فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار
شماره چهل و دوم / بهار ۱۳۹۹

پیش بینی روند حرکت قیمت جهانی طلا با رویکرد مدل‌سازی توزیع‌های حاشیه‌ای: کاربردی از مدل‌های گارچ کاپولای گوسی و تی

محمدرضا حدادی[۱]
یونس نادمی[۲]
حامد فرهادی[۳]

تاریخ دریافت مقاله : ۹۸/۰۸/۱۲ تاریخ پذیرش مقاله : ۹۸/۱۰/۲۲

چکیده

با توجه به اهمیت قیمت طلا در بازارهای مالی و اثرات اقتصادی حاصل از نوسانات قیمتی آن، روند تغییرات قیمت طلا در اقتصاد ملی و جهانی، توجه بسیاری از محققان و تحلیلگران اقتصادی را به خود جلب کرده است. از این رو هدف اصلی این مطالعه، پیش‌بینی روند حرکت قیمت طلای جهانی می‌باشد. این پژوهش با هدف معرفی یک الگوی ترکیبی از مدل‌های کاپولا و مدل گارچ کلاسیک (GARCH-Copula) و مقایسه آن با مدل‌های خانواده گارچ، جهت پیش‌بینی روند حرکت قیمت جهانی طلا در بازه زمانی ۰۴/ ۰۱/ ۲۰۰۰ تا ۲۶/ ۰۶/ ۲۰۱۸، در افق های پیش‌بینی ۱، ۵، ۱۰، و ۲۲ روزه، صورت پذیرفته است. دقت پیش‌بینی مدل‌های مذکور با استفاده از معیار خطای RMSE، مورد ارزیابی و مقایسه قرار گرفته‌اند. نتایج بدست آمده حاکی از آن بود که در افق‌های پیش‌بینی کوتاه‌مدت مدل کاپولای نرمال با توزیع حاشیه‌ای GARCH-t و در افق پیش‌بینی بلندمدت مدل کاپولای تی با توزیع حاشیه‌ای GARCH-t از عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های رقیب برخوردار بودند. مدل ترکیبی معرفی شده در این پژوهش دارای پتانسیل بالایی در جهت پیش‌بینی روند حرکت قیمت طلای جهانی می‌باشد، بنابراین استفاده از این مدل برای سرمایه‌گذاران بخش‌های مختلف، تحلیلگران اقتصادی و نیز برنامه‌ریزان کلان کشور نتایج ارزنده ای را می‌تواند داشته باشد.

کلمات کلیدی

قیمت طلا، پیش‌بینی، سری‌های زمانی، کاپولا، مدل گارچ- کاپولا

۱-گروه ریاضی، دانشکده علوم پایه، دانشگاه آیت الله بروجردی، بروجرد، ایران. haddadi.math@gmail.com
۲-گروه اقتصاد، دانشکده علوم انسانی، دانشگاه آیت الله بروجردی، بروجرد، ایران. (نویسنده مسئول) Younesnademi@abru.ac.ir
۳-گروه ریاضی، دانشکده علوم پایه، دانشگاه آیت الله بروجردی، بروجرد، ایران. farhadi70hamed@yahoo.com

مقدمه

امروز بازارهای مالی[۱]، دارای نقش کلیدی در تجهیز و هدایت وجوه موجود در اقتصـــاد یه ســـمت بخش‌های صنعتی و تولیدی و به تبع آن بهبود ر شد اقتـصادی هـستند. بازار سرمایه[۲] به عنوان یکی از رکن‌های بازار مالی نقش به سزایی در بـسیج امکانات و سرمایه‌ای به منظور ر شد و تو سعه اقتـصادی کشـــورها دارد و هم‌اکنون در بســـیاری از کشـــورهای جهان نقش تأمین اعتبارات مورد نیاز بنگاه‌های اقتصادی را بر عهده دارد(صنوبر ؛ ۱۳۸۶). در کشورهایی که بازارهای مالی خصوصاً بازار سهام پیشرفته و فعال وجود ندارد یا نهادینه نشـــده اســـت و ارزش پول نیز به دلیل تورم مداوم کاهش می‌یابد، مردم برای جلوگیری از زیان‌های نا شی از تورم، دارایی‌های خود را به صورت واقعی پس‌انداز می‌کنند. یکی از این نوع دارایی‌ها که قابلیت نقدشـــوندگی نیز دارد طلاســـت که در ایران و جهان همواره به عنوان پس‌انداز مطلوب در جامعه با استقبال روبرو است(سرافرازو افسر، ۱۳۸۴).

طلا همواره به عنوان رقیبی برای پول‌های رایج و جاگزینی برای آن در ایفای نقش ذخیره ارزش، موقعیت خود را در بحران‌های سیاسی و اقتصادی حفظ کرده است. طلا به عنوان محافظی در مقابل افزایش یا کاهش ارزش پول و سرمایه‌گذاری امن مورد توجه قرار گرفته است. اهمیت عینی بازار طلا در مطبوعات مالی، و انعکاس نوسانات روزانه قیمت آن به صورت برجسته، این واقیعت را نشان می‌دهد که قیمت و عملکرد سرمایه‌گذاری طلابه عنوان یک دارایی بسیار با اهمیت است. در بسیاری از کشورهای جهان، ماهیت قیمت طلا به عنوان یک کالای فیزیکی و دارایی مالی و وجود عوامل متعدد تأثیرگذار بر بازارهای آتی طلا موجب شده است که تحلیل روابط متغیرهای اصلی این بازارها پیچیده‌تر شود. همچنین قیمت طلا در طول دهه‌های گذشته، همواره دارای روند صعودی بوده و این روند صعودی در سال‌های اخیر به مراتب چشمگیرتر بوده است. با افزایش شدید بهای نفت خام و به تبع آن درآمدهای حاصل از صادرات نفت در کشور، نقدینگی زیادی وارد بازار طلا شده و با افزایش تقاضا و سرمایه‌گذاری در طلا روند قیمت آن صعودی شده، که این امر سرمایه‌گذاران زیادی را به سرمایه‌گذاری در بازار طلا ترغیب کرده است. از این رو، با توجه به اهمیت کالا، پیش‌بینی قیمت آن همواره مورد توجه سرمایه‌گذاران و کارشناسان اقتصادی بوده است. قیمت طلا می‌تواند نقش مهمی را در مدل‌های قیمت‌گذاری دارایی‌هایی بین‌المللی داشته باشد. معمولاً طلا نوسان کمی دارد و به عنوان یک محافظ ویژه در دوره تورم می‌باشد. قیمت طلا طی سال‌های اخیر همواره افزایش یافته است. البته بخش زیادی از افزایش قیمت جهانی طلا به علت کاهش ارزش دلار و تشکیل حباب در بازار بوده است. در حال حاضر طلا به عنوان یک بازار بزرگ اقتصادی در کنار بازارهای سرمایه دیگر، پیش رو سرمایه‌گذاران قرار دارد و نوسانات قیمت آن بیش از

پیش در متغیرهای اقتصادی، رونق و رکورد سایر بازارها مؤثر است. در سال‌های اخیر رشد چشمگیر قیمت طلا در بازارهای جهانی به همواره تأثیر آن بر روی بازارهای موازی به طور بی‌سابقه‌ای موجب افزایش روند رشد سکه در کشور گردید. بررسی رشد چشمگیر طلا در بازارهای جهانی با وجود سیاست‌های کنترل‌کننده، که بازارهای داخلی نیز از آن بی‌نسیب نیست، حائز اهمیت می‌باشد.

با توجه به مطالب ذکر شـــده و اهمیت پیش‌بینی قیمت طلا و آگاهی از آینده روند تغییرات قیمت آن، در این تحقیق روند حرکت قیمت طلای جهانی با مدل گارچ –کاپولا پیش‌بینی می‌شـــود و دقت پیش‌بینی این مدل با مدل‌های خانواده گارچ مقایسه می شود که مشاهده شود از میان مدل‌های ذکر شده کدام یک دقت پیش‌بینی بالاتری دارند. این پیش‌بینی‌ها می‌تواند در جهت تصمیم‌گیری سیاست گذاران اقتصادی و صاحبان صنایع و کسب و کار مورد استفاده قرار گیرد.

مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

امروزه پیش‌بینی متغییرهای اقتصـادی از اهمیت ویژه‌ای برای سـیاسـت گذاران و سـایر واحدهای اقتصـادی برخوردار اسـت. در نتیجه در دهۀهای اخیر، مدل‌های پیش‌بینی گوناگونی توسـعه یافته و به رقابت با یکدیگر پرداخته‌اند. ارتباط پیش‌بینی متغییرهای اقتصادی با عملکرد سیاست‌های پولی و مالی کشـــورها اهمیت پیش‌بینی را افزون‌تر نیز کرده اســـت. در حال حاضـــر اکثر دولت‌ها و بانک مرکزی، سیاست‌های مالی و پولی‌شان را نه صرفاً بر مبنای وضع موجود، بلکه بر مبنای پیش‌بینی‌های کوتاه‌مدت و بلندمدت از متغیرهای کلیدی اقتصـــادی تدوین کرده و به مورد اجرا می‌گذارند(مشـــیری، ۱۳۸۰). تاکنون روش‌های زیادی برای پیش‌بینی قیمت طلا مورد اسـتفاده قرار گرفته اسـت، از جمله روش‌های سـنتی کمی مانند رگرسـیون و مدل‌های سـری‌زمانی و غیره که برای پیش‌بینی در بازارهای مالی نیز بسـیار مورد توجه بوده‌اند. اما از آنجا که بازار طلا یک سـیسـتم خطی اسـت، اسـتفاده از روش‌های کلاسیک، خطای پیش‌بینی را افزایش می‌دهد. با توسعه روش‌های غیرخطی هم‌چون شبکه‌های عصبی و شـــبکه‌های عصـــبی فازی، می‌توان از این روش‌ها برای پیش‌بینی نوســـانات قیمت طلا اســـتفاده نمود(امیرحسینی و داورپناه، ۱۳۹۵).

تئوری کاپولا

کلمه کاپولا (یا کوپولا) واژه‌ای لاتین به معنی لینک، اتصال و گره می‌باشد. واژه کاپولا اولین بار در علم آمار و ریاضـــی توســـط اســـکلار[۳] (۱۹۵۹)، معرفی شـــد. به طور کلی کاپولا یک تکنیک ریاضـــی انعطاف‌پذیر است که مجموعه‌ای از توابع احتمال حاشیه‌ای تک متغیره را به یکدیگر متصل و یک تابع

احتمال تجمعی چند متغیره را تولید می‌کند. در واقع کاپولا مبتنی بر ارتباط و وابســتگی غیرخطی بین متغیرها بوده و پیوند دهنده توزیع توأم و توابع حاشیه‌ای است.

کاپولا از دو منظر قابل تفسیر است. از یک نگاه، کاپولا توابعی هستند که توابه توزیع چند متغیره را به توابع توزیعی حا شیه‌ای یک بعدی آن‌ها اتـصال می‌دهند و از نگاه دیگر دارای حا شیه‌های یک یعدی یکنواخت در بازه [0.1] می‌باشــند. کاپولاها اصــولاً قادر به تشــکیل هر شــکلی از توابع احتمال تجمعی حاشــیه‌ای می‌باشــند. زیرا برای ســاخت یک مدل چند متغیره، توزیع‌های حاشــیه‌ای می‌توانند به طور مستقل از هم انتخاب شوند و نیازی نیست مانند توابع نوزیع دو متغیره، تابع حاشیه‌ای از توزیع خاصی تبعیت کند. مهم‌تر آن‌که کاپولا قادر به تشریح تغییرات درجه همبستگی متغیرها در بخش‌های مختلف توزیع احتمال توأم می‌باشــد، که این خصــوصــیت در ســایر روش‌های شــبیه‌ســازی متغیرهای تصــادفی مشاهده نمی‌شود.

کاپولا اتـصال دهنده توابع توزیع حا شیه‌ای P متغیر تـصادفی ($\left(F_1(x_1), F_2(x_2), \dots, F_p(x_p)\right)$ و تابع توزیع توأم آن‌ها $\left(F(x_1, x_2, \dots, x_p)\right)$ بوده، به طوری که با داشــتن یک تابع توزیع توأم مجموعه توابع حاشیه‌ای محتمل تشکیل دهنده آن قابل ارزیابی است و برعکس.

$$C\left(F_1(x_1), F_2(x_2), \dots, F_p(x_p)\right) = F(x_1, x_2, \dots, x_p) \qquad (۱$$

و

$$F_1(x_1) = U_1 \ , \qquad F_2(x_2) = U_2, \qquad F_p = (x_p) = U_p \qquad (۲$$

در نتیجه:

$$C(u_1, u_2, \dots, u_p) = \Pr(U_1 \le u_1, U_2 \le u_2, \dots, U_p \le u_p) \qquad (۳$$

توجه به این نکته ضروری ا ست که مقادیر هر کدام از این متغیرها در بازه [0.1] قرار می‌گیرند. به ع بارت دیگر، هر ج فت (U_1, U_2) منجر به یک نق طه $G(y)$ و $F(x)$ در مربعی به ابـ عاد وا حد $[0,1] \times [0,1]$ می‌شـــود و این جفت داده، به نوبه خود دارای مقداری در بازه [0,1] به عنوان توزیع توأم $H(x, y)$ می‌باشند.

قضیه اسکلار

اگر F یک تابع توزیع توأم n بعدی با توزیع حا شیه‌های $F_1, F_2, \dots, F_n$ در نظر گرفته شود، آنگاه مفهوم کاپولا بر روی $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ به صورت زیر خواهد بود:

$$\begin{aligned}F(x_1, x_2, \ldots, x_n) &= P(X_1 \leq x_1, \ldots, X_n \leq x_n)\\ &= C\big(P(X_1 \leq x_1), \ldots, P(X_n \leq x_n)\big)\\ &= C\big(F_1(x_1), \ldots, F_n(x_n)\big)\end{aligned} \qquad (۴$$

هنگامی متغیرها پیوسته باشند، تئوری اسکلار نشان می‌دهد که هر تابع توزیع احتمال چند متغیره می‌تواند با یک توزیع حاشیه‌ای و یک ساختار وابسته نمایش داده شود و به صورت زیر مشتق می‌شود.

$$\begin{aligned}f(x_1, x_2, \ldots, x_n) &= \frac{\partial F(x_1, x_2, \ldots, x_n)}{\partial x_1, \ldots, \partial x_n} = \frac{\partial C(u_1, \ldots, u_n)}{\partial u_1, \ldots, \partial u_n} \times \prod_i \frac{\partial F_i(x_i)}{\partial x_i}\\ &= C(\tilde{u}) \times \prod_i f_i(x_i)\end{aligned} \qquad (۵$$

که در آن f_iها توابع چگالی حاشـــیه‌ای، $F_i(x_i)$ ها تابع توزیع حاشـــیه‌ای،$u_i = F_i(x_i)$ برای $i = 1, \ldots, n$ و $\tilde{u} = (u_1, \ldots, u_n)$ و $C(\tilde{u})$ تابع چگالی کاپولا می‌با شد(چروبینی، لو سیانو و وچیاتو[۴] ۲۰۰۴).

اگر همه حاشـیه‌ها پیوسـته باشـد آنگاه کاپولا واحد اسـت، در غیر این صـورت با حد فاصـل توزیع حاشیه‌ای به دست می‌آید. بنابراین طبق قضیه اسکلار کاپولای Cای وجود دارد که:

$$F(x_1, x_2, \ldots, x_n) = C\big(F_1(x_1), \ldots, F_n(x_n)\big) \qquad (۶$$

در زمینه مدل سازی نو سانات و ویژگی‌های بازدهی طلا و نیز روش‌های مختلف پیش‌بینی نو سانات، تحقیقات متعددی صـــورت گرفته اســـت که هز یک از آنها با در نظر گرفتن شـــرایط مختلف به نتایج متفاوتی دست یافته‌اند.

بکی حسکوئی و صمدی(۱۳۹۱) نشان دادند که برآورد واریانس پرتفوی، در شرایطی که دارایی‌های مالی موجود در پرتفوی، دارای ساختار وابستگی غیر خطی باشند، می‌توان از ساختار مدل‌های کاپولا[۵] برای مدل‌سازی واریانس پرتفوی استفاده نمودند. آنها با استفاده از معیارهای مناسب تصمیم‌گیری مانند AIC و SBC بهترین مدل را انتخاب کردند. نتایج این پژوهش، نشان داد که در بین انواع مدل‌ها، کاپولای جویی کلیتون متقارن[۶] (SJC) بیشترین برازش را بر داده‌ها دارد و ساختار وابسته بین متغیرهای پرتفو را بهتر از سایر مدل‌ها، توضیح می‌دهد.

