



Detecting the weak signals of the future war through mathematical analysis of the global financial markets' data

Abouzar Seifi Kalestan¹ | Amir Hossein Ghatari²

1. Associate Professor of Futures Studies. National Defense University, Tehran, Iran.

E-mail: abouzar.seifi.k@sndu.ac.ir

2. Graduated PhD in Statistics, Amirkabir University, Tehran, Iran. E-mail:

a.h.ghatari@aut.ac.ir

Article Info

Article type:

Research Article

Article history:

Received:

2024-10-30

Received in revised form:

2025-1-1

Accepted:

2025-5-4

Published online:

2025-11-22

Keywords:

Weak Signal, Financial Markets, Market Fluctuation, Time Series Regression,

ABSTRACT

Objective: Weak Signals (WS) of war are spread much earlier than its Strong signals, which are sounds of gunshots and explosions. the global financial markets are the most sensitive and influential arena in complex relationships of the world, which contain WS of possible future wars. In this Research, we aim to explore a mathematical-statistical methodology for possible future war prediction.

Method: Using the statistical methods of data analysis, correlation analysis, and regression models, the possibility of a statistical definition of WS before the outbreak of a war was investigated with a case study of the Russia-Ukraine conflict. using financial market data in the period before the war, definable statistical patterns were investigated as financial market behavior changes as WS of the coming probable war.

Findings: Most of the domestic and foreign markets had a statistical correlation, and the time series charts indicated that the markets showed different behaviors before the war. according to regression models, Bitcoin has a negative correlation with the stock market, which is controlled by two other variables. Finally, by using the confidence interval method, some observations outside the normal range of the market were identified, which are called financial markets WS.

Conclusion: The presented model can identify and predict unexpected events such as the Russia-Ukraine war. In addition, the proposed methodology, focusing on cloud confidence intervals and modified regression models, can provide valuable information about future probable wars.

Cite this article: Seifi Kalestan, A. and Ghatari, A. H. (2025). Detecting the weak signals of future wars through mathematical analysis of the global financial markets data. *Defensive Future Studies*, 10(38), 1-43.

DOI: [10.22034/dfs.2025.2044580.1846](https://doi.org/10.22034/dfs.2025.2044580.1846)



Extended Abstract

Introduction

The future is the bedrock of the emergence of wonders that have begun to take shape and evolve in the context of time. Just like a seed that is planted in the black soil and begins to take root and grow in silence and underground, and suddenly emerges from the soil and reveals itself. In today's world, none of the phenomena seems to be an exception to this rule, and all events go through this process of evolution. However, knowing the earliest times of the formation of this process naturally leaves our hands open or closed in making predictions and taking advantage of opportunities, and preventing threats in a remarkable way. In this area of futures research, which is known as detecting weak signals of change in Futures Studies, methodological development still requires improving methods and utilizing mathematical capabilities. Therefore, in this study, focusing on the field of global financial index markets and war as critical areas, using statistical methods of data analysis, correlation analysis, and regression models, the possibility of statistically defining weak warning signs before the outbreak of war was investigated with a case study of the war between Russia and Ukraine.

Methodology

The present study is a multi-method quantitative study. In terms of results, it is also in the category of applied-developmental research. In this study, statistical methods of data analysis, correlation analysis, and methods of fitting time series models and regression models were used. The statistical population of the study also includes all explorable data in the time period and does not require sampling from existing data. Also, the data used in this study were prepared through sources that publish information and data related to capital markets and economic indicators that are legally allowed to operate on the Internet in the country. Data analysis in this study is of the type of statistical modeling. First, the data were subjected to initial exploratory analysis, and after producing and presenting the time series model, the model was examined using visualization tools and statistical methods.

Findings:

The results show a linear correlation between the domestic target markets and the foreign markets in the study, along with the results of the test of the significance hypothesis of the correlation. The hypothesis of correlation is confirmed for all cases except for global gold, the New York, Moscow, and

Riyadh stock exchange indices, and the OPEC oil price with the dollar in Iran (p-value is less than 0.05).

Initially, and by analyzing the results related to the correlation, it can be said that, from a statistical point of view, for each of the domestic markets, the following markets have potential for modeling:

- Dollar in Iran: Ruble/dollar and Yuan/dollar currency pairs and Bitcoin price.

- Tehran Stock Exchange Index: Moscow and Shanghai Stock Exchanges, Yuan/dollar currency pair, and Bitcoin price.

- Gold price in Iran: Yuan/dollar currency pair and Bitcoin price

- Based on observations (time series charts related to different markets), between two weeks and a month before the Ukrainian war, depending on the nature of the market, the indices experienced bottoms or peaks, and after 2 months since the war began, the dollar markets in Beijing and Tehran experienced a significant increase compared to their relative bottoms. In fact, about a month before the Ukrainian war, the yuan and the rial experienced a relatively higher value against the dollar, while after two months (non-working) they faced a 20% decrease in their value against the dollar. Also, the Shanghai and New York stock markets were engaged in a pre-war downward trend without any significant effect, and this seasonal-temporal correction trend does not send any signals from the market. The Riyadh stock exchange has also not issued any data that is statistically indicative of the signal, despite the increasing acceleration. The next market that shows signs of specific movements is the price of the Bitcoin cryptocurrency. Although we know that Bitcoin is currently fluctuating at a relative standstill around \$30,000 and has not fluctuated significantly in recent months, it is worth noting that this cryptocurrency first experienced its price peak (over \$50,000) in 2021, 2022, and 2023 in the month before the Ukrainian war, and immediately fell to its relative bottom.

- Also, in the early days of the war, with a relative standstill around \$37,000, it began an upward trend that reached a peak of \$48,500 a month after the war. Also, after this peak, a correction began and converged towards its current value. In fact, the main and analyzable part of these fluctuations is the two relative bottoms before the start of the war and the beginning of a short but significant upward trend in less than thirty business days. Another market that has a measurable trend relative to the price of the dollar and gold in Iran is the price of OPEC oil. However, this market has not issued any signals before the start of the war.

- One of the notable points in these charts is that a market like the New York Stock Exchange, which is a global market, is in a downward trend. On the other hand, Bitcoin has also reached a downward trend after passing through

a relative peak and repeating several relative bottoms, and these indicate the outflow of money from Iranian investors present in these markets and a possible return to the domestic market. This claim is made with the beginning of the upward trend of the Tehran Stock Exchange and also the positive balance of real money entering the Tehran Stock Exchange in Esfand 1400. This point is the motivation for examining the Tehran Stock Exchange with the help of the yuan/dollar currency pair and the price of Bitcoin.

Conclusion:

Overall, the results of this study showed that the presented models can identify and predict changes caused by unexpected events such as the Russia-Ukraine war. These models can help identify market changes early by using time series data analysis and weak signal detection. In addition, the proposed methods, focusing on cloud confidence intervals and modified regression models, showed that they are able to provide valuable information about future market behavior. Of course, one of the disadvantages of this method is that if it is not possible to obtain data from equivalent markets or equivalent variables in general in a problem (data is not available), this method will be impaired in its performance in selecting the best model and providing predictions.



اکتشاف نشانه‌های ضعیف جنگ آینده با تحلیل ریاضی داده‌های بازارهای مالی جهانی

ابوذر سیفی کلستان^۱ | امیرحسین قطاری^۲

۱. استادیار آینده‌پژوهی، دانشگاه عالی دفاع ملی، تهران، ایران. رایانامه: abouzar.seifi.k@sndu.ac.ir

۲. دانش‌آموخته دکتری آمار، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران. رایانامه: a.h.ghatari@aut.ac.ir

اطلاعات مقاله چکیده

نوع مقاله:

مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت:

۱۴۰۳/۰۸/۰۹

تاریخ بازنگری:

۱۴۰۳/۱۰/۱۲

تاریخ پذیرش:

۱۴۰۴/۰۲/۱۴

تاریخ انتشار:

۱۴۰۴/۰۹/۰۱

کلیدواژه‌ها:

نشانه‌های ضعیف،

بازارهای مالی،

جنگ روسیه-

اوکراین، سری

زمانی رگرسیون،

نوسانات بازار.

هدف: جنگ‌ها به یک‌باره رخ نمی‌دهند. بلکه نشانه‌های ضعیف روند شکل‌گیری جنگ، خیلی زودتر از نشانه‌های قوی آن که صدای شلیک و انفجار است، انتشار پیدا می‌کنند؛ و بازارهای مالی جهانی حساس‌ترین عرصه‌ی تاثیرگذار و تاثیرپذیر در مناسبات جهان هستند که نشانه‌های ضعیف و قوی جنگ‌های محتمل آینده را به شکل رفتارهای مالی بروز می‌دهند. لذا کفایت با تشخیص و شناسایی بهنگام این نشانه‌ها، احتمال وقوع جنگ‌ها و تهدیدات آینده را گمانه‌زنی کرد.

روش: در این پژوهش با استفاده از روش‌های آماری تحلیل داده، تحلیل همبستگی و مدل‌های رگرسیونی، امکان تعریف آماری نشانه‌های ضعیف هشدار پیش از وقوع جنگ با مطالعه‌ی موردی جنگ روسیه و اوکراین بررسی شد. بر این اساس با استفاده از داده‌های بازارهای مالی در بازه‌ی زمانی پیش از وقوع جنگ، الگوهای آماری قابل تعریف به عنوان نشانه‌های ضعیف تغییر رفتارهای بازارهای مالی بررسی شد.

یافته‌ها: نتایج نشان دادند اکثر بازارهای داخلی و خارجی با هم همبستگی آماری داشته و نمودارهای سری زمانی حاکی از اینست که بازارها قبل از جنگ رفتارهای متفاوتی نشان داده‌اند. همچنین، برازش مدل‌های رگرسیونی، بیت‌کوین همبستگی منفی با بازار بورس داشته‌است که این همبستگی توسط دو متغیر دیگر کنترل می‌شود.

نتیجه‌گیری: با ارائه تعریف نشانه‌های ضعیف آماری و استفاده از روش فاصله اطمینان، بعضی از مشاهدات خارج از بازه‌ی معمول بازار شناسایی شدند که به عنوان تعریف عملیاتی نشانه‌های ضعیف بازارهای مالی به منظور پیش‌بینی جنگ‌های محتمل آینده اطلاق می‌شوند.

استناد: سیفی کلستان، ابوذر و قطاری، امیرحسین (۱۴۰۴). اکتشاف نشانه‌های ضعیف جنگ آینده با تحلیل

ریاضی داده‌های بازارهای مالی جهانی. *آینده‌پژوهی دفاعی*، ۱۰ (۳۸)، ۴۳-۱.

DOI: [10.22034/dfs.2025.2044580.1846](https://doi.org/10.22034/dfs.2025.2044580.1846)



ناشر: دانشگاه فرماندهی و ستاد ارتش جمهوری اسلامی ایران

مقدمه

شاخص‌های مالی متناظر با بازارهای مختلف در هر کشور، دماسنج اقتصادی کشور هستند. بازارهای مالی مختلف (ارز، طلا، بورس، نفت، رمز ارزها و...) می‌توانند تحت تاثیر یکدیگر و حتی بازارهای خارجی هم‌پایه‌ی خویش باشند یا نباشند (عظیمی و همکاران ۱۴۰۱). این اثرگذاری احتمالی، یک امر اجتناب ناپذیر است و هر نوسان یا حتی اختلال در یک بازار ممکن است حاصل همین اثرات باشند. بطور کلی، اثرگذاری بازارها بر یکدیگر به دو دسته‌ی مصنوعی (حاصل عملکرد عمدی عناصر بازارساز) و طبیعی (نوسانات عادی دنیای اقتصاد) تقسیم می‌شوند.

اثرگذاری مصنوعی یک بازار بر دیگری پدیده‌ای است که بصورت بالقوه امکان تهدید امنیتی برای بازارها را دارا می‌باشد؛ اما امکان شناسایی این پدیده به کمک نشانه‌ها وجود دارد. این مقوله می‌تواند جنبه‌های منفی از جمله آسیب به یک بازار مالی خاص یا حتی اقتصاد کشور را از طریق تغییرات خاص در بازارهای موازی در خارج؛ داشته باشد. اینجاست که جهت شناسایی و آمادگی برای بررسی و تحلیل این نوع از اختلال‌های مصنوعی (عموماً منفی)، نیاز به بهره‌جستن از قابلیت تشخیص نشانه‌های ضعیف^۲ مطرح می‌شود. در تحلیل بازارهای مالی، هر بازار مستعد کشف و ردیابی نشانه‌های ضعیف از ایجاد یک نوسان یا تغییر است. برای مثالی در این زمینه، خروج حجم بالایی از پول حقیقی از بورس عملاً یک نشانه‌ی ضعیف در این جهت است که بالقوه این پول وارد بازارهای خارجی شده است. طبیعی است که خروج ارز از کشور پدیده‌ی مطلوبی نیست و کشف این گونه نشانه‌ها یک دست بالا در مدیریت مسئله ایجاد می‌کند.

نشانه‌های ضعیف می‌توانند درمورد اختلال‌های ایجاد شده در بازار اطلاعاتی ارائه دهند که قابل چشم‌پوشی نیست. عدم توجه به نشانه‌های ضعیف درمورد تغییرات آتی می‌تواند منجر به بروز بحران در هر مجموعه‌ای شود (سیفی کلستان و پدرام، ۱۳۹۹). در بازارهای مالی نیز آینده‌پژوهی همان پیش‌بینی نوسانات و روند بازار در آینده است. یکی از مستقیم‌ترین کارکردهای نشانه‌های ضعیف در سری‌های زمانی را ژو و ژائو (۲۰۰۹)

^۱ Signals

^۲ Weak Signals (Coined by Ansoff)

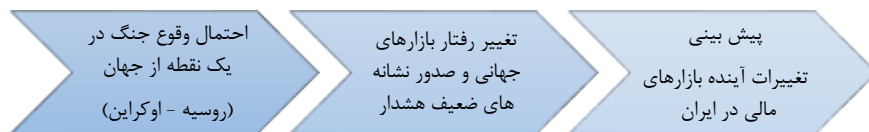
ارائه کردند. جایی که به وسیله‌ی نوعی از شبکه‌های عصبی روشی برای کشف نشانه‌های ضعیف در سری‌های زمانی با نویز اغتشاشی معرفی کردند. همچنین سو و همکاران (۲۰۲۰) استفاده از آزمون فرض در شناسایی نشانه‌ی ضعیف را مطرح کردند.

