مدلسازی ریسک و مهندسی مالی
Journal of Risk Modeling and Financial Engineering
دانشگاه خاتم
دورهٔ ۲، شمارهٔ ۳
پاییز ۱۳۹۶
ص. ۳۴۰-۳۶۱

تاثیر افق سرمایه‌گذاری در بهینه کردن سبد سهام با استفاده از موجک و گارچ–کاپولا

محمد علی رستگار[۱]، محمد اوکی‌نژاد[۲]

چکیده: بررسی تاثیر افق سرمایه‌گذاری به اندازهٔ موضوعات ریسک و بازده در تشکیل سبد سهام بهینه از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. در این پژوهش تاثیر افق سرمایه‌گذاری بر ریسک و بازدهٔ یک سبد سهام در بورس اوراق بهادار تهران بررسی می‌شود. برای به‌دست آوردن سبد سهام بهینه از روش تجزیهٔ داده‌ها (موجک)، برای تعیین توزیع حاشیه‌ای از مدل آریما–گارچ و برای تعیین توزیع توام سبد سهام از کاپولای تی استیودنت استفاده شده است. در این پژوهش معیار کارایی مدل، نسبت مبنی بر ارزش در معرض خطر انتخاب و وزن‌های بهینهٔ سبد سهام تعیین می‌شود. نتایج نشان می‌دهد مدل انتخاب شده در مقایسه با مدل بوت‌استرپ و مدل ساده بدون تجزیهٔ داده، بهتر عمل می‌کند. سایر نتایج بیان می‌کند، سرمایه‌گذاری با افق بلندمدت باید به داده‌های تجزیه شده در سطح تجزیه شدهٔ بالا، با فرکانس پایین توجه نماید. همچنین سرمایه‌گذاری با افق کوتاه‌مدت باید داده‌های تجزیه شده در سطح پایین با فرکانس بالا را مد نظر قرار دهد.

واژه‌های کلیدی: افق سرمایه‌گذاری، ریسک سبد سهام، موجک، گارچ-کاپولا.

JEL: G32, G11

۱. استادیار گروه مهندسی مالی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران
۲. کارشناسی ارشد مهندسی مالی، دانشگاه خاتم، تهران، ایران

تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۰۳/۰۷ **تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۰۶/۰۸**

نویسندهٔ مسئول: محمد اوکی‌نژاد **E-mail: M.okinejad@khatam.ac.ir**

نحوهٔ استناد به این مقاله: رستگار، م. ع.، و اوکی‌نژاد، م. (۱۳۹۶). تاثیر افق سرمایه‌گذاری در بهینه کردن سبد سهام با استفاده از موجک و گارچ-کاپولا. فصلنامهٔ مدلسازی ریسک و مهندسی مالی، ۲(۳)، ۳۴۰-۳۶۱.

مقدمه

مسئلهٔ اصلی این پژوهش تاثیر افق سرمایه‌گذاری بر روی ریسک و بازدهی دارایی‌ها است. در دسترس داشتن داده‌های مناسب، برای برآورد و پیش‌بینی، از دیرباز دغدغهٔ بیشتر پژوهشگران بوده است. پژوهش‌های زیادی در زمینهٔ پیش‌بینی یا برآورد ریسک و بازده در افق‌های زمانی کوتاه‌مدت (داده‌های روزانه برحسب دقیقه، روزانه و هفتگی) انجام شده که مشکل نبود دادهٔ مناسب، بر نتیجهٔ پژوهش آن‌ها چندان تاثیری نداشته است (داکوروگنا، جنسسی، مولر، پیکتت و اولسم ۲۰۰۱)، اما این مسئله بیشتر برای افق‌های زمانی بلندمدت احساس می‌شود. با افزایش افق زمانی اختلالات افق زمانی کوتاه‌مدت به داده‌ها اضافه می‌شوند و این اختلالات می‌توانند با ایجاد انحراف در نتیجه‌گیری نهایی، موجب برآورد ناصحیح ریسک و بازده شوند. بدین صورت، فردی که دید هفتگی دارد باید داده‌های هفتگی را در نظر بگیرد و بر اساس آن داده‌ها تصمیم‌گیری و سرمایه‌گذاری کند. اما زمانی‌که سرمایه‌گذار افق سرمایه‌گذاری خود را افزایش دهد، وجود اختلالات در داده‌ها می‌تواند تغییراتی در نتیجه ایجاد نماید بدین منظور از روش‌هایی برای اختلال‌زدایی استفاده می‌شود. به عنوان مثال، آگاروال و ساینی و کومار (۲۰۰۸) مدل‌های پیش‌بینی قیمت خود را بر اساس پیش‌پردازش سری داده‌های بدون اختلال و بهبود عملکرد مثبت با استفاده از اختلال‌زدایی به دست آوردند. ژانگ (۲۰۰۶) برای برآورد ریسک و بازده، انواع داده را بررسی نمود و به این نتیجه رسید که در سطوح بالا (افق زمانی بلندمدت)، ارزش در معرض ریسک داده‌های اختلال‌زدایی شده، کمتر از داده‌های معمولی هستند و دلیل این امر را استخراج دادهٔ مناسب با افق سرمایه‌گذاری بر اساس نوسانات مرتبط با آن و بدون در نظر گرفتن اختلالات موجود در سطوح دیگر دانست.

این پژوهش با استفاده از روش تجزیه و تحلیل موجک، که بازده‌های استراتژی سرمایه‌گذاری را به افق‌های سرمایه‌گذاری چندگانه تجزیه می‌کند، تخصیص سهم‌های مختلف بورسی و تشکیل پورتفوی بهینه در افق‌های سرمایه‌گذاری مختلف بررسی می‌کند و می‌تواند پاسخگوی سوالات زیر باشد.

- آیا افق زمانی در تشکیل سبد سهام و سهم‌های موجود در آن تاثیرگذار است؟
- برای هر افق سرمایه‌گذاری و هر نمونهٔ مشخص، چه سهم‌هایی می‌توانند بهترین سبد سهام را با توجه به ریسک و بازده تشکیل دهند؟
- با افزایش افق سرمایه‌گذاری، ریسک دارایی‌ها چه تغییری می‌کند؟
- آیا مدل استفاده شده و تجزیه سری‌ها، مدل بهتری برای برآورد ریسک و بازده است؟

اهمیت بررسی بهینه‌سازی در سبد سهام برای افق‌های سرمایه‌گذاری مختلف را می‌توان در استراتژی شرکت‌های سرمایه‌گذاری پیدا کرد، که بر اساس تصمیمات سرمایه‌گذاری خود نیازهای سرمایه‌گذاران مختلف خود را برآورده می‌کنند. سوال این است که چگونه با افزایش افق‌های سرمایه‌گذاری، ریسک دارایی‌های سبد سهام تغییر می‌کند؟ آیا این امر روی تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران، بخصوص تخصیص بهینهٔ دارایی بین سهم‌های مختلف موجود در بورس در افق‌های سرمایه‌گذاری متفاوت اثر می‌گذارد؟

ساختار مقاله بدین صورت است که پس از مقدمه، در قسمت دوم پیشینهٔ پژوهش، در قسمت سوم روش‌شناسی پژوهش همراه با معرفی داده‌ها و متدولوژی مورد استفاده بیان می‌شود، در قسمت چهارم یافته‌های پژوهش و در قسمت پنجم نتیجه‌گیری و پیشنهادها بیان خواهد شد.

