فصلنامه علمی پژوهشی دانش سرمایه‌گذاری
دوره ۱۵ / شماره ۱ (پیاپی ۵۸) / تابستان ۱۴۰۵
صفحه ۶۷۱ تا ۶۹۴

پیش بینی و مقایسه روند بازدهی قیمتی با استفاده از روش مارکوف پنهان و روش گارچ– مارکوف مطالعه موردی بیت کوین و اتریوم و سولانا و بی ان بی

مریم باقرزاده سهرابی
گروه مدیریت مالی، واحد تهران مرکزی، دانشگاه آزاد اسلامی ، تهران، ایران
Maryamsohrabi98@yahoo.com

حسین ممبینی
گروه مدیریت مالی، واحد تهران مرکزی، دانشگاه آزاد اسلامی ، تهران، ایران (نویسنده مسئول)
h.mombeini@gmail.com

صفیه مهری نژاد
گروه مدیریت مالی، واحد تهران مرکزی، دانشگاه آزاد اسلامی ، تهران، ایران
S.mehrenejad@gmail.com

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۶/۲۶ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۸/۰۲

چکیده

پیش‌بینی روند حرکتی رمز ارزها، می تواند به سرمایه گذاران در تصمیم گیری آگاهانه تر، جلوگیری از ضرر، مدیریت ریسک و حداکثرسازی بازده کمک کند. لذا در این پژوهش برای چهار رمز ارز بیت کوین، اتریوم، بی ان بی و سولانا پیش بینی روند حرکتی بازدهی با استفاده از دو روش مارکوف پنهان و گارچ مارکوف پنهان در طی بازه یکسال ۲۰۲۲ تا ۲۰۲۳ صورت گرفت. براین اساس برای پیش بینی دقیق تر روند بازدهی، در ابتدا با استفاده از مدل های معروف گارچ نوسانات بازدهی مدل سازی شد سپس با بکاربردن نوسانات بازدهی به عنوان ورودی، مدل مارکوف پنهان تخمین زده شده است و در نهایت برای مقایسه و نتیجه گیری در مورد دقت پیش بینی روند بازدهی از معیار DAP استفاده شد. براساس نتایج، برای رمز ارز بیت کوین دقت مدل با روش مارکوف پنهان ساده ۷۶ درصد است اما دقت مدل با روش ترکیبی ۸۲ درصد شده است. برای رمزارز اتریوم مارکوف پنهان توانسته است در ۶۵ درصد موارد روند حرکتی بازدهی را درست پیش بینی کند. اما براساس روش ترکیبی جهت حرکتی بازدهی قیمتی تا ۹۱ درصد درست پیش بینی شده است. همچنین برای رمز ارز بی ان بی نتایج حاکی از آن است که پیش بینی روند حرکتی بازدهی با مدل مارکوف پنهان ساده ۶۶ درصد است اما پیش بینی روند با استفاده از روش ترکیبی به ۷۴ درصد می رسد. در نهایت برای رمز ارز سولانا با روش مارکوف پنهان ساده دقت پیش بینی روند حرکتی بازدهی به ۵۵ درصد می رسد که با استفاده از مدل ترکیبی و وارد کردن نوسانات در آن دقت پیش بینی روند به ۷۴ درصد رسیده است. بنابراین و به طور کلی استفاده از روش ترکیبی گارچ- مارکوف پنهان برای هر چهار رمز ارز باعث بهبود تشخیص روند حرکتی به طور معنی داری می شود.

واژه‌های کلیدی: معیار DAP ، گارچ -مارکوف پنهان، رمز ارز، پیش بینی روند.

۱- مقدمه

بازار رمز ارزها از سال۲۰۰۹ تا کنون با رشد بسیار سریعی مواجه شده است و همزمان مورد توجه بسیاری از سرمایه گذاران قرار گرفته است. ارزش این بازار از عدد صفر در سال ۲۰۰۹ به حدود ۲ تریلیون دلار به مشارکت حدود چهار صد میلیون سرمایه گذار در سال ۲۰۲۴ رسیده است که حاکی از رشد سریع این بازار است. کارکرد بازار سهام بیشتر در اقتصاد کارکرد تامین مالی کسب و کارهای مختلف است و ارزش سهام نیز نماینده ارزش دارایی ها و عملیات مالی و اقتصادی یک شرکت است اما در بازار ارزهای رمز نگاری شده، قراردادهای هوشمند اجتماعی بر بستر تکنولوژی انقلاب زنجیره های بلوکی[۱] معامله می شود که به نوعی جایگزین برای پول های رایج[۲] در دنیا به شمار می روند و ارزش خود را نیز بیشتر از هرچیز از تکنولوژی منحصر بفرد خود گرفته اند که بستر و زمینه را برای اجرا دیگر قراردادهای اجتماعی هوشمند فراهم می کنند(سیف الدین آموس[۳]، ۲۰۰۸). در کنار توجه به ویژگی بازار ارزهای رمز نگاری شده موضوع دیگر تفاوت این بازار احتمال صفر شدن سرمایه گذاری است. از سال ۲۰۰۸ تا ۲۰۲۴ براساس آمارهای وب سایت معتبر کوین مارکت کپ[۴] حدود چهار هزار رمز ارز در این بازار از بین رفته و ضررهای زیادی را به سرمایه گذاران تحمیل کرده است. تفاوت مهم دیگر رمز ارزها، این است که همه بازارهای مالی علی رغم سطح متفاوت قانون گذاری سطحی از قوانین و مقررات بر معاملات و کارهای روزمره آنها وارد است اما در این بازارها دولت ها عملا ابزاری برای مداخله و قانون گذاری در اختیار ندارند و البته مهمترین تفاوت تکنولوژی زنجیره بلوکی با دیگر تکنولوژی های انقلابی در همین عدم توانایی دولت در دخالت در این قرارداد هاست و به نحوی عدم تمرکز با ذات این بازارها و ارزش آنها در ارتباط است و جدای از بحث قانون گذاری برای این رمز ارزها، این پول ها در تحلیل آخر دنبال جایگزین شدن با پول های ملی کشورهای مختلف هستند و در حقیقت تهدیدی برای اجرای نقش های سنتی دولت ها به طور عمومی و تهدید برای نقش آقایی دولت ها در بازار پول به طور خاص هستند(تاپ اسکات و تاپ اسکات[۵]، ۲۰۱۸). بنابراین این مسئله بسیاری از دولت ها را به سمت اجرای قوانین محدود کننده یا غیرقانونی اعلام کردن معاملات این رمز ارزها سوق داده است و در نهایت همه اینها باعث ایجاد فضای بسیار ریسکی تر در قیاس با دیگر بازارهای مالی شده است.

براساس بررسی ها صورت گرفته در مورد اینکه چه رمز ارزهایی با چه ویژگی هایی احتمال صفر شدن(مردن) دارند مطالعه جدی صورت نگرفته است اما نکته مهمی که وجود دارد این است که تمام این ارزها بدون استثنا حجم معاملات و ارزش بازار در آنها بسیار کم بوده است(لی و همکاران[۶]، ۲۰۲۳). پس نکته ای که این رمز ارزها دارند این است که به هر دلیلی موفق به جلب اعتماد فعالین بازار رمز ارزها نشده اند و همین عدم موفقیت در جلب اعتماد افراد بیشتر باعث عدم شکل گیری شبکه حمایتی از این رمز ارزها شده است و در نهایت ارزش آنها در یک مدت چند ساله صفر شده است. از سوی دیگر نکته ای که باید بدان توجه شود این است که در این بازار

[1] Blockchain
[2] Fiat currency
[3] Amous
[4] www. CoinMarketcap.com
[5] Topscott & Topscott
[6] Li et al

در برهه های مختلف رمز ارزهایی با حجم معاملات زیاد مانند بیت کوین، اتریوم، سولانا و بی ان بی علی رغم از دست رفتن ۲۰ تا ۹۰ درصد ارزششان، اما به دلیل درگیر شدن منافع تعداد بیشتری از افراد و شکل گیری شبکه ای از افراد و اعتماد به این رمز ارزها در نهایت بارها ارزش خود را دوباره بدست آورده اند. بنابراین نکته اول برای جلوگیری از صفر شدن ارزش این رمز ارزها باید مدنظر قرار دادن حجم معاملات و ارزش بازار باشد.

نکته مهم دیگر که سرمایه گذاران در این بازار باید بدان توجه داشته باشند مسئله نوسانات غیرمتعارف در این بازارها است هم از نظر شدت نوسانات و هم از نظر تکرار آن است. بیت کوین[1] به عنوان رهبر این بازار از سال ۲۰۰۹ تا کنون ۷ بار سقوط بالای ۵۰ درصد را تجربه کرده است. همچنین در این بازه ۱۳ سقوط بالای ۲۰ درصد را تجربه کرده است که در قیاس با بازار سهام آمریکا و بعد از بحران بزرگ ۱۹۲۹(که پنج بار سقوط های بیشتر از ۲۰ درصد را تجربه کرده است) دارای نوسانات شدیدتر و همزمان تناوب بیشتر در این نوسانات است. بنابراین اهمیت پیش بینی در این بازار بسیار تعیین کننده تر از بازارهای دیگر مالی است زیرا که در این نوسانات برای سرمایه گذاران سودها و ضررهای بسیار وجود دارد. لذا در قیاس با دیگر بازارها اهمیت نوسانات و مدنظر قرار دادن آن در پیش بینی قیمت بسیار بیشتر است و همزمان در تفاوت با بازارهای مالی دیگر، کار پیش بینی دقیق در این بازار را بسیار سخت کرده است. بنابراین عدم توجه به اهمیت نوسانات در بازار رمز ارزها و اقتباس روش هایی معمولی که در بازارهای دیگر مالی از آن استفاده می شود بدون توجه به این خصلت می تواند تا حد زیادی دقت نتایج بدست آمده را کاهش دهد (شو و همکاران[2]، ۲۰۲۰). لذا بکارگیری منطق پیش بینی به عنوان یکی از ابزارهای مدیریت ریسک در این بازار با مشکلات جدی تری مواجه است و باید دقت بیشتری در این باره شود.

