است. این پژوهش، برگرفته از این نظریه، در پی این هدف است که آیا از طریق نوسان‌نمای موج الیوت و الگوریتم‌های یادگیری ماشین از نوع دارای نظارت و طبقه‌بندی، می‌توان روند آتی بازار سهام ایران را پیش‌بینی کرد؟

روش: در این پژوهش، ابتدا داده‌های شاخص کل، به‌عنوان دماسنج اقتصاد و نمایانگر وضعیت کلی بازار سهام ایران از تاریخ ۱۳۸۷/۰۲/۲۵ تا ۱۳۹۹/۰۹/۰۵ به‌طور روزانه بررسی شد و با استفاده از نوسان‌نمای موج الیوت و شاخص قدرت حرکت، حرکات جنبشی و اصلاحی شناسایی و به سه دسته خرید، فروش و نگهداری برچسب‌گذاری شدند. سپس، خروجی این مرحله به سه الگوریتم یادگیری ماشین شامل درخت تصمیم، بیز ساده و ماشین بردار پشتیبان داده شد تا برای یادگیری و پس از آن، پیش‌بینی روند روی داده‌های آزمون، آزمایش شوند.

یافته‌ها: نتایج نشان داد که در شاخص بورس اوراق بهادار تهران، شناسایی امواج الیوت امکان‌پذیر است و الگوریتم‌های ماشین بردار پشتیبان و درخت تصمیم، قادرند، روند شاخص کل را برای آینده با دقت بالای ۹۰ درصد پیش‌بینی کنند.

نتیجه‌گیری: در بازار سرمایه ایران نمودار شاخص کل رفتار الیوتی رعایت شده و تمامی افراد فعال در بورس تهران، می‌توانند از روش پیشنهادی برای سیستم معاملاتی خود بهره ببرند.

کلیدواژه‌ها: پیش‌بینی روند، تحلیل تکنیکال، تئوری موج الیوت، الگوریتم‌های طبقه‌بندی

استناد: سیف، سمیرا؛ جمشیدی نوید، بابک؛ قنبری، مهرداد؛ اسماعیلی‌پور، منصور (۱۴۰۰). پیش‌بینی روند بورس سهام ایران با استفاده از نوسان نمای موج الیوت و شاخص قدرت نسبی. *تحقیقات مالی*، ۲۳(۱)، ۱۳۴- ۱۵۷.

تحقیقات مالی، ۱۴۰۰، دوره ۲۳، شماره ۱، صص. ۱۳۴- ۱۵۷
DOI: 10.22059/FRJ.2020.310664.1007072
دریافت: ۱۳۹۹/۰۷/۱۹، پذیرش: ۱۳۹۹/۱۱/۱۲
نوع مقاله: عملی پژوهشی
©دانشکده مدیریت دانشگاه تهران

مقدمه

یکی از مسائل مهم در زمینه سرمایه‌گذاری این است که سرمایه‌گذاران بدانند در چه زمانی باید چه سهمی را خرید یا فروخت. این موضوع، خود تابعی از شناخت وضعیت کلی حاکم بر یک صنعت خاص یا کل بازار است، در غیر این صورت، مجبور خواهد بود، به روش‌های غیرعلمی نظیر پیروی از شایعات، دنباله‌روی از دیگران و تکیه بر حدس و گمان‌ها مبادرت ورزد (شهرآبادی و بشیری، ۱۳۸۹).

با توجه به نتایج پژوهش‌های فرانکل و فروت (۱۹۹۰)، به‌طور عمده در تصمیم‌گیری‌های مالی، رویکرد تحلیلگران از تحلیل بنیادی به تحلیل تکنیکال تغییر یافته که به‌خوبی بیان‌کننده ضرورت توجه مجدد به تحلیل تکنیکی است. استفاده از تحلیل تکنیکال، قدمتی طولانی دارد. برخی بر این باورند که قدیمی‌ترین شیوه نظام‌مند تحلیل تکنیکال متعلق به نظریه داو[1] است که به سال ۱۸۸۴ باز می‌گردد (پیمانی، ارضا، صالحی و صالحی، ۱۳۹۹). تحلیل تکنیکال بر پایه سه اصل استوار است؛ همه چیز در قیمت لحاظ شده است، به‌عنوان مهم‌ترین اصل، قیمت‌ها دوست دارند به‌جای آنکه تغییر جهت بدهند، روند فعلی خود را حفظ کنند و اصل سوم که می‌گوید تاریخ تکرار می‌شود. بیشتر پژوهش‌های انجام‌شده، تحلیل تکنیکال را کارآمد نشان می‌دهند، مانند پژوهش‌های بروک و همکاران (۱۹۹۹)، هادسون و همکاران (۱۹۹۶)، جینکای (۱۹۹۸)، گوناسکریچ و پاور (۲۰۰۱)، شین یونگ وان (۲۰۰۹)، کو کوهان چنگ (۲۰۱۴)، شریعت پناهی و حیدری نیا (۱۳۸۲)، نجازاده و گداری (۱۳۸۷)، ستایش و همکاران (۱۳۸۸) و پورزمانی و رضوانی اقدم (۱۳۹۴) که روش EMA را کارآمد می‌دانند. اما در پژوهش‌های گروهی دیگر مانند پژوهش ستایش و همکاران که روش RSI را ناکارآمد می‌داند و پژوهش‌های ون هورن و پارکر (۱۹۶۸)، جنسن و بنینگتون (۱۹۷۰)، رانتر ولیل (۱۹۹۹)، هارن و پاولو (۲۰۱۲)، هیبتی و رودپشتی (۱۳۸۹)، پورزمانی و محمدی (۱۳۹۱) و صالح اردستانی و ورزشکار (۱۳۹۴)، تحلیل تکنیکال کارآمد نبوده است (پورزمانی و رضوانی اقدم، ۱۳۹۶).

نظریه موج الیوت در دهه ۱۹۳۰ توسط رالف نلسون الیوت[2] از ایالات متحده شروع شد و پس از سال‌ها آزمایش به قوی‌ترین روش تحلیل تکنیکال برای توصیف بازار سهام تبدیل شده است. نظریه موج دارای مزایای جهانی و پیش‌بینی روند شاخص و قیمت آن به‌طور جالبی دقیق است. بنابراین، از تئوری موج برای توضیح بازار سهام و پیش‌بینی روند آینده بازار استفاده می‌شود. رالف نلسون الیوت در اصل موج خود بیان می‌کند که اشکال تکراری (امواج) در بازارهای مالی در نتیجه طبیعت اجتماعی یک فرد/ روان‌شناسی توده تولید می‌شوند و این موضوع در یک قانون ریاضیاتی حاکم بر طبیعت که به‌صورت سری فیبوناچی و به‌طور خاص در نسبت طلایی (۰/۶۱۸ و معکوس آن ۱/۶۱۸) توصیف شده، مبتنی است. این اشکال یا امواج، مستقل از اخبار رشد کرده و در نهایت به زوال می‌روند. با توجه به اینکه در ایران، با استفاده از این روش برای پیش‌بینی روند سهام پژوهشی انجام نشده، بر آن شدیم تا برای کمک به سرمایه‌گذاران ایده‌های جدیدی ارائه دهیم.

1. Dow Theory
2. Ralph Nelson Elliot

از طرفی، با پیشرفت‌های الگوریتم‌های کامپیوتری، شیوه جدید معامله‌گری، معامله‌گری الگوریتمی نامیده می‌شود که در سال‌های اخیر استفاده شده است. با استفاده از برنامه‌های کامپیوتری و همچنین الگوریتم‌های یادگیری ماشین مانند طبقه‌بندی[1]، توانایی یادگیری از تکرار الگوهای گذشته به‌وسیله آموزش الگوریتم با داده‌های تاریخی وجود دارد. روش‌های سنتی نظیر رگرسیون با موفقیت‌های نسبی همراه بوده‌اند، اما به‌دلیل رفتار غیرخطی و آشوب‌گونه شاخص‌های بورس، نتایج آنها نتوانسته‌اند نیازهای پژوهشگران را تأمین کنند. در پژوهش حاضر، برای استخراج روندهای کوچک و بزرگ، در خصوص قیمت سهام و الگوهای آن، مطالعه جامعی شده است. با تکرار این الگوها در الگوریتم‌های یادگیری ماشین، برای ایجاد دانش از داده‌های پردازش‌شده یا اطلاعات استفاده می‌شود. به این ترتیب، مزیت آن در مقایسه با سایر پژوهش‌ها این است که می‌توانیم دیدگاه‌های واقع‌گرایانه‌تری از بازار به دست آوریم، زیرا آنچه برای تصمیم‌گیری لازم است، دانش است.

در پژوهش‌های قبلی، برای انجام پیش‌بینی، داده‌های خام به الگوریتم‌های یادگیری داده می‌شد که ممکن است گمراه‌کننده باشد، زیرا یادگیری کورکورانه از قیمت، بینش‌های قابل اعتمادی را ارائه نمی‌دهد. یادگیری از داده‌های پردازش‌شده از طریق یادگیری با نظارت به استخراج دانش مفید از بازار منجر خواهد شد (تبار[2]، ۲۰۱۸). اهمیت دیگر این پژوهش، استفاده از هر دو پیگیری روند و رویکردهای یادگیری ماشین است. پرسش‌های پژوهش که به آنها توجه می‌شود، عبارت‌اند از:

۱. آیا تئوری موج الیوت می‌تواند در شناسایی موقعیت‌های خرید، فروش و بحران در بازار سهام ایران استفاده شود؟
۲. آیا مدل‌های طبقه‌بندی یادگیری ماشین اعم از درخت تصمیم، ماشین بردار پشتیبان و بیز ساده می‌توانند الگوهای تکرارشونده در روند شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران را به‌درستی پیش‌بینی کنند؟
۳. عملکرد کدام یک از مدل‌های طبقه‌بندی، بهتر و با دقت بیشتر همراه بوده است؟

در ادامه، با توجه به جدید بودن موضوع، ابتدا ادبیات مربوطه به‌تفصیل ارائه شده است. پس از آن، روش‌شناسی و داده‌های پژوهش توصیف می‌شود. سپس، نتایج به‌دست آمده تحلیل و بررسی شده و پیشنهادهایی برای ادامه کار در آینده ارائه شده است.

پیشینه نظری پژوهش

نظریه موج الیوت و روندهای قیمت

نظریه موج الیوت، بر اساس تعداد زیادی از اکتشاف‌های تاریخی پیشنهاد شده است. در حقیقت، از تئوری داو نشئت می‌گیرد و خاطرنشان می‌کند که بازار سهام بی‌نظم و آشفته نیست و ریتم و فرم اساسی خاصی دارد. این بازار شامل پنج

1. Classification
2. Tabar

موج افزایشی و سه موج نزولی است که یک چرخه هشت‌موجی را کامل می‌کند. سری‌های فیبوناچی و نسبت طلایی ویژگی‌های کمی مهم در شکل‌گیری این امواج هستند (هومینگ، شینگ پینگ، جین وی و کریتزر[1]، ۲۰۱۸).

