

پیش‌بینی شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران با مدل ARFIMA

علیرضا عرفانی

استادیار دانشگاه سمنان - aerfani@semnan.ac.ir

تاریخ دریافت: ۱۳۸۶/۳/۹ تاریخ پذیرش: ۱۳۸۸/۲/۱۵

چکیده

در این مقاله با استفاده از داده‌های روزانه شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران در دوره زمانی ۱۳۸۲/۱/۶ تا ۱۳۸۶/۴/۱۴، به بررسی ویژگی حافظه بلند این شاخص پرداخته و مدل ARFIMA را بر آن برازش می‌دهیم. همچنین عملکرد پیش‌بینی مدل ARFIMA را با مدل ARIMA مقایسه می‌کنیم. نتایج نشان می‌دهند که اولاً این سری زمانی از نوع حافظه بلند است، بنابراین می‌توان با تفاضل‌گیری کسری آن را مانا کرد. پارامتر تفاضل‌گیری $d = 0.4767$ به دست آمد. پس از تفاضل‌گیری کسری و تعیین تعداد وقفه‌های اجزای خودبازگشت و میانگین متحرک مدل، شکل کلی به صورت $(18, 0.4767, 2)$ ARFIMA، مشخص می‌شود. پارامترهای این مدل برای ۹۰۰ داده درون نمونه‌ای برآورد شده است و از آن‌ها برای پیش‌بینی ۷۰ داده خارج از نمونه استفاده می‌شود. مقایسه عملکرد پیش‌بینی مدل ARFIMA با مدل ARIMA، نشان می‌دهد که مدل ARFIMA از قدرت پیش‌بینی‌کنندگی بالاتری برخوردار است.

طبقه‌بندی JEL: A12

کلید واژه: حافظه بلند، تحلیل دامنه استاندارد شده، تحلیل دامنه استاندارد شده تغییر یافته، مدل ARFIMA، مدل ARIMA

۱- مقدمه

در دو دهه گذشته پیشرفت‌های چشم‌گیری در زمینه اقتصادسنجی مربوط به سری‌های زمانی انجام رفته است. چارچوب مانایی خطی مدل‌های ARMA و VAR که از تکانه‌های i.i.d استخراج و برای سال‌های متمادی اساس مدل‌سازی اقتصادسنجی محسوب شده‌اند، جای خود را به مدل‌هایی داده‌اند که ویژگی‌های نامانایی و ناخطی بسیاری از سری‌های زمانی اقتصادی و مالی را مورد بحث و بررسی قرار می‌دهند. دو نوع از این مدل‌ها که در تحقیقات کاربردی جزء مدل‌های اصلی محسوب می‌شوند عبارتند از:

ریشه واحد/هم‌جمعی برای سری‌های زمانی غیرمانا و ARCH و مدل‌های مرتبط با آن برای ناهمسانی واریانس مشروط. در پژوهش‌های اخیر به ویژگی‌های داده‌های سری زمانی که در این مدل‌ها به کار گرفته می‌شوند، توجه بیش‌تری معطوف شده است. مدل حافظه بلند^۱ از جمله مدل‌هایی است که این ویژگی‌ها را با تعمیق بیش‌تر مورد توجه قرار می‌دهد. مدل‌های حافظه بلند، الگوهای ریشه واحد را بسط می‌دهند و در نتیجه، مسئله هم‌جمعی نیز به منظور تطابق با این ویژگی‌های بدیع و نو تعمیم یافته است.

مدل‌های حافظه بلند در شکل کلی جمعی کسری^۲ برای اولین بار توسط گرنجر و جویو (۱۹۸۰)^۳ به ادبیات اقتصادسنجی معرفی شدند. یک سری زمانی حافظه بلند را می‌توان به وسیله تابع خودهمبستگی (ACF)^۴ آن که با نرخ هیپربولیک (هذلولی) کاهش می‌یابد، مشخص کرد. نرخ کاهش هیپربولیک بسیار کندتر و آهسته‌تر از نرخ کاهش تابع خودهمبستگی سری زمانی‌ای که حافظه کوتاه مدت دارد، است. مدل‌های حافظه بلند نشان‌دهنده ساختار ناخطی بازارهای سرمایه‌اند و در نتیجه نشان می‌دهند که الگوهای خطی در توصیف ماهیت واقعی این بازارها ناکارآمد هستند. ساختار ناخطی بازار سرمایه موجب می‌شود تا پیش‌بینی آن مشکل شود (ایکسو و جین (۲۰۰۶)^۵.

یکی از روش‌هایی که در سال‌های اخیر برای آزمون وجود حافظه بلند در یک سری زمانی مورد استفاده قرار گرفته، تحلیل دامنه استاندارد شده (R/S) است که برای اولین بار توسط هورست در سال ۱۹۵۱ میلادی به ادبیات اقتصادسنجی معرفی شد. پیترز (۱۹۹۴ و ۱۹۹۹)^۶، بازارهای مالی چندین کشور را با استفاده از (R/S) مورد بررسی قرار داده است. هم‌چنین جاکوبسون (۱۹۹۶)^۷، مطالعات تجربی مربوط به شاخص سهام آمریکا، ژاپن، و بعضی از کشورهای اروپایی را با استفاده از این روش انجام داده است. در سال ۱۹۹۱، لو^۸ به یکی از مهم‌ترین نقایص روش R/S، یعنی ناتوانی آن در تمایز بین حافظه بلند و حافظه کوتاه زمانی که هر دو هم‌زمان در یک سری وجود دارند، اشاره و به

1 - Long memory model.

2- Fractional integration (FI).

3- Granger & Joyeux (1980).

4 - Autocorrelation function.

5 -Jin Xiu & Yao Jin (2006).

