



طراحی مدلی جهت پیش‌بینی قیمت جهانی طلا (با تأکید بر مدل‌های ترکیبی شبکه

عصبی کانولوشنی و مدل‌های خانواده گارچ)

محمدجواد بختیاران^۱

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۹/۰۸/۱۸ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۹/۱۲/۲۰

مهدي ذوالفقاري^۲

چکیده

این مقاله به معرفی مدل‌هایی از ترکیب خانواده GARCH و شبکه عصبی کانولوشنی، جهت پیش‌بینی بازدهی روزانه طلای جهانی طی فاصله زمانی ۱۳۹۸-۱۳۹۰ می‌پردازد. در این پژوهش از مدل‌های دارای حافظه کوتاه‌مدت GARCH و EGARCH استفاده می‌شود. علاوه بر بکارگیری مدل‌های حافظه کوتاه‌مدت، با توجه به کارایی مدل‌های ترکیبی خانواده GARCH (در مقایسه با مدل‌های فردی) در پیش‌بینی داده‌های مالی، در این مطالعه، تمامی مدل‌های خانواده GARCH با شبکه عصبی کانولوشنی ترکیب شده و با استفاده از مدل‌های ترکیبی، بازده طلا برای دوره ۱۰ روزه بصورت یک گام به جلو پیش‌بینی و دقت آن براساس معیارهای ارزیابی MSE, MAPE مورد بررسی قرار گرفت. نتایج تحقیق حاکی از برتری مدل پیشنهادی نسبت به مدل‌های جاری در پیش‌بینی سری زمانی بازدهی قیمت طلا بود. بنابراین استفاده از شبکه عصبی کانولوشنی موجب تقویت قدرت پیش‌بینی مدل‌های سری زمانی خانواده GARCH می‌شود.

کلمات کلیدی

طلا، پیش‌بینی، خانواده GARCH، شبکه عصبی کانولوشنی، مدل ترکیبی

۱- گروه علوم اقتصادی، دانشکده مدیریت و اقتصاد، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران. m.bakhtiaran@modares.ac.ir

۲- گروه علوم اقتصادی، دانشکده مدیریت و اقتصاد، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران. (نویسنده مسئول) m.zolfaghari@modares.ac.ir

سرمایه‌گذاری عبارت از انتخاب دارایی‌هایی برای نگهداری و کسب عایدی بیشتر به‌منظور کسب سود و رفاه اقتصادی بیشتر در آینده است. با توجه به منابع محدود سرمایه‌گذاری در جهان پیرامون، همواره اقتصاددانان و متخصصان امور مالی در پی راه‌هایی جهت استفاده مطلوب از منابع اقتصادی برای در اختیار گذاشتن سرمایه‌گذاران هستند (کریمی و همکاران، ۱۳۹۲). در این بین، طلا جذابیت اساسی در بین سایر انواع سرمایه‌گذاری‌ها دارد و توانایی زیادی در جذب منابع سرگردان را دارد. ساختار و چارچوب شفاف بازار طلا در قیمت‌گذاری و انتشار اطلاعات مربوط به ارزش مالی اقتصادی، باعث شناسایی این بازارها به‌عنوان نماینده وضعیت بخش واقعی اقتصاد جهان شده است. از این رو مشخصه‌ی توانایی طلا در انعکاس سریع و دقیق تمامی اطلاعات موجود، همواره مورد توجه تحلیلگران مالی، قانون‌گذاران و اقتصاددانان بوده است. علاوه بر این، یکی از راه‌های مقابله با ریسک نوسانات قیمتی، ورود به معاملات قراردادهای مشتقه مالی^۱ است که در بورس‌های بسیاری از کشورهای دیگر بر روی دارایی‌هایی نظیر سهام، ارز، کالا و شاخص کل سهام انجام می‌پذیرد. در بازارهای مالی ایران نیز بازار مشتقه برای سهام، طلا و کالا وجود دارد و اخیراً بازار جهانی مورد توجه سرمایه‌گذاران نهادی قرار گرفته است. بنابراین تغییر در نماگرهای اصلی بازار طلا (نظیر قیمت‌های جهانی) مورد توجه سرمایه‌گذاران (داخلی و خارجی)، سیاست‌گذاران و برنامه‌ریزان و مراکز دانشگاهی شده است. در این راستا طیف گسترده‌ای از مطالعات کاربردی و مدل‌های اقتصادسنجی به پردازش رفتار و پیش‌بینی نوسانات این نماگرها منجر شده است. اهمیت پیش‌بینی نوسانات شاخص‌های قیمت در بازارهای کامودیتی از جنبه مدیریت ریسک برای بسیاری از سهامداران بازار سرمایه باهدف بهینه‌سازی پرتفوی دارایی‌های مالی مهم است. از سوی دیگر یکی از راه‌های شناسایی و اندازه‌گیری ریسک در بازارهای مالی برای مقامات ناظر و قانون‌گذار، رصد و پیش‌بینی نوسانات قیمت طلا و شاخص‌های قیمت بازاری است (مارکوویچ^۲، ۱۹۵۲). در تئوری‌های اقتصادسنجی برای مدل‌سازی نوسانات بازده به‌طور معمول از مدل‌های ناهمسانی واریانس شرطی خود رگرسیو ARCH^۳ و شکل تعمیم یافته آن GARCH^۴ و خانواده‌های مرتبط با آن نظیر EGARCH^۵ استفاده می‌شود که این مدل‌ها از پایه‌های تئوریک مالی و اقتصادی برخوردارند. یکی از ویژگی‌هایی که امکان دارد در بازارهای مالی وجود داشته باشد وجود حافظه بلندمدت است، به این معنی که در صورت نامانا بودن سری زمانی، اثر شوک‌های خارجی بر نوسانات آن سری دائمی خواهد بود. با مروری بر مطالعات صورت گرفته در حوزه پیش‌بینی قیمت طلا، بسیاری از تحقیقات مالی در سال‌های اخیر بر این مسئله متمرکز بوده است که مدل‌های سنتی خطی و غیرخطی را برای یافتن برآوردها و پیش‌بینی‌های دقیق‌تر،

طراحی مدلی جهت پیش‌بینی قیمت جهانی طلا/بختیاران و ذوالفقاری

با مدل‌های هوش مصنوعی (نظیر شبکه عصبی) ترکیب‌کنند (سعیدی و محمدی، ۱۳۹۰). بنابراین، بهره‌گیری از این پایه‌های نظری به همراه تلفیق آن با مدل‌های ناپارامتری همانند شبکه‌های یادگیری عمیق می‌تواند به دقت سیستم پیش‌بینی کننده بیفزاید.

در سایر مطالعات انجام شده در این حوزه با در نظر گرفتن مدل‌های مرسوم خانواده GARCH و ترکیب آن با شبکه عصبی مصنوعی، سعی در پیش‌بینی نوسانات شاخص‌های مورد مطالعه شده است.

بنابراین نوآوری‌های مقاله مذکور به ترتیب زیر می‌باشد

- ارائه مدل ترکیبی خانواده GARCH - عصبی کانولوشنی

- لحاظ متغیرهای کنترلی بازده نفت و دلار در مدل ترکیبی

در این مقاله بخش دوم و سوم به مبانی نظری تحقیق و پیشینه تحقیق اختصاص یافته و در بخش سوم، ساختار مدل‌های خانواده GARCH، شبکه‌های عصبی کانولوشنی و مدل تلفیقی ارائه شده است. در بخش چهارم به مدل‌سازی و تخمین مدل‌های مذکور با استفاده از بازده روزانه قیمت جهانی طلا^۶ برای دوره ۱۳۹۰ الی ۱۳۹۸ پرداخته و مدل‌های مذکور پیش‌بینی شدند. قابل ذکر است در این مدل‌ها از دو متغیر قیمت جهانی نفت و شاخص دلار به عنوان متغیرهای کنترلی استفاده شده است. سپس با به کارگیری معیارهای سنجش به ارزیابی قدرت پیش‌بینی مدل‌های فوق پرداخته و در بخش پنجم نتایج ارائه شده است.

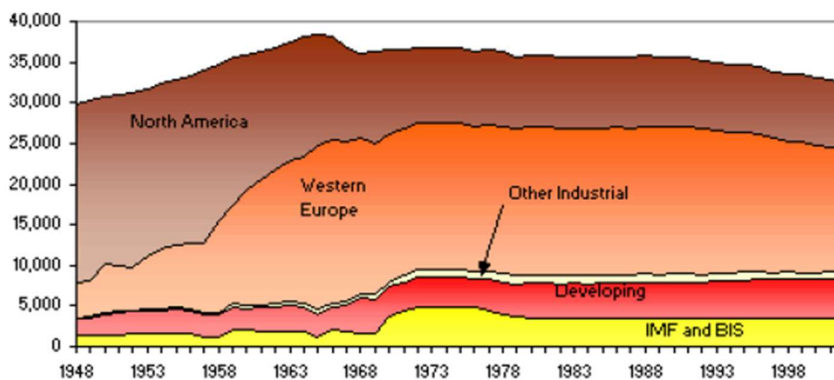
مبانی نظری

در ادبیات تاریخ اقتصادی، طلا به عنوان پایه پولی با ارزش ذاتی که مورد تایید همگان بود و حرکت سریع سرمایه و کالا را موجب می‌شد، در نظام پایه طلا (سال‌های ۱۹۱۴-۱۸۸۰) دورانی شکوفا و درخشان را سپری کرد و به دور از محدودیت‌های ارزی و تجاری باعث گسترش تجارت بین‌الملل در میان کشورها گردید. طی این دوره، بانک‌های مرکزی سعی در انباشت ذخایر طلای خود داشتند. ذخایر رسمی طلای بانک‌های مرکزی از ۷۰۰ تن در سال ۱۸۷۰ به ۸۰۰۰ تن در سال ۱۹۱۳ افزایش یافت. در سال ۱۹۱۳ ذخایر طلای بانک‌های مرکزی آمریکا ۲۲۹۳ تن، روسیه ۱۲۳۳ تن، فرانسه ۱۰۳۰ تن و آلمان ۴۳۹ تن برآورد شده است. وقوع جنگ جهانی اول باعث اختلال در نظام پایه طلا شد و با بروز رکود بزرگ آمریکا طی سال‌های ۱۹۳۳-۱۹۲۸، تلاش برای حفظ نظام پایه طلا بی‌نتیجه ماند. هرچند نظام پایه طلا از بین رفت ولی طلا همواره به عنوان یک ذخیره بین‌المللی با ارزش، اهمیت تاریخی خود را در مقابل تورم‌ها، جنگ‌ها و انقلاب‌ها حفظ کرده است. در فاصله دو جنگ جهانی، تراکم ذخایر رسمی طلا در بانک‌های

فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار / شماره پنجاه / بهار ۱۴۰۱

مرکزی به عنوان سلاحی در مقابل رقابت‌های اقتصادی و وسیله‌ای برای کسب امنیت مالی در دنیای بی‌ثبات افزایش یافت. در سال ۱۹۳۴، روزولت رییس جمهور وقت آمریکا ارزش دلار را در مقابل طلا کاهش داد و باعث شد نرخ طلا از ۲۰,۶۷ دلار در هر اونس به ۳۵ دلار در هر اونس افزایش یابد. این افزایش رسمی نرخ طلا موجب فروش مقدار زیادی طلای دنیا به آمریکا شد. در نتیجه دارایی طلای رسمی در آمریکا از ۶۰۰۰ تن در سال ۱۹۲۵ به ۱۸۰۰۰ تن در آخر جنگ جهانی دوم افزایش یافت و آمریکا ۶۵ درصد طلای رسمی جهان را صاحب شد.