در مطالعهٔ زراء نژاد، رئوفی و کیانی (۱۳۹۱) یک شـــبکه عصـــبی فازی ANFIS بر مبنای مدل تاکاگی- سـوگنو و همچنین الگوریتم یادگیری پس انتشـار و حداقل مربعات خطا در جهت بهبود دقت پیش‌بینی و افزایش سرعت همگرایی ا ستفاده شد. بازه زمانی به کار رفته شده برای پیش‌بینی قیمت

روزانه طلا در مطالعۀ مذکور، از ۱۲ / ۰۷ /۲۰۱۰ تا ۱۸ / ۰۵ / ۲۰۱۲ اســت. نتایج با توجه به معیارهای متداول ارزیابی خطای پیش‌بینی نشـــان می‌دهد که مدل شـــبکه عصـــبی ANFIS نســـبت به مدل ARIMA پیش‌بینی دقیق‌تری ارائه داده است.

در مطالعه نصیری، حسنلو و ابراهیمی (۱۳۹۳) با عنوان« برآورد ارزش در معرض خطر پرتفوی سرمایه‌گذاری با استفاده از مدل‌های کاپولا- گارچ: مطالعه موردی؛ بازار ارز، طلا و سهام» با استفاده از ترکیب مدل گارچ به منظور مدل سازی توزیع‌های حاشیه‌ای برای هر یک از دارایی‌ها در پرتفوی و مدل‌های کاپولا به منظور تشکیل تابع توزیع توأم[۷]، ارزش در معرض خطر VAR[۸] پرتفوی سرمایه‌گذاری را برآورد کردند. در این پژوهش از کاپولای چند متغیره گوسی، تی- استیودنت و کلایتون برای توصیف ساختار ریسک پرتفوی سرمایه‌گذاری استفاده شده است. یافته‌های این پژوهش، نشان می‌دهد که کاپولای تی- استیودنت نسبت به سایر مدل‌ها در برآورد ارزش در معرض خطر و توصیف ساختار وابستگی پرتفوی یری بازده‌ها، عملکرد بهتری دارد.

امیرحســـینی و داورپناه(۱۳۹۴) با اســـتفاده از الگوریتم پرواز پرندگان، الگوریتم ژنتیک و ترکیبی از این دو الگو به پیش‌بینی قیمت طلا پرداختند. نتایج حاصـــل، حاکی از این بود که اســـتفاده از الگوی ترکیبی پرواز پرندگان با الگوی ژنتیک، به علت پو شش نقاط ضعف هر یک از الگوها و ا ستفاده از نقاط قوت آن‌ها در مسیر پیش‌بینی، دقت پیش‌بینی بیشتری دارد.

اســـکندری(۱۳۹۶) در تحقیقی از ســـه مدل(گارچ[۹]، آی گارچ[۱۰] و فیگارچ[۱۱]) برای پیش‌بینی نوســـان‌های قیمت طلا و نرخ دلار در بازار آزاد و مدل تصـــحیح خطای برداری و همگرایی یوهانســـن- جوســـیلیوس برای ارزیابی نوســـان‌های قیمت طلا و نرخ دلار در بازار آزاد بر شـــاخص کل قیمت ســـهام اوراق بهادار تهران اســـتفاده کرد. داده‌های به کار برده شـــده از نوع روزانه و از فروردین ۱۳۸۸ تا دی ماه ۱۳۹۶ هستند. نتایج نشان داد که مدل فیگارچ بهتر از سایر مدل‌ها نوسان‌های قیمت طلا را پیش‌بینی می‌کند، ولی برای نوســـان‌های قیمت دلار در بازار آزاد با شـــاخص کل قیمت ســـهام رابطه معنی داری دارند و با توجه به الگوی تصحیح برداری و همگرایی یوهانسن – جو سیلیوس، نو سان‌های قیمت طلا و شاخص قیمت کل سهام همگرا هستند.

بنتس[۱۲] (۲۰۱۵) در یک پژوهش با عنوان«پیش‌بینی نوســـانات در بازار طلا تحت چارچوب‌های GARCH، FIGARCH، IGARCH: یافته‌های جدید» با ا ستفاده از داده‌های روزانه آگو ست ۱۹۷۶ تا فوریه ۲۰۱۵ و تقســـیم کردن نمونه به دو دوره از داده‌های درون نمونه از دوم آگوســـت ۱۹۷۱ تا ۲۴

اکنبر ۲۰۰۸ برای برآورد کردن مدل اســـتفاده کرد و نتایج را در برون نمونه از ۲۷ اکتبر ۲۰۰۸ تا ۶ فوریه ۲۰۱۵ را پیش‌بینی کرد. وی در این پژوهش از مدل‌های GARCH(1,1)، IGARCH(1,1)، و به صورت ویژه FIGARCH(1,d,1) را به کار برده است. نتایج بدست آمده توسط ایشان حاکی از آن بود که مدل FIGARCH(1,d,1) بهترین مدل برای دربرگرفتن وابســـتگی های خطی در واریانس شرطی بازده طلا که اغلب به وسیلهٔ معیارهای اطلاعات بدست می‌آید، هست.

سپیپان[۱۳] (۲۰۱۷) در پژوهشی نوسانات قیمت طلا را با استفاده از مدل ARIMA – GARCH پیش‌بینی کرد. تمام مدل‌ها تحت سه فرض توزیع شده که، نرمال، تی – استیودنت و GED هستند، برآورد می‌شـــوند. نتایج حاصـــل، حاکی از این بود که ARIMA(2,0,2) بهترین مدل عملکرد را برای پیش‌بینی بازگشت طلا ارائه داد. و همچنین توزیع بازگشت با مدل ARIMA(2,0,2) – GARCH-N و مدل ARIMA(2,0,2) – GARCH-GED، مجموع بازدهی بیش از مدل ARIMA(0,0,2) – GARCH-t دارند.

در پژوهشی دوری و بینگ[۱۴] (۲۰۱۸) ، به دنبال مدل قیمت طلا در بورس طلا شانگ‌های(SGE) بوده و توانایی پیش‌بینی مدل خانواده ARCH را ارزیابی کرده است. این تجزیه و تحلیل طی سال‌های ۲۰۰۲ – ۲۰۱۶ به ترتیب به عنوان در نمونه و خارج از نمونه مورد استفاده قرار می‌گیرند. نتایج حاصل از عملکرد آماری درون نمونه نشان می‌دهد که مدل‌های GARCH و EGARCH و در عملکرد خارج از نمونه مدل GARCH به عنوان بهترین مدل برای بازده انتخاب شـده‌اند و همچنین بر اســاس توریع تی- اســـتیودنت مدل GARCH و ARCHM بهترین مدل برای پیش‌بینی درون‌نمونه و خارج از نمونه هستند.

کریشـــنا[۱۵] و همکاران (۲۰۱۹)، در مطالعه‌ای عملکرد پیش‌بینی دو مدل میانگین متحرک خودرگرسیونی انباشته (ARIMA) و شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) برای قیمت روزانه طلا در هند را با اســـتفاده از میانگین خطای مطلق (MAE) ، میانگین درصـــد خطای مطلق (MAPE) و میانگین خطای میانگین مربعات (RMSE)، مورد بررسـی و مقایســه قرار دادند. در نهایت به این نتیجه رســیدند که مدل‌های شــبکه‌ای عصــبی خوراک رو به جلو (FFNN) از مدل ARIMA ســنتی بهتر هستند.

آلامر[۱۶] و همکاران (۲۰۱۹)، یک مدل جدید را برای پیش‌بینی دقیق نوســـانات ماهانه قیمت طلای ارائه می‌دهند. این مدل با استفاده از یک روش متا اکتشافی اخیر به نام الگوریتم بهینه سازی نهنگ[۱۷] به عنوان یک مربی برای یادگیری شــبکه عصــبی پرســپترون چند لایه (NN) اســتفاده می‌کند. نتایج

حاصل از مدل پیشنهادی با سایر مدل‌ها ، از جمله NN کلاسیک ، بهینه سازی ذرات برای NN (PSO-NN)، الگوریتم ژنتیکی برای NN (GA-NN) و بهینه سازی گرگ خاکستری[۱۸] برای NN (GWO-NN)مقایسه شده است. نتایج تجربی نشان دهنده برتری مدل ترکیبی WOA-NN نسبت به سایر مدل‌ها است.