6- Peters (1994, 1999).

7- Jacobson (1996).

8 - Lo (1991).

همین دلیل تحلیل دامنه استاندارد شده تغییر یافته (MRS) را مطرح کرد. چوئینگ و دیگران (۱۹۹۵)^۱، پن و دیگران (۱۹۹۶)^۲، وهایمسترا و جونز (۱۹۹۹)^۳، موضوع حافظه حافظه بلند را برای سری‌های مالی مختلف در کشورهای متفاوت با استفاده از تحلیل MRS مورد بررسی قرار داده‌اند.

مدل‌هایی نظیر $AR(p)$ ، $MA(q)$ ، $ARMA(p,q)$ و $ARIMA(p,d,q)$ ، ویژگی حافظه بلند بودن سری را در نظر نمی‌گیرند. مشهورترین مدلی که به موضوع حافظه بلند پرداخته است، مدل ARFIMA^۴ است که اولین بار توسط گرنجر و جویو در سال ۱۹۸۰ معرفی شد.^۵

مهم‌ترین مرحله اجرای مدل ARFIMA، مرحله تفاضل‌گیری کسری است. به دلیل مشکل بودن آن معمولاً اقتصاددانان در تحلیل‌های تجربی خود از تفاضل‌گیری مرتبه اول استفاده می‌کنند. بدون شک چنین جایگزینی‌ای منجر به بیش تفاضل‌گیری شده و در پی آن از دست رفتن بخشی از اطلاعات موجود در سری زمانی خواهد شد. در بخش دوم این مقاله روش‌های آزمون حافظه بلند را شرح خواهیم داد. در بخش سوم به موضوع تفاضل‌گیری کسری خواهیم پرداخت. بررسی داده‌ها و برآورد پارامتر تفاضل‌گیری کسری و برازش مدل ARFIMA، موضوع بخش چهارم است و در بخش پنجم نتیجه‌گیری ارائه خواهد شد.

۲- روش‌های تشخیص ویژگی حافظه بلند و محاسبه پارامتر تفاضل‌گیری

۲-۱- تحلیل دامنه استاندارد شده^۶

این روش که اولین بار توسط هنری هورست^۷ در سال ۱۹۵۱ معرفی و توسعه یافت تکنیکی است که به منظور آزمون وجود همبستگی‌ها در سری‌های زمانی مورد استفاده قرار می‌گیرد. برای مجموعه معینی از مشاهدات $(X_t, t \geq 0)$ با میانگین

1- Chueng et al(1995).

2- Pan et al(1996).

3- Hiemstra C. & J.D. Jones(1999).

4 - Autoregressive Fractional Integrated Moving Average.

۵ - برای بحث و مطالعه بیشتر پیرامون سری حافظه بلند و مدل ARFIMA به Baillie(1996) مراجعه شود.

6 - rescaled range analysis.

7 - Hurst ,H.R.(1951) .

$\bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n x_t$ و واریانس نمونه‌ای $S_n^2 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (X_t - \bar{X}_n)^2$ برای دوره n ، آماره R/S به صورت ذیل تعریف می‌شود:

$$R/S(n) = \frac{\left[\text{Max}_{0 \leq k \leq n} \sum_{t=1}^k (X_t - \bar{X}_n) - \text{Min}_{0 \leq k \leq n} \sum_{t=1}^k (X_t - \bar{X}_n) \right]}{S(n)}$$

برای هر n متفاوت یک $R/S(n)$ متفاوت وجود دارد. بعد از آن که برای n های مختلف، $R/S(n)$ را محاسبه کردیم، مقدار H را با برآورد شیب معادله رگرسیونی زیر با روش کم‌ترین توان‌های دوم به دست می‌آوریم:

$$\text{Log}R/S(n) = \text{Log}C + H \cdot \text{Log}n$$

اگر $0.5 \leq H \leq 1$ باشد می‌توان نتیجه گرفت سری تحت بررسی ویژگی حافظه بلندمدت دارد. پیترز (۱۹۹۹)، رابطه H و d را به صورت $H = 0.5 + d$ معرفی کرده است.

۲-۲- تحلیل دامنه استاندارد شده تغییر یافته (MRS)^۱

بررسی‌ها نشان داده‌اند که تحلیل دامنه استاندارد شده در زمینه تعیین دقیق فرآیندهای حافظه بلند بسیار ضعیف است. در حقیقت این تحلیل ممکن است یک سری زمانی را که حافظه بلند نیست، حافظه بلند نشان دهد (نوروز زاده و جعفری (۲۰۰۵)). افزون بر این، با وجودی که تحلیل دامنه استاندارد شده نسبت به سری‌های زمانی که فقط حافظه بلند دارند مقاوم است، اما قادر به تمایز بین حافظه کوتاه‌مدت و بلندمدت زمانی که هر دو به‌طور هم‌زمان در یک سری زمانی وجود دارند، نیست. همچنین این تحلیل نسبت به نا همسانی واریانس نیز مقاوم نیست (ایکسو و جین (۲۰۰۶)). لو^۲ در سال ۱۹۹۱، آزمون قوی‌تری پیشنهاد کرد که به دامنه استاندارد شده تغییر یافته شهرت یافت. آماره MRS به صورت ذیل است:

1 - Modified rescaled range.

