https://amf.ui.ac.ir

Journal of Asset Management and Financing
E-ISSN: 2383-1189
Vol. 9, Issue 1, No. 32, Spring 2021, p 1-22
Received: 10.05.2020 Accepted: 21.07.2020

Research Paper

Establishment of a Non-Linear Financial Network Based on its Typological Characteristics Based on Graph Theory (A Study in Tehran Stock Exchange)

Majid Montasheri
Ph.D. Candidate, Department of Accounting and Finance, Faculty of Management Two, Yazd University. Yazd. Iran
montashery@stu.yazd.ac.ir

Hojjatollah Sadeqi *
Department of Accounting and Finance, Faculty of Management, Two. Yazd University.Yazd. Iran
sadeqi@yazd.ac.ir

Abstract
The purpose of this study is to introduce a financial network based on non-linear relationships between stocks to optimize the portfolio of investors,identify the leaders of the Iranian stock market using centrality criteria and finally clustering non-linear financial network.In this study,the top 100 companies listed on the stock exchange with the highest capital registered in the 11-year period (December 2009 to January 2020) were selected.The results show that according to the degree centrality, the stocks of Sepahan Cement,Omid Capital Financing,and Omid Investment,according to the criterion of closeness centrality,Ghadir investment stocks, investment of National Development and Khuzestan Steel, According to the closeness centrality,Ghadir investment stocks,National Development and Khuzestan Steel Investment Group, according to the betweenness centrality,Ghadir Investment stocks, Sepahan Cement and National Development Investment and according to the bottleneck centrality, the stocks of Khuzestan Steel,Sepahan Cement and International Building Development have the most impact on the stock market and were identified as market leaders. To categorize the top stocks, the fast greedy algorithm was used, in which the network was divided into 11 clusters, and each of these clusters represents the largest relationship between the shares of companies in the financial network.
Kewords: Financial network, Nonlinear relationships, Minimum spanning tree, Centrality measures

Introduction:

A stock portfolio is a collection of the best stocks in which each stock has a certain return and risk. What is very important in forming a portfolio with the least amount of risk is to find stocks that have the least amount of relationship with each other. In order to examine the relationship between the stocks of different companies and consequently the selection of the optimal stock portfolio, there are different methods and techniques that can be used. One of the best techniques for identifying and selecting the optimal portfolio of diversified stocks is to identify the relationship and correlation and then clustering between different stocks and grouping them based on the important factors that investors consider for investing. Using this technique, stock selection and the formation of an optimal portfolio of different groups is done, which in addition to being able to solve the problem of expected returns of investors, also the problems caused by the investment risk in the stock market can be solved. One of the most important problems in modern financial discussions is finding efficient methods for presenting and summarizing data produced by the stock exchange, and this information is displayed in thousands of forms, each of which separately represents the price movement of each stock. As the number

*Corresponding author
Montasheri, M., Sadeqi, H. (2021). Establishment of a Non-Linear Financial Network Based on its Typological Characteristics Based on Graph Theory (A Study in Tehran Stock Exchange), *Journal of Asset Management and Financing*, 9(1), 1-22.

2383-1189 / © 2021 The Authors. Published by University of Isfahan

This is an open access article under the by-nc-nd/4.0/ License (https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/).

http://dx.doi.org/10.22108/amf.2020.122895.1538 https://dorl.net/dor/20.1001.1.23831170.1400.9.1.2.4

of stocks increases, the analysis of these forms will become more complex According to recent research, the complex network method is highly recommended for visualizing and summarizing stock data and examining the relationship between stock prices. Using complex network analysis, a clear picture of the internal structure of the stock exchange can be provided Analyzing stock market statements, examining how they evolve over time, and describing patterns within the stock market are important and useful for developing and designing investment strategies. Therefore, the purpose of this study is to create and introduce a financial network based on stock relationships in companies listed on the Tehran Stock Exchange, which will be provided by a minimum spanning tree. This network will be examined by the centrality measures and among the stocks of companies, top stocks and stock market leaders will be examined according to different measures, and finally the top stocks clustered will help to investors in order to optimize the portfolio and maximize Investment profit.

Method and Data:

The present study is applicable in terms of purpose, quantitative in terms of implementation process, retrospective and post-event in terms of time. R software is used to analyze data. The daily data of 100 companies that had the most market capital in Tehran Stock Exchange were received in 243 working days from "Tehran Stock Exchange site" from 2009 to 2019. This data corresponds to 11 solar years that have been selected as a sample to make a spanning tree and compare companies based on them. The financial network was converted to logarithmic returns using adjusted closing price. The concepts of graph theory and prim algorithm were used to explore the relationships and distances between stocks to construct a minimum spanning tree.

Findings:

The Findings show that according to the degree centrality, the stocks of Sepahan Cement Companies, Omid Capital Financing, and Omid Investment Management, according to the criterion of closeness centrality , Ghadir investment stocks, investment of National Development Group and Khuzestan Steel, According to the closeness centrality, Ghadir investment stocks, National Development Group and Khuzestan Steel Investment Group, according to the betweenness centrality, Ghadir Investment Company stocks, Sepahan Cement and National Development Investment and according to the bottleneck centrality, the stocks of Khuzestan Steel Company, Sepahan Cement and International Building Development have the most impact on the stock market and were identified as market leaders. To categorize the top stocks, the fast-greedy algorithm was used, in which the network was divided into 11 clusters, and each of these clusters represents the largest relationship between the shares of companies in the financial network.

Conclusion and discussion:

This study sought to investigate the nonlinear relationship between the most valuable stocks in the stock market. In addition to creating a network to identify relationships between stocks, market leaders were also identified who can influence the network based on various measures. Finally, to optimize the stock portfolio, all stocks in the network were clustered to reduce portfolio risk.

References

Ahern, K. R., & Harford, J. (2014). The importance of industry links in merger waves. *The Journal of Finance*, 69(2), 527-576. https://doi.org/10.1111/jofi.12122.

Albert, R., & Barabási, A. L. (2002). Statistical mechanics of complex networks. *Reviews of Modern Physics*, 74(1), 47. https://doi.org/10.1103/RevModPhys.74.47.

Al-Taie, M. Z., & Kadry, S. (2017). *Python for graph and network analysis* (pp. 1-184). Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-53004-8

Aobdia, D., Caskey, J., & Ozel, N. B. (2014). Inter-industry network structure and the cross-predictability of earnings and stock returns. *Review of Accounting Studies*, 19(3), 1191-1224. https://doi.org/10.1007/s11142-014-9286-7.

Boginski, V., Butenko, S., & Pardalos, P. M. (2006). Mining market data: A network approach. *Computers & Operations Research*, 33(11), 3171-3184. https://doi.org/10.1016/j.cor.2005.01.027.

Bonanno, G., Caldarelli, G., Lillo, F., & Mantegna, R. N. (2003). Topology of correlation-based minimal spanning trees in real and model markets. *Physical Review E*, 68(4), 046130. https://doi.org/10.1103/PhysRevE.68.046130.

Bonanno, G., Caldarelli, G., Lillo, F., Micciche, S., Vandewalle, N., & Mantegna, R. N. (2004). Networks of equities in financial markets. *The European Physical Journal B*, 38(2), 363-371. https://doi.org/10.1140/epjb/e2004-00129-6.

Boss, M., Elsinger, H., Summer, M., & Thurner, S. (2004). Network topology of the interbank market. *Quantitative Finance*, 4(6), 677-684. https://doi.org/10.1080/14697680400020325.

Brida, J. G., & Risso, W. A. (2010a). Dynamics and Structure of the 30 Largest North American Companies. *Computational Economics*, 35(1), 85-99. link.springer.com/10.1007/s10614-009-9187-1.

Cheng, B. (2006). *Using social network analysis to investigate potential bias in editorial peer review in core journals of comparative.* international education. http://lib.byu.edu/about/copyright.

Chi, K. T., Liu, J., & Lau, F. C. (2010). A network perspective of the stock market. *Journal of Empirical Finance*, 17(4), 659-667. https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2010.04.008.

Coletti, P. (2016). Comparing minimum spanning trees of the Italian stock market using returns and volumes. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 463, 246-261. doi: 10.1016/j.physa.2016.07.029.

Dangalchev, C. (2006). Residual closeness in networks. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 365(2), 556-564. https://doi.org/10.1016/j.physa.2005.12.020.

DeGroot, M. H. (1974). Reaching a consensus. *Journal of the American Statistical Association*, 69(345), 118-121. DOI: 10.1080/01621459.1974.10480137.

Dimitrios, K., & Vasileios, O. (2015). A network analysis of the Greek stock market. *Procedia Economics and Finance*, 33, 340-349. https://doi.org/10.1016/S2212-5671(15)01718-9.

Fama, E. F., & French, K. R. (1997). Industry costs of equity. *Journal of financial economics*, 43(2), 153-193. https://doi.org/10.1016/S0304-405X(96)00896-3.

Freeman, L. C. (1978). Centrality in social networks conceptual clarification. *Social networks*, 1(3), 215-239. https://doi.org/10.1016/0378-8733(78)90021-7.

Gower, J. C., & Ross, G. J. (1969). Minimum spanning trees and single linkage cluster analysis. *Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics*), 18(1), 54-64. https://doi.org/10.2307/2346439

Goyal, S. (2012). *Connections: an introduction to the economics of networks*. Princeton University Press. ISBN:9780691141183.

Goyal, S., & Vega-Redondo, F. (2005). Network formation and social coordination. *Games and Economic Behavior*, 50(2), 178-207. https://doi.org/10.1016/j.geb.2004.01.005.

Huang, W. Q., Zhuang, X. T., & Yao, S. (2009). A network analysis of the Chinese stock market. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 388(14), 2956-2964. https://doi.org/10.1016/j.physa.2009.03.028.

Inekwe, J. N., Jin, Y., & Valenzuela, M. R. (2018). Global financial network and liquidity risk. *Australian Journal of Management*, 43(4), 593-613. doi:10.1177/0312896218766219.

Iori, G., & Mantegna, R. N. (2018). Empirical analyses of networks in finance. *Handbook of Computational Economics*, 4, 637-685. https://doi.org/10.1016/bs.hescom.2018.02.005.

Iori, G., Jafarey, S., & Padilla, F. G. (2006). Systemic risk on the interbank market. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 61(4), 525-542. https://doi.org/10.1016/j.jebo.2004.07.018.

Jackson, M. O. (2008). *Social and Economic Networks. Princeton*, NJ.: Princeton University Press. ISBN:978-0-691-13440-6.

Jallo, D., Budai, D., Boginski, V., Goldengorin, B., & Pardalos, P. M. (2013). Network-based representation of stock market dynamics: an application to American and Swedish stock markets. *Models, Algorithms, and Technologies for Network Analysis*, 93-106. Springer, New York, NY..

Khabazian, A., & Peng, J. M. (2019). Vulnerability Analysis of the Financial Network. *Management Scienc.*, 65(7), 3302-3321. doi:10.1287/mnsc.2018.3106..

Lee, T. K., Cho, J. H., Kwon, D. S., & Sohn, S. Y. (2019). Global stock market investment strategies based on financial network indicators using machine learning techniques. *Expert Systems with Applications*, 117, 228-242. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.09.005.

Luo, T. (2019). Research on financial network big data processing technology based on fireworks algorithm. *Eurasip Journal on Wireless Communications and Networking*. https://doi.org/10.1186/s13638-019-1443-z

Mantegna, R. N. (1999). Hierarchical structure in financial markets. *The European Physical Jounal B-Condensed Matter and Complex Systems*, 11(1), 193-197. https://doi.org/10.1007/s100510050929.

Neapolitan, R. E., & Naimipour, K. (2004). *Foundations of algorithms using C++ pseudocode*. Jones & Bartlett Learning. https://dl.acm.org/doi/book/10.5555/265938.

Newman, M. (2018). *Networks.* Oxford university press. ISBN: 9780198805090.

Newman, M. E. (2003). The structure and function of complex networks. *SIAM Review*, 45(2), 167-256. https://doi.org/10.1137/S003614450342480.

Nie, C. X., & Song, F. T. (2018). Constructing financial network based on PMFG and threshold method. *Physica a-Statistical Mechanics and Its Applications*, 495, 104-113. doi: 10.1016/j.physa.2017.12.037.

Nier, E. W., Yang, J., Yorulmazer, T., & Alentorn, A. (2008). Network models and financial stability. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 31(6), 2033-2060. DOI: 10.1016/j.jedc.2007.01.014.

