

صلى الله عليه وسلم



پژوهشکده پولی و بانکی
بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران

▪ مقاله کاری شماره MBRI 9212 / پاییز ۱۳۹۲

▪ جعبه ابزار پیش‌بینی تورم در اقتصاد ایران

▪ سیدمهدی برکچیان

سعید بیات و هومن کرمی



پژوهشکده پولی و بانکی
بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران

پژوهشکده پولی و بانکی

بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران

تهران: میدان آرژانتین، ابتدای بزرگراه آفریقا، روبه‌روی پارکینگ بیهقی، پلاک ۱۰

کدپستی: ۱۵۱۴۹۴۷۱۱۱ صندوق پستی: ۷۹۴۹-۱۵۸۷۵

www.mbri.ac.ir

- دیدگاه و نظرات ارائه‌شده در این مقاله متعلق به نویسندگان بوده و لزوماً نظر پژوهشکده پولی و بانکی را منعکس نمی‌کند.
- کلیه حقوق مادی و معنوی این اثر متعلق به پژوهشکده پولی و بانکی می‌باشد. استفاده از نتایج این مقاله با ذکر منبع بلامانع است.

عنوان	صفحه
مقدمه.....	۱
فصل اول. بررسی عملکرد مدل خودرگرسیون در پیش‌بینی تورم.....	۱۳
فصل دوم. پیش‌بینی تورم با استفاده از منحنی فیلیپس.....	۳۳
فصل سوم. پیش‌بینی تورم با استفاده از منحنی فیلیپس روی شکاف تورم.....	۵۱
فصل چهارم. پیش‌بینی تورم به روش تفکیک اجزای شاخص کل قیمت کالاها و خدمات مصرفی.....	۶۷
فصل پنجم. پیش‌بینی تورم با استفاده از عوامل مشترک اجزای شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی.....	۸۱
فصل ششم. پیش‌بینی تورم به روش FAVAR.....	۱۰۱
فصل هفتم. پیش‌بینی تورم به روش VAR با پارامترهای متغیر با زمان.....	۱۱۵
فصل هشتم. پیش‌بینی تورم به روش مدل خودرگرسیون برداری تفاضلی.....	۱۲۹
فصل نهم. پیش‌بینی تورم با استفاده از مدل‌های غیرخطی TAR و STAR.....	۱۴۱
فصل دهم. پیش‌بینی تورم با استفاده از مدل ARDL.....	۱۵۵
فصل یازدهم. ارزیابی عملکرد روش‌های ترکیب پیش‌بینی.....	۱۶۵
فصل دوازدهم. نتیجه‌گیری.....	۱۷۵
فصل سیزدهم. پیش‌بینی تورم برای زمستان ۱۳۹۱ و سه فصل اول ۱۳۹۲.....	۱۷۹
چکیده لاتین.....	۱۸۵



مقدمه

امروزه در ادبیات سیاستگذاری اقتصادی، ثبات سطح قیمت‌ها به عنوان هدف اصلی سیاستگذار پولی در نظر گرفته می‌شود. بنا بر گزارش صندوق بین‌المللی پول (۲۰۰۵)، بانک‌های مرکزی در دهه گذشته به جای تمرکز بر رشد اقتصادی و ایجاد اشتغال، کنترل نرخ تورم را با ابزار سیاست پولی دنبال کرده‌اند. به عبارت دیگر، تمرکز سیاستگذار، بیشتر بر تثبیت است تا رشد و توسعه، البته با این فرض ضمنی که اگر ثبات قیمت‌ها برقرار شود، افزایش رشد اقتصادی، ایجاد اشتغال و کاهش فقر حاصل خواهد شد. بنابراین سیاستگذار پولی باید بتواند تورم دوره‌های آتی را با دقت بالا پیش‌بینی کند تا با اتخاذ سیاست مناسب پولی، ضمن تأمین وجوه مورد نیاز بخش‌های تولیدی، نوسانات سطح قیمت‌ها را کنترل نماید.

به دلیل اهمیت قانونی پیش‌بینی دقیق تورم برای تدوین سیاست‌های پولی مناسب، در سال‌های اخیر بانک‌های مرکزی دنیا به سوی ساخت جعبه ابزارهایی برای پیش‌بینی تورم حرکت کرده‌اند به عنوان نمونه، بانک مرکزی انگلستان در سال‌های ۱۹۹۹ و ۲۰۰۰ مجموعه‌ای از مدل‌های پیش‌بینی تورم، اعم از مدل‌های صرفاً آماری تا مدل‌های ساختاری را به کار گرفت. در سال ۲۰۰۳، پاگان^۱ بازبینی دقیقی بر مدل‌های مورد استفاده بانک مرکزی انگلستان انجام داد و توصیه کرد که مدل‌ها و داده‌های دیگری که تاکنون برای پیش‌بینی مورد استفاده قرار نگرفته‌اند نیز در نظر گرفته شوند. پس از این توصیه، بانک مرکزی انگلستان تصمیم گرفت تا جعبه ابزاری از مدل‌های آماری برای پیش‌بینی تورم^۲ تهیه کند و عملکرد طیف گسترده‌ای از مدل‌ها در پیش‌بینی تورم را با هم مقایسه نماید. علاوه بر این، نتایج حاصل از ترکیب پیش‌بینی‌ها نیز استخراج گردید تا بهترین پیش‌بینی ممکن بر اساس پیش‌بینی مدل‌ها و نتایج ترکیب پیش‌بینی، استخراج شود (کاپتانوس و دیگران^۳ ۲۰۰۷). بانک مرکزی ترکیه نیز با رویکردی مشابه به تهیه جعبه ابزار پیش‌بینی تورم پرداخت و گستره وسیعی از مدل‌ها، شامل مدل‌های سری زمانی ساده تا مدل‌های DSGE^۴ را وارد جعبه ابزار نمود (آکدوگان و دیگران^۵ ۲۰۱۲).

نظر به اهمیت فراوان تهیه جعبه ابزار پیش‌بینی تورم، پژوهشکده پولی و بانکی بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران تصمیم گرفت تا فاز اول ساخت جعبه ابزار را در قالب این پروژه به انجام رساند. گام اول در انجام این پروژه، انتخاب مدل‌های پیش‌بینی است. تاکنون روش‌های متعددی برای پیش‌بینی نرخ تورم در کشورهای مختلف مورد استفاده قرار گرفته که از آن میان می‌توان به مدل‌های سری زمانی تک‌متغیره، مدل VAR، مدل DSGE و غیره اشاره کرد. از دیگر روش‌های متداول پیش‌بینی تورم می‌توان منحنی فیلیپس نئوکینزی را نام برد (برنانکه^۶ ۲۰۰۷)، باتینی و دیگران^۷ (۲۰۰۵). در این پروژه ۱۲ روش برای پیش‌بینی تورم ایران در نظر گرفته شده است که به قرار زیر می‌باشند:

- 1- Pagan
- 2- Suite of Inflation Forecasting
- 3- Kapetanios et al
- 4- Dynamic Stochastic General Equilibrium
- 5- Akdogan et al
- 6- Bernanke
- 7- Batini et al



۱. مدل خودرگرسیون به صورت مستقیم و تکرارشونده
۲. مدل گام تصادفی
۳. منحنی فیلیپس
۴. مدل خودرگرسیون روی شکاف تورم
۵. منحنی فیلیپس روی شکاف تورم با نایروی ثابت
۶. منحنی فیلیپس روی شکاف تورم با نایروی متغیر با زمان
۷. مدل‌های STAR و TAR
۸. مدل خودرگرسیون برداری تفاضلی
۹. مدل خودرگرسیون برداری با پارامترهای متغیر با زمان
۱۰. مدل خودرگرسیون برداری ضمیمه‌شده با عامل^۱
۱۱. مدل‌های عامل پویا
۱۲. مدل تفکیک اجزای شاخص قیمت

این ۱۲ روش در ۹ فصل اول گزارش پروژه گنجانده شده است. در فصل اول، پیش‌بینی تورم مبتنی بر مدل‌های خودرگرسیون و گام تصادفی بررسی می‌شود. در فصل دوم، پیش‌بینی تورم با استفاده از منحنی فیلیپس ارائه می‌شود. فصل سوم دربردارنده پیش‌بینی تورم مبتنی بر منحنی فیلیپس روی شکاف تورم با نایروی ثابت و متغیر با زمان و مدل خودرگرسیون روی شکاف تورم می‌باشد. در فصل چهارم، روش تفکیک اجزای شاخص قیمت برای پیش‌بینی تورم معرفی می‌گردد. فصل پنجم، حاوی عملکرد پیش‌بینی مربوط به مدل‌های عامل ایستا (نظیر ARX) است. فصل ششم مربوط به معرفی و به کارگیری مدل‌های عامل پویا و مدل خودرگرسیون برداری ضمیمه‌شده با عامل (FAVAR) در پیش‌بینی تورم می‌باشد. فصل هفتم به ارائه پیش‌بینی تورم ایران با استفاده از مدل خودرگرسیون برداری با پارامترهای متغیر با زمان مربوط می‌شود. فصل هشتم و نهم نیز به ترتیب پیش‌بینی تورم با استفاده از مدل خودرگرسیون تفاضلی و مدل‌های STAR و TAR را مطرح می‌نمایند. تأکید می‌شود که علاوه بر تعهدات پروژه، فصول دیگری نیز به گزارش اضافه گردیده است تا عملکرد برخی دیگر از مدل‌های پیش‌بینی نیز بررسی گردد. در این راستا، فصل دهم به بررسی عملکرد مدل ARDL در پیش‌بینی تورم اختصاص یافته است. فصل یازدهم به تکنیک‌های مختلف ترکیب پیش‌بینی می‌پردازد و در نهایت، در فصل پایانی تحت عنوان «نتیجه‌گیری» عملکرد پیش‌بینی همه مدل‌ها با یکدیگر مقایسه شده و بهترین مدل در هر افق پیش‌بینی معرفی می‌شود. مدل‌های دیگری مانند مدل خودرگرسیون برداری بیزین (BVAR)، مدل مارکوف - سوئیچینگ (MS) و مدل‌های تعادل عمومی پویای تصادفی (DSGE) می‌تواند در فازهای بعدی پروژه به جعبه ابزار فوق اضافه گردد. همچنین استفاده از داده‌های دیگری که به دلیل عدم دسترسی در این پروژه امکان استفاده از آنها فراهم نبود (مانند اجزای شاخص قیمت تولیدکننده و داده‌های مربوط به حساب‌های ملی) می‌تواند در فازهای بعدی مورد توجه قرار گیرد.



پیش از اشاره به جزئیات مربوط به این پروژه لازم است به اختصار مروری بر تاریخچه ادبیات پیش‌بینی در حوزه اقتصاد گردد.

تاریخچه پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی

تاریخ ادبیات اقتصادی حاکی از آن است که برای پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی از دو شیوه متمایز بهره گرفته شده است: ۱. روش‌های ساختاری ۲. روش‌های غیرساختاری. روش‌های ساختاری، سری زمانی متغیر اقتصادی را مشاهده کرده و از درون لنز تئوری‌های اقتصادی به تحلیل و پیش‌بینی آن می‌پردازند. اما روش‌های غیرساختاری، حداقل اتکا به تئوری‌های اقتصادی را دارند.

دوره طلایی مدل‌های پیش‌بینی ساختاری مربوط به دهه‌های ۱۹۵۰ و ۱۹۶۰ میلادی می‌باشد که چارچوب آن بر مدل‌های ساختاری کینزی مربوط به دهه‌های ۱۹۳۰ و ۱۹۴۰ میلادی بنا شده بود. پیش‌بینی‌های حاصل از مدل‌های ساختاری از نوع شرطی است یعنی این پیش‌بینی مشروط بر تعدادی فرض انجام می‌شود. اولین مدلی که در این چارچوب برای پیش‌بینی مورد استفاده قرار گرفت، سیستم معادلات همزمان بود که چارچوب تئوریک آن را کلاین و گلدبرگر^۱ (۱۹۵۵) ارائه کرده بودند.

در اواخر دهه ۱۹۷۰ میلادی، با نقد لوکاس (۱۹۷۶) بر سیستم معادلات همزمان، پیش‌بینی مبتنی بر مدل‌های ساختاری کینزی تضعیف شد و رو به افول نهاد. در پاسخ به انتقاد وارده بر مدل‌های ساختاری، دو واکنش پدیدار گشت. در واکنش اول، فیر^۲ (۱۹۸۴)، (۱۹۹۴) و تیلور^۳ (۱۹۹۳) سعی کردند سیستم معادلات همزمان را به نحوی ارتقا دهند که دقت پیش‌بینی آن افزایش یابد. مثلاً تلاش کردند فرضیه انتظارات عقلایی را مدل‌سازی کرده و وارد سیستم معادلات همزمان نمایند. امروزه مدل‌های فیر و تیلور در برخی نهادهای اقتصادی نظیر IMF مورد استفاده قرار می‌گیرد. در واکنش دوم به این اتفاق که تغییری افراطی محسوب می‌شد، توسعه مدل‌های غیرساختاری هدف قرار گرفت.

قدمت مدل‌های غیرساختاری به قبل از مدل‌های ساختاری برمی‌گردد و این مدل‌ها با سرعت زیادی در حال توسعه هستند. مقالات فراوانی در اوایل دهه ۱۹۷۰ میلادی نشان دادند که مدل‌های آماری ساده، که هیچ فرضی در مورد ساختار اقتصاد مطرح نمی‌کنند، قادرند متغیرهای اقتصادی را حداقل به خوبی مدل‌های کینزی مقیاس بزرگ پیش‌بینی نمایند (به عنوان نمونه نگاه کنید به نلسون (۱۹۷۲)). بنابراین اقتصاددانان انگیزه بیشتری برای به کار گرفتن مدل‌های غیرساختاری و آماری پیدا کردند زیرا از یک‌سو پیش‌بینی‌ها به صورت غیرشرطی درآمده بود و از سوی دیگر انتقاد لوکاس به آنها وارد نبود.

برخلاف مدل‌های ساختاری که بیشتر توسط اقتصادسنج‌ها و اقتصادکلان‌سنج‌ها توسعه یافته بود، مدل‌های غیرساختاری بیشتر توسط ریاضی‌دانان، آماردانان و مهندسين در قرن بیستم بسط داده شده است. اولین مدل‌های غیرساختاری در دهه ۱۹۲۰ با مقالات اسلاتسکی (۱۹۲۷) و یول (۱۹۲۷) ارائه شد. این مقالات بیان می‌کنند که معادلات تفاضلی خطی ساده، چارچوب قوی و مناسبی برای مدل‌سازی و پیش‌بینی گستره وسیعی از متغیرهای اقتصادی و سری‌های زمانی مالی فراهم می‌نمایند. چنین معادلات تفاضلی تحت عنوان فرایندهای خودرگرسیون^۴ شناخته می‌شوند. در چنین فرایندی مقدار دوره جاری سری زمانی به صورت میانگینی از وقفه‌های خود و یک شوک تصادفی نمایش داده می‌شود. یول و اسلاتسکی در مطالعات دیگری به بررسی فرایندهای میانگین متحرک^۵ پرداختند و به این ترتیب، نسل جدیدی از مدل‌های سری زمانی به نام ARMA به دایره مدل‌های غیرساختاری پیش‌بینی اضافه گردید. مدل ARMA مقدار دوره جاری سری زمانی را به صورت میانگینی از وقفه‌های سری، وقفه‌های شوک‌های تصادفی و شوک تصادفی دوره جاری نشان می‌دهد. در دهه ۱۹۳۰، والد نشان داد که تحت شرایطی، بخش تصادفی یک سری زمانی می‌تواند مبتنی بر روش معادلات تفاضلی ارائه‌شده توسط یول و اسلاتسکی، مدل‌سازی شده و به بهبود دقت پیش‌بینی کمک نماید.

1- Klein & Goldberger

2- Fair

3- Taylor

4- Auto-Regressive

5- Moving-Average



کالمن این تئوری را گسترش داد و فرمول‌های پیش‌بینی خود را در چارچوب مدل حالت - فضا^۱ که فرایندی بازگشتی را طی می‌نماید ارائه داد و این چارچوب ساخته‌شده با عنوان فیلتر کالمن^۲ معرفی گردید.

در سال ۱۹۷۰، باکس و جنکینز کتابی در مورد تحلیل سری‌های زمانی و پیش‌بینی آنها ارائه کردند. نظرات آنها در این کتاب سبب پیشرفت قابل توجهی در ادبیات پیش‌بینی گردید. در این کتاب تمرکز روی مدل‌های تک‌متغیره بود اما به دلیل اینکه روابط بین متغیرهای اقتصادی، فراگیر و پیچیده است، اقتصاددانان تحلیل سری‌های زمانی را تکمیل کرده و مدل خودرگرسیون برداری^۳ را به منظور بررسی روابط بین متغیرها و ارائه پیش‌بینی‌های دقیق‌تر معرفی نمودند. مقاله کلاسیک سیمس (۱۹۸۰) به رواج گسترده مدل خودرگرسیون برداری انجامید و این مدل به عنوان جایگزینی برای سیستم معادلات همزمان معرفی شد. با گذشت زمان، نسخه‌های جدید و تکمیل‌شده‌ای از مدل خودرگرسیون برداری نظیر خودرگرسیون برداری تفاضلی^۴ و خودرگرسیون برداری ضمیمه‌شده با عامل^۵ به ادبیات اقتصادی افزوده شد.

در ادامه تلاش‌ها برای مدل‌سازی غیرساختاری روابط بین متغیرها و به منظور استفاده از اطلاعات مقیاس گسترده، مدل‌های عامل پویا^۶ توسط سارجنت و سیمس (۱۹۷۷) و گوک (۱۹۷۷) معرفی گشت. با گذشت زمان مدل‌های عامل پویا توسط استاک و واتسون (۱۹۸۹)، کاه و سارجنت (۱۹۹۳)، فورنی و ریچلین (۱۹۹۷) و استاک و واتسون (۱۹۹۷) بسط داده شد و برای پیش‌بینی مورد استفاده قرار گرفت. تا پیش از دهه ۱۹۸۰، عمده ادبیات مربوط به پیش‌بینی غیرساختاری بر اساس این فرض که متغیرهای مورد استفاده باید مانا باشند، بنا شده بود. لذا قاعده بر این بود که بسیاری از متغیرهای اقتصادی که دارای ریشه واحد هستند ابتدا تحت تبدیلی مانا می‌شوند (عمدتاً تفاضل گرفته می‌شوند) و سپس از آنها در مدل‌های پیش‌بینی استفاده می‌گردد. این روش، منجر به از بین رفتن بسیاری از اطلاعات موجود در سطح متغیرها با تفاضل‌گیری می‌شد. در یک تحول بزرگ در ادبیات، گرنجر (۱۹۸۱) و انگل و گرنجر (۱۹۸۷) ایده هم‌انباشتگی را برای شناسایی روابط بلندمدت بین متغیرها و استفاده از آن برای پیش‌بینی معرفی نمودند. تاریخچه‌ای که تاکنون ارائه شد مربوط به پیش‌بینی مبتنی بر مدل‌های خطی بود. به منظور پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی، مدل‌های غیرخطی نیز در سال‌های اخیر توجه زیادی را به خود جلب کرده‌اند. مدل‌های غیرخطی در چند دهه اول قرن بیستم توسعه یافتند. این مدل‌ها در پاسخ به یکی از مشکلات مهم در پیش‌بینی، یعنی شکست‌های گاه به گاه^۷ و تغییرات رژیم در سری زمانی متغیر و ماندگاری طولانی مدت شوک‌های گذشته به وجود آمدند. مدل‌های TAR^۸، STAR^۹ و MS سه نوع معروف و پرکاربرد مدل‌های غیرخطی محسوب می‌شوند. همچنین به منظور کنترل اثرات شکست، مدل‌های پارامترهای زمان متغیر نیز به ادبیات پیش‌بینی افزوده شده است.

به تازگی موج جدیدی از مدل‌های ساختاری به نام مدل‌های DSGE توسعه پیدا کرده‌اند. این مدل‌ها در واقع نسخه جدید و تکامل‌یافته‌ای از سیستم معادلات همزمان می‌باشند که معادلات آن از بهینه‌یابی رفتار آحاد اقتصادی حاصل می‌گردد. مدل‌های DSGE به منظور بررسی اثرات تغییر در یک قاعده سیاستی بر عملکرد سایر متغیرهای کلان به وجود آمده‌اند اما در سال‌های اخیر مطالعات زیادی به بررسی عملکرد این مدل‌ها در حوزه پیش‌بینی پرداخته‌اند (به عنوان نمونه فاست و رایت (۲۰۱۱)). باید توجه

-
- 1- State-Space
 - 2- Kalman Filter
 - 3- Vector Auto regression
 - 4- Difference VAR
 - 5- Factor Augmented VAR
 - 6- Dynamic Factor Models
 - 7- Occasional Breaks
 - 8- Threshold Autoregressive
 - 9- Smooth Transition Autoregressive
 - 10- Markov Switching



داشته باشیم که مدل‌های ساختاری نظیر DSGE، عموماً به منظور پیش‌بینی‌های بلندمدت و مدل‌های غیرساختاری سری زمانی برای پیش‌بینی‌های کوتاه‌مدت و میان‌مدت کاربرد دارند.

با توجه به آنچه در تاریخچه پیش‌بینی مطرح شد، برخی مدل‌ها ماهیت ساختاری و برخی، ماهیت غیرساختاری دارند، برخی در کوتاه‌مدت و برخی در بلندمدت عملکرد مطلوبی دارند، برخی در مقابل شکست‌ها و تغییر رژیم استوار و برخی آسیب‌پذیرند و نکات دیگری از این دست. در واکنش به این واقعیت و به منظور پیش‌بینی دقیق تورم، نهادهای سیاستگذار و متخصصان پیش‌بینی، طیف وسیعی از مدل‌های پیش‌بینی را مورد استفاده قرار می‌دهند تا ریسک ناشی از خطای یک مدل خاص را کاهش دهند.

نحوه تولید پیش‌بینی

در انجام هر یک از فصول اول تا دوازدهم، نکات مشترکی در مورد داده‌های مورد استفاده و روش کار وجود دارد که در اینجا مورد اشاره قرار می‌گیرد. افق‌های پیش‌بینی برای هر مدل ۱ تا ۴ فصل به جلو است. علت انتخاب افق‌های پیش‌بینی مذکور این است که از یک سو برای سیاستگذار پولی افق‌های پیش‌بینی ۱ تا ۴ فصل به جلو اهمیت فراوان دارد و دیگر اینکه نوع روش‌های به‌کاررفته در این پروژه که عمدتاً روش‌های آماری هستند، در افق‌های کوتاه‌مدت و میان‌مدت عملکرد نسبتاً مطلوبی دارند. نظر به اینکه عملکرد مطلوب درون‌نمونه‌ای مدل‌ها الزاماً منجر به عملکرد خوب برون‌نمونه‌ای نمی‌شود، بنابراین برای ارزیابی و مقایسه دقت پیش‌بینی مدل‌ها در همه فصول از پیش‌بینی‌های برون‌نمونه‌ای استفاده می‌شود. به همین منظور مشاهدات به دو بخش تقسیم می‌شوند: بخش اول مشاهدات (۱۳۸۶:۴ تا ۱۳۶۹:۲) که برای تخمین مدل‌ها و بخش دوم مشاهدات (۱۳۸۷:۱ تا ۱۳۹۰:۴) که برای پیش‌بینی و ارزیابی به کار برده می‌شوند. روش کار به این صورت است که اگر حجم نمونه برابر با T باشد، ابتدا با استفاده از T_0 داده ابتدایی مدل تخمین زده می‌شود و بعد از برآورد ضرائب، پیش‌بینی برای دوره T_0+h یعنی $\hat{\pi}_{T_0+h}$ ارائه می‌گردد. در مرحله بعد یک گام در زمان جلو رفته و این بار با استفاده از T_0+1 داده معادله دوباره تخمین زده می‌شود و با استفاده از ضرائب برآوردشده، پیش‌بینی برای دوره T_0+h+1 یعنی $\hat{\pi}_{T_0+h+1}$ ارائه می‌گردد. بدین ترتیب در هر مرحله یک گام در زمان جلو رفته تا آخرین پیش‌بینی یعنی $\hat{\pi}_T$ حاصل شود.

ارزیابی دقت پیش‌بینی مدل‌ها

اگر سری مورد هدف برای پیش‌بینی (تورم) را با t نشان دهیم و $t+h|t$ و $t+h|t^2$ و ... سری‌های پیش‌بینی h گام به جلوی تورم باشند که مبتنی بر اطلاعات تا زمان t توسط مدل‌های مختلف ۱ و ۲ و ... تولید شده‌اند، خطای پیش‌بینی هریک از مدل‌ها عبارت است از:

$$e_{t+h|t}^i = \pi_{t+h} - \pi_{t+h|t}^i, \quad i = 1, 2, \dots, \quad t = 1, \dots, n$$

n طول دوره پیش‌بینی می‌باشد که در این گزارش ۱۶ در نظر گرفته شده است.

برای اندازه‌گیری دقت پیش‌بینی هر یک از مدل‌ها می‌بایست از یک تابع زیان مشخص (L) مانند زیر که براساس خطای پیش‌بینی محاسبه می‌شود استفاده کرد. سپس با استفاده از تابع زیان می‌توان عملکرد مدل‌ها را با یکدیگر مقایسه نمود.

$$L\left(\pi_{t+h}^i - \pi_{t+h|t}^i\right) = L(e_{t+h|t}^i), \quad i = 1, 2, \dots$$

بالانویس i نشان‌دهنده هر یک از مدل‌های پیش‌بینی می‌باشد.

رایج‌ترین توابع زیان مورد استفاده برای دقت پیش‌بینی عبارت‌اند از:



$$\begin{aligned} L(e_{t+h|t}^i) &= \left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (e_{t+h|t}^i)^2 \right)^{1/2} & - \text{تابع زیان جذر میانگین مجذور خطای پیش‌بینی (RMSFE)} \\ L(e_{t+h|t}^i) &= \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |e_{t+h|t}^i| & - \text{تابع زیان میانگین قدرمطلق خطای پیش‌بینی (MAE)}^2 \end{aligned}$$

در این گزارش از معیار RMSFE به عنوان تابع زیان استفاده شده است. کوچک‌بودن RMSFE الزاماً برتری دقت پیش‌بینی یک مدل را نسبت به مدل دیگر تأیید نمی‌کند زیرا RMSFE حاصله می‌تواند مربوط به نمونه مشاهدات خاص مورد استفاده باشد و با تغییر بازه مشاهدات، نتیجه می‌تواند تغییر کند. بنابراین اختلاف RMSFE دو مدل پیش‌بینی باید به لحاظ آماری آزمون شوند که آیا اختلاف معناداری بین آنها وجود دارد یا خیر. دیبلد و ماریانو^۳ (۱۹۹۵) آزمونی را ارائه کردند که تحت آن دقت پیش‌بینی دو مدل بر اساس تابع زیان، مورد آزمون آماری قرار می‌گیرد. فرض صفر این آزمون به صورت زیر نوشته می‌شود:

$$\begin{cases} H_0: E[L(e_{t+h|t}^1)] = E[L(e_{t+h|t}^2)] \\ H_1: E[L(e_{t+h|t}^1)] \neq E[L(e_{t+h|t}^2)] \end{cases}$$

با بازنویسی فرضیه بالا خواهیم داشت:

$$\begin{cases} H_0: E[L(e_{t+h|t}^1) - L(e_{t+h|t}^2)] = 0 \\ H_1: E[L(e_{t+h|t}^1) - L(e_{t+h|t}^2)] \neq 0 \end{cases}$$

تابع زیان به صورت مجذور خطای پیش‌بینی تعریف می‌شود:

$$L_t(e_{t+h|t}^i) = (e_{t+h|t}^i)^2$$

و d_t اختلاف توابع زیان دو مدل ۱ و ۲ است:

$$d_t = L_t(e_{t+h|t}^1) - L_t(e_{t+h|t}^2) = (e_{t+h|t}^1)^2 - (e_{t+h|t}^2)^2$$

لذا فروض صفر و یک آزمون به صورت زیر بازنویسی می‌شود:

$$\begin{cases} H_0: E[d_t] = 0 \\ H_1: E[d_t] \neq 0 \end{cases}$$

برای انجام آزمون، از \bar{d} ، $\bar{d} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n d_t$ ، به عنوان تخمین‌زن $E[d_t]$ استفاده می‌شود. همان‌طور که دیبلد و ماریانو (۱۹۹۵) نشان می‌دهند، \bar{d} دارای واریانس مجانبی به صورت زیر می‌باشد:

$$Var(\bar{d}) \approx \frac{1}{n} [\gamma_0 + 2 \sum_{j=1}^{h-1} \gamma_j]$$

ج خودکواریانس d_t می‌باشد که به صورت زیر تخمین زده می‌شود.

$$\hat{\gamma}_j = cov(d_t, d_{t-j}) = \frac{1}{n} \sum_{t=j+1}^n (d_t - \bar{d})(d_{t-j} - \bar{d})$$

1- Root Mean Squared Forecast Error
2- Mean Absolute Error
3- Diebold & Mariano



علت وجود خودهمبستگی d_t این است که برای پیش‌بینی‌های h گام به جلو با توجه به اینکه در طول دوره پیش‌بینی از داده‌هایی برای تخمین استفاده می‌شود که با یکدیگر همپوشانی^۱ دارند بنابراین سری‌های خطای پیش‌بینی دو مدل یعنی $\{e_{t+h|t}^1\}_1^n$ و $\{e_{t+h|t}^2\}_1^n$ خودهمبستگی خواهند داشت.
در نهایت آماره آزمون دیبلد - ماریانو به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$S = \frac{\bar{d}}{(\widehat{\text{var}(\bar{d})})^{1/2}}$$

دیبلد و ماریانو (۱۹۹۵) نشان می‌دهند که تحت فرض صفر مبنی بر برابری دقت پیش‌بینی دو مدل آماره S دارای توزیع مجانبی نرمال استاندارد می‌باشد. بنابراین به عنوان مثال، فرض صفر آزمون در سطح ۵ درصد در صورتی رد می‌شود که:

$$|S| > 1.96$$

اما آزمون دیبلد - ماریانو تنها برای نمونه‌های بزرگ ($n > 32$) مناسب است. هاروی، لیبورن و نیوبلد^۲ (۱۹۹۷) با انجام اصلاحاتی روی آزمون دیبلد - ماریانو این آزمون را برای نمونه‌های متوسط و کوچک نیز بهبود دادند. ایشان ثابت می‌کنند که:

$$E[\widehat{\text{Var}}(\bar{d})] = \left[\frac{n+1-2h+n^{-1}h(h-1)}{-n} \right] \text{Var}(\bar{d})$$

و بنابراین آماره آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته را به صورت زیر پیشنهاد می‌دهند:

$$S^* = \left[\frac{n+1-2h+n^{-1}h(h-1)}{-n} \right] S$$

در حالی که آماره S دارای توزیع نرمال استاندارد است آماره S^* دارای توزیع تی - استیودنت با $(n-1)$ درجه آزادی می‌باشد. مطابق با ادبیات رایج پیش‌بینی، در هر فصل از گزارش دقت پیش‌بینی هر مدل با مدل‌های پایه نظیر مدل خودرگرسیون و گام تصادفی به لحاظ معیار RMSFE مقایسه و اختلاف دقت پیش‌بینی با استفاده از آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته به لحاظ آماری آزمون می‌شود.

معرفی داده‌ها

متغیر مورد پیش‌بینی یعنی تورم، نرخ رشد فصلی شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی است. این شاخص نخستین بار بر مبنای سال پایه ۱۳۱۵ محاسبه شد ولی تاکنون ۳ بار سال پایه تغییر یافته است و سال‌های ۱۳۵۳، ۱۳۷۶ و ۱۳۸۳ به عنوان سال پایه محاسبه شاخص معرفی شده‌اند. اگر P_t شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی در پایان فصل t باشد، آنگاه داریم:

$$\pi_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right)$$



در فصول مختلف این پروژه علاوه بر شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی از ۱۹ متغیر دیگر نیز استفاده شده است. این متغیرها عبارت‌اند از: نرخ بیکاری، حجم پول (M1)، قیمت تمام سکه بهار آزادی طرح قدیم، تولید ناخالص داخلی، تولید ناخالص داخلی بدون نفت، تولید ناخالص داخلی بدون کشاورزی و تولید ناخالص داخلی بدون نفت و کشاورزی و ۱۲ جزء شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی که عبارت‌اند از: شاخص قیمت خوراکی‌ها و آشامیدنی‌ها، دخانیات، پوشاک و کفش، مسکن و آب و برق و گاز و سایر سوخت‌ها، اثاث لوازم و خدمات مورد استفاده در منزل، بهداشت و درمان، حمل و نقل، ارتباطات، تفریح و امور فرهنگی، تحصیل، رستوران و هتل، کالاها و خدمات متفرقه. نحوه محاسبه اجزای شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی در طول سال‌های گذشته در معرض تغییراتی بوده است. تا قبل از سال ۱۳۸۳، شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی دارای ۸ گروه اصلی بود ولی از این سال به بعد به ۱۲ گروه تغییر یافت. چون تا قبل از سال ۱۳۸۳ آمارها بر مبنای ۸ گروه اصلی ارائه می‌شدند، اداره بررسی‌ها و سیاست‌های اقتصادی بانک مرکزی آمارهای مربوط به سال‌های قبل (از ۱۳۶۹ تا ۱۳۸۳) را بر مبنای ۱۲ گروه اصلی تعدیل کرده است. از تمام متغیرهای مذکور به غیر از نرخ بیکاری لگاریتم طبیعی گرفته شده و سپس با فیلتر $X12$ اثرات فصلی آنها حذف شده است. دیبلد و کیلیان^۱ (۲۰۰۰) در مطالعه خود نشان می‌دهند که انجام آزمون ریشه واحد و تفاضل‌گیری در صورت وجود ریشه واحد در مورد داده‌های فصلی موجب افزایش دقت پیش‌بینی مدل در تمام افق‌های پیش‌بینی می‌شود. بنابراین آزمون دیکی فولر تعمیم‌یافته^۲ را به کار می‌بریم تا پس از مشخص شدن مرتبه انباشتگی، سری مورد بررسی با تبدیل مناسب (تفاضل‌گیری) مانا شود. جدول ۱ نتایج آزمون دیکی فولر تعمیم‌یافته و همچنین منبع گردآوری داده‌ها را نشان می‌دهد.

1- Diebold & Kilian

2- Augmented Dickey-Fuller (ADF) Test



جدول ۱. نتایج آزمون دیکي فولر تعمیم یافته و منبع گردآوری داده‌ها

ردیف	نام متغیر	P-value			درجه انباشتگی	منبع گردآوری
		تفاضل مرتبه اول	تفاضل مرتبه دوم	سطح		
۱	شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی	۰.۳۴	۰.۰۴*	-	۱	بانک مرکزی
۲	نرخ بیکاری	۰.۰۰*	-	-	۰	مرکز آمار
۳	شکاف تولید ناخالص داخلی	۰.۰۰*	-	-	۰	بانک مرکزی
۴	شکاف تولید ناخالص داخلی بدون نفت	۰.۰۰*	-	-	۰	بانک مرکزی
۵	شکاف تولید ناخالص داخلی بدون کشاورزی	۰.۰۰*	-	-	۰	بانک مرکزی
۶	شکاف تولید ناخالص داخلی بدون نفت و کشاورزی	۰.۰۰*	-	-	۰	بانک مرکزی
۷	شاخص قیمت مصرف کننده (خوراکی‌ها و آشامیدنی‌ها)	۰.۲۴	۰.۰۰*	-	۱	بانک مرکزی
۸	شاخص قیمت مصرف کننده (دخانیات)	۰.۸۱	۰.۰۰*	-	۱	بانک مرکزی
۹	شاخص قیمت مصرف کننده (پوشاک و کفش)	۰.۶۶	۰.۱۰	۰.۰۰*	۱	بانک مرکزی
۱۰	شاخص قیمت مصرف کننده (مسکن، آب، برق، گاز و سایر سوخت‌ها)	۰.۲۶	۰.۰۰*	-	۱	بانک مرکزی
۱۱	شاخص قیمت مصرف کننده (اثاث، لوازم و خدمات مورد استفاده در خانه)	۰.۸۳	۰.۰۸*	-	۱	بانک مرکزی
۱۲	شاخص قیمت مصرف کننده (بهداشت و درمان)	۰.۰۰*	-	-	۰	بانک مرکزی
۱۳	شاخص قیمت مصرف کننده (حمل و نقل)	۰.۰۷*	-	-	۰	بانک مرکزی
۱۴	شاخص قیمت مصرف کننده (ارتباطات)	۰.۰۰*	-	-	۰	بانک مرکزی
۱۵	شاخص قیمت مصرف کننده (تفریح و امور فرهنگی)	۰.۸۹	۰.۰۱*	-	۱	بانک مرکزی
۱۶	شاخص قیمت مصرف کننده (تحصیل)	۰.۰۰*	-	-	۰	بانک مرکزی
۱۷	شاخص قیمت مصرف کننده (رستوران و هتل)	۰.۱۴	۰.۰۳*	-	۰	بانک مرکزی
۱۸	شاخص قیمت مصرف کننده (کالاها و خدمات متفرقه)	۰.۸۹	۰.۰۲*	-	۱	بانک مرکزی
۱۹	حجم پول (M1)	۰.۲۳	۰.۰۰*	-	۱	بانک مرکزی
۲۰	قیمت تمام سکه بهار آزادی طرح قدیم	۰.۹۸	۰.۰۰*	-	۱	Nerkhfa.com

توضیحات: در فصل دوم گزارش که از متغیرهای مربوط به تولید ناخالص داخلی استفاده می‌شود، این متغیرها مستقیماً وارد مدل نمی‌شوند و پس از عبور از فیلتر HP تحت نام شکاف تولید مورد استفاده قرار می‌گیرند. بنابراین لازم است شکاف تولید مورد آزمون ریشه واحد قرار گیرد. همچنین از کلیه متغیرها بجز نرخ بیکاری قبل از انجام آزمون ریشه واحد لگاریتم طبیعی گرفته شده است. علامت * در ستون‌های سوم، چهارم و پنجم نشان‌دهنده رد فرض صفر در سطح ۱۰ درصد می‌باشد.



مراجع

- Akdogan, K., et al. "Short-Term Inflation Forecasting Models for Turkey and a Forecast Combination Analysis." *Central Bank of the Republic of Turkey Working Paper*, 2012.
- Batini, N., B. Jackson, and S. Nickell. "An Open-economy New- Keynesian Philips Curve for the U.K." *Journal of Monetary Economics* 52 (2005): 1061-1071.
- Bernanke, B. "Inflation Expectation and Inflation Forecasting." *Speech at the Monetary Economics Workshop of the NBER Summer Institute*, 2007.
- Diebold, F. X., and L. Kilian. "Unit Root Tests are Useful for Selecting Forecasting Models." *Journal of Business and Economic Statistics* 18 (2000): 265-273.
- Diebold, F., and R. Mariano. "Comparing Predictive Accuracy." *Journal of Business and Economic Statistics*, 1995: 253-263.
- Engle, R.F., and C.W.J. Granger. "Co-Integration and Error Correction: Representation, Estimation and Testing." *Econometrica*, 1987: 251-276.
- Fair, R.C. *Specification, Estimation, and Analysis of Macroeconometric Models*. Cambridge, Mass: Harvard University Press, 1984.
- _____. *Testing Macroeconometric Models*. Cambridge, Mass: Harvard University Press, 1994.
- Faust, J., and J. Wright. "Forecasting Inflation." In *Handbook of Economic Forecasting*, by G. Elliott and A. Timmermann. Elsevier, 2011.
- Forni, M., and L. Reichlin. *Let's Get Real: A Dynamic Factor Analytical Approach to Disaggregated Business Cycles*. Manuscript, University of Modena and University of Brussels.
- Geweke, J. *The Dynamic Factor Analysis of Economic Time-Series Models*. In *Latent Variables in Socioeconomics Models*, by D.J. Aigner and A.S. Golberger (eds.), Amsterdam: North-Holland, 1977.
- Granger, C.W.J. "Some Properties of Time Series Data and their Use in Econometric Model Specification." *Journal of Econometrics*, 1981: 121-130.
- Harvey, D., S. Leybourne, and P. Newbold. "Testing the Equality of Prediction Mean Squard Errors." *International Journal of Forecasting* 13 (1997): 281-291.
- International Monetary Fund. "World Economic Outlook." Washington, D.C., 2005b.
- Kapetanios, G., V. Labhard, and S. Price. "Forecast Combination and the Bank of England s Suite of Statistical Forecasting Models." *Bank of England Working Paper, no 323*, 2007.
- Klein, L.R., and A.S. Goldberger. *An Econometric Model of the United States: 1929-1953*. Amsterdam: North-Holland, 1955.
- Lucas, R.E. *Econometric Policy Evaluation: A Critique*. Amsterdam: North-Holand, 1976.
- Nelson, C.R. "The Prediction Performance of the F.R.B-M.I.T.-Penn Model of the U.S. Economy." *American Economic Review*, 1972: 902-917.
- Pagan, A. *Report on Modeling and Forecsating at the Bank of England*. Bank of England Quarterly Bulletin, 2003.
- Quah, D., and T.J. Sargent. "A Dynamic Index Model for Large Cross Sections." In *Business Cycles, Indicators and Forecasting*, by J.H. Stock and M.W. Watson, 285-310. Chicago: University of Chicago Press for NBER, 1993.
- Sargent, T.J., and C. Sims. "Business Cycle Modeling Without Pretending to Have Too Much a Priori Theory". In *New Methods of Business Cycle Research*, by C. Sims (ed.), Minneapolis: Federal Reserve Bank of Minneapolis, 1977.
- Sims, C.A. "Macroeconomics and Reality." *Econometrica*, 1980: 1-48.



- Slutsky, E. "The Summation of Random Causes as the Source of Cyclic Processes." *Econometrica*, 1927: 105-146.
- Stock, J.H., and M.W. Watson. *Adaptive Diffusion Indexes*. Manuscript, Kennedy School, Harvard University, and Woodrow Wilson School, Princeton University.
- Stock, J.H., and M.W. Watson. "New Indexes of Coincident and Leading Economic Indicators." In *NBER Macroeconomics Annual*, by O. Blanchard and S. Fischer, 351-394. Cambridge, Mass: MIT Press, 1989.
- Taylor, J. *Macroeconomic Policy in a World Economy: Form Econometric Design to Practical Operation*. New York: North, 1993.
- Yule, G.U. "On a Method of Investigating Periodicities in Disturbed Series, with Special Reference to Wolfer's Sunspot Numbers." *Philosophical Transactions*, 1927.

فصل اول

بررسی عملکرد مدل خودرگرسیون
در پیش‌بینی تورم

بررسی عملکرد مدل خودرگرسیون در پیش‌بینی تورم

۱-۱. مقدمه

مدل خودرگرسیون یک‌متغیره^۱ غالباً به عنوان مدل پایه^۲ برای مقایسه دقت پیش‌بینی دیگر روش‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد. با توجه به اینکه تعداد وقفه‌های مدل خودرگرسیون همواره نامشخص است، نحوه تعیین طول وقفه در استفاده از مدل خودرگرسیون برای پیش‌بینی سری زمانی از اهمیت زیادی برخوردار است چون تشخیص صحیح طول وقفه از عوامل مؤثر در بالابردن دقت پیش‌بینی مدل می‌باشد. معیارهای مختلفی نظیر معیار اطلاعاتی آکائیک^۳، معیار اطلاعاتی شوارتز^۴، معیار هنان کوئین^۵، خطای پیش‌بینی نهایی^۶ و معیار اطلاعاتی بیز^۷ برای تخمین طول وقفه معرفی شده‌اند. احتمال تشخیص صحیح طول وقفه برای معیارهای اطلاعاتی با توجه به حجم نمونه متفاوت است و با افزایش حجم نمونه این احتمال برای همه معیارها افزایش می‌یابد (لیو^۸، ۲۰۰۴). اما این معیارها نمی‌توانند از پیش به طور قاطعی مشخص کنند که چه طول وقفه‌ای در عمل، پیش‌بینی‌های دقیق‌تری تولید می‌کند (برای نمونه نگاه کنید به مدال ورا^۹ (۲۰۱۲)، بیلا و همکاران^{۱۰} (۲۰۰۶)، میلز و پراساد^{۱۱} (۱۹۹۲) و هوریچ و تسای^{۱۲} (۱۹۹۱)). میزان عملکرد معیارهای اطلاعاتی در دقت پیش‌بینی می‌تواند به عواملی چون مدل مورد نظر (AR، ARMA و ...)، افق پیش‌بینی و نوع سری زمانی بستگی داشته باشد. بنابراین مسئله‌ای که با آن مواجه هستیم این است که بر اساس کدام معیار اطلاعاتی طول وقفه را تعیین کنیم تا دقت پیش‌بینی سری مورد نظر افزایش یابد. تاکنون در مطالعات انجام‌شده در این حوزه، فرایند انتخاب وقفه‌ها در مدل همواره به صورت تجمعی انجام شده است و از میان آنها طول وقفه بهینه با یکی از معیارهای اطلاعاتی انتخاب گردیده است. یعنی اگر طول وقفه بهینه ۴ باشد، تمام وقفه‌های ۱ و ۲ و ۳ و ۴ در نظر گرفته می‌شود. به عبارت دیگر تمام ترکیب‌های موجود از وقفه‌ها بین وقفه‌های اول و چهارم بررسی نمی‌شود (به عنوان نمونه نگاه کنید به

1- Univariate Auto Regressive Model

2- Benchmark

3- Akaike Information Criterion

4- Schwarz Information Criterion

5- Hannan-Quinn Criterion

6- Final Prediction Error

7- Bayesian Information Criterion

8- Liew

9- Medall Vera

10- Billah et al

11- Mills & Prasad

12- Hurvich & Tsai



مارسلینو و همکاران^۱ (۲۰۰۶)، اینگ^۲ (۲۰۰۴) و کانگ^۳ (۲۰۰۳). در این فصل علاوه بر استفاده از وقفه‌ها به صورت تجمعی، تمام ترکیب‌های ممکن از وقفه‌ها (مثلاً وقفه‌های ۱ و ۲ یا وقفه‌های ۱ و ۴ یا فقط وقفه ۴)^۴ نیز در نظر گرفته می‌شود و از بین تمام ترکیب‌های ممکن با استفاده از معیارهای اطلاعاتی آکائیک، شوارتز و هنان - کوئین مدل مناسب جهت پیش‌بینی انتخاب می‌شود. همچنین در مرحله‌ای دیگر با ثابت نگه‌داشتن هر یک از ترکیب‌ها، پیش‌بینی‌ها تولید می‌شوند و میزان عملکرد آنها با معیار RMSFE سنجیده می‌شود.

علاوه بر ساختار وقفه‌ها، برای پیش‌بینی چند گام به جلوی یک متغیر اقتصادی (در اینجا نرخ تورم) با استفاده از مدل خودرگرسیون یک‌متغیره، مسئله دیگری که مطرح می‌شود، مسئله انتخاب از بین مدل‌های یک‌دوره‌ای تکرارشونده و یا چنددوره‌ای مستقیم متناسب با افق زمانی مورد نظر است. در واقع سؤال این است که در عمل کدام روش (روش تکرارشونده یا مستقیم) بهتر عمل می‌کند و دارای دقت پیش‌بینی بهتری است. در ادبیات نظری به مزایای روش پیش‌بینی مستقیم نسبت به روش غیرمستقیم (تکرارشونده) تأکید شده است (برای نمونه نگاه کنید به ککس^۵ (۱۹۶۱)، فیندلی^۶ (۱۹۸۳ و ۱۹۸۵) و ویس^۷ (۱۹۹۱)). برای ارزیابی دقت پیش‌بینی دو روش مستقیم و تکرارشونده، باید تورش^۸ و واریانس تخمین ضرائب در نظر گرفته شود. روش تکرارشونده نسبت به روش مستقیم، تخمین کاراتری از پارامترها ارائه می‌دهد اما مدل، هنگام تصریح نادرست^۹ دچار تورش می‌شود (مارسلینو و همکاران (۲۰۰۶)). به عنوان مثال اگر تعداد وقفه‌های در نظر گرفته‌شده برای مدل p و تعداد وقفه‌های مدل واقعی تولید داده^{۱۱} بیشتر یا کمتر از p باشد، MSFE مجانبی برای روش مستقیم معمولاً کمتر از روش تکرارشونده می‌باشد (نگاه کنید به فیندلی (۱۹۸۳)).

بنابراین با توجه به اینکه کارایی نسبی روش مستقیم در مقابل روش تکرارشونده در عمل مبهم است و بستگی به مدل تولید داده دارد، که معمولاً در دسترس نیست، باید به شیوه تجربی بررسی شود که برای پیش‌بینی یک سری زمانی خاص، کدام روش بهتر عمل می‌کند. تاکنون مطالعات تجربی محدودی برای بررسی کارایی نسبی روش پیش‌بینی مستقیم در مقابل روش تکرارشونده انجام گرفته است. گسترده‌ترین مطالعه تجربی انجام‌شده مربوط به کانگ (۲۰۰۳) می‌باشد که از مدل‌های تک‌متغیره خودرگرسیون برای ۹ متغیر اقتصادی کشور آمریکا استفاده کرده است و نتیجه می‌گیرد که کارایی پیش‌بینی روش مستقیم نسبت به روش تکرارشونده به معیار انتخاب وقفه، دوره پیش‌بینی، افق پیش‌بینی و نوع سری زمانی وابسته است. بانسالی^{۱۲} (۱۹۹۶) در مطالعه خود به این نتیجه می‌رسد که هرگاه فرایند تولید داده یک سری زمانی نامشخص است، مدل‌های مستقیم به طور مجانبی پیش‌بینی کاراتری را نسبت به روش تکرارشونده ارائه می‌دهند. در ایران نیز، برکچیان و عطریان‌فر (۱۳۹۱) عملکرد دو روش مستقیم و تکرارشونده را با استفاده از مدل ARDL برای پیش‌بینی نرخ تورم ایران بررسی کرده‌اند. اما تاکنون تحقیقی صورت نگرفته که به طور مشخص عملکرد روش‌های مستقیم و تکرارشونده را در قالب مدل خودرگرسیون یک‌متغیره برای پیش‌بینی نرخ تورم ایران بررسی کرده باشد.

روش‌های متداول پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی بر پایه این فرض استوارند که فرایند تولید داده شناخته شده و در طول زمان ثابت است و بنابراین امید شرطی با اطلاعات موجود، حداقل خطای پیش‌بینی را دارد. اما ممکن است این فرض برای برخی از متغیرها برقرار نباشد، چون در رژیم‌های سیاستی دولت همواره تغییرات زیادی رخ می‌دهد. در چنین شرایطی هنگام پیش‌بینی متغیرها برای اهداف سیاستی، باید از بروز خطاهای منظم^{۱۳} که ناشی از تغییرات قطعی است جلوگیری شود. به عنوان مثال عرض از مبدأ و روند

1- Marcellino et al

2- Ing

3- Kang

۴- اگر حداکثر طول وقفه را n در نظر بگیریم تمام ترکیب‌های ممکن از وقفه‌ها برابر با $2^n - 1$ خواهد بود.

5- Root Mean Squared Forecast Error

6- Cox

7- Findley

8- Weiss

9- Bias

10- Misspecified

11- Data Generating Process

12- Bhansali

13- Systematic



خطی در مدل‌های پیش‌بینی یک‌متغیره به عنوان اولین منبع خطای منظم به حساب می‌آیند. در ادبیات مربوطه روش‌های مختلفی مانند Regime Switching Models, Co-breaking, Differencing, Intercept Correction (IC) و ... برای بهبود دقت پیش‌بینی پیشنهاد شده است.

در این فصل با استفاده از مدل خودرگرسیون برای پیش‌بینی تورم برآینم به ۴ پرسش زیر پاسخ دهیم:
- بر اساس کدام معیار اطلاعاتی، طول وقفه را در مدل خودرگرسیون تعیین کنیم تا دقت پیش‌بینی سری مورد نظر (تورم) افزایش یابد؟
- دقت پیش‌بینی مدل خودرگرسیون در افق‌های ۲ تا ۴ گام به جلو با کدام روش (تکرارشونده و مستقیم) بیشتر است؟
- آیا در نظر گرفتن تمام ترکیبات ممکن از وقفه‌ها به جای وقفه‌های تجمعی منجر به افزایش دقت پیش‌بینی می‌شود؟
- تصحیح خطای پیش‌بینی به روش «IC» می‌تواند سبب بهبود دقت پیش‌بینی شود؟
با استفاده از داده‌های فصلی شاخص قیمت مصرف‌کننده از ۱۳۶۹:۱ تا ۱۳۹۰:۴، نتایج حاصل از پیش‌بینی برون‌نمونه‌ای تورم در افق‌های ۱ تا ۴ گام به جلو از ۱۳۸۷:۱ تا ۱۳۹۰:۴ و با معیار ارزیابی RMSFE به پرسش‌های مطرح‌شده پاسخ می‌دهیم.
نخست، در افق پیش‌بینی ۱ گام به جلو و همچنین در افق‌های ۲ تا ۴ گام به جلو به روش تکرارشونده، معیار اطلاعاتی آکائیک نسبت به دو معیار اطلاعاتی شوارتز و هنان - کوئین دقت پیش‌بینی بالاتری دارد اما به روش مستقیم، هر سه معیار اطلاعاتی، دقت پیش‌بینی یکسانی دارند.

دوم، دقت پیش‌بینی روش مستقیم در مقایسه با تکرارشونده به معیار انتخاب طول وقفه بستگی دارد. به طوری که با معیار آکائیک روش تکرارشونده نسبت به مستقیم، پیش‌بینی‌های دقیق‌تری در افق‌های ۲ تا ۴ گام به جلو ارائه می‌دهد، اما با معیارهای شوارتز و هنان - کوئین روش مستقیم نسبت به تکرارشونده در هر سه افق ۲ تا ۴ گام به جلو عملکرد بهتری دارد.
سوم، دقت پیش‌بینی مدل خودرگرسیون با در نظر گرفتن تمام ترکیبات ممکن از وقفه‌ها در مقایسه با وقفه‌های تجمعی به معیار انتخاب وقفه، افق پیش‌بینی و روش پیش‌بینی (مستقیم یا تکرارشونده) بستگی دارد. البته در مجموع تفاوت RMSFE در دو حالت مذکور اندک است. اما بدون در نظر گرفتن معیارهای اطلاعاتی، وقفه اول در افق پیش‌بینی ۱ و ۲ گام به جلو و وقفه‌های اول و چهارم در افق پیش‌بینی ۳ و ۴ گام به جلو دارای بهترین عملکرد در میان تمامی پیش‌بینی‌های تولیدشده با استفاده از مدل خودرگرسیون می‌باشند.
چهارم، تصحیح خطای پیش‌بینی به روش «IC» سبب بهبود دقت پیش‌بینی تورم در هیچ‌یک از افق‌های پیش‌بینی نمی‌شود.
در قسمت ۲ این فصل، ساختار وقفه‌ها بررسی می‌شود. قسمت ۳ به مقایسه مدل خودرگرسیون مستقیم و تکرارشونده می‌پردازد. قسمت ۴ به تصحیح خطای پیش‌بینی اختصاص دارد و در قسمت ۵ خلاصه فصل و نتیجه‌گیری ارائه می‌شود.

۲-۱. ساختار وقفه‌ها در مدل خودرگرسیون

در این قسمت عملکرد معیارهای اطلاعاتی برای مدل خودرگرسیون مستقیم و تکرارشونده^۱ برای پیش‌بینی تورم در افق‌های زمانی ۱ تا ۴ فصل بررسی می‌شود. معیارهای اطلاعاتی رایج برای انتخاب طول وقفه به شرح زیر است:

۱. معیار اطلاعاتی آکائیک $AIC = -2T \left[\ln(\hat{\sigma}_p^2) \right] + 2p$
۲. معیار اطلاعاتی شوارتز $SIC = \ln(\hat{\sigma}_p^2) + [p \ln(T)]/T$
۳. معیار هنان - کوئین $HQC = \ln(\hat{\sigma}_p^2) + \frac{2}{T} p \ln[\ln(T)]$

$$\hat{\sigma}_p^2 = (T - p - 1)^{-1} \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_t^2$$

۱- مدل خودرگرسیون و پیش‌بینی‌های چند گام به جلو به روش مستقیم و تکرارشونده در قسمت بعدی توضیح داده شده است.



که $\hat{\varepsilon}_t$ باقیمانده مدل و T حجم نمونه است. در روش تکرارشونده، سه معیار اطلاعاتی فوق با استفاده از مجموع مجذور باقیمانده‌های^۱ یک گام به جلو و در روش مستقیم با استفاده از مجموع مجذور باقیمانده‌های h گام به جلو محاسبه می‌شوند و در هر روش مدلی برای پیش‌بینی انتخاب می‌شود که دارای کمترین مقدار برای معیار اطلاعاتی مورد نظر باشد. ضمناً مدل‌های خودرگرسیون مستقیم و تکرارشونده را یک بار با وقفه‌های تجمعی و بار دیگر با تمام ترکیب‌های ممکن از وقفه‌ها در نظر می‌گیریم. حداکثر طول وقفه نیز ۵ می‌باشد. همچنین در این فصل بدون در نظر گرفتن معیارهای اطلاعاتی و با ثابت نگه داشتن هر یک از ترکیب‌های ممکن از وقفه‌ها، پیش‌بینی مربوط به افق‌های پیش‌بینی یک گام تا چهار گام به جلوی تورم تولید شده و بررسی می‌شود که در هر کدام از افق‌های پیش‌بینی، کدام ترکیب، پیش‌بینی دقیق‌تری را ارائه می‌دهد. جدول ۱، عملکرد مدل خودرگرسیون مستقیم و تکرارشونده را با سه معیار اطلاعاتی انتخاب وقفه به صورت تجمعی و کلیه ترکیب‌های ممکن و همچنین بهترین ترکیب ثابت از وقفه‌ها در پیش‌بینی تورم نشان می‌دهد.

با بررسی جدول ۱ نتایج زیر به دست می‌آید:

۱. با در نظر گرفتن وقفه‌ها به صورت تجمعی و انتخاب وقفه بهینه با معیارهای اطلاعاتی، در افق پیش‌بینی یک گام به جلو به ترتیب معیارهای آکائیک، شوارتز و هنان - کوئین دارای بهترین عملکرد می‌باشند. در افق‌های ۲ تا ۴ گام به جلو در روش تکرارشونده معیار آکائیک نسبت به دو معیار دیگر دارای عملکرد بهتری است ولی در روش مستقیم، هر سه معیار اطلاعاتی دارای دقت پیش‌بینی یکسانی هستند.

۲. دقت پیش‌بینی مدل خودرگرسیون با در نظر گرفتن تمام ترکیبات ممکن از وقفه‌ها در مقایسه با وقفه‌های تجمعی به معیار اطلاعاتی، افق پیش‌بینی و روش پیش‌بینی (مستقیم یا تکرارشونده) بستگی دارد و در مجموع تفاوت RMSFE در دو حالت مذکور اندک است. نکته جالب توجه این است که مثلاً در افق یک گام به جلو و با معیار آکائیک، با در نظر گرفتن تمام ترکیبات ممکن از وقفه‌ها، دقت پیش‌بینی کاهش یافته است. یعنی اگرچه ترکیبی از وقفه‌ها انتخاب شده که معیار آکائیک کمتری دارد ولی پیش‌بینی بهتری ارائه نکرده است. در واقع معیارهای اطلاعاتی تنها مدلی را انتخاب می‌کنند که به صورت درون‌نمونه‌ای عملکرد بهتری دارد و این لزوماً به برتری در پیش‌بینی برون‌نمونه‌ای منجر نمی‌شود.

۳. ترکیب ثابتی از وقفه‌ها وجود دارد که در هر یک از افق‌های پیش‌بینی نسبت به انتخاب مدل بهینه توسط معیارهای اطلاعاتی (با وقفه‌های تجمعی یا تمام ترکیب‌های ممکن از وقفه‌ها) دارای عملکرد بهتری است لذا استفاده از معیارهای اطلاعاتی در انتخاب مدل، لزوماً به انتخاب بهترین مدل پیش‌بینی منتج نمی‌شود.



جدول ۱. عملکرد پیش‌بینی مدل خودرگرسیون

روش پیش‌بینی	افق پیش‌بینی	RMSFE						
		وقفه‌های تجمعی			تمام ترکیب‌های ممکن از وقفه‌ها			
		AIC	SIC	HQC	AIC	SIC	HQC	بهترین ترکیب ثابت
	یک گام به جلو	۰.۰۱۷۶۵	۰.۰۱۸۶۴	۰.۰۱۸۵۳	۰.۰۲۲۳۶	۰.۰۱۸۵۷	۰.۰۱۸۵۷	۰.۰۱۷۶۳
	دو گام به جلو	۰.۰۲۱۶۸	۰.۰۲۱۶۸	۰.۰۲۱۶۸	۰.۰۲۲۴۷	۰.۰۲۱۷۲	۰.۰۲۱۷۲	۰.۰۲۱۶۳
مستقیم	سه گام به جلو	۰.۰۲۱۹۱	۰.۰۲۱۹۱	۰.۰۲۱۹۱	۰.۰۲۱۵۱	۰.۰۲۱۹۰	۰.۰۲۱۹۰	۰.۰۲۱۵۱
	چهار گام به جلو	۰.۰۲۲۲۷	۰.۰۲۲۲۷	۰.۰۲۲۲۷	۰.۰۲۱۵۸	۰.۰۲۲۳۷	۰.۰۲۲۳۷	۰.۰۲۱۵۲
	دو گام به جلو	۰.۰۲۰۷۹	۰.۰۲۲۳۷	۰.۰۲۱۷۳	۰.۰۲۲۳۶	۰.۰۲۱۷۵	۰.۰۲۱۷۵	۰.۰۲۰۷۳
تکرارشونده	سه گام به جلو	۰.۰۲۱۰۵	۰.۰۲۳۱۳	۰.۰۲۲۴۷	۰.۰۲۲۶۵	۰.۰۲۲۴۷	۰.۰۲۲۴۷	۰.۰۲۰۷۳
	چهار گام به جلو	۰.۰۲۱۷۷	۰.۰۲۳۸۵	۰.۰۲۳۷۳	۰.۰۲۲۸۰	۰.۰۲۳۸۰	۰.۰۲۳۸۰	۰.۰۲۱۴۴

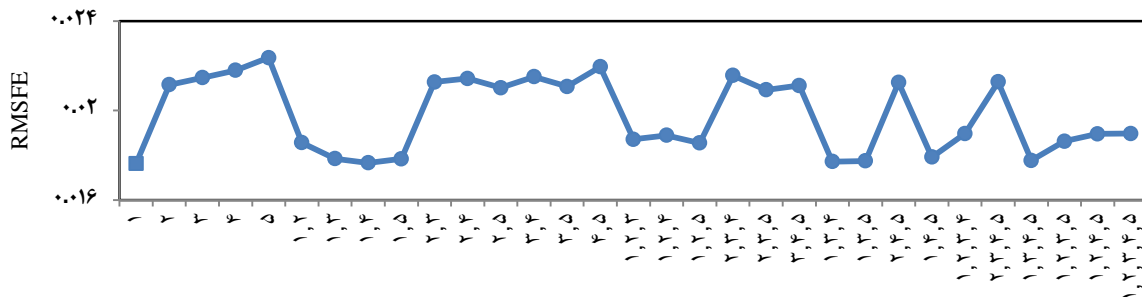
توضیحات: این جدول عملکرد مدل خودرگرسیون را در پیش‌بینی تورم نشان می‌دهد. ستون اول روش پیش‌بینی گام‌های دوم تا چهارم را نشان می‌دهد که به دو صورت مستقیم و تکرارشونده می‌باشد. ستون دوم افق پیش‌بینی یک گام تا چهار گام به جلو را مشخص می‌کند. در ستون سوم وقفه بهینه به صورت تجمعی و با معیارهای اطلاعاتی انتخاب شده است و در ستون چهارم نیز ترکیب بهینه با معیارهای اطلاعاتی و همچنین بدون در نظر گرفتن معیارهای اطلاعاتی و به لحاظ کمترین RMSFE از همه ترکیب‌های ممکن از وقفه‌ها در نظر گرفته شده است. در تمام مدل‌ها حداکثر طول وقفه ۵ می‌باشد. دوره تخمین، فصل دوم ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۶ و دوره پیش‌بینی، فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ می‌باشد.

در این قسمت در صدد بررسی عملکرد پیش‌بینی تمام ترکیب‌های ممکن از وقفه‌ها هستیم. نمودارهای ۱ تا ۴، RMSFE مربوط به ترکیب‌های مختلف وقفه‌ها را برای افق پیش‌بینی ۱ تا ۴ گام به جلو به روش تکرارشونده نشان می‌دهند.^۱ همان‌طور که مشاهده می‌گردد از بین تمام ترکیب‌های ممکن برای پیش‌بینی ۱ و ۲ گام به جلو، بهترین ترکیب، تنها وقفه اول می‌باشد. وقفه‌های اول و چهارم نیز در افق‌های ۳ و ۴ گام به جلو، دارای بالاترین دقت پیش‌بینی است لذا حضور وقفه اول در مدل برای پیش‌بینی تورم، کلیدی انگاشته می‌شود.

۱- همین مقایسه برای هنگامی که پیش‌بینی‌ها توسط روش مستقیم تولید شده‌اند نیز انجام شده که در پیوست ۱ این فصل آمده است. همان‌طور که جدول ۱ نشان می‌دهد در افق‌های پیش‌بینی ۲ تا ۴ گام به جلو، بهترین ترکیب ثابت از وقفه‌ها به روش تکرارشونده نسبت به بهترین ترکیب ثابت از وقفه‌ها به روش مستقیم از دقت بالاتری برخوردار است.



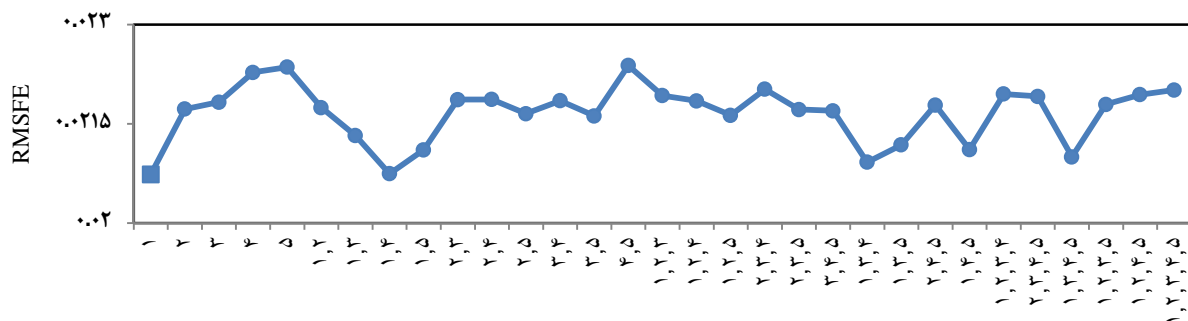
نمودار ۱. RMSFE مربوط به مدل‌های خودرگرسیون با ترکیب‌های مختلف وقفه‌ها برای پیش‌بینی یک گام به جلو



وقفه‌های در نظر گرفته شده در مدل

توضیحات: در این نمودار با استفاده از مدل خودرگرسیون با هر یک از ترکیب‌های ممکن بین وقفه‌های ۱ تا ۵، پیش‌بینی یک گام به جلوی تورم به صورت برون‌نمونه‌ای از ۱۳۸۷:۱ تا ۱۳۹۰:۴ تولید شده است. محور افقی نشان‌دهنده وقفه‌های به کاررفته در مدل است، مثلاً (۱ و ۲ و ۴) نشان‌دهنده مدلی است که در آن فقط از وقفه‌های ۱ و ۲ و ۴ استفاده شده و وقفه سوم حضور ندارد. محور عمودی نیز RMSFE متناظر با هر ترکیب را نشان می‌دهد.

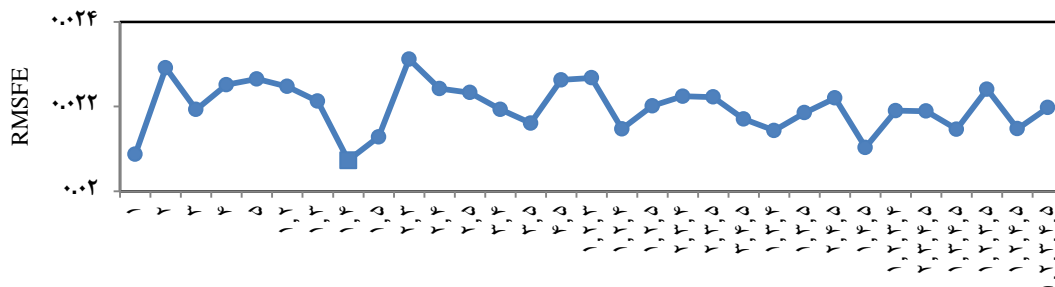
نمودار ۲. RMSFE مربوط به مدل‌های خودرگرسیون تکرارشونده با ترکیب‌های مختلف وقفه‌ها برای پیش‌بینی دو گام به جلو



وقفه‌های در نظر گرفته شده در مدل

توضیحات: به توضیحات نمودار ۱ مراجعه شود.

نمودار ۳. RMSFE مربوط به مدل‌های خودرگرسیون تکرارشونده با ترکیب‌های مختلف وقفه‌ها برای پیش‌بینی سه گام به جلو

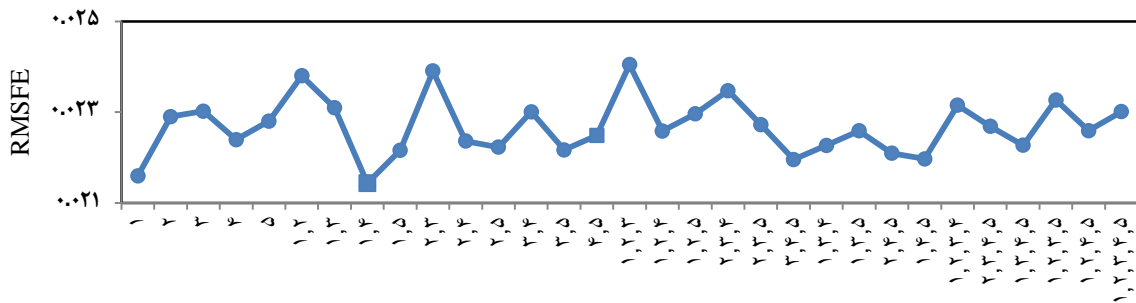


وقفه‌های در نظر گرفته شده در مدل

توضیحات: به توضیحات نمودار ۱ مراجعه شود.



نمودار ۴. RMSFE مربوط به مدل‌های خودرگرسیون تکرارشونده با ترکیب‌های مختلف وقفه‌ها برای پیش‌بینی چهار گام به جلو



وقفه‌های در نظر گرفته شده در مدل

توضیحات: به توضیحات نمودار ۱ مراجعه شود.

۳-۱. مدل خودرگرسیون مستقیم و تکرارشونده

یک فرایند خودرگرسیون مرتبه p که به صورت زیر نشان داده می‌شود، نحوه ارتباط مقدار جاری سری زمانی y را با p وقفه قبل از خود نشان می‌دهد.

$$y_t = a_0 + a_1 y_{t-1} + a_2 y_{t-2} + \dots + a_p y_{t-p} + \varepsilon_t$$

در این رابطه a_0, \dots, a_p پارامترهای مدل و ε_t جزء تصادفی خطا با میانگین صفر و واریانس متناهی σ_ε^2 است. تخمین مدل $AR(p)$ شامل دو مرحله است: مرحله اول تعیین طول وقفه p بر اساس معیارهای انتخاب طول وقفه می‌باشد، چون تعداد وقفه‌های یک فرایند تولید داده تصادفی هیچگاه در دسترس نیست. مرحله دوم تخمین پارامترهای مدل است که با روش‌های متداول اقتصادسنجی مانند روش حداقل مربعات معمولی انجام می‌شود. برای پیش‌بینی تورم در افق‌های بیش از یک فصل با استفاده از مدل خودرگرسیون، از دو روش متفاوت استفاده می‌شود که در ذیل به توضیح آنها پرداخته می‌شود.