2- Lo (1991).

$$R'/S(n) = \frac{\left[\text{Max}_{0 \leq k \leq n} \sum_{t=1}^k (X_t - \bar{X}_n) - \text{Min}_{0 \leq k \leq n} \sum_{t=1}^k (X_t - \bar{X}_n) \right]}{\sigma(n)}$$

$$\sigma_n^{\checkmark}(q) = \sigma_x^{\checkmark}(q) + \frac{\checkmark}{n} \sum_{j=1}^q w_j(q) \left[\sum_{i=j+1}^n (x_i - \bar{x}_n)(x_{i-j} - \bar{x}_n) \right]$$

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

q مرتبه وقفه است و ضابطه آماری خاصی برای آن وجود ندارد. برای $q=0$ مقدار آماره MRS همان آماره دامنه استاندارد شده است. زیرا با جای گذاری $q=0$,

$$\sum_{j=1}^q w_j(q) = 0 \quad \text{در نتیجه } \sigma_n^{\checkmark}(q) = \sigma_x^{\checkmark}(q) \text{ می شود.}$$

بعد از محاسبه $R'/S(n)$ برای n های مختلف، آماره H را از طریق برآورد رابطه $\text{Log}(R'/S(n)) = \text{Logc} + H \cdot \text{Log}(n)$ به روش OLS، به دست می آوریم.

۳- تفاضل گیری کسری و رابطه آن با حافظه بلند

بیش تر سری های زمانی اقتصادی و مالی، نامانا هستند و بنابراین لازم است قبل از به کارگیری آنها در تحلیل های سری زمانی، مانا شوند. یکی از روش های مرسوم و متداول مانا کردن یک سری، روش تفاضل گیری است، که البته با این روش، احتمال از دست رفتن بخشی از اطلاعات مهم موجود در سری زمانی وجود دارد. از سوی دیگر، اگر از یک سری بیش از حد لازم تفاضل گیری شود (عمل بیش تفاضل گیری^۱)، رفتار واریانس سری تحت تأثیر قرار خواهد گرفت، به طوری که قبل از دست یابی به مانایی سری زمانی، واریانس سری روند کاهشی خواهد داشت و زمانی که بیش تفاضل گیری انجام شد، واریانس سری دوباره افزایش خواهد یافت (ایکسیو و جین (۲۰۰۶)). بر این اساس، چنان چه بخواهیم هم مانایی سری را داشته باشیم و هم دچار مشکلات ناشی از بیش تفاضل گیری نشویم، لازم است تفاضل گیری کسری انجام دهیم.

اگر d پارامتر تفاضل گیری کسری باشد، سری زمانی غیرمانای x_t را با روش زیر می توان مانا کرد.

1 - Over-differencing.

$$w_t = (1-L)^d x_t$$

که در آن L ، عملگر وقفه و w_t سری زمانی مانا شده است. بسط دوجمله‌ای $(1-L)^d$ عبارت است از:

$$(1-L)^d = 1 - dL + \frac{d(d-1)}{2!} L^2 - \dots \quad (1)$$

برای هر عدد واقعی $d > -1$ ، عبارت (۱) را می‌توان بر اساس یک تابع فوق هندسی (مثل تابع گاما) نوشت:

$$(1-L)^d = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{\Gamma(k-d)}{\Gamma(k+1)\Gamma(-d)} L^k \quad (2)$$

اگر $d=0$ باشد سری x_t نوفه سفید بوده و تابع خودهمبستگی آن به سرعت به صفر میل خواهد کرد. چنانچه $d=1$ باشد سری تحت بررسی گام تصادفی خواهد بود و مقدار تابع خود همبستگی آن یک بوده و با اولین تفاضل‌گیری مانا می‌شود. اما اگر پارامتر تفاضل‌گیری d عددی غیر صحیح باشد، هر کدام از عناصر سری تفاضل‌گیری کسری شده w_t در واقع مجموع وزنی عناصر سری اولیه، یعنی x_t خواهد بود. مثلاً، i امین عنصر سری تفاضل‌گیری کسری شده نه فقط به وسیله x_i و x_{i-1} تعیین می‌شود بلکه تحت تأثیر تمامی مقادیر قبل از i سری x قرار خواهد داشت. این ویژگی همان ویژگی حافظه بلند سری است. پیترز (۱۹۹۹)، مطرح کرده است که از نظر تئوری، ویژگی حافظه بلند این است که اثر آن برای مدت طولانی باقی می‌ماند، هر چند که اثر مقادیر جاری بزرگ‌تر از مقادیر گذشته است. با توجه به همین ویژگی است که می‌توان برای مقدار تابع گاما سطح آستانه‌ای قرارداد تا چنانچه مقدار تابع از آن کم‌تر شد، آن را صفر در نظر گرفت.

۳-۱- مدل ARFIMA

برای سری زمانی نامانای $\{x_t\}$ مدل $ARFIMA(p,d,q)$ به صورت کلی زیر تعریف می‌شود:

$$\Phi(L)(1-L)^d x_t = \Theta(L)\varepsilon_t$$

که در آن سری ε_t نوفه سفید است. L ، عملگر وقفه و $(1-L)^d$ عملگر تفاضل‌گیری کسری است و $d \in (0, 0.5)$. چند جمله‌ای‌های

$$\Theta(L) = 1 - \theta_1 L - \theta_2 L^2 - \dots - \theta_q L^q \quad \text{و} \quad \Phi(L) = 1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \dots - \phi_p L^p$$

به ترتیب عملگر AR و عملگر MA هستند. شرط لازم و کافی برای این که بتوان سری $\{x_t\}$ را یک فرایند ARFIMA نامید، این است که فرایند $(1-L)^d x_t$ ، یک فرایند ARMA باشد. به منظور برقراری مدل ARFIMA، سه مرحله باید طی شود. در مرحله اول باید ویژگی حافظه بلند بودن سری مورد بررسی قرار گرفته و پارامتر تفاضل گیری برآورد شود. در مرحله دوم سری اولیه تفاضل گیری کسری شود، تا فرایند ARMA به دست آید و در پایان پارامترهای p و q با روش های مرسوم اقتصادسنجی برآورد شدند.