۲- مبانی نظری و پیشینه

بازار رمز ارزها نوپاترین بازار مالی در سطح جهان است که ارزش معاملاتی دارایی های آن براساس تکنولوژی منحصربفرد زنجیره بلوکی و امید جایگزینی این رمز ارزها با ارزهای رایج دنیا تعیین می شود. این رمز ارزها به مانند پول های واقعی چهار وظیفه اصلی پول ها را در دنیای واقع تا حد زیادی می توانند انجام دهند همزمان به دلیل تکنولوژی خاص بکارگرفته شده در آن ارزش آنها با چاپ آن توسط دولت یا هر قدرت دیگر نمی تواند تحت تاثیر قرار گیرد. در بستر این قرادادها همه چیز در ابتدا کار مشخص است. از نحوه استخراج ارزها تا حجم آنها و اگر به هر دلیلی در مفاد قرارداد هریک از رمز ارزها تغییراتی ایجاد شود در شبکه انحراف یا به اصطلاح فورک[3] ایجاد می شود و یک رمز ارز جدید بوجود می آید که با رمز ارز اولیه و آن قراداد کاملا متفاوت است. لذا در اینجا و این ویژگی در کنار حل دیگر مشکلات فنی مربوط به پول های دیجیتال مانند خرج دوباره و ... تا حد زیادی موضوع اعتماد که در بانک های مرکزی دولتی به کرات نقض می شود حل می شود. به عبارتی این رمز ارزها نوعی واسطه مبادله هستند که تمام ویژگی های پول های معمولی را به طور کلی دارند(البته واسطه پرداختن بودن به دلیل نوسانی بودن بیشتر آنها در ابتدا تا حد غیرقابل دستیابی بود که تولد رمز ارزهای ثابت، معروف به استیبل

[1] Bitcoin
[2] Shou et al
[3] Fork

کوین ها تا حدی این مشکل را نیز حل کرده است) اما عرضه آن برخلاف پول های رایج که توسط بانک مرکزی و به دلخواه آن تعیین می شود، براساس قواعد از پیش تعیین شده و غیر قابل تخطی است. بنابراین عرضه بی ثبات و رشد عرضه مدوام پول های معمولی ارزش این پول ها را به طور مدوام در معرض کاهش قرار می دهد که این به نوعی خود یعنی دامن زدن به مشکل تورم که البته موضوع تازه ای در سطح جهانی نیست (سیف الدین آموس ۲۰۱۸ و تاپ اسکات و تاپ اسکات،۲۰۱۸).

در این فضا و همراه با تحولات تکنولوژی و حل مسائل فنی در مورد ایجاد سیستم مناسب، در واکنش به بحران مالی۲۰۰۸ و چاپ بی رویه پول توسط بانک های مرکزی، ساتوشی با انتشار مقاله معروف خود در سال ۲۰۰۹ از ایجاد بیت کوین به عنوان اولین رمز ارز دنیا مبتنی بر تکنولوژی زنجیره بلوکی خبر داد. عرضه این رمز ارز محدود است و فرایند استخراج، تایید تراکنش ها و همچنین فرایند نظارت بر آن نیز براساس یک کامپیوتر و یک رای تعین شده است. اهمیت این موضوع در این است که این فرایند استخراج و تعداد زیاد استخراج کنندگان در این شبکه به نوعی امکان احاطه هر قدرتی را بر این شبکه از بین می برد. در نتیجه شبکه به شکل کاملا خودجوش و کاملا غیرمتمرکز امکان استخراج، معاملات و پرداخت ها را فراهم می آورد(نارایان و همکاران[1]، ۲۰۱۶). این رمز ارزها عرضه پول را کاملا براساس قرداد اولیه و خارج از کنترل دولت و هر قدرت متمرکز دیگر نگه می دارد. با توسعه این اکوسیستم بسیاری از مشکلات این رمز ارزها(سرعت تراکنشات، سرعت نقل و انتقال پول و...) در یک بستر کاملا غیر متمرکز بدون دخالت دولت ها حل شده است به نحوی که سرعت تراکنشات آن از سرعت تراکنشات بین المللی و داخلی بانکی هم بیشتر و هم ارزان تر است.

پیش‌بینی دقیق در بازار ارزهای رمزنگاری در مدیریت ریسک و بهینه سازی پرتفوی نقش بسزایی ایفا می‌کند. ارزهای رمزنگاری مانند بیت کوین،اتریوم[2]، بی ان بی[3] و سولانا[4] دارای نوسانات بالا و عدم قطعیت هستند. مدل‌های پیش‌بینی به سرمایه گذاران این امکان را می دهند تا ریسک های مرتبط را ارزیابی و کمیت سنجی کنند و بر اساس آن تصمیمات مناسب درباره تخصیص مناسب پرتفوی اتخاذ کنند. با پیش‌بینی بازدهی آینده، سرمایه گذاران قادرند با شناسایی بهترین تعادل بین ریسک و بازده، پرتفوی خود را بهینه سازی کنند. همچنین پیش‌بینی دقیق در بازار ارزهای رمزنگاری به کارایی بازار کمک می کند و سرمایه گذاران در بازار مزیت اطلاعاتی پیدا می کند. پیش‌بینی در بازارهای مالی نیز برای رعایت قوانین و نظارت بر بازار حائز اهمیت است(سیماران و شارما[5]، ۲۰۲۳، پاتل و همکاران[6]، ۲۰۲۴).

براساس ادبیات نظری، نظریات محققان درباره امکان پیش بینی در بازارهای مالی به دو دسته کلی تقسیم می شود: دسته اول محققان معتقد می باشند، که حرکت بازار از الگوهای مشخصی پیروی می‌کند اگرچه این الگوها می توانند ساده یا پیچیده و آسان یا سخت از جهت پیدا کردن باشند، ولی در هر حال الگو می باشند و به همین

[1] Narayanan et al
[2] Ethereum
[3] BNB
[4] Solana
[5] Simaran & Sharma
[6] Patel et al

دلیل میتوان بازار مالی را پیش بینی کرد. این افراد معتقد هستند که بررسی روندها و رفتار بازار در گذشته می توانند این الگوها رو مشخص کنند. با پیدا کردن این الگوها می توان در مورد آینده صحبت کرد چرا که این الگوها همیشه در طول تاریخ تکرار شده اند و در آینده نیز می تواند تکرار شوند. دسته دوم معتقد هستند که پیش بینی بازارهای مالی امکان پذیر نیست. این افراد معتقد هستند که حرکت قیمت به گذشته ارتباطی ندارد، بلکه اتفاقات آینده است که وضعیت شاخص ها را در اقتصاد رقم می زند. اگر اقتصادی رشد خوبی داشته باشد. سرمایه گذارها به امید اینکه این رشد در بازار تاثیر خواهد گذاشت، تمایل به خرید سهم خواهد داشت. این یعنی اینکه تقاضا برا ی بازار سهام بالا و به همین دلیل شاخص های مالی هم افزایش پیدا می کند(فطروس و همکاران[1]، ۲۰۲۱، سیماران و شارما[2]، ۲۰۲۳، پاتل و همکاران[3]، ۲۰۲۴).

حسن و ناص(۲۰۰۶) از روش مارکوف پنهان برای پیش بینی قیمت سهام در بازار سهام استفاده کردند. آنها از سری های زمانی قیمت های آغازین، اخرین قیمت، بیشترین قیمت و کمترین قیمت در هر روز از سال۲۰۰۲ تا ۲۰۰۴ برای اموزش مدل استفاده کردند و از داده های سه ماه بعد نیز برای تست مدل استفاده نمودند. سپس آنها داده هایی را که درگذشته بیشترین مطابقت را با دادهای مورد نظر داشتند را پیدا کرده و با ضرب نمودن ارزش های آنها تغییرات قیمت را محاسبه نمودند تا قیمت پایانی سهم را در روز بعد پیش بینی نمایند. سپس دقت پیش بینی خود را با استفاده از MAPE به دست آورده و نتایج را با دقت پیش بینی به روش شبکه های عصبی مصنوعی مقایسه کردند که نتایج پیش بینی بهبود دقت پیش بینی به وسیله HMM را نشان می دهد. حسن و ناص(۲۰۰۹) مدلی ترکیبی متشکل از مارکوف پنهان، شبکه های عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک برای پیش بینی رفتار بازار های مالی ارائه دادند. آنها از روش شبکه های عصبی برای مرتب سازی و تبدیل قیمت های روزانه سهام به ورودی های مدل مارکوف پنهان استفاده نمودند. سپس الگوریتم ژنتیک را به منظور بهینه سازی پارامتر های اولیه مدل مارکوف پنهان به کار بردند. آنها با این مدل قیمت تعدادی سهم از بخش ای تی را پیش بینی نمودند و نتایج را با مدل های سنتی مقایسه کردند. براساس نتایج کارایی این مدل از روش های سنتی بسیار بالاتر بوده است. گوپتا و هینگرا (۲۰۱۲) از مدل مخفی مارکوف برای پیش بینی قیمت بسته شده سهام فردا در بازار هند استفاده کرده اند. مدل پیشنهادیHMM Map است که حداکثر احتمال قیمت فردا را پیش بینی می کند. آنها رهیافت خود را بر روی سهم های مختلف تست کردند و نتایج عملکرد آن را با تعدادی از مطالعات موجود که از شبکه های عصبی مصنوعی استفاده کرده بودند مقایسه کردند. مقایسه دقت پیش-بینی این روش با روش های دیگر نشان از بهبود دقت پیش بینی با استفاده از این روش بود. الغیب(۲۰۱۴)در تحقیقی به بررسی شاخص بورس اوراق بهادار هند پرداخت و دقت پیش بینی مدل مارکوف مخفی را با دقت پیش بینی الگوریتم نزدیکترین همسایه مقایسه نمود. آنها در نتیجه گیری خود بیان کردند که HMM نسبت به نزدیک ترین همسایه، بسیار حرفه ای تر عمل می کند. ماروتی و همکاران(۲۰۱۹) در پژوهش بازدهی بازار سهام نیویورک را با استفاده از روش مارکوف پنهان و نیمه پنهان از ۲۰۰۳ تا ۲۰۱۶ مورد بررسی قرار داده است. براساس نتایج عملکرد این

