Budget and Finance Strategic Research

1

Vol. 3
Spring 2022

The Application of the Main Components in Investment Basket Management: A Case Study of Fifty Stock Exchange Companies

Marzieh Nourahmadi [1] | Hojjatollah Sadeghi [2]

Research Paper

Received:
18 January 2022
Revised:
7 May 2022
Accepted:
7 May 2022
Published:
4 July 2022

P.P: 71-95

Abstract

Establishing an investment portfolio is one of the main concerns of managers and investors who are always looking for an effort to form the best investment basket so that they can achieve the most returns. So far, there have been many ways to form an investment basket, the most famous of which is Maritz's approach. The average theory of variance has many practical drawbacks due to the difficulty in estimating the expected returns and covariance for different asset classes. The purpose of this study is to maximize risk -adjusted return on the portfolio using PCA method in a data base of stock returns. The data base used for this case study is the daily data modified of 50 top stock and relevant stock index companies for the period 25/4/2016 to 7/2/2021 for 1027 trading days. We use a dimensional reduction algorithm (PCA) to allocate capital to different asset classes to maximize risk -adjusted returns and the results are compared with the equal weight allocation approach (1/N). There is also a post -test framework for evaluating the performance of the investment baskets provided. According to the results, the variance explained by the three main components can be an indicator for identifying the most important business risks.

Keywords: Analysis of Basic Components, Optimization, Stock Basket, Systematic Risk.

ISSN: 2717-1809
E-ISSN: 2717-199x

DOR: 20.1001.1.27171809.1401.3.1.3.6

1.Corresponding Author, Ph.D. in Financial Engineering, Accounting, and Financial Department, Faculty of Economics, Management and Accounting, Yazd University, Yazd, Iran
Mnourahmadi@ut.ac.ir

2. Associate Professor, Department of Accounting and Financial Department, Faculty of Economics, Management, and Accounting, Yazd University, Yazd, Iran.

This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution Non-Commercial (CC-BY-NC) license.

پژوهش‌های راهبردی بودجه و مالیه

کاربرد مؤلفه‌های اصلی (PCA) در مدیریت سبد سرمایه‌گذاری، مطالعه موردی: پنجاه شرکت برتر بورس اوراق بهادار

مرضیه نوراحمدی[1] | حجت الله صادقی[2]

۱
سال سوم
بهار ۱۴۰۱

مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت:
۱۴۰۰/۱۰/۲۸
تاریخ بازنگری:
۱۴۰۱/۰۲/۱۷
تاریخ پذیرش:
۱۴۰۱/۰۲/۱۷
تاریخ انتشار:
۱۴۰۱/۰۴/۱۳
صص: ۹۵-۷۱

شاپا چاپی: ۱۸۰۹-۲۷۱۷
الکترونیکی: ۱۹۹-۲۷۱۷

چکیده

تشکیل سبد سرمایه‌گذاری یکی از اصلی‌ترین دغدغه‌های مدیران و سرمایه‌گذارانی است که همواره در جست‌وجوی تلاش برای تشکیل بهترین سبد سرمایه‌گذاری هستند تا بتوانند بیشترین بازده را از بازار به دست آورند. تا کنون روش‌های زیادی برای تشکیل سبد سرمایه‌گذاری معرفی شده است که مشهورترین آن رویکرد مارکویتز است. تئوری میانگین-واریانس به دلیل دشواری در تخمین بازده مورد انتظار و کواریانس برای طبقات مختلف دارایی دارای اشکالات عملی زیادی است. هدف از این پژوهش به حداکثر رساندن بازده تنظیم شده با ریسک در سبد سهام با استفاده از روش PCA در یک مجموعه داده از بازده سهام است. مجموعه داده مورداستفاده برای این مطالعه موردی، داده‌های روزانه تعدیل‌شده ۵۰ شرکت شاخص برتر بورس و سهام مربوطه است برای دوره زمانی[3] ۱۳۹۵/۰۲/۰۶ الی ۱۳۹۹/۰۹/۱۱ برای ۱۰۲۷ روز معاملاتی است. از یک الگوریتم کاهش بعد (PCA) برای تخصیص سرمایه به کلاس‌های مختلف دارایی برای به حداکثر رساندن بازده‌های تعدیل‌شده توسط ریسک استفاده می‌کنیم و نتایج آن را با رویکرد تخصیص وزن برابر (1/N) مقایسه شده است. همچنین یک چارچوب پس آزمایی برای ارزیابی عملکرد سبدهای سرمایه‌گذاری‌ای که ارائه شده است، معرفی می‌شود. مطابق نتایج نشان داده شد که واریانس توضیح داده شده توسط سه مؤلفه اصلی می‌تواند به‌عنوان شاخصی برای شناسایی مهم‌ترین ریسک‌های کسب‌وکار باشد.

کلیدواژه‌ها: تحلیل مؤلفه‌های اساسی، بهینه‌سازی، سبد سهام، ریسک سیستماتیک.

طبقه‌بندی JET: G10, G11

DOR: 20.1001.1.27171809.1401.3.1.3.6

۱. نویسنده مسئول: دکتری، مهندسی مالی، گروه حسابداری و مالی، دانشکده اقتصاد، مدیریت و حسابداری، دانشگاه یزد، ایران
Mnourahmadi@ut.ac.ir

۲. دانشیار، گروه حسابداری و مالی، دانشکده اقتصاد، مدیریت و حسابداری، دانشگاه یزد، ایران

این مقاله یک مقاله با دسترسی آزاد است که تحت شرایط و ضوابط مجوز (CC BY-NC) Creative Commons Attribution Non-Commercial توزیع شده است.

مقدمه

یکی از مهم‌ترین دغدغه‌های افراد در بازار سرمایه، یافتن روشی جهت ارائه و تحلیل داده‌های سهام شرکت‌های مختلف است. شرکت‌های مختلفی در بورس وجود دارد و همواره مدیران سبد سرمایه‌گذاری و سرمایه‌گذاران در انتخاب سهام نیاز به بررسی بهترین روش برای تشکیل سبد سهام هستند.

انتخاب سبد سرمایه‌گذاری فرایندی است که در آن سرمایه‌گذاران نحوه تخصیص دارایی را انتخاب می‌نمایند. نظریه سبد سرمایه‌گذاری مارکویتز نه‌تنها عوامل تعیین‌کننده ریسک سبد سرمایه‌گذاری را آشکار می‌نماید، بلکه مهم‌تر از آن، این نتیجه‌گیری مهم را نشان می‌دهد که «بازده مورد انتظار یک دارایی توسط ریسک دارایی تعیین می‌شود»؛ بنابراین قیمت یک دارایی توسط واریانس یا انحراف معیار آن تعیین می‌شود.

نظریه میانگین-واریانس توسط مارکوییتز (۱۹۵۲) ارائه شده است. نظریه مارکویتز امروزه به‌عنوان تئوری مدرن سبد سرمایه‌گذاری (MPT[1]) شناخته می‌شود و پایه و اساس کلیه ادبیات سرمایه‌گذاری و روش‌های بهینه‌سازی اوراق بهادار را نشان می‌دهد. این روش موفق شد که رویکردی بهینه برای تخصیص منابع در میان اوراق بهادار ریسکی را جایی که مردم فقط به میانگین و واریانس بازده سبد سهام علاقه‌مند هستند فرموله کند. MPT یک روش رسمی و درعین‌حال قابل‌قبول برای یافتن سبدهای بهینه فراهم می‌کند که مرز کارا نامیده می‌شود که بیشترین بازده مورد انتظار برای یک سطح معین از ریسک یا کمترین ریسک را به ازای یک سطح معین از بازده مورد انتظار نشان می‌دهد (بچیسه و همکاران[2]، ۲۰۲۰).

