

مقایسه عملکرد روش‌های مختلف پیش‌بینی شاخص قیمت تولیدکننده در ایران^۱

تیمور محمدی*، فاطمه فهیمی‌فر**

تاریخ پذیرش

۱۳۹۹/۰۳/۳۰

تاریخ دریافت

۱۳۹۹/۰۲/۰۵

چکیده:

شاخص‌های اقتصاد کلان یکی از ابزارهای ضروری به منظور تعیین آثار سیاست‌های اقتصادی، برنامه‌ریزی‌ها و سیاست‌گذاری‌های کوتاه‌مدت، میان‌مدت و بلندمدت برای یک اقتصاد است. یکی از شاخص‌های مهم در این زمینه شاخص قیمت تولیدکننده است. از این رو این مقاله به بررسی پیش‌بینی شاخص قیمت تولیدکننده در ایران با استفاده از داده‌های سری زمانی فصلی در دوره زمانی ۹۶-۱۳۶۹ با استفاده از روش‌های گزینشی نمودن و متوسط‌گیری الگوی پویا در سه افق پیش‌بینی (یک، چهار و هشت فصل) می‌پردازد. در این گونه روش‌ها نه تنها ضرایب بلکه الگوهای پیش‌بینی نیز در طول زمان تغییر می‌کنند. الگوهای مورد استفاده در این مطالعه به سه طیف، بزرگ مقیاس (شامل ۱۰۱ متغیر در نه بلوک عاملی)، متوسط مقیاس (شامل ۶ متغیر) و الگوهای تک متغیره دسته‌بندی شده‌اند. نتایج مطالعه نشان می‌دهد که پیش‌بینی الگوهای گزینشی نمودن و متوسط‌گیری الگوی پویا نسبت به سایر رویکردهای در نظر گرفته شده در این مقاله، دارای عملکرد پیش‌بینی بهتری برای شاخص قیمت تولیدکننده در ایران هستند.

کلیدواژه‌ها: الگوی عاملی، الگوی فضا-حالت، پیش‌بینی، شاخص قیمت تولیدکننده.

طبقه‌بندی JEL: E37, E31, C53, C32

۱. مقاله حاضر مستخرج از رساله دکتری فاطمه فهیمی‌فر در دانشگاه علامه طباطبائی تهران است

* دانشیار گروه اقتصاد دانشکده اقتصاد دانشگاه علامه طباطبائی، تهران، ایران (نویسنده مسئول).

mohammadi@atu.ac.ir

** دانشجوی دکتری اقتصاد دانشکده اقتصاد دانشگاه علامه طباطبائی، تهران، ایران.

fatemehfahimifar@gmail.com

۱. مقدمه

شاخص‌های قیمتی، به عنوان مهمترین نماگرهای سنجش وضعیت اقتصادی هر کشوری به حساب می‌آیند. شاخص‌های قیمتی مصرف‌کننده و تولیدکننده به علت تأثیرگذاری در شکل‌گیری سیاست‌های پولی، از اهمیت بسیاری برخوردار هستند (تیواری، موتسکو و آندریز، ۲۰۱۲). همچنین، شاخص‌های مفیدی به منظور تعدیل قیمت‌ها و دستمزدها محسوب می‌شوند و اطلاعات اقتصادی بسیاری را به اقتصاددانان ارائه می‌دهند.

با توجه به اینکه شاخص قیمتی تولیدکننده منعکس‌کننده قیمت‌های دریافتی به وسیله تولیدکنندگان داخلی است، از این رو هر عاملی که قیمت‌های دریافتی را تحت تأثیر قرار دهد موجب تغییر شاخص قیمت تولیدکننده می‌شود. این شاخص به عنوان یکی از اصلی‌ترین شاخص‌های پیشروی پیش‌بینی تورم مصرف‌کننده مطرح است. به طوری که، در سمت عرضه اقتصاد، هر گونه تغییر در شاخص قیمت تولیدکننده از جمله تغییر در هزینه تولید منجر به تغییر قیمت کالاهای واسطه‌ای و نهایی می‌شود و از این طریق به شاخص قیمت مصرف‌کننده منتقل می‌شود (کلارک^۲، ۱۹۹۵) و از این رو به منظور پیش‌بینی تورم، مورد استفاده قرار می‌گیرد (آکسای^۳، ۲۰۱۱). پیش‌بینی شاخص قیمت تولیدکننده (PPI^۴) می‌تواند منجر به بهتر شدن پیش‌بینی تورم مصرف‌کننده و همین‌طور تحقق یافتن تورم هدف شود. پیش‌بینی این شاخص به عنوان ابزاری برای جلوگیری از بی‌ثباتی قیمت و به حداقل رساندن عدم اطمینان برای افزایش امکان سیاست‌گذاری‌های دقیق برای آینده مطرح می‌باشد.

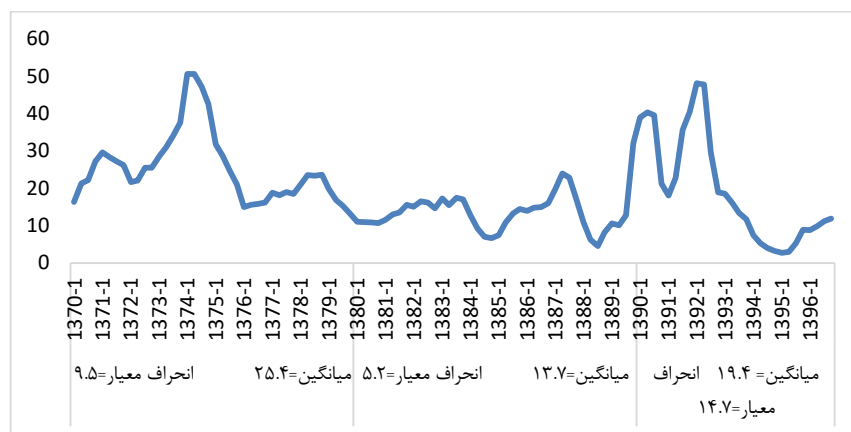
با توجه به این‌که اکثر تصمیمات اقتصادی سیاستگذاران، تولیدکنندگان و مصرف‌کنندگان مبتنی بر پیش‌بینی تورم است، لذا پیش‌بینی این متغیر اقتصادی می‌تواند

1. Tiwari, Mutascu and Andries
2. Clark
3. Akcay
4. Price Producer Index

کمک شایانی به تصمیمات فعالان اقتصادی نماید. از این رو آگاهی از روند تغییرات آینده این متغیر می‌تواند به عنوان یکی از عوامل هشداردهنده نرخ تورم مصرف‌کننده باشد.

پیش‌بینی مقادیر آینده متغیرهای کلان اقتصادی، یکی از مسائل مهم در الگوسازی‌های اقتصادی محسوب می‌شود. روش‌ها و الگوهای مختلفی برای پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی مطرح شده که هدف اصلی همه آنها دستیابی به روش یا الگویی است که بتواند مقادیر پیش‌بینی یک متغیر را به مقادیر واقعی آن نزدیک کند و خطای آن نیز بسیار کم باشد. انجام پیش‌بینی‌های دقیق از مقادیر متغیرهای کلان اقتصادی برای زمان حال و آینده نزدیک، می‌تواند کمک شایانی به سیاستگذاران جهت داشتن تصویری نامبهم از آینده متغیرهای کلان اقتصادی و حتی در برخی موارد جهت کنترل نوسانات این متغیرها داشته‌باشد. از این رو هدف کلی این مطالعه، دستیابی به الگویی است که بتواند در مقایسه با الگوهای بکارگرفته‌شده، بالاترین کارایی و کمترین خطا را در رابطه با پیش‌بینی نرخ تورم شاخص قیمت تولیدکننده ارائه نماید.

بر خلاف بسیاری از متغیرهای اقتصادی و مالی، پیش‌بینی شاخص قیمت تولیدکننده در مطالعات تجربی مغفول مانده به گونه‌ای که مطالعه‌ی چندانی برای این متغیر در ایران انجام نشده است. بررسی نرخ تورم نقطه به نقطه شاخص قیمت تولیدکننده در طول دوره ۱۳۹۶:۴-۱۳۶۹:۱ حاکی از آن است که در دهه ۷۰ و ۹۰ این شاخص از نوسانات بیشتری نسبت به دهه ۸۰ برخوردار بوده و علاوه بر این، بیشترین نوسانات را در دهه نود تجربه کرده است.



نمودار (۱). نرخ تورم نقطه به نقطه شاخص قیمت تولیدکننده ایران در طول دوره ۱۳۹۶:۴-۱۳۶۹:۱ (درصد)

منبع: بانک مرکزی ج.ا.ا.

با توجه به اهمیت پیش‌بینی شاخص قیمت تولیدکننده در برنامه‌ریزی‌ها و سیاست‌های اقتصادی و اثرگذاری آن بویژه بر شاخص قیمت مصرف‌کننده، مطالعه حاضر به بررسی مقایسه‌ای روش‌های پیش‌بینی برای شاخص قیمت تولیدکننده در ایران می‌پردازد. ساختار این مقاله به‌گونه‌ای است که در ابتدا به بررسی مبانی نظری مرتبط با الگوهای پیش‌بینی تورم و روش‌های گزینشی نمودن^۱ (DMS) و متوسط‌گیری الگوی پویا^۲ (DMA) پرداخته، سپس متغیرها را در سه طیف بزرگ مقیاس (شامل ۱۰۱ متغیر در نه بلوک عاملی)، متوسط مقیاس (شامل ۶ متغیر) و الگوهای تک متغیره را با استفاده از داده‌های سری زمانی فصلی در دوره زمانی ۹۶-۱۳۶۹ دسته‌بندی نموده، سپس به مقایسه نتایج حاصل از پیش‌بینی شاخص قیمت تولیدکننده با استفاده از الگوهای DMS، DMA،

1. Dynamic Model Selection(DMS)
2. Dynamic Model Averaging(DMA)

BMA, BVAR, TVP و AR پرداخته و بهترین الگو با استفاده از این متغیرها و این الگوها معرفی شده و در نهایت نتیجه‌گیری ارائه می‌گردد.

۲. مبانی نظری

الگوهای پیش‌بینی تورم شامل طیف گسترده‌ای است؛ این پیش‌بینی‌ها می‌تواند شامل الگوهایی باشد که تنها بر اساس مقادیر گذشته تورم باشند. این الگوها شامل الگوهای سری زمانی تک متغیره هستند. الگوهای تک متغیره ساده مانند AR و AR(I)MA؛ الگوهای خطی یا غیرخطی (میلر و همکاران^۱، ۱۹۹۸؛ آنگ و همکاران^۲، ۲۰۰۶)؛ گام تصادفی (اتکسون و اوهانیان^۳، ۲۰۰۱) و الگوهای مولفه‌های غیرقابل مشاهده با تلاطم‌های استوکاستیک (استاک و واتسون^۴، ۲۰۰۷) از جمله الگوهای تک متغیره هستند.

مطالعات مختلفی نشان داده‌اند که بهبود پیش‌بینی‌های متغیر تورم با الگوهای تک متغیره ساده کاملاً دشوار است (میلر و همکاران، ۱۹۹۸؛ اتکسون و اوهانیان، ۲۰۰۱؛ فیشر و همکاران^۵، ۲۰۰۲؛ اورفانیدز و وان نوردن، ۲۰۰۵). میلر و همکاران (۱۹۹۸) تورم شاخص قیمت مصرف‌کننده را در کشور ایرلند از فصل اول ۱۹۷۶ تا فصل چهارم ۱۹۹۸ پیش‌بینی کردند. آنها دریافتند که الگوهای ARIMA عملکرد خوبی در دوره‌های تلاطمی تورم ندارند. همچنین مطرح می‌کنند که الگوهای ARIMA الگوهای گذشته‌نگر^۶ هستند و به‌طور کلی در پیش‌بینی نقاط عطف^۸ پویایی‌های تورم ضعیف هستند.

به‌طور کلی، الگوهای چندمتغیره عملکرد بهتری نسبت به الگوهای ARIMA در افق زمانی طولانی‌تر دارند. آنگ و همکاران (۲۰۰۶) تورم کشور آمریکا را طی دوره زمانی

1. Meyler
2. Ang
3. Atkeson and Ohanian
4. Stock and Watson
5. Fisher
6. Orphanides and Van Norden
7. backward-looking models
8. turning points

۱۹۵۲-۲۰۰۴ پیش‌بینی کردند. آنها به این نتیجه رسیدند که الگوهای ARIMA عملکرد بهتری نسبت به الگوهای گام تصادفی ساده ندارند. آتکسون و اوهانیان (۲۰۰۱) تورم کشور آمریکا را طی دوره زمانی ۱۹۹۹-۱۹۸۴ پیش‌بینی کردند. آنها تعدادی از الگوهای پیش‌بینی مبتنی بر منحنی فیلیپس استاندارد را بر اساس ارزیابی مقایسه‌ای گام تصادفی مقایسه کردند و به این نتیجه رسیدند که گام تصادفی، پیش‌بینی بهتری را نسبت به الگوهای مبتنی بر منحنی فیلیپس استاندارد ارائه می‌دهد.

گروه دیگری از الگوها بر پایه منحنی فیلیپس و از مقیاس‌های فعالیت^۱ اقتصادی مانند نرخ بیکاری، رشد ستاده و شکاف تولید استفاده می‌کنند (استاک و واتسون، ۱۹۹۹؛ آتکسون و اوهانیان، ۲۰۰۱؛ آنگ و همکاران، ۲۰۰۶؛ استاک و واتسون، ۲۰۰۷). استاک و واتسون (۱۹۹۹) تورم کشور آمریکا را در یک افق ۱۲ ماهه پیش‌بینی کردند و نشان دادند که پیش‌بینی‌های تورم (بر پایه متغیرهای منحنی فیلیپس) بطور کلی دقیق‌تر از پیش‌بینی‌های مبتنی بر سایر متغیرهای اقتصاد کلان از جمله نرخ‌های بهره، حجم پول^۲ و قیمت‌های کالا بوده است. البته اگر این پیش‌بینی با استفاده از مقیاس‌های دیگر فعالیت و فراتر از متغیر بیکاری باشد، بهتر می‌تواند با واقعیت یک کشور همخوانی داشته باشد. اتکسون و اوهانیان (۲۰۰۱) تعدادی از الگوهای پیش‌بینی مبتنی بر منحنی فیلیپس استاندارد را در نظر گرفتند. آنها نشان دادند که عملکرد منحنی فیلیپس وابسته به گام تصادفی به انتخاب دوره زمانی نمونه، افق پیش‌بینی و به مقیاسی از تورم (به عنوان مثال، تورم قیمت مصرف‌کننده یا تورم ضمنی تولید ناخالص داخلی یا هزینه‌های مصرفی شخصی) مرتبط است. فیشر و همکاران (۲۰۰۲) نشان دادند که منحنی فیلیپس برای پیش‌بینی جهت تغییرات تورم آینده به منظور پیش‌بینی مقدار واقعی تورم آینده بسیار مفید است. آنگ و همکاران (۲۰۰۶) تورم کشور آمریکا را در طول دوره زمانی فصل چهارم

1. activity measures
2. monetary aggregates

۱۹۸۵ تا فصل چهارم ۲۰۰۲ و فصل چهارم ۱۹۹۵ تا فصل چهارم ۲۰۰۲ با رگرسیون‌های مبتنی بر مقیاس‌های فعالیت اقتصادی واقعی پیش‌بینی کردند. آنها نشان دادند که اکثر الگوها، پیش‌بینی بهتری از الگو ARMA را ارائه نمی‌دهند. استاک و واتسون (۲۰۰۷) تورم (شاخص قیمت تولید ناخالص داخلی) را در دوره فصل اول ۱۹۷۰ تا فصل چهارم ۱۹۸۳ و فصل اول ۱۹۸۴ تا فصل چهارم ۲۰۰۴ بر اساس تعدادی از مقیاس‌های فعالیت اقتصادی واقعی (مانند نرخ بیکاری، تولید ناخالص داخلی واقعی، نرخ استفاده از ظرفیت و پروانه‌های ساخت و ساز) پیش‌بینی کردند. آنها الگوهای مختلفی شامل یک فرآیند AR، یک گام تصادفی و یک منحنی فیلیپس گذشته‌نگر^۱ را در نظر گرفتند. از جمله نتایج این مطالعه آن است که از یک طرف، تمام الگوهای پیش‌بینی، مربع میانگین ریشه خطاهای پیش‌بینی^۲ بسیار کوچک‌تری از سال ۱۹۸۴ نسبت به قبل از سال ۱۹۸۴ داشته‌اند. از سوی دیگر، بعد از سال ۱۹۸۴ منحنی‌های فیلیپس گذشته‌نگر مبتنی بر فعالیت^۳ اقتصادی، عملکرد بهتری نسبت به الگوهای تک متغیره ساده (یک فرآیند AR و گام تصادفی) نداشته‌اند.