پیشینهٔ پژوهش

پژوهش‌های پیشین گویای این مطلب است که همبستگی اجزای بازارها ثابت نبوده و در طول زمان درحال تغیر و تحول هستند و یک بعد جدید به تنوع سبد سهام اضافه کرده است. پژوهشگران معتقدند که بازدهٔ بازار نه تنها در زمان‌های مختلف (در دورهٔ زمانی رکود یا دورهٔ زمانی رونق اقتصادی) بلکه ممکن است در مقیاس‌های زمانی (افق‌های زمانی کوتاه‌مدت و بلندمدت) وابسته شود و تاکیدی بر اهمیت افق سرمایه‌گذاری دارند. پس از مارکویتز (۱۹۵۹) که نظریهٔ سبد سرمایه‌گذاری را مطرح کرد، پژوهشگران بسیاری نظریهٔ افق سرمایه‌گذاری را مطرح کردند. در این زمینه لی، وو و وی (۱۹۹۰) در پژوهش خود ثابت کردند، تخصیص دارایی سرمایه‌گذار به‌وسیلهٔ میانگین بازده و واریانس/کوواریانس طی افق‌های سرمایه‌گذاری برنامه‌ریزی شده اثر می‌پذیرد و لانجین و سولنیک (۱۹۹۵) مطالعه همبستگی بازده و کوواریانس، برای هفت کشور در مدت ۱۹۶۰–۱۹۹۰را بر عهده داشتند و به این نتیجه رسیدند که همبستگی و کوواریانس، هر دو در طول زمان ناپایدار هستند و باید برای هر دورهٔ زمانی، بازده و ریسک به صورت مستقل بررسی شوند. یانگ (۲۰۰۵) همبستگی بین‌المللی بازار بورس ژاپن و چهار کشور آسیایی (هنگ‌کنگ، سنگاپور، کرهٔ جنوبی، و تایوان) را بررسی کرد و دریافت که همبستگی بازار سهام به طور گسترده‌ای در طول زمان در نوسان است و تبدیل داده‌ها به بازهٔ زمانی مختلف می‌تواند در برآورد صحیح ریسک و بازده کمک زیادی کند. داجکمن، فستیک و کاوکلر (۲۰۱۲) دریافتند که هم حرکتی بین بازارهای سهام کشورهای توسعه‌یافتهٔ اروپا (اتریش، فرانسه، آلمان و انگلستان) ثابت نیست و بازدهٔ آن‌ها نیز در طول زمان متفاوت است. از این رو، مدلسازی نوسانات و همبستگی‌ها، با استفاده از مدل همبستگی شرطی متغیر با زمان در مقایسه با مدل همبستگی

ثابت مناسب‌تر است و این نتیجه خود حاکی از مناسب بودن تقسیم‌بندی دورهٔ زمانی به سطوح مختلف برای تعیین ریسک است. در این پژوهش بازده، ریسک و همچنین همبستگی بین سهام در افق های زمانی مختلف بررسی می شود. در حالت کلی برای تشخیص اطلاعاتی که در سیگنال مخفی است باید از تبدیل کننده‌های ریاضی استفاده کرد که یکی از این تبدیل‌کننده‌ها تبدیل موجکی است (پولیکار ۱۹۹۶). تبدیل موجکی تابعی از نسخه بهبود یافته تبدیل فوریه است. تبدیل فوریه در آنالیز سیگنال های ناایستا (نامانا) با ضعف‌هایی روبرو است، در حالی‌که تبدیل موجکی سیگنال های ناایستا را بخوبی آنالیز می کند. یک نمونه از کارکرد آنالیز موجک، برای شناسایی رفتار متغیر زمان در بازار سرمایه و تحولات همبستگی آن‌ها است (رمزی، ۱۹۹۹ و کیم و این، ۲۰۰۵). نمونهٔ دیگری از کاربرد موجک‌ها هموارسازی داده‌ها در مقیاس‌های مختلف است. اختلال‌زدایی از مسائل مهم مالی است که می‌تواند به برآورد و عملکرد بهتر داده‌ها در سطوح مختلفی موجب شود. استفادهٔ بعدی آنالیز موجک در زمینهٔ تجزیهٔ سری داده‌ها برای سطح نهایی از دقت و صحت مدلسازی است منگ، دانگ و وانگ (۲۰۰۹). سری داده‌های تجزیه شده در مقیاس پایین‌تر تحت سلطهٔ روند[1] در نظر گرفته شده است و با استفاده از روش های اقتصادسنجی مدلسازی می‌شود، سری داده‌های تجزیه شده در مقیاس بالاتر بیشتر تحت سلطهٔ نوسانات[2] قیمت در نظر گرفته و با استفاده از روش‌های سری زمانی مدل شده است (سلطانی ۲۰۰۲). از جمله موارد جدیدی که با استفاده از موجک به بررسی تاثیر افق سرمایه‌گذاری پرداخته است می‌توان به پژوهش برگر و فیبرگ (۲۰۱۶) اشاره نمود که بر اساس تجزیه و تحلیل انجام شده توسط موجک و تبدیل سری زمانی اصلی به بازه‌های زمانی متفاوت به بررسی ریسک هر بازه می‌پردازد.

استفاده از موجک در ایران بیشتر به حیطهٔ مهندسی و مخابرات مربوط شده و به جز مواردی محدود در چند سال اخیر، در حیطه‌های اقتصادی و مالی کاربرد نداشته است. امین‌غفاری قره‌شیروان و روستا (۱۳۷۸) در پژوهش خود کاربرد موجک‌ها در تجزیهٔ سیگنال‌های (توابع زمانی) نامانا را بررسی کرده است و به این نتیجه رسید که با استفاده از موجک‌ها، می‌توان فرکانس موجود در سیگنال‌های غیرایستا را تجزیه و تحلیل بیشتری انجام داد و اطلاعات بیشتری از فرکانس‌ها بدست آورد. تهرانی، محمدی و محمدعلی‌زاده (۱۳۹۰) سری زمانی را در سه سطح جزییات و یک سطح هموار موجک تجزیه کرده است و در پژوهش خود رابطهٔ معناداری بین بازدهٔ اسمی سهام و تورم در افق های زمانی خاصی پیدا کرده است و نشان می دهد

1. Trend
2. Frequency

که با تجزیهٔ داده‌ها به‌وسیلهٔ موجک می‌توان به اطلاعات بیشتری در سطوح مختلف پی برد. راعی و محمودی آذر (۱۳۹۲) در پژوهشی از خاصیت هموارسازی تبدیل موجک برای کاهش سطح اختلال داده‌ها استفاده و سپس به‌وسیلهٔ شبکهٔ عصبی پیش‌بینی شده است. مقایسهٔ خطای پیش‌بینی مدل‌های آریما، شبکهٔ عصبی و شبکهٔ عصبی موجکی نشان می‌دهد که کاهش اختلال عملکرد پیش‌بینی بازدهٔ شاخص را بهبود می‌بخشد. وکیلی فرد و شیرازیان (۱۳۹۳) در پژوهش خود با استفاده از روش تجزیه وتحلیل موجک که بازده‌های استراتژی سرمایه‌گذاری خاص را به افق های سرمایه گذاری چندگانه تجزیه می‌کند، برای بررسی تخصیص پورتفوی میان سهام رشدی و ارزشی در افق‌های سرمایه‌گذاری مختلف ارایه می‌دهد.

روش‌شناسی پژوهش

زمینهٔ ریاضی آنالیز موجک به کار جوزف فوریه (قرن نوزدهم) برمی‌گردد. فوریه با تئوری آنالیز فرکانس اساس کار را پایه‌گذاری کرد، ولی به طور کلی از دیدگاه تاریخی آنالیز موجک روش جدیدی در مباحث مالی محسوب می‌شود. نخستین بار عبارت موجک در سال ۱۹۰۹ در پایان نامهٔ آلفرد هار ثبت شده است. تئوری موجک برای رفع محدودیت‌ها و مشکلات تبدیل فوریه ارائه شده است. در این روش مسئلهٔ تقسیم سیگنال به بخش‌های مختلف با استفاده از دو تکنیک مقیاس‌گذاری[1] و انتقال[2] یک تابع حل می‌شود. (برای رفع محدودیت‌های تبدیل فوریه پنجره‌ای[3]) پنجره‌ای[3]) این تابع در طول سری اطلاعاتی انتقال پیدا می‌کند و برای هر موقعیت آن، طیف سری اطلاعاتی محاسبه می‌شود. این مراحل برای توابعی با مقیاس‌های مختلف تکرار می‌شود و در نهایت نتیجه حاصل به صورت مجموعه‌ای از اطلاعات آرگومان–فرکانس به‌دست می‌آید.

رابطهٔ ۱)
$$\Psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{|a|}}\Psi\left[\frac{x-a}{b}\right] \qquad a,b \in R$$

در رابطهٔ ۱، Ψ موجک مادر، a پارامتر مقیاس و b پارامتر انتقال است و ضریب $a^{-1/2}$ به منظور نرمالیزه کردن مقیاس‌های مختلف به فرمول اضافه شده است.

در این پژوهش در مرحلهٔ اول از موجک برای تجزیهٔ داده‌ها به افق زمانی مختلف استفاده می‌شود، بدین منظور سری‌های زمانی اصلی را با استفاده از موجک، به ۴ زیرسری معین به صورت $d(t)_1$، $d(t)_2$، $d(t)_3$ و $d(t)_4$ تجزیه می‌شوند.