در علم آمار، نشانه‌ی ضعیف تعبیر خاص خود را دارد. روزاؤ و همکاران (۲۰۲۱) اذعان می‌کنند که نشانه‌ی ضعیف یک داده (مشاهده) غیر منتظره و کمیاب است که می‌تواند هشدار اولیه در مورد آینده باشد و جهت پیش‌بینی آینده در مدل بندی‌ها استفاده شود. در علم آمار، شناسایی نشانه‌ی ضعیف در بستر شناسایی نشانه‌ها (فرصت یا تهدید) انجام شده و بر اساس احتمال رخداد، اثر بالقوه و ضرورت آن پیش از وقوع به قوی یا ضعیف طبقه بندی می‌شود (لو و همکاران، ۲۰۲۴). همچنین، ژانگ و همکاران (۲۰۲۴) پیشنهاد به شناسایی نشانه‌های ضعیف در آمار و براساس رویه‌های تصادفی داشتند.

مدل بندی بازارهای مالی از دیدگاه آمار به وسیله‌ی سری‌های زمانی انجام می‌شود. دنباله‌ای زمان مبنا از مشاهده بصورت $Y_t, t = 1, \dots, n$ از n روز متوالی در مورد یک پدیده را دنباله‌ی سری زمانی گفته و مدلی که این سری زمانی را بصورت $Y_t = f(t) + Z_t$ تفسیر می‌کند؛ مدل سری زمانی نامیده می‌شود. همچنین، Z_t را نویز مدل تعبیر می‌کنند که همان نوسان بازار مالی است. جهشی معنی‌دار در لحظه‌ی t ام بازار که از لحاظ آماری قسمت از نویز نباشد؛ می‌تواند یک نشانه‌ی ضعیف باشد. از نظر آمار یعنی $Y_t = f(t) + s_t + Z_t$ تایید شود که s_t همان نشانه است (سو و همکاران، ۲۰۲۰).

از سوی دیگر وقوع جنگ بصورت بالفعل تاثیراتی بر اقتصادهای منطقه‌ای و جهانی دارد؛ اما نکته‌ی مرتبط با موضوع نشانه‌های ضعیف، شناسایی تحرکاتی است که بالقوه در بستر رخدادهای پیش از جنگ می‌توانند به نوعی یک هشدار برای به وقوع پیوستن آن رویداد باشند (شکل ۱). به‌عنوان مثال، در ایام پیش از شروع جنگ و به واسطه‌ی تحرکات لجستیکی و استقرارهای نظامی، اخبار و حواشی زیادی تولید می‌شود. همچنین، یک

سلسله رفتارهای غیرمتعارف می‌تواند در بازارهای مالی رخ دهد که به نوعی یک نشانه از واکنش بازار نسبت به وقوع احتمالی یک عملیات گسترده‌ی نظامی است.



شکل (۱) الگوی مفهومی جریان پژوهش

نشانه های ضعیف به عنوان نشانه‌هایی از تغییرات ممکن ولی نه لزوماً تاییده شده‌ای تلقی می‌شوند که در آینده می‌توانند منشاء اصلی تغییرات عظیم و متحول کننده باشند. در تحلیل بازارهای مالی نیز، هر بازار مستعد کشف و ردیابی نشانه‌های ضعیف از ایجاد یک نوسان یا تغییر است. برای مثالی در این زمینه، خروج حجم بالایی از پول حقیقی از بورس اوراق بهادار عملاً یک نشانه‌ی ضعیف قابل ردیابی در این جهت است که این پول خروجی یا وارد بازار هم‌ارز دیگری شده یا به سمت سرمایه‌گذاری در بازارهای خارجی هدایت شده است. عامل اصلی در تحلیل بازارهای مالی برای بررسی نوسانات و کشف نشانه‌ها و حتی اثر نشانه‌ها ابزارهای مدل‌بندی آماری است. (کیم و همکاران، ۲۰۱۳).

این مقاله به دنبال کشف نشانه‌ها در بازارهای معتبر خارجی و همچنین اثرگذاری آنها بر بازار ارز، طلا و بورس در ایران پیرامون بازه‌ی زمانی آغاز جنگ اوکراین و روسیه است. برای این منظور، به وسیله‌های روش‌های مبتنی بر تحلیل اکتشافی داده‌ها، همبستگی و رفتار آماری شاخص‌های خارجی از جمله بیت کوین، بورس شانگهای، قیمت جهانی طلا و، با سه بازار هدف داخلی سنجیده می‌شود. لذا در این پژوهش بررسی ۹ بازار معتبر جهانی از دیدگاه کشف نشانه‌های ضعیف به وسیله‌ی تحلیل‌های آماری در بازه‌های زمانی مختلف مورد توجه قرار گرفت تا بتوان دریافت این نشانه‌های مکشوفه و خود بازارها تا چه حد و به چه صورت توان اثرگذاری بر روی بازارهای مالی مختلف در ایران را دارند. همانطور که ذکر شد؛ بازارهای داخلی هدف در ایران، بازارهای ارز، طلا و بورس هستند.

همچنین، بازارهای خارجی زیر جهت بررسی ارتباط آماری با سه بازار هدف داخلی مورد بررسی قرار گرفتند تا مرتبط‌ترین بازارها برای برآزش مدل و نشانه‌یابی^۳ استفاده شود.

۱. قیمت جهانی هر اونس طلا اعلامی توسط سازمان بین المللی طلا (WGC)
 ۲. بازار بورس نیویورک (NYSE)
 ۳. بازار بورس مسکو (MOEX)
 ۴. بازار بورس شانگهای (Shanghai)
 ۵. بازار بورس ریاض (KSA.S.E)
 ۶. قیمت بیت کوین (BTC)
 ۷. قیمت جهانی نفت اوپک (Opec)
 ۸. نرخ جفت ارزهای دلار/یوان و دلار/روبل به نمایندگی از بازار فارکس (دو شاخص مالی)
- مقطع زمانی هدف برای بررسی، بازه‌ی زمانی آغاز جنگ روسیه و اوکراین است. داده‌های مرتبط با ۹۰ روز کاری پیش و پس از جنگ اوکراین گردآوری و مطالعه شد تا به دیدگاه مورد نظر نسبت به اثرگذاری بازارهای خارجی مورد نظر با بازارهای داخلی حاصل شود. پس از بررسی‌های اولیه، دست کم نرخ برابری دلار برابر ریال ایران و یوان چین به گونه‌ای است که داده‌هایی که مستعد نشانه درباره‌ی یوان هستند؛ عملاً روند همسو با نرخ دلار برابر ریال دارند و این مورد مشوقی است برای برآزش مدل سری زمانی رگرسیونی بر روی نرخ دلار در ایران به کمک نرخ دلار در بازار چین و انجام فرایند نشانه‌یابی بر اساس مدل حاصله. همچنین روند تغییرات بیت کوین و بورس تهران نیز این فرض را که ریزش بیت کوین به ورود پول حقیقی به بورس تهران کمک کرده است را قابل بررسی از لحاظ آماری می‌کند. شایان ذکر است که در این مقاله، به جهت انجام فرایند نشانه‌یابی، یک تعریف عملیاتی از نشانه‌ی ضعیف با محوریت کاربرد در سری‌های زمانی نیز بصورت کامل ارائه شده است.

مبانی نظری و پیشینه‌های پژوهش

مبانی نظری

³ Signal Detection

با توجه به هدف اصلی این پژوهش، مطالعه جهت تشخیص نشانه‌های ضعیف و تحلیل تاثیر احتمالی آن‌ها بر روی بازارهای مالی به وسیله‌ی سری‌های زمانی رگرسیونی است؛ بررسی پیشینه‌ی تحقیق به اجمال در سه محور زیر انجام شد:

- سری‌های زمانی رگرسیونی و نقش آن‌ها در تحلیل بازارهای مالی،
- پیشینه‌ی مطالعات مرتبط با نشانه‌های ضعیف و آینده‌پژوهی،
- معرفی برخی کارهای مرتبط با نشانه‌های ضعیف در بازارهای مالی،

سری‌های زمانی رگرسیونی در بازارهای مالی

مدل‌های آماری و مخصوصاً سری‌های زمانی، ابزارهایی هستند که به منظور پیش‌بینی آینده‌ی بازار و همچنین تحلیل نوسانات موجود، مورد استفاده قرار می‌گیرند. در راستای پژوهش‌های انجام شده در زمینه‌ی تحلیل نوسانات بازار ارز می‌توان از محمدی و پشوتنی زاده (۱۳۹۶) که اثر تغییرات قیمت نفت و طلای جهانی بر بازار مالی ایران را با استفاده از رویکرد پویایی‌شناسی سیستمی بررسی کرده‌اند؛ نام برد. همچنین پژوهش تهرانی و سیدخسروشاهی (۱۳۹۶) پژوهش دیگری است که در آن انتقال نوسان و اثر متقابل بازارهای سهام، ارز و طلا بر یکدیگر مورد تحلیل و ارزیابی قرار گرفته است. پیش‌بینی قیمت قراردادهای آتی سکه طلا با استفاده از مدل ARIMA در بورس کالای ایران (احمدی و احمدلو، ۱۳۹۰) و همچنین استفاده از سری‌های زمانی فازی جهت پیش‌بینی شاخص بورس تهران (رادمهر و شمس قارنه، ۱۳۹۱)، مطالعاتی هستند که از سری‌های زمانی برای تحلیل و پیش‌بینی استفاده کرده‌اند. در پژوهشی جدید، یانگ و همکاران (۲۰۲۴) بر مبنای شبکه‌های عصبی رویکردی برای شناسایی نشانه‌های ضعیف ارائه کردند. خدایاری و همکاران (۱۳۹۹) در مطالعه‌ای بر مبنای مدل‌های رگرسیونی و شبکه‌های عصبی، نوسانات بازارهای مالی را مورد مطالعه قرار دادند. همچنین، بایی و همکاران (۲۰۲۲) تکنیک‌های یادگیری ماشین را برای تحلیل وضع کنونی بازارهای مالی بوسیله‌ی سری‌های زمانی رگرسیونی بکار گرفتند.

- نشانه‌های ضعیف در آینده‌پژوهی

نشانه‌های ضعیف، اولین بار توسط آنسوف (۱۹۷۵) مطرح شد و از جمله مفاهیم کلیدی آینده‌پژوهی است که جایگاه خاصی در کارهای این حوزه دارد. آینده‌پژوهان بر این باورند که تحلیل نشانه‌های هرچند نامرتبب ممکن است به دستیابی به اطلاعاتی مرتبط با آینده منجر شود (سیفی کلستان و همکاران، ۱۴۰۱).

شومیکر و دی (۲۰۰۹) اینگونه نشانه‌ی ضعیف را تعبیر کرده‌اند: «تکه‌ای به ظاهر تصادفی یا غیر مرتبط از اطلاعات است که در ابتدا شاید یک نويز زمينه‌ای به نظر می‌آید درحالی‌که میتوان با نگرستن به آن از چهارچوب و قابی متفاوت و یا با ایجاد ارتباط با قطعات دیگر اطلاعات، آن را به عنوان قطعه‌ای از یک الگوی مهم شناسایی کرد.» بطور کلی نشانه‌ی ضعیف علائم و اطلاعاتی است که در لحظه به سختی قابل درک هستند اما پیامدهای سنگین و تاثیرگذاری در آینده خواهد داشت (سیفی و پدرام، ۱۳۹۹).

مندونکا و همکاران (۲۰۱۲) عدم توجه به نشانه‌های ضعیف مطرح شده توسط آنسوف را علت بروز بحران نفتی بزرگ و در نتیجه ناتوانی بسیاری از شرکت‌ها و دولت‌ها در مدیریت پیامدهای این رویداد عظیم، معرفی کرده‌است. بطور کلی نقش نشانه‌های ضعیف در آینده‌پژوهی قابل چشم پوشی نیست (امینی و جبل عاملی، ۱۳۹۸).

تعاریف متعددی از نشانه‌های ضعیف توسط آنسوف (۱۹۷۵)، مندونکا و همکاران (۲۰۰۴)، ایلمولا و کوزی (۲۰۰۶)، هیلتونن (۲۰۰۸)، هینونن و هیلتونن (۲۰۱۲)، گوخبرگ (۲۰۲۰) و... ارائه شده است که در (سیفی کلستان و همکاران، ۱۴۰۱) گردآوری و مقایسه شده‌است. همچنین گراسیا- نانس و رودریگز (۲۰۲۰) نشانه‌ی ضعیف را اطلاعاتی مبهم می‌دانند که به مدیریت غافل‌گیری کمک می‌کنند. (ون وین و اورت، ۲۰۲۱) می‌گویند پیشگیری از غافل‌گیری مبتنی بر شناسایی نشانه‌های ضعیف، به افزایش آگاهی از پدیدار شدن پدیده‌ها بستگی دارد.

نشانه‌های ضعیف در بازارهای مالی

نشانه‌های ضعیف از جمله ابزارهای مدیریت غافلگیری هستند. یکی از انواع غافلگیری، نوسانات جدی در یک بازار مالی بصورت غیرمنتظره است. بدین معنی که تغییر رخ داده در بازار طبق پیش‌بینی‌های صورت گرفته درمورد آینده‌ی بازار نبوده‌است. اوجالا و

اوسکالی (۲۰۰۷) به اثر مقالات نیویورک تایمز پیش از ریزش در بازار بورس نیویورک در سال‌های ۱۹۲۹، ۱۹۸۷ و ۲۰۰۰ پرداخته‌اند؛ جایی که تحلیل‌های خبرنگاران حوزه تجارت دارای اشتباه بودند و نتایج معرفی شده توسط آن‌ها فاقد اثری از وقوع بحران بود؛ بنابراین، قادر به تشخیص موثر نشانه‌های ضعیف در مورد سقوط قریب الوقوع بازار سهام نبودند. همچنین هریسون و همکاران (۲۰۱۴) نیز معتقدند که قدرت نشانه‌های ضعیف در عصر اقتصاد دیجیتال غیر قابل انکار است. آن‌ها در مثالی از نشانه‌ی ضعیف شناسایی شده از رسانه‌های اجتماعی برای تعیین قیمت کالای تولیدی توسط یک کارخانه بهره بردند.

روش تحقیق

پژوهش حاضر یک پژوهش کمی چند روشی محسوب می‌شود. از حیث نتایج نیز در ردیف پژوهش‌های کاربردی-توسعه‌ای است. از حیث روش‌شناسی و بکارگیری روش‌های برآزش مدل‌های سری زمانی رگرسیونی در حیطه‌ی علم آمار قرار دارد. جامعه آماری مرتبط با پژوهش نیز تمامی داده‌های قابل اکتشاف در بازه‌ی زمانی مطرح شده است و نیازی به نمونه‌گیری از داده‌های موجود ندارد. همچنین داده‌های بکار رفته در این پژوهش از طریق منابع منتشر کننده‌ی اطلاعات و داده‌های مربوط به بازارهای سرمایه و شاخص‌های اقتصادی که اجازه‌ی فعالیت قانونی در بستر اینترنت در کشور دارند تهیه شد.

