مدلسازی ریسک و مهندسی مالی
Journal of Risk Modeling and Financial Engineering
دانشگاه خاتم
دورهٔ ۲، شمارهٔ ۳
پاییز ۱۳۹۶
ص. ۳۹۸-۴۲۵

وجود حافظهٔ بلندمدت در قالب پنجرهٔ غلتان پیش‌رونده: مطالعهٔ موردی بورس اوراق بهادار تهران

علی رئوفی[۱]، تیمور محمدی[۲]

چکیده: در سال‌های اخیر توجه به وجود حافظهٔ بلندمدت در سری‌های زمانی، بخش اساسی و مهمی از تحلیل‌های این حوزه را به خود اختصاص داده است. بر این اساس، استفاده از روش‌های مورد استفاده در سری‌های زمانی با حافظهٔ کوتاه‌مدت مانند فرآیندهای ARMA برای فرآیندهای با حافظهٔ بلندمدت مناسب نیستند. از این‌رو در این مقاله حافظهٔ سری زمانی بازدهٔ بورس اوراق بهادار تهران مورد تخمین و تفسیر قرار گرفته است. بدین منظور از آزمون‌های R/S، MRS و GPH برای بررسی وجود حافظهٔ بلندمدت در بازدهٔ بورس اوراق بهادار تهران استفاده شده و برای اعتباردهی به نتایج آزمون‌ها، با استفاده از به‌هم‌ریختگی داده‌ها، نتایج به‌دست آمده مورد ارزیابی قرار گرفته است. نتایج آزمون‌ها نشان از وجود حافظهٔ بلندمدت در سری بازدهٔ بورس اوراق بهادار تهران دارد و از این‌رو برای تخمین و پیش‌بینی آن باید از مدل‌های با حافظهٔ بلندمدت استفاده شود. همچنین با استفاده از نتایج به‌دست آمده می‌توان شکل ضعیف فرضیهٔ کارایی بازار را نقض کرد. بنابراین برای پیش‌بینی بازدهٔ بورس اوراق بهادار تهران می‌توان از اطلاعات گذشته استفاده نمود. همچنین یافته‌های پژوهش نشان می‌دهد بورس اوراق بهادار تهران طی دورهٔ مورد بررسی کاراتر شده است.

واژه‌های کلیدی: حافظهٔ بلندمدت، تفاضل کسری، پیش‌بینی سری‌های زمانی، بورس اوراق بهادار تهران.

JEL: *C16, G1, G14*

---

۱. دانشجوی دکترای اقتصاد مالی، دانشگاه علامه طباطبایی، تهران، ایران
۲. دانشیار گروه اقتصاد، دانشگاه علامه طباطبایی، تهران، ایران

تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۰۳/۰۷ **تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۰۵/۲۸**

نویسندهٔ مسئول: علی رئوفی **E-mail: raoofi931@atu.ac.ir**

نحوه استناد به این مقاله: رئوفی، ع.، و محمدی، ت. (۱۳۹۶). وجود حافظهٔ بلندمدت در قالب پنجرهٔ غلتان پیش‌رونده: مطالعهٔ موردی بورس اوراق بهادار تهران. فصلنامهٔ مدلسازی ریسک و مهندسی مالی، ۲(۳)، ۳۹۸-۴۲۵.

مقدمه

وجود حافظهٔ بلندمدت در بازدهٔ دارایی‌ها یکی از موضوعات مهم در پژوهش‌های نظری و تجربی است. حافظهٔ بلندمدت کاربرد مهمی در بررسی کارایی بازار، قیمت‌گذاری اوراق مشتقه و انتخاب سبد دارایی دارد. این خصوصیت، رفتار آماری تخمین‌ها و پیش‌بینی‌ها را به‌شدت تغییر می‌دهد. در نتیجه، بسیاری از نتایج و روش‌های تئوریک مورد استفاده در سری‌های زمانی با حافظهٔ کوتاه‌مدت مانند فرآیند ARMA برای مدل‌های با حافظهٔ بلندمدت مناسب نیستند (گرین، ۲۰۰۳).

اگر بازاری دارای حافظهٔ بلندمدت باشد، خودهمبستگی‌های معناداری بین مشاهدات مورد بررسی وجود خواهد داشت و این خودهمبستگی بسیار آهسته کاهش می‌یابد. به عبارتی حافظهٔ بلندمدت در سری‌های زمانی را می‌توان به‌صورت خودهمبستگی بین وقفه‌های طولانی تعریف کرد (تالوی، ۲۰۰۳). همچنین یک سری با حافظهٔ بلندمدت را می‌توان با استفاده از یک چگالی طیفی که در فرکانس‌های نزدیک به صفر یک نقطهٔ اوج[1] دارد، مشخص نمود (گرین، ۲۰۰۳). از آنجایی که مشاهدات سری‌هایی از این دست در طول زمان مستقل از هم نیستند، درک گذشته به پیش‌بینی آینده کمک خواهد کرد و امکان استفاده از یک استراتژی سودآور و باثبات را فراهم می‌آورد که این امر شکل ضعیف فرضیهٔ کارایی بازار را نقض می‌کند. طبق نظریهٔ بازار کارا (EMH)، همهٔ اطلاعات موجود در قیمت جاری سهام منعکس شده است به‌طوری‌که پیش‌بینی قیمت‌های آتی دارایی‌ها امکان‌پذیر نیست. همچنین وجود حافظهٔ بلندمدت در بازدهٔ دارایی‌ها مدل‌های خطی قیمت‌گذاری را مورد تردید قرار داده و بیان‌گر آن است که در قیمت‌گذاری باید از مدل‌های غیرخطی استفاده کرد (بارکولاس، باوم و تراولوس، ۲۰۰۰).

یکی از رایج‌ترین روش‌های اندازه‌گیری و سنجش حافظهٔ سری‌های زمانی، برآورد پارامتر انباشتگی کسری[2] است (رئوفی، ۱۳۹۲). نقطهٔ آغازین پیشینهٔ مربوط به انباشتگی کسری این حقیقت است که بسیاری از سری‌های اقتصادی و مالی، نه I(0) هستند و نه I(1). آن‌ها در وقفه‌های بسیار طولانی خودهمبستگی معناداری نشان می‌دهند که از آن با عنوان میرایی هایپربولیکی یاد می‌شود (بانرجی و اورگا، ۲۰۰۵). البته در یک سری انباشته از درجهٔ یک و دو نیز خودهمبستگی‌ها به شکل ماندگاری در وقفه‌های طولانی باقی می‌ماند، اما اگر از سری‌های با حافظهٔ بلندمدت تفاضل‌گیری شود، در وقفه‌های طولانی به صورت یک در میان همبستگی‌های مثبت و منفی مشاهده می‌شود که بیان‌گر بیش تفاضل‌گیری از سری مورد نظر است. اما

---

1. Pole
2. Fractional Integration

داده‌هایی که تفاضل‌گیری نشده است، در وقفه‌های بسیار دور هم خودهمبستگی‌های معناداری نشان می‌دهند (گرین، ۲۰۰۳). بنابراین به نظر می‌رسد که یک بار تفاضل‌گیری برای این‌گونه سری‌ها زیاد باشد. این دسته از سری‌ها را می‌توان با استفاده از فرآیندهای خودبازگشت میانگین متحرک انباشتهٔ کسری (ARFIMA) مدلسازی کرد که در آن پارامتر تفاضل‌گیری می‌تواند اعداد غیر صحیح را اختیار کند (مان و تیائو، ۲۰۰۶).

در ادامهٔ مقاله بدین شرح بخش‌بندی شده است. در بخش دوم به پیشینهٔ پژوهش در زمینهٔ حافظهٔ بلندمدت در داده‌های مالی پرداخته شده است. بخش سوم به ارائهٔ تعاریف گوناگون از حافظهٔ بلندمدت، روش‌های مختلف محاسبهٔ آن، معرفی متغیر مورد استفاده و ارائهٔ آمارهای توصیفی اختصاص دارد. همچنین در بخش چهارم نتایج حاصل از آزمون‌های حافظه به سه روش یاد شده ارائه شده و بخش پنجم به بیان نتیجه‌گیری پیرامون وجود حافظه در سری بازدهٔ شاخص بورس اختصاص یافته است.

پیشینهٔ پژوهش

هر چند مدل‌های حافظهٔ بلندمدت از حدود سال ۱۹۸۰، از سوی متخصصان اقتصادسنجی استفاده شده است، اما دست کم از سال ۱۹۵۰، بر علوم طبیعی تاثیر داشته و صاحب‌نظران در رشته‌های آب‌شناسی و هواشناسی وجود حافظهٔ بلندمدت را برای داده‌های حاصل از زمان و فضا بررسی کرده‌اند.

اقتصاددانان با توجه به کارهای پژوهشگرانی چون مندلبرت و نس (۱۹۶۸)، گرنجر و جویوکس (۱۹۸۰) و هوسکینگ (۱۹۸۱)، با فرآیند حافظهٔ بلندمدت و مدل‌های ARFIMA آشنا شدند.

وجود فرآیندهای حافظهٔ بلندمدت در ابعاد گوناگونی از بازارهای پولی و مالی بررسی شده است. از جمله می‌توان به پژوهش‌های انجام شده در زمینهٔ بررسی وجود حافظهٔ بلندمدت در سری‌های زمانی نرخ ارز، نرخ بهره، نرخ تورم، قیمت‌ها و بازدهٔ سهام در کشورهای مختلف اشاره کرد. در ادامه برخی از پژوهش‌های خارجی و داخلی در این زمینه معرفی شده‌اند.

گرو–کارلیس (۲۰۰۰) به پژوهش رفتار بازدهٔ روزانه پنج شاخص سهام داوجونز، FTSE، NIKKEI، S&P500 و شاخص سهام بورس مادرید (IGBM) پرداخته است. در این پژوهش از آزمون‌های RS، MRS، GPH و تخمین حداکثر درست‌نمایی ARFIMA استفاده شده است. نتایج نشان‌دهندهٔ این است که در توان دوم و همچنین قدر مطلق بازدهٔ این دارایی‌ها شواهدی

قوی از ماندگاری نوسانات وجود دارد اما در خود سری زمانی شواهد ضعیفی از حافظهٔ بلندمدت یافت می‌شود.