در این مقاله، موضوع حافظه بلند بودن سری را با روش MRS بررسی می کنیم. چنانچه حافظه بلند بودن سری مورد تأیید قرار گرفت، پارامتر تفاضل گیری برآورد می شود. با مشخص شدن پارامتر تفاضل گیری (d)، سمت راست رابطه ۲ فقط تابعی از k خواهد شد. بنابراین سری تفاضل گیری شده را می توان به صورت زیر نوشت:

$$w_t = \left(\sum_{k=0}^{\infty} f(k) L^k \right) x_t$$

$$w_t = [f(0)L^0 + f(1)L^1 + f(2)L^2 + \dots] x_t$$

اگر در زمان $t=0$ ، $x_0 = 0$ فرض شود در آن صورت:

$$w_0 = 0$$

$$w_1 = f(0)x_1$$

$$w_2 = f(0)x_2 + f(1)x_1$$

⋮

$$w_N = f(0)x_N + f(1)x_{N-1} + f(2)x_{N-2} + \dots + f(N)x_1$$

که فرم ماتریسی آن عبارت خواهد بود از:

$$W = X \cdot F$$

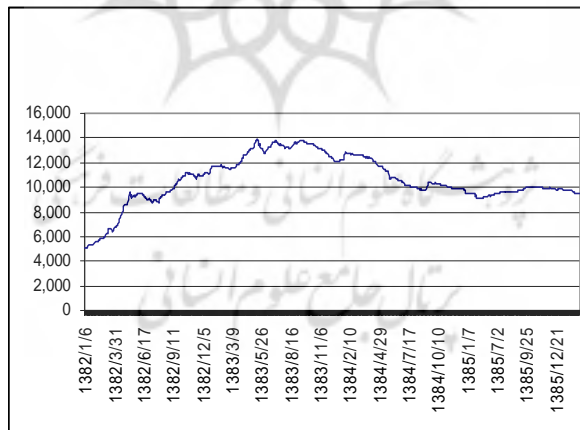
به طوری که $W = [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_N]$ و $X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_N]$ بردارهای سطری $1 \times N$ و F ماتریس $N \times N$ است.

$$F = \begin{bmatrix} f(0) & f(1) & \dots & f(N-1) \\ \cdot & f(0) & \dots & f(N-2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \cdot & \cdot & f(0) & \dots & f(2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \cdot & \cdot & \cdot & \dots & f(0) \end{bmatrix}$$

با توجه به این که $\lim_{k \rightarrow \infty} f(k) = 0$ است، بنابراین می‌توان برای مقدار $f(k)$ سطح آستانه‌ای در نظر گرفت تا چنانچه از آن مقدار کم‌تر شود، صفر برای آن منظور شود. تمامی محاسبات مربوط به پارامتر تفاضل‌گیری و سری تفاضل‌گیری شده با استفاده از تکنیک برنامه‌نویسی در نرم افزار ایویوز انجام گرفته است که در صورت درخواست برنامه‌های نوشته شده ارائه خواهند شد.

۴- تجزیه و تحلیل داده‌ها

در این مقاله از ۹۷۰ داده روزانه شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران در ایام کاری دوره زمانی ۸۲/۱/۶ تا ۸۶/۴/۱۷ استفاده شده است. روند حرکت این شاخص در نمودار ۱ نشان داده شده است.



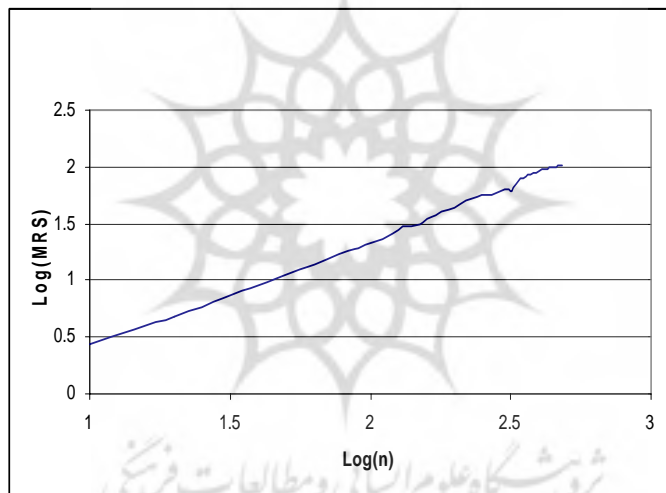
نمودار ۱- شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران

همان‌گونه که ملاحظه می‌شود، روند حرکت شاخص کل تقریباً تا اواسط سال ۱۳۸۳ روندی صعودی بوده و بعد از آن سیر نزولی پیدا کرده است و این سیر نزولی تا اواخر

دوره تحت بررسی ادامه یافته است. آماره دیکی فولر تعمیم یافته، ADF Test، Statistic=0.650554، نشان می‌دهد که سری زمانی شاخص کل در سطح مانا نیست.

۴-۱- بررسی حافظه بلند بودن سری با روش MRS

ابتدا کل مشاهدات سری زمانی را به نمونه‌های (دوره‌ها) ۱۰ تایی تقسیم و برای هر نمونه R'/S را محاسبه می‌کنیم و در پایان میانگین R'/S ها را در مقابل $n=10$ می‌نویسیم. با افزایش حجم نمونه (طول دوره‌ها)، محاسبات R'/S را تکرار می‌کنیم. بدین ترتیب R'/S برای n های مختلف به دست می‌آید. افزایش حجم نمونه تا سطح $N/2$ ادامه یافت. نمودار لگاریتم $R'/S(n)$ در مقابل لگاریتم n در شکل ۲ نشان داده شده است.



