

پیش بینی سری های زمانی مالی با استفاده از روش هالت - وینترز چند گام جلوتر

حمید شهریاری^۱، عبدالله آقایی^۲، مریم نژادافراسیابی^۳

چکیده: تاکنون روش های مختلفی برای پیش بینی قیمت کالاها و سودهای سهام به کار رفته است. با توجه به نوسانات دنیای مالی مهم ترین نکته این است که کدام یک از روش های پیش بینی می تواند در اعمال تصمیم بهینه به مدیران و تصمیم گیرندگان بخش های اقتصادی و بازرگانی کمک کند. در اغلب مطالعات صورت گرفته تا کنون، برای پیش بینی سری های زمانی از روش های خودرگرسیون موسوم به باکس - جنکینز برای پیش بینی سری های زمانی استفاده شده است؛ در حالی که سری های زمانی بسیاری با تغییرات فصلی یا سیکلی وجود دارند که نمی توانند به وسیله یک چند جمله ای به طور مناسب مدل شوند. در این تحقیق از روش هالت - وینترز برای پیش بینی سری زمانی نامانای داده های سود کسب شده از فروش یک محصول واسطه استفاده شد. نتایج حاکی از آن است که روش پیشنهادی در مقایسه با روش های کلاسیک و روش S فیلتر شده، کارایی بیشتری در پیش بینی مقادیر آینده از خود نشان می دهد.

واژه های کلیدی: باکس - جنکینز، پیش بینی، سری زمانی مالی، سری زمانی نامانا، هالت - وینترز.

۱. استاد مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران

۲. استاد مهندسی صنایع، دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران

۳. دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۵/۰۳/۰۷

تاریخ پذیرش نهایی مقاله: ۱۳۹۵/۰۶/۳۰

نویسنده مسئول مقاله: مریم نژادافراسیابی

E-mail: Mafraasiabi@mail.kntu.ac.ir

مقدمه

سری‌های زمانی، در تحلیل‌های تجربی داده‌های مهمی به‌شمار می‌روند. این سری‌ها ترتیبی از داده‌ها هستند که در بازه‌های زمانی مساوی به‌صورت گسسته جمع‌آوری می‌شوند (لای، چانگ و تسانگ، ۲۰۱۰). سری‌های زمانی در بسیاری از زمینه‌ها مانند اقتصاد، تجارت و بازرگانی و علوم مهندسی و علوم طبیعی و علوم اجتماعی کاربرد دارند (یه، ژانگ، ژانگ، فوجیتا و گنگ، ۲۰۱۶). در ادبیات امروزه مالی، بحث‌های فراوانی درباره گسستگی قیمت بازارهای مالی مطرح است (کفایی و رحمانی فضلی، ۱۳۹۳). وابستگی مشاهدات مجاور از خصوصیت ذاتی و اصلی سری‌های زمانی مالی است، بنابراین پیدا کردن این وابستگی و توصیف آن و پیش‌بینی مقادیر آینده بسیار اهمیت دارد. این تحقیق به دنبال آن است که با در نظر گرفتن ویژگی‌های خاص سری‌های زمانی مالی همانند نامانایی و رفتار فصلی از مدلی کارا برای پیش‌بینی استفاده کند، به‌گونه‌ای که خطای پیش‌بینی حداقل شود.

پیشینه پژوهش

پیشینه نظری

مدل‌های سری زمانی به دو گروه کلی دسته‌بندی می‌شوند: مدل‌های مانا و مدل‌های نامانا. در این مدل‌ها چنانچه میانگین و پراکندگی در طول زمان ثابت باشد، به آنها مدل‌های مانا گفته می‌شود و در غیر این صورت مدل را نامانا می‌گویند. در این مدل‌ها داده‌های فعلی براساس داده‌های گذشته، به‌علاوه یک عامل تصادفی خطا تعریف می‌شوند.

بسیاری از سری‌ها مانند داده‌های وابسته صنعتی و تجاری، به خصوص در مسائل مالی، رفتار نامانا از خود نشان می‌دهند. این بدان معناست که داده‌ها حول میانگین ثابتی نوسان نمی‌کنند. این سری‌ها دارای روندهایی در داده‌های خود هستند که داده‌ها در طول زمان حول آنها نوسان می‌کنند (شهریاری، شریعتی و مسلمی، ۱۳۹۱). مسئله انتخاب پرتفوی یا به بیانی، مسئله انتخاب سهام و تعیین مقدار سرمایه‌گذاری در سهام، از مسائل مهم تصمیم‌گیری است که به شدت از عدم قطعیت تأثیر می‌پذیرد (ابریشمی و یوسفی زنوز، ۱۳۹۳). در مطالعات صورت گرفته تاکنون برای پیش‌بینی سری‌های زمانی، اغلب از روش‌های خودرگرسیون موسوم به باکس - جنکینز استفاده شده است که در آنها روند را در داده‌ها با تفاضل‌گیری از بین می‌برند و در واقع به داده‌های مانا تبدیل می‌کنند (لی، گای، کانگ، واو و وانگ، ۲۰۱۴). واضح است که در این تبدیل‌ها بسیاری از ویژگی ذاتی داده‌ها از بین می‌رود و حتی ممکن است ماهیت داده‌ها تغییر کند و در نهایت خطای پیش‌بینی بیشتر شود. رستمی تبار، بابایی، دوک و سینتتوس (۲۰۱۵)

مطالعه‌ای را با فرض نامانای تقاضای موجودی انجام دادند و مشاهده کردند که سود به‌دست‌آمده با این فرض به واقعیت نزدیک‌تر است.