بعد از جنگ جهانی دوم، طلا در کنار دلار به عنوان ذخیره قدرتمند بین‌المللی در سیستم برتن‌وودز، نقش قابل ملاحظه‌ای در مالیه بین‌الملل ایفا نمود. نمودار ۱ ذخایر رسمی طلا را در دوره ۱۹۴۸-۲۰۰۲ نشان می‌دهد. همزیستی طلا و دلار در سیستم برتن‌وودز باعث شد این سیستم، “سیستم دلار-طلا” نیز نامیده شود. در سیستم برتن‌وودز کشورهای عضو می‌توانستند سهم خود را به صورت طلا یا دلار به بانک جهانی و صندوق بین‌المللی پول پرداخت نمایند. برپایه اساسنامه برتن‌وودز، بانک مرکزی آمریکا متعهد به تبدیل دلار بانک‌های مرکزی کشورهای عضو سیستم برتن‌وودز به طلا با نرخ ۳۵ دلار در هر اونس بود.



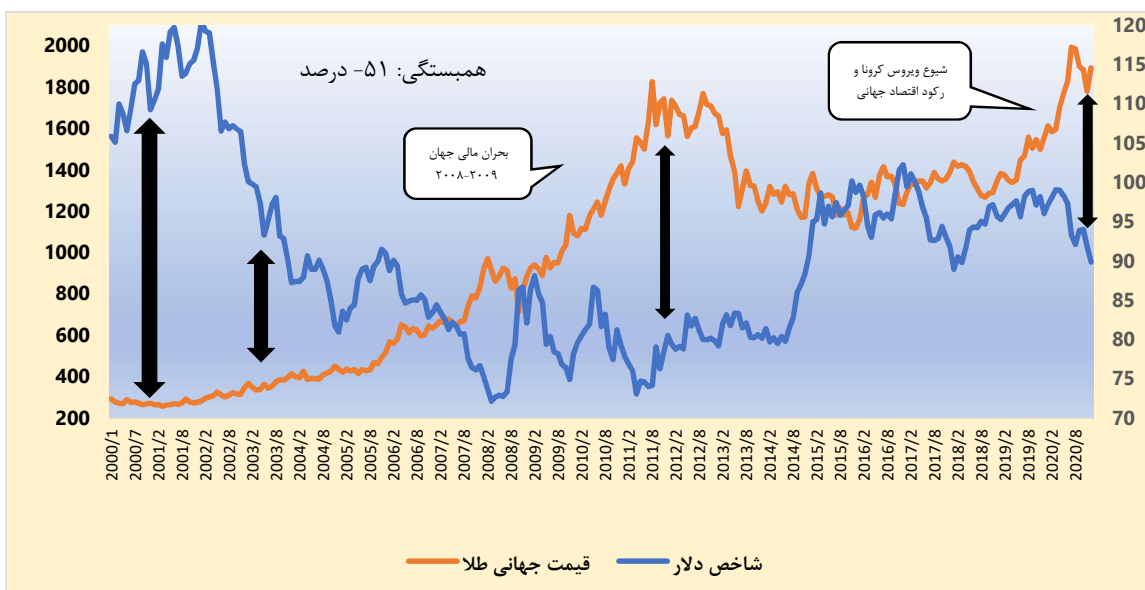
منبع: شورای طلای جهانی (World Gold Council)

نمودار ۱: ذخایر رسمی طلا در دوره ۱۹۴۸-۲۰۰۲ (تن)

طی دهه‌های اخیر دلار در قیمت گذاری طلا در بازارهای جهانی نقش غالب داشته است. معاملات طلا در هر جای دنیا انجام شود، ارزش آن بر حسب دلار و یا به صورت پول ملی کشور مزبور تعیین می‌گردد. چنانچه ارزش طلا بر حسب پول ملی یک کشور تعیین شود، این محاسبه از طریق نرخ برابری دلار و پول ملی، و دلار و طلا تعیین می‌گردد. در نتیجه قیمت طلا علاوه بر سایر عوامل مرتبط، متأثر از

طراحی مدلی جهت پیش‌بینی قیمت جهانی طلا/بختیاران و ذوالفقاری

ارزش دلار نیز هست. ارزش دلار خود تحت تأثیر مسائل داخلی و خارجی آمریکا، کسری تراز پرداخت، کسری بودجه، نرخ تورم و نرخ بهره (سیاست‌های پولی و مالی آمریکا) و سیاست خارجی این کشور قرار دارد. همانگونه که از نمودار ۲ مشاهده می‌گردد، قیمت جهانی طلا و شاخص دلار طی دو دهه اخیر رابطه معکوسی با یکدیگر داشتند، بگونه‌ای که همبستگی بین آنها طی دو دهه گذشته منفی و حدود ۵۱ درصد بود.



نمودار ۲: نوسانات قیمت طلا و شاخص دلار طی سال‌های ۲۰۰۰ تا پایان ۲۰۲۰

امروزه طلا علاوه بر ماهیت سرمایه‌گذاری، به عنوان یک دارایی امن در بازارهای مالی شناخته می‌شود. همانگونه که از نمودار ۲ مشاهده می‌شود در دو بحران مالی ۲۰۰۸ و ۲۰۲۰ که بازارهای جهانی رو به سقوط بودند، قیمت طلا با جهش‌های قابل توجه پناه‌گاه امنی برای سرمایه‌گذاران بشمار می‌آید. هر چند بعد از خروج کشورها از بحران‌های اقتصادی، قیمت جهانی طلا کاهش یافت اما هرگز به سطوح قیمتی پیش از بحران‌ها بازنگشت که این بیانگر جذابیت این دارایی بین سرمایه‌گذاران است.

یکی دیگر از متغیرهای تأثیرگذار بر قیمت جهانی طلا، قیمت نفت می‌باشد که از آن به عنوان متغیر بنیادی یاد می‌شود. قیمت نفت از چند جنبه بر قیمت طلا اثرگذار است. افزایش قیمت نفت (در شرایط ثبات شاخص دلار) از یک طرف تأثیر منفی بر قیمت طلا از کانال انتشار سیگنال افزایش تقاضای صنعتی

فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار / شماره پنجاه / بهار ۱۴۰۱

برای نفت و در نتیجه بهبود رشد اقتصاد جهانی که باعث کاهش نااطمینانی در اقتصاد جهانی و افزایش ریسک‌پذیری سرمایه‌گذاران می‌شود، دارد. از سوی دیگر، به دلیل اثرات تورمی ناشی از افزایش بهای تمام شده محصولات تولیدی انرژی بر از قیمت طلا حمایت می‌کند. بنابراین بررسی اثر نهایی قیمت نفت بر طلا نیازمند مدل‌سازی است.

فرضیات پژوهش

مدل ترکیبی پیشنهاد شده در پژوهش حاضر خطای کمتری نسبت به مدل‌های مرسوم در پیش‌بینی کوتاه‌مدت بازده قیمت جهانی طلا دارد.

سوالات پژوهش

سوال اول پژوهش این است که پیش‌بینی طلا با استفاده از مدل ترکیبی چگونه است؟
و سوال دوم نیز این است که میزان دقت روش ترکیبی در مقایسه با مدل‌های مرسوم چگونه است؟

مروری بر پیشینه پژوهش

با توجه به اهمیت نوسانات داده‌های مالی در مدیریت ریسک و بهینه‌سازی پرتفوی، در سالیان گذشته طیف گسترده‌ای از مطالعات در این زمینه انجام یافته‌است. با توجه به موجود بودن این مطالعات در پیشینه تحقیق سایر مقالات داخلی، در این بخش صرفاً به بررسی مطالعات صورت گرفته با استفاده از مدل‌های ترکیبی شبکه عصبی و خانواده GARCH در پیش‌بینی نوسانات بازدهی دارایی‌های مالی پرداخته می‌شود.

در مطالعات خارجی، کریستجان پولر و میناتو^(۲۰۱۸) در مطالعه‌ای به‌اندازه‌گیری نوسانات قیمت بیت‌کوین^۸ با استفاده از مدل ترکیبی GARCH-ANN از ۱۳ دسامبر ۲۰۱۱ تا ۲۶ اگوست ۲۰۱۷ برای سه دوره ۱۰،۲۲،۴۴ روزه پیش‌بینی کردند. در این تحقیق مدل ترکیبی در مقایسه با مدل‌های فردی و رقیب، دقت پیش‌بینی نوسان قیمت را به میزان قابل توجهی افزایش داد.

صدیق و همکاران^(۲۰۱۸) در مطالعه‌ای به جهت رسیدن به مدلی برای پیش‌بینی نوسان میزان سرمایه‌گذاری و رشد بودجه شرکت‌های مدیریت دارایی در پاکستان برای یک دوره پنج‌ماهه پرداخته و مدل ترکیبی GARCH-ANN را که دارای خطای کمتری نسبت به سایر مدل‌ها بود را پیشنهاد می‌نمایند.

کریستجان پولر و هرناندز^(۲۰۱۷) با استفاده از داده‌های روزانه سه فلز طلا، مس و آلومینیوم طی دوره ۷ سپتامبر ۲۰۰۹ تا ۲۰ می ۲۰۱۴ و با استفاده از متغیرهای کنترلی نرخ دلار، یوان، یورو، قیمت

طراحی مدلی جهت پیش‌بینی قیمت جهانی طلا/بختیاران و ذوالفقاری

نفت و شاخص‌های سهام چین، هند، آمریکا به پیش‌بینی نوسان شاخص این سه فلز با مدل GARCH پرداخته و سپس این مدل را به‌عنوان ورودی شبکه عصبی به کاربرند. نتایج حاصله نشان داد که مدل ترکیبی قدرت پیش‌بینی نوسان خارج از نمونه این سه فلز را افزایش می‌دهد. در نهایت برای پیش‌بینی این نوسانات مدل GARCH-ANN پیشنهاد شد.