نمودار ۲- لگاریتم MRS در مقابل لگاریتم n

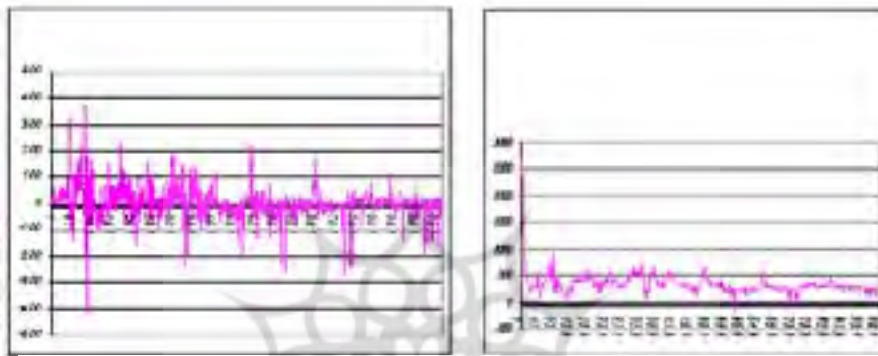
معادله $\text{Log}(R'/S) = \text{Log}(a) + H\text{Log}(n)$ به روش OLS برآورد شده است که نتیجه به صورت زیر است.

$$\text{Log}(R'/S) = -1/3853 + 0/9767 \text{Log}(n)$$

با توجه به معادله برآورد شده، $0/9767 < H < 1$ است که به حافظه بلند بودن سری شاخص کل دلالت می‌کند. براساس قاعده پیترز، پارامتر تفاضل گیری $d = 0/4767$ خواهد بود.

۴-۲- تفاضل‌گیری کسری

با مشخص شدن پارامتر تفاضل‌گیری و با استفاده از روابط مطرح شده در بخش ۳-۱، تفاضلات کسری سری تحت مطالعه را به کمک برنامه‌نویسی ایویوز به دست آوردیم. سری تفاضل‌گیری شده کسری و سری تفاضل‌گیری شده مرتبه اول به ترتیب در نمودارهای ۳-الف و ۳-ب آورده شده‌اند.



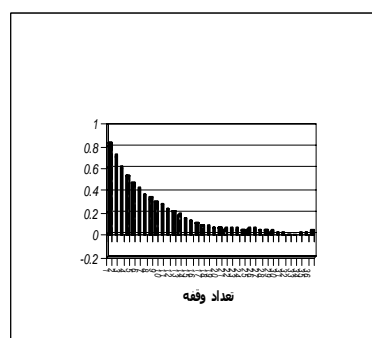
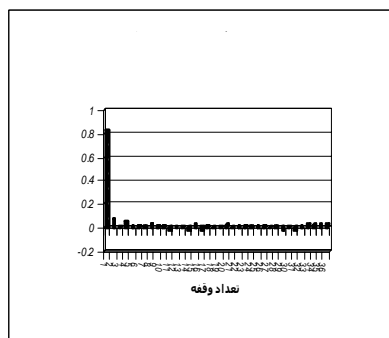
نمودار ۳-ب) سری تفاضل‌گیری شده مرتبه اول

نمودار ۳-الف) سری تفاضل‌گیری شده کسری

ملاحظه می‌شود که نوسانات سری تفاضل‌گیری شده مرتبه اول اطراف صفر با تغییرات نسبتاً زیاد است اما نوسانات سری تفاضل‌گیری کسری شده قدری بالاتر از صفر و با تغییرات کم‌تر است. ضمناً هر دو سری مذکور مانا هستند.

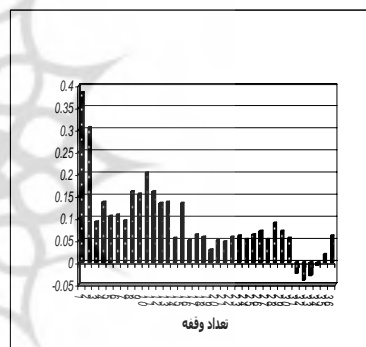
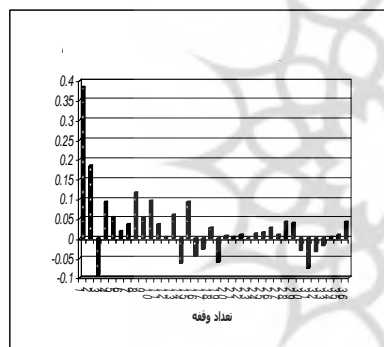
به منظور تعیین پارامترهای p و q ، از روش باکس-جکینز و از توابع خود همبستگی (ACF) و خودهمبستگی جزئی (PACF) استفاده کردیم. پارامتر p ، مربوط به جزء خودبازگشت، از تابع خودهمبستگی جزئی و پارامتر q ، مربوط به جزء میانگین متحرک، از تابع خودهمبستگی به دست می‌آیند. براساس روش باکس-جکینز، تعداد وقفه‌های معنی دار اجزای خودبازگشت و میانگین متحرک مدل ARMA معادل با وقفه‌ای است که مقدار توابع خود همبستگی جزئی و خودهمبستگی از $\frac{2}{\sqrt{N}}$ کم‌تر باشد (N تعداد کل مشاهدات است). به منظور مقایسه توان پیش‌بینی مدل‌های ARFIMA و ARIMA، از ۹۷۰ مشاهده موجود ۹۰۰ مشاهده را به‌عنوان داده‌های درون نمونه‌ای برای محاسبه پارامترهای مدل‌ها استفاده کردیم و ۷۰ مشاهده را به‌عنوان داده‌های خارج از نمونه برای بررسی توان پیش‌بینی مدل‌ها به کار بردیم. مقادیر توابع

خودهمبستگی و خودهمبستگی جزیی مربوط به سری‌ها در نمودارهای ۴ و ۵ و در جدول ۱ آورده شده است.