کومار[۱۹] (۲۰۱۹)، در بررسی و مقایسه دقت پیش‌بینی بازده طلا و نقره برای افق‌های پیش‌بینی مختلف، در بین چهار مدل، میانگین متحرک خودرگرسیونی انباشته (ARIMA) ، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) ، ترکیبی و مدل‌های گروه، به این نتیجه رسید که مدل ARIMA بهترین مدل برای پیش‌بینی بازده طلا است.

با مطالعهٔ پژوهش‌های انجام گرفته در زمینهٔ مدل‌سازی نوسانات و ویژگی‌های بازدهی طلا و نیز روش‌های مختلف پیش‌بینی نوسانات، می‌توان مشاهده کرد که در پژوهش‌های پیشین مدل گارچ-کاپولا در زمینهٔ پیش‌بینی حرکت قیمت طلای جهانی استفاده نشده است و این می‌تواند بر اهمیت و نوآوری کار در این پژوهش بیافزاید. همچنین مدل‌های گارچ-کاپولا و خانواده گارچ در زمینهٔ پیش‌بینی قیمت طلای جهانی با یکدیگر مورد ارزیابی و مقایسه قرار می‌گیرند.

روش‌شناسی پژوهش

هدف از انجام این پژوهش، معرفی یک الگوی ترکیبی جدید و مقایسه دقت پیش‌بینی آن با مدل های گارچ کلاسیک در بازار طلای جهانی می‌باشد. برای این منظور، از داده‌های روزانه قیمت طلای جهانی که از پایگاه اطلاعاتی، اتحادیه بازار شمش لندن جمع‌آوری شده، استفاده شده است. همچنین برای گردآوری اطلاعات، از کتاب‌های مختلف و مقالات پژوهشگران داخلی و خارجی زیادی استفاده شده است. در این مطالعه از معادلات خانواده گارچ، کاپولا نرمال و کاپولای تی- استیودنت استفاده می‌گردد. بدین منظور، معادلات به شرح ذیل می‌باشند:

مدل گارچ(GARCH)

زمانی نسبتا طولانی است که اقتصادسنجی‌دانان و محققان پی برده‌اند که بازده دارایی‌های مالی دارای ویژگی خوشه‌بندی تغییرات است، یعنی توزیع احتمال فراوانی آن‌ها چولگی و کشیدگی بیشتری از توزیع احتمال فراوانی نرمال دارد. در دو دههٔ اخیر مدل‌های آماری که بتوانند این وابستگی‌ها را نشان دهند به وجود آمده‌اند. اولین مدل برای توضیح وابستگی از نوع خوشه‌بندی تغییرات سری زمانی توسط انگل[۲۰] (۱۹۸۲) مطرح شد. وی مدل خودرگرسیون واریانس ناهمسانی شرطی (ARCH) را برای توجیه

این نوع از وابستگی‌ها در سری زمانی مطرح نمود. بعد از وی مطالعات گوناگونی توسط سایر اقتصاددانان مانند بولرسـو[21] (۱۹۸۶) صـورت گرفت و مدل‌های دیگری از نوع ARCH مانند مدل خودرگرسـیون واریانس ناهمسـانی شـرطی تعمیم‌یافته (GARCH) به وجود آمدند تا بتوانند این ویژگی بازدهی‌های دارایی‌های مالی را به خوبی توضـیح دهند. بیشـتر مطالعات تجربی نشـان داده‌اند که مدل‌های نوع GARCH از توانایی بی‌شتر در مدل سازی و پیش‌بینی برخوردار می‌با شد. یک مدل کلی ARCH(q) به صورت زیر است:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i \varepsilon_{t-1}^2 + V_t \qquad (۷$$

مشـکلی که در عمل به هنگام اسـتفاده از این مدل‌ها به وجود می‌آید، این اسـت که وقتی q عدد بزرگی باشـد، به طور معمول باعث نقض شـدن فرض غیر منفی بودن و شـرایط مانایی معادله واریانس می‌با شد. مدل GARCH که تو سط بولر سو(۱۹۸۶) تو سعه یافت، راه‌کاری برای حل این م شکل و نیز مدلی صرفه در تعداد پارامترها می‌باشد(جانستون و اسکات[22]، ۲۰۰۰).

واریانس شرطی علاوه بر q توان دوم گذ شته، شامل p وقفه واریانس شرطی گذ شته(σ_{t-j}^2) نیز است. معادله واریانس شرطی در یک مدل GARCH(p, q) به صورت زیر می‌باشد

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i \varepsilon_{t-1}^2 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j \sigma_{t-j}^2 V_t \qquad (۸$$

فعالان و تحلیل‌گران بازارهای مالی همیشـه به دنبال یافتن تخمین‌هایی دقیق از واریانس شـرطی قیمت دارایی‌های مالی هستند. از آنجا که مدل‌های گارچ در پیش‌بینی نوسانات شرطی از توانایی زیادی برخوردار هسـتند، شـکل‌های کامل‌تری از این مدل‌ها ظهور یافته اسـت و به طور خاص برای تخمین واریانس شرطی دارایی‌ها و ابزارهای مالی مورد ا ستفاده قرار می‌گیرند. واریانس شرطی این مدل‌ها در جدول (۱) ارائه شده است.

جدول ۱. واریانس شرطی مدل‌های مختلف گارچ

معاله واریانس شرطی	مدل
$$Ln(h_t) = \alpha_0 + \alpha_1\left(\frac{\varepsilon_{t-1}}{h_{t-1}^{0.5}}\right) + \mu_1\left\|\frac{\varepsilon_{t-1}}{h_{t-1}^{0.5}}\right\| + \beta_1 Ln(h_{t-1})$$	EGARCH
$$h_t = \alpha_0 + \alpha_1\varepsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1} + \lambda_1\varepsilon_{t-1}^2 I_{t-1}$$ $$\begin{cases} I_{t-1} \ , & \varepsilon_{t-1} < 0 \\ I_{t-1} \ , & \varepsilon_{t-1} \geq 0 \end{cases}$$	GJR- GARCH
$$h_t = \frac{\alpha_0}{1-\beta_1} + (1-\beta_1)\sum_{i=0}^{\infty}\beta_1^i\,\varepsilon_{t-1-i}^2$$	IGARCH

مدل‌سازی توزیع‌های حاشیه‌ای

بازده دارایی های مفروض توسط $t = 1, \cdots, T$ $\{X_t\}$ نشان داده می‌شود. فرض می‌کنیم $GARCH(1,1)$ با تغییرات استاندارد به ترتیب دارای توزیع نرمال استاندارد (GARCH-n) یا توزیع تی – استیودنت استاندارد (GARCH-t) باشد. از این رو مدل به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$x_t = \mu + \alpha_t = \mu + \sigma_t\varepsilon_t \tag{۹}$$

$$\begin{gathered} \sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1\alpha_{t-1}^2 + \beta\sigma_{t-1}^2 \\ \varepsilon_t \sim N(0,1) \text{ or } \varepsilon_t \sim t_d \end{gathered} \tag{۱۰}$$

که در آن، $\beta \geq 0$ ،$\alpha_1 \geq 0$ ،$\alpha_0 \geq 0$، و $\alpha_1 + \beta = 1$؛ x_t بازده واقعی، μ بازده مورد انتظار و σ_t تلاطم بازده‌ها در زمان t می‌باشند معمولاً در این مدل‌ها فرض می‌شود باقیمانده‌ها از توزیع نرمال پیروی می‌کنند. اما در واقیعت مدل گارچ نرمال نمی‌تواند کشیدگی بیشتر نسبت به توزیع نرمال، توسط بازده‌های دارایی را توضیح دهد. بلرسف(۱۹۸۶) توزیع تی – استیودنت را برای خطاها به جای فرض نرمال بودن پیشنهاد کرد لذا توزیع حاشیه‌ای برای باقیمانده‌ها به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\begin{aligned} P(X_{t+1} \leq X) &= P\big(\alpha_{t+1} \leq (X-\mu)\big) \\ &= P\left(\varepsilon_{t-1} \leq \frac{(x-\mu)}{\sqrt{\alpha_0 + \alpha_1\alpha_{t-1}^2 + \beta\sigma_{t-1}^2}}\right) \end{aligned} \tag{۱۱}$$

$$= \begin{cases} N\left(\frac{(x-\mu)}{\sqrt{\alpha_0+\alpha_1\alpha_{t-1}^2+\beta\sigma_{t-1}^2}}\right), & \text{if } \varepsilon\sim N(0,1) \\ t_d\left(\frac{(x-\mu)}{\sqrt{\alpha_0+\alpha_1\alpha_{t-1}^2+\beta\sigma_{t-1}^2}}\right), & \text{if } \varepsilon\sim t_d \end{cases} \quad (۱۲$$

همچنین به منظور تخمین پارامترهای مدل GARCH از روش MLE استفاده می‌شود.

