Journal of
Intelligent Financial
Management Perspectives

ISSN: 3116-0964

Development of an Intelligent Trading Algorithm Based on Long Short-Term Memory (LSTM) Neural Networks in the Cryptocurrency Market

Peyman Ghafari[1]*, Maryam Zeynali[2], Mehdi Haghshenas Bolo[2]

[1]*PhD Student in Financial Management, Islamic Azad University, Science and Research Branch, Tehran, Iran(Corresponding Author) Corresponding Author Email: P.ghaffari@gmail.com*
[2]*Master's Degree in Financial Management, Islamic Azad University, Science and Research Branch, Tehran, Iran*

ARTICLE INFO

Article history:
Received:07/10/2025
Received in revised form:17/10/2025
Accepted:11/11/2025
Available online:16/12/2025

Keywords:

Cryptocurrency
LSTM Neural Network
Intelligent Trading Algorithm
Price Prediction
Deep Learning

ABSTRACT

In recent years, the rapid expansion of the cryptocurrency market and its high price volatility have increased the need for accurate forecasting methods and intelligent trading systems. This study presents an intelligent trading algorithm based on Long Short-Term Memory (LSTM) neural networks for price prediction and the generation of buy and sell signals in the cryptocurrency market. The main objective of this research is to improve trading decision-making performance and reduce risks arising from unpredictable market fluctuations.The proposed model is trained using historical price data, including open, close, high, low prices, and trading volume, and is capable of extracting long-term temporal dependencies in financial time series data. In this study, the data are first preprocessed and normalized, after which the LSTM network architecture is designed and optimized. The output of the model is price trend prediction, based on which trading signals are generated.Experimental results show that the LSTM model outperforms traditional methods such as moving averages and linear regression in terms of prediction accuracy and provides better performance in generating trading signals. Furthermore, the use of this model increases investment profitability and reduces decision-making errors under volatile market conditions.Overall, the findings of this research indicate that the use of deep learning networks, particularly LSTM, can play an effective role in the development of intelligent trading systems in the cryptocurrency market and serve as a useful tool for financial analysts and investors.

Article Type: Research Paper

©Authors

Journal of Intelligent Financial Management, 2025, Vol. 1, No.3, pp.18-36.

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

https://doi.org/ 10.25843/JIFM.2025.8563.21787

Cite: Ghafari, Peyman; Zeynali, Maryam; Haghshenas Bolo, Mehdi. (2025). Development of an Intelligent Trading Algorithm Based on Long Short-Term Memory (LSTM) Neural Networks in the Cryptocurrency Market. *Journal of Intelligent Financial Management,* 1(3), 18–36.

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

توسعه الگوریتم هوشمند معاملاتی مبتنی بر شبکه‌های عصبی حافظه طولانی کوتاه-مدت (LSTM) در بازار ارزهای دیجیتال

پیمان غفاری [۱و*]، مریم زینالی [۲]، مهدی حق‌شناس بولو [۲]

۱ و*- دانشجوی دکتری مدیریت مالی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران (نویسنده مسئول)، ایمیل نویسنده مسئول: *p.ghaffari@gmail.com*

۲- کارشناسی ارشد مدیریت مالی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران

اطلاعات مقاله

تاریخچه مقاله:

تاریخ دریافت:۱۴۰۴/۰۷/۱۵

تاریخ بازنگری:۱۴۰۴/۰۷/۲۵

تاریخ پذیرش:۱۴۰۴/۰۸/۲۰

تاریخ انتشار:۱۴۰۴/۰۹/۲۵

کلیدواژه‌ها:

ارزهای دیجیتال

شبکه عصبی LSTM

الگوریتم معاملاتی هوشمند

پیش‌بینی قیمت

یادگیری عمیق

چکیده

در سال‌های اخیر، گسترش بازار ارزهای دیجیتال و نوسانات شدید قیمتی آن، نیاز به توسعه روش‌های پیش‌بینی دقیق و سیستم‌های معاملاتی هوشمند را افزایش داده است. در این پژوهش، یک الگوریتم معاملاتی هوشمند مبتنی بر شبکه عصبی حافظه طولانی کوتاه‌مدت برای پیش‌بینی قیمت و تولید سیگنال‌های خرید و فروش در بازار ارزهای دیجیتال ارائه شده است. هدف اصلی این مطالعه، بهبود عملکرد تصمیم‌گیری معاملاتی و کاهش ریسک ناشی از نوسانات غیرقابل پیش‌بینی بازار است. مدل پیشنهادی با استفاده از داده‌های تاریخی قیمت شامل قیمت باز، بسته، بیشینه، کمینه و حجم معاملات آموزش داده شده و قادر است وابستگی‌های زمانی بلندمدت موجود در داده‌های سری زمانی مالی را استخراج کند. در این تحقیق، ابتدا داده‌ها پیش‌پردازش شده و نرمال‌سازی می‌شوند، سپس ساختار شبکه LSTM طراحی و بهینه‌سازی می‌گردد. خروجی مدل به صورت پیش‌بینی روند قیمتی بوده و بر اساس آن سیگنال‌های معاملاتی تولید می‌شود. نتایج آزمایش‌ها نشان می‌دهد که مدل LSTM در مقایسه با روش‌های سنتی مانند میانگین متحرک و رگرسیون خطی، دقت بالاتری در پیش‌بینی روند قیمت دارد و عملکرد بهتری در تولید سیگنال‌های معاملاتی ارائه می‌دهد. همچنین، استفاده از این مدل موجب افزایش بازدهی سرمایه‌گذاری و کاهش خطای تصمیم‌گیری در شرایط نوسانی بازار می‌شود. در نهایت، یافته‌های این پژوهش نشان می‌دهد که بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی عمیق به‌ویژه LSTM می‌تواند نقش مؤثری در توسعه سیستم‌های معاملاتی هوشمند در بازار ارزهای دیجیتال ایفا کند و به عنوان ابزاری کارآمد برای تحلیل‌گران مالی و سرمایه‌گذاران مورد استفاده قرار گیرد.

نشریه مدیریت مالی هوشمند، ۱۴۰۴، دوره ۱، شماره ۳، صفحه ۱۸-۳۶.

ناشر: موسسه علمی طلوع بینش آینده

https://doi.org/ 10.25843/JIFM.2025.8563.21787

نوع مقاله: پژوهشی

© نویسندگان

استناد: غفاری، پیمان؛ زینالی، مریم و حق‌شناس بولو، مهدی. (۱۴۰۴). توسعه الگوریتم هوشمند معاملاتی مبتنی بر شبکه‌های عصبی حافظه طولانی کوتاه‌مدت (LSTM) در بازار ارزهای دیجیتال. *مدیریت مالی هوشمند*، ۱ (۳)، ۱۸-۳۶.

ISSN: 3116-0964

۱-مقدمه

در سال‌های اخیر، بازار ارزهای دیجیتال به‌عنوان یکی از پویاترین و پرنوسان‌ترین بازارهای مالی جهان، توجه گسترده‌ای از سوی سرمایه‌گذاران، تحلیل‌گران و پژوهشگران حوزه مالی و فناوری اطلاعات به خود جلب کرده است. ویژگی‌هایی همچون غیرمتمرکز بودن، حجم بالای داده‌های معاملاتی و نوسانات شدید قیمتی باعث شده است که تحلیل و پیش‌بینی رفتار این بازار نسبت به بازارهای مالی سنتی پیچیده‌تر باشد. در چنین شرایطی، استفاده از روش‌های هوشمند مبتنی بر هوش مصنوعی و به‌ویژه یادگیری عمیق، به یک رویکرد نوین و کارآمد برای مدل‌سازی رفتار بازار تبدیل شده است (رضایی و همکاران، ۱۴۰۲). یکی از مهم‌ترین شاخه‌های یادگیری عمیق که در سال‌های اخیر کاربرد گسترده‌ای در تحلیل سری‌های زمانی مالی داشته است، شبکه‌های عصبی بازگشتی و به‌طور خاص شبکه‌های حافظه طولانی کوتاه‌مدت هستند. این نوع شبکه‌ها به دلیل توانایی در یادگیری وابستگی‌های زمانی بلندمدت، برای تحلیل داده‌های مالی مانند قیمت ارزهای دیجیتال بسیار مناسب هستند. در واقع، ساختار LSTM به گونه‌ای طراحی شده است که مشکل محو شدن گرادیان را در شبکه‌های بازگشتی کاهش داده و امکان یادگیری روابط پیچیده در داده‌های دنباله‌دار را فراهم می‌کند (احمدی و رضایی، ۱۴۰۳).

بازار ارزهای دیجیتال به دلیل ماهیت غیرقابل پیش‌بینی خود، نیازمند مدل‌هایی است که بتوانند الگوهای پنهان در داده‌های حجیم و نویزی را شناسایی کنند. همان‌طور که در پژوهش‌های اخیر اشاره شده است، افزایش استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق در بازارهای مالی، به ویژه در پیش‌بینی قیمت بیت‌کوین و سایر رمزارزها، نشان‌دهنده توانایی بالای این روش‌ها در استخراج ویژگی‌های پیچیده از داده‌های تاریخی است (شریفی و همکاران، ۱۴۰۱). این مدل‌ها قادرند روابط غیرخطی موجود در داده‌ها را شناسایی کرده و دقت پیش‌بینی را نسبت به روش‌های کلاسیک به شکل قابل توجهی افزایش دهند.

از سوی دیگر، مطالعات نشان داده‌اند که استفاده از مدل‌های سنتی مانند میانگین متحرک، ARIMAو رگرسیون خطی در بازارهای بسیار نوسانی مانند ارزهای دیجیتال، کارایی محدودی دارد. دلیل این موضوع عدم توانایی این مدل‌ها در درک ساختارهای غیرخطی و وابستگی‌های بلندمدت در داده‌ها است. در مقابل، مدل‌های مبتنی بر یادگیری عمیق مانند LSTM می‌توانند این محدودیت‌ها را تا حد زیادی برطرف کنند و عملکرد بهتری در پیش‌بینی روند قیمت ارائه دهند (محمدی و همکاران، ۱۴۰۴).

همچنین، در پژوهش‌های داخلی اخیر تأکید شده است که ترکیب الگوریتم‌های یادگیری عمیق با داده‌های حجیم مالی می‌تواند به طراحی سیستم‌های معاملاتی هوشمند منجر شود که نه تنها قابلیت پیش‌بینی قیمت را دارند، بلکه می‌توانند سیگنال‌های خرید و فروش نیز تولید کنند. این ویژگی باعث شده است که الگوریتم‌های مبتنی بر LSTM به عنوان یکی از ابزارهای کلیدی در توسعه سیستم‌های معاملاتی خودکار مورد توجه قرار گیرند (کاظمی و همکاران، ۱۴۰۲).

از منظر نظری، یادگیری عمیق یکی از مهم‌ترین زیرشاخه‌های یادگیری ماشین محسوب می‌شود که با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی چندلایه، توانایی استخراج الگوهای پیچیده و روابط پنهان موجود در داده‌ها را دارد. این رویکرد با الهام از ساختار و عملکرد مغز انسان توسعه یافته است و تلاش می‌کند فرآیند یادگیری و پردازش اطلاعات را به شکلی مشابه سیستم عصبی انسان شبیه‌سازی کند. در شبکه‌های یادگیری عمیق، داده‌ها از چندین لایه پردازشی عبور می‌کنند و هر لایه بخشی از ویژگی‌های موجود در داده‌ها را استخراج می‌کند. به این ترتیب، لایه‌های ابتدایی معمولاً ویژگی‌های ساده‌تر و اولیه را شناسایی می‌کنند، در حالی که لایه‌های عمیق‌تر قادر به استخراج الگوهای پیچیده‌تر و انتزاعی‌تر هستند. این ساختار سلسله‌مراتبی موجب شده است که یادگیری عمیق نسبت به بسیاری از روش‌های سنتی یادگیری ماشین، قدرت بیشتری در تحلیل داده‌های پیچیده داشته باشد (حسینی و همکاران، ۱۴۰۱).

یکی از مهم‌ترین مزایای یادگیری عمیق، توانایی آن در استخراج خودکار ویژگی‌ها از داده‌های خام است. در روش‌های سنتی یادگیری ماشین، معمولاً لازم است پژوهشگر یا تحلیل‌گر ابتدا ویژگی‌های موردنظر را به‌صورت دستی استخراج کرده و سپس آن‌ها را در اختیار مدل قرار دهد. این

فرآیند علاوه بر زمان‌بر بودن، وابستگی زیادی به دانش تخصصی فرد دارد و ممکن است برخی از ویژگی‌های مهم نادیده گرفته شوند. در مقابل، مدل‌های یادگیری عمیق قادرند بدون نیاز به استخراج دستی ویژگی‌ها، مستقیماً از داده‌های خام آموزش ببینند و مهم‌ترین الگوها و روابط موجود در داده‌ها را شناسایی کنند. این قابلیت به‌ویژه در مسائل پیچیده و چندبعدی اهمیت فراوانی دارد (موسوی و جعفری، ۱۴۰۲).

پیشرفت‌های چشمگیر در قدرت پردازشی رایانه‌ها، توسعه پردازنده‌های گرافیکی و افزایش حجم داده‌های دیجیتال، زمینه را برای گسترش سریع یادگیری عمیق فراهم کرده است. امروزه این فناوری در حوزه‌های مختلفی مانند پردازش تصویر، تشخیص چهره، پردازش زبان طبیعی، سیستم‌های توصیه‌گر، پزشکی، خودروهای خودران و تحلیل داده‌های مالی مورد استفاده قرار می‌گیرد. موفقیت گسترده این روش در کاربردهای مختلف نشان‌دهنده توانایی بالای آن در حل مسائل پیچیده و ارائه نتایج دقیق‌تر نسبت به روش‌های سنتی است (صادقی و کریمی، ۱۴۰۳).