[1] Fetros et al
[2] Simaran & Sharma
[3] Patel et al

مدل ها در پیش بینی شاخص این بازار موفق عمل کرده است.کائو (2019) در مطالعه مدل مارکوف پنهان چند لایه برای تحلیل رفتار بین بازار و پیش بینی روند، پرداخته است. در این پژوهش یک رویکرد جدید مدل مارکوف پنهان چند لایه همراه پنهان برای تحلیل رفتار سلسله مراتبی بین بازار را پیشنهاد می کند. نتایج تجربی۱۱ سال داده از دو نوع بازار (بازار سهام و بازار ارز)۱۳کشور نشان می دهد که روش پیشنهادی پژوهش از چهار معیار دیگر بهتر است. شوی و همکاران(۲۰۲۰) قیمت رمز ارز لایت کوین را در سال ۲۰۱۷ با استفاده از یک روش ترکیبی براساس مدل مارکوف خاکستری پیش بینی کرده اند. براساس نتایج عملکرد روش پیشنهادی ۷۸ درصد می-باشد. لی و همکاران(۲۰۲۳) مطالعه ای یک مدل فازی مبتنی بر مدل مارکوف پنهان (HMM) را برای پیش‌بینی سری های زمانی مورد استفاده قرار می گیرد. در این پژوهش برای بررسی کارایی روش پیشنهادی از اطلاعات مربوط به سهام بازار نیویورک، استانبول و بیت کوین استفاده شده است. براساس نتایج عملکرد مدل در همه بازارها از روش های فازی بدون مارکوف پنهان ضعیف تر است.

۳- انتخاب مدل و روش تحقیق

برای پیش بینی بازارهای مالی به کمک داده های تاریخی، روش‌های مختلفی وجود دارد. در یک طبقه بندی این روش‌ها در دو گروه خطی و غیرخطی قرار می گیرند و در نوع دیگر، به روش‌های یادگیری ماشین و آماری دسته بندی می‌شوند اما دسته بندی مناسب، گروه بندی آن ها به روش های هوشمند و کلاسیک است. در روش‌های پیش بینی کلاسیک، فرض بر این است که مقادیر آینده قیمت، روند خطی مقادیر گذشته را دنبال می‌کند و مدل های رگرسیونی و آریما در این دسته جای دارند و در مقابل شبکه های عصبی، منطق فازی ماشین های بردار پشتیبان و مدل های مارکوف و... در دسته روش های هوشمند قرار می گیرند (کواکانته و همکاران[1]، ۲۰۱۶). نتیجه مقایسه ها نشان داده است که روش های هوشمند با غلبه بر محدودیت های موجود در مدل‌های خطی در مقایسه با روش‌های کلاسیک، توانایی بهتر و برای پیش بینی، دقت بیشتری دارند (پادماجا[2] ۲۰۲۰، یان و همکاران[3]، ۲۰۱۷ و آدبی و همکاران[4] ، ۲۰۱۴).

هر کدام از این روش های هوشمند علی رغم وجود ویژگی های مناسب دارای محدودیت هایی نیز هستند برای نمونه تکنیک شبکه های عصبی مصنوعی به عنوان پرکاربردترین این روش ها (اتسالاکیس و والاتیس[5]، ۲۰۰۹، تکاچ و ورتر[6]، ۲۰۱۶) به دلیل نحوه پیکربندی آن بسیار مسئله محور هستند. مشکل اصلی شبکه های عصبی برازش بیش از حد داده ها با درنظر گرفتن نویز می باشد و همچنین باتغییر دامنه داده ها نیاز به پیکر بندی مجدد دارد (حسن و ناص[7]، ۲۰۰۵). براین اساس روش های جدید تری که ویژگی های بهتری دارند در طول زمان توسعه داده شده اند. یکی از این روش ها که در ادبیات تحقیق به دلیل ویژگی های آن در زمینه های

[1] Cavalcante & at al
[2] Padmaja
[3] Adebiyi & at al
[4] Yan et al
[5] Atsalakis & Valavanis
[6] Tkáč & Verner
[7] Hasan & Nath

مختلف از جمله پیش بینی بازارهای مالی بدان توجه ویژه می شود روش مارکوف پنهان[1] است. مدل مارکوف پنهان در اواخر دهه ۱۹۶۰ میلادی برای شناسایی صدا معرفی گردید و در حال حاضر به سرعت در حال گسترش دامنه کاربردها می باشد. دو دلیل مهم برای این موفقیت وجود دارد. اول اینکه این مدل از لحاظ ساختار ریاضی بسیار قدرتمند است. دوم اینکه مدل مارکوف پنهان اگر به صورت مناسبی ایجاد شود می تواند برای کاربردهای بسیاری مورد استفاده قرار گیرد(نادری و همکاران[2]، ۲۰۲۴ ، حسن و ناص، ۲۰۰۵).

حسن و ناص(۲۰۰۵ و ۲۰۰۶)، گوپتا و هینگرا[3](۲۰۱۲) از مدل مارکوف پنهان برای پیش بینی قیمت سهام در بازار های مختلف استفاده کرده اند. سپس نتایج را با روش شبکه های عصبی مصنوعی مقایسه کردند که نتایج پیش بینی بهبود دقت پیش بینی به وسیله این مدل را در قیاس با شبکه های عصبی نشان می دهد. لاژوز[4](۲۰۱۱) از این روش برای پیش بینی بازدهی بازار سهام استفاده کرده است و نشان می دهد که عملکرد این مدل از روش میانگین متحرک بسیار بهتر بوده است. الغیب و همکاران[5](۲۰۱۴) بر کارایی این مدل در پیش بینی بازده سهام در بازار هند تاکید میکند. لی و همکاران(۲۰۲۳) شو و همکاران(۲۰۲۰)، ماروتی و همکاران(۲۰۱۹) همگی بر قدرت پیش بینی این روش در بازار رمز ارزها تاکید داشته اند.

همچنین در کنار این مسئله توجه به قدرت روش های جدید و ترکیب ویژگی های خوب مدل های مختلف با همدیگر، می تواند دقت مدل ها را افزایش دهد. براین اساس مطالعات جدید سعی بر این دارند که بتوانند مدل های متفاوت را با همدیگر ترکیب کنند و از ویژگی های خوب این روش ها در ترکیب باهم پیش بینی های بهتری را از روند حرکت قیمت ارائه دهند (لی و همکاران[6]، ۰۲۳، ونگ[7] ۲۰۲۰، تابر و همکاران[8] ۲۰۲۰، شو و همکاران[9]، ۲۰۲۰ ماروتی[10] ۲۰۱۹، حسن[11]، ۲۰۰۹). بنابراین استفاده از روش های هوشمند جدید و با ویژگی های مناسب و همچنین ترکیب آن با روش های دیگر بنظر می رسد در نهایت بتواند نتایج بهتر و دقیق تری را ارائه نماید.

بازدهی دارایی های مالی دارای سه ویژگی مهم است: نوسان خوشه ای، رابطه نامتقارن، و غیر خطی بودن می باشد. لذا مدل های ناهمسانی واریانس شرطی به دلیل انطباق با این ویژگی ها، در تحقیقات مالی مورد استفاده فراوان قرار گرفته است (بیلدریچی[12]، ۲۰۰۹). بنابراین یکی از گام های اساسی برای پیش بینی دقیق بازار بشدت متلاطم رمز ارزها توجه به مسئله نوسانات در این بازار و استفاده از مدل-های گارچ به دلیل ویژگیهای خاص این مدل ها در ترکیب با روش های هوشمند است.

[1] Hidden Markov model
[2] Naderi et al
[3] Gupta & Dhingra
[4] LAJOS
5 Asadullah Al Galib
[6] Li et al
[7] Wang
[8] Tabar et al
[9] Shou et al
[10] Maroutti et al
[11] Hasan
[12] Bildirici et al

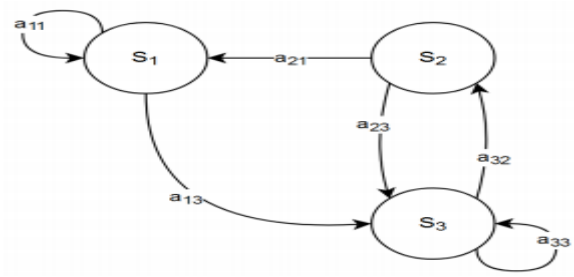
۱-۳-زنجیره مارکوف

زنجیره مارکوف یک مدل تصادفی است که دنباله ای از رویدادها یا حالت ها را نشان می دهد. در تجزیه و تحلیل خود، ما به طور خاص بر زنجیره های مارکوف مرتبه اول تمرکز خواهیم کرد که به ویژگی مارکوف پایبند هستند. فرض کنید $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ مجموعه همه حالت های ممکن باشند و $X = \{X_k | X_k \in S, k = 1, \dots, T\}$ سری زمانی حالت ها باشد. ویژگی مارکوف بیان می کند که برای هر $k \geq 0$ و حالت‌های $X_0, \dots, X_k$:

$$P(X_{k+1} = S_j | X_k = S_i, X_{k-1}, \dots, X_0) = P(X_{k+1} = S_j | X_k = S_i) \quad (۱)$$

به عبارت دیگر، احتمال انتقال به یک حالت خاص Sj در مرحله زمانی $k + 1$ فقط به حالت فعلی Si در مرحله زمانی k بستگی دارد و نه به هیچ حالت قبلی.این ویژگی به ما اجازه می دهد تا توزیع احتمال زنجیره مارکوف را در هر مرحله زمانی آینده منحصراً بر اساس حالت فعلی آن محاسبه کنیم.

به طور رسمی، یک زنجیره مارکوف مرتبه اول با مجموعه حالت های S و یک ماتریس احتمال انتقال A = [aij] تعریف می شود، که در آن aij احتمال انتقال از حالت Si به حالت Sj را در یک مرحله نشان می دهد.



