

پیش‌بینی تورم ایران با دو رهیافت اقتصادسنجی و شبکه عصبی مصنوعی؛ مقایسه الگوهای غیرخطی NARX، NARDL*

حامد عزیزی گنزق

دانشجوی دکتری علوم اقتصادی، دانشگاه مازندران، بابلسر، ایران

Hamed.az.999@gmail.com

احمد جعفری صمیمی (نویسنده مسئول)

استاد اقتصاد، گروه اقتصاد، دانشگاه مازندران، بابلسر، ایران

Jafarisa@umz.ac.ir

نوع مقاله: علمی- پژوهشی تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۱/۱۰ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۷/۱۹

چکیده:

پیش‌بینی تورم یکی از مهم‌ترین اقدامات سیاست‌گذاران اقتصادی و مقامات پولی در حوزه تصمیم‌گیری است و محققین همواره در پی شناسایی روش‌های مناسب برای پیش‌بینی تورم می‌باشند، با توجه به غیرخطی بودن شاخص‌های کلان اقتصادی به دلیل وجود شوک‌های ایجادشده از چرخه‌های اقتصادی بهتر است که نرخ تورم با الگوهای غیرخطی برآورد شود، در این مقاله با استفاده از دو الگوی غیرخطی و بنیادی NARX، NARDL و توجه به سایر متغیرهای کلان اقتصادی به‌عنوان متغیرهای برون‌زای الگوها و همچنین دو الگوی غیرساختاری ARIMA و NAR، به پیش‌بینی نرخ تورم ماهانه ایران پرداخته می‌شود در واقع بعد از برآورد نرخ تورم ماهانه ایران در بازه ۱۳۸۴:۰۱-۱۳۹۸:۰۶ با استفاده از آزمایش این الگوها در بازه ۱۳۹۸:۰۷-۱۴۰۰:۰۷ نتیجه حاصل شد که الگوی NARX برای افق زمانی کوتاه‌مدت و الگوی NARDL، برای افق زمانی بلندمدت عملکرد خوبی را بر اساس معیار RMSE و DM از خود نشان دادند.

طبقه‌بندی JEL: C61، C45، C38، C02، C01

کلید واژه‌ها: پیش‌بینی تورم، الگوهای غیرخطی، شبکه عصبی مصنوعی، NARX، NARDL

* این مقاله مستخرج از رساله دکتری حامد عزیزی گنزق به راهنمایی جناب دکتر احمد جعفری صمیمی در دانشکده اقتصاد مازندران، بابلسر است.

۱. مقدمه

سیاست‌گذاران بخش اقتصادی در صورتی می‌توانند تصمیمات مناسبی اتخاذ نمایند که شناخت صحیحی از رفتار آتی متغیرهای کلان اقتصادی داشته باشند، پیش‌بینی نرخ تورم به‌عنوان یکی از مهم‌ترین شاخص‌های کلان اقتصادی همواره دغدغه محققین و مقامات پولی بوده است تا از طریق آن بتوانند مدیریت مناسبی را برای بخش اسمی اقتصاد فراهم آورند. روش‌های پیش‌بینی شرایط مناسبی را برای حل این مشکل فراهم آوردن اما همچنان ارائه یک الگو مناسب با صحت پیش‌بینی مناسب چالشی است که در مطالعات گوناگون به آن پرداخته شده است. این مقاله برای افزایش دقت پیش‌بینی دو اقدام را مبنا قرار داده است؛ اول استفاده از دو الگوی بنیادی (که ویژگی‌های الگو از سایر متغیرهای کلان اقتصادی استخراج می‌گردد) دوم هر دو الگو جزء روش‌های غیرخطی بوده و رفتار تورم ایران را بهتر برآورد می‌کنند در واقع با توجه به غیرخطی^۱ بودن شاخص‌های کلان اقتصادی به دلیل شوک‌های ایجادشده از چرخه‌های اقتصادی بهتر است که این شاخص‌ها با الگوهای غیرخطی برآورد شوند (لی‌بورن^۲، ۱۹۹۴). از این‌رو، پیش‌بینی‌های مبتنی بر فرض خطی بودن، در هنگام الگوسازی سیاست‌های اقتصادی، پاسخ‌های کاملاً دقیق ارائه نمی‌دهند. در واقع در این پژوهش به موضوع الگوهای ساختاری و غیرخطی در مقایسه با الگوهای غیرساختاری خطی و غیرخطی پرداخته می‌شود و نشان داده می‌شود که استفاده از متغیرهای برونزا با درون‌مایه نظری می‌تواند رهیافت مناسبی برای پیش‌بینی شاخص‌های کلان اقتصادی باشد اگر رفتار غیرخطی متغیرهای پرنوسان نیز در نظر گرفته شود.

همان‌طور که اشاره شد برای پیش‌بینی در این مقاله از سایر متغیرهای کلان اقتصادی استفاده شده است که هر یک از آن‌ها طبق مبانی نظری تورم انتخاب شده‌اند؛ رشد ماهانه بدهی دولت به بانک مرکزی (طبق مبانی نظری مربوط به فشار جاذبه سمت تقاضا^۳ و نظریه مقداری پول^۴)، رشد نرخ ارز (طبق نظریه فشار هزینه^۵ و تورم انتظاری^۶)، رشد حجم نقدینگی ماهانه (طبق مبانی نظری مربوط به فشار جذب سمت تقاضا و نظریه

^۱. Nonlinear

^۲. LeBaron

^۳. Demand Pull Inflation

^۴. Quantity theory of money

^۵. Cost Push Inflation

^۶. Expected inflation

مقداری پول)، وقفه‌های تورم (طبق نظریه تورم انتظاری) و رشد درآمد ناخالص داخلی (طبق نظریه فشار هزینه) به‌عنوان متغیرهای توضیحی در الگوها وارد می‌شوند که در تفسیر رفتار تورم تأثیرگذار می‌باشند (پورکاظمی و همکاران، ۱۳۹۴). بنابراین سؤالات مطرح‌شده در این پژوهش می‌تواند به شرح ذیل باشد:

۱. آیا رفتار نرخ تورم ماهانه در ایران یک رفتار غیرخطی است؟
 ۲. آیا متغیرهای برون‌زای رشد ماهانه بدهی دولت به بانک مرکزی، رشد نرخ ارز ماهانه، رشد حجم نقدینگی ماهانه، و رشد درآمد ناخالص داخلی و وقفه‌های انتظاری تورم در پیش‌بینی نرخ تورم ماهانه تأثیرات معناداری دارند؟
 ۳. از بین دو الگوی غیرخطی و بنیادی خودرگرسیون با وقفه‌های توزیعی غیرخطی (NARDL)^۱ و از الگوی خود برازش برون‌زای غیرخطی (NARX)^۲ کدامیک در افق زمانی کوتاه‌مدت و کدامیک در بلندمدت دقت پیش‌بینی بهتری را ارائه می‌دهند؟
 ۴. آیا الگوهای ساختاری و غیرخطی عملکرد بهتری را نسبت به الگوهای غیرساختاری خطی و غیر خطی دارا می‌باشند؟
- بعد از بخش اول که مربوط به مقدمه است در بخش دوم به پیشینه تحقیق پرداخته‌شده که ادبیات نظری و تجربی مقاله ارائه می‌شود در بخش سوم به روش تحقیق اختصاص یافته است که در آنجا الگوها تصریح شده و سری‌های زمانی پژوهش ارائه می‌شود. در بخش چهارم مقاله برآورد الگوها انجام شده و موارد مربوط به آزمون‌ها، فرضیه‌ها و قالب بهینه‌سازی هر یک از الگوها نشان داده شده است و نهایتاً در بخش پنجم به نتیجه‌گیری و پیشنهادها پرداخته شده است.

۲. پیشینه تحقیق

ادبیات نظری این مقاله به دو بخش: (۱) الگوهای پیش‌بینی (۲) مبانی نظری تورم قابل تقسیم است که در ادامه به هر کدام از آن‌ها پرداخته خواهد شد؛ در بخش اول می‌توان گفت؛ الگوهای پیش‌بینی به دو گروه الگوهای کیفی و کمی تقسیم می‌شوند، الگوهای کیفی در بسیاری از موارد برای تصمیم‌گیری در شرایطی که اطلاعات کامل و دقیقی از گذشته در دست نیست و یا محیط به‌گونه‌ای آشفته است که نمی‌توان اطلاعات گذشته را ملاک پیش‌بینی آینده و تصمیم‌گیری قرارداد استفاده می‌شوند. در چنین شرایطی

^۱. Nonlinear Autoregression Distributed Lag

^۲. Nonlinear Autoregressive Network with Exogenous Inputs

تحلیل‌گر برای پیش‌بینی آینده به روش‌های کیفی متوسل می‌شود؛ در روش‌های کیفی مبنای پیش‌بینی تجربه، تخصص، قضاوت و قدرت پیش‌گویی صاحب‌نظران و خبرگان آن حوزه تصمیم‌گیری است. مهم‌ترین فنون پیش‌بینی کیفی عبارت‌اند از: روش دلفی^۱، روش طوفان فکری^۲ و روش گروه اسمی^۳ می‌توان نام برد (گوردن^۴، ۱۹۹۴؛ مک‌موری^۵، ۱۹۹۴؛ مک‌میلان^۶ و همکاران، ۲۰۱۶).

در بخش الگوهای پیش‌بینی کمی می‌توان گفت؛ چنانچه تحلیل‌گر بر اساس رفتار مشاهده‌شده از سری زمانی و تجزیه و تحلیل اجزای آن، قانع شود که می‌توان مقادیر آینده را با استفاده از مبانی ریاضی پیش‌بینی کرد، از الگوهای کمی برای پیش‌بینی استفاده می‌شود. الگوهای کمی پیش‌بینی بسیار متنوع و عبارت‌اند از: ۱- الگوهای ساده^۷، ۲- الگوهای میانگین متحرک^۸، ۳- الگوهای نمو هموار^۴، الگوهای هلت-وینترز^۹، ۵- الگوهای باکس-جنکینز^{۱۰}، ۶- الگوهای اقتصادسنجی^۷، الگوهای مربوط به هوش مصنوعی، که در این پژوهش الگوهای کمی بنیادی استفاده می‌شود.

در قالب بررسی داده‌های الگوهای کمی به صورت بنیادی می‌توان گفت که برای تحلیل رفتار هر سری زمانی نیاز به وجود ویژگی‌های بااهمیت در تحلیل رفتار متغیر موردنظر هست، در برخی علوم به ویژه علم اقتصاد برای تحلیل رفتار متغیر ابتدا به بیان تئوری‌های اقتصادی پرداخته می‌شود به عبارت دیگر ویژگی تحلیل یک متغیر وابسته مرتبط به تحلیل یک متغیر بیرونی است که در ادبیات اقتصادسنجی به متغیری که روی آن تحلیل انجام می‌گیرد متغیر وابسته و به متغیرهایی که حامل ویژگی‌های تأثیرگذار بر روی متغیر وابسته‌اند، متغیرهای مستقل می‌گویند، در واقع الگوهای بنیادی، تئوری محور بوده و ویژگی‌های تحلیل را از تئوری‌های اقتصادی دریافت می‌نمایند (مک‌نایت^{۱۱} و همکاران،

^۱. Delphi method

^۲. Brainstorming method

^۳. Nominal group method

^۴. Gordon

^۵. McMurray

^۶. McMillan

^۷. Naive model

^۸. Moving averages method

^۹. Holt-winters models

^{۱۰}. Box & Jenkins

^{۱۱}. McKnight

(۲۰۲۰)، این در حالی است که در الگوهای غیر بنیادی صرفاً گذشته متغیر مبنای استخراج ویژگی‌های تحلیلی الگو قرار می‌گیرد و نیازی به استفاده از تئوری‌های اقتصادی نیست (بینر^۱ و همکاران، ۲۰۱۰).