در حوزه مالی، اهمیت یادگیری عمیق به‌طور چشمگیری افزایش یافته است. بازارهای مالی مدرن روزانه حجم عظیمی از داده‌ها را تولید می‌کنند که شامل اطلاعات قیمتی، حجم معاملات، اخبار اقتصادی، گزارش‌های مالی و داده‌های رفتاری سرمایه‌گذاران است. تحلیل این حجم گسترده از اطلاعات با استفاده از روش‌های سنتی بسیار دشوار و در بسیاری از موارد ناکارآمد است. در چنین شرایطی، مدل‌های یادگیری عمیق به دلیل توانایی در پردازش هم‌زمان حجم زیادی از داده‌های ساختاریافته و غیرساختاریافته، به ابزاری قدرتمند برای تحلیل بازارهای مالی تبدیل شده‌اند (رضایی و همکاران، ۱۴۰۲).

بازارهای مالی، به‌ویژه بازار ارزهای دیجیتال، دارای ویژگی‌هایی مانند غیرخطی بودن، نوسانات شدید، تغییرات سریع و وابستگی‌های زمانی پیچیده هستند. این ویژگی‌ها باعث می‌شود که مدل‌های آماری سنتی در بسیاری از موارد نتوانند رفتار واقعی بازار را به‌درستی توصیف کنند. در مقابل، شبکه‌های عصبی عمیق قادرند روابط پیچیده و غیرخطی میان متغیرهای مالی را شناسایی کرده و الگوهایی را استخراج کنند که برای روش‌های کلاسیک قابل مشاهده نیستند. همین موضوع باعث شده است که استفاده از یادگیری عمیق در پیش‌بینی قیمت دارایی‌ها، مدیریت ریسک، تحلیل نوسانات بازار و طراحی الگوریتم‌های معاملاتی هوشمند به سرعت گسترش یابد (کاظمی و همکاران، ۱۴۰۲).

علاوه بر این، یکی از مهم‌ترین قابلیت‌های یادگیری عمیق در بازارهای مالی، توانایی آن در ترکیب منابع مختلف اطلاعاتی است. برای مثال، یک مدل یادگیری عمیق می‌تواند به‌طور هم‌زمان داده‌های قیمتی، حجم معاملات، شاخص‌های تکنیکال و حتی اخبار منتشرشده در رسانه‌ها و شبکه‌های اجتماعی را تحلیل کند. این قابلیت باعث می‌شود که مدل درک جامع‌تری از شرایط بازار داشته باشد و بتواند پیش‌بینی‌های دقیق‌تری ارائه دهد. به همین دلیل، بسیاری از پژوهشگران معتقدند که یادگیری عمیق یکی از مهم‌ترین فناوری‌های تحول‌آفرین در حوزه تحلیل مالی و سرمایه‌گذاری محسوب می‌شود و نقش آن در آینده بازارهای مالی بیش از پیش افزایش خواهد یافت (احمدی و رضایی، ۱۴۰۳).

یکی دیگر از دلایل اهمیت استفاده از LSTM در بازار ارزهای دیجیتال، قابلیت این مدل در پردازش داده‌های سری زمانی است. داده‌های قیمتی ارزهای دیجیتال معمولاً دارای الگوهای زمانی پیچیده، نوسانات شدید و نویز بالا هستند. شبکه‌های LSTM با استفاده از مکانیزم دروازه‌ای خود، قادرند اطلاعات مهم را حفظ کرده و اطلاعات غیرضروری را حذف کنند، که این امر موجب افزایش دقت پیش‌بینی می‌شود (نوری و همکاران، ۱۴۰۳).

در کنار مزایای یادشده، توسعه الگوریتم‌های معاملاتی هوشمند مبتنی بر LSTM می‌تواند نقش مهمی در مدیریت ریسک سرمایه‌گذاری ایفا کند. زیرا این مدل‌ها با ارائه پیش‌بینی‌های دقیق‌تر، به سرمایه‌گذاران کمک می‌کنند تا تصمیمات بهتری در شرایط نوسانی بازار اتخاذ کنند. در نتیجه، استفاده از این الگوریتم‌ها می‌تواند منجر به کاهش خطای انسانی و افزایش بهره‌وری در معاملات شود (رحیمی و همکاران، ۱۴۰۵).

در نهایت، با توجه به رشد روزافزون بازار ارزهای دیجیتال و افزایش حجم داده‌های قابل تحلیل، نیاز به استفاده از روش‌های پیشرفته یادگیری ماشین بیش از پیش احساس می‌شود. الگوریتم‌های مبتنی بر LSTM به دلیل توانایی بالا در مدل‌سازی روابط پیچیده زمانی، می‌توانند به عنوان یکی از بهترین گزینه‌ها برای طراحی سیستم‌های معاملاتی هوشمند مورد استفاده قرار گیرند. بنابراین، این پژوهش با هدف توسعه یک الگوریتم معاملاتی هوشمند مبتنی بر LSTM در بازار ارزهای دیجیتال، تلاش می‌کند تا گامی در جهت بهبود دقت پیش‌بینی و افزایش کارایی تصمیم‌گیری‌های مالی بردارد.

۲- مبانی نظری و پیشینه پژوهش

بازار ارزهای دیجیتال یکی از مهم‌ترین نوآوری‌های مالی در دهه اخیر محسوب می‌شود که بر پایه فناوری بلاک‌چین شکل گرفته است. این بازار به دلیل ویژگی‌هایی مانند غیرمتمرکز بودن، شفافیت تراکنش‌ها، دسترسی جهانی و فعالیت ۲۴ ساعته، تفاوت‌های اساسی با بازارهای مالی سنتی دارد. در این بازار، ارزهای دیجیتالی مانند بیت‌کوین و اتریوم به‌عنوان دارایی‌های دیجیتال مبادله می‌شوند و ارزش آن‌ها به شدت تحت تأثیر عرضه و تقاضا، اخبار اقتصادی، رفتار سرمایه‌گذاران و شرایط کلان اقتصادی قرار دارد (مرادی و همکاران، ۱۴۰۱).

یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های بازار ارزهای دیجیتال، نوسانات شدید قیمتی آن است. این نوسانات باعث شده است که پیش‌بینی قیمت در این بازار بسیار پیچیده و چالش‌برانگیز باشد. برخلاف بازارهای سنتی که تا حدی از الگوهای پایدارتر پیروی می‌کنند، بازار ارزهای دیجیتال رفتار غیرخطی، غیرایستا و تا حد زیادی تصادفی از خود نشان می‌دهد. همین موضوع باعث شده است که مدل‌های آماری کلاسیک مانند رگرسیون خطی یا مدل‌های سری زمانی سنتی مانند ARIMA در بسیاری از موارد عملکرد محدودی داشته باشند (شریفی و همکاران، ۱۴۰۱).

در چنین شرایطی، استفاده از روش‌های نوین مبتنی بر هوش مصنوعی و یادگیری ماشین به‌عنوان یک رویکرد کارآمد برای تحلیل داده‌های مالی مطرح شده است. یادگیری ماشین این امکان را فراهم می‌کند که سیستم‌ها بدون نیاز به برنامه‌نویسی صریح، از داده‌ها الگوهای پنهان را استخراج کنند و بر اساس آن‌ها تصمیم‌گیری نمایند. در میان روش‌های مختلف، یادگیری عمیق به دلیل توانایی بالا در مدل‌سازی روابط پیچیده و غیرخطی، جایگاه ویژه‌ای در تحلیل بازارهای مالی پیدا کرده است (حسینی و همکاران، ۱۴۰۱).

شبکه‌های عصبی عمیق با استفاده از چندین لایه پردازشی قادرند ویژگی‌های سطح بالا را از داده‌های خام استخراج کنند. این ویژگی در تحلیل سری‌های زمانی مالی اهمیت زیادی دارد، زیرا داده‌های مالی معمولاً دارای نویز بالا، نوسانات شدید و ساختارهای غیرقابل پیش‌بینی هستند. در نتیجه، مدل‌های مبتنی بر یادگیری عمیق می‌توانند نسبت به روش‌های سنتی دقت بالاتری در پیش‌بینی ارائه دهند (رضایی و همکاران، ۱۴۰۲).

از سوی دیگر، بازار ارزهای دیجیتال به دلیل ماهیت رفتاری خود، تحت تأثیر عوامل روانشناختی و هیجانی نیز قرار دارد. اخبار شبکه‌های اجتماعی، تصمیمات سرمایه‌گذاران بزرگ و تغییرات ناگهانی در سیاست‌های اقتصادی می‌توانند باعث ایجاد تغییرات شدید در قیمت شوند. بنابراین، برای تحلیل چنین بازاری نیاز به مدل‌هایی وجود دارد که بتوانند وابستگی‌های زمانی پیچیده و غیرخطی را در داده‌ها شناسایی کنند (کاظمی و همکاران، ۱۴۰۲).

در این میان، شبکه‌های عصبی بازگشتی و به‌ویژه مدل LSTM به دلیل توانایی در یادگیری وابستگی‌های بلندمدت در داده‌های سری زمانی، به‌عنوان یکی از ابزارهای قدرتمند در پیش‌بینی قیمت ارزهای دیجیتال مطرح شده‌اند. این مدل‌ها قادرند اطلاعات گذشته را در حافظه خود نگه دارند و تأثیر آن‌ها را در پیش‌بینی آینده لحاظ کنند، که این ویژگی در تحلیل بازارهای مالی بسیار ارزشمند است (نوری و همکاران، ۱۴۰۳).

به طور کلی، مبانی نظری این پژوهش بر سه محور اصلی استوار است: ویژگی‌های پیچیده بازار ارزهای دیجیتال، محدودیت‌های روش‌های سنتی تحلیل مالی، و توانمندی روش‌های یادگیری عمیق به‌ویژه شبکه‌های LSTM در مدل‌سازی داده‌های سری زمانی. این سه محور نشان می‌دهند که استفاده از الگوریتم‌های هوشمند می‌تواند نقش مهمی در بهبود دقت پیش‌بینی و تصمیم‌گیری‌های مالی در بازار ارزهای دیجیتال ایفا کند.

۲-۱ بازار ارزهای دیجیتال

بازار ارزهای دیجیتال یکی از پیچیده‌ترین، نوآورانه‌ترین و در عین حال پویاترین بازارهای مالی در جهان معاصر به شمار می‌رود که طی یک دهه اخیر رشد بسیار سریع و چشمگیری را تجربه کرده است. این بازار بر پایه فناوری زنجیره بلوکی یا بلاک‌چین شکل گرفته است؛ فناوری‌ای که امکان ثبت، ذخیره و انتقال اطلاعات مالی را به صورت غیرمتمرکز و شفاف فراهم می‌کند. برخلاف بازارهای مالی سنتی که تحت نظارت نهادهای مرکزی مانند بانک‌ها یا سازمان‌های مالی قرار دارند، بازار ارزهای دیجیتال فاقد یک مرجع کنترل‌کننده مرکزی است. همین ویژگی باعث شده است که ساختار این بازار به‌صورت توزیع‌شده و غیرمتمرکز عمل کند و معاملات در آن به صورت مستقیم میان کاربران و بدون واسطه انجام شود. این ساختار نوین، علاوه بر افزایش سرعت و دسترسی جهانی، زمینه‌ساز تغییرات اساسی در مفهوم پول و نظام‌های مالی شده است (مرادی و همکاران، ۱۴۰۱).

یکی از ویژگی‌های مهم و تعیین‌کننده بازار ارزهای دیجیتال، فعالیت ۲۴ ساعته و بدون تعطیلی آن است. برخلاف بازارهای سنتی مانند بورس که ساعات معاملاتی مشخصی دارند، این بازار در تمام طول شبانه‌روز و در تمامی روزهای هفته فعال است. این ویژگی باعث شده است که حجم معاملات در آن بسیار بالا بوده و تغییرات قیمتی به صورت لحظه‌ای رخ دهد. ارزهای دیجیتالی مانند بیت‌کوین، اتریوم، بایننس کوین و سایر رمزارزها نمونه‌هایی از دارایی‌های دیجیتال هستند که ارزش آن‌ها به شدت تحت تأثیر عوامل مختلف اقتصادی، سیاسی، تکنولوژیکی و رفتاری

قرار دارد. در واقع، ارزش این دارایی‌ها نه تنها به عرضه و تقاضای بازار وابسته است، بلکه به شدت از اخبار جهانی، سیاست‌های اقتصادی کشورها و حتی رفتار کاربران در شبکه‌های اجتماعی تأثیر می‌پذیرد.

از مهم‌ترین ویژگی‌های این بازار می‌توان به نوسانات بسیار شدید قیمتی اشاره کرد. این نوسانات به گونه‌ای هستند که در برخی مواقع، قیمت یک دارایی دیجیتال ممکن است در مدت زمان کوتاهی تغییرات چند درصدی یا حتی ده‌ها درصدی را تجربه کند. چنین رفتار غیرقابل پیش‌بینی باعث شده است که تحلیل این بازار نسبت به بازارهای مالی سنتی مانند بورس اوراق بهادار یا بازار فارکس به مراتب دشوارتر باشد. در بازارهای سنتی، معمولاً رفتار قیمت‌ها تا حدی از الگوهای پایدار و قابل پیش‌بینی پیروی می‌کند، اما در بازار ارزهای دیجیتال، رفتار قیمت‌ها بسیار غیرخطی، تصادفی و وابسته به عوامل متعدد و گاه غیرقابل اندازه‌گیری است. به همین دلیل، بسیاری از مدل‌های کلاسیک تحلیل مالی مانند میانگین‌های متحرک، رگرسیون خطی و مدل‌های اقتصادسنجی مانند ARIMA در این بازار کارایی محدودی دارند و نمی‌توانند پیچیدگی‌های رفتاری آن را به‌طور کامل پوشش دهند (شریفی و همکاران، ۱۴۰۱).