روش تکرارشونده: اگر π_t را سری زمانی تورم در نظر بگیریم، مدل خودرگرسیون π_t به صورت یک گام به جلو به فرم زیر می‌باشد.

$$\pi_{t+1} = \alpha + \sum_{i=1}^p \phi_i \pi_{t+1-i} + \varepsilon_{t+1} \quad (1)$$

در معادله بالا p نمایانگر تعداد وقفه‌های به کاررفته در مدل می‌باشد. پس از تخمین ضرائب معادله ۱ به روش OLS پیش‌بینی چندگام به جلوی تورم به روش تکرارشونده، مرحله به مرحله تولید می‌شود. یعنی برای پیش‌بینی تورم در دوره h ، ابتدا تورم در دوره $t+1$ پیش‌بینی می‌شود، سپس از $\hat{\pi}_{t+1}$ به عنوان یکی از متغیرهای توضیح دهنده مدل ۱ برای پیش‌بینی $\hat{\pi}_{t+2}$ استفاده می‌شود و این کار به همین ترتیب تا رسیدن به $\hat{\pi}_{t+h}$ ادامه می‌یابد.

$$\hat{\pi}_{t+h|t}^I = \hat{\alpha} + \sum_{i=1}^p \hat{\phi}_i \hat{\pi}_{t+h-i|t}^I \quad \hat{\pi}_{j|t} = \pi_j \text{ for } j \leq t$$

روش مستقیم: روش دیگر برای پیش‌بینی چندگام به جلوی تورم با استفاده از مدل خودرگرسیون، روش مستقیم است که در آن پس از تعیین طول وقفه مناسب و تخمین ضرائب معادله ۲، به طور مستقیم محاسبه می‌شود.

$$\pi_{t+h} = \beta + \sum_{i=1}^p \rho_i \pi_{t+1-i} + \varepsilon_{t+h} \quad (2)$$

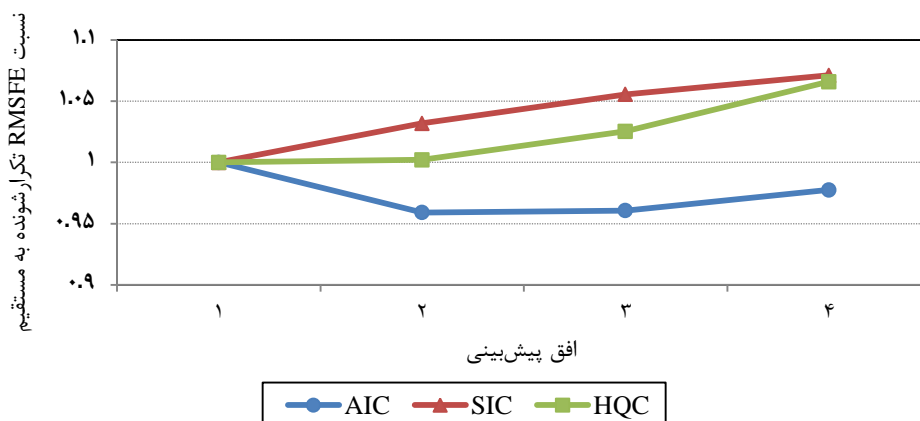


$$\hat{\pi}_{t+h} = \hat{\beta} + \sum_{i=1}^p \hat{\rho}_i \pi_{t+1-i}$$

یکی از تفاوت‌هایی که بین این دو روش وجود دارد این است که در روش تکرارشونده پارامترهای معادله ۱ فقط یک بار برآورد می‌شود و از آن برای تمامی افق‌های پیش‌بینی مورد نظر استفاده می‌شود در حالی که در روش مستقیم پارامترهای معادله ۲ برای هر یک از افق‌های پیش‌بینی باید جداگانه تخمین زده شود. واضح است که دو روش تکرارشونده و مستقیم برای افق پیش‌بینی یک فصل معادل هم می‌باشند.

نمودار ۵ نشان می‌دهد که عملکرد نسبی پیش‌بینی دو روش مستقیم و تکرارشونده با وقفه‌های تجمعی به معیار انتخاب طول وقفه بستگی دارد. به طوری که با معیار آکائیک روش تکرارشونده در هر سه افق پیش‌بینی ۲ تا ۴ گام به جلو نسبت به روش مستقیم دارای عملکرد بهتری است ولی با معیار شوارتز یا هنان - کوئین روش مستقیم در هر سه افق پیش‌بینی نسبت به روش تکرارشونده از دقت بالاتری برخوردار می‌باشد. نکته جالب توجه دیگری که باید به آن اشاره کرد این است که با معیار انتخاب وقفه آکائیک با بالارفتن افق پیش‌بینی، میزان برتری روش تکرارشونده نسبت به مستقیم کاهش می‌یابد ولی با معیار انتخاب وقفه شوارتز یا هنان - کوئین با بالارفتن افق پیش‌بینی، برتری عملکرد روش مستقیم نسبت به تکرارشونده نمایان‌تر می‌شود.

نمودار ۵. نسبت RMSFE روش تکرارشونده به مستقیم با معیارهای انتخاب وقفه آکائیک، شوارتز و هنان - کوئین



نتایج جداول ۲، ۳ و ۴ نشان می‌دهد که در افق سه گام به جلو و بر اساس معیار شوارتز و در افق چهار گام به جلو و بر اساس معیار هنان - کوئین، برتری روش مستقیم به روش تکرارشونده از نظر آماری معنادار است. در سایر موارد، هیچ‌یک از دو روش برتری معناداری به دیگری ندارد.



جدول ۲. نتایج آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته بر اساس معیار انتخاب طول وقفه آکائیک

پیش‌بینی دو گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۳۴	-۰.۹۸	۰.۹۵۹۲	روش تکرارشونده نسبت به روش مستقیم
پیش‌بینی سه گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۵۰	-۰.۶۹	۰.۹۶۰۸	روش تکرارشونده نسبت به روش مستقیم
پیش‌بینی چهار گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۲۲	-۱.۲۸	۰.۹۷۷۶	روش تکرارشونده نسبت به روش مستقیم

توضیحات: در این جدول، دقت پیش‌بینی دو روش مستقیم و تکرارشونده با استفاده از مدل خودرگرسیون در افق‌های پیش‌بینی ۲ تا ۴ گام به جلو از لحاظ آماری آزمون می‌گردد. طول وقفه در هر دو روش بر اساس معیار آکائیک با وقفه‌های تجمعی تعیین شده است. دوره تخمین، فصل دوم ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۶ و دوره پیش‌بینی، فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ می‌باشد. حداکثر طول وقفه، ۵ می‌باشد.

جدول ۳. نتایج آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته بر اساس معیار انتخاب طول وقفه شوارتز

پیش‌بینی دو گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۱۰	۱.۷۴	۱.۰۳۲۰	روش تکرارشونده نسبت به روش مستقیم
پیش‌بینی سه گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۰۸*	۱.۸۸	۱.۰۵۵۶	روش تکرارشونده نسبت به روش مستقیم
پیش‌بینی چهار گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۱۰	۱.۷۴	۱.۰۷۱۰	روش تکرارشونده نسبت به روش مستقیم

توضیحات: در این جدول دقت پیش‌بینی دو روش مستقیم و تکرارشونده با استفاده از مدل خودرگرسیون در افق‌های پیش‌بینی ۲ تا ۴ گام به جلو از لحاظ آماری آزمون می‌گردد. طول وقفه در هر دو روش بر اساس معیار شوارتز با وقفه‌های تجمعی تعیین شده است. دوره تخمین، فصل دوم ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۶ و دوره پیش‌بینی، فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ می‌باشد. حداکثر طول وقفه ۵ است. علامت * در ستون چهارم نشان‌دهنده تفاوت معنادار دو روش رقیب در سطح ۱۰ درصد است.



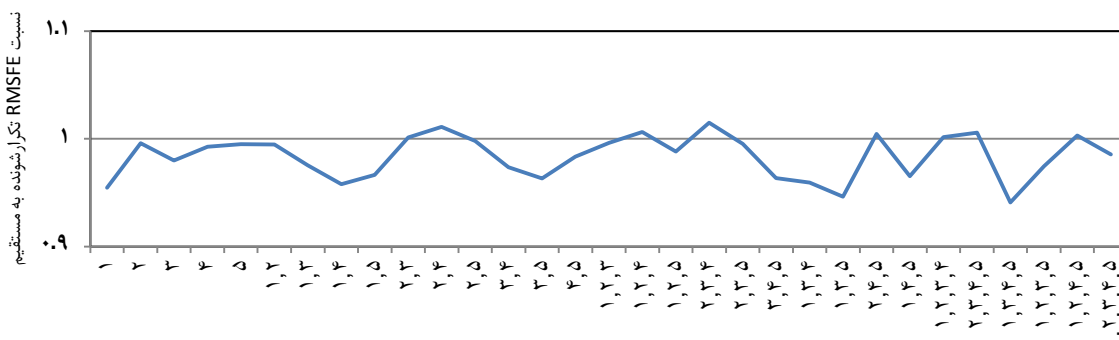
جدول ۴. نتایج آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته با معیار انتخاب طول وقفه هنان - کوئین

پیش‌بینی دو گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۹۴	۰.۰۸	۱.۰۰۲۲	روش تکرار شونده نسبت به روش مستقیم
پیش‌بینی سه گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۱۶	۱.۴۸	۱.۰۲۵۴	روش تکرار شونده نسبت به روش مستقیم
پیش‌بینی چهار گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۰۱**	۳.۱۳	۱.۰۶۵۸	روش تکرار شونده نسبت به روش مستقیم

توضیحات: در این جدول دقت پیش‌بینی دو روش مستقیم و تکرار شونده با استفاده از مدل خودرگرسیون در افق‌های پیش‌بینی ۲ تا ۴ گام به جلو از لحاظ آماری آزمون می‌گردد. طول وقفه در هر دو روش بر اساس معیار هنان - کوئین با وقفه‌های تجمعی تعیین شده است. دوره تخمین، فصل دوم ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۶ و دوره پیش‌بینی، فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ می‌باشد. حداکثر طول وقفه ۵ می‌باشد. علامت ** در ستون چهارم نشان‌دهنده تفاوت معنادار دو روش رقیب در سطح ۵ درصد است.

همچنین بدون در نظر گرفتن معیارهای انتخاب وقفه و با ترکیب ثابت از وقفه‌ها، نمودارهای ۶، ۷ و ۸ نشان می‌دهند که هیچ‌یک از روش‌های مستقیم و تکرار شونده با ساختار وقفه مشابه، در پیش‌بینی گام‌های دوم تا چهارم برتری مطلق نسبت به هم ندارند.

نمودار ۶. نسبت RMSFE روش تکرار شونده به مستقیم (دو گام به جلو)

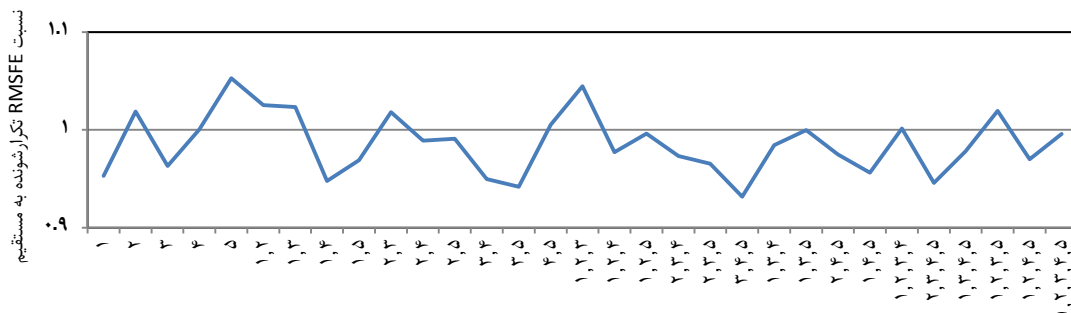


وقفه‌های در نظر گرفته شده در مدل

توضیحات: این نمودار نسبت RMSFE مدل خودرگرسیون تکرار شونده را به مستقیم در هر یک از ترکیب‌های ممکن از وقفه‌ها نشان می‌دهد. محور افقی نشان‌دهنده وقفه‌های به کار رفته در مدل است، مثلاً (۱ و ۲ و ۴) نشان‌دهنده مدلی است که در آن فقط از وقفه‌های ۱ و ۲ و ۴ استفاده شده و وقفه سوم حضور ندارد. محور عمودی نیز RMSFE نسبی متناظر با هر ترکیب را نشان می‌دهد. طول دوره تخمین ۱۳۶۹:۲ تا ۱۳۸۶:۴ و دوره ارزیابی ۱۳۸۷:۱ تا ۱۳۹۰:۴ می‌باشد.



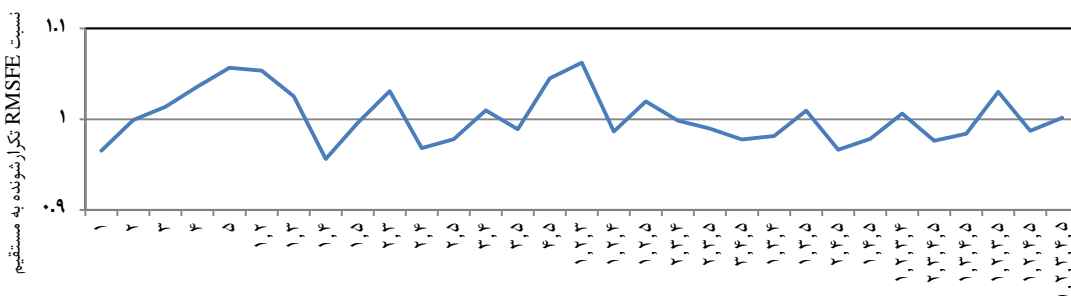
نمودار ۷. نسبت RMSFE روش تکرارشونده به مستقیم (سه گام به جلو)



وقفه‌های در نظر گرفته شده در مدل

توضیحات: به توضیحات نمودار ۶ مراجعه شود.

نمودار ۸. نسبت RMSFE روش تکرارشونده به مستقیم (چهار گام به جلو)



وقفه‌های در نظر گرفته شده در مدل

توضیحات: به توضیحات نمودار ۶ مراجعه شود.

علاوه بر مدل خودرگرسیون، یکی دیگر از روش‌های پیش‌بینی تورم که از آن به صورت متداولی به عنوان مدل پایه استفاده می‌شود، مدل گام تصادفی^۱ است. مدل‌های گام تصادفی با ظاهر ساده خود ممکن است پیش‌بینی‌های خیلی خوبی تولید کنند. سه شکل مختلف از مدل‌های گام تصادفی را در نظر می‌گیریم: مدل گام تصادفی خالص، مدل گام تصادفی با رانش و مدل AO که شباهت زیادی به مدل گام تصادفی خالص دارد با این تفاوت که در آن، تورم دوره قبل با میانگین تورم در ۴ دوره گذشته جایگزین شده است. این مدل توسط اتکسان و اوهانیان^۲ (۲۰۰۱) معرفی شد و از آن به عنوان یک مدل ساده برای مقایسه دقت پیش‌بینی مدل‌های مختلف نایرو (منحنی فیلیپس) استفاده کردند. با توجه به عملکرد مطلوب این مدل در مقابل مدل‌های مختلف نایرو، از آن پس در مطالعات صورت گرفته در زمینه پیش‌بینی (به عنوان نمونه فاست و رایت^۳ (۲۰۱۱)) از این مدل به عنوان یکی از انواع مدل‌های گام تصادفی با نام اختصاری AO نام برده می‌شود.

با توجه به اینکه پیش‌بینی‌های حاصل شده از مدل خودرگرسیون به روش تکرارشونده و با بهترین ترکیب ثابت از وقفه‌ها دارای بالاترین دقت پیش‌بینی تورم در افق‌های ۱ تا ۴ گام به جلو است، جدول ۵ نتایج مربوط به پیش‌بینی مدل خودرگرسیون تکرارشونده

1- Random Walk
2- Atkeson & Ohanian
3- Faust & Wright



با بهترین ترکیب ثابت از وقفه‌ها را در مقایسه با مدل‌های مختلف گام تصادفی نشان می‌دهد. نتایج جدول حاکی از آن است که روش خودرگرسیون تکرارشونده با بهترین ترکیب ثابت از وقفه‌ها در تمام افق‌های پیش‌بینی از لحاظ معیار RMSFE، پیش‌بینی بهتری را نسبت به سه روش گام تصادفی ارائه می‌دهد و در بیشتر موارد، این برتری از نظر آماری نیز معنادار است.

جدول ۵. نتایج آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته

پیش‌بینی یک گام به جلو				
مقایسه دو روش	نسبت RMSFE دو روش	آماره آزمون	P-Value	
روش خودرگرسیون نسبت به روش گام تصادفی خالص ^۱	۰.۸۹۴۸	-۲.۰۴	۰.۰۶*	
روش خودرگرسیون نسبت به روش گام تصادفی با رانش ^۲	۰.۸۸۸۶	-۲.۰۲	۰.۰۶*	
روش خودرگرسیون نسبت به روش AO	۰.۸۰۷۹	-۱.۷۸	۰.۰۹*	
پیش‌بینی دو گام به جلو				
مقایسه دو روش	نسبت RMSFE دو روش	آماره آزمون	P-Value	
روش خودرگرسیون تکرارشونده نسبت به روش گام تصادفی خالص	۰.۸۱۵۰	-۱.۸۷	۰.۰۸*	
روش خودرگرسیون تکرارشونده نسبت به روش گام تصادفی با رانش	۰.۸۰۳۱	-۱.۷۷	۰.۰۹*	
روش خودرگرسیون تکرارشونده نسبت به روش AO	۰.۷۳۵۴	-۱.۵۴	۰.۱۴	
پیش‌بینی سه گام به جلو				
مقایسه دو روش	نسبت RMSFE دو روش	آماره آزمون	P-Value	
روش خودرگرسیون تکرارشونده نسبت به روش گام تصادفی خالص	۰.۷۸۱۷	-۱.۷۴	۰.۱۰	
روش خودرگرسیون تکرارشونده نسبت به روش گام تصادفی با رانش	۰.۷۶۳۷	-۱.۶۶	۰.۱۲	
روش خودرگرسیون تکرارشونده نسبت به روش AO	۰.۹۱۲۲	-۲.۷۵	۰.۰۱**	
پیش‌بینی چهار گام به جلو				
مقایسه دو روش	نسبت RMSFE دو روش	آماره آزمون	P-Value	
روش خودرگرسیون تکرارشونده نسبت به روش گام تصادفی خالص	۰.۷۲۲	۱۵.۴۴i	بسیار نزدیک صفر	
روش خودرگرسیون تکرارشونده نسبت به روش گام تصادفی با رانش	۰.۷۰۲۲	-۵.۱۳	بسیار نزدیک صفر	
روش خودرگرسیون تکرارشونده نسبت به روش AO	۰.۹۶۹۳	۶.۹۸i	بسیار نزدیک صفر	

توضیحات: در این جدول دقت پیش‌بینی روش خودرگرسیون تکرارشونده با بهترین ترکیب ثابت از وقفه‌ها با مدل‌های گام تصادفی در افق‌های پیش‌بینی ۱ تا ۴ فصل از لحاظ آماری آزمون می‌گردد. دوره تخمین، فصل دوم ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۶ و دوره پیش‌بینی، فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ می‌باشد. حداکثر طول وقفه ۵ است. علامت * در ستون چهارم نشان‌دهنده تفاوت معنادار دو روش رقیب در سطح ۱۰ درصد و ** در سطح ۵ درصد است.

۱-۴. تصحیح خطای پیش‌بینی

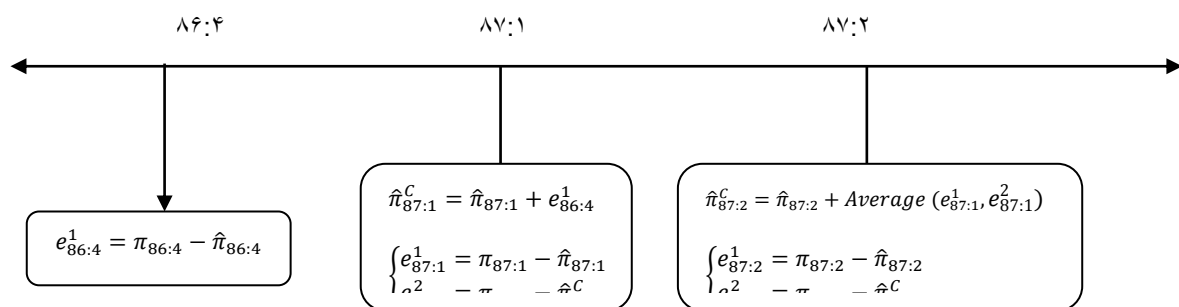
نتایج پیش‌بینی برون‌نمونه‌ای نشان می‌دهد که مدل خودرگرسیون در چند دوره متوالی تورم را بیشتر یا کمتر از مقدار واقعی پیش‌بینی می‌کند (به عنوان نمونه، نمودارهای ۱۲ و ۱۳ را ببینید). بنابراین ممکن است تصریح مدل خودرگرسیون ناکامل^۳ باشد. به

1- Pure Random Walk
2.-Random Walk with Drift
3- Incomplete

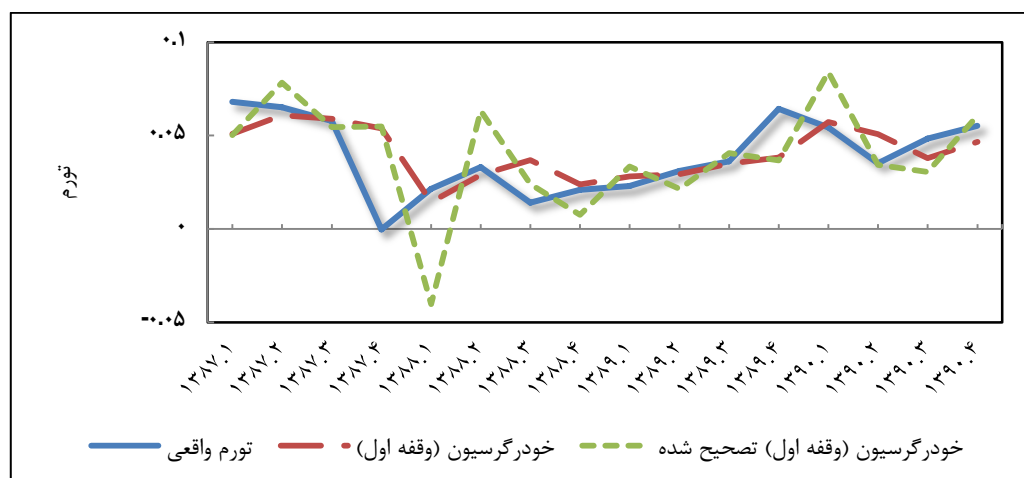


همین علت پیش‌بینی‌های تولیدشده توسط مدل خودرگرسیون تکرارشونده با بهترین ترکیب ثابت از وقفه‌ها را با یکی از روش‌های متداول «IC» تصحیح می‌کنیم. روش کار به این گونه است که اولین پیش‌بینی برای ۱۳۸۶:۴ تولید شده و خطای پیش‌بینی این فصل برای تصحیح پیش‌بینی‌های آینده که در این فصل تولید شده‌اند به کار برده می‌شود (کلمنتس و هندری (۱۹۹۸) و اندرسون و استرهولم^۱ (۲۰۰۵)). همان‌گونه که نمودار ۹ نشان می‌دهد، در پیش‌بینی یک گام به جلو، خطای پیش‌بینی ۱۳۸۶:۴ را به پیش‌بینی فصل بعد اضافه می‌کنیم بنابراین برای ۱۳۸۷:۱ دو پیش‌بینی وجود دارد، یکی پیش‌بینی حاصل از مدل خودرگرسیون و دیگری پیش‌بینی‌ای که با خطای پیش‌بینی دوره قبل تصحیح شده است. برای تصحیح خطای دوره بعد یعنی ۱۳۸۷:۲ از میانگین دو خطای پیش‌بینی ۱۳۸۷:۱ استفاده می‌شود و این کار به همین ترتیب تا ۱۳۹۰:۴ ادامه می‌یابد. با استفاده از این متدولوژی، اطلاعات در مورد خطای دوره گذشته برای بهبود پیش‌بینی دوره‌های آینده استفاده می‌شود. نمودارهای ۱۰ تا ۱۳، سری پیش‌بینی تورم را به روش خودرگرسیون تصحیح‌یافته (IC) در مقابل خودرگرسیون و مقدار واقعی در افق‌های ۱ تا ۴ گام به جلو نشان می‌دهد.

نمودار ۹. نحوه تصحیح خطای پیش‌بینی یک گام به جلو

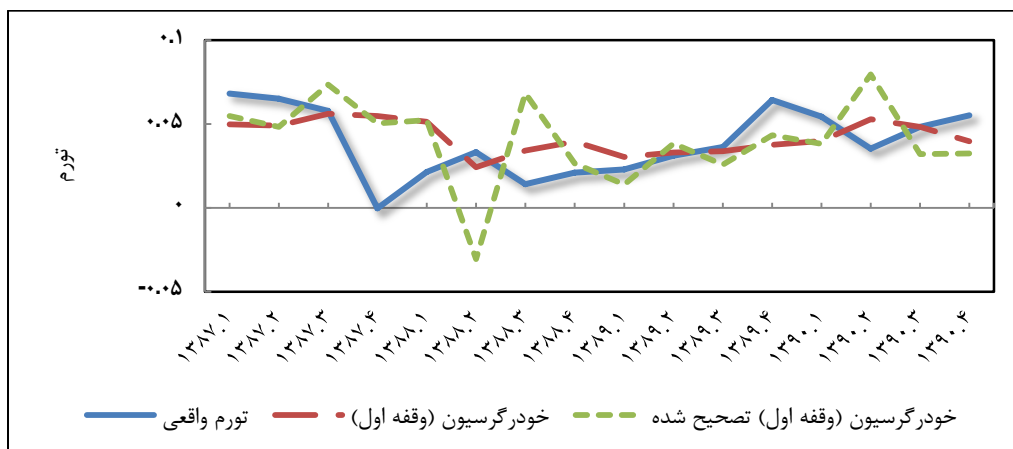


نمودار ۱۰. پیش‌بینی تورم به روش خودرگرسیون تکرارشونده و تصحیح‌یافته (یک گام به جلو)

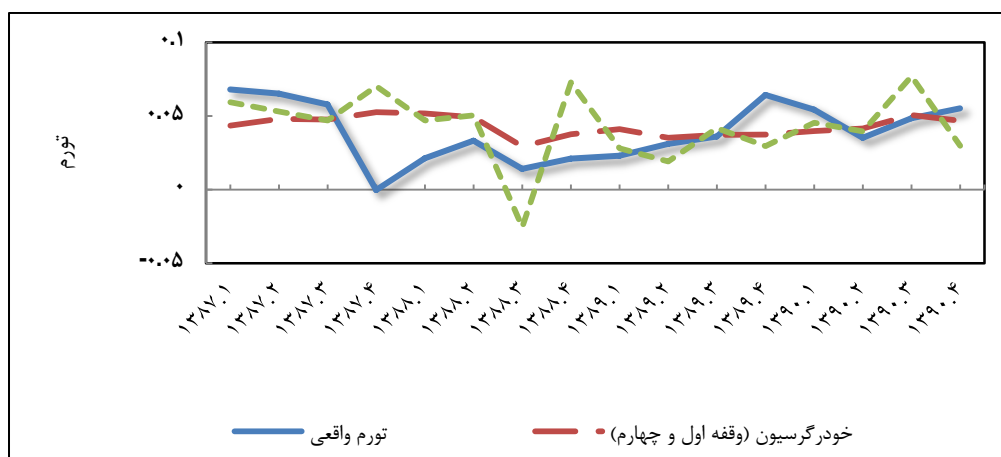




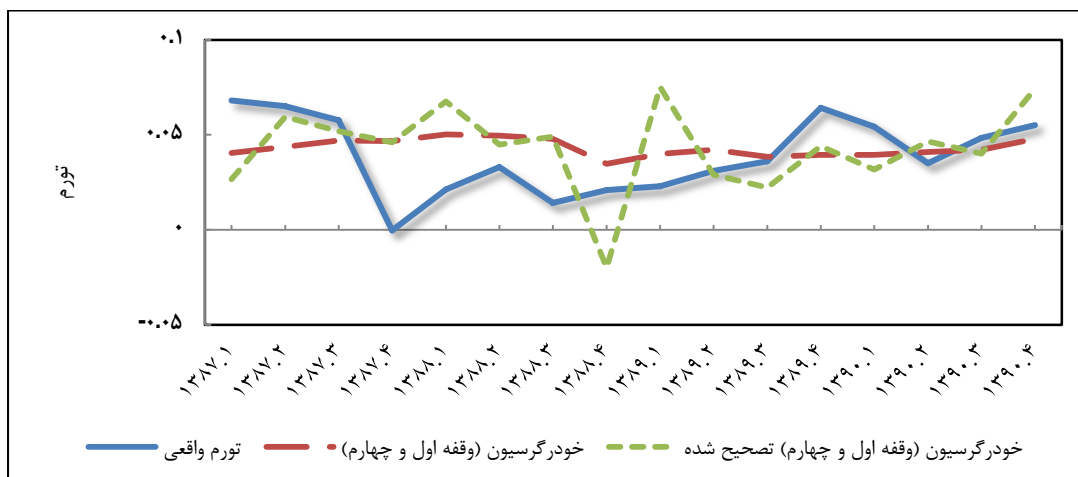
نمودار ۱۱. پیش‌بینی تورم به روش خودرگرسیون تکرارشونده و تصحیح‌یافته (دو گام به جلو)



نمودار ۱۲. پیش‌بینی تورم به روش خودرگرسیون تکرارشونده و تصحیح‌یافته (سه گام به جلو)



نمودار ۱۳. پیش‌بینی تورم به روش خودرگرسیون تکرارشونده و تصحیح‌یافته (چهار گام به جلو)





نمودارها نشان می‌دهند که تصحیح مدل خودرگرسیون به روش IC سبب می‌شود تا احتمال اینکه مدل خودرگرسیون، تورم را برای چند دوره متوالی بیشتر (یا کمتر) از مقدار واقعی پیش‌بینی کند، کاهش یابد. اما از سوی دیگر نتایج جدول ۶ نشان می‌دهد که میزان RMSFE روش پیش‌بینی تصحیح‌یافته با IC افزایش می‌یابد لذا برای پژوهش‌های آتی باید به روش‌های دیگر تصحیح خطا اندیشید.

جدول ۶. مقایسه RMSFE روش خودرگرسیون تکرارشونده و تصحیح‌یافته

چهار گام به جلو	سه گام به جلو	دو گام به جلو	یک گام به جلو
۱.۳۵۴۶	۱.۴۰۰۲	۱.۴۷۳۶	۱.۴۷۰۱
نسبت RMSFE دو روش			

توضیحات: این جدول عملکرد پیش‌بینی‌های مدل خودرگرسیون تصحیح‌یافته را به روش «IC» با مدل خودرگرسیون تکرارشونده با معیار RMSFE نسبی مقایسه نموده است. در پیش‌بینی گام‌های اول و دوم از وقفه اول و در پیش‌بینی گام‌های سوم و چهارم از ترکیب وقفه‌های اول و چهارم استفاده شده است.

۵-۱. خلاصه فصل و نتیجه‌گیری

در این فصل به ارزیابی عملکرد پیش‌بینی تورم با استفاده از مدل خودرگرسیون پرداختیم. نتایج نشان می‌دهد که در افق پیش‌بینی ۱ گام به جلو و همچنین در افق‌های ۲ تا ۴ گام به جلو به روش تکرارشونده، معیار اطلاعاتی آکائیک نسبت به دو معیار اطلاعاتی شوارتز و هنان - کوئین دقت پیش‌بینی بالاتری دارد اما به روش مستقیم هر سه معیار اطلاعاتی دقت پیش‌بینی یکسانی دارند.

همچنین دقت پیش‌بینی روش مستقیم در مقایسه با روش تکرارشونده به معیار انتخاب طول وقفه بستگی دارد. در افق یک گام به جلو دو روش مستقیم و تکرارشونده معادل هم می‌باشند. با معیار آکائیک روش تکرارشونده نسبت به مستقیم، پیش‌بینی‌های دقیق‌تری در افق‌های ۲ تا ۴ گام به جلو ارائه می‌دهد، اما با معیارهای شوارتز و هنان - کوئین روش مستقیم نسبت به تکرارشونده در هر سه افق ۲ تا ۴ گام به جلو عملکرد بهتری دارد.

نکته مهم دیگر استفاده از ترکیب‌های مختلف از وقفه‌ها در مدل خودرگرسیون است. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده، دقت پیش‌بینی مدل خودرگرسیون با در نظر گرفتن تمام ترکیبات ممکن از وقفه‌ها در مقایسه با وقفه‌های تجمعی به معیار اطلاعاتی، افق پیش‌بینی و روش پیش‌بینی (مستقیم یا تکرارشونده) بستگی دارد. البته تفاوت RMSFE به قدری اندک است که می‌توان گفت در نظر گرفتن تمام ترکیبات ممکن از وقفه‌ها ارزش افزوده قابل ملاحظه‌ای ایجاد نمی‌کند. اما بدون در نظر گرفتن معیارهای اطلاعاتی و با ثابت نگه‌داشتن هر یک از ترکیب‌های ممکن از وقفه‌ها و به روش تکرارشونده، در افق پیش‌بینی ۱ و ۲ گام به جلو، وقفه اول و در افق پیش‌بینی ۳ و ۴ گام به جلو ترکیب وقفه‌های اول و چهارم، نه تنها نسبت به دیگر ترکیب‌های ممکن، بلکه در میان تمامی پیش‌بینی‌های تولیدشده با استفاده از مدل خودرگرسیون، دارای دقت پیش‌بینی بالاتری می‌باشند. این ترکیب از وقفه‌ها در مقایسه با مدل‌های گام تصادفی نیز بهتر عمل می‌کنند.

همچنین اگرچه ممکن است تصحیح خطای پیش‌بینی به روش «IC»، احتمال وقوع خطای منظم پیش‌بینی را کاهش دهد اما بر اساس معیار RMSFE، سبب بهبود دقت پیش‌بینی تورم در هیچ یک از افق‌های پیش‌بینی نمی‌شود.



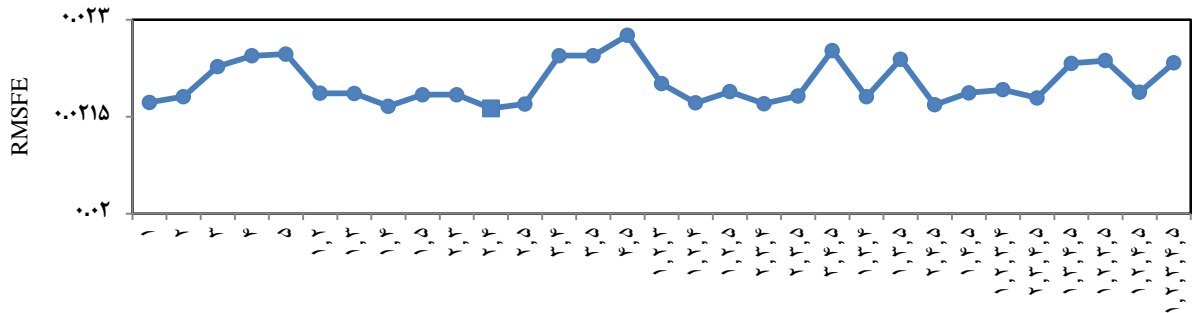
مراجع

- Anderson, A., and P. Osterholm. "Forecasting Real Exchange Rate Trends Using Age Structure Data-the Case of Sweden." *Applied Economics Letters*, 2005: 267-272.
- Atkeson, A., and L. E. Ohanian. "Are Philips Curve Useful for Forecasting Inflation?" *Federal Reserve Bank of Minneapolis Quarterly Review*, 2001: 2-11.
- Bhansali, R. J. "Asymptotically Efficient Autogressive Model Selection for Multistep Prediction." *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*, 1996: 577-602.
- Billah, B., M. L. King, R. D. Snyder, and A. B. Koehler. "Exponential smoothing model selection for forecasting." *International Journal of Forecasting*, 2006: 239-247.
- Clements, M. P., and D. F. Hendry. "Intercept Corrections and Structural Change." *Journal of Applied Econometrics*, 1996: 475-494.
- Cox, D. R. "Prediction by Exponentially Weighted Moving Averages and Related." *Journal of the Royal Statistical Society*, 1961: 414-422.
- Faust, J., and J. Wright. "Forecasting Inflation." In *Handbook of Economic Forecasting*, by G. Elliott and A. Timmermann. Elsevier, 2011.
- Findley, D. F. "On the Use of Multiple Models for Multi-period Forecasting." *American Statistical Association*, 1983: 528-531.
- Findley, D. F. "Model Selection for Multi-Step-Ahead Forecasting." *Proceedings of the 7th Symposium on Identification and System Parameter Estimation*. Pergamon, Oxford: H.A Baker and P.C Young, eds., 1985. 1039-1044.
- Hurich, C. M., and C. Tsai. "Bias of the Corrected AIC Criterion for Underfitted Regression." *Biometrika*, 1991: 499-509.
- Ing, C. "Selecting Optimal Multistep Predictors for Autoregressive Processes of Unknown Order." *The Annals of Statistics*, 2004: 693-722.
- Kang, I. "Multi-period forecasting using different models for different horizons: an application to U.S. economic time series data." *International Journal of Forecasting*, 2003: 387-400.
- Liew, V. K-S. "Which Lag Length Selection Criteria Should We Employ?" *Economics Bulletin*, 2004: 1-9.
- Marcellino, M., J. H. Stock, and M. W. Watson. "A Comparision of Direct and Iterated Multistep AR Methods for Forecasting Macroeconomic Time Series." *Journal of Econometrics*, 2006: 499-526.
- Medal Vera, C. A. "How Informative are In-Sample Information Criteria to Forecasting? the Case Of Chilean GDP." *Working Papers Central Bank of Chile*, 2012.
- Mills, J. A., and K. Prasad. "A Comparison of Model Selection Criteria." *Econometric Review*, 1992: 201-234.
- Weiss, A. A. "Multi-step Estimation and Forecasting in Dynamic Models." *Journal of Econometrics*, 1991: 135-149.

برکچیان، سیدمهدی و عطریان‌فر، حامد. / ارزیابی عملکرد روش مستقیم و تکرارشونده برای پیش‌بینی نرخ تورم در ایران. مقاله در حال انجام، ۱۳۹۱.



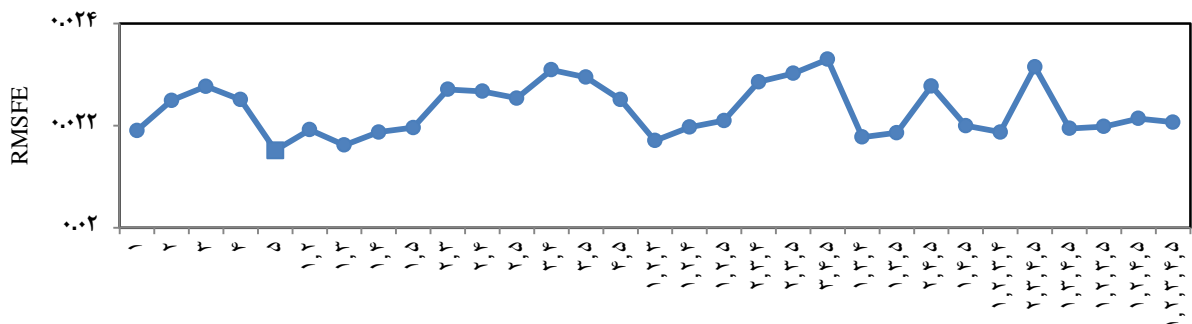
پیوست ۱: نمودارهای RMSFE تمام ترکیبات ممکن از وقفه‌ها در پیش‌بینی‌های ۲ تا ۴ گام به جلو به روش مستقیم نمودار ۱۴. RMSFE مربوط به مدل‌های خودرگرسیون مستقیم با ترکیب‌های مختلف وقفه‌ها برای پیش‌بینی دو گام به جلو



وقفه‌های در نظر گرفته‌شده در مدل

توضیحات: به توضیحات نمودار ۱ مراجعه شود.

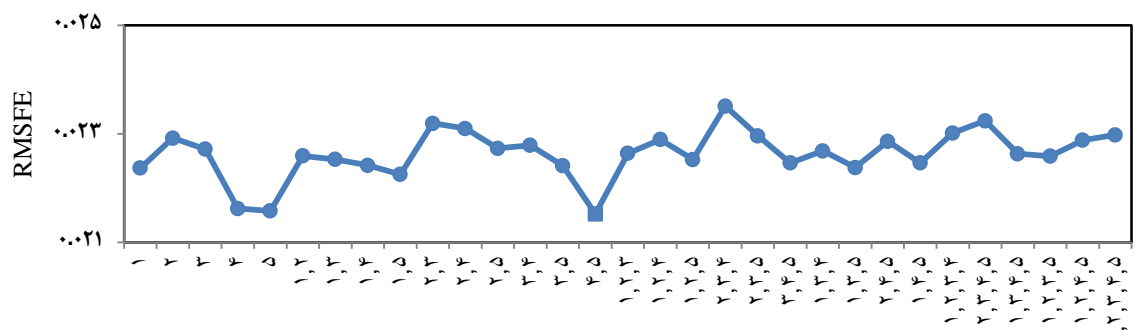
نمودار ۱۵. RMSFE مربوط به مدل‌های خودرگرسیون مستقیم با ترکیب‌های مختلف وقفه‌ها برای پیش‌بینی سه گام به جلو



وقفه‌های در نظر گرفته‌شده در مدل

توضیحات: به توضیحات نمودار ۱ مراجعه شود.

نمودار ۱۶. RMSFE مربوط به مدل‌های خودرگرسیون مستقیم با ترکیب‌های مختلف وقفه‌ها برای پیش‌بینی چهار گام به جلو



وقفه‌های در نظر گرفته‌شده در مدل

توضیحات: به توضیحات نمودار ۱ مراجعه شود.

فصل دوم

پیش‌بینی تورم با استفاده
از منحنی فیلیپس

پیش‌بینی تورم با استفاده از منحنی فیلیپس

۱-۲. مقدمه

منحنی فیلیپس نشانگر رابطه مبادله بین نرخ بیکاری با نرخ تورم است. این رابطه بر پایه این ایده است که یک مقدار مینا برای نرخ بیکاری وجود دارد که در آن مقدار مینا، نرخ تورم میل به ثبات دارد. هرگاه نرخ بیکاری پایین‌تر از نرخ مینا باشد، تورم افزایش می‌یابد و هرگاه نرخ بیکاری بالاتر از آن باشد، تورم کاهش پیدا می‌کند. نرخ بیکاری مینا «نایرو»^۱ نامیده می‌شود. علی‌رغم به چالش کشیده شدن منحنی فیلیپس در سال‌های گذشته، اقتصاددانان باز هم به دلیل داشتن پایه نظری اقتصادی بر استفاده از این منحنی برای پیش‌بینی تورم اصرار دارند و به طور گسترده‌ای در حوزه آکادمیک و همچنین در مراکز سیاستگذاری از آن استفاده می‌کنند. علت استفاده گسترده از منحنی فیلیپس، دقت بالای آن در پیش‌بینی تورم کشورهای مختلف در مقایسه با دیگر روش‌هاست. بلایندر^۲ (۱۹۹۷) نایب رئیس سابق فدرال رزرو بیان می‌کند که منحنی فیلیپس در چند دهه گذشته به طرز شگفت‌آوری در پیش‌بینی تورم، خوب عمل کرده است و بر پایه این موفقیت تجربی باید برای اهداف سیاستگذاری، جایگاه برجسته‌ای در میان مدل‌ها داشته باشد. در ایران نیز مطالعاتی در خصوص رابطه بین تورم و بیکاری و تخمین نایرو انجام گرفته اما به طور مشخص و جامع مطالعه‌ای با رویکرد پیش‌بینی تورم با استفاده از منحنی فیلیپس صورت نگرفته است. در این فصل منحنی فیلیپس با تمرکز بر سه پرسش مطرح‌شده ارزیابی می‌شود:

۱. آیا منحنی فیلیپس برای ایران برقرار است؟ در صورت برقراری، آیا در طول زمان پایدار است؟ چون مدل‌هایی برای پیش‌بینی مناسب هستند که بر اساس یک ارتباط پایدار بین متغیرها در طول زمان بنا شده باشند. اگر مدلی دارای چنین ارتباط پایداری نباشد، پیش‌بینی‌های غیردقیقی تولید می‌کند.

۲. آیا استفاده از ترکیب‌های مختلف وقفه‌های تورم و بیکاری در مدل به جای حضور آنها به صورت تجمعی می‌تواند باعث بهبود عملکرد پیش‌بینی منحنی فیلیپس شود؟

۳. منحنی فیلیپس به طور متعارف با نرخ بیکاری شناخته می‌شود، اما می‌توان دیگر متغیرهای مربوط به فعالیت‌های اقتصادی نظیر تولید را نیز به جای آن در نظر گرفت. آیا متغیر تولید نسبت به بیکاری در چارچوب منحنی فیلیپس پیش‌بینی بهتری ارائه می‌دهد؟

در این فصل از داده‌های فصلی شاخص قیمت مصرف‌کننده و نرخ بیکاری ایران از ۱۳۶۹:۱ تا ۱۳۹۰:۴ و همچنین تولید ناخالص داخلی از ۱۳۶۹:۲ تا ۱۳۸۹:۴ برای پیش‌بینی تورم در افق‌های ۱ تا ۴ گام به جلو با استفاده از منحنی فیلیپس استفاده شده است.

1- Non-Accelerating Inflation Rate of Unemployment
2- Blinder



کلیه پیش‌بینی‌ها به روش برون‌نمونه‌ای انجام گرفته است. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که منحنی فیلیپس برای ایران برقرار است ولی شواهد آماری بیانگر این است که ضرائب آن در طول دوره مورد بررسی ناپایدار است و بیشتر ناپایداری مربوط به وقفه‌های تورم در مدل می‌باشد.

دیگر اینکه، با در نظر گرفتن همه ترکیب‌های ممکن از وقفه‌ها برای تورم و بیکاری، در هر یک از افق‌های پیش‌بینی، ترکیبی از وقفه‌ها وجود دارد که نسبت به وقفه‌های تجمعی که با معیار انتخاب وقفه شوارتز تعیین می‌شوند، دقت پیش‌بینی بالاتری دارند. و در نهایت، با جایگزین کردن تولید به جای بیکاری، دقت مدل در پیش‌بینی تورم به لحاظ معیار RMSFE در افق‌های ۲ تا ۴ گام به جلو افزایش می‌یابد.

در قسمت ۲ این فصل، ادبیات مربوط به منحنی فیلیپس مرور می‌شود. در قسمت ۳، برقراری و پایداری منحنی فیلیپس مورد بررسی قرار می‌گیرد. قسمت ۴ به بررسی ساختار وقفه‌ها اختصاص دارد. قسمت ۵ به پیش‌بینی تورم با استفاده از منحنی فیلیپس با شکاف تولید اختصاص دارد و در قسمت ۶ خلاصه فصل و نتیجه‌گیری ارائه می‌شود.

۲-۲. منحنی فیلیپس

فیلیپس^۱ (۱۹۵۸) اقتصاددان نیوزلندی، در مقاله مشهور خود با استفاده از داده‌های کشور انگلستان نشان داد که یک ارتباط منفی بین نرخ رشد دستمزد و نرخ بیکاری وجود دارد. در این رابطه، عکس نرخ بیکاری به عنوان متغیر جایگزین اضافه تقاضای نیروی کار در نظر گرفته شده است. نرخ بیکاری پایین، نشانه افزایش اضافه تقاضای نیروی کار بوده و در نتیجه موجب افزایش سطح دستمزدها می‌شود. برای اینکه این منحنی برای سیاست‌گذاران مفیدتر واقع شود، نرخ تغییرات دستمزد با نرخ تغییرات قیمت، جایگزین (ساموئلسون و سولو)^۲ (۱۹۶۰) و منحنی اولیه فیلیپس به شکل زیر ارائه شد:

$$= \alpha_0 - \alpha_1 UR$$

که در این معادله ۰ و ۱ پارامتر می‌باشند ($\alpha_1 > 0$).

این وجه اختلاف، اهمیت چندانی ندارد زیرا نرخ تغییرات قیمت‌ها با نرخ تغییرات دستمزدها رابطه‌ای بسیار نزدیک دارد و همزمان با افزایش دستمزدها، قیمت‌ها نیز به سرعت بالا می‌روند. منحنی فیلیپس به سرعت مورد قبول اقتصاددانان و سیاست‌گذاران واقع شد و یکی از علل این مقبولیت، سازگاری آن با نظریه‌های مربوط به تغییرات تورم مانند نظریه‌های تورم ناشی از فشار تقاضا و هزینه بود. همچنین سیاست‌گذار می‌توانست با استفاده از شیب منحنی فیلیپس برای رسیدن به نرخ بیکاری مورد نظر، تورم متناظر با آن را هدف‌گذاری کند. این نسخه از منحنی فیلیپس بازتابی از تفکرات اقتصاددانان دهه ۱۹۶۰ بود که طرف عرضه اقتصاد را منفعل و تغییرات در طرف تقاضای اقتصاد را عامل چرخه‌های تجاری می‌دانستند. یک نکته قابل توجه در این رابطه آن است که نمی‌توان انتظار داشت پارامترهای منحنی فیلیپس در طول زمان، پایدار باشند (ساموئلسون و سولو (۱۹۶۰)). شواهد تجربی دهه ۱۹۷۰ نیز نشان داد که در اثر شوک قیمت نفت، تورم و بیکاری توأمآ افزایش می‌یابد و این موضوع بر نقد فوق، صحنه گذاشت.

در اواخر دهه ۱۹۶۰ فریدمن^۳ (۱۹۶۸) و فلیپس^۴ (۱۹۶۸) این بحث را مطرح کردند که منحنی فیلیپس به طور ذاتی ناپایدار است و علاوه بر نوسانات متغیرهای اقتصادی نظیر تولید و بیکاری که حاصل شوک‌های طرف تقاضاست، تغییر در انتظارات تورمی نیز بر رابطه بین تورم و بیکاری اثرگذار است و در واقع باعث انتقال منحنی فیلیپس می‌شود.

1- Philips
2- Samuelson & Solow
3- Friedman
4- Phelps



از این دیدگاه، یکی از دلایل رکود تورمی در دهه ۱۹۷۰، بالارفتن انتظارات تورمی بود. در مورد شکل‌گیری تورم انتظاری، برخی از اقتصاددانان (نظیر فریدمن) بر این باورند که انتظارات تورمی به صورت گذشته‌نگر یا تطبیقی شکل می‌گیرد. ساده‌ترین شکل انتظارات تطبیقی به این گونه است که تورم انتظاری در دوره آینده همان تورم در دوره جاری است. ممکن است این فرض در نگاه اول کمی عجیب به نظر برسد اما بال و منکیو^۱ (۲۰۰۲) بیان می‌کنند که چون رفتار تورم در آمریکا به مدل گام تصادفی نزدیک است، در نظر گرفتن این فرض غیرموجه نمی‌باشد. اما برخی دیگر از اقتصاددانان که لوکاس^۲ (۱۹۷۲) و سارجنت^۳ (۱۹۷۱) از مهم‌ترین آنان می‌باشند، انتظارات تورمی را به صورت آینده‌نگر یا عقلایی در نظر می‌گیرند. تحت فرضیه انتظارات عقلایی، فرض می‌شود که کلیه عاملان اقتصادی از تمام اطلاعات موجود به صورت بهینه استفاده می‌کنند و انتظارات‌شان را در مورد تورم آینده شکل می‌دهند لذا هرگز دچار خطای سیستماتیک نمی‌شوند و بنابراین منحنی فیلیپس کوتاه‌مدت و بلندمدت هر دو عمودی خواهد بود و تلاش سیاستگذار برای بهره‌برداری از ارتباط کوتاه‌مدت بین تورم و بیکاری نیز بی‌ثمر خواهد ماند. اما فریدمن (۱۹۷۶) با پذیرش رابطه کوتاه‌مدت میان تورم و بیکاری، با معرفی نرخ بیکاری طبیعی معتقد است که در بلندمدت هیچ رابطه‌ای بین تورم و بیکاری وجود ندارد و منحنی فیلیپس عمودی می‌شود (نرخ بیکاری طبیعی نرخ از بیکاری است که در صورت شکل‌گیری صحیح انتظارات تورمی حاصل می‌شود). بنابراین در بلندمدت چون تفاوت بین نرخ تورم انتظاری با نرخ تورم واقعی به صفر می‌رسد، نرخ بیکاری با نرخ بیکاری طبیعی برابر می‌شود (بال و منکیو (۲۰۰۲)) و دیگر مبادله‌ای بین این دو متغیر صورت نمی‌گیرد. با این توصیفات منحنی فیلیپس با تورم انتظاری و نرخ بیکاری طبیعی به شکل زیر تصریح می‌شود:

$$= \pi^e - \gamma(UR - UR^*)$$

که π^e تورم انتظاری، UR^* نرخ بیکاری طبیعی و γ پارامتر مدل است. بنابراین علاوه بر تورم انتظاری، تغییر نرخ طبیعی بیکاری نیز از عوامل انتقال منحنی فیلیپس می‌باشد.

گوردون^۴ (۱۹۹۷) نشان می‌دهد برخی عوامل بخش عرضه، مانند بهره‌وری، نه تنها بر تورم و بیکاری مؤثرند، بلکه می‌توانند بر نایرو نیز اثر گذارند و آن را در طول زمان تغییر دهند و به این ترتیب، باعث جابجایی منحنی فیلیپس شوند. همچنین وی معتقد است که وارد کردن یک جزء دیگر تحت عنوان متغیر شوک عرضه (v) به منحنی فیلیپس می‌تواند قسمتی از نوسانات تورم را توضیح داده و قدرت پیش‌بینی منحنی فیلیپس را افزایش دهد. شوک‌های عرضه دهه ۱۹۷۰ می‌تواند یک مشاهده تجربی مناسب برای توجیه وجود این متغیر در منحنی فیلیپس باشد. بنابراین با در نظر گرفتن انتظارات تورمی به صورت گذشته‌نگر و وارد کردن متغیر شوک عرضه، منحنی فیلیپس به صورت زیر نوشته می‌شود:

$$\pi_t = \pi_{t-1} - \gamma(UR_t - UR_t^*) + v_t$$

این معادله به منحنی فیلیپس مثلثی^۵ شهرت دارد که در آن تورم توسط سه عامل اینرسی، تقاضا و عرضه همانند سه رأس یک مثلث تعیین می‌شود. اگرچه منحنی فیلیپس به طور متداول با نرخ بیکاری شناخته می‌شود، اما این منحنی می‌تواند رابطه بین تورم و دیگر فعالیت‌های اقتصادی حقیقی نظیر تولید را نیز نشان دهد. شکل تعمیم‌یافته منحنی فیلیپس بیانگر رابطه مستقیم تورم با شکاف تولید است، که شکاف تولید انحراف تولید تحقق‌یافته از روند تولید (تولید بالقوه) می‌باشد. هرگاه شکاف تولید مثبت باشد، فشار تقاضا برای دستمزدها و مواد اولیه به قیمت‌ها فشار آورده و باعث بالارفتن تورم می‌شود. برعکس، هرگاه شکاف تولید منفی باشد ظرفیت‌های تولیدی مازاد سبب کاهش تورم می‌گردد.^۶

1- Ball & Mankiew

2- Lucas

3- Sargent

4- Gordon

5- Triangle Philips Curve

۶- در اکثر تحلیل‌ها، ارتباط بین تورم و شکاف تولید به صورت خطی و متقارن در نظر گرفته می‌شود، یعنی اندازه واکنش تورم به شکاف تولید مثبت مشابه اندازه واکنش آن به شکاف تولید منفی است اما این امکان وجود دارد که واکنش تورم، نامتقارن باشد. مثلاً ممکن است ارتباط



۳-۲. برقراری و پایداری منحنی فیلیپس در ایران و پیش‌بینی تورم

برای بررسی برقراری منحنی فیلیپس، مدل استفاده شده به صورت زیر است:

$$\pi_t = \pi_t^e - a(u_t - u_t^*) + v_t \quad (1)$$

$$\pi_t = \ln\left(\frac{p_t}{p_{t-1}}\right)$$

که v_t متغیر شوک عرضه، u_t^* نایرو و π_t^e تورم انتظاری است که هر سه از عوامل انتقال منحنی فیلیپس می‌باشند. از آنجا که هدف این مطالعه صرفاً انجام پیش‌بینی است و همچنین آمار مربوط به عوامل طرف عرضه به سادگی در دسترس نمی‌باشد، شوک‌های عرضه را در مدل به صورت جزء باقیمانده مدل با یک فرایند تصادفی نویز سفید^۱ در نظر می‌گیریم (گوردون (۱۹۹۸)). استاک و واتسون^۲ (۱۹۹۹) نیز در مطالعه خود به این نتیجه رسیدند که با در نظر گرفتن نسبت قیمت غذا به انرژی به عنوان شوک عرضه، دقت پیش‌بینی مدل کاهش می‌یابد و به همین منظور از وارد کردن شوک عرضه صرف‌نظر می‌کنند.

بال و منکیو (۲۰۰۲) فرض می‌کنند انتظارات به صورت تطبیقی با مدل گام تصادفی ساده^۳ شکل می‌گیرد. بنابراین معادله ۱ به صورت زیر نوشته می‌شود:

$$\pi_t = \pi_{t-1} - a(u_t - u_t^*) + v_t$$

که با بازنویسی این معادله خواهیم داشت:

$$\pi_t = au_t^* + \pi_{t-1} - au_t + v_t \quad (2)$$

روش تخمین معادله ۲ به این صورت است که ابتدا فرض می‌کنیم نایرو یک نرخ ثابت در طول زمان است و بنابراین مقدار au_t^* به یک پارامتر ثابت تبدیل می‌شود. با فرض اینکه v_t و u_t ناهمبسته باشند، روش حداقل مربعات معمولی^۴ تخمین سازگاری از معادله ۲ خواهد داشت، نتیجه تخمین به صورت زیر است:

$$\pi_t = -0.0035 + \pi_{t-1} + 0.0364u_t$$

با توجه به ضرائب تخمین زده شده، ضریب بیکاری مثبت است که با نظریه اقتصادی مربوط به منحنی فیلیپس سازگار نیست. به نظر می‌رسد این ناسازگاری با نحوه مدل کردن تورم انتظاری در معادله ۲ مرتبط باشد. برخی مطالعات قبلی نشان می‌دهند که نحوه شکل‌گیری انتظارات تورمی در ایران به گونه‌ای متفاوت نسبت به آمریکا می‌باشد. به عنوان مثال، در فصل اول نشان داده شد که مدل خودرگرسیون از مدل‌های گام تصادفی در پیش‌بینی تورم ایران بهتر عمل می‌کند لذا در ادامه تورم انتظاری را به صورت خودرگرسیون با حداکثر ۵ وقفه به دو صورت مقید و غیرمقید در نظر می‌گیریم.^۵ نتایج جداول ۱ و ۲ نشان می‌دهند که تنها مدل‌های غیرمقید از نظر علامت ضرائب با نظریه اقتصادی سازگارند و مبادله بین تورم و بیکاری را نشان می‌دهند. ضمناً ضرائب تخمین زده شده با طول وقفه ۱، ۴ و ۵ از نظر آماری نیز معنادار می‌باشند.^۶

بین تورم و شکاف تولید هرگاه شکاف تولید مثبت است، قوی‌تر از حالتی باشد که شکاف تولید منفی است، چون واکنش نیروی کار در تعدیل دستمزدها هنگام اضافه عرضه نیروی کار می‌تواند متفاوت از حالتی باشد که اضافه تقاضای نیروی کار وجود دارد.

1- White Noise

2- Stock & Watson

3- Naive Random Walk

4- Ordinary Least Squares

۵- منظور از مدل مقید این است که جمع ضرائب وقفه‌های تورم برابر یک باشد.

۶- همچنین نتایج نشان می‌دهد که مدل‌های غیرمقید نسبت به مدل‌های مقید در منحنی فیلیپس با بیکاری و شکاف تولید از دقت بالاتری در پیش‌بینی تورم برخوردار هستند.



جدول ۱. نتایج تخمین معادله ۱ با ضرائب مقید

تعداد وقفه‌ها	متغیر مستقل	ضرائب	t-stat	prob.
۱	عرض از مبدأ	-۰.۰۰۳۵	-۰.۳۱	۰.۷۶
	بیکاری	۰.۰۳۶۴	۰.۱۰	۰.۷۲
۲	عرض از مبدأ	-۰.۰۰۵۰	-۰.۴۷	۰.۶۴
	بیکاری	۰.۰۴۸۸	۰.۵۲	۰.۶۱
۳	عرض از مبدأ	-۰.۰۰۵۵	-۰.۵۲	۰.۶۱
	بیکاری	۰.۰۵۲۷	۰.۵۳	۰.۵۸
۴	عرض از مبدأ	-۰.۰۰۵۸	-۰.۵۴	۰.۵۹
	بیکاری	۰.۰۵۴۳	۰.۵۷	۰.۵۷
۵	عرض از مبدأ	-۰.۰۰۸۱	-۰.۷۶	۰.۴۵
	بیکاری	۰.۰۷۳۱	۰.۷۶	۰.۴۵

توضیحات: این جدول، نتایج تخمین معادله ۱ را با در نظر گرفتن تورم انتظاری به صورت مدل خودرگرسیون مقید نشان می‌دهد که در آن مجموع ضرائب وقفه‌های تورم برابر با یک است. حداکثر تعداد وقفه‌های در نظر گرفته شده و دوره تخمین از ۱۳۶۹:۲ تا ۱۳۹۰:۴ می‌باشد.

جدول ۲. نتایج تخمین معادله ۱ با ضرائب غیرمقید

تعداد وقفه‌ها	متغیر مستقل	ضرائب	t-stat	prob.
۱	عرض از مبدأ	۰.۰۴۲۹	۳.۰۸	۰.۰۰**
	بیکاری	-۰.۲۰۷۲	-۱.۱۰	۰.۰۴**
۲	عرض از مبدأ	۰.۰۳۱۰	۲.۰۷	۰.۰۴**
	بیکاری	-۰.۱۴۲۲	-۱.۳۲	۰.۱۹۰۲
۳	عرض از مبدأ	۰.۰۳۱۰	۱.۹۳	۰.۰۶*
	بیکاری	-۰.۱۴۲۲	-۱.۲۶	۰.۲۱
۴	عرض از مبدأ	۰.۰۴۱۳	۲.۴۷	۰.۰۲**
	بیکاری	-۰.۱۹۸۷	-۱.۷۳	۰.۰۹*
۵	عرض از مبدأ	۰.۰۴۳۵	۲.۳۷	۰.۰۲**
	بیکاری	-۰.۲۰۸۰	-۱.۷۰	۰.۰۹*

توضیحات: این جدول، نتایج تخمین معادله ۱ را با در نظر گرفتن تورم انتظاری به صورت مدل خودرگرسیون غیرمقید نشان می‌دهد. حداکثر تعداد وقفه‌های در نظر گرفته شده ۵ و دوره تخمین از ۱۳۶۹:۲ تا ۱۳۹۰:۴ می‌باشد. علامت * در ستون چهارم نشان‌دهنده معناداری ضرائب در سطح ۱۰ درصد و ** در سطح ۵ درصد است.

بنابراین با در نظر گرفتن تورم انتظاری به صورت مدل خودرگرسیون غیرمقید، منحنی فیلیپس برای اقتصاد ایران برقرار است و بر اساس این مدل، علاوه بر پیش‌بینی تورم می‌توانیم نایرو را تخمین بزنیم. آگاهی سیاستگذار پولی از نایرو حائز اهمیت است زیرا هرگاه



نرخ بیکاری جاری کمتر از نایرو باشد، انتظار می‌رود تورم در آینده افزایش یابد و سیاستگذار با اتخاذ سیاست‌های ضدتورمی می‌تواند با افزایش تورم مقابله کند. برای تخمین نایرو برای ایران از روش بال و منکیو (۲۰۰۲) استفاده می‌کنیم. به این ترتیب که تورم انتظاری را به صورت گذشته‌نگر و در قالب مدل خودرگرسیون مرتبه اول با عرض از مبدأ در نظر گرفته و بعد از تخمین ضرائب به روش OLS، معادله منحنی فیلیپس را به صورت زیر می‌نویسیم.

$$\pi_t = \hat{\alpha} + \hat{\beta}\pi_{t-1} + au_t^* - au_t + v_t \quad (3)$$

پس از مرتب‌سازی معادله ۳ و با ثابت در نظر گرفتن نایرو، ضریب a را به روش OLS تخمین می‌زنیم.

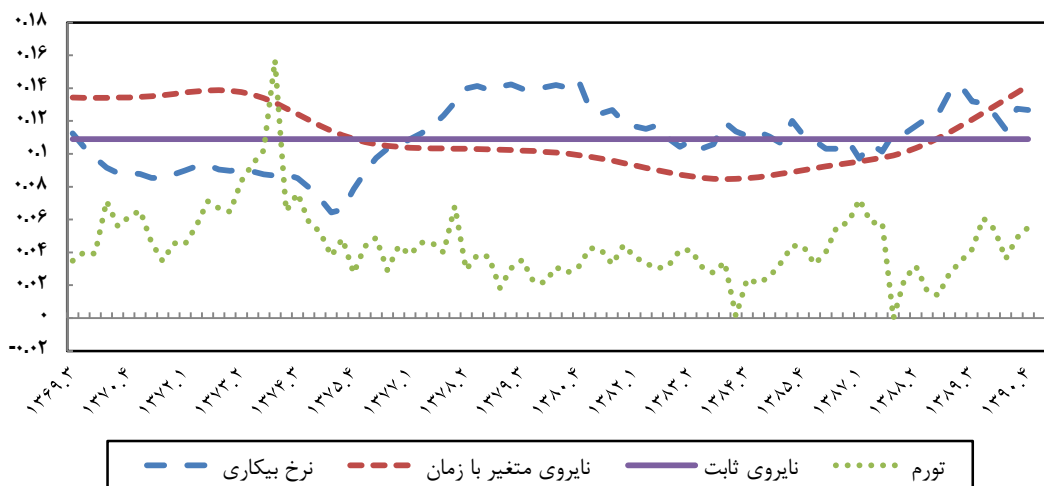
$$\pi_t - \hat{\alpha} - \hat{\beta}\pi_{t-1} = au_t^* - au_t + v_t$$

با تقسیم عرض از مبدأ تخمین زده شده در معادله بالا (\widehat{au}^*) بر \widehat{a} ، نایروی ثابت معادل با ۰.۱۱ به دست می‌آید. اما برای استخراج نایروی متغیر با زمان با توجه به اینکه شوک عرضه عامل نوسانات کوتاه‌مدت و تغییر نایرو عامل نوسانات بلندمدت منحنی فیلیپس می‌باشد، با بازنویسی معادله بالا می‌توان روند u_t^* را از سری $u_t^* + \frac{v_t}{a}$ با استفاده از روش استاندارد فیلتر هودریک و پرسکات^۱ جدا کرد. (۱۹۹۷)

$$u_t^* + \frac{v_t}{a} = u_t + \frac{\pi_t - \hat{\alpha} - \hat{\beta}\pi_{t-1}}{\hat{a}}$$

با این روش نایروی متغیر با زمان در بازه (۰.۰۸ - ۰.۱۴) قرار می‌گیرد. نمودار ۱ نرخ بیکاری، نایروی ثابت و متغیر و نرخ تورم را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود نایروی متغیر از ۱۳۶۹:۳ تا ۱۳۸۴:۳، روندی نزولی داشته و پس از آن در حال صعود است. همچنین در دورانی که نرخ بیکاری بالاتر از نایرو است تورم نسبتاً پایین‌تری تجربه شده است.

نمودار ۱. نرخ تورم، بیکاری و تخمین نایروی ثابت و متغیر



نمودار ۲ سهم هر یک از اجزای سه‌گانه تورم را بر اساس معادله ۳ به صورت دورن‌نمونه‌ای نشان می‌دهد.^۲ ملاحظه می‌شود که از میان سه جزء تعیین‌کننده تورم به ترتیب تورم انتظاری و شوک عرضه، اثر قابل توجهی بر مقدار تورم جاری دارند و انحراف بیکاری از

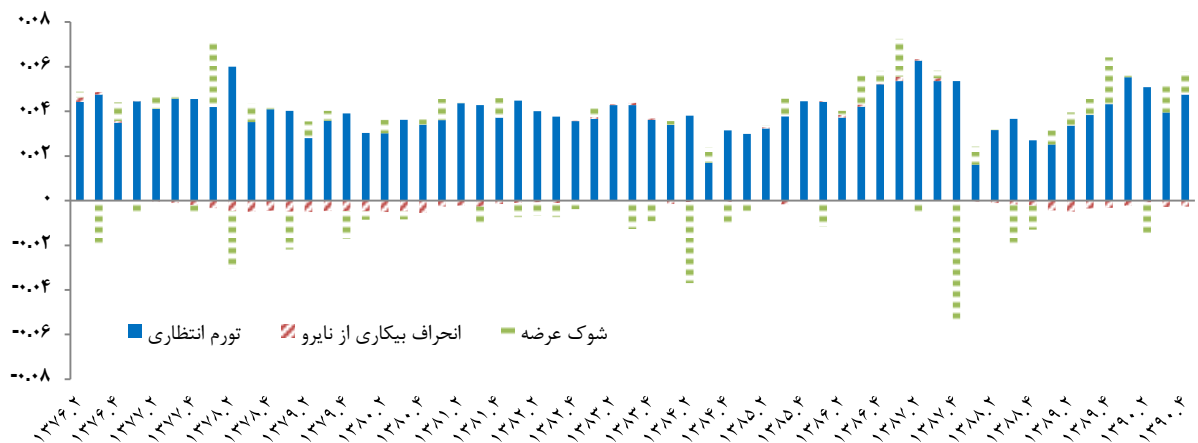
1- Hodrick & Prescott

۲- در این نمودار نایرو ثابت در نظر گرفته شده است چون در جدول ۳ پایداری ضرائب \emptyset و β در افق یک فصل، نشان‌دهنده ثابت‌بودن نایرو در طول زمان می‌باشد.



نایرو نقش به مراتب کمتری دارد.^۱ همچنین با توجه به نمودار ۱، از سال ۷۶ تا ۸۳، نرخ بیکاری بالاتر از نایرو است و همین امر باعث شده که انحراف بیکاری از نایرو عامل کاهنده تورم باشد. از سال ۸۲ تا ۸۸ انحراف بیکاری از نایرو نقش محسوسی در تورم ندارد چون بیکاری در این مدت تقریباً با نایرو برابر است و از آن به بعد نیز با بالا رفتن بیکاری از نایرو مجدداً عامل کاهنده تورم شده است. اما همان‌طور که گفته شد این اثرگذاری در توضیح تورم بسیار ناچیز است.

نمودار ۲. سهم هر یک از اجزای سه‌گانه تورم بر اساس مدل ۳



برای پیش‌بینی تورم با استفاده از منحنی فیلیپس مدل زیر در نظر گرفته شده است (استاک و واتسون (۱۹۹۹))، که در آن پیش‌بینی‌های چند گام به جلو با رویکرد مستقیم محاسبه می‌شوند.

$$\pi_{t+h} = \emptyset + \gamma(L)\pi_t + \beta(L)u_t + e_{t+h} \quad (4)$$

که u_t نرخ بیکاری، $\beta(L)$ و $\gamma(L)$ چندجمله‌ای‌های مربوط به عملگر وقفه (L) می‌باشند. در این معادله نایرو ثابت در نظر گرفته شده است.