مدیران سرمایه‌گذاری می‌توانند عملکرد سبد سرمایه‌گذاری را در سه فعالیتی که روند مدیریت سبد سرمایه‌گذاری را تشکیل می‌دهند، به دست آورند: سیاست سرمایه‌گذاری، انتخاب سبد و زمان‌بندی بازار. مطالعات انجام‌شده در مورد برنامه‌های بزرگ بازنشستگی ایالات متحده نشان می‌دهد که کل بازده سیاست سرمایه‌گذاری ۹۳/۶ درصد است و ازاین‌رو سیاست سرمایه‌گذاری مهم‌ترین بخش در مدیریت سبد سرمایه‌گذاری است و اغلب به آن تخصیص

1. Modern Portfolio Theory
2. Bechis et al

استراتژیک گفته می‌شود. سیاست سرمایه‌گذاری یا تخصیص استراتژیک، تعیین می‌کند که کدام دسته از دارایی‌ها و با چه وزنی برای رسیدن به هدف سرمایه‌گذاری انتخاب شوند (برینسون و همکاران[1]، ۱۹۸۶). با توجه به کلاس دارایی و وزن آن، ازآنجاکه هر کلاس دارایی با ریسک و بازده خود مرتبط است، مدیر سرمایه‌گذاری باید در مورد تحمل ریسک، افق سرمایه‌گذاری و سطح ریسک سرمایه‌گذاری تصمیم بگیرد (کوهرنس[2]، ۱۹۹۹).

PCA[3] یکی از شناخته شده‌ترین تکنیک‌ها در تحلیل چندمتغیره است. دامنه کاربرد آن با ظهور رایانه گسترش یافته است و طی ۵۰ سال اخیر در موارد مختلفی مورداستفاده قرار گرفته است (جولیفه[4]، ۱۹۸۶). توانایی PCA در تجزیه متغیرهای همبسته به اجزای غیرهمبسته[5]، استفاده از آن را در تحلیل ساختار پیچیده بازارهای مالی (توبین و هستر[6]، ۱۹۶۷) و شناسایی فاکتورهای اساسی[7] در بازده اوراق (گابریل[8]، ۲۰۱۴؛ پریگنون و همکاران[9]، ۲۰۰۷ و کیومر[10] ۲۰۲۲) جذاب می‌کند. در سال‌های اخیر استفاده از PCA برای مطالعه همبستگی بازار و اندازه ریسک سیستماتیک افزایش پیدا کرده است (بیلو و همکاران[11]، ۲۰۱۲؛ زنگ و همکاران[12]، ۲۰۱۲ و کریتزمان و همکاران[13]، ۲۰۱۱). بیشتر آثار فقط در مورد چارچوب نظری استفاده از PCA برای انتخاب سبد سرمایه‌گذاری استفاده نموده‌اند و کمتر به پیاده‌سازی عملی آن نموده‌اند. تمرکز اصلی این پژوهش بر کاربرد عملی PCA برای مدیریت سبد سرمایه‌گذاری است.

هدف از این پژوهش به حداکثر رساندن بازده تعدیل شده با ریسک در سبد سرمایه‌گذاری سهام با استفاده از PCA در یک مجموعه بازده سهام است. سؤال اصلی این پژوهش این است که آیا استراتژی مبتنی بر PCA می‌تواند عملکرد و تنوع بهتری نسبت به سبد سرمایه‌گذاری‌ای با وزن

1. Brinson et al
2. Cochrane
3. Principal Components Analysis
4. Jolliffe
5. decompose interrelated variables into uncorrelated components
6. Tobin & Hester
7. common factors
8. Gabriel
9. Pérignon et al
10. Kumar
11. Billio et al
12. Zheng et al
13. Kritzman et al

برابر داشته باشد؟ آیا می‌توان از طریق مؤلفه‌های اساسی به شناسایی مهم‌ترین ریسک‌ها پرداخت؟

ادامه مراحل پژوهش به این صورت است: در بخش دوم به ادبیات نظری و پیشینه پژوهش‌های انجام‌شده در این خصوص پرداخته می‌شود. سپس در بخش سوم به معرفی روش PCA و پیاده‌سازی آن پرداخته شده و در نهایت بخش آخر تحلیل نتایج حاصل آن ارائه می‌شود.

مبانی نظری

تجزیه‌وتحلیل مؤلفه‌های اساسی یک تکنیک آماری کلاسیک برای کاهش ابعاد است. الگوریتم PCA داده‌ها را با فضای ابعاد بزرگ به یک فضای با ابعاد کمتر تبدیل می‌کند. الگوریتم به‌صورت خطی با هدف حداقل رساندن مقدار اطلاعات/واریانس از دست رفته به‌وسیله کاهش ابعاد (m-n)، فضای ورودی m بُعدی به یک فضای خروجی با ابعاد n<m تبدیل می‌کند. PCA به ما اجازه می‌دهد که متغیرها/ویژگی‌هایی که دارای واریانس کمتر هستند را حذف کنیم.

از لحاظ فنی، PCA از پروژه متعامد متغیرهای همبسته به مجموعه‌ای از مقادیر متغیرهای خطی غیرهمبسته به نام اجزای اصلی استفاده می‌نماید. تعداد مؤلفه‌های اصلی کمتر یا برابر تعداد متغیرهای اصلی است. تبدیل خطی به‌گونه‌ای تعریف شده است که مؤلفه اصلی دارای بزرگ‌ترین واریانس ممکن می‌باشد. با توجه به ویژگی‌های بسیار مرتبط آن تا حد ممکن تغییرات در داده‌ها را ممکن می‌سازد. هر کدام از اجرای پیشنهادی به‌نوبه خود دارای بالاترین واریانس با استفاده از ویژگی‌هایی هستند که با مؤلفه اصلی اول همبستگی کمتری دارند و به مؤلفه‌های پیشین متعامد هستند (گوراکالا و یوسیولی[1]، ۲۰۱۵).

با استفاده از PCA، می‌توانیم یک ماتریس کواریانس $n \times n$ از دارایی‌ها گرفته و مجموعه‌ای از سبد سرمایه‌گذاری اصلی خطی و غیرهمبسته که بعضاً در ادبیات علمی به‌عنوان سبد سرمایه-گذاری ویژه نامیده می‌شود، از دارایی‌ها و واریانس متناظر با آن‌ها را ایجاد نماییم. ماتریس کواریانس مؤلفه‌های اصلی بیشترین تغییر را در میان دارایی می‌گیرد و به‌صورت متقابل با یکدیگر همبستگی ندارند. علاوه بر این، می‌توان از مؤلفه‌های اصلی استاندارد شده به‌عنوان وزن سبد

1. Gorakala & Usuelli

سرمایه‌گذاری استفاده نموده، با این تضمین که بازدهی ناشی از اوراق بهادار اصلی به‌طور خطی با یکدیگر همبستگی ندارند (تاستات و همکاران[1]، ۲۰۲۰).

ایده تجزیه‌وتحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) بر اساس کاهش ابعاد یک مجموعه داده با تعداد زیادی متغیر است، درحالی‌که تا آنجا که ممکن است واریانس داده‌ها را حفظ کند. PCA اجازه می‌دهد تا بفهمیم آیا نمایش متفاوتی از داده وجود دارد که بتواند حداکثر نقاط اصلی داده را توضیح دهد.

PCA مجموعه‌ای از متغیرهای جدید را پیدا می‌کند که از طریق ترکیب خطی، متغیرهای اصلی را ارائه می‌دهد. متغیرهای جدید، مؤلفه‌های اصلی (PC) نامیده می‌شوند. این مؤلفه‌های اصلی متعامد یا مستقل هستند و می‌توانند داده‌های اصلی را نشان دهند.

تعداد مؤلفه‌ها یک هایپرپارمتر از الگوریتم PCA است که ابعاد هدف را تنظیم می‌کند.

الگوریتم PCA با طرح‌ریزی داده‌های اصلی بر روی فضای مؤلفه‌های اصلی کار می‌کند. سپس توالی اجزای اصلی را مشخص می‌کند که هر یک از آن‌ها با جهت حداکثر واریانس در داده‌ها همسو می‌شوند. توالی بهینه‌سازی همچنین تضمین می‌کند که اجزای جدید با اجزای موجود همبستگی ندارند؛ بنابراین مجموعه حاصل یک مبنا متعامد برای یک فضای برداری را تشکیل می‌دهد.

مراحل تجزیه Eigen به شرح زیر است:

۱. ابتدا، یک ماتریس کواریانس برای ویژگی‌ها ایجاد می‌شود.
۲. هنگامی‌که ماتریس کواریانس محاسبه می‌شود، بردار مقادیر ویژه ماتریس کواریانس محاسبه می‌شود. این جهت‌های حداکثر واریانس هستند.
۳. مقادیر ویژه ایجاد می‌شود. آن‌ها مقدار اصلی مؤلفه‌های اصلی را تعریف می‌کنند.

