Shahid Beheshti University
Journal of Financial Management Perspective
No. 34, Summer 2021
PP: 145-171

P-ISSN: 2645-4637
E-ISSN: 2645-4645

A study on the characteristics of TSE index return data and introducing a regime switching prediction method based on neural networks

Research Paper

Amin Aminimehr* , Saeed Bajalan, Hanieh Hekmat*****

Abstract

This research has aimed at studying the characteristics and data generation process of TSE index daily return. Applying various tests showed that return data of TSE index follows a chaotic and clustered behavior. Furthermore, beside the condition of efficiency in this market, a novel prediction method is developed. The method introduced in this paper is formed from two consecutive neural networks; a mixture density neural network and a Long short-term memory neural network. It is worthy of note that the proposed method is associated with the inferred statistical structure from the data. The entire model is compiled in order to predict TSE index considering various number of regimes using daily data December 2008 up to April 2021. Results from various statistical tests rejected the weak form of efficiency and manifested a chaotic behavior in TSE index return. Furthermore, the developed prediction method gained higher accuracy than the same method without considering regimes. Results from Diebold-Mariano test significantly implied the differences of the accuracy between the models with regimes and without regimes. Finally, a back test by considering transaction cost showed that the strategy based on the predicted direction of the model with regimes gains higher return than market benchmark and the model without regimes.

Keywords: Return prediction; Deep neural network; Adaptive Market Hypothesis; Efficient Market Hypothesis; Regime switching model.

Received: 2021.May.26, Accepted: 2021.Octoer.28.

*Masters student in Financial Management, Ershad Damavand Higher Education Institute, Tehran, Iran (Corresponding Author).
E-mail: aminaminimehr@outlook.com
** Assistant prof, Department of Financial Management and Insurance, University of Tehran, Tehran, Iran.
*** Assistant prof, Department of Accounting, Al Zahra University, Tehran, Iran.

دانشگاه شهیدبهشتی
نشریه چشم‌انداز مدیریت مالی
شماره ۳۴ ـ تابستان ۱۴۰۰
ص‌ص ۱۷۱-۱۴۵

شاپای چاپی: ۲۶۴۵-۴۶۳۷
شاپای الکترونیکی: ۲۶۴۵-۴۶۴۵

مطالعه‌ای بر رفتار داده‌های بازده شاخص بورس تهران و ارائه روش پیش‌بینی تغییر رژیم مبتنی بر شبکه‌های عصبی عمیق

امین امینی‌مهر*، سعید باجلان، هانیه حکمت*****

مقاله پژوهشی

چکیده

دراین پژوهش با نگاهی آماری بر داده‌های بورس تهران اقدام به شناسایی رفتار و فرآیند تولید داده‌های بازده روزانه شاخص بورس تهران شده و پس از انجام آزمون‌های متعدد، با شناسایی رفتار آماری‌این داده‌ها و اظهارنظر راجع به کارایی‌این بازار، اقدام به توسعه مدلی نوین برای پیش‌بینی آن شده است. لازم به ذکر است که ساختار مدل ارائه شده مطابق با رفتار آماری‌این داده‌ها تدوین شده است. مدل ارائه‌شده متشکل از دو شبکه عصبی مصنوعی احتمال ترکیبی و حافظه کوتاه‌مدت و بلندمدت ماندگار می‌باشد که با در نظر گرفتن تعداد رژیم‌های رفتاری متفاوت، حرکات روزانه بازده شاخص بورس تهران را در بازه زمانی آذر ۱۳۸۷ تا فروردین ۱۴۰۰ توضیح می‌دهد. آزمون‌های متفاوت کارایی ضعیف بازار را رد کرده و ذات آشوبی را در رفتار بازده شاخص کل بورس تهران نشان می‌دهد. مدل ارائه‌شده دراین پژوهش توانسته است دقت بهتری نسبت به مدل بدون در نظر گرفتن رژیم کسب بنماید. آزمون دیابولد ماریانو معنی‌دار بودن‌این تفاوت دقت مدل‌ها را تائید کرده و آزمون معکوس با در نظر گرفتن هزینه معاملاتی نشان داده است که استراتژی‌این مدل با در نظر گرفتن چند رژیم، بازده بالاتری نسبت به مدل بدون رژیم و شاخص بازار کسب می‌کند.

کلیدواژه‌ها: پیش‌بینی بازده؛ شبکه عصبی عمیق؛ فرضیه بازار تطبیق‌پذیر؛ فرضیه بازار کارا؛ مدل تغییر رژیم.

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۰/۰۳/۱۵، تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۰/۰۸/۰۶.

* دانشجوی کارشناسی ارشد مدیریت مالی، موسسه آموزش عالی ارشاد دماوند، تهران، ایران(نویسنده مسئول).
E-mail: aminaminimehr@outlook.com

** استادیار، گروه مالی و بیمه، دانشگاه تهران، تهران، ایران.

*** استادیار، گروه حسابداری، دانشگاه الزهراء، تهران، ایران.

۱. مقدمه

امروزه در بسیاری از مجامع تخصصی مالی (دانشگاه‌ها، صندوق‌های سرمایه‌گذاری، شرکت‌های سبد گردانی، شرکت‌های مشاور سرمایه) به‌ویژه در فضای تجاری تفاوت دیدگاه‌های عمیقی در خصوص کارایی انواع تحلیل های مالی (تکنیکال و بنیادی) وجود دارد. یکی از مهم‌ترین اقدامات جهت شناخت بازار و انتخاب نوع تحلیل مناسب برای پیش‌بینی ، آنالیز دقیق رفتار داده‌های بازار و شناخت رفتار آماری آن می‌باشد. در ادبیات اقتصادسنجی و مدل‌های پیش‌بینی سری‌های تلاطم همواره چالش‌های فراوانی وجود داشته است و به‌عنوان یکی از مهم‌ترین آن‌ها، می‌توان بر رفتار خوشه‌ای سری بازده اشاره کرد. دراین حوزه، پیشرفت درحال‌توسعه‌ی مدل سازی مالی، همواره پژوهشگران بیشتری را تشویق به پژوهش در حوزه ی کارایی بازار نموده است. از جمله‌این پژوهش‌ها در بازار بورس تهران می‌توان بر پژوهش حکمت و دیگران به کمک مدل پویا وایستا آن‌ها [۲۱] و همچنین به پژوهش تهرانی و دیگران به کمک مدل تغییر رژیم مارکوف آن‌ها اشاره نمود [۴۲].

مسئله پیش‌بینی بازارهای مالی همواره امری پیچیده بوده است. دلیل‌این موضوع را می‌توان از یک سو عدم شناخت کافی بر رفتار آماری‌این داده‌ها و از سوی دیگر بر عدم تطابق مدل‌های تدوین شده با رفتار داده‌های مورد مطالعه دانست. همچنین بسیاری از پژوهش‌های ارائه دهنده مدل‌های پیش‌بینی بر روی بازارهای مالی شناختی راجع به سطح کارایی آن بازارها نداشته‌اند، بنا براین ارائه مدل پیش‌بینی از سوی آن‌ها لزوما به معنی کسب سود مازاد نبوده است.

این پژوهش به دنبال دو هدف اساسی است. اول‌این که‌ایا طبق آزمون‌های آماری موجود، بازار بورس تهران در سطح ضعیف کارا می‌باشد یا خیر؟ بنابراین با استفاده از آزمون‌های متفاوت آماری، رفتار داده‌های شاخص کل بورس تهران مطالعه شده و بر اساس نظرات پژوهشگران مالی اظهار نظری راجع به نوع کارایی بازار بورس تهران خواهد شد. در ادامه با استفاده از یک روش نوین وایجاد یک مدل انتها به انتها[۱] تلاش به ارائه روش جدیدی برای پیش‌بینی شاخص کل بورس تهران شده است. روش استفاده شده دراین پژوهش از تلفیق یک شبکه عصبی احتمال ترکیبی[۲] و یک شبکه عصبی عمیق حافظه کوتاه و بلندمدت ماندگار[۳] حاصل شده است.این تلفیق اولاً متناسب با ذات رفتار داده‌های شاخص بورس تهران بوده و همچنین منجر به‌ایجاد یک روش نوین در پیش‌بینی بازده می‌شود.

بنابراین، هدف دوم‌این پژوهش، بررسی و مقایسه دقت پیش‌بینی مدل با لحاظ رژیم رفتاری بازده شاخص بورس تهران با مدل پیش‌بینی بدون بازنمایی‌های رژیم می‌باشد. دراین پژوهش ابتدا بر پیشینه مربوط به تاریخچه ی پیش‌بینی پذیر بودن بازارهای مالی و مدل‌های ارائه شده

---

[۱] End to End

[۲] Mixture Density Neural Network

[۳] Long short-term memory

دراین حوزه پرداخته شده، سپس مدل‌های استفاده شده دراین پژوهش همراه با فرمول‌ها و معماری‌های بکار رفته توضیح داده شده است. در ادامه، روش انجام‌این پژوهش توضیح داده شده و سپس به بررسی و مقایسه نتایج به دست آمده از مدل‌های پیش‌بینی متفاوت پرداخته شده است. و در پایان جمع بندی و اظهار نظر راجع به نتایج به دست آمده بیان شده است.

۲. مبانی نظری و پیشینه پژوهش

در سال ۱۹۶۵ میلادی فاما برای اولین بار با طرح فرضیه بازار کارا[۱]، بیان کرد در صورتی که در یک بازار مالی فروضی که بیان می‌کند برقرار باشند، سرمایه‌گذاران نمی‌توانند با تحلیل‌های خود از آن بازار سود مازاد کسب کنند. در واقع فاما معتقد بود که بازارهای کارا با سرعت بسیار بالایی اطلاعات را در قیمت سهم، دارایی، شاخص، و ... منعکس می‌کند و فرصتی برای سرمایه‌گذاران نمی‌گذارند تا از اطلاعات شان استفاده کنند. در واقع فاما معتقد بود: داده‌های قیمت در بازارهای کارا از رفتار گام تصادفی[۲] پیروی می‌کند. از گفته‌های فاما می‌توان‌این نتیجه را حاصل کرد که رفتار بازده سهام باید احتمالا شبیه به رفتار نوفه سفید[۳] باشد [۱۵].

از سال ۱۹۶۵ میلادی به بعد اگر چه پژوهشگرانی در صدد ارائه نوعی رفتار دیگر برای داده‌های بازارهای بورس بودند، اما روند فکری فاما بیش از دیگران مورد توجه قرار گرفت. از جمله کسانی که نوعی تعریف دیگر برای داده‌های قیمت در بورس ارائه دادند می‌توان به ساموئلسون اشاره کرد که به جای رفتارگام تصادفی، به رفتار مارتینگلی[۴] برای قیمت سهام قائل بود. اگر چه که ساموئلسون بیان دیگری برای رفتار داده‌های قیمت ارائه کرد اما با فاما در مورد پیش‌بینی ناپذیر بودن قیمت در بازارهای کارا اتفاق نظر داشت [۳۸].

آنچه فاما در سال ۱۹۶۵ بیان کرد فروضی است که در صورت برقرار بودن آن‌ها بازار غیر قابل پیش‌بینی می‌شود. اما سوال اصلی‌این است که‌ایا واقعا آن فروض در هر بازاری برقرار است؟این سوال باعث شد که پژوهشگرانی که علاقه مند به پیش‌بینی بازارهای مالی هستند اقدام به بررسی‌هایی در مورد برقراری آن فروض و گام تصادفی بودن رفتار داده‌های بازارهای متفاوت بنمایند [۱۲، ۳۳، ۴۲، ۲۱].