شکل ۱: نمونه‌ای از زنجیره مارکوف با سه حالت

عناصر ماتریس انتقال باید محدودیت های تصادفی استاندارد را برآورده کنند:

- $0 \leq a_{ij} \leq 1 \; \forall i, j$
- $\sum_{j=1}^{n} a_{ij} = 1 \; \forall i$

فرض کنید $x_k \in R^n$ بردار حاوی احتمالات بودن در هر حالت در زمان k باشد، سیستم مطابق با زیر تکامل می‌یابد:

$$x_{k+1}^T = x_k^T A \quad (۲)$$

ما به توزیع اولیه احتمالات به عنوان $\pi = \{\pi_1, \dots, \pi_n\}$ اشاره می کنیم.

۲-۳- مدل های پنهان مارکوف

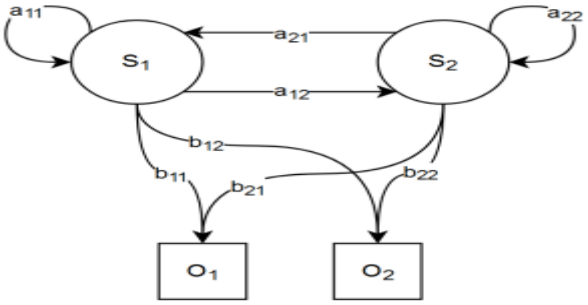
مدل ارائه شده در بالا به طور ضمنی فرض می کند که هر حالت با یک رویداد قابل مشاهده (فیزیکی) مطابقت دارد. زنجیره‌های مارکوف ابزار ارزشمندی برای مدل‌سازی داده‌های متوالی در حوزه‌های مختلف هستند. با این حال، بسیاری از سناریوهای دنیای واقعی شامل حالات زیربنایی هستند که مشاهدات را تحت تأثیر قرار می دهند اما مستقیماً قابل مشاهده نیستند. این محدودیت منجر به توسعه مدل‌های مارکوف پنهان شد که مدل اصلی زنجیره مارکوف را با معرفی حالت‌های پنهان یا غیرقابل مشاهده که بر داده‌های مشاهده‌شده تأثیر می‌گذارند، گسترش می‌دهند.

فرآیند حالت پنهان یک HMM یک زنجیره مارکوف است، که در آن هر حالت یک مشاهده با توزیع احتمال مشخصی تولید می کند که فقط به خود حالت بستگی دارد.

فرض کنید $O = \{O_k | O_k \in O, k = ۱,\dots,T\}$ دنباله مشاهده شده است، که در آن O مجموعه مشاهدات ممکن است. حالت‌های پنهان طبق معادله ۲ تکامل می‌یابند.

احتمال منتشر شده نماد $o \in O$ توسط حالت Si با تابع احتمال انتشار $b_i: o \to b_i(o) \in [0,1], \forall i$ توصیف شده است.

هم در بخش جاری و هم در بخش بعدی، به ماتریس احتمال انتشار $B = \{b_{ij} = b_i(o_j)\}$ اشاره می کنیم.



شکل ۲: نمونه ای از زنجیره مارکوف مخفی با دو حالت و دو خروجی محتمل

۳-۳-کاربردهای HMM: مسایل و راه حل های رایج

رایج ترین مشکلاتی که با استفاده از HMM ها تحلیل می شوند عبارتند از: مسئله ارزیابی، مشکل رمزگشایی و مشکل تخمین پارامتر. این مسایل و راه‌حل‌های مربوط به آن‌ها به طور گسترده در ادبیات مطالعه و مستند شده‌اند. در پاراگراف های بعدی به بررسی اجمالی این مسایل و راه حل های آنها می پردازیم.

الف) مساله ارزیابی: مسئله ارزیابی در HMM ها شامل محاسبه احتمال یک توالی مشاهده شناخته شده با توجه به مدل است. به طور خاص، با توجه به HMM با پارامترهای π، A، و B، و یک دنباله مشاهده شده O، می‌خواهیم $P(O|\pi,A,B)$ را محاسبه کنیم.

ب) مسئله رمزگشایی: مسئله رمزگشایی شامل تعیین محتمل ترین توالی حالت های پنهان با توجه به یک دنباله مشاهده و مدل است. با توجه به HMM با پارامترهای π، A و B، و یک دنباله مشاهده شده O، می‌خواهیم دنباله حالت پنهان X را پیدا کنیم که$P(X|O، \pi،A،B)$ را به حداکثر می رساند. راه حل مسئله رمزگشایی معمولاً با استفاده از الگوریتم ویتربی مورد بررسی قرار می گیرد..

ج) مسئله تخمین پارامتر: مسئله تخمین پارامتر در HMM ها شامل تنظیم پارامترهای مدل برای به حداکثر رساندن احتمال یک دنباله مشاهده شده است. با توجه به دنباله مشاهده O، می خواهیم مقادیر بهینه را برای پارامترهای π، A و B که حداکثر $P(O|\pi, A, B)$ می کنند، تخمین بزنیم.

راه حل این مساله معمولاً با استفاده از الگوریتم پسرو که به نام الگوریتم Baum-Welch نیز شناخته می شود، پرداخته می شود. الگوریتم Baum-Welch یک پیاده سازی خاص از الگوریتم بیشینه‌سازی امید (EM) است که متناسب با آن برای HMM

ها طراحی شده است. به طور مکرر سه مرحله اصلی را انجام می دهد: پیشرو، پسرو و مرحله به روز رسانی. در گام پیشرو، الگوریتم با توجه به دنباله مشاهده شده تا آن نقطه، احتمال قرار گرفتن در یک حالت خاص را در هر مرحله زمانی محاسبه می کند. این مساله ارزیابی است که قبلا توضیح داده شد.

در گام پسرو، الگوریتم احتمال مشاهده قسمت باقیمانده از دنباله را از یک حالت معین در هر مرحله زمانی محاسبه می کند. این روش پیشرو را با محاسبه متغیر پسرو، که با $\beta_k(i)$ نشان داده می شود، تکمیل می کند، که نشان دهنده احتمال قرار گرفتن در حالت S_i در زمان k و مشاهده دنباله باقی مانده از زمان $k+1$تا پایان است. متغیر پسرو برای هر مرحله زمانی k و حالت S_i به صورت بازگشتی محاسبه می شود. در مرحله مقداردهی اولیه، متغیر پسرو برای مرحله زمانی نهایی به صورت: $\beta_T(i) = ۱، \forall i$ تنظیم می شود.

د. مدل های مخلوط گاوسی

مدل‌های مخلوط گاوسی (GMMs) مدل‌های احتمالی قدرتمندی هستند که برای نمایش توزیع های احتمال پیچیده استفاده می‌شوند. یک GMM یک مجموع وزنی از چندین توزیع گاوسی است که در آن هر جزء نشان دهنده یک زیرجمعیت از داده‌ها است.

هنگامی که یک مشاهده تکی توسط داده‌های متعدد (داده‌های چند متغیره) تشکیل می‌شود، GMMها به عنوان مدل‌های ترکیبی چند متغیره استفاده می‌شوند. هر مولفه ی گاوسی در یک GMM یک توزیع چند متغیره با بردار میانگین و ماتریس کوواریانس خود را نشان می‌دهد. تابع چگالی احتمال یک GMM چند متغیره توسط:

$$p(y) = \sum_{i=1}^{K} c_i \mathrm{N}(y|\mu_i, \Sigma_i) \qquad (۳)$$

که در آن K تعداد مولفه‌های گاوسی است، c_i وزن مرتبط با مولفه i-ام را نشان می‌دهد و $N(y|\mu_i,\Sigma_i)$ نشان‌دهنده توزیع گاوسی چند متغیره با میانگین بردار μ_i و ماتریس کوواریانس Σ_i است. وزن‌های c_i قید $\sum_{i=1}^{K} c_i = 1$ را برآورده می‌کنند، اطمینان حاصل می‌کند که احتمالات تا یک جمع می‌شوند. این وزن‌ها سهم هر جزء گاوسی را در توزیع کلی کنترل می‌کنند.

GMM ها به ویژه هنگام مدل‌سازی داده‌های چند متغیره پیچیده که حالت‌ها یا خوشه‌های متعددی را نشان می‌دهند مفید هستند، زیرا می‌توانند ساختار ذاتی و تنوع موجود در داده‌ها را ثبت کنند. در زمینه مدل های پنهان مارکوف، GMM ها برای مقداردهی اولیه احتمالات انتشار حالات مخفی استفاده می شوند. GMM بر روی مجموعه داده آموزشی قرار می گیرد: الگوریتم آموزشی پارامترهای هر مؤلفه گاوسی، یعنی بردارهای میانگین و ماتریس های کوواریانس را تخمین می زند. این پارامترها برای مقداردهی اولیه احتمالات انتشار حالت‌های پنهان مربوطه استفاده می شوند.

پیاده سازی و ارائه نتایج

۴-۱- پیاده سازی

در مطالعه ما، از سه تابع خاص ارائه شده توسط Statistics and Machine Learning Toolbox در MATLAB برای آموزش و آزمایش HMM استفاده شد: hmmtrain,hmmdecode and fitgmdist. این مدل در دو سناریوی مبتنی بر قیمت‌های روزانه و بازده تاریخی سهام که به صورت عمومی در یاهو فاینانس[1] در دسترس هستند، اطلاعات مورد استفاده برای پیش بینی چهار رمز ارز بیت کوین، اتریوم، بی ان بی و سولانا از تاریخ۲۰۲۲/۱۲/۱۷ تا ۲۰۲۳/۱۲/۱۷ بوده است. که از این مجموع داده ها ۸۰ درصد آن برای آموزش بوده است و ۲۰ درصد برای آزمایش استفاده شده است. هر مشاهده در مجموعه داده ها شامل سه مقدار متمایز است که نشان دهنده تغییرات کسری روزانه، کسری زیاد و کسری پایین قیمت است.

$$O_{k1} = (\frac{close-open}{open}, \frac{high-open}{open}, \frac{open-low}{open}) \quad (۴)$$

$$O_{k2} = (\frac{garchclose-garchopen}{garchopen}, \frac{garchhigh-garchopen}{garchopen}, \frac{garchopen-garchlow}{garchopen}) \quad (۵)$$

$$O_k := (fracClose, fracHigh, fracLow) \quad (۶)$$

آرایه O_k یک آرایه سه بعدی است که از مقادیر واقعی تشکیل شده است. از آنجایی که احتمال حدس زدن هر مقدار واقعی از نظر ریاضی صفر است، لازم است مشاهدات گسسته شوند. تعداد نقاط استفاده شده برای گسسته سازی در جدول (۱) مشخص شده است.