با توجه به تئوری موج الیوت، روندهای بازار به دو نوع جنبشی[2] و اصلاحی[3] تقسیم می‌شوند. امواج جنبشی در جهت موج بزرگ‌تر حرکت می‌کنند. وقتی موج بزرگ‌تر به‌سمت بالا حرکت می‌کند، حرکت‌هایی که به‌سمت بالا است از نوع جنبشی و حرکت‌های به‌سمت پایین اصلاحی هستند. از سوی دیگر، وقتی موج بزرگ‌تر به‌سمت پایین حرکت می‌کند، موج‌های جنبشی به‌سمت پایین و موج‌های اصلاحی به‌سمت بالا هستند. موج اصلاحی همیشه برخلاف موج درجه بزرگ‌تر حرکت می‌کند. وقتی قیمت‌ها در روندها حرکت می‌کنند، همیشه پنج زیرموج را شکل می‌دهند؛ سه موج در جهت روند و دو موج مخالف روند. سه موجی که در جهت روند هستند یک، سه و پنج نامیده می‌شوند و دو موج اصلاحی دو و چهار هستند. هر موج اصلاحی اساسی سه زیرموج دارد که با نام a، b و c برچسب‌گذاری می‌شود. ترکیب پنج موج حرکتی جنبشی با سه موج اصلاحی بعدی، یک موج کامل الیوت را ایجاد می‌کند. ساختار موج الیوت در شکل ۱ نشان داده شده است. شایان توجه است که امواج الیوت خاصیت فراکتالی دارند (فراکتال ساختار ریاضی است که در مقیاس‌های کوچک‌تر بی‌نهایت بار تکرار می‌شود).

اصول امواج الیوت که باید در نظر گرفته شود، عبارت‌اند از: ۱. موج دو هرگز فراتر از آغاز موج یک حرکت نمی‌کند، ۲. موج سه هرگز کوتاه‌ترین موج نیست و ۳. موج چهار هرگز وارد قلمرو قیمت موج یک نمی‌شود (پریچر[4]، ۲۰۱۳).

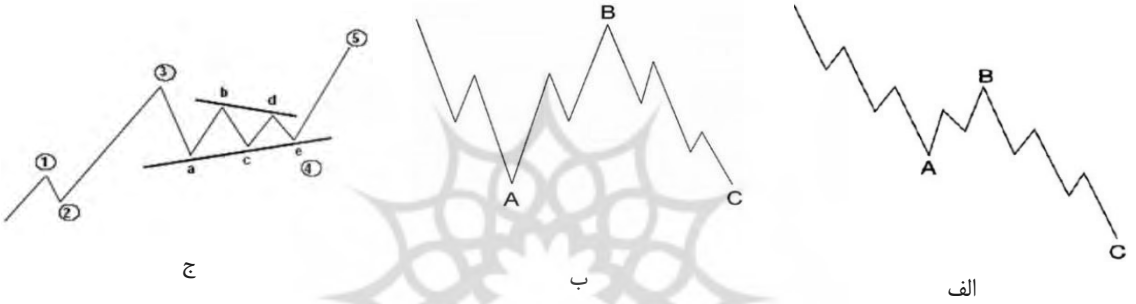
شکل ۱. چرخه موج الیوت کامل در بازار گاوی)چپ: صعودی) و بازار خرسی (راست: نزولی)

منبع: پریچر (۲۰۱۳)

پس از اتمام یک حرکت جنبشی پنج‌موجی، حرکت اصلاحی در سه موج کاهشی آغاز می‌شود. امواج اصلاحی در شکل ساده به‌صورت الگوهای زیگزاگ[5] (A، B و C)، مثلث‌ها و اشکال بی‌قاعده تشکیل می‌شوند.

1. Huiming, Xinping, Jinwei & Kritzer
2. Impulse waves
3. Corrective waves
4. Prechter
5. Zigzag

در شکل ۲- الف نمونه یک اصلاح با ساختار زیگزاگ مشاهده می‌شود. به‌طور معمول، در اصلاح زیگزاگ، موج‌های A و C به‌صورت پنج‌موجی و موج B نیز به‌صورت سه‌موجی ظاهر می‌شوند. از نکات مهم دیگری که باید درباره زیگزاگ بدانیم این است که زیگزاگ می‌تواند در حالت افقی نیز شکل بگیرد، به این معنا که الگو در جهت افقی حرکت کند تا عمق داشته باشد. به این نوع حرکات اصلاحی فلت[1] می‌گوییم (شکل ۲- ب). حالت سوم امواج اصلاحی است که شامل زیرموج‌های A، B و C و امواج D و E است. مثلث الیوت حالت پنج‌موجی دارد که تمامی امواج دیگر موج‌ها را نیز شامل می‌شود (شکل ۲- ج). در اکثر اوقات، موج چهارم همان مثلث‌ها هستند. البته گاهی اوقات نیز می‌توانیم موج B را به‌عنوان یکی از سه موج اصلاحی در نظر بگیریم (مورفی، ۱۳۹۷).



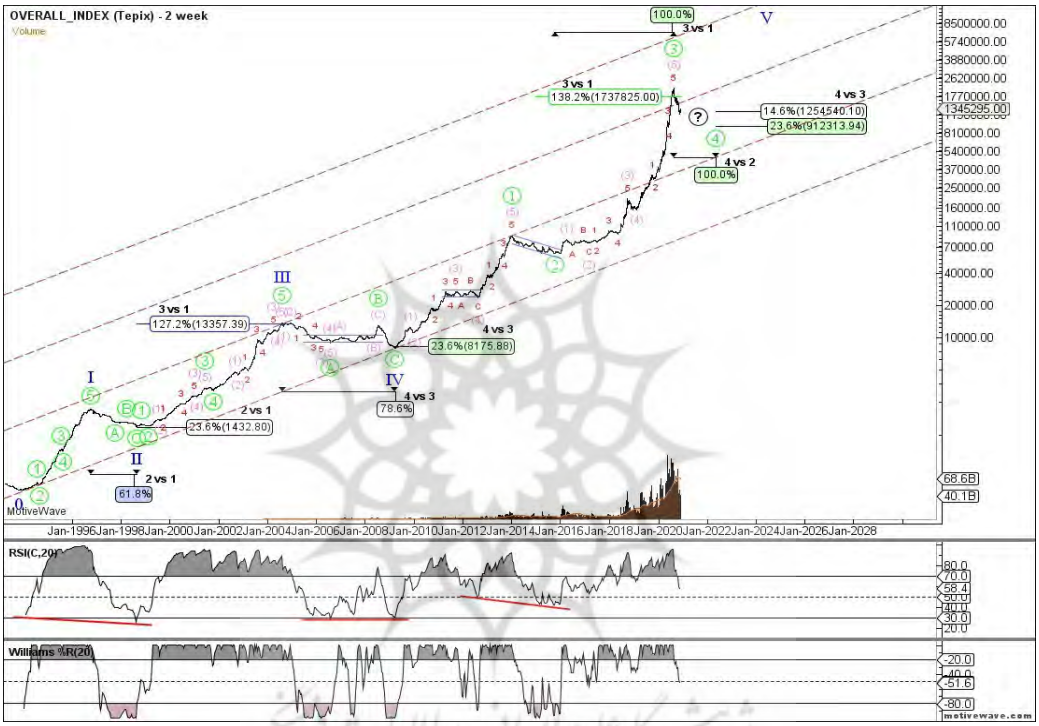
شکل ۲. الف) زیگزاگ، ب) فلت، ج) مثلث

در تئوری موج فرض بر این است که حرکات قیمت در بازارها (امواج جنبشی و اصلاحی) از طریق «روان‌شناسی جمعیت ـ احساسات بازار» از بدبینی به خوش‌بینی نوسان می‌کند. عامل اصلی واقعی پشت بازارها این است که وقتی مردم درباره آینده یک موضوع خاص خوش‌بین هستند، بازار قیمت را بالا می‌برد (پریچر، ۲۰۱۳). این منطق در تمامی بازارهای مالی مانند بورس، فارکس، ارزهای دیجیتال، طلا و ارز و... مشاهده می‌شود. بنابراین از نظریه موج الیوت برای پیش‌بینی روندهای بعدی بازار سهام، با توجه به الگوی موج استفاده می‌شود. وانگ[2] (۲۰۱۲) دریافت که تئوری موج می‌تواند به‌طور مؤثر در بازار اوراق بهادار چین اعمال شود. وان[3] (۲۰۰۰) از دنباله فیبوناچی برای بحث در خصوص اثربخشی نظریه موج الیوت در بازارهای چین استفاده کرد. آتسالاکیس و والوانیس[4] (۲۰۰۹) از تئوری موج تکنیک‌های مبتنی بر عصبی فازی برای پیش‌بینی قیمت سهام استفاده کردند. جورج، امانوئیل و کنستانتینوس[5] (۲۰۱۱)، برای پیش‌بینی بازار سهام، تئوری عصبی فازی و موج الیوت را به‌کار بردند.

شاخص کل قیمت، نشان‌دهنده تغییرات سطح عمومی قیمت‌ها در کل بازار است و میانگین افزایش یا کاهش

1. Flat
2. Wang
3. Wan
4. Atsalakis & Valavanis
5. George, Emmanouil & Constantinos

قیمت سهام در بازار را بیان می‌کند. این تغییرات نسبت به تاریخ مبدأ که در سال ۱۳۶۹ است، بیان می‌شود. این شاخص، نمادی از رشد یا افت بازار عنوان می‌شود (شهرآبادی و بشیری، ۱۳۸۹). همان‌طور که در شکل ۳ مشاهده می‌شود، نمودار روند شاخص کل بورس سهام ایران از تیر ۱۳۷۱ تا فروردین ۱۳۹۹ در تایم فریم هفتگی است که نشان می‌دهد به‌رغم محدودیت‌های حاکم بر بازار سهام ایران، قوانین موج الیوت کاملاً مشهود است و در ماکرو روند در موج دو اصلاح معمولاً به‌صورت زیگزاگ و در موج چهار اصلی به‌صورت مثلث بوده است.