Onnela, J. P., Kaski, K., & Kertész, J. (2004). Clustering and information in correlation based financial networks. *The European Physical Journal B*, 38(2), 353-362. https://doi.org/10.1140/epjb/e2004-00128-7.

Peralta, G., & Zareei, A. (2016). A network approach to portfolio selection. *Journal of Empirical Finance*, 38, 157-180. https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2016.06.003.

Scott, J. (2000). *Social network analysis: A handbook*. 2nd end sage publications. https://doi.org/10.1177/003803858802200100 7.

Silva, T. C., De Souza, S. R. S., & Tabak, B. M. (2016). Structure and dynamics of the global financial network. *Chaos Solitons & Fractals*, 88, 218-234. https://doi.org/10.1016/j.chaos.2016.01.023.

Soramaki, K., Bech, M. L., Arnold, J., Glass, R. J., & Beyeler, W. E. (2007). The topology of interbank payment flows. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 379, 317-333. doi:10.1016/j.physa.2006.11.093.

Sun, W., Tian, C., & Yang, G. (2015). *Network analysis of the stock market.* CS224W Project Report.

Tse, C. K., Liu, J., & Lau, F. C. M. (2010) A network perspective of the stock market. *Journal of Empirical Finance*, 17(4), 659-667. http://dx.doi.org/10.1016/j.jempfin.2010.04.008.

Tumminello, M., Aste, T., Di Matteo, T., & Mantegna, R. N. (2005). A tool for filtering information in complex systems. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 102(30), 10421-10426. doi:10.1073/pnas.0500298102.

Tumminello, M., Coronnello, C., Lillo, F., Micciche, S., & Mantegna, R. N. (2007). Spanning trees and bootstrap reliability estimation in correlation-based networks. *International Journal of Bifurcation and Chaos*, 17(07), 2319-2329. http://dx.doi.org/10.1142/S0218127407018415.

Tumminello, M., Lillo, F., & Mantegna, R. N. (2010). Correlation, hierarchies, and networks in financial markets. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 75(1), 40-58. https://doi.org/10.1016/j.jebo.2010.01.004.

Vega-Redondo, F. (2007). *Complex social networks* (No. 44). Cambridge University Press. https://econpapers.repec.org/RePEc:cup:cbooks: 9780521857406.

Wang, Y., Li, H., Guan, J., & Liu, N. (2019). Similarities between stock price correlation networks and co-main product networks: Threshold scenarios. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 516, 66-77. https://doi.org/10.1016/j.physa.2018.09.154.

Zhou, T., Liu, J. G., Bai, W. J., Chen, G., & Wang, B. H. (2006). Behaviors of susceptible-infected epidemics on scale-free networks with identical infectivity. *Physical Review E*, 74(5), 056109. https://doi.org/10.1103/PhysRevE.74.056109

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

مدیریت دارایی و تأمین مالی
سال نهم، شماره اول، شماره پیاپی (۳۲)، بهار ۱۴۰۰، ص ۱-۲۲
تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۰۲/۲۱ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۴/۳۱

مقاله پژوهشی

ایجاد شبکهٔ مالی غیرخطی مبتنی‌بر ویژگی مکان‌شناختی آن برمبنای نظریهٔ گراف (مطالعه‌ای در بورس اوراق بهادار تهران)[1]

مجید منتشری

دانشجوی دکتری، گروه حسابداری و مالی، دانشکدهٔ مدیریت و حسابداری، دانشگاه یزد، یزد، ایران

montashery@stu.yazd.ac.ir

حجت الله صادقی *

استادیار، گروه حسابداری و مالی، دانشکدهٔ مدیریت دو، دانشگاه یزد، یزد، ایران

sadeqi@yazd.ac.ir

چکیده

هدف: هدف این پژوهش معرفی شبکه‌ای مالی برمبنای روابط غیرخطی موجود بین سهام برای بهینه‌سازی سبد سهام سرمایه‌گذاران، شناسایی رهبران بازار سهام ایران با استفاده از معیارهای مرکزیت و درنهایت، خوشه‌بندی شبکهٔ مالی غیرخطی است. **روش:** در این پژوهش، تعداد ۱۰۰ شرکت برتر پذیرفته‌شده در بورس با بیشترین سرمایهٔ ثبت‌شده در دورهٔ زمانی ۱۱ساله (دی‌ماه ۱۳۸۸ تا دی‌ماه ۱۳۹۸) انتخاب شدند. **نتایج:** نتایج حاکی از آن است که با توجه به معیار درجهٔ مرکزیت، سهام سیمان سپاهان، تأمین سرمایهٔ امید و سرمایه‌گذاری امید، با توجه به معیار مرکزیت نزدیکی، سهام سرمایه‌گذاری غدیر، سرمایه‌گذاری توسعهٔ ملی و فولاد خوزستان، با توجه به معیار مرکزیت بینابینی، سهام سرمایه‌گذاری غدیر، سیمان سپاهان و سرمایه‌گذاری توسعهٔ ملی و با توجه به معیار مرکزیت تنگنا سهام فولاد خوزستان، سیمان سپاهان و بین‌المللی توسعهٔ ساختمان بیشترین تأثیرگذاری را در بازار سهام دارند و در جایگاه رهبران بازار شناسایی شدند. برای خوشه‌بندی سهام برتر از الگوریتم سریع حریصانه استفاده شد که در آن شبکه به ۱۱ خوشه تقسیم شد و هریک از این خوشه‌ها نشان‌دهندهٔ بیشترین ارتباط موجود بین سهام شرکت‌ها در شبکهٔ مالی است.

کلیدواژه‌ها: شبکهٔ مالی، روابط غیرخطی، حداقل درخت پویا، معیارهای مرکزیت

---

* نویسنده مسؤول

۱- این مقاله مستخرج از رسالهٔ دکتری است.

منتشری، مجید، صادقی، حجت الله. (۱۳۹۹). ایجاد شبکهٔ مالی غیرخطی مبتنی‌بر ویژگی مکان‌شناختی آن برمبنای نظریهٔ گراف (مطالعه‌ای در بورس اوراق بهادار تهران). *مدیریت دارایی و تأمین مالی*، *۹(۱)*، ۱-۲۰.

2383-1189 / © 2021 The Authors. Published by University of Isfahan

This is an open access article under the by-nc-nd/4.0/ License (https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/).

http://dx.doi.org/10.22108/amf.2020.122895.1538 https://dorl.net/dor/20.1001.1.23831170.1400.9.1.2.4

مقدمه

یکی از مشکلات مهم در مباحث مدرن مالی، یافتن روش‌های کارا برای ارائه و جمع‌بندی داده‌های بازار سهام است. بورس حجم شایان توجهی از دادهٔ روزانه را تولید می‌کند، این اطلاعات به هزاران شکل نمایش داده می‌شود و هرکدام از آنها نشان‌دهندهٔ حرکت قیمتی هر سهم است. زمانی که تعداد سهام افزایش می‌یابد، تحلیل و بررسی این شکل‌ها پیچیده‌تر خواهد شد (Boginski, Butenko & Pardalos, 2006)؛ علاوه‌بر این اگر چندین مؤلفهٔ غیرمتجانس وجود داشته باشد، رفتار بازار سهام پیچیده‌تر خواهد شد (Dimitrios & Vasileios, 2015)؛ همچنین نوسان‌های قیمت سهام مستقل از یکدیگر نیست و با تجارت و صنایعی که سهام متعلق به آنهاست، ارتباط مستقیمی دارد (Tse, Liu & Lau, 2010). براساس پژوهش‌های اخیر، روش شبکهٔ پیچیده[1] برای مصورسازی و جمع‌بندی داده‌های سهام و بررسی ارتباط قیمت سهام بسیار توصیه می‌شود (Nier & Yang, 2008; Jallo, Budai, Boginski, Goldengorin & Pardalos, 2013).

تحلیل شبکه‌های پیچیده، ابزاری جدید برای درک جنبه‌های مختلف بسیاری از بازارهای سهام است و نقش مهمی در مطالعات اخیر بازارهای مالی ایفا می‌کند. نظریهٔ شبکه‌های پیچیده در اصل به ریاضیات گسسته و نظریهٔ گراف برمی‌گردد و در دهه‌های اخیر در جایگاه چارچوبی نظری برای درک خواص ساختاری شبکه، توسعه یافته است. با استفاده از تجزیه و تحلیل شبکهٔ پیچیده تصویری شفاف از ساختار داخلی بورس اوراق بهادار ارائه می‌شود (Dimitrios & Vasileios, 2015). در این روش، برخلاف روش‌های کلاسیک هزینه – منفعت، تغییرات قیمت سهام از رفتارهای گروهی تأثیر می‌گیرد. بررسی و مطالعهٔ ساختار شبکهٔ بازار سهام به تبیین رفتار سهام بورس و تعامل میان عوامل آن کمک می‌کند؛ بنابراین این روش، فرض متغیر مستقل از روش‌های تحلیل خطی فعلی را که مبتنی‌بر شناسایی تأثیر چندین متغیر مستقل بر وابسته است، به چالش می‌کشد. تعداد بسیاری از سیستم‌ها ازطریق شبکه‌های پیچیده و قوانین مرتبط با آنها در طبیعت توضیح داده می‌شود (Albert & Barabási, 2002; Newman, 2003; Zhou, Liu, Bai, Chen & Wang, 2006). در دنیای واقعی نیز بازارهای سهام با توجه به ارتباط و تعامل بین سرمایه‌گذاران و شرکت‌ها، نوعی از شبکه‌های پیچیدهٔ چندعامله است. این شبکه‌ها ناشی از نوسان‌های قیمت سهام‌های گوناگون است و برپایهٔ پژوهش‌های انجام‌شده روی شبکهٔ سهام در بازارهای مختلف، دو ویژگی «بی‌مقیاس‌بودن[2]» و «دنیای کوچک بودن[3]» در شبکه‌ای حاصل از ماتریس همبستگی بازار سهام یافت شده است که در آن سهام شرکت‌ها، رأس و آثار تغییری قیمتی میان سهام، یال‌ها در نظر گرفته می‌شود (Mantegna, 1999; Huang, Zhuang & Yao, 2009).

شناسایی و مرتب‌کردن شرکت‌ها براساس نوع صنعت آنها (Fama & French, 1997) و سرمایه‌گذاری سهام در صنایع گوناگون، نخستین و ساده‌ترین روش برای شناسایی سهام با رفتار مشابه است. این نوع سرمایه‌گذاری شرکت‌ها را در زمان بحرانی‌شدن شرایط صنعتی خاص، محافظت می‌کند؛ اما به‌دلیل ناشناخته‌بودن بازار سهام، هیچ‌گونه تضمینی برای داشتن فعالیت اصلی متفاوت منجر به رفتارهای گوناگون در قیمت سهام، وجود ندارد؛ بنابراین مطالعهٔ دقیق همبستگی سهام که درنهایت، منجر به درک دقیقی از حرکات و شناسایی گروههایی از سهام با پویایی مشترک می‌شود، در بهینه‌سازی و متنوع‌کردن سبد سهام امری حیاتی است. ایجاد شبکه‌ای از ارتباطات سهام، رویکردی جدید برای شناسایی روابط میان سهام شرکت‌ها و همچنین ارتباط قیمت آنهاست (Mantegna, 1999; Bonanno et al., 2004; Tumminello, Lillo & Mantegna, 2010)؛ بنابراین هدف این پژوهش در ابتدا، ایجاد و ساخت شبکه‌ای مالی و غیرخطی از سهام شرکت‌ها با استفاده از مفاهیم نظریهٔ گراف و درخت پویای حداقلی[4] است. این شبکه به سرمایه‌گذاران در ایجاد سبد بهینه و درنهایت، حداکثرسازی سود سرمایه‌گذاری کمک خواهد کرد؛ همچنین این پژوهش به دنبال شناسایی سهام برتر و رهبران بازار سهام با استفاده از معیارهای مرکزیت و موقعیت مکان‌شناختی آنها در شبکهٔ مالی است که با استفاده از چهار معیار، رهبران بازار

---

1. Complex Networks
2. Small-World
3. Scale-Free
4. Minimum Spannig Tree

از راههای مختلف معرفی خواهند شد و درنهایت، سهام منتخب در بازار سهام خوشه‌بندی می‌شود که هریک از این خوشه‌ها نشان‌دهندهٔ ارتباط قوی‌تر و محکم‌تر سهام آن خوشه است. در ادامهٔ این پژوهش ابتدا، ضمن تشریح مفهوم شبکهٔ مالی، برخی از کاربردهای متأخر آن در بازارهای مالی مرور می‌شود؛ سپس روش‌های معیار مرکزیت توضیح داده و نتایج عددی حاصل از آنها در بورس اوراق بهادار تهران ارائه و تفسیر خواهد شد.

