

The Art of Investment Portfolio Curation through Centrality Metrics (An Enchanting Network Analysis of Tehran Stock Exchange's Top 50 Companies)

Marzie Noor Ahmadi¹ | Fatemeh Rasti² | Hojatolah Sadeghi³

Abstract

The stock market, as a prominent financial domain, presents a formidable challenge in comprehending and evaluating an extensive array of stocks employing centrality measurements to portray the key variables within a network, companies' stocks can be visualized and comprehended. The utilization of stock network analysis facilitates a comprehensive understanding of the entire network through diverse visualization techniques. This study delves into the data of the top 50 companies listed on the Tehran Securities Exchange during the period from January 1, 2019, to July 6, 2021. Employing unsupervised machine learning tools such as Community Detection algorithms and network analysis methods like Louvain and Girvan-Newman, we construct a stock network. Subsequently, we compute five Centrality Metrics, including Degree Centrality, Closeness Centrality, Eigen Centrality, Betweenness Centrality, and PageRank, for these companies. By formulating a similarity matrix based on these criteria for the remaining stocks in the network, we determine a portfolio of 25 stocks suitable for investment, derived from the ranking of stocks according to the Centrality Metrics.

Keywords: Community Detection Algorithms, Centrality Metrics, Graph Visualization, Network Analysis, Stock Portfolio Selection.

4

Vol. 4
Winter 2024



Research Paper

Received:
9 December
2023
Revised:
20 December
2023
Accepted:
20 December
2023
Published:
20 December
2023
P.P: 35-61

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



DOR: 20.1001.1.27171809.1402.4.4.2.8

1. Ph.D. in Financial Engineering, Faculty of Economic, Management, and Accounting, Yazd University, Yazd, Iran.
2. Corresponding Author, Ph D Candidate. Department of Management, Faculty of Social and Economic Sciences, Al-Zahra University, Tehran, Iran. Fatima.rasti@yahoo.com
3. Associate Professor. Department of Accounting and Finance, Faculty of Humanities and Social Sciences, 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.





DOR: 20.1001.1.27171809.1402.4.4.2.8

۱. دکتری مهندسی مالی، گروه حسابداری و مالی، دانشکده اقتصاد، مدیریت و حسابداری، دانشگاه یزد، یزد، ایران.

۲. نویسنده مسئول: دانشجوی دکتری رشته مالی بانکداری، گروه مدیریت، دانشکده علوم اجتماعی و اقتصاد، دانشگاه الزهراء، تهران، ایران.
Fatima.rasti@yahoo.com

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

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



هنر مدیریت سبد سرمایه گذاری بر اساس معیارهای مرکزیت (تحلیل شبکه سهام ۵۰ شرکت برتر بورس اوراق بهادار تهران)

مرضیه نوراحمدی^۱ | فاطمه راستی^۲ | حجت اله صادقی^۳

چکیده

بازار سهام، به عنوان یک حوزه مالی برجسته، چالش بزرگی را در درک و ارزیابی مجموعه گسترده ای از سهام ارائه می دهد. استفاده از تحلیل شبکه سهام، درک جامعی از کل شبکه را از طریق تکنیک های متنوع مصورسازی تسهیل می کند. این مطالعه به بررسی داده های ۵۰ شرکت برتر پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران در بازه زمانی ۱ ژانویه ۲۰۱۹ تا ۶ ژوئیه ۲۰۲۱ می پردازد. با استفاده از ابزارهای یادگیری ماشینی بدون نظارت مانند الگوریتم های تشخیص جامعه و روش های تحلیل شبکه مانند لاین، گیروان - نیومن، شبکه ای از سهام تشکیل شد. پس از آن، پنج معیار مرکزیت برای این شرکت ها محاسبه شد که شامل مرکزیت درجه، مرکزیت نزدیکی، مرکزیت ویژه، مرکزیت بینابینی و رتبه صفحه است. با فرمول بندی یک ماتریس شباهت بر اساس این معیارها برای سهام باقی مانده در شبکه، مجموعه ای از ۲۵ سهام مناسب برای سرمایه گذاری تعیین شد که از رتبه بندی سهام بر اساس معیارهای مرکزیت به دست می آید.

کلیدواژه ها: الگوریتم های تشخیص جامعه، معیارهای مرکزیت، مصورسازی شبکه، تحلیل شبکه، انتخاب سبد سهام

مقدمه و بیان مسئله

بازار مالی سیستم پیچیده‌ای است که از بخش‌های بسیار زیادی تشکیل شده‌است. تجزیه و تحلیل شبکه با مطالعه سیستماتیک این پیچیدگی‌ها می‌تواند پویایی‌های بازار را شناسایی کرده و به پیش‌بینی آینده بازار پردازد (جورج^۱ و چنگات، ۲۰۱۷). مطالعات مبتنی بر شبکه یکی از موضوعات مطالعاتی میان رشته‌ای است که در مدل‌سازی پدیده‌های مختلف از جمله بازار مؤثر است (دی پونت^۲ و همکاران، ۲۰۲۲) در طول چند دهه گذشته، پژوهش‌هایی با محوریت شبکه به طور گسترده در زمینه‌های مختلف علمی و فناوری از جمله فیزیک، جامعه‌شناسی و علوم کامپیوتر انجام گرفته است. در حوزه مالی، مطالعه شبکه‌ها نیز توجه فراوانی را به خود جلب کرده است و محققان را به استفاده از مدل‌های شبکه مالی برای بررسی مسائل مهمی مانند اثر عدم قطعیت، ریسک سیستمی و بدهی وثیقه بین بانکی در بازار سوق داده است (آلن^۳ و همکاران ۲۰۰۰) یک ویژگی‌های پیچیده در ساختار جامعه مانند آنها نهفته‌است، که در آن گره‌ها در گروه‌هایی طبقه بندی می‌شوند. شبکه‌ها معمولاً به‌عنوان مجموعه‌ای از گره‌ها تعریف می‌شوند که توسط پیوندها یا لبه‌ها به هم متصل شده‌اند. در بررسی یک شبکه قیمت سهام، هر گره نشان دهنده یک سهم خاص و پیوندهای بین گره‌ها نشان دهنده شباهت و ارتباط بین سهام متصل است (چی^۴ و همکاران، ۲۰۱۰) امروزه، بهره‌گیری از یادگیری ماشین در معاملات بازار سهام، رشد قابل توجهی داشته است و استفاده از این روش برای پیش‌بینی حرکات بازار به‌عنوان یک روش کاربردی در حوزه مالی ظاهر شده‌است (چن^۵ و همکاران، ۲۰۱۷). در این پژوهش، با استفاده از ابزارهای یادگیری ماشین نظارت نشده، مانند الگوریتم‌های تشخیص جامعه، و تکنیک‌های تحلیل شبکه مانند لاین و گیروان-نیومن، برای ایجاد یک شبکه سهام جامع استفاده شده، سپس پنج معیار مرکزیت، (مرکزیت درجه، مرکزیت بینابینی، مرکزیت نزدیکی، مقادیر ویژه و رتبه صفحه) محاسبه شده است. در ادامه ۲۵ سهم با بالاترین معیار مرکزیت از هر معیار به‌عنوان سهام منتخب برای تشکیل پرتفوی انتخاب شده و در آخر ماتریس مشابهت این پنج معیار ترسیم و مورد تحلیل قرار گرفته

1. George 2017
2. de Pontes 2022
3. Allen 2000
4. Chi 2010
5. Chen 2017

است. در واقع، هدف اصلی این پژوهش، تشخیص ویژگی های ساختاری خاص بازار با استفاده از مدل سازی از طریق شبکه های بازار و شناسایی عوامل برجسته در آن است. این عوامل کلیدی بر اساس روابط آنها با سایر نهادهای مرتبط تعریف می شوند. علاوه بر این، تجزیه و تحلیل این اجزا در شناسایی بخش های به اثبات بازار مفید می باشد همچنین به هم پیوستگی گره ها و شرایط مکان شناختی هر پیوند حاوی اطلاعات مهمی در مورد پویایی بازار است.

مبانی نظری پژوهش

همواره انتخاب سبد سهام و نحوه تخصیص سرمایه به عنوان یکی از چالش های همیشگی سرمایه گذاران مطرح است و مدیران سبد سرمایه گذاری و سرمایه گذاران برای انتخاب سهام نیاز به بررسی بهترین روش برای تشکیل سبد سهام هستند (نور احمدی، صادقی، ۱۴۰۱). طی سالیان گذشته تلاش های بسیار زیادی به منظور تدوین و ارائه مدل هایی به منظور تسهیل این فرایند صورت گرفته است، نظریه مارکوویتز (۱۹۵۲) به عنوان نظریه مدرن سبد سرمایه گذاری با فرمول بندی مرز کارا، شناسایی پرتفوی بهینه را با بالاترین بازده مورد انتظار برای یک سطح ریسک معین یا کمترین ریسک امکان پذیر می کند (بنویس^۱، ۲۰۲۰). اما افزایش تعداد سهام و پیچیدگی بازارهای مالی پژوهشگران را بر آن داشت که تحقیقات متعددی در زمینه ی تشکیل سبد سهام انجام دهند، طی سال های اخیر پژوهشگران در بخش های مختلف، بازارهای مالی را به عنوان شبکه هایی توصیف کرده اند (راستی^۲ و صادقی، ۱۴۰۰)

بررسی شبکه های سهام از آن نظر حائز اهمیت است که ارتباط بین انواع سهام با یکدیگر را بررسی می کند و میزان شباهت های رفتاری آنها را مشخص می نماید. همچنین بررسی شبکه های سهام می تواند سرمایه گذاران را در تصمیم گیری انتخاب سبد سهام یاری نماید و با مشخص کردن میزان شباهت ها کمک کند تا انتخاب های مناسب تری را داشته باشیم.

