فصلنامه راهبرد توسعه/ سال بیستم و یکم/ شماره ٤ (پیاپی٨٤)/ زمستان ١٤٠٤/ ١٧٣-١٣٥
Quarterly Journal of Development Strategy, ٢٠٢٦, Vol. ٢١, No.٤ (٨٤)

بهینه سازی نوآورانه پرتفولیو سهام: یک رویکرد بهینه یکپارچه با استفاده از الگوریتم PSO و بدترین حالت CVaR ـ کاپولای پویا برای عملکرد پیشرفته

وحید ساعی[١]
یعقوب پور کریم[٢]
سید علی پایتختی اسکوئی[٣]
رسول برادران حسن زاده[٤]
مهدی زینالی[٥]

(تاریخ دریافت۱۴۰۳/۱۲/۲۸ ـ تاریخ تصویب ۱۴۰۴/۱/۲۷)
نوع مقاله: **علمی پژوهشی**

چکیده
بهینه‌سازی سبد سهام مفهومی کلیدی در مدیریت سرمایه‌گذاری است که ترکیب بهینه‌ای از بازده و ریسک را در تخصیص دارایی‌ها ایجاد می‌کند. نظریه مدرن سبد سهام (MPT) که همبستگی‌های بین دارایی‌ها را در نظر گرفته و از تحلیل میانگین ـ واریانس استفاده می‌کند،

[١] - گروه حسابداری، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران.
[٢]-گروه حسابداری، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران.(نویسنده مسئول) pour Karim @ iaut.ac.ir
[٣]- گروه اقتصاد، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران.
[٤]- گروه حسابداری، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران.
[٥]- گروه حسابداری، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران.

گامی اساسی در ساخت سبد محسوب می‌شود. با این حال، واقعیت‌های بازارهای مالی که تمایل به نشان دادن پیچیدگی‌ها و نیاز به مدیریت ریسک‌های دنباله سنگین و وابستگی‌های گذرا دارند، ضرورت توسعه تکنیک‌های غنی‌تری مانند چارچوب‌های بهینه‌سازی ارزش در معرض خطر شرطی (CVaR) و فرآیندهای چندهدفه را تقویت کرده است. در این پژوهش، یک مدل چندهدفه نوین برای انتخاب پرتفوی بهینه ارائه می‌شود که از تکنیک کاپولای پویا به‌منظور ارزیابی دقیق وابستگی‌های غیرخطی و غیرپارامتریک بین دارایی‌ها و از الگوریتم PSO برای بهینه‌سازی استفاده می‌کند. مدل پیشنهادی، با تلفیق معیارهای پیشرفته مدیریت ریسک، شامل بدترین حالت CvaR (WCVaR) و بازده مورد انتظار، چارچوبی جامع برای بهینه سازی پرتفوی تحت شرایط بازارهای پویا فراهم میسازد. یافته‌ها حاکی از آن است که مدل پیشنهادی، در مقایسه با روش‌های کلاسیک نظیر مدل میانگین ـ واریانس مارکویتز و پرتفوی با وزن‌های برابر، از برتری معناداری در شاخص‌های عملکردی شامل نسبت شارپ تعدیل‌شده با ریسک و پایداری در شرایط آشفتگی بازار برخوردار است. این مدل با امکان مدیریت پویای توزیع دارایی‌ها و حفظ توازن بین اهداف رقابتی (مانند حداکثرسازی بازده و حداقل‌سازی ریسک)، گزینه‌ای کارآمد برای سرمایه‌گذاران نهادی و حرفه‌ای محسوب می‌شود.

واژه‌های کلیدی: بهینه‌سازی پرتفولیو، مدل میانگین ـ واریانس، کاپولای پویا، بهینه‌سازی، الگوریتم فرا ابتکاری

طبقه‌بندی JEL: C۰۲-C۳۸-C۶۱-G۱۱

مقدمه

در دنیای پیچیده و پویای مدیریت مالی، بهینه‌سازی پرتفوی به‌عنوان فرآیندی بنیادی و چندبعدی مطرح است که هدف اصلی آن ایجاد تعادلی دقیق بین بازدهی و ریسک، پاسخگویی به نیازهای

سرمایه‌گذاران و تطبیق با نوسانات متغیر بازار می‌باشد. از زمان معرفی نظریه پرتفوی مدرن[۱] (MPT) توسط مارکویتز[۲] (۱۹۵۲) که بر پایه تحلیل میانگین ـ واریانس، چارچوبی ریاضی برای ساخت سبدهای کارا ارائه داد، این حوزه دستخوش تحولات چشمگیری شده است. با این حال، با ظهور نوسانات شدید و متغیر در بازارهای مالی، به‌ویژه در بازارهای نوظهور مانند بورس اوراق بهادار تهران، مشخص شد که مدل‌های کلاسیک قادر به پوشش کامل جنبه‌های واقعی و پیچیده رفتار دارایی‌ها نیستند (چن[۳] و همکاران، ۲۰۲۱؛ آلوتایبی[۴] و همکاران، ۲۰۲۲؛ رضاشاطری و همکاران، ۱۴۰۳). به عنوان مثال، وابستگی‌های غیرخطی بین دارایی‌ها که در شرایط بحران مالی تشدید می‌شوند، در مدل‌های سنتی با فرض ثبات پارامترها نادیده گرفته می‌شوند. این محدودیت‌ها موجب شده است پژوهشگران به سمت توسعه معیارهای ریسک پیشرفته و رویکردهای ترکیبی حرکت کنند، که در آن‌ها همبستگی پویا و ناهمسانی واریانس به‌صورت همزمان مدل‌سازی می‌شوند (بولرسلف[۵]، ۱۹۸۶, پتون[۶]، ۲۰۱۲). یکی از چالش‌های اساسی در این مسیر، مدل‌سازی دقیق وابستگی‌های بین دارایی‌ها است. در این زمینه، توابع کاپولا[۷] به عنوان ابزاری انقلابی مطرح شده‌اند که امکان جداسازی مدل‌سازی توزیع حاشیه‌ای هر دارایی از ساختار وابستگی بین آن‌ها را فراهم می‌کنند (اسکلار[۸]، ۱۹۵۹). برای نمونه، در بازارهایی مانند بورس تهران که تحت تأثیر نوسانات سیاسی و اقتصادی قرار دارد، کاپولاهای پویا با به‌کارگیری تکنیک پنجره لغزشی این قابلیت را دارند که تغییرات ساختاری در وابستگی‌ها را در طول زمان بازتاب دهند (پتون، ۲۰۱۲). این رویکرد نه تنها دقت پیش‌بینی ریسک را افزایش می‌دهد، بلکه از ارزیابی‌های نادرست ناشی از فرض ایستایی پارامترها جلوگیری می‌کند.

۱- Modern Portfolio Theory

۲ -Marquitz

۳- Chen

۴- Alotaibi

۵ -Bollerslev

۶- Patton

۷- Copula

۸ -Sklar

افزون بر این، ادغام کاپولاها با مدل‌های GARCH که ناهمسانی واریانس را در سری‌های زمانی مالی مدل می‌کنند، امکان ثبت نوسانات پویای بازار را فراهم می‌آورد (انجل[۱]، ۱۹۸۹). این ترکیب، چارچوبی جامع ایجاد می‌کند که هم نوسانات فردی دارایی‌ها و هم ساختار وابستگی بین آن‌ها را به‌صورت همزمان پوشش می‌دهد.

در کنار این پیشرفت‌ها، انتخاب معیار ریسک مناسب نیز نقش تعیین‌کننده‌ای دارد. اگرچه ارزش در معرض ریسک (VaR) به‌طور گسترده در صنعت مالی استفاده می‌شود، ناتوانی آن در ارزیابی ریسک‌های دم توزیع بازدهی‌ها که در بحران‌های مالی به شدت نمایان می‌شوند، موجب شده است ارزش در معرض ریسک شرطی (CVaR) به عنوان جایگزینی دقیق‌تر مورد توجه قرار گیرد (روکافلر و اوریاسف[۲]، ۲۰۰۰).

در این پژوهش، با تمرکز بر بدترین حالت CVaR (WCVaR) که ریسک را در شرایط بحرانی بازار، مانند شوک‌های اقتصادی ناگهانی، ارزیابی می‌کند، مدلی واقع‌گراتر برای بازارهای پرنوسان طراحی شده است. این معیار، همراه با نسبت شارپ که توازن بین بازدهی و ریسک را اندازه‌گیری می‌کند، پایه‌ای برای بهینه‌سازی چندهدفه تشکیل می‌دهد که امکان انعطاف‌پذیری در انتخاب پرتفوی را بر اساس ترجیحات سرمایه‌گذاران فراهم می‌کند. با این حال، پیچیدگی محاسباتی ناشی از ادغام این مفاهیم پیشرفته، استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری را اجتناب‌ناپذیر ساخته است. الگوریتم ازدحام ذرات[۳] (PSO) که اولین بار توسط کندی و ابرهارت[۴] (۱۹۹۵) معرفی شد، به دلیل توانایی جستجوی کارآمد در فضای پارامتری پیچیده و جلوگیری از به دام افتادن در بهینه‌های موضعی، به عنوان روشی مؤثر برای تخمین پارامترهای توابع کاپولا و وزن‌های اهداف چندگانه در این پژوهش انتخاب شده است. این الگوریتم با شبیه‌سازی رفتار جمعی پرندگان، راه‌حل‌ها را در فضای جستجو به‌صورت پویا

---

[۱] -Engle

[۲]- Rockafellar & Uryasev

[۳] -Particle Swarm Optimization

[۴] -Kennedy & Eberhart

به‌روزرسانی می‌کند و همگرایی سریع به سمت جواب‌های بهینه را تضمین می‌نماید.
بنابراین، در این پژوهش سه هدف عمده مدنظر محققین می‌باشد:

۱. مدل‌سازی ناهمسانی واریانس با استفاده از GARCH برای هر دارایی، که نوسانات پویا و وابسته به زمان را ثبت می‌کند.
۲. مدل‌سازی وابستگی پویا با به‌کارگیری توابع کاپولای متغیر زمانی، نرمال، استیودنت ـ تی، گامبل[۱]، فرانک[۲] و کلایتون[۳] که با تکنیک پنجره لغزشی به‌روزرسانی می‌شوند.
۳. بهینه‌سازی چندهدفه یکپارچه که همزمان به حداقل رساندن WCVaR و حداکثرسازی نسبت شارپ را دنبال می‌کند.

مدل GARCH-dCopula[۴] بهینه شده با PSO نشان می‌دهند که چگونه تغییرات در وزن‌های اهداف می‌تواند توازن بین بازدهی و ریسک را به‌طور چشمگیری تحت تأثیر قرار دهد، و به سرمایه‌گذاران اجازه می‌دهد تا استراتژی‌های خود را با توجه به تحمل ریسک شخصی تنظیم نمایند. در نهایت، این پژوهش با ارائه مدلی یکپارچه که هم به پویایی بازار پاسخ می‌دهد و هم ترجیحات چندگانه سرمایه‌گذاران را در نظر می‌گیرد، گامی نوآورانه در حوزه بهینه‌سازی پرتفوی برداشته است. نتایج حاصل از کاربرد این مدل در داده‌های واقعی بورس تهران نشان می‌دهد که رویکرد پیشنهادی نه تنها دقت پیش‌بینی ریسک را بهبود می‌بخشد، بلکه انعطاف‌پذیری لازم برای تطابق با تغییرات ساختاری بازار را نیز فراهم می‌کند. این مدل می‌تواند به عنوان پایه‌ای برای توسعه ابزارهای مدیریت ریسک در مؤسسات مالی و طراحی سیاست‌های تخصیص دارایی در بازارهای نوظهور مورد استفاده قرار گیرد.