مبانی نظری

در اواخر دههٔ 90 میلادی، حوزهٔ پژوهشی چندرشته‌ای جدیدی ظهور کرد. این زمینهٔ پژوهشی، امروزه «علم شبکه» نامیده می‌شود. درحقیقت، علم شبکه حوزهٔ پژوهشی چندرشته‌ای است که شبکه‌های پیچیده را از دیدگاه چندین رشته، تجزیه، تحلیل و مدل‌سازی می‌کند. رشته‌های عمده و اصلی شامل علوم کامپیوتر، اقتصاد، ریاضیات، جامعه‌شناسی، روان‌شناسی و فیزیک آماری است. شروع بحران مالی سال 2007 باعث شد تا مفاهیم و ابزارهای شبکه که از چندین رشتهٔ مختلف نشئت گرفته‌اند، نقش ارتباطات سیستم‌های مالی بر ثبات مالی را بررسی کنند. منابع گسترده، امروزه هم جنبه‌های نظری و هم تجربی را در بر می‌گیرد (Iori & Mantegna, 2018). نخستین ایده برای ساخت شبکه را مانتگنا[1](1999) براساس تفاوت قیمت لگاریتمی سهام ارائه کرد. وی پیشنهاد ساختن یک ماتریس همبستگی از بازده‌های لگاریتمی[2] را داد که این ماتریس باعث ایجاد فاصله بین سهام و درنهایت، شبکه‌ای از سهام شرکت‌ها خواهد شد. ماتریس ایجادشده دارای تراکم بسیاری از ارتباطات خواهد بود؛ بنابراین وی پیشنهاد ساخت یک «درخت پویای حداقلی» را داد که نمایی کلی از ساختار بدون دور را ارائه خواهد کرد و درک آن برای افراد و کارشناسان آسان‌تر خواهد بود (Gower & Ross, 1969). علاقه به استفاده از مفاهیم شبکه در مدل‌سازی سیستم‌های اقتصادی و مالی از ابتدای این قرن شروع به رشد کرد و با شروع بحران مالی سال 2007 رواج یافت؛ همچنین مطالعه‌ای پیشگام دربارهٔ ثبات سیستم‌های مالی منتشر شد. مطالعات مربوط به سیستم‌های اقتصادی و مالی که اقتصاددانان با مفاهیم شبکه انجام می‌دهند، در دو حوزهٔ گسترده طبقه‌بندی می‌شود. حوزهٔ اول مربوط به مطالعاتی است که در درجهٔ اول به بررسی‌های نظری و تجربی شکل‌گیری شبکه اختصاص یافته است و ناشی از تصمیمات منطقی کنشگران اقتصادی و از هم انباشتگی آنها به تعادلی با ارائهٔ یک مقدار بهینهٔ پارتو[3] است (Goyal & Vega-Redondo, 2005; Vega-Redondo, 2007; Jackson, 2008; Goyal, 2012). یکی دیگر از پژوهش‌هایی که پیشگامان دی گروت[4] (1974) انجام داده‌اند، بررسی مسئلهٔ یادگیری در سیستمی توزیع شده است. به موازات این تلاش‌ها، دانشمندان، اقتصاددانان و کارشناسان امور مالی با کمک همکاران دارای پیشینهٔ فیزیک آماری، سلسله مطالعاتی متمرکز بر ساختار نوع‌شناختی برخی شبکه‌های مهم مالی انجام داده‌اند. بیشترین پژوهش درزمینهٔ شبکه، ارتباط بین اعتبارات بین بانکی است (Boss, Elsinger, Summer & Thurner, 2004; Iori, Jafarey & Padilla, 2006; Soramaki, Bech, Arnold, Glass & Beyeler, 2007). یکی دیگر از حوزه‌های پژوهشی متمرکز بر توسعه، روش‌هایی است که شبکه‌های مستقر در مجاورت سری زمانی اقتصادی تجربی یا ایجادشده توسط مدل‌های مالی را تأمین می‌کند (Mantegna, 1999; Bonanno, Caldarelli, Lillo, & Mantegna, 2003; Onnela, Kaski & Kertész, 2004; Tumminello, Aste, Di Matteo & Mantegna, 2005)؛ بنابراین به‌طور کلی طبیعت پویای بازار مالی شبکه‌ای پیچیده در نظر گرفته می‌شود، بازار سهام دارای داده‌های کلان است و روزانه بر حجم این داده‌ها افزوده می‌شود و به‌طور مرتب نیز تغییر و تصمیم‌گیری را برای سرمایه‌گذاران و مدیران شرکت‌ها مشکل‌تر می‌کنند؛ درنتیجه لزوم استفاده از شبکه در دنیای بازار سهام آشکار می‌شود. اهمیت ایجاد شبکهٔ مالی به‌دلیل بررسی ارتباط بین حوزه‌های مالی و

---

1. Mantegna
2. Log-Returns
3. Paretian optimum
4. DeGroot

مشخص‌کردن اندازهٔ فاصله آنها با یکدیگر است. ویژگی مکان‌شناختی شبکه‌های مالی امکان شناسایی ریسک و بازده سهام مشابه را به سرمایه‌گذار می‌دهد تا با توجه به آن سبدی بهینه بسازد؛ همین‌طور بررسی معیارهای مرکزیت در شبکه‌های مالی به سرمایه‌گذار امکان شناسایی ارتباط بین انواع سهام و تصمیم‌گیری برای انتخاب هر سهم در سبد سرمایه‌گذاری خود را خواهد داد. در ادامه نیز کاربردهایی از شبکه درزمینهٔ تحلیل بازار سهام ارائه می‌شود.

ثبات توپولوژیک شبکه برخلاف شکست‌ها و حملات تصادفی، از ویژگی‌های مهم شبکه‌های پیچیده است و بر حذف رأس‌ها یا یال‌ها دلالت دارد. مهم‌ترین ریسک هر شرکتی، ریسک ورشکستگی است که این مسئله متناظر با حذف گره آنها در شبکهٔ سهام است. حذف سهم‌های معینی باعث تغییر مکان‌شناختی تمام شبکهٔ همبستگی سهام خواهد شد. اینگونه تغییرات نوع‌شناختی در فهم الگوهای همبستگی در بین سهام کمک‌رسان و بنابراین راهنمای خوبی برای مدیریت ریسک در سرمایه‌گذاری سهام است (Huang, Zhuang & Yao, 2009). لو[1] (2019) در پژوهشی «فناوری پردازش داده‌های بزرگ شبکهٔ مالی براساس الگوریتم آتش‌بازی» را بررسی کرد. این پژوهش بررسی خطرات اصلی اشیاء مختلف، کنترل در فرآیند ساخت سیستم اطلاعات در محیط داده‌های بزرگ و روش‌های مدیریت ریسک مربوط به کنترل داخلی سیستم را مطرح و درنهایت، آزمایش‌های شبیه‌سازی اعتبار مدل و الگوریتم را تأیید می‌کند.

در صورت ساخت شبکه‌ای براساس جریان‌های تجاری بین صنایع مختلف، شرکت‌هایی که در مرکز شبکه قرار می‌گیرند بیشتر از شرکت‌های دیگر در خطر ریسک سیستماتیک قرار خواهند داشت (Aobdia, Caskey & Ozel, 2014)؛ همین‌طور این شرکت‌ها به‌دلیل تحمل ریسک بیشتر، دارای بازده بیشتری هستند (Ahern & Harford, 2014). اینکه[2] و همکاران (2018) در پژوهشی «شبکهٔ مالی جهانی و ریسک نقدینگی» را بررسی کردند. براساس نتایج آنها، بانک‌هایی که به وام‌دهندگان مهم وصل هستند، خطرات بیشتری را متحمل می‌شوند.

از مسائل مهم در دنیای بازار سهام، بهینه‌سازی سبد سهام است. سان[3] و همکارانش (2015) مدیریت سبد سهام با استفاده از تحلیل شبکه را بررسی کردند و به این نتیجه رسیدند که روش‌های سنتی، رفتار سهام در کل بازار را نمایش نمی‌دهند.

پرالتا و زارعی[4] (2016) در پژوهشی به دنبال بررسی این موضوع بودند که آیا شبکهٔ مالی ابزاری مناسب و مؤثر در فرآیند انتخاب سبد سهام است یا خیر. آنها بازار سهام نیویورک را انتخاب کردند و در آن هر سهم را یک گره و همبستگی بین هر جفت سهام را یال در نظر گرفتند. آنها برای هر سهام بازار دو ویژگی عمده در نظر گرفتند: عملکرد فردی سهام و عملکرد سیستماتیک سهام. عملکرد فردی سهام به عملکرد یک شرکت در انزوا از بقیهٔ شرکت‌ها اشاره دارد که بسته به هدف هر سرمایه‌گذاری خاص به وسیلهٔ انحراف استاندارد بازده سهام به‌طور دقیق اندازه‌گیری می‌شود. عملکرد سیستماتیک برای تعیین نقش سهامی خاص در کل بازار استفاده می‌شود و به وسیلهٔ مرکزیت امتیاز هر شرکت در شبکهٔ بازار سهام اندازه‌گیری می‌شود. آنها در سراسر مقالهٔ خود تعامل این دو بعد و تأثیرات آنها بر انتخاب سرمایه‌گذاری بهینه را بررسی کردند. سهم عمدهٔ پژوهش آنها به کاهش پیچیدگی در فرآیند انتخاب سبد ازطریق قراردادن هر گروه از سهام داخل ناحیهٔ معینی از مرکزیت تعلق داشت؛ همچنین در پژوهشی دیگر لی[5] و همکاران (2019) «بهینه‌سازی سبد براساس مکان‌شناسی شبکه» را بررسی کردند که در آن پژوهش، وابستگی بین توپولوژی شبکه و عملکرد آن با در نظر گرفتن شبکهٔ مالی پیچیده برای نمونه نشان داده شد. این شبکه‌ها به ترتیب از ماتریس همبستگی کامل و حرکتی جهانی با هدف فیلترکردن تداخل نویز شبکه‌های پویا و درک سازوکار محرک تعامل‌های مختلف ساخته شده‌اند. ویژگی‌های ساختاری دینامیکی گره‌های هسته‌ای و پیرامونی بررسی و نشان داده شد که محیط پیرامونی در شبکه در جایگاه شاخصی برای شناسایی دارایی‌های بهینه

---

1. Luo
2. Inekwe
3. Sun
4. Peralta & Zareei
5. Lee

استفاده می‌شود. از دیگر مزایای شبکهٔ مالی به خوشه‌بندی سهام اشاره می‌شود. خوشه‌بندی شبکهٔ سهام این امکان را به سرمایه‌گذار می‌دهد که سبد سهام بهینه و کم‌ریسک‌تری تشکیل دهد؛ زیرا هر خوشه نشانگر ارتباط قوی و منسجم هریک از سهام در آن خوشه است؛ پس به این ترتیب سرمایه‌گذار با انتخاب سهام مختلف از خوشه‌های گوناگون، ریسک سبد سهام خود را کاهش می‌دهد. در ادامه اهمیت شبکهٔ مالی بررسی و خلاصه‌ای از آمار توصیفی در این حوزه ارائه خواهد شد.

پایگاههای اطلاعاتی با هدف اطلاع‌رسانی و دسترسی به کتابخانه‌ای از مقالات ایجاد شده‌اند و مجموعهٔ مقالات را نمایه‌سازی و منتشر می‌کنند. پایگاههای اطلاعاتی مهمی در سطح دنیا موجود است که از آن جمله به وب‌گاه علم[1] اشاره می‌شود. در این پژوهش برای بررسی تعداد پژوهش‌های انجام‌شده درزمینهٔ «شبکهٔ مالی[2]» از اطلاعات این پایگاه استفاده شده است. کلیدواژهٔ مربوطه با استفاده از نرم‌افزار R و با بستهٔ کتاب‌شناسی[3] تحلیل شده است. نتایج به‌دست‌آمده نشان می‌دهد تاکنون پژوهش‌های بسیاری درزمینهٔ «شبکهٔ مالی» انجام نشده است. طبق نتایج وب‌گاه علم تنها ۲۰۲ مدرک با این نام منتشر شده است. در جدول ۱ خلاصه ای از نتایج آمار توصیفی ارائه شده است.