طبق نظر بعضی پژوهشگران بازار سهام به عنوان شبکه ای که در آن گره ها نشان دهنده سهام و یال ها مقادیر همبستگی بازده دارایی را در یک بازه زمانی مشخص نشان می دهند تعریف می شود به گونه ای که اگر همبستگی سری زمانی قیمت روزانه دو سهام بیشتر از آستانه ۰,۷ باشد، آن دو

1. Benchis2020

2. Rasti 1400

سهام به هم متصل در نظر گرفته می‌شود و با همبستگی هر سهم با دیگر سهام، ماتریس همبستگی محاسبه می‌شود. این ماتریس نقش مهمی در امور مالی مدرن به ویژه در تجزیه و تحلیل ریسک و مدیریت پرتفوی ایفا می‌نماید. با مطالعه خصوصیات آماری شبکه سهام و مهم‌تر از آن بررسی تاثیرگذارترین بخش‌ها و سهام در بازار این امکان فراهم می‌شود که ویژگی‌های منحصر به فرد برای هر سهم شناخته شود (به عنوان مثال معیار مرکزیت^۱). این ویژگی‌ها که با معیارهای مختلف تعریف می‌شوند، نشان دهنده اهمیت یا برجسته بودن هر سهم موجود در شبکه است (جورج و همکاران، ۲۰۱۷). معیارهای مرکزیت، ابزارهای پذیرفته شده‌ای برای ارزیابی اهمیت نسبی اجزای شبکه‌ها هستند (ژانگ^۲ و همکاران، ۲۰۲۲)

طبقه بندی انواع معیارهای مرکزیت (راستی و صادقی، ۱۴۰۰):

- روش‌های مبتنی بر همسایه
 - مرکزیت درجه
- روش‌های مبتنی بر مسیر
 - مرکزیت بینابینی
 - مرکزیت نزدیکی
- روش‌های تکراری یا مبتنی بر ارزش
 - مرکزیت مقادیر ویژه
 - رتبه صفحه

در ادامه به توضیح هر کدام از این معیارهای مرکزیت پرداخته می‌شود:

مرکزیت درجه^۳

مرکزیت درجه به تعداد پیوندهایی گفته می‌شود که به یک گره متصل است. درجه را می‌توان به عنوان تأثیرگذاری فوری یک گره بر هر آنچه که از طریق شبکه جریان دارد، تفسیر کرد. هرچه تعداد گره‌های مجاور بیشتر باشد، گره، مهم‌تر خواهد بود؛ زیرا مستقل از دیگر سهامی است که به بخش‌های عمده شبکه می‌رسند.

1. Centrality Measure
2. Zhang 2022
3. Degree Centrality

درجه مرکزیت گره V برای گراف با ماتریس adjacency matrix $A = (a_{iv})$ به صورت زیر تعریف می شود (جورج و همکاران، ۲۰۱۷):

$$Deg(v) = \sum_{i=1}^n a_{iv} \quad (1)$$

مرکزیت بینابینی^۱

مرکزیت بینابینی به میزان اهمیت یک سهم در برقراری پیوند بین شبکه های متفاوت اشاره دارد. این معیار معرف تعداد گزینه هایی است که یک سهم برای انتقال از طریق سهام تعیین شده و دسترسی به سهام دیگری که به آن نیاز دارد، است. سهام با مرکزیت بینابینی بالا، قادر به کنترل جریان اطلاعاتی هستند، زیرا آن ها پل های حیاتی بین دیگر سهام یا گروه هایی از سهام را شکل می دهند (آل تایی^۲ و همکاران، ۲۰۱۷)

مرکزیت نزدیکی^۳

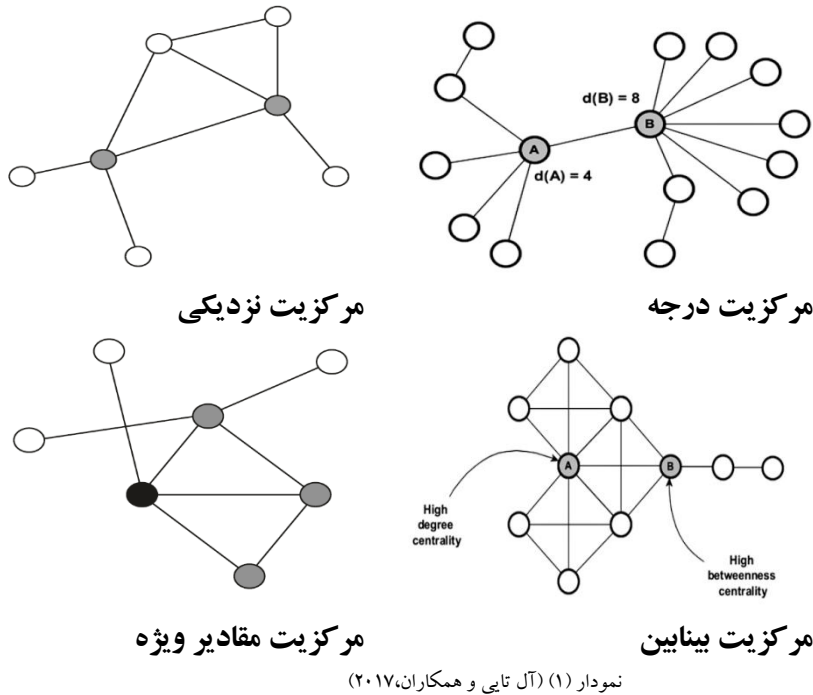
مرکزیت نزدیکی معرف نحوه نزدیکی سهام به سهمی خاص است. در شبکه مالی، سهمی مهم خواهد بود که نسبتاً نزدیک به بقیه سهام در شبکه باشد. این سهم قابلیت دسترسی ساده و یکسان به دیگر سهام شبکه را دارد و به نوعی دارای موقعیت های ممتاز است. به صورت رابطه زیر محاسبه می شود (آل تایی و همکاران، ۲۰۱۷):

$$c(i) = \sum_j d_{ij} \quad (2)$$

مرکزیت مقادیر ویژه^۴

تأثیر گره را بر اساس تعداد پیوندهایی که با سایر گره های شبکه دارد را اندازه گیری می کند.

1. Closeness Centrality
2. Al-Taie 2017
3. Closeness Centrality
4. Eigen Centrality



رتبه صفحه^۱

رتبه صفحه یکی دیگر از ابزار اساسی برای ارزیابی اهمیت نسبی گره‌ها در یک شبکه است و بیان می‌کند گره‌ای که با گره‌های بیشتری در ارتباط باشد از اهمیت بیشتری برخوردار است (ژانگ و همکاران، ۲۰۲۲)

بهینه‌سازی مادیولاریتی^۲

مادیولاریتی^۳ معیار اندازه‌گیری ساختار گراف (نه گره محور) است و کمیتی است که مشخص می‌کند یک ساختار انجمن در یک شبکه تا چه اندازه خوب تقسیم شده‌است. و به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$Q = \frac{|E_{in}| - |E_{in-R}|}{|E|} \quad (۳)$$

1. PageRank
2. Optimization Modularity
3. Modularity

$|E_{in-R}|$ تعداد پیوندهای گره‌های متصل است که به یک انجمن مشابه تعلق دارند و $|E_{in}|$ اگر پیوندها تصادفی باشند تخمین زده می‌شود.

مادیولاریتی توسط نیومن و گیروان در سال ۲۰۰۳ معرفی شد. هدف از ارائه این روش، دستیابی به درکی از چگونگی خوشه‌بندی است. این روش شامل دو مرحله است: مرحله اول: تقسیم، شامل حذف پیوندهای تکراری از شبکه برای رسیدن به انجمن نهایی و مرحله دوم با حذف پیوند، امتیاز بینابینی مجدداً محاسبه می‌شود. این دو فرایند تا رسیدن به حداکثر امتیاز مادیولاریتی تکرار می‌شود. در نتیجه مجموعه‌ای از شبکه‌های فرعی گره‌ها تشکیل می‌شود.

امتیاز مادیولاریتی بین ۰,۵- و ۱+ است که مقدار بیشتر نشان دهنده تقسیم بندی بهتری است (آل تابی و همکاران، ۲۰۱۷)

روش لاوین

روش لاوین الگوریتمی برای تشخیص انجمن در شبکه‌های بزرگ است که نشان می‌دهد که چگونه می‌توان شبکه را به‌طور طبیعی به گروه‌های از گره‌ها تقسیم کرد به نحوی که در آن پیوندهای درون گروه‌ها متراکم و پیوندهای بین گروه‌ها پراکنده باشد. بر اساس مفهوم حداکثرسازی مادیولاریتی، این روش رویکرد کارآمدی است که در نمودارهای بزرگ با حداکثر 10^9 لبه (یک میلیون لبه) اندازه گیری می‌گردد.