در سال‌های بعد از صحبت‌های اولیه فاما، آزمون‌ها و پژوهش‌هایی که برای بررسی کارایی بازار طراحی شدند بیشتر مبتنی بر روش‌های خطی بودند [۱۱، ۳۷]. اما در سال ۱۹۸۵ میلادی، لو با طراحی آزمونی مبتنی بر تلاطم، کارایی بسیاری از بازارهایی را که با استفاده از پژوهش‌های پیشینش رد نشده بود، رد کرد. علاوه براین، لو توانست حافظه بلندمدت در داده‌های بازار را مشاهده

---

۱ Efficient Market Hypothesis

۲ Random walk

۳ White noise

۴ Martingle

کند که‌این نیز نشان از امکان پیش‌بینی بازار با استفاده از داده‌های تاریخی است [۱۳، ۲۷]. توسعه‌ای که لو انجام داد باعث شد بسیاری از پژوهش‌هایی که از زمان فاما برای پیش‌بینی بازار بورس متوقف و نا امید شده بود از سر گرفته شود و پژوهشگران در پی یافتن راه‌هایی برای استخراج دانش میان داده‌های قیمت باشند. پس از لو گروهی از پژوهشگرین با نام‌های براک دچرت شاینکمن و لبرون آزمونی را طراحی کردند تحت عنوان آزمون بررسی استقلال سری‌های زمانی (BDS) [۱۰].این آزمون در حال حاضر جزِء قوی ترین و سخت‌گیرانه ترین آزمون‌های آماری است و برای بررسی استقلال سری‌ها زمانی استفاده می‌شود. در واقع‌این آزمون بررسی می‌کند که‌ایا یک سری داده که منطق سری زمانی در آن‌ها حاکم است خواص مستقل و یکسان[۱] بودن را دارند یا خیر. در واقع می‌توان اظهار کرد که اگر یک سری زمانی مستقل و یکسان باشد دانش قابل استخراجی در آن وجود ندارد و در واقع رفتار داده‌ها کاملاً تصادفی می‌باشد. در مقابل اما، رد شدن فرض صفر آزمون استقلال سری زمانی آن‌ها به معنای لزوم پیش‌بینی پذیری داده‌ها نیست اما چنین شرطی لازم است. امروزه از آزمون استقلال سری زمانی (BDS) برای بررسی رفتار خطی و غیر خطی داده‌های سری زمانی نیز استفاده می‌شود.

علاوه بر آنچه تا به حال ذکر شد، لو در سال ۲۰۰۴ میلادی مفهومی‌را معرفی کرد که به نوعی اصلاحی بر فرضیه بازار کارا فاما بود. مفهومی‌که لو در سال ۲۰۰۴ معرفی کرد اولین بار توسط شیلر در سال ۱۹۸۱ هنگام منتشر شدن یک خبر جدید در بازار مشاهده شده بود. شیلر اتفاقی را شاهد بود که با ادبیات تا آن موقع علم مالی قابل توضیح نبود. رفتاری که شیلر مشاهده کرده بود نوسانات شدید مقطعی بازده قیمت بعد از اعلام یک خبر جدید در بازار بود[۳۷]. لو در واقع در سال ۲۰۰۴ با مفهوم فرضیه بازار تطبیق پذیر[۲] برای‌این اتفاق توضیحی فراهم کرد. او برای توضیح‌این موضوع اذعان کرد که همه ی سرمایه‌گذاران لزوماً به صورت عقلایی[۳] سرمایه‌گذاری نمی‌کنند و دلیل آن هم‌این است که در اثر فشارهای احساسی و روانی ممکن است در شرایط جدید دچار اشتباه شوند. لو اما،اینطور ادامه داد که سرمایه‌گذاران با گذشت زمان پس از شرایط ناگهانی جدید در بازار به تدریج با شرایط جدید همگام شده و اصطلاحاً با شرایط جدید تطبیق پیدا می‌کنند [۲۸]. در واقع بازار پس از هر باری که خبر جدید در آن منتشر می‌شود به حالت غیر کارا طبق تعریف فاما در آمده و بعد دوباره به سمت کارا شدن حرکت می‌کند. ازاین روست که شاخه مالی رفتاری در ادبیات مالی، امروزه بسیار پر رونق و مورد توجه واقع شده است [۲].

بنابر آنچه که گفته شد در ادبیات مالی و اقتصادسنجی همواره فاصله‌ای میان رد شدن فرض نوفه سفید بودن سری داده‌های بازده در بازار بورس و امکان پیش‌بینی بازار با استفاده از ابزارهای توسعه یافته فعلی وجود دارد. در واقع آزمون آماری که براک، دچرت، شاینکمن و لبرون طراحی

---

[۱] Independent and Identically Distributed

[۲] Adaptive Market Hpothesis

[۳] Rational

کردند لزوماً به وجود ضریب یا ضرائب پیش‌بینی اذعان نمی‌کند بلکه فرض استقلال و یکسان بودن سری زمانی را در داده‌های سری بازده بررسی می‌کند. در نتیجه شاخه پیش‌بینی را در ادبیات مالی، اقتصادسنجی و در دید کلی تر داده کاوی توسعه می‌دهد. حال ادامه راه بر عهده پژوهشگران رشته‌های گوناگون از جمله علم داده[۱] است که به توسعه در حوزه استخراج روابط، استخراج دانش و پیش‌بینی بپردازند.

در یک جمع‌بندی از ایده بازار کارای فاما، مشاهدات شیلر، بیانات و تعدیلات لو بر فرضیه بازار کارا، آزمون براک، دچرت شاینکمن و لبرون می‌توان این نتیجه را گرفت که بازارهای متشکل، از یک سیستم پویا تشکیل شده‌اند که دائماً در حال اصلاح خود و حرکت به سمت کارا شدن می‌باشند[۳۰]. در واقع این بازارها نسبت به تغییرات بسیار حساس بوده و سریعاً واکنش نشان می‌دهند. به بیانی دیگر می‌توان این طور گفت که بازارها نسبت به یک خبر جدید، نیروی جدید و حتی ابزار پیش‌بینی جدید واکنش نشان می‌دهند و به حالت غیر کارا در می‌آیند اما مکانیسم پویای بازار به مرور بازار را به سمت همگام شدن با وضعیت جدید می‌برد و بازار مجدد به وضعیت ثبات و کارا بر می‌گردد. نکته بسیار با اهمیت‌این است که بازه زمانی‌این فرایند تکرار شونده چرخه از بین رفتن کارایی بازار و کارا شدن مجدد آن با پیشرفت علم و سرعت انجام معاملات و ورود ربات‌های هوشمند معامله گر می‌تواند دائما کوتاه تر شود. با توجه به جمع بندی ذکر شده، شاخه پیش‌بینی در ادبیات مالی همچنان گشوده باقی مانده است و پژوهشگران دائماً در حال توسعه و ارائه روش‌های جدید برای پیش‌بینی هستند [۳۲، ۳۶، ۲۰].

در راستای مدل‌سازی رفتار داده‌های سری زمانی بازارهای مالی، مدل‌های مختلفی توسعه یافته است. از جمله مهم‌ترین‌این مدل‌ها که برای توضیح تلاطم، توسعه یافته است می‌توان به مدل ARCH[۲] از [۱۴] که موجب دریافت جایزه نوبل برای او شد و شکل تعمیم یافته آن یعنی GARCH[۳] از [۹] اشاره کرد. در ادامه مدل‌های دیگری تحت عنوان خانواده GARCH توسعه یافتند که هر کدامشان‌ایراد خاصی از مدل GARCH اولیه مثل عدم تقارن توزیع متغیر و حافظه کوتاه‌مدت مدل را رفع می‌کردند. از طرفی محقق دیگری به نام همیلتون رویکرد متفاوتی را برای مدل‌سازی نسبت به مدل‌های خانواده ARCH و GARCH اتخاذ کرد. تفاوت اساسی فروض مدل همیلتون با فروض مدل اِنگِل و کسانی که مدل او را توسعه داده بودند، در دیدگاه آن‌ها نسبت به تابع مولد توزیع داده‌های مورد مطالعه بود. در واقع همیلتون برای فرآیند تولید داده[۴]های اقتصادی دارای خواص خوشه‌ای[۵]، به بیش از یک توزیع آماری قائل بود. او معتقد بود که داده‌های آماری

---

[۱] Data Science

[۲] Auto Regressive Conditional Heteroskedasticity

[۳] Generalized Auto Regressive Conditional Heteroskedasticity

[۴] Data Generation process

[۵] Clustered

بعضی متغیرها ممکن است از دو یا چند تابع مولد با پارامترهای متفاوت تولید شوند[۱۸].این دیدگاه نسبت به فرایند تولید داده و اساساً مدل‌های دارای چند تابع مولد، قبل از او نیز وجود داشت [۳۴]، اما نوآوری مدل همیلتون در نوع انتقال از یک تابع مولد به تابع مولد دیگر بود. همیلتون معتقد بود که متغیر پنهانی[۱] وجود دارد که از منطق مارکوف[۲] مرتبه اول پیروی می‌کند و باعث انتقال از یک تابع مولد به تابع مولد دیگر می‌شود. از آنجایی که‌این توابع مولد را متناظر با چرخه‌های اقتصادی می‌دانند آن‌ها را رژیم نامیده و مدل همیلتون یک مدل تغییر رژیم مارکوف[۳] نام گرفت.

تا به‌اینجا مدل‌هایی که معرفی شده‌اند از د سته مدل‌های کلا سیک آماری یا همان مدل‌های محاسبات سخت[۴] بودند. این دسته از مدل‌ها محدودیت‌هایی دارند از جمله‌این محدودیت‌ها از دست دادن درجه آزادی، پیشفرض‌های آماری محدود کننده، مشکلات همبستگی داخلی متغیرهای مستقل هستند.

از سوی دیگر مدل‌هایی معرفی شده‌اند که در د سته مدل‌های محا سبات نرم[۵] قرار می‌گیرند. یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های مثبت‌این د سته از مدل‌ها، ندا شتن بسیاری از فروض محدود کننده مدل‌های کلاسیک می‌باشد [۱۹]. مدل‌های یادگیری ماشین[۶] را می‌توان از دسته مدل‌های محاسبات نرم نامگذاری کرد. شبکه‌های عصبی که از دسته مدل‌های یادگیری ماشین می‌باشند در حال حاضر از داغ ترین روش‌های محاسبات عددی و تخمین هستند. که هر ساله توجه پژوهشگران بیشتری را به خود جلب می‌کنند. از سایر نکات مثبت این روش‌ها می‌توان بر امکان واکاوی اثر همبستگی متغیرهای مستقل، امکان ا ستفاده از تعداد متغیرهای مستقل زیاد بدون از د ست دادن درجه آزادی و انعطاف پذیری بالاتر در سنجش روابط غیر خطی بسیار پیچیده ا شاره کرد.

همزمان باایده همیلتون، پژوهشگری به نام بیشاپ[۸]، در حوزه شبکه‌های عصبی، در حال مدلسازی‌هایی بر روی داده‌های مربوط به بازوان رباط بود که با مسئله‌ای مشابه مسئله همیلتون مواجه شد. در واقع بیشاب در پی حل مسئله‌ای بود که متغیر وابسته آن دارای بیش از یک توزیع بوده و رخ دادن یک متغیر مستقل می‌توانست منجر به بیش از یک جواب شود. به بیانی دیگر متغیر وابسته مسئله‌ای که بیشاپ با آن مواجه بود تابع متغیر مستقل و پارامترهای توزیعی بودکه متغیر وابسته در آن قرار می‌گرفت. در تخمین‌های معمول که مسئله را با فرض تولید داده‌ها از یک تابع مولد حل می‌کنند، میانگین جواب داده‌های آموزش دیده در هنگام آزمون و پیش‌بینی به عنوان پاسخ، در خروجی ارائه می‌شود که لزوماً جواب صحیحی نیستند.

