

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).*

اطلاعات مقاله

تاریخ دریافت: *۶ دی ۱۴۰۲*
تاریخ بازنگری: *۱۸ اردیبهشت ۱۴۰۳*
تاریخ پذیرش: *۱۶ خرداد ۱۴۰۳*

ارتباط با نویسنده 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: ۳۸۶۹۵-۶۵۱۷۸

طبقه‌بندی JEL: *G12 ،C61 ،C34*

واژگان کلیدی:
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.

فصلنامه علمی پژوهش اقتصاد مقداری (بررسی های اقتصادی سابق)

چکیده

در این مقاله یک چارچوب برای خوشه‌بندی فازی سری‌های زمانی مالی معرفی می‌شود که بر مبنای سرریزهای نوسانات جهت‌دار قرار دارد. کشف خوشه‌ها در سرریزهای نوسانات بین سری‌های زمانی مالی بینش عمیقی در رابطه با ساختار بازار فراهم می‌کند که می‌تواند علاوه بر مدیران پرتفوی، برای سیاست‌گذاران نیز مفید باشد. بدین منظور، سرریزهای نوسانات جهت‌دار – "از سوی" و "به‌سوی" سایر سهم‌ها- بر اساس متدولوژی تجزیهٔ واریانس خطای پیش‌بینی تعمیم‌یافته (GFEVD) اندازه گرفته می‌شوند. بعلاوه، برای اندازه‌گیری عدم مشابهت‌ها از فاصلهٔ اقلیدسی وزن‌دار تعمیم‌یافته نسبت به سرریزهای جهت‌دار، استفاده می‌شود. سپس، با اتخاذ یک چارچوب فازی مبتنی بر الگوریتم تقسیم‌بندی اطراف مدویدها، تحت عنوان مدل خوشه‌بندی C-مدویدهای فازی مبتنی بر سرریز نوسانات (VS-FCMdd)، وزن‌های بهینه تعیین و سهم‌ها نیز برحسب درجهٔ عضویت گروه‌بندی می‌شوند. بعلاوه، به‌منظور خنثی کردن تأثیر سهم‌های پرت در فرآیند خوشه‌بندی، مدل C-مدویدهای فازی نمایی مبتنی بر سرریز نوسانات (VS-E-FCMdd)، نیز در نظر گرفته می‌شود که به دلیل در نظر گرفتن تبدیل نمایی از معیار عدم مشابهت وزنی، یک مدل استوار محسوب می‌شود. در پژوهش حاضر این دو رویکرد خوشه‌بندی نخستین بار برای بررسی اثرات سرریز در نمونه‌ای منتخب از ۳۰ سهام شرکت از ۲۸ صنعت فعال در بورس تهران، طی بازهٔ زمانی ۱۳۸۷ لغایت ۱۴۰۲ در نظر گرفته می‌شود. بر اساس شاخص ژی-بنی تعداد بهینهٔ دو خوشه در سرریزهای نوسانات تعیین می‌شود. مقایسهٔ نتایج نشان می‌دهد که مدل VS-E-FCMdd افرازهای فازی‌تری را تولید و در خوشه‌بندی سرریزهای نوسانات سهام در بورس تهران کارآتر عمل می‌کند. یافته‌های تجربی حاصل از مدل VS-E-FCMdd نشان می‌دهد که بُعد سرریز "از سوی" برای خوشه‌بندی سهم‌ها از اهمیت بیشتری برخوردار است. به‌ویژه اینکه خوشهٔ ۱ حاوی سهم‌هایی است که سرریز بیشتری را "از سوی" سایرین دریافت ولی سرریز کمتری را "به‌سوی" آن‌ها می‌فرستد.

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 مقداري (بررسي‌هاي اقتصادي سابق)*، ۲۳(۱)، ۱۳۲-۹۹.

10.22055/jqe.2024.45633.2597

© 2026 Nahavand Higher Education Complex, Bu-Ali Sina University, Hamedan, 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/)

۱- مقدمه

خوشه‌بندی یک تکنیک یادگیری غیر نظارتی است که برای پیدا کردن مشابهت‌ها یا تفاوت‌ها بین واحدهای آماری در یک مجموعهٔ داده، مورداستفاده قرار می‌گیرد. آنچه در خوشه‌بندی مهم می‌باشد این است که چطور می‌توان عدم مشابهت‌ها را اندازه‌گیری نمود.

از دیدگاه روش‌شناسی سری‌های زمانی، عدم مشابهت‌ها را می‌توان با استفاده از معیارهای فاصله اندازه‌گیری نمود؛ فاصلهٔ اقلیدسی متعارف 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. درواقع، برای دست یافتن به یک خوشه‌بندی معتبر و قابل‌قبول، حقایق تجربی شناخته‌شده در سری‌های زمانی مالی نیز می‌باید در تعریف عدم مشابهت‌ها قرار داده شود. برخی ویژگی‌های سری‌های زمانی مالی که در ادبیات برای خوشه‌بندی مورد استفاده قرار گرفته‌اند عبارتند از نوسانات بازده، حافظهٔ بلندمدت، خودهمبستگی، واریانس ناهمسانی، گشتاورهای مراتب بالا، عدم تقارن و دنباله‌های پهن چگالی‌های تجربی، (Jondeau & Rockinger, 2012; Soltyk & Chan, 2023).

باوجوداین، مرور ادبیات نشان می‌دهد که هنوز هم حقایق تجربی مهم و قابل‌توجهی در سری‌های زمانی مالی مشاهده می‌شود که تاکنون برای خوشه‌بندی موردتوجه قرار نگرفته است. یکی از این موارد، وجود اثرات سرریز در مقادیر مشاهده‌شدهٔ نوسانات است. کشف خوشه در سرریزهای نوسانات بین دارایی‌ها یا بین پرتفوی دارایی‌ها، و یا بین بازارهای دارایی مختلف، بینش عمیقی از ساختار بازارهای مالی فراهم می‌کند که می‌تواند برای مدیران پرتفوی و سیاست‌گذاران در شرایط وقوع بحران‌های مالی و نا اطمینانی گسترده در سطح اقتصاد، مفید واقع شود؛ بالأخص زمانی که سرریزهای نوسانات جهت‌دار در نظر گرفته می‌شود (Diebold & Yilmaz, 2009, 2012). داشتن اطلاعات راجع به انتقال شوک‌ها درون یک بازار از ارزش سیاسی بالایی برخوردار است زیرا مداخلات سیاسی به‌موقع می‌تواند گسترش احتمالی شوک‌ها فراتر از حدود قابل‌قبول را کنترل کند. علاوه بر این، مدیریت شوک درون یک سیستم نسبتاً ساده‌تر است زیرا می‌توان با بهره‌گیری از ویژگی‌های پویای سیستمی شوک‌ها و با نظارت بر نحوهٔ حرکات آن‌ها، قدرت پیش‌بینی بهتری برای یک دارایی حاصل نمود.

نوآوری این پژوهش از دیدگاه روش‌شناسی، در استفاده از رویکردی برای خوشه‌بندی فازی سری‌های زمانی است که بر مبنای سرریزهای نوسانات جهت‌دار قرار دارد. بدین منظور به پیروی از ادبیات موجود و بالأخص سرکتی و همکاران (۲۰۲۳)، دو شاخص سرریز نوسانات جهت‌دار – "از سوی" و "به‌سوی" سایرین – از طریق تجزیهٔ واریانس خطای پیش‌بینی تعمیم‌یافته (GFEVD)، اندازه گرفته می‌شود (Cerqueti et al., 2023; Diebold & Yilmaz, 2012). بعلاوه، رویکرد تقسیم‌بندی اطراف مدویدها[1] (PAM) در یک چارچوب خوشه‌بندی فازی – تحت عنوان الگوریتم C-مدویدهای فازی مبتنی بر سرریز نوسانات[2] (VS-FCMdd) - اتخاذ می‌گردد؛ که با استفاده از آن می‌توان به گروه‌بندی سهم‌هایی که دارای درجهٔ مشابهی از سرریز نوسانات هستند، پرداخت. ازآنجایی‌که در این پژوهش دو بُعد سرریز– یعنی سهم‌های "دهنده" و "گیرنده" – موردتوجه قرار دارد، در تعریف معیار فاصله از یک سیستم وزن‌دهی خودکار استفاده می‌شود؛ به این صورت که اجازه داده می‌شود داده‌ها تصمیم بگیرند که کدام‌یک از دو بُعد سرریز برای خوشه‌بندی مجموعهٔ داده‌ها، مناسب‌تر است. بعلاوه، برای کاهش تأثیر منفی مشاهدات پرت در روش خوشه‌بندی، یک رویکرد استوار بر مبنای تبدیل نمایی[3] از مجذور فاصلهٔ اقلیدسی وزن‌دار (VS-E-FCMdd) نیز پیشنهاد می‌شود (D'Urso et al., 2016).

نوآوری پژوهش حاضر در مقایسه با مطالعات داخلی، بکار گرفتن رویکرد C-مدویدهای فازی است که برای نخستین بار از سرریزهای نوسانات جهت‌دار برای خوشه‌بندی سهام شرکت‌های فعال در صنایع مختلف بورس تهران استفاده می‌کند.

۲- مبانی نظری و پیشینهٔ پژوهش

آن چیزی که در خوشه‌بندی از اهمیت زیادی برخوردار است چگونگی اندازه‌گیری عدم مشابهت‌های بین واحدها است. ازنقطه‌نظر روش‌شناسی، روش‌های اندازه‌گیری عدم شباهت بین سری‌های زمانی را می‌توان در قالب سه رویکرد طبقه‌بندی نمود؛ روش‌های خوشه‌بندی مبتنی بر داده‌های خام سری‌های زمانی واقعی، روش‌های مبتنی بر مشخصه‌های سری‌های زمانی و روش‌های مبتنی بر تخمین‌های پارامترهای یک مدل آماری (Caiado et al., 2015). رویکردهای خوشه‌بندی مبتنی بر داده‌های خام، به‌طورمعمول همهٔ مشاهدات یا برخی موقعیت‌های سری‌های زمانی یا تبدیل‌های مناسبی از آن‌ها، مثل

[1] Partitioning Around Medoids
[2] Volatility Spillover-based Fuzzy C-Medoids
[3] Exponential Transformation

سرعت و شتاب را در نظر می‌گیرند. این رویکردها هیچ‌گونه فرضی راجع به فرآیند تولید داده‌ها لحاظ نمی‌کنند (Coppi et al., 2010; D'Urso et al., 2021). خوشه‌بندی برمبنای مشاهدات صِرف، به خاطر وجود نویز، گزینهٔ مطلوبی نمی‌باشد. به همین خاطر، رویکردهای خوشه‌بندی مبتنی بر مشخصه، با مبنا قرار دادن مشخصه‌های مناسبی از سری‌های زمانی به دنبال حل مشکل خوشه‌بندی داده‌های سری زمانی خام نویزی موردتوجه قرار گرفتند. آن دسته از مشخصه‌های سری‌های زمانی که به‌طورمعمول برای تعیین معیار عدم مشابهت در نظر گرفته می‌شوند عبارت‌اند از در بُعد زمان: ضرایب همبستگی (Mantegna, 1999)، همبستگی متقابل (Alonso et al., 2021)، ساختار خودهمبستگی (D'Urso & Maharaj, 2009) و ساختار خودکواریانس کوانتیل[4] (Lafuente-Rego et al., 2020)؛ در بُعد فرکانس: مشخصه‌های پریودوگرام (Caiado et al., 2006)، ضرایب کِپسترال[5] (Savvides et al., 2008) یا چگالی طیفی- متقابل کوانتیل (López-Oriona et al., 2022)؛ در بُعد موجک: تجزیهٔ موجک (D'Urso et al., 2023). رویکردهای خوشه‌بندی مبتنی بر مدل، بر مبنای مشخصه‌هایی از مدل‌های برازش شده برای سری‌های زمانی قرار می‌گیرند. براین اساس عدم مشابهت‌ها با استفاده از پارامترهای تخمین زده‌شده یا با استفاده از پسماندهای مدل‌های برازش شده، تعیین می‌شود. در این مورد روش‌های خوشه‌بندی عبارت‌اند از: مدل‌های ARMA (Piccolo, 1990)، مدل‌های GARCH (Otranto, 2008)، ضرایب اسپلاین[6] (D'Urso et al., 2021)، یا پارامترهای توزیع‌ها (D'Urso, Maharaj, & Alonso, 2017).