برای پیش‌بینی تورم یکی از مسائل مهم بحث در نظر گرفتن انتظارات تورمی است. این پیش‌بینی‌ها الگوهایی بر اساس انتظارات ضمنی^۴ مستخرج‌شده از ساختار بدهی خزانه‌داری را پوشش می‌دهند که انتظارات تورمی آینده را بر اساس رابطه فیشر (آنگ و همکاران، ۲۰۰۶، ۲۰۰۸؛ توبیاس و وو^۵، ۲۰۱۰؛ چرنوف و مولر، ۲۰۱۲)^۶ یا از منحنی تولید TIPS^۷ در نظر می‌گیرد (کارلستروم و فورست^۸، ۲۰۰۴؛ هوانگ و گریشچنکو،

-
1. backward-looking Phillips curve
 2. root mean squared forecast errors (RMSFEs)
 3. activity-based backward-looking Phillips curves
 4. implicit expectations
 5. Tobias and Wu
 6. Chernov and Mueller
 7. Treasury Inflation-Protected Securities (TIPS)
 8. Carlstrom and Fuerst

۱۲۰۱۱). این پیش‌بینی‌ها همچنین شامل الگوهای رگرسیونی مبتنی بر پیش‌بینی‌های سایر روش‌ها مانند پیش‌بینی‌های میانه^۲ مستخرج از نظرسنجی هستند. چندین نظرسنجی موجود عبارتند از: نظرسنجی پیش‌بینی‌کننده‌های حرفه‌ای (آنگ و همکاران، ۲۰۰۶؛ چرنف و مولر، ۲۰۱۲)، نظرسنجی لیوینگستون^۳ (چرنف و مولر، ۲۰۱۲) یا نظرسنجی شاخص‌های اقتصادی بلوچیپ^۴ (چرنف و مولر، ۲۰۱۲). آنگ و همکاران (۲۰۰۶) قدرت پیش‌بینی چهار روش جایگزین برای پیش‌بینی تورم کشور آمریکا در دوره زمانی ۱۹۵۲-۲۰۰۴ را مورد بررسی قرار دادند که شامل الگوهای ARIMA، رگرسیون‌های مبتنی بر مقیاس‌های فعالیت واقعی، الگوهای ساختاری^۵ و مقیاس‌های مبتنی بر نظرسنجی بودند. آنها نشان دادند که نظرسنجی‌های کارشناسی بهتر از سایر روش‌های پیش‌بینی است. علاوه بر این، زمانی که پیش‌بینی‌ها ترکیب می‌شوند، داده‌ها به طور سازگاری با بالاترین وزن در اطلاعات نظرسنجی قرار می‌گیرند.

دسته دیگر مطالعات در خصوص پیش‌بینی تورم مربوط به متغیرهایی به غیر از متغیرهای فعالیت اقتصادی و انتظارات است. یک مثال رایج در این زمینه پیش‌بینی تورم مبتنی بر حجم پول^۶ است (هافمن^۷، ۲۰۰۸؛ واله آزودو و پیرا^۸، ۲۰۱۰؛ بینر و همکاران، ۲۰۱۰). با این حال، اکثر مطالعات تجربی از اثرگذاری متغیر حجم پول برای پیش‌بینی تورم حمایت نکرده‌اند.

دسته دیگر مطالعات شامل طبقه‌بندی استاک و واتسون (۲۰۰۸) است که پیش‌بینی‌کنندگان شامل مجموعه داده‌های بزرگ و حجیم هستند و شامل تمام

-
1. Huang and Grishchenko
 2. median forecasts
 3. Livingston survey
 4. Blue Chip Economic Indicators survey
 5. term structure models
 6. monetary aggregates
 7. Hofmann
 8. Valle e Azevedo and Pereira
 9. Binner

پیش‌بینی‌کنندگان مورد استفاده در ادبیات در یک رویکرد واحد هستند و معمولاً در قالب الگوهای عاملی (گونزالو و کاپتانوس^۱، ۲۰۰۵؛ لenza^۲، ۲۰۰۶؛ ایکمیر و زیگلر^۳، ۲۰۰۶؛ کریستادورو و همکاران، ۲۰۰۸^۴)، الگوهای میداس^۵ (مونته‌فورت و مورتی^۶، ۲۰۰۹) یا روش‌های ترکیبی پیش‌بینی (استاک و واتسون، ۲۰۰۳؛ رایت^۷، ۲۰۰۹؛ هافمن، ۲۰۰۸؛ کوپ و کوروبلیس، ۲۰۱۲) هستند. نمونه‌ای از روش ترکیبی توسط استاک و واتسون (۲۰۰۳) انجام شده است. در این مطالعه عملکرد پیش‌بینی قیمت‌های دارایی برای تورم در چندین کشور (شامل کانادا، فرانسه، آلمان، ایتالیا، ژاپن، انگلستان و آمریکا) عضو سازمان همکاری‌های اقتصادی و توسعه (OECD) را مورد آزمون قرار دادند. در مطالعه آنها، متغیرهای مالی شامل نرخ‌های بهره کوتاه‌مدت و بلندمدت، قیمت‌های سهام، نرخ‌های ارز، قیمت کالاها و قیمت طلا، قیمت نقره و قیمت نفت بوده است. آنها نشان دادند که پیش‌بینی‌های تورم مبتنی بر متغیرهای پیش‌بینی‌کننده مالی در تمام افق‌های پیش‌بینی، نسبتاً بی‌ثبات هستند. به‌طور دقیق‌تر، برخی از متغیرهای مالی پیش‌بینی‌کننده تورم در برخی از دوره‌ها، عملکرد پیش‌بینی قابل قبولی دارند. عملکرد الگوهای زمان متغیر، آنها را به پیش‌بینی تورم توسط پیش‌بینی‌های انفرادی ترکیب شده^۸ هدایت می‌کند. این روش، پیش‌بینی تورم را بر اساس معیار تک متغیره بهبود می‌بخشد.

رایت (۲۰۰۹) تورم کشور آمریکا را با استفاده از الگوی متوسط‌گیری بیزی^۹ (BMA) بر اساس مجموعه‌ای از ۹۳ متغیر پیش‌بینی‌کننده کلان اقتصادی و ملی در دوره زمانی فصل اول ۱۹۷۱ تا فصل دوم ۲۰۰۳ پیش‌بینی نموده است. وی نشان داد که BMA دارای

1. Gonzalo and Kapetanios
2. Lenza
3. Eickmeier and Ziegler
4. Cristadoro
5. MIDAS models
6. Monteforte and Moretti
7. Wright
8. combining individual forecasts
9. Bayesian Model Averaging (BMA)

عملکرد بهتری نسبت به الگو ارزیابی مقایسه‌ای^۱ سری زمانی ساده برای پیش‌بینی تورم با یک فرآیند خودرگرسیون تورم است (از یک فصل تا هشت فصل). کفائی و قاسمی (۱۳۹۰) با استفاده از الگوی متوسط‌گیری بیزی (BMA) به همراه ۲۱ متغیر در دوره زمانی ۱۳۸۷-۱۳۵۳ به بررسی عوامل مؤثر بر تورم ایران پرداخته است.

به‌طور کلی، ادبیات مربوط به پیش‌بینی یک ناهمگنی قوی در عملکرد الگوهای پیش‌بینی بیان می‌کنند. هر چند به دوره‌های نمونه مختلف، سری‌های تورم مختلف و الگو ارزیابی مقایسه‌ای مختلف وابسته هستند، ادبیات نظری و تجربی مربوط به پیش‌بینی مطرح می‌کند که عملکرد پیش‌بینی یک رویکرد/ الگوی منفرد، مرحله‌ای و حساس به دوره نمونه و افق پیش‌بینی است (فیشر و همکاران، ۲۰۰۲؛ استاک و واتسون، ۲۰۰۸). بنابراین ادبیات اقتصادی یک الگوی قوی که عملکرد پیش‌بینی رضایت بخشی از تورم در دوره‌های زمانی مختلف و افق‌های پیش‌بینی را داشته باشد، ارائه نکرده است (فیلیپو، ۲۰۱۵).

۲-۱. الگوی پارامتر متغیر در طول زمان

الگوهای پارامتر متغیر در طول زمان معمولاً با روش‌های فضا-حالت مانند فیلتر کالمن تخمین زده می‌شوند. الگوهای فضا-حالت با الگوهای سری زمانی پویایی که شامل متغیرهای غیرقابل مشاهده هستند سروکار دارند (کیم و نلسون^۳، ۱۹۹۸). ابزار اصلی به منظور برآورد الگوهای فضا-حالت استاندارد، فیلتر کالمن است. فیلتر کالمن یک فرآیند بازگشتی برای محاسبه تخمین‌زننده‌های مولفه‌های غیر قابل مشاهده یا بردار وضعیت در زمان t است که بر اساس تمام اطلاعات موجود تا زمان t است. الگوهای فضا-حالت از دو معادله تشکیل شده‌اند: معادله اندازه‌گیری و معادله وضعیت. یک تصریح استاندارد از

1. benchmark
2. Filippo
3. Kim and Nelson

آن می‌تواند به صورت زیر باشد:

$$y_t = Z_t \theta_t + \varepsilon_t \quad (1)$$

$$\theta_{t+1} = \theta_t + \eta_t, \quad (2)$$

به طوری که معادله (۱) معادله اندازه‌گیری و معادله (۲) معادله وضعیت هستند. y_t متغیر وابسته پیش‌بینی است، $Z_t = [1, z_{1,t-1}, z_{2,t-1}, \dots, z_{m,t-1}]$ یک بردار $(1 \times m)$ از مشاهدات متغیرهای توضیحی (پیش‌بینی‌کننده‌ها) است که برای پیش‌بینی y_t مورد استفاده قرار می‌گیرند. $\theta_t = [\theta_{0,t-1}, \theta_{1,t-1}, \theta_{2,t-1}, \dots, \theta_{m,t-1}]$ یک بردار $(m \times 1)$ از ضرایب (وضعیت) است. ε_t و η_t جملات خطای با توزیع نرمال و مستقل هستند به طوری که $\varepsilon_t \sim N(0, H_t)$ است و $\eta_t \sim N(0, Q_t)$ است که H_t و Q_t به ترتیب ماتریس واریانس و کوواریانس معادله اندازه‌گیری و وضعیت هستند. الگو (۱) و الگو (۲) اجازه می‌دهد که ضرایب در طول زمان تغییر کنند. ولیکن این الگو اجازه نمی‌دهد که مجموعه‌ای از متغیرهای پیش‌بینی‌کننده در طول زمان تغییر کنند. راه حل این مسئله با استفاده از رویکرد DMA است.

۲-۲. رویکرد اصلی DMA و DMS

مجموعه‌ای از K الگو که شامل زیرمجموعه‌های مختلفی از متغیرهای پیش‌بینی‌کننده z_t است، در نظر بگیرد.

$$y_t = Z_t^{(k)} \theta_t^{(k)} + \varepsilon_t^{(k)} \quad (3)$$

$$\theta_{t+1}^{(k)} = \theta_t^{(k)} + \eta_t^{(k)}, \quad (4)$$

که در آن $\varepsilon_t^{(k)} \sim N(0, H_t^{(k)})$ و $\eta_t^{(k)} \sim N(0, Q_t^{(k)})$ است. $L_t \in \{1, 2, \dots, K\}$ نشان‌دهنده تمام الگوهای ممکن در هر نقطه از زمان است. در هر نقطه از زمان $t = 1, 2, \dots, T$

احتمال پسین^۱ $\pi_{t|t-1,k} = \Pr(L_t = k | \Omega_{t-1})$ برای $k = 1, \dots, K$ محاسبه می‌شود، که این امر احتمال داشتن زیرمجموعه‌های k را در زمان t با توجه به اطلاعات مشاهده‌شده تا زمان $t-1$ (Ω_{t-1}) نشان می‌دهد. ایده مرتبط با DMS، انتخاب الگویی با بالاترین احتمال $(\pi_{t|t-1,k})$ در هر دوره زمانی است، درحالی‌که DMA احتمالات $\pi_{t|t-1,k}$ for $k = 1, \dots, K$ را به عنوان وزن‌های الگو برای محاسبه میانگینی از K الگو پیش‌بینی استفاده می‌کند^۲ (کاگلی و سارجنت^۳ (۲۰۰۵)، کاگلی و همکاران (۲۰۰۵)، پریمیسی^۴ (۲۰۰۵)).

مزیت اصلی DMA/DMS در مورد الگوسازی آن است که این الگوها نه تنها اجازه می‌دهند ضرایب در طول زمان تغییر کنند بلکه مجموعه متغیرهای پیش‌بینی‌کننده نیز در طول زمان تغییر می‌کنند. یکی از محدودیت‌های این رویکرد آن است که بسیاری از الگوها می‌توانند پارامترهای بسیار زیادی داشته باشند که برآورد و پیش‌بینی آنها زمان بسیاری را صرف می‌کند. در حقیقت، با m متغیر پیش‌بینی‌کننده، DMA/DMS به تعداد 2^m الگو در هر نقطه از زمان برآورد می‌کند. اگر الگوهای پیش‌بینی متفاوت در هر نقطه از زمان به کار گرفته شوند، تعداد الگوهای ترکیبی که باید برای پیش‌بینی برآورد شوند در زمان τ برابر با $2^{m\tau}$ خواهد شد. به منظور مقابله با این مشکل، رافتری و همکاران^۵ (۲۰۱۰، ۲۰۰۷) تقریب‌هایی مبتنی بر روش‌های فضا-حالت با فیلتر کالمن پیشنهاد دادند. این تقریب‌ها شامل دو پارامتر λ و α هستند که به عنوان "عوامل فراموش‌شده" مطرح هستند. پارامترهای λ و α اعدادی کوچک‌تر اما نزدیک به یک هستند. فیلتر کالمن شامل دو مرحله است: مرحله پیش‌بینی^۶ و مرحله به‌روز رسانی.

1. posterior probability

۲. رافتری، کارنی و اتلر (۲۰۱۰) بر DMA در یک برنامه صنعتی تمرکز کردند، در حالی که کوپ و کوروبیلیس (۲۰۱۲) هر دوی روش‌های DMA و DMS را برای پیش‌بینی تورم استفاده نموده‌اند.

3. Cogley and Sargent

4. Primiceri

5. Raftery

6. prediction step

۳-۲. فیلتر کالمن در یک الگوی تکی

برای مقادیر معین H_t و Q_t ، معادله فیلترینگ کالمن در الگوی تکی با مجموعه‌ای از ضرایب θ_{t-1} به صورت شرطی بر اطلاعات قابل دسترس از زمان $t=0$ تا زمان $t-1$ (Ω_{t-1}) با توزیع نرمال با میانگین $\hat{\theta}_{t-1}$ و ماتریس واریانس-کوواریانس $\Sigma_{t-1/t-1}$ است:

$$\theta_{t-1}/\Omega_{t-1} \sim N(\hat{\theta}_{t-1}, \Sigma_{t-1/t-1}) \quad (5)$$

سپس، فرآیندهای فیلتر کالمن با پیش‌بینی ضرایب در زمان t با توجه به اطلاعات قابل دسترسی (Ω_{t-1}) $t-1$ به صورت زیر است:

$$\theta_t/\Omega_{t-1} \sim N(\hat{\theta}_{t-1}, \Sigma_{t/t-1}) \quad (6)$$

به طوری که

$$\Sigma_{t/t-1} = \Sigma_{t-1/t-1} + Q_t \quad (7)$$

به منظور ساده‌سازی رویکرد الگوسازی، رافتری و همکاران (۲۰۱۰، ۲۰۰۷) معادله (۷) را با (۸) تقریب زدند:

$$\Sigma_{t/t-1} = \frac{1}{\lambda} \Sigma_{t-1/t-1} \quad (8)$$

یا معادل آن

$$Q_t = (1 - \lambda^{-1}) \Sigma_{t-1/t-1} \quad 0 < \lambda \leq 1 \quad (9)$$

اصطلاح "عامل فراموش شده" به این معنی است که مشاهدات z دوره در گذشته دارای وزن λ^j هستند. مقادیر نزدیک به اندازه پنجره مؤثر با $\frac{1}{1-\lambda}$ داده شده است، رافتری و همکاران (۲۰۱۰، ۲۰۰۷) مقادیر λ نزدیک به ۱ را انتخاب کرده‌اند که یک تکامل تدریجی را در پارامترها ارائه می‌دهد (سالیله^۱، ۲۰۱۵). مقادیر λ نزدیک به یک، پایداری بالای پارامترها را مطرح می‌کند. به طور دقیق‌تر، $\lambda = 1$ نشان می‌دهد که پارامترها ثابت می‌مانند. زمانیکه $\lambda \rightarrow 0$ تنها آخرین مشاهدات برای پیش‌بینی

استفاده می‌شود^۱ (ناصر و الالی^۲، ۲۰۱۵).