شکل ۳. نمای هفتگی هشت‌موجی الیوتی شاخص کل بورس سهام ایران
از سال ۱۳۷۱ تا فروردین ۱۳۹۹ نرم‌افزار موتیو ویو

پیشینه تجربی

کرولا و گویجارو[1] (۲۰۲۰)، در پژوهشی روند شاخص نزدک را با در نظر گرفتن ۱۶ اندیکاتور تکنیکی و الگوهای نمودار و چهار الگوریتم یادگیری ماشین پیش‌بینی کردند. نتایج نشان داد که جنگل تصادفی با دقت متوسط ۸۰ درصد بهتر عمل کرده و قادر است ده روز آینده بازار را پیش‌بینی کند. تبار (۲۰۱۸)، در یک پژوهش دانشگاهی مشابه، روند سه شاخص داوجونز، نزدک و S&P ۵۰۰ را بر اساس تئوری موج الیوت پیش‌بینی کرد. به این ترتیب که الگوهای پنج‌موجی را بر اساس قانون الیوت به سه دسته خرید، فروش و نگهداری برچسب زده و ویژگی‌های مربوط به هر برچسب را بر اساس طول امواج یک تا پنج و بالاترین قیمت، پایین‌ترین قیمت و متوسط حجم جمع‌آوری کرد. در نهایت، دیتای پردازش‌شده

1. Cervelló-Royo & Guijarr

را برای آموزش و آزمایش به الگوریتم‌های یادگیری ماشین شامل درخت تصمیم، بیز ساده و ماشین بردار پشتیبان داد که بر اساس نتایج، بیشتر برچسب‌های درست تشخیص داده فروش و نگهداری بوده، بنابراین نظریه موج الیوت قابلیت پیش‌بینی سقوط بازار سهام را دارد. همچنین، می‌توان درخت تصمیم و بیز ساده را با داده‌های بازار آموزش داد تا بتوان آینده را با نرخ خطای بسیار کمی پیش‌بینی کرد.

کارتیکیان[1] (۲۰۱۸)، در یک پژوهش دانشگاهی با بررسی وجود الگوی موج الیوت در بخش‌های منتخب اتومبیل، بانکداری، انرژی، فناوری اطلاعات و ارتباطات نتیجه گرفت که این نظریه می‌تواند در بازار هند به‌کار رود، از این رو، می‌توان از آن به‌عنوان یک ابزار تحلیلی فنی برای پیش‌بینی قیمت آتی سهام شرکت‌ها استفاده کرد.

هومینگ و همکاران (۲۰۱۸)، با استفاده از نظریه موج الیوت و ویژگی‌های مدل خاکستری برای جلوگیری از ریسک معاملاتی، به پیش‌بینی شاخص کامپوزیت شانگ‌های چین اقدام کردند. نتایج نشان داد که این مدل می‌تواند با توجه به ویژگی‌های داده، یک مدل بهینه را انتخاب کند و مؤثرتر است. همچنین می‌تواند برای پیش‌بینی شاخص‌های قیمت سهام، اطلاعات جدیدی ارائه دهد. مصری[2] (۲۰۱۷)، کارایی تحلیل تکنیکال در بازار سهام کشورهای نوظهور از سال ۲۰۰۸ تا ۲۰۱۵ را بررسی کرد و به این نتیجه رسید که معیار میانگین متحرک در مقایسه با راهبرد خرید و نگهداری کاراتر است. چامبرز[3] (۲۰۱۶)، به توسعه یک روش عمومی برای پیش‌بینی حرکات روزانه قیمت سهام با به‌کارگیری و یکپارچه‌سازی سه مدل پیش‌بینی تحلیلی، سیستم استنتاج عصبی ـ فازی تطبیقی، شبکه‌های عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان پرداخت. نتایج پژوهش در بورس استانبول برای یک دوره هشت‌ساله نشان می‌دهد که ماشین بردار پشتیبان بهتر از مدل‌های دیگر پیش‌بینی می‌کند.

جورج و همکاران (۲۰۱۱) یک سیستم مبتنی بر عصبی ـ فازی[4] طراحی کردند که در آن از جنبه‌های تئوریک موج الیوت استفاده کردند و نتایج به‌دست‌آمده از این روش برای پیش‌بینی روند و قیمت سهم امیدوارکننده بوده است.

تاکنون در ایران، درباره نظریه موج الیوت پژوهشی انجام نشده است. اما، پژوهشگران به‌طور عمده به استفاده از اندیکاتورهای تکنیکی توجه کرده‌اند. چند مورد از پژوهش‌هایی که در خصوص پیش‌بینی روند سهام با استفاده از روش‌های تحلیل تکنیکال و الگوریتم‌های یادگیری ماشین انجام شده است را مرور می‌کنیم.

افشاری راد، علوی و سینایی (۱۳۹۷)، در پژوهشی روند سهام را با روش‌های تحلیل تکنیکال و روش‌های هوشمند یادگیری ماشین روی شاخص کل پیش‌بینی کردند. به این ترتیب که، ابتدا داده‌های مورد نیاز جمع‌آوری شده، سپس به ۲۵ روش تحلیل داده می‌شوند، از میان این ۲۵ روش ده روش با اولویت طبق روش انتخاب ویژگی کاهش ابعاد، انتخاب می‌شوند، خروجی این مرحله به پنج روش هوشمند یادگیری ماشین، ماشین بردار پشتیبان خطی و کرنل گوسی، درخت تصمیم، نزدیک‌ترین K همسایه و بیز ساده داده می‌شود. سپس، برای تصمیم‌گیری نهایی از روش رأی اکثریت استفاده

1. Karthikeyan
2. Masry
3. Chambers
4. WASP (Wave Analysis Stock Prediction)

شده است. یافته‌ها حاکی از این است که نرخ پیش‌بینی صحیح روش پیشنهادی به‌طور متوسط ۹۷ درصد بوده است. غلامیان و داودی (۱۳۹۷)، با استفاده از رویکرد جنگل تصادفی از روش‌های طبقه‌بندی هوش مصنوعی به‌همراه شاخص‌های فنی شامل شاخص قدرت نسبی قیمت، استوکاستیک، حجم تعادل موازنه شده، ویلیامز، بازدهی روزانه و شاخص مکدی برای پیش‌بینی روند قیمت در بازار سهام استفاده کرده‌اند. نتیجه پژوهش روی داده‌های روزانه شاخص بورس اوراق بهادار تهران در سال‌های ۱۳۹۳ تا ۱۳۹۵ نشان داد که دقت روش پیشنهادی در برآورد روند بازار ۶۴ درصد است. پورزمانی و رضوانی مقدم (۱۳۹۴)، در پژوهشی با استفاده از استراتژی‌های تکنیکال (میانگین متحرک نمایی (EMA) و شاخص قدرت اندازه نسبی حرکت (RSI) و مقایسه آن با روش خرید و نگهداری، به خرید سهام پرداختند. نتایج پژوهش آنها نشان داد که در دوره‌های به‌شدت صعودی استراتژی‌های تکنیکال کارایی لازم را ندارند، اما در دوره‌ها با روند متعادل، استراتژی‌های تکنیکال برای خرید سهام کاراتر است.

فلاح‌پور، گل‌ارزی و فتوره‌چیان (۱۳۹۲) در پژوهشی یک مدل ترکیبی ماشین بردار پشتیبان بر پایه الگوریتم ژنتیک برای پیش‌بینی روند حرکتی قیمت سهام ارائه کردند. نتایج پژوهش آنها نشان داد که این مدل ترکیبی در مقایسه با روش ماشین بردار پشتیبان ساده، از عملکرد و دقت بالاتری از برخوردار است.

روش‌های یادگیری ماشین

یادگیری ماشین از تخصص‌های ذیل رشته هوش مصنوعی و از جمله روش‌های داده‌کاوی است. تعریفی که اکثر مراجع از داده‌کاوی دارند عبارت است از استخراج اطلاعات و دانش و کشف الگوهای پنهان از یک پایگاه داده بسیار بزرگ و پیچیده. یادگیری ماشین فرایندی است که در آن کامپیوتر به‌واسطه الگوریتم‌های خاص، عملکرد خاصی را آموزش می‌بیند. به‌عبارتی، انسان با گردآوری داده‌هایی که به آن دیتاست یا مجموعه داده می‌گویند، ماشین را برای انجام عملیات خاص آموزش می‌دهد. این آموزش تا جایی ادامه می‌یابد تا اطمینان حاصل شود که ماشین می‌تواند آن عمل را همانند انسان با کیفیتی شبیه به او انجام دهد (اسماعیلی، ۱۳۹۱). یادگیری با نظارت زمانی است که با استفاده از داده‌های دارای برچسب یک مدل یادگیری ماشین آموزش ببیند. یکی از کاربردهای معمول یادگیری با نظارت، کمک به شما در پیش‌بی‌نی مقادیر داده‌های جدید است. در این بخش، به‌طور خلاصه الگوریتم‌های یادگیری ماشین استفاده‌شده برای پیش‌بینی را توصیف می‌کنیم.

درخت تصمیم[1]

درخت تصمیم، یکی از الگوریتم‌های یادگیری با نظارت است. این مدل با توجه به ویژگی‌هایی از قبیل امکان نمایش پیش‌بینی به‌صورت قواعد ساده if-then-else با استفاده از آن زمانی که همه مشخصه‌های نمونه‌ها در دسترس نباشند، در طبقه‌بندی و پیش‌بینی کاربردهای زیادی دارد. مانند هر الگوریتم یادگیر دیگر، این الگوریتم نیز از دو فاز یادگیری و پیش‌بینی تشکیل شده است.

1. Decision Trees

- فاز یادگیری: در این فاز، الگوریتم سعی می‌کند از روی داده‌های یادگیری یک درخت ایجاد کند.
- فاز پیش‌بینی (آزمون): در این فاز بر مبنای مشخصه‌های یک نمونه داده جدید و طی مسیری در درخت، متغیر هدف پیش‌بینی می‌شود (فرید، ژانگ، رحمان، حسین و استراچن[1]، ۲۰۱۴).

مدل بیز

دسته‌بندی ساده بیزی (NBC)[2] یکی از الگوریتم‌های دسته‌بندی است که با توجه به ویژگی‌هایی از قبیل سادگی محاسباتی، نیاز به فقط یک بار اسکن داده‌های یادگیری و امکان استفاده از آن زمانی که تمامی ویژگی‌های نمونه‌ها در دسترس نباشد (فرید و همکاران، ۲۰۱۴)، به یکی از روش‌های پرکاربرد در دسته‌بندی و پیش‌بینی تبدیل شده است. این روش، مبتنی بر محاسبه احتمال‌های شرطی مبتنی بر قانون بیز با وجود فرض استقلال بین ویژگی‌های نمونه‌ها است. به‌رغم اینکه این فرض یک فرض ساده‌کننده است و در عمل ممکن است فراهم نباشد، اما نتایج عملی نشان می‌دهد که این دس‌ته‌بندی‌کننده می‌تواند در بسیاری از مسائل از بقیه الگوریتم‌های دسته‌بندی‌کننده بهتر عمل کند (ریش[3]، ۲۰۰۱). در صورتی که در مسئله‌ای، وابستگی بین ویژگی‌ها، کارایی روش بیزی ساده را پایین بیاورد، می‌توان از روش شبکه‌های بیز استفاده کرد که احتمالات شرطی بین وابستگی‌ها را مشخص می‌کند. این الگوریتم نیز مانند سایر الگوریتم‌های دسته‌بندی‌کننده، از دو فاز یادگیری و پیش‌بینی تشکیل شده است.