این الگوریتم به صورت زیر عمل می‌کند:

(۱) با بهینه سازی محلی مادیولاریتی در همه گره‌ها، انجمن‌های کوچکی از گره‌ها تشکیل می‌شود. (۲) سپس انجمن‌های کوچک در یک گره گروه‌بندی می‌شوند و مرحله اول تکرار می‌شود. برای نمودارهای وزنی به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$Q = \frac{1}{2m} \cdot \sum_{i,j} \left[a_{ij} - \frac{k_i k_j}{2m} \right] \cdot \delta(c_i c_j) \quad (4)$$

که a_{ij} وزن پیوند بین گره‌های i و j است. $k_i k_j$ مجموع وزنی گره‌های متصل به گره i و j است. m مجموع همه وزن‌های گره در گراف است. $c_i c_j$ انجمن‌های گره‌هاست. δ دلتا که برای

کنترل اینکه آیا جفت نمونه‌ها به یک انجمن یکسان تعلق دارند یا نه استفاده می‌شود (آل تای و همکاران، ۲۰۱۷).

پیشینه پژوهش

متنگنا به‌عنوان اولین پژوهشگری که بازارهای مالی را در قالب شبکه‌های مالی تدوین کرد شناخته می‌شود، او در پژوهشی با عنوان "ساختار سلسله‌مراتبی در بازارهای مالی"، سبب سهامی از شاخص داوجونز و شاخص S&P را مورد بررسی قرارداد با استفاده از مفهوم ضریب همبستگی، شبکه‌ای مبتنی بر شباهت سهام را ارائه کرد که ضمن آن روابط سلسله‌مراتبی آنها را مشخص کرد که حاوی اطلاعات اقتصادی مفیدی بود (متنگنا، ۱۹۹۹).

اونلا^۲ و همکاران قیمت‌های تعدیل شده روزانه سهام بورس اوراق‌بهدار نیویورک را مطالعه نمودند و نمودار همبستگی قیمت‌ها ایجاد نمودند و خصوصیات آن را مورد بحث و تحلیل قرار دادند.^۳

باتارچی^۴ و همکاران (۲۰۱۷) در پژوهش خود مدل‌های شبکه‌های موزون همراه با معیارهای شبکه را برای کشف ساختارهای پیوند متقابل بین بازارهای آسیایی به کار گرفتند. همچنین بیان کردند ویژگی‌های مکان‌شناسی یک شبکه با استفاده از معیارهای مرکزیت قابل توصیف هستند. نویسندگان این پژوهش ادعا می‌کنند که با استفاده از رویکردهای داده‌محور می‌توان در مدیریت ریسک سیستمیک مؤثر و برای انتخاب پرتفوی بهینه به‌خوبی متنوع شده که در مقابل شوک‌های سطح سیستم مقاوم باشند استفاده نمود. لیو^۵ و همکارانش (۲۰۱۱) در پژوهشی با ارائه تعاریف مختلف گره‌ها پیوندها بیان کردند که می‌توان انواع مختلفی از شبکه‌ها را ایجاد نمود. برخی از محققان نماد سهام را به‌عنوان گره تعریف می‌کنند، در حالی که برخی دیگر شاخص-های سهام را به‌عنوان گره تعریف می‌کنند تا تعامل بازارهای سهام در کشورهای مختلف را تجزیه و تحلیل کنند پس از بررسی‌های انجام شده مشخص شد بخش عمده از پژوهش‌های انجام شده در این

1. Mantegna 1999

2. Onnela

3. Onnela et al. 2003

4. Bhattacharjee 2017

5. Liu 2011

حوزه از ضریب همبستگی برای تعریف روابط استفاده نموده‌اند مانند (چی^۱ و همکاران ۲۰۱۰)، (کومار^۲ و همکاران، ۲۰۱۲)، برخی دیگر هم از اثر علیت گرنجر استفاده کرده‌اند (وی^۳ و همکاران، ۱۹۹۵). ویزوگنوف^۴ و همکاران شبکه سهام را براساس بازار سهام روسیه ایجاد نمودند، دریافتند که برای بازار روسیه ارتباط زیادی بین حجم سهام و ساختار ماکسیمم کلیک در طول دوره مشاهده وجود دارد. در پژوهش دیگری خوشه بندی شرکت‌ها با استفاده از شاخص داوجونز و S&P500 مورد مطالعه قرار گرفت (کولمن^۵ و همکاران، ۲۰۰۰)

ثبات مکان شناختی بازار سهام چین توسط هوانگ و همکاران با ایجاد یک شبکه همبستگی مورد مطالعه قرار گرفت (هوانگ و همکاران، ۲۰۰۹)^۶ در پژوهش دیگری از رویکرد شبکه‌ای برای انتخاب پرتفوی استفاده شد. هدف عمده این مقاله به کارگیری شبکه‌های مالی به‌عنوان ابزاری مفید برای انتخاب پرتفوی با توجه معیار مرکزیت آن‌ها بود. (هاتنر و همکاران، ۲۰۱۸)^۷ نور احمدی^۸ و صادقی (۱۴۰۲) در پژوهشی با استفاده از تئوری شبکه برای توصیف تأثیر بین سهام استفاده کردند و با استفاده از آستانه بهینه، پرتفوی متنوع و غیر متنوع به‌دست آوردند. نتایج سهام منتخب برای پرتفوی در این پژوهش با استفاده از رویکرد برابری ریسک سلسله‌مراتبی (HRP) پیاده سازی نموده و نتایج آن را با سه روش مینیمم واریانس، توزیع یکنواخت و برابری ریسک برای دو دوره زمانی درون نمونه و برون نمونه، برای هر دو پرتفوی متنوع و غیر متنوع مقایسه شد. در نهایت نتایج با استفاده از چهار معیار سورتینو، شارپ، ماکسیمم DD و کالمر مقایسه شده‌است. نتایج این پژوهش نشان دهنده برتری رویکرد سبد غیر متنوع در دوران‌های نزولی بازار و برتری رویکرد سبد متنوع‌سازی شده در سایر زمان‌ها است.

به‌طور کلی، مطالعات انجام شده در این حوزه نشان می‌دهد استفاده از رویکرد شبکه و بررسی معیارهای مرکزیت می‌تواند درک مناسبی از بازار ارائه داده و انتخاب سبد سرمایه‌گذاری را تسهیل کند.

1. Chi 2010
2. Kumar 2012
3. Wei 1995
4. Vizgunov2014
5. Kullmann2000
6. Huang,2009
7. Hüttner2018
8. Nourahmadi1402

روش‌شناسی پژوهش

بازارهای مالی سیستم‌های کاملاً پیچیده‌ای هستند از شرکت‌ها و مؤسسات و افراد متعددی تشکیل شده‌اند. عملکرد سهام اغلب متأثر از یکدیگرند که منجر به ارتباطات متقابل می‌شود. هدف اصلی این پژوهش، ایجاد شبکه سهام متشکل از گره‌ها و پیوندهایی است که گره‌ها همان قیمت سهام هستند و پیوندها همبستگی‌ها هستند و گروه‌های سهام، جامعه^۱ هستند. در این پژوهش از یکی از ابزارهای یادگیری ماشین بدون نظارت تحت عنوان الگوریتم‌های تشخیص جامعه و تحلیل شبکه مانند لاین و گیروان - نیومن استفاده شد تا از طریق آن شبکه کلی سهام ترسیم شود. در این پژوهش از اطلاعات قیمت شاخص ۵۰ شرکت برتر پذیرفته شده بورس اوراق بهادار استفاده شده است. آماده‌سازی داده‌ها شامل استخراج داده‌های روزانه تعدیل شده نمادهای شاخص مورد نظر از تاریخ ۱۱-۱۰-۱۳۹۷^۲ الی ۱۵-۰۴-۱۴۰۰^۳ (حدود ۵۰ سهم) برای ۹۱۸ روز معاملاتی، از طریق نرم‌افزار ره‌آورد صورت گرفت. در دومین مرحله از این فرایند که پیش‌پردازش داده‌ها است ابتدا لازم است داده‌ها از عواملی همچون نویز، داده‌های پرت و داده‌های گمشده که کیفیت داده‌ها را به مخاطره می‌اندازند، پاک‌سازی شوند. در این پژوهش ابتدا تعداد روز معاملاتی همه سهام بررسی شد و با توجه به تعداد روزهای معاملاتی ۴۴ سهم باقی‌مانده و بقیه به دلیل عدم وجود اطلاعات معاملاتی کافی از جامعه آماری حذف شدند. برای تمامی محاسبات در این تحقیق از Python 3.8 استفاده شده است.