---

[۱] Latent Variable
[۲] Markov
[۳] Markov regime switching
[۴] Hard computing
[۵] Soft computing
[۶] Machine learning

بیشاپ برای حل‌این مسئله الگوریتمی‌را طراحی کرد که در آن با اختصاص جواب‌های متفاوت به توزیع‌های مختلف، سعی بر دسته‌بندی توزیع‌های مولد جواب داشت. این شبکه عصبی امروزه به نام شبکه عصبی احتمال ترکیبی شناخته شده است. بیشاب از شبکه عصبی مذکور در حل مسائل مالی نیز استفاده نمود. وی در مقاله‌ای در سال ۱۹۹۴ به مبحث تخمین در مسائل معکوس پرداخت. دراین نوع مسائل معمولاً توزیع متغیر وابسته رفتار خوشه‌ای دارد و از بیش از یک توزیع تولید شده است.

امروزه شبکه‌های عصبی بازگشتی[۱]ای توسعه یافته‌اند که در بررسی داده‌های سری زمانی بسیار قدرتمند تر از شبکه‌های عصبی کلاسیک پرسپترون چند لایه[۲] قبل عمل می‌کنند. از جمله مهم‌ترین‌این شبکه‌های عصبی بازگشتی می‌توان بر شبکه‌های عصبی حافظه کوتاه و بلندمدت ماندگار اشاره کرد.این شبکه‌های عصبی امروزه در امر پیش‌بینی بازارهای مالی نیز مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

در سال‌های اخیر در مباحث مرتبط با هوش مصنوعی[۳] پیشرفت گسترده‌ای برای حل بسیاری از مسائل مالی انجام شده است [۳۱]. در ادامه به خلاصه‌ای از پژوهش‌های انجام شده با استفاده از شبکه‌های عصبی در شاخه ی پیش‌بینی سری‌های زمانی اشاره شده است.

وانگ (۲۰۰۹) به تلفیق یک نوع مدل گارچ به نام گارچ گری[۴] اقدام به پیش‌بینی شاخص بورس تایوان کرد و مدل تلفیقی توسعه داده شده توسط آن‌ها توانست بهتر از هر یک از مدل‌های سازنده ی مدل تلفیقی آن‌ها عدم تقارن بازده را توضیح دهد [۴۵]. بیلدریسی در همان سال همان مدل وانگ را بر روی بورس ترکیه پیاده‌سازی کرد و پژوهش آن‌ها به شکلی جامع‌تر قدرت‌این مدل را تصدیق نمود [۵]. حاجی زاده و دیگران (۲۰۱۲) با تلفیق گارچ نمایی و شبکه عصبی، مدلی ساختند که شاخص بورس آمریکا را پیش‌بینی کند. از میان مدل‌های توسعه داده شده، مدلی که از گارچ مرتبه ۳ و ۳ استفاده می‌کرد توانست سایر مدل‌های رقیب را در دقت پیش‌بینی شکست دهد؛ هرچند که در پیش‌بینی داده‌های دارای تلاطم شدید توانمندی کافی را نداشت [۱۷]. بیلدریسی و ارسین مجدداً در سال ۲۰۱۴ مقاله‌ای به چاپ رساندند که در آن یک مدل گارچ و تغییر رژیم را با استفاده از شبکه عصبی تخمین زده است [۶]. در سال ۲۰۱۵ کریست جانپولر و مینوتولو با استفاده از مدل گارچ و شبکه عصبی اقدام به پیش‌بینی شاخص بورس کشورهای شیلی، برزیل و مکزیک کردند. نتایج پژوهش آن‌ها نشان داد که شبکه‌های عصبی به کمک مدل گارچ می‌تواند عملکرد مدل گارچ به تنهایی را بهبود بخشد. آن‌ها نتایج پژوهش شان را با استفاده از تابع میانگین قدرمطلق درصدی خطا مقایسه کردند [۲۵]. بیلدیرسی و ارسین‌این بار مجدداً در مقالیشان همان مدل مقاله

---

[۱] Recurrent Neural Network

[۲] Multi-Layer Perceptron

[۳] Artificial Intelligence

[۴] Grey

سال ۲۰۱۴ را بر روی داده‌های شاخص طلا در کشور ترکیه پیاده سازی کردند و نتایج پژوهش آن‌ها نشان داد که مدل تغییر رژیم موجب افزایش دقت مدل شبکه عصبی می‌شود [۷]. در سال ۲۰۱۷ مجدداً کریست جانپولر و فرد دیگری به نام هرناندز با پیاده سازی مدل شان بر روی قیمت طلا، نقره و مس نتیجه پژوهش پیشین که در سال ۲۰۱۵ چاپ شده بود را تأیید کردند. در واقع دراین پژوهش آن‌ها در بازه زمانی جامع تر و نوع پیش‌بینی کامل‌تری از نظر تعداد روز پیش‌بینی ، برتری مدلی که شبکه‌های عصبی را با مدل گارچ تلفیق می‌کرد، نشان دادند [۲۴]. کیم و وون(۲۰۱۸) با استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق اقدام به پیش‌بینی شاخص بورس کره نمودند. آن‌ها روش‌های متفاوت پیش‌بینی از نظر نوع متغیرهای ورودی گارچ را به شبکه با هم مقایسه نمودند و معنی‌داری اختلاف نتایج را با استفاده از آزمون دیابولد ماریانو بررسی کردند [۲۳]. ژونگ و انکه(۲۰۱۹) با استفاده از شبکه‌های عصبی اقدام به پیش‌بینی داده‌های ETF بر روی بورس آمریکا کردند. دراین پژوهش با استفاده از الگوریتم تحلیل مولفه‌های اصلی[۱]این فاکتورها را بررسی کرده و به عنوان ورودی به شبکه عصبی دادند. نتیجه‌ی پژوهش آن‌ها در نهایت موجب توسعه الگوریتم معاملاتی‌ای شد که بازدهی بیشتر از بازده بازار کسب می‌کرد [۴۶]. وانگ لی، لی ژوانگ لیو(۲۰۲۰) شبکه عصبی عمیقی را برای پیش‌بینی شاخص بورس انگلستان توسعه دادند. نتیجه پژوهش آن‌ها نشان داد که با استفاده از شبکه‌های عصبی و پیش انتخاب دارایی[۲]های با کیفیت، کیفیت بهینه سازی سبد سهام افزایش میابد [۴۴]. تا لیو تادیسی(۲۰۲۰) با استفاده از شبکه عصبی عمیقی که توسعه دادند اقدام به پیش‌بینی ۵۰۰ سهم از شاخص بورس آمریکا کردند. نتیجه پژوهش آن‌ها نشان داد شبکه عصبی حافظه کوتاه و بلندمدت ماندگار نسبت به رگرسیون خطی و ماشین بردار پشتیبان[۳] عملکرد بهتری در پیش‌بینی داشته که منجر به ارائه یک بهینه سازی سبد سهام با کیفیت تر می‌شود [۴۱]. در بورس تهران، در یک مطالعه موردی بر روی قیمت سهام شرکت پالایش نفت اصفهان، بدیعی و دیگران(۱۳۹۶) اقدام به پیش‌بینی قیمت کردند. آن‌ها در پژوهششان از مؤلفه‌های تابلو سهم و همچنین قیمت طلا و ارز استفاده نمودند. نتایج پژوهش آن‌ها نشان داد که مدل‌های شبکه عصبی به شکل معنی‌داری تاثیر متغیرهای کلان اقتصادی را بهتر از مدل‌های چند شاخصی بر قیمت منعکس میکنند [۴]. در ادامه باباجانی و دیگران(۱۳۹۸) اقدام به پیش‌بینی سهم‌های بازار بورس تهران با استفاده از شبکه عصبی بازگشتی از نوع اِلمان و الگوریتم بهینه سازی کلونی زنبور عسل کردند. در پژوهش آن‌ها هم از متغیرهای بنیادی و هم تکنیکال به صورت همزمان استفاده شده است. نتایج پژوهش آن‌ها نشان داد که شبکه‌های عصبی در صورت بهره بردن از مؤلفه‌های مناسب قابلیت پیش‌بینی بازه کوتاه‌مدت را دارند[۳]. همچنین در پژوهشی دیگر ذولفقاری و دیگران(۱۳۹۹) اقدام با ترکیب مدل‌های گارچ و شبکه‌های عصبی عمیق کرده

---

[۱] Principal Component analysis

[۲] Asset pre-selection

[۳] Support Vector Machine

و بازده شاخص بورس تهران را پیش‌بینی نمودند. پژوهش آن‌ها نیز نشان داد که شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی شاخص موفق عمل میکنند [۲۹]. در نهایت در پژوهشی که به تازگی بررسی شده است امینی‌مهر و دیگران(۱۴۰۰) اقدام به پیش‌بینی قیمت شاخص کل بورس تهران و بررسی تأثیرات روش‌های پیش‌پردازش داده‌ها بر روی دقت پیش‌بینی شبکه‌های عصبی عمیق کردند. نتایج پژوهش آن‌ها نشان داد که شبکه‌های عصبی به کمک تکنیک نوفه‌زدایی موجک قابلیت بهتری برای پیش‌بینی قیمت شاخص دارند [۱].

نکته مهم دراین پژوهش، ارتباط مستقیم ساختار مدل تدوین شده با رفتار آماری شناسایی شده داده‌های شاخص بورس تهران می‌باشد. همچنین‌این پژوهش پس از بررسی کارایی بازار، راجع به قابلیت مدل ارائه شده برای کسب سود مازاد اقدام به آزمون معکوس و شبیه سازی معامله کرده است. همچنین نکته ی با اهمیتی که دراین پژوهش مورد بررسی قرار گرفته، توانایی مدل‌های ارائه شده در پیش‌بینی جهت بازده و تغییر جهت‌های بازده می‌باشد.