در ادبیاتِ خوشه‌بندی، محورهای پژوهش بر چگونگی استفاده از روش‌های خوشه‌بندی تحت حقایق تجربی مختلف مشاهده‌شده از سری‌های زمانی، قرار دارد. بدین منظور، رویکردهای خوشه‌بندی مختلفی معرفی‌شده است که می‌توانند این حقایق تجربی را در خود جای دهند. در رابطه با رویکردهای مبتنی بر مشخصهٔ آماری سری‌های زمانی مالی، می‌توان به رویکردهایی که از آماره‌های مبتنی بر واریانس (Bastos & Caiado, 2014)، ضرایب کِپسترال (D'Urso et al., 2020)، مؤلفه‌های هِرست (Cerqueti & Mattera, 2023)، یا ترکیب‌هایی از مشخصه‌های مختلف داده‌های ایستا (Bastos & Caiado, 2021) استفاده می‌کنند، اشاره نمود. از سوی دیگر، در رابطه با رویکردهای مبتنی بر مدل‌سازی سری‌های زمانی مالی، مدل‌های خوشه‌بندی وجود دارد که بر پایهٔ

[4] Quantile Autocovariance Structure
[5] Cepstral Coefficients
[6] Splines Coefficients

فرآیند ARMA (D'Urso et al., 2016; GARCH ،(D’Urso et al., 2013) فرآیند (D’Urso et al., 2013)، مدل خطای حاصل‌ضربی[۷] MEM (Otranto & Gargano, 2015) یا مدل‌های امتیاز-محور قرار داده‌شده‌اند به‌گونه‌ای که می‌توانند گشتاورهای مرتبهٔ بالاتر را نیز در خود جای دهند (Cerqueti et al., 2022).

باوجود گستردگی و تنوع مشخصه‌های در نظر گرفته‌شده، هنوز هم حقایق تجربی مهم و قابل‌ملاحظه‌ای مشاهده‌شده است که تاکنون برای خوشه‌بندی موردتوجه قرار نگرفته‌اند. یکی از این موارد، وجود اثرات سرریز در مقادیر مشاهده‌شدهٔ نوسانات است (Cerqueti et al., 2023). سرریزهای نوسانات می‌توانند بین سهام شرکت‌ها در یک بازار (Diebold & Yılmaz, 2014; Gillaizeau et al., 2019) یا بین صنایع فعال در یک بازار (Chen et al., 2022; Choi, 2022) به وجود آیند، اما می‌توانند به علت روابط میان سهم‌ها در سطح بین‌المللی نیز وجود داشته باشند (Buncic & Gisler, 2016). به‌علاوه، سرریزهای نوسانات می‌توانند حتی با لحاظ شوک‌های برون‌زا مثل قیمت نفت (Chang et al., 2013) یا دیگر نا اطمینانی‌ها (Cheuathonghua et al., 2019) هنوز هم وجود داشته باشند. سرکتی و همکاران (۲۰۲۳) بر کشف خوشه‌ها در سرریزهای نوسانات جهت‌دار (Diebold & Yilmaz, 2009, 2012) تأکید کرده‌اند؛ آن‌ها معتقدند که تجزیه‌وتحلیل سرریزهای نوساناتِ جهت‌دار امکان شناسایی دارایی‌های به‌اصطلاح "دهنده" و "گیرنده"[۸] را فراهم می‌کند. دارایی‌هایی دهنده محسوب می‌شوند که بیشتر از آنکه سرریز دریافت کنند، آن را برای سایر دارایی‌ها تولید می‌کنند؛ برعکس، دارایی‌های گیرنده سرریز را بیشتر جمع می‌کنند تا اینکه آن را برای سایرین تولید کنند. براین اساس، این محققین بین منابع سرریز "از سوی" و سرریز "به‌سوی"[۹]، تمییز در نظر گرفته‌اند. وجود خوشه‌ها در سرریزهای نوسانات از نظر مفهومی دلالت بر وجود گروه‌هایی از سهم‌ها دارد که وقوع یک شوک در آن‌ها هردوی نوسانات غیرسیستماتیک و نوسانات مربوط به سایر دارایی‌ها را افزایش می‌دهد؛ درحالی‌که گروه‌هایی دیگر از سهم‌ها وجود دارد که بیشتر در معرض شوک‌های ناشی از سایر دارایی‌ها قرار دارند. به‌عبارت‌دیگر، وجود خوشه‌ها دلالت دارد بر اینکه میزان انتقال نوسانات میان گروه‌های سهم‌ها مختلف است.

نکته‌ای که در ادبیات خوشه‌بندی وجود دارد این است که شناسایی یک مرز مشخص و قطعی بین خوشه‌ها در بازار سهام واقعی، همیشه امکان‌پذیر نیست؛ در

---

[7] Multiplicative Error Model

[8] Givers and Receivers

[9] "From" and "To" Sources of Spillovers

مقابل، خوشه‌بندی در یک چارچوب فازی، این امکان را فراهم می‌کند که هر سهم بتواند هم‌زمان متعلق به چند خوشه باشد با درجهٔ عضویتی که نشان‌دهنده نا اطمینانی راجع به تخصیص آن سهم به هر خوشه است. براین اساس، می‌توان بر نا اطمینانی ذاتی قرارگرفته در خوشه‌بندی سری‌های زمانی مالی غلبه نمود (Cerqueti et al., 2023).

برخلاف اهمیت موضوع، شواهد تجربی در این زمینه برای بازارهای نوظهور ازجمله بورس تهران با داشتن چشم‌انداز توسعهٔ آتی، وجود ندارد. ازاین‌رو، پژوهش حاضر به دنبال پوشش این شکاف است و به پیروی از رویکرد پیشنهادی (Cerqueti et al., 2023)، یک مدل خوشه‌بندی فازی برای کشف گروه‌هایی از سهم‌ها که درجهٔ مشابه سرریز دارند، استفاده می‌شود. برای این منظور، از الگوریتم PAM در چارچوب فازی استفاده می‌شود؛ مزیت رویکرد PAM در این است که از نقاط داده به‌عنوان مدویدها استفاده می‌کند (Van der Laan et al., 2003).

مسئلهٔ دیگری که ممکن است در فرآیند خوشه‌بندی با آن مواجه شویم زمانی است که داده‌های دنیای واقعی از بازارهایی جمع‌آوری شده باشند که متشکل از تعدادی اندک از سهم‌هایی باشند که از مقادیر بسیار زیاد یا مقادیر بسیار کم سرریز در مقایسه با دیگر سهم‌ها برخوردار هستند. این نوع الگوهای خلاف قاعده در سری‌های زمانی را برای مثال می‌توان در بازاری نسبتاً کوچک که تحت سلطهٔ کامل چند شرکت بزرگ قرار دارد، مشاهده نمود؛ هر چند که این‌چنین الگوهایی می‌تواند در بازارهای بزرگ پیشرفته‌تر نیز وجود داشته باشد. در ادبیات، برای خنثی ساختن اثر منفی داده‌های پرت، روش‌های خوشه‌بندی فازی استوار پیشنهادشده است: در رویکرد نویزی، سری‌های زمانی پرت به خوشه‌های نویزی اختصاص داده می‌شوند (D’Urso et al., 2013)؛ در رویکرد متریک، معیارهای فاصله که از ویژگی‌های استوار بودن برخوردار هستند تعریف می‌شود (D'Urso et al., 2015). در رویکرد پیراسته[10]، روش خوشه‌بندی بَعد از حذف بخش معینی از داده‌های پرت، پیاده‌سازی می‌شود (D'Urso, Massari, et al., 2017). در رویکرد اعمال وزن‌دهی، یک سیستم وزن‌دهی در فرآیند خوشه‌بندی وارد می‌شود تا به سری‌های زمانی پرت به‌طور عینی وزن پایین داده شود (D'Urso, 2005). براین اساس، در پژوهش حاضر به پیروی از (Cerqueti et al., 2023) روش خوشه‌بندی فازی بر پایهٔ رویکرد وزن‌دهی بکار برده می‌شود؛ برای خنثی نمودن اثر داده‌های پرت، یک متریک استوار[11] مبتنی بر تبدیل نمایی از مجذور فاصلهٔ اقلیدسی وزن‌دار (D'Urso et al., 2016) اتخاذ می‌شود.

[10] Trimmed Approach
[11] Robust Metric

بی و همکاران (۲۰۲۱) یک معیار فاصلهٔ وزنی متشکل از فاصلهٔ اقلیدسی، فاصلهٔ ساختار زمانی پویا[۱۲] (DTW) و فاصلهٔ DTW مبتنی بر تفاضل دنبالهٔ داده‌ها را معرفی و از آن در تابع هدف الگوریتم خوشه‌بندی C-مدویدهای فازی و الگوریتم خوشه‌بندی ترکیبی C-میانگین فازی[۱۳] استفاده نمودند (Bei et al., 2021). این محققین تعداد خوشه‌های بهینه را با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات به دست آورده‌اند. دی ارسو و همکاران (۲۰۱۶) مدل‌های خوشه‌بندی فازی استوار مختلفی را پیشنهاد نمودند که در تابع هدف آن‌ها، یک معیار فاصلهٔ اقلیدسی وزن‌دار با استفاده از پارامترهای تخمین زده‌شدهٔ مدل GARCH و یک سیستم وزن‌دهی مناسب، بکار برده می‌شود. این معیار فاصله برمبنای مقایسهٔ فاصلهٔ بین نوسان‌پذیری غیرشرطی سری‌های زمانی و فاصلهٔ بین نوسان‌پذیری زمان متغیر سری‌های زمانی، قرار دارد (D'Urso et al., 2016). ژو و همکاران (۲۰۱۶) یک الگوریتم "خوشه‌بندی c-مدویدهای شواهد[۱۴] (ECMdd)" معرفی کردند که برمبنای مدویدهای وزن‌دار چندگانه قرار دارد از این نظر که برای نمایش کامل هر خوشه جنبه‌های مختلفی از ساختار گروه‌ها می‌باید درنظر گرفته شود (Zhu, 2016).

در داخل کشور، احسانی و آل‌محمد (۲۰۲۱) با استفاده از رویکرد خوشه‌بندی فازی اطراف مدوید مبتنی بر معیار فاصلهٔ اقلیدسی بهبودیافته بر اساس مدل اریما، به خوشه‌بندی ۲۱ صنعت در بورس اوراق بهادار تهران پرداختند. سری‌های زمانی بر اساس شاخص سیلهوت سخت و سیلهوت فازی به ۴ گروه خوشه‌بندی‌شده‌اند (Ehsani & Alemohammad, 2021). رعیتی شوازی و همکاران (۲۰۲۱) با استفاده از رویکرد خوشه‌بندی K-میانگین مبتنی بر سرایت مالی پرتفوهای همپوشان، به خوشه‌بندی صنایع مختلف در بورس اوراق بهادار تهران پرداخته‌اند (Rayati Shavazi et al., 2021). اصغری و احمدی (۲۰۱۸) با استفاده از الگوریتم کی-مینز به خوشه‌بندی مشتریان دریافت‌کننده تسهیلات صندوق کارآفرینی امید پرداختند (Asghari & Ahmadi, 2018).

سینایی و همکاران (۲۰۱۴) با استفاده از رویکرد خوشه‌بندی k-میانگین مبتنی بر معیار فاصلهٔ مجذور اقلیدسی به رتبه‌بندی صندوق‌های سرمایه‌گذاری پرداختند. آن‌ها برای شناسایی متغیرهایی که بیشترین تأثیر را در خوشه‌بندی دارند از رویکرد ANOVA استفاده نمودند (Sinaei et al., 2014). فرید و پورحمیدی (۲۰۱۲) به طبقه‌بندی ۳۳۸

---

[12] Dynamic Time Structuring

[13] Fuzzy C-means Hybrid Clustering

[14] Evidential c-Medoids Clustering

سهام شرکت‌های منتخب در قالب ۳ خوشهٔ معین با استفاده از تحلیل خوشه‌بندی فازی C-میانگین (FCM) پرداختند (Farid & Pourhamidi, 2012). برخی پژوهشگران نیز از روش خوشه‌بندی برای تشکیل پرتفوی استفاده کرده‌اند (Rahmani Asl et al., 2021; Sinaei et al., 2016).

