-- Iranian Journal of Economic Research------
Volume 27, Issue 91, Summer 2022, 189-221
ijer.atu.ac.ir
DOI: http://dx.doi.org/10.22054/ijer.2022.59528.957

ATU PRESS

Original Research Received: 04/03/2021 Accepted: 01/02/2022 ISSN: 1726-0728 eISSN:2476-6445

Tehran Stock Exchange Return Forecasting: Comparison of Bayesian, Exponential Smoothing and Box Jenkins Approaches

Mojtaba Rostami — Ph.D. in Economics, Postdoctoral Researcher, Iran National Science Foundation, Tehran, Iran

Seyed Nezamuddin Makiyan* — Associate Professor in Economics, Economics Dept., Yazd University, Yazd, Iran

Abstract

Stock returns forecasting is very crucial for investors, share-holders and arbiters. Different methods have been developed for this purpose. In general, there are four methods of forecasting in stock markets, which are; Technical Analysis, Fundamental Analysis, Traditional Time Series and Machine Learning. This study is classified in the third category that is a time series prediction in which the values of a variable are predicted over time. Studies which have been done so far indicate that most of them concentrate on Neural Networks and Genetic Algorithm which are in Machine Learning class and none of them uses Bayesian approach or Exponential Smoothing and Box Jenkins techniques placed in the group of time series forecasting. This paper focuses on forecasting with time series methodology for predicting and comparing the results of the Bayesian, Exponential Smoothing and Box Jenkins methods together. In fact, the difference between this study and others is the comparison of the mentioned methods for stock return forecasting. The period of investigation was 2018- 2020, which covers daily frequency structure. Results, indicated that Bayesian method, based on the Root Mean Square Error (RMSE) criterion is the best technique for the prediction of stock returns. This is because, in addition to information derived from data, this method also uses other sources of information such as non-sample information or vague prior density as well for forecasting. Results illustrate the importance of considering the Bayesian approach in predicting stock market returns.

Keywords: Bayesian, Exponential Smoothing, MCMC.

JEL Classification: C530, C110, C150.

---

* Corresponding Author: nmakiyan@yazd. ac. ir

How to Cite: Rostami, M., Makiyan, N. (2022). Tehran Stock Exchange Return Forecasting: Comparison of Bayesian, Exponential Smoothing and Box Jenkins Approaches. *Iranian Journal of Economic Research, 27 (91),* 189 -221.

مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۱۲/۱۴ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۱۱/۱۲

ISSN:۱۷۲۶-۰۷۲۸ eISSN: ۲۴۷۶-۶۴۴۵

-- پژوهش‌های اقتصادی ایران---------

دوره ۲۷، شماره ۹۱، تابستان ۱۴۰۱، ۱۸۹-۲۲۱

ijer.atu.ac.ir

DOI: http://dx.doi.org/10.22054/ijer.2022.59528.957

پیش‌بینی بازده سهام بورس تهران: مقایسه رویکردهای بیزی، هموارسازی نمایی و باکس جنکینز

مجتبی رستمی دکتری اقتصاد و پژوهشگر پسادکتری، صندوق ملی حمایت از پژوهشگران و فناوران کشور، تهران، ایران

سید نظام‌الدین مکیان* دانشیار، گروه اقتصاد، دانشگاه یزد، یزد، ایران

چکیده

پیش‌بینی بازده سهام برای سرمایه‌گذاران در بازارهای مالی از اهمیت فراوانی برخوردار است. به طور کلی چهار روش برای پیش‌بینی قیمت سهام وجود دارد: تحلیل تکنیکال، تحلیل بنیادی، پیش‌بینی سری‌های زمانی کلاسیک و روش یادگیری ماشینی. این مطالعه در دسته سوم؛ یعنی پیش‌بینی سری زمانی که در آن مقادیر یک متغیر در طول زمان پیش‌بینی می‌شود، قرار می‌گیرد. بررسی مطالعات انجام شده نشان می‌دهد پیش‌بینی قیمت سهام بیشتر با روش‌هایی چون شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک که در گروه روش یادگیری ماشینی قرار دارند، بوده است. عدم کاربرد روش بیزین، هموارسازی نمایی و باکس جنکینز در مطالعات انجام شده مشهود است. در واقع تمایز این پژوهش با سایر مطالعات، کاربرد روش‌های بیزین، هموارسازی نمایی و باکس جنکینز و مقایسه آن‌ها در پیش‌بینی بازده سهام است. این مطالعه پیش‌بینی با سری‌های زمانی با سه روش مختلف فوق را مورد استفاده قرار داده است. بازه زمانی این مطالعه از ۱۳۹۷/۰۱/۰۶ تا ۱۳۹۹/۱۲/۲۷ در تناوب روزانه است. براساس معیار ریشه میانگین مربع خطاها (RMSE) که کاهش آن تنها در صورتی ممکن است که روش مورد استفاده اطلاعات بیشتری را از فرآیند سری زمانی داده‌ها لحاظ کند. نتیجه این مطالعه نشان‌دهنده برتری روش بیزی بر سایر روش‌ها است. این تحقیق اهمیت توجه به این روش پیش‌بینی در بازده بازارهای مالی را نشان می دهد.

کلمات کلیدی: بیزین، هموارساز نمایی، شبیه‌سازی مونت‌کارلو

طبقه‌بندی JEL: C530, C110, C150

* نویسنده مسئول: nmakiyan@yazd. ac. ir

۱. مقدمه

لازمه رشد و توسعه اقتصادی، برخورداری از بازارهای مالی کارا است. بازارهای مالی به دو بخش بازار پول و بازار سرمایه تقسیم می‌شوند؛ بازار پول، بازار مبادله منابع کوتاه‌مدت است و حداکثر سررسید آن یک دوره مالی (به طور معمول یک سال) است، اما ویژگی بازار سرمایه برخورداری از منابع بلندمدت است که منجر به مبادله منابع میان دارندگان مازاد منابع با متقاضیان کسری منابع می‌شود. رشد و توسعه اقتصادی نیازمند پشتیبانی سرمایه‌گذاری‌های کلان است و این سرمایه‌گذاری‌ها براساس بازار منابع کوتاه‌مدت (بازارپول) تامین مالی نمی‌شوند. بازار سرمایه مکانیسمی فراهم می‌کند تا با تجمیع پس‌اندازهای کوچک، سرمایه‌گذاری‌های کلان اقتصادی ممکن شوند.

انگیزه اصلی فعالان بازار مالی کسب سود است؛ بنابراین، پیش‌بینی تغییرات قیمت سهام برای آن‌ها بسیار حائز اهمیت است (Kim & Han, 2016) چراکه اگر مبادله‌گر تغییرات قیمت را درست تشخیص دهد، منتفع شده و در غیر این صورت متضرر خواهد شد. با این وجود، پیش‌بینی قیمت سهام به دلیل مشخصه‌هایی مانند پویایی، غیرخطی بودن، پیچیدگی و بی‌نظمی بسیار دشوار است (Jeon, et al., 2017). اهمیت پیش‌بینی در بازار سهام منجر به مطالعات متنوعی شده است، اما هنوز انتظارات را برآورده نکرده است؛ برای مثال، روش‌های مشهور و پذیرفته شده عایدی- ریسک سنتی[1] (Fama & French, 1996; Naranjo, et al., 1998; Lettau & Ludvigson; 2001 & 2005 and Santos & Veronesi, 2006) و یا پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی متکی به ریاضیات محض[2] (Huang & Tsai, 2009; Tay & Cao, 2001 and Wang, et al.,) همچنان جزء مسائل بسیار سخت و تا حدودی لاینحل باقی مانده است (Wang, et al., 2015).

این عدم موفقیت به پیچیدگی رفتار افراد در بازار برمی‌گردد؛ در واقع طراحی مدلی که مجموعه‌های این پیچیدگی را تفسیر کند، بسیار دشوار است. چالش پیش‌بینی، موجب ارائه راه‌حل‌های متفاوت و جدیدی جهت حداقل کردن خطای پیش‌بینی شده است. همچنین رشد و توسعه بازارهای مالی به همراه پیشرفت ابزارها، سازوکار و پدیده‌های نو، موجب اهمیت دوچندان پیش‌بینی قیمت سهام در بازارهای مالی شده است، زیرا یکی از متغیرهای مهم در زمینه تصمیم‌های سرمایه‌گذاری، قیمت‌گذاری اوراق بهادار (مشتقه‌ها) و مدیریت ریسک

1. Traditional Risk- Return Modeling
2. Pure Mathematics Inspired Approach of Financial Time Series Forecast

پیش‌بینی درست از قیمت آتی سهام است. سرمایه‌گذاران بازارهای بورس همواره علاقه‌مندند از روند بعدی قیمت‌ها مطلع شوند؛ فعالان این بازار درصدد دستیابی و به‌کارگیری روش‌هایی هستند تا بتوانند با پیش‌بینی آتی قیمت سهام، سود سرمایه خود را افزایش دهند. بنابراین، ضروری به نظر می‌رسد که روش‌های مناسب، صحیح و متکی به اصول علمی در تعیین قیمت آینده سهام در اختیار افراد سرمایه‌گذار قرار گیرد.

پژوهش حاضر با توجه به خلأ مطالعاتی موجود درصدد است تا با استفاده از روش‌های نوین پیش‌بینی (روش‌های بیزین[1]، باکس جنکینز[2] و هموارسازی نمایی[3]) به پیش‌بینی قیمت سهام در بورس اوراق بهادار تهران، مقایسه میان روش‌ها و در نهایت تعیین روش مناسب‌تر در ارائه پیش‌بینی بپردازد. نقطه قوت این مطالعه نسبت به مطالعات مشابه در این زمینه در چند مورد خلاصه می‌شود؛ ۱- این مطالعه از روش‌های جدیدی چون بیزین و هموارسازی نمایی استفاده کرده است. ۲- در کنار روش جدید پیش‌بینی، روش مرسوم‌تر باکس جنکینز را نیز ارائه کرده تا از این طریق به مقایسه این روش‌ها اقدام کند. ۳- مقایسه میان این روش‌ها در نهایت روش برتر را مشخص خواهد کرد.

ساختار پژوهش حاضر به این ترتیب است که در بخش دوم مبانی نظری ارائه می‌شود. بخش سوم به مطالعات پیشین اختصاص دارد. در بخش چهارم روش مطالعه ارائه شده است. در بخش پنجم به تجزیه و تحلیل داده‌ها پرداخته می‌شود و بخش پایانی به جمع‌بندی و نتیجه‌گیری اختصاص یافته است.

۲. مبانی نظری

شاخص قیمت آتی سهام عرضه شده شرکت‌ها از اهمیت بالایی برای مشارکت‌کنندگان در بازار برخوردار است. براساس تئوری کارایی بازار، پیش‌بینی شاخص قیمت با استفاده از داده‌های گذشته سهام تا حدودی غیرممکن است (Barak, et al., 2017). همچنین اطلاع از تغییرات قیمت سهام برای یک مبادله‌گر در بازار سهام از اهمیت حیاتی برخوردار است، چراکه در صورت پیش‌بینی صحیح از مسیر حرکت قیمت، منتفع و در غیر این صورت متضرر خواهد شد. مشکلات و مسائل پیش‌بینی، مدت‌ها است که وجود دارد و محققان

1. Bayesian
2. Box-Jenkins
3. Exponential Smoothing

همواره در تلاش برای کشف استراتژی‌های جدید و بهترند؛ در این راستا، بسیاری از محققان برای پیش‌بینی شاخص سهام بر مدل‌های آماری متمرکز شده‌اند. اما آنچه باید بدان توجه کرد، مشکل بودن انجام پیش‌بینی درست برای بازار سهام به دلیل ویژگی‌های چون پویایی و غیرخطی بودن بسیار دشوار است (Jeon, et al., 2017). به‌طور کلی هدف یک پیش‌بینی می‌تواند در سه دسته کلی زیر جای گیرد (Kim & Han, 2016):

۱- پیش‌بینی یک پیشامد با فرض آنکه زمان وقوع پیشامد مشخص است.

