

پیش‌بینی روند ساعتی قیمت بیت‌کوین بر مبنای مدل‌سازی الگوهای شمعی فازی

رضا شیخ‌رابری^۱، علیرضا بابایی^۲

۱. استادیار، مهندسی مالی، دانشکده علوم مالی، دانشگاه خوارزمی، تهران، ایران
۲. کارشناس ارشد مهندسی مالی، دانشکده علوم مالی، دانشگاه خوارزمی، تهران، ایران

نویسنده مسئول مقاله: علیرضا بابایی

09359026979

E-mail: alirezababaei@khu.ac.ir

۴۴۵۴-۴۵۱۹-۰۰۰۲-۰۰۰۹

نویسنده اول: رضا شیخ‌رابری

۰۹۱۲۵۳۷۰۴۵۸

E-Mail: r.sheikhrabari@khu.ac.ir

0000-0001-7424-3759

Hourly Price Trend Forecasting of Bitcoin Based on Fuzzy Candlestick Pattern Modeling

Reza Sheikhrabari, Alireza Babaei

1. Assistant Prof., Faculty of Financial Sciences, Kharazmi University, Iran

2. Master's student in Financial Engineering, Faculty of Financial Sciences, Kharazmi University, Iran

Corresponding Author: Alireza Babaei

Email: alirezababaei@khu.ac.ir

پیش‌بینی روند ساعتی قیمت بیت‌کوین بر مبنای مدل‌سازی الگوهای شمعی فازی

چکیده

هدف: پیش‌بینی روند قیمت در بازارهای مالی، به‌ویژه در محیط‌های پرنوسان و غیرخطی مانند بازار رمزارزها، یکی از چالش‌برانگیزترین مسائل برای تحلیل‌گران، معامله‌گران و پژوهشگران محسوب می‌شود. نمودارهای شمعی ژاپنی به عنوان ابزاری مهم در تحلیل تکنیکال، نمای بصری از رفتار قیمتی ارائه می‌دهند، اما تفسیر آن‌ها غالباً ذهنی و غیرقابل محاسبه است؛ امری که منجر به ابهام، کاهش تکرارپذیری و کاهش دقت تحلیل‌ها می‌شود. پژوهش حاضر با هدف پر کردن این شکاف، چارچوبی مبتنی بر منطق فازی برای مدل‌سازی شمعی‌ها و پیش‌بینی روند بعدی قیمت ارائه می‌دهد، تا بتواند توازن میان دانش شهودی تحلیل‌گران و الگوریتم‌های ریاضی دقیق را برقرار کند.

روش: در این پژوهش، از داده‌های ساعتی قیمت بیت‌کوین طی بازه هشت‌ساله (سپتامبر ۲۰۱۷ تا مه ۲۰۲۵) استفاده شد. ابتدا ساختار شمعی‌ها به سه مؤلفه بدنه، سایه بالایی و سایه پایینی تقسیم و سپس با استفاده از توابع عضویت مثلثی فازی سازی شدند. در ادامه برای هر شمع، یک کد فازی سه‌رقمی تولید شد که ترکیبی از بزرگ‌ترین درجات عضویت در سه مؤلفه اصلی را نشان می‌دهد. با تحلیل آماری فراوانی این کدها و برچسب‌گذاری روند شمعی بعدی (صعودی، نزولی یا خنثی)، مجموعه‌ای از قواعد فازی استخراج شد که به عنوان پایه سیستم تصمیم‌گیری عمل می‌کنند. مدل پیش‌بینی در دو نسخه «قواعد نرم» و «قواعد سخت» توسعه یافت. در رویکرد نرم، با استفاده از ۴ کد با بالاترین درجات عضویت، در صورتی که اکثریت آن‌ها (حداقل ۳ کد) نشان‌دهنده‌ی روند خاصی باشند، آن روند به عنوان پیش‌بینی مدل اعلام می‌شود؛ در حالی که در مدل سخت، تنها در صورت اجماع کامل میان کدها، پیش‌بینی غیرخنثی صادر می‌گردد. این مدل‌ها به صورت مستقل در داده‌های آزمون اعمال و خروجی‌های آن‌ها به عنوان سیگنال‌های معاملاتی در شبیه‌سازی استراتژی‌های خرید و فروش مورد استفاده قرار گرفت.

یافته‌ها: شبیه‌سازی‌ها با سرمایه اولیه ۱۰۰٬۰۰۰ دلار نشان داد که مدل نرم با بیش از ۱۰٬۸۰۰ سیگنال معاملاتی، سود خالص ۱۹۰٬۴۱۹ دلاری و مدل سخت با ۶٬۷۰۰ سیگنال، سود خالص ۱۸۷٬۹۷۹ دلاری ایجاد کردند. میانگین سود هر معامله در مدل سخت ۲۷/۸ دلار و نرخ برد آن ۵۵/۸٪ بود، که برتری مدل‌های فازی نسبت به استراتژی پایه «خرید و نگهداری» را تأیید می‌کند. آزمون t زوجی بر روی ۱۰۰۰ نمونه تصادفی ۱۴ روزه، تفاوت معنادار بازده مدل‌ها با روش پایه را با مقدار $p < ۰/۰۰۰۰۱$ و سطح اطمینان بالای ۹۹/۹٪ نشان داد. بررسی

ریسک و نسبت شارپ نیز برتری مدل‌های فازی را از منظر بازده تعدیل شده بر اساس ریسک نشان داد. علاوه بر این، مجموعه‌ای از کدهای پرتکرار و الگوهای فازی با رفتارهای صعودی و نزولی قابل اعتماد شناسایی شد که می‌توانند به طور مستقل در سایر تحلیل‌ها و مدل‌های مبتنی بر نمودار شمعی مورد استفاده قرار گیرند.

نتیجه‌گیری: مقاله حاضر با ارائه مدلی ساده، قابل فهم، مستقل از اندیکاتورها و مبتنی بر تحلیل تنها یک شمع، گامی نوآورانه در توسعه سیستم‌های تصمیم‌یار فازی در بازارهای مالی به شمار می‌رود. قابلیت تفسیر بالا، بازدهی مؤثر، و ساختار آماری قابل ارزیابی، این مدل را به گزینه‌ای کاربردی برای معامله‌گران و پژوهشگران بازارهای پرتلاطم، به‌ویژه بازار رمزارزها، تبدیل کرده است. یافته‌ها همچنین زمینه‌ساز توسعه سیستم‌های هوشمند معاملاتی با ویژگی‌هایی نظیر تفسیرپذیری، پویایی و تطبیق با شرایط واقعی بازار خواهد بود.

واژه‌های کلیدی: نمودارهای شمعی، منطق فازی، پیش‌بینی روند، استراتژی‌های معاملاتی، قیمت بیت‌کوین

مقدمه

در دهه‌های اخیر، بازارهای مالی به یکی از پیچیده‌ترین و در عین حال مهم‌ترین بسترهای تحلیل و سرمایه‌گذاری تبدیل شده‌اند. رفتارهای غیرخطی، نوسانات شدید و اثرپذیری از عوامل روانی و اجتماعی، پیش‌بینی قیمت را دشوار ساخته‌اند (پرینگ^۱، ۲۰۰۲) و (مورفی^۲، ۱۹۹۹). در این میان، نمودارهای شمعی ژاپنی یکی از ابزارهای پرکاربرد در تحلیل تکنیکال هستند، اما به دلیل تکیه بر تفسیرهای شهودی و زبانی، با ابهامات مفهومی و عدم دقت در شرایط پیچیده روبه‌رو هستند (لی، لیو و چن^۳، ۲۰۰۶). برای رفع این محدودیت‌ها، استفاده از روش‌هایی مانند منطق فازی پیشنهاد شده است که توانایی بیان مفاهیم زبانی به صورت عددی و طیفی را داراست (زاده^۴، ۱۹۶۵) و (زیمرمان^۵، ۲۰۰۱). این منطق، تحلیل ساختارهای شمعی مانند «بدنه کوتاه» یا «سایه بلند» را ممکن می‌سازد و به طراحی سیستم‌های هوشمند تصمیم‌یار کمک می‌کند (نارانجو، آرایو و سانتوس^۶، ۲۰۱۵).

با ظهور بازارهای جدیدی چون رمزارزها که دارای نوسانات بالا هستند، نیاز به مدل‌هایی که در این شرایط عملکرد مناسبی داشته باشند، افزایش یافته است (باور و دیمپل^۷، ۲۰۱۹) و (دیهربرگ^۸، ۲۰۱۶). مدل‌سازی فازی بر اساس شمع‌ها می‌تواند جایگزینی دقیق‌تر برای روش‌های کلاسیک باشد (لی، لیو و چن^۳، ۲۰۰۶) و (هو^۹ و همکاران^{۱۰}، ۲۰۱۹). پژوهش حاضر با تمرکز بر داده‌های ساعتی بیت‌کوین، تلاش دارد چارچوبی برای مدل‌سازی فازی و پیش‌بینی روند قیمت در بازارهای پرتلاطم ارائه دهد.

از منظر ضرورت، با وجود استفاده گسترده از نمودارهای شمعی، چارچوب‌های تحلیلی پیشین یا کلاسیک و غیرقابل تعمیم بوده‌اند یا پیچیده و تفسیرناپذیر. این پژوهش با ترکیب منطق فازی، تحلیل آماری و استراتژی‌های معاملاتی، گامی در جهت رفع این شکاف نظری و کاربردی برداشته و در پی پاسخ به این پرسش است که آیا می‌توان با تکیه بر مدل‌سازی فازی شمع‌ها، به پیش‌بینی دقیق و سودآور روند قیمت دست یافت؟

1 Pring
2 Murphy
3 Lee, Liu & Chen
4 Zadeh

5 Zimmermann
6 Naranjo, Arroyo, & Santos
7 Baur & Dimpfl

8 Dyhrberg
9 Hu

پیشینه پژوهش

پیش‌بینی روند قیمت در بازارهای مالی، به‌ویژه در بازارهای نوپدید و پرتلاطمی همچون رمزارزها، همواره از مهم‌ترین دغدغه‌های فعالان بازار، تحلیل‌گران و پژوهشگران مالی بوده است. در این فصل، با هدف روشن‌سازی جایگاه پژوهش حاضر، مروری نظام‌مند بر ادبیات نظری، مطالعات تجربی پیشین و مدل مفهومی ارائه می‌گردد.

پیشینه نظری

بازار رمزارزها را می‌توان در زمره بازارهای مالی نوپدید دانست؛ بازارهایی که در مقایسه با بازارهای سنتی، از نظر ساختار نهادی کمتر تثبیت شده‌اند و به دلیل اثرپذیری بالا از نوآوری‌های فناوریانه، شوک‌های بیرونی، تغییرات سریع رفتار سرمایه‌گذاران و فعالیت پیوسته در تمام ساعات شبانه‌روز، الگوهای رفتاری پیچیده، غیرخطی و ناپایدار از خود نشان می‌دهند (بکاکرت و هاروی^۱، ۲۰۰۳). در چنین بازارهایی، قیمت‌ها الزاماً از سازوکارهای خطی و پایدار پیروی نمی‌کنند و به همین دلیل، پیش‌بینی روند قیمت، به‌ویژه در افق‌های کوتاه‌مدت، با چالش‌های جدی همراه است. مطالعات جدید نیز نشان داده‌اند که رمزارزهایی مانند بیت‌کوین، اتریوم و لایت‌کوین از نظر بازده و نوسان‌پذیری، دارای ویژگی‌هایی نظیر غیرنرمال بودن، خودهمبستگی، دنباله‌های سنگین و رفتارهای ناپایدار هستند؛ ویژگی‌هایی که استفاده از روش‌های کلاسیک و خطی را محدود می‌سازد و ضرورت بهره‌گیری از مدل‌های هوشمند، تطبیقی و غیرخطی را افزایش می‌دهد (ناداراجاه^۲ و همکاران، ۲۰۲۵). از این‌رو، در بازار رمزارزها، رویکردهایی که مستقیماً بر ساختار خام قیمت تکیه دارند و هم‌زمان توانایی مدل‌سازی عدم قطعیت، ابهام و رفتار غیرقطعی بازار را دارند، از منظر نظری مناسب‌تر ارزیابی می‌شوند.

پیچیدگی بازار بیت‌کوین تنها ناشی از نوسان‌های قیمتی نیست، بلکه از تنوع عوامل مؤثر بر قیمت، تغییرپذیری سریع وزن این عوامل و نقش متغیرهای رفتاری و احساسی نیز ناشی می‌شود. (امیری، توانا و آرمان، ۲۰۲۴) در چارچوبی فازی برای پیش‌بینی قیمت بیت‌کوین نشان دادند که عوامل مؤثر بر قیمت این دارایی را می‌توان در چهار دسته عوامل داخلی بیت‌کوین، عوامل احساسی و جذابیت بازار، شاخص‌های جهانی و متغیرهای فارکس و کالاها طبقه‌بندی کرد. این موضوع نشان می‌دهد که بیت‌کوین در محیطی چندعاملی و مبهم قیمت‌گذاری می‌شود و بنابراین پیش‌بینی آن با یک مقدار قطعی یا با فرض روابط ساده خطی، با محدودیت نظری روبه‌روست. از

1 Bekaert & Harvey

2 Nadarajah

همین منظر، مدل‌های فازی به دلیل توانایی در نمایش عدم قطعیت، ابهام و بازه‌های ممکن، می‌توانند تصویر واقع‌بینانه‌تری از رفتار قیمت ارائه دهند.

در ادبیات جدید پیش‌بینی مالی، منطق فازی نه فقط به عنوان یک ابزار محاسباتی، بلکه به عنوان چارچوبی مفهومی برای مواجهه با ابهام، عدم قطعیت و درجات بینابینی رفتار بازار مطرح شده است. در بازارهای مالی، بسیاری از وضعیت‌ها به صورت صفر و یکی قابل طبقه‌بندی نیستند؛ برای مثال، یک شمع قیمتی ممکن است نه کاملاً صعودی قوی و نه کاملاً خنثی باشد، بلکه درجاتی از هر دو وضعیت را در خود داشته باشد. منطق فازی این امکان را فراهم می‌کند که مفاهیم زبانی مانند «بدنه کوتاه»، «بدنه بلند»، «سایه کم»، «سایه زیاد» یا «روند ضعیف» به صورت درجات عضویت قابل پردازش بازنمایی شوند. بنابراین، فازی‌سازی داده‌های مالی را می‌توان پاسخی نظری به ماهیت مبهم، غیرایستا و پیوسته رفتار بازار دانست.

در همین راستا، (شاهپرست، حمزه‌لو و صفری، ۲۰۲۳) با ارائه یک طبقه‌بند فازی نوع دوم افزایشی برای پیش‌بینی روند سهام، نشان دادند که داده‌های مالی به دلیل ناپایداری، نویز و تغییر مفهوم، نیازمند مدل‌هایی هستند که بتوانند خود را با داده‌های جدید سازگار کنند. اهمیت این مطالعه برای مبانی نظری پژوهش حاضر در آن است که نشان می‌دهد فازی‌سازی داده‌های مالی، صرفاً یک تکنیک پیش‌بینی نیست، بلکه رویکردی برای بازنمایی نظری عدم قطعیت و تغییرپذیری بازار است.

اهمیت تفسیرپذیری در پیش‌بینی مالی در مطالعات فازی جدید نیز مورد تأکید قرار گرفته است. (وانگ^۱ و همکاران، ۲۰۲۳) با ارائه مدل استنتاج فازی شهودی تفسیرپذیر برای پیش‌بینی سهام، بر این نکته تأکید کردند که مدل‌های مالی باید هم‌زمان دو ویژگی دقت و قابلیت تفسیر را حفظ کنند. در مدل آنان، هر ویژگی به صورت مجموعه فازی شهودی شامل درجه عضویت، درجه عدم عضویت و درجه تردید نمایش داده می‌شود. این ایده از منظر نظری نشان می‌دهد که در بازارهای مالی، تنها دانستن تعلق یک مشاهده به یک وضعیت کافی نیست، بلکه میزان عدم تعلق و سطح تردید نیز می‌تواند در تفسیر تصمیم اهمیت داشته باشد. پژوهش حاضر از مجموعه فازی نوع اول و توابع عضویت مثلثی استفاده می‌کند و از همان منطق نظری پیروی می‌کند که ساختار قیمت باید به گونه‌ای بازنمایی شود که درجات بینابینی، ابهام و عدم قطعیت رفتار بازار حفظ گردد و تصمیم نهایی قابل توضیح باقی بماند.