قبل از بررسی عملکرد پیش‌بینی مدل، ابتدا پایداری ضرائب معادله ۴ را در ۴ افق پیش‌بینی آزمون می‌کنیم. پایداری ضرائب، اهمیت زیادی برای دقت پیش‌بینی مدل دارد. یک مدل در صورتی برای پیش‌بینی مناسب است که ضرائب آن در طول زمان تغییر نکند، چون مدل با استفاده از اطلاعات تا دوره t تخمین زده می‌شود و فرض می‌گردد که فرایند تولید داده^۲ در دوره $t+h$ نیز به همین صورت است. استاک و واتسون (۱۹۹۹) در مطالعه خود با انجام آزمون آماری دریافتند که ضرائب مدل ۴ برای کشور آمریکا ناپایدار است اما چنین استدلال کردند که اگرچه ضرائب از نظر آماری تغییر معناداری داشته ولی این تغییر به لحاظ اندازه کوچک است و می‌توان از آن برای پیش‌بینی استفاده کرد. اما اتکسان و اوهانیان^۳ (۲۰۰۱) در مطالعه خود نشان دادند که در دوره زمانی (۱۹۶۰-۱۹۸۳) منحنی فیلیپس برای آمریکا دارای شیب منفی و از ۱۹۸۳ به بعد تقریباً افقی است و همچنین با معرفی مدلی ساده با ماهیت گام تصادفی و مقایسه دقت پیش‌بینی مدل استاک و واتسون (۱۹۹۹) با آن، منحنی فیلیپس را جهت پیش‌بینی تورم غیرمفید ارزیابی کردند.

چندین آزمون برای پایداری ضرائب معادله رگرسیون وجود دارد که ما در این مطالعه از آزمون کوانت - اندروز^۴ استفاده می‌کنیم. این آزمون وجود نقطه شکست را در طول دوره تخمین آزمون می‌کند. حداکثر وقفه‌های در نظر گرفته‌شده برای تورم و بیکاری ۵ است، مدل بهینه با معیار اطلاعاتی شوارتز انتخاب و از ۷۰ درصد میانی داده‌ها از ۱۳۶۹:۲ تا ۱۳۹۰:۴ برای انجام آزمون استفاده شده

۱- وارد کردن متغیر شوک عرضه خارج از حوزه این مطالعه است و می‌تواند در پژوهش‌های آتی مورد بررسی قرار گیرد.

2- Data Generating Process

3- Atkeson & Ohanian

4- Quandt-Andrews Test for Unknown Break Point



است. جدول ۳ نتایج آزمون را برای افق‌های پیش‌بینی ۱ تا ۴ گام به جلو نشان می‌دهد. نتایج جدول حاکی از آن است که شواهد آماری کافی برای ناپایداری ضرائب مدل در طول زمان وجود دارد. بنابراین انتظار می‌رود پیش‌بینی‌های حاصله از دقت کافی برخوردار نباشند. ضمناً پایداری ضرائب \emptyset و در افق یک فصل، نشان‌دهنده ثابت‌بودن نایرو در طول زمان می‌باشد.

جدول ۳. آزمون پایداری ضرائب مدل رگرسیون منحنی فیلیپس

$$\pi_{t+h} = \emptyset + \gamma(L)\pi_t + \beta(L)u_t + e_{t+h}$$

افق پیش‌بینی	p-value		
	AQ _{all}	AQ _{\emptyset, β}	AQ _{γ}
۱ فصل	۰.۱۰	۰.۲۷	۰.۰۰**
۲ فصل	۰.۰۷*	۰.۰۸*	۰.۰۰**
۳ فصل	۰.۰۵**	۰.۰۲**	۰.۰۰**
۴ فصل	۰.۱۴	۰.۰۱**	۰.۰۰**

توضیحات: این جدول نتایج آزمون اندروز- کوانت با فرض صفر مبنی بر نبود ناپایداری ضرائب در ۷۰ درصد مشاهدات میانی ۱۳۶۹:۲ تا ۱۳۹۰:۴ برای معادله ۴ در افق‌های پیش‌بینی ۱ تا ۴ گام به جلو را نشان می‌دهد. AQ_{all} آزمون پایداری همه ضرائب، AQ آزمون پایداری ضرائب \emptyset و با فرض پایداری ضریب و AQ آزمون پایداری ضریب را با فرض پایداری ضرائب \emptyset و نشان می‌دهد.

جدول ۴ نتایج پیش‌بینی منحنی فیلیپس را در مقایسه با مدل خودرگرسیون به عنوان مدل پایه نشان می‌دهد. با توجه به نسبت RMSE، مشاهده می‌شود که دقت پیش‌بینی منحنی فیلیپس تنها در افق ۱ گام به جلو نسبت به مدل خودرگرسیون از دقت بالاتری برخوردار است و در سایر افق‌های پیش‌بینی بدتر عمل می‌کند. این نتیجه با نتایج حاصل از آزمون پایداری ضرائب سازگار است. تفاوت دقت پیش‌بینی دو روش تنها در گام چهارم به لحاظ آماری معنادار است.

جدول ۴. نتایج آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته

پیش‌بینی یک گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۴۲	-۰.۸۳	۰.۹۵۸۵	منحنی فیلیپس نسبت به مدل خودرگرسیون
پیش‌بینی دو گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۵۹	۰.۵۵	۱.۰۱۶۵	منحنی فیلیپس نسبت به مدل خودرگرسیون
پیش‌بینی سه گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۶۷	۰.۴۴	۱.۰۱۳۹	منحنی فیلیپس نسبت به مدل خودرگرسیون
پیش‌بینی چهار گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۰۰**	۴.۰۷	۱.۰۸۵	منحنی فیلیپس نسبت به مدل خودرگرسیون

توضیحات: در این جدول دقت پیش‌بینی منحنی فیلیپس با مدل خودرگرسیون (مستقیم) در افق‌های پیش‌بینی ۱ تا ۴ گام به جلو در مقایسه با هم از لحاظ آماری آزمون می‌گردد. طول وقفه در هر دو روش بر اساس معیار شوارتز تعیین شده است و حداکثر طول وقفه ۵ می‌باشد. دوره تخمین فصل دوم ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۶ و دوره پیش‌بینی فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ می‌باشد. در ستون چهارم علامت ** نشان‌دهنده تفاوت معنادار دو روش رقیب در سطح ۵ درصد است.

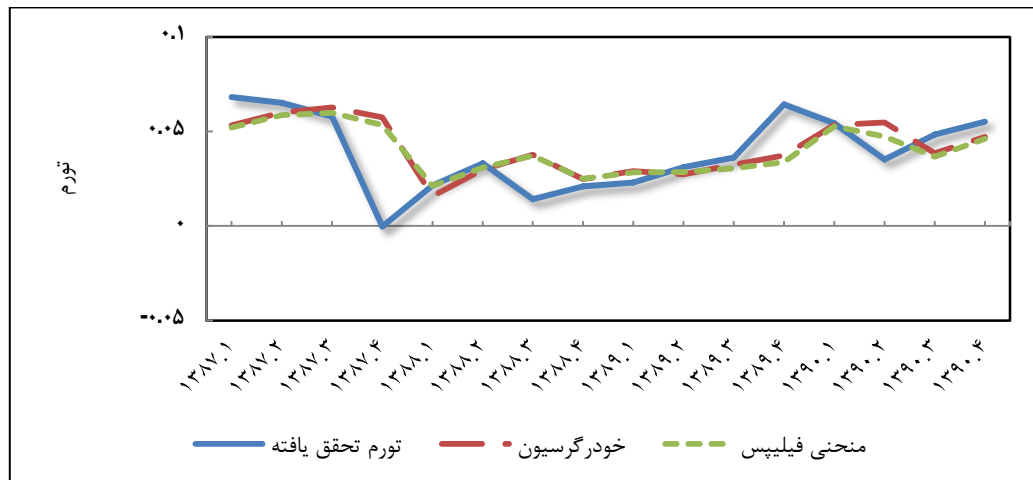


پژوهشکده پولی و بانکی

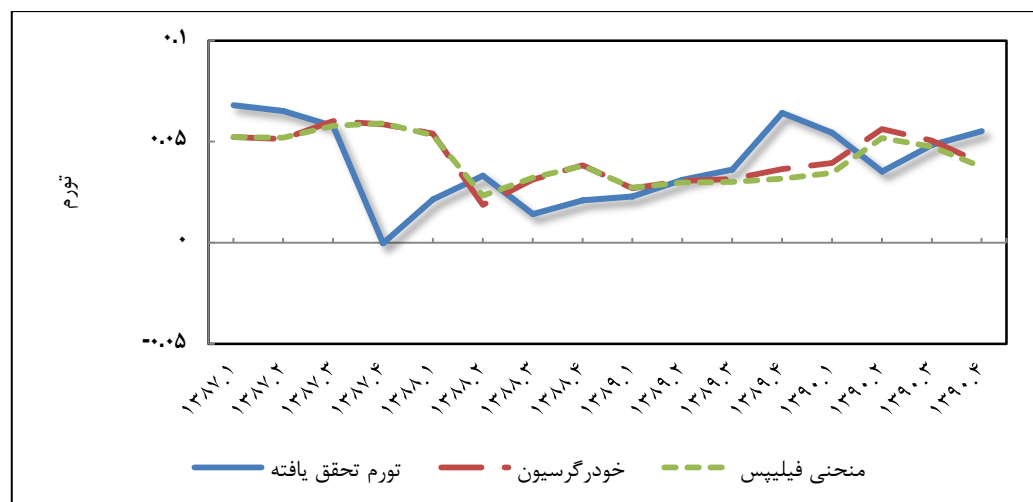
بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران

نمودارهای ۳ تا ۶، سری پیش‌بینی تورم را با استفاده از منحنی فیلیپس در مقابل مدل خودرگرسیون و مقدار تحقق‌یافته در افق‌های ۱ تا ۴ گام به جلو نشان می‌دهد. همان‌گونه که مشاهده می‌شود در ۴ افق پیش‌بینی، سری‌های پیش‌بینی حاصل از منحنی فیلیپس و مدل خودرگرسیون تقریباً بر هم منطبق هستند و این نشان می‌دهد که بخش عمده پیش‌بینی منحنی فیلیپس مربوط به بخش تورم انتظاری است که به صورت مدل خودرگرسیون در نظر گرفته شده است و بیکاری نقش محسوسی در آن ندارد.

نمودار ۳. پیش‌بینی تورم با استفاده از منحنی فیلیپس و مدل خودرگرسیون (یک گام به جلو)

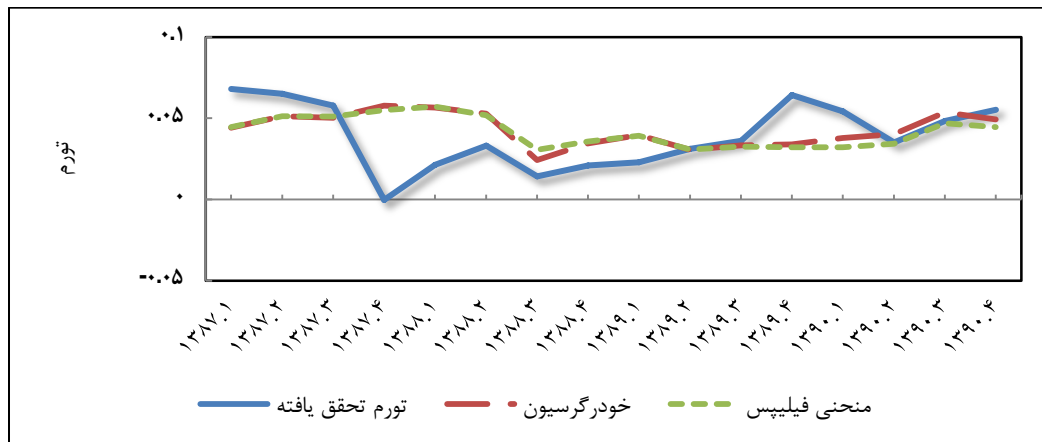


نمودار ۴. پیش‌بینی تورم با استفاده از منحنی فیلیپس و مدل خودرگرسیون (دو گام به جلو)

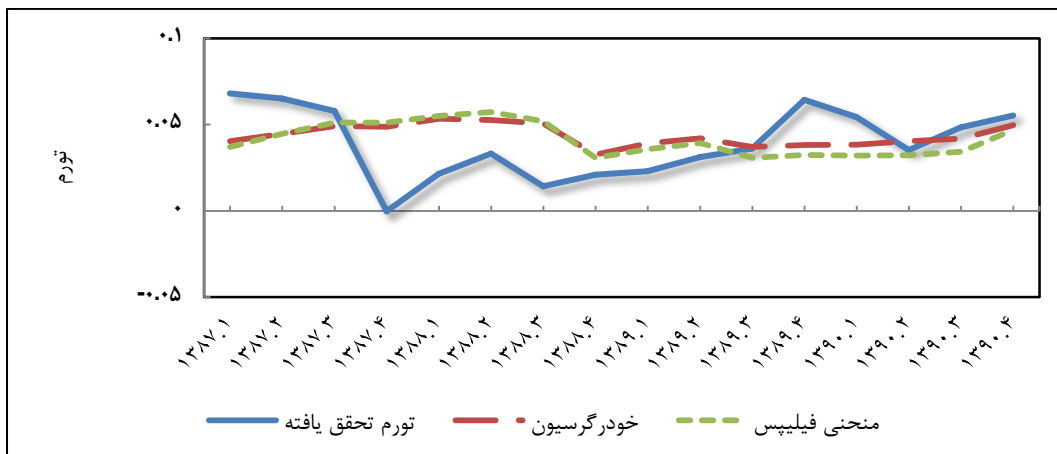




نمودار ۵. پیش‌بینی تورم با استفاده از منحنی فیلیپس و مدل خودرگرسیون (سه گام به جلو)



نمودار ۶. پیش‌بینی تورم با استفاده از منحنی فیلیپس و مدل خودرگرسیون (چهار گام به جلو)



۴-۲. ساختار وقفه‌ها در منحنی فیلیپس

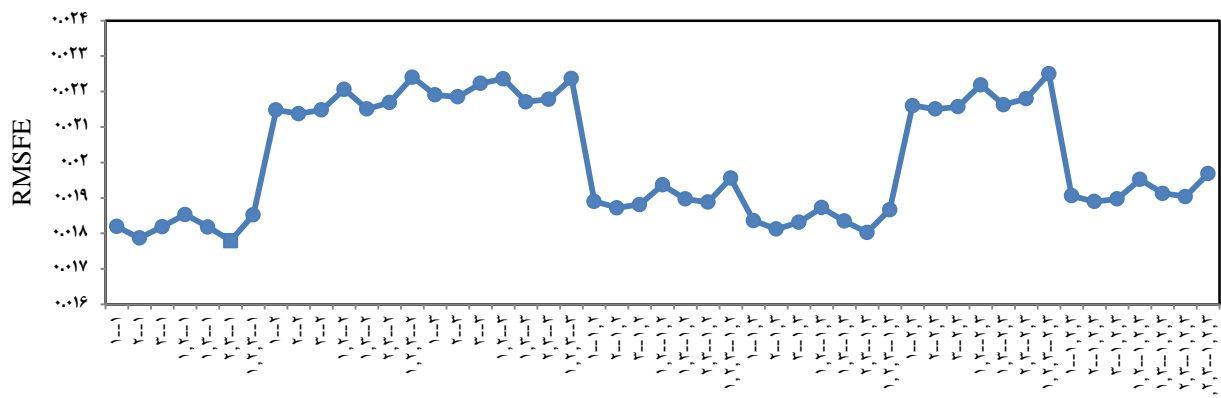
تاکنون در مطالعات انجام‌شده در این حوزه، فرایند انتخاب وقفه‌ها در مدل همواره به صورت تجمعی انجام شده است و از میان آنها طول وقفه بهینه با یکی از معیارهای اطلاعاتی انتخاب گردیده است. یعنی اگر طول وقفه بهینه برای وقفه‌های مربوط به تورم ۴ و برای وقفه‌های بیکاری ۳ باشد، تمام وقفه‌های ۱، ۲، ۳ و ۴ برای تورم و تمام وقفه‌های ۱، ۲ و ۳ برای بیکاری در مدل در نظر گرفته می‌شود و لذا تمام ترکیب‌های موجود از وقفه‌ها بررسی نمی‌شود.^۱ در فصل قبل نشان داده شد که در پیش‌بینی تورم به روش خودرگرسیون بدون در نظر گرفتن معیارهای اطلاعاتی و با استفاده از تمام ترکیب‌های ممکن از وقفه‌ها در هر یک از افق‌های پیش‌بینی، ترکیبی از وقفه‌ها وجود دارد که می‌تواند سبب بهبود جزئی در دقت پیش‌بینی شود. بنابراین در این قسمت بدون در نظر گرفتن معیارهای اطلاعاتی و با ثابت نگه‌داشتن هر یک از ترکیب‌های ممکن از وقفه‌ها، پیش‌بینی گام‌های اول تا چهارم تورم محاسبه و بررسی می‌شود که در هر کدام از افق‌های پیش‌بینی، کدام ترکیب، پیش‌بینی دقیق‌تری را ارائه می‌دهد. نمودارهای ۷ تا ۱۰، RMSFE مربوط به

۱- اگر حداکثر طول وقفه را برای وقفه‌های تورم n و برای وقفه‌های بیکاری m در نظر بگیریم تمام ترکیب‌های ممکن از وقفه‌ها برابر با $(2^m - 1) \times (2^n - 1)$ خواهد بود.



ترکیب‌های مختلف وقفه‌ها را برای معادله ۴ در افق پیش‌بینی ۱ تا ۴ فصل نشان می‌دهند. مثلاً در افق پیش‌بینی یک گام به جلو، نمودار ۷ نشان می‌دهد که سهم زیادی از دقت پیش‌بینی به نوع ترکیب وقفه‌های تورم مربوط می‌شود و با ثابت نگه‌داشتن ترکیب وقفه‌های تورم، تغییر ترکیب وقفه‌های بیکاری تغییر زیادی در RMSFE ایجاد نمی‌کند. پیش‌تر از نمودار ۲ نیز به این نتیجه رسیدیم که بیکاری سهم زیادی در توضیح تورم ندارد. حضور وقفه اول تورم در مدل، عملکرد پیش‌بینی یک گام به جلو را بهبود می‌بخشد و از بین تمام ترکیب‌های ممکن، بهترین ترکیب، (۱-۱،۳) است. ترکیب (۲،۳-۱،۲) در افق ۲ فصل، ترکیب (۱،۳-۲) در افق ۳ فصل و ترکیب (۱،۲،۳-۱) در افق ۴ فصل دارای بالاترین دقت پیش‌بینی از بین سایر ترکیبات مختلف از وقفه‌ها هستند.

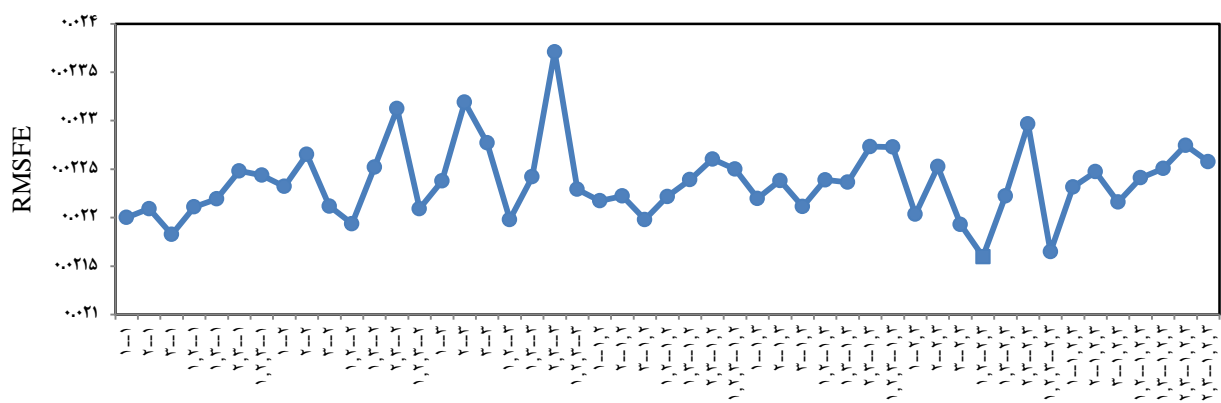
نمودار ۷. RMSFE مربوط به معادله (۴) با ترکیب‌های مختلف وقفه‌ها برای تورم و بیکاری (پیش‌بینی یک گام به جلو)



ترکیب وقفه‌های در نظر گرفته‌شده در مدل

توضیحات: در این نمودار با استفاده از معادله ۴ با هر یک از ترکیب‌های ممکن بین وقفه‌های ۱ تا ۳، برای تورم و بیکاری پیش‌بینی یک گام به جلوی تورم به صورت برون‌نمونه‌ای از ۱۳۸۷:۱ تا ۱۳۹۰:۴ تولید شده است. محور افقی نشان‌دهنده ترکیب‌های مختلف وقفه‌های به کاررفته در مدل است، مثلاً (۳-۱) نشان‌دهنده مدلی است که در آن از وقفه دوم تورم و وقفه‌های اول و سوم بیکاری استفاده شده است. محور عمودی نیز RMSFE متناظر با هر ترکیب را در طول دوره پیش‌بینی نشان می‌دهد.

نمودار ۸. RMSFE مربوط به معادله ۴ با ترکیب‌های مختلف وقفه‌ها برای تورم و بیکاری (پیش‌بینی دو گام به جلو)

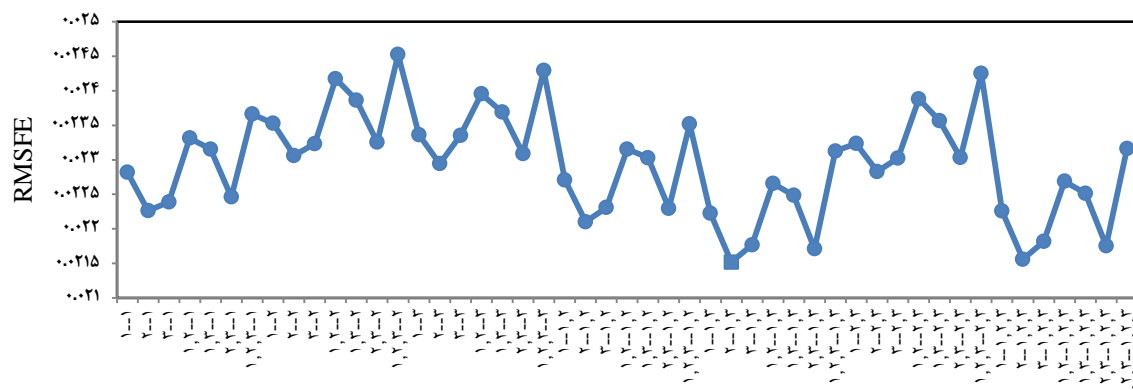


ترکیب وقفه‌های در نظر گرفته‌شده در مدل

توضیحات: به توضیحات نمودار ۷ مراجعه شود.



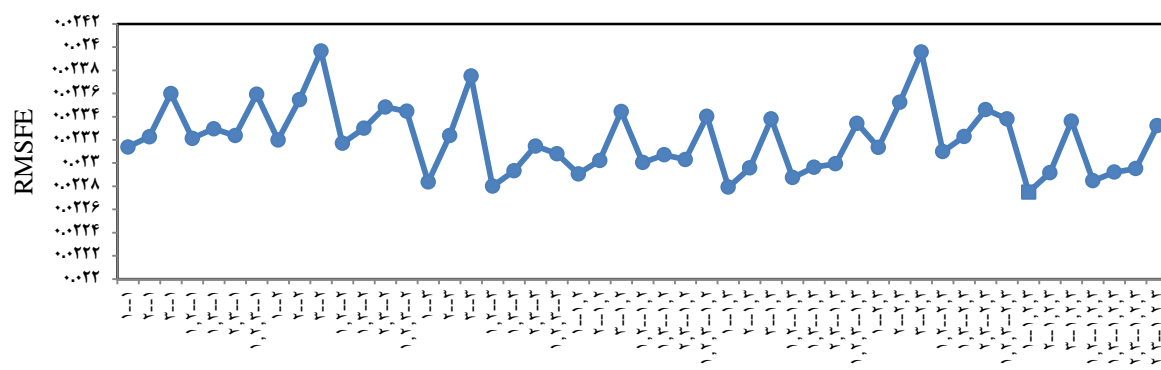
نمودار ۹. RMSFE مربوط به معادله (۴) با ترکیب‌های مختلف وقفه‌ها برای تورم و بیکاری (پیش‌بینی سه گام به جلو)



ترکیب وقفه‌های در نظر گرفته شده در مدل

توضیحات: به توضیحات نمودار ۷ مراجعه شود.

نمودار ۱۰. RMSFE مربوط به معادله ۴ با ترکیب‌های مختلف وقفه‌ها برای تورم و بیکاری (پیش‌بینی چهار گام به جلو)



وقفه‌های در نظر گرفته شده در مدل

توضیحات: به توضیحات نمودار ۷ مراجعه شود.



جدول ۵ نشان می‌دهد که بهترین ترکیب از وقفه‌ها نسبت به وقفه‌های تجمعی در منحنی فیلیپس دقت پیش‌بینی را در ۴ افق پیش‌بینی افزایش می‌دهد اما این بهبود جزئی است و در هیچ‌یک از افق‌های پیش‌بینی به لحاظ آماری معنادار نیست.

جدول ۵. نتایج آزمون دیبلد – ماریانو تغییر یافته

پیش‌بینی یک گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۷۷	-۰.۳۰	۰.۹۹۶۰	بهترین ترکیب از وقفه‌ها نسبت به وقفه‌های تجمعی
پیش‌بینی دو گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۷۳	-۰.۳۶	۰.۹۸۰۲	بهترین ترکیب از وقفه‌ها نسبت به وقفه‌های تجمعی
پیش‌بینی سه گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۱۶	-۱.۴۸	۰.۹۶۸۸	بهترین ترکیب از وقفه‌ها نسبت به وقفه‌های تجمعی
پیش‌بینی چهار گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۲۵	-۱.۱۹	۰.۹۴۱۷	بهترین ترکیب از وقفه‌ها نسبت به وقفه‌های تجمعی

توضیحات: در این جدول دقت پیش‌بینی منحنی فیلیپس با بهترین ترکیب از وقفه‌ها با منحنی فیلیپس با وقفه‌های تجمعی در افق‌های پیش‌بینی ۱ تا ۴ گام به جلو در مقایسه با هم از لحاظ آماری آزمون می‌گردد. دوره تخمین فصل دوم ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۶ و دوره پیش‌بینی فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ می‌باشد.

۵-۲. پیش‌بینی تورم با استفاده از منحنی فیلیپس با شکاف تولید

در این قسمت، عملکرد پیش‌بینی منحنی فیلیپس با شکاف تولید بررسی می‌شود. مدل پیش‌بینی مورد استفاده در این قسمت همانند معادله ۴ است با این تفاوت که شکاف تولید جایگزین بیکاری شده است.

$$\pi_{t+h} = \emptyset + \gamma(L)\pi_t + \beta(L)(x_t - \bar{x}_t) + e_{t+h} \quad (5)$$

در این معادله x_t تولید تحقق‌یافته و \bar{x}_t تولید بالقوه است. اختلاف بین تولید تحقق‌یافته از تولید بالقوه، شکاف تولید نامیده می‌شود که به طور مستقیم قابل مشاهده نیست زیرا تولید بالقوه قابل مشاهده نمی‌باشد و با استفاده از داده‌های گذشته باید تخمین زده شود. روش‌های مختلفی برای تخمین تولید بالقوه معرفی شده است که در یک تقسیم‌بندی کلی شامل دو گروه می‌شوند: روش‌های ساختاری و روش‌های غیرساختاری (آماري). به عنوان مثال استفاده از تابع تولید برای تخمین تولید بالقوه یکی از روش‌های ساختاری می‌باشد. مزیت استفاده از روش‌های ساختاری این است که از پایه نظری برخوردارند اما با دو ایراد نیز مواجه هستند: نخست، اطمینان بالایی وجود ندارد که تابع تولید در نظر گرفته شده برای اقتصاد مورد نظر مناسب باشد، دوم، داده‌های مورد استفاده به عنوان ورودی این تابع (شامل: سرمایه، نیروی کار، بهره‌وری و ...) معمولاً با تواترهای بالا اندازه‌گیری و جمع‌آوری نمی‌شوند و بعضاً کیفیت بالایی ندارند و حتی ممکن است برخی از آنها موجود نباشند.



اما روش‌های غیرساختاری (آماري) برای محاسبه تولید بالقوه، مدل خاصی را برای اقتصاد در نظر نمی‌گیرند و صرفاً با استفاده از تکنیک‌های آماری، تولید را به دو بخش روند و چرخه تجزیه می‌کنند. روش‌های سنتی آماری برای تخمین تولید بالقوه، با عبور دادن یک خط راست از داده‌های مربوط به تولید تحقق‌یافته در گذشته، یک روند زمانی را به صورت خطی به عنوان تولید بالقوه در نظر می‌گرفتند. با در نظر گرفتن تولید بالقوه به صورت روند زمانی، فرض می‌شود که طرف عرضه اقتصاد، غیر تصادفی است و نوسانات طرف تقاضا عامل اصلی چرخه‌های تجاری می‌باشد اما حداقل با در نظر گرفتن شوک‌های تکنولوژی، پذیرش قطعی بودن طرف عرضه، منطقی به نظر نمی‌رسد. یکی دیگر از روش‌های آماری برای جدا کردن روند از یک سری زمانی فیلتر هودریک و پرسکات (۱۹۹۷) است. این فیلتر تعمیم‌یافته روند خطی در طول زمان است که در آن شیب روند به آهستگی می‌تواند تغییر کند. در واقع این فیلتر برخلاف روش سنتی، طرف عرضه را غیر قطعی در نظر می‌گیرد. بنابراین می‌توان گفت، مزیت روش‌های آماری، سادگی استفاده از آنها و عیب عمده آنها در نظر نگرفتن نظریه‌های اقتصادی است. برای برطرف کردن ضعف‌های روش‌های آماری که به آنها اشاره شد، روش‌هایی معرفی شده‌اند که در آنها از ترکیب تکنیک‌های آماری با نظریه‌های اقتصادی استفاده شده است. کانوی و هانت^۱ (۱۹۹۷) از ترکیب روش آماری فیلتر هودریک و پرسکات، منحنی فیلپس و قانون اوکان برای استخراج تولید بالقوه استفاده کرده‌اند. این روش را لاکستون و تتلو^۲ (۱۹۹۲) برای اولین بار معرفی کرده بودند. یکی دیگر از این‌گونه روش‌ها برای تخمین تولید بالقوه، استفاده از مدل خودرگرسیون برداری ساختاری^۳ (SVAR) است که توسط بلانچارد و کوا^۴ (۱۹۸۹) معرفی شد. روش دیگر که باز هم نسبت به روش‌های آماری دارای محدودیت کمتری است، روش اجزای غیر قابل مشاهده^۵ می‌باشد که همانند مدل SVAR، تولید بالقوه را به عنوان جزئی از سیستم معادلات با استفاده از فیلتر کالمن و روش حداکثر راستنمایی تخمین می‌زند. در این مطالعه برای تخمین تولید بالقوه و محاسبه شکاف تولید از فیلتر هودریک و پرسکات با پارامتر ۱۶۰۰ به عنوان یک روش بسیار متداول استفاده می‌شود و تورم در افق‌های ۱ تا ۴ گام به جلو با استفاده از معادله ۵ پیش‌بینی می‌شود. جدول ۶، RMSFE نسبی پیش‌بینی‌های حاصل از مدل خودرگرسیون و منحنی فیلپس (شکاف تولید/ بیکاری) را نسبت به مدل خودرگرسیون مستقیم نشان می‌دهد.

جدول ۶. عملکرد نسبی پیش‌بینی منحنی فیلپس با شکاف تولید حقیقی

	نسبی RMSFE			
	یک گام به جلو	دو گام به جلو	سه گام به جلو	چهار گام به جلو
منحنی فیلپس با شکاف تولید				
تولید حقیقی	۱.۰۰۲۵	۱.۰۰۶۹	۱.۰۱۵۳	۱.۰۶۳۳
تولید حقیقی بدون نفت	۰.۹۹۶۳	۰.۹۸۶۸	۰.۹۶۴۹	۱.۲۸۳
تولید حقیقی بدون کشاورزی	۱.۰۰۰۵	۱.۰۰۱۷	۱.۰۰۴۷	۱.۰۳۷۰
تولید حقیقی بدون نفت و کشاورزی	۰.۹۹۷۵	۱.۰۰۷۷	۱.۰۰۰۵	۱.۱۷۹۹
منحنی فیلپس با بیکاری	۰.۹۷۱۹	۱.۰۱۴۳	۰.۹۹۷۸	۱.۰۶۳۶

توضیحات: این جدول نتایج عملکرد پیش‌بینی تورم با استفاده از منحنی فیلپس (شکاف تولید / بیکاری) را نسبت به مدل خودرگرسیون مستقیم نشان می‌دهد. طول وقفه در هر مدل با معیار اطلاعاتی شوارتز تعیین شده و حداکثر طول وقفه ۵ می‌باشد. برای محاسبه شکاف تولید از تولید حقیقی، تولید حقیقی بدون نفت، تولید حقیقی بدون کشاورزی و تولید حقیقی بدون نفت و کشاورزی استفاده شده است، که پس از لگاریتم‌گیری طبیعی از داده‌ها، با X12 فصلی‌زدایی شده و با فیلتر هودریک و پرسکات روند تولید به عنوان تولید بالقوه از تولید تحقق‌یافته جدا شده است. ردیف آخر، پیش‌بینی‌های تولید شده با استفاده از منحنی فیلپس با بیکاری است. دوره تخمین از فصل دوم ۶۹ تا فصل چهارم ۸۶ و دوره پیش‌بینی از فصل اول ۸۷ تا فصل چهارم ۸۹ می‌باشد.

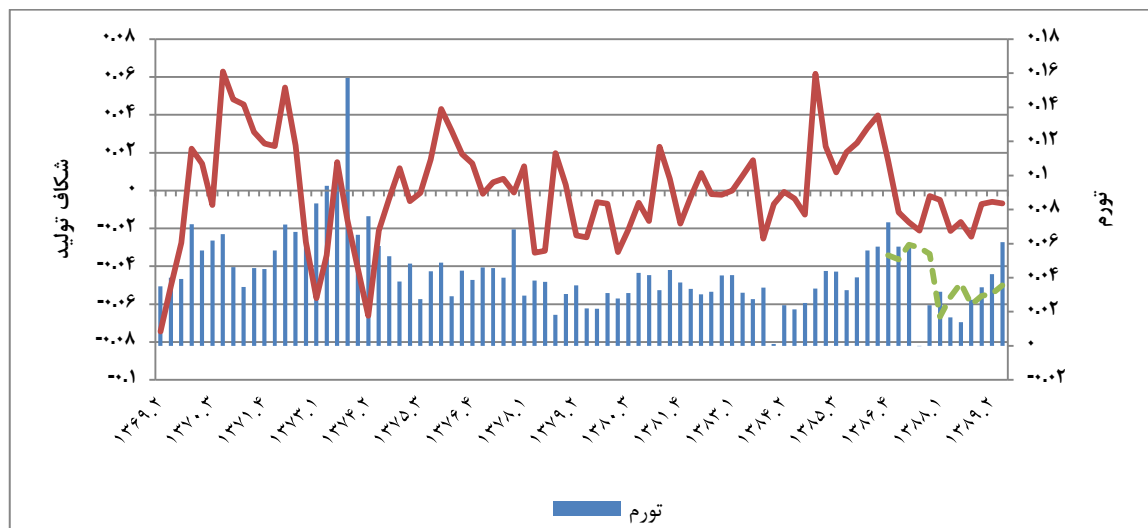
1- Conway & Hunt
2- Laxton & Tetlow
3- Structural Vector Auto Regressive (SVAR)
4- Blanchard & Quah
5- Unobserved Components (UC Model)



نتایج نشان می‌دهد که در افق پیش‌بینی ۱ گام به جلو منحنی فیلیپس با بیکاری نسبت به مدل‌های شکاف تولید و همچنین مدل خودرگرسیون عملکرد بهتری دارد، در افق‌های ۲ و ۳ گام به جلو منحنی فیلیپس با شکاف تولید حقیقی بدون نفت دارای عملکرد بهتری نسبت به منحنی فیلیپس با بیکاری و مدل خودرگرسیون می‌باشد و در افق ۴ گام به جلو منحنی فیلیپس با بیکاری و شکاف تولید عملکرد ضعیف‌تری نسبت به مدل خودرگرسیون دارند.

با توجه به اینکه شکاف تولید حقیقی بدون نفت دارای بهترین عملکرد در پیش‌بینی تورم در افق ۲ گام به جلو در میان انواع منحنی‌های فیلیپس می‌باشد، نمودار ۱۱ تورم و وقفه دوم شکاف تولید حقیقی بدون نفت را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود از حدود سال ۱۳۷۶ به بعد، هرگاه شکاف تولید افزایش می‌یابد، فشار ناشی از افزایش تقاضا باعث بالا رفتن تورم در دو دوره بعد شده است. عکس این حالت نیز دیده می‌شود یعنی هرگاه تولید از سطح بالقوه خود پایین‌تر می‌آید، کاهش تقاضا سبب پایین آمدن تورم در دو دوره آتی شده است.

نمودار ۷. تورم و وقفه دوم شکاف تولید حقیقی بدون نفت



۲-۶. خلاصه فصل و نتیجه‌گیری

در این فصل به بررسی منحنی فیلیپس در ایران و پیش‌بینی تورم با استفاده از آن پرداختیم. نتایج نشان می‌دهد که با در نظر گرفتن انتظارات تورمی به صورت مدل خودرگرسیون، منحنی فیلیپس برای ایران برقرار است اما ضرائب آن در طول زمان پایدار نیست. این ناپایداری عمدتاً به وقفه‌های تورم در مدل مربوط می‌شود و پایداری ضرائب عرض از مبدأ و بیکاری حکایت از ثابت بودن نایرو در طول زمان دارد. علاوه بر ناپایداری ضرائب، نقش انحراف بیکاری از نایرو در تورم جاری بسیار کمتر از تورم انتظاری و شوک عرضه است و دقت پیش‌بینی‌های تولیدشده با استفاده از منحنی فیلیپس تنها در افق ۱ گام به جلو از مدل خودرگرسیون بیشتر است و در افق‌های ۲ تا ۴ گام به جلو دقت کمتری دارد.

نکته دیگر، استفاده از تمام ترکیب‌های ممکن از وقفه‌های تورم و بیکاری در منحنی فیلیپس است. برخی از این ترکیب‌ها نسبت به وقفه‌های تجمعی در منحنی فیلیپس دقت پیش‌بینی را افزایش می‌دهند ولی این تفاوت به لحاظ آماری معنادار نیست. همچنین با جایگزین کردن بیکاری با تولید این نتیجه حاصل شد که دقت پیش‌بینی منحنی فیلیپس در افق‌های ۲ تا ۴ گام به جلو افزایش می‌یابد، به طوری که شکاف تولید حقیقی بدون نفت در افق ۲ و ۳ گام به جلو و شکاف تولید حقیقی بدون کشاورزی در افق ۴ گام به جلو پیش‌بینی‌های دقیق‌تری نسبت به منحنی فیلیپس با بیکاری تولید می‌کنند.



مراجع

- Atkeson, A., and L. E. Ohanian. "Are Philips Curve Useful for Forecasting Inflation?" *Federal Reserve Bank of Minneapolis Quarterly Review*, 2001: 2-11.
- Ball, L., and G. Mankiew. "The NAIRU in Theory and Practice." *Journal of Economic Perspectives*, 2002: 115-136.
- Blanchard, O., and D. Quah. "The Dynamic Effects of Aggregate Supply and Demand Disturbances." *American Economic Review*, 1989: 655-673.
- Blinder, A.S. "Is There a Core of Practical Macroeconomics That We Should All Believe?" *American Economic Review*, 1997: 240-243.
- Conway, P., and B. Hunt. "Estimating Potential Output: a Semi-Structural." *Reserve Bank of New Zealand Discussion Paper*, 1997: G97/9.
- Friedman, M. "Inflation and Unemployment." *Journal of Political Economy*, 1976: 451-472.
- Friedman, M. "The Role of Monetary Policy." *American Economic Review*, 1968: 1-17.
- Gordon, R.J. "Foundations of the Goldilocks Economy: Supply Shocks and the Time-Varying NAIRU." *Brookings Papers on Economic Activity*, 1998: 297-333.
- Gordon, R.J. "The Time-varying NAIRU and its Implications for Economic Policy." *Journal of Economic Perspectives*, 1997: 11-32.
- Hodrick, R.J., and E.C. Prescott. "Postwar U.S. Business Cycles: An Empirical Investigation." *Journal of Money, Credit, and Banking*, 1997: 1-16.
- Laxton, D., and R. Tetlow. *A Simple Multivariate Filter for the Measurement of Potential Output*. Bank of Canada Technical Report No. 59, 1992.
- Lucas, R.E. Jr. "Econometric Testing of the Natural Rate Hypothesis." in *The Econometrics of Price Determination*, ed., Otto Eckstein, Washington DC: Board of Governors of the Federal Reserve System, 1972.
- Phelps, E. "Money-Wage Dynamics and Labor Market Equilibrium." *Journal of Political Economy*, 1968: 678-711.
- Philips, A. "The Relation Between Unemployment and the Rate of Change of Money Wage Rates in the UK." *Economica*, 1958: 283-299.
- Sargent, T.J. "A Note on the Accelerationist Controversy." *Journal of Money, Credit, and Banking*, 1971: 721-725.
- Samuelson, P. A., R. M. Solow. "Analytical Aspects of Anti Inflation Policy." *American Economic Review*, 1960: 177-184.
- Stock, J. H., and M. W. Watson. "Forecasting Inflation." *Journal of Monetary Economics*, 1999a: 293-335.

فصل سوم

پیش‌بینی تورم با استفاده
از منحنی فیلیپس روی شکاف تورم

پیش‌بینی تورم با استفاده از منحنی فیلیپس روی شکاف تورم

۱-۳. مقدمه

مدت زمان طولانی است که رابطه بین تورم با بیکاری یا شکاف تولید، موضوع مورد علاقه اقتصاددانان بوده است. منحنی فیلیپس اولیه، رابطه تجربی معکوس بین تورم (نرخ رشد دستمزدها) و بیکاری را بیان می‌کند. اثر بیکاری بر تورم این‌گونه است که هرگاه بیکاری نسبت به نایرو کاهش یابد، با کنترل سایر عوامل اثرگذار بر تورم نظیر شوک عرضه، تورم افزایش پیدا می‌کند اما سؤال این است که تورم نسبت به چه مقداری افزایش می‌یابد؟ در مطالعات انجام‌شده تلاش شده تا در پاسخ به این سؤال، برای تورم یک مقدار پایه به عنوان تورم مبنا^۱ در نظر گرفته شود. اما تورم مبنا تعریف واحدی ندارد. به عنوان مثال، برخی از تحلیلگران تورم مبنا را حاصل ادراک عاملان اقتصادی از هدف‌گذاری بلندمدت تورم توسط بانک مرکزی می‌دانند که در طول زمان در اثر تغییر در ترجیحات و اعتبار بانک مرکزی تغییر می‌کند (فاست و رایت^۲ (۲۰۱۱)). اختلاف تورم با تورم مبنا شکاف تورم نامیده می‌شود. ایده پیش‌بینی تورم به صورت شکاف تورم حول میانگین متغیر آن کاملاً موفق بوده است (برای نمونه نگاه کنید به کوزیکی و تینسلی^۳ (۲۰۰۱)، استاک و واتسون^۴ (۲۰۱۰)، کوگلی و همکاران^۵ (۲۰۱۰) و کلارک^۶ (۲۰۱۱)). هرکدام از مدل‌های تورم، تعریف مشخصی را برای تورم مبنا در نظر می‌گیرند. در ادامه به مرور برخی از مدل‌های تورم می‌پردازیم.

۱-۱-۳. مدل‌های تورم

– مدل نایرو

در مدل‌های نایرو، تورم جاری با وقفه تورم مقایسه می‌شود. یعنی تورم مبنا وقفه تورم است و با پایین آمدن نرخ بیکاری و در غیاب شوک‌های عرضه باید انتظار داشت تورم دوره جاری نسبت به تورم دوره گذشته افزایش یابد (فریدمن^۷ (۱۹۶۸)). مدل نایرو به لحاظ نظری و تجربی در ادبیات مربوط به تورم موفق بوده و به همین علت تا امروز همچنان مورد بحث است. مهم‌ترین ویژگی این مدل این است که تغییرات مورد انتظار در رفتار آینده سیاستگذار پولی هیچ‌گونه اثری بر تورم دوره جاری ندارد و تنها بیکاری و شوک عرضه است که بر آن اثر می‌گذارد. اگرچه مدل‌های نایرو برای پیش‌بینی تورم عموماً خوب عمل کرده‌اند اما همیشه چنین نبوده است چون

1- Baseline inflation rate

2- Faust & Wright

3- Kozicki & Tinsley

4- Stock & Watson

5- Cogley et al

6- Clark

7- Friedman



ممکن است نایرو در طول زمان تغییر کند («تورم آن طور که انتظار می‌رفت کاهش نیافت؟ حتماً نایرو افزایش یافته است»؛ گوردون^۱ (۱۹۹۷)).

– منحنی فیلیپس کینزی جدید

در مدل‌های تورم کینزی جدید به جای وقفه تورم، تورم انتظاری آینده‌نگر به عنوان تورم مبنا در نظر گرفته می‌شود. منحنی فیلیپس کینزی جدید امروزه مدل نظری غالب در پیش‌بینی تورم است. در این چارچوب بنگاه‌ها تنها زمانی قیمت‌های خود را تغییر می‌دهند که تشخیص دهند رفتار سیاست پولی در آینده تغییر خواهد کرد (کالوو^۲ (۱۹۸۳)). نتیجه اینکه تغییر در رفتار آینده سیاستگذار پولی به طور آنی بر تورم جاری اثر می‌گذارد و تورم را به متغیری قابل پرش تبدیل می‌کند.

– آمنحنی فیلیپس هیبریدی

در مدل هیبریدی، تورم مبنا میانگین وزنی از وقفه تورم و تورم انتظاری آینده‌نگر با وزن برابر است (گالی و گرتلر^۳ (۱۹۹۹)). مدل هیبریدی از مدل نایرو جذاب‌تر است چون تورم را تا حدی آینده‌گر در نظر می‌گیرد و در عمل نیز بهتر از مدل کینزی جدید است چون حضور وقفه تورم در مدل، اینرسی تورم را تا حدی لحاظ می‌کند.

– مدل تورم P-bar

در مدل P-bar تورم مبنا، روند بلندمدت تورم است که با نسبت نرخ رشد بلندمدت پول به نرخ رشد بلندمدت تولید متناسب می‌باشد. هرگاه بیکاری از مقدار طبیعی آن منحرف شود، تورم از روند بلندمدت خود فاصله می‌گیرد. استاک و واتسون (۲۰۱۰) همانند این مدل فرض می‌کنند که شکاف تورم (x_t) طبق معادله ۱ توسط متغیر کانیدید x_t قابل پیش‌بینی است که x_t می‌تواند شکاف بیکاری یا شکاف تولید باشد.

$$\eta_{t+h} = \gamma x_t + e_{t+h} \quad (۱)$$

در این معادله شکاف تورم میزان انحراف تورم از روند بلندمدت آن می‌باشد که استاک و واتسون (۲۰۱۰) برای محاسبه‌ی آن از مدل UC-SV^۴ معرفی‌شده توسط استاک و واتسون (۲۰۰۷) استفاده کردند. در این مدل تورم تحت رویکردی آماری به دو جزء پایدار^۵ و ناپایدار^۶ متغیر با زمان تجزیه می‌شود که واریانس هر دو جزء نیز در طول زمان متغیر است. از معادل‌بودن مدل‌ها UC-SV و IMA(1,1) با پارامتر ثابت، نتیجه می‌شود که معادله ۱ با منحنی فیلیپس گذشته‌نگر گوردون (۱۹۹۸) معادل می‌باشد (نگاه کنید به استاک و واتسون (۲۰۱۰)).

با توجه به اینکه اطلاعات مربوط به انتظارات تورمی آینده‌نگر برای ایران موجود نیست، منحنی فیلیپس کینزی جدید و هیبریدی برای بررسی و پیش‌بینی تورم قابل استفاده نمی‌باشند و تنها می‌توان از مدل‌هایی استفاده کرد که تورم مبنا در آنها با استفاده از داده‌های گذشته قابل برآورد باشد. از جمله این مدل‌ها می‌توان به مدل نایرو اشاره کرد که در فصل دوم بررسی شد. در این فصل نیز مدل P-bar بررسی می‌شود که در آن برای محاسبه شکاف تورم، از مدل مبنای استاک و واتسون (۲۰۰۷) استفاده می‌کنیم. نظر به اینکه تورم آمریکا دارای انباشتگی مرتبه اول است در حالی که تورم ایران فرایندی مانا می‌باشد (نگاه کنید به هال و جاسکلا^۷ (۲۰۱۱)). در این مدل به جای در نظر گرفتن مدل گام تصادفی، مدل AR(1) برای جزء پایدار تورم در نظر گرفته می‌شود که ضریب آن درجه دیرپایی^۸ تورم را تعیین می‌کند و لذا تورم به دو جزء ناپایدار (شکاف) و دیرپا (و نه پایدار) تفکیک می‌شود.

1- Gordon

2- Calvo

3- Gali & Gertler

4- Unobserved Components Stochastic Volatility

5- Permanent

6- Transitory

7- Hall & Jäskelä

8- Persistency



داده‌های مورد استفاده در این مطالعه تورم شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرف‌کننده و نرخ بیکاری به عنوان متغیر کاندید برای توضیح شکاف تورم می‌باشد. علت استفاده از متغیر بیکاری این است که داده‌های مربوط به آن بدون وقفه انتشار در دسترس است و مورد تجدید نظر قرار نمی‌گیرد.

در این فصل بررسی می‌شود که آیا بیکاری با شکاف تورم به طور سیستماتیک مرتبط است و می‌تواند برای پیش‌بینی تورم در افق‌های ۱ تا ۴ گام به جلو مفید واقع شود؟ مهم‌ترین نتایج به دست آمده به این شرح است که رابطه معکوس بین شکاف تورم و بیکاری مشاهده می‌شود و با در نظر گرفتن نایروی متغیر با زمان، عملکرد پیش‌بینی مدل در تمام افق‌های پیش‌بینی نسبت به نایروی ثابت بهبود می‌یابد اما پیش‌بینی‌های حاصل از آن نمی‌تواند عملکرد پیش‌بینی تورم را نسبت به مدل پایه خودرگرسیون بهبود بخشد.^{۱ و ۲} قسمت ۲ این فصل به معرفی روش مدل‌سازی و مراحل تخمین می‌پردازد و قسمت ۳ به بیان خلاصه فصل و نتیجه اختصاص دارد.

۲-۳. روش مدل‌سازی و مراحل تخمین و پیش‌بینی

۱-۲-۳. مدل M-UC

پس از آنکه اتکسان و اوهانیان^۳ (۲۰۰۱) مدل نایروی معرفی شده توسط استاک و واتسون (۱۹۹۹) را برای پیش‌بینی تورم، غیرمفید ارزیابی کردند، استاک و واتسون (۲۰۰۷) مدل UC-SV را معرفی کردند که در آن تورم از دو بخش غیر قابل مشاهده با تلاطم تصادفی تشکیل شده است. در این مدل همان‌طور که معادلات زیر نشان می‌دهند، تورم (τ_t) مجموع یک جزء تصادفی پایدار (ε_t) و یک جزء اخلال گذرا و موقتی (η_t) می‌باشد. جزء پایدار تورم دارای یک فرایند گام تصادفی بدون رانش است و واریانس شوک‌ها در طول زمان تغییر می‌کند و لگاریتم آنها از فرایند گام تصادفی تبعیت می‌نماید.

$$\pi_t = \tau_t + \eta_t$$

$$\tau_t = \tau_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_{\varepsilon,t}^2) \quad \eta_t \sim N(0, \sigma_{\eta,t}^2)$$

$$\log(\sigma_{\varepsilon,t}^2) = \log(\sigma_{\varepsilon,t-1}^2) + v_{\varepsilon,t}$$

$$\log(\sigma_{\eta,t}^2) = \log(\sigma_{\eta,t-1}^2) + v_{\eta,t}$$

$$v_{\varepsilon,t} \sim N(0, \gamma_{\varepsilon}^2) \quad v_{\eta,t} \sim N(0, \gamma_{\eta}^2)$$

تنها پارامترهای مدل γ_{ε} و γ_{η} است که انحراف معیار شوک‌های v_{ε} و v_{η} می‌باشد. در صورتی که شوک‌های $v_{i,t}$ بعد از زمان t_0 صفر باشند، واریانس‌های σ_{ε}^2 و σ_{η}^2 بعد از زمان t_0 ثابت خواهند بود و مدل به معادلات اول و دوم تقلیل می‌یابد. استاک و واتسون (۲۰۰۷) این مدل را برای پیش‌بینی تورم آمریکا معرفی کردند و دریافتند که پیش‌بینی‌های خوبی برای تورم تولید می‌کند. بر اساس این مدل پیش‌بینی h گام به جلوی تورم به صورت زیر می‌باشد.

۱- فاست و رایت (۲۰۱۱) نایروی متغیر با زمان را پیش‌بینی ۵ تا ۱۰ ساله نرخ بیکاری توسط نظرسنجی بلو - چپ در نظر می‌گیرند اما این پیش‌بینی‌ها قبل از ۱۹۷۹ موجود نمی‌باشند و برای تخمین نایروی متغیر با زمان در این دوره روش هموارسازی نمایی را به کار می‌برند. ما نیز برای تخمین نایروی متغیر با زمان از روش هموارسازی نمایی استفاده می‌کنیم.

۲- برای هموارسازی نمایی هر سری زمانی $Z(t)$ از رابطه بازگشتی $Z(t) = Z(t-1) + (1 - \alpha)Z(t)$ استفاده می‌شود که در آن $Z^{ES}(t)$ سری هموار شده و پارامتر هموارسازی است. در این مطالعه مقدار $\alpha = 0.95$ در نظر گرفته شده است.



$$\pi_{t+h|t} = E(\tau_{t+h} + \eta_{t+h}) = \tau_{t|t}$$

سپس استاک و واتسون (۲۰۱۰) فرض می‌کنند شکاف تورم (τ_t) همانند معادله (۱) توسط متغیر کاندید x_t قابل پیش‌بینی باشد و به این ترتیب معادله پیش‌بینی تورم بالا به صورت زیر اصلاح می‌شود.

$$\pi_{t+h|t} = E(\tau_{t+h} + \gamma x_t + e_{t+h}) = \tau_{t|t} + \gamma x_t$$

مدل UC-SV بر این فرض بنا شده که تورم آمریکا دارای ریشه واحد است و مدل‌سازی آن به صورت یک فرایند IMA(1,1) می‌باشد که واریانس دو جزء پایدار و ناپایدار بی‌کران هستند. اما در مدل M-UC-SV، فرض فرایند گام تصادفی برای جزء پایدار تورم کنار گذاشته می‌شود و فرض می‌شود که شوک‌های دیرپایی اطراف یک میانگین ثابت (μ) وجود دارد. این فرض با مشاهدات حاکی از مانایی نرخ تورم در اقتصاد ایران سازگار است.

$$\pi_t = \mu + \tau_t + \eta_t$$

$$\tau_t = \phi \tau_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_{\varepsilon,t}^2) \quad \eta_t \sim N(0, \sigma_{\eta,t}^2)$$

$$\log(\sigma_{\varepsilon,t}^2) = \rho \log(\sigma_{\varepsilon,t-1}^2) + v_{\varepsilon,t}$$

$$\log(\sigma_{\eta,t}^2) = \rho \log(\sigma_{\eta,t-1}^2) + v_{\eta,t}$$

$$v_{\varepsilon,t} \sim N(0, \gamma_{\varepsilon}^2) \quad v_{\eta,t} \sim N(0, \gamma_{\eta}^2)$$

چون این مطالعه تمرکزی بر نوسانات تلاطم در طول زمان ندارد، لذا واریانس‌های τ_t و η_t ثابت در نظر گرفته می‌شود و مدل مورد استفاده M-UC می‌باشد^۱ که تنها با دو معادله اول شناسایی می‌شود. در پیوست ۱ نشان داده می‌شود که مدل M-UC معادل یک فرایند ARMA(1,1) با عرض از مبدأ می‌باشد. با مشاهده توابع همبستگی و خودهمبستگی برای تورم ایران، در نظر گرفتن فرایند ARMA(1,1) برای آن دور از ذهن نیست. پارامترهای μ و واریانس‌های τ_t و η_t و همچنین سری τ_t را با استفاده از فیلتر کالمن و روش حداکثر راستنمایی در چارچوب معادلات حالت - فضا^۲ تخمین می‌زنیم. نمودار ۱ و جدول ۱ نتایج تخمین را نشان می‌دهد. همان‌گونه که مشاهده می‌شود، میانگین تورم فصلی ۴/۵ درصد می‌باشد که انتظار می‌رود در بلندمدت تورم به این مقدار میل کند. همچنین مقدار ۰/۷۸ برای نشان‌دهنده بالابودن درجه دیرپایی تورم است به این معنی که با وارد شدن شوک به تورم، این شوک خیلی دیر میرا می‌شود و اثراتش تا مدت طولانی ماندگار است. معادله پیش‌بینی تورم با استفاده از مدل MUC به صورت زیر می‌باشد.

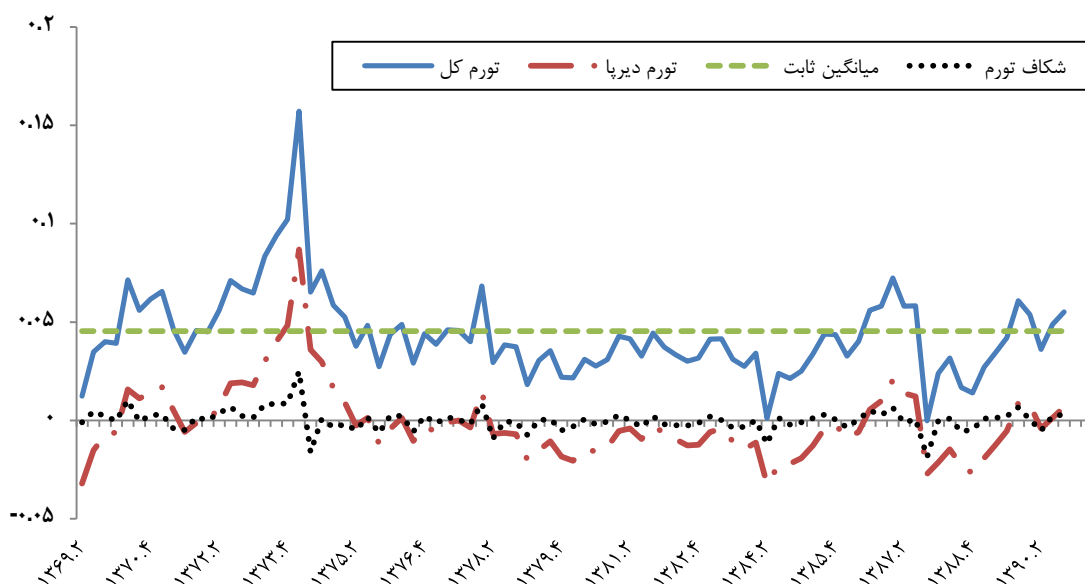
$$\pi_{t+h|t} = E(\mu + \tau_{t+h} + \eta_{t+h}) = \mu + \phi^h \tau_{t|t}$$

۱- در مطالعات بعدی می‌توان از مدل M-UC-SV با تخمین بیزین استفاده کرد. استفاده از این مدل دارای این مزیت است که معادل منحنی فیلپس گذشته‌نگر با پارامترهای متغیر در طول زمان برای وقفه‌های تورم می‌باشد و مشکل ناپایداری ضرائب را برطرف می‌کند.

2- State-Space Equations



نمودار ۱. تجزیه تورم کل به میانگین ثابت، تورم دیرپا و شکاف تورم



جدول ۱. نتایج تخمین پارامترهای معادلات حالت - فضا

μ	ϕ	σ_{η}^2	σ_{ε}^2
۰.۰۴۵۴	۰.۷۸۰۸	۰.۰۰۹۴	۰.۰۱۱۸

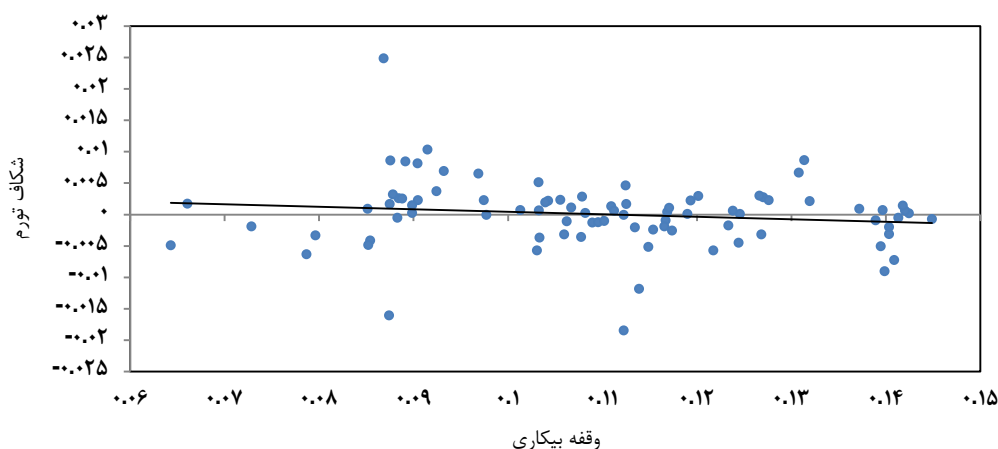
توضیحات: در این جدول نتایج تخمین پارامترهای مدل M-UC با استفاده از فیلتر کالمن و روش حداکثر راستنمایی نمایش داده شده است. داده‌های مورد استفاده تورم شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرف‌کننده و طول دوره تخمین از ۱۳۶۹:۲ تا ۱۳۹۰:۴ می‌باشد.

۲-۲-۳. آیا بیکاری، شکاف تورم را توضیح می‌دهد؟

نمودار ۲ شکاف تورم و وقفه بیکاری را از ۱۳۶۹:۲ تا ۱۳۹۰:۴ نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود که شکاف تورم با وقفه بیکاری رابطه‌ای معکوس دارد اما شیب خط عبور داده شده بسیار کم و نزدیک به صفر است و مقدار ضریب همبستگی بین این دو متغیر حدود ۰/۱ است. نتیجه دیگری که از این نمودار حاصل می‌شود این است که با فرض نایروی ثابت، مقدار آن حدود ۱۱ درصد می‌باشد، این نتیجه با نتایج به دست آمده در فصل ۲ نیز کاملاً مطابقت دارد. همچنین با دقت به این نمودار می‌توان دریافت که برای وقفه بیکاری نمی‌توان مقدار آستانه‌ای یافت که اگر بیکاری بیشتر از آن باشد شکاف تورم در تمام مشاهدات منفی باشد. همچنین در نرخ‌های بیکاری کمتر از نایرو چندین مورد دیده می‌شود که شکاف تورم منفی است. این حقیقت نشان می‌دهد که بیکاری در توضیح شکاف تورم حاوی اطلاعات چندان مفیدی نیست.



نمودار ۲. رابطه شکاف تورم با وقفه بیکاری



۳-۲-۳. آیا بیکاری می‌تواند به پیش‌بینی تورم کمک کند؟

در این بخش به بررسی عملکرد پیش‌بینی تورم با استفاده از منحنی فیلیپس روی شکاف تورم با نایروی ثابت و متغیر با زمان می‌پردازیم. با ثابت در نظر گرفتن نایرو، روش پیش‌بینی تورم به این شکل است که برای هر افق زمانی h معادله ۲ را تخمین می‌زنیم و از آن برای پیش‌بینی $t+h$ استفاده می‌کنیم، نیز توسط معادله ۴ پیش‌بینی می‌شود و نتیجه تخمین فیلتر کالمن و روش حداکثر راستنمایی می‌باشد، در نهایت طبق معادله ۵ پیش‌بینی h گام به جلوی تورم مجموع این سه جزء می‌باشد.

$$\eta_{t+h} = \gamma(u_t - \bar{u}) + e_{t+h} \quad (2)$$

$$\eta_{t+h} = \gamma(u_t - \bar{u}_t) + e_{t+h} \quad (3)$$

$$\tau_{t+h} = \phi^h \tau_t + \varepsilon_{t+h} \quad (4)$$

$$\hat{\pi}_{t+h|t} = \hat{\mu} + \hat{\tau}_{t+h|t} + \hat{\eta}_{t+h|t} \quad (5)$$

در نظر گرفتن نایروی متغیر با زمان و روش پیش‌بینی دقیقاً مانند مراحل ذکر شده در بالاست با این تفاوت که به جای معادله ۲ معادله ۳ مورد استفاده قرار می‌گیرد. جدول ۲ نتایج تخمین معادله‌های ۲ و ۳ را نشان می‌دهد. ضرائب برآورد شده برای نشان می‌دهند که ۱ درصد انحراف بیکاری از نایرو، تورم را از روند بلندمدت خود حدود ۰.۰۳ درصد در دوره‌های آتی دور می‌کند. پایین بودن ضریب تعیین R^2 نیز نشان می‌دهد میزان توضیح دهنده شکاف تورم توسط بیکاری بسیار اندک است. ستون آخر نتیجه آزمون پایداری ضرائب مدل را نشان می‌دهد. چندین آزمون برای پایداری ضرائب معادله رگرسیون وجود دارد که ما در این مطالعه از آزمون کوانت - اندروز^۱ استفاده می‌کنیم. این آزمون وجود نقطه شکست را در طول دوره تخمین آزمون می‌کند. P -مقدارها نشان می‌دهند که فرض صفر مبنی بر پایداری ضرائب مدل در سطح ۱۰ درصد رد نمی‌شود.

1- Quandt-Andrews Test for Unknown Break Point



جدول ۲. نتایج تخمین معادله‌های ۱ و ۲ در ۴ افق پیش‌بینی

	افق پیش‌بینی	γ	R^2	Quandt-Andrews stability test P-value
نایروی ثابت	یک گام به جلو	-۰.۰۲۹۱	۰.۰۱۱۰	۰.۲۲
	دو گام به جلو	-۰.۰۲۸۸	۰.۰۱۰۷	۰.۲۶
	سه گام به جلو	-۰.۰۲۰۶	۰.۰۰۵۵	۰.۲۴
	چهار گام به جلو	-۰.۰۲۴۱۶	۰.۰۰۷۰	۰.۲۳
نایروی متغیر	افق پیش‌بینی	-۰.۰۳۰۰	۰.۰۰۸۶	۰.۲۴
	یک گام به جلو	-۰.۰۳۰۳	۰.۰۰۸۹	۰.۲۶
	دو گام به جلو	-۰.۰۲۰۸	۰.۰۰۴۲	۰.۲۵
	سه گام به جلو	-۰.۰۲۶۴	۰.۰۰۶۸	۰.۳۸

توضیحات: این جدول نتایج تخمین معادله‌های $u_{t+h} = \gamma(u_t - \bar{u}) + e_{t+h}$ و $\eta_{t+h} = \rho_0 + \sum_{j=0}^p \rho_j \eta_{t-j} + e_{t+h}$ را به روش OLS نشان می‌دهد که در آن شکاف تورم، \bar{u} نایروی ثابت و \bar{u}_t نایروی متغیر با زمان می‌باشد. دوره تخمین، فصل دوم ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ است و آزمون پایداری ضرائب در ۷۰ درصد مشاهدات میانی انجام شده است.

به عنوان یک روش بدیل، فاست و رایت (۲۰۱۱) برای پیش‌بینی شکاف تورم، یک مدل خودرگرسیون مستقیم در نظر می‌گیرند.

$$\eta_{t+h} = \rho_0 + \sum_{j=0}^p \rho_j \eta_{t-j} + e_{t+h}$$

با پیش‌بینی $t+h$ و اضافه کردن آن به $t+h$ پیش‌بینی h گام به جلوی تورم حاصل می‌شود. این مدل توسط آنها «مدل خودرگرسیون روی شکاف تورم» نامیده شده است. ما در این مطالعه علاوه بر پیش‌بینی تورم با استفاده از مدل MUC و منحنی فیلیپس روی شکاف تورم با نایروی ثابت و متغیر با زمان، دقت پیش‌بینی این مدل را نیز بررسی می‌کنیم. با بررسی جداول ۳ تا ۵، نتایج زیر به دست می‌آید:

۱. در تمام افق‌های پیش‌بینی، میزان دقت پیش‌بینی ۴ مدل با استفاده از شکاف تورم به لحاظ معیار RMSFE اختلاف ناچیزی با هم دارند و این نشان می‌دهد که بخش عمده تورم مربوط به میانگین و روند تورم است زیرا در ۴ مدل مذکور روش مدل‌سازی و پیش‌بینی این بخش از تورم یکسان می‌باشد.

۲. از ۴ مدل مذکور، در افق پیش‌بینی یک گام به جلو مدل MUC و در افق پیش‌بینی ۲ تا ۴ گام به جلو منحنی فیلیپس روی شکاف تورم با نایروی متغیر با زمان بالاترین دقت پیش‌بینی را دارند.^۱ این مدل‌ها نسبت به مدل نایرو دقت پیش‌بینی بالاتری دارند اما در هیچ‌یک از افق‌های پیش‌بینی، بهتر از مدل خودرگرسیون نمی‌باشند. البته تنها دقت پیش‌بینی منحنی فیلیپس روی شکاف تورم با نایروی متغیر با زمان نسبت به منحنی فیلیپس در افق ۴ گام به جلو به لحاظ آماری معنادار است.

۱- در پیوست ۲ نمودارهای ۳ تا ۶، سری پیش‌بینی تورم را با بهترین مدل پیش‌بینی تورم با استفاده از شکاف تورم در مقابل مدل خودرگرسیون و مقدار تحقق‌یافته در افق‌های ۱ تا ۴ گام به جلو نشان می‌دهد.



۳. منحنی فیلیپس روی شکاف تورم با نایروی متغیر با زمان نسبت به نایروی ثابت از عملکرد بهتری در پیش‌بینی تورم در هر ۴ افق پیش‌بینی برخوردار است اگرچه نتایج جدول ۵ نشان می‌دهد که اختلاف دقت پیش‌بینی تنها در گام چهارم به لحاظ آماری معنادار است.

جدول ۳. مقایسه RMSFE روش‌های رقیب در پیش‌بینی تورم شاخص کل قیمت کالاها و خدمات

مدل	یک گام به جلو	دو گام به جلو	سه گام به جلو	چهار گام به جلو
مدل‌های پیش‌بینی با استفاده از شکاف تورم				
M-UC	۰.۰۱۸۰۳	۰.۰۲۱۳۲	۰.۰۲۲۰۵	۰.۰۲۳۱۰
منحنی فیلیپس روی شکاف تورم با نایروی ثابت	۰.۰۱۸۱۸	۰.۰۲۱۴۵	۰.۰۲۲۲۰	۰.۰۲۳۲۰
منحنی فیلیپس روی شکاف تورم با نایروی متغیر با زمان	۰.۰۱۸۰۴	۰.۰۲۱۳۱	۰.۰۲۲۰۴	۰.۰۲۳۰۹
مدل خودرگرسیون روی شکاف تورم	۰.۰۱۸۰۶	۰.۰۲۱۳۳	۰.۰۲۲۰۶	۰.۰۲۳۱۱
مدل‌های رقیب				
مدل نایرو	۰.۰۱۷۸۶	۰.۰۲۲۰۳	۰.۰۲۲۲۱	۰.۰۲۴۱۶
خودرگرسیون تکرارشونده (آکائیک)	۰.۰۱۷۶۵	۰.۰۲۰۷۹	۰.۰۲۱۰۵	۰.۰۲۱۷۷

توضیحات: در این جدول معیار اندازه‌گیری دقت پیش‌بینی، معیار RMSFE می‌باشد. دوره تخمین، فصل دوم ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۶ و دوره پیش‌بینی، فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ می‌باشد.