نمودار ۴ ب) تابع خودهمبستگی جزیی سری تفاضل‌گیری شده کسری

نمودار ۴ الف) تابع خودهمبستگی سری تفاضل‌گیری شده کسری



نمودار ۵ ب) تابع خودهمبستگی جزیی سری تفاضل‌گیری شده مرتبه اول

نمودار ۵ الف) تابع خودهمبستگی سری تفاضل‌گیری شده مرتبه اول

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

جدول ۱- توابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی سری ها

سری تفاضل گیری شده مرتبه اول		سری تفاضل گیری شده کسری		وقفه
PACF	ACF	PACF	ACF	
0.384	0.384	0.83	0.83	1
0.185	0.305	0.066	0.71	2
-0.092	0.091	-0.008	0.602	3
0.093	0.136	0.055	0.529	4
0.053	0.105	0.01	0.464	5
0.018	0.108	0.007	0.41	6
0.035	0.095	0.007	0.362	7
0.115	0.161	0.029	0.328	8
0.054	0.156	0.003	0.296	9
0.094	0.204	0.007	0.269	10
0.036	0.161	-0.021	0.236	11
0.002	0.133	-0.013	0.204	12
0.059	0.136	-0.006	0.175	13
-0.061	0.055	-0.023	0.145	14
0.091	0.133	0.02	0.127	15
-0.044	0.05	-0.027	0.102	16
-0.026	0.064	0.006	0.086	17
0.027	0.058	-0.001	0.072	18
-0.06	0.028	-0.004	0.059	19

۳-۴- شناسایی مدل

با عنایت به جدول ۱، فرم کلی مدل های ARFIMA و ARIMA به صورت $ARFIMA(2, 0.4767, 18)$ و $ARIMA(4, 1, 15)$ خواهد بود. ضرایب مدل ها را با نرم افزار ایویوز برآورد کردیم. نتایج در جدول ۲ آورده شده است.

جدول ۲- نتایج برآورد پارامترهای مدل‌ها

ARFIMA
$\Phi(L) = 1 + 1/7416 L - 0/742 L^2$
$\Theta(L) = 1 - 0/889 L + 0/113 L^2 - 0/255 L^3 +$ $+ 0/151 L^4 - 0/059 L^5 + 0/023 L^6 - 0/048 L^7 +$ $+ 0/084 L^8 - 0/032 L^9 + 0/08 L^{10} - 0/086 L^{11} +$ $+ 0/015 L^{12} - 0/014 L^{13} - 0/104 L^{14} + 0/148 L^{15} -$ $- 0/143 L^{16} + 0/056 L^{17} - 0/034 L^{18}$
ARIMA
$\Phi(L) = 1 + 0/687 L + 0/754 L^2 + 0/06 L^3 - 0/503 L^4$
$\Theta(L) = 1 - 0/368 L - 0/703 L^2 - 0/496 L^3 +$ $+ 0/354 L^4 + 0/134 L^5 + 0/106 L^6 - 0/055 L^7 +$ $+ 0/085 L^8 + 0/025 L^9 + 0/063 L^{10} - 0/079 L^{11} -$ $- 0/05 L^{12} - 0/03 L^{13} - 0/078 L^{14} + 0/098 L^{15}$

به منظور آزمون نیکویی برازش مدل‌ها از روش باکس- جکینز استفاده نمودیم. توابع خود همبستگی و خودهمبستگی جزئی پسماندهای دو مدل در جدول ۳ نشان داده شده‌اند.

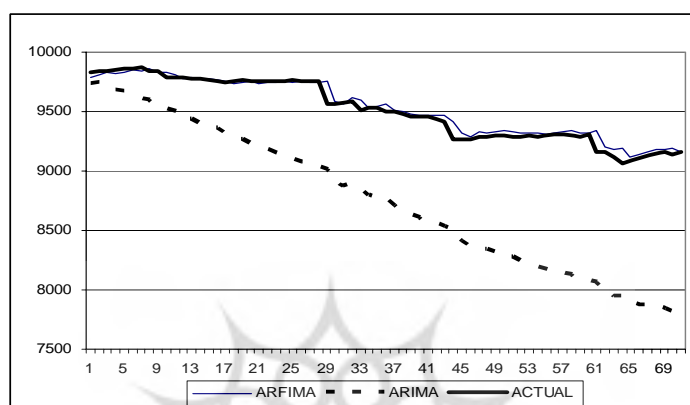
پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
 پرتال جامع علوم انسانی

جدول ۳) توابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی پسماندهای مدل‌های ARFIMA و ARIMA								
وقفه	ARFIMA				ARIMA			
	AC	PAC	Q-Stat	LB-stat	AC	PAC	Q-Stat	LB-stat
1	-0.00748	-0.00748	0.050315	0.050483	-0.001	-0.001	0.0013	0.000902
2	-0.00558	-0.00564	0.078372	0.078633	0	0	0.0014	0.000902
3	-0.00204	-0.00212	0.08212	0.082394	-0.001	-0.001	0.0021	0.001804
4	-0.0069	-0.00696	0.125076	0.125492	0	0	0.0021	0.001804
5	-0.00173	-0.00186	0.127783	0.128208	-0.002	-0.002	0.0051	0.005413
6	-0.00652	-0.00663	0.166282	0.166835	-0.002	-0.002	0.0074	0.009021
7	-0.00507	-0.00522	0.189529	0.190159	-0.004	-0.004	0.0193	0.023456
8	-0.00274	-0.00295	0.196364	0.197016	-0.004	-0.004	0.0366	0.037892
9	-0.00949	-0.00965	0.278223	0.279146	-0.006	-0.006	0.0705	0.070374
10	-0.00128	-0.00158	0.279722	0.280649	-0.004	-0.004	0.0857	0.08481
11	-0.0013	-0.00154	0.281255	0.282188	0.002	0.002	0.0888	0.088419
12	-0.00206	-0.00224	0.285111	0.286057	-0.002	-0.002	0.0929	0.092028
13	0.006351	0.006084	0.321901	0.322967	0.013	0.013	0.25	0.244521
14	0.001061	0.001004	0.322928	0.323998	0.005	0.005	0.2715	0.267079
15	0.003113	0.00301	0.331789	0.332888	0.01	0.01	0.3589	0.357313
16	0.003571	0.003497	0.343461	0.344599	-0.009	-0.009	0.4298	0.430403
17	-0.0021	-0.00201	0.347493	0.348644	-0.007	-0.007	0.4762	0.474618
18	0.019385	0.019311	0.692234	0.694511	-0.017	-0.017	0.7346	0.735497
19	-0.02464	-0.0243	1.249697	1.253794	-0.018	-0.018	1.0315	1.028153
20	0.009094	0.00906	1.325743	1.330088	-0.021	-0.021	1.4395	1.426523