1 Wang

در سطح نمایش و تفسیر داده‌های قیمتی، نمودارهای شمعی ژاپنی به دلیل ارائه هم‌زمان چهار مؤلفه کلیدی قیمت، یعنی قیمت آغازین، پایانی، بیشینه و کمینه، و نیز قابلیت استخراج سیگنال‌های رفتاری از ساختار بدنه و سایه‌ها، یک نمایش فشرده اما پرمحتوا از تعادل عرضه و تقاضا فراهم می‌کنند (نيسون^۱، ۱۹۹۱). پژوهش‌هایی نیز بر توانایی بالاتر این نمودارها در انتقال اطلاعات رفتاری نسبت به برخی نمایش‌های ساده‌تر قیمت تأکید کرده‌اند (لی و جو^۲، ۱۹۹۹). با این حال، چالش اصلی زمانی پررنگ می‌شود که بخواهیم این نمایش بصری را به تصمیم‌سازی محاسباتی تبدیل کنیم. تعاریف زبانی الگوها و اجزای شمع، در بسیاری از موارد فاقد مرزهای عددی دقیق است و در نتیجه، پیاده‌سازی ماشینی تشخیص الگوها به آستانه‌گذاری‌های سخت و قطعی وابسته می‌شود؛ رویکردی که به‌ویژه در بازارهای پرنوسان، موجب حذف اطلاعات در نواحی مرزی و کاهش انعطاف‌پذیری سیستم تصمیم‌یار می‌گردد (هو و همکاران، ۲۰۱۹).

از منظر نظری، مسئله اصلی در تحلیل شمعی آن است که ساختار هر شمع اغلب حالتی تدریجی و بینابینی دارد. برای نمونه، مرز میان «بدنه کوتاه» و «بدنه متوسط» یا میان «سایه بلند» و «سایه بسیار بلند» به‌طور طبیعی دقیق و قطعی نیست. اگر این وضعیت‌ها با قواعد سخت و آستانه‌های ثابت تعریف شوند، بخشی از اطلاعات رفتاری بازار از دست می‌رود. در مقابل، فازی‌سازی مؤلفه‌های شمع این امکان را فراهم می‌کند که هر شمع به‌جای انتساب کامل به یک الگوی مشخص، با درجات مختلف به چند وضعیت تفسیری نسبت داده شود. از این نظر، «شمع فازی» می‌تواند پیوندی میان نمایش بصری تحلیل تکنیکال و پردازش محاسباتی تفسیرپذیر برقرار کند.

اهمیت اطلاعات شمعی تنها به تشخیص الگوهای کلاسیک محدود نیست، بلکه می‌تواند در طراحی سیستم‌های تصمیم‌یار و کاهش سیگنال‌های نادرست نیز نقش داشته باشد. (کاگلیرو، فیور و گارزا^۳، ۲۰۲۳) نشان دادند که الگوهای شمعی می‌توانند به‌عنوان لایه‌ای برای غربال‌گری و اعتبارسنجی پیشنهادهای معاملاتی مبتنی بر یادگیری ماشین به کار روند. این ایده از منظر نظری برای پژوهش حاضر اهمیت دارد؛ زیرا نشان می‌دهد ساختار شمع، حامل اطلاعات تصمیم‌یار است و می‌تواند مبنای تولید یا اعتبارسنجی سیگنال معاملاتی قرار گیرد. پژوهش حاضر این منطق را یک گام جلوتر می‌برد و به‌جای استفاده از الگوهای شمعی کلاسیک با مرزهای قطعی،

1 Nison
2 Lee & Jo

3 Cagliero, Fior, &
Garza

خود اجزای شمع را به صورت فازی مدل می‌کند تا سیگنال تصمیم‌یار از دل ساختار تدریجی و مبهم شمع استخراج شود.

در مدل‌های سری زمانی فازی نیز مسئله تبدیل داده خام به مجموعه‌های فازی، یکی از مبانی نظری اصلی در دقت پیش‌بینی محسوب می‌شود. (تاوارس، فریرا و مندس^۱، ۲۰۲۲) با ارائه مدل سری زمانی فازی مبتنی بر درخت قرمز-سیاه نشان دادند که نحوه تقسیم جهان گفتمان و شکل‌دهی خوشه‌ها اثر مستقیمی بر عملکرد پیش‌بینی در داده‌های مالی غیرایستا دارد. از منظر نظری، این یافته با پژوهش حاضر همسوس است؛ زیرا در هر دو رویکرد، مرحله اصلی نه صرفاً انتخاب الگوریتم پیش‌بینی، بلکه نحوه تبدیل داده خام قیمت به نمایش فازی معنادار است. در پژوهش حاضر، این تبدیل از طریق تجزیه هر شمع به بدنه، سایه بالایی و سایه پایینی و سپس کدگذاری فازی این اجزا انجام می‌شود.

در کنار دقت پیش‌بینی، ارزیابی یک مدل مالی باید با منطق تصمیم‌گیری معاملاتی نیز سازگار باشد. بسیاری از مدل‌های پیش‌بینی مالی ممکن است از نظر معیارهای آماری عملکرد مناسبی داشته باشند، اما در عمل به دلیل تعداد زیاد سیگنال‌های نادرست، هزینه معاملات، افت سرمایه یا ضعف در مدیریت ریسک، برای معامله‌گری مناسب نباشند. (سواستیانوف، کاپمارک و روتکوفسکی^۲، ۲۰۲۳) در طراحی یک سیستم معاملاتی ارزش مبتنی بر بهینه‌سازی فازی چندمعیاره نشان دادند که ارزیابی سیستم معاملاتی نباید به سود یا خطای پیش‌بینی محدود شود، بلکه باید معیارهایی مانند افت سرمایه، ضریب سود، قابلیت اعتماد، تعداد معاملات موفق، هزینه معامله و ریسک نیز در نظر گرفته شود. این دیدگاه از نظر نظری با پژوهش حاضر سازگار است؛ زیرا مدل پیشنهادی صرفاً یک مدل طبقه‌بندی روند نیست، بلکه خروجی آن در قالب سیگنال معاملاتی و با معیارهایی مانند سود، نرخ برد، ریسک و نسبت شارپ ارزیابی می‌شود.

بر این اساس، می‌توان گفت که بنیان نظری پژوهش حاضر بر سه محور استوار است: نخست، ماهیت غیرخطی، مبهم و ناپایدار بازار بیت‌کوین که استفاده از مدل‌های انعطاف‌پذیر را ضروری می‌کند؛ دوم، ظرفیت نمودارهای شمعی در فشرده‌سازی اطلاعات رفتاری بازار در قالب بدنه و سایه‌ها؛ و سوم، توان منطق فازی در تبدیل مفاهیم زبانی و تدریجی به ساختارهای محاسباتی قابل تفسیر. ترکیب این سه محور نشان می‌دهد که فازی‌سازی ساختار شمع‌ها، نه

1 Tavares, Ferreira, & Mendes

2 Sevastjanov, Kaczmarek, & Rutkowski

یک انتخاب صرفاً فنی، بلکه پاسخی نظری به مسئله ابهام در تحلیل شمعی و ناپایداری بازار رمزارز است.

در حالی که برخی مطالعات جدید بر مدل‌های پیچیده‌ای مانند 'ANFIS، 'FFNN، 'XGBM یا الگوریتم‌های فراابتکاری تمرکز کرده‌اند (با شتمور کایا^۴ و همکاران، ۲۰۲۵؛ ناداراجاه و همکاران، ۲۰۲۵؛ کازاک^۵ و همکاران، ۲۰۲۵)، و برخی دیگر از روش‌های فازی پیشرفته مانند فازی نوع دوم، فازی شهودی یا رگرسیون فازی بازه‌ای برای نمایش بهتر عدم قطعیت استفاده کرده‌اند (شاهپرست، حمزه‌لو و صفری، ۲۰۲۳؛ وانگ و همکاران، ۲۰۲۳؛ امیری، توانا و آرمان، ۲۰۲۴)، پژوهش حاضر تلاش می‌کند با حفظ تفسیرپذیری و سادگی، ساختار یک شمع را به صورت فازی مدل کند و از پیوند آماری میان کدهای فازی و روند شمع بعدی برای استخراج سیگنال تصمیم‌یار بهره گیرد.

بنابراین، نوآوری نظری پژوهش حاضر در آن است که به جای اتکا به الگوهای شمعی کلاسیک با مرزهای قطعی یا مدل‌های یادگیری ماشین کم‌تفسیرپذیر، هر شمع را به عنوان ترکیبی از درجات عضویت در مؤلفه‌های بدنه، سایه بالایی و سایه پایینی بازنمایی می‌کند. این بازنمایی امکان می‌دهد که هر شمع نه فقط به یک الگوی ثابت، بلکه به مجموعه‌ای از وضعیت‌های فازی محتمل نسبت داده شود و سپس ارتباط آماری این وضعیت‌ها با روند شمع بعدی بررسی گردد. در نتیجه، مدل پیشنهادی از یک سو با منطق تحلیل تکنیکال و اهمیت اطلاعات شمعی هم‌سو است، و از سوی دیگر با مبانی منطق فازی، عدم قطعیت و تفسیرپذیری سازگاری دارد. این رویکرد زمینه لازم برای طراحی مدلی مستقل از اندیکاتورها، قابل تفسیر، قابل بازیابی و سازگار با ماهیت مبهم و غیرخطی بازار بیت‌کوین را فراهم می‌سازد.

پیشینه تجربی

در سال‌های اخیر، تحلیل تکنیکال و به‌ویژه الگوهای شمعی، به دلیل توانایی در نمایش فشرده رفتار قیمت و انعکاس هم‌زمان فشار خرید و فروش، مورد توجه پژوهشگران حوزه پیش‌بینی مالی قرار گرفته‌اند. یکی از جریان‌های اصلی در ادبیات تجربی، تبدیل ابزارهای تحلیل تکنیکال به مدل‌های محاسباتی برای پیش‌بینی روند قیمت است. در این رویکرد، شاخص‌ها و

1 Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System
2 Feedforward Neural Network

3 Extreme Gradient Boosting Machine
4 Baştemur Kaya
5 Kazak

قواعد تکنیکال نه به عنوان ابزارهای صرفاً توصیفی، بلکه به عنوان ورودی مدل‌های طبقه‌بندی یا تصمیم‌یار معاملاتی به کار می‌روند. برای نمونه، (افشاری‌راد، علوی و سینایی، ۱۳۹۷) با استفاده از ۲۵ روش تحلیل تکنیکال، انتخاب ویژگی و الگوریتم‌هایی مانند ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم، نایو بیز و KNN، مدلی برای پیش‌بینی روند شاخص کل بورس تهران ارائه کردند. (سیف و همکاران، ۱۴۰۰) نیز با ترکیب نوسان‌نمای موج الیوت، شاخص قدرت نسبی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین نشان دادند که ابزارهای تکنیکال، در صورت تبدیل به داده‌های ساختاریافته و قابل پردازش، می‌توانند در تشخیص روندهای آتی بازار سهام مفید باشند. این مطالعات نشان می‌دهند که تحلیل تکنیکال قابلیت تبدیل به چارچوب‌های محاسباتی را دارد؛ با این حال، تمرکز آن‌ها عمدتاً بر اندیکاتورهای موج‌شناسی یا طبقه‌بندی روند بوده و کمتر به مدل‌سازی مستقیم اجزای خود شمع، آن هم در قالب فازی و در بازار رمزارزها، پرداخته شده است.

جریان دوم به ارزیابی تجربی سودمندی نمودارهای شمعی در تصمیم‌گیری معاملاتی مربوط است. (پیمانی فروشانی، ارضا و صالحی، ۱۳۹۹) بازدهی معاملات مبتنی بر ۱۳ نوع شمع منفرد را در بورس اوراق بهادار تهران بررسی کردند و نشان دادند که برخی شمع‌های منفرد، بسته به افق نگهداری، وضعیت روند و گردش معاملات، می‌توانند بازدهی مثبت ایجاد کنند. اهمیت این مطالعه در آن است که سودمندی شمع‌ها را صرفاً از منظر شناسایی الگو بررسی نکرده، بلکه پیامد معاملاتی آن‌ها را نیز سنجیده است. با وجود این، مطالعه یادشده بر شمع‌های از پیش تعریف‌شده، داده‌های روزانه و بازار سهام تهران متمرکز است و از فازی‌سازی اجزای شمع، داده‌های ساعتی و بازار بیت‌کوین استفاده نمی‌کند. بنابراین، پژوهش حاضر ضمن هم‌راستایی با این جریان، مسئله را در سطح خردتر و منعطف‌تری دنبال می‌کند؛ به این معنا که به جای انتخاب چند نوع شمع کلاسیک، هر شمع را به اجزای بدنه، سایه بالایی و سایه پایینی تجزیه کرده و آن‌ها را در قالب کدهای فازی قابل تفسیر بازنمایی می‌کند.

مسیر مهم دیگر در ادبیات، خودکار سازی تشخیص الگوهای شمعی و تبدیل تعاریف کیفی آن‌ها به قواعد محاسباتی است. (هو و همکاران، ۲۰۱۹) با استفاده از منطق مرتبه اول، تعاریف رسمی برای ۱۰۳ الگوی شمعی ارائه کردند و تلاش نمودند ابهام موجود در تشخیص الگوها را کاهش دهند. این رویکرد از نظر شفافیت و قابلیت بازتولید ارزشمند است، اما به دلیل اتکا به منطق قطعی، در مواجهه با شرایط مرزی و ناپایدار بازار انعطاف محدودی دارد. (اوزون^۲ و

1 K-Nearest Neighbors

2 Uzun

همکاران، ۲۰۲۴) نیز با استفاده از روش‌های قانون‌محور، الگوهای شمعی منتخب مانند سد پیشروی، ستاره دوجی و ستاره شامگاهی را در داده‌های اتریوم، بیت‌کوین و لایت‌کوین شناسایی کردند و نشان دادند که قواعد مبتنی بر مقادیر OHLC^۱ می‌توانند فرایند تشخیص الگو را شفاف‌تر و تکرارپذیرتر سازند. با وجود این، چنین مطالعاتی همچنان به مرزبندی‌های قطعی وابسته‌اند و معمولاً بر چند الگوی کلاسیک تمرکز دارند؛ در حالی که پژوهش حاضر به‌جای تشخیص چند الگوی از پیش تعریف شده، کل ساختار هر شمع را به صورت فازی کدگذاری می‌کند.

گروهی از مطالعات جدید، به‌جای تکیه صرف بر قواعد صریح، الگوهای شمعی را با مدل‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق ترکیب کرده‌اند. برای مثال، (چن، هو و شوئه^۲، ۲۰۲۴) با شناسایی ۶۱ الگوی شمعی از طریق TA-Lib^۳ و ترکیب آن‌ها با شبکه BiGRU^۴ و الگوریتم SSA^۵، نشان دادند که افزودن اطلاعات شمعی می‌تواند خطای پیش‌بینی قیمت سهام را نسبت به LSTM^۶ کاهش دهد. (کاگیرو، فیور و گارزا، ۲۰۲۳) نیز در معماری معاملاتی خود، از الگوهای شمعی به‌عنوان لایه‌ای برای غربال‌گری پیشنهادهای معاملاتی مبتنی بر یادگیری ماشین استفاده کردند و نشان دادند که این غربال‌گری می‌تواند بازده و افت سرمایه را بهبود دهد. این مطالعات تأیید می‌کنند که شمع‌ها حامل اطلاعات ساختاری و زمانی مفیدی برای پیش‌بینی اند؛ اما در بیشتر آن‌ها، اطلاعات شمعی یا به‌صورت الگوهای کلاسیک شناسایی می‌شود یا درون مدل‌های پیچیده و کم‌تفسیرپذیر قرار می‌گیرد. در مقابل، پژوهش حاضر به‌دنبال آن است که اطلاعات شمعی را بدون اتکا به مدل‌های جعبه‌سیاه و بدون محدود شدن به چند الگوی کلاسیک، به‌صورت فازی و قابل توضیح به سیگنال روند تبدیل کند.

استفاده از منطق فازی برای رفع سختی مرزبندی‌های قطعی در تحلیل شمعی و تکنیکال، مسیر تجربی دیگری است که با پژوهش حاضر ارتباط مستقیم دارد. (لی، لیو و چن، ۲۰۰۶) از نخستین پژوهشگرانی بودند که الگوهای شمعی را با سه متغیر فازی شامل بدنه، سایه بالایی و سایه پایینی بازنمایی کردند و نشان دادند که اجزای شمع را می‌توان به‌جای طبقه‌بندی صفر و یکی، در قالب درجات عضویت تحلیل کرد. نارانجو و همکاران نیز با ترکیب منطق فازی، قواعد تکنیکال و الگوریتم KNN، سیستم‌هایی برای تشخیص و استفاده از الگوهای شمعی در

1 Open, High, Low, Close

2 Chen, Hu, & Xue

3 Technical Analysis Library

4 Bidirectional Gated Recurrent Unit

5 Sparrow Search Algorithm

6 Long Short-Term Memory

تصمیم‌گیری معاملاتی توسعه دادند (نارنجو و همکاران، ۲۰۱۵؛ نارنجو و همکاران، ۲۰۱۷). این مطالعات نشان دادند که فازی‌سازی می‌تواند انعطاف‌پذیری تحلیل شمع را افزایش دهد، اما بخشی از آن‌ها یا به الگوهای کلاسیک و داده‌های بازار سهام محدودند یا به دلیل ترکیب با مدل‌های پیچیده، تفسیر خروجی نهایی را دشوار می‌سازند. از این منظر، پژوهش حاضر می‌کوشد از مزیت فازی‌سازی اجزای شمع استفاده کند، اما مدل را ساده، مستقیم و قابل بازبینی نگه دارد.