۱. پیشینه تحقیق

بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری از زمان معرفی مدل میانگین ـ واریانس مارکوویتز (۱۹۵۲) به عنوان سنگ بنای نظریه مدرن پرتفوی شناخته شده است. این مدل با تعریف ریسک به عنوان

---

[۱] -Gumbel

[۲] -Frank

[۳] -Clyton

[۴]- Dynamic Copula

واریانس بازدهی و هدف قرار دادن بیشینه‌سازی بازده در سطح مشخصی از ریسک، چارچوبی ریاضی برای ساخت سبدهای کارا ارائه کرد. با این حال، انتقادات گسترده‌ای به محدودیت‌های این مدل وارد شد، از جمله فرض توزیع نرمال بازدهی‌ها و ناتوانی در مدل‌سازی ریسک نامتقارن. در پاسخ به این محدودیت‌ها، پژوهشگران معیارهای ریسک جایگزینی مانند نیمه واریانس را معرفی کردند که تنها انحرافات منفی از بازده مورد انتظار را در نظر می‌گیرد (سیلوا[۱] و همکاران، ۲۰۱۹). مطالعاتی مانند تحقیق ایازی و ابطحی (۱۳۹۹) نشان دادند که مدل میانگین ـ نیمه واریانس در مقایسه با مدل کلاسیک مارکوویتز، عملکرد بهتری در بازارهای با توزیع نامتقارن بازدهی دارد، به ویژه در بورس تهران که نوسانات سیاسی و اقتصادی تأثیر قابل توجهی بر رفتار دارایی‌ها می‌گذارد.

با افزایش پیچیدگی مسائل واقعی (مانند محدودیت‌های وزنی، تعداد بالای دارایی‌ها، و قیود عملیاتی)، استفاده از روش‌های تحلیلی کلاسیک با چالش مواجه شد. این امر منجر به ظهور الگوریتم‌های فراابتکاری شد که توانایی حل مسائل بهینه‌سازی غیرخطی و گسسته را دارند. برای مثال، داودی‌فر (۱۳۹۹) در مطالعه‌ای بین‌المللی، کارایی الگوریتم‌های ژنتیک (GA)، ازدحام ذرات (PSO)، و بهینه‌سازی کلونی مورچگان (ACO) را در بهینه‌سازی سبد مبتنی بر نیمه واریانس مقایسه کرد و نشان داد که GA با ارائه کمترین ریسک و بیشترین بازدهی، برتری قابل توجهی دارد. این یافته‌ها با نتایج راعی و همکاران (۱۳۹۸) در بورس تهران همسوست که استفاده از PSO را در ترکیب با مدل‌های ARIMA-GARCH برای پیش‌بینی ریسک و بازده، مؤثرتر از روش‌های کلاسیک ارزیابی کردند. همزمان، ادغام رویکردهای چندهدفه به عنوان راهکاری برای تعادل بخشی بین معیارهای متناقضی مانند بازدهی، ریسک، و تنوع سبد مورد توجه قرار گرفت. پژوهش سیلوا و همکاران (۲۰۱۹) با استفاده از الگوریتم PSO و رتبه‌بندی تطبیقی، نشان داد که مدل‌های چندهدفه نه تنها انعطاف‌پذیری بیشتری در انتخاب سبد ارائه می‌دهند، بلکه از نظر پایداری در شرایط نوسانات بازار نیز برتری دارند. این موضوع در مطالعه

---

[۱] -Silva

واعظی و همکاران (۱۴۰۰) نیز تأیید شد که با توسعه مدل کوله‌پشتی و اعمال قیود کلاسبندی سهام، بهینه‌سازی سبد را با در نظر گرفتن ریسک پذیری سرمایه‌گذاران بهبود بخشیدند.

در سال‌های اخیر، ادغام روش‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق با تئوری پرتفوی، افق‌های جدیدی را گشوده است. چن و همکاران (۲۰۲۱) با ترکیب مدل XGBoost برای پیش‌بینی قیمت سهام و بهینه‌سازی پس از آن با مدل میانگین ـ واریانس، نشان دادند که این رویکرد هیبریدی نسبت به روش‌های سنتی، بازدهی بالاتر و ریسک کمتری ایجاد می‌کند. این روند در مطالعه ما[۱] و همکاران (۲۰۲۳) با استفاده از شبکه‌های رمزنگار خودکار[۲] و LSTM برای پیش‌بینی و بهینه‌سازی سبد، به اوج خود رسید و نشان داد که مدل‌های مبتنی بر یادگیری عمیق حتی پس از کسر هزینه‌های معاملاتی، عملکرد مالی برتری دارند. از سوی دیگر، مدل‌سازی ریسک‌های بازار با معیارهایی مانند CVaR و WCVaR توجه ویژه‌ای را به خود جلب کرده است. آلوتایبی و همکاران (۲۰۲۲) با معرفی رویکرد GARCH-Copula-WCVaR، نشان دادند که ادغام مدل‌های ناهمسانی واریانس (GARCH) و توابع کاپولا می‌تواند ارزیابی دقیق‌تری از ریسک‌های دم توزیع در بازارهای مالی نوظهور ارائه دهد. این یافته‌ها با نتایج تقی‌خواه خمامی و صلاحی (۱۳۹۸) همخوانی دارد که با استفاده از مدل‌های استوار تحت عدم قطعیت، از نوسانات شدید بازدهی در شاخص EuroStoxx ۵۰ جلوگیری کردند.

شبکه‌های عصبی پیشرفته نیز به عنوان ابزاری تحول‌آفرین در این حوزه مطرح شده‌اند. اشرف‌زاده و همکاران (۱۴۰۲) با ترکیب شبکه‌های عصبی پیچشی[۳] (CNN) و الگوریتم PSO، چارچوبی برای پیش‌انتخاب سهام و بهینه‌سازی سبد ارائه دادند که عملکرد مالی آن در مقایسه با روش‌های کلاسیک برتری قابل توجهی نشان می‌دهد. این رویکردها در مطالعه اروین و انگلبرشت[۴] (۲۰۲۳) با معرفی SBPSO (بهینه‌سازی ازدحام ذرات مبتنی بر مجموعه راهنما) برای مسائل چندهدفه، تکامل یافت و نشان داد که تنوع راه‌حل‌های بهینه می‌تواند انعطاف‌پذیری

---

[۱] -Ma

[۲] -Autoencoder

[۳]- Convolutional Neural Network

[۴] -Erwin & Engelbrecht

استراتژی‌های سرمایه‌گذاری را افزایش دهد.

با وجود پیشرفت‌های چشمگیر، چالش‌های عمده‌ای همچون مدل‌سازی پویای وابستگی‌های بین‌المللی دارایی‌ها تحت تأثیر تحریم‌ها و شوک‌های ژئوپلیتیک، ادغام داده‌های غیرساختاریافته (مانند اخبار و شبکه‌های اجتماعی) در فرآیند بهینه‌سازی، و بهبود تفسیرپذیری مدل‌های مبتنی بر یادگیری عمیق هنوز پابرجاست. پژوهش حاضر با تلفیق مدل‌های پویای GARCH-Copula، معیار WCVaR، و الگوریتم‌های فراابتکاری پیشرفته، درصدد است تا این شکاف‌ها را پر کند و چارچوبی جامع برای بازارهای نوظهور نظیر بورس تهران ارائه دهد.

۲. روش تحقیق

تحقیق حاضر از نظر هدف کاربردی و از نظر روش جز تحقیقات توصیفی است. داده‌های مورد استفاده در تحقیق نیز داده‌های قیمتی سهام پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران هستند. به منظور پیاده‌سازی مدل نیز از نرم‌افزار Python استفاده می‌شود.

۱.۳. داده‌ها

نمونه‌های آماری تحقیق حاضر شرکت‌های فعال بورس اوراق بهادار تهران از سال ۱۳۹۱ تا ۱۴۰۲ است که با استفاده از روش حذف سیستماتیک انتخاب می‌شوند. بنابراین به دنبال شرکت‌هایی هستیم که:

۱- اطلاعات آن از سال ۱۳۹۱ تا ۱۴۰۲ در دسترس باشد.

۲- از سال ۱۳۹۱ تا ۱۴۰۲، بیش از ۶ ماه بصورت مداوم بسته نبوده باشند.

۳- از سال ۱۳۹۱ تا ۱۴۰۲، در هر سال حداقل ۱۴۰ روز معاملاتی داشته باشند.

بر اساس آمار سایت tse.ir تا انتهای سال ۱۴۰۲ تعداد ۳۸۸ شرکت در بورس اوراق بهادار تهران پذیرفته شده‌اند. با در نظر گرفتن محدودیت‌های فوق، تعداد ۱۱۷ شرکت از ۲۴ صنعت مختلف انتخاب شدند. نحوه غربالگری شرکت‌ها در جدول ۱ نشان داده شده است. داده‌های قیمت تعدیل شده (افزایش سرمایه + تقسیم سود) این شرکت‌ها از سایت بورس اوراق بهادار به نشان

tsetmc.com جمع‌آوری می‌شود.

جدول ۱. روند غربالگری شرکت‌های بورس اوراق بهادار تهران

ردیف	نوع غربالگری	تعداد شرکت
۱	دارای سابقه معاملاتی از فروردین سال ۱۳۹۱ تا انتهای سال ۱۴۰۲ نیستند	۱۶۵
۲	بیش از ۶ ماه بسته به‌صورت مداوم بودند	۴۱
۳	کمتر از ۱۴۰ روز معاملاتی در سال دارند	۶۵
	تعداد کل	۲۷۱

منبع: نتایج تحقیق

۲.۳. روش پیشنهادی

در این تحقیق به منظور تجزیه و تحلیل داده‌ها از مدل GARCH-dCopula بهینه‌شده با استفاده از الگوریتم فرا ابتکاری PSO استفاده شده است. از الگوریتم PSO به منظور بهینه‌سازی هایپرپارامترهای الگوریتم بهره گرفته می‌شود. همچنین از مدل GARCH-dCopula و بدترین حالت ارزش در معرض ریسک شرطی (WCVaR) به منظور انتخاب پرتفولیو استفاده می‌شود. فرایند بهینه‌سازی نیز بصورت یکپارچه و چندهدفه (با دو تابع هدف WCVaR و Sharp Ratio) خواهد بود.

شماتیک روش پیشنهادی بصورت شکل ۱ است. همانطور که از شکل مشخص است، بهینه‌سازی بصورت یکپارچه هست و همزمان تخمین بهینه وابستگی متغیر با زمان و وزن پرتفولیو از این طریق بدست می‌آید.

۱- محاسبه ترم پسماند سهام

۲- محاسبه وابستگی متغیر با زمان

۳- محاسبه WCVaR و Sharp Ratio

۴- بهینه‌سازی چندهدفه

در ادامه به تشریح هر یک از مراحل پرداخته می شود.

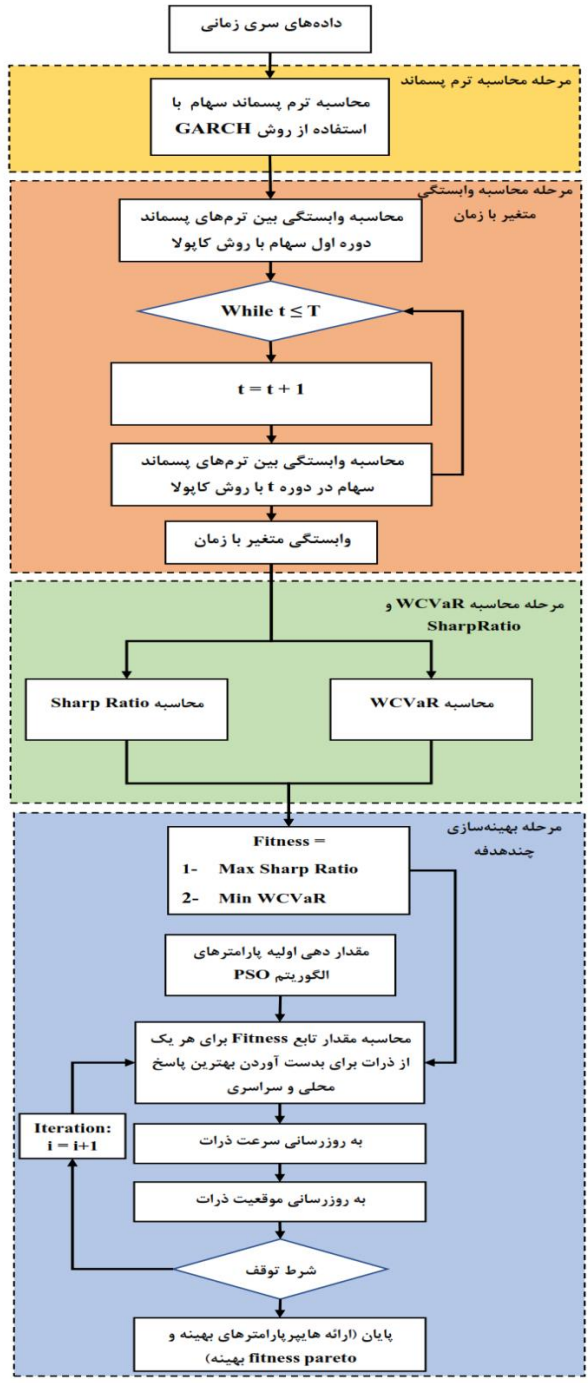
۱.۲.۳. مرحله اول: محاسبه ترم پسماند سهام