۲- پیش‌بینی زمان وقوع یک اتفاق با فرض آنکه پیامد اتفاق مشخص است.

۳- پیش‌بینی سری زمانی که در آن مقادیر یک متغیر در طول زمان پیش‌بینی می‌شود.

پژوهش حاضر در دسته سوم جای می‌گیرد و در این راستا از روش‌های مختلفی استفاده می‌شود. به‌طورکلی چهار روش برای پیش‌بینی شاخص قیمت سهام وجود دارد: تحلیل تکنیکال[1]، تحلیل بنیادی[2]، پیش‌بینی سری‌های زمانی کلاسیک[3] و روش یادگیری ماشینی[4] (Moghaddam, et al., 2016). در تحلیل تکنیکال مبنای کار استفاده از الگوهای تاریخیِ رفتار قیمت سهام طی زمان و سایر اطلاعات مالی است. هسته این تحلیل بر این باور است که تاریخ خود را تکرار می‌کند. بنابراین، با استفاده از قیمت‌های موجود سهام، می‌توان قیمت آتی آن را پیش‌بینی کرد (Robert & Van, 1999). در تحلیل بنیادی از اصول مسلم نظریه بنیادی شرکت برای انتخاب سهم برای تحلیل استفاده می‌شود (Malkiel, 1999) . در این راستا موجود بودن داده‌های بنیادی چون نرخ تورم، نرخ بهره و سایر متغیرهای کلان اقتصادی از اهمیت وافری برخوردار است (Robert & Van, 1999). در روش پیش‌بینی سری زمانی کلاسیک، داده‌های موجود تحلیل شده و با استفاده از یک ترکیب خطی، مقدار آتی سری زمانی تعیین می‌شود. این روش زمانی استفاده می‌شود که نسبت به متغیرهای ورودی، اطلاع کافی در دسترس نباشد یا اینکه مدل مناسبی برای پیش‌بینی وجود نداشته باشد (Khashei, et al., 2008). در روش یادگیری ماشینی مجموعه‌ای از جفت‌های ورودی- خروجی ارائه شده و سیستم تلاش می‌کند تا تابعی از ورودی به خروجی را فرا گیرد. یادگیری تحت نظارت نیازمند تعدادی داده ورودی به منظور آموزش سیستم است. سیستم تلاش می‌کند تا

1. Technical Analysis
2. Fundamental Analysis
3. Traditional Time Series Forecasting
4. Machine Learning Method

تقابلات خود با یک محیط پویا را از طریق آزمون و خطا بهینه کند (Hastie, et al., 2003). همچنین هنگام پیش‌بینی، پیش‌بینی‌کننده باید تصمیم بگیرد که نوع پیش‌بینی به کدام صورت زیر است (Qiu, et al., 2016):

۱- پیش‌بینی نقطه‌ای

۲- پیش‌بینی فاصله‌ای

۳- پیش‌بینی چگالی احتمال.

روش‌های کلاسیک پیش‌بینی در مدل‌های سری زمانی بر مورد اول و دوم فوق تکیه دارند و تنها در مورد پیش‌بینی پیشامدها یا زمان‌های رخداد یک اتفاق معین از پیش‌بینی چگالی مقادیر آتی متغیر استفاده می‌کنند. برخلاف این روش‌ها، مدل‌های بیزین سری زمانی به پیش‌بینی چگالی احتمال مقادیر آتی متغیر سری زمانی مورد نظر می‌پردازند. به نظر می‌رسد که در این حالت نسبت به روش‌های کلاسیک در سری‌های زمانی، اطلاعات بیشتری راجع به متغیری که پیش‌بینی می‌شود در دست خواهد بود. پیش‌بینی در زمان t یک متغیر برای h دوره بعد $f_{t,h}$ به صورت $f_{t,h}(I_t, A_t)$ بیان می‌شود که در آن I_t مجموعه اطلاعات پیش‌بینی‌کننده در زمان t و A_t مجموعه فروض پیش‌بینی است. بنابراین، پیش‌بینی مقادیر آتی یک متغیر تابعی از مجموعه اطلاعاتی در دسترس و فروض وضع شده درباره آن است. در مجموعه فروض وضع شده این فرض که روابط اقتصادی با تقریب مناسبی توسط مدل‌های خطی برآورد می‌شوند، وجود دارد. این در حالی است که برخی از محققین حوزه بازارهای سهام بر طبیعت غیرخطی بازار سهام تاکید دارند و از این رو، به جای استفاده از روش پیش‌بینی سری زمانی از ساختار مدل‌های غیرخطی و الگوریتم‌های آموزشی برای پیش‌بینی استفاده کرده‌اند. برخی از این تکنیک‌ها مثل شبکه عصبی مصنوعی (ANN)[1] و ماشین بردار پشتیبانی (SVM)[2] با توابع هسته غیرخطی در سال‌های اخیر و در مسائل پیش‌بینی بازار بسیار مورد استفاده قرار گرفته‌اند. برای مثال، مطالعات تیکنور[3] (۲۰۱۳) و دی‌اولیوریا و همکاران[4] (۲۰۱۳) از روش ANN برای پیش‌بینی قیمت‌های سهام استفاده کرده‌اند. زبیکوسکی[5] (۲۰۱۴) از SVM وزنی برای پیش‌بینی عواید و ریسک سهام استفاده کرد. البته

1. Artificial Neural Networks
2. Support Vector Machines
3. Ticknor, J.
4. De Oliveira, F. A., et al.
5. Zbikowski. K.

روش‌های مدل‌سازی غیرخطی دقیق‌تری نیز به کار رفته است. به عنوان مثال، پاتل و همکاران[1] (۲۰۱۵) از مدل‌های ترکیبی یا چندگانه شامل شبکه عصبی مصنوعی، پیش‌بینی تصادفی و الگوریتم ژنتیک[2] برای پیش‌بینی شاخص‌های بازار سهام استفاده کردند.

گروهی دیگر از محققین دلیل پیش‌بینی‌های ضعیف (در بسیاری از موارد به طور کامل غیرقابل قبول) را عدم استفاده از فروض مناسب می‌دانند؛ به عنوان مثال، اتکا به کارایی بازار و انتخاب مجموعه کافی از عوامل برای محاسبه ارزش ذاتی شاخص هدف، هنگام پیش‌بینی ضروری است، اما به طور معمول ارزش ذاتی، باعث همگرایی به شاخص واقعی بازار نمی‌شود؛ بنابراین، اغلب با مقدار شاخص واقعی بازار بی‌ارتباط است. مدل‌های ریسک-عایدی نیز از طریق انتخاب محتمل تورش‌دار برای ساختار مدل به‌طور منفی تحت تاثیر قرار می‌گیرند. البته می‌توان آن را از طریق دیدگاه‌های اقتصادی یا مالی مختلف کارشناسان تعدیل کرد، اما تورش ساختاری نشات گرفته از تاکید بر عوامل اندک و نادیده گرفتن دیگر عوامل اثرگذار، منجر به پیش‌بینی‌های غلط می‌شود، چراکه ممکن است عوامل کنار گذاشته شده اثر مهمی بر اهداف پیش‌بینی یا بر زمان آن داشته باشد (Wang, et al., 2015).

پیش‌بینی‌ها به منظور راهنمای عمل انجام می‌شود. برای پیش‌بینی‌های دقیق، هیچ مزیت ذاتی وجود ندارد، چراکه به منظور بهبود تصمیم‌گیری انجام می‌شوند. در نتیجه، پیش‌بینی‌ها باید براساس اینکه تصمیم‌های حاصل چقدر خوب هستند، قضاوت شوند. ریشه میانگین مربعات خطای پیش‌بینی (RMSE)[3] رایج‌ترین روش ارزیابی پیش‌بینی‌ها است (Clements, 2004).

معیار RMSE به دو صورت به ارزیابی پیش‌بینی‌ها کمک می‌کند:

۱- امکان مقایسه بین دو یا چند مدل را فراهم می‌آورد.

۲- امکان مقایسه یک مدل را در مقاطع مختلف در ارزیابی دقت پیش‌بینی‌هایش فراهم می‌آورد.

حالت اول؛ یعنی مقایسه این معیار در بین مدل‌های مختلف کمک می‌کند تا مشخص شود آیا مقادیر بزرگ RMSE ناشی از پیش‌بینی‌ناپذیری ذاتی متغیرها است یا به دلیل انتخاب مدل‌ها است. برای مثال، یک RMSE بزرگ برای دو مدل نشان‌دهنده دشواری

1. Patel, J., et al.
2. Genetic Algorithms, GA.
3. Root Mean Square Error

پیش‌بینی متغیر یا متغیرهای هدف است؛ در حالی که مقادیر RMSE متفاوت در بین مدل‌ها قوت و ضعف مدل‌ها را در پیش‌بینی نشان می‌دهد. بنابراین، همواره می‌توان از معیار RMSE استفاده کرد و دقت یک مدل را در پیش‌بینی واقعیت با توانایی آن در گذشته و یا با مدل‌های مختلف بررسی کرد.

۳. پیشینه پژوهش

در این بخش مطالعات انجام شده در حیطه روش سری زمانی بیزین و روش هموارسازی نمایی به صورت خلاصه ارائه شده است. در ادامه ابتدا مطالعات خارجی و سپس مطالعات داخلی آورده شده است.

پیش‌بینی مقادیر آتی سری‌های زمانی از اهمیت بالایی در همه علوم برخوردار بوده و هر رشته علمی ویژگی‌های خاص خود را داشته و نیازمند آن است تا محققان آن رشته، روش‌های پیش‌بینی جدیدی برای آن ارائه کنند. به طور کلی، رویکردهای پیش‌بینی را می توان در سه کلاس طبقه‌بندی کرد؛ کلاس اول شامل مدل‌های آماری مانند میانگین متحرک انباشته اتورگرسیو (ARIMA)[1] (Xiang & Zhuang, 2013)، ناهمسانی شرطی خودبازگشتی تعمیم‌یافته (GARCH)[2] (Wei, et al., 2010) و گام تصادفی (RW)[3] (Murat & Tokat, 2009) است. دسته دوم تمرکزش بر روش‌های مشتق‌شده از هوش مصنوعی و سیستم‌های خبره مانند ماشین بردار پشتیبان (SVM)[4] (Khashman & Nwulu, 2011)، سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی (ANFIS)[5] (Al-Qaness, et al., 2018) و الگوریتم ژنتیک (GA)[6] (Guo, 2012) است. در نهایت، هیبریداسیون مدل‌های بیان شده آخرین مورد را تشکیل می‌دهد (Abdollahi, 2020).

همانگونه که در مطالعات تراتار و همکاران[7] (۲۰۱۶)، مکریداکیس و هیبون[8] (۲۰۰۰)،

1. Autoregressive Moving-average
2. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity
3. Random Walk (RW)
4. Support Vector Machine (SVM)
5. Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)
6. Genetic Algorithm (GA)
7. Tratar, U., et al.
8. Makridakis, S. & Hibon, M.