نکته دیگری که در این پژوهش به آن توجه گردیده است مربوط به دقت پیش‌بینی الگوهای کمی است، برای بررسی یک الگوی پیش‌بینی و یا انتخاب بهترین الگو از بین الگوهای مختلف برای سری‌زمانی به معیاری نیاز است که به کمک آن بتوان تصمیم لازم را در خصوص قبول یا رد الگو پیش‌بینی اتخاذ نمود. به‌طور کلی هرچه مقدار واقعی سری (Y_t) به مقدار پیش‌بینی شده (\hat{Y}_t) نزدیک‌تر باشد بر "صحت"^۲ بیشتر الگو پیش‌بینی دلالت دارد. بنابراین کیفیت یک الگو با بررسی میزان خطای پیش‌بینی $(Y_t - \hat{Y}_t)$ قابل ارزیابی است. در این راستا چهار معیار عمومی را می‌توان به شرح زیر معرفی کرد: میانگین قدر مطلق انحرافات (MAD)^۳، میانگین مجذور خطاها (MSE)^۴، جذر میانگین مجذور خطاها (RMSE)^۵، میانگین قدر مطلق درصد خطاها (MAPE)^۶. تفاوت اساسی بین MAD و MSE (RMSE) آن است که در (RMSE) MSE برای خطاهای بزرگ‌تر، نسبت به MAD جریمه سنگین‌تری قائل‌اند. زمانی که جریمه خطاهای پیش‌بینی به‌طور خطی با اندازه خطا افزایش می‌یابد شاخص MAD یک شاخص مناسب برای صحت پیش‌بینی خواهد بود. شاخص (RMSE) MSE اگر جریمه خطاهای بزرگ سنگین باشد بهترین شاخص برای اندازه‌گیری است (تونیس^۷ و همکاران، ۲۰۱۲). از آنجاکه شاخص MAPE یک شاخص درصدی و فاقد واحد اندازه‌گیری است برای مقایسه عملکرد سری‌های مختلف بسیار مفید است اما اگر سری مقادیر بسیار کوچک داشته باشد توصیه می‌شود از شاخص MAPE استفاده نشود چراکه منجر شاخص کوچک بوده و باعث متورم شدن شاخص می‌شود. معمولاً زمانی از شاخص‌های فوق برای ارزیابی استفاده می‌شود که داده‌های واقعی سری به دو بخش تقسیم می‌گردند. از اولین بخش مشاهدات

1. Binner

2. Accuracy

3. Mean absolute deviation = $\frac{1}{n} (\sum_{t=1}^n |X_t - \hat{X}_t|)$

4. Mean Square Error = $\frac{1}{n} (\sum_{t=1}^n (X_t - \hat{X}_t)^2)$

5. Root Mean Square Error = $\sqrt{\frac{1}{n} (\sum_{t=1}^n (X_t - \hat{X}_t)^2)}$

6. Mean absolute percentage errors = $\frac{1}{n} (\sum_{t=1}^n \left| \frac{X_t - \hat{X}_t}{X_t} \right|) (100\%)$

7. Thunis

برای برآورد پارامترهای الگو پیش‌بینی و از بخش دوم برای بررسی صحت الگوی برازش شده استفاده می‌شود.

در رابطه با الگوهای بنیادی می‌توان گفت که استخراج ویژگی‌های تأثیرگذار در این الگوها بر اساس ویژگی‌های متغیرهای برونزا صورت می‌گیرد، در اقتصادسنجی به متغیر اصلی که تحلیل بر روی آن صورت می‌گیرد متغیر وابسته و متغیرهایی که دارای ویژگی توضیح‌دهنده در مورد متغیر وابسته هستند متغیرهای مستقل می‌گویند اما در بخش هوش مصنوعی متغیر اصلی که تحلیل بر روی آن صورت می‌گیرد داده‌های هدف^۱ گویند که با استفاده از داده‌های ورودی^۲ به‌عنوان ویژگی استخراجی در مورد داده هدف وارد الگو می‌گردند، به همین منظور در این مقاله به ادبیات الگوی NARDL در اقتصادسنجی و الگوی NARX در ادبیات هوش مصنوعی پرداخته می‌شود.

در بخش دوم مربوط به مبانی نظری تورم می‌توان گفت؛ طبق نظر کلاسیک‌ها و مکتب پولیون تورم از طریق جاذبه تقاضا و بر اثر رشد پول اسمی ایجاد می‌شود، در این نگرش تورم فقط از طریق حجم پول در جریان و افزایش تقاضا ایجاد می‌شود، فریدمن تورم را یک پدیده پولی عنوان می‌دارد. وی برای ادعای خود از روش تجربه متقابل^۳ استفاده نمود و نشان داد که افزایش انبار پول دلیل تورم بوده است. همچنین سیاست مالی اگر از طریق پولی کردن کسری بودجه توسط بانک مرکزی تأمین شود، به تناسب افزایش حجم پول موجب تورم می‌گردد، برخی نظرات در مورد تورم مربوط به هزینه‌های تولید یا به اصطلاح تورم مبتنی بر فشار هزینه است، افزایش قیمت نهاده‌ها به صورت افزایش هزینه تولید از طریق انتقال منحنی عرضه کل به سمت بالا و چپ موجب تورم (رکود تورمی^۴) می‌شود. ساختارگرایان^۵ درعین حال که نقش پول در تورم را می‌پذیرند برای فشار هزینه‌ها و تشکیل تورم نیز نقش قائل‌اند، معتقدند برای شناخت صحیح تورم باید به عوامل ساختاری و نهادی هم توجه شود و تعامل این عوامل با عوامل پولی و هزینه‌ای را نیز در نظر گرفت، از دید ساختارگرایان تورم نتیجه تضاد توزیعی^۶ است. عمده طرفداران نظریه مقداری پول و پولیون جدید با فرض برونزا بودن؛ پول را علت تورم دانسته و جریان علیت

۱. Target data

۲. Input data

۳. Counter Factual Approach

۴. Stagflation

۵. Structural and Institutional Factors

۶. Distributional Conflicts

را از پول به تورم مطرح کردند، عده‌ای مخالف برون‌زا بودن پول بوده و رابطه علت و معلول بودن پول و تورم را نامشخص می‌دانند اما فریدمن و شوارتز اذعان می‌کنند که پول فعال و برون‌زاست، در شرایط رونق اقتصادی قیمت‌ها رو به افزایش است و سود انتظاری و آینده بازار کسب‌وکار ارتقا پیدا کرده است، بانک‌ها به پرداخت وام مشغول بوده و بانک مرکزی نیز ذخایر را تأمین می‌کند که موجب افزایش پول پر قدرت می‌گردد، یعنی پول به صورت منفعل نسبت به مقتضیات اقتصاد از جمله تورم عکس‌العمل نشان می‌دهد (شاگری، ۱۳۸۹).

یادگاری و همکاران (۱۴۰۰) برای پیش‌بینی قیمت نفت خام برای بازه‌های فصلی، ماهیانه و هفتگی از ترکیب الگوی خاکستری غیرخطی و آریما استفاده گردی، داده‌های مورد استفاده در پژوهش آنها بین سال‌های ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۱ انتخاب شد، نتایج نشان داد میانگین قدر مطلق درصد خطا و جذر میانگین مربع خطا در مدل ترکیبی همواره کم‌تر از الگوهای منفرد خاکستری به عنوان الگوی خطی است. همچنین مدل ترکیبی توانایی بالاتری جهت توضیح و پوشش نوسانات قیمت در بازه‌های مختلف زمانی را داشته و قابل اطمینان‌تر از مدل منفرد است. لذا می‌توان از مدل ترکیبی به جای مدل‌های مبتنی بر نظریه منفرد برای پیش‌بینی دقیق‌تر استفاده کرد.

تحصیلی (۱۴۰۰) به اثرگذاری تغییرات نرخ ارز بر تورم با استفاده از الگوی خودرگرسیون آستانه‌ای پرداخت، روش غیرخطی آنها نشان داد که اثرگذاری نرخ ارز بر سطح عمومی قیمت‌ها به مقادیر تورم (محیط تورمی و آستانه آن) وابسته است، یعنی اثرگذاری شوک نرخ ارز بر تورم در مقادیر بالاتر از آستانه کمتر است. بر این اساس، میتوان گفت سیاست پولی در تورم‌های کمتر از آستانه، آزادی عمل کمتری دارد و ضروری است همچنین اهداف مربوط به کاهش تورم و سیاست‌های ارزی باید به‌طور توأمان مدنظر قرار گیرند.

آرمن و همکاران (۱۳۹۶) به مطالعه بر روی تورم پرداختند؛ متغیرهای مورد استفاده در الگو، در چهار گروه زیر قرار می‌گیرند: طرف تقاضا؛ شوک‌های حقیقی یا طرف عرضه (تورم ناشی از فشار هزینه؛ شوک‌های منفی بهره‌وری، کاهش ارزش پول ملی، افزایش دستمزدها، نرخ بهره، مالیات‌ها، شوک‌های قیمتی به واسطه فشار بازار عوامل تولید)؛ لختی (انتظارات، چسبندگی قیمت‌ها و دستمزدها) و عوامل نهادی. با توجه به اینکه به نظر می‌رسد، دو متغیر صادرات نفت و متغیر نهادی در الگوی معرفی شده، متغیرهای برون‌زایی باشند؛ لذا در این مطالعه از الگوهای خاص، VARX استفاده شده است. پیش‌بینی تورم تحت دو سناریو (سناریو رشد ۳۰ درصدی پایه پولی و سناریو رشد ۱۰ درصدی پایه

پولی) برای پایه پولی در نظر گرفته شده است، نتایج نشان می‌دهد، اختلاف تورم تحت این دو سناریو در سال‌های ۱۳۹۵-۱۳۹۷ به ترتیب برابر ۳،۶، ۴،۷ و ۹ درصد خواهد بود یعنی با کنترل رشد پایه پولی می‌توان قسمتی از تورم را کنترل نمود.