پیش‌بینی در یک الگوی تکی با معادله به‌روزرسانی شده کالمن تکمیل می‌شود که یک تصحیح برای ضرایب θ_t و برای ماتریس واریانس-کوواریانس $\Sigma_{t/t}$ بکار می‌گیرد تا بر اساس خطای پیش‌بینی تا زمان t ایجاد شده است:

$$\theta_t / \Omega_t \sim N(\hat{\theta}_t, \Sigma_{t/t}) \quad (10)$$

به طوری که

$$\hat{\theta}_t = \hat{\theta}_{t-1} + \Sigma_{t/t-1} z_t (H_t + z_t \Sigma_{t/t-1} z_t')^{-1} (y_t - z_t \hat{\theta}_{t-1}) \quad (11)$$

$$\Sigma_{t/t} = \Sigma_{t/t-1} - \Sigma_{t/t-1} z_t (H_t + z_t \Sigma_{t/t-1} z_t')^{-1} (z_t \Sigma_{t/t-1}) \quad (12)$$

عبارت $\Sigma_{t/t-1} z_t (H_t + z_t \Sigma_{t/t-1} z_t')^{-1}$ و $(y_t - z_t \hat{\theta}_{t-1})$ به ترتیب بیان‌کننده فیلتر کالمن^۳ و خطای پیش‌بینی یک مرحله جلوتر در زمان t است، سپس متغیرهای درون‌زا را در زمان t مشروط به اطلاعات قابل دسترس تا زمان t پیش‌بینی می‌کند. سپس y_t بطور بازگشتی پیش‌بینی می‌شود با استفاده از توزیع پیش‌بینی:

$$y_t / \Omega_{t-1} \sim N(z_t \hat{\theta}_{t-1}, H_t + z_t \Sigma_{t/t-1} z_t') \quad (13)$$

۴-۲. فیلتر کالمن در یک مورد چند الگویی

با در نظر گرفتن $\Theta_t = (\theta_t^{(1)'}, \theta_t^{(2)'}, \dots, \theta_t^{(k)'})$ به عنوان بردار تمام ضرایب، معادلات (۵) و (۶) فیلتر کالمن به صورت شرطی بر الگوی معلوم k و با اطلاعات در دسترس تا زمان $t-1$ (Ω_{t-1}) به صورت:

$$\Theta_{t-1} / L_{t-1} = k, \Omega_{t-1} \sim N(\hat{\theta}_{t-1}^{(k)}, \Sigma_{t-1/t-1}^{(k)}) \quad (14)$$

$$\Theta_t / L_t = k, \Omega_{t-1} \sim N(\hat{\theta}_{t-1}^{(k)}, \Sigma_{t/t-1}^{(k)}) \quad (15)$$

۱. زمانی که λ کاهش می‌یابد، درجه بزرگتر و بزرگتری از ضرایب تغییر می‌کنند. زمانیکه $\lambda \rightarrow 0$ تنها مشاهدات اخیر را برای پیش‌بینی بکار می‌برد.

2. Naser and Alaali

3. Kalman gain

معادلات به‌روزرسانی شده کالمن (۱۲)-(۱۰)، برای الگوی k ، با توجه به تمام اطلاعات قابل دسترس تا زمان $t(\Omega_t)$ داریم:

$$\Theta_t / L_t = k, \Omega_t \sim N(\hat{\theta}_t^{(k)}, \Sigma_{t/t}^{(k)}) \quad (16)$$

به‌طوری‌که $\hat{\theta}_{t-1}^{(k)}$ ، $\Sigma_{t/t}^{(k)}$ و $\Sigma_{t/t-1}^{(k)}$ از طریق فیلتر کالمن بدست آمده است:

$$\hat{\theta}_t^{(k)} = \hat{\theta}_{t-1}^{(k)} + \sum_{t/t-1}^{(k)} z_t (H_t + z_t \Sigma_{t/t-1}^{(k)} z_t')^{-1} (y_t - z_t \hat{\theta}_{t-1}^{(k)}) \quad (17)$$

$$\Sigma_{t/t}^{(k)} = \Sigma_{t/t-1}^{(k)} - \sum_{t/t-1}^{(k)} z_t (H_t + z_t \Sigma_{t/t-1}^{(k)} z_t')^{-1} z_t \Sigma_{t/t-1}^{(k)} \quad (18)$$

$$\sum_{t/t-1}^{(k)} = \frac{1}{\lambda} \sum_{t-1/t-1}^{(k)} \quad (19)$$

نمادهای فوق مشروط به یک الگو معین $L_t = k$ هستند. به عبارت دیگر، معادلات پیش‌بینی و به‌روزرسانی تنها اطلاعاتی را از نظر توزیع‌هایی که برای $\hat{\theta}_t^{(k)}$ در اختیار دارند، فراهم کنند و نه برای بردار کامل Θ_t . بنابراین به یک روش پیش‌بینی غیرشرطی نیاز است. رافتری و همکاران (۲۰۱۰، ۲۰۰۷) استفاده از عامل فراموش شده α را برای معادله وضعیت و λ را برای پارامترها در معادله وضعیت پیشنهاد نمودند.

در این حالت برای مقادیر معین H_t و Q_t ، معادلات فیلتر کالمن در DMA/DMS با تعریف توزیع پیش‌بینی‌کننده بردار کامل Θ_t آغاز می‌شود:

$$p(\Theta_{t-1} / y_{t-1}) = \sum_{k=1}^K p(\theta_{t-1}^{(k)} / L_{t-1} = k, \Omega_{t-1}) \Pr(L_{t-1} = k / \Omega_{t-1}) \quad (20)$$

به‌طوری‌که $p(\theta_{t-1}^{(k)} / L_{t-1} = k, \Omega_{t-1})$ توزیع پیش‌بینی‌کننده برای الگو k است. $\Pr(L_{t-1} = k / \Omega_{t-1})$ بیانگر احتمال الگو k است. فرض کنید $\pi_{t/s,k} = \Pr(L_t = k / \Omega_s)$

$$p(\Theta_{t-1} / \Omega_{t-1}) = \sum_{k=1}^K p(\theta_{t-1}^{(k)} / L_{t-1} = k, \Omega_{t-1}) \pi_{t-1/t-1,k} \quad (21)$$

با استفاده از ماتریس غیرمقید احتمالات انتقال در P با عناصر p_{kl} برای پیش‌بینی وضعیت توزیع آینده، معادله پیش‌بینی الگو به صورت زیر ارائه می‌شود:

$$\pi_{t/t-1,k} = \sum_{l=1}^K \pi_{t-1/t-1,l} p_{kl} \quad (22)$$

به طوری که $\pi_{t/t-1,k}$ بیانگر احتمال پسین الگو k و $\pi_{t-1/t-1,k}$ بیانگر احتمال پیشین الگو k است.

رافتری و همکاران (۲۰۱۰، ۲۰۰۷) معادله بالا را ساده نمودند و آن را با تقریب زیر جایگزین نمودند:

$$\pi_{t/t-1,k} = \frac{\pi_{t-1/t-1,k}^\alpha}{\sum_{l=1}^K \pi_{t-1/t-1,l}^\alpha} \quad (23)$$

پارامتر α به روشی مشابه λ تعبیر می‌شود و فرض می‌شود که نزدیک به یک است $0 < \alpha \leq 1$. استفاده از عامل فراموش شده α از مزیت ساده‌سازی الگوی تخمینی برخوردار است زیرا نیازی به الگوریتم زنجیره مارکوف مونت کارلو (MCMC) به منظور ترسیم انتقال‌های بین الگوها یا الگوریتم شبیه‌سازی فضای الگو نیست. سپس معادله به‌روزرسانی الگو به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\pi_{t/t,k} = \frac{\pi_{t/t-1,k} p_k(y_t / \Omega_{t-1})}{\sum_{l=1}^K \pi_{t/t-1,l} p_l(y_t / \Omega_{t-1})} \quad (24)$$

به طوری که $\pi_{t/t,k}$ نشان‌دهنده احتمال به‌روزرسانی شده (پسین) الگوی k و $p_k(y_t / \Omega_{t-1})$ چگالی پیش‌بینی الگوی k است.

پیش‌بینی y_t به روش DMA یک میانگین وزنی $\hat{y}_t^{(k)} = z_t^{(k)} \hat{\theta}_{t-1}^{(k)}$ است، به طوری که وزن‌ها برابر با احتمالات الگوی پیش‌بینی پسین برای نمونه $t, \pi_{t/t-1,k}$ است. بنابراین پیش‌بینی‌های DMA به صورت زیر داده می‌شود:

$$E(y_t / \Omega_{t-1}) = \sum_{k=1}^K \pi_{t/t-1,k} z_t^{(k)} \hat{\theta}_{t-1}^{(k)} \quad (25)$$

برای h دوره جلوتر به صورت $E(y_t / \Omega_{t-h}) = \sum_{k=1}^K \pi_{t/t-h,k} z_t^{(k)} \hat{\theta}_{t-h}^{(k)}$ است.

روش DMS با انتخاب یک الگوی تکی با بالاترین مقدار احتمال پسین $\pi_{t/t-1,k}$ در هر نقطه از زمان در نظر گرفته می‌شود. پیش‌بینی DMS نیز به صورت زیر داده می‌شود:

$$E(y_t / \Omega_{t-1}) = \underset{Arg(k)}{Max} \{ \pi_{t/t-1,k} \} z_t^{(k)} \hat{\theta}_{t-1}^{(k)} \quad \forall \quad k = 1, \dots, K \quad (26)$$

برای h دوره جلوتر به صورت

$$E(y_t / \Omega_{t-h}) = \underset{Arg(k)}{Max} \{ \pi_{t/t-h,k} \} z_t^{(k)} \hat{\theta}_{t-h}^{(k)} \quad \forall \quad k = 1, \dots, K$$

۲-۵. معیارهای پیش‌بینی

در این مقاله به منظور ارزیابی عملکرد پیش‌بینی از مربع میانگین خطای پیش‌بینی (MSFE)، قدرمطلق میانگین خطای پیش‌بینی (MAFE)، میانگین درصد قدرمطلق خطای پیش‌بینی (MAPE)، تورش خطای پیش‌بینی (Bias) و واریانس خطای پیش‌بینی (FEV) و مجموع لگاریتم احتمالات پیش‌بینی (Log(PL)) استفاده شده‌است. MAFE علامت جز خطا را با استفاده از قدرمطلق مقادیر خنثی می‌کند:

$$MAFE_h = \frac{1}{T-h} \sum_{t=1}^T |e_{t,t+h}| \quad (27)$$

به طوری که T نشان‌دهنده اندازه کل نمونه در دسترس برای پیش‌بینی است؛ h بیانگر افق پیش‌بینی و $e_{t,t+h}$ بیانگر خطای پیش‌بینی مقادیر واقعی نرخ تورم در زمان $t+h$ (y_{t+h}) و مقادیر پیش‌بینی نرخ تورم (y_{t+h}^f) در زمان $t+h$ است ($e_{t,t+h} = y_{t+h} - y_{t+h}^f$).

MSFE علامت جز خطا را با استفاده از توان دوم مقادیر خنثی می‌کند:

$$MSFE_h = \frac{1}{T-h} \sum_{t=1}^{T-h} (e_{t,t+h})^2 \quad (28)$$

MAPE به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$MAPE_h = \frac{1}{T-h} \sum_{t=1}^T \left| \frac{e_{t,t+h}}{Y_t} \right| \quad (29)$$

تورش خطای پیش‌بینی به صورت میانگین خطای پیش‌بینی محاسبه می‌شود:

$$Bias_h = \frac{1}{T-h} \sum_{t=1}^T e_{t,t+h} \quad (30)$$

علامت Bias نشان‌دهنده تمایل سیستماتیک پیش‌بینی به مقادیر بیش از حد یا کمتر از حد متغیر پیش‌بینی شده است.

واریانس خطای پیش‌بینی نیز به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$FEV_h = \frac{1}{T-h} \sum_{t=1}^{T-h} (e_{t,t+h})^2 - \left[\frac{1}{T-h} \sum_{t=1}^T e_{t,t+h} \right]^2 = \frac{1}{T-h} \sum_{t=1}^{T-h} (e_{t,t+h})^2 - (Bias_h)^2 \quad (31)$$

در حقیقت $FEV_h + (Bias_h)^2 = MSFE_h$ است. به بیانی دیگر، MSFEهای بزرگ (عملکرد ضعیف) امکان دارد از واریانس خطای پیش‌بینی بالا یا میانگین تورش بالا استخراج شود.

۳. داده‌ها و ساختار الگو

در این قسمت به بررسی ویژگی‌های آماری متغیرهای مورد مطالعه پرداخته می‌شود. در این مقاله از ۱۰۱ متغیر فصلی قابل دسترس از Q1: ۱۳۶۹ تا Q4: ۱۳۹۶ استفاده شده است. به منظور جمع‌آوری داده‌ها از بانک داده‌های بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران، مرکز آمار ایران، وزارت صنعت، معدن و تجارت، سازمان بورس و اوراق بهادار، صندوق بین‌المللی پول، بانک جهانی و سازمان بین‌المللی کار استفاده شده است. متغیرهای مورد استفاده شامل شاخص قیمت تولیدکننده به عنوان متغیر وابسته و ۱۰۰ متغیر مستقل (پیش‌بینی‌کننده) در نه بلوک به منظور استخراج عوامل گنجانده شده‌اند. به طوری که، ۱- بلوک قیمتی شامل شاخص‌های ضمنی و دستمزد است (شامل ۶ متغیر). ۲- بلوک تقاضا

شامل اجزای تولید ناخالص داخلی از سمت تقاضا و برخی دیگر از شاخص‌های مربوط به موجودی سرمایه است (شامل ۷ متغیر). ۳- بلوک دولت شامل انواع درآمدها و هزینه‌های دولتی است (شامل ۱۳ متغیر). ۴- بلوک خارجی شامل صادرات، واردات، انواع نرخ ارز و همین‌طور نرخ تورم و نرخ ارز کشورهای چین و آلمان (به عنوان بزرگترین شرکای تجاری ایران) است (شامل ۱۷ متغیر). ۵- در بلوک ستاده از انواع مختلفی از متغیرهای تولیدی استفاده شده است (شامل ۱۴ متغیر). ۶- بلوک پولی شامل اجزای نقدینگی و پایه پولی است (شامل ۲۱ متغیر). ۷- در بلوک مالی از متغیرهای بازار سرمایه شامل بورس و بیمه استفاده شده است (شامل ۶ متغیر). ۸- بلوک انرژی که شامل متغیرهای مختلف مرتبط با نفت خام و برق و انرژی است (شامل ۷ متغیر) و ۹- بلوک نیروی کار که شامل متغیرهای مختلف بیکاری و اشتغال و بهره‌وری است (شامل ۹ متغیر).

تمام متغیرهای این مقاله ابتدا با استفاده از X-13 یا TRAMO یا فصلی‌زدایی شده‌اند. با توجه به اینکه متغیرهای پیش‌بینی‌کننده در رویکرد DMA/DMS باید مانا باشند؛ بنابراین مطابق مطالعات صورت‌گرفته در این زمینه، ابتدا پایایی تمام متغیرها با استفاده از آزمون‌های ریشه واحد بدون تناوب فصلی (آزمون‌های دیکی فولر (ADF) و کی.پی.اس.اس (KPSS)) و آزمون ریشه واحد با تناوب فصلی و نیم‌سالانه (آزمون HEGY) پرداخته شد (یزدانی و پیرپور، ۱۳۹۴). نتایج آزمون‌های مذکور (پیوست مقاله) بیانگر آن است که تمامی متغیرها فاقد هر گونه ریشه واحد با تناوب فصلی و نیم‌سالانه بوده ولیکن دارای ریشه واحد غیرفصلی می‌باشند. به گونه‌ای که، اگر $Z_{i,t}$ سری‌های غیرتبدیلی اصلی^۱ باشند: ۱- بدون تبدیل (سطح)، $x_{i,t} = Z_{i,t}$ ؛ ۲- با یک مرتبه تفاضل‌گیری $x_{i,t} = Z_{i,t} - Z_{i,t-1}$ ؛ ۳- با دو مرتبه تفاضل‌گیری $x_{i,t} = Z_{i,t} - Z_{i,t-2}$ ؛ ۴- لگاریتم $x_{i,t} = \log Z_{i,t}$ ؛ ۵- لگاریتم با یک مرتبه تفاضل‌گیری $x_{i,t} = \log Z_{i,t} - \log Z_{i,t-1}$ ؛ ۶-

1. original untransformed series

لگاریتم با دو مرتبه تفاضل گیری $\ln z_{i,t} - \ln z_{i,t-2}$. در نهایت تمام متغیرها با تفاضل از میانگین و تقسیم بر انحراف معیار، استانداردسازی شده‌اند. از تحلیل مؤلفه‌های اساسی برای استخراج عوامل با استفاده از تمامی متغیرها در هر بلوک استفاده شده‌است. همانند مطالعه کوپ و کوروبیلیس (۲۰۱۲) پیش‌بینی با سه افق در نظر گرفته شده است: افق کوتاه مدت ($h = 1$)، افق میان‌مدت ($h = 4$) و افق بلندمدت ($h = 8$).