بیلا و همکاران[۱] (۲۰۰۶)، هولت[۲] (۱۹۵۷) و برون[۳] (۱۹۵۹ و ۱۹۶۳)، پیگیلس[۴] (۱۹۶۹)، تیلور[۵] (۲۰۰۳)، والستروم و سرجیرستد[۶] (۲۰۱۰)، گاردنر[۷] (۲۰۰۶)، هیندمن و همکاران[۸] (۲۰۰۸)، گاردنر و امسی‌کنزی[۹] (۲۰۱۶)، صادقی[۱۰] (۲۰۱۵)، پولونی و سبرانا[۱۱] (۲۰۱۵)، هاروی و همکاران[۱۲] (۲۰۰۷)، سنف و همکاران[۱۳] (۲۰۱۷)، ایکسایو و همکاران[۱۴] (۲۰۱۷)، گرازینی و همکاران[۱۵] (۲۰۱۷)، وانگ و همکاران (۲۰۱۵)[۱۶]، هال و همکاران[۱۷] (۲۰۱۴)، گورسن و همکاران[۱۸] (۲۰۱۱)، چن و همکاران[۱۹] (۲۰۰۳)، کو و همکاران[۲۰] (۲۰۰۱ و ۲۰۱۶)، آتسالاکیس و والاوانیس[۲۱] (۲۰۰۹)، فنگوا و همکاران[۲۲] (۲۰۱۴) و گوکن و همکاران[۲۳] (۲۰۱۶) مشاهده می‌شود مطالعات برجسته‌ای در حوزه پیش‌بینی شاخص قیمت سهام انجام شده است، اما هیچ‌کدام از این مطالعات انجام شده به مقایسه روش‌های پیش‌بینی نپرداخته است. همچنین در حوزه پیش‌بینی قیمت سهام با استفاده از روش بیزین و همین طور مقایسه پیش‌بینی در روش‌های بیان شده تاکنون مطالعات داخلی به این موضوع نپرداخته‌اند. در زمینه پیش‌بینی با استفاده از روش باکس جنکینز مطالعاتی وجود دارند که در ادامه آورده شده‌اند. به‌طور کلی مطالعات موجود با استفاده از روش‌هایی چون شبکه عصبی، الگوریتم

1. Billah, B., et al.
2. Holt, C. C.
3. Brown, R. G.
4. Pegels, C. C.
5. Taylor, J. W.
6. Wallström, P., & Segerstedt, A.
7. Gardner Jr., E. S.
8. Hyndman, R. J., et al.
9. Gardner Jr., E. S. & McKenzie, E.
10. Sadeghi, A.
11. Poloni, F., & Sbrana, G.
12. Harvey, A. C., et al.
13. Senf, C., et al.
14. Xiao, Q., et al.
15. Grazzini, J., et al.
16. Wang, L., et al.
17. Hall, J., et al.
18. Guresen, E., et al.
19. Chen, et al.
20. Kuo, R. J., et al.
21. Atsalakis, G. S., & Valavanis, K. P.
22. Fenghua, W. E. N. et al.
23. Gocken,M. et al.

ژنتیک و ... به تحقیق پرداخته‌اند که می‌توان به مطالعات حقیقت منفرد و همکاران (۱۳۹۱)، مکیان و موسوی (۱۳۹۱)، سجاد و عسکری (۱۳۹۱)، زمانی و همکاران (۱۳۹۳)، امیری و بیگلری کامی (۱۳۹۳) و محمدی و همکاران (۱۳۹۵) اشاره کرد.

بررسی مطالعات داخلی نشان می‌دهد پیش‌بینی قیمت سهام بیشتر با روش‌هایی چون شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک است[۱]. عدم کاربرد روش بیزین و روش هموارسازی نمایی در مطالعات داخلی مشهود است. همچنین مطالعات معدودی از روش باکس جنکینز استفاده کرده‌اند. در واقع تمایز این پژوهش با سایر مطالعات داخلی، کاربرد روش‌های بیزین، هموارسازی نمایی و باکس جنکینز و مقایسه آن‌ها در پیش‌بینی قیمت سهام است.

٤. روش پژوهش

در این بخش روش بررسی باکس جنکینز، بیزین و هموارسازی نمایی ارائه شده است که در ادامه به ترتیب در زیربخش‌های جدا آورده شده است.

٤-١. روش باکس جنکینز

یکی از انواع مدل‌های پیش‌بینی سری زمانی، مدل باکس- جنکینز است. در این مدل، پیش‌بینی سری زمانی تک متغیره را با استفاده از مدل‌سازی آماری انجام می‌دهند. این نوع از پیش‌بینی از ۴ مرحله شناسایی الگو، برآورد ضرایب، آزمون کنترل و در نهایت پیش‌بینی تشکیل شده است.

به طور کلی سری زمانی یک مدل آماری برای بررسی مسائل جهان واقعی که تحت شرایط نامطمئن مشاهده می‌شوند، است. یک مدل آماری، مجموعه‌ای از گزاره‌های احتمالی برای توصیف و تفسیر رفتار پدیده‌ها یا پیش‌بینی عملکرد آتی آن‌ها است. مدل آماری شامل ۳ جزء با اهمیت به صورت ۱- متغیر یا متغیرهای پاسخ Y، ۲- متغیرهای توضیحی $X_1, X_2, \ldots, X_P$ و ۳- مکانیسم اتصال میان دو مجموعه متغیرها است. متغیر(های) پاسخ Y، متغیر اصلی تحقیق است و قسمت تصادفی مدل را تشکیل می‌دهد. بر این اساس (تصادفی بودن متغیر پاسخ) می‌توان رابطه (۱) را نوشت.

$$Y|X_1, X_2, \ldots, X_P \sim D(\theta) \qquad (۱)$$

۱. برای نمونه رجوع شود به: رئوفی و محمدی (۱۳۹۷)

در رابطه (۱)، $D(\theta)$ توزیع احتمال با بردار پارامتر θ است. هدف اصلی از به‌کارگیری این مدل‌ها استنباط در مورد نوع ارتباط X_jها و Y و اندازه تاثیر هر X_j بر Y است. معمولا X_jها به عنوان عناصری غیرتصادفی تلقی می‌شوند. بنابراین، تعریف دقیق‌تر مدل می‌تواند به صورت رابطه (۲) باشد:

$$Y|X_1, X_2, \ldots, X_P \sim D\big(\theta(\beta, \phi, X_1, \ldots, X_P)\big) \qquad (۲)$$

در مورد سری‌های زمانی مجموعه متغیرهای توضیحی مدل عبارت خواهد بود از گذشته خود متغیر و باقیمانده‌های آن؛ بنابراین، پیش‌بینی با استفاده از سری‌های زمانی نوعی برون‌یابی خواهد بود.

٤-۲. روش بیزی

در مدل‌سازی آماری، رویکردهای فراوانی و بیزی در مورد اینکه احتمالات را باید به چه چیزهایی تخصیص داد توافق ندارند. در آمار با رویکرد فراوانی فرض شده است که تنها داده‌های متغیرهای تصادفی با توزیع احتمالات مرتبط است؛ پارامترها ثابت و مقادیر نامعلومند، $p-value$ و فواصل اطمینان براساس فراوانی نسبی بلندمدت تحت نمونه‌گیری‌های تکراری از داده‌ها به دست می‌آیند. از چشم‌انداز بیزی هم داده‌ها و هم پارامترها نیز می‌توانند توزیع احتمال داشته باشند. براساس قضیه بیز، استنباط در مورد توزیع پسین پارامتر θ براساس رابطه (۳) -با انجام برخی تغییرات- صورت می‌پذیرد.

$$p(\theta|y) \propto p(y|\theta)p(\theta) \qquad (۳)$$

رابطه (۳) بیان می‌کند که چگالی پسین یک پارامتر با چگالی پیشین آن به همراه تابع لگاریتم راستنمایی داده‌های استفاده شده متناسب است. چنانچه در رابطه (۳) $\theta = (\beta_j, \sigma^2)$ باشند، پارامترهای β_j و σ^2 تصادفی فرض می‌شوند. با فرض آنکه آن‌ها مستقل از هم باشند، الگوی رگرسیونی نرمال به همراه روابط (۴) و (۵) تشکیل یک الگوی آماری بیزی را می‌دهد.

$$f(\beta,\tau)=\prod_{i=0}^{p} f(\beta_j)\, f(\tau) \qquad (۴)$$

و

$$\beta_j \sim N\left(\mu_{\beta_j}, c_j^2\right) j=0,\ldots,p$$
$$\tau \sim gamma(a,b) \qquad (۵)$$

در روابط (۴) و (۵)، $\tau=\sigma^{-2}$ است. رابطه (۵) که توزیع پارامترهای مدل را به ترتیب با توزیع نرمال و گاما معرفی می‌کند، تنها رابطه موجود برای پارامترهای تصادفی نیست، بلکه موردی کلی است که بیشترین استفاده را در کارهای تجربی دارا است. زمانی که هیچ‌گونه اطلاعاتی در دسترس نیست، انتخاب معمول میانگین پیشین مقدار صفر است $\mu_{\beta_j}=0$. این انتخاب متناظر با این فرض است که X_j بر Y هیچ اثری ندارد. واریانس پیشین c_j^2 در این حالت مقدار بزرگی خواهد بود تا نشان‌دهنده نااطمینانی و عدم اطلاع پیشین باشد. به طور مشابه برای τ نیز مقادیر باید به نحوی باشد که واریانس این متغیر را افزایش دهد. مدل سری زمانی بیزی که بردار $\Delta LPRST=[\Delta lprst_1 \quad \Delta lprst_2 \quad \ldots \quad \Delta lprst_{709}]^t$ یا داده‌های رشد شاخص قیمت‌های سهام را تولید می‌کند (برمبنای نتایجی که با استفاده از روش‌های آمار معتبر به دست می‌آید)، یک فرآیند ARIMA (1,1,1) است.

روش تخمین بیزی براساس روش شبیه‌سازی مونت کارلوی زنجیره‌ای مارکف (MCMC)[1] و روش نمونه‌گیری گیبس است. همان‌طور که بیان شد استنباط بیزین و به تبع آن پیش‌بینی بیزین برمبنای محاسبات چگالی‌های پیشین به دست می‌آید. برای محاسبه این چگالی‌ها باید از روش‌های انتگرال‌گیری استفاده شود. برخی اوقات این انتگرال‌ها به دلیل ماهیت پیچیده توزیع‌های استفاده شده و افزایش تعداد پارامترها به‌گونه‌ای پیچیده می‌شوند که محاسبه آن‌ها با روش‌های تحلیلی امکان‌پذیر نیست. بر این اساس با استفاده از روش‌های شبیه‌سازی مونت‌کارلو این چگالی‌ها محاسبه می‌شوند. روش شبیه‌سازی مونت کارلوی زنجیره‌ای مارکف (MCMC) روشی است که از شبیه‌سازی‌های وابسته (در مقابل مونت‌کارلو یکپارچه که از شبیه‌سازی‌های مستقل استفاده می‌کند و برای تحلیل سری‌های

1. Markov Chain Monte Carlo (MCMC)

زمانی بیزین به واسطه ماهیت آن‌ها مناسب نیست) برای توزیع پسین استفاده می‌کند. تمامی انواع توزیع‌های پسین را با استفاده از این روش تخمین می‌زنند. مهم‌ترین نکته در مورد این روش آن است که در صورت ارگودیک[1] بودن، توزیع مانا به دست خواهد داد؛ بدین معنا که به‌طور اساسی با ادامه تکرارها دچار جهش، تغییر و تکامل نمی‌شود. همچنین توزیع مانا تحت تاثیر مقادیر اولیه قرار نمی‌گیرد. در روش نمونه‌گیری گیبس با فرض $X = (X_1, \ldots, X_n)'$ برای تخمین رابطه $\sum f(x)P(x)$ با استفاده از MCMC باید یک زنجیره مارکف ایجاد شود؛ به گونه‌ای که وضعیت‌هایش مقادیر ممکن X باشد و توزیع P (x) نیز مانا باشد. برای انجام این کار فرض می‌شود $x_1^{(1)}, x_2^{(1)}, \ldots, x_n^{(1)}$ مقادیر اولیه و دلخواه متغیرهای تصادفی $X_1, X_2, \ldots, X_n$ باشند. آنگاه مقدار iامین تکرار براساس مقادیر آن‌ها در (i-1)امین تکرار به صورت رابطه (۶) است. در این صورت اگر تمام احتمالات غیر صفر باشند، زنجیره تقلیل‌ناپذیر خواهد بود.

