

پیش‌بینی قیمت‌گذاری قراردادهای آتی بر اساس شاخص نوسان VIX به روش یادگیری ماشین در بازار سرمایه ایران

چکیده

امروزه در بازارهای معتبر مالی دنیا، ابزارهای مدیریت ریسک به‌خصوص مشتقات مالی شامل قراردادهای آتی و اختیار معامله از اهمیت بسیار زیادی برخوردارند. در صورتی که قیمت‌گذاری برگ اختیار معامله به نحو صحیحی برآورد شود، با به حداقل رساندن ریسک ناشی از آن، سرمایه‌گذاران بیشتری راغب به سرمایه‌گذاری در برگ اختیار معامله می‌باشند. پژوهش حاضر نشان می‌دهد که ادغام شاخص VIX با روش‌های یادگیری ماشین، به‌ویژه در محیط‌های پرنوسان مانند بازار ایران، می‌تواند به عنوان یک ابزار تحلیلی قدرتمند برای پیش‌بینی قیمت‌گذاری قراردادهای آتی و مدیریت ریسک بکار آید. هدف اصلی، کاهش خطای پیش‌بینی و بهبود دقت در مدیریت ریسک با بهره‌گیری از مدل‌های پیشرفته یادگیری ماشین است. یادگیری ماشین با استفاده از الگوریتم‌های پیشرفته، می‌تواند الگوهای پیچیده موجود در داده‌های تاریخی بازار را شناسایی و از آن‌ها برای پیش‌بینی قیمت‌گذاری قراردادهای آتی استفاده کند. در نتیجه پیش‌بینی قیمت‌گذاری قراردادهای آتی بر اساس شاخص VIX و استفاده از یادگیری ماشین، یک روش کارآمد و نوین برای بهبود دقت پیش‌بینی‌ها و مدیریت ریسک در بازار سرمایه ایران تلقی می‌شود. داده‌های مورد استفاده، شامل اطلاعات روزانه اختیار معامله سکه طلا در بورس کالای ایران طی بازه زمانی ۱۳۹۲ تا ۱۴۰۲ است. این داده‌ها به سه دوره آزمایشی (۱۳۹۲-۱۳۹۷)، اعتبارسنجی (۱۳۹۸) و آزمایش (۱۳۹۹-۱۴۰۲) تقسیم شده‌اند. نتایج نشان می‌دهد که مدل‌های یادگیری ماشین، به ویژه مدل MLP با خطای ۲۸٪، بهترین عملکرد را در پیش‌بینی قیمت‌گذاری قراردادهای آتی دارند. استفاده از این روش‌ها به‌طور معناداری خطای اندازه‌گیری را کاهش داده و ابزاری کارآمد برای تصمیم‌گیری در شرایط عدم اطمینان بازار فراهم می‌سازد. همچنین، شاخص VIX به عنوان معیاری کلیدی برای ارزیابی نوسانات بازار تأیید شد. توسعه مدل‌های ترکیبی و استفاده از داده‌های با فرکانس بالا می‌تواند به افزایش چشمگیر دقت پیش‌بینی‌ها در آینده کمک کند.

واژه‌های کلیدی: قیمت‌گذاری آتی، شاخص نوسان VIX، روش‌های یادگیری ماشین

۱- مقدمه

طی سال‌های اخیر، با افزایش پیچیدگی و عدم اطمینان در بازارهای مالی، نیاز به ابزارهای مؤثرتر برای پیش‌بینی قیمت و مدیریت ریسک بیش از پیش، نمایان شده است. استفاده از الگوریتم‌های پیشرفته یادگیری ماشین می‌تواند به شناسایی الگوهای پیچیده در داده‌های تاریخی بازار کمک کند و بهبود دقت پیش‌بینی‌ها را به همراه داشته باشد.

از طرف دیگر، نوسانات قیمت و ریسک‌ها در بازارهای مالی همیشه از جمله چالش‌های اصلی پیش روی سرمایه‌گذاران و تحلیل‌گران بوده است. با پیش‌بینی دقیق‌تر نوسانات بازار، سرمایه‌گذاران می‌توانند تصمیم‌گیری‌های بهتری پیرامون خرید یا فروش قراردادهای آتی اتخاذ نمایند و تعداد بیشتری از سرمایه‌گذاران، به سرمایه‌گذاری در برگ اختیار معامله تمایل خواهند داشت. در این راستا، شاخص VIX به‌عنوان یک معیار کلیدی در ارزیابی نوسانات بازار شناخته می‌شود و به سرمایه‌گذاران برای درک وضعیت کلی بازار و اتخاذ اقدامات لازم برای مدیریت ریسک‌های خود کمک می‌کند.

پژوهش‌های گذشته که در زمینه پیش‌بینی قیمت‌های قراردادهای آتی بر اساس شاخص نوسان VIX انجام شده است، اغلب به تأثیرات اجتماعی، سیاسی و اقتصادی وسیع‌تر بر نوسانات بازار و پیش‌بینی قیمت‌ها توجه نکرده‌اند. بنابراین، مدل‌ها معمولاً نتایج جامع و دقیقی ارائه نمی‌دهند. این مسأله می‌تواند به تحلیل‌هایی بینجامد که نمی‌توانند تغییرات ناگهانی و شدید بازار را به درستی تبیین کنند. بسیاری از پژوهش‌ها، به استفاده از داده‌های تاریخی با بازه‌های زمانی محدود، بسنده کرده‌اند.

این امر می‌تواند منجر به ایجاد مدل‌هایی شود که تحت شرایط خاصی از بازار کارایی دارند و در شرایط دیگر، ناکارآمد می‌شوند. در برخی از مطالعات، از تکنیک‌های ساده‌تری مانند

رگرسیون خطی استفاده شده که قدرت شناسایی الگوهای پیچیده و غیرخطی را ندارند و این کاستی می‌تواند زمینه ساز خطای پیش‌بینی بیشتر و ایجاد مدل‌های ضعیف گردد. پژوهش‌های گذشته عمدتاً بر روی یک بازار خاص تمرکز داشته و تعاملات بین بازارهای مختلف (بطور مثال بین بازارهای داخلی و بین‌المللی) بررسی نشده است. این عدم توجه به تعاملات، منجر به ارزیابی نادرست تأثیرات خارجی بر بازارهای داخلی می‌شود. همچنین برخی مدل‌ها، عامل‌های پیچیده‌ای مانند رفتار روانشناختی سرمایه‌گذاران یا تأثیر اخبار فوری بر نوسانات را نادیده می‌گیرند. این رویکرد می‌تواند به الگوریتم‌های یکبار مصرف و بی‌فایده منجر شود که به راحتی نمی‌توانند شرایط واقعی بازار را تحلیل نمایند. در برخی پژوهش‌ها، سطح کیفیت داده‌ها به گونه‌ای بوده که قطعاً متغیرهای مهم در تحلیل‌ها لحاظ نشده‌اند یا به درستی اندازه‌گیری نشده‌اند و این محدودیت باعث کاهش اعتبار نتایج و مدل‌های حاصل از پژوهش‌ها می‌شود. برخی پژوهش‌ها فقط به ارائه نتایج عددی، محدود شده و از تحلیل‌های عمیق و مفهومی غافل مانده‌اند. این موضوع می‌تواند به عدم درک درست از عوامل تأثیرگذار بر نتایج و پیش‌بینی‌ها بینجامد و تحلیل‌ها را ناقص کند (مانند تحقیقات لین^۱ (۲۰۰۷)؛ گورد و مازور^۲ (۲۰۱۳)؛ باردجت و همکاران^۳ (۲۰۱۹)؛ هانگ و همکاران^۴ (۲۰۱۹)؛ یانگ و وانگ^۵ (۲۰۱۸) و راجی زاده (۱۴۰۱)).