جدول ۴. نتایج آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته

پیش‌بینی یک گام به جلو			
مدل رقیب	نسبت RMSFE دو روش	آماره آزمون	P-Value
مدل نایرو	۱.۰۰۹۴	۰.۲۱	۰.۸۳
خودرگرسیون تکرارشونده (آکائیک)	۱.۰۲۱۸	۰.۷۲	۰.۴۸
پیش‌بینی دو گام به جلو			
مدل رقیب	نسبت RMSFE دو روش	آماره آزمون	P-Value
مدل نایرو	۰.۹۶۷۴	-۱.۳۶	۰.۱۹
خودرگرسیون تکرارشونده (آکائیک)	۱.۰۲۵۲	۰.۵۳	۰.۶۰
پیش‌بینی سه گام به جلو			
مدل رقیب	نسبت RMSFE دو روش	آماره آزمون	P-Value
مدل نایرو	۰.۹۹۲۳	-۰.۳۳	۰.۷۵
خودرگرسیون تکرارشونده (آکائیک)	۱.۰۴۷۱	۱.۰۴	۰.۳۱
پیش‌بینی چهار گام به جلو			
مدل رقیب	نسبت RMSFE دو روش	آماره آزمون	P-Value
مدل نایرو	۰.۹۵۵۹	۱.۷۵i	۰.۰۹*
خودرگرسیون تکرارشونده (آکائیک)	۱.۰۶۰۹	۰.۳۲	۰.۷۵

توضیحات: جدول فوق نتایج آزمون دیبلد- ماریانو تغییر یافته را نشان می‌دهد. ستون دوم نسبت RMSFE بهترین مدل پیش‌بینی تورم با استفاده از شکاف تورم در هر افق پیش‌بینی را نسبت به دو روش رقیب یعنی منحنی فیلپس و مدل خودرگرسیون تکرارشونده نشان می‌دهد. دوره تخمین، فصل دوم ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۶ و دوره پیش‌بینی، فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ می‌باشد. علامت * در ستون چهارم نشان‌دهنده تفاوت معنادار دقت پیش‌بینی دو روش در سطح ۱۰ درصد است.



جدول ۵. نتایج آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته

پیش‌بینی یک گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۲۴	-۱.۲۲	۰.۹۹۱۹	PCTVN-GAP/PC-GAP
پیش‌بینی دو گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۴۴	-۰.۸۰	۰.۹۹۳۹	PCTVN-GAP/PC-GAP
پیش‌بینی سه گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۲۱	-۱.۳۲	۰.۹۹۲۸	PCTVN-GAP/PC-GAP
پیش‌بینی چهار گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۰۶*	-۲.۰۱	۰.۹۹۵۵	PCTVN-GAP/PC-GAP

توضیحات: جدول فوق نتایج آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته را نشان می‌دهد. ستون دوم نسبت RMSFE منحنی فیلیپس روی شکاف تورم با ناپرویی متغیر با زمان را نسبت به منحنی فیلیپس روی شکاف تورم با ناپرویی ثابت نشان می‌دهد. دوره تخمین، فصل دوم ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۶ و دوره پیش‌بینی، فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ می‌باشد. علامت * در ستون چهارم نشان‌دهنده تفاوت معنادار دو روش رقیب در سطح ۱۰ درصد است.

۳-۳. خلاصه فصل و نتیجه‌گیری

مدل‌های مختلف تورم به طور معمول فرض می‌کنند که انحراف تورم از مقدار پایه آن با بیکاری مرتبط است. هر کدام از مدل‌ها تعریف متفاوتی از تورم پایه دارند. در این فصل بر مبنای مدل P-bar تورم پایه را جزء مزمن و دیرپای تورم در نظر گرفتیم و به بررسی ارتباط شکاف تورم با بیکاری پرداختیم. نتایج نشان می‌دهد که شکاف تورم با وقفه بیکاری رابطه معکوس دارد ولی این ارتباط آن قدر ضعیف است که باعث بهبود دقت پیش‌بینی نسبت به مدل پایه خودرگرسیون نمی‌شود.



- Atkeson, A., and L. E. Ohanian. "Are Philips Curve Useful for Forecasting Inflation?" *Federal Reserve Bank of Minneapolis Quarterly Review*, 2001: 2-11.
- Calvo, G. A. "Staggered Prices in a Utility-Maximizing Framework." *Journal of Monetary Economics*, 1983: 383-398.
- Clarck, T. E. "Real-Time Density Forecasts from VARs with Stochastic Volatility." *Journal of Business Statistics*, 2011: 327-341.
- Cogley, T., G. Primiceri, and T. J. Sargent. "Inflation-Gap Persistence in the U.S." *American Economic Journal: Macroeconomics* 2, 2010: 43-69.
- Faust, J., and J. Wright. "Forecasting Inflation." In *Handbook of Economic Forecasting*, by G. Elliott and A. Timmermann. Elsevier, 2011.
- Friedman, M. "The Role of Monetary Policy." *American Economic Review*, 1968: 1-17.
- Gali, J., and M. Gertler. "Inflation Dynamics: A Structural Econometrics Approach." *Journal of Monetary Economics*, 1999: 195-222.
- Gordon, R. J. "The Time-Varying NAIRU and its Implications for Economic Policy." *Journal of Economic Perspective*, 1997: 11-32.
- Gordon, R.J. "Foundations of the Goldilocks Economy: Supply Shocks and the Time-Varying NAIRU." *Brookings Papers on Economic Activity*, 1998: 297-333.
- Hall, J., and J. P. Jääskelä. "Inflation Volatility and Forecast Accuracy." *Australian Economic Review*, 2011: 404-417.
- Kozicki, S., and P. A. Tinsley. "Shifting Endpoints in the Term Structure of Interest Rates." *Journal of Monetary Economics*, 2001: 613-652.
- Stock, J. H., and M. W. Watson. "Forecasting Inflation." *Journal of Monetary Economics*, 1999a: 293-335.
- ^ . "Modeling Inflation After the Crisis." *Macroeconomic Challenges: the Decade Ahead*. Federal Reserve Bank of Kansas City, 2010.
- Stock, J. H., and M. W. Watson. "Why Has U.S. Inflation Become Harder to Forecast?" *Journal of Money, Credit and Banking*, 2007: 3-34.



پیوست ۱. معادل بودن مدل M-UC با ARMA(1,1) با عرض از مبدأ

$$\begin{cases} \pi_t = \mu + \tau_t + \eta_t & \eta_t \sim N(0, \sigma_\eta^2) \\ \tau_t = \phi \tau_{t-1} + \varepsilon_t & \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2) \end{cases}$$

$$\text{cov}(\eta_i, \varepsilon_j) = 0 \quad \text{for all } i, j$$

$$(1 - \phi B)\tau_t = \varepsilon_t \Rightarrow \tau_t = \frac{1}{(1 - \phi B)} \varepsilon_t$$

$$\pi_t = \mu + \frac{1}{(1 - \phi B)} \varepsilon_t + \eta_t$$

$$(1 - \phi B)\pi_t = w_t = (1 - \phi B)\mu + \varepsilon_t + (1 - \phi B)\eta_t = (1 - \phi)\mu + \varepsilon_t + \eta_t - \phi\eta_{t-1}$$

$$\text{var}(w_t) = \sigma_\varepsilon^2 + (1 + \phi^2)\sigma_\eta^2$$

$$\text{cov}(w_t, w_{t-1}) = -\phi\sigma_\eta^2$$

$$\text{cov}(w_t, w_{t-j}) = 0 \quad \text{for } j > 1$$

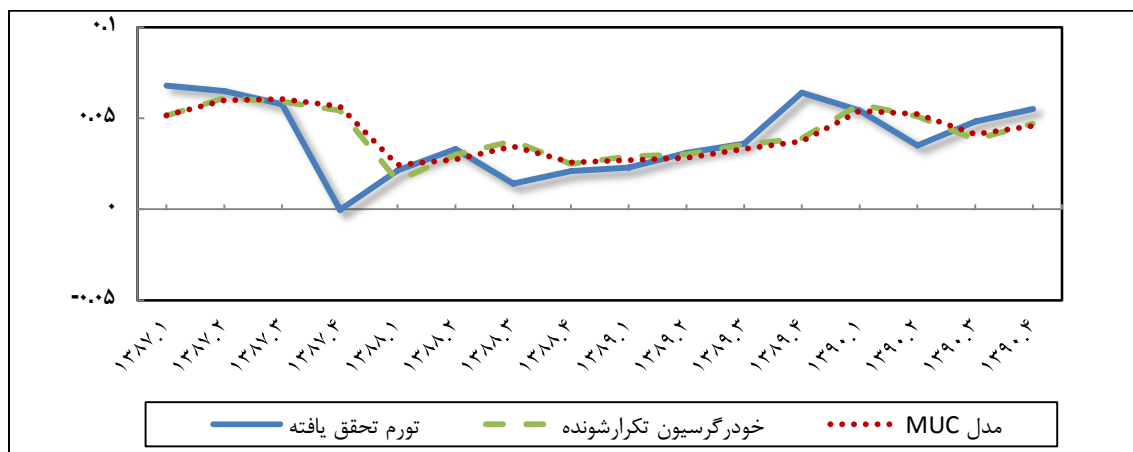
بنابراین w_t از یک فرایند میانگین متحرک مرتبه اول پیروی می کند:

$$w_t = (1 - \phi)\mu + (1 - \theta B)a_t$$

$$(1 - \phi B)\pi_t = (1 - \phi)\mu + (1 - \theta B)a_t \Rightarrow \pi_t = (1 - \phi)\mu + \phi\pi_{t-1} - \theta a_{t-1} + a_t$$

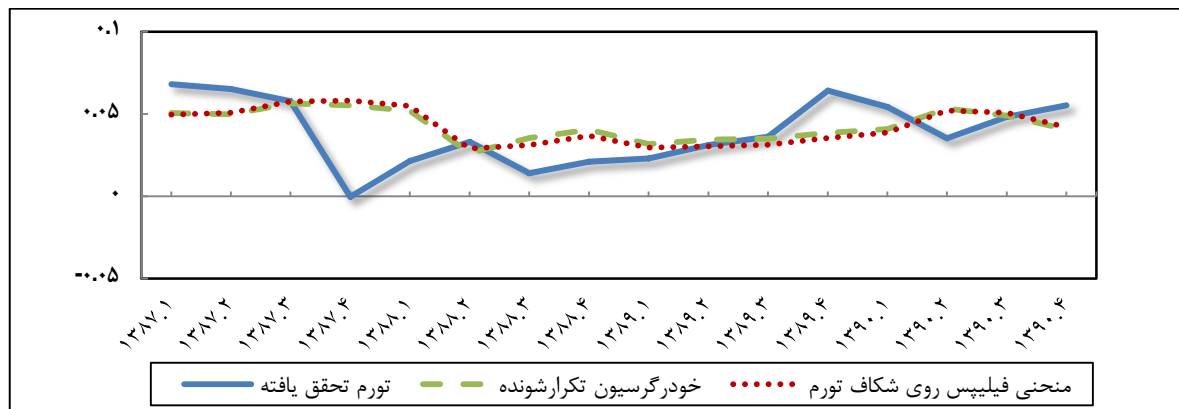
پیوست ۲. مقایسه بهترین مدل پیش بینی تورم با استفاده از شکاف تورم در مقابل مدل خودرگرسیون در افق های ۱ تا ۴ گام به جلو

نمودار ۳. پیش بینی تورم به روش مدل MUC و خودرگرسیون تکرارشونده (یک گام به جلو)

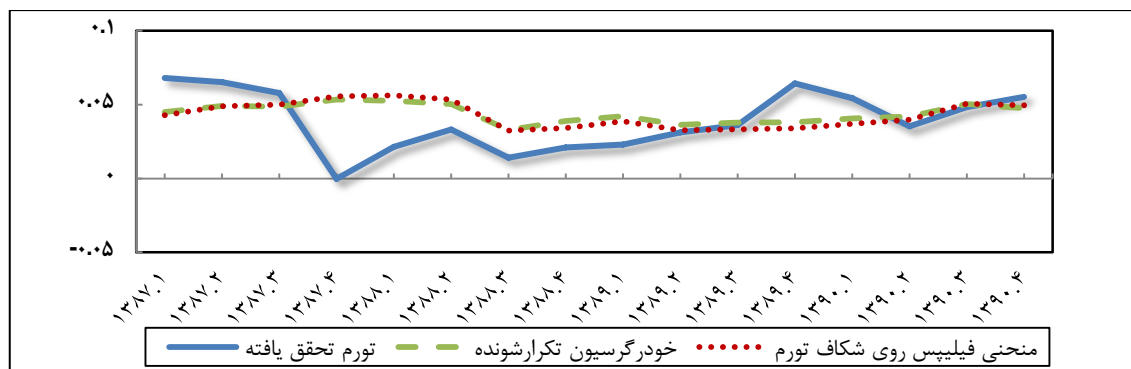




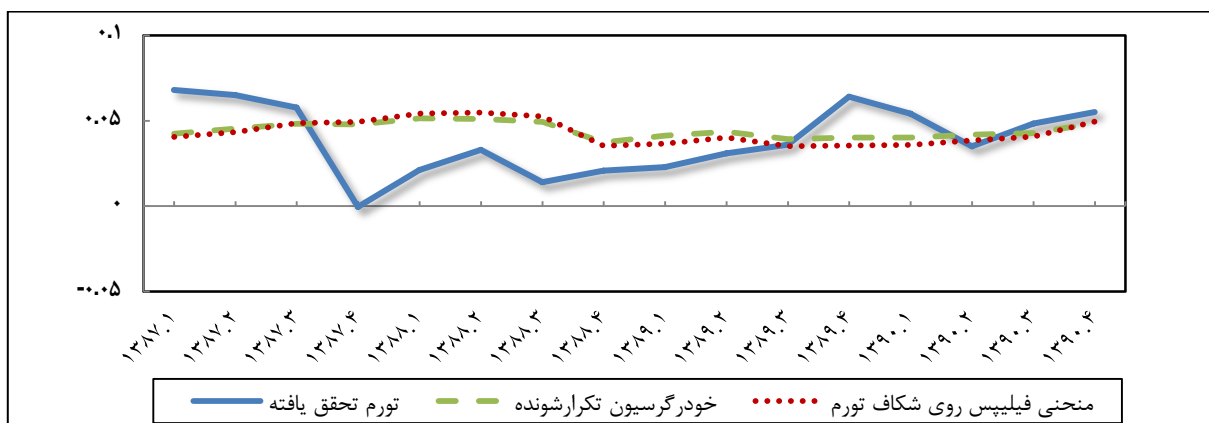
نمودار ۴. پیش‌بینی تورم به روش منحنی فیلیپس روی شکاف تورم و خودرگرسیون تکرارشونده (دو گام به جلو)



نمودار ۵. پیش‌بینی تورم به روش منحنی فیلیپس روی شکاف تورم و خودرگرسیون تکرارشونده (سه گام به جلو)



نمودار ۶. پیش‌بینی تورم به روش منحنی فیلیپس روی شکاف تورم و خودرگرسیون تکرارشونده (چهار گام به جلو)



فصل چهارم

پیش‌بینی تورم به روش تفکیک اجزای
شاخص کل قیمت کالاها و خدمات مصرفی

پیش‌بینی تورم به روش تفکیک اجزای شاخص کل قیمت کالاها و خدمات مصرفی**و*

۱-۴. مقدمه

یکی از روش‌های مرسوم برای پیش‌بینی تورم در بانک‌های مرکزی دنیا، تجزیه شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی و استفاده از اطلاعات موجود در زیراجزای آن جهت پیش‌بینی تورم است. زیراجزای شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی حاوی اطلاعات مهمی هستند که با مدل‌سازی شاخص کل قیمت، این اطلاعات از دست می‌روند (بارکر و پسران،^۱ ۱۹۹۰). رویکردهای مختلفی نسبت به نحوه تجزیه شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی به زیراجزای آن وجود دارد. به عنوان مثال، اینکه CPI به اجزای ۱۲ گانه کالا و خدمت تجزیه شده و از اطلاعات موجود در این اجزا برای پیش‌بینی استفاده شود یا اینکه، CPI به شاخص قیمت استان‌ها تجزیه شده و از اطلاعات شاخص قیمت استان‌ها برای پیش‌بینی تورم استفاده گردد.^۲

به دو شیوه کلی می‌توان اطلاعات موجود در اجزای ۱۲ گانه شاخص قیمت را برای پیش‌بینی تورم به کار برد. شیوه اول، بر پایه مدل‌سازی تک‌تک اجزا، پیش‌بینی مقادیر آتی اجزا و ادغام نتایج حاصل از پیش‌بینی اجزا برای دستیابی به پیش‌بینی تورم می‌باشد که به روش تفکیک اجزای شاخص قیمت معروف است و فصل حاضر بر اساس آن تألیف شده است. شیوه دوم که توسط هندری و هیوبریچ^۳ (۲۰۰۶ و ۲۰۱۰) پیشنهاد شده به این صورت است که اجزای شاخص قیمت به عنوان متغیرهای توضیحی به صورت مستقیم وارد مدل پیش‌بینی تورم شاخص کل قیمت می‌شوند. اگرچه به لحاظ نظری، استفاده از زیراجزای شاخص قیمت به عنوان متغیر توضیحی به صورت مستقیم در مدل پیش‌بینی تورم باید به بهبود پیش‌بینی کمک نماید اما وجود تعداد زیادی از زیراجزا در مدل می‌تواند به افزایش خطای تخمین^۴ و خطای تصریح^۵ انجامیده و در نهایت کاهش کارایی^۶ را در پی داشته باشد (لوتکیپول، ۲۰۱۱). برای رفع این مشکل دو راه حل وجود دارد. راه اول اینکه تعداد محدودی از زیراجزا انتخاب شده و به عنوان متغیر توضیحی وارد مدل شوند و راه دوم اینکه اطلاعات مشترک موجود در اجزای شاخص کل قیمت در تعداد محدودی متغیر تلخیص شوند و این

* Disaggregation of CPI Components

** از نظرات مفید آقایان ناصر خیابانی، داود سوری و محسن مهرآرا و همچنین شرکت‌کنندگان در نشست «پیش‌بینی تورم در اقتصاد ایران» در پژوهشکده پولی و بانکی تشکر می‌کنیم.

1- Barker & Pesaran

۲- برای مشاهده رویکردهای مختلف به تجزیه اطلاعات موجود در یک متغیر اقتصادی به هندری و هیوبریچ (۲۰۰۵) رجوع کنید.

3- Hendry & Hubrich

4- Estimation Error

5- Specification Error

6- Efficiency Loss



متغیرها وارد مدل پیش‌بینی تورم گردند که این روش در چارچوب مدل‌های عامل^۱ جای می‌گیرد.^۲

ایده اولیه روش تفکیک اجزای شاخص قیمت به عنوان روشی جدید در مدل‌سازی اقتصادی و پیش‌بینی، به تایل^۳ (۱۹۵۴) و گرانفلد و گرلیچ^۴ (۱۹۶۰) بازمی‌گردد.^۵ استفاده از روش تفکیک اجزای شاخص قیمت برای پیش‌بینی تورم دارای مزایایی است که عبارت‌اند از:
- شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی برابر با میانگین وزنی اجزای تشکیل‌دهنده آن است. بدیهی است که روند نوسانات اجزای شاخص قیمت با یکدیگر متفاوت است و هرکدام از یک «فرایند تولید داده»^۶ متفاوت تبعیت می‌کنند. با ساختن شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی (CPI)، در واقع ما از این تفاوت‌ها صرف‌نظر کرده و صرفاً به میانگین‌گیری از اجزای مختلف شاخص قیمت پرداخته‌ایم. در این صورت وقتی مستقیماً با استفاده از شاخص تجميع‌شده کالاها و خدمات مصرفی^۷ به مدل‌سازی و پیش‌بینی تورم می‌پردازیم رفتارهای متفاوت اجزای مختلف شاخص قیمت را نادیده گرفته‌ایم. در واقع مدل‌سازی زیراجزای شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی امکان استفاده از مجموعه اطلاعاتی بزرگ‌تر و ناهمگن‌تری را نسبت به مدل‌سازی شاخص کل قیمت کالاها و خدمات مصرفی فراهم می‌کند. در روش تفکیک اجزای شاخص قیمت، تک تک اجزا به طور جداگانه مدل‌سازی و پیش‌بینی می‌شوند و سپس میانگین پیش‌بینی آنها به عنوان پیش‌بینی تورم مدنظر قرار می‌گیرد. مدل تصریح‌شده برای هر یک از زیراجزا ممکن است از مدل سایر زیراجزا متفاوت باشد و برای هریک از زیراجزا مدلی تصریح می‌گردد که بتواند به بهترین شکل، نوسانات آن زیرجزء را توضیح داده و پیش‌بینی نماید. لذا انعطاف‌پذیری در تصریح مدل مربوط به هر یک از اجزای شاخص قیمت، امکان بهره‌گیری از اطلاعات مربوط و مناسب موجود در اجزا را جهت پیش‌بینی تورم کل فراهم می‌کند (بارکر و پسران، ۱۹۹۰).

- با مدل‌سازی و پیش‌بینی تک‌تک اجزای شاخص قیمت و سپس ترکیب آنها به منظور تولید یک پیش‌بینی از تورم، ممکن است خطای پیش‌بینی مربوط به تک‌تک اجزا^۸ تا حدی از بین رفته و به پیش‌بینی دقیق‌تر شاخص کل قیمت کالاها و خدمات منتهی شود (کلمنتس و هندری^۹، ۲۰۰۲). در مقابل مزایای مزبور، مضار این روش عبارت‌اند از:

- ممکن است پیش‌بینی برخی از اجزای شاخص قیمت به دلیل الگوهای فصلی شدید و در حال تغییر^{۱۰} آنها بسیار مشکل باشد و به همین دلیل ممکن است در مجموع بر دقت پیش‌بینی تورم کل تأثیر منفی بگذارد.

- ممکن است مدل برخی اجزا به صورت نادرست تصریح شود که در این صورت بر دقت پیش‌بینی تورم کل اثر منفی خواهد داشت.
- اگر تصریح مدل اجزا به درستی انجام شود ولی تعداد زیادی متغیر توضیحی در تصریح مدل اجزای شاخص قیمت وجود داشته باشد آنگاه افزایش خطای اندازه‌گیری^{۱۱} ناشی از افزایش تعداد متغیرهای توضیحی می‌تواند دقت پیش‌بینی تورم شاخص قیمت کالاها و خدمات لوتکیپول^{۱۲} (۱۹۸۴ و ۱۹۸۷) و دی آگوستینو و برمینگهام^{۱۳} (۲۰۱۱) نشان می‌دهد اگر فرایند تولید داده‌های اجزای شاخص قیمت و شاخص کل قیمت کالاها و خدمات مصرفی از پیش معین باشد آنگاه برحسب معیار میانگین مجذور خطا^{۱۴} (MSFE)، روش تفکیک اجزای شاخص قیمت برای پیش‌بینی تورم کل، بهتر و مناسب‌تر از پیش‌بینی مستقیم تورم شاخص کل قیمت کالاها و

1- Factor Model

۲- فصل پنجم پروژه بر اساس این روش تألیف شده است.

3- Theil

4- Grunfeld & Griliches

۵- افراد دیگری نیز در پیشبرد ادبیات تئوریک روش تفکیک اجزای متغیر اقتصادی نقش داشته‌اند که برخی از آنها عبارت‌اند از: کان (۱۹۸۲)،

لوتکیپول (۱۹۸۴ و ۱۹۸۷)، گرنجر (۱۹۸۷)، پسران، پیرس و کومار (۱۹۸۹)، گاردن، لی و پسران (۲۰۰۰)، گیاکومینی و گرنجر (۲۰۰۴).

6- Data Generating Process

7- Aggregated. CPI

8- Idiosyncratic

9- Clements & Hendry

10- Strong & Changing Seasonal Pattern

11- Measurement Error

12- Lutkepohl

13- D'Agostino & Bermingham

14- Mean Square Forecast Error



خدمات مصرفی است ولی در عمل، فرایند تولید داده‌ها نامشخص است و بنابراین اینکه پیش‌بینی مستقیم تورم خطای کمتری دارد یا روش تفکیک اجزای شاخص قیمت، از قبل قابل پیش‌بینی نیست. هندری و هیوبریچ (۲۰۰۵) نیز در بررسی این موضوع که آیا روش تفکیک اجزای شاخص قیمت بر روش مستقیم پیش‌بینی تورم برتری دارد، به این نتیجه رسیدند که این موضوع کاملاً تجربی محسوب می‌شود به طوری که روش تفکیک اجزای شاخص قیمت در برخی کشورها پیش‌بینی‌های دقیق‌تری از تورم تولید می‌کند در حالی که در برخی دیگر از کشورها چنین نتیجه‌ای حاصل نمی‌گردد.

در فصل حاضر با به کارگیری روش تفکیک اجزای شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی به عنوان روشی برای پیش‌بینی تورم، به دو سؤال پاسخ می‌دهیم. اول اینکه، آیا به کارگیری روش مذکور می‌تواند دقت پیش‌بینی تورم مربوط به شاخص کل قیمت کالاها و خدمات مصرفی را بهبود بخشد. دوم اینکه، کدام یک از زیربخش‌های شاخص کل قیمت کالاها و خدمات را می‌توان با دقت بالاتری پیش‌بینی کرد.

در سال‌های اخیر استفاده از روش تفکیک اجزای شاخص قیمت در بانک‌های مرکزی کشورهای مختلف رواج یافته است. برنانکه رئیس فدرال رزرو آمریکا^۱ طی سخنانی در سال ۲۰۰۷ تصریح می‌کند که روش‌های پیش‌بینی تورم مورد استفاده تا حد زیادی به افق پیش‌بینی وابسته است و به طور مشخص برای پیش‌بینی تورم در فصل جاری و فصل آینده، از روش تفکیک اجزای شاخص قیمت استفاده می‌شود. اسپاسا، سنرا و آلباسته^۲ (۲۰۰۲)، هیوبریچ^۳ (۲۰۰۵) و بنالال و دیگران^۴ (۲۰۰۴) نتیجه گرفتند که روش مذکور برای پیش‌بینی تورم در دوره‌های بسیار کوتاه‌مدت در ناحیه اروپا مناسب است. فریتزر، موزر و شارلر^۵ (۲۰۰۲) و ریجر و ولار^۶ (۲۰۰۶) به ترتیب برای پیش‌بینی تورم اثریش و هلند به این نتیجه رسیدند که روش مورد اشاره، برای پیش‌بینی تورم تا ۶ ماه آینده مناسب است. اسپاسا، پونسلا و سنرا^۷ (۲۰۰۲) دریافتند روش مزبور برای آمریکا جهت پیش‌بینی تورم تا ۴ ماه آینده مناسب است در حالی که آرون و میول بوئر^۸ (۲۰۰۸) نشان دادند که در پیش‌بینی ۱۲ ماه آینده تورم آمریکا، روش تفکیک اجزای شاخص قیمت بهتر از روش‌های رقیب است. همچنین کوب^۹ (۲۰۰۹) به این نتیجه دست یافت که برای پیش‌بینی تورم شیلی در افق‌های ۳، ۶ و ۱۲ ماه آینده روش مذکور بهتر از سایر روش‌های پیش‌بینی است.

با توجه به عملکرد نسبتاً مطلوب مدل‌های ARIMA در پیش‌بینی تورم (اسپاسا، پونسلا و سنرا (۲۰۰۲) و فریتزر، موزر و شارلر (۲۰۰۲))، در این فصل از مدل‌های ARIMA جهت مدل‌سازی و پیش‌بینی اجزای شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی استفاده می‌کنیم و سپس با ترکیب پیش‌بینی‌های به دست آمده برای تک‌تک اجزای شاخص قیمت، به پیش‌بینی تورم شاخص کل قیمت‌ها می‌پردازیم. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که عملکرد روش تفکیک اجزای شاخص قیمت در پیش‌بینی‌های یک فصل آینده^۹ نسبت به مدل‌های پایه تفاوت معناداری ندارد اما در افق‌های دو، سه و چهار گام به جلو به طور معناداری بدتر عمل می‌کند. سایر بخش‌های این فصل به شرح زیر است. در بخش دوم، روش مدل‌سازی و مراحل تخمین و پیش‌بینی ارائه می‌گردد. بخش سوم به ارائه نتایج مدل‌سازی و بررسی دقت پیش‌بینی‌ها اختصاص دارد و در نهایت نتیجه‌گیری در بخش چهارم ارائه می‌گردد.

۲-۴. روش مدل‌سازی و مراحل تخمین و پیش‌بینی

در این فصل از داده‌های مربوط به اجزای ۱۲ گانه شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی (CPI) برای دوره زمانی فصل اول ۱۳۶۹ تا

1- Chairman of Federal Reserve System
2- Espasa, A., Senra, E., Albacete, R
3- Benalal, N., Hoyo, J., Roma, B. & Skudelny, F
4- Fritzer, Moser & Scharler
5- Reijer, A. & Vlaar, P
6- Espasa, A., Poncela, P. & Senra, E
7- Aron & Muellbauer
8- Cobb
9- One-quarter Ahead



فصل چهارم ۱۳۹۰ استفاده می‌شود.^۱ چون هدف پیش‌بینی تورم CPI است بنابراین پس از لگاریتم‌گیری و تعدیل فصلی از سری‌های مذکور تفاضل گرفته و مدل‌سازی خود را بر تفاضل لگاریتم تعدیل فصلی شده سری‌ها بنا می‌کنیم.

۱-۲-۴. مدل‌سازی اجزای شاخص قیمت توسط ARMA(p,q)

سری‌های ۱۲ گانه اجزای شاخص قیمت را توسط مدل ARMA(p,q) مدل‌سازی می‌کنیم که در آن، p تعداد وقفه‌های AR و q تعداد وقفه‌های MA است. ما از داده‌های ۱۳۶۹:۱ تا ۱۳۸۶:۴ برای تخمین و از داده‌های ۱۳۸۷:۱ تا ۱۳۹۰:۲ برای پیش‌بینی و ارزیابی عملکرد آن استفاده می‌کنیم.

تعداد وقفه‌های مدل، (p,q)، با استفاده از آماره شوارتز از بین مقادیر صفر تا ۶ انتخاب می‌شوند. پس از آنکه برای هریک از ۱۲ جزء شاخص قیمت، به طور جداگانه و با استفاده از بخش اول مشاهدات (۶۷ مشاهده اول)^۲ مدل ARMA(p,q) مربوطه را تخمین زدیم، به تولید پیش‌بینی‌های k گام به جلو متناظر با باقیمانده مشاهدات می‌پردازیم. روش کار این‌گونه است که ابتدا ۶۷ مشاهده اول را جدا کرده و با استفاده از آن معادله ARMA(p,q) را تخمین می‌زنیم و با استفاده از ضرائب برآوردشده، پیش‌بینی تورم مربوط به مشاهده (۶۷+k) را ارائه می‌کنیم (k مقادیر ۱، ۲، ۳ و ۴ را اختیار می‌کند). سپس یک گام در زمان جلو می‌رویم و با استفاده از ۶۸ مشاهده اول، معادله ARMA(p,q) را مجدداً تخمین زده و مبتنی بر ضرائب برآوردشده، پیش‌بینی تورم مربوط به مشاهده (۶۸+k) را ارائه می‌کنیم.^۳ با تکرار این فرایند و اضافه کردن یک مشاهده در هر مرحله، در نهایت این فرایند را تا پیش‌بینی مربوط به آخرین مشاهده (مشاهده ۸۵ ام) ادامه می‌دهیم. بدین ترتیب در پایان کار، ۲۰ پیش‌بینی یک گام به جلو، ۱۹ پیش‌بینی دو گام به جلو، ۱۸ پیش‌بینی سه گام به جلو و ۱۷ پیش‌بینی چهار گام به جلو خواهیم داشت. چون قصد داریم دوره ارزیابی برای همه افق‌های پیش‌بینی یکسان باشد، لذا دوره ارزیابی عملکرد پیش‌بینی را ۱۳۸۷:۱ تا ۱۳۹۰:۴ در نظر می‌گیریم و لذا در نهایت برای همه افق‌های پیش‌بینی ۱۶ مشاهده تولید شده است.

پس از تولید پیش‌بینی برای هریک از اجزای شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی، با استفاده از وزن هر یک از اجزا در شاخص قیمت مصرف‌کننده، به ترکیب پیش‌بینی‌های اجزا پرداخته و پیش‌بینی مربوط به تورم شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی را ارائه می‌کنیم.^۴ برای اینکه معیاری جهت ارزیابی عملکرد روش تفکیک اجزای شاخص قیمت در پیش‌بینی تورم کل داشته باشیم، لازم است تا پیش‌بینی‌های این روش را با پیش‌بینی‌های تولیدشده توسط مدل‌های پایه گام تصادفی و AR(1) مقایسه کنیم.

۲-۲-۴. نتایج^۵ مربوط به پیش‌بینی تورم اجزای ۱۲ گانه شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی

در جدول ۱، اجزای ۱۲ گانه شاخص قیمت بر اساس میزان RMSFE پیش‌بینی مربوط به هر یک از اجزا (از کوچک‌ترین به

۱- نحوه محاسبه اجزای شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی در طول سال‌های گذشته در معرض تغییراتی بوده است. این شاخص نخستین بار بر مبنای سال پایه ۱۳۱۵ محاسبه شد ولی سال پایه تاکنون ۳ بار تغییر یافته و سال‌های ۱۳۵۳، ۱۳۷۶ و ۱۳۸۳ نیز به عنوان سال پایه محاسبه شاخص معرفی شده‌اند. همچنین تا قبل از سال ۱۳۸۳، شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی دارای ۸ گروه اصلی بود ولی از این سال به بعد به ۱۲ گروه (که لیست آن در پانوشته قبلی آمده است) تغییر یافت. چون تا قبل از سال ۱۳۸۳ آمارها بر مبنای ۸ گروه اصلی ارائه می‌شدند، اداره بررسی‌ها و سیاست‌های اقتصادی بانک مرکزی، آمارهای مربوط به سال‌های قبل (از ۱۳۶۹ تا ۱۳۸۳) را بر مبنای ۱۲ گروه اصلی تعدیل کرده است.

۲- بخش اول مشاهدات حاوی ۶۸ مشاهده است ولی به دلیل تفاضل‌گیری، تعداد آن به ۶۷ مشاهده کاهش می‌یابد.

۳- اشاره به این نکته ضروری است که در هر مرحله، مقدار بهینه p و q مستقل از مرحله قبل و به طور جداگانه برآورد می‌گردد.

۴- برای توضیحات بیشتر در مورد چگونگی ترکیب پیش‌بینی اجزای شاخص قیمت و دستیابی به پیش‌بینی تورم شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی به پیوست مراجعه نمایید.

۵- کلیه برنامه‌های مورد نیاز در مراحل تخمین، پیش‌بینی و ارزیابی عملکرد پیش‌بینی در نرم افزار MATLAB نوشته شده است.



بزرگ‌ترین) در افق‌های یک گام تا چهار گام به جلو مرتب شده‌اند. همان‌طور که از جدول پیداست، شاخص قیمت مربوط به گروه تفریح و امور فرهنگی با دقت بالاتری در مقایسه با سایر اجزا توسط مدل ARMA پیش‌بینی شده است.

جدول ۱. ترتیب گروه‌های ۱۲ گانه در پیش‌بینی‌های یک تا چهار گام به جلو

ردیف	یک گام به جلو	دو گام به جلو	سه گام به جلو	چهار گام به جلو
۱	تفریح و امور فرهنگی	تفریح و امور فرهنگی	تفریح و امور فرهنگی	تفریح و امور فرهنگی
۲	بهداشت و درمان	ارتباطات	بهداشت و درمان	بهداشت و درمان
۳	پوشاک و کفش	بهداشت و درمان	پوشاک و کفش	ارتباطات
۴	رستوران و هتل	پوشاک و کفش	ارتباطات	پوشاک و کفش
۵	ارتباطات	رستوران و هتل	رستوران و هتل	مسکن، آب، برق، گاز و سایر سوخت‌ها
۶	تحصیل	تحصیل	تحصیل	رستوران و هتل
۷	مسکن، آب، برق، گاز و سایر سوخت‌ها	مسکن، آب، برق، گاز و سایر سوخت‌ها	مسکن، آب، برق، گاز و سایر سوخت‌ها	تحصیل
۸	کالاها و خدمات متفرقه	کالاها و خدمات متفرقه	کالاها و خدمات متفرقه	کالاها و خدمات متفرقه
۹	اثاث، لوازم و خدمات مورد استفاده در منزل	اثاث، لوازم و خدمات مورد استفاده در منزل	اثاث، لوازم و خدمات مورد استفاده در منزل	اثاث، لوازم و خدمات مورد استفاده در منزل
۱۰	خوراکی‌ها و آشامیدنی‌ها	خوراکی‌ها و آشامیدنی‌ها	خوراکی‌ها و آشامیدنی‌ها	خوراکی‌ها و آشامیدنی‌ها
۱۱	حمل و نقل	حمل و نقل	حمل و نقل	حمل و نقل
۱۲	دخانیات	دخانیات	دخانیات	دخانیات

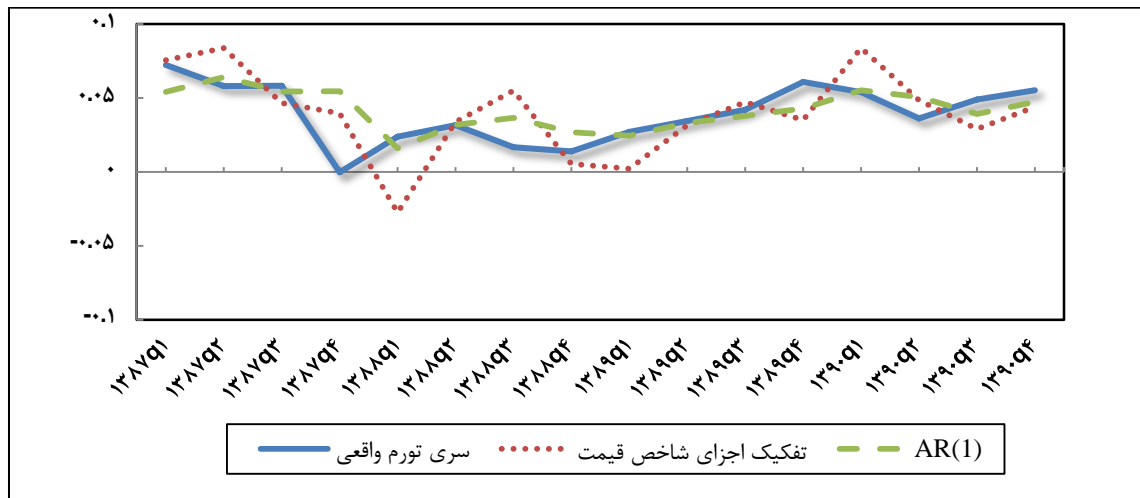
توضیحات: ستون‌های اول تا چهارم، ترتیب اجزای ۱۲ گانه شاخص قیمت بر اساس میزان RMSFE پیش‌بینی، از کوچک‌ترین به بزرگ‌ترین جزء را در پیش‌بینی‌های یک گام تا چهار گام به جلو نشان می‌دهند. تخمین هر یک از اجزای شاخص قیمت با مدل ARMA انجام شده است. دوره تخمین، فصل اول ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۶ و دوره پیش‌بینی، فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ می‌باشد.

۳-۲-۴. نتایج مربوط به پیش‌بینی تورم کل کالاها و خدمات مصرفی بر مبنای روش تفکیک اجزای شاخص قیمت

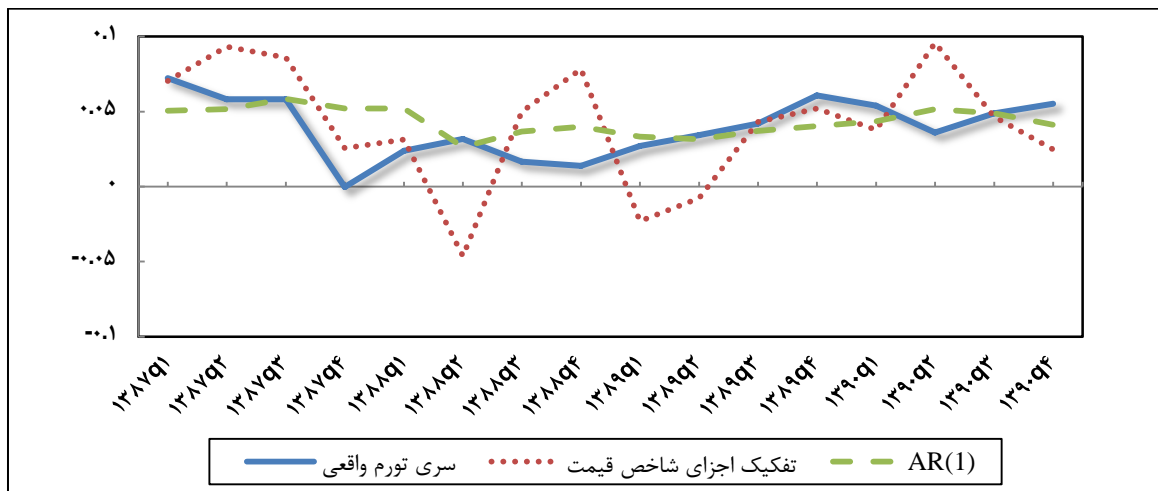
پس از به‌دست‌آوردن پیش‌بینی‌های مربوط به سری‌های ۱۲ گانه اجزای شاخص قیمت، با ترکیب پیش‌بینی‌های اجزا و استفاده از اوزان اجزا در ترکیب CPI، پیش‌بینی تورم شاخص کل CPI به دست می‌آید. نمودارهای ۱ تا ۴، پیش‌بینی تورم را در افق‌های مختلف نمایش می‌دهد. در هر یک از این نمودارها علاوه بر سری تورم واقعی، سری‌های پیش‌بینی مربوط به روش تفکیک اجزای شاخص قیمت و همچنین مدل پایه‌ای که بهترین پیش‌بینی را ارائه می‌کند به نمایش درآمده است.



نمودار ۱. پیش‌بینی تورم کل به روش تفکیک اجزای شاخص قیمت (یک گام به جلو)

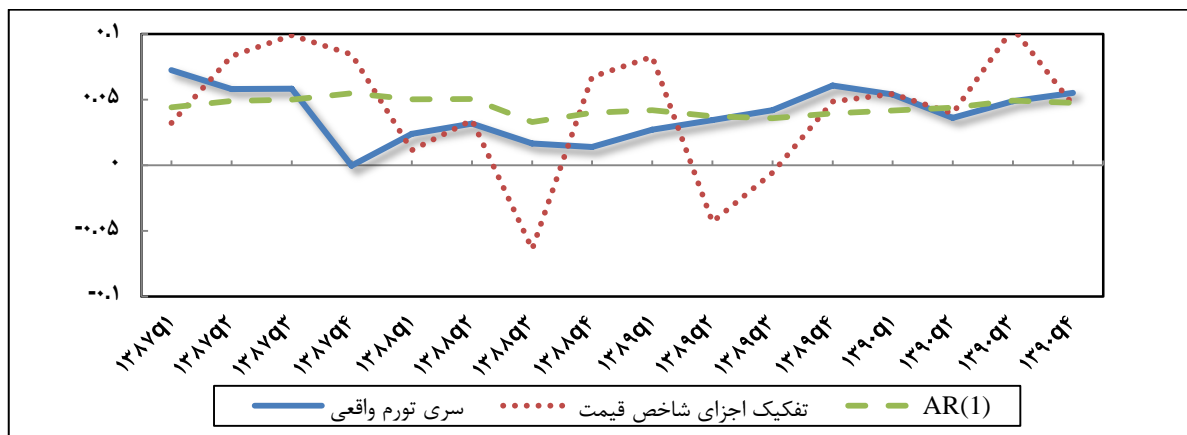


نمودار ۲. پیش‌بینی تورم کل به روش تفکیک اجزای شاخص قیمت (دو گام به جلو)

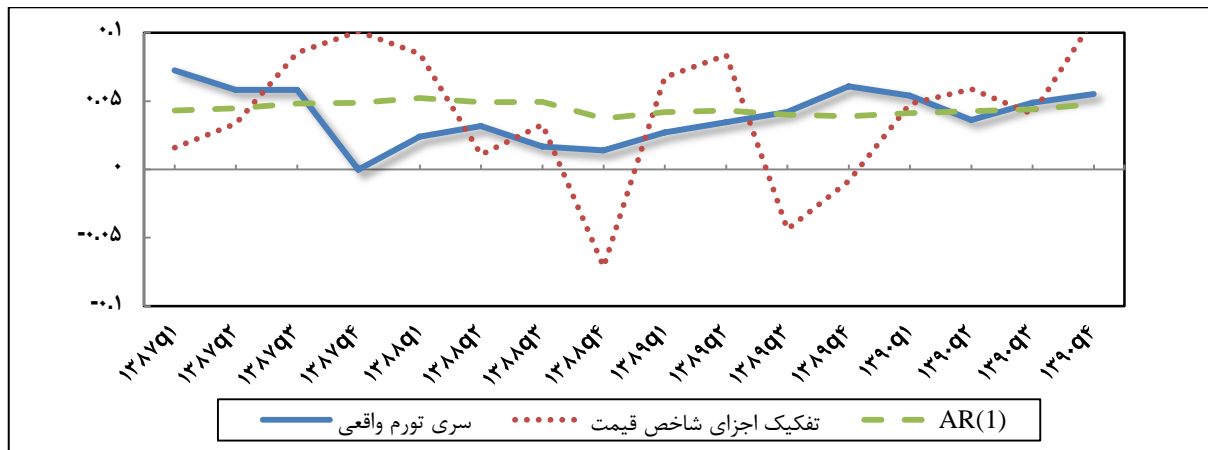




نمودار ۳. پیش‌بینی تورم کل به روش تفکیک اجزای شاخص قیمت (سه گام به جلو)



نمودار ۴. پیش‌بینی تورم کل به روش تفکیک اجزای شاخص قیمت (چهار گام به جلو)



همان‌طور که جدول ۲ نشان می‌دهد، پیش‌بینی حاصل از روش تفکیک اجزای شاخص قیمت فقط نسبت به پیش‌بینی مدل گام تصادفی و آن هم فقط در افق یک فصل کمی دقیق‌تر است ولی به طور کلی در تمام افق‌های پیش‌بینی مدل ساده AR(1) پیش‌بینی‌های دقیق‌تری تولید می‌کند.

جدول ۲. مقایسه RMSFE روش‌های رقیب در پیش‌بینی تورم شاخص کل قیمت کالاها و خدمات

مدل	یک گام به جلو	دو گام به جلو	سه گام به جلو	چهار گام به جلو
تفکیک اجزای شاخص قیمت	۰.۰۱۹۰	۰.۰۲۵۰	۰.۰۲۸۶	۰.۰۳۲۹
AR(1)	۰.۰۱۷۱	۰.۰۱۹۷	۰.۰۲۰۹	۰.۰۲۱۴
Random walk	۰.۰۱۹۲	۰.۰۲۳۷	۰.۰۲۶۷	۰.۰۲۹۵

توضیحات: دوره تخمین، فصل اول ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۶ و دوره پیش‌بینی، فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ می‌باشد. مدل گام تصادفی دارای جمله رانش است.

همان‌طور که جدول ۳ نشان می‌دهد در افق یک فصل، تفاوت معناداری میان عملکرد روش تفکیک اجزای شاخص قیمت و مدل‌های پایه وجود ندارد. در افق دو گام به جلو، روش تفکیک اجزای شاخص قیمت تفاوت معناداری با مدل گام تصادفی ندارد اما



نسبت به $AR(1)$ به طور معناداری بدتر عمل می‌کند. در افق سه و چهار فصل، روش تفکیک اجزای شاخص قیمت به طور معناداری نسبت به مدل $AR(1)$ و گام تصادفی بدتر عمل می‌کند.

جدول ۳. نتایج آزمون دیبلد – ماریانو تغییر یافته

پیش‌بینی یک گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون دیبلد – ماریانو تغییر یافته	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۱۸	۱.۴۱	۱.۱۱	روش تفکیک اجزا نسبت به مدل $AR(1)$
۰.۸۶	-۰.۱۷	۰.۹۸	روش تفکیک اجزا نسبت به مدل گام تصادفی
پیش‌بینی دو گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون دیبلد – ماریانو تغییر یافته	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۰۲	۲.۵۰	۱.۲۶	روش تفکیک اجزا نسبت به مدل $AR(1)$
۰.۲۴	۱.۱۹	۱.۰۵	روش تفکیک اجزا نسبت به مدل گام تصادفی
پیش‌بینی سه گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون دیبلد – ماریانو تغییر یافته	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۰۲	۲.۵۲	۱.۳۶	روش تفکیک اجزا نسبت به مدل $AR(1)$
بسیار نزدیک صفر	۵.۵۷i	۱.۰۷	روش تفکیک اجزا نسبت به مدل گام تصادفی
پیش‌بینی چهار گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون دیبلد – ماریانو تغییر یافته	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
بسیار نزدیک صفر	۲۳.۷۳	۱.۵۳	روش تفکیک اجزا نسبت به مدل $AR(1)$
۰.۰۱	۲.۸۳i	۱.۱۱	روش تفکیک اجزا نسبت به مدل گام تصادفی

توضیحات: جدول فوق نتایج آزمون دیبلد – ماریانو تغییر یافته را برای شاخص کل قیمت کالاها و خدمات مصرفی (CPI) نشان می‌دهد. دوره تخمین، فصل اول ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۶ و دوره پیش‌بینی، فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ می‌باشد. مدل گام تصادفی دارای جمله رانش است. مدل $ARMA(p,q)$ برای تورم کل بر مبنای معیار شوارتز و با توجه به اینکه $q > p$ می‌توانند مقادیر بین ۰ و ۶ را انتخاب نمایند، تخمین زده شده است. ستون دوم نسبت RMSFE روش تفکیک اجزا نسبت به مدل‌های پایه را نشان می‌دهد.

۴-۲-۴. نتایج پیش‌بینی تورم بر مبنای روش رگرسیون‌های به ظاهر نامرتبط^۱

چنانچه مبتنی بر تخمین‌های حداقل مربعات معمولی، بین اجزای اخلاص تورم سری‌های ۱۲ گانه شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی همبستگی^۲ قوی وجود داشته باشد، آنگاه تخمین‌های ضرائب حاصل شده از روش حداقل مربعات معمولی در مدل‌های مربوط

1- Seemingly Unrelated Regressions (SURE)

2- Correlation



به سری‌های ۱۲ گانه کارا نیست و این، ممکن است دقت پیش‌بینی تولید شده توسط این مدل‌ها را کاهش دهد. راه حلی که در چنین شرایطی پیشنهاد می‌شود، استفاده از روش رگرسیون‌های به ظاهر نامرتب برای تخمین معادلات مربوط به مدل‌های سری‌های زمانی اجزای قیمت است تا در تخمین پارامترها، همبستگی میان اجزای اخلاص مربوط به معادلات رگرسیونی سری‌های ۱۲ گانه نیز لحاظ شود. این روش تخمین سبب می‌شود تا کارایی تخمین ضرائب افزایش یابد و در نتیجه احتمالاً پیش‌بینی‌های دقیق‌تری برای تورم شاخص کل قیمت کالاها و خدمات مصرفی حاصل گردد.

بررسی انجام گرفته نشان می‌دهد که درجه همبستگی اجزای اخلاص تورم سری‌های ۱۲ گانه شاخص قیمت با یکدیگر، بسیار اندک است.^۱ همچنین نتایج پیش‌بینی تورم شاخص کل قیمت کالاها و خدمات مصرفی به روش رگرسیون‌های به ظاهر نامرتب نشان‌دهنده کاهش دقت پیش‌بینی‌ها نسبت به زمانی است که از روش حداقل مربعات معمولی استفاده می‌کردیم. به این ترتیب به نظر می‌رسد استفاده از روش رگرسیون‌های به ظاهر نامرتب دقت پیش‌بینی تورم کل شاخص قیمت را افزایش نمی‌دهد.^۲

۳-۴. خلاصه فصل و نتیجه‌گیری

در این پژوهش به دنبال آن بودیم تا عملکرد روش تفکیک اجزای شاخص قیمت را در پیش‌بینی تورم ایران ارزیابی کنیم. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که در مدل‌سازی مربوط به تورم اجزای ۱۲ گانه شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی، تورم بخش تفریح و امور فرهنگی با دقت بالاتری نسبت به سایر سری‌های ۱۲ گانه پیش‌بینی می‌شود. همچنین در پیش‌بینی تورم کل، عملکرد روش تفکیک اجزای شاخص قیمت در پیش‌بینی‌های یک گام به جلو نسبت به روش‌های رقیب تفاوت معناداری ندارد اما در سایر افق‌های پیش‌بینی، عملکرد مدل ساده $AR(1)$ نسبت به سایر روش‌ها بهتر است. نتیجه دیگر اینکه به دلیل درجه همبستگی پایین اجزای اخلاص تورم سری‌های ۱۲ گانه شاخص قیمت با یکدیگر، روش رگرسیون‌های به ظاهر نامرتب نمی‌تواند کارایی تخمین‌ها و دقت پیش‌بینی تورم شاخص کل قیمت کالاها و خدمات مصرفی را افزایش دهد و به این دلیل مدل‌های تخمین زده شده بر اساس روش حداقل مربعات معمولی پیش‌بینی‌های دقیق‌تری نسبت به مدل‌های تخمینی بر اساس روش رگرسیون‌های به ظاهر نامرتب تولید می‌کنند.

۱- بجز یک ضریب، تمامی ضرائب همبستگی کمتر از ۰/۵ می‌باشند.

۲- نتایج مربوط به رگرسیون‌های به ظاهر نامرتب نزد نویسندگان موجود است.



- Aron, J and J. Muellbauer. (2008). New Methods for Forecasting Inflation and Its Subcomponents: An Application to the USA, Department of Economics, Oxford University, *Working Paper*, no 406.
- Barker, T and M.H. Pesaran. (1990), Disaggregation in Econometric Modelling, *London and New-York. Pub: Routledge*.
- Benalal, N., J. Hoyo., B. Roma and F. Skudelny. (2004). To Aggregate or Not To Aggregate. *ECB Working Paper*, no 374.
- Bernanke, B. (2007). Inflation Expectations and Inflation Forecasting *Speech at the Monetary Economics Workshop of the NBER Summer Institute*.
- Clements, M.P and D.F. Hendry. (2002). Modelling Methodology and Forecast Failure *Econometrics Journal*, no 5, pp: 319° 344.
- Cobb, M. (2009). Forecasting Chilean Inflation from Disaggregate Components, Central Bank of Chile, *Working Paper*, no 511.
- D'Agostino, A and Bermingham, C. (2011). Understanding and Forecasting Aggregate and Disaggregate Price Dynamics *ECB Working Paper*, no 1365.
- Diebold, F and R. Mariano. (1995). Comparing Predictive Accuracy *Journal of Business and Economic Statistics*, 13, no 3, pp: 253-263.
- Espasa, A., P. Poncela and E. Senra. (2002). Forecasting Monthly US Consumer Price Indexes Through a Disaggregated I(2) Analysis, *Statistics and Econometrics Working Papers*, no 1.
- Espasa, A., E. Senra and R. Albacete. (2002). Forecasting Inflation in the European Monetary Union: a Disaggregated Approach by Countries and by Sectors *European Journal of Finance*, no 8, pp: 402-421.
- Fritzer, F., G. Moser and J. Scharler. (2002). Forecasting Austrian HICP and Its Components Using VAR and ARIMA Models, Oesterreichische National Bank. *Working Paper*, no 73.
- Garderen, V.K.J., K. Lee and M.H. Pesaran. (2000). Cross-Sectional Aggregation of Non-linear Models, *Journal of Econometrics*, no 95, pp: 285° 331.
- Giacomini, R. and C.W.J. Granger. (2004). Aggregation of Space-Time Processes *Journal of Econometrics*, no 118, pp: 7° 26.
- Granger, C. (1987). Implications of Aggregation with Common Factors, *Econometric Theory*, no 3, pp: 208° 222.
- Grunfeld, Y and Z. Griliches. (1960). Is Aggregation Necessarily Bad? *The Review of Economics and Statistics*, no XLII, pp: 1° 13.
- Hendry, D. F. and K. Hubrich. (2005). Forecasting Aggregates by Disaggregates *Computing in Economics and Finance*, no 270.



- Hendry, D. F. and K. Hubrich. (2006). Forecasting Aggregates by Disaggregates *ECB Working Paper*, no 589.
- Hendry, D. F. and K. Hubrich. (2010). Combining Disaggregate Forecasts or Combining Disaggregate Information to Forecast an Aggregate , *Journal of Business and Economic Statistics*.
- Hubrich, K. (2005). Forecasting Euro Area Inflation: Does Aggregating Forecasts By HICP Component Improve Forecast Accuracy? . *International Journal of Forecasting*, no 21. pp: 119-136.
- Ilek, A. (2007). Aggregation versus Disaggregation: What Can We Learn from It? . Bank of Israel. Monetary Department, *Discussion Papers*, no 2.
- Kohn, R. (1982). When Is an Aggregate of a Time Series Efficiently Forecast By Its Past? *Journal of Econometrics*, no 18, pp:337° 349.
- Lutkepohl, H. (1984). Forecasting Contemporaneously Aggregated Vector ARMA Processes *Journal of Business and Economic Statistics* 2, no 3, pp:201° 214.
- Lutkepohl, H. (1984). Linear Transformations of Vector ARMA Processes", *Journal of Econometrics*, no 26, pp: 283° 293.
- Lutkepohl, H. (1987). Forecasting Aggregated Vector ARMA Processes , *Springer-Verlag, Business and Economics*.
- Lutkepohl, H. (2011). Forecasting Non-linear Aggregates and Aggregates with Time-Varying Weights", *Journal of Economics and Statistics* , no 231, pp:107-133.
- Pesaran , M.H., R.G .Pierse and M.S. Kumar. (1989). Econometric Analysis of Aggregation in the Context of Linear Prediction Models . *Econometrica*, no 57, pp:861° 888.
- Reijer, A and P. Vlaar. (2006). Forecasting Inflation: an Art As Well As a Science *The Economist*, no 154, pp: 19-40.
- Rose, D.E. (1977). Forecasting Aggregates of Independent ARIMA Processes *Journal of Econometrics*, no 5, pp:323° 345.
- Theil, H. (1954). Linear Aggregation of Economic Relations". *North Holland, Amsterdam. Pub, Business and Economics*.
- Tiao, G.C. and I. Guttman. (1980). Forecasting Contemporaneous Aggregates of Multiple Time Series , *Journal of Econometrics*, no 12, pp:219° 230.
- Wei, W.S. and B. Abraham. (1981). Forecasting Contemporaneous Time Series Aggregates , *Communications in Statistics-Theory and Methods*,. no A10, pp:1335° 1344.



پیوست: روش به دست آوردن سری پیش‌بینی تورم کل کالاها و خدمات مصرفی با استفاده از پیش‌بینی سری اجزای شاخص قیمت

در حالت کلی شاخص کل قیمت کالاها و خدمات مصرفی (CPI) عبارت است از میانگین وزنی اجزای ۱۲ گانه تشکیل‌دهنده آن:

$$CPI_t = \sum_{k=1}^{12} \alpha_k X_k \quad (1)$$

که در آن CPI_t : شاخص کل قیمت کالاها و خدمات مصرفی در زمان t ، k : وزن هر یک از اجزای شاخص قیمت در محاسبه CPI و X_k : سطح قیمت مربوط به هر یک از اجزای ۱۲ گانه شاخص قیمت است.

پیش‌تر گفته شد که ما تفاضل لگاریتم تعدیل فصلی شده اجزای ۱۲ گانه شاخص قیمت کالاها و خدمات (که مانا هستند) را مدل‌سازی کرده‌ایم. با استفاده از این مدل‌سازی، پیش‌بینی تورم ۱، ۲، ۳ و ۴ گام به جلو هر یک از اجزای ۱۲ گانه شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی را به دست می‌آوریم (یعنی $d(\log(\widehat{X}_{kt}))$) آنگاه مطابق معادله ۲ خواهیم داشت:

$$\log(\widehat{X}_{kt}) = d(\log(\widehat{X}_{kt})) + \log(X_{kt-1}) \quad (2)$$

که در آن $\log(X_{kt-1})$ لگاریتم تعدیل فصلی شده شاخص قیمت گروه k در زمان $t-1$ و $\log(\widehat{X}_{kt})$ پیش‌بینی ۱ گام به جلو لگاریتم تعدیل فصلی شده گروه k در زمان t می‌باشد که از طریق معادله ۲ محاسبه می‌شود. اکنون با استفاده از $\log(\widehat{X}_{kt})$ میزان پیش‌بینی شاخص قیمت تعدیل فصلی شده گروه k را بر مبنای معادله ۳ به دست می‌آوریم:

$$\widehat{X}_{kt} = \exp[\log(\widehat{X}_{kt})] \quad (3)$$

وقتی پیش‌بینی شاخص قیمت مربوط به همه ۱۲ سری به دست آمد، آنگاه در معادله ۱ به جای X_k پیش‌بینی ۱ گام به جلو مربوط به هر متغیر را قرار می‌دهیم (یعنی به جای X_{kt} ، پیش‌بینی مربوط به آن، \widehat{X}_{kt} را قرار می‌دهیم) و با توجه به وزن‌های ۱ تا ۱۲، پیش‌بینی یک گام به جلو شاخص کل قیمت کالاها و خدمات مصرفی، \widehat{CPI}_t محاسبه می‌شود. سپس از سری \widehat{CPI}_t لگاریتم گرفته و در نهایت با تفاضل‌گیری از آن، سری تورم کل یک گام به جلو $(d(\log(\widehat{CPI}_t)))$ را به دست می‌آوریم. مراحل فوق را برای پیش‌بینی‌های ۲، ۳ و ۴ گام به جلو سری‌های تورم ۱۲ گروه کالاها و خدمات مصرفی تکرار می‌نماییم.

۱- لیست این وزن‌ها که توسط بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران ارائه شده به قرار زیر است:

α_1	α_2	α_3	α_4	α_5	α_6	α_7	α_8	α_9	α_{10}	α_{11}	α_{12}	جمع وزن‌ها
۲۸.۴۹	۰.۵۲	۶.۲۲	۲۸.۶	۶.۲۶	۵.۵۴	۱۱.۹۷	۱.۶۳	۳.۸	۲.۰۷	۱.۷۲	۳.۱۸	۱۰۰

وزن‌ها بر حسب درصد است.

فصل پنجم

پیش‌بینی تورم با استفاده از عوامل مشترک
اجزای شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی

پیش‌بینی تورم با استفاده از عوامل مشترک اجزای شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی

۱-۵. مقدمه

چنانکه در فصل قبل اشاره شد، دو شیوه برای استفاده از اطلاعات موجود در اجزای ۱۲ گانه شاخص قیمت برای پیش‌بینی تورم وجود دارد. شیوه اول، بر پایه مدل‌سازی تک‌تک اجزاء، پیش‌بینی مقادیر آتی اجزا و ادغام نتایج حاصل از پیش‌بینی اجزا برای دستیابی به پیش‌بینی تورم می‌باشد که این روش در فصل چهارم معرفی شد. شیوه دوم، که در مقالات هندری و هیوبریچ (۲۰۰۶ و ۲۰۱۱) مورد بررسی قرار گرفته به این صورت است که اجزای شاخص قیمت به عنوان متغیرهای توضیحی وارد مدل پیش‌بینی تورم کل شاخص قیمت می‌شوند. لوتکیپول (۲۰۱۱) نشان داد که اگرچه به لحاظ نظری، استفاده از زیراجزای شاخص قیمت به عنوان متغیر توضیحی باید به بهبود پیش‌بینی کمک نماید اما وجود تعداد زیادی از زیراجزا در مدل پیش‌بینی تورم از یک سواصل ساده‌سازی مدل^۱ را نقض می‌کند و از سوی دیگر به خطای تخمین^۲ و خطای تصریح^۳ انجامیده و در نهایت کاهش کارایی^۴ را در پی دارد.

برای رفع این مشکل دو روش وجود دارد: روش اول اینکه تعداد محدودی از زیراجزا انتخاب شده و به عنوان متغیر توضیحی وارد مدل شوند. ایراد این روش این است که ورود تعداد محدودی از زیراجزا به مدل سبب می‌شود تا از اطلاعات موجود در سایر زیراجزا محروم شویم. روش دوم این است که اطلاعات مشترک موجود در اجزای شاخص کل قیمت در تعداد محدودی متغیر خلاصه شوند و این متغیرها وارد مدل پیش‌بینی تورم گردند. این امر با به‌کارگیری مدل‌های عامل^۵ قابل انجام است. در روش مدل‌های عامل، از مجموعه وسیعی از داده‌ها تعداد محدودی عامل مشترک استخراج می‌شود به طوری که این عوامل قادرند درصد عمده‌ای از تغییرات داده‌ها را توضیح دهند. گرنجر (۱۹۸۷) نشان می‌دهد که استخراج عوامل مشترک موجود میان زیراجزای یک متغیر اقتصادی (نظیر تورم) و لحاظ کردن آنها در مدل می‌تواند نقش مؤثری در توضیح آن متغیر اقتصادی ایفا نماید. بنابراین انتظار داریم عوامل مشترک حاصل از زیراجزای شاخص قیمت بتوانند اطلاعات مفیدی در رابطه با پیش‌بینی تورم فراهم کنند.

در پژوهش‌های متعددی روش مدل‌های عامل برای پیش‌بینی تورم و سایر متغیرهای کلان اقتصادی به کار گرفته شده است. برخی از این پژوهش‌ها به مقایسه تکنیک‌های مختلف تخمین عوامل مشترک و تأثیر آن بر نتایج پیش‌بینی پرداخته‌اند (کاپتانوس و مارسلینو، ۲۰۰۹ و شوماکر، ۲۰۰۷)، برخی به بررسی تأثیر ترکیب‌های مختلف مجموعه داده‌های آماری^۶ بر نتایج

1- Parsimony
2- Estimation Error
3- Specification Error
4- Efficiency Loss
5- Factor Models
6- Datasets



پیش‌بینی متمرکز شده‌اند (بویون و ان جی، ۲۰۰۶) و برخی نیز شکل‌های معینی از مدل‌های عامل را برای پیش‌بینی خود به کار گرفته و عملکرد آن را با سایر مدل‌های ممکن برای پیش‌بینی مقایسه نموده‌اند (رز، ۱۹۷۶، استاک و واتسون، ۱۹۹۸، کونور و کوراژیک، ۲۰۱۰). نخستین بار استاک و واتسون (۱۹۹۹) از روش مدل‌های عامل برای پیش‌بینی تورم آمریکا استفاده کردند. پس از مقاله استاک و واتسون، در بانک‌های مرکزی کشورهای مختلف مطالعات فراوانی در زمینه استفاده از مدل‌های عامل برای پیش‌بینی تورم انجام شده است. عموم این مقالات، به عملکرد بهتر مدل‌های عامل برای پیش‌بینی تورم نسبت به مدل‌های پایه اذعان دارند. این مقالات به اعتبار نوع متغیرهایی که برای استخراج عوامل مشترک مورد استفاده قرار داده‌اند به سه دسته تقسیم می‌شوند:

- دسته اول، مقالاتی که صرفاً عوامل مشترک را از زیر اجزای شاخص قیمت استخراج کرده‌اند. به طور مثال، مندز و کاپتانوس (۲۰۰۵) با استفاده از مدل‌های عامل برای پیش‌بینی تورم ۵ کشور بزرگ اتحادیه اروپا، مبتنی بر عوامل مشترک مستخرج از اجزای شاخص قیمت، به این نتیجه رسیدند که این مدل‌ها برای پیش‌بینی ۱۲ تا ۱۸ ماه آینده عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های سنتی دارند. همچنین دوارته و روال (۲۰۰۵) با استخراج عوامل مشترک موجود در ۵۹ جزء شاخص قیمت و به‌کارگیری آنها در مدل‌های عامل برای پیش‌بینی تورم پرتغال به این نتیجه دست یافتند که مدل‌های عامل در کوتاه‌مدت (۵ ماه آینده) عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های پایه دارند و در نهایت دی‌آگوستینو و برمینگهام (۲۰۱۱) با استخراج عوامل مشترک موجود میان ۱۶۹ جزء شاخص قیمت برای ایالات متحده و ۳۲ جزء شاخص قیمت برای ناحیه اروپا به این نتیجه رسیدند که برای ایالات متحده، مدل عامل عملکرد بهتری نسبت به مدل پایه در پیش‌بینی تورم در اغلب اوقات برای پیش‌بینی دارد ولی برای ناحیه اروپا، مدل عامل برتری معناداری نسبت به مدل پایه ندارد.

- دسته دوم، مقالاتی هستند که عوامل مشترک را از میان مجموعه‌ای از زیر اجزای شاخص قیمت و متغیرهای کلان اقتصادی بیرون آورده‌اند. برای مثال، ایکمیر و زیگلر (۲۰۰۶) کلیه عوامل مشترک مربوط به اجزای شاخص قیمت و سایر متغیرهای کلان اقتصادی که در حجم انبوهی از مقالات مربوط به پیش‌بینی تورم مورد استفاده قرار گرفته بودند را جمع‌آوری کرده و با به‌کارگیری مدل‌های عامل پویای با مقیاس بزرگ نتیجه گرفتند که به طور متوسط، عملکرد مدل‌های عامل در پیش‌بینی تورم نسبت به سایر مدل‌ها بهتر است. همچنین رامیرز (۲۰۱۰) با استفاده از عوامل مشترک موجود میان ۵۴ سری اقتصاد کلان و همچنین ۲۴۳ جزء شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی (CPI) به این نتیجه رسید که برای پیش‌بینی‌های تورم ۱، ۲، ۴ و ۶ فصل آینده مکزیک، مدل‌های عامل بهتر از مدل‌های پایه عمل می‌کنند.

- دسته سوم، مجموعه مقالاتی است که صرفاً متغیرهای کلان اقتصادی را جهت دستیابی به عوامل مشترک مورد استفاده قرار داده‌اند. برای نمونه، کوناواک (۲۰۰۷) مبتنی بر عوامل مشترک موجود میان ۱۴۴ متغیر کلان اقتصادی، دریافت که استفاده از مدل‌های عامل، دقت پیش‌بینی تورم را نسبت به مدل‌های پایه بهبود می‌بخشد. آنجلینی، هنری و مستری (۲۰۰۱) در یک کار تجربی برای بانک مرکزی اروپا، برای پیش‌بینی تورم ۱۱ کشور عضو، عوامل مشترک موجود میان ۳۵ شاخص کلان اقتصادی هر کشور را استخراج کرده و به این نتیجه رسیدند که عوامل مشترک، نشانگر پیشروی مناسبی برای پیش‌بینی تورم محسوب شده و سایر نشانگرهای پیشرو نظیر نرخ بیکاری و رشد پول، عملکرد ضعیف‌تری نسبت به عوامل مشترک دارند. همچنین گوسلین و تیکاز (۲۰۰۱) با استفاده از عوامل مشترک مربوط به ۳۳۴ متغیر کلان و مالی دریافتند که مدل‌های عامل نسبت به مدل‌های سنتی عملکرد بهتری در پیش‌بینی تورم پایه کانادا دارند.

در سال‌های اخیر نهادهای سیاستگذار کشورهای مختلف نیز به استفاده از مدل‌های عامل برای پیش‌بینی تورم روی آورده‌اند. به عنوان مثال، فدرال رزرو شیکاگو^۱ (۲۰۰۰) با استفاده از تحلیل مدل‌های عامل، عامل مشترکی را از میان ۸۵ شاخص ماهیانه استخراج نموده و آن را شاخص فعالیت ملی فدرال رزرو شیکاگو^۲ نام نهاده است. نشان داده شده که این شاخص، نشانگر پیشرو^۳ نسبتاً مناسبی برای تورم آمریکا طی ۴۰ سال اخیر بوده است (فیشر، ۲۰۰۰).

