فصلنامه علمی پژوهشی
دانش مالی تحلیل اوراق بهادار
سال هشتم، شماره بیست و ششم
تابستان ۱۳۹۴

کاربرد ترکیبی مدل State Space در فرم ARIMA و روش شبیه سازی مونت کارلو برای پیش بینی شاخص تپیکس

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

تاریخ دریافت: ۹۳/۹/۸ تاریخ پذیرش: ۹۳/۱۰/۲۰

چکیده

در این مطالعه به بررسی و تخمین پارامترها با استفاده از مدل State Space در فرم ARIMA پرداخته می‌شود . سپس با استفاده از پارامترهای تخمین زده شده و روش شبیه سازی مونت کارلو به عنوان ابزاری برای افزایش دقت پیش بینی فرآیندهای تصادفی، به پیش بینی برای کوتاه مدت، میان مدت و بلند مدت برای شاخص تپیکس پرداختیم که شامل ۷۳۹ داده روزانه مربوط به ۱ بهمن سال ۱۳۸۹ تا ۳۰ بهمن سال ۱۳۹۲ به عنوان درون داده و نیز داده های ۱ اسفند ۱۳۹۲ تا ۳۰ اردیبهشت ۱۳۹۳ به عنوان برون داده بود . نتایج حاکی از این بود که داده‌های بازار سهام تهران از کارآیی کافی به منظور پیش بینی نسبی آنها برخوردار بودند و نشان دادیم که ترکیب مدل State Space در فرم ARIMA و روش شبیه سازی مونت کارلو می‌تواند به عنوان یک الگوریتم پیش بینی کننده برای شاخص تپیکس و سایر شاخص‌های مشابه از نظر ماهیتی، پیشنهاد شود.

واژه‌های کلیدی: State Space، شبیه سازی مونت کارلو، دقت پیش بینی، کارآیی.

۱- دانش آموخته کارشناسی ارشد رشته علوم اقتصادی ، دانشکده مدیریت و اقتصاد ، دانشگاه آزاد اسلامی ، واحد علوم تحقیقات تهران
Ag.Farhadi@gmail.com
۲- استادیار ، دانشکده مدیریت و اقتصاد ، دانشگاه آزاد اسلامی ، واحد علوم تحقیقات تهران Ghaffari@srbiau.ac.ir

۱- مقدمه

پیش بینی کردن و تخمین زدن متغیرها در بازارهای مالی و مخصوصا بازار سهام از ارزش بالایی برخوردار است، اما مشکلی که معمولا در اینگونه بازارها با آن رو به رو هستیم، مسئله نداشتن اطلاعات کافی در مورد همه متغیرهای مهم می‌باشد، حتی سری‌های زمانی موجود نیز به دلایل مختلف، ممکن است در بازارهای مختلف مالی از کارآیی‌های متفاوتی برخوردار باشد و یا بعضا فاقد کارآیی باشند. روش‌های اقتصادسنجی متفاوتی برای حل مسئله فقدان اطلاعات لازم، در اختیار متخصصین این حوزه قرار دارد که یکی از این روش‌ها استفاده از مدل‌های مبتنی بر State Space می‌باشد . این مدل‌ها به دلیل ساختار خاصی که دارند، قادر هستند که متغیرهای پنهان را تحت عنوان متغیرهای حالت نیز تخمین بزنند .

هدف از به کاربردن مدل State Space، در بازار سهام و برای شاخص‌های این بازار، استنتاج کردن بازده مورد انتظار و رشد سود سهام یا شاخص مورد انتظار است که هر دو متغیر، پنهان هستند، اما هر دو به قیمت سهام مرتبط هستند. اگر قیمت ها و سود سهام هم انباشته باشند، بنابراین هر تغییری در قیمت سهام باید از تغییرات بازده مورد انتظار و رشد سود سهام، نشات گرفته باشد . معمولا در مطالعات انجام شده، بیان داشته اند که رشد سود سهام غیر قابل پیش بینی است. بنابراین هر تغییر زمانی در قیمت سهام از بازده انتظاری نشات می‌گیرد . مدل‌های مختلفی را می‌توان برای بررسی بازده‌های انتظاری و رشد آنها استفاده کرد، مثل مدل‌های ساده روند، پیش بینی حداقل مربعات معمولی، بیزی، مدل State Space و بسیاری از مدل‌های دیگر.

برای به دست آوردن یک مجموعه از بازده‌های انتظاری، می‌توان مدل State Space را استفاده کرد، زیرا که معادله حالت، می‌تواند تغییرات خطی بالقوه در بازده‌های انتظاری و رشد سهام را توصیف کند . از آنجا که بازده‌های انتظاری و نرخ رشد سود سهام، غیر قابل مشاهده هستند، مدل State Space می‌تواند به عنوان مدلی مناسب با ماهیت اینگونه سری‌های زمانی، متغیرهای مربوط به آن را تخمین بزند . در این راستا، در صورت لزوم، از انواع فیلترها نیز استفاده می‌شود.