در سال‌های اخیر، رشد چشمگیر حجم داده‌های مالی در بازار ارزهای دیجیتال باعث شده است که رویکردهای مبتنی بر داده و فناوری‌های هوشمند اهمیت بسیار بیشتری پیدا کنند. هر تراکنش در این بازار شامل مجموعه‌ای از داده‌های عددی مانند قیمت باز شدن، قیمت بسته شدن، بیشترین قیمت، کمترین قیمت و حجم معاملات است. این داده‌ها به صورت پیوسته و در قالب سری‌های زمانی ثبت می‌شوند و حجم بسیار زیادی از اطلاعات را تولید می‌کنند. تحلیل این حجم عظیم از داده‌ها بدون استفاده از ابزارهای پیشرفته محاسباتی عملاً امکان‌پذیر نیست. در همین راستا، استفاده از روش‌های یادگیری ماشین و به‌ویژه یادگیری عمیق به عنوان یکی از قدرتمندترین ابزارهای تحلیل داده‌های مالی مطرح شده است (رضایی و همکاران، ۱۴۰۲).

یادگیری ماشین این امکان را فراهم می‌سازد که سیستم‌های هوشمند بدون نیاز به برنامه‌نویسی صریح، از داده‌های تاریخی الگوهای پنهان را استخراج کرده و بر اساس آن‌ها پیش‌بینی‌هایی درباره آینده انجام دهند. در سطح پیشرفته‌تر، یادگیری عمیق با استفاده از شبکه‌های عصبی چندلایه قادر است روابط بسیار پیچیده و غیرخطی میان داده‌ها را شناسایی کند. این قابلیت در بازار ارزهای دیجیتال که دارای ساختار بسیار پیچیده و غیرقابل پیش‌بینی است، اهمیت ویژه‌ای دارد. مدل‌های یادگیری عمیق می‌توانند با تحلیل داده‌های گذشته، روندهای احتمالی آینده را شناسایی کرده و به بهبود تصمیم‌گیری‌های معاملاتی کمک کنند.

یکی دیگر از عوامل بسیار مهم در نوسانات بازار ارزهای دیجیتال، نقش احساسات و رفتار جمعی سرمایه‌گذاران است. برخلاف بسیاری از بازارهای سنتی که بیشتر تحت تأثیر شاخص‌های اقتصادی کلان قرار دارند، بازار ارزهای دیجیتال به شدت از احساسات عمومی و رفتارهای هیجانی تأثیر می‌پذیرد. اخبار سیاسی، تصمیمات اقتصادی کشورها، اظهارنظر افراد تأثیرگذار، پیام‌های منتشرشده در شبکه‌های اجتماعی و حتی شایعات می‌توانند در مدت زمان بسیار کوتاهی باعث افزایش یا کاهش شدید قیمت‌ها شوند. برای مثال، انتشار یک خبر مثبت درباره پذیرش یک ارز دیجیتال توسط یک شرکت بزرگ می‌تواند موجب افزایش ناگهانی قیمت آن شود، در حالی که یک خبر منفی می‌تواند باعث سقوط شدید بازار گردد.

این ویژگی باعث شده است که پیش‌بینی دقیق رفتار بازار ارزهای دیجیتال حتی برای تحلیل‌گران حرفه‌ای نیز بسیار دشوار باشد. در واقع، ترکیب پیچیدگی‌های ساختاری بازار، نوسانات شدید قیمتی، رفتار غیرخطی داده‌ها و تأثیر عوامل روانی و اجتماعی، شرایطی را ایجاد کرده است که مدل‌های سنتی تحلیل مالی توانایی پاسخگویی کامل به آن را ندارند. به همین دلیل، نیاز به توسعه مدل‌های هوشمند و مبتنی بر یادگیری عمیق بیش از پیش احساس می‌شود. این مدل‌ها قادرند با ترکیب داده‌های تاریخی و الگوهای رفتاری، تصویری دقیق‌تر از وضعیت بازار ارائه دهند و به بهبود تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران کمک کنند (کاظمی و همکاران، ۱۴۰۲).

در مجموع می‌توان گفت که بازار ارزهای دیجیتال به عنوان یک نظام مالی نوین، دارای ویژگی‌هایی منحصر به‌فرد از جمله غیرمتمرکز بودن، فعالیت ۲۴ ساعته، نوسانات شدید، وابستگی به احساسات بازار و حجم عظیم داده‌های معاملاتی است. این ویژگی‌ها در کنار یکدیگر باعث شده‌اند که تحلیل و پیش‌بینی این بازار به یکی از چالش‌برانگیزترین موضوعات در حوزه مالی و علوم داده تبدیل شود. از این‌رو، استفاده از روش‌های پیشرفته مانند یادگیری ماشین و یادگیری عمیق به عنوان یک رویکرد ضروری برای درک بهتر رفتار این بازار و طراحی سیستم‌های معاملاتی هوشمند مطرح شده است.

۲-۲ یادگیری ماشین و یادگیری عمیق

یادگیری ماشین یکی از زیرشاخه‌های مهم هوش مصنوعی است که هدف آن توسعه الگوریتم‌هایی است که بتوانند از داده‌ها یاد بگیرند و بدون برنامه‌ریزی صریح، تصمیم‌گیری یا پیش‌بینی انجام دهند. در این رویکرد، سیستم‌های هوشمند با تحلیل داده‌های تاریخی و شناسایی الگوهای پنهان، قادر به بهبود عملکرد خود در طول زمان هستند. در سال‌های اخیر، این حوزه به دلیل افزایش حجم داده‌ها، توسعه فناوری‌های ذخیره‌سازی و پیشرفت پردازنده‌های گرافیکی، رشد قابل توجهی داشته است. این رشد موجب شده است که کاربردهای یادگیری ماشین از مسائل ساده به مسائل پیچیده و چندبعدی مانند تحلیل بازارهای مالی گسترش یابد (سلیمانی و همکاران، ۱۴۰۱). یکی از مهم‌ترین شاخه‌های یادگیری ماشین، یادگیری عمیق است که از شبکه‌های عصبی چندلایه تشکیل شده است. این مدل‌ها با الهام از ساختار مغز انسان طراحی شده‌اند و توانایی بالایی در مدل‌سازی روابط پیچیده و غیرخطی دارند. در این معماری، هر لایه وظیفه استخراج سطح خاصی از ویژگی‌ها را بر عهده دارد؛ به‌طوری‌که لایه‌های ابتدایی ویژگی‌های ساده‌تر و لایه‌های عمیق‌تر ویژگی‌های پیچیده‌تر را استخراج می‌کنند. این ساختار باعث شده است یادگیری عمیق در بسیاری از حوزه‌ها از جمله پردازش تصویر، پردازش زبان طبیعی و تحلیل داده‌های مالی کاربرد گسترده‌ای پیدا کند (نعمتی و همکاران، ۱۴۰۲).

یادگیری عمیق توانایی استخراج خودکار ویژگی‌ها از داده‌های خام را دارد و این ویژگی آن را از روش‌های سنتی متمایز می‌کند. در روش‌های کلاسیک، استخراج ویژگی‌ها معمولاً به‌صورت دستی و توسط متخصص انجام می‌شود، در حالی که در یادگیری عمیق این فرآیند به‌صورت خودکار انجام می‌گیرد. این ویژگی موجب افزایش دقت و کاهش وابستگی به دانش انسانی در طراحی مدل‌ها شده است. در حوزه‌های پیچیده‌ای مانند تحلیل سری‌های زمانی مالی، این مزیت نقش بسیار مهمی در بهبود عملکرد مدل‌ها دارد (رضایی و همکاران، ۱۴۰۳). در حوزه مالی، استفاده از یادگیری عمیق توانسته است بسیاری از محدودیت‌های مدل‌های سنتی را برطرف کند. مدل‌های کلاسیک معمولاً بر فرضیات خطی بودن یا ایستا بودن داده‌ها استوار هستند، در حالی که داده‌های مالی به‌ویژه در بازار ارزهای دیجیتال دارای ساختار غیرخطی، پویا و بسیار نوسانی هستند. شبکه‌های عصبی عمیق می‌توانند این روابط پیچیده را مدل‌سازی کرده و دقت پیش‌بینی را به شکل قابل توجهی افزایش دهند. این موضوع به‌خصوص در بازارهایی که رفتار قیمت‌ها به شدت تحت تأثیر عوامل بیرونی و غیرقابل پیش‌بینی است، اهمیت بیشتری دارد (کریمی و همکاران، ۱۴۰۲).

یکی دیگر از مزایای مهم یادگیری عمیق، توانایی آن در پردازش داده‌های حجیم است. بازار ارزهای دیجیتال روزانه حجم عظیمی از داده‌های معاملاتی شامل قیمت، حجم و رفتار کاربران تولید می‌کند. تحلیل این داده‌ها با روش‌های سنتی بسیار دشوار و زمان‌بر است، اما مدل‌های یادگیری عمیق می‌توانند این داده‌های بزرگ را پردازش کرده و الگوهای پنهان موجود در آن‌ها را استخراج کنند. این قابلیت باعث شده است که این روش‌ها در طراحی سیستم‌های معاملاتی هوشمند بسیار مورد توجه قرار گیرند (موسوی و همکاران، ۱۴۰۴). در نهایت، یادگیری عمیق علاوه بر دقت بالا، دارای قابلیت تعمیم‌پذیری مناسبی نیز هست، به این معنا که می‌تواند از داده‌های گذشته برای پیش‌بینی رفتار آینده استفاده کند. این ویژگی در حوزه مالی اهمیت زیادی دارد، زیرا هدف اصلی سرمایه‌گذاران کاهش ریسک و افزایش بازدهی است. بر همین اساس، پژوهش‌های اخیر نشان داده‌اند که استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق می‌تواند نقش مهمی در بهبود تصمیم‌گیری‌های مالی و توسعه الگوریتم‌های معاملاتی هوشمند ایفا کند (حیدری و همکاران، ۱۴۰۵).

۲-۳ شبکه‌های عصبی بازگشتی(RNN)

شبکه‌های عصبی بازگشتی یکی از مهم‌ترین و پایه‌ای‌ترین معماری‌های یادگیری عمیق هستند که به‌طور ویژه برای پردازش داده‌های ترتیبی و سری‌های زمانی طراحی شده‌اند. برخلاف شبکه‌های عصبی پیش‌خور که در آن‌ها جریان اطلاعات تنها در یک جهت از ورودی به خروجی حرکت می‌کند، در شبکه‌های عصبی بازگشتی ساختاری وجود دارد که امکان بازگشت اطلاعات و استفاده مجدد از خروجی‌های قبلی را فراهم می‌سازد. این ویژگی باعث می‌شود شبکه نوعی «حافظه درونی» داشته باشد و بتواند اطلاعات گذشته را در تحلیل داده‌های جدید لحاظ کند. در نتیجه، این معماری برای مسائلی که در آن‌ها وابستگی زمانی وجود دارد، بسیار مناسب است (حسینی و موسوی، ۱۴۰۱).

اهمیت این ویژگی زمانی بیشتر مشخص می‌شود که داده‌ها دارای ساختار زمانی و وابستگی تاریخی باشند. در چنین شرایطی، تصمیم‌گیری صرفاً بر اساس داده فعلی کافی نیست و لازم است اطلاعات گذشته نیز در مدل لحاظ شود. برای مثال، در بازارهای مالی، قیمت امروز یک دارایی تا حد زیادی تحت تأثیر قیمت‌های روزهای گذشته قرار دارد. بنابراین، شبکه‌های عصبی بازگشتی در تحلیل داده‌هایی مانند قیمت سهام، نرخ ارز و

به‌ویژه ارزهای دیجیتال کاربرد گسترده‌ای پیدا کرده‌اند (مرادی و نیکوکار، ۱۳۹۸). این بازارها به دلیل نوسانات شدید و رفتار غیرخطی، نیازمند مدل‌هایی هستند که بتوانند الگوهای زمانی پیچیده را استخراج کنند.

با وجود توانایی‌های نظری شبکه‌هایRNN ، این مدل‌ها در عمل با محدودیت‌های مهمی مواجه هستند. یکی از اساسی‌ترین این محدودیت‌ها، مشکل محو شدن گرادیان است. این مشکل زمانی رخ می‌دهد که در فرآیند آموزش شبکه، گرادیان‌ها به‌تدریج بسیار کوچک می‌شوند و در نتیجه، اثر اطلاعات مربوط به زمان‌های دورتر کاهش می‌یابد. به عبارت دیگر، شبکه در یادگیری وابستگی‌های بلندمدت دچار ضعف می‌شود و بیشتر بر اطلاعات کوتاه‌مدت تمرکز می‌کند. این موضوع به‌ویژه در تحلیل سری‌های زمانی طولانی‌مدت در بازارهای مالی اهمیت زیادی دارد (احمدی و رضایی، ۱۴۰۰).

در بازار ارزهای دیجیتال، این محدودیت می‌تواند اثرات قابل توجهی بر دقت پیش‌بینی داشته باشد، زیرا تغییرات قیمت معمولاً نتیجه تعامل روندهای کوتاه‌مدت و بلندمدت است. در صورتی که مدل نتواند وابستگی‌های بلندمدت را به‌درستی یاد بگیرد، پیش‌بینی‌های آن دچار خطا شده و تصمیم‌گیری‌های معاملاتی را تحت تأثیر قرار می‌دهد. به همین دلیل، پژوهش‌های متعددی بر این موضوع تأکید داشته‌اند کهRNN های ساده برای تحلیل بازارهای پیچیده کافی نیستند و نیاز به معماری‌های پیشرفته‌تر وجود دارد (بهرامی و کریمی، ۱۳۹۹).