در این مرحله با استفاده از مدل GARCH و با ورود دیتای سری زمانی قیمت بسته شدن سهام به این مدل ابتدا به محاسبه بازدهی لگاریتمی آنها پرداخته و سپس ترم پسماند آنها محاسبه می‌شود. مدل GARCH یک مدل اقتصادی است که برای مدلسازی و پیش‌بینی واریانس نوسانات قیمت در بازارهای مالی استفاده می‌شود. این مدل معمولاً برای تحلیل داده‌های زمانی به کار می‌رود و به خصوص برای مدلسازی داده‌های با ویژگی‌های متغیر واریانس[۱] استفاده می‌شود. از مزایای این مدل می‌توان به توانایی مدلسازی تغییرات نوسانات قیمت در طول زمان و ارائه پیش‌بینی‌های دقیق‌تر برای واریانس نوسانات اشاره کرد (لامبرت و تراسویرتا[۲]، ۲۰۰۲). مدل GARCH بصورت زیر بیان می‌شود:

---

[۱]- heteroskedasticity

[۲] -Lundbergh & Teräsvirta



شکل ۱. شماتیک روش پیشنهادی

$$\varepsilon_t = W_t\sqrt{h_t} \quad (۱)$$
$$h_t = \alpha_۰ + \sum_{i=۱}^{p} \alpha_i \varepsilon_{t-i}^۲ + \sum_{j=۱}^{q} \beta_j h_{t-i}$$

که درآن، بازدهی لگاریتمی قیمت سهام (p_t) است که از فرمول زیر محاسبه می‌شود:

$$r_t = ln\left(\frac{p_t}{p_{t-۱}}\right) \quad (۲)$$

و h_t واریانس نوسانات، ε ترم پسماند و $\alpha_0, \alpha_1, \beta > 0$ پارامترهای مدل هستند. همچنین p و q به ترتیب مرتبه فرایندهای ARCH و GARCH می‌باشند و در نتیجه آنرا بصورت GARCH(p,q) نمایش می‌دهند. از آنجایی‌که در اکثر داده‌های مالی با در نظر گرفتن مدل GARCH(۱,۱) مشکل ناهمسانی واریانس سری زمانی رفع می‌شود، در نتیجه در این پژوهش سری پسماندها با مدل GARCH(۱,۱) بدست می‌آیند. بنابراین داریم:

$$\varepsilon_t = W_t\sqrt{h_t} \quad (۳)$$
$$h_t = \alpha_۰ + \alpha_۱\varepsilon_{t-۱}^۲ + \beta_۱ h_{t-۱}$$

۲.۲.۳. مرحله دوم: محاسبه وابستگی متغیر با زمان

در این مرحله، با استفاده از ترم‌های پسماند هر یک از سهام، وابستگی حاشیه‌ای آنها با استفاده از مدل‌های کاپولای جدول ۲ محاسبه می‌شود. از تکنیک پنجره لغزشی برای محاسبه وابستگی پویا استفاده می‌شود. مدل پیشنهادی برای توابع مختلف کاپولا پیاده‌سازی می‌شود و در نهایت بهترین مدل کاپولا برای محاسبه وابستگی متغیر با زمان انتخاب می‌شود. در این پژوهش، برای استفاده از مدل کاپولای متغیر با زمان، از مفهوم پنجره لغزشی با اندازه ۲۵۲ نمونه (یک ساله) برای داده‌های روزانه استفاده می‌شود. با در نظر گرفتن این مفهوم، مدل کاپولای متغیر با زمان به شکل زیر است:

$$F(\varepsilon_{۱t}, \varepsilon_{۲t}, \dots, \varepsilon_{nt}) = C_t(F_{۱t}(\varepsilon_{۱t}), F_{۲t}(\varepsilon_{۲t}), \dots, F_{nt}(\varepsilon_{nt}); \theta_t) \quad (٤)$$

که در آن θ_t پارامتر همبستگی در پنجره t ام و ε_{it} ترم پسماند مدل GARCH است. با استفاده از پنجره لغزشی با ۲۵۲ نمونه به تخمین مقدار همبستگی در اولین پنجره با استفاده از

تخمین‌گر حداکثر درست‌نمایی[۱] (CML) پرداخته می‌شود. این تابع به صورت زیر قابل تعریف است (گروسمس و پون[۲]، ۲۰۱۵):

$$\hat{\theta}_{1} = argmax \frac{1}{K} \sum_{i=1}^{K} log\left(c\left(\hat{F}_{1}(\eta_{1,i}), \ldots, \hat{F}_{1}(\eta_{n,i})\right); \theta\right) \quad (۵)$$

که در آن K اندازه پنجره (در اینجا ۲۵۲) است. معادله فوق از نوع حداکثرسازی است و برای حل آن از الگوریتم فرابتکاری PSO استفاده خواهد شد. این روش به تعداد n-۲۵۱ مرتبه تکرار شده (n: تعداد مشاهدات) و به همین تعداد θ_i بدست می‌آید.

جدول ۲. اطلاعات مدل‌های مختلف کاپولا

تابع کاپولا	پارامتر	دامنه پارامتر	تابع مولد	وابستگی دم پایین	وابستگی دم _ بالا
نرمال	ρ	$(-1,1)$	---	۰	۰
تی- استیودنت	ρ	$\rho \in (-1,1)$	ρ ----	$2t_{v+1}\left(-\sqrt{\frac{(v+1)(1-\rho)}{1+\rho}}\right)$	$2t_{v+1}\left(-\sqrt{\frac{(v+1)(1-\rho)}{1+\rho}}\right)$
کلایتون	θ	$(0,\infty)$	$\frac{t^{-\theta}-1}{\theta}$	$2^{-\frac{1}{\theta}}$	۰
گامبل	θ	$(1,\infty)$	$(-\ln t)^{\theta}$	۰	$2-2^{\frac{1}{\theta}}$
فرانک	θ	$\theta \in R-\{0\}$	$-\ln\left(\frac{e^{-\theta t}-1}{e^{-\theta}-1}\right)$	۰	۰

منبع: نتایج تحقیق

---

[۱]- Canonical Maximum Likelihood

[۲]- Grossmass & Poon

۱. کاپولای نرمال

تابع کاپولای گوسی[۱] یا نرمال توسط ما[۲] و همکاران(۲۰۱۳) به‌صورت زیر تعریف شده است:

$$C^{\mathrm{Ga}}(u,v;\rho)=\phi_\rho(\phi^{-1}(u),\phi^{-1}(v)) \quad (۶)$$

که ϕ_ρ تابع توزیع استاندارد نرمال دو متغیره با ضریب همبستگی $\rho\in(0,1)$ است. برای این خانواده کاپولا، تابع توزیع توأم و چگالی توأم ار معادله زیر حاصل می‌شود:

$$\begin{cases} C^{Ga}(u,v;\rho)=\int_{-\infty}^{\phi^{-1}(u)}\int_{-\infty}^{\phi^{-1}(v)}\frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}}exp\left(\frac{2uv-u^2-v^2}{2(1-\rho^2)}\right) \\ c^{Ga}(u,v;\rho)=\frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}}\left(\frac{u^2+v^2}{2}+\frac{2uv-u^2-v^2}{1-\rho^2}\right) \end{cases} \quad (۷)$$

ضریب همبستگی رتبه‌ای کاپولای نرمال از رابطه زیر بدست می‌آید: (نلسن[۳]، ۲۰۰۶):

$$\tau=\frac{2}{\pi}arcsin\,\rho \quad (۸)$$

برای این کاپولا، وابستگی دم ـ پایین و بالا برابر صفر ($\lambda_L=0$، $\lambda_U=0$) است.

۲. کاپولای استیودنت ـ تی

کاپولای تی ـ استیودنت با درجه آزادی v به‌صورت زیر قابل تعریف است:

$$t_v(x)=\int_{-\infty}^{x}\frac{\Gamma\left((v+1)/2\right)}{\sqrt{\pi}\Gamma(v/2)}\left(1+\frac{s^2}{v}\right)^{-\frac{v+1}{2}}dsv \quad (۹)$$

تابع توزیع توأم دو متغیره این تابع کاپولا با ضریب همبستگی ρ نیز از رابطه زیر بدست می‌آید:

۱- Gaussian

۲ -Ma

۳ -Nelsen

$$T_{v,\rho}(x,y)=\int_{-\infty}^{x}\int_{-\infty}^{y}\frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}}\left(1+\frac{s^2+t^2-st\rho}{v(1-\rho^2)}\right)^{-\frac{v+2}{2}}dsdt \quad (10)$$

علاوه بر این، تابع توزیع کاپولای تی ـ استیودنت نیز بصورت زیر قابل محاسبه است (دوئارت و اوزاکی[1]، ۲۰۲۳):

$$C(u,v)=T_{v,\rho}\left(t_v^{-1}(u),t_v^{-1}(v)\right) \quad (11)$$

که $T_{v,\rho}$ توزیع دو متغیر، ρ ضریب همبستگی، v درجه آزادی و t_v^{-1} معکوس توزیع تک متغیره تی-استیودنت است. تابع ضریب همبستگی رتبه‌ای این کاپولا بصورت زیر قابل تعریف است: (نلسن، ۲۰۰۶):

$$\tau=\frac{2}{\pi}arcsin\,\rho \quad (12)$$

کاپولای تی ـ استیودنت بطور همزمان دارای وابستگی دنباله‌ای دم ـ بالا و دم ـ پایین است که از رابطه زیر بدست می‌آید (دوئارت و اوزاکی، ۲۰۲۳):

$$\lambda_U=\lambda_L=2t_{v+1}\left(\sqrt{\frac{(v+1)(1-\rho)}{1+\rho}}\right) \quad (13)$$

۳. کاپولای کلایتون

کاپولای کلایتون توسط کلایتون[2](۱۹۸۷) ارائه شد و تابع توزیع و تابع چگالی آن بصورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\begin{cases}C(u,v)=max\left((u^{-\theta}+v^{-\theta}-1)^{\frac{-1}{\theta}},0\right)\\ c(u,v)=(\theta+1)\left(u^{-\theta}+v^{-\theta}-1\right)^{\left(-2-\frac{-1}{\theta}\right)}(uv)^{(-\theta-1)},\qquad \theta\geq\end{cases} \quad (14)$$

سه ویژگی اصلی تابع کاپولای کلایتون عبارت است از (کلایتون، ۱۹۸۷):

- اگر $\theta\to 0$، در حالت توزیع‌های حاشیه‌ای مستقل از هم هستند.

۱- Ozaki & Duarte

۲ -Clayton

- اگر $\theta \to \infty$ ، در حالت تابع کاپولای کلایتون به کران بالایی فرشه ـ هافدینگ سوق پیدا می‌کند.
- تابع کاپولای کلایتون دارای وابستگی دم ـ پایین است.

تابع مولد کاپولای کلایتون به‌صورت زیر بیان شده است:

$$\varphi(t) = \frac{t^{-\theta} - ۱}{\theta} \quad (۱٤)$$

ضریب همبستگی رتبه‌ای کاپولای کلایتون برابر است با (نلسن، ۲۰۰۶):

$$\tau = \frac{\theta}{\theta + ۲} \quad (۱۵)$$

وابستگی دم ـ بالای تابع کلایتون برابر صفر ($\lambda_U = ۰$) و وابستگی دم ـ پایین آن برابر است با (کایلئوت و گوئنگان[۱]، ۲۰۰۵):

$$\lambda_L = ۲^{-\frac{۱}{\theta}} \quad (۱٦)$$

۴. تابع کاپولای گامبل

کاپولای گامبل در سال ۱۹۶۰ توسط گامبل ارائه شد و توابع توزیع و چگالی آن به‌صورت زیر تعریف شد:

$$\begin{cases} C(u,v) = exp\left(-\left((-\log u)^{\theta} + (\log v)^{\theta}\right)^{\frac{۱}{\theta}}\right), & \theta \geq ۱ \\ c(u,v) = \frac{\left([(-\log u)(-\log v)]^{\theta-۱}\right)}{uv}\left\{(\theta - ۱)\left[\left((-\log u)^{\theta} + (\right.\right.\right. \end{cases} \quad (۱۷$$

این کاپولا دارای ویژگی‌های زیر است (گامبل، ۱۹۶۰):

- اگر $\theta = ۱$، در حالت توزیع‌های حاشیه‌ای مستقل از هم می‌شوند.
- اگر $\theta \to \infty$، در حالت تابع کاپولای گامبل به کران بالایی فرشه ـ هافدینگ سوق پیدا می‌کند.
- تابع کاپولای گامبل تنها دارای وابستگی دم ـ بالا است.