در داخل کشور، رویکردهایی نیز برای بهبود الگوریتم خوشه‌بندی فازی معرفی‌شده که عملکرد آن‌ها عمدتاً برای داده‌های مصنوعی ارزیابی شده است. فرنام و دره‌میرکی (۲۰۲۳) به معرفی یک الگوریتم FCM بهبودیافته مبتنی‌بر یک معیار فاصلهٔ پارامتری جدید برای داده‌های فازی پارامتری پرداختند (Farnam & Darehmiraki, 2023). رفیعی و مرادی (۲۰۱۶) به معرفی یک الگوریتم C-میانگین فازی بهبودیافته با وزن‌دهی اتوماتیک و وزن‌دهی محلی ویژگی‌ها پرداختند. بعلاوه، این محققین از معیار شباهت غیراقلیدسی که اثر نویز در داده‌ها را کاهش می‌دهد استفاده کرده‌اند (Rafiei & Moradi, 2016).

نوآوری پژوهش حاضر در مقایسه با مطالعات داخلی، بکار گرفتن الگوریتم C-مدوید فازی است که برای نخستین بار از سرریزهای نوسانات جهت‌دار بین سهام شرکت‌ها برای خوشه‌بندی سری‌های زمانی استفاده می‌کند. همچنین برخلاف مطالعهٔ رفیعی و مرادی (۲۰۱۶) که تابع هدف را به‌صورت موزون در نظر گرفته‌اند (Rafiei & Moradi, 2016)، در پژوهش حاضر به خودِ فاصلهٔ اقلیدسی، وزن داده شده است. بعلاوه، برخلاف فرنام و دره‌میرکی (۱۴۰۱) که با معرفی یک متر جدید به دنبال کاهش اثر منفی داده‌های پرت بوده‌اند در پژوهش حاضر از تبدیل نماییِ فاصلهٔ اقلیدسیِ وزن‌دار استفاده‌شده است (Farnam & Darehmiraki, 2023). در پایان، برخلاف همهٔ مطالعات فوق، در پژوهش حاضر برای تعیین تعداد بهینهٔ خوشه‌ها و ارزیابی مدل‌ها، از شاخص ژی-بنی (۱۹۹۱) استفاده‌شده است (Xie & Beni, 1991).

۳- روش‌شناسی پژوهش

۳-۱- اندازه‌گیری سرریزهای نوسانات جهت‌دار و عدم مشابهت

۳-۱-۱- اندازه‌گیری سرریزها

دیبولد و ییلماز (۲۰۰۹) پیشنهاد کردند که در یک فرآیند خودرگرسیو برداری (VAR)، شاخص‌های سرریز را می‌توان بر حسب تجزیهٔ واریانس خطای پیش‌بینی تعمیم‌یافته (GFEVD) محاسبه کرد (Pesaran & Shin, 1998) برای یک فرآیند N-متغیرهٔ VAR(P) کواریانس مانا ($i = 1, \dots, N$) به‌صورت زیر:

$$x_t = \sum_{p=1}^{P} \Phi_p x_{t-p} + \varepsilon_t , \quad t = 1, \dots, T \qquad (۱)$$

که Φ_p ماتریس پارامترها از بُعد $N \times N$ در وقفهٔ pام است و $\varepsilon_t \sim (0, \sum)$ بردار جملات خطا با توزیع i.i.d می‌باشد. از آنجاییکه برای اندازه‌گیری سرریزهای نوسانات، سری زمانی x_t می‌بایست شامل یک پراکسی از ریسک سهام نیز شود، به پیروی از پارکینسون (۱۹۸۰)، واریانس iامین سهام به‌صورت زیر محاسبه می‌شود (Parkinson, 1980):

$$\sigma_{it}^2 = \frac{1}{4\, ln\, 2}\left[ln\left(\frac{P_{it}^{max}}{P_{it}^{min}}\right)\right]^2 \qquad (۲)$$

که P_{it}^{max} و P_{it}^{min} قیمت‌های ماکزیمم و مینیمم در روز معاملاتی t هستند. فرآیند VAR(1) کواریانس مانا را می‌توان برحسب فرآیند میانگین متحرک برداری (VMA) نیز نوشت:

$$x_t = \sum_{p=0}^{\infty} A_p \varepsilon_{t-p} \qquad (۳)$$

که ماتریس ضرایب A_p از بُعد $N \times N$ بوده و از رابطهٔ‌بازگشتی $A_p = \sum_{s=1}^{p} A_{p-s}\Phi_s$ پیروی می‌کند؛ ضرایب میانگین‌متحرک مهم‌ترین مؤلفه برای محاسبهٔ شاخص‌های سرریز هستند.

برای محاسبهٔ شاخص‌های سرریز، دیبولد و یلماز (۲۰۱۲) رویکرد تجزیهٔ واریانس خطای پیش‌بینی تعمیم‌یافتهٔ H-گام به جلو[15] (GFEVD) را پیشنهاد کردند (Pesaran & Shin, 1998) که نشان‌دهندهٔ کسری از واریانس خطای H-گام به جلو $(h = 1, \dots, H)$ در پیش‌بینی سهام iام است که به علت بروز شوک به سهام jام می‌باشد $(i \neq j)$. پس، GFEVD مربوط به iامین سهام– به علت بروز شوک به سهام jام– را می‌توان به‌صورت زیر محاسبه نمود:

$$\theta_{ij}^{g}(H) = \frac{\sigma_{jj}^{-1}\sum_{h=0}^{H-1}\left(e_i' A_h \sum e_j\right)^2}{\sum_{h=0}^{H-1}\left(e_i' A_h \sum A_h' e_i\right)} \qquad (۴)$$

که θ_{ij}^{g}، تجزیهٔ واریانس خطای پیش‌بینی تعمیم‌یافتهٔ H-گام به جلو است؛ $\sum$، ماتریس واریانس بردار خطای ε_t است، σ_{jj}، انحراف معیار جملهٔ خطای معادلهٔ jام – ناشی از سهام jام – در فرآیند VAR است؛ e_i برداری انتخابی است که برای iامین درایه مقدار یک می‌گیرد و مقدار صفر را برای مابقی درایه‌ها اختیار می‌کند. در این رویکرد نتایج تجزیه‌های واریانس خطای پیش‌بینی، دیگر متأثر از رتبه‌بندی متغیرها در سیستم نخواهد بود (Pesaran & Shin, 1998). به‌منظور بهره‌برداری از اطلاعات موجود در ماتریس تجزیهٔ واریانس برای محاسبهٔ شاخص سرریز نوسانات، هر درایهٔ $\theta_{ij}^{g}(H)$ از ماتریس تجزیهٔ واریانس خطای پیش‌بینی در طول هر سطر از این ماتریس، نرمال می‌شود:

[15] H-step ahead Generalized Forecast Error Variance Decomposition

$$\tilde{\theta}_{ij}^{g}(H)=\frac{\theta_{ij}^{g}(H)}{\sum_{j=1}^{N}\theta_{ij}^{g}(H)} \quad (۵)$$

دراینصورت خواهیم داشت $\sum_{j=1}^{N}\tilde{\theta}_{ij}^{g}(H)=1$ و $\sum_{i,j=1}^{N}\tilde{\theta}_{ij}^{g}(H)=N$. از روابط فوق می‌توان شاخص سرریز نوسانات کل را بر اساس سهم سرریزهای نوسانات از سوی همه سهم‌ها (رابطهٔ (۵)) به کل واریانس خطای پیش‌بینی، تعریف نمود:

$$S^{g}(H)=\frac{\sum_{\substack{i,j=1\\ i\neq j}}^{N}\tilde{\theta}_{ij}^{g}(H)}{N}\times 100 \quad (۶)$$

اندازه‌گیری مقدار کل سرریزها درون یک بازار مالی (یا بین بازارهای مالی) نمی‌تواند برای اهداف خوشه‌بندی مفید واقع شود. از آنجاییکه، هر سهم خاص در یک بازار هم می‌تواند دهندهٔ سرریز به‌سوی سایر سهم‌ها باشد و هم دریافت‌کنندهٔ سرریز از سوی آن‌ها؛ در رویکردهای خوشه‌بندی، علاوه بر اندازهٔ سرریزها، اینکه سرریزها در چه جهتی سرایت می‌کنند نیز موردتوجه قرار دارد. شاخص‌های سرریز جهت‌دار این امکان را فراهم می‌کنند تا میزان سرریز نوسانات دریافت شده (داده‌شده) توسط سهام iام از سوی (به‌سوی) سایر سهم‌ها در سیستم به‌صورت زیر اندازه‌گیری شود:

$$S_{i\rightarrow}^{g}(H)=\frac{\sum_{\substack{j=1\\ j\neq i}}^{N}\tilde{\theta}_{ij}^{g}(H)}{N}\times 100 \quad (۷)$$

برای اندازه‌گیری سرریزهای نوسانات که سهام iام از سوی سایرین دریافت می‌کند، و:

$$S_{\rightarrow i}^{g}(H)=\frac{\sum_{\substack{j=1\\ j\neq i}}^{N}\tilde{\theta}_{ji}^{g}(H)}{N}\times 100 \quad (۸)$$

برای اندازه‌گیری سرریزهای جهت‌دار تولیدشده توسط سهام iام به‌سوی سایر سهم‌ها. براین اساس، رابطهٔ (۷) سرریز "از سوی" و رابطهٔ (۸) سرریز "به‌سوی"، تعریف می‌شوند.

۲-۱-۳- معیار عدم مشابهت بر اساس سرریزهای وزنی

در این پژوهش، عدم مشابهت بین سهم‌ها با توجه به توانایی آن‌ها در تولید و دریافت سرریزهای ریسک، محاسبه می‌شود. بنابراین، یک رویکرد بدیهی برای اندازه‌گیری عدم مشابهت بین دو سهم i و j، می‌تواند بر اساس فاصله‌های زیر باشد:

$$_{From}d_{ii'}^{2}= \quad (۹)$$

$$\left[S_{i\rightarrow}^{g}(H)-S_{i'\rightarrow}^{g}(H)\right]^{2}=\frac{\left[\sum_{\substack{j=1\\ j\neq i}}^{N}\tilde{\theta}_{ij}^{g}(H)-\sum_{\substack{j=1\\ j\neq i'}}^{N}\tilde{\theta}_{i'j}^{g}(H)\right]^{2}}{N^{2}}$$

این فاصله برحسب سرریز "از سوی" در رابطهٔ (۷) محاسبه می‌شود و:

$$_{to}d_{ii'}^{2} = \left[S_{\rightarrow i}^{g}(H) - S_{\rightarrow i'}^{g}(H)\right]^{2} = \frac{\left[\sum_{\substack{j=1 \\ j\neq i}}^{N}\tilde{\theta}_{ji}^{g}(H) - \sum_{\substack{j=1 \\ j\neq i'}}^{N}\tilde{\theta}_{ji'}^{g}(H)\right]^{2}}{N^{2}} \quad (۱۰)$$

این فاصله برحسب سرریز "به‌سوی" در رابطهٔ (۸(محاسبه می‌شود. درواقع، در پژوهش حاضر از این واقعیت استفاده می‌شود که سهم‌ها در یک بازار مفروض را می‌توان برحسب هر دوی اندازه و جهت سرریزها (روابط (۷(و (۸()، متمایز نمود. علت این است که سهم‌هایی کوچک در بازار می‌تواند وجود داشته باشد که مقدار بسیاری سرریز از سوی سایرین دریافت می‌کنند درحالی‌که مقدار اندکی سرریز به‌سوی آن‌ها می‌دهند؛ به همین صورت، تعداد زیادی سهام در بازار می‌تواند وجود داشته باشد که مقدار زیادی سرریز تولید می‌کنند درحالی‌که مقدار اندکی سرریز از سایرین دریافت می‌کنند. به‌هرحال در بازارهای واقعی، تمییز بین دهنده و گیرنده آسان نیست زیرا همهٔ سهم‌ها هم‌زمان تولیدکننده و دریافت‌کننده ولی با شدت‌های مختلف، هستند.

