فصلنامــه اقتصاد مالی
دورهٔ ۱۸ / شمارهٔ ۱ (پیاپی ٦٦)/ بهار ۱٤۰۳
صفحه ۱۲۵ تا ۱٤۸

https://doi.org/10.30495/fed.2023.1975811.2863

بررسی مقایسه‌ای مدل یادگیری عمیق با طبقه‌بندی دوتایی و چندتایی جهت پیش‌بینی روند بازار سهام از طریق تشخیص الگوهای فراکتال مبتنی بر تئوری امواج الیوت

مسعود نادم[۱]
یحیی کامیابی[۲]
اسفندیار ملکیان[۳]

تاریخ دریافت: ۱٤۰۲/۰۹/۲۰ تاریخ پذیرش: ۱٤۰۲/۱۱/۱۳

چکیده

یکی از روش‌های محبوب اما پیچیده در تحلیل تکنیکال، روش امواج الیوت است. در این روش مهمترین بخش، تشخیص الگوهای روند اصلی بازار است که با توجه به ساختار فراکتال بازار، کاری دشوار است. اما همانند سایر حوزه‌ها، بکارگیری هوش مصنوعی در زمینه‌ی پیش‌بینی های مالی نیز بسیار فراگیر شده است. لذا به نظر می‌رسد بکارگیری هوش مصنوعی در تحلیل به روش امواج الیوت، جذاب باشد. لذا در پژوهش حاضر با معرفی مدل یادگیری عمیق جهت پیش‌بینی بازار از طریق تشخیص الگوهای امواج الیوت، به بررسی و مقایسه‌ی توان مدل در دو حالت طبقه‌بندی دوتایی و چندتایی پرداخته شده است. در این پژوهش برای ۱۵ الگوی مدنظر، تعداد ۱۰۰۲ نمونه از نمودارهای قیمت سهام شرکت‌های حاضر در بورس ایران در دوره ۱۱ ساله ۱۳۹۰ تا ۱۴۰۰، جمع‌آوری و برچسب‌گذاری گردید و نهایتاً برای تشخیص به عنوان ورودی به الگوریتم یادگیری عمیق با بکارگیری مدل شبکه‌های عصبی بازگشتی، در دو حالت طبقه‌بندی دوتایی و چندتایی وارد گردید. در این پژوهش جهت طراحی و اجرای مدل از نرم افزار RapidMiner 9.9 و جهت تعیین توان مدل از معیار صحت استفاده شد. نتایج حاصل نشان دهنده‌ی صحت ٪۱۸ در تشخیص الگوها در حالت طبقه‌بندی چندتایی و صحت ٪۶۱ در حالت طبقه‌بندی دوتایی است. لذا توان مدل یادگیری عمیق در تشخیص الگوهای فراکتال امواج الیوت و در نتیجه پیش‌بینی روند بازار، در حالت طبقه‌بندی دوتایی به طور قابل‌توجهی نسبت به حالت طبقه‌بندی چندتایی بالاتر است. بنابراین پژوهش حاضر بکارگیری مدل یادگیری عمیق با طبقه‌بندی دوتایی را جهت تشخیص الگوهای فراکتال امواج الیوت توصیه می‌نماید.

واژه‌های کلیدی: الگوهای موجی، فراکتال، امواج الیوت، یادگیری عمیق، طبقه‌بندی دوتایی، طبقه‌بندی چندتایی

طبقه بندی JEL: G170 , M31

۱- گروه حسابداری، دانشکده علوم اقتصادی و اداری، دانشگاه مازندران، بابلسر، ایران Masoud_Nadem@yahoo.com
۲- گروه حسابداری، دانشکده علوم اقتصادی و اداری، دانشگاه مازندران، بابلسر، ایران. (نویسنده مسئول) y.kamyabi@umz.ac.ir
۳- گروه حسابداری، دانشکده علوم اقتصادی و اداری، دانشگاه مازندران، بابلسر، ایران. e.malekian@umz.ac.ir

نوع مقاله: علمی پژوهشی
Eci@iauctb.ac.ir

Creative Commons – Attribution 4.0 International – CC BY 4.0
Creativecommons.org

۱- مقدمه

پیش‌بینی روند آتی بازار، دغدغه‌ی همیشگی سرمایه‌گذاران است. در ادبیات مالی از روش‌های گوناگونی برای پیش بینی روند آتی بازار استفاده می‌شود. یکی از پرکاربردترین این روش‌ها، تحلیل تکنیکال است، که بر مبنای بررسی روندهای گذشته، به پیش‌بینی روند آتی قیمت سهام می پردازد (دولو و حیدری، ۱۳۹۶). تحلیل تکنیکال نیز خود دارای روش ها و ابزار مختلفی است که برخی دارای قدمت زیادی است. تحلیل تکنیکال سنتی، فراگیرترین روش از تحلیل تکنیکال است که در آن با بررسی حرکت قیمت در گذشته سطوح حمایت-مقاومت که قیمت‌ها در آن سطوح مستعد تغییر روند هستند، تعیین می‌شوند (میرزایی، ۱۳۹۷). اما در دهه‌ی ۱۹۳۰ شخصی به نام رالف نلسون الیوت[1] با مطرح کردن تئوری امواج، روش نوینی را برای پیش‌بینی روندها پیش روی تحلیل‌گران تکنیکال گشود. الیوت استدلال کرد که حرکت رو به بالا و رو به پایین قیمت ها در بازار بر مبنای روانشناسی توده‌ها بوده و همیشه به شکل الگوهای تکراری ظاهر می‌شود. این الگوها به آنچه که الیوت آن را "امواج" می‌نامد بخشیزه شده است. مطابق نظریه‌ی الیوت، روانشناسی توده‌ها از خوش‌بینی به بدبینی و سپس از بدبینی به خوش‌بینی تغییر می‌کند و این دلیل اصلی تغییر روند قیمت‌ها است که به شکل امواج منعکس می‌شود. لذا طبق تئوری امواج الیوت قیمت‌ها در بازار در قالب الگوهای موجی آشکار و تکرار می‌شوند (ولنا، کتیربا و جاروسک[2]، ۲۰۱۳). این دانش برای معامله‌گران و سرمایه‌گذاران ارزشمند است، زیرا اشکال دیگر تحلیل تکنیکال مانند روش‌های سنتی حمایت-مقاومت، فقط سطوح حمایت و مقاومت را به معامله‌گران نشان می‌دهد، اما به این سوال که چه میزان احتمال دارد که در آن سطوح تغییر روندی صورت گیرد، پاسخی داده نمی‌شود. برتری تئوری امواج الیوت نسبت به سایر روش‌ها نیز دقیقاً در همین مطلب نهفته است. چرا که با بکارگیری تئوری امواج الیوت، می‌توان سقف‌ها و کف‌های قیمتی را درک و کشف نمود. به عبارت بهتر اگر به درستی بتوان الگوهای تکرارشونده در قیمت‌ها را شناسایی کرد، می توان جهت حرکت بعدی آن‌ها را نیز پیش‌بینی نمود. در واقع با درک اینکه قیمت در چرخه‌ی امواج الیوت است، معامله‌گران ابزار منحصر به فردی برای یافتن نقاط ورود و خروج کم ریسک در اختیار دارند به طوری که با این ابزار می‌توانند زیان معاملات را کوچک و سودها را بزرگ نمایند و این رمز موفقیت در بازارهای مالی است (فراست و پرچر[3]، ۲۰۰۱).

در سال‌های پس از مرگ الیوت نویسندگانی از جمله چارلز کالینز[4]، همیلتون بولتون[5]، ریچارد راسل[6] و فراست و رابرت پرچر[7] همچنان به استفاده از قواعد امواج و ارائه‌ی پیش‌بینی‌ها به سرمایه‌گذاران ادامه دادند. حتی تحلیل-گران دیگری مانند گلن نیلی[8] با ارائه‌ی سبک‌های جدیدی در موج شماری، هرچند نظریه‌ی موجی الیوت را به

[1] - Ralf Nelson Elliot
[2] -Volna, Kotyrba & Jarusek
[3] - Frost & Prechter
[4] - Charles J. Collins
[5]- Hamilton Bolton
[6] - Richard Russell
[7] - Robet Prechter
[8] - Glenn Neely

طور کامل تصدیق نمی‌کنند، اما آن را به عنوان نقطه‌ی شروع توسعه‌ی روش‌های پیش‌بینی موجی خود مورد استفاده قرار داده‌اند. در این میان بخش قابل‌توجهی از محبوبیت امروزه‌ی روش امواج الیوت مدیون تلاش‌های رابرت پرچر بوده است. رابرت پرچر که یک تحلیلگر و نویسنده در بازار سهام آمریکا شناخته می‌شود، از سال ۱۹۷۵ تحقیقات گسترده‌ای را بر روی کتاب‌های اصلی الیوت انجام داد و نتیجتاً به همراه فراست کتابی در مورد قواعد امواج الیوت نگارش نمود که در سال ۱۹۷۸ منتشر شد. پرچر همچنین موسسه‌ی بین المللی امواج الیوت را بنیان‌گذاری نمود. البته شهرت اصلی وی به دلیل پیش‌بینی‌های شگفت‌انگیز او از بازار آمریکا بود. از جمله پیش-بینی‌های مشهور وی می‌توان به پیش‌بینی صعود بزرگ بازار در سال ۱۹۸۲، سقوط بزرگ دوشنبه‌ی سیاه در سال ۱۹۸۷ و پیش‌بینی بحران سال ۲۰۰۸ اشاره کرد، که همگی بر اساس قواعد تئوری امواج الیوت انجام گرفت و لذا باعث اقبال و توجه بیش از پیش تحلیل‌گران به روش امواج الیوت در پیش‌بینی بازارهای مالی شد (میرزایی، ۱۳۹۷).

