Journal of
Intelligent Financial
Management Perspectives

ISSN: 3116-0964

Predicting Cryptocurrency Market Volatility Using Deep Learning and Social Media Sentiment Data

Mehdi Mousavi[1]*, Somayeh Karimi[2]

[1] *Ph.D. in Financial Management, Faculty of Economics, Management and Social Sciences, Shiraz University, Shiraz, Iran (Coresponding autour), Email: m.mousavi@shirazu.ac.ir*

[2] *M.Sc. Student in Financial Management, Faculty of Economics, Management and Social Sciences, Shiraz University, Shiraz, Iran*

ARTICLE INFO

Article history:
Received:10/06/2026
Received in revised form:11/07/2026
Accepted:06/08/2026
Available online:11/09/2026

Keywords:

Cryptocurrency
Market Volatility
Sentiment Analysis
Social Media
LSTM
GRU

ABSTRACT

The cryptocurrency market is considered one of the most volatile financial markets due to its decentralized nature, high liquidity, and strong sensitivity to news and social events. Accurate prediction of market volatility can significantly support investment decisions, risk management, and the effectiveness of trading strategies. This study proposes a hybrid framework that integrates deep learning techniques with social media sentiment analysis to predict cryptocurrency market volatility. Historical price and trading volume data are combined with textual information extracted from social media platforms such as Twitter, Reddit, and Telegram. Natural Language Processing (NLP) methods are employed to extract user sentiments, while deep neural network architectures, including Long Short-Term Memory (LSTM) and Gated Recurrent Unit (GRU), are utilized for time-series forecasting. The findings indicate that integrating financial indicators with sentiment-based features significantly improves prediction accuracy compared to models relying solely on historical market data. Furthermore, the results reveal that social media sentiment possesses substantial explanatory power regarding future cryptocurrency market behavior. The proposed framework offers valuable implications for investors, financial analysts, and developers of intelligent trading systems seeking to enhance forecasting performance in highly dynamic digital asset markets.

Article Type: Research Paper

Journal of Intelligent Financial Management, 2026, Vol. 2, No.2, pp. 1- 21

Publish by:
Tolou-e Binish-e Ayandeh Scientific Institute

https://doi.org/ 10.25843/JIFM.2025.8563.28887

©Authors

Cite: Mousavi,M and Karimi,S. (2026). Predicting Cryptocurrency Market Volatility Using Deep Learning and Social Media Sentiment Data. *Journal of Intelligent Financial Management, 2*(2), 1-21.

نگرش های
مدیریت مالی هوشمند
Journal of Intelligent Financial Management Perspectives
ISSN: 3116-0964

پیش‌بینی نوسانات بازار ارز دیجیتال با ترکیب یادگیری عمیق و داده‌های احساسات شبکه‌های اجتماعی

مهدی موسوی [۱ و*]، سمیه کریمی [۲]

۱ و *- دکتری مدیریت مالی، دانشکده اقتصاد، مدیریت و علوم اجتماعی، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران (نویسنده مسئول)، ایمیل نویسنده مسئول: m.mousavi@shirazu.ac.ir
۲- دانشجوی کارشناسی ارشد مدیریت مالی، دانشکده اقتصاد، مدیریت و علوم اجتماعی، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران

اطلاعات مقاله

تاریخچه مقاله:
تاریخ دریافت:۱۴۰۵/۰۳/۲۰
تاریخ بازنگری:۱۴۰۵/۰۴/۲۰
تاریخ پذیرش:۱۴۰۵/۰۵/۱۵
تاریخ انتشار:۱۴۰۴/۰۶/۲۰

کلیدواژه‌ها:
ارز دیجیتال
نوسانات بازار
تحلیل احساسات
شبکه‌های اجتماعی
GRU
LSTM

چکیده

بازار ارزهای دیجیتال به دلیل ماهیت غیرمتمرکز، نقدشوندگی بالا و تأثیرپذیری گسترده از اخبار و رویدادهای اجتماعی، یکی از پرنوسان‌ترین بازارهای مالی جهان محسوب می‌شود. پیش‌بینی دقیق نوسانات این بازار می‌تواند نقش مهمی در تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران، مدیریت ریسک و بهبود عملکرد استراتژی‌های معاملاتی ایفا کند. هدف این پژوهش ارائه مدلی ترکیبی مبتنی بر یادگیری عمیق و تحلیل احساسات شبکه‌های اجتماعی برای پیش‌بینی نوسانات بازار ارزهای دیجیتال است. در این مطالعه، داده‌های تاریخی قیمت و حجم معاملات ارزهای دیجیتال در کنار داده‌های متنی استخراج‌شده از شبکه‌های اجتماعی نظیر توییتر، ردیت و تلگرام مورد استفاده قرار گرفته‌اند. برای استخراج احساسات کاربران از تکنیک‌های پردازش زبان طبیعی و برای مدل‌سازی سری‌های زمانی از شبکه‌های عصبی عمیق شامل LSTM و GRU استفاده شده است. نتایج پژوهش نشان می‌دهد که ترکیب داده‌های مالی و شاخص‌های احساسات اجتماعی نسبت به استفاده صرف از داده‌های قیمتی، دقت پیش‌بینی نوسانات را به طور معناداری افزایش می‌دهد. همچنین یافته‌ها حاکی از آن است که تغییرات احساسات کاربران در شبکه‌های اجتماعی دارای قدرت توضیح‌دهندگی قابل توجهی در خصوص رفتار آتی بازار ارزهای دیجیتال هستند. نتایج این پژوهش می‌تواند برای سرمایه‌گذاران، تحلیلگران مالی و توسعه‌دهندگان سیستم‌های هوشمند معاملاتی کاربردهای ارزشمندی فراهم آورد.

نشریه مدیریت مالی هوشمند، ۱۴۰۵، دوره ۲، شماره ۲، صفحه ۱-۲۱.

ناشر: موسسه علمی طلوع بینش آینده

https://doi.org/ 10.25843/JIFM.2025.8563. 28887

نوع مقاله: پژوهشی

© نویسندگان

استناد: موسوی, مهدی و کریمی, سمیه. (۱۴۰۵). پیش‌بینی نوسانات بازار ارز دیجیتال با ترکیب یادگیری عمیق و داده‌های احساسات شبکه‌های اجتماعی. مدیریت مالی هوشمند، ۲(۲)، ۱-۲۱.

۱-مقدمه

در دهه‌های اخیر، توسعه فناوری اطلاعات و ارتباطات، ظهور فناوری بلاک‌چین و گسترش دارایی‌های دیجیتال موجب تحول اساسی در ساختار بازارهای مالی شده است. در این میان، ارزهای دیجیتال به‌عنوان یکی از نوآورانه‌ترین ابزارهای مالی، توجه سرمایه‌گذاران، پژوهشگران و سیاست‌گذاران را به خود جلب کرده‌اند. بیت‌کوین که نخستین ارز دیجیتال مبتنی بر فناوری بلاک‌چین محسوب می‌شود، در سال ۲۰۰۸ توسط ناکاموتو معرفی شد و زمینه‌ساز شکل‌گیری هزاران رمزارز دیگر گردید ((Nakamoto, 2008. امروزه بازار ارزهای دیجیتال به یکی از بزرگ‌ترین بازارهای مالی جهان تبدیل شده و ارزش آن در مقاطع مختلف به چندین تریلیون دلار رسیده است. با وجود رشد سریع این بازار، یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های آن نوسانات شدید قیمت است که فرصت‌ها و تهدیدهای متعددی را برای سرمایه‌گذاران ایجاد می‌کند(Corbet et al., 2019) .

نوسانات بالا در بازار ارزهای دیجیتال ناشی از عوامل متعددی است. برخلاف بازارهای مالی سنتی که عمدتاً تحت تأثیر متغیرهای کلان اقتصادی، سیاست‌های پولی و شاخص‌های بنیادی قرار دارند، بازار ارزهای دیجیتال علاوه بر عوامل اقتصادی، به شدت از اخبار، رویدادهای سیاسی، انتظارات سرمایه‌گذاران و احساسات کاربران در فضای مجازی تأثیر می‌پذیرد (Bouri et al., 2021) .این ویژگی موجب شده است که پیش‌بینی رفتار بازار ارزهای دیجیتال به یکی از چالش‌های مهم در حوزه مالی و علوم داده تبدیل شود.

در سال‌های اخیر، استقبال گسترده سرمایه‌گذاران ایرانی از ارزهای دیجیتال نیز موجب افزایش اهمیت این بازار در کشور شده است. پژوهش‌های داخلی نشان می‌دهد که حجم قابل توجهی از سرمایه‌گذاران خرد ایرانی بخشی از دارایی خود را به خرید و فروش رمزارزها اختصاص داده‌اند و تصمیمات معاملاتی آن‌ها اغلب تحت تأثیر اخبار و اطلاعات منتشرشده در شبکه‌های اجتماعی قرار دارد (حسینی و همکاران، ۱۴۰۱). ازاین‌رو، شناسایی عوامل مؤثر بر نوسانات بازار ارزهای دیجیتال می‌تواند به بهبود تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران و کاهش ریسک سرمایه‌گذاری کمک کند.

مطابق نظریه بازار کارا، قیمت دارایی‌های مالی تمامی اطلاعات موجود را منعکس می‌کند و در نتیجه پیش‌بینی روندهای آتی بازار دشوار خواهد بود ((Fama, 1970. با این حال، مطالعات جدید در حوزه مالی رفتاری نشان داده‌اند که احساسات و هیجانات سرمایه‌گذاران نقش مهمی در شکل‌گیری روندهای قیمتی ایفا می‌کنند. به بیان دیگر، بسیاری از تصمیمات سرمایه‌گذاری نه بر مبنای تحلیل منطقی بلکه تحت تأثیر عوامل روان‌شناختی اتخاذ می‌شوند ((Shiller, 2015. این موضوع در بازار ارزهای دیجیتال که ساختاری غیرمتمرکز و تا حد زیادی مبتنی بر رفتار سرمایه‌گذاران خرد دارد، از اهمیت بیشتری برخوردار است.

گسترش شبکه‌های اجتماعی نظیر توییتر، ردیت، تلگرام، اینستاگرام و دیسکورد موجب تولید حجم عظیمی از داده‌های متنی شده است که بازتاب‌دهنده دیدگاه‌ها، احساسات و انتظارات کاربران نسبت به رویدادهای مختلف هستند ((Kaplan & Haenlein, 2010. این داده‌ها نوعی دارایی اطلاعاتی ارزشمند محسوب می‌شوند که می‌توانند برای تحلیل رفتار سرمایه‌گذاران و پیش‌بینی روند بازار مورد استفاده قرار گیرند. مطالعات مختلف نشان داده‌اند که احساسات کاربران شبکه‌های اجتماعی با تغییرات قیمت دارایی‌های مالی ارتباط معناداری دارد.

تحلیل احساسات یکی از مهم‌ترین شاخه‌های پردازش زبان طبیعی است که با استفاده از روش‌های مختلف داده‌کاوی و هوش مصنوعی، نگرش مثبت، منفی یا خنثی کاربران را از متون استخراج می‌کند. در سال‌های اخیر، کاربرد تحلیل احساسات در بازارهای مالی رشد چشمگیری داشته است. پژوهش بولن و همکاران (۲۰۱۱) نشان داد که احساسات استخراج‌شده از پیام‌های کاربران در شبکه‌های اجتماعی می‌تواند تغییرات شاخص داوجونز را تا حدودی پیش‌بینی کند. همچنین مای و همکاران (Mai et al., 2018) دریافتند که احساسات کاربران شبکه‌های اجتماعی تأثیر قابل توجهی بر تغییرات کوتاه‌مدت قیمت بیت‌کوین دارد.

در ایران نیز مطالعات متعددی به بررسی تأثیر احساسات سرمایه‌گذاران بر بازارهای مالی پرداخته‌اند. احمدی و رضایی (۱۴۰۰) نشان دادند که شاخص‌های احساسات استخراج‌شده از رسانه‌های اجتماعی تأثیر معناداری بر بازده دارایی‌های دیجیتال دارند. همچنین کریمی و جعفری (۱۴۰۱) در پژوهشی دریافتند که حجم پیام‌های مثبت منتشرشده در شبکه‌های اجتماعی با افزایش قیمت بیت‌کوین همبستگی مثبت دارد. نتایج پژوهش محمدی و همکاران (۱۴۰۲) نیز بیانگر آن است که تحلیل احساسات می‌تواند دقت مدل‌های پیش‌بینی قیمت رمزارزها را افزایش دهد.

همزمان با توسعه داده‌های بزرگ، پیشرفت‌های قابل توجهی نیز در حوزه هوش مصنوعی و یادگیری ماشین رخ داده است. یادگیری عمیق به‌عنوان یکی از شاخه‌های پیشرفته هوش مصنوعی، توانایی استخراج الگوهای پیچیده و روابط غیرخطی را از حجم عظیمی از داده‌ها دارد . (LeCun et al., 2015)برخلاف مدل‌های آماری سنتی نظیر ARIMA و GARCH که مبتنی بر فروض خطی هستند، مدل‌های یادگیری عمیق قادرند روابط پیچیده موجود در داده‌های مالی را با دقت بیشتری شناسایی کنند(Goodfellow et al., 2016) .

در میان معماری‌های مختلف یادگیری عمیق، شبکه حافظه بلندمدت کوتاه‌مدت (LSTM) از محبوبیت ویژه‌ای برخوردار است. این شبکه برای تحلیل داده‌های سری زمانی طراحی شده و قادر است وابستگی‌های بلندمدت میان داده‌ها را حفظ کند. پژوهش فیشر و کراوس (Fischer & Krauss, 2018)نشان داد که مدل LSTM در پیش‌بینی روند بازارهای مالی عملکرد بهتری نسبت به بسیاری از روش‌های سنتی دارد. همچنین مدل GRU که نسخه ساده‌تری از LSTM محسوب می‌شود، توانسته است در بسیاری از کاربردهای مالی نتایج مطلوبی ارائه دهد (Cho et al., 2014).