لحمیری^{۱۱} (۲۰۱۷) با استفاده از مدل‌های ترکیبی GARCH-ANN و EGARCH-ANN با سه توزیع نرمال، t-student^{۱۲} و GED^{۱۳} و با استفاده از داده‌های روزانه دلار کانادا و یورو از ۴ ژون ۲۰۱۰ تا ۶ دسامبر ۲۰۱۵ به پیش‌بینی نوسان داده‌ها برای مدت ۲۰ روز پرداخته و سپس با استفاده از دو شاخص قدر مطلق میانگین خطا^{۱۳} MAE و مربع میانگین خطا^{۱۴} MSE نتایج را مورد مقایسه قرار دادند و به این نتیجه دست‌یافتند که مدل ترکیبی EGARCH-ANN با توزیع GED توانایی بهتری در پیش‌بینی نوسان دلار کانادا و یورو دارد.

لاهمری و بوکدوم^{۱۵} (۲۰۱۵) در مطالعه‌ای به بررسی نوسان بازدهی شاخص سهام S&P 500 با استفاده از مدل شبکه ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم پس انتشار خطا^{۱۶} BP و خانواده GARCH شامل EGARCH با دو توزیع GED و t برای دوره ۲۸ فوریه ۲۰۱۱ تا ۱۱ مارس همان سال پرداخته و نتایج را با استفاده از شاخص‌های مجذور مربع خطا RMSE و قدر مطلق میانگین خطا MAE مورد بررسی قرار دادند. یافته‌های تحقیق نشان داد که مدل ترکیبی EGARCH-BP دارای خطای پیش‌بینی کمتر نسبت به سایر مدل‌های فردی است.

در حوزه مطالعات داخلی مطالعات محدودی در خصوص استفاده از مدل‌های ترکیبی GARCH-ANN برای پیش‌بینی بازده نوسانات دارایی‌های مالی صورت گرفته است و صرفاً مدل‌های خانواده GARCH با مدل‌های شبکه عصبی مقایسه شده‌است. نجارزاده و همکاران (۱۳۹۹) در مطالعه‌ای به معرفی مدل‌هایی از ترکیب خانواده GARCH و شبکه عصبی مصنوعی، جهت پیش‌بینی بازدهی روزانه شاخص بورس اوراق بهادار تهران طی فاصله زمانی ۱۳۹۶-۱۳۸۷ پرداختند. یافته‌های تحقیق نشان داد که مدل ترکیبی FIEGARCH و شبکه عصبی با توزیع تی-استیودنت در پیش‌بینی بازده شاخص کل سهام کارآمدتر و دارای خطای پیش‌بینی کمتری نسبت به سایر مدل‌های رقیب است.

مدل‌های تحقیق و نحوه اندازه‌گیری متغیرها

مدل‌های مبتنی بر واریانس ناهمسانی شرطی یا ARCH در ابتدا توسط انگل^{۱۷} در سال ۱۹۸۲ معرفی شد بولر سلف^{۱۸} (۱۹۸۶) مدل انگل را تعمیم و گروهی از مدل‌ها را که به مدل‌های تعمیم‌یافته خود رگرسیون واریانس ناهمسان GARCH شهرت یافتند، ارائه کرد. از این‌پس، این مدل‌ها با تأکید بر

ویژگی‌های مختلف داده‌های مالی گسترش یافتند که از آن جمله می‌توان به مدل‌های IGARCH^{۱۹} ، EGARCH^{۲۰} و... اشاره کرد (جباری و نریمان، ۱۳۹۵). وجود ویژگی حافظه بلندمدت در بازدهی شاخص‌های سهام از موضوعاتی بوده که اخیراً به شدت مورد توجه قرار گرفته و به همین دلیل، علاوه بر مدل‌های یاد شده از مدل‌هایی که قادر به توصیف این ویژگی هستند (مدل‌های FIGARCH و FIEGARCH) استفاده می‌شود. علاوه بر موارد ذکر شده در سال‌های اخیر با توسعه مدل‌های هوش مصنوعی، برخی محققین از این روش‌ها برای پیش‌بینی قیمت سهام بهره‌بردند. یکی از شیوه‌های مناسب برای مدل‌سازی متغیرهای مالی استفاده از شبکه یادگیری عمیق DNN^{۲۰} است که بدون محدود بودن به مدل‌های معین، می‌تواند خود را با نوسانات متغیرهای بازار هماهنگ و تعدیل نماید.

مدل‌های ARMA^{۲۱} و ARIMA^{۲۲}

یک فرآیند ARIMA(p,d,q) را برای متغیر x_t را به صورت زیر نمایش می‌دهند

$$\Phi(B)\Delta^d x_t = \theta_0 + \theta(B)\varepsilon_t \quad (۱)$$

که یک فرآیند خود رگرسیونى انباشته با میانگین متحرک از مرتبه p, d, q است و به ترتیب نشان دهنده تعداد جملات خود توضیحی، مرتبه تفاضل‌گیری و تعداد جملات میانگین متحرک است و x_t را انباشته از مرتبه d می‌نامند که به صورت $I(d)$ نمایش داده می‌شود. در صورتی که d برابر با صفر شود، فرآیند ARIMA به ARMA تبدیل می‌شود. برای تخمین مدل‌های ARMA و ARIMA از روش باکس-جنکینز^{۲۳} استفاده می‌شود. در این روش تعداد جملات p و q با استفاده از توابع خود همبستگی $AC^{۲۴}$ و خودهمبستگی جزئی $PAC^{۲۵}$ محاسبه می‌شود و دقت آن‌ها با استفاده از معیارهای آکائیک $AIC^{۲۶}$ ، شوارتز-بیزین $SBC^{۲۷}$ یا حنان-کوئین $HQIC^{۲۸}$ محاسبه می‌شود و با هدف قرار دادن حداقل میزان این معیارها تعداد جملات p و q مشخص می‌گردد.

مدل‌های خانواده GARCH

برای ارائه یک تصویر مناسب از مدل‌های تلاطم میانگین شرطی و واریانس شرطی، بازدهی سری‌های زمانی به صورت r_t به شرط وجود اطلاعات Ω_{t-1} به صورت زیر نمایش داده می‌شود:

$$r_t = \Phi_0 + \sum_{i=1}^p \Phi_i r_{t-i} - \sum_{i=1}^q \theta_i a_{t-i} + a_t \quad (۲)$$

$$E[r_t | \Omega_{t-1}] = \Phi_0 + \sum_{i=1}^p \Phi_i r_{t-i} - \sum_{i=1}^q \theta_i a_{t-i} + a_t \quad (۳)$$

طراحی مدلی جهت پیش‌بینی قیمت جهانی طلا/بختیاران و ذوالفقاری

معادله بالا نشان دهنده مدل میانگین متحرک شرطی ARIMA است. در اینجا می‌توان متغیرهای برون‌زای دیگری به سمت راست معادله اضافه کرد (مثلاً اثرات تقویم فصل و متغیرهای مجازی). با استفاده از تعریف واریانس شرطی می‌توان این گشتاور مرتبه دوم را به صورت زیر برای τ تعریف نمود.

$$\sigma^2 = \text{var}(r_t | \Omega_{t-1}) = \text{var}(a_t | \Omega_{t-1}) \quad (4)$$

به معادله واریانس شرطی (ARCH) برای نخستین بار توسط انگل ارائه شد. اگرچه مدل‌های ARCH به خاطر وجود سادگی دارای برتری اند اما در برخی موارد برای توصیف تلاطم‌ها^{۲۹} نیاز به تعداد قابل توجهی پارامتر a_t است. به همین خاطر بولرسلو مدلی را تعریف می‌کند که دارای پارامتر کمتری بوده و از نظر کفایت مشخصه‌نمایی مدل در وضعیت بهتری نسبت به مدل ARCH قرار دارد که به آن، مدل GARCH گفته می‌شود و به صورت زیر نمایش داده می‌شود:

$$r_t = \Phi_0 + \sum_{i=1}^p \Phi_i r_{t-i} - \sum_{i=1}^q \theta_i a_{t-i} + a_t \quad ; a_t = \sigma_t \varepsilon_t \quad (5)$$

$$\sigma^2 = \omega_0 + \sum_{i=1}^m a_i a_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^n \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (6)$$

اگر معادله دارای ریشه واحد باشد به آن مدل GARCH انباشته یا IGARCH می‌گویند که مدل محدودشده‌ای از معادله (۶) بوده و جمع پارامترهای آن برابر با واحد است:

$$\sum_{i=1}^m a_i + \sum_{j=1}^n \beta_j = 1 \quad (7)$$

ویژگی این مدل آن است که تأثیر یک شوک را به صورت ماندگار نمایش می‌دهد. گارچ نمایی EGARCH فرم دیگری از گارچ است که توسط نلسون^{۳۰} با لحاظ قرار دادن اثرات نامتقارن مثبت و منفی بر بازدهی‌ها نمایش می‌دهد. ساختار این مدل به صورت زیر تعریف شده است

$$\ln \sigma_{j,t}^2 = \omega_j + \beta_j \ln(\sigma_{t-1}^2) + \gamma \frac{|\varepsilon_{t-1}|}{|\sigma_{t-1}|} + a \left[\frac{|\varepsilon_{t-1}|}{|\sigma_{t-1}|} - \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right] \quad (8)$$

که در آن σ^2 واریانس شرطی و $\omega, \alpha, \beta, \gamma$ ضرایب است. این مدل نیاز به اعمال محدودیت بر پارامترهای مدل GARCH را از بین می‌برد که با تعریف واریانس شرطی در فرم لگاریتمی، واریانس همواره به صورت مثبت باقی می‌ماند. از این رو این مدل، این واقعیت را که شوک‌های منفی منجر به واریانس شرطی بزرگ‌تری نسبت به شوک‌های مثبت می‌شوند را می‌تواند توضیح دهد. بالی و همکاران

^{۳۱}(۱۹۹۶) مدل FIGARCH را به منظور پوشش حافظه بلندمدت موجود در بازده سهام ارائه نمودند. با بازنویسی معادله بر اساس فرآیند ARMA برای ε_t^2 داریم:

$$[1 - a(L) - \beta(L)\varepsilon^2] = \omega + [1 - \beta(L)]v_t \quad (۹)$$

که در آن $v_t = \varepsilon_t^2 - \sigma_t^2$ و نشان دهنده جز اخلاص برای واریانس شرطی است. برای اطمینان از اینکه واریانس شرطی غیرمنفی باشد تمامی ریشه چندجمله‌ای $[1 - \beta(L)]$ خارج از دایره واحدند. هنگامی که چند جمله‌ای $[1 - a(L) - \beta(L)]$ دارای ریشه واحد باشد، فرآیند IGARCH(p,q) به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\phi(L)[1 - L]\varepsilon_t^2 = \omega + [1 - \beta(L)]v_t \quad (۱۰)$$