ازاین‌رو، برای محاسبهٔ یک معیار عدم مشابهت مناسب می‌باید هر دو معیار فاصلهٔ (۹(و (۱۰(همزمان باهم درنظرگرفته شوند. اما ازآنجایی‌که بسته به بازار خاص موردمطالعه، یکی از این دو بُعد سرریز می‌تواند از اهمیت بیشتری برای خوشه‌بندی برخوردار باشد اعمال مجموعه‌ای متفاوت از وزن‌ها بین سرریزهای "از سوی" و "به‌سوی"، موردنیاز می‌باشد. براین اساس، یک فاصلهٔ اقلیدسی مربعی وزن‌دار مشتمل‌بر یک سیستم وزن‌دهی مناسب برای هر دو مؤلفهٔ سرریز، در نظر گرفته می‌شود (D'Urso et al., 2016):

$$d_{ii'}^{2}(H) = \omega_{1}^{2}{}_{From}d_{ii'}^{2}(H) + \omega_{2}^{2}{}_{To}d_{ii'}^{2}(H) \quad (۱۱)$$

که $d_{ii'}^{2}(H)$ فاصلهٔ اقلیدسی مربعی وزن‌دار است؛ ${}_{From}d_{ii'}^{2}(H)$، فاصلهٔ اقلیدسی مربعی برحسب سرریز "از سوی" (۹(و ${}_{To}d_{ii'}^{2}(H)$، برحسب سرریز "به‌سوی" (۱۰(را مشخص می‌کنند؛ ω_1 و ω_2 عبارتند از وزن‌های مربوط به مؤلفه‌های سرریز "از سوی" و "به‌سوی". در اینجا فرض می‌شود $\omega_1 + \omega_2 = 1$ و $\omega_1, \omega_2 \geq 0$.

اصولاً، وزن‌های ω_1 و ω_2 را می‌توان به‌صورت ذهنی یا به‌طور عینی تعیین نمود. برخلاف رویکرد ذهنی که وزن‌ها با توجه به نظرات ذهنی یا نظرات متخصص تعیین می‌شوند؛ در رویکرد عینی، وزن‌ها در طی اجرای یک الگوریتم خوشه‌بندی مناسب، انتخاب می‌شوند. براین اساس در این پژوهش، با استفاده از سیستم وزن‌دهی عینی اجازه داده می‌شود تا داده‌ها خود مناسب‌ترین مجموعهٔ وزن‌ها را تعیین کنند.

متأسفانه ممکن است فاصلهٔ اقلیدسی مربعی (۱۱(در شرایط وجود داده‌های نویزی یا مقادیر پرت، از قوت آماری برخوردار نباشد (D'Urso et al., 2021; D'Urso et al., 2023; Wu & Yang, 2002). وجود مقادیر پرت در شاخص‌های سرریز امکان‌پذیر است.

به همین خاطر، وو و یانگ (۲۰۰۲) و دی ارسو و همکاران (۲۰۱۶)، یک روش خوشه‌بندی استوار بر مبنای تبدیل نمایی از عدم مشابهت، پیشنهاد کردند (D'Urso et al., 2016; Wu & Yang, 2002):

$$_{exp}d_{ii'}^{2}(H) = 1 - exp\left[-\beta d_{ii'}^{2}(H)\right] \quad (۱۲)$$

به‌طوری‌که β یک مقدار ثابت مثبت است و $d_{ii'}^{2}(H)$ معیار عدم مشابهت سرریز وزنی از رابطهٔ (۱۱(است. ازنظر مفهومی، در تبدیل نمایی از معیار فاصله، وزن‌های کوچک‌تر به اشیائی اختصاص داده می‌شود که در مجموعهٔ داده‌ها، نویزی هستند. مقدار β مطابق با رویکرد پیشنهادی وو و یانگ (۲۰۰۲) محاسبه می‌شود (Wu & Yang, 2002).

۲-۳- مدل‌های خوشه‌بندی فازی

مدل‌های خوشه‌بندی فازی مورداستفاده در این پژوهش برمبنای معیار عدم مشابهت وزنی ۱-۳-(۱۱)((۱۱(و تبدیل نمایی آن (۱۲(قرار دارند. بدین منظور، در ابتدا معیارهای سرریز جهت‌دار (۷(و (۸(برای هر سهم iام محاسبه می‌شود که داده‌های ورودی روش خوشه‌بندی محسوب می‌شوند. این داده‌های ورودی را می‌توان به‌صورت یک ماتریس $\mathbf{S} = \{s_i = [S_{i\rightarrow}^{g}(H), S_{\rightarrow i}^{g}(H)]\},\ i = 1, \dots, N$ از بُعد $N \times 2$ نمایش داد:

$$\boldsymbol{S} = \begin{bmatrix} S_{1\rightarrow}^{g}(H) & S_{\rightarrow 1}^{g}(H) \\ \vdots & \vdots \\ S_{i\rightarrow}^{g}(H) & S_{\rightarrow i}^{g}(H) \\ \vdots & \vdots \\ S_{N\rightarrow}^{g}(H) & S_{\rightarrow N}^{g}(H) \end{bmatrix} \quad (۱۳)$$

ستون‌ها، معیارهای سرریز "از سوی" (۷(و "به‌سوی" (۸(مربوط به N سهم هستند.

در این پژوهش، دو رویکرد PAM در نظر گرفته می‌شود که در آن‌ها نمونهٔ نمایندهٔ هر خوشه[16]، بانام مدوید، همان سهام واقعی است نه "اشیاء مجازی". این ویژگی قابلیت تفسیر خوشه‌ها و نمایندهٔ آن‌ها را امکان‌پذیر می‌سازد.

[16] Prototypes of each Cluster

دانشگاه شهید چمران اهواز
فصلنامه علمی پژوهش اقتصاد مقداری (بررسی های اقتصادی سابق)

۱-۲-۳- رویکرد C-مدویدهای فازی مبتنی بر سرریز نوسانات (VS-FCMdd)

با داشتن ماتریس **S** و معیار عدم مشابهت (۱۱)، واحدها را می‌توان با استفاده از رویکرد VS-FCMdd که بر پایهٔ مسئله کمینه‌سازی مربعی مقید قرار دارد، خوشه‌بندی نمود:

$$min: \mathcal{J}_{VS-FCMdd}(\boldsymbol{S}, \boldsymbol{U}, \omega_1, \omega_2) = \sum_{I=1}^{N} \sum_{c=1}^{C} u_{ic}^{m} d_{ic}^{2}(H) \quad (۱۴)$$

با قیود:

$$\sum_{c=1}^{C} u_{ic} = 1, \qquad \omega_1, \omega_2 \geq 0, \qquad \omega_1 + \omega_2 = 1 \quad (۱۵)$$

که در آن **U** ماتریس درجهٔ عضویت است؛ پارامتر $m \geq 1$ فازی بودن خوشه‌ها را کنترل می‌کند؛ $d_{ic}^{2}(H)$ عدم مشابهت وزنی بین iامین واحد و مدوید خوشهٔ cام است. منظور از درجهٔ عضویت u_{ic}، درجهٔ عضویت iامین واحد در خوشهٔ cام می‌باشد. اگر $m = 1$ باشد، رابطهٔ (۱۴) به رویکرد PAM غیر فازی (کلاسیک) تبدیل می‌شود، که سهام i متعلق به خوشه cام با عضویت باینری $u_{ic} = \{0, 1\}$، است؛ جواب‌های بهینه مسئله برای درجهٔ عضویت عبارت‌اند از:

$$u_{ic} = \frac{1}{\sum_{c'=1}^{C} \left[\frac{\omega_1^2 From\, d_{ic}^{2}(H) + \omega_2^2 To\, d_{ic}^{2}(H)}{\omega_1^2 From\, d_{ic}^{2}(H) + \omega_2^2 To\, d_{ic}^{2}(H)} \right]^{1/(m-1)}} \quad (۱۶)$$

و برای وزن‌ها:

$$\omega_1 = \frac{\sum_{i=1}^{N} \sum_{c=1}^{C} u_{ic}^{m} To\, d_{ic}^{2}(H)}{\sum_{i=1}^{N} \sum_{c=1}^{C} u_{ic}^{m} [From\, d_{ic}^{2}(H) + To\, d_{ic}^{2}(H)]} \quad (۱۷)$$

$$\omega_2 = \frac{\sum_{i=1}^{N} \sum_{c=1}^{C} u_{ic}^{m} From\, d_{ic}^{2}(H)}{\sum_{i=1}^{N} \sum_{c=1}^{C} u_{ic}^{m} [From\, d_{ic}^{2}(H) + To\, d_{ic}^{2}(H)]} \quad (۱۸)$$

جواب‌های بهینه با استفاده از روش ضرایب لاگرانژ به‌دست‌آمده‌اند. واضح است که رابطهٔ (۱۶) به دو رابطهٔ (۱۷) و (۱۸) بستگی دارد و برعکس؛ بنابراین، برای یافتن راه‌حل‌ها، یک الگوریتم تکراری موردنیاز است؛ بطوریکه در هر تکرار، میزان عضویت و نیز مدویدهای خوشه‌ها تغییر می‌کنند. اثبات این روابط در مقالهٔ دی ارسو و همکاران (۲۰۱۶) شرح داده‌شده است (D'Urso et al., 2016). مراحل موردنیاز برای اجرای الگوریتم VS-FCMdd به شرح **جدول ۱** است (Cerqueti et al., 2023).

جدول ۱. الگوریتم خوشه‌بندی VS-FCMdd
مأخذ: (Cerqueti et al., 2023)

Table 1. Clustering Algorithm VS-FCMdd
Source: (Cerqueti et al., 2023)

مرحلهٔ ۰: تخمین شاخص‌های سرریز جهت‌دار مطابق رابطه‌های (۷) و (۸)؛ مقداردهی اولیه برای تعداد خوشه‌ها C، برای ماکزیمم تعداد تکرار max.iter و برای توان درجهٔ عضویت (میزان فازی بودن) m. تولید تصادفی ماتریس درجهٔ عضویت **U** مشروط به محدودیت (۱۵) و متعاقباً انتخاب تعداد C مدوید از ماتریس داده‌ها **S** و تشکیل ماتریس H با درایه‌های s_c مربوط به مدوید خوشهٔ cام.

مرحلهٔ ۱: محاسبهٔ وزن‌های w مطابق روابط (۱۷) و (۱۸) از روی ماتریس‌های **U** و H که در تکرار قبل به‌دست‌آمده‌اند.

مرحلهٔ ۲: به‌روزرسانی ماتریس مدوید H: برای $c = 1, \dots, C$

$$q = \operatorname{argmin}_{1\le i'\le N} \sum_{i''=1}^{N} u_{i''c}^{m}\left[\omega_{1\,\mathrm{From}}^{2} d_{i'i''}^{2}(H) + \omega_{2\,\mathrm{To}}^{2} d_{i'i''}^{2}(H)\right]$$

قرار می‌دهیم $s_c = s_q$. به‌روزرسانی ماتریس **U** مطابق رابطهٔ (۱۶) از روی ماتریس به‌روزرسانی شدهٔ H (مرحلهٔ ۲) و وزن‌های w (مرحلهٔ ۱).

مرحلهٔ ۳: اگر تعداد تکرار برابر max.iter شود الگوریتم خاتمه می‌یابد، در غیراینصورت برو به مرحلهٔ ۱.