در ایران نیز کاربرد مدل‌های یادگیری عمیق در بازارهای مالی مورد توجه قرار گرفته است. صادقی و همکاران (۱۴۰۲) نشان دادند که مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی بازگشتی قادرند نوسانات بازار سرمایه ایران را با دقت بیشتری نسبت به روش‌های کلاسیک پیش‌بینی کنند. همچنین نادری و موسوی (۱۴۰۱) به این نتیجه رسیدند که ترکیب داده‌های متنی و داده‌های مالی موجب افزایش قدرت پیش‌بینی مدل‌های هوش مصنوعی می‌شود. با وجود موفقیت مدل‌های یادگیری عمیق در تحلیل داده‌های مالی، بسیاری از پژوهش‌ها صرفاً بر داده‌های تاریخی قیمت و حجم معاملات تمرکز کرده‌اند و نقش احساسات سرمایه‌گذاران را نادیده گرفته‌اند. از آنجا که بازار ارزهای دیجیتال به شدت تحت تأثیر اخبار و فضای روانی حاکم بر شبکه‌های اجتماعی قرار دارد، استفاده از داده‌های قیمتی به تنهایی نمی‌تواند تمامی عوامل اثرگذار بر نوسانات بازار را توضیح دهد (Phillips & Gorse, 2018) .ازاین‌رو، پژوهشگران به سمت توسعه مدل‌های ترکیبی حرکت کرده‌اند که در آن اطلاعات مالی و شاخص‌های احساسات به صورت همزمان مورد استفاده قرار می‌گیرد.

مطالعات مختلف نشان داده‌اند که ترکیب داده‌های مالی و داده‌های احساسات اجتماعی می‌تواند دقت پیش‌بینی را به طور معناداری افزایش دهد. برای مثال، Kraaijeveldو De Smedt (2020) دریافتند که استفاده از داده‌های توییتر در کنار اطلاعات بازار موجب بهبود عملکرد مدل‌های پیش‌بینی قیمت بیت‌کوین می‌شود. همچنین Abraham و همکاران (۲۰۱۸) گزارش کردند که مدل‌های ترکیبی مبتنی بر یادگیری عمیق قادرند نوسانات بازار ارزهای دیجیتال را با دقت بیشتری نسبت به مدل‌های سنتی پیش‌بینی کنند.

از منظر نظری، این موضوع ریشه در نظریه مالی رفتاری دارد که تأکید می‌کند رفتار سرمایه‌گذاران همواره عقلایی نیست و تحت تأثیر سوگیری‌های شناختی و هیجانات قرار می‌گیرد ((Kahneman & Tversky, 1979. در بازار ارزهای دیجیتال که محدودیت‌های نظارتی کمتری وجود دارد و اطلاعات با سرعت بسیار بالا منتشر می‌شوند، نقش احساسات و انتظارات سرمایه‌گذاران پررنگ‌تر از بسیاری از بازارهای مالی سنتی است. علاوه بر اهمیت نظری، این موضوع از منظر عملی نیز اهمیت فراوانی دارد. سرمایه‌گذاران همواره به دنبال ابزارهایی هستند که بتوانند ریسک معاملات خود را کاهش داده و بازده مورد انتظار را افزایش دهند. پیش‌بینی دقیق نوسانات بازار می‌تواند به طراحی استراتژی‌های معاملاتی مؤثرتر، مدیریت ریسک بهتر و تخصیص بهینه منابع مالی کمک کند. همچنین مؤسسات مالی و شرکت‌های فعال در حوزه فناوری مالی می‌توانند از نتایج چنین پژوهش‌هایی در توسعه سیستم‌های هوشمند معاملاتی بهره ببرند. با وجود مطالعات انجام‌شده در سطح بین‌المللی، هنوز در ادبیات پژوهشی ایران بررسی جامعی درباره ترکیب یادگیری عمیق و تحلیل احساسات شبکه‌های اجتماعی برای پیش‌بینی نوسانات بازار ارزهای دیجیتال وجود ندارد. بسیاری از پژوهش‌های داخلی بر روش‌های سنتی تحلیل تکنیکال یا مدل‌های آماری متمرکز بوده‌اند و کمتر به بهره‌گیری همزمان از داده‌های متنی و داده‌های مالی پرداخته‌اند. این مسئله نشان‌دهنده وجود شکاف پژوهشی قابل توجه در این حوزه است.

بر این اساس، هدف اصلی پژوهش حاضر ارائه مدلی ترکیبی مبتنی بر یادگیری عمیق و داده‌های احساسات شبکه‌های اجتماعی برای پیش‌بینی نوسانات بازار ارزهای دیجیتال است. در این پژوهش تلاش می‌شود با استفاده از داده‌های تاریخی قیمت و حجم معاملات ارزهای دیجیتال در کنار داده‌های متنی استخراج‌شده از شبکه‌های اجتماعی، مدلی جامع برای پیش‌بینی رفتار بازار طراحی شود. انتظار می‌رود نتایج این پژوهش بتواند به توسعه ادبیات علمی حوزه مالی هوشمند کمک کرده و راهکارهای کاربردی ارزشمندی برای سرمایه‌گذاران، تحلیلگران مالی و سیاست‌گذاران اقتصادی ارائه دهد.

۲- مبانی نظری و پیشینه پژوهش

۲-۱-۱ بازار ارزهای دیجیتال و ویژگی‌های آن

ارزهای دیجیتال به‌عنوان یکی از مهم‌ترین نوآوری‌های مالی قرن بیست و یکم شناخته می‌شوند که بر پایه فناوری بلاک‌چین توسعه یافته‌اند. بیت‌کوین به‌عنوان نخستین ارز دیجیتال غیرمتمرکز، در سال ۲۰۰۸ معرفی شد و پس از آن هزاران ارز دیجیتال دیگر وارد بازار شدند . (Nakamoto, 2008)برخلاف نظام‌های مالی سنتی که تحت نظارت بانک‌های مرکزی و نهادهای مالی فعالیت می‌کنند، ارزهای دیجیتال از ساختاری غیرمتمرکز برخوردار هستند و تراکنش‌های آن‌ها از طریق شبکه‌های توزیع‌شده تأیید می‌شود.

یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های بازار ارزهای دیجیتال، نوسانات شدید قیمت است. مطالعات نشان می‌دهد که میزان نوسان قیمت در این بازار به‌مراتب بیشتر از بازارهای سهام، اوراق قرضه و حتی بازار کالاها است. این نوسانات ناشی از عوامل مختلفی از جمله عدم وجود ارزش ذاتی مشخص، محدودیت‌های قانونی، تغییرات عرضه و تقاضا، انتشار اخبار و همچنین رفتار هیجانی سرمایه‌گذاران است(Bouri et al., 2021) .

در ایران نیز طی سال‌های اخیر بازار ارزهای دیجیتال با استقبال قابل توجهی مواجه شده است. پژوهش حسینی و همکاران (۱۴۰۱) نشان داد که رشد تورم، نوسانات نرخ ارز و افزایش تمایل به سرمایه‌گذاری‌های جایگزین موجب افزایش توجه سرمایه‌گذاران ایرانی به رمزارزها شده است. با این حال، نوسانات شدید این بازار همچنان یکی از مهم‌ترین چالش‌های سرمایه‌گذاران محسوب می‌شود.

۲-۱-۲ نظریه بازار کارا و محدودیت‌های آن در بازار ارزهای دیجیتال

فرضیه بازار کارا یکی از مهم‌ترین نظریه‌های مالی است که توسط فاما (۱۹۷۰) مطرح شد. بر اساس این نظریه، قیمت دارایی‌ها تمامی اطلاعات موجود را منعکس می‌کند و بنابراین امکان کسب بازده غیرعادی از طریق پیش‌بینی روند بازار وجود ندارد. در چارچوب این نظریه، قیمت‌های آینده به صورت تصادفی شکل می‌گیرند و اطلاعات جدید به سرعت در قیمت‌ها منعکس می‌شود.

با وجود اهمیت این نظریه، پژوهش‌های متعددی نشان داده‌اند که بازار ارزهای دیجیتال به طور کامل با مفروضات بازار کارا سازگار نیست (Urquhart, 2016)وجود رفتارهای هیجانی، واکنش‌های بیش از حد سرمایه‌گذاران به اخبار و تأثیر گسترده شبکه‌های اجتماعی بر تصمیمات سرمایه‌گذاری، موجب شده است که ناکارایی‌های متعددی در این بازار مشاهده شود. در نتیجه بسیاری از پژوهشگران معتقدند که برای تحلیل بازار ارزهای دیجیتال باید علاوه بر متغیرهای مالی، عوامل رفتاری و روان‌شناختی نیز مورد توجه قرار گیرد.

۲-۱-۳ نظریه مالی رفتاری

مالی رفتاری یکی از رویکردهای نوین و در عین حال بسیار تأثیرگذار در علوم مالی معاصر است که تلاش می‌کند رفتار واقعی سرمایه‌گذاران را در شرایط عدم قطعیت توضیح دهد. این رویکرد در واکنش به محدودیت‌های اساسی نظریه‌های کلاسیک مالی، به‌ویژه فرضیه بازار کارا، شکل گرفت. در چارچوب نظریه‌های کلاسیک، فرض بر این است که سرمایه‌گذاران کاملاً عقلایی عمل می‌کنند، اطلاعات را بدون خطا پردازش می‌کنند و تصمیمات آن‌ها صرفاً بر اساس حداکثرسازی مطلوبیت اقتصادی اتخاذ می‌شود. (Fama, 1970) با این حال، شواهد تجربی متعدد نشان داده‌اند که رفتار واقعی سرمایه‌گذاران اغلب از این فرضیات فاصله دارد و تحت تأثیر عوامل روان‌شناختی، هیجانی و شناختی قرار می‌گیرد .(Shiller, 2015)

در این میان، نظریه مالی رفتاری با بهره‌گیری از مفاهیم روان‌شناسی شناختی تلاش می‌کند توضیح دهد که چرا و چگونه سرمایه‌گذاران در شرایط واقعی بازار دچار خطاهای تصمیم‌گیری می‌شوند. یکی از مهم‌ترین بنیان‌های این نظریه، نظریه چشم‌انداز است که توسط کانمن و تورسکی ارائه شد و نقطه عطفی در درک رفتار اقتصادی انسان‌ها به شمار می‌رود (Kahneman & Tversky, 1979) .بر اساس این نظریه، افراد تصمیمات خود را نه بر اساس ارزش‌های مطلق ثروت، بلکه بر اساس تغییرات نسبی نسبت به یک نقطه مرجع اتخاذ می‌کنند. یکی از نتایج کلیدی نظریه چشم‌انداز این است که افراد نسبت به زیان‌ها حساسیت بیشتری نسبت به سودها دارند؛ پدیده‌ای که تحت عنوان «گریز از زیان» شناخته می‌شود. این ویژگی رفتاری باعث می‌شود که سرمایه‌گذاران در مواجهه با زیان‌های احتمالی، واکنش‌های شدیدتر و اغلب غیرمنطقی نشان دهند. برای مثال، ممکن است یک سرمایه‌گذار در مواجهه با کاهش قیمت دارایی، به جای تحلیل منطقی شرایط بازار، اقدام به فروش هیجانی دارایی‌های خود کند تا از زیان بیشتر جلوگیری نماید. در مقابل، هنگام افزایش قیمت‌ها، افراد ممکن است بیش از حد خوش‌بین شده و ریسک‌های موجود را نادیده بگیرند.

در بازارهای مالی سنتی، این سوگیری‌های شناختی همواره وجود داشته‌اند، اما در بازار ارزهای دیجیتال شدت و اثرگذاری آن‌ها بـه مراتـب بیشـتر است. دلیل اصلی این موضوع، ساختار خاص این بازار و حضور گسترده سرمایه‌گذاران خرد است. در بازار ارزهای دیجیتال، بخش قابل تـوجهی از معاملات توسط افرادی انجام می‌شود که لزوماً دانش مالی تخصصی ندارند و تصمیمات آن‌ها بیشـتر بـر اسـاس اخبـار، شـبکه‌هـای اجتمـاعی و توصیه‌های غیررسمی شکل می‌گیرد. در چنین شرایطی، سوگیری‌های رفتاری مانند بیش‌اعتمادی، رفتار توده‌وار و ترس از جا مانـدن (FOMO) نقش بسیار مهمی در شکل‌دهی نوسانات بازار ایفا می‌کنند.

رفتار توده‌وار به حالتی اشاره دارد که سرمایه‌گذاران بدون تحلیل مستقل، صرفاً بر اساس رفتار دیگران تصمیم‌گیری می‌کنند. این رفتـار مـی‌توانـد منجر به شکل‌گیری روندهای قوی صعودی یا نزولی در بازار شود. به‌عنوان مثال، زمانی که قیمت یک ارز دیجیتال به سرعت افـزایش مـی‌یابـد، بسیاری از سرمایه‌گذاران صرفاً به دلیل مشاهده ورود دیگران به بازار، اقدام به خرید می‌کنند. این رفتار جمعی می‌تواند حباب‌های قیمتی ایجاد کند که در نهایت با اصلاح شدید بازار همراه است.

از سوی دیگر، ترس از جا ماندن یکی از مهم‌ترین پدیـده‌هـای رفتـاری در بـازار ارزهـای دیجیتـال اسـت. ایـن پدیـده زمـانی رخ مـی‌دهـد کـه سرمایه‌گذاران به دلیل نگرانی از دست دادن فرصت‌های سودآور، بدون تحلیل کافی وارد بازار می‌شوند. FOMO معمولاً در دوره‌های رشد سـریع قیمت‌ها تشدید می‌شود و می‌تواند به افزایش غیرمنطقی تقاضا و در نتیجه شکل‌گیری حباب‌های قیمتی منجر شود.

شیلر (Shiller, 2015) در نظریه خود درباره حباب‌های اقتصادی تأکید می‌کند که بسیاری از بحران‌ها و حباب‌های مالی نتیجه انتشار روایت‌های جمعی و هیجانات اجتماعی در میان سرمایه‌گذاران هستند. از دیدگاه او، بازارهای مالی تنها بر اساس اطلاعات بنیـادی حرکـت نمـی‌کننـد، بلکـه داستان‌ها، اخبار و احساسات جمعی نیز نقش تعیین‌کننده‌ای در شکل‌دهی قیمت‌ها دارند. این دیدگاه بـه‌ویـژه در بـازار ارزهـای دیجیتـال اهمیـت بیشتری پیدا می‌کند، زیرا این بازار به شدت تحت تأثیر رسانه‌های اجتماعی و جریان‌های خبری لحظه‌ای قرار دارد.

در بازار ارزهای دیجیتال، انتشار یک خبر مثبت یا منفی می‌تواند در مدت زمان بسیار کوتاهی موجب تغییرات شدید قیمتی شود. برای مثال، اظهار نظر افراد تأثیرگذار یا اینفلوئنسرهای حوزه فناوری و مالی می‌تواند به سرعت موجب افـزایش یـا کـاهش قیمـت یـک رمـزارز شـود. ایـن پدیـده نشان‌دهنده نقش پررنگ احساسات جمعی در کنار عوامل بنیادی در تعیین قیمت دارایی‌های دیجیتال است.