اهمیت منطق فازی در پیش‌بینی مالی تنها به تحلیل شمع محدود نمی‌شود، بلکه در ادبیات جدید، فازی‌سازی به‌عنوان راهکاری برای مدیریت ابهام، ناپایداری و عدم قطعیت داده‌های مالی به کار گرفته شده است. (شاهپرست و همکاران، ۲۰۲۳) یک طبقه‌بند فازی نوع دوم افزایشی برای پیش‌بینی روند سهام ارائه کردند که با تجمیع چند پایگاه قاعده فازی و به‌روزرسانی تدریجی، توانست با تغییرات بازار و ناپایداری داده‌ها سازگار شود. (وانگ و همکاران، ۲۰۲۳) نیز در مدل استنتاج فازی شهودی تفسیرپذیر نشان دادند که نمایش ویژگی‌ها در قالب عضویت، عدم عضویت و تردید می‌تواند علاوه بر بهبود عملکرد معاملاتی، امکان توضیح نقش ویژگی‌ها را فراهم کند. این مطالعات نشان می‌دهند که در مسائل مالی، فازی‌سازی زمانی ارزشمندتر است که هم عدم قطعیت را حفظ کند و هم مسیر تصمیم‌گیری مدل قابل توضیح باشد. این نتیجه با منطق پژوهش حاضر هم‌سو است، زیرا در مدل پیشنهادی، هر شمع نه به صورت یک برچسب قطعی، بلکه به صورت ترکیبی از درجات عضویت در وضعیت‌های مختلف بدنه و سایه‌ها بازنمایی می‌شود.

در حوزه رمزارزها، بخشی از مطالعات جدید بر مدل‌های عصبی — فازی، یادگیری ماشین و الگوریتم‌های فراابتکاری متمرکز شده‌اند. (مهربان و احدیان، ۲۰۲۳) با استفاده از سیستم استنتاج عصبی — فازی تطبیقی، قیمت بیت‌کوین و اتریوم را در افق روزانه پیش‌بینی کرده و نشان دادند که ترکیب قیمت با شاخص‌هایی مانند سلطه بیت‌کوین و سلطه اتریوم می‌تواند معیارهای خطای پیش‌بینی را بهبود دهد. (باشتمور کایا و همکاران، ۲۰۲۵) نیز با ترکیب الگوریتم شکارچیان دریایی با ANFIS و شبکه عصبی پیش‌خور، نشان دادند که بهینه‌سازی فراابتکاری می‌تواند موجب کاهش خطا، افزایش پایداری و بهبود سرعت همگرایی در پیش‌بینی کوتاه‌مدت قیمت بیت‌کوین شود. (ناداراجاه و همکاران، ۲۰۲۵) در پیش‌بینی نوسان‌پذیری بیت‌کوین، اتریوم و لایت‌کوین نشان دادند که بازده رمزارزها دارای ویژگی‌هایی مانند غیرنرمال بودن، دنباله‌های سنگین و خودهمبستگی است و مدل‌های انعطاف‌پذیر، به‌ویژه مدل‌های تجمیعی درختی، می‌توانند عملکرد مناسبی داشته باشند. این شواهد نشان می‌دهد که داده‌های مالی و رمزارزی

ماهیتی غیرخطی و پیچیده دارند؛ اما بسیاری از این مدل‌ها به معماری‌های سنگین، تنظیم پارامترهای متعدد و فرایندهای آموزشی وابسته‌اند و بنابراین توضیح منطق صدور هر سیگنال در آن‌ها دشوارتر است.

مطالعات مشابه در سایر بازارهای مالی نیز نشان داده‌اند که مدل‌های هوشمند و فازی در مقایسه با روش‌های سنتی می‌توانند عملکرد بهتری داشته باشند. (کازاک و همکاران، ۲۰۲۵) در بازار سهام ترکیه نشان دادند که ANN^۱ و ANFIS^۲ بهینه شده با PSO^۳ در مقایسه با رگرسیون سنتی عملکرد بهتری دارند. این یافته‌ها از منظر تجربی اهمیت دارند، زیرا بر توان مدل‌های غیرخطی در تحلیل داده‌های مالی تأکید می‌کنند. با این حال، پژوهش حاضر مسیر متفاوتی را دنبال می‌کند و به جای طراحی یک مدل آموزشی پیچیده، از یک چارچوب فازی قابل تفسیر و مبتنی بر ساختار درونی شمع استفاده می‌کند.

برخی پژوهش‌های رمزارزی نیز به جای اتکا به قیمت گذشته، متغیرهای بیرونی، بنیادی یا احساسی را وارد مدل کرده‌اند. (امیری، توانا و آرمان، ۲۰۲۴) با ترکیب فرایند تحلیل شبکه‌ای فازی و رگرسیون فازی، عوامل مؤثر بر قیمت بیت‌کوین مانند هش‌ریت، شاخص ترس و طمع، شاخص دلار و شاخص‌های جهانی را رتبه‌بندی کرده و سپس قیمت را به صورت بازه‌ای پیش‌بینی کردند. (امانی، قادری و قربانی، ۱۴۰۴) نیز با استفاده از تحلیل موجک نشان دادند که همه‌گیری کووید-۱۹ و شاخص دلار آمریکا با قیمت بیت‌کوین رابطه معنادار دارند و بیت‌کوین در دوره‌های نااطمینانی می‌تواند نقش دارایی امن را ایفا کند. این مطالعات نشان می‌دهند که بیت‌کوین از عوامل درونی، بیرونی و رفتاری متعددی تأثیر می‌پذیرد و پیش‌بینی آن در محیطی آکنده از عدم قطعیت انجام می‌شود. با این حال، پژوهش حاضر عامدانه مسیر متفاوتی را دنبال می‌کند؛ یعنی به جای افزودن متغیرهای بیرونی، بر اطلاعات درونی خود شمع تمرکز می‌کند تا مدلی مستقل از شاخص‌های بیرونی و قابل بازتولید برای پیش‌بینی روند ساعتی بیت‌کوین ارائه دهد.

از سوی دیگر، ادبیات جدید رمزارزها نشان می‌دهد که صرف استفاده از قواعد تکنیکال کافی نیست و نحوه انتخاب، ترکیب و ارزیابی آن‌ها نیز اهمیت دارد. (عباسی و همکاران، ۱۴۰۳) با روش ترکیبی کیفی — کمی، قواعد معاملاتی تکنیکال سودآور را برای بیت‌کوین و اتریوم بررسی کردند. در مرحله کیفی، شاخص‌های تکنیکال با استفاده از تاپسیس فازی و نظر خبرگان

1 Artificial Neural Network

2 Particle Swarm Optimization

رتبه‌بندی شد و در مرحله کمی، قواعد معاملاتی منتخب با Grid Search و PSO بهینه شدند. نتایج آنان نشان داد که بسیاری از قواعد خبره‌محور از راهبرد خرید و نگهداری بهتر عمل می‌کنند و بهینه‌سازی پارامترها می‌تواند سودآوری را افزایش دهد. اهمیت این پژوهش در آن است که تحلیل تکنیکال رمزارزها را با روش فازی، بهینه‌سازی و مقایسه با خرید و نگهداری پیوند می‌دهد. با این حال، تمرکز آن بر اندیکاتورهای تکنیکال مانند EMA^۱، RSI^۲، Ichimoku و MACD^۳ است، در حالی که پژوهش حاضر بر خود ساختار شمع و اجزای درونی آن تکیه دارد و بدون استفاده از اندیکاتورهای متعارف، سیگنال روند تولید می‌کند.

یکی از تغییرات مهم در ادبیات جدید، حرکت از سنجش صرف دقت پیش‌بینی به سمت ارزیابی پیامدهای معاملاتی است. در بسیاری از مدل‌های مالی، دقت طبقه‌بندی یا کاهش خطای پیش‌بینی به تنهایی برای قضاوت درباره کارایی عملی مدل کافی نیست؛ زیرا یک مدل ممکن است از نظر آماری دقت مناسبی داشته باشد، اما در عمل به دلیل تعداد زیاد معاملات، هزینه‌های معاملاتی، افت سرمایه یا سیگنال‌های کاذب، کارایی مطلوبی نداشته باشد. (سواستیانوف، کاجمارک و روتکوفسکی، ۲۰۲۳) در طراحی سیستم معاملاتی ارز مبتنی بر بهینه‌سازی فازی چندمعیاره تأکید کردند که ارزیابی سیستم معاملاتی باید علاوه بر سود، معیارهایی مانند افت سرمایه، ضریب سود، تعداد معاملات موفق، هزینه معامله، قابلیت اعتماد و پایداری را نیز در نظر بگیرد. (ویرامانی^۴ و همکاران، ۲۰۲۳) نیز در سیستم استنتاج فازی برای تصمیم‌های خرید، نگهداری و فروش نشان دادند که ارزیابی عملکرد مالی می‌تواند با معیارهای تعدیل‌شده به ریسک و روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره فازی تکمیل شود. این رویکرد با پژوهش حاضر هم‌سو است؛ زیرا مدل پیشنهادی فقط با برچسب در ست یا نادر ست سنجیده نمی‌شود، بلکه پیامدهای معاملاتی آن از طریق سود خالص، نرخ برد، میانگین سود هر معامله، ریسک، نسبت شارپ و مقایسه با خرید و نگهداری بررسی می‌شود.

مرور مطالعات تجربی نشان می‌دهد که ادبیات موجود در چند مسیر اصلی حرکت کرده است: نخست، کمی‌سازی و خودکار سازی تشخیص الگوهای شمعی؛ دوم، ترکیب الگوهای شمعی با یادگیری ماشین و یادگیری عمیق؛ سوم، استفاده از منطق فازی برای مدیریت ابهام و عدم قطعیت در داده‌های مالی؛ چهارم، به کارگیری مدل‌های عصبی — فازی و الگوریتم‌های فراابتکاری در

1 Exponential Moving Average
2 Relative Strength Index

3 Moving Average Convergence Divergence
4 Veeramani

پیش‌بینی قیمت و نوسان‌پذیری رمزارزها؛ و پنجم، ارزیابی مدل‌ها بر اساس پیامدهای معاملاتی و معیارهای ریسک. با وجود این پیشرفت‌ها، شکاف مهمی همچنان باقی است. بیشتر مطالعات یا بر الگوهای شمعی کلاسیک با مرزهای قطعی تکیه کرده‌اند، یا از اندیکاتورهای تکنیکال و متغیرهای برون‌زا استفاده کرده‌اند، یا مدل‌های پیچیده یادگیری ماشین و بهینه‌سازی را به کار گرفته‌اند، یا افق‌های روزانه و بازارهای سهام را بررسی کرده‌اند. در مقابل، پژوهش حاضر با تمرکز بر داده‌های ساعتی بیت‌کوین، هر شمع را به سه مؤلفه بدنه، سایه بالایی و سایه پایینی تجزیه کرده و با فازی‌سازی این اجزا، کدهای شمعی قابل تفسیر تولید می‌کند. سپس ارتباط آماری این کدها با روند شمع بعدی بررسی شده و خروجی مدل در قالب سیگنال معاملاتی ارزیابی می‌شود. از این‌رو، پژوهش حاضر با بهره‌گیری از تجربه مطالعات پیشین، مدلی تفسیرپذیر، منعطف، مستقل از اندیکاتورهای بیرونی و سازگار با ماهیت مبهم و غیرخطی بازار بیت‌کوین برای پیش‌بینی روند ساعتی ارائه می‌کند.

روش‌شناسی پژوهش

پژوهش حاضر با هدف طراحی و ارزیابی یک مدل فازی برای تحلیل ساختار شمع‌های ژاپنی و پیش‌بینی روند کوتاه‌مدت بازار بیت‌کوین انجام شده است. از نظر هدف، این پژوهش در زمره پژوهش‌های کاربردی قرار می‌گیرد؛ زیرا نتایج آن می‌تواند در تحلیل رفتار بازار رمزارزها، تولید سیگنال‌های معاملاتی و پشتیبانی از تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران و معامله‌گران مورد استفاده قرار گیرد. همچنین، به دلیل ارائه یک چارچوب پیشنهادی برای فازی‌سازی اجزای شمع، تولید کدهای فازی، استخراج قواعد آماری و طراحی مدل تصمیم‌گیری، پژوهش حاضر دارای جنبه توسعه‌ای نیز هست.

از نظر ماهیت و رویکرد، این پژوهش کمی، تحلیلی و داده‌محور است. داده‌های مورد استفاده در پژوهش از نوع داده‌های عددی بازار مالی بوده و به جای استفاده از داده‌های پرسشنامه‌ای یا قضاوت‌های ذهنی، رفتار تاریخی قیمت بیت‌کوین مبنای استخراج الگوها، تشکیل پایگاه قواعد و ارزیابی عملکرد مدل قرار گرفته است. بنابراین، پژوهش حاضر را می‌توان از نظر رویکرد اجرایی، یک پژوهش تجربی مبتنی بر داده‌های تاریخی دانست.

از نظر تکنیک اجرا، پژوهش بر ترکیبی از روش‌های پردازش داده‌های مالی، منطق فازی، کدگذاری الگوهای شمعی، استخراج قواعد آماری، شبیه‌سازی معاملاتی و آزمون آماری استوار است. در این چارچوب، ابتدا داده‌های خام قیمت بیت‌کوین گردآوری و آماده‌سازی می‌شوند.

سپس اجزای اصلی هر شمع شامل بدنه، سایه بالایی و سایه پایینی استخراج شده و پس از نرمال سازی و استاندارد سازی، به متغیرهای فازی تبدیل می‌گردند. در ادامه، برای هر شمع یک کد فازی سه‌جزئی تولید شده و با بررسی رفتار شمع بعدی، پایگاه قواعد آماری مدل تشکیل می‌شود. در نهایت، مدل تصمیم‌گیری فازی طراحی شده و عملکرد آن از طریق شبیه‌سازی معاملات و آزمون معناداری آماری ارزیابی می‌شود.

جامعه آماری پژوهش شامل کلیه شمع‌های ساعتی بیت‌کوین در بازار مورد بررسی طی بازه زمانی اول سپتامبر ۲۰۱۷ تا دوازدهم مه ۲۰۲۵ است. واحد مشاهده در این جامعه آماری، یک شمع ساعتی بیت‌کوین است که از چهار مقدار اصلی قیمت شامل قیمت باز شدن، قیمت بسته شدن، بیشینه قیمت و کمینه قیمت تشکیل می‌شود. از آنجا که پژوهش حاضر بر داده‌های تاریخی بازار مبتنی است و تمامی شمع‌های ساعتی قابل دسترس در بازه زمانی مورد مطالعه وارد فرایند تحلیل شده‌اند، در مرحله اصلی مدل سازی نمونه‌گیری به معنای رایج انجام نشده و کل داده‌های تاریخی موجود در قلمرو زمانی پژوهش مورد استفاده قرار گرفته است. با این حال، در مرحله آزمون فرض آماری و بررسی معناداری نتایج، از نمونه‌گیری تصادفی بازه‌های زمانی در دوره آزمون استفاده شده است.

داده‌های مورد استفاده در پژوهش شامل مقادیر OHLC بیت‌کوین در تایم‌فریم ساعتی هستند. این داده‌ها از API^۱ عمومی و آزاد صرافی بایننس استخراج شده‌اند. استفاده از این منبع به چند دلیل انجام شده است. نخست، داده‌های بایننس به صورت عمومی و قابل دسترس ارائه می‌شوند و همین امر امکان بازبینی و بازتولید پژوهش را برای سایر پژوهشگران فراهم می‌سازد؛ دوم، بایننس از نظر حجم معاملات و استمرار داده‌های معاملاتی یکی از منابع پر کاربرد در مطالعات رمزارزی است؛ سوم، استفاده از یک منبع واحد برای کل بازه زمانی پژوهش، خطاهای ناشی از تجمیع داده از منابع مختلف را کاهش می‌دهد.

انتخاب تایم‌فریم ساعتی با هدف ایجاد تعادل میان جزئیات رفتاری بازار و کنترل نویز انجام شده است. داده‌های بسیار کوتاه‌مدت مانند داده‌های دقیقه‌ای، اگرچه اطلاعات بیشتری از رفتار لحظه‌ای بازار ارائه می‌کنند، اما معمولاً تحت تأثیر نویز شدید، نوسانات تصادفی و رفتارهای مقطعی معامله‌گران قرار دارند. در مقابل، داده‌های روزانه یا هفتگی بخشی از اطلاعات رفتاری

¹ Application Programming Interface

کوتاه مدت را از دست می دهند. از این رو، تایم فریم ساعتی به عنوان بازه ای میانی انتخاب شد تا هم امکان تحلیل روندهای کوتاه مدت فراهم شود و هم مدل از پیچیدگی و نویز افراطی داده های بسیار ریزمقیاس دور بماند.