پورکاظمی و همکاران (۱۳۹۴) به بررسی عوامل تأثیرگذار بر تورم و طراحی یک سیستم هشدار شدید با استفاده از الگوریتم ژنتیک در اقتصاد ایران پرداختند، متغیرهای اساسی اثرگذار بر تورم تعیین گردید که در نتیجه هفت متغیر حجم نقدینگی، شاخص نرخ دستمزد، مخارج دولتی، تولید ناخالص داخلی، تورم با وقفه، شاخص قیمت جهانی نفت خام و نرخ سود بانکی به‌عنوان متغیرهای اساسی تأثیرگذار بر تورم تشخیص داده شدند. گلستانی و همکاران (۱۳۹۱) به مقایسه پیش‌بینی الگوهای VAR, ARIMA و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای پیش‌بینی تقاضای نفت اوپک پرداختند و با استفاده از شاخص MSE^۱ به این نتیجه رسیدند که مدل VAR از خطای کمتری برای پیش‌بینی برخوردار است. در مطالعات آن‌ها از الگوی SVAR^۲ نیز به‌عنوان الگوی بنیادی در پیش‌بینی تقاضای نفت جهانی استفاده شده است، الگوی SVAR که ترکیبی از الگوی VAR و رگرسیون ساختاری است. در الگوی آن‌ها از قیمت خود محصول، قیمت کالای جانشین، تولید گروه رقیب و تولید جهانی در نظر گرفته شده است، در مطالعه آنها الگوهای ساختاری از عملکرد بهتری برخوردار بودند.

مشیری (۱۳۸۰) از دو روش بنیادی تورم و الگوی غیر بنیادی استفاده شده است، از بین الگوهای بنیادی از منحنی فیلیپس که به ارتباط تورم با شکاف تولید، یا نرخ بیکاری می‌پردازد استفاده شد و همچنین طبق مطالعات وی الگوهای تورم مبتنی بر منحنی فیلیپس، صحیح‌ترین پیش‌بینی‌ها را در مقایسه سایر الگوهای بنیادی دارا می‌باشند. وی شکل تعمیم‌یافته‌تری از منحنی فیلیپس را معرفی کرده که علاوه بر متغیر شکاف تولید، انتظارات تورمی را هم در الگو قرار داده است، با قرار دادن منحنی فیلیپس تعمیم‌یافته به‌جای منحنی عرضه کل در حل معادلات IS-LM می‌توان فرم خلاصه‌شده تورم را به شکل عبارت (۱) استخراج کرد:

$$\pi_t = \theta_0 + \theta_1 y_{t-1} + \theta_2 m_t + \sum_{i=0}^n \rho_i \pi_{t-i-1} + \theta_3 \pi_t^m + \eta_t \quad (1)$$

که در عبارت (۱)، π_t مربوط به تورم جاری و y_{t-1} مربوط به وقفه شکاف تولید و m_t مربوط به عرضه پول واقعی که بیانگر فشار تقاضاست و π_t^m هم مربوط به تورم وارداتی

^۱. Mean Square Error

^۲. Structural Vector Autoregressions

است که با یک جزء تصادفی الگوسازی شده است، در ادامه این مطالعه نیز به الگوهای غیر بنیادی ARIMA و شبکه عصبی^۱ مصنوعی پرداخته شده است، در نهایت به پیش‌بینی تورم سالانه ایران در بازه زمانی بین سال‌های ۱۳۳۸ تا ۱۳۷۷ پرداخته است که در انتها الگوهای شبکه عصبی به دلیل نبود آزمون‌های آماری و همچنین مزیت در برآورد غیرخطی عملکرد بهتری را نسبت به الگوهای بنیادی و الگوهای ARIMA از خود نشان می‌دهند.

آریسانی و پوسپیتا^۲ (۲۰۲۲) به پیش‌بینی نرخ روپیه به دلار در اندونزی پرداختند و سیاست‌های بانک مرکزی اندونزی را تاثیرگذار بر روی نرخ ارز معرفی نمودند، الگوی پیش‌بینی مطالعه آن‌ها NARX بوده است و نرخ ریپو به‌عنوان متغیر برونزا به الگو وارد شد، خوبی برازش در تمام حالات انجام شده بالای ۹۵ درصد برآورد گردید که نشان از تخمین مناسب الگو است و در انتها پیش‌بینی شش روزه و هفت روزه از نرخ روپیه به دلار ارائه گردید.

دلونا^۳ و همکاران (۲۰۲۱) به بررسی تأثیرات قیمت نفت جهانی، نرخ ارز، نرخ بهره و درآمد ناخالص ملی بر روی نرخ تورم فصلی کشور فیلیپین با استفاده از الگوی NARDL پرداختند، طبق مطالعات آن‌ها مهم‌ترین دلیل تورم این کشور شوک قیمتی نفت جهانی شناسایی شد و نرخ ارز در کوتاه‌مدت اثر محدود و در بلندمدت اثری نداشته است، همچنین نرخ بهره و بخش تقاضا بیشترین اثرات بلندمدت را دارا می‌باشند.

مطالعه آلموسوا و اندرسنی (۲۰۱۹)^۴ با موضوع پیش‌بینی غیرخطی تورم با استفاده از شبکه‌های عصبی مکرر^۵ برای تورم آمریکا به بررسی سری‌های زمانی در متغیرهای کلان اقتصادی پرداختند و با مقایسه سه نوع روش: LSTM^۶, RW, AR, SARIMA^۷, MS-AR و شبکه عصبی مصنوعی ساده با استفاده از شاخص RMSE پرداختند که نشان داد روش LSTM میانگین خطای کمتری را دارا است.

۱. Artificial Neural Networks(ANN)

۲. Arisanti & Puspita

۳. Deluna

۴. Almosova & Andresen

۵. Recurrent Neural Networks

۶. Random step

۷. Seasonal Autoregressive Model

۸. Markovswitching_ Autoregressive Model

مطالعه بایبوزا (۲۰۱۸)^۱ برای پیش‌بینی تورم روسیه از الگوی یادگیری ماشین^۲ با الگوریتم‌های: الگوریتم جنگل‌های تصادفی^۳، روش LASSO^۴، ریج^۵، شبکه الاستیک^۶، مدل‌های بوستینگ^۷ استفاده نمودند و تورم روسیه را پیش‌بینی کرده‌اند الگوریتم بوستینگ و جنگل‌های تصادفی به مراتب از روش‌های اقتصادسنجی عملکرد بهتری را از خود نشان دادند.

مطالعه یولک^۸ و همکاران (۲۰۱۸) به مقایسه روش‌های سری زمانی و یادگیری ماشین پرداختند و نشان دادند که پیش‌بینی تورم مخارج مصرف شخصی اصلی (core-PCE) آمریکایی از طریق الگوی آموزش ماشین بسیار قوی‌تر از الگوهای سری‌های زمانی عمل کرده‌است و پیش‌بینی شاخص قیمت مصرف‌کننده در آمریکا از طریق الگوی ARDL به نسبت سایر الگوها بهتر عمل کرده‌است.

۳. روش تحقیق

در این بخش به ترتیب به الگوهای: ۱- ARIMA - ۲- NARDL - ۳- NARX (شبکه عصبی مصنوعی چندلایه با وقفه و متغیرهای برون‌زا) ۴- NAR (شبکه عصبی مصنوعی چندلایه با وقفه) پرداخته می‌شود، در نمودار (۱) به متغیرهای برون‌زا (بعد از بررسی نماگرهای اقتصادی بانک مرکزی موارد مربوط به نرخ تورم ماهانه مصرف‌کنندگان، نرخ رشد حجم نقدینگی ماهانه، نرخ رشد قیمت ارز ماهانه، نرخ رشد بدهی دولت به بانک مرکزی ماهانه و رشد درآمد ناخالص داخلی) در این مقاله اشاره شد که هر یک در مقابل نرخ تورم ماهانه به تصویر کشیده شده است:

نمودار (۱): نرخ تورم ماهانه، نرخ رشد حجم نقدینگی ماهانه، نرخ رشد ارز ماهانه، نرخ رشد بدهی دولت به بانک مرکزی ماهانه و رشد درآمد ناخالص داخلی به درصد

^۱. Baybuza

^۲. Machine Learning

^۳. Random Forest

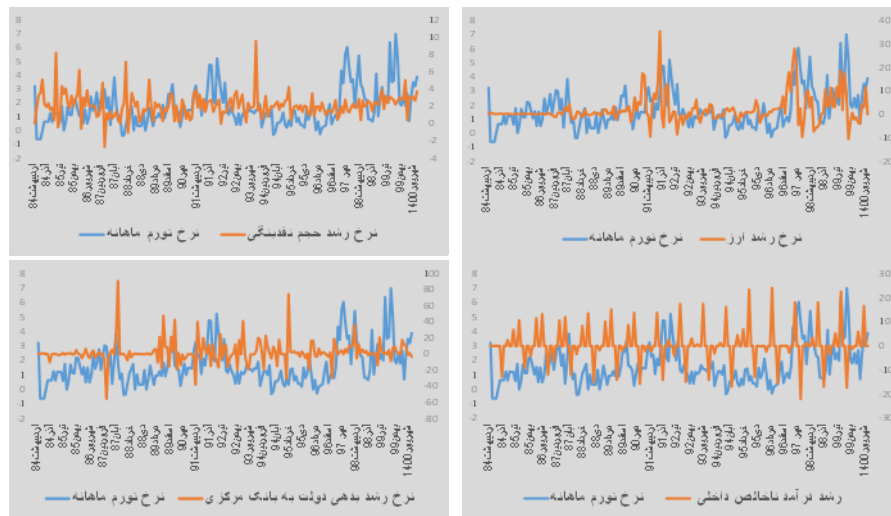
^۴. Least Absolute Shrinkage and Selection Operator

^۵. Ridge

^۶. Elastic Net

^۷. Boosting model

^۸. Ülke



منبع: نماگرهای بانک مرکزی.

۳-۱. الگوی فصلی ARIMA فصلی (SARIMA)

فرض الگوهای ARMA آن است که Y_t مانا است. اگر Y_t نامانا باشد، با تفاضل‌گیری می‌توان آن را مانا نمود، این موضوع در خصوص داده‌های فصلی همانطور که اشاره شد تا حدودی متفاوت است. زیرا ممکن است تفاضل مرتبه به صورت $\Delta Y_t = (1 - L)Y_t = Y_t - Y_{t-1}$ (است، موجب مانا شدن Y_t نشود، در این حالت باید از تفاضل‌گیری فصلی استفاده نمود و Y_t را مانا کرد. تفاضل‌گیری فصلی به صورت $\Delta_s Y_t = Y_t - Y_{t-s}$ نشان می‌دهند، علاوه بر این شاید نیاز به تفاضل‌گیری مرتبه اول و هم تفاضل‌گیری فصلی به صورت همزمان باشد، که سه حالت را برای مانا کردن Y_t ایجاد نماید (سوری، ۱۳۹۵):

الف) تفاضل مرتبه اول:

$$\Delta Y_t = (1 - L)Y_t = Y_t - Y_{t-1} \quad (۲)$$

ب) تفاضل فصلی:

$$\Delta_s Y_t = (1 - L^s)Y_t = Y_t - Y_{t-s} \quad (۳)$$

برای داده‌های فصلی $S = ۴$ و برای داده‌های ماهانه $S = ۱۲$.