۲- مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

مدل سازی برای سری‌های زمانی با استفاده از مدل State Space یا اصطلاحا SSMTS که آاوکی[۱] (۱۹۸۳) به آن اشاره کرده است، در واقع مهندسی سیستم و اقتصادسنجی را به هم وصل می-کند . SSMTS مدل بسیار مناسبی برای سیستم‌های خطی است. فرم State Space سیستم دینامیک با عناصر مشاهده نشده، یک ابزار قوی محسوب می-شود . همچنین، با اضافه کردن یک سری قیود می-توان این مدل را برای سیستم‌های پیچیده‌تر نیز ارائه داد . مدل State Space یک روش انعطاف پذیر برای تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی، به ویژه به دلیل ساده سازی برآورد حداکثر درستنمایی و مدیریت کردن داده های مشاهده نشده می‌باشد . آثار زیادی در رابطه با تجزیه و تحلیل‌های آماری توسط مدل State Space نوشته شده است که از جمله آن‌ها می-توان به آثار اندرسون و مور[۲] (۱۹۷۹)، کیم و نلسون[۳] (۱۹۹۹)، دوربین و کوپمن[٤] (۲۰۰۱)، براکول و دیویس[٥] (۲۰۰۱)، لوتکپل[٦] (۲۰۰۵) و تسی[۷] (۲۰۰۵) اشاره داشت . با به کاربردن مدل State Space به

سادگی می‌توان شکست‌های ساختاری، انتقال‌ها، پارامترهای متغیر با زمان را با قرار دادن این پارامترها در معادلات حالات مدل State Space به کنترل درآورد و این مدل به صورت خودکار، هر انتقالی در پارامترها را تطبیق می‌دهد و نیز داده‌های مشاهده نشده را در کنترل می‌گیرد . بسیاری از اقتصاددانان و پژوهشگران هم، بر روی کاربرد فیلترها و به ویژه فیلتر کالمن، بر روی مدل State Space در راستای حذف هرچه بیشتر نویزها و سپس تخمین متغیرها، بررسی انجام داده‌اند که می‌توان در این زمینه به محققینی مثل هاروی[8] (۱۹۹۳)، همیلتون[9] (۱۹۹٤)، شاموی و استافر[10] (۲۰۰۰) و چان[11] (۲۰۰۲) اشاره کرد .

در طی چند سال اخیر، افراد زیادی درباره این مدل و بررسی ویژگی‌های این مدل و تغییر فرضیه-های مدل‌های مبتنی بر State Space (در موارد خاص) و نیز بهبود بخشیدن به معیارهای تصریح و تشخیص و متناسب نمودن این معیارها با مدل‌های مبتنی بر State Space مطالعه نموده‌اند، به علاوه آن که سعی شده است تا این مدل را در انواع موضوعات اقتصاد کلان و کلان سنجی به کار برند. از جمله این افراد می‌توان به : گاردنر، هاروی و فیلیپس[1](۱۹۸۰)، رسیتر[2] (۱۹۸۵)، اشنایدر[3] (۱۹۸۸)، پریستلی[4] (۱۹۸۸)، فرانسیس[5] (۱۹۸۹)، میتنیک[6] (۱۹۹۰)، ال-گامال[7] (۱۹۹۱)، دی روسیو و همکاران[8] (۱۹۹۳)، کریستودالاکیس، کمبال‌کوک و لوین[9] (۱۹۹٤)، همیلتون (۱۹۹٤)، عآسم اقلو و اسکات[10](۱۹۹۷)، دوران و رامبالدی[11](۱۹۹۷)، فکاساوا و باساوا[12](۲۰۰۲)، کاستا و آلپویم[13] (۲۰۱۰)، مورالس و همکاران[14](۲۰۱۳)، اشاره کرد .

در واقع کاربرد مدل State Space برای زمانی که سری زمانی مورد استفاده دارای یک سری آشفتگی-ها از جمله وجود داده‌های مشاهده نشده، شکست-های ساختاری، ویژگی‌های غیر گاوسی و غیرخطی و فرکانس‌های در هم پیچیده باشد، می‌تواند بسیار مفید واقع شود که دلیل اصلی آن، انعطاف پذیری بالای مدل است که اجزا به طوری انعطاف پذیر فرموله می‌شوند و این امکان نیز وجود دارد که با گذشت زمان تغییر کنند ولی معین نیز باشند . مدل State Space را می‌توان به صورت طیف گسترده‌ای از تمام مدل‌های خطی و غیرخطی سری‌های زمانی، مثل مدل‌های ARMA، مدل‌های رگرسیونی متغیر با زمان، مدل‌های خطی پویا و مدل‌های سری زمانی عناصر مشاهده نشده نوشت. مدل State Space شامل یک معادله حالت و یک معادله مشاهدات است. در حالیکه معادله حالت، پویایی متغیرهای حالت را فرمول می‌کند، معادله مشاهدات، متغیرهای مشاهدات را به بردار حالت اجزای مشاهده نشده، مرتبط می‌کند. بردار حالت می‌تواند شامل عناصر روند، فصلی، چرخه و رگرسیونی، به علاوه جمله خطا باشد . مدلی که ما در این پژوهش مورد بررسی قرار داده‌ایم، مدل State Space در فرم ARIMA است. در واقع در این حالت، ARIMA به عنوان یک قید به مدل State Space اضافه می‌شود .

وجود آشفتگی‌هایی که در بازارهای سهام وجود دارد و نیز وجود داده‌های مشاهده نشده، نیازمند مدل یا مدل‌هایی هست که ساختار لازم با این فضا را داشته باشند، مدل State Space یکی از ساختارهایی است که در قالب آن و با ترکیب این مدل با انواع قیود، قادر به ایجاد پیش بینی‌هایی هرچه دقیق تر در اینگونه فضاها می‌باشد . ساختار مدل State Space با توجه به ویژگی‌های ذکر شده و مخصوصا توانایی این مدل در بررسی متغیرهای حالت، ما را قادر می-سازد تا در صورت وجود کارآیی در داده‌های سری