۱- Guegan & Caillault

تابع مولد کاپولای گامبل نیز بصورت قابل تعریف است:

$$\varphi(t) = (-\ln t)^{\theta} \quad (۱۸)$$

ضریب همبستگی رتبه‌ای کاپولای گامبل برابر است با (نلسن، ۲۰۰۶):

$$\tau = \frac{\theta - ۱}{\theta} \quad (۱۹)$$

وابستگی دم ـ پایین تابع گامبل برابر صفر ($\lambda_L = ۰$) و وابستگی دم ـ بالای آن از رابطه زیر بدست می‌آید (کایلئوت و گوئگان، ۲۰۰۵):

$$\lambda_U = ۲ - ۲^{\frac{۱}{\theta}} \quad (۲۰)$$

۵. تابع کاپولای فرانک

تابع کاپولای فرانک، توسط فرانک[۱](۱۹۷۹) معرفی شد و دارای توابع توزیع و چگالی زیر است:

$$\begin{cases} C(u,v) = -\frac{۱}{\theta} ln\left(۱ + \frac{\left(e^{-\theta u} - ۱\right)\left(e^{-\theta v} - ۱\right)}{e^{-\theta} - ۱}\right), & \theta \in R - \{۰\} \\ c(u,v) = \frac{\theta e^{\theta(u+v)}\left(e^{\theta} - ۱\right)}{\left[e^{\theta(u+v)} - e^{\theta u} - e^{\theta v} + e^{\theta}\right]^{۲}} \end{cases} \quad (۲۱)$$

ویژگی‌های این تابع کاپولا بصورت زیر است:

- اگر $\theta > ۱$، در این حالت، وابستگی مثبت است.
- اگر $\theta \to \infty$، در این حالت تابع کاپولای فرانک به سمت کران بالایی فرشه ـ هافدینگ سوق پیدا می‌کند.
- اگر $\theta \to -\infty$، در این حالت تابع کاپولای فرانک به سمت کران پایینی فرشه ـ هافدینگ سوق پیدا می‌کند.
- اگر $\theta \to ۰$، در این حالت بیانگر استقلال بین توزیع‌های حاشیه‌ای است.
- اگر $\theta < ۰$، در این حالت وابستگی منفی است.

تابع مولد کاپولای فرانک نیز عبارت است از:

$$\varphi(t) = -\ln\left(\frac{e^{-\theta t} - ۱}{e^{-\theta} - ۱}\right) \quad (۲۲)$$

---

[۱] -Frank

ضریب همبستگی رتبه‌ای کاپولای نیز برابر است با (نلسن، ۲۰۰۶):

$$\tau = ۱ - \frac{۴}{\theta}[۱ - D_۱(\theta)] \quad (۲۳)$$

که در آن D_k بیانگر تابع دبای[۱] است:

$$D_k(x) = \frac{k}{x}\int_{.}^{x} \frac{t^k}{(e^t - ۱)}dt \quad (۲٤)$$

تابع کاپولای گامبل دارای وابستگی دم ـ پایین و بالای برابر صفر ($\lambda_L = ۰$، $\lambda_U = ۰$) است (کایلئوت و گوئگان، ۲۰۰۵).

به منظور انتخاب مناسب‌ترین مدل کاپولای متغیر با زمان، از دو معیار اطلاعاتی آکائیک (AIC)و بیزین (BIC) استفاده می‌شود که به‌صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$\mathrm{AIC} = -۲\mathrm{CML} + ۲k \quad (۲۵)$$
$$\mathrm{BIC} = -۲\mathrm{CML} + log(n) \times k$$

که در آن، k نشان‌دهنده تعداد پارامترهای هر یک از مدل‌های کاپولا است. مدلی که دارای کمترین مقدار AIC و BIC باشد، به عنوان بهترین مدل در نظر گرفته می‌شود.

۳.۲.۳. مرحله سوم: محاسبه WCVaR و Sharp Ratio پرتفولیو

پایه‌های نظری مدل میانگین ـ واریانس (MV) که انقلابی در مدیریت نوین پرتفوی محسوب می‌شود، نخستین بار توسط مارکوویتز (۱۹۵۲) در قالب مقاله بنیادین «انتخاب پرتفوی» ارائه شد. این مدل با معرفی رویکردی کمّی، تحولی اساسی در تحلیل تصمیم‌گیری‌های سرمایه‌گذاری ایجاد نمود. سرمایه‌گذاران منطقی همواره به دنبال دستیابی به حداقل ریسک برای سطح مشخصی از بازدهی یا حداکثر بازدهی برای یک سطح مشخص از ریسک هستند تا از طریق تشکیل یک پرتفولیوی بهینه، انتظارات خود را به حداکثر برسانند. هدف اصلی مدل MV، ایجاد توازن بین حداکثرسازی بازدهی و حداقل‌سازی ریسک است که به‌عنوان یک مسئله بهینه‌سازی چندهدفه فرمول‌بندی می‌شود:

---

[۱] -Debye function

$$min \sum_{i=۱}^{n} \sum_{j=۱}^{n} x_i x_j \sigma_{ij} \quad (۲۶)$$

$$max \sum_{i}^{n} x_i \mu_i$$

$$\text{s.t.} \quad \begin{cases} \sum_{i=۱}^{n} x_i = ۱ \\ ۰ \leq x_i \leq ۱, \forall i = ۱, \ldots, n \end{cases}$$

که در آن σ_{ij} کواریانس بین سهم i و سهم j است، x_i و x_j بیانگر نسبت مقدار اولیه، و μ_i بیانگر بازدهی مورد انتظار سهم i است.

برای تبدیل این مسئله چندهدفه به یک مسئله تک‌هدفه، چن و همکاران (۲۰۲۱) از ضریب گریز از ریسک λ استفاده کردند. این ضریب، ترجیحات سرمایه‌گذاران را در قبال ریسک و بازدهی منعکس می‌کند و مسئله بهینه‌سازی به شکل زیر بیان می‌شود:

$$min \lambda \left[\sum_{i=۱}^{n} \sum_{j=۱}^{n} x_i x_j \sigma_{ij} \right] - (۱ - \lambda) \sum_{i}^{n} x_i \mu_i \quad (۲۷)$$

$$\text{s.t.} \quad \begin{cases} \sum_{i=۱}^{n} x_i = ۱ \\ ۰ \leq x_i \leq ۱, \forall i = ۱, \ldots, n \end{cases}$$

که در آن ضریب گریز از ریسک λ بین صفر و ۱ است. $\lambda = 0$ بیانگر اینست که سرمایه گذار خیلی ریسک پذیر بوده و به دنبال بازدهی بیشینه بدون در نظر گرفتن ریسک است. در عوض، $\lambda = 1$ به معنای این است که سرمایه‌گذار خیلی ریسک گریز است و به دنبال حداقل کردن ریسک بدون در نظر گرفتن بازدهی است (لین[۱] و همکاران، ۲۰۲۱).

معیارهای متعددی برای سنجش ریسک وجود دارد. یکی از معیارهای متداول، ارزش در معرض ریسک (VaR) است؛ با این حال، این معیار با انتقادات متعددی مواجه شده است، زیرا یک معیار منسجم از ریسک محسوب نمی‌شود و تنها یک صدک از توزیع زیان را نشان می‌دهد،

---

[۱] -Lin

بدون اینکه به زیان‌های بالقوه در نواحی دم توزیع (شرایط بحرانی) توجه داشته باشد. به همین دلیل، ارزش در معرض ریسک شرطی (CVaR) توسط زگو[۱](۲۰۰۵) بهعنوان جایگزینی برای VaR پیشنهاد شد. CVaR به عنوان یک معیار ریسک منسجم، قابلیت ارزیابی دقیقتری از زیان‌های انتهایی توزیع نسبت به VaR دارد. در ادامه این روند، رستم و کاکوریس[۲](۲۰۱۴) مفهوم کاپولا-CVaR را معرفی کردند و در نهایت، این مفهوم را به کاپولا-بدترین حالت CVaR (WCVaR) توسعه دادند که در سناریوهای بحرانی، ارزیابی دقیق‌تری از ریسک ارائه می‌دهد.

تعریف VaR. بردار $\mathbf{w} \in \mathrm{W} \subset \mathbb{R}^m$ به عنوان بردار متغیرها، و $\mathbf{u} \in \mathrm{I}^m$ به عنوان یک بردار تصادفی، $\tilde{g}(\mathbf{w},\mathbf{u})$ را تابع هزینه و $\mathbf{F}(\mathbf{x}) = (F_1(x_1), \cdots, F_n(x_n))^T$ مجموعه توزیع‌های حاشیه که در آن $\mathbf{u} = \mathbf{F}(\mathbf{x})$ در نظر بگیریم. علاوه بر این، فرض کنیم که $\mathbf{u}$ دارای توزیع پیوسته با تابع کاپولای $C(.)$ باشد. در اینصورت برای سطح اطمینان β خواهیم داشت:

$$VaR_\beta(\boldsymbol{w}) = min\{\alpha \in \mathbb{R}: C(\boldsymbol{u}|\tilde{g}(\boldsymbol{w},\boldsymbol{u}) \leq \alpha) \geq \beta\} \qquad (۲۸)$$

تعریف CVaR. با داشتن $\mathbf{w}$، $\mathbf{u}$، $\mathbf{F}(\mathbf{x})$ و $\tilde{g}(\mathbf{w},\mathbf{u})$ در تعریف VaR، در سطح اطمینان β داریم:

$$CVaR_\beta(\boldsymbol{w}) = \frac{۱}{۱-\beta}\int_{\tilde{g}(\boldsymbol{w},\boldsymbol{u}) \geq VaR_\beta(w)} \tilde{g}(\boldsymbol{w},\boldsymbol{u})c(\boldsymbol{u})d\boldsymbol{u} \qquad (۲۹)$$

تعریف WCVaR. WCVaR برای یک $\mathbf{w} \in \mathrm{W} \subset \mathbb{R}^m$ ثابت در سطح اطمینان β برحسب $C(.)$ بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$WCVaR_\beta(\boldsymbol{w}) = sup_{c(.)\in C}\, C\,VaR_\beta(\boldsymbol{w}) \qquad (۳۰)$$

ضریب شارپ یا Sharpe ratio معیاری است که برای ارزیابی عملکرد سرمایه‌گذاری استفاده

---

[۱] -Szegö

[۲] -Rustem & Kakouris

می‌شود. این معیار نسبت بین بازده سرمایه‌گذاری به ریسک آن را نشان می‌دهد. برای محاسبه ضریب شارپ، ابتدا بازده پرتفولیو منهای ریسک بازدهی بدون رسسک (نرخ بهره بانکی) به دست می‌آید. سپس این مقدار تقسیم بر انحراف معیار آن می‌شود. مقدار حاصله نشان دهنده بازدهی اضافی سرمایه گذاری نسبت به ریسک متوسط آن است. ضریب شارپ بالا نشان دهنده این است که سرمایه گذاری با بازدهی بیشتر در مقایسه با ریسک متوسط خود دارد (خورشید[۱] و همکاران، ۲۰۲۵). فرمول محاسبه این نسبت به صورت زیر است:

$$\text{SharpRatio} = \frac{R_p - R_f}{\sigma(R_p - R_f)} \quad (۳۱)$$

که در آن R_p بازدهی پرتفولیو، R_f بازدهی بدون ریسک و σ انحراف استاندارد است.