اخیراً، یکی از روش‌های مدل‌سازی VIX که توجه محققان زیادی را به خود جلب کرده، این است که در مدل‌سازی نیازی به در نظر گرفتن شاخص سهام دارایی اساسی نیست و می‌توان از اطلاعات ضمنی در VIX استفاده بهتری کند. همچنین این روش یک رویکرد ترکیبی از نیمه واریانس‌های تحقق‌یافته، داده‌های با فرکانس بالا، با استفاده از روش یادگیری ماشین می‌باشد که توانایی پیش‌بینی نوسانات را بهبود می‌بخشد (کیانو و جیانگ^۶، ۲۰۲۳؛ ۱۲۳۹).

یکی دیگر از مزایای این روش این است که می‌توان با تغییر در شرایط بازار این الگو را بروز رسانی کرد. روش‌های سنتی اغلب قادر به درک کامل پیچیدگی‌های بازار نیستند، ولی در

یادگیری ماشین، به جای برنامه نویسی همه چیز، داده ها به یک الگوریتم داده تبدیل می شوند و این الگوریتم است که بر اساس داده هایی که به آن داده شده منطق خود را می سازد. مدل های یادگیری ماشین می توانند الگوهای پیچیده و غیرخطی موجود در داده ها را شناسایی کنند، که این امر، کاهش خطای پیش بینی را در پی دارد. پژوهش حاضر، با استفاده از رویکرد ترکیبی جدید تکنیک یادگیری ماشین با مدل های پارامتریک، قیمت گذاری معاملات آتی با شاخص نوسان VIX را بهبود بخشیده است.

با توجه به اهمیت شاخص نوسان VIX و پیاده سازی مدل های مرتبط با این شاخص در قیمت گذاری معاملاتی اختیاری در بورس های اوراق بهادار جهانی، کمبود مطالعات انجام شده در ایران محسوس است. در نتیجه، پژوهش حاضر می کوشد تا با ترکیب داده های VIX و تکنیک های مدل سازی نوین، در مسیر کاهش خطای پیش بینی و بهبود فرآیند تصمیم گیری در شرایط عدم اطمینان گام بردارد. پرسش اصلی این پژوهش این است که آیا قیمت گذاری قراردادهای آتی بر اساس شاخص نوسانات VIX به روش یادگیری ماشین، خطای اندازه گیری کمتری دارد؟

ساختار بعدی این پژوهش، به دنبال بخش مقدماتی، مبانی نظری و ادبیات مربوط به پژوهش را شامل می شود که شامل تعاریف عملیاتی، زمینه تجربی برای مطالعه و ابعاد قابل توجه پژوهش در کنار مطالعات موجود، چارچوب مفهومی و تدوین فرضیه پژوهش می باشد. بخش سوم به بررسی روش پژوهش اختصاص دارد که مکانیسم های عملیاتی سازی متغیرها و چارچوب تحلیلی مورد استفاده در پژوهش را روشن می کند. بخش چهارم به تحلیل جامع یافته های تجربی، و در نهایت، بخش پنجم به مشاهدات نتیجه گیری و بیان توصیه ها، پرداخته است.

۲- مبانی نظری

در این بخش ضمن بیان مفاهیم شاخص نوسان VIX، یادگیری ماشین و قیمت گذاری اختیار معامله، پیشینه پژوهش، خلأ پژوهش ها و زیربنای تئوریک پژوهش نیز تبیین می گردد.

شاخص نوسان VIX

شاخص نوسان (VIX) که اغلب به شاخص ترس شناخته می‌شود، یک شاخص کلیدی آینده‌نگر برای فعالان بازار و سیاست‌گذاران به حساب می‌آید. VIX به‌عنوان یک شاخص مهم از نوسانات در بازارهای مالی بین‌المللی، می‌تواند ضمن پیش‌بینی قیمت‌ها، به سرمایه‌گذاران در ارزیابی محصولات تجاری مرتبط با نوسانات و پیش‌بینی آن‌ها کمک کند و پیش‌بینی نوسانات و ارزیابی گزینه‌ها را بهبود بخشد. به دلیل اهمیت آن برای مدیران دارایی و نهادهای نظارتی، پیش‌بینی مقادیر این شاخص می‌تواند سودمند باشد؛ با این حال، پیش‌بینی VIX بسیار دشوار است (هورتوا و مورا والنسیا^۷، ۲۰۲۴؛ ۲).

این شاخص به‌طور خاص به منظور اندازه‌گیری نوسانات پیش‌بینی‌شده در بازار سهام ایالات متحده طراحی شده است. این شاخص از قیمت گزینه‌های خرید و فروش (Call and Put) بر روی شاخص S&P 500 استفاده می‌کند تا انتظارات بازار از نوسان در ۳۰ روز آینده را تخمین بزند.

شاخص نوسان VIX نشان‌دهنده نوسانات مورد انتظار در بازار است. هرچه VIX بالاتر باشد، به این معنی است که بازار انتظار نوسانات بیشتری دارد و معمولاً این وضعیت، نشانه‌ای از عدم اطمینان یا ترس سرمایه‌گذاران است. در شرایط بازار صعودی، VIX معمولاً پایین‌تر است زیرا سرمایه‌گذاران احساس امنیت بیشتری دارند. در عوض، در بازارهای نزولی یا در زمان‌های تلخ اقتصادی، VIX افزایش می‌یابد. بسیاری از سرمایه‌گذاران از VIX به‌عنوان یک ابزار hedging (پوشش ریسک) استفاده می‌کنند. آن‌ها می‌توانند با خرید گزینه‌هایی بر اساس VIX یا محصولات مالی مرتبط، خودشان را در برابر نوسانات شدید مصون سازند. VIX به‌عنوان یک ابزار مهم در تحلیل‌های اقتصادی و بازارهای مالی مورد توجه تحلیل‌گران و رسانه‌ها، قرار دارد و رسانه‌ها به‌طور مرتب آن را پوشش می‌دهند (بای و کای، ۲۰۲۴؛ ۳).

یادگیری ماشین

پیشرفت‌های سریع در یادگیری ماشین (ML) و قدرت محاسباتی، زمینه‌هایی مانند اقتصاد و مالی را متحول ساخته و امکان استفاده از مدل‌های پیچیده برای پردازش داده‌های وسیع و

کشف الگوهایی که روش‌های سنتی قادر به شناسایی آن‌ها نبودند، را فراهم کرده است. جدیدترین رویکرد برای به‌کارگیری این روش، یادگیری ماشین تطبیقی است. یادگیری ماشین تطبیقی بر اساس یادگیری ماشین سنتی بنا نهاده شده و راه‌حلی پیشرفته‌تر برای محیط‌های واقعی با داده‌های متغیر ایجاد می‌کند. همان‌طور که از نامش پیداست، یادگیری ماشین تطبیقی می‌تواند با مجموعه‌های داده‌ای که به سرعت تغییر می‌کنند، سازگار شود و این امر آن را برای موقعیت‌های واقعی کاربردی تر می‌سازد. یادگیری ماشین تطبیقی نسبت به یادگیری ماشین سنتی قوی‌تر و کارآمدتر، و شامل چابکی، دقت بالاتر و پایداری بیشتر است. یادگیری ماشین تطبیقی می‌تواند حجم زیادی از داده‌ها را پردازش کند و شرایط عملیاتی آن به راحتی با تغییر نیازهای شرکتی که از آن استفاده می‌کند، تنظیم می‌شود. یادگیری ماشین تطبیقی می‌تواند به سرعت به اطلاعات جدید سازگار شده و بینش لحظه‌ای در مورد چگونگی استفاده از آن داده‌ها ارائه دهد (بای و کای، ۲۰۲۴؛ ۲).