یافته‌های پژوهش

در این پژوهش قیمت پایانی تعدیل شده به عنوان متغیر اصلی ایجاد خوشه استفاده شده است. شروع آن با سری قیمت‌های خام P_{it} است که نشان از قیمت سهام شرکت i در روز t است، همچنین P_{it-1} نشان‌دهنده قیمت سهام شرکت i در روز $t-1$ است. با توجه به اینکه توزیع

1. communities

۲. ۰۱-۰۱-۲۰۱۹

۳. ۰۶-۰۷-۲۰۲۱

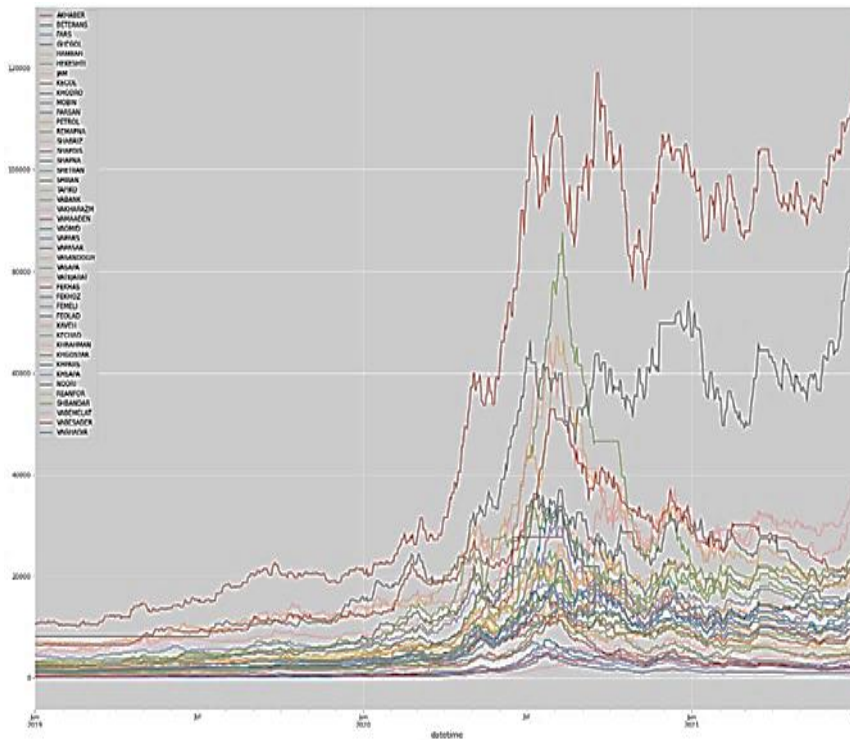
قیمت سهام به توزیع لاگ-نرمال^۱ نزدیک می باشد برای محاسبه بازده داده ها از فرمول بازده لگاریتمی به صورت زیر استفاده می نمایم:

$$R_{it} = \ln \frac{P_{it}}{P_{it-1}} \quad (5)$$

برای دو دارایی i و j ، ماتریس همبستگی به ماتریس همبستگی - فاصله D به شکل زیر تبدیل می شود (برگرفت، ۲۰۲۰)^۲

$$D(X_i, X_j) = \sqrt{\frac{1}{2}(1 - \rho_{i,j})} \quad (6)$$

نمودار زیر قیمت سهام در دوره مورد بررسی را نشان می دهد



نمودار (۲) قیمت کلیه سهام در دوره زمانی آزمون

1. lognormal
2. Bargraft,,2020

یکی از محبوب‌ترین و شهودی‌ترین روش‌ها برای تجزیه و تحلیل روابط پیچیده در داده‌ها، روش تجزیه و تحلیل شبکه است از جمله نشان دادن روابط بین طبقات مختلف دارایی‌ها به عنوان مثال، معمولاً اعتقاد بر این است که رابطه بین سهام و اوراق قرضه مخالف یکدیگر است، در حالی که دارایی‌هایی مانند طلا ایمن تلقی می‌شوند و تمایل به نشان دادن رفتارهای مشابه دارند. با این حال، این سؤال مطرح می‌شود که آیا روابط دیگر بین دارایی‌ها را می‌توان از طریق تجزیه و تحلیل شبکه کشف کرد و درک بهتری از پویایی بین عوامل مختلف سهام را به دست آورد.

ابتدا به بررسی همبستگی بین سهام مختلف می‌پردازیم. همان‌گونه که می‌دانید که اگر بین دو سهم همبستگی مثبت وجود داشته باشد در این صورت اگر عاملی منفی بر یکی از آن‌ها اثر گذارد بر سهم دیگر نیز می‌تواند همان تأثیر را داشته باشد و روند قیمت هر دو نزولی خواهند شد. بنابراین، تنوع بخشی در پرتفوی را فقط می‌توان با سرمایه‌گذاری در دارایی‌های غیر همبسته با یکدیگر به دست آورد.

داده‌های قیمت پایانی ۴۴ شرکت از شاخص ۵۰ شرکت برتر بورس اوراق بهادار تهران را برای دوره زمانی ۱۱-۱۰-۱۳۹۷ الی ۱۵-۰۴-۱۴۰۰^۲ به مدت ۹۱۸ روز معاملاتی استخراج شد. قبل از محاسبه ماتریس همبستگی، مهم است که ابتدا مجموعه داده‌ها به بازه روزانه تبدیل شوند. زیرا سرمایه‌گذاران معمولاً به بازه دارایی‌ها علاقه دارند نه قیمت مطلق آن‌ها. با نرمال سازی داده‌ها می‌توانیم به راحتی بازه دو دارایی را با یکدیگر مقایسه نماییم.

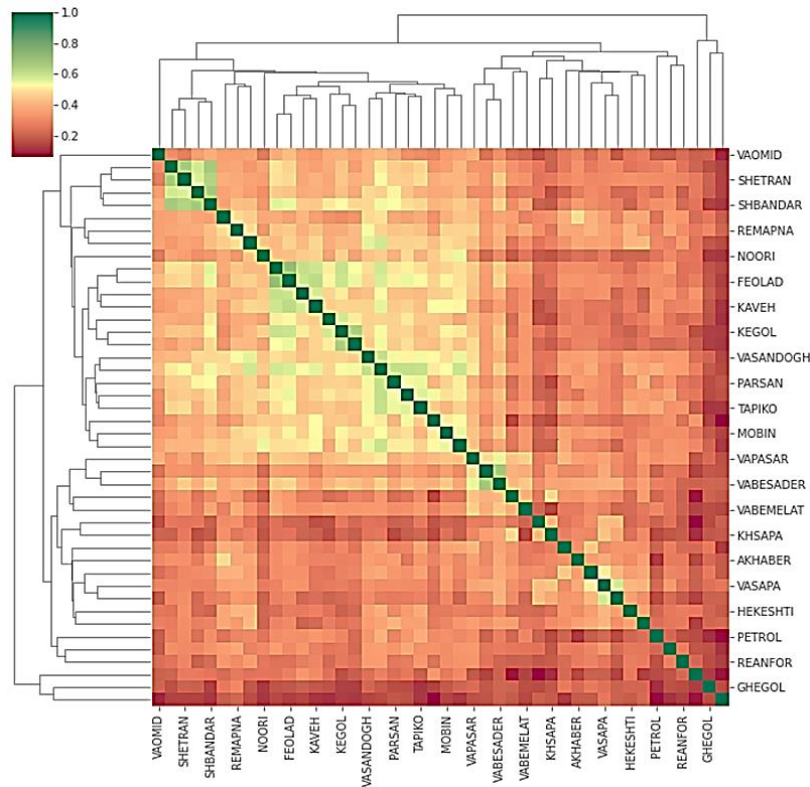
یکی از روش‌های متداول برای مصورسازی داده‌ها، نقشه‌های حرارتی^۳ است. قبل از توسعه شبکه، ابتدا یک نقشه حرارتی از ماتریس همبستگی ایجاد می‌شود تا بتوان برخی از روابط موجود در داده‌ها به سرعت بررسی شود در کنار رسم نمودار نقشه حرارتی یک خوشه‌بندی نیز انجام می‌میشود و داده‌ها را به صورت ساختاریافته‌تر بررسی می‌شود.

نمودار نقشه حرارتی از یک طیف مقیاس رنگی کدگذاری می‌شود که در آن همبستگی‌های مثبت قوی (همبستگی = یک) سبز تیره، دارایی‌های غیر همبسته (همبستگی = صفر) و دارایی‌های دارای همبستگی منفی (همبستگی = منفی یک) را به رنگ قرمز نشان می‌دهد.

۱. ۲۰۱۹-۰۱-۰۱

۲. ۲۰۲۱-۰۷-۰۶

3. heatmap



نمودار (۳) ماتریس خوشه بندی همبستگی

نقشه های حرارتی با نمایش میزان همبستگی بین دو دارایی، اطلاعات ارزشمندی را ارائه می دهند. با این حال، محدودیت هایی نیز دارند؛ زیرا فقط می توانند یک بعد از اطلاعات را ارائه دهند و نمی توانند به سرمایه گذاران در تصمیم گیری های انتخاب دارایی کمک کنند. در حالی که یافته های اولیه از نقشه های حرارتی می تواند مفید باشد، می توان آنها را با استفاده از نمودارهای شبکه به شیوه ای در دسترس تر نشان داد.