تئوری امواج الیوت فرض می‌کند که بازار در قالب ۵ موج به سمت بالا (امواج پیشرو[1]) و در قالب ۳ موج به سمت پایین (امواج اصلاحی[2]) حرکت می‌کند. و این چرخه‌ی امواج به طور مداوم تکرار می‌شود. لذا الیوت دو نوع اصلی از الگوهای امواج را کشف کرد، یکی امواج پیشرو که متشکل از ۵ موج هستند و دیگری امواج اصلاحی که متشکل از ۳ موج هستند. امواج پیشرو در جهت روند اصلی بازار و امواج اصلاحی در جهت مخالف روند اصلی حرکت می‌کنند. استفاده از امواج الیوت برای تعیین توسعه‌ی آتی قیمت‌ها بسیار کاربردی است. اگر امواج الیوت در روند بازار سهام رخ دهد، می توان انتظار داشت که پس از موج پنجم پیشرو یا بعد از موج سوم اصلاحی، روند قیمت تغییر یابد. لذا چنانچه تحلیل‌گر بتواند الگوی فعلی امواج را در بازار تشخیص دهد، با دقت بالایی می‌تواند روند آتی را پیش‌بینی نماید (ولنا، کتیربا، کمینکوا و همکاران[3]، ۲۰۱۶). اما یکی از چالش‌های اصلی تشخیص امواج الیوت، ساختار فراکتال آن‌هاست که همین امر باعث شده که برای تشخیص الگوهای امواج، قواعد فراوان و پیچیده‌ای وضع شود، به طوری که متخصصان موج‌شماری معمولاً زمان بسیاری را صرف موج‌شماری و تشخیص الگوی امواج می‌نمایند. لذا از یک طرف تنوع الگوهای امواج الیوت و از طرف دیگر پیچیدگی ساختار فراکتالی این امواج، باعث گردیده که امواج پیشرو و یا اصلاحی در بازار همیشه به وضوح و به طور بصری قابل تشخیص و تمایز نبوده و گاه منجر به اشتباه در تشخیص و تحلیل و نتیجتاً باعث زیان‌های سنگین برای معامله‌گران گردد. به همین دلیل علی‌الرغم اینکه مطالعات اخیر نشان می‌دهد که الگوهای امواج الیوت ابزار توانمندی برای پیش‌بینی روند قیمت سهام است، اما بکارگیری آن توسط تحلیل‌گران، محدود است. از مطالب بیان شده می‌توان نتیجه گرفت که، یکی از چالش‌های مهم در بکارگیری تئوری الیوت، تشخیص مطمئن الگوهای امواج شکل‌گرفته در بازار جهت پیش‌بینی صحیح روند آتی قیمت سهام است. به نظر می‌رسد، بهترین راهکار برای حل این مشکل، بکارگیری هوش مصنوعی است. سیستم‌های هوش مصنوعی توانایی کشف الگوهای پیچیده با درجه‌ی انطباق بالا را دارد و از این رو به نظر

[1] - Impuls Waves
[2] - Correction Waves
[3] - Volna, Kotyrba, Kominkova et al

می‌رسد که بکارگیری آن‌ها می‌تواند در تشخیص مطمئن الگوهای فراکتالی امواج در نمودارهای قیمت سهام، نیز کمک شایانی نماید. این امر می‌تواند منجر به افزایش قابل توجه صحت پیش‌بینی‌ها از روند آتی گردد. هوش مصنوعی شامل روش‌های مختلفی است که یکی از پرکاربردترین آنها شبکه‌های عصبی است و شبکه‌های عصبی نیز خود بهره‌مند از الگوریتم‌های متنوعی است که از هر کدام متناسب با نوع مسئله‌ی پیش آمده استفاده می‌گردد (شریف فر، خلیلی عراقی، رئیسی وانانی و همکاران، ۱۴۰۰). از زمان ابداع روش‌های هوش مصنوعی، تحقیقات فراوانی با بکارگیری این روش‌ها خصوصاً شبکه‌های عصبی برای اکثر موضوعاتی که با امر پیش‌بینی در ارتباط بوده است، انجام گرفته است. در زمینه پیش‌بینی قیمت سهام در بازارهای سرمایه با استفاده از شبکه‌های عصبی نیز تحقیقات فراوانی انجام شده است. اما نوع خاص بکارگیری شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی روند قیمت در بازارهای سرمایه، روش تشخیص الگو است. بدین ترتیب که ابتدا الگوهای نموداری خاصی تعریف و به شبکه‌ی عصبی آموزش داده می‌شود و سپس از شبکه‌های عصبی انتظار می‌رود که اقدام به تشخیص الگوهای مورد نظر در نمودار قیمت نماید. با تشخیص الگوی نموداری، حرکت پساالگویی قابل پیش‌بینی است. به چنین روشی تکنیک تشخیص رویداد[1] در سری‌های زمانی[2] گویند. از آنجا که در روش امواج الیوت نیز جهت پیش‌بینی روند حرکت آتی قیمت نیاز به تشخیص الگوهای اصلاحی و پیشرو در نمودار قیمت است، لذا به نظر می‌رسد از تلفیق تکنیک تشخیص رویداد و روش امواج الیوت، بتوان مدل توانمندی جهت پیش‌بینی روندهای قیمتی در بازارهای سرمایه ایجاد کرد. اما در زمینه‌ی بکارگیری تکنیک تشخیص رویداد برای تشخیص الگوهای نموداری در سری‌های زمانی تنها دو پژوهش صورت گرفته که یکی توسط ولنا، کتیربا، کمینکوا و همکاران (۲۰۱۶) بوده که به تشخیص الگوهای الیوتی با استفاده از الگوریتم‌های پس انتشار در شبکه‌های عصبی پرداخته است و دیگری پژوهش آتسالاکیس، دیمیتراکاکیس و زوپونیدیس[3] (۲۰۱۱) است که به تشخیص الگوهای الیوتی با استفاده از سیستم نروفازی پرداختند. سایر مقالات یافت شده نیز، صرفاً به صورت تئوری پیشنهاداتی جهت اجرای تکنیک تشخیص رویداد برای سری‌های زمانی مطرح نموده‌اند. پیشنهاداتی نظیر استفاده از نمودارهای حالت، ساختن پنجره‌ی زمانی و نرمال سازی داده‌ها و غیره. اما یکی از پیشنهادات پررنگ‌تر، بکارگیری روش یادگیری عمیق است. یادگیری عمیق یکی از الگوریتم‌های نوین و بسیار توانمند شبکه‌های عصبی است که تقریباً در دهه‌ی اخیر معرفی و توسعه یافته است. یادگیری عمیق بسیار گسترده‌تر از یک الگوریتم ساده است به طوری که خود دارای الگوریتم‌های زیرمجموعه و همچنین دارای پارامترهای و تنظیمات متنوعی است، به همین دلیل امروزه یادگیری عمیق را به عنوان یک روش مستقل از شبکه‌های عصبی می‌شناسند، هر چند که مبنای کار آن از شبکه های عصبی نشأت می گیرد. بنابراین با توجه به مبانی نظری مطرح شده در مقالات مذکور، به نظر می‌رسد، روش یادگیری عمیق توانایی لازم برای اجرای تکنیک تشخیص رویداد برای الگوهای با ساختار فراکتال امواج الیوت که از نوع سری زمانی هستند را دارا باشد. البته یکی از اجزای مهم مدل‌های یادگیری عمیق، روش طبقه‌بندی اطلاعات ورودی به الگوریتم است

[1] - Event Detection
[2] -Time Series
[3] - Atsalakis, Dimitrakakis & Zopounidis

که می‌تواند در توان مدل کاملاً تعیین‌کننده باشد. روش‌های طبقه‌بندی شامل روش دوتایی و چندتایی است. لذا اینکه بکارگیری کدام روش در مدل یادگیری عمیق پژوهش، منجر به توان بالاتری برای مدل می‌گردد، یک سوال مهم در فرآیند طراحی مدل پژوهش است. بنابراین پژوهش حاضر به عنوان اولین پژوهش در این زمینه، ضمن ارائه‌ی مدلی جهت پیش‌بینی روند آتی قیمت سهام از طریق تشخیص الگوهای فراکتال امواج الیوت با استفاده از روش یادگیری عمیق، اقدام به طراحی دو مدل یادگیری عمیق با طبقه‌بندی های دوتایی و چندتایی و سپس مقایسه‌ی توانایی مدل‌ها جهت پیش‌بینی روند آتی قیمت سهام از طریق تشخیص الگوهای فراکتال امواج الیوت، نموده است.

۲-مبانی نظری پژوهش

۲-۱- کارایی بازار و تبعیت از الگوها

طبق نظریه‌ی بازارکارا، در هر زمان، قیمت‌ها تحت تأثیر اطلاعات موجود است و تمامی اطلاعات در قیمت منعکس شده است. به این ترتیب طبق این نظریه هیچ سرمایه‌گذاری از لحاظ پیش‌بینی سود سهام نسبت به سرمایه‌گذار دیگر مزیتی ندارد. در واقع در بازار هیچ‌گونه عدم تقارن اطلاعاتی وجود ندارد و هیچ سرمایه‌گذاری به اطلاعاتی بیش از دیگران دسترسی ندارد (فاما[1]، ۱۹۷۰).

ساموئلسون (۱۹۶۵) و مندلبورت (۱۹۶۶) یک تئوری منطقی در خصوص فرضیه‌ی بازار کارا ارائه می‌کنند. آن‌ها بیان می‌دارند که چنانچه بازار رقابتی بوده و بازده غیرعادی برابر صفر باشد، تغییرات غیرمنتظره‌ی قیمت در بازارهای دارای ریسک باید به صورت یک تغییر تصادفی مستقل عمل نماید. استدلال آنها بر این است که تغییرات غیرمنتظره‌ی قیمت، بیانگر ارائه‌ی اطلاعات جدیدی است که اطلاعات جدید تا قبل از انتشار، بر اساس اطلاعات گذشته قابل پیش‌بینی نبوده است. پس چنانچه بازده غیرعادی صفر باشد در آن صورت تغییرات غیرمنتظره قیمت اوراق بهادار باید در طول زمان مستقل باشد. به عبارت دیگر نتیجه‌ی این استدلال آن است که در یک بازار کارا تغییرات قیمت به صورت تصادفی رخ می دهد به طوری که بر اساس اطلاعات گذشته نمی توان آینده را پیش‌بینی نمود. در واقع حرکت قیمت در طول زمان از هیچ الگوی خاصی تبعیت نمی‌کند. بنابراین امکان اینکه کسی با یافتن الگوها در نمودارهای قیمت موفق به پیش‌بینی قیمت و کسب سود غیرعادی شود، وجود ندارد (فاما، ۱۹۷۰).

لذا با توجه به مبانی نظری موجود، چنانچه بازاری دارای هر نوع کارایی حتی از نوع ضعیف باشد، تحلیل تکنیکال در آن کاربردی ندارد و تحلیل تکنیکال فقط در بازارهای ناکارا قابلیت پیش‌بینی و کسب سود را فراهم می‌آورد (آسیابی اقدم، رحیم زاده و رجایی، ۱۴۰۱). بنابراین از آنجا که نتایج پژوهش‌های انجام شده در مورد بررسی کارایی بازار بورس اوراق بهادار ایران، نشان می‌دهد، بازار سرمایه‌ی ایران فاقد کارایی حتی از نوع ضعیف است (نمازی و شوشتریان، ۱۳۷۴. ساربانها و همکاران، ۱۳۸۵. اله یاری، ۱۳۸۷. تالانه و هجران کش راد، ۱۳۹۰. ابراهیمی و حاجی شاهرودی، ۱۳۹۵. جوزبرکند و پناهیان، ۱۳۹۹)، این بدین معنی است که تغییرات قیمت سهام

[1] - Fama

در بازار بورس ایران به صورت مستقل و تصادفی نیست و تغییرات قیمت از الگوهای خاصی پیروی می‌کند. لذا چنانچه الگوهای قیمتی شکل گرفته در نمودارهای قیمت، تشخیص داده شوند، می تواند منجر به کسب بازده‌ای فراتر از سایر سرمایه‌گذاران گردد (زینی وند، جنانی، همت فر و همکاران، ۱۴۰۰).