قیمت‌گذاری اختیار معامله

قیمت اختیار معامله مبلغی است که در هنگام انعقاد قرارداد اختیار معامله، خریدار اختیار به طرف مقابل پرداخت می‌کند. این که این قیمت چه مقدار باشد بستگی به عرضه و تقاضای بازار دارد و معمولاً مدل‌هایی برای تعیین این قیمت وجود دارد که مهم‌ترین آن‌ها مدل بلک و شولز است. با توجه به اهمیت قراردادهای آتی و نحوه‌ی قیمت‌گذاری آن‌ها در بازار بورس اوراق بهادار، مطالعات اندکی در ایران به انجام رسیده که می‌توان به مطالعه راجی زاده (۱۴۰۱) اشاره کرد. این مطالعه به ارزیابی شاخص نوسان VIX در بازار سرمایه ایران و تأثیر قیمت‌گذاری آتی آن با استفاده از مدل گارو می‌پردازد و پس از مقایسه این مدل با مدل‌های گارچ و آرچ، میزان خطای اندازه‌گیری مدل‌ها را بررسی و قیمت‌گذاری برگ اختیار معامله را در هر سه مدل برآورد می‌کند. یافته‌ها حاکی از این بود که مدل گارو کمترین خطای اندازه‌گیری در قیمت‌گذاری را دارد.

همچنین به عنوان پیشینه خارجی پژوهش، بای و کای (۲۰۲۴) به بررسی قابلیت پیش‌بینی شاخص نوسانات (VIX) می‌پردازد و منابع این قابلیت پیش‌بینی را با استفاده از

تکنیک‌های یادگیری ماشین (ML) مورد ارزیابی قرار می‌دهد. درحالی‌که پیش‌بینی دقیق افزایش‌های VIX چالش‌برانگیز است، الگوریتم‌های پژوهش نشان‌دهنده سازگاری قابل‌توجهی با داده‌های جدید هستند و به‌این‌ترتیب به‌طور قابل‌توجهی تاب‌آوری استراتژی‌های معاملاتی را افزایش می‌دهند. این پژوهش نه‌تنها به درک قابلیت پیش‌بینی VIX کمک می‌کند بلکه بینش‌های ارزشمندی برای توسعه استراتژی‌های سرمایه‌گذاری کمی و مدیریت ریسک قوی‌تر ارائه می‌دهد.

هورتوا و مورا والنسیا (۲۰۲۴)، از یادگیری عمیق احتمالی برای استنباط شاخص نوسان VIX استفاده کرده‌اند. پژوهش آنها نشان داد که TCN از همه مدل‌های با RMSE در حدود ۰,۱۸۹ عملکرد بهتری دارد. نتیجه دیگر مطالعه آنها این بود که شبکه‌های عصبی مدرن، تخمین‌های عدم قطعیت نادرستی ارائه می‌دهند و برای حل این مشکل، از مقیاس انحراف استاندارد برای کالیبراسیون استفاده کردند.

کیائو و جیانگ (۲۰۲۳)، یک رویکرد ترکیبی جدید برای قیمت‌گذاری آتی شاخص نوسانات (VIX) با ترکیب رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) با مدل‌های پارامتری پیشنهاد کرده‌اند. قیمت‌های آتی VIX ابتدا از طریق مدل‌های پارامتریک به دست می‌آیند و سپس قیمت‌های پیش‌بینی‌شده و نیمه واریانس‌های تحقق‌یافته وارد SVR می‌شوند تا مقادیر پیش‌بینی‌شده نهایی به دست آید. نتایج تجربی نشان می‌دهد که ترکیب SVR با مدل‌های پارامتری به‌طور قابل‌توجهی توانایی قیمت‌گذاری را بهبود می‌بخشد. این امر نشان‌دهنده اطلاعات مهم VIX با فرکانس بالا و لزوم ترکیب روش‌های یادگیری ماشین با مدل‌های پارامتری برای دستیابی به پیش‌بینی‌های دقیق‌تر است.

کومبوره و همکاران (۲۰۲۲)، به بررسی روش‌های مختلف یادگیری ماشین به کار رفته در پیش‌بینی بازار سهام می‌پردازند. آنها تکنیک‌های متنوعی مثل یادگیری نظارت‌شده، یادگیری عمیق، شبکه‌های عصبی، درخت‌های تصمیم و مدل‌های مبتنی بر داده‌های تاریخی قیمت سهام و داده‌های غیرساختاری مانند اخبار و احساسات بازار را تحلیل می‌کنند و به ارائه یک

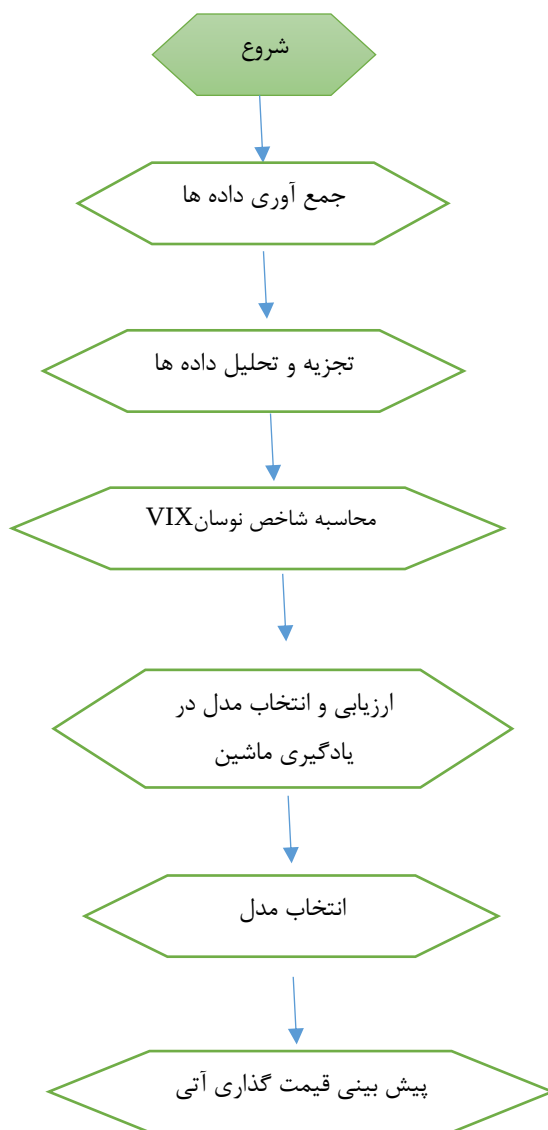
بینش جامع درباره پیشرفت‌ها، مزایا، چالش‌ها و روندهای آینده در استفاده از یادگیری ماشین برای پیش‌بینی روندهای بازار سهام می‌پردازند.