پیشینه تجربی

در این قسمت پژوهش‌های پیشین و روش آنها برای پیش‌بینی سری‌های زمانی مالی مرور و تحلیل می‌شود. اوگوری، آداجی، یی و سوگیاما (۱۹۹۲) به پیش‌بینی قیمت تخم مرغ در ژاپن پرداخته‌اند. از آنجا که قیمت تخم مرغ در مقایسه با سایر محصولات کشاورزی نوسان بیشتری دارد، قیمت‌گذاری و پیش‌بینی قیمت آن بسیار حائز اهمیت است. آنها در پیش‌بینی خود از مدل خودرگرسیون و نوعی مدل رگرسیون چندگانه اصلاح شده استفاده کردند. طیبی و بیاری (۲۰۰۸) در مطالعه‌ای با استفاده از شبکه عصبی و مدل‌های سری زمانی مانند ARIMA قیمت گوشت مرغ را پیش‌بینی کردند. فهیمی‌فرد، کیخا و سالارپور (۱۳۸۸) به پیش‌بینی قیمت محصولات منتخب کشاورزی ایران با روش تلفیقی شبکه عصبی - خودرگرسیونی با ورودی‌های برون‌زا^۱ پرداختند. نتایج ارزیابی کارایی مدل‌های غیرخطی شبکه عصبی - خودرگرسیونی در پیش‌بینی قیمت خرده‌فروشی محصولات کشاورزی و افاق‌های زمانی مورد بررسی در مقایسه با مدل خطی ARIMA کارا تر است. صلیبیان، باررا و یوهایی (۲۰۰۶) از الگوریتم محاسبه سریع برآوردکننده S برای پیش‌بینی سری زمانی استفاده کردند. جیوردانی و ویلانی (۲۰۱۰) ترکیب شبکه عصبی و مدل ترکیبی خودرگرسیون میانگین متحرک را برای پیش‌بینی سری زمانی به‌کار بردند. مارسلینو و همکارانش (۲۰۰۶) مدل خودرگرسیونی‌ای ارائه کردند که مقادیر آینده سری زمانی را به‌صورت تکراری و مستقیم پیش‌بینی می‌کند. پناهی، اسدزاده و جلیلی (۱۳۹۳) در مطالعه‌ای مدلی برای پیش‌بینی ورشکستگی ارائه دادند و از سه روش مدل احتمال خطی، مدل لوجیت و مدل پروبیت برای برآورد مدل استفاده کردند. ایراد مدل‌سازی آنها این است که همانند روش‌های باکس جنکینز به مدل‌های خاص رگرسیونی منحصر می‌شود و تنها می‌تواند پنج سال آینده را پیش‌بینی کند. بحیرایی، اعتمادی و گرامی اصل (۱۳۹۵) در تحقیق خود به توسعه کار پناهی، اسدزاده و جلیلی (۱۳۹۳) پرداختند، اما مدل آنها قابلیت پیش‌بینی برای چندگام جلوتر را نداشت. محمدعلی‌زاده، راعی و محمدی (۱۳۹۴) در پژوهشی با استفاده از شبکه عصبی، روشی برای پیش‌بینی سقوط در بازار سهام ایران ارائه کردند. شهریاری، شریعتی و مسلمی (۱۳۹۱) برآورده‌کننده S فیلترشده را برای پیش‌بینی پایدار سری‌های زمانی مالی به‌کار بردند، اما همان‌طور که بیان شد در مطالعات صورت گرفته برای پیش‌بینی سری‌های زمانی از روش‌های

خودرگرسیون موسوم به باکس - جنکینز استفاده شده است که در آنها روند در داده‌ها را با تفاضل‌گیری از بین می‌برند و در واقع به داده‌های مانا تبدیل می‌کنند و مدل‌سازی‌های خود را روی داده‌های تفاضل‌گیری شده انجام می‌دهند. یکی از ایرادهایی که به این رویکرد وارد است، این است که داده‌های تفاضل‌گیری شده ممکن است ویژگی‌های داده‌های اصلی را نداشته باشند، به تبع آن، پیش‌بینی‌ای که بر مبنای آنها صورت می‌گیرد نیز دور از واقعیت خواهد بود. مشکل دیگر این رویکرد آن است که در سری‌های زمانی مالی، داده‌ها بسیار تحت تأثیر داده‌های قبلی هستند که در اصطلاح گفته می‌شود داده‌ها خودهمبسته و وابسته‌اند و حتی در برخی سری‌ها وابستگی سریالی وجود دارد. بنابراین در نظر نگرفتن روند افزایشی یا کاهش‌ی در داده‌ها، به قطع در عملکرد پیش‌بینی مقادیر آینده سری زمانی تأثیر بسزایی خواهد گذاشت.

در این تحقیق به دنبال آن هستیم که از روش پیش‌بینی برای مقادیر آینده سری‌های زمانی مالی استفاده کنیم که مانند هموارسازی نمایی مشکل بزرگ بودن مشاهدات را نخواهد داشت و همچنین آثار فصلی، سیکلی و روند در داده‌ها را در پیش‌بینی لحاظ می‌کند. این روش پیش‌بینی حالت - وینترز^۱ است که نخستین بار در سال ۱۹۶۰ توسط هالت و شاگردش وینترز ارائه شد (گلپر، فراید و کروکس، ۲۰۱۰). در ادامه، دلیری و خلیلیان (۱۳۸۵) مقادیر رشد و تورم در بخش کشاورزی ایران را از طریق مدل‌های هموارسازی نمایی حالت - وینترز و ARIMA پیش‌بینی کردند. طبق نتایج مطالعه آنان، مدل هموارسازی نمایی حالت - وینترز در مقایسه با مدل ARIMA و شبکه عصبی، از دقت پیش‌بینی بیشتری برخوردار است و با داده‌های رشد و تورم در بخش کشاورزی ایران سازگاری بیشتری دارد. همچنین خدایاری و رحیمی (۱۳۸۵) به پیش‌بینی قیمت مس بر اساس روش‌های میانگین متحرک، میانگین متحرک وزنی، هموارسازی نمایی و نمایی تعدیل‌یافته پرداختند و در مقایسه نتایج پیش‌بینی با قیمت‌های واقعی به این نتیجه رسیدند که مدل نمایی تعدیل‌یافته بهترین خروجی را داشته است. حال در این تحقیق دو تحقیق بالا بهبود داده می‌شود، به این صورت که از روش حالت - وینترز برای پیش‌بینی مقادیر هشت دوره آینده سری زمانی استفاده می‌شود، سپس مقادیر به‌دست آمده با رویکرد برآوردکننده S فیلترشده پایدار در مدل‌های خودرگرسیون که طبق نتایج شهریاری، شریعتی و مسلمی (۱۳۹۱) حتی بهتر از روش معمول حداقل مربعات (LS)^۲ است، مقایسه می‌شود. در رابطه با علت مقایسه هم باید اضافه کنیم، با توجه به پیشینه موضوع، تاکنون تحقیقات زیادی در زمینه مدل‌سازی رویکرد پایدار برای سری‌های زمانی صورت نگرفته است. استفاده از رویکردهای

1. Holt-Winters
2. Least Squares

پایدار عموماً پیچیده است، اما با مؤلفه‌هایی که در نظر می‌گیرد، دقت محاسبات را افزایش می‌دهد. به این دلیل، روش پیشنهادی با رویکرد S فیلتر شده که رویکرد پایداری در تحلیل سری‌های زمانی است، مقایسه می‌شود تا کارایی مدل و ویژگی‌های خاص آن نظیر در نظر گرفتن پارامتر سطح و روند آشکارتر شود.

روش‌شناسی پژوهش

روش برآورد S فیلتر شده

در مدل ارائه‌شده شهریار و همکارانش (۱۳۹۱) ابتدا مدل خودرگرسیون مرتبه p در نظر گرفته می‌شود و داده‌های سری زمانی با y_t نشان داده می‌شود که $1 \leq t \leq T$. بردار پارامترهایی که باید تخمین زده شوند $\lambda = (\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p, \mu)$ است. برای تخمین پارامترها بردار باقی‌مانده‌ها به صورت $a(\lambda) = (\hat{u}_{p+1}(\lambda), \dots, \hat{u}_T(\lambda))$ تعریف می‌شود.

$$\hat{a}_t(\lambda) = (y_t - \mu) - \phi_1(y_{t-1} - \mu) - \phi_2(y_{t-2} - \mu) - \dots - \phi_p(y_{t-p} - \mu) \quad \text{رابطه ۱}$$

اصول اولیه برآوردکننده S همان‌طور که توسط روشیو و یوهای (۱۹۸۶) مطرح شد، با در نظر گرفتن پراکندگی باقی‌مانده‌ها به عنوان تابع حداکثر درست‌نمایی مانا است و ضرایب رگرسیونی به صورت رابطه ۲ محاسبه می‌شوند.

$$\hat{\beta} = \operatorname{argmin}_{\lambda} \hat{\sigma}(r(\beta)) \quad \text{رابطه ۲}$$

در ادامه، بیانی خاص از مقدار مشاهده‌شده X_t توسط بروکول و دیویس (۱۹۹۱) به صورت رابطه ۳ ارائه می‌شود.

$$X_t = \mu + \Phi(X_{t-1} - \mu) + d_{u_t} \quad \text{رابطه ۳}$$

در این رابطه $X_t = (x_t, x_{t-1}, \dots, x_{t-p-1})$ و $\bar{\mu} = (\mu, \dots, \mu)$ و $d = (1, 0, \dots, 0)$ همچنین $\Phi = \begin{bmatrix} \phi_1 & \phi_p \\ I & 0 \end{bmatrix}$ است. از این رو، بر مبنای رابطه ۳ مقدار مشاهده در زمان t با الگوریتم بازگشتی به صورت رابطه ۴ قابل محاسبه است.

$$\hat{X}_{t|t} = \hat{X}_{t|t-1} + s_t \psi \left(\frac{\hat{a}_t(\lambda)}{s_t} \right) \quad \text{رابطه ۴}$$

در رابطه ۴ پارامتر s_t ، تخمینی از پراکندگی پیش‌بینی فیلترشده پایدار از باقی‌مانده‌ها، $\hat{a}_t(\lambda)$ مقدار باقی‌مانده‌های مانای فیلترشده در زمان t است و تابع ψ به صورت رابطه ۵ تعریف می‌شود:

$$\psi = \begin{cases} a & \text{if } |a| \leq b \\ 0 & \text{if } |a| > c \end{cases} \quad (\text{رابطه ۵})$$

ساختار و مدل بررسی شده در پژوهش

روش حالت - وینترز

همان‌طور که کلاکر (۲۰۰۴) بیان می‌کند سری‌های زمانی، بسیاری از صنایع رفتاری نامانا و فصلی را از خود نشان می‌دهند. بنابراین برای پیش‌بینی مقادیر آینده سری‌های زمانی باید این رفتارهای خاص را در مدل‌سازی لحاظ کرد. به همین دلیل، در این تحقیق از روش حالت - وینترز استفاده می‌شود. روش حالت - وینترز مشابه روش هموارسازی نمایی، به این صورت عمل می‌کند که همه داده‌ها را در پیش‌بینی لحاظ کرده و به داده‌های اخیر وزن بیشتری می‌دهد. در واقع می‌توان گفت حالت بهبودیافته هموارسازی نمایی است؛ چرا که در هر دوره دو پارامتر سطح و پارامتر روند به‌روز می‌شوند.

الگوریتم پیش‌بینی

یک سری زمانی مشاهده شده تا زمان $t - 1$ را در نظر بگیرید. روش حالت - وینترز سری زمانی را در لحظه t پیش‌بینی می‌کند که به صورت $\hat{y}_{t|t-1}$ نشان داده می‌شود. در حالتی که مقدار واقعی y_t مشاهده شود، خطای پیش‌بینی یک گام جلوتر به صورت زیر به دست می‌آید:

$$e_t = y_t - \hat{y}_{t|t-1} \quad (\text{رابطه ۶})$$

پارامتر سطح سری با α_t و پارامتر روند با β_t نشان داده می‌شود. الگوریتم حالت - وینترز این مقادیر نامعلوم را به صورت رابطه ۷ برآورد می‌کند.

$$\hat{\alpha}_t = \lambda_1 y_t + (1 - \lambda_1)(\hat{\alpha}_{t-1} + \hat{\beta}_{t-1}) \quad (\text{رابطه ۷})$$

$$\hat{\beta}_t = \lambda_2 (\hat{\alpha}_t - \hat{\alpha}_{t-1}) + (1 - \lambda_2) \hat{\beta}_{t-1}$$

پارامترهای λ_1 و λ_2 پارامترهای هموارسازی هستند که مقدار بین صفر و یک دارند. هر چه مقدار این پارامترها بزرگ‌تر باشد، پارامتر سطح و روند سری کمتر هموار خواهند شد و داده‌های اخیر سری وزن بیشتری برای پیش‌بینی مقادیر آینده خواهند داشت (کروکس، گلپر و ماهیو، ۲۰۱۱).

پیش‌بینی یک گام جلوتر برابر است با (گلپر، فراید و کروکس، ۲۰۱۰):

$$\hat{y}_{t|t-1} = \hat{\alpha}_{t-1} + \hat{\beta}_{t-1} \quad \text{رابطه ۸}$$

و پیش‌بینی h گام جلوتر به صورت رابطه ۹ محاسبه می‌شود:

$$\hat{y}_{t+h|t} = \hat{\alpha}_t + h\hat{\beta}_t \quad \text{رابطه ۹}$$

روش‌های مختلفی برای انتخاب مقادیر اولیه $\hat{\alpha}_t$ و $\hat{\beta}_t$ وجود دارد که در آنها به طور کلی $\hat{\alpha}_1$ برای y_1 در نظر گرفته می‌شود و سه روش پیشنهادی برای مقدار اولیه $\hat{\beta}_1$ وجود دارد (کلاکر، ۲۰۰۴).

$$\hat{\beta}_1 = y_2 - y_1 \quad \text{رابطه ۱۰}$$

$$\hat{\beta}_1 = [(y_2 - y_1) + (y_3 - y_2) + (y_4 - y_3)]/3$$

$$\hat{\beta}_1 = [(y_n - y_1)/(n - 1)]$$

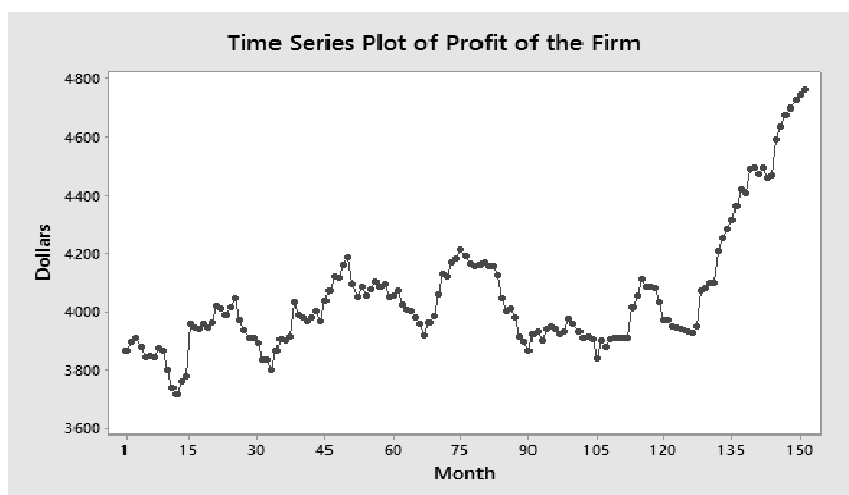
که در محاسبات مربوط به این تحقیق $\hat{\alpha}_1$ برابر y_1 در نظر گرفته می‌شود و از هر سه روش پیشنهادی برای مقدار اولیه $\hat{\beta}_1$ استفاده می‌شود. نتایج حاکی از آن است که تفاوت چندانی بین حالت‌های مختلف وجود ندارد، به همین دلیل از بیان آن خودداری شده است، در نهایت مقدار اولیه $\hat{\beta}_1$ در محاسبات پیش رو بر اساس آخرین حالت پیشنهادی انتخاب می‌شود.

یافته‌های پژوهش

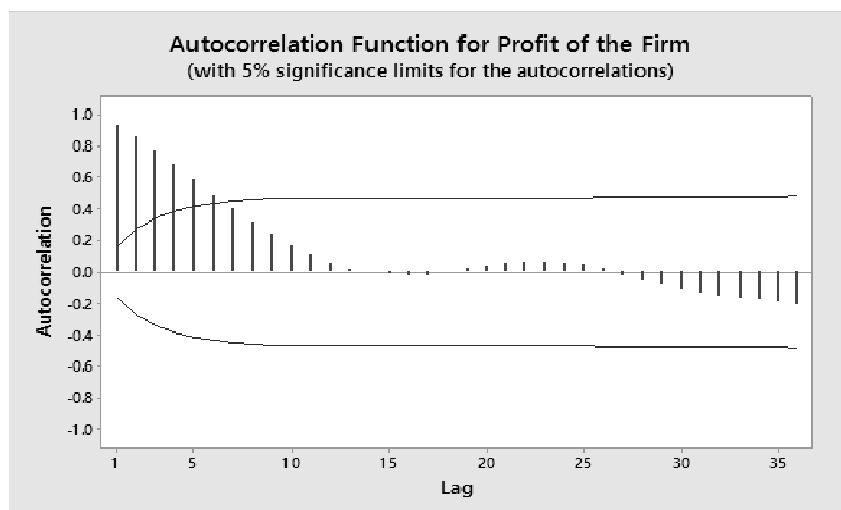
در این بخش، داده‌های به‌دست‌آمده از میزان سود یک شرکت تولیدی که محصولات واسطه خودرو تولید می‌کند، بررسی می‌شود. داده‌ها به صورت ماهانه جمع‌آوری شده‌اند. در شکل ۱ نمودار سری زمانی مربوط به آنها که با استفاده از نرم‌افزار مینی‌تب ۱۷ رسم شده است مشاهده می‌شود. همان‌طور که در شکل‌های ۱ و ۲ به ترتیب مشخص است، داده‌ها روند افزایشی دارند و بین داده‌ها خودهمبستگی مشاهده می‌شود. به همین دلیل همان‌طور که پیش از این اشاره شد، از روش حالت - وینترز h گام جلوتر، برای پیش‌بینی مقادیر آینده سری زمانی استفاده می‌شود. برای این کار، در ادامه پارامترهای هموارسازی یعنی λ_1 و λ_2 از رابطه ۱۱ محاسبه می‌شوند.

$$(\lambda_1^{opt}, \lambda_2^{opt}) = \underset{(\lambda_1, \lambda_2)}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=0}^n (y_t - \hat{y}_{t|t-1})^2 \quad \text{رابطه ۱۱}$$

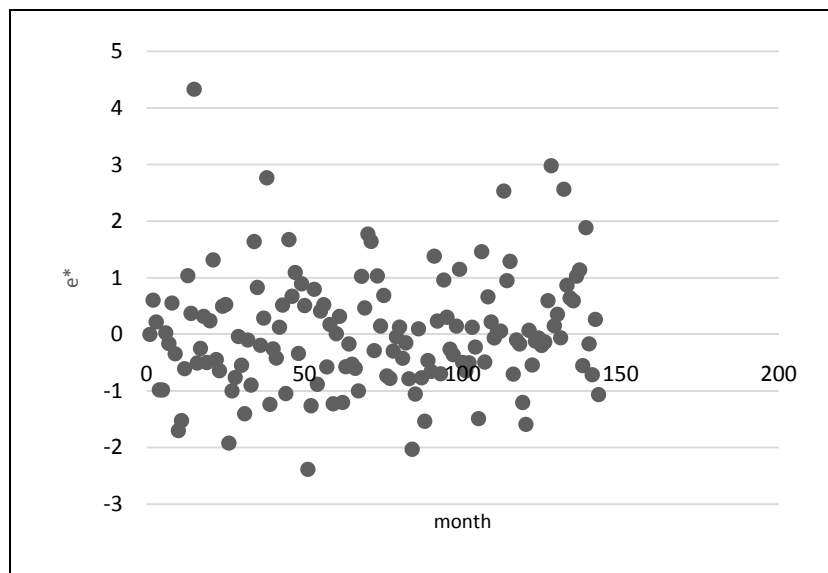
در نهایت مقدار بهینه آنها که مقدار خطای کمتری (e_t) ایجاد می کند، انتخاب می شود (گلپر و همکاران، ۲۰۱۰).



شکل ۱. نمودار سری زمانی داده‌های مربوط به سود ماهانه شرکت



شکل ۲. نمودار تابع خودهمبستگی داده‌ها مربوط به سود ماهانه شرکت



شکل ۳. رسم آماره e^* برای ارزیابی مدل پیش‌بینی

همان‌طور که در شکل ۳ مشاهده می‌شود، برای ارزیابی مدل پیش‌بینی از آماره e^* استفاده کرده‌ایم که فرمول محاسبه آن نیز به صورت رابطه ۱۲ است.

$$e^* = \frac{e_i}{\sqrt{MSEP}} \quad (\text{رابطه ۱۲})$$

$$MSEP = \frac{1}{\tau} \sum_{t=1}^{\tau} (y_t - \hat{y}_t)^2$$

$$e_i = y_t - \hat{y}_t$$

τ ، y_t و \hat{y}_t به ترتیب تعداد پیش‌بینی‌های انجام شده، مقدار واقعی مشاهده‌شده و مقدار پیش‌بینی هستند. اگر مقادیر به دست آمده در فاصله بین اعداد ۳ و -۳ باشند، نشان‌دهنده این است که مدل پیش‌بینی به کار رفته معتبر است. با توجه به شکل ۳ می‌توان نتیجه گرفت که داده‌ها پراکندگی مطلوبی در فاصله ۳ و -۳ دارند.

حال به پیش‌بینی مقادیر هشت دوره آینده سری زمانی با استفاده از روش هالت - وینترز h گام جلوتر پرداخته می‌شود، سپس با رویکرد برآوردکننده S فیلترشده (شهریاری، شریعتی و مسلمی، ۱۳۹۱) مقایسه می‌شود که نتایج مربوط به آن در جدول ۱ آورده شده است.

جدول ۱. مقادیر پیش‌بینی روش هالت - وینترز و برآوردکننده S فیلتر شده

شماره	مقادیر واقعی (دلار)	هالت - وینترز	برآوردکننده S فیلتر شده
۱۴۵	۴۴۶۹/۵۱۵	۴۴۶۹/۱۳۰۲۶۸	۴۴۹۶/۲
۱۴۶	۴۵۹۱/۲۶۶	۴۴۷۷/۹۶۳۳۶۷	۴۴۹۹/۳
۱۴۷	۴۶۳۶/۱۲۹	۴۶۰۲/۰۵۸۷۴۵	۴۶۹۹/۸۹
۱۴۸	۴۶۷۵/۸۷۵	۴۶۴۷/۶۴۰۹۸۵	۴۷۰۲/۵
۱۴۹	۴۷۰۰/۶۱۲	۴۶۸۷/۹۷۷۰۳۶	۴۷۰۴/۱۱
۱۵۰	۴۷۲۴/۳۲	۴۷۱۲/۹۷۹۳۸۸	۴۷۰۵/۳
۱۵۱	۴۷۴۵/۶	۴۷۳۶/۹۲۴۲۸۶	۴۷۰۵/۳
۱۵۲	۴۷۶۰/۰۵	۴۷۵۸/۳۸۵۶۸۳	۴۷۰۵/۳۶

برای مقایسه عملکرد روش‌های پیش‌بینی از آماره ریشه میانگین مجذور خطای پیش‌بینی (RMSEP) استفاده می‌شود که فرمول محاسبه آن به صورت رابطه ۱۳ است.

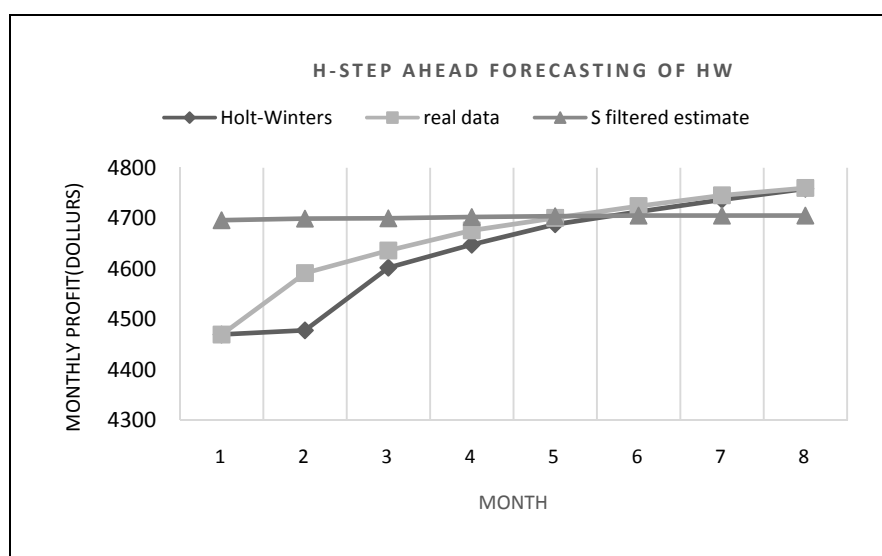
$$RMSEP = \sqrt{\frac{1}{\tau} \sum_{t=1}^{\tau} (y_t - \hat{y}_t)^2} \quad (\text{رابطه ۱۳})$$

τ ، y_t و \hat{y}_t به ترتیب تعداد پیش‌بینی‌های انجام شده، مقدار واقعی مشاهده‌شده و مقدار پیش‌بینی هستند. از روش‌های دیگر مقایسه نتایج پیش‌بینی میانگین قدرمطلق انحراف‌ها (MAD) است. نتایج به‌دست‌آمده در جدول ۲ خلاصه شده است و بیان‌کننده این نکته است که روش هالت - وینترز بهتر و دقیق‌تر از روش برآوردکننده S فیلتر شده عمل می‌کند و با توجه به روند افزایشی در داده‌ها به واقعیت نزدیک‌تر است.

1. Root Mean Squared Error of Prediction (RMSEP)
2. Mean Absolute Deviation

جدول ۲. معیار ارزیابی عملکرد پیش‌بینی‌ها

روش	هالت - وینترز	برآوردکننده S فیلتر شده
RMSEP	۵۸/۳۳۵۴۶	۹۵/۴۰۷۵۹
MAD	۴۵/۶۱۸۶۶	۶۷/۸۲۶۶۳



شکل ۴. مقایسه مقادیر پیش‌بینی روش هالت - وینترز و برآوردکننده S فیلتر شده

همان‌طور که در شکل ۴ مشخص است، مقادیر پیش‌بینی هالت - وینترز نسبت به مقادیر پیش‌بینی برآوردکننده S فیلتر شده به واقعیت نزدیک‌تر است و به خوبی روند در داده‌ها را در پیش‌بینی لحاظ می‌کند؛ در صورتی که روش برآوردکننده S فیلتر شده نسبت به روند در داده‌ها عکس‌العمل خاصی نشان نمی‌دهد و در واقع روند در داده‌ها را در پیش‌بینی مقادیر آینده لحاظ نمی‌کند.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در دنیای رقابتی امروز، استفاده از مدل پیش‌بینی مناسب و کارا در پیش‌بینی قیمت کالاها و سودهای سهام و تنظیم بازار نقش اساسی دارد. از آنجا که بسیاری از سری‌ها مانند داده‌های

وابسته صنعتی و اقتصادی، به خصوص در مسائل مالی رفتار نامانا از خود نشان می‌دهند، در این تحقیق از روش حالت - وینترز برای پیش‌بینی چندگام جلوتر سری‌های زمانی مالی استفاده شد. مزیت روش حالت - وینترز در مقایسه با روش‌های مرسوم خودرگرسیون این است که برای روند در داده‌ها یا در واقع ویژگی نامانا نیز یک پارامتر در نظر می‌گیرد و همین عنصر سبب می‌شود که در داده‌های نامانا مقادیر پیش‌بینی در مقایسه با سایر روش‌ها به واقعیت نزدیک‌تر باشد. همچنین روش حالت - وینترز برای پیش‌بینی چندگام جلوتر نیز مدلی به مراتب ساده‌تر و سریع‌تر ارائه می‌دهد که روش‌های مرسوم خودرگرسیون همانند رویکرد S فیلترشده که در این تحقیق برای مقایسه استفاده شد، این قابلیت را ندارند. برای بررسی این رویکرد داده‌های مربوط به میزان سود یک شرکت تولیدی در ۱۴۴ ماه جمع‌آوری شد. محاسبات انجام شده به وضوح کارایی رویکرد پیش‌بینی حالت - وینترز را نسبت به روش پیش‌بینی برآوردکننده S فیلتر شده نشان می‌دهد. برای ادامه تحقیقات در این زمینه استفاده از روش حالت - وینترز متناسب با داده‌های فصلی و دوره‌ای پیشنهاد می‌شود. همچنین در نظر گرفتن سری زمانی غیرخطی برای پیش‌بینی مقادیر آینده نیز جالب توجه است.