جدول (۱) خلاصه‌ای از آمار توصیفی «شبکهٔ مالی» در وب‌گاه علم

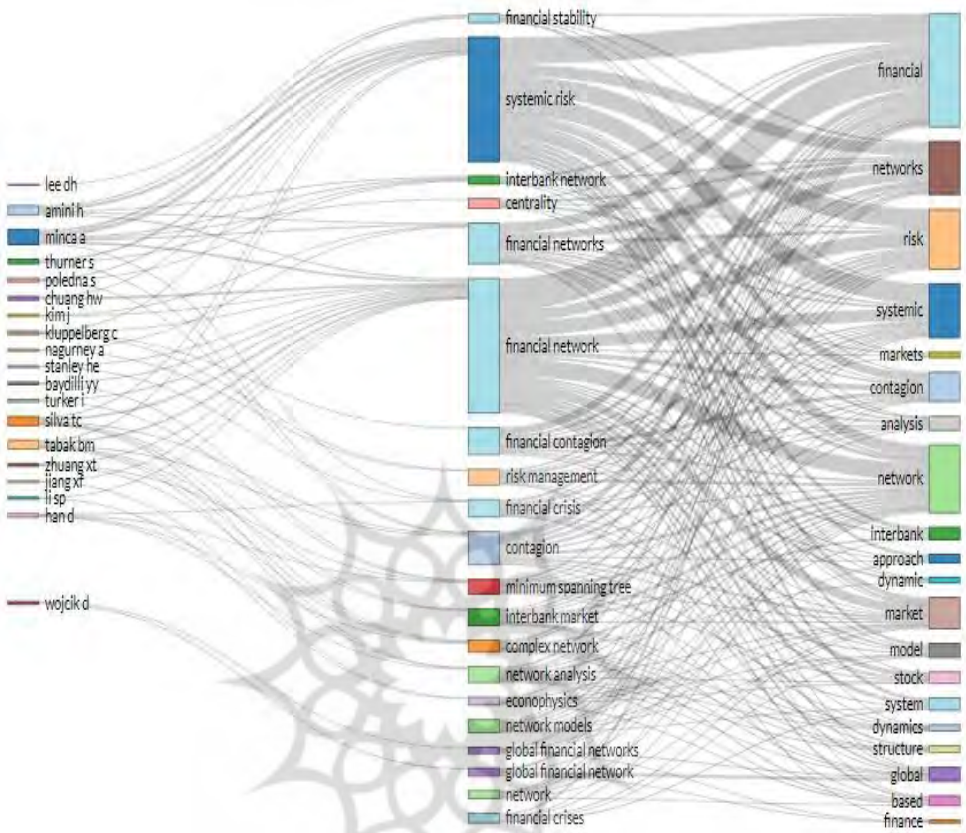
Table (1) A summary of the descriptive statistics of "Financial network" in the Web of Science.

توصیف	نتایج
مدارک	۲۰۲
منابع (مانند ژورنال، کتاب‌ها و ...)	۱۲۴
کلمات کلیدی به‌علاوهٔ شناسه	۳۳۷
واژه‌های کلیدی نویسنده‌ها	۶۰۵
دورهٔ زمانی	۱۹۹۱ – ۲۰۱۹
میانگین استناد به ازای هر مدرک	۱۴/۹۱
نویسنده‌ها	۴۶۹
مدارک با یک نویسنده	۳۶
مدارک با چند نویسنده	۴۳۳
مدرک هر نویسنده	۰/۴۳۱
نویسنده‌های هر مدرک	۲/۳۲
نویسنده‌های مشترک در هر سند	۲/۷۴
نوع مدارک:	
مقاله	۱۸۳
مقاله: دسترسی آسان	۲
مقاله: درحال چاپ	۹
مرور کتاب	۲
مطالب سرمقاله	۲
مروری	۴

طبق نتایج تاکنون تعداد ۲۰۲ مدرک با این نام در وب‌گاه علم ثبت شده که از ۱۲۴ منبع گوناگون است. تعداد کلیدواژه‌های

[1]. Web of Science
[2]. Financial Network
[3]. Bibliometrics

بررسی‌شده ۳۳۷ عدد، میانگین ارجاع در هر مدرک ۱۴/۹۱ و نشان‌دهندهٔ اهمیت این موضوع و تلاش‌های بسیار برای پژوهش در این زمینه است. تعداد نویسنده‌های این حوزه تنها ۴۶۹ نفر است و از این تعداد فقط ۳۶ نفر به‌صورت انفرادی پژوهشی در این زمینه انجام داده‌اند. درنهایت، بیشترین نوع مدارک موجود از این کلیدواژه، مقالات است.



شکل (۱) اهمیت شبکهٔ مالی در پژوهش‌های انجام‌شده

Fig(1) The importance of financial network in the literature

این شکل نشان‌دهندهٔ ارتباط بین موضوعات پژوهش‌های انجام‌شده، کلیدواژه‌های استفاده‌شده و همچنین نویسنده‌های پژوهش‌ها است. در سمت چپ پژوهشگران، در قسمت وسط واژه‌های کلیدی و در سمت راست موضوعات پژوهش به نمایش درآمده است. با استفاده از این شکل به زمینه‌های پژوهشی مهم و محبوب نویسنده‌ها دست یافته و با توجه به آن در پژوهش‌های آتی از آنها بهره برده می‌شود. شبکه‌های مالی، شبکهٔ پیچیده، مدیریت ریسک، ریسک سیستماتیک، ثبات مالی، بحران مالی، تحلیل شبکه و ... از کلیدواژه‌های اصلی پژوهش‌های انجام‌شده در زمینه‌های مالی، شبکه، ریسک، سهام، بازار و ... است. امینی[1]، مینکا[2]، چوانگ[3]، کیم[4]، سیلوا[5]، تباک[6] و ... ازجمله نویسنده‌های مهم در این زمینه‌های پژوهشی هستند (منتشری و صادقی، ۱۳۹۹).

1. Amini
2. Minca
3. Chuang
4. Kim
5. Silva
6. Tabak

شکل (۲) **حوزه‌های علمی انجام‌شده درزمینهٔ شبکهٔ مالی** (منبع: وب‌گاه علم)

Fig (2) Scientific areas in the field of financial network (Source: Web of Science).

در شکل ۲ حوزه‌های علمی استفاده‌شده درزمینهٔ شبکهٔ مالی به نمایش درآمده است. طبق این نتایج، بیشترین پژوهش‌ها در مجلات و موضوعات اقتصادی با ۵۹ عدد، مالی و بازرگانی با تعداد ۵۱ و فیزیک چندرشته‌ای با ۲۹ عدد است. طبق این نتایج، شبکه‌های مالی در تمامی حوزه‌ها درحال رشد است و توجه بیشتر پژوهشگران را به خود جلب کرده است.

در این پژوهش داده‌ها در زمان‌های مختلف جمع‌آوری و سپس بازده لگاریتمی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران محاسبه شده است. در ادامه ضریب همبستگی اسپیرمن بازده‌های سهام و فاصلهٔ بین سهام محاسبه شده است. با استفاده از مفاهیم نظریهٔ گراف و الگوریتم پرایم، حداقل درخت پویا ترسیم شده است؛ سپس چهار معیار مرکزیت اصلی برای شناسایی رهبران بازار سهام از راههای گوناگون محاسبه شده است. درنهایت، با استفاده از الگوریتم سریع حریصانه، شبکهٔ مالی غیرخطی به تعداد خوشه‌هایی تقسیم شده است. این نوع از روش تحلیل در پژوهش‌های قبلی نیز کاربرد بسیاری داشته است؛ برای مثال در سال ۲۰۱۶، کولتی از حداقل درخت پویا و معیارهای مرکزیت برای شناسایی رهبران بازار سهام ایتالیا استفاده کرده است. در قسمت بعدی روش پژوهش، شامل قلمروهای پژوهش، مفاهیم نظریهٔ گراف، معیارهای مرکزیت و روش حداقل درخت پویا بیان خواهد شد.

روش پژوهش

این پژوهش، در حوزهٔ پژوهش‌های کمی انجام شده است. در اینگونه پژوهش‌ها داده‌های کمی مبنای تصمیم‌گیری خواهند بود. با توجه به اینکه مسئله، مقتضی فرضیهٔ خاصی نیست، پژوهش حاضر مبتنی‌بر پرسش دربارهٔ تشکیل شبکهٔ مالی غیرخطی سهام و شناسایی ارتباط بین سهام برتر، بررسی ویژگی مکان‌شناختی شبکهٔ غیرخطی سهام برتر در بورس اوراق بهادار تهران، شناسایی رهبران بازار سهام و درنهایت، خوشه‌بندی سهام برتر ارائه شده است؛ بنابراین هدف پژوهش، اندازه‌گیری رابطهٔ دو کمیت یا متغیر با ماهیتی تبیینی است و به عبارت دیگر، این پژوهش ماهیتی اکتشافی دارد و ازنظر هدف، کاربردی است. داده‌های روزانهٔ ۱۰۰ شرکت با بیشترین سرمایهٔ ثبت‌شده در بورس اوراق بهادار تهران، در ۲۴۳ روز کاری از سایت «بورس اوراق بهادار تهران» از تاریخ ۱۳۸۸/۱۰/۲ تا ۱۳۹۸/۱۰/۱۷ دریافت شد. این داده‌ها متناظر با ۱۱ سال شمسی است که برای نمونه انتخاب شده‌اند تا براساس آنها، حداقل درخت پویا و مقایسهٔ شرکت‌ها انجام شود. در صورتی که نتایج این بازهٔ زمانی با مقاطع دیگر مقایسه شود، تصویر بهتر و روشن‌تری از شبکهٔ

مالی به دست خواهد آمد که موضوعی بررسی‌شدنی در پژوهش‌های آتی است. در این پژوهش قیمت پایانی تعدیل‌شده در جایگاه متغیر اصلی ساخت شبکه استفاده شده است. شروع آن با سری قیمت‌های خام P_{it} است که نشان‌دهندهٔ قیمت سهام شرکت i در روز t است؛ همچنین P_{it-1} نشان‌دهندهٔ قیمت سهام شرکت i در روز t−۱ است. بازده لگاریتمی سهام شرکت‌ها طبق رابطهٔ ۱، محاسبه شده است:

$$R_{it} = ln\frac{P_{it}}{P_{it-1}}$$ رابطهٔ (۱)

پس از آن ماتریس همبستگی سهام محاسبه شد که در قطر اصلی عدد یک را به خود گرفته است و سایر عناصر، میزان ضریب همبستگی آنها را نشان می‌دهد. بخش اصلی و عمده‌ای از شبکه‌های مالی براساس همبستگی بازده به دست می‌آید (Wang, Li, Guan & Liu, 2019). در این پژوهش از همبستگی اسپیرمن برای به دست آوردن ماتریس همبستگی استفاده شده است.

$$\rho_{ij} = 1 - \frac{6\sum d_i^2}{n(n^2-1)}$$ رابطهٔ (۲)

p_{ij}: همبستگی بین هر جفت سهم

D: تفاوت بین رتبه‌های اعضای متناظر دو سهم

N: حجم هر گروه از سهام

روشی که مانتگنا ارائه داده است به‌صورت محاسبهٔ همبستگی بین هر جفت سهام i و j خواهد بود. همبستگی ارائه‌شده ارزشی بین ۱− و ۱+ دارد؛ بنابراین از این همبستگی برای ایجاد یک فاصلهٔ متریک برای نشان‌دادن نزدیکی نتایج بازده دو سهم و اندازه‌گیری‌کردن آن استفاده می‌شود (Tumminello, Coronnello, Lillo, Micciche & Mantegna, 2007; Iori & Mantegna, 2018).

$$d_{ij} = \sqrt{2\,(1 - p_{ij})}$$ رابطهٔ (۳)

d_{ij}: فاصلهٔ متریک بین هر جفت سهم

p_{ij} : همبستگی بین هر جفت سهم

براساس فاصلهٔ معرفی‌شده، هنگامی که همبستگی کاملی (۱− و ۱+) بین سهام برقرار باشد، بیشترین فاصله بین دو سهم اتفاق خواهد افتاد. اگر در مجموعهٔ داده‌ها هرگز دو سهام با همبستگی کامل وجود نداشته باشد، این مسافت متریک بدیهیات یک متریک را برآورده خواهد کرد و برای هر سهم i و j روابط زیر برقرار است (Brida & Risso, 2007):

رابطهٔ (۴)