بر پایه مطالعات انجام شده می‌توان دریافت که مطالعات اندکی در زمینه‌ی ارزیابی شاخص نوسان VIX و تاثیر آن بر قیمت‌گذاری قرارداد آتی به روش یادگیری ماشین در ایران صورت گرفته است. با توجه به اهمیت این شاخص در سطح جهانی، این پژوهش در نظر دارد، اثربخشی آن را در بازار سرمایه ایران به بوته آزمون بگذارد تا اطمینان یابد که راهکار مناسبی برای تصمیم‌گیری بهتر سرمایه‌گذاران و فعالان بازار سرمایه در پیش‌بینی و انتخاب قیمت‌گذاری اختیار معامله است.

زیربنای تئوریک فرضیه پژوهش

قراردادهای اختیار معامله این امکان را به سرمایه‌گذاران می‌دهند تا با نقدینگی کمتر، یک موقعیت مالی را مدیریت کنند. همچنین این قراردادها به‌عنوان ابزاری برای پوشش ریسک استفاده می‌شود که به سرمایه‌گذار اجازه می‌دهد تا ریسک خود را در مقابل نوسانات نامطلوب قیمت پوشش دهد. مدل‌های متفاوتی برای اندازه‌گیری ریسک قراردادها در مطالعات طراحی شده که مهم‌ترین و کارآیی‌ترین این مدل‌ها، شاخص نوسان VIX می‌باشد و در این پژوهش از بروزترین ابزار سنجش این شاخص، به نام روش یادگیری ماشین تطبیقی استفاده و در نهایت قیمت‌گذاری قراردادهای آتی براساس آن در مدل بلک-شولز اتخاذ شده است (شکل ۱). ازاین‌رو فرضیه پژوهش با توجه به زیربنای تئوریک آن به شرح زیر است:

قیمت‌گذاری قراردادهای آتی بر اساس شاخص نوسانات VIX به روش یادگیری ماشین، خطای اندازه‌گیری کمتری دارد.



شکل ۱: چارچوب نظری پژوهش

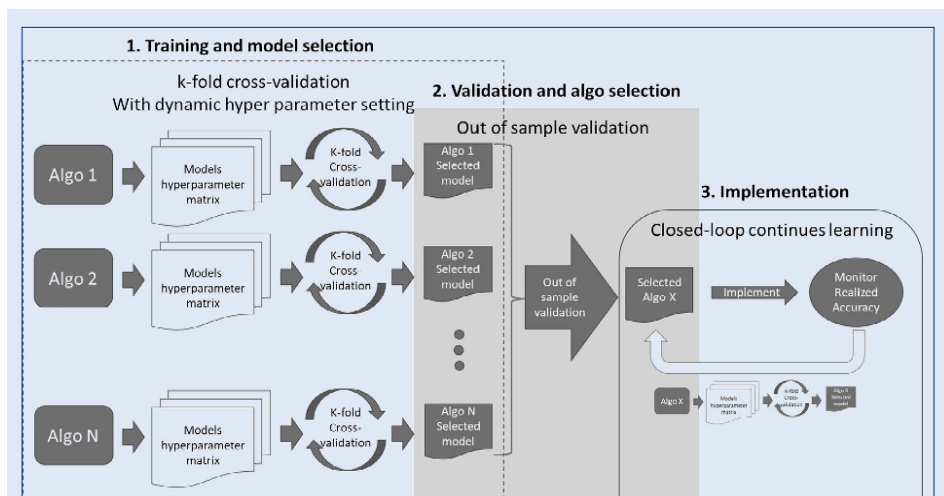
۳- روش شناسی

در این پژوهش، داده‌های روزانه معاملاتی سکه طلا در بازه زمانی ۱۳۹۲ تا ۱۴۰۲ در بورس کالای ایران، نوسان پذیری قیمت سکه در بورس کالای ایران به روش یادگیری ماشین با شاخص VIX موردسنجش قرار می‌گیرند. مطالعات پیشین، بر پیش‌بینی بازده مقطعی متمرکز شده‌اند و پیش‌بینی‌های نوسان سری‌های زمانی را انجام نداده‌اند. هدف این پژوهش پیش‌بینی قیمت‌گذاری اختیار معامله بر اساس شاخص نوسان VIX به روش یادگیری ماشین

است. روش یادگیری ماشین دارای الگوریتم‌های بسیاری مانند Decision Trees ، AdaBoost ، Random Forests و غیره است که در کنار هم به عنوان یک مجموعه، با یک استراتژی اعتبار سنجی متقابل جدید، یکپارچگی سری زمانی داده‌های VIX را حفظ می‌کند.

تصریح روش یادگیری ماشین

ابتدا ساختار اصلی پیش‌بینی شامل سه مرحله آموزش، اعتبارسنجی و اجرا در یک محیط نشان داده می‌شود. شکل ۲ ساختار تعریف‌شده را به تصویر می‌کشد (بای و کای، ۲۰۲۴؛ ۵).

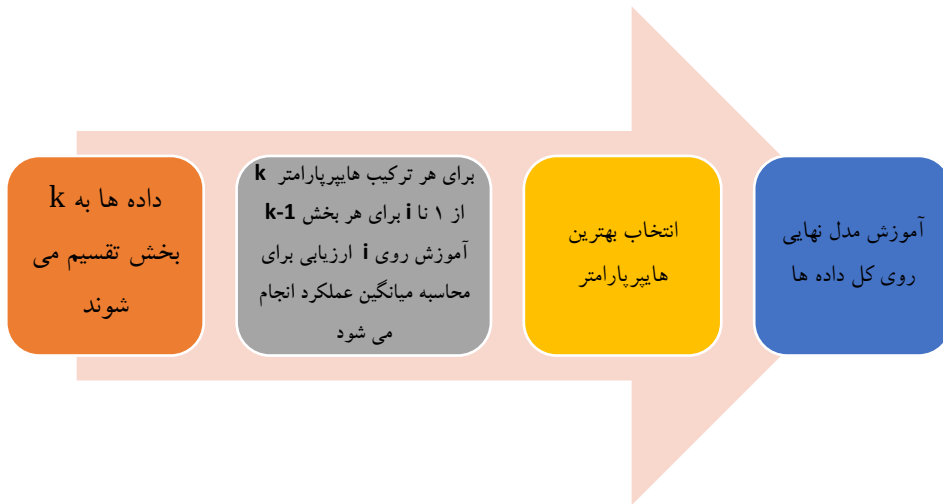


شکل ۲: پیش‌بینی VIX با یادگیری ماشین

مرحله ۱: آموزش و انتخاب مدل با تنظیم دینامیک هایپرپارامترها و اعتبارسنجی متقاطع K-fold .

یکی از جنبه‌های کلیدی ساخت مدل، انتخاب هایپرپارامترهای مناسب برای مدل‌های طبقه‌بندی است. روش‌های سنتی، که اغلب بر اساس آزمون و خطا هستند، زمان‌بر و فاقد امکان ردیابی هستند. برای رفع این مشکل، از یک روش بهینه‌سازی هایپرپارامتر مبتنی بر AutoML با جستجوی شبکه (Grid Search) استفاده‌شد که با اعتبارسنجی متقاطع K-Fold ترکیب گردیده است. این فرآیند انتخاب را خودکار می‌کند و هایپرپارامترهای بهینه را برای هر الگوریتم شناسایی می‌کند. با توجه به چالش‌های داده‌های سری زمانی مانند VIX ، که در