به منظور برآورد الگوهای DMA/DMS ابتدا یک الگوی بلوکی عاملی پویا به صورت معادله (۳۲) در نظر گرفته می‌شود:

$$y_t = \rho(L)y_t + \sum_{b=1}^B \beta^{(b)}(L)f_t^{(b)} + \varepsilon_t, \quad (32)$$

معادله بالا با اضافه نمودن تغییر زمانی در ضرایب به صورت زیر فرض می‌شود:

$$y_t = \rho_t(L)y_t + \sum_{b=1}^B \beta_t^{(b)}(L)f_t^{(b)} + \varepsilon_t, \quad (33)$$

$$\theta_{t+1} = \theta_t + \eta_t \quad (34)$$

به طوری که $f_t^{(b)}$ نشان‌دهنده عامل استخراج شده از b امین بلوک پیش‌بینی‌کنندگان و θ_t برداری شامل تمام ضرایب در $\rho_t(L)$ و $\beta_t^{(b)}$ است. بنابراین تمام الگوها بر طبق معادله شامل وقفه‌های متغیر وابسته، عوامل هر بلوک، همچنین وقفه‌های این عوامل هستند. عامل‌ها از طریق روش مؤلفه‌های اساسی^۱ استخراج می‌شوند. اولین عامل برای هر بلوک استخراج و این عامل و وقفه اول آن ($p_f = 1$) به عنوان پیش‌بینی‌کنندگان بالقوه در نظر گرفته می‌شود؛ همچنین یک وقفه ($p_y = 1$) از متغیر وابسته و عرض از مبدا لحاظ می‌شود. این استراتژی منجر به m پیش‌بینی‌کننده بالقوه و $k = 2^m$ الگو می‌شود. با در نظر گرفتن این فروض، تعداد الگوها کاهش می‌یابد: (۱)

تمام الگوها حاوی عرض از مبدا و وقفه‌های متغیر وابسته هستند و (۲) در الگوهای مورد نظر بایستی هم عامل و هم وقفه آن حضور داشته باشند، در غیر این صورت الگو مورد نظر حذف می‌شود. زمانی که متغیری پیش‌بینی می‌شود بایستی تمام متغیرهای مربوط به آن عامل از بلوک مورد نظر حذف شود. برای مثال، الگوهایی وجود دارد که در آنها عامل قیمتی و وقفه آن قرار دارد و الگوهایی که در آنها عامل قیمتی و وقفه آن وجود ندارد. با این فرضیات ۲۹ الگو (۵۱۲ الگو ممکن) در هر لحظه از زمان وجود دارد. از تحلیل مؤلفه‌های اساسی برای استخراج عوامل با استفاده از تمامی متغیرها در هر بلوک استفاده شده‌است.

۳-۱. عملکرد پیش‌بینی

دوره زمانی آموزشی پیش‌بینی از ۱۳۶۹:Q1 تا ۱۳۷۴:Q4 و دوره زمانی بررسی عملکرد پیش‌بینی از ۱۳۷۵:Q1 تا ۱۳۹۶:Q4 است. پیش‌بینی‌ها با استفاده از TVP-AR(1)-X DMA و TVP-AR(1)-X DMS در نظر گرفته شده‌اند؛ به طوری که حاوی یک وقفه متغیر وابسته ((AR(1)) به همراه نه بلوک عاملی (-X) است و علاوه بر این ضرایب الگو در طول زمان تغییر خواهند کرد (TVP). همانند مطالعات صورت گرفته در این زمینه، الگوهای DMA/DMS با استفاده از عوامل فراموش شده متفاوت برای α و λ به منظور بررسی حساسیت نتایج به تغییر در عوامل فراموش شده در نظر گرفته شده‌اند:

(۱) پیش‌بینی DMA و DMS با مقادیر عوامل فراموش به صورت $\alpha = \lambda = 0.99$ (رافتری و همکاران^۱، ۲۰۰۷؛ کوپ و کوروبیلیس^۲، ۲۰۱۲؛ بلمونته و کوپ^۳، ۲۰۱۳؛ سالیله^۴،

-
1. Raftery et al.
 2. Koop and Korobilis
 3. Belmonte and Koop
 4. Saleille

۲۰۱۵؛ فریرا و پالما^۱، ۲۰۱۵؛ فیلیپو^۲، ۲۰۱۵؛ آی و همکاران^۳، ۲۰۱۵؛ رایس و کرن^۴، ۲۰۱۶؛ ناصر^۵، ۲۰۱۶؛ دراچل^۶، ۲۰۱۶؛ ناصر و علائی^۷، ۲۰۱۸).

(۲) پیش‌بینی DMA و DMS با مقادیر عوامل فراموش به صورت $\alpha = \lambda = 0.95$ (نیکولتی و پاسارو^۸، ۲۰۱۲؛ کوپ و کوروبیلیس، ۲۰۱۲؛ بلمونته و کوپ، ۲۰۱۳؛ سالیله، ۲۰۱۵؛ فریرا و پالما، ۲۰۱۵؛ فیلیپو، ۲۰۱۵؛ ناصر، ۲۰۱۶؛ باور و همکاران^۹، ۲۰۱۶؛ دراچل، ۲۰۱۶).

(۳) پیش‌بینی DMA و DMS با مقادیر عوامل فراموش به صورت $\alpha = \lambda = 0.9$ (دراچل ۲۰۱۶)؛ باور و همکاران (۲۰۱۶) و نیکولتی و پاسارو (۲۰۱۲).

(۴) پیش‌بینی DMA با مقادیر عوامل فراموش به صورت $\alpha = 0.99, \lambda = 1$ (فریرا و پالما، ۲۰۱۵؛ فیلیپو، ۲۰۱۵؛ آی و همکاران، ۲۰۱۵).

(۵) پیش‌بینی DMA با مقادیر عوامل فراموش به صورت $\alpha = 0.95, \lambda = 1$ (فیلیپو، ۲۰۱۵). مقدار $\lambda = 1$ بیانگر این است که هیچ وزن فراموش‌شده‌ای بر ضرایب زمان متغیر وجود ندارد. به عبارت دیگر، تمام خطاهای گذشته در ضرایب تخمینی به‌روزشده و همچنین در احتمالات پیشین به‌اندازه مساوی وزن داده شده‌اند.

(۶) پیش‌بینی BMA حالت خاصی از DMA به صورت مقادیر فراموش‌شده $\alpha = \lambda = 1$ است و الگویی است که در آن ضرایب بسیار آرام تکامل می‌یابند (همان‌طور که در تخمین OLS بازگشتی است) و ترکیب الگوها (به طور میانگین) در طول نمونه، ثابت است (همان‌طور که در الگو میانگین‌گیری بیزین است). به همین دلیل، این الگو همانند

-
1. Ferreira and Palma
 2. Filippo
 3. Aye et al.
 4. Rissea and Kern
 5. Naser
 6. Drachal
 7. Naser and Alaali
 8. Nicoletti and Passaro
 9. Baur et al.

مطالعه کوپ و کوروبیلیس (۲۰۱۱) به صورت TVP-AR(1)-X BMA در نظر گرفته شده است. در این الگو هیچ وزن فراموش شده‌ای بر ضرایب زمان متغیر وجود ندارد ($\lambda = 1$) و علاوه بر این، هیچ وزن فراموش شده‌ای بر احتمالات وجود ندارد ($\alpha = 1$). به عبارت دیگر، تمام خطای گذشته در ضرایب تخمینی به‌روزرسانی شده و همچنین احتمالات پسین به میزان مساوی وزن داده شده‌اند.

۷) پیش‌بینی با استفاده از الگوی خودرگرسیون برداری بیزی (BVAR) که حاوی شش متغیر شاخص قیمت تولیدکننده، نرخ ارز غیررسمی، قیمت نفت، تولید ناخالص داخلی (۱۳۸۳=۱۰۰)، شاخص کل مزد و حقوق و مزایای پرداختی به کارکنان کارگاه‌های بزرگ صنعتی (۱۳۸۳=۱۰۰)، شاخص بهای خدمات ساختمانی (۱۳۸۳=۱۰۰) است. به‌همین منظور از الگوی BVAR با تابع پیشین، (Minnesota) استفاده شده است. انتخاب توابع پیشین همانند مطالعه کوپ و کوروبیلیس (۲۰۱۰) و بالیسار و همکاران^۱ (۲۰۱۸) بوده است.

۸) سپس از الگوهای پارامتر متغیر در طول زمان با عامل فراموش شده استفاده شده است. در ابتدا پیش‌بینی‌ها را از یک الگوی TVP-AR(1) منفرد (شاخص قیمت تولیدکننده) تخمینی با عامل فراموش شده ارزیابی می‌شود، برای $\lambda = 0.99$ که در آن ضرایب نسبتاً حرکت آرامی دارند (کوپ و کوروبیلیس، ۲۰۱۱، ۲۰۱۲؛ فریرا و پالما، ۲۰۱۵؛ باونسیکا و مورتوب^۲، ۲۰۱۵؛ ناصر و علائی، ۲۰۱۸) و $\lambda = 0.95$ که در آن ضرایب حرکت سریعی دارند (کوپ و کوروبیلیس، ۲۰۱۱، ۲۰۱۲).

۹) در نهایت از دو الگوی AR(1) به روش OLS استفاده شد. به‌طوری‌که در الگوی AR(1)-X از تمام نه بلوک عاملی و در الگوی AR(1) تنها از متغیر شاخص قیمت تولیدکننده استفاده شده است (کوپ و کوروبیلیس، ۲۰۱۱، ۲۰۱۲).

1. Balcilar
2. Buncica and Morettob

به منظور ارزیابی عملکرد پیش‌بینی از مربع میانگین خطای پیش‌بینی (MSFE)، قدرمطلق میانگین خطای پیش‌بینی (MAFE)، میانگین درصد قدرمطلق خطای پیش‌بینی (MAPE)، تورش خطای پیش‌بینی (Bias) و واریانس خطای پیش‌بینی (FEV) و مجموع لگاریتم احتمالات پیش‌بینی (Log(PL) استفاده شده است. جدول (۱) بیانگر عملکرد پیش‌بینی شاخص قیمت تولیدکننده در الگوهای مختلف در سه افق پیش‌بینی است. ($h = 1, 4, 8$)

جدول (۱). معیارهای عملکرد پیش‌بینی در افق‌های پیش‌بینی مختلف

	h=1				Bias
	MAFE	MSFE	MAPE	FEV	
$TVP - AR(1) - X \text{ DMA}(\alpha = \lambda = 0.99)$	۰/۴۰۱	۰/۴۴۴	۲۰/۱	۰/۴۲۲	۰/۱۵
$TVP - AR(1) - X \text{ DMA}(\alpha = \lambda = 0.95)$	۰/۳۹۹	۰/۴۴۷	۱۹/۰۳	۰/۴۴	۰/۰۷۳
$TVP - AR(1) - X \text{ DMA}(\alpha = \lambda = 0.9)$	۰/۳۹۳	۰/۴۲۳	۲۰/۹	۰/۴۱۸	۰/۰۶۸
$TVP - AR(1) - X \text{ DMS}(\alpha = \lambda = 0.99)$	۰/۴۲۱	۰/۴۵۵	۲۴/۴۲	۰/۴۲۷	۰/۱۷
$TVP - AR(1) - X \text{ DMS}(\alpha = \lambda = 0.95)$	۰/۴۲۶	۰/۴۸۳	۱۸/۶۸	۰/۴۸۰۷	۰/۰۵
$TVP - AR(1) - X \text{ DMS}(\alpha = \lambda = 0.9)$	۰/۳۶۷	۰/۳۶۶	۲/۴۴	۰/۳۶۳	۰/۰۶۳
$TVP - AR(1) - X \text{ DMA}(\alpha = 0.99, \lambda = 1)$	۰/۴۰۳	۰/۴۳۲	۲۱/۹۴	۰/۴۰۳	۰/۱۷۱
$TVP - AR(1) - X \text{ DMA}(\alpha = 0.95, \lambda = 1)$	۰/۳۶۹	۰/۳۳۱	۱۶/۷۶	۰/۳۲۱	۰/۰۹۸
$TVP - AR(1) - X \text{ BMA}(\alpha = \lambda = 1)$	۰/۴۲۹	۰/۴۷	۲۴/۴	۰/۴۳۲	۰/۱۹۴
<i>BVAR - Minnesota</i>	۱/۱۱	۲/۴۲	۴/۹۳	۱/۵۱	۰/۹۵۳
$TVP - AR(1)(\lambda = 0.99)$	۰/۶۲۶	۱/۰۴۸	۲/۱۱	۱/۰۴۲	-۰/۰۸
$TVP - AR(1)(\lambda = 0.95)$	۰/۶۴۷	۱/۱۰۴	۲	۱/۰۹۹	-۰/۰۷
$AR(1) - X(OLS)$	۰/۵۶۳	۰/۸۶۳	۲۳/۳۱	۰/۸۶۲	-۰/۰۳
$AR(1)(OLS)$	۰/۶۳۷	۰/۹۶۸	۵۴/۴۹	۰/۹۱۲	-۰/۲۳
	h=4				
$TVP - AR(1) - X \text{ DMA}(\alpha = \lambda = 0.99)$	۰/۴۰۲	۰/۴۵۴	۲/۹۷	۰/۴۲۹	۰/۱۵۸
$TVP - AR(1) - X \text{ DMA}(\alpha = \lambda = 0.95)$	۰/۳۹	۰/۴۵۵	۲/۲۶۲	۰/۴۵۲	۰/۰۵۹
$TVP - AR(1) - X \text{ DMA}(\alpha = \lambda = 0.9)$	۰/۴۰۷	۰/۴۸	۲/۱۷	۰/۴۷۸	۰/۰۴۳
$TVP - AR(1) - X \text{ DMS}(\alpha = \lambda = 0.99)$	۰/۴۲۹	۰/۴۷	۳/۹۵	۰/۴۳	۰/۲۱۱
$TVP - AR(1) - X \text{ DMS}(\alpha = \lambda = 0.95)$	۰/۴۳۹	۰/۵۴	۲/۶۵	۰/۵۳۸	۰/۰۷۲
$TVP - AR(1) - X \text{ DMS}(\alpha = \lambda = 0.9)$	۰/۳۹۸	۰/۴۸	۲/۶	۰/۴۸۲	-۰/۰۰۱
$TVP - AR(1) - X \text{ DMA}(\alpha = 0.99, \lambda = 1)$	۰/۴۰۲	۰/۴۴	۲/۸۹	۰/۴۰۸	۰/۱۷۱

	h=1				Bias
	MAFE	MSFE	MAPE	FEV	
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=0.95, \lambda=1)$	۰/۳۶۴	۰/۳۳	۲/۶۵	۰/۳۲	۰/۰۹۳
$TVP-AR(1)-X\ BMA(\alpha=\lambda=1)$	۰/۴۲۹	۰/۴۸	۳/۰۳	۰/۴۴	۰/۲۰۱
<i>BVAR - Minnesota</i>	۱/۱۴	۲/۹	۳/۳۷	۱/۸۸	۱/۰۲
$TVP-AR(1)(\lambda=0.99)$	۰/۶۲۲	۱/۰۷	۱/۱۵	۱/۰۷	-۰/۰۱۹
$TVP-AR(1)(\lambda=0.95)$	۰/۶۴۶	۱/۲۱	۱/۴۶	۱/۲	۰/۰۳۵
$AR(1)-X(OLS)$	۰/۵۶۱	۰/۸۷۳	۲/۹۳	۰/۸۷۱	-۰/۰۳۵
$AR(1)(OLS)$	۰/۶۳۷	۰/۹۷۸	۳/۲۵	۰/۹۳	-۰/۲۳
	h=8				
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=\lambda=0.99)$	۰/۴۰۷	۰/۴۶۹	۱/۸۲	۰/۴۵۰۴	۰/۱۳۶۲
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=\lambda=0.95)$	۰/۴۰۵	۰/۴۸۲	۱/۵۰۴	۰/۴۷۷۷	۰/۰۶۷۶
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=\lambda=0.9)$	۰/۴۲۴۹	۰/۵۵۴	۱/۴۱۷	۰/۵۵۴	۰/۰۲۱۸
$TVP-AR(1)-X\ DMS(\alpha=\lambda=0.99)$	۰/۴۳۴۲	۰/۴۹	۲/۱۶۳	۰/۴۵۹۹	۰/۱۷۳۶
$TVP-AR(1)-X\ DMS(\alpha=\lambda=0.95)$	۰/۴۳۷۴	۰/۵۵۹	۱/۶۳	۰/۵۵۵۳	۰/۰۶۳
$TVP-AR(1)-X\ DMS(\alpha=\lambda=0.9)$	۰/۴۱۰۵	۰/۵۶۰۶	۱/۵۴۵	۰/۵۶۱	۰/۰۱
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=0.99, \lambda=1)$	۰/۳۹۹۸	۰/۴۵۰۶	۱/۸۷۴	۰/۴۲۶	۰/۱۵۵۵
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=0.95, \lambda=1)$	۰/۳۷۰۹	۰/۳۵۴۳	۱/۷۵۹	۰/۳۴۷	۰/۰۸۵
$TVP-AR(1)-X\ BMA(\alpha=\lambda=1)$	۰/۴۲۳	۰/۴۸۳۹	۲/۱۴	۰/۴۵	۰/۱۸۴
<i>BVAR - Minnesota</i>	۱/۲۷۹	۲/۸۶۲	۵/۷۵	۱/۷۲۱	۱/۰۷
$TVP-AR(1)(\lambda=0.99)$	۰/۶۹۵	۱/۱۴۲	۲/۷۷	۱/۰۶۸	-۰/۲۷۲
$TVP-AR(1)(\lambda=0.95)$	۰/۷۳۸۶	۱/۲۳۴	۳/۷۰۳	۱/۰۹۷	-۰/۰۳۷
$AR(1)-X(OLS)$	۰/۵۷۳۴	۰/۹۰۱	۲/۸۶۱	۰/۸۹۸۹	-۰/۰۵
$AR(1)(OLS)$	۰/۶۵۳۳	۱/۰۰۸	۳/۲۵	۰/۹۵۳۷	-۰/۲۳

منبع: یافته‌های پژوهش

با توجه به نتایج حاصل در افق پیش‌بینی یک گام به جلو ($h=1$) بر اساس معیارهای (MAFE)، (MSFE)، (MAPE) و (FEV)، الگوی $TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=0.95, \lambda=1)$ و بر اساس معیار (MAPE) الگوی $TVP-AR(1)(\lambda=0.95)$ دارای کمترین میزان بوده و به عنوان الگوهای بهینه مطرح شده‌اند. در افق پیش‌بینی چهار گام به جلو ($h=4$) بر اساس معیارهای (MAFE)، (MSFE)، (MAPE) و (FEV)، الگوی $TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=0.95, \lambda=1)$ و بر اساس معیار (MAPE) الگوی

دارای کمترین میزان بوده و به عنوان الگوهای بهینه مطرح شده‌اند. در نهایت در افق پیش‌بینی هشت گام به جلو ($h=8$) بر اساس معیارهای (MSFE)، (MAFE) و (FEV)، الگوی $TVP-AR(1)-X\text{DMA}(\alpha=0.95, \lambda=1)$ و بر اساس معیار (MAPE)، الگوی $TVP-AR(1)-X\text{DMA}(\alpha=\lambda=0.9)$ به عنوان الگوی بهینه انتخاب شده‌اند. همچنین الگوی BVAR تقریباً در تمامی افق‌های پیش‌بینی دارای ضعیف‌ترین عملکرد نسبت به سایر الگوهای مورد استفاده بوده است. در خصوص مقایسه الگوهای $AR(1)\text{OLS}$ و $AR(1)-X\text{OLS}$ نیز در تمامی افق‌های پیش‌بینی، الگوی $AR(1)-X\text{OLS}$ دارای عملکرد بهتری نسبت به $AR(1)\text{OLS}$ بوده است.