زمانی، به پیش بینی وضعیت این داده‌ها در مشاهدات آتی بپردازیم. برای اطلاعات بیشتر درباره ساختار مدل State Space و ویژگی‌های آن می‌توانید به مطالعاتی که هاروی (۱۹۸۹)، وست و هریسون[۱] (۱۹۸۹)، هاروی و جایگر[۲] (۱۹۹۱) و هاروی و شپارد[۳] (۱۹۹۳) داشته‌اند، مراجعه کنید . مدل‌هایی که مشاهدات در طول زمان را به عناصر مختلف که معمولا به عنوان یک گام تصادفی مدل می‌شوند، را مرتبط می‌کنند، به عنوان مدل‌های سری زمانی ساختاری نامیده می‌شوند . در مقایسه با روش باکس – جنکینز، که نقش مهمی را در تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی بازی می‌کند، رهیافت State Space می‌تواند به تجزیه و تحلیل ساختاری مسائل تک متغیره و چند متغیره بپردازد . عناصر متفاوت یک سری، مثل جملات روند و فصلی، و اثرات متغیر-های توضیحی نیز می‌توانند در آن به صراحت مدل شوند و نیازی نیست که مثل چارچوب باکس – جنکیز، قبل از تجزیه و تحلیل اصلی، آنها را حذف کرد ؛ علاوه بر این، در مدل State Space نیازی به این نیست که فرض همگنی را داشته باشیم که در نتیجه، در درجه بالاتری از انعطاف پذیری قرار می-گیرد که این موجب می‌شود بتوانیم کنترلی بر ضرایب رگرسیونی متغیر با زمان، مشاهدات نداشته و تطبیقات تقویمی را نیز داشته باشیم . همان طور که اشاره شد، این مدل توانایی ترکیب شدن با انواع مدل‌های خطی و غیرخطی اقتصادسنجی را داراست و از این رو جایگاه ویژه‌ای را در بازارهای مالی پیدا کرده است، لذا متخصصان این حوزه، علاقه‌مند به بررسی توانایی تخمین و پیش بینی مدل‌های مبتنی بر State Space شده‌اند .

در صورت لزوم، با بهره گیری از فیلترهای مختلف و روش‌های شبیه سازی متفاوت مثل روش شبیه سازی مونت کارلو می‌توان کارکرد این مدل‌ها را بهبود بخشید و از جمله افرادی که در این زمینه مطالعاتی داشتند، می‌توان به هانان[۱] (۱۹۷٦)، ون در پلواگ[۲] (۱۹۸۵)، گاورونسکی و ناتکه[۳] (۱۹۸٦)، میتنیک[٤] (۱۹۹۱)، کاتلانی و همکاران[٥] (۱۹۹۷)، الیوت و کریشنامورتی[٦] (۱۹۹۷)، قهرمانی و هینتون[۷] (۲۰۰۰)، گمرمن و موریرا[۸] (۲۰۰۲)، آتاناسوپولوس و هیندمن[۹] (۲۰۰۸)، بوستی و دی سانزو[۱۰] (۲۰۱۲)، ولنتینی و همکاران[۱۱] (۲۰۱۳)، ما و همکاران [۱۲] (۲۰۱٤)، دیسانایاکه و همکاران[۱۳] (۲۰۱٤)، لی و همکاران[۱٤](۲۰۱٤) اشاره کرد.

ما در یک مطالعه موردی می‌خواهیم ابتدا به بررسی و تخمین مدل State Space در فرم ARIMA بپردازیم و سپس از روش شبیه سازی مونت کارلو استفاده کنیم و در نهایت به پیش بینی در ۳ افق زمانی کوتاه مدت، میان مدت و بلند مدت بپردازیم .

در بخش ۳، تجزیه و تحلیل داده ها بررسی شده است، بخش ٤ و ٥ به تصریح مدل State Space و پیش بینی و شبیه سازی با روش مونت کارلو پرداخته شده است، در بخش ٦، مقایسه و تحلیل نتایج مطرح شده است، بخش ۷ و ۸ به نتیجه گیری کلی و دادن پیشنهاداتی به علاقه‌مندان موضوع اختصاص یافته است .

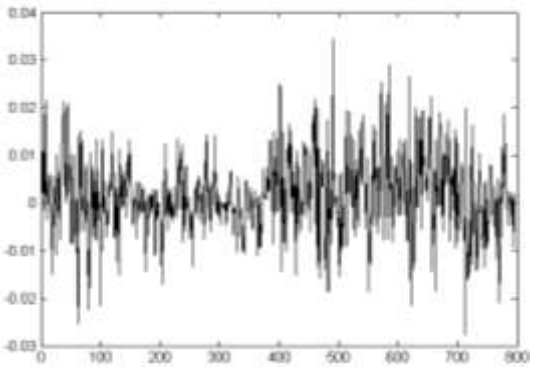
۳- روش‌شناسی پژوهش

برای استفاده کردن از مدل ساده state space که فرم ARMA دارند نیاز است تا متغیر توضیحی پایا باشد. از این رو ما ابتدا به بررسی پایایی سری زمانی

منتخب می‌پردازیم (تعیین مرتبه انباشتگی) و سپس به تعیین مرتبه p و q برای فرم ARMA یا ARIMA مدل State Space می‌پردازیم. برای این منظور از 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 است.