بنابراین برای ابعاد N، یک ماتریس N*N واریانس کواریانس وجود دارد و در نتیجه ما بردار مقادیر ویژه n مقدار و n مقدار ویژه را داریم (تاستات و همکاران، ۲۰۲۰).

در کتابخانه سایکیت لرن پایتون تابعی برای محاسبه PCA وجود دارد که از آن برای محاسبه استفاده می‌شود.

---

1. Tatsat et al

```
Implementation
# Import PCA Algorithm
from sklearn.decomposition import PCA
# Initialize the algorithm and set the number of PC's
pca = PCA(n_components=2)
# Fit the model to data
pca.fit(data)
# Get list of PC's
pca.components_
# Transform the model to data
pca.transform(data)
# Get the eigenvalues
pca.explained_variance_ratio
```

نحوه پیاده‌سازی PCA در پایتون (تاستات و همکاران، ۲۰۲۰)

مسئله متنوع‌سازی سبد سرمایه‌گذاری از قدیم موردعلاقه پژوهشگران بوده است. پارتوی و کاپاتو[1] (۲۰۰۴) برای اولین بار ایده استفاده از PCA را برای تجزیه‌وتحلیل مسئله سبد سرمایه‌گذاری کارا ارائه نمودند. ایده اصلی آن‌ها مبتنی بر این واقعیت بود که اگر هیچ همبستگی بین دارایی‌ها وجود نداشته باشد، پیچیدگی در انتخاب سبد سرمایه‌گذاری به‌طور چشمگیری کاهش پیدا می‌کند. آن‌ها بیان نمودند که اگر فروش استقراضی مجاز باشد، هر مجموعه دارایی می‌تواند به مجموعه اوراق بهادار غیرهمبسته «سبد سرمایه‌گذاری اساسی[2]» تبدیل شود. پس از تبدیل شدن به سبد سرمایه‌گذاری اساسی، آن‌ها می‌توانند مرزی کارآمد بر اساس سبد سرمایه‌گذاری اساسی ایجاد کنند. بر اساس تفسیر نظری چنین تبدیلی، آن‌ها بیان نمودند که ساختار نوسانات-بازده مرز کارا با محیط سبد سرمایه‌گذاری اساسی به سادگی ارتباط دارد.

چارچوب نظری در زمینه ایجاد سبد سرمایه‌گذاری اساسی توسط بسیاری از محققان دانشگاهی و مشارکت‌کنندگان بازار برای مدیریت سبد سرمایه‌گذاری الهام‌بخش بوده است

1. Partovi and Caputo
2. principal portfolios

(پارتوی و کاپاتو، ۲۰۰۴)، به‌ویژه پس از بحران مالی جهانی در سال ۲۰۰۸، کاهش ریسک به‌عنوان اولویت قرار گرفت (یانگ[1]، ۲۰۱۵).

میوکی[2] (۲۰۰۹) با الهام از ایده پارتوی و کاپاتو (۲۰۰۴) با تبدیل یک مجموعه داده که در آن تعداد زیادی دارایی به هم وابسته وجود داشت، مجموعه جدیدی از سبد سرمایه‌گذاری اساسی که منابع ریسک غیرهمبسته در دارایی‌های اصلی را تشکیل می‌دهند، ارائه نمود. همچنین یک شاخص تنوع سازی ارائه نمود که تعداد مؤثر شرط‌های غیرهمبسته[3] را در یک سبد سرمایه‌گذاری نشان می‌داد. ایده این است که اگر تعداد شرط‌های غیرهمبسته اندک باشد، ریسک در منابع کمتر متمرکز شده و از تنوع کمتری برخوردار هستند. لوهر و همکاران[4] (۲۰۱۴ و ۲۰۱۲) چارچوب میوکی (۲۰۰۹) را به‌منظور دستیابی به حداکثر تنوع در سهام و دارایی‌های چندمتغیره به کار بردند. ایده این بود که وجوه سرمایه‌گذاری بین سبد سرمایه‌گذاری اصلی به‌طور مساوی توزیع شود تا ریسک کلی آن به‌خوبی متنوع شود. آن‌ها چنین استراتژی را برابری متنوع ریسک[5] نامیدند و با سه روش تخصیص سرمایه 1/N و مینیمم واریانس[6] و ریسک برابر[7] مقایسه نمودند.

ایده اصلی برابری ریسک که به‌عنوان استراتژی مشارکت در ریسک برابر[8] نیز شناخته می‌شود، دستیابی به ریسک برابر هر دارایی در سبد سرمایه‌گذاری است. کیان[9] (۲۰۱۱) ادعا نمود که تخصیص ریسک برابر منجر به تنوع بهتر و بازدهی بالاتر می‌شود. همچنین تأکید نمود که اگر فردی به مزایای تنوع‌بخشی سبد سرمایه‌گذاری اعتقاد دارد باید به برابری ریسک نیز اعتقاد داشته باشد. محققان دیگری مانند کیان (۲۰۰۵) و میلارد و همکاران[10] (۲۰۱۰) از استراتژی برابر ریسک حمایت نمودند.

1. Yang
2. Meucci
3. uncorrelated bets
4. Lohre et al
5. diversified risk parity
6. Minimum variance
7. Risk parity
8. equal risk contribution strategy
9. Qian
10. Maillard et al

یکی از شباهت‌های روش برابری ریسک[1] و استراتژی تخصیص برابری ریسک متنوع‌سازی شده[2] این هست که هر دو با تخصیص ریسک، سبد سرمایه‌گذاری می‌سازند؛ اما تفاوت در این است که نوع تخصیص برابری ریسک بر اساس دارایی‌های اساسی است اما استراتژی تخصیص برابری ریسک متنوع‌سازی شده بر اساس سبد سرمایه‌گذاری اصلی غیرهمبسته[3] است. استراتژی تخصیص برابری ریسک اگر بیشتر دارایی‌ها همبستگی زیادی با یکدیگر داشته باشند، می‌تواند ریسک نسبتاً متمرکز داشته باشد. استراتژی برابری ریسک متنوع‌سازی شده به همبستگی بین دارایی‌ها حساس هست. یک مورد فرینی[4] در نظر بگیرید که همه سهم‌ها کاملاً همبستگی مثبت با یکدیگر داشته باشند، بنابراین تخصیص برابر ریسک به همه سهم‌ها در واقع عملکردی مانند استراتژی نگهداری سهام است. از طرف دیگر، برابری ریسک متنوع‌سازی شده، ازآنجاکه بودجه ریسک خود بر اساس منابع ریسک غیرهمبسته تخصیص می‌دهد، دچار چنین مسئله‌ای نمی‌شود؛ بنابراین در مورد همبستگی کامل، همه تغییرات می‌تواند با اولین مؤلفه اصلی[5] توضیح داده شود (یانگ، ۲۰۱۵). برابری ریسک و برابری ریسک متنوع‌سازی شده، به ترتیب نمونه‌های خوبی از استراتژی تخصیص بر اساس دارایی‌های اساسی[6] و سبد سرمایه‌گذاری اصلی انتقال یافته‌اند[7].

آگراول و همکاران[8] (۲۰۲۱) در پژوهش خود از PCA در کنار خوشه‌بندی k-means برای به دست آوردن گروه‌هایی از سهام با ساختار تاریخی مشابه برای کمک به مدیریت پیش‌بینی سهام استفاده می‌نمایند. در ایران نیز پژوهش‌هایی در خصوص بهینه‌سازی سبد سهام صورت گرفته است که می‌توان به موارد زیر اشاره نمود:

کریمی (۱۴۰۰) در پژوهش خود به بررسی الگوریتم ژنتیک چند هدفه (NSGA-II) تحت معیار ریسک ارزش در معرض خطر مشروط پرداخت. همچنین از داده‌های ۱۳ شرکت در دوره زمانی ۹۷-۹۰ برای تشکیل سبد استفاده شده است. نتایج حاکی از آن است که در روش الگوریتم ژنتیک چند هدفه (NSGA-II) سهامی که کمترین ارزش در معرض خطر را دارد، بیشترین وزن

1. risk parity
2. diversified risk parity
3. uncorrelated principal portfolios
4. extreme
5. first principal component
6. underlying assets
7. transformed principal portfolios
8. Agarwal et al

را در سبد بهینه به دست می‌آورد. همچنین سبد بهینه شده بـه روش الگـوریتم ژنتیـک چنـد هدفـه (NSGA-II) بازده بیشتر و درعین‌حال ریسک کمتری دارد.