جدول ۱: تعداد نقاط گسسته برای هر بعد

متغیر	تعداد نقاط
FracChange	15
FracHigh	3
FracLow	3

[1] Yahoo finance

ما از لبه های دینامیکی برای گسسته سازی استفاده کردیم: در هر آموزش، حداکثر و حداقل مقادیر fracChange ، fracHighو fracLow محاسبه می‌شود. سپس سه بردار با فاصله خطی برای لبه ها ایجاد کردیم که به عنوان کمترین مقدار از min و به عنوان بالاترین مقادیر max مقادیر استفاده کردیم. در نهایت، به هر مقدار گسسته، شاخص مربوط به آن را در آرایه لبه ها اختصاص دادیم.

۲-۴-آموزش

در طول آموزش های اولیه، چهار حالت پنهان زیرین در نظر گرفته می‌شود، که در آن هر حالت خروجی هایی تولید می کند که توسط یک GMM با چهار جزء نشان داده می‌شود. سپس مدل با تغییر مقادیر، دوباره آموزش داده می شود. پارامترهای اینGMM ها با استفاده از تابع MATLAB fitgmdist برآورد شد که مدل را با استفاده از الگوریتم انتظار بیشینه سازی (EM) بهینه می‌کند. پارامترهای اولیه GMM از طریق خوشه بندیk-means به دست می آیند. تابع چگالی احتمال حاصل به عنوان تخمین اولیه برای ماتریس انتشار عمل می‌کند. علاوه بر این، یک توزیع یکنواخت از احتمالات به عنوان تخمین اولیه برای ماتریس انتقال اختصاص یافته است. داده های آموزشی برای HMM با استفاده از رویکرد پنجره رولینگ[1] ساخته شده است. در این رویکرد، هر دنباله مشاهده مدت زمان ثابتی از ۱۰ روز را در بر می‌گیرد. به این مدت زمان بعنوان تاخیر[2] اشاره می‌گردد. پنجره به صورت تدریجی در طول دوره آموزشی جابه جا می‌شود: دنباله اول مشاهدات را از نقطه زمانی اولیه ثبت می کند، در حالی که هر دنباله بعدی مشاهدات جدید را با لغزاندن پنجره به مدت یک روز ترکیب می‌کند. سپس مجموعه داده به عنوان ورودی به تابع MATLAB hmmtrain ارائه می‌شود. این تابع از الگوریتم Baum-Welch برای تخمین ماتریس های انتقال و انتشار استفاده می کند. این تخمین ها با حدس‌های اولیه که قبلاً بحث شد، مقداردهی اولیه می شوند.

۵-ارائه نتایج

در ادامه مرحله آموزش، با پیش‌بینی قیمت بسته روزانه سهام برای بازه های زمانی مختلف، اقدام به آزمایش مدل خود کردیم. برای هر روز d در دوره هدف، فرآیند پیش‌بینی شامل مراحل زیر است:

۱) ما آخرین ۹ = ۱ − $latency$ مشاهدات موجود را در نظر گرفتیم. این مشاهدات نشان دهنده ۹ روز قبل است.

۲) سپس، هر خروجی ممکن برای روز جاری d اضافه شده و یک دنباله ۱۰ روزه ایجاد گردیده است. این دنباله اکنون شامل ۹ مشاهدات تاریخی و یک مشاهده بالقوه برای روز بعد است. احتمالات $n_{fc}.n_{fH}.n_{fL}$ برای روز جاری وجود دارد.

[1] rolling window
[2] latency

۳) احتمال تولید هر دنباله از مدل آموزش دیده محاسبه می‌شود. در نهایت، مشاهده با بیشترین احتمال انتشار به عنوان پیش‌بینی برای روز بعد انتخاب می‌گردد.

در موارد خاص، ممکن است شرایطی پیش بیاید که احتمال انتشار مشاهدات تاریخی، همراه با هر مشاهدات فرضی، صفر یا بسیار نزدیک به صفر شود. این می‌تواند به دلیل خطاهای عددی یا محدودیت‌های ذاتی مدل رخ دهد. با این حال، می‌توان دریافت که ترکیب یک پنجره پویا می‌تواند عملکرد مدل را افزایش دهد. برای پرداختن به این موضوع، الگوریتم پیش‌بینی به این صورت تغییر یافته است: اگر بالاترین احتمال به دست آمده باشد، الگوریتم پیش‌بینی تکرار می‌شود در حالی که به تدریج تأخیر یک روز کاهش می یابد. با کاهش تأخیر، هدف یافتن راه حلی مناسب است که در آن احتمالات منتشر شده غیرصفر باشد. این روند کاهش تأخیر به طور مکرر تکرار می‌شود تا زمانی که راه حلی پیدا شود، در حالی که اطمینان حاصل می‌شود که توالی تاریخی به اندازه کافی طولانی باقی می‌ماند. در این سناریو، حداقل شرط چهار روز برای دنباله تاریخی تعیین شده است.

۱-۵-انتخاب رمز ارزها

بازار رمز ارزها بازاری نوپا است که با توجه به اهمیت، توانایی فنی آن و همچنین روند تحولات اقتصادی اجتماعی توانایی این را دارد در قالب ارزهایی با کارایی های متنوع، اکوسیستمی را بوجود بیاورد که جایگزین ارزهای جهانشمول امروزی مانند دلار در سطح بین المللی و حتی داخل کشورها نیز شود. از زمان معرفی بیت کوین در سال ۲۰۰۹ تا کنون براساس اطلاعات سایت معتبر کوین مارکت کپ که رمز ارزهای مختلف را لیست می کند حدود ۱۱ هزار رمز ارز معرفی شده است. لازم به ذکر است حدود ۴۰۰ میلیون سرمایه گذار فعال در این بازار نیز وجود دارد(وب سایت کوین جیکو[1]،۲۰۲۳).

جدول شماره(۲): تعداد کوین های لیست شده در سایت کوین مارکت کپ

سال	تعداد
آوریل ۲۰۱۳	۷
ژانویه ۲۰۱۴	۶۷
ژانویه ۲۰۱۵	۵۰۱
ژانویه ۲۰۱۶	۵۷۲
ژانویه ۲۰۱۷	۶۳۶
ژانویه ۲۰۱۸	۱۳۵۹
ژانویه ۲۰۱۹	۲۰۸۶
ژانویه ۲۰۲۰	۲۴۰۳
ژانویه ۲۰۲۱	۵۱۴۵

[1] Coin Gecko

سال	تعداد
ژانویه ۲۰۲۲	۸۷۱۴
ژانویه ۲۰۲۳	۸۸۵۶
دسامبر ۲۰۲۳	۱۱۷۰۷

منبع: کوین مارکت کپ

همچنین ارزش بازار این اکوسیستم در سال ۲۰۲۴ حدود ۲ تریلیون دلار است که در اوج خود در نوامبر ۲۰۲۱ به حدود ۳ترلیون دلار نیز رسید. که از این ۲ ترلیون دلار بیت کوین حدود ۵۵ درصد کل ارزش بازار را دارد، اتریوم حدود ۲۴ درصد ارزش بازار را در اختیار دارند و با دو رمز ارز دیگر یعنی سولانا و بی ان بی از سال ۲۰۲۱ حدود ۸۰ درصد کل ارزش بازار را به خود اختصاص داده اند و بقیه رمز ارزها حدود ۲۰ درصد ارزش بازار را در اختیار دارند که البته از این ۲۰ درصد نیز حدود ۱۰ درصد آن مربوط به استیبل کوین ها[1] می باشد.

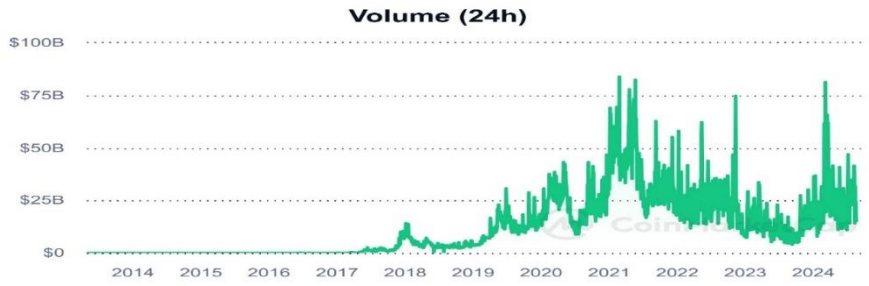
نمودار شماره(۱): ارزش بازار بیت کوین، اتریوم، بی ان بی و سولانا

منبع: سایت کوین مارکت کپ

همچنین براساس متوسط حجم معاملات مربوط به بازار، بیت کوین بیشترین حجم معاملات ۲۴ ساعته را با میانگین حدود بیست میلیارد دلار بعد از آن اتریوم با ده میلیارد دلار، سولانا دو میلیارد دلار و بی ان بی حدود یک و نیم میلیارد دلار در سال ۲۰۲۴ دارند. مجموع میانگین حجم معاملات این چهار رمز ارز از سال۲۰۲۳ تا ۲۰۲۴ حدود ۳۴ میلیارد دلار می باشد که حدود ۵۲ درصد از کل معاملات بازار رمز ارزها را شامل می شود.

بنابراین و همانگونه که ملاحظه می شود این چهار رمز ارز به دلیل حجم معاملات و ارزش بازار آن تقریبا در کنار هم می توانند نمایی دقیق از بازار ارزهای دیجیتالی ارائه نمایند بنابراین به دلیل اهمیت و جامعیت این چهار رمزارز این پژوهش پیش بینی روند بازدهی را برای آنها انجام می دهد.