شبکه عصبی احتمال ترکیبی بیشاپ

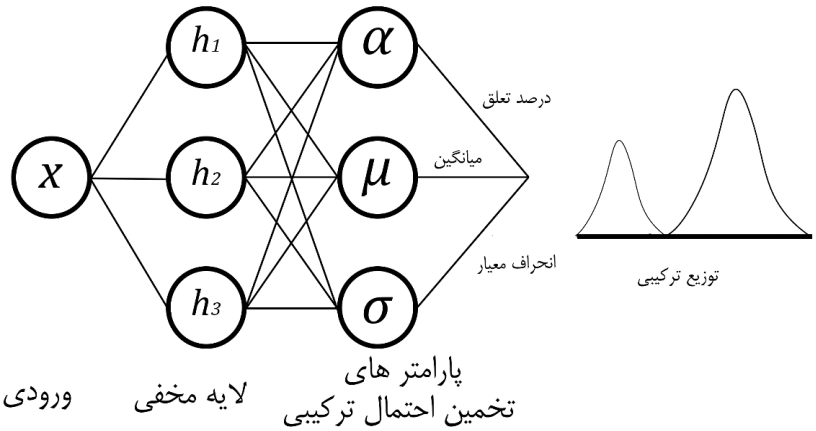
این شبکه عصبی دارای لایه‌های مخفی موازی می‌باشند که هر کدام ازاین لایه‌ها بر اساس نوع تابع مولد شان و تابع هزینه شبکه میزان تعلق داده ی خروجی شبکه را به هر توزیع آماری تخمین میزند. علاوه بر آن، در لایه‌های دیگر نیز پارامتر میانگین و واریانس توزیع‌های یافت شده تخمین زده می‌شود. در واقع بیشاپ با استفاده از شبکه عصبی خود تخمینی به شکل رابطه ۱ برازش نمود.

$$p(y|x) = \sum_{i=1}^{m} \alpha_i(x)\Phi_i(y|x)$$ رابطه ۱

دراین فرمول m تعداد توزیع‌هایی می‌باشد که برای پاسخ در نظر گرفته شده است. پارامتر $\alpha_i(x)$ ضریب‌های تلفیق می‌باشند و برابر با احتمال تعلق پاسخ، همان y، به هر یک از توزیع‌های موجود می‌باشد. باید در نظر داشت که ضریب تلفیق خود تابعی از ورودی شبکه می‌باشد که دراین مسئله همان x است. در نهایت تابع $\Phi_i(y|x)$، تابع چگالی شرطی x به ازای هر توزیع تعریف شده برای پاسخ می‌باشد. از آن جایی که‌این توزیع‌های قائل شده گوسی در نظر گرفته شده‌اند،این تابع به صورت رابطه ۲ محاسبه می‌شود.

$$\Phi_i(y,x) = \frac{1}{(2\pi)^{C/2}\sigma_i(x)^C}\exp\left\{-\frac{\|y-\mu_i(x)\|^2}{2\sigma_i(x)^2}\right\}$$ رابطه ۲

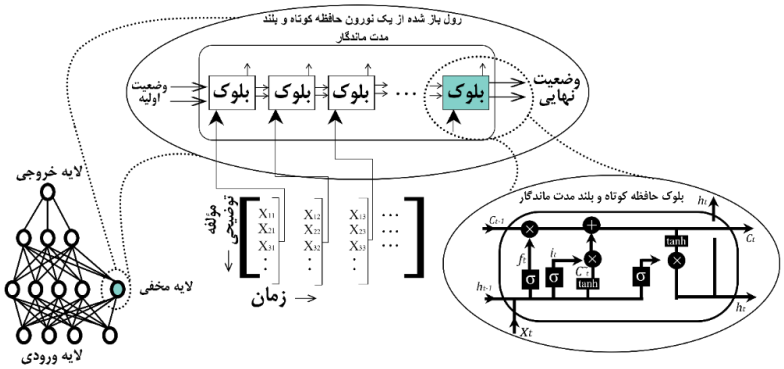
دراین شبکه عصبی تابع هزینه در واقع میزان درست نمایی تابع چگالی احتمال ترکیبی است. که با لگاریتم گیری و منفی کردن آن تو سط بهینه ساز آدام کمینه می شود. معماری شبکه ع صبی احتمال ترکیبی به کار رفته در شکل ۱ نشان داده شده است.



شکل ۱. معماری شبکه عصبی احتمال ترکیبی مورد استفاده دراین پژوهش

شبکه‌های عصبی حافظه کوتاه‌مدت و بلندمدت ماندگار

شبکه‌های عصبی حافظه کوتاه‌مدت و بلندمدت ماندگار توسط هوخِیدِر و شمیت هوبِر به عنوان جایگزینی بر روش‌های پیشین خود برای آموزش داده‌های دارای ترتیب وقوعی معرفی شدند [۲۲]. شبکه‌های عصبی حافظه کوتاه و بلندمدت ماندگار از دسته شبکه‌های بازگشتی هستند، اما بااین تفاوت که‌این شبکه توانایی بازیابی اطلاعات طولانی مدت را بیشتر از شبکه‌های عصبی بازگشتی ساده دارند [۱۶، ۲۶]. یکی از دلایل مهمی‌که ازاین شبکه در سال‌های اخیر بسیار استقبال شده است، احتمال کمتر اشباع شدن نورون‌ها در حین آموزش نسبت به شبکه‌های بازگشتی ساده می‌باشد. نورون‌های‌این شبکه‌ها از بلوک‌هایی ساخته شده است که خاصیت حافظه را به‌این نورون‌ها می‌بخشد. شکل ۲ معماری شبکه عصبی حافظه کوتاه‌مدت و بلندمدت ماندگار به کار رفته دراین پژوهش را نشان می‌دهد.



شکل ۲. معماری شبکه عصبی حافظه کوتاه‌مدت و بلندمدت ماندگار مورد استفاده دراین پژوهش

فرمول توابع داخل هر بلوک شبکه حافظه کوتاه و بلندمدت ماندگار به شرح زیر می‌باشد:

$$f_t = \sigma\left(w_f \cdot \left[h_{t-1,} x_t\right] + b_f\right)$$ رابطه ۳)

$$i_t = \sigma\left(w_{i^2}\left[h_{t-1,} x_t\right] + b_i\right)$$ رابطه ۴)

$$O_t = \sigma(W_0 \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_0)$$ رابطه ۵)

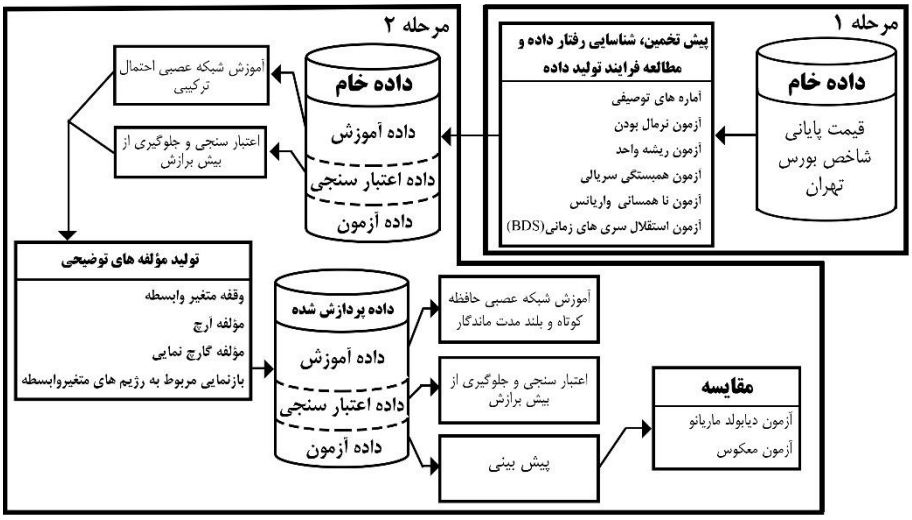
$$c_t = tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c)$$ رابطه ۶)

$$g_t = tanh(x_t U^g + h_{t-1} W^g)$$ رابطه ۷)

$$h_t = tanh(c_t) \cdot 0$$ رابطه ۸)

۳. روش شناسی پژوهش

این پژوهش با نگاهی آماری بر داده‌های شاخص کل بورس تهران اقدام به شناسایی رفتار و فرآیند تولید داده‌های بازده روزانه شاخص کرده است.این امر بدین منظور انجام می‌شود که پژوهشگران علاقه مند به پیش‌بینی ساختار خطی، غیر خطی و یا آشوبی داده‌های بازده بورس تهران را شناسایی کرده و علاوه بر آن نسبت به کارایی ضعیف‌این بازار آگاه شوند. همچنین پس از انجام آزمون‌های متعدد و شناسایی رفتاراین داده‌ها و اظهار نظر راجع به کارایی‌این بازار، مدلی با استفاده از دو شبکه عصبی جهت پیش‌بینی ، معرفی و پیاده سازی شده است. هدف ازاین توسعه، برسی امکان پیش‌بینی بازده شاخص بورس تهران و کسب سود اضافی از آن با استفاده از مدلی که با توجه به ساختار آماری شاخص‌این بازار تدوین شده است، می‌باشد. دراین جهت، به داده‌کاوی بازدهی روزانه شاخص بورس تهران در بازه زمانی آذر ۱۳۸۷ تا فروردین ۱۴۰۰ که شامل داده‌های روزانه مربوط به ۲۹۷۴ مقطع زمانی می‌باشد، پرداخته شده است. داده‌های‌این پژوهش که فقط شامل قیمت پایانی روزانه تاریخی شاخص کل بورس تهران می‌باشد، از سایت tsetmc دریافت شده است. دراین پژوهش جهت مدل‌سازی از زبان برنامه نویسی پایتون و کتابخانه‌های مربوط به هوش مصنوعی و داده کاوی استفاده شده است. از جمله کتابخانه‌های استفاده شده می‌توان بر tensorflow, keras, scipy, math, statstools, numpy, matplotlib, seaborn اشاره نمود. شکل شماره(۳) فلو چارت مراحل انجام‌این پژوهش را نشان می‌دهد. دراین فلو چارت به شکل مختصر تمام مراحل انجام این پژوهش، از دریافت داده تا مرحله‌ی نهایی یعنی مقایسه مدل‌های ارائه شده را نشان می‌دهد. لازم به ذکر می‌باشد که روش این پژوهش بنا بر دو هدف اصلی که دنبال می‌کند، یعنی برسی کارایی بازار و ارائه مدل پیش‌بینی به دو مرحله متوالی تقسیم میشود. در فلو چارت نشان داده شده، قسمت‌های مربوط به هر مرحله روش پژوهش به شکل مجزا مشخص شده است.



شکل ۳. فلو چارت روش انجام پژوهش پیش‌بینی و مراحل انجام آزمون‌ها و پیاده‌سازی مدل پیش‌بینی

٤. تحلیل داده‌ها و یافته‌ها

مرحله ۱

در بررسی مانایی سری بازده شاخص بورس تهران از آنجایی که آزمون ADF با در نظر گرفتن شیب و عرض از مبدا فرض داشتن ریشه واحد را در سطح اطمینان ۹۵ درصد رد نمود دیگر نیاز به مرحله‌های بعدی آزمون ریشه واحد نیست، اما آزمون Jarque-Bera فرض نرمال بودن سری بازده را رد می‌کند. با توجه به آماره‌های توصیفی به دست آمده مشخص است که سری بازده دارای یک توزیع با اکسترمم‌های ضخیم[۱] است و نشان دهنده رفتار خوشه‌ای توزیع بازده شاخص بورس تهران است. موارد ذکر شده در جدول (۱) نشان داده شده است. همچنین نمودار چگالی احتمال بازده شاخص در شکل(۵) نشان داده شده است.

جدول۱. آمار توصیفی به همراه آزمون نرمال بودن و ریشه واحد بر روی سری بازده شاخص بورس تهران

آمار توصیفی	میانگین	انحراف معیار	چواگی	کشیدگی	آماره آزمون جار کیو برا	آماره آزمون ریشه واحد
بازده روزانه قیمت	۰/۰۰۱۷	۰/۰۱۰۳	۰/۳۳۸۵	۶/۹۱۰۶	۱۹۵۱/۹	-۱۷

برای بررسی کارایی، از آزمون همبستگی سریالی بر روی بازده شاخص بورس تهران استفاده شده است. نتایج آزمون نشان از وجود حافظه در داده‌های بازده شاخص بورس تهران می‌دهد.

[۱] Fat tail

همچنین برای بررسی بیشتر رفتار خوشه‌ای بازده از آزمون Arch-LM استفاده شده است که نتیجه آن نشان داد در سری بازده ناهمسانی واریانس وجود دارد.

در ادامه شناسایی رفتار داده‌های بورس تهران از آزمون BDS استفاده می‌شود. اهمیت برگزاری‌این آزمون دراین است که نشان می‌دهد که‌ایا داده‌های بازده کاملا تصادفی و مستقل و یکسان هستند یا خیر. همچنین در صورتی که‌این فرض رد شود می‌توان به بررسی خطی، غیر خطی یا آشوبی[۱] بودن فرایند تولید سری بازده با استفاده از همین آزمون پرداخت.