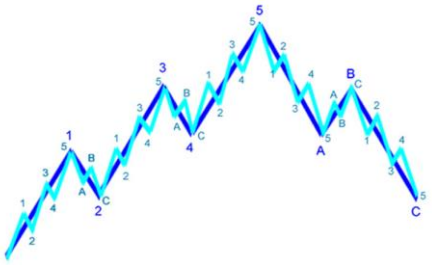
۲-۲-تئوری امواج الیوت

نظریه‌ی امواج الیوت توسط رالف نلسون الیوت، در دهه‌ی ۱۹۳۰ معرفی شد. الیوت معتقد بود که روندهای قیمت سهام از الگوهای تکراری پیروی می‌کند، که می تواند هم در بلندمدت و هم در کوتاه‌مدت پیش‌بینی شود. وی ایده‌های خود را در سال ۱۹۳۸ در کتاب خود با عنوان "اصول امواج الیوت" منتشر کرد. او با استفاده از بررسی اطلاعات قیمت‌های گذشته سهام نتیجه گرفت که آنچه در ظاهر یک حرکت بی‌نظم به نظر می‌رسد، در واقع یک هماهنگی است که در طبیعت یافت می‌شود. کشف الیوت کاملاً مبتنی بر مشاهدات بود، اما او سعی کرد با استفاده از دلایل روانشناختی یافته‌های خود را توضیح دهد (الیوت، ۱۹۳۸). نظریه‌ی امواج الیوت نوعی تحلیل بازار است که بر این اساس استوار است که تغییرات قیمت در بازار دارای چرخه‌های تکراری است. الیوت معتقد بود که حرکت قیمت‌ها در بازارها تصادفی نیست بلکه از چرخه‌های تکراری ناشی از روانشناسی جمعی پیروی می‌کنند. چرخه‌های تکراری در امواج ظاهر می‌شوند. یک موج عبارت از یک حرکت رو به بالا و یا رو به پایین در بازار است. نظریه‌ی الیوت تا حدودی در راستای نظریه‌ی چارلز داو[1] است که بیان می‌دارد قیمت سهام در امواج حرکت می‌کند. اما از آنجا که امواج در بازارها ذاتاً فراکتال هستند، اولین کسی که توانست امواج درونی موج‌ها را نیز تحلیل کند، الیوت بود. در واقع الیوت دو نوع اساسی از الگوهای امواج را کشف کرد، یکی امواج پیشرو که متشکل از ۵ موج هستند و دیگری امواج اصلاحی که شامل ۳ موج می‌شوند. امواج پیشرو در جهت روند اصلی بازار و امواج اصلاحی در جهت مخالف روند اصلی بازار حرکت می‌کنند. الیوت برای توصیف مراحل مختلف روانشناسی جمعی، پنج موج درونی برای امواج پیشرو برچسب‌گذاری کرد، لذا امواج پیشرو به پنج موج کوچک‌تر تقسیم می‌شوند (پوسر[2]، ۲۰۰۳). در ساختار یک موج پیشرو، امواج ۱ و ۳ و ۵ هم جهت با روند اصلی اما امواج ۲ و ۴ اصلاح در روند اصلی هستند. همچنین وی امواج درونی یک موج اصلاحی را نیز برچسب‌گذاری نمود. او در ساختار امواج اصلاحی سه موج درونی a و b و c را شمارش نمود که موج a و c در جهت خلاف روند اصلی و موج c در جهت روند اصلی است (شکل ۱).

از امواج الیوت می‌توان برای ایجاد فرصت‌های معامله استفاده کرد و اینکه آیا روند فعلی بازار ادامه خواهد داشت یا خیر. برای استفاده از امواج الیوت در برخی از تحلیل‌ها، نیاز است که تشخیص داده شود که کدام موج شکل گرفته است. امواج اصلی[3]، روند سطح بالای بازار را تعیین می‌کنند در صورتی که امواج فرعی[4] روندهای سطوح پایین‌تر بازار را تعیین می‌کنند. فرض اصلی در تئوری امواج الیوت این است که بازارها تمایل به حرکت در

[1] - Charles Daw
[2] - Poser
[3] - Major waves
[4] - Minor waves

قالب امواج را دارند و با شناسایی الگوهای تکراری امواج می‌توان جهت بازار را تشخیص داد. سخت‌ترین بخش تحلیل امواج الیوت، برچسب زدن صحیح امواج است.



شکل ۱- الگوی پایه‌ی تئوری امواج الیوت (الیوت، ۱۹۳۸)

منبع: یافته‌های پژوهشگر

نظریه الیوت مبتنی بر قابلیت پیش‌بینی بازار است و از آنجا که بازار احساسات عاطفی تمامی معامله‌گران را نیز منعکس می‌کند، واضح است که ویژگی‌های روانشناختی انسان نیز بر قابلیت پیش‌بینی بازار تأثیرگذار است. تحلیل‌گران امواج الیوت معتقدند که هر موج دارای امضا یا ویژگی خاص خود است که معمولاً روانشناسی توده‌ای آن لحظه را منعکس می‌کند. درک این ویژگی‌ها یک اصل کلیدی در استفاده از تئوری امواج الیوت است (پوسر، ۲۰۰۳).

۱-۲-۲-کشف امواج الیوت

امواج اصلی الیوت با قواعد پیچیده و فراوان برای امواج درونی آن‌ها، مشخص می‌شوند، بنابراین تشخیص آن‌ها در سری‌های زمانی دشوار است. به طور کلی سه روش برای تشخیص امواج الیوت وجود دارند که عبارتند از (آتسالاکیس، دیمیتراکاکیس و زوپونیدیس، ۲۰۱۱):

الف) تشخیص طبق قواعد (شمارش از کوچک به بزرگ): اولین راهکار برای طبقه‌بندی این است که اجزای امواج الیوت به تدریج از کوچک تا بزرگ شمارش شود. این فرآیند با برچسب گذاری تک‌موج‌های مجزا آغاز می‌شود. در این روش ابتدا با شمارش کوچک‌ترین موج‌ها، الگوهای پایین‌دستی مشخص و سپس این الگوها مبنایی برای تشخیص الگوهای بالادستی و اصلی می‌گردند. این روش از قواعد خاصی استفاده می‌کند، که با توجه به نسبت هر موج به امواج مجاور، جایگاه آن موج از این نظر که جزئی از الگوی اصلی یا فرعی است، مشخص می‌شود. در این قواعد نسبت‌های فیبوناچی[1] تعیین‌کننده هستند. این روش دقیق است، اما با توجه به تعداد زیاد قوانین خاص آن، بسیار زمان‌بر است.

[1] - Fibonacci

ب) تشخیص موج‌های بزرگ و موج‌شماری درونی آن‌ها (شمارش از بزرگ به کوچک): راهکار دوم، تشخیص الگوها و موج‌های بزرگ و سپس موج شماری درونی آن ها بر اساس موج‌های کوچکتر است. الگوهای فاز پیشرو به دلیل شرایط دقیق‌تر، از الگوهای فاز اصلاحی به وضوح قابل تشخیص است. بنابراین می‌توان الگوهای ارائه شده در داده‌های ورودی را تشخیص داد. در اینجا هدف پیدا کردن یک الگوی بالادستی و سپس شمارش موج‌های درونی آن جهت اطمینان از تشخیص الگوی اصلی است. در این روش، یکی از معایب این است که فازهای پیشرو به طور مستقل قابل تشخیص هستند، در حالی که فازهای اصلاحی باید مشتق شوند. یکی دیگر از معایب، این است که تا زمانی که حرکات کوچک درونی به طور کامل تشخیص نگردد و در نتیجه الگو تکمیل نشود، الگوی اصلی ناشناخته خواهد بود.

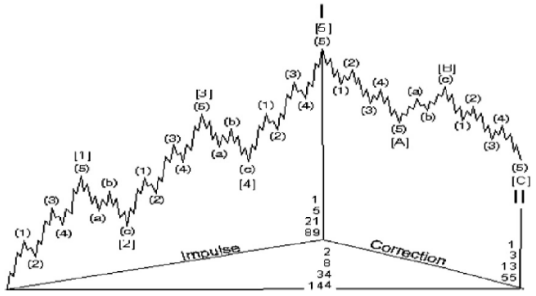
ج) تشخیص بر مبنای الگوهای خاص: راهکار سوم، این است که تشخیص را به برخی از الگوهای مهم، که بر حسب تجربه، در بازار مهم‌تر و پر تکرارتر از سایر الگوهای امواج الیوت هستند، محدود کرد. بنابراین، این روش وابسته به تشخیص تک موج‌ها نیست. یک نقطه‌ی ضعف این روش، این است که تحلیل‌گر در داده‌های ورودی قادر به پیدا کردن الگوهای خاص بسیاری هست که زمان‌بر است، لذا باید تعداد محدودی از مهم‌ترین الگوها را شناسایی و برای تشخیص انتخاب نمود. با این حال، این رویکرد بسیار مؤثر است. در پژوهش حاضر از این روش استفاده شده است.