[1] StableCoin



نمودار شماره(۲): حجم معاملات ۲۴ ساعته بیت کوین، اتریوم، بی ان بی و سولانا

منبع: سایت کوین مارکت کپ

۵-۲- پیش بینی روند

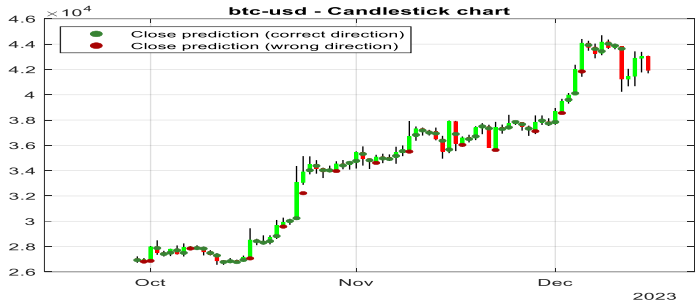
پیش‌بینی حرکت قیمت برای یک روز به خودی خود یک کار چالش برانگیز است. دستیابی به دقت در پیش‌بینی چند روز متوالی حتی دشوارتر می‌شود و اغلب به قلمرو غیرممکن نزدیک می‌شود. با شناخت جهت بالقوه پیش‌بینی افزایش یا کاهش ارزش سهام در طول روز، یک معیار ارزیابی جدید به نام دقت پیش‌بینی جهت (DPA) معرفی می‌گردد. DPA درصد پیش‌بینی های جهت گیری صحیح (روند) را اندازه گیری می‌کند و اطلاعات ارزشمندی در مورد دقت مدل در پیش بینی روند حرکتی بازدهی ارائه می دهد. یا به عبارتی نشان می دهد که این مدل به چه میزان در تشخیص روند حرکتی با روند واقعی دقت داشته است.

$$DPA = \frac{1}{n_p}\sum_{i=1}^{n_p}\delta\big(sgn(p_i - s_i), sgn(c_i - s_i)\big).100\% \qquad (۷)$$

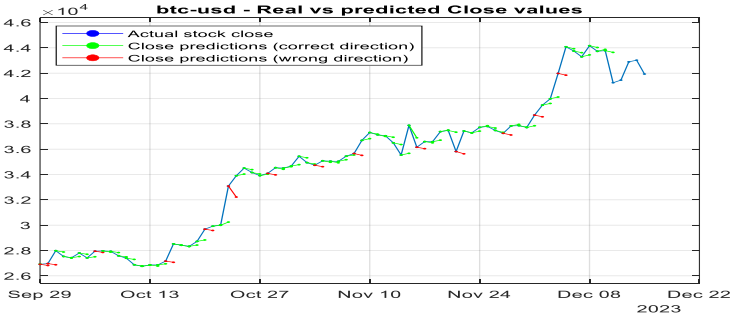
در معادله (۷)، n_p تعداد کل پیش‌بینی ها، δ تابع دلتای کرونکر، p_i قیمت یا بازده بسته شدن سهام پیش‌بینی شده، c_i قیمت یا بازدهی بسته شدن واقعی، و s_i قیمت باز شدن سهام است. بنابراین برای ارزیابی مدل های پیش بینی از دو معیار DPA و MAPE استفاده می شود.

۵-۲-۱- بیت کوین

در شکل (۳) نمودار کندل استیک با مقادیر قیمتی بسته شده رمز ارز بیت کوین برای داده های تست ارایه شده است. همچنین شکل (۴) مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده بازدهی بسته شده رمز ارز بیت کوین برای داده های تست نشان می دهد. براساس نتایج و محاسبات پژوهش الگوریتم پیشنهادی از بین ۷۸ مورد داده توانسته جهت حرکت سهام را در ۶۰ روز به درستی پیش‌بینی کند. بعبارت دیگر $DAP = 76.92\%$ می باشد. بنابراین روش مارکوف پنهان توانسته است روند حرکتی بازدهی را در حدود ۷۷ درصد موارد درست پیش بینی کند.

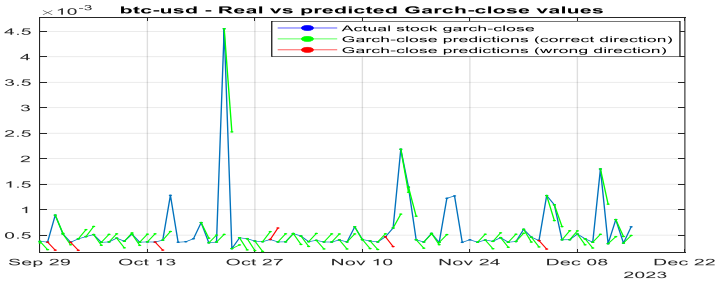


شکل ۳: نمودار کندل استیک با مقادیر قیمتی بسته شده سهام BTC



شکل ۴: مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده بازدهی قیمت بسته شده سهام BTC

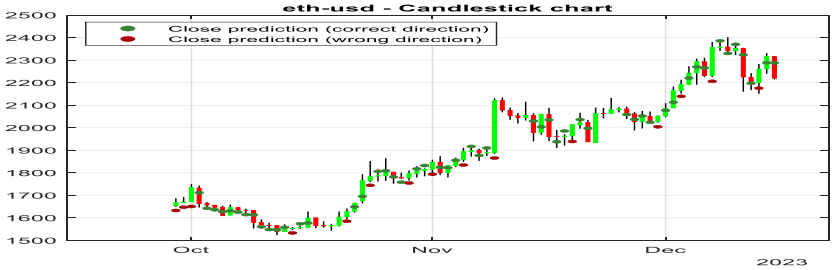
سپس و همانگونه که بحث شد در ادامه نوسانات بازدهی توسط مدل گارچ مدل سازی می شود و این بار بازدهی براساس مدل سازی این نوسانات شبیه سازی می شود و به عبارتی ریسک تغیرات بازدهی نیز در مدل آورده می شود. مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده نوسانات بازدهی رمز ارز بیت کوین آورده شده در شکل (۵)، موید این است که الگوریتم ترکیبی روند بازدهی سهام را برای ۷۸ روز پیش‌بینی نموده و که از این تعداد جهت حرکت بازدهی سهام را در ۶۴ مورد ۸۲ درصد درست تشخیص داده است. از اینرو بکارگیری نوسانات بازدهی رمز ارز منجر به دستیابی به عملکرد ۸۲ درصدی شده است. در نهایت اینکه برای رمز ارز بیت کوین مدل ترکیبی توانایی بهتر در درست پیش بینی کردن جهت حرکت نوسانات بازدهی داشته است و توانسته است ۵ درصد این شاخص را بهبود ببخشد.



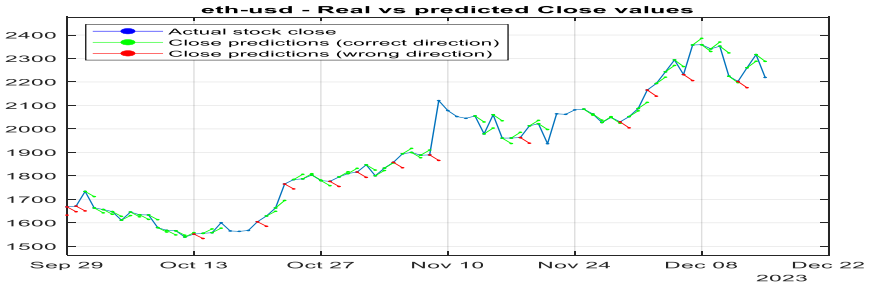
شکل ۵: مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده نوسانات بازدهی قیمت سهام BTC

۲-۲-۵- اتریوم

در شکل (۶) نمودار کندل استیک با مقادیر قیمتی بسته شده رمز ارز اتریوم برای داده های تست ارایه شده است. همچنین شکل (۷) مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده بازدهی بسته شده رمز ارز اتریوم برای داده های تست نشان می دهد. این اشکال به وضوح نشان می‌دهند که الگوریتم پیشنهادی توانسته از بین ۷۸ مورد داده جهت حرکت رمز ارز (روند حرکتی بازدهی) را در ۵۱ روز به درستی پیش‌بینی نماید. بعبارت دیگر $DAP = 65.38\%$ است. که نشان از قدرت مناسب پیش بینی مدل ساده مارکوف پنهان است.

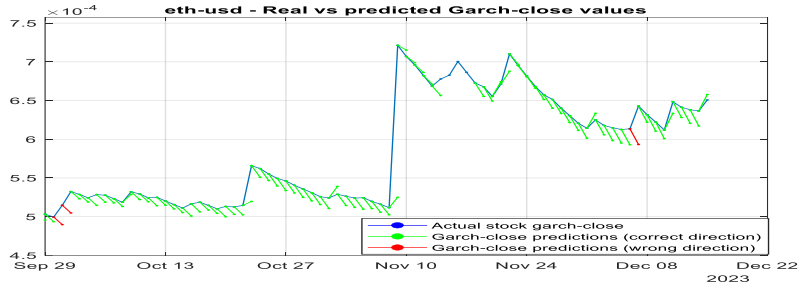


شکل ۶: نمودار کندل استیک با مقادیر قیمتی بسته شده سهام ETH



شکل ۷: مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده بازدهی قیمت بسته شده سهام ETH

سپس و همانگونه که بحث شد در ادامه نوسانات بازدهی توسط گارچ مدل سازی می شود و این بار بازدهی براساس مدل سازی این نوسانات شبیه سازی می شود و به عبارتی ریسک تغیرات بازدهی نیز در مدل آورده می شود. مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده نوسانات بازدهی رمز ارز اتریوم در شکل (۸) آمده است. براساس نتایج الگوریتم روند بازدهی سهام را برای ۷۸ روز پیش‌بینی نموده که از این تعداد جهت حرکت نوسانات بازدهی سهام را در ۷۱ مورد (یا بعبارت دیگر ۹۱.۰۲٪) درست تشخیص داده است. از اینرو بکارگیری نوسانات بازدهی رمز ارز منجربه دستیابی به $DAP = 91.02\%$ شده است. بنابراین استفاده از مدل ترکیبی نسبت به مدل ساده مارکوف پنهان باعث بهبود عملکرد پیش بینی روند بازدهی اتریوم به اندازه ۲۵ درصد شده است.