کاپولای گوسی

کاپولای گوسی[۲۳]، کاپولای توزیع نرمال چند متغیره می‌باشد که به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$C_R^{Ga}(u) = \varphi_R^n\left(\varphi^{-1}(u_1),\cdots,\varphi^{-1}(u_n)\right) \quad (۱۳$$

که در آن φ_R^n تابع توزیع مشترک توابع توزیع نرمال استاندارد n متغیره با ماتریس همبستگی R می‌باشد، و φ^{-1} معکوس تابع توزیع، توزیع نرمال استاندارد هر متغیر می‌باشد(امبرکتس، لیند سکوف، مایکل[۲۴]، ۲۰۰۱).

اگر $u_j = \varphi(x_j)$ باشد، آنگاه $x_j = \varphi^{-1}(u_j)$ خواهد بود. بنابراین تابع چگالی به صورت زیر می‌باشد:

$$C_R^{Ga}(u_1,\dots,u_n) = \frac{1}{|R|^{\frac{1}{2}}}\exp\left(-\frac{1}{2}X^T(R-1)X\right) \quad (۱۴$$

که در آن $X = \left(\varphi^{-1}(u_1),\cdots,\varphi^{-1}(u_n)\right)^T$ می‌باشد(چروبینی، لوسیانو و وچیاتو، ۲۰۰۴).

کاپولای تی – استیودنت

روش استنتاج کاپولای تی[۲۵]، همانند روش کاپولای گوسی می‌باشد، که به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$T_{R,v}(u_1,\dots,u_n) = t_{R,v}\left(t_v^{-1}(u_1),\cdots,t_v^{-1}(u_n)\right) \quad (۱۵$$

که در آن $t_{R,v}$ تابع توزیع مشترک تی – استیودنت n بعدی با ماتریس همبستگی R می‌باشد، همچنین t_v^{-1} معکوس تابع توزیع استاندارد تک متغیره با درجه آزادی v می‌باشد(چروبینی، لوسیانو و وچیاتو، ۲۰۰۴).

تابع چگالی تی – استیودنت نیز به صورت زیر بدست می‌آید:

$$C^{t}_{v,R}(u_1,\dots,u_n) = |R|^{-\frac{1}{2}}\frac{\beta\left(\frac{v+n}{2}\right)}{\beta\left(\frac{v}{2}\right)}\left(\frac{\beta\left(\frac{v}{2}\right)}{\beta\left(\frac{v+1}{2}\right)}\right)^{n}\frac{\left(1+\frac{1}{v}X_T R^{-1}X\right)^{-\frac{v+n}{2}}}{\prod_{j=1}^{n}\left(1+\frac{X_j^2}{v}\right)^{-\frac{v+1}{2}}} \qquad (16$$

که در آن $X_j = t_v^{-1}(u_i)$ می‌باشد.

پارامترهای تابع کاپولا با استفاده از روش حداکثر راست نمایی[۲۶] برآورد می‌شوند و همچنین در این پژوهش فرایند برآورد مدل‌های کاپولا و گارچ به ترتیب با اســـتفاده از نرم افزارهای MATLAB و Eviews انجام می‌شود.

یافته‌های پژوهش

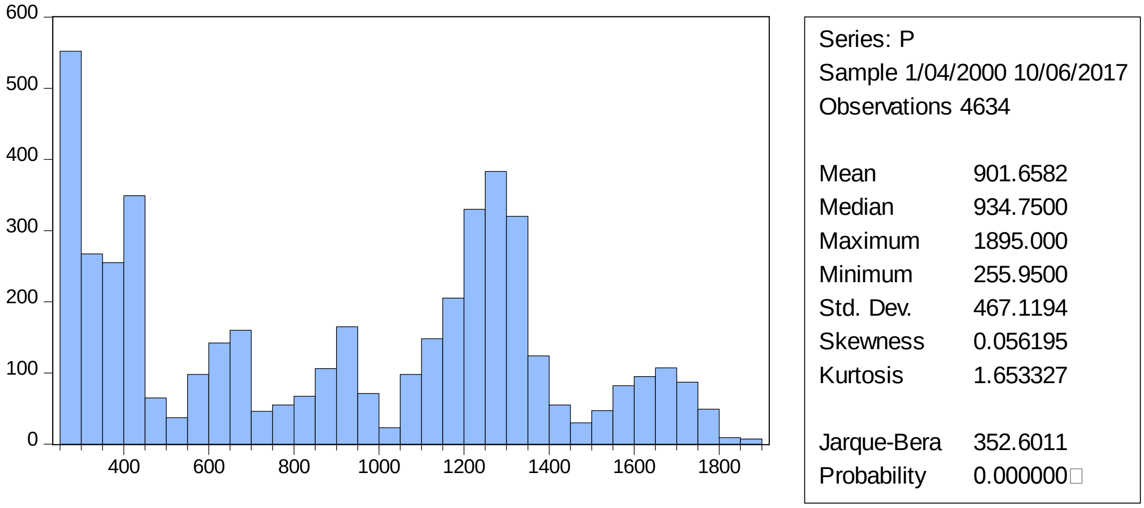
در این بخش، ابتدا اطلاعات آماری و دقیق از داده‌های مورد اســـتفاده در این پژوهش گزارش داده می شود. سپس آزمون‌های مورد نیاز بر روی داده‌ها و نتایج مربوط به آن‌ها و در نهایت نتایج حا صل از پیش‌بینی برون نمونه‌ای برای مدل‌های خانواده گارچ و گارچ – کاپولا با دوره‌های پیش‌بینی ۱، ۵، ۱۰ و ۲۲ روزه گزارش داده می‌شود و مورد ارزیابی قرار می‌گیرد.

معرفی داده‌ها

همان طور که در قسمت قبل گفته شد، داده‌های مورد بررسی که قیمت‌های روزانه طلا می‌باشد، از تاریخ ۰۴ / ۰۱ / ۲۰۰۰ تا ۲۶ / ۰۶ / ۲۰۱۸، از پایگاه اطلاعاتی، اتحادیه بازار شمش لندن جمع‌آوری گردیده است. در مجموع ۴۶۳۴ مشاهده برای قیمت طلا موجود می‌باشد

این اطلاعات به صـــورت فایل‌های اکســـل دریافت و برای انجام محاســـبات به نرم‌افزارهای مذکور منتقل داده شده است.

ویژگی آماری داده‌ها



نمودار ۱. نمودار توزیع داده‌ها

همان طور که در نمودار (۱) مشاهده می‌شود، سری مربوط به داده‌های مورد نظر دارای دنباله پهن می‌باشد به دلیل اینکه چولگی[۲۷] مربوط به داده‌ها غیر صفر می‌باشد که نشان‌دهنده‌ی این است که توزیع مورد نظر متقارن نمی‌با شد و دارای چولگی می‌با شد. از طرفی م شاهده می شود که توزیع داده‌ها دارای کشیدگی[۲۸] از چپ هستند. بر اساس ضرائب چولگی و کشیدگی، آماره‌ی مربوط به آزمون جارک_ برا[۲۹] به دست می‌آید که آزمون نرمال بودن توزیع جملات خطا را تحت فرضیه صفر(نرمال بودن جمله خطا) بررسی می‌کند. بر اساس نتایج جارک_ برا ، مقدار احتمال آن صفر می‌با شد(کوچکتر از ۰/۰۵) که نشان دهنده‌ی این است جملات خطا متغیر مورد بررسی از توزیع نرمال پیروی نمی‌کنند.

بررسی مانایی داده‌ها

جدول (۲)، نتایج مربوط به آزمون مانایی (ریشه واحد) متغیر، که با استفاده از آزمون دیکی – فولر، بر ا ساس فر ضیه صفر وجود ری شه واحد (متغیر مورد نظر نامانا می‌با شد) صورت می‌پذیرد، را نشان می‌دهد.