تحلیل داده‌ها در این تحقیق از نوع مدلسازی آماری است. ابتدا داده مورد تحلیل اکتشافی اولیه واقع شده و پس از تولید و ارائه‌ی مدل سری زمانی، مدل با استفاده از ابزارهای بصری‌سازی و روش‌های آماری مورد بررسی قرار می‌گیرد.

مفاهیم آماری تحقیق

• سری‌های زمانی

به طور کلی یک سری زمانی دنباله‌ای از مشاهدات است که در زمان‌های معلوم ثبت شده باشد. از مهم‌ترین شاخص‌های یک سری زمانی، می‌توان به توابع میانگین، واریانس، اتوکوواریانس و خودهمبستگی اشاره کرد. یک سری زمانی را می‌توان به صورت دنباله‌ای

از متغیرهای تصادفی مانند $\{X_t, t \in T\}$ تعریف کرد. هر چند مجموعه T می‌تواند زیر مجموعه دلخواهی از اعداد حقیقی باشد، اما در این مقاله T مجموعه اعداد طبیعی می‌باشد. با فرض این که سری زمانی $\{X_t\}$ دارای گشتاورهای اول و دوم متناهی باشد؛ به طور معادل

$$\mu_X(t) = E(X_t) \quad t \in T$$

$$\sigma_X^2(t) = \text{Var}(X_t) = E(X_t - \mu_X(t))^2, \quad t \in T$$

$$C_X(t, s) = E(X_t - \mu_X(t))(X_s - \mu_X(s)) \quad t, s \in T$$

$$R_X(t, s) = \frac{C_X(t, s)}{\sigma_X(t) \cdot \sigma_X(s)} \quad t, s \in T$$

به ترتیب تابع میانگین، تابع واریانس، برای زمان t ، تابع اتوکواریانس (ACVF)⁴ و تابع خودهمبستگی (ACF)⁵ بین دو زمان t و s برای سری زمانی $\{X_t\}$ نامیده می‌شود. جهت مشاهده‌ی توضیحات کامل در مورد ساختار سری‌های زمانی مراجعه شود به (تسی، ۲۰۰۵).

• برآورد توابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی

یک روش برای محاسبه وابستگی زمانی در ساختار یک سری زمانی، تعریف تابع خودهمبستگی می‌باشد. رابطه تابع خودهمبستگی با تاخیر h به صورت رابطه زیر نشان داده می‌شود:

$$\rho(h) = \frac{\sum_{i=1}^{n-h} (x_i - \bar{x})(x_{i+h} - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$$

x_i و x_{i+h} مقادیر متغیرها یا داده‌ی i ام و با تاخیر زمانی h و \bar{x} مقدار میانگین مربوط به متغیرها هستند. مقادیر فرمول بالا در بازه -1 تا 1 قرار می‌گیرند.

⁴ Auto-covariance Function

⁵ Auto-correlation Function

روش دیگر برای عنوان نمودن وابستگی زمانی در ساختار یک سری زمانی، تعریف تابع خود همبستگی جزئی (PACF⁶) می باشد. تابع خود همبستگی جزئی مکملی برای تابع خود همبستگی، در راستای شناسایی سری های ARMA بخصوص سری های خودرگرسیو (AR⁷) و میانگین متحرک (MA⁸) است. تابع خود همبستگی جزئی به صورت رابطه زیر نشان داده می شود:

$$PACF(h) = \frac{\rho(h) - \sum_{i=1}^{h-1} \Phi_{h-1,i} \rho(h-1)}{1 - \sum_{i=1}^{h-1} \Phi_{h-1,i} \rho(i)}$$

که در آن $\Phi_{h-1,i}$ ضرایب مدل AR(h-1) برای $k=1,2,\dots,h-1$ بوده که در ادامه معرفی خواهند شد.

• سری های زمانی اتورگرسیو- میانگین متحرک

در این قسمت با خانواده ی مدل های ARMA به منظور مدل بندی سری های زمانی ایستا، آشنا خواهیم شد. به طور کلی سری های ARMA از ترکیب سری های زمانی خودرگرسیو و میانگین متحرک حاصل می شوند و بیانگر این هستند که مقدار فعلی یک متغیر به مقادیر قبلی خود، همچنین به ترکیبی از مقادیر فعلی و قبلی خطای نوفه سفید (Z_t) بستگی دارد. سری ایستای $\{X_t\}$ که در معادله تفاضلی

$$= Z_t + \theta_1 \cdot Z_{t-1} + \dots + \theta_q \cdot Z_{t-q} X_t - \Phi_1 \cdot X_{t-1} - \dots - \Phi_p \cdot X_{t-p} \quad (1)$$

صدق می کند را سری اتورگرسیو- میانگین متحرک از مرتبه (p, q) نامیده و به اختصار می نویسیم $\{X_t\} \sim ARMA(p, q)$. شایان ذکر است که p و q معرف تاخیر (روزهایی پیشین بازار) مورد استفاده در قسمت اتورگرسیو و میانگین متحرک برای ساختار مدل سری زمانی است. در این معادله Z_t ، نوفه یا نوسان سری زمانی می باشد و می نویسیم

⁶ Partial Autocorrelation Function

⁷ Autoregressive

⁸ Moving Average

$Z_t \sim WN(0, \sigma^2)$. سری زمانی $\{X_t\}$ را $ARMA(p, q)$ با میانگین μ گوئیم هرگاه:
 $\{X_t - \mu\} \sim ARMA(p, q)$.

• سری زمانی رگرسیونی

تعریف مدل رگرسیونی خطی در ساده‌ترین فرم بصورت زیر است:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + \varepsilon_t, \quad t = 1, \dots, n \quad (۲)$$

که در آن Y متغیر پاسخ (همان متغیری که دنبال پیش‌بینی و مدل بندی آن هستیم) و X متغیر کمکی یا رگرسور است که به کمک آن پاسخ را مدل می‌کنیم. همچنین ε_t نویز مدل است. اگر نویز یک مدل سری زمانی باشد؛ آنگاه متغیر پاسخ نیز ماهیت یک سری زمانی را پیدا کرده و مدل تبدیل یک مدل سری زمانی رگرسیونی می‌شود که دیگر با روش‌های عادی رگرسیونی قابل برآورد و تحلیل نیست. فرم کلی مدل سری زمانی رگرسیونی به صورت زیر است:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_{1t} + \dots + \beta_K X_{Kt} + \varepsilon_t, \quad t = 1, \dots, n, \quad (۳)$$

که در آن X_1, \dots, X_K متغیرهای کمکی حاضر در مساله هستند که متغیر پاسخ براساس رفتار آنها مطالعه می‌شود. نمایش دیگری از مدل رگرسیونی (۳) بصورت

$$Y_t = \beta' X_t + \varepsilon_t, \quad t = 1, \dots, n,$$

است؛ که در آن $X_t = (1, X_{1t}, \dots, X_{Kt})'$ ، $\beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_K)'$ می‌باشد. برای سری‌های زمانی رگرسیونی از مدل‌های رگرسیونی اصلاح شده استفاده می‌شود که در آن‌ها با وارد کردن اثر تاخیرها^۹ به وسیله‌ی در نظر گرفتن تعداد روزهای پیشین معینی از بازار (که به کمک آزمون پنیا کشف می‌شود) اثر نویز بازار در مدل لحاظ می‌شود. رویه‌ی برازش مدل‌های سری زمانی رگرسیونی بصورت زیر است:

- ابتدا مدل رگرسیونی معمولی بصورت:

$$\hat{Y}_t = \hat{\beta}' X_t, \quad t = 1, \dots, n,$$

⁹ Lagged Values

- را بر روی داده‌ها برازش می‌دهیم که در آن \hat{Y}_t مقادیر پیش‌بینی شده‌ی Y_t هستند. مانده‌های مدل را با تعریف $e_t = Y_t - \hat{Y}_t$ ، $t = 1, \dots, n$ ، محاسبه می‌کنیم. مقادیر e_t را بعنوان برآوردی از نویز ε_t در نظر می‌گیریم.
- با بررسی نمودار ACF و PACF مانده‌های مدل، می‌توان نتیجه گرفت آیا ماهیت سری زمانی روی مدل اثر داشته است یا خیر.
 - در صورت اثرگذاری سری زمانی بر روی داده‌ها؛ براساس نتایج حاصل از دو نمودار مزبور، ساختار پیشنهادی برای مدل سری زمانی مرتبط با مانده‌ها را شناسایی کرده و مدل رگرسیونی را براساس این ساختار اصلاح کرده تا مجدداً مورد ارزیابی قرار دهیم.
 - اگر در ارزیابی مدلی تایید نشد؛ ساختارهای سری زمانی دیگر (مانند ارزیابی پایایی، تثبیت واریانس و...) را مد نظر قرار می‌دهیم.
- بصورت ریاضیاتی و براساس یک الگوریتم منظم، برازش سری‌های زمانی رگرسیونی بر روی داده‌ها از مراحل زیر تبعیت می‌کنند:
- برازش مدل $\hat{Y}_t = \hat{\beta}' X_t$ ، $t = 1, \dots, n$ ، و محاسبه‌ی مانده‌ها $e_t = Y_t - \hat{Y}_t$
 - تخصیص مدل (۱) بعنوان مدل سری زمانی ARMA(p,q) به مانده‌های مدل بصورت:

$$= Z_t + \theta_1 \cdot Z_{t-1} + \dots + \theta_q \cdot Z_{t-q} + \Phi_1 \cdot e_{t-1} + \dots + e_t$$

$$\Phi_p \cdot e_{t-p}$$

- اصلاح مدل رگرسیونی به فرم زیر:

$$Y_t^* = \beta'(X_t^*) + \omega_t, \quad t = 1, \dots, n, \quad (۴)$$

که در آن $Y_t^* = Y_t - \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i}$ ، $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$ ، ε_t iid و $\omega_t = \varepsilon_t + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j}$

$$X_t^* = X_t - \sum_{i=1}^p \phi_i X_{t-i}$$

مدل (۴) نسخه‌ای از رگرسیون اصلاح شده براساس ماهیت سری زمانی بودن داده‌ها است که آن را مدل سری زمانی رگرسیونی می‌نامند. شایان ذکر است که مقادیر ϕ ، θ

در برازش مدل سری زمانی برای روی مانده‌های مدل رگرسیونی معمولی (بدون در نظر گرفتن اثر سری زمانی) برآورد می‌شوند و در ادامه‌ی مساله نیاز به برآورد مجدد آنها نیست و به‌عنوان ورودی مساله در نظر گرفته می‌شوند. اکنون، پس برازش مدل رگرسیونی بر مدل فوق؛ مقادیر مانده‌های مدل رگرسیون اصلاح شده، بصورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$e_t^* = Y_t^* - \left(\hat{\beta}' X_t^* + \sum_{j=1}^q \hat{\theta}_j e_{t-j} \right), \quad t = 2, \dots, n,$$

که در آن $e_1 = 0$. در نتیجه، مقادیر پیش بینی Y_t^* ، یعنی \hat{Y}_t^* بصورت زیر بدست می‌آیند:

$$\hat{Y}_t^* = \hat{\beta}' X_t^* + \sum_{j=1}^q \hat{\theta}_j e_{t-j}, \quad t = 2, \dots, n, \quad (5)$$

از رابطه (5) در محاسبه‌ی بازه‌ی اطمینان ابری در بخش بعدی بهره خواهیم برد.

تعریف عملیاتی نشانه ضعیف برای سری‌های زمانی

مروری بر تعاریف نظری پیشین

طبق تعریف روزائو و همکاران (۲۰۲۱)، تعریف آماری نشانه‌ی ضعیف، در واقع مشاهده‌ی داده‌ای کمیاب و غیرمنتظره (برخلاف رفتار معمولی داده‌ها) است که بالقوه می‌تواند خبر از تحولاتی قابل توجه در آینده باشد. در مسائل مربوط با بازارهای مالی، یک نشانه‌ی ضعیف عملاً داده‌ای است که در تحولات روزمره‌ی بازار مورد انتظار نبوده و همراستا با روندی که بازار تا آن لحظه طی کرده است؛ نباشد؛ اما این تعاریف و تعبیر، صرفاً جنبه‌ی نظری داشته و به‌عنوان تعریف عملیاتی کاربردی قابل استناد نیستند.

برای رسیدن به جمع‌بندی مناسب جهت ارائه‌ی یک تعریف عملیاتی آماری از نشانه‌ی ضعیف، بر اساس رویکرد بررسی قیاسی (سیفی و همکاران، ۱۴۰۱)، مجموعه‌ای از تعاریف نظری نشانه‌ی ضعیف در آمار را گردآوری شد تا با تلفیق مفاهیم تعریفی عملیاتی ارائه شود تا قابل انطباق و بررسی با تعاریف نظری باشد. در جدول زیر تعاریف نظری مربوط به نشانه‌ی ضعیف در حوزه‌ی آمار که قابل استفاده در داده‌های زمانی نیز هستند ارائه شده‌است.

جدول ۱: تعاریف نشانه‌های ضعیف از دیدگاه آماری.

شماره	منبع	تعریف
۱	روزانو و همکاران (۲۰۲۱)	یک داده (مشاهده) غیر منتظره و کمیاب است که می‌تواند هشدار یا اولیه در مورد آینده باشد.
۲	سو و همکاران (۲۰۲۰)، ژو و ژائو (۲۰۰۹)	انجام آزمون فرض $\begin{cases} H_0 : Y_t = f(t) + Z_t \\ H_1 : Y_t = f(t) + s_t + Z_t \end{cases}$ به معنی جهشی معنادار در لحظه‌ی t بازار که خارج از روند معمول در بازار باشد.
۳	گوپتا و همکاران (۲۰۱۴)	داده‌ای که در طی زمان رفتاری نا به‌هنجار نسبت به روند داده‌ها دارد و توان اثرگذار بر روند داده‌ها دارد.
۴	ون درونگلن (۲۰۱۱)	شناسایی تغییرات ناگهانی در روند داده‌های زمانی به وسیله‌ی بررسی نرخ سیگنال به نویز یا همان رخدادن داده‌ای دور از نویز عادی سری زمانی

همانطور که ذکر شد، نشانه‌ی ضعیف از دیدگاه آمار داده‌ای نادر و کمیاب است که بالقوه نشانگر تغییرات اساسی برای آینده است. از این رو نیاز به یک رویکرد ریاضیاتی و محاسباتی برای شناسایی این نشانه‌ها داریم. در ادامه، رویکرد سنتی آماری ۶ سیگما برای کشف داده‌های مستثنی از روند مشاهدات بررسی شده‌است.