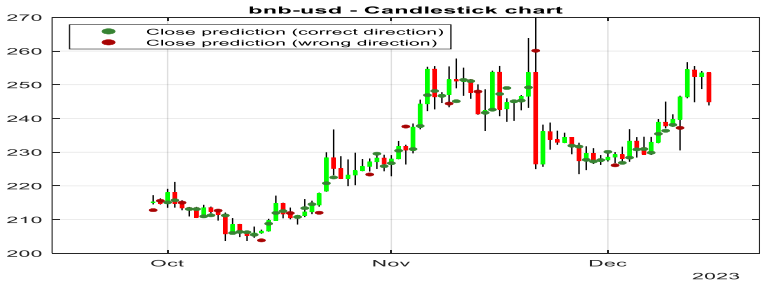


شکل ۸: مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده نوسانات بازدهی قیمتی رمز ارز ETH

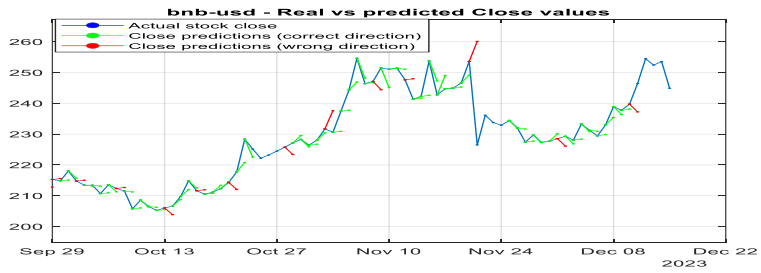
۳-۲-۵- بی ان بی

در شکل (۹) نمودار کندل استیک با مقادیر قیمتی بسته شده پیش‌بینی شده رمز ارز BNB برای داده های تست ارایه شده است.

همچنین شکل (۱۰) مقادیر واقعی و پیش‌بینی بازدهی شده قیمت بسته شده BNB برای داده‌های تست نشان می‌دهد. همانطور که از این دو شکل دیده می‌شود الگوریتم پیشنهادی در اینجا از بین ۷۸ مورد جهت حرکت رمز ارز(روند حرکت) را در ۵۲ روز به درستی پیش‌بینی کرده است. بعبارت دیگر $DAP = 66.66\%$ است.

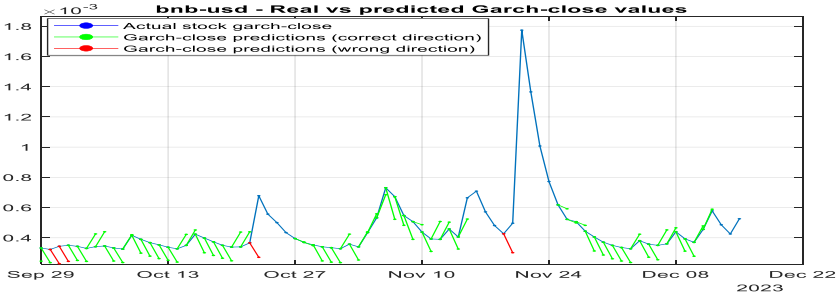


شکل ۹: نمودار کندل استیک با مقادیر قیمتی بسته شده پیش‌بینی شده سهام BNB



شکل ۱۰: مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده قیمت بسته شده سهام BNB

اما شکل (۱۱) مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده نوسانات بازدهی BNB را نشان می‌دهد. در اینجا نیز الگوریتم ترکیبی توانسته جهت حرکت نوسانات بازدهی را در ۵۸ مورد (یا بعبارت دیگر ۷۴.۳۴٪) درست تشخیص دهد. بنابراین با بکارگیری مدل ترکیبی DAP تقریبا ۸ درصد افزایش یافته است. لذا در اینجا نیز بکارگیری مدل ترکیبی قدرت پیش بینی روند حرکت سهم را ارتقا داده است.



شکل ۱۱: مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده بازدهی سهام BNB

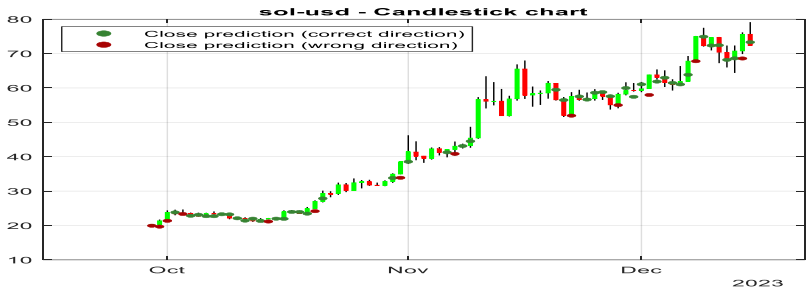
۴-۲-۵- سولانا

شکل (۱۲) نمودار کندل استیک با مقادیر قیمتی بسته شده پیش‌بینی شده رمز ارز SOL برای داده‌های تست نشان می دهد.

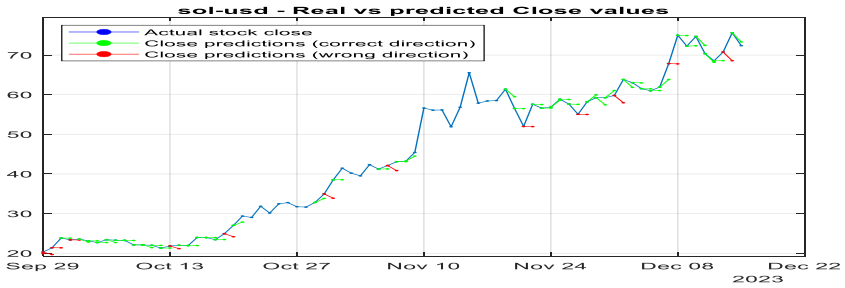
همچنین شکل (۱۳) مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده بازدهی قیمت بسته شده رمز ارز SOL برای داده‌های تست نشان می‌دهد. با دقت در این دو شکل می‌توان دریافت که الگوریتم پیشنهادی توانسته از بین ۷۸ مورد جهت حرکت بازدهی رمز ارز را در ۴۳ روز به درستی پیش‌بینی کرده است. بعبارت دیگر $DAP = 55.12\%$ است. که در میان چهار رمز ارز پایین ترین میزان دقت در پیش بینی روند بوده است.

در نهایت شکل (۱۴) مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده نوسانات بازدهی رمز ارز SOL را نشان می‌دهد. این شکل مبین آن است که الگوریتم روند بازدهی را در ۵۸ مورد (یا بعبارت دیگر ۷۴.۳۴٪) درست تشخیص داده است.

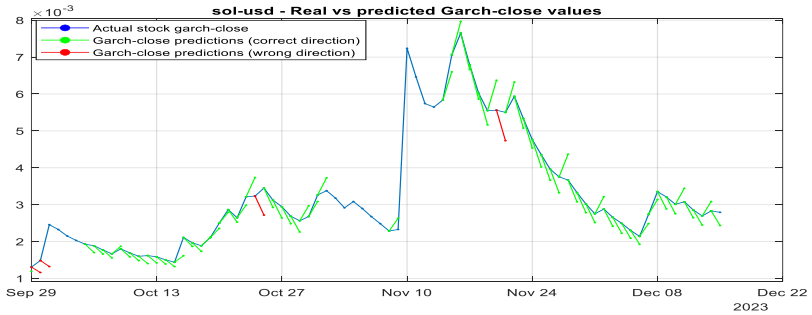
یعنی با بکارگیری مدل ترکیبی $DAP = ۷۴.۳۴\%$ شده است. بنابراین با بکارگیری مدل ترکیبی به جای مدل ساده مارکوف به منظور پیش‌بینی روند سهم عملکرد تقریبا ۱۹ درصد افزایش یافته است.



شکل ۱۲: نمودار کندل استیک با مقادیر قیمتی بسته شده سهام SOL



شکل ۱۳: مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده قیمت بسته شده سهام SOL



شکل ۱۴: مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده بازدهی قیمت سهام SOL

۶- نتیجه گیری

بازار رمز ارزها در طی سالیان اخیر علی رغم جوان بودن آن بشدت مورد توجه سرمایه گذاران قرار گرفته است به همین دلیل مطالعات جدید تمایل به بررسی دقیق تر این بازار نوپا دارند. از سوی دیگر و همان گونه که بیان شد مهمترین ویژگی بازار رمز ارزها خصلت نوسانای آن است. لذا شدت و عمق این نوسانات به مراتب اهمیت پیش بینی در این بازارها را نسبت به دیگر بازار های مالی نشان می دهد و بخصوص اینکه خود استفاده از پیش بینی در این بازارها می تواند به عنوان عاملی در جهت مدیریت ریسک بهتر عمل کند. اما نکته ای که باید توجه داشت این است که شدت و تناوب غیر متعارف این نوسانات عملا کارایی خیلی از مدل ها را در ارائه نتایج با دقت بسیار زیاد ناکام گذاشته است. براین اساس بنظر می رسد پژوهشگران به جای پیش بینی دقیق بازدهی و قیمت (شامل پیش بینی روند و مقدار دقیق قیمت) باید بر مسئله پیش بینی روند بازدهی متمرکز شوند. که خود این مسئله به دلیل نوسانات زیاد و عمق آن(در صورت دقت بالا آن) عملا امکان ایجاد بازدهی مناسب برای سرمایه گذاران را نیز فراهم می کند. در نتیجه این پژوهش نیز به دلیل اهمیت بکارگیری مدل های پیش بینی برای کاراتر کردن و جلوگیری از ضرر سرمایه گذاران، برای چهار رمز ارز بیت کوین، اتریوم، بی ان بی و سولانا پیش بینی روند حرکتی بازدهی را با استفاده از روش های هوشمند ترکیبی در طی بازه یکسال ۲۰۲۲ تا ۲۰۲۳ انجام داد.