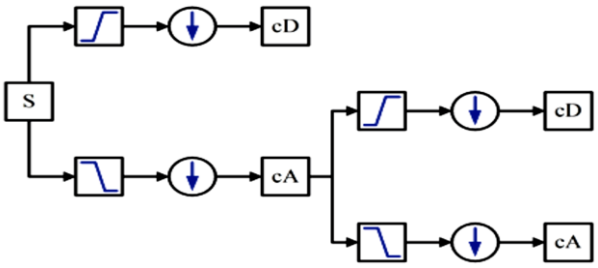
---

1. Scale
2. Transfer
3. Window Fourier Transforms

دسته‌بندی افق سرمایه‌گذاری به این نحو است که اگر داده‌های اصلی ما به صورت هفتگی باشند بعد از تبدیل آن به زیرسری‌های معین هریک از *d*ها (سری حاوی جزئیات سیگنال اصلی) مخصوص یک بازهٔ زمانی خاصی است بدین صورت که *d(t)j* برای بازهٔ زمانی سطح jام که به صورت بازهٔ ($2^{j-1}, 2^{j}$)،(j=1,2,3,…) نمایش داده می‌شود. به عنوان مثال اگر j=2 در نظر گرفته شود *d(t)2* برای بازهٔ زمانی (۲–۴) هفتگی به صورت رابطهٔ ۲، به‌دست می‌آید.

رابطهٔ ۲)
$$A_j = \sum_{j>J} D_j$$
$$S = A_J + \sum_{j<J} D_j$$

$d(t)_1$، $d(t)_2$، $d(t)_3$ و $d(t)_4$ زیرسری‌های جزئی بوده و $a(t)_4$ها زیرسری تقریبی هستند. در این پژوهش از داده‌های هفتگی و تجزیهٔ آن به سطوح مختلف استفاده می‌شود.



شکل ۱. نحوهٔ تجزیهٔ سری زمانی اصلی به زیرموجک‌های جزئی (D) و تقریبی(A)

تبدیل موجک حداکثر همپوشانی[1] نسخهٔ اصلاح شده تبدیل موجک گسسته است. با توجه به اینکه تبدیل موجک گسسته نسبت به انتخاب نقطهٔ شروع سری زمانی حساس است و دلیل این حساسیت این است که در هر مرحله از اعمال الگوریتم و جابه جایی در محور زمان به مقدار زوج و تقلیل نمونه، بخشی از اطلاعات در حوزهٔ زمان از دست می‌رود، بدین نحو موجک گسسته به موجک حداکثر همپوشانی اصلاح پیدا کرده است. در تبدیل موجک حداکثر همپوشانی، حرکت در محور زمان به صورت واحد به واحد و فیلتر به صورت گردشی اعمال می شود و بر خلاف تبدیل موجک گسسته که پس از هر مرحله از انجام الگوریتم سری زمانی اصلی به دو سری با طول نصف سری مرحله قبل تقسیم می شود، در این تبدیل در هر مرحله اندازهٔ سری جزئیات و سری هموار برابر با سری اصلی است و کار تقلیل نمونه‌ها انجام نمی شود. در این تبدیل انرژی سری

1. Maximum Overlap Discrete Wavelet Transform(MODWT)

زمانی اصلی حفظ می شود. تفاوت‌های اصلی تبدیل موجک با حداکثر همپوشانی و تبدیل موجک گسسته به شرح زیر است.

۱. تبدیل موجک با حداکثر همپوشانی می‌تواند در مورد سری‌های زمانی با هر تعداد مشاهده به کار رود و این در حالی است که در تبدیل موجک گسسته محدودیت مضرب دو وجود دارد.
۲. خصوصیات و وقایع موجود در سری زمانی اصلی با نتایج و تبدیل موجک با حداکثر همپوشانی هم راستائی بیشتری دارند.
۳. این تبدیل نسبت به جابه‌جایی در زمان به صورت دوار سری زمانی حساس نیست.
۴. تخمین‌گر واریانس بر مبنای این تبدیل کاراتر از تخمین‌گر تبدیل موجک گسسته است.

برای بررسی و تشکیل سبد سهام، از میان سهام مختلف موجود در بورس اوراق بهادار تهران، سه سهم بورسی از سال ۹۰ تا ۹۴ که بالاترین حجم معاملات (ارزش معاملات) را داشته‌اند استفاده می‌شوند. به دلیل بررسی و تجزیهٔ داده‌ها با استفاده از روش موجک، سهم‌هایی برای نمونه انتخاب می‌شوند که در دوره‌های زمانی، نوسانات و روندهای متفاوتی داشته باشند. سهم‌هایی با روند نزولی، صعودی و هموار که به عنوان نمایندهٔ کل بازار است بررسی می‌شود. در جدول ۱، آمارهٔ توصیفی سه سهم خساپا، ثمسکن و قنیشا که شامل میانگین، انحراف معیار، بیشترین و کمترین قیمت هر سهم و کشیدگی و چولگی هر یک از آن‌ها است، آورده شده است.

جدول ۱. آمارهٔ توصیفی سه سهم خساپا، قنیشا و ثمسکن

	خساپا	ثمسکن	قنیشا
میانگین	۴۲۰/۷۱۵۲	۱۰۵۳/۵۹۰	۱۷۵۶/۷۰۹
انحراف معیار	۱۳۵/۹۰۰۷	۱۴۸/۷۳۴۶	۶۶۳/۵۷۸۱
بیشترین مقدار	۷۳۳/۵۵۰۰	۱۸۱۳/۳۵۰	۲۷۱۱/۷۵۰
کمترین مقدار	۲۱۱/۹۷۰۰	۷۸۵/۶۷۰۰	۱۹۹/۸۹۰۰
کشیدگی	۱/۸۶۵۳۸۱	۷/۹۴۲۶۰۷	۳/۷۴۸۵۴۷
چولگی	۰/۳۷۳۰۹۰	۱/۵۷۰۳۲۴	−۱/۰۵۷۱۴۸

پس از محاسبهٔ بازدهٔ هفتگی سهم‌های تعیین شده با استفاده از تحلیل موجک داده‌ها به بازهٔ زمانی مختلف تجزیه می‌شود. از آریما–گارچ[1] برای محاسبهٔ توزیع حاشیه‌ای هر یک از سهام در

1. ARIMA-GARCH

هر افق زمانی، از کرنل و پارتو تعمیم یافته[1] برای تعیین توزیع تجمعی، از کاپولا برای محاسبهٔ ریسک توام سبد و از معیار مبتنی بر ارزش در معرض ریسک[2] برای تعیین وزن دارایی بهینه که مطلوبیت سرمایه‌گذار را بین بازده و ارزش در معرض ریسک در یک مقیاس زمانی خاص حداکثر کند، استفاده می‌شود.

تجزیهٔ داده‌ها به بازهٔ زمانی مختلف با استفاده از موجک

از روش تبدیل موجک حداکثر همپوشانی به دلیل مزایایی که نسبت به نسخهٔ گسسته این روش دارد به عنوان تجزیهٔ داده‌های خام به صورت داده‌هایی در هر افق سرمایه‌گذاری استفاده می‌شود.