نوراحمدی و صادقی[1] (۲۰۲۱) در پژوهش خود از تکنیک یـادگیری ماشـینی برابـری ریسـک سلسله‌مراتبی (HRP) استفاده می‌نمایند و نتایج را با سـه روش حـداقل واریـانس (MVP)، توزیـع یکنواخت (UNIF) و برابری ریسک (RP) مقایسه می‌نمایند. نتـایج نشـان‌دهنـده برتـری رویکـرد MVP و UNIF در درون نمونه و رویکرد HRP و UNIF در برون نمونه است.

نبی‌زاده و همکـاران (۱۳۹۶) در پـژوهش خـود بـه بررسـی عملکـرد سـبد ردیـاب شـاخص بـا رویکرد نامتقارن و وارد کردن بتای نامطلوب در مـدل ردیـاب شـاخص بـرای بهبـود عملکـرد آن پرداختند. نتایج پژوهش آن‌ها نشـان داد مـدلی کـه بـر مبنـای بتـای نـامطلوب ارائـه‌شـده و توسـط الگوریتم تکامل دیفرانسیلی حل شده است، کارایی بیشتری دارد.

راعی و همکاران (۱۳۹۷) در پژوهش خود به بررسی کارآیی بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری با استفاده از الگویی جدید با نام الگوی ترکیبی حداقل واریانس و 1/N پرداختند. نتایج پژوهش آن-ها نشان‌دهنده برتری الگوی ترکیبی حداقل واریانس و 1/N نسبت به الگوهای دیگر است.

در این پژوهش از یک الگوریتم کاهش بعد (PCA) برای تخصـیص سـرمایه بـه کـلاس‌هـای مختلف دارایی برای به حداکثر رساندن بازده‌های تعدیل شده توسط ریسک استفاده شده است که تا کنون در این خصوص پژوهشی در داخل مشاهده نشده است. در نهایت نتایج آن را بـا رویکـرد تخصیص وزن برابر مقایسه می‌نماییم.

روش پژوهش

این پژوهش از نظر نوع، مدل‌سازی و از نظر روش، توصیفی و از نظر هـدف کـاربردی اسـت. روش گردآوری اطلاعات برای پیشینه تحقیق از نوع کتابخانه‌ای است و برای تحلیـل اطلاعـات از آمار موجود در سایت بورس اوراق بهادار تهران استفاده می‌گردد.

در این پژوهش قیمت پایانی تعدیل‌شده به‌عنوان متغیر اصلی استفاده‌شـده اسـت. شـروع آن بـا سری قیمت‌های خام P_{it} است که نشان از قیمت سهام شـرکت i در روز t اسـت، همچنـین P_{it-1}

1. Nourahmadi & Sadeqi

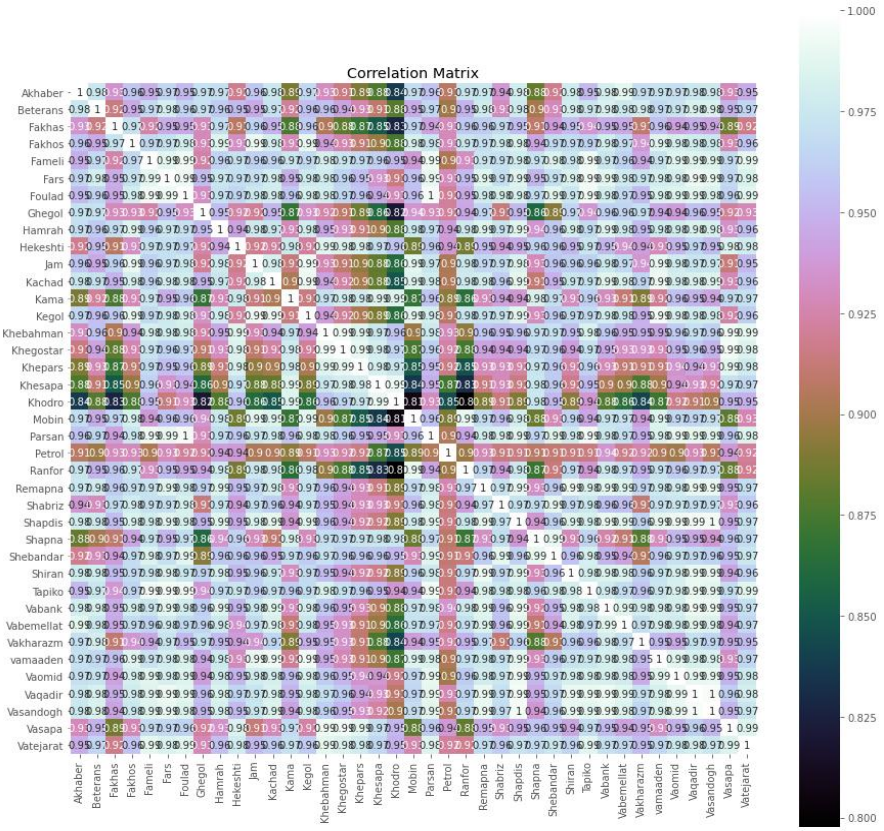
نشان‌دهنده قیمت سهام شرکت i در روز $t-1$ است. با توجه به این‌که توزیع قیمت سهام به توزیع لاگ‌نرمال[1] نزدیک می‌باشد برای محاسبه بازده داده‌ها از فرمول بازده لگاریتمی به‌صورت زیر استفاده می‌نماییم:

$$R_{it} = ln\frac{P_{it}}{P_{it-1}} \qquad (1)$$

اولین مرحله از فرایند آماده‌سازی داده‌ها استخراج داده می‌باشد. مجموعه داده مورداستفاده شامل داده‌های روزانه قیمت تعدیل‌شده ۵۰ شرکت شاخص برتر بورس و سهام مربوطه است برای دوره زمانی ۰۶-۰۲-۱۳۹۵ الی ۱۱-۰۹- ۱۳۹۹ با ۱۰۲۷ روز معاملاتی است که از طریق نرم‌افزار نوآوران امین استخراج شد. دومین مرحله از فرایند آماده‌سازی داده‌ها، پیش‌پردازش داده‌ها است. در ابتدای این مرحله لازم است داده‌ها از عواملی همچون نویز، داده‌های پرت و داده‌های گمشده که کیفیت داده‌ها را به مخاطره می‌اندازند، پاک‌سازی شوند؛ بنابراین با توجه به تعداد روز معاملاتی شرکت‌ها، ۱۱ شرکت حذف شده و ۳۹ شرکت باقی ماندند. لیست شرکت‌های حذف شده به شرح (برکت، کاوه، نوری، پارس، شستا، شتران، سیتا، تاصیکو، وبصادر، وپاسار و وپارس) است. لازم به توضیح است کلیه عملیات محاسباتی این پژوهش در نرم‌افزار پایتون ۳/۸ انجام شده است.

روش متداول برای مصورسازی داده‌ها از طریق نقشه‌های حرارتی[2] است. ابتدا یک نقشه حرارتی از ماتریس همبستگی ایجاد می‌نماییم تا بتوانیم برخی از روابط موجود در داده‌ها را به سرعت بررسی کنیم.

1. lognormal
2. heatmap



شکل ۱. ماتریس همبستگی

نقشه‌های حرارتی مفید هستند اما بااین‌حال، آن‌ها فقط می‌توانند یک بعد از اطلاعات (میزان همبستگی بین دو دارایی) را انتقال بدهند. به‌عنوان یک سرمایه‌گذاری که می‌خواهد تصمیم بگیرد در کدام گروه از دارایی‌ها سرمایه‌گذاری نماید، نقشه حرارتی هنوز نمی‌تواند به ما کمک نماید.

ارزیابی مدل

علاوه بر کنترل مقادیر از دست رفته، ویژگی‌های مجموعه داده را بر روی مقیاس واحد استاندارد (میانگین = ۰ و واریانس = ۱) تبدیل می‌شود. قبل از استفاده از PCA، همه متغیرها باید در یک مقیاس باشند، در غیر این صورت، نتایج ممکن است دچار تورش شود. همان‌طور که در

ادبیات نظری نشان داده شد، از StandardScaler در کتابخانه sklearn پایتون برای استانداردسازی مجموعه داده استفاده شده است.