ملاحظه می‌شود که هیچ‌کدام از مقادیر خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی دو مدل معنی‌دار نیستند. علاوه بر این آماره‌های Q باکس-پیرس و LB لجانگ-باکس که به منظور معنی‌داری مشترک خودهمبستگی‌ها به کار می‌روند، نیز معنی‌دار نیستند. این امر دلالت می‌کند بر این که پسماندهای حاصل از برآورد دو مدل، کاملاً تصادفی هستند که بیان‌گر خوبی برازش دو مدل است.

۴-۴ - پیش‌بینی و مقایسه

برآوردهای جدول ۲ با استفاده از ۹۰۰ مشاهده به‌دست آمده‌اند. از این برآوردها برای پیش‌بینی ۷۰ مشاهده بعدی استفاده کردیم. نتایج پیش‌بینی‌ها در نمودار ۶ نشان داده شده است.



نمودار ۶- مقایسه پیش‌بینی مدل‌های ARFIMA و ARIMA

همان‌طوری که از نمودار مشخص است مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل ARFIMA بسیار به مقادیر واقعی نزدیک‌تر است تا مقادیر پیش‌بینی شده مدل ARIMA و این نشان‌دهنده توان بالای پیش‌بینی‌کنندگی مدل ARFIMA است. آماره t مربوط به تفاوت در خطای پیش‌بینی دو مدل نشان می‌دهد که این تفاوت از دوره زمانی سوم به بعد کاملاً معنی‌دار است. بخشی از آماره‌های محاسبه شده در جدول ۴ نشان داده شده است.

جدول ۴- آماره‌های t مربوط به تفاوت در خطای پیش‌بینی دو مدل

افق زمانی	اول	دوم	سوم	چهارم
آماره t	۱/۴۱	۱/۵۳	۲/۵	۳/۲۷

۵- نتیجه‌گیری

در دو دهه گذشته پیشرفت‌های چشم‌گیری در زمینه اقتصادسنجی مربوط به سری‌های زمانی انجام گرفته است.

مدل‌های حافظه بلند در شکل کلی جمعی کسری برای اولین بار توسط گرنجر و جویو (۱۹۸۰) به ادبیات اقتصاد سنجی معرفی شدند. مدل‌های حافظه بلند نشان‌دهنده ساختار ناخطی بازارهای سرمایه است و در نتیجه نشان می‌دهد که الگوهای خطی در توصیف ماهیت واقعی این بازارها ناکارآمد هستند. ساختار ناخطی بازار سرمایه موجب می‌شود تا پیش‌بینی آن مشکل گردد.

مدل‌هایی نظیر $AR(p)$ ، $MA(q)$ ، $ARMA(p,q)$ و $ARIMA(p,d,q)$ ویژگی حافظه بلند بودن سری را در نظر نمی‌گیرند. مشهورترین مدلی که به موضوع حافظه بلند پرداخته است مدل $ARFIMA$ است.

مهم‌ترین مرحله اجرای مدل $ARFIMA$ مرحله تفاضل‌گیری کسری است که به دلیل مشکل بودن آن معمولاً اقتصاددانان در تحلیل‌های تجربی خود از تفاضل‌گیری مرتبه اول استفاده می‌کنند که بدون شک یک چنین جایگزینی منجر به بیش تفاضل‌گیری شده که پیامد آن از دست رفتن بخشی از اطلاعات موجود در سری زمانی خواهد شد.

برای سری زمانی نامانای $\{x_t\}$ مدل $ARFIMA(p,d,q)$ به صورت کلی زیر تعریف می‌شود:

$$\Phi(L)(1-L)^d x_t = \Theta(L)\varepsilon_t$$

که در آن سری ε_t نوفه سفید است. L عملگر وقفه و $(1-L)^d$ عملگر تفاضل‌گیری کسری است و $d \in (0, 0.5)$. چند جمله‌ای‌های

$$\Phi(L) = 1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \dots - \phi_p L^p$$

$$\Theta(L) = 1 - \theta_1 L - \theta_2 L^2 - \dots - \theta_q L^q$$

به ترتیب عملگر AR و عملگر MA هستند. شرط لازم و کافی برای این‌که بتوان سری $\{x_t\}$ را یک فرایند $ARFIMA$ نامید این است که فرایند $(1-L)^d x_t$ یک فرایند $ARMA$ باشد. به منظور برقراری مدل $ARFIMA$ ، سه مرحله باید طی شود. در مرحله اول باید ویژگی حافظه بلند بودن سری تحت مطالعه مورد بررسی قرار گرفته و پارامتر تفاضل‌گیری محاسبه گردد. در مرحله دوم سری اولیه را تفاضل‌گیری کسری نموده تا فرایند $ARMA$ به دست آید. و در پایان پارامترهای p و q با روش‌های مرسوم اقتصاد سنجی تعیین گردند.

