

فصلنامه‌ی اقتصاد مقداری

صفحه ی اصلی وب سایت مجله:
www.jqe.scu.ac.ir
شاپا الکترونیکی: ۴۲۷۱-۲۷۱۷
شاپا چاپی: ۵۸۵۰-۲۰۰۸

خوشه‌بندی فازی سری‌های زمانی مالی بر اساس سرریزهای نوسانات جهت‌دار: شواهدی از سهام شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس تهران

الهام فرزانگان*

** استادیار اقتصاد، گروه علوم اقتصادی و اجتماعی، دانشگاه بوعلی سینا- مجتمع آموزش عالی نهاوند (ویژه دختران)، همدان، ایران (نویسنده‌ی مسئول).*

ایمیل: *e.farzanegan@basu.ac.ir*

0000-0002-3725-3189

آدرس پستی: *همدان، چهارباغ شهید مصطفی احمدی روشن، دانشگاه بوعلی سینا- مجتمع آموزش عالی نهاوند (ویژه دختران)، کد پستی: ۶۵۱۷۸-۳۸۶۹۵*

اطلاعات مقاله	طبقه‌بندی JEL	واژگان کلیدی
تاریخ دریافت: ٦ دی ۱۴۰۲ ***تاریخ بازنگری: ۱۸ اردیبهشت ۱۴۰۳*** ***تاریخ پذیرش: ١٦ خرداد ۱۴۰۳***	***C34، C61، G12***	***تقسیم‌بندی فازی اطراف مدویدها، سرریزهای نوسانات جهت‌دار، معیار عدم مشابهت وزنی، فاصلهٔ نمایی، بورس تهران***

اطلاعات تکمیلی:

قدردانی: از داوران محترم بابت پیشنهادهای ارزشمند که موجب بهبود کیفیت این تحقیق‌شده است، قدردانی می‌نماییم.

تضاد منافع: نویسنده مقاله اعلام می‌کند که در انتشار مقاله ارائه شده تضاد منافعی وجود ندارد.

منابع مالی: نویسنده هیچ‌گونه حمایت مالی برای تحقیق، تألیف و انتشار این مقاله دریافت نکرده‌اند.

ارجاع به مقاله:
فرزانگان، الهام. (۱۴۰۵). خوشه‌بندی فازی سری‌های زمانی مالی بر اساس سرریزهای نوسانات جهت‌دار: شواهدی از سهام شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس تهران. *فصلنامه اقتصاد مقداری (بررسی‌های اقتصادی سابق)*، ۲۳(۱)، ۱۳۲-۹۹.

10.22055/jqe.2024.45633.2597

© 2026 Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0 license) (http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)

چکیده گسترده

معرفی:

خوشه‌بندی یک تکنیک یادگیری غیر نظارتی است که برای پیدا کردن مشابهت‌ها یا تفاوت‌ها بین سری‌های زمانی مالی، مورداستفاده قرار می‌گیرد. آنچه در خوشه‌بندی مهم می‌باشد این است که چطور می‌توان عدم مشابهت‌ها را اندازه‌گیری نمود. درواقع، برای رسیدن به یک خوشه‌بندی معتبر و قابل‌قبول، حقایق تجربی شناخته‌شده در سری‌های زمانی نیز می‌باید در تعریف عدم مشابهت‌ها قرار داده شود.

از دیدگاه روش‌شناسی سری‌های زمانی، عدم مشابهت‌ها را می‌توان با استفاده از معیارهای فاصله اندازه‌گیری نمود؛ فاصلهٔ اقلیدسی معمول که فقط بر مبنای نزدیک بودن مقادیر مشاهدات قرار دارد، نمی‌تواند معیار مناسبی برای سنجش عدم مشابهت بین سری‌های زمانی باشد؛ زیرا هیچ‌گونه فرضی راجع به فرآیند تولید داده‌ها در نظر نمی‌گیرد.