جدول ۲. بررسی مانایی سری

فرض صفر	آزمون	مقدار محاسبه	احتمال	مقادیر بحرانی ۱٪	مقادیر بحرانی ۵٪	مقادیر بحرانی ۱۰٪
وجود ریشه واحد	دیکی- فولر	۱/۱۸۸۴۹۷-	۰/۶۸۱۷	۳/۴۳۱۵۷۹-	۲/۸۶۱۹۶۸-	۲/۵۶۷۰۴۱-

منبع: محاسبات پژوهش

با توجه به نتایج جدول (۲)، چون آماره احتمال آزمون بیشتر از ۰/۰۵ است و همچنین قدر مطلق مقدار محاسبه شده کمتر از مقادیر بحرانی است، پس نتیجه می‌گیریم که فرض صفر ما رد نمی‌شود و سری مورد نظر دارای ریشه واحد است و نامانا می‌باشد. از این رو، رفع مشکل نامانایی را با تفاضل‌گیری انجام می‌دهیم. جدول (۳)، نتایج مانایی سری را برای تفاضل مرتبه اول نشان می‌دهد.

جدول ۳. نتایج مانایی سری تفاضلی شده

فرض صفر	آزمون	مقدار محاسبه	احتمال	مقادیر بحرانی ۱٪	مقادیر بحرانی ۵٪	مقادیر بحرانی ۱۰٪
وجود ریشه واحد	دیکی- فولر	-۶۸/۴۰۷۸۴	۰/۰۰۰۱	-۳/۴۳۱۵۷۹	-۲/۸۶۱۹۶۸	-۲/۵۶۷۰۴۱

منبع: محاسبات پژوهش

نتایج جدول (۳) نشان می‌دهد که قدر مطلق مقدار آماره‌ی این آزمون برای متغیر مورد نظر، از مقادیر بحرانی بیشتر می‌باشد و مقدار احتمال آن، کمتر از (۰/۰۵) می‌باشد. لذا فرضیه صفر(وجود ریشه واحد) رد می‌شود و سری از یک فرایند تصادفی مانا پیروی می‌کند.

بررسی ناهمسانی واریانس

استفاده از الگوی واریانس ناهمسانی شرطی نیازمند وجود آثار ناهمسانی واریانس در پسماندهای معادله میانگین بوده که آزمون متداول برای وجود این آثار ضریب لاگرانژ است. جدول (۴) نتایج آزمون ضریب لاگرانژ[۳۰] ARCH_LM را به منظور بررسی ثابت یا متغیر بودن واریانس جمله خطا(ناهمسانی واریانس) را نشان می‌دهد که نتیجه حاصل شده حاکی از وجود ناهمسانی واریانس شرطی در متغیر تفاضل قیمت طلاست.

جدول ۴. نتایج آزمون لاگرانژ ARCH_LM

آماره آزمون	احتمال	نتیجه آزمون
۶۲/۰۸۸۹۲	۰/۰۰۰	رد فرضیه صفر یا تایید وجود آثار ناهمسانی

منبع: محسبات پژوهش

برآورد مدل GARCH با توزیع‌های مختلف

از مدل GARCH(1,1) با توزیع نرمال و توزیع تی – استیودنت، برای حذف واریانس ناهمسانی استفاده می‌نماییم و از میان آن‌ها مدل مناسب‌تر را جهت انتخاب مدل حاشیه‌ای برمی‌گزینیم. پارامترهای مدل مذکور با استفاده از روش MLE برآورد می‌شوند. نتایج تخمین گارچ نرمال و تی برای متغیر طلا و یک وقفه قیمت آن در جدول (۵) گزارش داده شده است.

جدول ۵. نتایج برآورد پارامترهای مدل GARCH

پارامترها	طلا		یک وقفه	
	GARCH-n	GARCH-t	GARCH-n	GARCH-t
μ	۰/۱۳۰۷۶۶	۰/۱۰۷۷۷۶	۰/۱۳۱۴۳۷	۰/۱۰۸۴۱۰
α_0	۰/۰۹۶۰۹۳	۰/۰۲۸۷۸۶	۰/۰۹۶۱۳۹	۰/۰۲۸۸۹۹
α_1	۰/۰۶۸۴۳۹	۰/۰۵۳۵۵۸	۰/۰۶۸۴۵۰	۰/۰۵۳۵۹۴
β	۰/۹۳۶۰۳۱	۰/۹۵۱۴۸۴	۰/۹۳۶۰۱۵	۰/۹۵۱۴۵۴
درجه آزادی	-	۴/۷۸۵۷۹۱	-	۴/۷۸۰۴۶۰
معیار آکایک	۶/۹۴۸۱۸۸	۶/۸۴۹۵۷۱	۶/۹۴۸۱۳۶	۶/۸۴۹۴۰۰
معیار بیزین	۶/۹۵۳۷۴۸	۶/۸۵۶۵۲۲	۶/۹۵۳۶۹۸	۶/۸۵۶۳۵۲

منبع: محاسبات پژوهش

جدول (۵) نتایج برآورد مدل گارچ کلاسیک را روی متغیر طلا و یک وقفه قیمت از آن را نشان می‌دهد. مقدار معیارهای آکائیک و بیزین- شوارتز مدل گارچ با توزیع تی-استیودنت از مقدار معیارهای مدل گارچ با توزیع نرمال برای هردو متغیر کمتر می‌باشد که نشان می‌دهد برای مقدار طلا و یک وقفه از قیمت آن، مدل گارچ با توزیع تی-استیودنت، مدل مناسب‌تری می‌باشد. لذا مدل گارچ با توزیع تی-استیودنت برای مدل‌سازی توزیع حاشیه‌ای مدل‌های کاپولا انتخاب می‌شود.

برآورد پیش‌بینی برون نمونه‌ای مدل‌های پژوهش

در این بخش ابتدا برآورد مدل‌های مختلف گارچ با تصریح‌های مختلف معادله میانگین شرطی و در نهایت مدل های کاپولا-گارچ در دقت پیش‌بینی برون نمونه‌ای برای نوسانات قیمت طلا در دوره‌های ۱، ۵، ۱۰ و ۲۲ گزارش داده می‌شود، و توسط معیار جذر میانگین مربع خطای (RMSE) پیش‌بینی، مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. جداول (۶) و (۷) این نتایج را گزارش می‌دهند.

جدول ۶. نتایج پیش‌بینی برون نمونه‌ای مدل‌های گارچ

مدل	1-step RMSE	5-step RMSE	10-step RMSE	22-step RMSE
$\mathbf{AR(1)-GARCH(1,1)}$	۱/۵۱۱	۶/۸۲۴	۵/۶۴۱	۶/۳۱۸
$\mathbf{AR(2)-GARCH(1,1)}$	۱/۵۱۵	۶/۸۲۱	۵/۶۳۹	۶/۳۱۷
$\mathbf{MA(1)-GARCH(1,1)}$	۱/۵۱۱	۶/۸۲۴	۵/۶۴۱	۶/۳۱۸
$\mathbf{MR(2)-GARCH(1,1)}$	۱/۵۱۶	۶/۸۲۱	۵/۶۳۹	۶/۳۱۷
$\mathbf{ARMA(1,1)-GARCH(1,1)}$	۱/۵۱۷	۶/۸۲۷	۵/۶۴۳	۶/۳۱۹
$\mathbf{ARMA(1,2)-GARCH(1,1)}$	۱/۵۰۵	۶/۸۳۰	۵/۶۴۴	۶/۳۱۹
$\mathbf{ARMA(2,1)-GARCH(1,1)}$	۱/۷۴۶	۶/۸۷۳	۵/۶۶۴	۶/۳۵۷
$\mathbf{ARMA(2,2)-GARCH(1,1)}$	۱/۸۴۸	۶/۸۵۵	۵/۶۶۷	۶/۳۵۹
$\mathbf{AR(1)-EGARCH(1,1)}$	۱/۵۱۸	۶/۸۵۰	۵/۶۵۲	۶/۳۴۸
$\mathbf{AR(2)-EGARCH(1,1)}$	۱/۴۸۶	۶/۸۸۵	۵/۶۷۳	۶/۳۵۸
$\mathbf{MA(1)-EGARCH(1,1)}$	۱/۵۱۰	۶/۸۴۸	۵/۶۵۱	۶/۳۴۶
$\mathbf{MR(2)-EGARCH(1,1)}$	۱/۴۳۴	۶/۸۷۹	۵/۶۷۰	۶/۳۵۱
$\mathbf{ARMA(1,1)-EGARCH(1,1)}$	۱/۴۶۲	۶/۸۵۰	۵/۶۵۲	۶/۳۴۸
$\mathbf{ARMA(1,2)-EGARCH(1,1)}$	۱/۵۶۴	۶/۸۹۸	۵/۶۸۰	۶/۳۶۴
$\mathbf{ARMA(2,1)-EGARCH(1,1)}$	۱/۶۱۸	۶/۸۴۴	۵/۶۶۸	۶/۳۶۰
$\mathbf{AR(1)-IGARCH(1,1)}$	۱/۵۱۳	۶/۸۲۴	۵/۶۴۱	۶/۳۱۸
$\mathbf{AR(2)-IGARCH(1,1)}$	۱/۵۲۱	۶/۸۱۷	۵/۶۳۷	۶/۳۱۶
$\mathbf{MA(1)-IGARCH(1,1)}$	۱/۵۱۳	۶/۸۲۴	۵/۶۴۱	۶/۳۱۸
$\mathbf{MA(2)-IGARCH(1,1)}$	۱/۵۲۲	۶/۸۱۷	۵/۶۳۶	۶/۳۱۶
$\mathbf{ARMA(1,1)-IGARCH(1,1)}$	۱/۷۰۵	۶/۸۱۴	۵/۶۴۸	۶/۳۲۲
$\mathbf{ARMA(1,2)-IGARCH(1,1)}$	۱/۵۰۹	۶/۸۲۷	۵/۶۳۴	۶/۳۱۹
$\mathbf{ARMA(2,1)-IGARCH(1,1)}$	۱/۶۳۵	۶/۷۹۶	۵/۶۳۹	۶/۳۱۸
$\mathbf{ARMA(2,2)-IGARCH(1,1)}$	۱/۸۶۷	۶/۸۵۶	۵/۶۶۸	۶/۳۶۰
$\mathbf{AR(1)-GJR}$	۱/۵۸۳	۶/۸۴۱	۵/۶۴۹	۶/۳۳۵
$\mathbf{AR(2)-GJR}$	۱/۵۷۷	۶/۸۴۶	۵/۶۵۲	۶/۳۳۶