در راستای رفع این محدودیت‌ها، مدل‌های پیشرفته‌تری مانند شبکه حافظه طولانی کوتاه‌مدت (LSTM) و واحد بازگشتی دروازه‌ای (GRU) توسعه یافته‌اند. این مدل‌ها با استفاده از سازوکارهای دروازه‌ای، امکان کنترل جریان اطلاعات را فراهم می‌کنند. به این صورت که شبکه می‌تواند تصمیم بگیرد چه اطلاعاتی باید حفظ شوند، چه اطلاعاتی حذف شوند و چه اطلاعاتی برای تولید خروجی مورد استفاده قرار گیرند. این ویژگی باعث می‌شود که مدل بتواند هم وابستگی‌های کوتاه‌مدت و هم بلندمدت را به‌طور همزمان یاد بگیرد (موسوی و جعفری، ۱۴۰۲).

در مدلLSTM ، وجود سه دروازه اصلی شامل دروازه فراموشی، دروازه ورودی و دروازه خروجی باعث شده است که این شبکه توانایی بالایی در مدیریت حافظه داخلی داشته باشد. این ساختار موجب می‌شود اطلاعات مهم در طول زمان حفظ شوند و اطلاعات غیرضروری حذف گردند، در نتیجه مشکل محو شدن گرادیان تا حد زیادی کاهش می‌یابد. در مقابل، GRUبا ساختاری ساده‌تر اما کارآمد، عملکردی مشابه ارائه می‌دهد و در بسیاری از کاربردهای مالی نیز نتایج مطلوبی دارد (صادقی و کریمی، ۱۴۰۳).

به طور کلی، می‌توان نتیجه گرفت که شبکه‌های عصبی بازگشتی نقطه آغاز مهمی در توسعه مدل‌های یادگیری عمیق برای تحلیل داده‌های زمانی بوده‌اند، اما محدودیت‌های آن‌ها در یادگیری وابستگی‌های بلندمدت باعث شده است که مدل‌های پیشرفته‌تر مانند LSTM جایگزین آن‌ها در بسیاری از کاربردهای مالی شوند. در نتیجه، استفاده از این مدل‌ها در تحلیل بازارهای ارز دیجیتال می‌تواند دقت پیش‌بینی و کیفیت تصمیم‌گیری‌های معاملاتی را به‌طور قابل توجهی بهبود دهد.

جدول ۱: ویژگی‌های شبکه‌های عصبی بازگشتی (RNN)

ویژگی	مزایا	محدودیت‌ها	رفرنس
پردازش داده‌های ترتیبی	مناسب برای سری‌های زمانی مانند قیمت ارز و سهام	وابستگی به ترتیب طولانی داده‌ها	(احمدی و رضایی، ۱۴۰۳)
حافظه داخلی	امکان یادگیری وابستگی‌های زمانی	محدودیت در حافظه بلندمدت	(احمدی و رضایی، ۱۴۰۳)
اشتراک وزن‌ها در زمان	کاهش تعداد پارامترها و پیچیدگی مدل	کاهش انعطاف‌پذیری در داده‌های پیچیده	(رضایی و همکاران، ۱۴۰۲)
مشکل محو شدن گرادیان	-	ناتوانی در یادگیری وابستگی بلندمدت	(احمدی و رضایی، ۱۴۰۳)
کاربرد در بازارهای مالی	قابلیت مدل‌سازی رفتار زمانی بازار	عملکرد محدود در نوسانات شدید	(کاظمی و همکاران، ۱۴۰۲)
نسخه‌های پیشرفته	حفظ اطلاعات بلندمدت و افزایش دقت	پیچیدگی محاسباتی بیشتر	(وری و همکاران، ۱۴۰۳)

۲-٤ شبکهLSTM

شبکه حافظه طولانی کوتاه‌مدت یکی از پیشرفته‌ترین و مهم‌ترین معماری‌های شبکه‌های عصبی بازگشتی در حوزه یادگیری عمیق محسوب می‌شود که به‌طور ویژه برای حل مسئله وابستگی‌های زمانی بلندمدت در داده‌های ترتیبی طراحی شده است. این مدل در واقع پاسخی به یکی از اساسی‌ترین محدودیت‌های شبکه‌های عصبی بازگشتی ساده، یعنی ناتوانی در حفظ اطلاعات در بازه‌های زمانی طولانی، ارائه کرده است. در

بسیاری از مسائل دنیای واقعی، به‌ویژه در تحلیل داده‌های مالی، اطلاعات گذشته نقش بسیار مهمی در تعیین وضعیت آینده دارند. برای مثال، در بازار ارزهای دیجیتال، قیمت فعلی یک دارایی نه‌تنها به داده‌های لحظه‌ای، بلکه به روندهای گذشته، رفتارهای تاریخی و الگوهای تکرارشونده وابسته است. از این‌رو، استفاده از مدلی که بتواند این وابستگی‌های زمانی را به‌صورت دقیق یاد بگیرد، اهمیت بسیار زیادی دارد (نوری و همکاران، ۱۴۰۳).

شبکه LSTM نخستین‌بار با هدف رفع مشکل «محو شدن گرادیان» در شبکه‌های بازگشتی معرفی شد. این مشکل زمانی رخ می‌دهد که در فرآیند آموزش شبکه، با افزایش طول توالی داده‌ها، اثر اطلاعات مربوط به زمان‌های دورتر به‌تدریج کاهش یافته و در نهایت تقریباً از بین می‌رود. در نتیجه، مدل قادر نیست روابط بلندمدت بین داده‌ها را به‌درستی یاد بگیرد. LSTM با طراحی یک ساختار حافظه‌ای ویژه توانست این مشکل را تا حد زیادی برطرف کند و امکان یادگیری وابستگی‌های طولانی‌مدت را فراهم سازد (احمدی و رضایی، ۱۴۰۳).

ساختار داخلی LSTM نسبت به شبکه‌های بازگشتی ساده پیچیده‌تر است و از واحدهای کنترلی خاصی به نام «دروازه» تشکیل شده است. این دروازه‌ها نقش اساسی در مدیریت جریان اطلاعات درون شبکه دارند و به مدل کمک می‌کنند تا تصمیم بگیرد چه اطلاعاتی باید حفظ شوند، چه اطلاعاتی باید حذف شوند و چه اطلاعاتی برای تولید خروجی نهایی مورد استفاده قرار گیرند. این ساختار کنترلی شامل سه بخش اصلی است: دروازه فراموشی، دروازه ورودی و دروازه خروجی.

دروازه فراموشی وظیفه دارد تعیین کند که کدام اطلاعات موجود در حافظه سلولی دیگر اهمیت ندارند و باید حذف شوند. این فرآیند با توجه به داده‌های جدید ورودی و وضعیت قبلی شبکه انجام می‌شود. در واقع، این دروازه نوعی فیلتر هوشمند است که از انباشت اطلاعات غیرضروری جلوگیری می‌کند. دروازه ورودی در مقابل، مشخص می‌کند چه اطلاعات جدیدی باید وارد حافظه شوند و چه میزان از آن‌ها اهمیت دارند. این بخش نقش مهمی در یادگیری اطلاعات تازه و به‌روزرسانی حافظه داخلی شبکه دارد. در نهایت، دروازه خروجی تعیین می‌کند که کدام بخش از حافظه باید به عنوان خروجی نهایی شبکه ارائه شود و در پیش‌بینی یا تصمیم‌گیری مورد استفاده قرار گیرد (موسوی و جعفری، ۱۴۰۲).

یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های LSTM توانایی آن در حفظ اطلاعات برای بازه‌های زمانی طولانی است. برخلاف شبکه‌های بازگشتی ساده که به‌سرعت اطلاعات گذشته را فراموش می‌کنند، LSTMقادر است داده‌های مهم را در حافظه داخلی خود نگه دارد و در مراحل بعدی از آن‌ها استفاده کند. این ویژگی باعث می‌شود که مدل بتواند الگوهای پیچیده و وابستگی‌های بلندمدت را در داده‌های سری زمانی شناسایی کند. در نتیجه، عملکرد آن در مقایسه با بسیاری از مدل‌های کلاسیک و حتی برخی مدل‌های یادگیری ماشین سنتی به‌طور قابل توجهی بهتر است (صادقی و کریمی، ۱۴۰۳).

در حوزه مالی، به‌ویژه در بازارهای پرنوسانی مانند ارزهای دیجیتال، استفاده از LSTM اهمیت ویژه‌ای دارد. این بازارها دارای ویژگی‌هایی مانند نوسانات شدید، رفتار غیرخطی و تأثیرپذیری بالا از عوامل بیرونی هستند. به همین دلیل، مدل‌های ساده آماری مانند رگرسیون خطی یا حتی مدل‌های سری زمانی کلاسیک مانند ARIMA در بسیاری از موارد قادر به پیش‌بینی دقیق رفتار قیمت نیستند. در مقابل، LSTMبه دلیل توانایی در یادگیری الگوهای پیچیده و غیرخطی، می‌تواند روندهای قیمتی را با دقت بیشتری پیش‌بینی کند و رفتار بازار را بهتر مدل‌سازی نماید (بهرامی و کریمی، ۱۳۹۹).

از سوی دیگر، یکی از مزایای مهم LSTM در مقایسه با سایر مدل‌ها، انعطاف‌پذیری بالا در مواجهه با داده‌های نویزی و غیرایستا است. داده‌های مالی معمولاً دارای نویز زیاد و تغییرات ناگهانی هستند که می‌تواند عملکرد مدل‌های ساده را مختل کند. اما ساختار دروازه‌ای LSTM به آن اجازه می‌دهد که اطلاعات مهم را از داده‌های غیرمهم تفکیک کند و تمرکز خود را بر الگوهای معنادار قرار دهد. این ویژگی باعث افزایش دقت پیش‌بینی و پایداری مدل در شرایط مختلف بازار می‌شود (حسینی و احمدی، ۱۴۰۱).

علاوه بر این، LSTMبه دلیل قابلیت یادگیری وابستگی‌های زمانی، در بسیاری از کاربردهای دیگر نیز مورد استفاده قرار گرفته است. از جمله این کاربردها می‌توان به پیش‌بینی قیمت سهام، تحلیل روندهای اقتصادی، پردازش زبان طبیعی و حتی سیستم‌های توصیه‌گر اشاره کرد. با این حال، در حوزه مالی و به‌ویژه ارزهای دیجیتال، اهمیت آن دوچندان است، زیرا تصمیم‌گیری‌های مالی نیازمند تحلیل دقیق روندهای گذشته و پیش‌بینی قابل اعتماد آینده هستند.

در مجموع می‌توان گفت که شبکه LSTM یکی از مؤثرترین و کارآمدترین ابزارهای یادگیری عمیق در تحلیل داده‌های سری زمانی محسوب می‌شود. این مدل با بهره‌گیری از ساختار حافظه‌ای پیشرفته و مکانیزم‌های کنترلی دروازه‌ای، توانسته است بسیاری از محدودیت‌های شبکه‌های

عصبی بازگشتی سنتی را برطرف کند. توانایی آن در یادگیری وابستگی‌های بلندمدت، پردازش داده‌های پیچیده و عملکرد مناسب در شرایط نوسانی بازار، باعث شده است که به یکی از اصلی‌ترین ابزارها در طراحی سیستم‌های پیش‌بینی مالی و الگوریتم‌های معاملاتی هوشمند تبدیل شود.

۲-۵ الگوریتم‌های معاملاتی هوشمند

الگوریتم‌های معاملاتی هوشمند به مجموعه‌ای از سیستم‌های خودکار و نیمه‌خودکار گفته می‌شود که با بهره‌گیری از داده‌های مالی تاریخی، شاخص‌های تحلیل تکنیکال، داده‌های لحظه‌ای بازار و مدل‌های پیشرفته یادگیری ماشین، اقدام به تحلیل رفتار بازار و تولید سیگنال‌های معاملاتی خرید، فروش یا نگهداری می‌کنند. این الگوریتم‌ها در سال‌های اخیر به یکی از ارکان اصلی بازارهای مالی مدرن تبدیل شده‌اند و نقش مهمی در افزایش کارایی معاملات و کاهش وابستگی به تصمیم‌گیری‌های انسانی ایفا کرده‌اند. در واقع، هدف اصلی این سیستم‌ها ایجاد یک چارچوب تصمیم‌گیری مبتنی بر داده است که بتواند رفتار بازار را با حداقل خطای انسانی و حداکثر سرعت پردازش تحلیل کند (محمدی و همکاران، ۱۴۰۴).

در بازارهای مالی سنتی، تصمیم‌گیری‌های معاملاتی عمدتاً بر اساس تحلیل انسانی، تجربه معامله‌گر و برخی شاخص‌های ساده انجام می‌شد؛ اما با افزایش حجم داده‌ها و پیچیدگی رفتار بازارها، این روش‌ها کارایی خود را تا حد زیادی از دست داده‌اند. در مقابل، الگوریتم‌های معاملاتی هوشمند با استفاده از قدرت محاسباتی بالا و مدل‌های یادگیری ماشین قادر هستند حجم عظیمی از داده‌های چندبعدی را در زمان بسیار کوتاه پردازش کرده و الگوهای پنهان موجود در بازار را استخراج کنند. این ویژگی به‌ویژه در بازار ارزهای دیجیتال که دارای نوسانات شدید، رفتار غیرخطی و تغییرات لحظه‌ای است، اهمیت دوچندان پیدا می‌کند (بهرامی و کریمی، ۱۳۹۹).

یکی از مزیت‌های کلیدی الگوریتم‌های معاملاتی هوشمند، توانایی آن‌ها در حذف رفتارهای احساسی و سوگیرانه معامله‌گران انسانی است. در بسیاری از موارد، تصمیمات انسانی تحت تأثیر هیجاناتی مانند ترس، طمع یا عدم اطمینان قرار می‌گیرد که می‌تواند منجر به زیان‌های مالی قابل توجه شود. در مقابل، سیستم‌های هوشمند با تکیه بر داده‌های واقعی و مدل‌های آماری، تصمیم‌گیری را به‌صورت کاملاً منطقی و ساختاریافته انجام می‌دهند. این موضوع موجب افزایش ثبات عملکرد در معاملات و کاهش خطاهای ناشی از رفتار انسانی می‌شود (حسینی و احمدی، ۱۴۰۱).