در ادبیات، ارائهٔ یک تعریف مناسب از عدم مشابهت هنگامی‌که سری‌های زمانی مالی واقعی موردتوجه باشد، پیچیده‌تر هم می‌شود. برخی مشخصه‌ها که در ادبیات برای خوشه‌بندی سری‌های زمانی مالی مورد استفاده قرار گرفته‌اند عبارتند از نوسانات بازده، حافظهٔ بلندمدت، خودهمبستگی، واریانس ناهمسانی، گشتاورهای مراتب بالا، عدم تقارن و دنباله‌های پهن چگالی‌های تجربی، برای خوشه‌بندی سری‌های زمانی مالی استفاده نموده‌اند(Jondeau & Rockinger, 2012; Soltyk & Chan, 2023).

یکی از حقایق تجربی که تاکنون برای خوشه‌بندی موردتوجه قرار نگرفته است وجود اثرات سرریز در مقادیر مشاهده‌شدهٔ نوسانات است (Cerqueti et al., 2023; D'Urso et al., 2016). کشف خوشه‌ها در سرریزهای نوسانات بین دارایی‌ها، بینش عمیقی از ساختار بازارهای مالی فراهم می‌کند که می‌تواند برای مدیران پرتفوی و سیاست‌گذاران در شرایط وقوع بحران‌های مالی و نااطمینانی در کل اقتصاد، مفید واقع شود؛ بالأخص زمانی

که سرریزهای نوسانات جهت‌دار در نظر گرفته می‌شود (Diebold & Yilmaz, 2009, 2012).

نوآوری این پژوهش از دیدگاه متدولوژی، استفاده از سرریزهای نوسانات جهت‌دار در رویکرد خوشه‌بندی C- مدوید فازی است. مرور ادبیات نشان می‌دهد که این رویکرد تاکنون برای بازارهای نوظهور مورد استفاده قرار نگرفته است. ازاین‌رو، پژوهش حاضر به دنبال پر کردن شکاف موجود در ادبیات و ارائهٔ یافته‌های تجربی جدید در این زمینه برای بورس تهران است.

متدولوژی:

از آنجاییکه هدف اصلی در این پژوهش خوشه‌بندی مجموعهٔ داده‌ها بر اساس سرریزهای نوسانات "از سوی" و "به‌سوی" است، در ابتدا نوسانات بازده سهام براساس تخمین‌زن پیشنهادی پارکینسون (۱۹۸۰) محاسبه می‌شود (Parkinson, 1980). سپس، شاخص‌های سرریزهای نوسانات جهت‌دار در یک فرآیند خودرگرسیو برداری (VAR) و براساس روش تجزیهٔ واریانس خطای پیش‌بینی تعمیم‌یافتهٔ H-گام به جلو (GFEVD) محاسبه می‌شود (Pesaran & Shin, 1998). براین اساس، تمایز بین سهم‌ها بر حسب اندازهٔ سرریزهای نوسانات و نیز برحسب جهت سرریزها صورت می‌گیرد. به عبارت دیگر، عدم مشابهت‌ها با توجه به توانایی سهم‌ها در تولید و دریافت سرریزهای ریسک، محاسبه می‌شود. بدین منظور، از معیار فاصلهٔ اقلیدسی مربعی استفاده می‌شود که از ترکیب وزنی دو معیار فاصلهٔ اقلیدسی برحسب سرریز "از سوی" و سرریز "به‌سوی"، بدست می‌آید. در پژوهش حاضر سیستم وزن‌دهی درون‌زا (عینی) موردتوجه قرار دارد زیرا این امکان را فراهم می‌کند که اهمیت ابعاد سرریز برای خوشه‌بندی، بر اساس شرایط خاص بازار موردمطالعه، تعیین شود. (Cerqueti et al., 2023; D'Urso et al., 2016).