براساس نتایج، برای رمز ارز بیت کوین نتایج مربوط به پیش بینی با روش مارکوف پنهان ساده حاکی از آن است که دقت مدل براساس شاخص $DAP = 76.92\%$ است. و در روش ترکیبی $DAP = 82\%$ شده است. برای رمز اتریوم دقت پیش بینی با شاخص $DAP = 65.38\%$ و در روش ترکیبی $DAP = 91.02\%$. همچنین برای رمز ارز بی ان بی نتایج مارکوف پنهان ساده DAP=66% و در روش ترکیبی DAP = 74% میباشد. در نهایت برای رمز ارز سولانا نتایج پیش بینی با روش مارکوف پنهان ساده DAP=55% و در روش ترکیبی DAP = 74% میباشد. بنابراین به طور کلی استفاده از روش ترکیبی گارچ- مارکوف پنهان برای هر چهار رمز ارز باعث بهبود تشخیص روند حرکتی به طور معنی داری می شود. لذا بر این اساس می توان گفت این شاخص ترکیبی در پیش بینی روند حرکت رمز ارزها موفق است.

بنابراین پژوهش نشان می‌دهد که استفاده از مدل‌های پیش‌بینی هوشمند ترکیبی، به‌ویژه روش ترکیبی گارچ-مارکوف پنهان، در پیش‌بینی روند بازدهی چهار رمزارز بیت‌کوین، اتریوم، بی‌ان‌بی و سولانا بسیار مؤثر است. نتایج به‌دست‌آمده نشان از افزایش قابل‌توجه دقت پیش‌بینی با استفاده از روش ترکیبی نسبت به روش مارکوف پنهان ساده دارد. به‌طور خاص، افزایش دقت در پیش‌بینی اتریوم (از ۶۵.۳۸٪ به ۹۱.۰۲٪) بسیار چشمگیر است. این نتایج حاکی از آن است که با توجه به ویژگی های منحصر به فرد بازار رمزارزها، لزوم استفاده از مدل های پیش بینی پیچیده تر و ترکیبی جهت افزایش دقت پیش بینی امری ضروری است. در واقع، اتکا به روش های معمول پیش بینی که در بازارهای سنتی مالی به کار گرفته می شوند، بدون توجه به ماهیت متفاوت بازار رمزارزها، منجر به کاهش دقت پیش بینی خواهد شد. بنابراین، بکارگیری مدل های پیشرفته تر و ترکیبی راهکاری موثر در مدیریت ریسک و افزایش دقت پیش بینی قیمت رمزارزها می باشد.

فهرست منابع

Adebiyi, A. A., Adewumi, A.O., & Ayo, C. K. (2014). Comparison of ARIMA and artificial neural networks models for stock price prediction. Journal of Applied Mathematics, 2014, 1-7

Al Galib, A., Alam, M. and Rahman, R.M. (2014) Prediction of stock price based on hidden Markov model and nearest neighbour algorithm', Int. J. Information and Decision Sciences, Vol. 6, No. 3, pp.262–292.

Ammous, S,(2018).The Bitcoin Standard: The Decentralized Alternative to Central Banking, Wily publication.

Antonello Maruotti, Antonio Punzo, Luca Bagnato, Hidden Markov and Semi-Markov Models with Multivariate Leptokurtic-Normal Components for Robust Modeling of Daily Returns Series, Journal of Financial Econometrics, Volume 17, Issue 1, Winter 2019, Pages 91–117, https://doi.org/10.1093/jjfinec/nby019

Atsalakis, G. S., & Valavanis, K. P. (2009a). Forecasting stock market short-term trends using a neuro-fuzzy based methodology. Expert Systems with Applications, 36(7), 10696-10707 .

Bildirici, M., Ersin, O. O. (2009). "Improving forecasts of GARCH family models with the artificial neural networks: An application to the daily returns in Istanbul stock exchange" Expert Systems with Application.

Cao, W., Zhu, W., & Demazeau, Y. (2019). Multi-Layer Coupled Hidden Markov Model for CrossMarket Behavior Analysis and Trend Foreca.

Cavalcante, R. C., Brasileiro, R. C., Souza, V. L.F., Nobrega, J. P., & Oliveira, A. L.I. (۲۰۱۶). Computational Intelligence and Financial Markets: A Survey and Future Directions. Expert Systems with .Applications, ۵۵, ۱۹۴-۲۱

Fetroos, M, Miri, E and Ayoub Miri.(2020). Comparison of Portfolio Optimization for Investors at Different Levels of Investors' Risk Aversion in Tehran Stock Exchange with Meta-Heuristic Algorithms, Advances in Mathematical Finance and Applications. 1(15). https://doi.org/10.22034/amfa.2019.1870129.1235

Gupta, A., & Dhingra, B. (2012, March). Stock market prediction using hidden Markov models. In Engineering and Systems (SCES), 2012 Students Conference on (pp. 1-4). IEEE.

Hassan, M. R., & Nath, B. (2005, September). Stock market forecasting using hidden Markov model: a new approach. In Intelligent Systems Design and Applications, 2005. ISDA'05. Proceedings. 5th International Conference on (pp. 192-196). IEEE.

Hassan, M. R. (2009). A combination of hidden Markov model and fuzzy model for stock market forecasting. Neurocomputing, 72(16), 3439-3446.

JAROSLAV LAJOS,(2011)" Computer Modeling Using Hidden Markov Model Approach Applied to the financial "Doctoraldissertation, Oklahoma State University,United states of America

Li, J., Pedrycz, W., Wang, X. et al. A Hidden Markov Model-based fuzzy modeling of multivariate time series. Soft Comput 27, 837–854 (2023). https://doi.org/10.1007/s00500-022-07623-6

Naderi. H, Ganbari, M, Jamshidi, B and Aash nademi. (2024). The improved Semi-parametric Markov switching models for predicting Stocks Prices, Advances in Mathematical Finance and Applications, https://doi.org/10.22034/amfa.2021.1923297.1565

Padmaja Dhenuvakonda, R. Amandan, N. Kumar,(2020, November), "Stock Price Prediction Using Artificial Neurl Net works " ,Journal of Critical Reviews ,Vol 7, pp.846-850.

,Ritesh Patel, Mariya Gubareva, Muhammad Zubair Chishti(2024) Assessing the connectedness between cryptocurrency environment attention index and green cryptos, energy cryptos, and green financial ,assets ,Research in International Business and Finance Volume ,۷۰.https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2024.102339.

:Simran, Anil Kumar Sharma, Asymmetric impact of economic policy uncertainty on cryptocurrency market Evidence from NARDL approach, The Journal of Economic Asymmetries ,.https://doi.org/۱۰/۱۰۱۶/j.jeca.۲۰۲۳.e۰۰۲۹۸

Tapscott, D & Tapscott, A. (2018), Blockchain Revolution: How the Technology Behind Bitcoin Is Changing Money, Business, and the World Hardcover, Portfolio Publication.

:Shou, M.-H., Wang, Z.-X., Li, D.-D. and Zhou, Y.-T. (۲۰۲۱), "Forecasting the price trends of digital currency :a hybrid model integrating the stochastic index and grey Markov chain methods", Grey Systems Theory and Application, Vol. ۱۱ No. ۱, pp. ۲۲-۴۵. https://doi.org/۱۰/۱۱۰۸/GS-۱۲-۲۰۱۹-۰۰۶۸

Tabar, S., Sharma, S., & Volkman, D. (2020). A new method for predicting stock market crashes using classification and artificial neural networks. International Journal of Business and Data Analytics, 1(3), 203-217.

Tkáč, M., & Verner, R. (2016). Artificial neural networks in business: Two decades of research. Applied Soft Computing, 38(1), 788-804.

Wang, S. (2020, February). The Prediction of Stock Index Movements Based on Machine Learning. In Proceedings of the 2020 12th International Conference on Computer and Automation Engineering (pp. 1-6).

Yan, D., Zhou, Qi, Wang, J., & Zhang, N. (2017). Bayesian regularization neural network based on artificial intelligence optimization. International Journal of Production Research, 55(8), 2266-2287

https://coinmarketcap.com

Financial Economics
Vol. (15) Issue (58) Summer 2025

Forecasting and comparing the trend of price return using hidden Markov method and Garch-Markov method, case study of Bitcoin, Ethereum, Solana and BNB

Maryam Bagherzadeh sohrabi
Financial Management Group, Central Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran
Maryamsohrabi98@yahoo.com

Hossein Mombeini
Financial Management Group, Central Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran
(Corresponding Author)
h.mombeini@gmail.com

Safieh Mehrenejad
Financial Management Group, Central Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran
S.mehrenejad@gmail.com

Abstract
Predicting the movement of cryptocurrencies can help investors make more informed decisions, prevent losses, manage risk and maximize returns. Therefore, in this research, for the four cryptocurrencies Bitcoin, Ethereum, BNB and Solana, the movement trend of returns was predicted using hidden Markov and hidden Garch Markov methods during the one-year period from 2022 to 2023. Therefore, in order to predict the efficiency trend more accurately, at first, the efficiency fluctuations were modeled using the famous Garch models, then by using the efficiency fluctuations as input, the hidden Markov model was estimated, and finally, to compare and draw conclusions about The DAP criterion Based on the results, the accuracy of the model with the simple hidden Markov method is 76% for Bitcoin, but the accuracy of the model with the combined method is 82%. For the Ethereum cryptocurrency, hidden Markov has been able to correctly predict the movement of returns in 65% of cases. However, based on the combined method of moving direction, the price efficiency has been correctly predicted up to 91%. Also, for the BNB cryptocurrency, the results indicate that the prediction of the yield movement trend with the simple hidden Markov model is 66%, but the trend prediction using the combined method reaches 74%.was used to predict the efficiency trend.

Finally, for the Solana currency, with the simple hidden Markov method, the accuracy of predicting the yield movement trend reaches 55%, and by using the combined model and introducing fluctuations, the accuracy of predicting the trend has reached 74%. Therefore, in general, the use of the Garch-Hidden Markov combination method for all four currencies significantly improves the detection of movement trends.

Keywords: DAP measure, Garch-Hidden Markov, cryptocurrency, trend forecasting