درانجام‌این آزمون نکات بسیار مهمی‌وجود دارد که نیاز است پژوهشگران به آن توجه کنند. اولاًاین که برای بررسی ذات داده‌ها نیاز است که‌این آزمون در مراحل متفاوت انجام شود. درمرحله اول‌این آزمون بر روی داده‌های بازده پیاده شده و نتیجه حاصل شده تحلیل می‌شود. اگر فرضیه صفراین آزمون دراین مرحله رد نشود به‌این معنی است که داده‌های بازده دارای توزیع مستقل و یکسان بوده یا همان رفتار نوفه سفید را دارد. بنابراین برازش مدل پیش‌بینی بر روی آن کارکردی ندارد و قابلیت استخراج دانش از میان آن داده‌ها وجود ندارد و دراین صورت بررسی متوقف شده و دیگر مرحله‌ای وجود نخواهد داشت. اما اگر دراین مرحله فرض صفر رد شود به‌این معنی می‌باشد که در میان‌این داده‌ها دانشی وجود دارد که البته ذات خطی یا غیر خطی بودن آن هنوز مشخص نیست. بنابراین نیاز است که مطالعه ادامه پیدا کند. دراین مرحله با استفاده از یک مدل برازش خطی سعی بر استخراج دانش موجود میان داده‌ها می‌شود. پس از انجام تخمین خطی آزمون BDS مجدد بر روی داده‌های پسماند تخمین برگزار می‌شود. در صورتی که نتیجه آزمون بر روی‌این داده‌ها نشان از توزیع مستقل و یکسان بدهد، بدین معنی می‌باشد که دانش موجود در داده‌های بازدهی خطی بوده است و مدل خطی توانسته آن را استخراج کند و دانشی در سری پسماند باقی نمانده است. دراین حال بررسی متوقف شده و به ذات داده‌های بازده خطی اطلاق می‌شود. اما در صورتی که دراین آزمون نیز فرض صفر رد شود، مرحله‌ای دیگر به تحلیل اضافه خواهد شد.این حالت به‌این معنی است که دانش موجود در بازده با یک تخمین خطی قابل استخراج نبوده و احتمالا روابط موجود در آن پیچیده تر است. دراین حال مجدداً بر روی داده‌های بازده یک تخمین برازش می‌شود امااین بار با استفاده از یک مدل غیر خطی. پس از انجام‌این تخمین مجدداً آزمون BDS از داده‌های پسماند گرفته می‌شود. در صورتی که فرض صفر رد نشود در واقع ذات داده‌ها غیر خطی بوده و توسط مدل خطی توضیح داده شده است و دیگر دانشی در داده‌ها باقی نمانده است. در غیراین صورت گفته می‌شود که دانشی در داده‌ها وجود دارد و رفتار آن (دراین مثال داده‌های بازده) آشوبی بوده و مدل‌های غیر خطی توان برازش و توضیح آن را ندارد.

در انجام آزمون BDS فاکتور مهمی‌وجود دارد که باید به آن توجه کرد. دراین آزمون تشخیص میزان ε بسیار مهم است. نکته مهم‌این است که بهتر است‌این عدد بزرگ ترین عدد کوچکتر از

---

[۱] Chaotic

۱ و ضـریبی از واریانس سـری زمانی باشـد که آزمون بر روی آن انجام می‌شـود. در واقع بزرگ ترین عددی که‌این ویژگی را داشته باشد به عنوان ε در نظرگرفته می شود در صورتی که فرض صفر رد نشود به ε با حفظ شرایطی که برای آن مطرح شد اعداد کوچک تری اطلاق می شود و آزمون مجدد برگزار می شود. اگر در نهایت فرض صفر رد نشد سری مورد نظر قویاً نوفه سفید می‌می‌باشدما در حین‌این گام‌ها در هر مرحله‌ای اگر فرض صفر رد شود به معنی رد شدن فرض صفر است و دیگر نیاز به ادامه گام‌ها نیست. نتایج پیاده سازی آزمون BDS بر روی داده‌های سری بازده در جدول (۲) تا (۴) نشان داده شده است.

جدول۲. نتایج آزمون BDS بر روی سری بازده شاخص بورس تهران

آزمون BDS بر روی سری بازده شاخص بورس تهران				
بعد	آماره BDS	انحراف معیار	آماره **z**	احتمال
۲	۰/۰۰۵۷۳۷	۰/۰۰۰۲۰۱	۲۸/۵۷۶۲۸	۰/۰۰۰۰
۳	۰/۰۰۲۳۳۵	۰/۰۰۰۰۵۰۷	۴۶/۰۴۹۱۷	۰/۰۰۰۰
۴	۰/۰۰۰۷۲۲	۰/۰۰۰۰۰۹۶	۷۴/۶۷۱۹۷	۰/۰۰۰۰
۵	۰/۰۰۰۲۰۲	۰/۰۰۰۰۰۱۶۲	۱۲۴/۷۴۹۸	۰/۰۰۰۰
۶	۰/۰۰۰۰۵۱۸	۰/۰۰۰۰۰۰۲۵۲	۲۰۵/۲۵۸۰	۰/۰۰۰۰

جدول۳. نتایج آزمون BDS بر روی سری پسماند یک برازش خطی بر روی بازده شاخص بورس تهران

آزمون BDS بر روی پس مانده تخمین مدل خطی بر روی بازده شاخص بورس تهران				
بعد	آماره BDS	انحراف معیار	آماره **z**	احتمال
۲	۰/۰۲۲۴۷۵	۰/۰۰۱۲۸۲	۱۷/۵۲۸۹	۰/۰۰۰۰
۳	۰/۰۶۱۶۲۳	۰/۰۰۲۴۷۲	۲۴/۹۳۰۳۵	۰/۰۰۰۰
۴	۰/۱۰۵۸۴۷	۰/۰۰۳۵۶۸	۲۹/۶۶۱۵۸	۰/۰۰۰۰
۵	۰/۱۴۶۴۳۸	۰/۰۰۴۵۲۸	۳۲/۴۸۳۷	۰/۰۰۰۰
۶	۰/۱۸۲۸۹۱/	۰/۰۰۵۲۶۸	۳۴/۷۱۴۷	۰/۰۰۰۰

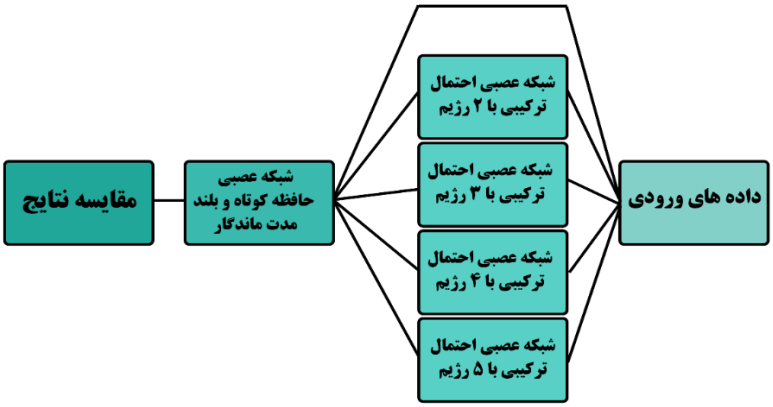
جدول۴. نتایج آزمون BDS بر روی سری پسماند یک برازش غیرخطی بر روی بازده شاخص بورس تهران

آزمون BDS بر روی سری پس ماند تخمین مدل غیر خطی بر روی بازده شاخص بورس تهران				
بعد	آماره BDS	انحراف معیار	آماره **z**	احتمال
۲	۰/۰۰۵۷۳۷	۰/۰۰۰۲۰۱	۲۸/۵۷۶۲	۰/۰۰۰۰
۳	۰/۰۰۲۳۳۵	۰/۰۰۰۰۵۰۷	۴۶/۰۴۹۱	۰/۰۰۰۰
۴	۰/۰۰۰۷۲۲	۰/۰۰۰۰۰۹۶۶	۷۴/۶۷۱۹	۰/۰۰۰۰
۵	۰/۰۰۰۲۰۲	۰/۰۰۰۰۰۰۱۶۲/	۱۲۴/۷۴۸۹/	۰/۰۰۰۰
۶	۰/۰۰۰۰۵۱۸	۰/۰۰۰۰۰۰۲۵۲	۲۵۰/۲۵۸۰	۰/۰۰۰۰

بنا بر نتایجی که از آزمون BDS، آزمون Jaque-bera، آزمون Arch-LM وسـایر آزمون‌های انجام شده بر روی بازده به د ست آمد، م شخص ا ست که داده‌های سری بازده شاخص بورس تهران دارای رفتار آشوبی است و فرض نوفه سفید بودن و مستقل و یکسان بودن آن رد می‌شود.

مرحله ۲

دراین قسمت به بررسی مدل پیش‌بینی پیاده سازی شده پرداخته می‌شود. فلوچارت نشان داده شده در شکل ۴ مقایسه انجام شده در آزمایش‌های‌این قسمت را نشان می‌دهد.



شکل۴. فلوچارت مقایسه انجام شده در مرحله دوم پژوهش

داده‌های‌این پژوهش به سه قسمت داده‌های آموزش[۱]، داده‌های اعتبار سنجی[۲] و داده‌های آزمون[۳] تقسیم شده‌اند. داده‌های آموزش شامل ۲۰۸۰ نقطه زمانی (۱۷ آذر ۱۳۸۷ تا ۳ مرداد ۱۳۹۶) ، داده‌های اعتبار سنجی شامل ۷۰۰ نقطه (۴ مرداد ۱۳۹۶ تا ۱ تیر ۱۳۹۹) و داده‌های آزمون شامل ۱۹۴ نقطه (۲ تیر ۱۳۹۹ تا ۱۸ فروردین ۱۴۰۰) است. لازم به ذکر است که تا بعد از دریافت خروجی‌های شبکه عصبی اول هیچ یک از داده‌ها از جمله متغیرهای مستقل و وابسته تغییر مقیاس داده نشدند. صرفاً پس از دریافت خروجی شبکه اول متغیر وابسته به مقیاس ۱- تا ۱ انتقال یافته است.

شبکه عصبی اول (احتمال ترکیبی) در واقع به دنبال کمینه کردن مقدار منفی لگاریتم تابع چگالی احتمال توزیع ترکیبی گوسی بوده است، و پس از اتمام روند آموزشش خروجی‌های مربوط به لایه‌های میانگین، واریانس و درصد تعلق به هر توزیع به شبکه بعدی داده می‌شود. در واقع کار شبکه عصبی اول در سیستم ارائه شده،ایجاد بازنمایی‌های آماری مطابق با دسته بندی رژیم‌های

---

۱ Training data

۲ Validation data

۳ Test data

مدل‌سازی شده است. پس از دریافت بازنمایی‌ها،این فاکتورها درکنار فاکتورهای وقفه متغیر وابسته، ARCH و GARCH به مدل شبکه عصبی حافظه کوتاه و بلندمدت ماندگار به عنوان مؤلفه ورودی داده می‌شود.

در آموزش شبکه ع صبی احتمال ترکیبی ا ستفاده شده دراین پژوهش، در لایه اول مخفی از ۲۰۰ نورون ا ستفاده شده است.این لایه به طور همزمان به سه لایه متصل می شود. البته قبل از انتقال داده‌ها به لایه‌های موازی بعد، از یک تابع مولد غیر خطی تانژانت‌هایپربولیک[۱] عبور داده می‌شوند. سه لایه موازی بعد به شرح زیر هستند.