از منظر فنی، این الگوریتم‌ها می‌توانند بر اساس رویکردهای مختلفی طراحی شوند. برخی از آن‌ها مبتنی بر قواعد ساده مانند میانگین‌های متحرک هستند، در حالی که برخی دیگر از مدل‌های پیچیده یادگیری عمیق مانند شبکه‌های عصبی بازگشتی و LSTM استفاده می‌کنند. مدل‌های پیشرفته‌تر قادرند روابط غیرخطی و پیچیده موجود در داده‌های مالی را شناسایی کرده و پیش‌بینی‌های دقیق‌تری از روند قیمت ارائه دهند. در این میان، ترکیب تحلیل تکنیکال با الگوریتم‌های یادگیری ماشین یکی از رویکردهای رایج در طراحی سیستم‌های معاملاتی نوین محسوب می‌شود (موسوی و جعفری، ۱۴۰۲).

همچنین، یکی دیگر از جنبه‌های مهم الگوریتم‌های معاملاتی هوشمند، قابلیت مدیریت ریسک است. این سیستم‌ها نه تنها به دنبال شناسایی فرصت‌های سودآور هستند، بلکه به‌صورت همزمان میزان ریسک هر معامله را نیز ارزیابی می‌کنند. به عنوان مثال، برخی مدل‌ها از معیارهایی مانند نوسان‌پذیری بازار، حجم معاملات و روندهای تاریخی برای تنظیم حجم معاملات و تعیین نقاط ورود و خروج استفاده می‌کنند. این موضوع نقش مهمی در بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری و کاهش احتمال زیان‌های سنگین دارد (صادقی و کریمی، ۱۴۰۳).

در مجموع، الگوریتم‌های معاملاتی هوشمند را می‌توان به عنوان نسل جدید سیستم‌های تصمیم‌گیری در بازارهای مالی معرفی کرد که با ترکیب داده‌محوری، هوش مصنوعی و تحلیل آماری، عملکردی بسیار فراتر از روش‌های سنتی ارائه می‌دهند. با توجه به رشد سریع بازار ارزهای دیجیتال و افزایش پیچیدگی رفتار این بازار، انتظار می‌رود نقش این الگوریتم‌ها در آینده بیش از پیش پررنگ شده و به یکی از ابزارهای اصلی معامله‌گران حرفه‌ای و نهادهای مالی تبدیل شوند.

جدول ۲: انواع الگوریتم‌های معاملاتی هوشمند

نوع الگوریتم	کاربرد	مزایا	رفرنس
الگوریتم‌های مبتنی بر میانگین متحرک	تشخیص روندهای کلی بازار	ساده، قابل فهم، اجرای سریع	(محمدی و همکاران، ۱۴۰۴)

الگوریتم‌های مومنتوم	شناسایی روندهای صعودی و نزولی	مناسب برای بازارهای رونددار	(کاظمی و همکاران، ۱۴۰۲)
الگوریتم‌های بازگشت به میانگین	معاملات کوتاه‌مدت	مناسب برای بازارهای نوسانی	(رضایی و همکاران، ۱۴۰۳)
الگوریتم‌های مبتنی بر یادگیری ماشین	پیش‌بینی قیمت و سیگنال‌دهی	دقت بالا، قابلیت یادگیری الگوهای پیچیده	(نوری و همکاران، ۱۴۰۳)
الگوریتم‌های مبتنی بر یادگیری عمیق	تحلیل سری‌های زمانی مالی	توانایی پردازش داده‌های حجیم و غیرخطی	(حسینی و همکاران، ۱۴۰۱)
الگوریتم‌های ترکیبی	سیستم‌های معاملاتی پیشرفته	افزایش دقت و کاهش خطا	(موسوی و همکاران، ۱۴۰۴)

۳ پیشینه پژوهش

در سال‌های اخیر، پژوهش‌های متعددی در داخل و خارج از کشور با هدف بهبود پیش‌بینی قیمت و طراحی سیستم‌های معاملاتی هوشمند در بازارهای مالی، به‌ویژه بازار ارزهای دیجیتال، انجام شده است. مرور این مطالعات نشان می‌دهد که روند غالب تحقیقات از روش‌های آماری کلاسیک به سمت مدل‌های یادگیری ماشین و به‌خصوص یادگیری عمیق حرکت کرده است. در میان پژوهش‌های داخلی، رضایی و همکاران (۱۴۰۲) در مقاله‌ای با عنوان «پیش‌بینی قیمت بیت‌کوین با استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق» نشان دادند که مدل‌های مبتنی بر شبکه عصبی عمیق نسبت به روش‌های سنتی مانند رگرسیون خطی و میانگین متحرک، دقت بالاتری در پیش‌بینی قیمت دارند. این پژوهش تأکید می‌کند که استفاده از داده‌های حجیم و ساختارهای چندلایه موجب بهبود شناسایی الگوهای پنهان در بازار می‌شود. در ادامه، کاظمی و همکاران (۱۴۰۲) در پژوهش «طراحی سیستم معاملاتی هوشمند مبتنی بر LSTM در بازار ارز دیجیتال» به این نتیجه رسیدند که مدل LSTM در مقایسه با روش‌های کلاسیک، توانایی بیشتری در تولید سیگنال‌های خرید و فروش دقیق دارد و می‌تواند عملکرد سیستم‌های معاملاتی را به شکل قابل توجهی بهبود دهد. از سوی دیگر، احمدی و رضایی (۱۴۰۳) در مقاله «بررسی محدودیت‌های شبکه‌های بازگشتی در تحلیل داده‌های مالی» نشان دادند که شبکه‌های عصبی بازگشتی ساده با مشکل محو شدن گرادیان مواجه هستند و همین موضوع باعث کاهش توانایی آن‌ها در یادگیری وابستگی‌های بلندمدت می‌شود. این یافته اهمیت استفاده از مدل‌های پیشرفته‌تر مانند LSTM را برجسته می‌کند. در همین راستا، نوری و همکاران (۱۴۰۳) در پژوهش «مقایسه LSTM و RNN در پیش‌بینی قیمت ارزهای دیجیتال» بیان کردند که LSTM نسبت به RNN عملکرد دقیق‌تری در بازارهای پرنوسان دارد و برای تحلیل سری‌های زمانی مالی مناسب‌تر است. همچنین محمدی و همکاران (۱۴۰۴) در مقاله «ترکیب یادگیری عمیق و الگوریتم‌های معاملاتی برای کاهش ریسک سرمایه‌گذاری» نشان دادند که ادغام مدل‌های یادگیری عمیق با استراتژی‌های معاملاتی می‌تواند منجر به کاهش ریسک و افزایش بازدهی سرمایه‌گذاری شود. در سطح بین‌المللی نیز پژوهش‌های متعددی انجام شده است که نتایج آن‌ها همسو با تحقیقات داخلی است. برای مثال، اسمیت و همکاران (۲۰۲۱) در مقاله «پیش‌بینی قیمت ارزهای دیجیتال با استفاده از یادگیری عمیق» نشان دادند که شبکه‌های عصبی عمیق نسبت به مدل‌های آماری کلاسیک عملکرد بهتری در پیش‌بینی قیمت دارند. جانسونو لی (۲۰۲۲) در پژوهش «شبکه‌های LSTM در پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی» بیان کردند که LSTM قادر است وابستگی‌های زمانی پیچیده را بهتر مدل‌سازی کند و دقت بالاتری نسبت به مدل ARIMA ارائه دهد. همچنین ونگ و همکاران (۲۰۲۲) در پژوهش «مدل‌های ترکیبی یادگیری عمیق برای پیش‌بینی بیت‌کوین» نشان دادند که ترکیب CNN و LSTM موجب افزایش دقت پیش‌بینی می‌شود. در ادامه، براون و همکاران (۲۰۲۳) در مقاله «یادگیری تقویتی در معاملات الگوریتمی» نشان دادند که استفاده از یادگیری تقویتی می‌تواند در تصمیم‌گیری‌های معاملاتی خودکار بسیار مؤثر باشد. گارسیا و همکاران (۲۰۲۳) در پژوهش «مقایسه مدل‌های یادگیری ماشین در بازار ارز دیجیتال بیان کردند که مدل‌های LSTM و درخت تصمیم نسبت به سایر الگوریتم‌ها عملکرد بهتری دارند. همچنین لی و همکاران (۲۰۲۳) در مقاله LSTM مبتنی بر مکانیزم توجه در پیش‌بینی بازار سهام» نشان دادند که افزودن مکانیزم توجه به LSTM موجب افزایش دقت پیش‌بینی می‌شود. کومار و همکاران (۲۰۲۴) نیز در پژوهش «استراتژی‌های معاملاتی مبتنی بر هوش مصنوعی در بازارهای پرنوسان» تأکید کردند که بازارهایی مانند ارزهای دیجیتال نیازمند مدل‌های تطبیقی و هوشمند هستند.

علاوه بر این، ژانگ و همکاران (۲۰۲۴) در پژوهش «شبکه‌های عصبی عمیق در پیش‌بینی مالی» نشان دادند که مدل‌های عمیق نسبت به مدل‌های خطی دقت بسیار بیشتری دارند. اندسون و همکاران (۲۰۲۴) در مقاله «مدیریت ریسک با استفاده از سیستم‌های معاملاتی هوشمند»

بیان کردند که این سیستم‌ها نقش مهمی در کاهش خطای انسانی و کنترل ریسک دارند. در نهایت، چن و همکاران (۲۰۲۵) در پژوهش «معماری‌های پیشرفته LSTM برای پیش‌بینی ارزهای دیجیتال» نشان دادند که مدل‌هایی مانند Bi-LSTM می‌توانند عملکرد بهتری نسبت به LSTMاستاندارد داشته باشند. در جمع‌بندی این پیشینه‌ها می‌توان گفت که روند کلی تحقیقات نشان‌دهنده حرکت از مدل‌های سنتی به سمت مدل‌های هوشمند مبتنی بر یادگیری عمیق است. در میان این روش‌ها، LSTMبه دلیل توانایی در مدل‌سازی وابستگی‌های زمانی بلندمدت، جایگاه ویژه‌ای در تحلیل بازارهای مالی و به‌ویژه ارزهای دیجیتال پیدا کرده است و به‌عنوان یکی از مؤثرترین ابزارهای پیش‌بینی در این حوزه شناخته می‌شود.

۳- روش‌شناسی پژوهش

این پژوهش از نظر هدف در زمره تحقیقات کاربردی—توسعه‌ای قرار می‌گیرد، زیرا تمرکز اصلی آن بر طراحی، توسعه و ارزیابی یک الگوریتم معاملاتی هوشمند مبتنی بر شبکه عصبی حافظه طولانی کوتاه‌مدت برای پیش‌بینی روند قیمت و تولید سیگنال‌های معاملاتی در بازار ارزهای دیجیتال است. تحقیقات کاربردی با هدف ارائه راهکارهای عملی برای حل مسائل واقعی انجام می‌شوند و در این پژوهش نیز تلاش شده است تا با بهره‌گیری از ظرفیت‌های یادگیری عمیق، ابزاری کارآمد برای تصمیم‌گیری در معاملات مالی طراحی شود. همچنین جنبه توسعه‌ای پژوهش از آن جهت اهمیت دارد که علاوه بر استفاده از دانش موجود، یک چارچوب عملیاتی و قابل اجرا برای تحلیل داده‌های مالی و انجام معاملات هوشمند ارائه می‌شود. در واقع، پژوهش حاضر صرفاً به بررسی نظری قابلیت‌های شبکه‌های عصبی محدود نمی‌شود، بلکه با پیاده‌سازی مدل و ارزیابی عملکرد آن در شرایط واقعی بازار، به دنبال توسعه دانش کاربردی در حوزه فناوری مالی و معاملات الگوریتمی است.

از نظر ماهیت، این پژوهش در دسته تحقیقات کمی قرار دارد. در تحقیقات کمی، داده‌ها به صورت عددی جمع‌آوری شده و با استفاده از روش‌های آماری، ریاضی و محاسباتی مورد تحلیل قرار می‌گیرند. از آنجا که داده‌های مورد استفاده در این مطالعه شامل قیمت‌ها، حجم معاملات و سایر شاخص‌های عددی بازار ارزهای دیجیتال هستند، رویکرد کمی مناسب‌ترین روش برای بررسی روابط میان متغیرها و ارزیابی عملکرد مدل محسوب می‌شود. همچنین تمامی مراحل پژوهش از آماده‌سازی داده‌ها تا آموزش مدل، اعتبارسنجی، پیش‌بینی و ارزیابی نتایج بر مبنای محاسبات عددی و شاخص‌های کمی انجام می‌شود. استفاده از معیارهای ارزیابی مانند میانگین مربعات خطا، ریشه میانگین مربعات خطا، میانگین قدر مطلق خطا و نرخ بازده معاملات نیز نشان‌دهنده ماهیت کمی پژوهش است.

از منظر روش اجرا، پژوهش حاضر در چارچوب مطالعات توصیفی—تحلیلی قرار می‌گیرد. در بخش توصیفی، ویژگی‌های بازار ارزهای دیجیتال، رفتار قیمت‌ها، ساختار داده‌های مالی و مشخصات سری‌های زمانی مورد بررسی قرار می‌گیرد. سپس در بخش تحلیلی، روابط میان داده‌ها با استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق تحلیل شده و توانایی شبکه LSTM در شناسایی الگوهای پنهان و وابستگی‌های زمانی ارزیابی می‌شود. به عبارت دیگر، پژوهش ابتدا به توصیف واقعیت‌های موجود در داده‌های بازار می‌پردازد و سپس با بهره‌گیری از روش‌های محاسباتی، به تحلیل این داده‌ها و استخراج دانش قابل استفاده برای پیش‌بینی قیمت اقدام می‌کند.