ماشین بردار پشتیبان[4]

ماشین بردار پشتیبان (SVM)، یکی از روش‌های یادگیری با ناظر است که از آن برای طبقه‌بندی و رگرسیون استفاده می‌کنند. این روش، روش به‌نسبت جدیدی است که به‌تازگی در مقایسه با روش‌های قدیمی‌تر مانند شبکه‌های عصبی کارایی خوبی داشته است (لیو، وانگ، خیا و لیانگ[5]، ۲۰۱۶). ماشین بردار پشتیبان یک مدل ویژه از روش‌های دسته‌بندی‌کننده است که با استفاده از توابع کرنل[6] مختلف، بردارهای پشتیبان[7] و حاشیه اطمینان[8] به دسته‌بندی می‌پردازد، ریسک را کاهش می‌دهد و از قابلیت تعمیم بالایی برخوردار است (یانگ، چن و کینگ[9]، ۲۰۰۲).

SVMها، پردازش داده‌ها به‌صورت بردار را انجام می‌دهند و همواره سعی در یافتن یک ابرصفحه برای تفکیک داده‌ها دارند. به همین دلیل آنها را در زمره طبقه‌بندی‌های خطی قرار می‌دهند. به‌علاوه، SVM ها در میان تمام ابرصفحاتی که داده‌ها را تفکیک می‌کنند، ابرصفحه‌ای را برمی‌گزینند که میان داده‌های کلاس‌های مختلف، بیشترین تفکیک‌پذیری یا بیشترین اندازه حاشیه را به دست آورند. برای این کار، ابرصفحه مطلوب طوری انتخاب می‌شود که

1. Farid, Zhang, Rahman, Hossain & Strachan
2. Naïve Bayes Classifier
3. Rish
4. Support Vector Machine (SVM)
5. Liu, Wang, Xiao & Liang
6. Kernel Functions
7. Safe Margin
8. Support Vector
9. Yang, Chan & King

فاصله آن از نزدیک‌ترین داده بیشینه شود. اغلب یافتن ابرصفحه جداکننده به‌راحتی امکان‌پذیر نیست؛ زیرا به‌طور مثال یک داده دارای خطای قوی می‌تواند باعث ایجاد روی هم‌افتادگی کلاس‌ها و تشخیص کلاس (دسته) نادرست شود. دسته‌بندی‌کننده غیرخطی، از قرار دادن هسته برای پیدا کردن ابرصفحه با بیشترین حاشیه استفاده می‌کند. در حالت غیرخطی، می‌توان با اعمال هسته کرنل مناسب روی داده‌ها، داده‌ها را به فضایی برد که در آنجا با اعمال یک ابرصفحه ساده دسته‌بندی انجام‌پذیر باشد. هسته‌های متداول چندجمله‌ای (همگن)، ناهمگن و گوسی (تابع پایه‌ای شعاع[1]) هستند (فورد، بتچلر و ویلکینز[2]، ۱۹۷۰). در این پژوهش، برای دسته‌بندی داده‌ها، از کرنل گوسین استفاده شده است.

روش‌شناسی پژوهش

روش اجرای این پژوهش از بعد هدف کاربردی است، زیرا از نتایج آن می‌توان در راستای بهبود عملکرد سرمایه‌گذاری در بورس استفاده کرد و از بعد ماهیت و روش، توصیفی است. داده‌ها با استفاده از Tse Client۲/۰ که شرکت مدیریت فناوری بورس ایران معرفی کرده است، جمع‌آوری شده‌اند و محاسبات با استفاده از نرم‌افزار اکسل انجام شده است. داده‌های شاخص کل بورس تهران از تاریخ ۱۳۸۷/۰۲/۲۵ تا ۱۳۹۹/۰۹/۰۵ به‌طور روزانه بررسی شده است. با توجه به اینکه الگوی موج الیوت در رابطه با همه بازارهای مالی و صنایع و سهام مختلف وجود دارد، به‌خصوص آنهایی که بیشتر در مشارکت عمومی قرار می‌گیرند، زیرا مبتنی بر روان‌شناسی توده است، از این رو، این پژوهش روی شاخص کل قیمت در بورس اوراق بهادار ایران[3] به‌عنوان دماسنج اقتصاد و نمایانگر وضعیت کلی بازار سهام ایران انجام شده است.

هدف کلی این پژوهش، پیش‌بینی روند قیمت‌ها بر اساس نوسان‌های قبلی قیمت طبق الگوی موج الیوت است. این پژوهش به چهار قسمت تقسیم می‌شود: تحلیل روند، برچسب‌گذاری روند، یادگیری و پیش‌بینی و در نهایت، محاسبه معیارهای عملکرد الگوریتم‌های یادگیری ماشین.

تحلیل روند

در گام نخست، باکس‌های الیوت که نوسان‌های قیمت را جدا می‌کند، تعریف و تحلیل می‌کنیم. تئوری موج الیوت، یک روند را به‌عنوان یک دنباله پنج‌موجی تعریف می‌کند؛ سه مرحله انگیزشی و دو مرحله اصلاحی. هدف اصلی، شناسایی الگوهای تکراری و بالا و پایین‌های بازار است. بالاهای بازار، مناسب‌ترین نقطه برای گذاشتن سفارش فروش و پایین‌های بازار، مناسب‌ترین نقطه برای گذاشتن سفارش خرید است. در این مرحله برای تحلیل روند، از اندیکاتورهای تکنیکی شامل نوسان‌نمای موج الیوت[4] و شاخص قدرت نسبی حرکت[5] بهره گرفته شده است که در ادامه به توضیح آن می‌پردازیم.

1. Gaussian Radial Basic Function (RBF)
2. Ford, Batchelor & Wilkins
3. Tehran Exchange Price Index
4. Elliott Wave Ossilator (EWO)
5. Relative Strength Index (RSI)

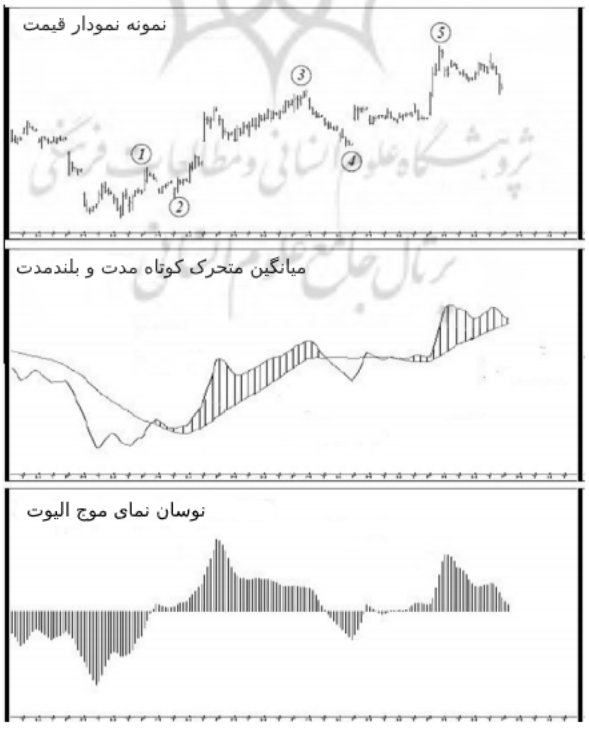
روش‌های اقتصادی (تحلیل فنی) استفاده‌شده

نوسان‌نمای موج الیوت

بزرگ‌ترین مشکل در تئوری موج الیوت، شمردن امواج است. اگرچه، موقعیت کنونی بازار یا سهام، در الگوی موج الیوت مشاهده‌شدنی است، اما همان نمودار را می‌توان به انواع روش‌های مختلف تفسیر کرد و این می‌تواند به نتایج زیان‌باری برای سرمایه‌گذار منجر شود. به همین دلیل، پژوهشگران به‌دنبال شاخصی برای کمک به ردیابی امواج بودند.

آسان‌ترین موج برای ردیابی، موج سوم است که پژوهشگران را وادار به تحلیل رفتار در طول این موج کرد. در طول این موج، میانگین متحرک کوتاه‌مدت به‌طور شایان توجهی بالاتر از میانگین متحرک طولانی‌مدت است. به این ترتیب نوسان‌نمای موج الیوت تعریف شد. نوسان‌نمای موج الیوت با تفریق میانگین متحرک ۳۵روزه از میانگین متحرک پنج‌روزه به دست می‌آید. این اندیکاتور در موج سوم مقادیر بالاتری خواهد داشت و در امواج اول و پنجم مقادیر کم اما مثبت دارد. به بیان دیگر، اگر میانگین متحرک کوتاه مدت (پنج‌روزه) میانگین متحرک بلندمدت (۳۵روزه) را به‌سمت بالا قطع کند، امواج جنبشی صعودی الیوت تشکیل شده و سیگنال خرید است و برعکس، مقادیر منفی بزرگ‌ترین اصلاحات را در پی خواهد داشت.

به بیان دیگر، با قطع شدن میانگین متحرک ۳۵ روزه توسط پنج‌روزه به‌سمت پایین امواج جنبشی نزولی الیوت و سیگنال فروش است. نوسان‌نمای موج الیوت در تجزیه و تحلیل فنی استفاده می‌شود.



شکل ٤. اسیلاتور موج الیوت

قسمت اول شکل ۴، حرکت قیمت یک سهم را نشان می‌دهد. قسمت دوم، میانگین متحرک پنج‌روزه و ۳۵روزه را نشان می‌دهد. قسمت سوم، نشان‌دهنده تفاوت میانگین‌های متحرک یا همان نوسان‌نمای موج الیوت EWO است (جورج و همکاران، ۲۰۱۱). در حقیقت، اگر یک میانگین متحرک کوتاه‌مدت را با یک میانگین متحرک بلندمدت به‌کار ببریم، تفاوت بین این دو، افزایش در قیمت را نشان می‌دهد. میانگین متحرک کوتاه‌مدت نشان‌دهنده تغییرات قیمت فعلی است، در حالی که میانگین متحرک بلندمدت نشان‌دهنده تغییرات کلی قیمت است.

زمانی‌که قیمت، موج سه را می‌سازد، قیمت جاری سریع‌تر حرکت می‌کند و تفاوت بین میانگین متحرک کوتاه‌مدت و بلندمدت زیاد می‌شود و یک میزان نوسان نمای بزرگ را ایجاد می‌کند. در موج پنج قیمت جاری حرکتی به‌میزان سرعت قبلی دارد، بنابراین تفاوت بین میانگین متحرک کوتاه‌مدت و بلندمدت کمتر است. این موضوع، میزان کوچکی از نوسان‌نما را ایجاد می‌کند (در بعضی نرم‌افزارها از جمله رهاورد ۳۶۵ این نوسان‌نما با عنوان AO[1] نامیده می‌شود که تحلیلگران از آن به‌عنوان تشخیص امواج بهره می‌گیرند).