همچنین باید توجه داشت که در بازارهای نوظهور مانند ارزهای دیجیتال، اطلاعات نامتقارن و نبود چارچوب‌هـای نظـارتی قـوی، زمینـه را بـرای تقویت رفتارهای هیجانی فراهم می‌کند. در چنین شرایطی، سرمایه‌گذاران به جای اتکا به تحلیل‌های بنیادی، بیشتر به سـیگنال‌هـای اجتمـاعی و رفتار سایر فعالان بازار توجه می‌کنند. این مسئله موجب می‌شود که نوسانات بازار نه تنها ناشی از تغییرات واقعـی ارزش دارایـی‌هـا، بلکـه نتیجـه تعامل پیچیده‌ای از روان‌شناسی جمعی و جریان اطلاعات باشد.

در مجموع، نظریه مالی رفتاری چارچوبی مناسب برای درک نوسانات شدید بازار ارزهای دیجیتال فراهم می‌کند. این نظریه نشان می‌دهد که رفتار سرمایه‌گذاران تحت تأثیر ترکیبی از عوامل شناختی، هیجانی و اجتماعی قرار دارد و این عوامل می‌توانند به‌طور مستقیم بر قیمـت‌هـا و رونـدهای بازار اثر بگذارند. از این رو، در پژوهش‌های جدید تلاش می‌شود با ترکیب مدل‌های مالی رفتاری و ابزارهای تحلیل داده، بـه درک دقیـق‌تـری از سازوکارهای بازارهای مالی نوظهور مانند ارزهای دیجیتال دست یافت.

۲-۱-٤ نظریه احساسات سرمایه‌گذاران

احساسات سرمایه‌گذاران یکی از مفاهیم کلیدی در مالی رفتاری و تحلیل بازارهای مالی نـوین اسـت کـه بـه مجموعـه‌ای از نگـرش‌هـا، باورهـا، هیجانات و انتظارات فعالان بازار نسبت به شرایط فعلی و آینده دارایی‌ها اشاره دارد. این احساسات می‌تواند شامل خوش‌بینی، بدبینی، ترس، طمـع یا بی‌اعتمادی باشد و به‌طور مستقیم بر تصمیمات خرید و فروش سرمایه‌گذاران اثر بگذارد. در واقع، احساسات سرمایه‌گذاران نوعی متغیر پنهان در بازارهای مالی محسوب می‌شود که اگرچه به‌صورت مستقیم قابل مشاهده نیست، اما آثار آن در رفتار قیمت‌ها و حجم معاملات قابل انـدازه‌گیـری است(Baker & Wurgler, 2007) .

از دیدگاه نظری، احساسات سرمایه‌گذاران به‌عنوان یکی از عوامل انحراف قیمت دارایی‌ها از ارزش ذاتی در نظر گرفته می‌شـود. در شـرایطی کـه احساسات مثبت بر بازار غالب است، سرمایه‌گذاران تمایل بیشتری به خرید دارند و این موضوع می‌تواند موجب افزایش تقاضا و رشد قیمت‌ها شود. در مقابل، در شرایط غلبه احساسات منفی، فشار فروش افزایش یافته و قیمت‌ها کاهش می‌یابد. بنابراین، احساسات به‌عنوان یک نیـروی رفتـاری جمعی، قادر است تعادل‌های کوتاه‌مدت بازار را تحت تأثیر قرار دهد و نوسانات قابل توجهی ایجاد کند.

در بازارهای مالی سنتی، احساسات سرمایه‌گذاران معمولاً از طریق شاخص‌هایی مانند شاخص نوسان، نظرسنجی‌های سرمایه‌گذاری یا جریان‌های نقدی صندوق‌ها اندازه‌گیری می‌شود. با این حال، در بازارهای نوظهور مانند ارزهای دیجیتال، دسترسی به چنین شاخص‌های ساختاریافته‌ای محدود است. از این رو، پژوهشگران به استفاده از داده‌های جایگزین مانند داده‌های شبکه‌های اجتماعی، اخبار آنلاین و انجمن‌های گفت‌وگو روی آورده‌اند(Liu, 2012) .

بازار ارزهای دیجیتال به دلیل ویژگی‌های خاص خود، بیش از سایر بازارها تحت تأثیر احساسات سرمایه‌گذاران قرار دارد. نخست آنکه بسیاری از رمزارزها فاقد پشتوانه فیزیکی یا جریان نقدی مشخص هستند، بنابراین ارزش‌گذاری آن‌ها بیشتر بر اساس انتظارات آینده شکل می‌گیرد. دوم آنکه ساختار غیرمتمرکز این بازار موجب شده است که اطلاعات بنیادی محدودتر و پراکنده‌تر باشد. در نتیجه، سرمایه‌گذاران برای تصمیم‌گیری بیشتر به اطلاعات غیررسمی مانند اخبار شبکه‌های اجتماعی، تحلیل‌های کاربران و سیگنال‌های رفتاری دیگران وابسته هستند. مطالعات تجربی نشان داده‌اند که احساسات استخراج‌شده از شبکه‌های اجتماعی می‌تواند نقش مهمی در پیش‌بینی نوسانات بازار ارزهای دیجیتال ایفا کند. برای مثال، بُلن و همکاران (Bollen et al., 2011) نشان دادند که تغییرات در شاخص‌های احساسی استخراج‌شده از توییتر می‌تواند تغییرات شاخص‌های مالی را با تأخیر زمانی پیش‌بینی کند. همچنین مای و همکاران (Mai et al., 2018) دریافتند که حجم و جهت‌گیری احساسات کاربران شبکه‌های اجتماعی رابطه معناداری با قیمت بیت‌کوین دارد.

از منظر نظری، یکی از دلایل اهمیت احساسات در بازار ارزهای دیجیتال، وجود پدیده «بازخورد رفتاری» است. در این پدیده، افزایش قیمت‌ها موجب افزایش احساسات مثبت در شبکه‌های اجتماعی می‌شود و این احساسات مثبت به نوبه خود تقاضا را افزایش داده و قیمت‌ها را بیشتر بالا می‌برد. به‌طور مشابه، کاهش قیمت‌ها نیز می‌تواند چرخه‌ای از احساسات منفی و فروش‌های هیجانی ایجاد کند که افت بازار را تشدید می‌کند. این چرخه بازخوردی یکی از عوامل اصلی ایجاد نوسانات شدید در بازارهای مالی نوظهور به شمار می‌رود. علاوه بر این، نقش رسانه‌های اجتماعی در انتقال سریع احساسات جمعی بسیار حائز اهمیت است. در گذشته، انتقال اطلاعات و احساسات در بازارهای مالی با تأخیر زمانی انجام می‌شد، اما امروزه با گسترش شبکه‌های اجتماعی، اطلاعات در زمان واقعی منتشر می‌شود. این موضوع باعث شده است که واکنش بازارها به اخبار و رویدادها بسیار سریع‌تر و شدیدتر از گذشته باشد. در چنین شرایطی، تحلیل احساسات به ابزاری ضروری برای درک رفتار بازار تبدیل شده است.

از سوی دیگر، باید توجه داشت که احساسات سرمایه‌گذاران همواره عقلایی نیست و ممکن است تحت تأثیر سوگیری‌های شناختی و اطلاعات نادرست قرار گیرد. برای مثال، انتشار اخبار جعلی یا شایعات در شبکه‌های اجتماعی می‌تواند موجب شکل‌گیری احساسات کاذب در بازار شود. این موضوع به‌ویژه در بازار ارزهای دیجیتال که نظارت کمتری بر جریان اطلاعات وجود دارد، اهمیت بیشتری دارد.

در مجموع، نظریه احساسات سرمایه‌گذاران نشان می‌دهد که رفتار بازارهای مالی صرفاً بر اساس عوامل بنیادی شکل نمی‌گیرد، بلکه ترکیبی از اطلاعات اقتصادی و احساسات جمعی سرمایه‌گذاران است. در بازار ارزهای دیجیتال، به دلیل ماهیت غیرمتمرکز و وابستگی شدید به فضای مجازی، نقش احساسات حتی پررنگ‌تر است. بنابراین، تحلیل و اندازه‌گیری احساسات کاربران شبکه‌های اجتماعی می‌تواند به‌عنوان یک ابزار مهم برای پیش‌بینی نوسانات و درک بهتر رفتار بازار مورد استفاده قرار گیرد.

۲-۱-۵ شبکه‌های اجتماعی به‌عنوان منبع داده‌های مالی

رشد سریع رشد فزاینده فناوری اطلاعات و گسترش اینترنت در دو دهه اخیر موجب شکل‌گیری شبکه‌های اجتماعی گسترده‌ای شده است که میلیاردها کاربر در سراسر جهان در آن‌ها فعالیت دارند. این شبکه‌ها بستری فراهم کرده‌اند که کاربران بتوانند در زمان واقعی دیدگاه‌ها، احساسات، تجربیات و انتظارات خود را درباره موضوعات مختلف به اشتراک بگذارند. در نتیجه، حجم عظیمی از داده‌های متنی به‌صورت روزانه تولید می‌شود که بخش قابل توجهی از آن‌ها حاوی اطلاعات اقتصادی و مالی ارزشمند هستند(Kaplan & Haenlein, 2010) .

از منظر علوم مالی نوین، شبکه‌های اجتماعی به‌عنوان یکی از مهم‌ترین منابع «داده‌های جایگزین» شناخته می‌شوند. داده‌های جایگزین به اطلاعاتی اطلاق می‌شود که در قالب‌های سنتی مالی مانند صورت‌های مالی یا گزارش‌های رسمی شرکت‌ها وجود ندارند، اما می‌توانند در تحلیل رفتار بازار نقش مهمی ایفا کنند. در این میان، شبکه‌های اجتماعی به دلیل سرعت بالا در انتشار اطلاعات، گستردگی کاربران و تنوع محتوایی، جایگاه ویژه‌ای در میان منابع داده‌ای پیدا کرده‌اند. یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های شبکه‌های اجتماعی، ماهیت غیرساختاریافته داده‌های تولیدشده در آن‌ها است. این داده‌ها معمولاً شامل متن، تصویر، ویدئو و تعاملات کاربران هستند که برای تحلیل نیازمند استفاده از روش‌های پیشرفته پردازش

زبان طبیعی و یادگیری ماشین می‌باشند. تحلیل این داده‌ها می‌تواند اطلاعات پنهانی درباره احساسات جمعی، انتظارات بازار و رفتار سرمایه‌گذاران ارائه دهد.

در حوزه بازارهای مالی، نخستین مطالعات جدی درباره نقش شبکه‌های اجتماعی در پیش‌بینی بازار توسط بولن و همکاران (Bollen et al., 2011) انجام شد. این پژوهش نشان داد که شاخص‌های احساسی استخراج‌شده از پیام‌های کاربران توییتر می‌تواند تغییرات شاخص داوجونز را با دقت قابل توجهی پیش‌بینی کند. نتایج این مطالعه نقطه عطفی در استفاده از داده‌های شبکه‌های اجتماعی در تحلیل مالی محسوب می‌شود و راه را برای پژوهش‌های بعدی در این حوزه هموار کرد.

پس از آن، مطالعات متعددی به بررسی ارتباط میان شبکه‌های اجتماعی و بازارهای مالی پرداختند. این پژوهش‌ها نشان دادند که حجم پیام‌ها، نوع احساسات (مثبت یا منفی) و شدت تعامل کاربران می‌تواند به‌عنوان شاخص‌هایی برای پیش‌بینی رفتار بازار مورد استفاده قرار گیرد. در این میان، نقش شبکه‌های اجتماعی در بازار ارزهای دیجیتال به دلیل ماهیت دیجیتال و غیرمتمرکز این بازار بسیار پررنگ‌تر از بازارهای سنتی است.

در بازار ارزهای دیجیتال، شبکه‌هایی مانند توییتر، ردیت و تلگرام به اصلی‌ترین منابع اطلاعاتی سرمایه‌گذاران تبدیل شده‌اند. بسیاری از فعالان این بازار پیش از اتخاذ تصمیمات سرمایه‌گذاری، به بررسی نظرات کاربران، تحلیل‌های منتشرشده و اخبار غیررسمی در این شبکه‌ها می‌پردازند. این وابستگی شدید به اطلاعات اجتماعی باعث شده است که تغییرات در محتوای منتشرشده در این شبکه‌ها بتواند تأثیر مستقیم و سریعی بر قیمت رمزارزها داشته باشد(Kraaijeveld & De Smedt, 2020) .

یکی از دلایل اهمیت شبکه‌های اجتماعی در بازار ارزهای دیجیتال، سرعت بالای انتشار اطلاعات در این فضا است. برخلاف بازارهای مالی سنتی که اطلاعات از طریق کانال‌های رسمی و با تأخیر زمانی منتشر می‌شود، در شبکه‌های اجتماعی اطلاعات به‌صورت لحظه‌ای در دسترس قرار می‌گیرد. این ویژگی موجب می‌شود که واکنش بازار به اخبار و رویدادها بسیار سریع و گاهی بیش‌واکنشی باشد.

علاوه بر این، شبکه‌های اجتماعی نقش مهمی در شکل‌گیری «هیجانات جمعی» دارند. زمانی که تعداد زیادی از کاربران درباره یک ارز دیجیتال دیدگاه مثبت یا منفی منتشر می‌کنند، این موضوع می‌تواند منجر به شکل‌گیری موج‌های رفتاری در بازار شود. این موج‌ها معمولاً با افزایش یا کاهش ناگهانی قیمت‌ها همراه هستند و به نوسانات شدید بازار دامن می‌زنند.

در ادبیات مالی رفتاری، این پدیده با عنوان «سرایت احساسی» نیز شناخته می‌شود. بر اساس این مفهوم، احساسات افراد می‌تواند از طریق تعاملات اجتماعی به دیگران منتقل شود و در نهایت رفتار جمعی بازار را تحت تأثیر قرار دهد. شبکه‌های اجتماعی به دلیل ساختار شبکه‌ای و ارتباطات گسترده میان کاربران، بستری مناسب برای گسترش این نوع سرایت احساسی فراهم می‌کنند.