در معادله بالا

$$\phi(L) = [1 - \alpha(L) - \beta(L)](1 - L)^{-1} \quad (۱۱)$$

برای در نظر گرفتن هم‌انباشتگی بلندمدت در نوسانات معادله به یک فرآیند FIGARCH(p,d,q) به صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$\phi(L)(1 - L)^d \varepsilon_t^2 = \omega + [1 - \beta(L)]v_t \quad (۱۲)$$

که واریانس شرطی در آن به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\sigma_t^2 = \frac{\omega}{\beta(L)} + \left[1 - \frac{\phi(L)}{\beta(L)}(1 - L)^d \right] \varepsilon_t^2 \quad (۱۳)$$

که d می‌تواند مقادیری بین صفر و یک داشته باشد و تمامی ریشه‌های $\phi(L)$ و $[1 - \beta(L)]$ خارج از دایره واحدند. در این مدل‌ها آثار شوک‌های وارد شده به واریانس شرطی به طور نمایی میرا شده و واکنش واریانس شرطی به شوک‌های گذشته با نرخ هیپربولیکی میرا می‌شود. می‌دانیم که مدل EGARCH می‌تواند به صورت یک فرآیند ARMA برحسب لگاریتم واریانس شرطی نمایش داده شود. با در نظر گرفتن مدل انباشته کسری برای EGARCH بلسو و میکلس^{۳۲} مدل FIEGARCH بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$\ln(\sigma_t^2) = \omega_t + \phi(L)^{-1}(1 - L)^{-d}[1 + a(L)]g(z_{t-1}) \quad ; \quad z_t = \varepsilon_t / \sqrt{\sigma_t^2} \quad (۱۴)$$

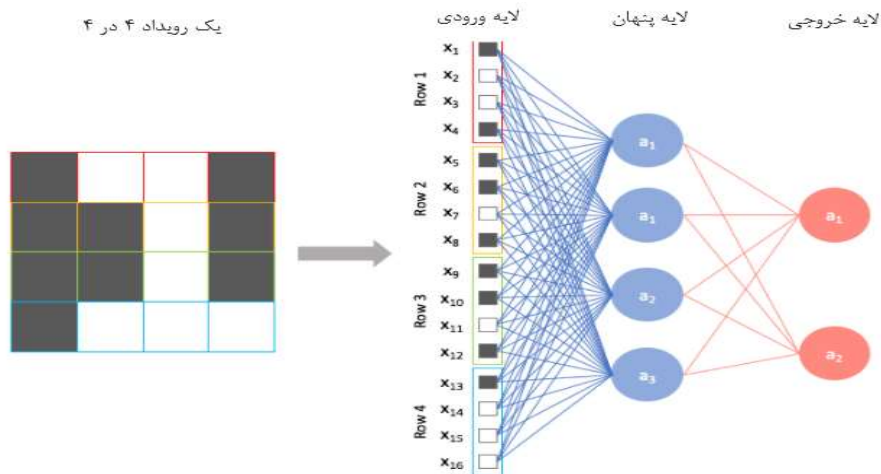
$$g(z_t) = \gamma_1 z_t + \gamma_2 [|z_t| - E|z_t|] \quad (۱۵)$$

طراحی مدلی جهت پیش‌بینی قیمت جهانی طلا/بختیاران و ذوالفقاری

که در آن $\phi(L)$ همانند مدل FIGARCH تعریف می‌شود و در صورت $\gamma \neq 0$ امکان وجود اثرات اهرمی را فراهم می‌آورد. این فرآیند نیز برای $0 < d < 1$ مانا است. وجود مقدار $-0.5 < d < 0.5$ برای این فرآیند نشان دهنده میرا بودن اثر شوک‌ها در این مدل است.

شبکه عصبی کانولوشنی

شبکه‌های عصبی کانولوشنی یا CNN (راملهارت و همکاران، ۱۹۸۶) خانواده‌ای از شبکه‌های عصبی برای پردازش داده‌های تصویر هستند. شبکه عصبی کانولوشنی یک شبکه‌ی عصبی است که مختص پردازش تصاویر است. از نظر تئوری، CNN ها در حوزه‌ی داده‌های دنباله‌ای مورد استفاده قرار نمی‌گیرند و غالباً در حوزه تصویر می‌باشند. در عمل در این مقاله از این شبکه جهت پیش‌بینی داده‌های دنباله‌ای استفاده شده‌است. به همین دلیل تغییراتی را در این شبکه حاصل نموده‌ایم که بتوان در حوزه پیش‌بینی داده‌های سری زمانی مورد استفاده قرارداد و همچنین در این شبکه از سه لایه کانولوشنی استفاده شده‌است و در نهایت بخشی از شبکه جهت تخمین و شبیه‌سازی یک سری زمانی مورد استفاده قرار گرفته‌است. شکل (۱) ساختار شبکه عصبی کانولوشنی را نشان می‌دهد.



شکل ۱: ساختار شبکه عصبی کانولوشنی

توزیع نرمال، تی-استیودنت و خطای تعمیم‌یافته (GED)

به طور تجربی در محاسبه مدل‌های دارای تلاطم فرض بر آن است که جملات خطا از سه توزیع نرمال، t-Student و GED پیروی می‌کند. تابع احتمال تجمعی PDF^{33} توزیع نرمال برای متغیر تصادفی Z به صورت زیر است:

$$F(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(z-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (19)$$

که در آن μ و σ به ترتیب نشان‌دهنده میانگین و واریانس است به همین ترتیب تابع احتمال جمع‌ی توزیع t-Student به صورت زیر می‌باشد:

$$F(z, \mu, \sigma, \nu) = \frac{C}{\sigma^2} \left(1 + \frac{(z-\mu)^2}{\sigma^2(\nu-2)}\right)^{-\frac{(\nu+1)}{2}} \quad (20)$$

در معادله شماره (۲۰) μ میانگین و σ واریانس و ν به عنوان درجه آزادی استفاده می‌گردد. در این معادله پارامتر C به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$C = \frac{\Gamma\left(\frac{\nu+1}{2}\right)}{\sqrt{\mu(\nu-2)}\Gamma\left(\frac{\nu}{2}\right)} \quad (21)$$

که $\Gamma(\cdot)$ نشان دهنده تابع گاما است و پارامتر ν ضخامت و کشیدگی تابع چگالی را کنترل می‌کند. تابع احتمال جمع‌ی GED به صورت زیر نمایش داده می‌شود:

$$F(z_i, \mu, \sigma, \beta) = \frac{\beta}{2\sigma\Gamma\left(\frac{1}{\beta}\right)} \exp\left(-\left(\frac{|z_i - \mu|^\beta}{\sigma}\right)\right) \quad (22)$$

μ و σ به ترتیب نشان‌دهنده میانگین و واریانس و β کنترل کننده ناهموازی و میزان کلفتی و لاغر بودن رفتار دامنه^{۳۴} توزیع را مشخص می‌کند. میزان $+\infty$ ، صفر و -2 برای β به ترتیب نشان‌دهنده کشیدگی مثبت^{۳۵}، نرمال^{۳۶} و منفی^{۳۷} است.

معیارهای ارزیابی پیش‌بینی‌ها

برای بررسی عملکرد مدل‌های پیش‌بینی شاخص بازار طلا پس از تخمین و پیش‌بینی این مدل‌ها، میزان خطای مقادیر واقعی نسبت به مقادیر پیش‌بینی شده با استفاده از معیارهای مربع میانگین خطا (MSE) و درصد میانگین مطلق خطا (MAPE) محاسبه خواهد شد (البته مدل RMSE نیز صرفاً به خاطر تشابه با MSE در این قسمت عنوان شده است). تا براساس آنها، مدل بهینه براساس میزان کمتر خطای پیش‌بینی انتخاب‌شود. مدل‌های مورد نظر به صورت زیر نمایش داده می‌شود:

طراحی مدلی جهت پیش‌بینی قیمت جهانی طلا/بختیاران و ذوالفقاری

$$MSE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (۲۳)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (۲۴)$$

$$MAPE = \frac{100\%}{m} \sum_{i=1}^m \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (۲۵)$$

که y_i نشان دهنده مقادیر واقعی و \hat{y}_i نشان دهنده مقادیر پیش‌بینی شده است و m نیز به عنوان تعداد مشاهدات در نظر گرفته شده است.

مدل ترکیبی

با توجه به تجربیات مطالعات پیشین در بخش «۳» به نظر می‌رسد ترکیب مدل‌های بیان‌شده در بخش «۳» به عنوان مدلی در پیش‌بینی سری زمانی عملکرد بهتری نسبت به پیش‌بینی صورت گرفته با استفاده از هریک از این مدل‌ها خواهد داشت. بنابراین روشی که برای پیش‌بینی نوسان طلا از ترکیب دو مدل مطرح‌شده در بخش‌های بالا پیشنهاد شد، به این ترتیب که در مرحله نخست با استفاده از مدل‌های ARIMA سری میانگین شرطی سری زمانی طلا تخمین زده می‌شود. سپس واریانس شرطی با استفاده از مدل‌های خانواده GARCH براساس سه توزیع نرمال، تی-استیودنت و GED تخمین زده می‌شوند و به‌عنوان ورودی شبکه عصبی کانولوشنی به همراه دو متغیر کنترلی نرخ دلار و قیمت نفت استفاده می‌گردد. در طراحی شبکه CNN باتابع فعال سازی Adam Optimizer که یکی از جدیدترین مدل‌ها در چارچوب مطالعات مالی است با ترکیب وزنی η متغیر ورودی از مجموعه نرون‌هایی استفاده شده که وظیفه پردازش اطلاعات را بر عهده دارند. در این مقاله از خروجی‌های مدل‌های خانواده GARCH و دو متغیر نفت و دلار به عنوان نرون‌های ورودی و همچنین نسبت آموزش به یادگیری 0.7 به 0.3 استفاده می‌شود.

یافته‌های پژوهش

داده‌ها و آزمون‌های اولیه

داده‌های مورد استفاده در این پژوهش بازده روزانه طلای جهانی (انس) است که به صورت روزانه از سال ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۸ تعداد ۲۶۰۰ مشاهده جمع‌آوری شده است. همچنین در این پژوهش از دو متغیر کنترلی قیمت نفت برنت و شاخص دلار به قیمت بازار آزاد استفاده شده است. در ابتدا سری زمانی بازدهی این سه متغیر به صورت زیر استخراج می‌شود:

$$r_t = \frac{P_t - P_{t-1}}{P_t} \times 100 \quad (26)$$

که در آن r_t بازدهی و P_t و P_{t-1} به ترتیب شاخص قیمت روز جاری و روز قبل شاخص این سه متغیر است. آمار توصیفی این سری‌ها به همراه بازدهی آن‌ها در جدول شماره یک آورده شده است.