٤.۲.۳. مرحله چهارم: بهینه‌سازی چندهدفه

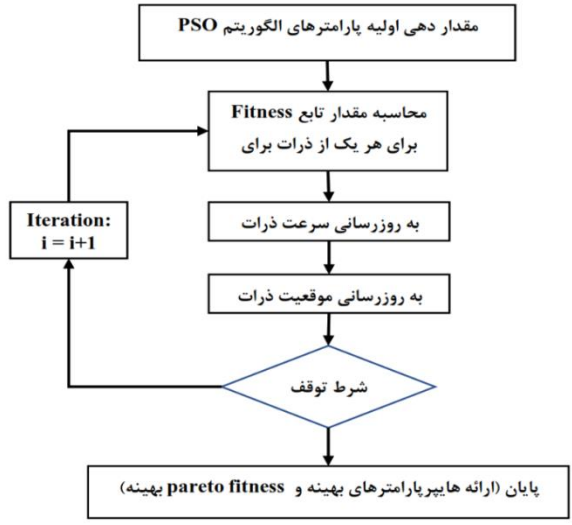
بهینه‌سازی پرتفولیو در این تحقیق بصورت همزمان و یکپارچه با تخمین پارامتر وابستگی متغیر با زمان مدل کاپولا و وزن پرتفولیو با استفاده از الگوریتم MOPSO، با در نظر گرفتن تابع دو هدفه زیر انجام می‌شود:

$$\text{Fitenss} = \begin{cases} \min WCVaR \\ \max SharpRatio \end{cases} \quad (۳۲)$$

شماتیک روش بهینه‌سازی PSO در شکل ۲ نشان داده شده است. در الگوریتم PSO ابتدا پارامترها بصورت تصادفی (در فضای جستجو) مقداردهی اولیه می‌شوند، سپس به ازای این مقادیر ایجاد شده تابع برازندگی محاسبه می‌شود. سپس سرعت ذرات و موقعیت آنها به روز رسانی شده و مجدد تابع برازندگی محاسبه می‌شود. تا زمانی که شرط خاتمه (رسیدن به تعداد تکرار مشخص یا تلورانس مشخص) برقرار شود مراحل تکرار می‌شود تا الگوریتم به همگرایی برسید.

---

[۱]- Khurshid



شکل ۲. شماتیک الگوریتم PSO(نتایج تحقیق)

۵.۲.۳. متغیرهای پژوهشی

متغیرهای پژوهش حاضر در جدول ۳ نشان داده شده است. متغیرهای اصلی شامل قیمت بسته شدن، وابستگی حاشیه‌ای، WCVaR، و نسبت شارپ مورد بررسی قرار گرفته‌اند. قیمت بسته شدن به‌عنوان متغیر مستقل و کمی، از داده‌های روزانه بازار بورس استخراج شده و پایه‌ای برای تحلیل‌های بعدی فراهم می‌کند. وابستگی حاشیه‌ای، که به‌عنوان متغیر وابسته میانی و کمی در نظر گرفته شده است، با استفاده از مدل کاپولا محاسبه می‌شود و ساختار وابستگی بین بازدهی سهام را مدل‌سازی می‌کند. WCVaR، به‌عنوان متغیر وابسته و کمی، ریسک‌های افراطی را در شرایط بحرانی بازار ارزیابی می‌کند و با استفاده از مدل ارزش در معرض ریسک شرطی در بدترین حالت محاسبه می‌شود. نسبت شارپ نیز به‌عنوان متغیر وابسته و کمی، عملکرد پرتفوی را از طریق نسبت بازدهی مورد انتظار به انحراف استاندارد بازدهی مورد انتظار اندازه‌گیری می‌کند و نشان‌دهنده بازدهی اضافی به ازای هر واحد ریسک است. این متغیرها در کنار یکدیگر، چارچوبی جامع برای تحلیل ریسک و بازدهی پرتفوی ایجاد می‌کنند و به سرمایه‌گذاران کمک می‌کنند تا تصمیم‌گیری‌های بهینه‌تری در مواجهه با نوسانات بازار داشته باشند.

جدول ۳. متغیرهای پژوهش

عنوان متغیر	نقش متغیر	نوع متغیر	نحوه اندازه‌گیری	مقیاس
قیمت بسته شدن	مستقل	کمی پیوسته	--	--
وابستگی حاشیه‌ای	وابسته (میانی)	کمی پیوسته	مدل کاپولا	--
WCVaR	وابسته	کمی پیوسته	مدل ارزش در معرض ریسک شرطی	۰ تا ۱
Sharp Ratio	وابسته	کمی پیوسته	نسبت بازدهی مورد انتظار بر انحراف استاندارد بازدهی مودر انتظار	۰ تا ۱

منبع: نتایج تحقیق

۳. یافته‌های تحقیق

در این تحقیق، داده‌های قیمت پایانی ۱۱۷ شرکت پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران طی بازه زمانی ۲۰۱۲ (۱۳۹۱) تا ۲۰۲۴ (۱۴۰۲) مورد تحلیل قرار گرفته است. در مجموع، ۲۸۹۸ مشاهده از قیمت پایانی شرکت‌ها جمع‌آوری شد که میانگین قیمت پایانی برابر با ۳۵۹۲.۹۳ ریال و انحراف معیار آن ۴۳۶۷.۹۴ ریال محاسبه گردید. انحراف معیار بالا نشان‌دهنده پراکندگی قابل توجه قیمت‌ها در بین شرکت‌هاست، به طوری که کمینه قیمت پایانی ۱۹۶.۷۱ ریال و بیشینه آن به ۱۵۷۲۵.۳۳ ریال رسیده است. این اختلاف چشمگیر بین کمترین و بیشترین قیمت، حاکی از تنوع گسترده ارزش بازار شرکت‌های حاضر در نمونه است.

توزیع قیمت‌های پایانی از طریق هیستوگرام (شکل ۳) بررسی شد. این نمودار نشان می‌دهد که بیشترین فراوانی قیمت‌ها در محدوده پایینتر (زیر ۴۰۰۰ ریال) متمرکز است، در حالی که تعداد محدودی از شرکت‌ها به سطوح قیمتی بسیار بالاتر (بالای ۱۰۰۰۰ ریال) دست یافته‌اند. این الگو با مقادیر چارک‌ها نیز تأیید می‌شود (جدول ۴):

- ۲۵٪ از داده‌ها زیر ۴۱۵.۱۱ ریال (چارک اول)،
- ۵۰٪ زیر ۵۹۸.۱۶ ریال (میانه)،
- و ۷۵٪ زیر ۷۲۰۶.۷۱ ریال (چارک سوم) قرار دارند.

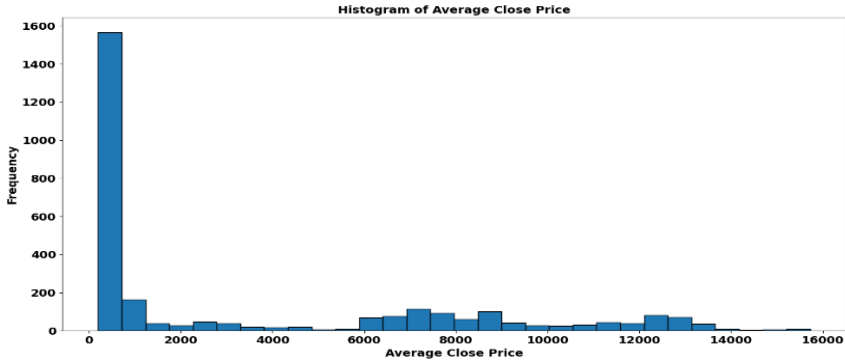
اختلاف فاحش بین میانه (۵۹۸.۱۶) و میانگین (۳۵۹۲.۹۳) و همچنین چارک سوم (۷۲۰۶.۷۱) و

بیشینه (۱۵۷۲۵.۳۳)، گویای چولگی شدید به سمت راست در توزیع داده‌هاست. این امر ناشی از وجود تعداد محدودی شرکت با قیمت‌های بسیار بالا است که میانگین را به شکل معناداری تحت تأثیر قرار داده‌اند. چنین توزیعی لزوم استفاده از روش‌های آماری مقاوم به ناهنجاری‌ها (مانند مدل‌های مبتنی رویارویی با ریسک در بدترین حالت) را در تحلیل پرتفولیو توجیه می‌کند. از سوی دیگر، نمودار سری زمانی شکل ۴ روند تغییرات میانگین قیمت پایانی را از سال ۲۰۱۲ تا ۲۰۲۴ نشان می‌دهد. این نمودار بیانگر نوسانات قابل توجه در بازه‌های مختلف است:

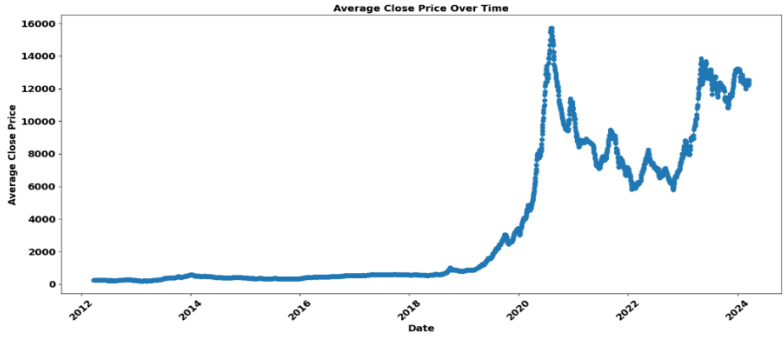
- افزایش تدریجی قیمت‌ها از سال ۲۰۱۲ تا ۲۰۱۶،
- رشد شتابان از سال ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۲ (با اوجگیری در ۲۰۲۲)،
- و کاهش نسبی در سال‌های اخیر (۲۰۲۳-۲۰۲۴).

این نوسانات می‌تواند تحت تأثیر عوامل کلان اقتصادی، تحولات بازار سرمایه ایران، یا تغییرات در ارزش ذاتی شرکت‌ها باشد.

پراکندگی بالا و چولگی داده‌ها ضرورت استفاده از مدل‌های ریسک پویا (مانند GARCH-dCopula) را تقویت می‌کند، چرا که مدل‌های ایستا قادر به انعکاس تغییرپذیری شدید و وابستگی‌های غیرخطی بین دارایی‌ها نیستند. از سوی دیگر، وجود داده‌های پرت در سطوح قیمتی بالا، لزوم به‌کارگیری معیارهای ریسک محافظه‌کارانه مانند WCVaR را برجسته می‌سازد تا اثرات سناریوهای بحرانی در بهینه‌سازی پرتفولیو در نظر گرفته شود. هچنین نوسانات زمانی قیمت‌ها اهمیت به‌روزرسانی پویای پارامترهای مدل (با تکنیک پنجره لغزشی) و ادغام معیارهای چندهدفه (نظیر نسبت شارپ) را برای دستیابی به توازن بین بازده و ریسک در شرایط واقعی بازار تأیید می‌کند.



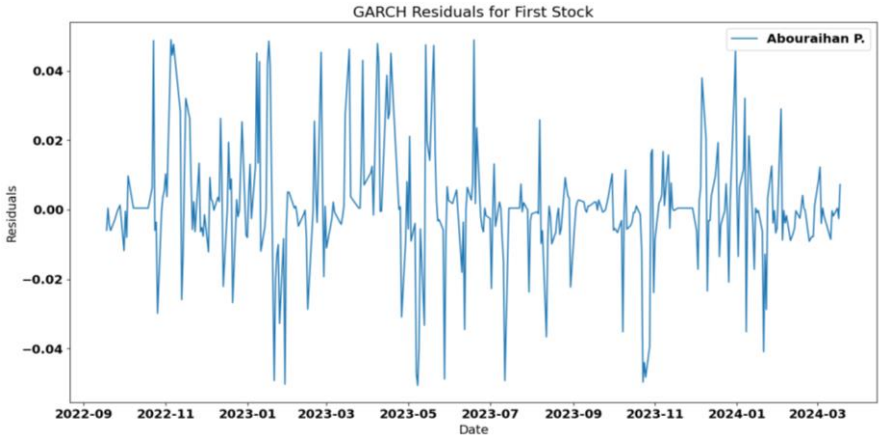
شکل ۳. نمودار هیستوگرام قیمت شرکت‌های مورد مطالعه(خروجی نرم افزار)



شکل ٤. میانگین قیمتی شرکت‌های مورد مطالعه.