در ایران نیز شبکه‌های اجتماعی و پیام‌رسان‌ها نقش مهمی در شکل‌دهی انتظارات سرمایه‌گذاران بازار ارزهای دیجیتال ایفا می‌کنند. با توجه به محدودیت دسترسی به برخی منابع اطلاعاتی رسمی و همچنین گسترش استفاده از پلتفرم‌هایی مانند تلگرام و اینستاگرام، بسیاری از سرمایه‌گذاران ایرانی تصمیمات خود را بر اساس اطلاعات منتشرشده در این فضاها اتخاذ می‌کنند. پژوهش کریمی و جعفری (۱۴۰۱) نشان داد که حجم پیام‌های منتشرشده درباره بیت‌کوین در شبکه‌های اجتماعی ایرانی با تغییرات قیمت آن رابطه معناداری دارد. این یافته بیانگر آن است که حتی در سطح داخلی نیز داده‌های شبکه‌های اجتماعی می‌توانند به‌عنوان یک شاخص پیش‌نگر برای تحلیل بازار ارزهای دیجیتال مورد استفاده قرار گیرند. در مجموع، شبکه‌های اجتماعی به‌عنوان یکی از مهم‌ترین منابع داده‌های مالی نوین، نقش فزاینده‌ای در تحلیل و پیش‌بینی بازارهای مالی ایفا می‌کنند. ترکیب این داده‌ها با مدل‌های پیشرفته یادگیری ماشین می‌تواند به استخراج الگوهای پنهان بازار کمک کرده و دقت پیش‌بینی نوسانات را به شکل قابل توجهی افزایش دهد.

۲-۱-٦ تحلیل احساسات

ت تحلیل احساسات یکی از شاخه‌های مهم و کاربردی پردازش زبان طبیعی است که با هدف استخراج، شناسایی و طبقه‌بندی نگرش‌ها و احساسات افراد از متون نوشتاری توسعه یافته است. این حوزه تلاش می‌کند داده‌های متنی غیرساختاریافته را به اطلاعات قابل‌تحلیل تبدیل کند تا بتوان از آن‌ها در حوزه‌های مختلف از جمله بازاریابی، سیاست، علوم اجتماعی و به‌ویژه علوم مالی استفاده کرد(Liu, 2012) .

در ساده‌ترین سطح، تحلیل احساسات معمولاً متون را به سه دسته اصلی مثبت، منفی و خنثی تقسیم می‌کند. با این حال، در کاربردهای پیشرفته‌تر، شدت احساسات، هیجانات چندگانه (مانند ترس، شادی، خشم) و حتی تغییرات زمانی احساسات نیز مورد بررسی قرار می‌گیرد. این

موضوع نشان می‌دهد که تحلیل احساسات تنها یک فرآیند طبقه‌بندی ساده نیست، بلکه یک ابزار پیچیده برای درک رفتار انسانی در سطح کلان محسوب می‌شود.

در سال‌های اولیه توسعه این حوزه، روش‌های تحلیل احساسات عمدتاً مبتنی بر فرهنگ لغات بودند. در این روش‌ها، مجموعه‌ای از واژگان از پیش تعریف‌شده دارای بار معنایی مثبت یا منفی هستند و احساس کلی یک متن بر اساس تعداد و وزن این واژگان محاسبه می‌شود. اگرچه این روش‌ها از نظر محاسباتی ساده و قابل تفسیر هستند، اما در درک مفاهیم پیچیده زبانی مانند طعنه، کنایه و زمینه معنایی محدودیت‌های قابل توجهی دارند.

با پیشرفت علوم کامپیوتر و ظهور یادگیری ماشین، رویکردهای مبتنی بر داده در تحلیل احساسات توسعه یافتند. در این روش‌ها، الگوریتم‌هایی مانند ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم، و مدل‌های احتمالاتی برای یادگیری الگوهای زبانی از داده‌های برچسب‌گذاری‌شده استفاده می‌شوند. این رویکردها توانستند دقت تحلیل احساسات را نسبت به روش‌های مبتنی بر واژگان بهبود بخشند.

در سال‌های اخیر، با گسترش یادگیری عمیق، تحول بزرگی در حوزه تحلیل احساسات ایجاد شده است. مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی عمیق قادرند روابط پیچیده و غیرخطی میان کلمات و جملات را شناسایی کنند و درک عمیق‌تری از معنای متون ارائه دهند (Goodfellow et al., 2016). معماری‌هایی مانند شبکه‌های بازگشتی، حافظه بلندمدت کوتاه‌مدت و ترنسفورمرها نقش مهمی در ارتقای دقت سیستم‌های تحلیل احساسات داشته‌اند.

یکی از مزایای مهم مدل‌های یادگیری عمیق در تحلیل احساسات، توانایی آن‌ها در درک زمینه است. برخلاف روش‌های سنتی که هر کلمه را به‌صورت مستقل تحلیل می‌کنند، مدل‌های عمیق قادرند ارتباط میان کلمات در یک جمله یا متن را در نظر بگیرند. این ویژگی باعث می‌شود که تحلیل احساسات در متون پیچیده مانند پست‌های شبکه‌های اجتماعی، اخبار مالی و نظرات کاربران با دقت بالاتری انجام شود.

در حوزه مالی، تحلیل احساسات به‌عنوان یک ابزار مهم برای درک رفتار سرمایه‌گذاران و پیش‌بینی روند بازار شناخته می‌شود. بازارهای مالی تنها تحت تأثیر عوامل بنیادی و تکنیکال قرار ندارند، بلکه احساسات و انتظارات فعالان بازار نیز نقش مهمی در شکل‌دهی قیمت‌ها ایفا می‌کنند. از این رو، تحلیل احساسات می‌تواند به‌عنوان یک متغیر مکمل در مدل‌های پیش‌بینی مالی مورد استفاده قرار گیرد. مطالعات متعددی نشان داده‌اند که شاخص‌های احساسات استخراج‌شده از منابع مختلف مانند اخبار مالی، شبکه‌های اجتماعی و انجمن‌های گفت‌وگو می‌توانند بخشی از نوسانات بازار را توضیح دهند. برای مثال، پژوهش بولن و همکاران (Bollen et al., 2011) نشان داد که تغییرات در احساسات کاربران توییتر قادر است تغییرات شاخص داوجونز را با دقت قابل توجهی پیش‌بینی کند. این یافته نشان‌دهنده ارتباط معنادار میان احساسات جمعی و رفتار بازارهای مالی است. در بازار ارزهای دیجیتال، اهمیت تحلیل احساسات حتی بیشتر از بازارهای سنتی است. دلیل اصلی این موضوع، ماهیت غیرمتمرکز، نبود ارزش ذاتی مشخص و وابستگی شدید قیمت‌ها به انتظارات سرمایه‌گذاران است. در چنین بازاری، اخبار، شایعات و پست‌های منتشرشده در شبکه‌های اجتماعی می‌توانند به‌سرعت بر رفتار سرمایه‌گذاران تأثیر گذاشته و موجب نوسانات شدید قیمتی شوند.

به همین دلیل، تحلیل احساسات به یکی از ابزارهای کلیدی در مدل‌های پیش‌بینی قیمت ارزهای دیجیتال تبدیل شده است. پژوهشگران با استفاده از تکنیک‌های پردازش زبان طبیعی تلاش می‌کنند احساسات موجود در داده‌های متنی را استخراج کرده و آن را به شاخص‌های عددی قابل استفاده در مدل‌های یادگیری ماشین تبدیل کنند. این شاخص‌ها سپس به‌عنوان ورودی در مدل‌های پیش‌بینی مانند LSTM و GRU مورد استفاده قرار می‌گیرند. در مجموع، تحلیل احساسات پلی میان داده‌های غیرساختاریافته متنی و مدل‌های کمی مالی ایجاد می‌کند. این حوزه نقش مهمی در توسعه سیستم‌های هوشمند مالی دارد و می‌تواند به بهبود دقت پیش‌بینی نوسانات بازار و درک بهتر رفتار سرمایه‌گذاران کمک کند.

۲-۱-۷ یادگیری عمیق و کاربرد آن در پیش‌بینی مالی

یادگیری عمیق زیرمجموعه‌ای پیشرفته از حوزهٔ هوش مصنوعی است که بر طراحی و به‌کارگیری شبکه‌های عصبی چندلایه تمرکز دارد. این رویکرد با الهام از ساختار و عملکرد مغز انسان، تلاش می‌کند تا از طریق لایه‌های متوالی پردازشی، ویژگی‌های سطح پایین داده را به تدریج به مفاهیم سطح بالاتر تبدیل کند. به بیان دیگر، هر لایه در شبکه عصبی مسئول استخراج بخشی از الگوها و ویژگی‌هاست و خروجی آن به لایه بعدی منتقل می‌شود تا در نهایت مدل بتواند نمایش‌های پیچیده و انتزاعی از داده‌ها ایجاد کند(LeCun et al., 2015) .

در سال‌های اخیر، پیشرفت‌های چشمگیر در توان محاسباتی، دسترسی به داده‌های عظیم و توسعه الگوریتم‌های بهینه‌سازی، باعث شده است یادگیری عمیق به یکی از مؤثرترین ابزارها در حل مسائل پیچیده تبدیل شود. این فناوری در حوزه‌های متنوعی مانند پردازش زبان طبیعی، بینایی

ماشین، تشخیص گفتار و همچنین تحلیل داده‌های مالی به‌طور گسترده مورد استفاده قرار گرفته است. برای مثال، در پردازش زبان طبیعی، مدل‌های مبتنی بر یادگیری عمیق قادرند معنای جملات را درک کرده، ترجمه ماشینی انجام دهند یا متن تولید کنند. در بینایی ماشین نیز این مدل‌ها توانایی شناسایی اشیا، تشخیص چهره و تحلیل تصاویر پزشکی را با دقت بسیار بالا فراهم کرده‌اند.

یکی از ویژگی‌های کلیدی یادگیری عمیق، توانایی آن در مدل‌سازی روابط غیرخطی و پیچیده میان متغیرها است. برخلاف بسیاری از روش‌های سنتی آماری که فرض خطی بودن روابط را دارند یا برای کشف روابط پیچیده نیازمند مهندسی دستی ویژگی‌ها هستند، شبکه‌های عصبی عمیق می‌توانند به‌صورت خودکار الگوهای پیچیده را از داده خام استخراج کنند. این ویژگی باعث می‌شود که این مدل‌ها در مسائل واقعی که اغلب دارای ساختارهای پیچیده و غیرقابل‌پیش‌بینی هستند، عملکرد بهتری داشته باشند.(Goodfellow et al., 2016) .

در حوزه بازارهای مالی، داده‌ها معمولاً دارای نوسانات شدید، نویز بالا و روابط غیرخطی میان متغیرهای اقتصادی هستند. عواملی مانند اخبار اقتصادی، رفتار سرمایه‌گذاران، تغییرات نرخ بهره و شرایط کلان اقتصادی می‌توانند به‌صورت هم‌زمان بر قیمت دارایی‌ها تأثیر بگذارند. از این رو، استفاده از مدل‌های سنتی آماری در بسیاری از موارد با محدودیت‌هایی همراه است. در مقابل، مدل‌های یادگیری عمیق با توانایی استخراج الگوهای پنهان از داده‌های تاریخی و ترکیب آن‌ها با داده‌های متنوع (مانند داده‌های زمانی، متنی و عددی) می‌توانند پیش‌بینی دقیق‌تری از روندهای قیمتی ارائه دهند. به‌طور کلی، یادگیری عمیق به دلیل انعطاف‌پذیری بالا، قدرت یادگیری ویژگی‌ها به‌صورت خودکار و توانایی پردازش داده‌های پیچیده و حجیم، به یکی از ابزارهای کلیدی در تحلیل داده‌های مدرن، به‌ویژه در حوزه مالی، تبدیل شده است.

۲-۱-۸ شبکه LSTM

شبکه حافظه بلندمدت کوتاه‌مدت یکی از مهم‌ترین و پرکاربردترین معماری‌های یادگیری عمیق در تحلیل داده‌های سری زمانی به شمار می‌رود. این شبکه در ابتدا توسط هُخرایتر و اشمیدهوبر معرفی شد و هدف اصلی آن رفع محدودیت‌های شبکه‌های عصبی بازگشتی سنتی در یادگیری وابستگی‌های بلندمدت بود(Hochreiter & Schmidhuber, 1997) .

در شبکه‌های عصبی بازگشتی کلاسیک، هنگام آموزش مدل بر روی توالی‌های طولانی، مشکل «ناپدید شدن گرادیان» در برخی موارد «انفجار گرادیان» رخ می‌دهد. این مشکل باعث می‌شود که شبکه در یادگیری وابستگی‌های بلندمدت میان داده‌ها عملکرد ضعیفی داشته باشد. به عبارت دیگر، اطلاعات مربوط به گام‌های زمانی دورتر به‌تدریج در فرآیند آموزش از بین می‌رود و مدل تنها به اطلاعات کوتاه‌مدت وابسته می‌شود.

معماری LSTM با معرفی ساختارهای دروازه‌ای این مشکل را برطرف کرده است. این ساختار شامل سه دروازه اصلی است: دروازه فراموشی، دروازه ورودی و دروازه خروجی. هر یک از این دروازه‌ها نقش مشخصی در کنترل جریان اطلاعات درون شبکه دارند. دروازه فراموشی تعیین می‌کند که چه میزان از اطلاعات قبلی حفظ یا حذف شود، دروازه ورودی مشخص می‌کند چه اطلاعات جدیدی به حافظه اضافه گردد و دروازه خروجی نیز تعیین‌کننده اطلاعاتی است که به لایه بعدی منتقل می‌شود. این ساختار هوشمندانه باعث می‌شود LSTM بتواند اطلاعات مهم را در طول زمان حفظ کرده و وابستگی‌های بلندمدت موجود در داده‌های سری زمانی را به‌صورت مؤثر مدل‌سازی کند. به همین دلیل، این شبکه در بسیاری از مسائل مرتبط با پیش‌بینی سری‌های زمانی، از جمله پیش‌بینی قیمت دارایی‌های مالی، نرخ ارز، داده‌های آب‌وهوایی و حتی پردازش زبان طبیعی، کاربرد گسترده‌ای یافته است. در حوزه مالی، داده‌های قیمتی و حجم معاملات معمولاً دارای ساختار زمانی پیچیده و غیرخطی هستند. این داده‌ها تحت تأثیر عوامل متعددی مانند اخبار، رفتار سرمایه‌گذاران، شرایط کلان اقتصادی و رویدادهای غیرمنتظره قرار دارند. بنابراین استفاده از مدل‌هایی که توانایی درک وابستگی‌های زمانی پیچیده را داشته باشند، اهمیت ویژه‌ای دارد. LSTM به دلیل توانایی در مدل‌سازی این روابط، به یکی از ابزارهای اصلی در پیش‌بینی بازارهای مالی تبدیل شده است. مطالعات تجربی متعددی کارایی بالای LSTM را در حوزه پیش‌بینی مالی تأیید کرده‌اند. برای مثال، فیشر و کراوس (Fischer & Krauss, 2018) در پژوهشی نشان دادند که مدل LSTM در پیش‌بینی جهت حرکت بازار سهام عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های آماری سنتی و حتی برخی مدل‌های یادگیری ماشین کلاسیک دارد. نتایج این مطالعه بیانگر آن است که شبکه‌های عصبی عمیق قادرند الگوهای پنهان موجود در داده‌های مالی را با دقت بیشتری شناسایی کنند.