بعلاوه، به پیروی از وو و یانگ (۲۰۰۲) و دی ارسو و همکاران (۲۰۱۶)، تبدیل نمایی از فاصلهٔ اقلیدسی مربعی وزنی **Error! Reference source not found.** نیز درنظر گرفته م ی‌شود که در شرایط وجود داده‌های نویزی یا مقادیر پرت سرریزهای نوسانات، از قوت آماری برخوردار می‌باشد (D'Urso et al., 2016; Wu & Yang, 2002). سپس، معیارهای عدم مشابهت وزنی **Error! Reference source not found.** فوق به عنوان داده‌های ورودی در مدل‌های خوشه‌بندی فازی مورداستفاده **Error! Reference source not found.** قرار می‌گیرند. در این پژوهش، دو رویکرد تقسیم‌بندی فازی اطراف مدوید (Fuzzy PAM) تحت عنوان رویکرد C-مدویدهای فازی مبتنی بر سرریز نوسانات (VS-FCMdd) و

رویکرد C-مدویدهای فازی نمایی مبتنی بر سرریز نوسانات (VS-E-FCMdd)، در نظر گرفته می‌شود که مجموعهٔ وزن‌های بهینه را به طور تکراری محاسبه می‌کند. بر این اساس، اهمیت هر بُعد از سریز نوسانات برای خوشه‌بندی، مدویدهای هر خوشه و درجهٔ عضویت هر سهم در هر خوشه تعیین می‌شود. در پایان، برای تعیین تعداد بهینهٔ خوشه‌ها و ارزیابی مدل‌ها، از شاخص ژی-بنی (۱۹۹۱) استفاده می‌شود (Xie & Beni, 1991).

برای رسیدن به این اهداف، نمونه‌ای متشکل از ۳۰ سهام شرکت فعال منتخب از ۲۸ صنعت در بورس تهران طی بازهٔ زمانی ۱۳۸۷/۶/۵ تا ۱۴۰۲/۶/۵ برای اجرای الگوریتم‌های VS-FCMdd و VS-E-FCMdd مورد استفاده قرار می‌گیرند.

یافته‌ها:

در این پژوهش، شاخص‌های سرریز نوسانات جهت‌دار برای افق $H = 10$ و وقفهٔ بهینهٔ $P = 5$ در فرآیند VAR، برآورد می‌شوند؛ با ترسیم مقادیر بدست آمده از تخمین‌های شاخص‌های سرریز "از سوی" و "به‌سوی" سهم‌های پرت که دارای مقادیر بیشتر سرریز و مقادیر کمتر از سایرین هستند، مشخص شدند. بعلاوه، مقدار شاخص ژی-بنی در خوشهٔ ۲ به مینیمم مقدار خود می‌رسد.

بطور کلی برطبق نتایج، درجهٔ عضویت به دست آمده از مدل VS-E-FCMdd در مقایسه با مدل VS-FCMdd برای همهٔ سهم‌ها و برای هر دو خوشه کوچک‌تر است. بالأخص، مدل VS-FCMdd، سهم‌های پرت را به خوشهٔ با درجهٔ عضویت بالاتر و مدل استوار VS-E-FCMdd این سهم‌ها را به هر دو خوشه با درجهٔ عضویت ۰/۵ اختصاص می‌دهد.

یافته‌ها همچنین نشان می‌دهند که افراز به دست آمده از مدل VS-FCMdd، الگوی سرریز "از سوی" زیاد را در مقابل الگوی سرریز "از سوی" کم تأیید می‌کند اما مشاهدات حدی هم وجود دارد که به اشتباه به خوشه‌ها اختصاص داده‌شده‌اند. برعکس، مدل VS-E-FCMdd یک افراز به دو خوشه با سرریزهای "کم" در مقابل سرریزهای "زیاد" را نتیجه می‌دهد؛ اما مشاهدات حدی را از این خوشه‌بندی خارج کرده است. ازاین‌رو، می‌توان به افراز قابل قبول‌تری برحسب خوشه‌های "کم" و "زیاد" (ازنظر سرریز) دست یافت. به علاوه، برخلاف مدل VS-FCMdd، همهٔ سهم‌های مشخص شده در هر خوشه، حول مدویدهای خوشهٔ متعلق به آن بطور فشرده‌تر قرارگرفته‌اند. ازاین‌رو، به نظر می‌رسد مدل خوشه‌بندی استوار عملکرد بهتری در خوشه‌بندی مجموعهٔ داده‌ها دارد.