جدول ٤. آمار توصیفی میانگین سری زمانی قیمت بسته شدن سهام

پارامتر	مقدار (ریال)
میانگین	۳۵۹۲.۹۲۶
انحراف استاندارد	۴۳۶۷.۹۳۵
کمینه	۱۹۶.۷۱۴۳
چارک اول	۴۱۵.۱۰۹۸
چارک دوم	۵۹۸.۱۶۳۷
چارک سوم	۷۲۰۶.۷۰۶
بیشینه	۱۵۷۲۵.۳۳



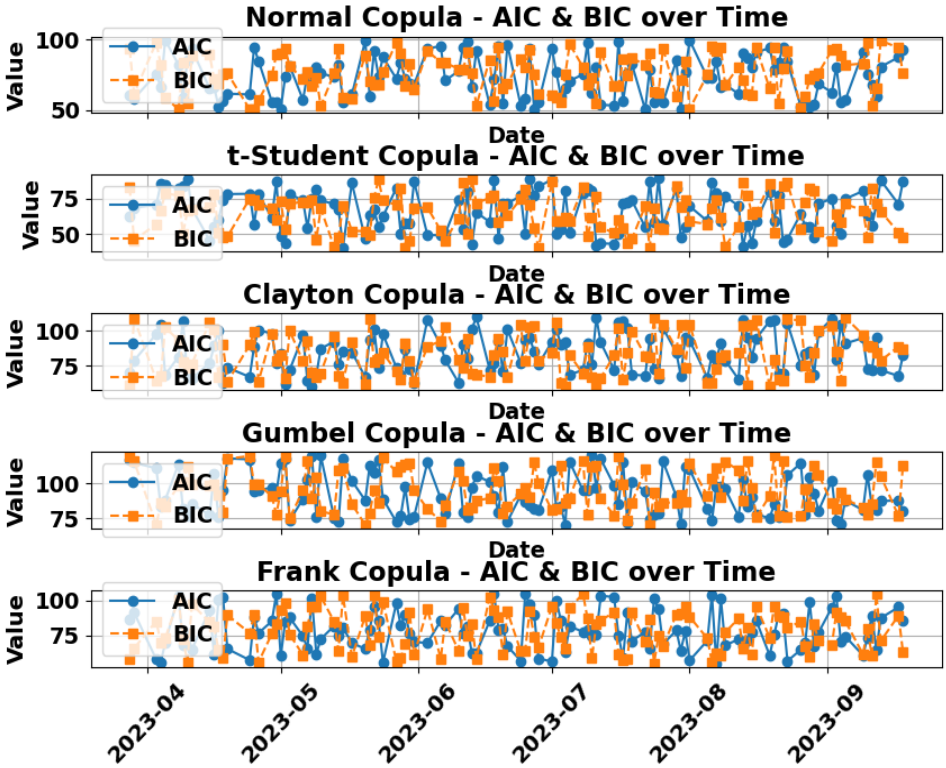
شکل ۵. سری زمانی ترم پسماند مدل GARCH برای شرکت دارویی ابوریحان.

فرآیند مدل‌سازی ریسک پرتفولیو با محاسبه بازدهی لگاریتمی سهام آغاز شد. این معیار به دلیل ویژگی‌های مطلوبی مانند تقارن و حذف اثر مقیاس، به عنوان پایه‌ای برای تحلیل نوسانات انتخاب گردید. در گام بعدی، مدل GARCH برای توصیف نوسانات شرطی بازدهی هر سهم برازش داده شد. مدل GARCH(۱,۱) به دلیل سادگی و توانایی در اثرات پایدار نوسانات، به عنوان چارچوب پایه انتخاب گردید. پس از برازش مدل، سری زمانی پسماندهای استانداردشده برای هر دارایی استخراج شد. این پسماندها، نوسانات باقیمانده پس از حذف اثرات خودهمبستگی و ناهمسانی واریانس را نشان می‌دهند و به عنوان ورودی اصلی برای مدل‌سازی وابستگی بین دارایی‌ها در مرحله بعد استفاده شدند. نمودار پسماندهای GARCH برای دارویی ابوریحان که در شکل ۵ ترسیم شده است، به عنوان نمونه‌ای نمایانگر از خروجی این مرحله ارائه شده است. این نمودار نشان می‌دهد که پسماندها حول میانگین صفر نوسان می‌کنند و هیچ الگوی باقیمانده‌ای (مانند خوشه‌بندی نوسانات یا روند) در آنها مشاهده نمی‌شود. این نتیجه، نشان‌دهنده کفایت مدل GARCH در توصیف نوسانات شرطی بازدهی این سهم است.

هر یک از کاپولاها ویژگی‌های منحصر به فردی در توصیف ساختار وابستگی بین متغیرها ارائه می‌دهند که انتخاب بهینه آن‌ها را به شرایط بازار وابسته می‌سازد. کاپولای نرمال: وابستگی متقارن و خطی را مدل می‌کند. این کاپولا فاقد توانایی در وابستگی‌های دم‌سنگین است و برای

بازارهای با نوسانات ملایم مناسب است. کاپولای تی ـ استیودنت وابستگی متقارن اما با ضخامت دم‌های مشترک (دم‌سنگین) را توصیف می‌کند. این مدل برای دوره‌هایی که احتمال رخداد شوک‌های همزمان در بازدهی دارایی‌ها بالا است، کاربرد دارد. کاپولای کلایتون وابستگی نامتقارن با تمرکز بر دم پایینی را مدل می‌کند. این کاپولا برای شرایطی که همبستگی بین دارایی‌ها در زمان کاهش شدید قیمت‌ها افزایش می‌یابد، مناسب است. کاپولای گامبل وابستگی نامتقارن با تمرکز بر دم بالایی را توصیف می‌کند. این مدل در بازارهای صعودی شدید یا هنگام افزایش همزمان قیمت‌ها کارایی بالایی دارد. کاپولای فرانک وابستگی متقارن را بدون وجود اثر دم‌سنگین مدل می‌کند. این کاپولا برای داده‌هایی با وابستگی ضعیف تا متوسط و توزیع‌های فاقد داده‌های پرت شدید مناسب است. با استفاده از تکنیک پنجره لغزشی (طول پنجره: ۲۵۲ روز)، پارامترهای هر کاپولا به صورت متغیر با زمان برآورد شدند و در هر بازه، مدلی که کمترین مقادیر AIC و BIC را داشت، به عنوان بهینه انتخاب گردید (شکل ۶). نمودار پسماندهای استانداردشده GARCH برای دارویی ابوریحان (شکل ۵) نشان می‌دهد که توزیع خطاها به نرمال نزدیک است. این نتیجه، فرضیات پایه کاپولاهای نرمال و فرانک را تقویت می‌کند. با این حال، در بازه‌هایی که چولگی یا کشیدگی در پسماندها مشاهده شد (مانند ۲۰۲۰-۲۰۲۱)، مدل‌های تی ـ استیودنت و کلایتون به دلیل انعطاف در مدل‌سازی دم‌ها، برتری واضحی یافتند. مقدار میانگین معیارهای AIC و BIC کاپولاها نیز در جدول ۶ نشان داده شده است. بر اساس این جدول، کاپولای تی ـ استیودنت به عنوان مدل برتر انتخاب می‌شود، زیرا کمترین مقادیر AIC و BIC را دارد. با این حال، تفاوت بین کاپولای نرمال، فرانک، و گامبل کم است، که نشان می‌دهد این سه مدل عملکرد مشابهی در این داده‌ها دارند. در صورت نیاز به مدل‌سازی وابستگی‌های پیچیده‌تر (مانند دم‌سنگین یا نامتقارن)، کاپولای گامبل یا فرانک نیز می‌توانند گزینه‌های مناسبی باشند.

بنابراین، انتخاب پویا نشان داد که هیچ مدل کاپولایی به تنهایی برای تمام شرایط بازار مناسب نیست. ترکیب پنجره لغزشی با معیارهای AIC/BIC، انعطاف لازم برای تطبیق با ساختارهای وابستگی متغیر را فراهم می‌کند.



شکل ٦. مقادیر معیارهای AIC و BIC مدل‌های کاپولای مورد مطالعه در طول زمان.(خروجی نرم افزار)

جدول ٦. مقادیر میانگین معیارهای AIC و BIC مدل‌های کاپولای مورد مطالعه

مدل کاپولا	میانگین AIC	میانگین BIC
نرمال	۷۲.۲۹	۷۶.۷۸
گامبل	۹۵.۷۷	۹۴.۹۴
فرانک	۷۸.۱۴	۸۰.۲۱
کلایتون	۸۶.۲۱	۸۵.۶۶
تی ـ استیودنت	۶۵.۷۹	۶۵.۸۸

منبع: نتایج تحقیق

پس از محاسبه وابستگی‌های پویا توسط مدل کاپولای پویا که توسط الگوریتم PSO بهینه می‌شود، نتایج حاصل از پیاده‌سازی الگوریتم PSO برای بهینه‌سازی همزمان دو معیار نسبت

شارپ و WCVaR ارائه می‌شود. این تحلیل بر اساس خروجی‌های نموداری و جدولی صورت گرفته است که شامل نمودار پرتو (Pareto Front)، جدول وزن‌های بهینه پرتفولیو، و نمودار همگرایی الگوریتم می‌باشد. در ادامه، هر یک از این اجزا به تفصیل بررسی شده و پیامدهای کاربردی آن‌ها در مدیریت پرتفولیو تشریح می‌گردد.

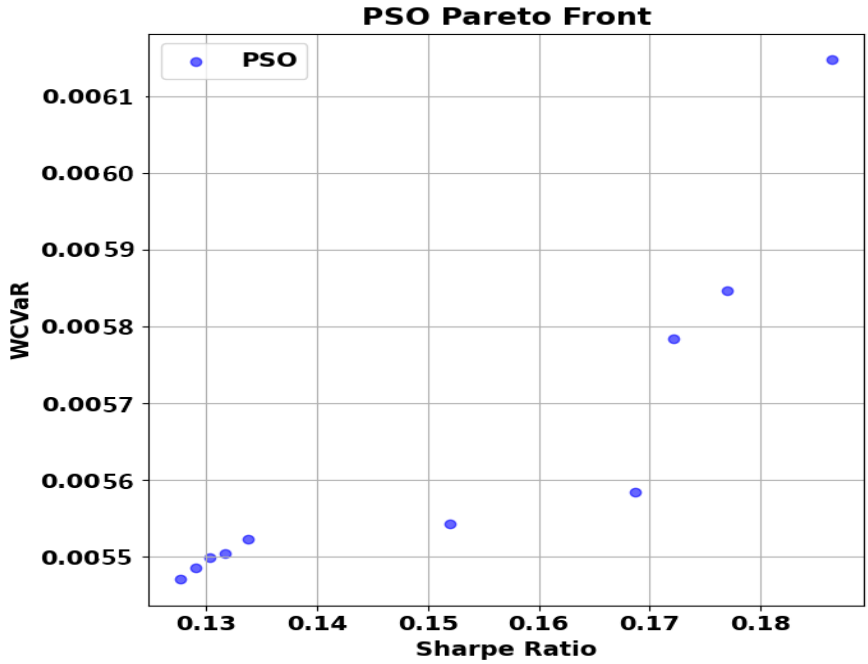
نمودار پرتو که در شکل ۷ نمایش داده شده است، مجموعه‌ای از پرتفولیوهای بهینه را نشان می‌دهد که در آن هیچ یک از راه‌حل‌ها بر دیگری برتری کامل ندارد. به عبارت دیگر، بهبود یک معیار (مثلاً کاهش ریسک) تنها با کاهش در معیار دیگر (مثلاً بازده) امکان‌پذیر است. این نمودار به سرمایه‌گذاران اجازه می‌دهد تا بر اساس سطح ریسک‌پذیری و انتظارات بازدهی، بهترین ترکیب دارایی را انتخاب کنند.