روش بازه‌ی اطمینان آبری^{۱۰} برای داده‌های زمانی

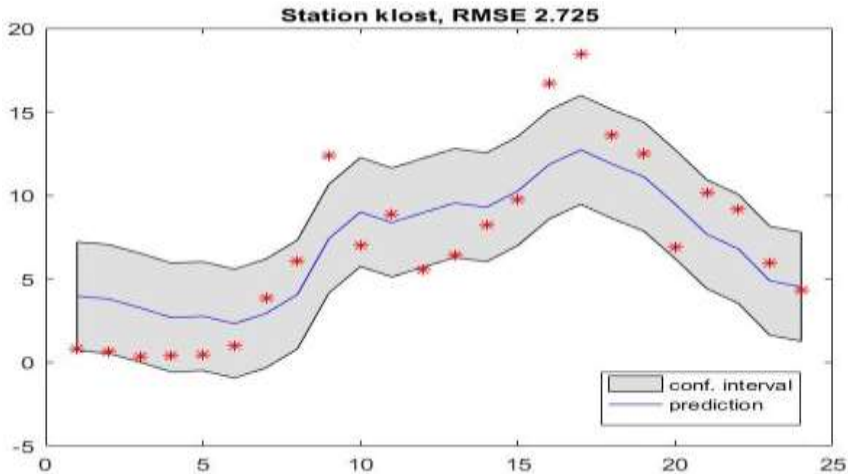
الگوریتم اجرایی روش به‌صورت تشریحی

در روش سنتی ۶ سیگما، یک بازه‌ی کلی برای تمامی مشاهدات در دسترس ارائه می‌شود. این روش یک الگوریتم ثابت است (گوپتا و همکاران، ۲۰۱۴) و همواره حتی با تغییر داده‌ها و بازارها نیز می‌توان بازه‌های جدیدی به کمک مدل‌های سری زمانی ایجاد کرد و از این رویه بهره برد؛ اما همانطور که گفته شد ۶ سیگما یک پهنای باند ثابت تعریف می‌کند که دور از نیت مسئله‌ی ما یعنی شناسایی نشانه‌های ضعیف است. در واقع، مسئله نیازمند یک رویه می‌باشد که با جزئیات بیشتر، قدرت تصمیم‌گیری در مورد نشانه‌های ضعیف بالقوه را بالا ببرد.

¹⁰ Cloud Confidence Interval

ایده‌ی ارائه‌ی یک بازه برای کل داده‌ها امکان تعمیم به کمک ماهیت زمانی مدل دارد. اگر برای یک مدل سری زمانی برازش داده شده بر روی هریک از داده‌های زمانی، فاصله‌ی اطمینان بدست آوریم، یک بازه‌ی ابری متغیر با زمان، پیرامون دنباله‌ی سری زمانی خواهیم داشت. در واقع به جای یک بازه‌ی ثابت، بازه‌های متغیری با تغییر روند زمانی خواهیم داشت. این رویکرد، اثر زمان را نیز بصورت جداگانه در شناسایی نشانه‌ی ضعیف لحاظ می‌کند چنین رویکردی با تعریف دوم در جدول ۱ که مبتنی بر آزمون فرض است؛ همسویی بالایی دارد. دلیل این امر آن است که آزمون فرض معادل با فواصل اطمینان است و اگر آماره از بازه بیرون باشد فرض صفر در آزمون فرض رد می‌شود. برای شناسایی داده‌ای که مستعد نشانه بودن است، براساس منطق ایده‌ی مطرح شده؛ به ترتیب زیر عمل می‌کنیم:

- ابتدا مانند روش ۶ سیگما، مدل سری زمانی (یا سری زمانی رگرسیونی) مدنظر را برازش داده و داده‌های متغیر پاسخ را به کمک آن تخمین می‌زنیم.
 - سپس به کمک مقادیر تخمین زده شده، بازه‌ی اطمینان با سطح معنی داری مورد نظر در مساله را برای مدل محاسبه می‌کنیم.
 - داده‌ای که بیرون این بازه‌ی ابری قرار گیرد، بصورت بالقوه کمیاب و نادر بودن آن توسط مدل و بازه‌ی اطمینان حاصل از آن، تایید می‌شود.
 - در گام پایانی با مفاد مطرح شده در جدول یک و تعریف علمی نشانه‌های ضعیف مندرج در سیفی و همکاران (۱۴۰۱) مطابقت داده می‌شود.
- در این پژوهش، ابتدا برای هر بازار هدف در یکی از مقاطع زمانی مورد نظر، بازارهای اثرگذار را شناسایی و مدل سری زمانی رگرسیونی مورد نظر را بدست می‌آوریم. پس از آن به کمک هر دو تعریف بالا، داده‌هایی که بالقوه نشانه‌ی ضعیف هستند را شناسایی خواهیم کرد. نمودار زیر یک مثال از بازه‌ی اطمینان ابری در سری زمانی است.



نمودار (۱) بازه‌ی اطمینان ابری داده‌های سری زمانی

باید توجه داشت که ممکن است داده‌ای که بیانگر نشانه‌ی ضعیف است با کوتاه‌تر یا بلندتر شدن بازه‌های زمانی، تغییراتی در ماهیت آن رخ دهد. بدین منظور برای نقاط مورد بحث در یک سری زمانی، پیشنهاد می‌شود که اگر در یک فاصله‌ی زمانی تایید نشد، فواصل مختلفی امتحان شود. با این رویکرد، اثر نوسانات آبی و شوک‌های لحظه‌ای بازار نیز مدیریت می‌شود.

روش بازه‌ی اطمینان ابری از دیدگاه ریاضیات مسئله

برای بدست آوردن یک بازه‌ی اطمینان بصورت ریاضیاتی باید سه گام اصلی را در نظر گرفت.

۱. نیاز به مشخص بودن توزیع آماری دقیق (یا مجانبی) برای مقادیر تخمین زده شده \hat{Y}_t^* که از مدل رگرسیونی اصلاح شده حاصل می‌شود؛ داریم.
۲. باید کمیت محوری Q متناسب با داده‌ها، مدل و مساله را مشخص کنیم.
۳. لازم است که با استفاده از احتمال $P(Q \in A_\alpha) = 1 - \alpha$ به احتمال $P(\hat{Y}_t^* \in B_\alpha) = 1 - \alpha$ برسیم که در آن‌ها، A_α بازه‌ی چندکی مرتبط با توزیع Q و B_α بازه‌ی اطمینان مورد نظر است.

در نخستین گام به محاسبه‌ی توزیع دقیق \hat{Y}_t^* می‌پردازیم. براساس مفروضات مدل سری زمانی رگرسیونی (۳) میتوان نتیجه گرفت که Y_t^* که ترکیب خطی از ε_t است؛ دارای توزیع نرمال خواهد بود. در واقع داریم:

$$Y_t^* = \beta' X_t^* + \omega_t = K_t + \sum_{i=0}^q \theta_i \varepsilon_{t-i}, \quad t = 1, \dots, n,$$

$$E(Y_t^*) = E(K_t + \sum_{i=0}^q \theta_i \varepsilon_{t-i}) = K_t + \sum_{i=0}^q \theta_i E(\varepsilon_{t-i}) = K_t = \beta' X_t^*$$

$$\text{Var}(Y_t^*) = \text{Var}\left(\sum_{i=0}^q \theta_i \varepsilon_{t-i}\right) = \sum_{i=0}^q \theta_i^2 \text{Var}(\varepsilon_{t-i}) = \sum_{i=0}^q \theta_i^2 \sigma^2$$

$$\Rightarrow Y_t^* \sim N(\beta' X_t^*, \sum_{i=0}^q \theta_i^2 \sigma^2), \quad t = 1, \dots, n,$$

همچنین، مدل اصلاح شده به منظور دخیل کردن اثر سری زمانی در مدل است؛ بنابراین، مدل (۳) مفروضات مدل رگسیون خطی را دارا می‌باشد. براساس مفروضات مدل رگرسیونی (مونتگمزی و پک، ۲۰۰۶)، می‌توان از نرمال بودن Y_t^* ، نرمال بودن برآورد آن یعنی \hat{Y}_t^* را نتیجه گرفت. برای تکمیل شدن اطلاعات مربوط به توزیع \hat{Y}_t^* ، باید میانگین و واریانس آن را محاسبه کنیم. همانطور که در بخش معرفی سری‌های زمانی گفته شد؛ مانده‌ها در مدل سری زمانی رگرسیونی (۴) بصورت:

$$e_t^* = Y_t^* - \left(\hat{\beta}' X_t^* + \sum_{j=1}^q \hat{\theta}_j e_{t-j}^* \right), \quad t = 2, \dots, n,$$

محاسبه می‌شوند؛ که در آن $e_1 = 0$ و براساس مفروضات مدل رگسیون خطی

$$E(e_t^*) = 0, \quad t = 2, \dots, n,$$

$$\hat{Y}_t^* = \hat{\beta}' X_t^* + \sum_{j=1}^q \theta_j e_{t-j}^*, \quad t = 2, \dots, n, \quad (۶)$$

بدست می‌آیند. اکنون با استفاده از رابطه (۶) می‌توانیم اقدام به محاسبه امید ریاضی و واریانس \hat{Y}_t^* کنیم. در نتیجه، داریم:

$$\hat{Y}_t^* = \hat{\beta}' X_t^* + \sum_{j=1}^q \theta_j e_{t-j}, \quad t = 2, \dots, n,$$

$$\mu_{\hat{Y}_t^*} = E(\hat{Y}_t^*) = E(\hat{\beta}' X_t^* + \sum_{j=1}^q \theta_j e_{t-j}) = \beta' X_t^* + \sum_{j=1}^q \theta_j E(e_{t-j}) = \beta' X_t^*$$

$$\text{Var}(\hat{Y}_t^*) = \text{Var}(\hat{\beta}' X_t^*) + \text{Var}\left(\sum_{j=1}^q \theta_j e_{t-j}\right) + 2\text{Cov}\left(\hat{\beta}' X_t^*, \sum_{j=1}^q \theta_j e_{t-j}\right)$$

$$= \sigma^2 X_t^{*'} (X'X)^{-1} X_t^* + \sum_{j=1}^q \theta_j^2 \text{Var}(e_{t-j}) + \sum_{i=1}^q \sum_{k=1}^q \theta_i \theta_k \text{Cov}(e_{t-i}, e_{t-k})$$

$$+ \sum_{j=1}^q \theta_j 2\hat{\beta}' \text{Cov}(X_t^*, e_{t-j})$$

$$= \sigma^2 \left(X_t^{*'} (X'X)^{-1} X_t^* + \sum_{j=1}^q \theta_j^2 (1 - h_{jj}) - \sum_{i=1}^q \sum_{k \neq i} \theta_i \theta_k h_{ij} \right) = \sigma_{\hat{Y}_t^*}^2$$

که در آن $h_{ii}, h_{ij}, i, j = 2, \dots, n$ ، درایه‌های ماتریس $H = X^* (X^* X^*)^{-1} X^{*'} H$ هستند. نهایتاً داریم:

$$\hat{Y}_t^* \sim N \left(\beta' X_t^*, \sigma^2 (X_t^{*'} (X'X)^{-1} X_t^* + \sum_{j=1}^q \theta_j^2 (1 - h_{jj}) - \sum_{i=1}^q \sum_{k \neq i} \theta_i \theta_k h_{ij}) \right), \quad t = 2, \dots, n,$$

اکنون پس از تعیین توزیع دقیق \hat{Y}_t^* ها براساس (۶)، برای انجام گام بعدی، یعنی تعیین کمیت محوری Q اقدام می‌کنیم. کمیت محوری برای ساخت بازه‌های اطمینان، یک تابع از داده‌های نمونه و پارامترها است که توزیع احتمالی آن به پارامترهای ناشناخته وابسته نیست. این ویژگی باعث می‌شود که کمیت‌های محوری به‌ویژه برای استنباط آماری و ساخت بازه‌های اطمینان بسیار مفید باشند. بصورت ریاضیاتی، یک کمیت محوری را می‌توان به شکل زیر تعریف کرد:

فرض کنید X_1, \dots, X_n یک نمونه باشد که توزیع احتمالی آن به یک پارامتر مانند β وابسته است. یک کمیت محوری Q یک تابع از داده‌های نمونه و پارامتر β است که بصورت $Q(X_1, \dots, X_n; \beta)$ نمایش داده می‌شود، به گونه‌ای که توزیع Q وابسته به β نباشد. به طور نمادین، یک تابع Q یک کمیت محوری است اگر $Q(X_1, \dots, X_n; \beta)$ برای تمامی مقادیر β دارای توزیع یکسان باشد. کمیت‌های

محوری به این دلیل مفید هستند که به آماردانان اجازه می‌دهند بازه‌های اطمینانی ایجاد کنند که مستقل از مقدار پارامتر ناشناخته β باشند.