۳-۱- بررسی پایایی

در این پژوهش از آزمون‌های 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 به دست آمده، نشان دهنده عدم پایایی سری شاخص کل قیمت در تمامی سطوح اطمینان و تحت شرایط متفاوت، از قبیل لحاظ کردن الگوی بدون عرض از مبداء با عرض از مبداء و با عرض از مبداء و روند در معادله این آزمون‌ها می‌باشد. همچنین نتایج تمامی آزمون‌های پایایی بیانگر آن است که در مدل سازی‌ها به جای سری شاخص تپیکس و یا لگاریتم سری شاخص تپیکس، باید از سری تفاضل اول لگاریتم شاخص تپیکس استفاده شود . (نمودار ۱)



نمودار-۱- تفاضل اول لگاریتم شاخص تپیکس

جدول-۱- آزمون دیکی – فولر انجام شده برای سری تفاضل اول لگاریتم شاخص تپیکس

		آماره t	Prob.
آماره آزمون دیکی فولر تعمیم یافته		-۱۸/۱۲۳۹۷	۰/۰۰۰۰
آزمون مقادیر بحرانی	سطح اطمینان ٪۱	-۲/۵۶۸۰۹۹	
	سطح اطمینان ٪۵	-۱/۹۴۱۲۵۳	
	سطح اطمینان ٪۱۰	-۱/۶۱۶۴۱۱	

۳-۲- بررسی شکست‌های ساختاری

اگر افق زمانی پژوهش بلندمدت نباشد و یا تعداد مشاهدات، کم باشد، نیازی به بررسی این آزمون نیست اما به دلیل اینکه دوره زمانی پژوهش نسبتا بلند مدت می‌باشد و تعداد مشاهدات زیادی را دربرمی-گیرد، مناسب‌تر است که ابتدا به بررسی وجود نقاط مشکوک به شکست ساختاری از طریق آزمون‌های بای و پرون [۱] (۲۰۰۳) پرداخته شود که البته سری زمانی مورد نظر ما، با توجه به بازه زمانی منتخب، فاقد نقطه شکست ساختاری بود .

٤- مدل پژوهش

حال با استفاده از مدل State Space به تخمین مدل برای افق زمانی بلند مدت می‌پردازیم . در این مدل ضرایب در طول زمان متغیر هستند .

ما یک مدل گاوسی State Space در فرم ARIMA را برا ی مدل سازی و پیش بینی داده‌ها با توجه به تمام ویژگی‌های بررسی شده و ماهیت شاخص سهام تپیکس، مناسب دانستیم و مورد آزمون قرار دادیم . در این مطالعه، ما مدل‌های ممکن ARIMA را که می‌تواند از مدل زمان گسسته State

Space به دست آمده باشند را در نظر گرفتیم . سپس با توجه به معیارهای AIC و BIC و با توجه به سایر معیارهای تشخیص و تصریح، مدل State Space در فرم AR(۲) و انباشتگی مرتبه یک انتخاب گردید . مدل State Space منتخب به صورت زیر خواهد بود.

معادلات حالت

(رابطه ۱)

$$x_{۱(t)} = \left(c۱\right) x_{۱(t-۱)} + \left(c۲\right) x_{۲(t-۲)} + \left(c۳\right) u_{۱(t)}$$

(رابطه ۲)

$$x_{۲(t)} = x_{۱(t-۱)}$$

معادله مشاهدات

(رابطه ۳)

$$y_{۱(t)} = x_{۱(t)} + \left(c٤\right) e_{۱(t)}$$

که در آن $x_{۱(t)}$ و $x_{۲(t)}$ متغیرهای حالت هستند و $u_{۱t}$ خطای سیستم میباشد . همچنین $y_{۱(t)}$ متغیر خروجی و $e_{۱(t)}$ خطای مشاهده شده یا نویز میباشد. با قرار دادن ضرایب تخمین زده شده (جدول ۲) در آن، معادلات به صورت زیر بدست می‌آیند:

جدول-۲- ضرایب تخمین زده شده مدل State Space

مقادیر	ضرایب متغیرها
-۱/۷۱	C۱
-۰/۹٦	C۲
۰۷e-۳/۳۳	C۳
۰۳e-۹/۸۷	C٤

معادلات حالت :

(رابطه ٤)

$$x_{۱(t)} = -\left(۱/۷۱\right) x_{۱(t-۱)} - \left(۰/۹٦\right) x_{۲(t-۲)} + \left(۳/۳۳\ e\text{-}۰۷\right) u_{۱(t)}$$

(رابطه ۵)

$$x_{۲(t)} = x_{۱(t-۱)}$$

معادله مشاهدات :

(رابطه ٦)

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

در واقع، هدف مدل State Space، تخمین متغیرهای پنهان، بر اساس رابطه‌ای است که با متغیرهای مشاهده شده دارند، که این از طریق معادلات حالت و مشاهده صورت می‌پذیرد .

۵- پیش بینی با استفاده از مدل State Space و شبیه سازی با استفاده از روش مونت کارلو :

شبیه سازی مونت کارلو یک تکنیک ریاضی-کامپیوتری است که طیف وسیعی از نتایج ممکن و احتمالاتی که ممکن است در هر انتخاب با آن رو به رو شویم، را نمایان می‌سازد. در طی یک شبیه سازی مونت کارلو، ارزش‌ها به طور تصادفی و با توجه به توزیع احتمالی ورودی‌ها، نمونه‌گیری می‌شوند. در واقع روش‌های مونت کارلو به منظور به دست آوردن نتایجی عددی بر نمونه برداری‌های مکرر تکیه می‌کنند. با استفاده از روش شبیه سازی مونت کارلو، یک دیدگاه جامع‌تری از آنچه که می‌تواند اتفاق بیفتد ارائه 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 :

$$E = \int_a^b f(x)dx \qquad \text{(رابطه ۷)}$$

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

$$E_N = \frac{(b-a)}{N} \sum_{i=1}^{N} f(x_i) \qquad \text{(رابطه ۸)}$$

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 مثل N میل کند، E_Nهم به سمت E میل خواهد کرد .

یک انتخاب مرسوم برای محاسبه نقاط x_i ، یک شبکه یکنواخت خواهد بود . روش مونت کارلو نیز یک روش خوب و کارآ است که در آن x_i ها را می-توانیم به صورت تصادفی، از یک توزیع احتمال داده شده، به دست آوریم .