یک لایه برای تخمین میانگین که دراین لایه بسته به‌این که در مدل داده‌ها قرار است به چند رژیم رفتار شان د سته بندی شود، از همان تعداد نورون ا ستفاده شده ا ست. به طور مثال اگر قرار است که داده‌های بازده رفتارشان در چارچوب پارامترهای ۲ توزیع آماری (رژیم) توضیح داده شود از دو نورون دراین لایه استفاده می‌شود. دراین لایه از یک تابع مولد ریلو[۲] استفاده شده است.

لایه موازی دیگری برای واریانس در نظر گرفته شده است. از آنجایی که خروجی‌های‌این لایه نمی‌توانند منفی باشند آن را مجدد به یک لایه دیگر که در آن داده‌های لایه واریانس را نمایی می‌کند، داده می‌شود. در لایه واریانس از تابع فعال ساز غیر خطی استفاده نشده است و داده‌های خروجی از لایه واریانس مستقیماً به لایه نمایی کننده انتقال می‌یابند. تعداد نورون استفاده شده دراین لایه با توجه به تعداد رژیم‌های در نظر گرفته شده انتخاب می‌شود.

لایه موازی دیگری وجود دارد که تخمین زننده میزان تعلق هر داده ورودی به هر یک از توزیع‌های مولد مورد نظر، است. از آن جایی که خروجی‌های‌این لایه بیان کننده درصد تعلق داده‌ها به هر یک از توزیع‌ها است، باید جمع خروجی‌ها ۱ شود. بنابراین از تابع مولد سافت مکس[۳] استفاده شده است. تعداد نورون‌های‌این لایه نیز همچون دو لایه ی موازی با آن، برابر با تعداد توزیع‌هایی است که داده‌ها قرار است به تعداد آن‌ها دسته بندی شوند.

شبکه عصبی حافظه کوتاه و بلندمدت ماندگاری که دراین پژوهش برازش شده است دارای سه لایه مخفی ا ست. در لایه مخفی اول شبکه از ۶ نورون ا ستفاده شده ا ست. دراین لایه از تابع مولد ریلو نشتی[۴] به عنوان تابع مولد ا صلی و همچنین به عنوان تابع مولد بازگشتی ا ستفاده شده ا ست. دلیل ا ستفاده از ریلو نشتی دراین لایه کمتر بودن احتمال اشباع‌این تابع مولد و عدم ا شباع برای مقادیر منفی ا ست که با توجه به عمیق بودن ن سبی شبکه و موقعیت‌این لایه بخ صوص، مناسب ارزیابی شده است. در لایه ی دوم مخفی‌این شبکه از ۳۰ نورون حافظه کوتاه و بلندمدت ماندگار ا ستفاده شده ا ست. دراین لایه با توجه به احتمال کمتر ا شباع شدن گرادیان از تابع مولد

---

[۱] tanh

[۲] Relu

[۳] SoftMax

[۴] Leaky Relu

تانژانت‌هایپربولیک ا ستفاده شده ا ست. از طرفی ا ستفاده از ریلو دراین لایه باعث می شود که تابع گرادیان بسـیاری از مینیمم‌ها را رد کرده و از جسـتجوی بهینه ی فضـای گرادیان‌این مسـئله به خصـوص به‌اندازه کافی دقت کسـب نکند. به عنوان تابع مولد بازگشـتی دراین شـبکه از تابع سیگموئید[۱] ا ستفاده شده ا ست که آزمون و خطاهای مکرر،این ترکیب را برای‌این لایه منا سب ارزیابی کرد. در لایه سوم مخفی مجدد از ۶ نورون ا ستفاده شده ا ست. در لایه خروجی از یک نورون ساده با تابع فعال ساز خطی استفاده شده است.

پس از هر لایه مخفی شـبکه عصـبی حافظه کوتاه و بلندمدت ماندگار از یک لایه Dropout ا ستفاده شده ا ست.این لایه با نرخی که برای آن م شخص شده، به حذف ت صادفی نورون‌ها در حین آموزش شبکه می‌پردازد.این تکنیک تو سط ساریوی‌ستا و دیگران[۴۰] اولین بار معرفی شده است و از بیش برازش[۲] شدن شبکه جلو گیری می کند.

انتخاب نرخ یادگیری[۳] مناسب برای آموزش شبکه‌هایی که از بهینه ساز آدام استفاده می کنند بسیار مهم و در عین حال می‌تواند چالش بر انگیز باشد. نرخ یادگیری خیلی کم باعث می‌شود که شبکه روند یادگیری را بسیار کند طی نماید و در اکثر مواقع در مینیمم‌های محلی[۴] به دام می‌افتد. در مقابل، استفاده از نرخ یادگیری بالا باعث می‌شود که شبکه دچار انفجار گرادیان[۵] شود [۴۳]. برای انتخاب نرخ مناسب یادگیری روش مشخصی وجود ندارد و اغلب پژوهشگران از روش‌های ابتکاری و بعضاً آزمون و خطا استفاده می کنند. دراین پژوهش اما، برای یافتن نرخ مناسب یادگیری از تکنیک callback استفاده شده است. دراین تکنیک ابتدا شبکه با استفاده از یک تابع callback طوری آموزش داده می‌شود که در هر تکرار نرخ یادگیری تغییر داده می‌شود.این تغییر به گونه‌ای است که بازه‌ای از اعداد پوشش داده شود. نرخ آموزشی که کمترین میزان خطا را کسب کرده باشد به عنوان نرخ آموزش ثابت انتخاب شده و شبکه مجدد آموزش می‌بیند. همچنین برای جلوگیری از بیش برازش شدن شبکه از تابع callback مخصوص توقف آموزش هنگامی که خطای داده‌های اعتبار سنجی کاهش نیابد، استفاده شده است.

تابع هزینه:

توابع هزینه ا ستفاده شده در سنجش دقت مدل‌های پیش‌بینی ارائه شده به شرح روابط زیر است.

$$\mathrm{MSE} = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(A_t - F_t)^2$$ رابطه۸)

$$\mathrm{MAE} = \frac{\sum_{i=1}^{n}|A_t - F_t|}{n}$$ رابطه۹)

---

۱ Sigmoid

۲ Overfitting

۳ Learning rate

۴ Local minimum

۵ Exploding gradient

علاوه بر توابع هزینه‌ای که به صورت عمومی‌در مسائل رگرسیون استفاده می‌شوند، در مسائل پیش‌بینی بازده دارایی‌ها [۳۴] دو معیار ارزیابی برای عملکرد مدل‌های پیش‌بینی ارائه دادند.این معیارها هر کدام دقت علامت پیش‌بینی (CSP[۱]) و دقت تغییر علامت پیش‌بینی شده (CDCP[۲]) را می‌سنجند. الگوریتم ریاضیاتی‌این دو معیار سنجش به صورت زیر است.

$$CDCP = \frac{1}{T-(T_y-1)}\sum_{t-T_1}^{T} z_{t+S} \qquad \text{رابطه۱۰)}$$

IF $(A_{t+s}-A_t)(F_{t,s}-A_t)>0$; **THEN:** $z_{t+s}=1$
ELSE: $z_{t+s}=0$

$$CSP = \frac{1}{T-(T_y-1)}\sum_{t-T_1}^{T} z_{t+S} \qquad \text{رابطه۱۱)}$$

IF $(A_{t+s})(F_{t,s})>0$; **THEN:** $z_{t+s}=1$
ELSE: $z_{t+s}=0$

در تمامی‌فرمول‌های مربوط به‌این قسمت F_t نماد ارزش‌های پیش‌بینی شده است و A_t نماد ارزش واقعی متغیر وابسطه می‌باشد.

آنچه که تا به حال ذکر شد مشخصات عمومی‌مدل‌های پیاده سازی شده بود، در ادامه به بررسی نتایج حاصل از مدل‌ها در ۵ آزمون پرداخته شده است. در آزمایش اول شبکه عصبی حافظه کوتاه و بلندمدت ماندگار بدون استفاده از بازنمایی‌های حاصل از شبکه عصبی احتمال ترکیبی آموزش می‌بینند. در واقع دراین شبکه فقط از فاکتورهای وقفه متغیر وابسطه، ARCH و GARCH نمایی استفاده شده است. این فاکتورها توانستند شبکه را تا ۵۱ مرتبه تکرار آموزش دهند و بعد از آن دقت شبکه بر روی داده‌های اعتبار سنجی رو به کاهش گذاشته که دراین حالت آموزش شبکه به صورت خودکار متوقف می‌شود.

در آزمایش دوم ابتدا داده‌ها را با فرض پیروی از دو رژیم شبکه عصبی تلفیقی گوسی، آموزش می‌دهند. سپس خروجی‌های‌این شبکه که از ۳ نوع میانگین، واریانس و درصد تعلق هستند، پیش‌بینی می‌شود.این مقادیر پیش‌بینی شده از آنجایی که متعلق به دو رژیم است حاوی ۶ سری زمانی بوده (۳*۲) و به مدل پیش‌بینی حافظه کوتاه و بلندمدت ماندگار داده می‌شود. در کناراین فاکتورها، همان فاکتورهای ARCH، GARCH و وقفه متغیر وابسته‌ای که به مدل قبلی داده شده بود، داده می‌شود.این داده‌ها شبکه را ۵۷ مرتبه آموزش دادند.

---

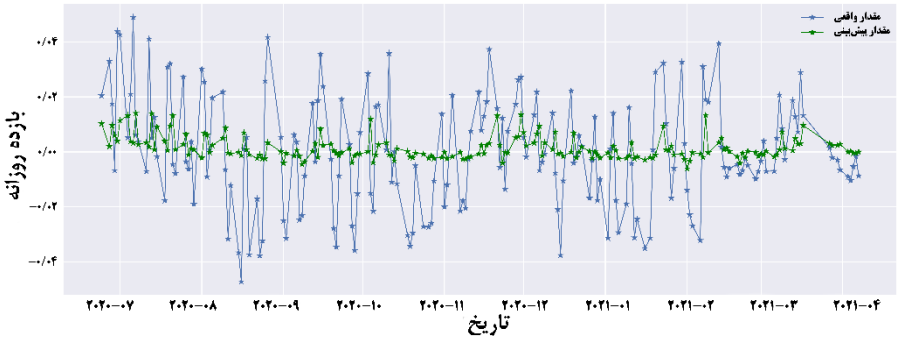
[۱] Correct Sign Prediction

[۲] Correct Direction Change Prediction

در آزمایش سوم شبکه عصبی احتمال ترکیبی گو سی با فرض تبعیت داده‌های بازده شاخص بورس تهران از ۳ رژیم آموزش می‌بیند. دراین آزمایش مجموعاً ۹ سری به عنوان بازنمایی‌های توضیح دهنده‌ی رفتار بازده، در کنار مؤلفه‌هایی که به صورت مشترک در آزمایش ۱ و ۲ به شبکه عصبی حافظه کوتاه و بلندمدت ماندگار داده شده بود، به شبکه عصبی بازگشتی حافظه کوتاه و بلندمدت ماندگاراین مدل داده می‌شود.

در آزمایش بعد همانطور که تا به حال انجام شد یک رژیم دیگر اضافه شده و مدل شبکه عصبی اول آموزش می‌بیند.این بار ۱۲ سری به عنوان بازنمایی تغییرات رژیم به شبکه عصبی دوم داده شده و شبکه دوم آموزش می‌بیند. در نهایت با استفاده از وزن‌های آموزش دیده از شبکه برای پیش‌بینی استفاده شده است.

در نهایت در آزمایش پنجم ابتدا مدل با فرض تبعیت داده‌ها از ۵ رژیم رفتاری آموزش می‌بیند و خروجی مدل که مجموعا ۱۵ عدد سری است همراه با سایر مؤلفه‌های مشترک بین مدل‌ها به شبکه عصبی حافظه کوتاه و بلندمدت ماندگار داده می شود. در نهایت نتیجه مربوط به پیش‌بینی بر روی داده‌های دیده نشده در شکل ۵ رسم شده است.