۲-۲-۳- رویکرد C-مدویدهای فازی نمایی مبتنی بر سرریز نوسانات (VS-E-FCMdd)

روش خوشه‌بندی استوار VS-E-FCMdd، از حل مسئله کمینه‌سازی زیر به‌دست می‌آید:

$$min: \mathscr{J}_{VS-E-FCMdd}(\boldsymbol{S}, \boldsymbol{U}, \omega_1, \omega_2) = \sum_{I=1}^{N}\sum_{c=1}^{C} u_{ic}^{m}\, exp\, d_{ic}^{2}(H) \qquad (۱۹)$$

با قیود:

$$\sum_{c=1}^{C} u_{ic} = 1, \qquad \omega_1, \omega_2 \geq 0, \qquad \omega_1 + \omega_2 = 1 \qquad (۲۰)$$

در این مورد $_{exp}d_{ic}^{2}(H)$ عدم مشابهت وزنی بین واحد iام و مدوید خوشهٔ cام تعریف می‌شود. چنانچه داشته باشیم $\omega_1 = \omega_2 = 0/5$ و $m = 1$، رابطهٔ (۱۹) به PAM غیر فازی تحت عدم مشابهت نمایی، تبدیل می‌شود (Wu & Yang, 2002). راه‌حل بهینه برای درجهٔ عضویت مربوط به مسئلهٔ (۱۹) با استفاده از روش ضرایب لاگرانژ به دست می‌آید (D'Urso et al., 2016):

$$u_{ic} = \frac{1}{\sum_{c'=1}^{C}\left[\frac{1-exp\left\{-\beta\left[\omega_{1From}^{2} d_{ic}^{2}(H)+\omega_{2To}^{2} a_{ic}^{2}(H)\right]\right\}}{1-exp\left\{-\beta\left[\omega_{1From}^{2} d_{ic}^{2}(H)+\omega_{2To}^{2} a_{ic}^{2}(H)\right]\right\}}\right]^{1/(m-1)}} \qquad (۲۱)$$

و برای وزن‌ها:

$$\omega_1 = \frac{\sum_{i=1}^{N}\sum_{c=1}^{C} u_{ic}^{m}\, To\, d_{ic}^{2}(H)\left[1-exp\, d_{ic}^{2}(H)\right]}{\sum_{i=1}^{N}\sum_{c=1}^{C} u_{ic}^{m}\left[From\, d_{ic}^{2}(H)+To\, d_{ic}^{2}(H)\right]\left[1-exp\, d_{ic}^{2}(H)\right]} \quad (۲۲)$$

$$\omega_2 = \frac{\sum_{i=1}^{N}\sum_{c=1}^{C} u_{ic}^{m}\, From\, d_{ic}^{2}(H)\left[1-exp\, d_{ic}^{2}(H)\right]}{\sum_{i=1}^{N}\sum_{c=1}^{C} u_{ic}^{m}\left[From\, d_{ic}^{2}(H)+To\, d_{ic}^{2}(H)\right]\left[1-exp\, d_{ic}^{2}(H)\right]} \quad (۲۳)$$

همچنین راه‌حل‌ها به‌طور تکراری به دست می‌آیند. الگوریتم مورداستفاده برای اجرای روش خوشه‌بندی استوار به شرح **جدول ۲** است.

β نیز بر طبق رویکرد پیشنهادی وو و یانگ (۲۰۰۲) به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\beta = \left[\frac{\sum_{i=1}^{N} d^{2}(X_i,\tilde{X}_q)}{N}\right]^{-1} = \quad (۲۴)$$

$$\left[\frac{\sum_{i=1}^{N} \omega^{2}\ From\, d_{ii'}^{2}(H) - (1-\omega)^{2}\ To\, d_{ii'}^{2}(H)}{N}\right]^{-1}$$

$$= \left[\frac{\sum_{i=1}^{N} \omega^{2}\left[S_{i\rightarrow}^{g}(H) - \tilde{S}_{q\rightarrow}^{g}(H)\right]^{2} - (1-\omega)^{2}\left[S_{\rightarrow i}^{g}(H) - \tilde{S}_{\rightarrow q}^{g}(H)\right]^{2}}{N}\right]^{-1}$$

بطوریکه

$$\tilde{X}_q = \left(\tilde{S}_{q\rightarrow}^{g}(H), \tilde{S}_{\rightarrow q}^{g}(H)\right): \quad (۲۵)$$

$$q = argmin_{1\le i\le N} \sum_{i=1}^{N} d^{2}\left(X_i, \tilde{X}_{i'}\right)$$

$\tilde{X}_q = \left(\tilde{S}_{q\rightarrow}^{g}(H), \tilde{S}_{\rightarrow q}^{g}(H)\right)$، مدوید واحد qام است که نزدیک‌ترین فاصله را با سایرین دارد (Wu & Yang, 2002). بر این اساس، معیار عدم مشابهت نمایی ۱-۳-(۱۲(وزن‌های بالاتر را به فاصله‌های پایین (بالا) که داده‌ها تغییرپذیری زیاد (کم) دارند، اختصاص می‌دهد.

جدول ۲. الگوریتم خوشه‌بندی VS-E-FCMdd
مأخذ: (Cerqueti et al., 2023)

Table 2. Clustering Algorithm VS-E-FCMdd
Source: (Cerqueti et al., 2023)

مرحلهٔ ۰: تخمین شاخص‌های سرریز جهت‌دار در رابطه‌های (۷(و (۸))۸)(۸(؛ مقداردهی اولیه برای تعداد خوشه‌ها C، ماکزیمم تعداد تکرار max.iter، توان درجهٔ عضویت m و محاسبهٔ مقدار β. تولید تصادفی ماتریس درجهٔ عضویت **U** مشروط به محدودیت (۲۰(و متعاقباً انتخاب تعداد C مدوید از ماتریس داده‌ها **S** و تشکیل ماتریس H با درایه‌های s_c مربوط به مدوید خوشهٔ cام.

مرحلهٔ ۱: محاسبهٔ وزن‌های w مطابق روابط (۲۲(و (۲۳(از روی ماتریس‌های **U** و H که در تکرار قبل به دست آمدند.

مرحلهٔ ۲: به‌روزرسانی ماتریس مدوید H: برای $c = 1, \dots, C$

$$q = \operatorname{argmin}_{1\le i'\le N} \sum_{i''=1}^{N} u_{i''c}^{m} \left\{1 - \exp\left[-\beta\left(\omega_{1\,\mathrm{From}}^{2} d_{i'i''}^{2}(H) + \omega_{2\,\mathrm{To}}^{2} d_{i'i''}^{2}(H)\right)\right]\right\}$$

قرار می‌دهیم $s_c = s_q$. به‌روزرسانی ماتریس **U** مطابق رابطهٔ (۲۱(از روی ماتریس به‌روزرسانی شدهٔ H (مرحلهٔ ۲) و وزن‌های w (مرحلهٔ ۱).

مرحلهٔ ۳: اگر تعداد تکرار برابر max.iter شود الگوریتم خاتمه می‌یابد، در غیراینصورت برو به مرحلهٔ ۱.

۴- یافته‌های پژوهش

۴-۱- خوشه‌بندی سری‌های زمانی بورس تهران

چارچوب نظری معرفی‌شده، برای خوشه‌بندی سری‌های زمانی بورس تهران، بکار برده می‌شود. جامعهٔ آماری در نظر گرفته‌شده شامل کلیهٔ شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس تهران است. مجموعهٔ نمونه، شامل سهام شرکت‌هایی می‌شود که سری زمانی روزانهٔ کاملی را طی بازهٔ ۱۳۸۷/۶/۵ تا ۱۴۰۲/۶/۵، فراهم می‌کنند. انتخاب شرکت‌ها به گونه‌ای است که تا حد امکان اکثر صنایع فعال در بورس تهران را پوشش دهد. اما سری زمانی هیچ‌کدام از شرکت‌ها از اندازهٔ یکسانی برخوردار نیست زیرا مشاهدات از تاریخ یکسانی شروع نمی‌شود و بنابراین اطلاعات برخی سری‌های زمانی تنها برای دورهٔ زمانی کوتاه‌تری موجود است. همان‌طور که دی ارسو و همکاران (۲۰۱۶) نشان داده‌اند طبقه‌بندی سری‌های زمانی با اندازه‌های متفاوت هم امکان‌پذیر است چراکه مدل‌سازی سری‌های زمانی در یک چارچوب پارامتریک (فرآیند VAR) انجام می‌شود (D'Urso et al., 2016). به‌این‌ترتیب، از بین شرکت‌هایی که بیشترین تعداد مشاهدات را طی بازهٔ زمانی مذکور تشکیل می‌دهند تعداد

N = 30 سهام که متعلق به ۲۷ صنعت است، به‌عنوان نمونهٔ آماری انتخاب گردید[۱۷] (جدول ۳). داده‌های مورد نیاز از نرم‌افزار ره‌آوردنوین۳ استخراج و کلیهٔ تجزیه‌وتحلیل‌ها بااستفاده از نرم‌افزارهای RStudio و MATLAB انجام‌شده‌اند.

جدول ۳. اسامی صنایع و نماد شرکت‌های منتخب
مأخذ: نتایج پژوهش

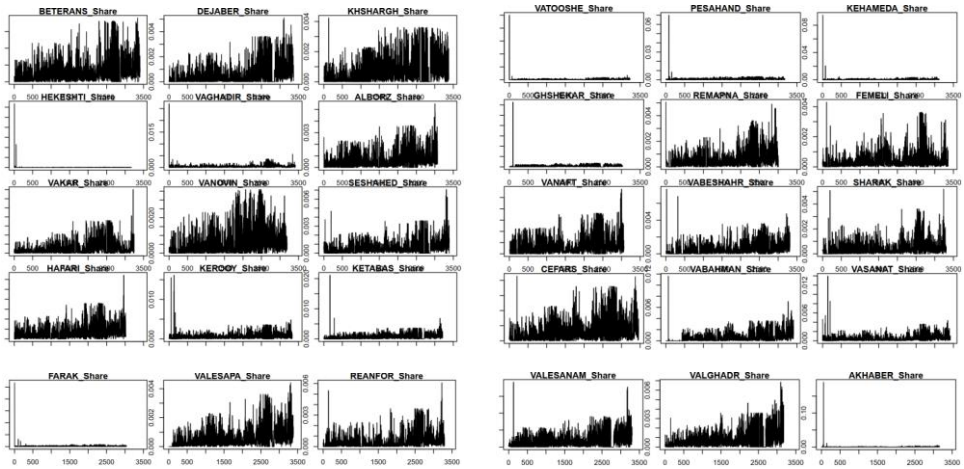
Table 3. Name of selected industries and symbols of selected companies
Source: Research results

نام صنعت	نماد شرکت	نام صنعت	نماد شرکت
واسطه‌گری‌های مالی و پولی	ولصنم	سرمایه‌گذاری‌ها	وصنعت
واسطه‌گری‌های مالی و پولی	ولغدر	واسطه‌گری‌های مالی و پولی	ولساپا
مخابرات	اخابر	رایانه	رانفور
محصولات فلزی	فاراک	دستگاه‌های برقی	بترانس
ماشین‌آلات و تجهیزات	وتوشه	دارویی	دجابر
لاستیک و پلاستیک	پسهند	خودرو و قطعات	خشرق
کانی غیرفلزی	کهمدا	حمل و نقل انبارداری و ارتباطات	حکشتی
قند و شکر	قشکر	چندرشته‌ای صنعتی	وغدیر
فنی و مهندسی	رمپنا	بیمه و بازنشستگی	البرز
فلزات اساسی	فملی	بانک‌ها و مؤسسات اعتباری	وکار
فرآورده‌های نفتی	ونفت	بانک‌ها و مؤسسات اعتباری	ونوین
غذایی بجز قند و شکر	وبشهر	انبوه‌سازی املاک و مستغلات	ثشاهد
شیمیایی	شاراک	استخراج نفت گاز جز اکتشاف	حفاری
سیمان آهک گچ	سفارس	استخراج کانه‌های فلزی	کروی
سرمایه‌گذاری‌ها	وبهمن	استخراج زغال‌سنگ	کطبس

(۲)تخمین‌های به‌دست‌آمده برای نوسانات سهام شرکت‌ها در **شکل ۱** به تصویر کشیده شده است. آماره‌های توصیفی شامل میانگین و واریانس لگاریتم قیمت‌های روزانهٔ ماکزیمم و مینیمم و همچنین متوسط مقدار نوسانات که از رابطهٔ (۲(برحسب درصد به‌دست‌آمده‌اند، در **جدول ٤ جدول ۲**گزارش‌شده است. ملاحظه می‌شود که سهام "پسهند" و "حکشتی" بیشترین مقدار نوسانات و سهام "فملی" و "وغدیر" پایین‌ترین متوسط مقدار نوسانات را طی دورهٔ زمانی پژوهش دارا هستند. هرچند که اکثر سهم‌ها

[۱۷] به دلیل بالا رفتن تعداد صفحات، امکان بررسی همهٔ شرکت‌ها و ارائهٔ گزارش برای همهٔ آن‌ها وجود نداشت. ر.ک. به (Cerqueti et al., 2023; D'Urso et al., 2015).