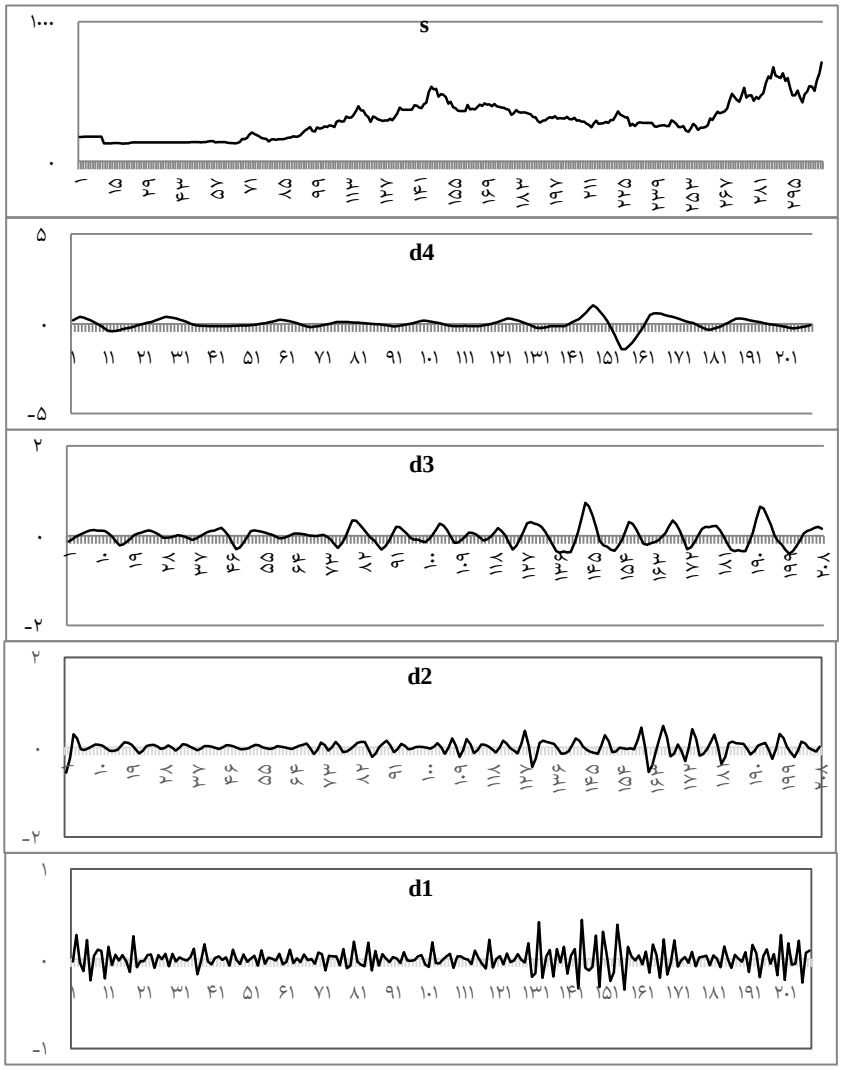
ابتدا مشخص می‌شود داده‌ها در چند سطح باید تجزیه شود، با توجه به رابطهٔ ($2^n<N$) برای تجزیهٔ داده‌ها، سیگنال اصلی در ۴ سطح تجزیه می‌شود. در این رابطه منظور از n تعداد سطوح تجزیه شده و منظور از N تعداد داده‌های خام ورودی است. در صورتی که داده‌های اولیهٔ وارد شده برای تجزیه به صورت روزانه، هفتگی، ماهانه و ... باشد، تجزیه هر سطح به همان صورت روزانه، هفتگی، ماهانه و ... است.

پس از تعیین سطوح تجزیه باید تعیین کرد که برای هر سری از چه موجک مادری باید استفاده کرد (با توجه به اینکه انواع مختلفی از موجک مادر (هار، دابچیز، کلاه مکزیکی، و ...)وجود دارد، پس از انتخاب موجک مادر برای هر سری نوبت به تجزیه سری‌ها به زیرسری و یا سطح بندی می‌رسد که در این قسمت سیگنال اصلی بر اساس ریز موج‌هایی در سطح پایین با فرکانس بالا (d_i) در ۴ سطح که به عنوان جزئیات[3] معرفی شده است و ریز موج‌هایی در سطح بالاتر و با فرکانس کمتر (a_i) با عنوان تقریب[4] تجزیه می‌شود. بعد از تجزیه‌سازی باید در ۴ سطح مختلف، ۴ سبد سهام ساخته شود. به عنوان مثال برای تشکیل سبد سهام سطح ۱، از داده‌های تجزیه شده سطح اول خساپا، قنیشا و ثمسکن استفاده می‌شود و در سطح ۲ داده‌های تجزیه شده این سه سهم در سطح ۲ و به همین ترتیب برای ۴ سطح در نظر گرفته می‌شود.

در شکل ۲، نمونه‌ای از تجزیه سیگنال سهام خودروسازی سایپا در ۴ سطح و نمایش هر یک از تقریب(a) و جزئیات(d) آن به‌وسیله نرم‌افزار متلب نشان داده شده است.

---

1. Generalized Pareto Distribution (GPD)
2. Var Based Ratio
3. Detail
4. Approximation



شکل ۲. نمونه‌ای از تجزیهٔ سیگنال سهم خساپا در ۴ سطح و نمایش جزئیات فرکانس آن(d)

تعیین توزیع حاشیه ای و توزیع مشترک سبد سهام

برای استفاده از توابع حاشیه‌ای کاپولا، نیاز به سری زمانی مستقل و هم توزیع است. اما از آنجایی که بیشتر داده‌ها این ویژگی را ندارند برای رفع این مشکل ابتدا مدل واریانس ناهمسان شرطی تعمیم یافته روی داده‌ها پیاده‌سازی می‌شود. قبل از تخمین مدل واریانس ناهمسان شرطی تعمیم یافته روی داده‌ها باید مانایی سری بررسی شود. به همین دلیل از آزمون دیکی‌فولر

تعمیم‌یافته، که از آزمون‌های ریشهٔ واحد است، برای بررسی مانایی سری بازدهی‌ها استفاده می‌شود. در این پژوهش اگر سری مورد بررسی مانا نباشد از طریق تفاضل‌گیری از داده‌ها برای تبدیل سری نامانا به سری مانا استفاده می‌شود (بروکز ۲۰۰۸). مدل واریانس ناهمسان شرطی تعمیم یافته‌ای که در این پژوهش از آن استفاده می‌شود مدل *GARCH(1,1)* است. به نحوی که با برآورد بازدهٔ هر سری از طریق *ARIMA(p,d,q)*، در صورت وجود ناهمسانی واریانس در باقیمانده‌ها[1]، با استفاده از ضریب لاگرانژ واریانس از مدل واریانس ناهمسان شرطی تعمیم یافته (*GARCH*) به‌دست می‌آید. برای تخمین پارامترهای مدل واریانس ناهمسان شرطی تعمیم یافته از روش حداکثر درستنمایی استفاده می‌شود و پس از به‌دست آوردن مقادیر باقیمانده، با تقسیم بر انحراف معیار، استاندارد می‌شود. با انجام این مراحل داده‌های مورد بررسی شرایط لازم برای برازش توزیع پارتو تعمیم یافته را دارا هستند.

رابطهٔ ۳)

$$Y_t = \mu + \sum_{i=1}^{p} \varphi_i Y_{t-i} + \sum_{j=1}^{q} \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad (ARIMA)$$

$$\sigma_t^2 = C_. + C_1 \varepsilon_{t-1}^2 + d_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (GARCH)$$

$$z_t = \frac{\hat{\varepsilon}_t}{\hat{\sigma}_t}$$

برای تعیین پارامترهای مدل از میان معیارهای اطلاعاتی آکائیک[2] و حنان-کوئین[3] و معیار اطلاعاتی شوارز[4]، معیار شوارز به دلیل ارائهٔ مرتبهٔ صحیحی از مدل، به صورت حدی استفاده می‌شود. کل رابطهٔ ۳ توسط روش حداکثر درستنمایی برآورد می‌شود. برای انتخاب مقادیر وقفهٔ بهینه، مدل‌ها با استفاده از معیار شوارز با یکدیگر مقایسه می‌شوند و بهترین مدل با کمترین مقدار وقفه انتخاب می‌شود.

معیار اطلاعاتی شوارز با k پارامتر و T اندازهٔ نمونه به صورت رابطهٔ ۴ محاسبه می‌شود.

رابطهٔ ۴)

$$SBIC = ln(\sigma^2) + {}^{k}/_{T}\,(lnT)$$

برای برآورد و تخمین، وقفهٔ مدل و معیاری که کمترین مقدار شوارز را داشته باشد، به عنوان مدل بهینه انتخاب می‌شود.

در این پژوهش از یک توزیع نیمه‌پارامتریک استفاده می‌شود که شامل استفاده از یک کرنل با تابع گاوسی و توزیع پارتوی تعمیم‌یافته برای دنبالهٔ توزیع است (مک نیل و فری، ۲۰۰۰). پس از انجام مراحل یاد شده توزیع‌های حاشیه‌ای برای سهم‌های مورد بررسی به‌دست می‌آیند و از

1. Residuals
2. Akaikes
3. Hannan-Quinn
4. Schwarzs Bayesian

این توابع به عنوان توزیع‌های حاشیه‌ای کاپولا استفاده خواهد شد. با استفاده از توزیع انباشتهٔ به‌دست آمده و چندک (۰/۰۱، ۰/۰۵ و ۰/۰۰۱) یا به عبارتی سطح اطمینان مختلف ۹۰ درصد، ۹۵ درصد و ۹۹ درصد می‌توان ارزش در معرض خطر هر یک از سبد سهام را به‌دست آورد.