با توجه به پژوهش جورج و همکاران (۲۰۱۱)، می‌توان قوانین مختلفی (توابع خطی) برای انواع سناریوهای غیرخطی ایجاد کرد، مانند عبارت زیر:

- اگر مقدار $EWO(5/35)_t$ مثبت و زیاد است و $EWO(5/35)_{t-1}$ مثبت و زیاد است؛ ولی $EWO(5/35)_{t-2}$ منفی و پایین است، پس پیش‌بینی کن خرید و برعکس،
- اگر مقدار $EWO(5/35)_t$ منفی و پایین است و $EWO(5/35)_{t-1}$ منفی و پایین است ولی $EWO(5/35)_{t-2}$ مثبت است پس پیش‌بینی کن فروش.

در این پژوهش، از این قانون برای برچسب‌گذاری خرید، فروش و نگهداری بر اساس نوسان‌نمای موج الیوت استفاده کرده‌ایم. همچنین از اندیکاتور دیگری که شرکت مدیریت فناوری بورس ایران تأیید می‌کند، برای تأیید و تشخیص قدرت نسبی روند قیمت بهره گرفته‌ایم که در ادامه توضیح داده شده است.

شاخص قدرت نسبی حرکت[2]

این نشانگر، نوسانگری جنبشی است که سرعت تغییر حرکت‌های قیمت را اندازه‌گیری می‌کند، زیرا همواره بین دو سطح صفر و صد در حال نوسان است. در این بین، دو سطح کلیدی ۳۰ و ۷۰ را به‌ترتیب به‌عنوان سطوح اشباع فروش و اشباع خرید می‌نامند (فخاری، ولی‌پور و موسوی، ۱۳۹۵). به این معنا که هرگاه مقدار شاخص قدرت نسبی از عدد ۳۰ کمتر شود، فروش‌های افراطی در بازار وجود دارد، از این رو، امکان کاهش فشار فروش و صعود قیمت وجود دارد و هرگاه مقدار شاخص قدرت نسبی از عدد ۷۰ بیشتر شود به این معنا است که خریدهای افراطی در بازار وجود دارد، از این رو، امکان کاهش فشار خرید و نزول قیمت وجود دارد. عبور شاخص قدرت نسبی از سطح ۷۰ به‌سمت بالا به‌معنای انجام

1. Awesome Oscillator
2. Relative Strength Index (RSI)

خریدهای افراطی در بازار است که در نهایت این خریدها ممکن است هر لحظه به پایان رسیده و نـزول قیمـت رخ دهـد (فخاری و همکاران، ۱۳۹۵) (معمولاً از دوره چهارده‌روزه استفاده می‌شود). برای محاسبه بر اساس پژوهش تسای و هسـو و لای[1] (۱۹۹۸) از رابطه ۱ استفاده شده است.

$$\mathrm{RSI_t} = 100 - \left(100/\ 1 + \left(\frac{\sum_{t=0}^{N-1} \mathrm{Up_{t-1}}}{n} \right) / \left(\sum_{t=0}^{N-1} \mathrm{Dn_{t-1}}/n \right) \right)$$ رابطه ۱)

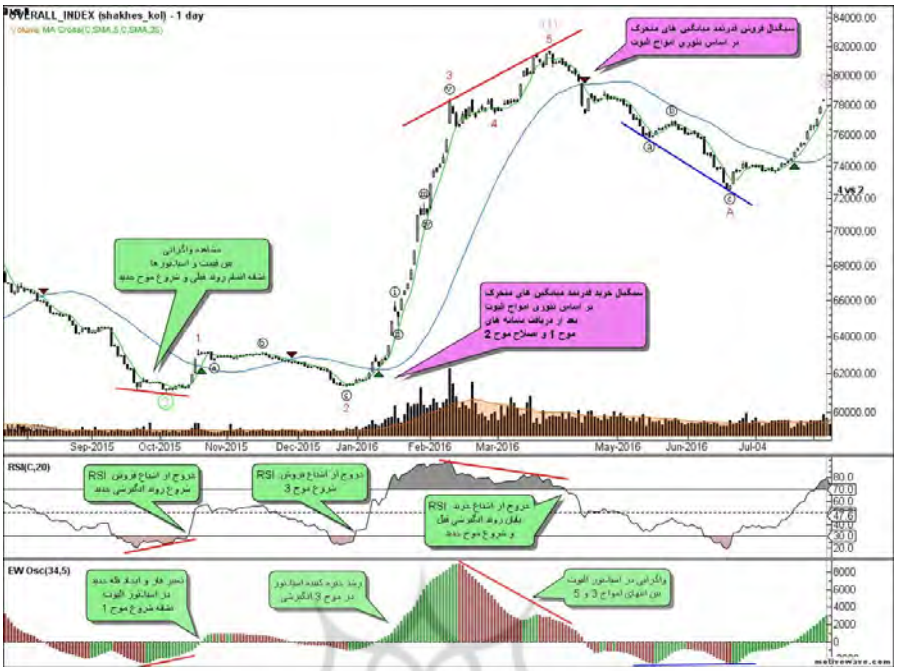
در این رابطه، Up_{t-1} میزان افزایش خروجی روش نسبت بـه روز قبـل و Dn_{t-1} میـزان کـاهش خروجـی روش نسبت به روز قبل است.

تحلیلگران از واگرایی در RSI به‌عنوان یک ابزار کمکی برای تأیید و تشـخیص امـواج بهـره مـی‌گیرنـد. هرگـاه از منطقه اشباع خارج شود، شروع موج جدید است و واگرایی در آن نشانه پایـان آن رونـد اسـت (مـورفی[2]، ۱۹۹۹). در ایـن پژوهش از تغییرات روزانه RSI نسبت به روز قبل استفاده کرده‌ایم.

برچسب‌گذاری با استفاده از استراتژی ترکیبی تکنیکال

مرحله دوم، مرحله برچسب‌گذاری است، به‌عبارتی برچسب باید معرف باکس‌های نوسان (روزها طی روند) باشد. اگر یـک باکس شرایط موج جنبشی الیوت را برآورده کند و روند به‌سمت بالا و صعودی باشد و تغییرات RSI نیز مثبـت باشـد، آن باکس به‌عنوان خرید (LONG) برچسب‌گذاری می‌شود. اگر یک باکس شرایط موج جنبشی الیوت را برآورده کند و رونـد به‌سمت پایین و نزولی باشد و تغییرات RSI نیز منفی باشـد، آن بـاکس بـه‌عنـوان فـروش (SHORT) برچسـب‌گـذاری می‌شود. سپس، با توجه به اینکه نوسان‌نمای موج الیوت دقیق اما تأخیری است، از شاخص قدرت نسـبی حرکـت کـه در مقایسه با نوسان‌نمای موج الیوت یک اندیکاتور پیش‌گام‌تر است (۱۴روزه) و سـیگنال خریـد یـا فـروش را زودتـر نشـان می‌دهد، استفاده کرده‌ایم. به این ترتیب که روزهایی که دو انـدیکاتور بـا هـم اخـتلاف نظـر دارنـد، سـیگنال نگهـداری (HOLD) در نظر گرفته‌ایم. یعنی تا مشخص شدن وضعیت قطعی خرید یا فـروش توسـط نوسـان‌نمـای مـوج الیـوت و شاخص قدرت نسبی حرکت، محدوده متناقض بین سیگنال خرید یا فروش شاخص قدرت نسبی حرکـت و نوسـان‌نمـای موج الیوت را منطقه نگهداری و خودداری از معامله برچسب زده‌ایم و ایـن در تئـوری مـوج الیـوت همـان زیرمـوج‌هـای اصلاحی است (شکل ۵).

1. Tsaih, Hsu & Lai
2. Murphy



شکل ۵. استراتژی ترکیبی تکنیکال استفاده‌شده در شاخص کل

شایان ذکر است، امواج اصلاحی به دو صورت هستند. همان‌طور که در مبانی نظری گفته شد، زیرموج‌های اصلاحی جزئی (دو و چهار)، موقتی و بین امواج جنبشی اتفاق می‌افتند و می‌توان آنها را با استفاده از ابزارهای فیبوناچی حدود اصلاح تعیین کرد. در این حالت اصلاح، خرید یا نگهداری در موج صعودی و فروش یا نگهداری در موج نزولی، به استراتژی هر شخص بستگی دارد. دوم امواج اصلاحی اساسی که بعد از اتمام موج جنبشی رخ می‌دهد و این وضعیت معمولاً طی سقوط بازار دیده می‌شود. به‌دلیل احساسات در بازار، بازار سهام ممکن است همیشه عقلایی عمل نکند. بنابراین، بهترین رویکرد در شرایط ناپایدار، بیرون ماندن از بازار است تا زمانی که بازار دوباره به مسیر برگردد.

یادگیری و پیش‌بینی

داده‌ها بعد از جمع‌آوری، پیش‌پردازش و نرمال‌سازی، به روش‌های هوشمند یادگیری ماشین از نوع با نظارت و طبقه‌بندی شامل درخت تصمیم، بیز ساده و ماشین بردار پشتیبان داده می‌شوند که از ۷۰ درصد داده‌ها آموزش و روی ۳۰ درصد داده‌ها آزمایش انجام شود. الگوریتم‌های یادگیری با استفاده از زبان کدنویسی پایتون پیاده‌سازی شده‌اند.

ویژگی‌های پژوهش بر اساس پژوهش‌های مشابه جورج و همکاران (۲۰۱۱) و کرولا و گویجارو (۲۰۲۰) جمع‌آوری شده است. در مرحله یادگیری، هدف الگوریتم یادگیری ماشین یک معادله است که متغیرهای ورودی یا ویژگی‌ها $X = (x_1, x_2, \dots x_n)$ و متغیر خروجی یا برچسب $Y = f(X)$ را نمایش می‌دهد. به الگوریتم یادگیری توسط داده‌های آموزشی، آموزش داده شده و سپس طبقه‌بندی ایجاد می‌شود. این طبقه‌بندی با مجموعه آزمایش آزمون می‌شود تا

برچسب‌ها[1] را برای روز آینده پیش‌بینی کند. این متغیرهای ورودی که به الگوریتم‌های طبقه‌بندی فرستاده می‌شوند، به شرح زیر هستند:

ΔCLOSE : تغییر قیمت پایانی روزانه شاخص کل بورس اوراق بهادار ایران است.

$EWO(5/35)_t$: تفاوت میانگین قیمت ۵ روز گذشته و ۳۵ روز گذشته برای هر روز است.

$EWO(5/35)_{t-1}$: تفاوت میانگین قیمت ۵ روز گذشته و ۳۵ روز گذشته برای یک روز قبل است.

$EWO(5/35)_{t-2}$: تفاوت میانگین قیمت ۵ روز گذشته و ۳۵ روز گذشته برای دو روز قبل است.

$\Delta\ RSI$: تغییرات روزانه RSI است.