مقادیر نوسانات متوسط مشابهی را نشان می‌دهند، اما هدف اصلی در این پژوهش خوشه‌بندی مجموعهٔ داده‌ها بر اساس مقادیر مختلف سرریزهای نوسانات "از سوی" و "به‌سوی" سهم‌ها است.



شکل ۱. سری‌های زمانی نوسانات تخمین زده‌شدهٔ سهام شرکت‌های منتخب
مأخذ: رابطهٔ (۲(و نتایج پژوهش

Figure 1. Estimated volatility time series of stocks of selected companies
Source: Research results from ۲))

همان‌گونه که دیبولد و ییلماز (۲۰۱۲) نشان داده‌اند شاخص‌های سرریز چندان تحت تأثیر انتخاب مرتبهٔ P در مدل VAR و انتخاب افق H-گام به جلو برای محاسبهٔ GFEVD قرار نمی‌گیرند (Diebold & Yilmaz, 2012). این محققین، افق $H = 10$ را در پژوهش خود پیشنهاد کرده‌اند. براین اساس و در این پژوهش برطبق معیار اطلاعات آکاییک (AIC)، وقفهٔ بهینهٔ $P = 5$ انتخاب می‌شود. سپس، تخمین‌های دو شاخص سرریز نوسانات "از سوی" و "به‌سوی" برحسب درصد، در **جدول ۵** ۰نشان داده می‌شود.

از **جدول ۵**، ملاحظه می‌شود که سهام "حکشتی" و "قشکر" به دلیل داشتن به ترتیب مقدار بسیار بزرگ و مقدار کوچک از هر دو معیار سرریز، پرت محسوب می‌شوند.

دانشگاه شهید چمران اهواز
فصلنامه علمی پژوهش‌های اقتصاد مقداری (بررسی‌های اقتصادی سابق)

○ **جدول ۴.** آماره‌های توصیفی قیمت سهام شرکت‌های منتخب
مأخذ: نتایج پژوهش

Table 4. Descriptive Statistics of log prices of stocks of selected companies
Source: Research results

	تعداد مشاهدات	ماکزیمم قیمت		مینیمم قیمت		میانگین
		میانگین	انحراف معیار	میانگین	انحراف معیار	نوسانات (%)
ولصنم	۳۴۵۸	۶/۷۱۷	۰/۸۶۵۱	۶/۶۷۹۴	۰/۸۵۸۹	۰/۰۷۱۹
ولغدر	۳۴۱۵	۶/۵۸۳۶	۱/۱۵۰۵	۶/۵۴۳۷	۱/۱۴۳۸	۰/۰۷۸۳
اخابر	۳۴۱۳	۷/۳۱۱۳	۱/۱۵۹۸	۷/۲۸۲۱	۱/۱۵۲۶	۰/۰۵۰۳
فاراک	۳۴۰۵	۶/۷۴۲۱	۰/۶۱۶۹	۶/۷۰۳۹	۰/۶۱۴۳	۰/۰۷۳۹
وتوشه	۳۳۹۲	۶/۰۳۶۳	۱/۸۲۴۷	۶/۰۰۱۳	۱/۸۱۵۳	۰/۰۶۶۱
پسهند	۳۳۸۳	۸/۰۱۹۵	۱/۵۴۴۲	۷/۹۷۹۳	۱/۵۳۸۸	۰/۰۸۱۲
کهمدا	۳۳۷۸	۶/۳۹۰۲	۱/۳۲۴۱	۶/۳۵۵۷	۱/۳۱۷۰	۰/۰۶۵۷
قشکر	۳۳۶۹	۵/۹۹۱۹	۱/۳۲۵۴	۵/۹۵۳۹	۱/۳۲۲۱	۰/۰۷۶۹
رمپنا	۳۳۵۸	۷/۲۳۹۲	۱/۴۶۸۶	۷/۲۰۵۸	۱/۴۵۹۹	۰/۰۵۵۰
فملی	۳۳۳۴	۶/۵۷۸۷	۱/۰۱۸۵	۶/۵۵۰۴	۱/۰۱۶۱	۰/۰۴۰۲
ونفت	۳۳۱۶	۶/۶۶۰۲	۱/۰۸۰۶	۶/۶۲۳۸	۱/۰۷۳۱	۰/۰۶۶۸
وبشهر	۳۳۰۹	۷/۱۰۴۳	۱/۰۴۵۲	۷/۰۷۱۱	۱/۰۳۶۵	۰/۰۵۸۹
شاراک	۳۳۰۴	۷/۶۷۹۱	۱/۵۶۶۵	۷/۶۴۹۶	۱/۵۶۰۰	۰/۰۴۴۰
سفارس	۳۲۴۴	۷/۲۶۱۶	۱/۴۴۵۶	۷/۲۲۷۳	۱/۴۳۸۵	۰/۰۵۸۹
وبهمن	۳۲۲۶	۵/۷۸۲۶	۱/۳۳۹۸	۵/۷۵۰۸	۱/۳۲۹۳	۰/۰۶۰۸
وصنعت	۳۲۱۱	۵/۸۷۳۱	۰/۹۷۰۲	۵/۸۴۰۲	۰/۹۶۲۸	۰/۰۵۳۷
ولساپا	۳۱۹۱	۶/۷۷۵۹	۰/۴۹۶۲	۶/۷۴۱۴	۰/۴۸۸۶	۰/۰۵۸۲
رانفور	۳۱۷۹	۶/۵۹۱۱	۱/۶۲۹۸	۶/۵۶۲۳	۱/۶۲۱۸	۰/۰۴۶۸
بترانس	۳۱۷۰	۶/۶۰۷۹	۰/۷۲۵۸	۶/۵۷۳۶	۰/۷۲۰۷	۰/۰۵۷۴
دجابر	۳۱۶۳	۷/۲۸۲۹	۱/۴۷۹۱	۷/۲۵۳۱	۱/۴۶۸۷	۰/۰۵۴۱
خشرق	۳۰۶۳	۷/۳۹۷۲	۱/۰۲۵۰	۷/۳۶۱۱	۱/۰۱۷۸	۰/۰۷۱۲
حکشتی	۳۱۸۱	۷/۱۹۶۷	۱/۱۹۲۱	۷/۱۶۶۱	۱/۱۸۴۲	۰/۰۷۹۷
وغدیر	۳۰۲۶	۷/۱۲۰۸	۱/۳۹۰۹	۷/۰۹۰۸	۱/۳۸۶۸	۰/۰۴۳۱
البرز	۳۴۱۸	۵/۳۲۳۷	۱/۳۷۴۲	۵/۲۸۷۷	۱/۳۶۷۷	۰/۰۶۳۵
وکار	۳۰۰۳	۶/۴۲۸۹	۰/۷۹۸۹	۶/۳۹۹۰	۰/۷۹۶۲	۰/۰۴۸۹
ونوین	۳۲۹۶	۶/۹۸۳۱	۰/۸۲۲۴	۶/۹۵۱۵	۰/۸۱۴۱	۰/۰۵۴۴
ثشاهد	۳۱۲۰	۷/۲۲۶۷	۱/۳۶۸۱	۷/۱۹۱۹	۱/۳۶۳۸	۰/۰۶۰۸
حفاری	۳۰۴۰	۷/۲۴۹۱	۰/۹۰۹۷	۷/۲۱۲۰	۰/۹۰۲۶	۰/۰۶۵۳
کروی	۳۰۱۹	۶/۴۹۸۲	۱/۲۳۲۳	۶/۴۶۱۳	۱/۲۲۸۲	۰/۰۶۵۶
کطبس	۳۰۷۳	۷/۲۱۵۱	۱/۵۴۷۲	۷/۱۷۷۵	۱/۵۳۷۷	۰/۰۷۴۰

شکل ۲، نتایج **جدول ۵** را برحسب مقادیر استانداردشده، به تصویر می‌کشد: سهامی که مقادیر (استاندارد شده) سرریز بالای صفر دارد، سرریز را بیشتر از متوسط، به دیگران می‌دهد (دریافت می‌کند)؛ درحالیکه سهامی با مقادیر (استاندارد شده) سرریز کمتر از صفر، سرریز را کمتر از مقدار متوسط، به دیگر سهم‌ها می‌دهد (دریافت می‌کند). با نگاه به **شکل ۲** از سمت محور x (سرریز "از سوی")، تفاوت بین سهام شرکت‌ها بیشتر نمایان می‌شود؛ سهام "حکشتی"، "اخابر" و "کهمدا" دورتر از سایر سهم‌ها و در گوشهٔ سمت راست و بالای نمودار تنها قرارگرفته‌اند. واضح است که این سهم‌ها واحدهای پرت محسوب می‌شوند. به‌هرحال دیده می‌شود که سهام شرکت "قشکر" با داشتن مقادیر خیلی کوچک برای هر دو معیار سرریز "از سوی" و سرریز "به سوی"، در گوشهٔ سمت چپ و پایین نمودار تنها قرارگرفته است. درواقع، این شرکت هم می‌تواند یک کاندید برای واحد پرت محسوب شود اما پرت بودن سه سهام مذکور مشهودتر است.

در این پژوهش به علت وجود سهام کاندید به‌عنوان واحد پرت، عملکرد دو مدل VS-FCMdd و VS-E-FCMdd در فرآیند خوشه‌بندی فازی مقایسه می‌گردد. برای انتخاب تعداد بهینهٔ خوشه‌ها نیز از شاخص ژی-بنی استفاده می‌شود (Xie & Beni, 1991)؛ به این صورت که دو الگوریتم خوشه‌بندی به ازای مقادیر $C = \{2, 3, 4, 5\}$ و $m = 1/5$ اجرا و شاخص ژی-بنی محاسبه می‌شود. بر طبق نتایج در **شکل ۳**، مقدار شاخص ژی-بنی تحت هر دوی این مدل‌ها در $C = 2$ مینیمم می‌شود. لازم به ذکر است که مقدار این شاخص در $C = 5$ و برای مدل VS-FCMdd، بی‌نهایت بدست آمده است. همچنین، مدل VS-FCMdd وزن‌های $\omega_1 = 0/30$ و $\omega_2 = 0/70$ و مدل استوار VS-E-FCMdd وزن‌های $\omega_1 = 0/82$ و $\omega_2 = 0/18$ را به معیار عدم مشابهت (۱۱)، اختصاص می‌دهند.

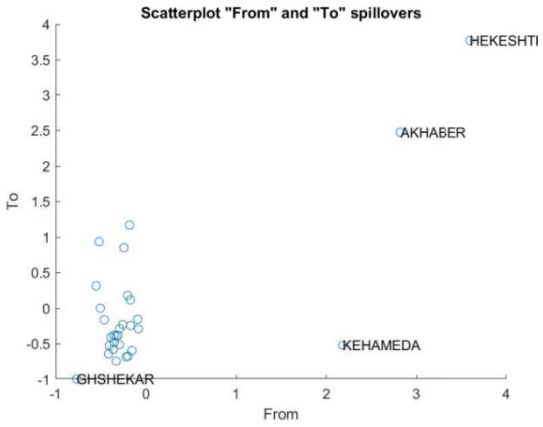
در **جدول ٦** نتایج حاصل برای مدویدهای هر خوشه و درجهٔ عضویت سهم‌ها نشان داده‌شده است. یک تفاوت قابل توجه در نتایج به دست آمده از دو مدل خوشه‌بندی برای واحدهای پرت مشاهده می‌شود؛ درجهٔ عضویت حاصل شده از مدل VS-E-FCMdd در مقایسه با مدل VS-FCMdd برای همهٔ سهم‌ها و در هر دو خوشه کوچک‌تر است. بالأخص، مدل VS-FCMdd، دو سهام "حکشتی" و "اخابر" را به خوشهٔ ۲، به ترتیب با درجهٔ عضویت ۰/۵۸۴۲ و ۰/۶۱۲۱ و سهام "کهمدا" را به خوشهٔ ۱ با درجهٔ عضویت ۰/۶۴۵۳

فصلنامه علمی پژوهش اقتصاد مقداری (بررسی های اقتصادی سابق)

جدول ۵. تخمین سرریزهای نوسانات جهت‌دار: "از سوی" و "به‌سوی" سایر سهام
مأخذ: نتایج پژوهش