$d_{ij} \geq 0,\ d_{ij} = 0 <=> i=j,\ d_{ij} = d_{ji}$

$d_{ij} \leq d_{kj} + d_{ik}\ \forall k$

d_{ij}: فاصلهٔ متریک بین سهم i و j

d_{ji}: فاصلهٔ متریک بین سهم j و i

ماتریس فاصله در نقش ورودی گراف استفاده می‌شود. نظریهٔ گراف شاخه‌ای از علوم ریاضیات است که دربارهٔ گراف‌ها بحث می‌کند. این موضوع شاخه‌ای از توپولوژی (مکان‌شناسی) است که با نظریهٔ ماتریس‌ها و جبر پیوند محکم و نزدیکی دارد. برخلاف سایر شاخه‌های ریاضیات، نظریهٔ گراف نقطهٔ آغاز مشخصی دارد و آن مقاله‌ای از اویلر، ریاضی‌دان سوئیسی، برای حل مسئلهٔ کونیگسبرگ در سال ۱۷۳۶ است. یک گراف شامل دو مجموعه است؛ مجموعه‌ای غیرتهی از گره‌ها یا رئوس[1] و مجموعه‌ای از یال‌ها[2] که رأس‌ها را به هم متصل می‌کند. قیمت سهام هر شرکت رئوس و ارتباط آن با سهام سایر شرکت‌ها، یال نامیده می‌شود. گراف تهی

[1]. Vertex
[2]. Edge

تنها شامل رأس است و یال‌های آن تهی است. گراف به دو شکل جهت‌دار[1] و غیرجهت‌دار[2] است. گراف جهت‌دار گرافی است که جهت هر یال در آن تعیین شده است. در گراف جهت‌دار ترتیب رئوس در هر یال اهمیت دارد و یال‌ها با پیکان‌هایی از رأس ابتدا به رأس انتها رسم می‌شوند. در گراف غیرجهت‌دار حرکت در هر دو جهت بین رأس‌ها ممکن است و ترتیب رأس‌های یال اهمیت ندارد.

در نظریهٔ گراف، درخت پوشا، زیرگرافی بدون دور و بدون جهت است که تمامی گره‌ها را بهم وصل می‌کند؛ یعنی گراف همبندی که دور ندارد. از ویژگی‌های درخت آن است که تنها یک مسیر برای اتصال هر دو رأس آن وجود دارد. درواقع، اگر تعداد رئوس، n باشد، تعداد یال‌ها n-1 است.

حداقل درخت پویا که به آن درخت پویای کمینه نیز گفته می‌شود، کوتاه‌ترین درختی است که تمام عناصر موجود در یک گره را به هم متصل می‌کند؛ به‌عبارتی زیرمجموعه‌ای از یال‌های گراف که درختی شامل تمام رأس‌ها تشکیل می‌دهد و مجموع وزن یال‌های آنها کمترین مقدار ممکن بین تمام چنین درخت‌هایی باشد، حداقل درخت پویا نامیده می‌شود (Bonanno et al., 2004).

به‌طور کلی درخت‌ها حالت خاصی از گراف‌ها هستند. اگر G(V,E) گرافی بی‌جهت و بی‌حلقه باشد، G درختی است در حالتی که همبند باشد و دارای هیچ دوری نباشد. زیرگراف H از گراف G(V,E) را درختی پویا برای G می‌گویند هرگاه H درخت باشد و همهٔ رئوس V را شامل شود. اگر گراف G همبند باشد، تعداد یال‌هایی که باید برای به دست آوردن درخت پویا از G حذف شود برابر |E|-|V|+1 است. این عدد رتبهٔ مداری G نامیده می‌شود. در گراف‌های وزن‌دار حداقل درخت پویا، درختی است که در آن $\sum_{I=1}^{M} C_I$ حداقل است. در این پژوهش برای تشکیل درخت پویای حداقلی، از الگوریتم پریم[3] استفاده شده است. پریم الگوریتمی در نظریهٔ گراف‌هاست که زیردرخت پویای کمینه را برای یک گراف همبند وزن‌دار پیدا می‌کند؛ یعنی زیرمجموعه‌ای از یال‌ها را در آن گراف می‌یابد که درختی را که تشکیل می‌دهند همه رئوس را شامل شود، در حالی که مجموع وزن همه آنها کمینه شده است. در الگوریتم پریم، ورودی، گراف‌های همبند و وزن‌دار G(V,E) است که در آن برای CϵE یک عدد حقیقی C(e)>0 منسوب شده و خروجی آن درخت پویای حداقلی است (Al-Taie & Kadry, 2017).

پس از ایجاد شبکهٔ مالی غیرخطی توسط حداقل درخت پویا، معیارهای مرکزیت سهام محاسبه شد. معیارهای مرکزیت به دو دستهٔ معیارهای سراسری و معیارهای محلی تقسیم می‌شوند. معیارهای محلی، تنها به ساختار شبکه در همسایگی یک گره مربوط می‌شوند و معیارهای سراسری به ساختار کلی شبکه وابسته‌اند. در این پژوهش از چهار معیار اصلی مرکزیت برای شناسایی سهامی که بیشترین تأثیرگذاری را دارد، استفاده شده است.

۱- درجهٔ مرکزیت[4]

درجهٔ مرکزیت اشاره به تعداد ارتباط‌هایی دارد که روی یک گره (سهم) اتفاق می‌افتد. این درجه نوعی از تأثیرگذاری فوری گره تفسیر می‌شود، برای هر آنچه که ازطریق شبکه جریان دارد. هرچقدر ارتباطات یک سهم (گره) در شبکهٔ مالی مربوطه بیشتر باشد، اهمیت آن سهم بیشتر خواهد بود و رتبه‌بندی سهام براساس تعداد ارتباطات آنها در شبکه است. درجهٔ مرکزیت گره در یک شبکه، تعداد پیوندهایی است که گره با سایر گره‌های آن شبکه دارد. درجهٔ مرکزیت تعداد پیوندهای مستقیم بین بازیگری معین و سایر بازیگران شبکه است. وقتی بازیگر پیوندهای بسیاری را در شبکه برقرار می‌کند، درجهٔ مرکزیت زیادی استنباط می‌شود؛ بنابراین روابط

[1]. Directed
[2]. Undirected
[3]. Prim's Algorithm
[4]. Degree Centrality

گسترده‌ای بین این بازیگر و دیگران برقرار می‌شود. با توجه به این روابط گسترده، منابع برای این بازیگر دردسترس‌تر است و از این رو در جایگاه بازیگر محوری‌تر به آن توجه می‌شود.

درجهٔ مرکزیت گرهٔ V برای گراف G=(V,E) با |V| گره و |E| یال، به‌صورت زیر تعریف می‌شود (Newman, 2018):

$$C_D(v) = \sum_{i=1}^{n} \mathrm{a}\,(i.v)$$

این معیار، بدیهی‌ترین و نخستین معیار مرکزیت برای بررسی شبکهٔ مالی است. هرچه درجهٔ گره بیشتر باشد، به گره‌های بیشتری اتصال دارد و احتمال تأثیرگذاری این گره بیشتر خواهد شد.

۲- معیار مرکزیت نزدیکی (فریمن)[1]

این معیار تلاقی مسافت کل از گره‌ای (v) تا همهٔ گره‌های دیگر در شبکه‌ای است؛ جایی که فاصلهٔ (v,t)، فاصلهٔ بین گرهٔ v و t است. به‌طور معمول از آن در نقش معیاری برای گسترش سریع از گره‌ای در یک شبکه به سایر گره‌ها استفاده می‌شود یا در وضعیت برنامه‌ریزی‌شده‌ای از شبکه، این گره برای نقطهٔ شروع، مناسب است (Freeman, 1978).

$$C_c(u) = \frac{1}{\sum_{t \in V \setminus} dist\{v.t)}$$

۳- کوتاه‌ترین مسیر بین مرکزیت[2]

سنجهٔ مرکزیت بینابینی، شاخصی است که مسیر دقیق‌تری را برای اندازه‌گیری مرکزیت سهام عرضه می‌کند. این شاخص، مرکزیت را با بررسی وسعتی اندازه‌گیری می‌کند که در آن سهامی خاص بین دیگر سهام متنوع در شبکه قرار می‌گیرد (چنگ[3]، ۲۰۰۶). سنجهٔ مرکزیت بینابینی، موقعیت موجودیتی را درون شبکه‌ای برحسب توانایی‌اش برای ایجاد ارتباط با سایر زوج‌ها یا گروهها در شبکه، شناسایی می‌کند. روش دیگر سنجش مرکزیت، مشخص‌کردن بینابینی گره‌هاست. این روش اشاره به گرهٔ مخصوصی دارد که در بین دیگر گره‌ها در شبکه واقع شده است. یک گره با رتبهٔ بینابینی نسبتاً پایین ممکن است نقش میانجی مهمی را ایفا کند و برای شبکه بسیار مرکزی باشد (Scott, 2000).

رئوسی که به احتمال زیاد در کوتاه‌ترین مسیر انتخاب‌شده به‌طور تصادفی بین دو رأس رخ می‌دهد، بینابینی زیادی دارد. به‌صورت فشرده‌تر بینابینی به‌صورت زیر نشان داده می‌شود:

$$C_B(v) = \sum_{s \neq v \neq t \in v} \frac{\sigma_{st}(v)}{\sigma_{st}}$$

σ_{st} تعداد کوتاه‌ترین مسیرهای اتصال از s به t و $\sigma_{st}(v)$ تعداد کوتاه‌ترین مسیرهای اتصال از s به t ازطریق عبور از یال v است. اگر هیچ راهی برای پیوستن از s به t وجود نداشته باشد، $\sigma_{st}(v) = 0$ خواهد شد (Dangalchev, 2006).

---

1. Closeness Centrality (Freeman)
2. Shortest Path Betweenness Centrality
3. Cheng

۴- معیار مرکزیت تنگنا[1]

در این معیار برای هر گرهٔ v در گرافی غیرجهت‌دار، یک درخت T_v با کوتاه‌ترین مسیر از آن گره به سایر گره‌های دیگر در گراف ساخته می‌شود. برای گرهٔ n_v، V تعداد گره‌هایی است که به‌طور مستقیم یا غیرمستقیم به گرهٔ V وصل می‌شوند؛ یعنی درخت T_v شامل گره‌های n_v است. برای هر گرهٔ V در گراف، این درخت برای کوتاه‌ترین مسیری ساخته می‌شود که دارای ریشه در V است.

$$BN_V = \sum_{S \in V} Ps(V)$$

یافته‌ها

در جدول ۲ کتابخانه‌ها و بسته‌های استفاده‌شده برای دریافت داده‌ها، محاسبهٔ ضریب همبستگی اسپیرمن، ایجاد گراف، ساخت درخت پویای حداقلی و ساخت معیارهای مرکزیت با استفاده از نرم‌افزار R، ارائه شده است.