ج) تفاضل مرتبه اول و فصلی:

$$\Delta \Delta_s Y_t = \Delta(\Delta_s Y_t) = \Delta_s(\Delta Y_t) = (1-L)(1-L^s)Y_t = (1-L-L^s+L^{s+1})Y_t \quad (۴)$$

که حالت کلی تفاضل‌گیری معمولی و فصلی به فرم زیر است:

$$\Delta^d \Delta_s^D Y_t = (1-L)^d (1-L^s)^D Y_t \quad (5)$$

اگر داده‌های فصلی با تفاضل‌گیری مرتبه d و D مانا شود، آنگاه از یک الگوی ARIMA به صورت عبارت (۶) نشان داده شده است:

$$\Phi_p^{(L)} A_p^{(L^s)} (\Delta^d \Delta_s^D Y_t) = \Theta_q(L) B_q(L^s) \cdot U_t \quad (6)$$

و در آخر می‌توان گفت الگوی $SARIMA(p,0,q)(0,0,0)_s$ معادل با $ARMA(p,q)$ است و الگوی $SARIMA(p,d,q)(0,0,0)_s$ با الگوی $ARIMA(p,d,q)$ است، نرخ تورم ماهانه در تمام حالات مورد بررسی با آزمون دیکی-فولر مانا بوده است اما برای بررسی مانایی رفتار فصلی از آزمون HEGY استفاده می‌شود (هیلبرگ^۱ و همکاران، ۱۹۹۰).

الگوهای رگرسیو میانگین متحرک^۲، هم خصوصیات مدل‌های خودرگرسیو (AR) و هم خصوصیات الگوهای میانگین متحرک (MA) را در بر می‌گیرند. در الگوهای خودرگرسیو تابع خود همبستگی به صورت نمایی کاهش پیدا می‌کند درحالی که تابع خود همبستگی جزئی، تعداد وقفه‌های مورد نیاز برای الگو را معین می‌سازد. در الگوهای میانگین متحرک، این دو تابع برعکس الگوهای خودرگرسیو عمل می‌نمایند. اگر تابع توزیع یک سری زمانی مانند $Y(t)$ از مرتبه n ام نسبت به تغییر مبداء زمانی، ثابت یا نا متغیر باشد، آنگاه سری زمانی $Y(t)$ را یک سری زمانی مانای قوی می‌نامند (سوری، ۱۳۹۵).

$$F(Y_1, Y_2, \dots, Y_n; t_1, t_2, \dots, t_n) = F(Y_1, Y_2, \dots, Y_n; t_1+S, t_2+S, \dots, t_n+S) \quad (7)$$

^۱ Hylleberg

^۲ الگوهای $ARMA(p, q)$ از ترکیب الگوهای خودرگرسیو از مرتبه p و میانگین متحرک از مرتبه q حاصل می‌شوند. در این الگوها ارزش جاری سری زمانی Y_t به صورت خطی به ارزش‌های گذشته خود و ارزش‌های جاری و گذشته اجزا اخلاص وابسته است. الگوهای خودرگرسیو میانگین متحرک را به صورت‌های زیر می‌توان نمایش داد:

$$Y_t = \mu + Q_1 Y_{t-1} + Q_2 Y_{t-2} + \dots + Q_p Y_{t-p} + \theta_1 U_{t-1} + \dots + \theta_q U_{t-q} + U_t$$

$$Y_t = \mu + \sum_{i=1}^p Q_i L^i Y_t + \sum_{j=1}^q \theta_j L^j U_t + U_t$$

$$\begin{cases} Q(L)Y_t = \mu + \theta(L)U_t \\ Q(L) = 1 - Q_1 L^1 - Q_2 L^2 - \dots - Q_p L^p \\ \theta(L) = 1 + \theta_1 L^1 + \theta_2 L^2 + \dots + \theta_p L^p \end{cases}$$

۳-۲. الگوی NARDL

رهیافت خودرگرسیون با وقفه توزیعی غیرخطی (NARDL) نخستین بار توسط شین^۱ و همکاران (۲۰۱۴)، بیان شد. این روش پیشرفتی در روش معروف ARDL است که توسط پسران ارائه شده بود. در این ره‌یافت می‌توان اثرات نامتقارن متغیرمستقل را در کوتاه‌مدت و بلندمدت بررسی کرد، الگوی NARDL به‌گونه‌ای الگوسازی شده است که در آن مجموع مؤلفه‌های مثبت و منفی متغیرها کمک می‌کند تا تأثیرات نامتقارن متغیرهای توضیحی در کوتاه‌مدت و بلندمدت شناسایی شوند. در واقع NARDL کمک می‌کند تا تحلیل مشترکی از مسائل مربوط به نامانایی و غیر خطی بودن در مدل تصحیح خطای نامقید^۲ داشته باشیم. مزیت‌های الگوی NARDL در مقابل ARDL به این شرح است که؛ اول اینکه NARDL این آزمون را صرف‌نظر از این‌که متغیرهای الگو I(0) و I(1) یا به‌صورت متقابل هم انباشته باشند برآورد می‌نماید. دوم این‌که، بر اساس مطالعه بنرجی و همکاران،^۳ (۱۹۹۳)، الگوی NARDL پویایی‌های کوتاه‌مدت را در بخش تصحیح خطا وارد نمی‌کند سوم این‌که، بر اساس مطالعات نارایان و نارایان^۴ (۲۰۰۴) الگوی خودرگرسیون با وقفه توزیعی غیرخطی را می‌توان با تعداد مشاهدات اندک نیز به کار برد و چهارمین مزیت مربوط به زمانی است که متغیرهای توضیحی درون‌زا باشند (آلام و کوازی^۵، ۲۰۰۳).

الگوی NARDL دو متغیره را می‌توان به‌صورت عبارت (۸) نشان داد این‌گو هم نامتقارن و هم غیرخطی برآورد شده است (گرنجر و یون^۶، ۲۰۰۲):

$$Y_t = \beta^+ X_t^+ + \beta^- X_t^- + u_t \quad (8)$$

که در آن β^+ و β^- ضرایب بلندمدت مدل است هم‌چنین X_t قابل تفکیک به تغییرات مثبت و منفی به‌صورت عبارت (۹) است، در ضمن Y_t و X_t هر دو متغیر هم‌انباشت از مرتبه یک یا I(1) می‌باشند:

^۱. Shin, Yu & Greenwood-Nimmo

^۲. Unrestricted error correction model

^۳. Banerjee

^۴. Narayan & Narayan

^۵. Alam & Quazi

^۶. Granger & Yoon

$$X_t = X_0 + X_t^+ + X_t^- \quad (9)$$

در عبارت (۹)، X_0 مقدار اولیه متغیر X_t است. همچنین X_t^+ و X_t^- به ترتیب مجموع جزئی تغییرات مثبت و منفی در متغیر X_t هستند که به صورت روابط **Error! Reference source not found.** و **Error! Reference source not found.**

found. قابل بیان می‌باشند:

$$X_t^+ = \sum_{i=1}^t \Delta X_t^+ = \sum_{i=1}^t \max(\Delta x_t, 0) \quad (10)$$

$$X_t^- = \sum_{i=1}^t \Delta X_t^- = \sum_{i=1}^t \max(\Delta x_t, 0) \quad (11)$$

با توجه به تعریف گرنجر و یون^۱ (۲۰۰۲)، دو سری زمانی به‌طور نامتقارن هم‌انباشته‌اند هرگاه مؤلفه‌های مثبت و منفی آن‌ها با یکدیگر هم‌انباشته باشند، طبق مطالعه آنها هم‌انباشتگی خطی استاندارد (متقارن)، حالت خاصی از هم‌انباشتگی ضمنی است و هم‌انباشتگی ضمنی یکی از حالات هم‌انباشتگی نامتقارن است:

$$z_t = \beta_0^+ Y_t^+ + \beta_0^- Y_t^- + \beta_1^+ x_t^+ + \beta_1^- x_t^- \quad (12)$$

اگر Z_t انباشته از مرتبه صفر $I(0)$ باشد، در این صورت گفته می‌شود که Y_t و X_t به‌صورت نامتقارن هم‌انباشته‌اند؛ چنانچه $\beta_0^+ = \beta_0^-$ و $\beta_1^+ = \beta_1^-$ باشد، در این صورت هم‌انباشتگی متقارن خواهد بود (شودرت^۲، ۲۰۰۳).

شکل کلی الگوی NARDL در نظر گرفته‌شده در این پژوهش به‌صورت عبارت (۱۳) است:

^۱. Granger & Yoon

^۲. Schorderet

$$\begin{aligned}
inf_t = & c + \sum_{j=1}^p \gamma_j inf_{t-j} \\
& + \sum_{j=1}^{q^+} \beta_j^+ rm_{t-j}^+ + \sum_{j=1}^{m^+} \mu_j^+ rex_{t-j}^+ \\
& + \sum_{j=1}^{n^+} \theta_j^+ rdeb_{t-j}^+ + \sum_{j=1}^o \lambda_j^+ rgdp_{t-j}^+ + \sum_{j=1}^{q^-} \beta_j^- rm_{t-j}^- \\
& + \sum_{j=1}^{m^-} \mu_j^- rex_{t-j}^- + \sum_{j=1}^{n^-} \theta_j^- rdeb_{t-j}^- + \sum_{j=1}^o \lambda_j^- rgdp_{t-j}^- + u_t
\end{aligned} \tag{۱۳}$$

طبق عبارت (۱۳) متغیرهای این الگو به شرح ذیل است: inf_t : نرخ تورم ماهانه در زمان t ، inf_{t-j} : وقفه نرخ تورم ماهانه (انتظارات تورمی)، rm_{t-j}^+ : وقفه‌های شوک‌های مثبت به افزایش نوسانات رشد حجم نقدینگی، rm_{t-j}^- : وقفه‌های شوک‌های منفی به کاهش نوسانات رشد حجم نقدینگی، rex_{t-j}^+ : وقفه‌های شوک‌های مثبت به افزایش نوسانات رشد نرخ ارز، rex_{t-j}^- : وقفه‌های شوک‌های منفی به کاهش نوسانات رشد نرخ ارز، $rdeb_{t-j}^+$: وقفه‌های شوک‌های مثبت به افزایش نوسانات رشد بدهی دولت به سیستم بانکی، $rdeb_{t-j}^-$: وقفه‌های شوک‌های منفی به کاهش نوسانات رشد بدهی دولت به سیستم بانکی، $rgdp_{t-j}^+$: وقفه‌های شوک‌های مثبت به افزایش نوسانات رشد درآمد ناخالص داخلی، $rgdp_{t-j}^-$: وقفه‌های شوک‌های منفی به کاهش نوسانات رشد درآمد ناخالص داخلی.

در نخستین گام الگوی NARDL با استفاده از روش حداقل مربعات معمولی (OLS) و تعیین وقفه بهینه بر اساس یکی از معیارهای آکاییک یا شوارتزبیزن، برآورد می‌شود. در ادامه وجود رابطه هم‌جمعی غیرخطی (نامتقارن) میان متغیرهای مستقل و وابسته بررسی می‌شود. برای این منظور می‌بایست با استفاده از آزمون کرانه و مقادیر اصلاح‌شده آمار F ارائه‌شده توسط پسران^۱ و همکاران (۲۰۰۱)، برابری $\rho = \theta^+ = \theta^- = 0$ را آزمون نمود.