$$
\begin{aligned}
&x_1^{(i)} \sim p\left(x_1 | x_2^{(i-1)}, x_3^{(i-1)}, \ldots, x_n^{(i-1)}\right) \\
&x_2^{(i)} \sim p\left(x_2 | x_1^{(i)}, x_3^{(i-1)}, \ldots, x_n^{(i-1)}\right) \\
&\vdots \\
&x_n^{(i)} \sim p\left(x_k | x_1^{(i)} x_2^{(i-1)}, \ldots, x_{n-1}^{(i)}\right) \\
&x_1^{(i+1)} \sim p\left(x_1 | x_2^{(i)}, x_3^{(i)}, \ldots, x_n^{(i)}\right) \\
&\vdots
\end{aligned}
\qquad (۶)
$$

در گام بعد مانایی $P(x)$ بررسی می‌شود. اگر احتمال انتقال از x به $\hat{x}$ با $p(x; \hat{x})$ نشان داده شود، آنگاه مانایی $P(x)$ به صورت رابطه (۷) خواهد بود.

$$P(\hat{x}) = \sum_x P(x)\, p(x; \hat{x}) \qquad (۷)$$

اگر رابطه (۷) برای هر تکرار برقرار باشد، آنگاه فرآیند مانا خواهد بود (مکیان ورستمی، ۲۰۱۸).

1. Ergodic

٤-۳. روش هموارساز نمایی

روش پیش‌بینی هموارساز نمایی دارای این مزیت است که نیازی به برازش بهترین مدل به داده‌ها نیست، بلکه یک مدل از پیش مشخص را بر داده‌ها تطبیق می‌دهد. این موضوع از آن جهت دارای مزیت است که در شرایطی که نمی‌توان یا نباید از روش‌های مدل محور استفاده کرد به کمک محققین می‌آید. تکنیک‌های تولید پیش‌بینی با استفاده از رویکردهای هموارسازی رابطه نزدیکی با وجود ریشه واحد در سری‌های زمانی دارند. براساس این روش فرض می‌شود که نرخ رشد شاخص سهام دارای متوسطی پنهان است که خود این متوسط پنهان به صورت یک گام تصادفی است (رابطه (۸)):

$$\begin{cases} \Delta lprst_t = c_{0,t} + \varepsilon_t \\ c_{0,t} = c_{0,t-1} + \eta_t \end{cases} \quad (۸)$$

در رابطه (۸)، ε_t و η_t جملات نوفه سفید مدل هستند که دارای ویژگی‌های زیرند:

$$\eta_t \sim WN(0, \sigma_\eta^2)$$
$$\varepsilon_t \sim WN(0, \sigma_\eta^2)$$
$$Cov(\varepsilon_t, \eta_t) = 0$$

براساس رابطه (۸)، پیش‌بینی مقادیر آتی $\Delta lprst_t$ در گرو بهترین پیش‌بینی است که از مقادیر آتی c_0 می‌توان به عمل آورد، اما از آنجایی‌که مقادیر c_0 نامشهود است، بهترین پیش‌بینی براساس مقادیر جاری و گذشته $\Delta lprst_t$ صورت می‌پذیرد؛ زیرا این مقادیر شامل اطلاعاتی در مورد c_0 نیز هستند. روش هموارساز نمایی زمانی که فرآیند مولد داده‌ها همانند آن چیزی باشد که در بالا تشریح شد، پیش‌بینی بهینه را برای مقادیر آتی سری $\Delta lprst_t$ به دست خواهد داد.

۵. یافته‌های پژوهش

با توجه به روش‌های فوق برای انجام پیش‌بینی در مورد شاخص قیمت سهام بورس تهران، روش‌های چرخه‌ای باکس جنکینز، هموارساز نمایی و بیزین مورد استفاده قرار گرفته که نتایج در ادامه ارائه می‌شود. داده‌های این پژوهش به صورت روزانه و در فاصله زمانی ۱۳۹۷/۰۱/۰۶ – ۱۳۹۹/۱۲/۲۷ است.

۵-۱. پیش‌بینی قیمت‌های سهام با استفاده از مدل‌سازی باکس- جنکینز

برای پیش‌بینی براساس مدل‌سازی چرخه‌های باکس- جنکینز باید مراحل زیر طی شود:

* الگوی مناسب قیمت سهام بررسی شود. بدین منظور نمودار کوانتیل تبدیلات قیمت سهام و آزمون پارامتریک باکس-کاکس[1] (۱۹۶۴) به‌کار می‌رود.

* با استفاده از رویکرد چند مرحله پرون[2] به انجام آزمون ریشه واحد دیکی-فولر تعمیم یافته[3] پرداخته می‌شود.

* چرخه‌های متغیر مدل‌سازی می‌شوند. در این راستا با استفاده از نمودار همبستگی نگار، مدل شناسایی و با به‌کارگیری معیارهای اطلاعاتی مناسبت‌ترین مدل سازگار با این داده‌ها انتخاب می‌شود.

* مانایی ضرایب مدل بررسی می‌شود. اغلب روابط اقتصادی در طول زمان تغییر می‌کنند؛ برخی اوقات این تغییرات به آرامی و در شرایطی دیگر بسیار سریع و شدید رخ می‌دهند. اگر مدلی که پیش‌بینی براساس آن صورت می‌گیرد، شامل تغییرات بسیار سریع و شدید باشد، پیش‌بینی‌های مطلوبی ایجاد نخواهد کرد. بدین منظور با استفاده از روش رگرسیون بازگشتی باید تغییرپذیری پارامترها در طول زمان مورد بررسی قرار گیرد.

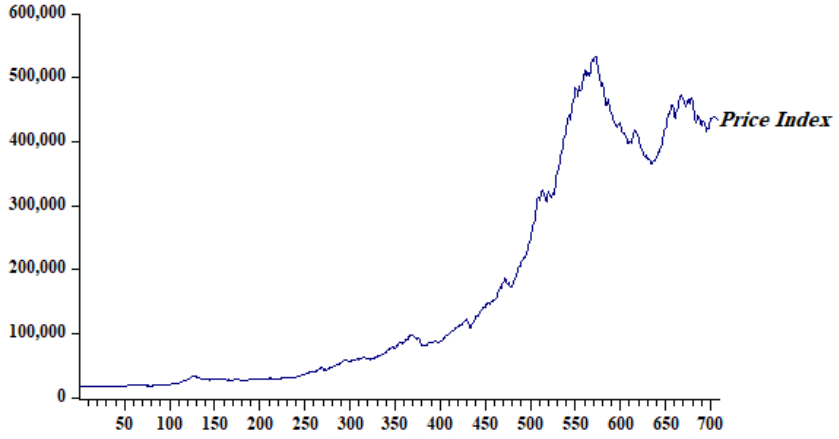
* پیش بینی پویای شاخص قیمتی: بعد از اتمام مراحل قبل، مرحله انجام پیش‌بینی فرا می‌رسد.

در ادامه به بررسی مراحل ذکر شده پرداخته می‌شود. در مرحله اول باید الگوی مناسب قیمت سهام بررسی شود. نمودار (۱) داده‌های ۷۰۹ روز معاملاتی شاخص کل قیمت سهام بورس اوراق بهادار تهران (که با مخفف P_IND نمایش داده می‌شود) در بازه زمانی ۱۳۹۷ تا آخرین روز معاملاتی ۱۳۹۹ است. این نمودار نشان می‌دهد که داده‌ها از یک فرآیند غیرخطی پیروی می‌کند.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

1. Box-*Cox Parametric Test*
2. Multi-step Perron Method to Unit Root Test
3. Augmented Dickey-Fuller Test

نمودار ۱. حرکت شاخص کل قیمت سهام در طول ۷۰۹ روز معاملاتی



ماخذ: یافته‌های پژوهش

جدول (۱) مشخصات نمونه‌ای شاخص کل را نشان می‌دهد. براساس یافته‌های ارائه شده در این جدول، شاخص کل دارای چولگی به سمت راست است که لگاریتم‌گیری از شاخص کل را مجاز می‌شمارد. علاوه بر این اطلاعات، سایر اطلاعات توصیفی در مورد شاخص کل در جدول (۱) نشان داده شده است.

جدول ۱. نتایج تبدیل آزمون باکس

	میانگین	بیشترین	کمترین	انحراف استاندارد	چولگی	کشیدگی
P_IND	۱۶۶۹۹۹/٤	٥۳۳٤۳۹	۱٦٤۱٥/۳	۱۷۱٦۹٥/۳	۰/۸۳۱٦۲۱	۲/۰۰۷۰٤۸

ماخذ: یافته‌های پژوهش

در روش باکس- جنکینز قبل از مدل‌سازی به منظور یافتن مدل مناسب باید مانایی سری زمانی نیز بررسی شود. در این راستا با استفاده از رویکرد چند مرحله‌ای پرون به انجام آزمون ریشه واحد دیکی-فولر تعمیم یافته پرداخته می‌شود. برای آزمون فرضیه صفر H_0 (فرضیه ریشه واحد داشتن لگاریتم شاخص) از مدل ارائه شده در رابطه (۹) استفاده می‌شود که در آن ε_t نوفه سفید است:

$$\Delta(lprst_t) = \mu_b + \alpha T + \rho lprst_{t-1} + \varepsilon_t \qquad (۹)$$
$$\varepsilon_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

نتایج حاکی از آن است که لگاریتم شاخص قیمت‌ها، گام تصادفی با روند و رانش است. نتایج این آزمون در جدول (۲) آورده شده است. با توجه به این جدول می‌توان گفت که تفاضل مرتبه اول لگاریتم شاخص قیمت‌های سهام ماناست.

جدول ۲. آزمون ریشه واحد لگاریتم قیمت سهام

فرضیه صفر	مقدار آماره آزمون	مقادیر بحرانی	نتیجه‌ی آزمون در سطح ۵ درصد
$H_0: \mu_b = \alpha = \rho = 0$	-۱/۵۳٤	-۳/٤۱	پذیرش فرضیه صفر
$H_0: \mu_b = \rho = 0$	-۱٦/۹	-۲/۸٦٥	رد فرضیه صفر

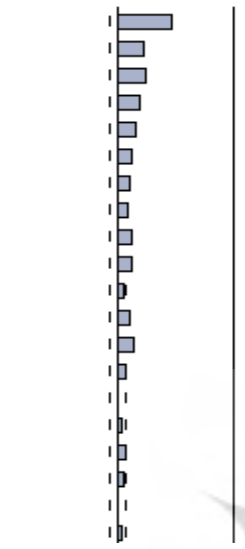
ماخذ: یافته‌های پژوهش

در مرحله بعد باید به منظور شناسایی مرتبه، فرآیند چرخه‌های متغیر قیمت سهام مدل‌سازی شوند. در این راستا با استفاده از نمودار همبستگی نگار، مدل شناسایی و با به کارگیری معیارهای اطلاعاتی مناسب‌ترین مدل سازگار با این داده‌ها انتخاب و در نهایت فروض مربوط به آن با استفاده از آزمون‌های کنترل بررسی و تخمین زده می‌شود. تعداد جملات خودرگرسیو و تعداد جملات میانگین متحرک با استفاده از توابع خودهمبستگی (AC)[1] و خودهمبستگی جزیی (PAC)[2] براساس مراحل باکس- جنکینز محاسبه می‌شود. از آنجایی که ممکن است مدل‌های بهینه دیگری وجود داشته باشند که بر الگوی بیان شده ترجیح داده شوند، این مدل‌ها توسط ضابطه‌های آکائیک و یا شوارتز- بیزین[3] بازبینی می شوند؛ به گونه‌ای که مدلی مناسب محسوب می‌شود که کمترین مقدار آماره آکائیک و یا شوارتز- بیزین را داشته باشد. کاربرد بافت‌نگار شاخص سهام برای پیش‌بینی مناسب‌تر مرتبه اتورگرسیو (p) و میانگین متحرک (q) موثر است.