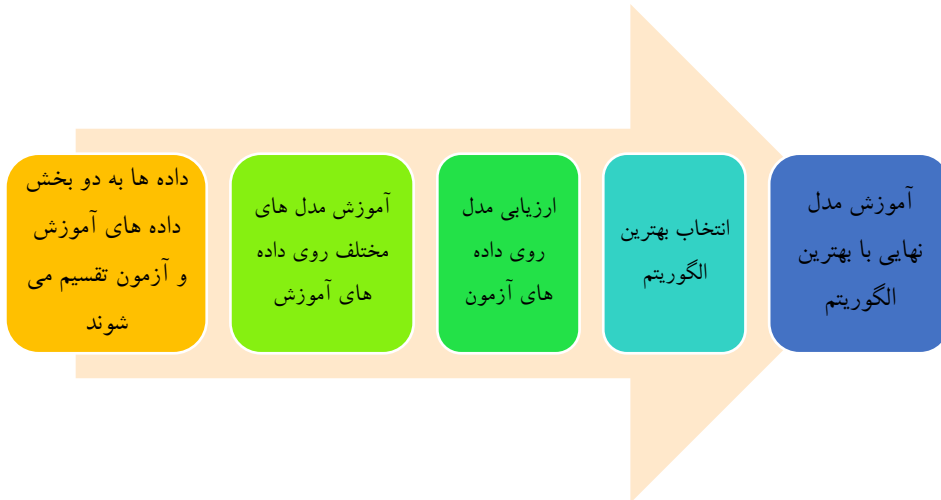
آن حفظ توالی زمانی بسیار حیاتی است، روش‌های سنتی اعتبارسنجی متقاطع می‌توانند اختلال ایجاد کنند. در این پژوهش استراتژی‌ای اتخاذ می‌شود که ترتیب زمانی را حفظ می‌کند (بای و کای، ۲۰۲۴). شکل ۳ نمای کلی فرآیند مرحله ۱ را نشان می‌دهد.



شکل ۳: نمای کلی فرآیند مرحله ۱، مرحله آموزش

مرحله ۲: انتخاب الگوریتم با اعتبارسنجی خارج از نمونه

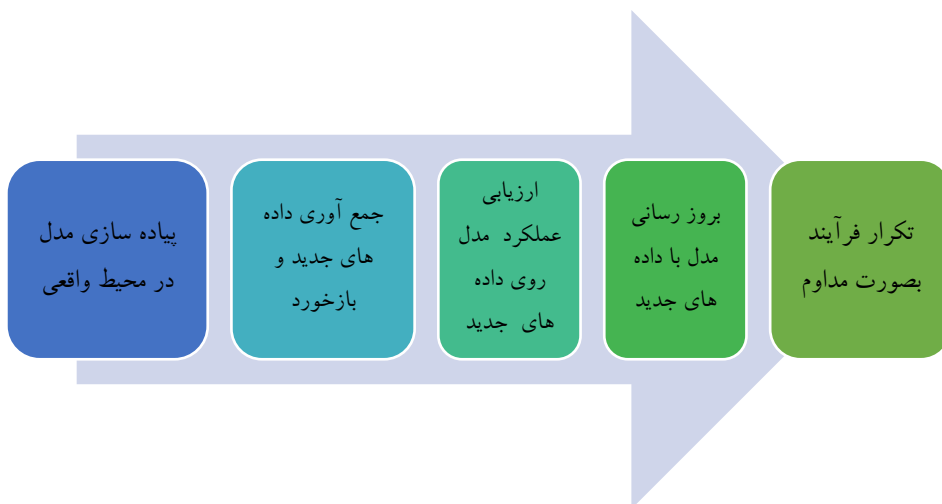
پس از شناسایی بهترین تنظیمات مدل برای هر الگوریتم، آزمون‌های اعتبارسنجی خارج از نمونه به انجام می‌رسد. مقایسه دقت آموزش و اعتبارسنجی اطلاعاتی درباره عملکرد نسبی و ثبات الگوریتم‌های مختلف ارائه می‌دهد. الگوریتمی که بهترین عملکرد را در اعتبارسنجی دارد برای مرحله بعدی پیاده‌سازی انتخاب می‌شود. در این مرحله همچنین بر تغییرپذیری بین عملکردهای آموزش و اعتبارسنجی تاکید می‌شود، زیرا تغییرات بزرگ ممکن است نشان‌دهنده تمایلات به بیش برازش یا کم برازش باشند (بای و کای، ۲۰۲۴). شکل ۴ نمای کلی فرآیند مرحله ۲ را نشان می‌دهد.



شکل ۴: شکل کلی فرآیند مرحله ۲، مرحله انتخاب الگوریتم

مرحله ۳: پیاده سازی و یادگیری مداوم در حلقه بسته

باگذشت زمان، عملکرد مدل پیش بینی ممکن است به دلیل تغییر رفتارهای بازار کاهش یابد. واکنش معمول در این شرایط، ساخت دوره ای مدل های جدید با داده های تازه است. بااین حال، این رویکرد که اغلب مبتنی بر قضاوت انسانی است، می تواند منجر به به روزرسانی های دیر هنگام یا غیرضروری مدل ها شود. برای استانداردسازی و بهبود این فرآیند، چارچوب یادگیری مداوم در حلقه بسته ای طراحی شده است. زمانی که عملکرد مدل زیر آستانه از پیش تعیین شده ای (در این پژوهش ۴۲ درصد در نظر گرفته شده است) کاهش یابد، فرآیند آموزشی جدید به طور خودکار آغاز می شود. علاوه بر این، یک دوره تثبیت (به عنوان مثال، حداقل ۱۲۰ روز) قبل از دوباره آموزی تعیین می شود تا داده های کافی برای ارزیابی مجدد جمع آوری شود و از تغییرات مکرر مدل جلوگیری بعمل آید. این رویکرد به روزرسانی های به موقع مدل را تضمین می کند و کیفیت و عملکرد کلی را با حداقل مداخله انسانی حفظ می نماید (بای و کای، ۲۰۲۴). شکل ۵ شکل کلی فرآیند مرحله ۳ را نشان می دهد.



شکل ۵: شکل کلی فرآیند مرحله ۳، مرحله انتخاب الگوریتم

۴- یافته‌ها

داده‌های پژوهش طبق مراحل توضیح داده‌شده در بالا، به سه دوره آزمایشی (۱۳۹۷-۱۳۹۲)، اعتبار سنجی (۱۳۹۸) و آزمایش (۱۴۰۲-۱۳۹۹) تفکیک می‌شوند. فرمول‌های بلک-شولز برای قیمت‌های اختیار معامله از نوع اروپایی که سود پرداخت نمی‌کنند، عبارت است:

$$C = S_0 N(d_1) - K e^{-rT} N(-d_2) \quad \text{رابطه (۱)}$$

$$P = K e^{-rT} N(-d_2) - S_0 N(-d_1) \quad \text{رابطه (۲)}$$

$$d_1 = \frac{\ln\left(\frac{S_0}{K}\right) + \left(r + \frac{\sigma^2}{2}\right)T}{\sigma\sqrt{T}} \quad \text{رابطه (۳)}$$

$$d_2 = \frac{\ln\left(\frac{S_0}{K}\right) + \left(r + \frac{\sigma^2}{2}\right)T}{\sigma\sqrt{T}} = d_1 - \sigma\sqrt{T} \quad \text{رابطه (۴)}$$

در معادلات بالا، $N(x)$ تابع توزیع احتمال تجمعی یک متغیر با توزیع نرمال استاندارد شده، می‌باشد. سایر متغیرها در دو فرمول بالا، معلوم و تعریف شده هستند. متغیرهای C و P به ترتیب قیمت‌های اختیار خرید و اختیار فروش اروپایی هستند. S_0 قیمت جاری دارایی، K قیمت اعمال، r نرخ بهره بدون ریسک (به صورت مرکب و پیوسته)، T مدت زمان باقیمانده