در این مقاله ابتدا حافظه بلند بودن سری تحت بررسی با روش MRS تأیید شد و پارامتر تفاضل‌گیری کسری $d = 0.4746$ برآورد گردید. سپس مرحله تفاضل‌گیری

کسری با استفاده از تکنیک برنامه‌نویسی در نرم افزار ایویوز انجام شد و بعد تعداد وقفه‌های اجزای خودبازگشت و میانگین متحرک مدل به دست آمد. مدل شناسایی شده به صورت $ARFIMA(2,0/4767,18)$ است. در آخر پارامترهای مدل شناسایی شده با استفاده از ۹۰۰ مشاهده درون نمونه‌ای برآورد گردید. از مدل برآورد شده برای پیش‌بینی ۷۰ مشاهده خارج از نمونه استفاده شد و نتیجه آن با پیش‌بینی مدل $ARIMA$ مقایسه گردید. نتایج نشان داد که مدل $ARFIMA$ از قدرت پیش‌بینی کنندگی بالاتری نسبت به مدل $ARIMA$ برخوردار است و تفاوت در خطای پیش‌بینی دو مدل از دوره زمانی سوم به بعد کاملاً معنی‌دار است.

فهرست منابع

- ۱- آذر عادل و امیر افسر (۱۳۸۵)، مدل‌سازی پیش‌بینی قیمت سهام با رویکرد شبکه‌های عصبی فازی، فصل‌نامه پژوهشنامه بازرگانی، شماره ۴۰.
- ۲- پورکاظمی محمد حسین، امیر افسر و بیژن نهاوندی (۱۳۸۴)، مطالعه تطبیقی روش‌های خطی $ARIMA$ و غیر خطی شبکه‌های عصبی فازی در پیش‌بینی تقاضای اشتراک گاز شهری، تحقیقات اقتصادی، شماره ۷۱-۱۴۶-۱۳۳.
- ۳- خالوزاده حمید و علی خاکی صدیق (۱۳۸۲)، ارزیابی روش‌های پیش‌بینی قیمت سهام و ارائه مدلی غیر خطی بر اساس شبکه‌های عصبی، تحقیقات اقتصادی، شماره ۶۳، ۸۵-۴۳.
- ۴- فرجام نیا ایمان، محسن ناصری و سید محمد مهدی احمدی (۱۳۸۶)، پیش‌بینی قیمت نفت با دو روش $ARIMA$ و شبکه‌های عصبی مصنوعی، فصل‌نامه پژوهش‌های اقتصادی ایران، شماره ۲۳-۱۸۳-۱۶۱.
- 5- Baillie R. T.(1996)- Long memory processes and fractional integration in econometrics- J. Econometrics 73 , 5-59.
- 6- Hurst, H.R.(1951)- Long-term storage in reservoirs, Trans, Amer, Soc, Civil Eng. 116- 770-799.
- 7- Hiemstra C. & J.D. Jones(1999)- Another look at long memory in common stock returns- J. Empir. Finance 6 , 373-401.
- 8- Iglesias Pilar, at-el(2006)- data analysis using regression models with missing observations and long memory: an application study- Computational statistics & data analysis-50.

- 9- Jacobson B. (1996)-Long term dependence in stock returns- J. Empir. Finance 3.
- 10- Granger C. W. J & R. Joyeux (1980)- An introduction to long-memory time series models and fractional differencing- J. Time Series Anal. 15-29.
- 11- Guest editorial(2002)- long memory and nonlinear time series- Journal of Econometrics-110.
- 12- Lo A. W.(1991)- long-term memory in stock market price- Econometrica- 59(5), 1279-1313.
- 13- Norouzzadeh. P & G. R. Jafari(2005)- application of multifractal measures to Tehran price index- Physica A- 356, 609-627.
- 14- Norouzzadeh. P & B. Rahmani(2006)- a multifractal detrended fluctuation description of Iranian rial-US dollar exchange rate- Physica A- 367.
- 15- Morana. C(2006)- multivariate modeling of long memory processes with common components- Computational statistics & data analysis.
- 16- Peng C. K., S. Havlin, H. E. Stanley, A. L. Goldberger(1995)- quantification of scaling exponent and crossover phenomena in nonstationary heartbeat time series- Chaos 5, 82-87.
- 17- Pan Ming-Shium, Y.A. Liu, K.C. Chan(1996)- An examination of long-term dependence in black market exchange rates in eight Pacific basin countries- Int. Rev. Econ. Finance 5, 175-185.
- 18- Peters. E. E. (1991)- fractal market analysis- Wiley- New York.
- 19- Peters. E. E. (1994)- Fractal Market Analysis- first ed- wiley- New York.
- 20- Peters E.E.(1999)- Chaos and Order in the Capital Markets, first ed- Economics Science Press- Beijing.
- 21- Rodriguez Eduardo, et al(2006)- detrended fluctuation analysis of heart intrabeat dynamics- Physica A-
- 22- Ramirez Jose Alvares, et al(2005)- detrending fluctuation analysis based on moving average filtering- Physica A- 354.
- 23- Tang Ta-Lun , Shwu-Jane Shieh(2005)- long memory in stock index futures markets: A value-at-risk approach- Physica A- 366, 437-488.
- 24- Xiu Jin & Yao Jin(2007)- empirical study of ARFIMA model based on fractional differencing- Physica A- 377.
- 25- Yin-Wong Chueng Yin-Wong & K.S. Lai(1995)- A search for long memory in international stock market returns- J. Int. Money Finance.