۲-۲-۲-ساختار فراکتال امواج الیوت

یکی از مبانی اصلی تئوری امواج الیوت این است که ساختار بازار ذاتاً فراکتالی است. الگوهای امواج الیوت که در نمودارهای بلند مدت نشان داده می شوند، با امواج در نمودارهای کوتاه‌مدت ساختار مشابهی دارند، اگرچه ممکن است کمی پیچیده‌تر باشند. این خاصیت فراکتال‌ها "خودهمانند[1]" یا "خودهمگرد[2]" نامیده می‌شود. در پژوهش حاضر نیز منظور از ساختار فراکتال بازار، اشاره به چنین مفهومی است. امواج الیوت فراکتال هستند زیرا فراکتال یک شکل هندسی است که پس از تقسیم آن به قسمت‌های کوچک‌تر، آن قسمت‌ها شباهت‌هایی با شکل اصلی نشان می‌دهد. اصل مبنایی نظریه‌ی الیوت این بود که الگوی حرکتی قیمت سهام از هشت موج تشکیل شده است (شکل ۱). در شکل ۱ مشاهده می شود که امواج ۱ و ۳ و ۵ روند اصلی (صعودی و یا نزولی) را دنبال می‌کنند، در حالی که امواج ۲ و ۴ برخلاف روند اصلی بوده و در واقع بخشی از حرکت موج‌های قبل خود را اصلاح می‌کنند. موج‌های a و b و c روند اصلی را اصلاح می‌کنند، در حالی که امواج a و c از روند اصلاحی پیروی می‌کنند و موج b بر خلاف آن است. الیوت مشاهده کرد که هر موج از امواج کوچک‌تر تشکیل شده است (بخشیزه شده است). به طور مثال، هر موج پیشرو خود از ۵ ریزموج تشکیل شده که جهت حرکت ۳ ریزموج از آن‌ها در جهت موج پیشرو اصلی است، همچنین هر موج اصلاحی از ۳ ریزموج تشکیل شده که جهت حرکت ۲ ریزموج از آن‌ها به سمت حرکت موج اصلاحی اصلی است. بدین ترتیب یک چرخه‌ی فوق‌العاده را در تئوری امواج الیوت می‌توان مشاهده نمود. برای مشاهده‌ی دقیق

[1] - Self-Similarity
[2] - Self-Affinity

امواج الیوت، می‌توان فراکتال‌های بیشتر و بیشتری را در هر ریزموج مشاهده کرد (شکل ۲). اعداد موجود در نمودار تعداد امواج را هنگام شمارش در یک دامنه‌ی متفاوت نشان می‌دهند. به عنوان مثال، کل نمودار نمایان‌گر دو موج بزرگ با عنوان موج پیشرو و موج اصلاحی است. موج پیشرو بزرگ خود از ۵ موج و موج اصلاحی بزرگ خود از ۳ موج تشکیل شده است. ۵ موج پیشرو نیز خود از ۲۱ ریز موج تشکیل شده است که آن‌ها نیز به همین ترتیب متشکل از ۸۹ موج کوچک‌تر هستند. همچنین موج اصلاحی بزرگ از ۱۳ ریزموج تشکیل شده است که آن‌ها نیز به همین ترتیب، بخشیزه به ۵۵ موج کوچک‌تر شده‌اند (فراست و پرچر، ۲۰۰۱).



شکل ۲- ساختار فراکتال الگوی پایه‌ی امواج الیوت (پرچر و فراست، ۱۹۹۸)

منبع: یافته‌های پژوهشگر

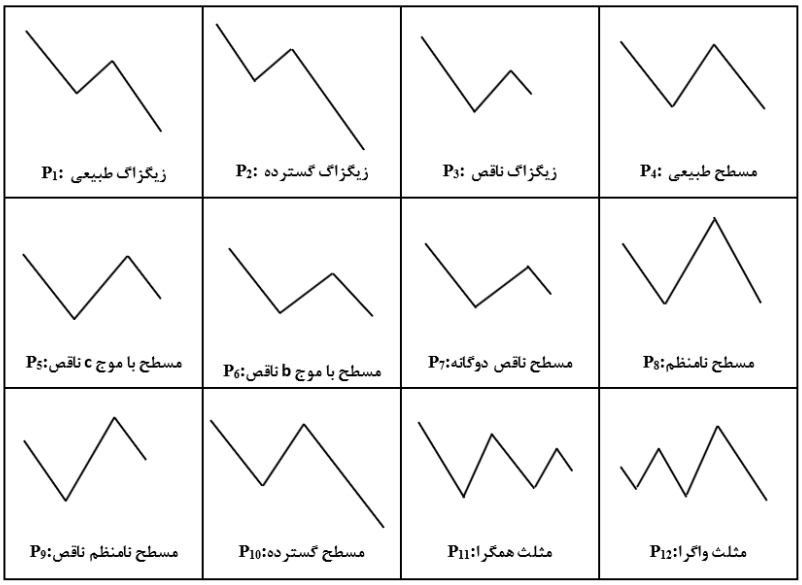
۳-۲-۲- الگوهای امواج الیوت

الگوهای امواج الیوت به دو دسته‌ی کلی شامل الگوهای پیشرو و الگوهای اصلاحی تقسیم می‌شود. الگوهای پیشرو دارای ساختار ۵ موجی است که ۳ موج در جهت روند اصلی و ۲ موج برخلاف جهت روند اصلی می‌باشد. موج‌های یک و سه و پنج، ۳ موجی هستند که در ساختار یک الگوی پیشرو در جهت روند اصلی حرکت می‌کنند. طبق اصول امواج الیوت حتماً یکی از این ۳ موج نسبت به ۲ موج دیگر قدرتمندتر ظاهر می‌شود و اصطلاحاً گسترده می‌گردد. بر همین اساس الگوهای پیشرو بر حسب اینکه کدام یک از امواج درونی آن گسترده می‌شود، دارای انواع مختلفی است. الگوهای پیشرو مدنظر این پژوهش در شکل ۳ نشان داده شده است.

شکل ۳- الگوهای پیشرو امواج الیوت (الیوت، ۱۹۳۸)

منبع: یافته‌های پژوهشگر

لازم به ذکر است که بعد از شکل گیری و تشخیص الگوهای پیشرو، انتظار تغییر روند از صعودی به نزولی وجود دارد. به عبارت دیگر حرکت پساالگویی آن‌ها نزولی پیش‌بینی می‌شود. الگوهای اصلاحی پیچیده‌تر از الگوهای پیشرو هستند و از تنوع بیشتری نیز برخوردارند. الگوهای اصلاحی شامل سه نوع الگوی پایه شامل الگوی‌های زیگزاگ[1]، الگوی‌های مسطح[2] و الگوهای مثلث[3] می‌باشند. الگوهای زیگزاگ و مسطح هر دو دارای ساختاری سه موجی شامل موج های a و b و c هستند. تفاوت بین الگوهای زیگزاگ و الگوهای مسطح در قدرت و ارتفاع موج های b و c است. بر خلاف الگوهای زیگزاگ و مسطح، الگوی‌های مثلث دارای ۵ موج درونی شامل موج های a و b و c و d و e هستند که می توانند به دو صورت همگرا و یا واگرا رخ دهند (زنگنه، ۱۳۹۸). الگوهای اصلاحی موردنظر این پژوهش در شکل ۴ نشان داده شده است. نکته حائز اهمیت از باب الگوهای اصلاحی اینکه بعد از شکل‌گیری و تشخیص این الگوها، انتظار تغییر روند از نزولی به صعودی وجود دارد. به عبارت دیگر حرکت پساالگویی آن‌ها صعودی پیش‌بینی می‌شود. بنابراین برای معامله‌گران، تشخیص الگوهای اصلاحی بسیار حائز اهمیت است. چرا که می‌تواند انتهای اصلاح و سطوح برگشت قیمت و تغییر روند را مشخص و باعث ورود به سهم در ابتدای روندهای صعودی و کسب سودهای مناسب گردد (داوودی، عبدالباقی عطاآبادی و یوسفی، ۱۴۰۱).



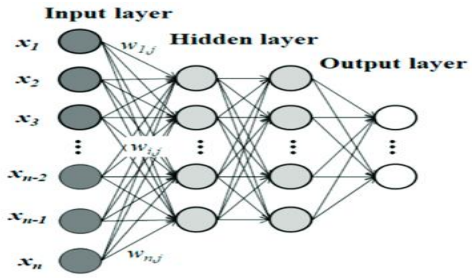
شکل ۴- الگوهای اصلاحی امواج الیوت (الیوت، ۱۹۳۸)

منبع: یافته‌های پژوهشگر

1 _ Zigzag
2 _ Flat
3 _ Triangle

۳-۲- یادگیری عمیق[1]

یادگیری عمیق گونه‌ای از شبکه‌های عصبی مصنوعی است که شامل چندین لایه پردازش اطلاعات است که به الگوریتم توانایی بیشترین همگامی با داده‌ها را می‌دهد. مهمترین مزیت الگوریتم‌های یادگیری عمیق نسبت به مدل سنتی شبکه‌ی عصبی، استخراج خودکار ویژگی‌های مناسب از ورودی‌های خام می‌باشد که از آن برای روند یادگیری مدل استفاده می‌کند (هیرانشا، گپالاکریشنان،کریشنا و همکاران[2]، ۲۰۱۸). به عبارتی شبکه‌ی عصبی که از یادگیری عمیق استفاده می‌کند نوع خاصی از شبکه‌ی عصبی مصنوعی (ANN[3]) است که از چند لایه تشکیل شده و در هر لایه نقش آفرینی متفاوتی داشته به طوری که شبکه‌ی کلی عملکرد بهتری از شبکه‌های کم عمق دارد (سزار و ازبایغلو[4]، ۲۰۱۸). نمونه‌ای از یک شبکه‌ی عصبی عمیق شامل دو لایه‌ی پنهان در شکل ۵ نشان داده شده است.



شکل ۵- شبکه‌ی عصبی عمیق با دو لایه‌ی پنهان

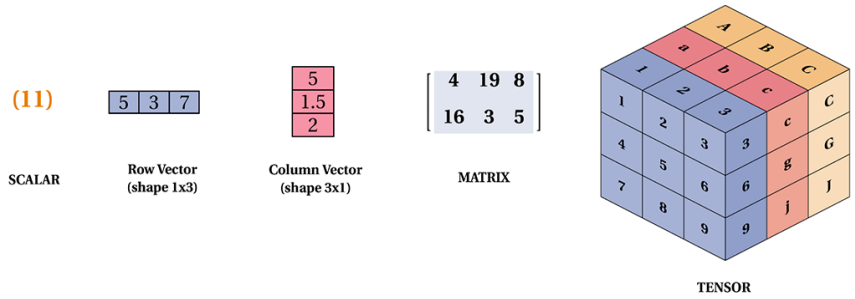
(آگاروال، گوپتا، گارج و همکاران[5]، ۲۰۱۹)

به عبارت دیگر شبکه‌های عصبی عمیق در مقایسه با شبکه‌های عصبی معمولی، دارای تعداد لایه های بیشتر، توابع فعالسازی متفاوت و همچنین روش‌های آموزش کارآمدتری هستند. این امر باعث گردیده تکنیک‌های یادگیری عمیق در حوزه‌ی گسترده‌ای از علوم مختلف مانند پردازش تصویر، فیلم، گفتار، تحلیل متن و سری‌های زمانی استفاده شود (دیگزیت، تیاواری، پاتک و همکاران[6]، ۲۰۱۸).