جدول ۱: آمار توصیفی داده‌ها

آماره	داده	طلا	بازدهی طلا	نفت	بازدهی نفت	شاخص دلار	بازدهی شاخص دلار
میانگین	۱۴۲۴/۴۰	۰/۱۲	۶۴/۴۵	-۰/۰۵	۹۰/۷	-۰/۰۰۰۶۳	
میانه	۱۳۰۵/۴۰	۰/۰۵	۷۵/۵۶	۰/۰۱	۸۹/۵	-۰/۰۰۰۵۶	
بیشینه	۱۷۶۰/۶۰	۵/۴۰	۱۲۴/۶۴	۱۳/۸۲	۱۲۰/۲	۰/۰۰۸	
کمینه	۱۰۸۸/۱۰	-۵/۵۱	۲۲/۴۸	-۱۰	۷۲/۱۶	-۰/۰۰۶	
انحراف معیار	۳۹۸۳/۹۶	۰/۶۹	۲۷/۴۳	۳/۶۴	۱۱/۵۱	۰/۰۲۲	
چولگی	-۰/۰۳	۰/۴۰	-۰/۰۶	-۱۸/۱۴	-۰/۳۰	۱/۴۴	
کشیدگی	۱/۳۷	۸/۵۵	۱/۵۶	۵۲۹/۵۱	۱/۳۷	۳۷/۶۸	
آماره جاک برا	۲۴۴/۲۵	۲۸۷۴۴۸/۰	۱۹۶/۹۴	۲۵۴/۶۲	۲۷۶/۵۳	۱۱۰/۷۷	
احتمال	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	

داده‌ها دارای کشیدگی مثبتی است که میزان آن همراه با چولگی نمایش داده شده است. اختلاف میانگین و انحراف معیار نشان‌دهنده وجود نوسان در طول دوره بررسی است. آماره جاک-برا^{۳۸} و میزان احتمال آن نشان‌دهنده عدم نرمال بودن در شاخص‌ها و بازدهی‌ها است.

با استفاده از سه آزمون دیکی-فولر تعمیم‌یافته^{۳۹} و فیلیپس پرون^{۴۰} و $KPSS$ ^{۴۱} به بررسی مانایی داده‌ها پرداخته شد. در دو آزمون اول، فرض صفر مبنی بر وجود ریشه واحد است ولی در آزمون $KPSS$ این فرض برعکس می‌شود. نتایج حاصل از آماره محاسبه شده در این سه آزمون نشان‌دهنده رد فرض صفر در دو آزمون اول و قبول این فرضیه در آزمون $KPSS$ می‌شود. بنابراین مانا بودن بازدهی این سری از داده‌ها تأیید گردید.

بررسی وجود حافظه بلندمدت

قبل از تخمین داده‌ها، ابتدا لازم است اثر وجود حافظه بلندمدت را بر روی بازده در قسمت میانگین شرطی داده‌ها بررسی گردد. برای بررسی وجود حافظه بلندمدت از دو آزمون R/S و GPH استفاده شد که نتایج حاصل در جدول زیر نشان داده شده است.

طراحی مدلی جهت پیش‌بینی قیمت جهانی طلا/بختیاران و ذوالفقاری

جدول ۲: بررسی وجود حافظه بلند مدت

آماره	آزمون	آماره
۲/۰۸	R/S	۲/۰۸
۰/۱۶۱	GPH	۰/۱۶۱

جدول ۴: مدل میانگین واریانس‌های (ARIMAX-GARCH) برآورد شده بازده طلا

مدل	توزیع	میانگین شرطی	واریانس شرطی
GARCH	نرمال	$y_t = 0.03 + 0.502y_{t-1} + 0.205u_{oil} - 0.021u_{dollar}$ (۱,۲۲) (۱,۸۳۶) (۰,۳۶) (۳,۴۹-)	$\sigma_t^2 = 0.032 + 0.167\varepsilon_{t-1}^2 + 0.748\sigma_{t-1}^2$ (۱,۰۳۲) (۱,۱۷۲) (۲,۳۶۸)
	T	$y_t = 0.056 + 0.925y_{t-1} - 0.568u_{t-1} - 0.296u_{t-2} + 0.021u_{oil} - 0.0218u_{dollar}$ (۲,۲۶) (۲,۶۲۲) (-۱,۹۳۵) (-۱,۳۳۲) (۰,۴۹) (-۲,۴۳)	$\sigma_t^2 = 0.0054 + 0.164\varepsilon_{t-1}^2 + 0.836\sigma_{t-1}^2$ (۳,۵۲) (۷,۳۰) (۵,۳۲۵)
	GED	$y_t = 0.064 + 0.958y_{t-1} - 0.566u_{t-1} - 0.311u_{t-2} + 0.0007u_{oil} - 0.012u_{dollar}$ (۲,۷۶) (۸,۶۲۹) (-۶,۵۷۷) (-۱,۴۳۱) (۰,۳۸) (-۱,۷۵)	$\sigma_t^2 = 0.006 + 0.162\varepsilon_{t-1}^2 + 0.843\sigma_{t-1}^2$ (۳,۵۹) (۷,۳۶) (۲,۳۲۳)
EGARCH	نرمال	$y_t = 0.026 + 0.154y_{t-1} + 0.242u_{t-1} + 0.006u_{oil} - 0.028u_{dollar}$ (۱,۷۶) (۳,۲۵) (۳,۷۲) (۳,۳۲) (-۱,۳۶)	$\ln \sigma_t^2 = -0.34 + 0.44 \frac{ \varepsilon_{t-1} }{ \sigma_{t-1} } + 0.0622 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} + 0.921 \ln \sigma_{t-1}^2$ (-۱,۷۴۲) (۱,۶۱۱) (۶,۲۲) (۱,۲۴,۲۵)
	T	$y_t = 0.064 + 0.932y_{t-1} - 0.534u_{t-1} - 0.289u_{t-2} + 0.002u_{oil} - 0.017u_{dollar}$ (۳,۰۲) (۴,۹۶۷) (-۱,۸۱۰) (-۱,۱۸۳) (۰,۴۱) (-۲,۵۰)	$\ln \sigma_t^2 = -0.215 + 0.268 \frac{ \varepsilon_{t-1} }{ \sigma_{t-1} } + 0.046 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} + 0.878 \ln \sigma_{t-1}^2$ (-۱,۰۲۵) (۱,۰۰۶) (۲,۸۹) (۱,۷۳,۴۶)
	GED	$y_t = 0.07 + 0.74y_{t-1} - 0.56u_{t-1} - 0.302u_{t-2} + 0.007u_{oil} - 0.022u_{dollar}$ (۳,۶۲) (۶,۷۸۲) (-۲,۴۰۶) (-۱,۴۶۱) (۰,۳۲۱) (-۱,۷۶)	$\ln \sigma_t^2 = -0.33 + 0.275 \frac{ \varepsilon_{t-1} }{ \sigma_{t-1} } + 0.060 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} + 0.956 \ln \sigma_{t-1}^2$ (-۹,۵۶) (۹,۶۸) (۳,۸۵) (۱۳,۵۹۴)

جدول ۵: مدل میانگین واریانس‌های (ARIMA-GARCHX) برآورد شده بازده طلا

مدل	توزیع	میانگین شرطی	واریانس شرطی
GARCH	نرمال	$y_t = 0.043 + 0.422y_{t-1}$ (۱,۶۹) (۲,۱۲۶)	$\sigma_t^2 = 0.024 + 0.133\varepsilon_{t-1}^2 + 0.848\sigma_{t-1}^2 + 0.004v_{oil} - 0.001v_{dollar}$ (۱,۱۱۵) (۱,۲۳۱) (۸,۰۱۷) (-۱,۶۳۵) (-۰,۲۹)
	T	$y_t = 0.053 + 0.942y_{t-1} - 0.539u_{t-1} - 0.30u_{t-2}$ (۲,۲۱) (۵,۶۸۱) (-۱,۹۸۳) (-۱,۲/۴۶)	$\sigma_t^2 = 0.004 + 0.169\varepsilon_{t-1}^2 + 0.823\sigma_{t-1}^2 + 0.0008v_{oil} + 0.006v_{dollar}$ (۳,۸۲) (۷,۱۲) (۵,۱/۱۲) (-۰,۰۰۶) (۰,۸۵۳)
	GED	$y_t = 0.059 + 0.96y_{t-1} - 0.567u_{t-1} - 0.316u_{t-2}$ (۲,۵۵) (۸,۴۳۵) (-۲,۶۱۸) (-۱,۵۹۱)	$\sigma_t^2 = 0.007 + 0.172\varepsilon_{t-1}^2 + 0.742\sigma_{t-1}^2 - 0.004v_{oil} - 0.005v_{dollar}$ (۳,۸۳) (۷,۲۰) (۴,۳۱۷) (-۲,۴۴) (۰,۸۲-)
EGARCH	نرمال	$y_t = 0.010 + 0.985y_{t-1} - 0.584u_{t-1} - 0.368u_{t-2}$ (۰,۸۳۸) (۳,۹۰۳۳) (-۳,۰۱۸) (-۱,۷,۷۲)	$\ln \sigma_t^2 = -0.32 + 0.337 \frac{ \varepsilon_{t-1} }{ \sigma_{t-1} } + 0.0704 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} + 0.936 \ln \sigma_{t-1}^2 - 0.029v_{oil} + 0.008v_{dollar}$ (-۱,۸۴۱) (۹,۴/۱۷) (۵,۶۳) (۱,۲,۵۶۹) (-۹,۰۱) (۰,۶۰۳)
	T	$y_t = 0.061 + 0.943y_{t-1} - 0.542u_{t-1} - 0.291u_{t-2}$ (۲,۸۰) (۵,۰۲۲) (-۱,۹/۱۷) (-۱,۲/۲۷)	$\ln \sigma_t^2 = -0.021 + 0.264 \frac{ \varepsilon_{t-1} }{ \sigma_{t-1} } + 0.046 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} + 0.878 \ln \sigma_{t-1}^2 - 0.005v_{oil} + 0.018v_{dollar}$ (-۱,۰۲۸) (۹,۹۱) (۲,۸۳) (۱,۸۷,۲۵) (-۱,۲۵) (۱,۱۸)
	GED	$y_t = 0.065 + 0.949y_{t-1} - 0.568u_{t-1} - 0.300u_{t-2}$ (۳,۲۲) (۸,۳۱۹) (-۲,۴۸۵) (-۱,۴/۷۰)	$\ln \sigma_t^2 = -0.33 + 0.271 \frac{ \varepsilon_{t-1} }{ \sigma_{t-1} } + 0.051 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} + 0.958 \ln \sigma_{t-1}^2 - 0.024v_{oil} + 0.013v_{dollar}$ (-۹,۸۱) (۹,۷۹) (۳,۸۷) (۱۳,۹۶۴) (-۲,۸۱) (۰,۷۲)

نتایج این آزمون نشان‌دهنده عدم وجود حافظه بلندمدت در قسمت میانگین بازدهی این سری از داده‌ها است. بنابراین مدل ARMA مدل مناسبی برای تخمین میانگین است.