همان‌طور که مشاهده می‌شود DMA در تمامی افق‌های پیش‌بینی در اکثر معیارهای پیش‌بینی دارای بهترین عملکرد نسبت به سایر الگوها بوده است. بنابراین به نظر می‌رسد متوسط‌گیری یا گزینشی نمودن الگوی پویا با استفاده از برآورد دقیق مبتنی بر احتمال^۱ الگوهای TVP با عوامل بلوکی، استراتژی بهینه‌ای است. از سویی دیگر، نتایج حاصل از MSFE، MAPE، MAFE، FEV و BIAS نسبت به احتمال‌های پیش‌بینی قوی نیستند و تفاوت‌هایی دارند. دلیل این امر آن است که این معیارها، تنها از پیش‌بینی‌های نقطه‌ای^۲ استفاده می‌کنند، در حالی که احتمال‌های پیش‌بینی از کل توزیع پیش‌بینی‌کننده استفاده می‌کنند. بنابراین با بررسی الگوهای مبتنی بر DMA و DMS با استفاده از معیار LOG(PL) این نتیجه حاصل شد که در تمامی افق‌های پیش‌بینی الگوی $TVP-AR-DMS(\alpha=\lambda=0.9)$ الگوی بهینه‌ای است.

جدول (۲). معیار عملکرد پیش‌بینی LOG(PL) در افق‌های پیش‌بینی مختلف

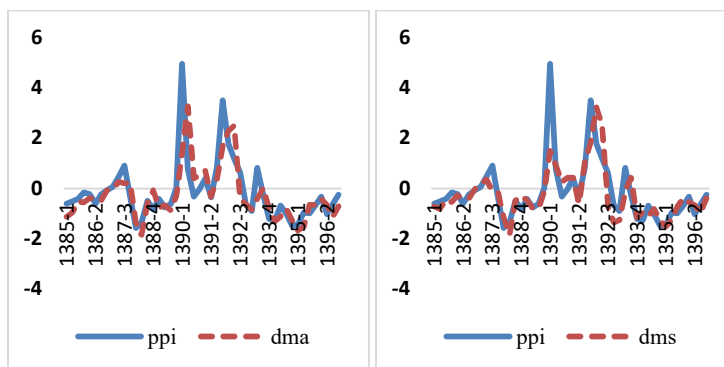
الگو	افق پیش‌بینی		
	۱	۴	۸
$TVP-AR-DMS(\alpha=\lambda=0.99)$	-۸۱/۹	-۸۰/۵	-۷۷/۴

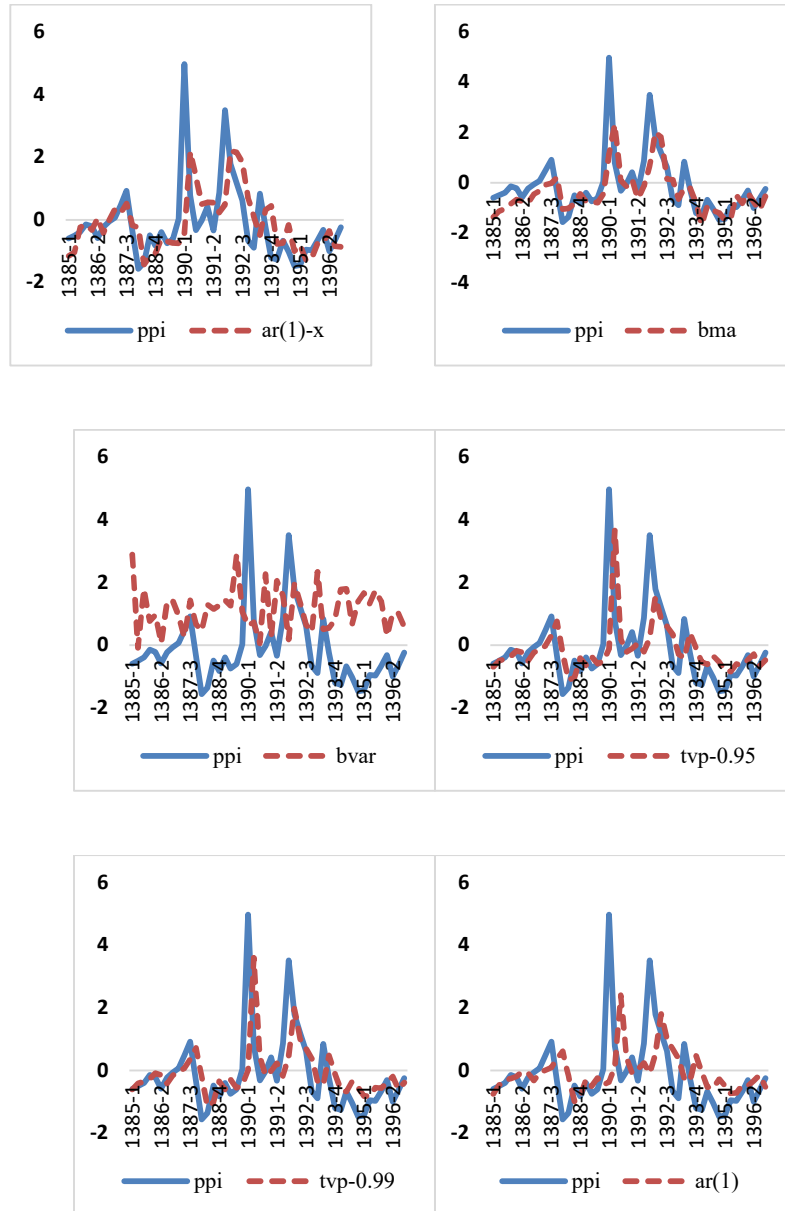
1. Likelihood-based Estimation
2. Point Forecasts

$TVP-AR-DMA(\alpha = \lambda = 0.95)$	-۷۲/۵	-۷۰/۸	-۶۸/۷
$TVP-AR-DMA(\alpha = \lambda = 0.9)$	-۷۳/۸	-۷۲/۲	-۶۷/۶
$TVP-AR-DMS(\alpha = \lambda = 0.99)$	-۷۸	-۸۱/۱	-۷۷/۷
$TVP-AR-DMS(\alpha = \lambda = 0.95)$	-۶۲/۵	-۶۴	-۶۱/۹
$TVP-AR-DMS(\alpha = \lambda = 0.9)$	-۵۱/۱	-۵۰/۵	-۴۳/۷
$TVP-AR-DMA(\alpha = 0.99, \lambda = 1)$	-۸۲/۲	-۷۹/۹	-۷۶/۸
$TVP-AR-DMA(\alpha = 0.95, \lambda = 1)$	-۷۰/۹	-۶۸/۵	-۶۳/۶
$TVP-AR-BMA(\alpha = \lambda = 1)$	-۸۶/۴	-۸۴/۲	-۸۱/۹

منبع: یافته‌های پژوهش

علاوه بر مقایسه الگوهای پیش‌بینی با استفاده از معیارهای عملکرد پیش‌بینی، در نمودار (۲)، مقادیر واقعی شاخص قیمت تولیدکننده با مقادیر پیش‌بینی شده توسط هر الگو ترسیم شده‌است. همان‌طور که مشاهده می‌شود الگوهای DMA و DMS دارای عملکرد بهتری نسبت به سایر الگوها هستند.





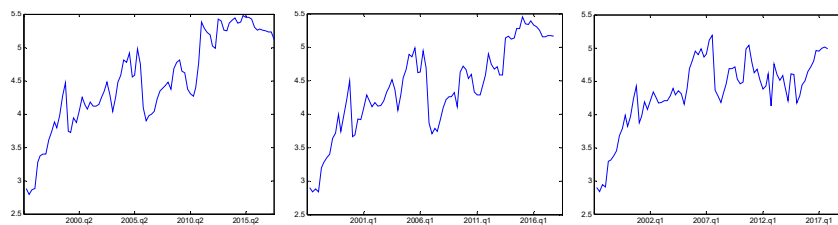
نمودار (۲). مقایسه مقادیر واقعی با مقادیر پیش‌بینی شده PPI

منبع: یافته‌های پژوهش

همان‌طور که مطرح شد از میان الگوهای پیش‌بینی، تنها DMA و DMS، مجاز به تغییر الگوهای پیش‌بینی در طول زمان هستند. با توجه به تعداد بسیار زیاد الگوها (۵۱۲ الگو) نمی‌توان نتایج را برای هر الگو ارائه نمود. اگرچه می‌توان ۹ بلوک عاملی را به طور بالقوه انتخاب نمود، ولیکن به علت اصل صرفه‌جویی در اکثر مواقع تعداد کمتری بلوک به عنوان وزن در الگوی DMA/DMS استفاده می‌شوند. اگر $Size_k$ به عنوان تعداد بلوک‌های عاملی در الگوی K در نظر گرفته شود، می‌توان تعداد بلوک‌های عاملی متوسط یا مورد انتظار استفاده‌شده در DMA/DMS در زمان t را به صورت

$$E(Size_t) = \sum_{k=1}^K \pi_{t|t-1,k} Size_k$$

بلوک‌های عاملی در هر پیش‌بینی در هر لحظه از زمان است. همان‌طور که در نمودار مشاهده می‌شود، الگوی پیش‌بینی در طول زمان تغییر می‌کند و علاوه بر این اصل صرفه‌جویی نیز در این الگوها رعایت‌شده و علاوه بر این، اصل صرفه‌جویی در داده‌های ابتدای دوره بیشتر مشهود است.



نمودار (۳). متوسط تعداد بلوک‌های عاملی پیش‌بینی‌کننده در هر تمرین پیش‌بینی

منبع: یافته‌های پژوهش

همان‌طور که مطرح شد در روش DMS، الگویی که دارای حداکثر احتمال است انتخاب می‌شود، به‌طوری‌که در این مطالعه در هر دوره زمانی از بین ۵۱۲ الگو ممکن، یک الگو به عنوان الگوی بهینه برای پیش‌بینی متغیر مدنظر انتخاب می‌شود. بر این اساس، جدول

(۳) معادله‌هایی که بیشترین سهم را برای پیش‌بینی نرخ تورم تولیدکننده ایفا کرده‌اند به همراه دوره زمانی بکارگیری این معادلات و همین‌طور بلوک‌های تشکیل‌دهنده را مطرح می‌کند. بر اساس نتایج بدست آمده در افق پیش‌بینی یک فصل جلوتر، معادله‌ای که در بردارنده بلوک‌های پولی، مالی و ستاده است با سهم ۱۰ درصد در دوره‌های زمانی مندرج در جدول زیر، بیشترین میزان بکارگیری را در پیش‌بینی نرخ تورم تولیدکننده داشته است. بعد از آن معادله‌ای که دارای بلوک‌های تقاضا، پولی، قیمتی، مالی، دولت و خارجی است با سهم ۱۰ درصد قرار دارد. این الگوها به عنوان الگوهایی که در دوره زمانی مورد مطالعه بیشترین میزان استفاده را در تشکیل بهترین الگو (DMS) داشته‌اند، مطرح می‌شوند.

در افق پیش‌بینی چهار فصل جلوتر، الگویی که حاوی بلوک‌های تقاضا، پولی، قیمتی، مالی و خارجی است با ۱۳.۸ درصد بیشترین میزان استفاده را در پیش‌بینی نرخ تورم تولیدکننده داشته و بعد از آن الگویی که حاوی بلوک‌های پولی و قیمتی است با ۱۰.۳ درصد قرار دارد. این الگوها به عنوان الگوهایی که در دوره زمانی مورد مطالعه بیشترین میزان استفاده را در تشکیل بهترین الگو داشته‌اند (بالای ۱۰ درصد)، مطرح می‌شوند.

در افق پیش‌بینی هشت فصل جلوتر، الگویی که حاوی بلوک‌های تقاضا، مالی، دولت و خارجی است با ۱۵.۷ درصد بیشترین میزان استفاده را در پیش‌بینی نرخ تورم تولیدکننده داشته و بعد از آن معادله‌ای که حاوی بلوک‌های قیمتی و انرژی است با سهم ۱۲ درصد، معادله‌ای که حاوی بلوک‌های تقاضا، پولی و مالی است نیز با سهم ۱۲ درصد و در نهایت معادله‌ای که در بردارنده بلوک‌های پولی، قیمتی، مالی، انرژی و خارجی است با سهم ۱۲ درصد قرار دارند. این الگو به عنوان الگویی که در دوره زمانی مورد مطالعه بیشترین میزان استفاده را در تشکیل بهترین الگو داشته‌است (بالای ۱۰ درصد)، مطرح می‌شود.

جدول (۳). بلوک‌های پیش‌بینی‌کننده در بهترین الگو در دوره‌های زمانی و افق‌های پیش‌بینی

مختلف

افق پیش‌بینی	دوره زمانی	بلوک‌های بکارگرفته شده در بهترین الگو	سهم
h=۱	۱۳۷۵q۱-q۴; ۱۳۷۶ q۲-۱۳۷۷q۲	بلوک‌های پولی، مالی، ستاده	۱۰٪
	۱۳۹۳q۴; ۱۳۹۴q۱-۱۳۹۵q۴	بلوک‌های تقاضا، پولی، قیمتی، مالی، دولت، خارجی	۱۰٪
h=۴	۱۳۹۴q۱-۱۳۹۶q۴	بلوک‌های تقاضا، پولی، قیمتی، مالی، خارجی	۱۳٪/۸
	۱۳۷۹q۱-q۲; ۱۳۸۶q۳-۱۳۸۸q۱	بلوک‌های پولی، قیمتی	۱۰٪/۳
h=۸	۱۳۸۵q۱-۱۳۸۶q۳; ۱۳۸۷q۲-۱۳۸۸q۳	بلوک‌های تقاضا، مالی، دولت، خارجی	۱۵٪/۷
	۱۳۹۱q۴-۱۳۹۳q۲; ۱۳۹۶q۲-q۴	بلوک‌های قیمتی، انرژی	۱۴٪
	۱۳۸۱q۳-۱۳۸۳q۴	بلوک‌های تقاضا، پولی، مالی	۱۲٪
	۱۳۹۳q۳-q۴; ۱۳۹۴q۲-۱۳۹۶q۱	بلوک‌های پولی، قیمتی، مالی، انرژی، خارجی	۱۴٪

منبع: یافته‌های پژوهش

جدول زیر نشان‌دهنده تعداد استفاده از بلوک‌ها در پیش‌بینی الگوی بهینه در افق‌های پیش‌بینی مدنظر است. یافته‌ها حاکی از آن است که در تمامی افق‌های پیش‌بینی بلوک پولی دارای بیشترین تعداد در استفاده از الگوی بهینه در طول زمان بوده است.