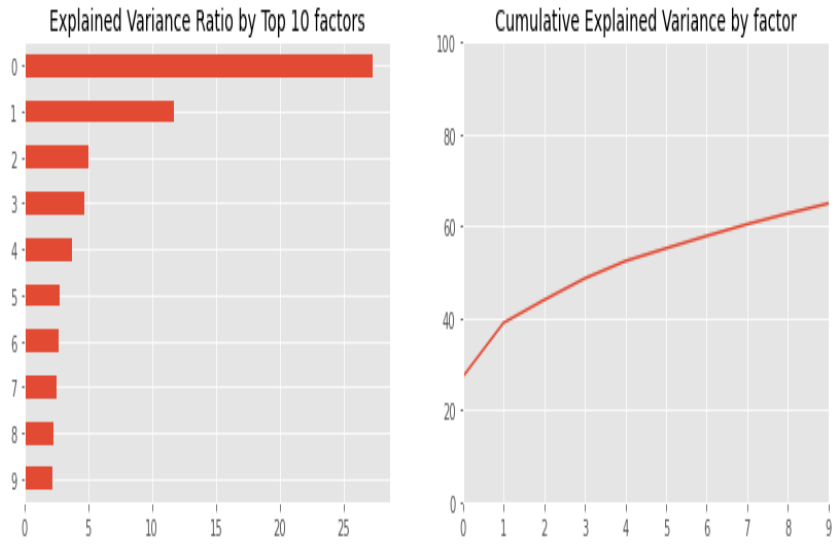
در گام بعدی سبد سرمایه‌گذاری را برای انجام تجزیه‌وتحلیل در مورد انتخاب بهترین سبد سرمایه‌گذاری و انجام آزمایش مجدد به مجموعه‌های آموزشی و آزمایشی تقسیم می‌شوند. از ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۲۰ درصد داده‌ها برای آزمون استفاده می‌شود.

محاسبه واریانس توضیح داده شده با استفاده از PCA

در این مرحله، به واریانس توضیح داده شده با استفاده از PCA توجه می‌شود. کاهش مقدار واریانس داده‌های اصلی توضیح داده شده توسط هر یک از مؤلفه‌های اصلی بیانگر میزان همبستگی بین ویژگی‌های اصلی است.

اولین مؤلفه اصلی بیشترین واریانس را در داده‌های اصلی به دست می‌آورد، مؤلفه دوم نمایانگر دومین بالاترین واریانس است و غیره. بردارهای ویژه با کمترین مقادیر ویژه کمترین تغییر را در مجموعه داده توصیف می‌کنند؛ بنابراین، می‌توان این مقادیر را رها کرد.

نمودارهای زیر تعداد اجزای اصلی و واریانس توضیح داده شده توسط هر یک را نشان می‌دهد.



شکل ۲. واریانس توضیح داده شده با استفاده از PCA

با توجه به نمودار ۲، مشاهده می‌شود که مهم‌ترین عامل حدود ۳۰٪ تغییر بازگشت روزانه را توضیح می‌دهد.

این مؤلفه اصلی غالب معمولاً به‌عنوان عامل «بازار» تعبیر می‌شود.

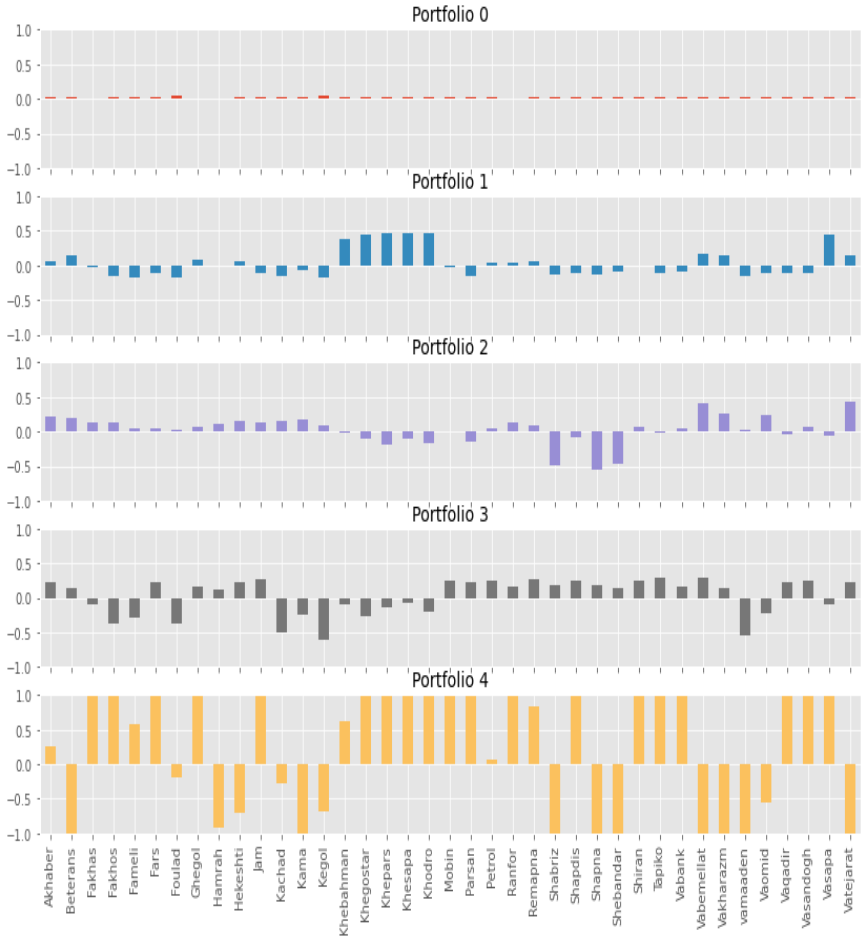
نمودار سمت راست واریانس تجمعی را نشان می‌دهد و نشان می‌دهد که ۶۵٪ از واریانس توسط حدود ده عامل، بازده ۳۹ سهام تجزیه‌وتحلیل شده را توضیح می‌دهد.

تحلیل داده‌ها

در این مرحله، اجزای مؤلفه‌های اصلی با دقت بیشتری بررسی می‌شود. این‌ها ممکن است کمتر از ویژگی‌های اصلی قابل تفسیر باشند.

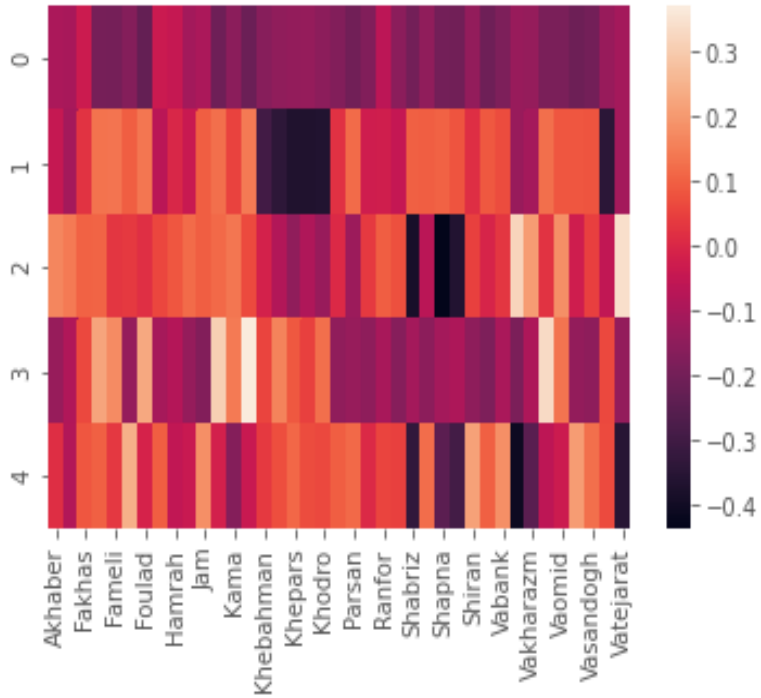
ابتدا پنج پورتفولیو ساخته شده و وزن هر سهام را در هر پنج مؤلفه اصلی تعریف می‌شود. سپس یک نمودار پراکندگی ترسیم شده است که یک نمودار نزولی سازمان‌یافته با وزن مربوط به هر شرکت را در مؤلفه اصلی فعلی نمایش می‌دهد.