شکل۵: نمودار پیش‌بینی شده توسط مدل ۵ رژیم و مقادیر واقعی رخ داده

همانطور که در جدول(۵) نشان داده شده است، اولاً تمامی‌مدل‌هایی که دارای بازنمایی مربوط به رژیم داده‌های بازده شاخص بورس تهران هستتند دقت بیشتر در پیش‌بینی بازده بر روی داده‌های آزمون کسب نموده‌اند.این امر نشان می‌دهد که توسعه مدل‌های پیش‌بینی از نظر برازش بازنمایی‌هایی مربوط رژیم رفتار داده‌ها می‌تواند در جهت افزایش دقت پیش‌بینی مؤثر واقع شود. در میان مدل‌های پیش‌بینی که بازنمایی رژیم را سنجیده‌اند، مدل دارای دو رژیم از نظر معیار جهت پیش‌بینی همراه با مدل دارای ۵ رژیم در صدر قرار دارند اما از نظر سنجش تغییر جهت پیش‌بینی از مدل ۵ ام بهتر عمل کرده است. از نظر معیار میانگین مجذور خطا و میانگین قدر مطلق خطا مدل شماره(۳) که دارای ۳ رژیم بوده بهترین دقت را در پیش‌بینی داده‌های دیده نشده کسب کرده است.

جدول۵. نتایج دقت برازش مدل حافظه کوتاه و بلندمدت ماندگار در آزمایش‌ها بر روی داده‌های آزمون

داده‌های آزمون	تعداد رژیم	شبکه عصبی حافظه کوتاه و بلندمدت ماندگار			
		MSE	MAE	CSP	CDCP
آزمایش ۱	–	۰/۰۰۰۳۹۴۴۴۱	۰/۰۱۶۱۴۲۸۴۳	۰/۴۹۴۷۹۱	۰/۶۵۱۰۴۱
آزمایش ۲	۲	۰/۰۰۰۳۵۹۴۲۳	۰/۰۱۵۴۱۹۲۷۵	۰/۶۵۱۰۴۱	۰/۶۷۱۸۷۵
آزمایش ۳	۳	۰/۰۰۰۳۵۷۶۲۸	۰/۰۱۵۳۸۷۶۴۲۰	۰/۶۱۹۷۹۱	۰/۶۶۶۶۶۶
آزمایش ۴	۴	۰/۰۰۰۳۶۹۳۶۴	۰/۰۱۵۵۳۱۲۱۸	۰/۶۴۵۸۳۳	۰/۶۷۱۸۷۵
آزمایش ۵	۵	۰/۰۰۰۳۵۸۷۹۵	۰/۰۱۵۴۳۷۷۴۸	۰/۶۵۱۰۴۱	۰/۶۶۶۶۶۶

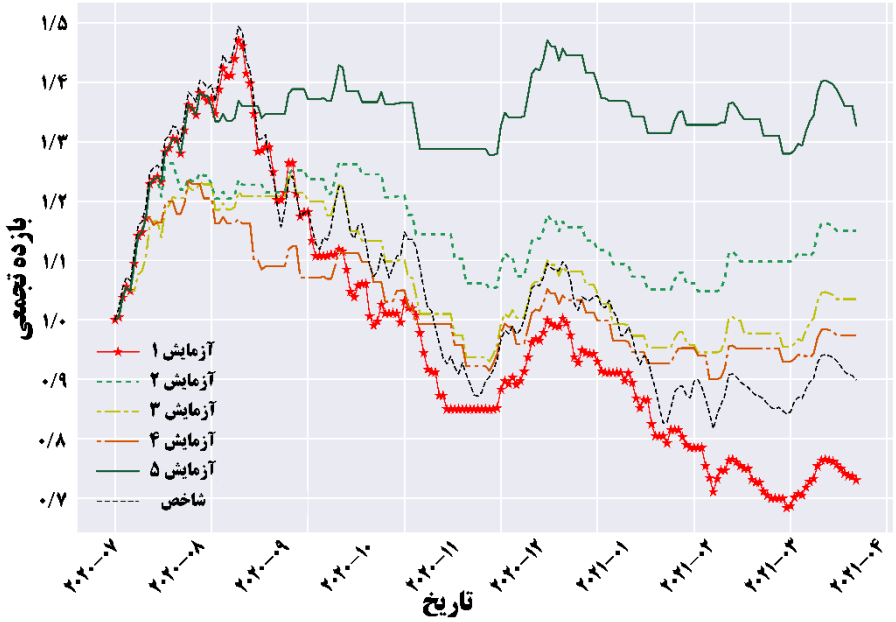
برای بررسی معنی‌دار بودن تفاوت دقت پیش‌بینی مدل‌های بررسی شده از آزمون دیابولد ماریانو[۱] استفاده شده است.این آزمون با استفاده از معیارهای سنجش خطا از جمله میانگین مجذور خطا و میانگین قدر مطلق خطا معنی‌دار بودن تفاوت دقت پیش‌بینی را در مدل‌های ارزیابی شده بر روی داده‌های آزمون می‌سنجد. جدول ۶ نتیجه بررسی آزمون دیابولد ماریانو را نشان می‌دهد. با توجه به‌این جدول می‌توان نتیجه گیری کرد که تفاوت دقت پیش‌بینی مدل‌هایی که داده‌های بازده را به رژیم‌های متفاوت دسته بنده کرده و پیش‌بینی را انجام داده‌اند و مدلی که‌این دسته‌بندی رژیم را انجام نداده است، معنی‌دار بوده واین تفاوت از نظر آماری در سطح اطمینان ۹۵ درصد، صفر نیست. از طرفی تفاوت دقت پیش‌بینی مدل‌هایی که دسته بندی رژیم را انجام داده‌اند و صرفاً از نظر تعداد رژیم‌هایی لحاظ شده متفاوت هستند معنی‌دار نبوده و صفر می‌باشد.

جدول۶. نتایج آزمون دیابولد ماریانو(مقادیر کمتر از ۰/۰۵ به معنی، معنی‌دار بودن اختلاف دقت پیش‌بینی جفت مدل‌های برازش شده می‌باشد)

آزمون دیابولد ماریانو – مقادیر احمال آماره	آزمایش ۱	آزمایش ۲	آزمایش ۳	آزمایش ٤	آزمایش ۵
آزمایش ۱		۰/۰۰۰۶	۰/۰۰۱	۰/۰۰۵	۰/۰۰۴
آزمایش ۲			۰/۷۵۸۰	۰/۴۴۸۳	۰/۸۹۱۸
آزمایش ۳				۰/۳۱۱۸	۰/۷۶۶۷
آزمایش ۴					۰/۵۸۳۲

[۱] Diebold Mariano

در انتها برای آنکه به شکلی کاربردی تر به مقایسه قدرت پیش‌بینی مدل‌های ارائه شده دراین پژوهش پرداخته شود، به انجام آزمون معکوس[1] با در نظر گرفتن هزینه معاملاتی پرداخته شده است. دراین آزمون با استفاده از استراتژی مبتنی بر جهت پیش‌بینی هر یک از مدل‌های مقایسه شده دراین پژوهش، طی بازه زمانی داده‌های آزمون، یعنی از دوم تیر ماه سال ۱۳۹۹ تا هجدهم فرودین ماه ۱۴۰۰ معامله شده و نتیجه بازده تجمعی هر یک ازاین استراتژی‌ها در شکل(۶) ارائه شده است.



شکل۶. بازده تجمعی حاصل شده از استراتژی‌های پیش‌بینی ارائه شده و شاخص کل

۵. بحث و نتیجه‌گیری

بازار بورس تهران به عنوان یک بازار درحال‌توسعه فرصت بسیار مناسبی برای سرمایه‌گذاری است. با توجه به گفته‌های فاما و تعدیلاتی که لو نسبت به نظریه‌ایشان داشتند شاخص بورس تهران نیز همچون هر بازار درحال‌توسعه دیگری دائما در حال حرکت به سمت کارایی نوع ضعیف است. اگر چه با توجه با آزمون‌های آماری انجام شده دراین پژوهش وجود روابط آشوبی در آن قابل مشاهده بود و توضیع بازده خواص نوفه سفید را نداشت. در ادامه نتایج هم، قابلیت کسب سود مازاد بر شاخص به کمک مدل یادگیری عمیق ارائه شده، نشان داده شد. همه‌این موارد نشان دهنده

[1] Back test

ی‌این هستند که در داده‌های تاریخی بازده شاخص بورس تهران دانشی وجود دارد که اگر چه با برخی مدل‌های ساده تر ممکن است قابل استخراج نباشند، اما دلیل بر عدم وجوداین روابط نیست.

دراین پژوهش به صورت جامع مراحل شناخت رفتار داده‌های بازار بورس تهران با استفاده از آزمون‌های متعدد طی شده و ذات آشوبی و توزیع خوشه‌ای در آن شناسایی شده است. ازاین رو با داشتن یک شناخت کافی و مرور مدل‌های متفاوت با استفاده از کنار هم قرار دادن دو شبکه عصبی اقدام به مدل‌سازی رفتار بازده شاخص بورس تهران شده است. نتایج نشان می‌دهد که در نظر گرفتن رژیم‌های متفاوت برای مدل‌سازی رفتار بازده تاثیر مثبت در برازش مدل پیش‌بینی و افزایش دقت دارد. این در حالی است که مدل پیش‌بینی بدون در نظر گرفتن رژیم توان استخراج بسیار پایین تری دارد. تفاوت دقت پیش‌بینی مدل بدون رژیم و مدل‌های با در نظر گرفتن رژیم توسط آزمون‌های آماری معنی‌دار ارزیابی شد. همچنین استراتژی تدوین شده بر مبنای دقت جهت پیش‌بینی مدل‌های ارائه شده دراین پژوهش بازده‌های متفاوتی را درآزمون معکوس با در نظر گرفتن هزینه‌ی معاملاتی کسب کرد. اما نکته با اهمیت این است که روش ارائه شده با در نظر گرفتن رژیم‌های رفتار بازده می‌تواند بازدهی مازاد بر بازده شاخص کسب کند.این در حالی است که استراتژی پیشنهادی حاصل از برازش مدل شبکه عصبی عمیق بدون در نظر گرفتن رژیم برای توضیح رفتار داده، بازدهی کمتر از شاخص کسب می‌کند. با توجه به گفته‌های لو و نوین بودن روش ارائه شده دراین پژوهش می‌توان تا مدتی که بازار نسبت به آن تطبیق پیدا نکرده است با استفاده ازاین مدل بازده اضافی کسب کرد.

از نکات مهمی‌که این پژوهش را از سایر پژوهش‌های حوزه‌ی پیش‌بینی متمایز می‌سازد، تطابق ساختار مدل پیش‌بینی با داده‌هایی می‌باشد که از قبل ساختار آن‌ها مورد مطالعه قرار گرفته است. این در حالی هست که پژوهش‌های مشابه با بیان این که مدل‌های یادگیری عمیق توان واکاوی داده‌های بدون توزیع معین را دارند، اهمیتی به شناخت داده‌های مورد برسی نداده‌اند [۴۴، ۱۷]. اگر چه در این پژوهش نشان دادیم که نتیجه‌ای که یک مدل یادگیری عمیق به تنهایی و بدون بازنمایی‌های رژیم رفتاری به دست می‌آورد از مدل تدوین شده بر اساس رفتار خوشه‌ای ضعیف‌تر بوده و بازده پایین‌تری کسب می‌کند. از سوی دیگر تفاوت این پژوهش با سایر پژوهش‌هایی که بر روی بازار بورس تهران انجام شده است برسی دقت و امکان کسب بازده مازاد از بازار با استفاده از مدل تدوین شده می‌باشد. اهمیت این امر در رد یا عدم رد فرض کارایی بازار هدف می‌باشد. سایر پژوهش‌های انجام شده بر روی بورس تهران بیشتر بر روی مقایسه مدل‌ها تمرکز کرده‌اند و برتری یک مدل نسبت به دیگری لزوماً نشان دهنده‌ی امکان کسب سود مازاد با استفاده از آن‌ها نبوده است.