برای \hat{Y}_t^* های مورد نظر در مسأله‌ی مورد نظر ما، یعنی رگرسیون اصلاح شده (۳)، کمیت محوری را بصورت زیر تعریف می‌کنیم:

$$Q(\hat{Y}_t^*, t = 1, \dots, n; \mu_{\hat{Y}_t^*}, \sigma_{\hat{Y}_t^*}^2) = \frac{\hat{Y}_t^* - \mu_{\hat{Y}_t^*}}{\sqrt{\sigma_{\hat{Y}_t^*}^2}} \sim N(0, 1)$$

تابع Q تعریف شده، شرایط یک کمیت محوری را دارا می‌باشد. زیر هم تابعی از \hat{Y}_t^* است و هم توزیع آن به پارامتر وابسته نیست؛ اما از آنجا که مقادیر $\mu_{\hat{Y}_t^*}$ و $\sigma_{\hat{Y}_t^*}^2$ نامعلومند؛ از برآورد آنها که با جایگذاری برآورد β بدست می‌آید، بهره خواهیم برد. توزیع کمیت محوری در این صورت به توزیع تی-استودنتی با درجه آزادی $n-1$ تغییر می‌یابد.

$$T = \frac{\hat{Y}_t^* - \hat{\mu}_{\hat{Y}_t^*}}{\sqrt{\hat{\sigma}_{\hat{Y}_t^*}^2}} \sim t_{(n-1)}, \quad t = 1, \dots, n$$

از کمیت محوری T برای انجام گام سوم یعنی بدست آوردن فاصله‌ی اطمینان ابری مورد نظر، استفاده می‌کنیم. برای این منظور، داریم:

$$P\left(-t_{(n-1), \frac{\alpha}{2}} \leq T \leq t_{(n-1), \frac{\alpha}{2}}\right) = 1 - \alpha, \quad t = 1, \dots, n$$

$$P\left(-t_{(n-1), \frac{\alpha}{2}} \leq \frac{\hat{Y}_t^* - \hat{\mu}_{\hat{Y}_t^*}}{\sqrt{\hat{\sigma}_{\hat{Y}_t^*}^2}} \leq t_{(n-1), \frac{\alpha}{2}}\right) = 1 - \alpha$$

$$P\left(\hat{\mu}_{\hat{Y}_t^*} - t_{(n-1), \frac{\alpha}{2}} \cdot \sqrt{\hat{\sigma}_{\hat{Y}_t^*}^2} \leq \hat{Y}_t^* \leq \hat{\mu}_{\hat{Y}_t^*} + t_{(n-1), \frac{\alpha}{2}} \cdot \sqrt{\hat{\sigma}_{\hat{Y}_t^*}^2}\right) = 1 - \alpha$$

در نهایت، بازه‌ی اطمینان ابری $(1-\alpha)$ ، برای مقادیر \hat{Y}_t^* به ازای هر $t = 1, \dots, n$

بصورت

$$\hat{\mu}_{\hat{Y}_t^*} - t_{(n-1), \frac{\alpha}{2}} \cdot \sqrt{\hat{\sigma}_{\hat{Y}_t^*}^2} \leq \hat{Y}_t^* \leq \hat{\mu}_{\hat{Y}_t^*} + t_{(n-1), \frac{\alpha}{2}} \cdot \sqrt{\hat{\sigma}_{\hat{Y}_t^*}^2} \quad (7)$$

محاسبه می‌شود. با جایگذاری مقادیر برآورد $\mu_{\hat{Y}_t^*}$ و $\sigma_{\hat{Y}_t^*}^2$ در رابطه (۷)، بازه نسخه‌ی نهایی بازه اطمینان (مختص روش ارائه شده) به شکل زیر محاسبه می‌شود:

$$\hat{Y}_t^* \in \left(\hat{\beta}' X_t^* \pm t_{(n-1), \frac{\alpha}{2}} \cdot \sigma \sqrt{X_t^* (X'X)^{-1} X_t^* + \sum_{j=1}^q \theta_j^2 (1 - h_{jj}) - \sum_{i=1}^q \sum_{k \neq i}^q \theta_i \theta_k h_{ij}} \right)$$

در مبحث شناسایی نشانه‌های ضعیف با محاسبه‌ی بازه‌ی فوق به ازای هر مشاهده، یک فضای ابری پیرامون مشاهدات ایجاد می‌شود که بیرون ماندن داده از این ابر ینی با اطمینان ابری $(1-\alpha)\%$ این مشاهده پتانسیل نشانه بودن و پس از بررسی نهایی نشانه‌ی ضعیف بودن را دارا می‌باشد. در ادامه و پیش از تحلیل عددی داده‌ها، الگوریتم نهایی حاصل از تعریف عملیاتی ارائه شده جهت شناسایی نشانه‌های ضعیف در داده‌های سری زمانی را ارائه می‌دهیم که در قسمت مدل بندی داده‌ها از این الگوریتم جهت نشانه‌یابی پیروی خواهیم کرد.

الگوریتم کلی برای شناسایی یک داده به‌عنوان نشانه ضعیف در یک سری زمانی

براساس تعریف نظری نشانه‌ی ضعیف در آمار، باید به دنبال داده‌ای کمیاب بود که وقوع آن مورد انتظار نیست. از طرفی، در بازارهای مالی، باید سنجید که یک داده حقیقتاً یک نشانه‌ی ضعیف و داده‌ای کمیاب است یا صرفاً یک شوک قابل پیش‌بینی در بازار می‌باشد. همچنین، هدف اصلی این طرح پژوهشی، ارائه‌ی رویه‌ای جهت شناسایی نشانه‌های ضعیف در بازارهای داخلی براساس عملکرد و نشانه‌های ضعیف صادره از بازارهای مرتبط خارجی است. کشف نشانه در یک بازار به وسیله‌ی سایر بازارهای موثر، ما را ملزم به استفاده از مدل‌های سری زمانی رگرسیونی می‌کند.

در ادامه، ماهیت نشانه‌ی ضعیف در سری‌های زمانی را مشخص کرده و یک تعریف عملیاتی برای شناسایی نشانه‌ی ضعیف در مطالعات عددی و کاربردی ارائه کردیم. در

ادامه یک الگوریتم کلی جهت انجام فرایند نشانه‌یابی در یک مطالعه‌ی سری زمانی رگرسیونی ارائه شده‌است.

فرض کنید یک بازار داخلی و K بازار خارجی مرتبط با این بازار در مطالعه موجود باشد. به دنبال کشف نشانه‌های ضعیف بازار داخلی بر اساس عملکرد و نشانه‌های ضعیف صادره از K بازار خارجی در یک بازه‌ی زمانی خاص هستیم. برای این منظور، بر اساس مراحل زیر عمل می‌کنیم:

- ابتدا داده‌های کافی از تمام بازارهای موجود در تحقیق را جمع آوری می‌کنیم.
- بر اساس انجام تحلیل اکتشافی بر روی داده‌ها، از میان K بازار خارجی حاضر، تعداد $d < K$ بازار را که از لحاظ آماری و مساله‌ی نشانه‌های ضعیف مستعد بررسی و مدل بندی هستند را انتخاب می‌کنیم.
- مدل رگرسیون معمولی (که متغیر پاسخ آن بازار هدف داخلی است) را بر روی داده‌های موجود برازش می‌دهیم.
- با رسم نمودارهای ACF و $PACF$ وجود همبستگی میان مانده‌ها را بررسی می‌کنیم. در صورت وجود همبستگی مدل سری زمانی مناسب (بر اساس دو نمودار مزبور) را به مانده‌های مدل برازش داده و مدل اصلاح شده‌ی رگرسیون (سری زمانی رگرسیونی) را بدست می‌آوریم.
- مقادیر تخمین زده شده برای بازار داخلی توسط مدل رگرسیونی اصلاح شده را محاسبه می‌کنیم.
- بابت بدست آوردن توزیع مقادیر تخمین زده شده؛ بازه‌ی اطمینان ابری را به ازاری هر مشاهده محاسبه می‌کنیم.
- داده‌ای از میان نمونه‌ی جمع آوری شده برای بازار داخلی که از بازه‌ی اطمینان ابری بدست آمده بیرون افتاده باشد؛ بعنوان یک نشانه‌ی ضعیف بالقوه در نظر گرفته می‌شود.
- اگر داده‌ی شناسایی شده، بر اساس ماهیت بازار و تعریف نظری نشانه‌ی ضعیف نیز مورد تایید باشد؛ بعنوان یک نشانه‌ی ضعیف انتخاب شده و بازار داخلی مزبور مستعد تحولاتی در آینده خواهد بود و تعداد d بازار مرتبط منتخب خارجی نیز برای پیش بینی رفتارهای آینده‌ی بازار باید از نظر پژوهشی مورد بررسی باقی بمانند.

الگوریتم فوق، وابسته به بازه‌ی زمانی خاصی نبوده و همچنین، در صورت عدم شناسایی نشانه‌ی خاصی در مقطع حاضر، می‌توان با بروزرسانی داده‌ها در آینده‌ی نزدیک مجدد الگوریتم را اجرا و حتی به بازارهای جدید مرتبط خارجی نیز رسید که در مطالعه‌ی اولیه، مرتبط شناخته نشده‌اند.

تحلیل داده‌ها و کشف نشانه‌ها

معرفی کامل داده‌ها

مطالعه در مقطع زمانی مرتبط با وقوع جنگ میان روسیه و اوکراین در زمستان ۱۴۰۰ انجام می‌شود. در این بازه، شاخص‌های مرتبط با هر بازار به مدت ۴۵ روز کاری پیش و پس از یک تاریخ مبدا برای هر رویداد محاسبه و بعنوان داده مورد مطالعه قرار می‌گیرد. تاریخ مبدا در این مطالعه ۵ اسفند ۱۴۰۰ همزمان با آغاز رسمی درگیری در نظر گرفته شده است؛ هرچند درگیری‌های پراکنده‌ای در ایامی پیش از تاریخ مزبور گزارش شده بودند. ابتدا در فاز اول و به‌عنوان تحلیل اکتشافی داده‌ها، معرفی ۹ بازار یا شاخص حاضر و بررسی معنی‌دار بودن همبستگی آماری آن‌ها با سه بازار ارز، طلا و بورس در ایران در دستور کار قرار دارد. بازارهای هدف در قسمت اهداف پژوهش ذکر شده‌اند. داده‌های مورد استفاده از دو وب سایت زیر تهیه شده‌اند:

<https://www.tgju.org/>

<https://www.bourseview.com/>

پس از بررسی اولیه و کشف بازارهای مستعد جهت برای مدل بندی، از مدل رگرسیون سری زمانی استفاده کرده و به وسیله‌ی تعریف عملیاتی نشانه ضعیف ارایه شده در مقاله، مبادرت به سنجش توانایی نشانه یابی مدل‌ها به کمک بازارهای منتخب می‌کنیم.

تحلیل اکتشافی داده‌ها و معرفی بازارهای مستعد

در این زیربخش، از تحلیل اکتشافی داده‌ها استفاده می‌کنیم تا بازارهایی که بیشترین پتانسیل اثرگذاری، همبستگی و صدور نشانه مرتبط با بازارهای داخلی را دارند؛ شناسایی کنیم. این فرایند شامل، بررسی میران همبستگی میان متغیرهای حاضر در

تحقیق (بازارها)، آزمون فرض معنی داری همبستگی میان متغیرها و تحلیل نمودار سری زمانی داده‌ها می‌شود.

جدول ۲ نشان دهنده‌ی همبستگی خطی میان بازارهای هدف داخلی و بازارهای خارجی حاضر در تحقیق به همراه نتایج آزمون فرض معنی داری همبستگی است. هر ستون یکی از بازارهای داخلی را نشان داده و هر یک از سطرها نمایانگر یکی از بازارهای خارجی است. مقادیر داخل پرانتز پی-مقدار^{۱۱} مرتبط با آزمون فرض وجود همبستگی خطی میان متغیرها است. فرض صفر در این آزمون عدم وجود همبستگی است.

جدول ۲: مقادیر همبستگی بازارهای خارجی با هر سه بازار داخلی هدف

	قیمت دلار در ایران	شاخص بورس تهران	قیمت طلا در ایران
قیمت طلای جهانی	-0.35(0)	0.06(0.5)	-0.02(0.9)
شاخص بورس نیویورک	-0.18(0.1)	-0.51(0)	-0.51(0)
شاخص بورس مسکو	-0.18(0.1)	-0.74(0)	-0.58(0)
جفت ارز روبل/دلار	-0.76(0)	-0.51(0)	-0.5(0)
شاخص بورس شانگهای	-0.38(0)	-0.72(0)	-0.6(0)
جفت ارز یون/دلار	0.70(0)	0.87(0)	0.73(0)
قیمت نفت اوپک	-0.17(0.1)	0.34(0)	0.55(0)
قیمت بیت کوین	-0.57(0)	-0.70(0)	-0.62(0)
شاخص بورس ریاض	0.18(0.1)	0.55(0)	0.41(0)

همانطور که در جدول مشاهده می‌شود؛ فرض همبستگی برای به غیر از طلای جهانی، شاخص‌های بورس نیویورک، مسکو و ریاض و قیمت نفت اوپک با دلار در ایران، تمامی موارد تایید می‌شود (پی-مقدار کمتر از ۰.۰۵ است).

¹¹ P-value

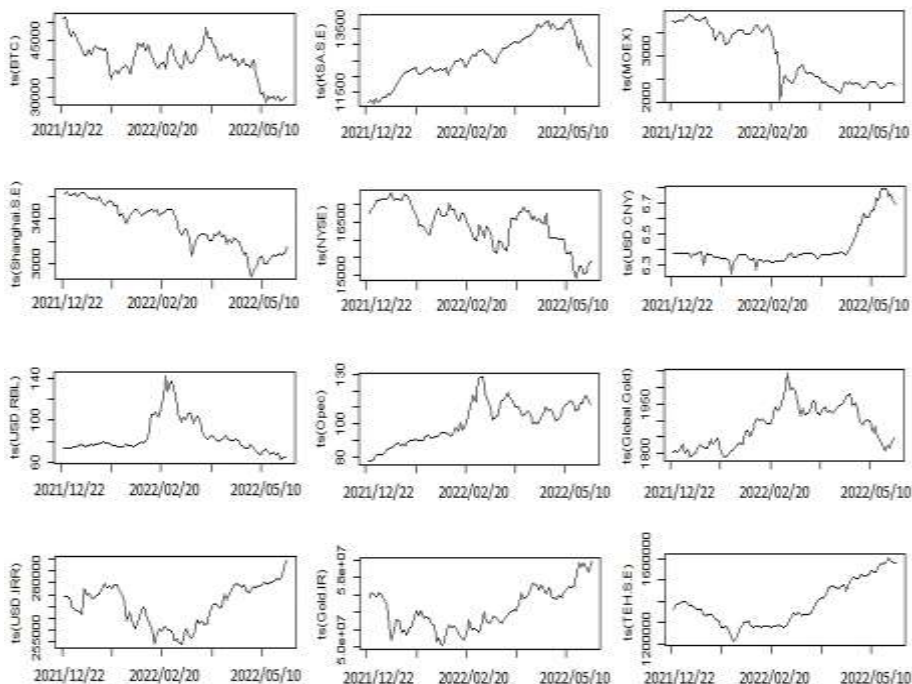
بصورت اولیه و با تحلیل نتایج مربوط به همبستگی، می‌توان گفت از دیدگاه آماری، برای هریک از بازارهای داخلی، بازارهای زیر امکانی بالقوه برای مدل بندی دارند:

- دلار در ایران: جفت ارز روبل/دلار و یوان/دلار و قیمت بیت کوین.
- شاخص بورس تهران: بورس‌های مسکو و شانگهای، جفت ارز یوان/دلار و قیمت بیت کوین.
- قیمت طلا در ایران: جفت ارز یوان/دلار و قیمت بیت کوین

این متغیرها از دیدگاه آماری قابلیت بررسی برای حضور در مدل را دارند اما نیاز داریم که پس از بررسی نمودار سری زمانی داده و سنجش رفتار بازارها از دیدگاه صدور نشانه و روندهای مشابه، می‌توان نظر قطعی برای حضور این متغیرها در مدل را در نظر گرفت.