تا زمان انقضا و σ نوسان پذیری قیمت دارایی را نشان می‌دهد که بر اساس شاخص نوسان VIX بدست می‌آید. برای قابلیت تحلیلی قیمت‌گذاری آتی VIX، فرمول به شکل فرم بسته ضروری است. به‌طور خاص، در چارچوب مدل گارو فرض می‌شود که بازده روزانه $R_{t+1} = \ln \frac{S_{t+1}}{S_t}$ با مدل طبیعی زیر به دست می‌آید:

$$R_{t+1} = r + \left(\lambda_1 - \frac{1}{2}\right) h_t + (\lambda_J - \xi) h_{J,t} + \sqrt{h} \varepsilon_{1,t+1} + \eta_{t+1} \quad (\text{رابطه } \Delta)$$

$$\varepsilon_{1,t+1} | F_t \sim N(0, 1), \quad \eta_{t+1} | F_t \sim J(h_{J,t}, \theta, \delta), \quad \xi := \exp(\theta + \delta^2 / 2) - 1$$

که در رابطه (Δ) r نرخ ثابت بدون ریسک و λ_1 و λ_J به ترتیب قیمت ریسک را برای مؤلفه‌های نرمال و پرش نشان می‌دهند. $N(0, 1)$ توزیع نرمال استاندارد و $(J(h_{J,t}, \theta, \delta))$ توزیع پواسون مرکب است. پرش $h_{J,t}$ و θ و δ^2 به‌عنوان میانگین و واریانس اندازه پرش است. علاوه بر این، تصور می‌شود که این دو مؤلفه مستقل هستند.

برای نشان دادن ساختارهای ترکیب، ابتدا رابطه‌های زیر تعریف می‌شود: (رابطه ۶)

$$\mathbf{e} := (\kappa \kappa_1 - \kappa_1 - \kappa \tilde{\theta}_2 + \tilde{\delta}_2)$$

$$\Omega := (\tilde{w}_1 + \alpha_{1,1} \circ \tilde{w}_2 + \alpha_{2,1} \circ \tilde{w}_3 + \tilde{\alpha}_3)^T,$$

در رابطه (۶) باید عناصر مورب برای اندازه‌گیری میزان ماندگاری رابطه‌ی (۷) اتخاذ شود. اگرچه می‌توان از مقادیر ویژه آن نیز برای این منظور استفاده کرد، اما این انتخاب ورودی‌های مورب مقایسه بهتر مدل‌های نوع GARV و GARCH را تسهیل می‌کند. علاوه بر این، باید توجه داشت که با $H_t = e H_t$ واریانس به $H_{t+1} = \Gamma H_t + \Omega + V_{t+1}$ تبدیل می‌شود.

$$H_t := \begin{pmatrix} \tilde{q}_t^R \\ \tilde{h}_t^R - \tilde{q}_t^R \\ \tilde{q}_t^{RV} \\ \tilde{h}_t^{RV} - \tilde{q}_t^{RV} \\ \tilde{h}_{J,t} \end{pmatrix}, \quad V_{t+1} := \begin{pmatrix} \alpha_{1,1} (\varepsilon_{2,1,t+1} - 2 \gamma_1 - h_t \varepsilon_{1,t+1} - 1) \\ \alpha_{1,s} (\varepsilon_{2,1,t+1} - 2 \gamma_1 - h_t \varepsilon_{1,t+1} - 1) \\ \alpha_{2,1} (\varepsilon_{2,2,t+1} - 2 \gamma_2 - h_t \varepsilon_{2,t+1} - 1) \\ \alpha_{2,s} (\varepsilon_{2,2,t+1} - 2 \gamma_2 - h_t \varepsilon_{2,t+1} - 1) \\ \alpha_3 (\varepsilon_{2,1,t+1} - 2 \gamma_3 - h_t \varepsilon_{1,t+1} - 1) \end{pmatrix}$$

(رابطه ۷)

در ادامه، با توجه به $E_t(V_{t+1}) = 0$ رابطه زیر به ازای $K \in \mathbb{N}$ به دست می‌آید: (رابطه ۸)

$$E_t^Q(H_{t+k}) = \Gamma E_t^Q(H_{t+k-1}) + \Omega$$

و بر اساس رابطه (۸) رابطه‌ی زیر برقرار است: رابطه ۹)

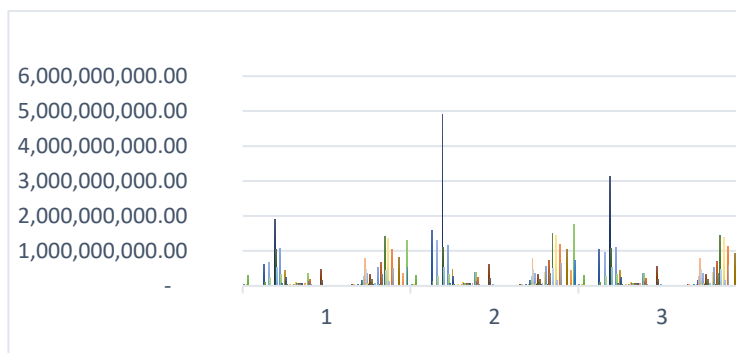
$$\frac{1}{252} \left(\frac{VIX_t}{100} \right)^2 = \text{Vix}_t^{(n)} = \frac{e}{n} \left(\sum_{k=1}^{n-1} \sum_{i=0}^{k-1} \Gamma^i \Omega + \sum_{k=0}^{n-1} \Gamma^k H_t \right)$$

$$a := \frac{252e}{n} \sum_{k=1}^{n-1} \sum_{i=0}^{k-1} \Gamma^i \Omega, C := (b^l, b^s, c^l, c^s, d) = \frac{252e}{n} \sum_{i=0}^{k-1} \Gamma^k$$

با توجه به اینکه e و Ω از رابطه (۷) به دست می‌آیند فرمول زیر به دست می‌آید: رابطه ۱۰)

$$VIX_t = 100 \sqrt{a + CH_t}$$

این تعریف با استفاده از اطلاعاتی در مورد بازده‌ها و نوسانات موجود در بازار مالی، به وضوح ارزش VIX را نشان می‌دهد (راجی زاده، ۱۴۰۱). شکل ۲ داده‌های قیمت‌گذاری اختیار معامله بر اساس نوسان VIX را که از روش مدل گارو تعمیم‌یافته با فرکانس بالا (راجی زاده، ۱۴۰۱) به دست آمده‌اند، به تصویر می‌کشد. افزایش‌های ناگهانی قیمت‌گذاری قرارداد آتی اغلب با بحران‌های مالی یا رویدادهای اقتصادی عمده همبستگی دارد و بینش‌هایی درباره اختلالات بالقوه ارائه می‌دهد.



شکل ۶: قیمت‌گذاری آتی براساس شاخص نوسان VIX

بر اساس مراحل پیاده‌سازی روش یادگیری ماشین، جدول ۱، حاوی نتایج پیش‌بینی قیمت‌گذاری اختیار معامله (Option Pricing) با استفاده از مدل‌های مختلف آن است. مدل‌های (DT) Decision Trees، (AB) AdaBoost، (RF) Random Forest، (ENS) Ensemble، (LR) Logistic Regression و (MLP) Multi-Layer Perceptron در تحلیل داده‌ها برای پیش‌بینی و تصمیم‌گیری مورد استفاده قرار گرفته است.