ابزار اصلی پژوهش، الگوریتم پیشنهادی فازی سازی ساختار شمع ها و استخراج قواعد آماری از داده های تاریخی است. فرآیند گردآوری، پردازش داده ها، فازی سازی، تولید کدها، تحلیل آماری و شبیه سازی معاملات با استفاده از زبان برنامه نویسی پایتون انجام شده است. انتخاب پایتون به دلیل انعطاف پذیری، دسترسی به کتابخانه های گسترده تحلیل داده، دقت محاسباتی و قابلیت بازتولید کدها در مطالعات مالی و داده کاوی صورت گرفته است.

بر این اساس، فرآیند کلی پژوهش شامل گردآوری داده های تاریخی بیت کوین، استخراج ویژگی های شمعی، نرمال سازی و استانداردسازی متغیرها، فازی سازی اجزای شمع، تولید کدهای فازی، برچسب گذاری روند، تشکیل پایگاه قواعد، طراحی مدل تصمیم گیری، شبیه سازی معاملاتی و ارزیابی آماری نتایج است. پس از گردآوری داده های خام قیمتی بیت کوین، فرایند اجرای پژوهش در هشت مرحله به شرح زیر انجام شده است:

۱. استخراج اجزای شمع ها

هر شمع متشکل از ۳ قسمت است (بدنه^۱، سایه بالایی^۲، سایه پایینی^۳) که در شکل ۱ نمایش داده شده است. برای مدل سازی رفتار هر شمع، ابتدا باید این سه مؤلفه از داده های خام قیمتی شامل قیمت آغازین، قیمت پایانی، بیشترین و کمترین قیمت استخراج شوند (نیسون، ۱۹۹۱).

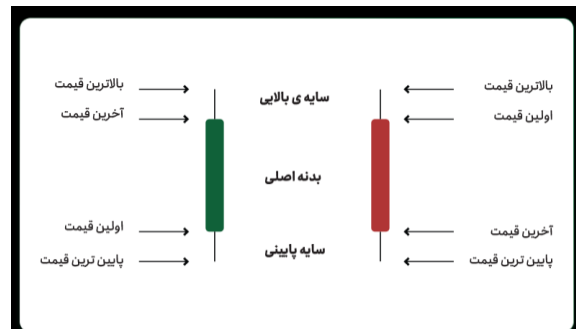
فرمول های محاسبه این ویژگی ها به صورت زیر است:

$$\begin{aligned} \text{Body} &= (\text{Open} - \text{Close}) && \text{رابطه ۱)} \\ \text{Upper Shadow} &= \text{High} - \max(\text{Open}, \text{Close}) && \text{رابطه ۲)} \\ \text{Lower Shadow} &= \text{Low} - \min(\text{Open}, \text{Close}) && \text{رابطه ۳)} \end{aligned}$$

¹ Body

² Upper Shadow

³ Lower Shadow



شکل ۱. نمای کلی از ساختار یک شمع در نمودارهای شمعی (نیسون، ۱۹۹۱)

این تفکیک سه جزئی، تمامی اطلاعات رفتاری یک شمع ژاپنی را بدون استفاده از اندیکاتورهای مکمل در قالب متغیرهای قابل اندازه‌گیری خلاصه می‌کند و مبنای اصلی فازی سازی در مراحل بعدی را تشکیل می‌دهد.

۲. نرمال‌سازی نسبی بر اساس قیمت باز شدن

یکی از چالش‌های اساسی در تحلیل داده‌های قیمتی بلندمدت، تغییرات قابل توجه سطح عمومی قیمت در طول زمان است. برای مثال، مقادیر مطلق بدنه یا سایه‌های شمع در سال‌های ابتدایی بازار بیت‌کوین با مقادیر مشابه در سال‌های اخیر از نظر عددی قابل مقایسه نیستند، در حالی که از نظر رفتاری ممکن است ساختار شمع‌ها شباهت زیادی داشته باشند. به منظور حذف اثر سطح مطلق قیمت و تمرکز بر رفتار نسبی بازار، در این پژوهش از نرمال‌سازی نسبی بر اساس قیمت باز شدن هر شمع استفاده شده است. در این مرحله، هر یک از مؤلفه‌های استخراج شده شامل بدنه، سایه بالایی و سایه پایینی بر قیمت باز شدن همان شمع تقسیم می‌شوند. به این ترتیب، متغیرهای نهایی به صورت نسبی و مقیاس‌ناوابسته بیان می‌شوند.

$$L_{body} = (Open - Close) / Open \quad \text{رابطه ۴}$$

$$L_{upper} = (High - \max(Open, Close)) / Open \quad \text{رابطه ۵}$$

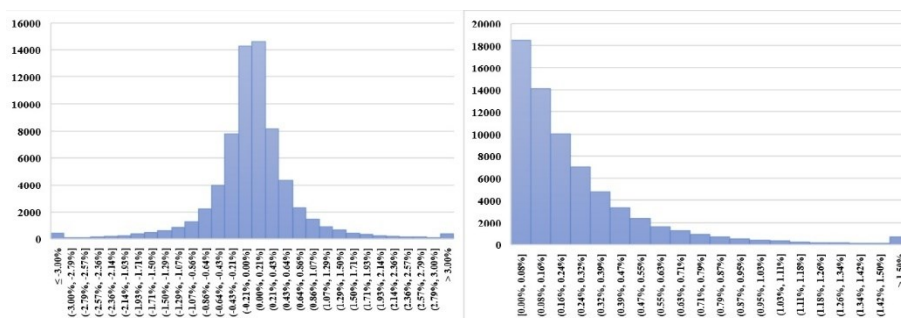
$$L_{lower} = (Low - \min(Open, Close)) / Open \quad \text{رابطه ۶}$$

این نرمال‌سازی دو مزیت اساسی دارد. نخست، امکان مقایسه‌پذیری تاریخی شمع‌ها را در دوره‌های زمانی مختلف فراهم می‌کند؛ به گونه‌ای که ساختار شمع‌ها مستقل از سطح قیمت

تحلیل می‌شود. دوم، از غالب شدن دوره‌هایی با قیمت‌های بسیار بالا بر فرآیند فازی‌سازی و تحلیل آماری جلوگیری می‌کند و پایداری مدل را افزایش می‌دهد. متغیرهای حاصل از این مرحله به‌عنوان Lbody، Lupper و Llower در ادامه پژوهش مورد استفاده قرار می‌گیرند.

۳. استانداردسازی آماری مبتنی بر 3σ

پس از نرمال‌سازی نسبی، گام بعدی استانداردسازی آماری متغیرهاست. بررسی توزیع متغیرهای Lbody، Lupper و Llower نشان می‌دهد که این متغیرها دارای پراکندگی و دامنه‌های متفاوتی هستند. همان‌طور که در شکل ۲ قابل مشاهده است، متغیر بدنه توزیعی نسبتاً متقارن حول صفر دارد، در حالی که متغیرهای مربوط به سایه‌ها به دلیل ماهیت غیرمنفی خود، تنها نیمه مثبت توزیع را پوشش می‌دهند.



شکل ۲. هیستوگرام توزیع مقادیر متغیرهای Lbody (چپ) و Lupper (راست)

در این پژوهش، استانداردسازی داده‌ها از روش مبتنی بر میانگین و انحراف معیار استفاده می‌شود که از رویکردهای متداول در هم‌مقیاس‌سازی داده‌ها محسوب می‌گردد (جانسون و ویچرن^۱، ۲۰۰۷). بدین منظور، ابتدا میانگین و انحراف معیار هر متغیر محاسبه می‌شود. در مورد متغیرهای سایه، به‌منظور برآورد مناسب پراکندگی داده‌ها و جلوگیری از کم‌برآوردی انحراف معیار، از روش قرینه‌سازی آماری استفاده می‌شود. در این رویکرد، با فرض تقارن آماری، توزیع داده‌های یک‌طرفه به‌صورت یک توزیع نرمال کامل بازسازی می‌گردد؛ روشی که در ادبیات آماری برای تحلیل توزیع‌های یک‌طرفه و تخمین پارامترهای آماری آن‌ها پیشنهاد شده است (سیلورمن^۲، ۱۹۸۶) سپس مقادیر هر متغیر بر مقدار 3σ متناظر تقسیم می‌گردند. مطابق این

1 Johnson & Wichern

2 Silverman

قاعده در توزیع‌های نزدیک به نرمال، بیش از ۹۹ درصد داده‌ها در بازه $\mu \pm 3\sigma$ قرار می‌گیرند (مونتگمری، پک و واینینگ^۱، ۲۰۱۲)؛ بنابراین با این روش، اکثر داده‌ها در محدوده $[-1, +1]$ برای متغیر بدنه، و $[0, 1]$ برای متغیرهای سایه قرار می‌گیرند.

برای کنترل داده‌های پرت، مقادیری که بزرگ‌تر از 3σ مثبت باشند به مقدار ۱ و مقادیری که کوچک‌تر از 3σ منفی باشند به مقدار -۱ محدود می‌شوند. این برش آماری، با توجه به ماهیت فازی مدل، موجب از دست رفتن اطلاعات معنادار نمی‌شود؛ چراکه مقادیر اشیاع شده صرفاً در بالاترین سطح توابع عضویت فازی قرار می‌گیرند و بر روند استنتاج فازی اثر منفی ندارند و همچنان در فرآیند استنتاج نقش ایفا می‌کنند (کلیر و یوان^۲، ۱۹۹۵؛ راس^۳، ۲۰۱۰).

انتخاب 3σ در این پژوهش، علاوه بر پشتوانه آماری، از منظر فازی نیز توجیه‌پذیر است. فازی سازی به دنبال تفکیک دقیق مقادیر بسیار بزرگ یا بسیار کوچک نیست، بلکه هدف آن دسته‌بندی تدریجی داده‌ها در سطوح زبانی قابل تفسیر است. محدودسازی دامنه داده‌ها به بازه‌ای متقارن و کنترل‌شده، طراحی توابع عضویت پایدارتر، تفسیرپذیرتر و سازگارتر با رفتار واقعی بازار رمزارزها را ممکن می‌سازد.

در مجموع، فرآیند استخراج و پیش‌پردازش ویژگی‌های شمعی شامل تفکیک ساختار شمعه‌ها، نرمال سازی نسبی و استاندارد سازی آماری، زمینه لازم برای فازی سازی دقیق و تحلیل پایدار داده‌ها را فراهم می‌کند. این مرحله یکی از ارکان اصلی مدل پیشنهادی به شمار می‌رود و نقش تعیین‌کننده‌ای در دقت، تفسیرپذیری و قابلیت تعمیم نتایج پژوهش دارد.

۴. فازی سازی متغیرهای شمعی

پس از استخراج و پیش‌پردازش ویژگی‌های ساختاری شمعه‌ها، گام بعدی در طراحی مدل پیشنهادی، فازی سازی این متغیرهاست. فازی سازی فرآیندی است که طی آن مقادیر عددی دقیق به مجموعه‌ای از مقادیر زبانی با درجات عضویت متفاوت نگاشت می‌شوند و امکان مدل سازی مفاهیم تدریجی و نادقیق را فراهم می‌سازد. از آنجا که بسیاری از مفاهیم مورد

1 Montgomery, Peck & Vining

2 Klir & Yuan
3 Ross

استفاده در تحلیل تکنیکال، نظیر «بدنه کوتاه» یا «سایه بلند»، ذاتاً زبانی و فاقد مرزهای دقیق هستند، استفاده از منطق فازی بستری مناسب برای بازنمایی ریاضی این مفاهیم فراهم می‌کند.

در پژوهش حاضر، متغیرهای بدنه، سایه بالایی و سایه پایینی پس از نرمال‌سازی و استانداردسازی، به صورت جداگانه فازی‌سازی شده‌اند. طراحی توابع عضویت به گونه‌ای انجام شده است که ضمن حفظ سادگی محاسباتی، بیشترین تفسیرپذیری ممکن را برای تحلیل گران فراهم آورد.

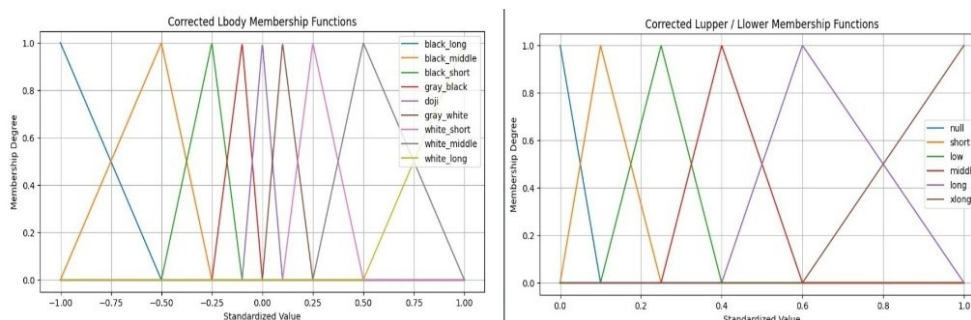
انتخاب نوع توابع عضویت

در این پژوهش، برای فازی‌سازی متغیرهای شمعی از توابع عضویت مثلثی و دوزنقه‌ای استفاده شده است. این انتخاب بر پایه چند ملاحظه اساسی صورت گرفته است. نخست، توابع مثلثی و دوزنقه‌ای از ساده‌ترین و پرکاربردترین توابع عضویت در سیستم‌های فازی به شمار می‌روند و پیاده‌سازی آن‌ها از نظر محاسباتی بسیار کارآمد است. دوم، این توابع دارای ساختاری شفاف و قابل فهم هستند که امکان تفسیر مستقیم مقادیر زبانی را برای پژوهشگران و تحلیل گران فراهم می‌سازد.

در مقایسه با توابع پیچیده‌تر نظیر توابع گاوسی، توابع مثلثی و دوزنقه‌ای وابستگی کمتری به پارامترهای تنظیمی دارند و حساسیت آن‌ها به تغییرات جزئی داده‌ها کمتر است. این ویژگی به ویژه در بازارهای پرنوسان مانند بازار رمزارزها اهمیت دارد؛ زیرا از ناپایداری رفتار فازی مدل در مواجهه با شوک‌های قیمتی جلوگیری می‌کند. از این رو، انتخاب این نوع توابع با هدف دستیابی به تعادلی میان سادگی، پایداری و تفسیرپذیری انجام شده است.

طراحی توابع عضویت متناسب با بازار بیت‌کوین

یکی از تفاوت‌های اساسی بازار رمزارزها با بازارهای سنتی سهام، دامنه نوسان به مراتب گسترده‌تر و رفتار غیرخطی‌تر قیمت‌ها است. بسیاری از مطالعات پیشین که به فازی‌سازی الگوهای شمعی پرداخته‌اند، توابع عضویت را بر اساس داده‌های بازار سهام طراحی کرده‌اند؛ بازاری که نوسانات آن معمولاً محدودتر و توزیع داده‌ها متعادل‌تر است. به کارگیری مستقیم این توابع در بازار بیت‌کوین می‌تواند منجر به از دست رفتن اطلاعات رفتاری مهم یا تجمع بیش از حد داده‌ها در چند سطح فازی محدود شود.



طراحی این توابع بر اساس بررسی توزیع آماری داده‌ها، دامنه تغییرات متغیرها پس از استانداردسازی انجام شده است. هدف از این طراحی، ایجاد پوشش مناسب برای تمامی حالات متداول و حدی شمع‌ها، بدون ایجاد پیچیدگی غیرضروری در ساختار مدل بوده است.

پس از تعریف توابع عضویت، مقادیر عددی استاندارد شده هر متغیر به مجموعه‌ای از مقادیر زبانی نگاشت می‌شوند. برای متغیر بدنه شمع، ۹ حالت زبانی در نظر گرفته شده است که طیفی از بدنه‌های بسیار کوتاه تا بسیار بلند را در هر دو جهت صعودی و نزولی پوشش می‌دهند. این حالات شامل بدنه‌های سیاه بلند، سیاه متوسط، سیاه کوتاه، خاکستری مایل به سیاه، دوجی، خاکستری مایل به سفید، سفید کوتاه، سفید متوسط و سفید بلند هستند.