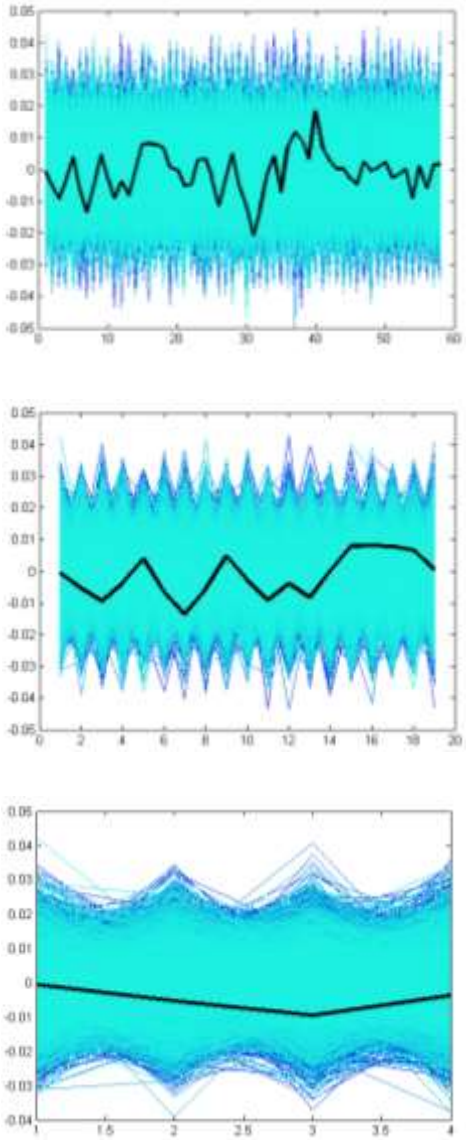
اگر نقاطی به طور تصادفی از بازه $[a, b]$ انتخاب شوند، تخمین انتگرال با استفاده از روش مونت کارلو، به صورت زیر خواهد بود :

(رابطه ۹)

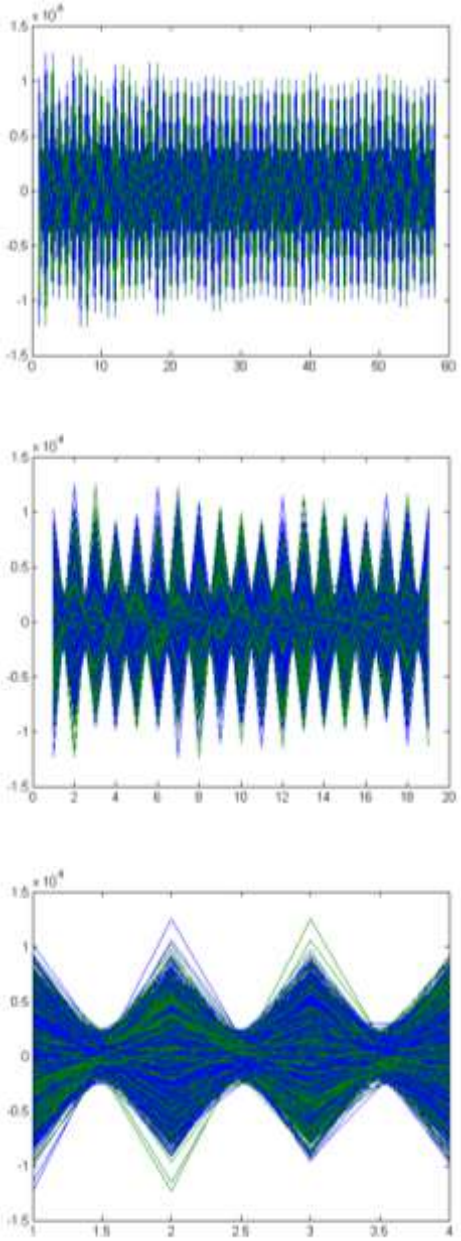
$$E_N = (b-a)\bar{f} = \frac{(b-a)}{N}\sum_{i=1}^{N} f(x_i) + O(\frac{1}{\sqrt{N}})$$

که در آن $\bar{f}$ نشان دهنده ارزش میانگین f از بین مجموعه نقاط نمونه برداری شده برای $\{x_i\}$ می‌باشد. با استفاده از قضیه حد مرکزی، مجموعه تمام مجموع‌های ممکن در طول $\{x_i\}$های مختلف، دارای توزیع گاوسی خواهد بود . انحراف استاندارد σ_N مقادیر مختلف E_N معیاری برای اندازه گیری عدم قطعیت ارزش انتگرال خواهد بود .

در ادامه، با توجه به مدل State Space تصریح شده و با کمک روش شبیه سازی مونت کارلو، به پیش بینی شاخص تپیکس برای افق زمانی بلند مدت، میان مدت و کوتاه مدت می‌پردازیم . از روش شبیه سازی مونت کارلو بهره می‌بریم و ۱۰۰۰۰ بار پیش بینی محتمل الوقوع را بررسی می‌کنیم تا به واسطه این ۱۰۰۰۰ بار تکرار پیش بینی، ناحیه اطمینانی شکل بپذیرد . ابتدا نمودارهای مربوط به پیش بینی‌های شبیه سازی شده برای تفاضل اول شاخص تپیکس ارائه شده و سپس نمودارهای مربوط به پیش بینی‌های شبیه سازی شده متغیرهای، حالت ارائه می‌شود . در انتها نیز، برای تعیین خوبی برازش میانگین ۱۰۰۰۰ بار پیش بینی صورت پذیرفته و مقایسه با برون داده از معیار RMSE استفاده می‌کنیم .



نمودار-۲- به ترتیب از بالا به پایین، پیش بینی‌های انجام شده و شبیه سازی شده برای تفاضل اول لگاریتم شاخص تپیکس با استفاده از مدل State Space و روش شبیه سازی مونت کارلو برای سه افق زمانی بلندمدت، میان مدت و کوتاه مدت



نمودار -۳- به ترتیب از بالا به پایین، پیش بینی‌های انجام شده و شبیه سازی شده برای متغیرهای حالت با استفاده از مدل State Space و روش شبیه سازی مونت کارلو، برای سه افق زمانی بلندمدت، میان مدت و کوتاه مدت.

جدول ۳ – نتایج حاصل از پیش بینی با استفاده از مدل State Space و شبیه سازی با کمک روش مونت کارلو

State Space	ماکزیمم	میانگین	مینیمم
بلند مدت	۰/۰۱۵۷٤	۰/۰۱۲۰۱	۰/۰۰۸۱٦
میان مدت	۰/۰۱۸۷۷	۰/۰۱۱۷۵	۰/۰۰۵٤۸
کوتاه مدت	۰/۰۲٦۰۰	۰/۰۱۰۷۵	۰/۰۰۰۹٦

در نمودار ۲ می‌توانیم مشاهده کنیم که همواره در تمام افق زمانی، برون داده توسط ناحیه اطمینانی که به وسیله ۱۰۰۰۰ بار شبیه سازی پیش بینی‌ها به دست آمده است، در بر گرفته شده است که این موضوع می‌تواند نشان دهنده کارآ بودن داده ها باشد، یعنی در واقع داده‌های سری زمانی شاخص تپیکس این قابلیت را دارند که پیش بینی شوند . مسئله دیگری که در هنگام پیش بینی شاخص‌های مالی رخ می‌دهد، مشکل افق زمانی است، در واقع، معمولا پیش بینی برای افق زمانی بلند مدت به قدری نادقیق است که از پیش بینی کردن آن صرف نظر می‌کنند، اما ما در این مطالعه با به کار بستن روش شبیه سازی مونت کارلو، دقت پیش بینی را به قدری افزایش دادیم که در افق زمانی بلند مدت ۳ ماهه نیز توانستیم پارامترهای پیش بینی کننده را کنترل کنیم و برون داده همواره توسط ناحیه ایجاد شده حاصل از ۱۰۰۰۰ بار شبیه سازی پیش بینی‌ها در بر گرفته شد .

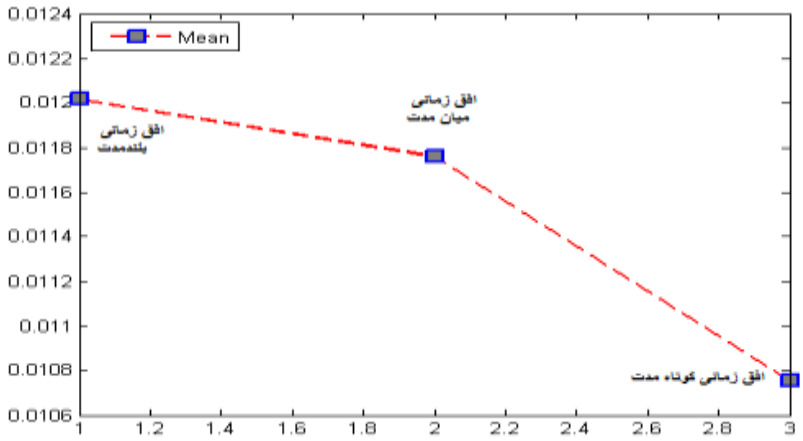
در نمودار ۳ می‌توانیم متغیرهای حالت پیش بینی شده برای ۳ افق زمانی را مشاهده کنیم، هرچه متغیرهای حالت در ناحیه میانگین توزیعشان، متمرکزتر باشند، به معنی افزایش دقت پیش بینی و نویز کمتر است . حرکات پیچ در پیچ این متغیرها نشان دهنده نویز موجود در سری زمانی می‌باشد .

در جدول ۳ می‌توانیم مشاهده کنیم که میانگین RMSE محاسبه شده برای این ۱۰۰۰۰ بار شبیه سازی پیش بینی‌ها برای ۳ افق زمانی متفاوت، به چه میزان بوده است، که در قسمت بعدی به بررسی بیشتر این موضوع، خواهیم پرداخت .

٦- نتایج پژوهش

همان طور که از نمودار ٤ نیز قابل مشاهده است، هرچه افق زمانی پیش بینی کمتر می‌شود، مدل با دقت بیشتری پیش بینی می‌کند، به طوریکه برای افق زمانی کوتاه مدت (یک هفته ای) با توجه به جدول ۳، میانگین RMSE عبارت بود از ۰/۰۱۰۷۵ و با افزایش افق زمانی پیش بینی‌ها، این میزان افزایش می‌یابد و دقت پیش بینی مدل کمتر می‌شود، به طوری که مقدار آن برای افق زمانی بلند مدت به عدد ۰/۰۱۲۰۱ برای میانگین RMSE می‌رسد . در نمودار ٤ می‌توانید این سیر نزولی را مشاهده نمایید . لازم به ذکر است که، تعریفی که در اینجا برای کارآ بودن داده های بازار سهام تهران و به طور ویژه شاخص تپیکس، مدنظر قرار گرفته شده است، قابلیت پیش بینی داده های آتی در سه افق زمانی کوتاه مدت، میان مدت و بلند مدت با استفاده از حافظه تاریخی و سری زمانی گذشته آن می‌باشد .

زمانی که رفتار آینده قیمت سهام مورد بررسی قرار می‌گیرد، کارآیی بازار سهام یک مفهوم مهم است که باید مورد توجه قرار بگیرد . بر اساس ادبیات موضوع، سه سطح بالقوه از کارآیی برای داده‌های بازارهای مالی تعریف می‌شود . کارآیی ضعیف، که بر اساس آن، اطلاعات تاریخی تغییرات قیمت، دارای هیچ ارزشی برای پیش بینی قیمت‌های آتی نیستند . کارآیی نه چندان قوی که بر اساس آن نیز این موضوع صدق می‌کند که داده‌های سری زمانی موجود، حاوی اطلاعات کافی برای امر پیش بینی کردن نیستند و در آخر، کارآیی قوی، که بر اساس آن، قیمت‌های سهام و سری زمانی شاخص‌ها می‌توانند بازتابی از رخ دادهای آتی را به همراه داشته باشند که در این زمان می‌توان گفت داده‌ها از کارآیی کافی برخوردار هستند، البته ماهیت بازار و داده‌ها را می‌توان با استفاده از انواع آزمون‌های آماری و اقتصادسنجی و انواع مدل‌های موجود، مورد بررسی و آزمون قرار داد .



نمودار-٤- میانگین RMSE ۱۰۰۰۰ بار تکرار پیش بینی‌های شبیه سازی شده برای ۳ افق زمانی

۷- نتیجه‌گیری و بحث

مدل به کار گرفته شده، نتایج خوبی را برای مقایسه با برون داده برای افق زمانی یک هفته‌ای و یک ماهه و سه ماهه ارائه می‌دهد. نتایج حاصله نشان دهنده این موضوع هستند که داده‌های قیمت به دست آمده در بازار سهام تهران، فاقد کارآیی نمی-باشند چون بر اساس مدل State Space به کار گرفته شده در فرم ARIMA و با استفاده از یک روش شبیه سازی، توانستیم ناحیه اطمینانی برای تغییرات ۵۹ مشاهده آتی بیابیم، که این نشان دهنده این است که داده‌های موجود قابلیت پیش بینی شدن را داشته‌اند که تایید بر کارآ بودن این بازار و داده-های موجود در آن است، البته میزان دقیق کارآیی را نمی‌توان به طور منحصر به فرد و با استفاده از یک مدل بیان کرد و برای یافتن اینکه این داده‌ها دارای کارآیی بالا هستند یا کارآیی کمی دارند، نیاز به آزمون‌ها و بررسی موضوع با استفاده از چندین مدل با ویژگی‌های متفاوت می‌باشد . به طور خاص، ما از نظر آماری با به کار بردن روش شبیه سازی مونت کارلو پیشرفت‌های قابل توجهی را برای پیش بینی بازه‌های زمانی بلند مدت‌تر با توجه به تصادفی بودن فرآیند، به دست می‌آوریم . به هر حال، عدم وجود اطلاعات کامل و دقیق به هر دلیلی، باعث می‌شود که سری‌های زمانی کامل نباشند و دارای داده‌های حذف شده یا در بعضی موارد داده‌های نادقیق باشند، که این می‌تواند باعث رخ دادن خطاهای قابل توجهی در پیش بینی های انجام شده شود .

پیشنهادات :

پیشنهاد می‌شود علاقه‌مندان به این موضوع در پژوهش‌های آتی خود، به بررسی این مدل در فضای غیرگاوسی بپردازند و یا به عنوان یک مدل پیشنهادی، می‌توانند به بررسی مدل ترکیبی State Space و GARCH که اصطلاحا SS-GARCH نامیده می‌شود، بپردازند . به علاوه اینکه پیشنهاد می-شود به یافتن معیارهایی با تورش کمتر و مناسب‌تر با ساختار این مدل‌ها به منظور یافتن تصریح مناسب-تری برای مدل‌های مبتنی بر State Space بپردازند که در مرور ادبیات موضوع، به نام چند تن از فعالان این حیطه اشاره کرده‌ایم . همچنین می‌توانند ساختار مدل را به گونه‌ای برنامه‌ریزی نمایند که متغیرهای حالت به وسیله فرآیندهای مارکوفی شناسایی شوند .

فهرست منابع

* Acemoglu , D. , Scott , A . , (1997) , Asymmetric business cycles : Theory and time-series evidence , Journal of Monetary Economics , 40 , 3 , 501-533
* Anderson, B. D. O. and Moore, J. B. (1979). Optimal Filtering. Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ.
* Aoki, M., 1983, Notes on economic time series analysis, Lecture notes in economics and mathematical systems (Springer-Verlag, Heidelberg).
* Athanasopoulos , George , Hyndman , Rob J. , (2008) , Modelling and forecasting Australian domestic tourism , Tourism Management , 29 ,19–3
* Brockwell, P. J and Davis R.A., (2001), Introduction to Time Series and Forecasting, Springer.USA.
* Busetti, F. , Di Sanzo , S. , (2012) , Bootstrap LR tests of stationary , common trends and cointegration , Journal of Statistical Computation and Simulation , 82 , 9 , 1343-1355
* Cattelani, L. , Manfredotti, C. , Messina, E. , (2014) , A Particle Filtering Approach for Tracking an Unknown Number or Objects with Dynamic Relations , Journal of Mathematical and Algorithms , 13 , 1 , 3-21
* Chan, N. H. (2002). Time Series: Applications to Finance. Wiley, Hoboken, NJ.
* Christodoulakis , N. , Kemball-Cook , D. , Levine, P. , (1994) , Robust rules for G3

* Gawronski W. and Natke , H. G. , (1986) , On ARMA models for vibrating systems , Probabilistic Engineering Mechanics, Vol. 1, No. 3
* Ghahramani , Z . , Hinton , G.E. , (2000) , Variational learning for switching state-space models , Neural Computation , 12 , 4 , 831-864 .
* Hamilton, J. D. 1994, " Time Series Analysis " ,Princeton University Press, Princeton,New Jeresey.
* Hannan , E. J. , (1976) , The Identification And Parameterization Of Armax And State Space Forms , Econometrica, 44, 4 , 713-723
* Harvey, A. C. (1989). Forecasting, structural time series models and the Kalman Filter Cambridge, UK: Cambridge University Press.
* Harvey, A. C. (1993). Time Series Models, 2nd edition. Harvester Wheatsheaf, Hemel Hempstead, New York..
* Harvey,A.C. and Jaeger,A. (1991).Detrending,stylized facts and the business cycle. Mimeo, Department of Statistics, London School of Economics.
* Harvey, A. C. and Shephard,N. (1990). On the probability of estimating deterministic component in the local level model.J. Time Series Analysis 11, 339{47.
* Kim, C. J. and Nelson, C. R. (1999). State Space Models with Regime Switching. Academic Press, New York.
* Li,W. Q , Ma, L. W , Dai, Y. p , Li,D. H , (2014) , Accuracy comparison of short-term oil price forecasting models , Journal of Beijing Institute of Technology (English Edition) , 23 , 1 , 83-88
* Lütkepohl.H , (2005) , New Introduction to Multiple Time Series Analysis, Springer, Germany.
* Ma, J. , Wohar, M.E. , (2014) , Determining what drives stock returns : Proper inference is crucial : Evidence from the UK , International Review of Economics and Finance , 33, 371-390
* Mittnik, S. , (1990) , Macroeconomic forecasting experience with balanced state space models , International Journal of Forecasting , 6 ,3 ,337-348 .
* Mittnik , S. , (1991) , Derivation of the unconditional state-covariance matrix for exact maximum-likelihood estimation of ARMA models , Journal of Economic Dynamics and Control , 15 , 731-740.

macroeconomic policy coordination , Economic Modelling , 11 , 1 , 87-104 .

* Costa , Marco. , Alpuim , Teresa. , (2010) , Parameter estimation of state space models for univariate observations , Journal of Statistical Planning and Inference , 140 , 1889–1902
* Di Ruscio , David. , Henriksen , Rolf. , Balchen , Jens G. , (1993) , Solution to the problem of constructing a state space model from time series , Proceedings of the IEEE Conference on Decision and Control , 4 , 3507-3509 .
* Dissanayake , G.S. , Peiris , M.S. , Proietti , T. , (2014) , State Space modeling of Gegenbauer processes with long memory , Computational Statistics & Data Analysis , In Press
* Doran , H.E , Rambaldi , A.N. , (1997) , Applying linear time-varying constraints to econometric models : With an application to demand systems , Journal of Econometrics , 79 , 1 , 83-95 .
* Durbin, J. and Koopman, S. J. (2001). Time Series Analysis by State Space Methods. Oxford University Press, Oxford, UK.
* El-Gamal , M.A. , (1991) , Non-parametric estimation of deterministically chaotic systems , Economic Theory , 1 , 2 , 147-167 .
* Elliot , Robert J. , Krishnamurthy , Vikram . , (1997) , Finite dimensional filters for ML estimation of discrete-time Gauss-Markov models , Proceedings of the IEEE Conference on Decision and Control , 2 , 1637-1642 .
* Francis X. DIEBOLD , (1989) . STATE SPACE MODELING OF TIME SERIES* A Review Essay , Journal of Economic Dynamics and Control , 13 , 597-612.
* Fukasawa , T. , Basawa , I.V. , (2002) , Estimation for a class of generalized state-space time series models , Statistics & Probability Letters ,60, 4, 459–473
* Gamerman, D. , Moreira , A.R.B. , (2002) , Bayesian analysis of econometric time series using hybrid integration rules ,Communications in Statistics-Theory and Methods , 31 , 1 , 49-72 .
* Gardener, G., Harvey, A.C., and Phillips, G.D.A., 1980, An algorithm for exact maximum likelihood estimation of ARMA models by means of the Kalman filter, Applied Statistics , 29, 311-322.

* Morales , Fidel Ernesto Castro · Gamerman , Dani ·Marina Silva Paez (2013) . State space models with spatial deformation , Environ Ecol Stat , 20:191–214
* PRIESTLEY , M.B. , (1988) , CURRENT DEVELOPMENTS IN TIME SERIES MODELLING , Journal of Econometrics , 37 , 67-86.
* Raquel Prado · Hedibert F. Lopes , (2013) , Sequential parameter learning and filtering in structured autoregressive state-space models , Stat Comput , 23:43–57
* Rossiter , R. , (1985) , A modified procedure for simulation of macroeconometric models , Economic Modelling , 2 , 4 , 324-330 .
* Schneider, W. , (1988) , Analytical uses of Kalman filtering in econometrics-A survey , Statistical Papers , 29 , 1 , 3-33 .
* Shumway, R. H. and Stoffer, D. S. (2000). Time Series Analysis and Its Applications. Springer-Verlag, New York.
* Tsay R. S.,(2005), Analysis of Financial Time Series, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey.
* Valentini,P. , Ippoliti , L. , Fontanella, L. , (2013) , 7,2,763-798
* Van der Ploeg , F. , (1985) , FIML estimation of dynamic econometric systems from inconsistent data , International Journal of Systems Science , 16 , 1 , 1-29.
* Wall, K.D. , (1980) , Generalized expectations modeling in macroeconometrics , Journal of Economic Dynamics and Control , 2,C,161-184
* West,M.and Harrison P. J. (1989). Bayesian Forecasting and Dynamic Models. Springer, New York