نتیجه:

بر طبق نتایج تجربی، هر دو مدل خوشه‌بندی VS-FCMdd و VS-E-FCMdd یک ساختار دو گروهی را در مجموعهٔ داده‌ها تأیید می‌کنند، یعنی سطوح "زیاد" و "کم" سرریز. به دلیل وجود برخی سهام پرت، مدل VS-E-FCMdd افرازهای فازی‌تری را تولید و در خوشه‌بندی سرریزهای نوسانات سهام در بورس تهران کارآتر عمل می‌کند. برطبق یافته‌ها مدل VS-E-FCMdd وزن بیشتر را به بُعد سرریز "از سوی" اختصاص می‌دهد. همچنین سهام شرکت‌های فعال در بورس تهران عمدتاً برحسب سرریز "ازسوی" تمییز داده می‌شوند، یعنی مقداری از سریز که هر سهام از دیگر سهم‌ها دریافت می‌کند. به‌ویژه اینکه خوشهٔ ۱ حاوی سهم‌هایی است که سرریز بیشتری را "از سوی" سایرین دریافت ولی سرریز کمتری را "به‌سوی" آن‌ها می‌فرستد.

پیشنهاد می‌شود در پژوهش‌های آتی با استفاده از تئوری پنجرهٔ غلتان، شاخص‌های سرریز پویا محاسبه شوند و براساس آن الگوریتم‌های خوشه‌بندی دیگری تعمیم داده شود که این معیارهای سرریز پویا را در تابع هدف، وارد می‌کنند. پیشنهاد دیگر، تعمیم مدل‌های خوشه‌بندی استوار جدید به‌عنوان جایگزین برای مدل VS-E-FCMdd، است. در پایان، پیشنهاد می‌شود مدل‌های خوشه‌بندی فازی دیگری برای گروه‌بندی سری‌های زمانی نامانا و با ساختار غیرخطی، تعمیم داده شود.

Reference

Alonso, A. M., D'Urso, P., Gamboa, C., & Guerrero, V. (2021). Cophenetic-based fuzzy clustering of time series by linear dependency. *International Journal of Approximate Reasoning, 137*, 114–136. https://doi.org/10.1016/j.ijar.2021.07.006

Asghari, F., & Ahmadi, F. (2018). A hybrid model for appraising and forecasting loan repayments (Case study: Karafarini Omid Fund). *Economics Research, 18*(71), 185–223. https://doi.org/10.22054/joer.2018.9833 (in Persian)

Badiei, M., Ebrahimi Sarve Oliya, M. H., & Sargolzaei, M. (2025). The effect of performance of the Tehran Stock Exchange and Iran FaraBourse Sukuk index on the risk-adjusted returns of mutual funds: Fama and French three-factor model. *Quarterly Journal of Quantitative Economics (JQE), 22*(3), 174–207. https://doi.org/10.22055/jqe.2023.43296.2549 (in Persian)

Bastos, J. A., & Caiado, J. (2014). Clustering financial time series with variance ratio statistics. *Quantitative Finance, 14*(12), 2121–2133. https://doi.org/10.1080/14697688.2012.726736

Bastos, J. A., & Caiado, J. (2021). On the classification of financial data with domain agnostic features. *International Journal of Approximate Reasoning, 138*, 1–11. https://doi.org/10.1016/j.ijar.2021.07.008

Bei, H., Mao, Y., Wang, W., & Zhang, X. (2021). Fuzzy clustering method based on improved weighted distance. *Mathematical Problems in Engineering, 2021*, 6687202. https://doi.org/10.1155/2021/6687202