۳-۳. الگوی خود برازش برون‌زای غیرخطی (NARX)

شبکه‌های پیش‌رو مانند پرسپترون را می‌توان با اعمال ورودی‌های تأخیر یافته برای حل مسائل پیش‌بینی سری‌های زمانی به کار برد. این دسته از شبکه‌های عصبی با تأخیر

^۱. Pesaran

زمانی نام دارند که به راحتی می‌توان آن‌ها را به شبکه‌های عصبی بازگشتی ساده با برگشت دادن خروجی‌های نرون‌های لایه پنهان و خروجی به لایه ورودی تبدیل کرد. شایان ذکر است که هنگامی که شبکه‌های عصبی پیش رو با تأخیر زمانی را برای پیش‌بینی‌های بلند مدت به کار می‌روند، این شبکه‌ها در نهایت مانند شبکه‌های عصبی بازگشتی عمل می‌کنند که یک حلقه سراسری برای وارد نمودن مقادیر خروجی شبکه در هر مرحله به ورودی‌های بعدی شبکه نیاز دارند (بنجیو^۱ و همکاران، ۱۹۹۴).

این گونه شبکه‌ها معمولاً به وسیله الگوریتم‌های پس انتشار خطا بر اساس گرادیان آموزش می‌بینند، اما آموزش این شبکه‌ها، هنگامی که وابستگی‌های بلندمدت زمانی بین ورودی‌ها و خروجی‌های وجود دارد، بسیار مشکل است (لین^۲ و همکاران، ۱۹۹۶). برخی از محققین اعلام کرده‌اند که آموزش شبکه‌ها توسط الگوریتم‌های کاهش گرادیان، برای این چنین وابستگی‌های زمانی، در دسته‌ای از شبکه‌های عصبی بازگشتی به نام شبکه‌های خود برگشتی غیرخطی با ورودی خارجی (NARX)، نسبت به شبکه‌های پیش رو بازگشتی بسیار مؤثرتر است. زیرا بردار ورودی این شبکه‌ها دارای دو خط تأخیر زمانی است: اول تأخیر زمانی برای تمام ورودی‌ها، دوم تأخیر زمانی برای خروجی‌های شبکه (لئونتاریس و بلینگس^۳، ۱۹۸۵).

شبکه عصبی NARX، جزء دسته سیستم‌های غیرخطی ناپیوسته زمانی است که به صورت ریاضی به صورت **Error! Reference source not found.** (۱۴) نمایش داده می‌شود (هورنیک^۴، ۱۹۹۳):

$$Y_{t+1} = f[Y_t, \dots, Y_{t-d_y+1}; X_t, \dots, X_{t-d_x+1}] \quad (14)$$

X_t و Y_t به ترتیب بیانگر ورودی و خروجی‌های شبکه در زمان ناپیوسته t هستند. $d_x \geq 1$ و $d_y \geq 1$ به ترتیب نشانگر تأخیر زمانی در ورودی‌ها و خروجی‌هاست. معماری یک شبکه عصبی پیش‌خور و پس‌خور در قالب الگوی شبکه عصبی به شکل (۱) قابل ارائه است:

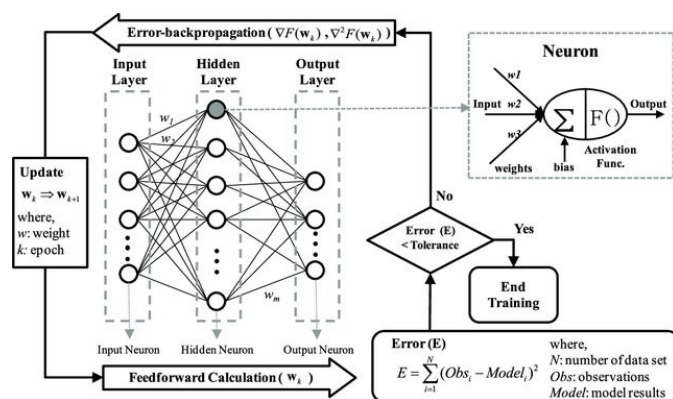
شکل (۱): معماری الگوی پیش‌خور و پس‌خور در شبکه عصبی مصنوعی

^۱. Bengio

^۲. Lin

^۳. Leontaritis & Billings

^۴. Hornik



با توجه به مطالب ارائه شده می‌توان الگوی NARX موردنظر در این مقاله را به فرم عبارت (۱۵) نشان داد:

$$\text{inf}_t = f[(\text{inf}_{t-1}, \dots, \text{inf}_{t-j}); (\text{rm}_{t-1}, \dots, \text{rm}_{t-j}), (\text{rex}_{t-1}, \dots, \text{rex}_{t-j}), (\text{rdeb}_{t-1}, \dots, \text{rdeb}_{t-j}), (\text{rgdp}_{t-1}, \dots, \text{rgdp}_{t-j})]$$

(۱۵)

۳-۴. الگو خود برآزش غیرخطی (NAR)

تمام اقداماتی که در بخش الگوی NARX انجام می‌پذیرد در الگوی NAR نیز قابل بیان است با این تفاوت که ویژگی‌های استخراجی الگو از گذشته متغیر وابسته بدست می‌آید یعنی الگو براساس شوک‌های وارده از جانب وقفه‌های متغیر مورد نظر طراحی می‌شود، در واقع شبکه عصبی NAR، جزء دسته سیستم‌های غیرخطی ناپیوسته زمانی است که به صورت ریاضی به صورت رابطه (۱۶) نمایش داده می‌شود (هرنیک^۲، ۱۹۹۳):

$$y(n+1) = f[y(n), \dots, y(n-d_y+1)]$$

(۱۶)

$y(n)$ به ترتیب بیانگر ورودی و $y(n+1)$ خروجی های شبکه در زمان ناپیوسته n هستند و $d_y \geq 1$ نشانگر تأخیر زمانی در ورودی‌هاست.

۴. برآورد مدل و آزمون فرضیه‌ها

^۱. Kim & Seo

^۲. Hornik

در این قسمت به برآورد و تجزیه و تحلیل الگوها پرداخته می‌شود در ابتدا الگوی ARIMA و سپس الگوهای غیرخطی NARDL و NARX و در انتها به الگوی NAR پرداخته می‌شود:

۴-۱. تجزیه و تحلیل الگوی ARIMA

برای بررسی مانایی رفتار فصلی از آزمون HEGY استفاده گردیده و در جدول (۱) به بررسی آن پرداخته شده است:

جدول (۱): بررسی آزمون HEGY

| آزمون ریشه واحد فصلی | | |
|----------------------|----------|---------------------------------|
| آماره | P-value* | H_0 آزمون فرضیه |
| -۳/۵۷ | ۰/۰۴ | وجود ریشه واحد بدون تعدیل فصلی |
| -۵/۰۲۸ | ۰/۰۰۵ | وجود ریشه واحد فصلی دو ماهه |
| ۹/۳۴ | ۰/۰۰۱ | وجود ریشه واحد فصلی چهارماهه |
| ۱۳/۵۲ | ۰/۰۰ | وجود ریشه واحد فصلی ۲,۴ ماهه |
| ۲۰/۵۹ | ۰/۰۰ | وجود ریشه واحد فصلی دوازده ماهه |
| ۹/۶۶ | ۰/۰۰۱ | وجود ریشه واحد فصلی سه ماهه |
| ۲۱/۵۷ | ۰/۰۰ | وجود ریشه واحد فصلی شش ماهه |

منبع: یافته‌های پژوهش

با توجه به جدول (۱) می‌توان گفت که نرخ تورم ماهانه در تمام سیکل‌های ماهانه، فصلی و سالانه مانا است پس باید در پی بهترین الگوی SARIMA ممکن گشت، برای این کار از نرم افزار پایتون و کتابخانه PMDARIMA استفاده می‌شود که قادر است به طور خودکار و با استفاده از آماره آکائیک بهترین الگوی ممکن را استخراج نماید.

جدول (۲): بررسی بهترین الگوی SARIMA

با استفاده از نرم افزار پایتون و آماره آکائیک

| Performing stepwise search to minimize aic |
|---|
| : AIC=2.584 با عرض از مبدأ ARIMA(2,0,2)(0,0,0)[0] |
| : AIC=3.410 با عرض از مبدأ ARIMA(0,0,0)(0,0,0)[0] |
| : AIC=3.238 با عرض از مبدأ ARIMA(1,0,0)(0,0,0)[0] |
| : AIC=3.992 با عرض از مبدأ ARIMA(0,0,1)(0,0,0)[0] |
| ARIMA(0,0,0)(0,0,0)[0] : AIC=4.974 |
| : AIC=3.131 با عرض از مبدأ ARIMA(2,0,0)(0,0,0)[0] |
| *: AIC=2.57 با عرض از مبدأ ARIMA(3,0,5)(0,0,0)[0] |
| : AIC=3.330 با عرض از مبدأ ARIMA(4,0,0)(0,0,0)[0] |

| |
|---|
| : AIC=3.567 با عرض از مبدا ARIMA(3,0,1)(0,0,0)[0] |
| : AIC=3.382 با عرض از مبدا ARIMA(2,0,1)(0,0,0)[0] |
| : AIC=3.314 با عرض از مبدا ARIMA(4,0,1)(0,0,0)[0] |
| ARIMA(3,0,0)(0,0,0)[0] : AIC=3.349 |
| Best model: ARIMA(3,0,5)(0,0,0)[0] intercept |

منبع: یافته‌های پژوهش

بهترین الگوی مورد بررسی بر اساس کمترین آماره آکائیک که در جدول مقدار ۲/۵۷ نشان داده شده است، الگوی ۱) ARIMA(3,0,5) با عرض از مبدا می‌باشد و نیاز به هیچ یک از تفاضل‌گیری‌های ماهانه یا فصلی وجود ندارد:

جدول (۳): برآورد الگوی ARIMA(3,0,5)

| متغیر | ضریب | انحراف معیار | t-Statistic | احتمال |
|--------------------|--------|-----------------------|-------------|--------|
| C | ۱/۴۲ | ۰/۳۲ | ۴/۳۹ | ۰۰ |
| AR(1) | ۰/۶۳ | ۰/۰۶ | ۱۰/۴۹ | ۰۰ |
| AR(3) | ۰/۲ | ۰/۰۵ | ۳/۶۶ | ۰/۰۰۳ |
| MA(5) | -۰/۲۷ | ۰/۰۸ | -۳/۳۲ | ۰/۰۰۱ |
| SIGMASQ | ۰/۷۲ | ۰/۰۶ | ۱۰/۷۴ | ۰۰ |
| R-squared | ۰/۵۲ | Mean dependent var | | ۱/۴۷ |
| Adjusted R-squared | ۰/۵۱ | S.D. dependent var | | ۱/۲۳ |
| S.E. of regression | ۰/۸۶ | Akaike info criterion | | ۲/۵۷ |
| Sum squared resid | ۱۲۴/۸ | Schwarz criterion | | ۲/۶۶ |
| Log likelihood | -۲۱۷/۸ | Hannan-Quinn criter. | | ۲/۶۱ |
| F-statistic | ۴۵/۹۱ | Durbin-Watson stat | | ۲/۰۲ |
| Prob(F-statistic) | ۰ | | | |

منبع: یافته‌های پژوهش

۴-۲. تجزیه و تحلیل NARDL

در جدول (۴) حاصل تخمین الگوی NARDL آورده شده است که روش انتخاب الگو به وسیله معیار آکائیک بوده است^۱. بازه زمانی انتخاب شده برای متغیرهای مذکور از

^۱ با توجه به آماره F برای آزمون ARCH در این الگو که مقدار آن برابر ۰/۳۱ است می‌توان گفت که الگو عدم ناهمسانی واریانس در اجزای اخلال الگو را داراست و همچنین با توجه به آماره Q در آزمون AC و PAC که در فاصله اطمینان قرار گرفته می‌توان گفت که برآورد ضرائب الگو مناسب است.