براساس مشاهدات حاصل از شکل ۱ (نمودارهای سری‌های زمانی مرتبط با بازارهای مختلف)، در حد فاصل ۲ هفته الی یک ماه پیش از وقوع جنگ اوکراین، بسته به ماهیت بازار، شاخص‌ها قعر یا قله‌هایی رو تجربه کرده‌اند و پس از گذراندن ۲ ماه از آغاز جنگ، بازارهای دلار در پکن و تهران دستخوش افزایشی معنا دار نسبت به قعرهای نسبی خود شده‌اند. در واقع در حدود یک ماه پیش از جنگ اوکراین، یوان و ریال بطور نسبی بالاتر ارزش خود در مقابل دلار را تجربه کردند؛ حال آنکه بعد از گذران دو ماه (غیرکاری) با کاهش ۲۰ درصدی ارزش خود مقابل دلار روبرو شدند. همچنین، بازار بورس شانگهای و نیویورک بدون تاثیر معنی دار درگیر یک روند کاهشی پیش از جنگ بوده‌اند که این روند فصلی-زمانی اصلاح نشانه‌ای از بازار ارسال نمی‌کند. بورس ریاض نیز علیرغم شتاب افزایشی داده‌ای که از نظر آماری بیانگر نشانه باشد صادر نکرده است. بازار بعدی که نشانه‌ای از تحركات خاص در آن قابل مشاهده است قیمت رمز ارز بیت کوین است. هرچند میدانیم امروزه بیت کوین در سکون نسبی پیرامون ۳۰ هزار دلار در نوسان است و نوسانی قابل توجه در ماه‌های اخیر نداشته است؛ شایان ذکر است که این رمز ارز در بازه یک ماهه پیش از وقوع جنگ

اوکراین ابتدا قله‌ی قیمتی خود (بیش از ۵۰ هزار دلار) در سال‌های ۲۰۲۱، ۲۰۲۲ و ۲۰۲۳ را تجربه کرده و بلافاصله سقوطی به قعر نسبی خود داشته است.



شکل ۱: نمودار سری زمانی داده‌های بدست آمده از بازارهای حاضر در تحقیق

همچنین در ایام آغازین جنگ، با سکونی نسبی پیرامون ۳۷ هزار دلار، آغاز یک روند صعودی را دارد که قله‌ی ۴۸.۵۰۰ دلار را در فاصله‌ی یک ماه پس از جنگ بدست می‌آورد. همچنین پس از این قله، روند اصلاحی آغاز شده و به سمت مبلغ امروزی آن همگرا شده است. در واقع قسمت اصلی و قابل تحلیل این نوسانات، دو بار قعر نسبی در پیش از آغاز جنگ و آغاز یک روند صعودی کوتاه ولی چشمگیر در کمتر از سی روز کاری است. بازار دیگری که روندی قابل بررسی نسبت به قیمت دلار و طلا در ایران دارد، قیمت نفت اوپک است؛ اما این بازار نشانه‌ای پیش از آغاز جنگ صادر نکرده است. از نکات قابل توجه در این نمودارها، این است که بازاری مانند بورس نیویورک که بازار جهانی است در روندی نزولی قرار دارد. از طرفی بیت کوین نیز پس از طی کردن قله‌ی

نسبی و تکرار چند قعر نسبی به سرایشی رسیده و اینها بیانگر خروج پول سرمایه‌گذاران ایرانی حاضر در این بازارها و بازگشت احتمالی به بازار داخلی است. این مدعا با آغاز روند صعودی بورس تهران و همچنین تراز مثبت ورود پول حقیقی به بورس تهران در اسفند ۱۴۰۰ مطرح می‌شود. همین نکته انگیزه‌ی بررسی بورس تهران به کمک جفت ارز یوان/دلار و قیمت بیت کوین است. به طور خلاصه، برای مدل بندی قیمت دلار و طلا در بازار ایران، از جفت ارز یوان/دلار و قیمت جهانی بیت کوین و برای شاخص بورس تهران، علاوه بر دو متغیر مزبور از شاخص بورس نیویورک به خاطر نشانه‌های متعدد صادر شده در ایام پیش از جنگ بهره خواهیم برد. بورس مسکو و ارز روبل به دلیل شوک ناشی از وقوع جنگ، نوسانی قابل پیش بینی دارند که اساساً خارج از مقوله‌ی نشانه‌های ضعیف است.

برازش مدل‌های سری زمانی رگرسیونی و نشانه‌یابی

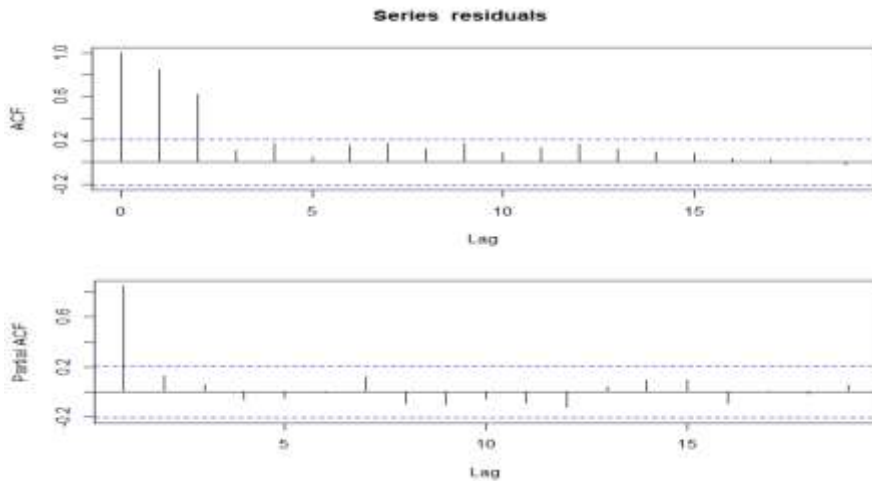
پیش از ارائه مدل بندی‌های انجام شده و نتایج حاصله از آنها، لازم است به اختصار بازه‌ی اطمینان معرفی شده و اهمیت الگوریتم ارائه شده در جهت شناسایی نشانه‌های ضعیف را برای مسائل عملی، مجدد شرح دهیم.

الگوریتم پیشنهادی در این مقاله، از چند جنبه مهم برتری خود را نسبت به روش‌های موجود نشان می‌دهد. ابتدا، ما یک نوع خاص از بازه‌های اطمینان آماری به نام **بازه اطمینان ابری** برای سری‌های زمانی معرفی کرده‌ایم. این بازه به طور خاص برای شناسایی نشانه‌های ضعیف طراحی شده است که در تحلیل روندها و پیش‌بینی‌های سری‌های زمانی اهمیت حیاتی دارد. ارائه خواص ریاضیاتی و فرمول نهایی این بازه، به خوانندگان کمک می‌کند تا درک عمیقی از مبانی تئوریک و کاربردهای عملی این ابزار داشته باشند. این ویژگی به طور خاص در مسائل مالی و اجتماعی که نیاز به شناسایی زودهنگام تغییرات کوچک و ناپیوستگی‌ها دارند، کارایی بالایی دارد.

دوم، الگوریتم ارائه شده با انعطاف‌پذیری بالا قادر است هر نوع داده زمانی را که متناسب با مسائل رگرسیونی باشد، مورد استفاده قرار دهد و به شناسایی نشانه‌ها بپردازد. یکی از مزایای کلیدی این الگوریتم، عدم وابستگی به شرایط خاص یا مفروضات محدودکننده است که آن را برای کاربرد در انواع مختلف مسائل و داده‌ها مناسب می‌سازد. این ویژگی باعث می‌شود الگوریتم ما در محیط‌های مختلف با داده‌های گوناگون، از جمله داده‌های

مالی با نوسانات زیاد یا داده‌های اجتماعی با تغییرات پویا، به خوبی عمل کند و نشانه‌های بالقوه را به دقت شناسایی کند. این توانمندی، الگوریتم را به ابزاری قدرتمند برای تحلیل‌های پیچیده و پیش‌بینی‌های دقیق تبدیل می‌کند.

در مبحث تحلیل و کشف نشانه‌های ضعیف، به دنبال مشاهده و یا اتفاقی نادر هستیم و بصورت بالقوه خبر از یک رخداد قابل توجه در آینده بدهد. در این مطالعه، نشانه‌های صادر شده از بازارها پیش از وقوع جنگ مد نظر است و عملاً رفتار بازارها تا پیش از ۵ اسفند ۱۴۰۰ دارای اهمیت به سزایی در فرایند نشانه‌یابی است. به همین دلیل، بازه‌های مرتبط با نشانه‌های ضعیف را صرفاً برای داده‌های پیش از تاریخ آغاز درگیری‌ها تولید کرده و نشانه‌یابی را انجام می‌دهیم.



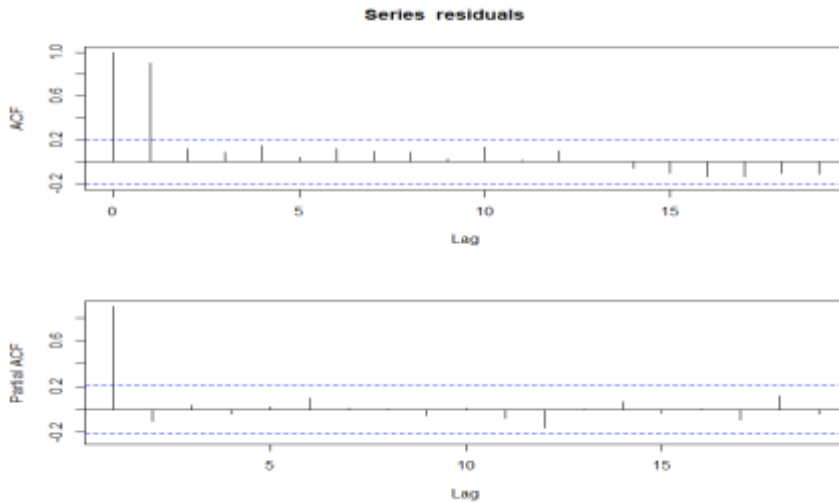
شکل ۲: نمودارهای ACF و PACF برای مانده‌های مدل مرتبط با بورس تهران.

تا کنون براساس الگوریتم ارائه شده جهت شناسایی نشانه‌های ضعیف، به کمک تحلیل اکتشافی داده‌ها، بازارهای مستعد برای حضور در مدل‌بندی را انتخاب کرده‌ایم. گام بعدی برازش مدل رگرسیونی معمولی برای هر سه بازار داخلی (به صورت جداگانه) و یافتن خودهمبستگی احتمالی میان مانده‌ها و برازش مدل سری زمانی مناسب بر روی داده‌ها است. شکل ۲، نمودارهای ACF و PACF را برای مانده‌های مدل رگرسیونی مرتبط با بازار بورس تهران نشان می‌دهد. براساس نمودارها، مانده‌ها دارای

خودهمبستگی با مرتبه ۲ ($Ar(2)$) هستند و براساس PACF می‌شود گفت در قسمت نویز مدل (۳) نیاز به اعمال تاخیر نیست ($q=0$)؛ بنابراین مدل رگرسیونی اصلاح شده برای مدل‌بندی داده‌های بورس تهران بصورت زیر خواهد بود:

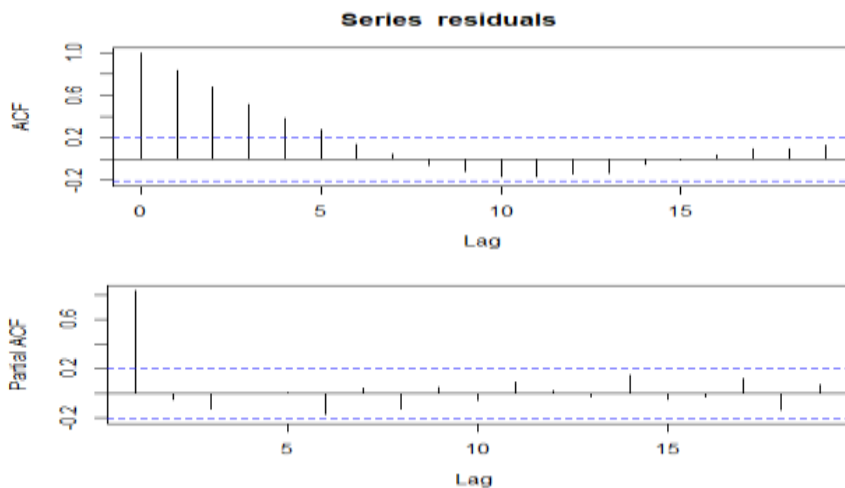
$$Y_t^* = \beta' X_t^* + \varepsilon_t, \quad t = 1, \dots, n,$$

که پس از برازش مدل اتورگرسیو مرتبه ۲ بر روی مانده‌ها، داریم $Y_t^* = Y_t - 0.6188Y_{t-1} - 0.2697Y_{t-2}$ و همچنین برای هر یک از متغیرهای کمکی حاضر در مدل، $X_t^* = X_t - 0.6188X_{t-1} - 0.2697X_{t-2}$.



شکل ۳: نمودارهای ACF و PACF برای مانده‌های مدل مرتبط با قیمت دلار.

پیش از برازش مدل رگرسیونی، لازم است همین مراحل را برای دو مدل دیگر یعنی مدل‌های مرتبط با قیمت طلای آب شده‌ی نقدی در تهران و قیمت دلار بر حسب ریال ایران، نیز انجام دهیم. ابتدا برای هر دو مورد، مدل رگرسیونی معمولی را برازی می‌دهیم. شکل‌های ۳ و ۴، نمودارهای نمودارهای ACF و PACF را برای مانده‌های دو مدل نشان می‌دهد.



شکل ۴: ACF و PACF برای مانده‌های مدل مرتبط با قیمت طلا.

براساس یافته‌های شکل ۳، مدل اصلاح شده‌ی رگرسیونی برای مدلی که متغیر پاسخ آن قیمت دلار در ایران است؛ تنها یک تاخیر در قسمت اتورگرسیو داشته و در قسمت میانگین متحرک هیچ تاخیری لازم نیست؛ یعنی تنها با لحاظ کردن داده‌های روز گذشته، در مدل، مشکل خودهمبستگی میان داده‌ها رفع می‌شود. با برازش مدل $Ar(1)$ بر روی مانده‌های مدل رگرسیون معمولی مربوطه، مقادیر متغیر پاسخ بصورت $Y_t^* = Y_t - 0.9011Y_{t-1}$ اصلاح می‌شود. مقادیر مربوط به دو متغیر کمکی حاضر در مدل نیز همین یک تاخیر و با همین ضریب 0.9011 اصلاح خواهد شد.