دو نمودار ۳ و ۴ نقشه حرارتی و نمودار میله‌ای، سهم سهام مختلف در هر بردار ویژه را نشان می‌دهد.



شکل ۳. نمودار میله‌ای هر سهم در پنج سبد اول

همان‌طور که مشاهده می‌شود، سبد سرمایه‌گذاری اول، وزن برابر به همه سهم‌ها می‌دهد و در سایر سبد سرمایه‌گذاری وزن سهم‌ها متغیر است که در نمودار حرارتی زیر میزان اهمیت هر سهم به نسبت تأثیر اهمیت آن نشان داده شده است.



شکل ۴. نقشه حرارتی مشارکت سهم‌های مختلف در eigen vector

کیم و جونگ[1] (۲۰۰۵) ماتریس همبستگی را تجزیه کرده و اظهار داشتند که مؤلفه‌های اصلی به سه بخش تقسیم می‌شود و به ما در مورد سه نوسان تغییرات قیمت سهام اطلاعات می‌دهد:

- اولین مؤلفه اصلی با بیشترین مقدار ویژه نمایانگر تأثیر گسترده بازار است که بر کلیه سهام تأثیر می‌گذارد.
- تعدادی از مؤلفه‌های اصلی نشان‌دهنده نوساناتی است که فقط برای گروهی از سهام اتفاق می‌افتد.
- مؤلفه‌های اصلی باقی‌مانده نشانگر تصادفی بودن نوسانات است (کیم و جونگ، ۲۰۰۵).

به‌طور سنتی، شهود پشت هر سبد سرمایه‌گذاری مؤلفه اصلی این است که نشان‌دهنده نوعی فاکتور ریسک مستقل است. نوع آن ریسک به دارایی‌های موجود در سبد سرمایه‌گذاری بستگی دارد که در این پژوهش، از دارایی‌های ۵۰ شرکت برتر بورس اوراق بهادار استفاده شده است.

1. Kim and Jeong

سبد سرمایه‌گذاری اصلی با بیشترین واریانس معمولاً نشان‌دهنده عامل ریسک سیستماتیک است (به‌عنوان مثال، عامل «بازار»). با نگاهی به اولین مؤلفه اصلی (سبد سرمایه‌گذاری صفر)، دریافت می‌شود که وزن‌ها به‌طور همگن در میان سهام توزیع می‌شوند. این سبد وزنی تقریباً برابر ۴۰٪ از واریانس شاخص را نشان می‌دهد و نمایشی منصفانه از یک عامل ریسک سیستماتیک است.

بقیه سبد سرمایه‌گذاری‌های مقادیر ویژه معمولاً مربوط به بخش‌های صنعت یا عوامل مرتبط با آن صنعت است. به‌عنوان مثال، سبد سرمایه‌گذاری اول وزن بالایی را به خسازان و خودرو و خساپا اختصاص می‌دهند که سهام بخش خودرویی هستند. به‌طور مشابه، سبد سرمایه‌گذاری دو، وزن بالایی را به شبریز، شپنا، شیران اختصاص می‌دهد که مربوط به صنعت پالایشی است و سبد سرمایه‌گذاری سوم وزن بیشتری به سهام شرکت‌های فلزی می‌دهد.

وقتی مبنای انتخاب دارایی برای سبد سهام شامل سرمایه‌گذاری‌های گسترده و جهانی شود، ممکن است عواملی را برای ریسک سهام بین‌المللی، ریسک نرخ بهره، ریسک کالا، ریسک جغرافیایی و بسیاری موارد دیگر را شناسایی نمایید.

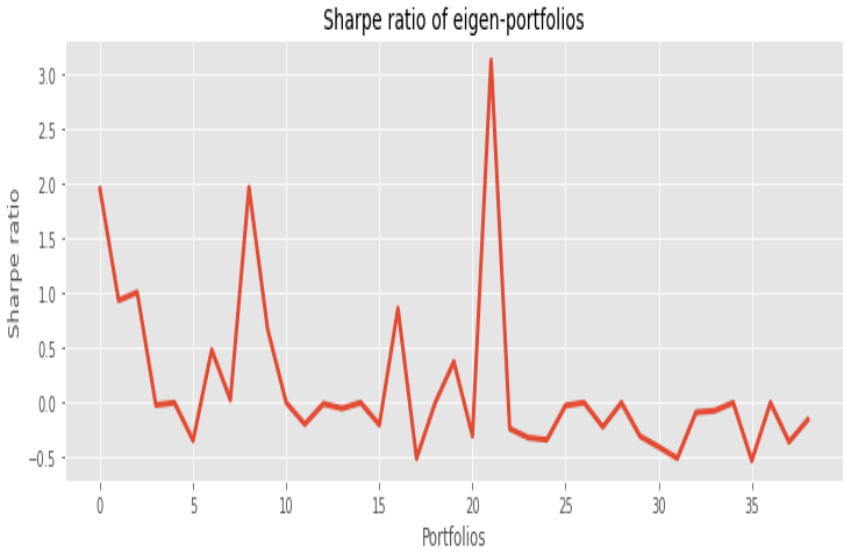
مرحله بعدی، بهترین سبد سرمایه‌گذاری پیدا می‌شود.

یافتن بهترین سبد سرمایه‌گذاری مقادیر ویژه

برای تعیین بهترین سبد سرمایه‌گذاری مقادیر ویژه، از نسبت شارپ[1] استفاده می‌شود. این نسبت ارزیابی عملکرد تعدیل شده با ریسک است که بازده سالانه را در برابر نوسانات سالانه سبد سرمایه‌گذاری توضیح می‌دهد. نسبت شارپ بالا بازده بالاتر و / یا نوسانات کمتر را برای نمونه کارها مشخص می‌کند. نسبت سالانه شارپ با تقسیم بازده سالانه در برابر نوسانات سالانه محاسبه می‌شود.

در نمودار ۵ مقدار شارپ برای هر سبد سرمایه‌گذاری مقادیر ویژه نشان داده شده است.

1. Sharpe



شکل ۵. نسبت شارپ برای هر سبد سرمایه‌گذاری

در جدول ۱ مقدار شارپ، بازده و نوسانات به ازای سبد سرمایه‌گذاری‌های مختلف مقادیر ویژه نشان داده می‌شود. نتایج به ترتیب بالاترین شارپ مرتب شده است.

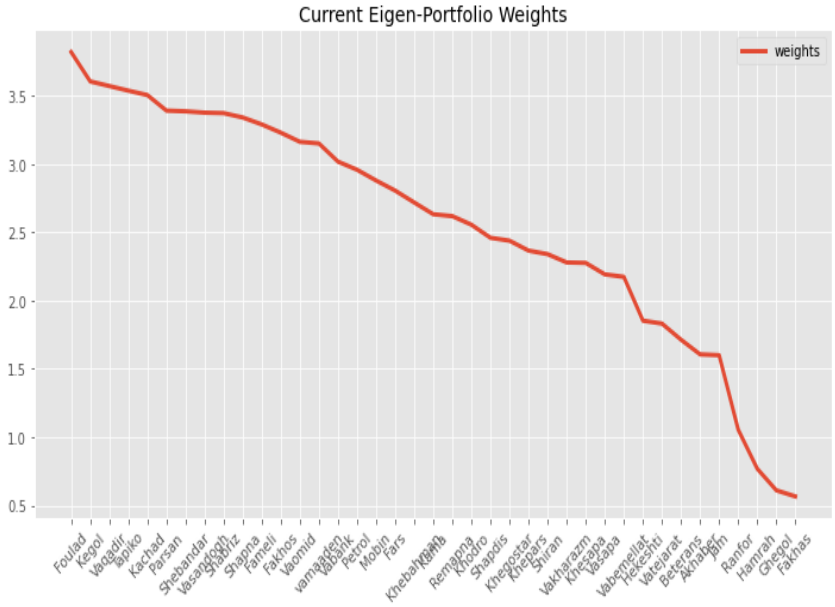
جدول ۱. عملکرد هر[1] eigen vector

Eigen portfolio	بازده	نوسانات	شارپ
۲۱	۴/۷۷۰	۱/۵۲۴	۳/۱۲۹
۸	۰/۵۹۵	۰/۳۰۳	۱/۹۶۶
۰	۰/۲۶۶	۰/۱۳۶	۱/۹۵۲
۲	۰/۳۱۹	۰/۳۱۷	۱/۰۰۸
۱	۰/۲۶۵	۰/۲۸۳	۰/۹۳۵
۱۶	۰/۷۴۱	۰/۸۶۰	۰/۸۶۱
۹	۰/۴۵۷	۰/۶۷۹	۰/۶۷۴