از توزیع پارتو به عنوان توزیع دم‌ها (دم پایین و بالا) با حد آستانه‌ای به روش رویکرد تجربی استفاده می‌شود. در رویکرد تجربی مقدار آستانه برابر kامین آمارهٔ ترتیبی قرار می‌گیرد. باید توجه داشت که به‌کارگیری درست توزیع پارتوی تعمیم‌یافته برای توزیع دم‌ها، فقط برای نمونه‌های به اندازهٔ کافی بزرگ و حد آستانهٔ مناسب کاربرد دارد.

رابطهٔ ۵)
$$G_{\xi,\beta,\upsilon}(x) = \begin{cases} 1-(1+\xi\frac{x-\upsilon}{\beta})^{\frac{-1}{\xi}} & if\ \xi \neq 0 \\ 1-e^{-(x-\upsilon)/\beta} & if\ \xi = 0 \end{cases}$$

در رابطهٔ ۵، ξ پارامتر شکل توزیع است. پارامترهای این توزیع را می‌توان به‌وسیلهٔ رویکرد حداکثر درستنمایی یا رویکرد گشتاورهای موزون تخمین زد.

پس از مدلسازی دنبالهٔ توزیع باید برای مرکز توزیع یک مدل در نظر گرفته شود. برای مدلسازی مرکز توزیع از تابع کرنل استفاده می‌شود. رابطهٔ ۶، تخمین‌زنندهٔ کرنل $\hat{f}(x,h)$ است. در واقع تخمین‌زنندهٔ کرنل یک روش ناپارامتریک برای تخمین تابع توزیع یک متغیر تصادفی است.

رابطهٔ ۶)
$$\hat{f}(x,h) = \frac{1}{nh}\sum_{i=1}^{n} k\left(\frac{x-x_i}{k}\right)$$
$$k_h(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi h}} exp\left(\frac{-u^2}{2h^2}\right)$$
$$where$$
$$u = x - x_i$$

در رابطهٔ ۶، h پهنای باند و k توزیع کرنل است. در این پژوهش از کرنل گاوسی، استفاده می‌شود.

پس از به‌دست آمدن پارامترهای توزیع حاشیه‌ای برای تعیین توزیع مشترک سبد سهام از مدل کاپولا استفاده می‌شود.

تئوری کاپولا ابزار اساسی مدلسازی توزیع‌های چند متغیره هستند که در آن با استفاده از پارامترهای توزیع حاشیه‌ای و وابستگی بین متغیرها تابع توزیع توام تعریف می‌شود (پالارو و هوتا، ۲۰۰۶). در روش‌های کلاسیک برای برآورد ارزش در معرض ریسک فرض می‌شود که توزیع توام ریسک سبد سهام شناخته شده است، به طوری که بیشتر توزیع توام را نرمال و همبستگی

بازدۀ دارایی‌ها نیز خطی فرض می‌شود. توزیع داده‌های مالی نسبت به توزیع نرمال، دنبالۀ پهن‌تری دارند.

در این پژوهش از کاپولای تی استفاده می‌شود. از اینرو توضیح مختصری در این رابطه داده می‌شود.

اگر R ماتریس همبستگی، t_v^{-1} معکوس توزیع تی استیودنت با v درجۀ آزادی و $t_{R,v}$ توزیع تی استیودنت چند متغیره با v درجۀ آزادی باشند، آنگاه رابطۀ ۷ صادق است.

رابطۀ ۷) $$C_R^{T_v}(u) = t_{R,v}(t_v^{-1}(u_1), \dots, t_v^{-1}(u_n))$$

تابع توزیع تی، کاپولای چند متغیره است (کروبینی، لوسیانو و وکیاتو، ۲۰۱۳). تی کاپولا تنها هنگامی که وابستگی بین توابع حاشیه‌ای کامل باشد، دارای وابستگی دنبالۀ نبوده و دارای همبستگی دنبالۀ مثبت است.

تعیین وزن دارایی بهینه

در علوم مالی، نسبت شارپ[1]، بازدۀ اصلاح شده با ریسک به صورت رابطۀ ۸ اندازه‌گیری می‌شود.

رابطۀ ۸) $$\frac{R_a - R_f}{\sigma_a}$$

در رابطۀ ۸، R_a نرخ بهرۀ بدون ریسک در یک بازۀ زمانی، R_f بازدۀ یک سهم و σ_a انحراف معیار بازدهی آن سهم است. هر اندازه میزان معیار شارپ بالاتر باشد، نشان می‌دهد که بازدهی به‌دست آمده، با تقبل ریسک کمتری است.

اگر به جای انحراف معیار موجود در مخرج کسر، از ارزش در معرض ریسک (VaR) استفاده شود این نسبت به معیار مبتنی بر ارزش در معرض خطر تبدیل می‌شود. که به صورت رابطۀ ۹ نشان داده می‌شود.

رابطۀ ۹) $$\frac{R_a - R_f}{VaR_a}$$

در این پژوهش برای انتخاب وزن بهینه، وزنی که مسبب ایجاد بازهی بالاتری نسبت به ارزش در معرض ریسک شود به عنوان وزن بهینه انتخاب می‌شود.

روش شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده

روش شبیه‌سازی تاریخی فیلتر شده[2] از جمله روش‌های نیمه‌پارامتریک بوت‌اسپرت[1] است، که توسط بارونی ادسی، گیانوپلس و وسپر(۱۹۹۹) ارائه شده است. هدف از ارائۀ این روش، ترکیب

---

1. Sharpe Ratio
2. Filtered Historical Simulation(FHS)

مزیت‌های روش شبیه‌سازی تاریخی، با مدل‌های نوسان‌پذیری شرطی مانند گارچ است. این فرآیند به کمک بوت‌استرپ کردن خطاها، با یک الگوی واریانس شرطی انجام می‌پذیرد. به عنوان مثال اگر یک نمونهٔ اصلی به اندازهٔ N در اختیار باشد. فرآیند بوت‌استرپ از این نمونه آغاز می‌شود، یک نمونهٔ جدید از نمونهٔ اصلی به صورت تصادفی استخراج می‌شود (نمونهٔ مجدد[2]) و در عین حال هر مشاهده انتخاب شده پس از خارج شدن دوباره به نمونهٔ اصلی بازگردانده می‌شود. این نمونه‌گیری مجدد، اساس روش بوت‌استرپ است. در این تکنیک تنها با یک روش ساده می‌توان به طور تقریب هر آماره‌ای از توزیع داده‌های نمونه را تخمین زد.

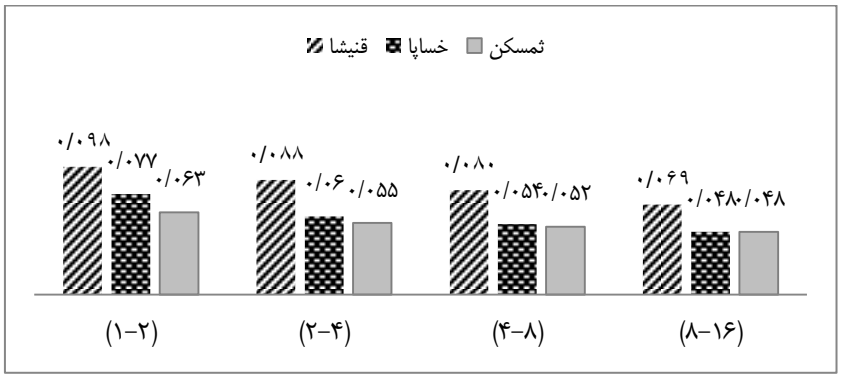
یافته‌های پژوهش

برای گردآوری اطلاعات از روش کتابخانه‌ای استفاده شده و نمونهٔ انتخابی شامل سه سهم از بورس اوراق بهادار تهران و به صورت تصادفی از صنایع خودرو و ساخت قطعات، قند و شکر، انبوه سازی، املاک و مستغلات است. داده‌های مورد نیاز پژوهش از شرکت مدیریت فناوری بورس[3] استخراج شده و با روش تجزیه و تحلیل موجک، در نرم افزار متلب، ارزیابی گردیده است.