- منطقه کم‌ریسک (سمت چپ نمودار): پرتفولیوهای این ناحیه دارای WCVaR پایین و نسبت شارپ کم هستند. این ترکیبات عموماً شامل سهام شرکت‌های با نوسانات کم، نظیر صنایع دارویی و مصرفی می‌شوند که در دوره‌های بحرانی ثبات بیشتری نشان می‌دهند.
- مطنقه متوازن (مرکز نمودار): پرتفولیوهای این بخش، توازنی بین ریسک و بازده ایجاد می‌کنند. WCVaR در این ناحیه بین ۳.۴٪ تا ۳.۶٪ و نسبت شارپ بین ۱.۱ تا ۱.۲ است. وزن دارایی‌ها در این حالت به صورت ترکیبی از سهام با نوسانات متوسط (مانند بانک‌ها و خودروسازان) و درصد کمتری از سهام پرنوسان (مانند فناوری) اختصاص می‌یابد.
- منطقه پرریسک (سمت راست نمودار): این پرتفولیوها با WCVaR بالا (بالای ۳.۶٪) و نسبت شارپ قابل توجه (۱.۴ تا ۱.۳۵) مشخص می‌شوند. سهام حاضر در این ترکیبات عمدتاً متعلق به صنایع پرنوسان است که پتانسیل بازدهی کوتاه‌مدت بالایی دارند.

سرمایه‌گذاران محافظه‌کار می‌توانند پرتفولیوهای سمت چپ را انتخاب کنند، در حالی که سرمایه‌گذاران تهاجمی با تحمل ریسک بالا، گزینه‌های سمت راست را ترجیح می‌دهند. این انعطاف‌پذیری، نشان‌دهنده قدرت رویکرد چندهدفه در پاسخگویی به نیازهای متنوع بازار است.

جدول وزن‌های بهینه که ترکیب دارایی‌های برتر را نشان می‌دهد در (جدول ۷) نشان داده شده

است. این جدول، توزیع وزن سه پرتفولیوی شاخص (کم‌ریسک، متوازن، و پرریسک) را نشان می‌دهد. پرتفولیو متوازن، به دلیل توزیع وزن هوشمندانه، بیشترین تقاضا را در بین سرمایه‌گذاران نهادی دارد. در مقابل، پرتفولیو پرریسک، جذابیت بالایی برای معامله‌گران کوتاه‌مدت دارد که به دنبال سودهای سریع هستند.



شکل ۷. نمودار پرتو الگوریتم PSO(خروجی نرم افزار)

جدول ۷. وزن بهینه پرتفولیوی سهام مورد مطالعه با الگوریتم PSO

نام سهم	وزن	نام سهم	وزن	نام سهم	وزن	نام سهم	وزن
Abouraihan P.	۰.۰۰۶	I. Pegah Dairy	۰.۰۱۵	Magsal Agri.	۰.۰۰۷	Shahroud Cement	۰.۰۰۰
Absal	۰.۰۰۹	I. T. Foundry	۰.۰۰۲	Melli Ind. Grp.	۰.۰۰۱	Shazand Petr.	۰.۰۰۶
Alborz Darou	۰.۰۱۷	Ind. & M. L.	۰.۰۱۰	Motorsazan	۰.۰۱۰	Shiraz Petr.	۰.۰۰۹
Aluminum R.	۰.۰۰۵	Ind. & Mine Inv	۰.۰۰۳	N. I. L. Z.	۰.۰۰۰	Sina Darou Lab.	۰.۰۱۰
Alvand Tile	۰.۰۰۲	Inf. Services	۰.۰۰۲	Nirou Moharreke	۰.۰۰۵	Sina Fin. Ins.	۰.۰۱۰
Ama	۰.۰۱۷	Insurance Inv.	۰.۰۰۶	Nirou Trans	۰.۰۰۹	Sina Tile	۰.۰۰۴
Amin Pharm.	۰.۰۰۱	Iran Amlah	۰.۰۱۷	Omid Inv. Mng.	۰.۰۱۳	Takceram	۰.۰۰۰
Atye Damavand	۰.۰۱۷	Iran Board	۰.۰۰۳	Oroumiyeh Cem.	۰.۰۱۴	Tehran Cement	۰.۰۰۰
Bahman Inv.	۰.۰۰۶	Iran Carbon	۰.۰۱۶	Pak Dairy	۰.۰۰۶	Tuka Trans.	۰.۰۱۱
Bahonar Copper	۰.۰۰۴	Iran Carton	۰.۰۰۵	Pars Darou	۰.۰۱۶	VAMCO	۰.۰۰۸
Bama	۰.۰۱۰	Iran China Clay	۰.۰۱۰	Pars Khazar	۰.۰۱۷	Zamyad	۰.۰۰۷
Behnoush Iran	۰.۰۱۱	Iran Combine	۰.۰۱۵	Pars Oil	۰.۰۱۶		
Behran Oil	۰.۰۱۷	Iran Ferr.	۰.۰۰۴	Pars Shahab	۰.۰۰۱		
Buali Inv.	۰.۰۱۵	Iran Glass Wool	۰.۰۱۵	Pars Switch	۰.۰۱۰		
Butane Group	۰.۰۰۴	Iran Khodro	۰.۰۱۷	Pars Tile	۰.۰۰۶		
Calcimine	۰.۰۰۳	Iran M. & P. M.	۰.۰۱۶	Parsian Bank	۰.۰۰۴		
Chadormalu	۰.۰۰۷	Iran Mineral P.	۰.۰۰۴	Pension Fund	۰.۰۰۹		
Chimidarou	۰.۰۰۴	Iran Mn. Mines	۰.۰۱۴	Petr. Tran.	۰.۰۰۹		
Darab Cement	۰.۰۰۳	Iran Motorcycle	۰.۰۰۶	Razak Lab.	۰.۰۰۶		
Daroupakhash I.	۰.۰۱۶	Iran Refract.	۰.۰۱۶	Razi P. Glasses	۰.۰۱۱		
Daroupakhsh P.	۰.۰۰۷	Iran Tire	۰.۰۰۷	S EN Bank	۰.۰۰۷		
Derakhshan Teh.	۰.۰۰۸	Iran Tractor	۰.۰۰۳	S I. N. C. Ind.	۰.۰۱۶		
Doroud Cement	۰.۰۰۵	Iran Yasa Tire	۰.۰۱۴	S Iran Transfo	۰.۰۰۸		
DPI	۰.۰۱۵	Isfahan Sugar	۰.۰۱۲	S Mellat Bank	۰.۰۱۰		
E. Kh. Shargh	۰.۰۰۵	Jaam Darou	۰.۰۱۲	S Mobarakeh Steel	۰.۰۰۶		
Exir Pharm.	۰.۰۱۶	Jaber Hayan P.	۰.۰۰۶	S North Drilling	۰.۰۰۹		
Fanavaran Petr.	۰.۰۰۹	Kalber Dairy	۰.۰۱۷	S Rayan Saipa	۰.۰۰۷		

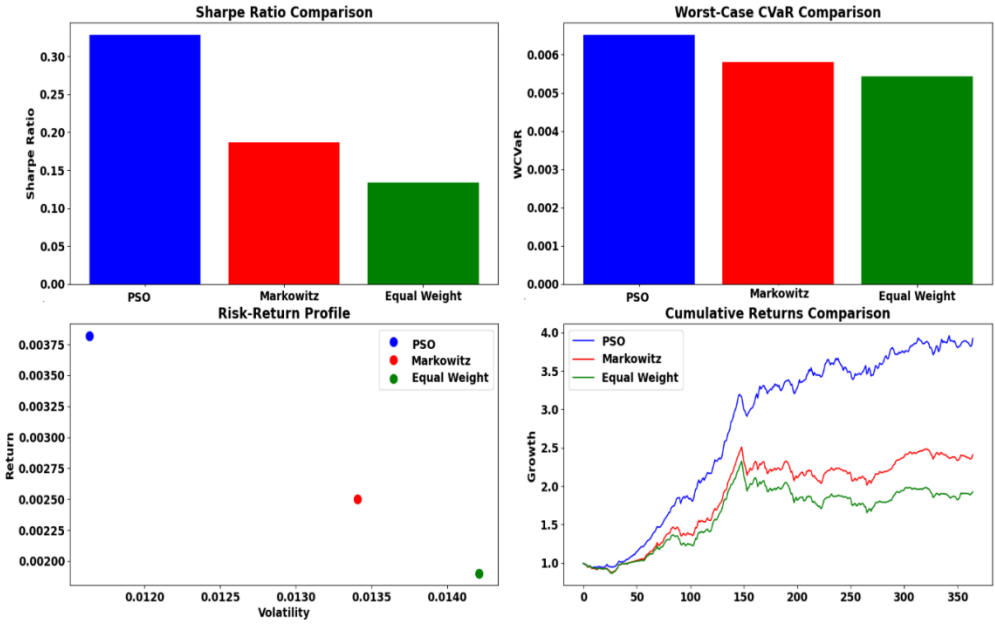
		۰.۰۱۰	S Saipa Inv.	۰.۰۰۷	Karafarin Bank	۰.۰۰۶	Fars Chem. Ind.
		۰.۰۰۷	S Saipa	۰.۰۱۶	Kaveh Paper	۰.۰۰۶	Ghadir Inv.
		۰.۰۱۴	S Tejarat Bank	۰.۰۱۶	Kerman Tire	۰.۰۰۰	Ghadir Kh. L.
		۰.۰۰۵	Saadi Tile	۰.۰۰۲	Kh. Pegah Dairy	۰.۰۱۰	Ghandi Cables.
		۰.۰۱۷	Saderat Bank	۰.۰۰۴	Khark Petr.	۰.۰۰۲	Gharb Cement.
		۰.۰۰۲	Sahand Rubber	۰.۰۱۶	Khouz. Steel	۰.۰۰۵	Ghazvin Sugar
		۰.۰۱۷	Sarma Afarin	۰.۰۰۹	Leasing Iran	۰.۰۰۰	Gol-E-Gohar.
		۰.۰۱۷	Sepah Inv.	۰.۰۰۵	Loghman Pharm.	۰.۰۰۲	Gorji Biscuit

منبع: نتایج تحقیق

به منظور اعتبارسنجی نتایج حاصل از روش پیشنهادی، نتایج حاصل از آن با رویکرد مارکویتز و پرتفوی با وزن مقایسه شد و در شکل ۸ ترسیم شد. در نمودار بالا ـ چپ که نسبت شارپ را نشان می‌دهد، مشخص است که پرتفوی PSO بالاترین مقدار شارپ را دارد و پس از آن، مدل مارکوئیتز قرار می‌گیرد. وزن مساوی کمترین نسبت شارپ را نشان می‌دهد. این امر بیانگر آن است که روش PSO، به ازای هر واحد ریسک، بازدهی بیشتری را کسب کرده و در این مقیاس کاراتر عمل کرده است. بااین‌حال، در نمودار بالا ـ راست که بدترین سناریوی CVaR را نشان می‌دهد (عدد پایین‌تر به معنای ریسک کمتری در شرایط بحرانی است)، پرتفوی وزن مساوی کمترین مقدار CVaR را دارد، سپس مارکویتز و در نهایت PSO در جایگاه سوم قرار می‌گیرد. بنابراین اگر اولویت اصلی سرمایه‌گذار، مصون ماندن از زیان‌های شدید در بدترین شرایط بازار باشد، پرتفوی وزن مساوی به نظر محافظه‌کارانه‌تر عمل می‌کند. در بخش پایین ـ چپ، «پروفایل ریسک ـ بازده» هر یک از پرتفوی‌ها نمایش داده شده است. نقطه متناظر با PSO، بالاترین بازده را نسبت به دو روش دیگر دارد و در عین حال، سطح ریسک آن نیز در مقایسه با مارکوئیتز اندکی متفاوت اما نزدیک است. مدل مارکویتز به لحاظ بازدهی کمی پایین‌تر از PSO قرار گرفته و پرتفوی وزن مساوی هم در بخش بازده پایین‌تر و هم با نوسان بالاتر قابل مشاهده است. این توزیع نقاط نشان می‌دهد که مدل PSO در مجموع توازن مناسبی بین ریسک و بازده ایجاد کرده و مارکویتز نیز با فاصله‌ای نه‌چندان زیاد، عملکرد قابل قبولی دارد. اما وزن مساوی با وجود ریسک نسبتاً بالاتر، بازده کمتری را نصیب سرمایه‌گذار می‌کند.

در نهایت، نمودار پایین ـ راست روند «بازده تجمعی» را در طول دوره مورد بررسی نشان می‌دهد. در این بخش، منحنی مربوط به PSO بالاترین بازده نهایی را به خود اختصاص داده است و پس از آن، مارکویتز در جایگاه دوم قرار می‌گیرد. منحنی وزن مساوی نیز کمترین بازده تجمعی را دارد. بنابراین می‌توان گفت در انتهای دوره، پرتفوی حاصل از PSO با بهره‌گیری از جست‌وجوی فراابتکاری چندهدفه توانسته است بازده نهایی بیشتری را ایجاد کند. به بیان دیگر، PSO در این بازه زمانی، رشد سرمایه بالاتری را در بلندمدت ارائه داده است؛ هرچند با توجه به معیار CVaR، ریسک زیان سنگین در شرایط بحرانی در این روش بالاتر گزارش شده است.