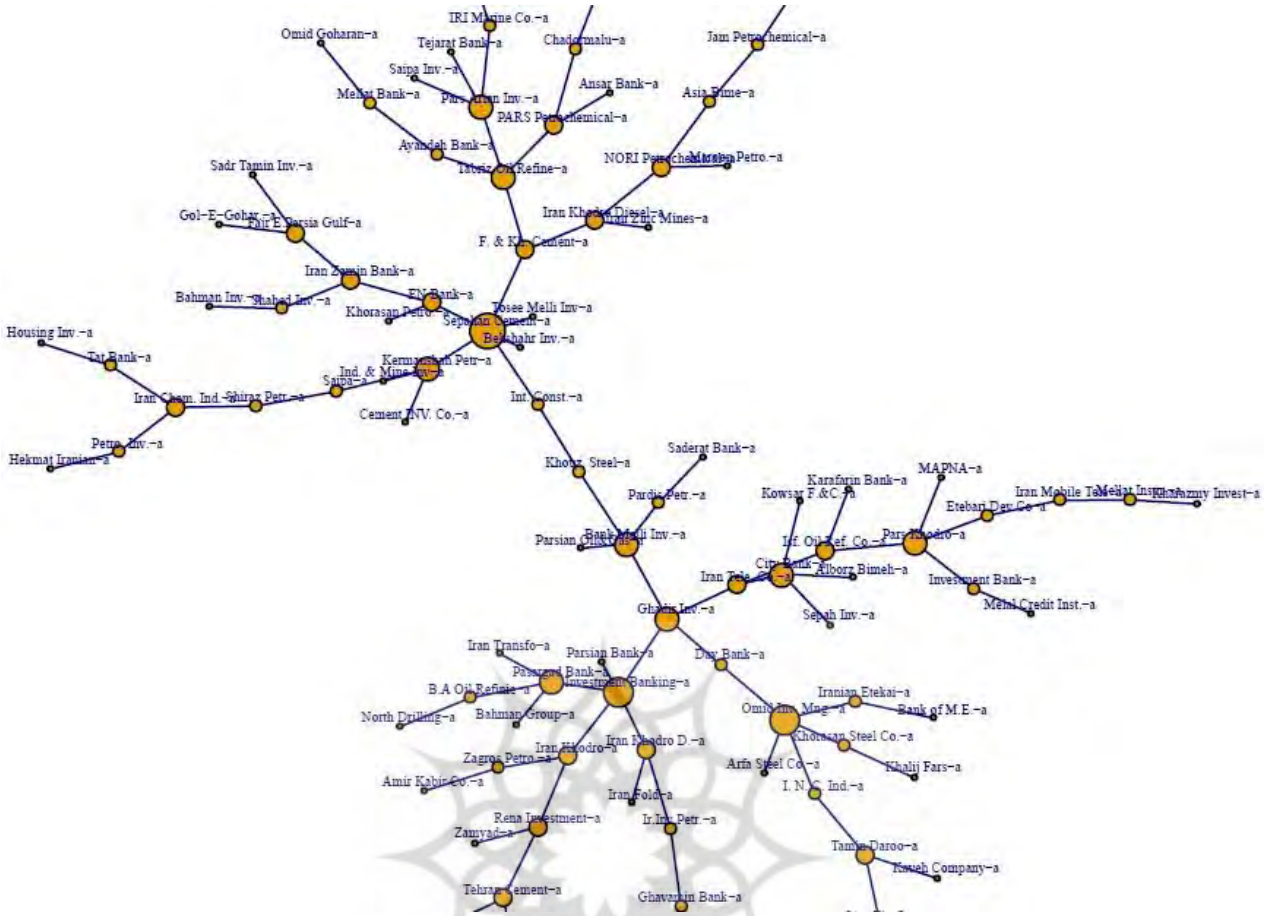
جدول (۲) توابع و بسته‌های استفاده‌شده

Table (2) Functions and packages used.

مرحله	شرح	تابع استفاده‌شده	بستهٔ استفاده‌شده	نرم‌افزار
۱	پیشینهٔ پژوهش	Biblioshiny()	Bibliometrix	R
۲	ورود داده	Read.csv()	Base	R
۳	تبدیل داده به سری زمانی	TimeData() as.timeseries()	TimeSeries	R
۴	محاسبهٔ بازده لگاریتمی	Returns()	Quantmod	R
۵	ساخت گراف همبستگی	Cor_mst_pearson()	igraph	R
۶	محاسبهٔ معیارهای مرکزیت	calculate_centralities()	CINNA	R
۷	مصورسازی نتایج	ggplot()	ggplot()	R

شکل زیر نشان‌دهندهٔ حداقل درخت پوشای تشکیل‌شده به‌وسیلهٔ گره[2] و یال[3] است. هر گره در درخت پوشای حداقلی نشان‌دهندهٔ سهمی منتخب و استفاده‌شده در پژوهش است؛ همچنین هر یال نشانگر ارتباط بین دو سهم منتخب در پژوهش است و با خطوط آبی نمایش داده شده است. برای ایجاد درخت مدنظر از الگوریتم پرایم بهره برده شده است. برای این منظور ابتدا همبستگی بین کلیهٔ سهام با یکدیگر ترسیم و پس از تشکیل گراف، یال‌هایی که فاصلهٔ کمتری دارند (همبستگی بیشتری با یکدیگر در شبکه دارند) در شبکهٔ سهام حفظ و مابقی یال‌ها حذف شده‌اند. درخت برای شناسایی ارتباط غیرخطی بین سهام برتر در بورس اوراق بهادار ارائه شده که دارای قدرت معین برای اعمال نفوذ در بازار سرمایه است.

1. Bottleneck Centrality
2. Node
3. Edge



شکل (۳) شبکهٔ مالی غیرخطی مبنی‌بر درخت پویای حداقلی

Fig (3) Nonlinear financial network based on minimum spanning tree.

در ادامه معیارهای مرکزیت شبکهٔ غیرخطی سهام بررسی شد. این معیارها نشانگر اهمیت و جایگاه سهام در شبکهٔ مالی براساس ویژگی‌های متفاوتی است. نخستین نتایج بررسی‌شده، معیار درجهٔ مرکزیت است که نشان‌دهندهٔ تعداد لینک‌هایی است که یک سهم به‌طور مستقیم با سهام دیگر در یک شبکه دارد. نتایج حاصل از این معیار در جدول ۴ مشاهده می‌شود.

در این شبکه، سهام شرکت سیمان اصفهان بیشترین ارتباط مستقیم را با سهام دیگر در شبکه دارد؛ به نحوی که این سهم با شش ارتباط مستقیم، بیشترین تأثیرگذاری را در شبکهٔ مالی غیرخطی ارائه‌شده دارد. پس از سیمان سپاهان، سهام تأمین سرمایهٔ امید و مدیریت سرمایه‌گذاری امید با پنج ارتباط مستقیم و بدون واسطه بیشترین تأثیرگذاری را در شبکهٔ مالی دارند. پس از سهام معرفی‌شده، سهام سرمایه‌گذاری گروه توسعهٔ ملی، بانک پاسارگاد، پارس خودرو، پتروشیمی کرمانشاه، بانک شهر، پالایش نفت تبریز و سرمایه‌گذاری پارس آریان با چهار ارتباط مستقیم با سهام اطراف خود، ازلحاظ معیار درجهٔ مرکزیت بیشترین تأثیر را در بین شبکهٔ مالی غیرخطی دارند. کاربرد مالی این معیار در شناسایی سهام مرتبط با سهم مدنظر است؛ بدین معنی که مشخص می‌کند سهم منتخب به‌صورت مستقیم بر چند سهم دیگر تأثیر دارد و بنابراین باعث کمک بیشتر به سرمایه‌گذار در انتخاب سبد سهام خواهد شد؛ درنتیجه در صورتی که سهمی از درجهٔ مرکزیت بیشتری برخوردار باشد، نقش محوری‌تری را در بازار سهام ایفا خواهد کرد و تأثیر مستقیم و بیشتری بر سهام دیگر خواهد گذاشت.

جدول (۳) سهام برتر معیار درجهٔ مرکزیت

Table (3) Top 10s based on centrality degree measure

رتبه	سهام	درجهٔ مرکزیت	رتبه	سهام	درجهٔ مرکزیت
۱	سیمان اصفهان	۶	۶	پارس خودرو	۴
۲	تأمین سرمایهٔ امید	۵	۷	پتروشیمی کرمانشاه	۴
۳	مدیریت سرمایه‌گذاری امید	۵	۸	بانک شهر	۴
۴	گروه توسعهٔ ملی	۴	۹	پالایش نفت تبریز	۴
۵	بانک پاسارگاد	۴	۱۰	سرمایه‌گذاری پارس آریان	۴

دومین مورد از نتایج ارائه‌شده، معیار مرکزیت نزدیکی است. همان‌گونه که در مباحث قبلی ذکر شد، این شاخص نشان‌دهندهٔ میانگین طول کوتاه‌ترین مسیر یک گره بین گره‌ها در تمام شبکه است؛ به عبارتی میانگین بیشترین تأثیرگذاری بر کلیهٔ سهام در یک شبکهٔ مالی تعبیر می‌شود. نتایج ارائه‌شده در جدول ۴ این معیار را بررسی کرده است. در این شبکه، سرمایه‌گذاری امید بیشترین تأثیرگذاری را در بین سهام دارد؛ سپس سرمایه‌گذاری گروه توسعهٔ ملی، فولاد خوزستان، بین‌المللی توسعهٔ ساختمان، سیمان سپاهان، تأمین سرمایهٔ امید، مخابرات ایران، بانک دی، سیمان فارس و خوزستان و درنهایت، پتروشیمی فارس قرار دارند که از گروههای دارای تأثیر زیاد در شبکهٔ مالی غیرخطی هستند. این سهام (گره‌ها) دارای ویژگی تمرکز بیشتر در شبکهٔ مالی است و نقش محوری‌تر و اساسی‌تری در آن دارد. کاربرد مالی این معیار در شناسایی سهام با تأثیرگذاری بیشتر در شبکه است. از آنجایی که این سهام در مرکز شبکه قرار دارد؛ بنابراین در معرض ریسک سیستماتیک بیشتری است، احتمال کسب بازده بیشتر یا زیان بیشتری نسبت به سایر سهام در بازار دارد و افراد با توجه به ریسک‌پذیری و ریسک‌گریزی از این سهام برای مدیریت ریسک سبد سهام استفاده می‌کنند.

جدول(۴) سهام برتر معیار مرکزیت نزدیکی

Table (4) Top 10s based on closeness centrality measure

رتبه	سهام	مرکزیت نزدیکی	رتبه	سهام	مرکزیت نزدیکی
۱	سرمایه‌گذاری غدیر	۰,۰۰۱۴۰۵۴۴	۶	تأمین سرمایهٔ امید	۰,۰۰۱۲۷۵۴
۲	سرمایه‌گذاری گروه توسعهٔ ملی	۰,۰۰۱۴۰۵۴۲	۷	مخابرات ایران	۰,۰۰۱۲۳۵۵
۳	فولاد خوزستان	۰,۰۰۱۳۷۹۱۳	۸	بانک دی	۰,۰۰۱۲۱۹۹
۴	بین‌المللی توسعهٔ ساختمان	۰,۰۰۱۳۵۱۳۴	۹	سیمان فارس و خوزستان	۰,۰۰۱۲۰۲۶
۵	سیمان سپاهان	۰,۰۰۱۳۱۹۹۸	۱۰	پتروشیمی پردیس	۰,۰۰۱۱۸۱۴

معیار مهم بعدی، مرکزیت بینابینی است. این معیار مانند پلی قسمت‌های گوناگون شبکهٔ سهام را به هم متصل می‌کند. در صورتی که گره‌ای با درجهٔ مرکزیت بینابینی زیاد از شبکه حذف شود، بر تمامی روابط موجود در شبکه تأثیر می‌گذارد. معیار مرکزیت نزدیکی سهم تعداد دفعاتی است که آن سهم (گره) در کوتاه‌ترین مسیر بین هر جفت سهم در شبکهٔ سهام مالی قرار می‌گیرد. این گره‌ها نقش مهمی در گردش اطلاعات و اخبار در شبکه ایفا می‌کنند. نتایج این معیار در جدول ۵ ملاحظه می‌شود. در شبکهٔ مالی ارائه‌شده مهم‌ترین سهم، سرمایه‌گذاری غدیر است که ۳۲۸۹ بار در کوتاه‌ترین مسیر بین هر جفت سهم قرار گرفته است؛ بنابراین این سهم تأثیرگذاری بسیاری بر شبکه ازطریق انتقال اخبار و اطلاعات و اتصال شبکه دارد. سهام بااهمیت بعدی در این شبکه به ترتیب سیمان سپاهان، سرمایه‌گذاری توسعهٔ ملی، فولاد خوزستان، بین‌المللی توسعهٔ ساختمان، تأمین سرمایهٔ امید، سیمان فارس و خوزستان، مخابرات ایران، پالایش نفت تبریز و ایران خودرو در بورس اوراق بهادار تهران است. کاربرد مالی این معیار در تأثیرپذیری از اخبار و اطلاعات و انتقال آنها در بازار سهام است؛ بدین صورت در زمانی که اخبار و اطلاعاتی وارد شبکهٔ مالی شود، به‌علت محوری‌بودن نقش سهام در بین هر جفت سهم و همچنین نحوهٔ شکل‌گیری ارتباطات، بیشترین تأثیرپذیری را از اخبار خواهند داشت و سپس به‌علت تأثیر زیاد در شبکه، این اخبار بر کلیهٔ سهام در بازار سهام انتقال داده خواهد شد.