یکی از مهمترین نتایج و خروجی‌های تجزیهٔ موجک تفکیک سیگنال‌ها در بازهٔ زمانی مختلف است. بدین صورت که در افق‌های زمانی کوتاه (سطوح پایین) دارای نوسانات بالایی است و در این نوسانات، تغییرات کم قیمت را در نظر می‌گیرد اما در افق زمانی بلندمدت (سطوح بالا) دارای نوسانات پایین است که در این نوسانات تغییرات قیمتی زیادی را در خود می‌گنجاند.

همانگونه که در شکل ۳، مشخص است برای تمامی سهم‌ها نوسانات بازده، در افق‌های زمانی کوتاه‌مدت بیشتر از نوسانات بازده در بلندمدت است.

1. Bootstrap
2. Resample
3. www.tsetmc.com



شکل ۳. تغییرات واریانس نرمالایزه شده طی ۴ سطح سرمایه‌گذاری برای سهام

برای مقایسهٔ بهتر نوسانات سطوح مختلف تجزیه شده باید داده‌ها را نرمالایز کرد. بدین منظور در هر سری هر یک از بازدهی‌ها بر بیشترین قدر مطلق بازدهی آن سطح تقسیم می‌شود. با این روش تغییرات بازدهی در هر سری در بازه (1+,1-) قرار می‌گیرد و بدین صورت تغییرات بازدهی‌ها در سطوح مختلف، بهتر قابل مقایسه خواهد بود.

در این پژوهش از مدل آریما برای تخمین سیگنال‌ها و از گارچ به عنوان تعیین توزیع حاشیه‌ای سهام‌ها استفاده می‌شود. در جدول ۲، نمونه‌ای از پارامترهای برآورد شده از طریق گارچ با توزیع t استیودنت که از طریق حداکثر درستنمایی برازش شده آورده شده است که با توجه به پارامترهای تخمین زد شده از مدل ARIMA(4,0,2) و GARCH(1,1) برای برآورد سیگنال سهام خساپا استفاده می‌شود.

جدول۲. ضرایب تخمین زده شده مدل ARIMA و GARCH سهام خساپا در سطح اول

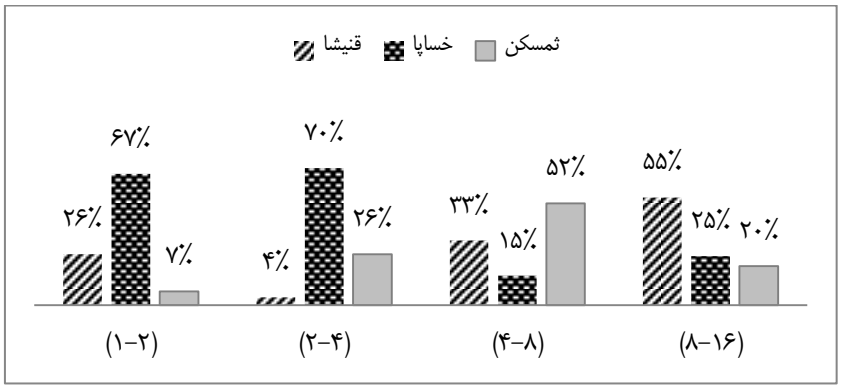
	پارامتر	ضریب(۱)	ضریب(۲)	ضریب(۳)	ضریب(۴)
ARIMA(4,0,2)	ثابت	-5/835e-07 (5/39e-09)			
	AR	−۰/۷۵۳۲۸۹ (۰/۰۱۱۷۱۰۹)	-1/۴۳۳۴ (۰/۰۶۴۳۲)	−۱ (۰/۰۱۴۰۶۶)	−۰/۶۱۷۷ (۰/۰۰۵۸۹)
	MA	−۲ (۰/۰۱۰۹۲۱)	۱/۵ (۰/۰۲۶۵۳)		
GARCH(1,1)	ثابت	6/498e-05 (7/376e-08)			
	α	−۰/۱۲۴ (۰/۰۰۱۰۶۱۰)			
	β	۰/۹۳۸۰ (۰/۰۴۱۸۲)			

در این پژوهش سه سهم به عنوان نمونه در نظر گرفته شده است و هر سهم به ۴ سطح تجزیه میشود، برای برآورد و مدلسازی سیگنال‌های هر سهم نیاز به تخمین ۱۲ مدل آریما-گارچ و ۴ مدل کاپیولا است. در جدول ۳، ماتریس همبستگی تخمین زده شده برای ۳ سهم در افق سرمایه‌گذاری کوتاه‌مدت (بازهٔ زمانی ۱ الی ۲ هفته‌ای) سطح اول به عنوان نمونه نشان داده شده است.

جدل ۳. پارامترهای تخمین زده شده تی کاپیولا در سطح اول

	خساپا	قنیشا	ثمسکن
خساپا	۱	-۰/۰۵۴۶	۰/۱۵۸۳
قنیشا	-۰/۰۵۴۶	۱	-۰/۰۲۵۵
ثمسکن	۰/۱۵۸۳	-۰/۰۲۵۵	۱
DOF	(۴/۰۴۹۷)		

در این پژوهش طبق بررسی‌های انجام شده با افزایش افق سرمایه‌گذاری ریسک سبد سهام و متناسب با آن بازدهٔ مورد انتظار افزایش می‌یابد اما نکتهٔ حائز اهمیت این است که در هر افق سرمایه‌گذاری وزن دارایی‌های به چه صورتی باشند تا دارای بالاترین معیار مبتنی بر ارزش در معرض خطر (در ازای ریسک معین، بالاترین بازده) باشند. با توجه به شکل ۳، می‌توان مشاهده نمود که وزن هر سهم در هر افق زمانی به چه صورتی تغییر می‌کند. برای به‌دست آوردن این اوزان در هر افق سرمایه‌گذاری به صورت تصادفی وزن‌هایی برای تشکیل پرتقویی از سه سهم خساپا، قنیشا و ثمسکن در نظر گرفته می‌شود، پس از به‌دست آوردن ارزش در معرض ریسک هر یک از سبد دارایی‌ها با استفاده از چندک αام توزیع کاپولا از نسبت مبتنی ارزش در معرض خطر برای تعیین بهترین وزن برای هر سبد سهام استفاده می‌شود که بر اساس اوزان مشخص شده می‌توان برای هر سرمایه‌گذار با افق سرمایه‌گذاری خود یک سبد سهام با پیش‌بینی ریسک و بازدهی آن پیشنهاد داد.



شکل ۴. اوزان سه سهم خساپا، ثمسکن و قنیشا در افق‌های زمانی سرمایه‌گذاری

همانگونه که در شکل ۴، مشخص است سهم خساپا در افق کوتاه‌مدت (در سطوح ۱ و ۲) و سهم ثمسکن در افق زمانی میان مدت (سطح ۳) و سهم قنیشا در افق زمانی بلندمدت (سطح ۴) بالاترین وزن را در سبد سهام دارد. در ازای وزن‌های انتخاب شده، سبد سهام ارزش در معرض ریسک و بازدهٔ مشخصی پیدا خواهد کرد که در جدول ۴، می‌توان این مشخصات را در سطوح مختلف مشاهده نمود.

جدول ۴. بازدهٔ مورد انتظار و ارزش در معرض ریسک سبد سهام در هر افق سرمایه‌گذاری

	افق زمانی (بر اساس هفته)			
	(۱–۲)	(۲–۴)	(۴–۸)	(۸–۱۶)
بازدهٔ مورد انتظار	۰/۵۶۵	۱/۰۲۵	۱/۴۶۲	۶/۰۸۹
VaR (95%)	−۰/۰۹۴	−۰/۱۰۸	−۰/۶۱۹	−۱/۰۰۰
VaR (99%)	−۰/۱۶۳	−۰/۲۱۲	−۰/۶۳۱	−۱/۳۳۴
VaR based ratio	۳/۴۶۸	۴/۸۱۷	۲/۳۱۵	۴/۵۶۴

همانگونه که در جدول ۴، مشخص است با افزایش افق سرمایه‌گذاری بازدهٔ مورد انتظار و متناسب با آن ارزش در معرض ریسک افزایش می‌یابد. پس هر سرمایه‌گذار در ازای دید بلندمدتی که دارد انتظار بازده بیشتری هم دارد.