و متغیر خروجی که سه طبقه به شرح زیر دارد:

Y = برچسب نهایی که HOLD، SHORT و LONG است. $(Y_1 = \text{LONG} Y_2 = \text{SHORT} Y_3 = \text{HOLS})$

منظور از قیمت، قیمت پایانی[2] است که از نرم‌افزار Tse Client۲/۰ استخراج شده و محاسبات با استفاده از نرم‌افزار Excel انجام شده است.

ارزیابی عملکرد طبقه‌بندی

یکی از نکات مهم در استفاده از طبقه‌بندی‌کننده‌های مختلف، ارزیابی کیفیت روش‌های طبقه‌بندی است که تعیین می‌کند چه زمانی باید از تکنیک‌های خاص برای دستیابی به بهترین نتایج استفاده کرد. برای طبقه‌بندی‌کننده‌های گسسته و احتمالی، ارزیابی عملکرد مختلفی وجود دارد. در طبقه‌بندی‌کننده‌های گسسته، یک کلاس به‌عنوان نتیجه طبقه‌بندی در نظر گرفته می‌شود.

برای طبقه‌کننده گسسته، ارزیابی عملکرد از قبیل precision, accuracy, recall, F-score استفاده می‌شود. به‌منظور ارزیابی عملکرد طبقه‌بندی‌کننده، به دو مجموعه داده که مجموعه آموزش و آزمون نامیده می‌شود، نیاز است. از مجموعه داده آموزش برای ساخت مدل و از مجموعه داده آزمون برای ارزیابی عملکرد طبقه‌بندی‌کننده استفاده می‌شود. برچسب‌های طبقه‌بندی‌کننده تاپل‌ها در مجموعه داده آزمون و نتیجه این طبقه‌بندی با استفاده از معیارهای عملکرد ارزیابی می‌شوند. مجموعه آزمون و آموزش می‌تواند شامل کل یا بخشی از مجموعه داده‌ها باشد. استفاده از کل مجموعه داده به‌عنوان هم مجموعه آزمون و هم آموزش، دارای این مزیت است که این داده‌ها به‌طور کامل کاوش می‌شوند (آگاروال[3]، ۲۰۱۴). اگرچه این نتایج گاهی اوقات بیش از حد خوش‌بینانه و غیرواقعی هستند، زیرا کلاس‌های این تاپل‌ها از قبل شناخته‌شده‌اند (لارسون[4]، ۱۹۳۱). معمول‌ترین روش تقسیم مجموعه داده به دو قسمت است: مجموعه داده‌های آزمون و آموزش و معمولاً مجموعه داده آموزش بزرگ‌تر از مجموعه داده آزمون است (واگنر[5]، ۱۹۷۹).

1. Labels
2. Close
3. Aggarwal
4. Larson
5. Wagner

ضعف بزرگ این طرح این است که این ارزیابی روی مجموعه آزمایش کوچکی انجام می‌شود که ممکن است نمونه غیرمرتبطی با کل دیتا نباشد. به‌منظور کاهش این مشکلات، روشی که اعتبارسنجی K-fold Cross نامیده می‌شود (استون[1]، ۱۹۷۴)، مجموعه دیتا را به K زیرمجموعه برابر تقسیم می‌کند. هر زیرمجموعه توسط یک مدل ساخته‌شده روی K−۱ قسمت باقی‌مانده طبقه‌بندی می‌شود. در این پژوهش fold− ۱۰ استفاده شده است.

مزیت K-fold CV این است که هر تاپل فقط یکی را ارزیابی می‌کند. F-measure، Recall، Precision و Accuracy معیارهای معمول برای ارزیابی نتایج طبقه‌بندی‌ها هستند. پیش‌بینی‌های طبقه‌بندی‌کننده، در شکل مثبت و منفی و خنثی جدول احتمالات نه سلولی خلاصه می‌شوند. برای محاسبه معیارهای عملکرد الگوریتم‌های طبقه‌بندی، لازم است که برخی اصطلاحات خاص تعریف شود. برای مثال، مثبت درست (TP)[2] برای روند مثبت صحیح، خنثی درست (TNT)[3] برای روند خنثی صحیح، منفی درست (TNG)[4] برای روند منفی درست استفاده می‌شود. به‌طور مشابه، روند مثبت طبقه‌بندی شده به‌عنوان خنثی یا منفی (مثبت کاذب[5]) به‌ترتیب توسط $\mathrm{FP_{nt}}$ و $\mathrm{FP_{ng}}$ و روند خنثی طبقه‌بندی شده به‌عنوان مثبت یا منفی (خنثی کاذب[6]) به ترتیب، توسط $\mathrm{FNT_P}$ و $\mathrm{FNT_{ng}}$ نشان داده می‌شود، در حالی‌که روند منفی طبقه‌بندی شده به‌عنوان مثبت یا خنثی (منفی کاذب[7]) به‌ترتیب با نماد FNG_p و $\mathrm{FNG_{nt}}$ نشان داده می‌شود. دقت کلی از طریق رابطه ۲ محاسبه می‌شود:

$$Accuracy = \frac{TP+TNT+TNG}{TP+TNT+TNG+FP_{nt}+FP_{ng}+FNT_P+FNT_{ng}+FNG_p+FNG_{nt}} \quad \text{رابطه ۲)}$$

$$i = 1, 2, 3, \dots N$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FPnt + FPng} \quad \text{رابطه ۳)}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FNTp + FNGp} \quad \text{رابطه ۴)}$$

$$F - measure = \frac{2\,(Precision\ \ Recall)}{(Precision + Recall)} \quad \text{رابطه ۵)}$$

1. Stone
2. True Positive
3. True Neutral
4. True Negative
5. False Positive
6. False Neutral
7. False Negative

برای کلاس روند مثبت، معیار Precision یا دقت مثبت درست (TPA) بیانگر نسبت موارد مثبت پیش‌بینی‌شده است که واقعاً مثبت بوده است (رابطه ۳). Recall یا درصد مثبت درست (TPR) بیانگر نسبت مثبت‌های واقعی است که به‌درستی مثبت پیش‌بینی شده است (رابطه ۴). F-score ترکیبی از Precision و Recall است که یک نمره واحد را نشان می‌دهد (رابطه ۵) (خان و همکاران[1]، ۲۰۱۹).

نرمال‌سازی[2]

یکی از روش‌های تغییر مقیاس، استفاده از روش نرمال‌سازی Min-Max است. به این ترتیب، علاوه بر یکسان‌سازی مقیاس داده‌ها، کران‌های تغییر آنها نیز در بازه [۰/۱] خواهد بود. این تبدیل به‌صورت رابطه ۶ تعریف می‌شود.

$$x_{norm} = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$$ رابطه ۶)

در این رابطه x_{min} حداقل مقدارها و x_{max} نیز حداکثر مقادیر را نشان می‌دهد (اسماعیلی، ۱۳۹۱).

تنظیمات الگوریتم‌ها

هایپر پارامتر مدل، مشخصه مدلی است که خارج از مدل است و نمی‌توان مقدار آن را از داده‌ها تخمین زد و مقدار آن باید قبل از شروع فرایند یادگیری تنظیم شود. جست‌وجوی شبکه (Grid Search) برای یافتن هایپر پارامترهای بهینه یک مدل استفاده می‌شود که به ارائه «دقیق‌ترین» پیش‌بینی‌ها منجر می‌شود (اسماعیلی، ۱۳۹۱). به این ترتیب که، در پایتون با استفاده از کتابخانه sklearn، گریدسرچ را فراخوانی می‌کنیم. سپس برای هر مدل نیاز به دیکشنری از پارامترهای مورد نیاز از قبیل آنچه در جدول ذکر شده است را ایجاد می‌کنیم. با فراخوانی جست‌وجوی شبکه مقادیر بهینه هایپر پارامترها به ما ارائه خواهد شد. پارامترهای انتخاب‌شده پارامترهایی هستند که نمره دقت را به حداکثر می‌رسانند که در جدول ۱ ذکر شده و سایر پارامترها از همان مقادیر پیش‌فرض برای مدل‌ها استفاده شده است.

جدول ۱. تعیین پارامترها

الگوریتم	پارامترهای انتخابی برای مدل	بازه پارامتر پیشنهادی
درخت تصمیم	splitter=[random] max_depth=[14] max_features=[3] random_state:[42]	splitter=[random, min_samples_split, max_depth, splitter] max_depth: [5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14] max_features=[3,5,6,7,8,9,10] random_state:[10,20,30,40,42,50]
بیز ساده	'var_smoothing':[0.005]	estimator__var_smoothing':[0,0.5,0.005,0.0005,1e-09,1]
ماشین بردار پشتیبان	C': [1000'] kernel': ['rbf] gamma:[10]	C: [1, 10, 1000, 10000, 100000] kernel': [linear, rbf] gamma: [0.01,1,10,100]

1. Khan, Malik, Mustansar & Awais Azam
2. Normalization

یافته‌های پژوهش

در شاخص کل بورس ایران ۳۰۲۱ روز بررسی شده است. نتایج برچسب‌گذاری و طبقه‌بندی برای شاخص کل بورس شامل ۱۲۲۴ برچسب HOLD و ۱۲۲۴ برچسب LONG و ۵۷۳ برچسب SHORT ارائه شده است. در بورس ایران تعداد روزهای نزولی کمتر از روزهای صعودی و خنثی بوده است که به نظر می‌رسد به‌دلیل انتظارات تورمی افراد در بازار سرمایه است. آمار توصیفی متغیرها در جدول ۲ مشاهده می‌شود.

جدول ۲. آمار توصیفی متغیرهای تکنیکالی ورودی به مدل در شاخص کل (یافته‌های پژوهش)

	ΔCLOSE	$EWO(5/35)_t$	$EWO(5/35)_{t-1}$	$EWO(5/35)_{t-2}$	ΔRSI
تعداد	۳۰۲۱	۳۰۲۱	۳۰۲۱	۳۰۲۱	۳۰۲۱
میانگین	۴۴۹/۱۵	۶۴۹۴/۲۴	۶۴۹۷	۶۵۰۲	-۰/۰۱
انحراف معیار	۷۸۵۰	۵۱۲۴۲	۵۱۲۴۲	۵۱۲۴۰	۳/۹۹
کمترین	-۸۹۶۸۵	-۲۳۲۵۰۶	-۲۳۲۵۰۶	-۲۳۲۵۰۶	-۳۶/۵۴
چارک اول	-۸۶/۴۵	-۵۲۱	-۵۲۱	-۵۱۷	-۱/۸۵
چارک دوم	۲۵/۲۰	۴۳۴	۴۳۴	۴۳۴	۰/۳۵
چارک سوم	۲۲۱	۲۱۷۴	۲۱۷۴	۲۱۷۴	۲
بیشترین	۸۰۹۹۵	۴۵۶۹۴۰	۴۵۶۹۴۰	۴۵۶۹۴۰	۱۹

نتایج دسته‌بندی داده‌ها

برای الگوریتم‌های یادگیری ابتدا داده‌ها با استفاده از کتابخانه sklearn با پایتون، متوازن شده است (resample)[1]، سپس به دو دسته داده آموزش و آزمون در جدول ۳ تقسیم شده است.