Table 5. Estimations of Directional spillover volatilities: "From" and "To" others
Source: Research results

سهام	"از سوی"	"به‌سوی"
ولصنم	۰/۳۲۱۱	۰/۳۴۷۶
ولغدر	۰/۳۰۱۷	۰/۳۰۹۳
اخابر	۱/۴۸۲۸	۱/۱۱۹۵
فاراک	۰/۳۶۱۴	۰/۶۸۰۹
وتوشه	۰/۳۸۳۸	۰/۷۶۶۹
پسهند	۰/۲۴۸۳	۰/۵۳۵۹
کهمدا	۱/۲۴۸۸	۰/۳۱۰۶
قشکر	۰/۱۶۹۱	۰/۱۸۱۷
رمپنا	۰/۳۷۶۰	۰/۴۹۹۴
فملی	۰/۳۳۶۷	۰/۳۴۸۰
ونفت	۰/۳۴۳۶	۰/۳۷۳۶
وبشهر	۰/۳۷۰۰	۰/۲۶۵۷
شاراک	۰/۳۲۱۹	۰/۳۲۱۱
سفارس	۰/۳۲۹۷	۰/۲۴۹۹
وبهمن	۰/۳۰۸۷	۰/۳۴۰۷
وصنعت	۰/۳۵۵۹	۰/۳۸۸۹
ولساپا	۰/۳۸۷۴	۰/۴۸۲۸
رانفور	۰/۲۸۱۷	۰/۴۰۷۱
بترانس	۰/۳۱۸۴	۰/۲۹۴۶
دجابر	۰/۴۱۹۸	۰/۳۷۲۱
خشرق	۰/۳۲۹۷	۰/۳۴۵۸
حکشتی	۱/۷۶۸۱	۱/۴۶۹۸
وغدیر	۰/۳۸۸۲	۰/۳۸۴۹
البرز	۰/۳۷۷۷	۰/۲۶۸۹
وکار	۰/۳۴۲۶	۰/۳۱۲۴
ونوین	۰/۲۹۸۷	۰/۲۷۷۴
ثشاهد	۰/۳۹۳۵	۰/۲۸۹۹
حفاری	۰/۴۱۷۴	۰/۴۰۹۱
کروی	۰/۲۶۰۴	۰/۷۰۳۹
کطبس	۰/۲۶۵۷	۰/۴۵۰۸



شکل ۲. نمودار پراکندگی شاخص‌های سرریز نوسان‌پذیری "از سوی" و "به‌سوی" (استاندارد شده). سهام شرکت‌های "حکشتی"، "اخابر"، "کهمدا" و "قشکر" بر اساس هر دوی این شاخص‌ها پرت محسوب می‌شود.

مأخذ: یافته‌های پژوهش

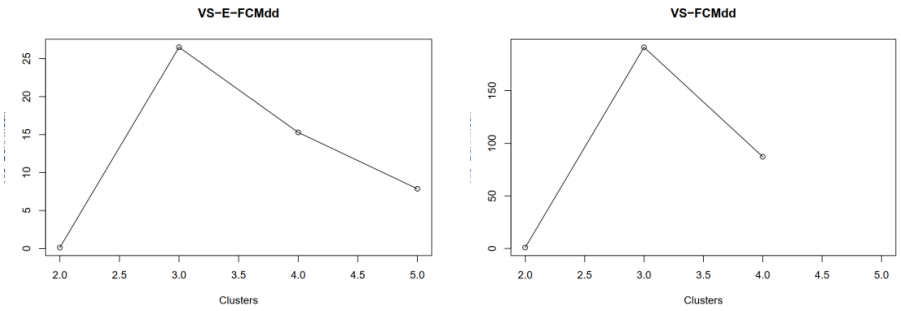
Figure 2. Scatterplot of "From" and "To" volatility spillover indicators (in standardized value). Both indicators suggest that the HEKESHTI, AKHABER, KEHAMEDA, and GHGHSHEKAR stocks are outliers.

Source: Research results

اختصاص می‌دهد؛ اما مدل استوار VS-E-FCMdd این سهم‌ها را به هر دو خوشهٔ ۱ و ۲ با درجهٔ عضویت ۰/۵ اختصاص می‌دهد؛ علت آن به اثرات هموارکنندگی تبدیل نمایی از عدم مشابهت (رابطهٔ (۱۱)، مربوط می‌شود. به بیان دیگر، مدل VS-E-FCMdd واحدهای پرت را با اختصاص درجهٔ عضویتی نزدیک به مقدار $1/C$ شناسایی می‌کند که در یک چارچوب مبتنی بر رویکرد استوار، دور از انتظار نخواهد بود؛ برعکس، مدل VS-FCMdd به اشتباه واحد پرت را به خوشهٔ با درجهٔ عضویت بالاتر، اختصاص می‌دهد.

بعلاوه، مدل VS-E-FCMdd یک درجهٔ عضویت کوچک حدود ۰/۵ را برای سهام "قشکر" نیز اختصاص داده است. به دلیل اینکه مقادیر سرریز جهت‌دار "از سوی" و "به‌سوی" برای این سهام در مقایسه با سایرین پایین‌تر بوده است، در سمت پایین و چپ ۰ قرارگرفته است.

اما مدل VS-FCMdd سهام "قشکر" را به خوشهٔ ۱ با درجهٔ عضویت بالاتر ۰/۸۳۷۸ اختصاص می‌دهد. در کنار نتایج خوشه‌بندی فوق، با مراجعه به ۰ می‌توان اینگونه



شکل ۳. مقادیر شاخص ژی-بنی (۱۹۹۱) (محور y) حاصل از تعداد خوشه‌های مختلف (محور x) به تصویر کشیده شده است. شکل سمت راست مربوط به مدل VS-FCMdd و شکل سمت چپ مربوط به مدل VS-E-FCMdd است. تعداد بهینهٔ خوشه عددی است که شاخص ژی-بنی را مینیمم می‌سازد. برای مدل VS-FCMdd، مقدار این شاخص در $C = 5$ بی‌نهایت شده است.

مأخذ: یافته‌های پژوهش

Figure 3. the Xie-Beni index obtained for different values of clusters is depicted. VS-FCMdd is in the right and VS-E-FCMdd is in the left. The optimal number of clusters minimizes the Xie-Beni index. For the VS-FCMdd, the value of this index at C=5 is Infinite.

Source: Research results

استدلال نمود که به هر حال این سهام از لحاظ سرریزهای نوسانات واحد پرت محسوب می‌شود. سهام "قشکر" جزو دسته شرکت‌هایی در بورس تهران است که از ارزش بازاری کوچکی برخوردار می‌باشد؛ ازاین‌رو هر دو مقدار سرریز جهت‌دار برای این سهام کمترین مقدار را دارد؛ علی‌رغم اینکه این سهام بیشتر از مقداری که از دیگران دریافت می‌کند، به آن‌ها سرریز می‌دهد اما این مقدار هم از سایر سهم‌ها بسیار کوچک‌تر است. بنابراین، به نظر می‌رسد افراز حاصل شده از VS-FCMdd از قدرت توضیح دهندگی ضعیف‌تری نسبت به افراز حاصل از مدل استوار، برخوردار است.

همچنین، از ۰ ملاحظه می‌شود که در مدل خوشه‌بندی VS-FCMdd، واحدهای فازی دیگری، بجز آن‌هایی که می‌توان به عنوان پرت در نظر گرفت، وجود ندارد.

در مقابل، در مدل VS-E-FCMdd سهم‌های "وتوشه"، "فاراک"، "کروی" و "پسهند" فازی هستند زیرا درجهٔ عضویت بسیار پایین دارند و می‌توانند به خوشهٔ ۱ و خوشهٔ ۲ متعلق باشند (D'Urso et al., 2013).

جدول ۶. نتایج حاصل از خوشه‌بندی بر اساس مدل‌های FCMdd و Exp-FCMdd: مدویدها و درجات عضویت
مأخذ: نتایج پژوهش

Table 6. Clustering results from FCMdd AND Exp-FCMdd: Medoids and membership degrees

Source: Research results

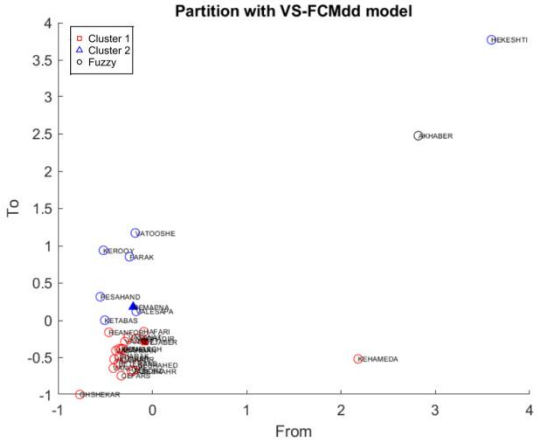
سهام	VS-FCMdd		VS-E-FCMdd	
	دجابر (خوشهٔ ۱)	رمپنا (خوشهٔ ۲)	وصنعت (خوشهٔ ۱)	ونفت (خوشهٔ ۲)
ولصنم	۰/۹۸۹۷	۰/۰۱۰۲	۰/۱۴۸۹	۰/۸۵۱۱
ولغدر	۰/۹۷۰۱	۰/۰۲۹۹	۰/۲۶۹۶	۰/۷۳۰۴
اخابر	۰/۳۸۷۹	۰/۶۱۲۱	۰/۵	۰/۵
فاراک	۰/۱۰۵۷	۰/۸۹۴۳	۰/۵۷۷۳	۰/۴۲۲۷
وتوشه	۰/۱۷۳۷	۰/۸۲۶۳	۰/۵۷۸۲	۰/۴۲۱۸
پسهند	۰/۰۱۷۸	۰/۹۸۲۲	۰/۴۰۹۵	۰/۵۹۰۵
کهمدا	۰/۶۴۵۳	۰/۳۵۴۷	۰/۵۰۰۰	۰/۴۹۹۹
قشکر	۰/۸۳۷۸	۰/۱۶۲۲	۰/۴۴۶۵	۰/۵۵۳۵
رمپنا	۰	۱	۰/۷۶۶۷	۰/۲۳۳۳
فملی	۰/۹۹۳۶	۰/۰۰۶۴	۰/۰۳۰۱	۰/۹۶۹۹
ونفت	۰/۹۹۵۵	۰/۰۰۴۵	۰	۱
وبشهر	۰/۹۵۵۵	۰/۰۴۴۵	۰/۶۴۳۵	۰/۳۵۶۵
شاراک	۰/۹۸۱۹	۰/۰۱۸۰	۰/۱۶۲۶	۰/۸۳۷۴
سفارس	۰/۹۳۵۶	۰/۰۶۴۴	۰/۲۵۱۴	۰/۷۴۸۶
وبهمن	۰/۹۸۴۵	۰/۰۱۵۵	۰/۲۲۹۴	۰/۷۷۰۶
وصنعت	۰/۹۹۳۰	۰/۰۰۷۰	۱	۰
ولساپا	۰/۰۰۰۶	۰/۹۹۹۴	۰/۷۵۳۳	۰/۲۴۶۷
رانفور	۰/۸۲۱۰	۰/۱۷۹۰	۰/۳۳۵۶	۰/۶۶۴۴
بترانس	۰/۹۶۶۶	۰/۰۳۳۴	۰/۲۰۸۵	۰/۷۹۱۵
دجابر	۱	۰	۰/۶۶۳۲	۰/۳۳۶۸
خشرق	۰/۹۹۱۷	۰/۰۰۸۳	۰/۰۸۱۰	۰/۹۱۹۰
حکشتی	۰/۴۱۵۸	۰/۵۸۴۲	۰/۵	۰/۵
وغدیر	۰/۹۹۹۳	۰/۰۰۰۷	۰/۷۸۴۴	۰/۲۱۵۶
البرز	۰/۹۵۹۱	۰/۰۴۰۹	۰/۶۷۳۹	۰/۳۲۶۱
وکار	۰/۹۸۲۷	۰/۰۱۷۳	۰/۱۳۶۸	۰/۸۶۳۲
ونوین	۰/۹۴۹۰	۰/۰۵۱۰	۰/۲۹۱۷	۰/۷۰۸۳
ثشاهد	۰/۹۷۶۰	۰/۰۲۴۰	۰/۶۸۹۴	۰/۳۱۰۶
حفاری	۰/۹۷۴۵	۰/۰۲۵۵	۰/۶۷۳۰	۰/۳۲۷۰
کروی	۰/۱۲۹۶	۰/۸۷۰۴	۰/۴۴۰۳	۰/۵۵۹۷
کطبس	۰/۱۵۹۳	۰/۸۴۰۷	۰/۳۷۴۴	۰/۶۲۵۶

دانشگاه شهید چمران اهواز
فصلنامه علمی پژوهش‌های اقتصاد مقداری (بررسی‌های اقتصادی سابق)

ازآنجایی‌که این سهم‌ها در بین سایر سهم‌ها و در مرکز ۰ قرارگرفته‌اند، واحدهای فازی واقعی به نظر می‌رسند.