در نمودار (۲) بافت‌نگار شاخص سهام نشان می‌دهد که ACF در وقفه‌های زیادی و PACF در وقفه ۱ به‌طور معنی‌داری با صفر اختلاف دارند. این موضوع با یک فرآیند ARIMA (1,1) از لحاظ نظری تطابق دارد. اما با توجه به وقفه‌های ۱ و ۲ و همچنین استفاده از آماره‌های AIC و BIC بهترین مرتبه (p و q) برحسب کوچک‌ترین معیار انتخاب می‌شود.

1. Autocorrelation Function
2. Partial Autocorrelation Function
3. Bayesian Information Criterion (AIC & BIC)

نمودار ۲. بافت نگار سری $\{\Delta lprst\}_{t-1}^{709}$



Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.486	0.486	168.09	0.000
		2	0.240	0.005	209.07	0.000
		3	0.257	0.182	256.35	0.000
		4	0.192	-0.001	282.78	0.000
		5	0.160	0.061	301.09	0.000
		6	0.130	-0.000	313.12	0.000
		7	0.112	0.029	322.07	0.000
		8	0.094	0.002	328.38	0.000
		9	0.124	0.074	339.49	0.000
		10	0.124	0.021	350.65	0.000
		11	0.058	-0.042	353.06	0.000
		12	0.105	0.082	360.98	0.000
		13	0.137	0.040	374.64	0.000
		14	0.077	-0.029	378.90	0.000
		15	0.003	-0.077	378.90	0.000
		16	0.029	0.030	379.52	0.000
		17	0.073	0.042	383.36	0.000
		18	0.045	-0.012	384.83	0.000
		19	0.006	-0.039	384.86	0.000
		20	0.032	0.039	385.63	0.000

ماخذ: یافته‌های پژوهش

معیارهای اطلاعاتی جدول (۳) نشان می‌دهد که مناسب‌ترین مدل قیمت سهام، ARIMA (1,1,1) است.

جدول ۳. انتخاب مدل مناسب براساس معیارهای اطلاعاتی

ARIMA (0,1,1)	ARIMA (0,1,2)	ARIMA (2,1,1)	ARIMA (1,1,1)	ARIMA (1,1,2)	
۰/۲۳	۰/۲۲	۰/۲۳۳	۰/۱۷٤	۰/۲۵۷۹	R^2_{adj}
-۳/۲٦	-۵/۹۳٦	-۵/۹٤	-۵/۹۷	۹٦/-۵	SIC
-۳/۲۹۲	-۵/۹۵	-۵/۹۷	-٦/۰۰	-۵/۹۹	AIC

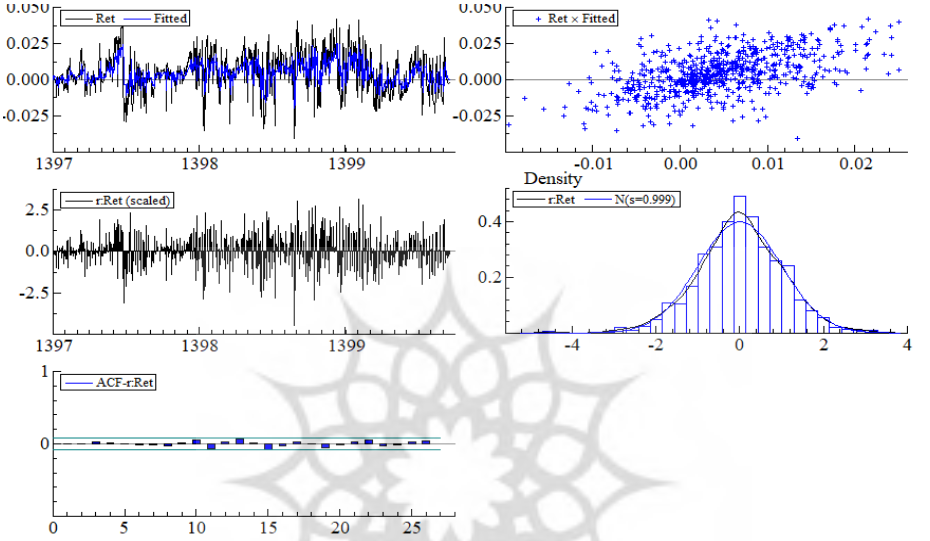
ماخذ: یافته‌های پژوهش

بنابراین، فرم کلی مدلی که در این پژوهش به عنوان مدل اصلی برای پیش‌بینی تغییرات لگاریتم قیمت‌های سهام مورد استفاده قرار خواهد گرفت به صورت رابطه (۱۰) خواهد بود.

$$\Delta lprst_t = c + \phi \Delta lprst_{t-1} + \theta \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \qquad (۱۰)$$
$$\varepsilon_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

بعد از انتخاب مدل باید پیش‌بینی اعتبار مدل بررسی شود. بدین منظور خودهمبستگی و نرمال بودن باقیمانده‌های مدل مورد بررسی قرار می‌گیرد که نتیجه آن در نمودار (۳) نشان داده شده است.

نمودار ۳. پایداری ضرایب مدل با روش رگرسیون بازگشتی



ماخذ: یافته‌های پژوهش

نتایج نشان‌دهنده عدم وجود خودهمبستگی و نرمال بودن باقیمانده‌های مدل است؛ بنابراین پیش‌بینی براساس این مدل مشکلی نخواهد داشت؛ زیرا هیچ‌گونه چرخه سیستماتیکی در باقیمانده‌ها مشاهده نمی‌شود. بعد از تصریح مدل و بررسی پایداری ضرایب، مرحله انجام پیش‌بینی فرا می‌رسد. در این مرحله با استفاده از مجموعه اطلاعاتی $\Omega=\{\Delta lprst_{t-1},\Delta lprst_{t-2},\ldots,\varepsilon_{t-1},\varepsilon_{t-2},\ldots\}$ برای داشتن پیش‌بینی‌های پویای h ماهه آتی براساس رابطه (۱۱) عمل خواهد شد.

$$\Delta lprst_{T+h,T} = \beta_1 + \beta_2 \Delta lprst_{T+h-1} + \varepsilon_{T+h} \qquad (۱۱)$$

بنابراین چنانچه $E(\Delta lprst_{T+h-1}|\Omega)=\Delta lprst^{*}_{T+h-1}$ آنگاه پیش‌بینی $\Delta lprst_{T+h}$ به صورت رابطه (۱۲) خواهد بود که در این رابطه به ازای $h > 0$ عبارت $E(\varepsilon_{T+h}|\Omega)$ برابر صفر خواهد بود.

$$E(\Delta lprst_{T+h}|\Omega = \Delta \hat{lprst}_{T+h,t} = \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 \Delta lprst^*_{T+h-1} + E(\varepsilon_{T+h}|\Omega) \quad (۱۲)$$

دقت پیش‌بینی دینامیک رابطه (۱۲) بسته به اینکه نااطمینانی در ضرایب تخمینی $\hat{\beta}_1$ و $\hat{\beta}_2$ محاسبه شود (که با se.with نشان داده می‌شود) یا نه (که با se.within نشان داده می‌شود) متفاوت خواهد بود.

در جدول (۴) پیش‌بینی ۸ ماهه نرخ رشد شاخص قیمت‌های سهام به همراه دقت پیش‌بینی در هر دو شرایط وجود و عدم نااطمینانی ارائه شده است. میانگین مجذورخطا و قدرمطلق میانگین خطا نیز برای مقایسه با سایر روش‌ها آورده شده است.

جدول ٤. نتایج پیش‌بینی دینامیک مدل

Se.without	Se.with	پیش‌بینی	افق پیش بینی
۰/۰۱۱۹۷	۰/۰۱۱۹۷	۰/۰۰۰۰۲	۱٤۰۰–۱
۰/۰۱۳۳۰	۰/۰۱۳۳۰	۰/۰۰۰۸۹۰۰	۱٤۰۰–۲
۰/۰۱۳٤۰	۰/۰۱۳٤۰	۰/۰۰۱۰٤۳	۱٤۰۰–۳
۰/۰۱۳٥۷	۰/۰۱۳٥۷	۰/۰۰۱۳۱۰	۱٤۰۰–٤
۰/۰۱۳٦٤	۰/۰۱۳٦٤	۰/۰۰۱٤۳٤	۱٤۰۰۲–٥
۰/۰۱۳۷۰	۰/۰۱۳۷۰	۰/۰۰۱٥٦۹	۱٤۰۰–٦
۰/۰۱۳۷٤	۰/۰۱۳۷٥	۰/۰۰۱٦٦٤	۱٤۰۰–۷
۰/۰۱۳۷۸	۰/۰۱۳۷۸	۰/۰۰۱۷٥۳	۱٤۰۰–۸
۰/۳۳۷۸		RSME	
۰/۲۷۰۱		MAE	

ماخذ: یافته‌های پژوهش

۵-۲. روش هموارسازی نمایی

روش هموارساز نمایی براساس یک الگوریتم سری واقعی مشاهدات به صورت $\{\Delta lprst_t\}_{t=1}^{709}$ بر سری به صورت $\{\Delta lprs\bar{t}_t\}_{t=1}^{709}$ هموار شده و $\Delta lp\hat{r}st_{T+h,t}$ را به عنوان پیش‌بینی h گام آن می‌انگارد. بنابراین، آنگاه مشاهدات براساس رابطه (۱۳) به روزرسانی می‌شود.

$$\Delta lprs\bar{t}_t = \theta \Delta lprst_t + (1-\theta)\Delta lprs\bar{t}_{t-1}, t = 2,\ldots,709. \quad (۱۳)$$

در رابطه (۱۳) عبارت $1-\theta$ را عامل هموارساز می‌نامند. هر چقدر این ضریب بزرگ‌تر باشد، وزن پیش‌بینی گذشته متغیر بیشتر از مقادیر اخیر آن متغیر خواهد بود. نتایج تخمین رابطه (۱۳) در جدول (۵) نشان داده شده است.