1. Performance of eigen vector

Eigen portfolio	بازده	نوسانات	شارپ
۶	۰/۱۶۱	۰/۳۳۵	۰/۴۸۲
۱۹	۰/۲۰۱	۰/۵۳۷	۰/۳۷۴
۷	۰/۰۱۶	۰/۶۰۶	۰/۰۲۷
۱۲	-۰/۰۱۵	۱/۵۲۶	۰/۰۱۰
۳	-۰/۰۱۲	۰/۵۵۴	-۰/۰۲۲
۲۵	-۰/۰۴۱	۱/۵۶۹	-۰/۰۲۶
۱۳	-۰/۰۵۶	۱/۰۷۹	-۰/۰۵۲
۳۳	-۱/۰۰۰	۱۳/۵۳۱	-۰/۰۷۴
۳۲	-۰/۲۴۰	۲/۷۲۰	-۰/۰۸۸
۳۸	-۰/۲۲۰	۱/۳۹۹	-۰/۱۵۷
۱۱	-۰/۱۷۵	۰/۸۹۰	-۰/۱۹۷
۱۵	-۰/۲۶۴	۱/۳۱۱	-۰/۲۰۲
۲۷	-۰/۴۱۵	۱/۸۷۱	-۰/۲۲۲

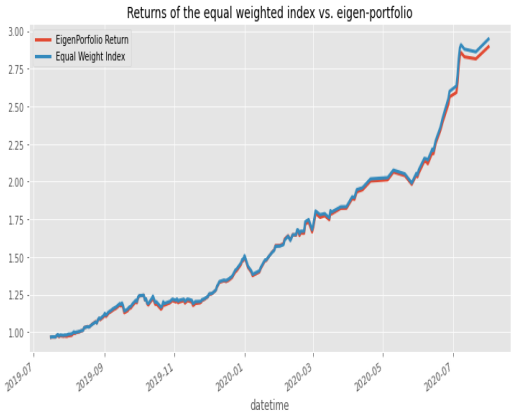
همان‌طور که نشان داده شده است، سبد سرمایه‌گذاری ۲۱ بالاترین میزان شارپ را در بین سبد سرمایه‌گذاری‌ها ایجاد می‌نماید.



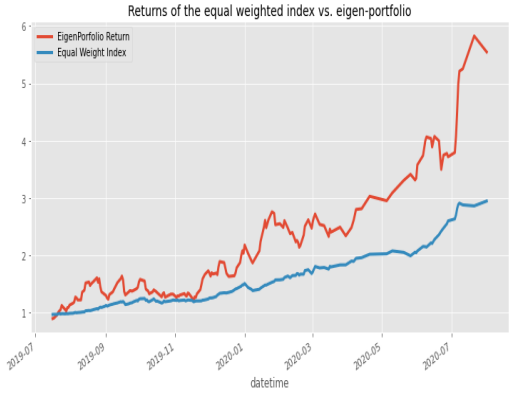
شکل ۶. وزن هر سهم در سبد سرمایه‌گذاری شماره صفر

در نظر داشته باشید که سبد سرمایه‌گذاری صفر حدوداً، ۳۰ درصد از واریانس را نشان می‌دهد و عامل ریسک سیستماتیک را ارائه می‌دهد. با نگاهی به وزن سبد سرمایه‌گذاری درمی‌یابیم که بیشتر وزن را به صنعت فلزات اساسی، سپس پالایشی‌ها اختصاص می‌دهد.

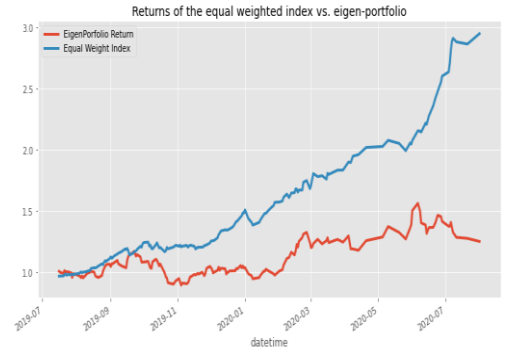
در ادامه به پس آزمایی نتایج پژوهش پرداخته می‌شود. نتایج چند سبد سرمایه‌گذاری با بازده بالا و بدترین بازده را برای سبد سرمایه‌گذاری با وزن‌های مقادیر ویژه در مقابل سبد سرمایه‌گذاری با وزن برابر در نمودار ۷ نشان می‌دهیم.



Backtest (eigen=weights[0]) Current Eigen-Portfolio:
Return = 28/354%
Volatility = 42/24%
Sharpe = 51/14



Backtest (eigen=weights[7]) Current Eigen-Portfolio:
Return = 57/1046%
Volatility = 70/76%
Sharpe = 64/13



Backtest (eigen=weights[8]) Current Eigen-Portfolio:
Return = 61/37%
Volatility = 09/43%
Sharpe = 87/0

شکل ۷. پس آزمایی پرتفلیوهای اساسی

همان‌طور که در نمودار ۷ ملاحظه می‌شود، نتایج ریسک و بازده و شارپ Eigen portfolio برای سبدهای صفر و هفت و هشت نشان داده شده است. به‌عنوان نمونه سبدهای صفر و هفت

بازدهی بالاتری نسبت به پرتفوی با وزن برابر به دست آورده است (نتایج بازدهی کلیه سبدها در جدول ۱ ارائه شده است)؛ اما عملکرد این روش در سبد هشت نسبت به پرتفوی با وزن برابر کمتر بوده است. مهم‌ترین کاربرد این روش برای شناسایی مهم‌ترین صنایع و سهم‌های بازار برای تشکیل سبد سهام متنوع است که در نمودار شماره ۴ این مسئله نشان داده شد.

با توجه به این‌که این اوراق بهادار مستقل هستند، فرصت‌های متنوعی را نیز فراهم می‌کنند. به همین ترتیب، می‌توان از طریق این روش در اوراق بهادار غیر مرتبط با هم سرمایه‌گذاری نموده و از سایر مزایای بالقوه مدیریت سبد سهام استفاده نمایید.

نتیجه‌گیری

از دیرباز تصمیم‌گیری در مورد انتخاب صحیح دارایی‌های مالی و سهام برای ایجاد یک سبد سرمایه‌گذاری همیشه با شک و تردید همراه بوده است و یکی از دغدغه‌های اساسی مدیران سرمایه‌گذاری و سرمایه‌گذاران بوده است. مدیریت سبد سرمایه‌گذاری سهام که شامل تجزیه‌وتحلیل ترکیب سرمایه‌گذاری‌ها و انتخاب و مدیریت نگهداری مجموعه‌ای از سرمایه‌گذاری‌ها است، یک فرآیند پیچیده است و اغلب از ساختار خاصی تبعیت نمی‌کند. بازارهای سرمایه منجر می‌شوند تا سرمایه‌گذاران منابع مالی مازاد خود را در یک یا چند دارایی سرمایه‌گذاری کرده و از این طریق سود به دست آورند. سرمایه‌گذاران همواره در پی یافتن سبدی با بیشترین بازده و کمترین ریسک هستند و امروزه با پیچیده‌تر شدن شرایط بازار، اهمیت این موضوع بیشتر شده است. در اصل، یک سرمایه‌گذار در زمان سرمایه‌گذاری ترجیح می‌دهد تا دارایی و یا ترکیبی از دارایی‌ها را انتخاب کند که در آینده با ریسک معین، بیشترین بازده را داشته باشد؛ بنابراین سرمایه‌گذاران و تحلیل‌گران به دنبال دانستن قیمت آینده دارایی‌ها و عوامل مؤثر بر آن و ریسک سرمایه‌ها هستند. تجزیه‌وتحلیل بازارهای مالی و ریسک‌های اساسی صنعت بسیار مهم است و تأثیر آن در توسعه و طراحی سبد سرمایه‌گذاری و استراتژی‌های سرمایه‌گذاری بسیار مهم و قابل‌توجه است. در این پژوهش از تکنیک PCA که از جمله تکنیک‌های کاهش بعد است، برای انجام نحوه تخصیص دارایی‌ها در سبد سرمایه‌گذاری استفاده شده است. نشان داده شد که سبد سرمایه‌گذاری اصلی ساخته شده بر اساس مؤلفه اول، مؤلفه بازار است و دارای بیشترین