Buncic, D., & Gisler, K. I. M. (2016). Global equity market volatility spillovers: A broader role for the United States. *International Journal of Forecasting, 32*(4), 1317–1339. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2016.05.001

Caiado, J., Crato, N., & Peña, D. (2006). A periodogram-based metric for time series classification. *Computational Statistics & Data Analysis, 50*(10), 2668–2684. https://doi.org/10.1016/j.csda.2005.04.012

Caiado, J., Maharaj, E. A., & D'Urso, P. (2015). Time-series clustering. In C. Hennig, M. Meila, F. Murtagh, & R. Rocci (Eds.), *Handbook of Cluster Analysis* (pp. 262–285). Chapman & Hall/CRC.

Cerqueti, R., D'Urso, P., De Giovanni, L., Giacalone, M., & Mattera, R. (2022). Weighted score-driven fuzzy clustering of time series with a financial application. *Expert Systems with Applications, 198*, 116752. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.116752

Cerqueti, R., D'Urso, P., De Giovanni, L., Mattera, R., & Vitale, V. (2023). Fuzzy clustering of financial time series based on volatility spillovers. *Annals of Operations Research*. https://doi.org/10.1007/s10479-023-05560-7

Cerqueti, R., & Mattera, R. (2023). Fuzzy clustering of time series with time-varying memory. *International Journal of Approximate Reasoning, 153*, 193–218. https://doi.org/10.1016/j.ijar.2022.11.021

Chang, C.-L., McAleer, M., & Tansuchat, R. (2013). Conditional correlations and volatility spillovers between crude oil and stock index returns. *The North American Journal of Economics and Finance, 25*, 116–138. https://doi.org/10.1016/j.najef.2012.06.002

Chen, Y., Chiu, J., & Chung, H. (2022). Givers or receivers? Return and volatility spillovers between Fintech and the traditional financial industry. *Finance Research Letters, 46*, 102458. https://doi.org/10.1016/j.frl.2021.102458

Cheuathonghua, M., Padungsaksawasdi, C., Boonchoo, P., & Tongurai, J. (2019). Extreme spillovers of VIX fear index to international equity markets. *Financial Markets and Portfolio Management, 33*(1), 31–58. https://doi.org/10.1007/s11408-018-0323-6

Choi, S.-Y. (2022). Dynamic volatility spillovers between industries in the US stock market: Evidence from the COVID-19 pandemic and Black Monday. *The North American Journal of Economics and Finance, 59*, 101614. https://doi.org/10.1016/j.najef.2021.101614

Coppi, R., D'Urso, P., & Giordani, P. (2010). A fuzzy clustering model for multivariate spatial time series. *Journal of Classification, 27*, 54–88. https://doi.org/10.1007/s00357-010-9043-y

D'Urso, P. (2005). Fuzzy clustering for data time arrays with inlier and outlier time trajectories. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 13*(5), 583–604. https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2005.856565

D'Urso, P., De Giovanni, L., Maharaj, E. A., Brito, P., & Teles, P. (2023). Wavelet-based fuzzy clustering of interval time series. *International Journal of Approximate Reasoning, 152*, 136–159. https://doi.org/10.1016/j.ijar.2022.09.014

D'Urso, P., De Giovanni, L., & Massari, R. (2015). Time series clustering by a robust autoregressive metric with application to air pollution. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 141*, 107–124. https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2014.11.003

D'Urso, P., De Giovanni, L., & Massari, R. (2016). GARCH-based robust clustering of time series. *Fuzzy Sets and Systems, 305*, 21–28. https://doi.org/10.1016/j.fss.2016.01.010

D'Urso, P., Maharaj, E. A., & Alonso, A. M. (2017). Fuzzy clustering of time series using extremes. *Fuzzy Sets and Systems, 318*, 56–79. https://doi.org/10.1016/j.fss.2016.10.006