برای متغیرهای سایه بالایی و سایه پایینی، ۶ حالت زبانی تعریف شده است که از «بدون سایه» تا «سایه بسیار بلند» را شامل می شوند. هر مقدار عددی می تواند به طور همزمان دارای درجه عضویت در بیش از یک مجموعه فازی باشد، اما به دلیل همپوشانی محدود توابع، در هر بازه حداکثر ۲ تا از توابع دارای مقدار غیر صفر هستند. این ویژگی، امکان استخراج کدهای فازی

غالب و طراحی سیستم تصمیم‌گیری شفاف را در مراحل بعدی فراهم می‌سازد. نگاشت مقادیر عددی به مقادیر زبانی، پلی میان داده‌های کمی و مفاهیم کیفی تحلیل تکنیکال ایجاد می‌کند و زمینه را برای استخراج قواعد فازی و طراحی مدل پیش‌بینی تفسیرپذیر مهیا می‌سازد.

۵. تولید کدهای فازی شمع‌ها

پس از فازی‌سازی متغیرهای ساختاری شمع‌ها، به‌منظور ساده‌سازی نمایش، کاهش پیچیدگی محاسباتی و تسهیل فرآیند تحلیل آماری و تصمیم‌گیری، هر شمع فازی به یک کد فازی خلاصه شده تبدیل می‌شود. این کد، نماینده‌ی غالب‌ترین ویژگی‌های فازی شمع بوده و به‌عنوان واحد اطلاعاتی اصلی در مراحل بعدی مدل‌سازی مورد استفاده قرار می‌گیرد. کدگذاری فازی، امکان ذخیره سازی رفتار تاریخی بازار، استخراج الگوهای پرتکرار و طراحی قواعد تصمیم‌گیری شفاف و قابل تفسیر را فراهم می‌سازد. در این پژوهش، هر شمع ژاپنی در قالب یک کد فازی سه‌جزئی نمایش داده می‌شود که در ادامه تشریح می‌گردد.

از این مرحله، داده‌ها به دو بخش «یادگیری» و «آزمون» تقسیم می‌شوند و کلیه‌ی پردازش‌ها صرفاً بر روی داده‌های یادگیری انجام می‌گیرد. پس از فازی‌سازی ویژگی‌های ساختاری شمع‌ها، برای ساده‌سازی نمایش و تسهیل در پردازش، هر شمع به یک «کد فازی» تبدیل می‌شود. در این فرآیند، برای هر ویژگی شمع، مقدار فازی با بیشترین درجه عضویت به‌عنوان مقدار غالب انتخاب شده و با یک نماد مشخص معرفی می‌گردد. به این ترتیب، مطابق جدول ۱، برای بدنه شمع، ۹ مقدار زبانی و برای سایه‌های بالا و پایین ۶ مقدار زبانی تعریف شده‌اند. ترکیب این سه برچسب، کد فازی نهایی هر شمع را تشکیل می‌دهد.

ساخت کد سه‌جزئی فازی

کد فازی هر شمع از سه جزء مستقل تشکیل می‌شود که به‌ترتیب نمایانگر وضعیت فازی بدنه، سایه بالایی و سایه پایینی شمع هستند. این سه جزء به‌صورت جدول ۱ تعریف می‌شوند:

جدول ۱. تعریف مقادیر زبانی و نمادهای فازی برای اجزای شمع‌های ژاپنی

کد	مقدار زبانی (انگلیسی)	مقدار زبانی (فارسی)
A	black_long	بدنه سیاه بلند
B	black_middle	بدنه سیاه متوسط

C	black_short	بدنه سیاه کوتاه
D	gray_black	بدنه خاکستری مایل به سیاه
E	Doji	دوجی (بدنه خنثی)
F	gray_white	بدنه خاکستری مایل به سفید
G	white_short	بدنه سفید کوتاه
H	white_middle	بدنه سفید متوسط
I	white_long	بدنه سفید بلند
0	Null	بدون سایه
1	Short	سایه بسیار کوتاه
2	Low	سایه کوتاه
3	Middle	سایه متوسط
4	Long	سایه بلند
5	Xlong	سایه بسیار بلند

جزء اول، وضعیت فازی بدنه شمع را با یک حرف لاتین (صعودی، نزولی یا خنثی) نشان می دهد. جزء دوم و سوم نیز به ترتیب طول فازی سایه بالایی و پایینی را با اعداد مشخص می کنند.

در فرآیند تولید کد، برای هر یک از سه متغیر بدنه، سایه بالایی و سایه پایینی، مقدار زبانی با بیشترین درجه عضویت به عنوان مقدار غالب انتخاب می شود. سپس نماد متناظر با آن مقدار زبانی در کد نهایی قرار می گیرد. به این ترتیب، هر شمع به یک کد یکتا و قابل تفسیر تبدیل می شود. برای مثال، کد D03 نمایانگر شمعی با بدنه خاکستری مایل به سیاه، بدون سایه بالایی و با سایه پایینی به طول متوسط است. جایگشت های این ترکیب در نهایت $9 \times 6 \times 6 = 324$ کد مختلف می سازد که این کدها در مراحل بعدی تحلیل، از جمله برچسب گذاری، شناسایی الگوها و پیش بینی روند، به عنوان ورودی مدل استفاده خواهند شد.

۶. برچسب گذاری روند و ساخت پایگاه قواعد

پس از تولید کدهای فازی برای شمع‌ها، گام بعدی در فرآیند مدل‌سازی، برچسب‌گذاری روند و استخراج دانش آماری از رفتار تاریخی بازار است. هدف از این مرحله، برقراری ارتباط میان ساختار فازی هر شمع و رفتار قیمتی شمع بعدی و در نهایت، ایجاد یک پایگاه قواعد آماری برای پیش‌بینی روند بازار است. این پایگاه قواعد، نقش حافظه یادگیری مدل را ایفا کرده و مبنای تصمیم‌گیری در مراحل بعدی خواهد بود.

تعریف معیار روند

در این پژوهش، معیار تعیین روند به صورت رنگ بدنه شمع بعدی تعریف شده است. بدین معنا که برای هر شمع با کد فازی مشخص، رفتار شمع بلافاصله پس از آن به عنوان خروجی مشاهده شده در نظر گرفته می‌شود. این تعریف ساده و شفاف، ضمن حفظ تفسیرپذیری تحلیل تکنیکال، امکان برچسب‌گذاری عینی و بدون ابهام داده‌ها را فراهم می‌سازد. براین اساس، اگر قیمت بسته شدن شمع بعدی بیشتر از قیمت باز شدن آن باشد، روند صعودی و اگر کمتر باشد، روند نزولی در نظر گرفته می‌شود. همچنین، در صورت تشکیل شمع دوجی یا بدنه بسیار کوچک، روند خنثی تلقی می‌گردد. این روش برچسب‌گذاری، ارتباطی ساده و مستقیم میان ساختار شمع فعلی و روند شمع بعدی برقرار کرده و از وابستگی به شاخص‌های جانبی یا تعاریف پیچیده جلوگیری می‌کند.

تحلیل فراوانی کدهای فازی

پس از برچسب‌گذاری داده‌ها، تحلیل آماری فراوانی کدهای فازی انجام می‌شود. در این مرحله، برای هر کد فازی یکتا، تعداد دفعات وقوع آن در داده‌های یادگیری شمارش شده و مشخص می‌شود که این وقوع‌ها با چه تعداد برچسب صعودی، نزولی یا خنثی در شمع بعدی همراه بوده‌اند.

به منظور استخراج الگوی رفتاری هر کد، نسبت وقوع روندهای صعودی و نزولی محاسبه می‌شود. اگر تعداد برچسب‌های صعودی یک کد بیش از برچسب‌های نزولی باشد، آن کد به عنوان الگوی صعودی در نظر گرفته می‌شود. به طور مشابه، اگر تعداد برچسب‌های نزولی غالب باشد، کد به عنوان الگوی نزولی طبقه‌بندی می‌گردد. در مواردی که تفاوت معناداری میان فراوانی روندهای صعودی و نزولی وجود نداشته باشد یا تعداد آن‌ها برابر باشد، کد به عنوان الگوی خنثی تلقی می‌شود.

این تحلیل فراوانی، امکان شناسایی کدهایی را فراهم می‌سازد که در طول تاریخ بازار رفتار نسبتاً پایدار و قابل اتکایی از خود نشان داده‌اند و می‌توانند در پیش‌بینی روند آتی مورد استفاده قرار گیرند.

تشکیل حافظه آماری مدل

نتیجه تحلیل فراوانی کدهای فازی، در قالب یک جدول آماری جامع ذخیره می‌شود که برای هر کد فازی شامل تعداد کل وقوع، تعداد روندهای صعودی، نزولی و خنثی، و برچسب غالب آن کد است. این جدول به عنوان حافظه آماری مدل عمل می‌کند و در واقع، دانش استخراج شده از رفتار تاریخی بازار را در خود نگه می‌دارد.

برخلاف مدل‌های یادگیری ماشین که دانش آن‌ها در قالب وزن‌ها و پارامترهای پنهان ذخیره می‌شود، در مدل پیشنهادی این پژوهش، دانش به صورت صریح، شفاف و قابل بررسی ثبت می‌گردد. این ویژگی باعث می‌شود که پژوهشگر یا تحلیل‌گر بتواند به راحتی قواعد حاکم بر تصمیم‌گیری مدل را مشاهده، تحلیل و حتی اصلاح کند. به بیان دیگر، این پایگاه قواعد نه تنها ابزار پیش‌بینی، بلکه بستری برای تحلیل رفتاری بازار و استخراج الگوهای قابل تفسیر نیز به شمار می‌رود.

در این بخش، با تعریف معیار روند، برچسب‌گذاری داده‌ها و تحلیل فراوانی کدهای فازی، پیوندی مستقیم میان ساختار شمع‌ها و رفتار آتی بازار برقرار شد. پایگاه قواعد آماری حاصل از این فرآیند، هسته دانشی مدل فازی پیشنهادی را تشکیل داده و زمینه لازم برای طراحی سیستم تصمیم‌گیری و پیش‌بینی روند در بخش‌های بعدی را فراهم می‌کند.

۷. طراحی مدل تصمیم‌گیری فازی

پس از استخراج کدهای فازی و تشکیل پایگاه قواعد آماری، گام بعدی طراحی مدل تصمیم‌گیری فازی است که بتواند بر اساس اطلاعات موجود، برای هر شمع جدید در داده‌های آزمون، یک پیش‌بینی قابل تفسیر از روند بازار ارائه دهد. در این مرحله، هدف تبدیل دانش آماری استخراج شده از داده‌های تاریخی به یک سازوکار استنتاجی شفاف است که خروجی آن مستقیماً قابل استفاده در تصمیم‌گیری معاملاتی باشد.

مدل تصمیم‌گیری پیشنهادی بر پایه منطق فازی، درجات عضویت و قواعد آماری طراحی شده و در دو نسخه مستقل «قواعد نرم» و «قواعد سخت» پیاده‌سازی گردیده است تا امکان مقایسه عملکرد آن‌ها از منظر دقت، ریسک و پایداری فراهم شود.

منطق استنتاج فازی

برای هر شمع جدید، پس از فازی‌سازی متغیرهای بدنه، سایه بالایی و سایه پایینی، ممکن است هر متغیر به‌طور هم‌زمان دارای درجه عضویت غیرصفر در بیش از یک مجموعه فازی باشد. با توجه به طراحی توابع عضویت، در هر متغیر حداکثر دو مقدار زبانی دارای درجه عضویت غیرصفر هستند. در نتیجه، برای هر شمع حداکثر ۸ ترکیب ممکن از کدهای فازی ایجاد می‌شود.

به‌منظور محاسبه درجه تعلق شمع به هر یک از این کدهای فازی، از قانون کمینه در منطق فازی استفاده می‌شود. بر اساس این قانون، درجه عضویت شمع در هر کد فازی برابر با کمترین درجه عضویت میان سه مؤلفه بدنه، سایه بالایی و سایه پایینی است. این روش، محافظه‌کارانه‌ترین برآورد از میزان انطباق شمع با هر کد را ارائه می‌دهد و از اغراق در تأثیر یک مؤلفه منفرد جلوگیری می‌کند.

پس از محاسبه درجات عضویت برای تمامی کدهای ممکن، کدها بر اساس مقدار درجه عضویت به‌صورت نزولی مرتب می‌شوند و چهار کد با بالاترین درجات عضویت به‌عنوان نمایندگان غالب شمع فازی انتخاب می‌گردند. این چهار کد، ورودی اصلی فرآیند تصمیم‌گیری در هر دو رویکرد نرم و سخت هستند.

به عنوان مثال فرض کنید در یکی از روزهای موجود در داده‌های آزمون، شمعی با مقادیر فازی زیر به‌دست آمده باشد:

بدنه (۰,۰,۰,۰,۰,۰,۰,۰/۸,۰,۲,۰,۰,۰)

سایه بالایی (۰,۰/۳,۰,۷,۰,۰,۰,۰)

سایه پایینی (۰/۵,۰/۵,۰,۰,۰,۰,۰)

با توجه به نحوه تعریف توابع عضویت (که در هر بازه تنها دو تابع با هم همپوشانی دارند)، حداکثر ۲ مقدار غیر صفر برای هر متغیر وجود خواهد داشت. بنابراین، در مجموع ۸ کد فازی ممکن برای این شمع وجود دارد که در مثال فوق شامل کدهای موجود در جدول ۲ هستند.

جدول ۲. کدهای فازی و درجات عضویت مربوط به شمع مثال

کد فازی	درجه عضویت بدنه	درجه عضویت سایه بالایی	درجه عضویت سایه پایینی	درجه عضویت کد
G10	(۰٫۸)	(۰٫۳)	(۰٫۵)	۰٫۳
G11	(۰٫۸)	(۰٫۳)	(۰٫۵)	۰٫۳
G20	(۰٫۸)	(۰٫۷)	(۰٫۵)	۰٫۵
G21	(۰٫۸)	(۰٫۷)	(۰٫۵)	۰٫۵
H10	(۰٫۲)	(۰٫۳)	(۰٫۵)	۰٫۲
H11	(۰٫۲)	(۰٫۳)	(۰٫۵)	۰٫۲
H20	(۰٫۲)	(۰٫۷)	(۰٫۵)	۰٫۲
H21	(۰٫۲)	(۰٫۷)	(۰٫۵)	۰٫۲

برای تعیین میزان تعلق شمع به هر یک از این کدها، از قانون کمینه استفاده می شود؛ یعنی همان گونه که در جدول ۲ قابل مشاهده است درجه عضویت شمع در هر یک از کدها برابر با کمترین درجه عضویت در میان سه مؤلفه ساختاری شمع (بدنه، سایه بالا، سایه پایین) خواهد بود.

در انتها، چهار کدی که بالاترین درجات عضویت را نسبت به شمع فازی مورد نظر دارند، انتخاب می شوند (فرضاً در شمع مثال: G10, G11, G20, G21 انتخاب می شوند). سپس دو رویکرد نرم و سخت، برای پیش‌بینی روند بازار طراحی می‌گردد. در مدل مبتنی بر رویکرد نرم، اگر حداقل ۳ مورد از ۴ کد انتخاب‌شده دارای برچسب یکسان (مثلاً صعودی) باشند، همان برچسب به عنوان خروجی نهایی مدل در نظر گرفته می‌شود. در غیر این صورت، خروجی مدل خنثی خواهد بود. از طرفی در مدل مبتنی بر رویکرد سخت، تنها زمانی خروجی غیرخنثی تولید می‌شود که هر ۴ کد دارای برچسب یکسان صعودی و یا نزولی باشند.

مدل تصمیم‌گیری مبتنی بر قواعد نرم

در رویکرد مبتنی بر قواعد نرم، تصمیم‌گیری بر اساس منطق اکثریت انجام می‌شود. در این مدل، اگر حداقل سه مورد از چهار کد فازی منتخب دارای برچسب روند یکسان (صعودی یا نزولی) در پایگاه قواعد آماری باشند، همان برچسب به عنوان خروجی نهایی مدل در نظر گرفته می‌شود. در صورتی که چنین اکثریتی شکل نگیرد، خروجی مدل «خنثی» اعلام می‌شود و سیگنال معاملاتی صادر نمی‌گردد.

این رویکرد از انعطاف‌پذیری بالاتری برخوردار است و اجازه می‌دهد حتی در شرایطی که عدم قطعیت نسبی وجود دارد، مدل بتواند با تکیه بر گرایش غالب داده‌ها تصمیم‌گیری کند. در نتیجه، مدل قواعد نرم معمولاً تعداد سیگنال‌های معاملاتی بیشتری تولید می‌کند و پوشش گسترده‌تری از شرایط بازار را در بر می‌گیرد.

مدل تصمیم‌گیری مبتنی بر قواعد سخت

در رویکرد مبتنی بر قواعد سخت، تصمیم‌گیری با معیار سخت‌گیرانه‌تری انجام می‌شود. در این مدل، تنها در صورتی یک پیش‌بینی غیرخنثی صادر می‌گردد که هر چهار کد فازی منتخب دارای برچسب روند یکسان (صعودی یا نزولی) باشند. در غیر این صورت، حتی اگر اکثریت نسبی وجود داشته باشد، خروجی مدل خنثی در نظر گرفته می‌شود.