جدول (۴). اولویت‌بندی تعداد بلوک‌های مورد استفاده در پیش‌بینی الگوی بهینه

در افق‌های پیش‌بینی مختلف

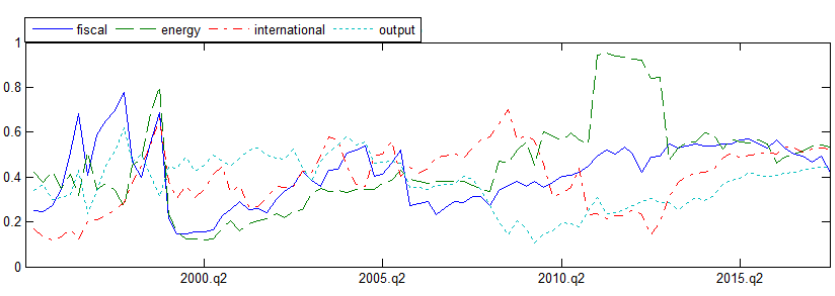
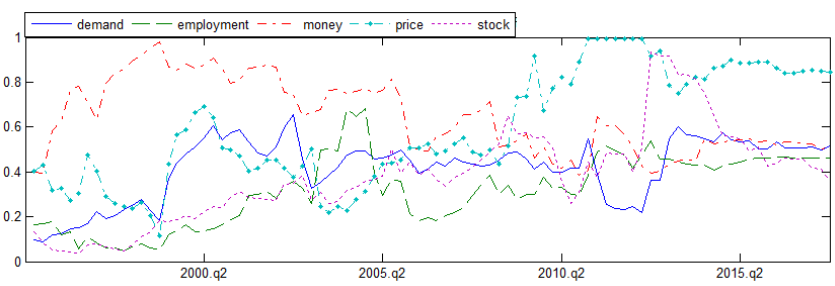
h=۱								
بلوک پولی	بلوک قیمتی	بلوک مالی	بلوک خارجی	بلوک نیروی کار	بلوک دولت	بلوک تقاضا	بلوک ستاده	بلوک انرژی
۶۸	۵۳	۴۳	۳۴	۳۳	۳۳	۳۱	۲۹	۲۷
h=۴								
بلوک پولی	بلوک قیمتی	بلوک تقاضا	بلوک خارجی	بلوک انرژی	بلوک مالی	بلوک ستاده	بلوک نیروی کار	بلوک دولت

۱۹	۲۰	۲۱	۲۳	۲۶	۳۳	۴۳	۵۳	۶۹
h=۸								
بلوک نیروی کار	بلوک ستاده	بلوک تقاضا	بلوک دولت	بلوک مالی	بلوک قیمتی	بلوک انرژی	بلوک خارجی	بلوک پولی
۷	۱۱	۳۳	۳۴	۳۶	۳۷	۳۸	۴۲	۴۸

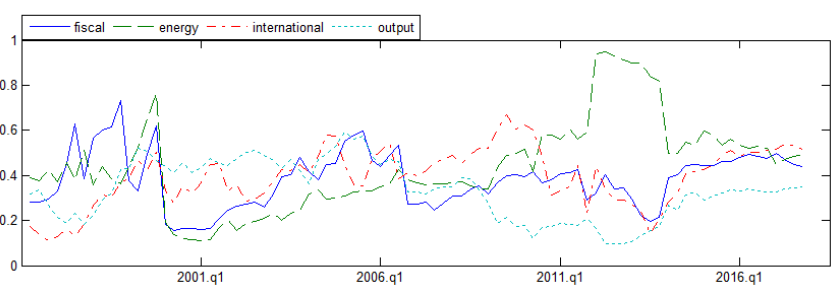
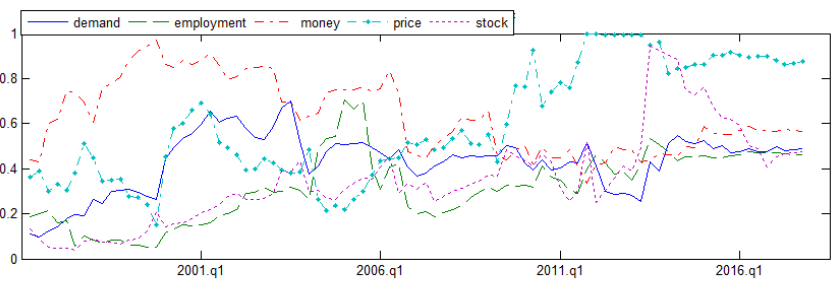
منبع: یافته‌های پژوهش

همان‌طور که مطرح شد، رفتاری و همکاران (۲۰۰۷) الگوریتم DMA را با احتمالات زمان متغیر مرتبط با هر الگو بیان نمودند (به عنوان مثال، $\pi_{t|t-1,k}$ برای $t = 1, \dots, T$ و $k = 1, \dots, K$). برای هر بلوک عاملی در هر نقطه از زمان، می‌توان از این مورد برای محاسبه احتمال کل مرتبط با الگوهای حاوی عامل بلوک خاص (و وقفه آن) استفاده نمود. به این معنی که برای $b = 1, \dots, B$ می‌توان $\sum_{k \in b} \pi_{t|t-1,k}$ را محاسبه نمود که به معنی مجموع الگوهایی است که حاوی b امین بلوک عاملی است. نمودار زیر بیانگر این احتمال‌ها برای ۹ بلوک عاملی در افق‌های پیش‌بینی مختلف است. اگر خطوط این نمودارها برای هر بلوک عاملی دقیقاً برابر با یک باشد، روش DMA تنها از الگوهایی که حاوی این بلوک عاملی باشند برای پیش‌بینی استفاده می‌کند (بنابراین، این بلوک عاملی یک پیش‌بینی‌کننده با اهمیت محسوب می‌شود). چنانچه خطوط این نمودارها برای هر بلوک عاملی دقیقاً برابر با صفر باشد، روش DMA بطور کامل کلیه الگوهای حاوی این بلوک عاملی را در پیش‌بینی حذف می‌کند. خطوطی که بین صفر و یک قرار می‌گیرند دارای یک تفسیر میانی^۱ هستند. همان‌طور که در نمودار مشاهده می‌شود، بلوک پولی در ابتدای دوره مورد بررسی و بلوک قیمتی در اواخر دوره مورد بررسی به‌وضوح پیش‌بینی‌کننده مهمی است و نزدیک به یک است.

1. Intermediate Interpretation

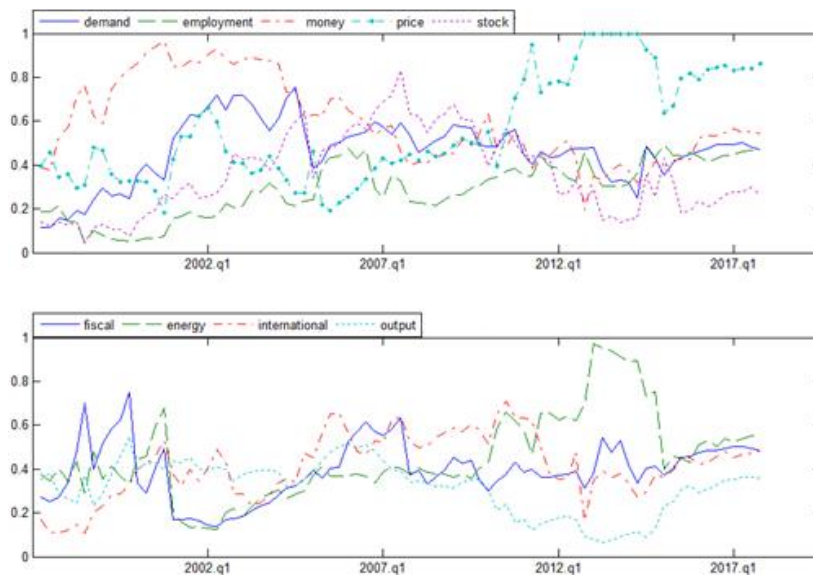


نمودار (۴). احتمال کل از الگوهای حاوی هر بلوک عاملی در افق پیش‌بینی یک فصل جلوتر ($h=1$)



نمودار (۵). احتمال کل از الگوهای حاوی هر بلوک عاملی در افق پیش‌بینی چهار فصل جلوتر

(h=۴)



نمودار (۶). احتمال کل از الگوهای حاوی هر بلوک عاملی در افق پیش‌بینی هشت فصل جلوتر

(h=۸)

منبع: یافته‌های پژوهش

۴. نتیجه‌گیری

در این مقاله به بررسی پیش‌بینی نرخ تورم تولیدکننده ایران در طول دوره زمانی ۱۳۹۶:۴-۱۳۶۹:۱ با لحاظ تعداد بسیاری متغیر فصلی و با استفاده از روش‌های DMA و DMS پرداخته شده است. این روشها با لحاظ تغییر مجموعه پیش‌بینی کنندگان در طول زمان، منجر به گسترش رویکردهای مرسوم شده‌اند. زمانیکه m پیش‌بینی‌کننده بالقوه وجود داشته باشد، اگر الگوهای پیش‌بینی متفاوت در هر نقطه از زمان بکار گرفته شوند، تعداد الگوهای ترکیبی که باید برای پیش‌بینی برآورد شود در زمان τ برابر با $2^{m\tau}$ خواهد شد که این امر منجر به مشکلات آماری و محاسباتی می‌شود. همان طور که در این مقاله نشان داده شد، الگوهای DMA و DMS این مشکلات را به روشی ساده حل نموده‌اند.

نتایج این مقاله نشان می‌دهد که DMA و DMS به عنوان بهترین الگوهای پیش‌بینی تورم تولیدکننده در مقایسه با سایر رویکردها (BMA, BVAR, TVP و AR) بوده‌اند. علاوه بر این، اهمیت برخی از بلوک‌ها به عنوان پیش‌بینی‌کننده‌های تورم PPI مطرح شد. یافته‌ها حاکی از آن است که در تمامی افق‌های پیش‌بینی بلوک پولی دارای بیشترین تعداد در استفاده از الگوی بهینه در طول زمان بوده و در افق زمانی یک گام و چهار گام به جلو، بلوک قیمتی به دلیل لحاظ نمودن دستمزدهای مختلف (به عنوان هزینه‌های تولید) در رده دوم بیشترین تعداد استفاده در پیش‌بینی بهینه را داشته است؛ این در حالی است که در افق پیش‌بینی هشت گام به جلو، دومین بلوک دارای بیشترین تعداد استفاده در پیش‌بینی بهینه، بلوک خارجی به لحاظ در نظر گرفتن نرخ ارز (به عنوان یکی دیگر از عوامل افزایش دهنده هزینه‌های تولید) بوده است.

پیوست:

بلوک قیمتی							
نام متغیر	منبع	فصلی زدایی	نتایج آزمون ریشه واحد غیرفصلی	نوع آزمون ریشه واحد غیرفصلی	نتایج آزمون ریشه واحد با تناوب نیم سالانه HEGY	نتایج آزمون ریشه واحد با تناوب فصلی HEGY	
شاخص کل مزد و حقوق و مزایای پرداختی به کارکنان کارگاه‌های بزرگ صنعتی (۱۳۸۳=۱۰۰)	wageind	بانک مرکزی	۵. لگاریتم با یک مرتبه تفاضل گیری همراه با عرض از مبدا و روند	ADF,pp,kpss	-۷.۹۶۹۵ (۰.۰۰۵)	۵۶۶۵۸۶ (۰.۰۰۰)	۱
شاخص بهای خدمات ساختمانی (۱۳۸۳=۱۰۰)	wagecons	بانک مرکزی	۴. لگاریتم همراه با عرض از مبدا و روند	ADF,kpss	-۵.۰۳۶۵ (۰.۰۰۵)	۳۲.۳۸۲ (۰.۰۰۰)	۲
شاخص کرایه مسکن اجاره‌ای (کلیه مناطق) (۱۳۸۳=۱۰۰)	phome	بانک مرکزی	۵. لگاریتم با یک مرتبه تفاضل گیری همراه با عرض از مبدا و روند	ADF,pp,kpss	-۸.۱۶۲۵ (۰.۰۰۵)	۳۲.۶۹۳ (۰.۰۰۰)	۳
شاخص بهای تولید کننده (۱۳۸۳=۱۰۰)	Ppi	بانک مرکزی	۵. لگاریتم با یک مرتبه تفاضل گیری همراه با عرض از	ADF,pp,kpss	-۸.۶۸۹ (۰.۰۰۵)	۲۷.۹۳۶ (۰.۰۰۰)	۴

۳۲.۷۹ (۰.۰۰۰)	-۶.۷۹۷ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	میدا ۵: لگاریتم با یک مرتبه تفاضل گیری بدون عرض از مبدا و روند	x13	Imf	Imf	All Commodity Price Index, 2005 = 100, includes both Fuel and Non-Fuel Price Indices	۵
۱۹.۱۶ (۰.۰۰۰)	-۴.۴۶۷ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	میدا ۵: لگاریتم با یک مرتبه تفاضل گیری همراه با عرض از مبدا	x13	بانک مرکزی	Pioil	شاخص ضمنی قیمت نفت (۱۳۸۳=۱۰۰)	۶
۲۰.۹۱ (۰.۰۰۰)	-۴.۲۹۳ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	میدا ۵: لگاریتم با یک مرتبه تفاضل گیری همراه با عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	Pdd	شاخص ضمنی تولید ناخالص داخلی (۱۳۸۳=۱۰۰)	۷

بلوک تقاضا								
نتایج آزمون ریشه واحد با تناوب فصلی HEGY	نتایج آزمون ریشه واحد با تناوب نیم سالانه HEGY	نوع آزمون ریشه واحد غیر فصلی	نتایج آزمون ریشه واحد غیر فصلی	فصلی زدایی	منبع	نام متغیر		
۴۱.۳۱ (۰.۰۰۰)	-۴.۳۷۴ (۰.۰۰۵)	kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	I	تشکیل سرمایه ثابت ناخالص (۱۳۸۳=۱۰۰)	۸
۳۳.۷۵ (۰.۰۰۰)	-۵.۷۹۲ (۰.۰۰۵)	kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	Icon	سرمایه گذاری در ساختمان (۱۳۸۳=۱۰۰) (میلیارد ریال)	۹
۴۸.۶۷ (۰.۰۰۰)	-۵.۳۳۷ (۰.۰۰۵)	kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	Iconp	سرمایه گذاری بخش خصوصی در ساختمان های جدید مناطق شهری (۱۳۸۳=۱۰۰)	۱۰
۲۱.۶۶ (۰.۰۰۰)	-۳.۷۳۶ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۵: لگاریتم با یک مرتبه تفاضل گیری بدون عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	Imac	تشکیل سرمایه در ماشین آلات (۱۳۸۳=۱۰۰)	۱۱
۲۲.۱۲ (۰.۰۰۰)	-۳.۶۷۲ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۱: بدون تبدیل (سطح)	x13	بانک مرکزی	Prok	شاخص بهره وری سرمایه (۱۳۸۳=۱۰۰)	۱۲
۶۳.۷۹ (۰.۰۰۰)	-۶.۶۰۳ (۰.۰۰۵)	kpss	۵: لگاریتم با یک مرتبه تفاضل گیری همراه با عرض از مبدا	x13	بانک مرکزی	K	موجودی سرمایه (۱۳۸۳=۱۰۰)	۱۳
۳۶.۵ (۰.۰۰۰)	-۴.۷۳۵ (۰.۰۰۵)	kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	Cp	هزینه های مصرف نهایی بخش خصوصی	۱۴

								(۱۳۸۳=۱۰۰)	
بلوک دولت									
نتایج آزمون ریشه واحد با تناوب فصلی HEGY	نتایج آزمون ریشه واحد با تناوب نیم سالانه HEGY	نوع آزمون ریشه واحد غیرفصلی	نتایج آزمون ریشه واحد غیرفصلی	فصلی زدایی	منبع	نام متغیر			
۲۳.۳۲۶ (۰.۰۰۰)	-۴.۹۳۵ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۵: لگاریتم با یک مرتبه تفاضل گیری بدون عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	Tr	درآمد مالیاتی (میلیارد ریال) (۱۳۸۳=۱۰۰)	۱۵	
۲۴.۸ (۰.۰۰۰)	-۶.۴۸ (۰.۰۰۵)	kpss	۵: لگاریتم با یک مرتبه تفاضل گیری بدون عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	Trp	درآمد مالیات اشخاص حقوقی (میلیارد ریال) (۱۳۸۳=۱۰۰)	۱۶	
۱۵.۰۶ (۰.۰۰۰)	-۳.۹۸ (۰.۰۰۷)	ADF,pp,kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	Trin	مالیات بر درآمد (میلیارد ریال) (۱۳۸۳=۱۰۰)	۱۷	
۱۴.۷۷ (۰.۰۰۰)	-۳.۷۸۹ (۰.۰۰۷)	ADF,pp,kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	Trw	مالیات بر ثروت (میلیارد ریال) (۱۳۸۳=۱۰۰)	۱۸	
۳۲.۰۷ (۰.۰۰۰)	-۵.۵۵ (۰.۰۰۵)	kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	Trm	مالیات بر واردات (میلیارد ریال) (۱۳۸۳=۱۰۰)	۱۹	
۴۱.۹۵ (۰.۰۰۰)	-۶.۳۱ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	Trc	مالیات بر کالاها و خدمات (میلیارد ریال) (۱۳۸۳=۱۰۰)	۲۰	
۲۵.۱۱ (۰.۰۰۰)	-۶.۳۳ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۵: لگاریتم با یک مرتبه تفاضل گیری بدون عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	Td	مالیات مستقیم (۱۳۸۳=۱۰۰)	۲۱	
۳۶.۸۱ (۰.۰۰۰)	-۵.۵۷ (۰.۰۰۵)	kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	Tind	مالیات غیرمستقیم (۱۳۸۳=۱۰۰)	۲۲	
۲۶.۲۵ (۰.۰۰۰)	-۴.۵۲ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۵: لگاریتم با یک مرتبه تفاضل گیری همراه با عرض از مبدا	x13	بانک مرکزی	Gor	درآمدهای نفتی (۱۳۸۳=۱۰۰)	۲۳	
۶۰.۴۷ (۰.۰۵۲)	۱.۱۵۲ (۰.۹۹۹)	ADF,pp,kpss	۲: با یک مرتبه تفاضل گیری بدون عرض از مبدا و ترند	tramo	بانک مرکزی	Gbd	کسری (-) یا مازاد (+) (بودجه (میلیارد ریال) (۱۳۸۳=۱۰۰)	۲۴	
۲۰.۲۴	-۵.۶۶۱	ADF,pp,kpss	۱: بدون	x13	بانک	Gov	اندازه دولت (کل پرداختها)	۲۵	