1- Federal Reserve of Chicago
2- Chicago Fed National Activity Index
3- Leading Indicator



در این فصل قصد داریم از روش مدل‌های عامل جهت پیش‌بینی تورم ایران استفاده نموده و به این پرسش‌ها پاسخ دهیم که اولاً آیا به کارگیری این روش جهت استخراج عوامل مشترک میان اجزای ۱۲ گانه شاخص قیمت و استفاده از این عوامل در مدل پیش‌بینی تورم شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی می‌تواند عملکرد پیش‌بینی تورم کل را بهبود ببخشد. ثانیاً آیا افزودن اطلاعات برخی متغیرها نظیر حجم پول و قیمت سکه به اطلاعات زیراجزای شاخص قیمت می‌تواند سبب بهبود عملکرد پیش‌بینی تورم گردد؟ در این فصل، ابتدا عوامل مشترک^۱ موجود میان اجزای ۱۲ گانه شاخص قیمت را استخراج می‌کنیم و آنها را در قالب ماتریس X نمایش می‌دهیم. سپس با توجه به عملکرد نسبتاً مطلوب مدل‌های $ARMA(p,q)$ در پیش‌بینی تورم (اسپاسا، پونسلا و سنرا (۲۰۰۲) و فریتزر، موزر و شارلر (۲۰۰۲))، اشکال مختلف مدل $ARMAX(p,q)$ را جهت مدل‌سازی تورم کل شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی به کار می‌گیریم.

با توجه به اینکه اولاً CPI یک ترکیب خطی از زیر اجزای خود می‌باشد و ثانیاً در مدل پیش‌بینی تورم، وقفه‌های تورم به عنوان متغیر توضیحی مورد استفاده قرار گرفته‌اند، چرا عوامل مشترک مستخرج از زیر اجزای شاخص قیمت که خود ترکیب‌های خطی از این زیراجزا می‌باشند نیز می‌توانند به عنوان متغیر توضیحی وارد مدل شده و حاوی اطلاعات مفیدی برای پیش‌بینی تورم باشند؟ پاسخ این است که هر متغیر اقتصادی که از ترکیب خطی زیر اجزای خود شکل گرفته باشد (نظیر CPI)، می‌تواند رفتاری متفاوت از زیراجزای خود داشته باشد (دی‌آگوستینو و برمینگهام، ۲۰۱۰)^۳. در این شرایط، تورم CPI و وقفه‌های آن، رفتاری متفاوت از زیراجزای شاخص قیمت دارند. از سوی دیگر، اگرچه عوامل مستخرج از زیراجزای شاخص قیمت، ترکیب خطی از آن زیراجزا می‌باشند اما با توجه به اینکه وزن هریک از زیراجزا در ترکیب خطی با وزن آن در شاخص CPI متفاوت است لذا نوسانات عوامل مشترک با نوسانات شاخص CPI متفاوت خواهد بود. بنابراین هریک از عوامل مشترک، واجد اطلاعاتی است که در وقفه‌های تورم CPI موجود نیست و به همین دلیل انتظار می‌رود که حضور آنها در مدل به بهبود دقت پیش‌بینی مدل کمک کند. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که اولاً اضافه کردن عوامل مشترک اجزای شاخص قیمت به طور معنادار دقت پیش‌بینی تورم را در افق‌های ۱ و ۲ گام به جلو بهبود می‌بخشد. ثانیاً با افزودن متغیرهای حجم پول و قیمت سکه به سه عامل مشترک موجود در زیراجزای شاخص قیمت می‌توان عملکرد پیش‌بینی را تا حد زیادی بهبود بخشید. سایر بخش‌های فصل بدین شرح است. در بخش دوم، مدل‌های مورد استفاده و روش تخمین و پیش‌بینی توضیح داده می‌شود. بخش سوم به ارائه نتایج مدل‌سازی و بررسی دقت پیش‌بینی‌ها اختصاص دارد و در نهایت در بخش چهارم نتیجه‌گیری ارائه می‌گردد.

۲-۵. معرفی مدل‌های مورد استفاده در پیش‌بینی تورم و روش تخمین و پیش‌بینی

برای مدل‌سازی تورم کل شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی، ابتدا باید عوامل مشترک اجزای ۱۲ گانه شاخص قیمت را استخراج نماییم. برای این منظور فرض کنید اجزای شاخص قیمت را در قالب ماتریس X نمایش دهیم.^۴ در این صورت ماتریس X به صورت معادله ۱ قابل نمایش است:

$$X = F\Lambda' + e \quad (1)$$

1- Common Factors

۲- برای اطلاع از تعریف دقیق مدل $ARMAX$ به پیوست نگاه کنید.

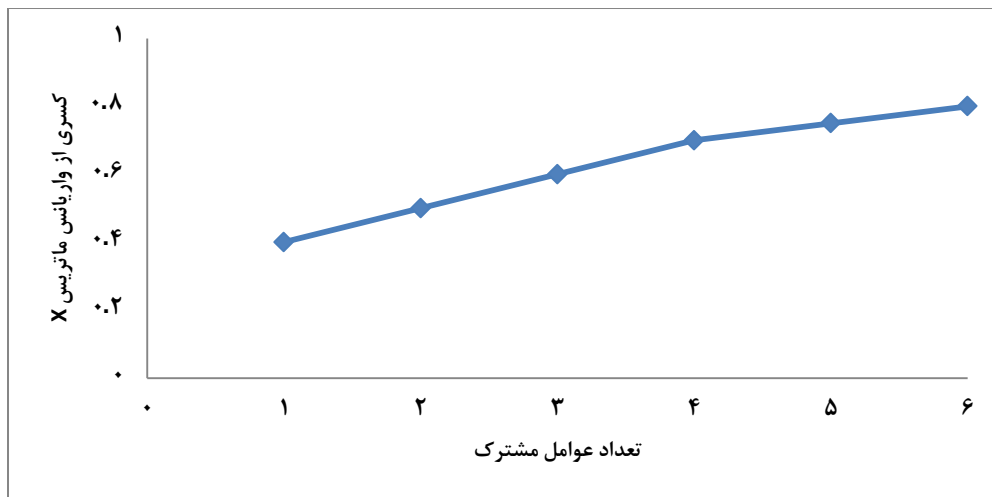
۳- مثالی که این دو برای این موضوع می‌آورند این است که چنانچه دو فرایند $AR(1)$ را با یکدیگر ادغام نماییم، سری زمانی به دست آمده دارای فرایند $ARMA(2,1)$ خواهد بود. در حالت کلی، چنانچه دو فرایند $AR(p_1)$ و $AR(p_2)$ را با یکدیگر ادغام نماییم، سری زمانی که حاصل می‌گردد دارای فرایند $ARMA((p_1+p_2), \max(p_1, p_2))$ می‌باشد. جهت مشاهده اثبات عبارات فوق به فصل ۴ همیلتون، صفحه ۱۰۷ نگاه کنید. به این ترتیب، انتظار داریم سری زمانی حاصل از میانگین وزنی زیر اجزای شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی، CPI ، رفتاری متفاوت از کلیه زیراجزای خود داشته باشد.

۴- ماتریس X حاوی ۱۲ ستون است که در هر ستون، داده‌های مربوط به یکی از زیراجزای شاخص قیمت جای گرفته است.



که در آن، X ماتریس از مرتبه $(T \times N)$ و e ماتریس اجزای خطا از مرتبه $(T \times N)$ می‌باشد. ماتریس‌های Λ و F که به ترتیب ضرائب عوامل مشترک^۲ و عوامل مشترک می‌باشند دارای مرتبه‌های $(N \times r)$ و $(T \times r)$ هستند و باید تخمین زده شوند. یک روش ساده برای تعیین تعداد عوامل مشترک این است که آن تعداد از عوامل انتخاب شوند که قادر باشند تا حد معینی از واریانس ماتریس X را توضیح دهند. به عنوان مثال، در رامیرز (۲۰۱۰)، سطح ۶۰ درصد از واریانس ماتریس X به عنوان معیار در نظر گرفته شده است. نمودار ۱ درصد تجمعی واریانس ماتریس X که توسط عوامل مشترک توضیح داده می‌شوند را به نمایش می‌گذارد.

نمودار ۱. توضیح واریانس ماتریس X توسط عوامل مشترک



بر مبنای معیار به کار گرفته شده در رامیرز (۲۰۱۰)، تعداد بهینه عوامل مشترک برابر با ۳ می‌باشد. روش‌های دیگری نیز برای تعیین تعداد عوامل مشترک وجود دارد که از میان آنها روش کایزر-گوتمن در این پژوهش به کار گرفته شده است. روش کایزر-گوتمن پرکاربردترین روش تعیین تعداد بهینه عوامل مشترک محسوب می‌شود و می‌توان شهرت این روش را به سادگی کاربرد آن نسبت داد (یومنس و گولدر^۴، ۱۹۸۲). روش کایزر-گوتمن به این صورت است که تعداد ریشه‌های مشخصه^۵ بزرگ‌تر از یک واریانس ماتریس X را به عنوان تعداد بهینه عوامل مشترک معرفی می‌کند.^۶

در فصل حاضر، تعداد عوامل مشترک بر مبنای معیار مذکور، ۳ می‌باشد.^۷

۱- T نشان‌دهنده زمان و N تعداد اجزای شاخص قیمت است.

2- Factor Loadings

۳- r تعداد بهینه عوامل مشترک است و طبعاً $r < N$ است.

4- Yeomans & Golder

5- Eigenvalues

۶- روش‌های متعدد دیگری نیز برای تعیین تعداد بهینه عوامل مشترک وجود دارد که به عنوان نمونه می‌توان به روش‌های ذیل اشاره کرد: روش اسکری (Scree)، روش (Minimum Average Partial) که توسط ویسر (۱۹۷۶) ارائه گردید و روش (Parallel Analysis) که از سوی هورن (۱۹۶۵) مطرح شد. بای و ان جی (۲۰۰۲) روشی را برای تخمین تعداد بهینه عوامل در وضعیت بزرگ بودن N و T ارائه کردند که روش آنها بسیار شبیه به معیارهای اطلاعاتی آکائیک (AIC) و شوارتز (SBC) می‌باشد. در پژوهش حاضر، به دلیل کوچک بودن N روش مذکور به کار گرفته نمی‌شود.

۷- تعداد بهینه عوامل مشترک در پژوهش حاضر بر مبنای معیار اسکری برابر با ۲ می‌باشد اما به دلیل عملکرد بهتر معیار کایزر-گوتمن در پیش‌بینی تورم، از گزارش نتایج پیش‌بینی بر مبنای معیار اسکری صرف‌نظر می‌کنیم. در این پژوهش، تعداد بهینه عوامل مشترک، یک بار و با استفاده از کل مشاهدات تعیین می‌گردد.



پس از تعیین تعداد بهینه عوامل مشترک، باید به تخمین آنها پرداخت. روش‌های متعددی برای تخمین عوامل مشترک وجود دارد.^۱ همه این روش‌ها به این منظور توسعه پیدا کرده‌اند که کلیه اطلاعات موجود در سری‌های ماتریس X را در چند متغیر محدود خلاصه نمایند. برخی مطالعات نشان داده‌اند که وقتی N ، تعداد متغیرهای موجود در ماتریس X ، کوچک باشد روش مناسب برای تخمین عوامل مشترک، روش حداکثر درست‌نمایی^۲ است (به عنوان نمونه نگاه کنید به بای و ان‌جی، ۲۰۰۲). ما نیز در فصل حاضر همین روش را به کار گرفته‌ایم. اساس این روش این گونه است که تابع اختلاف^۳ میان واریانس واقعی ماتریس X ، که آن را با S نمایش می‌دهیم، و تخمین واریانس X ، که آن را با $\sum(\Lambda, \psi)$ نشان می‌دهیم را حداقل می‌نماید. تابع اختلاف به صورت زیر است:

$$D_{ML}(S, \Sigma) = \text{tr}[\Sigma^{-1} S] - \ln|\Sigma^{-1} S| - N$$

با حداقل‌سازی رابطه فوق، تخمین عوامل مشترک موجود در ماتریس X به روش حداکثر درست‌نمایی به دست می‌آید.^۴ پس از تخمین عوامل مشترک اجزای ۱۲ گانه شاخص قیمت با ۷۵ درصد اول مشاهدات (T)، مدل‌های ARX، ARX پویا، ARMAX و ARMAX پویا را تخمین زده^۵ و پیش‌بینی‌های مشاهده $T+k$ را بر مبنای چهار مدل مزبور به دست می‌آوریم (k مقادیر ۱، ۲، ۳ و ۴ را اختیار می‌کند). سپس با یک گام حرکت در زمان و با $T+1$ مشاهده، مجدداً عوامل مشترک میان اجزای ۱۲ گانه شاخص قیمت را با استفاده از روش حداکثر درست‌نمایی استخراج نموده و دوباره هر چهار مدل را با توجه به این عوامل مشترک تخمین زده و پیش‌بینی‌های مشاهده $T+k+1$ به دست می‌آوریم. این روال را تا پیش‌بینی مربوط به آخرین مشاهده دنبال می‌کنیم. برای ارزیابی عملکرد پیش‌بینی تورم با استفاده از روش مدل‌های عامل، پیش‌بینی‌های این روش را با پیش‌بینی‌های به دست آمده از مدل‌های پایه گام تصادفی و $AR(1)$ مقایسه می‌کنیم.

۳-۵. ارائه نتایج

جدول ۱ میزان RMSFE مدل‌های مبتنی بر عوامل مشترک را در مقابل مدل‌های پایه نشان می‌دهد.

جدول ۱. مقادیر RMSFE روش‌های مختلف پیش‌بینی فصلی تورم

مدل	یک گام به جلو	دو گام به جلو	سه گام به جلو	چهار گام به جلو
ARX	۰.۰۱۶۶	۰.۰۲۰۶	۰.۰۲۲۱	۰.۰۲۴۸
ARX Dynamic	۰.۰۱۷۶	۰.۰۱۸۴	۰.۰۲۲۹	۰.۰۲۲۳
ARMAX	۰.۰۱۵۷	۰.۰۲۰۵	۰.۰۲۱۳	۰.۰۲۳۶
ARMAX Dynamic	۰.۰۲۱۲	۰.۰۳۰۳	۰.۰۲۸۶	۰.۰۲۷۴

۱- برخی از این روش‌ها عبارت‌اند از: روش حداکثر درست‌نمایی، روش حداقل مربعات تعمیم‌یافته (GLS)، روش حداقل مربعات غیروزی (ULS)، روش (Principal Factors)، روش (Communality Estimation) و روش (Partitioned Covariance). برای آگاهی بیشتر در مورد روش‌های تخمین عوامل مشترک نگاه کنید به: یورسکوگ و گلد برگر (۱۹۷۲)، گورساج (۱۹۸۳) و ابهارا و کانو (۱۹۹۵).

2- Maximum Likelihood

3- Discrepancy Function

۴- منطق روش‌های حداقل مربعات تعمیم‌یافته (GLS) و روش حداقل مربعات غیروزی (ULS) با منطق روش حداکثر درست‌نمایی یکسان است. تنها تفاوت این روش‌ها در تابع اختلافی است که باید حداقل شود. تابع اختلاف روش GLS عبارت است از:

$$D_{GLS}(S, \Sigma) = \text{tr}([I_p - S^{-1}\Sigma]^2)/2 \quad \text{تابع اختلاف روش ULS نیز به شکل مقابل است: } D_{ULS}(S, \Sigma) = \text{tr}([S - \Sigma]^2)/2$$

۵- مدل ARX (ARMAX) با افزودن عوامل مشترک مربوط به اجزای ۱۲ گانه شاخص قیمت به مدل AR (ARMA) حاصل می‌گردد. برای مشاهده جزئیات مدل‌سازی این ۴ نوع مدل به پیوست ۱ و ۲ مراجعه کنید.

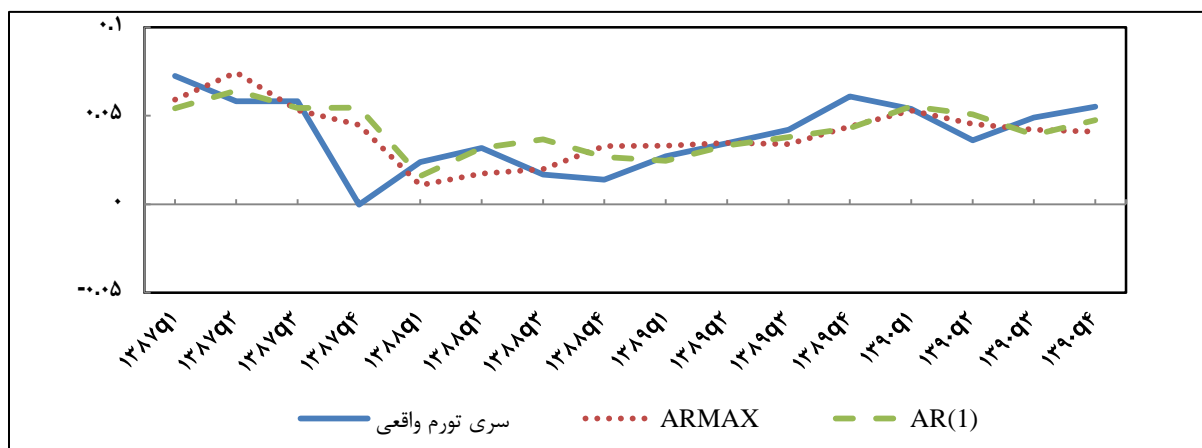


مدل	یک گام به جلو	دو گام به جلو	سه گام به جلو	چهار گام به جلو
AR(1)	۰.۰۱۷۲	۰.۰۱۹۷	۰.۰۲۰۹	۰.۰۲۱۴
Random.walk	۰.۰۱۹۲	۰.۰۲۳۷	۰.۰۲۶۷	۰.۰۲۹۵

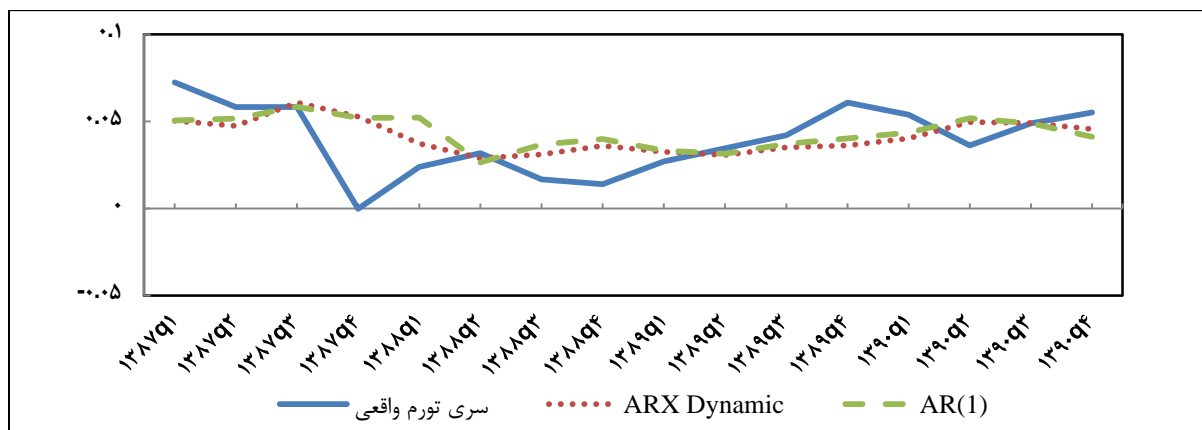
توضیحات: دوره تخمین، فصل اول ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۶ و دوره پیش‌بینی، فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ می‌باشد. مدل ARX با افزودن عوامل مشترک مربوط به اجزای ۱۲ گانه شاخص قیمت به مدل AR حاصل می‌گردد. مدل ARMAX نیز با افزودن عوامل مشترک مربوط به اجزای ۱۲ گانه شاخص قیمت به مدل ARMA حاصل می‌گردد. معیار کایزر-گوتمن بر وجود سه عامل مشترک دلالت دارد.

با توجه به جدول ۱، مدل‌های ARMAX، ARX، پویا، AR(1) و AR(1) به ترتیب برای پیش‌بینی‌های یک گام تا چهار گام به جلو از بهترین عملکرد برخوردار هستند. نمودارهای ۲ تا ۵ بهترین مدل پیش‌بینی‌کننده مبتنی بر عوامل مشترک را در مقابل بهترین مدل پایه در پیش‌بینی‌های یک گام تا چهار گام به جلو تورم کل شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی نمایش می‌دهند. در پیش‌بینی‌های یک گام و دو گام به جلو مدل‌های مبتنی بر عوامل مشترک عملکرد بهتری نسبت به مدل پایه دارند اما در سایر افق‌های پیش‌بینی، عملکرد مدل پایه نسبت به مدل‌های مبتنی بر عوامل مشترک بهتر می‌باشد.

نمودار ۲. پیش‌بینی یک گام به جلو تورم با استفاده از بهترین مدل مبتنی بر عوامل

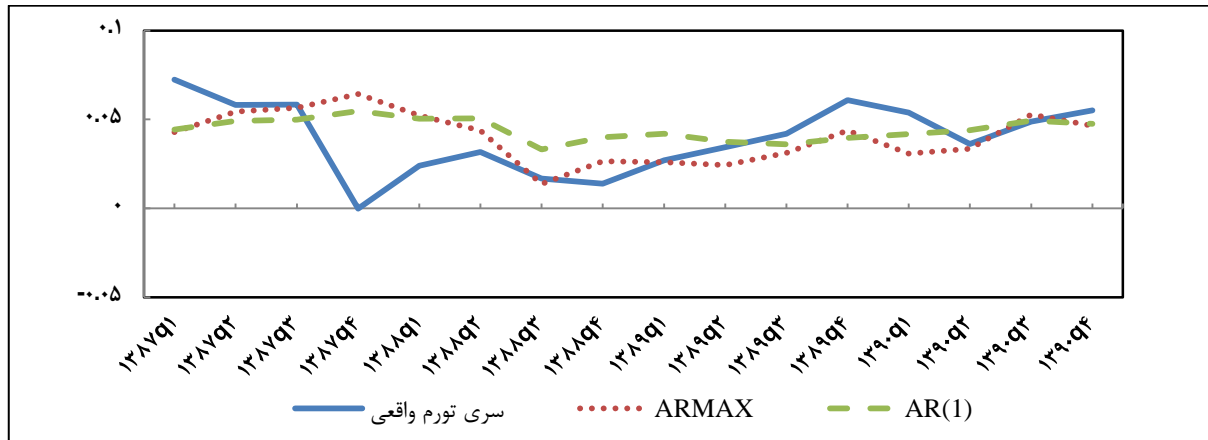


نمودار ۳. پیش‌بینی دو گام به جلو تورم با استفاده از بهترین مدل مبتنی بر عوامل

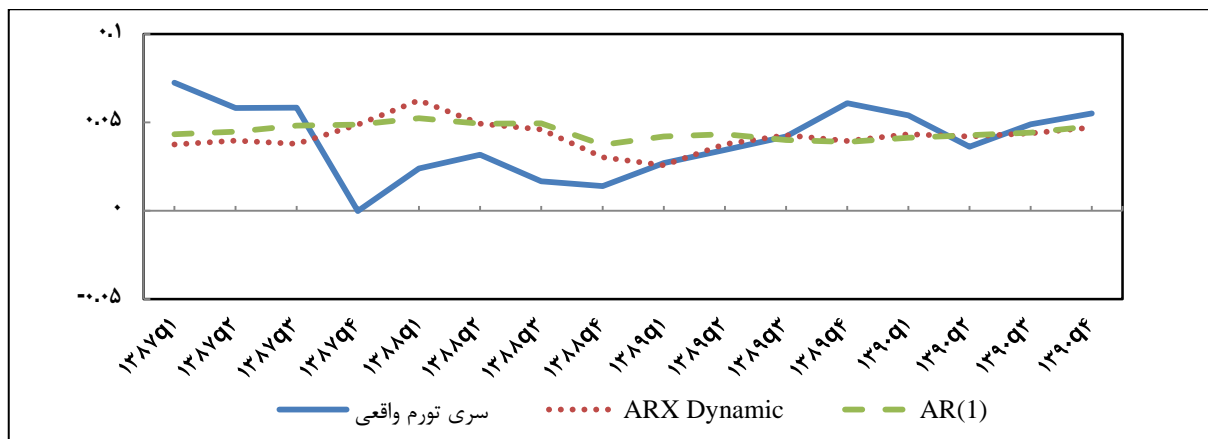




نمودار ۴. پیش‌بینی سه گام به جلو تورم با استفاده از بهترین مدل مبتنی بر عوامل



نمودار ۵. پیش‌بینی چهار گام به جلو تورم با استفاده از بهترین مدل مبتنی بر عوامل



نتایج آزمون دیبیلد - ماریانو تغییر یافته در جدول ۲ قابل مشاهده است. در این جدول مدل عاملی که بهترین عملکرد را در میان مدل‌های عامل داراست با انواع مدل‌های پایه مقایسه می‌گردد. بر اساس نتایج جدول ۲، در پیش‌بینی‌های یک گام به جلو، عملکرد مدل ARMAX نسبت به مدل‌های پایه تفاوت معناداری ندارد. در سایر افق‌های پیش‌بینی، عملکرد بهترین مدل عامل نسبت به مدل گام تصادفی به طور معناداری بهتر است اما تفاوت معناداری با مدل AR(1) ندارد.



جدول ۲. نتایج آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته

پیش‌بینی یک گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون دیبلد- ماریانو تغییر یافته	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۵۱	-۰.۶۶	۰.۹۱	مدل ARMAX نسبت به $AR(1)$
۰.۲۷	-۱.۳۰	۰.۸۱	مدل ARMAX نسبت به Random walk
پیش‌بینی دو گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون دیبلد- ماریانو تغییر یافته	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۳۲	-۱.۰۲	۰.۹۳	مدل ARX پویا نسبت به $AR(1)$
۰.۱۰	-۱.۷۲	۰.۷۷	مدل ARX پویا نسبت به Random walk
پیش‌بینی سه گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون دیبلد- ماریانو تغییر یافته	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۸۱	۰.۲۳	۱.۰۱	مدل ARMAX نسبت به $AR(1)$
۰.۰۱	-۲.۸۵	۰.۷۹	مدل ARMAX نسبت به Random walk
پیش‌بینی چهار گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون دیبلد- ماریانو تغییر یافته	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۶۵	۰.۴۵	۱.۰۴	مدل ARX پویا نسبت به مدل $AR(1)$
بسیار نزدیک صفر	-۸.۶۳	۰.۷۵	مدل ARX پویا نسبت به Random walk

توضیحات: دوره تخمین، فصل اول ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۶ و دوره پیش‌بینی، فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ می‌باشد. مدل ARX با افزودن عوامل مشترک مربوط به اجزای ۱۲ گانه شاخص قیمت به مدل AR حاصل می‌گردد. مدل ARMAX نیز با افزودن عوامل مشترک مربوط به اجزای ۱۲ گانه شاخص قیمت به مدل ARMA حاصل می‌گردد. معیار کایزر- گوتمن بر وجود سه عامل مشترک دلالت دارد. مدل گام تصادفی دارای جمله رانش می‌باشد.

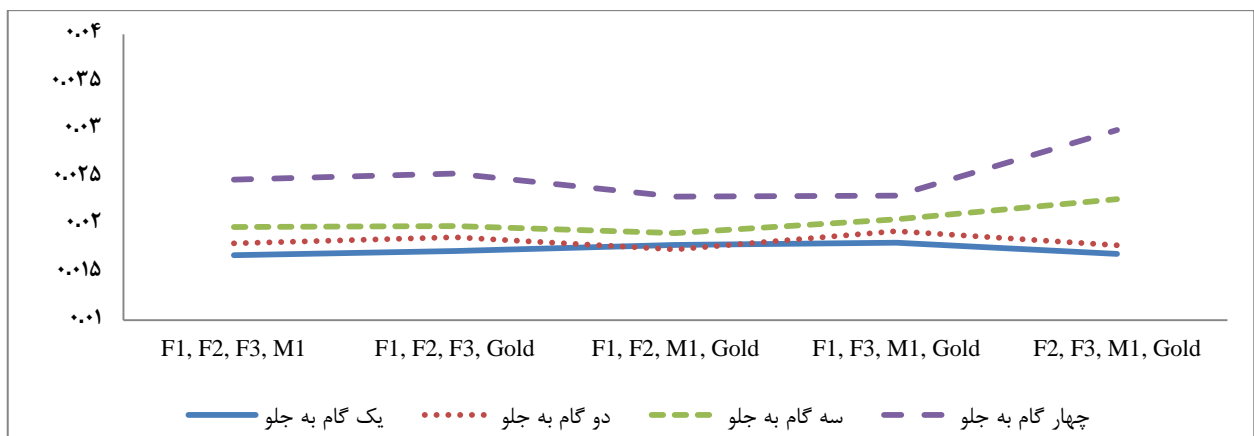
۳-۱-۵. ترکیب مدل‌های عامل با متغیرهای توضیحی دیگر

در این قسمت، علاوه بر استفاده از اطلاعات موجود در سه عامل مشترک زیراجزای شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی، از متغیرهای حجم پول و قیمت سکه بهار آزادی نیز برای پیش‌بینی تورم کمک می‌گیریم. در عمل حجم گسترده‌ای از داده‌های اقتصادی وجود دارد که می‌تواند به پیش‌بینی بهتر تورم کمک کند. برکچیان و عطریانفر (۱۳۹۱) در مقاله خود از مجموعه داده‌های نسبتاً گسترده موجود از بخش‌های مختلف اقتصادی (۸۰ متغیر) برای پیش‌بینی نرخ تورم استفاده کرده‌اند. می‌توان این بخش‌ها را به ۸ گروه کلی حسابداری ملی، پولی و اعتباری، مسکن و ساختمان، اشتغال، دارایی‌های مالی، درآمدها و هزینه‌های دولت، شاخص‌های قیمت و انرژی تقسیم کرد. ایشان با ارزیابی محتوای اطلاعاتی متغیرهای مختلف برای پیش‌بینی تورم، برای هر یک از افق‌های پیش‌بینی ۱۰ متغیر برتری که بیشترین تأثیر را در بهبود پیش‌بینی تورم داشته‌اند معرفی نموده‌اند. متأسفانه داده‌های مربوط به برخی از ۱۰ متغیر برتر تا ۱۳۹۰:۳ در دسترس نمی‌باشند و از آن میان تنها آمار قیمت سکه تمام بهار طرح قدیم و حجم پول، موجود



می‌باشند. از این رو، در این قسمت به دنبال آنیم تا بررسی کنیم که آیا افزودن این متغیرها به مدل‌های عامل قسمت قبل می‌تواند به بهبود پیش‌بینی تورم منجر شود. روش کار به این صورت است که برای مدل‌سازی تورم به وسیله هریک از مدل‌های ARX، ARMAX، پویا، ARMAX و پویا، علاوه بر به کارگیری وقفه‌های تورم به عنوان متغیر توضیحی، از کلیه ترکیب‌های ۴ تایی ممکن که می‌توان با سه عامل مشترک زیراجزا، حجم پول و قیمت سکه تشکیل داد نیز به عنوان متغیرهای توضیحی استفاده می‌کنیم.^۱ بنابراین برای مدل‌سازی تورم، به ازای هر یک از مدل‌های ARX، ARMAX، پویا، ARMAX و پویا، می‌توان ۵ رگرسیون مختلف را برازش کرده و تورم را پیش‌بینی نمود. نمودارهای ۶ تا ۹، مقادیر RMSFE پیش‌بینی تورم توسط ترکیب‌های مختلف از متغیرها، برای هریک از مدل‌های ARX، ARMAX، پویا، ARMAX و پویا را نشان می‌دهند.

نمودار ۶. RMSFE مدل ARX با ترکیب‌های مختلف از متغیرها



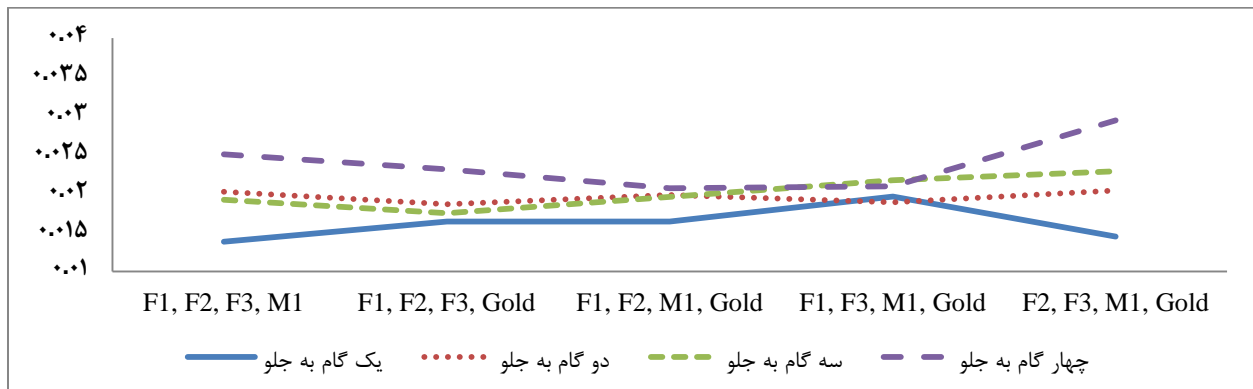
نمودار ۷. RMSFE مدل ARX پویا با ترکیب‌های مختلف از متغیرها



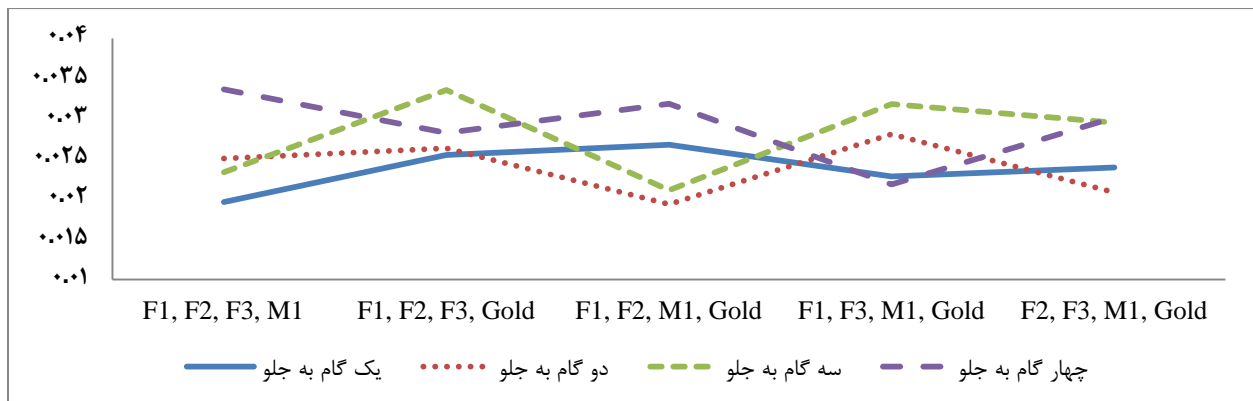
۱- اگرچه در این مقاله صرفاً ترکیب‌های ۴ تایی مورد بررسی قرار گرفته‌اند اما می‌توان در تحقیقات بعدی، ترکیبات دیگر (مثلاً ۳ یا ۵ تایی) را نیز مورد بررسی قرار داد.



نمودار ۸. RMSFE مدل ARMAX با ترکیب‌های مختلف از متغیرها



نمودار ۹. RMSFE مدل ARMAX پویا با ترکیب‌های مختلف از متغیرها



به ازای هریک از مدل‌های ARX، ARX، پویا، ARMAX و ARMAX پویا، بهترین ترکیب از متغیرهای توضیحی که قادرند در هر یک از افق‌های پیش‌بینی بهترین عملکرد را داشته باشند انتخاب شده و مقادیر RMSFE آنها در قالب جدول ۳ به نمایش درمی‌آید. علاوه بر این، در جدول ۳ نتایج بهترین مدل عامل به دست آمده از جدول ۱ و مدل‌های پایه نیز به نمایش درمی‌آیند تا امکان مقایسه فراهم شود. مطابق این جدول، در افق یک و چهار گام به جلو، مدل ARMAX به ترتیب با ترکیب متغیرهای (F1, F2, F3, M1) و (F1, F2, m1, gold) دارای بهترین عملکرد در میان کلیه مدل‌ها می‌باشد. در افق‌های دو و سه گام به جلو نیز، مدل ARX پویا به ترتیب با ترکیب متغیرهای (F1, F2, F3, m1) و (F2, F3, m1, gold) دارای بهترین عملکرد است.



جدول ۳. مقادیر RMSFE ترکیب‌های بهینه متغیرهای توضیحی برحسب روش‌های مختلف پیش‌بینی تورم

مدل	یک گام به جلو	دو گام به جلو	سه گام به جلو	چهار گام به جلو
ARX	۰.۰۱۶۸ (F1,F2,F3,m1)	۰.۰۱۷۴ (F1,F2,m1,gold)	۰.۰۱۹۱ (F1,F2,m1,gold)	۰.۰۲۲۹ (F1,F2,m1,gold)
ARX Dynamic	۰.۰۱۶۵ (F2,F3,m1,gold)	۰.۰۱۳۸ (F2,F3,m1,gold)	۰.۰۱۳۵ (F1,F2,F3,m1)	۰.۰۲۱۱ (F1,F2,F3,gold)
ARMAX	۰.۰۱۳۸ (F1,F2,F3,m1)	۰.۰۱۸۶ (F1,F2,F3,gold)	۰.۰۱۷۴ (F1,F2,F3,gold)	۰.۰۲۰۶ (F1,F2,m1,gold)
ARMAX Dynamic	. (F1,F2,F3,m1)	. (F1,F2,m1,gold)	. (F1,F2,m1,gold)	. (F1,F3,m1,gold)
بهترین مدل در افق‌های مختلف پیش‌بینی	ARMAX (F1,F2,F3,m1) (۰.۰۱۳۸)	ARX Dynamic (F2,F3,m1,gold) (۰.۰۱۳۸)	ARX Dynamic (F1,F2,F3,m1) (۰.۰۱۳۵)	ARMAX (F1,F2,m1,gold) (۰.۰۲۰۶)
بهترین مدل عامل به دست آمده از جدول ۱	ARMAX (۰.۰۱۵۷)	ARX Dynamic (۰.۰۱۸۴)	ARMAX (۰.۰۲۱۳)	ARX Dynamic (۰.۰۲۲۳)
AR(1)	۰.۰۱۷۲	۰.۰۱۹۷	۰.۰۲۰۹	۰.۰۲۱۴
Random Walk	۰.۰۱۹۲	۰.۰۲۳۷	۰.۰۲۶۷	۰.۰۲۹۵

توضیحات: دوره تخمین، فصل اول ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۶ و دوره پیش‌بینی، فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ می‌باشد. مدل ARX با افزودن عوامل مشترک مربوط به اجزای ۱۲ گانه شاخص قیمت به مدل AR حاصل می‌گردد. مدل ARMAX نیز با افزودن عوامل مشترک مربوط به اجزای ۱۲ گانه شاخص قیمت به مدل ARMA به دست می‌آید. معیار کایز-گوتمن بر وجود سه عامل مشترک دلالت دارد.

جدول ۴ نتایج آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته را به نمایش می‌گذارد. در این جدول عملکرد بهترین مدل مبتنی بر ترکیب‌های مختلف متغیرهای توضیحی، با بهترین مدل عامل به دست آمده از جدول ۱ و مدل‌های پایه در افق‌های مختلف پیش‌بینی مقایسه می‌گردد. نتایج جدول نشان می‌دهد که بهترین مدل مبتنی بر ترکیب‌های مختلف متغیرهای توضیحی (با لحاظ حجم پول و قیمت سکه)، صرفاً در افق‌های ۳ و ۴ گام به جلو و فقط در مقایسه با مدل گام تصادفی به طور معناداری (در سطح ۱۰ درصد) بهتر عمل می‌کند و عملکرد آن در مقایسه با مدل‌های دیگر و همچنین در افق‌های دیگر تفاوت معناداری ندارد.



جدول ۴. نتایج آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته

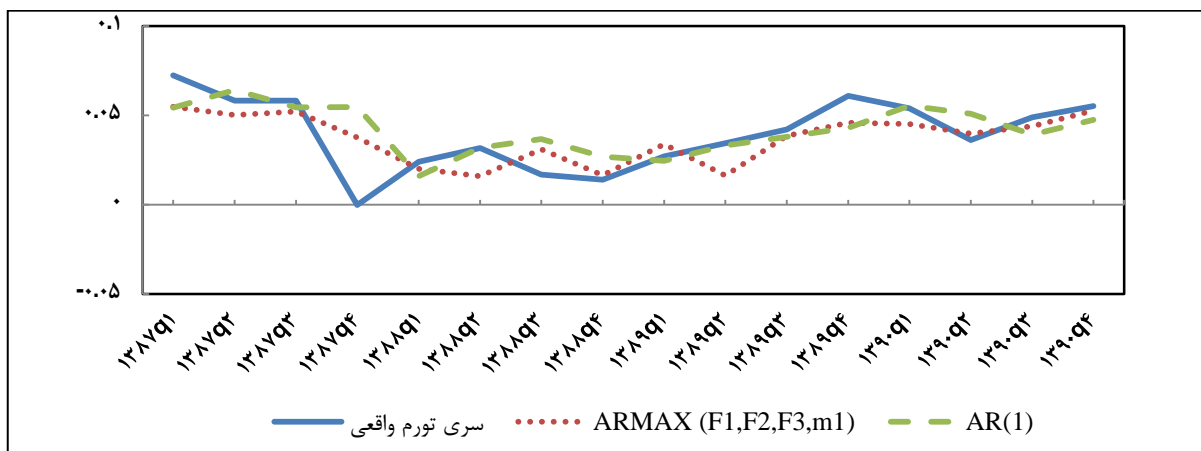
پیش‌بینی یک گام به جلو			
مقایسه دو روش	نسبت RMSFE دو روش	آماره آزمون	P-Value
مدل ARMAX با ترکیب بهینه متغیرها نسبت به مدل ARMAX جدول ۱	۰.۸۸	-۱.۰۷	۰.۳۰
مدل ARMAX با ترکیب بهینه متغیرها نسبت به AR(1)	۰.۸۰	-۱.۰۳	۰.۳۱
مدل ARMAX با ترکیب بهینه متغیرها نسبت به Random walk	۰.۷۲	-۱.۴۰	۰.۱۷
پیش‌بینی دو گام به جلو			
مقایسه دو روش	نسبت RMSFE دو روش	آماره آزمون	P-Value
مدل ARX پویا با ترکیب بهینه متغیرها نسبت به مدل ARX پویا جدول ۱	۰.۷۵	-۱.۰۳	۰.۳۱
مدل ARX پویا با ترکیب بهینه متغیرها نسبت به AR(1)	۰.۷۰	-۱.۱۷	۰.۲۵
مدل ARX پویا با ترکیب بهینه متغیرها نسبت به Random walk	۰.۵۸	-۱.۶۸	۰.۱۱
پیش‌بینی سه گام به جلو			
مقایسه دو روش	نسبت RMSFE دو روش	آماره آزمون	P-Value
مدل ARX پویا با ترکیب بهینه متغیرها نسبت به مدل ARMAX جدول ۱	۰.۶۳	-۱.۴۶	۰.۱۶
مدل ARX پویا با ترکیب بهینه متغیرها نسبت به AR(1)	۰.۶۵	-۱.۶۶	۰.۱۱
مدل ARX پویا با ترکیب بهینه متغیرها نسبت به Random walk	۰.۵۰	-۲.۰۳	۰.۰۶
پیش‌بینی چهار گام به جلو			
مقایسه دو روش	نسبت RMSFE دو روش	آماره آزمون	P-Value
مدل ARMAX با بهترین ترکیب متغیرها نسبت به مدل ARX پویا جدول ۱	۰.۹۲	-۰.۶۱	۰.۵۴
مدل ARMAX با بهترین ترکیب متغیرها نسبت به AR(1)	۰.۹۶	-۰.۲۲	۰.۸۲
مدل ARMAX با بهترین ترکیب متغیرها نسبت به Random walk	۰.۷۰	-۳.۷۸	بسیار نزدیک صفر

توضیحات: دوره تخمین، فصل اول ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۶ و دوره پیش‌بینی، فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ می‌باشد. مدل ARX با افزودن عوامل مشترک مربوط به اجزای ۱۲ گانه شاخص قیمت به مدل AR حاصل می‌گردد. مدل ARMAX نیز با افزودن عوامل مشترک مربوط به اجزای ۱۲ گانه شاخص قیمت به مدل ARMA حاصل می‌گردد. معیار کایزر-گوتمن بر وجود سه عامل مشترک دلالت دارد. مدل گام تصادفی دارای جمله رانش می‌باشد.

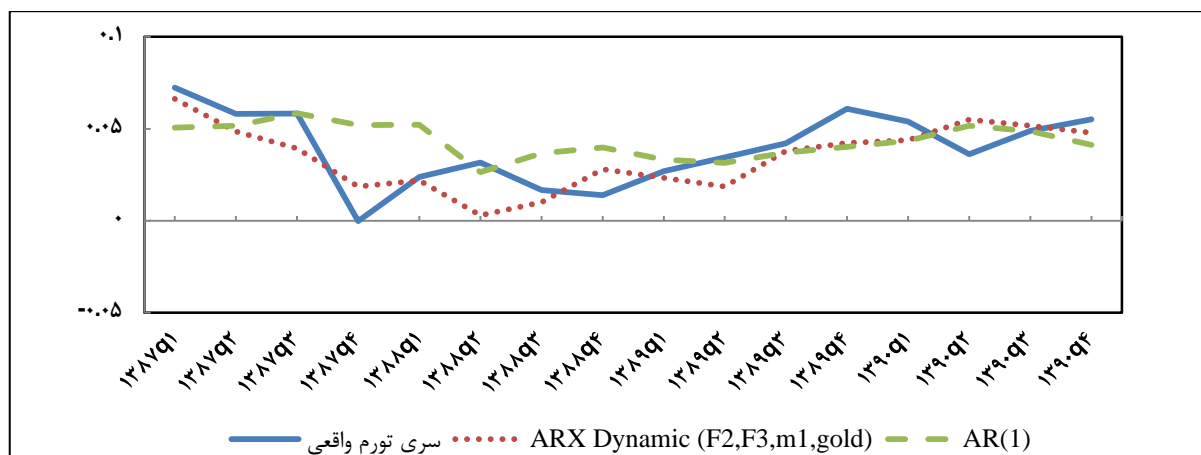
نمودارهای ۱۰ تا ۱۳ عملکرد بهترین مدل مبتنی بر ترکیب‌های مختلف متغیرهای توضیحی در هر یک از افق‌های پیش‌بینی را در مقابل بهترین مدل پایه به نمایش می‌گذارد.



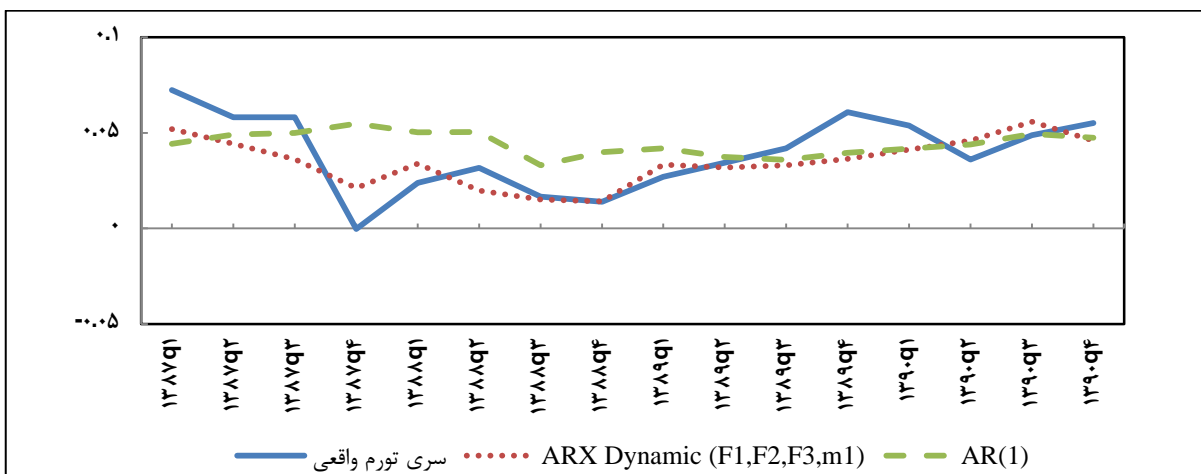
نمودار ۱۰. پیش‌بینی یک گام به جلو تورم با استفاده از بهترین مدل و بهترین ترکیب متغیرهای توضیحی



نمودار ۱۱. پیش‌بینی دو گام به جلو تورم با استفاده از بهترین مدل و بهترین ترکیب متغیرهای توضیحی

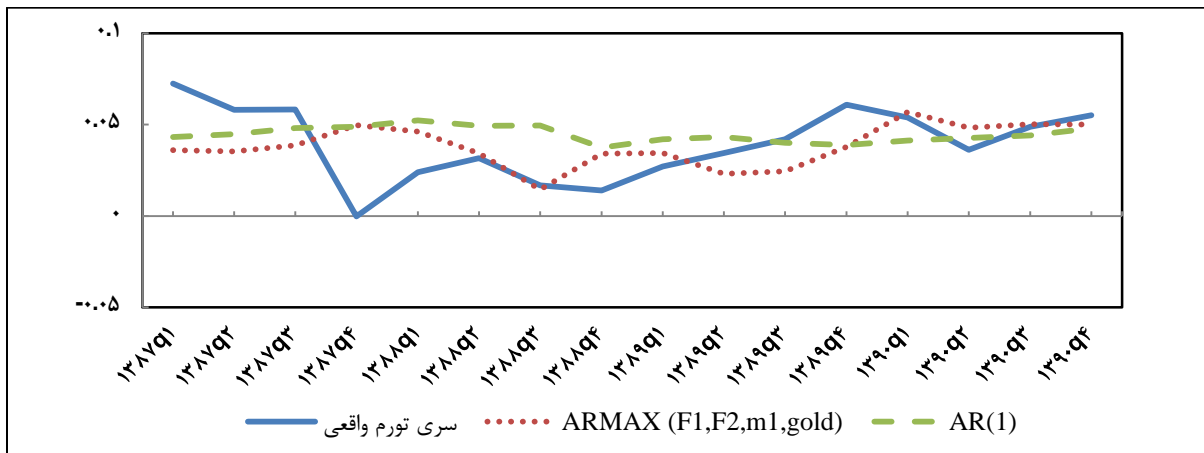


نمودار ۱۲. پیش‌بینی سه گام به جلو تورم با استفاده از بهترین مدل و بهترین ترکیب متغیرهای توضیحی





نمودار ۱۳. پیش‌بینی چهار گام به جلو تورم با استفاده از بهترین مدل و بهترین ترکیب متغیرهای توضیحی



۴-۵. خلاصه فصل و نتیجه‌گیری

در این فصل به بررسی این موضوع پرداختیم که آیا استفاده از عوامل مشترک اجزای شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی در پیش‌بینی تورم می‌تواند به افزایش دقت پیش‌بینی بینجامد. نتایج نشان می‌دهد که اولاً وارد کردن اطلاعات مربوط به عوامل مشترک اجزای شاخص قیمت در مدل پیش‌بینی تورم، در افق‌های یک و دو گام به جلو به طور معناداری عملکرد پیش‌بینی را بهبود می‌بخشد. ثانیاً با افزودن متغیرهای حجم پول و قیمت سکه به سه عامل مشترک موجود در زیراجزای شاخص قیمت می‌توان عملکرد پیش‌بینی را تا حد مطلوبی بهبود بخشید.



مراجع

- Angelini, E., Henry, J and .Mestre, R. (2001). Diffusion Index-Based Inflation Forecasts for the Euro Area . *ECB Working Paper*, no 61.
- Bai, J and Ng, S. (2002). Determining the Number of Factors in Approximate Factor Models . *Econometrica*, no 1, pp:191-221.
- Boivin, J and Ng, S. (2005). Understanding and Comparing Factor-Based Forecasts . *International Journal of Central Banking*, no 1, pp:117-152.
- Boivin, J and Ng, S. (2006). Are More Data Always Better for Factor Analysis , *Journal of Econometrics*, no 132, pp:169-194.
- Cattell, R.B. (1966). The Scree Test for the Number of Factors . *Multivariate Behavioral Research*, no 1, pp: 245-276.
- Connor, G and Korajczyk, R. (2010). Factor Models of Asset Returns . *Encyclopedia of Quantitative Finance*, Chichester, Wiley.
- D'Agostino, A and Bermingham, C. (2011). Understanding and Forecasting Aggregate and Disaggregate Price Dynamics . *ECB Working Paper*, no 1365.
- D'Agostino, A and Giannone, D. (2006). Comparing Alternative Predictors Based on Large-Panel Factor Models , *ECB Working Paper*, no 680.
- Diebold, F and Mariano, R. (1995). Comparing Predictive Accuracy . *Journal of Business and Economic Statistics*, no 13, pp:253-263.
- Duarte, C and Rua, A. (2005). Forecasting Inflation Through a Bottom-Up Approach: The Portuguese Case . Bank of Portugal. Economic Research Department. *Working Paper*, no 2.
- Eickmeier, S and Ziegler, C. (2008). How Successful Are Dynamic Factor Models at Forecasting Output and Inflation? a Meta-Analytic Approach . *Journal of Forecasting*, no 27, 237-265.
- Espasa, A., Poncela, P and Senra, E. (2002). Forecasting Monthly US Consumer Price Indexes through a Disaggregated I(2) Analysis . *Working Papers, Statistics and Econometrics*, no 1.
- Fisher, J.D.M. (2000). Forecasting Inflation with a Lot of Data . Federal Reserve Bank of Chicago, *Chicago Fed Letter*, no 151.
- Fritzer, F., Moser, G and Scharler, J. (2002). Forecasting Austrian HICP and Its Components Using VAR and ARIMA Models , Oesterreichische National Bank. *Working Paper*, no 73.
- Gorsuch, R. L. (1983). *Factor Analysis*. Hillsdale.
- Gosselin, M and Tkacz, G. (2001). Evaluating Factor Models: an Application to Forecasting Inflation in Canada . Bank of Canada *Working Paper*, no 18.



- Granger, C.W.J. (1987). Implications of Aggregation with Common Factors , *Econometric Theory*, no 3, pp: 208° 222.
- Guttman, L. (1995). Some Necessary Conditions for Common Factor Analysis . *Psychometrika*, no 19, pp:149-161.
- Hamilton, J. (1994). *Time Series Analysis*, Princeton University Press.
- Hendry, D. F. and K. Hubrich. (2005). Forecasting Aggregates by Disaggregates , *Computing in Economics and Finance*, no 270.
- Hendry, D. F. and K. Hubrich. (2006). Forecasting Aggregates by Disaggregates *ECB Working Paper*, no 589.
- Hendry, D. F. and K. Hubrich. (2011). Combining Disaggregate Forecasts or Combining Disaggregate Information to Forecast an Aggregate , *Journal of Business and Economic Statistics*, no 29, pp:216-227.
- Horn, J. L. (1965). A Rationale and Test for the Number of Factors in Factor Analysis , *Psychometrika*, no 30, pp:179-185.
- Ihara, M and Kano, Y. (1995). A New Estimator of the Uniqueness in Factor Analysis . *Psychometrika*, no 51, pp: 563-566.
- Jackson, D. A. (1993).opping Rules in Principal Components Analysis: A Comparison of Heuristical and Statistical Approaches , *Ecology*, no 74, pp:2204-2214.
- Joreskog, K. G. and Goldberger, A. S. (1972). Factor Analysis by Generalized Least Squares . *Psychometrika*, no 37, pp: 243-260.
- Kapetanios, G and Marcellino, M. (2009). A Parametric Estimation Method for Dynamic Factor Models of Large Dimensions , *Journal of Time Series Analysis*, no 30, pp: 208-238.
- Kaiser, H. F and Dickman, K. (1959). Analytic Determination of Common Factors . *American Psychologist*, no 14, pp: 425-430.
- Kunovac, D. (2007). Factor Model Forecasts of Inflation in Croatia *Croatian National Bank, Zagreb. Financial Theory and Practice*, no 31, pp: 371-393.
- Lutkepohl, H. (2011). Forecasting Non-linear Aggregates and Aggregates with Time-Varying Weights”, *Journal of Economics and Statistics* , no 231, pp:107-133.
- Mendez, G and Kapetanios, G . (2005). Forecasting Euro Area Inflation Using Dynamic Factor Measures of Underlying Inflation *Journal of Forecasting*, no 24, pp:491-503.
- Ramirez, R. (2010). Forecasting Infation in Mexico Using Factor Models: Do Disaggregated CPI Data Improve Forecast Accuracy? . Banco de Mexico. Documentos de Investigacion. *Working Papers*, no 1.
- Rose, D.E. (1977). Forecasting Aggregates of Independent ARIMA Processes , *Journal of Econometrics*, no 5, pp:323° 345.



- Schumacher, C. (2007). Forecasting German GDP Using Alternative Factor Models Based on Large Dataset , *Journal of Forecasting*, no 26, pp:271-302.
- Stock, J and Watson, M. (1998). Diffusion indexes , *NBER Working Paper*, no 6702.
- Velicer, W. F. (1976). Determining the Number of Components from the Matrix of Partial Correlations , *Psychometrika*, no 41, pp:321-327.
- Yeomans, A and Golder, A. (1982). The Guttman-Kaiser Criterion as a Predictor of the Number of Common Factors . *The Statistician* , no 3, pp:221-229.



پیوست ۱: مدل‌های $ARX(p)$ و $ARX(p)$ پویا

مدل $ARX(p)$ برای تورم شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی (CPI) به صورت زیر نوشته می‌شود:

$$y_t = \alpha + \sum_{i=1}^p \gamma_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^r \lambda_j F_{j,t-1} + \varepsilon_t \quad (2)$$

که در آن، y_t تورم شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی در زمان t ، سری جزء خطا، p تعداد وقفه‌های AR^1 ، F تخمین عوامل مشترک مستخرج از اجزای ۱۲ گانه شاخص قیمت و λ, γ به ترتیب ضرائب عوامل مشترک و وقفه‌های AR می‌باشند. انتخاب وقفه بهینه با استفاده از معیار اطلاعاتی شوارتز^۲ انجام می‌پذیرد.

همچنین ممکن است وقفه‌های عوامل مشترک در مدل پیش‌بینی تورم وارد شوند. هندری و هیوبریچ (۲۰۰۵) نشان می‌دهند که اضافه کردن اطلاعات وقفه زیراجزای شاخص قیمت به مدل پیش‌بینی تورم ممکن است به بهبود نتایج پیش‌بینی کمک نماید. چنین مدلی $ARX(p)$ پویا نامیده می‌شود:

$$y_t = \alpha + \sum_{i=1}^p \gamma_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^r \sum_{m=1}^v \lambda_{jm} F_{j,t-m} + \varepsilon_t \quad (3)$$

که در آن، m نشاندهنده وقفه عوامل مشترک است که حداکثر تعداد این وقفه‌ها v می‌باشد (فرض می‌کنیم v می‌تواند مقادیر بین ۱ تا ۴ را اختیار کند. میزان بهینه v به همراه p بر مبنای معیار اطلاعاتی شوارتز تعیین می‌گردد).

پیوست ۲: مدل‌های $ARMAX(p)$ و $ARMAX(p)$ پویا

مدل $ARMAX(p)$ به صورت زیر نوشته می‌شود:

$$y_t = \alpha + \sum_{i=1}^p \gamma_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^r \lambda_j F_{j,t-1} + \sum_{k=0}^q \mu_k \varepsilon_{t-k} \quad (4)$$

که در آن، q عبارت است از تعداد وقفه‌های MA (p و q مقادیر ۰ تا ۶ را اختیار می‌نمایند). p و q بر اساس معیار اطلاعاتی شوارتز انتخاب می‌شوند. F متغیر عوامل مشترک می‌باشد.

با افزودن وقفه‌های عوامل مشترک به مدل $ARMAX$ ، مدل $ARMAX$ پویا مطابق معادله ۵ ساخته می‌شود:

$$y_t = \alpha + \sum_{i=1}^p \gamma_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^r \sum_{m=1}^v \lambda_{jm} F_{j,t-m} + \sum_{k=0}^q \mu_k \varepsilon_{t-k} \quad (5)$$

در مدل فوق، تعداد وقفه‌های بهینه p ، q و v با استفاده از معیار اطلاعاتی شوارتز تعیین می‌گردند.

۱- p مقادیر ۰ تا ۶ را اختیار می‌کند.

فصل ششم

پیش‌بینی تورم به روش FAVAR

پیش‌بینی تورم به روش FAVAR^۱

۱-۶. مقدمه

در فصل پنج نشان داده شد که می‌توان اطلاعات مشترک موجود در اجزای شاخص کل قیمت را در تعداد محدودی متغیر خلاصه نمود و از این متغیرها برای پیش‌بینی تورم استفاده کرد. از این راه به عنوان تکنیک مدل‌های عامل در پیش‌بینی تورم یاد می‌کنند. استفاده از تکنیک مدل‌های عامل راه حل مطلوبی است چون از یک سو معایب مربوط به وارد کردن تعداد زیادی از زیراجزا به مدل پیش‌بینی تورم را ندارد و از سوی دیگر این عوامل مشترک اطلاعات موجود در کلیه زیراجزای شاخص قیمت را در خود جای داده‌اند. در فصل پنجم، عوامل مشترک به صورت ایستا^۲ و با استفاده از روش حداکثر درست‌نمایی استخراج شده و سپس به صورت متغیرهای توضیحی برونزا وارد مدل پیش‌بینی تورم شده‌اند. در این روش طبیعتاً امکان پیش‌بینی مستقیم مقادیر آتی عوامل مشترک، که برای پیش‌بینی چند دوره‌ای تورم مورد نیاز است، وجود ندارد و لذا همواره از مقادیر گذشته عوامل مشترک در مدل پیش‌بینی تورم استفاده می‌شود. برای رفع این مشکل در این فصل از مدل VAR بهره می‌گیریم. مدل VAR این امکان را فراهم می‌کند که به صورت همزمان پیش‌بینی مقادیر آتی تورم و عوامل مشترک اجزای شاخص قیمت، تولید شود. به این مدل در ادبیات اقتصادسنجی، مدل FAVAR گفته می‌شود. نوآوری دیگر فصل حاضر نسبت به فصل پنجم این است که از مدل عوامل مشترک پویا (DFM)^۳ برای تخمین عوامل مشترک بهره گرفته می‌شود.

مدل‌های FAVAR در واکنش به ضعف‌های مدل VAR توسعه پیدا کرده‌اند. ضعف اصلی مدل‌های VAR این است که با افزایش معنادار متغیرهای موجود در آن با مشکل پارامترهای بیش از حد^۴ مواجه می‌شوند (کاپتانیوس، لابهارد و پرایس، ۲۰۰۷). به همین دلیل تعداد متغیرهایی که می‌توانند در الگوی VAR جای بگیرند محدود است و نمی‌توان تمامی متغیرهای مهم را در آن جای داد که این امر به تورش ناشی از متغیرهای مهم حذف‌شده منتج می‌شود (امیراحمدی و اوهلینگ، ۲۰۰۸). همچنین برای بانک‌های مرکزی که گستره وسیعی از آمار و اطلاعات مربوط به متغیرهای کلان اقتصادی را در اختیار دارند و می‌خواهند از محتوای اطلاعاتی این متغیرها برای دستیابی به بهترین پیش‌بینی از تورم بهره بگیرند مدل VAR راضی‌کننده نیست. برای رفع این نقایص، مدل‌های FAVAR توسعه پیدا کردند.^۵ به کارگیری این مدل کمک می‌کند تا از محتوای اطلاعاتی طیف گسترده‌ای از متغیرها برای پیش‌بینی تورم استفاده گردد (هارا و همکاران، ۲۰۰۹).

1- Factor-Augmented Vector Auto Regressive

2- Static

3- Dynamic Factor Model

4- Over parameterization

۵- برنانکه و بویوین (۲۰۰۳)، استاک و واتسون (۲۰۰۵) و برنانکه، بویوین و ایللیاز (۲۰۰۵) مدل‌های عامل پویا (DFM) و مدل VAR را با یکدیگر ادغام کرده و در یک چارچوب متحد به عنوان مدل FAVAR ارائه کردند (امیراحمدی و اوهلینگ، ۲۰۰۸).



در این مدل، محتوای اطلاعاتی متغیرهای کلان اقتصادی با استفاده از روش مدل عامل پویا (DFM) در تعداد محدودی عامل مشترک تلخیص شده و این عوامل مشترک به عنوان متغیرهای جدید به مدل VAR اضافه می‌گردند. در فصل حاضر، عوامل مشترکی که به مدل VAR اضافه می‌گردند از زیراجزای شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی استخراج می‌شوند. البته یکی از ضعف‌های مدل FAVAR این است که وقفه بهینه برای کلیه متغیرهای موجود در مدل در تمامی معادلات مدل یکسان است در حالی که در مدل‌سازی تک‌معادله‌ای سری زمانی به صورت ARX^1 می‌توان با استفاده از معیارهای اطلاعاتی نظیر شوارتز به تعیین تعداد بهینه وقفه تک‌تک متغیرها پرداخت که این امر می‌تواند به بهبود نتایج پیش‌بینی کمک نماید (به عنوان مثال، نگاه کنید به نتایج فصل پنجم).

دو بخش تشکیل‌دهنده FAVAR یعنی مدل‌های عامل پویا و مدل‌های VAR هریک به طور مستقل برای پیش‌بینی تورم کشورهای مختلف به کار گرفته شده‌اند. برای مثال مدل‌های عامل پویا که کاربرد آن به سرعت در حال افزایش است (آکدوگان و دیگران، ۲۰۱۲) برای پیش‌بینی تورم لهستان (کوتلوسکی، ۲۰۰۸)، پیش‌بینی تورم کانادا (گوسلین و تیکاز، ۲۰۱۰)، پیش‌بینی تورم ناحیه اروپا (کاپتانوس و مندز، ۲۰۰۵)، پیش‌بینی تورم مکزیک (رامیرز، ۲۰۱۰) و پیش‌بینی تورم آمریکا (گاوین و کلیسن، ۲۰۰۸) به کار رفته است. علت اینکه به تازگی کاربرد مدل‌های عامل پویا نسبت به مدل‌های عامل ایستا طرفداران بیشتری پیدا کرده این است که فرض می‌شود رفتار عوامل مشترک مستخرج از متغیرهای کلان اقتصادی در یک دوره، از رفتار این عوامل مشترک در دوره‌های گذشته متأثر است و بنابراین استخراج عوامل مشترک باید در چارچوبی پویا صورت بگیرد. مدل‌های VAR نیز به عنوان نمونه برای پیش‌بینی تورم سوئیس (لاک، ۲۰۰۶)، پیش‌بینی تورم جامائیکا (رابینسون، ۱۹۹۸)، پیش‌بینی تورم آمریکا (وب، ۱۹۹۵)، پیش‌بینی تورم سوئد (بلیکس، ۱۹۹۹)، پیش‌بینی تورم ایرلند (کنی، میلر و کوئین، ۱۹۹۸) و پیش‌بینی تورم اتریش (موزر، راملر و شارلر، ۲۰۰۴) مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

به طور مشخص استفاده از مدل FAVAR نیز برای پیش‌بینی تورم توسط بانک‌های مرکزی و نهادهای آکادمیک در سال‌های اخیر رواج یافته است. به عنوان نمونه آکدوگان و دیگران (۲۰۱۲) مبتنی بر داده‌های زیراجزای شاخص قیمت و مجموعه بزرگی از متغیرهای کلان اقتصادی، عملکرد مدل FAVAR در پیش‌بینی کوتاه‌مدت تورم ترکیه را با مدل پایه گام تصادفی مقایسه کرده و به این نتیجه دست یافتند که در پیش‌بینی‌های ۱، ۲ و ۳ فصل آینده، عملکرد مدل FAVAR نسبت به مدل پایه بهتر است. بارت، ممتاز و تنودوریس (۲۰۱۲) با استفاده از مجموعه‌ای از متغیرهای قیمتی و کلان دریافتند مدل FAVAR برای پیش‌بینی تورم انگلستان در افق‌های ۴، ۸ و ۱۲ فصل آتی به طور معنادار بهتر از مدل پایه $AR(1)$ عمل می‌کند. رایت و فاست (۲۰۱۱) با به‌کارگیری داده‌های مربوط به ۷۷ متغیر کلان اقتصادی برای پیش‌بینی تورم آمریکا به این نتیجه رسیدند که درافق‌های کوتاه‌مدت، عملکرد مدل FAVAR نسبت به مدل پایه $AR(1)$ تفاوت معناداری نداشته و در افق‌های بلندمدت، مدل پایه عملکرد بهتری دارد. البته این دو در سال ۲۰۰۷ نشان دادند که عملکرد مدل FAVAR نسبت به پیش‌بینی‌های روش گرین بوک^۲ در تمامی افق‌های پیش‌بینی یک گام تا ۵ گام به جلو بهتر است. کریس بلور (۲۰۰۹) مدل FAVAR را جزء روش‌های کارآمد برای پیش‌بینی کوتاه‌مدت تورم و تولید ناخالص داخلی نیوزیلند معرفی می‌کند. پانگ (۲۰۱۰) با استخراج عوامل مشترک موجود میان ۴۴۷ متغیر کلان اقتصادی نشان داد که عملکرد FAVAR در پیش‌بینی تورم هنگ‌کنگ نسبت به مدل‌های پایه در افق‌های بلندمدت بهتر است. نورمن و ریچارد (۲۰۱۰) نیز با تکیه بر اطلاعات متغیرهای اقتصادی (نظیر شکاف تولید، قیمت‌های وارداتی، رشد هزینه استخدام نیروی کار) نشان دادند که مدل FAVAR در افق‌های پیش‌بینی یک گام و چهار گام به جلو در پیش‌بینی تورم استرالیا نسبت به مدل‌های پایه، عملکرد بهتری دارد. جرارد و نیمارک (۲۰۰۸) به منظور پیش‌بینی تورم استرالیا از روش ترکیب پیش‌بینی استفاده کرده و با ادغام نتایج پیش‌بینی

۱- ARX . یک مدل خودرگرسیون است که به وسیله عوامل مشترک تکمیل شده است.

2- Green Book

پیش‌بینی‌هایی که توسط کارشناسان فدرال رزرو تولید شده و به صورت محرمانه در اختیار اعضای کمیته سیاستگذاری پولی قرار می‌گیرد به پیش‌بینی‌های گرین بوک معروف است.



مدل‌های $DSGE^1$ و $FAVAR$ ، $BVAR^1$ به این نتیجه دست یافتند که برای حصول بهترین پیش‌بینی در افق‌های میان‌مدت و بلندمدت، بیشترین وزن باید به مدل $FAVAR$ اختصاص یابد. آنها عوامل مشترک مورد استفاده را از ۵۳ سری اقتصاد کلان (حاوی متغیرهای حسابداری ملی، بازار کار، ساختمان و مسکن، قیمت، داده‌های مالی و غیره) استخراج کردند. تحقیقات صورت‌گرفته در مجموع نشان می‌دهند که عملکرد مدل $FAVAR$ در پیش‌بینی تورم کشورهای مختلف مطلوب بوده و البته دقت پیش‌بینی آن در افق‌های مختلف زمانی یکسان نبوده است.

با نگاهی فصل حاضر در پی پاسخ به این سؤال هستیم که آیا استخراج عوامل پویای مشترک از میان زیراجزای شاخص قیمت و به‌کارگیری آنها در مدل $FAVAR$ می‌تواند منجر به تولید پیش‌بینی‌های دقیق‌تر از تورم ایران گردد. در این فصل، ما ابتدا عوامل مشترک^۲ موجود میان اجزای ۱۲گانه شاخص قیمت را به روش مدل عامل پویا استخراج می‌کنیم و سپس مدل $FAVAR$ را مبتنی بر تورم CPI و این عوامل مشترک بنا می‌کنیم. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که اگرچه استخراج عوامل مشترک زیراجزای شاخص قیمت و به‌کارگیری آنها در مدل پیش‌بینی تورم $FAVAR$ عملکرد پیش‌بینی را نسبت به مدل گام تصادفی بهبود می‌بخشد اما در هیچ‌یک از افق‌های پیش‌بینی تفاوت معناداری با مدل پایه $AR(1)$ ندارد.

سایر بخش‌های این فصل به شرح زیر است. بخش دوم به معرفی مدل $FAVAR$ و روش تخمین و نحوه تولید پیش‌بینی اختصاص دارد. در بخش سوم نتایج تخمین و پیش‌بینی بیان شده و سرانجام در بخش چهارم نتیجه‌گیری انجام می‌پذیرد.