براساس شکل ۴، مجدد در قسمت میانگین متحرک مدل هیچ تاخیری لحاظ نخواهد شد؛ اما مدل برای داده‌های متغیر پاسخ و کمکی نیاز به اصلاح با استفاده از داده‌های ۵ روز گذشته اش دارد. برای مدل مرتبط با قیمت طلا نیز

$$Y_t^* = Y_t - 0.8715Y_{t-1} - 0.0655Y_{t-2} + 0.1307Y_{t-3} + 0.0071Y_{t-4} - 0.0046Y_{t-5}$$

همچنین با همین ضرایب و تاخیرها متغیرهای کمکی حاضر در مدل تبدیل خواهند شد. با اعمال این تبدیلات بر روی داده‌ها، هم متغیر پاسخ و هم متغیرهای کمکی، اکنون مبادرت به برازش مدل رگرسیونی بر روی داده‌های جدید خواهیم کرد.

در اینجا، به دنبال برازش مدل‌های سری زمانی رگرسیونی بر روی بازارهای منتخب در زیربخش قبل هستیم.

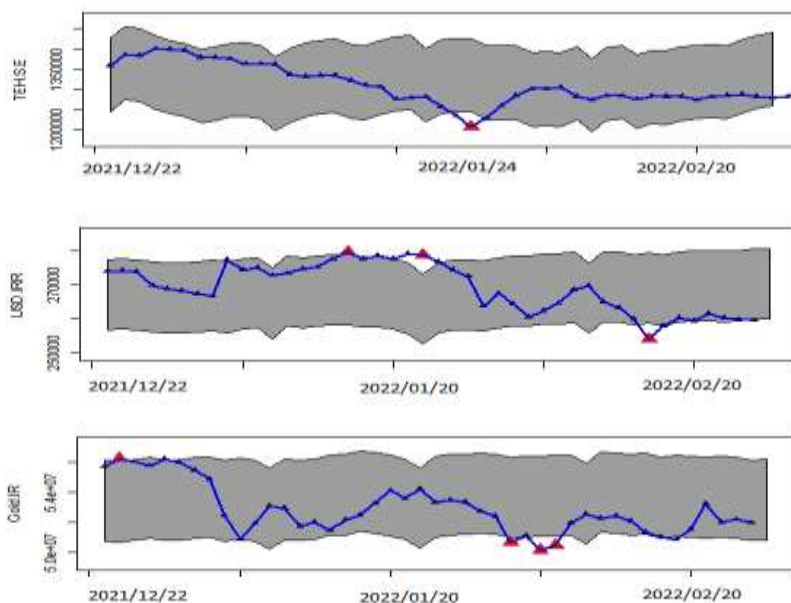
جدول ۳: نتایج برازش مدل سری زمانی رگرسیونی بر روی داده‌های متعلق به بازارهای منتخب

بازار / ضرایب رگرسیونی	BTC	CNY.USD	NYSE
قیمت دلار در ایران	-0.14	41360	-
قیمت طلا در ایران	-43.01	8737196	-
شاخص بورس تهران	1.68	359121	-59.94

جدول ۳ خلاصه نتایج برازش مدل‌ها را نشان می‌دهد. بیت کوین همبستگی منفی با بازار بورس داشت (سقوط بیت کوین و صعود بورس تهران) اما همانطور که مشاهده می‌شود؛ ضریب منفی اتخاذ نکرده که به این پدیده همبستگی جزئی ناشی از حضور دو متغیر دیگر در مدل است. اکنون به دنبال پیاده‌سازی تعریف عملیاتی نشانه ضعیف در آمار بر روی مدل‌های برازش داده شده هستیم. جهت به کار بردن روش بازه‌ی اطمینان ابری، براساس رویه‌ی معرفی شده برای تعریف عملیاتی، ابتدا برآوردی برای داده‌های مرتبط با هر سه بازار به وسیله‌ی مدل‌های برازش داده شده بدست می‌آوریم. سپس بازه‌ها را به کمک انحراف معیار حاصل از برآورد تولید می‌کنیم.

شکل ۵ بازه‌های ابری ایجاد شده (فواصل خاکستری رنگ) را برای \hat{Y}_t^* نشان می‌دهد. نمودارها حد فاصل ۱ دی ماه تا ۵ اسفند ۱۴۰۰ را دربر می‌گیرند. همانطور که برای هر سه بازار مشاهده می‌شود؛ در بهمن ماه ۱۴۰۰ داده‌هایی از ابرها بیرون زده‌اند. این مقادیر بالقوه یک نشانه از رفتار بازار هستند. برای دلار و طلا، این نشانه‌های بالقوه بیش از یک مورد هستند. اگر به شکل ۲ بازگردیم؛ می‌بینیم که این مشاهدات سرآغاز یک روند در بازارها هستند. این روندها برای طلا و بورس صعودی و در دلار نزولی است. همه‌ی مقادیر بیرون از ابرها پیش از وقوع درگیری‌ها هستند؛ فلذا ارزش بررسی را دارند.

جهت بررسی برای اینکه این مشاهدات می‌توانند نشانه‌ی ضعیف قابل شناسایی از بازار باشند؛ یک گام دیگر باقی مانده است. در جدول ۱، تعاریفی برای نشانه‌های ضعیف ارائه شد. براساس این تعاریف، داده‌ای خلاف روند حاکم بر بازار، غیرمنتظره که توسط آزمون فرض معرفی شده در جدول تایید شود؛ یک نشانه‌ی ضعیف تلقی می‌شود. این مشاهدات شناسایی شده در نمودارهای حاصل از مدل‌بندی‌ها، خلاف روند بازار و غیر منتظره بودند؛ همچنین فاصله اطمینان معادلاً یک آزمون فرض است.



شکل ۵: نمودار فاصله اطمینان ابری ایجاد شده برای سری زمانی داده‌ها در بازارهای هدف داخلی.

وقتی مشاهده‌ای بیرون بازه باشد، یعنی فرض نوسان عادی بازار بودن آن مشاهده رد می‌شود. فلذا می‌توان یک مشاهده‌ای که برای هر یک بازارها شناسایی شده، ماهیت یک نشانه‌ی ضعیف را دارند. تحلیل‌هایی که ارائه داده‌ایم؛ عامدانه تا پیش از آغاز جنگ بوده است. اکنون پس از شناسایی نشانه‌ها، به داده‌ها بازگشته و با علم به رخدادهای

پس از نشانه‌های می‌توان اطمینان حاصل کرد که این نشانه‌های صادره یک اعلان برای نوسانات بزرگ حاصل رخداد نظامی صورت گرفته هستند.

نتیجه‌گیری و پیشنهادات

وقوع جنگ میان روسیه و اوکراین در زمستان ۱۴۰۰ تأثیرات قابل ملاحظه‌ای بر بازارهای مالی داشته است. رفتار بازارها پیش از وقوع جنگ، حین آن و پس از آن، نشانه‌های متفاوتی از تحولات در بازارها را نشان می‌دهد. تحلیل اکتشافی داده‌ها و استفاده از مدل‌های رگرسیونی به شناسایی نشانه‌های ضعیف قبل از وقوع جنگ کمک کرده است. این نشانه‌ها نشان‌دهنده‌ی الگوها و رفتارهایی در بازارها هستند که ممکن است به تغییرات ناگهانی و قابل توجه در زمان وقوع جنگ اشاره کنند. استفاده از مدل‌های رگرسیونی برای تحلیل و پیش‌بینی رفتار بازارها در زمان وقوع جنگ و پس از آن، نشان می‌دهد که این مدل‌ها می‌توانند به شناخت بهتر از تأثیرات جنگ بر بازارها کمک کنند. نتایج مقاله نشان می‌دهد که وقوع جنگ می‌تواند تأثیرات قابل ملاحظه‌ای بر بازارهای مالی داشته باشد و شناسایی نشانه‌های ضعیف پیش از وقوع جنگ می‌تواند به سرعت واکنش‌های بازار را پیش‌بینی کند.

براساس نتایج مقاله، می‌توان توصیه کرد که سرمایه‌گذاران و متخصصان مالی به دقت به نشانه‌های ضعیف در بازارها توجه کنند و با استفاده از مدل‌های رگرسیونی و تحلیل داده‌ها، تغییرات در بازارها را پیش‌بینی کرده و استراتژی‌های مناسب برای مدیریت ریسک و سوددهی ارائه دهند. همچنین به جهت جلوگیری از تهدیدات امنیتی در بازارهای مالی، لازم است نظارت‌های بیشتری بر روی بازارهای مالی انجام شود تا به تغییرات و نشانه‌های ضعیفی که ممکن است قبل از وقوع رویدادهای مهم اقتصادی رخ دهد، توجه ویژه شود. برای جلوگیری از تخریب عملکرد بازار، تحلیل‌های دقیق و مشخص از رفتارهای بازارها و تغییرات آن‌ها در بازه‌های زمانی حساس قبل از وقوع رویدادهای مهم مورد نیاز است. علاوه بر این، ایجاد همکاری فعال و مستمر بین نهادهای کنترل‌کننده و بازارهای مالی می‌تواند به بهبود نظارت و پیش‌بینی دقیق‌تر رفتار بازارها در شرایط حساس کمک کند.

جهت پیشنهاد برای مطالعات آتی، مطالعه‌های بیشتری برای بررسی تأثیرات رویدادهای جهانی مانند جنگ‌ها، بحران‌های اقتصادی و بلایای طبیعی بر بازارهای مالی مختلف، به ویژه در بازارهای نفت، ارز، طلا و بورسهای مختلف، می‌تواند اطلاعات ارزشمندی را فراهم آورد. بررسی روندهای رفتاری بازارها پیش از وقوع رویدادهای مهم، از جمله جنگ‌ها و بحران‌های سیاسی، می‌تواند به پیش‌بینی دقیق‌تر واکنش بازارها کمک کند.

استفاده از روش‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین برای مدل‌بندی و پیش‌بینی رفتار بازارها در شرایط پیچیده و ناپیوسته می‌تواند به بهبود دقت پیش‌بینی‌ها و کاهش ریسک‌های مرتبط با سرمایه‌گذاری کمک کند. با توجه به رشد روزافزون بازارهای دیجیتال مانند رمزارزها، مطالعه‌های بیشتری برای بررسی تأثیرات رویدادهای ناگهانی مانند جنگ‌ها بر این بازارها و نقش آن‌ها در تنظیمات جهانی اقتصادی مورد نیاز است. بصورت کلی، نتایج این مطالعه نشان داد که مدل‌های ارائه شده توانایی شناسایی و پیش‌بینی تغییرات ناشی از رویدادهای غیرمنتظره مانند جنگ روسیه و اوکراین را دارند. این مدل‌ها با استفاده از تحلیل داده‌های سری زمانی و شناسایی نشانه‌های ضعیف، می‌توانند به شناسایی زودهنگام تغییرات بازار کمک کنند. علاوه بر این، روش‌های پیشنهادی با تمرکز بر بازه‌های اطمینان ابری و مدل‌های رگرسیونی اصلاح شده، نشان دادند که قادر به ارائه اطلاعاتی ارزشمند درباره رفتارهای آینده بازار هستند. البته از معایب این روش می‌توان به این نکته اشاره کرد که چنانچه در یک مساله امکان تهیه داده از بازارهای هم‌ارز یا بصورت کلی متغیرهای هم‌ارز میسر نباشد (داده‌ها در دسترس نباشند)؛ این روش در عملکرد خود برای انتخاب بهترین مدل و ارائه‌ی پیش‌بینی دچار نقصان خواهد شد. در همین راستا، این مقاله پیشنهاد می‌کند که برای پیش‌بینی بهتر و مدیریت ریسک در بازارهای مالی، تمرکز بیشتری بر تحلیل نشانه‌های ضعیف مرتبط با رویدادهای بزرگ مانند جنگ‌ها و بحران‌های اقتصادی شود. استفاده از این مدل‌ها می‌تواند بهبود تصمیم‌گیری‌های مالی و استراتژیک را در شرایط بحرانی فراهم آورد و همچنین به نهادهای نظارتی کمک کند تا به طور موثرتری بر روی تغییرات بازار نظارت داشته باشند و از اثرات منفی احتمالی جلوگیری کنند.

این مقاله مستخرج از طرح تحقیقاتی مصوب در دانشگاه عالی دفاع ملی، پژوهشکده آماد فناوری دفاعی و عرصه‌های نوپدید و گروه علمی عرصه‌های نوپدید می‌باشد. بدینوسیله از زحمات رئیس محترم پژوهشکده و کلیه عزیزان شاغل در پژوهشکده آماد فناوری و عرصه‌های نوپدید که ما را در پیشبرد و اجرای این پژوهش به هر نحو یاری کردند تقدیر و تشکر می‌شود.

این پژوهش در تداوم رساله‌ی دکتری با عنوان «طراحی مفهومی سامانه‌ی شناسائی نشانه‌های ضعیف در حوزه‌ی فناوری» و به منظور گسترش دانش نظری و مباحث روش‌شناسی و کاربردی حوزه شناسائی نشانه‌های ضعیف در آینده‌پژوهی طراحی و در گروه علمی عرصه‌های نوپدید اجرا گردید.