جدول (۵) سهام برتر معیار مرکزیت بینابینی

Table (5) Top 10s based on betweenness centrality measure

رتبه-معیار	سهام	مرکزیت بینابینی	رتبه-معیار	سهام	مرکزیت بینابینی
۱	سرمایه‌گذاری غدیر	۳۲۸۹	۶	تأمین سرمایهٔ امید	۱۹۴۴
۲	سیمان سپاهان	۳۰۲۸	۷	سیمان فارس و خوزستان	۱۸۲۸
۳	سرمایه‌گذاری توسعهٔ ملی	۲۶۳۹	۸	مخابرات ایران	۱۲۴۴
۴	فولاد خوزستان	۲۴۷۵	۹	پالایش نفت تبریز	۱۱۸۵
۵	بین‌المللی توسعهٔ ساختمان	۲۴۶۴	۱۰	ایران خودرو	۹۱۶

آخرین معیار بررسی‌شده در این پژوهش، مرکزیت تنگنا است. در این معیار و در زمانی که گره‌ای (سهم) در گراف غیرجهت‌دار بررسی شده باشد، یک درخت پویای حداقلی از کوتاه‌ترین مسیر از گره (سهم) مدنظر به تمامی گره‌ها (سهام) در شبکه ساخته خواهد شد. برای گره (سهم) i، معیار مرکزیت تنگنا تعداد سهامی است که به نحو غیرمستقیم یا مستقیم به سهم j متصل است. در این شبکهٔ مالی غیرخطی، سهام شرکت‌های فولاد خوزستان، سیمان سپاهان، بین‌المللی توسعهٔ ساختمان، سرمایه‌گذاری توسعهٔ ملی و سرمایه‌گذاری غدیر با درجهٔ مرکزیت تنگنا ۹۹، بیشترین میزان ارتباط مستقیم و غیرمستقیم را در شبکه دارند. پس از این، سهام شرکت‌های تأمین سرمایهٔ امید، سیمان فارس و خوزستان، مخابرات ایران، پالایش نفت تبریز، ایران خودرو و بانک دی به ترتیب دارای بیشترین ارتباط در شبکهٔ مالی هستند. خلاصهٔ نتایج معیار مرکزیت تنگنا در جدول ۶ ارائه شده است. کاربرد مالی این معیار در شناسایی سهام با بیشترین تأثیر در شبکهٔ سهام است. این معیار نشان‌دهندهٔ میزان تأثیر مستقیم و غیرمستقیم در شبکهٔ سهام است. این سهام ارتباط‌دهندهٔ مجموعه‌ای از سهام با مجموعه سهام دیگری است. به‌علت نقش اتصال‌دهنده و تأثیرگذار در شبکه، این سهام بیشترین نقش را در انتشار بحران مالی در شبکهٔ مالی ایفا می‌کند؛ علاوه‌بر این به‌علت تأثیر زیاد این سهام در شبکه، در انتخاب تمامی این سهام در یک سبد سهام باید جوانب احتیاط را در نظر گرفت؛ زیرا باعث افزایش ریسک سبد سهام خواهد شد.

جدول (۶) سهام برتر معیار مرکزیت تنگنا

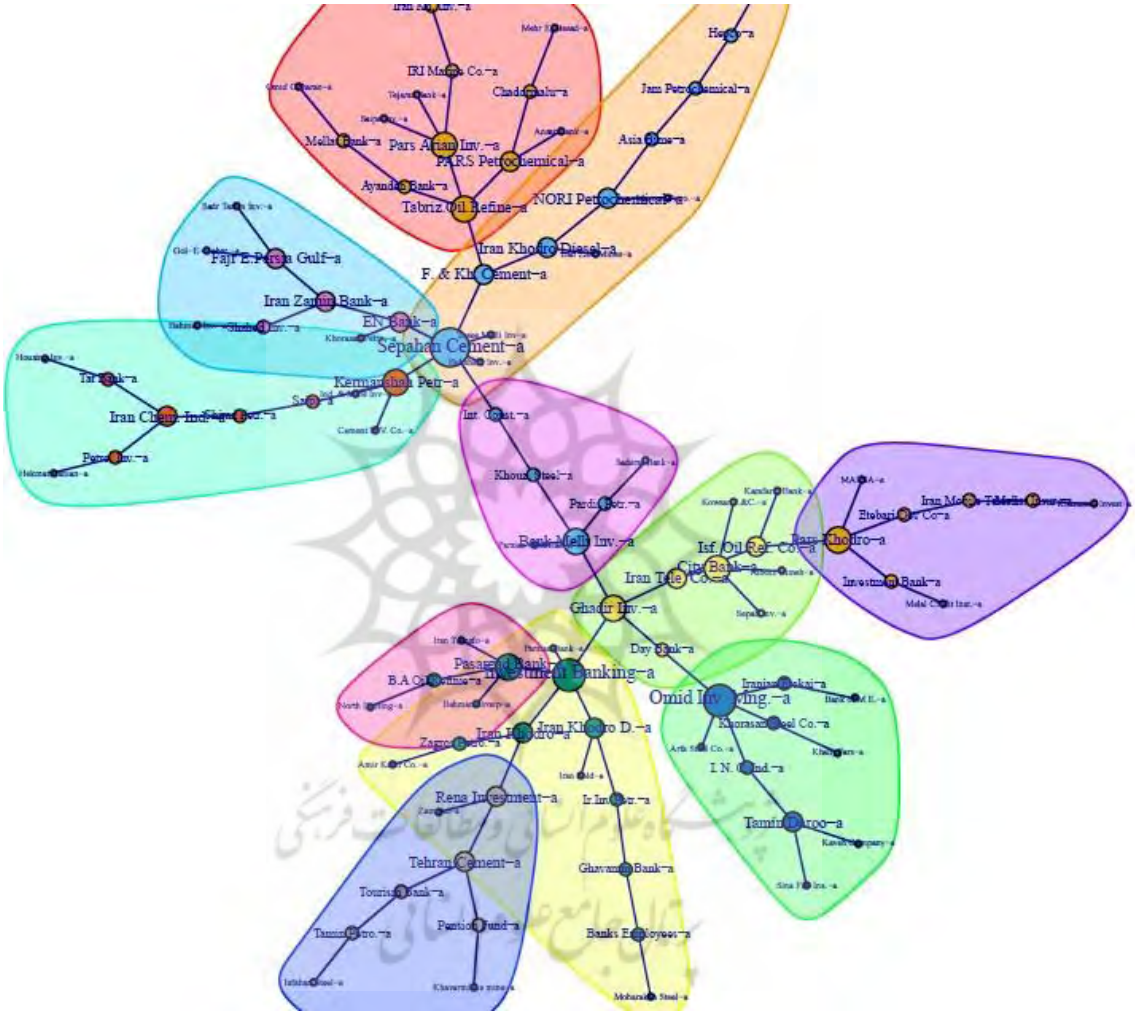
Table (6) Top 10s based on bottleneck centrality measure

رتبه-معیار	سهام	مرکزیت تنگنا	رتبه-معیار	سهام	مرکزیت تنگنا
۱	فولاد خوزستان	۹۹	۶	تأمین سرمایهٔ امید	۲۳
۲	سیمان سپاهان	۹۹	۷	سیمان فارس و خوزستان	۲۲
۳	بین‌المللی توسعهٔ ساختمان	۹۹	۸	مخابرات ایران	۱۴
۴	سرمایه‌گذاری توسعهٔ ملی	۹۹	۹	پالایش نفت تبریز	۱۳
۵	سرمایه‌گذاری غدیر	۹۹	۱۰	ایران خودرو – بانک دی	۱۰

برقراری ارتباط بین سهام در یک شبکهٔ مالی به نسبت بزرگ، به مراتب دشوار است و با نگاه به آن به تمام جزئیات داخل شبکه پی برده نمی‌شود. شبکهٔ خارج از مرکز[1] یکی از روش‌های مؤثر برای پی‌بردن به شبکهٔ مالی و ارتباط بین سهام در آن شبکه است. شبکهٔ خارج از مرکز ازطریق الگوریتم حریصانه[2] بررسی می‌شود و ارتباط بین سهام را به‌صورت دسته‌بندی و خوشه‌ای مشخص می‌کند. این الگوریتم جستجوگری[3] برای حل مسائل بهینه‌سازی است. الگوریتم حریصانه عناصر موجود در شبکه را به ترتیب می‌گیرد و بدون توجه به انتخاب‌های قبلی و انتخاب‌های آینده، عنصری را انتخاب می‌کند که طبق معیاری معین «بهترین» است و به‌طور معمول به راه‌حل‌هایی کارآمد و ساده منجر می‌شود. در این الگوریتم با توجه به انتخاب‌های صورت‌گرفته، بهینه‌سازی انجام می‌شود. در طی اجرای الگوریتم و در زمان انتخاب، هریک از سهام انتخاب‌شده بهترین گزینه است و درنهایت، هدف اصلی الگوریتم حریصانه، دست‌یافتن به راه‌حلی بهینه در سرتاسر شبکه است (Neapolitan & Naimipour, 2004). طبق این الگوریتم در شبکهٔ مالی

1. Egocentric network
2. Greedy algorithm
3. Heuristic

غیرخطی ارئه‌شده دسته‌بندی‌هایی با رنگ‌های مختلف وجود دارد که نشانگر دسته‌های مختلف در شبکهٔ مالی است. این دسته‌بندی‌ها، گروههایی هستند که در بین آنها ارتباطات قوی‌تری نسبت به مابقی شبکه وجود دارد و ازنظر گروهی قوی‌تر هستند. شبکهٔ مالی ارائه‌شده از ۱۱ دسته تشکیل شده است و هرکدام از این دسته‌ها نشان‌دهندهٔ ارتباطات و اتصالات بیشتر آنها در دستهٔ مدنظر است. کاربرد مالی خوشه‌بندی در تشکیل و بهینه‌سازی سبد سهام است؛ به این صورت که در هر خوشه، سهام مدنظر با یکدیگر ارتباط قوی‌تری دارند و بنابراین برای تشکیل سبد سهام امکان انتخاب یک سهم از هر سبد و به حداقل رساندن ریسک سرمایه‌گذاری وجود دارد.



شکل (۴) خوشه‌بندی شبکهٔ مالی غیرخطی

Fig (4) Nonlinear financial network clustering.

نتایج و پیشنهادها

هدف نهایی تمامی پژوهش‌ها دستیابی به حقایقی در دنیای اطراف است که انسان به کمک آنها تغییراتی ایجاد و شرایط را طبق نظر و ایدهٔ خود هموار می‌کند. امروزه به‌دلیل پیچیدگی‌های به‌وجودآمده در محیط و افزایش متغیرهای تأثیرگذار بر توسعهٔ اقتصادی و سرمایه‌گذاری، تنها بر تصمیمات شخصی و نبوغ فردی متکی‌بودن ممکن نیست و تصمیم‌گیری‌ها باید براساس پژوهش‌ها و بررسی‌های دقیق علمی انجام شود. تجزیه و تحلیل و بررسی چگونگی تکامل سهام در طول زمان برای رشد و توسعهٔ استراژی‌های

سرمایه‌گذاری مهم و ارزشمند است. در پژوهش حاضر شبکهٔ مالی غیرخطی از برترین سهام شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران بررسی و ایجاد شد و نحوهٔ همبستگی و ارتباط این شاخص‌ها با یکدیگر، میزان ارتباط آنها، انواع ارتباط آنها و شبکه‌های موجود بین سهام در بورس اوراق بهادار، در طول زمان بررسی شد. دامنهٔ داده‌های بررسی‌شده در بازهٔ زمانی دی‌ماه ۱۳۸۸ تا دی‌ماه ۱۳۹۸ برای ۱۰۰ شرکت برتر بورس اوراق بهادار براساس سرمایهٔ ثبت‌شده بود. بازده لگاریتمی هریک از قیمت‌های پایانی تعدیل‌شده محاسبه و پس از آن ماتریس همبستگی اسپیرمن ساخته شد. با استفاده از مفاهیم نظریهٔ گراف، شبکهٔ مالی مربوطه ساخته و با توجه به روش حداقل درخت پویا مهم‌ترین ارتباطات بین سهام معرفی شد. چهار شاخص از معیارهای مهم مرکزیت بررسی شد که هرکدام از این معیارها نشان‌دهندهٔ جنبه‌ای از اهمیت سهام در شبکهٔ مالی است. مطابق نتایج به‌دست‌آمده براساس معیار درجهٔ مرکزیت سهام شرکت‌های سیمان تهران، تأمین سرمایهٔ امید و مدیریت سرمایه‌گذاری امید دارای بیشترین مرکزیت و ارتباط مستقیم با سایر سهام در شبکهٔ مالی است. طبق نتایج معیار نزدیکی، سهام شرکت‌های سرمایه‌گذاری غدیر، سرمایه‌گذاری گروه توسعهٔ ملی و فولاد خوزستان دارای بیشترین تأثیر نسبی در بازار است و بنابراین کوتاه‌ترین فاصله را تا مابقی سهام موجود در شبکهٔ مالی غیرخطی دارد. سهام این شرکت‌ها بیشترین سرعت پخش اطلاعات را در بورس اوراق بهادر نسبت به مابقی سهام در شبکه دارد. براساس نتایج به‌دست‌آمده از معیار مرکزیت بینابینی، سهام شرکت‌های سرمایه‌گذاری غدیر، سیمان سپاهان و سرمایه‌گذاری توسعهٔ ملی بیشترین تأثیر را در این شبکه برای کنترل اطلاعات دارد. درنهایت، پس از بررسی معیار مرکزیت تنگنا که نشان‌دهندهٔ بیشترین ارتباط و تأثیر مستقیم و غیرمستقیم در شبکه است، سهام شرکت‌های فولاد خوزستان، بین‌المللی توسعهٔ ساختمان، سرمایه‌گذاری غدیر، سیمان سپاهان و سرمایه‌گذاری توسعهٔ ملی، رهبران بازار در این شاخص شناسایی شدند. درنهایت، برای بررسی و ایجاد دیدی کامل به شبکهٔ سهام با استفاده از الگوریتم حریصانهٔ سریع، شبکهٔ مالی غیرخطی به ۱۱ دسته تقسیم شد که سهام منتخب در هر دسته دارای ارتباط قوی‌تر و همبستگی بیشتری نسبت به مابقی سهام در دسته‌های مختلف است.