۲-۶. معرفی مدل $FAVAR$ جهت پیش‌بینی تورم و روش تخمین و پیش‌بینی

چارچوب کلی مدل $FAVAR$ به صورت زیر است:

$$\begin{bmatrix} F_t \\ Y_t \end{bmatrix} = \Theta(L) \begin{bmatrix} F_{t-1} \\ Y_{t-1} \end{bmatrix} + v_t \quad (1)$$

که در آن، Y_t بردار $M \times 1$ بوده و حاوی متغیرهای قابل مشاهده^۴ می‌باشد. در این پژوهش Y_t دربردارنده تورم CPI می‌باشد. F_t بردار $K \times 1$ بوده و حاوی عوامل مشترک مستخرج از زیراجزای ۱۲گانه شاخص قیمت است. $\Theta(L)$ چندجمله‌ای وقفه^۵ می‌باشد که دارای مرتبه محدود d است و این مرتبه از طریق معیار اطلاعاتی شوارتز تعیین شده و برابر با یک می‌باشد. جزء v_t اخلاط با میانگین صفر و ماتریس کوواریانس φ می‌باشد. معادله ۱ در واقع یک مدل VAR می‌باشد که حاوی متغیرهای (F_t, Y_t) است و چون عوامل مشترک مستخرج از زیراجزای شاخص قیمت، F_t ، در آن حضور دارند، به مدل $FAVAR$ معروف شده است. اگرچه تخمین معادله ۱ همانند تخمین یک مدل VAR ، با روش حداکثر درستنمایی یا حداقل مربعات معمولی قابل انجام است^۶ اما به دلیل اینکه عوامل مشترک F_t قابل مشاهده نیستند در گام اول باید به تخمین عوامل مشترک بپردازیم و در گام بعدی با استفاده از عوامل مشترک تخمین زده شده، \hat{F}_t ، معادله ۱ را تخمین بزنیم. تخمین عوامل مشترک زیراجزای شاخص قیمت و معادله ۱ مبتنی بر ۷۵ درصد اول مشاهدات انجام گرفته و مابقی مشاهدات برای پیش‌بینی برون‌نمونه‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرند.

تخمین عوامل مشترک موجود در زیراجزای شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی در چارچوب مدل‌های عامل پویا انجام می‌پذیرد. فرض کنید X_t برداری N^Y بعدی از زیراجزای شاخص قیمت در زمان t بوده و T و $t=1, \dots, T$ باشد. در این صورت بردار X_t دارای مرتبه $(N \times 1)$ بوده و به صورت معادله ۲ قابل نمایش است.

-
- 1- Bayesian VAR
 - 2- Dynamic Stochastic General Equilibrium
 - 3- Common Factors
 - 4- Observable Variables
 - 5- Lag Polynomial

۶- نتایج هر دو روش تخمین برای مدل VAR یکسان است.
۷- N ، برابر با تعداد زیراجزای شاخص قیمت است. پس $N=12$ می‌باشد.



$$X_t = \Lambda f_t + \varepsilon_t \quad (2)$$

به طوری که Λ ، f_t و ε_t به ترتیب ضرائب عوامل مشترک^۱، عوامل مشترک موجود در زیراجزای شاخص قیمت و اجزای اخلال می‌باشند. حال اگر تعداد عوامل مشترک برابر q و تعداد وقفه‌های این عوامل مشترک برابر با p باشد، در این صورت نمایش برداری معادله ۲ به صورت زیر خواهد بود.

$$X_t = (\Lambda \ 0 \ 0 \ \dots \ 0) \begin{pmatrix} f_t \\ f_{t-1} \\ \vdots \\ f_{t-p} \end{pmatrix} + \varepsilon_t = BF_t + \varepsilon_t$$

که در آن، f_t برداری q بعدی از عوامل مشترک است. به این ترتیب ماتریس‌های B و F_t به ترتیب دارای مرتبه $(N \times (p+1)q)$ و $((p+1)q \times 1)$ می‌باشند. تخمین عوامل مشترک در چارچوب مدل‌های عامل پویا به روش‌های متنوعی قابل انجام است^۲ که ما در این پژوهش روش حداکثر درستنمایی مبتنی بر فیلتر کالمن را که توسط انگل و واتسون (۱۹۸۱) ارائه گردید به کار می‌گیریم. به این منظور ابتدا معادله ۲ را در قالب مدل حالت - فضا^۳ نمایش می‌دهیم. چنین نمایشی در قالب سیستم معادلات^۴ که حاوی معادله وضعیت^۵ و معادله مشاهده^۵ می‌باشد، ارائه می‌گردد.

$$\begin{cases} \text{State Eq: } F_t = AF_{t-1} + z_t ; & z_t \sim N(0, G); & t = 1, 2, \dots, T \\ \text{Observation Eq: } X_t = BF_t + \varepsilon_t ; & \varepsilon_t \sim N(0, H); & t = 1, 2, \dots, T \end{cases} \quad (3)$$

که در آن، ماتریس‌های A ، G ، H و z_t به ترتیب از مرتبه $((p+1)q \times (p+1)q)$ ، $((p+1)q \times (p+1)q)$ ، $(N \times N)$ و $((p+1)q \times 1)$ هستند. شکل کلی ماتریس‌های A ، G و z_t به قرار زیر است:

$$A = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & \dots & a_p & a_{p+1} \\ I & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & I & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & I & 0 \end{bmatrix} \quad \text{و} \quad G = \begin{bmatrix} D & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad \text{و} \quad z_t = \begin{pmatrix} v_t \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}$$

v_t دارای مرتبه $(q \times 1)$ ، a_i دارای مرتبه $(q \times q)$ و D دارای مرتبه $(q \times q)$ می‌باشد. همچنین هر یک از ماتریس‌های یک‌ه موجود در A از مرتبه $(q \times q)$ هستند.

بر اساس سیستم معادلات^۴، در صورتی که $F_{t|t-1}$ بیانگر تخمین بردار عوامل مشترک بر اساس اطلاعات موجود تا زمان $t-1$ باشد آنگاه در صورتی که ماتریس واریانس - کوواریانس مربوط به خطای اندازه‌گیری آن را با $P_{t|t-1}$ نشان دهیم، تخمین عوامل مشترک در زمان t با توجه به اطلاعات موجود تا زمان t ، با $F_{t|t}$ نشان داده می‌شود و برابر است با:

$$F_{t|t} = F_{t|t-1} + P_{t|t-1}B(BP_{t|t-1}B' + H)^{-1}(X_t - BF_{t|t-1})$$

1- Factor Loadings

۲- برخی از این روش‌ها عبارت‌اند از روش حداکثر درستنمایی مبتنی بر فیلتر کالمن، روش حداکثر درستنمایی مبتنی بر ماتریس کوواریانس بلاک - توپلیتز، روش بیزین با استفاده از نمونه‌گیری گیبز و روش حداقل مربعات معمولی. برای مطالعه این روش‌ها به ژانگ، هاماکر و نزلرود (۲۰۰۸) نگاه کنید.

3- State-Space

4- State Equation

5- Observation Equation



$F_{t|t}$ همان \hat{F}_t است که به الگوی FAVAR وارد می‌شود. فیلتر کالمن فرایندی بازگشتی^۱ را طی می‌نماید و مبتنی بر مشاهده اول $F_{1|0}$ و $P_{1|0}$ ، به ساخت $F_{2|1}$ و $P_{2|1}$ اقدام می‌نماید و در نهایت با به دست آوردن $F_{t|t-1}$ و $P_{t|t-1}$ ، مبتنی بر معادله فوق به ساختن $F_{t|t}$ مبادرت می‌ورزد. فرایند بازگشتی فیلتر کالمن بر سیستم معادلات ریکاتی^۲ که در زیر آمده‌اند مبتنی است:

$$F_{t+1|t} = AF_{t|t-1} + AP_{t|t-1}B(BP_{t|t-1}B' + H)^{-1}(X_t - BF_{t|t-1})$$

$$P_{t+1|t} = A(P_{t|t-1} - (P_{t|t-1}B'(BP_{t|t-1}B' + H)^{-1}BP_{t|t-1}))A' + GG'$$

برای اینکه در هر دوره مقادیر بهینه برای $F_{t|t}$ به دست آید لازم است تا پارامترهای موجود در ماتریس‌های A ، B ، H و G با استفاده از روش حداکثر درست‌نمایی تعیین شوند. لگاریتم تابع حداکثر درست‌نمایی برای تخمین پارامترهای موجود در ماتریس‌های مزبور عبارت است از:

$$\log L = \left(-\frac{NT}{2}\right) \log(2\pi) - \frac{1}{2} \log(|BP_{t|t-1}B' + H|) - \frac{1}{2} ((X_t - BF_{t|t-1})'(BP_{t|t-1}B' + H)^{-1}(X_t - BF_{t|t-1}))$$

اکنون معادلات ریکاتی و لگاریتم تابع درست‌نمایی مبتنی بر مجموعه مقادیر اولیه تصادفی که برای پارامترها انتخاب می‌شود به تعداد ۴۰۰ بار محاسبه می‌گردند^۳ و از بین آنها مجموعه مقادیر اولیه‌ای که منجر به بیشترین مقدار برای لگاریتم تابع درست‌نمایی می‌گردد، به عنوان مقادیر پارامترها برگزیده می‌شوند. بر اساس این پارامترهای گزینش‌شده، سری زمانی عوامل مشترک، $F_{t|t}$ تولید می‌گردد. بررسی‌های انجام‌شده نشان داد که درصد قابل توجهی از مجموعه مقادیر اولیه تصادفی به نتایج تقریباً یکسانی در مورد لگاریتم تابع درست‌نمایی منجر می‌شوند. بنابراین با اطمینان از اینکه مقدار حداکثر درست‌نمایی حاصل شده است، به تولید سری زمانی عوامل مشترک می‌پردازیم.^۴

نکته آخر در چارچوب مدل حالت - فضا این است که برای تخمین عوامل مشترک نیازمند تعیین تعداد عوامل q و طول وقفه p هستیم. البته با لحاظ اینکه باید شرط $(p+1)q < N$ میان p ، q و N برقرار باشد (اوتر و ژاکوب، ۲۰۰۸). معنای این شرط این است که مجموع تعداد عوامل مشترک و وقفه‌های این عوامل باید از تعداد سری‌های زمانی که عوامل از آنها استخراج می‌شوند (سری‌های زمانی زیراجزای شاخص قیمت) کمتر باشد. جهت تعیین تعداد عوامل مشترک q روش‌های فراوانی وجود دارد چنانکه در فصل ۵ اشاره شد بر اساس روش پیشنهادی در رامیرز (۲۰۱۰) و همچنین بر اساس معیار کایزر-گوتمن، سطح ۶۰ درصد از واریانس ماتریس X به عنوان معیار در نظر گرفته شده است. بر مبنای معیار به کار گرفته‌شده در رامیرز (۲۰۱۰)، تعداد بهینه عوامل مشترک میان زیراجزای شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی، q ، برابر با ۳ می‌باشد. با توجه به اینکه تعداد بهینه عوامل مشترک را برابر ۳ برگزیدیم و N نیز برابر با ۱۲ (تعداد زیراجزای شاخص قیمت) می‌باشد، رابطه $(p+1)q < N$ نشان می‌دهد که طول وقفه، p حداکثر برابر با ۲ می‌باشد. در این پژوهش، یک p برابر یک و بار دیگر برابر با ۲ در نظر گرفته شده است. با توجه به اینکه وقتی p برابر با ۲ در نظر گرفته می‌شود عملکرد مدل پیش‌بینی دقیق‌تر است در این فصل نتایج مربوط به حالتی که p برابر با ۲ فرض می‌شود، ارائه می‌گردد.

پس از تخمین عوامل مشترک اجزای ۱۲ گانه شاخص قیمت با ۷۵ درصد اول مشاهدات (T)، مدل FAVAR را تخمین زده و پیش‌بینی‌های مشاهده $T+k$ را بر مبنای این مدل به دست می‌آوریم (k مقادیر ۱، ۲، ۳ و ۴ را اختیار می‌کند). سپس با یک گام حرکت در زمان و با $T+1$ مشاهده، مجدداً عوامل مشترک میان اجزای ۱۲ گانه شاخص قیمت را با استفاده از روش فیلتر کالمن

1- Recursive
2- Riccati Equation

۳- بر اساس بررسی‌های انجام شده در این پژوهش، ۴۰۰ بار تکرار برای حصول همگرایی کافی است.

۴- برای مشاهده جزئیات کامل مربوط به معادلات حالت - فضا و تخمین فیلتر کالمن به فصل ۱۳ همیلتون (۱۹۹۴) رجوع کنید.



تخمین زده و دوباره مدل FAVAR را با توجه به این عوامل مشترک، تخمین می‌زنیم و پیش‌بینی‌های مشاهده $T+k+1$ را به دست می‌آوریم. این روال را تا پیش‌بینی مربوط به آخرین مشاهده دنبال می‌کنیم.
برای ارزیابی عملکرد پیش‌بینی تورم با استفاده از روش FAVAR، پیش‌بینی‌های این روش را با پیش‌بینی‌های به دست آمده از مدل‌های پایه گام تصادفی و $AR(1)$ مقایسه می‌کنیم.

۳-۶. ارائه نتایج

جدول ۱ میزان RMSFE مدل FAVAR را در مقابل مدل‌های پایه نمایش می‌دهد.

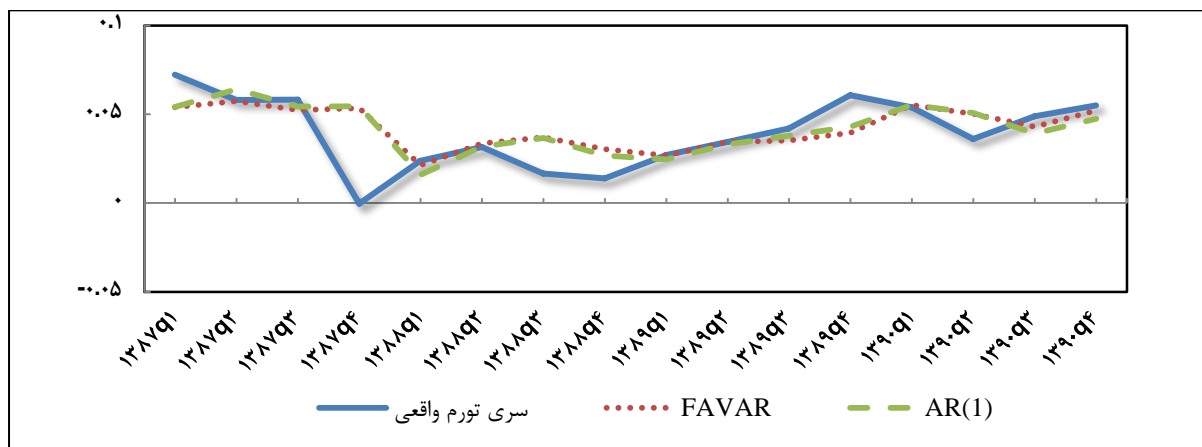
جدول ۱. مقادیر RMSFE روش‌های مختلف پیش‌بینی فصلی تورم

مدل	یک گام به جلو	دو گام به جلو	سه گام به جلو	چهار گام به جلو
FAVAR	0.0171	0.0199	0.0205	0.0224
AR(1)	0.0172	0.0197	0.0209	0.0214
Random.walk	0.0192	0.0237	0.0267	0.0295

توضیحات: دوره تخمین، فصل اول ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۶ و دوره پیش‌بینی، فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ می‌باشد. مدل FAVAR حاوی ۴ متغیر است که عبارت‌اند از: تورم کل شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی و ۳ عامل مشترک مستخرج از زیراجزای شاخص قیمت. بر مبنای معیار کایزر-گوتمن تعداد عوامل مشترک برابر ۳ می‌باشد. طول وقفه بهینه برای متغیرهای این الگو مبتنی بر معیار شوارتز برابر با یک است.

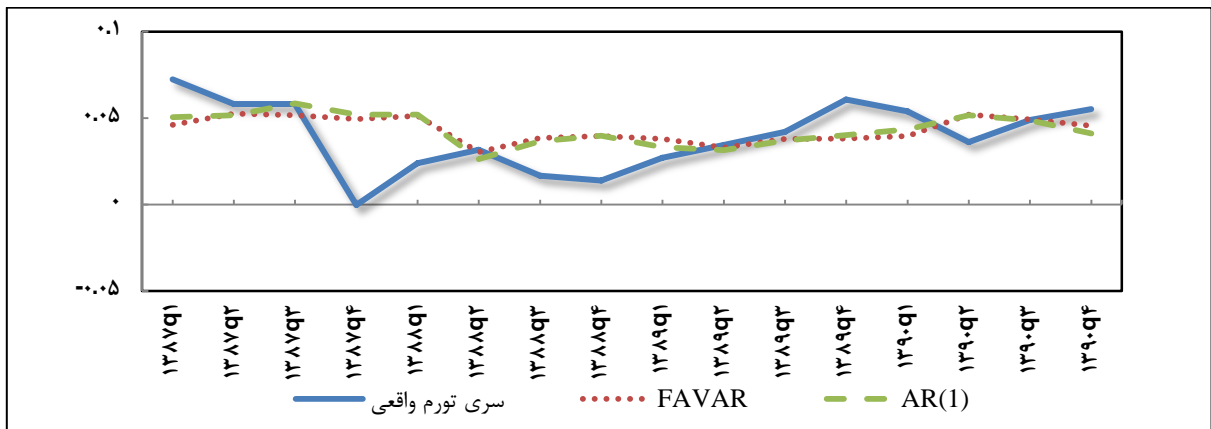
نتایج جدول ۱ نشان می‌دهد که مدل FAVAR همواره نسبت به مدل گام تصادفی بهتر عمل می‌کند اما دقت پیش‌بینی آن نسبت به مدل $AR(1)$ در افق‌های ۲ و ۴ گام به جلو ضعیف‌تر است. در افق یک گام به جلو نیز اگرچه عملکرد مدل FAVAR از مدل $AR(1)$ بهتر است اما این برتری بسیار اندک می‌باشد. نمودارهای ۱ تا ۴ عملکرد مدل FAVAR را در مقابل بهترین مدل پایه ($AR(1)$) در پیش‌بینی‌های یک گام تا چهار گام به جلو تورم کل شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی نمایش می‌دهند. همان‌طور که این نمودارها نشان می‌دهند، عملکرد مدل FAVAR نسبت به بهترین مدل پایه در کلیه افق‌های پیش‌بینی تفاوت قابل توجهی ندارد.

نمودار ۱. پیش‌بینی یک گام به جلو تورم با استفاده از مدل FAVAR و بهترین مدل پایه

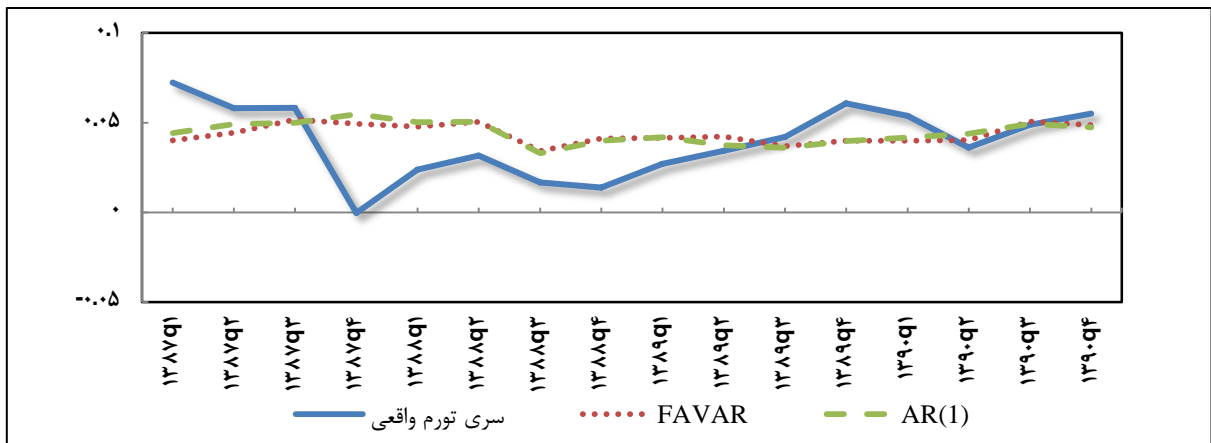




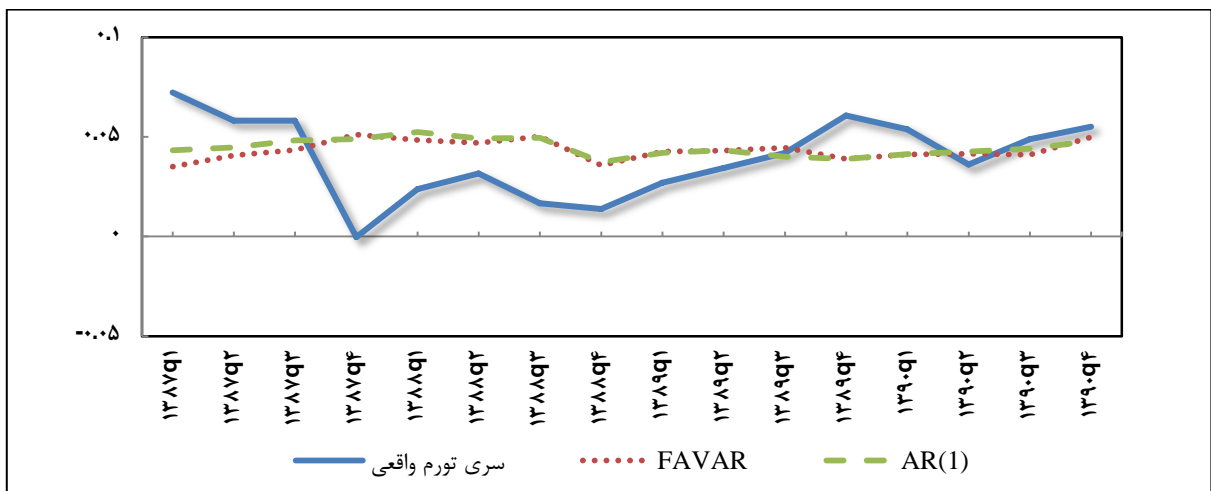
نمودار ۲. پیش‌بینی دو گام به جلو تورم با استفاده از مدل FAVAR و بهترین مدل پایه



نمودار ۳. پیش‌بینی سه گام به جلو تورم با استفاده از مدل FAVAR و بهترین مدل پایه



نمودار ۴. پیش‌بینی چهار گام به جلو تورم با استفاده از مدل FAVAR و بهترین مدل پایه





همان‌طور که جدول ۲ نشان می‌دهد، دقت پیش‌بینی مدل FAVAR تفاوت معناداری با مدل‌های پایه ندارد و فقط در افق ۴ گام به جلو، عملکرد مدل FAVAR نسبت به مدل گام تصادفی به طور معناداری بهتر است.

جدول ۲. نتایج آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته

پیش‌بینی یک گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
0.84	-0.19	0.99	مدل FAVAR نسبت به AR(1)
0.18	-1.38	0.89	مدل FAVAR نسبت به Random walk
پیش‌بینی دو گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
0.74	0.33	1.01	مدل FAVAR نسبت به AR(1)
0.17	-1.45	0.84	مدل FAVAR نسبت به Random walk
پیش‌بینی سه گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
0.72	-0.35	0.98	مدل FAVAR نسبت به AR(1)
0.15	-1.50	0.77	مدل FAVAR نسبت به Random walk
پیش‌بینی چهار گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
0.48	0.70	1.04	مدل FAVAR نسبت به مدل AR(1)
بسیار نزدیک صفر	-13.63	0.76	مدل FAVAR نسبت به مدل Random walk

توضیحات: ستون دوم، نسبت RMSFE مدل FAVAR به مدل پایه را نشان می‌دهد. دوره تخمین، فصل اول ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۶ و دوره پیش‌بینی، فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ می‌باشد. مدل FAVAR حاوی ۴ متغیر می‌باشد که عبارت‌اند از: تورم کل شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی و ۳ عامل مشترک مستخرج از زیراجزای شاخص قیمت مبتنی بر مبنای معیار کایزر- گوتمن تعداد عوامل مشترک برابر ۳ می‌باشد. طول وقفه بهینه برای متغیرهای این الگو مبتنی بر معیار شوارتز برابر با یک است.



۴-۶. خلاصه فصل و نتیجه گیری

در فصل حاضر به این بحث پرداختیم که آیا استخراج عوامل مشترک از میان زیراجزای شاخص قیمت در قالب مدل های عامل پویا و به کارگیری آنها در مدل پیش بینی تورم FAVAR می تواند سبب بهبود عملکرد پیش بینی تورم گردد. نتایج نشان می دهد که مدل FAVAR همواره نسبت به مدل گام تصادفی بهتر عمل می کند اما دقت پیش بینی آن نسبت به مدل $AR(1)$ در افق های ۲ و ۴ گام به جلو ضعیف تر است. البته به طور کلی عملکرد مدل FAVAR تفاوت معناداری با مدل $AR(1)$ ندارد لذا به نظر می رسد در تحقیقات آتی، برای بهبود مدل های پیش بینی تورم باید به استخراج عوامل مشترک از متغیرهای کلان و مالی و به کارگیری آنها در مدل FAVAR پرداخت.



مراجع

- Akdogan, K., S. Baser., M. Gulenay., D. Ertug., T. Hulagu., S. Kosem., F. Ogunc., M. Ozmen and N. Tekatli. (2012). Short-Term Inflation Forecasting Models for Turkey and a Forecast Combination Analysis, *Central Bank of the Republic of Turkey Working Paper*, no 9. .
- Amirahmadi, P and H. Uhlig. (2008). Measuring the Dynamic Effects of Monetary Policy Shocks: A Bayesian FAVAR Approach with Sign Restrictions, *Manuscript Humboldt University Berlin and University of Chicago*.
- Barnett, A., H. Mumtaz and K. Theodoridis. (2012). Forecasting UK GDP Growth and Inflation Under Structural Change. A Comparison of Models With Time-Varying Parameters, *Seventh ECB Workshop on Forecasting Techniques*.
- Bernanke, B and J. Boivin. (2003). Monetary Policy in a Data-Rich Environment, *Journal of Monetary Economics*, no 50, pp: 525-546.
- Bernanke, B., J. Boivin and P. Elias. (2005). Measuring the Effects of Monetary Policy: A Factor-Augmented Vector Autoregressive Approach, *Quarterly Journal of Economics*, no 120, pp: 387-422.
- Blix, M. (1999). Forecasting Swedish Inflation with a Markov Switching VAR, *Central Bank of Sweden Working Paper*, no 76.
- Bloor, C. (2009). The Use of Statistical Forecasting Models at the Reserve Bank of New Zealand, *Reserve Bank of New Zealand Bulletin*, no 72.
- Central Bank of Iran. <http://www.cbi.ir/section/1376.aspx>.
- Engle, R and M. Watson. (1981). A One-Factor Multivariate Time Series Model of Metropolitan Wage Rates, *Journal of the American Statistical Association*, no 76, pp: 774-781.
- Faust, J and J. Wright. (2007). Comparing Green book Forecasts and Reduced Form Forecasts Using a Large Real Time Dataset, *NBER working paper*, no 13397.
- Faust, J and J. Wright. (2011). Forecasting Inflation, *Handbook of Economic Forecasting*, by Elliott, G and A. Timmermann. Elsevier.
- Gavin, T and L. Kliesen. (2008). Forecasting Inflation and Output: Comparing Data-Rich Models with Simple Rules, *Federal Reserve Bank of St. Louis Review*, pp: 175-192.
- Gerard, H And Nimark, K. (2008). Combining Multivariate Density Forecasts Using Predictive Criteria, *Reserve Bank of Australia Research Discussion Paper*, no 2.
- Gosselin, M and G. Tkacz. (2010). Using Dynamic Factor Models to Forecast Canadian Inflation: The Role of US Variables, *Applied Economics Lectures*, no 17, pp: 15-18.
- Hamilton, J. (1994). *Time Series Analysis*, Princeton University Press.



- Hara, N., H. Ichiue., S. Kojima., K. Nakamura and T. Shirota .(2009). Practical Use of Macroeconomic Models at Central Banks , *Bank of Japan Review*.
- Kapetanios, G and G. Camba-Mendez. (2005).. Forecasting Euro Area Inflation Using Dynamic Factor Measures of Underlying Inflation *Journal of Forecasting*, no 24, pp: 491-503.
- Kapetanios, G., V. Labhard and S. Price. (2007).. Forecast Combination and the Bank of England s.Suite of Statistical Forecasting Models , *Bank of England working paper*, no 323.
- Kenny, F., A. Meyler and T. Quinn. (1998). Bayesian VAR Models for Forecasting Irish Inflation , *Central Bank of Ireland Technical Paper*, no 4.
- Kotowski, J. (2002). Forecasting Inflation with Dynamic Factor Model ° The Case of Poland *National Bank of Poland Working Papers*, no 2..
- Lack, C...(2006). Forecasting Swiss Inflation Using VAR Models *Swiss National Bank Economic Studies*, no 2. .
- Moser, G., F. Rumler and J. Scharler. (2004). Forecasting Austrian Inflation *Oesterreichische National Bank Working Paper*, no 9.
- Norman, D and A. Richards. (2010). Modelling Inflation in Australia , *Research Discussion Paper Reserve Bank of Australia*, no 3.
- Otter, p.w and P.A.M. Jacobs. (2008). State-Space Modeling of Dynamic Factor Structures, with an Application to the U.S. Term Structure , *Conference in Honor of Manfred Deistler*.
- Pang, J .(2010). Forecasting Hong Kong Economy Using Factor Augmented Vector Auto regression , *MPRA Papers*, no. 32495.
- Ramirez, R. (2010). Forecasting Inflation in Mexico Using Factor Models: Do Disaggregated CPI Data Improve Forecast Accuracy? , *Banco de Mexico. Documentos de Investigacion Working Papers*, no 1.
- Robinson, W. (1998). Forecasting Inflation Using VAR Analysis , *Bank of Jamaica Research Paper*.
- Stock, J and M. Watson. (2005). Implications of Dynamic Factor Models for VAR. Analysis *NBER Working Papers*, no 11467.
- Webb, H. (1995). Forecasts of Inflation from VAR Models *Journal of Forecasting*, no 14, pp: 267-285.
- Zhang, Z., E.L. Hamaker and J.R. Nesselroade. (2008). Comparisons of Four Methods for Estimating a Dynamic Factor Model . *Structural Equation Modeling*, no 15, pp:377° 402.

فصل هفتم

پیش‌بینی تورم به روش VAR
با پارامترهای متغیر با زمان

پیش‌بینی تورم به روش VAR با پارامترهای متغیر با زمان^۱

۱-۷. مقدمه

یکی از مشکلات مهم در پیش‌بینی تورم، شکست‌های گاه به گاه^۲ و تغییرات رژیم در سری زمانی تورم و ماندگاری طولانی مدت شوک‌های گذشته در رفتار حال و آینده تورم است (وب، ۱۹۹۴، هیونگ و فرانسیس، ۲۰۰۱ و بوز و دیگران، ۱۹۹۹). به عنوان مثال، پویایی‌های تورم ممکن است از تغییرات در سیاست پولی و یا به طور ساده‌تر از تغییر در نگرش سیاستگذار به وضعیت اقتصاد که با تغییر در پارامترهای تابع سیاستی همراه است نشأت گرفته باشد. اگر این اتفاق افتاده باشد، مطابق با انتقاد لوکاس^۳ (۱۹۷۶)، همه پارامترهای ثابت مدل‌های اقتصادسنجی که برای پیش‌بینی مورد استفاده قرار می‌گیرند، نامعتبر خواهند بود و عملکرد پیش‌بینی برون‌نمونه‌ای آنها مطلوب نخواهد بود (آماسینو و سراتی، ۲۰۰۴). برای رفع این مشکل در پیش‌بینی تورم، در مطالعات تجربی چهار روش معرفی و به کار گرفته شده‌اند.

- روش اول، استفاده از متغیر مجازی^۴ جهت کنترل اثر شکست است. به‌عنوان نمونه وب (۱۹۹۵) با به کارگیری این روش توانست پیش‌بینی‌های دقیق‌تری برای تورم آمریکا ارائه کند. مشکل این روش این است که محقق نیازمند آگاهی در مورد نقاط شکست است که در عمل کمتر می‌توان به چنین آگاهی دست یافت.

- روش دومی که برای غلبه بر مشکل شکست ساختاری در مدل پیش‌بینی تورم ارائه شده است استفاده از روش DDVAR برای اصلاح ضرائب عرض از مبدأ^۵ و روند است که در شرایط شکست ساختاری، مقدار آن در حال تغییر می‌باشد (کلمنتس و هندری، ۱۹۹۶). هندری و کلمنتس (۲۰۰۱) نشان می‌دهند که مدل DDVAR برای پوشش دادن اثر شکست‌هایی که مربوط به قبل از زمان پیش‌بینی می‌باشند روش مطلوبی است.

در توسعه این روش، کوگلی و سارجنت (۲۰۰۱) و کنووا (۱۹۹۳، ۲۰۰۲) سهم مهمی دارند. با توجه به احتمال فراوان وجود شکست در ساختار تولید داده تورم ایران، در این فصل قصد داریم بررسی کنیم که آیا استفاده از مدل TVP-VAR می‌تواند با تخفیف اثر این شکست‌ها به پیش‌بینی دقیق‌تر تورم کمک کند. تجربه نشان داده که عملکرد مدل‌های VAR سنتی در پیش‌بینی تورم چندان مطلوب

1- Time-Varying Parameter VAR

2- Occasional Breaks

3- Lucas Critique

4- Dummy Variable

5- Double- Differenced VAR

6- Intercept Correction



نبوده و همان‌طور که اشاره شد، یکی از علل مهم برای چنین پدیده‌ای وجود تغییرات رژیم^۱ می‌باشد (برای توضیح بیشتر نگاه کنید به بوشن و تالبوت (۱۹۹۱)، سیجنتی (۱۹۹۵)، وب (۱۹۹۵)). کنووا و گامبتی (۲۰۰۴) مبتنی بر یک مدل VAR و با استفاده از آمارهای آمریکا دریافتند که در طول زمان، تغییرات قابل توجهی در پارامترهای مربوط به معادلات پول و تورم رخ می‌دهد.^۲ نتایج برخی مطالعات نشان می‌دهد که مدل VAR با پارامترهای متغیر با زمان نسبت به مدل‌های VAR با پارامترهای ثابت می‌تواند عملکرد پیش‌بینی متغیرهای کلان را به طور معنادار بهبود ببخشد (برای نمونه نگاه کنید به کنووا (۲۰۰۲)، کنووا و سیکارلی (۲۰۰۴)، کوگلی و سارجنت (۲۰۰۱)). همچنین کوگلی و پرسکات (۱۹۷۳) نشان داده‌اند که مدل‌های با پارامترهای متغیر با زمان در مقایسه با مدل‌های پیچیده با پارامترهای ثابت عملکرد بهتری برای پیش‌بینی‌های کوتاه‌مدت دارند. روش TVP-VAR در تحقیقات مختلف برای پیش‌بینی تورم و سایر متغیرهای کلان به کار گرفته شده است. رایت و فاست (۲۰۱۱) با به کارگیری داده‌های مربوط به ۷۷ متغیر کلان اقتصادی برای پیش‌بینی تورم آمریکا، به این نتیجه رسیدند که درافق‌های کوتاه‌مدت، عملکرد مدل TVP-VAR نسبت به مدل‌های پایه بهتر است ولی این عملکرد بهتر از نظر آماری معنادار نیست. بارت، ممتاز و تئودوریس (۲۰۱۲) عملکرد مجموعه وسیعی از مدل‌ها را در پیش‌بینی تورم مقایسه کرده و به این نتیجه دست یافتند که در افق‌های ۱، ۴، ۸ و ۱۲ گام به جلو، عملکرد مدل TVP-FAVAR در مقایسه با مدل پایه AR(1) بهتر است. ایکمایر، لمک و مارسلینو (۲۰۱۱) با استفاده از متغیرهای آمریکا در بازه زمانی ۱۹۷۲ تا ۲۰۰۷ به مقایسه عملکرد پیش‌بینی تورم با استفاده از مدل TVP-FAVAR و FAVAR پرداخته و به این نتیجه رسیدند که مدل TVP-FAVAR نسبت به مدل FAVAR عملکرد بهتری در پیش‌بینی تورم دارد. همچنین آمیسانو و سراتی (۲۰۰۴) با به کارگیری مدل‌های TVP-BFAVAR^۳ برای پیش‌بینی تورم و با استفاده از مجموعه وسیعی از داده‌های EMU^۴ در بازه زمانی فصل دوم ۱۹۹۹ تا فصل اول ۲۰۰۳ به این نتیجه دست یافتند که مدل‌های VAR با پارامترهای متغیر با زمان نسبت به مدل‌های با پارامتر ثابت عملکرد بهتری در پیش‌بینی تورم دارند. جهت تخمین مدل VAR با پارامترهای متغیر با زمان از روش فیلتر کالمن استفاده می‌کنیم. یکی از ویژگی‌های مطلوب فیلتر کالمن این است که به محقق نشان می‌دهد که در دنیای نااطمینانی، چگونه یک فعال اقتصادی با به دست آوردن اطلاعات جدید، تخمین‌های خود از پارامترهای مدل را بازبینی و اصلاح می‌کند.^۵ این بازبینی و اصلاح می‌تواند در شرایط وجود شکست ساختاری بسیار مهم تلقی شود (برای مشاهده جزئیات بیشتر نگاه کنید به کیم و نلسون، ۱۹۹۹، همیلتون، ۱۹۹۴). نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که به کارگیری روش مذکور جهت پیش‌بینی تورم ایران با استفاده از عوامل مشترک زیراجزای شاخص قیمت نمی‌تواند عملکرد پیش‌بینی را نسبت به مدل‌های پایه بهبود ببخشد. در عین حال با افزودن متغیرهای حجم پول و قیمت سکه، عملکرد مدل TVP-VAR بهبود قابل توجهی می‌یابد.

بخش دوم این فصل به معرفی مدل TVP-VAR جهت پیش‌بینی تورم و روش تخمین و پیش‌بینی اختصاص دارد. در بخش سوم نتایج تخمین و پیش‌بینی بیان شده و سرانجام در بخش چهارم نتیجه‌گیری ارائه می‌شود.

۲-۷. مدل‌سازی TVP-VAR

فرض کنید y_t بردار $N \times 1$ متغیرهای مورد استفاده در الگوی VAR و z_t بردار $Nd \times 1$ حاوی وقفه‌های y_t است. d طول وقفه الگوی VAR می‌باشد که با استفاده از معیار اطلاعاتی شوارتز برابر یک تعیین می‌شود. β_t نیز ماتریس پارامترهای الگوی VAR بوده و

1- Regime Changes

۲- برخی یافته‌های علمی از تغییر پارامترها در طول زمان حمایت نمی‌کنند. برای نمونه نگاه کنید به سیمس (۲۰۰۱)، استاک (۲۰۰۱) و برنانکه و میهوف (۱۹۹۸).

3- Time-Varying Parameter Bayesian VAR

4- Economic and Monetary Union of the European Union

5- Revise



متغیر با زمان است و دارای مرتبه $N \times Nd$ می‌باشد. در فصل حاضر y_t حاوی تورم واقعی و عوامل مشترک زیراجزای شاخص قیمت می‌باشد. چنانکه در فصل ۵ اشاره شد، تعداد بهینه عوامل مشترک زیراجزای شاخص قیمت برابر ۳ می‌باشد.^۱ الگوی TVP-VAR در چارچوب مدل حالت - فضا^۲ به صورت زیر است.

$$\text{Observation Equation: } y_t = \beta_t z_t + v_t \quad ; \quad v_t \sim N(0, Q)$$

$$\text{State Equation: } \beta_t = F \cdot \beta_{t-1} + \varepsilon_t \quad ; \quad \varepsilon_t \sim N(0, R)$$

ε_t و v_t مستقل از یکدیگر فرض می‌شوند. ماتریس‌های Q و R به ترتیب دارای مراتب $N \times N$ و $Nd \times Nd$ و ماتریس F نیز دارای مرتبه $N \times N$ است. در مدل حالت - فضا، معادله مشاهده^۳ بردار متغیرهای الگوی VAR را به بردار پارامترهای متغیر با زمان متصل می‌کند. همچنین معادله وضعیت^۴ نشان می‌دهد که بردار پارامترها چگونه در طول زمان تغییر می‌نماید. بر اساس مدل حالت - فضا، در صورتی که $\beta_{t|t-1}$ بیانگر تخمین پارامترهای الگوی VAR بر اساس اطلاعات موجود تا زمان $t-1$ باشد آنگاه در صورتی که ماتریس واریانس - کوواریانس مربوط به خطای اندازه‌گیری آن را با $P_{t|t-1}$ نشان دهیم، تخمین پارامترها در زمان t با توجه به اطلاعات موجود تا زمان t ، با $\beta_{t|t}$ نشان داده می‌شود و برابر است با:

$$\beta_{t|t} = \beta_{t|t-1} + P_{t|t-1} z_t' (z_t P_{t|t-1} z_t' + Q)^{-1} (y_t - z_t \beta_{t|t-1}) \quad (2)$$

فیلتر کالمن فرایندی بازگشتی^۵ را طی می‌نماید و مبتنی بر مشاهده اول $\beta_{1|0}$ و $P_{1|0}$ ، به ساخت $\beta_{2|1}$ و $P_{2|1}$ اقدام می‌نماید و این روند را تا ساختن $\beta_{t|t-1}$ و $P_{t|t-1}$ ادامه می‌دهد. در نهایت با استفاده از معادله ۲، $\beta_{t|t}$ به دست می‌آید. فرایند بازگشتی فیلتر کالمن بر سیستم معادلات ریکاتی^۶ زیر مبتنی است:

$$\beta_{t+1|t} = F \beta_{t|t-1} + F P_{t|t-1} z_t' (z_t P_{t|t-1} z_t' + Q)^{-1} (y_t - z_t \beta_{t|t-1}) \quad (3)$$

$$P_{t+1|t} = F(P_{t|t-1} - (P_{t|t-1} z_t' (z_t P_{t|t-1} z_t' + Q)^{-1} z_t P_{t|t-1})) F' + R R'$$

برای اینکه در هر دوره مقادیر بهینه برای $\beta_{t|t}$ به دست آید لازم است تا پارامترهای موجود در ماتریس‌های Q ، R و F با استفاده از روش حداکثر درستنمایی تعیین شوند. لگاریتم تابع حداکثر درستنمایی برای تخمین پارامترها در ماتریس‌های مزبور عبارت است از:

$$\log L = \left(-\frac{NT}{2}\right) \log(2\pi) - \frac{1}{2} \log(|z_t P_{t|t-1} z_t' + Q|) - \frac{1}{2} ((y_t - z_t \beta_{t|t-1})' (z_t P_{t|t-1} z_t' + Q)^{-1} (y_t - z_t \beta_{t|t-1}))$$

اکنون معادلات ریکاتی و لگاریتم تابع درستنمایی مبتنی بر مجموعه مقادیر اولیه به تعداد ۴۰۰ بار محاسبه می‌گردند^۷ و از بین آنها مجموعه مقادیری که منجر به بیشترین مقدار برای لگاریتم تابع درستنمایی گردد، به عنوان مقادیر بهینه برگزیده می‌شوند.

۱- جهت مشاهده نحوه استخراج عوامل مشترک از زیراجزای شاخص قیمت، به فصول پنجم و ششم نگاه کنید.

2- State-Space
3- Observation Equation
4- State Equation
5- Recursive
6- Riccati Equation

۷- بر اساس بررسی‌های انجام‌شده در این پژوهش، ۴۰۰ بار تکرار برای حصول همگرایی کافی است.



سپس بر اساس آنها، سری زمانی پارامترها، β_{it} تولید می‌گردد. بررسی‌های انجام‌شده نشان داد که درصد مطلوبی از مجموعه مقادیر اولیه تصادفی به نتایج تقریباً یکسانی در مورد لگاریتم تابع درستنمایی منجر می‌شوند. بنابراین با اطمینان از اینکه مقدار حداکثر درستنمایی حاصل شده است، به تولید سری زمانی پارامترها می‌پردازیم.^۱

۳-۷. ارائه نتایج

جدول ۱ میزان RMSFE مدل TVP-VAR را در مقابل مدل‌های پایه نشان می‌دهد.

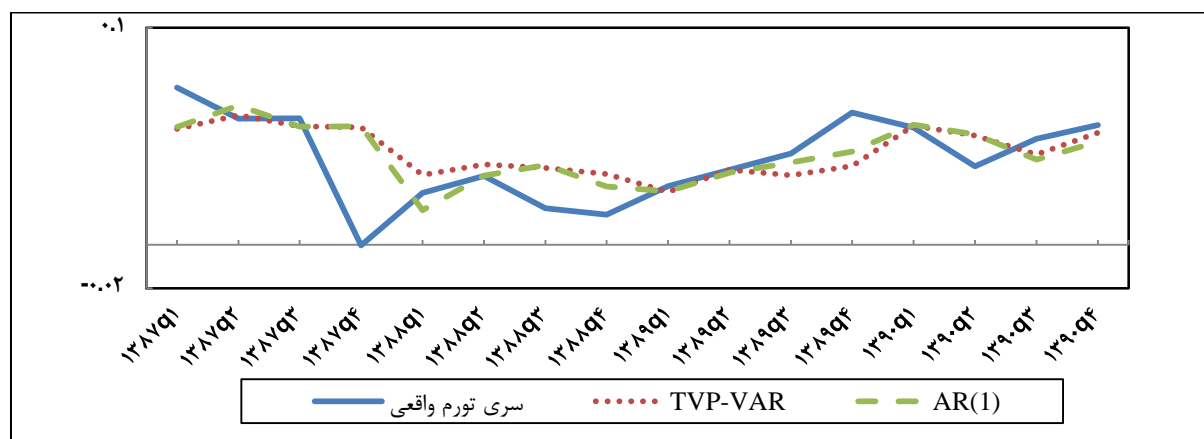
جدول ۱. مقادیر RMSFE روش‌های مختلف پیش‌بینی فصلی تورم

مدل	یک گام به جلو	دو گام به جلو	سه گام به جلو	چهار گام به جلو
TVP-VAR	۰.۰۱۷۸	۰.۰۲۲۲	۰.۰۱۹۴	۰.۰۲۶۹
AR(1)	۰.۰۱۷۱	۰.۰۱۹۷	۰.۰۲۰۹	۰.۰۲۱۴
Random walk	۰.۰۱۹۲	۰.۰۲۳۷	۰.۰۲۶۷	۰.۰۲۹۵

توضیحات: دوره تخمین، فصل اول ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۶ و دوره پیش‌بینی، فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ می‌باشد. مدل گام تصادفی دارای جمله رانش است.

نتایج این جدول نشان می‌دهد که اگرچه عملکرد مدل TVP-VAR نسبت به مدل پایه گام تصادفی در همه افق‌های پیش‌بینی بهتر است اما نسبت به مدل AR(1) فقط در افق ۳ گام به جلو عملکرد بهتری دارد. نمودارهای ۱ تا ۴ عملکرد مدل TVP-VAR را در مقابل بهترین مدل پایه به نمایش می‌گذارند.

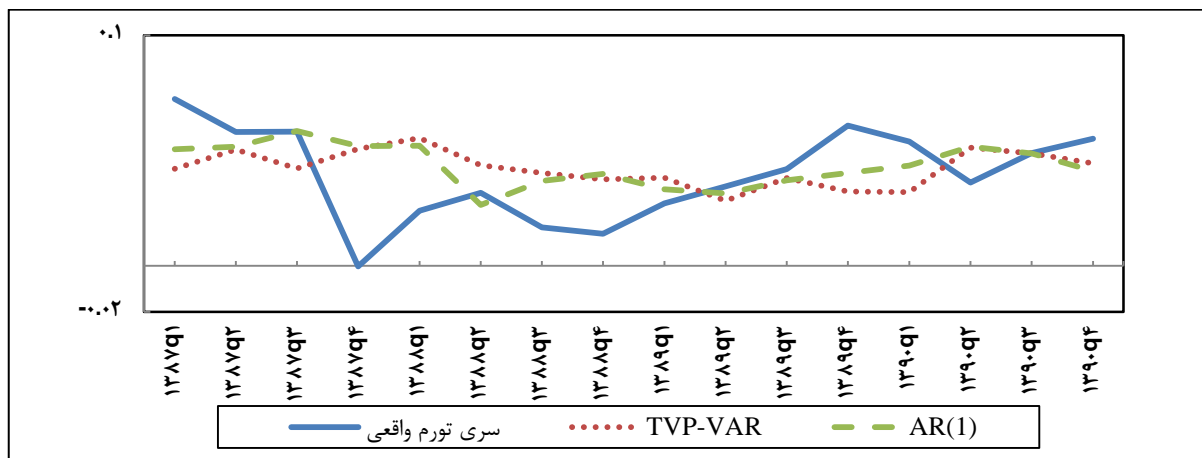
نمودار ۱. پیش‌بینی یک گام به جلو تورم با استفاده از مدل TVP-VAR و بهترین مدل پایه



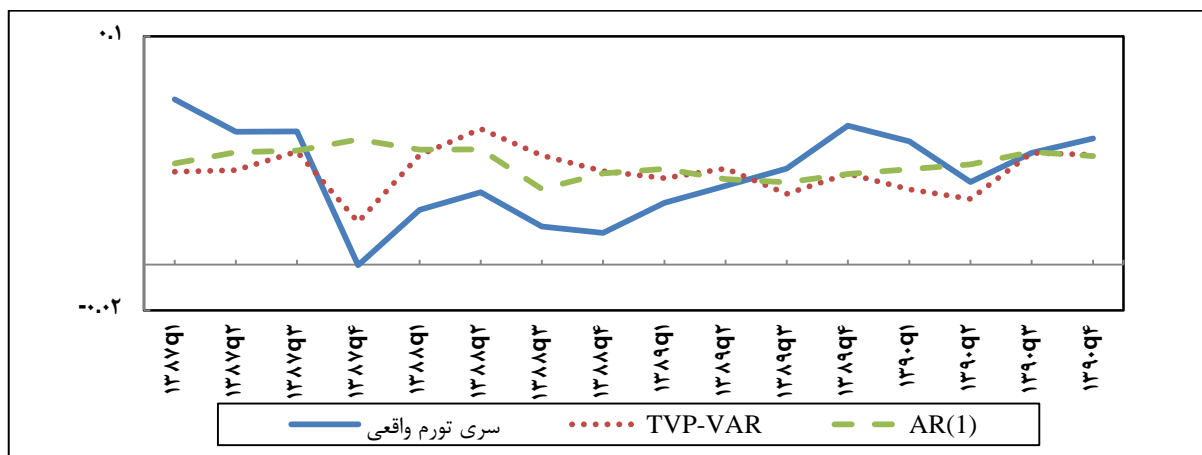
۱- برای مشاهده جزئیات کامل مربوط به معادلات حالت - فضا و تخمین کالمن فیلتر به فصل ۱۳ همیلتون (۱۹۹۹) رجوع کنید.



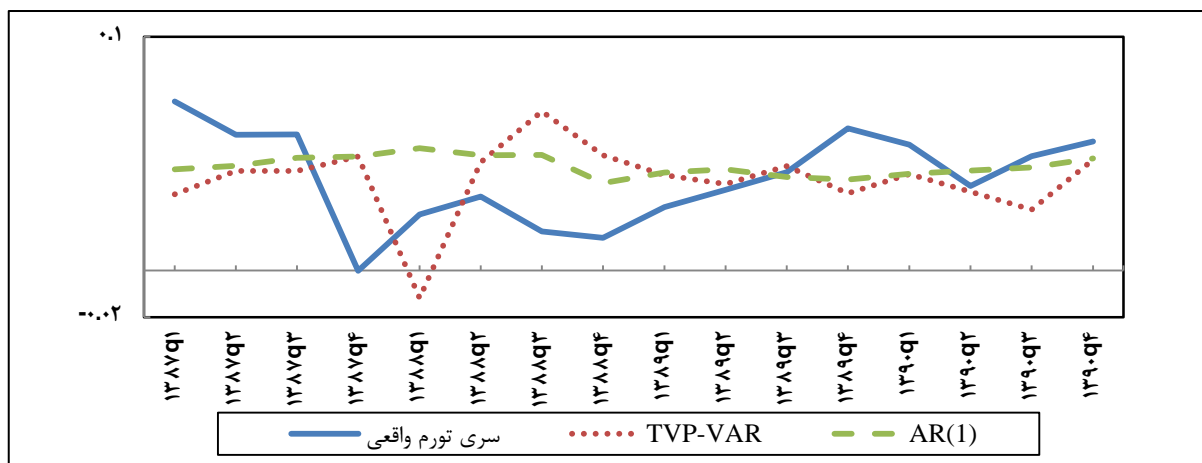
نمودار ۲. پیش‌بینی دو گام به جلو تورم با استفاده از مدل TVP-VAR و بهترین مدل پایه



نمودار ۳. پیش‌بینی سه گام به جلو تورم با استفاده از مدل TVP-VAR و بهترین مدل پایه



نمودار ۴. پیش‌بینی چهار گام به جلو تورم با استفاده از مدل TVP-VAR و بهترین مدل پایه





جدول ۲. نتایج آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته

پیش‌بینی یک گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۳۰	+۱.۰۷	۱.۰۴	مدل TVP-VAR نسبت به AR(1)
۰.۳۷	-۰.۹۱	۰.۹۳	مدل TVP-VAR نسبت به Random walk
پیش‌بینی دو گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۰۲	+۲.۶۴	۱.۱۳	مدل TVP-VAR نسبت به AR(1)
۰.۴۹	-۰.۷	۰.۹۸	مدل TVP-VAR نسبت به Random walk
پیش‌بینی سه گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۷۲	-۰.۳۶	۰.۹۳	مدل TVP-VAR نسبت به AR(1)
۰.۲۷	-۱.۱۲	۰.۷۲	مدل TVP-VAR نسبت به Random walk
پیش‌بینی چهار گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
صفر	+۳.۴۸	۱.۲۶	مدل TVP-VAR نسبت به AR(1)
۰.۱۷	-۱.۴۱	۰.۹۱	مدل TVP-VAR نسبت به Random walk

توضیحات: ستون دوم، نسبت RMSFE مدل TVP-VAR به مدل پایه را نشان می‌دهد. دوره تخمین فصل اول ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۶ می‌باشد. دوره پیش‌بینی فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ می‌باشد. مدل گام تصادفی دارای جمله رانش می‌باشد.

جدول ۲ نتایج آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته را نمایش می‌دهد. مطابق نتایج این جدول، در کلیه افق‌های پیش‌بینی عملکرد مدل TVP-VAR نسبت به مدل گام تصادفی از نظر آماری تفاوت معناداری ندارد. عملکرد این مدل در افق‌های ۱ و ۳ گام به جلو نسبت به مدل AR(1) تفاوت معناداری ندارد اما در افق‌های دو و چهار گام به جلو عملکرد مدل AR(1) نسبت به مدل TVP-VAR به طور معناداری بهتر است.



۷-۳-۱. وارد کردن متغیرهای توضیحی دیگر به مدل TVP-VAR

در این قسمت، علاوه بر استفاده از اطلاعات موجود در سه عامل مشترک زیراجزای شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی، از متغیرهای حجم پول و قیمت سکه بهار آزادی نیز برای پیش‌بینی تورم کمک می‌گیریم. در عمل حجم گسترده‌ای از داده‌های اقتصادی وجود دارد که می‌تواند به پیش‌بینی بهتر تورم کمک کند. همان‌طور که در فصل ۵ اشاره شد، در مطالعه برکچیان و عطریان‌فر (۱۳۹۰) محتوای اطلاعاتی طیف گسترده‌ای از متغیرها برای پیش‌بینی نرخ تورم مورد بررسی قرار گرفته‌اند و از میان متغیرهایی که بیشترین محتوای اطلاعاتی را داشته‌اند فقط داده‌های قیمت سکه بهار آزادی طرح قدیم و حجم پول برای دوره منتهی به فصل چهارم سال ۱۳۹۰ در دسترس هستند. لذا در این بخش متغیرهای قیمت سکه و حجم پول نیز به مدل TVP-VAR اضافه می‌گردند. روش کار به این صورت است که برای مدل‌سازی تورم به وسیله مدل VAR با پارامترهای متغیر با زمان، تعداد زیادی مدل VAR با پارامتر متغیر با زمان با استفاده از ۴ متغیر تخمین زده می‌شوند^۱ به طوری که در این مدل‌ها متغیر تورم شاخص کل قیمت کالاها و خدمات مصرفی همواره حضور دارد. ۳ متغیر دیگر از میان ۵ متغیر باقیمانده (۳ عامل مشترک زیراجزای شاخص قیمت، قیمت سکه و حجم پول) انتخاب می‌شوند به طوری که کلیه ترکیب‌های ۳ متغیره ممکن از میان این ۵ متغیر انتخاب شده و به همراه متغیر تورم شاخص کل قیمت کالاها و خدمات مصرفی الگوی VAR را تشکیل داده و پیش‌بینی‌های k گام به جلو (k مقادیر ۱ تا ۴ را اختیار می‌کند) برای تورم تولید می‌نمایند. به این ترتیب جمعاً ۱۰ مدل VAR تخمین زده می‌شود. بهترین ترکیب از متغیرهای توضیحی که قادرند در هر یک از افق‌های پیش‌بینی بهترین عملکرد را در مدل VAR با پارامترهای متغیر با زمان داشته باشند انتخاب شده و مقادیر RMSFE آنها در قالب جدول ۳ به نمایش درمی‌آید. در این جدول، علاوه بر تعیین بهترین مدل در هر یک از افق‌های پیش‌بینی، نتایج به دست آمده از جدول ۱ و مدل‌های پایه نیز به نمایش درمی‌آیند تا امکان مقایسه فراهم شود. نتایج این جدول نشان می‌دهد که مدل TVP-VAR در افق‌های ۱ تا ۴ گام به جلو به ترتیب با ترکیب متغیرهای $(F1, F2, m1)$ ، $(F1, F2, m1)$ ، $(F1, m1, gold)$ و $(F2, m1, gold)$ دارای بهترین عملکرد می‌باشد.

جدول ۳. مقادیر RMSFE ترکیب‌های بهینه متغیرهای توضیحی در پیش‌بینی تورم

چهار گام به جلو	سه گام به جلو	دو گام به جلو	یک گام به جلو	مدل
$(F1, m1, gold)$	$(F2, m1, gold)$	$(F1, F2, m1)$	$(F1, F2, m1)$	
(۰.۰۱۸۱)	(۰.۰۱۴۸)	(۰.۰۱۶۸)	(۰.۰۱۶۶)	بهترین ترکیب متغیرها در افق‌های مختلف پیش‌بینی
۰.۰۲۶۹	۰.۰۱۹۴	۰.۰۲۲۲	۰.۰۱۷۸	نتایج به دست آمده از جدول ۱
۰.۰۲۱۴	۰.۰۲۰۹	۰.۰۱۹۷	۰.۰۱۷۱	AR(1)
۰.۰۲۹۵	۰.۰۲۶۷	۰.۰۲۳۷	۰.۰۱۹۲	Random Walk

توضیحات: دوره تخمین، فصل اول ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۶ و دوره پیش‌بینی، فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ می‌باشد. مدل گام تصادفی دارای جمله رانش است.

۱- الزامی ندارد که ترکیب‌های ۴ تایی تشکیل دهیم. می‌توان ترکیب‌های مثلاً ۳ یا ۵ تایی از متغیرها تشکیل داد و با استفاده از آنها تورم را پیش‌بینی نمود.



جدول ۴ نتایج آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته را به نمایش می‌گذارد. در این جدول عملکرد مدل TVP-VAR با بهترین ترکیب از متغیرها، با مدل TVP-VAR به دست آمده از جدول ۱ و مدل‌های پایه در افق‌های مختلف پیش‌بینی مقایسه می‌گردد. نتایج جدول نشان می‌دهد که در افق یک گام به جلو، مدل TVP-VAR با بهترین ترکیب از متغیرها نسبت به کلیه مدل‌های رقیب تفاوت معناداری ندارد. در افق دو گام به جلو، عملکرد مدل TVP-VAR با بهترین ترکیب از متغیرها نسبت به مدل به دست آمده از جدول ۱ و مدل گام تصادفی از نظر آماری بهتر است اما عملکرد آن با مدل AR(1) تفاوت معناداری ندارد. در افق سه گام به جلو، مدل TVP-VAR با بهترین ترکیب از متغیرها نسبت به مدل پایه گام تصادفی از نظر آماری بهتر است اما تفاوت معناداری با مدل‌های دیگر ندارد. در افق چهار گام به جلو، عملکرد مدل TVP-VAR با بهترین ترکیب از متغیرها تنها نسبت به مدل‌های گام تصادفی و مدل به دست آمده از جدول ۱ از نظر آماری عملکرد بهتری دارد ولی نسبت به مدل AR(1) تفاوت معناداری ندارد.

جدول ۴. نتایج آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته

پیش‌بینی یک گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۴۱	-۰.۸۴	۰.۹۳	مدل TVP-VAR با بهترین ترکیب متغیرها نسبت به مدل TVP-VAR جدول ۱
۰.۶۷	-۰.۴۳	۰.۹۷	مدل TVP-VAR با بهترین ترکیب متغیرها نسبت به AR(1)
۰.۱۵	-۱.۵۰	۰.۸۶	مدل TVP-VAR با بهترین ترکیب متغیرها نسبت به Random walk
پیش‌بینی دو گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۰۱	-۲.۸۲	۰.۷۵	مدل TVP-VAR با بهترین ترکیب متغیرها نسبت به مدل TVP-VAR جدول ۱
۰.۱۳	-۱.۵۶	۰.۸۵	مدل TVP-VAR با بهترین ترکیب متغیرها نسبت به AR(1)
۰.۰۴	-۲.۱۳	۰.۷۴	مدل TVP-VAR با بهترین ترکیب متغیرها نسبت به Random walk
پیش‌بینی سه گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۱۱	-۱.۶۵	۰.۷۶	مدل TVP-VAR با بهترین ترکیب متغیرها نسبت به مدل TVP-VAR جدول ۱
۰.۱۴	-۱.۵۵	۰.۷۰	مدل TVP-VAR با بهترین ترکیب متغیرها نسبت به AR(1)
۰.۰۹	-۱.۷۸	۰.۵۵	مدل TVP-VAR با بهترین ترکیب متغیرها نسبت به Random walk
پیش‌بینی چهار گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۰۱	-۲.۶۱	۰.۶۷	مدل TVP-VAR با بهترین ترکیب متغیرها نسبت به مدل TVP-VAR جدول ۱
۰.۱۴	-۱.۵۳	۰.۸۴	مدل TVP-VAR با بهترین ترکیب متغیرها نسبت به AR(1)
صفر	-۷.۸۱	۰.۶۱	مدل TVP-VAR با بهترین ترکیب متغیرها نسبت به Random walk

توضیحات: ستون دوم، نسبت RMSFE مدل TVP-VAR به مدل رقیب را نشان می‌دهد. دوره تخمین، فصل اول ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۶ و دوره پیش‌بینی، فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ می‌باشد.



۴-۷. خلاصه فصل و نتیجه گیری

در فصل حاضر به بررسی این موضوع پرداختیم که آیا به کارگیری روش TVP-VAR جهت پوشش اثرات منفی احتمالی نقاط شکست بر پیش بینی تورم می تواند به افزایش دقت پیش بینی تورم ایران بینجامد. نتایج به دست آمده نشان می دهد که به کارگیری روش مذکور جهت پیش بینی تورم ایران با استفاده از عوامل مشترک زیراجزای شاخص قیمت نمی تواند عملکرد پیش بینی را نسبت به مدل های پایه بهبود ببخشد اما با افزودن متغیرهای حجم پول و قیمت سکه، عملکرد مدل TVP-VAR بهبود قابل توجهی می یابد.



مراجع

- Amisano, G and M. Serati. (2002). BVAR Models and Forecasting: A Quarterly Model for the EMU-11. *Statistica*, no 1, pp: 51-70.
- Barnett, A., H. Mumtaz and K. Theodoridis. (2012). Forecasting UK GDP Growth and Inflation Under Structural Change. A Comparison of Models With Time-Varying Parameters. *Seventh ECB Workshop on Forecasting Techniques*.
- Bos, C.S., P.H. Franses, and M. Ooms. (1999). Long Memory and Level Shifts : Reanalyzing Inflation Rates. *Empirical Economics*, no 24, pp: 427-449.
- Boschen, J and K. Talbot. (1991). Monetary Base Growth, Deposit Growth, and Inflation in the Postwar United States". *Journal of Business*, no 3, pp:313-337.
- Bernanke, B and I. Mihov. (1998). Measuring Monetary Policy. *Quarterly Journal of Economics*, no 113, pp:869-902.
- Canova, F. (1993). Modeling and Forecasting Exchange Rates with Bayesian Time-Varying Coefficient Model. *Journal of Economic Dynamics and Control*, no 17, pp:233-261.
- Canova, F. (2002). G7 Inflation Forecasts. *ECB Working Paper*, no 151.
- Canova, F and M. Ciccarelli. (2004). Forecasting and Turning Point Predictions in a Bayesian Panel VAR Model. *Journal of Econometrics*, no 120, pp:327-359.
- Canova, F and L. Gambetti. (2004). On the Time Variation of US Monetary Policy: Who Is Right? , Mimeo.
- Cecchetti, S. (1995). Inflation Indicators and Inflation Policy. *NBER Working Paper series*, no 5161.
- Clements, M and D. Hendry. (1996). Intercept Corrections and Structural Change. *Journal of Applied Econometrics*, no 5, pp: 475-94.
- Cogley, T and E. Prescott. (1973). An Adaptive Regression Model. *International Economic Review*, no 2, pp:364-371.
- Cogley, T and T. Sargent. (2001). Evolving Post-World War II U.S. Inflation Dynamics. *NBER Macroeconomics Annual*, no 16, pp:331-373.
- Eickmeier, S., W. Lemke and M. Marcellino. (2011). Classical Time-Varying FAVAR Models- Estimation, Forecasting and Structural Analysis. *CEPR Discussion Paper*, no 8321.
- Hamilton, J. (1994). *Time Series Analysis*, Princeton University Press.
- Hendry, D and M. Clements. (2001). Forecasting in the Presence of Structural Breaks and Policy Regime Shifts. Mimeo.
- Hyung, N and P.H. Franses. (2001). Structural Breaks and Long Memory in US Inflation Rates: Do They Matter for Forecasting? . *Econometric Institute Research Report* , no 13.



- Kim, C. and C. Nelson. (1999). *State-Space Models with Regime Switching*. MIT Press, Cambridge, Massachusetts.
- Lucas, R. (1976). Econometric Policy Evaluation: A Critique , *The Phillips and Labor Markets*, Carnegie-Rochester Conferences on Public Policy, ed. by K. Brunner and A. H. Meltzer. Amsterdam: North Holland, pp:19-46.
- Sims, C. (2001). Comments on Sargent and Cogley's Evolving Post-World War II U.S. Inflation Dynamics .. *NBER Macroeconomic Annual*, no 16, pp; 373-379.
- Stock, J. (2001). Discussion of Cogley and Sargent Evolving Post-World War II U.S. Inflation Dynamics . *NBER Macroeconomic Annual*, no 16, pp:379-387.
- Webb, R. (1995). Forecast of Inflation from VAR Models *Journal of forecasting*, no 14, pp:268-285.
- Wright, H and J. Faust. (2011). Forecasting Inflation *Handbook of Economic Forecasting*, by Elliott, G and A. Timmermann. Elsevier.

فصل هشتم

پیش‌بینی تورم به روش مدل
خودرگرسیون برداری تفاضلی

پیش‌بینی تورم به روش مدل خودرگرسیون برداری تفاضلی

۱-۸. مقدمه

اگرچه تاکنون روش‌های متعددی برای پیش‌بینی نرخ تورم در کشورهای مختلف مورد استفاده قرار گرفته اما مدل‌های خودرگرسیون برداری به دلایلی چند نسبت به مدل‌های خطی و ساده عمومی حائز برتری هستند. دلیل اول اینکه، در این نوع مدل‌ها، همه متغیرهای سیستم با یکدیگر در تعامل هستند و بر هم تأثیر می‌گذارند و تفکیکی میان متغیرهای درونزا و برونزا وجود ندارد (پکیکان^۱، ۲۰۱۰). دوم اینکه، در یک الگوی VAR که یکی از متغیرهای آن تورم می‌باشد با توجه به اینکه اطلاعات موجود در رفتار گذشته کلیه متغیرهای موجود در الگو بر رفتار حال و آینده تورم مورد توجه قرار می‌گیرد، انتظار بر آن است که پیش‌بینی دقیق‌تری برای تورم نسبت به بسیاری از مدل‌های رقیب به دست آورد (وربیک^۲، ۲۰۰۴). اما ضعف اصلی مدل‌های VAR این است که با افزایش تعداد متغیرهای موجود در آن، مدل با مشکل تعداد بیش از حد پارامترها^۳ مواجه می‌شود (کاپتانوس و همکاران^۴، ۲۰۰۷). به همین دلیل تعداد متغیرهایی که می‌توانند در یک الگوی VAR جای بگیرند محدود است. این امر می‌تواند به تورش ناشی از متغیرهای محدود منجر شود (امیراحمدی و اوهلیگ^۵، ۲۰۰۸). مدل‌های VAR به دفعات، در نقاط مختلف دنیا برای پیش‌بینی تورم مورد استفاده قرار گرفته‌اند که از آن جمله می‌توان به این کشورها اشاره کرد: سوئیس (لاک^۶، ۲۰۰۶)، جامائیکا (رابینسون^۷، ۱۹۹۸)، آمریکا (وب^۸، ۱۹۹۵)، سوئد (بلیکس^۹، ۱۹۹۹)، ایرلند (کنی و همکاران^{۱۰}، ۱۹۹۸) و اتریش (موزر و همکاران^{۱۱}، ۲۰۰۴).

روش‌های متداول پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی، نظیر مدل‌های VAR، بر پایه این فرض استوارند که فرایند تولید داده^{۱۲} شناخته شده و در طول زمان ثابت است و بنابراین امید شرطی با اطلاعات موجود، حداقل خطای پیش‌بینی را دارد.

-
- 1- Pecican
 - 2- Verbeek
 - 3- Over parameterization
 - 4- Kapetanios et al
 - 5- Amirahmadi & Uhlig
 - 6- Lack
 - 7- Robinson
 - 8- Webb
 - 9- Blix
 - 10- Kenny et al
 - 11- Moser
 - 12- Data Generating Process



اما ممکن است این فرض برای برخی از متغیرها برقرار نباشد، چون در رژیم‌های سیاستی دولت، همواره تغییرات زیادی رخ می‌دهد. در چنین شرایطی هنگام پیش‌بینی متغیرها برای اهداف سیاستی، باید از بروز خطاهای منظم^۱ که ناشی از تغییرات قطعی است جلوگیری شود. به عنوان مثال عرض از مبدأ و روند خطی در مدل‌های پیش‌بینی به عنوان اولین منبع خطای منظم به حساب می‌آیند. در ادبیات مربوطه، روش‌های مختلفی مانند Regime Switching Models, Co-Breaking, Differencing, Intercept Correction (IC) و غیره، برای بهبود دقت پیش‌بینی پیشنهاد شده است. به این ترتیب وقتی محیط اقتصادی به گونه‌ای باشد که فرایند تولید داده‌ها (DGP) ثابت است و در طول زمان تغییر نمی‌کند، مدل VAR می‌تواند مدل موفق‌تری برای پیش‌بینی تورم باشد. اما وقتی شکست ساختاری وجود داشته باشد و فرایند تولید داده‌ها دچار تغییر و دگرگونی شود، آنگاه احتمالاً مدل VAR عملکرد مناسبی در پیش‌بینی ندارد و متدولوژی تفاضل مرتبه اول یا دوم ممکن است در مقابل برخی شکست‌های ساختاری استوار باشد و دقت پیش‌بینی را افزایش دهد (کلمنتس و هندری^۲، ۱۹۹۹). علت این امر این است که شکست در پارامترهای عرض از مبدأ و روند بیشترین عوارض منفی را برای دقت پیش‌بینی در پی دارد و چون متدولوژی تفاضل‌گیری به حذف عرض از مبدأ و روندی که دچار شکست شده‌اند منجر می‌شود لذا می‌تواند اثرات شکست را تخفیف دهد (برای اطلاع بیشتر نگاه کنید به کلمنتس و هندری، ۱۹۹۹). مایزون^۳ (۱۹۹۵) نشان می‌دهد که پیش‌بینی‌های حاصل از مدل DVAR برای دستمزد و قیمت انگلستان تا سال ۱۹۸۰ نسبت به مدل VAR هم‌انباشته^۴ دارای دقت بالاتری است این در حالی است که کاپتانوس و همکاران (۲۰۰۷) برای پیش‌بینی تورم انگلیس از مدل DVAR استفاده کردند و نشان دادند که در هیچ‌یک از افق‌های پیش‌بینی این مدل عملکرد بهتری نسبت به مدل پایه AR(1) ندارد.

همچون فصل‌های ۵ و ۷، ۳ عامل مشترک اول مستخرج از زیراجزای شاخص قیمت (f1، f2 و f3)، حجم پول (m1) و قیمت سکه تمام بهار آزادی (gold) در مدل‌های VAR و DVAR استفاده می‌کنیم. از روش حداقل مربعات معمولی برای تخمین الگوهای VAR و DVAR بهره می‌گیریم. روش‌های دیگری نظیر روش تخمین بیزین نیز وجود دارند که می‌توانند برای تخمین DVAR مورد استفاده قرار گیرند.^۵

۸-۲. معرفی مدل و ارائه نتایج

چارچوب کلی مدل VAR به صورت زیر است:

$$y_t = A_0 + \sum_{i=1}^p A_i y_{t-i} + v_t$$

که در معادله بالا، y_t بردار $M \times 1$ بوده و حاوی متغیرهای موجود در الگو می‌باشد. p مرتبه وقفه است و با معیار اطلاعاتی شوارتز تعیین می‌گردد. v_t نیز جزء اخلال است. با یک بار تفاضل‌گیری از متغیرها مدل خودرگرسیون برداری تفاضلی به شکل زیر نوشته می‌شود:

$$\Delta y_t = A'_0 + \sum_{i=1}^p A'_i \Delta y_{t-i} + u_t$$

-
- 1- Systematic
2- Clements & Hendry
3- Mizon
4- Cointegrated VAR

۵- تخمین‌ها به روش بیزین نیز انجام شد اما مدل‌های تخمین زده شده به روش بیزین از دقت کمتری برخوردار بود. به همین دلیل روش حداقل مربعات معمولی ملاک تخمین قرار گرفت.



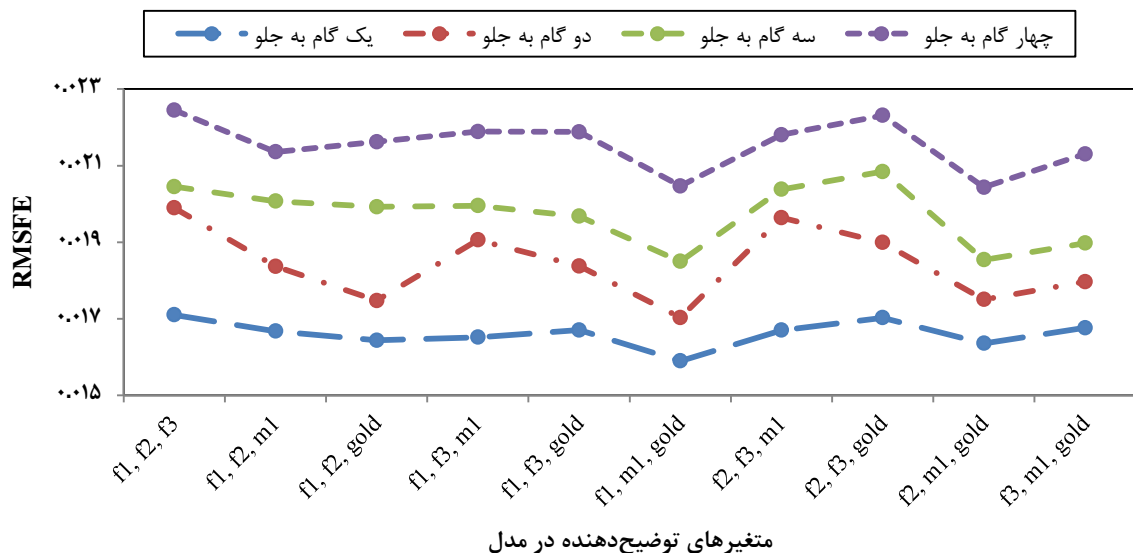
که در آن، $\Delta y_t = (\Delta y_{1,t}, \dots, \Delta y_{M,t})$ بردار متغیرهای موجود در مدل می‌باشد. با توجه به اینکه y متغیر هدف (تورم) برای پیش‌بینی می‌باشد و مدل DVAR تفاضل متغیرها را پیش‌بینی می‌کند، پیش‌بینی‌های h گام به جلو متغیر y به صورت زیر تولید می‌شود.

$$E(y_{t+h}|t) = y_t + \sum_{j=1}^h E(\Delta y_{t+j}|t) = y_t + \sum_{j=1}^h \left[A_0 + \sum_{i=1}^p A_i \Delta y_{t-i+h} \right]$$

روش کار به این صورت است که از ۶ متغیر ذکرشده، تورم همواره در مدل حضور دارد و از میان ۵ متغیر باقیمانده تمام ترکیب‌های مختلف ۳ تایی انتخاب می‌شوند، به طوری که هر ترکیب یک مدل VAR و ۴ متغیر را تشکیل می‌دهد. به این ترتیب جمعاً ۱۰ مدل VAR و ۱۰ مدل DVAR تخمین زده می‌شود. سپس از هر مدل برای تولید پیش‌بینی‌های h گام به جلو ($h=1, 2, 3, 4$) برای تورم استفاده می‌شود. با مقایسه عملکرد پیش‌بینی مدل‌های مختلف در پیش‌بینی تورم می‌توان به این نتیجه دست یافت که در هر یک از افق‌های پیش‌بینی کدام مدل (VAR یا DVAR) و کدام ترکیب از متغیرها در کنار هم برای پیش‌بینی تورم، بهتر عمل می‌کنند.

نمودار ۱ عملکرد ترکیب‌های مختلف VAR در افق‌های یک گام تا چهار گام به جلو را با توجه به معیار RMSFE با یکدیگر مقایسه می‌کند. این نمودار نشان می‌دهد که خطای پیش‌بینی مدلی که شامل متغیرهای f1, f2, m1 و gold می‌باشد در افق‌های پیش‌بینی ۱، ۲ و ۳ گام به جلو، در مقایسه با سایر مدل‌ها، مینیمم مطلق بوده و در افق ۴ گام به جلو نیز پس از مدل (m1, gold, f2) در بین سایر ترکیب‌های مختلف از متغیرها کمترین است.

نمودار ۱. RMSFE مدل VAR با ترکیب‌های مختلف از متغیرها



در مورد اینکه چرا متغیر f1 نسبت به سایر عوامل مشترک مستخرج از زیراجزای شاخص قیمت در پیش‌بینی تورم موفق‌تر بوده است می‌توان این احتمال را مطرح کرد که بخش اعظم اطلاعات موجود در زیراجزای شاخص قیمت در عامل اول خلاصه شده است. جدول ۱ نتایج آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته را نشان می‌دهد که در هریک از افق‌های پیش‌بینی، آن مدل VAR که بهترین عملکرد را در مقایسه با ۹ مدل دیگر داشته است با مدل پایه خودرگرسیون مقایسه می‌گردد. به این ترتیب در افق‌های یک گام تا سه گام به جلو مدلی که شامل متغیرهای تورم، f1، m1 و gold می‌باشد و در افق ۴ گام به جلو مدل شامل متغیرهای تورم، f2، m1 و



gold با مدل پایه مقایسه می‌گردند. نتایج این جدول نشان می‌دهد که در ۴ افق پیش‌بینی، مدل VAR نسبت به مدل پایه دارای عملکرد بهتری است و این برتری در افق‌های سه گام و چهار گام به جلو از نظر آماری معنادار است.

جدول ۱. نتایج آزمون دیلید - ماریانو تغییر یافته

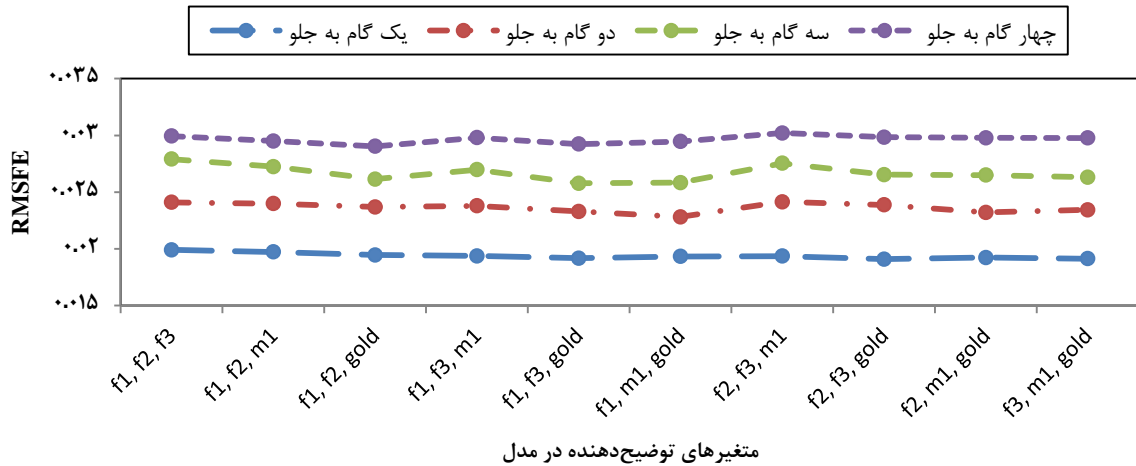
پیش‌بینی یک گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۴۵	-۰.۷۷	۰.۹۲	AR/VAR
پیش‌بینی دو گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۱۵	-۱.۴۹	۰.۸۴	AR/VAR
پیش‌بینی سه گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۰۷*	-۱.۹۶	۰.۸۵	AR/VAR
پیش‌بینی چهار گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۰۷*	-۱.۹۲	۰.۹۳	AR/VAR

توضیحات: ستون دوم جدول فوق نسبت RMSFE بهترین مدل VAR را نسبت به مدل خودرگرسیون تکرارشونده در ۴ افق پیش‌بینی نشان می‌دهد. دوره تخمین، فصل دوم ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۶ و دوره پیش‌بینی، فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ می‌باشد. علامت * در ستون چهارم نشان‌دهنده تفاوت معنادار دو روش رقیب در سطح ۱۰ درصد است.

کلیه تخمین‌هایی که برای الگوی VAR صورت گرفت یک بار دیگر در قالب مدل DVAR و روی تفاضل ۶ متغیر مذکور انجام می‌گیرد. نمودار ۲ نشان می‌دهد که در افق‌های مختلف، این ۱۰ مدل تفاوت چندانی با هم ندارند. همچنین جدول ۲ نشان می‌دهد که در کلیه افق‌های پیش‌بینی ۱ تا ۴ گام به جلو، بهترین ترکیب DVAR نسبت به مدل پایه خودرگرسیون عملکرد ضعیف‌تری دارد.



نمودار ۲. RMSFE مدل DVAR با ترکیب‌های مختلف از متغیرها



جدول ۲. نتایج آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته

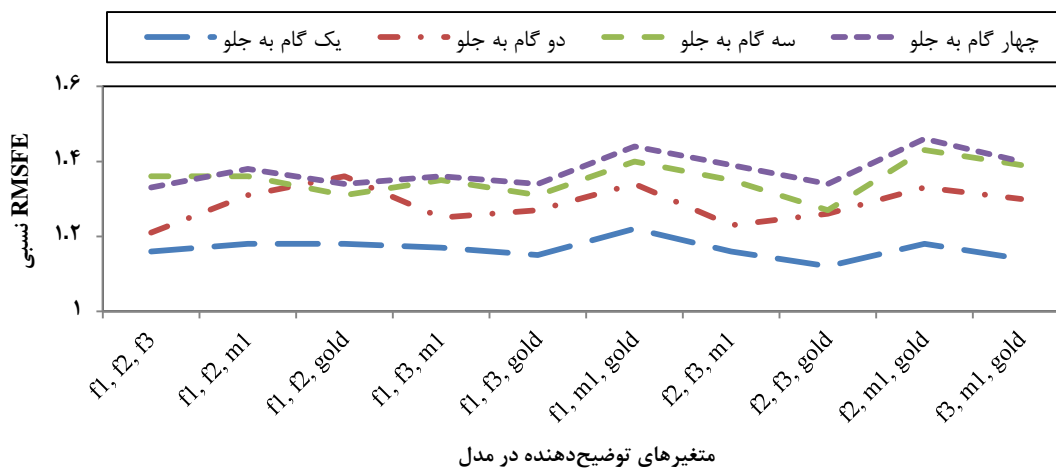
پیش‌بینی یک گام به جلو			
مقایسه دو روش	نسبت RMSFE دو روش	آماره آزمون	P-Value
AR/DVAR	۱.۱۱	۱.۷۳	۰.۱۰
پیش‌بینی دو گام به جلو			
مقایسه دو روش	نسبت RMSFE دو روش	آماره آزمون	P-Value
AR/DVAR	۱.۱۶	۱.۲۱	۰.۲۴
پیش‌بینی سه گام به جلو			
مقایسه دو روش	نسبت RMSFE دو روش	آماره آزمون	P-Value
AR/DVAR	۱.۲۴	۱.۴۳	۰.۱۷
پیش‌بینی چهار گام به جلو			
مقایسه دو روش	نسبت RMSFE دو روش	آماره آزمون	P-Value
AR/DDVAR	۱.۳۶	۵.۵۱	**بسیار نزدیک به صفر

توضیحات: ستون دوم جدول فوق نسبت RMSFE بهترین مدل DVAR را نسبت به مدل خودرگرسیون تکرارشونده در ۴ افق پیش‌بینی نشان می‌دهد. دوره تخمین، فصل دوم ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۶ و دوره پیش‌بینی، فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ می‌باشد. علامت ** در ستون چهارم نشان‌دهنده تفاوت معنادار دو روش رقیب در سطح ۵ درصد است.



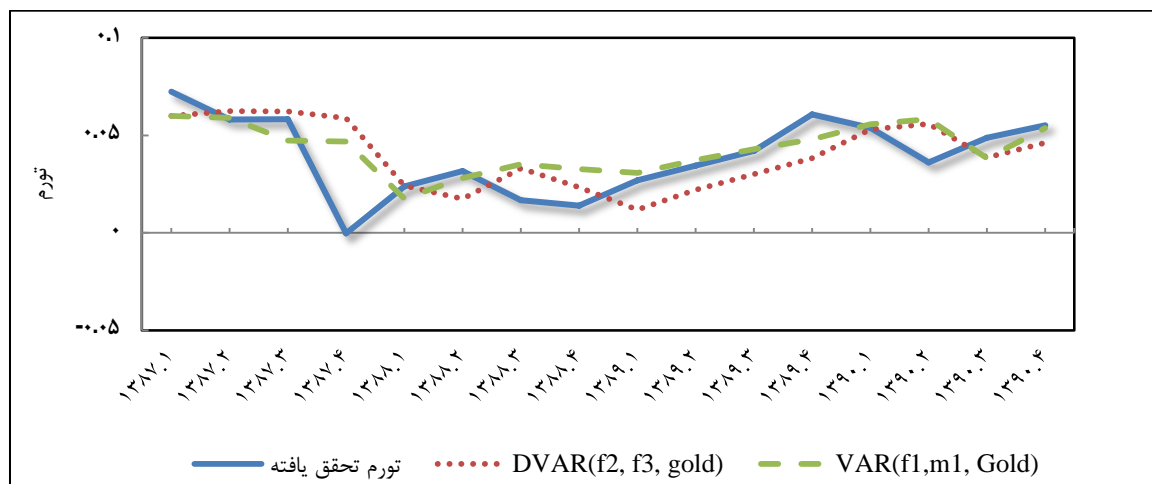
مقایسه عملکرد مدل‌های VAR و DVAR در افق‌های یک گام تا چهار گام به جلو با استفاده از نسبت RMSFE مدل DVAR به مدل VAR در قالب نمودار ۳ آورده شده است. نتایج این نمودار نشان می‌دهد که در کلیه افق‌های پیش‌بینی، عملکرد هر یک از مدل‌های DVAR نسبت به مدل‌های VAR بدتر است.

نمودار ۳. RMSFE مدل DVAR نسبت به VAR



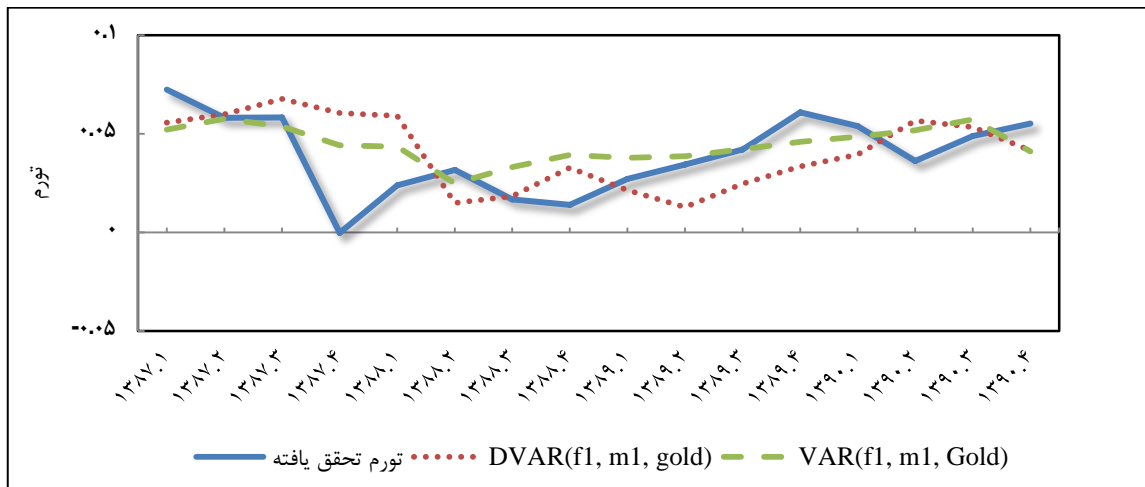
نمودارهای ۴ تا ۷ عملکرد بهترین مدل VAR و DVAR را در افق‌های یک گام تا چهار گام به جلو نشان می‌دهد.

نمودار ۴. پیش‌بینی تورم به روش خودرگرسیون برداری و خودرگرسیون برداری تفاضلی (یک گام به جلو)

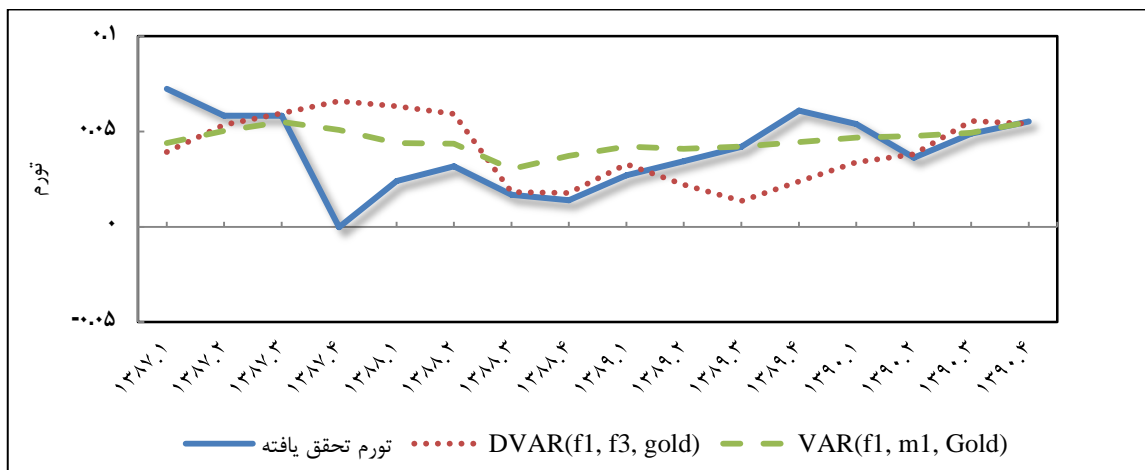




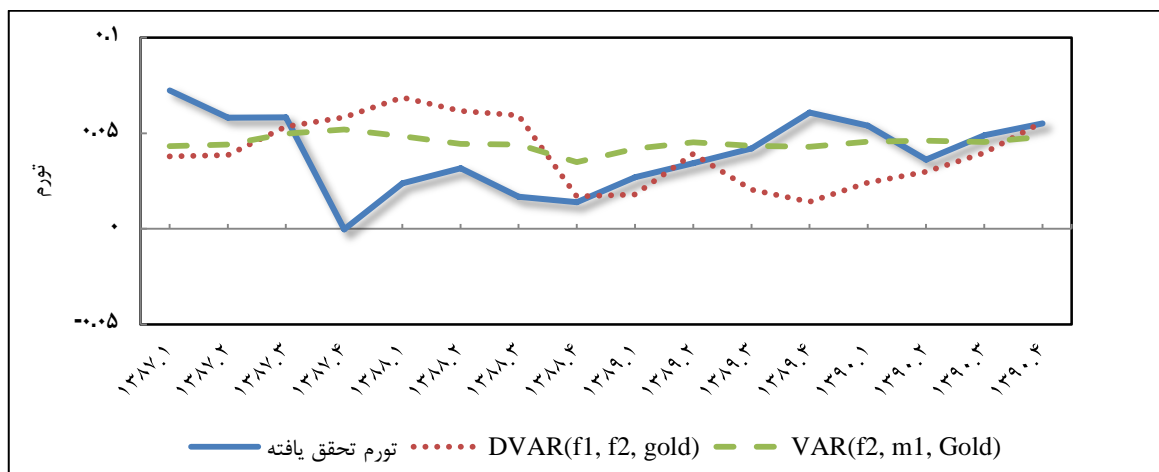
نمودار ۵. پیش‌بینی تورم به روش خودرگرسیون برداری و خودرگرسیون برداری تفاضلی (دو گام به جلو)



نمودار ۶. پیش‌بینی تورم به روش خودرگرسیون برداری و خودرگرسیون برداری تفاضلی (سه گام به جلو)



نمودار ۷. پیش‌بینی تورم به روش خودرگرسیون برداری و خودرگرسیون برداری تفاضلی (چهار گام به جلو)





۸-۳. خلاصه فصل و نتیجه‌گیری

در این فصل عملکرد مدل‌های VAR و DVAR را در پیش‌بینی تورم ایران بررسی کردیم. متغیرهای مورد استفاده در این مدل‌ها علاوه بر تورم، تمام ترکیب‌های ۳ تایی از سه عامل مشترک زیراجزای شاخص قیمت مصرف‌کننده، حجم پول و قیمت سکه بودند. نتایج نشان داد که در هر افق پیش‌بینی، ترکیبی از متغیرها در مدل VAR وجود دارد که نسبت به مدل پایه خودرگرسیون دارای عملکرد بهتری در پیش‌بینی تورم می‌باشد. اما بهترین ترکیب مدل DVAR در هر یک از افق‌های پیش‌بینی نسبت به مدل VAR و همچنین مدل خودرگرسیون دارای عملکرد ضعیف‌تری است.



مراجع

- Amirahmadi, P., and H. Uhlig. "Measuring the Dynamic Effects of Monetary Policy Shocks: A Bayesian FAVAR Approach with Sign Restrictions." Manuscript Humboldt University Berlin and University of Chicago, 2008.
- Blix, M. "Forecasting Swedish Inflation with a Markov Switching VAR." Central Bank of Sweden Working Paper, no76, 1999.
- Clements, Michael P., and David F. Hendry. *Forecasting Non-stationary Economic Time Series*. Cambridge: MIT Press, 1999.
- Kapetanios, G., V. Labhard, and S. Price. "Forecast Combination and the Bank of England's Suite of Statistical Forecasting Models." Bank of England Working Paper, no 323, 2007.
- Kenny, F., A. Meyler, and T. Quinn. "Bayesian VAR Models for Forecasting Irish Inflation." Central Bank of Ireland Technical Paper, no 4, 1998.
- Lack, C. "Forecasting Swiss Inflation Using VAR Models." Swiss National Bank Economic Studies, no 2, 2006.
- Mizon, G. E. "Progressive Modelling of Macroeconomic Time Series: the LSE Methodology." In *Macroeconometrics: Developments, Tensions and Prospects*, by K. D. Hoover, 107-169. Dordrecht: Kluwer Academic Press, 1995.
- Moser, G., F. Rumler, and J. Scharler. "Forecasting Austrian Inflation." Oesterreichische National Bank Working Paper, no 9, 2004.
- Pecican, E. "Forecasting Based on Open VAR Models." *Romanian Journal of Economic Forecasting*, 2010: 59-69.
- Robinson, W. "Forecasting Inflation Using VAR Analysis." Bank of Jamaica Research Paper, 1998.
- Verbeek, M. *A Guide to Modern Econometrics*. Wiley, 2004.
- Webb, H. "Forecasts of Inflation from VAR Models." *Journal of Forecasting*, 1995: 267-285.

فصل نهم

پیش‌بینی تورم با استفاده از
مدل‌های غیرخطی TAR و STAR

پیش‌بینی تورم با استفاده از مدل‌های غیرخطی TAR و STAR

۱-۹. مقدمه

مدل‌های غیرخطی یک‌متغیره متنوعی برای پیش‌بینی تورم وجود دارند که مهم‌ترین آنها مدل‌های TAR^1 ، $STAR^2$ و گروه MS^3 می‌باشند. هر یک از این مدل‌ها در واقع شامل مجموعه‌ای از مدل‌های خودرگرسیون خطی هستند. در مدل TAR ، مدل AR بین دو یا چند رژیم متفاوت تغییر می‌کند که در هر نقطه از زمان مقدار آستانه، مدل AR مناسب را تعیین می‌کند. اگرچه تعیین کردن مقدار آستانه کار نسبتاً دشواری است اما در ادبیات مربوطه روش‌هایی برای تخمین آن بیان شده است (به عنوان نمونه نگاه کنید به تانگ^۴ (۱۹۸۳)). اما در مدل‌های $STAR$ ، مقدار آستانه با یک تابع گذار جایگزین می‌شود که مدل را در هر زمان به آهستگی بین رژیم‌های مختلف، تغییر می‌دهد. در مدل‌های MS ، مقادیر آستانه تصادفی و دارای تابع توزیع احتمال در نظر گرفته می‌شود. اگرچه پاگان^۵ (۲۰۰۳) بیان می‌کند که این مدل‌ها ممکن است برای افق‌های پیش‌بینی بلندمدت مناسب باشند اما حتی اگر شواهد کافی مبنی بر مناسب بودن مدل‌سازی غیرخطی فرایند وجود داشته باشد، باز هم به طور صریح نمی‌توان گفت مدل غیرخطی برای پیش‌بینی از دقت بالاتری برخوردار است (کاپتانوس و دیگران^۶، ۲۰۰۷).

در این فصل نشان داده می‌شود که مدل خودرگرسیون، غیرخطی می‌باشد و با تمرکز بر دو مدل TAR و $STAR$ پیش‌بینی‌های برون‌نمونه‌ای تورم به دست می‌آید. نتایج حاکی از آن است که اولاً عملکرد مدل‌های غیرخطی در هیچ یک از افق‌های پیش‌بینی نسبت به مدل‌های پایه بهتر نیست. ثانیاً، چنانچه در دوره پیش‌بینی تغییر شدیدی در تورم اتفاق افتاده باشد، عملکرد مدل $STAR$ در بلندمدت به طور معناداری تضعیف می‌شود.

در قسمت دوم این فصل، مدل‌های غیرخطی رایج معرفی می‌گردد. قسمت سوم به ارائه نتایج می‌پردازد و در قسمت چهارم خلاصه فصل و نتیجه‌گیری ارائه می‌شود.

1- Threshold Autoregressive
2- Smooth-Transition Autoregressive
3- Markov Switching
4- Tong
5- Pagan
6- Kapetanios & et al



۲-۹. مدل‌های غیرخطی رایج

در مدل‌های غیرخطی رایج فرض بر این است که رفتار متغیرها تحت رژیم‌های متفاوت تغییر می‌کند. در یک دسته‌بندی کلی این مدل‌ها به مدل‌های مارکوف سوئیچینگ و مدل‌های حد آستانه تقسیم می‌شوند. تمرکز ما در این فصل بر مدل‌های حد آستانه است که تغییرات رژیم توسط یک متغیر قابل مشاهده تعیین می‌شود. به طور خاص در مدل‌های غیرخطی تک‌متغیره، تغییر رژیم توسط یکی از وقفه‌های متغیر به عنوان متغیر توضیح‌دهنده تعیین می‌شود. دو نمونه مشهور برای مدل‌های آستانه تک‌متغیره، مدل‌های TAR و STAR است. ویژگی مدل TAR این است که فرض می‌کند یک انتقال شدید مابین رژیم‌ها حادث می‌شود ولی در مدل STAR، تغییرات بین رژیم‌ها به آهستگی صورت می‌پذیرد.

۱-۲-۹. مدل STAR

به طور کلی مدل STAR برای متغیر y_t به صورت زیر نوشته می‌شود:

$$y_t = \theta_1' x_t + \theta_2' x_t F(y_{t-d}; \gamma, c) + \varepsilon_t \quad (1)$$

$$x_t = (1, y_{t-1}, \dots, y_{t-p})'$$

$$\theta_1 = (\theta_{10}, \dots, \theta_{1p})'$$

$$\theta_2 = (\theta_{20}, \dots, \theta_{2p})'$$

در معادله ۱، $F(y_{t-d}; \gamma, c)$ تابع گذار می‌باشد که به مدل اجازه می‌دهد بین دو رژیم متفاوت به آرامی تغییر کند. در تابع گذار، y_{t-d} متغیر گذار، d پارامتر تأخیر، $d > 0$ پارامتر هموارسازی و c پارامتر آستانه است. این تابع بین صفر و یک محدود می‌باشد. تابع گذار می‌تواند شکل‌های مختلفی داشته باشد، در واقع هر شکل از تابع گذار، رفتار متفاوتی از تغییر رژیم را نشان می‌دهد. دو شکل رایج از آن به صورت زیر است:

$$F(y_{t-d}; \gamma, c) = (1 + \exp(-\gamma(y_{t-d} - c)))^{-1} - 0.5 \quad (2)$$

$$F(y_{t-d}; \gamma, c) = (1 - \exp(-\gamma(y_{t-d} - c)^2)) \quad (3)$$

تابع گذار در معادله ۲، تابع لجستیک و در معادله ۳ تابع نمایی است. مدل STAR با تابع گذار لجستیک، LSTAR و با تابع گذار نمایی، ESTAR شناخته می‌شود. استفاده از مدل STAR جهت پیش‌بینی شامل ۵ مرحله می‌باشد:

۱. مشخص کردن وقفه بهینه مدل خودرگرسیون $(AR(p))$

برای مشخص کردن وقفه بهینه مدل خودرگرسیون خطی، با استفاده از تمام داده‌ها از ۱۳۶۹:۲ تا ۱۳۹۰:۴ معیارهای اطلاعاتی آکائیک و شوارتز را با حداکثر طول وقفه ۵ محاسبه می‌کنیم. نتایج نشان می‌دهد هر دو معیار اطلاعاتی مذکور طول وقفه ۲ را برای مدل خطی خودرگرسیون مناسب می‌دانند.



۲. آزمون خطی بودن در مقابل مدل غیرخطی بودن STAR

برای آزمون مزبور بسط تیلور مرتبه سوم تابع گذار را حول $(y_t - c) = 0$ در معادله ۱ به کار می‌بریم:

$$y_t = \beta_0' x_t + \sum_{j=1}^3 \beta_j' x_t y_{t-d}^j + \varepsilon_t \quad (4)$$

$$x_t = (1, y_{t-1}, y_{t-2})'$$

الگوی خطی بر اساس فرضیه صفر $H_0: \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = 0$ مبتنی بر آماره ضریب لاگرانژ یا نسبت F آزمون می‌گردد. این آزمون برای مقادیر مختلف d از ۱ تا ۵ انجام می‌شود. نتایج جدول ۱ نشان می‌دهد که ضریب مربوط به y_{t-1} ، y_{t-2} و y_{t-4} به عنوان متغیرهای گذار، فرض خطی بودن مدل را در سطح ۱ درصد رد می‌کند، اما از بین این سه متغیر، y_{t-1} را به عنوان متغیر گذار برای مدل انتخاب می‌کنیم زیرا P-Value کمتری دارد و فرض خطی بودن را با قابلیت اطمینان بالاتری رد می‌کند.

جدول ۱. نتایج آزمون خطی بودن مدل

d	آماره آزمون (χ^2)	P-Value
۱	۴۷.۹۱	۰.۰۰
۲	۲۰.۸۲	۰.۰۰
۳	۱۱.۰۵	۰.۲۷
۴	۲۲.۵۸	۰.۰۰
۵	۳.۷۱	۰.۹۲

توضیحات: در این جدول، d پارامتر تأخیر می‌باشد و برای انجام آزمون خطی بودن مدل از داده‌های تورم شاخص قیمت مصرف‌کننده از ۱۳۶۹:۲ تا ۱۳۹۰:۴ استفاده شده است. تعداد وقفه‌های مدل خودرگرسیون ۲ می‌باشد.

۳. انتخاب تابع گذار بین دو تابع لجستیک و نمایی

پس از اینکه فرض خطی بودن مدل رد شد و متغیر گذار نیز انتخاب گردید، گام بعدی انتخاب نوع تابع گذار می‌باشد. در مدل‌های STAR، هیچ تئوری صریحی در زمینه انتخاب تابع گذار وجود ندارد. بنابراین انتخاب نوع تابع گذار از میان دو تابع لجستیک و نمایی باید بر اساس داده‌ها و آزمون‌های آماری انجام شود. برای این منظور آزمون‌های زیر را برای معادله ۴ انجام می‌دهیم:

$$H_{01}: \beta_3 = 0$$

$$H_{02}: \beta_2 = 0 \mid \beta_3 = 0$$

$$H_{03}: \beta_1 = 0 \mid \beta_2 = \beta_3 = 0$$

اگر H_{02} رد و دو فرضیه دیگر پذیرفته شود، تابع نمایی و اگر H_{01} یا H_{03} رد شود، تابع لجستیک به عنوان تابع گذار برای مدل STAR انتخاب می‌شود. علاوه بر این اگر هر سه فرضیه رد شوند، با توجه به P-Value، قوی‌ترین رد فرضیه صفر را در نظر می‌گیریم. مطابق این قاعده اگر فرضیه H_{02} به قوی‌ترین شکل رد شود، مدل ESTAR می‌باشد و در غیر این صورت مدل LSTAR انتخاب می‌شود. نتایج جدول ۲ نشان می‌دهد که در سطح اطمینان ۱۰ درصد، هر سه فرضیه رد می‌شوند. به سادگی می‌توان نشان داد که در بسط تیلور مرتبه سوم تابع لجستیک، ضریب β_2 صفر می‌باشد، بنابراین با توجه به مقدار آماره آزمون‌ها، فرضیه H_{02} در مقایسه با دو



فرضیه دیگر به قوی ترین شکل رد می شود و نشان می دهد که بسط تیلور تابع گذار نباید ضریب β_2 را داشته باشد و به عبارتی تابع گذار نمی تواند از نوع لجستیک باشد. بنابراین مدل غیرخطی انتخاب شده ESTAR است.

جدول ۲. نتایج آزمون انتخاب تابع گذار نمایی یا لجستیک

فرضیه	آماره آزمون (χ^2)	P-Value
H_{01}	۳۱.۸۸	۰.۰۰
H_{02}	۳۲.۸۹	۰.۰۰
H_{03}	۵.۶۶	۰.۰۵

توضیحات: این جدول نتایج آزمون های $H_{01}: \beta_3 = 0$, $H_{02}: \beta_2 = 0$ و $H_{03}: \beta_1 = 0 | \beta_2 = \beta_3 = 0$ را برای معادله $y_t = \beta_0 x_t + \sum_{j=1}^3 \beta_j x_t y_{t-d}^j + \varepsilon_t$ جهت انتخاب تابع گذار نشان می دهد. در این معادله $x_t = (1, y_{t-1}, y_{t-2})'$ می باشد.

۴. تخمین پارامترهای STAR

تا این مرحله مشخص شد مدل غیرخطی و نوع تابع گذار، نمایی می باشد. اکنون باید پارامترهای مدل تخمین زده شود. مدل ESTAR را می توان با روش حداقل مربعات غیرخطی (NLS) تخمین زد، ولی به دلیل بالا رفتن تعداد پارامترها تخمین NLS با مشکلات محاسباتی مواجه می شود. لیبورن و همکاران^۱ (۱۹۹۸) روشی را برای غلبه بر این مشکل پیشنهاد داده اند. در این روش دو پارامتر c و α ثابت در نظر گرفته می شوند و مدل به یک مدل خطی نسبت به ضرائب 1 و 2 تبدیل می شود که این ضرائب به روش OLS قابل برآورد می باشند. ترسورتا^۲ (۱۹۹۴) پیشنهاد می کند که مقدار c درصدی از y_{t-d} و بین 1 تا 200 انتخاب شود. مقداری از c و انتخاب می شوند که مجموع مجذور باقیمانده مدل را حداقل سازد. ما در این مطالعه مقدار c را بین مینیمم و ماکزیمم y_{t-d} با گام یک ده هزارم انتخاب نموده ایم. نتایج تخمین مدل با استفاده از تمام داده ها به صورت زیر است:

$$y_t = 0.3446 - 3.3742y_{t-1} + 2.4920y_{t-2} + [-0.3140 + 3.2613y_{t-1} - 2.6617y_{t-2}]. (1) \\ - \exp(-1(y_{t-1} - 0.0371)^2))$$

۵. پیش بینی

پیش بینی یک گام به جلوی مدل های غیرخطی به سادگی مانند مدل های خطی انجام می شود، اما پیش بینی های چند گام به جلو با استفاده از روش های عددی قابل انجام می باشد. برای نشان دادن مطلب، مدل غیرخطی ساده زیر را در نظر می گیریم که شکل بسته معادله ۱ می باشد:

$$y_t = g(z_{t-1}; \theta) + \varepsilon_t \quad (5)$$

$$\varepsilon_t \sim iid(0, \sigma^2)$$

$$z_{t-1} = (1, y_{t-1}, y_{t-2})$$

1- Leybourne et al
2- Terasvirta



پیش‌بینی یک گام به جلو به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$y_{t+1|t} = E(y_{t+1}|z_t) = g(z_t; \theta)$$

اما پیش‌بینی دو گام به جلو کمی پیچیده‌تر است، چون در توابع غیرخطی

$$E(g(\cdot)) \neq g(E(\cdot))$$

بنابراین:

$$y_{t+2|t} = E(y_{t+2}|z_t) = Eg(g(z_t; \theta) + \varepsilon_{t+1}; \theta) = \int g(g(z_t; \theta) + \varepsilon_{t+1}; \theta) dF(\varepsilon) \quad (6)$$

که در این رابطه $F(\varepsilon)$ تابع توزیع تجمعی ε_t می‌باشد. می‌توان از ε_{t+1} صرف‌نظر کرد و از رابطه زیر برای پیش‌بینی دو گام به جلو استفاده نمود:

$$y_{t+2|t}^S = g(z_{t+1|t}; \theta)$$

این نوع پیش‌بینی را تانگ (۱۹۹۰)، «پیش‌بینی اسکلتی»^۱ نامید. از این روش به سادگی می‌توان استفاده نمود اما این پیش‌بینی اریب است و ممکن است کاهش کارایی را در پی داشته باشد (ترسورتا، ۲۰۰۶).

از طرفی انتگرال‌گیری عددی رابطه ۶ خصوصاً با بالارفتن افق پیش‌بینی بسیار وقت‌گیر و دشوار می‌شود. اما از روش‌های شبیه‌سازی مونت کارلو و یا بوت - استرپینگ می‌توان به جای انتگرال‌گیری استفاده کرد. گرنجر و ترسورتا (۱۹۹۳) انتگرال‌گیری عددی از رابطه ۶ را در مقابل دو روش دیگر که به عنوان تقریبی از رابطه ۶ در نظر گرفته می‌شوند، روش دقیق پیش‌بینی می‌نامند. در روش شبیه‌سازی باید یک فرض توزیعی در مورد ε_t در نظر گرفته شود. با بیرون کشیدن نمونه‌های N تایی ε_{t+1} مستقل از هم از توزیع ε_t ، پیش‌بینی دو گام به جلوی مونت کارلو به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$y_{t+2|2}^{MC} = \left(\frac{1}{N}\right) \sum_{i=1}^N g(z_{t+1|t} + \varepsilon_{t+1}^{(i)}; \theta)$$

این روش تقریباً پیش‌بینی نارایی از y_{t+2} ارائه می‌کند. در روش بوت - استرپ، بدون اعمال هیچ فرض توزیعی در مورد ε_t ، نمونه‌های N تایی مستقل از هم از ε_t با جایگذاری به عنوان $\hat{\varepsilon}_{t+1}$ بیرون کشیده می‌شود. پیش‌بینی حاصل به شکل زیر است:

$$y_{t+2|2}^B = \left(\frac{1}{N}\right) \sum_{i=1}^N g(z_{t+1|t} + \hat{\varepsilon}_{t+1}^{(i)}; \theta)$$

این روش نسبت به واریانس ناهمسانی غیرشرطی فرایند جزء خطا پایدار است.

این دو روش به همین ترتیب برای پیش‌بینی‌های چند گام به جلو نیز قابل تعمیم است. در پیش‌بینی‌های h گام به جلو، $h > 1$ ، مجموعه‌های جزء خطای $\{\varepsilon_{t+1}, \dots, \varepsilon_{t+h-1}\}$ به روش شبیه‌سازی و یا بوت - استرپ بیرون کشیده می‌شوند و از آنها برای پیش‌بینی استفاده می‌شود. در این مطالعه برای پیش‌بینی گام‌های دوم تا چهارم از روش بوت - استرپ استفاده می‌کنیم، چون همان‌طور که گفته شد در این روش هیچ فرضی در مورد توزیع جزء خطا اعمال نمی‌شود. جدول ۳ مدل‌های پیش‌بینی گام‌های اول تا چهارم را بر اساس مدل برآوردشده نشان می‌دهد.



جدول ۳. مدل‌های ESTAR و پیش‌بینی‌های گام اول تا چهارم

افق پیش‌بینی	مدل
	$y_t = \theta_{10} + \theta_{11}y_{t-1} + \theta_{12}y_t + (\theta_{20} + \theta_{21}y_{t-1} + \theta_{21}y_{t-2}).(1 - \exp(-\gamma(y_{t-1} - c)^2)) + \varepsilon_t$
$h=1$	$\hat{y}_{t+1} = \theta_{10} + \theta_{11}y_t + \theta_{12}y_{t-1} + (\theta_{20} + \theta_{21}y_t + \theta_{21}y_{t-1}).(1 - \exp(-\gamma(y_t - c)^2))$
$h=2$	$\hat{y}_{t+2} = \theta_{10} + \theta_{11}\hat{y}_{t+1} + \theta_{12}y_t + (\theta_{20} + \theta_{21}(\hat{y}_{t+1} + \varepsilon_{t+1}) + \theta_{21}y_t).(1 - \exp(-\gamma(\hat{y}_{t+1} + \varepsilon_{t+1} - c)^2))$
$h=3$	$\hat{y}_{t+3} = \theta_{10} + \theta_{11}\hat{y}_{t+2} + \theta_{12}\hat{y}_{t+1} + (\theta_{20} + \theta_{21}(\hat{y}_{t+2} + \varepsilon_{t+2}) + \theta_{21}(\hat{y}_{t+1} + \varepsilon_{t+1})).(1 - \exp(-\gamma(\hat{y}_{t+2} + \varepsilon_{t+2} - c)^2))$
$h=4$	$\hat{y}_{t+4} = \theta_{10} + \theta_{11}\hat{y}_{t+3} + \theta_{12}\hat{y}_{t+2} + (\theta_{20} + \theta_{21}(\hat{y}_{t+3} + \varepsilon_{t+3}) + \theta_{21}(\hat{y}_{t+2} + \varepsilon_{t+2})).(1 - \exp(-\gamma(\hat{y}_{t+3} + \varepsilon_{t+3} - c)^2))$

توضیحات: این جدول میانگین شرطی مدل ESTAR را در افق‌های پیش‌بینی ۱ تا ۴ گام به جلو نشان می‌دهد.

۲-۲-۹. مدل TAR

مدل TAR نخستین بار توسط تانگ (۱۹۷۸)، تانگ و لیم^۱ (۱۹۸۰) و تانگ (۱۹۸۳) معرفی شد. در این مدل رفتار یک متغیر توسط مجموعه متناهی از مدل‌های خودرگرسیون خطی توصیف می‌شود که مدل خودرگرسیون مناسب در هر نقطه از زمان از مقایسه یکی از وقفه‌های متغیر نسبت به مقدار آستانه تعیین می‌شود.

در این مطالعه مدل TAR را با دو رژیم متفاوت برای پیش‌بینی تورم مورد بررسی قرار می‌دهیم. این مدل به صورت زیر قابل نمایش می‌باشد:

$$y_t = \begin{cases} \phi_0^1 + \sum_{i=1}^{p^1} \phi_i^1 y_{t-i} + \varepsilon_t^1, & y_{t-d} \leq c \\ \phi_0^2 + \sum_{i=1}^{p^1} \phi_i^2 y_{t-i} + \varepsilon_t^2, & y_{t-d} > c \end{cases}$$

که در آن c نشان‌دهنده مقدار آستانه و d پارامتر تأخیر می‌باشد.

تخمین این مدل شامل ۳ مرحله می‌باشد که توسط تانگ (۱۹۸۳) پیشنهاد شده است:

برای مقادیر داده‌شده d و c ، برای هر یک از دو زیرمجموعه داده‌ها، مدل‌های خودرگرسیون به طور جداگانه به روش OLS تخمین زده می‌شوند که در هر کدام از مدل‌ها وقفه بهینه با معیار اطلاعاتی شوارتز تعیین می‌شود.

۱. با ثابت نگه‌داشتن d ، مقدار c در مجموعه مقادیر ممکن آن تغییر داده می‌شود و مدل‌های خودرگرسیون دوباره تخمین زده می‌شوند.

۲. با تغییر مقدار d ، مراحل ۱ و ۲ تکرار می‌شوند. مقادیر بهینه برای d و c متناظر با مینیمم جمع معیار شوارتز برای دو مدل خودرگرسیون می‌باشد.

در قسمت قبل مشخص شد که به ازای $d=1$ ، فرض خطی بودن با اطمینان بالایی رد می‌شود، بنابراین در این قسمت نیز d را برابر ۱ گرفته و برای تعیین بازه مناسب برای c ، داده‌ها را از کوچک به بزرگ مرتب می‌کنیم و ۴۰ درصد از داده‌های ابتدایی و ۴۰ درصد از



داده‌های انتهایی را خارج می‌کنیم. بنابراین مقدار c یکی از مقادیر موجود در ۲۰ درصد میانی مشاهدات خواهد بود. با این کار شرط حداقل مشاهدات لازم برای تخمین دو مدل خودرگرسیون در دو بازه قبل و بعد از آستانه نیز تأمین خواهد شد^۱ (ترسورتا، ۲۰۰۶).

۹-۳. ارائه نتایج

جدول ۱ میزان RMSFE مدل‌های TAR و ESTAR را با مدل‌های پایه $AR(1)$ و گام تصادفی مقایسه می‌نماید. نتایج این جدول حاکی از آن است که در کلیه افق‌های پیش‌بینی عملکرد مدل TAR نسبت به مدل ESTAR و گام تصادفی بهتر است هرچند که نسبت به مدل $AR(1)$ عملکرد بدتری دارد.

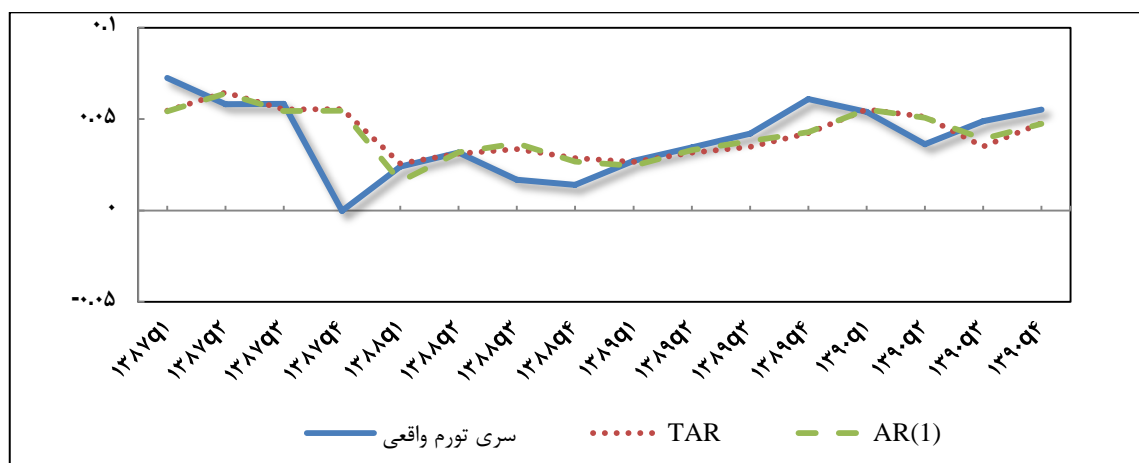
جدول ۱. مقادیر RMSFE روش‌های مختلف پیش‌بینی فصلی تورم

مدل	یک گام به جلو	دو گام به جلو	سه گام به جلو	چهار گام به جلو
TAR	۰.۰۱۷۴	۰.۰۲۰۰	۰.۰۲۱۲	۰.۰۲۳۱
ESTAR	۰.۰۲۴۳	۰.۰۳۴۴	۰.۴۲۹	۲۶۵.۹۹
$AR(1)$	۰.۰۱۷۱	۰.۰۱۹۷	۰.۰۲۰۹	۰.۰۲۱۴
Random.walk	۰.۰۱۹۲	۰.۰۲۳۷	۰.۰۲۶۷	۰.۰۲۹۵

توضیحات: دوره تخمین، فصل اول ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۶ و دوره پیش‌بینی، فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ می‌باشد. مدل گام تصادفی دارای جمله رانش است.

نمودارهای ۱ تا ۴ عملکرد مدل TAR را در افق‌های پیش‌بینی مختلف با بهترین مدل پایه مقایسه می‌نماید.

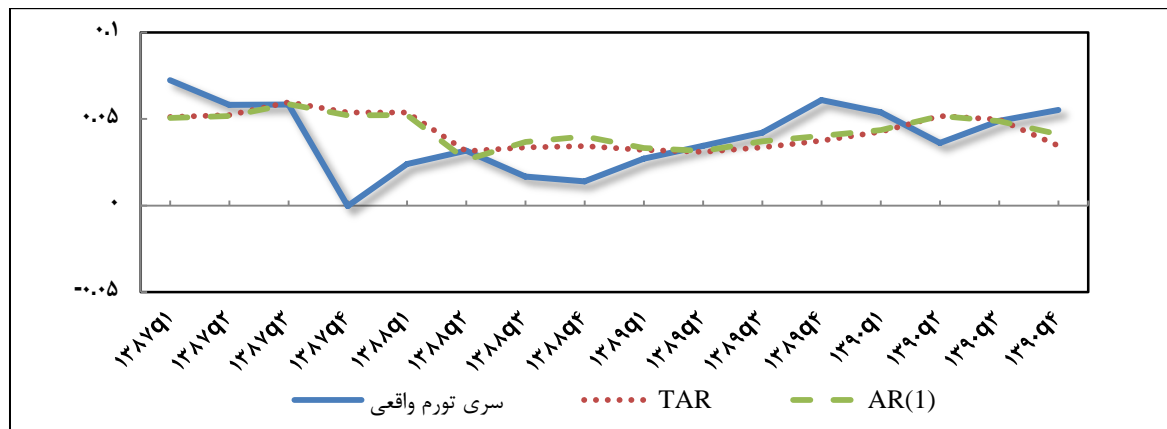
نمودار ۱. پیش‌بینی یک گام به جلو تورم با استفاده از مدل TAR و بهترین مدل پایه



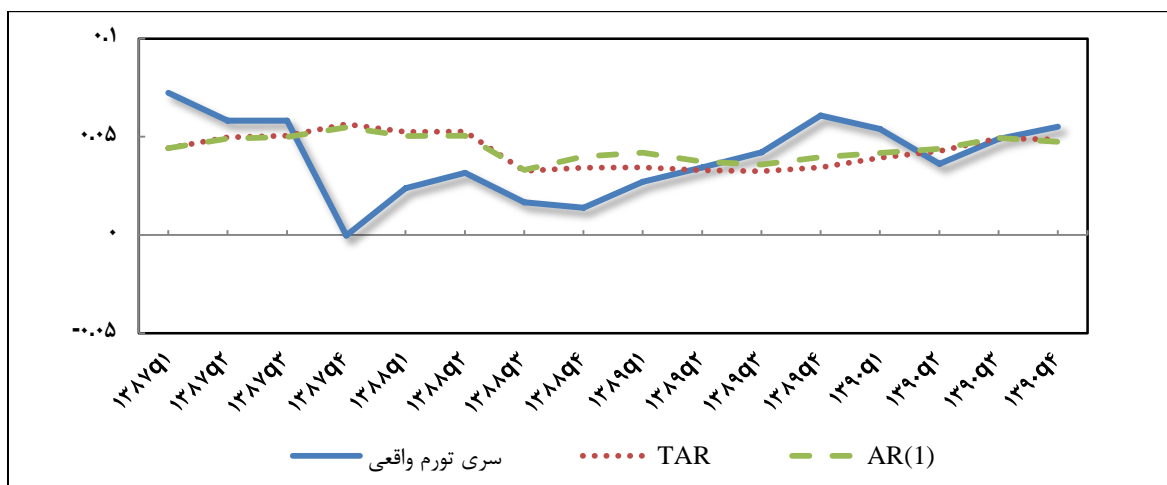
۱- علت این است که اگر c برابر با اولین مشاهده از ۲۰ درصد موجود تعیین شود آنگاه ۴۰ درصد اول کل مشاهدات برای تخمین رگرسیون اول و ۶۰ درصد باقیمانده مشاهدات برای تخمین رگرسیون دوم استفاده می‌گردند و با کمبود داده برای تخمین هیچ یک از دو رگرسیون مواجه نخواهیم شد. چنانچه c برابر با آخرین مشاهده از ۲۰ درصد موجود تعیین شود نیز شرایط مشابهی وجود خواهد داشت به طوری که ۶۰ درصد اول کل مشاهدات برای تخمین رگرسیون اول و ۴۰ درصد باقیمانده مشاهدات برای تخمین رگرسیون دوم استفاده می‌گردند.



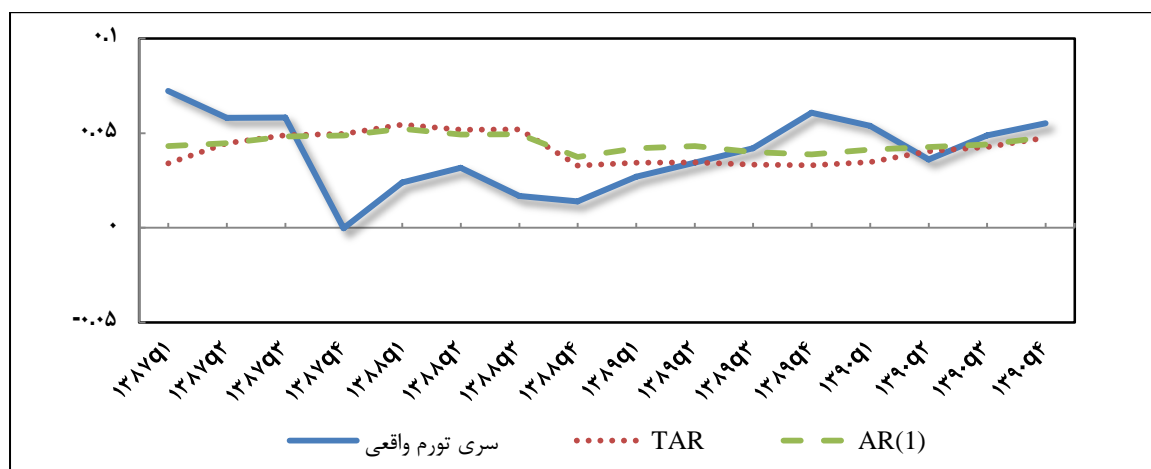
نمودار ۲. پیش‌بینی دو گام به جلو تورم با استفاده از مدل TAR و بهترین مدل پایه



نمودار ۳. پیش‌بینی سه گام به جلو تورم با استفاده از مدل TAR و بهترین مدل پایه



نمودار ۴. پیش‌بینی چهار گام به جلو تورم با استفاده از مدل TAR و بهترین مدل پایه





جدول ۲ نتایج آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته را به نمایش می‌گذارد. نتایج این جدول نشان می‌دهد که در افق یک گام به جلو تفاوت معناداری میان عملکرد مدل‌های مختلف وجود ندارد. در افق‌های ۲ و ۳ گام به جلو، عملکرد مدل TAR نسبت به مدل گام تصادفی به طور معناداری بهتر است اما تفاوت معناداری با مدل AR(1) ندارد. در افق ۴ گام به جلو، مدل TAR نسبت به مدل AR(1) به طور معناداری بدتر عمل می‌کند.

جدول ۲. نتایج آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته

پیش‌بینی یک گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۵۰	۰.۶۸	۱.۰۱	مدل TAR نسبت به AR(1)
۰.۱۶	-۱.۴۶	۰.۹۰	مدل TAR نسبت به Random walk
پیش‌بینی دو گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۶۷	۰.۴۲	۱.۰۱	مدل TAR نسبت به AR(1)
۰.۰۵	-۲.۱۲	۰.۸۴	مدل TAR نسبت به Random walk
پیش‌بینی سه گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۶۹	۰.۳۹	۱.۰۱	مدل TAR نسبت به AR(1)
۰.۰۴	-۲.۱۶	۰.۷۹	مدل TAR نسبت به Random walk
پیش‌بینی چهار گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۰۴	۲.۱۶	۱.۰۸	مدل TAR نسبت به AR(1)
بسیار نزدیک صفر	-۵.۵۸	۰.۷۸	مدل TAR نسبت به Random walk

توضیحات: دوره تخمین، فصل اول ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۶ و دوره پیش‌بینی، فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ می‌باشد. مدل گام تصادفی دارای جمله رانش است.

۹-۳-۱. تحلیل عملکرد ضعیف مدل ESTAR در پیش‌بینی

پیش‌بینی سه و چهار گام به جلو تورم فصلی مدل ESTAR به ترتیب اعداد ۱۷۳ درصد (فصل سوم ۸۸) و منفی ۱۰۶۳ درصد (فصل چهارم ۸۸) خواهد بود. تورم فصل سوم ۱۳۸۷ معادل ۵/۸ درصد می‌باشد ولی در فصل چهارم ۱۳۸۷ ناگهان به منفی ۰.۰۲ درصد کاهش یافته و در فصل اول ۱۳۸۸ افزایش یافته و به ۲/۳ درصد می‌رسد. به این ترتیب فصل چهارم ۱۳۸۷ نقطه شکست محسوب می‌شود. با ملاحظه مقادیر بالای RMSFE مدل ESTAR در افق‌های سه و چهار گام به جلو نیز می‌توان تأثیر شدید اضافه‌شدن تورم فصل چهارم ۱۳۸۷ به دوره تخمین را مشاهده نمود. در ادامه به ارائه دلایل این امر خواهیم پرداخت.



در مدل ESTAR مقدار پارامترها در دوره t تابع مقدار F در دوره t می‌باشند. مقدار F نیز در این دوره تابعی از وقفه اول متغیر وابسته (تورم) می‌باشد. بنابراین نقاط شکست موجود در وقفه تورم از کانال F بر تخمین پارامترها در دوره t تأثیر گذاشته و پیش‌بینی‌های k گام به جلو ($k=1,2,3,4$) را نیز تحت الشعاع قرار می‌دهد. به این ترتیب رفتار پارامترها تابعی از وضعیت متغیر تورم است. اگر نقاط شکستی در تورم وجود داشته باشد، تأثیر این نقاط شکست با یک وقفه به پارامترها منتقل شده و عملکرد پیش‌بینی تورم را به شدت متأثر می‌نماید. به این ترتیب چنانچه در دوره پیش‌بینی، تورم دچار نقاط شکست باشد نمی‌توان از روش ESTAR انتظار داشت که عملکرد خوبی در پیش‌بینی k گام به جلو داشته باشد. مدل ESTAR زمانی می‌تواند مدل مناسبی برای پیش‌بینی تلقی شود که یکی از دو حالت زیر اتفاق بیفتد.

حالت اول. تورم در دوره پیش‌بینی دچار شکست نشود.

حالت دوم. چنانچه در دوره پیش‌بینی شکستی در تورم رخ داد، این شکست به آهستگی اصلاح شود تا پارامترهای تخمین زده شده و متأثر از شکست تورم، بتوانند مقدار تورم در نقاط بعد از شکست را به درستی پیش‌بینی نمایند. وقتی تورم به آهستگی اصلاح شده و به مسیر بلندمدت خود برگردد، پارامترها نیز به آهستگی خود را اصلاح کرده و در پیش‌بینی تورم عملکرد بهتری خواهند داشت.

در این قسمت نشان می‌دهیم که اگر شکستی در تورم اتفاق نیفتاده بود آنگاه روش ESTAR می‌توانست روش مناسبی برای پیش‌بینی تورم محسوب شود. به این منظور نرخ تورم فصل چهارم ۱۳۸۷ را معادل میانگین ساده‌ای از تورم فصل قبل و بعد از آن در نظر گرفته و تخمین و پیش‌بینی را انجام می‌دهیم. جدول ۳ مقادیر RMSFE روش ESTAR را نشان می‌دهد. نتیجه جدول نشان می‌دهد که اگر تغییر شدیدی در مقادیر واقعی تورم اتفاق نیفتد این مدل می‌تواند عملکرد مطلوبی در پیش‌بینی داشته باشد.

جدول ۳. RMSFE مدل ESTAR

چهار گام به جلو	سه گام به جلو	دو گام به جلو	یک گام به جلو	مدل
۰.۰۲۸۲	۰.۰۲۰۷	۰.۰۱۶۵	۰.۰۱۲۰	ESTAR

توضیحات: دوره تخمین، فصل اول ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۶ و دوره پیش‌بینی، فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ می‌باشد.

۴-۹. خلاصه فصل و نتیجه‌گیری

در این فصل به بررسی این موضوع پرداختیم که آیا به کارگیری مدل‌های غیرخطی (STAR و TAR) نسبت به مدل‌های خطی عملکرد بهتری در پیش‌بینی تورم دارد. نتیجه اول این فصل این است که عملکرد مدل‌های غیرخطی در هیچ یک از افق‌های پیش‌بینی نسبت به مدل پایه $AR(1)$ بهتر نیست. نتیجه دوم اینکه، چنانچه در دوره پیش‌بینی تغییر شدیدی در تورم اتفاق افتاده باشد، عملکرد مدل STAR در بلندمدت به طور معناداری تضعیف می‌شود.



مراجع

- Granger, C. W. J., and T. Terasvirta. *Modeling Nonlinear Economic Relationships*. Oxford: Oxford University Press, 1993.
- Kapetanios, G., V. Labhard, and S. Price. "Forecast Combination and the Bank of England's Suite of Statistical Forecasting Models." *Bank of England Working Paper, no 323*, 2007.
- Leybourne, S., P. Newbold, and D. Vougas. "Unit Roots and Smooth Transitions." *Journal of Time Series Analysis* 19, 1998: 83-97.
- Pagan, A. *Report on Modeling and Forecasting at the Bank of England*. Bank of England Quarterly Bulletin, 2003.
- Terasvirta, T. "Specification, Estimation, and Evaluation of Smooth Transition Autoregressive Models." *Journal of the American Statistical Association* 89, 1994: 208-218.
- Terasvirta, T. "Univariate Nonlinear Time series Models." In *Palgrave Handbook of Econometrics: Econometrics Theory*, by T.C. Mills, K. Patterson and Foreword by Sir Clive Granger. NY: Palgrave Macmillan, 2006.
- Tong, H. *Non-linear Time Series: A Dynamical System Approach*. Oxford, U.K.: Oxford university Press, 1990.
- Tong, H. "On a Threshold Model." In *Pattern Recognition and Signal Processing*, by C. H. Chen. Amsterdam: Sijthoff and Noordhoff, 1978.
- _____. *Threshold Models in Non-linear Time Series Analysis*. Verlag: Springer, 1983.
- Tong, H., and K. S. Lim. "Threshold Autoregression, Limit Cycles and Cyclical Data." *Journal of the Royal Statistical Society B* 42, 1980: 245-292.

فصل دهم

پیش‌بینی تورم با استفاده از مدل ARDL

پیش‌بینی تورم با استفاده از مدل^۱ ARDL

۱-۱۰. مقدمه

روابط بین متغیرهای اقتصادی چنان فراگیر و پیچیده است که نمی‌توان فرض کرد یک متغیر تنها با یک یا چند متغیر دیگر در ارتباط است. این موضوع در مورد نرخ تورم اهمیت بیشتری پیدا می‌کند. نظریه‌های اقتصادی مانند منحنی فیلپس، نظریه مقداری پول و نظریه ساختار زمانی نرخ بهره^۲، رابطه بین نرخ تورم را تنها با برخی از متغیرها فراهم می‌کنند، در حالی که در عمل، حجم گسترده‌ای از داده‌های اقتصادی وجود دارد که می‌تواند به پیش‌بینی تورم کمک کند. برکچیان و عطریان‌فر (۱۳۹۰) در مقاله خود از مجموعه داده‌های نسبتاً گسترده موجود از بخش‌های مختلف اقتصادی برای پیش‌بینی نرخ تورم با استفاده از مدل ARDL استفاده کرده‌اند و به طور مشخص به این سؤال پاسخ می‌دهند که در میان طیف وسیعی از داده‌های موجود، کدام یک دارای محتوای اطلاعاتی بیشتری برای پیش‌بینی نرخ تورم است. در مطالعه یادشده، دوره پیش‌بینی و ارزیابی از ۱۳۷۷:۴ تا ۱۳۸۷:۲ بوده است، لذا با توجه به اینکه دوره پیش‌بینی و ارزیابی در «جعبه ابزار پیش‌بینی تورم» از ۱۳۸۷:۱ تا ۱۳۹۰:۴ می‌باشد، لازم است با به‌روزرسانی داده‌های مربوط به ۱۰ متغیری که بهترین عملکرد را در میان ۸۰ متغیر داشته‌اند از آنها برای پیش‌بینی تورم استفاده کنیم. اما متأسفانه داده‌های مربوط به برخی از ۱۰ متغیر برتر تا ۱۳۹۰:۳ در دسترس نمی‌باشند، لذا تنها می‌توان از متغیرهای مربوط به ۴ گروه از زیراجزای شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی، قیمت سکه تمام بهار طرح قدیم و حجم پول استفاده کرد.^۳ بنابراین برای هر کدام از متغیرها، یک مدل ARDL مانند زیر برآورد می‌گردد:

$$x_{t+h} = \alpha + \sum_{i=0}^p \beta_i x_{t-i} + \sum_{j=0}^q \beta_j x_{t-j}$$

در معادله بالا، π همان متغیر هدف یا نرخ تورم و x متغیر توضیح‌دهنده و h نمایانگر افق پیش‌بینی است. p و q نمایانگر وقفه‌های به‌کاررفته برای متغیر هدف و متغیر توضیح‌دهنده در سمت راست معادله می‌باشد که توسط معیار اطلاعاتی شوارتز تعیین می‌گردد.

1- Auto Regressive Distributed Lag

2- Term Structure Theory of Interest Rate

۳- ۶ متغیر مذکور پس از لگاریتم‌گیری تعدیل فصلی شده و سپس با یک بار تفاضل‌گیری مانا گردیده‌اند. بنابراین هر جا که در مورد یکی از این متغیرها سخن به میان آید، منظور نرخ رشد آن متغیر می‌باشد.

۴- برخی از این متغیرها که به طور بالقوه می‌توانند دارای محتوای اطلاعاتی باشند دارای فرم اسمی و حقیقی می‌باشند مانند حجم پول و قیمت سکه. برای استفاده از این متغیرها در پیش‌بینی از فرم اسمی و حقیقی آنها استفاده شده است تا بررسی شود کدام یک حاوی اطلاعات بیشتری جهت پیش‌بینی تورم می‌باشد.



همان طور که از این معادله قابل تشخیص است، در این مطالعه از روش مستقیم^۱ برای پیش‌بینی با افق‌های بالاتر از یک فصل استفاده شده است.

۲-۱۰. نتایج

جدول ۱، محتوای اطلاعاتی متغیرهای به‌کاررفته را در هر افق پیش‌بینی به لحاظ معیار RMSFE نشان می‌دهد. نتایج حاکی از آن است که متغیر قیمت سکه تمام بهار طرح قدیم در افق ۱ فصل و متغیر حجم پول در سایر افق‌ها بهترین عملکرد پیش‌بینی را در بین ۶ متغیر دارند.

اما در مطالعات انجام‌شده در این حوزه، تاکنون فرایند انتخاب وقفه‌ها در مدل همواره به صورت تجمعی انجام شده است و از میان آنها طول وقفه بهینه با یکی از معیارهای اطلاعاتی انتخاب گردیده است. یعنی اگر طول وقفه بهینه برای وقفه‌های مربوط به تورم ۴ و برای متغیر توضیح‌دهنده، ۳ باشد، تمام وقفه‌های ۱، ۲، ۳ و ۴ برای تورم و تمام وقفه‌های ۱، ۲ و ۳ برای متغیر توضیح‌دهنده در مدل در نظر گرفته می‌شود و لذا تمام ترکیب‌های موجود از وقفه‌ها بررسی نمی‌شود.^۲ در فصل اول گزارش در پیش‌بینی تورم به روش خودرگرسیون بدون در نظر گرفتن معیارهای اطلاعاتی و با استفاده از تمام ترکیب‌های ممکن از وقفه‌ها نشان داده شد که در هر یک از افق‌های پیش‌بینی ترکیبی از وقفه‌ها وجود دارد که می‌تواند سبب بهبود جزئی در دقت پیش‌بینی شود. بنابراین در این فصل نیز بدون در نظر گرفتن معیارهای اطلاعاتی و با ثابت نگه‌داشتن هر یک از ترکیب‌های ممکن از وقفه‌ها، با هریک از ۶ متغیر پیش‌بینی گام‌های اول تا چهارم تورم محاسبه و بررسی می‌شود که در هر کدام از افق‌های پیش‌بینی کدام ترکیب، پیش‌بینی دقیق‌تری را ارائه می‌دهد. جدول ۱ RMSFE بهترین ترکیب ثابت از وقفه‌ها را برای هر یک از متغیرهای توضیح‌دهنده در افق‌های ۱ تا ۴ گام به جلو نشان می‌دهد. نتایج جدول حاکی از آن است که استفاده از بهترین ترکیب ثابت از وقفه‌ها نسبت به وقفه‌های تجمعی، برای تمام متغیرهای توضیح‌دهنده در مدل و در هر ۴ افق پیش‌بینی دقت پیش‌بینی را افزایش می‌دهد.

1- Direct

۲- اگر حداکثر طول وقفه را برای وقفه‌های تورم، n و برای وقفه‌های متغیر توضیح‌دهنده، m در نظر بگیریم تمام ترکیب‌های ممکن از وقفه‌ها برابر با $(2^n - 1) \times (2^m - 1)$ خواهد بود. در این مطالعه m و n را ۳ در نظر می‌گیریم.



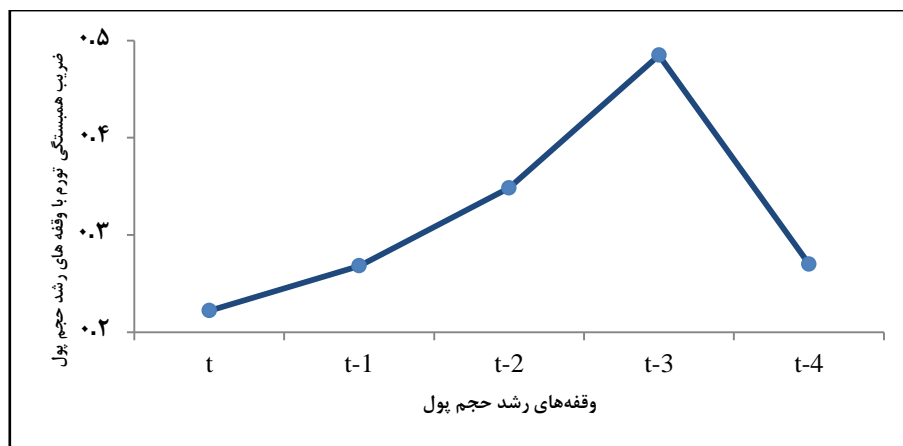
جدول ۱. عملکرد پیش‌بینی مدل ARDL براساس معیار RMSFE

نام متغیر	وقفه‌های تجمعی با معیار شوارتز				بهترین ترکیب ثابت از وقفه‌ها			
	h=1	h=2	h=3	h=4	h=1	h=2	h=3	h=4
قیمت سکه	۰.۰۱۷۰	۰.۰۱۹۵	۰.۰۲۰۹	۰.۰۲۱۹	۰.۰۱۶۷	۰.۰۱۸۹	۰.۰۲۰۱	۰.۰۲۱۷
حجم پول	۰.۰۱۷۴	۰.۰۱۵۹	۰.۰۱۵۱	۰.۰۱۸۴	۰.۰۱۴۷	۰.۰۱۲۶	۰.۰۱۲۵	۰.۰۱۶۲
شاخص قیمت خوراکی‌ها و آشامیدنی‌ها	۰.۰۱۷۶	۰.۰۲۰۴	۰.۰۲۱۷	۰.۰۲۲۲	۰.۰۱۷۲	۰.۰۲۰۲	۰.۰۲۰۷	۰.۰۲۲۱
شاخص قیمت دخانیات	۰.۰۱۸۱	۰.۰۲۰۶	۰.۰۲۲۶	۰.۰۲۲۵	۰.۰۱۶۶	۰.۰۲۰۵	۰.۰۲۱۵	۰.۰۲۱۹
شاخص قیمت ارتباطات	۰.۰۱۷۳	۰.۰۲۰۸	۰.۰۲۱۳	۰.۰۲۰۴	۰.۰۱۷۰	۰.۰۱۹۷	۰.۰۱۹۵	۰.۰۱۹۸
شاخص قیمت حمل و نقل	۰.۰۱۸۶	۰.۰۲۱۴	۰.۰۲۱۱	۰.۰۲۰۶	۰.۰۱۶۳	۰.۰۱۸۰	۰.۰۱۹۵	۰.۰۲۰۴
مدل‌های پایه								
خودرگرسیون	۰.۰۱۸۶	۰.۰۲۱۶	۰.۰۲۱۹	۰.۰۲۲۳	۰.۰۱۷۶	۰.۰۲۱۶	۰.۰۲۱۵	۰.۰۲۱۵
گام تصادفی خالص	۰.۰۱۹۷	۰.۰۲۵۴	۰.۰۲۶۵	۰.۰۲۹۷	-	-	-	-

توضیحات: دوره تخمین، فصل دوم ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۶ و دوره پیش‌بینی، فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ می‌باشد.

همچنین جدول ۱ نشان می‌دهد که بهترین پیش‌بینی مدل ARDL در ۴ افق پیش‌بینی با متغیر حجم پول و بهترین ترکیب ثابت از وقفه‌ها تولید می‌شود و نسبت به مدل‌های پایه نیز عملکرد بهتری دارند. نکته جالب توجه دیگر اینکه پیش‌بینی‌های ۲ و ۳ گام به جلو با متغیر حجم پول (با وقفه‌ای تجمعی و یا بهترین ترکیب ثابت از وقفه‌ها) نسبت به پیش‌بینی ۱ گام به جلو از دقت بالاتری برخوردارند. نمودار ۱ ضریب همبستگی تورم را با وقفه‌های حجم پول نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود که ضریب همبستگی تورم تا وقفه سوم حجم پول مثبت و صعودی است و سپس در وقفه چهارم کاهش می‌یابد. این موضوع نشان می‌دهد که احتمالاً رشد حجم پول بیشترین اثر خود را بر تورم پس از ۳ فصل نشان می‌دهد و این با نتایج به دست آمده در جدول ۱ نیز هماهنگ است.

نمودار ۱. ضریب همبستگی تورم با وقفه‌های رشد حجم پول



توضیحات: در این نمودار از داده‌های مربوط به تورم و نرخ رشد حجم پول از ۱۳۶۹:۲ تا ۱۳۹۰:۴ استفاده شده است.



جدول ۲ در هر افق پیش‌بینی عملکرد بهترین مدل ARDL را با مدل خودرگرسیون مستقیم (با بهترین ترکیب ثابت از وقفه‌ها) و گام تصادفی خالص به عنوان مدل‌های پایه مقایسه می‌کند. نتایج نشان می‌دهد که برتری بهترین مدل ARDL در افق‌های ۲ تا ۴ گام به جلو نسبت به مدل پایه گام تصادفی خالص به لحاظ آماری معنادار است.

جدول ۲. نتایج آزمون دیبلد - ماریانو تغییر یافته

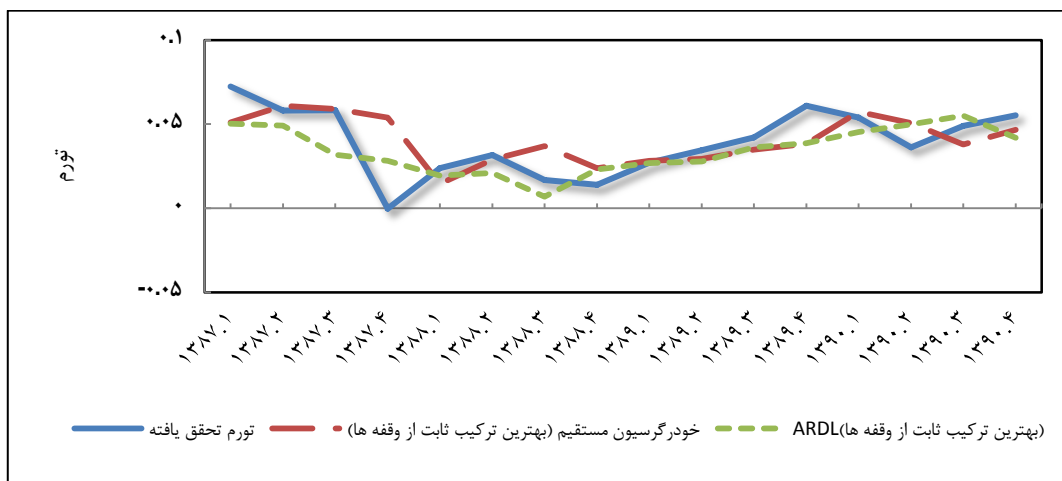
پیش‌بینی یک گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۳۱	-۱.۰۴	۰.۷۴	مدل ARDL نسبت به مدل گام تصادفی خالص
۰.۵۱	-۰.۶۶	۰.۸۴	مدل ARDL نسبت به مدل خودرگرسیون
پیش‌بینی دو گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۰۹*	-۱.۷۷	۰.۴۹	مدل ARDL نسبت به مدل گام تصادفی خالص
۰.۱۵	-۱.۵۲	۰.۵۸	مدل ARDL نسبت به مدل خودرگرسیون
پیش‌بینی سه گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۰۸*	-۱.۸۵	۰.۴۷	مدل ARDL نسبت به مدل گام تصادفی خالص
۰.۱۲	-۱.۶۴	۰.۵۸	مدل ARDL نسبت به مدل خودرگرسیون
پیش‌بینی چهار گام به جلو			
P-Value	آماره آزمون	نسبت RMSFE دو روش	مقایسه دو روش
۰.۰۰**	-۳.۷۲	۰.۵۵	مدل ARDL نسبت به مدل گام تصادفی خالص
۰.۱۶	-۱.۴۸	۰.۷۵	مدل ARDL نسبت به مدل خودرگرسیون

توضیحات: در این جدول دقت پیش‌بینی بهترین ترکیب ثابت از وقفه‌های مدل ARDL با روش خودرگرسیون مستقیم (بهترین ترکیب ثابت از وقفه‌ها) و همچنین مدل گام تصادفی خالص به عنوان مدل‌های پایه در افق‌های پیش‌بینی ۱ تا ۴ فصل از لحاظ آماری آزمون می‌گردد. دوره تخمین، فصل دوم ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۶ و دوره پیش‌بینی، فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ می‌باشد. علامت * در ستون چهارم نشان‌دهنده تفاوت معنادار دو روش رقیب در سطح ۱۰ درصد و ** در سطح ۵ درصد است.

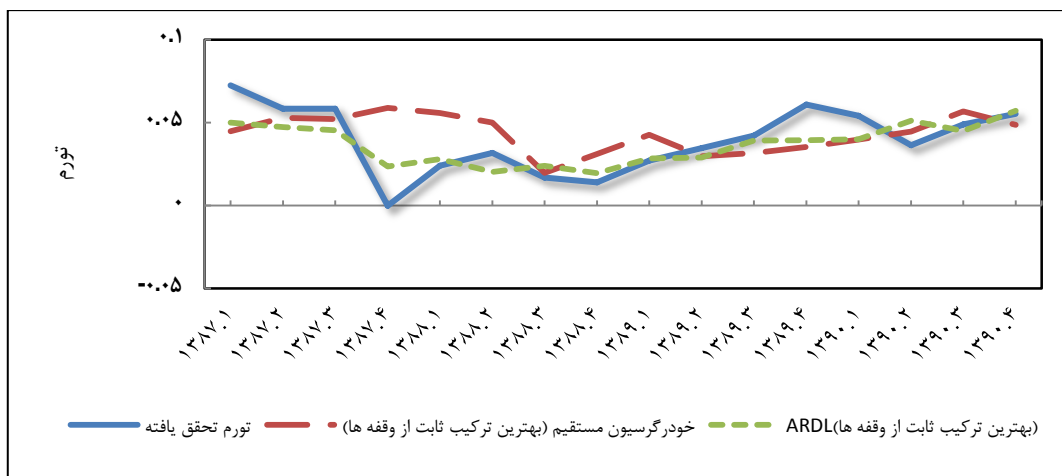
نمودارهای ۲ تا ۵ سری پیش‌بینی تورم را با مدل ARDL (بهترین ترکیب ثابت از وقفه‌ها با متغیر حجم پول) در مقابل مدل خودرگرسیون مستقیم با بهترین ترکیب ثابت از وقفه‌ها و مقدار تحقق‌یافته تورم در افق‌های ۱ تا ۴ گام به جلو نشان می‌دهد.



نمودار ۲. پیش‌بینی تورم با مدل ARDL و مدل خودرگرسیون تکرارشونده (یک گام به جلو)

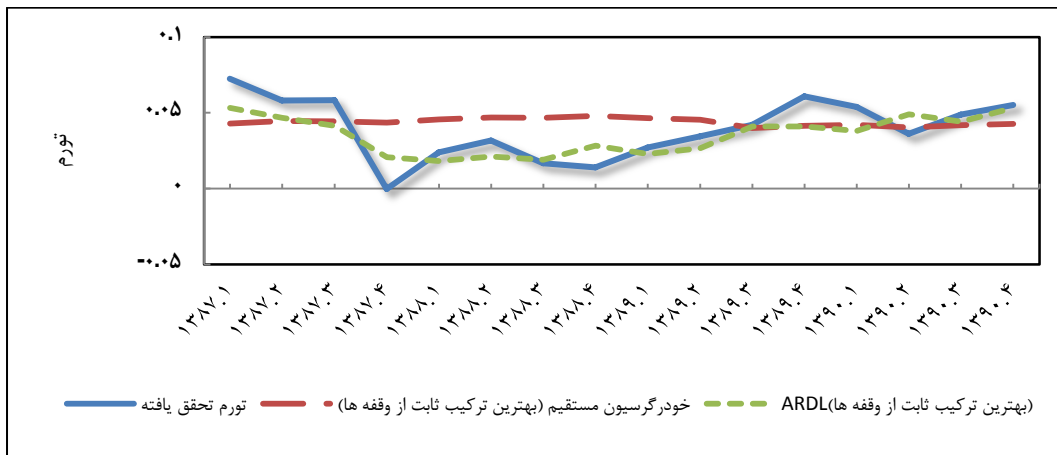


نمودار ۳. پیش‌بینی تورم با مدل ARDL و مدل خودرگرسیون تکرارشونده (دو گام به جلو)

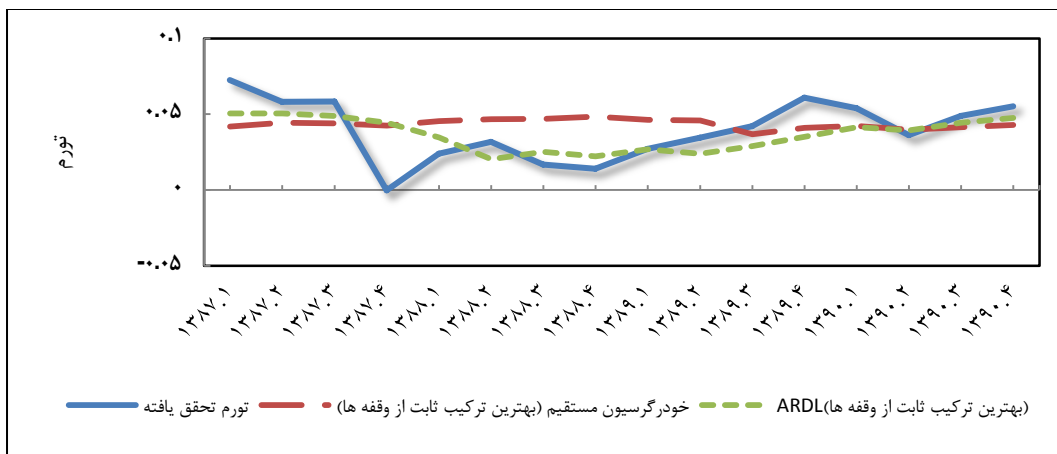




نمودار ۴. پیش‌بینی تورم با مدل ARDL و مدل خودرگرسیون تکرارشونده (سه گام به جلو)



نمودار ۵. پیش‌بینی تورم با مدل ARDL و مدل خودرگرسیون تکرارشونده (چهار گام به جلو)



۳-۱۰. خلاصه فصل و نتیجه‌گیری

در این فصل دقت پیش‌بینی تورم با استفاده از مدل ARDL با ۶ متغیر شامل ۴ گروه از زیراجزای شاخص قیمت کالاها و خدمات مصرفی، قیمت سکه تمام بهار طرح قدیم و حجم پول بررسی شد. نتایج نشان می‌دهد که بر اساس معیار شوارتز برای تعیین طول وقفه‌ها، متغیر قیمت سکه در افق ۱ فصل و متغیر حجم پول در سایر افق‌ها حاوی بیشترین اطلاعات در پیش‌بینی تورم می‌باشند. همچنین بدون در نظر گرفتن وقفه‌های تجمعی و استفاده از تمام ترکیب‌های ممکن از وقفه‌ها نشان داده شد که این روش برای ۶ متغیر مذکور و در ۴ افق پیش‌بینی سبب بهبود دقت پیش‌بینی نسبت به وقفه‌های تجمعی می‌شود. به این ترتیب در هر افق پیش‌بینی، بهترین ترکیب ثابت از وقفه‌ها با متغیر حجم پول در میان کلیه مدل‌های ARDL بالاترین دقت پیش‌بینی را دارند و همچنین از مدل‌های پایه نیز بهتر عمل می‌کنند.



پژوهشکده پولی و بانکی

بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران

مراجع

برکچیان، سیدمهدی و عطریانفر، حامد. (۱۳۹۰). ارزیابی محتوای اطلاعاتی متغیرهای اقتصادی برای پیش‌بینی نرخ تورم در ایران. فصلنامه پول و اقتصاد، سال سوم، شماره ۸، صفحه ۱ تا ۴۱.

فصل یازدهم

ارزیابی عملکرد روش‌های ترکیب پیش‌بینی

ارزیابی عملکرد روش‌های ترکیب پیش‌بینی^۱

۱-۱۱. مقدمه

در فصل‌های گذشته عملکرد طیف گسترده‌ای از مدل‌های مختلف برای پیش‌بینی نرخ تورم ایران بررسی شد. در این فصل پیش‌بینی‌های تولیدشده توسط مدل‌های مذکور با استفاده از تکنیک‌های مختلف ترکیب پیش‌بینی با هم ترکیب می‌شوند با این هدف که پیش‌بینی دقیق‌تری از نرخ تورم ارائه شود. ابتدا به مرور خلاصه‌ای از مفاهیم ترکیب پیش‌بینی می‌پردازیم.

فرض کنید $\hat{y}_{t+h,t} = (\hat{y}_{t+h,t,1}, \hat{y}_{t+h,t,2}, \dots, \hat{y}_{t+h,t,N})$ برداری از n پیش‌بینی ساده^۲ برای متغیر y_{t+h} باشد. به طور مشخص، منظور از $\hat{y}_{t+h,t,i}$ ، پیش‌بینی ساده i ام از مقدار متغیر y در زمان $t+h$ است که این پیش‌بینی در زمان t صورت می‌گیرد. سؤال اصلی مبحث ترکیب پیش‌بینی این است که چگونه می‌توان این n پیش‌بینی را با یکدیگر ترکیب کرد و پیش‌بینی مرکبی ارائه داد که بهترین عملکرد پیش‌بینی را داشته باشد. منظور از بهترین عملکرد پیش‌بینی این است که پیش‌بینی ارائه‌شده، یک تابع زیان هدف^۳ را کمینه سازد. به عبارت دیگر فرض کنید پیش‌بینی مرکب ارائه‌شده در زمان t برای مقدار متغیر y در زمان $t+h$ را با نماد $\hat{y}_{t+h,t}^c$ نشان دهیم. آنگاه داریم:

$$\hat{y}_{t+h,t}^c = \omega'_{t+h,t} \hat{y}_{t+h,t}$$

که در آن $\omega_{t+h,t} = (\omega_{t+h,t,1}, \dots, \omega_{t+h,t,N})$ عبارت است از وزنی که در پیش‌بینی مرکب ساخته‌شده در زمان t برای مقدار متغیر هدف در زمان $t+h$ به پیش‌بینی ساده i ام اختصاص داده می‌شود. حال اگر خطای پیش‌بینی مرکب را با $e_{t+h,t}^c$ نشان دهیم، می‌توان فرم ریاضی مسئله ترکیب پیش‌بینی را به صورت زیر نوشت:

$$\omega_{t+h,t}^* = \arg \min E(e_{t+h,t}^c(\omega_{t+h,t})^2)$$

۱- در نگارش این فصل از گزارش، از مقاله برکچیان و عطریان‌فر. (۱۳۹۲). «ارزیابی عملکرد روش‌های ترکیب پیش‌بینی در پیش‌بینی زمان حقیقی نرخ تورم در ایران» بهره گرفته شده است.

۲- در این فصل از واژه «پیش‌بینی ساده» در مقابل واژه «پیش‌بینی مرکب» استفاده شده است و منظور از آن پیش‌بینی‌هایی است که از ترکیب آنها، پیش‌بینی مرکب حاصل می‌شود.

۳- یکی از رایج‌ترین توابع زیان هدف در ادبیات پیش‌بینی، تابع جذر میانگین مجذور خطای پیش‌بینی است که در این فصل نیز از همین تابع استفاده شده است.

۴- توجه شود که در اینجا تنها ترکیب خطی پیش‌بینی‌های ساده در نظر گرفته شده است.



اگر پارامترهای توزیع توأم $\hat{y}_{t+h,t}$ و y_{t+h} در دسترس باشد، می توان مقدار دقیق وزن های بهینه را به دست آورد. اما چون در عمل این مقادیر در اختیار پژوهشگر نمی باشد، وی ناگزیر از تخمین آنهاست. دو مسئله اساسی که در تخمین وزن ها می توان به آن اشاره کرد، مسئله خطای تخمین و تغییرات زمانی است.

– خطای تخمین

وجود خطای تخمین در برآورد وزن های ترکیب، موجب می شود پیش بینی مرکب حاصله از حالت بهینه خود فاصله گرفته و هرچه تعداد پارامترهای مورد برآورد بیشتر می شود، این فاصله از حالت بهینه نیز افزایش می یابد. برای رفع این مشکل راه های مختلفی پیشنهاد شده، از جمله استفاده از وزن های ساده ای که فاقد خطای تخمین هستند. یکی از مهم ترین این وزن ها، وزن یکسان (معکوس تعداد پیش بینی های ساده) است که با اختصاص این وزن ها، پیش بینی مرکب به صورت میانگین ساده پیش بینی های ساده درمی آید. با اینکه این وزن ها از اطلاعات عملکرد نسبی پیش بینی ها هیچ استفاده ای نمی کنند اما در عمل، کارایی خوبی از خود نشان داده اند (برای نمونه نگاه کنید به فیگلوسکی و یوریچ^۱ (۱۹۸۳)، بان^۲ (۱۹۸۵)، کلمن و وینکلر^۳ (۱۹۸۶)، استاک و واتسون^۴ (۲۰۰۳) و (۲۰۰۴)). به عنوان نمونه های دیگری از پیش بینی های مرکب که توسط وزن های ساده ساخته می شوند می توان به میانگین پیراسته و میانه اشاره کرد.

– تغییرات زمانی

مسئله دیگری که هنگام برآورد وزن ها وجود دارد، مسئله تغییرات زمانی است بدین معنی که به علت تغییر در فرایند تولید داده واقعی، دقت هر کدام از پیش بینی های ساده نسبت به یکدیگر در طول زمان می تواند دچار تغییر گردد. لذا وزن های ترکیب باید بتوانند خود را به گونه ای با این تغییرات زمانی در دقت نسبی پیش بینی های ساده، تطبیق دهند. یکی از روش های پیشنهادی برای لحاظ کردن تغییرات زمانی عبارت است از تغییرات زمانی ضمنی که عملکرد تمام سری زمانی پیش بینی های ساده بررسی می گردد اما به مشاهدات اخیر توسط نرخ تنزیل λ اهمیت بیشتری داده می شود (استاک و واتسون (۲۰۰۴)). ویژگی این روش این است که علاوه بر تأکید بیشتر روی آخرین حالت فرایند تولید داده، برآورد وزن ها به خاطر افزایش حجم نمونه کارا تر می گردد.

۱۱-۲. روش های ترکیب پیش بینی

فرض کنید که مجموعه پیش بینی های ساده $\{\hat{y}_{t+h,t,i}\}_{i=1}^N$ را در دست داریم که منظور از $\hat{y}_{t+h,t,i}$ پیش بینی از نرخ تورم است که در زمان t برای h دوره بعد (یعنی برای زمان $t+h$) توسط مدل i ام ارائه شده است. در این مقاله از فرم ترکیب خطی برای ساختن پیش بینی مرکب استفاده شده است:

$$\hat{y}_{t+h,t}^c = \sum_{i=1}^N \omega_{t+h,t,i} \hat{y}_{t+h,t,i}$$

که $\omega_{t+h,t,i}$ نمایانگر وزن های ترکیب هنگام پیش بینی در زمان t برای h دوره بعد و $\hat{y}_{t+h,t}^c$ نمایانگر پیش بینی مرکب ساخته شده برای $t+h$ در زمان t است. به منظور ترکیب پیش بینی های ساده از چند روش ساده و نیز از روش پیشنهاد شده توسط استاک و واتسون (۲۰۰۴) برای تخمین وزن های بهینه استفاده شده است.

1- Figlewski & Urich

2- Bunn

3- Clemen & Winkler

4- Stock & Watson



۱-۲-۱۱. روش‌های ساده

- میانگین ساده: $\omega_{t+h,t,i} = \frac{1}{N} \quad i = 1, \dots, N$
- میانه مجموعه $\{\hat{y}_{t+h,t,i}\}_{i=1}^N$
- میانگین پیراسته یعنی در هر زمان وزن بیشترین و کمترین پیش‌بینی را برابر صفر قرار داده و برای بقیه پیش‌بینی‌ها وزنی معادل $\omega_{t+h,t,i} = \frac{1}{N-2}$ قائل شویم.

۲-۲-۱۱. برآورد وزن بهینه

استاک و واتسون (۲۰۰۴) با استفاده از میانگین مجذور خطای پیش‌بینی تنزیل شده، وزن‌های زیر را ارائه کرده‌اند:

$$\omega_{t+h,t,i} = \frac{m_{t+h,t,i}^{-1}}{\sum_{j=1}^N m_{t+h,t,j}^{-1}}$$

$$m_{t+h,t,i} = \sum_{s=T_0}^{t-h} \theta^{t-h-s} (y_{s+h} - \hat{y}_{s+h,s,i})^2$$

که θ نرخ تنزیل و T_0 حداقل حجم نمونه برای تخمین مدل‌های پیش‌بینی است. همان‌گونه که مشاهده می‌شود این روش از همبستگی بین پیش‌بینی‌های ساده صرف‌نظر کرده و به مدل‌هایی که عملکرد بهتری در پیش‌بینی داشته‌باشند، وزن بیشتری می‌دهد. هنگامی که $\theta = 1$ باشد، تنزیلی صورت نمی‌گیرد. اگر $\theta < 1$ باشد، آنگاه وزن بیشتری به مشاهدات اخیر داده می‌شود. در مطالعه حاضر مقادیر $\theta = 1$ ، $\theta = 0.8$ و $\theta = 0.6$ در نظر گرفته شده است.

روش کار برای ساخت پیش‌بینی‌های مرکب به این صورت است که فرض کنید سری زمانی $\{\hat{y}_{t+h,t,i}\}_{i=1}^{T-h}$ برای $i = 1, \dots, N$ را در اختیار داریم. برای روش‌های میانگین ساده، میانگین پیراسته و میانه که نیاز به تخمین وزن‌های بهینه ترکیب ندارند، پیش‌بینی‌های مرکب از همان ابتدا قابل حصول است. مثلاً برای روش میانگین ساده خواهیم داشت:

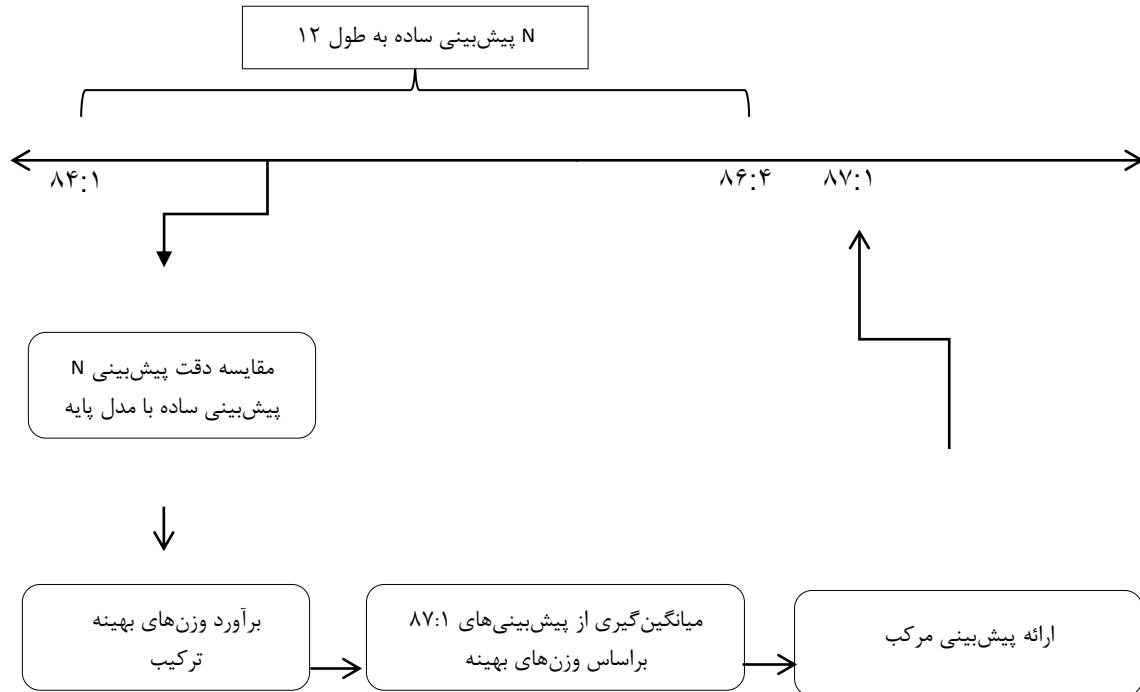
$$\hat{y}_{t+h,t}^c = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{y}_{t+h,t,i} \quad t = 1, \dots, T-h$$

اما در روش‌هایی که نیاز به تخمین وزن‌های بهینه ترکیب داریم، ابتدا از l مشاهده اولیه از پیش‌بینی‌های ساده برای تخمین وزن‌ها استفاده کرده و سپس با استفاده از وزن‌های برآوردشده، اولین پیش‌بینی مرکب را ارائه می‌دهیم (نگاه کنید به نمودار ۱). در مرحله بعد یک گام جلوتر رفته، با استفاده از $l+1$ مشاهده اولیه از پیش‌بینی‌های ساده وزن‌های ترکیب را تخمین زده و سپس دومین پیش‌بینی مرکب را ارائه می‌دهیم. به همین ترتیب از همین فرایند برای ساخت سری زمانی پیش‌بینی‌های مرکب استفاده می‌کنیم. به عنوان نمونه، نمودار ۱ نحوه ساخت اولین پیش‌بینی مرکب را برای افق پیش‌بینی ۱ فصل نشان می‌دهد. همان‌طور که این نمودار نشان می‌دهد، در این مطالعه مقدار $l = 12$ به عنوان حداقل تعداد مشاهدات لازم از پیش‌بینی‌های ساده برای تخمین وزن‌های ترکیب، در نظر گرفته شده است. بنابراین با توجه به اینکه دوره ارزیابی در این گزارش از فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ است، لذا می‌بایست برای حصول اولین پیش‌بینی مرکب برای فصل اول ۱۳۸۷ پیش‌بینی‌های ساده از فصل اول ۱۳۸۴ تولید شوند. نکته مهمی که باید به آن اشاره کرد این است که مشابه با مطالعه برکچیان و همکاران (۱۳۹۲)، در ترکیب پیش‌بینی تنها از



پیش‌بینی‌های ساده‌ای استفاده می‌گردد که RMSFE آنها کمتر از مدل پایه باشد. در این مطالعه، مدل گام تصادفی خالص به عنوان مدل پایه در نظر گرفته شده است.^۱

نمودار ۱. نحوه ساخت پیش‌بینی‌های مرکب در روش تخمین وزن بهینه ترکیب



در مرحله بعد دقت هر پیش‌بینی مرکب را با پیش‌بینی مدل‌های پایه توسط معیار RMSFE مقایسه می‌کنیم.

۳-۱۱. نتایج

جدول ۱ نتایج عملکرد پیش‌بینی‌های مرکب را برای افق‌های پیش‌بینی ۱ تا ۴ گام به جلو نشان می‌دهد. نتایج نشان می‌دهد که در افق ۱ گام به جلو، روش میانه و در سایر افق‌ها، روش مجذور خطای تنزیل‌شده با نرخ تنزیل ۰.۶ در میان سایر روش‌های ترکیب پیش‌بینی بالاترین دقت را دارند. همچنین نتایج حاصل از این روش‌ها نسبت به مدل‌های پایه نیز عملکرد بهتری دارند.

۱- در این قسمت از مدل خودرگرسیون به عنوان مدل پایه استفاده نشده است. چون مدل خودرگرسیون دارای عملکرد نسبتاً مطلوبی در پیش‌بینی تورم است و اگر به عنوان مدل پایه در نظر گرفته شود بسیاری از پیش‌بینی‌های ساده خصوصاً در افق‌های ۳ و ۴ گام به جلو کنار گذاشته می‌شوند و مزایای مربوط به ترکیب پیش‌بینی کاهش می‌یابد. با در نظر گرفتن مدل گام تصادفی خالص به عنوان مدل پایه تنها پیش‌بینی مدل‌هایی که عملکرد بسیار ضعیفی دارند وارد ترکیب پیش‌بینی نمی‌شوند.



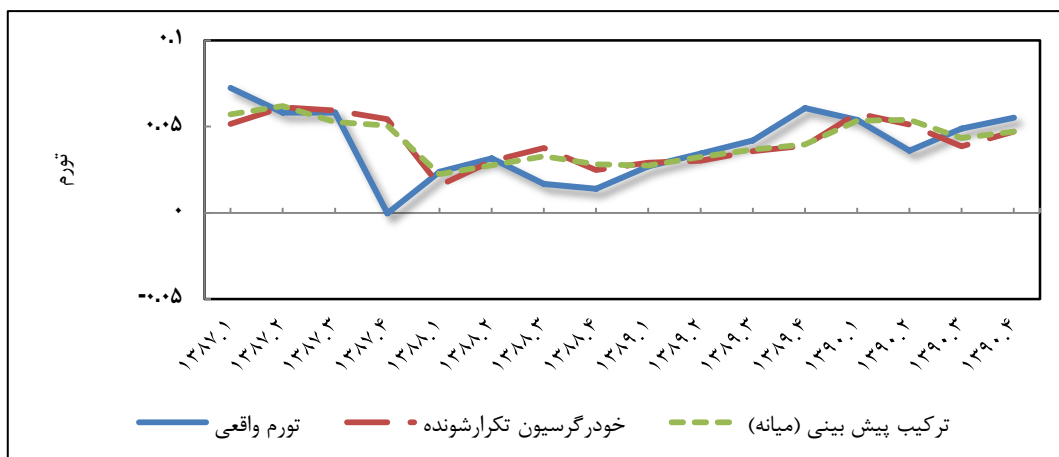
جدول ۱. ارزیابی روش‌های ترکیب پیش‌بینی

RMSFE				
روش ترکیب	۱ گام به جلو	۲ گام به جلو	۳ گام به جلو	۴ گام به جلو
میانگین ساده	۰.۰۱۶۵	۰.۰۱۷۰	۰.۰۱۹۴	۰.۰۲۲۲
میانگین پیراسته	۰.۰۱۶۵	۰.۰۱۷۱	۰.۰۱۹۵	۰.۰۲۲۳
میان	۰.۰۱۶۳	۰.۰۱۹۴	۰.۰۲۰۲	۰.۰۲۲۱
مجذور خطای تنزیل‌شده، نرخ تنزیل=۰.۶	۰.۰۱۶۶	۰.۰۱۵۸	۰.۰۱۸۹	۰.۰۲۱۶
مجذور خطای تنزیل‌شده، نرخ تنزیل=۰.۸	۰.۰۱۶۴	۰.۰۱۵۹	۰.۰۱۹۰	۰.۰۲۱۸
مجذور خطای تنزیل‌شده، نرخ تنزیل=۱	۰.۰۱۶۴	۰.۰۱۶۰	۰.۰۱۹۱	۰.۰۲۲۱
مدل‌های پایه				
خودرگرسیون تکرارشونده	۰.۰۱۷۷	۰.۰۲۰۸	۰.۰۲۱۱	۰.۰۲۱۸
گام تصادفی خالص	۰.۰۱۹۷	۰.۰۲۵۴	۰.۰۲۶۵	۰.۰۲۹۷

توضیحات: این جدول عملکرد روش‌های ترکیب پیش‌بینی برای نتایج حاصل از کلیه مدل‌های فصول گذشته که نسبت به مدل گام تصادفی خالص عملکرد بهتری داشته‌اند را نشان می‌دهد. دوره تخمین در روش‌هایی که نیاز به برآورد وزن بهینه ندارند از فصل دوم ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۶ و در سایر روش‌ها از فصل دوم ۱۳۶۹ تا فصل چهارم ۱۳۸۳ می‌باشد. دوره ارزیابی نیز فصل اول ۱۳۸۷ تا فصل چهارم ۱۳۹۰ است.

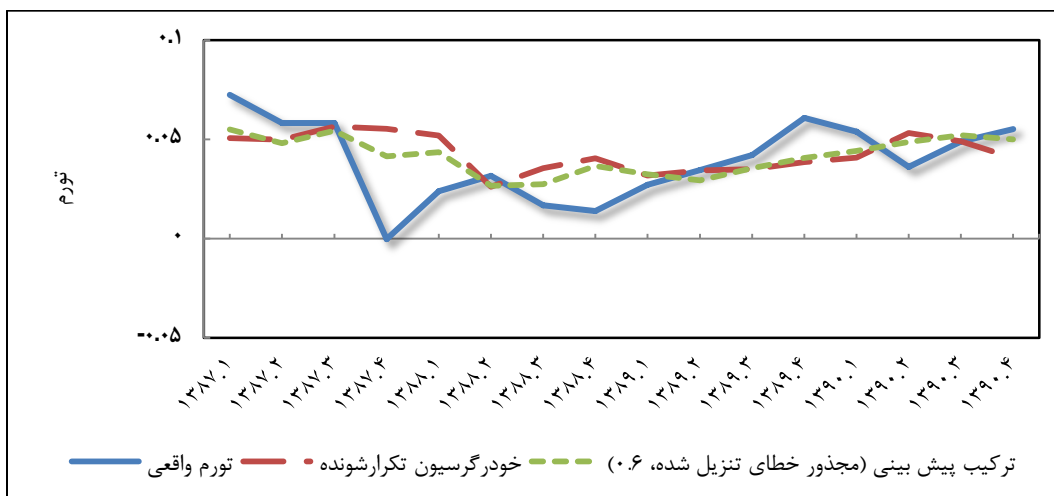
نمودارهای ۲ تا ۵ سری پیش‌بینی تورم را توسط بهترین روش ترکیب پیش‌بینی و بهترین مدل پایه در هر یک از افق‌های پیش‌بینی نشان می‌دهد.

نمودار ۲. عملکرد بهترین روش ترکیب پیش‌بینی برای افق پیش‌بینی ۱ فصل

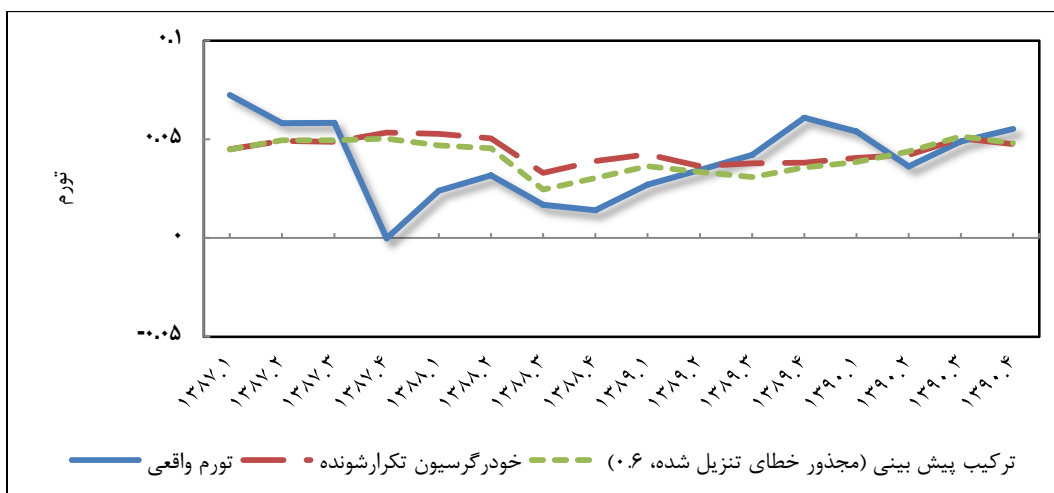




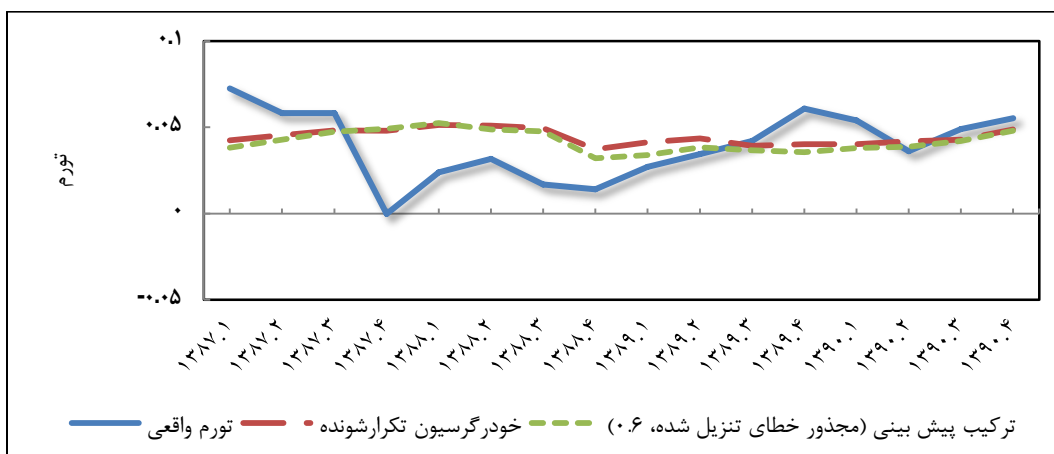
نمودار ۳. عملکرد بهترین روش ترکیب پیش‌بینی برای افق پیش‌بینی ۲ فصل



نمودار ۴. عملکرد بهترین روش ترکیب پیش‌بینی برای افق پیش‌بینی ۳ فصل



نمودار ۵. عملکرد بهترین روش ترکیب پیش‌بینی برای افق پیش‌بینی ۴ فصل





۴-۱۱. خلاصه فصل و نتیجه گیری

در فصل‌های گذشته عملکرد طیف گسترده‌ای از مدل‌های مختلف برای پیش‌بینی تورم ایران بررسی شد. در این فصل پیش‌بینی‌های تولیدشده توسط مدل‌های مذکور که از مدل گام تصادفی خالص عملکرد بهتری داشته‌اند، با استفاده از تکنیک‌های مختلف ترکیب پیش‌بینی با هم ترکیب می‌شوند با این هدف که پیش‌بینی دقیق‌تری از نرخ تورم ارائه شود. نتایج نشان می‌دهد که در افق ۱ گام به جلو، روش میانه و در سایر افق‌ها، روش مجذور خطای تنزیل‌شده با نرخ تنزیل ۰.۶ در میان سایر روش‌های ترکیب پیش‌بینی بالاترین دقت را دارند. همچنین نتایج حاصل از این روش‌ها نسبت به مدل‌های پایه نیز عملکرد بهتری دارند.



مراجع

- Bunn, D. W. "Statistical Efficiency in the Linear Combination of Forecasts." *International Journal of Forecasting* 1 (1985): 151-163.
- Clemen, R. T., and R. L. Winkler. "Combining Economic Forecasts." *Journal of Business and Economic Statistics* 4 (1986): 39-46.
- Figlewski, S., and T. Urich. "Optimal Aggregation of Money Supply Forecasts: Accuracy, Profitability and Market Efficiency." *Journal of Finance*, no. 28 (1983): 695-710.
- Stock, James, and Mark Watson. "Combination Forecasts of Output Growth in a Seven-Country Data Set." *Journal of Forecasting* 23, no. 6 (2004): 405-430.
- Stock, James, and Mark Watson. "Forecasting Output and Inflation: The Role of Asset Prices." *Journal of Economic Literature* 41, no. 3 (2003): 788-829.

برکچیان، سیدمهدی؛ فاطمی اردستانی، سیدفرشاد و عطریانفر، حامد. «ارزیابی روش‌های ترکیب پیش‌بینی: مطالعه موردی قیمت مسکن در شهر تهران». فصلنامه مطالعات اقتصادی کاربردی ایران، ۱۳۹۲: ۱۲۳-۱۳۸.

برکچیان، سید مهدی و عطریانفر، حامد. «ارزیابی عملکرد روش‌های ترکیب پیش‌بینی در پیش‌بینی زمان حقیقی نرخ تورم در ایران». فصلنامه پژوهش‌های پولی - بانکی، در حال انتشار، ۱۳۹۲.

فصل دوازدهم

نتیجه گیری

نتیجه گیری

در این پژوهش طیف نسبتاً گسترده‌ای از مدل‌های اقتصادسنجی و آماری برای پیش‌بینی تورم ایران در افق‌های کوتاه‌مدت و میان‌مدت ۱ تا ۴ فصل بررسی شد. علاوه بر آن برخی از روش‌های ترکیب پیش‌بینی نیز مورد استفاده قرار گرفت.

مدل‌های خودرگرسیون و گام تصادفی معمولاً به دلیل ساده‌بودن به عنوان مدل‌های پایه در نظر گرفته می‌شوند. با توجه به مانابودن تورم در طول دوره مورد بررسی، عملکرد پیش‌بینی مدل خودرگرسیون از مدل‌های گام تصادفی بهتر است. مدل‌های مربوط به منحنی فیلیپس به‌رغم بهره‌مندی از پایه نظری عملکرد بهتری نسبت به مدل خودرگرسیون ندارند زیرا به نظر می‌رسد متغیر بیکاری حاوی اطلاعات چندان مفیدی برای پیش‌بینی تورم نمی‌باشد که بتواند هزینه ورود خود به مدل را جبران کند.

مدل تفکیک اجزای شاخص قیمت که بر مدل‌سازی و پیش‌بینی زیراجزای شاخص قیمت و ادغام وزنی پیش‌بینی زیراجزا مبتنی است قادر نیست عملکرد پیش‌بینی را نسبت به مدل‌های پایه بهبود ببخشد. اما الحاق اطلاعات حجم پول، قیمت سکه و عوامل مشترک موجود در زیراجزای شاخص قیمت به مدل‌های سری زمانی (ARX، ARMAX، ARX، پویا و ARMAX پویا) عملکرد پیش‌بینی را به طور معناداری نسبت به مدل‌های پایه بهبود می‌دهد. مدل FAVAR که از افزودن عوامل مشترک زیراجزای شاخص قیمت به مدل VAR حاصل شده است، عملکرد پیش‌بینی را در اغلب افق‌ها نسبت به مدل‌های پایه بهبود داده است. مدل TVP-VAR که از اطلاعات حجم پول، قیمت سکه و عوامل مشترک موجود در زیراجزای شاخص قیمت استفاده می‌کند در کلیه افق‌ها سبب افزایش دقت پیش‌بینی نسبت به مدل‌های پایه می‌گردد.

در مدل‌های ARDL متغیر حجم پول نسبت به سایر متغیرهای مورد بررسی حاوی اطلاعات بیشتری است و با توجه به اینکه بیشترین همبستگی تورم با وقفه سوم نرخ رشد حجم پول وجود دارد، عملکرد این مدل در افق ۳ گام به جلو نسبت به سایر افق‌ها بهتر است.

نظر به اینکه متدولوژی تفاضل مرتبه اول یا دوم ممکن است در مقابل برخی شکست‌های ساختاری استوار باشد و دقت پیش‌بینی را افزایش دهد، مدل DVAR در مقابل مدل VAR مورد استفاده قرار گرفت اما نتایج نشان می‌دهد که مدل DVAR در مقایسه با مدل VAR دارای عملکرد ضعیف‌تری است.

همان‌گونه که جدول ۱ نشان می‌دهد، مدل ARDL در افق‌های ۲ تا ۴ گام به جلو و مدل ARMAX در افق ۱ گام به جلو در میان سایر مدل‌ها دارای بهترین عملکرد می‌باشند. در میان روش‌های ترکیب پیش‌بینی در افق ۱ فصل روش میانه و در سایر افق‌ها روش مجذور خطای تنزیل‌شده با نرخ تنزیل ۰.۶ بهترین عملکرد را دارند. اگرچه بهترین مدل‌های ترکیب پیش‌بینی در هر افق پیش‌بینی حداقل از ۶۰ درصد مدل‌ها بهتر عمل می‌کنند اما به عنوان بهترین مدل پیش‌بینی انتخاب نمی‌شوند.



جدول ۱. RMSFE مدل‌های مختلف در پیش‌بینی تورم

افق پیش‌بینی				
فصل ۴	فصل ۳	فصل ۲	فصل ۱	مدل‌های مختلف در پیش‌بینی تورم
۰.۰۲۱۴	۰.۰۲۰۷	۰.۰۲۰۷	۰.۰۱۷۶	خودرگرسیون
۰.۰۲۹۷	۰.۰۲۶۵	۰.۰۲۵۴	۰.۰۱۹۷	گام تصادفی خالص
۰.۰۳۰۵	۰.۰۲۷۱	۰.۰۲۵۸	۰.۰۱۹۸	گام تصادفی با رانش
۰.۰۲۸۴	۰.۰۲۶۹	۰.۰۲۴۷	۰.۰۲۱۱	اتکسان و اوهانیان (۲۰۰۱)
۰.۰۲۲۷	۰.۰۲۱۵	۰.۰۲۱۶	۰.۰۱۷۷	منحنی فیلیپس
۰.۰۲۳۲	۰.۰۲۲۲	۰.۰۲۱۴	۰.۰۱۸۱	منحنی فیلیپس روی شکاف تورم با نایروی ثابت
۰.۰۲۳۰	۰.۰۲۲۰	۰.۰۲۱۳	۰.۰۱۸۰	منحنی فیلیپس روی شکاف تورم با نایروی متغیر
۰.۰۲۳۱	۰.۰۲۲۰	۰.۰۲۱۳	۰.۰۱۸۰	خودرگرسیون روی شکاف تورم
۰.۰۳۲۹	۰.۰۲۸۶	۰.۰۲۵۰	۰.۰۱۹۰	تفکیک اجزای شاخص قیمت
۰.۰۲۲۹	۰.۰۱۹۱	۰.۰۱۷۴	۰.۰۱۶۸	ARX
۰.۰۲۱۱	۰.۰۱۳۵	۰.۰۱۳۸	۰.۰۱۶۵	پویا ARX
۰.۰۲۰۶	۰.۰۱۷۴	۰.۰۱۸۶	۰.۰۱۳۸	ARMAX
۰.۰۲۱۸	۰.۰۲۱۱	۰.۰۱۹۳	۰.۰۱۹۶	پویا ARMAX
۰.۰۲۲۴	۰.۰۲۰۵	۰.۰۱۹۹	۰.۰۱۷۱	خودرگرسیون برداری ضمیمه‌شده با عامل (FAVAR)
۰.۰۱۸۱	۰.۰۱۴۸	۰.۰۱۶۸	۰.۰۱۶۶	خودرگرسیون برداری با پارامترهای متغیر با زمان
۰.۰۲۹۰	۰.۰۲۵۸	۰.۰۲۲۸	۰.۰۱۹۱	خودرگرسیون برداری تفاضلی
۰.۰۲۳۱	۰.۰۲۱۲	۰.۰۲۰۰	۰.۰۱۷۴	TAR
۲۶۵.۹۹	۰.۴۲۹	۰.۳۴۴	۰.۲۴۳	. STAR
۰.۰۱۶۱	۰.۰۱۲۴	۰.۰۱۲۵	۰.۰۱۴۶	خودرگرسیون با وقفه توزیع‌شده (ARDL)
ترکیب پیش‌بینی				
۰.۰۲۲۲	۰.۰۱۹۴	۰.۰۱۷۰	۰.۰۱۶۵	میانگین ساده
۰.۰۲۲۳	۰.۰۱۹۵	۰.۰۱۷۱	۰.۰۱۶۵	میانگین پیراسته
۰.۰۲۲۱	۰.۰۲۰۲	۰.۰۱۹۴	۰.۰۱۶۳	میان
۰.۰۲۱۶	۰.۰۱۸۹	۰.۰۱۵۸	۰.۰۱۶۶	مجذور خطای تنزیل‌شده، نرخ تنزیل ۰.۶
۰.۰۲۱۸	۰.۰۱۹۰	۰.۰۱۵۹	۰.۰۱۶۴	مجذور خطای تنزیل‌شده، نرخ تنزیل ۰.۸
۰.۰۲۲۰	۰.۰۱۹۱	۰.۰۱۶۰	۰.۰۱۶۴	مجذور خطای تنزیل‌شده، نرخ تنزیل ۱

توضیحات: با توجه به اینکه تعدادی از مدل‌های پیش‌بینی تورم بیش از یک خروجی دارند، در این جدول بهترین خروجی هر مدل به لحاظ دقت پیش‌بینی (RMSFE) گزارش شده است. به عنوان مثال مدل خودرگرسیون از لحاظ وقفه‌های تجمعی یا همه ترکیب‌های ممکن از وقفه‌ها و یا روش تکرارشونده و مستقیم متنوع می‌باشد. همچنین در مدل‌های چندمتغیره علاوه بر عوامل مشترک مستخرج از اجزای CPI، از متغیرهای حجم پول و قیمت سکه تمام بهار طرح قدیم نیز استفاده شده است. طول دوره تخمین از ۱۳۶۹:۲ تا ۱۳۸۶:۴ و طول دوره پیش‌بینی از ۱۳۸۷:۱ تا ۱۳۹۰:۴ می‌باشد.

فصل سیزدهم

پیش‌بینی تورم برای زمستان ۱۳۹۱

و سه فصل اول ۱۳۹۲

پیش‌بینی تورم برای زمستان ۱۳۹۱ و سه فصل اول ۱۳۹۲

به منظور پیش‌بینی دقیق تورم به لحاظ کمی باید طیف وسیعی از مدل‌های پیش‌بینی مورد استفاده قرار گیرند. به همین علت، مدل‌های مختلفی در فصول این پروژه به تفصیل معرفی شدند. دوره ارزیابی مدل‌ها از ۱۳۸۷:۱ تا ۱۳۹۰:۴ در نظر گرفته شده بود که بنا بر معیار RMSFE در هر افق پیش‌بینی بهترین مدل در فصل نتیجه‌گیری گزارش، انتخاب گردید. اما با توجه به اینکه تا پایان گزارش این گزارش داده‌های مربوط به شاخص قیمت مصرف‌کننده تا انتهای فصل سوم ۱۳۹۱ منتشر شده است بنابراین در این قسمت، پیش‌بینی تورم ایران در فصل چهارم سال ۱۳۹۱ و سه فصل اول سال ۱۳۹۲ ارائه می‌شود. به این منظور دوره ارزیابی را به ۱۳۸۷:۱ تا ۱۳۹۱:۳ تغییر داده و پیش‌بینی تورم مبتنی بر کلیه مدل‌های ارائه‌شده در گزارش را با توجه به دوره ارزیابی جدید استخراج می‌نماییم (نگاه کنید به جدول ۱). نمودار ۱ نتایج حاصل از پیش‌بینی‌های ۱ تا ۴ گام به جلوی تورم را توسط مدل‌های مختلف نشان می‌دهد. برخی از مدل‌ها عملکرد مطلوبی در پیش‌بینی نداشتند که از نمایش نتایج آنها در نمودار صرف‌نظر کردیم. نتایج مدل‌های خودرگرسیون برداری (VAR)، خودرگرسیون برداری با پارامترهای متغیر با زمان (TVP-VAR)، خودرگرسیون (AR)، خودرگرسیون با وقفه‌های توزیعی (ARDL)، خودرگرسیون ضمیمه‌شده به متغیرهای برون‌زا (ARX)، خودرگرسیون پویای ضمیمه‌شده به متغیرهای برون‌زا (ARXd) و خودرگرسیون - میانگین متحرک ضمیمه‌شده به متغیرهای برون‌زا (ARMAX) در نمودار قابل مشاهده است. نتایج جدول ۱ نشان می‌دهد که در افق‌های پیش‌بینی ۱ و ۲ گام به جلو مدل ARXd و در افق‌های ۳ و ۴ گام به جلو مدل TVP-VAR به عنوان بهترین مدل انتخاب می‌شوند که مسیر خط‌چین پیش‌بینی‌های حاصل از این مدل‌ها را نشان می‌دهد. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که در زمستان ۱۳۹۱ تورم نسبت به پاییز اندکی کاهش یافته و پس از آن مسیر صعودی را در پیش می‌گیرد.

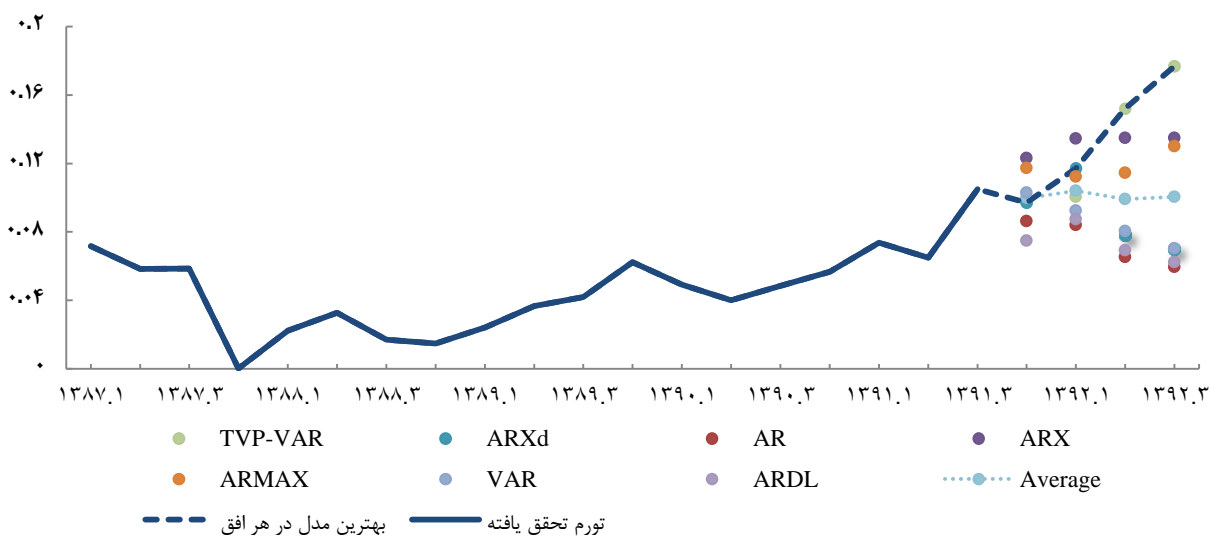


جدول ۱. RMSFE مدل‌های مختلف در پیش‌بینی تورم

مدل	RMSFE			
	یک گام به جلو	دو گام به جلو	سه گام به جلو	چهار گام به جلو
. VAR	۰.۰۱۸۴	۰.۰۲۰۸	۰.۰۲۲۱	۰.۰۲۴۰
. TVP-VAR	۰.۰۱۹۹	۰.۰۱۹۸	۰.۰۱۷۷	۰.۰۲۱۵
. AR	۰.۰۱۹۵	۰.۰۲۲۱	۰.۰۲۴۶	۰.۰۲۵۲
. ARDL	۰.۰۱۸۵	۰.۰۲۰۴	۰.۰۲۴۷	۰.۰۲۳۲
. ARX	۰.۰۱۷۶	۰.۰۲۲۲	۰.۰۲۵۰	۰.۰۳۰۳
. ARXd	۰.۰۱۵۶	۰.۰۱۸۷	۰.۰۲۵۱	۰.۰۳۲۲
. ARMAX	۰.۰۱۸۶	۰.۰۲۱۵	۰.۰۲۳۹	۰.۰۲۹۸
. Average	۰.۰۱۷۶	۰.۰۱۹۹	۰.۰۲۲۶	۰.۰۲۵۷

توضیحات: طول دوره تخمین از ۱۳۶۹:۲ تا ۱۳۸۶:۴ و طول دوره پیش‌بینی از ۱۳۸۷:۱ تا ۱۳۹۱:۳ می‌باشد.

نمودار ۱. پیش‌بینی‌های ۱ تا ۴ گام به جلوی تورم با استفاده از مدل‌های مختلف



یکی از روش‌های متعارف برای استفاده از اطلاعات همه مدل‌های پیش‌بینی، ترکیب کردن پیش‌بینی‌های حاصله از همه مدل‌ها به صورت میانگین ساده می‌باشد. نتایج حاصل از این روش به صورت نقطه‌چین در نمودار ۱ نشان داده شده است. جدول‌های ۲ و ۳، پیش‌بینی تورم با تعاریف مختلف را به ترتیب بر اساس بهترین مدل و روش میانگین‌گیری نشان می‌دهند.



جدول ۲. پیش‌بینی با تعاریف مختلف تورم بر اساس بهترین مدل

پاییز ۹۲ (درصد)	تابستان ۹۲ (درصد)	بهار ۹۲ (درصد)	زمستان ۹۱ (درصد)	
۱۷.۷	۱۵.۲	۱۱.۷	۹.۷	تورم هر فصل نسبت به فصل گذشته
۷۲.۱	۶۰.۲	۴۶.۸	۴۰.۶	تورم نقطه به نقطه
۵۶.۰	۴۶.۳	۳۸.۰	۳۲.۲	متوسط تورم سالانه

توضیحات: در این جدول در افق‌های پیش‌بینی ۱ و ۲ گام به جلو از مدل ARXd و در افق‌های ۳ و ۴ گام به جلو از مدل TVP-VAR برای تولید پیش‌بینی تورم استفاده شده است. از بین کلیه مدل‌های مورد بررسی در این پروژه به لحاظ دقت پیش‌بینی، این مدل‌ها در افق‌های فوق‌الذکر عملکرد بهتری دارند. طول دوره تخمین از ۱۳۶۹:۲ تا ۱۳۸۶:۴ و دوره ارزیابی مدل‌ها از ۱۳۸۷:۱ تا ۱۳۹۲:۳ می‌باشد.

جدول ۳. پیش‌بینی با تعاریف مختلف تورم براساس میانگین‌گیری

پاییز ۹۲ (درصد)	تابستان ۹۲ (درصد)	بهار ۹۲ (درصد)	زمستان ۹۱ (درصد)	
۱۰.۰	۹.۹	۱۰.۴	۱۰.۰	تورم هر فصل نسبت به فصل گذشته
۴۹.۷	۵۰.۴	۴۵.۳	۴۱.۰	تورم نقطه به نقطه
۴۶.۹	۴۳.۳	۳۷.۷	۳۲.۴	متوسط تورم سالانه

توضیحات: نتایج گزارش‌شده در این جدول بر اساس میانگین‌گیری از کلیه مدل‌های موجود در جدول ۱ می‌باشد. طول دوره تخمین از ۱۳۶۹:۲ تا ۱۳۸۶:۴ می‌باشد.

با توجه به نتایج جدول‌های ۲ و ۳، به نظر می‌رسد با احتمال فراوان متوسط تورم سالانه تا پاییز ۹۲، با فرض ادامه شرایط فعلی، در فاصله ۴۶.۹ تا ۵۶ درصد قرار خواهد داشت.

ملاحظات:

پیش‌بینی‌های ارائه‌شده با محدودیت‌هایی مواجه است که باید مورد توجه قرار گیرد. در زیر به برخی از این محدودیت‌ها اشاره می‌شود:

۱. کلیه تحلیل‌های صورت‌گرفته در این پروژه و همچنین پیش‌بینی‌های ارائه‌شده در جداول ۲ و ۳ این فصل، بر اساس داده‌های قیمتی مبتنی بر سال پایه ۱۳۸۳ می‌باشد. در انتهای سال ۱۳۹۱ بانک مرکزی سال پایه را به سال ۱۳۹۰ تغییر داده و اطلاعات مربوط به شاخص CPI و همچنین تورم از این پس بر اساس سال پایه ۱۳۹۰ منتشر می‌شود. لذا بخشی از تفاوت احتمالی بین پیش‌بینی‌های این جداول و مقدار تورم رخ داده (actual)، به تفاوت در سال پایه مربوط می‌شود.



۲. پیش‌بینی‌های مندرج در جداول ۲ و ۳ بر اساس داده‌های فصلی‌زدایی‌شده تولید گشته‌اند که این نیز با داده‌های تورمی که از سوی بانک مرکزی منتشر می‌شوند - و فصلی‌زدایی‌شده نیستند - مقداری تفاوت ایجاد خواهد کرد.
۳. نتایج گزارش‌شده مبتنی بر اطلاعات تا فصل پاییز ۱۳۹۱ است. چنانچه در فصول آینده شوکی به اقتصاد وارد شود و یا شکست ساختاری رخ دهد از دقت پیش‌بینی‌های ارائه‌شده خصوصاً در افق‌های طولانی‌تر کاسته خواهد شد. برای پوشش‌دادن اثرات این شوک‌ها یا شکست‌های ساختاری لازم است تا در هر فصل، اطلاعات جدید مورد استفاده قرار گیرند و پیش‌بینی‌های ارائه‌شده متناسب با این اطلاعات جدید به روز شوند.
۴. داده‌های مربوط به تورم از ۱۳۶۹:۲ تا ۱۳۹۰:۴ رفتاری پایدار و مانا دارد، اما با به‌روزرسانی سری زمانی تورم تا ۱۳۹۱:۳ مشاهده می‌شود که رفتار این متغیر نامانا می‌گردد و بنابراین پیش‌بینی آن دشوارتر شده است.
۵. مجموعه متغیرهای نسبتاً گسترده‌ای وجود دارند که بالقوه می‌توانند حاوی اطلاعات مفیدی برای پیش‌بینی تورم باشند، اما هنوز بسیاری از این متغیرها به دلیل عدم به‌روزشدن، در مدل‌سازی مورد استفاده قرار نگرفته‌اند. به هر حال این احتمال وجود دارد که به‌کارگیری این اطلاعات بتواند عملکرد مدل‌های پیش‌بینی را ارتقا بخشد تا نتایج حاصل از آن بیشتر مورد اعتماد باشد.



Iranian Inflation Forecasting Toolbox

Abstract

Because of the importance of forecasting inflation exactly in designing appropriate monetary policy, recently central banks have tended to build Inflation Forecasting Toolbox. As an example, in 1999 and 2000 bank of England built a toolbox of inflation forecasting in which many statistical and structural models applied. Along with other central banks, monetary and banking research institute (MBRI), research hand of central bank of Iran, decided to build Iranian inflation forecasting toolbox by performing this project. Models used in the project are statistical which have relatively good performance in short and medium horizons. Forecast horizons are 1 to 4 quarter ahead. Out of sample forecasting is applied to evaluate performance of models. Estimation period is 1369:2 to 1386:4 and forecast period is 1387:1 to 1390:4.

20 variables are used in various chapters of the project. Those are CPI, Unemployment rate, M1, Gold price, Gross domestic product, Gross domestic product without oil, Gross domestic product without agriculture, Gross domestic product without oil and agriculture and 12 sub components of CPI which are Food & Beverages, Tobacco, Clothing and Footwear, Housing, water, electricity, gas and گاز , Furnishings, household equipment and تجهیزات خانگی , Medical care, Transportation, Communication, Recreation and culture, Education, Restaurants & hotels and Miscellaneous goods and services.

Results show that ARDL model in 2 to 4 quarter- ahead forecasts and ARMAX model in 1 quarter ahead- forecast have the best performance. Between forecast combination methods, in 1 quarter ahead- forecast, Median method has the best performance, and in other horizons, discounted squared error method with discount rate 0.6 is best.

Keywords: Inflation, Forecasting, Monetary policy

JEL Classification: C22,C53,E31,E37



گزارش‌های پژوهشی منتشرشده در سال ۱۳۹۲

عنوان	کد	نویسنده (نویسندگان)	کلید واژه‌ها
محاسبه سود قطعی سپرده‌گذاران در بانکداری بدون ربا	MBRI9211	حسین میسمی	ربا، سپرده‌گذاران، سود قطعی، حسابداری، بانکداری و مالی اسلامی
ارزیابی عملکرد صنعت بانکداری در ایران (مقایسه سال‌های ۱۳۸۹ و ۱۳۹۰)	MBRI9210	اعظم احمدیان	
نگاهی به چارچوب قانونی، نهادی و نظارتی ورشکستگی بانک	MBRI9209	حمید قنبری	
تحلیل شاخص‌های عملکرد شبکه بانکی در تأمین مالی تولید	MBRI9208	اعظم احمدیان	منابع بانک، مصارف بانک، مدیریت دارایی و بدهی، تأمین مالی تولید
بسترهای تشکیل منطقه بهینه پولی بین کشورهای سازمان همکاری اقتصادی (اکو)	MBRI9207	مصعب عبدالهی آرانی	منطقه بهینه پولی، سازمان همکاری اقتصادی (اکو)، اقتصاد منطقه‌ای، همگرایی اقتصادی و پولی
حاکمیت شرکتی، نظارت و مقررات احتیاطی در مؤسسات مالی اسلامی: گزارش پنجمین روز مدرسه زمستانه بانکداری اسلامی	MBRI9206	حسین میسمی	نظارت شرعی، مقررات احتیاطی، مؤسسات مالی اسلامی، ربا، بانک اسلامی
استانداردهای حسابداری و حسابرسی در مؤسسات مالی اسلامی: گزارش چهارمین روز مدرسه زمستانه بانکداری اسلامی	MBRI9205	وهاب قلیچ	حسابداری، حسابرسی، استانداردسازی، بانکداری اسلامی، مؤسسات مالی اسلامی
مدیریت دارایی و بدهی در بانک‌های اسلامی: گزارش سومین روز مدرسه زمستانه بانکداری اسلامی	MBRI9204	لیلا محرابی	دارایی، بدهی، بانکداری بدون ربا، اصول شریعت، ایران
مدیریت ریسک در بانک‌های اسلامی: گزارش دومین روز مدرسه زمستانه بانکداری اسلامی	MBRI9203	رسول خوانساری	ریسک، مدیریت ریسک، تأمین مالی اسلامی، اصول شرعی، ربا
اصول و مقررات شرعی در معاملات و تأمین مالی: گزارش اولین روز مدرسه زمستانه بانکداری اسلامی	MBRI9202	فرشته ملاکریمی	تأمین مالی اسلامی، اصول شرعی، قواعد فقه، ربا، غرر
تورم و جبران کاهش ارزش پول از دیدگاه اسلامی: گزارش هفتمین جلسه. نقد پژوهش‌های بانکداری و مالی اسلامی	MBRI9201	حسین میسمی	تورم، ربا، مالیه تورمی، دولت اسلامی، بانکداری و مالی اسلامی



گزارش‌های پژوهشی منتشرشده در سال ۱۳۹۱

عنوان	کد	نویسنده (نویسندگان)	کلید واژه‌ها
پولی کردن کسری بودجه از منظر اقتصاد اسلامی: گزارش ششمین جلسه نقد پژوهش‌های بانکداری و مالی اسلامی	MBRI9111	حسین میسمی	ربا، مالیه تورمی، پولی کردن کسری بودجه، دولت اسلامی، بانکداری و مالی اسلامی
مجموعه روایات ربا (بخش اول)	MBRI9110	فرشته ملاکریمی	
بررسی فقهی و حقوقی وثایق بانکی	MBRI9109	فرشته ملاکریمی	وثایق بانکی، رهن، دین، قبض
عوامل مؤثر بر استفاده خانوارهای شهری از انواع خدمات مالی	MBRI9108	فرهاد نیلی و مرضیه اسفندیاری	استفاده از خدمات مالی، خصوصیات اقتصادی - اجتماعی خانوارهای شهری، مدل پروبیت
ضرورت معرفی رهنمود جدیدی در مدیریت ریسک نقدینگی با توجه به تحولات سیستم مالی در ایران	MBRI9107	زهرا خوشنود	مدیریت ریسک نقدینگی، رهنمود، بحران مالی، سیستم مالی
ساختار بانکداری اسلامی در کشورهای اسلامی: نمونه موردی کشور مالزی	MBRI9106	لیلا محرابی	مالزی، بانکداری اسلامی، ابزارهای مالی، عملکرد مالی
مفهوم‌شناسی ربا و بهره	MBRI9105	حسین میسمی	ربا، بهره، سود، سرمایه، بانکداری و مالی اسلامی
تورق چیست؟	MBRI9104	وهاب قلیچ	تورق، ابزار مالی، تجهیز و تخصیص منابع بانکی، فقه اسلامی
چشم‌انداز اقتصاد اسلامی بر بحران مالی جهانی	MBRI9103	لیلا محرابی	اقتصاد اسلامی، بحران مالی
وضعیت بانکداری اسلامی در کشورهای منطقه MENA	MBRI9102	لیلا محرابی	بانکداری اسلامی، کشورهای منطقه MENA، عملکرد، تأمین مالی اسلامی
بحران یورو؛ ریشه‌های پیدایش و سناریوهای آینده	MBRI9101	ایلناز ابراهیمی	حوزه یورو، بحران یورو، دلایل بحران، آینده حوزه یورو