تاباک و کاجوئیرو (۲۰۰۷) در پژوهشی با عنوان، آیا بازارهای نفت خام دارای کارایی ضعیف است؟ یک تست برای تغییرات زمانی بلندمدت در قیمت و نوسانات؛ درجهٔ تغییرپذیری وابستگی بلندمدت در قیمت‌های نفت را با استفاده از تحلیل R/S برای دورهٔ زمانی ۴ ساله آزمودند و دریافتند که بازار نفت بازاری با حافظهٔ بلندمدت است؛ ولی، حافظهٔ بازار طی زمان کاهش می‌یابد. به‌این معنا که بازار به سمت کارایی حرکت می‌کند. این پژوهش شامل بازده و نوسان‌پذیری قیمت نفت خام نیز بوده است.

الدر و سرلیتس (۲۰۰۸) در پژوهشی با عنوان، حافظهٔ بلندمدت در قیمت‌های آتی انرژی، وجود پویایی‌های انباشتگی کسری در قیمت قراردادهای آتی انرژی طی بازهٔ زمانی ژانویه ۱۹۹۴ تا ژوئن ۲۰۰۵ را بررسی کردند. آن‌ها ضمن برآورد پارامتر انباشتگی کسری با استفاده از روش نیمه‌پارامتریک موجک، به شواهدی از وجود حافظهٔ بلندمدت در بازار قراردادهای آتی دست یافتند.

تان، چانگ و یپ (۲۰۱۰) حافظهٔ بلندمدت در بورس اوراق بهادار مالزی را بررسی کردند. آن‌ها با تفکیک بازار به دو قسمت روند صعودی و نزولی و با استفاده از آزمون GPH، کارایی بازار در سطح ضعیف را مورد بررسی قرار دادند. نتایج آن‌ها نشان داد که بورس اوراق بهادار مالزی دارای حافظهٔ بلندمدت نیست، بلکه دارای حافظهٔ کوتاه‌مدت بوده و می‌توان از اطلاعات گذشته برای قیمت‌های آیندهٔ سهام استفاده نمود.

زراءنژاد، رئوفی و اکبرزاده (۲۰۱۶) در پژوهشی با عنوان وجود حافظهٔ بلندمدت در داده‌های نفت خام اوپک به بررسی وجود حافظهٔ بلندمدت در داده‌های نفت خام اوپک پرداختند. آن‌ها با استفاده از سه آزمون R/S، MRS و GPH وجود حافظهٔ بلندمدت را در بازهٔ ۲۰۱۱/۱۱/۱۵ تا ۲۰۱۴/۰۴/۲۲ بررسی کردند. یافته‌های پژوهش حاکی از وجود حافظهٔ بلندمدت در داده‌های نفت خام اوپک و پیش‌بینی‌پذیری آن است.

عرفانی (۱۳۸۸) در پژوهشی با عنوان، پیش‌بینی شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران با مدل ARFIMA، با استفاده از داده‌های روزانه در دورهٔ زمانی ۱۳۸۲/۱/۶ تا ۱۳۸۶/۶/۱۴، به بررسی ویژگی حافظهٔ بلندمدت در این شاخص با استفاده از آزمون MRS پرداخته است. همچنین برای بررسی دقت پیش‌بینی این مدل، عملکرد آن با مدل ARIMA مقایسه شده است. نتایج نشان می‌دهد که این سری دارای حافظهٔ بلندمدت است، بنابراین می‌توان با تفاضل‌گیری کسری آن را مانا کرد.

محمودی، محمدی و چیت‌سازان (۱۳۸۹) در پژوهشی به بررسی و محاسبهٔ پارامتر حافظهٔ بلندمدت به‌وسیلهٔ روش‌های مختلف پارامتریک، نیمه‌پارامتریک و ناپارامتریک در داده‌های بازار نفت خام پرداخته‌اند. داده‌های مورد استفاده در این پژوهش، داده‌های روزانهٔ سری زمانی قیمت‌های نفت اسپات و قراردادهای آتی سه ماههٔ WTI و برنت است. تحلیل حافظهٔ بازار نفت با برآورد پارامترهای تفاضل کسری با هفت روش مختلف، از جمله روش حداکثر درست‌نمایی، حداقل مربعات غیرخطی، نمای هرست، GPH، MRS، وایتل[1] و موجک مورد بررسی قرار گرفته است. نتایج روش‌های وایتل و موجک، بیان‌گر آن است که هر چند قیمت‌های نفت خام مورد بررسی دارای حافظهٔ بلندمدت نیست؛ اما، دارای ویژگی برگشت به میانگین است. همچنین بررسی روند تغییرات حافظه بیان‌گر آن است که پارامتر حافظهٔ بازارهای بین المللی نفت تغییر محسوسی نداشته است. به‌عبارت دیگر، در دورهٔ بررسی شده، کاهش یا افزایش محسوسی در کارایی بازار رخ نداده است.

محمدی و چیت‌سازان (۱۳۹۰) در پژوهشی به بررسی وجود حافظهٔ بلندمدت در داده‌های بورس اوراق بهادار تهران پرداخته‌اند. بدین منظور از آزمون‌های متعددی برای برآورد پارامتر حافظه از جمله، روش حداکثر درست‌نمایی، حداقل مربعات غیرخطی (NLS)، R/S، MRS، GPH، وایتل و موجک استفاده شده است. داده‌های مورد استفاده در این پژوهش سری زمانی شاخص کل، شاخص صنعت و مالی، شاخص قیمت و بازده است. نتایج تخمین آزمون‌های وایتل، R/S، MRS و موجک بیان‌گر آن است که بازدهٔ همهٔ شاخص‌ها به‌جز شاخص بازدهٔ نقدی دارای حافظهٔ بلندمدت است. همچنین نتایج حاصل از بررسی روند تغییرات حافظه طی زمان بیان‌گر آن است که پارامتر حافظهٔ بورس اوراق بهادار تهران روند تغییر محسوسی نداشته و به عبارتی دیگر طی دورهٔ مورد بررسی، کاهش یا افزایش معناداری در کارایی بازار رخ نداده است.

سالارزهی، کاشی، حسینی و دنیایی (۱۳۹۱) در پژوهشی ضمن معرفی روش‌های مختلف برآورد حافظهٔ بلندمدت و معایب هر کدام سعی در ارائهٔ روشی نوین در تخمین آن نموده‌اند. آن‌ها با استفاده از داده‌های روزانهٔ شاخص قیمت بورس اوراق بهادار به برآورد پارامتر حافظه پرداخته‌اند. برای بررسی حافظهٔ بلندمدت در سری زمانی مورد نظر از آزمون‌های GPH، R/S و تحلیل نوسانات روندزدایی شده (DFA) استفاده شده است. نتایج آزمون نشان می‌دهد که هر سه آزمون وجود حافظهٔ بلندمدت را تایید می‌کند. روش پیشنهادی برای محاسبهٔ پارامتر حافظه، رویکرد بوتسترپ است که برای توزیع نمونه‌گیری، تقریب خوبی از پارامتر حافظه را شکل می‌دهد. بدین منظور با استفاده از رویکرد بوتسترپ و بلوک غلتان همپوشان، توزیع تجربی با

1. Whittle

استفاده از ۸۵۲ مشاهدهٔ اولیه شکل گرفت. نتایج حاصل از این روش نشان‌دهندهٔ آن بود که هر سه روش در سطح اطمینان ۹۹ درصد وجود حافظهٔ بلندمدت را تایید می‌کنند.

بیانی (۱۳۹۱) در بخشی از پایان‌نامهٔ خود با عنوان، تحلیل تأثیر متغیرهای کلان اقتصادی بر نوسان‌پذیری شاخص قیمت سهام بورس اوراق بهادار تهران کاربردی از الگوی FIEGARCH؛ به بررسی وجود حافظهٔ بلندمدت در سری زمانی شاخص بورس پرداخته است. بدین منظور از سه آزمون R/S، MRS و GPH استفاده شده که نتایج هر سه آزمون نشان از وجود حافظهٔ بلندمدت در سری شاخص سهام است. همچنین با توجه به این‌که احتمال دارد انباشتگی بلندمدت سری، به‌طور کامل در گشتاور اول ظاهر نشود، وجود حافظهٔ بلندمدت در گشتاور دوم (واریانس) نیز بررسی شده است. از این رو پس از تخمین معادلهٔ میانگین وجود حافظهٔ بلندمدت در واریانس شاخص سهام بورس اوراق بهادار نیز با سه آزمون یاد شده بررسی شده که با توجه به مقدار آمارهٔ هر سه آزمون که از مقدار بحرانی (۱/۶۵) بزرگ‌تر بوده، وجود حافظهٔ بلندمدت در واریانس داده‌ها نیز پذیرفته شده است.

در این پژوهش علاوه بر به‌کارگیری آزمون‌های متنوع در فضای زمان و فرکانس برای سنجش وجود حافظه در سری زمانی بازدهٔ بورس اوراق بهادار تهران، با بهره‌گیری آزمون به‌هم‌ریختگی[1] صحت آزمون‌های فوق مورد بررسی دقیق قرار گرفته است. علاوه بر این با استفاده از روش پنجرهٔ غلتان[2] میزان تغییر در کارایی بازار در دورهٔ زمانی مورد بررسی اندازه‌گیری شده است.

روش‌شناسی پژوهش

مفهوم حافظهٔ بلندمدت

در ادبیات اقتصادسنجی چندین تعریف از مفهوم حافظهٔ بلندمدت مطرح شده است. مک لئود و هیپل[3] (۱۹۷۸)، حافظهٔ بلندمدت را به شرح زیر تعریف نمودند.

فرض کنید Y_t یک سری زمانی گسسته با تابع خودهمبستگی ρ_j در وقفهٔ j باشد، فرآیندی دارای حافظهٔ بلندمدت است که مقدار رابطهٔ۱، در آن بی‌نهایت شود.

---

1. Shuffle Test
2. Rolling Window
3. Mc Leod & Hipel

رابطهٔ ۱)
$$Y_t = lim \sum_{j=-n}^{n} |\rho_j|$$
$$n \to \infty$$

در حالی‌که یک فرآیند ARMA دارای خودهمبستگی‌هایی است که هندسی هستند، یعنی برای مقادیر بزرگ k، $0 < m < 1$، $|\rho_k| \leq cm^{-k}$. بنابراین، این فرآیند، یک فرآیند با حافظهٔ کوتاه‌مدت است. که در آن، m ضریب خود رگرسیونی، k مرتبه وقفه و c پارامتر ثابت هستند (مک لئود و هیپل، ۱۹۷۸).

همچنین گرنجر و دینگ (۱۹۹۶) حافظهٔ بلندمدت را با استفاده از نمودار همبستگی نگار[1] تشریح کردند، زیرا نمودار همبستگی یعنی نموداری که خودهمبستگی برآورد شده بین x_t و x_{t-k} را در برابر وقفهٔ k نشان می‌دهد که وسیله‌ای مناسب برای توصیف برخی از ویژگی‌های خطی یک سری زمانی منفرد در بیشتر حالت‌ها است. یکی از معمول‌ترین نمودارهای خودهمبستگی، نموداری است که از یک مقدار معین مثلاً $\hat{\rho} = 0.4$ به صورت خیلی آهسته و نه به صورت نمایی؛ بلکه به صورت هیپربولیکی[2] کاهش می‌یابد. سری‌هایی که دارای چنین نمودار همبستگی باشند، دارای حافظهٔ بلندمدت هستند، یعنی نمی‌توان با وقفه‌های معین و مشخص AR و MA این نوع فرآیندها را تولید نمود، زیرا در این سری‌ها، مراتب AR و MA بی‌نهایت هستند (گرو-کارلیس، ۲۰۰۰).

در تعریفی دیگر هرست (۱۹۵۱) یک فرآیند دارای حافظهٔ بلندمدت را این‌گونه توصیف می‌کند. فرض کنید Y_t یک سری زمانی مانا با تابع خودهمبستگی $\rho(k)$ و $H \in (0.5\ ,1)$ باشد، علاوه بر این فرض کنید C_ρ یک عدد مثبت باشد آن‌گاه اگر رابطهٔ ۲ صادق باشد، Y_t دارای حافظهٔ بلندمدت یا همبستگی بلندمدت است.

رابطهٔ ۲)
$$lim \frac{\rho(k)}{C_\rho k^{2H-2}} = 1$$

همان‌طور که از رابطهٔ ۲، برمی‌آید همبستگی‌های فرآیند حافظهٔ بلندمدت با نرخ هیپربولیکی میرا می‌شوند و جمع‌پذیر نیز نیستند. H پارامتر هرست نامیده می‌شود. معمولاً در تحلیل‌ها به‌جای پارامتر H از پارامتر $d = H - 0.5$ استفاده می‌شود. استفاده از پارامتر d متداول‌تر است، زیرا برای مدل‌بندی سری‌های با حافظهٔ بلندمدت به‌طور معمول از پارامتر d استفاده می‌شود.

---

1. Correlogram
2. Hyperbolic

همچنین با استفاده از تابع چگالی طیفی[1] $f(\lambda)$ برای فرآیند Y_t، می‌توان تعریف معادلی از حافظهٔ بلندمدت ارائه نمود. باید توجه داشت که رفتار بلندمدت از یک فرآیند به‌وسیلهٔ فرکانس‌های نزدیک به صفر از دورهٔ نگاشت[2] تعیین می‌شود چون دورهٔ زمانی مساوی با عکس فرکانس است، پس ویژگی در فرکانس‌های نزدیک به صفر متناظر است با آن ویژگی که در دوره‌های بلندمدت وجود دارد (برگ، ۱۹۹۸).

فرض کنید Y_t یک سری زمانی مانا و $H\epsilon(0.5\ ,1)$ باشد و همچنین C_f عددی مثبت باشد، در صورتی‌که رابطهٔ ۳ برقرار باشد، Y_t فرآیند مانا با حافظهٔ بلندمدت نامیده می‌شود.

رابطهٔ ۳)
$$lim_{\lambda \to \infty} \frac{f(\lambda)}{c_f|\lambda|^{1-2H}} = 1$$

با توجه به تعاریف از حافظهٔ بلندمدت، فرآیند انباشتهٔ کسری (فراکتالی)، فرآیندهایی با حافظهٔ بلندمدت هستند که فرآیند Y_t انباشتهٔ کسری از مرتبه d است و به صورت رابطهٔ ۴، فرمول‌بندی می‌شود.

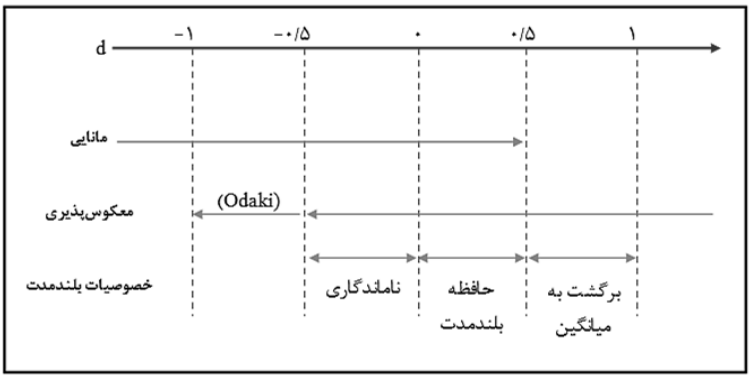
رابطهٔ ۴)
$$(1-L)^d y_t = u_t$$

در این رابطه L اپراتور وقفه، $-0.5 < d < 0.5$ و u_t فرآیندی مانا است و در تمام فرکانس‌ها دارای طیف ارزیابی مثبت است. حال اگر u_t انباشته از مرتبهٔ صفر و مانای ضعیف بوده و $0 < d < 0.5$ باشد، فرآیند y_t با توجه به تعریف دوم دارای حافظهٔ بلندمدت بوده و خودهمبستگی‌هایش همگی مثبت است و با نرخ هیپربولیکی نیز از بین می‌روند (رایت، ۱۹۹۹).

به ازای $-0.5 < d < 0$ سری مورد نظر همواره دارای یک میرایی آهسته در ضرایب خودهمبستگی با علامت‌های متفاوت است و مجموع قدرمطلق مقادیر خودهمبستگی فرآیند به یک مقدار ثابت میل می‌کند، بنابراین بر طبق تعریف اول دارای حافظهٔ کوتاه‌مدت است. در این حالت به‌اصلاح گفته می‌شود سری ناماندگار[3] است. برای $0.5 < d < 1$، ویژگی مانایی برقرار نیست، اما ضرایب تجزیهٔ میانگین متحرک در بی‌نهایت، به صفر نزدیک می‌شوند. این‌گونه سری‌ها، سری‌های با خاصیت بازگشت به میانگین نامیده می‌شوند (دیبولت و گویراد، ۲۰۰۵).

---

1. Spectral Density Function
2. Periodogram
3. Antipersistent



شکل ۱. خصوصیات مقادیر مختلف d

ویژگی بازگشت به میانگین در قیمت دارایی‌های مالی، بر وجود مکانیسم‌هایی که در افق‌های زمانی طولانی‌مدت عمل می‌کنند، دلالت دارد، زیرا رفتار بازگشت به میانگین به این ایده برمی‌گردد که یک تغییر به وجود آمده در قیمت‌ها، در افق‌های طولانی‌مدت، با تغییرات با علامت مخالف دنبال خواهد شد. برخلاف یک فرآیند دارای ریشهٔ واحد، در این مورد، اثر یک شوک تصادفی در طی زمان کاهش می‌یابد. اگر این ویژگی در یک سری زمانی وجود نداشته باشد، آنگاه می‌توان به‌صورت دائم خرید یا فروش استقراضی کرده و به بازدهٔ مثبت دست یافت و این امکان‌پذیر نیست (محمدی و چیت‌سازان، ۱۳۹۰).

همچنین اوداکی (۱۹۹۳) نشان داد که $d > -1$ شرط کافی برای معکوس‌پذیری فرآیند است.

روش‌های تشخیص حافظهٔ بلندمدت (تخمین پارامتر d)

روش‌های مختلفی برای تخمین این پارامتر پیشنهاد شده است (لوکس و کازوجی، ۲۰۰۷). برخی از این روش‌ها عبارتند از، تحلیل دامنهٔ استاندارد شده[1] (R/S)، تحلیل دامنهٔ استاندارد شدهٔ اصلاح شده[2] (MRS)، روش چگالی طیفی[3] (GPH).

تحلیل دامنهٔ استاندارد شده (R/S)

سنجش آماری اولیه از حافظهٔ بلندمدت به واسطهٔ پژوهش هرست (۱۹۵۱) و استفاده آن به‌وسیلهٔ مندلبرت (۱۹۷۵و ۱۹۷۲) با نام آمارهٔ دامنهٔ استاندارد شده (R/S) انجام شده است. این آماره به

1. Rescaled Range Analysis
2. Modified Rescaled Range
3. Logarithm Period Gram

نمای هرست[1] معروف است که امکان محاسبهٔ پارامتر خودهمانندی[2](H) را فراهم می‌آورد. این پارامتر شدت وابستگی طولانی‌مدت در یک سری زمانی را می‌سنجد (گرو-کارلیس، ۲۰۰۰). آزمون نمای هرست بر مبنای پژوهش‌هایی است که هرست (۱۹۵۱) برای تشخیص فرآیند ورودی جریان آب در سدی که بر روی رودخانه نیل می‌ساخت انجام داد. جریان ورودی آب در سدها معمولاً تصادفی فرض می‌شدند، ولی هرست با بررسی داده‌های دورهٔ گذشته به وجود چرخه‌های نامتناوبی در جریان ورودی آب پی برد. روش پژوهش و آزمون هرست به تدریج به سایر پدیده‌ها نیز که در ظاهر تصادفی به نظر می‌رسند ولی ممکن است از یک الگوی منظمی برخوردار باشند، تعمیم داده شد. بر پایهٔ تحلیل R/S، تشخیص یک سری زمانی تصادفی از یک سری غیرتصادفی، بدون در نظر گرفتن توزیع آن، اعم از گوسی و یا غیرگوسی، امکان‌پذیر می‌شود (خالوزاده و خاکی، ۱۳۸۲). روش انجام آزمون به شرح زیر است.

یک سری زمانی $X = X_1, X_2, \dots, X_N$ در نظر گرفته می‌شود. ابتدا مقیاس داده‌ها به صورت رابطهٔ ۵، تغییر یافته و یا به عبارتی نرمال می‌شود.

$$Z_r = (x_r - x_m), \qquad r = 1, 2, \dots, n$$ رابطهٔ ۵)

که در آن x_m میانگین سری است. در مرحلهٔ بعد، سری زمانی جدیدی به صورت رابطهٔ ۶، محاسبه می‌شود.

$$Y_r = (Z_1 + Z_r), r = 2, 3, \dots, n$$ رابطهٔ ۶)

از آنجا که میانگین Z صفر است، آخرین مقدار Y یعنی Y_n، همیشه صفر خواهد بود. دامنهٔ تعدیل شده در رابطهٔ ۷ نشان داده شده است.

$$R_n = max(Y_1, \dots, Y_n) - min(Y_1, \dots, Y_n)$$ رابطهٔ ۷)

بدیهی است که چون میانگین Y صفر است، حداکثر Y همیشه بزرگ‌تر یا مساوی صفر و حداقل آن همیشه کوچک‌تر یا مساوی صفر خواهد بود. بنابراین، دامنهٔ تعدیل شده R_n همیشه غیرمنفی خواهد بود. هرست با استفاده از قاعدهٔ نصف در آمار رابطهٔ ۸، را تعریف کرد.

$$(R/S)_n = a \,.\, n^H$$ رابطهٔ ۸)

که در آن، R همان دامنهٔ تجدید شده، S انحراف معیار سری، a عدد ثابت، n تعداد مشاهدات و H نمای هرست هستند. قاعدهٔ نصف در آمار بر پایهٔ قاعدهٔ انیشتن تعریف شده است. طبق قاعده انیشتن، فاصله‌ای که یک عنصر تصادفی می‌پیماید تابعی است از ریشهٔ دوم زمانی که

1. Hurst Exponent
2. The Self-similarity Parameter

برای اندازگیری آن صرف شده است. یعنی $R = \sqrt{T}$، که در آن R فاصلهٔ پیموده شده و T شاخص زمان است. رابطهٔ ۸ را می‌توان به‌طور تقریبی به صورت رابطهٔ ۹ نوشت.

رابطهٔ ۹) $$log(R/S)_n = log\, a + H\, log(n)$$

در عمل می‌توان با انجام یک رگرسیون ضریب نمای هرست را به صورت رابطهٔ ۱۰، برآورد کرد.

رابطهٔ ۱۰) $$ln(R/S)_{i,T} = ln(a) + H\, ln(T_i) + \varepsilon_{i,T}$$

در رابطهٔ ۱۰، مقدار ثابت رگرسیونی $ln(a)$ مقدار مشخصی است که در این رگرسیون معنی خاصی ندارد و $\varepsilon_{i,T}$ جملات خطا با ارزش انتظاری صفر است. طبق نتایج هرست، اگر مقدار نمای هرست برابر با ۰/۵ شد، دلالت بر یک فرآیند مستقل دارد؛ اگر نمای هرست بین ۰/۵ و ۱ قرار گرفت، دلالت بر یک سری زمانی دوام‌دار با حافظهٔ بسیار طولانی دارد و اگر نمای هرست بین صفر تا ۰/۵ شد، دلالت بر بی‌دوام بودن و ناماندگاری فرآیند دارد (جین و فریچپ، ۲۰۰۴). پیترز (۱۹۹۱) رابطهٔ بین H و d را به صورت رابطهٔ ۱۱، بیان می‌کند.

رابطهٔ ۱۱) $$H = 0.5 + d$$

مندلبرت (۱۹۷۵ و ۱۹۷۲)، مندلبرت و والیس (۱۹۶۹)، دیویس و هارت (۱۹۸۷)، آیدوگان و بوث (۱۹۸۸) و لو (۱۹۹۱) همگی بر عدم قدرت آماری R/S در صورت وجود حافظهٔ کوتاه‌مدت و ناهمسانی واریانس تاکید داشتند.

تحلیل دامنهٔ استاندارد شدهٔ اصلاح شده (MRS)

با توجه به اطلاعات یاد شده، تحلیل دامنهٔ استاندارد شده (RS) در زمینهٔ تعیین دقیق فرآیندهای حافظهٔ بلندمدت عملکرد مناسبی ندارد. در حقیقت این تحلیل ممکن است یک سری زمانی را که دارای حافظهٔ بلندمدت نیست، دارای حافظهٔ بلندمدت نشان دهد (فیلیپ، ۲۰۰۴). علاوه بر این، با وجودی که تحلیل دامنهٔ استاندارد شده نسبت به سری‌های زمانی که فقط حافظهٔ بلندمدت دارند مقاوم است، اما قادر به تمایز بین حافظهٔ کوتاه‌مدت و بلندمدت زمانی که به‌طور هم‌زمان در یک سری زمانی وجود دارند، نبوده و این تحلیل نسبت به ناهمسانی واریانس مقاوم نیست (ایکسو و جین، ۲۰۰۶). لو (۱۹۹۱) آزمون قوی‌تری پیشنهاد کرد که به دامنهٔ استاندارد شد Zاصلاح شده شهرت یافت. آمارهٔ MRS به صورت رابطه‌های ۱۲، ۱۳ و ۱۴ است.

رابطهٔ ۱۲) $$MRS = \frac{\left[Max \sum_{t=1}^{k}(x_t - \bar{x}_n) - Min \sum_{t=1}^{k}(x_t - \bar{x}_n)\right]}{S(n)}$$

$$0 \le k \le n$$

رابطهٔ ۱۳)
$$S_n^2(q) = S_x^2(q) + \frac{2}{n}\sum_{j=1}^{q} w_j(q)\left[\sum_{i=j+1}^{n}(x_i - \bar{x}_n)(x_{i-j} - \bar{x}_n)\right]$$

رابطهٔ ۱۴)
$$w_j(q) = 1 - \frac{j}{q+1} \qquad q < n$$

q مرتبهٔ وقفه است و ضابطهٔ آماری خاصی برای آن وجود ندارد. برای $q = 0$ مقدار آمارهٔ MRS همان آمارهٔ دامنهٔ استاندارد شده است.

بعد از محاسبهٔ MRS برای nهای مختلف، آمارهٔ H از طریق برآورد رابطهٔ ۱۵، به روش OLS به‌دست می‌آید (لو، ۱۹۹۱).

رابطهٔ ۱۵)
$$log(MRS) = log\, c + H\, log(n)$$

روش چگالی طیفی (GPH)

جووک و پورتر–هوداک (۱۹۸۳) تکنیک دورهٔ نگاشت را برای تمایز بین روندهای کوتاه‌مدت و بلندمدت ارائه دادند و از آن برای تخمین پارامتر حافظه استفاده کردند که به‌طور خلاصه به روش GPH معروف است. روش GPH مبتنی بر تحلیل دامنهٔ فرکانس است. در چارچوب تحلیل طیفی و دامنهٔ فرکانس سری‌های زمانی مشاهده شده به‌عنوان جمع موزونی از سری‌های پایه‌ای[1] است که الگوهای ادواری مختلفی دارند. تکنیک رگرسیون دورهٔ نگاشت ابزاری برای تمایز بین روندهای کوتاه‌مدت و حافظهٔ بلندمدت فراهم می‌آورد. ایدهٔ این روش بدین طریق است که در ابتدا تابع چگالی طیفی توسط دورهٔ نگاشت تخمین زده می‌شود و سپس از تعریف سوم حافظهٔ بلندمدت استفاده شده و از دو طرف لگاریتم گرفته می‌شود. این کار یک مدل رگرسیون خطی را ارائه می‌دهد که شیب این خط، پارامتر حافظه است و می‌تواند به‌وسیلهٔحداقل مربعات تخمین زده شود (اولان، ۲۰۰۲). برای دقیق‌تر نشان دادن این روش، فرآیند دورهٔ نگاشت به صورت رابطهٔ ۱۶، معرفی می‌شود.

رابطهٔ ۱۶)
$$I_x(j) = \frac{1}{2\pi N}\left|\sum_{t=1}^{N} X_t exp\left(\frac{-it2\pi j}{N}\right)\right|^2$$

در رابطهٔ ۱۶، $I_x(j)$ همان دورهٔ نگاشت برای فرآیند X است.

تخمین زن پارامتر حافظه (d) به عنوان تخمین حداقل مربعات از رگرسیون خطی به صورت رابطهٔ ۱۷ تعریف می‌شود (فی–ایکسو، ۲۰۱۰).

رابطهٔ ۱۷)
$$log\, I_x(\lambda_j) = log\, c_f - 2d\, log\, \lambda_j + log\, \xi_j$$

1. Underlying

که در آن λ_j نشان‌دهندهٔ Jامین فرکانس است و ξ نیز دارای توزیع یکنواخت با میانگین $E|log\ \xi_j| = -0.577$ است. هم‌چنین باید افزود که رابینسون (۱۹۹۵) نشان داد که تخمین‌زن GPH دارای توزیع نرمال مجانبی است.

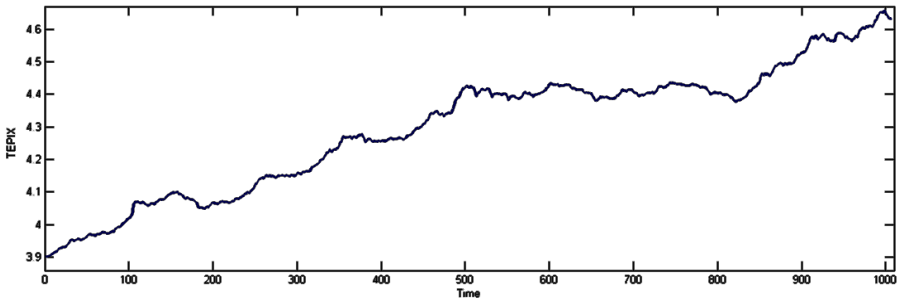
مزیت این سه روش سادگی آن‌ها در محاسبه و استنتاج است. به عبارتی بعد از این‌که تابع مربوطه تعریف شد با لگاریتم گرفتن مدل خطی می‌شود و به همین دلیل و با توجه به این‌که جزء اخلال دارای توزیع یکسان است، می‌توان از توزیع‌های z و t برای محاسبهٔ مقادیر بحرانی و استنتاج آماری استفاده نمود (مان، ۲۰۰۳ و هاروی، ۱۹۹۳).

روش‌شناسی پژوهش

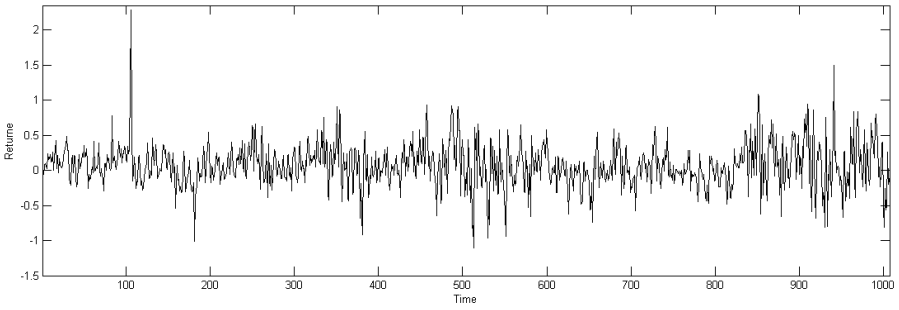
داده‌های مورد استفاده در این پژوهش سری زمانی شاخص بورس اوراق بهادار تهران (*TEPIX*) و بازدهٔ این شاخص است که در ادامه آن‌ها را به اختصار، شاخص بورس و بازدهٔ شاخص بورس می‌خوانیم. بازهٔ زمانی مورد استفاده از ۹۱/۰۱/۱۷ تا ۹۵/۰۳/۰۱ با حجم نمونهٔ ۱۰۰۰ مشاهده است. دادهٔ مورد نیاز این پژوهش از آمارهای منتشر شده توسط سازمان بورس اوراق بهادار تهران و از پایگاه اطلاعاتی بورس اوراق بهادار تهران جمع‌آوری شده است. بازدهٔ شاخص بورس به صورت درصد تغییر در مقدار شاخص قیمت بورس (*TEPIX*) تعریف و به‌صورت رابطهٔ ۱۸، محاسبه می‌شود.

$$R_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right) * 100 \qquad \text{رابطهٔ ۱۸)}$$

در رابطهٔ ۱۸، R_t بازدهٔ روزانهٔ شاخص قیمت سهام، P_t مقدار فعلی شاخص و P_{t-1} مقدار آن در دورهٔ قبل است. شکل ۲ وشکل ۳ به ترتیب سری زمانی شاخص بورس به صورت لگاریتمی و بازدهٔ شاخص بورس را نشان می‌دهد.



شکل ۲. سری زمانی شاخص بورس اوراق بهادار تهران



شکل ۳. سری زمانی بازدهٔ شاخص بورس اوراق بهادار تهران

مشخصات آماری بازدهٔ شاخص بورس در جدول ۱، نشان داده شده است که در آن *Ln(R)* نشان‌دهندهٔ بازده لگاریتم شاخص بورس است.

جدول ۱. مشخصات آماری سری زمانی بازدهٔ شاخص بورس

متغیر	میانگین	انحراف معیار	کشیدگی	چولگی	آمارهٔ JB	احتمال
Ln(R)	۰/۰۷۲۵	۰/۰۳۱۱	۶/۶۳۸	۰/۴۱۴۱	۵۸۰/۰۹	۰/۰۰۰

خلاصه‌ای از آماره‌های توصیفی برای بازدهٔ شاخص بورس در جدول ۱، قابل مشاهده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، میانگین سری مورد نظر نزدیک به صفر است. همچنین شواهدی مبنی بر چولگی[1] مثبت در توزیع بازده وجود دارد که نشان‌دهندهٔ احتمال بیشتر برای افزایش‌های بزرگ نسبت به کاهش‌ها در بازدهٔ سبد دارایی‌ها[2] است. این پدیده نشان می‌دهد که بازدهٔ شاخص بورس به احتمال زیاد نامتقارن است. همچنین بازدهٔ شاخص کل، دارای کشیدگی[3] بالایی است. آمارهٔ جارک–برا[4] نشان می‌دهد که به احتمال بسیار بالا فرض صفر مبنی بر نرمال بودن توزیع بازده رد می‌شود.

برای بررسی ایستایی متغیرهای مدل از آزمون‌های دیکی– فولر تعمیم‌یافته (ADF) و آزمون کوویک کووسکی–فیلیپس–اشمیت–شین (KPSS) استفاده شده است (کووسکی، فیلیپس، اشمیت و شین، ۱۹۹۲). در آزمون KPSS فرضیهٔ صفر، برخلاف سایر آزمون‌ها، ایستا بودن سری مورد بررسی است. در واقع می‌توان گفت که بیشتر آزمون‌های ریشه واحد دارای توان آزمون

1. Skewness
2. Portfolio
3. Kurtosis
4. Jarque-Bera

پایینی در برابر مانایی هستند، یعنی احتمال پذیرفتن فرضیهٔ صفر در حالی که این فرضیه نادرست است، زیاد می‌باشد و در نتیجه به طور معمول فرضیهٔ صفر پذیرفته می‌شود و در بیشتر موارد این رویکرد مرسوم، مانایی سری‌ها را به اشتباه رد می‌کند (دجنگ، نانکرویس و ساوین، ۱۹۹۲ و هریس و سولیس، ۲۰۰۳). مهمترین قسمت آزمون‌ها انتخاب بین وجود یا عدم‌وجود عرض از مبدأ و وجود یا عدم‌وجود روند است، زیرا این آزمون‌ها نسبت به انتخاب عرض از مبدأ و روند بسیار حساس هستند. از نمودار خودسری زمانی برای انتخاب درست عرض از مبدأ و روند برای هر سری زمانی استفاده می‌شود و با توجه به چگونگی تغییرات سری زمانی در طول زمان نسبت به انتخاب روند و عرض از مبدأ تصمیم‌گیری می‌شود. در جدول‌های ۲ و ۳، نتایج آزمون‌ها نشان داده شده است.

جدول ۲. نتایج آزمون دیکی فولر تعمیم‌یافته

متغیر	عرض از مبدأ	روند	آمارهٔ آزمون	p-value	نتیجه
Ln(R)	+	–	−۱۴/۰۰۲	۰/۰۰۰	عدم پذیرش فرضیهٔ H_0 (ایستا)

جدول ۳. نتایج آزمون کووسکی-فیلیپس-اشمیت-شین

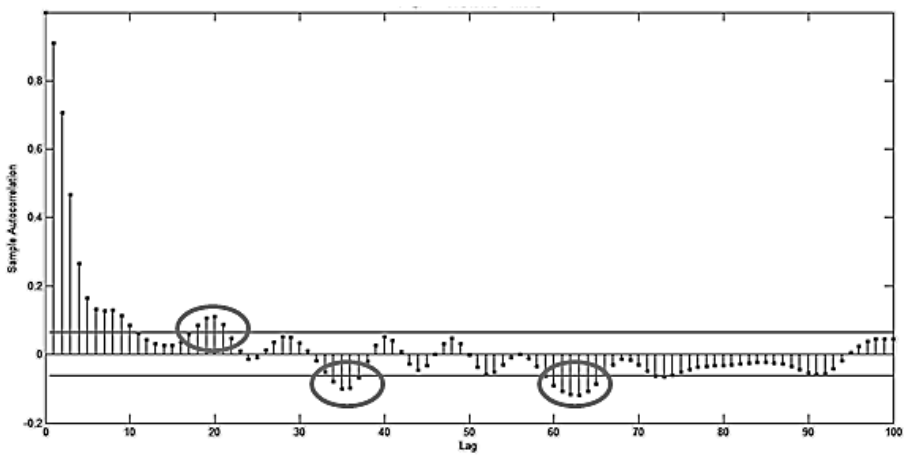
متغیر	عرض از مبدأ	روند	آمارهٔ آزمون	p-value	نتیجه
Ln(R)	+	–	۰/۴۷۹۳	۰/۴۶۳۰	عدم پذیرش فرضیهٔ H_0 (ناایستا)

همان‌طور که در جدول‌های ۲ و۳ مشاهده می‌شود، فرضیهٔ صفر در هر دو آزمون رد می‌شود که یکی نشان‌دهندهٔ ایستایی سری و دیگری ناایستایی آن است. طبق پژوهش‌های بایلی، بارسلوف و میکلسون (۱۹۹۶) و سالارزهی، کاشی، حسینی و دنیایی (۱۳۹۱)، رد شدن فرضیهٔ صفر در هر دو آزمون حاکی از این است که فرآیند توسط I(0) و I(1) قابل توصیف نیست. به نظر می‌رسد چنین فرآیندی توسط فرآیندهای تفاضل کسری بهتر توصیف شود.

یافته‌های پژوهش

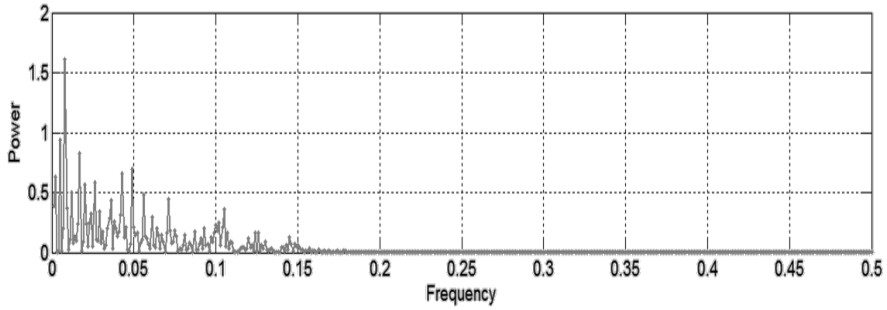
همان‌طور که در بخش دوم بیان شد یکی از روش‌ها برای تشخیص وجود حافظهٔ بلندمدت استفاده از نمودار ACF[1] و یا PACF[2] است. در شکل ۴، ACF برای بازدهٔ شاخص سهام تا ۱۰۰ وقفه ترسیم شده است.

1. Autocorrelation Function
2. Patial Autocorrelation Function



شکل ۴. ACF برای بازدهٔ شاخص بورس

همان‌طور که در شکل ۴، مشاهده می‌شود. اگرچه ACF برای سری زمانی یاد شده روند نزولی دارد، ولی به نظر می‌رسد که شوک وارد شده به سیستم دیرپا (بادوام) است. به زبان ریاضی می‌توان گفت که تابع نزولی نمایی نبوده و تا حد زیادی از ویژگی‌های یک تابع هیپربولیک برخوردار است. البته در نوشتارهای سری زمانی دیده می‌شود که نامیرا بودن توابع ACF یا PACF، به معنای نوفهٔ سفید نبودن است، ولی ترسیم این توابع تا وقفهٔ ۱۰۰ و وجود شکل نزولی هیپربولیک در داده‌ها، بنابر ادبیات نظری و تجربی موجود، نشان‌گر وجود حافظهٔ بلندمدت است. همچنین می‌توان رفتار بلندمدت از یک فرآیند را به‌وسیلهٔ فرکانس‌های نزدیک به صفر از دورهٔ نگاشت تعیین نمود. شکل ۵، نشان می‌دهد در فرکانس‌های نزدیک به صفر یک نقطهٔ اوج وجود دارد که نشان‌دهندهٔ وجود حافظهٔ بلندمدت در سری مورد نظر است.



شکل ۵. دورهٔ نگاشت برای سری بازدهٔ شاخص بورس

در ادامهٔ مقاله آزمون‌های آماری برای بررسی وجود حافظهٔ بلندمدت در شاخص قیمت سهام بیان می‌شوند.

تحلیل دامنهٔ استاندارد شده(R/S)

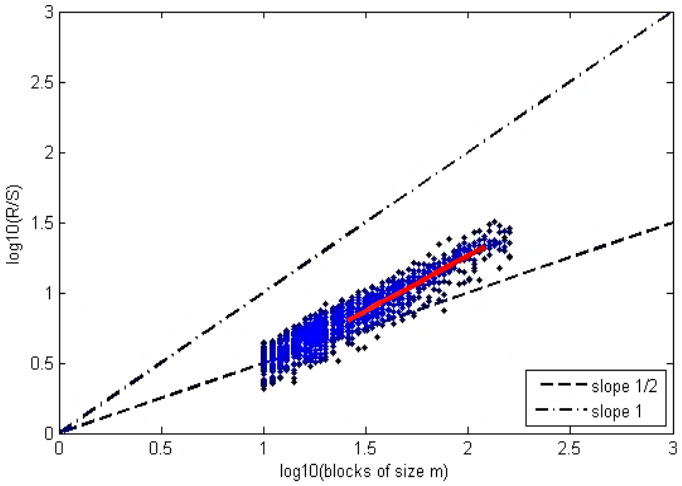
بر پایهٔ تحلیل R/S، تشخیص یک سری زمانی تصادفی از یک سری غیرتصادفی بدون در نظر گرفتن توزیع آن امکان‌پذیر می‌شود. نمای هرست یا (R/S) همانندی دو پیشامد پیاپی را نشان می‌دهد. برای بررسی دقیق ساختار سری از روش غلتان استفاده می‌شود. در روش غلتان به سمت جلو[1]، ابتدا آزمون روی ۲۰ درصد اولیهٔ داده‌ها انجام می‌شود. سپس ۲۰ درصد بعدی داده‌ها اضافه می‌شود و آزمون روی ۴۰ درصد اولیهٔ داده‌ها انجام می‌شود. این عمل همین‌طور تکرار می‌شود تا حجم کل داده‌ها مورد آزمون واقع شود. نتایج تحلیل (R/S) در روش غلتان به سمت جلو در جدول ۴، آورده شده است.

جدول ۴. تخمین (R/S) برای بازدهٔ شاخص بورس با روش غلتان به سمت جلو

حجم نمونه	۱ -۲۰۰	۱ -۴۰۰	۱ -۶۰۰	۱ -۸۰۰	۱ -۱۰۰۰
سری اصلی	۰/۶۹۱۷	۰/۸۹۱۳	۰/۸۲۴۵	۰/۷۹۴۵	۰/۷۹۱۷
پارامتر حافظه(d)	۰/۱۹۱۷	۰/۳۹۱۳	۰/۳۲۴۵	۰/۲۹۴۵	۰/۲۹۱۷
سری به‌هم‌ریخته	۰/۶۲۷۲	۰/۶۰۰۲	۰/۵۶۸۶	۰/۵۸۳۶	۰/۵۲۱۰

با توجه به جدول ۴، مقدار نمای هرست به‌دست آمده به ازای مقادیر مختلف حجم نمونه بزرگ‌تر از ۰/۵ است که نمایان‌گر غیرتصادفی بودن سری زمانی بازدهٔ بورس و وجود حافظهٔ بلندمدت در آن است. شیب خط رگرسیونی برازش شده در شکل ۶، نشان‌دهندهٔ نمای هرست به ازای حجم کامل نمونه است. همچنین با توجه به رابطهٔ $d = H - 1/2$ مقدار پارامتر حافظه (d) در جدول ۴، قابل مشاهده است که نشان‌دهندهٔ وجود حافظه در سری مورد نظر است.

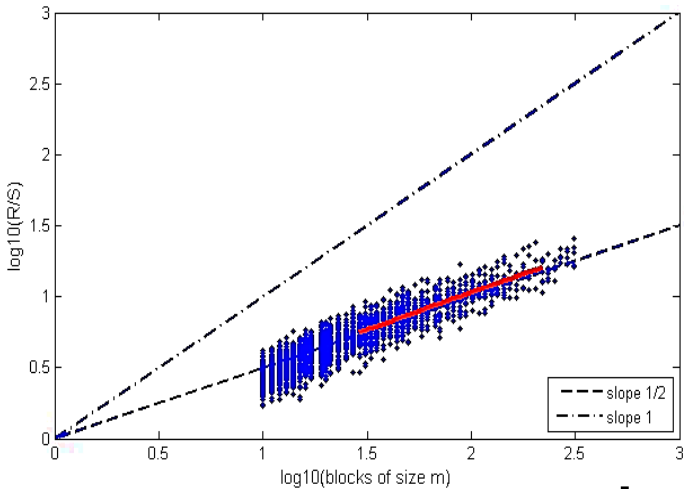
1. Forward Rolling



شکل ۶. تخمین نمای هرست به روش رگرسیونی برای داده‌های اصلی

اعتبار مقدار نمای هرست را می‌توان با استفاده از آزمون به‌هم‌ریختگی[1] نیز سنجید. در این روش ابتدا سری اصلی به صورت تصادفی به‌هم‌ریخته می‌شود تا یک سری جدید ایجاد شود (تیلر، ایبانک، لانگتین، گالدریکین و دوینه فارمر، ۱۹۹۲). برای سری زمانی که دارای حافظه باشد، ترتیب اطلاعات مهم است. در این حالت اگر (R/S) برآورد شده برای سری جدید کوچک‌تر از سری اصلی باشد و به مقدار ۰/۵ که مربوط به سری زمانی کاملاً تصادفی است نزدیک شود احتمال وجود حافظهٔ بلندمدت در سری مورد نظر تقویت می‌شود. بدین‌ترتیب مقدار (R/S) برای سری به‌هم‌ریخته نیز محاسبه شده است. همان‌طور که در جدول ۴، مشاهده می‌شود مقدار آمارهٔ محاسبه شده برای سری به‌هم‌ریخته در همهٔ حجم‌های نمونه کمتر است. کمتر بودن این عدد نسبت به نمای هرست سری اصلی، اثر حافظهٔ بلندمدت در سری اصلی را تایید می‌کند.

1. Shuffle Test



شکل ۷. تخمین نمای هرست به روش رگرسیونی برای سری به‌هم‌ریخته

در روش غلتان به سمت عقب[1]، ابتدا آزمون هرست روی ۲۰ درصد انتهایی داده‌ها انجام می‌شود. سپس ۲۰ درصد قبلی آن به داده‌ها اضافه شده و آزمون روی ۴۰ درصد انتهایی انجام می‌شود. این عمل همین‌طور تکرار می‌شود تا ۲۰ درصد آخر که به داده‌ها اضافه شد، آزمون روی همهٔ داده‌ها انجام می‌شود. نتایج تحلیل نمای هرست در روش غلتان به سمت عقب در جدول ۵ آورده شده است.

جدول ۵. تخمین (R/S) برای بازدهی شاخص بورس با روش غلتان به سمت عقب

حجم نمونه	۱۰۰۰– ۸۰۰	۱۰۰۰–۶۰۰	۱۰۰۰–۴۰۰	۱۰۰۰–۲۰۰	۱۰۰۰– ۱
سری اصلی	۰/۷۳۴۹	۰/۶۷۹۱	۰/۷۰۷۷	۰/۷۸۱۲	۰/۷۹۱۷
پارامتر حافظه(d)	۰/۲۳۴۹	۰/۱۷۹۱	۰/۲۰۷۷	۰/۲۸۱۲	۰/۲۹۱۷
سری به‌هم‌ریخته	۰/۷۰۹۷	۰/۶۴۳۸	۰/۵۶۳۲	۰/۶۵۱۵	۰/۵۲۱۰

با توجه به جدول ۵، مقدار نمای هرست به‌دست آمده از روش غلتان به سمت عقب به ازای مقادیر مختلف حجم نمونه بزرگ‌تر از ۰/۵ است که نمایان‌گر غیرتصادفی بودن سری زمانی بازدهٔ بورس و وجود حافظهٔ بلندمدت در آن است. همچنین مقدار نمای هرست برای سری به‌هم‌ریخته در همهٔ حجم‌های نمونه کوچک‌تر از سری اصلی است که وجود حافظه در سری بازده را تایید

1. Backward Rolling

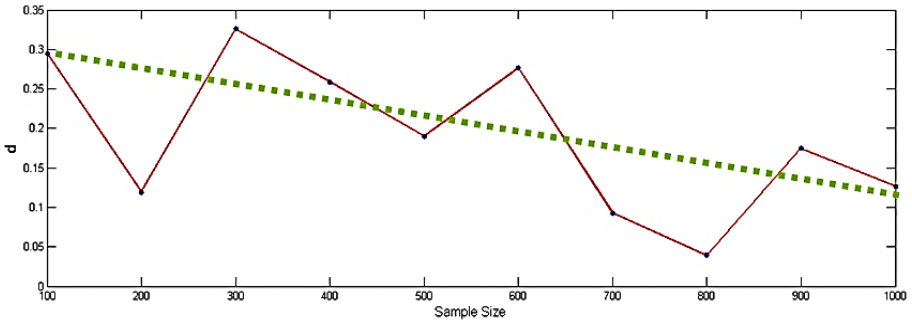
می‌کند. همچنین با توجه به رابطهٔ $d = H - 1/2$ مقدار پارامتر حافظه (d) در جدول ۵، قابل مشاهده است که نشان‌دهندهٔ وجود حافظه در سری مورد نظر است.

بیشتر آزمون‌ها به دلیل تورش تخمین در محاسبهٔ پارامتر حافظه، نمی‌توانند قابل اتکا باشند و میزان کارایی بازار را ارائه دهند. با این وجود، بررسی روند حافظه قابل اعتمادتر بوده و می‌تواند برای بررسی گرایش به کارایی در بازار مفید باشد (محمدی و چیت‌سازان، ۱۳۹۰). برای بررسی دقیق‌تر کارایی بازار در طول دورهٔ زمانی مورد پژوهش، سری مورد بررسی به چند زیرسری[1] تقسیم و برای هر زیرسری مقدار پارامتر حافظه (d) برآورد شده است. نتایج در جدول ۶، قابل مشاهده است.

جدول ۶. مقدار پارامتر حافظه در زیرسری‌ها

حجم نمونه	۱ -۲۰۰	۲۰۰ -۴۰۰	۴۰۰ -۶۰۰	۶۰۰ -۸۰۰	۸۰۰ -۱۰۰۰
سری اصلی	۰/۶۰۲	۰/۵۳۹۶	۰/۸۳۴۴	۰/۵۱۲۵	۰/۷۰۹۷
پارامتر حافظه(d)	۰/۱۰۷۲	۰/۰۳۹۶	۰/۳۳۴۴	۰/۰۱۲۵	۰/۲۰۹۷

همان‌طور که در شکل ۸، مشاهده می‌شود مقدار پارامتر حافظه در طول زمان روندی کاهشی داشته که به نوعی می‌تواند نشان‌دهندهٔ افزایش کارایی و شفاف‌تر شدن اطلاعات در بورس اوراق بهادار تهران باشد.



شکل ۸. روند تغییرات مقدار پارامتر حافظه در هر یک از زیرسری‌ها

تحلیل دامنهٔ استاندارد شده اصلاح شده (MRS)

در بسیاری از پژوهش‌های اولیه در زمینهٔ حافظه، نقص‌های آمارهٔ R/S آشکار شد. همان‌طور که پیشتر بیان شد، مندلبرت (۱۹۷۵ و ۱۹۷۲)، مندلبرت و والیس (۱۹۶۹)، دیویس و هارت (۱۹۸۷)،

1. Subseries

آیدوگان و بوث (۱۹۸۸) و لو (۱۹۹۱) همگی بر عدم قدرت آماری *R/S* در صورت وجود حافظهٔ کوتاه‌مدت و ناهمسانی واریانس تاکید داشتند. در این راستا، لو (۱۹۹۱)، آمارهٔ R/S اصلاح شده را معرفی کرد که به‌جای انحراف استاندارد در مخرج کسر، یک برآوردکنندهٔ سازگار از ریشهٔ دوم واریانس مجموع جزئی مشاهدات را قرار داد. از این‌رو بهتر است برای بررسی وجود یا عدم‌وجود حافظه از آزمون دامنهٔ استاندارد شده اصلاح شده (MRS) استفاده شود.

در این آزمون فرضیهٔ صفر، نبود حافظهٔ بلندمدت و فرضیهٔ مقابل وجود حافظهٔ بلندمدت در سری زمانی است. بنابراین، چنانچه آمارهٔ آزمون اختلاف معناداری از صفر نداشته باشد، فرض صفر یعنی نبود حافظهٔ بلندمدت را نمی‌توان رد کرد.

جدول ۷. بررسی حافظه در سری بازدهٔ شاخص بورس با استفاده از آمارهٔ MRS

شاخص	حجم نمونه	آمارهٔ MRS	سطح معناداری
بازدهٔ سهام	۱۰۰۰	۲/۴۱۱	٪۹۹

با توجه به این‌که مقدار آمارهٔ آزمون از مقدار بحرانی در سطح ۹۵ درصد (۱/۶۵) و در سطح ۹۹ درصد (۲/۳۳) بزرگ‌تر است. در نتیجه فرض صفر مبنی بر نبود حافظه رد می‌شود و وجود حافظهٔ بلندمدت در سری مورد بررسی تایید می‌شود.

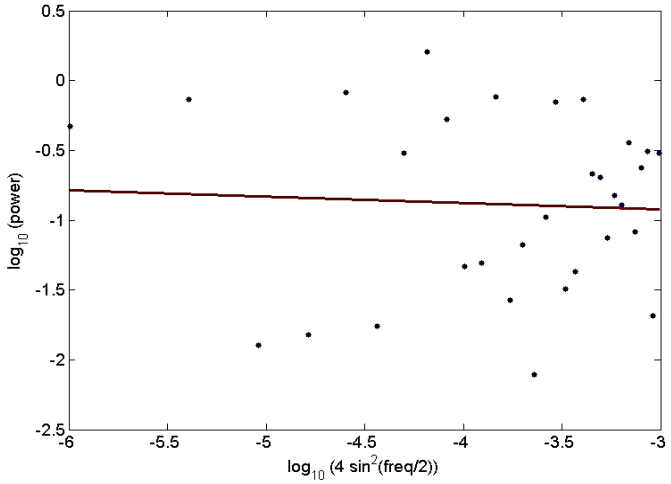
آزمون چگالی طیفی (GPH)

نتایج تخمین پارامتر حافظه با استفاده از آزمون چگالی طیفی در جدول ۸، مشاهده می‌شود. همان‌طور که مشخص است مقدار پارامتر حافظه کمتر از ۰/۵ است که نشان‌دهندهٔ وجود حافظهٔ بلندمدت در طول سری مورد بررسی است.

جدول ۸. بررسی حافظه در سری بازدهٔ شاخص بورس با استفاده از آمارهٔ GPH

شاخص	حجم نمونه	پارامتر حافظه	حد پایین	حد بالا
بازدهٔ سهام	۱۰۰۰	۰/۰۴۸۶	-۰/۲۶۹۰	۰/۲۶۹۰

با توجه به مطالب ارائه شده در روش‌شناسی پژوهش، منفی شیب خط رگرسیونی در شکل ۹، نشان‌دهندهٔ مقدار پارامتر حافظه به ازای حجم کامل نمونه است.



شکل ۹. تخمین آمارهٔ GPH به روش رگرسیونی

همچنین فاصلهٔ اطمینان ۹۵ درصد برای آمارهٔ یاد شده، محاسبه شده است که حد بالای آن بیشتر از صفر و کمتر از ۰/۵ و حد پایین آن کمتر از صفر است. از این‌رو با توجه به این‌که حد پایین این آماره کمتر از صفر است، برای اطمینان بیشتر از وجود حافظهٔ بلندمدت، با استفاده از پنجرهٔ غلتان رو به جلو، آزمون چگالی طیفی برای همهٔ حجم‌های نمونه انجام شده است.

جدول ۹. انجام آزمون GPH بر روی زیرسری‌ها

حجم نمونه	۱-۲۵۰	۱-۵۰۰	۱-۷۵۰	۱-۱۰۰۰	میانگین
آمارهٔ GPH	۰/۲۹۲۷	۰/۱۷۵۹	۰/۱۸۳۵	۰/۰۴۸۶	۰/۱۷۵۱
نتیجه					وجود حافظه

مقادیر پارامتر حافظه در جدول ۹، نشان می‌دهد در همهٔ حجم‌های نمونهٔ پارامتر حافظه، مقداری مثبت و کمتر از ۰/۵ است که نشان از وجود اثر حافظهٔ بلندمدت در سری مورد بررسی است.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در این مقاله وجود حافظهٔ بلندمدت در بازدهٔ شاخص بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از سه روش R/S، MRS و GPH بررسی شده است. بر این اساس آزمون R/S با استفاده از روش‌های غلتان رو به جلو و غلتان رو به عقب انجام شد که نتایج به ازای همهٔ حجم‌های نمونه

نشان‌دهندهٔ وجود حافظ بلندمدت در سری بازدهٔ شاخص بورس اوراق بهادار تهران است. بر این اساس نمای هرست به ازای کل حجم نمونه (۱۰۰۰ مشاهده) در روش غلتان رو به جلو ۰/۷۹۱۷ به‌دست آمد که با توجه به رابطهٔ بین H و d، مقدار پارامتر حافظه برابر ۰/۲۹۱۷ است. این نتیجه بیان‌گر وجود حافظهٔ بلندمدت در سری مورد نظر است. این نتیجه منطبق با یافته‌های عرفانی (۱۳۸۸)؛ سالارزهی، کاشی، حسینی و دنیایی (۱۳۹۱) و بیانی (۱۳۹۱) است.

برای اعتباردهی به آزمون نمای هرست از آزمون به‌هم‌ریختگی استفاده شد که مقدار نمای هرست محاسبه شده در سری به‌هم‌ریخته (۰/۵۲۱۰) به مراتب کمتر از سری اصلی به‌دست آمد که این امر وجود حافظه در سری اصلی را تایید می‌کند. همچنین در پنجرهٔ غلتان رو به عقب هم نتایج مشابهی حاصل شد. در ادامه برای بررسی روند رفتاری پارامتر حافظه و بررسی تغییرات کارایی بازار، سری بازده به چند زیرسری تقسیم شد و آزمون R/S برای هر یک از زیرسری‌ها محاسبه شد. نتایج آزمون حاکی از افزایش کارایی بازار طی دورهٔ مورد پژوهش است. با توجه به ضعف‌هایی که برای آمارهٔ R/S معرفی شد، از دو آزمون MRS و GPH برای بررسی صحت نتایج به‌دست آمده استفاده شد که مقدار آمارهٔ MRS بر اساس کل حجم نمونه ۲/۴۱۱ به‌دست آمد که با اطمینان ۹۹ درصد می‌توان وجود حافظه در سری بازده را پذیرفت. همچنین بر اساس آمارهٔ GPH، مقدار پارامتر حافظه (d)، ۰/۰۴۸۶ محاسبه شد که حد پایین و بالای آن در سطح ۹۵ درصد به ترتیب برابر ۰/۲۶۹۰- و ۰/۲۶۹۰ به‌دست آمد. با توجه به این‌که حد پایین این آماره کمتر از صفر است، با استفاده از پنجرهٔ غلتان رو به جلو آزمون روی زیرسری‌ها انجام شد که میانگین پارامتر حافظه در تمام زیرسری‌ها برابر ۰/۱۷۵۱ به‌دست آمد که بیان‌گر وجود حافظه در سری بازدهٔ شاخص بورس است. اثبات وجود حافظهٔ بلندمدت، شکل ضعیف فرضیهٔ کارایی بازار را نقض می‌کند. بر این اساس، امکان استفاده از یک استراتژی سودآور و باثبات با استفاده از داده‌های گذشته فراهم می‌شود. یعنی این امکان وجود دارد که با استفاده از گذشته، داده‌های آیندهٔ سری بازده را پیش‌بینی کرد. از این‌رو می‌توان با استفاده از روش‌هایی که پارامتر حافظه را در نظر می‌گیرند اقدام به مدلسازی و پیش‌بینی سری بازدهٔ بورس اوراق بهادار نمود.

منابع

بیانی، ع. (۱۳۹۱). تحلیل تاثیر متغیرهای منتخب اقتصاد کلان بر نوسان‌پذیری شاخص قیمت سهام بورس اوراق بهادار تهران: کاربردی از الگوی FIEGARCH. پایان‌نامهٔ کارشناسی ارشد، دانشکدهٔ اقتصاد دانشگاه اصفهان.

خالوزاده، ح.، و علی، خاکی. (۱۳۸۲)، ارزیابی روش‌های پیش‌بینی سهام و ارائهٔ مدل غیرخطی بر اساس شبکه‌های عصبی. مجلهٔ تحقیقات اقتصادی، ۷(۳)، ۶۱-۷۸.

رئوفی، ع. (۱۳۹۲). شناسایی سیستم مولد داده‌های شاخص بورس اوراق بهادار تهران، مدلسازی و پیش‌بینی آن با استفاده از محاسبات نرم. پایان‌نامهٔ کارشناسی ارشد، دانشکدهٔ اقتصاد و علوم اجتماعی، دانشگاه شهید چمران اهواز.

سالارزهی، ح.، کاشی، م.، حسینی، س. ح.، و دنیایی، م. (۱۳۹۱). مقایسهٔ کارآمدی مدل‌های ARIMA و ARFIMA برای مدلسازی و پیش‌بینی شاخص قیمت تهران (TEPIX). فصلنامهٔ دانش سرمایه‌گذاری، ۱(۲)، ۶۳-۸۰.

عرفانی، ع. (۱۳۸۸). پیش‌بینی شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران با مدلARFIM. مجلهٔ تحقیقات اقتصادی، ۴۴(۱)، ۱۶۳-۱۸۰.

محمدی، ش.، و چیت‌سازان، ه. (۱۳۹۰). بررسی حافظهٔ بلندمدت بورس اوراق بهادار تهران. مجلهٔ تحقیقات اقتصادی، ۴۶(۴)، ۲۰۷-۲۲۶.

محمودی، و.، محمدی، ش.، و چیت‌سازان، ه. (۱۳۸۹). بررسی روند حافظهٔ بلندمدت در بازارهای جهانی نفت. فصلنامهٔ تحقیقات مدل‌سازی اقتصادی، ۱(۱)، ۲۹-۴۸.

References

Aydogan, K., & Booth, G. G. (1988). Are There Long Cycles in Common Stock Returns? Southern Economic Journal, 55(1), 141-149.

Baillie R. T., Bollerslev, T., & Mikkelsen, H. O. (1996). Fractionally Integrated Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity. Journal of Econometrics, 74(1), 3-30.

Banerjee, A., & Giovanni, U. (2005). Modelling Structural Breaks, Long Memory and Stock Market Volatility: an Overview. Journal of Econometrics, 129(1-2), 1-34.

Barkoulas, J. T., Baum, C. F., & Travlos, N. (2000). Long Memory in the Greek Stock Market. Applied Financial Economics, 10(2), 177-184.

Bayani, O. (2012). Analyze the Impact of Macroeconomic Variables on the Volatility of the Stock Price Index of Tehran Stock Exchange: Application of FIEGARCH Model. Master's Thesis, Faculty of Economics, University of Isfahan, Iran. (In Persian)

Berg, L. (1998). Short and Long-run Dependence in Swedish Stock Returns. Applied Financial Economics, 7(4), 435-443.

Davies, R. B., & Harte, D. S. (1987). Test for Hurst effect. Biometrika, 74(1), 95-101.

Dejong, D. N., Nankervis, J. C., & Savin, N. E. (1992). Integration Versus Trend Stationarity in Time Series. Econometrica, 60(2), 423-433.

Diebolt, C., & Guiraud, V. (2005). A Note on Long Memory Time Series. Quality and Quantity, 39(6), 827-836.

Elder, J., & Serletis, A. (2008). Long Memory in Energy Futures Prices. Review Of Financial Economics, 17(2), 146-155.

Erfani, A. (2009). Forecasting of Tehran Securities Price Index Using ARFIMA Model. Journal of Economic Research, 44(1), 163-180. (In Persian)

Fei-xue, H. (2010). Long-term Memory for USD/CNY Based on GPH. Studies in Sociology of Science, 1(2), 23-29.

Geweke, J. & Porter-Hudak, S. (1983). The Estimation and Application of Long Memory Time Series Models. Journal of Time Series Analysis, 4(1), 221-38.

Granger, C. W. J., & Joyeux, R. (1980). An Introduction to Long Memory Time Series Models and Fractional Differencing. Journal of Time Series Analysis, 1(1), 15-29.

Granger, W. J. C., & Ding, Z. (1996). Varieties of Long Memory Models. Journal of Econometrics. North Holland. Elsevier 73(1), 61-77.

Grau-Carles, P. (2000). Empirical Evidence of Long-Range Correlations in Stock Returns. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 287(3-4), 396-404.

Green, W. H. (2003). Econometric Analysis. Fifth Edition, New Jersey: Prentice Hall.

Harris, R., & Sollis, R. (2003). Applied Time Series Modeling and Forecasting. Wiley, West Sussex.

Harvey, A. C. (1993). Long Memory in Stochastic Volatility. Working Paper, London School of Economics.

Hosking, J. R. M. (1981). Fractional Differencing. Biometrika, 68(1), 165–176.

Hurst, H. (1951). Long-term Capacity of Reservoirs. Trans Amer Soc Civ Eng., Engng, 116(1), 770–808.

Jin, H. J., & Frechette, D. L. (2004). A New T-test for the R/S Analysis and Long Memory in Agricultural Commodity Prices. Applied Economics Letters, 11(11), 661-667.

Khalozadeh, h., & Khaki, a. (2003). Evaluating Forecasting Methods for Stock Price and Introduce Nonlinear Model using Neural Networks. Journal of Economic Research, 7(3), 61-78. (In Persian)

Kwiatkowski, D., Phillips, P. C. B., Schmidt, P., & Shin, Y. (1992). Testing the Null Hypothesis of Stationarity. Journal of Econometrics, 54(1-3), 159-178.

Lo, A. (1991). Long Term Memory in Stock Market Prices. Econometrica, 59(5), 1279-1313.

Lux, T., & Kaizoji, T. (2007). Forecasting Volatility and Volume in The Tokyo Stock Market: Long memory, Fractality and Regime Switching. Journal of Economic Dynamics & Control, 31(6), 1808-1843.

Mahmoudi, V., Mohammadi, S., & Chitsazan, H. (2010). A Study of Long Memory Trend for International Oil Markets. Journal of Economic Modeling Research, 1(1), 29-48. (In Persian)

Man, K. S. (2003). Long Memory Time Series and Short Term Forecasts. International Journal of Forecasting, 19(3), 477-491.

Man, K. S., & Tiao, G. C. (2006). Aggregation Effect and Forecasting Temporal Aggregates of Long Memory Processes. International Journal of Forecasting, 22(2), 267-281.

Mandelbrot B. B., & Wallis J. R. (1969). Computer Experiments with Fractional Gaussian Noises. Parts 1, 2, 3. Water Resources Research, 5(1), 967-988.

Mandelbrot, B. B., (1972). Statistical Methodology for Non-Periodic Cycles: from the Covariance to R/S Analysis. Annals of Economic and Social Measurement, 1(3), 259-290.

Mandelbrot, B. B., (1975). Limit Theorems on the Self-Normalized Range for Weakly and Strongly Dependent Processes. Z. Wahrscheinlichke its theorie verw. Gebiete, 31(4), 271-285.

Mandelbrot, B., & van Ness, J. W. (1968). Fractional Brownian Motions, Fractional Noises and Applications. SIAM Review, 10(4), 422-437.

McLeod, A. I., & Hippel, A. W. (1978). Preservation of the Rescaled Adjusted Range: A Reassessment of the Hurst Phenomenon. Water Resources Research, 14(1), 491-508.

Mohammadi, S., & Chitsazan, H. (2012). Analysing Long Run Memory in Tehran Stock Exchange. Journal of Economic Research, 46(4), 207-226. (In Persian)

Odaki, M. (1993). On the Invertibility of Fractionally Differenced ARIMA Processes. Biometrika. 80(3), 703-709.

Olan, T. H. (2002). Long Memory in Stock Returns: Some International Evidence. Applied Financial Economics, 12(10), 725-729.

Peters. E. E. (1991). Fractal Market Analysis. New York: Wiley.

Philip, S., (2004). Long Memory Versus Structural Breaks. Statistical Papers, 45(4), 465-515.

Raoofi, A. (2014). Data Generation Process for the Tehran stock exchange, Modelling and Forecasting using Soft Computing. Master's Thesis, Faculty of Economics and Social Sciences, University of Ahvaz, Iran. (In Persian)

Robinson, P., (1995). Log-Periodogram Regression of Time Series with Long-Range Dependence. Annals of Statistics, 23(3), 1048-1072.

Salarzehi, H., Kashi, M., Hosseyni, M., & Doniaee, M. (2013). Comparison of Efficiency of ARIMA and ARFIMA Models for Modeling and Prediction of Tehran Price Index. Journal of Investment knowledge, 1(2), 63-80. (In Persian)

Tabak, B. M., & Cajueiro, D. O. (2007). Are the Crude Oil Markets Becoming Weakly Efficient Over Time? A Test for Time-varying Long-range Dependence in Prices and Volatility. Energy Economics, 29(1), 28-36.

Tan, S. H., Cheong, L. L., & Yeap, P. F. (2010). Long Memory Properties in Stock Prices. Evidence from the Malaysian Stock Market. European Journal of Finance and Administrative Sciences Issue, 18(1), 77-84.

Theiler, J., Eubank, S., Longtin, A., Galdrikian. B., & Doyne Farmer, J. (1992). Testing for Nonlinearity in Time Series: The method of Surrogate Data. Physica D: Nonlinear Phenomena, 58(1–4), 77-94.

Tolvi, J. (2003). Long Memory and Outliers in Stock Market Returns. Applied Financial Economics, 13(7), 495-502.

Wright, J. H., (1999). Long Memory in Emerging Market Stock Returns. FRB International Finance Discussion Paper, No. 650.

Xiu, J., & Jin, Y., (2006). Empirical Study of ARFIMA Model Based on Fractional Differencing. Physica A: Statistical Mechanics and its Application, 377(1), 138-154.

Zarra-Nezhad, M., Raoofi, A., & Akbarzdeh, M. H. (2016). The Existence of Long Memory Property in OPEC Oil Prices. Asian Journal of Economic Modelling, Asian Economic and Social Society, 4(3), 142-152.