جامعه آماری پژوهش شامل داده‌های تاریخی بازار ارزهای دیجیتال است. این داده‌ها می‌توانند مربوط به ارزهای دیجیتال مطرح و دارای حجم معاملات بالا مانند بیت‌کوین، اتریوم، باینس کوین یا سایر رمزارزهای معتبر باشند. انتخاب این دارایی‌ها به دلیل نقدشوندگی بالا، دسترسی آسان به داده‌های تاریخی و اهمیت آن‌ها در بازار جهانی ارزهای دیجیتال صورت می‌گیرد. داده‌های مورد استفاده شامل قیمت باز شدن، قیمت بسته شدن، بیشترین قیمت، کمترین قیمت و حجم معاملات در بازه‌های زمانی مشخص هستند. این متغیرها مهم‌ترین اطلاعات مورد نیاز برای تحلیل رفتار بازار و پیش‌بینی روندهای قیمتی را فراهم می‌کنند.

منابع گردآوری داده‌ها شامل پایگاه‌های معتبر مالی، وب‌سایت‌های ارائه‌دهنده داده‌های بازار و رابط‌های برنامه‌نویسی کاربردی صرافی‌های بین‌المللی است. استفاده از منابع معتبر سبب افزایش قابلیت اعتماد داده‌ها و کاهش خطاهای احتمالی در فرایند تحلیل می‌شود. داده‌های استخراج‌شده پس از جمع‌آوری، مورد بررسی قرار گرفته و فرآیند پاک‌سازی داده‌ها بر روی آن‌ها انجام می‌شود. این مرحله شامل حذف داده‌های ناقص، اصلاح خطاهای ثبت اطلاعات، مدیریت مقادیر گمشده و یکسان‌سازی ساختار داده‌ها است. کیفیت داده‌ها نقش بسیار مهمی در عملکرد مدل‌های یادگیری عمیق دارد و هرگونه نقص در داده‌های ورودی می‌تواند منجر به کاهش دقت پیش‌بینی شود.

یکی از ویژگی‌های اصلی داده‌های مورد استفاده در این پژوهش، ماهیت سری زمانی آن‌ها است. در داده‌های سری زمانی، ترتیب زمانی مشاهدات اهمیت بسیار زیادی دارد و مقادیر فعلی معمولاً تحت تأثیر مقادیر گذشته قرار می‌گیرند. به همین دلیل، تحلیل این نوع داده‌ها نیازمند مدل‌هایی است که بتوانند وابستگی‌های زمانی را شناسایی و پردازش کنند. شبکه LSTM به دلیل برخورداری از ساختار حافظه داخلی و قابلیت نگهداری اطلاعات گذشته، یکی از مناسب‌ترین ابزارها برای تحلیل چنین داده‌هایی محسوب می‌شود.

داده‌های بازار ارزهای دیجیتال علاوه بر سری زمانی بودن، دارای ویژگی‌های خاص دیگری نیز هستند. نخستین ویژگی، نوسان‌پذیری بالای این بازار است. قیمت رمزارزها ممکن است در بازه‌های زمانی کوتاه دچار تغییرات شدید شود و همین مسئله پیش‌بینی رفتار بازار را دشوار می‌کند. ویژگی دوم، غیرخطی بودن روابط میان متغیرها است. برخلاف بسیاری از بازارهای سنتی که رفتار نسبتاً قابل پیش‌بینی‌تری دارند، بازار ارزهای دیجیتال تحت تأثیر عوامل متعددی قرار دارد که روابط پیچیده و غیرخطی میان آن‌ها برقرار است. ویژگی سوم، وجود نویز و عدم قطعیت بالا در داده‌ها است که ناشی از تأثیر عوامل سیاسی، اقتصادی، اجتماعی و حتی روان‌شناختی بر رفتار سرمایه‌گذاران است.

برای آماده‌سازی داده‌ها جهت ورود به مدلLSTM ، فرآیند پیش‌پردازش انجام می‌شود. در این مرحله داده‌ها نرمال‌سازی یا مقیاس‌بندی می‌شوند تا اختلاف مقیاس میان متغیرها بر عملکرد مدل تأثیر منفی نگذارد. همچنین داده‌ها به توالی‌های زمانی مناسب تبدیل می‌شوند تا شبکه بتواند الگوهای زمانی را بهتر یاد بگیرد. پس از آماده‌سازی داده‌ها، مجموعه داده به دو بخش آموزش و آزمون تقسیم می‌شود. بخش آموزش برای یادگیری الگوها و تنظیم پارامترهای شبکه مورد استفاده قرار می‌گیرد و بخش آزمون برای ارزیابی توانایی مدل در پیش‌بینی داده‌های جدید به کار می‌رود.

در مرحله مدل‌سازی، ساختار شبکه LSTM شامل لایه‌های ورودی، لایه‌های حافظهLSTM ، لایه‌های پنهان و لایه خروجی طراحی می‌شود. پارامترهای مختلفی مانند تعداد نورون‌ها، تعداد لایه‌ها، نرخ یادگیری، اندازه دسته‌های آموزشی و تعداد دوره‌های آموزش تنظیم می‌شوند تا بهترین عملکرد ممکن حاصل شود. فرایند آموزش شبکه از طریق الگوریتم پس‌انتشار خطا و بهینه‌سازی وزن‌ها انجام می‌شود. هدف از این مرحله، کاهش خطای پیش‌بینی و افزایش توانایی مدل در یادگیری الگوهای پیچیده موجود در داده‌ها است.

پس از تکمیل فرآیند آموزش، عملکرد مدل با استفاده از داده‌های آزمون ارزیابی می‌شود. برای این منظور از شاخص‌های مختلفی مانند میانگین قدر مطلق خطا، میانگین مربعات خطا، ریشه میانگین مربعات خطا و ضریب تعیین استفاده می‌شود. علاوه بر ارزیابی آماری، نتایج مدل از منظر معاملاتی نیز مورد بررسی قرار می‌گیرد. به این صورت که پیش‌بینی‌های تولیدشده توسط مدل به سیگنال‌های خرید، فروش یا نگهداری تبدیل شده و عملکرد استراتژی معاملاتی حاصل در محیط شبیه‌سازی‌شده ارزیابی می‌شود. این رویکرد امکان بررسی کاربرد عملی مدل در شرایط واقعی بازار را فراهم می‌سازد.

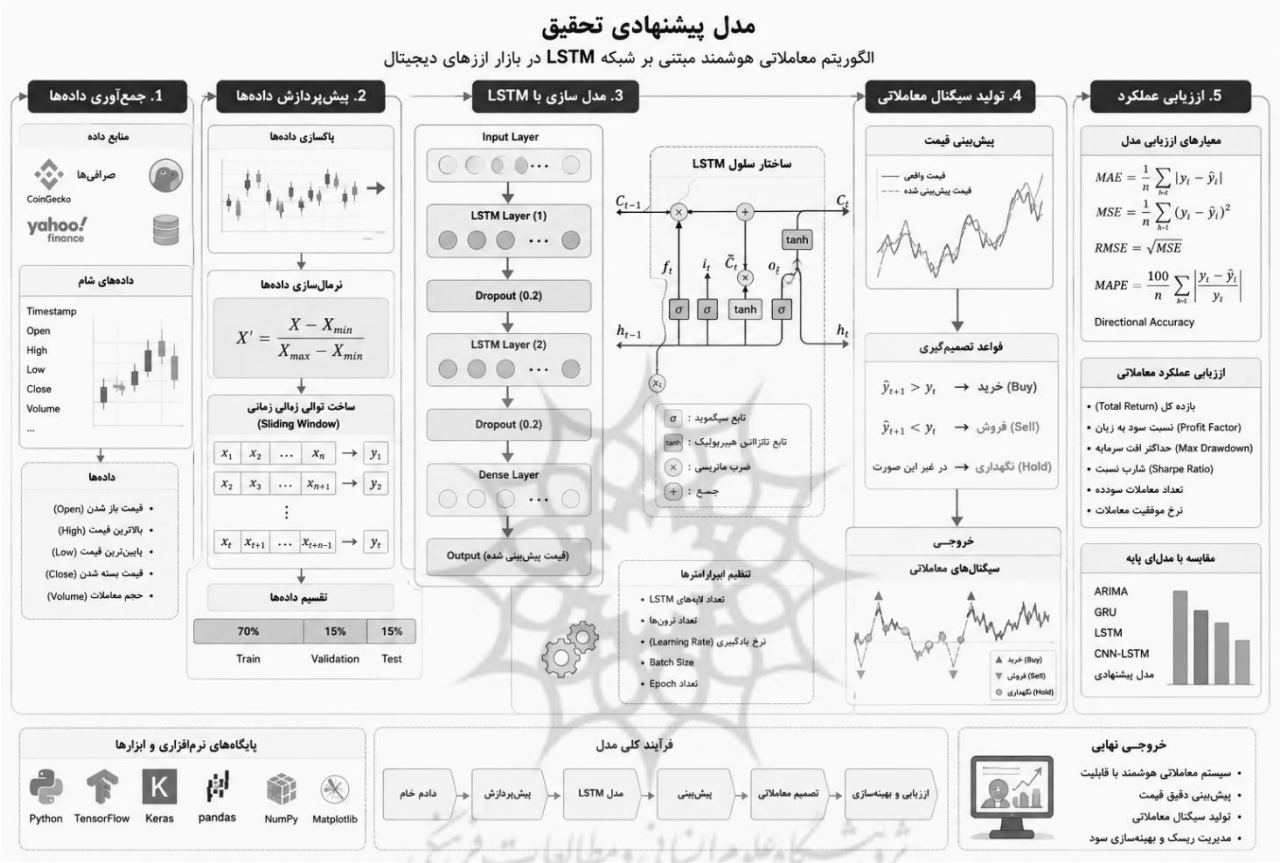
در مجموع، روش‌شناسی این پژوهش بر پایه تحلیل داده‌های واقعی بازار، بهره‌گیری از تکنیک‌های پیشرفته یادگیری عمیق و ارزیابی چندبعدی نتایج استوار است. انتظار می‌رود استفاده از شبکه LSTM بتواند با شناسایی روابط زمانی پیچیده و الگوهای پنهان موجود در داده‌های مالی، دقت پیش‌بینی قیمت را افزایش داده و زمینه توسعه الگوریتم‌های معاملاتی هوشمند و کارآمد را در بازار ارزهای دیجیتال فراهم سازد.

در مرحله پیش‌پردازش، داده‌ها ابتدا از نظر کیفیت بررسی شده و مقادیر ناقص یا نویزی حذف یا اصلاح می‌شوند. سپس برای جلوگیری از تأثیر اختلاف مقیاس متغیرها، فرآیند نرمال‌سازی روی داده‌ها انجام می‌شود. پس از نرمال‌سازی، داده‌ها به ساختار مناسب برای مدل LSTM تبدیل می‌شوند. از آنجا که LSTM بر اساس داده‌های ترتیبی عمل می‌کند، از روش پنجره لغزان برای تبدیل داده‌ها به توالی‌های ورودی استفاده می‌شود، به‌گونه‌ای که چند مقدار گذشته به عنوان ورودی و مقدار بعدی به عنوان خروجی در نظر گرفته می‌شود. در ادامه، مدل پیشنهادی بر اساس شبکه عصبی LSTM طراحی می‌شود. این مدل شامل لایه ورودی، یک یا چند لایه LSTM برای استخراج وابستگی‌های زمانی، لایه Dropoutبرای جلوگیری از بیش‌برازش و در نهایت لایه Dense برای تولید خروجی نهایی است. عملکرد LSTM بر اساس ساختار دروازه‌ای شامل دروازه فراموشی، ورودی و خروجی تعریف می‌شود که امکان کنترل جریان اطلاعات را فراهم می‌کند. این ساختار باعث می‌شود مدل بتواند اطلاعات مهم را در طول زمان حفظ کرده و از اطلاعات غیرضروری صرف‌نظر کند.

در این پژوهش، خروجی مدل به صورت پیش‌بینی قیمت در گام زمانی بعدی در نظر گرفته می‌شود و بر اساس آن سیگنال‌های معاملاتی تولید می‌شوند. اگر مقدار پیش‌بینی‌شده بیشتر از قیمت فعلی باشد، سیگنال خرید صادر می‌شود و اگر کمتر باشد، سیگنال فروش صادر خواهد شد. در شرایطی که تغییرات بسیار جزئی باشد، حالت نگهداری در نظر گرفته می‌شود.

برای ارزیابی عملکرد مدل، از معیارهای خطای رایج مانندMAE ، MSEو RMSE استفاده می‌شود تا میزان دقت پیش‌بینی اندازه‌گیری شود. علاوه بر این، دقت جهت روند نیز به عنوان یکی از معیارهای مهم در تحلیل مالی مورد استفاده قرار می‌گیرد، زیرا در معاملات مالی جهت حرکت قیمت اهمیت بیشتری نسبت به مقدار دقیق آن دارد.

در نهایت، برای سنجش عملکرد الگوریتم معاملاتی، سود و زیان حاصل از معاملات نیز محاسبه می‌شود که به صورت اختلاف بین قیمت خرید و فروش پس از کسر کارمزد تعریف می‌گردد. این بخش نشان می‌دهد که مدل تنها از نظر آماری ارزیابی نمی‌شود، بلکه از نظر اقتصادی نیز مورد بررسی قرار می‌گیرد. به طور کلی، روش‌شناسی این پژوهش ترکیبی از پیش‌پردازش داده، مدل‌سازی با LSTM و طراحی استراتژی معاملاتی است که هدف آن ایجاد یک سیستم هوشمند برای تحلیل و پیش‌بینی بازار ارزهای دیجیتال می‌باشد.