^۱ قبل از برآورد الگوی NARDL باید وضعیت مانایی متغیرهای توضیحی و وابسته الگو را مورد بررسی قرارداد، آزمون ریشه واحد بر روی نرخ تورم به عنوان متغیر وابسته، رشد حجم نقدینگی، رشد نرخ ارز، رشد بدهی دولت به بانک مرکزی و رشد درآمد ناخالص داخلی به عنوان متغیرهای توضیحی انجام شده است متغیرها در تمام سطوح

اردیبهشت ۱۳۸۴ تا مهر ۱۴۰۰ در نظر گرفته شده است، در هر دو الگو بازه تخمین (آموزش) از تاریخ اردیبهشت ۱۳۸۴ تا شهریور ۱۳۹۸ به تعداد ۱۷۳ ماه در نظر گرفته شده است همچنین بازه آزمایش نیز از تاریخ مهر ۱۳۹۸ تا تاریخ مهر ۱۴۰۰ به تعداد ۲۵ ماه در نظر گرفته می‌شود. الگو به صورت خودکار برآورد شده و طبق آماره آکائیک بهترین برآورد الگوی NARDL^۱ در جدول (۴) نشان داده می‌شود.

جدول (۴): جدول برآورد الگوی NARDL و آماره‌های آن

| متغیر | ضرایب | انحراف معیار | آزمون (t) | احتمال |
|-----------------------|--------|-----------------------|-----------|--------|
| inf_{t-1} | ۰/۳۸ | ۰/۰۶ | ۶/۳۲ | ۰۰ |
| rm_{t-3}^- | ۰/۱ | ۰/۰۳ | ۳/۰۲ | ۰۰ |
| rm_{t-4}^- | -۰/۰۹ | ۰/۰۳ | -۲/۸۱ | ۰۰ |
| rex_{t-1}^+ | ۰/۰۵ | ۰/۰۱ | ۳/۰۳ | ۰۰ |
| rex_{t-2}^+ | ۰/۰۷ | ۰/۰۲ | ۳/۲۹ | ۰/۰۱ |
| rm_{t-1}^- | ۰/۰۵ | ۰/۰۱ | ۳/۱۹ | ۰۰ |
| rm_{t-2}^- | ۰/۰۳ | ۰/۰۱ | ۱/۹۸ | ۰/۰۴ |
| rm_{t-5}^- | ۰/۰۳ | ۰/۰۰۸ | ۴/۴ | ۰۰ |
| rdeb_{t-1}^+ | -۰/۰۰۵ | ۰/۰۰۱ | -۳/۲۶ | ۰۰ |
| rgdp_{t-4}^+ | ۰/۰۵ | ۰/۰۱ | ۴/۴۶ | ۰۰ |
| rgdp_{t-5}^+ | -۰/۰۳ | ۰/۰۱ | -۳/۳۵ | ۰۰ |
| rgdp_{t-3}^- | ۰/۰۴ | ۰/۰۱ | ۳/۶۴ | ۰۰ |
| rgdp_{t-4}^- | -۰/۰۵ | ۰/۰۱ | -۴/۶۶ | ۰۰ |
| rgdp_{t-5}^- | ۰/۰۲ | ۰/۰۱ | ۲/۶۷ | ۰۰ |
| C | ۰/۷۸ | ۰/۱۹ | ۳/۹۸ | ۰۰ |
| R-squared | ۰/۷۵ | Akaike info criterion | | ۲ |
| Adjusted R-squared | ۰/۷۲ | Schwarz criterion | | ۲/۳ |
| Log likelihood | -۱۵۳ | Hannan-Quinn criter | | ۲/۱ |

منبع: یافته‌های پژوهش

احتمالی و تمام حالت‌های با عرض از مبدأ، با عرض از مبدأ و روند، بدون عرض از مبدأ و روند مانا هستند، یعنی شرایط برآورد الگوی NARDL که $I(0)$ یا حداکثر $I(1)$ بودن متغیرهای الگو فراهم است.^۲ آماره جاک-برا (آزمون نرمال بودن) برابر با ۴٫۹ با سطح احتمال ۰٫۰۸ است که نشان از نرمال بودن اجزای اخلال می‌باشد.

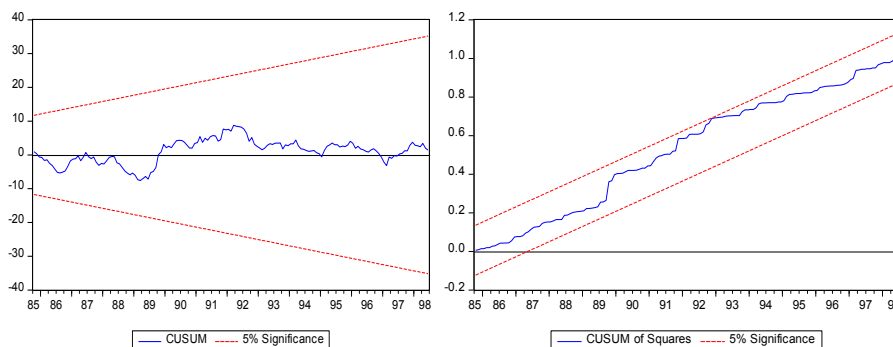
در الگوی NARDL از نرخ رشد ارز و نرخ رشد درآمد ناخالص داخلی به‌عنوان متغیرهای بخش عرضه و از نرخ رشد نقدینگی و نرخ رشد بدهی دولت به بانک مرکزی به‌عنوان متغیرهای بخش تقاضا استفاده شد، بعد از برآورد اثرات کوتاه‌مدت وقفه‌های شوک‌های مثبت و منفی متغیرهای مستقل بر روی نرخ تورم، معنادار بودن ضرایب هر یک از متغیرهای الگو بررسی گردید؛ همانطور که در جدول (۴) نیز مشخص است با توجه به اثرگذاری معنادار وقفه‌های نرخ تورم، نرخ رشد نقدینگی، نرخ رشد ارز و نرخ رشد درآمد ناخالص داخلی بر روی تورم ماهانه ایران می‌توان گفت که نظریات تورم انتظاری، تورم جاذبه تقاضا و فشار هزینه ویژگی‌های مناسبی از رفتار تورمی کشور را مخابره می‌نمایند که برای افزایش صحت پیش‌بینی نرخ تورم می‌توان از آن‌ها استفاده نمود. خوبی برازش الگو نیز تقریباً ۷۵ درصد است که مقدار قابل قبولی تلقی می‌شود.^۱ در تحلیل آماره CUSUM اگر این شاخص از خط صفر خیلی دور باشد، دلیلی بر عدم وجود پایداری ساختاری در الگو است که این آزمون توسط براون^۲ و همکاران (۱۹۷۵)، پیشنهاد شده است. اگر CUSUM خط $\pm 0.948 \left[\sqrt{T-k} + \frac{2(\Gamma-k)}{\sqrt{T-k}} \right]$ را قطع نماید پایداری الگو در سطح معنی‌دار ۵ درصد رد می‌گردد (گرنجر و تراسویرتا، ۱۹۹۳؛ کرامر و دیگران، ۱۹۸۸؛ کرامر و سون‌برگر، ۱۹۸۶).^۳ طبق $CUSUM_{\Gamma}$ و $CUSUM_{SQ}$ و با توجه به اینکه خطوط ناپایداری قطع نشده است می‌توان گفت که الگو به‌صورت پایدار برآورد شده است در نمودار (۲)، به این موضوع پرداخته شده است.

نمودار (۲): $CUSUM_{\Gamma}$ و $CUSUM_{SQ}$ در الگوی NARDL

^۱. اجزای اخلاص دارای توزیع نرمال بوده و برآورد الگو با استفاده از حداقل مربعات معمولی شرایط بهترین تخمین زن خطی و بدون تورش (BLUE) را داراست و با توجه به آزمون بروش-گادفری می‌توان گفت که این الگو عدم خودهمبستگی سریالی را داراست؛ در رابطه با شناسایی مشکل ناهمسانی نیز در این الگو از آزمون ARCH استفاده شده است که با توجه به بیشتر از سطح احتمال ۵ درصد بودن برای آماره آن می‌توان گفت که الگو ناهمسانی ندارد.

^۲. Brown

^۳. (Granger & Terasvirta, 1993; Krämer., 1988; Krämer & Sonnberger, 1986)



منبع: یافته‌های پژوهش.

۳-۴. تجزیه و تحلیل NARX

با استفاده از آزمون BDS^۱ می‌توان نشان داد که رفتار اجزای اخلاص باقی‌مانده در الگوی به‌صورت غیرخطی قابل تبیین است^۲، همچنین نرمال‌سازی داده‌های ورودی به الگوی NARX به روش Rescaling^۳ انجام شده است که ساده‌ترین روش برای تغییر بازه عددی مقادیر یک مجموعه به [۰, ۱] یا [-۱, ۱] است^۴. در جدول (۵) به نحوه برآورد الگوی NARX اشاره شده است:

جدول (۵): بررسی ویژگی‌های الگوهای NARX

| NARX | عنوان |
|------|---------------------------|
| ۱۷۰ | تعداد داده آموزش |
| ۲۵ | تعداد داده آزمایش |
| ۵ | تعداد وقفه داده هدف |
| ۵ | تعداد وقفه داده‌های ورودی |
| ۷۰ | تعداد لایه پنهان اول(*) |
| ۷۰ | تعداد لایه پنهان دوم |
| Relu | تابع فعال‌ساز |
| Adam | الگوریتم بهینه‌یابی |

^۱. Brock-Dechert-Scheinkman Test

^۲. طبق آزمون به عمل آمده، نرخ تورم ماهانه ایران در ۲ تا ۶ بعد دارای رفتار معنا دار است و سطح احتمال آزمون BDS برای این ابعاد تقریباً صفر به‌دست آمد، همچنین مقدار آماره Raw epsilon برابر ۱,۸۲ به‌دست آمد.

^۳. Min-Max Normalization

^۴.
$$Y_{Norm} = \frac{Y - \text{Min}(Y)}{\text{Max}(Y) - \text{Min}(Y)}$$

| | |
|------|--------------------------|
| MSE | تابع هزینه |
| ۱۵ | درصد داده‌های Validation |
| ۲۵۰ | Epochs |
| ۰/۷۷ | خوبی برازش |

(*) تعداد لایه‌های پنهان اول و دوم بعد از آزمون و خطا بین ۱۰ تا ۱۰۰ لایه پنهان و با استفاده از کاهش خطای الگو بر اساس MSE انتخاب شده است
 مأخذ: یافته‌های پژوهش.

۴-۴. تجزیه و تحلیل NAR

با توجه به نکاتی که در مورد الگوی بررسی شد می‌توان الگوی مورد بررسی در پیش‌بینی تورم برای الگوی NAR را به شکل زیر ارائه نمود:

$$inf_t = f [(inf_{t-1}, \dots, inf_{t-j})] \quad (17)$$

طبق رابطه (۱۷) متغیرهای این الگو به این شرح است؛ inf_t = نرخ تورم ماهانه در زمان t و inf_{t-j} = وقفه نرخ تورم ماهانه (انتظارات تورمی)، نرمال‌سازی داده‌های ورودی به الگوی NAR به روش Rescaling انجام شده است. در جدول (۶) به نحوه برآورد الگوی NAR اشاره شده است:

جدول (۶): بررسی ویژگی‌های الگوهای NAR

| NAR | عنوان |
|------|--------------------------|
| ۱۷۰ | تعداد داده آموزش |
| ۲۵ | تعداد داده آزمایش |
| ۵ | تعداد وقفه داده هدف |
| ۱۵ | تعداد لایه پنهان اول (*) |
| ۱۵ | تعداد لایه پنهان دوم |
| Relu | تابع فعال‌ساز |
| Adam | الگوریتم بهینه‌یابی |
| MSE | تابع هزینه |
| ۱۵ | درصد داده‌های Validation |
| ۱۵۰ | Epochs |
| ۰/۷۲ | خوبی برازش |

(*) تعداد لایه‌های پنهان اول و دوم بعد از آزمون و خطا بین ۱۰ تا ۱۰۰ لایه پنهان و با استفاده از کاهش خطای الگو بر اساس MSE انتخاب شده است
 مأخذ: یافته‌های پژوهش.

بعد از برآورد و پیش‌بینی تورم ماهانه با استفاده از الگوهای مذکور باید عملکرد آن‌ها با یکدیگر دیگر مقایسه گردد، در جدول (۷) با استفاده از معیار RMSE به بررسی عملکرد الگوهای مذکور در افق زمانی کوتاه‌مدت (۳ و ۶ ماهه) و بلندمدت (۱۲ و ۲۴ ماهه) پرداخته شده است:

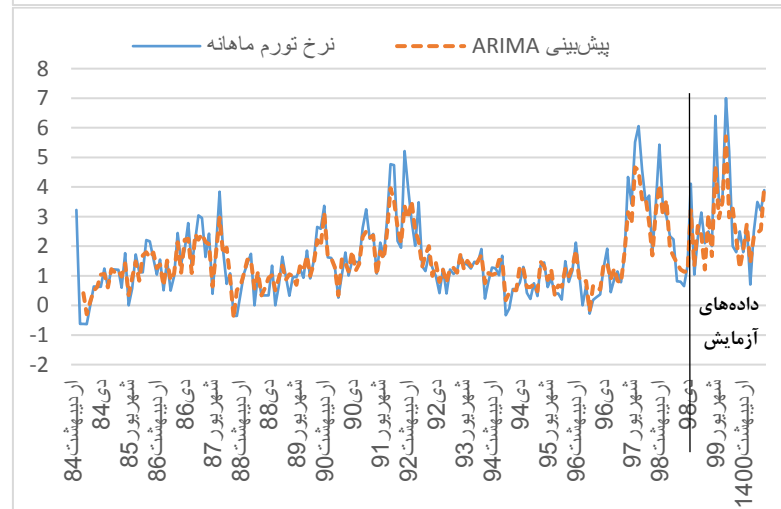
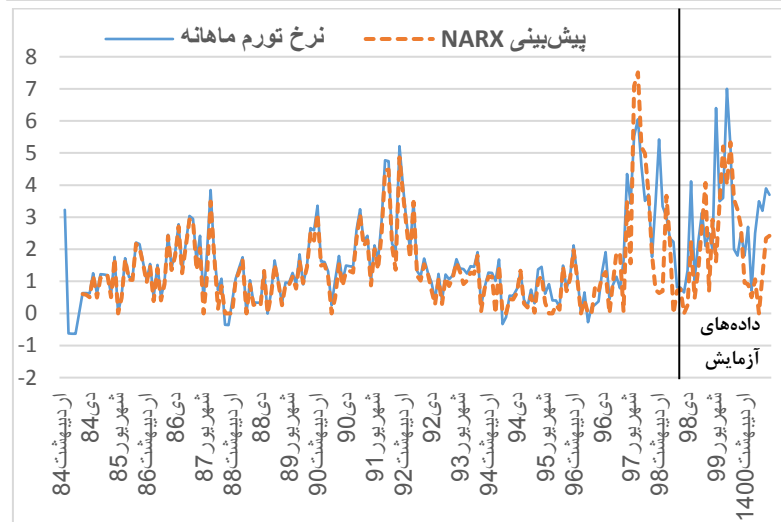
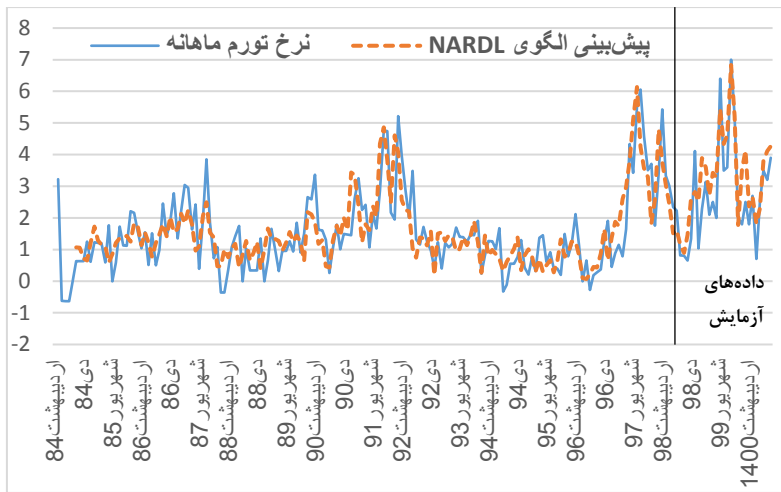
جدول (۷): جدول مقایسه و رتبه‌بندی عملکرد الگوها بر اساس معیار RMSE

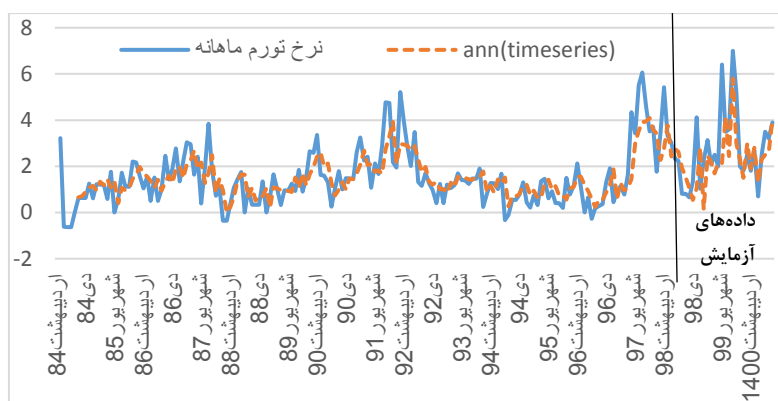
| الگوهای غیرساختاری | | الگوی ساختاری | | معیار |
|--------------------|-------|---------------|-------|------------------|
| NAR | ARIMA | NARX | NARDL | RMSE |
| ۰/۷ | ۰/۸۴ | *۰/۶۰ | ۰/۷۷ | تخمین |
| ۰/۶ | ۱/۸۷ | *۰/۵۲ | ۰/۵۹ | پیش‌بینی ۳ ماهه |
| ۰/۹۳ | ۱/۴۶ | *۰/۶۱ | ۱/۱ | پیش‌بینی ۶ ماهه |
| ۱/۷۴ | ۲ | ۱/۶۵ | *۰/۹۱ | پیش‌بینی ۱۲ ماهه |
| ۱/۷۸ | ۱/۶۴ | ۱/۶۳ | *۰/۷۸ | پیش‌بینی ۲۴ ماهه |

مأخذ: یافته‌های پژوهش

با توجه به جدول (۷) می‌توان گفت که الگوی NARX در افق زمانی کوتاه‌مدت عملکرد خوبی در پیش‌بینی تورم ماهانه ایران داشته و الگوی NARDL در افق زمانی بلندمدت عملکرد بسیار خوبی را داشته است. در نمودار (۳)، اشکال مربوط به داده‌های تخمین و آزمایش دو الگوی مذکور آورده شده است که عملکرد الگوی NARDL در ۲۵ ماه آزمایشی نسبت به الگوی NARX بهتر است. همچنین طبق جدول (۷) عملکرد مناسب الگوی NARX در کوتاه‌مدت به دلیل مناسب بودن خوبی برازش در داده‌های آموزش (تخمین) می‌باشد که هرچقدر گام‌های بعدی پیش‌بینی نسبت به آن بازه دورتر می‌شود عملکرد پیش‌بینی کاهش می‌یابد به همین دلیل می‌توان گفت که پیش‌بینی با الگوهای هوش مصنوعی به خصوص الگوی NARX در گام‌های اولیه مناسب است و برای پیش‌بینی در افق بلندمدت‌تر یا باید مرحله آموزش دوباره و با شرایط جدید برپا شود یا از الگوهای پارامتریک همانند NARDL استفاده شود.

نمودار (۳): بررسی سطح خطای الگوهای پژوهش در داده‌های تخمین و آزمایش





مأخذ: یافته‌های پژوهش

با توجه به موفقیت صحت پیش‌بینی در دو الگوی NARDL و NARX برای مشخص شدن توان برابری پیش‌بینی دو الگو از آزمون دایبولد- ماریانو استفاده می‌شود، قدرت توان پیش‌بینی یکسان تحت فرضیه $DM \sim N(0,1)$ قابل تبیین است، فرضیه صفر این آزمون توان پیش‌بینی یکسان در سطح ۹۵ درصد است که در بخش $|DM| > 1.96$ این فرضیه رد می‌شود (دایبولد و ماریانو^۱، ۱۹۹۵؛ هاروی^۲ و همکاران، ۱۹۹۷). آزمون فوق به صورت زیر بدست می‌آید:

$$\left\{ \begin{array}{l} DM = \frac{d}{\sqrt{V_d/F}} \\ d_t = \sum_{t=1}^F (y_t - f_{tNARDL})^2 - (y_t - f_{tNARX})^2 \\ d = (\sum_{t=1}^F d_t) / F \\ V_d = \gamma_0 + 2 \sum_{t=1}^{\infty} \gamma_t \\ \gamma_t = cov(d_t, d_{t-1}) \end{array} \right. \quad (18)$$

با توجه به بر این که $DM=3.11$ با احتمال 0.036 بدست آمده است که نشانی از رد فرضیه صفر یا رد فرضیه برابری توان پیش‌بینی است، بنابراین با توجه بر اینکه ۲۴ ماه مورد نظر بوده است می‌توان گفت که در مدت مذکور الگوی NARDL به مراتب عملکرد بهتری را ارائه می‌دهد.