D'Urso, P., Massari, R., Cappelli, C., & De Giovanni, L. (2017). Autoregressive metric-based trimmed fuzzy clustering with an application to PM10 time series. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 161*, 15–26. https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2016.11.016

D'Urso, P., De Giovanni, L., & Massari, R. (2021). Trimmed fuzzy clustering of financial time series based on dynamic time warping. *Annals of Operations Research, 299*, 1379–1395. https://doi.org/10.1007/s10479-019-03284-1

D'Urso, P., De Giovanni, L., Massari, R., D'Ecclesia, R. L., & Maharaj, E. A. (2020). Cepstral-based clustering of financial time series. *Expert Systems with Applications, 161*, 113705. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113705

D'Urso, P., De Giovanni, L., Massari, R., & Di Lallo, D. (2013). Noise fuzzy clustering of time series by autoregressive metric. *METRON, 71*(3), 217–243. https://doi.org/10.1007/s40300-013-0024-x

D'Urso, P., De Giovanni, L., & Vitale, V. (2023). A robust method for clustering football players with mixed attributes. *Annals of Operations Research, 325*(1), 36–59. https://doi.org/10.1007/s10479-022-04558-x

D'Urso, P., & Maharaj, E. A. (2009). Autocorrelation-based fuzzy clustering of time series. *Fuzzy Sets and Systems, 160*(24), 3565–3589. https://doi.org/10.1016/j.fss.2009.04.013

Diebold, F. X., & Yilmaz, K. (2009). Measuring financial asset return and volatility spillovers, with application to global equity markets. *The Economic Journal, 119*(534), 158–171. https://doi.org/10.1111/j.1468-0297.2008.02208.x

Diebold, F. X., & Yilmaz, K. (2012). Better to give than to receive: Predictive directional measurement of volatility spillovers. *International Journal of Forecasting, 28*(1), 57–66. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2011.02.006

Diebold, F. X., & Yilmaz, K. (2014). On the network topology of variance decompositions: Measuring the connectedness of financial firms. *Journal of Econometrics, 182*(1), 119–134. https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2014.04.012

Ehsani, A., & Alemohammad, S. (2021). Fuzzy clustering of Tehran Stock Exchange industries index time series based on autoregressive model. *4th International Conference on Soft Computing*. (in Persian)

Farid, D., & Pourhamidi, M. (2012). Classifying stocks of listed companies on Tehran Stock Exchange using fuzzy cluster analysis. *Financial Accounting Research, 4*(3), 105–128. (in Persian)

Farnam, M., & Darehmiraki, M. (2023). A parametric method for fuzzy data clustering. *Fuzzy Systems and Its Applications, 5*(2), 119–193. https://doi.org/10.22034/jfsa.2023.331678.1138 (in Persian)

Gillaizeau, M., Jayasekera, R., Maaitah, A., Mishra, T., Parhi, M., & Volokitina, E. (2019). Giver and the receiver: Understanding spillover effects and predictive power in cross-market Bitcoin prices. *International Review of Financial Analysis, 63*, 104–186. https://doi.org/10.1016/j.irfa.2019.03.005

Jondeau, E., & Rockinger, M. (2012). On the importance of time variability in higher moments for asset allocation. *Journal of Financial Econometrics, 10*(1), 123–184. https://doi.org/10.1093/jjfinec/nbr006

Lafuente-Rego, B., D'Urso, P., & Vilar, J. A. (2020). Robust fuzzy clustering based on quantile autocovariances. *Statistical Papers, 61*(6), 2393–2448. https://doi.org/10.1007/s00362-018-1053-6

López-Oriona, Á., Vilar, J. A., & D'Urso, P. (2022). Quantile-based fuzzy clustering of multivariate time series in the frequency domain. *Fuzzy Sets and Systems, 443*, 115–154. https://doi.org/10.1016/j.fss.2022.02.015

Mantegna, R. N. (1999). Hierarchical structure in financial markets. *The European Physical Journal B, 11*(1), 193–197. https://doi.org/10.1007/s100510050929