$\mathbf{MA(1)-GJR}$	۱/۵۸۳	۶/۸۴۱	۵/۶۴۹	۶/۳۳۵
$\mathbf{MA(2)-GJR}$	۱/۵۷۷	۶/۸۴۵	۵/۶۵۱	۶/۳۳۶
$\mathbf{ARMA(1,1)-GJR}$	۱/۶۵۶	۶/۸۷۷	۵/۶۶۶	۶/۳۵۹
$\mathbf{ARMA(1,2)-GJR}$	۱/۵۶۸	۶/۸۵۴	۵/۶۵۷	۶/۳۳۸
$\mathbf{ARMA(2,1)-GJR}$	۱/۵۷۰	۶/۸۵۴	۵/۶۵۷	۶/۳۳۸
$\mathbf{ARMA(2,2)-GJR}$	۱/۹۰۲	۶/۸۶۷	۵/۶۷۱	۶/۳۶۲

منبع : محاسبات پژوهش

جدول ۷. نتایج پیش‌بینی برون نمونه‌ای مدل کاپولا - گارچ

مدل	1-step RMSE	5-step RMSE	10-step RMSE	22-step RMSE
$\mathbf{Copula\ t-\ GARCH-t}$	۱/۴۴۰	۶/۵۹۹	۵/۹۲۴	۵/۹۸۹
$\mathbf{Copula\ n-\ GARCH-t}$	۰/۸۷۵	۶/۶۲۳	۵/۸۷۸	۵/۹۷۸

منبع: محاسبات پژوهش

با توجه به نتایج جدول (۶) و (۷)، در بین مدل‌های رقیب، مدل‌های برتر از لحاظ دقت پیش‌بینی بر اساس معیار خطای مذکور، در جدول (۸) و (۹)، گزارش داده شده است.

جدول ۸. رتبه‌بندی مدل‌های برتردر افق ۱ و ۵ روزه

مدل	1- step RMSE	رتبه	مدل	5-step RMSE	رتبه
$\mathbf{Copula\ n-\ GARCH-t}$	۰/۸۷۵	۱	$\mathbf{Copula\ n-\ GARCH-t}$	۶/۵۹۹	۱
$\mathbf{MA(2)-EGARCH(1,1)}$	۱/۴۳۴	۲	$\mathbf{Copula\ t-\ GARCH-t}$	۶/۶۲۳	۲
$\mathbf{Copula\ t-\ GARCH-t}$	۱/۴۴۰	۳	$\mathbf{ARMA(1,1)-IGARCH(1,1)}$	۶/۸۱۴	۳

منبع: محاسبات پژوهش

جدول ۹. رتبه‌بندی مدل‌های برتر در افق ۱۰ و ۲۲ روزه

رتبه	22-step RMSE	مدل	رتبه	10- step RMSE	مدل
۱	۵/۹۷۸	$\mathbf{Copula\ n-\ GARCH-t}$	۱	۵/۶۳۶	$\mathbf{MA(2)-IGARCH(1,1)}$
۲	۵/۹۸۹	$\mathbf{Copula\ t-\ GARCH-t}$	۲	۵/۶۳۷	$\mathbf{AR(2)-IGARCH(1,1)}$
۳	۶/۳۱۶	$\mathbf{AR(2)-IGARCH(1,1)}$ $MA(2)-IGARCH(1,1)$	۳	۶/۶۳۹	$\mathbf{AR(2)-GARCH(1,1)}$ $\mathbf{MA(2)-GARCH(1,1)}$ $ARMA(2,1)-IGARCH(1,1)$

منبع: محاسبات پژوهش

با توجه به جداول (۸) و (۹)، نتایج حاصل از پیش‌بینی برون نمونه‌ای مدل‌های رقیب و مقایسه آن‌ها، به شرح زیر می‌باشد:

در افق پیش‌بینی ۱ روزه به ترتیب مدل‌های $Copula-n, GARCH-t$ ، $MA(2)-EGARCH(1,1)$ و $Copula-t, GARCH-t$، بهترین مدل‌ها هستند.

در افق پیش‌بینی ۵ روزه، مدل‌های کاپولا تی و نرمال، نسبت به مدل‌های رقیب از عملکرد دقیق‌تری برخوردار هستند، وبعد از مدل‌های کاپولا تی و نرمال، مدل $ARMA(1,1)-IGARCH(1,1)$ در رتبه سوم قرار دارد.

در افق پیش‌بینی ۱۰ روزه، نتایج متفاوت است. مدل‌های کاپولا که در افق ۱ و ۵ روزه، از عملکرد خوبی برخوردار بودند، در افق پیش‌بینی ۱۰ روزه، بین مدل‌های رقیب در رتبه خوبی قرار نگرفته‌اند و در این افق مدل $MA(2)-IGARCH(1,1)$، در رتبه نخست قرار دارد و بعد از آن مدل $AR(2)-IGARCH(1,1)$ در رتبه دوم و در بین مدل‌های رقیب، مدل‌های $AR(2)-GARCH(1,1)$، $MA(2)-GARCH(1,1)$ و $ARMA(2,1)-IGARCH(1,1)$، که دارای توان یکسانی در پیش‌بینی قیمت طلای جهانی دارند، در رتبه سوم افق پیش‌بینی ۱۰ روزه قرار گرفته‌اند.

در افق پیش‌بینی ۲۲ روزه، مدل‌های کاپولا نرمال و تی و همچنین دو مدل $AR(2)-IGARCH(1,1)$ و $MA(2)-IGARCH(1,1)$ که دارای توان یکسانی در پیش‌بینی ۲۲ روزه دارند، به ترتیب دارای بیشترین دقت در پیش‌بینی بلندمدت هستند.