آزمون ضریب لاگرانژ^{۴۲}

پس از تخمین مدل میانگین شرطی، جهت بررسی وجود اثر ARCH با انجام آزمون ضریب لاگرانژ بر روی پسماندهای سری زمانی بازده طلا و بررسی آماره F و χ^2 مشاهده می‌شود که این بازده دارای اثرات ARCH است. به این معنی که واریانس‌های جمله خطا دارای خودهمبستگی هستند.

جدول ۳: آزمون ضریب لاگرانژ ARCH

احتمال	آماره آزمون	آزمون
۰/۰۰۰	۸۰/۸۹۰۹	<i>F-statistic</i>
۰/۰۰۰	۳۴۲/۳۱۵	<i>Chi-squared</i>

تخمین مدل‌های خانواده GARCH

در ادامه ۲ مدل از خانواده GARCH بر اساس سه توزیع نرمال، t و GED برآورد گردیده که در مجموع به ۱۲ مدل رسید. دو جدول زیر نشان‌دهنده این مدل از میانگین و واریانس شرطی است.

با نگاهی به مدل‌های برآورد شده از خانواده‌های GARCH با سه توزیع نرمال، t -Student و GED مشاهده می‌شود که واریانس شرطی از ساختار خانواده GARCH پیروی کرده و تفسیرهای مدل‌های انجام‌شده به ترتیب زیر انجام می‌شود:

برای مدل‌های میانگین شرطی با وارد کردن دو متغیر نفت و دلار به عنوان میانگین در آن، تأثیر این دو متغیر در این مدل‌ها بررسی می‌شود:

- در بازدهی طلا عدم معناداری متغیر نفت در اکثر مدل‌ها تأیید می‌شود. معناداری متغیر شاخص دلار برای این مدل‌ها و مشاهده علامت منفی ضرایب آن می‌تواند به این نتیجه رسید که دلار دارای تأثیری معکوس بر میانگین شرطی طلا است. در واقع این مطلب بیانگر تأثیرگذاری معکوس دلار بر روند بازدهی طلا است. به‌طور کلی می‌توان شاخص دلار را به‌عنوان متغیری که به‌صورت معکوس بر روند طلا اثر دارد، تأیید کرد. این موضوع را می‌توان اینگونه توجیح کرد که زمانی که نرخ دلار افزایش می‌یابد باعث می‌شود بسیاری از سرمایه‌گذاران سرمایه خود را برای کسب منفعت متوجه بازار دلار کنند و همین امر موجب تأثیر منفی نرخ دلار بر طلا باشد.

در مجموع کوچک‌تر بودن اثرات ضریب ARCH و GARCH در تمامی مدل‌های واریانس شرطی از

طراحی مدلی جهت پیش‌بینی قیمت جهانی طلا/بختیاران و ذوالفقاری

یک نشان‌دهنده مانایی در واریانس شرطی است. نزدیک بودن بیشتر ضرایب در قسمت واریانس شرطی به یک، نشانگر وجود پایداری در تلاطم و حافظه بلندمدت در فرآیند واریانس شرطی است.

- در مدل‌های GARCH بر اساس سه توزیع نرمال، t و GED تفاوت زیادی بین مدل‌های میانگین و واریانس شرطی مشاهده‌نشده. در بازدهی طلا اثرات کوتاه‌مدت ARCH و هم اثرات بلندمدت GARCH در این مدل‌ها مشاهده‌گردید.

- در مدل EGARCH بر اساس سه توزیع نرمال، t و GED در طلا تفاوت چندانی میان میانگین و واریانس شرطی مشاهده‌نشده و معنی‌داری ضریب $\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}$ نشان‌دهنده واکنش نامتقارن بازده طلا به شوک‌های خارجی و اثر اهرمی (لازم به توضیح است در واقع منظور تفاوت واکنش‌ها به اخبار خوب و بد است) است. در نتیجه عدم تقارن در شاخص قیمت‌ها مورد تایید قرار می‌گیرد.

پس از وارد کردن متغیرهای نفت و دلار در معادلات میانگین شرطی در و تخمین مدل‌های موردنظر یک‌بار دیگر این دو متغیرها را به‌صورت واریانس در معادله واریانس شرطی وارد می‌کنیم، سپس هر یک از مدل‌ها تخمین زده می‌شوند:

- برای طلا در مدل‌های GARCH بر اساس سه توزیع نرمال، t و GED تفاوت زیادی بین مدل‌های میانگین و واریانس شرطی مشاهده نمی‌شود و ضرایب در این مدل به‌جز دو متغیر کنترلی معنادار هستند. عدم معنی‌داری این دو متغیر در این مدل نشان‌دهنده عدم اثرگذاری بر روی ضرایب ARCH و GARCH است که نشان‌دهنده عدم‌تغییر در واریانس شرطی مدل است. در طلا اثرات ARCH و GARCH مشاهده و عدم معنی‌داری دو متغیر نفت و دلار تایید می‌شود. عدم معنی‌دار بودن این دو متغیر می‌تواند نشان‌دهنده عدم تأثیرپذیری نفت و دلار بر واریانس شرطی بازدهی شاخص‌ها در کوتاه‌مدت باشد.

- در مدل EGARCH بر اساس سه توزیع نرمال، t و GED همانند قبل تفاوت چندانی میان میانگین و واریانس شرطی مشاهده نمی‌شود و در این مدل ضریب واریانس دلار در هر سه توزیع بی‌معنی است و معنی‌داری ضریب $\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}$ نشان‌دهنده واکنش نامتقارن بازده طلا به شوک‌های خارجی و اثر اهرمی است. همچنین معنی‌داری واریانس قیمت نفت در این مدل نشان‌دهنده سرایت تأثیر نوسانات قیمت نفت بر نوسانات بازدهی طلا است.

مدل CNN

حال مانند مدل‌های قبل که متغیر طلا به عنوان متغیر وابسته و متغیرهای نفت و دلار به عنوان

فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار / شماره پنجاه / بهار ۱۴۰۱

متغیرهای کنترلی استفاده می‌شدند در این قسمت نیز ترتیب استفاده از داده‌ها بدین شکل است با این تفاوت که مدل مورد استفاده در این بخش شبکه عصبی کانولوشنی از مجموعه شبکه‌های یادگیری عمیق می‌باشد. شبکه عصبی کانولوشنی یکی از جدیدترین مدل‌های مورد استفاده در چارچوب مطالعات سری‌های زمانی و به تبع مالی می‌باشد و توضیح آن نیز بدین شکل است که عملیات کانولوشن یا پیچش، ایده اصلی تشکیل‌دهنده CNN است در این مقاله از شبکه‌های ۳*۳ استفاده شده است همچنین در این شبکه بهینه‌سازی که مورد استفاده قرار گرفته است Optimizer Adam می‌باشد.

ارزیابی مدل‌های پیش‌بینی

پس از تخمین مدل‌های موردنظر و پیش‌بینی بازدهی طلا برای یک دوره ۱۰ روزه، برای مقایسه قدرت پیش‌بینی مدل‌های موردنظر از معیارهای درصد میانگین مطلق خطا MAPE میانگین مربع خطا MSE استفاده شد. همان‌طور که از جداول (۶) و (۷) مشاهده می‌شود، میزان خطای این مدل‌ها به صورت تفکیک شده برای بازدهی طلا آورده شده است. جدول (۶) نشان‌دهنده میزان خطا برای مدل‌های خانواده (ARMA-GARCH) و جدول (۷) نشان‌دهنده میزان خطا برای مدل‌های خانواده (ARMA-GARCH) است. در جدول (۶) مدل GARCH-CNN-t و در جدول (۷) مدل EGARCH-CNN- N کمترین میزان خطا را دارد.

جدول ۶: خطای پیش‌بینی بر اساس معیار RMSE و APE.M مدل (ARMAX-GARCH) بازدهی طلا

مدل	گام	RMSE	MAPE
GARCH-N		۱۵۶,۱	۰,۱۱۶
GARCH-t		۱۶۳,۰۷	۰,۱۰۶
GARCH-GED		۱۶۰,۸	۰,۱۰۵
RNN-N-GARCH		۷۳۴,۳	۰,۲۰۹
GARCH- CNN -t		۳۶۱,۴	۰,۱۰۲
GARCH -CNN-GED		۹۶۹,۱۷	۰,۱۸۲
EGARCH-N		۱۶۴,۰	۰,۱۱۷
EGARCH-t		۱۶۰,۳	۰,۱۰۶
EGARCH-GED		۱۵۹,۴	۰,۱۰۵
EGARCH-CNN-N		۴۰۲,۵	۰,۲۱۶
EGARCH- CNN-t		۶۶۲,۴	۰,۳۱۵
EGARCH -CNN-GED		۶۸۴۵,۱	۰,۵۲۳

طراحی مدلی جهت پیش‌بینی قیمت جهانی طلا/بختیاران و ذوالفقاری

جدول ۷: خطای پیش‌بینی بر اساس معیار RMSE و MAPE مدل (ARMA-GARCHX) بازدهی طلا

MAPE	RMSE	مدل / نام
۰,۱۱۵	۱۵۴,۳	GARCH-N
۰,۱۰۷	۱۶۱,۳	GARCH-t
۰,۱۰۴	۱۶۰,۴	GARCH-GED
۰,۳۰۳	۷۲۳,۵	RNN-N-GARCH
۰,۳۸۲	۴۲۵,۷	GARCH- CNN -t
۰,۱۰۲	۳۰۰,۱,۲	GARCH -CNN-GED
۰,۰۹۸	۱۵۹,۵	EGARCH-N
۰,۱۱۰	۱۵۹,۱	EGARCH-t
۰,۱۰۸	۱۵۷/۹	EGARCH-GED
۰,۰۵۲	۲۹۰,۴	EGARCH-CNN-N
۰,۱۰۲	۳۱۲,۴	EGARCH- CNN-t
۰,۲۱۴	۱۲۳۲,۵	EGARCH -CNN-GED