این رویکرد با هدف کاهش عدم قطعیت و افزایش اطمینان در تصمیم‌گیری طراحی شده است. مدل قواعد سخت، سیگنال‌های معاملاتی کمتری تولید می‌کند، اما انتظار می‌رود این سیگنال‌ها از دقت بالاتری برخوردار باشند و ریسک معاملات را کاهش دهند. چنین مدلی به‌ویژه در شرایطی که هزینه معاملات یا ریسک نوسانات شدید اهمیت دارد، می‌تواند گزینه‌ای محافظه‌کارانه‌تر و پایدارتر باشد.

مقایسه مفهومی دو رویکرد تصمیم‌گیری

دو رویکرد تصمیم‌گیری فازی ارائه‌شده، هر یک دارای ویژگی‌ها و مزایای خاص خود هستند. از منظر دقت پیش‌بینی، انتظار می‌رود مدل قواعد سخت به دلیل سخت‌گیری بیشتر در صدور سیگنال، نرخ برد بالاتری داشته باشد. از سوی دیگر، مدل قواعد نرم با تولید سیگنال‌های بیشتر، امکان بهره‌برداری از فرصت‌های بیشتری را فراهم می‌کند، هرچند ممکن است دقت متوسط آن اندکی کمتر باشد.

از منظر ریسک، مدل قواعد سخت معمولاً ریسک کمتری را متحمل می شود؛ زیرا تنها در شرایطی وارد معامله می شود که اجماع کامل میان کدهای فازی وجود داشته باشد. در مقابل، مدل قواعد نرم با پذیرش سطحی از عدم قطعیت، ریسک بیشتری را می پذیرد اما در عوض بازده بالقوه بالاتری را هدف قرار می دهد.

از نظر تعداد معاملات نیز، تفاوت میان دو مدل آشکار است. مدل قواعد نرم به دلیل معیار انعطاف پذیرتر، تعداد معاملات بیشتری ایجاد می کند، در حالی که مدل قواعد سخت با تمرکز بر کیفیت سیگنال ها، تعداد معاملات کمتری دارد. این تفاوت، امکان مقایسه عملی دو مدل را در شرایط واقعی بازار فراهم کرده و انتخاب میان آن ها را به ترجیحات معامله گر و شرایط محیطی بازار وابسته می سازد.

۸. طراحی استراتژی معاملاتی و شبیه سازی

پس از طراحی مدل تصمیم گیری فازی، به منظور ارزیابی عملی عملکرد آن، خروجی های مدل در قالب استراتژی های معاملاتی شبیه سازی شده مورد استفاده قرار می گیرند. هدف از این مرحله، بررسی این موضوع است که آیا پیش بینی های مدل فازی، در شرایطی نزدیک به واقعیت بازار، منجر به بهبود بازدهی و کنترل ریسک نسبت به استراتژی های مرجع می شوند یا خیر. بر این اساس، منطق ورود و خروج معاملات، روش های مدیریت سرمایه و شاخص های ارزیابی عملکرد به صورت مشخص تعریف شده اند.

منطق ورود و خروج معاملات

منطق معاملات در این پژوهش مستقیماً بر پایه خروجی مدل فازی طراحی شده است. مدل برای هر شمع یکی از سه وضعیت «صعودی»، «نزولی» یا «خنثی» را پیش بینی می کند. در صورت پیش بینی روند صعودی، معامله خرید در قیمت باز شدن شمع بعدی انجام شده و در قیمت بسته شدن همان شمع بسته می شود. در صورت پیش بینی روند نزولی، معامله فروش در قیمت باز شدن شمع بعدی انجام شده و در پایان همان شمع بسته می شود. همچنین، در حالت خنثی هیچ معامله ای صورت نمی گیرد.

این ساختار ساده و شفاف، امکان ارزیابی مستقیم کیفیت پیش‌بینی مدل را فراهم کرده و از پیچیدگی قوانین چندمرحله‌ای یا استفاده از اندیکاتورها اجتناب می‌کند. برای ارزیابی جامع‌تر عملکرد مدل، دو روش مدیریت سرمایه نیز در شبیه‌سازی معاملات در نظر گرفته شده است.

مدیریت سرمایه با سرمایه ثابت

در این روش، فرض می‌شود که هر معامله با سرمایه‌ای ثابت و از پیش تعیین‌شده (برای مثال ۱۰۰,۰۰۰ دلار) انجام می‌شود. سود یا زیان هر معامله به صورت مستقل محاسبه شده و در پایان دوره آزمون، مجموع سود و زیان‌ها گزارش می‌گردد. این رویکرد امکان مقایسه ساده و شفاف عملکرد معاملات را فراهم کرده و اثر سود مرکب را حذف می‌کند.

مدیریت سرمایه تعدیل‌شونده (سرمایه پویا)

در این روش، سرمایه اولیه مقدار مشخصی دارد، اما پس از هر معامله، سود یا زیان حاصل به سرمایه اضافه یا از آن کسر می‌شود و مبلغ جدید مبنای معامله بعدی قرار می‌گیرد. این شیوه مدیریت سرمایه، شرایط واقعی‌تری از معاملات را شبیه‌سازی می‌کند و اثر سود مرکب را در ارزیابی عملکرد مدل منعکس می‌سازد.

استفاده هم‌زمان از این دو رویکرد، امکان تحلیل عملکرد مدل از منظر نظری و عملی را فراهم کرده و دید جامع‌تری نسبت به پایداری و کارایی استراتژی معاملاتی ارائه می‌دهد.

شاخص‌های ارزیابی عملکرد

برای ارزیابی عملکرد استراتژی‌های معاملاتی مبتنی بر مدل فازی، مجموعه‌ای از شاخص‌های متداول و پذیرفته‌شده در ادبیات مالی مورد استفاده قرار گرفته است. این شاخص‌ها ابعاد مختلف عملکرد، از جمله بازدهی، دقت و ریسک را پوشش می‌دهند:

سود خالص: مجموع سود و زیان حاصل از تمامی معاملات در طول دوره آزمون که نشان‌دهنده بازده کلی استراتژی است.

نرخ: نسبت تعداد معاملات سودده به کل معاملات انجام شده که معیاری از دقت پیش‌بینی مدل محسوب می‌شود.

ریسک (انحراف معیار بازده): میزان پراکندگی بازده معاملات که نوسانات عملکرد استراتژی را اندازه‌گیری می‌کند.

نسبت شارپ: نسبت بازده مازاد به ریسک که نشان می‌دهد استراتژی به‌ازای هر واحد ریسک، چه میزان بازده ایجاد کرده است. این شاخص امکان مقایسه منصفانه میان استراتژی‌های مختلف را فراهم می‌سازد.

ترکیب این شاخص‌ها باعث می‌شود ارزیابی عملکرد مدل صرفاً به سودآوری محدود نشود و جنبه‌های پایداری و ریسک نیز به‌طور هم‌زمان مورد توجه قرار گیرند.

در این بخش، با تعریف منطق معاملات، روش‌های مدیریت سرمایه و شاخص‌های ارزیابی عملکرد، چارچوبی منسجم برای شبیه‌سازی و ارزیابی عملی مدل تصمیم‌گیری فازی ارائه شد. این چارچوب امکان بررسی اثر بخشی مدل در شرایطی نزدیک به واقعیت بازار را فراهم کرده و زمینه لازم برای تحلیل نتایج تجربی و آزمون‌های آماری در بخش‌های بعدی را ایجاد می‌کند.

فرآیند نمونه‌گیری تصادفی

به‌منظور اجرای آزمون فرض آماری، فرآیند نمونه‌گیری به‌صورت زیر طراحی شده است. ابتدا ۱۰۰۰ بازه زمانی تصادفی ۱۴ روزه از داده‌های ساعتی دوره آزمون انتخاب می‌شود در هر نمونه، بازده مدل فازی X_i با بازده استراتژی پایه Y_i مقایسه شده و تفاوت میان دو بازده (d_i) برای هر بازه محاسبه می‌گردد و سپس آزمون t زوجی روی این اختلاف‌ها اجرا می‌شود. انتخاب بازه‌های ۱۴ روزه با هدف ایجاد تعادل میان طول بازه، تعداد معاملات و پایداری آماری انجام شده است.

آزمون فرض:

$$\begin{cases} H_0: \mu_D = 0 \\ H_1: \mu_D > 0 \end{cases}$$

معیار تصمیم‌گیری آماری

پس از اجرای آزمون t زوجی، تصمیم‌گیری آماری بر اساس مقدار احتمال (p-value) صورت می‌گیرد. معیار تصمیم‌گیری به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

اگر مقدار p کمتر از سطح معنی داری تعیین شده (معمولاً ۰/۰۵ یا ۰/۰۱) باشد، فرض صفر رد شده و فرض مقابل پذیرفته می شود؛ به این معنا که تفاوت میانگین بازده‌ها از نظر آماری معنادار است.

اگر مقدار p بزرگ‌تر از سطح معنی داری باشد، شواهد آماری کافی برای رد فرض صفر وجود ندارد و تفاوت مشاهده شده تصادفی تلقی می شود.

در این پژوهش، علاوه بر سطح معنی داری ۰/۰۵، به نتایج با سطح اطمینان بالاتر (۹۹٪) و نیز توجه شده است تا اطمینان بیشتری نسبت به پایداری نتایج حاصل شود. بدین ترتیب، نتایج آزمون فرض آماری نه تنها سودآوری مدل‌ها، بلکه معناداری آماری و غیرتصادفی بودن عملکرد آن‌ها را تأیید یا رد می کند.

یافته‌های پژوهش

پژوهش حاضر با هدف طراحی و ارزیابی یک سیستم پیش‌بینی روند مبتنی بر الگوهای فازی شمعی، مجموعه‌ای از تحلیل‌های آماری و شبیه‌سازی‌های معاملاتی را بر روی داده‌های ساعتی بیت‌کوین انجام داده است. یافته‌های حاصل از این فرآیند را در ۳ بخش می توان خلاصه کرد.

مقایسه عملکرد مدل‌ها در طول دوره ی آزمون

پس از طراحی کامل دو مدل فازی، عملکرد آن‌ها در دوره آزمون مورد ارزیابی قرار گرفت. در این مرحله، با فرض سرمایه ثابت اولیه ۱۰۰'۰۰۰ دلار، در هر نقطه زمانی که مدل سیگنال «صعودی» یا «نزولی» صادر می کرد، وارد موقعیت معاملاتی شده و در پایان همان شمع موقعیت بسته می شد. در مواردی که سیگنال مدل «خنثی» بود، هیچ معامله‌ای انجام نگرفته است. مطابق با نتایج بدست آمده در جدول ۳، برای مدل نرم از مجموع ۱۳'۴۶۶ شمع داده‌ی آزمون، در ۱۰'۸۹۱ مورد سیگنال معاملاتی صادر شد. از این میان، ۵'۸۹۱ سیگنال منجر به سود و ۵'۰۰۰ مورد منجر به زیان شد. نرخ برد این مدل برابر با ۵۴/۱ درصد بوده و مجموع سود خالص آن طی کل معاملات برابر با ۱۹۰'۴۱۹ دلار محاسبه گردید. بنابراین، میانگین سود به ازای هر معامله معادل ۱۷/۴۸ دلار است. در رابطه با مدل سخت نیز، تعداد کل سیگنال‌های غیرخنثی ۶'۷۶۱ عدد بوده که در ۳'۷۷۳ مورد منجر به سود و در ۲'۹۸۸ مورد منجر به زیان گردید. نرخ برد مدل سخت برابر با ۵۵/۸ درصد به دست آمد و مجموع سود خالص آن معادل ۱۸۷'۹۷۹ دلار است. بنابراین، میانگین سود به ازای هر معامله در این مدل معادل ۲۷/۸۰ دلار محاسبه می شود.

همچنین مطابق با جدول ۴ همان طور که مشاهده می‌گردد هر دو مدل مخصوصاً مدل سخت ریسک کمتری نسبت به روش خرید و نگهداری دارد و نسبت شارپ آن نیز به صورت معناداری از روش خرید و نگهداری بیشتر است.

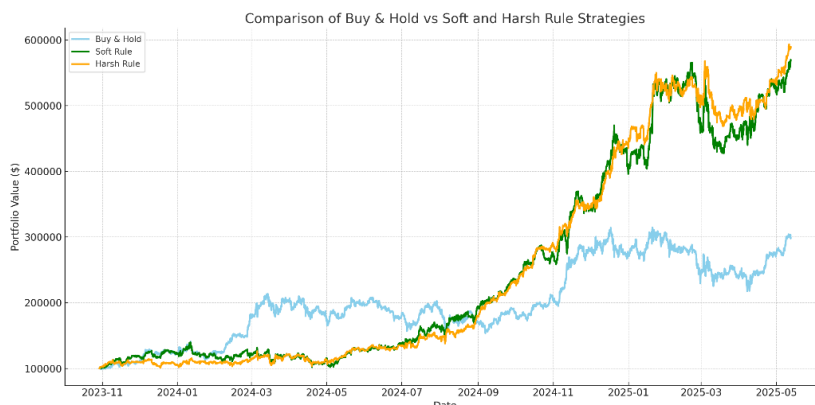
جدول ۳. نتایج ارزیابی مدل‌های تصمیم‌گیری فازی در داده‌های آزمون

مدل	سیگنال سود	سیگنال زیان	سیگنال خنثی	نرخ برد (درصد)	تعداد معاملات	خالص سود (دلار)	میانگین سود هر معامله (دلار)
نرم	۵۸۹۱	۵۰۰	۲۵۷۵	۵۴,۱۰٪	۱۰۸۹۱	۱۹۰,۴۱۹	۱۷,۴۸
سخت	۳۷۷۳	۲۹۸۸	۶۷۰۵	۵۵,۸۰٪	۶۷۶۱	۱۸۷,۹۷۹	۲۷,۸۰

جدول ۴. مقایسه میانگین بازده، ریسک و نسبت شارپ مدل‌ها

مدل	میانگین بازده (روزانه)	انحراف معیار (ریسک)	نسبت شارپ
خرید و نگهداری	۰,۰۰۰۰۸۱	۰,۰۰۵۵۰۶	۰,۰۱۴۷۵۰
قواعد نرم	۰,۰۰۰۱۲۹	۰,۰۰۴۹۴۷	۰,۰۲۶۱۱۱
قواعد سخت	۰,۰۰۰۱۳۲	۰,۰۰۳۹۷۸	۰,۰۳۳۱۰۴

در وهله بعدی، مطابق با شکل ۴، نمودار تغییرات سرمایه برای سه استراتژی مختلف مورد بررسی قرار گرفت. در این مرحله، فرض بر آن است که در شروع بازه آزمون یعنی تاریخ ۲۹ اکتبر ۲۰۲۳، معامله‌گر با سرمایه اولیه ۱۰۰,۰۰۰ دلار وارد بازار شده و تا انتهای آن یعنی تاریخ ۱۲ می ۲۰۲۵، به صورت ساعتی اقدام به معامله نموده است. پس از هر معامله، سود یا زیان حاصل از آن در سرمایه کل لحاظ شده و معامله بعدی با سرمایه به‌روز شده انجام گرفته است تا اثر سود مرکب نیز در تحلیل نهایی منعکس شود.



شکل ۴. مقایسه روند رشد سرمایه در سه استراتژی معاملاتی

نتایج شبیه‌سازی‌ها نشان داد که در پایان دوره آزمون، سرمایه معامله‌گر با استراتژی خرید و نگهداری به ۳۹۸'۵۳۰ دلار رسید، در حالی که استفاده از مدل فازی با قواعد نرم و سخت به ترتیب سرمایه را به ۵۶۹'۳۹۲ و ۵۸۸'۹۷۴ دلار افزایش داد. این اختلاف چشمگیر بیانگر آن است که مدل‌های فازی در این بازه زمانی حدوداً یک‌ونیم‌ساله توانسته‌اند بازدهی سرمایه را تا دو برابر نسبت به روش سنتی افزایش دهند. از مشاهده نمودارها این گونه به نظر می‌رسد که مدل‌ها در دوره‌های خنثی بازار عملکرد بهتری داشته و اختلاف قابل‌توجهی با بازار ایجاد کرده‌اند، در حالی که در شرایط پرتلاطم و روندهای شدید، نتایج آن‌ها به استراتژی پایه نزدیک‌تر شده است.

نتایج حاصل از آزمون فرض آماری

برای ارزیابی علمی و اطمینان از معناداری عملکرد مدل‌های پیشنهادی، مطابق فصل روش‌شناسی، آزمون فرض آماری برای مقایسه میانگین بازده‌ها اجرا شد تا مشخص شود آیا تفاوت عملکرد آن‌ها با استراتژی خرید و نگهداری ناشی از تصادف است یا خیر. مقایسه‌ها شامل سه حالت بودند: «مدل نرم در برابر خرید و نگهداری»، «مدل سخت در برابر خرید و نگهداری» و «مدل نرم در برابر مدل سخت». نتایج این آزمون‌ها، در جدول ۵ ارائه شده‌اند.