[1] - Deep Learning
[2] - Hiransha, Gopalakrishnan, Krishna et al
[3] - Artificial Neural Networks
[4] - Sezer & Ozbayoglu
[5] - Aggarwal, Gupta, Garg et al
[6] - Dixit, Tiwari, Pathak et al

۱-۳-۲- داده های تنسور[1] و یادگیری عمیق

تنسور ساختار داده‌ای است که توسط سیستم یادگیری عمیق استفاده می‌شود. در واقع تنسور آرایه‌ای چندبعدی از عناصر یک نوع داده را در خود نگه می‌دارد. هنگامی که صفربعدی باشد می توان آن‌را آرایه‌ی عددی[2] نامید. وقتی یک‌بعدی باشد می‌توان آن‌را آرایه‌ی برداری[3] نامید و زمانی که دوبعدی باشد می‌توان آن را آرایه‌ی ماتریسی[4] نامید. اما چنانچه بیش از دوبعدی باشد، به آن تنسور گفته می‌شود. شکل ۶ تفاوت ساختار تنسور با سایر ساختارهای داده را نشان می‌دهد.



شکل ۶- مقایسه‌ی ساختار تنسور با سایر ساختارهای داده

(کوهن، شارير و شاشوآ[5]، ۲۰۱۶)

با توجه به بکارگیری ساختار داده‌ای تنسور در یادگیری عمیق که یک ساختار چندبعدی است، برای حل مسائلی که ابعاد داده‌های اولیه‌ی آن زیاد باشد، تنها راه‌حل، بکارگیری یادگیری عمیق است. در یادگیری عمیق ابعاد تنسورها با توجه به داده‌های اولیه اینگونه است که، داده‌های سری زمانی به عنوان تنسور سه‌بعدی، تصاویر به عنوان تنسور چهاربعدی و ویدئوها به صورت تنسور پنج‌بعدی، تعریف می‌شود (کوهن، شارير و شاشوآ، ۲۰۱۶).

۲-۳-۲- انواع مسائل یادگیری عمیق

با توجه به اینکه روش یادگیری عمیق از ساختار داده‌ای تنسور استفاده می‌کند لذا می‌توان آن‌را برای حل مسائلی که سایر روش‌های هوش مصنوعی قادر به انجام آن نیستند، به کار گرفت. از جمله‌ی مهم‌ترین موضوعاتی که امروزه توسط روش یادگیری عمیق انجام می‌گیرد عبارتند از (ژنگ و چریت[6]، ۲۰۱۴):

[1] - Tensor Data
[2] - Scalar
[3] - Vector
[4] - Matrix
[5] - Cohen, Sharir, & Shashua
[6] - Zhong & Cheriet

۱) طبقه‌بندی[1]: تشخیص بیماری از جمله‌ی این طبقه از موضوعات قرار می‌گیرد که توسط یادگیری عمیق انجام می‌گیرد.
۲) دنباله به دنباله[2]: مواردی هم‌چون مترجم گوگل[3] از جمله موضوعات این طبقه قرار می‌گیرد که توسط روش یادگیری عمیق انجام می‌شود.
۳) تشخیص اشیاء[4]: به طور نمونه تشخیص اینکه شیء خاصی در کجای تصویر وجود دارد، در این طبقه لحاظ می‌شود که این موارد نیز توسط روش یادگیری عمیق انجام می‌گیرد.
۴) تشخیص رویداد[5]: به طور مثال موضوع این پژوهش در این طبقه جای دارد که با روش یادگیری عمیق انجام گرفته است.

۳-۳-۲- تشخیص الگو

تشخیص الگو یکی از مهم‌ترین شاخه‌های هوش مصنوعی است که بر توصیف، اندازه‌گیری و طبقه‌بندی الگوهای شکل گرفته در داده‌های مختلف تمرکز دارد. در ۶۰ سال گذشته، هم از نظر تئوری و هم در کاربردهای تشخیص الگو پیشرفت‌های بزرگی حاصل شده است. یک سیستم تشخیص الگوی معمولی تشکیل یافته از پیش‌پردازش، استخراج ویژگی، طراحی طبقه‌بندی کننده و پس‌پردازش می‌باشد. امروزه، عصر جدیدی از کلان‌داده‌ها آغاز شده است که باعث ایجاد هم فرصت‌ها و هم چالش‌هایی در زمینه‌ی تشخیص الگو گردیده است. لذا جستجو برای یافتن نظریه‌های جدید تشخیص الگو که با کلان‌داده ها تطبیق داشته باشند، امری اجتناب ناپذیر است. یادگیری عمیق، که می‌توان آن را مهم‌ترین پیشرفت ۱۰ سال اخیر در زمینه‌ی تشخیص الگو تلقی کرد، بر روش‌شناسی حوزه‌های مرتبط مانند بینایی کامپیوتر تأثیر زیادی گذاشته است و پیشرفت فوق‌العاده‌ای در تئوری و اجرا به دست آورده است. یادگیری عمیق را می‌توان به عنوان یک عزم جدی برای تغییر کل سیستم تشخیص الگو در نظر گرفت. بدین معنی که با ادغام مراحل پیش‌پردازش، استخراج ویژگی، طراحی طبقه‌بندی‌کننده و پس پردازش، به یک سیستم تشخیص الگوی تکامل یافته دست یافت. لذا انتظار می‌رود که توسعه‌ی نظریه‌ها و کاربردهای یادگیری عمیق بر حوزه‌ی تشخیص الگو تأثیر بیشتری بگذارد (ژانگ، ژو، لی و همکاران[6]،۲۰۱۸).

۴-۲- پیشینه‌ی پژوهش

از آنجا که در ادبیات مالی خارجی و داخلی، پژوهش حاضر برای اولین‌بار اقدام به ارائه‌ی مدلی برای تشخیص الگوهای سری‌زمانی با استفاده از روش نوین یادگیری عمیق نموده است، لذا هیچ‌گونه پژوهش خارجی و داخلی با

[1] - Classification
[2] - sequence to sequence
[3] - Google Translate
[4] - Object Detection
[5] - Event Detection
[6]- Zhang, Xu, Li et al

چنین موضوعی وجود ندارد. با اینحال پاره‌ای از مطالعات در حوزه‌ی تشخیص الگوهای سری زمانی که با سایر روش‌های هوش مصنوعی انجام گرفته است، مورد بررسی قرار می‌گیرد. مصطفی، چینگ یانگ و ماکوتو[1] (۲۰۲۲)، به تشخیص تغییرات الگوی بازار با استفاده از رویکرد یادگیری ماشین در بازار سرمایه‌ی ژاپن پرداختند. آن‌ها در این پژوهش یک مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی (ANN) را آموزش دادند تا الگوی بازار مالی را تشخیص دهد و از این مدل برای تشخیص این‌که آیا و چه زمانی الگوی بازار تغییر کرده است استفاده نمودند. آن‌ها دریافتند که الگوی بازار پنج تغییر مهم را تجربه کرده است. زمان‌بندی این تغییرات با رویدادهای تاریخی مهمی هم‌چون رکود اقتصادی بزرگ، پاندمی کرونا و تغییرات در رژیم سیاست‌های پولی، هم زمان بوده است. وو، چنگلین، ژیائو و همکاران[2] (۲۰۲۲)، به مقایسه‌ی توانایی تشخیص الگو توسط دو مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی (ANN) و شبکه‌ی عصبی پالسی (SNN[3]) پرداختند و نشان دادند که مدل شبکه‌ی عصبی پالسی (SNN) به طور قابل‌توجهی در تشخیص الگوهای نموداری توانمندتر است. لیو، تائو، یومن و همکاران[4] (۲۰۲۲)، در پژوهش خود به پیش‌بینی بازار سهام چین با یادگیری عمیق پرداختند. در این پژوهش از ۳۶ روند قیمتی و ۵ متغیر بنیادی به عنوان ورودی‌های مدل یادگیری عمیق جهت پیش‌بینی بازار استفاده گردید. مدل معرفی شده در این پژوهش با نرخ دقت ۵۵ درصد موفق به پیش‌بینی بازار سهام شده است. اوباید و پوکتاکتونگ[5] (۲۰۲۰)، در پژوهشی به اندازه‌گیری احساسات سرمایه‌گذار در واکنش به عکس‌های خبری با استفاده از روش یادگیری ماشین پرداختند. این پژوهش شاخصی با عنوان شاخص بدبینی سرمایه‌گذار[6] را با استفاده از نمونه‌ی بزرگی از عکس‌های خبری معرفی می‌کند. این پژوهش نشان داد که قدرت پیش‌بینی شاخص بدبینی با استفاده از اخبار اقتصادی نسبت به اخبار عمومی بیش از شش برابر قوی‌تر است. ولنا، کتیربا، کمینکوا و همکاران (۲۰۱۶)، در پژوهشی به ارائه‌ی مدلی جهت تشخیص الگوهای امواج الیوت در بازار سهام آمریکا و همچنین بازار فارکس با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی با بکارگیری الگوریتم‌های پس انتشار پرداختند. نتایج نشان‌دهنده‌ی نرخ صحت ۶۱ درصد برای این مدل بود. آتسالاکیس، دیمیتراکاکیس و زوپونیدیس (۲۰۱۱)، اقدام به پیش‌بینی بازار با استفاده از تئوری امواج الیوت و سیستم نرو فازی پرداختند. در این پژوهش از اطلاعات قیمت سهام بانک ملی یونان استفاده گردید. مدل نروفازی معرفی شده در این پژوهش با نرخ صحت ۵۹ درصد موفق به پیش‌بینی بازار شد. معمارزاده، خسروی فارسانی و جاودانی گندمانی (۱۴۰۱)، در پژوهشی برای پیش‌بینی حرکت ارزش سهام روشی مبتنی بر یادگیری عمیق طراحی و توسعه دادند. داده‌های ارزش بازار سهام همراه با شاخص احساسات محاسبه شده و توسط حالت‌های مختلف مدل پیشنهادی LSTM برای پیش‌بینی روند حرکت ارزش بازار سهام، بررسی شدند. نتایج حاکی از آن است که شاخص‌های احساسات و محاسبه دو معیار PCTchange و HLPCT در پیش‌بینی روند حرکت ارزش بازار سهام با کم‌ترین

[1] - Mustafa, Ching-Yang, Makoto et al
[2] - Wu, Chenglin, Xiao et al
[3] - Spiking Neural Networks
[4] - Liu, Tao, Yiuman et al
[5] - Obaid & Pukthuanthong
[6] - Photo Pssimism