جدول ۳. تعداد برچسب‌ها

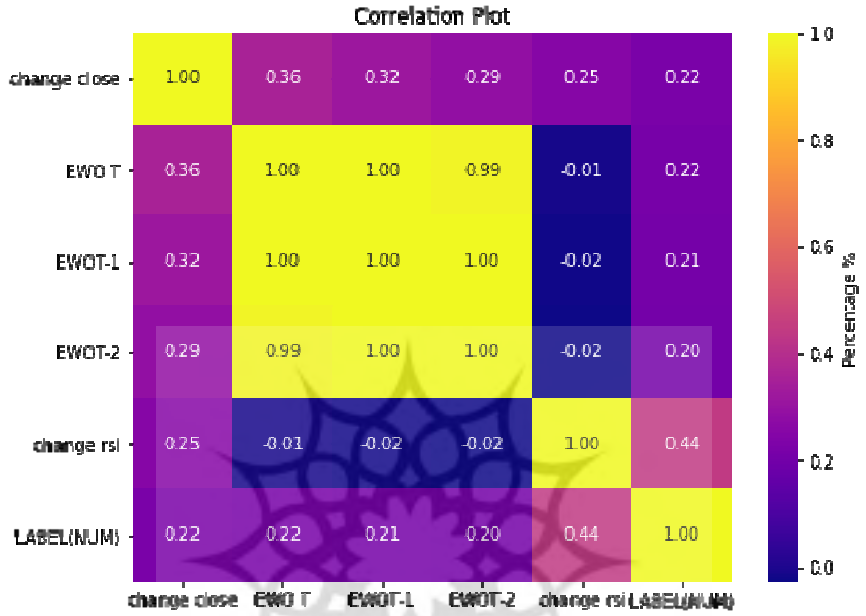
شاخص کل بورس	LONG	SHORT	HOLD
تعداد داده‌های آموزش	۸۷۲	۸۷۱	۸۲۷
تعداد داده‌های آزمون	۳۵۲	۳۵۳	۳۹۷

ماتریس هم‌بستگی با هیت‌مپ[2]

هم‌بستگی، چگونگی ارتباط ویژگی‌ها با یکدیگر یا متغیر هدف را بیان می‌کند. هم‌بستگی می‌تواند مثبت (افزایش در مقداری از ویژگی، ارزش متغیر هدف را افزایش می‌دهد) یا منفی (افزایش مقداری از ویژگی، ارزش متغیر هدف را کاهش می‌دهد) باشد. هیت‌مپ تشخیص می‌دهد که کدام ویژگی‌ها بیشتر به متغیر هدف مربوط هستند. ما نمودار هیت مپ از

1. https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.utils.resample.html
2. Heatmap

ویژگی‌های هم‌بسته را با استفاده از پایتون و کتابخانه seaborn ترسیم کرده‌ایم. شکل ۶، ماتریس هم‌بستگی ویژگی‌های شاخص کل را نشان می‌دهد، سطر آخر آن، نشان‌دهنده میزان هم‌بستگی بین متغیرهای مستقل با متغیر هدف برای شاخص کل است.



شکل ٦. ماتریس هم‌بستگی ویژگی‌های شاخص کل

جدول ٤. عملکرد طبقه‌بندی‌کننده‌ها روی دیتا نهایی شاخص کل برحسب درصد

کلاس	معیار	طبقه‌بندی‌کننده ـ شاخص کل		
		درخت تصمیم	ماشین بردار پشتیبان	بیز ساده
LONG	Accuracy	۰/۹۲	۰/۹۸	۰/۵۷
	Precision	۰/۹۵	۰/۹۸	۰/۷۴
	Recall	۰/۹۹	۰/۹۸	۰/۵۷
	F_Score	۰/۹۷	۰/۹۸	۰/۶۴
SHORT	Precision	۰/۸۴	۰/۹۹	۰/۴۸
	Recall	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۹۷
	F_Score	۰/۹۱	۰/۹۹	۰/۶۴
HOLD	Precision	۰/۹۹	۰/۹۸	۰/۷۳
	Recall	۰/۷۹	۰/۹۷	۰/۲۱
	F_Score	۰/۸۸	۰/۹۸	۰/۳۳

در جدول ۴ اندازه‌گیری عملکرد طبقه‌بندی برای الگوریتم درخت تصمیم به‌طور متوسط ۹۲ درصد است که نرخ قابل قبولی برای یادگیری است. در برچسب LONG دقت حدود ۹۷ درصد بوده و در برچسبSHORT ۹۰ درصد و در برچسب HOLD بالای ۸۰ درصد بوده است. این نشان می‌دهد که الگوریتم در یادگیری برچسب LONG، SHORT و HOLD بسیار خوب آموزش دیده و قادر به پیش‌بینی‌هایی با میزان خطای بسیار پایین است. دقت الگوریتم ماشین بردار پشتیبان به‌طور متوسط ۹۸ درصد بوده است. در برچسب LONG و HOLD دقت حدود ۹۸ درصد بوده و در برچسب SHORT ۹۹ درصد بوده است. بنابراین این الگوریتم نیز در یادگیری برچسب LONG و SHORT بسیار عالی آموزش دیده است و قادر به پیش‌بینی‌هایی با میزان خطای بسیار پایین است.

ارزیابی عملکرد الگوریتم بیز ساده به‌طور متوسط ۵۷ درصد است که نسبت خوبی نیست. در برچسب LONG و SHORT دقت بالای ۶۰ درصد بوده و در برچسب HOLD بسیار ضعیف بوده است.

جدول ۵. مقایسه دقت آموزش و آزمون الگوریتم‌ها

دقت	درخت تصمیم	ماشین بردار پشتیبان	بیز ساده
آزمون	۰/۹۱۹	۰/۹۸۳	۰/۵۶۹
آموزش	۰/۹۳۷	۰/۹۸۸	۰/۵۷۶

در جدول ۵ دقت یادگیری روی داده‌های آموزش و آزمون آورده شده است که در خصوص الگوریتم‌ها این دقت‌ها نزدیک به هم بوده و تفاوت معناداری وجود ندارد و این نشان‌دهنده عملکرد خوب الگوریتم‌ها در یادگیری و آزمایش است.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

امروزه، بازار سرمایه و به‌تبع آن سرمایه‌گذاری در بورس، به کانون توجه بسیاری از فعالان اقتصادی تبدیل شده است. رونق بازار سهام باعث ایجاد منبع سرمایه برای کسب‌وکار، امکان سرمایه‌گذاری خارجی و به‌طور کلی رشد اقتصادی کشور می‌شود. از طرفی، سرمایه‌گذاران همواره به‌دنبال راهی برای پیش‌بینی روند سهام برای تصمیم‌گیری برای خرید یا فروش و خودداری از معامله کردن در مواقع بحران یا بی‌نظمی بازار هستند. استفاده از تحلیل تکنیکال برای پیش‌بینی قدمتی طولانی دارد و سرمایه‌گذاران به آن توجه کرده‌اند. همچنین تحلیلگران تکنیکی معتقدند که قیمت‌ها بر اساس روندهای تکرارشونده حرکت کرده و تا زمانی که عوامل خارجی بر این روندها اثر نگذارند، جهت حرکتی قیمت‌ها حفظ می‌شود. از این رو، در روند قیمت‌ها، الگوهایی وجود دارند که اگر در گذشته به خوبی عمل کرده باشند، در آینده نیز به همان خوبی جواب‌گو خواهند بود (مورفی، ۱۹۹۹).

پژوهش‌های زیادی در داخل و خارج، از اندیکاتورهای مختلف تکنیکی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای

پیش‌بینی روند بازار سهام بهره گرفته‌اند، از جمله یو و ونجوان[1] (۲۰۱۰) در پژوهش خود از روش C ۵/۰ که یکی از روش‌های درخت تصمیم است، استفاده کردند که دقت ۹۵ درصد را به خود اختصاص داد. مصری (۲۰۱۷) به کارایی بیشتر قواعد میانگین متحرک در تحلیل تکنیکال در مقایسه با راهبرد خرید و نگهداری پی برد. در پژوهش‌های داخل کشور، افشاری‌راد و همکاران (۱۳۹۷) مدلی برای پیش‌بینی روند سهام با استفاده از اندیکاتورهای تکنیکال و الگوریتم‌های یادگیری ماشین ارائه دادند که ماشین بردار پشتیبان و درخت تصمیم و نزدیکترین K همسایه به نرخ تشخیص صحیح بالای ۹۰ درصد به دست آمد.

در این پژوهش، از ترکیب نوسان‌نمای موج الیوت و شاخص قدرت نسبی حرکت برای شناسایی امواج جنبشی و اصلاحی الیوتی بهره گرفته‌ایم. به این ترتیب که، ابتدا نظریه موج الیوت معرفی شده است که نشان می‌دهد اگر در بازار، بر اساس روان‌شناسی توده‌ای، روند قوی شکل بگیرد، این روند با سه موج جنبشی و دو زیرموج اصلاحی همراه است و در نتیجه، برای خرید یا فروش موقعیت‌های خوبی فراهم می‌کند و سرمایه‌گذاران با دنبال کردن امواج بر اساس اندیکاتورها و ابزارهای فیبوناچی می‌توانند از این فرصت‌ها بهره ببرند. اگرچه، این نظریه نمی‌تواند به‌طور دائم در خصوص بازار توضیح کامل بدهد، اما می‌تواند تخمین‌های خوبی از رفتار بازار ارائه دهد (جورج و همکاران، ۲۰۱۱) و البته عوامل دیگری نیز بر بازار تأثیر می‌گذارند.

در این پژوهش، داده قیمت روزانه شاخص کل بورس اوراق بهادار ایران را بررسی کردیم و امواج جنبشی (خریدوفروش) و اصلاحی (نگهداری) را با استفاده از نوسان‌نمای موج الیوت و شاخص قدرت نسبی حرکت شناسایی و برچسب زدیم و نشان دادیم که این امواج خود را تکرار می‌کنند. برچسب‌های شناسایی‌شده را با الگوریتم‌های یادگیری ماشین با نظارت و طبقه‌بندی را آموزش و آزمون کرده‌ایم. در نهایت، نتایج الگوریتم‌ها نشان داد که دقت دو الگوریتم ماشین بردار پشتیبان و درخت تصمیم در شناسایی برچسب‌های داده‌های آزمون به‌طور متوسط به‌ترتیب ۹۸ درصد و ۹۲ درصد بوده است. بنابراین نتایج حاکی از آن است که این دو الگوریتم پیشنهادی توانایی شناسایی و کشف امواج جنبشی و اصلاحی شاخص کل بورس اوراق بهادار ایران را دارند. بنابراین، در جواب پرسش اول و دوم پژوهش می‌توان برای پیش‌بینی روند آتی بازار سهام ایران مانند سایر کشورها از تئوری موج الیوت با استفاده نوسان‌نمای موج الیوت و شاخص قدرت نسبی حرکت در شناسایی موقعیت‌های خرید، فروش و نگهداری و انجام معامله هوشمند بهره گرفت.