شبکهٔ ایجادشده ارتباط غیرخطی سهام برتر بورس اوراق بهادار تهران را بررسی کرده است که در بهینه‌سازی سبد سهام برای سرمایه‌گذاران استفاده می‌شود و آنها طی انتخاب سهام به این مهم توجه دارند. شبکهٔ مالی غیرخطی نمایی کلی از نحوهٔ ارتباطات و همبستگی موجود بین سهام و وضع فعلی بازار سهام را به سرمایه‌گذاران ارائه می‌دهد.

در این پژوهش رابطهٔ غیرخطی سهام، تنها روابط غیرجهت‌دار در بین سهام و فقط سهام ۱۰۰ شرکت بررسی شد و شبکهٔ مالی غیرخطی ایجادشده تنها برپایهٔ قیمت پایانی تعدیل‌شده بنا شده بود؛ بنابراین در پژوهش‌های آتی بررسی روابط خطی سهام، بررسی روابط جهت‌دار و علّی سهام و بررسی تمامی شرکت‌ها پیشنهاد می‌شود؛ همچنین در این پژوهش‌ها استفاده از حجم معاملات شرکت‌ها برای ساخت شبکه نیز امکان‌پذیر است.

منابع فارسی

منتشری، مجید. صادقی، حجت الله. (۱۳۹۹). گونه شناسی شبکه های مالی بر اساس ویژگی‌های مکان شناختی آن‌ها (مطالعه‌ای در بورس اوراق بهادار تهران) .*مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*. ۱۱(۴۵)و ۳۱۹-۳۴۲. http://fej.iauctb.ac.ir/article_۶۷۹۰۹۳.html

References

Ahern, K. R., & Harford, J. (2014). The importance of industry links in merger waves. *The Journal of Finance*, 69(2), 527-576. https://doi.org/10.1111/jofi.12122.

Albert, R., & Barabási, A. L. (2002). Statistical mechanics of complex networks. *Reviews of Modern Physics*, 74(1), 47. https://doi.org/10.1103/RevModPhys.74.47.

Al-Taie, M. Z., & Kadry, S. (2017). *Python for graph and network analysis* (pp. 1-184). Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-53004-8

Aobdia, D., Caskey, J., & Ozel, N. B. (2014). Inter-industry network structure and the cross-predictability of earnings and stock returns. *Review of Accounting Studies*, 19(3), 1191-1224. https://doi.org/10.1007/s11142-014-9286-7.

Boginski, V., Butenko, S., & Pardalos, P. M. (2006). Mining market data: A network approach. *Computers & Operations Research*, 33(11), 3171-3184. https://doi.org/10.1016/j.cor.2005.01.027.

Bonanno, G., Caldarelli, G., Lillo, F., & Mantegna, R. N. (2003). Topology of correlation-based minimal spanning trees in real and model markets. *Physical Review E*, 68(4), 046130. https://doi.org/10.1103/PhysRevE.68.046130.

Bonanno, G., Caldarelli, G., Lillo, F., Micciche, S., Vandewalle, N., & Mantegna, R. N. (2004). Networks of equities in financial markets. *The European Physical Journal B*, 38(2), 363-371. https://doi.org/10.1140/epjb/e2004-00129-6.

Boss, M., Elsinger, H., Summer, M., & Thurner, S. (2004). Network topology of the interbank market. *Quantitative Finance*, 4(6), 677-684. https://doi.org/10.1080/14697680400020325.

Brida, J. G., & Risso, W. A. (2010a). Dynamics and Structure of the 30 Largest North American Companies. *Computational Economics*, 35(1), 85-99. link.springer.com/10.1007/s10614-009-9187-1.

Cheng, B. (2006). *Using social network analysis to investigate potential bias in editorial peer review in core journals of comparative.* international education. http://lib.byu.edu/about/copyright.

Chi, K. T., Liu, J., & Lau, F. C. (2010). A network perspective of the stock market. *Journal of Empirical Finance*, 17(4), 659-667. https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2010.04.008.

Coletti, P. (2016). Comparing minimum spanning trees of the Italian stock market using returns and volumes. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 463, 246-261. doi: 10.1016/j.physa.2016.07.029.

Dangalchev, C. (2006). Residual closeness in networks. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 365(2), 556-564. https://doi.org/10.1016/j.physa.2005.12.020.

DeGroot, M. H. (1974). Reaching a consensus. *Journal of the American Statistical Association*, 69(345), 118-121. DOI: 10.1080/01621459.1974.10480137.

Dimitrios, K., & Vasileios, O. (2015). A network analysis of the Greek stock market. *Procedia Economics and Finance*, 33, 340-349. https://doi.org/10.1016/S2212-5671(15)01718-9.

Fama, E. F., & French, K. R. (1997). Industry costs of equity. *Journal of financial economics*, 43(2), 153-193. https://doi.org/10.1016/S0304-405X(96)00896-3.

Freeman, L. C. (1978). Centrality in social networks conceptual clarification. *Social networks*, 1(3), 215-239. https://doi.org/10.1016/0378-8733(78)90021-7.

Gower, J. C., & Ross, G. J. (1969). Minimum spanning trees and single linkage cluster analysis. *Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics)*, 18(1), 54-64. https://doi.org/10.2307/2346439

Goyal, S. (2012). *Connections: an introduction to the economics of networks*. Princeton University Press. ISBN:9780691141183.

Goyal, S., & Vega-Redondo, F. (2005). Network formation and social coordination. *Games and Economic Behavior*, 50(2), 178-207. https://doi.org/10.1016/j.geb.2004.01.005.

Huang, W. Q., Zhuang, X. T., & Yao, S. (2009). A network analysis of the Chinese stock market. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 388(14), 2956-2964. https://doi.org/10.1016/j.physa.2009.03.028.

Inekwe, J. N., Jin, Y., & Valenzuela, M. R. (2018). Global financial network and liquidity risk. *Australian Journal of Management*, 43(4), 593-613. doi:10.1177/0312896218766219.

Iori, G., & Mantegna, R. N. (2018). Empirical analyses of networks in finance. *Handbook of Computational Economics*, 4, 637-685. https://doi.org/10.1016/bs.hescom.2018.02.005.

Iori, G., Jafarey, S., & Padilla, F. G. (2006). Systemic risk on the interbank market. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 61(4), 525-542. https://doi.org/10.1016/j.jebo.2004.07.018.

Jackson, M. O. (2008). *Social and Economic Networks. Princeton*, NJ.: Princeton University Press. ISBN:978-0-691-13440-6.

Jallo, D., Budai, D., Boginski, V., Goldengorin, B., & Pardalos, P. M. (2013). Network-based representation of stock market dynamics: an application to American and Swedish stock markets. *Models, Algorithms, and Technologies for Network Analysis*, 93-106. Springer, New York, NY..

Khabazian, A., & Peng, J. M. (2019). Vulnerability Analysis of the Financial Network. *Management Scienc.*, 65(7), 3302-3321. doi:10.1287/mnsc.2018.3106..

Lee, T. K., Cho, J. H., Kwon, D. S., & Sohn, S. Y. (2019). Global stock market investment strategies based on financial network indicators using machine learning techniques. *Expert Systems with Applications*, 117, 228-242. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.09.005.

Luo, T. (2019). Research on financial network big data processing technology based on fireworks algorithm. *Eurasip Journal on Wireless Communications and Networking*. https://doi.org/10.1186/s13638-019-1443-z

Mantegna, R. N. (1999). Hierarchical structure in financial markets. *The European Physical Jounal B-Condensed Matter and Complex Systems*, 11(1), 193-197. https://doi.org/10.1007/s100510050929.

Neapolitan, R. E., & Naimipour, K. (2004). *Foundations of algorithms using C++ pseudocode*. Jones & Bartlett Learning. https://dl.acm.org/doi/book/10.5555/265938.

Newman, M. (2018). *Networks.* Oxford university press. ISBN: 9780198805090.

Newman, M. E. (2003). The structure and function of complex networks. *SIAM Review*, 45(2), 167-256. https://doi.org/10.1137/S003614450342480.

Nie, C. X., & Song, F. T. (2018). Constructing financial network based on PMFG and threshold method. *Physica a-Statistical Mechanics and Its Applications*, 495, 104-113. doi: 10.1016/j.physa.2017.12.037.

Nier, E. W., Yang, J., Yorulmazer, T., & Alentorn, A. (2008). Network models and financial stability. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 31(6), 2033-2060. DOI: 10.1016/j.jedc.2007.01.014.

Onnela, J. P., Kaski, K., & Kertész, J. (2004). Clustering and information in correlation based financial networks. *The European Physical Journal B*, 38(2), 353-362. https://doi.org/10.1140/epjb/e2004-00128-7.

Peralta, G., & Zareei, A. (2016). A network approach to portfolio selection. *Journal of Empirical Finance*, 38, 157-180. https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2016.06.003.

Scott, J. (2000). *Social network analysis: A handbook*. 2nd end sage publications.

https://doi.org/10.1177/0038038588022001007.

Silva, T. C., De Souza, S. R. S., & Tabak, B. M. (2016). Structure and dynamics of the global financial network. *Chaos Solitons & Fractals*, 88, 218-234. https://doi.org/10.1016/j.chaos.2016.01.023.

Soramaki, K., Bech, M. L., Arnold, J., Glass, R. J., & Beyeler, W. E. (2007). The topology of interbank payment flows. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 379, 317-333. doi:10.1016/j.physa.2006.11.093.

Sun, W., Tian, C., & Yang, G. (2015). *Network analysis of the stock market.* CS224W Project Report.

Tse, C. K., Liu, J., & Lau, F. C. M. (2010) A network perspective of the stock market. *Journal of Empirical Finance*, 17(4), 659-667. http://dx.doi.org/10.1016/j.jempfin.2010.04.008.

Tumminello, M., Aste, T., Di Matteo, T., & Mantegna, R. N. (2005). A tool for filtering information in complex systems. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 102(30), 10421-10426. doi:10.1073/pnas.0500298102.

Tumminello, M., Coronnello, C., Lillo, F., Micciche, S., & Mantegna, R. N. (2007). Spanning trees and bootstrap reliability estimation in correlation-based networks. *International Journal of Bifurcation and Chaos*, 17(07), 2319-2329. http://dx.doi.org/10.1142/S0218127407018415.

Tumminello, M., Lillo, F., & Mantegna, R. N. (2010). Correlation, hierarchies, and networks in financial markets. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 75(1), 40-58. https://doi.org/10.1016/j.jebo.2010.01.004.

Vega-Redondo, F. (2007). *Complex social networks* (No. 44). Cambridge University Press. https://econpapers.repec.org/RePEc:cup:cbooks: 9780521857406.

Wang, Y., Li, H., Guan, J., & Liu, N. (2019). Similarities between stock price correlation networks and co-main product networks: Threshold scenarios. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 516, 66-77. https://doi.org/10.1016/j.physa.2018.09.154.

Zhou, T., Liu, J. G., Bai, W. J., Chen, G., & Wang, B. H. (2006). Behaviors of susceptible-infected epidemics on scale-free networks with identical infectivity. *Physical Review E*, 74(5), 056109. https://doi.org/10.1103/PhysRevE.74.056109

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی