فصلنامه اقتصاد کاربردی
سال پنجم / بهار و تابستان ۱۳۹۴

بررسی توان پیش‌بینی مدل های ARIMA،GARCH ،ARIMA-GARCH وState Space به کمک روش شبیه سازی مونت کارلو

مطالعه موردی: شاخص قیمت بورس اوراق بهادار تهران (تپیکس)

فرهاد غفاری[۱] ـ عقیق فرهادی چشمه مرواری[۲]

تاریخ دریافت: ۹۴/۱/۱۸ تاریخ پذیرش: ۹۴/۳/۲۶

چکیده

هدف اصلی در مقاله حاضر مقایسه دقت پیش بینی چهار مدل ARIMA، GARCH، ARIMA-GARCH و State Space در تخمین و پیش بینی شاخص قیمت بورس اوراق بهادار تهران (تپیکس) است. برای این منظور، داده‌های روزانه ۱ بهمن سال ۱۳۸۹ تا ۳۰ بهمن سال ۱۳۹۲ به عنوان درون داده و ۱ اسفند ۱۳۹۲ تا ۳۰ اردیبهشت ۱۳۹۳ به عنوان برون داده، استفاده شده اند. از طرفی دیگر، برای بررسی بیشتر و افزایش دقت پیش بینی مدل های مذکور برای شاخص تپیکس در بلند مدت، شبیه سازی با روش مونت کارلو برای دو دوره زمانی میان مدت و کوتاه مدت با استفاده از برون داده و نیز برای یک مقایسه کلی با درون داده، صورت پذیرفته؛ سپس دقت پیش بینی ها با معیار RMSE ارزیابی شده است. نتایج به دست آمده نشان می‌دهند که مدل GARCH در سه دوره زمانی (بلند مدت، میان مدت و کوتاه مدت)، و با استفاده از مقایسه با برون داده، از دقت پیش بینی بیشتری نسبت به سایر مدل ها برخوردار می-باشد و در هنگام مقایسه با درون داده، مدل ARIMA مدل مناسب تری است.

طبقه بندی JEL: C01، C22، C52، C53، E37

واژگان کلیدی: ARIMA، ARCH، State Space، مونت کارلو، دقت پیش بینی

[۱] استادیار، عضو هیئت علمی دانشکده مدیریت و اقتصاد، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم تحقیقات تهران، ایران (مسئول مکاتبات)
Ghaffari@srbiau.ac.ir, Farhad.ghaffari@yahoo.com

[۲] کارشناس ارشد علوم اقتصادی ، دانشگاه آزاد اسلامی ، واحد علوم تحقیقات تهران، ایران *Ag.Farhadi@gmail.com*

۱- مقدمه

برای یافتن درک عمیقی از تغییرات قیمت ها، بازده دارایی ها و مدیریت ریسک، لازم است که طبیعت و نحوه رفتار عنصر نااطمینانی را بشناسیم. دانستن این موضوع برای افرادی که قصد پیش بینی قیمت ها، مخصوصا در بازار های مالی را دارند، الزامی است. شاخص ها ابزارهای سودمندی برای ردیابی روند های بازار هستند. شاخص های بازار سهام معمولا به عنوان یکی از معیار های مهم رونق یا رکود اقتصاد داخلی نیز به کار می روند. درک شاخص و تغییرات آن می-تواند به سرمایه گذاران در تصمیمات سرمایه گذاری مناسب تر، یاری رساند. از این رو کارایی شاخص، بخشی از کارایی بازار سهام تلقی می شود. شاخص کل بورس اوراق بهادار تهران که به آن تپیکس می گویند، شامل پرتفویی فرضی از کلیه سهام پذیرفته شده در بازار سهام است. روش های اقتصاد سنجی زیادی برای پیش بینی در بازار های مالی وجود دارد اما اینکه کدام مناسب تر است نیاز به بررسی دارد. در این پژوهش به بررسی چند روش متفاوت برای پیش بینی شاخص تپیکس پرداخته می شود تا بدانیم کدام یک از بین روش های بررسی شده در این پژوهش ، کارآ تر می باشند.

در بخش ۲، مروری کوتاه بر سوابق پژوهش خواهیم داشت. در بخش ۳، به شرح داده ها، تجزیه و تحلیل مدل و ارائه نتایج اصلی مقاله خواهیم پرداخت. در بخش ۴، به بررسی عملکرد مقایسه‌ای مدل‌های مختلف پیش بینی در افق زمانی متفاوت با برون داده و یک مقایسه کلی با درون داده می‌پردازیم و در نهایت در بخش ۵ و ۶، نتایج نهایی حاصل از مقایسه و پیشنهاداتی برای علاقه مندان به این موضوع ارائه شده است.

۲. ادبیات موضوع

در سه دهه اخیر، توجه محققان روز به روز بیشتر به پیش بینی در انواع بازار های مالی و غیر مالی با استفاده از مدل های قدرتمند اقتصادسنجی جلب شده است اما برای هر بازار به خصوص، باید مدل مناسب را برای پیش بینی آینده وضعیت آن بازار انتخاب کرد، در این راستا اقتصاد دانان و محققان زیادی دست به مقایسه مدل های مناسب تر برای بازار های مختلف زدند که در ادامه به مرور کوتاهی از دست آورد های آن ها در بیش از دو دهه (۱۹۸۹ تا ۲۰۱۴) اخیر می پردازیم. آکگیرای(۱۹۸۹)[۲]، پاگان و شوارت(۱۹۹۰)[۱۴]و بروکس(۱۹۹۸)[۴] با استفاده از اطلاعات سهام آمریکا نشان دادند که مدل‌های GARCH [۴] عملکرد بهتری را نسبت به سایر مدل‌های رقیب، از خود نشان می‌دهند. پاگان و شوارت (۱۹۹۰)[۱۴] شواهدی مبنی بر اینکه مدل‌های ARIMA، عملکرد بهتری از خود نسبت به مدل‌های غیرخطی و مارکوف سوییچینگ دارند، یافتند. با استفاده از مجموعه داده‌های بازارهای ژاپنی و سنگاپوری به ترتیب، تسه (۱۹۹۱)[۱۹] و تسه و تونگ (۱۹۹۲)[۲۰] دریافتند که مدل‌های میانگین متحرک نمایی وزنی، پیش بینی‌های دقیق تری را نسبت به مدل GARCH فراهم می-کند. جوریون (۱۹۹۵)[۱۰] نیز به همین نتیجه در مورد بازار ارز خارجی رسید ؛ در حالی که این مطالعات نشان دادند که توانایی پیش بینی مدل‌های GARCH پایین است. آندرسون و بولراسلو (۱۹۹۷)[۳] یافتند که توانایی پیش بینی با افزایش فرکانس نمونه، مثل داده‌های روزانه، بالاتر رفته و مدل‌های خانواده GARCH عملکرد بهتری از خودشان نشان خواهند داد. وست و کو (۱۹۹۵)[۲۱] دریافتند که نااطمینانی در بازارهای ارز خارجی برای بیشتر از ۵روز، غیر قابل پیش بینی است. نتایج بدست آمده از تحقیق آنها با نتایج بدست آمده از تحقیقات آندرسون و بولراسلو (۱۹۹۷)[۳] سازگار بود. بروکس و لی (۱۹۹۷)[۵] از انواع مدل‌های ARCH/GARCH به منظور بررسی اطلاعات و تحلیل‌های مالی استرالیا استفاده کردند. نتیجه این بود که مدل‌های ساده‌ای مثل(۱)ARCH برازش خوبی را برای داده‌ها ارائه می‌کرد. دوربین جی. (۲۰۰۴) [۶] یک بررسی عمومی گسترده را بر روی تجزیه و تحلیل رویکرد State Space برای سری زمانی توسط معرفی مدل گاوسی خطی State Space و فیلتر کالمن داشت و تعدیل کننده‌ها نیز توصیف شدند. محسن رفعتی، یداله آذرین فر و رویا محمدزاده (۲۰۱۰) [۱] به منظور انتخاب الگوی مناسب برای پیش بینی سطح زیر کشت، تولید و قیمت چغندرقند در ایران، دقت پیش بینی مدل‌هایARCH ، تعدیل نمایی یگانه، تعدیل نمایی دوگانه، هارمونیک، شبکه عصبی و ARIMA را با استفاده از اطلاعات دوره زمانی ۷۸-۱۳۶۲ مورد مقایسه قرار دادند . مدل ARIMA به عنوان مدل برتر در مقایسه با سایر مدل‌ها شناخته شد . اما به منظور پیش بینی سطح زیر کشت چغندرقند، استفاده از شبکه عصبی مناسب‌تر تشخیص داده شد. دنیس س. ماپا، ماژییل ه. مرکادر و کریستین جوی پ. تولنتینو (۲۰۱۰)[۱۱] از مدل State Space برای مشخص کردن واریانس نهفته مدل SV استفاده کردند. سپس عملکرد پیش بینی مدل GARCH و مدل SV توسط برون داده (با استفاده از داده روزانه شاخص ترکیبی سهام فیلیپین(PSEI)) مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان دهنده این بودکه پیش بینی با استفاده از مدل SV به طور کلی دارای خطای پیش بینی

کمتری در مقایسه با مدل GARCH می‌باشد. محمد کاشیف (۲۰۱۱) [۱۳] به بررسی عملکرد ۳ مدل جایگزین برای پیش بینی روزانه نرخ ارز بین بانکی دلار به روپیه پاکستان می‌پردازد. مدل‌های ساده ARIMA و مدل‌های پیچیده‌تری مثلا مدل‌های خانواده GARCH و مدل State Space مورد مقایسه قرار گرفتند. مدل State Space بهترین عملکرد را نسبت به سایر مدل‌های مورد بحث از خود نشان داد. سیتی رزلیندار یازیز و همکاران (۲۰۱۱)[۱۸] از اطلاعات روزانه قیمت نفت خام غرب میانه تگزاس (WTI) برای دوره۲ ژانویه ۱۹۸۹ تا ۳۰ سپتامبر ۲۰۰۹ استفاده کردند و دو مدل ARIMA و GARCH را از نظر دقت پیش بینی باهم مقایسه کردند. مدل GARCH(۱و۱)، به عنوان مدل بهتری از نظر دقت پیش بینی قیمت‌های نفت خام نسبت به مدل ARIMA(۱و۲و۱) معرفی شد. زیرا توانایی این مدل در به تصویر کشیدن نااطمینانی که به علت وجود واریانس شرطی غیر ثابت به وجود می‌آید، بسیار بیشتر است. خاویر گارسیا سیسکو و روکه مونته‌رو (۲۰۱۱)[۸] روی پیش بینی قیمت مس در بازار لندن تحقیق کردند داده‌های مورد استفاده، مربوط به ژانویه ۱۹۷۵ تا ژانویه ۲۰۱۰ می‌باشد. مدل‌های AR(۲) و GARCH(۱و۱) به عنوان مدل‌های مناسب انتخاب شدند و با مدل مارکوف سوییچینگ مقایسه شدند ؛ نتیجه اینگونه بود که در مقایسه با برون داده، مدل مارکوف سوییچینگ در تمام افق‌ها، نسبت به مدل AR بهتر است. از سوی دیگر، نمی‌توان به وضوح گفت که از مدل GARCH هم کاملا بهتر است. لارس فیوا اسکاربوویک (۲۰۱۳)[۷] سه مدل تک متغیره سری زمانی AR، ARIMA و ETS را به منظور یافتن دقیق ترین مدل برای پیش بینی قیمت خانه در نروژ با استفاده از داده‌های دوره آوریل ۲۰۱۳ تا مارچ ۲۰۱۴ مورد مقایسه قرار داد. پس از تجزیه و تحلیل، مدل ETS به عنوان دقیق ترین مدل بین مدل‌های انتخاب شده، معرفی شد. نها ساینی و آنیل کومار میتال (۲۰۱۳) [۱۵] توانایی پیش بینی مدل‌های ARMA و نااطمینانی تصادفی (SV) را با استفاده از فرم State Space و فیلتر کالمن مورد ارزیابی قرار دادند. مدل‌ها برای بازار سهام هند به کار گرفته شده‌اند. از داده‌های روزانه شاخص BSE-Sensex برای دوره ۱ ژانویه ۲۰۰۶ تا ۲۲ اوت ۲۰۱۳ استفاده شده است. مدل SV، مدل بهتری نسبت به مدل ARMA در فرم State Space معرفی شده است که برای این مقایسه‌ها از پیش بینی ۳۰ روزه استفاده گردید.

مرور ادبیات موضوع بیانگر این است که مدل ARIMA و خانواده ARCH برای پیش بینی سری‌های زمانی مختلف به طور گسترده‌ای، مورد استفاده و مقایسه قرار گرفته است و در سال‌های اخیر محققان در بحث پیش بینی به استفاده از انواع مدل‌های State Space نیز علاقه مندتر شده‌اند هرچند که در زمینه مقایسه و بررسی این مدل با سایر مدل‌ها زیاد فعال نبودند، مخصوصا در ایران که مرور سوابق پژوهش نشان دهنده کم‌رنگ‌تر بودن استفاده از مدل State Space و یا مدل‌های جدیدتر و مقایسه آن‌ها با یکدیگر است. همچنین، ادبیات موضوع بیانگر این امر است که، در سری‌های زمانی بازارهای مالی، اثر نااطمینانی وجود دارد که نشان دهنده کارآ بودن خانواده ARCH برای پیش بینی می‌باشد. ما، با توجه به سوابق پژوهش و به دلیل کم بودن پژوهش‌های مقایسه‌ای در افق مختلف زمانی برای مدل‌های مختلف تصمیم به پژوهش در این زمینه گرفتیم و بر اساس سوابق پژوهش، مدل محبوب و پرکاربرد ARIMA، مدل ARCH/GARCH به دلیل کارآیی، مدل ARIMA-GARCH به عنوان یک مدل ترکیبی و مدل State Space به دلیل ویژگی های منحصر به فرد این مدل در شناسایی پارامترهای ناشناخته را با استفاده از روش شبیه سازی مونت کارلو در راستای بالاتر بردن دقت پیش بینی به منظور شناسایی دقیق ترین مدل برای پیش بینی شاخص تپیکس و شناسایی ماهیت رفتاری این شاخص مورد بررسی و آزمون قرار دادیم.

۳. شرح داده ها و تجزیه و تحلیل مدل ها:

در این بخش، به ساختن مدل‌های منتخب در این پژوهش و پیش بینی و شبیه سازی توسط آن‌ها و با استفاده از روش مونت کارلو پرداخته می‌شود. لازم به ذکر است که برای نشان دادن نحوه کار، از پیش بینی بلند مدت و مقایسه با برون داده استفاده شده، برای سایر افق زمانی و نیز برای مقایسه کلی با درون داده نیز همین مراحل طی می شود که به دلیل تکراری بودن مراحل از آوردن تصاویر سایر افق زمانی و تصویر مقایسه بر اساس درون داده صرف نظر شده و فقط نتایج نهایی گزارش شده است.

۳. ۱- معرفی مدل های به کار گرفته شده:

در این قسمت مرور مختصری بر فرمول های به کار گرفته شده در این مقاله خواهیم داشت و به طور خلاصه فرمول های اساسی محاسبه آنها را بیان میکنیم.

۳. ۱. ۱- مدل ARMA (p,q): این مدل را می‌توان به صورت ساده، توسط دو معادله زیر نشان داد:

$$Y_t = X_t\gamma + e_t \quad \text{(معادله-۱)}$$

$$e_t = \sum_{i=1}^{p}\phi_i Y_{t-i} + \sum_{j=1}^{q}\theta_j\varepsilon_{t-j} + u_t \quad \text{(معادله ۲)}$$

که X_t در آن، متغیرهای توضیحی، e_t جمله خطا، u_t نوآوری در نوفه سفید، p مرتبه جمله AR و q مرتبه جمله MA هستند.اگر ما داده‌ها (Y) را با تفاضل داده‌ها عوض کنیم، در این صورت ($y_t = \Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$) مدل ARMA (p,q) به مدل ARIMA (p,d,q) تبدیل می شود که مدل ARIMA (p,d,q) برای متغیر x، به صورت زیر است:

$$y_t = f(t) + \Phi_1 y_{t-1} + \Phi_2 y_{t-2} + \dots + \Phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$$ (معادله-۳)

۳. ۱. ۲- مدل GARCH(p,q): این مدل با استفاده از فرمول‌های زیر به دست می‌آید:

$$Y_t = X_t \gamma + \varepsilon_t$$ (معادله-۴)

$$\varepsilon_t = V_t \sqrt{\sigma_t^2}$$ (معادله-۵)

$$\sigma_t^2 = \delta + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j \sigma_{t-j}^2$$ (معادله-۶)

که p در آن، مرتبه جمله GARCH است و q مرتبه جمله ARCH و σ^2 است.

۳. ۱. ۴- مدل ARIMA-GARCH: این مدل نیز که یک مدل ترکیبی از مدل های ARIMA و GARCH میباشد به صورت زیر فرموله می‌شود:

$$(\Delta Y_t)^d = \sum_{i=1}^{p} \phi_i (\Delta Y_{t-i})^d + \varepsilon_t + \sum_{j=1}^{q} \theta_j \varepsilon_{t-j} \quad \varepsilon_t \sim WN(0, \sigma_t^2)$$ (معادله-۷)

$$\sigma_t^2 = \delta + \sum_{j=1}^{q} \beta_j \varepsilon_{t-j}^2 + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i \sigma_{t-i}^2$$ (معادله-۸)

۳. ۱. ۴- فرم عمومی یک مدل State Space **که بر اساس فرم** ARMA **نوشته شده است:** این مدل را میتوان به فرم زیر فرموله کرد:

معادلات حالت:

$$x_{1(t)} = (c1)\, x_{1(t-1)} + (c2)\, x_{2(t-2)} + \dots + (c3)\, u_{1(t)}$$ (معادله-۹)

$$x_{2(t)} = x_{1(t-1)}$$ (معادله-۱۰)

.

.

.

معادله مشاهدات:

$$y_{1(t)} = x_{1(t)} + (c4)\, e_{1(t)}$$ (معادله-۱۱)

که در آن $x_{1(t)}$ و $x_{2(t)}$ و... متغیرهای حالت هستند و u_{1t} خطای سیستم می‌باشد. همچنین $y_{1(t)}$ متغیر خروجی و $e_{1(t)}$ خطای مشاهده شده می‌باشد.

۳. ۱. ۱- روش شبیه سازی مونت کارلو: در آمار، از شبیه سازی مونت کارلو برای فهم بهتر خصوصیات مختلف آماری محاسبه شده از یک نمونه، استفاده می‌شود. کاربرد مستقیم روش مونت کارلو، با استفاده از محاسبه یک سری انتگرال شکل می‌گیرد، به طور مثال انتگرال یک بعدی زیر را در نظر بگیرید:

$$E = \int_a^b f(x)dx$$ (معادله-۱۲)

با استفاده از ارزش میانگین محاسبات، انتگرال ذکر شده را می‌توان به صورت زیر تقریب زد:

$$E_N = \frac{(b-a)}{N} \sum_{i=1}^{N} f(x_i)$$ (معادله-۱۳)

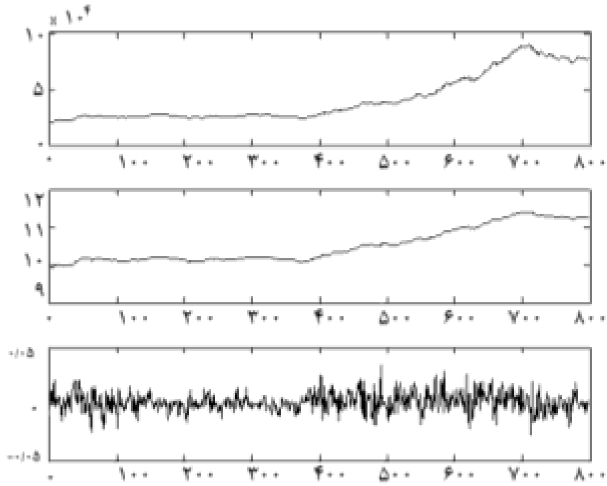
که در آن، نقاط x_i به طور کامل توسط محدوده انتگرال گرفته شده، پوشش داده شده است. وقتی که نقاط به سمت تعداد زیادی مثلN میل کند، E_N هم به سمت E میل خواهد کرد.

۳. ۲- تحلیل داده‌ها:

تمرکز پژوهش حاضر برروی بازده شاخص اصلی بورس اوراق بهادار تهران (تپیکس) بوده و دربرگیرنده دوره زمانی ۱ بهمن ۱۳۸۹ تا ۳۰ بهمن ۱۳۹۲ می‌باشد که شامل ۷۳۹ مشاهده (به عنوان درون داده) است. همچنین یک برون داده از ۱ اسفند ۱۳۹۲ تا ۳۱ اردیبهشت ۱۳۹۳ برای مقایسه نتیجه پیش بینی با واقعیت، با ۵۹ مشاهده معادل ۳ ماه (بلند مدت)، ۲۰ مشاهده معادل ۱ ماه (میان مدت) و ۵ مشاهده معادل یک هفته (کوتاه مدت) مشاهده در نظر گرفته شده است. داده‌ها به صورت روزانه بوده و بیانگر ارزش شاخص در پایان روز کاری است. (نمودار-۱)

۳. ۳- بررسی آزمون ریشه واحد (ADF):

در این بخش از آزمون های دیکی-فولر تعمیم یافته و مقادیر بحرانی مک کینون و سه معیار شوارتز، آکاییک و هانان کویین برای بررسی پایایی سری زمانی مورد نظر، کمک گرفته شد. نتایج تمامی آزمون‌های پایایی بیانگر آن است که در مدل سازی‌ها باید به جای سری شاخص تپیکس و یا لگاریتم سری شاخص تپیکس، از سری تفاضل اول لگاریتم شاخص تپیکس استفاده شود.



نمودار ۱: شاخص تپیکس، لگاریتم شاخص تپیکس و تفاضل اول لگاریتم شاخص تپیکس

۳. ۴- بررسی شکست های ساختاری:

بعد از انجام مراحل آزمون پایایی و ایجاد یک سری زمانی پایا، با استفاده از آزمون بای و پرون[1]، وجود نقاط مشکوک به شکست ساختاری بررسی شد که البته سری زمانی مورد نظر ، با توجه به بازه زمانی منتخب، فاقد نقطه شکست ساختاری بود.

۳. ۵- برآورد و تصریح مدل ARIMA:

$$y = \cdot/\cdot\cdot۱ - ۱/\cdot۲۹y_{t-۱} - \cdot/۴\cdot۲y_{t-۲} + \cdot/۳۶۲y_{t-۳} + \cdot/\cdot۹۲y_{t-۴} + \cdot/۱۱۱y_{t-۵} + ۱/۳۹\cdot\varepsilon_{t-۱} + \cdot/۸۶۴\varepsilon_{t-۲} + e_t$$

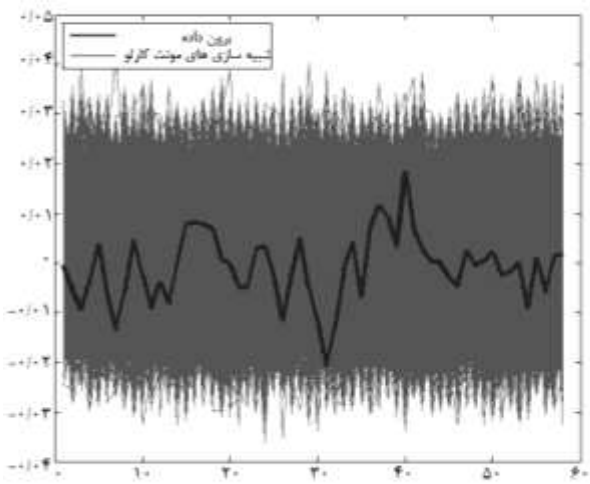
جهت برآورد تصریح مدل و شناسایی فرآیند تولید داده‌ها از نمودار همبستگی نگار[2] استفاده شده است که با استفاده از معیار های آکاییک، شوارتز و هانان کویین و با توجه به سایر معیارها از جمله $R^۲$ و $R^۲$ تعدیل شده و انحراف معیار خطاها، و نیز با توجه به اماره t ضرایب در مدل در نهایت مدل ARIMA(۲و۱و۵) به عنوان مناسب ترین مدل انتخاب گردید، مدل نهایی به صورت زیر می‌باشد:

(معادله-۱۴)

$$y = \cdot/\cdot\cdot۱ - ۱/\cdot۲۹y_{t-۱} - \cdot/۴\cdot۲y_{t-۲} + \cdot/۳۶۲y_{t-۳} + \cdot/\cdot۹۲y_{t-۴} + \cdot/۱۱۱y_{t-۵} + ۱/۳۹\cdot\varepsilon_{t-۱} + \cdot/۸۶۴\varepsilon_{t-۲} + e_t$$

۳. ۵. ۱- شبیه سازی با مونت کارلو مدل ARIMA:

برای اینکه در هنگام محاسبه RMSE از اطمینان بیشتری نسبت به عدد بدست آمده برخوردار باشیم، لازم است که از روش مونت کارلو استفاده کنیم و پیش بینی ها را بر اساس ۱۰۰۰۰ بار تکرار بدست بیاوریم، که در نمودار ۲، پیش بینی بر اساس مونت کارلو انجام شده که نشان دهنده ثبات پارامتر های پیش بینی کننده در این مدل می باشد و نوسانات هر سیگنال حول نقطه میانگین قابل مشاهده است.



نمودار۲: شبیه سازی با استفاده از روش مونت کارلو برای مدل ARIMA (مقایسه با برون داده)

۳،۶- آزمون ناهمسانی واریانس مشروط به خودهمبستگی و تصریح مدل GARCH:

همان‌طور که انگل [1] (۱۹۸۲) نیز پیشنهاد کرده است، برای تشخیص وجود یا عدم وجود مدل ARCH و یا GARCH از آزمون تشخیص ناهمسانی واریانس مشروط به خودهمبستگی ضریب لاگرانژ استفاده می‌کنیم.

جدول ۱: اثر ناهمسانی واریانس مشروط به خودهمبستگی برای مدل ARCH

Fآماره	۱۲/۴۴۸	Prob.F (۵و۷۲۸)	۰/۰۰۰۰
مشاهدات R^2	۵۷/۸۱۲	Prob.Chi-Square (۵)	۰/۰۰۰۰

همان‌طور که در جدول ۱ مشاهده می‌شود، فرض H_0 مبنی بر عدم وجود اثر ناهمسانی واریانس مشروط به خودهمبستگی در سطح اطمینان ۹۹٪ رد می‌شود و ما می‌توانیم از مدل‌های خانواده ARCH استفاده کنیم، بنابراین در ادامه به منظور تصریح مدل GARCH از معیارهای آکاییک و شوارتز و هانان‌کویین استفاده کرده و بهترین مدل از خانواده ARCH همان ARCH(۱) یا به عبارتی دیگر GARCH(۱و۰) می‌باشد.

تمامی ضرایب تخمین زده شده در مدل، در سطح ۹۹٪ معنی دار هستند. در نهایت می‌توان معادله میانگین و واریانس مدل(۱و۰) GARCH را به صورت زیر نوشت:

$$GARCH = ۴/۵۷۷۰e -۰۵ + ۰/۳۹۰۳\ \varepsilon^{۲}_{t-۱} \quad (معادله-۱۵)$$

۳. ۶. ۱- شبیه سازی با مونت کارلو مدل ARCH:

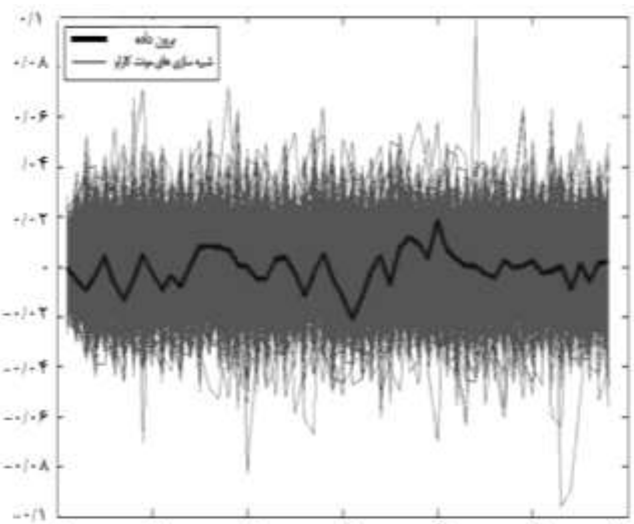
در نمودار۳ برون داده و پیش بینی بر اساس مدل ARCH و با استفاده از روش مونت کارلو به نمایش گذاشته شده است. می‌توان مشاهده کرد که همواره برون داده از ناحیه پیش بینی‌ها خارج نمی‌شود که این امر، خود می‌تواند ما را به این نتیجه برساند که مدل ARCH(۱)، مدل مناسبی بوده و پارامترهای پیش بینی کننده از ثبات برخوردار بودند.

۳. ۷- آزمون ARIMA-GARCH:

از مدل ARIMA ای که داشتیم استفاده می‌کنیم و اثر ناهمسانی واریانس مشروط به خودهمبستگی را روی آن نیز بررسی می کنیم، که نتایج نشان دهنده اثر ناهمسانی واریانس مشروط به خودهمبستگی در این مدل می‌باشد. مدل‌های ARIMA-GARCH از مدل‌های ترکیبی هستند که در بعضی موارد توانایی پیش بینی خوبی را از خود نشان می‌دهند، به همین جهت این مدل را نیز تخمین زدیم و RMSE آن را بررسی کردیم.

۳. ۷. ۱- تصریح مدل GARCH برای مدل ARIMA-GARCH:

همان‌طور که در جدول۲، مشاهده می‌شود، فرض H_0 مبنی بر عدم وجود اثر ناهمسانی واریانس مشروط به خودهمبستگی در سطح اطمینان ۹۹٪ رد می‌شود، سپس با استفاده از معیارهای آکاییک و شوارتز و هانن‌کویین مدل ARCH(۱) یا به عبارتی دیگر GARCH(۱و۰) به عنوان بهترین مدل از خانواده ARCH، انتخاب می‌شود.



نمودار ۳: شبیه سازی با استفاده از روش مونت کارلو برای مدل ARCH (مقایسه با برون داده)

جدول۲: نتایج آزمون اثر ناهمسانی واریانس مشروط به خودهمبستگی (ARIMA-GARCH)

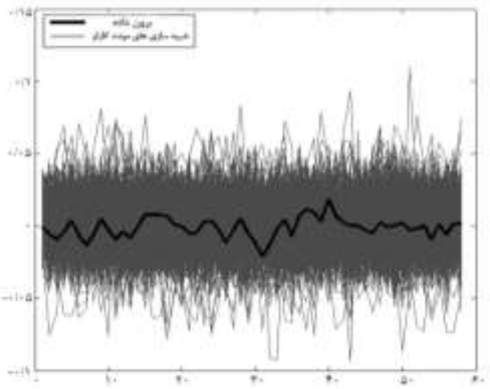
Fآماره	۳۷/۲۷۰	Prob.F(۱و۷۳۱)	۰/۰۰۰۰
مشاهدات R^2	۳۵/۵۵۹	Prob.Chi-Square(۱)	۰/۰۰۰۰

$y = ۰/۰۰۱ - ۱/۰۹۰y_{t-۱} - ۰/۴۷۹y_{t-۲} + ۰/۳۷۷y_{t-۳} + ۰/۰۸۳y_{t-۴} + ۰/۰۹۸y_{t-۵} + ۱/۴۷۸\varepsilon_{t-۱} + ۰/۹۹۳\varepsilon_{t-۲} + e_t$ با قرار دادن ضرایب، مدل به صورت زیر خواهد بود:

$$GARCH = ۴/۴۵e\text{-}۰۶ + ۰/۲۸۴\varepsilon_{t-۱}^{۲} \quad \text{(معادله-۱۶)}$$

۳. ۷. ۲- شبیه سازی با مونت کارلو مدل ARIMA-GARCH:

در نمودار۴، می‌توان حرکت متراکم حول میانگین پیش بینی‌ها در ۱۰۰۰۰ بار تکرار و همزمان در برگرفتن برون داده توسط ناحیه پیش بینی‌ها را مشاهده کرد که تمام این-ها گویای ثبات پارامترهای پیش بینی کننده مدل ARIMA-GARCH منتخب، می‌باشند.



نمودار ۴: شبیه سازی با استفاده از روش مونت کارلو برای مدل ARIMA-GARCH (مقایسه با برون داده)

۳. ۸- تخمین مدل State Space و تصریح آن:

با توجه به مقداراماره های آکاییک و بیزین شوارتز و همچنین با استفاده از سایر معیارها و آزمون‌های تشخیص و تصریح، بهترین مرتبه برای مدل State Space عبارت است از AR (۲) که با قرار دادن ضرایب تخمین زده شده در آن، معادلات به صورت زیر بدست می‌آیند:

(معادله-۱۷) معادله حالت:

$x_{۱(t)} = -(۱/۷۱)x_{۱(t-۱)} - (۰/۹۶)x_{۲(t-۱)} + (۳/۳۳e\text{-}۰۷)u_{۱(t)}$

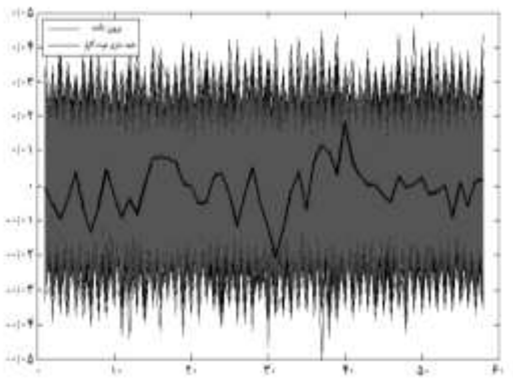
$x_{۲(t)} = x_{۱(t-۱)}$

(معادله-۱۸) معادله مشاهدات:

$Y_{۱(t)} = x_{۱(t)} + (۹/۸۷e\text{-}۰۳)e_{۱(t)}$

۳. ۸. ۱- شبیه سازی با مونت کارلو مدل State Space برای بلند مدت:

حال با استفاده از روش مونت کارلو به شبیه سازی پیش بینی‌ها با ۱۰۰۰۰ بار تکرار می‌پردازیم که در نمودار۵ مشاهده می‌شود که تمامی پیش بینی‌ها به طور متراکم حول یک نقطه میانگین در نوسانند و همواره برون داده توسط محدوده پیش بینی شده در بر گرفته شده است که این حاکی از ثبات پارامترهای پیش بینی کننده مدل State Space منتخب می‌باشد.



نمودار ۵: شبیه سازی با استفاده از روش مونت کارلو برای مدل State Space (مقایسه با برون داده)

۴. مقایسه پیش بینی ها:

لازم به ذکر است که در پژوهش حاضرقدرت پیش بینی مدل‌ها با مقایسه نتایج پیش بینی‌ها با درون‌داده و برون داده‌ها توسط معیار RMSE حاصل شده‌اند. همچنین برای بررسی دقیق‌تر موضوع، قدرت پیش بینی مدل‌ها، علاوه بر بازه بلند مدت در دو بازه زمانی میان مدت، کوتاه مدت و یک مقایسه کلی با درون‌داده نیز بررسی شده است. به طور کلی، هرچه مقادیر برآورد شده معیارهای خطا کمتر باشند، نشان دهنده مدل مناسب‌تر و قدرت پیش بینی مناسبتری خواهند بود. مقایسه مدل ها از لحاظ قدرت پیش بینی با استفاده از معیار RMSE در بلند مدت در جدول ۳ قابل مشاهده است در این زمینه میانگین RMSE برای هر مدل به ترتیب در ۵۹ مشاهده، ۲۰ مشاهده و ۵ مشاهده پیش بینی شده و در مقایسه با برون داده و نیز تخمین مدل‌ها برای ۷۳۹ روز در یک مقایسه کلی با درون داده نشان داده شده است. با توجه به جدول می‌توان به این نتیجه رسید که مقایسه دقت مدل‌ها از روی یک تک برآورد به تنهایی کافی نمی‌باشد و استفاده از روش مونت کارلو و میانگین گرفتن بین ۱۰۰۰۰ بار تکرار، به RMSE دقیق‌تری می‌انجامد. (این موضوع در جدول ۳ به وضوح قابل مشاهده است.)

جدول ۳: کمترین و بیشترین RMSE تک برآوردی و RMSE میانگین برای هر مدل در افق زمانی مختلف

مینیمم	میانگین	ماکزیمم	*بلند مدت*
۰/۰۰۷۲۱	۰/۰۱۱۲۳	۰/۰۱۶۵۲	ARIMA
۰/۰۰۷۳۵	۰/۰۱۰۹۲	۰/۰۲۴۳۰	GARCH
۰/۰۰۷۳۳	۰/۰۱۱۱۵	۰/۰۱۹۸۶	ARIMA-GARCH
۰/۰۰۸۱۶	۰/۰۱۲۰۱	۰/۰۱۵۷۴	State Space
مینیمم	*میانگین*	*ماکزیمم*	*میان مدت*
۰/۰۰۴۸۵	۰/۰۱۱۱۱	۰/۰۱۹۶۴	ARIMA
۰/۰۰۴۷۳	۰/۰۱۰۵۵	۰/۰۴۰۵۴	GARCH
۰/۰۰۴۳۵	۰/۰۱۰۹۶	۰/۰۲۲۷۲	ARIMA-GARCH
۰/۰۰۵۴۸	۰/۰۱۱۷۵	۰/۰۱۸۷۷	State Space
مینیمم	*میانگین*	*ماکزیمم*	*کوتاه مدت*
۰/۰۰۰۴۸	۰/۰۱۰۸۲	۰/۰۳۰۳۵	ARIMA
۰/۰۰۰۴۷	۰/۰۰۹۲۰	۰/۰۳۰۷۷	GARCH
۰/۰۰۱۲۱	۰/۰۱۰۶۰	۰/۰۴۳۹۴	ARIMA-GARCH
۰/۰۰۰۹۶	۰/۰۱۰۷۵	۰/۰۲۶۰۰	State Space
مینیمم	*میانگین*	*ماکزیمم*	*مقایسه کلی با درون نمونه*
۰/۰۱۰۷۲	۰/۰۱۱۹۸	۰/۰۱۳۱۵	ARIMA
۰/۰۱۰۷۴	۰/۰۱۲۲۰	۰/۰۱۵۲۷	GARCH
۰/۰۱۰۶۸	۰/۰۱۲۰۲	۰/۰۱۳۷۱	ARIMA-GARCH
۰/۰۱۲۰۰	۰/۰۱۳۱۴	۰/۰۱۴۲۷	State Space

جدول ۴: بیشترین و کمترین مقدار میانگین RMSE برای هر مدل در افق های زمانی مختلف

	مینیمم مقدار میانگین معیارRMSE	ماکزیمم مقدار میانگین معیارRMSE
بلند مدت	۰/۰۱۰۹۲GARCH =	State Space =۰/۰۱۲۰۱
میان مدت	۰/۰۱۰۵۵GARCH =	State Space =۰/۰۱۱۷۵
کوتاه مدت	۰/۰۰۹۲۰GARCH =	۰/۰۱۰۸۲= ARIMA
درون داده	ARIMA =۰/۰۱۱۹۸	۰/۰۱۳۱۴State Space =

در نهایت بنا بر نتایج به دست آمده (جدول-۴)، در هر ۳ افق زمانی (بلند مدت، میان مدت و کوتاه مدت) مدل GARCH دارای کمترین RMSE و یا به عبارتی بهترین دقت پیش بینی بوده است که این احتمالا به دلیل نقش پررنگ عنصر نااطمینانی در بازار سهام ایران می باشد ولی در مقایسه با درون داده، ARIMA مدل مناسب تری می باشد و این می تواند به این دلیل باشد که ما پیش بینی را برای داده‌هایی انجام می‌دهیم که از اطلاعاتشان در مدل سازی‌ها استفاده شده و چون مدل ARIMA نسبت به سایر مدل‌ها، شرایط با ثبات تری را پیش فرض قرار می‌دهد، در هنگام برآورد درون داده هایی که نقشی پررنگ در ایجاد مدل‌ها داشتند، عملکرد بهتری را نسبت به سایر مدل‌ها از خود نشان می دهد و در مورد ناکارآترین مدل برای پیش بینی شاخص تپیکس می‌توان به مدل State Space در افق زمانی بلندمدت و میان مدت اشاره کرد و همچنین در مقایسه دقت تخمین مدل‌ها هنگام استفاده از درون داده‌ها، که این شاید به خاطر عدم رفتار سیستماتیک و دقیق بازار سهام ایران به دلیل نااطمینانی‌های شدیدی که در بازار سهام وجود دارد باشد. همچنین در کوتاه مدت نیز از بین مدل‌های منتخب، مدل ARIMA به عنوان ناکارآترین مدل برای پیش بینی شاخص تپیکس تعیین شده که این نیز تاییدی بر حضور پررنگ نااطمینانی‌ها در بازار سهام ایران باشد.

۵. نتیجه گیری:

با توجه به نتایج به دست آمده در جدول ۵ و با توجه به نااطمینانی زیادی که در بازار سهام ایران وجود دارد همواره در تمام افق های زمانی مدل GARCH(۱و۰) بهترین مدل از لحاظ دقت پیش بینی است؛

جدول ۵: (از چپ به راست) ترتیب قرارگیری مدل‌ها بر اساس کمترین دقت به بیشترین دقت

مقایسه کلی با درون داده	State Space –GARCH – ARIMA GARCH – ARIMA
افق زمانی بلند مدت	State Space – ARIMA – ARIMA GARCH– GARCH
افق زمانی میان مدت	State Space – ARIMA – ARIMA GARCH – GARCH
افق زمانی کوتاه مدت	ARIMA – State Space – ARIMA GARCH – GARCH

هرچند که مدل ARIMA در تعیین دقت تخمین با درون داده کمترین RMSE را به دست آورد اما با توجه به اینکه در هنگام پیش بینی درون داده‌ها، ما قبلا از همان داده‌ها برای ساختن مدل استفاده کردیم، بنابراین در مورد دقت پیش بینی و نتایج حاصل از RMSE بهتر است به نتایج ۳ افق زمانی که با مقایسه با برون داده‌ها که هیچ اثری از آن‌ها در ساخت مدل نبوده است تکیه کنیم ؛ یکی از نتایج مهم دیگری که می‌توان ملاحظه کرد حضور پررنگ نااطمینانی‌ها در بازار سهام ایران است دلیل این امر را می‌توان در جوان بودن، در حال توسعه بودن و عدم برقراری رقابت کامل (به معنای عدم دخالت ها و یا حمایت های دولتی) و همچنین عدم کارایی اطلاعاتی بازار سهام تهران جستجو کرد و این امر می‌تواند از عواملی باشد که از حضور بعضی از سرمایه گذاران و نیز از حضور بسیاری از مردم در این بازار جلوگیری کند و شاید به همین دلیل است که مدل‌های سیستماتیکی همچون مدل‌های State Space، بیشترین میزان RMSE و کمترین میزان دقت را از خود نشان دادند. علاوه بر این، از نتایج RMSE به دست آمده برای دوره کوتاه مدت متوجه می‌شویم که پیش بینی در کوتاه مدت نسبت به پیش بینی در سایر افق زمانی بسیار دقیق تر است و حتی نسبت به نتایج حاصله از مقایسه کلی با درون داده نیز کمتر میباشد و این یعنی برای بازار سهام ایران که دارای نااطمینانی بالایی می‌باشد، مدل‌ها، در بازه‌های بسیار کوتاه مدت چند روزه بسیار بهتر از دوره‌های طولانی‌تر، قادر به پیش بینی می‌باشند. طبیعی است که نمی توانیم به طور دقیق افق زمانی بلند مدت را برای بازار‌های مالی به صورت یک تک برآورد پیش بینی کنیم اما زمانی که از روش شبیه سازی مونت کارلو با ۱۰۰۰۰ بار تکرار فرآیندهای محتمل استفاده شود، می‌توان یک فاصله اطمینان برای عملکرد خود را شناسایی کنیم و از ثبات پارامترهای به کار گرفته شده برای یک بازار مشخص، مطمئن شویم. هرچه پیش بینی‌های نزدیکتر به واقعیت و به عبارت دیگر، دقیق‌تری داشته باشیم، می‌توانیم تصمیم های بهتر و سیاست گذاری‌های مناسب تری داشته باشیم. حتی در شرایط نااطمینانی نیز می‌توان تصمیمات مناسب‌تری اتخاذ کرد اگر که مدل مناسب را بیابیم، وجود مدل‌ها و روش‌های زیاد و متفاوت اقتصادی، فیزیکی، ریاضی و آماری ما را قادر می‌سازد تا بتوانیم بهترین مدل‌ها را برای شرایط محیطی متفاوت انتخاب کنیم و یا ایجاد کنیم. لازم است برای شناخت بهتر انواع بازارها در انواع کشورها و در افق های زمانی متفاوت، مناسب ترین مدل‌ها برای پیش بینی آینده دور یا نزدیک را بیابیم تا مناسب‌ترین تصمیم‌ها و سیاست‌ها اتخاذ شوند.

۶. پیشنهادها:

بر اساس یافته‌های پژوهش حاضر پیشنهاد می‌گردد که اولاً کارگزاران بازار سهام، سرمایه‌گذاران و تحلیلگران مالی فعال در این بازار از مدل‌های پیشرفته‌تر و متدهای نوین اقتصاد سنجی- مالی نیز درتجزیه و تحلیل‌های خود بهره گیری نمایند و ثانیاً در حوزه تحلیل‌های تکنیکال، استفاده از مدل‌های اقتصاد سنجی که قابلیت شناسایی و منعکس کردن رفتار سری زمانی مالی را در مدل سازی دارند توصیه می‌گردد. پس لازم است ابتدا نسبت به مدل‌های گوناگون شناخت پیدا کرده و سپس به مقایسه و بررسی این مدل‌ها و به کار بستن روش‌های متعدد تخمین دقت پیش بینی‌ها بپردازند و مناسب ترین و کارآترین مدل را به کار بندند. علاقه‌مندان می‌توانند این مدل‌ها را در بازارهای دیگر و در افق زمانی متفاوت و بازه‌های زمانی مختلف و با مقایسه با مدل‌های جدیدتر مورد بررسی و ارزیابی قرار دهند.

۷. فهرست منابع:

محسن رفعتی، یداله آذرین فر و رویا محمدزاده (۲۰۱۰)، انتخاب الگوی مناسب پیش بینی سطح زیر کشت، تولید و قیمت چغندرقند در ایران، *نشریه اقتصاد و توسعه کشاورزی (علوم و صنایع کشاورزی)*، ۲، ۱۴۹-۱۶۰

Akgiray, V. (1989), .Conditional Heteroskedasticity in Time Series of Stock Returns: Evidence and Forecasts, Journal of Business, 62, 55-80.

Andersen, T. &T. Bollerslev, (1997). Answering the Critics: Yes ARCH Models do Provide Good Volatility Forecasts, Kellogg School, Northwestern University. 227

Brooks, C. (1998), Predicting stock index volatility: Can market volume help?, Journal of Forecasting, 17, 59-80.

Brooks R. D. & Lee J. H. (1997), The Stability of ARCH Models Across Australian Financial Futures Markets, Applied Financial Economics,7, 347-359.

Durbin. James (2004). “ State space and unobserved component models “. Cambridge University Press.

Fiva Skarbøvik.Lars (2013), “ Forecasting House Prices in Norway “, Master Thesis, TROSMØ University Business School.

garcía-cicco. J. & Montero. R. (2011). Modeling Copper Price: A Regime-Switching Approach, Pontifical Catholic University of Argentina, Working Paper

Hamilton, J. D. 1994, Time Series Analysis,Princeton University Press, Princeton,New Jeresey

Jorion, P. (1995). Predicting Volatility in the Foreign Exchange Market, Journal of Finance, 50, 507-28.

Mapa.Dennis S., Mercader.Mazhiel H. and Tolentino. Kristine Joy P. (2010), “ GARCH vs. SV in Forecasting Asset Volatility:Do We Need Another Volatility Model? “, 11th National Convention on Statistics (NCS)

Maskus, K. E. (1990). Exchange rate risk and US trade: A sectoral analysis, Financial Market Volatility and the Economy, Federal Reserve Bank of Kansas City.

Muhammad Kashif, Asghar Ali and Muhammad Aslam (2011), “ Estimation and Forecast of the Models for Stock Market Performance of the Oil & Gas Companies in Pakistan “, Pakistan Journal of Social Sciences (PJSS) Vol. 31, No. 2,P: 345-363

Pagan, A.& Schwert G. W., (1990). Alternative models for conditional stock volatilities, Journal of Econometrics, 45, 267-90.

Saini. Neha & Mittal. Anil Kumar, (2013). Forecasting Volatility in Indian Stock Market using State Space Models, Journal of Statistical and Econometric Methods,.3,.1, 115-136

Sascha M. (2009), Applications of State Space Models in Finance, Verlag Göttingen University

Ser-Huang. Poon & Granger. Clive, (2003). Forecasting Volatility in Financial Markets: A Review , Journal of Economic Literature, 41, 2, 478-539.

Siti Roslindar Yaziz, Maizah Hura Ahmad, Lee Chee Nian and Noryanti Muhammad, (2011), “ A Comparative Study on Box-Jenkins and Garch Models in Forecasting Crude Oil Prices “, Journal of Applied Sciences, V. 11, 7, P: 1129-1135

Tse, Y. K., (1991). Stock return volatility in the Tokyo stock market, Japan and the World Economy, 3, 285-98.

Tse, Y. K. & Tung, S. H. (1992). Forecasting volatility in the Singapore stock market, Asia Pacific Journal of Management, 9, 1-13.

West, K. D. & D. Cho, (1995), The Predictive Ability of Several Models of Exchange Rate Volatility, Journal of Econometrics, 69, 367-91.