به طور خلاصه، هیچ‌یک از سه رویکرد، در تمامی معیارها بر دیگری به طور مطلق برتری ندارد و انتخاب بهترین روش تا حد زیادی وابسته به اولویت‌ها و سطح ریسک‌پذیری سرمایه‌گذار است. اگر معیار اصلی، کسب بالاترین نسبت شارپ باشد، PSO پیشتاز است. اگر سرمایه‌گذار بیش از هر چیز، نگران زیان‌های شدید باشد، پرتفوی وزن مساوی در سناریوهای بحرانی بهتر عمل می‌کند. در عین حال، اگر بازده تجمعی نهایی و رشد سرمایه در طول زمان برای سرمایه‌گذار اهمیت ویژه داشته باشد، PSO توانسته است بالاترین بازده را محقق سازد و نشان می‌دهد رویکرد چندهدفه آن در بهره‌گیری از هر دو معیار شارپ و WCVaR، ظرفیت مناسبی برای تولید پرتفوی‌های سودآورتر در شرایط معمول بازار فراهم کرده است؛ هرچند نیازمند تحمل ریسک بالاتر در بدترین سناریوها خواهد بود.



شکل ۸. مقایسه عملکرد روش پیشنهادی با مدل مارکوئیتز و پرتفوی با وزن یکسان(خروجی نرم افزار)

٤. بحث و نتیجه‌گیری

این پژوهش گامی بنیادین در مسیر تحول روش‌های بهینه‌سازی سبد سهام و مدیریت ریسک در بازارهای پویای مالی به شمار می‌رود. ما در این مطالعه با تلفیق دو روش پیشرفته مدل‌سازی GARCH-dCopula و تکنیک پنجره‌های متحرک، موفق به ارائه چارچوبی جامع برای شناسایی دقیق روابط پویا و نوسانات پیچیده بین دارایی‌های مالی شدیم. نوآوری کلیدی این تحقیق در طراحی سیستم یکپارچه‌ای است که از الگوریتم فراابتکاری PSO در چارچوب بهینه‌سازی چندهدفه استفاده می‌کند و به طور همزمان معیارهای اساسی عملکرد از جمله نسبت شارپ و WCVaR را در فرآیند تصمیم‌گیری دخیل می‌سازد. نتایج تجربی به دست آمده از آزمون‌های گسترده نشان می‌دهد که این رویکرد پیشرفته نه تنها در شرایط عادی بازار، بلکه در مواجهه با نوسانات شدید و بحران‌های مالی نیز عملکردی برتر از مدل کلاسیک مارکویتز از خود نشان می‌دهد. در واقع، قدرت اصلی این روش در توانایی آن برای انطباق پویا با تغییرات

بازار و ارائه راهکارهای بهینه در شرایط مختلف نهفته است. از منظر کاربردی، این سیستم قادر است با در نظر گرفتن ترجیحات فردی سرمایه‌گذاران از نظر سطح ریسک‌پذیری، ترکیب‌های دارایی‌ای ارائه دهد که از یک سو حداکثر بازدهی ممکن و از سوی دیگر حداقل ریسک قابل قبول را تضمین می‌کند. مزیت متمایز این پژوهش در ارائه راهکاری عملیاتی است که می‌تواند به صورت بلادرنگ به تغییرات بازار واکنش نشان داده و پرتفوی‌های بهینه‌شده را در اختیار سرمایه‌گذاران نهادی و حرفه‌ای قرار دهد. یافته‌های این مطالعه نه تنها مرزهای دانش در حوزه مالی کمّی را گسترش می‌دهد، بلکه ابزار قدرتمندی در اختیار مدیران سرمایه‌گذاری قرار می‌دهد تا در محیط‌های پرنوسان امروزی، تصمیم‌گیری‌های آگاهانه‌تری داشته باشند. این سیستم با ترکیب هوشمندانه آخرین پیشرفت‌های حوزه یادگیری ماشین و مالی کمّی، الگویی جدید را در مدیریت سبد سهام معرفی می‌کند که می‌تواند تحولی اساسی در صنعت سرمایه‌گذاری ایجاد کند.

در همین راستا، پیشنهاد می‌شود سیاست‌های حمایتی برای فناوری‌های مالی با ایجاد صندوق‌های نوآوری و برپایی آزمایشگاه‌های مشترک میان دانشگاه‌ها، بانک‌ها و شرکت‌های سرمایه‌گذاری پیاده‌سازی شود تا زمینه بهره‌برداری از مدل‌های پیشرفته مدیریت پرتفوی فراهم گردد. همچنین، از دیدگاه عملی توصیه می‌شود سرمایه‌گذاران از چارچوب‌های مدل‌سازی پویای ریسک همراه با الگوریتم PSO بهره ببرند تا بتوانند در مواجهه با نوسانات بازار و تغییرات ناگهانی شرایط اقتصادی، به انتخاب پرتفوی‌های بهینه دست یابند. برای گسترش کاربرد و بهبود عملکرد این مدل‌ها، پیشنهاد می‌شود در تحقیقات آتی به ادغام الگوریتم‌های بهینه‌سازی با مدل‌های یادگیری عمیق پرداخته شود و اثر داده‌های غیرساختاری مانند اخبار و شبکه‌های اجتماعی بر پیش‌بینی ریسک به تفصیل بررسی گردد. علاوه بر این، توسعه نسخه‌های هیبریدی از الگوریتم PSO استفاده از روش‌های یادگیری تقویتی می‌تواند زمان محاسبات را کاهش داده و دقت در تعیین وزن‌های بهینه توابع هدف را افزایش دهد. با توجه به ویژگی‌های منحصربه‌فرد بازار سرمایه ایران، نتایج حاصل از این پژوهش می‌تواند به عنوان الگویی عملی در سایر بازارهای مشابه مورد استفاده قرار گیرد و مسیر تحقیقات آینده در زمینه مدیریت ریسک و بهینه‌سازی پرتفوی را هموار سازد. در نهایت، این مطالعه نشان می‌دهد که ترکیب مدل‌سازی پویای ریسک با الگوریتم‌های فراابتکاری می‌تواند شکاف میان نظریه و عمل را کاهش داده و افق‌های نوینی را

برای مدیریت سرمایه در محیط‌های پیچیده و نامتوازن ارائه دهد؛ رویکردی که هم پژوهشگران و هم فعالان بازار می‌توانند از آن در تدوین استراتژی‌های موثر و راهبردی بهره‌مند شوند.

منابع

۱. ایازی، مهدی و ابطحی، سبدمهدی(۱۳۹۹)، ***بهینه‌سازی پرتفوی سهام با استفاده از رویکرد میانگین و نیم واریانس***، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه آزا د اسلامی، واحد مرودشت.

۲. تقی‌خواه‌خمامی، نسرین، صلاحی، مازیار(۱۳۹۸)، مدل استوار میانگین ـ واریانس مارکویتز، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه گیلان.

۳. داودی‌فر، نسیم(۱۳۹۹)، بهینه سازی مدل میانگین نیم واریانس در بازار مالی بین الملل توسط الگوریتم های PSO و GA و FA، *فصلنامه علمی تخصصی رویکردهای پژوهشی نوین در مدیریت و حسابداری*، ۴(۴۸): (۱۳۹۹) , ۱۴-۱.

۴. رضاشاطری، مریم؛ نصری، محمد؛ زینالی، مهدی. (۱۴۰۳). ارائه الگوی بهینه سبد سهام از طریق محدودیت تسلط تصادفی و کاهش ریسک گریزی مطلق، ***فصلنامه علمی اقتصاد و بانکداری اسلامی***، شماره ۴۶، ۲۲۷-۲۵۲.

۵. واعظی، فرشته و همکاران(۱۴۰۰)، ***بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری بر مبنای توسعه مدل کوله پشتی***، رساله دکتری، رشته مهندسی صنایع، دانشگاه علم و صنعت ایران.

۶. Alotaibi, T. S., Dalla Valle, L., & Craven, M. J. (۲۰۲۲). The Worst Case GARCH-Copula CVaR Approach for Portfolio Optimisation: Evidence from Financial Markets. ***Journal of Risk and Financial Management***, ۱۵(۱۰), ۴۸۲.

۷. Bollerslev, T. (۱۹۸۶). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. ***Journal of econometrics,*** ۳۱(۳), ۳۰۷-۳۲۷.

۸. Caillault, C., & Guegan, D. (۲۰۰۵). Empirical estimation of tail dependence using copulas: application to Asian markets. Quantitative Finance, ۵(۵), ۴۸۹-۵۰۱.

۹. Chen, W., Zhang, H., Mehlawat, M. K., & Jia, L. (۲۰۲۱). Mean–variance portfolio optimization using machine learning-based stock price prediction. ***Applied Soft Computing***, ۱۰۰, ۱۰۶۹۴۳.

۱۰. Clayton, D. G. (۱۹۷۸). A model for association in bivariate life tables and its application in epidemiological studies of familial tendency in chronic disease incidence. ***Biometrika***, ۶۵(۱), ۱۴۱-۱۵۱.

۱۱. Duarte, G. V., & Ozaki, V. A. (۲۰۲۳). Modeling multivariate time series with copulas: Implications for pricing revenue

insurance. ***Revista Brasileira de Economia***, *۷۷*, e۱۰۲۰۲۳.

۱۲. Engle, R. F. (۱۹۸۲). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica: **Journal of the econometric society***, ۹۸۷-۱۰۰۷.

۱۳. Frank, M. J. (۱۹۷۹). On the simultaneous associativity ofF (x, y) andx+y− F (x, y). ***Aequationes mathematicae,*** *۱۹*(۱), ۱۹۴-۲۲۶.

۱۴. Grossmass, L., & Poon, S. H. (۲۰۱۵). Estimating dynamic copula dependence using intraday data. ***Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics***, *۱۹*(۴), ۵۰۱-۵۲۹.

۱۵. Kennedy, J., & Eberhart, R. (۱۹۹۵, November). Particle swarm optimization. **In *Proceedings of ICNN'۹۵-international conference on neural networks*** (Vol. ۴, pp. ۱۹۴۲-۱۹۴۸). ieee.

۱۶. Khurshid, S., Abdulla, M. S., & Ghatak, G. (۲۰۲۵). Optimizing sharpe ratio: risk-adjusted decision-making in multi-armed bandits. ***Machine Learning***, *۱۱۴*(۲), ۳۲.

۱۷. Lin, C. C., Tseng, C. H., & Ho, S. L. (۲۰۲۳, October). Applying Random Forest Algorithm and Mean-Variance Model in Portfolio Optimization in the China Stock Market. **In *۲۰۲۳ IEEE ۵th Eurasia Conference on IOT, Communication and Engineering (ECICE)*** (pp. ۳۶۱-۳۶۴).

۱۸. , S., & Teräsvirta, T. (۲۰۰۲). Evaluating GARCH models. ***Journal of Econometrics***, *۱۱۰*(۲), ۴۱۷-۴۳۵.

۱۹. Ma, M., Song, S., Ren, L., Jiang, S., & Song, J. (۲۰۱۳). Multivariate drought characteristics using trivariate Gaussian and Student t copulas. ***Hydrological processes***, *۲۷*(۸), ۱۱۷۵-۱۱۹۰.

۲۰. Markowitz, H. (۱۹۵۲). Portfolio Selection. *Journal of Finance*.

۲۱. Nelsen, R. B. (۲۰۰۶). An introduction to copulas. Springer Science & Business Media.

۲۲. Patton, A. (۲۰۱۳). Copula methods for forecasting multivariate time series. ***Handbook of economic forecasting,*** ۲, ۸۹۹-۹۶۰.

۲۳. Rockafellar, R. T., & Uryasev, S. (۲۰۰۰). Optimization of conditional value-at-risk. ***Journal of risk,*** ۲, ۲۱-۴۲.

۲۴. Sklar, M. (۱۹۵۹). Fonctions de répartition à n dimensions et leurs marges. **In** ***Annales de l'ISUP*** (Vol. ۸, No. ۳, pp. ۲۲۹-۲۳۱).