نقشه های حرارتی مفید هستند؛ با این حال، فقط می توانند یک بعد از اطلاعات (میزان همبستگی بین دو دارایی) را نمایش بدهند. به عنوان یک سرمایه گذاری که می خواهد تصمیم بگیرد در کدام گروه از دارایی ها سرمایه گذاری نماید، نقشه حرارتی هنوز نمی تواند کمک کننده باشد.

یکی از محبوب‌ترین و مفیدترین کتابخانه‌های پایتون برای تجزیه و تحلیل شبکه‌ها کتابخانه Networkx است. به منظور تجزیه و تحلیل ماتریس همبستگی‌ها به عنوان یک شبکه، ابتدا باید ارتباطات بین دارایی‌ها را به یک لیست پیوند تبدیل شود این لیست حاوی اطلاعات مربوط به هر پیوند بین همه دارایی‌هاست.

برای مصورسازی نموداری که رسم شده است، می‌توان از مدل‌های زیر که در کتابخانه networkx وجود دارد استفاده کرد:

Circular_layout – گره‌ها را روی یک دایره قرار دهید.

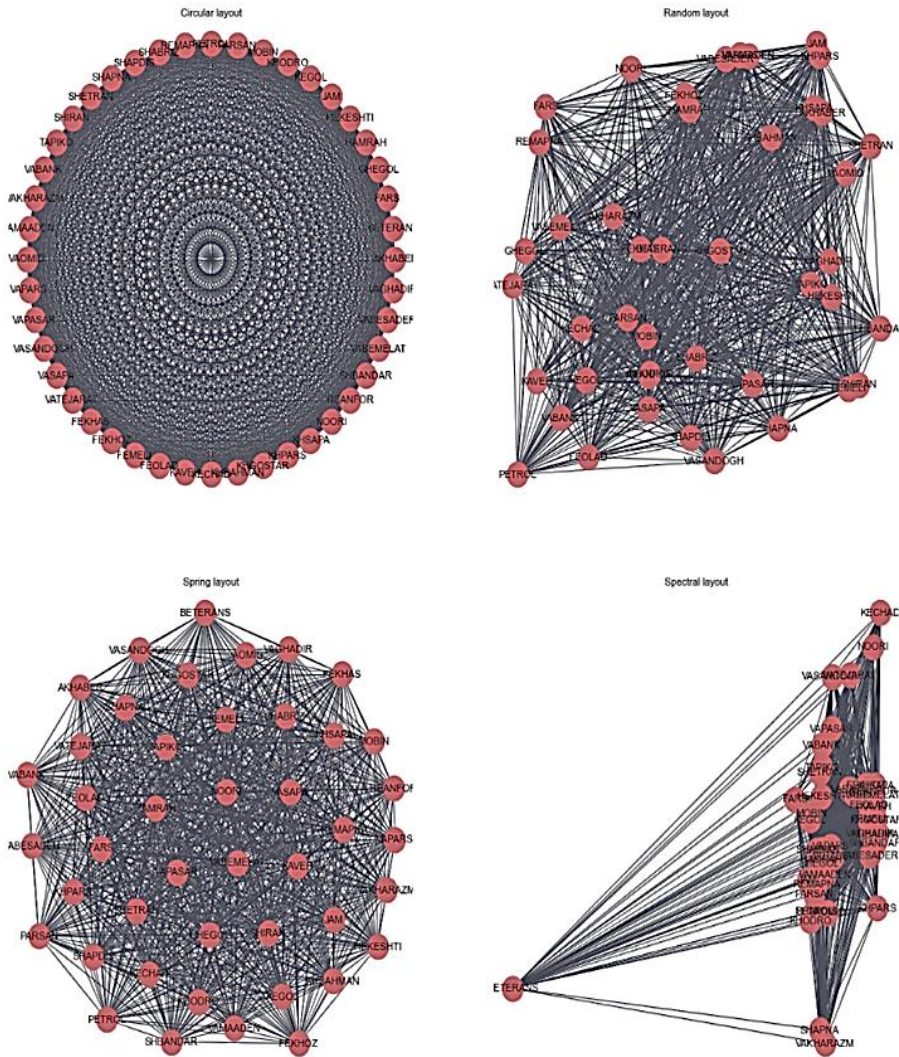
random_layout – گره‌ها را به طور تصادفی در مربع واحد قرار دهید.

spectral_layout – گره‌ها را با استفاده از بردارهای ویژه نمودار Laplacian قرار می‌دهید.

Spring_layout – گره‌های موقعیت را با استفاده از الگوریتم Fruchterman-

Reingoldinhd هدایت می‌کند.

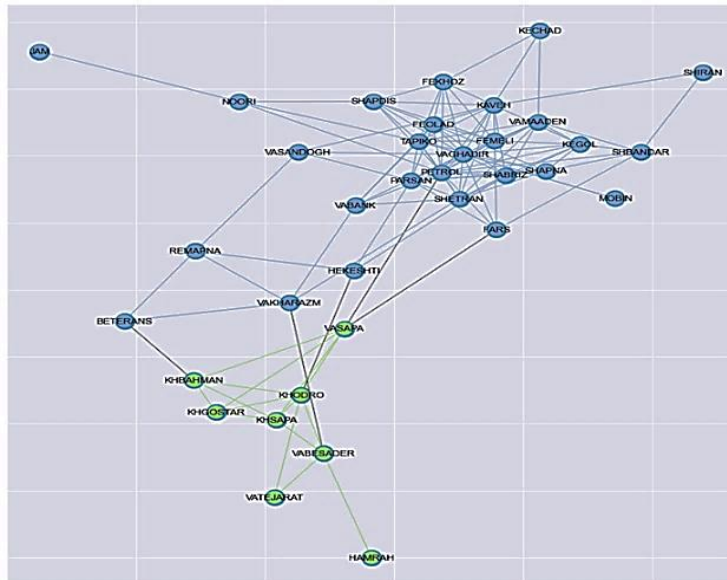
پژوهش های راهبردی بودجه و مالیه



نمودار (۴) شبکه کلی از سهام

سرمایه گذاران برای ارزیابی ریسک غیر سیستماتیک پرتفوی خود باید اطلاعاتی در مورد اینکه کدام دارایی ها همبسته و کدام دارایی ها نامرتبط هستند به دست آورد. آنها به دنبال شناسایی دارایی هایی با بالاترین همبستگی و دارایی هایی با کمترین همبستگی هستند، بنابراین بین دارایی هایی که رفتارهای مشابه (ریسک بالا) و دارایی ریسک کمتر (همبستگی کم) از خود نشان می

دهند، تمایز قائل می‌شوند. برای دستیابی به این هدف، بهبود مدل شبکه ضروری است. برای این منظور، تعداد پیوندهای بین گره‌ها با معرفی یک مقدار آستانه برای قدرت همبستگی کاهش می‌یابد. اندازه گره‌ها نشان می‌دهد که کدام دارایی‌ها بیشترین همبستگی را با سایر دارایی‌ها دارند الگوریتم گیروان - نیومن بر اساس حذف مکرر پیوندهایی با بیشترین تعداد، کوتاه‌ترین مسیرهایی که از آنها می‌گذرد استفاده می‌شود با افزایش یا کاهش آستانه همبستگی، می‌توان انجمن‌های متنوعی را شناسایی نمود که سرمایه‌گذاران را قادر می‌سازد تا تصمیمات آگاهانه‌تری در مورد مدیریت پرتفوی و ارزیابی ریسک بگیرند. در نمودار زیر آستانه همبستگی را ۰,۶ در نظر گرفته شده و نمودار زیر به دست آمده است.



نمودار (۵)

عنوان: الگوریتم گیروان - نیومن

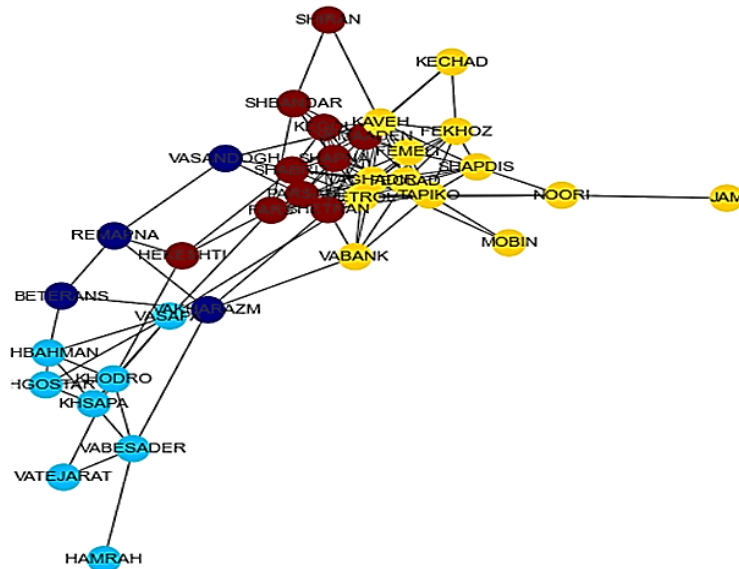
نوع: گراف

تعداد گره‌ها: ۳۵

تعداد پیوندها: ۱۲۲

میانگین درجه: ۶,۹۷۱۴

ایده اصلی الگوریتم لوین یک خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی است که در آن جوامع به صورت بازگشتی در یک گره واحد در یک گره واحد ادغام می‌کند و خوشه‌بندی مدولار را روی نمودارهای متراکم اجرا می‌کند.