٦. پیشنهادها و محدودیت‌ها

یکی از مشکلات اساسی در مورد پژوهش‌هایی که بر روی بازار بورس تهران انجام می‌شود عدم سهولت دریافت داده‌های بازار برای مدت طولانی می‌باشد، این در حالی است که قدرت مدل‌های داده کاوی بسیار وابسته به حجم داده است. بنابراین می‌توان در چارچوب فرضیات و اهداف‌این پژوهش مهم‌ترین محدودیت را کافی نبودن داده‌های روزانه دانست. این در حالی است که پژوهش‌هایی که با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی عمیق در حوزه‌ی پیش‌بینی قیمت انجام شده به سمت استفاده از داده‌های طولانی مدت رفته‌اند.

در حالی که دراین پژوهش تمرکز بیشتر بر روی کارایی ضعیف شاخص بورس تهران و واکاوی روابط موجود در وقفه‌های خود بازده می‌باشد، یکی از نکات مهم، بررسی امکان ارتقاع مدل پیشنهاد شده به کمک دخیل نمودن داده‌های بازارهای موازی می‌باشد. دراین راستا می‌توان به مدل پیشنهاد شده دراین پژوهش متغیرهایی همچون قیمت روزانه طلا، نفت و یا ارز را اضافه نموده و امکان افزایش دقت پیش‌بینی را سنجید. همچنین می‌توان‌این پژوهش را بر رو داده‌های سری تلاطم پیاده سازی نموده و دقت پیش‌بینی آن را سنجید. چنین پژوهشی می‌تواند تأثیر بسزایی در افزایش بازده روش‌های بهینه سازی پرتفوی داشته باشد.

از سویی دیگر با توجه به پیشرفت روز افزون ابزارهای داده کاوی و مدل‌های پیشرفته متن کاوی، امکان کاوش در داده‌های متنی نیز فراهم شده است.این امر می‌تواند در مدل‌سازی پیش‌بینی موجب افزایش دقت شود. بدین صورت که می‌توان در شبکه‌های اجتمائی همچون توئیتر و تلگرام سوء گیری‌های رفتاری سرمایه‌گذاران و همچنین احساسات سرمایه‌گذاران را برسی کرد. بنا براین می‌توان قدرت پیش‌بینی مدل ارائه شده دراین پژوهش را با مؤلفه‌های استخراج شده از داده‌های متنی در کنار سابقه قیمت برسی کرد.

منابع

1. Aminimehr, A., Raoofi, A., Aminimehr, A., & Aminimehr, A. (2020). The Role of Feature Engineering in Prediction of Tehran Stock Exchange Index Based on LSTM. *Iranian Journal of Economic Studies*, 9(2), 527-548.

2. Assadi, G., Morshedi, F. (2019). Investigating the effect of Investor Sentiment on the stock price crash risk in Tehran Stock Exchange. *Journal of Financial Management Perspective*, 9(25), 9-30(in persian)

3. Babajani, J., Taghva, M., Blue, G., & Abdollahi, M. (2019). Forecasting Stock Prices in Tehran Stock Exchange Using Recurrent Neural Network Optimized by Artificial Bee Colony Algorithm. *Financial Management Strategy*, 7(2), 195-228(in persian).

4. badiei, h., Rezazadeh, R., & Mahmoudi, H. (2017). Forecasting Stock Price Trend by Artificial Neural Networks (Case Study: Isfahan Oil Refinery Company). *FEJ*, 8(31), 167-185(in persian).

5. Bildirici, M., & Ersin, Ö. Ö. (2009). Improving forecasts of GARCH family models with the artificial neural networks: An application to the daily returns in Istanbul Stock Exchange. *Expert Systems with Applications*, 36(4), 7355-7362.

6. Bildirici, M., & Ersin, Ö. (2014). Modeling Markov Switching ARMA-GARCH Neural Networks Models and an Application to Forecasting Stock Returns. *The Scientific World Journal*, 2014, 497941.

7. Bildirici, M., & Ersin, Ö. (2016). Markov Switching Artificial Neural Networks for Modelling and Forecasting Volatility: An Application to Gold Market. *Procedia Economics and Finance*, 38, 106-121.

8. Bishop, C. (1994). Mixture density networks.

9. Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31(3), 307-327.

10. Broock, W. A., Scheinkman, J. A., Dechert, W. D., & LeBaron, B. (1996). A test for independence based on the correlation dimension. *Econometric Reviews*, 15(3), 197-235.

11. Busse, J. A., & Clifton Green, T. (2002). Market efficiency in real time. *Journal of Financial Economics*, 65(3), 415-437.

12. Dima, B., & Miloş, L. (2009). TESTING THE EFFICIENCY MARKET HYPOTHESIS FOR THE ROMANIAN STOCK MARKET. *Annales Universitatis Apulensis Series Oeconomica*, 1, 41-41.

13. Doan, T., & Lo, A. (1988). Stock Market Prices do not Follow Random Walks: Evidence from a Simple Specification Test. *Review of Financial Studies, 1, 41-66.*

14. Engle, R. F. (1982). Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*, 50(4), 987-1007.

15. Fama, E. F. (1970). Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. *The Journal of Finance*, 25(2), 383-417

16. Fischer, T., & Krauss, C. (2018). Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions. *European Journal of Operational Research*, 270(2), 654-669.

17. Hajizadeh, E., Seifi, A., Fazel Zarandi, M. H., & Turksen, I. B. (2012). A hybrid modeling approach for forecasting the volatility of S&P 500 index return. *Expert Systems with Applications*, 39(1), 431-436.

18. Hamilton, J. D. (1988). Rational-expectations econometric analysis of changes in regime: An investigation of the term structure of interest rates. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 12(2), 385-423.

19. Haofei, Z., Guoping, X., Fangting, Y., & Han, Y. (2007). A neural network model based on the multi-stage optimization approach for short-term food price forecasting in China. *Expert Systems with Applications*, 33(2), 347-356.

20. Hasannejad, M. (2018). Designing a Model for Projection of Tehran Exchange Return Employing Autoregressive Moving Average (ARMA) and Autoregressive Moving Average with External Inputs (ARMAX) Models and Assessing the Performance Thereof. *Journal of Financial Management Perspective, 8(22), 135-158.* (in persian)

21. Hekmat, Hanieh; Rahmani, Ali; Mola Nazari, Mahnaz; Mosavi, Mir Hossein; Ghalibaf Asl, Hasan (2020). Static & Dynamic Models & Stock Market Efficiency Evaluation of T.S.E. Listed Companies'. *Financial Research Journal*, 22(4), 476-495. (in Persian)

22. Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long Short-Term Memory. *Neural Computation, 9(8),* 1735-1780.

23. Kim, H. Y., & Won, C. H. (2018). Forecasting the volatility of stock price index: A hybrid model integrating LSTM with multiple GARCH-type models. *Expert Systems with Applications*, 103, 25-37

24. Kristjanpoller R, W., & Hernández P, E. (2017). Volatility of main metals forecasted by a hybrid ANN-GARCH model with regressors. *Expert Systems with Applications*, 84, 290-300.

25. Kristjanpoller, W., & Minutolo, M. (2015). Gold price volatility: A forecasting approach using the Artificial Neural Network–GARCH model. *Expert Systems with Applications*, 42.

26. LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436-444.

27. Lo, A., & Management, S. (1989). Long-term memory in stock market prices.

28. Lo, A. W. (2004). The Adaptive Markets Hypothesis. *The Journal of Portfolio Management*, 30(5), 15.

29. Zolfaghari, M., Sahabi, B., & Bakhtyaran, M. j. (2020). Designing a Model for Forecasting the Stock Exchange Total Index Returns (Emphasizing on Combined Deep Learning Network Models and GARCH Family Models). *FEJ*, 11(42), 138-171. (in Persian)

30. Mohamed, A., Jawadi, F., & Nguyen, D. (2010). The Dynamics of Emerging Stock Markets: *Empirical assessments and implications.*

31. Ozbayoglu, A. M., Gudelek, M. U., & Sezer, O. B. (2020). Deep learning for financial applications: A survey. *Applied Soft Computing*, 93, 106384.

32. Park, J.-I., Lee, D.-J., Song, C.-K., & Chun, M.-G. (2010). TAIFEX and KOSPI 200 forecasting based on two-factors high-order fuzzy time series and particle swarm optimization. *Expert Systems with Applications*, 37(2), 959-967.

33. Pele, D. T., & Voineagu, V. (2008). Testing market efficiency via decomposition of stock return. Application to Romanian Capital Market. *Journal for Economic Forecasting*, 5, 63-79.

34. Pesaran, M. H., & Timmermann, A. (1992). A Simple Nonparametric Test of Predictive Performance. *Journal of Business & Economic Statistics*, 10(4), 461-465.

35. Quandt, R. E. (1972). A New Approach to Estimating Switching Regressions. *Journal of the American Statistical Association*, 67(338), 306-310.

36. Rather, A. M., Agarwal, A., & Sastry, V. N. (2015). Recurrent neural network and a hybrid model for prediction of stock returns. *Expert Systems with Applications*, 42(6), 3234-3241.

37. Rosenberg, B., Reid, K., & Lanstein, R. (1985). Persuasive evidence of market inefficiency. *The Journal of Portfolio Management*, 11(3), 9.

38. Samuelson, P. A. (2013). Proof that Properly Anticipated Prices Fluctuate Randomly. *In the World Scientific Handbook of Futures Markets.* Volume 5, pp. 25-38. WORLD SCIENTIFIC.

39. Shiller, R. J. (1981). Do Stock Prices Move Too Much to be Justified by Subsequent Changes in Dividends? *The American Economic Review*, 71(3), 421-436.

40. Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Salakhutdinov, R. (2014). Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting. *Journal of Machine Learning Research*, 15, 1929-1958.

41. Ta, V.-D., Liu, C.-M., & Tadesse, D. A. (2020). Portfolio Optimization-Based Stock Prediction Using Long-Short Term Memory Network in Quantitative Trading. *Applied Sciences*, 10(2), 437.

42. Tehrani, r., Tajdini, s., Abbasian, E., & Mirlohi, M. (2021). Measure the level of adherence to the random walk Theory in Various Industry Indices Using Markov Switching Model. *Financial Management Strategy, 9(1). (in Persian)*

43. Vukovic, D., Vyklyuk, Y., Chernova, N., & Maiti, M. (2019). Neural network forecasting in prediction Sharpe ratio: Evidence from EU debt market. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 542.

44. Wang, W., Li, W., Zhang, N., & Liu, K. (2020). Portfolio formation with preselection using deep learning from long-term financial data. *Expert Systems with Applications*, 143, 113042.

45. Wang, Y.-H. (2009). Nonlinear neural network forecasting model for stock index option price: Hybrid GJR–GARCH approach. *Expert Systems with Applications*, 36(1), 564-570.

46. Zhong, X., & Enke, D. (2019). Predicting the daily return direction of the stock market using hybrid machine learning algorithms. *Financial Innovation*, 5(1), 24.