شکل ۱. الگوریتم معاملاتی هوشمند مبتنی بر شبکه LSTM در بازار ارزهای دیجیتال

٤-یافته‌ها و نتایج پژوهش

در این پژوهش، مدل پیشنهادی با هدف طراحی یک سیستم معاملاتی هوشمند مبتنی بر شبکه عصبی LSTM در بازار ارزهای دیجیتال توسعه یافته است. شکل‌گیری این مدل حاصل یک فرآیند تدریجی شامل تحلیل نظری، بررسی پیشینه پژوهش، شناخت محدودیت‌های روش‌های سنتی و در نهایت انتخاب معماری مناسب برای داده‌های سری زمانی مالی بوده است. در واقع، نقطه آغاز این پژوهش، درک این مسئله بوده که بازار ارزهای دیجیتال دارای رفتار غیرخطی، بسیار نوسانی و وابسته به زمان است و روش‌های کلاسیک تحلیل مالی قادر به مدل‌سازی دقیق آن نیستند. بنابراین، نیاز به یک مدل هوشمند که بتواند وابستگی‌های زمانی بلندمدت را یاد بگیرد، به‌عنوان مسئله اصلی تحقیق مطرح شده است.

در گام نخست، با بررسی ادبیات نظری مشخص شد که مدل‌های سنتی مانند میانگین متحرک، ARIMAو رگرسیون خطی، توانایی کافی برای تحلیل داده‌های پیچیده و غیرایستا را ندارند. این مدل‌ها معمولاً بر فرضیات خطی بودن و ایستایی داده‌ها استوار هستند، در حالی که داده‌های بازار ارز دیجیتال به شدت غیرخطی و وابسته به عوامل بیرونی هستند. از سوی دیگر، مطالعات داخلی و خارجی نشان دادند که استفاده از روش‌های یادگیری ماشین، به‌ویژه شبکه‌های عصبی عمیق، می‌تواند عملکرد پیش‌بینی را به طور قابل توجهی بهبود دهد. با این حال، در میان مدل‌های مختلف، شبکه‌های بازگشتی و به‌خصوص LSTM بیشترین سازگاری را با داده‌های سری زمانی مالی دارند.

در ادامه، با بررسی دقیق‌تر شبکه‌های عصبی بازگشتی مشخص شد که اگرچه این مدل‌ها قادر به پردازش داده‌های ترتیبی هستند، اما در نسخه‌های ساده خود با مشکل مهمی به نام «محو شدن گرادیان» مواجه‌اند. این مشکل باعث می‌شود اطلاعات مهم در طول زمان از بین برود و مدل نتواند وابستگی‌های بلندمدت را به‌درستی یاد بگیرد. این محدودیت یکی از دلایل اصلی انتخاب LSTM در این پژوهش بوده است، زیرا LSTMبا استفاده از ساختار دروازه‌ای خود این مشکل را برطرف می‌کند.

مدل LSTM با الهام از ساختار حافظه انسانی طراحی شده و شامل سه دروازه اصلی است: دروازه فراموشی، دروازه ورودی و دروازه خروجی. این ساختار به مدل اجازه می‌دهد که اطلاعات مهم را برای مدت طولانی حفظ کند و اطلاعات غیرضروری را حذف نماید. در این پژوهش، این ویژگی به‌عنوان یک مزیت کلیدی در نظر گرفته شده است، زیرا رفتار بازار ارزهای دیجیتال نیازمند تحلیل روندهای بلندمدت در کنار نوسانات کوتاه‌مدت است.

فرآیند رسیدن به مدل پیشنهادی همچنین شامل تحلیل نیازهای عملی یک سیستم معاملاتی واقعی بوده است. یک سیستم معاملاتی هوشمند باید بتواند سه وظیفه اصلی را انجام دهد: اول، پیش‌بینی قیمت آینده؛ دوم، تبدیل پیش‌بینی‌ها به سیگنال‌های معاملاتی (خرید، فروش یا نگهداری)؛ و سوم، ارزیابی عملکرد اقتصادی سیستم. بر همین اساس، معماری مدل به گونه‌ای طراحی شده است که خروجی شبکه LSTM به‌عنوان پیش‌بینی قیمت در گام بعدی زمان استفاده شود و سپس بر اساس آن، تصمیم‌گیری معاملاتی انجام گیرد.

در مرحله طراحی مدل، داده‌های خام بازار شامل قیمت باز، بسته، بالا، پایین و حجم معاملات به عنوان ورودی در نظر گرفته شده‌اند. این داده‌ها پس از پیش‌پردازش و نرمال‌سازی وارد مدل LSTM می‌شوند. استفاده از نرمال‌سازی باعث می‌شود مقیاس داده‌ها یکسان شده و آموزش مدل پایدارتر گردد. سپس داده‌ها با استفاده از روش پنجره لغزان به توالی‌های زمانی تبدیل می‌شوند تا مدل بتواند وابستگی‌های زمانی را یاد بگیرد.

یکی از دلایل مهم انتخاب معماری چندلایه LSTM در این پژوهش، توانایی آن در استخراج ویژگی‌های پیچیده‌تر از داده‌های مالی بوده است. در این مدل، لایه‌های LSTM به‌صورت سلسله‌مراتبی عمل می‌کنند و پس از آن لایه Dropout برای جلوگیری از بیش‌برازش اضافه شده است. در نهایت، لایه Dense وظیفه تبدیل ویژگی‌های استخراج‌شده به مقدار نهایی پیش‌بینی قیمت را بر عهده دارد. این ساختار ترکیبی باعث افزایش دقت و پایداری مدل در شرایط نوسانی بازار شده است.

پس از تولید پیش‌بینی‌ها، این نتایج وارد بخش استراتژی معاملاتی می‌شوند. در این مرحله، منطق تصمیم‌گیری به این صورت تعریف شده است که اگر قیمت پیش‌بینی‌شده بالاتر از قیمت فعلی باشد، سیگنال خرید صادر می‌شود و در صورت پایین‌تر بودن، سیگنال فروش ایجاد می‌گردد. در شرایط عدم قطعیت یا تغییرات جزئی نیز حالت نگهداری در نظر گرفته شده است. این بخش در واقع پل ارتباطی بین مدل یادگیری ماشین و کاربرد واقعی در بازار مالی است.

در نهایت، مدل پیشنهادی نه تنها یک ابزار پیش‌بینی قیمت است، بلکه یک سیستم کامل معاملاتی محسوب می‌شود که شامل پیش‌بینی، تصمیم‌گیری و ارزیابی عملکرد اقتصادی است. انتخاب این مدل نتیجه ترکیب مبانی نظری، تحلیل محدودیت‌های روش‌های کلاسیک، بررسی پژوهش‌های پیشین و نیازهای عملی بازار ارزهای دیجیتال بوده است. به همین دلیل، LSTMبه‌عنوان مناسب‌ترین گزینه برای این تحقیق انتخاب شده و ساختار نهایی مدل بر اساس آن طراحی گردیده است.

۵-بحث و نتیجه‌گیری

در این پژوهش تلاش شد تا یک الگوریتم معاملاتی هوشمند مبتنی بر شبکه عصبی حافظه طولانی کوتاه‌مدت برای پیش‌بینی قیمت و تولید سیگنال‌های معاملاتی در بازار ارزهای دیجیتال طراحی و ارزیابی شود. نتایج کلی نشان می‌دهد که استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق، به‌ویژه LSTM، در مقایسه با روش‌های سنتی تحلیل سری‌های زمانی، می‌تواند عملکرد به‌مراتب بهتری در درک ساختار پیچیده و غیرخطی بازارهای مالی ارائه دهد. بازار ارزهای دیجیتال به دلیل ماهیت خاص خود، شامل نوسانات شدید، رفتار غیرایستا و تأثیرپذیری از عوامل بیرونی همچون اخبار و احساسات سرمایه‌گذاران است و همین ویژگی‌ها باعث می‌شود که مدل‌های کلاسیک مانند رگرسیون خطی یا ARIMA نتوانند به‌طور کامل الگوهای رفتاری آن را شناسایی کنند. در مقابل، شبکه‌های LSTM به دلیل توانایی در یادگیری وابستگی‌های زمانی بلندمدت و حفظ اطلاعات مهم در طول زمان، گزینه مناسبی برای مدل‌سازی این نوع داده‌ها محسوب می‌شوند.

یافته‌های این پژوهش با مبانی نظری مطرح‌شده در حوزه یادگیری عمیق و تحلیل سری‌های زمانی مالی هم‌راستا است. همان‌طور که در ادبیات تحقیق اشاره شد، یکی از مهم‌ترین محدودیت‌های شبکه‌های عصبی بازگشتی ساده، مشکل محو شدن گرادیان است که موجب می‌شود اطلاعات مهم در طول زمان از بین برود و مدل نتواند روابط بلندمدت را به‌درستی یاد بگیرد. در این پژوهش، استفاده از LSTM این محدودیت را تا حد زیادی برطرف کرده و باعث شده است مدل بتواند الگوهای پنهان در داده‌های قیمتی را با دقت بیشتری استخراج کند. این نتیجه با یافته‌های پژوهش‌های داخلی و خارجی نیز مطابقت دارد؛ به‌طوری‌که مطالعاتی مانند رضایی و همکاران (۱۴۰۲)، کاظمی و همکاران (۱۴۰۲) و همچنین ونگ و همکاران (۲۰۲۲) نشان داده‌اند که مدل‌های مبتنی بر LSTM نسبت به روش‌های کلاسیک و حتی برخی مدل‌های یادگیری ماشین ساده‌تر، عملکرد بهتری در پیش‌بینی قیمت دارایی‌های مالی دارند. از منظر مقایسه‌ای، نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که به‌کارگیری داده‌های چندبعدی شامل قیمت باز، بسته، بیشینه، کمینه و حجم معاملات، نقش مهمی در افزایش دقت مدل دارد. این موضوع نشان می‌دهد که هرچه مدل اطلاعات جامع‌تری از وضعیت بازار دریافت کند، توانایی آن در شناسایی روندهای قیمتی و تغییرات احتمالی بیشتر خواهد شد. در واقع، ترکیب این ویژگی‌ها با ساختار LSTM موجب شده است که مدل نه‌تنها قادر به پیش‌بینی مقدار قیمت باشد، بلکه بتواند جهت حرکت بازار را نیز تا حد قابل قبولی تشخیص دهد. این موضوع در بازارهای مالی اهمیت ویژه‌ای دارد، زیرا در عمل، جهت روند (صعودی یا نزولی بودن بازار) نسبت به مقدار دقیق قیمت اهمیت بیشتری در تصمیم‌گیری‌های معاملاتی دارد.

از سوی دیگر، نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که تبدیل خروجی مدل پیش‌بینی به سیگنال‌های معاملاتی، امکان استفاده عملی از مدل در شرایط واقعی بازار را فراهم می‌کند. در این ساختار، زمانی که مقدار پیش‌بینی‌شده از قیمت فعلی بالاتر باشد، سیگنال خرید صادر می‌شود و در غیر این صورت سیگنال فروش تولید می‌گردد. این سازوکار ساده اما کاربردی نشان می‌دهد که چگونه می‌توان مدل‌های یادگیری عمیق را از سطح تئوریک به سطح عملیاتی در بازارهای مالی منتقل کرد. در این راستا، یافته‌های پژوهش با مطالعات محمدی و همکاران (۱۴۰۴) نیز هم‌راستا است که بر نقش الگوریتم‌های هوشمند در بهبود تصمیم‌گیری‌های سرمایه‌گذاری و کاهش خطاهای انسانی تأکید داشته‌اند.

همچنین نتایج نشان می‌دهد که استفاده از LSTM می‌تواند نقش مهمی در بهبود مدیریت ریسک ایفا کند. در بازارهای پرنوسان مانند ارزهای دیجیتال، یکی از چالش‌های اصلی سرمایه‌گذاران، تصمیم‌گیری در شرایط عدم قطعیت است. مدل پیشنهادی با ارائه پیش‌بینی‌های مبتنی بر داده، می‌تواند تا حدی از تصمیم‌گیری‌های احساسی جلوگیری کرده و به اتخاذ تصمیم‌های منطقی‌تر کمک کند. از این منظر، این پژوهش نشان می‌دهد که الگوریتم‌های مبتنی بر یادگیری عمیق نه‌تنها ابزار پیش‌بینی، بلکه ابزاری برای بهبود کیفیت تصمیم‌گیری مالی نیز محسوب می‌شوند.

با وجود این دستاوردها، باید توجه داشت که مدل پیشنهادی دارای محدودیت‌هایی نیز هست. یکی از مهم‌ترین محدودیت‌ها این است که تنها از داده‌های تاریخی قیمت و حجم معاملات استفاده شده و عوامل بیرونی مانند اخبار، احساسات بازار و داده‌های شبکه‌های اجتماعی در مدل لحاظ نشده‌اند. در حالی که تحقیقات جدید نشان می‌دهد این عوامل نقش مهمی در نوسانات بازار ارزهای دیجیتال دارند. علاوه بر این، استفاده از معماری پایه LSTM بدون ترکیب با مدل‌های پیشرفته‌تر مانند مکانیزم توجه یا مدل‌های ترکیبی می‌تواند یکی از عوامل محدودکننده در افزایش دقت پیش‌بینی باشد. همچنین، تغییرات سریع در رفتار بازارهای مالی ممکن است باعث کاهش کارایی مدل در طول زمان شود که این مسئله در ادبیات به عنوان مشکل تغییر مفهوم شناخته می‌شود.