خطا تأثیرگذار بوده است. شریف فر، خلیلی عراقی، رئیسی وانانی و همکاران (۱۴۰۰)، در پژوهشی توانایی معماری-های الگوریتم حافظه‌ی کوتاه‌مدت ماندگار (LSTM) جهت پیش‌بینی قیمت سهام را مورد بررسی قرار دادند. نتایج تحقیق نشان از عملکرد بهتر معماری LSTM همراه با لایه‌ی Drop Out نسبت به مدل ساده‌ی آن و همچنین مدل RNNدارد. محمدشریفی، خلیلی دامغانی، عبدی و همکاران (۱۴۰۰)، در پژوهش خود به منظور پیش‌بینی قیمت بیت‌کوین از ترکیب مدل ARIMA و سه نوع شبکه‌ی عصبی عمیق شامل RNN، LSTM و GRU استفاده نمودند. نتایج نشان می دهد که مدل ARIMA-GRU در معیارهای ارزیابی نسبت به سایر مدل‌ها نتایج بهتری داشته است. سیف، جمشیدی نوید، قنبری و همکاران (۱۴۰۰)، در پژوهش خود به پیش‌بینی شاخص بورس ایران با استفاده از اطلاعات دو اندیکاتور نوسان‌نمای الیوت (مک‌دی[1]) و شاخص قدرت نسبی[2] با بکارگیری سه روش شامل درخت تصمیم، K نزدیکترین همسایه و ماشین بردار پشتیبان خطی پرداختند، که نتایج پژوهش نشان از دقت ۹۰ درصد برای تصمیمات خرید، فروش و نگهداری بود. ذوالفقاری، سحابی و بختیاران(۱۳۹۹)، در پژوهشی به معرفی یک مدل ترکیبی از شبکه‌ی یادگیری عمیق و مدل‌های منتخب خانواده‌ی GARCH جهت پیش‌بینی کوتاه‌مدت بازدهی روزانه‌ی شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران پرداختند. نتایج تحقیق نشان داد که مدل‌های ترکیبی دقت پیش‌بینی بالاتری نسبت به مدل‌های تکی دارند.

۳- سوال پژوهش

با توجه به جدید بودن موضوع پژوهش، این پژوهش درصدد پاسخگویی به سؤال زیر می‌باشد:

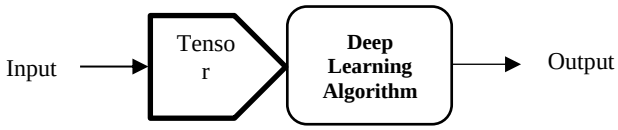
- آیا مدل یادگیری عمیق با طبقه‌بندی دوتایی نسبت به طبقه‌بندی چندتایی، دارای توان بالاتری در تشخیص الگوهای فراکتال امواج الیوت شکل‌گرفته در نمودارهای قیمت سهام شرکت‌های حاضر در بورس اوراق بهادار ایران است؟

۴- روش پژوهش

این پژوهش از نظر روش‌شناسی، پژوهشی آمیخته تلقی شده که در آن ترکیبی از روش‌های کیفی و کمی استفاده می‌گردد (دانایی فرد و همکاران، ۱۳۹۵). همچنین از نظر هدف پژوهش نیز پژوهشی کاربردی محسوب می‌شود. در این پژوهش ابتدا اقدام به جمع آوری نمونه برای الگوهای امواج الیوت مدنظر پژوهش، در نمودارهای قیمت سهام شرکت‌های فعال در بورس اوراق بهادار تهران گردید. در همین راستا با جستجو در نمودار قیمت ۱۴۸ شرکت مختلف از شرکت‌های عضو بورس اوراق بهادار تهران در دوره‌ی ۱۱ ساله‌ی ۱۳۹۰ تا ۱۴۰۰ اقدام به جمع‌آوری نمونه برای هر یک از الگوهای ذکر شده گردید. برای ۱۵ الگوی مدنظر، جمعاً ۱۰۰۲ نمونه جمع‌آوری شد (به طور میانگین برای هر الگو ۶۷ نمونه). نمونه‌های مربوطه ابتدا با استفاده از نمودارهای موجود در سایت رهاورد۳۶۵ و با استفاده از نمودار خطی مربوط به قیمت هر سهم، تشخیص و سپس اطلاعات لازم شامل تاریخ و قیمت بسته‌شدن

[1] - MACD
[2] - RSI

در هر تاریخ، از نرم‌افزار رهاوردنوین۳ استخراج گردید و جهت پردازش به نرم‌افزار اکسل[1] منتقل شد. این اطلاعات شامل ۱۵,۲۹۴ داده‌ی روز-قیمت مربوط به ۱۰۰۲ نمونه‌ی استخراج شده از نمودار قیمت ۱۴۸ شرکت حاضر در بورس اوراق بهادار تهران بوده است. با توجه به غالب بودن تایم‌فریم روزانه در تحلیل‌های تکنیکال در بورس ایران، در این پژوهش نیز تایم‌فریم روزانه مدنظر قرار گرفت. پس از جمع‌آوری اطلاعات نمونه‌ها، اقدام به دسته‌بندی و برچسب‌گذاری هر یک از نمونه‌ها گردید. نمونه‌های انتخاب‌شده دارای ۲ ویژگی خاص بودند که استفاده از روش یادگیری عمیق را برای آن‌ها ناگزیر می‌نمود. اولین ویژگی آن‌که از نظر زمانی الزاماً تناسب و تشابهی بین نمونه‌ها وجود نداشت. بدین‌معنی که طول زمانی نمونه‌ها متفاوت از یکدیگر بود و بدین سبب تعداد داده‌ی تشکیل‌دهنده‌ی هر نمونه از نمونه‌ی دیگر، متفاوت و لذا قیاس‌پذیری زمانی بین نمونه‌ها وجود نداشت. دومین ویژگی نمونه‌ها آنکه از نظر تعداد نمونه برای هر الگو نیز موازنه‌ای وجود نداشت. بدین‌معنی که تعداد نمونه برای الگوها یکسان نبود. این دو ویژگی و به خصوص ویژگی اول باعث شد که پژوهش حاضر به سوی ارائه‌ی مدلی از نوع یادگیری عمیق سوق داده شود. چرا که فقط در ساختار تنسور می‌توان داده‌هایی با طول و عرض متفاوت را وارد نمود. الگوهای نمونه پس از برچسب‌گذاری برای تشخیص به عنوان ورودی به الگوریتم یادگیری عمیق وارد گردید. مدل کلی یادگیری عمیق پژوهش در شکل ۷ نشان داده شده است.



شکل ۷- مدل یادگیری عمیق اولیه‌ی پژوهش

منبع: یافته‌های پژوهشگر

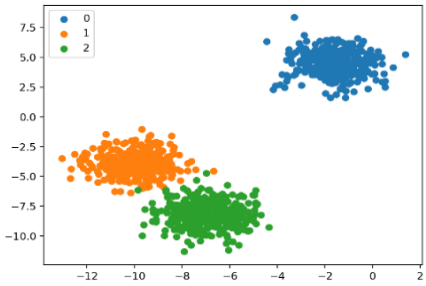
اما یکی از مهم‌ترین اقدامات در مرحله‌ی آموزش الگوریتم یادگیری عمیق، طبقه‌بندی اطلاعات است. به طور کلی در پژوهش حاضر از دو سیستم طبقه‌بندی می‌توان استفاده نمود که عبارتند از:

طبقه‌بندی چندتایی[2]: طبقه‌بندی چندتایی، طبقه‌بندی است که دارای بیش از دو طبقه (دو کلاس) است. شکل ۸ یک مسئله با طبقه‌بندی سه‌تایی را نشان می‌دهد (بیهیش و رایچاودوری[3]، ۲۰۱۵).

1 _ Excel

2 - Multi Classification

3 - Roychowdhury, Sun, Bihis et al



شکل ۸- طبقه بندی سه‌تایی

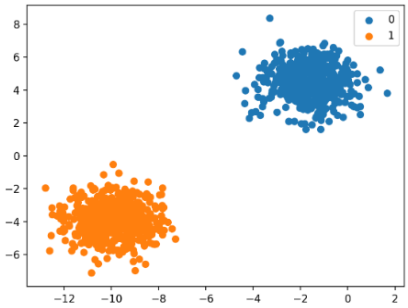
(رایچاودوری، سان، بیهیش و همکاران، ۲۰۱۷)

در این پژوهش با توجه به اینکه ۱۵ برچسب الگوی متفاوت وجود دارد لذا دارای طبقه‌بندی چندتایی با ۱۵ طبقه‌ی متفاوت خواهد بود. به عبارت دیگر، در این نوع طبقه‌بندی، هر نمونه به یکی از ۱۵ طبقه‌ی موجود تعلق دارد که الگوریتم باید طبقه‌ی مربوط را تشخیص دهد. در این حالت مجموعه طبقه‌های پژوهش(y)، شامل ۱۵ ماتریس است که هر ماتریس ۱۵ آرایه دارد و به صورت زیر تعریف می شود:

$$y^{(i)} = \begin{bmatrix}1\\0\\0\\0\\.\\.\\.\\0\end{bmatrix}, \begin{bmatrix}0\\1\\0\\0\\.\\.\\.\\0\end{bmatrix}, \begin{bmatrix}0\\0\\1\\0\\.\\.\\.\\0\end{bmatrix}, \begin{bmatrix}0\\0\\0\\1\\.\\.\\.\\0\end{bmatrix}, \ldots\ldots\ldots, \begin{bmatrix}0\\0\\0\\0\\0\\.\\.\\1\end{bmatrix}$$

طبقه‌بندی دوتایی[1]: در این نوع طبقه‌بندی، فقط دو طبقه (دو کلاس) موجود است و هر کدام از نمونه‌ها به یکی از طبقه‌ها تعلق دارند. به عبارت دیگر نوعی از طبقه‌بندی که خروجی آن به یکی از دو دسته‌ی ناسازگار تعلق داشته باشد. شکل ۹ یک مسئله با طبقه‌بندی دوتایی را نشان می‌دهد. در واقع در طبقه بندی‌دوتایی، یک طبقه حالت صحیح[2] و طبقه‌ی دیگر حالت نادرست[3] را نشان می‌دهد (رایچاودوری، سان، بیهیش و همکاران، ۲۰۱۷).

[1] - Binary Classification
[2] - True
3 - False



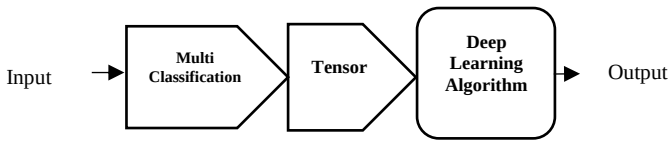
شکل ۹- طبقه‌بندی دوتایی

(رایچاودوری، سان، بیهیش و همکاران ، ۲۰۱۷)

در این پژوهش نیز که شامل ۱۵ برچسب الگوی متفاوت است، در طبقه‌بندی دوتایی فقط دو طبقه وجود خواهد داشت. در واقع، در این نوع طبقه‌بندی، برای هر نمونه، الگوریتم باید تشخیص دهد که آیا مربوط به طبقه‌ی P_n هست یا نه. لذا در این حالت مجموعه طبقه‌های پژوهش(y)، شامل ۱۵ ماتریس است که هر ماتریس ۲ آرایه دارد و به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$y^{(i)} = \begin{bmatrix}1\\0\end{bmatrix}, \begin{bmatrix}0\\1\end{bmatrix}, \begin{bmatrix}0\\1\end{bmatrix}, \begin{bmatrix}0\\1\end{bmatrix}, \ldots\ldots\ldots, \begin{bmatrix}0\\1\end{bmatrix}$$

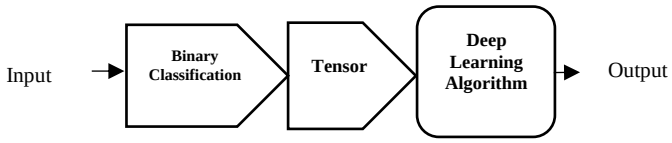
پژوهش حاضر به دنبال بررسی مقایسه‌ای توان مدل یادگیری عمیق جهت تشخیص الگوهای فراکتال امواج الیوت با استفاده از طبقه‌بندی دوتایی و چندتایی است. به عبارت بهتر این پژوهش به دنبال یافتن پاسخ این سوال است که، آیا تغییر روش طبقه‌بندی باعث بهبود توان مدل یادگیری عمیق جهت تشخیص الگوهای امواج الیوت می‌گردد. لذا دو مدل با طبقه بندی‌های متفاوت معرفی می‌شود. مدل اول با طبقه‌بندی چندتایی عمل خواهد کرد. به عبارت دیگر اطلاعات ورودی قبل از تبدیل به ساختار تنسور ابتدا به روش چندتایی طبقه بندی می‌گردند. مدل اول پژوهش در شکل ۱۰ نشان داده شده است.



شکل ۱۰- مدل یادگیری عمیق با طبقه‌بندی چندتایی

منبع: یافته‌های پژوهشگر

در طراحی مدل دوم پژوهش از روش طبقه‌بندی دوتایی استفاده می‌شود. به عبارت دیگر اطلاعات ورودی قبل از تبدیل به ساختار تنسور ابتدا به روش دوتایی طبقه‌بندی می‌گردند. مدل دوم پژوهش در شکل ۱۱ نشان داده شده است.



شکل ۱۱- مدل یادگیری عمیق با طبقه‌بندی دوتایی

منبع: یافته‌های پژوهشگر

در مدل یادگیری عمیق پژوهش داده‌های آموزش و تست به نسبت ۷۰ درصد و ۳۰ درصد بکار گرفته شد و از نرم افزار RapidMiner 9.9 جهت طراحی و اجرای روش یادگیری عمیق استفاده شد. در این پژوهش برای تعیین توان مدل از معیار صحت[1] استفاده گردید که از رابطه‌ی ۲ محاسبه می گردد:

$$Accuracy= (TP+TN)/(TP+TN+FP+FN)$$ رابطه‌ی ۲-فرمول محاسبه‌ی معیار صحت

متغیرهای استفاده شده در رابطه ی بالا به صورت زیر تعریف می شود:

TP[2]: تعداد موارد واقعاً "مثبت" که به درستی "مثبت" تشخیص داده شده است.

TN[3]: تعداد موارد واقعاً "منفی" که به درستی "منفی" تشخیص داده شده است.

FP[4]: تعداد موارد واقعاً "مثبت" که به اشتباه "منفی" تشخیص داده شده است.

FN[5]: تعداد موارد واقعاً "منفی" که به اشتباه "مثبت" تشخیص داده شده است.

۵- نتیجه‌گیری و بحث

هدف این پژوهش بررسی مقایسه‌ای مدل یادگیری عمیق با طبقه‌بندی دوتایی و چندتایی جهت پیش‌بینی روند بازار سهام از طریق تشخیص الگوهای فراکتال مبتنی بر تئوری امواج الیوت است. در پژوهش حاضر، مدل اول پژوهش با طبقه‌بندی چندتایی طراحی و توان آن جهت تشخیص الگوهای امواج الیوت سنجیده شد و سپس مدل دوم پژوهش با بکارگیری طبقه‌بندی دوتایی طراحی و مجدداً توان آن برای تشخیص الگوهای امواج مورد آزمون قرارگرفت. نتایج حاکی از آن است که مدل یادگیری عمیق پژوهش با طبقه‌بندی چندتایی با صحت ۱۸ درصد

[1] - Accuracy
[2]- True Positive
[3]- True Negative
[4]- False Positive
[5]- False Negative

موفق به تشخیص الگوهای امواج الیوت در نمودارهای قیمت سهام شرکت های حاضر در بورس اوراق بهادار تهران گردید، در حالی که مدل دیگر پژوهش با بکارگیری طبقه‌بندی دوتایی موفق به کسب صحت ۶۱ درصد در تشخیص الگوهای امواج الیوت شد. بنابراین نتایج پژوهش نشان داد که مدل یادگیری عمیق با طبقه‌بندی دوتایی به طور قابل توجهی توان بالاتری جهت تشخیص الگوهای امواج الیوت و در نتیجه پیش‌بینی روند بازار خواهد داشت. بر همین اساس، این پژوهش بکارگیری مدل یادگیری عمیق با طبقه‌بندی دوتایی را توصیه می‌نماید. از آنجا که طبق ادبیات پژوهش‌های این حوزه، مدل های پیش‌بینی با درجه‌ی صحت بالاتر از ۵۱ درصد، مدل‌های موفقی شناخته می‌شوند (ولنا، کتیربا، کمینکوا و همکاران ، ۲۰۱۶)، لذا این پژوهش موفق گردید مدلی نوین جهت پیش‌بینی بازار بر اساس تشخیص الگوهای فراکتال مبتنی بر تئوری امواج الیوت با استفاده از روش یادگیری عمیق و با بکارگیری طبقه‌بندی دوتایی معرفی نماید. مدل مبتنی بر طبقه‌بندی دوتایی ارائه شده توسط پژوهش حاضر در مقایسه با پژوهشی که توسط ولنا، کتیربا، کمینکوا و همکاران (۲۰۱۶)، انجام گرفت (مدلی مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی) دارای توان تشخیص مشابهی است چرا که نرخ صحت در هر دو مدل ۶۱ درصد گزارش شده است. اما در مقایسه با پژوهشی که توسط آتسالاکیس، دیمیتراکاکیس و زوپونیدیس (۲۰۱۱)، انجام گرفت (مدلی مبتنی بر روش نروفازی)، توان بالاتری دارد چرا که مدل معرفی شده توسط ایشان نرخ صحت ۵۹ درصد را نشان داده است. با توجه به نتایج بدست آمده از پژوهش و از طرف دیگر با توجه به ناکارا بودن بازار بورس ایران و در نتیجه امکان پیش‌بینی قیمت از طریق بکارگیری ابزارهای تحلیل تکنیکال، لذا به نظر می‌رسد مدل مبتنی بر طبقه‌بندی دوتایی معرفی شده در این پژوهش با توجه به توانایی قابل قبول آن در تشخیص الگوهای با ساختار فراکتال در نمودارهای قیمت سهام شرکت های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران، می‌تواند منجر به کسب سود بیشتر از میانگین شاخص بورس، برای سرمایه‌گذاران گردد. همچنین این مدل می‌تواند توسط تحلیل‌گران، سبدگردانان، مدیران صندوق‌های سرمایه‌گذاری و سایر فعالان بازار سرمایه نیز بکارگرفته شده و باعث بهبود عملکرد آن‌ها گردد. در نهایت معرفی این مدل و بررسی توان آن با استفاده از طبقه‌بندی‌های دوتایی و چندتایی، به عنوان اولین پژوهشی که در حوزه‌ی تشخیص الگوهای امواج الیوت با استفاده از روش یادگیری عمیق انجام شده است، می‌تواند به بسط تئوریکی ادبیات این حوزه کمک کند. به عبارت دیگر این پژوهش می‌تواند آغازی برای پژوهش‌های دیگر در حوزه تشخیص الگو با استفاده از روش یادگیری عمیق با تأکید بر نقش و جایگاه روش طبقه‌بندی اطلاعات در ارتقای توان مدل، بوده و قطعاً به ارائه‌ی مدل‌های بسیار توانمندتر توسط پژوهش‌گران منجر گردد.

فهرست منابع

۱) آسیابی اقدم، لیلا، رحیم زاده، اشکان، و رجائی، یداله (۱۴۰۱). اثر متغیرهای اقتصادی بر رفتار قیمت سهام شرکتهای پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار. فصلنامـه اقتصاد مالی، دوره ی ۱۶، شماره ی ۲ (پیاپی ۵۹)، تابستان ۱۴۰۱، صص ۱۲۵-۱۰۵.2445.1933380.2022.fed.30495/doi: 10

۲) دانایی فرد، حسن، الوانی، سیدمهدی، و آذر، عادل (۱۳۹۴). روش‌شناسی پژوهش کمی در مدیریت: رویکردی جامع. چاپ دهم، انتشارات صفار، تهران.

۳) - داوودی، سید محمدرضا، عبدالباقی عطاآبادی، عبدالمجید، و یوسفی، جواد (۱۴۰۱). سودمندی راهبردهای سرمایه گذاری مبتنی بر تناوب زمانی در بورس اوراق بهادارتهران: تحلیل محتوایی نوسانگرهای هارمونیک و تناوب موج. فصلنامـه اقتصاد مالی، دوره ی ۱۶، شماره ی ۱ (پیاپی ۵۸)، بهار ۱۴۰۱، صص ۱۵۱-۱۲۹. doi: 10.30495/fed.2022.691504

۴) دولو، مریم، و حیدری، تکتم (۱۳۹۶). پیش بینی شاخص سهام با استفاده از ترکیب شبکه عصبی مصنوعی و مدل های فرا ابتکاری جستجوی هارمونی و الگوریتم ژنتیک. فصلنامه اقتصاد مالی، سال یازدهم، شماره ۴۰. doi: 20.1001.1.25383833.1396.11.40.1.6

۵) ذوالفقاری، مهدی، سحابی، بهرام، و بختیاران، محمدجواد (۱۳۹۹). طراحی مدلی جهت پیش‌بینی بازده‌ی شاخص کل بورس اوراق بهادار (با تأکید بر مدل‌های ترکیبی شبکه‌ی یادگیری عمیق و مدل‌های خانواده‌ی GARCH). فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، شماره چهل و دوم، بهار ۱۳۹۹. doi: 20.1001.1.22519165.1399.11.42.6.7

۶) زنگنه، امیر (۱۳۹۸). مرجع تحلیل تکنیکال کاربردی. چاپ دوم، تهران، آراد کتاب.

۷) زینی وند، محمد، جنانی، محمدحسن، همت فر، محمود، و ستایش، محمد رضا (۱۴۰۰). سوگیری های رفتاری و تصمیمات سرمایه گذاران حقیقی و حقوقی مبتنی بر اطلاعات تکنیکال در بورس اوراق بهادار تهران. فصلنامـه اقتصاد مالی، دوره ی۵۱، شماره ی ۴ (پیاپی ۱۵)، زمستان ۱۴۰۰، صص ۳۲۵-۳۱۵. doi: 10.30495/fed.2021.687929

۸) سیف، سمیرا، جمشیدی نوید، بابک، قنبری، مهرداد و اسماعیل پور، منصور (۱۴۰۰). پیش‌بینی روند بورس سهام ایران با استفاده از نوسان‌نمای امواج الیوت و شاخص قدرت نسبی. نشریه تحقیقات مالی، پیاپی ۶۱ ، بهار ۱۴۰۰. doi: 10.22059/frj.2020.310664.1007072

۹) شریف فر، امیر، خلیلی عراقی، مریم، رئیسی وانانی، ایمان، و فلاح، میرفیض (۱۴۰۰). ارزیابی و اعتبارسنجی معماری بهینه‌ی یادگیری عمیق در پیش‌بینی قیمت سهام (رویکرد الگوریتم حافظه‌ی کوتاه‌مدت ماندگار LSTM). فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، شماره چهل و هشتم، پائیز ۱۴۰۰. doi: 20.1001.1.22519165.1400.12.48.16.6

۱۰) محمدشریفی، ابوصالح، خلیلی دامغانی، کاوه، عبدی، فرشید، و سردار، سهیلا (۱۴۰۰). پیش‌بینی قیمت بیت‌کوین با استفاده از مدل ترکیبی ARIMA و یادگیری عمیق. فصلنامهٔ مطالعات مدیریت صنعتی، دوره‌ی نوزدهم، شماره ۱۶، تابستان ۱۴۰۰. doi: 10.22054/jims.2021.52374.2488

۱۱) معمارزاده، سیده فائزه، خسروی فارسانی، هادی، و جاودانی گندمانی، تقی. (۱۴۰۱). ارائه یک روش مبتنی بر یادگیری عمیق جهت پیش بینی قیمت سهام. کنفرانس بین المللی وب پژوهی. SID. https://sid.ir/paper/902028/fa

۱۲) میرزایی، مهدی (۱۳۹۷). مبانی اصول امواج الیوت. چاپ دوم، تهران، آراد کتاب.

13) Aggarwal, A., Gupta, I., Garg, N., & Goel, A. (2019). Deep Learning Approach to Determine the Impact of Socio Economic Factors on Bitcoin Price Prediction. Twelfth International Conference on Contemporary Computing (IC3). (pp: 1-5). doi:10.1109/IC3.2019.8844928

14) Atsalakis, George. S., Dimitrakakis, Emmanouil .M., & Zopounidis, Constantinos. D. (2011). Elliott Wave Theory and neuro-fuzzy systems, in stock market prediction: The WASP system. Expert Systems with Applications, No 38, 9196–9206. doi: 10.1016/j.eswa.2011.01.068
15) Cohen, N., Sharir, O., & Shashua, A. (2016). On the expressive power of deep learning: A tensor analysis. COLT, vol 49,1–31. JMLR: Workshop and Conference Proceedings
16) Dixit, A., Tiwari, M., Pathak, H., & Astya, R. (2018). An Overview of Deep Learning Architectures, Libraries and Its Applications Areas. International Conference on Advances in Computing, Communication Control and Networking (ICACCCN), Greater Noida (UP), India, 293-297. doi: 10.1109/ICACCCN.2018.8748442
17) Elliott, R. N. (1938). The wave principle, reprinted. In: Prechter RR Jr (ed) 1994. R. N, Elliott's Masterworks.
18) Fama, E. F. (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. Journal of Finance. 15 (2),383 - 417. doi:10.2307/2325486
19) Frost, A. J., & Prechter, Robert. R. Jr.(2001). Elliott Wave Principle: Key to Market Behavior. Published by Wiley.
20) Hiransha M. E. A., Gopalakrishnan, Vijay., Krishna, Menon., & K.P, Soman. (2018). NSE stock market prediction using deep-learning models. Procedia Computer Science, 132, 1351–1362. doi: 10.1016/j.procs.2018.05.050
21) Kyu, Beom. Lee., & Hyu, Soung. Shin. (2019). An Application of a Deep Learning Algorithm for Automatic Detection of Unexpected Accidents Under Bad CCTV Monitoring Conditions in Tunnels. International Conference on Deep Learning and Machine Learning in Emerging Applications (Deep-ML). doi: 10.1109/Deep-ML.2019.00010
22) Liu, Qingfu., Tao, Zhenyi., Yiuman, Tse., & Wang, Chuanjie. (2022). Stock market prediction with deep learning: The case of China. Finance Research Letters. Volume 46, Part A. doi: 10.1109/Deep-ML.2019.00010
23) Mustafa, Andy Ali., Ching-Yang, Lin., Makoto, Kakinaka. (2022). Detecting market pattern changes: A machine learning approach. Finance Research Letters. Vol, 47. doi: 10.1016/j.frl.2021.102621
24) Obaid, Khaled., Pukthuanthong, Kuntara. (2020). A Picture is Worth a Thousand Words: Measuring Investor Sentiment by Combining Machine Learning and Photos from News. Journal of Financial Economics. Volume 144, Issue 1, pp 273-297. doi: 10.1016/j.jfineco.2021.06.002
25) Poser, S. (2003). Applying Elliott Wave Theory Profitably. Wiley. ISBN-10: 0471420077.
26) Roychowdhury, S., Sun, D., Bihis, M., Ren, J., Hage, P., Rahman, H. H. (2017). Computer Aided Detection of Anemia-like Pallor. Computer Science, Computer Vision and Pattern Recognition, Vol, 32. No, 8, PP: 128-139. doi: 10.48550/arXiv.1703.05913
27) Sezer, O.B., & Ozbayoglu, A.M. (2018). Algorithmic Financial Trading with Deep Convolutional Neural Networks: Time Series to Image Conversion Approach. Applied Soft Computing Journal. doi: 10.1016/j.asoc.2018.04.024
28) Volna, Eva., Kotyrba, Martin., & Jarusek, Robert. (2013). Multi-Classifier Based on Elliott Wave's Recognition. Computers and Mathematics with Applications, Vol 66, 213–225. doi: 10.1016/j.camwa.2013.01.012
29) Volna, Eva., Kotyrba, Martin., Kominkova Oplatkova, Zuzana., & Senkerik, Roman. (2016). Elliott waves classification by means of neural and pseudo neural networks. Springer, Published Online, 3 march. doi: 10.1007/s00500-016-2097-y

30) Wu, Chih-Hung., & Fang, Wen-Chang. (2011). Combining the Fuzzy Analytic Hierarchy Process and the fuzzy Delphi method for developing critical competences of electronic commerce professional managers. Qual Quant, Vol, 45, 751–768. doi: 10.1007/s11135-010-9425-6
31) Wu, Jibin., Chenglin, Xu., Xiao, Han., Daquan, Zhou., Malu, Zhang., Haizhou, Li., & Kay, Chen. Tan. (2022). Progressive Tandem Learning for Pattern Recognition With Deep Spiking Neural Networks. Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence. Vol, 44. No, 11. doi: 10.1109/TPAMI.2021.3114196.
32) Zhang, C., Xu, L., Li, X., & Wang, H. (2018). A Method of Fault Diagnosis for Rotary Equipment Based on Deep Learning. Prognostics and System Health Management Conference (PHM-Chongqing), Chongqing, China, pp: 958-962. doi: 10.1109/PHM-Chongqing.2018.00171
33) Zhong, G., Cheriet, M. (2014). Large Margin Low Rank Tensor Analysis. Neural Computation, 26 (9), 761–780. doi: 10.1162/NECO_a_00570

Financial Economics
Vol. (18) Issue (66) Spring 2024

Abstract

https://doi.org/10.30495/fed.2023.1975811.2863

A comparative study of deep learning model with binary and multiple classification to predict stock market trends by detecting fractal patterns based on Elliott wave theory.

Masoud Nadem [1]
Yahya Kamyabi [2]
Esfandiar Malekian [3]

Received: 11 / December / 2023 Accepted: 02 / February / 2024

Abstract

One of the popular but complicated methods in technical analysis is the Elliott wave method. In this method, the most important part is to recognize the main trend patterns of the market, which is a difficult task due to the fractal structure of the market. But like other fields, the use of artificial intelligence in the field of financial forecasts has also become widespread. Therefore, it seems that the use of artificial intelligence in Elliott wave analysis is attractive. Therefore, in the current research, by introducing a deep learning model to predict the market through the detection of Elliott wave patterns, it has been investigated and compared the power of the model in two modes of binary and multiple classification. In this research, for 15 considered patterns, 1002 examples of stock price charts of companies present in the Iranian stock market in the 11-year period from 1390 to 1400 were collected and labeled, and finally for recognition as input to the deep learning algorithm with Recurrent neural network model was used in binary and multiple classification modes. In this research, RapidMiner 9.9 software was used to design and implement the model, and accuracy criteria were used to determine the power of the model. The results show 18% accuracy in pattern recognition in multiple classification mode and 61% accuracy in binary classification mode. Therefore, the power of the deep learning model in detecting the fractal patterns of Elliott waves and as a result predicting the market trend is significantly higher in the binary classification mode than in the multiple classification mode. Therefore, the present study recommends the use of deep learning model with binary classification to detect fractal patterns of Elliott waves.

Keywords: wave patterns, fractal, Elliott waves, deep learning, binary classification, multiple classification
JEL Classification: G170, M31

[1] Department of Accounting, Faculty of Economics and Administrative Sciences, University of Mazandaran, Babolsar, Iran. Masoud_Nadem@yahoo.com
[2] Department of Accounting, Faculty of Economics and Administrative Sciences, University of Mazandaran, Babolsar, Iran. (corresponding author) y.kamyabi@umz.ac.ir
[3] Department of Accounting, Faculty of Economics and Administrative Sciences, University of Mazandaran, Babolsar, Iran. e.malekian@umz.ac.ir

Creative Commons – Attribution 4.0 International – CC BY 4.0
Creativecommons.org