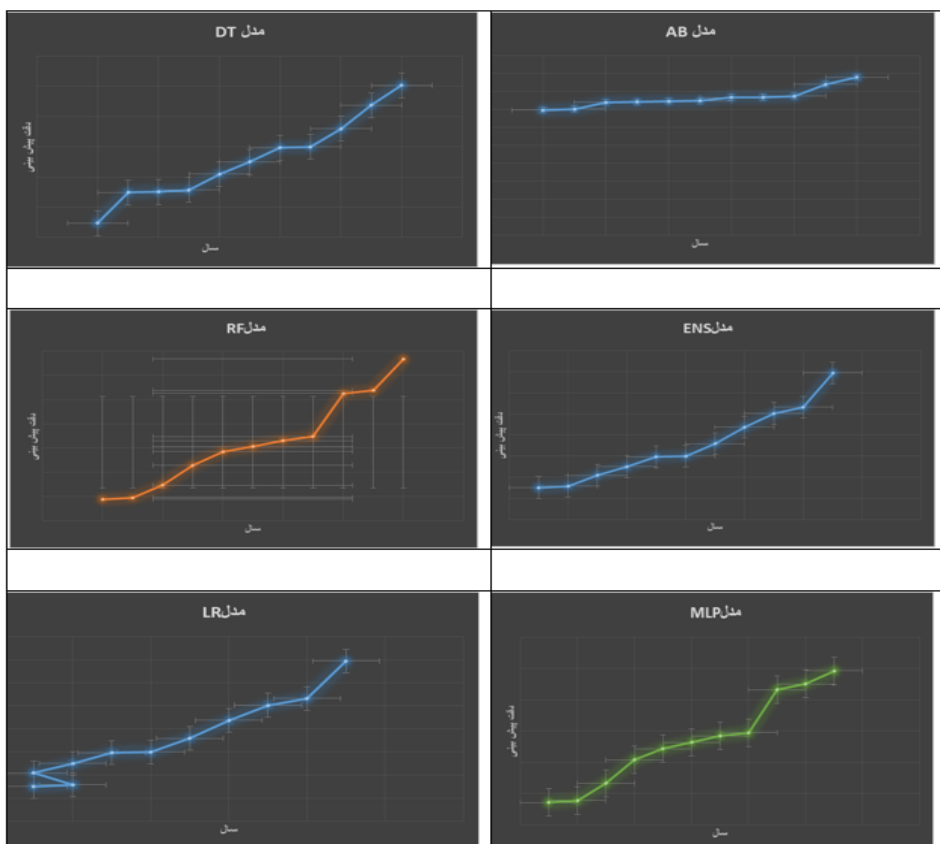
جدول ۱. پیش‌بینی قیمت‌گذاری اختیاری معامله بر اساس مدل‌های یادگیری ماشین

مدل	mean	min	max	خطای حداقل مربعات
DT	۲۱۹,۹۷۹,۰۹۸	۱۸۹,۲۹۳	۳,۴۳۴,۹۴۶,۰۰۹	٪۴۵
AB	۳۱۲,۶۳۷,۹۰۸	۱۹۸,۵۴۷	۴,۵۷۸,۹۳۹۸,۸۷۸	٪۳۲
RF	۳۴۲,۹۸۹,۱۳۳	۱۲۴,۹۸۷	۳,۶۷۸,۹۲۳,۱۲۵	٪۵۳
ENS	۲۵۰,۹۸۶,۵۴۳	۲۳۶,۸۹۲	۳,۷۱۷,۸۴۹,۳۲۴	٪۴۱
LR	۲۷۹,۶۹۴,۹۷۹	۲۴۳,۵۶۰	۴,۸۱۲,۳۴۰,۴۹۷	٪۴۲
MLP	۲۴۰,۵۸۸,۳۴۲	۲۴۰,۰۰۰	۳,۷۳۴,۲۶۳,۵۲۶	٪۲۸

منبع: یافته‌های پژوهش

برای ارزیابی این مدل‌ها، معیارهایی مانند مقدار میانگین (mean)، کمترین مقدار (min)، بیشترین مقدار (max) مطرح شده‌اند. مطابق جدول ۱، مدل MLP با خطای ٪۲۸ بهترین عملکرد را دارد، زیرا کمترین میزان خطا در پیش‌بینی را نشان می‌دهد. در مقابل، مدل RF با خطای ٪۵۳ بدترین عملکرد را داشته است. این نتیجه، نشان می‌دهد که مدل‌های مبتنی بر شبکه عصبی (MLP) در این مورد بهتر از سایر مدل‌ها عمل کرده‌اند. پراکندگی در مقادیر پیش‌بینی‌شده (حداقل تا حداکثر) نشان‌دهنده تنوع پیش‌بینی‌های هر مدل است. برای مثال، مدل LR بیشترین پراکندگی را دارد (۲۴۳,۵۶۰ تا ۴,۸۱۲,۳۴۰,۴۹۷)، که نشان می‌دهد پیش‌بینی‌های آن ناپایدارتر هستند. مدل MLP کمترین پراکندگی را دارد (۲۴۰,۰۰۰ تا ۳,۷۳۴,۲۶۳,۵۲۶)، که بیانگر پایداری نسبی در پیش‌بینی‌های آن است. مدل‌های مختلف بسته به ویژگی‌های داده‌ها و پیچیدگی مسئله عملکرد متفاوتی دارند. در این جدول، مدل‌های ساده‌تر مانند DT و LR عملکرد متوسطی داشته‌اند (خطای ٪۴۵ و ٪۴۲). مدل‌های پیچیده‌تر و ترکیبی مانند MLP و AB عملکرد بهتری داشته‌اند (خطای ٪۲۸ و ٪۳۲). انتخاب مدل

مناسب باید بر اساس میزان خطا و پراکندگی پیش‌بینی‌ها انجام شود. همچنین، پیچیدگی و زمان محاسباتی هر مدل نیز می‌تواند در انتخاب آن مؤثر باشد. نمودارهای زیر دقت پیش‌بینی هر مدل را در قیمت‌گذاری اختیار معامله نشان می‌دهد.



از نمودارهای بالا می‌توان نتیجه گرفت که روند کلی همه مدل‌ها صعودی است، یعنی با افزایش سال‌های مورد بررسی، پیش‌بینی قیمت اختیار معامله نیز افزایش می‌یابد. خطای پیش‌بینی با استفاده از میله‌های خطا در هر نقطه نشان داده شده است. این میله‌ها نشان‌دهنده میزان عدم قطعیت یا پراکندگی پیش‌بینی‌های مدل در هر سال معین هستند.

۵- بحث و نتیجه‌گیری

این پژوهش با هدف بررسی کارایی روش‌های یادگیری ماشین در پیش‌بینی قیمت‌گذاری قراردادهای آتی بر اساس شاخص نوسان VIX در بازار سرمایه ایران به انجام رسید. یافته‌های تحقیق حاکی از آن است که رویکردهای مبتنی بر یادگیری ماشین، به‌ویژه در مقایسه با روش‌های سنتی، از دقت بالاتری برخوردار بوده و می‌توانند ابزاری مؤثر برای مدیریت ریسک و تصمیم‌گیری در شرایط عدم اطمینان بازار ارائه دهند.