نتیجه‌گیری و پیشنهاد

برای پیش‌بینی معمولاً از مدل‌های سری‌زمانی مانند روش‌های میانگین متحرک، هموارسازی نمایی و میانگین متحرک خودرگرسیونی انباشته(آریما) و از این قبیل استفاده می‌کنند. اما این مدل‌ها با ضعف‌هایی همراه هستند که به محقق اجازه نمی‌دهند تا عوامل پیچیده و غیرخطی مؤثر بر پیش‌بینی را در نظر بگیرد. علاوه بر این مشاهده می‌شود که در بسیاری از مشاهدات، سری‌زمانی اقتصادی غیرخطی بوده و تخمین مدل‌های خطی برای مسائل پیچیده دنیای واقعی همیشه رضایت بخش نیست. همچنین پیش‌بینی بر اساس مدل های غیرخطی اقتصادسنجی نیز با محدودیت‌های زیادی همراه است از این رو استفاده از تکنیک‌های غیرخطی برای پیش‌بینی سری‌های زمانی روز به روز در حال گسترش بوده است. هدف از این مطالعه ارائه الگویی جدید جهت پیش‌بینی روند حرکت قیمت طلای جهانی با استفاده از روش GARCH-Copula می‌باشد. بدین منظور ابتدا با استفاده از مدل‌های تک رژیمی گارچ مانند GARCH، EGARCH، IGARCH، GJR-GARCH به منظور پیش‌بینی قیمت طلا پرداخته شد. سپس جهت پیاده سازی مدل GARCH-Copula ، پس از برآورد مدل گارچ کلاسیک با توزیع‌های نرمال و تی-استیودنت، که مدل گارچ با توزیع تی- استیودنت به منظور مدل‌سازی توزیع‌های حاشیه‌ای مدل‌های کاپولای تی و نرمال انتخاب شد، پیش‌بینی روند حرکت قیمت طلای جهانی با مدل گارچ- کاپولا، صورت پذیرفت و مدل‌های مذکور در افق‌های پیش‌بینی برون نمونه‌ای ۱، ۵، ۱۰ و ۲۲ روزه توسط معیار جذر میانگین مربع خطا مورد ارزیابی و مقایسه قرار گرفتند. نتایج حاصل از این پژوهش حاکی از ان بود که بر اساس معیار خطای پیش‌بینی (RMSE)، مدل‌های کاپولای گوسی (نرمال) و تی با توزیع حاشیه‌ای GARCH-t عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های خانواده گارچ تک رژیمی در افق پیش‌بینی کوتاه مدت و بلند مدت برخوردار بودند. همان‌طور که ملاحضه شد در افق‌های پیش‌بینی کوتاه‌مدت و بلندمدت خطا و درصد دقت پیش‌بینی مدل گارچ – کاپولا در مقایسه با روش‌های متعارف اقتصاد سنجی بسیار مقبول بوده و لذا نشان‌دهنده‌ی قدرت این روش در پیش‌بینی می‌باشد. توابع کاپولا انواع مختلفی دارند، به همین منظور پیشنهاد می شود که مدل‌های مختلف کاپولا در پیش‌بینی قیمت طلای جهانی به کار رود و بهتر است نتایج آن‌ها با کمک چند معیار متنوع مقایسه شوند و مناسب‌ترین تابع کاپولا انتخاب شود.

منابع

۱) اسـکندری، بهزاد (۱۳۹۶). کاربرد فیگارچ در پیش‌بینی نوسـانات طلا و ارز و اثرات آن‌ها بر شـاخص بورس اوراق بهادار تهران. پایان‌نامه کارشناسی ارشد. دانشده علوم پایه. دانشگاه آیت الله بروجردی (ره). بروجرد.

۲) امیرح سینی، زهرا؛ داورپناه، عاطفه (۱۳۹۵). طراحی الگویی جهت پیش‌بینی قیمت طلا، با ا ستفاده از الگوریتم پرواز پرندگان و الگوریتم ژنتیک و الگوریتم ترکیبی. مجله مهندســـی مالی و مدیریت اوراق بهادار، شماره ۲۶، ص ۵۹-۸۳.

۳) بکی حسکوئی، مرتضی؛ خواجه‌وند، فاطمه (۱۳۹۳). پیش‌بینی نوسانات بازارهای آتی نفت با استفاده از مدل‌های گارچ و مدل‌های تغیر رژیم مارکوف گارچ . ف صلنامه دانش مالی تحلیل اوراق بهادار، شماره ۲۳، ص ۸۵-۱۰۸.

۴) زراءنژاد، من صور؛ رئوفی، علی؛ کیانی، پویان (۱۳۹۱). ارزیابی و مقای سه عملکرد مدل خودرگر سیون میانگین متحرک انباشــته و شــبکه عصــبی فازی برای پیش‌بینی روزانه قیمت طلا. اولین کنفرانس بین المللی اقتصادسنجی، روش‌ها و کاربردها. دانشگاه آزاد واحد اسلامی سنندج، سنندج.

۵) ســر فراز، لیلا؛ افســر، امیر (۱۳۸۴). بررســی عوامل بر قیمت طلا و ارائه مدل و پیش‌بینی برمبنای شبکه‌های عصبی فازی. فصلنامه پژوهشی اقتصادی، شماره ۱۶، ص ۱۴۹-۱۶۵.

۶) م‌شیری، سعید (۱۳۸۰). پیش‌بینی تورم ایران با ا ستفاده از مدل‌های ساختاری، سری‌های زمانی و شبکه‌های عصبی. مجله تحقیقات اقتصادی, شماره ۵۸، ص ۱۴۷-۱۸۴

۷) نصیری، فرشاد؛ حسنلو، خدیجه؛ ابراهیمی، سید بابک (۱۳۹۳). برآورد ارزش در معرض خطر پرتقوی ســرمایه‌گذاری با اســتفاده از مدل‌های کاپولا-گارچ مطالعه موردی: بازا ارز، طلا و ســهام. کنفرانس بین المللی مدیریت و مهندسی صنایع. تهران.

8) Alameer, Z., Elaziz, M. A., Ewees, A. A., Ye, H., & Jianhua, Z. (2019). Forecasting gold price fluctuations using improved multilayer perceptron neural network and whale optimization algorithm. Resources Policy, 61, 250-260.

9) Bentes, S. (2015). Forecasting Volatility in Gold returns underThe GARCH, IGARCH, and FIGARCH. New evidence, ELSVIER, Physica, Vol (438), PP 355-364.

10) Bollerslev, T. (1986). Generalized Autoreyressive Conditional Heteroskedasticity. Journ of Economics, Vol (31), PP 307- 32.

11) Cherubini, U., Luciano, E., & Vecchiato, W. (2004). Copula Methods in Finance. West Sussex.

12) Dury, M., & Xiao, B. (2018). Forecasting the Volatility of the Chinese Gold Market by ARCH Family Models and extension to Stable Models.

13) Embrechts, P., & Lindckog, F., McNeil, A. (2001). Modelling Dependence witch Copula and Applications to Risk Management. Handbook of Heavy Taild Distributions in Finance, PP, 329-384.

14) Engle, F. (1982). Autoregressive Conditional Heteroscedasticity Witch Estimates if the Variance if United Kingdom Inflation. Econometrica, PP, 987-1007.

15) Kumar, S. (2019). Prediction of Gold and Silver Prices in an Emerging Economy: Comparative Analysis of Linear, Nonlinear, Hybrid, and Ensemble Models. The Journal of Prediction Markets, 12(3), 63-78.

16) Krishna, K. M., Reddy, N. K., & Sharma, M. R. (2019). Forecasting of Daily Prices of Gold in India using ARIMA and FFNN Models. International Journal of Engineering and Advanced Technology(IJEAT)ISSN2249–8958,Volume-8 Issue-3.

17) Sklar, A. (1959). Fonctions de repartition a n dimensions et leurs marges. Publications de Institut de Statistique de I Univercite de Paris , (8), PP, 299-331.

18) Sopipan, N. (2017). Trading Gold Future with ARIMA_ GARCH models. Thai Journal of Mathematics, Special Issue, Ahnual Meeting in Matematics.

یادداشت‌ها :

١. Financial Markets

٢. Capital Market

٣ - Sklar

٤. Cherubini, Luciano & Vevvhiato

٥. Copula

٦. Symmetric Joe Clayton Copula

٧. Shared Distribtion

٨. Value At Risk

٩. Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity

١٠. Integrated GARCH

۱۱. Fractional Integrated GARCH
۱۲. Bentes
۱۳. Sopipan
۱٤. Dury & Bing
۱٥. Krishna
۱٦. Alameer
۱۷. whale optimization algorithm
۱۸. grey wolf optimization
۱۹. Kumar
۲۰. Engle
۲۱. Bollerslev
۲۲. Johnston & Scott
۲۳. Gaussian Copula
۲٤. Embrechts, Lindckog & McNeil
۲٥. Copula t
۲٦. Maximum Likelihood
۲۷. Skidding
۲۸. Elongation
۲۹. Jarque Bera
۳۰. Lagrange