انتخاب مدل بهینه

با توجه به آنچه تاکنون بیان شد، مدلی که توانایی بهتری در پیش‌بینی بازدهی قیمت طلا دارد را به‌عنوان مدل بهینه در نظر گرفته می‌شود. انتخاب این مدل بر اساس توانایی آن در دقت پیش‌بینی در هر دو معیار دقت خطاست. در این قسمت درباره ساختار ریاضی این مدل‌ها و ضرایب آن توضیح داده می‌شود:

در بازدهی طلا پس از سنجش و مقایسه میزان خطا بر اساس دو شاخص موردنظر مدل EGARCH-CNN-N را به‌عنوان مدل برتر که توانایی بیشتری نسبت به مابقی مدل‌ها در پیش‌بینی این سری از بازدهی را دارد انتخاب گردید. ساختار ریاضی این مدل و ضرایب آن در قسمت زیر آورده شده است:

$$y_t = 0.010 + 0.9857y_{t-1} - 0.584u_{t-1} - 0.368u_{t-2} \quad (31)$$

$$(0.138) \quad (9.232) \quad (-5.18) \quad (-17.72)$$

$$\ln(\sigma_t^2) = -0.32 + 0.337 \left[\frac{|\varepsilon_{t-1}|}{\sigma_{t-1}} \right] + 0.0704 \frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} + 0.9368 \ln(\sigma_{t-1}^2) - 0.0029v_{oil} - 0.008v_{dollar} \quad (32)$$

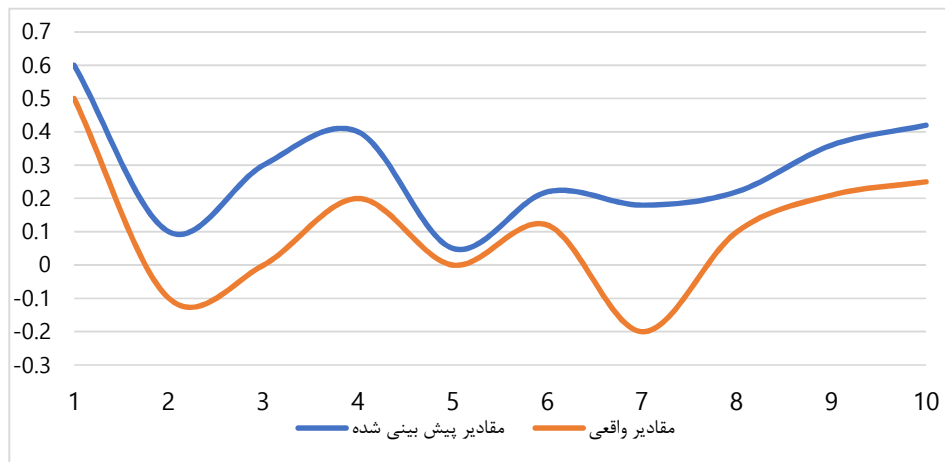
$$(-18.21) \quad (8.95) \quad (24.5) \quad (14.69) \quad (-9.01) \quad (0.603)$$

در این مدل معنادار بودن اثرات میانگین نشان‌دهنده این است که بازدهی هر دوره به‌صورت ضریبی از بازدهی و شوک‌های دوره قبل و دلار و نفت است و در قسمت واریانس شرطی، ضریب ARCH که در معادله به میزان ۰/۳۳۷ است، به‌صورت قابل‌ملاحظه‌ای معنی‌دار است که نشان‌دهنده وجود اثرات

فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار / شماره پنجاه / بهار ۱۴۰۱

کوتاهمدت در بازدهی نوسان طلا است. همچنین وجود اثرات GARCH در این مدل که ضریب آن به صورت ۰/۹۳۶ نمایش داده می‌شود به دلیل وجود معنی‌داری در این ساختار تأیید می‌شود. اثرات شوک‌های نامتقارن که به صورت EGARCH نمایش داده می‌شود نیز با ضرایب ۰/۰۷ تأیید می‌گردد. بنابراین وجود حافظه بلندمدت که مقدار آن نمایش داده شده است تأیید می‌شود. میرا شدن این حافظه در بلندمدت به دلیل قرار نداشتن این مقدار در دامنه مورد تأیید نیست. در واقع این به معنای پایداری شوک‌های وارد شده بر این شاخص در بلندمدت است. عدم معنی‌داری ضریب متغیر نفت که به صورت میانگین شرطی به این مدل اضافه شده نشان دهنده آن است که این متغیر در بلندمدت تأثیری بر روی شاخص مورد نظر دارد و امکان آنکه قیمت نفت بتواند تأثیر خود را در زمان طولانی بر روی بازدهی طلا حفظ کند وجود دارد. برای درک توانایی این مدل در پیش‌بینی نوسان بازدهی طلا به گونه شهودی‌تر، مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده، به شکل نموداری نمایش داده می‌شود:

در نمودار (۴) مقادیر پیش‌بینی شده بازدهی قیمت جهانی طلا با استفاده از مدل منتخب و مقدار واقعی آن نشان داده شده است.



نمودار ۴: مقایسه پیش‌بینی مدل ترکیبی با مقادیر واقعی برای یک دوره ۱۰ روزه

پس‌آزمایی مدل‌ها

برای پس‌آزمایی مدل‌های پیش‌بینی‌کننده از یک فرایند دو مرحله‌ای استفاده شده است. در مرحله اول از آزمون‌های پوشش غیر شرطی کوپیک، استقلال و پوشش شرطی کریستوفرسن، استفاده شده است. در مرحله دوم برای مقایسه عملکرد مدل‌ها با یکدیگر از رویکرد توابع زیان شامل دومین تابع زیان لویز

طراحی مدلی جهت پیش‌بینی قیمت جهانی طلا/بختیاران و ذوالفقاری

و تابع زیان بلانکو و ایهل استفاده شده‌است.

در مرحله اول به دنبال آزمون دقت مدل‌ها به لحاظ آماری هستیم. چنانچه مقدار داده‌های واقعی یعنی تغییرات بازده طلا از مقدار برآورد شده توسط مدل بیشتر باشد، آنگاه این رویداد به عنوان یک شکست محسوب می‌شود. در مرحله اول آزمون‌های آماری با تمرکز به نسبت این شکست‌ها به کل مقادیر برآورد شده به دنبال آزمون این مسئله هستند که آیا احتمال شکست در هر آزمایش معادل احتمال مورد نظر مدل (یعنی سطح اطمینان مدل) می‌باشد یا خیر. به این ترتیب دقت یک مدل پیش‌بینی‌کننده به لحاظ آماری مورد آزمون قرار می‌گیرد و اگر رد نشود به لحاظ آماری مدل قابل قبولی است.

بدیهی است در این مرحله تعدادی از مدل‌ها به لحاظ آماری مورد تأیید قرار می‌گیرند و انتخاب مدل مناسب از بین مدل‌های تأیید شده به عنوان مسأله اصلی باقی مانده‌است. لذا در مرحله دوم رتبه بندی مدل‌ها با توابع زیان مناسب صورت خواهد گرفت. برای رتبه بندی مدل‌ها باید از بین توابع زیان متفاوتی که وجود دارد، تابع زیان را مشخص کنیم. یکی از پرکاربردترین توابع زیان، دومین تابع زیان لویز است که به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$C_i = \begin{cases} 1 + (L_i - \hat{y}_t)^2 & \text{if } L_i > \hat{y}_t \\ 0 & \text{if } L_i \leq \hat{y}_t \end{cases} \quad (31)$$

این رابطه امکان احتساب اندازه زیان‌های موجود در دنباله را فراهم می‌سازد و به مدلی که زیان‌های دنباله آن بالاتر است، مقدار بیشتری می‌دهد، لذا هر مدلی که میانگین زیان‌های دنباله آن که از رابطه زیر محاسبه می‌شود بیشتر باشد، عملکرد ضعیف‌تری داشته‌است.

$$QPS = \frac{2}{T} \sum C_i \quad (32)$$

یکی از ایرادات این مدل آن است که به دلیل آنکه هیچ تغییر خاصی برای مجذور زیان‌های بالاتر از \hat{y}_t وجود ندارد، درک شهودی ما را دچار ابهام می‌سازد. برای رفع مشکل بلانکو-ایهل تابع زیان زیر را پیشنهاد نمودند:

$$C_i = \begin{cases} \frac{L_i - \hat{y}_t}{\hat{y}_t} & \text{if } L_i > \hat{y}_t \\ 0 & \text{if } L_i \leq \hat{y}_t \end{cases} \quad (33)$$

درک شهودی این تابع زیان، آسان‌تر است و ما را مطمئن می‌سازد که زیان‌های بزرگ‌تر دنباله‌ی C_t بزرگ‌تری می‌گیرد. در این حالت معیار مقایسه نیز به صورت زیر خواهد بود:

$$p_t = \frac{E S_t - \hat{y}_t}{\hat{y}_t} \quad (34)$$

تابع نمره برای مدل بلانکو-ایهل به صورت زیر خواهد بود:

$$QPS = \frac{2}{T} \sum (C_t - P_t)^2 \quad (35)$$

نتایج حاصل از تابع زیان نشان دهنده عملکرد مدل‌ها خواهد بود، و هر قدر که مقدار تابع زیان برای مدلی بالاتر باشد، نشان دهنده عملکرد ضعیف آن مدل می‌باشد. همچنین در این تحقیق برای رتبه‌بندی مدل‌های پیش‌بینی‌کننده نیز از توابع زیان شامل میانگین قدر مطلق خطاها (MAE) و مجذور میانگین مربعات انحرافها (RMSE) به منظور انتخاب مدل برتر ترکیبی، استفاده شد. هر قدر که مقدار این خطا کمتر باشد طبیعتاً مدل عملکرد بهتری داشته‌است.

$$MAE = \frac{2}{T} \sum |C_t - ES_t| \quad RMSE = \sqrt{\frac{2}{T} \sum (C_t - ES_t)^2} \quad (36)$$