نتایج کلیدی این پژوهش نشان می‌دهد که مدل MLP (شبکه عصبی چندلایه) با خطای ۲۸٪ بهترین عملکرد را در میان مدل‌های مورد بررسی شامل DT، RF، AB، ENS، و LR داشته است. این نتیجه مؤید توانایی مدل‌های پیچیده‌تر در شناسایی الگوهای غیرخطی و پیچیده موجود در داده‌های مالی است. مدل‌های ساده‌تر مانند رگرسیون لجستیک (LR) و درخت تصمیم (DT) با خطای بالاتر (به ترتیب ۴۲٪ و ۴۵٪) عملکرد ضعیف‌تری داشتند، که حاکی از محدودیت این روش‌ها در مواجهه با پیچیدگی‌های بازار است.

همچنین شاخص VIX به عنوان معیاری کلیدی برای ارزیابی نوسانات بازار تأیید شد. افزایش ناگهانی این شاخص، که اغلب با بحران‌های مالی یا رویدادهای اقتصادی عمده همراه است، می‌تواند به عنوان نشانه‌ای از عدم اطمینان بازار مورد استفاده قرار گیرد. ترکیب داده‌های VIX با تکنیک‌های یادگیری ماشین، به‌ویژه در مدل‌های ترکیبی مانند SVR (رگرسیون بردار پشتیبان) با مدل‌های پارامتریک، به بهبود قابل توجه در دقت پیش‌بینی‌ها منتهی گردید.

در نهایت این پژوهش نشان داد که سرمایه‌گذاران و تحلیل‌گران مالی می‌توانند با بهره‌گیری از مدل‌های یادگیری ماشین، پیش‌بینی‌های دقیق‌تری از نوسانات بازار داشته باشند و در نتیجه، راهکارهای بهینه‌تری برای پوشش ریسک (Hedging) و مدیریت سبد دارایی‌های خود طراحی نمایند. استفاده از چارچوب‌های خودکار مانند AutoML و یادگیری مداوم (Continuous Learning) می‌تواند به روزرسانی مدل‌ها را در مواجهه با تغییرات بازار تسهیل کرده، از کاهش عملکرد مدل‌ها، با گذشت زمان جلوگیری نماید.

مهمترین محدودیت پژوهش حاضر این است که بر داده‌های بازار ایران متمرکز بوده که تأثیرپذیری آن از عوامل خاص داخلی (مانند تحریم‌ها یا سیاست‌های اقتصادی) دراز انتظار

نیست. بنابراین، تعمیم‌دهی نتایج به سایر بازارها، نیازمند بررسی‌های عمیق‌تر است. محدودیت دیگر اینکه مدل‌های مورد استفاده، به رغم پیشرفته بودن، ممکن است عوامل کیفی مانند اخبار فوری یا رفتار روانشناختی سرمایه‌گذاران را به‌طور کامل در نظر نگیرند.

پیشنهادهای قابل ذکر در این پژوهش، توسعه مدل‌های ترکیبی به نحوی است که علاوه بر داده‌های تاریخی، از داده‌های غیرساختاریافته (مانند اخبار و شبکه‌های اجتماعی) نیز استفاده کنند. انتظار می‌رود این رویکرد، به بهبود دقت پیش‌بینی‌ها کمک نماید. گسترش پژوهش به سایر بازارهای نوظهور و مقایسه نتایج با بازارهای توسعه‌یافته می‌تواند به درک بهتر تأثیر شاخص VIX در شرایط مختلف اقتصادی منتهی گردد. استفاده از روش‌های یادگیری عمیق (Deep Learning) و توجه به ابعاد رفتاری بازار نیز می‌تواند به عنوان گام بعدی در تحقیقات آینده، مورد توجه قرار گیرد.

¹ Lin

² Goard & Mazu

³ Bardgett et al

⁴ Huang et al.

⁵ Yang & Wang

⁶ Qiao & Jiang

⁷ Hortúa & Mora-Valencia

۶- فهرست منابع

راجی زاده، سیمین. (۱۴۰۱). ارزیابی شاخص نوسان VIX در بازار سرمایه ایران و تأثیر قیمت‌گذاری آتی آن با استفاده از مدل گارو. *مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*، ۵۲(۳): ۶۰-۸۰.

References

Bai, Y . Cai, C,X.(2024). Predicting VIX with adaptive machine learning. *Quantitative Finance*.1-18

Bardgett, C., Gouriier, E., Leippold, M., (2019). Inferring volatility dynamics and risk premia from the S&P 500 and VIX markets. *Journal of Financ. Econ.* 131, 593–618.

Guo, S., & Liu, Q. (2020). Efficient out-of-sample pricing of VIX futures. *The Journal of Derivatives*, 27(3), 126–139.

Hortúa, H,J Mora-Valencia, A.(2024). Forecasting VIX using Bayesian deep learning. *International Journal of Data Science and Analytics*.1-22

Huang, Z., Tong, C., Wang, T., (2019). VIX Term structure and VIX futures pricing with realized volatility. *Journal of Futures Market*.

Lin, Y.-N., 2007. Pricing VIX futures: evidence from integrated physical and risk-neutral probability measures. *J. Futures Mark.* 27 (12), 1175–1217.

Mahinda Mailagaha ,K ., Christoph ,L, Pasi Luukka, Jari ,P.(2022). Machine learning techniques and data for stock market forecasting: A literature review. *Expert Systems With Applications*.197(1), 1-41

Qiao,G . Jiang,G.(2023). VIX futures pricing based on high-frequency VIX:Ahybrid approach combining SVR with parametric models.*Wley*.1238-1259

Rajizadeh, ,S. (2023). Evaluation of VIX Volatility Index in Iranian Capital Market and its Future Pricing Impact Using Garou Model. *Financial Engineering and Securities Management*, 52(3): 60-80. (In Persian).

Whaley, R. E. (1993). Derivatives on market volatility: Hedging tools long overdue. *The Journal of Derivatives*, 1(1), 71–84.

Yang, X., Wang, P., (2018). VIX futures pricing with conditional skewness. *Journal of Future. Market*. 38, 1126–1151.

Zhu, Y., & Zhang, J. E. (2007). Variance term structure and VIX futures pricing. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*,10(1), 111–127.

Zhu, S. P., & Lian, G. H. (2012). An analytical formula for VIX futures and its applications. *Journal of Futures Markets*, 32(2), 166–190.

Predicting Futures Pricing Based on VIX Volatility Index Using Machine Learning in the Iranian Capital Market

Abstract

Today, in the world's reputable financial markets, risk management tools, especially financial derivatives, including futures and options, are of great importance. If the pricing of options is estimated correctly, by minimizing the risk involved, more investors will be willing to invest in options. The present study shows that integrating the VIX index with machine learning methods, especially in volatile environments such as the Iranian market, can serve as a powerful analytical tool for predicting futures pricing and risk management. The main goal is to reduce forecast error and improve accuracy in risk management by using advanced machine learning models. Machine learning, using advanced algorithms, can identify complex patterns in historical market data and use them to predict futures pricing. As a result, predicting futures pricing based on the VIX index and using machine learning is an efficient and innovative method for improving the accuracy of forecasts and risk management in the Iranian capital market. The data used includes daily gold coin option trading information on the Iran Commodity Exchange during the period 1392 to 1402. The data are divided into three periods: pilot (2014-2019), validation (2020), and testing (2021-2024). The results show that machine learning models, especially the MLP model with an error of 28%, perform best in predicting futures prices. The use of these methods significantly reduces measurement error and provides an efficient tool for decision-making under conditions of market uncertainty. Also, the VIX index was confirmed as a key measure for assessing market volatility. The development of hybrid models and the use of high-frequency data can help further improve the accuracy of forecasts in the future.

Keywords: Futures Pricing, VIX Volatility Index, Machine Learning Methods

Research Article