به منظور بررسی افرازها با جزئیات بیشتر، نتایج خوشه‌بندی‌های فوق در ۰**شکل ٤** و ۰**شکل ٥**۰ به تصویر کشیده شده است. سهم‌هایی که متعلق به هر کدام از دو خوشه هستند با رنگ قرمز و آبی مشخص شده‌اند، اما سهم‌های با درجهٔ عضویت بسیار پایین، با رنگ سیاه مشخص شده‌اند. به نظر می‌رسد افراز به دست آمده از مدل VS-E-FCMdd، یک الگوی سرریز "کم" را در مقابل سرریز "زیاد" نشان می‌دهد؛ به این صورت که سهم‌های قرارگرفته در سمت راست و بالای نمودار دارای سطوح سرریز "زیاد" و سهم‌های قرارگرفته در سمت راست و پایین نمودار سهم‌هایی هستند که از سطوح "کم" سرریز برخوردار می‌باشند. اما در مقابل، افزار به دست آمده از مدل VS-FCMdd، مشاهدات را به دو خوشه، یک خوشه با سرریز "از سوی" زیاد و خوشهٔ دیگر با سرریز "از سوی" کم، گروه‌بندی نموده است؛ سهم‌های قرارگرفته در سمت راست و پایین نمودار دارای سطوح سرریز "از سوی" زیاد ("به سوی" کم) و سهم‌های قرارگرفته در سمت چپ و بالای نمودار سهم‌هایی هستند که از سطوح "از سوی" کم ("به سوی" زیاد) برخوردار هستند.

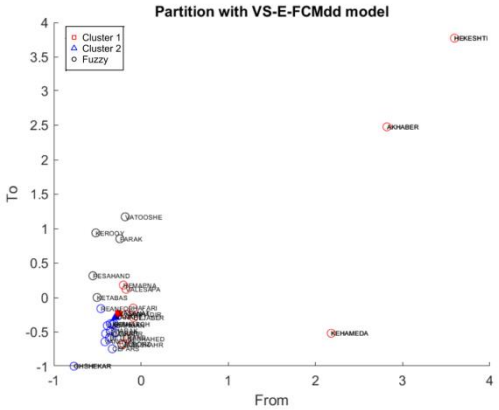
شکل ٤ افزارهای به دست آمده از مدل VS-FCMdd که یک مدل استوار نیست را نشان می‌دهد. ملاحظه می‌شود که سهام "حکشتی" به خوشهٔ ۲ با رنگ آبی و سهام "کهمدا" و "قشکر" به خوشهٔ ۱ با رنگ قرمز اختصاص داده‌شده‌اند؛ هر چند که این سهم‌ها از مدویدهای خوشهٔ مربوطه که به‌ترتیب با مربع قرمز رنگ و مثلث آبی رنگ مشخص شده‌اند، خیلی فاصله دارند. افراز فوق 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؛ سهام "اخابر" علی‌رغم داشتن مقادیر زیاد سرریزهای "از سوی" و "به سوی"، به دلیل اینکه درجهٔ عضویتی کمتر دارد، فازی محسوب می‌شود که با رنگ سیاه نشان داده‌شده است؛ در واقع، سهام "اخابر" که در نقطهٔ میانهٔ دو افراز مشخص شده در **شکل ٤** قرارگرفته به عنوان واحد فازی تشخیص داده‌شده است.



شکل ۴. افرازهای به دست آمده از VS-FCMdd. سهم‌های قرارگرفته در خوشهٔ ۱ و خوشهٔ ۲ به ترتیب با رنگ قرمز و رنگ آبی مشخص شده‌اند. سهم‌های با رنگ سیاه واحدهایی را مشخص می‌کنند که درجهٔ عضویت بسیار کوچک دارند که براین اساس می‌توانند به عنوان واحدهای فازی در نظر گرفته شوند.
مأخذ: یافته‌های پژوهش و (Cerqueti et al., 2023)

Figure ۴ . Partitions estimated from VS-FCMdd. The stocks in clusters 1 and 2 are indicated in red and blue, respectively. The black stocks are units with low degrees of membership, which could be considered fuzzy units.
Source: Research results and (Cerqueti et al., 2023)

برعکس، **شکل ۵** نشان می‌دهد که مدل VS-E-FCMdd یک افراز به دو خوشه با سرریزهای جهت‌دار "کم" در مقابل سرریزهای جهت‌دار "زیاد" را نتیجه می‌دهد؛ اما مشاهدات حدی را از این خوشه‌بندی جدا کرده است. درواقع، سهم‌های قرارگرفته در قسمت بالا و چپ **شکل ۵**، با رنگ سیاه مشخص شده‌اند و باقیماندهٔ سهم‌ها به خوشه‌ها اختصاص داده‌شده‌اند. ازاین‌رو، می‌توان به افراز قابل قبول‌تری برحسب خوشه‌های "کم" و "زیاد" (ازنظر سرریز) دست یافت. بر طبق افراز حاصل از مدل VS-E-FCMdd، سهم‌های "وتوشه"، "فاراک"، "کروی" و "پسهند"، فازی به دست آمده‌اند. این سهم‌ها مقدار سرریز جهت‌دار "از سوی" زیر صفر دارند، اما مقدار سرریز "به سوی" بالای صفر دارند. به علاوه، همهٔ سهم‌های مشخص شده با رنگ قرمز و آبی در **شکل ۵**، حول مدویدهای خوشهٔ متعلق به آن بطور فشرده‌تر قرارگرفته‌اند. ازاین‌رو، به نظر می‌رسد مدل خوشه‌بندی استوار عملکرد برتری در خوشه‌بندی مجموعهٔ داده‌ها دارد.



شکل ۵. افرازهای به دست آمده از VS-E-FCMdd. سهم‌های قرارگرفته در خوشهٔ ۱ و خوشهٔ ۲ به ترتیب با رنگ قرمز و رنگ آبی مشخص شده‌اند. سهم‌های با رنگ سیاه واحدهایی را مشخص می‌کنند که درجهٔ عضویت بسیار پایین دارند که براین اساس می‌توانند به عنوان واحدهای فازی در نظر گرفته شوند.
مأخذ: یافته‌های پژوهش و (Cerqueti et al., 2023)

Figure 5. Partitions estimated from VS-E-FCMdd. The stocks in clusters 1 and 2 are indicated in red and blue, respectively. The black stocks are units with low degrees of membership, which could be considered fuzzy units.
Source: Research results and (Cerqueti et al., 2023)

۵- نتیجه‌گیری

ارائهٔ یک تعریف مناسب از معیار عدم مشابهت میان سری‌های زمانی در مدل‌های خوشه‌بندی مبتنی بر عدم مشابهت از اهمیت زیادی برخوردار است. هنگامی که سری‌های زمانی مالی مورد توجه باشد، برای رسیدن به یک خوشه‌بندی قابل‌قبول، قواعد تجربی سری‌های زمانی مالی نیز می‌باید موردتوجه قرار بگیرد. در بخش ادبیات نظری بسیاری از رویکردهای خوشه‌بندی که این قوانین تجربی را درنظرگرفته‌اند، معرفی گردید. با این حال، هنوز هم قوانین تجربی مهمی وجود دارد که تاکنون برای خوشه‌بندی در نظر گرفته نشده‌اند، اما از اهمیت خاصی برای متخصصین در صنعت مالی و سیاست‌گذاران برخوردار هستند. یکی از این موارد سرریز نوسانات است.

سهم اصلی پژوهش حاضر در ادبیات مربوطه، معرفی دو مدل خوشه‌بندی فازی مبتنی بر درجه و جهت سرریز نوسانات است. ازنقطه‌نظر روش‌شناسی، در پژوهش حاضر سرریزهای نوسانات جهت‌دار با استفاده از رویکرد تجزیهٔ واریانس خطای پیش‌بینی (GFEVD) اندازه گرفته می‌شوند. یک معیار عدم مشابهت بین سهم‌ها نیز بر اساس

سرریزهای نوسانات جهت‌دار معرفی می‌شود. سپس در یک چارچوب فازی، دو مدل خوشه‌بندی PAM پیشنهاد می‌شود که مجموعهٔ وزن‌های بهینه را به‌طور تکراری محاسبه می‌کند بطوریکه بر اساس آن درجهٔ عضویت که گروه‌بندی نهایی مشاهدات را تعیین می‌کند، محاسبه می‌شود. اولین الگوریتم در نظر گرفته‌شده مدل VS-FCMdd است. بعلاوه، مدل VS-E-FCMdd نیز پیشنهاد شده است که با استفاده از یک تبدیل نمایی از عدم مشابهت وزنی، در مقابل داده‌های پرت استوار خواهد بود.

این دو مدل خوشه‌بندی نخستین بار برای بررسی ساختار بورس تهران از نظر سرریزهای نوسانات بکار برده می‌شود. بر طبق نتایج تجربی، هر دوی مدل‌های خوشه‌بندی یک ساختار دو گروهی را در مجموعهٔ داده‌ها تأیید می‌کنند، یعنی سطوح "زیاد" و "کم" سرریزهای جهت‌دار. به‌هرحال به دلیل وجود برخی سهام پرت، مدل استوار VS-E-FCMdd افراز قابل‌قبول‌تری حاصل می‌کند. یافته‌ها همچنین نشان می‌دهد که 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. این شواهد تجربی از بورس تهران با بهره گرفتن از سیستم وزن‌دهی به دست آمده است که در خلال الگوریتم خوشه‌بندی محاسبه می‌شود بطوریکه مدل VS-E-FCMdd وزن بیشتر را به بُعد سرریز "از سوی" اختصاص می‌دهد.

یکی از عمده محدودیت‌های پیش روی پژوهش حاضر، استفاده از یک معیار ایستا برای اندازه‌گیری سرریزهای جهت‌دار است که پیشنهاد می‌شود در پژوهش‌های آتی با استفاده از تئوری پنجرهٔ غلتان، شاخص‌های سرریز پویا محاسبه شوند. درواقع، آنالیز مبتنی بر معیارهای پویا بینش ارزشمندی از وابستگی متقابل و سرایت ریسک درون سیستم‌های مالی فراهم می‌کند که در شرایط وقوع شوک‌های برون‌زا و دوره‌های آشفتگی بازار می‌تواند بوجود آیند. براین اساس، می‌توان الگوریتم‌های خوشه‌بندی دیگری را با هدف جایگزینی یک معیار سرریز پویا در تابع هدف، تعمیم داد. بعلاوه، پیشنهاد می‌شود از معیارهای سرریز دیگری علاوه بر معیارهای سرریز زمان متغیر برای خوشه‌بندی استفاده شود. پیشنهاد دیگر، تعمیم مدل‌های خوشه‌بندی استوار جدید به‌عنوان جایگزین برای مدل VS-E-FCMdd، است. تکنیک‌های خوشه‌بندی استوار برای پرداختن به سری‌های زمانی مالی بسیار کاربردی و مفید می‌باشند که نتایج پژوهش حاضر نیز بر صحت این ادعا تاکید می‌کند. در پایان، پیشنهاد می‌شود مدل‌های خوشه‌بندی دیگری در چارچوب فازی، برای گروه‌بندی سری‌های زمانی نامانا و با ساختار غیرخطی، تعمیم داده شود.

Acknowledgments: we appreciate Reviewers' insightful suggestions on improving the quality of the research.

Conflict of Interest: The author declares no conflict of interest.

Funding: The author received no financial support for the research, authorship, and publication of this article.

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.