^۱. Diebold & Mariano

^۲. Harvey

^۱. . با استفاده از نرم افزار پایتون و کتابخانه (diebold_mariano_test) نتایج استخراج گردید.

۵. نتایج و پیشنهادهای

همان‌طور که در این مقاله نشان داده شده است رفتار تورم ماهانه ایران یک رفتار غیرخطی است و بهتر است که با الگوهای غیرخطی اقدام به پیش‌بینی تورم نمود. یکی از مهم‌ترین مسائلی که در پیش‌بینی نرخ تورم می‌تواند چاره‌ساز باشد استفاده از مبانی نظری تورم است؛ چهار متغیر؛ ۱- رشد حجم نقدینگی ۲- رشد نرخ ارز ماهانه ۳- رشد بدهی دولت به بانک مرکزی ۴- رشد درآمد ناخالص داخلی به‌عنوان ویژگی‌های تأثیرگذار در الگو وارد گردیدند، همان‌طور که مشاهده شد الگوی NARDL و NARX که با استفاده از این متغیرها توانستند عملکرد مناسبی در صحت پیش‌بینی تورم داشته باشند.

با توجه به نتایج این مقاله در پیش‌بینی نرخ تورم ماهانه ایران به محققین، سیاست‌گذاران اقتصادی و تمام اشخاصی که علاقه‌مند به مطالعه در این حوزه هستند پیشنهاد می‌گردد که برای پیش‌بینی نرخ تورم از الگوهای غیرخطی یا ترکیبی استفاده نمایند. همان‌طور که نشان داده شد برای پیش‌بینی کوتاه‌مدت نرخ تورم در این پژوهش عملکرد الگوی NARX بر اساس معیار RMSE بسیار خوب بوده است، به همین دلیل استفاده از سایر روش‌های غیرخطی هوش مصنوعی همانند؛ SVR، LSTM و غیره در کوتاه‌مدت می‌توانند مؤثر باشد.

همان‌طور که در سایر مطالعات هم اشاره شده است در مواردی که رفتار متغیرها دارای نوسانات و آشوب‌گونه است بهتر است که از الگوهای غیرخطی استفاده گردد، و نتیجه عملکرد این الگوها نیز در مقایسه با الگوهای خطی به مراتب بهتر است که در این پژوهش نیز این نتیجه حاصل گردید و الگوهای غیرخطی صحت پیش‌بینی بهتری را نشان دادند. تجربه این مقاله صرفاً محدود به بحث پیش‌بینی تورم نیست و سایر متغیرهای کلان اقتصادی که دارای نوسانات شدید می‌باشند، همانند نرخ ارز، شاخص کل بورس اوراق بهادار، بخش سرمایه‌گذاری، انواع نرخ بهره و غیره را می‌توان با انواع الگوهای غیرخطی برآورد و پیش‌بینی نمود و با یکدیگر مقایسه کرد که الگوی NARX به دلیل بنیادی بودن ویژگی‌هایی که در الگوسازی آن قرار داده شده است، می‌تواند عملکرد خوبی در پیش‌بینی داشته باشد.

منابع:

- آرمن، سید عزیز، قربان‌نژاد، مجتبی و کفیلی، وحید (۱۳۹۶)، نگاهی دوباره به تورم در ایران: رویکرد VARX. فصلنامه مطالعات اقتصادی کاربردی ایران، ۶ (۲۲): ۹۹-۱۲۲.
- پورکاظمی، محمدحسین، بیرانوند، امین و دلفان، محبوبه (۱۳۹۴)، تعیین عوامل تأثیرگذار بر تورم و طراحی سیستم هشداردهنده تورم شدید برای اقتصاد ایران، ۲۳ (۷۶): ۱۶۶-۱۴۵.
- تحصیلی، حسن (۱۴۰۰)، ترگذاری تکانه نرخ ارز بر تورم در اقتصاد ایران: کاربرد الگوی خودرگرسیون برداری آستانه‌ای. پژوهش‌های اقتصادی ایران.
- سوری، علی (۱۳۹۵)، اقتصاد سنجی پیشرفته. (ویرایش ۴). انتشارات فرهنگ شناسی.
- شاکری، عباس (۱۳۸۹)، اقتصاد کلان، نظریه‌ها و سیاست‌ها؛ جلد دوم. انتشارات رافع.
- گلستانی، شهرام، گرگینی، مصطفی و حاج عباسی، فاطمه (۱۳۹۱)، مقایسه توانایی پیش‌بینی مدل‌های ARIMA، VAR و شبکه‌های عصبی (ANN): تقاضای جهانی نفت اوپک. پژوهشنامه اقتصاد انرژی ایران، ۱۱ (۴): ۱۶۸-۱۴۵.
- مشیری، سعید (۱۳۸۱)، پیش‌بینی تورم ایران با استفاده از مدل‌های ساختاری، سری‌های زمانی و شبکه‌های عصبی، تحقیقات اقتصادی، ۳۶ (۱).

Alam, I. & Quazi, R. (2003), Determinants of capital flight: An econometric case study of Bangladesh, *International Review of Applied Economics*, 17(1): 85-103.

Almosova, A. & Andresen, N. (2019), Nonlinear Inflation Forecasting with Recurrent Neural Networks. May 2019.

Arisanti, R. & Puspita, M. D. (2022), Non-linear autoregressive neural network with exogenous variable in forecasting USD/IDR exchange rate, *Commun. Math. Biol. Neurosci.*, 2022, Article-ID.

Banerjee, A., Dolado, J. J., Galbraith, J. W. & Hendry, D. (1993), Co-integration, error correction, and the econometric analysis of non-stationary data. OUP Catalogue.

Baybuza, I. (2018), Inflation forecasting using machine learning methods, *Russian Journal of Money and Finance*, 77(4): 42-59.

Bengio, Y., Simard, P. & Frasconi, P. (1994), Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult, *IEEE Transactions on Neural Networks*, 5(2): 157-166.

Binner, J. M., Tino, P., Tepper, J., Anderson, R., Jones, B. & Kendall, G. (2010), Does money matter in inflation forecasting?, *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 389(21): 4793-4808.

- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C. & Ljung, G. M. (2015), *Time series analysis: forecasting and control*. John Wiley & Sons.
- Brown, R. L., Durbin, J. & Evans, J. M. (1975), Techniques for testing the constancy of regression relationships over time, *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 37(2): 149–163.
- Deluna Jr, R. S., Loanzon, J. I. V. & Tatlonghari, V. M. (2021), A nonlinear ARDL model of inflation dynamics in the Philippine economy, *Journal of Asian Economics*, 76: 101372.
- Diebold, F. X. & Mariano, R. S. (2002), Comparing predictive accuracy, *Journal of Business & Economic Statistics*, 20(1): 134–144.
- Gordon, T. J. (1994), The delphi method. *Futures Research Methodology*, 2(3): 1–30.
- Granger, C. W. J. & Terasvirta, T. (1993), *Modelling non-linear economic relationships*, OUP Catalogue.
- Granger, C. W. J. & Yoon, G. (2002), *Hidden cointegration*. U of California, Economics Working Paper, 2002–02.
- Harvey, D., Leybourne, S. & Newbold, P. (1997), Testing the equality of prediction mean squared errors, *International Journal of Forecasting*, 13(2): 281–291.
- Hornik, K. (1993), Some new results on neural network approximation, *Neural Networks*, 6(8), 1069–1072.
- Hylleberg, S., Engle, R. F., Granger, C. W. J. & Yoo, B. S. (1990), Seasonal integration and cointegration, *Journal of Econometrics*, 44(1–2): 215–238.
- Kim, S. E. & Seo, I. W. (2015), Artificial Neural Network ensemble modeling with conjunctive data clustering for water quality prediction in rivers, *Journal of Hydro-Environment Research*, 9(3): 325–339.
- Krämer, W., Ploberger, W. & Alt, R. (1988), Testing for structural change in dynamic models, *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1355–1369.
- Krämer, W. & Sonnberger, H. (1986), Diagnostic checking in practice. In *The Linear Regression Model Under Test* (pp. 123–155). Springer.
- LeBaron, B. (1994), Chaos and nonlinear forecastability in economics and finance, *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A: Physical and Engineering Sciences*, 348(1688): 397–404.

- Leontaritis, I. J. & Billings, S. A. (1985), Input-output parametric models for non-linear systems part I: deterministic non-linear systems, *International Journal of Control*, 41(2): 303–328.
- Lin, T., Horne, B. G., Tino, P. & Giles, C. L. (1996), Learning long-term dependencies in NARX recurrent neural networks, *IEEE Transactions on Neural Networks*, 7(6): 1329–1338. <https://doi.org/10.1109/72.548162>
- McKnight, S., Mihailov, A. & Rumler, F. (2020), Inflation forecasting using the New Keynesian Phillips Curve with a time-varying trend, *Economic Modelling*, 87: 383–393.
- McMillan, S. S., King, M. & Tully, M. P. (2016), How to use the nominal group and Delphi techniques, *International Journal of Clinical Pharmacy*, 38(3): 655–662.
- McMurray, A. R. (1994), Three decision-making aids: brainstorming, nominal group, and Delphi technique, *Journal of Nursing Staff Development: JNSD*, 10(2): 62–65.
- Narayan, P. K. & Narayan, S. (2005), Estimating income and price elasticities of imports for Fiji in a cointegration framework, *Economic Modelling*, 22(3): 423–438.
- Pesaran, H. M., Shin, Y. & Smith, R. J. (2001), Bounds testing approaches to the analysis of long-run relationships (Working paper no. 9907). Cambridge, United Kingdom: Department of Applied Economics, University of Cambridge.
- Schorderet, Y. (2003), Asymmetric cointegration. Université de Genève/Faculté des sciences économiques et sociales Genève.
- Shin, Y., Yu, B. & Greenwood-Nimmo, M. (2014), Modelling asymmetric cointegration and dynamic multipliers in a nonlinear ARDL framework, In *Festschrift in honor of Peter Schmidt* (pp. 281–314). Springer.
- Thunis, P., Pederzoli, A. & Pernigotti, D. (2012), Performance criteria to evaluate air quality modeling applications, *Atmospheric Environment*, 59: 476–482.
- Ülke, V., Sahin, A. & Subasi, A. (2018), A comparison of time series and machine learning models for inflation forecasting: empirical evidence from the USA. *Neural Computing and Applications*, 30(5): 1519–1527.