با مقایسهٔ روش تجزیهٔ داده از طریق موجک با روش بدون تجزیهٔ داده، برتری حالت تجزیه شده به اثبات می‌رسد. در جدول ۵، معیار مبتنی بر ارزش در معرض خطر در روش گارچ کاپولا (روش استفاده در این پژوهش)، مدل بوت‌استرپ و مدل سادهٔ بدون تجزیه مقایسه شده است.

جدول ۵. مقایسهٔ معیار مبتنی بر ارزش در معرض خطر برای سه مدل مختلف

	افق زمانی (بر اساس هفته)			
	(۱-۲)	(۲-۴)	(۴-۸)	(۸-۱۶)
	VaR based ratio			
مدل گارچ کاپولا	٭۳/۴۶۸۲۳۳	٭۴/۸۱۷۴۳۸	٭۲/۳۱۵۱	٭۴/۵۶۴۴۴
بوت‌استرپ	۳/۱۶۵۴۲۱	۴/۶۲۹۲۶	۲/۲۰۰۱	۴/۱۸۶۶
مدل ساده بدون تجزیه	۲/۳۵۴۷۷۲	۱/۷۹۳۴۷۶	۱/۳۶۸۷	۳/۸۱۱۱

همانگونه که در جدول ۵، مشاهده می‌شود از میان معیارهای برآورد شده موارد ستاره‌دار بالاترین معیار مبتنی بر ارزش در معرض خطر را در هر افق زمانی دارند. با توجه به نتایج بالا می‌توان به این نتیجه رسید که مدل به‌کار گرفته شده در این پژوهش (مدل گارچ کاپولای تجزیه شده به‌وسیله موجک) در همهٔ سطوح بهتر از دو مدل دیگر برآورد شده است. این نتیجه به‌دلیل بهتر عمل کردن داده‌های تجزیه شده نسبت به داده‌های تجزیه نشده است. بحث اصلی این پژوهش تاثیر افق سرمایه‌گذاری بر ریسک و بازده است و باید برای تعیین ریسک و بازده هر افق، ابتدا داده‌ها را تجزیه نمود این عمل باعث می‌شود تا فردی که دید سرمایه‌گذاری بلندمدت دارد در داده‌های خود پس از اختلال‌زدایی، داده‌هایی با افق بلندمدت و نوسانات کمتری داشته باشد و برعکس، این عمل در نتیجه باعث بهتر برآورد شدن مدل برای هر افق سرمایه‌گذاری می‌شود.

کوپیک (۱۹۹۵) به منظور بررسی این فرضیه، آزمون نسبت شکست‌ها را پیشنهاد می‌نماید. نسبت درستنمایی کوپیک (LR) دارای توابع کای دو با درجه آزادی یک به صورت رابطهٔ ۱۰ است.

رابطهٔ ۱۰)
$$LR_{PF} = -2Ln[\frac{\hat{\alpha}^{T_1}(1-\hat{\alpha})^{T-T_1}}{\alpha^{T_1}(1-\alpha)^{T-T_1}}]$$

در رابطهٔ ۱۰داریم:

LR_{PF}: نسبت احتمال شکست‌ها.

T_1: تعداد شکست‌ها.

T: تعداد کل پیش‌بینی‌ها.

$\hat{\alpha}$: نسبت شکست.

α: نرخ پوشش مورد نظر مدل.

با توجه به نتیجهٔ آزمون کوپیک که در جدول ۶، آورده شده است در صورتی‌که نسبت احتمالی کوپیک بزرگتر از توزیع کای دو با یک درجهٔ آزادی و سطح خطای α باشد فرض صفر رد می‌شود

و نمی‌توان پذیرفت که مدل VaR ریسک را صحیح برآورد کرده است. آمارهٔ LR دارای توزیع کای دو است و در سطح اطمینان ۹۵ درصد و ۹۹ درصد به ترتیب دارای مقدار بحرانی ۳/۸۴۱۴۶ و ۶/۶۳۴۹ است. فرض صفر در این آزمون مناسب بودن سری‌های ارزش در معرض ریسک استخراج شده است (در صورت پایین‌تر بودن آمارهٔ LR از مقدار بحرانی) و فرض مقابل، نامناسب بودن آن است.

جدول ۶. مقدار تخطی و آمارهٔ LR ارزش در معرض ریسک برای سطوح مختلف سرمایه‌گذاری

افق سرمایه‌گذاری	تعداد تخطی	آمارهٔ LR	آماره کای دو در سطح ۹۹٪	مقایسهٔ آماره LR با آماره کای دو در سطح ۹۹٪	رد یا پذیرش ریسک
(۱-۲)	۳	۳/۳۷۴۳۹	۶/۶۳۴۹	۳/۳۷۴۳۹<۶/۶۳۴۹	قابل قبول
(۲-۴)	۱	۰/۰۲۹۰۱	۶/۶۳۴۹	۰/۰۲۹۰۱<۶/۶۳۴۹	قابل قبول
(۴-۸)	۲	۱/۱۶۶۲۵	۶/۶۳۴۹	۱/۱۶۶۲۵<۶/۶۳۴۹	قابل قبول
(۸-۱۶)	۰	-	۶/۶۳۴۹	-	قابل قبول

با توجه به اینکه آمارهٔ LR به‌دست آمده از مقدار بحرانی کمتر است می‌توان مقدار ارزش در معرض ریسک برآورد شده را قابل قبول دانست.

در قسمت پس‌آزمایی و تست کوپیک، خروجی به‌دست آمده از مدل تجزیه شده نشان می‌دهد همهٔ VaRهای برآورد شده از خروجی مدل بدون تجزیه کمتر است و با توجه به تعداد تخطی‌ها و تست کوپیک مشاهده می‌شود که همهٔ VaRهای برآورد شده مدل تجزیه شده قابل قبول است، این نتایج ثابت می‌کند که می‌توان با استفاده از تجزیهٔ داده‌ها از ریسک‌های اضافی افق‌های دیگر اجتناب نمود و ریسک بهتر و یا دقیق‌تری را برای مدل در نظر گرفت.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

پژوهش‌های بسیاری بعد از مارکوویتز (۱۹۵۹) که تخصیص دارایی، به سبدی از اوراق بهادار را بررسی کرد، انجام شده تا نقش افق‌های سرمایه‌گذاری در انتخاب سبد سهام بهینه را بررسی کند. همانطور که لی، وو و وی (۱۹۹۰) فرض کرده‌اند تخصیص دارایی سرمایه‌گذار به‌وسیله میانگین بازده و واریانس/کوواریانس طی افق‌های سرمایه‌گذاری برنامه‌ریزی شده اثر می‌پذیرد این فرض با این دیدگاه حمایت می‌شود که سرمایه‌گذاری که افق سرمایه‌گذاری بلندمدتی دارد بر اساس میانگین بازده و ریسک بلندمدت تصمیم‌گیری می‌کند، در حالی‌که یک سرمایه‌گذار با افق سرمایه‌گذاری کوتاه‌مدت نرخ بازده و ریسک کوتاه‌مدت را در نظر می‌گیرد. از اینرو در این

پژوهش وزن دارایی بهینه‌ای که مطلوبیت سرمایه‌گذار را بین بازده و واریانس مورد انتظار در یک مقیاس زمانی خاص حداکثر کند، بررسی می‌شود.

هدف اصلی پژوهش به‌دست آوردن پرتقوی مناسب در هر افق زمانی با استفاده از موجک و گارچ-کاپولا است. در کنار این موضوع، تعیین تاثیر افق سرمایه‌گذاری در ریسک سبد سهام و به‌دست آوردن اوزان مناسب هر سهم در سبد سهام با توجه به افق زمانی متناسب با آن است و سوالی که این پژوهش به آن پاسخ می‌دهد این است که: آیا تجزیهٔ داده‌ها در سطوح مختلف و استفاده از مدل پیشنهادی گارچ-کاپولا منجر به تخمین بهتر ارزش در معرض خطر و معیار مبتنی بر ارزش در معرض خطر می‌شود؟