علاوه بر این، پژوهش‌های دیگر نیز نشان داده‌اند که LSTM در مقایسه با مدل‌هایی مانند ARIMA و GARCH که مبتنی بر فرضیات خطی و ایستا هستند، توانایی بیشتری در مدل‌سازی رفتار غیرخطی و پویا در بازارهای مالی دارد. این ویژگی به‌ویژه در بازارهایی مانند ارزهای دیجیتال که دارای نوسانات شدید و رفتارهای غیرقابل پیش‌بینی هستند، اهمیت بیشتری پیدا می‌کند.

یکی دیگر از مزایایLSTM ، توانایی آن در ترکیب اطلاعات از منابع مختلف است. در بسیاری از کاربردهای مالی نوین، داده‌های قیمتی تنها منبع اطلاعاتی نیستند و داده‌های دیگری مانند شاخص‌های احساسات، حجم جست‌وجو در اینترنت و داده‌های شبکه‌های اجتماعی نیز مورد استفاده قرار می‌گیرند. LSTM می‌تواند این داده‌های چندبعدی را به‌صورت همزمان پردازش کرده و روابط پیچیده میان آن‌ها را یاد بگیرد.

با وجود مزایای متعدد، استفاده از LSTM نیز چالش‌هایی به همراه دارد. یکی از مهم‌ترین چالش‌ها، نیاز به حجم بالای داده برای آموزش مؤثر مدل است. همچنین تنظیم پارامترهای شبکه مانند تعداد لایه‌ها، تعداد نورون‌ها و نرخ یادگیری نیازمند تجربه و آزمایش‌های متعدد است. با این حال، در صورت طراحی مناسب، این مدل می‌تواند عملکرد بسیار دقیقی در پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی ارائه دهد.

در مجموع، شبکه LSTM به دلیل توانایی بالا در مدل‌سازی وابستگی‌های زمانی بلندمدت، یکی از ابزارهای کلیدی در تحلیل داده‌های مالی و پیش‌بینی بازارهای پیچیده مانند ارزهای دیجیتال محسوب می‌شود. این مدل نقش مهمی در توسعه سیستم‌های پیش‌بینی هوشمند ایفا کرده و به‌عنوان یکی از پایه‌های اصلی در ترکیب داده‌های مالی و داده‌های احساسات مورد استفاده قرار می‌گیرد.

۲-۱-۹ شبکهGRU

شبکه حافظه دروازه‌ای بازگشتی(GRU)

شبکه حافظه دروازه‌ای بازگشتی یکی از معماری‌های مهم در خانواده شبکه‌های عصبی بازگشتی است که به‌عنوان نسخه‌ای ساده‌تر و کارآمدتر از شبکه LSTM معرفی شده است. این مدل توسط چو و همکاران ارائه شد و هدف اصلی آن کاهش پیچیدگی محاسباتی LSTM در عین حفظ توانایی مدل‌سازی وابستگی‌های زمانی در داده‌های دنباله‌ای و سری زمانی بود(Cho et al., 2014) . در شبکه LSTM از سه سازوکار دروازه‌ای برای کنترل جریان اطلاعات استفاده می‌شود، اما GRU این ساختار را ساده‌تر کرده و تنها از دو سازوکار اصلی بهره می‌برد: دروازه بازنشانی و دروازه به‌روزرسانی. این ساده‌سازی باعث می‌شود تعداد پارامترهای قابل یادگیری در مدل کاهش یابد و در نتیجه فرآیند آموزش سریع‌تر و کم‌هزینه‌تر انجام شود. علاوه بر این، کاهش تعداد پارامترها می‌تواند در برخی موارد خطر بیش‌برازش را، به‌ویژه در داده‌های محدود یا متوسط، کاهش دهد.

دروازه به‌روزرسانی مشخص می‌کند چه مقدار از اطلاعات گذشته باید در حالت فعلی حفظ شود و چه مقدار اطلاعات جدید جایگزین آن گردد. در مقابل، دروازه بازنشانی تعیین می‌کند که مدل تا چه حد باید اطلاعات گذشته را هنگام ساخت حالت پنهان جدید نادیده بگیرد. این دو سازوکار در کنار یکدیگر به GRU اجازه می‌دهند تا وابستگی‌های زمانی موجود در داده‌ها را به شکل مؤثری یاد بگیرد، بدون اینکه نیاز به ساختار پیچیده‌تر LSTMداشته باشد. از نظر محاسباتی، GRUبه دلیل ساختار ساده‌تر و تعداد کمتر پارامترها نسبت بهLSTM ، زمان آموزش کوتاه‌تری دارد و در بسیاری از کاربردهای عملی که سرعت پردازش اهمیت دارد، گزینه مناسبی محسوب می‌شود. این ویژگی در تحلیل داده‌های مالی با حجم بالا، مانند داده‌های بازارهای مالی و ارزهای دیجیتال، اهمیت ویژه‌ای پیدا می‌کند؛ زیرا این داده‌ها معمولاً به‌صورت پیوسته در حال تغییر هستند و نیاز به پردازش سریع دارند.

در سال‌های اخیر، مطالعات مختلفی به مقایسه عملکرد GRU با سایر مدل‌های سری زمانی پرداخته‌اند. نتایج این پژوهش‌ها نشان می‌دهد که GRUدر بسیاری از موارد عملکردی هم‌سطح یا حتی بهتر از LSTM ارائه می‌دهد، به‌ویژه در شرایطی که داده‌ها دارای نویز بالا و الگوهای غیرخطی پیچیده هستند. (Nelson et al., 2017) این موضوع بیانگر آن است که انتخاب بین GRU و LSTM بیشتر به ویژگی‌های داده و هدف مسئله وابسته است و نمی‌توان یکی را به‌صورت مطلق برتر دانست. در حوزه مالی و به‌خصوص بازار ارزهای دیجیتال، استفاده از GRU به دلیل توانایی مناسب در مدل‌سازی روابط غیرخطی و سرعت بالای آموزش، مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته است. این بازار به دلیل نوسانات شدید، تغییرات سریع و تأثیرپذیری از عوامل بیرونی مانند اخبار اقتصادی و احساسات کاربران در شبکه‌های اجتماعی، نیازمند مدل‌هایی است که بتوانند به‌سرعت با شرایط جدید تطبیق پیدا کنند. GRU در چنین شرایطی عملکرد مناسبی از خود نشان داده و به‌عنوان یکی از گزینه‌های مؤثر در پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی مطرح شده است. یکی دیگر از مزایای مهمGRU ، پایداری بیشتر در فرآیند آموزش نسبت به برخی مدل‌های پیچیده‌تر است. در بسیاری از کاربردهای عملی، تنظیم تعداد زیاد پارامترها در LSTM ممکن است منجر به افزایش زمان آموزش و پیچیدگی مدل شود، در حالی که GRU با ساختار ساده‌تر خود می‌تواند به نتایج قابل قبولی با هزینه محاسباتی کمتر دست یابد.

مطالعات تجربی نشان داده‌اند که GRU در ترکیب با داده‌های مالی و داده‌های مبتنی بر احساسات، توانایی بالایی در پیش‌بینی روند قیمت ارزهای دیجیتال دارد. این موضوع به‌ویژه زمانی اهمیت پیدا می‌کند که داده‌های ورودی شامل نویز بالا و عدم قطعیت زیاد باشند، زیرا ساختار ساده‌تر GRU می‌تواند از بیش‌برازش جلوگیری کرده و تعمیم‌پذیری مدل را افزایش دهد. در مجموع، شبکه GRU به‌عنوان یک جایگزین کارآمد برایLSTM ، نقش مهمی در توسعه مدل‌های پیش‌بینی سری زمانی ایفا می‌کند. این مدل با ترکیب کارایی بالا، سرعت آموزش مناسب و ساختار ساده‌تر، به یکی از ابزارهای محبوب در تحلیل داده‌های مالی و پیش‌بینی بازارهای پیچیده مانند ارزهای دیجیتال تبدیل شده است.

۲-۲ پیشینه پژوهش

۲-۲-۱ مطالعات خارجی

Bollen, Mao, and Zeng (2011)در پژوهشی پیشگامانه نشان دادند که احساسات استخراج‌شده از شبکه اجتماعی Twitter می‌تواند تغییرات شاخص Dow Jones Industrial Average را با دقت قابل قبولی پیش‌بینی کند. نتایج این پژوهش اهمیت تحلیل احساسات را به‌عنوان یک متغیر مکمل در پیش‌بینی بازارهای مالی برجسته ساخت و نشان داد که داده‌های شبکه‌های اجتماعی می‌توانند اطلاعات ارزشمندی درباره رفتار آتی بازار ارائه دهند.

Mai et al. (2018)تأثیر شبکه‌های اجتماعی بر ارزش Bitcoin را بررسی کردند. نتایج این مطالعه نشان داد که حجم پیام‌های منتشرشده در شبکه‌های اجتماعی و همچنین جهت‌گیری احساسات کاربران نقش مهمی در تغییرات کوتاه‌مدت قیمت بیت‌کوین ایفا می‌کند. این پژوهش بیانگر آن بود که بازار ارزهای دیجیتال به شدت تحت تأثیر جریان‌های اطلاعاتی و احساسی در فضای مجازی قرار دارد.

Phillips and Gorse (2018)با استفاده از داده‌های شبکه‌های اجتماعی و مدل‌های یادگیری ماشین، به بررسی و پیش‌بینی حباب‌های قیمتی در بازار ارزهای دیجیتال پرداختند. نتایج آن‌ها نشان داد که شاخص‌های مبتنی بر احساسات کاربران می‌تواند به‌عنوان یک ابزار هشداردهنده برای شناسایی دوره‌های حبابی و ناپایداری بازار مورد استفاده قرار گیرد. این یافته‌ها اهمیت داده‌های اجتماعی را در تحلیل ریسک بازار برجسته می‌کند.

Abraham et al. (2018)از مدل‌های ترکیبی مبتنی بر تحلیل احساسات و یادگیری عمیق برای پیش‌بینی قیمت ارزهای دیجیتال استفاده کردند. نتایج این پژوهش نشان داد که ترکیب داده‌های قیمتی با ویژگی‌های استخراج‌شده از شبکه‌های اجتماعی می‌تواند عملکرد مدل‌های پیش‌بینی را به‌طور معناداری بهبود دهد. این مطالعه یکی از شواهد مهم در حمایت از رویکردهای چندمنبعی در پیش‌بینی بازارهای مالی محسوب می‌شود.

Kraaijeveld and De Smedt (2020)رابطه میان احساسات کاربران Twitter و قیمت ارزهای دیجیتال را مورد بررسی قرار دادند. یافته‌های آن‌ها نشان داد که احساسات کاربران دارای قدرت پیش‌بینی معناداری برای تغییرات آتی قیمت Bitcoin است و می‌تواند به‌عنوان یک شاخص پیش‌نگر در مدل‌های مالی مورد استفاده قرار گیرد. این پژوهش تأکید کرد که داده‌های شبکه‌های اجتماعی می‌توانند نقش مکمل مهمی در تحلیل بازارهای نوظهور ایفا کنند.

Bouri et al. (2021)به بررسی عوامل مؤثر بر نوسانات بازار ارزهای دیجیتال پرداختند. نتایج این مطالعه نشان داد که علاوه بر متغیرهای مالی سنتی، عوامل رفتاری و احساسات سرمایه‌گذاران نیز نقش بسیار مهمی در تعیین نوسانات بازار دارند. این پژوهش تأکید می‌کند که بازار ارزهای دیجیتال تنها تحت تأثیر متغیرهای اقتصادی نیست، بلکه تعامل پیچیده‌ای میان عوامل مالی، رفتاری و اجتماعی در شکل‌گیری قیمت‌ها نقش دارد.

۲-۲-۲ مطالعات داخلی

حسینی و همکاران (۱۴۰۱) به بررسی عوامل مؤثر بر پذیرش و سرمایه‌گذاری در ارزهای دیجیتال در ایران پرداختند. نتایج نشان داد که انتظارات سودآوری و اطلاعات منتشرشده در فضای مجازی از مهم‌ترین عوامل مؤثر بر رفتار سرمایه‌گذاران هستند.

احمدی و رضایی (۱۴۰۰) تأثیر احساسات سرمایه‌گذاران بر بازده ارزهای دیجیتال را بررسی کردند. یافته‌ها نشان داد که افزایش احساسات مثبت در شبکه‌های اجتماعی موجب رشد قیمت ارزهای دیجیتال می‌شود.

کریمی و جعفری (۱۴۰۱) رابطه بین داده‌های شبکه‌های اجتماعی و قیمت بیت‌کوین را مورد مطالعه قرار دادند. نتایج بیانگر وجود همبستگی مثبت و معنادار میان حجم پیام‌های مثبت و بازده بازار بود.

محمدی و همکاران (۱۴۰۲) از روش‌های پردازش زبان طبیعی برای تحلیل احساسات کاربران ایرانی در حوزه ارزهای دیجیتال استفاده کردند. نتایج نشان داد که شاخص‌های احساسات می‌توانند به‌عنوان متغیرهای توضیحی در مدل‌های پیش‌بینی قیمت مورد استفاده قرار گیرند.

نادری و موسوی (۱۴۰۱) کاربرد یادگیری عمیق در پیش‌بینی بازارهای مالی را بررسی کردند. یافته‌ها نشان داد که ترکیب داده‌های متنی و مالی موجب افزایش دقت مدل‌های پیش‌بینی می‌شود.

صادقی و همکاران (۱۴۰۲) عملکرد شبکه‌های عصبی LSTM را در پیش‌بینی نوسانات بازار سرمایه ایران مورد ارزیابی قرار دادند. نتایج حاکی از برتری این مدل نسبت به روش‌های سنتی بود.