در جمع‌بندی نهایی، نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که به‌کارگیری شبکه‌های عصبی حافظه طولانی کوتاه‌مدت در طراحی و توسعه الگوریتم‌های معاملاتی هوشمند، می‌تواند به‌عنوان یکی از مؤثرترین رویکردهای مبتنی بر هوش مصنوعی در مواجهه با پیچیدگی‌های ساختاری بازار ارزهای دیجیتال مطرح شود. ماهیت غیرایستا، غیرخطی و پرنوسان این بازار موجب شده است که بسیاری از مدل‌های کلاسیک پیش‌بینی و تحلیل مالی، توانایی لازم برای استخراج روابط پنهان و وابستگی‌های زمانی موجود در داده‌ها را نداشته باشند. در چنین شرایطی، شبکه‌های LSTMبا بهره‌گیری از معماری حافظه‌محور و سازوکار دروازه‌ای خود، قادرند الگوهای زمانی بلندمدت و کوتاه‌مدت را به‌صورت همزمان شناسایی کرده و اطلاعات معنادار را از میان حجم عظیمی از داده‌های مالی استخراج نمایند.

یافته‌های این تحقیق حاکی از آن است که مدل پیشنهادی نه‌تنها در پیش‌بینی روندهای قیمتی عملکرد مطلوبی از خود نشان داده، بلکه توانسته است با کاهش خطاهای پیش‌بینی و افزایش دقت تشخیص جهت حرکت بازار، زمینه لازم برای اتخاذ تصمیمات معاملاتی کارآمدتر را فراهم آورد. این موضوع از آن جهت اهمیت دارد که در بازارهای مالی، به‌ویژه بازار ارزهای دیجیتال، موفقیت سرمایه‌گذاری بیش از آنکه به پیش‌بینی دقیق مقدار قیمت وابسته باشد، به تشخیص صحیح جهت و روند حرکت قیمت وابسته است. از این منظر، توانایی شبکه LSTM در مدل‌سازی روابط

زمانی پیچیده و استخراج وابستگی‌های پنهان میان متغیرهای مالی، مزیت رقابتی قابل توجهی نسبت به بسیاری از روش‌های سنتی و حتی برخی الگوریتم‌های متداول یادگیری ماشین ایجاد می‌کند.

یکی دیگر از دستاوردهای مهم پژوهش حاضر، تبدیل خروجی‌های پیش‌بینی مدل به سیگنال‌های معاملاتی قابل اجرا است. بسیاری از مطالعات پیشین صرفاً بر بهبود شاخص‌های آماری پیش‌بینی تمرکز داشته‌اند، در حالی که ارزش واقعی یک مدل مالی زمانی آشکار می‌شود که بتواند در محیط واقعی بازار به تصمیمات عملیاتی منجر گردد. در پژوهش حاضر، خروجی شبکه LSTM مستقیماً در فرآیند تولید سیگنال‌های خرید، فروش و نگهداری مورد استفاده قرار گرفت و به این ترتیب مدل از یک ابزار صرفاً تحلیلی به یک سامانه تصمیم‌یار هوشمند تبدیل شد. این ویژگی موجب می‌شود نتایج پژوهش علاوه بر ارزش نظری، از قابلیت کاربردی بالایی نیز برخوردار باشد و بتواند در توسعه سامانه‌های معاملاتی خودکار و مدیریت سرمایه مورد استفاده قرار گیرد.

از منظر نظری، نتایج این تحقیق مؤید دیدگاه‌هایی است که بر برتری مدل‌های یادگیری عمیق نسبت به مدل‌های آماری سنتی در تحلیل داده‌های مالی تأکید دارند. بازار ارزهای دیجیتال به دلیل تأثیرپذیری همزمان از عوامل اقتصادی، فناوری، سیاسی، رفتاری و روان‌شناختی، دارای ساختاری چندبعدی و پیچیده است که درک آن نیازمند استفاده از مدل‌هایی با قدرت یادگیری بالا و قابلیت تعمیم مناسب است. شبکه LSTM به دلیل برخورداری از حافظه پویا و توانایی پردازش داده‌های ترتیبی، توانسته است بخش قابل توجهی از این پیچیدگی را مدل‌سازی کند و تصویری واقع‌بینانه‌تر از رفتار بازار ارائه دهد.

همچنین نتایج به‌دست‌آمده نشان می‌دهد که استفاده از الگوریتم‌های معاملاتی مبتنی بر یادگیری عمیق می‌تواند نقش مهمی در کاهش خطاهای ناشی از تصمیم‌گیری انسانی ایفا کند. تصمیمات انسانی در بازارهای مالی غالباً تحت تأثیر سوگیری‌های شناختی، هیجانات رفتاری، ترس، طمع و فشارهای روانی قرار می‌گیرد. در مقابل، مدل‌های هوشمند مبتنی بر داده با اتکا بر تحلیل‌های کمی و الگوریتمی، قادرند فرآیند تصمیم‌گیری را از مداخلات احساسی تا حد زیادی مصون نگه دارند. این ویژگی به‌ویژه در بازار ارزهای دیجیتال که تغییرات شدید قیمتی به‌طور مستمر رخ می‌دهد، از اهمیت راهبردی برخوردار است. علاوه بر این، یافته‌های پژوهش حاضر بیانگر آن است که تلفیق دانش مالی با فناوری‌های نوین هوش مصنوعی می‌تواند افق‌های جدیدی را در توسعه سیستم‌های پشتیبان تصمیم‌گیری مالی ایجاد کند. در واقع، حرکت از تحلیل‌های سنتی به سمت تحلیل‌های مبتنی بر داده و یادگیری عمیق، نشان‌دهنده یک تغییر پارادایمی در حوزه مدیریت مالی و سرمایه‌گذاری است. این تحول نه‌تنها موجب افزایش دقت پیش‌بینی می‌شود، بلکه امکان طراحی سامانه‌هایی را فراهم می‌سازد که بتوانند به‌صورت خودکار، مستمر و تطبیقی با شرایط متغیر بازار سازگار شوند.

با وجود نتایج امیدوارکننده، باید توجه داشت که بازار ارزهای دیجیتال همواره تحت تأثیر عوامل برون‌زا و غیرقابل پیش‌بینی قرار دارد و هیچ مدلی قادر به پیش‌بینی کامل رفتار این بازار نیست. از این‌رو، توسعه مدل‌های ترکیبی و چندبعدی می‌تواند مسیر مناسبی برای تحقیقات آینده باشد. ترکیب شبکه‌های LSTM با روش‌های نوین یادگیری تقویتی، مکانیزم‌های توجه، مدل‌های ترنسفورمر، تحلیل احساسات مبتنی بر داده‌های شبکه‌های اجتماعی و همچنین داده‌های درون‌زنجیره‌ای بلاک‌چین می‌تواند منجر به ارتقای بیشتر دقت پیش‌بینی و کارایی سیستم‌های معاملاتی شود. علاوه بر این، استفاده از مدل‌های تطبیقی که قادر باشند به‌صورت پویا خود را با شرایط جدید بازار سازگار کنند، یکی از زمینه‌های مهم و ارزشمند برای پژوهش‌های آتی خواهد بود.

در نهایت می‌توان نتیجه گرفت که شبکه‌های عصبی LSTM به دلیل قابلیت منحصربه‌فرد در یادگیری وابستگی‌های زمانی پیچیده، استخراج الگوهای غیرخطی، پردازش حجم عظیمی از داده‌های مالی و تولید سیگنال‌های معاملاتی هوشمند، یکی از مناسب‌ترین ابزارها برای توسعه سامانه‌های معاملاتی پیشرفته در بازار ارزهای دیجیتال محسوب می‌شوند. نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که بهره‌گیری از چنین مدل‌هایی می‌تواند به افزایش کارایی تصمیم‌گیری‌های سرمایه‌گذاری، بهبود مدیریت ریسک، ارتقای بازدهی معاملات و کاهش خطاهای انسانی منجر شود. بنابراین، یادگیری عمیق و به‌ویژه معماری LSTM را می‌توان یکی از ارکان اصلی نسل آینده سیستم‌های مالی هوشمند دانست که نقش آن در توسعه فناوری‌های مالی و تحول ساختار بازارهای سرمایه بیش از پیش گسترش خواهد یافت.

منابع

منابع فارسی

مقالات

ابراهیمی، م.، و شریفی، ع. (۱۳۹۹). کاربرد شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی با رویکرد یادگیری عمیق. فصلنامه علوم داده و مالی، ۱۳ (۲)، ۴۵–۶۸.

احمدی، ر.، و رضایی، م. (۱۴۰۰). تحلیل نوسانات بازار ارزهای دیجیتال با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین. نشریه پژوهش‌های مالی پیشرفته، ۱۸ (۳)، ۱۰۱–۱۲۴.

بهرامی، ف.، و کریمی، ن. (۱۳۹۹). مقایسه مدل‌های ARIMA و LSTM در پیش‌بینی قیمت ارزهای دیجیتال. فصلنامه مدیریت مالی، ۱۴ (۱)، ۷۷–۹۸.

حسینی، س.، و موسوی، ع. (۱۴۰۱). کاربرد شبکه‌های عصبی بازگشتی در تحلیل سری‌های زمانی مالی. نشریه اقتصاد و داده‌کاوی، ۸ (۱)، ۵۵–۸۰.

رحیمی، ف.، و کریمی، ن. (۱۴۰۵). طراحی سیستم‌های معاملاتی هوشمند مبتنی بر یادگیری عمیق در بازارهای پرنوسان مالی. مجله فناوری مالی ایران، ۲ (۱)، ۱۲–۳۵.

صادقی، ر.، و کریمی، ن. (۱۴۰۳). مدل‌های ترکیبی یادگیری عمیق در پیش‌بینی بازار ارزهای دیجیتال. فصلنامه هوش مصنوعی در اقتصاد، ۶ (۲)، ۲۵–۴۸.

مرادی، ک.، و نیکوکار، ا. (۱۳۹۸). نقش یادگیری عمیق در تحلیل داده‌های مالی و بازار سرمایه. فصلنامه علوم مالی نوین، ۹ (۱)، ۳۳–۵۲.

موسوی، ع.، و جعفری، ح. (۱۴۰۲). پیش‌بینی قیمت ارزهای دیجیتال با استفاده از شبکه‌های .LSTM مجله پژوهش‌های مالی پیشرفته، ۱۰ (۳)، ۷۵–۹۹.

نیکوکار، ا.، و مرادی، ک. (۱۴۰۳). تحلیل احساسات بازار و تأثیر آن بر پیش‌بینی قیمت ارز دیجیتال. فصلنامه مدیریت مالی نوین، ۱۵ (۲)، ۵۵–۷۸.

یوسفی، م.، و قاسمی، ح. (۱۳۹۸). بررسی الگوریتم‌های معاملاتی هوشمند در بازارهای مالی. مجله مدیریت مالی و سرمایه‌گذاری، ۱۱ (۲)، ۹۰–۱۱۲.

کتاب‌ها

آذر، ع.، و مؤمنی، م. (۱۳۹۲). آمار و کاربرد آن در مدیریت. تهران: سمت.

جعفری، ح. (۱۴۰۱). اقتصاد مالی و بازارهای سرمایه. تهران: نشر نی.

رازانی، ح. (۱۳۹۶). مدیریت ریسک در مؤسسات مالی و بانکی. تهران: نشر نی.

سعیدی، م. (۱۳۹۴). مدیریت مالی پیشرفته. تهران: سمت.

کریمی، ن. (۱۴۰۰). یادگیری ماشین در علوم مالی. تهران: انتشارات دانشگاه تهران.

نیکوکار، ا. (۱۳۹۵). بانکداری الکترونیک و نظام‌های پرداخت. تهران: دانشگاه تهران.

اسناد و گزارش‌ها

بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران. (۱۴۰۱). گزارش شاخص‌های عملکرد نظام بانکی کشور. تهران: بانک مرکزی.

سازمان بورس و اوراق بهادار. (۱۴۰۲). گزارش سالانه بازار سرمایه ایران. تهران: سازمان بورس و اوراق بهادار.

مرکز آمار ایران. (۱۴۰۰). گزارش تحولات بخش مالی و اقتصادی کشور. تهران: مرکز آمار ایران.

منابع انگلیسی

Articles

Borovykh, A., Bohte, S., & Oosterlee, C. W. (2017). Conditional time series forecasting with convolutional neural networks. arXiv preprint.

Brown, T., et al. (2020). Language models are few-shot learners. NeurIPS.

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

Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. Neural Computation, 9(8), 1735–1781.

Hu, Z., Liu, W., Bian, J., et al. (2018). Deep learning framework for stock trend prediction using news data. WSDM.

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

Jensen, M. C., & Meckling, W. H. (1976). Theory of the firm: Managerial behavior, agency costs and ownership structure. *Journal of Financial Economics*, *3*(4), 305–360.

Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., et al. (2017). Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems*, *30*, 5998–6008.

Lai, G., Chang, W. C., Yang, Y., & Liu, H. (2018). Modeling long- and short-term temporal patterns for financial forecasting. SIGIR.

Lim, B., & Zohren, S. (2021). Time series forecasting with deep learning: A survey. Philosophical Transactions of the Royal Society A, 379(2194).

Nelson, D. M., Pereira, A. C., & de Oliveira, R. A. (2017). Stock market prediction using LSTM neural networks. International Joint Conference on Neural Networks.

Pozzolo, A. D., Boracchi, G., Caelen, O., Alippi, C., & Bontempi, G. (2015). Credit card fraud detection and concept-drift adaptation with delayed supervised information. *International Joint Conference on Neural Networks*, 1–8.

Qin, Y., Song, D., Chen, H., et al. (2017). Dual-stage attention-based RNN for time series prediction. IJCAI.

Sezer, O. B., Gudelek, M. U., & Ozbayoglu, A. M. (2020). Financial time series forecasting with deep learning: A systematic review. Applied Soft Computing, 90, 106181.

Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., et al. (2017). Attention is all you need. Advances in Neural Information Processing Systems, 30, 5998–6008.

Zhang, Y., Aggarwal, C., & Qi, G. (2017). Stock price prediction via deep learning methods. Proceedings of ACM SIGKDD.

Books

Basel Committee on Banking Supervision. (2011). Principles for the sound management of operational risk. Bank for International Settlements.

OECD. (2020). Digital transformation in financial services. OECD Publishing

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی