بررسی حافظه‌ی بلندمدت بورس اوراق بهادار تهران

شاپور محمدی
دانشیار دانشکده مدیریت دانشگاه تهران
shmohmad@ut.ac.ir

هستی چیت سازان*[*]
مدرس دانشکده‌ی کارآفرینی دانشگاه تهران
Chitsazan@ent.ut.ac.ir
تاریخ دریافت: ۸۷/۳/۱ تاریخ پذیرش: ۹۰/۲/۲۰

چکیده

در این مقاله حافظه‌ی بازار سهام مورد تخمین و تفسیر قرار گرفته است. تخمین پارامتر تفاضل کسری با روش‌های مختلفی از جمله روش حداکثر درست‌نمایی ML، حداقل مربعات غیر خطی NLS، نمای هرست Hurst Exponent، جوک و پورتر- هوداک GPH، نمای هرست تعدیل شده Modified Hurst یا لو LO، وایتل Whittle و موجک Wavelet انجام شده است. نتایج تخمین وایتل، هرست، لو و موجک بیانگر آنست که بازده‌ی شاخص‌های کل، بازده و قیمت، بازده‌ی نقدی، صنعت و مالی دارای حافظه‌ی بلندمدت می‌باشند. تخمین‌های به‌دست آمده با روش GPH بیانگر آنست که بازده‌ی تمامی شاخص‌ها به جزء شاخص بازده‌ی نقدی دارای حافظه‌ی بلندمدت می‌باشد. با توجه به معنی‌دار نبودن نتایج تخمین‌های ML و NLS در بیش‌تر بازه‌های مورد بررسی، تخمین‌های حاصل از این دو تکنیک از اعتبار کافی برخوردار نبوده و از تحلیل کنار گذاشته شدند.

نتایج حاصل از بررسی روند تغییرات حافظه نیز بیانگر آن است که پارامتر حافظه‌ی بورس اوراق بهادار تهران روند تغییر محسوسی نداشته و به عبارت دیگر طی دوره‌ی مورد بررسی، کاهش یا افزایش معنی‌داری در کارایی بازار رخ نداده است.

طبقه‌بندی JEL : C14, C32, D53 .

کلید واژه: تفاضل کسری، حافظه‌ی بلندمدت، بازار سهام، مدل ARFIMA ، انباشتگی کسری، سری‌های زمانی

---

*- نویسنده مسئول.

۱- مقدمه

طی دهه‌های گذشته فرایندهای حافظه‌ی بلندمدت، بخش اساسی و مهمی از تحلیل سری زمانی را مطرح کرده‌اند. فرایندهای حافظه‌ی بلندمدت (فرایندهای با وابستگی بلندمدت) با خود هم‌بستگی‌هایی که بسیار بسیار آهسته کاهش می‌یابند یا با یک چگالی طیفی که در فرکانس نزدیک صفر یک نقطه‌ی اوج[1] دارد، مشخص می‌شوند. این خصوصیات، رفتار آماری تخمین‌ها و پیش‌بینی‌ها را به شدت تغییر می‌دهد. در نتیجه، بسیاری از نتایج و متدولوژی‌های تئوریکی مورد استفاده در تحلیل سری‌های زمانی با حافظه‌ی کوتاه‌مدت مانند فرایندهای ARMA، برای مدل‌های با حافظه‌ی بلندمدت مناسب نیستند (Green, 2003).

وجود حافظه‌ی بلندمدت در دارایی‌های مالی از نظر تئوریکی و نیز تجربی موضوع بسیار مهمی است. اگر بازار دارای حافظه‌ی بلندمدت باشد، خود هم‌بستگی معنی‌داری بین مشاهداتی که در طی زمان بسیار طولانی مورد بررسی قرار گرفته‌اند، وجود خواهد داشت. از آن‌جا که سری‌ها در طی زمان مستقل از هم نیستند، درک گذشته‌ی دور به پیش‌بینی آینده کمک می‌کند و امکان کسب سودهای غیرعادی باثبات وجود دارد. وجود حافظه‌ی بلندمدت در بازار مالی، شکل ضعیف فرضیه‌ی کارایی بازار را نقض کرده، هم‌چنین مدل‌های خطی قیمت‌گذاری دارایی‌ها را مورد تردید قرار داده و بیانگر آن است که در قیمت‌گذاری دارایی‌های سرمایه‌ای بایستی از مدل‌های غیرخطی استفاده کرد.

تحولات جدید در روش‌های معاملاتی و افزایش اطلاعات بازار، سبب شده است که بازارها بیش از گذشته به بازارهای کارا نزدیک‌تر شوند. بنابراین، با افزایش کارایی بازارهای سهام، حافظه‌ی بازارها کوتاه‌تر شده و معاملات در بازارهای سهام موجب کسب سودهای غیرعادی نمی‌شود. یکی از رایج‌ترین روش‌ها برای اندازه‌گیری و سنجش حافظه‌ی بازارها، تخمین پارامتر انباشتگی کسری[2] (که از این پس d نامیده می‌شود) برای قیمت‌های سهام است بسیاری از تحقیقات تجربی در زمینه‌ی فرایندهای با حافظه‌ی بلندمدت و مدل‌های ARFIMA، درصدد تخمین حافظه‌ی بازارها هستند.

خودهم‌بستگی‌های یک سری انباشته $I(1)$ یا $I(2)$ در وقفه‌های طولانی نیز به شکل ماندگاری بسیار بالا باقی می‌مانند. در مقابل، خودهم‌بستگی‌های یک فرایند مانا $I(0)$

1- Pole .
2- Fractional Integration.

معمولاً با نرخی نمایی به میرایی رفته و مقادیر بالای خودهم‌بستگی تنها بعد از چند وقفه از بین می‌روند. برخی فرایندها رفتاری بین این دو مورد نشان می‌دهند. آن‌ها به وضوح نامانا هستند، با این وجود، زمانی که از آن‌ها تفاضل‌گیری می‌شود، دارای این ویژگی‌اند که به طور یک در میان هم‌بستگی‌های مثبت و منفی نشان می‌دهند، حتی در وقفه‌های طولانی، که این حالت بیانگر «تفاضل بیش از حد» می‌باشد. اما داده‌هایی که از آن‌ها تفاضل‌گیری نشده است، در وقفه‌های بسیار دور هم خودهم‌بستگی‌های معنی‌داری نشان می‌دهند (Green, 2003).

نقطه‌ی آغازین ادبیات مربوط به فرایندهای انباشته‌ی کسری این حقیقت بوده است که بسیاری از سری‌های اقتصادی و مالی نه $I(0)$ هستند و نه $I(1)$. آن‌ها در وقفه‌های بسیار طولانی خودهم‌بستگی‌های معنی‌داری نشان می‌دهند که از آن با عنوان "میرایی هیپربولیک" نام برده می‌شود. وقتی از این سری یک بار تفاضل گرفته شود، به نظر می‌رسد یک بار تفاضل‌گیری برای آن زیاد باشد (Banerjee and urga, 2005). بنابراین یک طبقه‌ی مفید از مدل‌ها برای یک سری زمانی که دارای رفتار حافظه‌ی بلندمدت است، فرایند $\text{ARFIMA}(p,d,q)$ می‌باشد. این فرایندها بسط فرایندهای خودرگرسیو میانگین متحرک انباشته ARFIMA هستند که در آن پارامتر تفاضل‌گیری می‌تواند عددی غیرصحیح را اختیار کند (Man and Tiao, 2006) .

ادامه مقاله به شرح ذیل بخش‌بندی شده است. بخش دوم، به مفاهیم و تعاریف مربوط به حافظه‌ی بازار پرداخته و ارتباط بین حافظه‌ی یک سری زمانی هم افزوده و اجزای آن را مورد بررسی قرار می‌دهد. بخش سوم، روش‌های اندازه‌گیری و تخمین حافظه‌ی سری‌های زمانی را تشریح می‌کند. بخش چهارم، تخمین حافظه‌ی بازده‌ی شاخص‌های مختلف بورس تهران را ارائه کرده و روند زمانی را مورد بحث قرار می‌دهد. بخش پایانی به خلاصه و نتیجه‌گیری اختصاص یافته است.

۲- حافظه‌ی بازار

اقتصاددانان با توجه به تحقیقات انجام شده به‌وسیله‌ی محققانی چون مندلبرت و نس[1] (۱۹۶۸)، گرنجر و جویوکس[2] (۱۹۸۰) و هوسکینگ[3] (۱۹۸۱) و دیگران، با فرایند

1- Mandelbrot and Ness.
2- Granger and Joyeux .
3- Hosking.

حافظه‌ی بلندمدت و مدل‌های ARFIMA آشنا شدند. شکل کلی یک فرایند با حافظه‌ی بلندمدت $ARFIMA(p,d,q)$ به صورت ذیل می‌باشد:

$$\Phi(L)(1-L)^d(y_t-\mu)=\Theta(L)\varepsilon_t \qquad (1)$$

که در عبارت فوق چندجمله‌ای‌های با وقفـه $\Phi(L)=1-\phi_1L-\phi_2L^2-\cdots-\phi_pL^p$ و $\Theta(L)=1+\theta_1L+\theta_2L^2+\cdots+\theta_pL^p$ در دامنه‌ی زمان تعریف شده‌اند و معـادل عبـارت فوق در دامنه‌ی فرکانس به‌صورت ذیل تعریف می‌شود:

$$I(\omega)=\sigma_{\varepsilon}(2\pi)^{-1}\left|1-\exp(-i\omega)\right|^{-2d}\left|\Theta(\exp(-i\omega))\right|^2\left|\Phi(\exp(-i\omega))\right|^{-2}$$

فرایند مانای $\{y_t\}$ دارای حافظه‌ی بلندمدت است اگر $0<d<0/5$ باشـد. بـه ازای $-0/5<d<0$ یک فرایند اتو رگرسیو میانگین متحرک انباشـته از مرتبـه‌ی d، همـواره دارای یک میرایی آهسته در ضرایب خود هم‌بستگی است، امـا دارای ویژگـی حافظـه‌ی بلندمدت نمی‌باشد (خود هـم‌بسـتگی‌هـا، علامـت‌هـای مختلـف دارنـد). در ایـن مـورد، اصطلاحا" گفته می‌شود که سری ناماندگار[1] است. برای $0<d<1$، ویژگی مانایی برقـرار نیست، اما ضرایب تجزیه‌ی میـانگین متحـرک در بـی‌نهایـت، مجانبـاً بـه صـفر نزدیـک می‌شوند. این گونه سری‌ها، سـری‌هـای بـا خاصـیت، "برگشـت بـه میـانگین " نامیـده می‌شوند (Diebolt and Guiraud, 2005).

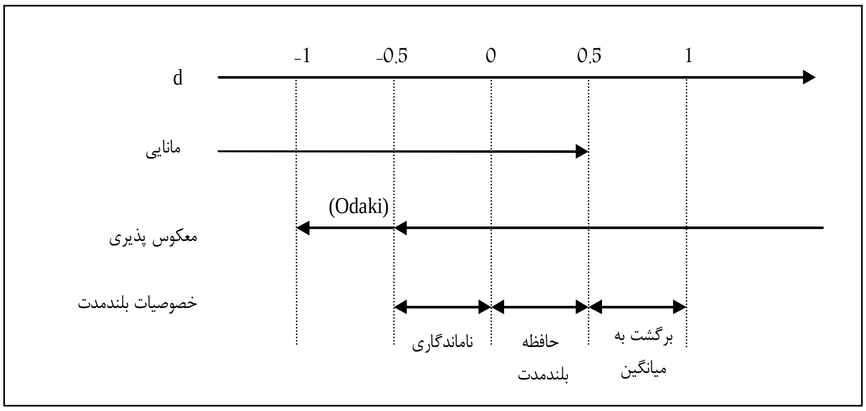
ویژگی برگشت به میانگین در قیمت‌های مالی، بر وجود مکانیزم‌هایی که در افق‌های زمانی طولانی‌مدت عمل می‌کنند، دلالت دارد، چراکه رفتار برگشت به میانگین قیمت‌ها به این ایـده برمـی‌گـردد کـه یـک تغییـر بـه وجـود آمـده در قیمـت‌هـا، در افـق‌هـای طولانی‌مدت، با تغییرات با علامت مخالف دنبال خواهد شد. بر خلاف یـک فراینـد دارای ریشه‌ی واحد[2]، در این مورد، اثر یک شوک تصادفی در طی زمان کاهش می‌یابـد. نگـاره ۱، خصوصیات متفاوت برای مقادیر مختلف d را نشان می‌دهد.

یکی از روش‌های مشـخص کـردن رونـد حافظـه‌ی بـازار، تخمـین پارامترهـای هـم انباشتگی کسری برای تمامی قیمت‌های سهام در هر کشـوری اسـت. بـه دلیـل مسـأله تصریح[3] مدل‌های مختلف و زیاد بودن تعداد شرکت‌ها، این روش در عمل امکان‌پذیر

1- Antipersistent.

۲- یک فرآیند با ریشه‌ی واحد (یعنی d=1) فرآیند با حافظه‌ی نامحدود نیز نامیده می‌شود. در چنین موردی اثـر یـک شـوک بـه طور نامحدودی دوام می‌یابد.

3- Specification.



Source: Diebolt, C. and Guiraud, V. (2005), “A Note on Long Memory Time Series”, Quality and Quantity 39(6), P. 4 [8].

نگاره ۱- خصوصیات متفاوت مقادیر مختلف d

نمی‌باشد. برای مثال، فرض کنید می‌خواهیم مدل دارای حداقل AIC را برای تخمین هم انباشتگی کسری یک شرکت طی ۱۰۰ دوره‌ی زمانی‌بیابیم. برای یک مدل با حداکثر وقفه‌های پنج و پنج $ARFIMA(۵, d, ۵)$، مدل دارای حداقل AIC بعد از به‌کارگیری دقیقاً $۳۶۰۰ = ۱۰۰ \times ۶ \times ۶$ رگرسیون به‌دست خواهد آمد. تعداد تکرارها در حل سیستم‌های غیرخطی به‌صورت پیش‌تعریف نرم افزارها برای هر رگرسیون معمولاً ۵۰۰ بار است. با توجه به این حجم بالا از محاسبات، تخمین پارامتر حافظه برای تمامی سهام پذیرفته شده در بورس، کار ساده‌ای نخواهد بود. ما از شاخص کل، شاخص قیمت و بازده‌ی نقدی، شاخص بازده‌ی نقدی، شاخص صنعت و شاخص مالی به عنوان نماینده‌هایی از کل بازار استفاده کرده‌ایم. دلیل به‌کارگیری این روش با استفاده از قضیه‌ی ذیل روشن می‌شود.

قضیه: فرض کنید d_j حافظه‌ی قیمت سهام شرکت j ام و d_m حافظه‌ی بازار باشد در این صورت می‌توان گفت حافظه‌ی بازار تابعی از حافظه‌ی شرکت‌هاست $d_m = \sum_{j=1}^{n} \alpha_j f(d_j)$ $\sum_{j=1}^{n} \alpha_j = 1$,.[1]

[1]- برای مطالعه‌ی اثبات این قضیه به منبع زیر مراجعه شود:

Chambers M. J. (1998), "Long Memory and aggregation in Macroeconomic Time series," International Economic review 39(4), P.1059.

بخش نخست قضیه‌ی سوم چمبرز[1] بیان می‌کند: "متغیر هم افزوده‌ی y_t انباشته از مرتبه‌ای برابر با حداکثر مرتبه‌ی انباشتگی اجزای اصلی است."

بر این اساس، حافظه‌ی شاخص‌های بازارهای سهام، به اندازه‌ی حداکثر مرتبه‌ی انباشتگی حافظه‌ی سهم‌های تشکیل دهنده‌ی شاخص، انباشته است. در این صورت، زمانی که درجه‌ی انباشتگی اکثریت قیمت سهام با یکدیگر مساوی باشد، میانگین حافظه‌ی قیمت سهام شرکت‌ها، حافظه‌ی بازار خواهد بود.

در ایران نیز در حوزه‌ی پیش‌بینی شاخص بورس اوراق بهادار تهران مطالعاتی انجام گرفته است. از جمله مشیری و مروت (۱۳۸۵) با استفاده از روش‌های مختلف پیش‌بینی مانند مدل‌های ARIMA، ARFIMA، GARCH و شبکه‌ی عصبی به مقایسه‌ی دقت پیش‌بینی مدل‌های مذکور با استفاده از معیارهای پیش‌بینی پرداخته‌اند. مشیری و مروت (۱۳۸۴) وجود فرایند آشوبی در شاخص کل قیمت سهام بورس تهران را مورد بررسی قرار داده‌اند. عرفانی (۱۳۸۸) نیز به پیش‌بینی شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران با مدل ARFIMA پرداخته است.

۳- تکنیک‌های تخمین حافظه‌ی سری زمانی

سنجش آماری اولیه از حافظه‌ی بلندمدت به واسطه‌ی کار هرست (۱۹۵۱) آماره‌ی دامنه‌ی تجدید مقیاس شده یا R/S می‌باشد که امکان محاسبه‌ی پارامتر خودهمانندی[2] H را ایجاد می‌کند که شدت وابستگی طولانی‌مدت در یک سری زمانی را می‌سنجد (Grau-Carles, 2000).

آماره‌ی R/S به صورت ذیل تعریف می‌شود:

$$(R/S)_n = \frac{1}{S_n}\left[\underset{1\le k\le n}{\mathrm{Max}}\sum_{j=1}^{k}\left(X_j - M_n\right) - \underset{1\le k\le n}{\mathrm{Min}}\sum_{j=1}^{k}\left(X_j - M_n\right)\right] \qquad (2)$$

که M_n میانگین نمونه، X_j داده‌های بعد تقسیم n و S_n انحراف معیار سری است.

هرست (۱۹۵۱)، مندلبرت و والیس (۱۹۶۸)، مندلبرت و تاکو (۱۹۷۹)، تاکو (۱۹۷۷و ۱۹۷۵) و لو (۱۹۹۱) نشان دادند که:

$$\underset{n\to\infty}{\mathrm{p\lim}}\left\{n^{-H}\left(R/S\right)_n\right\} = \mathrm{constant}$$

۱- منبع پیشین.

2- Self- Similarity.

ایده‌ی تحلیل R/S معرفی شده توسط هرست (۱۹۵۱) این است که فرمول بالا را می‌توان به‌طور تقریبی به شکل ذیل نوشت:

$$\log\left[E\left(R/S\right)_n\right] \approx \text{constant} + H\left[\log\left(n\right)\right]$$

سپس ضریب هرست H به‌صورت $\log[R/S]_n / \left[\log\left(n\right)\right]$ یا به‌صورت محاسبه‌ی ضریب شیب رگرسیونی که از رگرس کردن $\log[R/S]_n$ به $\log(n)$ برای مقادیر مختلف n به‌دست می‌آید، تخمین زده می‌شود. تخمین d که $d_{R/S}$ نامیده می‌شود، برابر خواهد بود با: $d = H - \frac{۱}{۲}$.

از آن‌جاکه مقدار H برای یک فرایند با حافظه‌ی کوتاه‌مدت، برابر $\frac{۱}{۲}$ است، مقدار تخمین زده شده برای H که از $\frac{۱}{۲}$ بیش‌تر باشد به‌عنوان شاهدی از یک فرایند با حافظه‌ی بلندمدت مطرح می‌شود. روش‌های مختلف تخمین H از رابطه‌ی بالا توسط مندلبرت و والیس (۱۹۶۹ و ۱۹۶۸) و دیویس و هارت[۱] (۱۹۸۷) بیان شده است.

بسیاری از تحقیقات اولیه در این زمینه از نقص‌های ممکن آماره‌ی R/S در صورت وجود داده‌هایی که دارای فرایندهای $I(0)$ حافظه‌ی کوتاه‌مدت ترکیب شده با یک مؤلفه‌ی حافظه‌ی بلندمدت هستند و نیز درصورت وجود ناهمسانی واریانس، آگاه بودند. در این راستا، لو[۲] (۱۹۹۱)، آماره‌ی R/S تعدیل یافته را معرفی کرد که به‌جای انحراف استاندارد در مخرج کسر، یک برآوردکننده‌ی سازگار از ریشه‌ی دوم واریانس مجموع جزیی مشاهدات را قرار می‌دهد.

روش تخمین NLS (حداقل مربعات غیرخطی) به شکل ذیل است (Chung and Baillie, 1993):

$$\begin{aligned} S(\lambda) &= \frac{۱}{۲}\log\sigma^{۲} + \frac{۱}{۲\sigma^{۲}}\sum_{t=۱}^{T}\varepsilon_t^{۲} \\ &= \frac{۱}{۲}\log\sigma^{۲} + \frac{۱}{۲\sigma^{۲}}\sum_{t=۱}^{T}\left[\phi(L)\theta(L)^{-۱}(۱-L)^{d}(y_t-\mu)\right]^{۲} \end{aligned} \qquad (۳)$$

1- Davies and Harte .

2- Lo.

اگر مشاهدات اولیه $y_0, y_{-1}, y_{-2}, \ldots$ ثابت فرض شوند، آن‌گاه حداقل کـردن تـابع مجموع مربعات شرطی به‌طور مجانبی معادل حداکثر درست نمایی دقیق[1] EML خواهد بود. روش حداکثر درست‌نمایی بـرای مـدل‌هـای ARFIMA در اقتصادسـنجی توسـط سوول معرفی شده است (Sowell 1991, 1992) که به منظـور رعایـت اختصـار در ایـن مقاله ارائه نشده البته پیش از سوول، تحقیقات دیگری در آمار و رشته‌های مرتبط با آن انجام شده است. هم‌چنین برای افزایش دقت و بررسی حساسیت پارامترهای حافظـه از روش تخمین وایتل[2] (Shimotsu and Phillips, 2005) نیز استفاده شده است. ایـن روش به شکل ذیل است:

$$\log L_w\left(\sigma_u^2, \theta\right) = -\sum_{j=1}^{m} \log f\left(\omega_j \middle| \theta, \sigma_u^2\right) - \frac{1}{2\pi}\sum_{j=1}^{m} \frac{I\left(\omega_j\right)}{f\left(\omega_j \middle| \theta, \sigma_u^2\right)} \qquad (4)$$

کـه در عبـارت فـوق $I\left(\omega_j\right)$ نشـان‌دهنـده‌ی پریـودوگرام در j امـین فرکـانس فوریـه، $\omega_j = n^{-1} 2\pi j$ و $I\left(\omega_j\right) = n^{-1}\left|\sum_{t=1}^{n} y_t \exp\left(-it\omega_j\right)\right|^2$ می‌باشد.

روش جوک و پورتر- هوداک از تخمینی بر مبنای پریودوگرام برای تخمین پارامتر d اسـتفاده مـی‌کنـد (Gewek and Porter-Hoduk, 1983). بـرای یـک فراینـد $ARFIMA(p,d,q)$ تخمین‌های به‌دست آمده از ایـن روش بـه‌دلیـل نادیـده گـرفتن اجزای حافظه‌ی کوتاه‌مدت (اجزای خودرگرسیو و میانگین متحـرک) تـورش‌دار خواهـد بود، در صورتی که تخمین d به‌دست آمده از این روش برای سری‌های زمانی بـا فراینـد تولید داده $ARFIMA(0,d,0)$ تقریباً صحیح اسـت. بنـابراین، تخمـین GPH و GPH افزوده[3] برای درجات بالای p و q در مدل $ARFIMA(p,d,q)$ دارای تورش می‌باشـد. هم‌چنین نتایج EML برای فرایندهای نامانا، $d > 0.5$، قابل اعتماد نیسـت. در نگـاه اول استفاده از روش GPH افزایش یافته برای $ARFIMA(p,d,q)$ و $ARFIMA(0,1,0)$ آزمونی ساده و قوی به‌نظر می‌رسـد، امـا معادلـه‌ی ذیـل (Martin and Wilkins, 1999) نشان دهنده‌ی آن است که این روش در عمل با مشکلاتی مواجه است:

1- Exact maximum Likelihood.
2- Whittle.
3- Augmented.

$$I\left(\omega_j\right)=\pi_0+\pi_1 \ln\left[4\sin^2\left(\frac{\omega_j}{2}\right)\right]+\ln\left[\frac{1+\theta^2+2\theta\cos\omega_j}{1+\phi^2-2\phi\cos\omega_j}\right]+\nu_t^{ARMA} \quad (5)$$

تخمین معادله‌ی بالا باید با NLS انجام گیرد کـه در عمـل بـرای نمونـه‌ی کوچـک، $t-stat.$ و خطای معیارها را به‌دسـت نمـی‌دهـد. هـم‌چنـین بـرای کـاهش تـورش در روش GPH می‌توان از باریک کردن[1] داده‌ها استفاده کرد. پریـودوگرام داده‌هـای باریـک شده به صورت ذیل است:

$$I\left(\omega_j\right)=\left(2\pi\sum_{t=0}^{n-1}w_t^2\right)^{-1}\left|\sum_{t=0}^{n-1}w_t y_t \exp\left(-i\omega_j t\right)\right|^2 \quad (6)$$

$$w_t=\left(1/2\right)\left[1-\cos\left(2\pi\left(t+0.5\right)/n\right)\right]$$

که شکل جدیدتری از GPH توسـط گرنجـر و سوانسـون معرفـی شـده اسـت کـه براساس پریودوگرام شوستر[2] می‌باشد (Granger and Ding, 1996).

به دلیل تفاوت اندک بین روش‌های GPH و GPH تعدیل شده، در این‌جا از شیوه‌ی مذکور و یا از تعدیل رابینسون استفاده نمی‌شود. با توجـه بـه ایـن‌کـه هـدف اصـلی مـا بررسی رفتار حافظه است و نه مقدار آن، با وجود تـورش دار بـودن روش GPH، از ایـن روش نیز استفاده خواهیم کرد.

به تازگی تخمین d با روش‌های موجک توسط اقتصادسنجان، آماردانان و نیـز دیگـر محققان پیشنهاد شده است. روش موجک به عنوان تقریبی از حداکثر درست‌نمایی برای تخمین قابل استفاده است (Jensen, 2000). البته همـین اقتصـاددان در مقالـه دیگـری (Jensen,1999) نشان داده است که با استفاده از روش حداقل مربعات با تجزیه موجـک نیز می‌توان پارامتر حافظه را برآورد کرد.

تحلیل‌های سنتی سری‌های زمانی بر روش‌هایی اتکاء دارند که دربرگیرنـده‌ی قلمـرو زمان یا فرکانس می‌باشند. در مقابل، تبدیلات موجک امکـان ترکیـب اطلاعـات زمـان و فرکانس، هر دو را در تحلیل می‌دهد. کاربردهای تحلیل موجک به سـرعت وارد نـواحی ریاضیات، فیزیک کوآنتوم و شبیه‌سازی فرایندها شده است. این تکنیـک بـه تـازگی بـه حوزه‌ی اقتصاد محاسباتی و اقتصادسنجی نیـز بسـط پیـدا کـرده اسـت. توابـع موجـک، مجموعه‌ای از توابع متعامد بهنجار هستند که مـی‌تواننـد یـک تـابع گسسـته را بهتـر از سری‌های فوریه تقریب بزنند. از این توابع در تحلیـل سـری‌هـای زمـانی نامانـا اسـتفاده

1- Tapered.
2- Schuster.

می‌شود و توزیعی از توان را در دو بعد زمان و فرکانس می‌دهد (به‌جای این‌که مانند تحلیل طیفی فقط در یک بعد فرکانس باشد). این توابع خودشان "نسبتاً عجیب و ویژه" هستند و ذاتاً معنی‌دار نمی‌باشند (Chatfield, 1995: 231-2).

تبدیل موجک یک فیلتر خطی است که وقتی بر یک سری زمانی اعمال می‌شود، سری اصلی را به ضرایبی در مقیاس‌های زمانی مختلف تجزیه می‌کند. در مقایسه با تبدیل فوریه (در قلمرو فرکانس)، تبدیل موجک به ویژگی‌های سری اصلی در مقیاس‌های زمانی مختلف دست یافته و در عین حال در همان زمان اطلاعاتی در رابطه با موقعیت‌های زمانی[1] در مقیاس‌های مختلف ارائه می‌دهد.

یک ویژگی مهم تبدیل موجک که آن را برای تحلیل فرایندهای حافظه‌ی بلندمدت ایده‌آل می‌کند، ویژگی هم‌بستگی‌زدایی[2] می‌باشد. این ویژگی متضمن آن است که ضرایب به‌دست آمده با به‌کارگیری تبدیل موجک بر سری اصلی، هم‌بستگی بسیار ضعیفی باهم دارند، بنابراین، بعد از تبدیل موجک می‌توان از تکنیک‌های اقتصادسنجی سنتی برای تحلیل فرایندهای حافظه‌ی بلندمدت استفاده کرد (Wu, 2006).

یک فیلتر موجک $\{h_l\}_{l=0}^{L-1}$ به طول L (که L یک عدد صحیح زوج است) باید سه ویژگی زیر را داشته باشد:

مجموع صفر: $\sum_{l=0}^{L-1} h_l = 0$

انرژی واحد: $\sum_{l=0}^{L-1} h_l^2 = 1$

متعامد بودن: $\sum_{l=0}^{L-1} h_l h_{l+2n} = \sum_{l=-\infty}^{\infty} h_l h_{l+2n} = 0$ (برای n عدد صحیح غیر صفر)

تبدیل موجک با استفاده از یک الگوریتم هرمی شکل قابل انجام است. الگوریتم به این شکل است: در مرحله‌ی اول، سری زمانی $\{X_t\}_{t=1}^{T}$ (که $T = 2^J$ است) با استفاده از فیلترهای موجک (بالاگذر) و مقیاس (پایین‌گذر) فیلتر شده و دو زیرسری می‌شود. ضرایب به دست آمده عبارتند از یک بردار از ضرایب موجک W_1 و ضرایب مقیاس V_1 هرکدام به طول $\frac{T}{2}$. در مرحله‌ی بعد،بردار ضرایب مقیاس با فیلترهای موجک و مقیاس برای به دست آوردن برداری از ضرایب موجک W_2 و ضرایب مقیاس V_2 هرکدام به طول $\frac{T}{4}$ فیلتر می‌شود. این فرایند هم‌چنان ادامه می‌یابد تا جایی که به سطح J برسیم که ضرایب موجک و مقیاس هرکدام به طول ۱ باشند.

1- Time Locations.
2- de-correlation.

۴- تخمین حافظه‌ی بازار

در این بخش، برای آزمون حافظه‌ی بازار از بازده‌ی پنج شاخص بورس استفاده نموده‌ایم. پس از تقسیم سری زمانی بازده‌ی شاخص‌ها به زیر دوره‌های[1] مختلف، حافظه هر زیر دوره با روش‌های مختلف (ML، موجک مبتنی بر OLS، GPH Schuster، NLS، Whittle، نمای Hurst و Lo) محاسبه شده است. داده‌های تاریخی شاخص‌ها برای طولانی‌ترین دوره‌ای که داده‌ها در دسترس بودند، مورد تحلیل قرار گرفته است. تخمین حافظه‌ی دوره‌های جزئی برای بازده هر شاخص، سری تاریخی حافظه را به ما می‌دهد. برای شاخص کل ۳۶۰۳، شاخص صنعت و مالی هرکدام ۲۲۱۳، شاخص قیمت و بازده و شاخص بازده‌ی نقدی نیز هرکدام ۱۹۳۳ مشاهده مورد بررسی قرار گرفتند. در این‌جا سری‌ها را بر اساس داده‌های سالانه به k زیر سری[2] تقسیم کرده‌ایم.

برای تخمین پارامتر حافظه با استفاده از روش‌های EML و NLS تمامی مدل‌های ممکن برای $p = 0,1,2$ و $q = 0,1,2$، به استثنای $p = q = 0$، را تخمین زده و سپس بر اساس معیار اطلاعاتی آکائیک AIC مدل را انتخاب می‌کنیم. برای این دو تکنیک از نرم افزار PcGive استفاده شده است.

تخمین پارامتر حافظه در بقیه‌ی تکنیک‌ها با استفاده از کدهایی است که در نرم افزار MATLAB اجرا می‌شوند.

نتایج تخمین‌های پارامتر حافظه‌ی شاخص‌های بازار در فواصل زمانی مختلف به همراه میانگین و انحراف استاندارد آن‌ها در جداول ۱ تا ۵ و روند تغییرات آن طی دوره‌ی مورد بررسی نیز در نمودارهای ۱ تا ۵ ارائه شده است.

روش‌های Whittle و Wavelet نسبت به روش‌های دیگر پارامتر حافظه را دقیق‌تر برآورد می‌کنند، زیرا این دو روش فرضی در مورد دامنه‌ی مورد قبول برای پارامتر d نداشته و نسبت به وجود عبارت‌های ARMA(p,q) در سری زمانی حساس نیستند. نتایج دو روش Whittle و Wavelet با یکدیگر سازگاری بالایی دارند و نتایج بسیار نزدیک به یکدیگر ایجاد می‌کنند.

روش‌های GPH، Hurst و Lo در صورت وجود عبارت‌های ARMA(p,q) در سری زمانی نتایج تورش‌داری تولید می‌کنند. علاوه بر این، روش‌های Hurst و Lo از جمله روش‌های ناپارامتریک بوده و برخلاف مدل‌های ARFIMA ظرفیت مدل‌سازی رفتار

1- Subperiods.
2- Subseries.

انباشتگی کسری را هم در کوتاه‌مدت و هم در بلندمدت دارا نیستند و به همین دلیل دقت تخمین‌های پارامتریک و نیمه‌پارامتریک با استفاده از مدل‌های ARFIMA را ندارند، بنابراین مقدار عددی به‌دست آمده از این روش‌ها چندان قابل اتکا نبوده و فقط از جهت بررسی روند پارامتر d مورد توجه قرار گرفته‌است. در رابطه با تخمین‌های به‌دست آمده از روش GPH نیز هرچند تخمین‌های به‌دست آمده از این روش به‌دلیل نادیده گرفتن اجزای حافظه‌ی کوتاه مدت تورش دار است و با توجه به جداول مشاهده می‌شود که تخمین‌های آن نسبت به تخمین‌های Whittle وWavelet واریانس بالاتری نیز دارد، ولی نزدیک بودن تخمین‌های آن به تخمین‌های Whittle و Wavelet نشان‌دهنده‌ی اعتبار تخمین‌های آن می‌باشد.

همان‌طور که در جداول ذیل مشخص است، تخمین‌های حاصل از روش‌های Whittle، Hurst، Lo، Wavelet و GPH به یکدیگر نزدیک هستند و هر پنج تخمین (به استثنای تخمین GPH برای بازده‌ی شاخص بازده‌ی نقدی که d را ۰/۵۵۷ نتیجه داده است)، بیانگر حافظه‌ی بلندمدت در بازده‌ی بازار سهام می‌باشد.

تخمین ML فرض مانایی را تحمیل کرده و برای فرایندهای نامانا، $d \geq ۰/۵$، قابل اعتماد نمی‌باشد، درنتیجه لزوماً تخمین درستی از d ارائه نمی‌دهد. نکته‌ی دیگری که باید در نظر داشت، واریانس بالای تخمین‌هایی است که به روش NLS وML انجام شده و بیانگر بی‌ثباتی و عدم اعتبار کافی آن‌هاست، حال آن‌که مقادیر تخمین زده شده توسط سایر روش‌ها، واریانس کم‌تری داشته و در حقیقت توسط آن‌ها ثبات بالاتری داشته‌اند. علاوه بر این، تخمین‌های به‌دست آمده با روش ML و نیز روش NLS با توجه به $p-\text{value}$های گزارش شده در جداول در بیش‌تر دوره‌ها معنی‌دار نبوده است. از آن‌جا که معنی‌دار نبودن تخمین ممکن است نتیجه‌ی هم‌خطی در مدل‌های ARMA باشد، معنی‌دار بودن یا نبودن این تخمین‌ها برای پارامتر حافظه، با توجه به مقدار لگاریتم درست‌نمایی در حالت تخمین مقید و غیرمقید و مقایسه با آماره‌ی $\chi^۲$ نیز مورد بررسی قرار گرفته است. نتیجه‌ی تحلیل نشان می‌دهد که تخمین‌های به‌دست آمده توسط این دو روش در بیش‌تر بازه‌های سالانه معنی‌دار نمی‌باشند. در نتیجه نمی‌توان بر اساس مقادیر بیان شده در جداول با روش‌های ML وNLS تحلیل درستی ارائه کرد.

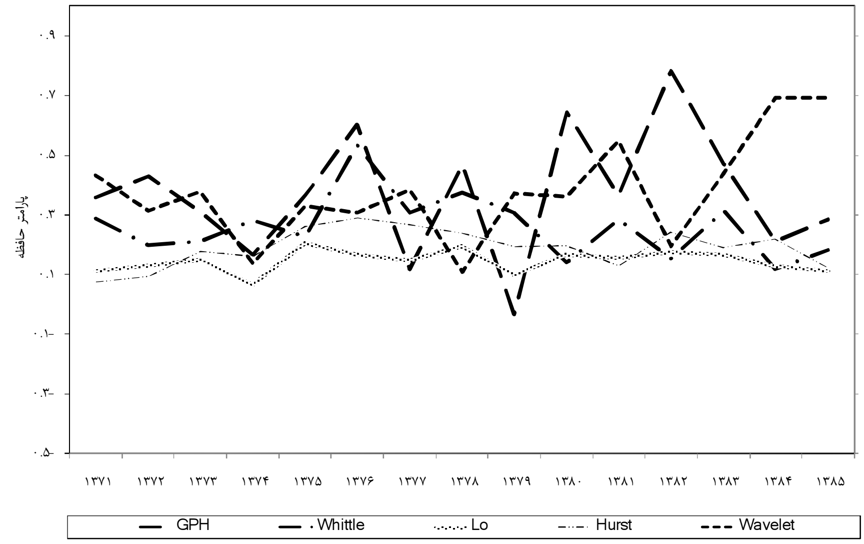
لازم به ذکر است با توجه به این‌که روش‌های ML و NLS تخمین‌های معنی‌داری از پارامتر حافظه ارائه نداده‌اند، برای بررسی روند حافظه‌ی بازار، از تخمین‌های حاصل از این دو روش استفاده نشده است.

همان‌طور که نمودارها نشان می‌دهند، روند تغییرات حافظه، یک روند خنثی بوده و روند رو به پایین یا رو به بالا ندارد. در نتیجه بازار سهام تهران از نظر حافظه تغییر چندانی را تجربه نکرده است. به عبارت دیگر کارایی بازار، کاهش و یا افزایش معنی‌داری نداشته است.

از مشاهده‌ی جدول و نمودار مربوط به حافظه‌ی بازده‌ی شاخص کل بازار سهام می‌توان به نکات قابل تأملی دست یافت. روش‌های GPH، Whittle، Lo، Hurst و Wavelet، تأیید کننده‌ی وجود حافظه‌ی بلندمدت طی سال‌های ۱۳۸۵-۱۳۷۱ در بازده‌ی شاخص کل بازار سهام می‌باشند.

جدول ۱- حافظه‌ی بازده‌ی شاخص کل بازار سهام طی سال‌های ۱۳۸۵-۱۳۷۱

روش تخمین	Maxlike		NLS		GPH		Whittle	Lo	Hurst	Wavelet
بازده شاخص کل	d	P-Value	d	P-Value	d	P-Value	d	d	d	d
۱۳۷۱	۰.۲۵۰	۰.۰۰۸	۰.۲۷۳	۰.۰۰۷	۰.۳۶۱	۰.۱۷۸	۰.۲۸۹	۰.۱۱۴	۰.۰۷۷	۰.۴۳۲
۱۳۷۲	-۰.۰۰۴	۰.۹۶۶	۰.۳۱۲	۰.۰۳۷	۰.۴۳۱	۰.۰۵۶	۰.۲۰۰	۰.۱۳۲	۰.۰۹۴	۰.۳۱۵
۱۳۷۳	۰.۱۳۴	۰.۱۳۰	۰.۱۳۹	۰.۱۳۲	۰.۳۱۱	۰.۱۸۰	۰.۲۱۲	۰.۱۵۳	۰.۱۷۸	۰.۳۷۸
۱۳۷۴	-۰.۶۲۴	۰.۰۰۲	-۱.۲۵۰	۰.۰۰۰	۰.۱۶۷	۰.۵۳۵	۰.۲۸۲	۰.۰۶۶	۰.۱۶۱	۰.۱۳۹
۱۳۷۵	۰.۱۷۱	۰.۰۲۵	۰.۱۷۴	۰.۰۳۰	۰.۳۶۵	۰.۳۰۲	۰.۲۲۸	۰.۲۰۶	۰.۲۶۲	۰.۳۲۹
۱۳۷۶	۰.۳۴۳	۰.۰۰۰	۰.۳۲۰	۰.۰۰۸	۰.۶۰۵	۰.۰۰۸	۰.۵۳۷	۰.۱۶۹	۰.۲۹۰	۰.۳۰۶
۱۳۷۷	-۰.۵۵۸	۰.۰۱۶	-۰.۱۰۳	۰.۷۰۳	۰.۱۲۰	۰.۴۱۳	۰.۳۱۰	۰.۱۴۹	۰.۲۶۸	۰.۳۸۳
۱۳۷۸	۰.۳۱۱	۰.۰۰۰	۰.۳۳۰	۰.۰۰۰	۰.۴۷۰	۰.۰۹۷	۰.۳۷۵	۰.۱۹۷	۰.۲۴۰	۰.۱۰۹
۱۳۷۹	۰.۲۲۱	۰.۰۰۱	-۰.۷۸۷	۰.۰۰۰	-۰.۰۳۱	۰.۸۹۵	۰.۳۰۹	۰.۱۰۰	۰.۱۹۵	۰.۳۷۰
۱۳۸۰	۰.۲۸۳	۰.۰۷۵	۰.۳۷۵	۰.۰۷۵	۰.۶۴۶	۰.۰۰۴	۰.۱۴۱	۰.۱۶۹	۰.۱۹۷	۰.۳۶۳
۱۳۸۱	-۰.۴۸۲	۰.۰۲۱	-۰.۴۹۱	۰.۰۱۶	۰.۳۶۶	۰.۱۵۷	۰.۲۸۵	۰.۱۵۹	۰.۱۳۰	۰.۵۴۷
۱۳۸۲	۰.۰۹۹	۰.۴۱۵	۰.۱۲۶	۰.۲۲۴	۰.۷۸۳	۰.۰۰۱	۰.۱۵۵	۰.۱۷۸	۰.۲۴۳	۰.۱۹۷
۱۳۸۳	۰.۲۰۰	۰.۰۱۰	۰.۲۷۸	۰.۱۳۰	۰.۴۷۳	۰.۰۱۲	۰.۳۱۳	۰.۱۶۹	۰.۱۹۲	۰.۴۳۸
۱۳۸۴	۰.۰۸۵	۰.۳۶۵	۰.۰۸۸	۰.۳۶۴	۰.۲۱۴	۰.۳۰۶	۰.۱۱۸	۰.۱۳۰	۰.۲۲۰	۰.۶۹۱
۱۳۸۵	۰.۰۸۱	۰.۴۳۵	۰.۰۸۶	۰.۴۲۲	۰.۲۸۷	۰.۰۴۶	۰.۱۸۲	۰.۱۱۳	۰.۱۲۴	۰.۶۹۱
میانگین	۰.۰۳۴		-۰.۰۰۹		۰.۳۷۱		۰.۲۶۲	۰.۱۴۷	۰.۱۹۱	۰.۳۷۹
انحراف استاندارد	۰.۳۲۰		۰.۴۷۲		۰.۲۱۱		۰.۱۰۶	۰.۰۳۸	۰.۰۶۵	۰.۱۷۰



شکل ۱- نمودار روند حافظه‌ی بازده‌ی شاخص کل بازار سهام طی سال‌های ۱۳۸۵-۱۳۷۱

دقت در d های تخمین زده شده و نیز مشاهده‌ی نمودار روند تغییرات پارامتر حافظه طی دوره‌ی مورد بررسی با تمامی روش‌ها برای بازده‌ی این شاخص نشان دهنده‌ی نبود روند در پارامتر حافظه در بازده‌ی شاخص کل می‌باشد.

جدول۲- حافظه‌ی بازده‌ی شاخص قیمت و بازده‌ی بازار سهام طی سال‌های ۱۳۸۵-۱۳۷۸

روش تخمین	Maxlike		NLS		GPH		Whittle	Lo	Hurst	Wavelet
بازده شاخص قیمت و بازده	d	P-Value	d	P-Value	d	P-Value	d	d	d	d
۱۳۷۸	−۰.۵۴۱	۰.۰۰۱	−۰.۵۵۶	۰.۰۰۰	−۰.۲۴۷	۰.۲۰۴	۰.۳۳۵	۰.۰۷۲	۰.۱۹۷	۰.۳۲۱
۱۳۷۹	−۰.۵۵۹	۰.۰۰۴	−۰.۵۶۷	۰.۰۰۱	۰.۳۶۳	۰.۲۱۷	۰.۲۲۸	۰.۱۳۹	۰.۱۹۶	۰.۳۷۲
۱۳۸۰	۰.۰۸۳	۰.۴۰۳	۰.۲۵۱	۰.۲۳۷	۰.۴۸۳	۰.۰۴۰	۰.۱۴۷	۰.۱۳۳	۰.۲۲۸	۰.۴۵۹
۱۳۸۱	۰.۳۲۸	۰.۰۰۰	۰.۳۵۴	۰.۰۰۰	۰.۶۲۹	۰.۰۲۷	۰.۳۵۲	۰.۱۹۱	۰.۲۰۸	۰.۵۰۰
۱۳۸۲	۰.۱۳۰	۰.۱۵۸	۰.۱۳۸	۰.۱۵۲	۰.۷۸۱	۰.۰۰۱	۰.۱۷۱	۰.۱۸۲	۰.۲۵۷	۰.۲۰۴
۱۳۸۳	۰.۲۶۳	۰.۰۰۰	۰.۳۳۱	۰.۰۳۰	۰.۵۴۳	۰.۰۰۴	۰.۳۳۷	۰.۱۹۲	۰.۲۴۱	۰.۴۵۸
۱۳۸۴	۰.۱۰۵	۰.۲۰۸	۰.۱۱۸	۰.۱۴۷	۰.۱۳۹	۰.۵۰۷	۰.۱۷۹	۰.۱۱۳	۰.۲۱۹	۰.۶۹۷
۱۳۸۵	۰.۱۷۱	۰.۰۷۶	−۰.۶۹۳	۰.۰۰۱	۰.۲۶۷	۰.۱۷۶	۰.۱۰۴	۰.۱۰۸	۰.۰۹۰	۰.۳۲۲
میانگین	−۰.۰۰۲		−۰.۰۷۸		۰.۳۷۰		۰.۲۳۲	۰.۱۴۱	۰.۲۰۵	۰.۴۱۶
انحراف استاندارد	۰.۳۴۸		۰.۴۴۶		۰.۳۲۱		۰.۰۹۷	۰.۰۴۴	۰.۰۵۱	۰.۱۴۹

شکل۲- نمودار روند حافظه‌ی بازده‌ی شاخص قیمت و بازده‌ی بازار سهام طی سال‌های ۱۳۸۵-۱۳۷۸

تخمین‌های Whittle،Lo، Hurst و Wavelet برای بازده‌ی شاخص قیمت و بازده‌ی بازار سهام، که نشان دهنده‌ی وجود حافظه‌ی بلندمدت نیز می‌باشند، واریانس بسیار پایین و مقادیر تخمین زده شده توسط آن‌ها ثبات بالایی داشته است و از اعتبار کافی برخوردارند.

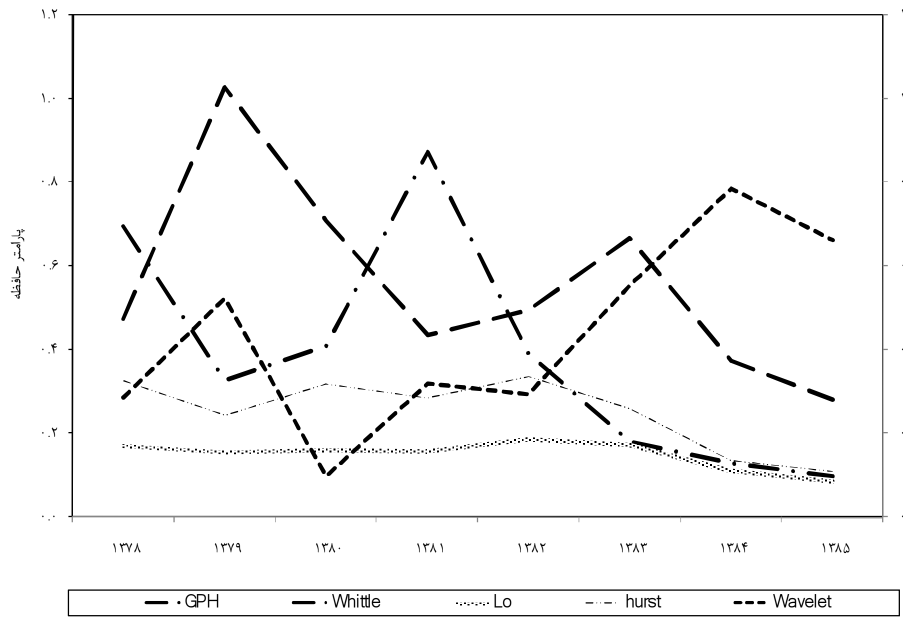
نتایج روش GPH نیز در راستای نتایج چهار روش مذکور بوده و نشان دهنده‌ی وجود حافظه‌ی بلندمدت در بازده‌ی این شاخص است، با این تفاوت که در مقایسه با چهار روش دیگر که آن‌ها نیز بیانگر حافظه‌ی بلندمدت هستند، تخمین‌های این روش واریانس بالاتری داشته است.

برای بازده‌ی شاخص بازده‌ی نقدی نیز تخمین‌های به‌دست آمده از بیش‌تر روش‌ها دلالت بر وجود حافظه‌ی طولانی دارند.

در رابطه با شاخص قیمت و بازده و شاخص بازده‌ی نقدی نیز نکته‌ی قابل تأمل در تخمین‌ها، روند نداشتن پارامتر حافظه در تخمین‌های به‌دست آمده از بیش‌تر روش‌هاست.

جدول۳- حافظه‌ی بازده‌ی شاخص بازده‌ی نقدی بازار سهام طی سال‌های ۱۳۸۵-۱۳۷۸

روش تخمین	Maxlike		NLS		GPH		Whittle	Lo	Hurst	Wavelet
بازده شاخص بازده نقدی	d	P-Value	d	P-Value	d	P-Value	d	d	d	d
۱۳۷۸	-۰.۰۳۶	۰.۹۳۵	-۰.۶۸۶	۰.۰۶۸	۰.۴۷۲	۰.۰۰۰	۰.۶۹۵	۰.۱۷۱	۰.۳۲۶	۰.۲۸۸
۱۳۷۹	۰.۳۴۱	۰.۰۰۰	۰.۳۵۷	۰.۰۰۰	۱.۰۲۷	۰.۰۰۱	۰.۳۲۶	۰.۱۵۵	۰.۲۴۴	۰.۵۲۳
۱۳۸۰	۰.۱۴۱	۰.۰۷۰	۰.۳۴۷	۰.۰۰۰	۰.۷۰۹	۰.۰۰۰	۰.۴۰۹	۰.۱۶۱	۰.۳۱۷	۰.۰۹۹
۱۳۸۱	۰.۳۱۱	۰.۱۱۸	۰.۵۹۴	۰.۰۰۰	۰.۴۳۵	۰.۰۰۰	۰.۸۷۴	۰.۱۵۸	۰.۲۸۶	۰.۳۲۱
۱۳۸۲	۰.۲۶۰	۰.۰۱۱	۰.۴۸۸	۰.۰۰۰	۰.۴۹۳	۰.۰۰۱	۰.۳۹۲	۰.۱۸۶	۰.۳۳۶	۰.۲۹۴
۱۳۸۳	۰.۱۵۱	۰.۰۷۱	۰.۵۴۲	۰.۰۵۰	۰.۶۶۵	۰.۰۱۳	۰.۱۸۰	۰.۱۷۳	۰.۲۵۹	۰.۵۵۴
۱۳۸۴	۰.۰۲۱	۰.۸۵۱	۰.۰۲۲	۰.۸۵۱	۰.۳۷۳	۰.۰۶۶	۰.۱۲۷	۰.۱۱۳	۰.۱۳۵	۰.۷۸۶
۱۳۸۵	-۰.۰۰۴	۰.۹۷۱	-۰.۰۰۴	۰.۹۷۳	۰.۲۸۱	۰.۲۱۰	۰.۰۹۷	۰.۰۸۴	۰.۱۱۰	۰.۶۶۲
میانگین	۰.۱۴۸		۰.۲۰۷		۰.۵۵۷		۰.۳۸۸	۰.۱۵۰	۰.۲۵۲	۰.۴۴۱
انحراف استاندارد	۰.۱۴۶		۰.۴۲۴		۰.۲۳۷		۰.۲۷۵	۰.۰۳۴	۰.۰۸۶	۰.۲۲۸



شکل۳- نمودار روند حافظه‌ی بازده‌ی شاخص بازده‌ی نقدی بازار سهام طی سال‌های ۱۳۸۵-۱۳۷۸

جدول۴- حافظه‌ی بازده‌ی شاخص صنعت طی سال‌های ۱۳۸۵-۱۳۷۷

روش تخمین	Maxlike		NLS		GPH		Whittle	Lo	Hurst	Wavelet
بازده شاخص صنعت	d	P-Value	d	P-Value	d	P-Value	d	d	d	d
۱۳۷۷	−۰.۳۹۴	۰.۱۸۹	−۰.۲۳۲	۰.۲۳۳	۰.۰۷۴	۰.۶۳۹	۰.۳۹۶	۰.۱۲۷	۰.۲۶۹	۰.۴۸۹
۱۳۷۸	۰.۳۰۱	۰.۰۰۰	۰.۳۰۹	۰.۰۰۰	۰.۷۲۳	۰.۰۰۴	۰.۳۳۳	۰.۲۱۳	۰.۲۸۲	۰.۲۳۲
۱۳۷۹	۰.۲۲۴	۰.۰۰۰	۰.۲۳۰	۰.۰۰۰	−۰.۲۹۷	۰.۱۹۶	۰.۳۴۱	۰.۰۷۸	۰.۱۶۵	۰.۳۲۴
۱۳۸۰	۰.۱۳۹	۰.۰۳۰	۰.۱۸۶	۰.۰۰۳	۰.۶۷۶	۰.۰۲۷	۰.۱۹۱	۰.۱۹۵	۰.۲۱۷	۰.۴۲۰
۱۳۸۱	۰.۱۳۲	۰.۲۳۸	۰.۱۴۱	۰.۲۳۲	۰.۲۸۸	۰.۲۳۰	۰.۲۶۱	۰.۱۵۹	۰.۱۳۱	۰.۴۷۹
۱۳۸۲	۰.۱۳۳	۰.۱۵۲	۰.۱۴۸	۰.۱۱۳	۰.۷۸۱	۰.۰۰۰	۰.۱۷۱	۰.۱۸۷	۰.۲۴۸	۰.۰۶۹
۱۳۸۳	۰.۲۰۹	۰.۰۰۳	−۰.۶۶۵	۰.۰۰۵	۰.۰۹۹	۰.۵۷۲	۰.۳۱۳	۰.۱۱۱	۰.۰۸۷	۰.۵۴۳
۱۳۸۴	۰.۰۷۰	۰.۴۰۰	۰.۰۷۰	۰.۴۰۲	۰.۲۵۱	۰.۱۷۲	۰.۱۶۴	۰.۱۳۲	۰.۲۲۷	۰.۶۵۰
۱۳۸۵	۰.۰۶۹	۰.۵۰۰	−۰.۵۸۱	۰.۰۰۰	۰.۳۹۰	۰.۰۸۴	۰.۱۸۲	۰.۱۳۳	۰.۱۱۷	۰.۴۲۳
میانگین	۰.۰۹۸		−۰.۰۴۴		۰.۳۳۱		۰.۲۶۱	۰.۱۴۸	۰.۱۹۴	۰.۴۰۳
انحراف استاندارد	۰.۱۹۹		۰.۳۶۱		۰.۳۵۴		۰.۰۸۷	۰.۰۴۴	۰.۰۷۱	۰.۱۷۴

شکل۴- نمودار روند حافظه‌ی بازده‌ی شاخص صنعت طی سال‌های ۱۳۸۵-۱۳۷۷

در رابطه با بازده‌ی شاخص صنعت باید گفت بر اساس تخمین‌های به‌دست آمده از تمامی روش‌های تخمین، به استثنای روش NLS، بازده‌ی این شاخص از بازار دارای حافظه‌ی طولانی است. هرچند روش NLS در کل نشان دهنده‌ی عدم وجود حافظه‌ی طولانی در بازده‌ی شاخص صنعت می‌باشد، ولی تخمین‌های حاصل از این روش نیز در

۶ دوره از ۹ دوره‌ی مورد بررسی بیانگر وجود حافظه‌ی طولانی در بازده‌ی ایـن شـاخص است، در مجموع باید گفت روند مشخصی در پارامتر d به‌دست آمده از روش‌های فـوق دیده نمی‌شود. هم‌چنین روش‌های Whittle، Wavelet، Hurst و Lo، واریانس کـم‌تـری نسبت به میانگین خود داشته و تخمین‌هـای بـه‌دسـت آمـده از آن‌هـا از اعتبـار کـافی برخوردارند.

نتایج به‌دست آمده برای شاخص مالی با نتایج سایر شـاخص‌هـا سـازگاری داشـته اسـت و روندی را برای پارامتر حافظه مشخص نمی‌کند.

جدول ۵- حافظه‌ی بازده‌ی شاخص مالی بازار سهام طی سال‌های ۱۳۸۵-۱۳۷۷

روش تخمین	Maxlike		NLS		GPH		Whittle	Lo	Hurst	Wavelet
بازده شاخص مالی	d	P-Value	d	P-Value	d	P-Value	d	d	d	d
۱۳۷۷	-۰.۰۲۳	۰.۸۳۴	-۰.۰۴۲	۰.۴۷۸	-۰.۰۳۵	۰.۸۱۶	-۰.۰۲۶	۰.۰۰۲	-۰.۰۳۳	۰.۴۰۳
۱۳۷۸	-۰.۹۷۸	۰.۰۰۰	۰.۰۲۷	۰.۷۳۲	-۰.۳۷۵	۰.۰۲۱	-۰.۰۵۶	۰.۰۱۶	-۰.۱۳۶	۰.۳۱۱
۱۳۷۹	۰.۰۵۲	۰.۳۵۸	۰.۶۷۲	۰.۰۰۲	۰.۳۴۸	۰.۰۵۲	۰.۰۹۹	۰.۱۲۳	۰.۱۶۸	۰.۲۰۵
۱۳۸۰	۰.۱۴۴	۰.۴۳۴	۰.۰۹۰	۰.۶۱۲	۰.۲۷۶	۰.۰۹۹	۰.۰۹۴	۰.۱۳۲	۰.۱۴۹	۰.۲۰۹
۱۳۸۱	-۰.۶۷۲	۰.۰۱۳	-۰.۶۶۲	۰.۰۱۰	۰.۰۱۰	۰.۹۵۹	۰.۱۱۵	۰.۰۳۳	۰.۰۱۷	۰.۴۵۰
۱۳۸۲	-۰.۰۹۲	۰.۵۵۸	-۰.۰۹۷	۰.۵۵۸	۰.۱۰۴	۰.۶۴۹	۰.۰۱۰	۰.۰۶۷	۰.۱۲۰	۰.۲۷۲
۱۳۸۳	۰.۱۷۸	۰.۰۹۵	۰.۲۵۰	۰.۰۰۱	۰.۴۲۹	۰.۰۳۵	۰.۲۶۰	۰.۲۰۰	۰.۲۶۴	۰.۳۱۵
۱۳۸۴	۰.۱۹۲	۰.۰۸۸	-۰.۰۳۶	۰.۷۶۴	-۰.۱۵۴	۰.۳۷۵	-۰.۱۱۸	۰.۰۴۸	۰.۰۵۷	۰.۴۷۶
۱۳۸۵	۰.۱۸۴	۰.۱۶۰	۰.۲۱۱	۰.۱۸۸	۰.۰۵۱	۰.۷۹۰	۰.۱۶۲	۰.۰۴۶	۰.۱۱۵	۰.۴۵۱
میانگین	-۰.۱۱۳		۰.۰۴۶		۰.۰۷۳		۰.۰۶۰	۰.۰۷۴	۰.۰۸۰	۰.۳۴۳
انحراف استاندارد	۰.۴۲۳		۰.۳۵۴		۰.۲۵۳		۰.۱۱۸	۰.۰۶۵	۰.۱۱۹	۰.۱۰۵

شکل ۵- نمودار روند حافظه‌ی بازده‌ی شاخص مالی بازار سهام طی سال‌های ۱۳۸۵-۱۳۷۷

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله وجود حافظه‌ی بلندمدت و نیز روند رفتاری آن در بازده‌ی شاخص‌های کل، قیمت و بازده، بازده‌ی نقدی، صنعت و مالی مورد بررسی قرار گرفته است. نتایج به دست آمده از روش‌های تخمین Whittle، Wavelet، Hurst و Lo، پیرامون وجود یا عدم وجود حافظه‌ی بلندمدت برای بازده تمامی شاخص‌های مورد بررسی بیانگر آنست که بازده‌ی بورس اوراق بهادار تهران دارای حافظه‌ی بلندمدت می‌باشد. تخمین‌های به‌دست آمده از روش NLS واریانس بالایی دارند، که نشان می‌دهد تخمین مقدار باثباتی را نتیجه نداده است و از اعتبار کافی برخوردار نمی‌باشد. تخمین ML نیز در صورت وجود عبارت‌های $ARMA(p,q)$ در سری زمانی، نتایج تورش داری به‌دست خواهد داد و فرض مانایی را نیز در نظر می‌گیرد، در نتیجه مقدار عددی به‌دست آمده از این روش‌ها چندان قابل اتکا نمی‌باشد. علاوه براین، تخمین‌های به‌دست آمده با روش‌های ML و NLS در بیش‌تر دوره‌ها معنی‌دار نبوده‌اند و به همین دلیل از تحلیل خارج شده‌اند.

سطح حافظه در بازار سهام و کوتاه کردن آن در آشکار ساختن کارایی بازار و گرایش آن به سمت کارایی مفید می‌باشد. به دلیل تورش تخمین در تقریباً تمامی روش‌های تخمین ARFIMA، نتایج ما و اکثر تخمین‌های حافظه نمی‌توانند اطلاعات مفیدتری درباره‌ی سطح حافظه و میزان کارایی ارائه دهند. با این وجود، روند حافظه قابل اعتماد بوده و می‌تواند برای بررسی گرایش به کارایی در بازار سهام مفید باشد. نتایج این تحقیق بیانگر آن است که طی دوره‌ی مورد بررسی، روند تغییرات حافظه یک روند خنثی بوده و به عبارت دیگر کارایی بازار کاهش و یا افزایش معنی‌داری نداشته است.

فهرست منابع

۱- مشیری، سعید، مروت، حبیب (۱۳۸۴). "*بررسی وجود فرایند آشوبی در شاخص کل قیمت سهام بورس تهران*"، پژوهش‌های اقتصادی ایران ۲۵، ۶۴-۴۷.

۲- مشیری، سعید، مروت، حبیب (۱۳۸۵). "*پیش‌بینی شاخص کل بازار سهام تهران با استفاده از مدل‌های خطی و غیرخطی*"، فصل‌نامه‌ی پژوهش‌نامه‌ی بازرگانی ۴۱، ۲۷۵-۲۴۵.

۳- عرفانی، علیرضا (۱۳۸۸). "*پیش‌بینی شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران با مدل ARFIMA*"، تحقیقات اقتصادی ۴۱، ۲۷۵-۲۴۵.

4- Banerjee, Anindya and Urga, Giovanni (2005), "Modelling Structural Breaks, Long Memory and Stock Market Volatility: an Overview," Journal of Econometrics 129, 1-34.

5- Chambers M. J. (1998), "Long Memory and aggregation in Macroeconomic Time series," International Economic review 39(4), 1053-1072.
6- Chatfield, Chris, (1995), "The analysis of time series", fifth edition, Chapman & Hall.
7- Chung C-F and R. T. Baillie (1993), "Small Sample Bias in Conditional Sum-of-Squares," Empirical Economics 18, 791-806.
8- Diebolt, C. & Guiraud, V. (2005), "A note on long memory time series," Quality and Quantity 39(6), 827-836.
9- Geweke, J. and Porter-Hudak, S. (1983),"The Estimation and Application of Long Memory Time Series Models," Journal of Time Series Analysis 4, 221-38.
10- Granger, C. W. J. and Joyeux, R. (1980), "An Introduction to Long – Memory time Series Models and Fractional Differencing," Journal of Time Series Analysis 1,15-29.
11- Granger,W. J. C. and Ding, Z. (1996)," Varieties of Long Memory Models," Journal of Econometrics.North Holland.Elsevier 73, 61-77.
12- Grau-Carles, Pilar (2000), "Empirical evidence of long-range correlations in stock returns", Physica A 287, 396-404.
13- Green, William H., (2003), Econometric Analysis, Fifth Edition, New Jersey: Prentice Hall.
14- Hosking, J. R. M. (1981),"Fractional Differencing", Biometrika 68, 165-76.
15- Jensen, M.J., (1999), "Using Wavelets to Obtain a Consistent Ordinary Least Squares Estimator of the Long-memory Parameter," Journal of Forecasting 18, 17-32.
16- Jensen, M.J., (2000), "An Alternative Maximum Likelihood Estimator of Long-Memory Processes Using Compactly Supported Wavelets," Journal of Economic Dynamics and Control24(3), 361-387.
17- Man, K.S., & Tiao, G.C., 2006, "Aggregation Effect and Forecasting Temporal Aggregates of Long Memory Processes," International Journal of Forecasting 22, 267-281.
18- Mandelbrot, B. B. and Ness, V. (1968), "Fractional Brownian Motions, Fractional Noises and Applications," SIAM Review10, 422-37.
19- Martin V.L. and N.P Wilkins (1999), "Indirect Estimation of ARFIMA and VARFIMA Models," Journal of Econometrics 93, 149-175.
20- Palma, Wilfredo, (2007), "Long-memory time series, Theory and methods", New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
21- Shimotsu, K. and Phillips, P. C. B. (2005), "Exact Local Whittle Estimation of Fractional Integration," The Annals of Statistics 33(4), 1890-1933.
22- Sowell, F., (1991), "Modelling Long-Run Behavior With Fractionally Integrated ARIMA Model," Journal of Monetary Economics 29 , 277-302.
23- Sowell, F., (1992), "Maximum Likelihood Estimationof Stationary Univariate Fractionally Integrated Time Series Models," Journal of Econometrics 53, 165-188 .
24- Wu, H., (2006), "Wavelet estimation of time series regression with long memory processes", Economics Bulletin 3(33), 1-10.