Otranto, E. (2008). Clustering heteroskedastic time series by model-based procedures. *Computational Statistics & Data Analysis, 52*(10), 4685–4698. https://doi.org/10.1016/j.csda.2008.03.020

Otranto, E., & Gargano, R. (2015). Financial clustering in presence of dominant markets. *Advances in Data Analysis and Classification, 9*(3), 315–339. https://doi.org/10.1007/s11634-014-0189-z

Parkinson, M. (1980). The extreme value method for estimating the variance of the rate of return. *The Journal of Business, 53*(1), 61–65.

Pesaran, M. H., & Shin, Y. (1998). Generalized impulse response analysis in linear multivariate models. *Economics Letters, 58*(1), 17–29. https://doi.org/10.1016/S0165-1765(97)00214-0

Piccolo, D. (1990). A distance measure for classifying ARIMA models. *Journal of Time Series Analysis, 11*(2), 153–164. https://doi.org/10.1111/j.1467-9892.1990.tb00048.x

Rafiei, S., & Moradi, P. (2016). Improving performance of fuzzy C-means clustering algorithm using automatic local feature weighting. *Tabriz Journal of Electrical Engineering, 46*(2), 75–86. (in Persian)

Rahmani Asl, F., Sinaei, H. A., & Neis, A. (2021). Forming a portfolio of exchange traded funds with the clustering and UTADIS models. *Quarterly Journal of Quantitative Economics, 18*(1), 79–96. https://doi.org/10.22055/jqe.2020.32330.2204

Rayati Shavazi, A., Blue, G., Ebrahimi Sarv-e-Olia, M. H., & Amiri, M. (2021). Financial contagion based on overlapping portfolio in TEPIX industrial groups. *Financial Management Strategy, 9*(3), 102–179. https://doi.org/10.22051/jfm.2019.27654.2175 (in Persian)

Savvides, A., Promponas, V. J., & Fokianos, K. (2008). Clustering of biological time series by cepstral coefficients based distances. *Pattern Recognition, 41*(7), 2398–2412. https://doi.org/10.1016/j.patcog.2008.01.002

Sinaei, H. A., Mehrabi, A., Basirzadeh, H., & Samandar, M. (2016). Applying expected regret minimization in constructing portfolio of mutual funds. *Quarterly Journal of Quantitative Economics, 13*(1), 119–140. (in Persian)

Sinaei, H., Basirzad, H., & Samandar, M. (2014). Application of clustering analysis in assessing the performance of mutual funds. *Financial Management Strategy, 2*(1), 1–20. (in Persian)

Soltyk, S. J., & Chan, F. (2023). Modeling time-varying higher-order conditional moments: A survey. *Journal of Economic Surveys, 37*(1), 33–57. https://doi.org/10.1111/joes.12481

Shahrazi, M., & Shahrazi, M. (2025). An application of econophysics to investigate the relationship between trading volume and stock returns in Tehran Stock Exchange. *Quarterly Journal of Quantitative Economics (JQE), 22*(3), 84–114. https://doi.org/10.22055/jqe.2023.42398.2529 (in Persian)

Van der Laan, M., Pollard, K., & Bryan, J. (2003). A new partitioning around medoids algorithm. *Journal of Statistical Computation and Simulation, 73*(8), 575–584. https://doi.org/10.1080/0094965031000136012

Wu, K.-L., & Yang, M.-S. (2002). Alternative c-means clustering algorithms. *Pattern Recognition*, *35*(10), 2267–2278. https://doi.org/10.1016/S0031-3203(01)00197-2

Xie, X. L., & Beni, G. (1991). A new fuzzy clustering validity criterion and its application to color image segmentation. In *Proceedings of the IEEE International Symposium on Intelligent Control*.

Zhu, L. (2016). Improvement of weighted Euclidean distance clustering algorithm. *Computer & Digital Engineering*, *44*(3), 421–424.