نمودار (۶)

عنوان: خوشه‌بندی مدولار

نوع: گراف

تعداد گره‌ها: ۳۵

تعداد پیوندها: ۱۲۲

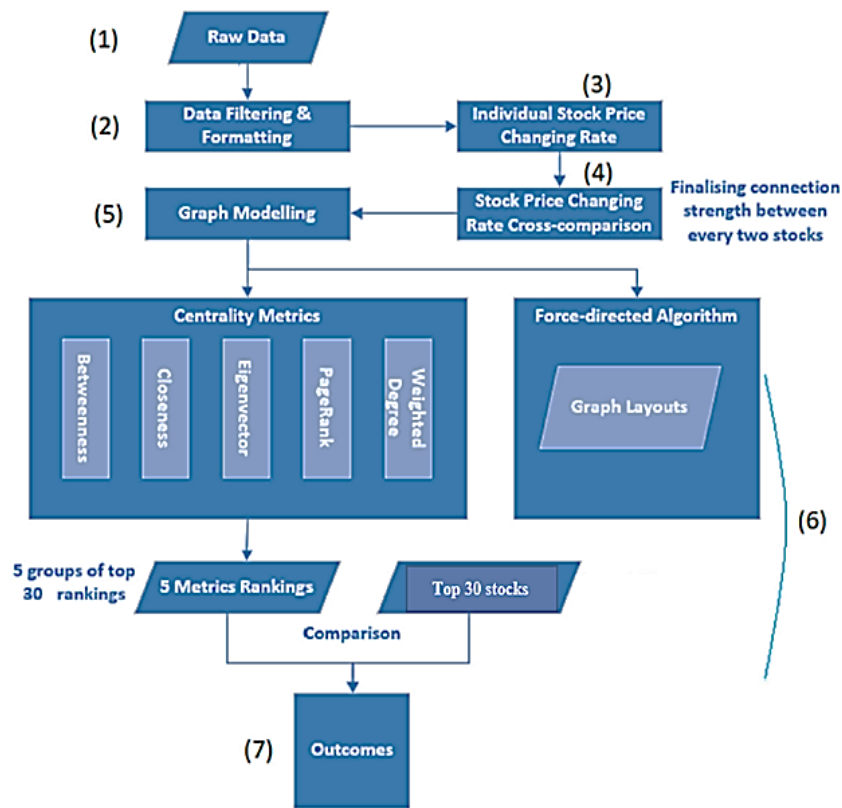
میانگین درجه: ۶,۹۷۱۴

تعداد کل انجمن‌ها: ۳۵

برای پیاده‌سازی الگوریتم CNM^۱ آستانه همبستگی ۰,۶ تنظیم شده است. مشابه الگوریتم لاوین، الگوریتم CNM نیز از مدولار بودن به عنوان معیار و هدف خود برای تشخیص جامعه استفاده می‌کند.

1. (Clique Percolation Method)

مرحله بعد از ۵ روش معیارهای مرکزیت، مرکزیت درجه^۱، مرکزیت بینابین^۲، مرکزیت نزدیکی^۳، مرکزیت مقادیر ویژه^۴، رتبه صفحه^۵ برای محاسبه معیارهای مرکزیت سهام استفاده می شود و در نهایت ۲۵ سهم با بالاترین معیار مرکزیت از هر معیار به عنوان سهام منتخب برای تشکیل پرتفوی انتخاب می شود. و در گام آخر ماتریس مشابهت این پنج معیار با یکدیگر را نیز ترسیم شده که امکان مقایسه جامع بین آنها را فراهم می کند.



نمودار (۸) مراحل کلی اجرای فرایند (هوا و همکاران، ۲۰۱۹)

1. Degree Centrality
2. Betweenness Centrality
3. Closeness Centrality
4. Eigen Centrality
5. PageRank

در جدول زیر نتایج معیارهای مرکزیت برای ۳۵ سهم برتر نمایش داده شده است. لازم به توضیح است که جامعه آماری ۴۴ شرکت از ۵۰ شرکت برتر بود اما زمانی که سهام با آستانه همبستگی ۰,۶ را نگه داشته شد، تنها ۳۵ سهم باقی ماند.

جدول ۱. اندازه‌گیری معیارهای مرکزیت برای سهام

رتبه صفحه	مرکزیت بینابین	مرکزیت مقادیر ویژه	مرکزیت نزدیکی	مرکزیت درجه	
۰,۰۱۷۸۲۵	۰,۳۵۰۵۲	۰,۰۸۸۲۴	۰,۰۰۶۳۳	۰,۰۱۰۸۸	بترانس
۰,۰۲۰۹۷۱	۰,۳۸۲۰۲	۰,۱۱۷۶۵	۰,۰۱۷۰۴	۰,۰۲۲۹۸	رمپنا
۰,۰۲۵۴۴۴	۰,۴۴۷۳۷	۰,۱۴۷۰۶	۰,۰۴۰۸۲	۰,۱۲۷۳۱	وخورزم
۰,۰۲۷۵۲۵	۰,۳۸۲۰۲	۰,۱۴۷۰۶	۰,۰۰۸۰۷	۰,۰۱۵۹۵	خیهمن
۰,۰۲۳۲۵۹	۰,۴۷۸۸۷	۰,۱۷۶۴۷	۰,۱۲۸۲۰	۰,۰۲۹۷۶	فارس
۰,۰۳۱۷۸۳	۰,۵۰۷۴۶	۰,۳۲۳۵۳	۰,۲۳۴۲۴	۰,۰۴۶۴۲	پارسان
۰,۰۶۲۶۱۶	۰,۶۰۷۱۴	۰,۵۲۹۴۱	۰,۳۵۴۳۳	۰,۲۴۱۴۷	پترول
۰,۰۳۰۶۸۴	۰,۴۸۵۷۱	۰,۱۷۶۴۷	۰,۰۴۹۷۹	۰,۱۷۱۸۲	وساپا
۰,۰۳۵۴۰۹	۰,۴۵۳۳۳	۰,۲۹۴۱۲	۰,۲۳۸۰۴	۰,۰۰۶۷۳	فملی
۰,۰۲۳۷۶۷	۰,۴۱۴۶۳	۰,۱۷۶۴۷	۰,۱۱۳۲۵	۰,۰۱۷۰۵	شبندر
۰,۰۶۱۶۸۱	۰,۵۴۸۳۹	۰,۵۰۰۰۰	۰,۳۴۵۵۱	۰,۰۸۱۹۱	وغدیر
۰,۰۰۹۳۵۷	۰,۲۶۷۷۲	۰,۰۲۹۴۱	۰,۰۰۰۵۹	۰,۰۰۰۰۰	همراه
۰,۰۳۳۰۶۱	۰,۳۶۱۷۰	۰,۱۴۷۰۶	۰,۰۰۶۱۱	۰,۰۸۲۳۴	ویصادر
۰,۰۱۸۵۶۱	۰,۴۴۷۳۷	۰,۱۱۷۶۵	۰,۰۴۷۵۹	۰,۰۵۰۰۳	حکشتی
۰,۰۴۰۸۵	۰,۴۰۴۷۶	۰,۲۰۵۸۸	۰,۰۱۲۳۸	۰,۰۷۵۲۳	خودرو
۰,۰۳۵۳۶۸	۰,۵۰۷۴۶	۰,۲۹۴۱۲	۰,۲۳۲۰۱	۰,۰۳۲۱۹	شبریز
۰,۰۰۸۴۹۶	۰,۲۹۰۶۰	۰,۰۲۹۴۱	۰,۰۰۷۸۶	۰,۰۰۰۰۰	جم
۰,۰۱۹۹۷۵	۰,۴۰۴۷۶	۰,۱۱۷۶۵	۰,۰۸۱۸۷	۰,۰۵۸۸۲	نوری
۰,۰۳۰۲۸	۰,۴۷۸۸۷	۰,۲۶۴۷۱	۰,۲۱۵۱۹	۰,۰۰۶۸۷	کگل

جدول ۱. اندازه گیری معیارهای مرکزیت برای سهام

رتبه صفحه	مرکزیت بینابین	مرکزیت مقادیر ویژه	مرکزیت نزدیکی	مرکزیت درجه	
۰,۰۳۱۳۳۵	۰,۴۷۲۲۲	۰,۲۶۴۷۱	۰,۲۲۰۶۷	۰,۰۰۷۱۹	شنا
۰,۰۳۹۲۱۶	۰,۵۳۱۲۵	۰,۳۲۳۵۳	۰,۲۴۷۳۵	۰,۰۹۳۹۶	شتران
۰,۰۳۵۰۹	۰,۴۸۵۷۱	۰,۲۹۴۱۲	۰,۲۲۴۷۳	۰,۰۲۸۸۰	ومعادن
۰,۰۱۵۸۴۱	۰,۳۰۳۵۷	۰,۰۵۸۸۲	۰,۰۰۱۷۸	۰,۰۰۰۰۰	و تجارت
۰,۰۲۸۵۴۵	۰,۳۶۷۷۸	۰,۱۴۷۰۶	۰,۰۰۸۰۵	۰,۰۱۲۱۷	خسایا
۰,۰۰۹۹۲۶	۰,۳۶۹۵۷	۰,۰۵۸۸۲	۰,۰۶۱۵۰	۰,۰۰۰۰۰	مبین
۰,۰۴۸۱۳۱	۰,۵۲۳۰۸	۰,۴۱۱۷۶	۰,۲۹۵۰۳	۰,۰۶۴۸۷	تاپیکو
۰,۰۱۷۱۸۶	۰,۴۲۵۰۰	۰,۱۱۷۶۵	۰,۰۸۲۷۷	۰,۰۲۹۲۰	و صندوق
۰,۰۲۸۵۵۷	۰,۴۴۷۳۷	۰,۲۳۵۲۹	۰,۱۹۵۴۴	۰,۰۰۹۰۹	شپدیس
۰,۰۲۳۲۴۹	۰,۴۷۲۲۲	۰,۱۷۶۴۷	۰,۱۴۸۲۹	۰,۰۳۸۷۲	ویانک
۰,۰۲۸۶۲۲	۰,۴۴۱۵۶	۰,۲۳۵۲۹	۰,۱۹۴۰۲	۰,۰۱۰۴۰	فخوز
۰,۰۳۸۳۶۶	۰,۴۹۲۷۵	۰,۳۲۳۵۳	۰,۲۶۱۴۴	۰,۰۱۱۷۲	فولاد
۰,۰۴۵۴۰۱	۰,۵۱۵۱۵	۰,۳۸۲۳۵	۰,۲۶۵۳۰	۰,۰۸۵۳۱	کاوه
۰,۰۱۳۰۹۹	۰,۳۶۱۷۰	۰,۰۸۸۲۴	۰,۰۶۵۶۸	۰,۰۰۰۵۸	کچاد
۰,۰۱۰۳۶۱	۰,۳۶۱۷۰	۰,۰۵۸۸۲	۰,۰۳۶۳۵	۰,۰۰۰۸۱	شیران
۰,۰۲۳۱۶	۰,۳۶۵۵۹	۰,۱۱۷۶۵	۰,۰۰۷۵۲	۰,۰۰۰۰۰	خگستر

در جدول زیر شرکت‌ها بر اساس معیارهای مرکزیت رتبه‌بندی شده‌اند و برای هر پنج روش از بیشترین به کمترین معیار مرکزیت مرتب شده‌اند. همان‌گونه که ملاحظه می‌شود شرکت پترول در هر ۵ روش بالاترین معیار مرکزیت را داشته است و اسایا رتبه دوم معیار مرکزیت درجه را کسب کرد و غدیر برای چهار روش دیگر رتبه دوم را کسب کرد.

جدول ۲۵.۲ شرکت با بالاترین معیار مرکزیت در ۵ روش

رتبه صفحه	مرکزیت درجه	مرکزیت نزدیکی	مرکزیت مقادیر ویژه	مرکزیت بینابین			
۰,۰۶۲۶۲	پترول	۰,۳۵۴۳	پترول	۰,۵۲۹۴	پترول	۰,۶۰۷۱	پترول
۰,۰۶۱۶۸	وساپا	۰,۳۴۵۵	وغدیر	۰,۵۰۰۰	وغدیر	۰,۵۴۸۴	وغدیر
۰,۰۴۸۱۳	وخواارزم	۰,۲۹۵۰	تاپیکو	۰,۴۱۱۸	شتران	۰,۵۳۱۳	تاپیکو
۰,۰۴۵۴۰	شتران	۰,۲۶۵۳	کاوه	۰,۳۸۲۴	تاپیکو	۰,۵۲۳۱	کاوه
۰,۰۴۰۸۵	کاوه	۰,۲۶۱۴	پارسان	۰,۳۲۳۵	کاوه	۰,۵۱۵۲	خودرو
۰,۰۳۹۲۲	وبصادر	۰,۲۴۷۳	شتران	۰,۳۲۳۵	پارسان	۰,۵۰۷۵	شتران
۰,۰۳۸۷۸	وغدیر	۰,۲۳۸۰	فولاد	۰,۳۲۳۵	شیریز	۰,۵۰۷۵	پارسان
۰,۰۳۸۳۷	خودرو	۰,۲۳۴۲	فعلی	۰,۲۹۴۱	فولاد	۰,۴۹۲۸	فولاد
۰,۰۳۵۴۱	تاپیکو	۰,۲۳۲۰	شیریز	۰,۲۹۴۱	وساپا	۰,۴۸۵۷	فعلی
۰,۰۳۵۳۷	نوری	۰,۲۲۴۷	ومعادن	۰,۲۹۴۱	ومعادن	۰,۴۸۵۷	شیریز
۰,۰۳۵۰۹	حکشتی	۰,۲۲۰۷	کگل	۰,۲۶۴۷	فارس	۰,۴۷۸۹	ومعادن
۰,۰۳۳۰۶	پارسان	۰,۲۱۵۲	شنا	۰,۲۶۴۷	کگل	۰,۴۷۸۹	وبصادر
۰,۰۳۱۳۴	وبانک	۰,۱۹۵۴	شپیدیس	۰,۲۳۵۳	شنا	۰,۴۷۲۲	شنا
۰,۰۳۰۶۸	شیریز	۰,۱۹۴۰	فخوز	۰,۲۳۵۳	وبانک	۰,۴۷۲۲	وساپا
۰,۰۳۰۲۸	فارس	۰,۱۴۸۳	خودرو	۰,۲۰۵۹	فعلی	۰,۴۵۳۳	کگل
۰,۰۲۸۶۲	و صندوق	۰,۱۲۸۲	فارس	۰,۱۷۶۵	وخواارزم	۰,۴۴۷۴	فخوز
۰,۰۲۸۵۶	ومعادن	۰,۱۱۳۲	وساپا	۰,۱۷۶۵	حکشد تی	۰,۴۴۷۴	شپیدیس
۰,۰۲۸۵۴	رمپنا	۰,۰۸۲۸	شبندر	۰,۱۷۶۵	شپیدیس	۰,۴۴۷۴	خسایا
۰,۰۲۷۵۲	شبندر	۰,۰۸۱۹	وبانک	۰,۱۷۶۵	فخوز	۰,۴۴۱۶	خبیمن
۰,۰۲۵۴۴	خبیمن	۰,۰۶۵۷	وخواارزم	۰,۱۴۷۱	و صندوق	۰,۴۲۵۰	وخواارزم
۰,۰۲۳۷۷	خسایا	۰,۰۶۱۵	خبیمن	۰,۱۴۷۱	شبندر	۰,۴۱۴۶	شبندر
۰,۰۲۳۲۶	فولاد	۰,۰۴۹۸	وبصادر	۰,۱۴۷۱	خودرو	۰,۴۰۴۸	فارس
۰,۰۲۳۲۵	بترانس	۰,۰۴۷۶	خسایا	۰,۱۴۷۱	نوری	۰,۴۰۴۸	وبانک

جدول ۲.۲۵ شرکت با بالاترین معیار مرکزیت در ۵ روش

رتبه صفحه	مرکزیت بینابین	مرکزیت مقادیر ویژه	مرکزیت نزدیکی	مرکزیت درجه	مرکزیت فخوز
۰,۰۲۳۱۶	۰,۳۸۲۰	۰,۱۱۷۶	۰,۰۴۰۸	۰,۰۱۰۴	۰,۰۲۳۱۶

همان طور که گفته شد، معیار درجه مرکزیت به پیوند مستقیم سهام در شبکه مالی اشاره دارد. نتایج تحقیق حاکی از آن است که نمادهای «پترول»، «واساپا» و «خوارزم»، «شتران» و «کاو» پنج نمادی هستند که بیشترین تأثیر را بر شبکه مالی دارند.

شاخص مرکزیت نزدیکی نشان می‌دهد که یک گره میانگین طول کوتاه‌ترین مسیرهای بین گره و سایر گره‌های شبکه را دارد. بنابراین گره‌هایی با مرکزیت نزدیکی بالاتر در شبکه قدرت بیشتری دارند و نقش مرکزی بیشتری دارند. نتایج نشان می‌دهد که نمادهای «پترول»، «وغدیر»، «تاپیکو»، «کاو» و «فولاد» پنج نماد با بیشترین نقش محوری در بورس هستند.

مقادیر ویژه تأثیر یک گره را بر اساس تعداد پیوندهایی که با گره‌های دیگر در شبکه دارد اندازه‌گیری می‌کند. نمادهای «پترول»، «وغدیر»، «تاپیکو» «کاو» و «فارسان» پنج نماد با بیشترین تعداد پیوند با سایر گره‌های شبکه هستند.

سهام با مرکزیت میانی بالا می‌توانند جریان اطلاعات را کنترل کنند؛ زیرا پل‌های حیاتی را بین سایر سهام یا گروه‌های سهام تشکیل می‌دهند. نمادهای «پترول»، «وغدیر»، «شتران»، «تاپیکو» و «کاو» پنج نمادی هستند که بیشترین میزان مرکزیت میانی را دارند.

رتبه صفحه نشان‌دهنده گره‌ای است که نقش اساسی ایفا می‌کند و با گره‌های بیشتری مرتبط است و اهمیت بیشتری دارد. «پترول»، «وغدیر»، «تاپیکو»، «کاو» و «پارسان» پنج نمادی هستند که اساسی‌ترین نقش را در شبکه بورس دارند.

جدول (۳) شباهت خروجی هر پنج روش محاسبه معیار مرکزیت را با یکدیگر نشان می‌دهد. همان طور که مشاهده می‌شود، روش‌های مرکزیت ارزش ویژه و رتبه صفحه بیشترین شباهت را دارند (۰/۹۵۵)، در حالی که روش‌های مرکزیت درجه و مرکزیت نزدیکی کمترین شباهت را دارند (۰/۳۸).

جدول (۳) ماتریس مشابهت معیارهای مرکزیت درجه

رتبه	مرکزیت	مرکزیت مقادیر	مرکزیت	مرکزیت	
صفحه	بینابین	ویژه	نزدیکی	درجه	
۰,۶۱۶	۰,۵۹۲	۰,۵۲۰	۰,۳۱۸	۱,۰۰۰	مرکزیت درجه
۰,۷۷۹	۰,۸۷۰	۰,۹۲۵	۱,۰۰۰	۰,۳۱۸	مرکزیت نزدیکی
۰,۹۵۵	۰,۸۹۸	۱,۰۰۰	۰,۹۲۵	۰,۵۲۰	مرکزیت مقادیر ویژه
۰,۸۲۲	۱,۰۰۰	۰,۸۹۸	۰,۸۷۰	۰,۵۹۲	مرکزیت بینابین
۱,۰۰۰	۰,۸۲۲	۰,۹۵۵	۰,۷۷۹	۰,۶۱۶	رتبه صفحه

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

تجزیه و تحلیل شبکه سهام یک روش محبوب برای تجزیه و تحلیل روابط پیچیده در داده‌ها است. هدف این پژوهش بررسی شبکه سهام و مهم‌تر از آن بررسی معیارهای تعیین شده هر سهم در بازار بود.

این پژوهش ضمن بهره‌گیری از پنج معیار مرکزیت به منظور اندازه‌گیری روابط بین سهام، سبدهای ۲۵ سهم از بالاترین معیار مرکزیت شناسایی شود. یافته‌های این تحقیق می‌تواند به سرمایه‌گذاران و افراد فعال در بازار سرمایه در شناسایی سهام پیشرو بازار و انتخاب سبدهای سرمایه‌گذاری مناسب کمک کند.

با بررسی پژوهش حاضر می‌توان نتیجه گرفت در صورتی که معیارهای مرکزیت برای سهام اندازه‌گیری شود، سهامی که دارای میزان نسبی بالاتری از هر کدام از معیارها را دارا باشد می‌تواند تأثیر بیشتری بر دیگر سهام بازار داشته باشد از این رو نحوه تخصیص سرمایه به چنین سهامی می‌تواند برای سرمایه‌گذاران مسئله مهمی محسوب شود لذا پیشنهاد می‌شود در مطالعات آینده این بررسی بر روی تعداد بیشتری از سهام و معیارهای بیشتری صورت گیرد.

در ادامه، چند پیشنهاد پژوهشی برای پژوهشگران علاقه‌مند در این حوزه ارائه می‌شود: تجزیه و تحلیل روند زمانی معیارهای مرکزیت: در این پژوهش، معیارهای مرکزیت به صورت

استاتیک بررسی شدند. پیشنهاد می شود در مطالعات آینده، روند زمانی این معیارها نیز بررسی شود تا بتوان تأثیر آنها بر عملکرد سهام در بلندمدت را بهتر درک کرد.

تجزیه و تحلیل روند زمانی معیارهای مرکزیت می تواند به درک بهتر تأثیر این معیارها بر عملکرد سهام در بلندمدت کمک کند. به عنوان مثال، اگر یک سهام دارای روند صعودی در مرکزیت خود باشد، می توان انتظار داشت که عملکرد این سهام در بلندمدت نیز صعودی باشد. استفاده از روش های یادگیری ماشینی: پیشنهاد می شود در مطالعات آینده، از روش های یادگیری ماشینی پیشرفته تری استفاده شود تا بتوان سهام پیشرو بازار را با دقت بیشتری شناسایی کرد. تحلیل تأثیر عوامل خارجی بر معیارهای مرکزیت: در این پژوهش، عوامل داخلی شرکت ها (قیمت سهم) بر معیارهای مرکزیت تأثیرگذار بودند. پیشنهاد می شود در مطالعات آینده، تأثیر عوامل خارجی مانند شرایط اقتصادی، سیاسی و اجتماعی نیز بر معیارهای مرکزیت بررسی شود.

فهرست منابع

- Allen, F., & Gale, D. (2000). Financial contagion. **Journal of political economy**, **108**(1), 1-33.
- Al-Taie, M. Z., & Kadry, S. (2017). **Python for graph and network analysis**. Springer.
- Bhattacharjee, B., Shafi, M., & Acharjee, A. (2017). Investigating the evolution of linkage dynamics among equity markets using network models and measures: The case of asian equity market integration. **Data**, **2**(4), 41.
- Bechis, L. (2020). Machine learning portfolio optimization: hierarchical risk parity and modern portfolio theory
- Chen, H., Xiao, K., Sun, J., & Wu, S. (2017). A double-layer neural network framework for high-frequency forecasting. **ACM Transactions on Management Information Systems (TMIS)**, **7**(4), 1-17.
- Chi, K. T., Liu, J., & Lau, F. C. (2010). A network perspective of the stock market. **Journal of Empirical Finance**, **17**(4), 659-667.
- de Pontes, L. S., & Rêgo, L. C. (2022). Impact of macroeconomic variables on the topological structure of the Brazilian stock market: A complex network approach. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, 604, 127660.
- George, Susan, and Manoj Changat. 2017. "Network Approach for Stock Market Data Mining and Portfolio Analysis." In 2017 International Conference on Networks & Advances in Computational Technologies (NetACT), IEEE, 251-56.
- Huang, Wei-Qiang, Xin-Tian Zhuang, and Shuang Yao. 2009. "A Network Analysis of the Chinese Stock Market." **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications** 388(14): 2956-64.
- Hüttner, Amelie, Jan-Frederik Mai, and Stefano Mineo. 2018. "Portfolio Selection Based on Graphs: Does It Align with Markowitz-Optimal Portfolios?" **Dependence Modeling** 6(1): 63-87.
- Kullmann, L, J Kertesz, and R N Mantegna. 2000. "Identification of Clusters of Companies in Stock Indices via Potts Super-Paramagnetic Transitions." **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications** 287(3-4): 412-19.
- Kumar, Sunil, and Nivedita Deo. 2012. "Correlation and Network Analysis of Global Financial Indices." **Physical Review E** 86(2): 26101.
- Liu, Jing, Chi K Tse, and Keqing He. 2011. "Fierce Stock Market Fluctuation Disrupts Scalefree Distribution." **Quantitative Finance** 11(6): 817-23.
- Mantegna, R. N. (1999). Hierarchical structure in financial markets. **The European Physical Journal B-Condensed Matter and Complex Systems**, 11(1), 193-197.
- Nourahmadi, M., & Sadeghi, H. (2023). Application of Threshold-based Filtered Networks in Stock Portfolio Selection and Performance Evaluation. **Financial Economics**, **17**(64), 1-26. doi: 10.30495/fed.2023.705588(in persian)
- Nourahmadi, M., & Sadeqi, H. (2022). The Application of the Main Components in Investment Basket Management: A Case Study of Fifty Stock Exchange Companies. **Scientific Journal of Budget and Finance Strategic Research**, **3**(1), 95-71. (in persian)
- Onnela, J-P et al. 2003. "Dynamics of Market Correlations: Taxonomy and Portfolio Analysis." **Physical Review E** 68(5): 56110.
- Rasti, F., & Sadeqi, H. (2021). Development of Financial Networks Based on Cointegration Concept (A Study on Tehran Stock Exchange). **Financial Engineering and Portfolio Management**, 12(46), 235-254. (in persian)

- Vizgunov, Arsenii et al. 2014. "Network Approach for the Russian Stock Market." *Computational Management Science* 11(1-2): 45-55.
- Wei, K C John, Yu-Jane Liu, Chau-Chen Yang, and Guey-Shiang Chaung. 1995. "Volatility and Price Change Spillover Effects across the Developed and Emerging Markets." *Pacific-Basin Finance Journal* 3(1): 113-36.
- Zhang, P., Wang, T., & Yan, J. (2022). PageRank centrality and algorithms for weighted, directed networks. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 586, 126438.