توصیه‌های کلیدی برای سیاست‌گذاران دفاعی:

- بهره‌گیری از رویکردهای پیش‌بینی بهنگام داده‌محور در تحلیل و پیش‌بینی احتمال وقوع درگیری‌های محتمل آینده و توجه به زمینه‌های مطالعاتی لازم
- بهره‌گیری از رویکردهای پیش‌بینی بهنگام شبکه‌محور در تحلیل و پیش‌بینی احتمال وقوع درگیری‌های محتمل آینده و توجه به زمینه‌های مطالعاتی لازم
- کمک به توسعه‌ی مطالعات تخصصی حوزه‌ی شناسائی نشانه‌های ضعیف با تکیه بر هوش مصنوعی
- توسعه سازوکارهای سازمانی پیش‌بینی اجتماعی-فنی مبتنی بر شناسائی بهنگام نشانه‌های ضعیف تغییرات آینده در ساختار سازمان نیروهای مسلح ج.ا. ایران

فهرست منابع :

- امینی، حامد و جیل عاملی، محمدسعید. (۱۳۹۸). توسعه مدل آینده نگاری مبتنی بر رویکرد فراتلفیق. آینده پژوهی دفاعی، ۴(۱۵)، ۷-۳۴. (DOI:)

[10.22034/dfs.2020.38887](https://doi.org/10.22034/dfs.2020.38887)

- تهرانی، رضا و سیدخروشاهی، سیدعلی. (۱۳۹۶). انتقال نوسان و اثر متقابل بازارهای سهام، ارز و طلا. چشم انداز مدیریت مالی، ۷(۱۸)، ۹-۳۱.
https://jfmp.sbu.ac.ir/article_95161.html
- خدیاری، محمدعظیم، یعقوب نژاد، احمد و خلیلی عراقی، مریم. (۱۳۹۹). مقایسه برآورد تلاطم بازارهای مالی با استفاده از مدل رگرسیون و مدل شبکه عصبی. *اقتصاد مالی*، ۱۴(۵۲)، ۲۲۳-۲۴۰.
<https://sanad.iau.ir/Journal/ecj/Article/1063220>
- دهقانی، مریم، قاسم زاده، محمد و انصاری سامانی، حبیب. (۱۳۹۸). الگوریتم های یادگیری ماشین برای سری های زمانی در بازارهای مالی. رایانش نرم و فن آوری اطلاعات، ۸(۳)، ۶۷-۶۰.
https://jscit.nit.ac.ir/article_91216.html
- رادمهر، فرید و شمس قارنه، ناصر. (۱۳۹۱). پیش بینی شاخص بورس تهران با استفاده از سری زمانی فازی بر اساس تعریف نرخ بازده. دانش سرمایه گذاری، ۱(۴)، ۱۷۵-۱۹۳.
http://www.jik-ifea.ir/article_7420.html
- سیفی گلستان، ابوزر و پدram، عبدالرحیم. (۱۳۹۹). مفهوم نشانه‌های ضعیف در آینده پژوهی. *آینده پژوهی دفاعی*، ۵(۱۷)، ۳۹-۶۱.
https://www.dfsr.ir/article_47091.html
- سیفی گلستان، ابوزر، قرآیی، محمدرضا و پورصادق، ناصر. (۱۴۰۱). بررسی روش شناسی و جایگاه مفهومی نشانه های ضعیف در ادبیات آینده پژوهی و فناوری های نوپدید؛ یک مطالعه ی مقایسه ای کیفی. *آینده پژوهی انقلاب اسلامی*، ۳(۳)، ۱۱-۴۸.
https://fsir.ihu.ac.ir/article_207820.html?lang=fa
- عرفانی، علیرضا. (۱۳۸۷) کتاب *اقتصادسنجی مقدماتی: یک روش جدید مبانی تحلیل رگرسیون با داده‌های سری زمانی* (جلد ۲)، دانشگاه سمنان.
<https://press.semnan.ac.ir/index.php/books/>
- عظیمی، عطیه، جلایی اسفندآبادی، سیدعبدالمجید و حسن‌زاده‌جزدانی، علیرضا. (۱۴۰۱). بررسی اثر عمق مالی بر بازار پول و متغیرهای اقتصاد کلان: رهیافت تعادل عمومی پویای تصادفی. *فصلنامه علمی اقتصاد و بانکداری اسلامی*، ۳۹(۱۱)، ۷۹-۱۰۴.
<https://mieaoi.ir/article-1-1215-fa.html>
- علی احمدی، سعید و احمدلو، مجید. (۱۳۹۰). پیش بینی قیمت قراردادهای آتی سکه طلا با استفاده از مدل آریما در بورس کالای ایران. *دانش مالی تحلیل اوراق بهادار (مطالعات مالی)*، ۴(۹)، ۶۱-۷۴.
<https://sanad.iau.ir/Journal/jfksa/Article/803225>
- محمدی، علی و پشوتنی زاده، هومن. (۱۳۹۶). برنامه ریزی سناریو اثر تغییرات نرخ ارز و قیمت طلای جهانی بر بازار مالی ایران با استفاده از رویکرد پویایی شناسی

سیستم‌های چشم‌انداز مدیریت مالی، ۷(۱۹)، ۲۷-۵۰.
https://jfmfp.sbu.ac.ir/article_95196.html

- Amini, H. and Jabalameli, M. S. (2020). Developing a Foresight Model Based on a Meta-Synthesis Approach. *Defensive Future Studies*, 4(15), 7-34. doi: 10.22034/dfs.2020.38887 [in Persian] ([doi: 10.22034/dfs.2020.38887](https://doi.org/10.22034/dfs.2020.38887))
- Tehrani, Reza and Seyed Khosrowshahi, Seyed Ali. (2017). Volatility Transmission and Interaction between Stock, Currency and Gold Markets. *Financial Management Perspectives*, 7(18), 9-32. [in Persian] ([doi: 20.1001.1.26454637.1396.7.18.1.0](https://doi.org/20.1001.1.26454637.1396.7.18.1.0))
- Khodayari, Mohammad Azim, Yaghoub Nejad, Ahmad, and Khalili-Iraqi, Maryam. (2019). Comparing the estimation of financial market volatility using a regression model and a neural network model. *Financial Economics*, 14(52), 223-240. [in Persian] (<https://sanad.iau.ir/Journal/ecj/Article/1063220>)
- Dehghani, M. Mohammad, M., and Ansari-samani, H. (2019). Machine Learning Algorithms for Time Series in Financial Markets. *Journal of Soft Computing and Information Technology*, 8(3), 60-67. [in Persian] (https://jscit.nit.ac.ir/article_91216.html)
- Radmehr, Farid, and Shams Qarneh, Naser. (2012). Forecasting Tehran Stock Exchange Index Using Fuzzy Time Series Based on the Definition of Rate of Return. *Investment Knowledge*, 1(4), 175-193. [in Persian] (http://www.jik-ifea.ir/article_7420.html)
- Seifi Kalestan, A. and Pedram, A. (2020). Weak Signals concept in Futures Studies. *Defensive Future Studies*, 5(17), 39-61. [in Persian] ([doi: 10.22034/dfs.2020.131749.1411](https://doi.org/10.22034/dfs.2020.131749.1411))
- Seifi Kalestan, A. Gharayi, M., & Poursadegh, N. (2022). Exploration of Weak Signals methodology and conceptual position in Futures Studies and Emerging Technologies literature: A Comparative Qualitative Study. *Futures Studies Of The Islamic Revolution*, 3(3), 11-48. [in Persian] (https://fsir.ihu.ac.ir/article_207820.html?lang=fa)
- Erfani, Alireza. (2008) Book: Introductory Econometrics: A New Method of Fundamentals of Regression Analysis with Time Series Data (Volume 2), Semnan University. [in Persian] (<https://press.semnan.ac.ir/index.php/books/>)
- Azimi, Atiyeh, Jalaei-Esfandabadi, Seyed Abdul Majid, and Hassanzadeh-Jazdani, Alireza. (2022). Investigating the effect of financial depth on the money market and macroeconomic variables: A stochastic dynamic general equilibrium approach. *Quarterly Journal of*

- Islamic Economics and Banking, 39(11), 79-104. [in Persian] (<https://mieaoi.ir/article-1-1215-fa.html>)
- Ali Ahmadi, Saeed, and Ahmadlou, Majid. (2011). Forecasting the price of gold coin futures contracts using the ARIMA model in the Iranian Commodity Exchange. *Financial Knowledge of Securities Analysis (Financial Studies)*, 4(9), 61-74. [in Persian] (<https://sanad.iau.ir/Journal/jfksa/Article/803225>)
 - Mohammadi, A. and Pashootanzadeh, H. (2017). Scenario Planning the Effect of Foreign Gold Price and Exchange Rate on the Financial market Using the System Dynamics approach. *Financial Management Perspective*, 7(19), 27-50. [in Persian] (https://jfmpr.sbu.ac.ir/article_95196.html)
 - Ansoff, H. I. (1975). Managing strategic surprise by response to weak signals. *California management review*, 18(2), 21-33. (<https://cmr.berkeley.edu/1975/02/18-2>)
 - Babii, A. Ghysels, E., & Striaukas, J. (2022). Machine learning time series regressions with an application to nowcasting. *Journal of Business & Economic Statistics*, 40(3), 1094-1106. (<https://doi.org/10.1080/07350015.2021.1899933>)
 - Blanco, S. Lesca, H. (1997). Environmental scanning: designing a collective learning process to track down weak signals, Presentation in Actes de la 3e Conférence de l'AIS Amérique (Association for Information Systems), Indianapolis, USA. (<https://www.researchgate.net/publication/239611722>)
 - A. Conde, A. Mori, U., & Lozano, J. A. (2021). A review on outlier/anomaly detection in time series data. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 54(3), 1-33. (<https://doi.org/10.1145/3444690>)
 - Garcia-Nunes, P. I. Rodrigues, P. A. Oliveira, K. G. & da Silva, A. E. A. (2020). A computational tool for weak signals classification—Detecting threats and opportunities on politics in the cases of the United States and Brazilian presidential elections. *Futures*, 123, 102607. (<https://doi.org/10.1016/j.futures.2020.102607>)
 - Gokhberg, L. Kuzminov, I. Khabirova, E. & Thurner, T. (2020). Advanced text-mining for trend analysis of Russia's extractive industries. *Futures*, 115, 102476. (<https://doi.org/10.1016/j.futures.2019.102476>)
 - Gupta, M., Gao, J., Aggarwal, C. C. & Han, J. (2013). Outlier detection for temporal data: A survey. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 26(9), 2250-2267. (<https://ieeexplore.ieee.org/document/6684530>)

- Gupta, R., Pierdzioch, C., Selmi, R. & Wohar, M. E. (2018). Does partisan conflict predict a reduction in US stock market (realized) volatility? Evidence from a quantile-on-quantile regression model. *The North American Journal of Economics and Finance*, 43, 87-96. (<https://doi.org/10.1016/j.najef.2017.10.006>)
- Harrysson, M. Métayer, E. & Sarrazin, H. (2014). The strength of 'weak signals'. *McKinsey Quarterly*, 1-4. (<https://www.mckinsey.com/>)
- Hiltunen, E. (2008). The future sign and its three dimensions. *Futures*, 40(3), 247-260. (DOI:10.1016/j.futures.2007.08.021)
- Heinonen, S. & Hiltunen, E. (2012). Creative Foresight Space and the Futures Window: Using visual weak signals to enhance anticipation and innovation. *Futures*, 44(3), 248-256. (<https://doi.org/10.1016/j.futures.2011.10.007>)
- Ilmola, L. & Kuusi, O. (2006). Filters of weak signals hinder foresight: Monitoring weak signals efficiently in corporate decision-making. *Futures*, 38(8), 908-924. (<https://doi.org/10.1016/j.futures.2005.12.019>)
- Kim, S. Kim, Y. E. Bae, K. J. Choi, S. B. Park, J. K. Koo, Y. D. & Hong, S. W. (2013). NEST: A quantitative model for detecting emerging trends using a global monitoring expert network and Bayesian network. *Futures*, 52, 59-73. (<https://doi.org/10.1016/j.futures.2013.08.004>)
- Lou, H. Hao, R. & Zhang, J. (2024). Weak Signal Extraction in Noise Using Variable-Step Gaussian-Sinusoidal Filter. *Machines*, 12(9), 601. (<https://doi.org/10.3390/machines12090601>)
- Mendonça, S. Cardoso, G. & Caraça, J. (2012). The strategic strength of weak signal analysis. *Futures*, 44(3), 218-228. (<https://doi.org/10.1016/j.futures.2011.10.004>)
- Mendonça, S. e Cunha, M. P. Kaivo-oja, J. & Ruff, F. (2004). Wild cards, weak signals and organisational improvisation. *Futures*, 36(2), 201-218. ([https://doi.org/10.1016/S0016-3287\(03\)00148-4](https://doi.org/10.1016/S0016-3287(03)00148-4))
- Ostrom, C. W. (1990). *Time series analysis: Regression techniques* (No. 9). Sage. (<https://psycnet.apa.org/record/1990-97280-000>)
- Ojala, J. & Uskali, T. (2007). Any weak signals? The New York Times and the stock market crashes of 1929, 1987, and 2000. *Information flows: new approaches in the historical study of business information*, 103-136. (<https://www.academia.edu/444732/>)
- Rousseau, P., Camara, D., Kotzinos, D. (2021). Weak signal detection and identification in large data sets: a review of methods and applications. (DOI:10.13140/RG.2.2.20808.24327/1)

- Schoemaker, P. J. & Day, G. S. (2009). How to make sense of weak signals. *Leading Organizations: Perspectives for a New Era*, 2, 37-47. (<https://sloanreview.mit.edu/article/>)
- Su, L., Deng, L., Zhu, W., & Zhao, S. (2020). Statistical detection of weak pulse signal under chaotic noise based on Elman neural network. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2020, 1-12. (<https://doi.org/10.1155/2020/9653586>)
- Tsay Ruey, S. (2005). *Analysis of Financial Time Series*, 3rd Edition, Wiley. & Sons. (<https://www.wiley.com/en-gb/>)
- Van Veen, B. L. & Ortt, J. R. (2021). Unifying weak signals definitions to improve construct understanding. *Futures*, 134, 102837. ([DOI:10.1016/j.futures.2021.102837](https://doi.org/10.1016/j.futures.2021.102837))
- Wallace, E. Benayoun, M. Van Drongelen, W. & Cowan, J. D. (2011). Emergent oscillations in networks of stochastic spiking neurons. *Plos one*, 6(5), 1-16. (<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0014804>)
- Yang, H. Xu, G. Tian, S. Zhu, H., & Shan, Y. (2024). Weak Signal Detection in the Hodgkin–Huxley Neural Network with Channel Blocks under Electromagnetic Stimulus. *Fluctuation and Noise Letters*, 23(01), 2450009. (<https://doi.org/10.1142/S0219477524500093>)
- Zhang, G. Cao, L. Wu, M. & Li, Z. (2024). Stochastic Resonance Effect in Segmented Underdamped Asymmetric Tristable System and its Application in Weak Signal Detection Research. *Fluctuation and Noise Letters*, 2550001. (<https://doi.org/10.1142/S0219477525500014>)
- Zhu, L. L. & Zhao, Y. (2009). Weak Signal Detection in Noisy Chaotic Time Series Using ORBFNN. In *2009 2nd International Congress on Image and Signal Processing* (pp. 1-4). IEEE. ([DOI: 10.1109/CISP.2009.5304667](https://doi.org/10.1109/CISP.2009.5304667))