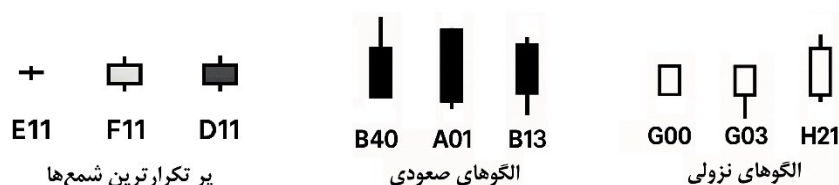
جدول ۵. نتایج آزمون t جهت مقایسه عملکرد مدل‌های فازی و استراتژی خرید و نگهداری

مقدار P	آماره t	مقایسه
۰/۰۰۰۰۱۰	۴/۴۳۰	مدل نرم در برابر خرید و نگهداری
۰/۰۰۰۰۰۱	۴/۸۹۰	مدل سخت در برابر خرید و نگهداری
۰/۴۶۳	۰/۷۳۵	مدل سخت در برابر مدل نرم

در دو مقایسه نخست، مقدار p بسیار ناچیز و به مراتب کمتر از سطح معنی داری $0/05$ به دست آمد. در نتیجه، فرض صفر (H_0) مبنی بر «برابر بودن میانگین بازدهی مدل فازی و استراتژی خرید و نگهداری» در این دو حالت رد می شود و فرض مقابل (H_1) مبنی بر «برتری معنادار عملکرد مدل فازی» با سطح اطمینان بیش از $99/9$ درصد مورد پذیرش قرار می گیرد. این یافته ها به روشنی مؤید آن است که به کارگیری هر دو مدل منجر به بهبود آماری معنادار در بازدهی نسبت به استراتژی منفعل خرید و نگهداری شده است. از طرفی در مقایسه مدل سخت در برابر مدل نرم، مقدار p برابر با $0/463$ محاسبه شد که بزرگتر از سطح معنی داری $0/05$ است؛ از این رو، فرض صفر رد نمی شود. به بیان دیگر، شواهد آماری کافی برای تأیید تفاوت معنادار میانگین بازدهی این دو مدل وجود ندارد و عملکرد آن ها از منظر آماری قابل مقایسه و هم تراز تلقی می شود. بنابراین، انتخاب میان مدل نرم و سخت می تواند بر پایه معیارهای جانبی نظیر ریسک، بازدهی، پایداری عملکرد و حجم معاملات انجام گیرد.

استخراج الگو از تحلیل آماری کدهای فازی

در ادامه ی تحلیل ها، با بررسی فراوانی کدهای فازی، مجموعه ای از شمع های پرتکرار و الگوهای فازی صعودی و نزولی شاخص شناسایی شدند. این الگوها می توانند مبنایی برای استخراج قواعد پیش بینی باشند. شکل ۵ نمونه ای از این الگوها را نمایش می دهد.



شکل ۵. نمونه ای از الگوهای قابل استخراج از تحلیل فراوانی کدهای فازی

نتیجه گیری و پیشنهادها

پژوهش حاضر به طراحی و ارزیابی یک سیستم معاملاتی مبتنی بر تحلیل فازی الگوهای شمعی پرداخته و عملکرد آن را در مقایسه با روش «خرید و نگهداری» بررسی کرده است. نتایج به دست آمده از داده های حدوداً ۱۸ ماهه ی بیت کوین نشان داد که هر دو مدل فازی (با قواعد نرم

و قواعد سخت)، از نظر بازدهی سرمایه، کنترل ریسک و نسبت شارپ عملکرد بهتری از استراتژی خرید و نگهداری داشته‌اند. این تفاوت از نظر آماری با سطح اطمینان بالاتر از ۹۹/۹٪ معنادار بوده و برتری مدل‌ها را به وضوح تأیید کرده است. اگرچه از منظر آماری تفاوت معنی‌داری در میانگین بازده دو مدل فازی دیده نشد، اما عواملی همچون نرخ برد بیشتر، نسبت شارپ بالاتر و تعداد معاملات کمتر، باعث شده که مدل سخت گزینه‌ای توجیه‌پذیرتر در شرایط واقعی باشد. به‌ویژه در سناریوهایی که کارمزد معاملات یا هزینه فرصت سرمایه‌گذاری اهمیت پیدا می‌کند، این مدل با تعداد معاملات کمتر و بازدهی مشابه نسبت به مدل نرم، عملکرد بهینه‌تری را نشان می‌دهد.

یکی دیگر از یافته‌های کلیدی پژوهش، تحلیل فراوانی کدهای فازی بود که به شناسایی الگوهای پرتکرار و معنادار منجر شد. این الگوها قابلیت آن را دارند که مبنایی برای تعریف قواعد شخصی‌سازی شده و توسعه مدل‌های پیشرفته‌تر باشند. چنین رویکردی، امکان گسترش سیستم فعلی به یک سیستم هوشمند معاملاتی پویا و تعمیم‌پذیر را فراهم می‌کند.

نتایج این پژوهش تأیید می‌کند که کاربرد منطق فازی در تحلیل الگوهای شمعی نه تنها کارآمد است، بلکه چارچوبی شفاف، تفسیرپذیر و قابل بازبینی برای توسعه سیستم‌های تصمیم‌یار ایجاد می‌کند. این شبیه‌سازی‌ها نشان داد که مدل‌های فازی به‌ویژه در دوره‌هایی که بازار فاقد روند مشخص و در وضعیت خنثی یا کم‌شیب قرار دارد، فاصله عملکردی معنادارتری با استراتژی خرید و نگهداری ایجاد می‌کنند. این رفتار را می‌توان از منظر نظری به ماهیت مدل فازی نسبت داد؛ چراکه منطق فازی ذاتاً برای مدل‌سازی شرایط مبهم، سیگنال‌های ضعیف و وضعیت‌های بینابینی طراحی شده است. در بازارهای خنثی، که تعادل نسبی میان عرضه و تقاضا برقرار بوده و ساختار شمعی اغلب فاقد نشانه‌های قوی جهت‌دار هستند، تصمیم‌گیری‌های قطعی و صفر-یکی کارایی کمتری دارند. در مقابل، مدل فازی با بهره‌گیری از درجات عضویت و قواعد نرم، قادر است همین ابهام‌ها را به‌صورت ساختاریافته در فرآیند تصمیم‌گیری لحاظ کند و از نوسانات کوتاه‌مدت بازار بهره‌برداری نماید.

با توجه به نتایج به‌دست‌آمده، پیشنهاد‌های این پژوهش را می‌توان در دو سطح کاربردی و پژوهشی مطرح کرد. در سطح کاربردی، مهم‌ترین پیشنهاد آن است که چارچوب فازی شمعی ارائه شده در این پژوهش، نه صرفاً به‌عنوان یک سیستم معاملاتی مستقل، بلکه به‌عنوان یک سیستم تصمیم‌یار مکمل مورد استفاده قرار گیرد. بر این اساس، معامله‌گران و تحلیلگران بازار رمزارزها می‌توانند از خروجی مدل برای ارزیابی اولیه جهت حرکت کوتاه‌مدت بیت‌کوین استفاده

کنند و تصمیم نهایی ورود، خروج یا عدم ورود به معامله را با در نظر گرفتن مدیریت ریسک، شرایط عمومی بازار و سایر شواهد تحلیلی اتخاذ نمایند.

یکی از کاربردهای اصلی مدل پیشنهادی، استفاده هم‌زمان از دو رویکرد نرم و سخت در فرآیند تصمیم‌گیری معاملاتی است. بر اساس منطق طراحی شده در این پژوهش، خروجی مدل نرم می‌تواند نقش شناسایی فرصت‌های بالقوه معاملاتی را ایفا کند؛ زیرا این رویکرد با انعطاف بیشتر، تعداد بیشتری از موقعیت‌های احتمالی بازار را آشکار می‌سازد. در مقابل، خروجی مدل سخت می‌تواند به‌عنوان ابزار تأیید نهایی سیگنال‌ها به کار رود؛ زیرا تنها در شرایطی سیگنال صادر می‌کند که اجماع بیشتری میان قواعد فازی وجود داشته باشد. بنابراین، پیشنهاد می‌شود معامله‌گران از مدل نرم برای غربالگری اولیه فرصت‌ها و از مدل سخت برای تأیید ورود به معاملات در کنار سایر ابزارهای تکنیکال استفاده کنند. چنین رویکردی می‌تواند میان افزایش تعداد فرصت‌های معاملاتی و کنترل ریسک تعادل ایجاد کند.

همچنین پیشنهاد می‌شود خروجی خنثی مدل به‌عنوان یک پیام کاربردی در مدیریت ریسک مورد توجه قرار گیرد. در بسیاری از سیستم‌های معاملاتی، تمرکز صرفاً بر تولید سیگنال خرید یا فروش است، در حالی که در بازارهای پرنوسان مانند رمزارزها، تشخیص زمان‌هایی که نباید وارد معامله شد نیز اهمیت زیادی دارد. بنابراین، هنگامی که مدل سیگنال خنثی صادر می‌کند، معامله‌گر می‌تواند از ورود به معامله خودداری کرده یا تصمیم معاملاتی را تا شکل‌گیری شواهد قوی‌تر به تعویق اندازد. این کاربرد می‌تواند به کاهش معاملات احساسی، جلوگیری از ورود در شرایط مبهم و کنترل تعداد معاملات غیرضروری کمک کند.

از منظر شرایط بازار، پیشنهاد می‌شود کاربران عملی مدل، خروجی آن را در همه وضعیت‌های بازار به یک شکل تفسیر نکنند. با توجه به اینکه رفتار بازار در شرایط رونددار، خنثی و پرنوسان یکسان نیست، بهتر است قبل از استفاده از سیگنال‌های مدل، وضعیت غالب بازار با ابزارهای تشخیص روند بررسی شود. در بازارهای رونددار، خروجی مدل می‌تواند به‌عنوان ابزار تأیید جهت حرکت قیمت به کار رود؛ اما در بازارهای خنثی، نوسانی یا کم‌روند، مدل فازی شمعی می‌تواند نقش فعال‌تری در شناسایی فرصت‌های کوتاه‌مدت و کنترل نقاط ورود داشته باشد. بنابراین، کاربرد عملی مدل زمانی مؤثرتر خواهد بود که سیگنال‌های آن متناسب با روند بازار تفسیر شوند.

برای تحلیلگران تکنیکال، پیشنهاد می شود کدهای فازي استخراج شده از شمع‌ها به‌عنوان یک لایه تفسیری مکمل در کنار نمودارهای قیمتی و اندیکاتورهای رایج استفاده شود. مزیت اصلی مدل پیشنهادی آن است که ساختار شمع را از حالت مشاهده بصری و ذهنی خارج کرده و آن را به کدهای قابل محاسبه، قابل مقایسه و قابل تفهیم تبدیل می‌کند. بنابراین، تحلیلگر می‌تواند به جای اتکا به برداشت ذهنی از شکل شمع، از سابقه آماری هر کد فازي و رفتار بعدی متناظر با آن برای تصمیم‌گیری منظم‌تر استفاده کند. این موضوع به‌ویژه برای کاهش خطای تفسیری، استانداردسازی تحلیل نمودارها و طراحی سیستم‌های نیمه‌خودکار تحلیل تکنیکال کاربرد دارد.

از جنبه طراحی سیستم‌های معاملاتی، پیشنهاد می‌شود مدل فازي پیشنهادی به‌عنوان فیلتر تأیید در کنار ابزارهای کلاسیک تحلیل تکنیکال یا سایر مدل‌های پیش‌بینی به کار گرفته شود. برای نمونه، اگر یک اندیکاتور یا مدل یادگیری ماشین سیگنال خرید یا فروش صادر کند، خروجی مدل فازي شمعی می‌تواند برای بررسی سازگاری آن سیگنال با ساختار شمعی بازار استفاده شود. در صورتی که سیگنال سایر ابزارها با خروجی مدل فازي متناقض باشد، معامله‌گر می‌تواند از ورود به معامله خودداری کرده یا با احتیاط بیشتری تصمیم بگیرد. به این ترتیب، مدل پیشنهادی می‌تواند در کاهش ورود به معاملات با سیگنال‌های ضعیف یا متناقض نقش کاربردی داشته باشد.

در حوزه مدیریت سرمایه نیز پیشنهاد می‌شود اندازه موقعیت معاملاتی بر اساس قدرت سیگنال فازي تنظیم شود. به جای آنکه برای همه معاملات سرمایه یکسانی تخصیص داده شود، می‌توان حجم ورود را متناسب با میزان توافق کدهای فازي و درجه عضویت آن‌ها تعیین کرد. برای سیگنال‌هایی که توافق بیشتری میان قواعد فازي وجود دارد، می‌توان سهم بیشتری از سرمایه را درگیر کرد؛ در حالی که برای سیگنال‌های ضعیف‌تر یا نزدیک به وضعیت خنثی، بهتر است حجم معامله کاهش یابد یا سیگنال صرفاً به‌عنوان هشدار تحلیلی در نظر گرفته شود. این کاربرد می‌تواند مدل را از یک ابزار صرفاً پیش‌بینی‌کننده به یک ابزار کمک‌کننده در مدیریت ریسک و تخصیص سرمایه تبدیل کند.

در کنار پیشنهادهای کاربردی، چارچوب پیشنهادی این پژوهش می‌تواند از منظر پژوهشی نیز در چند مسیر تکمیل و توسعه یابد. نخست، پیشنهاد می‌شود در مطالعات آینده، رابطه میان دو رویکرد تصمیم‌گیری نرم و سخت به صورت نظام‌مندتر بررسی شود. در پژوهش حاضر این دو رویکرد به‌عنوان دو سازوکار متفاوت تصمیم‌گیری فازي مطرح شده‌اند، اما در پژوهش‌های بعدی

می‌توان الگوهای ترکیبی مختلفی از آن‌ها را طراحی و آزمون کرد. برای نمونه، می‌توان بررسی کرد که آیا استفاده مرحله‌ای از مدل نرم و سخت، یا وزن‌دهی متفاوت به خروجی این دو رویکرد، می‌تواند موجب بهبود هم‌زمان دقت پیش‌بینی، کاهش سیگنال‌های نادرست و افزایش پایداری عملکرد مدل شود یا خیر.

دوم، پیشنهاد می‌شود مدل پیشنهادی در چارچوب رژیم‌های مختلف بازار بازآزمون شود. از آنجا که رفتار قیمت در دوره‌های رونددار، خنثی، پرنوسان یا کم‌نوسان یکسان نیست، پژوهش‌های آینده می‌توانند ابتدا بازار را بر اساس معیارهایی مانند شدت روند، دامنه نوسان، شاخص‌هایی نظیر ADX یا سایر معیارهای ساختاری به رژیم‌های مختلف تقسیم کنند و سپس عملکرد قواعد فازی را در هر رژیم به صورت جداگانه بسنجند. این کار می‌تواند مشخص کند که مدل فازی شمعی در چه نوع شرایط بازاری عملکرد مناسب‌تری دارد و آیا لازم است برای هر رژیم، مجموعه قواعد یا آستانه‌های تصمیم‌گیری متفاوتی تعریف شود یا خیر.

سوم، یکی دیگر از مسیرهای قابل توسعه، بررسی اثر افزودن متغیرهای مکمل به ساختار مدل است. پژوهش حاضر عامدانه بر اطلاعات درونی یک شمع و اجزای آن متمرکز بوده است تا سادگی، شفافیت و تفسیرپذیری مدل حفظ شود. با این حال، در مطالعات بعدی می‌توان اثر ورود متغیرهایی مانند حجم معاملات، شدت نوسان، عمق بازار، نسبت خرید به فروش یا شاخص‌های احساسات سرمایه‌گذاران را به صورت فازی بررسی کرد. در این زمینه، مسئله اصلی فقط افزایش تعداد متغیرها نیست، بلکه ارزیابی این موضوع است که آیا افزودن این متغیرها واقعاً باعث بهبود معنادار عملکرد مدل می‌شود یا صرفاً پیچیدگی آن را افزایش می‌دهد.

چهارم، پیشنهاد می‌شود پایداری زمانی قواعد فازی استخراج شده در دوره‌های مختلف بازار بررسی شود. بازار رمزارزها با تغییرات ساختاری، نوسانات شدید و تغییر رفتار معامله‌گران مواجه است؛ بنابراین ممکن است قواعدی که در یک دوره زمانی کارایی دارند، در دوره‌های دیگر عملکرد متفاوتی نشان دهند. بر این اساس، پژوهش‌های آینده می‌توانند از پنجره‌های زمانی غلتان، بازآموزی دوره‌ای قواعد یا مقایسه قواعد در زیردوره‌های زمانی مختلف استفاده کنند تا میزان پایداری و قابلیت اتکای قواعد فازی در طول زمان مشخص شود.