نتایج اجرای مدل نشان می‌دهد که MAE حاصل از روش EGARCH-CNN-N دارای کمترین مقدار بوده و لذا از اعتبار بیشتری برخوردار است. بنابراین نتایج آزمون پس‌آزمایی، دقت بالای مدل ترکیبی پیشنهاد شده در این تحقیق را نسبت به مدل‌های رایج نشان می‌دهد.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش، با طراحی یک مدل ترکیبی از شبکه عصبی CNN و خانواده GARCH اقدام به پیش‌بینی بازده قیمت جهانی طلای برای یک دوره ۱۰ روزه بصورت یک گام به جلو گردید. نتایج تحقیق نشان می‌دهد که مدل‌های ترکیبی مبتنی بر وجود حافظه بلندمدت نسبت به سایر مدل‌های سری زمانی توانایی بهتری جهت پیش‌بینی شاخص نوسان طلا را دارد. به دلیل نرمال بودن بازدهی شاخص‌ها توزیع مدل‌ها بر اساس توزیع N و t نتایج بهتری ارائه دادند، بنابراین فرض این پژوهش که مدل‌های ترکیبی خانواده GARCH و شبکه عصبی کانولوشنی نسبت به سایر مدل‌ها دارای خطای پیش‌بینی کمتری است، تایید می‌شود. همچنین استفاده از دو متغیر کنترلی نفت و دلار در قسمت میانگین شرطی نتایج خوبی داشته‌است. می‌توان از این موضوع چنان استنباط نمود که طلا تأثیرپذیری طولانی‌مدتی نسبت به شوک‌های نفتی و دلاری وارد شده بر آن را دارند. درنهایت با توجه به اینکه پیش‌بینی تغییرپذیری یا نوسان در مدیریت ریسک، ارزش‌گذاری سبد سرمایه، قیمت‌گذاری مشتقات و ... کاربردهای فراوانی دارد؛ و از دیدگاه معامله‌گران بازار مشتقات، درک نوسان‌پذیری، پیش‌بینی دقیق آن و حفاظت از سبد دارایی‌های در مقابل هزینه‌هایی که این متغیر به ارزش کل تحمیل می‌کند، از اهمیت دوچندانی برخوردار است، استفاده از چنین ساختاری که تقریباً تمامی عوامل اثرگذار (اخبار سیاسی، شوک‌های داخلی و خارجی و ...) در این شاخص‌ها را در نظر می‌گیرد، می‌تواند مفید و کاربردی برای تحقیقات آتی باشد.

طراحی مدلی جهت پیش‌بینی قیمت جهانی طلا/بختیاران و ذوالفقاری

منابع

- ۱) بناکار، احمد، "کتاب شبکه‌های عصبی موجک و کاربرد آن‌ها در سامانه‌های فازی-عصبی".
- ۲) ذوالفقاری، مهدی، بختیاران، محمدجواد، سحابی، بهرام (۱۳۹۸). "طراحی مدلی جهت پیش‌بینی بازده شاخص بورس (با تاکید بر مدل‌های ترکیبی شبکه عصبی عمیق و مدل‌های خانواده گارچ)"
- ۳) جمشیدی ویسمه، مهسا. (۱۳۹۶)، "معاملات الگوریتمی و پربسامد"، مدیریت تحقیق و توسعه، بورس اوراق بهادار تهران.
- ۴) حافظی، رضا. شهرابی، جمال. هداوندی، اسماعیل (۱۳۹۲)، "توسعه مدلی ترکیبی هوشمند برای پیش‌بینی بازار سهام تهران"، مجله تحقیق در عملیات و کاربردهای آن، سال دهم، شماره دوم.
- ۵) حنفی‌زاده، پیام. جعفری، ابوالفضل (۱۳۸۹). "مدل ترکیبی شبکه‌های عصبی مصنوعی پیش‌خور و خودسازمانده کوهونن برای پیش‌بینی قیمت سهام". مطالعات مدیریت صنعتی ۱۸۷-۱۶۵.
- ۶) راعی، رضا. محمدی، شاپور. فندرسکی، حنظله (۱۳۹۴)، "پیش‌بینی شاخص قیمت بورس سهام با استفاده از شبکه عصبی و تبدیل موجک"، فصلنامه علمی پژوهشی مدیریت دارایی و تامین مالی، سال سوم، شماره اول.
- ۷) رفیعی امام، علینقی. "کتاب انتخاب سهام به روش تحلیل بنیادی".
- ۸) سلامی بیدگلی، غلامرضا. راعی، رضا. کمال‌زاده، سحر (۱۳۹۲)، "محاسبه ارزش در معرض خطر قیمت سبد نفتی اوپک با استفاده از مدل‌های حافظه بلندمدت گارچ"، فصل‌نامه مطالعات اقتصاد انرژی، سال دهم، شماره ۳۹، صفحات ۱۹-۱.
- ۹) سید حسینی، میرمیثم. احمدی، زانیار. (۱۳۹۳)، "مفاهیم معاملات الگوریتمی"، مدیریت پژوهش، توسعه و مطالعات اسلامی، گزارش شماره ۲.
- ۱۰) سرافراز، لیلا. افسر، امیر. (۱۳۸۴)، "بررسی عوامل موثر بر قیمت طلا و آرایه مدل پیش‌بینی بر مبنای شبکه‌های عصبی فازی".
- ۱۱) صادقی، حسین. ذوالفقاری، مهدی، "کتاب مبانی مدل‌های پیش‌بینی در علوم اقتصادی".
- ۱۲) صنعی‌آباد، محمد. محمودی، سینا. طاهرپور، محدثه (۱۳۹۳). "کتاب داده‌کاوی کاربردی".
- ۱۳) فلاح شمس، میرفیض. دلنواز اصغری، بیتا (۱۳۸۸) "پیش‌بینی شاخص بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از شبکه‌های عصبی".

۱۴) کریمی، محمد شریف. امام وردی، قدرت اله. دباغی، نیشتمان(۱۳۹۲). "ارزیابی و شناسایی مناسب‌ترین گزینه سرمایه‌گذاری دارایی و مالی در ایران در بازه زمانی ۱۳۸۹-۱۳۸۰". اقتصاد مالی ۲۰۷-۱۷۷.

۱۵) محمدیان امیری، احسان. ابراهیمی، سید بابک. (۱۳۹۶). "پیش‌بینی چندگام به جلوی ارزش در معرض خطر بر مبنای روش هموارسازی نمایی هلت-وینترز ضربی".

۱۶) نجارزاده، رضا، ذوالفقاری، مهدی و صمد غلامی (۱۳۹۹)، "طراحی مدلی جهت پیش‌بینی بازده شاخص بورس (با تاکید بر مدل‌های ترکیبی شبکه عصبی و مدل‌های با حافظه بلندمدت)", دانش سرمایه‌گذاری، شماره ۳۴، ۲۵۷-۲۳۱.

۱۷) نریمانی، حکیمی پور. اله رضایی، اسعد (۱۳۹۲) "کاربرد روش شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌های واریانس ناهمسانی شرطی در محاسبه ارزش در معرض خطر". اقتصاد مالی، ۱۳۷-۱۰۱.

18) Abramovich, Yuri I(1981). "Controlled method for adaptive optimization of filters using the criterion of maximum SNR". Radio Engineering and Electronic Physics, 26(3):87-95.

19) Akansu, Ali N., Kulkarni, Sanjeev R., and Malioutov Dmitry M., editors (2016). "Financial Signal Processing and Machine Learning". Wiley-IEEE Press.

20) Amano Akihiro (1987). "A small forecasting model of the world oil market". 615-35.

21) Almgren, Robert. and Chriss, Neil(2001). "Optimal execution of portfolio transactions". Journal of Risk, 3:5-40.

22) Appel, Gerald., (2005). "Technical analysis: power tools for active investors". FT Press.

23) Babaei, Sadra, Sepehri, Mohammad Mehdi and Babaei, Edris., (2015). "Multi-objective portfolio optimization considering the dependence structure of asset returns". European Journal of Operational Research, 244(2), pp.525-539.

24) Bollinger, John, (2001). "Bollinger on Bollinger bands". McGraw Hill Professional.

25) Briza, A.C. and Naval Jr, P.C., (2011). "Stock trading system based on the multi-objective particle swarm optimization of technical indicators on end-of-day market data". Applied Soft Computing, 11(1), pp.1191-1201.

26) Davallou, Maryam.Safari, Ali.(2018) "Oil price forecasting using a hybrid model"

27) Fan, s.,Hyndman, Rob J.(2012). "Short-term load forecasting based on a semi-parametric additive model.IEEE Transaction on power systems",134-141.

- 28) Hastie, Trevor, Tibshirani, Robert. and Friedman, Jerome. (2008). “The elements of statistical learning”: data mining, inference, and prediction, 2nd ed. New York: Springer.
- 29) Holthausen, Robert W., Leftwich, Richard W, Mayers, David (1987) .”The effect of large block transactions on security prices”: across-sectional analysis, J.Financ.Econ.19(2) 237-267.
- 30) Hong, T.Liu, B.Wang, P(2016). “Electric load forecasting with recency effect”:A big data approach 585-597.
- 31) Kristjanpoller, Werner, & Minutolo, Miracel C. (2016). “Forecasting volatility of oil price using an artificial neural network-GARCH model”. Expert Systems with Applications, 65, 233-241.
- 32) Markowitz, Harry,(1959). “Portfolio selection: efficient diversification of investments”, Wiley, New York, NY ,x,344pp.
- 33) Moshiri ,Saeed.Foroutan ,Faezeh(2006). “Forecasting nonlinear crude oil prices”.81-95.
- 34) yard & Field (1995). "International Economics, Payments, Exchange Rates, Macroeconomic Policy, University of North Carolina at chapel Hill, USA.
- 35) Lee, C.C.(1990). “Fuzzy logic in control systems: fuzzy logic controller”, Part I, IEEE Trans. Systems Man Cybernet. 20 (2) , 404 - 418.

یادداشت‌ها:

-
1. Derivative Contract.
 2. Markowitz
 3. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity Models.
 4. Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity.
 5. The Exponential GARCH.
 6. Gold
 7. Kristjanpoller & Minutolo
 8. Bitcoin.
 9. Siddiqui et all
 10. Kristjanpoller, W., & Hernández
 11. Lahmiri
 12. Generalized Error Distribution
 13. Mean Absolute Error
 14. Mean Squared Error
 15. S. Lahmiri & M. Boukadoum
 16. Back Propagation
 17. R.F. Engle.

18. T. Bollerslev.
19. Integrated GARCH.
37. Artificial Neural Network.
21. Autoregressive Moving Average.
22. Autoregressive Integrated Moving Average.
23. Box –Jenkins.
24. Autocorrelation.
25. *Partial Autocorrelation*.
26. Akaike Information Criterion.
27. Schwarz Bayesian Information Criterion.
28. Hannan–Quinn Information Criterion.
29. Volatility
30. *Nelson*.
31. Ballie et al.
32. Mikkelsen.
33. Probability Density Function
34. Tail
35. Eptokurtic
36. Mesokurtic
37. Platykurtic
38. Jarque-Bera.
39. augmented Dicky Fuller.
40. Phillips-Perron.
41. Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin.
42. LM ARCH Test.