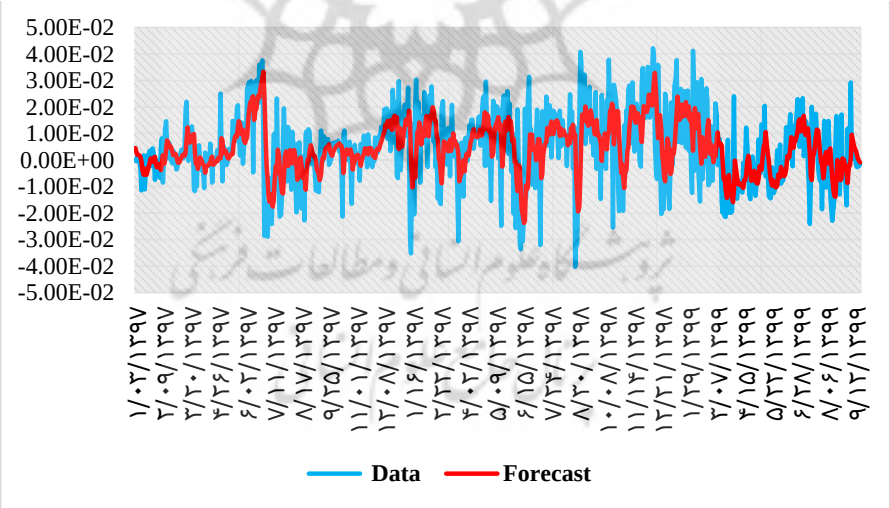
جدول ۵. نتایج تخمین هموارساز نمایی

معیارهای برآوردی	مقدار
برآورد پارامتر θ	۰/۳۱۲۰
مجموع مربعات خطا	۰/۱۱۶۰۱۵
میانگین مجذور خطا	۰/۰۱۲۲۸۰۱

ماخذ: یافته‌های پژوهش

براساس مقدار پارامتر برآوردی مدل می‌توان استنباط کرد که این روش برای داشتن پیش‌بینی کارا از نرخ رشد شاخص قیمت‌های سهام، وزن بیشتری به مشاهدات اخیر متغیر نسبت به پیش‌بینی گذشته سری داده است. همچنین بر همین اساس نمودار (۴) نشان می‌دهد که متوسط موضعی مدل نمایی به نسبت هموار است.

نمودار ٤. پیش‌بینی سری با هموارساز نمایی در مقابل سری واقعی داده‌ها



ماخذ: یافته‌های پژوهش

۵-۳. روش بیزی

نتایج تخمین مدل بیزی نرخ رشد شاخص کل قیمت سهام در جدول (۶) نشان داده شده است.

جدول ٦. نتایج تخمین بیزی مدل ARIMA (1,1,1)

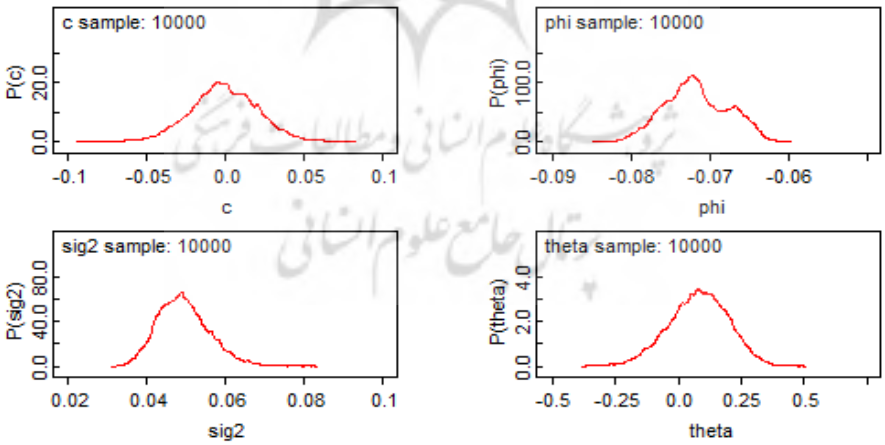
ضرایب	میانگین پسین	انحراف استاندارد پسین	خطای شبیه‌سازی	فاصله اعتبار ۹۵٪	
c	-۰/۰۰۰۷۹۳	۰/۰۲۱۵۹	۰/۰۰۰۲٤٤	-۰/۰٤۳٤۲	۰/۰٤۱٥٦
ϕ	-۰/۰۷۱۷۱	۰/۰۰٤۰٤٤	۰/۰۰۰۳۷۸	-۰/۰۷۹۲۲	-۰/۰٦٤۰۸
θ	۰/۰۸۰٦٥	۰/۱۱۸	۰/۰۰۱٥٥۳	-۰/۱٦۰۲	۰/۳۰۰٥
σ^2	۰/۰٤۹۳۷	۰/۰۰٦٥٦٤	۰/۰۰۰۱۰۳	۰/۰۳۸۱۲	۰/۰٦۳٥۸

ماخذ: یافته‌های پژوهش

نتایج نشان دهنده تایید مدل AR (1) با ضریب دقت به نسبت بالای ۴۵۴ (سطر سوم، ستون آخر جدول (۶)) است. متوسط بلندمدت سری دارای میانگین پسین ۰/۰۱۷ است. این نتایج بسیار مشابه نتایج مدل کلاسیک است.

همچنین در نمودار (۵) توزیع پسین پارامترهای مختلف به‌کار گرفته برای مدل بیزین ARIMA شبیه‌سازی شده براساس مدل زلنر[1] نشان داده شده‌اند. این توزیع‌ها براساس اطلاعات ارائه شده در قسمت روش تحقیق شبیه‌سازی و به دست آمده‌اند.

نمودار۵. توزیع پسین پارامترهای مدل بیزین



ماخذ: یافته‌های پژوهش

1. Zellner

مقادیر $\Delta lprst_{T+h,T}$ (پیش‌بینی‌های h دوره‌ای شاخص کل قیمت سهام) در مدل بیزی به صورت پارامتر تعریف می‌شوند. بر این اساس، این مقادیر دارای توزیع پیشین به صورت رابطه (۱۴) است.

$$\Delta lprst_{T+h,T} \sim N(\mu_h, \sigma^2) \qquad (۱۴)$$
$$\mu_h = c + \phi \Delta lprst_{T+h-1,T} + \theta \varepsilon_{T+h-1,T}$$

خطای پیش‌بینی نرخ رشد شاخص سهام برابر با واریانس مدل خواهد بود که به عنوان جایگزین RSME به‌کار گرفته می‌شود. نتایج پیش‌بینی بیزین در جدول (۷) نشان داده شده است. براساس این یافته‌ها انتظار بر این است که رشد شاخص قیمت‌های سهام روند ثابتی را درآینده کوتاه‌مدت داشته باشد، زیرا میانگین‌های پسین نرخ رشد به دست آمده از مقادیر پیش‌بینی شده اختلاف معنی‌داری با صفر ندارند.

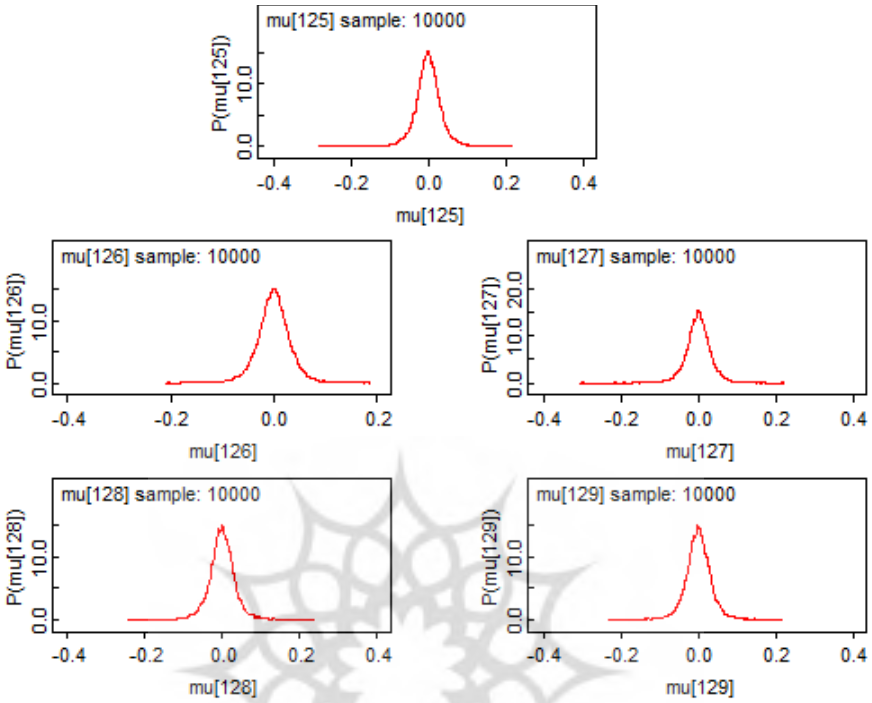
جدول ۷. متوسط پسین پیش‌بینی ۵ روز اول سال ۱۴۰۰

متغیرها	میانگین	انحراف	خطای	فاصله اعتبار ۹۵٪		
	پسین	استاندارد پسین	مونت کارلو	۲/۵٪	٪۵۰	۹۷/۵٪
$E(\Delta lprst_{T+1})$	۰/۰۰۰۲۲۰	۰/۰۳۲۸۷	۰/۰۰۰۳۵۴	-۰/۰۶۷۲۷	-۰/۰۰۰۵۴۱	۰/۰۶۸۸۵
$E(\Delta lprst_{T+2})$	-۱۴۴/۰۰۰	۰/۰۳۳۱	۰/۰۰۰۳۲۴	-۰/۰۶۷۷۷	۰/۰۰۰۰۸۳۳	۰/۰۶۵۲۲
$E(\Delta lprst_{T+3})$	۰/۰۰۰۱۶۷	۰/۰۳۳۳۴	۰/۰۰۰۳۶۸	-۰/۰۶۸۹۶	-۰/۰۰۰۱۵۰	۰/۰۶۷۸۳
$E(\Delta lprst_{T+4})$	۰/۰۰۰۴۹۵	۰/۰۳۳۱۳	۰/۰۰۰۳۹۱	-۰/۰۶۷۸۴	-۰/۰۰۰۵۲۶	۰/۰۶۶۹۴
$E(\Delta lprst_{T+5})$	۰/۰۰۰۱۵۸	۰/۰۳۳۲۳	۰/۰۰۰۳۴۵	-۰/۰۶۷۳	-۰/۰۰۰۲۵۲	۰/۰۶۶۰۱
RSME			۰/۰۴۶۹			

ماخذ: یافته‌های پژوهش

همچنین توزیع پسین مقادیر پیش‌بینی شده ۵ روز آتی در نمودار (۶) قابل مشاهده است. این توزیع پسین با استفاده از روش MCMC برای نمونه‌های به حجم ۱۰۰۰۰ عنصر مستقل به دست آمده‌اند که توزیع پسین پیش‌بینی را در ماه‌های مختلف نشان می‌دهند.

نمودار ٦. توابع چگالی پسین پیش‌بینی‌های ۵ روز آتی



ماخذ: یافته‌های پژوهش

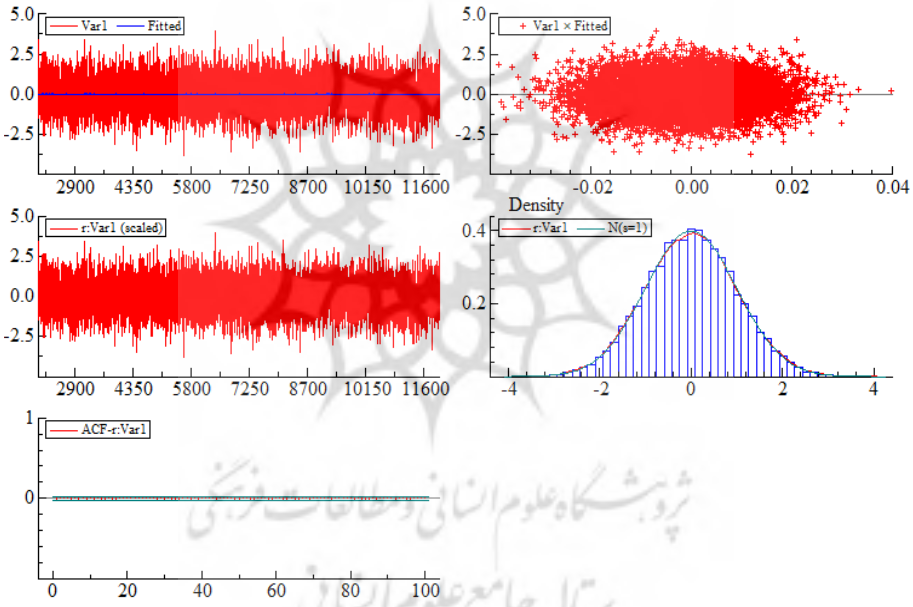
٥-٤. مقایسه عملکرد پیش‌بینی‌های بیزین، باکس جنکینز و هموارساز نمایی

این بخش به مقایسه عملکرد روش‌های باکس جنکینز، هموارساز نمایی و بیزی جهت پیش‌بینی شاخص قیمتی سهام می‌پردازد.