پس از تعیین سبد سهام بهینه در هر افق سرمایه‌گذاری با توجه به اوزان هر سهم می‌توان به این نتیجه رسید که سهم خساپا برای دورهٔ زمانی کوتاه‌مدت، سهم ثمسکن برای دورهٔ میان مدت و سهم قنیشا برای دورهٔ بلندمدت وزن بیشتری در سبد سهام دارند (شکل۳). در این مقاله با مقایسهٔ نتایج به‌دست آمده از طریق تجزیهٔ داده (با استفاده از موجک) با نتایج بدون تجزیهٔ داده می‌توان به برتری برآورد ریسک با استفاده از موجک پی برد. این برتری علاوه بر بالا بودن نسبت معیار مبتنی بر ارزش خطر با استفاده از تست کوپیک هم قابل مشاهده است، بدین نحو که با توجه به ریسک برآورد شده در مدل موجک، می‌توان مشاهده نمود که تمامی ریسک‌های این مدل کمتر از ریسک مدل بدون تجزیه است. از طرفی چون تمامی ارزش در معرض ریسک‌های برآورد شده قابل قبول است، می‌توان به این نتیجه رسید که ریسک‌های برآورد شده در مدل تجزیه نشده بیش از حد بوده و برای سرمایه‌گذار، ریسک مابقی افق‌های زمانی که مد نظر سرمایه‌گذار است هم متحمل می‌کند. نتایج به‌دست آمده در این مقاله با نتایج پژوهش‌هایی مانند کیم و این (۲۰۰۵)، منگ، دانگ و وانگ (۲۰۰۹) و ... در یک راستا بوده و نشان می‌دهد که استفاده از روشی برای تجزیهٔ داده‌ها می‌تواند برآورد بهتری از ریسک و بازدهی داشته باشد. موارد زیر برای انجام پژوهش‌های آتی به پژوهشگران پیشنهاد می‌شود.

۱. استفاده از روش‌های جایگزین دیگر برای تجزیهٔ سیگنال اصلی مانند فوریه و روش ترکیبی تجزیه حالت تجربی دسته‌ای[1] و مقایسهٔ بین این روش‌ها و تعیین بهترین روش تجزیه.

۲. استفاده از داده‌های روزانه، ماهانه و یا فصلی برای تجزیهٔ افق زمانی و پس‌آزمایی نهایی ریسک و بازده به‌دست آمده با اطلاعات واقعی و در نهایت تعیین بهترین دسته‌بندی برای ورودی داده‌ها.

---

1. Ensemble Emprical Mode Decomposition(EEMD)

۳. استفاده از روش‌های مختلف برآورد ریسک و بازده و مقایسه با روش به‌کار گرفته شده در این پژوهش.
۴. تعیین و تاثیر رکود و رونق اقتصادی بر روی افق سرمایه‌گذاری و تشکیل دو سبد سهام برای هر دوره اقتصادی.

منابع

امین‌غفاری قره‌شیروان، م.، و روستا، ش. (۱۳۷۸). کاربرد موجک‌ها در تجزیهٔ سیگنال‌های (توابع زمانی) نامانا. فصلنامهٔ تحقیقات آماری، ۷(۲)، ۲۱۳-۲۲۲.

تهرانی، ر، محمدی، ش.، و محمدعلی‌زاده، آ. (۱۳۹۰). بررسی رابطهٔ بین بازدهٔ سهام و تورم در بورس اوراق بهادار تهران در زمان-مقیاس‌های مختلف با استفاده از تبدیل موجک. پژوهشنامهٔ اقتصادی، ۱۱(۲)، ۲۲۵-۲۴۴.

راعی، ر.، و محمودی آذر، م. (۱۳۹۲). پیش‌بینی بازدهٔ آتی بازار سهام با استفاده از مدل‌های آریما، شبکهٔ عصبی و نویززدایی موجک. فصلنامهٔ علمی پژوهشی مدیریت مالی و تامین مالی، ۲(۲)، ۱-۱۶.

وکیلی فرد، ح.، و شیرازیان، ز. (۱۳۹۳). تاثیر افق سرمایه‌گذاری روی تخصیص دارایی بین استراتژی‌های رشدی و ارزشی در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از تجزیه وتحلیل موجک. فصلنامهٔ علمی پژوهشی مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، ۶(۲۱)، ۱۳۱-۱۴۸.

References

Aggarwal, S. K., Saini, L. M., & Kumar, A. (2008). Electricity Price Forecasting in Ontario Electricity Market Using Wavelet Transform in Artificial Neural Network Based Model. International Journal of Control, Automation, and Systems. 6(5), 639–650.

Aminghafari ghare shirvan, M., & Roosta, Sh. (1999). Using Wavelets and Splines to Forcast Non-stationary Time Series. Journal of Statistical Research, 7(2), 213-222. (In Persian).

Barone-Adesi, G., Giannopoulos, K., & Vosper, L. (1999). VaR without Correlations for Non-linear Portfolios. Journal of Futures Markets, 19(5), 583-602.

Brooks, C. (2008). Introductory Econometrics for Finance. CAMBRIDGE UNIVERSITY PRESS.

Cherubini, U., Luciano, E. & W. Vecchiato (2013). Copula Methods in Finance, John Wiley, NY.

Dacjman, S., Festic, M., & Kavkler, A. (2012). European Stock Market Comovement Dynamics During Some Major Financial Market Turmoils in the Period 1997 to 2010, A Comparative DCC-GARCH and Wavelet Correlation Analysis. Journal of Economics Letters, 19(13), 1249–1256.

Dacorogna, M., Gencay, R., Muller, U. A., Pictet, O. V. T., & Olsen, R. B. (2001). An Introduction to High Frequency Finance, Academic Press, San Diego, CA.

Kim, S., & In, F. (2005) The Relationship between Stock Returns and Inflation: New Evidence from Wavelet Analysis. J. Empir. Financ., 12(2), 435–444.

Kupiec, P. H. (1995). Techniques for Verifying the Accuracy of Risk Measurement Models. The J. of Derivatives, 3(2), 10-19.

Lee, C. F., WU. C., & Wei. K. C. J. (1990). The Heterogeneous Investment Horizon and the Capital Asset Pricing Model: Theory and Implications. Journal of Financial and Quantitative analysis, 25(2), 361-376.

Longin, F., & Solnik, B. (1995). Is the Correlation in International Equity Returns Constant: 1960–1990. Journal of International Money and Finance, 14(1), 3–26.

Raei, R., & Mahmoudi Azar, M. (2014). Forecasting Stock Index with Neural Network and Wavelet Transform. Journal of Asset Management and Financing, 2(2), 1-16. (In Persian)

Markowitz, H. (1959). Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments, John Wiley & Sons, New York.

McNeil, A., & Frey, R. (2000). Estimation of Tail-related Risk Measures for Heteroscedastic Financial Time Series: An Extreme Value Approach. Journal of Empirical Finance, 7(3), 271-300.

Meng, K., Dong, Z. Y., & Wong, K. P. (2009). Self-Adaptive Radial Basis Function Neural Network for Short-term Electricity Price Forecasting. IET Generation Transmission & Distribution, 3(4), 325–335.

Tehrani, R., Mohammadi, Sh., & Mohammad Alizadeh, A. (2010). Investigating the Relationship between Stock Returns and Inflation in Tehran Stock Exchange at Different Times Using Wavelet Transform. journal of Economic Research, 11(2), 225-244. (In Persian)

Palaro, H., & Hotta, L.(2006). Using Conditional Copula to Estimate Value at Risk. Jornal of Data Science ,4(1), 93-115.

Polikar, R. (1996). Fundamental Concept and an Oveview of the Wavelet Theory Wavelet Tutorial. Second Edition. Rowan University. Coollege of Engineering Web Servers. Glassboro. Nj. 08028.

Ramsey, J. B. (1999). The Contribution of Wavelets to the Analysis of Economic and Financial Data. Philos. Trans. R. Soc. Lond. Ser. A Math. Phys. Eng. Sci., 357, 2593–2606.

Vakilifard, H., & Shirazian, Z. (2014). The Effect of Investment Horizon on Asset Allocation between Growth and Value Strategies in Tehran Stock Exchange by Using Wavelet Analysis. Journal of Financial Engineering and Management of Securities, 6(21), 131-148. (In Persian).

Soltani, S. (2002). On the Use of the Wavelet Decomposition for Time Series Prediction. Neurocomputing, 48(1), 267–277.

Berger, T. Fieberg, C. (2016). On Portfolio Optimization: Forecasting Asset Covariances and Variances Based on Multi-scale Risk Models. The Journal of Risk Finance, 17(3), 295-309.

Yang, S. Y. (2005). A DCC Analysis of International Stock Market Correlations: The Role of Japan on the Asian Four Tigers. Applied Financial Economics Letters, 1(2), 89–93.

Zhang, F. (2006). Information Uncertainty and Stock Returns. the journal of finance, 61(1), 105-137.