(۰.۰۰۰)	(۰.۰۰۵)		تبدیل(سطح) همراه با عرض از مبدا		مرکزی		به تولیدخالص داخلی به قیمت پایه جاری (۱۳۸۳)	
۲۸.۵۵ (۰.۰۰۰)	-۶.۰۲ (۰.۰۰۵)	kpss	۴: لگاریتم بدون عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	gcon	پرداختهای جاری (میلیارد ریال) (۱۳۸۳=۱۰۰)	۲۶
۳۱.۴۶ (۰.۰۰۰)	-۵.۷۱ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا	tramo	بانک مرکزی	Ign	پرداختهای عمرانی (میلیارد ریال) (۱۳۸۳=۱۰۰)	۲۷
بلوک خارجی								
نتایج آزمون ریشه واحد با تناوب فصلی HEGY	نتایج آزمون ریشه واحد با تناوب نیم سالانه HEGY	نوع آزمون ریشه واحد غیرفصلی	نتایج آزمون ریشه واحد غیرفصلی	فصلی زدایی	منبع		نام متغیر	
۱۶.۶۹ (۰.۰۰۰)	-۳.۹۰ (۰.۰۰۷)	ADF,pp,kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	Xr	صادرات (۱۳۸۳=۱۰۰)میلیارد ریال	۲۸
۱۶.۵۹ (۰.۰۰۰)	-۳.۰۶۲ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا	x13	بانک مرکزی	Im	واردات (۱۳۸۳=۱۰۰)	۲۹
۴۹.۲۹ (۰.۰۰۰)	-۶.۰۰۹ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا	x13	بانک مرکزی	Open	باز بودن تجاری	۳۰
۶۷.۶۲ (۰.۰۰۰)	-۷.۷۲ (۰.۰۰۵)	kpss	۱: بدون تبدیل(سطح) همراه با عرض از مبدا	stl	imf	Infch	نرخ تورم چین	۳۱
۱۹.۵۶ (۰.۰۰۰)	-۴.۰۹ (۰.۰۰۷)	ADF,kpss	۱: بدون تبدیل(سطح)	stl	imf	Infger	نرخ تورم آلمان	۳۲
۳۸.۱۹ (۰.۰۰۰)	-۴.۰۹ (۰.۰۰۸)	ADF,pp,kpss	۱: بدون تبدیل(سطح) همراه با عرض از مبدا و ترند	x13	imf	Grch	نرخ رشد چین	۳۳
۳۳.۵۶ (۰.۰۰۰)	-۵.۴۴ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۱: بدون تبدیل(سطح) همراه با عرض از مبدا	stl	imf	Grger	نرخ رشد آلمان	۳۴
۵۱.۶۱ (۰.۰۰۰)	-۵.۱۱۹ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	Erpo	نرخ ارز رسمی	۳۵
۳۳.۴۲ (۰.۰۰۰)	-۷.۱۳ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۵: لگاریتم با یک مرتبه تفاضل گیری همراه با عرض از مبدا	x13	بانک مرکزی	Erp	نرخ بازار غیر رسمی (ریال)	۳۶
۲۶.۱۰ (۰.۰۰۰)	-۵.۵۲ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۱: بدون تبدیل(سطح) همراه با عرض از مبدا	x13	بانک مرکزی	Erph	نرخ ارز غیررسمی حقیقی	۳۷
۴۸.۸۷ (۰.۰۰۰)	-۵.۷۱ (۰.۰۰۵)	ADF,kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	imf	Sdr	Exchange Rates, Domestic Currency per SDR, Period Average	۳۸
۶۳.۷۹ (۰.۰۰۰)	-۵.۷۶ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	imf	Sdrger	Exchange Rates, Domestic Currency per SDR, Period Average(germany)	۳۹

۴۰.۴۹ (۰.۰۰۰)	-۵.۳۷ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۴. لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	imf	erpger	Exchange Rates, Domestic Currency per U.S. Dollar, Period Average, Rate(germany)	۴۰
۵۵.۵۲ (۰.۰۰۰)	-۵.۹۳ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۴. لگاریتم همراه عرض از مبدا	x13	imf	Sdrch	Exchange Rates, Domestic Currency per SDR, Period Average(china)	۴۱
۵۹.۲۸ (۰.۰۰۰)	-۵.۱۴ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۴. لگاریتم همراه عرض از مبدا	x13	imf	Erpch	Exchange Rates, Domestic Currency per U.S. Dollar, Period Average, Rate(china)	۴۲
۳۶.۰۷ (۰.۰۰۰)	-۷.۱۸ (۰.۰۰۵)	kpss	۴. لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	imf	lrger	ریال به واحد پول آلمان	۴۳
۳۲.۷۸ (۰.۰۰۰)	-۷.۲۹ (۰.۰۰۵)	kpss	۴. لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	imf	lrch	ریال به واحد پول چین	۴۴
بلوک ستانده								
نتایج آزمون ریشه واحد با تناوب فصلی HEGY	نتایج آزمون ریشه واحد با تناوب نیم سالانه HEGY	نوع آزمون ریشه واحد غیرفصلی	نتایج آزمون ریشه واحد غیرفصلی	فصلی زدایی	منبع	نام متغیر		
۱۸.۳۲ (۰.۰۰۰)	-۳.۲۸ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۴. لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	Gdp	تولید ناخالص داخلی به قیمت پایه (۱۳۸۳=۱۰۰)	۴۵
۳۲.۵۲ (۰.۰۰۰)	-۵.۷۴۷ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۱: بدون تبدیل(سطح) همراه با عرض از مبدا و ترند	x13	بانک مرکزی	Vagr	ارزش افزوده کشاورزی (۱۳۸۳=۱۰۰)	۴۶
۱۸.۶۶ (۰.۰۰۰)	-۴.۲۱ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۵: لگاریتم با یک مرتبه تفاضل گیری همراه با عرض از مبدا	x13	بانک مرکزی	Vind	ارزش افزوده صنایع و معادن (۱۳۸۳=۱۰۰)	۴۷
۸۶.۱۶ (۰.۰۰۰)	-۶.۰۵ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۵: لگاریتم با یک مرتبه تفاضل گیری همراه با عرض از مبدا	x13	بانک مرکزی	Vin	ارزش افزوده صنعت (۱۳۸۳=۱۰۰)	۴۸
۳۴.۹۵ (۰.۰۰۰)	-۶.۵۶ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۴. لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	Vmin	ارزش افزوده معدن (۱۳۸۳=۱۰۰)	۴۹
۳۱.۱۰ (۰.۰۰۰)	-۴.۹۶ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۵: لگاریتم با یک مرتبه تفاضل گیری همراه با عرض از مبدا	x13	بانک مرکزی	Velec	ارزش افزوده برق، آب و گاز (۱۳۸۳=۱۰۰)	۵۰
۴۲.۹۵ (۰.۰۰۰)	-۶.۰۹ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۵: لگاریتم با یک مرتبه تفاضل گیری همراه با عرض از مبدا	x13	بانک مرکزی	Vcon	ارزش افزوده ساختمان (۱۳۸۳=۱۰۰)	۵۱
۲۰.۶۴ (۰.۰۰۰)	-۳.۶۷ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۱: بدون تبدیل(سطح) همراه با عرض از مبدا	x13	بانک مرکزی	Voil	ارزش افزوده نفت (۱۳۸۳=۱۰۰)	۵۲

۵۲.۲۴ (۰.۰۰۰)	-۵.۹۴ (۰.۰۰۵)	kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	Piind	شاخص کل تولید کارگاه‌های بزرگ صنعتی	۵۳
۲۸.۲۶ (۰.۰۰۰)	-۵.۵۸ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	وزارت صمت	prorsteel	تولید فولاد خام نهایی- هزار تن	۵۴
۴۹.۳۲ (۰.۰۰۰)	-۵.۴۲ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	وزارت صمت	prosteel	تولید محصولات فولادی نهایی- هزار تن	۵۵
۲۱.۱۹ (۰.۰۰۰)	-۳.۹۸ (۰.۰۰۵)	kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	وزارت صمت	procem	تولید سیمان نهایی- هزار تن	۵۶
۲۸.۶۵ (۰.۰۰۰)	-۴.۳۵ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۵: لگاریتم با یک مرتبه تفاضل گیری همراه با عرض از مبدا و روند	x13	وزارت صمت	procar	تولید انواع سواری نهایی- هزار دستگاه	۵۷
۴۰.۳۴ (۰.۰۰۰)	-۶.۳۱ (۰.۰۰۵)	kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	وزارت صمت	propetr	تولید پتروشیمی نهایی- میلیون تن	۵۸

بلوک پولی								
نتایج آزمون ریشه واحد با تناوب فصلی HEGY	نتایج آزمون ریشه واحد با تناوب نیم سالانه HEGY	نوع آزمون ریشه واحد غیر فصلی	نتایج آزمون ریشه واحد غیر فصلی	فصلی زدایی	منبع	نام متغیر		
۲۳.۹۲ (۰.۰۰۰)	-۶.۲۴ (۰.۰۰۵)	kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	Cer	تسهیلات اعطایی بانک‌ها و موسسات اعتباری غیربانکی (۱۳۸۳=۱۰۰)	۵۹
۸۶.۳۷ (۰.۰۰۰)	-۴.۶۶ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۵: لگاریتم با یک مرتبه تفاضل گیری	x13	بانک مرکزی	Dep	سپرده‌های دیداری (میلیارد ریال)	۶۰
۴۲.۳۱ (۰.۰۰۰)	-۶.۷۵ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۵: لگاریتم با یک مرتبه تفاضل گیری همراه عرض از مبدا	x13	بانک مرکزی	Ndep	سپرده‌های غیر دیداری نزد بانک‌ها و موسسات اعتباری غیربانکی (میلیارد ریال) (۱۳۸۳=۱۰۰)	۶۱
۲۶.۷۶ (۰.۰۰۰)	-۳.۸ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۵: لگاریتم با یک مرتبه تفاضل گیری همراه عرض از مبدا	x13	بانک مرکزی	Mon	اسکناس و مسکوک در دست اشخاص (میلیارد ریال) (۱۳۸۳=۱۰۰)	۶۲
۴۹.۰۴ (۰.۰۰۰)	-۳.۲۹ (۰.۰۰۵)	kpss	۱: بدون تبدیل (سطح) همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	Monb	اسکناس و مسکوک نزد بانک‌ها و موسسات اعتباری غیر بانکی (میلیارد ریال) (۱۳۸۳=۱۰۰)	۶۳
۴۲.۳۱	-۶.۷۵	ADF,pp,kpss	۵: لگاریتم با یک	x13	بانک	Quasi	شبه پول (میلیارد)	۶۴

(۰.۰۰۰)	(۰.۰۰۵)		مرتب‌بندی تفاضل‌گیری همراه عرض از مبدا		مرکزی		ریال (۱۳۸۳=۱۰۰)	
۷۹.۶ (۰.۰۰۰)	-۴.۸۲ (۰.۰۰۵)	ADF, kpss	۱: بدون تبدیل (سطح) همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	Debf	بدهی‌های خارجی بانک مرکزی (میلیارد ریال) (۱۳۸۳=۱۰۰)	۶۵
۴۳.۰۴ (۰.۰۰۰)	-۷.۰۱ (۰.۰۰۵)	kpss	۱: بدون تبدیل (سطح) همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	Debfb	بدهی‌های ارزی بانک‌ها (میلیارد ریال) (۱۳۸۳=۱۰۰)	۶۶
۶۷ (۰.۰۰۰)	-۵.۱۳ (۰.۰۰۵)	kpss	۱: بدون تبدیل (سطح) همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	Assf	دارایی‌های خارجی بانک مرکزی (میلیارد ریال) (۱۳۸۳=۱۰۰)	۶۷
۵۰.۳۸ (۰.۰۰۰)	-۶.۵۲ (۰.۰۰۵)	kpss	۱: بدون تبدیل (سطح) همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	Assfb	دارایی‌های خارجی بانک‌ها (میلیارد ریال) (۱۳۸۳=۱۰۰)	۶۸
۷۳.۰۲ (۰.۰۰۰)	-۴.۴۳ (۰.۰۰۵)	ADF, pp, kpss	۱: بدون تبدیل (سطح) همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	Debb	بدهی بخش دولتی به بانک مرکزی (میلیارد ریال) (۱۳۸۳=۱۰۰)	۶۹
نتایج آزمون ریشه واحد با تناوب فصلی HEGY	نتایج آزمون ریشه واحد با تناوب نیم سالانه HEGY	نوع آزمون ریشه واحد غیرفصلی	نتایج آزمون ریشه واحد غیرفصلی	فصلی زدایی	منبع		نام متغیر	
۳۱.۹۸ (۰.۰۰۰)	-۴.۹۵ (۰.۰۰۵)	ADF, pp, kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	debnb	بدهی بخش دولتی به بانک‌ها و موسسات اعتباری غیربانکی (میلیارد ریال) (۱۳۸۳=۱۰۰)	۷۰
۳۵.۰۵ (۰.۰۰۰)	-۷.۴۱ (۰.۰۰۵)	kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	debnb	بدهی بخش غیر دولتی به سیستم بانکی (میلیارد ریال) (۱۳۸۳=۱۰۰)	۷۱
۴۶.۶۹ (۰.۰۰۰)	-۵.۵۴ (۰.۰۰۵)	ADF, pp, kpss	۵: لگاریتم با یک مرتب‌بندی تفاضل‌گیری	x13	بانک مرکزی	Depg	سپرده‌های بخش دولتی نزد بانک مرکزی (میلیارد ریال) (۱۳۸۳=۱۰۰)	۷۲
۶۸.۵۵ (۰.۰۰۰)	-۵.۵۶ (۰.۰۰۵)	ADF, pp, kpss	۵: لگاریتم با یک مرتب‌بندی تفاضل‌گیری همراه عرض از مبدا	x13	بانک مرکزی	depgb	سپرده‌های بخش دولتی نزد بانک‌ها و موسسات اعتباری غیربانکی (میلیارد ریال) (۱۳۸۳=۱۰۰)	۷۳
۳۹.۵۶ (۰.۰۰۰)	-۶.۰۳ (۰.۰۰۵)	ADF, pp, kpss	۵: لگاریتم با یک مرتب‌بندی تفاضل‌گیری همراه عرض از مبدا	x13	بانک مرکزی	Ms	نقدینگی (میلیارد ریال) (۱۳۸۳=۱۰۰)	۷۴

۸۰.۵ (۰.۰۰۰)	-۴.۹۳ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۵: لگاریتم با یک مرتبه تفاضل گیری	x13	بانک مرکزی	money	پول (میلیارد ریال) (۱۳۸۳=۱۰۰)	۷۵
۲۶.۱۶ (۰.۰۰۰)	-۵.۹۳ (۰.۰۰۵)	kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	Mb	پایه پولی (میلیارد ریال) (۱۳۸۳=۱۰۰)	۷۶
۲۸.۰۹ (۰.۰۰۰)	-۳.۸۶ (۰.۰۰۸)	ADF,kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	Depl	سپرده‌های قانونی بانکها نزد بانک مرکزی (میلیارد ریال) (۱۳۸۳=۱۰۰)	۷۷
۳۱.۲۳ (۰.۰۰۰)	-۴.۶۷ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۱: بدون تبدیل (سطح) همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	Depb	سپرده‌های دیداری بانکها نزد بانک مرکزی (میلیارد ریال) (۱۳۸۳=۱۰۰)	۷۸
۴۸.۶۶ (۰.۰۰۰)	-۵.۹۸ (۰.۰۰۵)	kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	Deb	بدهی بانکها به بانک مرکزی (میلیارد ریال) (۱۳۸۳=۱۰۰)	۷۹