References

- Abrishami, A. & Yousefi Zenouz, R. (2014). Portfolio Selection by Robust Optimization. *Financial Research*, 16(2), 201-218. (in Persian)
- Bahiraie, A., Etemadi, K., & Gerami-Asl, A. (2016). Predicting Companies Financial bankruptcy Listed in Tehran Stock Exchange using ANN, ANFIS, LOGIT. *New Marketing Research Journal*, 6 (2), 153-166. (in Persian)
- Brockwell, P.J. & Davis, R.A. (1991). *Introduction to time series and forecasting*, New York: Springer.
- Croux, C., Gelper, S. & Mahieu, K. (2011). Robust control charts for time series data. *Expert Systems with Applications*, 38(11), 13810-13815.
- Daliri, S. & Khalilian, A. (2006). Forecasting growth and inflation rate in Iran's agricultural section. *Economical Analysis journal*, 74, 183-215. (in Persian)
- Fahimifard, S., Keikha, A. & Salarpour, M. (2009). Distinguished Agricultural products price forecasting by neural network-self regression method with exogenous variables. *Iranian Journal of Agricultural Economics and Development Research*, 23(2), 68-85. (in Persian)
- Gelper, S., Fried, R. & Croux, C. (2010). Robust Forecasting with Exponential and Holt-Winters Smoothing. *Journal of Forecasting*, 29(3), 285-300.

- Giordani, P. & Villani, M. (2010). Forecasting macroeconomic time series with locally adaptive signal extraction. *International Journal of Forecasting*, 26(2), 312-325.
- Kafaie, S. M. A. & Rahmani Fazli, H. (2014). Measuring event risk (A case study of Tehran Stock Exchange). *Financial Research*, 16(2), 345-358. (in Persian)
- Kalekar, P.S. (2004). *Time series forecasting using holt-winters exponential smoothing*. Kanwal Rekhi School of Information Technology.
- Khodaiari, A. & Rahimi, M. (2006). Determining a Proper Model to Forecast Copper Price. *International Journal of Industrial Engineering & Production Research*, 40(1), 13-22. (in Persian)
- Lai, C. P., Chung, P. C. & Tseng, V. S. (2010). A novel two-level clustering method for time series data analysis. *Expert Systems with Applications*, 37(9), 6319-6326.
- Li, G., Gai, Z., Kang, X., Wu, Z. & Wang, Y. (2014). ESPSA: A prediction-based algorithm for streaming time series. *Expert Systems with Applications*, 41, 6098-6105.
- Marcellino, M., Stock, J. H. & Watson, M.W. (2006). A comparison of direct and iterated multistep AR methods for forecasting macroeconomic time series. *Journal of Econometrics*, 135, 499-526.
- Mohammad Alizadeh, A., Raei, R. & Mohammadi, S. (2015). Prediction of stock market crash using self-organizing maps. *Financial Research*, 17(1), 159-178. (in Persian)
- Oguri, K., Adachi, H., Yi, C.H. & Sugiyama, M. (1992). Study on Egg Price Forecasting in Japan. *Research Bulletin of the Faculty of Agriculture - Gifu University*, 57, 157-164.
- Panahi, H., Asadzadeh, A. & Jalili Marand, A. (2014). A Five-Year-Ahead Bankruptcy Prediction: the Case of Tehran Stock Exchange. *Financial Research*, 16(1), 57-76. (in Persian)
- Rosseeuw, P.J. & Yohai, V.J. (1984). Robust regression by means of S-estimators, Robust and nonlinear time series analysis. *Lecture Note in Statistics*, 26, 256-272.
- Rostami-tabar, B., Babaei, M. Z., Ducq, Y. & Syntetos, A. (2015). Non-stationary demand forecasting by cross-sectional aggregation. *International Journal of Production Economics*, 170(Part A), 297-309.

- Salibian-Barrera M. & Yohai, V.J. (2006). A fast algorithm for S-regression estimates. *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 15(2), 414–427.
- Shahriari, H., Shariati, N. & Moslemi, A. (2012). Proposing a robust forecasting time series method by application in financial issues with robust methodology. *Financial knowledge of Securities Analysis*, 5(15), 97-114. (in Persian)
- Tayebi, S.K. & Bayari, L. (2008). A Prediction of Iran's Chicken Price by the ANN and Time Series Methods American –Eurasian. *J. Agric. & Environ.Sci.* No. 02.
- Ye, F., Zhang, L., Zhang, D., Fujita, H., & Gong, Z. (2016). A novel forecasting method based on multi-order fuzzy time series and technical analysis. *Information Sciences*, 5, 1-38.