مقایسه معیار پیش‌بینی بیانگر این است که عملکرد برتر متعلق به روش بیزی است. همچنین عملکرد هموارساز نمایی نسبت به مدل باکس جنکینز کاراتر است. براساس معیار RMSE به ترتیب روش‌های بیزی، هموارساز نمایی و باکس جنکینز عملکرد بهتری داشته‌اند. در مورد این موضوع می‌توان گفت که روش هموارساز نمایی در پیش‌بینی‌های کوتاه مدت (روزانه یا هفتگی) با دقت بالاتری نسبت به روش باکس جنکینز عمل می‌کند، اما به دلیل آنکه روش بیزی از اطلاعات غیرنمونه‌ای علاوه بر اطلاعات نمونه‌ای استفاده می‌کند از سایر روش‌ها در پیش‌بینی کارآتر عمل می‌کند.

دی‌بولد[1] (۲۰۰۶) بیان می‌کند که پیش‌بینی بهینه یا اپتیمال زمانی به دست می‌آید که باقیمانده‌های به دست آمده از فرآیند پیش‌بینی یک دوره آتی مدل یک فرآیند نوفه سفید باشد. براین اساس برای بررسی دقیق‌تر این موضوع که پیش‌بینی‌های به دست آمده از مدل بیزی پیش‌بینی بهینه است با استفاده از شبیه‌سازی MCMC به حجم ۱۰ هزار نوفه سفید بودن فرآیند مولد خطاهای پیش‌بینی یک مرحله‌ای باید بررسی شود. نتایج ارائه شده در نمودار (۷) نشان می‌دهد که خودهمبستگی در فرآیند شبیه‌سازی شده براساس باقیمانده‌های پیش‌بینی یک دوره آتی مدل بیزی وجود ندارد. بنابراین، ارزیابی‌های معیار RMSE ارائه شده در جدول (۸) اعتبار دارد.

نمودار ۷. شبیه‌سازی توزیع مولد خطاهای یک مرحله آتی مدل بیزی



ماخذ: یافته‌های پژوهش

جدول ۸. مقایسه معیارهای پیش‌بینی

معیار	باکس جنکینز	هموارساز نمایی	بیزی
RMSE	۰/۳۳	۰/۱۱۰۸	۰/۰۹۳۸

ماخذ: یافته‌های پژوهش

1. Diebold, F. X.

همانگونه که نمودار (۷) نشان می‌دهد هیچ‌گونه همبستگی در داده‌های حاصل از شبیه‌سازی MCMC خطای پیش‌بینی مدل باکس جنکینز دیده نمی‌شود (گراف بالا سمت راست و پایین سمت چپ). همچنین توزیع فرآیند یک توزیع تک نمایی متقارن است که از پایداری بالایی برخوردار است. بنابراین، بهینه بودن پیش‌بینی براساس مدل بیزی مطابق معیار RMSE تایید می‌شود.

٦. جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

پیش‌بینی بازده سهام یک موضوع قابل توجه در زمینه تحقیقات پیش‌بینی بوده است. در دو دهه گذشته ادبیات زیادی از این موضوع به ویژه در ارتباط با فرضیه بازارهای کارا تهیه شده است. کسب سود در بازار سهام هدف اصلی کسانی است که سرمایه خود را وارد این بازار می‌کنند. بنابراین، پیش‌بینی صحیح تغییرات قیمت نقشی اساسی در موفقیت یا شکست در رسیدن به این هدف دارد. فعالان این بازار درصدد دستیابی و به‌کارگیری روش‌هایی هستند تا بتوانند با پیش‌بینی آتی قیمت سهام، سود سرمایه خود را افزایش دهند، اما با این وجود، پیش‌بینی قیمت سهام به دلیل مشخصه‌هایی مانند پویایی، غیرخطی بودن، پیچیدگی و بی‌نظمی بسیار دشوار است.

هدف اصلی این پژوهش پیش‌بینی شاخص قیمتی بازار سهام با استفاده از روش بیزی و مقایسه این تکنیک با مدل‌سازی چرخه‌ای باکس جنکینز و روش هموارسازی نمایی بود. براساس نتایج حاصله، روش هموارساز نمایی از روش باکس- جنکینز بهتر عمل می‌کند. به نظر می‌رسد علت این موضوع بیشتر تناوب داده‌ها باشد. بدین معنی که انتظار بر این است که برای پیش‌بینی تناوب‌های کوتاه‌مدت (روزانه یا هفتگی) روش‌های پیش‌بینی که روند عمومی سری زمانی داده‌ها را به عنوان اطلاعات اصلی برای پیش‌بینی لحاظ می‌کنند و بر ساختار آماری و پارامتری پیچیده‌ای منطبق نیستند، بهتر عمل کنند. همچنین در مقایسه با روش‌های کلاسیک و بیزی مدل‌سازی ARIMA روش‌های بیزی کاراتر عمل کنند و همانگونه که از جدول (۸) مشخص است، RMSE الگوی بیزی نتایج بسیار متفاوتی نسبت به دو مدل دیگر ارائه می‌کند. علت این موضوع نیز آن است که روش بیزی از اطلاعات پیش‌بینی‌کنندگان (که در قالب توابع غیراطلاعاتی است) استفاده می‌کند. ویژگی چنین توابع چگالی عدم وابستگی نتایج به تغییر توابع چگالی پیشین است که منجر به پیش‌بینی‌های بهتر و مناسب‌تر می‌شود. نتایج پیش‌بینی ۵ روز اول معاملاتی سال ۱۴۰۰ به

روش بیزی نشان‌دهنده آن بود که فواصل اعتبار پیش‌بینی‌ها شامل صفر بوده است. این می‌تواند نشان‌دهنده دشواری پیش‌بینی بازده سهام باشد، زیرا چنین پیش‌بینی به معنای ادامه روند عمومی که قبلا در بازده پیش‌بینی می‌شده، است. بنابراین، سرمایه‌گذاران بهتر است بر پیش‌بینی شاخص‌هایی همچون تلاطم بازده تمرکز کنند.

موضوع مهم دیگر در زمینه پیش‌بینی بازده بازار سهام توجه به تغییرپذیری واریانس پیش‌بینی در طول زمان است. در این مطالعه با تمرکز بر الگوهای ARIMA بیزی و کلاسیکی، فرض شد که در طول زمان تغییرپذیری شدید و ناگهانی در واریانس پیش‌بینی این مدل‌ها روی نمی‌دهد. با این حال می‌توان به طور جداگانه این فرض را مورد چالش قرار داد و با استفاده از الگوهای فضا- حالت به مقایسه دقت پیش‌بینی الگوهایی پرداخت که واریانس پیش‌بینی آن‌ها تابعی از زمان است و نقش مشاهدات جدید و قدیم را در دقت پیش‌بینی‌ها بررسی کرد. بدین منظور می‌توان از مدل ضرایب متغیر ARIMA یا اتورگرسیوهای با ضرایب تصادفی (RCAR) استفاده کرد. الگوهای اتورگرسیو با ضرایب تصادفی (RCAR) با استفاده از تصادفی کردن ضرایب در یک مدل AR یا به طور کلی ARMA به دست می‌آیند. این مدل‌ها دارای ویژگی‌های مرتبه دوم شبیه به مدل‌های GARCH هستند. بنابراین، در شرایطی که متغیر تحت بررسی دارای واریانس متغیر با زمان است به منظور بررسی روند موجود در سری زمانی استفاده از این الگو بسیار مناسب است.

به دلیل آنکه در ادبیات داخلی تاکنون به مقایسه الگوهای پارامتری کلاسیک، پارامتری بیزی و ناپارامتری پرداخته نشده، این مطالعه به این جنبه از موضوع پیش‌بینی پرداخت. در زمینه سایر رویکردهای پیش‌بینی همچون سیستم استنتاج فازی (ANFIS) یا موجک نیز می‌توان به مطالعات رئوفی و محمدی (۱۳۹۷) اشاره کرد.

تعارض منافع

تعارض منافع وجود ندارد.

ORCID

Mojtaba Rostami http://orcid.org/0000-0001-9813-1831

Seyed-nezamuddin Makiyan http://orcid.org/0000-0002-8890-3890

منابع

امیری، مقصود و بیگلری کامی، مهدی. (۱۳۹۳). پیش بینی رفتار سهام با استفاده از مدل زنجیره مارکوف. *مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار (مدیریت پرتفوی)*، ۵(۲۰) ، ۷۹ - ۹۴.

حقیقت منفرد، جلال، احمدعلی نژاد، محمود و متقالچی، سارا. (۱۳۹۱). مقایسه مدل های شبکه عصبی با مدل سری زمانی باکس- جنکینز در پیش بینی شاخص کل قیمت سهام بورس اوراق بهادار تهران. *مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار (مدیریت پرتفوی)*، ۳(۱۱)، ۱ - ۱۶.

زمانی، محسن، افسر، امیر، ثقفی، سید وحید و بیات، الهام. (۱۳۹۳). سیستم خبره پیش بینی قیمت سهام و بهینه سازی سبد سهام با استفاده از شبکه‌های عصبی فازی، مدل سازی فازی و الگوریتم ژنتیک. *مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*، ۶ (۲۱)، ۱۰۷-۱۳۰

سجاد، رسول و عسگری، محسن. (۱۳۹۱). بررسی روند زمانی قطعی و تغییر در پایداری شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران، مبتنی بر تحلیل بیزین و با مدل تعمیم یافته ریشه واحد تصادفی (GSTUR). *مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*، ۳(۱۲)، ۸۱-۱۰۹.

محمدی، علی،خلیفه، مجتبی و معینی، محمدرضا. (۱۳۹۵). انتخاب سهام با استفاده از تکنیک دیمتل فازی و بکارگیری فرایند زنجیره مارکوف در پیش بینی وضعیت آینده سهام. *فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار (مدیریت پرتفوی)*، ۷(۲۶)، ۱۲۳-۱۴۱.

مکیان، سیدنظام الدین و موسوی، فاطمه السادات. (۱۳۹۱). پیش‌بینی قیمت سهام شرکت فرآورده های نفتی پارس با استفاده از شبکه عصبی و روش رگرسیونی: مطالعه موردی: قیمت سهام شرکت فرآورده های نفتی پارس. *مدلسازی اقتصادی*، ۶(۲-پ۱۸)، ۱۰۵-۱۲۱.

References

Abdollahi, H. (2020). A novel hybrid model for forecasting crude oil price based on time series decomposition. *Applied Energy*, 267, 115035.

Abu-Mostafa, Y. S., & Atiya, A. F. (1996). Introduction to financial forecasting. *Applied Intelligence, 6 (3),* 205-213.

Al-Qaness, M. A., Abd Elaziz, M., & Ewees, A. A. (2018). Oil consumption forecasting using optimized adaptive neuro-fuzzy inference system based on sine cosine algorithm. *IEEE Access*, *6*, 68394-68402.