این پژوهش، نسبت به پژوهش‌های پیشین داخلی مزیت‌های زیر را دارد:

نوآوری در روش تکنیکی، عملکرد بهتر الگوریتم‌ها، استفاده از دیتای پردازش‌شده که نسبت به دیتای خام برتری دارد و به کسب دانش منجر می‌شود، هنگام بحران توانایی شناسایی موقعیت‌های نگهداری را نیز دارد.

پژوهش‌های خارجی انجام‌شده در این راستا، صحت این ادعا را تأیید می‌کنند. وانگ (۲۰۱۲) دریافت که تئوری موج می‌تواند به‌طور مؤثر در بازار اوراق بهادار چین اعمال شود. وان (۲۰۰۰) از دنباله فیبوناچی برای بحث در خصوص اثربخشی نظریه موج الیوت در بازارهای چین استفاده کرد. آتسالاکیس و والوانیس (۲۰۰۹) از تئوری موج مبتنی بر

1. Yu & Wenjuan

عصبی فازی برای پیش‌بینی قیمت سهام استفاده کردند. جورج و همکاران (۲۰۱۱) تئوری عصبی فازی و موج الیوت بر اساس تکنیک نوسان‌نمای موج الیوت را برای بازار سهام به‌کار بردند و نتایج رضایت‌بخش بود.

برای رفع مشکل شمارش امواج و استفاده از خود امواج الیوت، به پژوهشگران در پژوهش‌های آتی روش‌هایی مانند پردازش تصویر و شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNN) پیشنهاد می‌شود. همچنین پیشنهاد می‌شود به بررسی سایر اندیکاتورها یا متغیرهای تکنیکی به‌همراه نوسان‌نمای موج الیوت در پیش‌بینی روند شاخص کل و همچنین سایر شاخص صنایع و سهام مختلف بپردازند.

منابع

اسماعیلی، مهدی (۱۳۹۱). *مفاهیم و تکنیک‌های داده‌کاوی*. (چاپ اول). تهران: انتشارات نیاز دانش.

افشاری‌راد، الهام؛ علوی، سید عنایت‌اله؛ سینایی، حسنعلی (۱۳۹۷). مدلی هوشمند برای پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از روش‌های تحلیل تکنیکال. *تحقیقات مالی*، ۲۰(۲)، ۲۴۹-۲۶۴.

پورزمانی، زهرا؛ رضوانی اقدم، محسن (۱۳۹۶). مقایسه مقایسه کارآمدی استراتژی‌های ترکیبی تحلیل تکنیکال با روش خرید و نگهداری برای خرید سهام در دوره‌های صعودی و نزولی. *فصلنامه علمی پژوهشی دانش مالی تحلیل اوراق بهادار*، ۱۰(۳۳)، ۱۷ – ۳۱.

پیمانی فروشانی، مسلم؛ ارضا، امیرحسین؛ صالحی، مهدی؛ صالحی، احمد (۱۳۹۹). بازدهی معامله ها بر اساس نمودارهای شمعی در بورس اوراق بهادار تهران. *تحقیقات مالی*، ۲۲(۱)، ۶۹-۸۹.

شهرآبادی، ابوالفضل؛ بشیری، ندا (۱۳۸۹). *مدیریت سرمایه‌گذاری در بورس اوراق بهادار تهران*. تهران: سازمان بورس و اوراق بهادار.

غلامیان، الهام؛ داوودی، محمدرضا (۱۳۹۷). پیش‌بینی روند قیمت در بازار سهام با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی. *مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*، ۹(۳۵)، ۳۰۱- ۳۲۲.

فخاری، حسین؛ ولی پور خطیر، محمد؛ موسوی، سیده مائده (۱۳۹۶). بررسی عملکرد شبکه عصبی بیزین و لونبرگ مارکوات در مقایسه با مدل‌های کلاسیک در پیش‌بینی قیمت سهام شرکت‌های سرمایه‌گذاری. *تحقیقات مالی*، ۱۹ (۲)، ۲۹۹-۳۱۸.

فلاح‌پور، سعید؛ گل ارزی، غلامحسین؛ فتوره چیان، ناصر (۱۳۹۲). پیش‌بینی روند حرکتی قیمت سهام با استفاده از ماشین بردار پشتیبان بر پایه الگوریتم ژنتیک در بورس اوراق بهادار تهران. *تحقیقات مالی*، ۱۵ (۲)، ۲۶۹- ۲۸۸.

مورفی، جان (۱۳۹۷). *تحلیل تکنیکال در بازارهای سرمایه*. (کامیار فرهانی فرد و رضا قاسمیان لنگرودی، مترجمان).(چاپ دوازده). تهران: انتشارات چالش.

References

Afsharirad, E., Alavi, S.E., Sinaei, H. (2018). Developing an Intelligent Model to Predict Stock Trend Using the Technical Analysis. *Financial Research Journal*, 20 (2), 249-264. (*in Persian*)

Aggarwal, C. C. (2014). *Data Classification: Algorithms and Applications*. Minneapolis, Minnesota, U.S.A.: Chapman and Hall/ CRC.

Atsalakis, G., & Valavanis, K. A. (2009). Forecasting stock market short-term trends using a neuro-fuzzy based methodology. *Journal of Expert Systems with Applications*, 36, 10696–10707.

Chambers, L. (2016). *Daily stock movement's prediction using and integrating three models Of analytical prediction of adaptive-fuzzy inductive inference system. artificial neural networks and supporting vector machines*. London, Champan & Hall.

Fakhari, H. Valipour Khatir, M. & Mousavi, M. (2017). Investigating Performance of Bayesian and Levenberg-Marquardt Neural Network in Comparison Classical Models in Stock Price Forecasting. *Financial Research Journal*, 19 (2), 229-318. (*in Persian*)

Fallahpour, S., Golzarzi, GH. and Fatorehchian, N. (2013). Predicting the trend of stock prices using support vector machine based on genetic algorithm in Tehran Stock Exchange. *Financial Research*, 15 (2), 288-269. (*in Persian*)

Farid, D. M., Zhang, L., Rahman, C. M., Hossain, M. A., & Strachan R. (2014). Hybrid decision tree and naive Bayes classifiers for multi-class classification tasks. *Expert Systems with Applications*, 41(4), 1937-1946.

Ford, N., Batchelor, B., & Wilkins, B. R. (1970). A learning scheme for the Nearest Neighbor Classifier. *Information Sciences*, 2 (2), 139-157.

George, S., Emmanouil, M and Constantinos D. (2011). ElliottWace Theory and neuro-fuzzy systems, in stock market prediction, the WASP system, *Expert Systems with Applications*, 38(8), 9196-9206.

Gholamian, Elham, Davoodi, Mohammad Reza. (2018). Predict price trends in the stock market using a random forest algorithm. *Journal of Financial Engineering and Securities Management*, No. 35 / summer. (*in Persian*)

Ismaili, M. (2012). *Concepts and techniques of data mining*. First Edition. Tehran: Niaz Danesh Publications. 20-30. (*in Persian*)

Khan, W., Malik, U., Mustansar, A.GH., Awais Azam, M. (2019). Predicting stock market trends using machine learning algorithms via public sentiment and political situation analysis, *Soft Computing*, 24, 11019-11043. https://doi.org/10.1007/s00500-019-04347-y.

Larson, C. (1931). The shrinkage of the coefficient of multiple correlations. *Journal of Educational Psychology*, 22(1), 45–55.

Liu, C., Wang, J., Xiao, D., & Liang, Q. (2016). Forecasting S&P 500 Stock Index Using Statistical Learning Models. *Open Journal of Statistics*, 6 (06), 1067.

Masry, M. (2017). The Impact of Technical Analysis on Stock Returns in an Emerging Capital Markets (ECM¡¯s) Country: Theoretical and Empirical Study. *International Journal of Economics and Finance*, 9(3), 91-107.

Murphy, J. (1999). Technical Analysis in the Capital Market. *New York Institute of Finance*, 45-48.

Murphy, J. (2018). *Technical Analysis in Capital Markets*. (Kamyar Farhanifard and Reza Ghasemian Langroudi, Trans) (12th ed), Tehran: Chalesh Publications. (*in Persian*)

Peymany Foroushany, M., Erzae, M.H., Salehi, M., & Salehi, A. (2020). Trades Return Based on Candlestick Charts in Tehran Stock Exchange. *Financial Research Journal*, 22(1), 69-89. (*in Persian*)

Pourzamani, Z., Rezvani Aghdam, M. (2017). Comparison comparing the effectiveness of combined technical analysis strategies with buying and holding methods to buy stocks in uptrends and downtrends. *Quarterly Journal of Financial Research in Securities Analysis*, 10 (33). (*in Persian*)

Prechter, R. R. (2013). *Elliot Wave Analysis*. John Wiley & Sons.

Rish, I. (2001). An empirical study of the naive Bayes classifier. In IJCAI 2001. *Workshop on empirical methods in artificial intelligence*, 3(22), 41-46.

Roberto Cervelló-Royo, Francisco Guijarr. (2020). Forecasting stock market trend: a comparison of machine learning algorithms Finance, *Markets and Valuation*, 6, 37–49.

Shahrabadi, A., Bashiri, N. (2010). *Investment Management in Tehran Stock Exchange*, Stock Exchange and Securities Organization. (*in Persian*)

Stone, M. (1974). Cross-validatory choice and assessment of statistical predictions. *Journal of the Royal Statistics Society*, 36(2), 111-133.

Tabar, S. (2018). *Stock Market Prediction Using Elliot Wave Theory and Classification. Faculty of the Graduate College at the University of Nebraska in Partial Fulfillment of Requirements.* Degree of Doctor of Philosophy Major: Information Technology Omaha.

Tsaih, R., Hsu, Y. and Lai, C.C. (1998). Forecasting S&P 500 stock index futures with a hybrid AI system. *Decision Support Systems*, 23(2), 161-174.

Wagner, L. D. (1979). Distribution-free performance bounds for potential function rules. *IEEE Transactions in Information Theory*, 601-604.

Wan, L.X. (2000). *Eliot wave theory research*. Shanghai: Fudan University.

Wang, L.X. (2012). An Empirical Analysis of Eliot Wave Theory in China's Futures Market, *China's Foreign Investment*, 4, 253–254.

Yang, H., Chan, L., & King, I. (2002). Support vector machine regression for volatile stock market prediction. *International Conference on Intelligent Data Engineering and Automated Learning.* Manchester, UK.

Yu, G., & Wenjuan, G. (2010). Decision tree method in financial analysis of listed logistics companies. *International conference on intelligent computation technology and automation*.