ریسک در مقایسه با سایر مؤلفه‌هاست و سبد سهام در سبد سرمایه‌گذاری‌های بعدی به ترتیب درصد و وزن سهامی که در آن به کار رفته است نشان‌دهنده اهمیت آن صنعت و بخش در بازار است. در گام بعدی نتایج رویکرد با استفاده از روش وزن برابر 1/N مقایسه شده است. همچنین میزان بازده و ریسک و نسبت شارپ را برای ارزیابی هر کدام از سبدهای سهام استفاده ارائه شده است. مطابق با پژوهش انجام شده توسط تاستات و همکاران (۲۰۲۰) و یانگ (۲۰۱۵) نشان داده شد که از نتایج مؤلفه‌های اساسی می‌توان برای شناسایی ریسک‌های مهم و تأثیرگذار بازار استفاده نمود و هرچه تعداد متغیرها و سهام بیشتر باشد، می‌توان از طریق آن به‌صورت دقیق‌تر ریسک‌های اساسی و اصلی و مؤثر بر بازار را نشان داد. به‌عنوان مثال نشان داده شد که سبد سرمایه‌گذاری اول وزن بالایی را به خسازان و خودرو و خساپا اختصاص می‌دهند که سهام بخش خودرویی هستند و نشان‌دهنده اهمیت صنعت خودرو است که مطابق به توجه بازار به این گروه از سهام در همان دوره زمانی مورد ارزیابی است. همچنین، سبد سرمایه‌گذاری دو، وزن بالایی را به شبریز، شپنا، شیران اختصاص می‌دهد که مربوط به صنعت پالایشی است و سبد سرمایه‌گذاری سوم وزن بیشتری به سهام شرکت‌های فلزی می‌دهد؛ بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که از طریق روش PCA می‌توان مهم‌ترین صنایع و ریسک‌های اصلی کسب‌وکار را شناسایی نمود و در جهت متنوع‌سازی سبد سهام استفاده نمود.

در ادامه به ارائه پیشنهادهای پژوهش پرداخته می‌شود:

در این پژوهش از داده‌های پنجاه شرکت برتر استفاده شد، پژوهشگران می‌توانند نتایج این پژوهش را با تعداد سهام بیشتری بررسی و ارزیابی نمایند.

در این پژوهش تمرکز اصلی بر شرکت‌های تشکیل‌دهنده شاخص پنجاه شرکت برتر بود، با توسعه سبد سهام، شامل سرمایه‌گذاری‌های گسترده و جهانی می‌توان عواملی را برای ریسک سهام بین‌المللی، ریسک نرخ بهره، ریسک کالا، ریسک جغرافیایی و بسیاری موارد دیگر را شناسایی نمود. همچنین پیشنهاد می‌شود پژوهشگران در پژوهش‌های آتی از ipca که در پژوهش (کلی و همکاران[1]، ۲۰۱۹) استفاده شده است یا Autoencoder که این دسته از شبکه‌های عصبی برای کاهش بُعد استفاده می‌شوند و هزینه‌های زمانی و حافظه‌ای پردازش را کاهش می‌دهند، استفاده

1. Kelly et al

نمایند (گائو و همکاران[1]، ۲۰۲۱ و کـانلون و همکـاران[2]، ۲۰۲۱) و نتـایج آن را بـا PCA معمـولی مقایسه نمایند.

همان‌طور که بیان شد مهم‌ترین کاربرد روش PCA در شناسایی ریسک‌های بازار است کـه از طریق آن می‌توان مهم‌ترین ریسک‌های تهدیدکننده بازار را شناسایی نمود (نتایج PCA یک و دو و سه که پیش‌تر ارائه شد). قبل از تشکیل سبد سرمایه می‌توان از این روش برای متنوع‌سـازی سـبد سهام بهره‌مند شد.

1. Gu et al
2. Conlon et al

فهرست منابع

راعی، رضا؛ باجلان، سعید و عجم، علیرضا (۱۳۹۷). بررسی کارآیی بهینه‌سازی سبد سرمایه‌گذاری با استفاده از الگوی ترکیبی حداقل واریانس و N. ۱/ مدیریت دارایی و تأمین مالی، ۶(۴)، ۱۵۵–۱۶۶.

کریمی، آرزو (۱۴۰۰). بهینه‌سازی سبد سهام با استفاده از الگوریتم ژنتیک چند هدفه (NSGA II) و ماکزیمم نسبت شارپ. مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار، ۱۲(۴۶)، ۴۱۰–۳۸۹.

نبی‌زاده، احمد؛ قره‌باغی، هادی و بهزادی، عادل (۱۳۹۶). بهینه‌سازی پرتفوی ردیابی شاخص بر اساس بتای نامطلوب مبتنی بر الگوریتم‌های تکاملی. تحقیقات مالی، ۱۹(۲)، ۳۴۰–۳۱۹.

Agarwal, T., Quelle, H., & Ryan, C. (2021). Principal Component Analysis for Clustering Stock Portfolios. *Arizona Journal of Interdisciplinary Studies*, 7,

Bechis, L., Cerri, F., & Vulpiani, M. (2020). Machine Learning Portfolio Optimization: Hierarchical Risk Parity and Modern Portfolio Theory.

Billio, M., Getmansky, M., Lo, A. W., & Pelizzon, L. (2012). Econometric measures of connectedness and systemic risk in the finance and insurance sectors. *Journal of* Financial *Economics*, 104(3), 535–559.

Brinson, G. P., Hood, L. R., & Beebower, G. L. (1986). Determinants of portfolio performance. *Financial Analysts Journal*, 42(4), 39–44.

Cochrane, J. H. (1999). Portfolio advice for a multifactor world. N*ational Bureau of Economic Research*,

Conlon, T., Cotter, J., & Kynigakis, I. (2021). Machine Learning and Factor-Based Portfolio Optimization. Available at SSRN 3889459.

Gabriel, C. (2014). Common factors in international bond returns and a joint ATSM to match them. *Theoretical Economics Letters*,

Gorakala, S. K., & Usuelli, M. (2015). *Building a recommendation system with R*. Packt Publishing Ltd.

Gu, S., Kelly, B., & Xiu, D. (2021). Autoencoder asset pricing models. *Journal of Econometrics*, 222(1), 429–450.

Jolliffe, I. T. (1986). Principal components in regression analysis. In *Principal component analysis* (pp. 129–155), Springer.

Kelly, B. T., Pruitt, S., & Su, Y. (2019). Characteristics are covariances: A unified model of risk and return. *Journal of Financial Economics*, 134(3), 501–524.

Kim, D.-H., & Jeong, H. (2005). Systematic analysis of group identification in stock markets. *Physical Review E*, 72(4), 46133.

Kritzman, M., Li, Y., Page, S., & Rigobon, R. (2011). Principal components as a measure of systemic risk. *The Journal of Portfolio Management*, 37(4), 112–126.

Kumar, S. (2022). Effective hedging strategy for us treasury bond portfolio using principal component analysis. A*cademy of Accounting and Financial Studies Journal*, 26(2), 1–17.

Nourahmadi, M., & Sadeqi, H. (2021). Hierarchical Risk Parity as an Alternative to Conventional Methods of Portfolio Optimization: (A Study of Tehran Stock Exchange). *Iranian Journal of Finance*, 5(4), 1–24.

Partovi, M. H., & Caputo, M. (2004). Principal portfolios: Recasting the efficient frontier. *Economics Bulletin*, 7(3), 1–10.

Pérignon, C., Smith, D. R., & Villa, C. (2007). Why common factors in international bond returns are not so common. *Journal of International Money and Finance*, 26(2), 284–304.

Tatsat, H., Puri, S., & Lookabaugh, B. (2020). *Machine Learning and Data Science Blueprints for Finance From Building Trading Strategies to Robo-Advisors Using Python*. O'Reilly Media, Inc.

Tobin, J., & Hester, D. D. (1967). R*isk aversion and portfolio choice*. Wiley.

Yang, L. (2015). An application of principal component analysis to stock portfolio management.

Zheng, Z., Podobnik, B., Feng, L., & Li, B. (2012). Changes in cross-correlations as an indicator for systemic risk. *Scientific Reports*, 2(1), 1–8.