Amiri, M., & Biglari Kami, M. (2014). Predicting stock behavior using the Markov Chain model. *Financial Engineering and Securities Management (Portfolio Management): 5 (20),* 79-94. [In Persian]

Atsalakis, G. S., & Valavanis, K. P. (2009). Surveying stock market forecasting techniques–part II: soft computing methods. *Expert Systems with Applications, 36 (3),* 5932-5941.

Barak, S., Arjmand, A., & Ortobelli, S. (2017). Fusion of multiple diverse predictors in stock market. *Information Fusion, 36,* 90-102.

Billah, B., King, M.L., Snyder, R.D. & Koehler, A.B. (2006). Exponential smoothing model selection for forecasting. *Int. J. Forecast. 22,* 239–247.

Brown, R.G. (1963). Smoothing, forecasting and prediction of discrete time series. *Prentice-Hall*.

Clements, M. P. (2004). Evaluating the Bank of England density forecasts of inflation. *The Economic Journal, 114 (498),* 844-866.

De Oliveira, F. A., Nobre, C. N., & Zárate, L. E. (2013). Applying artificial neural networks to prediction of stock price and improvement of the directional prediction index–case study of PETR4, Petro bras, Brazil. *Expert Systems with Applications, 40 (18),* 7596-7606.

Diebold, F. X. (2006). Elements of forecasting (2nd Edition). *South-Western College Pub*.

Fama, E. F., & French, K. R. (1996). Multifactor explanations of asset pricing anomalies. *The Journal of Finance, 51 (1),* 55-84.

Fenghua, W. E. N., Jihong, X. I. A. O., Zhifang, H. E., & Xu, G. O. N. G. (2014). Stock price prediction based on SSA and SVM. *Procedia Computer Science, 31,* 625-631.

Gardner Jr., E.S. & McKenzie, E., (2010). Damped trend exponential smoothing: a modelling viewpoint. *Int. J. Forecast. 26, 661–*665.

Gardner Jr., E.S. (2006). Exponential smoothing: the state of the art√ part II. *Int. J. Forecast. 22,* 637–666.

Göçken, M., Özçalıcı, M., Boru, A., & Dosdoğru, A. T. (2016). Integrating metaheuristics and artificial neural networks for improved stock price prediction. *Expert Systems with Applications, 44,* 320-331.

Grazzini, J., Richiardi, M. G., & Tsionas, M. (2017). Bayesian estimation of agent-based models. *Journal of Economic Dynamics and Control, 77,* 26-47.

Guo, X., Li, D., & Zhang, A. (2012). Improved support vector machine oil price forecast model based on genetic algorithm optimization parameters. *Aasri Procedia, 1,* 525-530.

Guresen, E., Kayakutlu, G., & Daim, T. U. (2011). Using artificial neural network models in stock market index prediction. *Expert Systems with Applications, 38 (8),* 10389-10397.

Hafiqat Monfared, J., , Alinejad M.A. & Metghalchi S. (2012). Comparison of neural network models with Box-Jenkins time series model in predicting the total stock price index of Tehran Stock Exchange. *Financial Engineering and Securities Management (Portfolio Management), 3 (11),* 1-16. [In Persian]

Hall, J., Pitt, M. K., & Kohn, R. (2014). Bayesian inference for nonlinear structural time series models. *Journal of Econometrics, 179 (2*), 99-111.

Harvey, A. C., Trimbur, T. M., & Van Dijk, H. K (2007). Trends and cycles in economic time series: a Bayesian approach. *Journal of Econometrics, 140 (2),* 618-649.

Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2003). The elements of statistical learning: data mining, inference and prediction, Springer, (ISBN 0-387-95284-5).

Hendry, D., Castle, J., & Clements, M. (2019*). Forecasting*. Yale University Press.

Holt, C.C., (2004). Forecasting seasonal and trends by exponentially weighted moving averages. *International Journal of Forecasting, 20 (1),* 5-10.

Huang, C. L., & Tsai, C. Y. (2009). A hybrid SOFM-SVR with a filter-based feature selection for stock market forecasting. *Expert Systems with Applications, 36 (2),* 1529-1539.

Hyndman, R.J., & Khandakar, Y. (2008). Automatic time series forecasting: the forecast package for R, J. *Stat. Journal of Statistic Software*, *27*, 3, 1-22.

Jeon, S., Hong, B., & Chang, V. (2017). Pattern graph tracking-based stock price prediction using big data, *Future Generation Computer Systems*.

Jones, C. I. (1999). Growth: with or without sale effects? *The American Economic Review, 89 (2),* 139-144.

Khashman, A., & Nwulu, N. I. (2011). Intelligent prediction of crude oil price using support vector machines. In *2011 IEEE 9th International Symposium on Applied Machine Intelligence and Informatics (SAMI),* 165-169. IEEE.

Kim, H., & Han, S. T. (2016). The enhanced classification for the stock index prediction. *Procedia Computer Science, 91,* 284-286.

Kim, K. (2003). Financial time series forecasting using support vector machines. *Neurocomputing, 55 (1),* 307¬319.

Kuo, R. J. (2001). A sales forecasting system based on fuzzy neural network with initial weights generated by genetic algorithm. *European Journal of Operational Research, 129 (3),* 496-517.

Lampreht Tratar, U., Loiacono, L., Cemazar, M., Kamensek, U., Fazio, V. M., Sersa, G., & Signori, E. (2017). Gene electro transfer of plasmid-encoding

IL-12 recruits the M1 macrophages and antigen-presenting cells inducing the eradication of aggressive B16F10 murine melanoma. *Mediators of Inflammation*.

Lettau, M., & Ludvigson, S. (2001). Consumption, aggregate wealth and expected stock returns. *The Journal of Finance, 56 (3),* 815-849.

Lettau, M., & Ludvigson, S. (2005). Expected returns and expected dividend growth. *Journal of Financial Economics, 76,* 583–626.

Makiyan S. N., & Musavi F. (2012). Pars petroleum products company stock price prediction using neural network and regression method: case study: pars petroleum products company stock price. *Economic Modeling*: *6 (2),* Series 18, 105-121. [In Persian]

Makiyan, S. N., & Rostami, M. (2018). Heterogeneous effect of unemployment on crime in Iran: Hierarchical Panel Bayesian-Poisson approach. *Iranian Journal of Economic Research*, *23(76),* 137-158. [In Persian]

Makridakis, S. & Hibon, M. (2000). The M3-competition: results, conclusions and implications. *Int. J. Forecast. 16*, 451–476.

Makridakis, S., Wheelwright, S.C. & Hyndman, R.J. (1998). Forecasting: methods and applications, Third ed. *Wiley*, New York.

Malkiel, B. G. (2003). The efficient market hypothesis and its critics. *The Journal of Economic Perspectives, 17 (1),* 59-82.

Moghaddam, A. H., Moghaddam, M. H., & Esfandyari, M. (2016). Stock market index prediction using artificial neural network. *Journal of Economics, Finance and Administrative Science, 21 (41),* 89-93.

Mohammadi, A., Khalifeh M. & Moeini M.(2016). Selection of stocks using fuzzy technique and application of Markov Chain process in predicting the future status of stocks. *Quarterly Journal of Financial Engineering and Securities Management, 7(26),* 123-141. [In Persian]

Murat, A., & Tokat, E. (2009). Forecasting oil price movements with crack spread futures. *Energy Economics, 31 (1),* 85-90.

Naranjo, A., Nimalendran, M., & Ryngaert, M. (1998). Stock returns, dividend yields and taxes. *The Journal of Finance, 53 (6),* 2029-2057.

Patel, J., Shah, S., Thakkar, P., & Kotecha, K. (2015). Predicting stock and stock price index movement using trend deterministic data preparation and machine learning techniques. *Expert Systems with Applications, 42 (1),* 259-268.

Pegels, C.C. (1969). Exponential forecasting: Some new variations. *Manage.* Sci. *12*, 311–315.

Poloni, F., & Sbrana, G. (2015). A note on forecasting demand using the multivariate exponential smoothing framework. *International Journal of Production Economics*, *162*, 143-150.

Qiu, M., Song, Y., & Akagi, F. (2016). Application of artificial neural network for the prediction of stock market returns: the case of the Japanese stock market. *Chaos, Solitons & Fractals*, *85*, 1-7.

Raoofi, A., & Mohammadi, T. (2018). Forecasting Tehran stock exchange index returns using a combination of wavelet decomposition and adaptive neural fuzzy inference systems. *Iranian Journal of Economic Research*, *23 (76*), 107-136. doi: 10.22054/ijer.2018.9514. [In Persian]

Sadeghi, A. (2015). Providing a measure for bullwhip effect in a two-product supply chain with exponential smoothing forecasts. *International Journal of Production Economics*, *169*, 44-54.

Sajjad, R. & Asgari, M. (2012). Investigation of definite time trend and change in the stability of the total index of Tehran Stock Exchange: A Bayesian analysis and with the generalized model of random unit root (GSTUR). *Financial Engineering and Securities Management*, 3(12), 81-109. [In Persian]

Santos, T., & Veronesi, P. (2006). Labor income and predictable stock returns. *Review of Financial Studies, 19 (1),* 1-44.

Senf, C., Pflugmacher, D., Heurich, M., & Krueger, T. (2017). A Bayesian hierarchical model for estimating spatial and temporal variation in vegetation phenology from Landsat time series. Remote Sensing of Environment, *194*, 155-160.

Tay, F. E., & Cao, L. (2001). Application of support vector machines in financial time series forecasting. *Omega*, *29 (4),* 309-317.

Taylor, J.W. (2003). Exponential smoothing with a damped multiplicative trend. *Int. J. Forecast. 19*, 715–725.

Ticknor, J. L. (2013). A Bayesian regularized artificial neural network for stock market forecasting. *Expert Systems with Applications*, *40 (14),* 5501-5506.

Wallström, P., & Segerstedt, A. (2010). Evaluation of forecasting error measurements and techniques for intermittent demand. *Int. J. Prod. Econ. 128*, 625–636.

Wang, L., Wang, Z., Zhao, S., & Tan, S. (2015). Stock market trend prediction using dynamical Bayesian factor graph. *Expert Systems with Applications, 42 (15),* 6267-6275.

Wei, Y., Wang, Y., & Huang, D. (2010). Forecasting crude oil market volatility: Further evidence using GARCH-class models. *Energy Economics, 32 (6),* 1477-1484.

Xiang, Y. & Zhuang, X. H. (2013). Application of ARIMA model in short-term prediction of international crude oil price. In *Advanced Materials Research, 798*, 979-982. Trans Tech Publications Ltd.

Xiao, Q., Chaoqin, C., & Li, Z. (2017). Time series prediction using dynamic Bayesian network. *Optic International Journal for Light and Electron Optics, 135*, 98-103.

Zamani, M., , Afsar A., Saghafi Nezhad V. & Bayat E. (2014). Expert system of stock price forecasting and stock portfolio optimization using fuzzy neural networks, fuzzy modeling and genetic algorithm. *Financial Engineering and Securities Management*. 6(21), 107-130. [In Persian]

Ż bikowski, K. (2014). Time series forecasting with volume weighted support vector machines. In *International Conference: Beyond Databases, Architectures and Structures*, 250-258. Springer International Publishing.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

استناد به این مقاله: رستمی، مجتبی، مکیان، سید نظام‌الدین. (۱۴۰۱). پیش‌بینی بازده سهام بورس تهران: مقایسه رویکردهای بیزی، هموارسازی نمایی و باکس جنکینز، *پژوهش‌های اقتصادی ایران*، ۲۷ (۹۱)، ۱۸۹-۲۲۱.

Iranian Journal of Econmic Research is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4. 0 International License.