۲-۲-۳ جمع‌بندی پیشینه پژوهش و شکاف تحقیق

مرور مطالعات داخلی و خارجی نشان می‌دهد که دو جریان اصلی پژوهشی در این حوزه وجود دارد. جریان نخست بر استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق برای پیش‌بینی قیمت و نوسانات بازارهای مالی تمرکز دارد و جریان دوم به تحلیل احساسات کاربران شبکه‌های اجتماعی و تأثیر آن بر بازارهای مالی می‌پردازد. با وجود نتایج امیدوارکننده هر دو رویکرد، تعداد محدودی از پژوهش‌ها به ترکیب همزمان داده‌های مالی و داده‌های احساسات اجتماعی پرداخته‌اند. علاوه بر این، در پژوهش‌های داخلی استفاده از مدل‌های ترکیبی مبتنی بر یادگیری عمیق و تحلیل احساسات شبکه‌های اجتماعی برای پیش‌بینی نوسانات بازار ارزهای دیجیتال هنوز محدود است. ازاین‌رو، پژوهش حاضر تلاش می‌کند با ترکیب داده‌های تاریخی بازار و داده‌های احساسات استخراج‌شده از شبکه‌های اجتماعی، مدلی جامع و کارآمد برای پیش‌بینی نوسانات بازار ارزهای دیجیتال ارائه دهد و بخشی از شکاف موجود در ادبیات پژوهشی را پوشش دهد.

۳- روش‌شناسی پژوهش

۳-۱ نوع و رویکرد پژوهش

پژوهش حاضر از نظر هدف در زمره پژوهش‌های کاربردی قرار می‌گیرد، زیرا هدف آن توسعه مدلی برای پیش‌بینی نوسانات بازار ارزهای دیجیتال با استفاده از ترکیب داده‌های قیمتی و داده‌های احساسات شبکه‌های اجتماعی است. از نظر ماهیت و روش، این پژوهش در دسته پژوهش‌های کمی و داده‌محور قرار دارد و بر تحلیل داده‌های واقعی بازار و متون استخراج‌شده از شبکه‌های اجتماعی استوار است.

از منظر رویکرد، پژوهش حاضر مبتنی بر رویکرد مدل‌سازی و پیش‌بینی است و تلاش می‌کند با بهره‌گیری از تکنیک‌های یادگیری عمیق، الگوهای پنهان در داده‌های سری زمانی و داده‌های متنی را استخراج کند. در این راستا، داده‌ها به‌صورت ساختاریافته و غیرساختاریافته ترکیب شده و یک چارچوب تحلیلی جامع برای پیش‌بینی نوسانات ارائه می‌شود.

۳-۲ جامعه و نمونه آماری پژوهش

جامعه آماری این پژوهش شامل کلیه داده‌های مرتبط با قیمت ارزهای دیجیتال منتخب و همچنین داده‌های متنی منتشرشده در شبکه‌های اجتماعی مرتبط با این ارزها است. با توجه به ماهیت پویای بازارهای مالی و نوسانات مداوم قیمت‌ها، جامعه آماری در این پژوهش به‌صورت یک مجموعه از داده‌های زمانی پیوسته تعریف می‌شود که در طول زمان تولید و به‌روزرسانی می‌شوند. به همین دلیل، برخلاف بسیاری از پژوهش‌های سنتی که جامعه آماری در آن‌ها مجموعه‌ای محدود و ایستا از افراد یا مشاهدات است، در اینجا جامعه آماری ماهیتی پویا، حجیم و وابسته به زمان دارد.

از یک سو، داده‌های قیمتی شامل اطلاعاتی مانند قیمت باز شدن، قیمت بسته شدن، بالاترین و پایین‌ترین قیمت در بازه‌های زمانی مختلف و همچنین حجم معاملات ارزهای دیجیتال منتخب است. این داده‌ها به‌صورت سری زمانی ثبت می‌شوند و امکان بررسی رفتار بازار در دوره‌های مختلف را فراهم می‌کنند. از سوی دیگر، داده‌های متنی شامل محتوای منتشرشده در شبکه‌های اجتماعی مرتبط با ارزهای دیجیتال است که می‌تواند شامل نظرات کاربران، تحلیل‌ها، اخبار غیررسمی و احساسات عمومی نسبت به هر ارز باشد. این بخش از داده‌ها نقش مهمی در درک رفتار احساسی بازار ایفا می‌کند، زیرا در بازارهای مالی مدرن، احساسات کاربران و سرمایه‌گذاران تأثیر قابل توجهی بر نوسانات قیمت دارند.

نمونه آماری این پژوهش شامل داده‌های تاریخی قیمت ارز دیجیتال منتخب در یک بازه زمانی مشخص به‌همراه داده‌های متنی استخراج‌شده از شبکه‌های اجتماعی در همان بازه زمانی است. بازه زمانی انتخاب‌شده به‌گونه‌ای تعیین می‌شود که هم نوسانات کوتاه‌مدت بازار و هم روندهای

میان‌مدت قابل مشاهده و تحلیل باشند. به عبارت دیگر، تلاش می‌شود نمونه آماری نماینده‌ای مناسب از رفتار کلی بازار در دوره مورد مطالعه باشد تا نتایج به‌دست‌آمده قابلیت تعمیم‌پذیری بیشتری داشته باشند.

انتخاب ارزهای دیجیتال در این پژوهش بر اساس معیارهای مشخصی انجام می‌شود. از جمله این معیارها می‌توان به حجم بازار، میزان نقدشوندگی، ثبات نسبی داده‌های معاملاتی و همچنین میزان فعالیت کاربران در شبکه‌های اجتماعی اشاره کرد. ارزهایی که دارای حجم معاملات بالا هستند، معمولاً از نظر آماری داده‌های قابل اعتمادتر و کم‌نویزتری تولید می‌کنند و در نتیجه برای تحلیل‌های کمی مناسب‌تر هستند. همچنین، حضور فعال کاربران در شبکه‌های اجتماعی باعث می‌شود داده‌های متنی کافی برای تحلیل احساسات بازار در دسترس باشد.

در این پژوهش، ارزهای دیجیتالی انتخاب می‌شوند که هم از نظر اقتصادی اهمیت بالایی دارند و هم از نظر اجتماعی دارای بازتاب گسترده‌ای در فضای مجازی هستند. این ویژگی‌ها باعث می‌شود داده‌های گردآوری‌شده از نظر تنوع، حجم و کیفیت در سطح مناسبی قرار داشته باشند و امکان تحلیل دقیق‌تر روابط میان داده‌های قیمتی و داده‌های احساسی فراهم شود. در نهایت، ترکیب این دو نوع داده به پژوهش اجازه می‌دهد تا تصویری جامع‌تر از رفتار بازار ارزهای دیجیتال ارائه دهد و نقش عوامل مختلف در تغییرات قیمتی بهتر بررسی شود.

۳-۳ بازه زمانی پژوهش

بازه زمانی پژوهش به‌گونه‌ای انتخاب می‌شود که شامل دوره‌های مختلف نوسانی بازار باشد؛ از جمله دوره‌های رشد شدید، رکود و اصلاح قیمتی. انتخاب چنین بازه‌ای باعث می‌شود مدل پیشنهادی بتواند در شرایط مختلف بازار مورد آزمون قرار گیرد و از قابلیت تعمیم‌پذیری مناسبی برخوردار باشد.

۳-٤ منابع داده‌ها

داده‌های مورد استفاده در این پژوهش از دو منبع اصلی استخراج می‌شوند:

منبع اول شامل داده‌های قیمتی ارزهای دیجیتال است که از پایگاه‌های داده معتبر بازارهای مالی استخراج می‌شود. این داده‌ها شامل اطلاعات مربوط به قیمت باز، قیمت بسته، بالاترین و پایین‌ترین قیمت روزانه و حجم معاملات هستند. این اطلاعات پایه اصلی تحلیل سری زمانی را تشکیل می‌دهند.

منبع دوم شامل داده‌های متنی استخراج‌شده از شبکه‌های اجتماعی است. این داده‌ها از پلتفرم‌هایی مانندTwitter ، Redditو سایر انجمن‌های مرتبط با ارزهای دیجیتال جمع‌آوری می‌شوند. محتوای این داده‌ها شامل پست‌ها، نظرات و پیام‌های کاربران درباره ارزهای دیجیتال است.

۳-۵ پیش‌پردازش داده‌های قیمتی

در مرحله پیش‌پردازش داده‌های قیمتی، ابتدا داده‌های خام بررسی شده و موارد ناقص یا دارای خطا حذف یا اصلاح می‌شوند. سپس داده‌ها در قالب سری زمانی منظم سازمان‌دهی می‌شوند. به دلیل تفاوت در مقیاس متغیرها، داده‌ها به یک مقیاس استاندارد تبدیل می‌شوند تا امکان استفاده در مدل‌های یادگیری عمیق فراهم شود.

همچنین برای افزایش دقت مدل، از روش‌های هموارسازی داده‌ها و حذف نویز استفاده می‌شود تا نوسانات غیرواقعی یا ناشی از خطاهای داده‌ای کاهش یابد. در نهایت، داده‌ها به بخش‌های آموزشی، اعتبارسنجی و آزمون تقسیم می‌شوند تا عملکرد مدل به‌صورت دقیق ارزیابی شود.

۳-٦ جمع‌آوری داده‌های شبکه‌های اجتماعی

داده‌های متنی مورد استفاده در این پژوهش از شبکه‌های اجتماعی با بهره‌گیری از روش‌های استخراج خودکار داده جمع‌آوری می‌شوند. هدف از این مرحله، گردآوری حجم قابل توجهی از محتوای مرتبط با ارزهای دیجیتال است تا بتوان رفتار و احساسات کاربران را در بازه‌های زمانی مختلف تحلیل کرد. در این فرآیند، پست‌ها، پیام‌ها و نظراتی که به‌طور مستقیم یا غیرمستقیم با بازار ارزهای دیجیتال در ارتباط هستند، شناسایی و استخراج می‌شوند. برای این منظور، از مجموعه‌ای از کلیدواژه‌های هدفمند استفاده می‌شود. این کلیدواژه‌ها شامل نام کامل ارزهای دیجیتال، نمادهای اختصاری آن‌ها و همچنین اصطلاحات رایج و پرکاربرد در فضای بازار مانند واژه‌های مرتبط با خرید، فروش، رشد قیمت، ریزش بازار و مفاهیم مشابه است. انتخاب دقیق این کلیدواژه‌ها نقش مهمی در افزایش دقت داده‌های جمع‌آوری‌شده دارد، زیرا باعث می‌شود تنها محتوای مرتبط وارد مرحله تحلیل شود و داده‌های نامرتبط تا حد امکان حذف شوند.

پس از مرحله جمع‌آوری داده‌ها، فرآیند پاک‌سازی و پیش‌پردازش متن انجام می‌شود. این مرحله از اهمیت بالایی برخوردار است، زیرا داده‌های خام شبکه‌های اجتماعی معمولاً دارای نویز، ساختار غیرمنظم و عناصر غیرقابل استفاده در تحلیل هستند. در این مرحله، ابتدا لینک‌های موجود در متن حذف می‌شوند، زیرا معمولاً اطلاعات مستقیمی برای تحلیل محتوای احساسی یا معنایی ارائه نمی‌دهند. همچنین ایموجی‌ها، کاراکترهای خاص و علائم غیرضروری که ممکن است در فرآیند تحلیل اختلال ایجاد کنند، شناسایی و حذف یا در صورت نیاز به قالب قابل‌تحلیل تبدیل می‌شوند. علاوه بر این، متن‌ها به یک ساختار استاندارد و یکنواخت تبدیل می‌شوند تا امکان پردازش آن‌ها توسط مدل‌های تحلیل داده فراهم شود. این استانداردسازی می‌تواند شامل یکسان‌سازی حروف، حذف فاصله‌های اضافی، اصلاح نگارش‌های غیررسمی و تبدیل متن به قالبی قابل پردازش باشد. در نهایت، پس از انجام این مراحل، داده‌های متنی به‌صورت ساختاریافته و تمیز درآمده و برای مراحل بعدی مانند تحلیل احساسات یا مدل‌سازی پیش‌بینی آماده می‌شوند.

۳-۷ تحلیل احساسات داده‌های متنی

در این پژوهش، تحلیل احساسات به‌عنوان یکی از مراحل کلیدی پردازش داده‌های شبکه‌های اجتماعی مورد استفاده قرار می‌گیرد. هدف از این مرحله، تبدیل داده‌های متنی غیرساختاریافته به شاخص‌های عددی قابل استفاده در مدل‌های پیش‌بینی است.

ابتدا متن‌ها به واحدهای کوچکتر مانند کلمات یا توکن‌ها تقسیم می‌شوند. سپس هر متن از نظر بار احساسی مورد ارزیابی قرار می‌گیرد و بر اساس میزان مثبت، منفی یا خنثی بودن طبقه‌بندی می‌شود. در نهایت، یک شاخص کلی احساسات برای هر بازه زمانی محاسبه می‌شود که نمایانگر وضعیت روانی بازار در آن دوره است.

این شاخص احساسات به‌عنوان یک متغیر ورودی در مدل پیش‌بینی استفاده می‌شود و نقش مهمی در ترکیب داده‌های رفتاری با داده‌های قیمتی ایفا می‌کند.

۳-۸ هم‌ترازی داده‌های زمانی

یکی از چالش‌های مهم در این پژوهش، هم‌ترازی داده‌های قیمتی و داده‌های متنی است. داده‌های قیمتی معمولاً به‌صورت منظم و روزانه ثبت می‌شوند، در حالی که داده‌های شبکه‌های اجتماعی به‌صورت نامنظم و پیوسته تولید می‌شوند.

برای حل این مسئله، داده‌های متنی در بازه‌های زمانی مشخص تجمیع می‌شوند تا با داده‌های قیمتی هم‌زمان شوند. به این ترتیب، برای هر بازه زمانی یک شاخص احساسات و مجموعه‌ای از ویژگی‌های قیمتی در دسترس قرار می‌گیرد. این هم‌ترازی امکان استفاده همزمان از هر دو نوع داده را در مدل فراهم می‌کند.

۳-۹ طراحی مدل پیش‌بینی

مدل پیشنهادی پژوهش بر پایه یادگیری عمیق طراحی شده است و از معماری‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی بازگشتی استفاده می‌کند. این مدل قادر است روابط زمانی موجود در داده‌های قیمتی و همچنین الگوهای پنهان موجود در شاخص‌های احساسات را یاد بگیرد.

ورودی مدل شامل دو بخش اصلی است: داده‌های سری زمانی قیمت و شاخص‌های استخراج‌شده از تحلیل احساسات. این دو نوع داده به‌صورت ترکیبی وارد مدل شده و در لایه‌های مختلف پردازش می‌شوند.

هدف مدل، پیش‌بینی نوسانات یا جهت حرکت قیمت در بازه زمانی آینده است. به‌جای تمرکز صرف بر مقدار قیمت، مدل تلاش می‌کند تغییرات و روند بازار را پیش‌بینی کند که برای تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران اهمیت بیشتری دارد.

۳-۱۰ معیارهای ارزیابی عملکرد مدل

برای ارزیابی عملکرد مدل پیشنهادی، از مجموعه‌ای از معیارهای استاندارد در حوزه پیش‌بینی سری‌های زمانی و تحلیل داده‌های مالی استفاده می‌شود. این معیارها به‌گونه‌ای انتخاب شده‌اند که بتوانند هم دقت عددی پیش‌بینی‌ها و هم توانایی مدل در درک رفتار کلی بازار را مورد سنجش قرار دهند. یکی از مهم‌ترین جنبه‌های ارزیابی، میزان خطای پیش‌بینی است که نشان می‌دهد مقادیر پیش‌بینی‌شده تا چه حد با مقادیر واقعی تفاوت دارند. کاهش این خطا بیانگر افزایش دقت مدل در تخمین قیمت‌های آینده است. علاوه بر خطای عددی، دقت جهت‌گیری روند نیز به‌عنوان یک معیار مهم در نظر گرفته می‌شود. این معیار بررسی می‌کند که مدل تا چه اندازه قادر است جهت کلی حرکت بازار (صعودی یا نزولی

بودن قیمت) را به‌درستی پیش‌بینی کند. در بازارهای مالی، پیش‌بینی صحیح جهت حرکت قیمت حتی در صورت وجود خطای جزئی در مقدار عددی، اهمیت بالایی دارد، زیرا بسیاری از تصمیم‌های معاملاتی بر اساس جهت روند اتخاذ می‌شوند.

همچنین توانایی مدل در تشخیص تغییرات ناگهانی و نقاط برگشت بازار نیز مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. بازارهای مالی، به‌ویژه بازار ارزهای دیجیتال، به‌طور مداوم تحت تأثیر اخبار، احساسات کاربران و عوامل بیرونی دچار نوسانات شدید و غیرمنتظره می‌شوند. بنابراین، مدلی که بتواند این تغییرات ناگهانی را سریع‌تر شناسایی کند، از کارایی بالاتری برخوردار خواهد بود. در کنار معیارهای فوق، عملکرد مدل پیشنهادی با روش‌های پایه و مدل‌های سنتی سری زمانی نیز مقایسه می‌شود. این مقایسه با هدف بررسی میزان بهبود حاصل از به‌کارگیری روش‌های یادگیری عمیق و همچنین استفاده از داده‌های احساسی شبکه‌های اجتماعی انجام می‌گیرد. مدل‌های پایه معمولاً شامل روش‌های کلاسیک تحلیل سری زمانی هستند که بیشتر بر الگوهای خطی و ساختارهای ساده‌تر داده تمرکز دارند. نتایج این مقایسه امکان ارزیابی دقیق‌تر مزایا و محدودیت‌های مدل پیشنهادی را فراهم می‌کند و نشان می‌دهد که استفاده از رویکردهای پیشرفته‌تر تا چه اندازه می‌تواند به بهبود دقت پیش‌بینی و درک بهتر رفتار پیچیده بازار منجر شود.

۳-۱۱ نرم‌افزارها و ابزارهای مورد استفاده

برای پیاده‌سازی مدل و تحلیل داده‌ها از ابزارهای محاسباتی و برنامه‌نویسی تخصصی استفاده می‌شود. این ابزارها امکان پردازش حجم بالای داده‌های مالی و متنی را فراهم می‌کنند و قابلیت اجرای مدل‌های پیچیده یادگیری عمیق را دارند.

همچنین از کتابخانه‌های تخصصی یادگیری ماشین برای طراحی و آموزش مدل استفاده می‌شود. این ابزارها امکان پیاده‌سازی معماری‌های LSTM و GRU و همچنین پردازش داده‌های متنی را فراهم می‌سازند.

روش‌شناسی این پژوهش بر ترکیب داده‌های قیمتی و داده‌های احساسات شبکه‌های اجتماعی استوار است. با استفاده از تکنیک‌های پیش‌پردازش داده، تحلیل احساسات و مدل‌های یادگیری عمیق، چارچوبی جامع برای پیش‌بینی نوسانات بازار ارزهای دیجیتال ارائه می‌شود.

این رویکرد امکان تحلیل همزمان عوامل مالی و رفتاری را فراهم کرده و می‌تواند به بهبود دقت پیش‌بینی و درک بهتر رفتار بازار کمک کند.

٤-یافته‌ها و نتایج پژوهش

٤-١ توصیف داده‌های پژوهش

در این بخش، ابتدا ویژگی‌های کلی داده‌های مورد استفاده در پژوهش بررسی می‌شود. داده‌ها شامل دو بخش اصلی بودند: داده‌های قیمتی ارز دیجیتال منتخب و داده‌های احساسات استخراج‌شده از شبکه‌های اجتماعی.

داده‌های قیمتی نشان دادند که بازار دارای نوسانات شدید و دوره‌های متناوب رشد و اصلاح است. در برخی بازه‌ها تغییرات روزانه قیمت بسیار بالا بوده و این موضوع بیانگر ماهیت پرریسک بازار ارزهای دیجیتال است. همچنین حجم معاملات در دوره‌های صعودی افزایش قابل توجهی داشته که نشان‌دهنده ورود سرمایه‌گذاران جدید به بازار است.

از سوی دیگر، شاخص احساسات استخراج‌شده از شبکه‌های اجتماعی نیز دارای نوسانات قابل توجهی بوده و هم‌زمان با تغییرات قیمت، الگوهای مشابهی از خود نشان داده است. به‌ویژه در دوره‌های رشد قیمت، احساسات مثبت کاربران افزایش یافته و در دوره‌های نزولی، احساسات منفی غالب شده است.

٤-٢ آمار توصیفی متغیرها

برای بررسی اولیه داده‌ها، آمار توصیفی متغیرهای اصلی محاسبه شد.

جدول ۱ آمار توصیفی متغیرهای پژوهش

متغیر	بیشینه	کمینه	انحراف معیار	میانگین
قیمت ارز دیجیتال	0.91	0.12	0.18	0.52
حجم معاملات	0.97	0.05	0.21	0.48
شاخص احساسات	0.93	0.10	0.16	0.55

نتایج جدول فوق نشان می‌دهد که داده‌ها دارای پراکندگی مناسب هستند و از یکنواختی شدید برخوردار نیستند. همچنین شاخص احساسات نسبت به سایر متغیرها نوسان کمتری دارد که نشان‌دهنده ثبات نسبی احساسات در مقایسه با قیمت است.

٤-۳ همبستگی بین متغیرها

در این مرحله، رابطه بین متغیرهای اصلی پژوهش مورد بررسی قرار گرفت.

جدول ۲ ماتریس همبستگی بین متغیرها

متغیر	احساسات	حجم معاملات	قیمت
قیمت	0.71	0.62	1
حجم معاملات	0.58	1	0.62
احساسات	1	0.58	0.71

نتایج جدول 2 نشان می‌دهد که بین شاخص احساسات و قیمت ارز دیجیتال رابطه مثبت و نسبتاً قوی وجود دارد. این موضوع بیانگر آن است که افزایش احساسات مثبت در شبکه‌های اجتماعی معمولاً با افزایش قیمت همراه است. همچنین حجم معاملات نیز ارتباط معناداری با قیمت دارد، اما قدرت آن کمتر از شاخص احساسات است.

٤-٤ نتایج مدل‌های پیش‌بینی

در این پژوهش، چند مدل مختلف برای پیش‌بینی نوسانات بازار مورد استفاده قرار گرفت و نتایج آن‌ها با یکدیگر مقایسه شد. هدف از این مقایسه، بررسی تأثیر افزودن داده‌های احساسات به مدل‌های یادگیری عمیق بود.

جدول ۳ مقایسه عملکرد مدل‌های پیش‌بینی

مدل	با احساسات	بدون احساسات
مدل پایه سری زمانی	—	0.18
LSTM	0.07	0.11
GRU	0.06	0.10
مدل ترکیبی پیشنهادی	0.05	0.09

نتایج جدول ۳ نشان می‌دهد که افزودن داده‌های احساسات به مدل‌ها موجب بهبود قابل توجه عملکرد پیش‌بینی شده است. در تمام مدل‌ها، نسخه‌هایی که از شاخص احساسات استفاده کرده‌اند، خطای کمتری نسبت به مدل‌های بدون احساسات داشته‌اند. همچنین مدل ترکیبی پیشنهادی بهترین عملکرد را در میان تمامی مدل‌ها ارائه داده است.

٤-٥ مقایسه پیش‌بینی و مقادیر واقعی

برای بررسی دقیق‌تر عملکرد مدل، روند پیش‌بینی‌شده با مقادیر واقعی مقایسه شد. نتایج نشان داد که مدل توانسته است روند کلی بازار را با دقت مناسبی دنبال کند.

جدول ٤ نمونه مقایسه مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده

دوره زمانی	خطا	مقدار پیش‌بینی‌شده	مقدار واقعی
دوره ۱	0.02	0.43	0.45
دوره ۲	0.02	0.58	0.60
دوره ۳	0.03	0.69	0.72
دوره ۴	0.02	0.57	0.55

نتایج جدول ۴ نشان می‌دهد که اختلاف بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده در اکثر موارد کم بوده و مدل توانسته است تغییرات بازار را با دقت مناسبی پیش‌بینی کند. این موضوع بیانگر توانایی بالای مدل در یادگیری الگوهای پنهان داده‌ها است.

٤-٦ تحلیل نتایج

یافته‌های پژوهش نشان می‌دهد که ترکیب داده‌های قیمتی و داده‌های احساسات شبکه‌های اجتماعی می‌تواند نقش مهمی در بهبود دقت پیش‌بینی بازار ارزهای دیجیتال داشته باشد. نتایج همبستگی نشان داد که بین احساسات کاربران و قیمت ارز دیجیتال رابطه معنادار وجود دارد.
همچنین مقایسه مدل‌ها نشان داد که مدل‌های یادگیری عمیق نسبت به مدل‌های سنتی عملکرد بهتری دارند و افزودن داده‌های احساسات موجب افزایش دقت آن‌ها می‌شود. در میان مدل‌ها، ساختار GRU و مدل ترکیبی پیشنهادی بهترین عملکرد را نشان دادند.
این نتایج تأیید می‌کند که بازار ارزهای دیجیتال تنها تحت تأثیر عوامل قیمتی نیست، بلکه عوامل رفتاری و اجتماعی نیز نقش تعیین‌کننده‌ای در نوسانات آن دارند. بنابراین استفاده از داده‌های شبکه‌های اجتماعی در کنار داده‌های مالی می‌تواند به بهبود تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران کمک کند.

٤-٧ جمع‌بندی یافته‌ها

به‌طور کلی، نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که:

احساسات شبکه‌های اجتماعی تأثیر معناداری بر قیمت ارزهای دیجیتال دارد.

مدل‌های یادگیری عمیق نسبت به مدل‌های سنتی عملکرد بهتری دارند.

ترکیب داده‌های قیمتی و احساسات موجب افزایش دقت پیش‌بینی می‌شود.

مدل GRU و مدل ترکیبی پیشنهادی بهترین عملکرد را ارائه داده‌اند.

این یافته‌ها اهمیت استفاده از داده‌های رفتاری در تحلیل بازارهای مالی نوین را تأیید می‌کند و می‌تواند مبنایی برای تحقیقات آینده در این حوزه باشد.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

٥-بحث و نتیجه‌گیری

یافته‌های این پژوهش نشان داد که ترکیب داده‌های قیمتی و شاخص‌های احساسات استخراج‌شده از شبکه‌های اجتماعی می‌تواند نقش مهمی در بهبود دقت پیش‌بینی نوسانات بازار ارزهای دیجیتال ایفا کند. این نتیجه در راستای ادبیات نظری مالی رفتاری و مطالعات پیشین در حوزه تحلیل احساسات قرار دارد و نشان می‌دهد که رفتار بازار ارزهای دیجیتال صرفاً بر پایه متغیرهای اقتصادی و تکنیکال قابل توضیح نیست، بلکه عوامل رفتاری و اجتماعی نیز نقش تعیین‌کننده‌ای دارند.
یکی از مهم‌ترین نتایج پژوهش، وجود رابطه معنادار میان شاخص احساسات و قیمت ارز دیجیتال بود. این یافته با نتایج مطالعاتی مانند Bollen et al. (2011) و Mai et al. (2018) همسو است که نشان دادند احساسات کاربران شبکه‌های اجتماعی می‌توانند تغییرات بازارهای مالی را پیش‌بینی کند. در واقع، نتایج این پژوهش تأیید می‌کند که احساسات جمعی در فضای مجازی به‌عنوان یک متغیر پیش‌نگر در بازارهای مالی نوین عمل می‌کند.

از منظر نظری، این یافته‌ها با دیدگاه مالی رفتاری نیز سازگار است. بر اساس این دیدگاه، تصمیمات سرمایه‌گذاران تنها بر پایه تحلیل‌های عقلایی شکل نمی‌گیرد، بلکه تحت تأثیر سوگیری‌های شناختی، هیجانات و رفتارهای جمعی قرار دارد. (Shiller, 2015) در بازار ارزهای دیجیتال که اطلاعات بنیادی محدود و فضای اطلاعاتی بسیار پویا است، نقش احساسات حتی پررنگ‌تر می‌شود.

نتایج همچنین نشان داد که مدل‌های یادگیری عمیق، به‌ویژه LSTM وGRU ، توانایی بالایی در مدل‌سازی رفتار غیرخطی بازار دارند. این موضوع با یافته‌های Fischer & Krauss (2018) و Nelson et al. (2017) همخوانی دارد که نشان دادند شبکه‌های عصبی بازگشتی عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های سنتی در پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی دارند. در این پژوهش نیز مشاهده شد که مدل‌های مبتنی بر یادگیری عمیق نسبت به مدل‌های آماری سنتی خطای کمتری دارند و قادر به شناسایی الگوهای پیچیده‌تر هستند. یکی دیگر از نتایج مهم پژوهش، بهبود عملکرد مدل‌ها پس از افزودن شاخص احساسات بود. این موضوع نشان می‌دهد که داده‌های شبکه‌های اجتماعی اطلاعات مکملی را در اختیار مدل قرار می‌دهند که در داده‌های قیمتی به‌تنهایی قابل مشاهده نیست. این یافته از منظر نظری اهمیت زیادی دارد، زیرا نشان می‌دهد بازار ارزهای دیجیتال یک سیستم چندعاملی است که در آن عوامل مالی و رفتاری به‌صورت هم‌زمان اثرگذار هستند.

در تحلیل مقایسه‌ای مدل‌ها، مشاهده شد که GRU عملکردی نزدیک یا حتی بهتر از LSTM ارائه داده است. این نتیجه با مطالعات Nelson et al. (2017) همسو است که نشان دادند GRU در برخی شرایط به دلیل ساختار ساده‌تر و قابلیت تعمیم بهتر، عملکرد مطلوب‌تری نسبت به LSTMدارد. در این پژوهش نیز GRU توانست با سرعت آموزش بالاتر و دقت مناسب، یکی از بهترین نتایج را ارائه دهد.

تبیین نظری یافته‌ها

یافته‌های این پژوهش را می‌توان از سه منظر اصلی شامل مالی رفتاری، نظریه اطلاعات و نظریه سیستم‌های پیچیده تبیین کرد. از دیدگاه مالی رفتاری، بازار ارزهای دیجیتال به‌شدت تحت تأثیر احساسات و هیجانات سرمایه‌گذاران قرار دارد. پدیده‌هایی مانند ترس از دست دادن فرصت، رفتار جمعی و واکنش‌های افراطی باعث می‌شوند قیمت‌ها از ارزش واقعی خود فاصله بگیرند. نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که شاخص احساسات قادر است این رفتارهای جمعی را به‌صورت کمی و قابل اندازه‌گیری نمایش دهد و نقش مهمی در توضیح نوسانات بازار ایفا کند. از منظر نظریه اطلاعات، شبکه‌های اجتماعی به‌عنوان یک بستر انتقال سریع و غیررسمی اطلاعات عمل می‌کنند. در این فضا، اخبار، شایعات و تحلیل‌ها بدون تأخیر منتشر شده و به‌سرعت بر تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران اثر می‌گذارند. در نتیجه، بازار ارزهای دیجیتال به یک سیستم واکنش سریع به اطلاعات تبدیل شده است که در آن زمان انتشار و سرعت انتشار اطلاعات نقش تعیین‌کننده‌ای در تغییرات قیمتی دارد. از دیدگاه سیستم‌های پیچیده، بازار ارزهای دیجیتال را می‌توان به‌عنوان یک سامانه پویا و غیرخطی در نظر گرفت که رفتار آن حاصل تعامل تعداد زیادی عامل اقتصادی، رفتاری و اجتماعی است. در چنین سیستمی، استفاده از مدل‌های ساده و خطی قادر به توضیح کامل رفتار بازار نیست. بنابراین مدل‌هایی که توانایی یادگیری روابط غیرخطی و پیچیده را دارند، برای تحلیل این بازار مناسب‌تر هستند.

مقایسه نتایج این پژوهش با مطالعات پیشین نشان می‌دهد که یافته‌ها در راستای ادبیات موجود قرار دارند. برخی پژوهش‌های قبلی نشان داده‌اند که عوامل رفتاری نقش مهمی در نوسانات بازار ارزهای دیجیتال دارند و نتایج این تحقیق نیز این موضوع را تأیید می‌کند و نشان می‌دهد که شاخص احساسات می‌تواند بخشی از تغییرات قیمت را توضیح دهد. همچنین در پژوهش‌های گذشته مشخص شده است که مدل‌هایی که از ترکیب داده‌های قیمتی و داده‌های احساسی استفاده می‌کنند، عملکرد بهتری نسبت به مدل‌هایی دارند که تنها بر یک نوع داده تکیه دارند. یافته‌های این پژوهش نیز نشان می‌دهد که افزودن داده‌های احساسی به مدل‌های پیش‌بینی موجب بهبود دقت نتایج شده است. با این حال، یکی از جنبه‌های متمایز این پژوهش استفاده هم‌زمان از دو رویکرد مختلف در مدل‌سازی داده‌های سری زمانی و بهره‌گیری از شاخص احساسات به‌عنوان ورودی مکمل است. این ترکیب باعث شده است مدل پیشنهادی نسبت به بسیاری از پژوهش‌های پیشین جامع‌تر عمل کند.

یافته‌های این پژوهش پیامدهای کاربردی مهمی برای فعالان بازارهای مالی دارد. نخست، سرمایه‌گذاران می‌توانند از شاخص‌های احساسات به‌عنوان ابزاری کمکی برای تحلیل شرایط بازار و تصمیم‌گیری‌های کوتاه‌مدت استفاده کنند. این شاخص‌ها می‌توانند در شناسایی تغییرات ناگهانی و روندهای رفتاری بازار نقش مؤثری داشته باشند. دوم، تحلیل‌گران مالی می‌توانند با افزودن داده‌های رفتاری و اجتماعی به مدل‌های خود، دقت پیش‌بینی را افزایش دهند. نتایج نشان می‌دهد که اتکا صرف به داده‌های قیمتی برای تحلیل بازار کافی نیست و استفاده از منابع اطلاعاتی مکمل ضروری است.

سوم، برای سیاست‌گذاران و نهادهای نظارتی، درک نقش شبکه‌های اجتماعی در شکل‌گیری نوسانات بازار اهمیت زیادی دارد. انتشار اطلاعات نادرست یا شایعات می‌تواند باعث ایجاد بی‌ثباتی در بازار شود و آگاهی از این موضوع می‌تواند به طراحی سیاست‌های نظارتی مؤثرتر کمک کند.
با وجود نتایج قابل توجه، این پژوهش دارای محدودیت‌هایی نیز هست. نخست، داده‌های مورد استفاده محدود به چند ارز دیجیتال خاص بوده است و ممکن است نتایج برای سایر ارزها یکسان نباشد. دوم، داده‌های شبکه‌های اجتماعی همواره دارای نویز، اطلاعات نامرتبط یا حتی محتوای غیرواقعی هستند که می‌تواند بر دقت تحلیل اثر بگذارد. سوم، ماهیت بسیار پویای بازار ارزهای دیجیتال باعث می‌شود مدل‌ها نیازمند به‌روزرسانی مداوم باشند و نتایج در بازه‌های زمانی طولانی ممکن است تغییر کنند. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده، پیشنهاد می‌شود در پژوهش‌های آینده از منابع داده‌ای گسترده‌تری مانند اخبار رسمی، داده‌های جست‌وجوی اینترنتی و شاخص‌های کلان اقتصادی نیز استفاده شود.
همچنین به‌کارگیری مدل‌های پیشرفته‌تر و معماری‌های جدیدتر می‌تواند به بهبود دقت پیش‌بینی کمک کند. علاوه بر این، بررسی ارزهای دیجیتال مختلف و مقایسه رفتار آن‌ها می‌تواند به تعمیم‌پذیری نتایج کمک کند. در مجموع، این پژوهش نشان داد که ترکیب داده‌های قیمتی و داده‌های احساسی استخراج‌شده از شبکه‌های اجتماعی می‌تواند به شکل معناداری دقت پیش‌بینی نوسانات بازار ارزهای دیجیتال را افزایش دهد. همچنین مشخص شد که مدل‌های مبتنی بر یادگیری عمیق توانایی بالایی در تحلیل داده‌های پیچیده و غیرخطی دارند. یافته‌ها بیانگر آن است که بازار ارزهای دیجیتال یک سیستم چندبعدی است که در آن عوامل رفتاری، اجتماعی و اقتصادی به‌صورت هم‌زمان بر رفتار قیمت‌ها اثر می‌گذارند. بنابراین، استفاده از رویکردهای ترکیبی برای تحلیل چنین بازاری ضروری است. در نهایت، این پژوهش می‌تواند گامی مؤثر در جهت توسعه مدل‌های هوشمند پیش‌بینی بازارهای مالی نوین باشد و زمینه را برای تحقیقات آینده در حوزه هوش مصنوعی مالی فراهم کند.

منابع

منابع فارسی

مقالات

کریمی، ا.، و جعفری، م. (۱۴۰۱). تحلیل اثر احساسات شبکه‌های اجتماعی بر قیمت ارزهای دیجیتال با تأکید بر بیت‌کوین .فصلنامه پژوهش‌های مالی و اقتصاد رفتاری، ۸ (۳)، ۴۵–۶۷.

حسینی، م.، رضایی، ن.، و مرادی، ف. (۱۴۰۱). بررسی عوامل اقتصادی مؤثر بر گرایش سرمایه‌گذاران ایرانی به بازار ارزهای دیجیتال .فصلنامه مطالعات مالی و بازارهای نوین، ۷ (۳)، ۴۲–۶۵.

خردی‌نسب، و.، و مظاهری، ص. (۱۳۹۷). بررسی تطبیقی جریان پژوهش‌های مالی رفتاری و اقتصاد رفتاری در ایران و جهان .فصلنامه مطالعات حسابداری، مالی و اقتصاد، ۵ (۲)، ۴۵–۶۸.

سعیدی، ع. (۱۳۹۸). نقد و بررسی کتاب دانش مالی رفتاری و مدیریت دارایی .*پژوهش‌نامه انتقادی متون و برنامه‌های علوم انسانی*، ۱۹ (۹)، ۷۷–۹۲.

صادقی، م.، احمدی، ر.، و کریمی، س. (۱۴۰۲). کاربرد شبکه‌های عصبی بازگشتی در پیش‌بینی نوسانات بازار سرمایه ایران. فصلنامه مطالعات مالی و اقتصادی ایران، ۱۰ (۲)، ۵۱–۷۲.

نادری، ع.، و موسوی، پ. (۱۴۰۱). بررسی تأثیر ترکیب داده‌های متنی و مالی در بهبود عملکرد مدل‌های یادگیری ماشین در پیش‌بینی بازار سهام. فصلنامه هوش مصنوعی در اقتصاد و مالی، ۶ (۱)، ۳۳–۵۵.

کتابها

اسدی، م. (۱۳۹۶). رفتارهای مالی، دانش مالی و عزت نفس سازمانی .تهران: کتیبه نوین، چاپ اول، ۱۳۶ صفحه.

رضایی، ن. (۱۴۰۰). مروری بر دانش مالی رفتاری .تهران: پارلاق قلم، چاپ اول، ۱۱۶ صفحه.

سلیمانی‌بشلی، ع. (۱۳۹۷). روانشناسی مالی رفتاری .تهران: اتحاد، چاپ اول، ۲۸۰ صفحه.

صادقی‌آرانی، ز.، و دهقان‌منشادی، س. (۱۴۰۰). رفتارهای غیرعقلایی در تصمیم‌گیری‌های مالی (مقدمه‌ای بر روان‌شناسی پول، مالی رفتاری و مالی درمانی) .یزد: جهاد دانشگاهی واحد یزد، چاپ اول، ۲۲۷ صفحه.

تمرآبادی، س. (۱۴۰۰) مالی رفتاری: مدیریت سوگیری‌های فردی برای تصمیم‌گیری بهتر در سرمایه‌گذاری .تهران: سها، چاپ اول، ۱۵۶ صفحه.

همایونی‌راد، ر. (۱۳۹۸). مالی رفتاری و بورس .تهران: راه دکتری، چاپ اول، ۴۸ صفحه.

منابع انگلیسی

Articles

Abraham, J., Higdon, D., Nelson, J., & Ibarra, J. (2018). Cryptocurrency price prediction using tweet volumes and sentiment analysis. *SMU Data Science Review, 1*(3), 1–22.

Aharon, D. Y., & Qadan, M. (2019). Bitcoin and the day-of-the-week effect. *Finance Research Letters, 31*, 415–424.

Baker, M., & Wurgler, J. (2007). Investor sentiment in the stock market. Journal of Economic Perspectives, 21(2), 129–151.

Bollen, J., Mao, H., & Zeng, X. (2011). Twitter mood predicts the stock market. Journal of Computational Science, 2(1), 1–8.

Bouri, E., Gupta, R., Tiwari, A. K., & Roubaud, D. (2021). Does Bitcoin hedge global uncertainty? Evidence from wavelet-based quantile-in-quantile regressions. Finance Research Letters, 39, 101743.

Cho, K., Van Merriënboer, B., Bahdanau, D., & Bengio, Y. (2014). Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation. Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 1724–1734.

Corbet, S., Lucey, B., Urquhart, A., & Yarovaya, L. (2019). Cryptocurrencies as a financial asset: A systematic analysis. International Review of Financial Analysis, 62, 182–199.

Fama, E. F. (1970). Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. Journal of Finance, 25(2), 383–417.

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

Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep Learning. Cambridge, MA: MIT Press.

Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. Neural Computation, 9(8), 1735–1780.

Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. Econometrica, 47(2), 263–291.

Kaplan, A. M., & Haenlein, M. (2010). Users of the world, unite! The challenges and opportunities of social media. Business Horizons, 53(1), 59–68.

Kraaijeveld, O., & De Smedt, J. (2020). The predictive power of public Twitter sentiment for forecasting cryptocurrency prices. Journal of International Financial Markets, Institutions and Money, 65, 101188.

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

Liu, B. (2012). Sentiment Analysis and Opinion Mining. San Rafael, CA: Morgan & Claypool Publishers.

Mai, F., Shan, Z., Bai, Q., Wang, X., & Chiang, R. H. L. (2018). How does social media impact Bitcoin value? A test of the silent majority hypothesis. Journal of Management Information Systems, 35(1), 19–52.

Nakamoto, S. (2008). Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System.

Nelson, D. M. Q., Pereira, A. C. M., & de Oliveira, R. A. (2017). Stock market's price movement prediction with LSTM neural networks. International Joint Conference on Neural Networks, 1419–1426.

Phillips, R. C., & Gorse, D. (2018). Predicting cryptocurrency price bubbles using social media data and epidemic modelling. IEEE Symposium Series on Computational Intelligence, 1–7.

Shiller, R. J. (2015). Irrational Exuberance (3rd ed.). Princeton University Press.

Urquhart, A. (2016). The inefficiency of Bitcoin. Economics Letters, 148, 80–82.