پنجم، پیشنهاد می‌شود بعد از زمانی عملکرد کدهای فازی نیز به صورت مستقل بررسی شود. برای مثال، می‌توان مطالعه کرد که آیا بعضی از کدهای فازی در ساعات خاصی از شبانه‌روز، روزهای خاص هفته یا دوره‌های خاص بازار رفتار متفاوتی دارند یا خیر. چنین پژوهشی می‌تواند

نشان دهد که آیا مدل فازی شمعی صرفاً به ساختار ظاهری شمع وابسته است یا متغیر زمان نیز در تفسیر رفتار بعدی شمع‌ها نقش معناداری دارد.

ششم، ارزیابی تعمیم‌پذیری مدل به سایر دارایی‌ها و بازارها نیز می‌تواند مسیر مهمی برای پژوهش‌های آینده باشد. چارچوب پیشنهادی در این پژوهش بر داده‌های بیت‌کوین آزمون شده است، اما اجرای آن بر سایر رمزارزها، بازار سهام، بازار فارکس یا حتی دارایی‌های با نوسان کمتر می‌تواند نشان دهد که قواعد فازی استخراج شده تا چه اندازه ماهیت عمومی دارند و تا چه حد به ویژگی‌های خاص بیت‌کوین وابسته‌اند. این موضوع می‌تواند به تعیین دامنه اعتبار و قابلیت انتقال مدل کمک کند.

هفتم، پیشنهاد می‌شود در پژوهش‌های آتی، روش‌های مدیریت سرمایه مبتنی بر قدرت سیگنال فازی طراحی و با روش‌های ساده‌تر مقایسه شوند. در پژوهش حاضر، تمرکز اصلی بر طراحی مدل فازی و ارزیابی سیگنال‌های حاصل از آن بوده است؛ اما در ادامه می‌توان بررسی کرد که آیا تخصیص سرمایه بر اساس درجه عضویت، میزان توافق قواعد یا شدت سیگنال فازی می‌تواند شاخص‌هایی مانند نسبت شارپ، افت سرمایه، ریسک و پایداری بازدهی را بهبود دهد یا خیر. این موضوع می‌تواند پیوند میان خروجی فازی مدل و تصمیم‌های مربوط به اندازه موقعیت معاملاتی را روشن‌تر کند.

هشتم، پیشنهاد می‌شود در مطالعات آینده، شبیه‌سازی معاملاتی مدل با لحاظ کردن محدودیت‌های اجرایی بازار توسعه یابد. عواملی مانند کارمزد، اسپرد، لغزش قیمت، محدودیت نقدشوندگی و تأخیر اجرای سفارش می‌توانند بر نتایج واقعی یک سیستم معاملاتی اثرگذار باشند. بنابراین، بررسی حساسیت عملکرد مدل نسبت به این عوامل می‌تواند نشان دهد که نتایج به‌دست‌آمده تا چه اندازه در شرایط نزدیک‌تر به بازار واقعی پایدار باقی می‌مانند.

نهم، یکی دیگر از مسیرهای پژوهشی آینده، طراحی و ارزیابی سامانه‌های توضیح‌پذیر مبتنی بر خروجی مدل فازی است. در این زمینه می‌توان داشبوردهای تحلیلی یا چارچوب‌های گزارش‌دهی طراحی کرد که در آن‌ها کد فازی شمع، درجه عضویت، سابقه آماری کد، میزان توافق قواعد و قدرت سیگنال نمایش داده شود. هدف از این مسیر پژوهشی، صرفاً پیاده‌سازی نرم‌افزاری مدل نیست، بلکه بررسی این مسئله است که ارائه شفاف اجزای تصمیم‌گیری تا چه اندازه می‌تواند فهم‌پذیری، اعتمادپذیری و قابلیت استفاده از مدل را افزایش دهد.

در نهایت، پیشنهاد می شود پژوهش های آینده بر سه محور اصلی متمرکز شوند: نخست، سنجش پایداری و تعمیم پذیری قواعد فازی در دوره ها و بازارهای مختلف؛ دوم، توسعه مدل بدون از دست دادن تفسیرپذیری و شفافیت آن؛ و سوم، نزدیک تر کردن ارزیابی مدل به شرایط واقعی بازار از طریق آزمون های حساسیت، شبیه سازی های واقع گرایانه تر و مقایسه با چارچوب های تصمیم گیری جایگزین.

فهرست منابع

- افشاری‌راد، الهام؛ علوی، سید عنایت‌الله؛ سینایی، حسنعلی (۱۳۹۷). توسعه مدلی هوشمند برای پیش‌بینی روند سهام با استفاده از تحلیل تکنیکال. *فصلنامه تحقیقات مالی*، ۲۰(۲)، ۲۴۹-۲۶۴.
- پیمانی فروشانی، مسلم؛ ارضا، امیرحسین؛ صالحی، مهدی؛ صالحی، احمد (۱۳۹۹). بازده معاملات بر اساس نمودارهای شمعی در بورس اوراق بهادار تهران. *فصلنامه تحقیقات مالی*، ۲۲(۱)، ۶۹-۸۹.
- سیف، سمیرا؛ جمشیدی‌نوید، بابک؛ قنبری، مهرداد؛ اسماعیل‌پور، منصور (۱۴۰۰). پیش‌بینی روند بورس سهام ایران با استفاده از نوسان‌نمای موج الیوت و شاخص قدرت نسبی. *فصلنامه تحقیقات مالی*، ۲۳(۱)، ۱۳۴-۱۵۷.
- عباسی، میلاد؛ موسوی، سمیه‌السادات؛ جعفری ندوشن، عباسعلی (۱۴۰۳). شناسایی و ارزیابی قواعد معاملات تکنیکال سودآور در بازار رمزارز با استفاده از روش ترکیبی. *فصلنامه تحقیقات مالی*، ۲۶(۳)، ۵۲۵-۵۴۶.
- امانی، رامین؛ قادری، سامان؛ قربانی، زانکو (۱۴۰۴). پاندمی کووید-۱۹، شاخص دلار آمریکا و قیمت بیت‌کوین: شواهدی از روش تحلیل موجک. *فصلنامه تحقیقات مالی*، ۲۷(۲)، ۲۴۶-۲۷۳.

References

- Abbasi, M., Al-Sadat Mousavi, S., & Jafari-Nodoushan, A. (2024). Identification and Evaluation of Profitable Technical Trading Rules in. *Financial Research Journal*, 26(3), 525-546.
- Afsharirad, E., Alavi, S., & Sinaei, H. (2018). Developing an Intelligent Model to Predict Stock Trend. *Financial Research Journal*, 20(2), 249-264.
- Amani, R., Ghaderi, S., & Ghorbani, Z. (2025). The COVID-19 Pandemic, the US Dollar Index, and Bitcoin Prices:. *Financial Research Journal*, 27(2), 246-273.
- Amiri, A., Tavana, M., & Arman, H. (2024). An integrated fuzzy analytic network process and fuzzy regression method for Bitcoin price prediction. *Internet of Things*, 25, 101027. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.iot.2023.101027>

- Baştemur Kaya, C., Kaya, E., & Sıramkaya, E. (2025). Hybrid ANFIS–MPA and FFNN–MPA models for Bitcoin price forecasting. *Biomimetics*, 827. Retrieved from <https://doi.org/10.3390/biomimetics10120827>
- Baur, D. G., & Dimpfl, T. (2019). Price discovery in bitcoin spot or futures? *Journal of Futures Markets*, 39(7), 803–817. doi:10.1002/fut.22004
- Bekaert, G., & Harvey, C. R. (2003). Emerging markets finance. *Journal of Empirical Finance*, 3–55. doi:10.1016/S0927-5398(02)00054-3
- Cagliero, L., Fior, J., & Garza, P. (2023). Shortlisting machine learning-based stock trading recommendations using candlestick pattern recognition. *Expert Systems with Applications*, 216, 119493. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.119493>
- Chen, X., Hu, W., & Xue, L. (2024). Stock price prediction using candlestick patterns and sparrow search algorithm. *Electronics*, 13(4), 771. Retrieved from <https://doi.org/10.3390/electronics13040771>
- Dyhrberg, A. (2016). Bitcoin, gold and the dollar – A GARCH volatility analysis. *Finance Research Letters*, 16, 85–92. doi:10.1016/j.frl.2015.10.008
- Hu, W., Si, Y., Fong, S., & Lau, R. Y. (2019). A formal approach to candlestick pattern classification in financial time series. *Applied Soft Computing*, 84, 105700. doi:<https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.105700>
- Johnson, R. A., & Wichern, D. W. (2007). *Applied multivariate statistical analysis*. Upper Saddle River, NJ, United States: Pearson Prentice Hall.
- Kazak, H., Kumar, S., Gündüz, M. A., Akcan, A. T., & Bilgiç, H. H. (2025). Metaheuristic-optimized ANFIS and ANN models for stock price forecasting: Evidence from the Borsa Istanbul 100 index. *Discover Artificial Intelligence*, 5, 272. Retrieved from <https://doi.org/10.1007/s44163-025-00395-6>
- Klir, G., & Yuan, B. (1995). *Fuzzy Sets and Fuzzy Logic: Theory and Applications*. Upper Saddle River: Prentice Hall.
- Lee, K. H., & Jo, G. S. (1999). Expert system for predicting stock market timing using a candlestick chart. *Expert Systems with*

- Applications*, 16, 357–364. Retrieved from [https://doi.org/10.1016/S0957-4174\(99\)00011-1](https://doi.org/10.1016/S0957-4174(99)00011-1)
- Lee, N. C., Liu, N. A., & Chen, N. W. (2006). Pattern discovery of fuzzy time series for financial prediction. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 18, 613–625. doi:<https://doi.org/10.1109/tkde.2006.80>
- Mehrban, A., & Ahadian, P. (2023). An adaptive network-based approach for advanced forecasting of crypto currency values. *International Journal of Computer Science & Information Technology*(6), 1-11. Retrieved from <https://doi.org/10.5121/ijcsit.2023.15601>
- Montgomery, D., Peck, E., & Vining, G. (2012). *Introduction to Linear Regression Analysis*. Hoboken: John Wiley & Sons.
- Murphy, J. J. (1999). *Technical analysis of the financial markets: A comprehensive guide to trading methods and applications*. New York, NY: New York Institute of Finance.
- Nadarajah, S., Mba, J. C., Rakotomarahy, P., & Ratolojanahary, H. T. (2025). Ensemble learning and an adaptive neuro-fuzzy inference system for cryptocurrency volatility forecasting. *Journal of Risk and Financial Management*, 18(2), 52. Retrieved from <https://doi.org/10.3390/jrfm18020052>
- Naranjo, R., & Santos, M. (2019). A fuzzy decision system for money investment in stock markets based on fuzzy candlesticks pattern recognition. *Expert Systems With Applications*, 133, 34–48.
- Naranjo, R., Arroyo, J., & Santos, M. (2017). Fuzzy modeling of stock trading with fuzzy candlesticks. *Expert Systems With Applications*, 93, 15–27. doi:<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.10.002>
- Naranjo, R., Meco, A., Arroyo, J., & Santos, M. (2015). An intelligent trading system with fuzzy rules and fuzzy capital management. *International Journal of Intelligent Systems*, 30, 963–983. doi: <https://doi.org/10.1002/int.21734>
- Nison, S. (1991). *Japanese Candlestick Charting Techniques*. New York: New York Institute of Finance.
- Peymany Froushany, M., Hossein Erzae, A., Salehi, M., & Salehi, A. (2020). Trades Return Based on Candlestick Charts in Tehran Stock. *Financial Research Journal*, 22(1), 69- 89.

- Pring, M. (2002). *Technical analysis explained: The successful investor's guide to spotting investment trends and turning points*. New York, NY: McGraw-Hill.
- Ross, T. J. (2010). *Fuzzy Logic with Engineering Applications*. Chichester, UK: John Wiley & Sons.
- Seif, S., Jamshidinavid, B., Ghanbari, M., & Esmailpour, M. (2021). Predicting Stock Market Trends of Iran Using Elliott Wave Oscillation. *Financial Research Journal*, 23(1), 134-157.
- Sevastjanov, P., Kaczmarek, K., & Rutkowski, L. (2023). A currency trading system based on simplified models using fuzzy multi-criteria hierarchical optimization. *Applied Soft Computing*, 147, 110747. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2023.110747>
- Shahparast, H., Hamzeloo, S., & Safari, E. (2023). An incremental type-2 fuzzy classifier for stock trend prediction. *Expert Systems with Applications*, 212, 118787. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.118787>
- Silverman, B. (1986). *Density Estimation for Statistics and Data Analysis*. London: Chapman & Hall.
- Tavares, T. H., Ferreira, B. P., & Mendes, E. M. (2022). Fuzzy time series model based on red-black trees for stock index forecasting. *Applied Soft Computing*, 127, 109323. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2022.109323>
- Uzun, I., Lobachev, M., Kharchenko, V., Schöler, T., & Lobachev, I. (2021). Candlestick pattern recognition in cryptocurrency price time-series data using rule-based data analysis methods. *Computation*, 12(7), 132. Retrieved from <https://doi.org/10.3390/computation12070132>
- Veeramani, C., Venugopal, R., & Muruganandan, S. (2023). An exploration of the fuzzy inference system for the daily trading decision and its performance analysis based on fuzzy MCDM methods. *Computational Economics*, 62, 1313–1340. Retrieved from <https://doi.org/10.1007/s10614-022-10346-3>
- Wang, W., Lin, W., Wen, Y., Lai, X., Peng, P., Zhang, Y., & Li, K. (2023). An interpretable intuitionistic fuzzy inference model for stock prediction. *Expert Systems with Applications*, 213, 118908. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.118908>

- Zadeh, L. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, 338-353.
doi:[https://doi.org/10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X)
- Zimmermann, H. J. (2001). *Fuzzy set theory—and its applications*. Boston, MA: Springer.

Hourly Price Trend Forecasting of Bitcoin Based on Fuzzy Candlestick Pattern Modeling

Abstract

Objective: Forecasting price trends in financial markets—particularly in volatile and nonlinear environments such as cryptocurrency exchanges—remains a critical challenge for analysts, traders, and researchers. Japanese candlestick charts are widely used for technical analysis, yet their interpretation is often subjective, heuristic, and lacking reproducibility. This study aims to address these shortcomings by introducing a fuzzy logic-based framework for modeling candlestick structures and predicting short-term price movements, bridging the gap between human intuition and algorithmic precision.

Methods: The study employs hourly Bitcoin data from September 2017 to May 2025. Each candlestick is decomposed into body, upper shadow, and lower shadow, then standardized and fuzzified using triangular membership functions designed to capture Bitcoin's volatility. Each candle is encoded into a three-character fuzzy code, representing dominant membership values, which are statistically linked to the next candle's trend (bullish, bearish, or neutral). From these associations, fuzzy decision rules are extracted. Two predictive models are constructed: a soft rule model, which issues a forecast if three out of four top-matching codes agree, and a hard rule model, which requires full agreement. Both models are backtested out-of-sample and applied to simulated trading strategies under fixed-capital and capital-adjusted conditions, assuming an initial \$100,000 investment. Frequency analysis identifies recurring bullish and bearish patterns that support rule-based forecasting.

Results: In the soft rule model, 10,891 trades generated a net profit of \$190,419 with a 54.1% win rate and an average profit of \$17.48 per trade. The hard rule model executed 6,761 trades, achieving a net profit of \$187,979, a 55.8% win rate, and an average profit of \$27.80 per trade. Both models substantially outperformed the buy-and-hold benchmark. Statistical validation via paired t-tests over 1,000 random 14-day intervals yielded p-values < 0.00001 ,

confirming outperformance at a confidence level above 99.9%. While no statistically significant difference in mean returns was found between the two models ($p = 0.463$), the hard rule model demonstrated superior risk-adjusted performance with a higher Sharpe ratio and lower volatility. Frequency analysis further identified recurring bullish and bearish fuzzy patterns with reliable predictive power.

Conclusion: This research presents a fully interpretable and standalone candlestick-based forecasting model that operates without reliance on external indicators or multi-candle sequences. By formalizing candlestick components through fuzzy logic, the system provides transparency, reproducibility, and practical utility for financial analysts. Beyond profitability, the model highlights interpretable fuzzy patterns that could serve as building blocks for intelligent, rule-based trading systems. Compared to opaque machine learning models, the proposed fuzzy framework offers a balanced combination of interpretability, adaptability, and predictive accuracy—making it a valuable tool for navigating volatile cryptocurrency markets. Overall, the study demonstrates that combining traditional candlestick analysis with fuzzy logic can yield a robust, statistically validated framework that bridges heuristic intuition and systematic trading, potentially informing future research on algorithmic financial forecasting and adaptive market strategies.

Keywords: Candlestick Charts, Fuzzy Logic, Trend Forecasting, Trading Strategies, Bitcoin Price