بلوک مالی								
نتایج آزمون ریشه واحد با فصلی HEGY	نتایج آزمون ریشه واحد یا تناوب نیم سالانه HEGY	نوع آزمون ریشه واحد غیرفصلی	نتایج آزمون ریشه واحد غیرفصلی	فصلی زدایی	منبع	نام متغیر		
۱۱.۰۴ (۰.۰۰۰)	-۳.۵۲ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۵: لگاریتم با یک مرتبه تفاضل گیری همراه عرض از مبدا	x13	بیمه مرکزی	Insur	حق بیمه (میلیارد ریال) (۱۳۸۳=۱۰۰)	۸۰
۱۲.۸۶ (۰.۰۰۰)	-۴.۷۳ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	بیمه مرکزی	Insurz	ضریب نفوذ بیمه (سهم حق بیمه تولیدی از تولید ناخالص داخلی)	۸۱
۲۴.۸۷ (۰.۰۰۰)	-۵.۱۱ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	سازمان بورس	Stock	شاخص کل بورس	۸۲
۴۳.۰۹ (۰.۰۰۰)	-۴.۷۶ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۱: بدون تبدیل (سطح) همراه با عرض از مبدا	x13	سازمان بورس	Stockr	بازده بازار سرمایه	۸۳
۳۴.۹۴ (۰.۰۰۰)	-۴.۸۸ (۰.۰۰۵)	ADF,kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	سازمان بورس	stockfi	شاخص مالی نهایی	۸۴
۶۵ (۰.۰۰۰)	-۵.۴۷ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۲: بدون تبدیل سطح عرض از مبدا و ترند	x13	سازمان بورس	Stockv	ارزش سهام مورد معامله	۸۵
بلوک انرژی								
نتایج آزمون ریشه	نتایج آزمون ریشه	نوع آزمون ریشه واحد	نتایج آزمون ریشه واحد غیرفصلی	فصلی زدایی	منبع	نام متغیر		

مقایسه عملکرد روش‌های مختلف پیش‌بینی شاخص قیمت تولیدکننده در ایران ۲۰۱

واحد با تناوب فصلی HEGY	واحد با تناوب نیم سالانه HEGY	غیرفصلی						
۲۱.۱۴ (۰.۰۰۰)	-۴.۳۹ (۰.۰۰۵)	kpss	۱: بدون تبدیل سطح عرض از مبدا و ترند	x13	بانک مرکزی	proen	بهره‌وری انرژی(بر اساس مصرف فرآورده‌های نفتی) ۱۰۰=۱۳۸۳	۸۶
۵۷.۸۲ (۰.۰۰۰)	-۶.۳۵ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	oilpro	تولید نفت خام (هزار بشکه در روز)	۸۷
۲۹.۹۳ (۰.۰۰۰)	-۴.۵۰ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۱: بدون تبدیل(سطح) همراه با عرض از مبدا و ترند	x13	بانک مرکزی	oilxr	صادرات نفت خام (هزار بشکه در روز)	۸۸
۳۶.۴ (۰.۰۰۰)	-۵.۰۸ (۰.۰۰۵)	kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	Oilc	مصرف فرآورده‌های نفتی (هزار بشکه در روز)	۸۹
۳۶.۳۵ (۰.۰۰۰)	-۶.۹۷ (۰.۰۰۵)	kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	Poil	سنگین ایران (دلار)	۹۰
۴۰.۶۹ (۰.۰۰۰)	-۶.۵۹ (۰.۰۰۵)	kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	brent	برنت (دلار)	۹۱
۳۳.۸ (۰.۰۰۰)	-۵.۴۰ (۰.۰۰۵)	kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از مبدا و روند	x13	بانک مرکزی	elecpro	تولید برق (میلیون کیلووات ساعت)	۹۲

بلوک نیروی کار								
نتایج آزمون ریشه واحد با تناوب فصلی HEGY	نتایج آزمون ریشه واحد با تناوب نیم سالانه HEGY	نوع آزمون ریشه واحد غیرفصلی	نتایج آزمون ریشه واحد غیرفصلی	فصلی زدایی	منبع	نام متغیر		
۴۹.۵۵ (۰.۰۰۰)	-۶.۵۵ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۴: لگاریتم همراه از مبدا	x13	مرکز آمار ایران	Un	نرخ بیکاری (درصد)	۹۳
۳۶.۰۹ (۰.۰۰۰)	-۴.۳۷ (۰.۰۰۵)	kpss	۴: لگاریتم همراه از مبدا و روند	x13	مرکز آمار ایران و ...	Part	نرخ مشارکت	۹۴
۱۷.۹۲ (۰.۰۰۰)	-۵.۴۲ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۱: بدون تبدیل(سطح) همراه با عرض از مبدا و ترند	x13	مرکز آمار ایران و ...	emser	سهام شاغلان بخش خدمات	۹۵
۷۷.۴۲ (۰.۰۰۰)	-۷.۶۲ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۱: بدون تبدیل(سطح) همراه با عرض از مبدا و ترند	x13	مرکز آمار ایران و ...	emind	سهام شاغلان بخش صنعت	۹۶
۴۹.۹۲ (۰.۰۰۰)	-۵.۷۵ (۰.۰۰۵)	kpss	۱: بدون تبدیل(سطح) همراه با عرض از مبدا و ترند	x13	مرکز آمار ایران و ...	emagr	سهام شاغلان بخش کشاورزی	۹۷

۳۸.۶۳ (۰.۰۰۰)	-۵.۳۴ (۰.۰۰۵)	kpss	۴: لگاریتم همراه عرض از میدا و روند	x13	مرکز آمار ایران و ...	unyoung	نرخ بیکاری جوانان ۱۵ تا ۲۴ سال	۹۸
۲۶.۳ (۰.۰۰۰)	-۵.۴۸ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۱: بدون تبدیل(سطح) همراه با عرض از میدا	x13	مرکز آمار ایران و بانک مرکزی	proagr	شاخص بهره وری کشاورزی (۱۳۸۳=۱۰۰)	۹۹
۳۴.۱۹ (۰.۰۰۰)	-۳.۸ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۱: بدون تبدیل(سطح) همراه با عرض از میدا و ترند	x13	مرکز آمار ایران و بانک مرکزی	proind	شاخص بهره وری صنایع (۱۳۸۳=۱۰۰)	۱۰۰
۲۱.۹۵ (۰.۰۰۰)	-۵.۲۸ (۰.۰۰۵)	ADF,pp,kpss	۱: بدون تبدیل(سطح) همراه با عرض از میدا	x13	مرکز آمار ایران و بانک مرکزی	proser	شاخص بهره وری خدمات (۱۳۸۳=۱۰۰)	۱۰۱

منابع:

- Akcay, S. (2011). The Causal Relationship between Producer Price Index and Consumer Price Index: Empirical Evidence from Selected European Countries. *International Journal of Economics and Finance*, 3(6), 227 – 232.
- Ang, A., Bekaert. G., & Wei. M. (2006). Do macro variables, asset markets or surveys forecast inflation better? Finance and Economics Discussion Series, Divisions of Research and Statistics and Monetary Affairs, Federal Reserve Board, Washington, DC.
- Ang, A., Bekaert. G., & Wei. M. (2007). Do Macro Variables, Asset Markets, or Surveys Forecast Inflation Better? *Journal of Monetary Economics*, 54, 1163–1212.
- Atkeson, A., & Ohanian. L. E. (2001). Are Phillips curves useful for forecasting inflation? *Federal Reserve Bank of Minneapolis Quarterly Review*, 25(1), 2–11.
- Avramov, D. (2002). Stock Return Predictability and Model Uncertainty, *Journal of Financial Economics*, 64, 423–58.
- Aye, G., Gupta, R., Hammoudeh, SH., & Kim, W.J. (2015). Forecasting the Price of Gold Using Dynamic Model Averaging, University of Pretoria, Department of Economics Working Paper Series.
- Azevedo, J.V.e. & Pereira. A. (2010). Forecasting inflation with monetary aggregates. *Economic Bulletin*, Banco de Portugal; 1–18.
- Balcilar, R., Gupta, R., Eyden. R.V., Thompson, K., & Majumdar, A. (2018). Comparing the forecasting ability of financial conditions indices: The case of

South Africa. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 69(C), 245-259.

- Barsoum, F., & Stankiewicz, S. (2013). Forecasting GDP Growth Using Mixed-Frequency Models with Switching Regimes. Working Paper Series, University of Konstanz, Department of Economics.
- Belmonte, M., & Koop, G. (2014). Model Switching and Model Averaging in Time-Varying Parameter Regression Models. in Ivan Jeliazkov, Dale J. Poirier (ed.) Bayesian Model Comparison (Advances in Econometrics, Volume 34) Emerald Group Publishing Limited, 45 – 69.
- Binner, JM., Tino, P., Tepper, J., Anderson, RG., Jones, B., & Kendall, G. (2010). Does money matter in inflation forecasting? Working paper series 2009-030B, Research Division, Federal Reserve Bank of St Louis.
- Bork, L. & Möller, S.V. (2014). Forecasting house prices in the 50 states using Dynamic Model Averaging and Dynamic Model Selection. *Macroeconomic Methodology, Theory and Economic Policy (MaMTEP)*, Working Paper Series Department of Business & Management, 2.
- Brave, S., & Fisher, JDM. (2004). In search of a robust inflation forecast. *Federal Reserve Bank of Chicago, Economic Perspectives*, 28(4), 11–31.
- Buncic, D. & G-M. Frey. (2012). Forecasting commodity currencies with dynamic Bayesian Models. Working paper, Institute of Mathematics and Statistics, University of St Gallen, Switzerland.
- Buncic, D., & Moretto, C. (2015). Forecasting copper prices with dynamic averaging and selection models. *North American Journal of Economics and Finance*, 33, 1–38.
- Cafaie, M. & Ghassemi, H. (2012). Investigating Determinants of Iran's Inflation, with the Use of Bayesian Averaging Approach. *Journal of Economics and Modelling*, 2(7-8) ,27-58 (In Persian).
- Canova, F. (2007). G-7 inflation forecasts: random walk, Phillips Curve or what else? *Macroeconomic Dynamics*, 11, 1–30.
- Carnot N., Koen, V., & Tissot, B. (2005). *Economic forecasting*, Palgrave Macmillan.
- Cecchetti, SG. (1995). Inflation indicators and inflation policy. Working paper 5161, NBER.
- Chernov, M., & Mueller, P. (2012). The term structure of inflation expectations. *Journal of Financial Economics*, 106(2), 367–394.
- Clark, T. E. (1995). Do Producer Prices Lead Consumer Prices?, *Economic Review-Federal Reserve Bank of Kansas City*, 80(3), 25 – 39.
- Cogley, T., Morozov, S. & Sargent, T. (2005). Bayesian fan charts for U.K. inflation: Forecasting and sources of uncertainty in an evolving monetary system. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 29, 1893–1925.
- Cogley, T. & Sargent, T. (2005). Drifts and volatilities: monetary policies and outcomes in The post WWII U.S., *Review of Economic Dynamics*, 8, 262–302.

- Cremers, K. (2002). Stock Return Predictability: A Bayesian Model Selection Perspective, *Review of Financial Studies*, 15, 1223–1249.
- Cristadoro, R., Venditti, F., & Saporito, G. (2008). Forecasting inflation and tracking monetary policy in the euro area does national information help? ECB working paper series, 900.
- De Bruyn, R., Gupta, R., & van Eyden, R. (2013). Forecasting the rand-dollar and rand-pound exchange rates using dynamic model averaging. Working paper 2013-07, University of Pretoria.
- Dupasquier, C., & Ricketts, N. (1998). Non-linearities in the output-inflation relationship: some empirical results for Canada. Working paper 98-14, Bank of Canada.
- Eickmeier, S., & Ziegler, C. (2006). How good are dynamic factor models at forecasting output and inflation? A meta-analytic approach. Discussion paper, series 1: economic studies, no. 42/2006, Research Centre, Deutsche Bundesbank.
- Elliott, G., & Timmermann, A. (2013). *Handbook of economic forecasting*, north Holland, Handbook of Economic Forecasting, Volume 2.
- Ferreira, D., & Palma, A. (2015). Forecasting Inflation with the Phillips Curve: A Dynamic Model Averaging Approach for Brazil, *Revista Brasileira de Economia*, 69(4), 451-465.
- Filippo, D.G. (2015). Dynamic Model Averaging and CPI Inflation Forecasts: A Comparison between the Euro Area and the United States. *Journal of Forecasting*, 34(8), 619–648.
- Fisher, JDM., Liu, CT., & Zhou, R. (2002). When can we forecast inflation?, *Economic Perspectives*, 26(1), 32–44.
- Gonzalo, C-M., & Kapetanios, G. (2005). Forecasting euro area inflation using dynamic factor measures of underlying inflation, *Journal of Forecasting*, 24(7), 491–503.
- Grassi, S., & De Magistris, P.S. (2015). It's all about volatility (of volatility): Evidence from a two-factor stochastic volatility model, *Journal of Empirical Finance*, 60, 62-78.
- Groen, J., Paap, R., & Ravazzolo, F. (2010). Real-time Inflation Forecasting in a Changing World, Federal Reserve Bank of New York Staff Report Number 388.
- Hofmann, B. (2008). Do monetary indicators lead euro area inflation?, ECB working paper 867.
- Holden, K., Peel, D.A., & Thompson, J.L. (1999). *Economic forecasting: an introduction*, Cambridge University Press.
- Huang, J-z., & Grishchenko, OV. (2011). Inflation risk premium: evidence from the TIPS market. *Finance and Economics Discussion*, Federal Reserve Board.

- Kim, C-J., & Nelson, CR. (1998). *State-Space Models with Regime-Switching: Classical and Gibbs-Sampling Approaches with Applications*. MIT Press: Cambridge, MA.
- Klein, L. (1950). *Economic Fluctuations in the United States: 1921-1941*, New York: Wiley.
- Koop, G., & Korobilis, D. (2011). UK macroeconomic forecasting with many predictors: Which models forecast best and when do they do so?. *Economic Modelling*, 28, 2307–2318.
- Koop, G., & Korobilis, D. (2012). Forecasting Inflation Using Dynamic Model Averaging, *International Economic Review*, 53(3), 867-886.
- Koop, G., & Potter, S. (2004). Forecasting in dynamic factor models using Bayesian model averaging. *The Econometrics Journal*, 7, 550–565.
- Koop, G., & Tole, L. (2012). Forecasting the European carbon market. *Journal of the Royal Statistical Society, Series A*, 176(3), 723–741.
- Lansing, KJ. (2002). Can the Phillips curve help forecast inflation? Economic Letter No. 2002-29, Federal Reserve Bank of San Francisco.
- Lenza, M. (2006). Does money help to forecast inflation in the euro area? Working paper, European Central Bank.
- Meyler, A., Kenny, G., & Quinn, T. (1998). Forecasting Irish inflation using ARIMA models. Central Bank and Financial Services Authority of Ireland Technical Paper Series, 3/RT/98: 1–48.
- Naser, H. & Alaali, F. (2018). Can Oil Prices Help Predict US Stock Market Returns: An Evidence Using a DMA Approach? *Empirical Economics*, 55(4), 1757-1777.
- Moench, E., Ng, S., & Potter, S. (2013). Dynamic Hierarchical Factor Models. *The Review of Economics and Statistics*, 95(5), 1811-1817.
- Nicoletti, G., & Passaro, R. (2012). Sometimes it helps: the evolving predictive power of spreads on GDP dynamics. ECB working paper series 1447.
- Orphanides, A., & van Norden, S. (2005). The reliability of inflation forecast based on output gap estimates in real time. *Journal of Money, Credit, and Banking*, 37(3), 583–600.
- Pesaran, M. H., & Timmermann, A. (2000). A Recursive Modelling Approach to Predicting UK Stock Returns, *The Economic Journal*, 110, 159–91.
- Primiceri, G. (2005). Time Varying Structural Autoregressions and Monetary Policy. *Review of Economic Studies*, 72, 821-852.
- Raftery, A., Karyn, M., Andrysek, J., & Ettler, P. (2007). Online prediction under model uncertainty via dynamic model averaging: application to a cold rolling mill. Technical report, 525. Department of Statistics, University of Washington.

- Raftery, A., Karny, M., & Ettlter, P. (2010). Online prediction under model uncertainty via dynamic model averaging: application to a cold rolling mill. *Technometrics*, 52(1), 52–66.
- Stock, J. & Watson, M. (1999). Forecasting Inflation, *Journal of Monetary Economics*, 44, 293–335.
- Stock, JH., & Watson, MW. (2003). Forecasting output and inflation: the role of asset prices. *Journal of Economic Literature*, 41(3), 788–829.
- Stock, JH., & Watson, MW. (2007). Why has US inflation become harder to forecast? *Journal of Money, Credit, and Banking* 39(Suppl. 1), 3–33.
- Stock, JH., & Watson, MW. (2008). Phillips Curve Inflation Forecasts, NBER Working Paper No. 14322.
- Tinbergen, J. (1939). *Business Cycles in the United States: 1912–1932*. League of Nations.
- Tiwari, A. K., Mutascu, M. & Andries, M. A. (2012). An Empirical Investigation of Causality between Producers' Price and Consumers' Price Indices in Australia in Frequency Domain. *Economic Modelling*, 29(5), 1571 – 1578.
- Tobias, A., & Wu, H. (2010). The term structure of inflation expectations. Staff report no. 362, Federal Reserve Bank of New York.
- Wright, JH. (2009). Forecasting US inflation by Bayesian model averaging. *Journal of Forecasting*, 28(2), 131–144.
- Yazdani, M. & Pirpour, H. (2016). The Determinants of Export of Technical and Engineering Services in Iran: Seasonal Co-integration Approach. *Quarterly Journal of Quantitative Economics*. 12(4), 91-118(In Persian).